

Samuli Partanen

TEKOÄLYTEKNOLOGIOIDEN KÄYTTÖ VALMISTAVASSA TEOLLISUUDESSA

Kandidaatin työ
Tekniikan ja luonnontieteiden tiedekunta
Niko Siltala
Maaliskuu 2022

TIIVISTELMÄ

Samuli Partanen: Tekoälyteknologioiden käyttö valmistavassa teollisuudessa
Kandidaatintyö
Tampereen yliopisto
Kone- ja tuotantotekniikan tutkinto-ohjelma
Helmikuu 2022

Tässä opinnäytetyössä tarkastellaan tekoälyn sovellusten käyttöä valmistavassa teollisuudessa, käyttöönottoa edeltäneen digitalisaation kulkua, sekä tekoälysovellusten käyttöönotolla tavoiteltuja hyötyjä valmistusprosessin eri osa-alueilla. Työn tarkoituksena on perehtyä, millä tavoilla olemassa olevia tekoälyteknologioita pystytään hyödyntämään valmistavan teollisuuden eri toiminnoissa. Tutkimus on tehty kirjallisuuskatsauksena, ja opinnäytetyö on suoritettu osana Tampereen yliopiston kone- ja tuotantotekniikan kandidaatin tutkinto-ohjelmaa.

Tekoälyn käyttäminen on lisääntynyt 2000-luvun aikana myös valmistavan teollisuuden aloilla. Kilpailukykyisenä ja kannattavana toimiminen edellyttää valmistavan teollisuuden yrityksiltä uusien teknologioiden käyttöönottamista tuotannossa ja toiminnan muilla osa-alueilla. Muun muassa markkinoilla tapahtuvat nopeat muutokset ja tuotannon trendien siirtyminen massatuotannosta massakustomointiin edellyttävät tuotannon toiminnoilta laajoja muutoksia sellaisella nopeudella, joihin vanhoilla teknologioilla on haastavaa vastata.

Teollisuuden käytössä olevilla teollisentekoälyn sovelluksilla tavoitellaan hyötyjä, joista osa vertautuu myös perinteisen digitalisaatiolta ja tehdasautomaatiolta tavoiteltaviin hyötyihin. Tässä opinnäytetyössä tekoälyn käyttöä on tarkasteltu erityisesti tuotesuunnitteluun liittyvän optimoinnin, valmistusprosessin suunnittelun, optimoinnin, hallinnan ja tilan valvonnan osilta. Näillä yrityksen toiminnan osa-alueilla tekoälyn sovellukset kykenevät mm. suurten datamäärien käsittelyn ansiosta helpottamaan, parantamaan, ja osittain jopa korvaamaan ihmistyöntekijän työtä. Ja siten, paremman toiminnan tehokkuuden ansiosta, tekoälyn hyödyntäminen voi lisätä yrityksen kannattavuutta ja kilpailukykyä merkittävästi.

Selkeistä kannattavuuteen ja kilpailuetuun viittaavista tuloksista huolimatta tekoälyteknologian käyttöönottaminen on kuitenkin teollisuudessa vähäistä. Suurien investointien tarpeen vuoksi ainoastaan lähinnä suurilla organisaatioilla on kykyä harkita ja toimeenpanna tekoälyteknologioiden hyödyntäminen tuotannossa. Lisäksi tekoälyn hyödyntäminen ja siten älykkään tuotannon mahdollistaminen vaatii organisaatiolta riittäviä teknologisia resursseja ja osaamista, sekä digitalisaation mahdollistavien toimintamallien käyttämistä. Tämän takia siirtyminen älykkään teollisuuden aikaan tapahtuu vähitellen ja jakautuu eri teollisuuden vallankumouksien aikakausille.

Avainsanat: AI, tekoäly, digitalisaatio, valmistava teollisuus, teollisuus 4.0

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck –ohjelmalla

SISÄLLYSLUETTELO

1. JOHDANTO	1
2. TEKOÄLYN ESIINTYMINEN VALMISTAVASSA TEOLLISUUDESSA	3
2.1 Teollisuuden kehittyminen ennen tekoälyaikaa	3
2.2 Tekoälysovellusten vaikutus valmistavaan teollisuuteen	4
2.3 Edellytykset teollisen tekoälyn käytölle organisaatiossa	5
3. TEKOÄLYN SOVELLUKSIEN TEKNOLOGIOITA	7
3.1 Koneoppiminen	7
3.1.1 Ohjattu oppiminen	8
3.1.2 Vahvistettu oppiminen	9
3.1.3 Ohjaamatonta oppiminen	9
3.2 Syväoppiminen	9
3.3 Datan louhinta ja datan klusterointi	10
3.4 Tietokonenäkö	11
4. TEKOÄLYN KÄYTTÖKOhteITA VALMISTAVASSA TEOLLISUUDESSA	12
4.1 Tuotesuunnittelun optimointi	12
4.2 Valmistusprosessin suunnittelu ja hallinta	13
4.3 Valmistusprosessin tilan valvonta	14
4.4 Valmistusprosessin analysointi ja optimointi	14
4.5 Digitaalinen kaksonen	15
5. POHDINTA JA JOHTOPÄÄTÖKSET	17
LÄHTEET	19

TERMIT JA LYHENTEET

AI	engl. Artificial intelligence
CNC	engl. Computer numerical control
CPS	engl. Cyber-physical systems
IoT	engl. Internet of things
LPR	engl. Logic of plausible reasoning
Pk	pienet ja keskisuuret [yritykset]
PSO	engl. Particle swarm optimization

1. JOHDANTO

Tekoälyn käyttö on 2000-luvun aikana lisääntynyt tietokoneiden ja prosessorien kasva-
neiden laskentakykyjen ansiosta. Teollisuudessa tekoälyn sovellukset ovat alkaneet
yleistymään digitalisaation ja teollisuuden neljännen vallankumouksen vaikutuksesta.
Valmistavan teollisuuden aloilla sekä globaaleilla markkinoilla vallitseva kova kilpailu
edellyttää yrityksiltä jatkuvaa kehitystä pysyäkseen kilpailukykyisinä ja kannattavina. Kil-
pailussa pärjätäkseen monessa yrityksessä on haettu kilpailuetua hyödyntämällä teko-
älyn tuomia mahdollisuuksia.

Valmistavassa teollisuudessa ennen neljättä teollista vallankumousta automaatio oli
keino parantaa ja korvata mm. ihmisen tekemää sekä paljon toistoa sisältävää työtä.
Digitalisaation myötä tekoälyn sovellukset ovat yleistyneet keinona lisätä tuotannon esi-
miehien ja laitteiden operaattoreiden työn laatua erityisesti laitteiden tuottaman laadun
parantamisessa, laitteiden toiminnan optimoinnissa, suurten tietomäärien yhdistämi-
sessä, sekä trendien ja poikkeamien tarkkailussa.

Teknologiankehityksen myötä yleistyneen tekoälyn käyttökohteista ja käyttöpotentiaa-
lista on 2010- luvulla tehty paljon julkaisuja. Julkaisujen runsaudesta huolimatta tekoälyn
määritelmään liittyy erimielisyyksiä tutkijoiden välillä mm. älykkyyteen liittyvien psykolo-
gisten ja filosofisten kysymyksien takia (Ailisto, et al. 2018). Tässä työssä tekoäly tarkoi-
taa mitä tahansa algoritmiluokkaa tai tekniikkaa, joka luo tietokoneelle mahdollisuuden
suorittaa jokin annettu tehtävä rationaalisella tavalla.

Tässä työssä pyritään selvittämään yhteneviä piirteitä tekoälyn käytössä valmistavan te-
ollisuuden erilaisissa sovelluksissa. Tutkittavia ongelmia ovat mm. selvittää, kuinka laa-
jasti tekoälyn sovelluksia käytetään teollisuudessa, minkälaisia eri sovelluksien ominai-
suudet ja piirteet ovat, sekä selvittää, minkälaisia syitä sovellusten käyttöönotolle on ha-
vaittavissa. Tutkimuskysymykset, joiden avulla näihin ongelmiin pyritään hakemaan vas-
tauksia ovat: Minkälaisissa tilanteissa ja minkälaisissa sovelluksissa tekoälyä käytetään
valmistavassa teollisuudessa? Mitkä ovat olleet syitä tekoälyn käyttöönottoon päätymi-
sessä?

Työssä keskitytään tarkastelemaan valmistavan teollisuuden käytössä olevia sovelluk-
sia. Työssä tarkastellaan myös niitä teollisuuden sisäisiä haasteita, joita teollisen teko-

älyn käyttöönoton yhteydessä on havaittu. Työn tarkoituksena ei ole tutkia tekoälysovellusten teknologisia piirteitä muuten, kuin konseptin ymmärtämisen kannalta tarpeellisella tasolla. Tässä työssä ei myöskään keskitytä tekoälyn määritelmän ja eri tieteenalojen näkemysten ristiriitoihin.

Tutkimus toteutetaan tekemällä kirjallisuusselvitystä sekä laadullisena että määrällisenä tutkimuksena. Laadullisen tutkimuksena selvitetään valmistavan teollisuuden kehityksen kuvaus, teollisuuden sekä tekoälyn taustan selvittäminen ja tekoälysovellusten merkityksen selvittäminen valmistavassa teollisuudessa (Kallinen & Kinnunen, 2019). Määrällisenä tutkimuksena pyritään selvittämään tekoälyn sovellusten syy-seuraussuhteita valmistavassa teollisuudessa. Määrällistä tutkimusta suoritetaan vertailemalla eri kirjallisuuden lähteiden eroja sekä yhtäläisyyksiä. (Yhteiskuntatieteellinen tietoaarkisto, 2017)

Työn rakenne jakautuu viiteen lukuun, joista ensimmäinen on johdanto. Toisessa luvussa käsitellään, kuinka teollisuuden kehitys tapahtuu ja mitä tekoälyn sovellusten käyttöönottamiseen liittyviä teollisuuden sisäisiä puutteita tutkijat ovat löytäneet. Toisessa luvussa tuodaan myös esille tekoälyn käytön yleistymisen vaikutuksista teollisuuden tasolla. Kolmannessa luvussa esitellään erilaisia teknologioita, joita valmistavassa teollisuudessa käytössä olevissa tekoälyn sovelluksissa on käytetty. Neljännessä luvussa tarkastellaan erilaisia valmistavassa teollisuudessa käytössä olevien tekoälysovellusten piirteitä. Viimeisenä lukuna on pohdintaa ja yhteenveto työn aikaisemmissa luvuissa esitetyistä asioista.

2. TEKOÄLYN ESIINTYMINEN VALMISTAVASSA TEOLLISUUDESSA

Tässä luvussa esitellään, kuinka digitalisaatio on kehittynyt teollisuuden kolmannesta vallankumouksesta siirryttäessä kohti teollisuuden neljännen vallankumouksen aikaa. Lisäksi tässä luvussa käsitellään, millaisia ominaisuuksia valmistavan teollisuuden organisaatiolta vaaditaan tekoälyn käyttöönottamiseksi. Luvussa esitellään myös millä tavalla teollisuudessa tapahtunut digitalisaatio on muokannut valmistavaa teollisuutta.

2.1 Teollisuuden kehittyminen ennen tekoälyaikaa

Viimeisimpänä suurena teollisuuden muutoksena voidaan pitää älykkääseen automaatioon siirtymisen aikaa, neljättä teollisuuden vallankumousta, joka tunnetaan myös nimityksellä *industry 4.0* eli *teollisuus 4.0*. Teollisuuden neljännelle vallankumoukselle tyypillisiä piirteitä ovat digitalisaation ja automaation lisääntyminen valmistusprosesseissa, sekä suurten valmistukseen liittyvien datamäärien kerääminen ja käsittely. Koska teollisuuden neljäs aalto ei ole vielä täysin loppunut on tärkeää tietää, missä vaiheessa yritysten katsotaan siirtyneen siihen.

Teollisuus 4.0:a edeltänyt teollisuuden vaihe oli teollisuuden kolmas vallankumous. Sille ominaisia piirteitä ovat tietokoneiden käytön yleistyminen valmistavassa teollisuudessa sekä teollisuusrobotiikan yleistyminen. Kolmannen teollisen vallankumouksen kehityskohtiin lukeutuvat myös tietokoneavusteisen valmistuksen ohjelmistot ja joustavien valmistusjärjestelmien kehittyminen. (Thun, et al. 2019)

Tietotekniikan kehittyttyä ja samalla teknologian käyttökohteiden monipuolistumisen seurauksena datan keräämisestä useista eri kohteista on tullut helppoa. Esineiden internetin eli IoT:n (Internet of things) muodostumisen myötä tekniikan kehitys keskittyy määrittelemään valmistukseen liittyviä eri osatekijöitä, kuten valmistusprosessin eri laitteita ja työntekijöitä, sekä parantamaan niiden välistä kommunikaatiota ja informaation virtaa (Lee, et al. 2019). Esineiden internetillä viitataan järjestelmään, jonka laitteet tekevät automaattisesti tiedonsiirtoa internetin välityksellä (Ramgir, 2019).

IoT:n kehittymisen myötä syntyi tarve pilvilaskennalle; teknologialle, joka mahdollisti useiden laitteiden muodostaman kokonaisuuden ja toimintaympäristön, jolla tämä tekno-

logia voisi toimia. Pilvilaskenta tarjoaa alustan IoT:n suurten datamäärien varastoimiseen, sekä datan liikkumiseen digitaalisen ja fyysisen ulottuvuuden välillä tarvittavaan infrastruktuuriin (Lee, et al. 2019).

Teknologioita kuten pilvilaskentaa, IoT:ia sekä älykkäitä algoritmeja on jo 2010-luvun lopulla otettu teollisuudessa käyttöön (Geissbauer, et al. 2016). Valmistavan teollisuuden kehitys on nykyään saavuttanut älykkyyden ajanjakson. Englanniksi ajanjaksosta käytetään nimitystä *age of intelligence*. 2000-luvun alusta lähtien neljäs teollinen vallankumous on yhdistänyt internetin, big datan, pilvilaskennan, IoT:n ja tekoälyn osaksi valmistavaa teollisuutta. (Lee, et al. 2019)

2.2 Tekoälysovellusten vaikutus valmistavaan teollisuuteen

Merkittävin tekoälysovellusten käyttöönoton vaikutus teollisuudessa on Freddin (2018) mukaan esiin nousevat teollisten prosessien tehokkuuden kasvu. Huomioitavaa on myös se, että prosessit tulevat muuttumaan digitaalisen teknologian hyödyntämisen seurauksena. Tekoälyteknologioiden käyttöönotto tulee myös vaikuttamaan markkinoiden kilpailuasetelmiin, sillä teollista tekoälyä hyödyntävien valmistajien on havaittu saavuttaneen taloudellista hyötyä ja kilpailuetua niihin kilpailijoihin verrattuna, jotka eivät vielä hyödynnä tekoälyä. Kilpailuedun saaminen selittyy osittain sillä, että digitalisaation tuoma tuottavuuden kasvu ja teknologinen innovatiivisuus ovat keskenään sidoksissa. (Lee, et al. 2019)

Digitalisaation tuomat uudet mahdollisuudet vaikuttavat myös yritysten liiketoimintamallissa, mikä on nähtävissä työtehtävien ja työllisyyden muutoksina. Digitalisaatio tuo samalla myös uusia disruptiivisia innovaation käyttömahdollisuuksia, jotka muokkaavat valmistavaa teollisuutta sekä luovat niin kutsuttua digitaalitaloutta. (Freddi, 2018). Digitalisaation tuomien teknologioiden on arvioitu vievän teollisuudesta useita työpaikkoja, ja digitaalisten teknologioiden yleistymisellä on arvioitu huomattavia vaikutuksia teollisuuden toimintaan sekä sen työllisyyteen. Arvioiden mukaan olemassa olevista työpaikoista jopa yli 30 % voi poistua seuraavien kahden vuosikymmenen aikana tekoälyteknologioiden käyttöönoton seurauksena. (Freddi, 2018) Toisaalta muutoksen arvioidaan näkyvän myös uusien työpaikkojen muodostumisessa mm. tekoälyn kehitykseen ja teknologisten tietotaidon ylläpitoon. Tämän lisäksi on mahdollista, että osassa työtehtävistä tekoälyä aletaan käyttämään myös ihmisen rinnalla (McKinsey Co. 2018).

Tekoälyn sovellusten käyttöönottamista voi pitää kilpailukyvyn säilyttämisen kannalta välttämättömänä, sillä tekoälyn käyttöönoton yleistyminen teollisuudessa luo kilpailuetua

niihin yrityksiin, joissa tekoälyä ei vielä sovelleta (Lee et al. 2019). Saavuttaakseen riittävän automaation tason ja mahdollistaakseen älykkään valmistuksen sekä vastataakseen paremmin teollisuus 4.0:n asettamiin vaatimuksiin, valmistavan teollisuuden alla kilpailevan tuotantolaitoksen täytyy tukeutua tekoälyn teknologioihin (Lee, et al., 2019). Jatkuessaan valmistavan teollisuuden digitalisoituminen johtaa lopulta älykkääseen valmistukseen (Shao & Helu, 2020). Tämä johtuu siitä, että kilpailuedun saamiseksi yrityksissä pyritään lisäämään tekoälyn ja muiden digitalisaation teknologioiden käyttämistä koko toimintansa alueella. Samalla tekoälyn käyttö laajenee muiden digitalisaation teknologioiden osa-alueille, esimerkiksi digitaalisten kaksosten sovelluksiin. Digitaalisella kaksosella tarkoitetaan sitä, kun digitaalinen informaatio linkitetään fyysiseen järjestelmään sen koko elinkaaren läpi. Kuitenkaan monilla yrityksillä, erityisesti pienillä ja keskisuurilla yrityksillä ei ole resursseja tai osaamista digitaalisten kaksosten soveltamiseen. (Shao & Helu, 2020)

2.3 Edellytykset teollisen tekoälyn käytölle organisaatiossa

Teollisen tekoälyn teknisten toimintaedellytyksien vuoksi organisaatiossa, jossa pyritään käyttöönottamaan tekoälyn sovelluksia, on täytynyt saavuttaa riittävä digitalisaation taso omassa toiminnassaan. Geissbauerin et al. (2016) mukaan teollisuuden yritysten toimitusjohtajille suunnatun kyselyn mukaan on tärkeää, että organisaatiossa arvioidaan sen oman digitaalisen kypsyytensä taso, sekä asetetaan toiminnalle selkeät tavoitteet tuleville vuosille. Eri organisaatioiden välillä on merkittävää vaihtelua siinä, mihin kohtaan organisaatiot määrittelevät muutoksen teollisen automaation aikakaudesta kohti älykästä teollisuutta sijoittuvat.

Thun et al. (2019) mukaan välttämätön vaihe siirryttäessä kohti neljännen teollisen vallankumouksen kehitystä ovat riittävä digitaalisten työkalujen käyttö. Ilman riittävän digitalisoitunutta toiminnan tasoa tehtaan laitteista ei välttämättä ole riittävää määrää dataa, jota teollisen tekoälyn sovelluksissa voitaisiin hyödyntää. Tekoälyn käytössä on välttämätöntä saada riittävä määrä dataa, jonka perusteella algoritmit tekevät laskelmansa. Toinen edellytys tekoälyn käyttöön siirtymiselle on organisaation riittävä teknologinen tietotaito. Lee et al. (2018) esittää, että koneoppimis-algoritmit riippuvat ominaisuuksiltaan täysin niiden kehittäjistään sekä heidän kokemuksistaan ja mieltymyksistään. Resurssien vähyyden takia tietotaidon sekä teknologisen asiantuntijuuden puute voi tuoda haasteita erityisesti pienissä ja keskisuurissa yrityksissä rajoittaen siten pk-yrityksien kehittymistä digitalisaation mukana. Usein myös riittävän datamäärän tuottaminen, vaaditun teknologian puuttuminen, sekä prosessin riittävän systemaattisuuden puuttuminen voivat rajoittaa digitalisoitumisen onnistumista (Geissbauer, et al. 2016).

Digitalisaation kehityksen mukana pysyäkseen yrityksiä on tehtävä tuotantolinjoihinsa suuria investointeja laitehankintojen sekä erilaisten anturi- ja ohjelmistoteknologioiden muodossa. Geissbauerin et al. (2016) kyselystä käy ilmi, että yritykset käyttävät merkittäviä summia rahaa uudelleen kouluttaakseen työntekijöitään sekä palkatakseen uusia erityisosaajia pitämään organisaation muuttunutta toimintaa yllä.

Suurien investointitarpeiden takia teollisuuden neljännen vallankumouksen mukana pysymistä on kritisoitu mahdottomuudeksi erityisesti valmistavan teollisuuden pk-yrityksien tapauksissa. Pk-yrityksissä investointipäätösten tekemistä ja Teollisuus 4.0:n teknologioiden käyttöönottoa rajoittaa se, että näyttöä teknologioiden vaikutuksesta lähivuosien kasvavaan liikevaihtoon ja sitä mukaa kasvaneisiin budjetteihin ei ole voitu osoittaa (Thun, et al. 2019).

Suurissa yrityksissä, joissa kehitetään tekoälyn rinnalla digitaalisten kaksosten käyttöä valmistavaan tuotantoon on saatu Shaon & Kibirin (2018) tutkimuksen mukaan aikaiseksi jopa 30 % parannuksia prosessien kiertoajoissa. Tekoälyn sovelluksista digitaalisten kaksosten käytölle löytyy syy reaaliaikaisen analyysin ja sen ansiosta saavutetun suorituskyvyn parantamisesta. Simulaatiomallien täytyy olla integroitua muihin systeemeihin kuten data-analyysiin ja optimointiin. Yleisimpiä haasteita digitaalisen kaksosten käyttöönotossa ovat arkkitehtuurin puute, sekä rajoittuneet mahdollisuudet älykkäiden mallien tekeminen tuotantolaitoksesta. (Shao & Kibira, 2018)

Koska tekoälysovellusten käyttö valmistavassa teollisuudessa perustuu tuotantolinjan eri vaiheista saadun datan käsittelystä ja analysoimisesta, on IoT-tekniikan käyttö tuotantolinjan yhdistämiseen välttämätöntä tekoälysovellusten käyttöönottamisen kannalta. Tehdasympäristössä myös CPS teknologia (cyber-physical systems) eli se, että fyysinen ja laitteilta saadun massadatan muodostama virtuaalinen maailma ovat keskenään yhteydessä sulautetun verkkoyhteyden avulla, on prosessien ohjauksen ja valvomisen kannalta tarpeellista (Thun, et al. 2019).

3. TEKOÄLYN SOVELLUKSIEN TEKNOLOGIOITA

Teknologian kehittymisen näkökannalta tekoäly on käynyt läpi kolme kehityksen vaihetta, jotka tunnetaan nimillä: *computational intelligence*, *perceptual intelligence*, ja *cognitive intelligence*. (Lee, et al. 2019) Tekoälyn kehitysaskelaita on nimetty myös nimillä: *kapea tekoäly*, *vahva* tai *yleinen tekoäly*, ja *superäly* (Ailisto, et al., 2018). Tekoälyn kehityksen ensimmäinen vaihe muodostuu tekoälyn kehittäjän manuaalisesti keräämästä ja algoritmeihin syöttämästä tiedosta, jonka avulla tekoäly kykenee päättämään ratkaisuja selkeästi määriteltyihin ongelmiin. Toisessa aallossa tekoälyn oppiminen tapahtuu tilastollisten datan avulla. Tähän kuuluvat mm. koneoppiminen ja neuroverkot. Toisen aallon tekoälystä puhutaan myös nimellä vahva tai yleinen tekoäly. Se kykenee oppimaan, mutta sen haasteeksi muodostuu tekoälyn huono kontekstin ymmärtäminen sekä huono päättelykyky. Kolmannen, tulevan aallon tekoälyä ns. supertekoälyä kuvataan tekoälynä, joka pystyy päättämään ja selittämään syitä, sopeutumaan kontekstin mukaisesti sekä abstraktiin ajatteluun. (Landsbury, J., 2017)

Freddi (2018) kirjoittaa, että 2010-luvulla huomio on siirtynyt koneoppimisalgoritmeihin. Näiden algoritmien kehittämisen tavoitteena on tekoäly, joka kykenee suoriutumaan haastavista muotojen tunnistus, sekä kommunikaatio tehtävistä. Tämä tekisi mahdolliseksi ihmistyöntekijän korvaamisen koneella myös haastavammissa työtehtävissä. Tämä perustuu siihen, että tekoälyalgoritmien kehittyessä ja massadatan lisääntyessä kuvion tunnistus helpottuu ja tekoäly kykenee suorittamaan myös ei-rutiininomaisia kognitiivisia työtehtäviä.

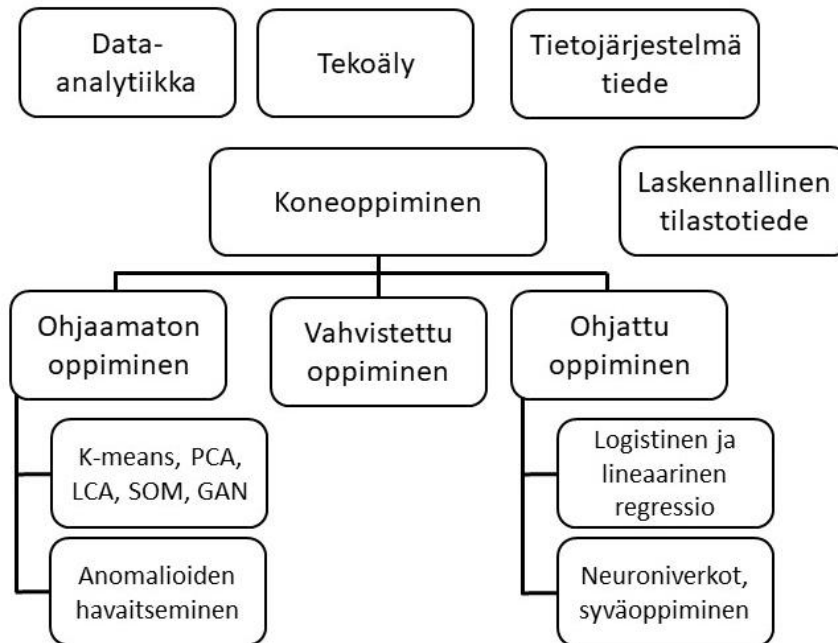
3.1 Koneoppiminen

Koneoppiminen on tekoälyn osa-alue, joka hyödyntää saatavilla olevaa dataa ja luotuja esimerkkitalanteita oppiakseen tunnistamaan rakenteita ja kaavoja ympäristöstään. Koneoppimisessa tavoitteena on saada tietokoneet oppimaan ilman tarvetta ohjelmoida niitä erikseen jokaiseen tilanteeseen. Koneoppimista käytetään pääsääntöisesti kuvion tunnistukseen, ja se on erityisesti visuaalisessa laadun tarkkailussa yleistynyt tekoälyn sovellus. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

Koneoppiminen käyttää useita algoritmeja, jotka iteratiivisesti oppivat datasta kehittyäkseen, kuvatakseen dataa ja ennakoidakseen järjestelmän ulostuloja. Toimiakseen koneoppiminen tarvitsee suuren datamassan, big dataa, jonka perusteella se voidaan opettaa

tai josta se voi itsenäisesti oppia. Oppimisprosessin onnistumisen edellytyksenä on riittävän ja oikeanlaisen datan saatavuus. (Lehto, et al. 2018)

Koneoppiminen voidaan jaotella kolmeen eri opettamisen tarvetta kuvaavaan tyyppiin. Tyypit ovat: ohjattu, ohjaamaton, sekä vahvistettu oppiminen. Koneoppimisen teknologi-
oita voidaan jäsentellä myös käytettyjen koneoppimisalgoritmien avulla kuten alla (ku-
vassa 1) on esitetty. (Ailisto, et al., 2018)



Kuva 1 Koneoppimisen luokittelu eri opetustyyppin mukaan. Muokattu lähteestä (Ailisto et al. 2018, kuvio 5 s.15)

3.1.1 Ohjattu oppiminen

Ohjattu oppiminen on koneoppimisen osa, jossa harjoittelualgoritmia opetetaan syöte-tavoite-pareja sisältävän harjoitteludatan avulla. Harjoitteludatassa jokainen esimerkki-pari muodostuu luokitelluista sisääntulon arvosta sekä tilanteessa tavoitellusta ulostulon arvosta. Kone pyrkii etsimään esimerkkiparien välisen kaavan ja muodostaa siten harjoitteludatan perusteella yhtäläisyyksiä muuhun dataan. (Lehto, et al., 2018) Ohjattu oppimisalgoritmi analysoi harjoitteludatan ja päättelee niihin sopivan funktion. Ohjattu koneoppiminen vaatii oppimisalgoritmilta harjoitteludatasta opitun kaavan yleistämistä uuteen dataan. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

3.1.2 Vahvistettu oppiminen

Vahvistetussa oppimisessa, ohjatusta oppimisesta poiketen, ei tarvita erikseen luokiteltuja sisääntulo/ulostulo pareja, eikä algoritmille anneta vastausta siitä, mikä ratkaisu toimii parhaiten missäkin tilanteessa. Oppimisen vahvistus ilmenee siinä, että oppimisprosessin aikana algoritmia palkitaan tai rangaistaan jossakin vaiheessa prosessia ratkaisusta riippuen. (Lehto et al, 2018; AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

3.1.3 Ohjaamatonta oppiminen

Ohjaamaton oppiminen on koneoppimisen tyyppi, jossa algoritmi päättelee datassa esiintyviä riippuvuuksia, suhteita ja samankaltaisuuksia harjoitteludatan avulla. Lopputuotoksena algoritmi tuottaa samanlaisista ominaisuuksista muodostuvia syötteiden ryhmiä. (Lehto, et al, 2018) Käytetyssä harjoitteludatassa datanäytteitä ei ole luokiteltu toisin kuin ohjatun oppimisen tapauksessa. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

3.2 Syväoppiminen

Syväoppiminen on tekoälyteknologiaa, joka voidaan luokitella koneoppimisen alaluokaksi. Syväoppimisen toiminta perustuu useiden neuroniverkkojen yhdistämiseen monimutkaisien rakenteiden ja kaavojen löytämiseksi datasta. Monikerroksinen neuroniverkko eli syväoppiminen on eräs toimivimmista koneoppimisen tekniikoista sen hyvän ennustamiskyvyn ansiosta. Se käyttää useaa neuroniverkon kerrosta eritelläkseen korkean tason piirteitä input datan seasta. Suurin osa teollisuuden neuroniverkkoja käyttävistä sovelluksista ovat syväoppimis-algoritmeja koska teollisuudessa esiintyvät monimutkaiset prosessit ja niihin ratkaistavat ongelmat ovat liian laajoja yksittäisten neuroniverkkojen ratkaistavaksi. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

Useimpien tekoälysovellusten toiminta perustuu neuroniverkkoihin, ja ne ovat osoittautuneet tarjoavan paremman ennustamiskyvyn kuin aiemmat koneoppimisessa käytetyt teknologiat (Lee et al. 2018). Parhaiten neuroniverkot soveltuvat tehtäviin, joiden pääpiirteisiin kuuluu suuri määrä varastoitua ja tarkkaa dataa. Yleisimpiä neuroniverkon käyttökohteita ovat ennakoivan huollon, poikkeamien tunnistamisen, prosessin optimoinnin ja visuaalisen laadun tarkkailun sovellukset. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020) Neuroniverkot pystyvät analysoimaan dataa simuloimalla neuronien rakennetta ja käyttämään analyysin tuloksia määrittämään tarvittavia arvoja.

Toiminnaltaan neuroverkot ovat laskennallisia malleja, jotka jäljittelevät biologisia neuroniverkkojen rakenteita. Rakenteensa ansiosta neuroniverkot pystyvät mallintamaan monimutkaisia funktioita mm. luokittelun ja ennustamisen ongelmiin hyvin laajan harjoitteludatan perusteella. Biologisen neuroniverkon tavoin tekoälyn neuroniverkot muodostuvat solmukohdista, josta yhdistyvät kulmistaan toisiin solmukohtiin. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020) Solmujen tai neuronien aktivoitumista seurataan aktivoitumisfunktion avulla, joka saa arvonsa ympäröivistä neuroneista. Oppimisprosessi perustuu siihen, että datan perusteella jokaiselle neuronille ja neuronien välisille sidoksella on määritelty painoarvo, jonka kasvaminen ja pieneneminen kuvaavat verkon oppimista. (Lee, et al. 2018)

3.3 Datan louhinta ja datan klusterointi

Datan louhinta tarkoittaa datasta ilmenevien tuntemattomien tai vaikeasti havaittavissa olevien informaatioiden tai kuvioiden tunnistamista suuresta datamäärästä. Sovelluskohde yhdistää teknologioita useilta osa-alueilta, kuten tietokantojen, tekoälyn, koneoppimisen ja tilastotieteiden alueilta. (Lehto, et al. 2018)

Massadatan louhintateknologian ansiosta on mahdollista tunnistaa, analysoida epäkoh-tia, ymmärtää vikojen tyyppejä, sekä löytää ratkaisuja. Datan louhintateknologia voidaan katsoa olevan keskeisessä roolissa teollisuuden kehittämisessä kohti älykäästä teollisuutta yhdistelemällä eri osa-alueita organisaatioissa, kuten suunnittelun, valmistuksen ja tuotteen laadun varmistamisessa. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

Klusterointi tarkoittaa datassa esiintyvien objektien ryhmittelyä siten, että yhdessä ryhmässä, eli klusterissa olevien objektien kesken esiintyy enemmän samankaltaisia piirteitä kuin eri klustereissa olevien objektien välillä (Uhlmann, et al. 2017). Klusterointi on yleistynyt keino suuren datamäärän datan louhimisessa. Sen avulla voidaan esimerkiksi ryhmittää datasta tiettyjä tilanteita poikkeamien havaitsemiseksi prosessissa tai apuvälineenä huolto-ohjelmien suunnitteluun. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

Yleensä klusterointi on datanlouhimisen päätehtävä ja yleisesti käytetty tekniikka statistisen data-analyysin tekemisessä. Klusteri-analyysi ei ole määritelty algoritmi, vaan yleinen tehtävä, joka vaatii ratkaisua (Nilsson, 2005). Se voi muodostua useasta algoritmista, jotka poikkeavat toisistaan merkittävästi klustereiden muodostamisen piirteiltään. Klusterointi voitaisiin luokitella myös monitavoitteiseksi optimointitehtäväksi. (Uhlmann, et al. 2017; AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

3.4 Tietokonenäkö

Tietokonenäkö on tietotekniikan osa-alue, joka pyrkii saavuttamaan tietokoneille korkean tasoista kuvan tai videon ymmärtämistä. Teknologian tavoitteena on luoda tietokoneille mahdollisuus tarkkailla ja ymmärtää niitä ympäröivää maailmaa visuaalisen havainnon perusteella, ja kyetä mukautumaan ympäristönsä vaatimiin tarpeisiin. (AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020) Merkittävin konenäön hyödyntämisen kohde on kohteen tunnistaminen, jolla viitataan ennalta määriteltyjen kuvioiden ja muotojen tunnistamiseen kameran kuvaamasta digitaalisesta kuvasta. Konenäköä on käytetty runsaasti teollisuudessa, jossa automaattista tunnistamista ja analyysiä tarvitaan paljon, kuten esimerkiksi liukuhihnalla tapahtuvan visuaalisen laadun tarkkailun tehtävässä. (Lehto, et al. 2018; AGU Expert Group Artificial Intelligence, 2020)

4. TEKOÄLYN KÄYTTÖKOHTEITA VALMISTAVASSA TEOLLISUUDESSA

Teollisen tekoälyn sovelluksille on useita käyttökohteita tuotannon valmistusprosesseissa, tuotannonhallinnassa, ja tuotantolaitoksen muissa osa-alueissa, kuten tuotekehityksessä. Esimerkiksi syväoppimisen avulla pystytään monitoroimaan tuotantolaitteita niistä kerätyn datan avulla (Lehto, et al. 2018). Laitteiden yleisen kunnan lisäksi tekoäly mahdollistaa valmistusprosessien reaaliaikaisen seurannan ja optimoinnin (Garcia, 2020). Tuotannonhallinnan kannalta eräs tekoälysovellusten hyöty on tehokas ja tarkka informaation prosessointi. Yritykset kykenevät mm. ennakoimaan muutoksia asiakkaiden mieltymyksissä ja markkinoissa, tai ennakoimaan muita yrityksen toimintaan vaikuttavia muuttujia. (Lehto, et al. 2018)

Tekoälyä käytetään myös tuotantojärjestelmän vakauden tarkkailuun datan perusteella. Tuotantojärjestelmän tarkkailusta prosessoidun informaation avulla tuotantolaitosten ja tuotannonohjauksen suunnittelua pystytään parantamaan tekoälyä hyödyntämällä, sillä mm. tuotantojärjestelmän tila pystytään huomioimaan laitekohtaisella tasolla suunnitteluvaiheen aikana (Lehto, et al., 2018)

4.1 Tuotesuunnittelun optimointi

Valmistusprosessin optimaalisuuden kannalta keskeinen seikka on se, millaiseksi valmistettava kappale on suunniteltu. Optimaalisen tuotemallin löytäminen voi olla haastavaa, eikä mikään tietty teknologia välttämättä riitä ratkaisemaan kriittisiä ongelmia datan perusteella. Sen sijaan voidaan joutua käyttämään usean eri teknologian yhdistelmää.

Tyypillinen tuotesuunnittelun optimaalisuuteen yhdistyvä piirre on valmistettavan kappaleen energiankulutuksen optimointi. Tuotesuunnittelun apuna on käytetty mm. PSO-teknologiaan (particle swarm optimization) perustuvia menetelmiä, joiden toiminta pohjautuu syväoppimisen kautta tapahtuvaan iteratiiviseen optimaalisen ratkaisun löytämiseen. PSO menetelmiä on käytetty mm. optimoimaan CNC-prosesseilla valmistettujen kappaleiden muotoja ja työstettyjen pinnan karheuksia (Qin, 2019).

4.2 Valmistusprosessin suunnittelu ja hallinta

Suuri tuotevalikoiman laajuus, epävakaa kysyntä ja tiukat aikarajat asettavat haasteita aikatauluttamiselle. Tehtaat muuttuvat joustavammiksi ja uudelleen konfiguroitaviksi ilman tarvetta tarkan tason uudelleenohjelmoinnille. Digitaalisen valmistuksen teknologiat mahdollistavat myös tuotteiden massakustomoinnin. Tuotannon monimutkaistaminen aiheuttaa sen, että yrityksen hallinta muuttuu monimutkaisemmaksi. Erityisesti vahvistettua koneoppimisen on hyödynnetty suurissa organisaatioissa valmistusprosessien aikataulutuksessa. (Alexopoulos, et al. 2020)

Hybridimalleja voidaan käyttää korkean teknologian tuotosten ennakoinnissa. Useasta teknologiasta koostuva valmistusprosessi sisältää lukuisia valmistukseen ja valmistusmääriin vaikuttavia parametreja. Huomioimalla näitä parametreja, kuten valmistusmenetelmien vaikutuksia tuotantoaikoihin, markkinoiden kysynnän muutoksia, ja muutosten vaikutuksia trendien kehitykseen, voidaan tekoälyteknologian avulla saada perinteisiin menetelmiin verraten luotettavia ennusteita. Sillä tekoälyalgoritmeihin pohjautuvat metodit saavuttavat paremman tarkkuuden ja virheitä esiintyy harvemmin verrattuna perinteisiin ennustusmenetelmiin. (Qin, 2019)

Tekoäly parantaa sekä tuotantolaitoksen turvallisuutta että tuotannon tehokkuutta. Toistuvien turvallisuutta vaarantavien ongelmien ilmeneminen on merkittävä ongelma työpaikkojen turvallisuudessa. Tekoälyn käytön avulla suuri osa vaarallisista ongelmatilanteista voidaan välttää jo ennen ongelmien syntymistä. Tekoäly kykenee tarkkailemaan työntekijöiden käytöstä ja sitä, käytetäänkö turvallisuusvarusteita oikein. Tekoälyn avulla on myös mahdollista tarkkailla ihmisten luvatonta kulkua esimerkiksi tehdasalueilla. (Wang, 2019)

Inhimillisen tekijän vaikutuksen pienentämiseksi on kehitetty niin kutsuttu LPR- metodi (logic of plausible reasoning), joka poistaa ihmisen virheen ohjauksessa. Ihmisen, eli koneen käyttäjän loogisen päättelyn tuloksena tehty ohjaukomento syötetään tekoälyalgoritmiin, jossa tiedon epävarmuuden arviointiin luodut parametrit tarkkailevat syötteen vaihtelua. Järjestelmä tunnistaa vaihtelun ja tiedon epävarmuuden perusteella vääriä komentoja, ja ehdottaa arvioituja muutosehdotuksia komentoille. (Wilk-Kolodziejczyk, 2016). Myös laitteenkäyttäjän työtä helpottavia ratkaisuja on kehitteillä, kuten Tiahjarahin et al. (2018) esittelemä optimaalisten leikkuuparametrien valintamenetelmän. Esitellyn menetelmän tarkoitus on helpottaa koneistajan työtä ja auttaa laitteenkäyttäjää määrittelemään parhaat mahdolliset parametrit sekä ymmärtämään niiden merkityksen. (Tiahjarahin, et al. 2018)

4.3 Valmistusprosessin tilan valvonta

Tekoäly kykenee laskemaan prosessien suurista datamääristä tehokkaasti ja tarkasti valmistusprosessin tilaa kuvaavia arvoja, minkä vuoksi tekoälyn sovelluksia käytetään mm. vikadiagnoosien tekoon. Verrattuna manuaalisesti tehtyihin laskelmiin esimerkiksi mallintamisprosessin aikana, tekoälyn käyttö laskee virheiden syntymisen määrää. Laitteista kerätyn datan perusteella tekoäly tunnistaa laitteen rikkoontumisen vertaamalla sitä aiemmin kerättyyn dataan. Poikkeavuuden perusteella tekoäly pystyy ilmoittamaan huollon tarpeesta laite ja laitteen osakohtaisesti. (Wang, 2019) Lisäksi monitoroimalla prosessin ja laitteiden dataa, häiriöt ja laiterikot valmistuskoneissa voidaan ennakoita, ja siten valmistuskoneiden seisokkiaikojen vaikutukset voidaan minimoida (Shao & Helu, 2020).

Kuvaavaa analyysia käytetään yrityksen todellisen nykytilan tulkitsemisessa. Tekoälyn ansiosta fyysisten laitteiden tilan tulkitseminen historiadatan avulla auttaa havainnoimaan, mihin suuntaa toiminnan kehitys on menossa (Alexopoulos, et al. 2020). Tekoälyn laskentakykyä hyödynnetään myös tuotannonohjauksen ja -aikatauluttamisen apuna tehtaan järjestelmistä kerätystä datasta tunnistettujen tuotannon vaihteluiden ja toiminnan tilan tunnistamisen perusteella. (Shao & Helu, 2020)

Tekoälyä käytetään myös perinteisen konenäön ja tuotantoautomaation tavoin valmistusprosessin aikaiseen laaduntarkkailuun. Tekoäly parantaa laaduntarkkailun luotettavuutta poistamalla laaduntarkastusprosessista inhimilliset tekijät: operaattoreiden välisen eron sekä yksittäisen operaattorin vaihtelevan tason. Eliminoimalla inhimillisen tekijän laadun vertailusta, syväoppimiseen ja konenäköön perustuvilla teknologioilla laaduntarkastuksen standardisoinnista tulee helpompaa. (Wang, 2019)

4.4 Valmistusprosessin analysointi ja optimointi

Prosessin optimointiin liittyvät toimenpiteet ovat sellaisia organisaation sisäisiä toimia, joiden tavoitteena on parantaa liiketoiminnan prosessien suorituskykyä. Prosessin optimointi edellyttää onnistuakseen ratkaisujen keksimistä prosesseissa oleviin heikkouksiin. Prosessin optimoinnin tavoitteena on lisäksi varmistaa mittauksen jatkuva luotettavuus ja niistä saatu hyöty. Onnistuakseen prosessin optimoinnissa pitkällä aikavälillä, organisaation on sitouduttava prosessien jatkuvaan muokkaamiseen. (Garcia, 2020)

Digitalisaation myötä leistyneiden teknologioiden avulla tuotannossa pyritään tuottamaan aiempaa parempia suoritteita lyhyemmässä ajassa. Tämän tavoitteen toteutumisessa prosessien optimointi on ydinroolissa, sillä teollisuudessa prosessien optimoinnilla

pyritään parantamaan tuotannon prosessien käyttöaikaa sekä vähentämään tuotannon katkoksia. Samalla tavoitellaan alhaisempia tuotantoon liittyviä kustannuksia ja parantamaan toiminnan kannattavuutta. (Garcia, 2020)

Verrattuna nykyaikaisten teknologioiden suorituskykyyn prosessien optimoinnissa, tekoälyyn perustuvien menetelmien avulla pystytään nopeampaan reagointiin laitetaso ongelmissa, mikä mahdollistaa valmistusprosessin säätämisen reaaliaikaisesti valmistusprosessin aikana. Koneista saadun mittadatan perusteella myös konehuoltoihin liittyvät toimenpiteet voidaan suorittaa täsmällisemmin todellisen tarpeen mukaan. (Alexopoulos, et al. 2020)

Ainetta lisäävään valmistukseen on kehitetty data-analytiikka metodi, joka käyttää neuroniverkkoja muodostaen luokittelumallin valmistusprosessista. Tämä lähestymistapa keskittyy tuotteen laatuun luokitellakseen tuotteita eri kategorioihin. Ainetta lisäävien valmistuslaitteiden optimaalisten parametrien löytäminen tapahtuu tyypillisesti analysoimalla ja tunnistamalla tulosten laadussa toistuvia kuvioita konenäön avulla. (Uhlmann, et al. 2017)

4.5 Digitaalinen kaksonen

Digitaalinen kaksonen viittaa fyysisen kokonaisuuden perusteella tehtyyn digitaaliseen kopioon. Niitä voidaan käyttää simuloinnin, monitoroinnin, diagnosoinnin, ennustamisen ja ohjaamisen prosessien apuna (Shao & Helu, 2020). Digitaalisten kaksosten sovellukset pyrkivät alentamaan toiminnan kustannuksia sekä parantamaan suoritusten laatua yhdistämällä laitteista saadun datan simulaatiomalleihin. (Alexopoulos, et al. 2020)

Shao ja Kibira (2018) esittelevät perinteisen digitaalisen kaksosen rinnalle integroidun mallin, joka kuvaa koko fyysistä valmistusjärjestelmää, ja joka sisältää sekä historiadata, että reaaliaikaisen datan fyysisestä järjestelmästä tai prosessista. Reaaliaikaisen valmistusdatan kerääminen on välttämätöntä mallin toimimisen kannalta ja kerättyä dataa on paljon. Prosesseissa datan lähteitä on usein monia, joten datavirtojen ymmärtämiseksi data vaatii analytiikkaa. Data-analytiikkateknologiat, kuten tekoälyalgoritmit ja koneoppiminen voivat analysoida dynaamisesti dataa ja syötettä, joiden perusteella ne voivat muodostaa simulaatioita prosessista. Reaaliaikainen päivittyminen sekä jatkuva oppiminen mahdollistavat fyysisen järjestelmän tämänhetkisen tilan kuvaamisen.

Valmistavan teollisuuden muutos massatuotannosta massakustomointiin on lisännyt digitaalisten kaksosten tuomia hyötyjä yrityksille nopean reagointikykyyn vaatimuksen ja laajojen reaaliaikaisten datamäärien takia. Digitaalisten kaksosten käyttäminen osana

tuotantoprosessia voi vähentää suunnittelu- ja valmistusprosessien kestoja. Se myös helpottaa asiakastarpeiden saavuttamisessa sekä mahdollistaa tuotteiden valvomista koko niiden elinkaaren aikana. Digitaaliseen kaksoseseen yhdistyvän tekoälyn sovelluksissa mm. tavaran toimittajilta saatujen informaatioiden, sekä uusista laitteista sisäänajoajaksolta kerätyn datan avulla valmistajat voivat reaaliaikaisen datan ansiosta ratkaista laitteiden sovittamisen ongelmia ennen investointien tekemistä. (Shao & Helu, 2020)

5. POHDINTA JA JOHTOPÄÄTÖKSET

Valmistavan teollisuuden globalisoiduttua yritykset kokevat suurta tarvetta uusien teknologioiden omaksumiseen nopean teknologian kehityksen ja markkinatilanteiden muutoksien takia. Uusien innovaatioiden löytäminen on välttämätöntä pysyäksään mukana ympäröivillä markkinoilla. Markkinoiden valmistajille asettamat vaatimukset mm. tehtaan resurssien kustannustehokkaasta käytöstä ja kyvystä vastata nopeasti muuttuvaan asiakastarpeeseen toimivat myös tekoälyteknologioiden yleistymistä ajavina tekijöinä. Geissbauerin et al. (2016) mukaan on olemassa tutkitusti näyttöä siitä, että niissä yrityksissä, jotka ensimmäisten joukossa ottavat käyttöön uusia tekoälytekniikoita saavuttavat kilpailijoihinsa nähden merkittäviä taloudellisia etuja pitkällä aikavälillä.

Tekoäly on teknologiansa puolesta hyvin laaja ja monipuolinen kokonaisuus. Yleiseltä tasolta kuvattuna tekoäly on tietotekniikkaan, tilastotieteeseen ja suuriin datakantoihin perustuvaa teknologiaa. Sen käyttöönotolle ja halutun toiminnallisuuden saavuttamisella on tiettyjä rajoitteita ja edellytyksiä tuotantolaitokselta. Saavuttaakseen parhaimman mahdollisen tuloksen *teollisuus 4.0:n* teknologioihin siirryttäessä, organisaatiossa on ymmärrettävä teknologian asettamien vaatimuksien ja rajoitusten piirteet.

Tuotantolaitoksissa, joissa tekoälyä halutaan hyödyntää, toiminnan täytyy olla tasoltaan riittävän standardisoitua ja valmistusprosessien on oltava riittävän systematisoituja tekoälyn käyttöönoton oltakseen kannattavaa. Tämä seikka johtuu siitä, prosessien on oltava riittävän selkeästi määriteltyjä, jotta tekoälyalgoritmit kykenevät oppimaan prosessin nopeasti. Joka puolestaan on tarpeellista sen takia, että tekoälyn käyttöönoton aiheuttamille kustannuksille saataisiin yrityksen kannalta järkevässä ajassa vastinetta.

Teknologian kehittymisen näkökannalta tekoälyn evoluutio on käynyt läpi kolme kehityksen vaihetta (Lee, et al. 2019). Jokaisesta vaiheesta seuraavaan edetessä tekoäly kykenee itsenäisempään ja luovuutta sekä abstraktia ajattelua vaativampiin tehtäviin. Teollisuuden ympäristössä näiden teknologioiden kehittämisen tavoitteena on saada aikaiseksi tekoäly, joka kykenee suoriutumaan haastavista tehtävistä kuten muotojen tunnistus-, ja kommunikaatiotehtävistä. Ja joka suuren suorituskykynsä ansiosta kykenee mahdollistamaan ihmistyöntekijöiden työn helpottamisen koneen avulla tai jopa korvaamaan ihmisen tietyistä työtehtävistä (Freddi, 2018). Joidenkin arvioiden mukaan tekoälyteknologioiden käyttöönotto voi aiheuttaa jopa 30 % olemassa olevien teollisuuden työpaikkojen häviämisen. Samanaikaisesti uusien teknologioiden tuoma tarve uusille tietotaidon osa-alueille luo olemassa olevien työtehtävien rinnalle uusia työtehtäviä.

Teollisen tekoälyn sovelluksiin löytyy jo teollisuuden käytössä olevia käyttökohteita ja teknologian kehittyessä ja yleistyessä käyttökohteita voidaan laajentaa yhä enemmän konseptiajattelua ja kognitiivista älykkyyttä vaativiin tehtäviin. Nykyään tekoälyn teknologialla pyritään tuotantolaitoksissa parantamaan ja helpottamaan mm: tuotesuunnittelun optimointia, valmistusprosessin suunnittelua ja hallintaa, tuotantojärjestelmien digitaalisten mallien tekemistä, valmistusprosessien analysoinnin ja optimoinnin tehtäviä, sekä valmistusprosessien tilan valvontaa.

LÄHTEET

- AGU Expert Group Artificial Intelligence (2020). AI Glossary: Sino-German Company Working on Industry 4.0 and Intelligent Manufacturing, GIZ, CCID, verkkosivu Saatavissa (viitattu 23.2.2021): <https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/China/ai-glossary.html>
- Ailisto, H., Heikkilä, E., Helaakoski, H., Neuvonen, A. & Seppälä, T. (2018). Tekoälyn kokonaiskuva ja osaamiskartoitus, Valtioneuvoston kanslia.
- Alexopoulos, K., Nikolkis, N. & Chryssolouris, G. (2020). Digital twin-driven supervised machine learning for the development of artificial intelligence applications in manufacturing. *International Journal of Computer Intergrated Manufacturing*, 33(5), pp. 429-439.
- Freddi, D. (2018). Digitalisation and employment in manufacturing. *AI & Soc* 33(5), pp. 393-403.
- Garcia, G. P. (2020). Augmented Reality in the Context of Automotive Manufacturing. Teoksessa: S. M. C. Loureiro, toim. *Managerial Challenges and Social Impacts of Virtual and Augmented*. IGI Global, pp. 95-110.
- Geissbauer, R., Vedso, J. & Schrauf, S. (2016). Industry 4.0: Building the digital enterprise, verkkosivu Saatavissa (viitattu 23.2.2021): www.pwc.com/industry40.
- Kallinen, T. & Kinnunen, T. (2019). Laadullisen tutkimuksen verkkokäsikirja, verkkosivu Saatavissa (viitattu 14.4.2021): <https://www.fsd.tuni.fi/palvelut/menetelmaopetus/>
- Landsbury, J. (2017). The DARPA Perspective on AI, verkkosivu Saatavissa (viitattu 21.2.2021): <https://www.darpa.mil/attachments/AIFull.pdf>
- Lee, J., Davari, H., Singh, J. & Pandhare, V. (2018). Industrial artificial intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters* 18, pp. 20-23.
- Lee, J., Singh, J. & Azamfar, M. (2019). Industrial artificial intelligence.
- Lehto, M., Neittaanmäki, P., Nyrhinen, R., Ohalainen, A., Pölönen, I., Rautiainen, I., Ruohonen, T., Tuominen, H., Vähäkainu, P., Äyrämö, S., Äyrämö, S.M. (2018). Tekoälyn perusteita ja sovelluksia. Jyväskylä: Jyväskylän yliopisto. pp.14, 104–112.
- McKinsey Co. (2018). AI, automation, and the future of work: Ten things to solve for, verkkosivu Saatavissa (viitattu 13.4.2021): <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/ai-automation-and-the-future-of-work-ten-things-to-solve-for#>

Nillson, N (2005). Introduction to Machine Learning, Department of Computer Science, Stanford University, pp 119-130.

Qin, J. (2019). Advanced data analytics for additive manufacturing energy consumption modelling, prediction, and management under industry 4.0, dissertation, School of Engineering Cardiff University. Saatavissa: <https://orca.cardiff.ac.uk/129581/>

Ramgir, M. (2019). Internet of Things - An answer to the next generation automated world. Teoksessa: Internet of Things. Pearson Education India, pp. 1-26.

Shao, G. & Helu, M. (2020). Framework for a digital twin in manufacturing: Scope and requirements. Manufacturing Letters 24, pp. 105-107.

Shao, G. & Kibira, D. (2018). Digital manufacturing; requirements and challenge for implementing digital surrogates. s.l., Proceedings of the 2018 Winter Simulation Conference.

Thun, S., Kamsvåg, P. F., Klove, B., Seim, E. A., Torvatn, H. Y. (2019). Industry 4.0: Whose revolution? The digitalization of manufacturing work processes. Nordic journal of working life studies 9(4).

Tiahrajah, V. J., Nooraziah, A. & Nordin, F. H. (2018). Extreme learning machine and particle swarm optimization in optimizing CNC turning operation. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 012086, pp. 342.

Uhlmann, E., Pontes, P., Laghmouchi, A. & Bergmann, A. (2017). Intelligent pattern recognition of a SLM machine process and sensor data. Procedia CIRP 62, pp. 464-469.

Wang, Y. (2019). The applications of artificial intelligence in mechanical manufacturing industry. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 688(033058).

Wilk-Kolodziejczyk, D. (2016). Supporting the manufacturing process of metal products with the methods of artificial intelligence. Arch. Metall. Mater. 61(4), pp. 1995-1998.

Yhteiskuntatieteellinen tietoaarkisto (2017). Kvantitatiivisen tutkimuksen verkkokäsikirja. Saatavissa (viitattu 14.4.2021): <https://www.fsd.tuni.fi/menetelmaopetus/>