

Topias Mauno

**TEKOÄLYN HYÖDYNTÄMINEN TEOLLISTEN
VALMISTUSPROSESSIEN PARANTAMISESSA**



JYVÄSKYLÄN YLIOPISTO
INFORMAATIOTEKNOLOGIAN TIEDEKUNTA
2023

TIIVISTELMÄ

Mauno, Topias

Tekoälyn hyödyntäminen teollisten valmistusprosessien parantamisessa

Jyväskylä: Jyväskylän yliopisto, 2023, 24 s.

Tietojärjestelmätiede, kandidaatintutkielma

Ohjaaja(t): Riekkinen, Janne

Tämän tutkielman tarkoituksena on kuvata tekoälyn nykytilaa ja sen mahdollisia sovelluksia valmistusteollisuudessa. Tekoäly on viime vuosikymmenen aikana noussut merkittäväksi innovaation lähteeksi useilla eri teollisuudenaloilla, erityisesti laskentatehon jatkuvan kasvun seurauksena. Valmistussektori ei ole poikkeus, sillä se tuottaa runsaasti dataa laitteista, tuotantoprosesseista ja toimittusketjun toiminnoista, joita tekoäly voi hyödyntää optimoimaan tehokkuutta, parantamaan tuotteiden laatua ja edistämään innovatiivisia valmistusratkaisuja. Tässä kirjallisuuskatsauksessa tutkitaan erilaisia tekoälyn menetelmiä ja sovelluksia valmistusprosessissa erityisesti tuotannon suunnittelun, laadunvalvonnan ja ennakoivan huollon näkökulmasta. Tutkielman keskeisimmät havainnot osoittavat, että tekoälyn integrointi teollisiin valmistusprosesseihin voi merkittävästi tehostaa näitä alueita. Katsaus päättyy pohdintaan tekoälyn roolista, mahdollisuuksista, haasteista, sekä tarpeesta aiheen jatkotutkimukselle alati muuttuvassa valmistusteollisuudessa.

Asiasanat: tekoäly, koneoppiminen, neuroverkot, syväoppiminen, valmistustehokkuus

ABSTRACT

Mauno, Topias

Using AI to improve manufacturing processes

Jyväskylä: University of Jyväskylä, 2023, 24 pp.

Information Systems, Bachelor's Thesis

Supervisor(s): Riekkinen, Janne

This study aims to offer an overview of artificial intelligence's current state and pinpoint its prospective uses in the manufacturing industry. Artificial intelligence has emerged as a source of innovation during the past ten years in a variety of industrial fields, largely facilitated by the continual rise in computing power. Notably, the manufacturing sector has a significant impact on this development since it generates a lot of data through machinery, production methods, and supply chain activities. This data can be strategically utilized by artificial intelligence to enhance efficiency, augment product quality, and foster innovative manufacturing solutions. This literature review examines possible AI methodologies and their implementation in the manufacturing process, with an emphasis on aspects such as production planning, quality control, and predictive maintenance. The core findings of this research suggest that the incorporation of artificial intelligence into industrial manufacturing processes can significantly improve these areas' effectiveness. The review leads up to contemplation on the role of AI, its opportunities, the challenges it encounters, and underlines the necessity for ongoing research in the continuously evolving manufacturing industry.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, neural networks, deep learning, manufacturing efficiency

KUVIOT

KUVIO 1 Tekoälyn taksonomia	9
-----------------------------------	---

SISÄLLYS

TIIVISTELMÄ

ABSTRACT

KUVIOT

1	JOHDANTO	6
2	TEKOÄLY	8
2.1	Tekoälyn määritelmä	8
2.2	Tekoälyn teknologioita	9
2.2.1	Koneoppiminen	9
2.2.2	Syväoppiminen	10
2.2.3	Robotiikka	11
3	TEOLLISUUDEN VALMISTUSPROSESSIT	12
3.1	Teollisuusprosessit	12
3.2	Teollisuuden kehitys	13
4	TEKOÄLYN SOVELTAMINEN TEOLLISUUDEN VALMISTUSPROSESSEISSA	14
4.1	Tekoälyn nykytila teollisuudessa	14
4.1.1	Tuotannon suunnittelun kehittäminen	15
4.1.2	Laadunvalvonnan parantaminen	15
4.1.3	Kunnossapidon parantaminen	16
4.2	Tekoälyn haasteet teollisuudessa	17
5	YHTEENVETO	18
	LÄHTEET	20

1 JOHDANTO

Tekoälyn, ja erityisesti sen alaryhmien, kuten koneoppimisen ja syväoppimisen, merkitys on kasvanut nopeasti, tiedon prosessoinnin, tallennustilan, laskenta-tehon ja algoritmien kehittyessä (Buchmeister ym., 2019). Tekoälyä hyödynnetään yhä laajemmin, myös valmistusprosesseissa, jossa sen avulla voidaan parantaa tehokkuutta ja laatua. Tekoälyn integrointi tuo kuitenkin mukanaan myös haasteita, aina datanhallinnasta työntekijöiden kouluttamiseen, jotka vaativat kattavia strategioita tehokkaan toteutuksen varmistamiseksi.

Tämä kandidaatintutkielma keskittyy käsittelemään tekoälyn mahdollisuuksia valmistusteollisuudessa. Tämä on tärkeää, koska tekoälyn sovellusmahdollisuudet ovat laajat ja niiden hyödyntäminen voi tuoda merkittäviä parannuksia valmistusprosesseihin. Tutkielma tarkastelee myös, kuinka tekoälyä ja sen eri alakategorioita voidaan soveltaa valmistusprosessien eri osa-alueisiin ja minkälaisia hyötyjä niistä voi saada.

Tutkielma vastaa seuraaviin tutkimuskysymyksiin:

- Millaisia mahdollisuuksia tekoäly tarjoaa valmistusteollisuudelle?

Tutkimusmenetelmänä toimii kirjallisuuskatsaus, jossa tarkastellaan aiheeseen liittyvää olemassa olevaa tutkimusta ja pyritään tekemään yhteenveto tekoälyn soveltamisen nykytilasta ja tulevaisuuden näkymistä valmistusprosesseissa. Tutkimuksessa käytetty kirjallisuus valittiin yhtä suuryrityksen suorittamaa tapaustutkimusta lukuun ottamatta alan tunnetuista julkaisuista, jotka saavuttivat vähintään JUFO 1 -luokituksen. Lähteitä etsittiin pääasiallisesti hakusanoilla "*artificial intelligence*", "*industry 4.0*", "*intelligent manufacturing*", "*advanced manufacturing*" sekä niiden yhdistelmillä.

Tutkielma on jaettu seuraavasti: johdantokappaleen jälkeen luvussa kaksi määritellään tekoäly ja sen keskeisimmät teknologiat. Luvussa kolme perehdytään teollisuusprosesseihin, sen käytännön toteutuksiin ja tulevaisuudennäkymiin. Neljännessä luvussa tarkastellaan käytännön esimerkein tekoälyn soveltamista teollisten valmistusprosessien parantamisessa sekä tekoälyn mahdolli-

sia haasteita valmistusteollisuudessa ja luvussa viisi tehdään yhteenveto, esitetään johtopäätökset sekä nostetaan esiin jatkotutkimusaiheita. Tutkielman lopusta löytyy lähdeluettelo, jossa listataan käytetty lähdekirjallisuus.

2 TEKOÄLY

Tässä luvussa syvennyttään tekoälyn määritelmään ja kuvataan tekoälyn keskeisiä teknologioita, keskittyen erityisesti koneoppimiseen, syväoppimiseen ja robotiikkaan.

2.1 Tekoälyn määritelmä

Yksinkertaisimmillaan tekoäly (engl. *Artificial Intelligence*) voidaan määritellä tietokoneohjelman tai koneen käyttäytymiseksi, jota pidettäisiin älykkäänä, jos se olisi ihmisen suorittama. Idea on peräisin 1950-luvulta, jolloin tietojenkäsittelytieteen tutkija John McCarthy loi termin ”tekoäly” vuonna 1956 Dartmouthin konferenssissa. McCarthy visioi maailmaa, jossa koneet kykenisivät suorittamaan ihmisen älykkyyttä vaativia tehtäviä (Russell ym., 2010). McCarthyn ideat yhdessä hänen aikalaistensa, kuten Alan Turingin ja Marvin Minskyn kanssa, kiihdyttivät alan kehitystä johtaen ensimmäisiin tekoälyohjelmiin, jotka kykenivät pelaamaan tammea ja todistamaan logiikkaa (Samuel, 1959). Nämä tekoälyn varhaiset onnistumiset osoittivat koneälykkyyden potentiaalin, mutta myös edustivat alkuvaihetta paljon laajemmalle tieteelliselle pyrkimykselle, joka on perustavanlaatuisesti muokannut maailmaamme vuosien varrella.

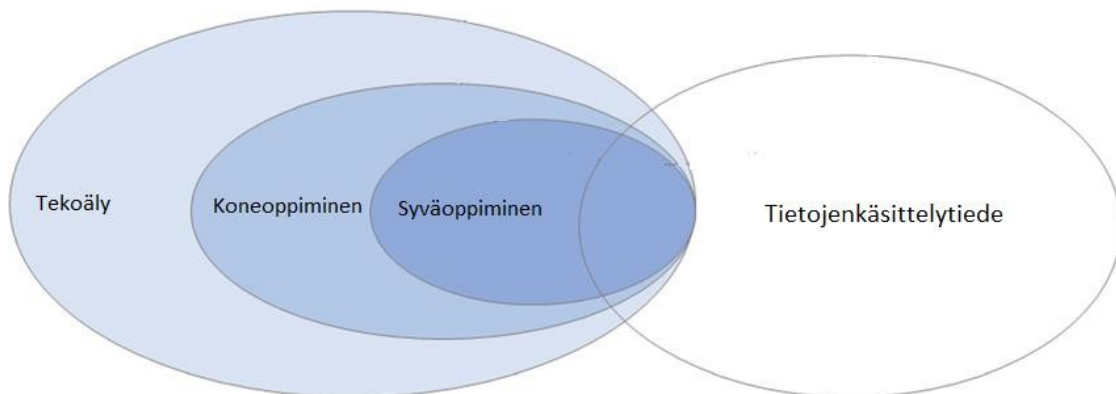
Tekoäly voidaan luokitella kahteen tyyppiin: heikkoon tekoälyyn (engl. *Artificial Narrow Intelligence*), joka on suunniteltu suorittamaan tietty tehtävä, kuten äänentunnistus, ja vahvaan tekoälyyn (engl. *Artificial General Intelligence*), joka pystyy suorittamaan minkä tahansa älyllisen tehtävän, jonka ihminen pystyy tekemään. Merkittävistä edistysaskelista huolimatta jälkimmäinen on edelleen pääosin teoreettisen konseptin tasolla. Heikko tekoäly on jo todellisuutta ja yhä enenevässä määrin integroitu arkielämäämme. Tämä sisältää suosittelualgoritmit verkkokaupan sivustoilla, ääniavustajat älypuhelimissa, itseohjautuvat ajoneuvot ja jopa edistyneet lääketieteelliset diagnostiikat. Vahva tekoäly ei vielä ole tehnyt läpimurtoa nykyisen teknologian rajoitteellisuuden vuoksi, johtu-

en esimerkiksi vaikeuksista jäljitellä ihmisen kognition laajuutta ja sopeutuvuutta (Kaplan, 2016).

Tämän kirjallisuuskatsauksen kontekstissa keskitytään heikon tekoälyn sovelluksiin teollisuudessa tutkien, miten tekoälyteknologioita voidaan suitsia saavuttaakseen lisää tehokkuutta ja tuottavuutta.

2.2 Tekoälyn teknologioita

Tämän kappaleen alaluvuissa tarkastellaan tekoälyn alakäsitteitä, koneoppimista, syväoppimista ja robotiikkaa. Koneoppiminen (engl. *Machine Learning*) ja sen alakäsite syväoppiminen (engl. *Deep Learning*) mahdollistavat järjestelmien datasta oppimisen, kun taas neuroverkot (engl. *Neural Networks*) mahdollistavat laskennallisen arkkitehtuurin näille oppimisprosesseille. Robotiikka (engl. *Robotics*), tekoälyn tehostamana, tuo nämä konseptit toimintaan fyysisessä maailmassa. Seuraavassa kuvioissa havainnollistetaan tekoälyn taksonomia (kuvio 1).



Kuvio 1 Tekoälyn taksonomia (Goodfellow ym., 2016)

2.2.1 Koneoppiminen

Koneoppiminen (engl. *Machine Learning*) on tekoälyn alakäsite, joka antaa järjestelmälle kyvyn oppia ja kehittyä kokemuksesta ilman nimenomaista ohjelmointia. Se keskittyy ohjelmien kehittämiseen, jotka hyödyntävät dataa ja oppivat siitä itse. Nämä mallit tunnistavat tehokkaasti kuvioita datassa ja käyttävät näitä kuvioita tehdäkseen informoituja arvauksia tai ennusteita uudesta, aiemmin tuntemattomasta datasta. (Zhou, 2021).

Koneoppiminen voidaan jakaa kolmeen tyyppiin: ohjattuun oppimiseen, ohjaamattomaan oppimiseen ja vahvistusoppimiseen. Ohjatussa oppimisessa (engl. *Supervised Learning*) opitaan esimerkkejä tarjoavasta merkitystä datasta

(Fahle ym., 2020). Tässä kategoriassa yleisiä algoritmeja ovat päätöspuut, tukivektorikoneet ja neuroverkot. Ohjaamaton oppiminen (engl. *Unsupervised Learning*) taas perustuu oppimiseen ilman selkeää ohjausta, ja siihen liittyviä algoritmeja ovat klusterointialgoritmit ja neuroverkot. Vahvistusoppiminen (engl. *Reinforced Learning*) käsittää oppimisen vahvistusten, kuten palkintojen tai rangaistusten, kautta. Sitä käytetään usein robotiikassa, peliteollisuudessa ja navigoinnissa. (Janiesch ym., 2021)

Koneoppimisen sovelluskohteita löytyy useilta eri aloilta. Valmistuksessa koneoppimisen tekniikoita on hyödynnetty prosessisuunnittelussa, laadunvalvonnassa, ennakoivassa huollossa, logistiikassa ja robotiikassa (Fahle ym., 2020). Esimerkiksi vahvistusoppimisen algoritmi Q-oppimista on käytetty aikataulutuongelmien ratkaisemiseen valmistusprosessien suunnittelussa (El Naqa & Murphy, 2015). Laadunvalvonnassa päätöspuualgoritmeja on käytetty paristojen erottimien optisessa luokittelussa (Stavropoulos ym., 2013). Myös ennakoiva huolto, joka käsittää koneiden jäljellä olevan hyödyllisen käyttöiän ennustamisen, on hyötynyt koneoppimisen tekniikoista, kuten päätöspuista ja neuroverkoista (Peres ym., 2019).

Vaikka koneoppimista käytetään laajasti, on aloja, joilla sen hyödyntäminen on vielä rajallista. Esimerkiksi työntekijää avustavissa ja koneoppivissa järjestelmissä on tutkimusaukkoja siitä, miten tekoäly voisi tukea ja parantaa työntekijöiden kykyjä. Samoin oppivissa tehtaissa on tarvetta lisätutkimuksille siitä, miten koneoppimisen toteuttamista ja soveltamista voitaisiin opettaa työntekijöille ja opiskelijoille. (Hecklau ym., 2016).

2.2.2 Syväoppiminen

Syväoppiminen (engl. *Deep Learning*) on osa koneoppimista, jossa simuloidaan ihmisaivojen toimintatapoja datan prosessoinnissa ja muodostetaan kuvioita päätöksenteon tueksi. Käytännössä syväoppiminen hyödyntää monimutkaisten, toisiinsa kytkettyjen algoritmien kerroksia, joita kutsutaan neuroverkoiksi (engl. *Neural Networks*). Nämä verkot mahdollistavat monenlaisia tehtäviä, aina autojen pysäytysmerkkien tunnistamisesta kuluttajalaitteiden äänenohjausmahdollisuuksiin. (Kelleher, 2019). Syväoppiminen on lisäksi monien tekoälysovellusten perusta, parantaen automaatiota useilla sektoreilla, kuten terveydenhuollossa, sosiaalisessa mediassa ja asiakaspalvelussa, suorittaen analyttisiä ja fyysisiä tehtäviä ilman ihmisen väliintuloa (Ding ym., 2020).

Syväoppimisen keskeinen tekijä on syvä neuroverkko (engl. *Deep Neural Network*). Se koostuu solmukerroksista tai "neuroneista", jotka ovat toisiinsa yhteydessä, ja käyttävät edeltävän kerroksen tulosta syötteenään. Tämä luo monitasoisen kuvioden tunnistusprosessin, joka erottaa syväoppimisen perinteisestä koneoppimisesta (Agrawal ym., 2018). Perinteisessä koneoppimisessa data käsitellään ennakkoon määriteltyjen yhtälöiden läpi, kun taas syväoppiminen määrittää perusparametrit datasta ja antaa tietokoneen oppia itsenäisesti. Syvien neuroverkkojen avainominaisuus on niiden syvyys - solmukerrokset,

joiden läpi datan täytyy kulkea (Kelleher, 2019). Tämä syvyys mahdollistaa näiden verkkojen kyvyn poimia ominaisuuksia raakadatasta, mahdollistaen monimutkaisempien kuvioden tunnistamisen (Dhillon & Verma, 2020). Sen seurauksena ne kykenevät parantamaan tarkkuuttaan tehtävissä, kuten esineiden tunnistamisessa ja luonnollisen kielen käsittelyssä.

Syväoppimista hyödynnetään jo useilla yhteiskunnan aloilla. Esimerkiksi terveydenhuollossa syväoppimista on käytetty sairauksien diagnosoinnissa ja hoitosuunnitelmien personoinnissa analysoimalla potilastietoja ja lääketieteellisiä kuvia (Wilson & Daugherty, 2018). Erityisesti algoritmit, kuten konvoluutio-neuroverkot (engl. *Convolutional Neural Networks*), ovat käytössä esimerkiksi autonomisissa ajoneuvoissa esineiden tunnistamisessa ja navigoinnissa (Li ym., 2022).

Laadunvalvonnassa valmistusprosesseissa konvoluutioverkoilla on tärkeä rooli. Kyseiset verkot ovat tehokkaita kuvantunnistustehtävissä, kuten tuotteiden vikojen havaitsemisessa, mikä on parantanut merkittävästi tarkastusprosessin tehokkuutta. (Fahle ym., 2020).

Syväoppimisella on suuri potentiaali, mutta sillä on myös haasteensa. Datatunnetun laatuun ja määrään, mallien tulkittavuuteen sekä suurien laskennallisten resurssien tarpeeseen liittyvät haasteet ovat keskeisimpiä alalla (Broussard, 2018). Datamäärien ja laskentatehoa jatkuvan kasvun seurauksena, voimme myös odottaa syväoppimisen sovellusten laajuuden ja tehokkuuden kasvavan (Jordan & Mitchell, 2015).

2.2.3 Robotiikka

Robotiikka (engl. *Robotics*) on saavuttanut huomattavaa kehitystä tekoälyn integraation ansiosta (Reimann & Sziebig, 2019). Tekoälyllä varustetut robotit kykenevät suorittamaan tehtäviä itsenäisesti, oppimaan kokemuksistaan ja sopeutumaan uusiin olosuhteisiin lisäten robotiikan dynaamisuutta (Ghobakhloo, 2018).

Esimerkiksi koneoppiminen mahdollistaa robottien oppimisen datasta, parantaen niiden kyvykkyyttä ajan myötä ilman eksplisiittistä ohjelmointia (Zhang & Lu, 2021). Tämä kyky on olennaisen tärkeä monimutkaisissa ympäristöissä, joissa kaikkien mahdollisten skenaarioiden ohjelmointi ei ole toteutettavissa.

Valmistusteollisuus on saanut merkittävää hyötyä tekoälyn yhdistämisestä robotiikkaan. Tekoälyllä varustetut teollisuusrobotit ovat mahdollistaneet älykkäiden tehtaiden kehittämisen, joissa monimutkaisia tehtäviä suoritetaan minimaalisella ihmisen puuttumisella. (Reimann & Sziebig, 2019). Ennakoivassa huollossa koneoppiminen mahdollistaa laitteiden oikea-aikaisen huoltamisen, vähentäen seisokkeja ja niihin liittyviä kustannuksia (Susto ym., 2015).

Tekoälyn integroiminen robotiikkaan tuo mukanaan kuitenkin omat haasteensa. Eettiset kysymykset, kuten työpaikkojen menetykseen ja yksityisyyden suojaan liittyvät huolet, ovat edelleen keskustelunaiheita (Hecklau ym., 2016).

3 TEOLLISUUDEN VALMISTUSPROSESSIT

Valmistusteollisuus, maailmantalouden kulmakivi, on parhaillaan merkittävän muutoksen kourissa. Tätä muutosta ajavat teknologiset edistysaskeleet, globaalien kauppamallien muutokset ja neljännen teollisen vallankumouksen saapuminen, jolle on ominaista kyberfyysisten järjestelmien, esineiden internetin, pilvilaskennan ja tekoälyn integrointi. Tässä luvussa annetaan yleiskatsaus valmistusteollisuuden nykytilasta, sen tulevaisuutta muovaavista trendeistä ja tekoälyn muutosvoimasta.

3.1 Teollisuusprosessit

Valmistusprosessit viittaavat organisoitujen toimintojen tai toimintatapojen saraan, jonka yritys suorittaa muuttaakseen raaka-aineet tai komponentit myyntiin sopivaksi lopputuotteeksi. (Groover, 2008). Tämä muutosprosessi koostuu useista vaiheista, sisältäen suunnittelun, materiaalien hankinnan tuotannon, laadunvalvonnan ja toimituksen. Jokaisessa vaiheessa toteutetaan tiettyjä menettelyjä asetettujen tavoitteiden saavuttamiseksi, kuten laadukkaan materiaalin hankkiminen, tehokas ja kustannustehokas tuotanto sekä laadunvalvonta ennaltamäärättyjen standardien mukaisesti. (Davim, 2008). Prosessi on luonteeltaan dynaaminen, sen sopeutuessa teknologisiin edistysaskeliin, markkinoiden muutoksiin, sääntelypäivityksiin ja yrityksen tavoitteiden muutoksiin.

Valmistusprosessin muotoja on useita, kukin räätälöity tuotevaatimusten, materiaalien ja markkinadynamiikan mukaan. Pääkategorioita ovat koneistus, muovaus, valaminen, kokoonpanot ja viimeistely (Groover, 2008). Innovoinnit, kuten 3D-tulostus edustavat uusia valmistuslähestymistapoja. (Gibson ym., 2015) Valmistusprosessin valinta vaikuttaa merkittävästi tuotteen ominaisuuksiin, tuotantokustannuksiin ja toiminnan skaalautuvuuteen. (Davim, 2008).

Autonvalmistus tarjoaa hyvän esimerkin valmistusprosessista. Se alkaa suunnittelulla, jossa insinöörit käyttävät CAD-ohjelmistoa ajoneuvon osien mal-

lintamiseen. Tätä seuraa materiaalien hankinta ja tuotantovaihe, joka sisältää koneistuksen, muovauksen ja valamisen. Seuraavaksi tulee kokoonpanolinja-prosessi, jossa nämä komponentit tuodaan systemaattisesti yhteen ja asennetaan ajoneuvon runkoon. Samanaikaisesti sisäelementit, kuten istuimet ja kojelaudat, kootaan ja integroidaan. Laadunvalvonta on jatkuva koko valmistusprosessin ajan, ja tarkastukset, testaukset ja säädöt varmistavat, että jokainen ajoneuvo täyttää tarvittavat turvallisuus- ja suorituskyvyn standardit. Kun ajoneuvot läpäisevät kaikki tarkastukset, ne siirtyvät toimitusvaiheeseen, joka sisältää varastonhallinnan, logistiikkasuunnittelun ja lopulta ajoneuvojen toimituksen autokauppoihin. (Groover, 2008). Tekoälyteknologiat voivat mahdollisesti parantaa jokaista vaihetta ja siten lisätä tehokkuutta, laatua, kustannustehokkuutta sekä prosessien nopeutta. (Nti ym., 2022)

3.2 Teollisuuden kehitys

Valmistusprosessit ovat ajan myötä kokeneet merkittäviä parannuksia, joiden ajureina ovat olleet pääasiassa teknologiset edistysaskeleet, muuttuvat markkinavaatimukset ja jatkuva pyrkimys tehokkuuteen ja kustannustehokkuuteen. Koneistuksen esittely teollisen vallankumouksen aikana oli käännekohta, joka merkittävästi nopeutti tuotantoa ja vähensi manuaalista työtä. 1900-luku toi mukanaan massatuotannon ja kokoonpanolinja-metodologiat, jotka edelleen paransivat tuotannon tehokkuutta ja volyyymia. (Davim, 2008)

Teknologinen kehitys viime vuosina on kiihdyttänyt näitä parannuksia. Tietokoneavusteiset suunnittelu- (engl. *Computer-aided Design*) ja valmistusjärjestelmät (engl. *Computer-aided Manufacturing*) ovat mahdollistaneet suuremman tarkkuuden, nopeamman tuotantoajan ja monimutkaisemmat tuotesuunnittelut. Automaatio ja robotiikka ovat mullistaneet kokoonpanolinjat, lisänneet nopeutta ja johdonmukaisuutta sekä vähentäneet inhimillisiä virheitä. (Davim, 2008) Neljännen teollisuuden vallankumouksen eteneminen, jossa keskitytään yhteyksien luomiseen, automaatioon, koneoppimiseen ja reaaliaikaiseen dataan, on raivannut tietä älykkäille valmistusprosesseille, parantaen tuottavuutta, vähentäen kustannuksia ja parantaen tuotteiden laatua. (Mittal ym., 2019)

Vaikka merkittäviä edistysaskeleita on tehty, valmistusprosesseissa on yhä paljon parantamisen varaa, erityisesti edistyskeleiden tekoälyteknologioiden myötä. Tekoälyllä on potentiaalia mullistaa valmistus monilla eri rintamilla. Se voi parantaa ennakoivaa huoltoa, mahdollistaen koneiden ongelmien ennakoinnin ja ratkaisemisen ennen kuin ne johtavat seisokkeihin. Koneoppimisalgoritmit voivat optimoida tuotantosuunnittelun, ottaen huomioon monia muuttujia tehokkuuden lisäämiseksi ja hukan vähentämiseksi (Yang ym., 2021). Laadunvalvonnassa tekoäly voi automatisoida tarkastusprosesseja, ja tunnistaa virheitä nopeammin ja tarkemmin kuin ihmisoperaattorit. (Zhong ym., 2017). Näihin pureudutaan tarkemmin luvussa neljä.

4 TEKOÄLYN SOVELTAMINEN TEOLLISUUDEN VALMISTUSPROSESSEISSA

Tekoälyn integrointi teolliseen valmistusprosessiin on avannut uusia mahdollisuuksia optimoinnille ja tehokkuudelle. Tekoälyn avulla voidaan parantaa merkittävästi teollisuusprosesseja esimerkiksi vähentämällä virheitä, optimoimalla energiankulutusta ja parantamalla laitteiden kokonaistehokkuutta (Arinez ym., 2020). Tässä kappaleessa keskitytään teollisuuden tekoälysovellusten nykytilaan ja haasteisiin, sekä kolmeen keskeiseen käyttötapaukseen: kysynnän suunnitteluun, laadunvalvontaan ja kunnossapitoon, joissa tekoälyä voidaan soveltaa valmistusprosessien tehostamiseksi.

4.1 Tekoälyn nykytila teollisuudessa

Tekoälyn nykyinen soveltaminen teollisuussektorilla havainnollistaa meneillään olevaa teknologioiden integraation ja toimintojen optimoinnin uudistusvaihetta useilla eri teollisuuden aloilla, erityisesti valmistusteollisuudessa. Potentiaaliset tekoälyteknologiat, kuten koneoppiminen, syväoppiminen ja robotiikka, ovat yhä enemmän tunnettuja niiden kyvyistä innovoida ja uudistaa valmistusprosesseja. Esimerkiksi koneoppiminen on jo laajasti käytössä valmistusteollisuudessa, johtuen sen kyvyistä analysoida suuria aineistoja ja tuottaa niistä toteuttamiskelpoisia päätöksiä. Myös syväoppiminen on osoittanut tehokkuutensa tuotteen laadun parantamisessa käsittelemällä laajoja datamääriä ja havaitsemalla viallisia tuotteita (Zheng ym., 2018). Näiden lisäksi robotiikkaa on hyödynnetty kokoonpano- ja materiaalinkäsittelyprosesseissa ja siten saavutettu lisää tuottavuutta ja vähemmän inhimillisiä virheitä (Ghobakhloo, 2018).

Seuraavissa alaluvuissa käsitellään tarkemmin tekoälyn keskeisiä käyttötapoja valmistusteollisuudessa. Tuotannon suunnittelun, laadunvalvonta ja ennakointi olivat toistuvia tekoälyn käyttötapauksia alan tutkimuksissa,

kuten myös Nti ym. (2022) toteaa alan aikaisempia tutkimuksia käsittelevässä kirjallisuuskatsauksessaan. Nämä käyttötapaukset valikoituivat myös Capgeminin (2019) suorittaman tutkimuksen kriittisimmiksi osa-alueiksi niiden selkeiden etujen, suhteellisen helpon käyttöönoton, datan saatavuuden, yleisen IT-infrastruktuurin ja läpinäkyvyyden vuoksi.

4.1.1 Tuotannon suunnittelun kehittäminen

Tuotantosunnittelu on kriittinen osa-alue valmistusprosessien onnistumisessa, joka sisältää resurssien koordinoinnin, organisoinnin, tehtävien aikataulutuksen ja työn sujuvan etenemisen tehtaassa. Tekoälyn avulla yritykset voivat ottaa huomioon monimutkaisia ja monitasoisia tekijöitä, kuten markkinatrendit, kulluttajakäyttäytyminen, taloudelliset indikaattorit ja sääolosuhteet, ennustaakseen tarkemmin kysynnän vaihteluita ja optimoidakseen tuotantoaan sen mukaan (Bo-hu ym., 2017). Tekoälypohjaiset kysynnän ennustamisen järjestelmät voivat käsitellä suuria määriä historiallisia ja reaaliaikaisia tietoja, mikä mahdollistaa paremman tarkkuuden ja nopeuden päätöksenteossa (Anumbe ym., 2022).

Optimaalinen suunnittelu sisällyttää useita yhtäaikaaisesti toisiinsa vaikuttavia muuttujia, joiden hallintaa ei yhdeltä ihmiseltä voi odottaa. Koneoppimisalgoritmien avulla voidaan toteuttaa älykäs päätöksentekojärjestelmä, joka kykenee hetkessä kokoamaan saatavilla olevasta tiedosta optimaaliset strategialvaihtoehdot päätöksentekijälle. (Sharp ym., 2018)

Esimerkiksi Danone Group on onnistuneesti toteuttanut koneoppimisjärjestelmän kysynnän ennustetarkkuuden parantamiseksi, mikä on johtanut 20 %:n vähennykseen ennustevirheessä, 30 %:n vähennykseen menetetyissä myynneissä ja tuotevanhenemisessä sekä 50 %:n vähennykseen kysynnän suunnittelijoiden työmäärässä (Capgemini, 2019). Vastaavasti amerikkalainen autojen lisävarusteyritys pilotoi tekoälyä paremmin vastaamaan asiakkaiden tarpeisiin ja valmistautumaan kysynnän vaihteluihin. Suuret autonvalmistajat Aasiassa käyttävät myös koneoppimista mikro- ja makromuuttujien sisällyttämiseen kysynnän ennustamisprosesseihinsa. Myös L'Oréal, globaali kauneustuotteiden valmistaja, käyttää tekoälyohjattua kysynnän suunnittelua analysoimaan tietoja useista lähteistä, mukaan lukien sosiaalinen media, myyntipisteet sekä sää- ja finanssimarkkinoiden indikaattorit. Tämä lähestymistapa mahdollistaa paremman trendien ennakoinnin, myynnin optimoinnin ja tehokkaamman loppukäyttäjiin keskittymisen (Capgemini, 2019).

4.1.2 Laadunvalvonnan parantaminen

Laadunvalvonta on keskeinen osa valmistusta, ja tekoäly voi parantaa sen tehokkuutta ja tarkkuutta huomattavasti (Bo-hu ym., 2017). Tekoälypohjaiset järjestelmät voivat havaita ja analysoida erilaisia laatuun liittyviä tekijöitä, kuten kuvantaminen, ääni, lämpötila ja paine (Kusiak, 2020). Tämä mahdollistaa no-

peamman ja tarkemman virheiden havaitsemisen sekä epäjohtonmukaisuuksien tunnistamisen valmistusprosessissa. Tekoälyohjattujen laadunvalvontajärjestelmien käyttöönotto vähentää virheellisten tuotteiden määrää, pienentää hukkaan menevien resurssien määrää ja parantaa tuotteen laatua. (Lieber ym., 2013). Esimerkiksi BMW on käyttänyt tekoälyä laadunvalvontaan luomalla kuvatietokannan, jonka avulla neuroverkko kykenee arvioimaan prosessin aikana otettuja kuvia ja itsenäisesti määrittää, täyttääkö komponentti vaatimukset (Capgemini, 2019).

Teknisesti ottaen tekoäly tarjoaa siis laajan valikoiman työkaluja laadunvalvonnan kehittämiseen. Yksinkertaiset koneoppimismenetelmät, kuten päätöspuut ovat osoittautuneet hyödyllisiksi vikaluokittelussa, kun taas monimutkaisemmat mallit, kuten konvoluutioverkot, tarjoavat tehokkaita ratkaisuja optisen vikatunnistuksen kaltaisiin tehtäviin. (Fahle ym., 2020).

4.1.3 Kunnossapidon parantaminen

Ennakoiva huolto ilmenee toistuvasti teollisuuden alaa tutkivissa tieteellisissä julkaisuissa ja usein sitä pidetään pääesimerkkinä tekoälyn hyödyistä teollisuudessa. Tämä tekniikka pyrkii ennustamaan koneiden jäljellä olevan käyttöiän ja mahdollistamaan ennakoivan huollon voidakseen minimoida odottamattomat seisokit.

Tekoälytekniikoista ohjaamaton ja ohjattu koneoppiminen, satunnaispuut ja konvoluutioneuroverkot ovat löytäneet sovelluksia vikojen havaitsemisessa ja robotin eliniän arvioinnissa. Nämä tekniikat auttavat havainnoimaan normaalin toiminnan kuvioita, tunnistamaan poikkeamia, jotka viittaavat mahdollisiin toimintahäiriöihin. (Zhao ym., 2021).

Tekoälypohjainen ennakoiva kunnossapito voi tarjota huomattavia etuja valmistusyriyksille (Kusiak, 2020). Tekoälyjärjestelmät pystyvät analysoimaan suuria määriä sensoreilta kerättyjä tietoja, tunnistamaan laitteiden suorituskykyyn liittyviä kuvioita ja poikkeamia sekä ennustamaan potentiaaliset laiteviat ja kulumisen (Capgemini, 2019). Tämän avulla yritykset voivat suunnitella ennakoivasti kunnossapitotoimenpiteitä, vähentää odottamattomia seisokkeja ja säästää huolto- ja korjauskustannuksissa (Kusiak, 2020). Tekoälyn hyödyntäminen kunnossapidossa auttaa myös optimoimaan resurssien käyttöä ja pidentämään laitteiden käyttöikä. (Rahul ym., 2021).

Myös Capgeminin (2019) suorittaman tutkimuksen mukaan kunnossapito mainitaan yhtenä suosituimmista tekoälyn soveltamisalueista valmistuksessa kattavaan 29 % kaikista tekoälytoteutuksista. Tämä korostaa sen merkitystä valmistusyriyten toiminnan tehostamisessa. Valmistusyriyten tulisi jatkossaan investoida tekoälyn kehittämiseen ja hyödyntämiseen kunnossapidossa, jonka avulla voidaan parantaa laitteiden tehokkuutta, vähentää kustannuksia ja lisätä tuottavuutta.

4.2 Tekoälyn haasteet teollisuudessa

Vaikka tekoäly tuokin merkittäviä etuja valmistusprosesseihin, on tärkeä tunnistaa käyttöönottoon liittyvät haasteet. Onnistunut tekoälyn käyttöönotto riippuu useista tekijöistä, kuten datan laadusta ja määrästä, olemassa olevista järjestelmistä sekä työvoiman sopeutumiskyvystä. (Esmaeilian ym., 2016)

Tekoälyn toiminta perustuu pitkälti korkealaatuiseen hyvin järjestettyyn dataan tekoälyalgoritmien opettamiseksi (Wollschlaeger ym., 2017). Tästä seuraa haasteita valmistusteollisuudessa, jonka data voi olla hajanaista, epäjärjestelmällistä tai yksinkertaisesti heikkolaatuista. Tämän lisäksi myös datan yksityisyys ja turvallisuus muodostavat merkittävän huolenaiheen datamäärien jatkuvan kasvun ja käytön seurauksena (Lee ym., 2018)

Nykyisten järjestelmien kanssa integroituminen voi olla haasteellista. Tekoälyn on sovittava yhteen valmistusjärjestelmien, -laitteiden ja -prosessien kanssa. Tämä on haasteellista erityisesti vanhemmissa laitoksissa, joita ei ole suunniteltu tekoälyratkaisuja varten. Käyttöönotto saattaa vaatia merkittäviä päivityksiä tai uudistuksia olemassa olevaan infrastruktuuriin. (Esmaeilian ym., 2016). Tämä asettaa lisähaasteita myös järjestelmien tietoturvalle.

Näiden haasteiden lisäksi tekoälyn integrointi voi olla kallista ja aikaa vievää erityisesti pienissä ja keskisuurissa yrityksissä, joilla on vain rajallisesti resursseja käytössä. Yritysten taloudellinen sitoutuminen ei pääty integrointiin, vaan jatkuu pitkäaikaisten ylläpito- ja päivityskustannusten muodossa (Zhao ym., 2021). Lisäksi henkilöstön puolesta voi esiintyä vastustusta työntekijöiltä, jotka ovat huolissaan automaation vaikutuksesta työtehtäviinsä. Työntekijät usein pelkäävät työpaikkojensa menetystä, tuttujen prosessien häiriintymistä tai työmäärien kasvamista uusien järjestelmien opetteluun vuoksi. Tämä saattaa hidastaa tai jopa estää onnistuneen tekoälyn integroinnin. (Bag ym., 2021). Nämä ongelmat alleviivaavat oikeanlaisten muutoksenhallintastrategioiden, resurssi-sijoitteluiden ja työntekijän sitouttamisten tärkeyttä onnistuneessa tekoälyn käyttöönotossa teollisuudessa.

Haasteista huolimatta mahdolliset hyödyt ovat huomattavat. Jatkotutkimusten ja investointien avulla voidaan löytää keinoja näiden haasteiden ratkaisemiseen ja tekoälyn täyden potentiaalin saavuttamiseksi.

5 YHTEENVETO

Tutkielman tarkoituksena oli kuvailla tekoälyn nykytilaa ja sen mahdollisia sovelluksia valmistusteollisuudessa. Tutkimuskysymyksenä oli:

- Millaisia mahdollisuuksia tekoäly tarjoaa valmistusteollisuudelle?

Tutkimuksen tuloksista voidaan todeta, että tekoälyllä voidaan parantaa valmistusprosesseja tuotannon suunnittelun, laadunvalvonnan ja ennakoivan kunnossapidon kontekstissa. Valmistussektorilla on siis potentiaalia tekoälyn suitsemiselle. Siellä syntyvät suuret datamäärät laitteista ja tuotantoprosesseista mahdollistavat tekoälyn hyödyntämisen tehokkuuden, tuotelaadun ja innovatiivisten tuotantoratkaisujen kehittämisessä.

Löydösten perusteella voidaan sanoa, että tekoälyn rooli teollisuudessa on sekä lupaava, että monimutkainen. Mahdolliset hyödyt ovat merkittäviä, mutta haasteet eivät ole merkityksettömiä. Tekoälyn rooli teollisuudessa ei ole staattinen vaan jatkuvasti kehittyvä. Siksi on siis kriittisen tärkeää jatkaa tutkimusta tällä saralla erityisesti tietokoneiden laskentatehon ja datan generoinnin ajankohtaisten edistysaskeleiden mukaisesti. Teknologian kehittyessä myös tekoälyn käyttötarkoitukset ja sovelluskohteet kehittyvät. Tekoälyn dynaamisen luonteen takia, se vaatii jatkuvaa tutkimusta ja kehitystä pysyäkseen muutosten tahdissa.

Tekoälyn kehittyessä, sen haasteita ei kuitenkaan voi jättää huomiotta. Tekoälyjärjestelmien lisääntyessä voi herätä kysymyksiä vastuullisuudesta, läpinäkyvyydestä ja oikeudenmukaisuudesta. Tulevaisuuden tutkimuskohteissa kannattaisi siis olla osio eettisille toimintaperiaatteille ja tekoälyn sääntelylle. Näiden lisäksi tekoälyn vaikutus henkilöstörakenteeseen on yksi tärkeistä kriittisistä tutkimusaiheista. Tekoälyn potentiaali automatisoida työtehtäviä luo mahdollisesti myös uudenlaisia rooleja vaatien erilaisen kokonaisuuden taitoja. On siis tärkeää hahmottaa tämä muutos, tarjoten tarvittavaa koulutusta ja varmistuen turvatun työtilanteen, jotta voimme jatkaa lähemmäs tekoälypohjaisempaa teollisuutta.

Lopuksi voidaan todeta, että tutkielma antaa yleiskuvan tekoälyn nykytilasta ja sen mahdollisista sovelluksista valmistusteollisuudessa. Se tarjoaa lähtökohdat tulevaisuuden tutkimukselle tekoälyn muutosvoimasta ja potentiaalista sekä valmistusprosesseissa että yleisesti tuotantosektorilla.

LÄHTEET

- Agrawal, A., Gans, J. & Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Press.
- Anumbe, N., Saidy, C. & Harik, R. (2022). A Primer on the Factories of the Future. *Sensors*, 22, 5834. <https://doi.org/10.3390/s22155834>
- Bag, S., Pretorius, J. H. C., Gupta, S. & Dwivedi, Y. K. (2021). Role of institutional pressures and resources in the adoption of big data analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120420. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120420>
- Broussard, M. (2018). *Artificial Unintelligence: How Computers Misunderstand the World*. MIT Press.
- Buchmeister, B., Palcic, I. & Ojstersek, R. (2019). Artificial Intelligence in Manufacturing Companies and Broader: An Overview. Teoksessa B. Katalinic (toim.), *DAAAM International Scientific Book* (1. p., Vsk. 18, s. 081–098). DAAAM International Vienna. <https://doi.org/10.2507/daaam.scibook.2019.07>
- Capgemini. (2019). Scaling AI in manufacturing operations. *Capgemini*. <https://www.capgemini.com/insights/research-library/scaling-ai-in-manufacturing-operations/>
- Davim, J. (2008). *Machining: Fundamentals and recent advances* (s. 361). <https://doi.org/10.1007/978-1-84800-213-5>
- Dhillon, A. & Verma, G. K. (2020). Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection. *Progress in Artificial Intelligence*, 9(2), 85–112. <https://doi.org/10.1007/s13748-019-00203-0>

- Ding, H., Gao, R. X., Isaksson, A. J., Landers, R. G., Parisini, T. & Yuan, Y. (2020). State of AI-Based Monitoring in Smart Manufacturing and Introduction to Focused Section. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 25(5), 2143–2154. <https://doi.org/10.1109/TMECH.2020.3022983>
- El Naqa, I. & Murphy, M. J. (2015). What Is Machine Learning? Teoksessa I. El Naqa, R. Li & M. J. Murphy (toim.), *Machine Learning in Radiation Oncology: Theory and Applications* (s. 3–11). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1
- Esmaeilian, B., Behdad, S. & Wang, B. (2016). The evolution and future of manufacturing: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 39, 79–100. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2016.03.001>
- Fahle, S., Prinz, C. & Kuhlenkötter, B. (2020). Systematic review on machine learning (ML) methods for manufacturing processes – Identifying artificial intelligence (AI) methods for field application. *Procedia CIRP*, 93, 413–418. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.109>
- Ghobakhloo, M. (2018). The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 29(6), 910–936. <https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2018-0057>
- Gibson, I., Rosen, D. & Stucker, B. (2015). *Additive Manufacturing Technologies: 3D Printing, Rapid Prototyping, and Direct Digital Manufacturing*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2113-3>
- Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A. (2016). *Deep Learning* (Illustrated edition). The MIT Press.
- Groover, M. P. (2008). *Automation, Production Systems, and Computer-integrated Manufacturing*. Prentice Hall.

- Hecklau, F., Galeitzke, M., Flachs, S. & Kohl, H. (2016). Holistic Approach for Human Resource Management in Industry 4.0. *Procedia CIRP*, 54, 1–6.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.05.102>
- Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685–695.
<https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Jordan, M. I. & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.
<https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- Kaplan, J. (2016). *Artificial Intelligence: What Everyone Needs to Know*R. Oxford University Press.
- Kelleher, J. D. (2019). *Deep Learning*. MIT Press.
- Lee, J., Davari, H., Singh, J. & Pandhare, V. (2018). Industrial Artificial Intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 18, 20–23.
<https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.09.002>
- Li, Z., Liu, F., Yang, W., Peng, S. & Zhou, J. (2022). A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(12), 6999–7019.
<https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3084827>
- Lieber, D., Stolpe, M., Konrad, B., Deuse, J. & Morik, K. (2013). Quality Prediction in Interlinked Manufacturing Processes based on Supervised & Unsupervised Machine Learning. *Procedia CIRP*, 7, 193–198.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.05.033>
- Mittal, S., Khan, M. A., Romero, D. & Wuest, T. (2019). Smart manufacturing: Characteristics, technologies and enabling factors. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering*

Manufacture, 233(5), 1342–1361.

<https://doi.org/10.1177/0954405417736547>

Nti, I. K., Adekoya, A. F., Weyori, B. A. & Nyarko-Boateng, O. (2022).

Applications of artificial intelligence in engineering and manufacturing: a systematic review. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 33(6), 1581–1601.

<https://doi.org/10.1007/s10845-021-01771-6>

Peres, R. S., Barata, J., Leitao, P. & Garcia, G. (2019). Multistage Quality Control

Using Machine Learning in the Automotive Industry. *IEEE Access*, 7,

79908–79916. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2923405>

Reimann, J. & Sziebig, G. (2019). The Intelligent Factory Space – A Concept for

Observing, Learning and Communicating in the Digitalized Factory.

IEEE Access, 7, 70891–70900.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919340>

Russell, S. J., Norvig, P. & Davis, E. (2010). *Artificial intelligence: a modern approach* (3rd ed). Prentice Hall.

Samuel, A. L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of

Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229.

<https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>

Sharp, M., Ak, R. & Hedberg, T. (2018). A survey of the advancing use and development of machine learning in smart manufacturing. *Journal of*

Manufacturing Systems, 48, 170–179.

<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.02.004>

Stavropoulos, P., Chantzis, D., Doukas, C., Papacharalampopoulos, A. &

Chryssolouris, G. (2013). Monitoring and Control of Manufacturing

Processes: A Review. *Procedia CIRP*, 8, 421–425.

<https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.06.127>

Wilson, H. J. & Daugherty, P. R. (2018). *Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces*.

- Wollschlaeger, M., Sauter, T. & Jasperneite, J. (2017). The Future of Industrial Communication: Automation Networks in the Era of the Internet of Things and Industry 4.0. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 11(1), 17–27. <https://doi.org/10.1109/MIE.2017.2649104>
- Yang, T., Yi, X., Lu, S., Johansson, K. H. & Chai, T. (2021). Intelligent Manufacturing for the Process Industry Driven by Industrial Artificial Intelligence. *Engineering*, 7(9), 1224–1230. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.04.023>
- Zhao, S., Blaabjerg, F. & Wang, H. (2021). An Overview of Artificial Intelligence Applications for Power Electronics. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 36(4), 4633–4658. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2020.3024914>
- Zheng, P., wang, H., Sang, Z., Zhong, R. Y., Liu, Y., Liu, C., Mubarok, K., Yu, S. & Xu, X. (2018). Smart manufacturing systems for Industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 13(2), 137–150. <https://doi.org/10.1007/s11465-018-0499-5>
- Zhong, R. Y., Xu, X., Klotz, E. & Newman, S. T. (2017). Intelligent Manufacturing in the Context of Industry 4.0: A Review. *Engineering*, 3(5), 616–630. <https://doi.org/10.1016/J.ENG.2017.05.015>
- Zhou, Z.-H. (2021). *Machine Learning*. Springer Nature.