

**TEKNOLOGIAN KEHITYS JA TYÖMARKKINOIDEN
KYSYNTÄRAKENTEEN MUUTOS EUROOPASSA
- KUKA HYÖTYY KEHITYKSESTÄ?**

**Jyväskylän yliopisto
Kauppakorkeakoulu**

Pro gradu -tutkielma

2024

**Tekijä: Atte Frestadius
Oppiaine: Taloustiede
Ohjaaja: Petri Böckerman**



JYVÄSKYLÄN YLIOPISTO

TIIVISTELMÄ

Tekijä Atte Valteri Frestadius	
Työn nimi Teknologian kehitys ja työmarkkinoiden kysyntärakenteen muutos Euroopassa – Kuka hyötyy kehityksestä?	
Oppiaine Taloustiede	Työn laji Pro gradu -tutkielma
Aika (pvm.) 10.6.2024	Sivumäärä 76
Tiivistelmä – Abstract	
<p>Tietokoneiden ja robotiikan kehityksen yhteydessä on toistuvasti dokumentoitu työmarkkinoiden eriarvoistumista. Viime vuosina tämä on erityisesti näyttäytynyt polarisaatiokehityksenä, eli keskipalkkaisten ammattien työllisyyden suhteellisenä vähentymisenä korkea- ja matalapalkkaisiin ammatteihin verrattuna. Ilmiötä on selitetty työn taloustieteessä esimerkiksi katoavien työtehtävien rutiininomaisuudella, mikä mahdollistaa niiden suorittamisen teknologialla, kuin myös työllisyyden siirtymisellä teollisuudesta palvelusektoreille, sekä keskitason töiden ulkoistamisella.</p> <p>Tässä tutkielmassa tarkasteltiin 28 Euroopan kansantaloutta sisältävällä paneeliaineistolla eri ammattien työllisyyden muutoksen yhteyttä teknologiseen kehitykseen ja toimialojen rakennemuutokseen vuosien 2008 ja 2022 välillä. Tilastollisena metodina käytettiin kiinteiden vaikutusten regressioanalyysia.</p> <p>Tulokset näyttävät, että Euroopan kansantalouksien teknologinen kehitys ja siihen liittyvä teollisuusalojen työllisyyden vähentyminen, sekä korkean teknologian palvelusektorin työllisyyden kasvu selittävät merkitsevästi korkean tason asiantuntijoiden ja matalapalkkaisten palveluammattien työllisyyden kasvua, sekä useiden muiden ammattien, kuten rakennus- ja prosessityöntekijöiden määrän vähentymistä. Aiemmasta kirjallisuudesta poiketen keskitasoisille ja rutiininomaisena pidetyille toimistotyöntekijöille ei ennusteta merkitsevää negatiivista kehitystä teknologisen murroksen seurauksena. Kontrollitekijänä toimivalla työn ulkoistamisella ei havaittu vahvaa yhteyttä ammattien työllisyyden vaihteluun.</p> <p>Tulokset viittaavat, että teknologinen kehitys ja toimialojen rakennemuutos luovat työmarkkinoiden polarisoitumista tuomalla uusia työtehtäviä korkeasti koulutetulle väestölle ja samalla korvaamalla joitakin keski- ja matalatasoisia työpaikkoja, minkä seurauksena työvoimaa siirtyy ei-rutiininomaisiin ja pienipalkkaisiin palveluammatteihin.</p>	
Asiasanat teknologia, työvoiman kysyntä, rutiininomainen, rakennemuutos, innovaatio	
Säilytyspaikka Jyväskylän yliopiston kirjasto	

KUVIO 1 Euroopan Unionin kokonaistyöllisyys (tuhat henkilöä) ja tutkimus- ja kehitystyö (miljardia euroa vuosina 2008–2022	12
KUVIO 2 Ammattiryhmien keskimääräiset kokonaistyöllisyydet vuosien suhteen ja hajonta	31
KUVIO 3 Johtajien työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä	33
KUVIO 4 Erityisasiantuntijoiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä.....	33
KUVIO 5 Asiantuntijoiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä	33
KUVIO 6 Toimistotyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä	34
KUVIO 7 Maataloustyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä.....	35
KUVIO 8 Rakennustyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä.....	35
KUVIO 9 Palvelutyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä	36
KUVIO 10 Prosessityöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä.....	36
KUVIO 11 Muiden työntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä	37
KUVIO 12 Alemman tason työntekijöiden työllisyyden osuudet vuosittain.....	37
KUVIO 13 Keskitasen työntekijöiden työllisyyden osuudet vuosittain	38
KUVIO 14 Ylemmän tason työntekijöiden työllisyyden osuudet vuosittain	38
KUVIO 15 Rutiininomaisten ja ei-rutiininomaisten ammattien työllisyyden osuudet vuosittain.....	39
KUVIO 16 Teollisuuden ja palveluiden työllisyyden osuudet vuosittain	40
KUVIO 17 Korkean teknologian sektorin työllisyyden osuus vuosittain.....	41
KUVIO 18 Korkean teknologian teollisuussektorin työllisyyden osuus vuosittain.....	41
KUVIO 19 Korkean teknologian palvelusektorin työllisyyden osuus vuosittain.....	41
KUVIO 20 Muun teollisuuden ja muiden palveluiden työllisyyden osuudet vuosittain.....	42
KUVIO 21 Tutkimus- ja kehitystyökulut ja palveluiden tuonti koko aineistossa vuosittain	43
KUVIO 22 Johtajien standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä	53
KUVIO 23 Erityisasiantuntijoiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	53
KUVIO 24 Asiantuntijoiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä	53
KUVIO 25 Toimistotyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	55
KUVIO 26 Maataloustyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	55
KUVIO 27 Rakennustyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	55
KUVIO 28 Palvelutyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	56
KUVIO 29 Prosessityöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	57
KUVIO 30 Muiden työntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	57
KUVIO 31 Polarisatiomuuttujan standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä.....	59

SISÄLLYSLUETTELO

TIIVISTELMÄ	2
SISÄLLYSLUETTELO	4
1 JOHDANTO	5
2 TEKNOLOGIAN JA TYÖN KYSYNNÄN TEORIA	8
2.1 Teknologian ja työn aggregaattikysynnän teoriaa	8
2.2 Teknologinen taitovinoumahypoteesi	12
2.3 Polarisaatiokehitys ja rutiinihypoteesi	14
2.4 Muita näkökulmia polarisaatiokehitykseen	16
3 AIEMPI TUTKIMUSKIRJALLISUUS	20
3.1 Teknologista automaatiota painottava näyttö	20
3.2 Muita näkökulmia huomioivaa tutkimusta	22
4 AINEISTO JA MENETELMÄ	26
4.1 Aineiston kerääminen ja kuvaus	26
4.2 Menetelmä ja tulokset	43
5 TULOSTEN TULKINTAA, KRITIIKKIÄ JA LOPPUSANAT	63
5.1 Tulkinta ja kritiikki	63
5.2 Lopputulosten tiivistäminen ja pohdinta	67
LÄHTEET	70
LIITTEET	75

1 JOHDANTO

Teknologisten innovaatioiden vaikutus työmarkkinoiden rakenteeseen on pitkään ollut yksi työn taloustieteen merkittävimmistä puheenaiheista ja herättää usein keskustelua myös akateemisen maailman ulkopuolella. Teknologia nähdään sekä työn tuottavuuden tehostajana, että toisaalta potentiaalisena ihmistyön korvaajana. Vaikka julkisessa dialogissa aiheesta maalaillaankin välillä populistisia uhkakuvia tekniikan tuomasta joukkotyöttömyydestä, ei tutkimusnäyttö tue väitöstä aggregaattitason työllisyyden katoamisesta. Työmarkkinat kuitenkin muuttuvat uuden teknologian myötä luoden voittajia, häviäjiä ja painetta sopeutua uuden ympäristön vaatimuksiin. Tämän tutkielman tarkoituksena on tuoda selvyyttä siihen, minkälaiselle työlle löytyy teknologisen kehityksen valossa tänä päivänä ja lähitulevaisuudessa kysyntää.

Erityisen kiinnostavan aihepiiristä ovat tehneet viime vuosina tapahtuneet merkittävät harppaukset massadataa hyödyntävässä koneoppimisessa. Tämä kehityssuunta on mahdollistanut tietotekniikalle huomattavasti uusia sovelluksia, joissa koneiden menestys on aiemmin ollut huonoa (Frey ja Osborne, 2017). Koneoppiminen on osoittautunut muun muassa yleisesti ottaen loistavaksi etsimään suuresta datamäärästä kaavamaisuuksia (Frey ja Osborne, 2017, 259), luomaan tilastollisia malleja (Duvenaud, Lloyd, Grosse, Tenenbaum, Zoubin, 2013), sekä tekemään jopa terveydenhuollon diagnostiikkatehtäviä (Cohn, 2013), lakisektorin sopimus- ja patenttitöitä (Markoff, 2012) ja petostentunnistusta (Phua, Lee, Smith, Gayler, 2012). Robotiikalle moderni tietotekniikka tarjoaa yhä enemmän potentiaalisia sovelluksia kehittyneen sensoriteknologian ansiosta (Frey & Osborne, 2017, 260), minkä avulla markkinoille on tullut esimerkiksi sairaalarobotteja, jotka hoitavat reseptien, lääkkeiden ja ruoan kuljettamisen kaltaisia logistiikkatehtäviä (Bloss, 2011). Itseohjautuvien robottien kirjo on muutenkin laajentunut ja esimerkiksi kehittyneet siivoojarobotit ovat varmasti kaikille jo tuttuja. Nykyinen kehitys omaa jopa uudenlaista potentiaalia innovaatiotoiminnan piirissä: Google DeepMind AlphaFold-algoritmi on osoittanut suurta lupausta biologian piirissä vaikean proteiinilaskostumisongelman kanssa (Perrakis, Sixma, 2021). Esimerkkejä viimeaikaisesta tietotekniikan sovellusten laajentumisesta on lukuisia ja kaikki tämä osoittaa, että työmarkkinoiden kontekstin kannalta

elämme mielenkiintoista aikaa. Koneoppimisperusteisia tekoälysovelluksia kutsutaan jopa joissakin yhteyksissä ”neljännen teollisen vallankumouksen” aikaansaavaksi yleiskäyttöiseksi teknologiaksi (Crafts, 2021, 522). Näin on perusteltu väittää, että nykyisen tietotekniikan kehityksen valossa kysymys teknologian ja työvoiman kysynnän yhteydestä on ajankohtainen ja merkittävä tutkimuskohde ja tätä työn taloustieteen klassikkokysymystä on syytä tarkastella modernissa kontekstissa.

Yleinen konsensus tietotekniikan ja työmarkkinoiden yhteydestä on ollut, että tietokoneistuminen auttaa ennen kaikkea korkeasti koulutettua työvoimaa vähentäen pienemmän koulutustason omaavien työntekijöiden suhteellista kysyntää (Krueger, 1993). Tämä niin kutsuttu teknologinen taitovinouma on saanut aiemmassa tutkimuskirjallisuudessa tukea (Acemoglu, 2002, Autor, Levy ja Murnane, 2003), joskin viime vuosina vaihtoehtoisesti työmarkkinoiden polarisatiokehitys, eli työvoiman koulutus- ja palkkatason keskiluokan kutistuminen suhteessa ylä- ja alaluokkaan, on saanut merkittävästi näyttöä (esim. Autor, 2015, Goos, Manning ja Salomons, 2009, 2014). Tähän uuteen kehityssuuntaan on esitetty teoriana niin kutsuttua rutiinihypoteesia, joka korostaa työtehtävien koneellisen automaation mahdollisuutta merkittävänä selittäjänä erilaisen työvoiman kysynnälle (Autor, Levy ja Murnane, 2003). Kokonaisuudessaan aihepiirin näyttö sekä taitovinouman, että rutiinihypoteesin kontekstissa antaa kuvaa tietotekniikasta työntekijöitä eriarvoistavana voimana, jonka tuomat hyödyt eivät jakaudu tasaisesti.

Osa aihepiirin teoriasta on myös korostanut esimerkiksi toimialallista teollisuus- ja palvelusektorin välisen liikehdinnän merkitystä työmarkkinoiden rakennemuutoksessa, ottaen huomioon muun muassa erilaisten teknologisten strategioiden vaikutuksen siihen, minkälaista työvoimaa toimialat työllistävät (Barany ja Siegel, 2018, Bogliacino, Lucchese ja Pianta, 2013.)

Tämä tutkielma pyrkii vahvistamaan yhteyttä näiden näkökulmien välillä tarkastellen teknologian kehityksen viimeaikaista vaikutusta työmarkkinoiden kysyntärakenteeseen Euroopassa. Tutkimuksessa otetaan huomioon sekä työvoiman ominaisuuksiin suoraan liitettävää puolta esimerkiksi työn taitotason ja rutiininomaisuuden suhteen, kuin myös muita aiemmassa tutkimuksessa esitetyjä merkittäviä tekijöitä, kuten toimialasektorien dynamiikka ja työn ulkoistaminen. Kaiken tämän pohjalta työssä tarjotaan vastausta seuraaviin tutkimuskysymyksiin:

1. Minkälainen yhteys teknologisella kehityksellä on eri ammattien työllisyyteen?
2. Onko toimialasektorien välinen dynamiikka tämän lisäksi merkittävä ammattien työllisyyden selittäjä?
3. Selittääkö työvoiman ulkoistaminen (outsourcing) ammattien työllisyyttä?

Aineistona tutkimuksen empiirisessä osuudessa käytettiin Euroopan 28 valtiota sisältävää Eurostat-tietokannasta haetusta avoimesta datasta muodostettua

kokonaisuutta, jossa *ISCO-08* työvoimaluokituksen yhdeksään yläkategoriaan kuuluvien ammattien työllisyyttä vuosina 2008–2022 ennustettiin teknologista kehitystä kuvaavalla maakohtaisella tutkimus- ja kehitystyöllä, teollisuussektorin ja tietointensiivisen korkean teknologian palvelusektorin työllisyydellä ja palveluiden tuonnilla. Tämän lisäksi ennustettiin näiden selittävien muuttujien yhteyttä kaikkien ammattien työllisyyden pohjalta johdetun polarisaatiotekijän kehitykseen.

Tutkimuksen tulokset antavat aiemman kirjallisuuden mukaista näyttöä teknologian yhteydestä Euroopan työmarkkinoiden polarisoitumiseen, joka voidaan liittää erityisesti korkeasti koulutettujen erityisasiantuntijoiden, sekä matalatasoisempien palveluammattien työllisyyden nousuun, ja samalla muiden keski- ja matalatasoisten ammattien, kuten rakennus- ja prosessityöntekijöiden vähentymiseen. Myös toimialarakenteelliset tekijät saivat tukea kehityksen selittäjänä. Teollisuuden työvoiman vähentyminen on ennen kaikkea yhteydessä matalamman palkkatason ammattien vähentymiseen, kun taas korkean teknologian palveluiden havaitaan olevan vahvassa yhteydessä korkean tason asiantuntijoiden määrän kasvuun. Työn ulkoistamisen taas ei havaittu olevan merkittävä tekijä ammattien työllisyyden ennustajana.

Tutkielma etenee tästä eteenpäin seuraavasti: Luvussa 2 käydään läpi teoreettista näkökulmaa aihepiiriin tuoden esille ensin yleistasoista taustateoriaa teknologian ja työn kysynnän välisestä vaikutuksesta sekä tarkastellaan hetki myös historiallista kontekstia. Tärkeänä viitekehystenä painotetaan sekä modernin teknologian taipumusta suosia korkeasti koulutettua työvoimaa, että viime vuosina suuremman suosion saavuttanutta rutiinihypoteesia, joka on osoittautunut hyväksi taustateoriaksi työmarkkinoiden polarisaatiokehitykselle. Lisäksi käydään läpi esimerkiksi toimialallista rakennemuutosta painottavaa teoriaa, kuin myös muuta polarisaatioon tarjottua näkemystä.

Luvussa 3 käydään tarkemmin läpi modernia tutkimuskirjallisuutta teknologian ja työllisyyden suhteesta. Tässä osiossa tarkastellaan esimerkiksi tutkimuksia, jotka pyrkivät ennustamaan tulevaisuuden kehityslinjaa eri ammattien automaatiotodennäköisyyden näkökulmasta, kuin myös monipuolisesti ympäröiviä rakenteellisia näkemyksiä korostavaa näyttöä.

Luvussa 4 esitellään tutkielman empiirinen osio, jossa käydään ensin läpi analyysissä käytettävä aineisto ja sen valikoitumiseen ja tulkintaan liittyviä yksityiskohtia, jonka jälkeen esitellään analysointiin käytettävät tilastolliset menetelmät, sekä raportoidaan ja tulkitaan keskeisiä tuloksia. Lopuksi luvussa 5 esitellään kokonaiskuvallisempaa tulkintaa ja johtopäätöksiä tuloksien pohjalta, kriittikkiä tutkimuksen rajoitteisiin liittyen, sekä kokoavaa loppupohdintaa.

2 TEKNOLOGIAN JA TYÖN KYSYNNÄN TEORIA

2.1 Teknologian ja työn aggregaattikysynnän teoriaa

Aloittaaksemme aiheen teoreettisen tarkastelun voimme ensin pohtia lyhyesti työvoiman kysynnän määräytymistä yleisesti yksinkertaisella havainnollistamisella. Työn kysyntä määräytyy yrityksen kokonaistuotannon Y perusteella, joissa tuotannontekijöinä toimivat työvoima L , jolla on hintana työntekijöiden palkkakulut w , sekä pääoma C , jolla on hinta p . Yritys myy tuotteitaan hinnalla x . Yrityksen voitot ovat nyt (Kaava 1):

$$(1) R = Yx - Lw - Cp$$

Yrityksen tuotannontekijöiden L ja C määrä riippuu tuotannon tasosta Y , eli toisin sanoen työvoiman kysyntä L on yrityksen tuotannon Y kysynnästä johdettua kysyntää. Työvoima ja pääoma ovat toistensa substituutteja ja niiden substituutiojousto e on muotoa (Kaava 2):

$$(2) e = \frac{K/L \text{ muutos\%}}{w/x \text{ muutos\%}}$$

Muutokset työvoiman suhteellisessa kysynnässä voivat heijastua joko työvoiman määrään tai palkkoihin, riippuen siitä, voivatko palkat joustaa, vai onko tälle rajoitteita kansantaloudessa, kuten minimipalkkasopimukset. Mitä heikomminkin palkat joustavat, sitä suuremmin työvoiman kysynnän muutos näkyy juuri työllisyydessä.

Kun lisäämme teknologian roolin mukaan tähän yksinkertaiseen havainnollistamiseen, lähdemme liikkeelle teknologiasta tuotannon tehostajana. Tämän perusteella voimme tehdä päätelmän teknologian ja aggregaattityöllisyyden suhteesta. Oletamme nyt, että teknologia T tehostaa työvoiman L työpanoksen tehokkuutta. Merkitään nyt yrityksen tuotantoa Y yhtälöllä (Kaava 3):

$$(3) Y = f(LT, C)$$

Teknologian T kasvaessa yritykset kykenevät tiettyyn tuotannon tasoon aiempaa edullisemmin, hintatason ja tähän sisältyvänä palkkojen pysyessä muuttumattomina. Näin kannustimet palkata lisää työvoimaa L kasvavat ensinnäkin siksi, että parantunut tehokkuus mahdollistaa taloudessa vallitsevien skaalaefektien hyödyntämisen kasvattamalla tuotannon Y tasoa. Tämän lisäksi yritykset kykenevät investoimaan enemmän, minkä seurauksena tuotteiden ja palveluiden kokonaiskysyntä nousee, jolloin edelleen yrityksiä on kannattavaa nostaa tuotantoa kysynnän kohtaamiseksi. Tästä seurannut työvoiman kasvattaminen taas lisää kotitalouksien ostovoimaa, mikä edelleen ruokkii talouskasvua.

Päätelyn avulla voimme havainnollistaa, että teknologian vaikutus aggregaattikysyntään on kaksisuuntainen. Tuottavuuden parantuminen johtaa pienentyneeseen työvoiman tarpeeseen tietyn tuotantotason saavuttamiseksi, mutta samalla tuottavuuden parantuminen lisää kokonaistuotannon kasvattamisen kannattavuutta, millä taas on positiivinen vaikutus työn kysyntään.

Todellisuudessa tämän kaltainen yksinkertainen päättely on kuitenkin ongelmallinen ennen kaikkea siksi, että työvoiman tuottavuuden parantaminen ei ole teknologisen kehityksen ainoa mahdollinen suora vaikutus. Kuten tosimaailman esimerkit työtehtävien teknologisesta automaatiosta sekä modernissa kontekstissa (esim. Frey ja Osborne, 2017), että kauempana historiassa (esim. Goldin ja Katz, 1998) osoittavat, tekniikka voikin korvata työpanosta joissakin osissa yritysten tuotantoa kokonaan, jolloin aggregaattityöllisyyteen kohdistuva vaikutus onkin riippuvainen useammasta eri vaikutuksesta (Acemoglu, Restrepo, 2019).

Automaatiokehityksen vaikutus voidaan mallintaa esimerkiksi ajattelemalla, että teknologia tehostaakin pääomaa työvoiman sijaan, jolloin tuotannon tekijöiden suhteellinen kannattavuus muuttuu pääomaa suosivaan suuntaan. Voimme esimerkiksi nyt kuvitella useita erilaisia teknologioita, joista jotkin tehostavat pääomaa ja toiset työvoimaa. Merkitään pääomaa tehostavaa teknologiaa T^C ja työvoimaa tehostavaa teknologiaa T^L (Acemoglu, Restrepo, 2019). Nyt yrityksen tuotantoa merkitään näiden funktiona (Kaava 4):

$$(4) Y = f(T^L L, T^C C). \text{ (Acemoglu, Restrepo, 2019, 7).}$$

Teknologia voi sen luonteen mukaan joko lisätä tai vähentää koko työvoiman kysyntää suhteessa pääomaan, eli toisin sanoen teknologia voi olla sekä komplementti, että substituutti työvoimalle. Toisaalta koska sekä pääomaa, että työvoimaa tehostava kehitys kasvattaa tuottavuutta, voidaan teknologian kummassakin tapauksessa katsoa kannustavan tuotannon laajentamiseen. Näin ollen työvoimalle haitallinen substituutiovaikutus kompensoituu pääomaa tehostavan teknologian T^C tuottavuusefektin ollessa riittävän suuri (Acemoglu & Restrepo, 2019, 6–7.)

On kuitenkin syytä huomioida, että tuottavuuden riittävä parantuminen teknologian seurauksena ei ole itsestäänselvyys. Osa empiirisestä näytöstä

viittaa, että teknologiset murrokset voivat lyhyellä aikavälillä olla tuottavuuskehitykseltään heikkoa, minkä seurauksena automaation negatiivinen vaikutus työllisyyteen ei kompensoitu riittävästi. Tietotekniikan kehittyessä esimerkiksi Yhdysvalloissa voidaan havaita vuosina 2000 ja 2010 työn tuottavuuden olleen keskimäärin 2,73 % ja pudonneen 1,06 %:iin vuosina 2010 ja 2018 (Schweikl ja Obermaier, 2020, 462).

Tätä Solowin paradoksiksi nimettyä tietotekniikan heikkoa tuottavuuskehitystä on selitetty esimerkiksi eräänlaisena sopeutumisvaiheena, jossa teknologia ei ole vielä saavuttanut tuottavuusvaikutuksiltaan täyttä potentiaalia taloudellisten taustarakenteiden, sopeutumiskustannuksien sekä täydentävien teknologioiden ollessa rajoitteellisia (Brynjolfsson, Rock ja Syverson, 2019, 24). Teknologisten harppausten täyden hyödyn realisoituminen voi tapahtua viiveellä, mutta pitkällä aikavälillä kehitys luo potentiaalia uusille innovaatioille ja kokonaistuottavuudelle, joka voi kompensoida automaation vaikutusta ja näin parantaa aggregaattityöllisyyttä (Crafts, 2021, 532–533.)

Teknologisen kehityksen moniulotteista vaikutusta voidaan tarkastella paremmin Acemoglun ja Restrepon (2019) esittämällä mallilla, joka lähtee liikkeelle yrityksen työtehtävärakenteesta (task content of production). Mallin perusajatuksena yrityksen tuotannossa on useita eri työtehtävävaiheita, jotka voidaan jakaa joko pääomalla, tai ihmistyöllä suoritettavaksi.

Yhden yrityssektorin tarkastelussa kaikki työtehtävät saavat uniikin arvon x , joka saa arvoja välillä $(U - 1) - U$. Työtehtäviin käytetään pääomaa C tai työvoimaa L . Työtehtävien arvoa x verrataan termiin A , joka edustaa automatisoivaa teknologiaa. Mikäli työtehtävälle pätee $x > A$, voidaan työtehtävä suorittaa ainoastaan työvoimalla, jonka hinta on W . Sen sijaan, mikäli tehtävälle pätee $x \leq A$, voidaan tämä suorittaa pääoman avulla, jonka hinta on R . Oletamme myös, että automaatio on kannattavaa kaikille työtehtäville, joille se on mahdollista (Acemoglu, Restrepo, 2019, 7). Nyt parametrin A kasvu mallintaa työtä korvaavan tekniikan kehittymistä, kun taas parametrin U kasvu kuvastaa uuden työtehtävän syntymistä teknologian seurauksena, joka voidaan toteuttaa vain ihmistyöllä.

Termi T^L kuvaa ihmistyön tuottavuutta parantavaa teknologiaa (labor-augmenting technology), kun taas T^C kuvaa teknologiaa, joka parantaa pääoman tuottavuutta (capital-augmenting technology). Yrityksen tuotanto merkitään nyt (Kaava 5):

$$(5) Y = \Pi(A, U) \left((\Gamma(A, U))^{\frac{1}{\sigma}} (T^L L)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (1 - \Gamma(A, U))^{\frac{1}{\sigma}} (T^C C)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

(Acemoglu, Restrepo, 2019, 8),

jossa σ tarkoittaa substituutiojoustoja, termi $\Gamma(A, U)$ kuvaa työvoiman osuutta tuotantorakenteesta, termi $1 - \Gamma(A, U)$ taas on pääoman osuus ja termi $\Pi(A, U)$ kuvaa automaation tuottavuushyötyä.

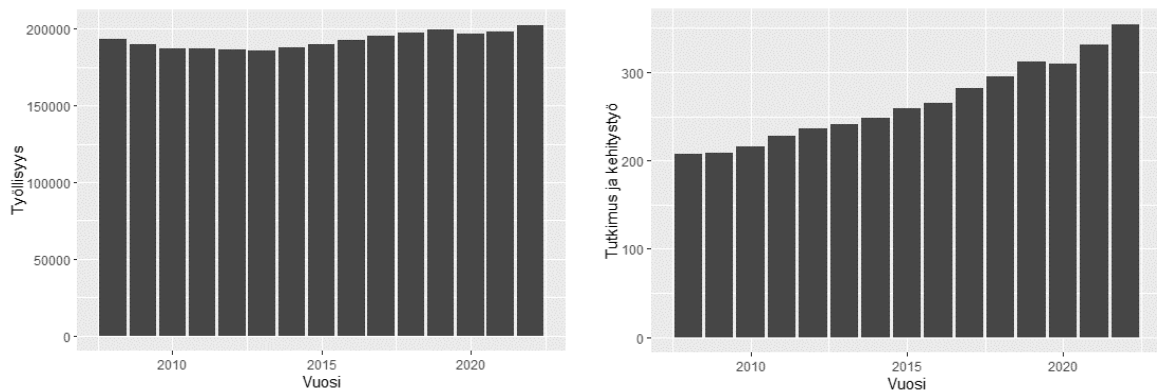
Malli kuvaa kolmea erilaista työvoiman ja teknologian välistä yhteyttä. Näistä ensimmäinen, syrjäyttämisaikutus (displacement effect) on parametrin A kasvusta seuraava automaatiovaikutus, joka heikentää työvoiman kysyntää tuotantorakenteessa. Samalla kuitenkin tuotannon tehokkuuden paraneminen voi lisätä työvoiman kysyntää automaatiota kompensoivasti, joskin tämä ei ole taattu kehityssuunta ja on näin ollen mahdollista, että tuottavuus paranee samalla, kun työn kysyntä heikkenee (Acemoglu, Restrepo, 2019, 10–11.)

Toisena mekanismina parametrin U kasvu johtaa niin kutsuttuun palautusvaikutukseen (reinstatement effect), jossa työvoima saa uusia työtehtäviä ja näin työvoiman kysyntä tietysti kasvaa. Samalla myös tähän vaikutukseen sisältyy tuottavuuden kasvun tuoma positiivinen vaikutus työvoiman kysyntään (Acemoglu, Restrepo, 2019, 11.)

Kolmas vaikutus on jo aiemmin esitellyssä mallissa havainnollistettu tuotantotekijöiden tehokkuuden parantuminen. Termien T^C ja T^L muutos muokkaa ihmistyön ja pääoman suhteellista kysyntää tekemättä kuitenkaan muutoksia työtehtävärakenteeseen (Acemoglu, Restrepo, 2019, 12). Substituutiovaikutus tekijöiden välillä riippuu substituutiojouston σ arvosta. Acemoglu ja Restrepo (2019, 12) arvioivat substituutiojouston estimaattien olevan usein hieman alle 1, mikä indikoi substituutiovaikutuksen olevan heikko verrattuna tuotantotekijöiden tehostumisesta seuraavaan tuottavuuden kasvuun. Näin ollen tehokkuuden paraneminen vaikuttaisi todennäköisesti työn kysyntään lähinnä tuottavuusvaikutuksen kautta.

Nämä kolme eri vaikutusmekanismia kuvastavat teknologian ja työn monimutkaista suhdetta. Teknologisen kehityksen vaikutuksesta aggregaattitason työn kysyntään ei olekaan koskaan täyttä varmuutta ja kehityssuunta tulevaisuuden suhteen, jossa tietokoneilla on entistäkin laajempi potentiaalisten tehtävien kirjo sisältää entistä enemmän kysymyksiä kehityssuunnan suhteen. Tästä huolimatta voidaan väittää työvoiman kysynnän olevan ainakin pitkällä aikavälillä vähän muuttuva teknologisen kehityksen seurauksena. Automaation rinnalla uusi teknologia voi toimia komplementtina työvoimalle, minkä lisäksi ihmiset ovat kykeneväisiä sopeutumaan muuttuvaan ympäristöön (Autor, 2015.)

Jos esimerkiksi tarkastelemme Euroopan Unionin kokonaistyöllisyyttä vuosien 2008 ja 2022 välillä verrattuna teknologiseen kehitykseen, indikoituna tutkimus- ja kehitystyöllä, havaitsemme työllisyyden edenneen syklisellä trendillä vuoden 2008 lukemasta (193,2 miljoonaa) alaspäin vuoteen 2013 asti (185,5 miljoonaa), jonka jälkeen trendi on ollut nouseva, saavuttaen huipun (202,5 miljoonaa) vuonna 2022. Samalla aikavälillä taas tutkimus- ja kehitystyö on ollut lähes koko ajan nousevassa kehitystrendissä pienimmillään vuonna 2008 (207,8 miljardia euroa) ja suurimmillaan vuonna 2022 (354,7 miljardia euroa) (Eurostat, 2022 (*GERD by sector of performance*), 2024 (*Employment by sex, age, occupation and economic activity*)). Voimme tämän perusteella olettaa, että esimerkiksi Euroopassa teknologisen kehityksen ja aggregaattityöllisyyden välinen yhteys on luultavasti ollut vähäistä ja ainakaan negatiivisesta trendistä työllisyydessä ei ole näyttöä. Kuvio 1 havainnollistaa kehitystä työllisyydessä ja tutkimus- ja kehitystyössä.



KUVIO 1 Euroopan Unionin kokonaistyöllisyys (tuhat henkilöä) ja tutkimus- ja kehitystyö (miljardia euroa vuosina 2008–2022)

Lähteet: Eurostat, *Employment by sex, age, occupation and economic activity*, 2022 ja *GERD by sector of performance*, 2024

2.2 Teknologinen taitovinoumahypoteesi

Olemme nyt tarkastelleet teknologian suhdetta aggregaattityöllisyyteen olettaen kaiken työvoiman olevan samankaltaista. Todellisuudessa työvoima on kuitenkin heterogeenista ja teknologian vaikutus työn kysyntään näyttäytyy ennen kaikkea muutoksena kysynnän rakenteessa, aggregaattitason vaikutuksien ollessa vähemmän selviä. Mahdollisesti yksinkertaisin tapa jaotella työvoiman ja työtehtävien heterogeenisyyttä teknologisen kehityksen kontekstissa on hypoteesi teknologian taitovinoumasta (skill-biased technological change), jonka mukaan teknologialla on komplementaarinen vaikutus korkeammin koulutetun ja paremman palkkatason omaavan työvoiman kysyntään ja vastaavasti negatiivinen yhteys matalammin koulutetun sekä palkatun työvoiman kysyntään (Acemoglu, 2002, Autor, Katz ja Krueger, 1998). Tämä oletus voitaisiin formalisoida esimerkiksi seuraavalla mallilla. Oletamme nyt, että on olemassa ainoastaan yhden tyyppistä teknologiaa T ja kahdenlaista työvoimaa. Työvoima L on tavallista matalamman koulutuksen saanutta työvoimaa, jota teknologia T ei tehosta, kun taas työvoima M on korkeasti koulutettua työvoimaa, jota teknologia tehostaa. Merkitään yrityksen tuotantoa (Kaava 6):

$$(6) Y = f(L, MT, CT)$$

Näin teknologia lisää korkeammin koulutetun työvoiman kannattavuutta suhteessa matalamman koulutuksen saaneisiin. Tämän voitaisiin ajatella johtuvan siitä, että uuden teknologian käyttäminen, sekä mahdollisesti teknologian seurauksena syntyvät uudet työtehtävät vaativat erityistä tietoa ja taitoa. Toisaalta teknologian voidaan ajatella luovan yksinkertaisempien työtehtävien automaatiota, jolloin matalamman koulutustason työntekijöiden kysyntä laskee johtuen pääoman C tehostumisesta.

Korkeamman koulutustason komplementaarinen yhteys teknologisen kehityksen kanssa on saanut merkittävästi empiiristä näyttöä. Goldin ja Katz (1998) esittävät, että taitovinoutunut teknologinen kehitys on ollut vahvassa yhteydessä ennen kaikkea 1900-luvun siirtymävaiheessa tapahtuneeseen sähkömoottorin käyttöönottoon energianlähteenä höyry- ja vesivoiman sijasta, mikä oli yhteydessä useiden teollisuuden tuotantoprosessien automaatioon. Tekniikan operointi uudistuneessa työympäristössä suosi taitavia työntekijöitä uusien työtehtävien luomisen muodossa viemällä samalla työtehtäviä alemman taitotason työntekijöiltä (Goldin ja Katz, 1998, s 709).

Varhainen tietokoneaika lisäsi työmarkkinoiden taitovinoumaa. Ensimmäisten kaupallisten tietokoneiden tuleminen markkinoille 1960-luvulla, sekä 1990-luvulla internet ja sähköinen kaupankäynti katsotaan tietokonevallankumouksen merkittäviksi käännekohtiksi (Frey ja Osborne, 2017, 257) ja näinä ajanjaksoina korkeamman koulutuksen arvostuksen työmarkkinoilla voidaan nähdä kasvaneen. 1900-luvun puolivälistä ja erityisesti 1970-luvusta eteenpäin voimakkaasti tietokoneistuneet yrityssectorit ovat kiihtyvästi suosineet korkeampaa taitotasoa (Autor, Katz ja Krueger, 1998.) Korkeampaa osaamista suosiva vaikutus on ollut sekä suoraa, että epäsuoraa muutosta yritysten toimintatavoissa, tuotteissa ja palveluissa (Bresnahan, Brynjolfsson ja Hitt, 2002). 1980-luvulla tietokoneita hyödyntäneet työntekijät ovat ansainneet noin 10–15 % suuremmin ja koneistuminen on myös selittänyt ainakin kolmasosan saman aikajakson koulutuksen tuottavuuden kasvusta (Krueger, 1993).

Vaikka teoria ei salliakaan erityisen yksityiskohtaisten implikaatioiden ja johtopäätöksien tekemistä, sen kiistattomana etuna on yksinkertaisuus, intuitiivisuus, sekä helppo testattavuus empiirisessä tutkimuksessa, koulutus- ja palkkatason ollessa helposti eri aineistoista löytyviä muuttujia. Hypoteesi on kuitenkin kohdannut empiiristä haastetta muun muassa 1900-lukua edeltäneellä aikakaudella. Kirjallisuudessa on annettu näyttöä esimerkiksi siitä, että 1800-luvulla teknologia olisikin ollut pikemminkin käänteisesti taitovinoutunutta. Esimerkkinä James ja Skinner (1985) tutkivat Yhdysvaltoja 1800-luvulla havaiten, että pääoma toimi korkean osaamisen tuotantosektoreilla parempana substituuttina, kuin matalan osaamisen sektoreilla. Myös Brown ja Philips (1986) ovat löytäneet 1800-luvun tölkkiteollisuudesta Yhdysvalloissa taipumusta korvata osaavia käsityöläisiä teknologialla ja matalalla osaamisella. Goldin ja Katz (1998, 695–696) ovat kuvailleet Yhdysvaltojen 1800-luvun kehitystä monimutkaisten käsityötehtävien hajottamista koneiden avulla pieniksi helpommiksi tehdastyösuoritteiksi. Käänteiseen taitovinoumaan liittyen hieman ristiriitaisena tuloksena sen sijaan Atack, Bateman ja Margo (2004) ovat havainneet vuosien 1850 ja 1880 välisenä aikana Yhdysvaltalaisella tutkimuksella keskimääräisten palkkojen ja yritysten kokoluokan olleen negatiivisessa yhteydessä, joskin samalla suuremman pääomaintensiteetin ja uusien energianlähteiden, erityisesti höyryvoiman käytön katsottiin olevan yhteydessä korkeampiin palkkoihin.

Näyttö puhuu sen puolesta, että taitovinouma ei todennäköisesti ole täysin universaali teknologian ja työn kysynnän mekanismi. Toisena kiinnostavana tekijänä voidaan myös kysyä yhteyden oletetun kausaliteetin suuntaa. Aihepiiristä

puhuttaessa tehdään usein vahva taustaoletus, että teknologia saisi aikaan muutosta erilaisen työvoiman suhteellisessa kysynnässä. On kuitenkin syytä huomauttaa, että uusi teknologia lähtökohtaisesti syntyy vuorovaikutuksessa vallitsevaan työmarkkinatilanteeseen. Acemoglu (2002) on esittänyt, että tietynlainen työvoima toimisikin kannustimena tuoda markkinoille tietynlaista teknologiaa. Näin taitovinouma voisikin olla osittain seurausta siitä, että yleinen koulutustaso on kasvanut. Kun markkinoilla on runsaasti tarjolla korkean koulutuksen työntekijöitä, on organisaatioiden kannattavaa käyttää ja luoda tämän työvoiman kanssa komplementaarista teknologiaa. Toisaalta korkeammin koulutettu työvoima myös haluaa itse edistää heitä hyödyttävän teknologian syntymistä (Cirillo, Pianta, ja Nascia, 2018). Todennäköisesti teknologian ja työvoiman välisen kausaliteetin voidaan katsoa olevan molempiin suuntiin toimiva ilmiö.

2.3 Polarisaatiokehitys ja rutiinihypoteesi

Taitovinoumahypoteesi on kohdannut viime aikoina empiiristä haastetta niin kutsutun työmarkkinoiden polarisaatiokehityksen seurauksena, jolla tarkoitetaan markkinoiden palkkatason keskiluokan työn kysynnän vähenemistä matalapalkkaisiin ja korkeapalkkaisiin verrattuna (Autor ja Dorn, 2013, Autor, 2015). Kehityssuunta on saanut merkittävästi näyttöä, jonka perusteella työmarkkinoiden polarisaatiota ovat kohdanneet esimerkiksi Yhdysvallat vuosina 1979–2012 (Autor, 2015), Eurooppa välillä 1993–2010 (Autor, 2015, Goos, Manning ja Salomons, 2009, 2014), sekä Suomi vuosina 2000–2014 (Kerr, Maczulskij, Maliranta, 2020). Kehityssuunta ei selity hyvin taitovinoumahypoteesilla, joka ennustaa yhteyden koulutustason ja työn kysynnän muutoksen teknologian seurauksena olevan yksisuuntainen.

Polarisaatiokehityksen myötä aihepiirin kirjallisuudessa on tullut suosituksi toinen teoria teknologian ja työn kysynnän välisen suhteen selittämiseksi. Rutiinihypoteesiksi kutsutun teorian ensimmäisenä formalisointina Autor, Levy ja Murnane (2003) esittivät työtehtäväpohjaisen (task-based) mallin, jossa työtehtäviä ja työvoimaa jaotellaan yhden akselin sijaan kaksiulotteisella tavalla. Yhtenä ulottuvuutena toimii työtehtävien jaottelu manuaalisiin työtehtäviin, joilla tarkoitetaan ennen kaikkea fyysistä suorittamista painottavia työtehtäviä, ja kognitiivisiin, joissa painottuu ”älyllinen” toiminta. Toisena ulottuvuutena työtehtäviä jaotellaan rutiininomaisiin ja ei-rutiininomaisiin työtehtäviin. Rutiininomaisina pidetään työtehtäviä, joiden suorittamiseen on määriteltävissä yksiselitteinen ohjeistus, jonka avulla tietokoneet voivat suorittaa niitä. Sen sijaan ei-rutiininomaisten tehtävien suorituksen ymmärrys ei ole riittävän spesifiä, että tietokonetta voitaisiin ohjelmoida suorittamaan niitä (Autor, Levy, Murnane, 2003, 1283).

Mallin kahden ulottuvuuden perusteella työtehtäviä voidaan jaotella neljään eri kategoriaan. Rutiininomaiset manuaaliset työt voivat olla esimerkiksi erilaista linjastokokoamista tai pakkaamista ja lajittelua. Tämän kaltaisissa tehtävissä esimerkiksi kehittynyt robotiikka voi mahdollisesti toimia substituuttina

ihmiselle. Ei-rutiininomaiset manuaaliset työt taas pitävät sisällään esimerkiksi huolto- ja kuljetusalan töitä. Rutiininomaiset kognitiiviset työtehtävät taas voivat olla esimerkiksi kirjanpitoa ja laskemista, sekä paljon toistoa sisältävää asiakaspalvelua. Tämän kaltaiset työtehtävät on selvästi helpompi ohjeistaa tietokoneelle, kuin ei-rutiininomaiset kognitiiviset työtehtävät, joita voivat olla esimerkiksi erilaiset luovaa ongelmanratkaisua tai sosiaalista taitoa vaativat tehtävät, kuten hypoteesien muodostaminen ja testaaminen, neuvottelu, sekä johtamis- ja myyntitehtävät (Autor, ym. 2003, 1286).

Teorian keskeinen idea on, että ammattien sisältämien työtehtävien rutiininomaisuus määrittää keskeisesti sen, miten teknologia vaikuttaa niiden kysyntään. Tähän työtehtävien luokitteluun pohjaten teorian ajatuksia voidaan havainnollistaa mallilla, jossa yrityksen tuotanto formalisoidaan Cobb-Douglas funktiona (Kaava 7):

$$(7) Y = (L_R + T)^{1-\alpha} L_E^\alpha, \alpha \in (0,1) \text{ (Autor, ym. 2003, 1287),}$$

Missä L_R tarkoittaa rutiininomaista työvoimaa ja L_E ei-rutiininomaista, kun taas T on tietotekniikkapääomaa, jonka suhteellinen hinta laskee teknologian kehityksessä. Näin funktio havainnollistaa kolmea keskeistä oletusta.

Ensinnäkin tietokonepääoma toimii substituuttina rutiininomaiselle työvoimalle, mutta kertoimena, eli komplementtina ei-rutiininomaiselle. Toiseksi malli näyttää, että rutiininomaiset ja ei-rutiininomaiset työpanokset ovat epätaydellisiä substituutteja toisilleen. Kolmantena oletuksena rutiininomaiset työpanokset lisäävät ei-rutiininomaisten panosten rajatuottoa, mutta sama vaikutus ei toimi vastakkaiseen suuntaan.

Siinä, missä taitovinoumahypoteesia tukeva näyttö kykenee osoittamaan positiivisen yhteyden korkean koulutuksen ja teknologian välillä, ei tälle yhteydelle ole tarjottu usein selvää selitystä. Rutiinihypoteesi tarjoaa teoreettisen kuvauksen ilmiölle. Tämä on yksinkertaista kysynnän ja tarjonnan lakia: Ihmistyövoima kohtaa suurempaa kilpailua niissä työtehtävissä, jotka ovat suoritettavissa teknologialla, mikä heikentää kysyntää. Tämän seurauksena palkkaaminen on työnantajille kannattavaa vain, jos työvoiman kustannukset ovat riittävän pienet suhteessa korvaavaan teknologiaan (Autor, ym., 2003, 1288.)

Tämän sijaan työvoima, jonka tarjoama panos on korvaamatonta hyötyvät teknologisesta kehityksestä, sillä rutiinipanoksien suorittamisen tehostuessa ei-rutiininomaisen työvoiman tuottavuus kasvaa. Korkeasti koulutetun työvoiman ammatit sisältävät runsaasti tehtäviä, joita ei ole mahdollista tietokoneistaa, joten rutiininomaisten työtehtävien muuttuminen helpommaksi vapauttaa työvoiman panoksen ei-rutiininomaisille töille. Tämä voi esimerkiksi erilaisissa asiantuntijatehtävissä tarkoittaa aikaa ja energiaa kuluttavien sivutoimisten ja mekaanisten laskemis- tiedonhaku- ja kirjanpito tehtävien koneellistamista (Autor, ym. 2003.) Rutiinihypoteesi kykenee myös antamaan intuitiivisen selityksen polarisaatiokehitykselle. Autor (2015, s. 11–12) esittää, että pienentyneen keskitason työpaikat ovat pitkälti rutiininomaisia toimistotyötehtäviä, kuten laskemista ja kirjanpitoa sekä tuotannollisia fyysisiä tehtäviä. Korkean palkkatason töihin taas kuuluu ei-

rutiininomaista kognitiivista työtä, esimerkiksi erilaista luovaa ongelmanratkaisua ja neuvottelua.

Myös matalan palkan ammatit sisältävät paljon ei-rutiininomaista työtä. Tähän kuuluvat monet työllisyyden kasvua kokeneet palveluammatit, jotka vaativat työntekijöiltä sopeutumista, kielellistä osaamista, visuaalista hahmotusta, fyysistä taitoa ja paikallaoloa, sekä sosiaalista vuorovaikutusta (Autor ja Dorn, 2013, Autor, 2015). Polarisaatiokehitys voisi siis selittyä sillä, että juuri keskipalkkaiset ammatit ovat sisältäneet suuresti rutiininomaisia töitä, joille tietotekniikka on hyvä substituutti, kun taas yllättäen kasvaneissa matalan tason ammateissa on huomattavasti työtehtäviä, joissa teknologia ei kykene korvaamaan ihmistä (Autor, 2015.)

Kehityssuunta on jatkunut useamman vuosikymmenen ja kiihtyvällä tahdilla. 1980-luvulta 2010-luvulle matalamman koulutustason työvoima on siirtynyt rutiininomaisesta ja manuaalisesta tuotannollisesta prosessityöstä palveluammatteihin, samalla kun keskitasoiset rutiininomaiset ja kognitiiviset toimistotyöt ovat vähentyneet merkittävästi, korkean koulutuksen asiantuntija- ja johtajatehtävien työllisyyden kasvaessa. Muutos liittyy vahvasti informaatioteknologiseen tietokonevallankumoukseen, joskin esimerkiksi myös korkeammin koulutetun työvoiman määrän kasvun, sekä globalisaation ja siihen liittyvän ulkoistamisen voidaan katsoa olevan osatekijöitä kehityksessä. (Autor, 2015, 10.)

Huomion arvoinen tekijä on, että teknologian kehittyessä myös rutiininomaisuuden raja työn kentällä on liikkuva käsite. Työ, joka tänä päivänä katsotaan liian monimutkaiseksi (ei-rutiininomaiseksi) korvata teknologisella automaatiolla voi tietyn ajan kuluessa olla korvattavissa. Olemme kuitenkin nykyhetken koneoppimisalgoritmien valossa vielä kaukana mistään varsinaisesta aidosta ihmisen kognitiota jäljittelevästä tekoälystä, joten ainakin tällä hetkellä rutiininomaisuuden "pullonkaula"-rajoina voidaan pitää luovaa, sosiaalista ja emotionaalista älykkyyttä, kommunikaatiota, sekä hienomotoriikkaa ja tarkkaa havainnointia vaativaa työtä (Frey, Osborne, 2017, Fatun, Pazour, 2021).

2.4 Muita näkökulmia polarisaatiokehitykseen

Työvoiman kysynnässä havaittavaan polarisaatiokehitykseen on esitetty rutiinihypoteesin lisäksi muita selittäviä näkökulmia. Kenties suosituin vaihtoehtoinen selitys on toimialojen rakennemuutosta, erityisesti teollisuusalojen (manufacturing) ja palvelualojen (services) välistä dynamiikkaa korostava näkökulma. Esimerkiksi Barany ja Siegel (2018) ovat kuvailleet toimialojen eroja korostavaa teoriaa. Perusidea voidaan formalisoida seuraavanlaisella mallilla, joka kuvaa ammatin o työllisyysosuuden koko muutosta ajanjaksolla $0 - t$ (Kaava 8):

$$(8) \Delta E_{ot} = \sum_i \lambda_{oi} \Delta E_{it} + \sum_i \Delta \lambda_{oi} E_i \quad (\text{Barany, Siegel, 2018, 67}),$$

missä λ_{oi} merkitsee ammatin o työllisyysosuutta toimialalla i ajanhetkenä t ja E_{it} merkitsee toimialan i työllisyysosuutta koko työllisyydestä ajanhetkenä t .

Muuttujat, joissa ei ole aikamäärettä t ilmentävät ajanjaksojen 0 ja t välistä keskiarvoa kyseiselle tekijälle. Näin termi $\sum_i \lambda_i \Delta E_i t$ ilmentää sitä osuutta ammatin i työllisyyden muutoksesta, joka voidaan katsoa selittyväksi toimialojen välisenä (between) liikehdintänä, kun taas termi $\sum_i \Delta \lambda_i E_i t$ merkitsee osuutta, joka voidaan katsoa toimialan sisäiseksi (within) liikkeeksi työllisyydessä (Barany, Siegel, 2018, 67).

Siinä, missä sekä taitovinouma, että rutiinihypoteesi ikään kuin painottavat tämän komposition within-termiä, selittäen ammattien työllisyyden muutosta suoralla sisäisesti tapahtuvalla substituutiolla joko toisenlaisen työvoiman, tai teknologisen automaation toimesta, tämä strukturaalinen teoria painottaa toimialojen välistä muutosta kuvailevaa between-termiä. Teoriassa oletetaan heterogeenisuus toimialojen välillä siinä, missä määrin ne työllistävät kunkin tyyppistä työvoimaa. Teollisuusalat työllistävät huomattavasti Autor et al. (2003) kuvailevaa keskitasoista rutiinityövoimaa, kun taas palvelualat tarjoavat töitä runsaasti ei-rutiininomaiselle työvoimalle sekä taito- ja palkkatason ala- että yläosassa.

Barany ja Siegel (2018) ovat tutkimuksessaan antaneet näyttöä polarisaatiokehityksestä Yhdysvalloissa jo 1950-luvulla sekä työllisyyden, että palkkatason suhteen. Tietokoneistumisen suuret harppaukset ovat tulleet vasta myöhemmin, joten ne eivät voi selittää kyseisen aikajakson polarisaatiota. He ovatkin tämän sijaan argumentoineet, että teknologian aikaansaaman kasvukehityksen myötä strukturaalinen muutos johtaa korkeimman tuottavuuskasvun sektorin työn kysynnän heikentymiseen, sillä teknologinen kehitys mahdollistaa tuottavuuden pienemmällä työntekijöiden määrällä. Teollisuusalat (manufacturing), jotka työllistävät merkittävästi rutiinityöntekijöitä, ovat olleet viime vuosina erityisen korkeasti tuottavia, ja tämä on näkynyt niiden työllisyysosuuden laskuna. Polarisaatiokehitys selittyisi siis mahdollisesti tämän ajattelun mukaan sekä alojen välisellä (between) liikehdinnällä, että suoralla alojen sisäisellä (within) työrakenteen muutoksella. Tämä selitys edelleen implikoi teknologian olevan polarisaatiokehityksen aiheuttaja, mutta se muuttaa osittain tulkintaa kehityksen taustalla olevasta mekaniikasta (Barany ja Siegel, 2018.)

Tämän kaltaiseen ajatteluun lisänä esimerkiksi Bogliacino, Lucchese ja Pianta (2013) ovat esittäneet ajatusta toimialojen hyödyntämän teknologisen strategian heterogeenisuudesta, kuvaillen vaihtoehtoisina strategioina kustannuskompetitiivisuutta (cost-competitiveness) ja teknologiakompetitiivisuutta (technological competitiveness). Prosessi-innovaatioon perustuva kustannuskompetitiivisuus kuvastaa tuotannon parantamista automaatiolla ja johtaa suoraan korvatun työvoiman tarpeen vähenemiseen, kun taas teknologiakompetitiivisuus tarkoittaa laatua parantavaa ja uusia tuotteita luovaa teknologista innovaatiota, jolla on positiivista vaikutusta työllisyyteen. Teknologian heterogeenisuus, sekä erilaatuiset strategiat teknologisessa innovaatioissa tuovat arvokasta näkökulmaa aihepiiriin tutkimukseen syventämällä kuvaa siitä, miksi eri toimialat työllistävät erilaista työvoimaa (Bogliacino, Lucchese ja Pianta, 2013.)

Muina vaihtoehtoisina näkökulmina esimerkiksi keskitasoisten töiden ulkoistaminen (Goos, Manning, Salomons, 2014, Kerr, Maczulskij, Maliranta, 2020)

on mainittu toistuvasti kirjallisuudessa vaihtoehtoisena selittäjänä polarisaatiokehitykselle. On siis mahdollista, että automatisoivan teknologian sijaan pikemminkin ulkomainen halvempi työvoima on näiden ammattien kaventumista selittävä substituutti. Polarisaation selittäjänä on myös esitetty korkeatasoisten töiden kasvun ulkoisvaikutuksia. Tämän suuntaisesti argumentoivat muun muassa Fierro, Caiani, Russo (2022), jotka esittävät, että teknologia itsessään suosii korkean osaamisen työntekijöitä, jotka taas tämän seurauksena kasvaneella ostovoimallaan suuntaavat kulutuskäytöstään matalatasoista osaamista työllistäviin henkilökohtaisiin palveluihin.

Polarisaatiokehityksen tapahtumisesta yhtenäisenä linjana kehittyneissä maissa ei myöskään ole yksimielisyyttä. Esimerkiksi Fernández-Macías (2012), on esittänyt, että eri puolilla Eurooppaa työmarkkinoiden kehitys on ollut varsin heterogeenistä. Tämän lisäksi matalatasoisten töiden kasvun on havaittu olevan yhteydessä löyhennettyyn työehtosopimusten säätelyyn niissä maissa, missä polarisaatio on ollut vallitseva trendi. Toisena polarisaatiokehitystä kenties haastavana näyttönä Beaudry, Green ja Sand (2016) esittävät, että noin vuodesta 2000 alkaen korkean osaamisen kysyntä olisikin laskenut. Tämän seurauksena korkean osaamisen työntekijät siirtyivät matalatasoisempiin tehtäviin, syrjäyttäen kyseisiä tehtäviä aiemmin tehneitä työntekijöitä. Löydöksen teoreettiseksi perusteluksi esitettiin, että tietokoneiden implementoiminen oli ennen 2000-lukua ollut investointivaiheessa, jonka aikana kognitiivisesti haastavat työt kokivat väliaikaisesti ylikasvanutta kysyntää, joka laskee investointivaiheen loppuessa. Kuitenkin myös tässä tapauksessa korkeasti koulutetut olivat työmarkkinoiden suhteellisia voittajia (Beaudry, ym., 2016, 201.)

Teknologian rutiinivinjauotuneisuudessa on intuitiivisuudestaan huolimatta myös rajoituksia, joiden huomioiminen ei edes vaadi vaihtoehtoista teoriaa. Rutiininomaisuuden määritelmä on semanttisesti moniselitteinen esimerkiksi siksi, että työntekijän taitavan toiminnan oppiminen itsessään vaatii toistoa, ts. rutiinia. Kirjallisuus ei tarjoakaan täysin konsistenttiä määritelmää siitä, mikä katsotaan rutiininomaiseksi työksi (Fernández-Macías, Hurley, 2017). Työn rutiininomaisuuden todentaminen on myös siksi käytännössä haastavaa, että ammatit eivät ole toimenkuvaltaan niin staattisia, kuin hypoteesi ainakin sen karkeimman tulkin mukaan antaa ymmärtää. Tutkimuskirjallisuudessa käytettävät ammattien kuvaukset työtehtävarakenteen suhteen ovat usein jäykkiä, eivätkä anna täysin realistista kuvaa niiden monipuolisuudesta tai sopeutumiskyvystä muuttuvassa ympäristössä (Arntz, Gregory ja Zierahn, 2017). Muun muassa Haiss, Mahlberg ja Michlits (2021) ovat tämän suuntaisesti painottaneet näkökulmaa, joka ottaa huomioon työnkuvan muuttumisen täyden korvaamisen sijaan.

Edellä annetut selitykset antavat tukea ajatukselle siitä, että rutiinihypoteesi ei ole ainakaan sen yksiselitteisimmässä muodossa riittävän kattava kuvaus työmarkkinoiden kehityksestä. Osa näistä tulkinnoista antaa hieman tukea perinteisemmälle esitykselle teknologian taipumuksesta olla suorilta vaikutuksiltaan taitovinjauotunutta ja näin ollen tästä yksisuuntaisesta yhteydestä havaittu poikkeavuus olisi ehkä osittain selitettävissä kehityksen epäsuorilla

vaikutuksilla. Yksimielisyyden puuttuessa edellä mainittujen tekijöiden huomi-
oon ottaminen tutkimuksessa näyttäytyy oleellisena näkökulman monipuolista-
jana.

3 AIEMPI TUTKIMUSKIRJALLISUUS

3.1 Teknologista automaatiota painottava näyttö

Seuraavaksi tarkastelemme tutkimuksia, jotka antavat lisää näkökulmaa ja tukea esitetyille teknologian ja työn kysynnän teorioille. Olemme tähän mennessä tarkastelleet teoriaa siitä, miten teknologia on historiassa ja nykypäivänä vaikuttanut työn kysyntärakenteeseen. Viime vuosina kuitenkin kirjallisuudessa on myös annettu ennustavia arvioita tulevaisuuden kehityssuunnasta. Erityisen paljon huomiota on saanut Frey ja Osborne (2017) tutkimus, joka toteutettiin O*NET-tietokannasta kerätyllä 702 ammatin datalla. Tutkimuksessa ammattien automaation riskiryhmään kuulumista arvioitiin rutiinihypoteesin tausta-ajatusta tukevasti identifioimalla automaatiomahdollisuuden ”pullonkauloja”, joita olivat havainnointi, käsittely, luovuus ja sosiaalinen älykkyys. Ammatteja jaoteltiin matalan, keskitason ja korkean automaatoriskin ryhmiin kahden todennäköisyysraja-arvon (0,3 ja 0,7) perusteella. Arviolta noin 47 % Yhdysvaltojen työvoimasta havaittiin kuuluvaksi korkean riskin ryhmään. Muun muassa kuljetus- ja logistiikka-ammattit, hallinto- ja toimistotyöt, sekä suuri osa tuotantotöistä arvioitiin olevan suuressa vaarassa. Myös palveluammattit katsottiin alttiiksi. Tämän lisäksi palkka- ja koulutustason havaittiin omaavan selvän negatiivisen yhteyden automaatiotodennäköisyyteen.

Löydös antaa tukea toisaalta Autor (2015) esittämälle rutiinihypoteesia tukevalle väitteelle keskitasoisten ammattien, kuten toimistotöiden katoamisesta automaation seurauksena, mutta samalla lopputulos jokseenkin yksinkertaisempaa taitovinoumaoletusta tukeva. Myös ei-rutiininomaisiksi katsottujen palveluammattien riskialttius on poikkeuksellinen tulos aiempaan teoriaan nähden. Tutkimus on saanut jonkin verran kritiikkiä asetelmasta, joka ei ota huomioon toimenkuvien todellista monimuotoisuutta ja muuttumiskykyä ja tarjoaa näin ollen kenties epärealistisen suurelta vaikuttavan lopputuloksen. Tämän suuntaista esitystä ovat antaneet Arntz, Gregory ja Zierahn 2017, jotka replikoivat alkuperäisen tutkimuksen lisäämällä ammattitasoisen riskin tarkasteluun PIACC-

tietokannan yksityiskohtaisempaa dataa sosioekonomisista ja työpaikkakohtaisista tekijöistä. Tarkastelu mahdollisti nimellisiin kuvauksiin verrattuna paremman informaation ammattien todellisesta työtehtäväarakenteesta ja muutos puodotti korkean automaation riskiryhmään kuulumisen Yhdysvalloissa 39 %:sta 9 %:iin.

Toisenlaisena tulkintana Haiss, Mahlberg ja Michlits (2021) ovat Freyn ja Osbornen (2017) työtä mukailleen toteuttaneet Itävaltalaisen tutkimuksen arvioiden ammattien todennäköisyyttä tulla tietokoneellistetuiksi. Tällä tarkoitettiin tutkimuksessa todennäköisyyttä kokea tulevaisuudessa merkittäviä muutoksia työnkuvassa ja muutoksien voimakkuutta. Vaikka näkökulmallinen ero ei muuta taustalla olevaa metodia ja matematiikkaa, voidaan sen katsoa edustavan tulkinallisesti merkittävää eroa esikuvaansa. Tutkimuksen perusteella arvioitiin, että yli 40 % työpaikoista Itävallassa omaavat korkean riskin, mikä vastasi noin 1,5 miljoonaa työntekijää. Matalan riskin ryhmässä havaittiin olevan vain 28 %. Naisten katsottiin myös kuuluvan selvästi miehiä enemmän keskitasoisen ja korkean riskin ryhmiin.

Erityisen tarkkaa kuvaa automaatoriskissä olevien ammattien luonteesta ovat tarjonneet Fatun ja Pazour (2021), jotka tutkivat Tšekin työmarkkinoita kykyperusteisella (capability-based) mallilla. Tutkimuksessa käytettiin O*NET-tietokantaa ammattikohtaiseen tietoon ja MGI-tietokantaa kykyjen automaatiomahdollisuuden arvioimiseen. He arvioivat, että viiden vuoden aikana tietotekniikka voi korvata yli 50 % tarvittavista kyvyistä 11 %:ssa työpaikoista, kun taas 30 vuoden aikahorisontilla tietotekniikka voi korvata yli 50 % kyvyistä suuressa osassa nykypäivän työpaikoista. Tutkimuksen kuvaus työpaikoista, jotka ovat vaarassa oli yksityiskohtainen. Viiden vuoden sisällä suurimmassa riskissä katsottiin olevan hallinnointi- ja sihteeriammatit, kuin myös datan ja tekstin tuottamiseen liittyvät tehtävät. Luovuuteen, kielitaitoon ja sosiaalisemotionaalisiin kykyihin painottuvat ammatit katsottiin vaikeaksi korvata teknologialla edes pitkällä aikavälillä. Näihin lukeutuivat esimerkiksi lakisektorityöt, arkkitehdit, tieteen ja teknologiasektorin ammatit, meteorologit, sekä tärkeät hallitusvirat. Tutkimuksen löydökset ovat saman suuntaisia Freyn ja Osbornen (2017) automaation pullonkaulojen kanssa ja tukevat Autor (2015) esittämää teoriaa keskitasoisten työtehtävien rutiininomaisuudesta ja tämän seurauksena korvattavuudesta.

Kiinalaista näyttöä automaatiotodennäköisyyteen liittyen ovat tarjonneet Zhou, Chu, Li ja Meng (2020), jotka käyttivät Freyn ja Osbornen (2017) tutkimuksessa estimoituja korvattavuuden todennäköisyysarvoja. Tutkimuksessa käytettiin Kiinan tärkeiden teknologisten yritysten digitalisaation tuottoihin liittyviä yritysraportteja, sekä vuosien 2005, 2010 ja 2015 väestönlaskentatietoja. Tuloksina arvioitiin, että vuoteen 2049 mennessä 278 miljoonaa työpaikkaa, mikä on noin 35,8 % Kiinan työvoimasta kohtaisi automaation. Tutkimuksen asetelmiin ja tuloksiin voidaan tosin esittää samankaltaista kritiikkiä, kuin esikuvatutkimukseenkin, minkä vuoksi on syytä olettaa tuloksen kuvaavan vähänlaisesti sitä, kuinka moni ammatti tulee todellisuudessa katoamaan arvioidulla aikavälillä.

Automaatiotodennäköisyyttä arvioivat tutkimukset vahvistavat ajatusta siitä, että teknologialla olisi negatiivinen vaikutus ennen kaikkea

rutiininomaisten töiden kysyntään johtuen niiden korvattavuudesta, samalla joidenkin matalatasoisten töiden ollessa suhteellisesti paremmassa asemassa. Vaikka vaihtoehtoinen taitovinoumahypoteesi on menettänyt viime vuosina suosiota, löytyy myös modernista tutkimuksesta jonkin verran tukea suoremalle yhteydelle taidon ja teknologian välillä. Tällaista näyttöä ovat tarjonneet esimerkiksi Balsmeier ja Woerter (2019), jotka toteuttivat Sveitsissä kyselytutkimuksen digitalisaation vaikutuksista työvoiman kysyntään. Tutkimuksessa työntekijät jaoteltiin koulusperusteisesti kolmeen taitoryhmään. Korkean taidon rajana oli suoritettu korkeakoulututkinto, keskitaso taas vastasi lukiotutkintoa ja matala taso ammattikoulututkintoa. Analyysissä havaittiin yritysten digitalisaatioinvestointien olevan positiivisesti yhteydessä korkean taitotason työllisyyteen ja negatiivisesti matalan taitotason työllisyyteen. Nettovaikutuksen työllisyyteen havaittiin olevan lievästi positiivinen, mikä antaa vahvistusta ajatukselle, että teknologisen kehityksen haitat työllisyyteen eivät ole aggregaattitasolla näyttäytyviä.

Toisena taitovinoumaa suorasti tukevana näyttönä myös Xie, Ding, Xia, Guo, Pan ja Wang (2021) arvioivat vuosien 2011–2017 Kiinan yritysdatan perusteella tietotekniikan vähentävän matalatasoisen työvoiman kysyntää kaksinkertaisesti korkeatasoisen työvoiman kysynnän lisäämiseen verrattuna, minkä lisäksi vaikutuksen havaittiin olevan voimakkaampi, kun teknologian käyttöönotosta on pidempi aika. Yrityksen valmis teknologinen taso vahvisti tietotekniikan lisäämisen positiivista vaikutusta keskitason ja korkean tason työllisyyteen, sekä negatiivista vaikutusta matalan tason työllisyyteen. Tutkimuksessa löydettiin myös alueellisina eroavaisuuksina laskua matalan taidon kysynnässä Kiinan itä- keski- sekä länsiosissa, keskitasoisen taidon kysynnän kasvua vain Kiinan keskialueilla, sekä nousua korkean taitotason kysynnässä Kiinan itäisillä alueilla.

3.2 Muita näkökulmia huomioivaa tutkimusta

Seuraavaksi tarkastelemme tutkimuksia, jotka ottavat huomioon teorian loppuosiossa esiteltyjä vaihtoehtoisia ajatuksia teknologian ja työn kysynnän yhteydestä. Strukturaaliseen muutokseen liittyen Bogliacino, Lucchese ja Pianta (2013) toteuttivat tutkimuksen, johon sisältyivät Saksa, Ranska, Italia, Alankomaat, Espanja, sekä Iso-Britannia. Aineistossa oli yhteensä 21 teollisuussektoria ja 17 palvelusektoria. Tarkastelujaksot olivat vuosina 1996–2000 ja 2003–2007. Tutkimuksessa määriteltiin sektoreiden taipumusta olla teknologiselta strategialtaan joko kustannus-kompetitiivisia (cost-competitiveness), eli prosessi-innovaatiopainotteisia, tai teknologia-kompetitiivisia (technological competitiveness), eli tuote-innovaatiopainotteisia. Sektorit jaoteltiin tutkimuksessa teollisuuteen (manufacturing), liike-elämän palvelusektoriin (business services) ja muihin palvelusektoreihin (other services) ja ammatit jaoteltiin ISCO-88-standardin yläluokkien perusteella neljään kategoriaan: johtajat ja asiantuntijat (managers and professionals), toimistotyöntekijät (clerks), rakennustyöntekijät (craft workers), sekä manuaaliset työt (manual workers). Polarisaatiokehitystä tutkittiin muuttujalla, joka

määriteltiin korkean ja matalan tason työvoiman, eli johtajien ja asiantuntijoiden, sekä manuaalisten työntekijöiden yhteisen osuuden suhteena keskitasoisen työvoiman, eli toimisto- ja käsitöiden yhteiseen osuuteen.

Paneeliaineiston regressioanalyysien tuloksina esitettiin, että työmarkkinoiden polarisaatiokehitys on pitkälti yhteydessä liike-elämän palvelusektoriin (business services), joka työllisti suuresti sekä korkeaa, että matalaa osaamista, toisin kuin teollisuus, joka työllisti suuresti keskitasoista osaamista. Myös muiden palveluiden havaittiin työllistävän keskitasoista työvoimaa, joskin mahdollisesti suuremman sisäisen heterogeisuuden vuoksi yhteys oli heikompi. Kehitys oli myös yhteydessä liike-elämän palveluiden sektorin taipumukseen käyttää teknologisen implementaation strategiana teknologiakompetitiivisuutta kustannustehokkuutta painottavan strategian sijaan, joka oli sekä teollisuuden, että muiden palveluiden kohdalla painottuneempi strategia. Uusien töiden syntymisen katsottiin olevan yhteydessä teknologia-kompetitiivisuuteen ja siihen yhteydessä olevaan liike-elämän palvelusektoriin, kun taas töiden vähenemistä havaittiin ennen kaikkea teollisuudessa, johtuen työvoiman säästämistä painottavasta teknologian käytöstä. Tutkimus näin tukee erilaatuisten teknologioiden ja teknologisten strategioiden roolia työpaikkojen syntymisen ja tuhoutumisen selittäjänä.

Samankaltaista tutkimusta on tehnyt Cirillo (2017) datalla, johon sisältyivät Saksan, Ranskan, Italian, Espanjan ja Iso-Britannian 21 teollisuussektoria ja 15 palvelusektoria. Tutkimuksen tarkasteluvälinä olivat vuodet 2000–2014. Myös tässä analyysissä ammatit aggregoitiin ISCO-luokituksen yläkategorioista neljään Bogliacino, ym. (2013) tutkimusta vastaavaan pääkategoriaan. Toimialojen teknologian käyttöä taas jaoteltiin sekä matalan ja korkean teknologian luokituksilla, että prosessi-innovaatiota ja tuoteinovaatiota erittelevällä luokituksella.

Myös tämä tutkimus vahvisti, että ennen kaikkea johtajien (Bogliacino ym., 2013 tutkimuksessa johtajat ja asiantuntijat) työllisyyden kasvaminen oli yhteydessä tuoteinovaatioon, kun taas muiden ammattikategorioiden työllisyys kärsi prosessi-innovaatiosta. Korkean teknologian sektoreilla kokonaistyöllisyyden havaittiin olevan positiivisessa yhteydessä tuoteinovaatio-strategiaan, sekä ulkomaan vientiin. Keskimääräisten palkkojen sen sijaan havaittiin olevan negatiivisessa yhteydessä, kun taas työn ulkoistamisella ei havaittu merkittävää yhteyttä työllisyyteen. Sen sijaan matalan teknologian sektoreilla kokonaistyöllisyys oli positiivisessa yhteydessä tuotannon kokonaiskäytön ja uusiin tuotteisiin. Palkoilla ei havaittu merkittävää yhteyttä, kun taas ulkoistamisen taas havaittiin olevan negatiivisessa yhteydessä kokonaistyöllisyyteen.

Edelleen Cirillo (2018) tutkimus vastaavissa maissa havainnollisti työllisyyttä vuosina 1999–2011. Tuloksien perusteella tulkittiin, että polarisaatiokehitys on ollut pitkälti palvelualoilla tapahtunutta, kun taas teollisuudessa on havaittu matalan osaamisen työllisyyden laskua, työllisyyden samalla siirtyessä yleisesti teollisuudesta palvelualoille. Tämä antaa kriittistä näkemystä rutiinihypoteesin yksinkertaisimman tulkinnan oletukseen siitä, että havaittu polarisaatio olisi mekaniikaltaan suoraan keskitasoisten ammattien korvaamista teknologialla. Tämän sijaan voitaisiinkin ajatella, että teknologia itsessään on

taitovinoutunutta, jolloin keskitasoisten ammattien kuuluisi suhteellisesti hyötyä matalatasoisiin ammatteihin nähden, mutta teknologian sivuvaikutuksena tapahtuva alojen välinen rakennemuutos johtaakin matalaa ja korkeaa osaamista suosivien alojen työllisyyden suhteelliseen kasvuun.

Cirillo, Pianta, ja Nascia (2018) tutkimus edelleen antoi vastaavissa maissa näyttöä vuosien 2002–2011 välillä kehityksestä, jossa prosessi-innovaatio on ollut yhteydessä alemman tason ammattien, erityisesti manuaalisten töiden (manual workers) laskuun ja tuote-innovaatio yhteydessä korkeamman tason johtaja-ammattien (managers) nousuun. Samalla tutkimus tarjosi näyttöä taloussyörien (business cycles) vaikutuksesta tähän yhteyteen. Korkean tason töitä kasvattavan tuote-innovaation havaittiin olevan pitkälti vuotta 2007 edeltävän taloudellisen nousukauden ilmiö, kun taas muita työpaikkoja tuhoavan prosessi-innovaation vaikutus oli vahvasti yhteydessä tätä seuranneeseen laskukauteen. Erityisesti tappiota laskukaudella kokivat rakennustyöt ja manuaaliset työt (craft and manual workers). Taloussykli siis voimistivat teknologian eriarvoistavaa vaikutusta, tuoden nousukauden hyötyjä ylemmän tason työntekijöille ja laskukauden haittaa alemmalle tasolle. Löydön katsottiin johtuvan osittain siitä, että korkeamman tason työntekijöillä oli suurempi vaikutusvalta siihen, minkälaista teknologista strategiaa yritykset käyttävät, minkä seurauksena näiden ammattien edustajat kykenivät suojelemaan omia työpaikkojaan.

Suomalaista tutkimusta aiheesta ovat tehneet Böckerman, Laaksonen, ja Vainiomäki (2019). Tutkimuksessa havaittiin vuosien 2002–2008 suomalaisen yritysaikoinen aggregaattitasolla huomattavaa teknologista palkkojen polarisaatiokehitystä. Ammattiryhmien tasolla faktorianalyysillä muodostettujen tietotekniikkamuuttujien havaittiin olevan yhteydessä abstraktien töiden osuuden kasvuun ja rutiinitöiden kaventumiseen. Kuitenkin yritystason dekompositioissa ja regressioanalyysissä havaittiin, että vaikka rutiinihypoteesi ja siitä seuraava polarisaatio saivatkin tukea datasta, suuri osa keskipalkkatusta työvoimasta työskentelikin abstrakteissa, ei-rutiininomaisissa työtehtävissä. Tämän jossain määrin ristiriitaiselta tuntuvan löydöksen voidaan katsoa antavan lisää tukea ajatukselle siitä, että polarisaatiokehitys ei luultavasti ole yksinomaan katoavien työpaikkojen rutiininomaisuudesta kiinni, sillä monien ammattien työnkuva on mahdollisesti riittävän muuntautumiskykyinen vastaamaan teknologisen murroksen tuomiin paineisiin. Tutkimus myös tarjosi näyttöä palvelusektorin merkityksestä polarisaation selittäjänä. Palveluammattien työllisyysosuuden huomattiin olevan yhteydessä palvelualojen kasvuun sekä uusien palveluintensiivisten yritysten, että yleisesti palvelualoja kohti painottuvan kehityksen muodossa.

Kerr, Maczulskij, ja Maliranta (2020) taas löysivät vuosien 1995–2014 suomalaisen paneeliaineiston perusteella yksityiskohtaa polarisaatiokehitykseen ja tuottavuuskehitykseen liittyen. Tutkimuksessa havaittiin, että abstraktien korkeatasoisten töiden lisääntynyt työllisyys oli vahvasti yritysten välisen tuottavuuskehityksen (between-komponentti) kanssa tapahtuva ilmiö, kun taas palveluammattien kasvu oli pitkälti yhteydessä uusien markkinoille tulevien yritysten (entry-komponentti) kanssa. Samalla rutiinitöiden negatiivisen työllisyyskehityksen havaittiin olevan näihin rakennemuutoksiin yhteydessä. Polarisaation siis

havaittiin olevan vahvasti yrityksiensä väliseen kehitykseen liittyvä ilmiö, minkä lisäksi rutiinitöiden katsottiin olevan myös väheneviä töiden ulkoistamisen seurauksena. Uusien työpaikkojen syntymisen suhteen taas havaittiin, että uudet yritykset loivat pitkälti matalapalkkaisia työpaikkoja, siinä missä vankassa asemassa olevat yritykset loivat korkeapalkkaisia töitä. Kokonaisuudessaan tutkimus antoi viitettä siitä, että polarisaation tarkemmat yritysten väliset mekanismit vaativat lisää tutkimusta, joskin samalla rutiinihypoteesi sai vahvaa tukea.

Tutkimuskirjallisuuden perusteella merkittävinä tekijöinä teknologisen työmarkkinarakenteen muutoksessa nousevat ennen kaikkea näyttö polarisaatiokehityksen yhteydestä sekä työtehtävien rutiininomaisuuden määrään, että toimialamurrokseen liittyviin seikkoihin, kuten työtä automatisoivaan teollisuussektoriin ja korkealle osaamiselle työtä luovaan palvelusektoriin. Nämä näkökulmat huomioiden seuraavassa luvussa esitellään tämän työn empiirinen tutkimus ja sen tulokset.

4 AINEISTO JA MENETELMÄ

4.1 Aineiston kerääminen ja kuvaus

Edellä esitellyn teorian ja empiirisen näytön valossa tämän tutkielman empiirisen osion kiinnostuksen kohteeksi nousivat erilaisten ammattien työllisyyden selittäjinä teknologinen kehitys, siihen liittyvä teollisuus- ja palvelualojen välinen rakennemuutos, sekä kontrollimuuttujana työvoiman ulkoistaminen. Näitä tekijöitä kuvaavaksi aineistoksi valikoitui tasapainoinen paneeliaineisto, johon hyödynnettiin Euroopan Unionin avoimesti saatavilla olevaa aggregaattidataa Eurostat-tietokannassa (Eurostat, 2022, 2024).

Ammattikohtaisen työllisyyden tarkasteluun käytettiin neljännesvuosittain julkaistavan *The European Union Labour Force Survey (EU-LFS)* aggregaattidataa *Employment by sex, age, occupation and economic activity* (Eurostat, 2022), jossa ammattien luokituksena toimii *ISCO-08 (International Standard Classification of Occupations 2008)*. Kerätyssä aineistossa on tietoa vuosittaisesta työllisyydestä jaoteltuna maan, työntekijöiden sukupuolen, ammatin ja *Nomenclature of Economic Activities (NACE Rev. 2)*-standardin yläkategorioiden mukaisesti luokiteltujen toimialojen suhteen.

Teknologisen kehityksen kuvaamiseen valikoitui kaksi aineistoa. Tutkimus- ja kehitystyötä (research and development, R&D) euromääräisesti mittaava muuttuja saatiin *GERD by sector of performance*-kokoelmadatasta (Eurostat, 2024), kun taas toimialojen teknologiaintensiteettiä luokittelevat työllisyysmuuttujat kerättiin *Statistics on high-tech industry and knowledge-intensive services*-datasta (Eurostat, 2024), josta haetussa *Employment in technology and knowledge-intensive sectors at the national level, by type of occupation (from 2008 onwards, NACE Rev. 2)* aineistossa on vuosittaista tietoa työllisyydestä eri *NACE Rev. 2*-luokituksen toimialoilla. Toimialoja on luokiteltu aineistossa teollisuuteen (manufacturing) ja palveluihin (services), sekä eri teknologiaintensiteetteihin.

Työvoiman ulkoistamista indikoiva muuttuja muodostettiin *GDP and main components (output, expenditure and income)* (Eurostat, 2024) datasta, johon sisältyy

kansantalouksien tilinpidoista kerättyä tietoa bruttokansantuotteen komponenteista. Ulkoistamisen indikaattorina käytettiin kansantalouksien palvelujen tuontia (import of services). Alkuperäisessä aineistossa muuttuja on mitattu neljännesvuosittain. Tätä tutkimusta varten neljännesvuosittaiset määrät summattiin yhteen koko vuoden palvelujen tuonniksi.

Lopullisessa aineistossa on vuosittaista dataa väliltä 2008–2022, sisältäen yhteensä 28 Euroopan maata: Belgia, Bulgaria, Tšekkoslovakia, Tanska, Saksa, Viro, Irlanti, Kreikka, Espanja, Ranska, Kroatia, Italia, Kypros, Latvia, Liettua, Luxemburg, Unkari, Malta, Alankomaat, Itävalta, Puola, Portugali, Romania, Slovenia, Slovakia, Suomi, Ruotsi ja Norja. Aineistoon oli alustavasti tarkoitukseksi sisällyttää myös Islanti ja Sveitsi, jotka kuitenkin pudotettiin puuttuvien muuttujien vuoksi pois, jotta paneelidata olisi tasapainoinen. Muodostetussa dataassa on näin yhteensä 420 havaintoa (28*15).

Aineiston ammatit on luokiteltu ISCO-08-ammattiluokituksen yläkategorioiden mukaisesti yhdeksään eri ammattiryhmään (kategoriat 1–9). Katgoria 0 (armed force occupations) on jätetty tutkimuksesta pois, sillä dataa ei ollut saatavilla kyseiselle kategorialle. Tämä ammattiryhmä on myös luonteeltaan poikkeuksellinen muihin kategorioihin nähden ja työllisyysmäärältään verraten pieni, minkä lisäksi aiemmat vastaavaa luokitusta käyttäneet tutkimukset eivät myöskään ole sisältäneet kyseistä kategoriaa. Näin pois jättäminen katsottiin joka tapauksessa perustelluksi.

Luokituksessa on määritelty ammattiteille taitotaso välillä 1–4, jossa suurempi luku tarkoittaa korkeampaa taitotasoa. Määrittelyssä on otettu huomioon muun muassa ammattiteissa vaadittava koulutustaso. Taulukko 1 kokoa ISCO-08 ammattien yläkategoriat 1–9 ja niitä vastaavat taitotasoluokitukset.

TAULUKKO 1 ISCO-08 ammattien yläkategoriat ja niiden taitotasoluokitukset

ISCO-08 yläryhmät 1-9	Taitotaso
1 Johtajat (Managers)	3+4
2 Erityisasiantuntijat (Professionals)	4
3 Asiantuntijat (Technicians and associate professionals)	3
4 Toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijät (Clerical Support Workers)	2
5 Palvelu- ja myyntityöntekijät (Services and Sales Workers)	2
6 Maanviljelijät, metsätyöntekijät ym. (Skilled Agricultural, Forestry and Fishery Workers)	2
7 Rakennus-, korjaus- ja valmistustyöntekijät (Craft and Related Trades Workers)	2
8 Prosessi- ja kuljetustyöntekijät (Plant and Machine Operators, and Assemblers)	2
9 Muut työntekijät (Elementary Occupations)	1

Lähde: International Labor Organization (2024), International Standard Classification of Occupations (ISCO-08), suomennokset haettu lähteestä ESCO, Euroopan Komissio (2024), (https://esco.ec.europa.eu/fi/classification/occupation_main#overlayspin).

Aiemman teorian valossa tutkimuksessa oli tärkeää pystyä löytämään ammattiteille indikaattoria vähintään niiden taitotasosta, sekä rutiininomaisuuden määräästä. Palkka- ja koulutustasoa karkeasti kuvaavan taitotasoluokan lisäksi ammattien tasolle on löydettävissä myös muita kuvauksia. Jotkin aiemmat tutkimukset ovat luokitelleet taitotasoa siten, että johtajat, erityisasiantuntijat ja asiantuntijat (1–3) ovat korkean tason työntekijöitä, toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijät (4), palvelu- ja myyntityöntekijät (5), maanviljelijät, metsätyöntekijät ym. (6), sekä rakennus-, korjaus- ja valmistustyöntekijät (7) ovat keskitasoisia työntekijöitä, kun taas loput, eli prosessi- ja kuljetustyöntekijät (8) sekä muut työntekijät (9) ovat matalatasoisia (Bogliacino, Lucchese ja Pianta, 2013, Cirillo, 2017, Cirillo, 2018).

Tämän luokituksen potentiaalisena ongelmana on kuitenkin ristiriita usein kuvatun palveluammattien matalatasoisuuden kanssa, mitä on pidetty oleellisena osana työmarkkinoiden polarisaatiossa (Autor ja Dorn, 2013, Autor, 2015, Fierro, Caiani ja Russo, 2022). Voimme tarkastella ammattiryhmien palkkatasoa Euroopan Unionin *Structure of Earnings Survey*-tulosten pohjalta (Eurostat, 2017, 2020, 2021). Vuosien 2010, 2014, ja 2018 kyselytutkimuksien aineistoissa on 27 jäsenvaltiota vuosilta 2007–2013 ja toimialoista Nace Rev. 2 kategoriat B-S, poisluokien O. Näiden pohjalta lasketut ammattiryhmien vuosiansioiden keskiarvot kaikkien kolmen tutkimuksen suhteen ovat seuraavat (taulukko 2):

TAULUKKO 2 ISCO-08 ammattikategorioiden vuosiansioiden keskiarvot vuosien 2010, 2014 ja 2018 suhteen (euroa)

1. Johtajat	65024
2. Erityisasiantuntijat	44471
3. Asiantuntijat	37684
4. Toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijät	29690
5. Palvelu- ja myyntityöntekijät	23654
6. Maanviljelijät, metsätyöntekijät ym.	25392
7. Rakennus-, korjaus- ja valmistustyöntekijät	26912
8. Prosessi- ja kuljetustyöntekijät	24925
9. Muut työntekijät	20127

Aiemman näytön mukaisesti myös tämän tarkastelun perusteella palveluammattit ovat keskimäärin alemman tason töitä. Näiden ammattien palkkataso on itse asiassa kategorioiden toiseksi pienin. Koska useat muut tutkimukset myös puoltavat palveluammattien matalatasoisuutta, päätettiin tässä tutkielmassa käyttää kolmiportaista tasoluokitusta, jossa korkean tason töitä ovat kolme parhaiten ansaitsevaa ammattiryhmää (1–3), keskitasoisia töitä kolme seuraavaksi parhaiten ansaitsevaa (4, 6 ja 7), ja matalatasoisia töitä kolme vähiten ansaitsevaa (5, 8 ja 9). Tämä luokitus on muuten yhtäläinen Bogliciano, ym. (2013), sekä Cirillo (2017, 2018) tutkimuksien kanssa, mutta palvelu- ja myyntityöntekijät (5) ovatkin

keskitasoisen sijaan matalatasoisia töitä. Taulukko 3 kokoaa ammatit yllä esiteltyyn tasoluokitteluun.

TAULUKKO 3 ISCO-08-ammattien tasoluokitukset

Korkea	Johtajat Erityisasiantuntijat Asiantuntijat
Keskitaso	Toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijät Maanviljelijät, metsätyöntekijät ym. Rakennus-, korjaus- ja valmistustyöntekijät
Matala	Palvelu- ja myyntityöntekijät Prosessi- ja kuljetustyöntekijät Muut työntekijät

Myös ammattien rutiininomaisuudesta on saatavilla arviota. Rutiininomaisuuden arvioimiseksi voimme tehdä yhteneväisyyksiä aiempaan kirjallisuuteen. Autor (2015) tutkimuksen perusteella voimme esimerkiksi arvioida toimisto- ja asiakaspalvelutöiden (4), sekä prosessityöntekijöiden (8) olevan rutiininomaisia kategorioita. Tutkivaa näyttöä ovat myös antaneet Mihaylov ja Tijdens (2019), arvioiden 427:n ammatillisen alakategorian rutiininomaisuutta Autor, ym (2003) teoriaa mukaillen. Näiden arvioiden perusteella he laskivat *ISCO-08* yläkategorioiden sisältöä saaden seuraavia tuloksia: Ei-rutiininomaiset kognitiiviset työt ovat pitkälti johtajien (1), erityisasiantuntijoiden (2) ja asiantuntijoiden (3) tehtäviä, kun taas rutiininomaiset kognitiiviset työt ovat eniten toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijöiden (4) työtehtäviä. Rutiininomaiset manuaaliset työt ovat lähinnä prosessi- ja kuljetustyöntekijöiden (8) tekemiä, kun taas loput ammattikategoriat sisältävät paljon ei-rutiininomaista manuaalista työtä.

Luokituksen antama kuva on pitkälti aiemmin esitellyn teorian mukaista, joskin kuljetustyöt katsotaan tässä rutiininomaisiksi, toisin kuin esimerkiksi Autor, ym. (2003) esittävät. Tämä tosin johtuu yksinomaan siitä, että ne kategorisoidaan yhteen rutiininomaisten prosessitöiden kanssa, joten ongelma on pikemminkin *ISCO-08* yläkategorioiden karkeudessa, kuin teoreettisessa ristiriidassa. Taulukko 4 kokoaa ammattiryhmien luokitukset rutiinihypoteesin mukaisesti.

TAULUKKO 4 ISCO-08-ammattiryhmien rutiinihypoteesiluokitukset

	Kognitiivinen	Manuaalinen
Ei rutiinityö	Johtajat Asiantuntijat Erityisasiantuntijat	Palvelu- ja myyntityöntekijät Maanviljelijät, metsätyöntekijät ym. Rakennus-, korjaus- ja valmistustyöntekijät Muut työntekijät
Rutiinityö	Toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijät	Prosessi- ja kuljetustyöntekijät

Näin ISCO-08-kategoriat on laitettu luokkiin, joiden avulla voimme vertailla tutkielmassa saatavia tuloksia suoraan aihepiirin aiempaan kirjallisuuteen sekä taivoinouman, että polarisaation ja rutiinihypoteesin näkökulmasta.

Tästä eteenpäin tutkielmassa osaan ammattikategorioista viitataan lyhennyillä ilmaisuilla, jotka ovat seuraavanlaiset: "Toimisto- ja asiakaspalvelutyöntekijät" ovat toimistotyöntekijöitä, "maanviljelijät, metsätyöntekijät ym." ovat maataloustyöntekijöitä, "Rakennus-, korjaus- ja valmistustyöntekijät" ovat rakennustyöntekijöitä, "Palvelu- ja myyntityöntekijät" ovat palvelutyöntekijöitä ja "prosessi- ja kuljetustyöntekijät" ovat prosessityöntekijöitä. Muihin kategorioidiin viitataan alkuperäisillä nimityksillä. Tämän lisäksi joissakin kuvioissa ja taulukoissa ammatteihin viitataan seuraavilla lyhenteillä:

1. Johtajat = JOH
2. Erityisasiantuntijat = ERI
3. Asiantuntijat = ASI
4. Toimistotyöntekijät = TOI
5. Palvelutyöntekijät = PAL
6. Maataloustyöntekijät = MAA
7. Rakennustyöntekijät = RAK
8. Prosessityöntekijät = PRO
9. Muut työntekijät = MUU

Seuraavaksi tarkastelemme ammattien aineistoa tarkemmin. Kyselytutkimuksilla mitatut työllisyyslukemat käsittävät työntekijöitä 15-vuotiaasta alkaen ja alkuperäisen datan yksikkönä on tuhat henkilöä. Kaikkien kansantalouksien kokonaistyöllisyyksien vuosittaiset summat vaihtelevat välillä 186,5–203 miljoonaa (vuodet 2013 ja 2022). Vuosittaisten kokonaistyöllisyyksien mediaani on 193,6 miljoonaa (vuosi 2016) ja aritmeettinen keskiarvo on noin 193,3 miljoonaa. Yksittäisten kansantalouksien työllisyyden minimi on 157 tuhatta (Malta, vuosi 2008) ja maksimi 42160 tuhatta (Saksa, vuosi 2019). Yksittäisten kansantalouksien työllisyyden mediaaniarvo on noin 3391 tuhatta (keskiarvo Bulgarian vuoden 2008 ja Kreikan vuoden 2013 havaintojen välillä) ja aritmeettinen keskiarvo on noin 6903 tuhatta.

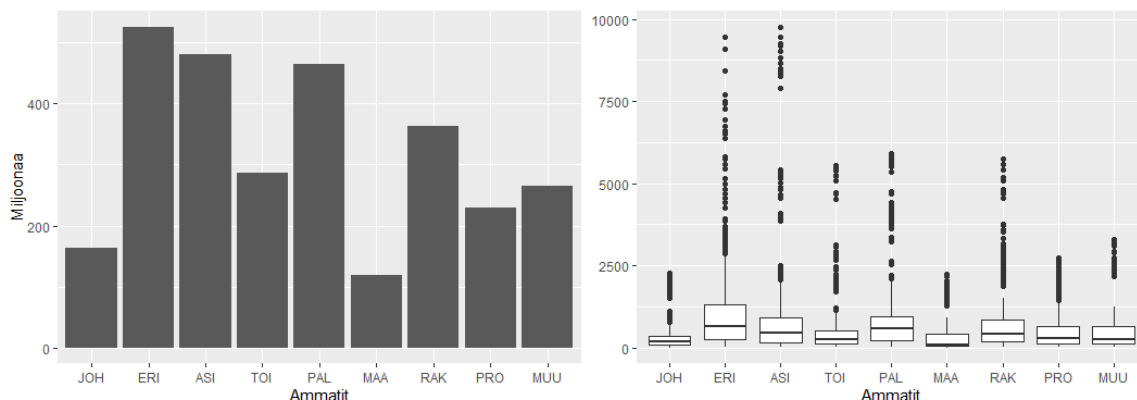
Johtajien keskimääräinen kokonaistyöllisyys vuosittain on noin 10,9 miljoonaa, mikä on yksittäisessä maassa keskimäärin noin 390 tuhatta. Havaintojen vaihteluväli on noin 5–2262 tuhatta. Johtajien suhteellinen osuus koko aineistosta on noin 5,6 %, mikä on toiseksi pienin ammattiosuus. Erityisasiantuntijoiden keskimääräinen kokonaistyöllisyys vuosittain on noin 35 miljoonaa, eli noin 18,2 % koko aineistosta, mikä on aineiston suurin yksittäisen ammatin osuus. Keskiarvo on noin 1253 tuhatta, vaihteluvälin ollessa 19–9455 tuhatta. Asiantuntijoiden keskimääräinen kokonaistyöllisyys vuosittain on 32 miljoonaa, eli suhteellisesti noin 16,6 %, mikä on toiseksi suurin osuus aineistossa. Yksittäisen havainnon keskiarvo on noin 1146 tuhatta ja vaihteluväli on 23–9768 tuhatta.

Toimistotyöntekijöiden keskimääräinen kokonaistyöllisyys taas on noin 19 miljoonaa, mikä vastaa 9,9 %:n osuutta. Keskiarvo on noin 683 tuhatta ja

vaihteluväli taas on 18–5556 tuhatta. Pienimmän ammattiosuuden aineistossa omaavat maataloustyöntekijät, joiden keskimääräinen kokonaistyöllisyys on 7,9 miljoonaa, eli vain noin 4,1 % aineiston koko työllisyydestä. Keskiarvo on 282 tuhatta ja vaihteluväli on noin 2–2225 tuhatta. Rakennustyöntekijät taas ovat suhteellisen suuren osuuden omaava kategoria. Kokonaismäärä vuosittain on keskimäärin noin 24,2 miljoonaa, mikä on suhteellisesti noin 12,5 %. Keskiarvo on 864 tuhatta, kun taas vaihteluväli on noin 15–5738 tuhatta.

Palvelutyöntekijät omaavat aineiston kolmanneksi suurimman osuuden: Kokonaismäärä on keskimäärin vuodessa noin 31 miljoonaa, mikä on 16 % koko aineistosta. Vaihteluväli on noin 18–5901 tuhatta ja keskiarvo 1107 tuhatta. Prosessityöntekijät taas ovat suhteellisen pieni ammattiryhmä, joiden määrä on keskimäärin vuosittain noin 15,3 miljoonaa, eli noin 7,9 % suhteellisena osuutena. Keskiarvo on 548 tuhatta ja vaihteluväli noin 10–2733 tuhatta. Viimeisenä muiden työntekijöiden vuosittainen määrä keskimäärin on 17,6 miljoonaa, eli noin 9,1 %. Keskiarvo on 630 tuhatta ja vaihteluväli taas noin 16–3297 tuhatta.

Kaikkien ammattien mediaanihavainnot ovat huomattavasti keskiarvoa pienempiä, mikä näyttää, että työllisyyksien hajonta painottuu alaspäin ja aineistossa on huomattava määrä poikkeuksellisen suuria havaintoja. Kuvio 2 havainnollistaa ammattiryhmien työllisyyttä toisiinsa nähden, sekä työllisyyden hajontaa ja taulukkoon 5 on koottu ammattiryhmien tunnusluvut tarkemmin.



KUVIO 2 Ammattiryhmien keskimääräiset kokonaistyöllisyydet vuosien suhteen ja hajonta

Havaitsemme kokonaiskuvan tarkastelusta, että aineiston työllisyysjakaumassa on polarisoituneisuutta. Ylemmän tason ammatit, eli johtajat, erityisasiantuntijat ja asiantuntijat käsittävät keskimäärin noin 40 % koko työllisyydestä, kun taas alemman tason ammatit, eli palvelutyöt, prosessityöt ja muut työt käsittävät noin 33 %. Näin keskitasoisten ammattien, eli toimistotöiden, maataloustöiden ja rakennustöiden osuudeksi jää vain noin 27 % koko aineiston työllisyydestä. Myös useassa tutkimuksessa polarisaatioon liittyen havaittu palveluammattien suuri osuus alemman tason töistä on välittömästi näkyvä ilmiö tässä aineistossa.

Seuraavaksi tarkastelemme työllisyysrakenteen muutosta vuosittain aloittaen ylemmän tason ammattien kehityksestä. Ensimmäisenä johtajien työllisyys on ollut pienimmillään (9,8 miljoonaa) vuonna 2013 ja suurimmillaan (14 miljoonaa) vuonna 2008. Vuoden 2022 työllisyys on ollut 10,6 miljoonaa.

TAULUKKO 5 Ammattien tunnuslukuja

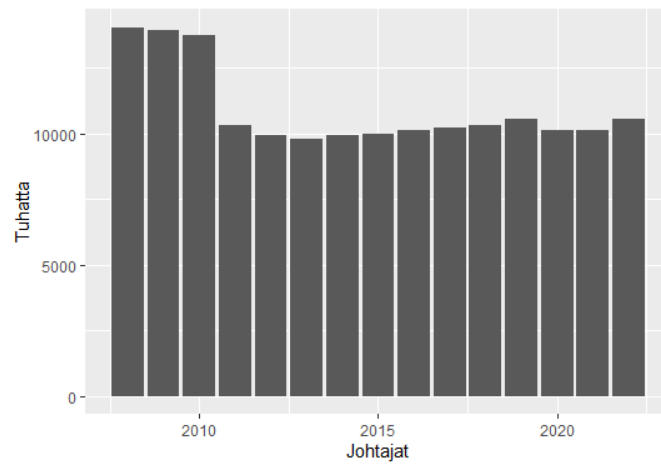
	Min	1Q	Md	Ka.	2Q	Max	Yhteensä (vuosien ka.)
JOH	5,2	83,0	187,3	390,4	368,7	2261,6	10930,28 (5,6 %)
ERI	19,9	265,5	668,5	1253,3	1301,3	9455,3	35093,79 (18,2 %)
ASI	23,3	162,3	469,6	1145,5	915,4	9768,0	32072,97 (16,6 %)
TOI	18,5	119,2	271,9	683,4	525,5	5556,3	19135,75 (9,9 %)
PAL	17,7	235,3	592,2	1106,9	964,9	5900,7	30994,45 (16,0 %)
MAA	1,7	46,7	88,9	282,0	423,2	2224,6	7896,34 (4,1 %)
RAK	14,9	185,8	408,4	863,6	839,2	5737,5	24179,87 (12,5 %)
PRO	9,9	139,2	284,4	547,8	652,0	2732,8	15339,38 (7,9 %)
MUU	15,7	112,5	269,3	629,6	657,1	3297,2	17627,91 (9,1 %)

Suhteellinen osuus taas on ollut pienin (5,1 %) vuonna 2021 ja suurin vuonna 2009 (7,3 %), vuoden 2022 osuuden ollessa noin 5,2 %. Johtajien työllisyys on siis kokonaisuudessaan ollut laskusuhdanteinen, joskin tämä liittyy pitkälti vuosien 2010 ja 2011 välissä tapahtuneeseen nopeaan pudotukseen, minkä jälkeen työllisyys on ollut suhteellisen tasaista.

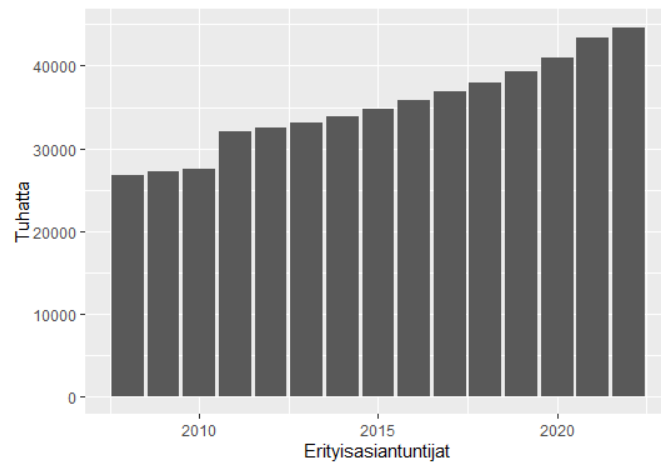
Erityisasiantuntijoiden työllisyys taas on kasvanut joka vuosi koko tarkastelujakson aikana. Pienin arvo on ollut 26,7 miljoonaa vuonna 2008 ja suurin 44,7 miljoonaa vuonna 2022. Suhteellinen osuus on myös ollut pienin (13,8 %) vuonna 2008, kasvaen joka vuosi. Vuoden 2022 osuus on ollut noin 22 %. Nämä ammatit ovat kohdanneet koko aineiston selvimmän positiivisen työllisyyskehityksen ja nousseet tarkastelujakson aikana suurimmaksi ammattiryhmäksi.

Asiantuntijoiden absoluuttinen työllisyys oli suurimmillaan (33,8 miljoonaa) vuonna 2019. Nämä ammatit olivat aineiston alkuvuosina suurin ammattiryhmä, suhteellisen arvon huipun ollessa 17,3 % vuonna 2010. Tämän jälkeen työllisyys koki nopean laskun, ja oli pienimmillään 30 miljoonaa vuonna 2011, mikä on suhteellisenä osuutena noin 16 %. Tämän jälkeen kehityssuunta on ollut noususuhdanteinen, mutta alempien asiantuntijoiden suhteellinen osuus on silti pysynyt alkuvuosia matalampana, johtuen ennen kaikkea erityisasiantuntijoiden määrän suuresta noususta. Vuoden 2022 työllisyys oli 32,6 miljoonaa, mikä on suhteellisenä osuutena noin 16 %. Tämä on vain hieman enemmän, kuin vuoden 2011 minimiosuus. Kuitenkin asiantuntijat ovat pysyneet koko tarkastelujakson ajan kolmen suurimman ammattiryhmän joukossa, häviten erityisasiantuntijoiden lisäksi ajoittain palveluammateille. Kuvio 3, kuvio 4 ja kuvio 5 havainnollistavat keskusteltuja ylempien tason ammattiryhmien kehityssuuntia.

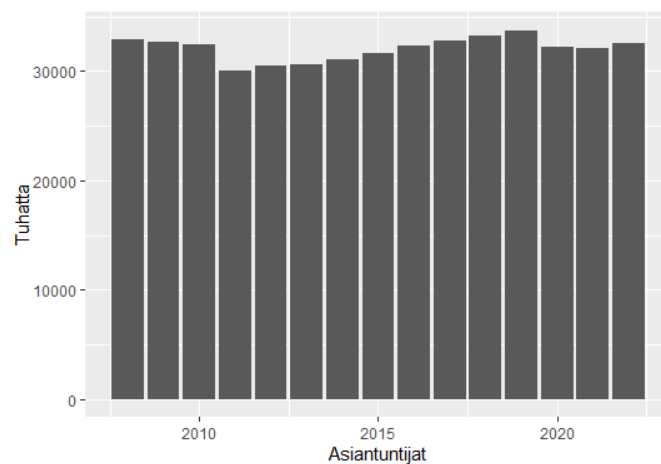
Seuraavaksi tarkastelemme keskitasoisten ammattien työllisyyden kehitystä. Toimistotyöntekijöiden työllisyydessä voidaan havaita u-muotoinen trendi, jossa työllisyys on ollut tarkastelujakson alussa ja lopussa noin samalla tasolla,



KUVIO 3 Johtajien työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä



KUVIO 4 Erityisasiantuntijoiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä



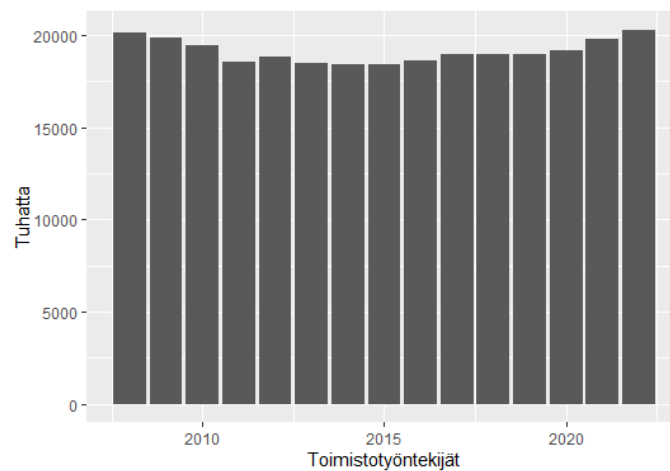
KUVIO 5 Asiantuntijoiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä

mutta kohdannut suvantovaiheen aikajakson puolivälissä. Työllisyys oli pienimmillään (18,4 miljoonaa) vuonna 2015 ja suurimmillaan (20,3 miljoonaa) vuonna 2022, ja vain hieman pienempi (20 miljoonaa) vuonna 2008. Työllisyys pienentyi tasaisesti vuodesta 2008 vuoteen 2015 ja kasvoi samalle tasolle tämän jälkeen.

Suhteellisten osuuksien kehitys näyttää hieman erilaiselta, minimi on ollut vuonna 2019 (9,5 %) ja maksimi vuonna 2009 (10,4 %). Vuoden 2022 osuus on ollut noin 10 %. Myös suhteellisissa osuuksissa keskivuosien laskusuhdanteesta elpyminen on nähtävissä, mutta työllisyyden osuus on silti jäänyt alkuvuosia pienemmäksi johtuen muiden ammattien absoluuttisesta kasvusta.

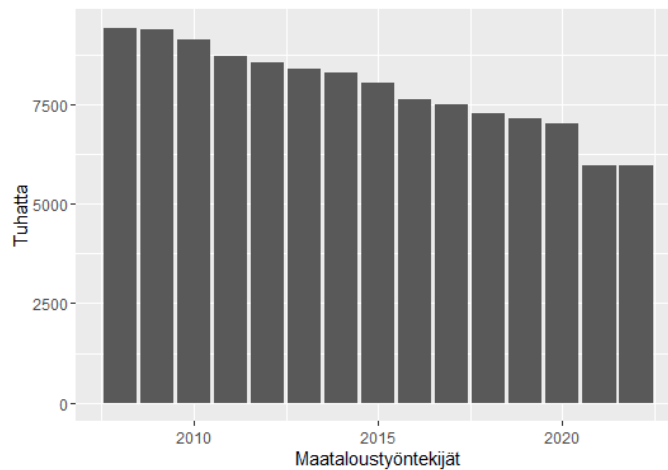
Muiden keskitasoisten ammattien kehityssuunta on ollut laskusuhdanteinen. Maatalousammattien työllisyys on alentunut joka vuosi vuoden 2008 huipusta (9,4 miljoonaa), saavuttaen nopeamman laskun vuoden 2020 jälkeen, pudoten 7 miljoonasta 5,9 miljoonaan vuoteen 2022 mennessä. Suhteellisissa osuuksissa todistetaan vastaavan kaltainen lasku. Maatalousammattien työllisyyden maksimiosuus oli 4,9 % vuonna 2009, kun taas vuoden 2022 minimi oli vain 2,9 %.

Myös rakennustyöntekijät ovat tarkastelujaksona kohdanneet vähentyneitä työllisyyttä, laskien vuoden 2008 huipusta (28,4 miljoonaa), saavuttaen ensin väliaikaisen pohjalukeman (23 miljoonaa) vuonna 2013, jonka jälkeisinä vuosina työllisyys on noussut hieman, mutta pysynyt silti matalammalla tasolla. Vuonna 2020 työllisyys laski uudelle alimmalle tasolle (22,9 miljoonaa). Samankaltainen laskeva trendi nähdään myös suhteellisissa osuuksissa. Vuoden 2008 maksimi oli 14,6 % ja vuoden 2022 minimi 11,6 %. Kuvio 6, kuvio 7 ja kuvio 8 havainnollistavat yllä keskusteltujen keskitasoisten ammattien työllisyyden vuosittaisia muutoksia.

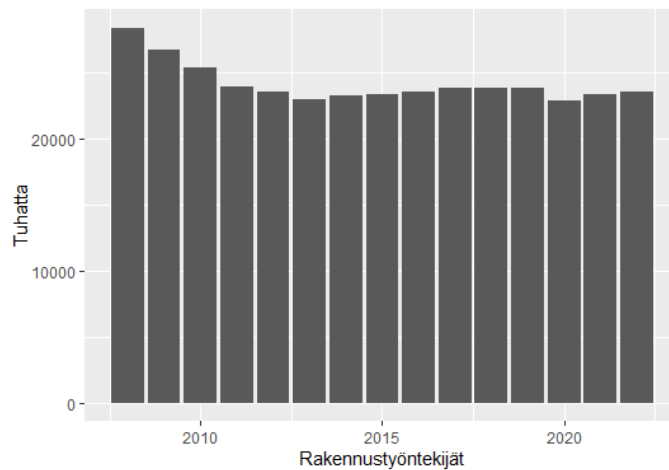


KUVIO 6 Toimistotyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä

Viimein tarkastelemme alemman tason työllisyyttä. Huomiota herättävänä tekijänä näissä ammateissa on palveluammattien suuri osuus ja niiden noususuhdanteinen kehityssuunta. Palvelutyöntekijöiden määrä on ollut pienimmillään vuosina 2008–2010, saavuttaen minimiarvon (25,9 miljoonaa) vuonna 2010. Tämän jälkeen ammatit ovat kohdanneet äkillisen nousun samaan aikaan, kun useiden muiden ammattien työllisyys on laskenut. Työllisyys on vuonna 2011 ollut 31,8 miljoonaa, ja pysynyt tämän jälkeen uudella korkealla tasolla, saavuttaen huipun (33,6 miljoonaa) vuonna 2019. Vuoden 2022 työllisyys oli 32,8 miljoonaa.



KUVIO 7 Maataloustyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä



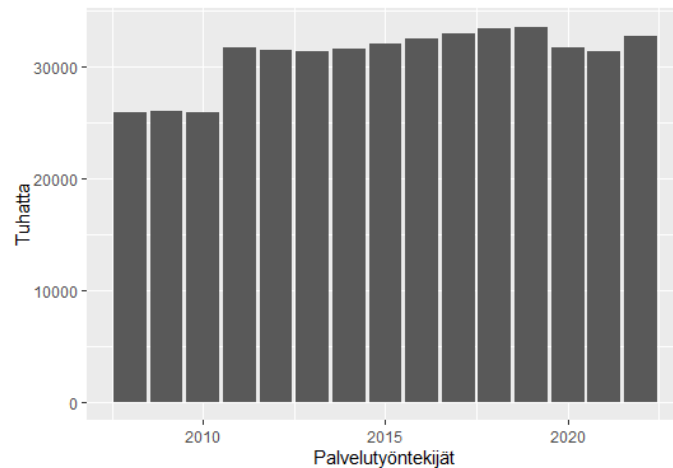
KUVIO 8 Rakennustyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä

Suhteelliset osuudet ovat myös olleet selvästi pienimmillään vuosina 2008–2010 ja nousseet tämän jälkeen nopeasti. Minimi on ollut vuonna 2008 (13,4 %), vuoden 2010 osuuden ollessa 13,8 %. Maksimi taas on vuoden 2011 kasvupyrähdyksessä (16,9 %), jonka jälkeen osuus on hieman laskenut. Vuonna 2022 palveluammatit ovat olleet aineiston toiseksi suurin ammattiryhmä, niiden osuuden ollessa noin 16,1 %.

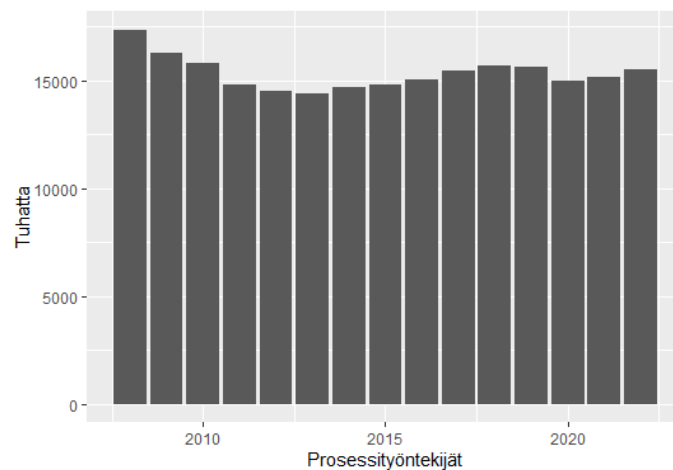
Tämän sijaan muiden alemman tason ammattien työllisyyskehitys on ollut laskevaa. Prosessityöntekijöiden vuoden 2008 maksimi oli 17,4 miljoonaa, pudoten tästä alas saavuttaen minimin (14,4 miljoonaa) vuonna 2013, jonka jälkeen työllisyys on elpynyt loivasti pysyen kuitenkin kaukana vuoden 2008 huipusta. Vuonna 2020 työllisyys putosi jonkin verran edellisen vuoden lukemasta (15,6 miljoonaa) noin 15 miljoonaan. Tämän jälkeen työllisyys on jälleen hieman nousut ja vuonna 2022 lukema on ollut 15,5 miljoonaa. Suhteellisten osuuksien huippu taas vuonna 2008 oli noin 9 % ja pohjalukema, 7,6 % saavutettiin vuonna 2021.

Viimein muiden työntekijöiden työllisyys on myös pudonnut vuoden 2008 huipusta (18,7 miljoonaa) vuoteen 2012 asti (17,2 miljoonaa), nousten tästä korkeammalle tasolle, kunnes vuonna 2020 romahtanut alimpaan lukemaan 16,7

miljoonaa. Työllisyys on elpynyt kuitenkin hieman tämän jälkeen. Vuonna 2022 työllisyyslukema oli 17,3 miljoonaa. Suhteellinen osuus oli myös huipussa vuonna 2008 (9,7 %) ja pienimmillään vuonna 2022 (8,5 %). Kokonaisuudessaan kehityssuunta on ollut samankaltainen prosessityöntekijöiden kanssa, mikä viittaa samojen tekijöiden vaikuttavan kummankin ammattiryhmän työllisyyteen huolimatta siitä, että ne eroavat esimerkiksi rutiininomaisuusluokituksensa puolesta toisistaan. Kuvio 9, kuvio 10 ja kuvio 11 havainnollistavat alemman tason ammattien työllisyyden vuosimuutoksia.



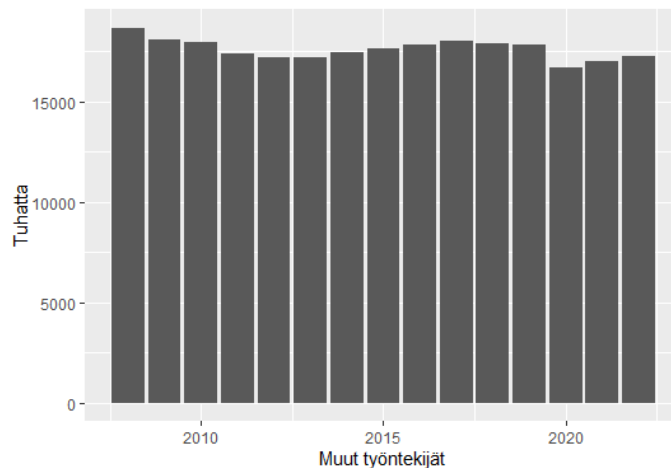
KUVIO 9 Palvelutyöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä



KUVIO 10 Prosessityöntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä

Kun aggregoimme havaittuja muutoksia, voimme tarkastella jo vuosien keskiarvoissa havaitun polarisoituneisuuden kehitystä. Huomaamme ylemmän tason töiden osuuden kokonaisuudessaan kasvaneen merkittävästi tarkastelujakson aikana. Kasvun takana on ennen kaikkea erityisasiantuntijoiden ammattiryhmän työllisyyden noususuhdanne. Asiantuntijoiden työllisyyden muutos taas on vaihdellut kumpaankin suuntaan ja osuudeltaan pienen johtajien ammatin työllisyys on laskenut.

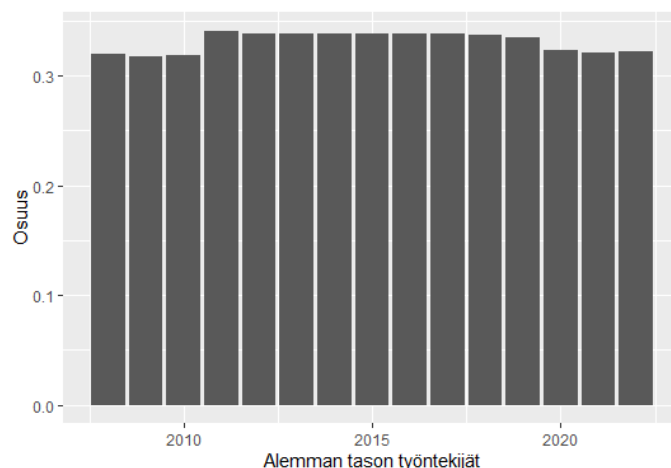
Keskitasoiset työt taas ovat kokonaisuudessaan kohdanneet käännteisen trendin ylemmän tason ammatteihin nähden. Suhteellisen työllisyyden kehitys



KUVIO 11 Muiden työntekijöiden työllisyys vuosittain, tuhatta henkilöä

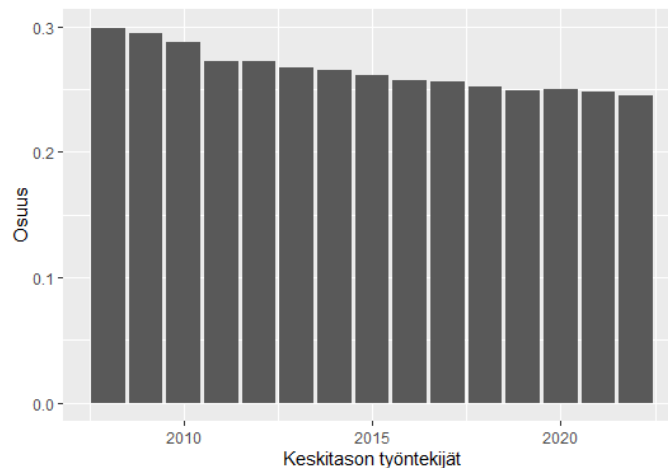
on ollut selvästi laskusuhdanteinen, minkä taustalla on ennen kaikkea rakennustyöntekijöiden ja maataloustyöntekijöiden laskusuhdanne. Toimistotyöntekijöiden määrä ei ole kokonaisuudessaan laskenut, mutta niidenkin suhteellinen osuus on vähentynyt johtuen erityisasiantuntijoiden ja palveluammattien kasvavasta osuudesta.

Matalan tason töiden suhteellinen osuus taas on pysynyt melko tasaisena ja vuoden 2010 jälkeen hieman alkuvuosia korkeammalla tasolla. Palveluammattien merkittävä noususuhdanne on onnistunut enemmän, kuin kompensoimaan prosessitöiden ja muiden töiden laskusuhdanteen, minkä seurauksena työmarkkinoilla on havaittavissa polarisoitunutta kehitystä tarkastelujakson aikana. Kuvio 12, kuvio 13 ja kuvio 14 havainnollistavat trendiä näyttäen kolmen tason ammattien työllisyysosuuksien vuosittaisen vaihtelun.

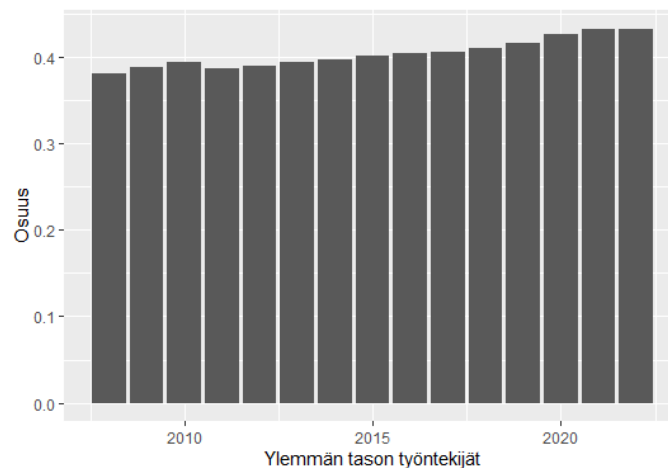


KUVIO 12 Alemman tason työntekijöiden työllisyyden osuudet vuosittain

Jos tarkastelemme trendiä rutiininomaisuuden näkökulmasta, käyttäen Mihaylov ja Tijdens (2019) arviointeja, joiden mukaan toimistotyöt ja prosessityöt ovat rutiininomaisia ammatteja, havaitsemme näiden töiden kokonaisuuden laskeneen tarkastelujakson aikana ja tietysti ei-rutiininomaisten töiden osuuden nousseen samalla. Laskun aikaansaajana voidaan kuitenkin pitää ennen kaikkea



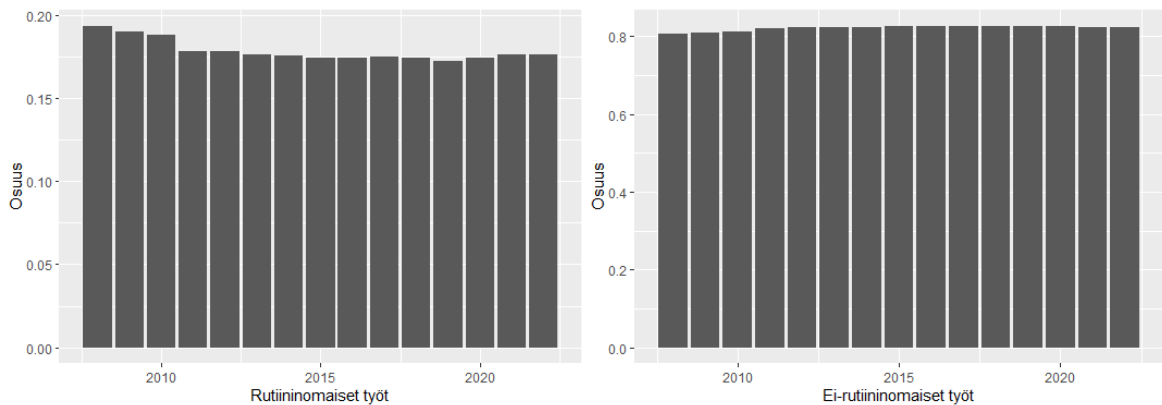
KUVIO 13 Keskitason työntekijöiden työllisyyden osuudet vuosittain



KUVIO 14 Ylemmän tason työntekijöiden työllisyyden osuudet vuosittain

erityisasiantuntija- ja palveluammattien kasvua. Rutiininomaisten ammattien absoluuttinen laskusuhdanne ei ole yhtä merkittävä tekijä ja toimistotyöntekijöiden määrään havaitaan jopa parantuneen keskivuosien pohjasta, mikä kenties asettaa kyseenalaiseksi aiemmassa kirjallisuudessa tulkittua oletusta kognitiivisten rutiinitöiden korvaamisesta teknologialla. Prosessityöt sen sijaan ovat yksiselitteisesti laskeneet ja tämä on mahdollista ajatella manuaalisten rutiinitöiden kohdalla johtuvaksi automaatiosta. Näihin tulkintoihin kuitenkin syvennyttään myöhemmin. Kuvio 15 havainnollistaa työmarkkinoiden vuosimuutoksia rutiininomaisuuden näkökulmasta.

Nyt tarkastelemme aineiston muita tekijöitä, aloittaen ensin toimialojen työllisyyttä kuvaavista muuttujista. Toimialasektorien työllisyydet jaotellaan palvelualoihin (services), joihin sisältyvät *NACE Rev. 2* kategoriat G-U, ja teollisuusaloihin (manufacturing), joka on kategoria C. Palvelualojen tietointensiivinen korkean teknologian sektori (knowledge intensive high-technology services) ja teollisuuden korkean teknologian sektori (high-technology manufacturing) muodostavat yhdessä korkean teknologian sektorin (high-technology sector, hts).



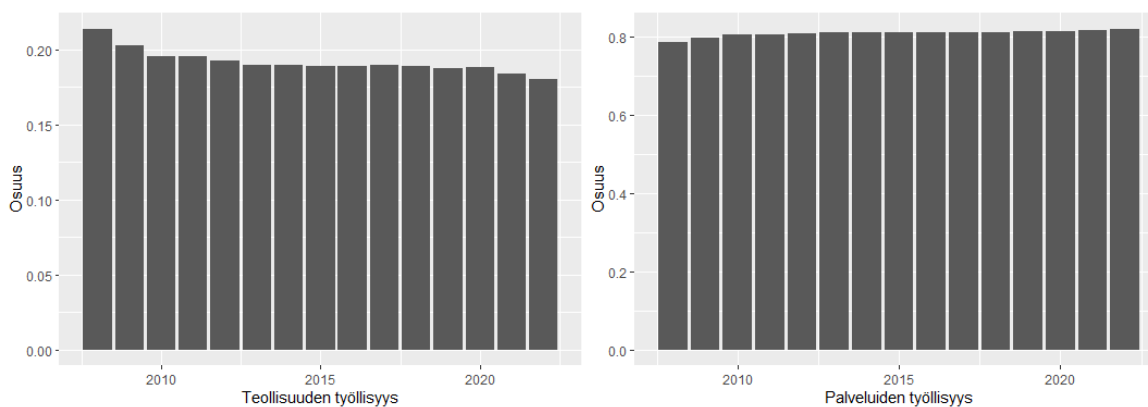
KUVIO 15 Rutiininomaisten ja ei-rutiininomaisten ammattien työllisyyden osuudet vuosittain

Tämän lisäksi aineistossa on erikseen tieto muiden teollisuusalojen ja muiden palvelualojen työllisyydestä. Kaikkien teollisuusalojen keskimääräinen vuosittainen kokonaistyöllisyys on ollut noin 32 miljoonaa, mikä on suhteellisen osuutena noin 19,2 %. Palvelualojen keskimääräinen kokonaistyöllisyys taas on ollut 134,8 miljoonaa, mikä on osuutena noin 80,8 %. Korkean teknologian sektoreiden työllisyys on ollut keskimäärin 7,8 miljoonaa, eli noin 4,7 %. Tämä jaotellaan erikseen tietointensiivisiin korkean teknologian palvelualoihin, joiden keskimääräinen työllisyys on ollut 5,7 miljoonaa, eli noin 3,4 %, ja korkean teknologian teollisuuteen, jonka keskimääräinen työllisyys on ollut 2,1 miljoonaa, eli noin 1,3 %. Muiden palvelualojen kokonaistyöllisyys on ollut keskimäärin 129,2 miljoonaa, eli noin 77,4 %, kun taas muiden teollisuusalojen työllisyys on ollut 29,8 miljoonaa, mikä on osuutena noin 17,9 %.

Seuraavaksi tarkastelemme toimialojen työllisyyden vuosittaista muutosta. Teollisuusalojen suhteen on havaittavissa selvä laskeva trendi: Työllisyys on ollut suurimmillaan (35 miljoonaa) vuonna 2008, jonka jälkeen se on laskenut nopeasti alemmalle tasolle. Työllisyys on ollut pienimmillään vuonna 2013 (30,3 miljoonaa) ja on tämän jälkeen elpynyt jonkin verran, mutta pysynyt silti selvästi vuoden 2008 alapuolella. Vuoden 2022 työllisyys oli 32,3 miljoonaa. Myös suhteellisissa osuuksissa katsottuna vuosi 2008 on ollut huippusuhdanne (21,4 %), mutta tämän jälkeen suhteellinen työllisyys on tasaisesti laskenut ja ollut pienimmillään vuonna 2022 (18 %).

Laskevan teollisuuden työllisyyden sijaan palvelualojen työllisyyden määrä on tarkastelujakson aikana noussut vuoden 2010 minimistä (128 miljoonaa) alkaen tasaisesti lähes joka vuosi, ollen huipussaan vuonna 2022 (146,6 miljoonaa). Kehitys on tietysti myös suhteellisten osuuksien kannalta ollut noususuhdanteista samassa määrin, kuin teollisuuden työllisyyden osuus on ollut laskusuhdanteista. Vuonna 2008 työllisyys oli noin 78,6 % ja on vuoteen 2022 mennessä noussut noin 82 %:iin. Teollisuuden pienenevä osuus työllistäjänä ja sitä vastoin palvelusektorin kasvu on aiemmassa kirjallisuudessa dokumentoitu fakta, jonka taustamekanismiksi on esitetty sekä prosessi-innovaatiopainotteinen työtehtävien automaatio teollisuudessa, että kuluttajien preferenssien

muuttuminen palveluita painottavaksi. Kuvio 16 visualisoi yllä kuvattua toimialojen työllisyyden rakennemuutosta.



KUVIO 16 Teollisuuden ja palveluiden työllisyyden osuudet vuosittain

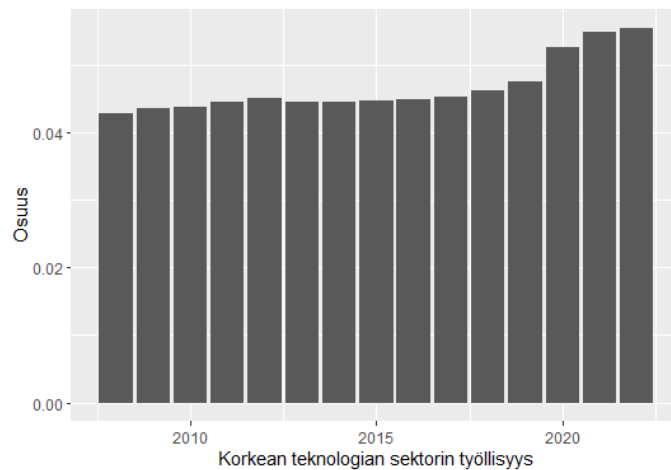
Korkean teknologian sektorien työllisyys on ollut selvästi nousussa sekä absoluuttisesti, että suhteellisesti. Kolmen suhteellisen staattisen alkuvuoden jälkeen työllisyys on noussut vuoden 2010 minimistä (noin 7 miljoonaa) merkittävästi ja vuoteen 2022 mennessä työllisyys on ollut 9,9 miljoonaa. Suhteellisenä osuutena tämä on nousu noin 4,3 prosentista 5,5 prosenttiin vuonna 2022.

Korkean teknologian teollisuusalat, jotka käsittävät keskimäärin noin 27,2 % koko korkean teknologian sektorista ovat kasvaneet työllisyydessä absoluuttisesti määrältään hieman. Vuonna 2008 työllisyys oli noin 2,2 miljoonaa. Tämän jälkeisinä vuosina määrä on vähentynyt ja ollut minimissään vuonna 2012 (2,1 miljoonaa). Työllisyys lähti kuitenkin tämän jälkeen loivaan noususuhdanteeseen. Vuonna 2022 työllisyys oli 2,2 miljoonaa. Suhteellinen työllisyys taas on nähnyt loivaa laskua. Vuonna 2008 osuus oli maksimissaan, noin 1,3 %, josta osuus on pienentynyt vuoteen 2020 asti, jolloin osuus oli noin 1,2 %, ja noussut tästä vuoteen 2022 mennessä minimaalisesti.

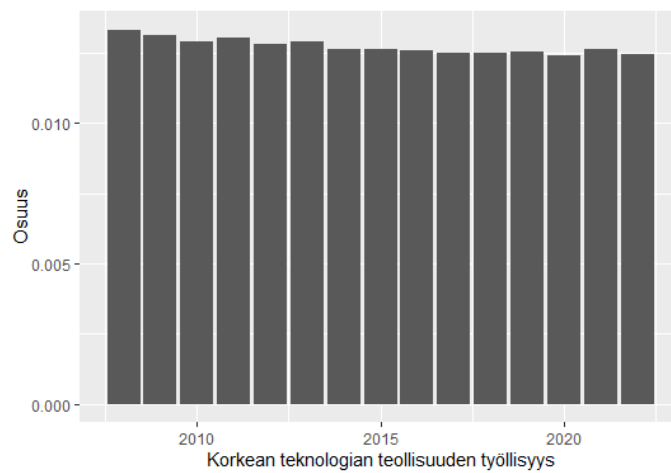
Tämän sijaan tietointensiiviset korkean teknologian palvelualat, jotka käsittävät kaikista korkean teknologian aloista loput 72,8 % ovat kasvaneet työllisyydeltään merkittävästi ja selittävät pitkälti koko korkean teknologian sektorin kasvun. Vuoden 2008 minimi oli noin 4,8 miljoonaa, eli noin 3 %, josta työllisyys on kasvanut vuoteen 2022 mennessä 7,7 miljoonaan, mikä on noin 4,3 % kaikkien tarkasteltavien sektorien työllisyydestä. Kuvio 17, kuvio 18 ja kuvio 19 havainnollistavat yllä kuvailtua korkean teknologian sektoreiden työllisyyden vuosittaista vaihtelua.

Voimme vielä tarkastella jäljelle jääviä muita teollisuus- ja palvelualoja. Muut teollisuusalat, jotka käsittävät noin 93,4 % teollisuusaloista ovat luonnollisesti kehittyneet työllisyydessä hyvin samankaltaisesti teollisuusalojen aggregaation kanssa. Vuonna 2008 työllisyys oli suurin (32,8 miljoonaa) ja vuonna 2013 pienin (28,3 miljoonaa). Vuoden 2022 työllisyys oli 30 miljoonaa. Suhteellinen työllisyys oli suurin vuonna 2008 (20 %) ja pienin vuonna 2022 (16,8 %).

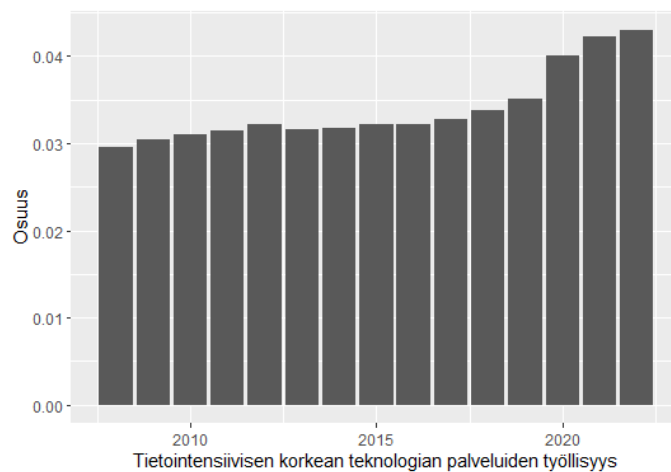
Sen sijaan tarkastelluista alakategorioista suurimpana työllistäjänä muut palvelualat, jotka käsittävät 95,8 % kaikista palvelualoista omasivat pienimmän



KUVIO 17 Korkean teknologian sektorin työllisyyden osuus vuosittain



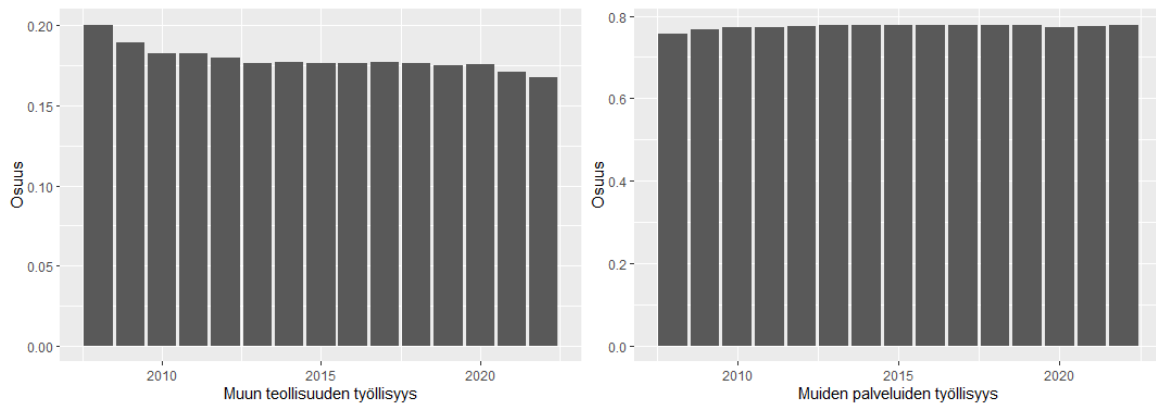
KUVIO 18 Korkean teknologian teollisuussektorin työllisyyden osuus vuosittain



KUVIO 19 Korkean teknologian palvelusektorin työllisyyden osuus vuosittain

työllisyyden vuonna 2010 (123,2 miljoonaa) ja suurimman vuonna 2022 (138,9 miljoonaa). Suhteellisissa osuuksissa vaihtelu on ollut nousujohteista, joskin pientä. Osuus oli pienin vuonna 2008 (75,7 %) ja suurin vuonna 2015 (77,9 %),

jonka jälkeen se on pysynyt lähes samana, vuonna 2022 noin (77,7 %). Kuvio 20 näyttää nämä muiden toimialojen työllisyyden muutokset vuosittain.

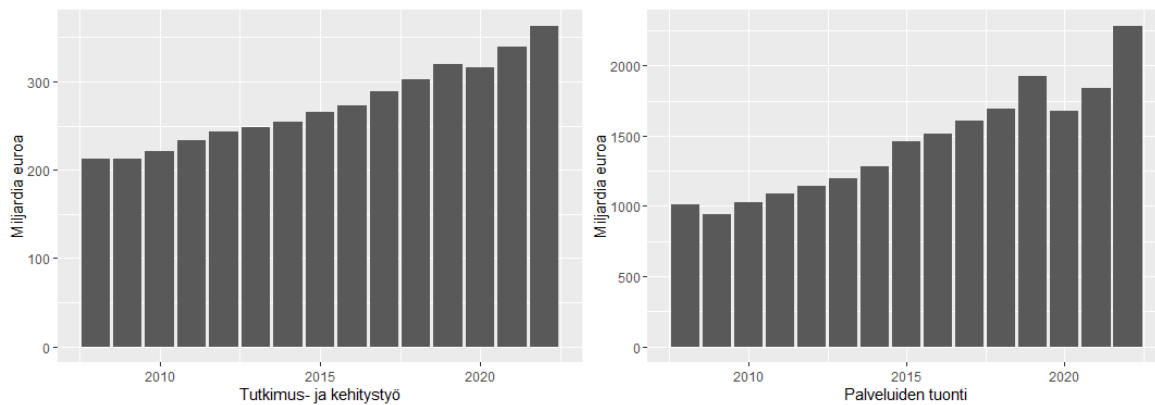


KUVIO 20 Muun teollisuuden ja muiden palveluiden työllisyyden osuudet vuosittain

Uusien työpaikkojen syntyminen tarkastelujakson aikana on tapahtunut pitkälti palvelualoilla, ja erityisesti juuri tietointensiivillä korkean teknologian palvelualoilla. Teollisuuden työllisyys on ollut laskusuhteista sekä absoluuttisesti, että suhteellisesti ja jopa korkean teknologian teollisuusalojen suhteellinen työllisyys on heikentynyt, mikä antaa ymmärtää, että teknologinen intensiivisyys ei ole ainoa tekijä, joka vaikuttaa tähän rakennemuutokseen.

Nyt tarkastelemme vielä kahta muuta aineiston muuttujaa. Teknologista kehitystä yleisluontoisesti indikoivat tutkimus- ja kehitystyökulut (expenditure on research and development) ovat tarkastelujakson aikana kasvaneet lähes joka vuosi tasaisesti. Kokonaiskulut olivat pienimmät vuonna 2008, noin 212,7 miljardia euroa, kun taas vuoteen 2022 mennessä ne ovat kasvaneet 363,5 miljardiin euroon. Hintamuutoksien vaikutukset kontrolloidaan, jos katsotaankin kuluja suhteessa kansantalouksien bruttokansantuotteeseen. Myös tällä tavalla tarkasteltuna kehitys on ollut nousujohteista, joskaan ei aivan yhtä yksisuuntaisesti, kuin euromääräisesti. Keskimääräinen prosenttiosuus bruttokansantuotteesta on ollut pienin vuonna 2008 (noin 1,43 %) ja suurin vuonna 2020 (1,78 %). Vuonna 2022 osuus oli noin 1,73 %.

Viimeisenä tarkasteltavana muuttujana palvelujen tuonti (import of services), jonka data on viimeksi päivitetty maaliskuussa 2024 ja ilmaistu nykyisellä hintatasolla, on myös kasvanut tarkastelujakson aikana. Kokonaistuonti oli pienimmillään noin 943,5 miljardia vuonna 2009, ja suurimmillaan 2284,5 miljardia vuonna 2022. Kehitys on ollut vuodesta 2009 eteenpäin noususuhteista lähes koko ajan, pienentyen ainoastaan vuosien 2019 ja 2020 välissä 1922,2 miljardista eurosta 1681 miljardiin. Suhteutettuna bruttokansantuotteisiin tulkinta kehitysuunnasta on vastaava. Keskimääräinen osuus tuonnille oli pienimmillään noin 16,7 % vuonna 2009 ja 24,7 % vuonna 2022. Tällä välillä osuudet ovat kasvaneet lähes joka vuosi, kohdaten merkittävän pienentymisen ainoastaan samaan aikaan euromääräisen mittauksen kanssa vuosien 2019 (24,3 %) ja 2020 (23,7 %) välissä. Kuvio 21 näyttää yllä kerrotut tutkimus- ja kehitystyön ja palveluiden tuonnin kehityksen vuosittain.



KUVIO 21 Tutkimus- ja kehitystyökulut ja palveluiden tuonti koko aineistossa vuosittain

Voimme havaita jo nyt läpi käydyllä aggregaattitaso muutoksien tarkastelulla yhteyksiä, joiden indikaatioita tutkimme myöhemmin lisää. Nyt tarkastellaan kokoavaa kuva näistä muuttujien yhteisistä kehityssuunnista. Polarisaatiokehitys, jonka taustalla on ennen kaikkea ammattikategorioista erityisasiantuntija- ja palveluammattien osuuksien kasvu vaikuttaa olevan yhteydessä havaittuun tutkimus- ja kehitystyön sekä palvelujen tuonnin kasvuun, teollisuusalojen työllisyyden pienentymiseen suhteessa palvelusektoriin, sekä tietointensiivisen korkean teknologian palvelusektorin työllisyyden kasvuun. Tämän perusteella teknologinen kehitys vaikuttaa lisäävän ylemmän tason asiantuntijoiden ja palvelutyöntekijöiden työllistymistä ja samalla vie työpaikkoja rakennustyöntekijöiltä, prosessityöntekijöiltä, maataloustyöntekijöiltä, sekä muilta työntekijöiltä.

Keskitasoisten ja joidenkin alemman tason ammattien väheneminen johtuu mahdollisesti teollisuudessa tapahtuvasta automaatiokehityksestä. Myös palvelujen tuonnin indikoima työvoiman ulkoistaminen on mahdollinen selittävä tekijä. Keskitasoisista ammateista toimistotyöntekijät ovat ammattikategoria, jonka suhteen kehityssuunta ei ole erityisen selvä. Tämän ammatin työllisyys on sekä vähentynyt, että myöhemmin kasvanut absoluuttisesti tarkasteltuna, joten kehityslinja ei indikoi yksiselitteistä yhteyttä teknologiseen kehitykseen, toimialamuutokseen tai palveluiden tuontiin.

Havaittujen yhteyksien todentamiseksi käymme seuraavaksi läpi aineistolla toteutettua tilastollista analyysiä. Tämän avulla voimme vahvistaa kuvaa indikoitujen oletuksien realistisuudesta, sekä tehdä ilmiöstä tarkempia tulkintoja ja johtopäätöksiä.

4.2 Menetelmä ja tulokset

Ammattien työllisyyttä haluttiin ennustaa teknologista kehitystä indikoivalla tutkimus- ja kehitystyöllä, sekä toimialojen työllisyyttä kuvaavilla muuttujilla. Toimialamuuttujilla pyrittiin kontrolloimaan mahdollisia teknologiaan suorasti liittymättömiä rakennemuutoksen tekijöitä. Ensisijaisesti kuitenkin muuttujien oli tarkoitus antaa indikaatiota teknologian monimuotoisuudesta. Teollisuuden

työllisyyden pienentymisellä on aiemmassa tutkimuksessa todettu yhteys teknologista automaatiota luovaan prosessi-innovaatioon. Samalla tietointensiivisen korkean teknologian palvelusektorin työllisyys oli tärkeä tekijä kuvaamaan kyseiseen sektoriin kirjallisuudessa liitettyä työpaikkoja luovaa tuoteinnovaatiota (Bogliacino, ym. 2013, Cirillo, 2017, 2018). Näiden tekijöiden lisäksi vaihtoehtoisena työllisyyden selittäjänä palvelujen tuonti valittiin työvoiman ulkoistamisen indikaattorina kontrollimuuttujaksi. Valikoitujen selittävien muuttujien yhteyttä ammattien työllisyyteen ennustettiin kiinteiden vaikutusten regressioanalyysillä.

Yksittäisten ammattien työllisyyden lisäksi johdettiin uusi kaikkien ammattien kehitystä aggregoiva muuttuja, jonka oli tarkoitus antaa indikaattori polarisaatiokehitykselle koko työmarkkinoiden tasolla ja näin täydentää yksittäisten ammattien työllisyyden antamaa kuvaa. Muuttuja mukailee karkeasti Bogliacino ym. (2013) tutkimuksen polarisaatiomuuttujaa, jossa korkean ja matalan tason ammattiryhmien työllisyysosuus jaettiin keskitasoisten ammattien työllisyysosuudella. Erona muodostamisessa on palveluammattien luokittelu matalan tason töihin keskitason sijaan, aiemmin esitellyn perustelun mukaisesti. Suhdelukumuuuttujaa kokeiltiin, mutta lineaarinen regressio osoittautui heikoksi ennustamaan tämän vaihtelua, joten polarisaatiota kuvaava työllisyysmuuttuja (Polar) muodostettiin yksinkertaisesti vähentämällä korkean ja matalan tason ammattien työllisyyden summat keskitasoisten ammattien työllisyyden summasta, eli toisin ilmaisten muuttuja on muotoa (Kaava 9):

$$(9) \text{Polar}_{it} = Y_{it} + M_{it} - K_{it}, t = 1, \dots, 15, i = 1, \dots, 28$$

missä Y_{it} on johtajien, erityisasiantuntijoiden ja asiantuntijoiden määrä maassa i vuonna t , M_{it} on palvelutyöntekijöiden, prosessityöntekijöiden ja muiden työntekijöiden määrä maassa i vuonna t , kun taas K_{it} on toimistotyöntekijöiden, maataloustyöntekijöiden ja rakennustyöntekijöiden määrä maassa i vuonna t . Muodostetun muuttujan vaihtelua ennustettiin samoilla regressiomalleilla, kuin alkuperäisiä työllisyysmuuttujia.

Ennen mallien muodostamista tutkimus- ja kehitystyö (TK) ja palvelujen tuonti (PT) skaalattiin uudestaan alkuperäisestä miljoonan euron yksiköstä miljardiin euroon, jotta regressiokertoimet saataisiin intuitiivisempaan muotoon. Ennustaminen toteutettiin käyttämällä ensin selittäjänä vain tutkimus- ja kehitystyötä (TK). Näin voitaisiin ensin havainnoida teknologisen kehityksen vaikutusta ilman kontrollimuuttujia. Tämän jälkeen malliin lisättiin selittäjiksi teollisuuden työllisyysmuuttuja (Teol), sekä palvelujen tuonti (PT). Näiden muuttujien avulla kontrolloitiin työvoiman ulkoistamisen vaikutus ja samalla monipuolistettiin kuvaa teknologisesta kehityksestä.

Kolmen selittäjäväen muuttujan mallia laajennettiin edelleen lisäämällä neljänneksi muuttujaksi tietointensiivisen korkean teknologian palvelualojen työllisyysmuuttuja (Ktpalv). Kuten yllä on lyhyesti muotoiltu, tämän selittäjän tavoitteena oli monipuolistaa vaikutuksien toimialarakenteellista kuvaa näyttämällä, missä määrin teknologisen kehityksen vaikutus ammattien työllisyyteen liittyy nimenomaan korkean teknologian palvelusektoriin. Tämä toimialakategoria on

spesifisti kiinnostava, sillä sen työllisyys on kokenut selvästi muita sektoreita vahvempaa kasvua, minkä lisäksi siihen sisältyvät alat on havaittu kirjallisuudessa poikkeukselliseksi sekä työvoiman rakenteen, että teknologian käytön luonteen suhteen.

Sektori on pitkälti yhteneväinen Bogliacino, ym. (2013) tutkimuksessa esitellyn tietointensiivisen liike-elämän palveluiden (knowledge intensive business services) kanssa, johon luokiteltiin kuuluvaksi NACE Rev 1.1 mukaisesti seuraavat alat: posti- ja televiestintä (post and telecommunications, 64), laitteiston vuokraus (renting of machinery and equipment, 71), tietotekniikka ja vastaavat aktiviteetit (computer and related activities, 72), tutkimus- ja kehitystyö (research and development, 73), sekä muut liike-elämän aktiviteetit (other business activities, 74). Näistä kategorioista 64, 72 ja 73 sisältyvät Eurostat-tietokannan *Employment in technology and knowledge-intensive sectors at the national level, by type of occupation* (Eurostat, 2024) tietointensiivisten korkean teknologian palveluiden määritelmään NACE Rev 1.1 standardin mukaisesti. Näitä vastaavia kategorioita NACE Rev 2 standardissa on käytetty vuodesta 2008 eteenpäin. Tarkempi informaatio luokituksista löytyy metadatatista *High-tech industry and knowledge-intensive services (htec)* (Eurostat, 2024).

Tämän perusteella tässä tutkimuksessa käytetyn muuttujan voidaan katsoa olevan vertailukelpoinen aiemman kirjallisuuden kanssa ja voimme näin tehdä sen luonteesta oletuksia nojaten tähän aiempaan tutkimukseen. Kuten aiemmin on ilmaistu, näihin oletuksiin kuuluu tietointensiivisen korkean teknologian palvelusektorin tuoteinnovaatiopainotteinen teknologinen strategia, jonka on havaittu olevan yhteydessä työn polarisaatiokehitykseen korkeatasoisten töiden kasvattamisen muodossa (Bogliacino, ym. 2013, Cirillo, 2017, 2018). Muuttujan lisääminen malliin antaa mahdollisuuden kuvastaa kahta eri luontoista teknologiaa ja teknologista strategiaa.

Myös viiden selittävän muuttujan mallia kokeiltiin, jossa teollisuussektori-muuttuja jaettiin erikseen korkean teknologian teollisuuteen ja muuhun teollisuuteen, mutta kyseinen malli jätetään työssä raportoimatta, sillä sen selityskyky havaittiin heikoksi ja epäluotettavaksi johtuen suuresta kollineaarisuudesta selittävien muuttujien välillä. Toisaalta korkean teknologian teollisuussektori käsittää hyvin pienen osuuden teollisuudesta (noin 6,6 %), eikä sillä ole havaittu suurta merkitystä aiemmin esitellyssä kirjallisuudessa, joten erottelun hyödyllisyys oli joka tapauksessa kyseenalainen. Myös muut palvelualat jätettiin raportoitavista malleista pois vaikean kollineaarisuuden takia. Toisaalta kyseinen kategoria kattaa yli 70 % tarkasteltavien sektoreiden työllisyydestä, joten voidaan katsoa, että siihen sisältyvää tietoa on joka tapauksessa implisiittisesti mukana, kun muita sektorimuuttujia otetaan malliin.

Seuraavaksi tarkastellaan regressiomallien spesifikaatiot yksityiskohtaisesti ja käydään läpi niiden tarjoamia tuloksia. Kaikkien mallien hypoteesit ovat muotoa

$H_0 =$ Selittävät muuttujat eivät ennusta ammatin työllisyyttä.

$H_1 =$ Selittävät muuttujat ennustavat ammatin työllisyyttä.

Aluksi aineistoa tarkasteltiin yhden selittävän muuttujan kiinteiden vaikutusten regressiomallilla, joka on muotoa (Kaava 10):

$$(10) \quad \text{Työ}_{it} = \alpha_i + \text{TK}_{it}\beta + \varepsilon_{it}, \\ t = 1, \dots, 15 \quad i = 1, \dots, 28,$$

Missä Työ_{it} on ammatin työllisyys maassa i vuonna t , α_i on estimoitava ajasta riippumaton maakohtainen vakiovaikutus, TK_{it} on tutkimus- ja kehitystyö maassa i vuonna t , β on estimoitava regressiokerroin muuttujalle TK ja ε_{it} on mallin virhetermi (residuaali).

Malli muodostettiin jokaiselle ammatille ja tuntemattomat parametrit estimoitettiin pienimmän neliösumman menetelmällä (OLS). Kiinteiden vaikutusten oletuksen mukaisesti α_i -vakiovaikutukset voivat korreloida selittävän muuttujan TK kanssa. Myös satunnaisten vaikutusten spesifikaatiot muodostettiin, joissa vakiovaikutusten ei anneta korreloida selittäjän kanssa, ja näitä verrattiin kiinteiden vaikutusten malleihin Durbin–Wu–Hausmanin testillä. Testi jätti nollahypoteesin voimaan 5 %:n merkitsevyytasolla asiantuntijoiden mallille, indikoiden satunnaisten vaikutusten spesifikaation olevan parempi. Kuitenkin katsottiin järkeväksi pitää spesifikaatio samana kaikissa tapauksissa vertailukelpoisuuden varmistamiseksi. Kiinteiden vaikutusten regressio on kelvollinen valinta myös silloin, kun vaihtoehtoinen malli olisi teoriassa parempi. Satunnaiset vaikutukset taas olisivat antaneet epäjohdonmukaisia estimaatteja suuressa osassa malleja, sillä niissä vakiotermit korreloivat selittävän muuttujan kanssa. Taulukko 6 tiivistää yhden selittävän muuttujan mallin tulokset.

TAULUKKO 6 Yhden selittävän muuttujan mallin tuloksia

	TK	Keskivirhe klusteroitu	Selitysaste (R ²)	Korjattu Selitysaste (R ²)	F-testisuure p-arvo
JOH	-7,63	1,52 *** 2,73 **	0,06	-0,01	25,2333 < ,001
ERI	74,59	2,40 *** 12,43 ***	0,71	0,69	963,683 < ,001
ASI	11,88	1,89 *** 1,98 ***	0,09	0,03	39,4752 < ,001
TOI	9,77	1,22 *** 5,97	0,14	0,08	64,2407 < ,001
PAL	19,76	2,18 *** 4,84 ***	0,17	0,12	82,1857 < ,001
MAA	-4,24	1,49 ** 1,93 *	0,02	0,02	8,10702 ,005
RAK	-13,35	1,52 *** 1,70 ***	0,17	0,11	77,4186 < ,001
PRO	-1,95	0,80 * 1,72	0,02	-0,06	5,9648 ,015
MUU	-0,43	0,85 1,05	0,001	-0,07	0,25744 ,612

Keskivirheiden tilastollinen merkitsevyytaso ilmaistaan seuraavasti:
*** = 0,1 %, ** = 1 %, * = 5 %, ja . = 10 %

Tutkimus- ja kehitystyön estimoitu regressiokerroin oli positiivinen erityisasiantuntijoille, asiantuntijoille, toimistotyöntekijöille, sekä palvelutyöntekijöille. Muille ammanteille vaikutus oli negatiivinen ja korkein negatiivinen kerroin havaittiin rakennustyöntekijöille (~-13). Suurin osa malleista antoi merkitsevän tuloksen tutkimus- ja kehitystyön vaikutukselle työllisyyteen tavallisilla keskivirheillä mitattuna. Ainoastaan muiden työntekijöiden kerroin ei saavuttanut tilastollista merkitsevyyttä 5 %:n merkitsevyytystasolla. Kun keskivirheiksi kuitenkin vaihdettiin heteroskedastisuusrobustit maiden suhteen klusteroidut keskivirheet, muuttujan selityskyky menetti tilastollisen merkitsevyyden ($p < 0,05$) myös toimistotyöntekijöiden ja prosessityöntekijöiden tapauksessa. Lisäksi mallien selityssasteet (R^2) olivat varsin heikkoja, erityisesti käytettäessä korjattua selityssastetta. Ainoastaan asiantuntijoiden mallin korjattu selityssaste (0,69) oli huomattavan korkea. Muita ammatteja lukuun ottamatta kaikki mallit saavuttivat 5 %:n tilastollisen merkitsevyyden F-testillä.

Tarkastelun perusteella teknologisella kehityksellä on merkittävä positiivinen vaikutus erityisasiantuntijoiden, asiantuntijoiden, sekä palvelutyöntekijöiden työllisyyteen, sekä merkittävä negatiivinen vaikutus rakennustyöntekijöiden työllisyyteen. Myös maataloustöiden, sekä yllättäen johtajien työllisyyteen havaitaan merkittävä negatiivinen vaikutus, joskin johtajien työllisyyttä selittävän mallin korjattu selityssaste on negatiivinen, mikä indikoi mallin selityskyvyn olevan epäluotettava. Rutiininomaisille ja keskitasoisille toimistotöille havaittu positiivinen yhteys oli myös aiemmasta tutkimuksesta poikkeava tulos, joskin maiden suhteen klusteroidut keskivirheet osoittavat yhteyden merkitsevyyden kyseenalaiseksi. Kokonaisuudessaan tulokset viittaavat teknologisen kehityksen olevan yhteydessä työmarkkinoiden polarisaatioon kasvattamalla korkean tason ei-rutiininomaisten töiden, kuin myös matalan tason palveluammattien työllisyyttä ja samalla laskee useimpien matalan ja keskitason ammattien työllisyyttä.

Yhteyttä polarisaatioon tarkasteltiin lisää aggregaattitaso työllisyysmuuttujan (Polar) vaihtelua ennustavalla mallilla. Myös tälle mallille kokeiltiin sekä kiinteiden vaikutusten, että satunnaisten vaikutusten spesifikaatiota. Durbin-Wu-Hausmanin testi antoi tilastollisesti merkitsevän tuloksen ($p < 0,001$), joten kiinteiden vaikutusten regressio tässäkin tapauksessa valittiin metodiksi. Taulukko 7 tiivistää mallin tulokset.

TAULUKKO 7 Yhden selittävän muuttujan regressio polarisaatiomuuttujalle

TK	Keskivirhe klusteroitu	Korjattu selityssaste (R^2)	F-testisuure p-arvo
104.03	4,78 *** 20,39 ***	0,52	473,49 < ,001

Keskivirheiden tilastollinen merkitsevyytystaso ilmaistaan seuraavasti:

*** = 0,1 %, ** = 1 %, * = 5 %, ja . = 10 %

Malli näyttää tutkimus- ja kehitystyöllä (TK) mitatun teknologian ennustavan kokonaistyöllisyyden polarisoituneisuutta tilastollisesti merkitsevästi sekä tavallisilla, että maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä tarkasteltuna. Regressiokerroin on korkeampi, kuin kaikki yksittäisten ammattiryhmien kertoimet.

Myös selitysaste on erityisasiantuntijoita lukuun ottamatta kaikkia ammattiryhmiä korkeampi. Tulos viittaa tutkimus- ja kehitystyö olevan selvässä yhteydessä aggregaattitason polarisaatiokehitykseen.

Seuraavaksi estimoitii kolmen selittävän muuttujan mallit, joissa riippumattomiksi muuttujiksi lisättiin teollisuusalojen työllisyys (Teol) sekä palvelujen tuonti (PT). Nämä mallit ovat muotoa (Kaava 11):

$$(11) \quad \text{Työ}_{it} = \alpha_i + \text{TK}_{it}\beta_1 + \text{Teol}_{it}\beta_2 + \text{PT}_{it}\beta_3 + \varepsilon_{it}, \\ t = 1, \dots, 15 \quad i = 1, \dots, 28,$$

missä Työ_{it} on ammatin työllisyys maassa i vuonna t , α_i on estimoitava ajasta riippumaton vakiovaikutus, TK_{it} on tutkimus- ja kehitystyö maassa i vuonna t , Teol_{it} on työllisyys teollisuudessa maassa i vuonna t , PT_{it} on palvelujen tuonti maassa i vuonna t , B_{1-3} ovat estimoitavat regressiokertoimet ja ε_{it} on mallin virhetermi (residuaali).

Malleista estimoitii sekä kiinteiden vaikutusten, että satunnaisten vaikutusten spesifikaatiot. Prosessityöntekijöiden ja palvelutyöntekijöiden tapauksessa nollahypoteesia ei hylätty Durbin-Wu-Hausmanin testillä 5 %:n merkitsevyystasolla. Aiemman mukaisesti myös näiden ammattien malleissa käytettiin kiinteiden vaikutusten regressiota spesifikaatioiden yhtäläisyyden säilyttämiseksi. Mallien tulokset on koottu alla (Taulukko 8).

TAULUKKO 8 Kolmen selittävän muuttujan malli

	JOH	ERI	ASI	TOI	PAL	MAA	RAK	PRO	MUU
TK	-10,48	72,55	7,20	10,35	20,93	-3,56	-19,21	-5,34	-2,21
keskivirhe	1,79	2,98	2,37	1,43	2,61	1,94	1,68	0,72	1,08
	***	***	**	***	***	.	***	***	*
klusteroitu	3,12	11,28	2,87	4,84	4,11	1,52	3,58	1,08	1,63
	***	***	*	*	***	*	***	***	.
Teol	0,56	-0,55	0,41	0,42	-0,72	0,01	0,68	0,50	0,14
keskivirhe	0,06	0,10	0,08	0,05	0,09	0,07	0,06	0,02	0,04
	***	***	***	***	***	.	***	***	***
klusteroitu	0,21	0,39	0,28	0,24	0,23	0,17	0,22	0,08	0,19
	**	.	.	.	**	.	**	***	.
PT	0,05	1,07	0,62	-0,59	0,51	-0,16	0,60	0,23	0,26
keskivirhe	0,25	0,41	0,33	0,20	0,36	0,27	0,23	0,10	0,15
	.	*	.	**	.	.	*	*	.
klusteroitu	0,20	0,77	0,33	0,47	0,30	0,20	0,47	0,24	0,20

Keskivirheiden tilastollinen merkitsevyystaso ilmaistaan seuraavasti:

*** = 0,1 %, ** = 1 %, * = 5 %, ja . = 10 %

Analyysi ennustaa tutkimus- ja kehitystyön yhteyden ammattien työllisyyteen olevan sama suuntainen, kuin yhden muuttujan malleissa. Vaikutus erityisasiantuntijoiden, asiantuntijoiden, palvelutyöntekijöiden, sekä toimistotyöntekijöiden työllisyyteen on positiivinen. Muiden ammattien työllisyys vähenee tutkimus- ja kehitystyön kasvaessa. Kertoimet ovat tavallisilla keskivirheillä tilastollisesti merkitseviä 5 %:n merkitsevyystasolla kaikille muille, paitsi maatalousammattiteille, joille yhteys on kuitenkin merkitsevä 10 %:n tasolla. Kun käytetäänkin maiden suhteen klusteroituja keskivirheitä, kertoimet pysyvät tilastollisesti

merkitsevinä 5 %:n merkitsevyystasolla muita ammatteja lukuun ottamatta kaikille. Lisäksi maatalousammattien suhteen selityskyky paranee ja saavuttaa 5 %:n merkitsevyyden. Uusien selittävien muuttujien lisääminen ei vaikuta heikentävän tutkimus- ja kehitystyön selityskykyä. Toimistotyöntekijöiden ja prosessityöntekijöiden suhteen muuttujan merkitsevyydessä havaitaankin kasvua yhden selittävän muuttujan analyysiin verrattuna.

Uutena muuttujana työllisyys teollisuussektorilla (Teol) on negatiivisessa yhteydessä erityisasiantuntijoiden ja palveluammattien työllisyyteen. Muille ammattiteille yhteys on positiivinen. Näin teollisuuden työllisyyden vähentyminen tarkastelujakson aikana selittää sekä korkean tason asiantuntijoiden, että palvelutyöntekijöiden määrän kasvua ja samalla toimistotöiden, rakennustyöntekijöiden, sekä prosessityöntekijöiden vähentymistä. Kerroin on tilastollisesti merkitsevä ($p < 0,05$) kaikille muille, paitsi maatalousammattiteille, kun tarkastellaan normaaleja keskivirheitä. Kun käytetäänkin maiden suhteen klusteroituja keskivirheitä, 5 %:n tilastollinen merkitsevyys pysyy johtajille, palvelutyöntekijöille, rakennustyöntekijöille ja prosessityöntekijöille. Estimaatti myös saavuttaa 10 %:n merkitsevyyden toimistotyöntekijöille.

Palvelujen tuonti (PT) on negatiivisessa yhteydessä toimistotyöntekijöiden ja maataloustyöntekijöiden määrään. Muille ammattiteille vaikutus on positiivinen. Yhteys on tavallisilla keskivirheillä tilastollisesti merkitsevä 5 %:n merkitsevyystasolla erityisasiantuntijoille, toimistotyöntekijöille, rakennustyöntekijöille ja prosessityöntekijöille. Maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä estimaatti kuitenkin saavutti vain 10 %:n merkitsevyyden asiantuntijoiden ja palveluammattien tapauksessa.

Kolmen selittävän muuttujan mallit indikoivat teollisuuden työllisyyden olevan merkittävä uusi tekijä työmarkkinoiden rakennemuutoksessa. Tästä huolimatta tutkimus- ja kehitystyön itsenäinen selityskyky ei heikkene lisätyn muuttujan seurauksena, mikä kenties viittaa toimialojen rakennemuutoksella olevan teknologisesti innovaatiosta riippumatonta selityskykyä. Palvelujen tuonti työn ulkoistamisen indikaattorina taas omaa heikon selityskyvyn ammattien työllisyyteen, mutta toimii joka tapauksessa hyödyllisenä kontrollimuuttujana.

Uudet selittävät muuttujat paransivat ennustuskkyä. Mallien F-testit olivat tilastollisesti merkitseviä 5 %:n merkitsevyystasolla kaikille ammattiteille. Maatalousammattiteja ja muita työntekijöitä lukuun ottamatta mallit saivat jopa 0,1 %:n merkitsevyyden ja ainoastaan maatalous ei saavuttanut 1 %:n merkitsevyyttä. Mallin selitysaste oli vahvin asiantuntijoille (0,72 korjattu) ja prosessityöntekijöille (0,49 korjattu). Lisäksi korjattu selitysaste oli yli 0,2 toimistotyöntekijöille (0,25), palvelutyöntekijöille (0,25) ja rakennustyöntekijöille (0,35). Mallit kuitenkin selittivät heikosti maataloustyöntekijöiden (-0,05 korjattu) ja muiden työntekijöiden työllisyyttä (-0,03 korjattu). Tulokset on koottu alle taulukkoon 9.

Kolmen selittävän muuttujan malli estimoitii myös polarisaatiomuuttujalle (Polar). Durbin-Wu-Hausman testin p-arvoksi saatiin 0,03, joten kiinteiden vaikutusten regressio valittiin taas metodiksi. Mallin regressiokertoimet, keskivirheet ja merkitsevyydet ovat taulukossa 10 ja koko mallin merkitsevyyttä koskevat arvot taulukossa 11.

TAULUKKO 9 Kolmen selittävän muuttujan mallien selitysasteet ja merkitsevyys

	Korjattu selitysaste (R ²)	F-testisuure	Merkitsevyys (p-arvo)
JOH	0,17	38,60	< ,001
ERI	0,72	364,81	< ,001
ASI	0,09	23,72	< ,001
TOI	0,25	55,53	< ,001
PAL	0,25	55,42	< ,001
MAA	-0,05	2,82	< ,05
RAK	0,35	84,69	< ,001
PRO	0,49	142,75	< ,001
MUU	-0,03	5,51	< ,001

TAULUKKO 10 Kolmen selittävän muuttujan malli polarisaatiomuuttujalle

	Regressiokerroin	Keskivirhe klusteroitu
TK	95,08	6,00 *** 17,91 ***
Teol	-0,78	0,20 *** 0,89
PT	2,90	0,83 *** 1,91

Keskivirheiden tilastollinen merkitsevyytensä ilmaistaan seuraavasti:

*** = 0,1 %, ** = 1 %, * = 5 %, ja . = 10 %

TAULUKKO 11 Kolmen selittävän muuttujan merkitsevyys polarisaatiomuuttujalle

Korjattu Selitysaste	0,55
F-testisuure	178,09
Merkitsevyys (p-arvo)	< ,001

Kolmen selittävän muuttujan malli, kuten aiempi yhden selittävän muuttujan malli ennustaa tutkimus- ja kehitystyön olevan molemmilla keskivirheillä tilastollisesti merkitsevässä ($p < 0,001$) yhteydessä polarisaatiota kuvaavaan työllisyyden vaihteluun, joskin muuttujan regressiokerroin on pienempi, kuin aiemmin. Myös teollisuussektorin työllisyys ja palveluiden tuonti ovat tavallisilla keskivirheillä tilastollisesti merkitsevässä yhteydessä, mutta merkitsevyys katoaa maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä. Tulos indikoi näiden muuttujien ennustuskyvyn olevan epäluotettava ja mahdollisesti näennäinen.

Tästä huolimatta kolmen selittävän muuttujan mallit kokonaisuudessaan antavat syytä uskoa, että teollisuuden työllisyys on merkitsevä ennustaja työraenteen muutokselle, eli toimialasektoreiden välinen dynamiikka on osatekijä havaitussa siirtymässä kohti asiantuntija- ja palveluammattipainotteisia työmarkkinoita. Palvelujen tuonnin selityskyky taas on heikko, mikä viittaa työn ulkoistamisen olevan vähäisessä roolissa verrattuna teknologiseen kehitykseen ja toimialamurrokseen. Tulokset näyttävät kokonaisuudessaan tutkimus- ja kehitystyön olevan tärkein tekijä ammattien työllisyyden ennustajana, joskin tästä huolimatta työllisyyden polarisaatiomuuttujan (Polar) vaihtelua ennustettaessa teollisuuden työllisyys ja palvelujen tuonti heikentävät jonkin verran tutkimus- ja kehitystyön kerrointa yhden selittävän muuttujan malliin nähden (95 vastaan

aiempi 104). Tämä viittaa mahdollisesti teollisuusalojen prosessi-innovaation vaikutuksen selittävän osan työllisyyden vaihtelusta, joka aiemmin katsottiin tutkimus- ja kehitystyöstä riippuvaksi.

Seuraavaksi malleista tehtiin neljän selittävän muuttujan versiot, joita tutkimuksen tulosten lopullisessa tulkinnassa painotetaan ensisijaisesti. Näissä malleissa aiempiin kolmen muuttujan malleihin lisättiin tietointensiivisen korkean teknologian palvelusektorin työllisyysmuuttuja (Ktpalv). Lisäämisen tarkoituksena oli syventää analyysin kykyä toimialarakenteellisten vaikutuksien havainnointiin, kuin myös monipuolistaa kuvaa teknologisesta kehityksestä. Voidaan ajatella, että siinä missä tutkimus- ja kehitystyö kuvastaa teknologista kehitystä yleisellä tasolla, korkean teknologian palvelusektorin työllisyys kuvaa spesifiä tuote-innovaatiota painottavaa teknologista kehitystä. Neljän selittävän muuttujan mallit ovat muotoa (Kaava 12):

$$(12) \quad \text{Työ}_{it} = \alpha_i + \text{TK}_{it}\beta_1 + \text{Teol}_{it}\beta_2 + \text{Ktpalv}_{it}\beta_3 + \text{PT}_{it}\beta_4 + \varepsilon_{it}, \\ t = 1, \dots, 15 \quad i = 1, \dots, 28,$$

missä Työ_{it} on ammatin työllisyys maassa i vuonna t , α_i on estimoitava ajasta riippumaton vakiovaikutus, TK_{it} on tutkimus- ja kehitystyö maassa i vuonna t , Teol_{it} on työllisyys teollisuudessa maassa i vuonna t , Ktpalv_{it} on työllisyys korkean teknologian palveluissa maassa i vuonna t , PT_{it} on palvelujen tuonti maassa i vuonna t , B_{1-4} ovat estimoitavat regressiokertoimet ja ε_{it} on mallin virhetermi (residuaali).

Kuten aiemmin, kiinteiden ja satunnaisten vaikutusten spesifikaatiot tehtiin erikseen. Durbin-Wu-Hausman-testi antoi tilastollisesti merkitsevän ($p < 0,05$) tuloksen kaikille ammattiteille, paitsi johtajille ja prosessityöntekijöille. Aiemman mukaisesti myös näiden ammattien malleista tarkastellaan kiinteiden vaikutusten spesifikaatioita säännöllisyyden vuoksi. Tulokset on koottu alle taulukkoon 12.

Tarkastellaan ensin ylemmän tason työntekijöiden ennusteita. Kolmen selittävän muuttujan mallien mukaisesti tutkimus- ja kehitystyön ennustetaan olevan negatiivisessa yhteydessä johtajien työllisyyteen, mutta voimakkaassa positiivisessa yhteydessä erityisasiantuntijoiden ja asiantuntijoiden työllisyyteen. Vaikutukset säilyvät maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä tilastollisesti merkitsevinä.

Teollisuuden työllisyydellä taas on merkitsevä positiivinen vaikutus johtajien työllisyyteen ja merkitsevä negatiivinen vaikutus erityisasiantuntijoiden työllisyyteen. Asiantuntijoihin vaikutus on voimakkaasti positiivinen, mutta tilastollinen merkitsevyys ei säily maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä tarkasteltuna. Tulokset viittaavat teollisuussektorin työllistävän heikosti erityisasiantuntijoita, mutta huomattavasti johtajia ja mahdollisesti asiantuntijoita. Lisäksi johtajat vaikuttavat työllistävän vähemmän innovatiivisilla sektoreilla, minkä vuoksi ammatin työllisyys kärsii rakennemuutoksesta kohti teknologiain-tensiivisempää palveluyhteiskuntaa.

Uutena muuttujana tietointensiivisten korkean teknologian palveluiden

TAULUKKO 12 Neljän selittävän muuttujan mallit

	JOH	ERI	ASI	TOI	PAL	MAA	RAK	PRO	MUU
TK	-5,62	43,60	25,77	12,53	23,74	1,87	-11,99	-3,69	3,96
keskivirhe	2,20	2,82	2,52	1,78	3,26	2,38	2,01	0,89	1,25
	*	***	***	***	***		***	***	**
klusteroitu	2,31	4,20	4,83	5,17	4,61	5,18	3,12	1,14	2,52
	*	***	***	*	***		***	**	
Teol	0,59	-0,73	0,53	0,43	-0,70	0,04	0,73	0,51	0,18
keskivirhe	0,06	0,08	0,07	0,05	0,09	0,07	0,05	0,02	0,03
	***	***	***	***	***		***	***	***
klusteroitu	0,23	0,30	0,28	0,24	0,23	0,17	0,23	0,08	0,18
	**	*	.	.	**		**	***	
Ktpalv	-0,45	2,69	-1,73	-0,20	-0,26	-0,50	-0,67	-0,15	-0,57
keskivirhe	0,12	0,16	0,14	0,10	0,18	0,13	0,11	0,05	0,07
	***	***	***	*		***	***	**	***
klusteroitu	0,27	0,70	0,69	0,21	0,55	0,54	0,27	0,08	0,15
	.	***	*	.	.		*	*	***
PT	0,11	0,70	0,86	-0,56	0,55	-0,09	0,69	0,26	0,34
keskivirhe	0,25	0,31	0,28	0,20	0,36	0,27	0,22	0,10	0,14
		*	**	**			**	*	*
klusteroitu	0,20	0,74	0,38	0,46	0,31	0,18	0,47	0,24	0,20
			*	.	.				.

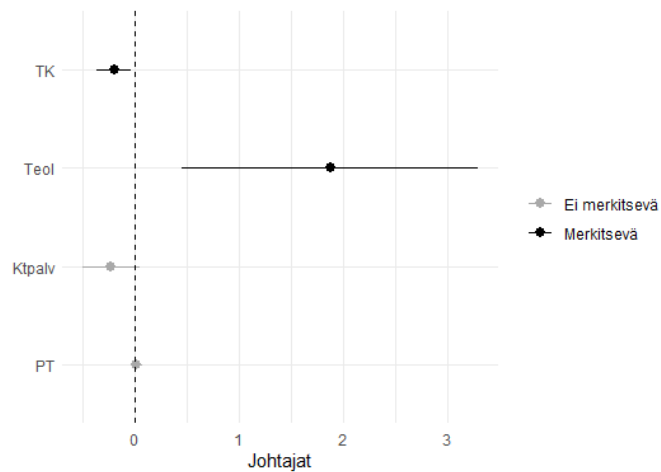
Keskivirheiden tilastollinen merkitsevyytaso ilmaistaan seuraavasti:

*** = 0,1 %, ** = 1 %, * = 5 %, ja . = 10 %

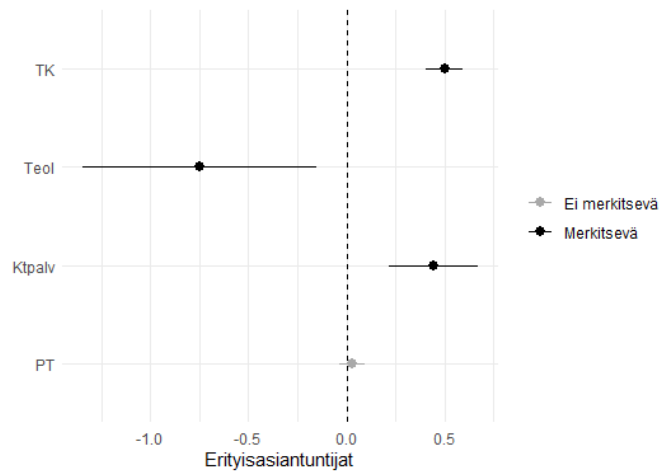
työllisyys on johtajien ja erityisasiantuntijoiden suhteen samansuuntaisessa yhteydessä, kuin tutkimus- ja kehitystyö. Asiantuntijoilla sen sijaan havaitaan, että korkean teknologian palveluiden työllisyys ennustaa ammatin työllisyyttä negatiivisesti, toisin kuin tutkimus- ja kehitystyö. Tämä kiinnostava tulos ja indikoi, että erityisen korkeaa teknologiaa hyödyntävä tuoteinnovaatiopainotteinen sektori asettaa jopa ylemmän tason ammatteja eri tasoiseen asemaan ja työllistää nimenomaan korkeimpia asiantuntijoita. Tulos myös viittaa, että muuttuja onnistuu indikoimaan sellaista teknologista kehitystä tai teknologista strategiaa, joka on osittain erilaista, kuin tutkimus- ja kehitystyön näyttämä kehitys. Nämä tulokset ovat merkitseviä sekä tavallisilla, että maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä kaikille muille paitsi, johtajille, joille muuttujan negatiivisen vaikutuksen merkitsevyyttä ei voida todentaa klusteroiduilla keskivirheillä.

Viimein palvelujen tuonti on ylemmän tason ammatteihin heikossa yhteydessä. Vaikka tilastollinen merkitsevyys saavutetaankin maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä asiantuntijoiden tapauksessa, on muuttujan suhteellinen vaikutus liian pieni, että tästä voitaisiin tehdä merkittäviä tulkintoja. Muuttujan keskivirhe on kuitenkin myös pieni, joten merkitsevyyden vähäisyys on luotettava. Työn ulkoistamisen vaikutus ylemmän tason ammatteihin on siis luultavasti heikko, mutta positiivinen. Kuvio 22, kuvio 23 ja kuvio 24 havainnollistavat näiden ammattien regressiokertoimia ja maiden suhteen klusteroituja 95 %:n luottamusvälejä standardisoidussa muodossa, mikä helpottaa yksiköistä ja skaalauksista riippumattomien tulkintojen tekemistä.

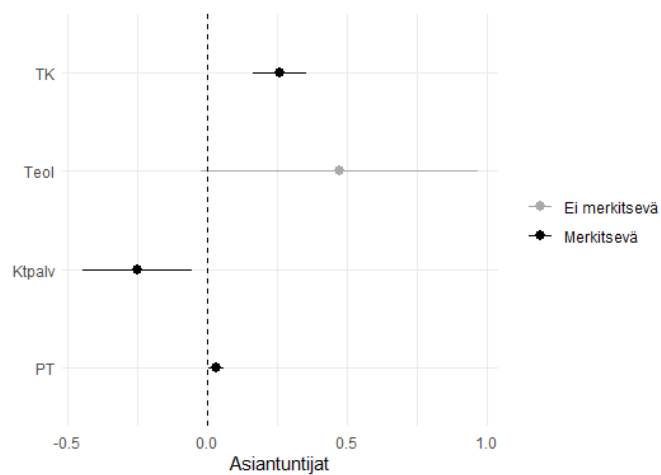
Keskitasoisten töiden suhteen mallin ennustukset vaihtelevat. Toisin, kuin kolmen muuttujan mallissa, yksikään selittävä muuttuja ei ennusta maataloustyöntekijöiden työllisyyttä merkitsevästi edes silloin, kun tarkastellaan tavallisia



KUVIO 22 Johtajien standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä



KUVIO 23 Erityisasiantuntijoiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä



KUVIO 24 Asiantuntijoiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä

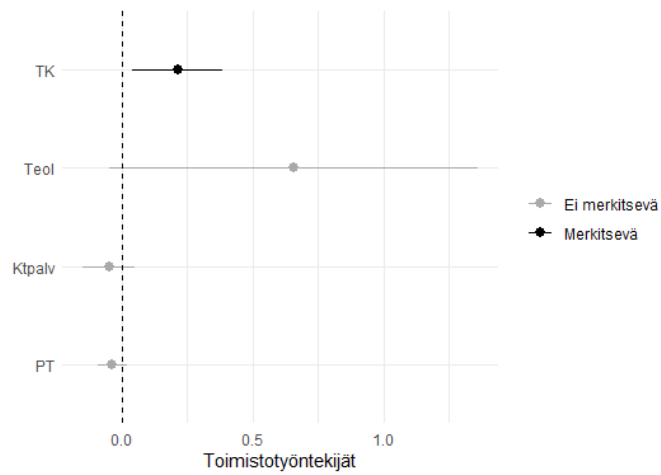
keskivirheitä. Sen sijaan muille keskitason ammanteille saavutetaan merkitseviä tuloksia. Tavallisilla keskivirheillä tarkasteltuna kaikki muuttujat ovat tilastollisesti merkitseviä ennustajia toimistotyöntekijöiden ja rakennustyöntekijöiden tapauksessa. Tutkimus- ja kehitystyöllä on positiivinen yhteys toimistotyöntekijöiden työllisyyteen, kun taas rakennustyöntekijöille yhteys on negatiivinen. Tulokset ovat yhteneväisiä kolmen selittävän muuttujan mallin kanssa ja säilyvät tilastollisesti merkitsevinä myös maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä.

Teollisuuden työllisyys on positiivisessa yhteydessä kaikkiin keskitasoiisiin ammatteihin ja yhteys on vahva toimistotyöntekijöiden ja rakennustyöntekijöiden tapauksessa. Kuitenkin muuttujan klusteroidut keskivirheet ovat suuria ja kerroin katsotaan tilastollisesti merkitseväksi ainoastaan rakennustyöntekijöille. Teollisuuden työllisyyden ennustuskky toimistotyöntekijöiden suhteen on siis epävarma, vaikka yhteys onkin näennäisesti vahva. Joka tapauksessa voidaan päätellä, että toimialallinen rakennemuutos on vaikuttava tekijä keskitasoisten ammattien osuuden kaventumisessa.

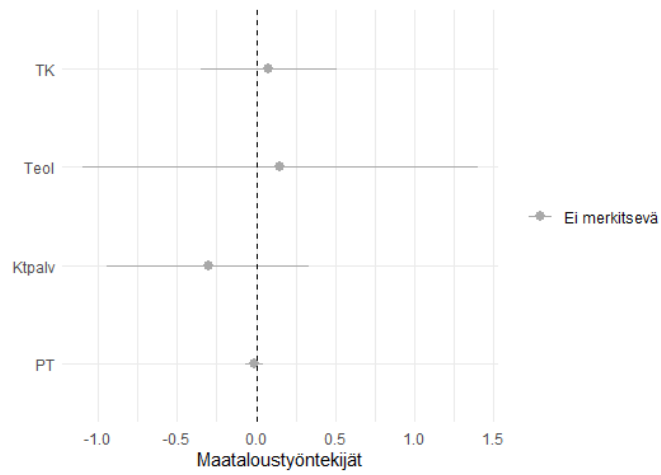
Tietointensiivisten korkean teknologian palveluiden työllisyys on maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä merkitsevä selittäjä ainoastaan rakennustyöntekijöiden työllisyyteen. Vaikutus kaikkiin kolmeen keskitasoiseen ammattiin on negatiivinen, joten sen kasvaminen kansantalouksien työllistäjänä selittää toimisto-, maatalous- ja rakennustyöntekijöiden vähentymistä.

Palvelujen tuonti on heikossa yhteydessä kaikkiin keskitasoiisiin töihin. Vaikutus on lievästi positiivinen rakennustyöntekijöille ja negatiivinen toimistotyöntekijöille, sekä lievästi negatiivinen maataloustyöntekijöille. Yhteydet ovat saman suuntaisia kolmen selittävän muuttujan mallin kanssa, mutta myös tässä tapauksessa maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä yhteydet eivät saavuta tilastollista merkitsevyyttä. Muuttujan ennustuskvyn hajonta on silti pientä, joten tulos merkitsevyyden vähäisyydestä on todennäköisesti realistinen. Jos jotakin tulkintaa voidaan tehdä, niin tulokset mahdollisesti indikoivat toimistotyöntekijöiden kohtaavan ulkoistamista, mikä olisi yhtäläinen tulos joidenkin aiempien tutkimuksien kanssa. Kuvio 25, kuvio 26 ja kuvio 27 näyttävät keskitasoisten ammattien standardisoidut regressiokertoimet ja maiden suhteen klusteroidut 95 %:n luottamusvälit standardoidussa muodossa.

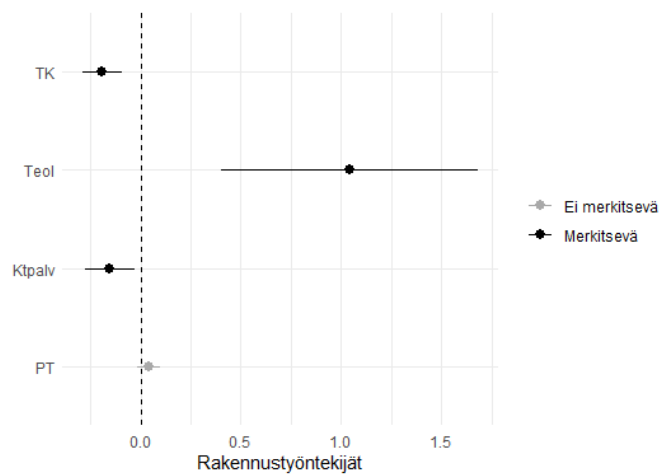
Matalatasoisten ammattien suhteen tutkimus- ja kehitystyö on vahvasti positiivisessa ja merkitsevässä yhteydessä palvelutyöntekijöiden työllisyyteen, aivan kuten kolmen selittäjän mallissa. Yhteys on positiivinen myös muihin työntekijöihin, joskin vaikutus on heikko ja ei osoittaudu tilastollisesti merkitseväksi maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä. Prosessityöntekijöiden työllisyyteen yhteys on jälleen negatiivinen ja merkitsevä molemmilla keskivirheillä. Palvelutyöntekijät hyötyvät selvästi teknologisesta kehityksestä mahdollisesti siksi, että muiden keski- ja matalatasoisten ammattien mahdollisuuksien kaventuessa työntekijät suuntaavat työpanostaan näihin ammatteihin. Prosessityöntekijät taas vaikuttavat mahdollisesti kohtaavan automaatiota. Tulos on intuitiivinen ja yhteneväinen aiemmin keskustellun teorian kanssa.



KUVIO 25 Toimistotyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä



KUVIO 26 Maataloustyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä

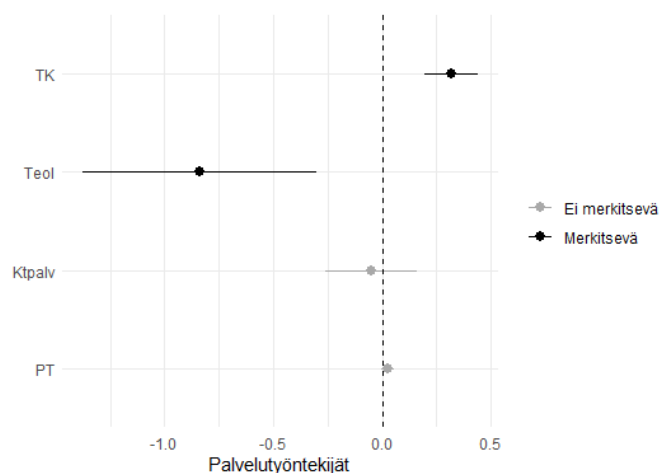


KUVIO 27 Rakennustyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä

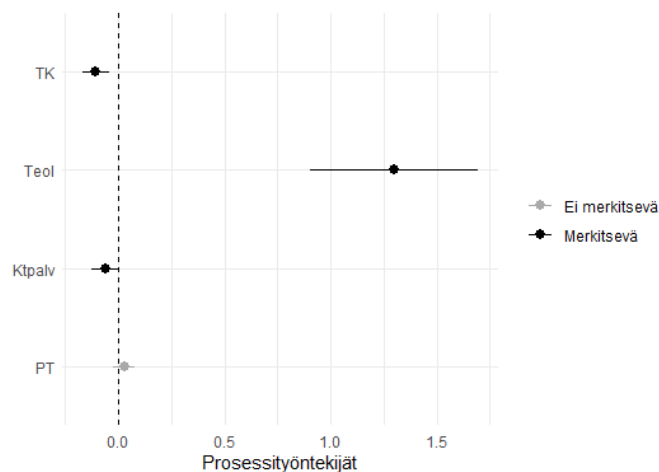
Teollisuuden työllisyys taas on merkittävässä negatiivisessa yhteydessä palveluammattien työllisyyteen ja yhtä lailla vahvassa positiivisessa yhteydessä prosessityöntekijöiden työllisyyteen. Tämän tuloksen tulkinta on varsin yksiselitteinen. Teollisuus on merkittävä prosessityöntekijöiden työllistäjä, mutta vähän palveluammattia työllistävä. Näin teollisuuden kaventuminen vaikuttaa taas olevan osaselittäjä työmarkkinoiden polarisaatiokehitykselle. Muihin työntekijöihin yhteys on positiivinen, mutta maiden suhteen klusteroidut keskivirheet näyttävät, että yhteys ei ole tilastollisesti merkitsevä ja näin ollen vaikutus muihin töihin on mahdollisesti epäluotettava.

Tietointensiivisten korkean teknologian palvelualojen työllisyys on merkittävässä negatiivisessa yhteydessä prosessityöntekijöiden ja muiden työntekijöiden työllisyyteen molemmilla keskivirheillä tarkasteltuna. Yhteys on negatiivinen myös palvelutyöntekijöihin, mutta merkitsevyydeltään heikko. Koska yhteyden havaitaan olevan negatiivinen erityisasiantuntijoita lukuun ottamatta kaikkiin ammatteihin, voidaan edelleen päätellä tuoteinnovaatiopainotteisten toimialojen luovan uusia työpaikkoja juuri korkeasti koulutetulle väestölle ja tämän myötä niiden kasvu kaventaa muiden alojen suhteellista työllisyyttä. Kuitenkin negatiivisen vaikutuksen merkittävyys on kyseenalainen palveluammattiteille, mikä voi mahdollisesti tarkoittaa, että palveluammattit hyötyvät epäsuorasti korkean teknologian palvelusektoreiden kasvusta, vaikka nämä sektorit eivät suoraan työllistäisikään kyseistä ammattiryhmää.

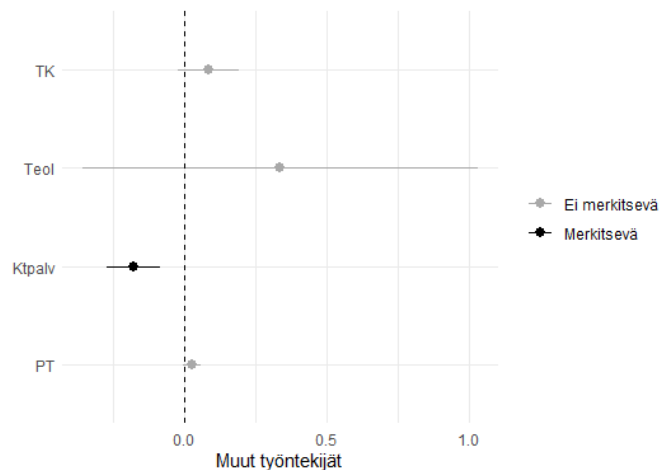
Viimein palveluiden tuonnin yhteys on myös matalan tason ammatteihin heikko. Kertoimet ovat positiivisia, mutta merkitseviä ainoastaan 5 %:n merkitsevyydellä prosessityöntekijöille ja muille työntekijöille, kun tarkastellaan tavallisia keskivirheitä. Kuitenkin maiden suhteen klusteroidut keskivirheet eivät todenna tämän heikon yhteyden merkitsevyyttä yhdellekään ammattiteista. Näin ollen ulkoistamisella on vähän vaikutusta matalan tason ammattien työllisyyteen. Kuvio 28, kuvio 29 ja kuvio 30 näyttävät matalan tason ammattien standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä.



KUVIO 28 Palvelutyöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä



KUVIO 29 Prosessityöntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä



KUVIO 30 Muiden työntekijöiden standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla kesquivirheillä

Neljän selittävän muuttujan mallien selitysasteet ovat paremmat, kuin kolmella selittävällä muuttujalla. Korjattu selitysaste on yli 0,2 kaikille ryhmille, paitsi muille työntekijöille ja maataloudelle, jonka selitysaste on edelleen negatiivinen (-0,02). Tämä sijaan aiemmin negatiivinen muiden työntekijöiden korjattu selitysaste on nyt 0,12, mikä on lähes yksinomaan uuden selittävän muuttujan ennustuskyvyn ansiota. Kokonaisuudessaan jokaiselle ammatille havaittiin parantunut selitysaste, minkä lisäksi kaikki F-testisuureet ovat p-arvoltaan erittäin merkittäviä ($p < 0,001$). Näin voimme vahvistaa neljännen selittävän muuttujan lisäämisen olleen perusteltu päätös. Tulokset on koottu alla (Taulukko 13).

Polarisaatiomuuttujalle estimoitu neljän selittävän muuttujan malli toteutettiin myös kiinteiden vaikutusten regressiona, kun Durbin-Wu-Hausman testi antoi tilastollisesti merkittävän ($p < 0,001$) tuloksen, ilmentäen satunnaisten vaikutusten mallin olevan epäkonsistentti. Mallin regressiokertoimet, kesquivirheet ja merkittävyys on koottu taulukkoon 14 ja koko mallin merkittävyttä kuvaavat arvot taulukkoon 15.

TAULUKKO 13 Neljän selittävän muuttujan mallien selitysasteet ja merkitsevyys

	Korjattu Selitysaste (R ²)	F-testisuure	Merkitsevyys (p-arvo)
JOH	0,20	33,26	< ,001
ERI	0,84	552,06	< ,001
ASI	0,34	62,21	< ,001
TOI	0,25	43,02	< ,001
PAL	0,25	42,19	< ,001
MAA	-0,02	5,80	< ,001
RAK	0,40	78,08	< ,001
PRO	0,50	111,71	< ,001
MUU	0,12	21,66	< ,001

TAULUKKO 14 Neljän selittävän muuttujan regressio polarisaatiomuuttujalle

	Regressiokerroin	Keskivirhe klusteroitu
TK	85,37	7,48 *** 12,55 ***
Teol	-0,83	0,20 *** 0,85
Ktpalv	0,90	0,42 * 2,02
PT	2,77	0,83 *** 1,93

Keskivirheiden tilastollinen merkitsevyytaso ilmaistaan seuraavasti:

*** = 0,1 %, ** = 1 %, * = 5 %, ja . = 10 %

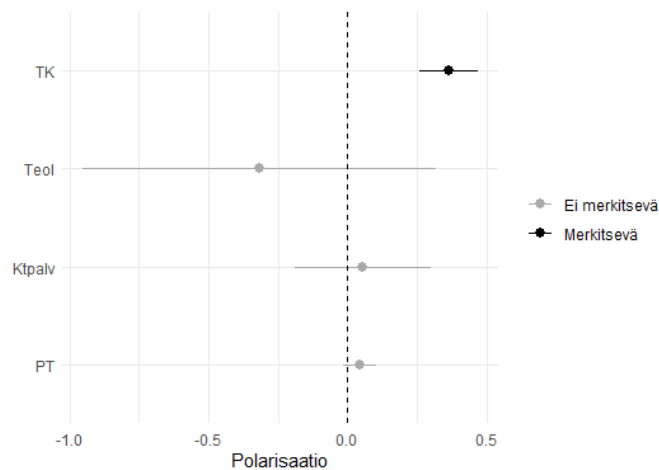
TAULUKKO 15 Neljän selittävän muuttujan mallin merkitsevyys polarisaatiomuuttujalle

Korjattu Selitysaste	0,55
F-arvo	136,01
Merkitsevyys (p-arvo)	< ,001

Kuten kolmen muuttujan malli, myös neljän selittävän muuttujan malli näyttää tutkimus- ja kehitystyön olevan tilastollisesti merkitsevässä yhteydessä polarisaatiota kuvaavaan työllisyyteen molemmilla keskivirheillä. Muiden selittäjien merkitsevyyttä ei tässäkään voida todentaa maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä. Uutena muuttujana tietointensiivisten korkean teknologian palveluiden työllisyys (Ktpalv) on näennäisesti vahvassa yhteydessä tavallista keskivirhettä tarkasteltaessa. Kuitenkin klusteroidut keskivirheet laskevat arviota tämän muuttujan selityskyvystä merkittävästi. Muuttujan yhteys työmarkkinoiden polarisaatioon ei tämän perusteella ole yhtä varma, kuin aiemmissa yksittäisten ammattien tarkasteluissa.

Myös teollisuuden työllisyys (Teol) vaikuttaa olevan polarisaatiota selittävä tekijä, mutta klusteroidut keskivirheet implikoivat taas tekijän ennustuskyvyn olevan epäluotettava. Palveluiden tuonti (PT) saavuttaa tavallisilla keskivirheillä mitattuna tilastollisen merkitsevyyden 5 %:n merkitsevyytäsolla, mutta myös tämä merkitsevyys katoaa klusteroiduilla keskivirheillä. Koko mallin selitysaste ja merkitsevyys F-testin perusteella näyttävät, että malli ennustaa polarisaatiota

kuvailevaa aggregaattityöllisyyden ilmiötä hyvin, joskin ainoa muuttuja, jonka voidaan luotettavasti todeta omaavan aitoa ennustuskykyä, on tutkimus- ja kehitystyö (TK) ja muiden tekijöiden selityskyvyn tulkitsemisessa täytyy välttää suorien johtopäätöksiä tekemistä. Kuvio 31 havainnollistaa polarisaatiomuuttujan standardisoituja regressiokertoimia ja 95 %:n luottamusvälejä maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä.



KUVIO 31 Polarisaatiomuuttujan standardisoidut regressiokertoimet ja 95 %:n luottamusvälit maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä

Luomme nyt kokonaiskuvaa neljän selittävän muuttujan perusteella. Teknologinen kehitys mitattuna tutkimus- ja kehitystyön kasvuna on selvässä positiivisessa yhteydessä molempien asiantuntijaryhmien ja palveluammattien työllisyyteen ja selittää näin myös luotettavasti työmarkkinoiden polarisaation kasvua. Yhteys keskitason ammatteihin ei ole yhtä selvä. Rakennustyöntekijöihin yhteys on negatiivinen, mutta samalla toimistotyöntekijöihin positiivinen. Tämä viittaa siihen, että työmarkkinoiden polarisaatiokehitys teknologian seurauksena selittyy enemmän uusien korkean ja matalan tason töiden syntymisellä, kuin keskitasoisten töiden katoamisella.

Teollisuuden työllisyyden vähentymisen vaikutus havaittuihin työllisyyden muutoksiin on vähemmän luotettava, mutta selittää kuitenkin merkitsevästi erityisasiantuntijoiden, palveluammattien, sekä rakennus- ja prosessityöntekijöiden työllisyyden muutosta. Näin ollen toimialojen rakennemuutos ja prosessi-innovaatio ovat työmarkkinoiden kehitykseen vaikuttavia tekijöitä. Tietointensiivisen korkean teknologian palveluiden työllisyyden kasvu taas on merkittävä selittäjä molempien asiantuntijaryhmien, rakennustöiden, prosessitöiden ja muiden töiden muutoksien suhteen. Kuten aiemmin mainittu, yhteys on positiivinen vain erityisasiantuntijoille, joten sektori vaikuttaa luovan työpaikkoja ainoastaan korkean tason asiantuntijoille. Vaikutuksen suunta on myös eriävä tutkimus- ja kehitystyöhön nähden asiantuntijoille ja muille työntekijöille, mikä mahdollisesti viittaa tämän toimialasektorin teknologisen toiminnan olevan poikkeavaa tutkimus- ja kehitystyön kuvaamasta teknologisesta kehityksestä.

Lopulta palvelujen tuonti on heikko selittäjä kaikille ammattiryhmille. Vaikka tilastollinen merkitsevyys saavutetaan asiantuntijoiden tapauksessa, on vaikutus liian pieni, että siitä voitaisiin tehdä merkittäviä päätelmiä. Analyysi näin ollen ei tue työvoiman ulkoistamisen olevan merkittävä tekijä työllisyyden muutoksessa.

Täyden neljän selittävän muuttujan mallien tuloksien luotettavuuden tulkittamiseksi tarkasteltiin selittävien muuttujien välistä yhteyttä, sekä residuaalien jakautumista ja yhteyttä selittäviin muuttujiin. Tuloksien perusteella on syytä keskustella joistakin malliin sisältyvistä potentiaalisista ongelmista, jotka voivat vaikeuttaa tulosten tulkittamista. Ensinnäkin mallin selittävien muuttujien välillä havaittiin voimakasta korrelaatiota. Taulukko 16 kokoaa muuttujien välille lasketut Pearsonin korrelaatiokertoimet matriisiksi.

TAULUKKO 16 Selittävien muuttujien Pearsonin korrelaatiomatriisi

	TK	Teol	Ktpalv	PT
TK	1	0,86	0,92	0,82
Teol	0,86	1	0,92	0,64
Ktpalv	0,92	0,92	1	0,76
PT	0,82	0,64	0,76	1

Erityisesti tutkimus- ja kehitystyö (RD) on huomattavan voimakkaassa (> 0,8) yhteydessä kaikkiin muihin selittäviin muuttujiin. Tietointensiivisen korkean teknologian palveluiden työllisyys (Ktpalv) on erityisen voimakkaassa (0,92) yhteydessä sekä tutkimus- ja kehitystyöhön (TK), että teollisuuden työllisyyteen (Teol). Tämä ei ole sinänsä yllättävää, sillä korkean teknologian palveluiden työllisyys toisaalta mittaa teknologista intensiteettiä yhdessä tutkimus- ja kehitystyön kanssa, ja samalla täydentää sektorityöllisyyden kokonaiskuvausta yhdessä teollisuuden työllisyyden kanssa. Palveluiden tuonti (PT) on kokonaisuudessaan vähiten yhteydessä muihin selittäjiin, joskin senkin korrelaatioiden vaihteluväli on varsin korkea (0,64–0,82). Tarkastellaan seuraavaksi VIF-arvoja. Taulukko 17 näyttää nämä neljän selittävän muuttujan ja kolmen selittävän muuttujan malleissa.

TAULUKKO 17 Regressiomallien VIF-arvot

	TK	Teol	Ktpalv	PT
4 selittäjää	8,71	6,83	10,85	3,31
3 selittäjää	7,11	4,00	-	3,16

Myös VIF-arvot näyttävät voimakasta yhteyttä selittävien muuttujien välillä. Yleisenä vaikean kollineaarisuuden rajana pidetään kymmentä suurempaa arvoa. Tämä ylittyy neljän selittävän muuttujan mallissa korkean teknologian palveluiden työllisyyden tapauksessa (Ktpalv, VIF = 10,85). Ottaen huomioon, että datassa yksittäisenä havaintoyksikkönä toimii yksi kansantalous joka vuosi, voimakas yhteys muuttujien välillä on odotettavissa, sillä samankaltaisuutta aiheuttaa paitsi yksittäisen kansantalouden kokoluokka ja muut pysyvät ominaisuudet, myös minkä tahansa vuoden sisäinen tilanne (taloussykli, kriisit ym.). Toisaalta

osa muuttujista on tarkoituksella muodostettu ja valikoitu tavalla, joka mahdollistaa saman asian tarkastelun eri näkökulmista. Kaikki yhden selittäjän (TK) lisäksi mukaan otetut muuttujat ovat osittain kontrollimuuttujan roolissa. Tämän vuoksi voimakas yhteys selittävien muuttujien välillä ei välttämättä ole tutkimuksen tuloksien tulkinnan kannalta ongelmallinen tekijä, kun tämä otetaan asianmukaisesti huomioon päätelmiä tehtäessä.

Olemme myös aiemmin huomanneet, että kollineaarisuudesta huolimatta kaikki selittävät muuttujat onnistuvat kokonaisuudessaan ennustamaan ammattien työllisyyttä tilastollisesti merkitsevästi ja monissa malleissa suurimman kollineaarisuuden omaavat muuttujat, eli tutkimus- ja kehitystyö, sekä korkean teknologian palveluiden työllisyys ovat molemmat merkittäviä selittäjiä. Lisäksi neljän selittävän muuttujan mallit ovat selitysosuuden ja F-testin perusteella suurelta osin kolmen selittäjän malleja paremmin ammattien työllisyyttä ennustavia kollineaarisuudesta huolimatta. Selittävien muuttujien yhteys on suuruudestaan huolimatta vielä kaukana täydellisestä multikollineaarisuudesta, eikä ole syytä olettaakaan, että mallien spesifikaatiossa olisi tehty virhettä, joka johtaisi suoraan päällekkäisyyteen muuttujien välillä.

Tuloksista voimme tehdä johtopäätöksen, että selittävien muuttujien keskivirheet ja mallien koko ennustuskyky eivät heikkene vakavasti kollineaarisuuden seurauksena. Kaikki neljä selittävää muuttujaa ovat teoreettisesti ja aiemman kirjallisuuden perusteella kiinnostavia tekijöitä, sekä ennustuskykyä omaavia, joten voimme pitää niiden sisällyttämistä hyödyllisenä valintana siitä huolimatta, että muuttujien yhteys on tuloksien tulkinnassa syytä ottaa huomioon.

Residuaalit ovat toinen tarkastelun kohde, joka voi paljastaa malleihin sisältyviä ongelmia. Erityisen vaikeaa on, mikäli residuaalit korreloivat jonkin selittävän muuttujan kanssa ja tämä ongelma vaatisi mallin uudelleen spesifointia. Voimme kuitenkin havaita, että näin ei ole. Taulukko 18 tiivistää residuaalien korrelaatiot selittävien muuttujien kanssa.

TAULUKKO 18 Residuaalien korrelaatiot selittävien muuttujien kanssa

	JOH	ERI	ASI	TOI	PAL	MAA	RAK	PRO	MUU	Polar
TK	-,021	,082	,060	-,071	,020	-,029	,072	,048	,045	,066
Teol	-,036	,077	,041	-,044	,026	-,015	,075	,048	,070	,039
Ktpalv	-,007	,088	,027	-,038	,015	-,035	,116	,045	,073	,048
PT	-,001	,068	,084	-,046	,038	-,062	,052	,040	-,001	,069

Jokainen residuaalien korrelaation itseisarvo selittävän muuttujan kanssa on hyvin pieni ($< 0,12$), joten mallin spesifikaatio ei osoittautunut muutosta tarvitseväksi tämän perusteella.

Residuaalien tarkastelua jatkettiin hajonnan näkökulmasta. Shapiro-Wilk-testillä selvitettiin residuaalien jakauman normaalisuutta. Taulukko 19 kokoaa testien tulokset. Jokainen testi näyttää, että nollassa nollahypoteesi residuaalien normaalisti jakautuneisuudesta hylätään. Tämä ei ole välttämättä ongelma, mutta tulos asettaa tavallisten keskivirheiden perusteella arvioitujen regressiokertoimien

TAULUKKO 19 Shapiro-Wilk-testien tulokset

	W-testisuure	Merkitsevyys (p-arvo)
JOH	0,67	< ,001
ERI	0,69	< ,001
ASI	0,58	< ,001
TOI	0,59	< ,001
PAL	0,70	< ,001
MAA	0,62	< ,001
RAK	0,68	< ,001
PRO	0,74	< ,001
MUU	0,66	< ,001
Polar	0,83	< ,001

merkitsevyydet kyseenalaisiksi, varsinkin koska aineiston itsenäisten havaintojen määrä (28 maata) on suhteellisen pieni. Tuloksen perusteella ennustettujen arvojen suhdetta havaittuihin arvoihin, sekä residuaalien jakautuneisuuden heteroskedastisuutta tarkasteltiin hajontakuvioiden avulla (Liite 1 ja Liite 2).

Ennustetut arvot suhteessa havaittuihin ja ennustetut arvot suhteessa residuaaleihin näyttävät, että mallin virhe on pienillä arvoilla vähäinen ja hajonta kasvaa suuremmilla arvoilla. Lisäksi residuaalien hajonnassa on havaittavissa vaihtelevaa asymmetriaa sen suhteen, mihin suuntaan virhe on painottunut. Hajonnoissa on myös havaittavissa ryhmittymistä, mikä on paneeliaineistolla odotettavissa. Aineiston suhteellisen pieni otoskoko selittää residuaalien hajonnan painottumista joko ylös tai alas, sillä tämä painottuminen vaikuttaa riippuvan pienestä määrästä poikkeuksellisia havaintoja. Residuaalien jakaumissa on suhteellisen paljon erityisen suuria ja erityisen pieniä havaintoja, mutta ennustetut arvot suhteessa havaittuihin silti muodostavat suhteellisen lineaarisia hajontakuvia, mikä viestii mallien kyvystä ennustaa ammattien työllisyyttä. Residuaaleissa havaittava heteroskedastisuus ja ryhmäluontoinen käytös kuitenkin antavat syytä painottaa tulosten tulkinnassa maiden suhteen klusteroituja keskivirheitä.

Kaikkien tehtyjen havaintojen perusteella neljän selittävän muuttujan mallien ennustuskyvyssä ei ole sellaista ongelmallisuutta, mikä tekisi uskottavien tulkintojen tekemisestä mahdotonta, mutta ongelmakohdat otetaan joka tapauksessa asianmukaisesti huomioon. Seuraavassa luvussa tuloksia tulkitaan tarkemmin ja kokoavasti teorian ja aiemman kirjallisuuden konteksti huomioon ottaen ja tämän perusteella ilmaistaan tutkimuksen keskeiset päätelmät.

5 TULOSEN TULKINTAA, KRITIIKKIÄ JA LOPPU-SANAT

5.1 Tulkinta ja kritiikki

Tutkimus näyttää, että Euroopan työmarkkinoilla on vuosien 2008 ja 2022 välillä tapahtunut polarisaatiota, jonka pääasiallisina syinä voidaan pitää ylemmän tason ammatteihin kuuluvien erityisasiantuntijoiden, sekä alemman tason ammatteihin kuuluvien palvelutyöntekijöiden määrän merkittävää kasvua. Vähemmässä määrin voidaan myös havaita keskitasoisten ammattien työllisyyden vähenemistä, joihin kuuluvat toimisto-, maatalous- ja rakennustyöntekijät.

Teknologinen kehitys selittää monella tasolla havaittua työvoimarakenteen muutosta. Ensinnäkin tarkastelujakson aikana kasvanut tutkimus- ja kehitystyö on selittäjä kaikkien polarisoituneisuuden kannalta merkittävimpien ammattien työllisyyden vaihtelulle, ennustaen positiivista työllisyyskehitystä erilaisille asiantuntijatehtäville, sekä palveluammateille, ja negatiivista kehitystä rakennus- ja prosessityöntekijöille. Tulos on tältä osin yhteneväinen aiempina vuosikymmeninä havaitun kehityksen kanssa (Autor, 2015). Moderni teknologia, kuten tietokoneiden tehtäviä laajentava koneoppiminen, on siis mahdollisesti työmarkkinoiden kontekstissa vaikutuksiltaan saman suuntainen aiemman tietotekniikan kanssa.

Myös toimialojen työllisyyden yhteyttä ammatteihin voidaan pitää merkkinä teknologian merkityksestä. Heikentynyt työllisyys teollisuusaloilla selittää sekä kasvaneiden asiantuntija-ammattien ja palvelutöiden, että vähentyneiden rakennus- ja prosessityöntekijöiden kohtaamaa muutosta. Vähentyneiden ammattien osalta tämän voidaan katsoa näyttävän teollisuuden olleen näiden ammattien merkittävä työllistäjä palveluihin verrattuna, mutta sektorilla tapahtuva työtehtäviä automatisoiva prosessi-innovaatio on vähentänyt ammattien kysyntää. Toisaalta yhteys voidaan myös mahdollisesti tulkita johtuvaksi siitä, että kansantaloudet ovat siirtymässä palvelupainotteisempaan yhteiskuntaan, minkä seurauksena teollisuuden työllistämät ammatit vähenevät.

Näiden tulkintojen välillä vallitsee ero siinä, katsotaanko yhteys johtuvaksi teollisuuden sisällä tapahtuvasta työllisyyden vähentymisestä, vai teollisuusalojen pienentymisestä. Tämän tutkimuksen näytön perusteella ei voida sanoa, kumpi näistä mekanismeista on ilmiön todellinen selittäjä. Toimialojen rakennemuutosta tutkittiin ainoastaan työllisyyden näkökulmasta, eikä sektoreiden kansantaloudellista kokoluokkaa kuvata millään tavalla. Aiempi näyttö kuitenkin tukee ajatusta prosessi-innovaation luomasta automaatiosta (Bogliacino, ym. 2013, Cirillo, 2017), jolla erityisesti rutiininomaisten prosessitöiden katoaminen selittyisi hyvin.

Teollisuuden työpaikkojen vähentymisen seurauksena kasvaneiden ammattien suhteen taas tulkinta on toisenlainen. Palvelualojen suhteen voidaan ajatella työvoiman mahdollisesti siirtyneen esimerkiksi vähentyneistä rakennus- ja prosessityötehtävistä näihin ammatteihin (Autor, 2015). Toisaalta yhteyttä voisi selittää esimerkiksi teoria ylemmän tason työntekijöiden parantuneesta ostovoimasta, jonka seurauksena henkilökohtaisten palveluiden kysyntä olisi kasvanut (Fierro, Caiani ja Russo, 2022). Tässä tutkimuksessa tuotteiden ja palveluiden kysyntää ei kuitenkaan tarkasteltu missään muodossa, joten teorian paikkansapitävyydestä ei voida tarjota näyttöä.

Ylemmän tason töiden yhteys ei mahdollisesti liity teollisuuteen suoraan, vaan palvelusektoriin, joka aiemman näytön perusteella työllistää asiantuntijoita runsaasti (Bogliacino, ym. 2013, Cirillo, 2017) ja on kasvattanut työllisyyttä ainakin osittain teollisuuden kustannuksella. Näin teollisuuden työllisyyden vähentyminen indikoi samalla palvelusektoreiden työllisyyden kasvua, mikä luo matemaattisen yhteyden tekijöiden välille. Toisaalta voidaan myös spekuloida, että teollisuudessa töitä automatisoivan teknologian kehittäminen ja implementaatio työllistää lisää asiantuntijoita. Teollisuuden vaikutus asiantuntija-ammatteihin on maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä merkitsevyydeltään monien muiden ammattien ennusteita heikompi, mikä mahdollisesti indikoi yhteyden olevan epäsuora.

Tämän sijaan erityisasiantuntijoiden työllisyyttä selittää merkittävästi toinen sektorityöllisyyttä kuvaava tekijä. Tietointensiiviset korkean teknologian palvelualat ovat selvästi erityisasiantuntijoita työllistäviä. Tulos on hyvin linjassa esimerkiksi Bogliacino, ym. (2013) tutkimuksen kanssa, jossa tuoteinnovaatiopainotteisten palvelusektoreiden havaittiin luovan uusia työpaikkoja juuri ylemmän tason työntekijöille. Kiinnostavana löytönä korkean teknologian palveluiden työllisyyden kasvu oli negatiivisessa yhteydessä kaikkien muiden ammattien työllisyyteen, jopa alempiin asiantuntijoihin. Näin ollen tämän sektorin kasvu vaikuttaa luovan työmarkkinoiden eriarvoistumista jopa korkeatasoisina pidettyjen ammattien välillä.

Tutkimus tarjoaa myös vahvistusta polarisaatiokehityksen ja töiden rutiininomaisuuden yhteydestä. Kasvua kohdanneet ammatit ovat kaikki ei-rutiininomaisia töitä, eri tasoisten asiantuntija-ammattien painottuessa kognitiiviseen puoleen, kun taas kasvaneiden palveluammattien edustaessa manuaalista työtä (Mihaylov, Tijdens, 2019). Lisäksi rutiininomaisina pidettävistä ammateista

prosessityöntekijöiden työllisyys on vähentynyt merkittävästi, ja tämä on yhteydessä teknologiseen kehitykseen.

Kuitenkin monesta aiemmasta tutkimuksesta poikkeavana näyttönä tutkimuksessa ei havaita yksiselitteistä yhteyttä teknologiseen kehitykseen ja kognitiivisena rutiininomaisena työnä pidettyjen toimistotöiden vähentymiselle. Toimistotyöntekijöiden absoluuttinen määrä on tarkastelujakson aikana laskenut, mutta noussut myöhemmin samalle tasolle, minkä lisäksi tutkimus- ja kehitystyön ennustetaan olevan positiivisessa yhteydessä näiden ammattien työllisyyteen. On kuitenkin mahdollista, että teollisuuden työllisyyden vähentymisen negatiivinen yhteys toimistotyöntekijöihin on implikaatio prosessi-innovaation tuomasta automaatiosta. Tämä tulos ei kuitenkaan ole maiden suhteen klusteroiduilla keski-
virheillä merkitsevä, joten sen perusteella on vaikea tehdä luotettavia päätelmiä.

Toimistotöiden rutiininomaisuus ja sitä kautta tietotekniikan kyky korvata ihminen näissä tehtävissä on mahdollisesti yliarvioitua. Monet näistä ammanteista voivat hyvin olla työnkuvaltaan riittävän muuntautumiskykyisiä vastaamaan kehittyvän teknologian paineisiin. Esimerkiksi Böckerman, ym. (2019) tutkimuksessa kuvattu löydös keskipalkatuista luonteeltaan abstrakteista ja ei-rutiininomaisista töistä voidaan tulkita indikoivan, että perinteisesti luonteeltaan rutiininomaisina kognitiivisina töinä pidetyt ammatit ovatkin siirtymässä monipuolisempaan työnkuvaan.

Toinen mahdollisesti rutiinihypothesia haastava tekijä on ei-rutiininomaisina pidettyjen töiden katoaminen, joita ovat suurin osa työllisyyttä menettäneistä ammanteista. Rakennustyöt, maataloustyöt, sekä muut työntekijät ovat kohdanneet tarkastelujakson aikana työllisyydestä tappiota, minkä lisäksi teknologinen kehitys mitattuna joko tutkimus- ja kehitystyöllä, tai korkean teknologian palveluiden työllisyyden kasvuna selittää muutosta kaikissa näistä ammanteista maataloustyöntekijöitä lukuun ottamatta, joiden määrää kaikki selittävät muut-
tajat ennustavat huonosti maiden suhteen klusteroiduilla keski-
virheillä.

Myös huomion arvoisena yllättävänä löytönä voidaan pitää johtaja-ammattien katoamista. Tämän muutoksen katsottiin olevan yhteydessä sekä tutkimus- ja kehitystyöhön, että teollisuuden työllisyyden vähentymiseen. Yhteydet ovat kuitenkin heikkoja verrattuna moneen muuhun ammattiin, ja johtajien osuuden pieneneminen vaikuttaa selittyvän pitkälti vuosien 2010 ja 2011 välisellä pudotuksella, mikä todennäköisesti indikoi sellaisia kokonaistaloudellisia ilmiöitä, joita tässä tutkimuksessa ei oteta huomioon. Voimme kuitenkin mahdollisesti väittää, että johtajan työtehtävä on yleisempi teollisuustuotantosektorilla ja näin palvelusektoreihin painottuvassa ja tietointensiivisemmässä yhteiskuntarakenteessa vähenemässä. Tätä pohdintaa on kuitenkin syytä pitää ilman tarkempaa näyttöä spekulatiivisena.

Haastavista tekijöistä huolimatta tutkimus ei kumoa kokonaiskuvallisempaa näkemystä rutiininomaisuuden yhteydestä työmarkkinoiden kehitykseen. Työllisyyden kasvua kokeneet ammatit sopivat hyvin Frey ja Osborne (2017) automaation ”pullonkaula”-teoriaan: Asiantuntija- ja palvelutyötehtävissä korostuvat luova ajattelu ja sosiaaliset taidot, joissa tietokoneet eivät ole vielä nykypäivänä merkittävä kilpailija ihmiselle.

Työn ulkoistaminen, joka on nostettu osassa kirjallisuutta esille toisena mahdollisena polarisaation selittäjänä (Goos, ym., 2014, Kerr, Maczulskij, Maliranta, 2020) ei saa tässä tutkimuksessa vahvaa tukea. Palvelujen tuonti ulkoistamisen indikaattorina on vaikutukseltaan vähäinen selittäjä jokaiselle ammattiryhmälle ja saavuttaa maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä huomion arvoisen merkitsevyyden ainoastaan asiantuntijoiden tapauksessa. Muuttujan vaikutuksen vähäisyys on toisaalta jotakin, mitä voidaan pitää luotettavana, sillä keskivirheet ovat myös pieniä.

Palveluiden tuonti on kuitenkin negatiivisessa yhteydessä keskitasoisten ja rutiininomaisten toimistotyöntekijöiden työllisyyteen, mikä on saman suuntainen tulos, kuin esimerkiksi Kerr, ym. (2020) tutkimuksessa. Joka tapauksessa tämän tutkimuksen perusteella ulkoistamisen vaikutusta voidaan pitää minimaalisena, eikä se haasta teknologian selitysosuutta polarisaatiokehityksen suhteen.

Vaikka tutkimus tukee yksittäisten ammattien tarkastelussa tutkimus- ja kehitystyön lisäksi toimialojen työllisyyden merkitsevyyttä, on kuitenkin syytä tuoda esille erillisellä polarisaatiota kuvaavalla muuttujalla toteutettu analyysi. Tälle kokonaiskuvalliselle muuttujalle, joka yhdisti informaation kaikista ammattiryhmistä ei havaittu merkitsevää yhteyttä tutkimus- ja kehitystyötä lukuun ottamatta yhdenkään selittävän muuttujan kanssa maiden suhteen klusteroiduilla keskivirheillä.

Tulos näyttää toimialarakenteellisten muuttujien olevan selityskyvyltään epäluotettavia ennustamaan polarisaatiota kokonaiskuvallisesti. Erityisesti teollisuuden työllisyydellä havaitaan poikkeuksetta suuria keskivirheitä ja myös korkean teknologian palveluiden työllisyyden selityskykyä heikentää jossakin määrin estimaattien epätarkkuus. Näin tutkimus näyttää korkealla luotettavuudella ainoastaan tutkimus- ja kehitystyön olevan yhteydessä aggregaattitasolla tarkasteltaviin työllisyyden muutoksiin ja muiden selittävien muuttujien tulkitsemisessä on syytä olla lopulta maltillinen.

Tästä pääsemme tutkimuksen ongelmiin. Ensimmäisenä voidaan keskustella tilastollisen menetelmän vaikeudesta. On todennäköistä, että toimialojen työllisyyttä kuvaavien muuttujien suuri keskivirhe liittyy selittävien muuttujien välillä vallitseviin korrelaatioihin. Näiden yhteyksien häiritsevä vaikutus muuttujien ennustuskykyyn mahdollisesti vaikeuttaa kaikkien ammattien työllisyyttä kokoavan polarisaatiomuuttujan suhteen analyysin tulkintaa. Toisella tavalla aineistolla ja tämän myötä mahdollistuvan toimialasektorimuuttujien toisenlaisen spesifikaation myötä näiden tekijöiden ennustuskyky olisi ehkä osoittautunut luotettavammin merkitseväksi.

Tästä ongelmallisuudesta huolimatta myös muut selittävät muuttujat tutkimus- ja kehitystyön lisäksi omaavat merkittävää ennustuskykyä yksittäisiä ammattiryhmiä tarkasteltaessa, joten korrelaatio niiden välillä ei vaikuta häiritsevän koko tutkimuksen tuloksien tulkittavuutta vakavasti. Tämän lisäksi selittävien muuttujien vahva yhteys viittaa, että ne alkuperäisen tarkoituksen mukaisesti todella mittaavat jossakin määrin saman ilmiön, eli teknologisen kehityksen eri puolia

Tutkimuksessa on lisää rajoitteita ja potentiaalisia ongelmia, jotka on syytä mainita. Ensimmäisenä analyysin ongelmat liittyvät pitkälti aineiston itsenäisten havaintoyksiköiden pieneen määrään (28 maata). Näin ollen poikkeuksellisen suuret ja pienet havainnot painottuvat aineistossa varsin paljon. Näiden havaintojen eliminointi aineistosta olisi kuitenkin johtanut aineiston kapenemiseen entisestään, mikä olisi todennäköisesti haitannut analyysin selityskykyä enemmän, kuin hyödyttänyt.

Myös laajempaan ympäröivään taloudelliseen kehitykseen tutkimus ei anna näkökulmaa. Aineiston tarkasteluvälille sijoittuu kolme laajaa kriisiä (2008 finanssikriisi, eurokriisi ja pandemia), eikä asetelma anna mahdollisuutta kontrolloida näiden tekijöiden vaikutusta tarkasteltaviin ilmiöihin. Ainakin osa muuttujista ovat selvästi kokeneet merkittäviä vuosittaisia notkahduksia aikoina, jotka voidaan hyvin tulkita näistä kriiseistä johtuviksi, kuten vuosien 2010 ja 2011 välillä, sekä pienemmässä määrin vuosien 2019 ja 2020. Jokin kontrollointimahdollisuus olisi tutkimuksen ennustuskykyä hyödyttävä.

Esimerkiksi johtajien ammattiryhmän suhteen tutkimuksen tuloksista ei voida tehdä erityisen tarkkoja johtopäätöksiä, sillä näiden ammattien työllisyyden lasku liittyy vahvasti vuosien 2010 ja 2011 väliseen notkahdukseen, mikä voi hyvin liittyä joko finanssikriisiin jälkiseurauksiin, tai eurokriisiin. Eräs mahdollisuus poistaa tämä ongelma olisi ollut ainoastaan vuosien 2011–2022 sisällyttäminen. Tämänkin ratkaisun ongelmana olisi kuitenkin ollut aineiston pienentyminen, mikä olisi voinut heikentää sekä tulosten merkitsevyyttä, että yleistettävyyttä.

Lisää rajoitteita voidaan vielä mainita. Huolimatta suuresta kansantalouksien määrästä tutkimuksessa ei käytännössä katsoen tutkita maiden välisiä eroja. Esimerkiksi Fernández-Macías (2012) tutkimus on näyttänyt Euroopassa huomattavaa alueellista heterogeenisuutta polarisaatiokehityksen suhteen, joten tämä näkökulma olisi ollut mielekäs sisällyttää. Myös työntekijöiden lisäparametrit, kuten esimerkiksi ikä ja sukupuoli, olisivat kiinnostavia lisämuuttujia, joita ei otettu mukaan analyysiin. Lisäksi, vaikka tuloksien tulkinnassa käytetäänkin paljon prosessi-innovaation ja tuote-innovaation käsitteitä erottelemaan eri laatuista teknologian implementaatiota, tutkimus ei sisällä selvää todistetta siitä, että tämän kaltaisia eroja todella on sektoreiden välillä. Tämän sijaan näiden tekijöiden osalta luotetaan aiempaan kirjallisuuteen. Samoin myös ammattien rutiininomaisuuden tulkinta perustuu täysin aiemman tutkimuksen arvioihin, joten tähän liittyvään päättelyyn on syytä suhtautua varauksella.

5.2 Lopputulosten tiivistäminen ja pohdinta

Kaikista edellä mainituista rajoitteista huolimatta malleilla on realistista ennustuskykyä, eikä mikään löydös tunnu intuition, teorian, kuin myöskään aiemman kirjallisuuden valossa epäuskottavalta. Tämän kaiken valossa voimme nyt koavasti ja kertaavasti tarkastella löydettyjä vastauksia asetettuihin tutkimuskysymyksiin. Ensimmäisenä kysymyksenä pyrittiin selvittämään, minkälainen

yhteys teknologisella kehityksellä on eri ammattien työllisyyteen. Tiivistävänä vastauksena havaittiin, että teknologinen kehitys on positiivisessa yhteydessä erityisesti korkean tason asiantuntijoiden, sekä alemman tason palvelutyöntekijöiden työllisyyteen, ja merkittävässä negatiivisessa yhteydessä keski- ja matalatasoisina pidettävien rakennustyöntekijöiden, prosessityöntekijöiden, sekä muiden työntekijöiden työllisyyteen. Teknologinen kehitys selittää työmarkkinoiden polarisoitumista merkittävästi ja tämän voidaan katsoa myös olevan yhteydessä siihen, kuinka rutiininomaisia ammatit ovat.

Toisena kysymyksenä pohdittiin toimialasektorien välisen dynamiikan merkitystä ammattien työllisyyden selittäjänä. Vastauksena voimme todeta, että tutkimuksessa havaittiin teollisuussektorin pienenevän roolin työllistäjänä olevan merkittävässä yhteydessä erityisasiantuntijoiden, palvelu-, rakennus- ja prosessityöntekijöiden kokemiin työllisyyden muutoksiin. Tietointensiivisten korkean teknologian palveluiden työllisyyden kasvu taas selitti merkittävästi erityisasiantuntijoiden työllisyyden kasvua, sekä pienemmässä määrin myös kutistuneiden keski- ja matalatasoisten työntekijöiden vähentymistä. Toimialojen dynamiikan vaikutuksen merkitsevyys jäi kuitenkin kaikkia ammatteja kerralla tutkivassa tarkastelussa kyseenalaiseksi, joten yleistason teknologinen kehitys katsotaan merkittävimmäksi työmarkkinoiden muutoksen selittäjäksi.

Viimeisenä kysymyksenä haluttiin arvioida työvoiman ulkoistamisen kykyä selittää ammattien työllisyyttä. Tämän suhteen tutkimus ei anna vahvaa tukea merkitsevälle vaikutukselle. Vaikka joissakin tutkimuksissa havaittu rutiininomaisten töiden ulkoistaminen näyttäytyykin ehkä siinä, että palvelujen tuonti ennustaa toimistotyöntekijöiden määrää negatiivisesti, tämä yhteys on heikko ja kokonaisuudessaan ulkoistaminen vaikuttaa selittävän kaikkien ammattien työllisyyttä liian vähän, että selviä päätelmiä voitaisiin tehdä.

Seuraavaksi voidaan lyhyesti pohtia sitä, minkälaista tutkimusta aiheesta on syytä tehdä lähivuosina. Viime aikoina tulevaisuuden ennustamiseen keskittyvät automaatiotodennäköisyyttä arvioivat tutkimukset, kuten esimerkiksi Frey ja Osborne (2017) ovat olleet suosittuja ja vaikka ne tarjoavatkin monipuolistavaa näkökulmaa erilaisten ammattien kehityssuuntiin teknologisen ympäristön muuttuessa, on syytä katsoa tulevaisuuteen keskittymisen olevan ongelmallinen tapa tutkia aihetta, sillä ennustaminen on erittäin haastava tehtävä taloustieteelliselle tutkimukselle ja tarjoaa usein tuloksia, joiden luotettavuutta on vaikea todentaa. Tätä vaikeutta korostaa erityisesti se, että teknologian ja työvoiman kysynnän välisessä dynamiikassa kaikki merkittävät tekijät ovat jatkuvan evoluution alaisia.

Tutkimuksessa olisi ehkä hyödyllistä painottaa vähemmän abstrakteja asetteleitä, jotka pyrkivät suurpiirteisten tulevaisuuden linjojen sijaan luomaan monipuolista ja realistista kuvaa nykytilanteesta. Näissä tutkimusasetelmissä sekä työvoiman ominaisuuksien monipuolinen ja dynaaminen tarkastelu, toimialallinen rakennemuutos, teknologian heterogeenisyys, kuin myös taloussykliin huomioon ottaminen ovat kaikki merkittäviä tekijöitä, joiden välisestä interaktiosta on hyödyllistä saada lisää monipuolista kuvaa.

Lopuksi voimme vielä keskustella tuloksien implikaatioista. On selvää, että tämä tutkimus, kuten aiheen aiempikin kirjallisuus antaa viitettä siitä, että teknologialla on työmarkkinoita eriarvoistava vaikutus. Vaikka esimerkiksi Acemoglu (2002) on esittänyt, että tämä yhteys ei välttämättä olekaan kausaaliyhteys, on silti syytä esittää huolta teknologisen kehityksen kilpailua kiristävästä vaikutuksesta, joka painostaa työntekijöitä kouluttautumaan ja uudelleen oppimaan jatkuvasti kilpailukyvyyn säilyttämiseksi muuttuvilla työmarkkinoilla.

Kehitys kasvattaa kuilua korkean ja matalan koulutustason välillä. Tämä on erityisen ongelmallista, mikäli realistiset mahdollisuudet hyvän koulutuksen saamiseen eivät ole esimerkiksi kustannussyistä avoinna riittävän suurelle osalle väestöstä. Vaikka massatyöttömyys todennäköisesti ei olekaan teknologisen kehityksen seuraus, voi tilanne johtaa monen työntekijän tapauksessa pakotettuun ja kumuloituvaan alhaiseen asemaan yhteiskunnassa, jossa esimerkiksi sukutausta voi yhä enemmän määritellä yksilön mahdollisuuksia. Myös alemman tason työvoiman kohtelun oikeudenmukaisuuden toteutuminen voi olla vaikeassa tilanteessa, mikäli keski- ja matalatasoisten ammattien kirjo ja tätä kautta monen työntekijän valintamahdollisuudet kapenevat entisestään. Esimerkiksi polarisaation mahdollinen yhteys palkkasopimuksien löyhentymiseen voidaan katsoa huolestuttavaksi merkiksi työntekijöiden vaihtoehtojen ja tätä kautta oikeuksien kaventumisesta (Fernández-Macías, 2012).

Nämä ongelmat eivät ole vakavimmillaan Suomen kaltaisessa hyvinvointiyhteiskunnassa, jossa koulutusmahdollisuuksia tuetaan vielä hyvin. Huolettomuuteen ei silti ole varaa, ja tämä tutkielma, aivan kuten kirjallisuuden konsensuskin puoltaa vahvana politiikkasuosituksena koulutusmahdollisuuksien tukemisen edistämistä. Käytännössä tämä tarkoittaa sitä, että yksilön mahdollisuuksia rahoittaa korkeatasoisia opintoja tulee tarjota vastaisuudessakin. Vaikka ympäröivä taloudellinen tilanne esimerkiksi valtion velkaantumisen osalta vaatiikin varmasti hyvinvointiyhteiskunnan kannalta vaikeita päätöksiä, on koulutus syytä pitää korkeana prioriteettina yhteiskunnan tulevaisuuden vakaannuttamiseksi ja yleisen hyvinvoinnin turvaamiseksi.

LÄHTEET

- Acemoglu, D. (2002). Technical change, inequality, and the labor market. *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7-72.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *The Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30. <http://dx.doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics letters*, 159, 157-160. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.001>
- Atack, J., Bateman, F., & Margo, R. A. (2004). Skill Intensity and Rising Wage Dispersion in Nineteenth-Century American Manufacturing. *The Journal of Economic History*, 64(1), 172-192.
- Autor, D. H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *The Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.
- Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *The American Economic Review*, 103(5), 1553-1597. <http://dx.doi.org.ezproxy.jyu.fi/10.1257/aer.103.5.1553>
- Autor, D. H., Katz, L. F., & Krueger, A. B. (1998). Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?*. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1169-1213. <https://doi.org/10.1162/003355398555874>
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.
- Balsmeier, B., & Woerter, M. (2019). Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction. *Research Policy*, 48(8), 103765. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.03.010>
- Bárány, Z. L., & Siegel, C. (2018). Job Polarization and Structural Change. *American economic journal. Macroeconomics*, 10(1), 57-89. <https://doi.org/10.1257/mac.20150258>

- Beaudry, P., Green, D. A., & Sand, B. M. (2016). The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks. *Journal of Labor Economics*, 34(S1), S199–S247. <https://doi.org/10.1086/682347>
- Bloss, R. (2011). Mobile hospital robots cure numerous logistic needs. *The Industrial Robot*, 38(6), 567–571. <http://dx.doi.org/10.1108/01439911111179075>
- Bogliacino, F., Lucchese, M., & Pianta, M. (2013). Job creation in business services: Innovation, demand, and polarisation. *Structural change and economic dynamics*, 25, 95-109. <https://doi.org/10.1016/j.strueco.2012.07.007>
- Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2002). Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence. *The Quarterly Journal of Economics*, 117(1), 339–376.
- Brown, M., & Philips, P. (1986). Craft Labor and Mechanization in Nineteenth-Century American Canning. *The Journal of Economic History*, 46(3), 743–756.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., Syverson, C. (2019). Artificial Intelligence and the-Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press.
- Böckerman, P., Laaksonen, S., & Vainiomäki, J. (2019). Does ICT Usage Erode Routine Occupations at the Firm Level? *Labour (Rome, Italy)*, 33(1), 26-47. <https://doi.org/10.1111/labr.12137>
- Cirillo, V. (2017). Technology, employment and skills. *Economics of innovation and new technology*, 26(8), 734-754. <https://doi.org/10.1080/10438599.2017.1258765>
- Cirillo, V. (2018). Job polarization in European industries. *International labour review*, 157(1), 39-63. <https://doi.org/10.1111/ilr.12033>
- Cirillo, V., Pianta, M., & Nascia, L. (2018). Technology and Occupations in Business Cycles. *Sustainability (Basel, Switzerland)*, 10(2), 463. <https://doi.org/10.3390/su10020463>
- Cohn, J. (2013). The Robot Will See You Now. *The Atlantic Monthly*, 311(2), 59-62,64-67.

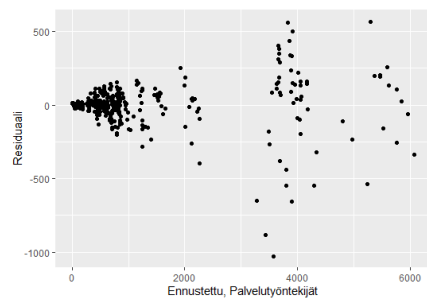
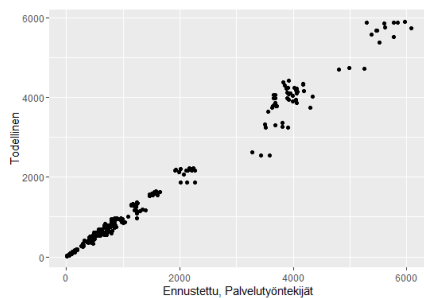
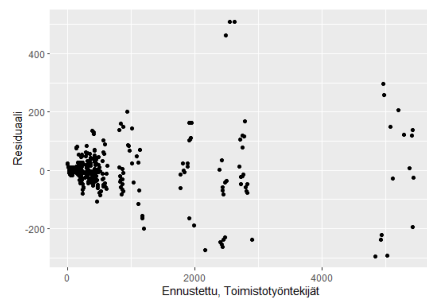
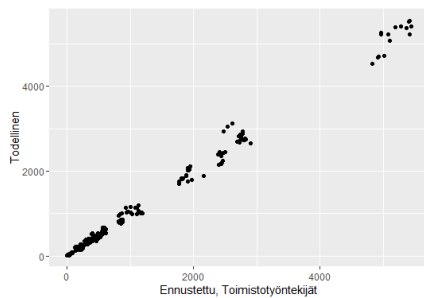
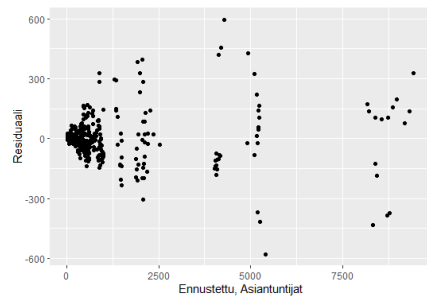
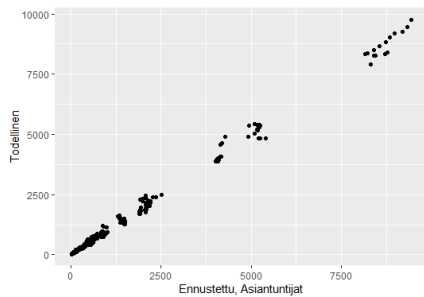
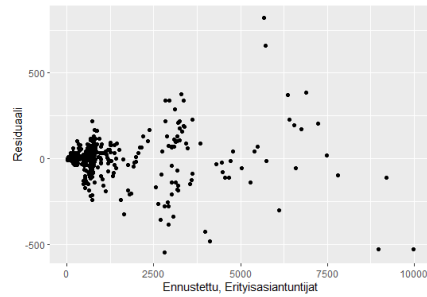
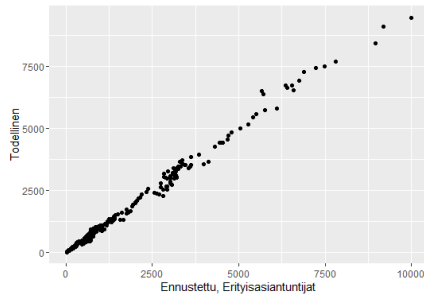
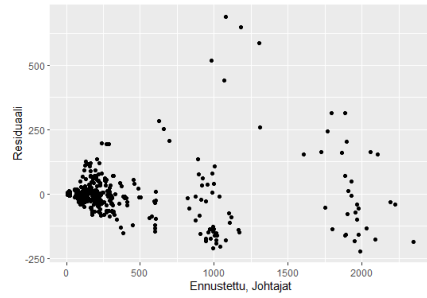
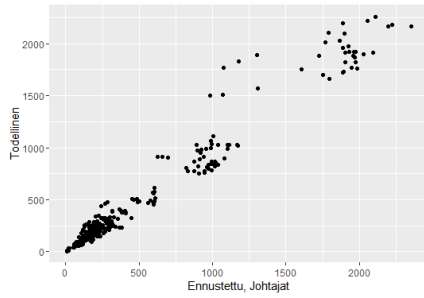
- Crafts, N. (2021). Artificial intelligence as a general-purpose technology: An historical perspective. *Oxford Review of Economic Policy*, 37(3), 521–536. <https://doi.org/10.1093/oxrep/grab012>
- Duvenaud, D., Lloyd, J., Grosse, R., Tenenbaum, J., & Zoubin, G. (2013). Structure Discovery in Nonparametric Regression through Compositional Kernel Search. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*, 1166–1174. <https://proceedings.mlr.press/v28/duvenaud13.html>
- Euroopan Komissio (2024). ESCO Ammatit. (https://esco.ec.europa.eu/fi/classification/occupation_main#overlayspin).
- Eurostat (2022). Employment by sex, age, occupation and economic activity (from 2008 onwards, NACE Rev. 2) (1 000), (Online data code: lfsa_eisn2), Statistical Office of the European Communities Eurostat. *EUROSTAT*, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/lfsa_eisn2/default/table?lang=en
- Eurostat (2024). Employment in technology and knowledge-intensive sectors at the national level, by type of occupation (from 2008 onwards, NACE Rev. 2), (Online data code: htec_emp_nisco2), Statistical Office of the European Communities Eurostat. *EUROSTAT*, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/htec_emp_nisco2/default/table?lang=en&category=sci-tech.htec.htec_emp.htec_emp_n
- Eurostat (2024). GDP and main components (output, expenditure and income), (Online data code: namq_10_gdp), Statistical Office of the European Communities Eurostat. *EUROSTAT*, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/namq_10_gdp/default/table?lang=en
- Eurostat (2024) GERD by sector of performance, (Online data code: rd_e_gerdtot), Statistical Office of the European Communities Eurostat. *EUROSTAT*, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/rd_e_gerdtot/default/table?lang=en
- Eurostat (2024). High-tech industry and knowledge-intensive services (htec). (Metadata). https://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/EN/htec_esms.htm
- Fatun, M., & Pazour, M. (2021). Modelling the impact of Artificial Intelligence on the labour market in Czechia. *Central European Journal of Public Policy*, 15(2), 31–42. <https://doi.org/10.2478/cejpp-2021-0006>

- Fernández-Macías, E. (2012). Job polarization in Europe?: Changes in the employment structure and job quality, 1995-2007. *Work and occupations*, 39(2), 157-182. <https://doi.org/10.1177/0730888411427078>
- Fernández-Macías, E., & Hurley, J. (2017). Routine-biased technical change and job polarization in Europe. *Socio-economic review*, 15(1), 563-585. <https://doi.org/10.1093/ser/mww016>
- Fierro, L. E., Caiani, A., & Russo, A. (2022). Automation, Job Polarisation, and Structural Change. *Journal of economic behavior & organization*, 200, 499-535. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2022.05.025>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Goldin, C., & Katz, L. F. (1998). The Origins of Technology-Skill Complementarity. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(3), 693-732.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job Polarization in Europe. *The American Economic Review*, 99(2), 58-63. <http://dx.doi.org/10.1257/aer.99.2.58>
- Haiss, P., Mahlberg, B., & Michlits, D. (2021). Industry 4.0—the future of Austrian jobs. *Empirica*, 48(1), 5-36. <https://doi.org/10.1007/s10663-020-09497-z>
- International Labor Organization (2024). International Standard Classification of Occupations (ISCO-08). <https://www.ilo.org/>
- James, J. A., & Skinner, J. S. (1985). The Resolution of the Labor-Scarcity Paradox. *The Journal of Economic History*, 45(3), 513-540.
- Kerr, S., Maczulskij, T., & Maliranta, M. (2020). Within and between firm trends in job polarization: The roles of globalization and technology. *Journal of Economic Geography*, 20(4), 1003-1039. <https://doi.org/10.1093/jeg/lbz028>
- Krueger, A. B. (1993). How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989. *The Quarterly Journal of Economics*, 108(1), 33-60. <https://doi.org/10.2307/2118494>
- Markoff, J. (2012, elokuuta 18). Skilled Work, Without the Worker. *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/2012/08/19/business/new-wave-of-adept-robots-is-changing-global-industry.html>

- Mihaylov, E. and Tijdens, K. G. (2019). Measuring the Routine and Non-Routine Task Content of 427 Four-Digit ISCO-08 Occupations. Tinbergen Institute Discussion Paper 2019-035/V. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3389681>
- Perrakis, A., Sixma T. K. (2021). AI revolutions in biology | EMBO Reports. Vol. 22. Iss. 11
- Phua, C., Lee, V., Smith, K., & Gayler, R. (2012). A Comprehensive Survey of Data Mining-based Fraud Detection Research. *Computers in Human Behavior*, 28(3), 1002-1013. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2012.01.002>
- Schweikl, S., & Obermaier, R. (2020). Lessons from three decades of IT productivity research: Towards a better understanding of IT-induced productivity effects. *Management Review Quarterly*, 70(4), 461-507. <https://doi.org/10.1007/s11301-019-00173-6>
- Xie, M., Ding, L., Xia, Y., Guo, J., Pan, J., & Wang, H. (2021). Does artificial intelligence affect the pattern of skill demand? Evidence from Chinese manufacturing firms. *Economic Modelling*, 96, 295-309. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2021.01.009>
- Zhou, G., Chu, G., Li, L., & Meng, L. (2020). The effect of artificial intelligence on China's labor market. *China Economic Journal*, 13(1), 24-41. <https://doi.org/10.1080/17538963.2019.1681201>

LIITTEET

LIITE 1 Todelliset arvot ja residuaalit suhteessa ennustettuihin (ylhäältä alas johtajat, erityisasiantuntijat, asiantuntijat, toimistotyöntekijät ja palvelutyöntekijät)



LIITE 2 Todelliset arvot ja residuaalit suhteessa ennustettuihin (ylhäältä alas maatalous-, rakennus-, prosessi-, ja muut työntekijät, sekä polarisaatiomuuttuja)

