



Vaasan yliopisto
UNIVERSITY OF VAASA

Leevi Ingman

Automaation vaikutus tuotannon laatuun

Tekniikan ja innovaatiojohtamisen
akateeminen yksikkö
Kandidaatin tutkielma
Automaatio ja tietotekniikka

Vaasa 2025

VAASAN YLIOPISTO**Tekniikan ja innovaatiojohtamisen akateeminen yksikkö**

Tekijä:	Leevi Ingman		
Tutkielman nimi:	Automaation vaikutus tuotannon laatuun		
Tutkinto:	Tekniikan kandidaatti		
Oppiaine:	Automaatiotekniikka		
Työn ohjaaja:	Timo Mantere		
Valmistumisvuosi:	2025	Sivumäärä:	42

TIIVISTELMÄ:

Tässä tutkielmassa on tarkasteltu automaation vaikutusta valmistavan teollisuuden tuotannon laatuun. Tavoitteena on ollut selvittää, miten automaatio vaikuttaa laadunhallinnan keskeisiin osa-alueisiin, kuten virheiden vähenemiseen, prosessin vakauteen, mittatarkkuuteen ja spesifikaationmukaisuuteen. Tutkimus on kirjallisuuskatsaus ja siinä on analysoitu eri teollisuusympäristöihin sijoittuvia käytännön sovelluksia ja niissä havaittuja muutoksia. Tutkimuksessa on hyödynnetty tieteellisiä kirjoituksia.

Tutkielmassa on tarkasteltu automaation määritelmää sekä sen eri tasoja ja kehitysvaiheita Teollisuus 4.0 kontekstissa. Lisäksi on esitelty laadun käsitteitä valmistavan teollisuuden näkökulmasta, jotka liittyvät luotettavuuteen, standardinmukaisuuteen sekä mittatarkkuuteen.

Tutkimuksen tuloksissa on havaittu, että automaatiota hyödyntämällä on pystytty vähentämään inhimillisiä virheitä, lisätty toistettavuutta ja mahdollistettu tasalaatuisempi tuotanto. Automaattiset tarkastusjärjestelmät, kuten koneoppimiseen ja visuaaliseen tunnistukseen pohjautuvat sovellukset ovat parantaneet virheiden tunnistuskykyä ja lyhentäneet tarkastusprosessia. Lisäksi automaation avulla on pystytty suorittamaan kattavampi laadunvalvonta reaaliajassa ilman tuotannon keskeytymistä.

Automaation on todettu vakauttavan tuotantoprosesseja ja vähentävän vaihtelua. Tuotantoparametrien reaaliaikainen säätö ja optimointi ovat mahdollistaneet paremman laadunohjauksen. Tämän avulla on voitu vähentää hylkäysten määrää, saavutettu parannuksia prosessin tehokkuudessa ja taloudellisissa tuloksissa.

Lisäksi on tutkittu automaatioon liittyviä riskejä ja haasteita. Järjestelmien tarkkuuteen voi vaikuttaa useat tekijät, kuten anturien herkkyys ja datan laatu. Käyttöönottoa voi rajoittaa myös korkeat investointi kustannukset, osaavan henkilöstön puute sekä organisatoriset ja sosiaaliset esteet. Tuotantojärjestelmien yhdistäminen verkkoihin on nostanut kyberturvallisuuden keskeiseksi haasteeksi.

Yhteenvedon voidaan todeta automaation tarjoavan mahdollisuuksia parantaa tuotannon laatua. Kuitenkin sen hyödyntäminen edellyttää huolellista suunnittelua, teknistä osaamista sekä jatkuvaa kehitystä ja seurantaa.

Sisällys

1	Johdanto	6
2	Automaation ja tuotannon laadun teoreettinen tausta	8
2.1	Automaation määritelmä – teoreettiset näkökulmat	8
2.2	Automaation tasot ja ominaisuudet	9
2.3	Automaation kehityksen vaiheet (Teollisuus 4.0:n tausta ja kehitysvaiheet)	10
2.3.1	Teollisuus 4.0:n tausta	11
2.3.2	Teollisuus 4.0:n keskeisiä piirteitä	12
2.4	Tuotannon laadun määritelmä	12
2.4.1	Garvinin kahdeksan laadun ulottuvuutta	13
2.4.2	Laadunmittarit ja -hallintamenetelmät valmistavassa tuotannossa	15
3	Automaation vaikutus tuotannon laatuun	16
3.1	Virheiden väheneminen ja tasalaatuisuus	16
3.1.1	Koneoppimisen avulla saavutettu 100 % hitsaustarkastus autoteollisuudessa	16
3.1.2	Teollisuusrobotin vaikutus hitsauslaatuun ja tuottavuuteen	17
3.2	Reaaliaikainen laadunvalvonta ja ennakoiva analytiikka	19
3.2.1	Reaaliaikainen virheentunnistus terästuotannossa NDT-antureilla	20
3.2.2	Luotettavuuslähtöinen laadunvalvontamalli autoteollisuuden sylinterikansien tuotannossa	20
3.3	Prosessin vakaus ja ennustettavuus	21
3.3.1	Tekoälypohjainen visuaalinen tarkastus valimotuotannossa	22
3.3.2	DVQI-järjestelmä: Elektroniikkakomponenttien tarkastus tekoälyn avulla	23
3.4	Automaation rooli tuotteen mittatarkkuuden ja spesifikaationmukaisuuden parantamisessa	24
3.4.1	Lean Sigma -lähestymistapa valukomponenttien laadun parantamiseen	25
3.4.2	Koneoppimisen ja optimoinnin yhdistäminen tuotantolaadun kehittämisessä	27
3.5	Riskit ja haasteet	28

3.5.1	Teknologiset haavoittuvuudet ja järjestelmäviat	28
3.5.2	Automatisoinnin taloudelliset ja organisaatiolliset esteet	29
3.5.3	Kyberturvallisuusuhat ja tietoturvariskit	30
3.6	Tulosten yhteenveto ja analysointi	32
4	Johtopäätökset ja pohdinta	36
4.1	Keskeisten tulosten yhteenveto	36
4.2	Kriittinen pohdinta	37
4.3	Rajoitteet	38
4.4	Käytännön merkitys	38
4.5	Jatkotutkimusaiheet	39
5	Lähteet	40

Kuvat

Kuva 1. Automaation tasot itsenäisille toiminnoille: tiedon hankinta, tiedon analysointi, päätöksen valinta ja toiminnan toteutus. Esimerkkejä järjestelmistä, joissa automaation tasot vaihtelevat eri toiminnallisilla osa-alueilla, on myös esitetty. (Parasuraman, Sheridan ja Wickens, 2000, s. 288) 10

Taulukot

Taulukko 1. Päätöksenteon ja toiminnan valinnan automaatiotasot. (Parasuraman, Sheridan ja Wickens, 2000, s. 287)	9
Taulukko 2. Virheiden väheneminen ja tasalaatuisuus.	32
Taulukko 3. Virheiden väheneminen ja tasalaatuisuus.	33
Taulukko 4. Prosessin vakaus ja ennustettavuus.	34
Taulukko 5. Mittatarkkuus ja spesifikaationmukaisuus	34

1 Johdanto

Automaation rooli teollisuudessa on kasvanut merkittävästi viime vuosikymmeninä, ja sen vaikutukset tuotannon tehokkuuteen ja laatuun ovat herättäneet laajaa kiinnostusta. Automaatiolla tarkoitetaan teollisuudessa esimerkiksi teollisuusrobotteja, jotka ovat kykeneviä suorittamaan toistuvia tehtäviä, kuten kokoonpanoa, hitsausta tai pakkaamista. Muita automaatiojärjestelmiä teollisuudessa ovat muun muassa ohjelmoitavat logiikkaohjaimet, tekoäly ja koneoppiminen sekä autonomiset kuljetusjärjestelmät. Näiden kaikkien järjestelmien tarkoituksena on tehostaa tuotannon tehokkuutta ja tarkkuutta. Järjestelmien käyttöönotolla pyritään vähentämään inhimillisiä virheitä sekä manuaalista työtä.

Automaation merkittävää kasvua teollisuudessa on vauhdittanut Teollisuus 4.0, eli neljäs teollinen vallankumous. Tällä käsitteellä viitataan valmistavan teollisuuden digitalisaatioon ja automaation kehittymiseen. Teollisuus 4.0:n älykkäät teknologiat, joita aikaisemmin mainittiin, ovat keskeisessä roolissa. Sillä pyritään perinteiseen tuotantomenetelmään nähden yhdistämään automaatio ja data-analyysi, jonka avulla voidaan saavuttaa tehokkaampi, joustavampi ja laadukkaampi valmistusprosessi.

Tässä tutkielmassa pyritään selvittämään, millä tavoin automaatio vaikuttaa valmistavan teollisuuden tuotannon laatuun, ja mitä mekanismeja tämän vaikutuksen taustalla on. Tarkastelu keskittyy erityisesti laadunhallinnan keskeisiin osa-alueisiin, kuten virheiden vähenemiseen, prosessin vakauteen ja mittatarkkuuteen. Tutkielma perustuu systemaattiseen kirjallisuuskatsaukseen, jossa analysoidaan useita vertaisarvioituja tutkimuksia ja käytännön sovelluksia automaation vaikutuksista tuotantoprosesseihin.

Tämä tutkielma on kirjallisuuskatsaus, jossa analysoidaan aiempia tutkimuksia automaation vaikutuksista tuotannon laatuun. Tutkielmassa hyödynnetään tieteellisiä kirjoituksia, artikkeleita ja raportteja, jotka käsittelevät automaation, robotiikan ja Teollisuus 4.0 vaikutuksia laadunhallintaan. Tutkielma keskittyy ensisijaisesti valmistavan

teollisuuden aloihin, joita ovat muun muassa konepaja-, elektroniikka- ja elintarviketeollisuus.

Tutkimuskysymystä lähestytään kirjallisuuskatsauksen avulla. Tutkimuksessa analysoidaan valittuja tieteellisiä tutkimuksia automaation vaikutuksista tuotannon laatuun eri valmistavan teollisuuden aloilla. Tutkimuksen tavoitteena on tunnistaa toistuvia havaintoja ja muodostaa niiden pohjalta yleistettäviä johtopäätöksiä.

Tutkielma rakentuu siten, että aluksi käsitellään automaation ja tuotannon laadun teoreettista taustaa, Garvinin laatumalli sekä Teollisuus 4.0:n merkitys. Sen jälkeen esitellään kirjallisuuskatsauksen havaintoja, jotka on jaettu viiteen pääteemaan. Lopuksi esitetään analyysi keskeisistä havainnoista, pohditaan niiden luotettavuutta ja rajoitteita sekä ehdotetaan jatkotutkimusaiheita.

Aihe on valittu, koska automaatio on yksi keskeisimmistä muutosvoimista nykyaikaisessa teollisuudessa, ja sen vaikutuksia tuotantoprosessien laatuun on tutkittu vielä verrattain vähän. Lisäksi aihe on ajankohtainen niin teollisuuden kehittämisen kuin yhteiskunnallisen keskustelun näkökulmasta.

2 Automaation ja tuotannon laadun teorettinen tausta

Automaatio on keskeisessä roolissa nykyaikaisessa teknologiakehityksessä. Sen vaikutukset ulottuvat niin teollisiin tuotantoprosesseihin kuin kuluttajakäyttöönkin. Ennen kuin aletaan tarkastelemaan automaation vaikutuksia, on tärkeää ymmärtää mitä automaatio on ja kuinka se on kehittynyt aikojen saatossa. Tässä luvussa tarkastellaan automaation määritelmää ja kehitystä.

2.1 Automaation määritelmä – teorettiset näkökulmat

Janssen ja muiden (2019) mukaan automaatio voidaan määritellä koneiden soveltamisella tehtäviin, joita aiemmin suorittivat ihmiset tai jotka olivat muutoin mahdottomia. Vaikka mekanisaatio-termillä viitataan usein ihmistyön yksinkertaiseen korvaamiseen koneilla, automaatio viittaa yleensä koneiden integrointiin itseohjautuvaksi järjestelmäksi. He lisäsivät myös, ettei automaation määritelmä edellytä tietokoneen käyttöä. Tosin monet nykyaikaiset automatisoidut koneet, kuten voimalaitosten valvontalaitteet, itseajavat autot, dronet ja robotit kuitenkin perustuvat tietokoneisiin.

Vaikka robotiikka on osa automaatiota, on tärkeä ymmärtää, että ne ovat silti erillisiä järjestelmiä. Goldberg (2012) kertoo artikkelissaan, että automaation erityispiirteet eroavat robotiikasta sen toimintaympäristön ja tutkimuksen painopisteen osalta. Goldberg määrittelee automaation teknisenä toimintana, joka toteutetaan rakenteisessa ympäristössä, jossa korostuu tehokkuus, tuottavuus, luotettavuus ja suorituskyky. Hänen mukaansa taas robotiikka toimii usein rakenteettomissa ja muuttuvissa ympäristöissä, joissa vaaditaan älykkyyttä ja sopeutumiskykyä.

Goldberg (2012) esittää myös, että automaatiotutkimus keskittyy erityisesti toiminnan laadun parantamiseen, kun taas robotiikatutkimus painottaa toiminnallisuuden mahdollistamista. Eli automaatiotutkimus parantaa vakautta ja tehokkuutta jo olemassa

oleviin prosesseihin kuten esimerkiksi valmistusteollisuuteen mutta ei välttämättä esittele uusia toimintoja.

2.2 Automaation tasot ja ominaisuudet

Parasuraman, Sheridan ja Wickens (2000) esittävät, että automaatio ei ole vain päälle/pois tyyppinen toiminto, vaan se esiintyy usealla eri tasolla. Kirjoituksessaan he esittelevät 10-portaisen asteikon, jolla pystytään kuvaamaan, kuinka paljon päätös- ja toimintavaltaa koneelle siirretään.

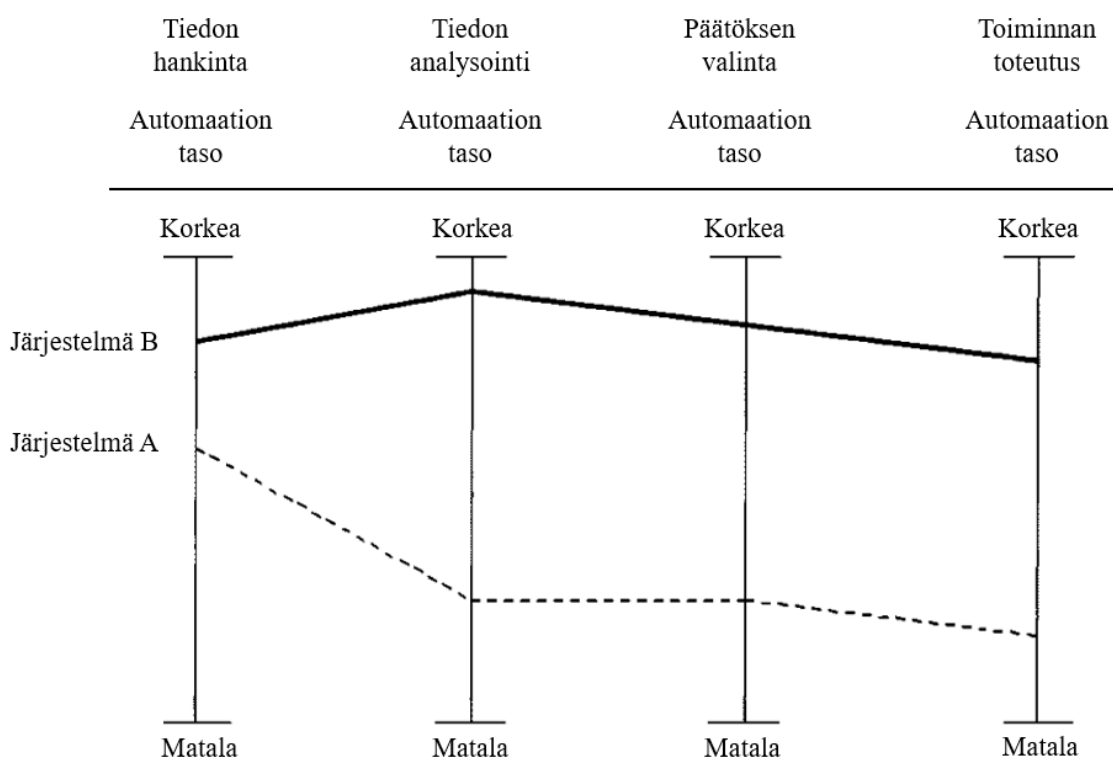
Taulukko 1. Päätöksenteon ja toiminnan valinnan automaatiotasot. (Parasuraman, Sheridan ja Wickens, 2000, s. 287)

TAULUKKO I PÄÄTÖKSENTEON JA TOIMINNAN VALINNAN AUTOMAATIOTASOT

- | | |
|--------|--|
| KORKEA | 10. Tietokone päättää kaiken, toimii itsenäisesti ja sivuuttaa ihmisen. |
| | 9. Ilmoittaa ihmiselle vain, jos se itse niin päättää. |
| | 8. Ilmoittaa ihmiselle vain, jos tätä pyydetään. |
| | 7. Suorittaa toimenpiteen automaattisesti ja ilmoittaa siitä jälkikäteen ihmiselle. |
| | 6. Antaa ihmiselle rajatun ajan estää toimenpiteen ennen sen automaattista toteutusta. |
| | 5. Toteuttaa toimenpiteen, jos ihminen hyväksyy sen. |
| | 4. Ehdottaa yhtä vaihtoehtoa. |
| | 3. Rajaa vaihtoehtojen määrän muutamaan. |
| | 2. Tarjoaa täydellisen valikoiman päätös-/toimintavaihtoehtoja. |
| MATALA | 1. Ei tarjoa lainkaan apua: ihminen tekee kaikki päätökset ja toimet itse. |

Parasuraman, Sheridan ja Wickens (2000) esittelemässä taulukossa (taulukko 1.) korkeammat luvut tarkoittavat koneen lisääntyntä itsenäisyyttä, ja alemmalla tasolla järjestelmä tarjoaa ihmiselle useita vaihtoehtoja, mutta kone ei itse vaikuta päätöksen valintaan. He käyttivät esimerkkinä konfliktien tunnistus- ja ratkaisujärjestelmää, jonka avulla pystytään ilmoittamaan kahden lentokoneen välisen lentoreitin konflikti lennonjohdolle, ja ehdottamaan ratkaisua. Tämä olisi heidän mukaansa tason 4 automaatiota.

Parasuraman, Sheridan ja Wickens (2000) esittävät nelivaiheisen ihmisen tiedonkäsittelymallin, joka on sovellettavissa järjestelmätoiminnoissa, joita voidaan automatisoida. Heidän mukaansa tiedonkäsittelymallit olisivat tiedonhankinta, tiedon analyysi, päätöksenteko ja toiminnan valinta sekä toiminnan toteutus. Kukin näistä toiminnoista voitaisiin automatisoida eri asteisesti. Kuvassa 1. esitetään Parasuramanin taulukko ja miten kahden järjestelmän eri tasot on luokiteltu. Tässä luokittelussa voidaan käyttää taulukossa 1. esitettyjä tasoja.



Kuva 1. Automaation tasot itsenäisille toiminnoille: tiedon hankinta, tiedon analysointi, päätöksen valinta ja toiminnan toteutus. Esimerkkejä järjestelmistä, joissa automaation tasot vaihtelevat eri toiminnallisilla osa-alueilla, on myös esitetty. (Parasuraman, Sheridan ja Wickens, 2000, s. 288)

2.3 Automaation kehityksen vaiheet (Teollisuus 4.0:n tausta ja kehitysvaiheet)

Tässä tutkielmassa ei käsitellä automaation kehityksen alkuaikoja kuten Teollisuus 3.0, vaan tarkastellaan ja tutkitaan tarkemmin Teollisuus 4.0:n aikakautta.

2.3.1 Teollisuus 4.0:n tausta

Shi ja muut (2020) kertovat tekstissään, kuinka asiakkaiden vaatimukset muuttuvat nopeasti muuttuvassa ja dynaamisessa maailmassa. Tämän takia myös tuotantoprosessien pitää pystyä mukautumaan reaaliaikaisesti. Jotta näihin haasteisiin voitaisiin vastata, heidän mukaansa valmistuksen tulisi kyetä joustavaan toiminnallisuuteen, skaalautuvuuteen ja informaation jakamiseen asiakkaiden kanssa. He kertovat tutkimuksessaan, kuinka perinteiset tuotantojärjestelmät ovat erillisiä ja eristettyjä toisistaan.

Lisäksi Shi ja muut (2020) tuovat esiin, että perinteisessä valmistuksessa tuotantoprosessin, tuotteen elinkaaren ja yritysverkostojen välinen integraatio on heikko. Tästä syystä järjestelmien tehokas uudelleenkäyttö sekä todellisen ja virtuaalisen järjestelmän yhdistämien hankaloituu. Tällaiset hankaluudet myös estävät valmistusta kehittämään vastaamaan nykyajan vaatimuksia.

Shi ja muut (2020) kertovat, että näiden vuoksi on kehitetty uusia valmistusmenetelmiä. Näitä valmistusmenetelmiä ovat muun muassa älykäs valmistus, joustava valmistus ja ketterä valmistus. Näissä lähestymistavoissa korostuu itsenäisesti toimivien ja hajautettujen järjestelmien käyttö, joissa koneet, materiaalit, ihmiset ja tuotteet kommunikoivat reaaliajassa verkon yli. He kuvailevat, kuinka suuret tietomäärät käsitellään pilvipalveluiden avulla, mikä mahdollistaa tuotantojärjestelmän laajemman koordinoinnin ja optimoinnin.

Shi ja muiden (2020) mukaan, tämän kehityksen ansiosta Saksan hallitus esitteli ensimmäistä kertaa Teollisuus 4.0:n vuonna 2011. He kertovat, että Teollisuus 4.0:n tarkoituksena on vastata aikaisemmin mainittuihin ongelmiin. He korostavat vielä, että älykäs tehdas toimii tämän murroksen ytimessä yhdistäen kyber- ja fyysiset järjestelmät, jotka parantavat tuotannon suorituskykyä, laatua, hallittavuutta ja läpinäkyvyyttä.

2.3.2 Teollisuus 4.0:n keskeisiä piirteitä

Ersoy (2022) kertoo, että Teollisuus 4.0 on yhdistelmä erilaisia uusia teknologioita sekä nousevia käsitteitä. Näitä on hänen mukaansa big data, älykkäät sensorit, robotiikka, pilvipalvelut, koneoppiminen, lisätty todellisuus, tekoäly sekä esineiden internet (IoT). Näiden edistyneiden teknologioiden avulla voidaan uudelleen järjestellä tuotantojärjestelmät muuttamalla keskitetyt ja analogiset työkulut hajautetuiksi ja digitaalisiksi tuotantoprosesseiksi.

Ersoyn mainitsee useita teknologioita, jotka muodostavat Teollisuus 4.0:n ytimen. Esimerkiksi kyberfyysiset järjestelmät (CPS) yhdistävät fyysiset laitteet ja digitaaliset ohjausjärjestelmät. Niiden avulla tuotanto, logistiikka ja palvelut voidaan yhdistää reaaliaikaisesti älykkääksi kokonaisuudeksi. Esineiden internet (IoT) puolestaan mahdollistaa suurien datamäärien keräämisen ja analysoinnin tuotannon optimointia varten. Lisäksi teknologiat kuten tekoäly ja koneoppiminen, lisätty todellisuus (AR), pilvipalvelut, autonomiset robotit, big data ja simulaatiot mahdollistavat älykkään, itsenäisesti toimivan ja ennakoivan tuotantoympäristön rakentamiseen.

2.4 Tuotannon laadun määritelmä

Laadulle itsessään ei ole mitään yhtä määritelmää, vaan laatua voidaan tarkastella monesta erilaisesta näkökulmasta. David A. Garvin on esitellyt kahdeksanulotteisen mallin, jonka avulla laatua voidaan mitata ja tutkia. Tässä tutkimuksessa kuitenkin tarkastellaan valmistavassa tuotannossa tuotettua laatua. Tämän rajauksen perusteella, kaikki Garvinin listaamat ulottuvuudet eivät ole relevantteja tämän tutkimuksen kannalta.

2.4.1 Garvinin kahdeksan laadun ulottuvuutta

David A. Garvin (1987) esittää, että laatua voidaan arvioida kahdeksan eri ulottuvuuden kautta. Hänen mukaansa näitä ulottuvuuksia ovat suorituskyky, lisäominaisuudet, luotettavuus, standardinmukaisuus, kestävyys, huollettavuus, estetiikka ja koettu laatu.

Näistä ulottuvuuksista jätetään tarkastelematta suorituskyky, lisäominaisuudet ja huollettavuus. Kyseisiin ulottuvuuksiin voidaan vaikuttaa vain suunnitteluvaiheessa, ei tuotantolinjalla automaation toimesta. Lisäksi tässä tutkielmassa keskitytään erityisesti luotettavuuteen sekä spesifikaationmukaisuuteen, koska analysoidut tutkimukset tarkastelevat laatua eniten näiden kahden ulottuvuuden perspektiivistä.

David A. Garvin (1987) kertoo tekstissään, kuinka luotettavuusulottuvuudella voidaan kuvata todennäköisyyksiä, joilla tuote menee epäkuntoon tai epäonnistuu tietyllä ajanjaksolla. Hän kertoo, että yleisimpiä mittareita luotettavuuden arviointiin on keskimääräinen aika ensimmäiseen vikaan (mean time to first failure), keskimääräinen aika vikojen välillä (mean time between failures) sekä vikojen määrä aikayksikköä kohden (failure rate per unit time). Garvin huomauttaa lopuksi, että koska nämä mittarit edellyttävät tuotteen pidempää käyttöä, niistä on enemmän merkitystä kestohyödykkeille, kuin tuotteille tai palveluille, jotka kulutetaan nopeasti. Esimerkiksi tuotannossa tapahtuva hitsausauman puutteellinen laatu voi aiheuttaa sauman murtumisen myöhemmin.

Standardin mukaisuus David A. Garvinin (1987) mukaan kuvaa, kuinka hyvin tuotteen suunnittelu- ja toimintaominaisuudet vastaavat asetettuja standardeja. Hänen mukaansa uusille malleille ja tuotesarjoille määritetään ”keskipiste”, esimerkiksi osille määritetyt mitat, jonka ympärille sallitaan tietty vaihteluväli eli toleranssi. Tämä tarkoittaa sitä, että tuote saa olla hieman liian pitkä tai hieman liian lyhyt. Garvinin mukaan tästä voi muodostua ongelma, kun toleranssit kasautuvat (tolerance stack-up). Tätä hän kuvaa tekstissään esimerkillä kahden osan yhteen liittämistä. Jos toinen osa on toleranssin alarajalla ja toinen ylärajalla, osien tarkka istuvuus ei ole todennäköinen,

vaikka molemmat osat ovat niin sanotusti hyväksytyjä. Tähän ongelmaan on kuitenkin mahdollista löytää ratkaisu. David A. Garvin (1987) viittaa Genichi Taguchinin kehittämään lähestymistapaan niin sanotun häviöfunktion kautta, jonka mukaan tuotteen poikkeama ihanearvosta aiheuttaa kustannuksia, vaikka tuote olisi spesifikaatorajojen sisällä. Esimerkiksi auton moottorissa, jos männän halkaisija osuu toleranssin ylärajaan mutta sylinteri osuu alarajaan jää niiden välinen tila liian pieneksi ja syntyy ylimääräistä kitkaa.

Seuraava ulottuvuus, jota käsitellään, on kestävyys. Garvin (1987) määrittelee kestävyuden teknisestä näkökulmasta käyttömäärällä, jonka tuote kestää ennen sen kunnan heikentymistä. Hänen mukaansa kestävyys ja luotettavuus liittyvät läheisesti toisiinsa. Tuote, joka hajoaa helposti, poistetaan todennäköisemmin käytöstä kuin luotettavampi tuote, joka kestää. Hän lisää vielä, että kestävyteen liittyviä lukuja on tarkasteltava varovasti. Tähän syy on se, että tietyn tuotteen käyttöiän pidentyminen ei välttämättä tarkoita teknistä kehitystä tai materiaalien paranemista. Taustalla voi olla taloudellisesti muuttunut ympäristö. Tällä voidaan tarkoittaa esimerkiksi polttoaineen hinnan nousua, joka vaikuttaa siihen, ettei autoilla ajeta niin paljoa ja niiden käyttöikä pitenee. Esimerkiksi auton korirakenteen hitsauksen laatu vaikuttaa merkittävästi siihen, kuinka kauan auton kori kestää.

Garvin (1987) kertoo kahdesta viimeisestä ulottuvuudesta, että ne ovat subjektiivisimmat. Toinen näistä on estetiikka. Hän kertoo, että nämä vaikuttavat tekijät ovat selvästi henkilökohtaisia arvioita. Siihen miltä jokin laite kuulostaa, näyttää tai tuntuu, vaikuttaa yksilölliset mieltymykset. Tämän takia yrityksiä tulee löytää kohderyhmä, missä mahdollisimman monella on samanlaiset mieltymykset.

Koettu laatu on Garvinin mukaan mielikuvista, mainonnasta ja tuotemerkeistä laadittu johtopäätös. Hän käyttää esimerkkinä tuotteen kestävyden arvioimista. Sen arvioiminen suoraan voi olla hankalaa, jolloin aikaisemmin mainitut tekijät vaikuttavat päätökseen. Hän kertoo maineen olevan ensisijainen rakennusaine koettuun laatuun.

2.4.2 Laadunmittarit ja -hallintamenetelmät valmistavassa tuotannossa

Laadun arviointi valmistavassa teollisuudessa perustuu useisiin tilastollisiin mittareihin. Niiden avulla voidaan systemaattisesti seurata ja parantaa prosessin suorituskykyä. Tuotantolaadun mittareita voi muun muassa olla DPU (Defects Per Unit), jolla mitataan viallisten tuotteiden määrää yksikköä kohden. FTY (First Time Yield), joka kuvaa prosessin läpäisykykyä ilman korjauksia. Cp ja Cpk ovat prosessikyvykkyyden mittareita, joiden avulla voidaan arvioida prosessin kykyä pysyä määritellyissä toleranssirajoissa. Lisäksi hylkäysprosentti kuvaa epäonnistuneiden tuotteiden osuutta ja MTBF (Mean Time Between Failures) kertoo järjestelmän luotettavuudesta keskimääräisen toiminta-ajan kautta ennen vikaa.

Automaatioon liittyvissä sovelluksissa keskeisiä mittareita ovat myös false positive rate, jolla ilmaistaan virheellisesti viallisiksi määriteltujen tuotteiden osuutta, sekä OEE (Overall Equipment Effectiveness), joka yhdistää saatavuuden, suorituskyvyn ja laadun yhdeksi tehokkuutta kuvaavaksi luvuksi. Lisäksi tuottavuus (throughput) on mittari, joka kuvaa tuotantoprosessin nopeutta ja tehokkuutta.

Laadunhallintamenetelmät ja -viitekehykset, kuten ISO 9001 -standardi, Lean- ja Six Sigma-lähestymistavat, täydentävät mittareita tarjoamalla kehyksiä laadun suunnitteluun, valvontaan ja parantamiseen. Näiden menetelmien yhdistäminen automaatiojärjestelmiin mahdollistaa laadunhallinnan integroinnin osaksi tuotantoprosessia.

Tutkielmassa käsitellään näitä mittareita, laadunhallintamenetelmiä ja -viitekehyksiä käytännön esimerkkien kautta, ja ne luovat perustan analysoitaessa automaation vaikutuksia tuotantoprosessien laatuun eri teollisuuksissa.

3 Automaation vaikutus tuotannon laatuun

Tämä kappale käsittelee miten automaation käyttöönotto vaikuttaa tuotantoprosessien laatuun eri näkökulmista. Kaikki tarkastelu perustuu tieteelliseen kirjallisuuteen ja teollisuudessa tehtyihin sovelluksiin, joiden tarkoitus on ollut mitata automaation vaikutuksia muun muassa virheiden vähenemisessä, standardinmukaisuudessa ja ennakoivassa laadunvalvonnassa.

3.1 Virheiden väheneminen ja tasalaatuisuus

Seuraava kappale käsittelee automaation vaikutusta virheiden vähenemisessä ja tuotteiden tasalaatuisuudessa.

Yksi automaation tärkeimmistä eduista valmistavan tuotannon näkökulmasta on virheiden määrän väheneminen. Automaattiset järjestelmät kuten robotiikka ja koneoppimismallit mahdollistavat tuotantoprosessien toistettavuutta ja vähentävät inhimillisiä virheitä. Viitaten Garvinin (1987) laatumalliin, kun tuotteet vastaavat suunniteltuja toleranssirajoja johdonmukaisemmin, parantuu standardinmukaisuus sekä luotettavuus.

3.1.1 Koneoppimisen avulla saavutettu 100 % hitsaustarkastus autoteollisuudessa

Chuenmee ja muiden (2025) tutkimuksessa sovellettiin koneoppimista auton korirakenteen hitsausprosessin laadunvalvonnassa. Tutkimuksessa käytetty auto oli TAMallin pickup-auto ja hitsaus, jonka robotti suoritti, oli "front/rear floor"-rungon hitsauspisteiden hitsaus. He kertovat tutkimuksessaan, että perinteistä laadunvalvontaa käyttäen, otettiin satunnaistarkastuksia noin 5 % hitsauspisteistä. Heidän tutkimuksessansa käytetty XGBoost-pohjainen koneoppimismalli mahdollisti 100 % kattavan tarkastuksen reaaliajassa.

Tämä tutkimus suoritettiin siten, että järjestelmä asennettiin tuotantolinjalle vuodesta 2023 vuoteen 2024. Tämän aikana järjestelmä keräsi dataa 100 000 autosta, joissa jokaisessa oli kahdeksan hitsauspistettä. Näitä hitsauspisteitä monitoroitiin kahden robotin toimesta, joissa oli XGBoost-pohjainen koneoppimismalli. Heidän tutkimuksessaan tutkittiin yli 800 000 hitsauspistettä ja järjestelmien läsnäolo osoitti, että koneoppimismalli kykeni tunnistamaan virheitä korkealla tarkkuudella.

Tutkimuksen tulokset osoittivat, että järjestelmä löysi 247 viallista hitsauspistettä. Heidän mukaansa nämä olisivat todennäköisesti jäänyt huomaamatta, jos perinteistä satunnaisvalvontaa olisi hyödynnetty. Koneoppimismallin läsnäolo vähensi merkittävästi uudelleentyöstön tarvetta ja paransi tuotteen rakenteellista eheyttä. He lisäsivät, että järjestelmä pystyi tunnistamaan ja paikantamaan virheellisten hitauksien paikan, joka auttoi tuotantolinjaa reagoimaan nopeammin ja näin saatiin myös seisokkiaikaa vähennettyä.

Chuenmee ja muiden (2025) tekemä tutkimus tukee käsitystä, että automaatiolla voidaan parantaa tuotantoprosessin laatua virheiden määrän vähentämisellä. Tämä myös parantaa tasalaatuisuutta, joka on hyvin tärkeää turvallisuuskriittisissä osissa.

3.1.2 Teollisuusrobotin vaikutus hitsauslaatuun ja tuottavuuteen

Kulińska ja muut (2020) tekivät vertailevan tutkimuksen, jonka tarkoituksena oli analysoida automaation vaikutusta lopputuotteen laatuun. Heidän tutkimuksessansa vertailtiin manuaalisesti käsin pistehitsauskoneella valmistettua auton etupaneelia ja samaa etupaneelia, joka valmistettiin teollisuusrobotilla Fanuc Robotics S-420i:lla. Etupaneeli, jota tutkimuksessa rakennettiin, kuuluu Opel Astra II -auton korisarjaan. Etupaneeli koostuu seitsemästä komponentista ja ne liitettiin toisiinsa 42 hitsauspisteellä.

Heidän tutkimuksensa osoitti, että manuaalinen hitsausprosessi aiheutti useita laadullisia ongelmia. Näitä ongelmia oli muun muassa hitsauspisteiden epätarkka sijainti, hitsauksissa esiintyi purseita ja liitosten lujuus vaihteli. Tutkimuksessa ilmeni, että manuaalisen hitsausprosessin fyysinen kuormitus oli korkea, sillä yksi hitsauskone painoi 150 kg. Tuotantoprosessi oli altis vaihtelulle riippuen työntekijästä ja vuorosta. Heidän mukaansa asiakasreklamaatioita tuli usein ja osia jouduttiin palauttamaan.

Aikaisempi tuotantoprosessi koostui kolmesta työntekijästä, jotka operoivat neljää manuaalista hitsauskonetta. Tällä muodolla saatiin vuoron aikana kasattua 125 valmista lopputuotetta. Painava hitsauskone oli työntekijälle hankala saada jokaiseen paikkaan. Manuaalisesta hitsauksesta aiheutui paljon purseita, jotka huononsivat laatua ja piti sen takia poistaa.

Kun automatisoitu tuotantoprosessi alettiin hyödyntää, otti yritys käyttöön teollisuusrobotin Fanuc Robotics S-240i. Teollisuusrobotin käyttöönotto tuotti merkittävää muutosta tuotannon tehokkuudessa sekä lopputuotteen laadussa. Uudella tuotantoprosessilla tarvittiin enää yksi operaattori yhteen vuoroon ja yhden vuoron aikana robotti kykeni tuottamaan 225 valmista etupaneelia.

Tutkimuksen mukaan laatu parani, sillä hitseissä ei enää esiintynyt purseita ja liitoksista tuli tarkkoja ja toistettavia. Robotti kykeni tuottamaan tarkkoja hitsauksia kerta toisensa jälkeen, mikä johti tasaisempaan lopputulokseen. Lisäksi robotti pystyi teroittamaan elektrodit itse automaattisesti, jonka takia syntyi vähemmän kulumista.

Kuten tuloksista voidaan huomata, Kulińska ja muiden (2020) tekemässä tutkimuksessa automaatio paransi huomattavasti tuotantoprosessin tehokkuutta sekä laatua. Tehokkuus parani 80 % sekä työntekijäkohtainen tuotettavuus kasvoi yli 400 %. Lisäksi laatu parani, kun purseita ei enää tullut sekä hitsien tarkkuus parani.

3.2 Reaaliaikainen laadunvalvonta ja ennakoiva analytiikka

Reaaliaikainen laadunvalvonta ja ennakoiva analytiikka ovat merkittäviä osa-alueita tämänhetkisessä teollisuudessa, etenkin Industry 4.0-ympäristöissä. Perinteiset laadunvarmistusmenetelmät, kuten satunnaisnäytteenotto, ovat usein hitaita ja kattavat vain murto-osan tuotannosta, kuten huomattiin Chuenmee ja muiden (2025) tekemässä tutkimuksessa. Tähän haasteeseen vastaavat modernit järjestelmät, joiden reaaliaikaiset datankeruu ja koneoppimismallit mahdollistavat koko tuotantolinjan laadunvalvonnan.

Reaaliaikainen laadunvalvonta on tuotantoprosessin tarkkailua siten, että prosessia ei tarvitse keskeyttää eikä siitä aiheudu viivettä. Straat ja muiden (2022) mukaan reaaliaikainen laadunvalvonta on järjestelmä, joka mittaa koko tuotantomateriaalin keskeytyksettä ei-tuhoavalla sensorilla (NDT sensor) tuotannon aikana. Kuten Chuenmee ja muiden (2025) tutkimuksessa, myös Straat ja muiden tutkimuksessa mittaukset yhdistetään koneoppimismalleihin ja niiden avulla rakennetaan reaaliaikaisia laadunvalvonta- ja virheentunnistusjärjestelmiä.

Straat ja muiden mukaan ennakoiva analytiikka mahdollistaa tuotantoparametrien säätämisen materiaalin mukaan jo ennen laatupoikkeamien syntymistä. Symesticin (n.d.) mukaan tuotantoparametrit ovat valmistusprosessien ohjausmuuttujia. Sivuston mukaan niiden tarkka määrittely on, seuranta ja optimointi muodostavat perustan vakaalle ja tehokkaalle tuotantotyölle.

Kun tarkastellaan Garvinin (1987) laatu mallia, voidaan huomata, että reaaliaikainen laadunvalvonta sekä ennakoiva analytiikka liittyvät erityisesti luotettavuuteen sekä standardinmukaisuuteen. Sillä reaaliaikainen säätö auttaa pysymään spesifikaatioiden sisällä, ja ne tähtäävät tuotantoprosessien vakauteen ja vikojen ennakointiin.

3.2.1 Reaaliaikainen virheentunnistus terästuotannossa NDT-antureilla

Straat ja muiden (2022) tutkimuksessa, kehitettiin reaaliaikainen laadunvalvontajärjestelmä teräspohjaiseen massatuotantoon. Aikaisemmin, tuotantolinjalla käytettiin laadun tarkistamiseen tuhoavia vetokokeita (tensile test). Nämä tuhoavat vetokokeet kuitenkin kuluttavat materiaali ja kattavat vain pienen osan tuotannosta. Tutkimuksessa kehitetty uusi ratkaisu käytti aikaisemmin mainittuja ei-tuhoavia NDT-antureita. Anturit kykenivät mittaamaan jatkuvasti teräsmateriaalin ominaisuuksia tuotantolinjalla, aiheuttamatta hävikkiä. Tehdyt mittaukset yhdistettiin Partial Least Squares (PLS) koneoppimismalliin, joka ennusti materiaalin ominaisuudet reaaliajassa.

Straat ja muiden järjestelmä käsitteli 108 kilometriä materiaalia, joka todisti järjestelmän kykenevän tutkimaan materiaalin koko tuotantolinjan mitalta, toisin kuin aikaisempi manuaalinen laadun tarkastamistapa. Tutkimus osoitti, että järjestelmä saavutti korkean F3-tarkkuuden (0,95) virheiden tunnistamisessa. Se pystyi tunnistamaan tuotantoerät, joissa esiintyi tuotevirheitä, kuten halkeamia. Heidän tutkimuksessansa todettiin myös, että merkittävä osuus spesifikaation ulkopuolella olevista tuotteista, johti lisääntyneisiin tuotantovirheisiin. Tutkimuksessa tehdyillä havainnoilla voidaan todeta, että reaaliaikainen laadunvalvonta kykenee havaitsemaan virheet ajoissa sekä ehkäistä vikoja säättämällä tuotantoparametrejä ennakoivasti.

3.2.2 Luotettavuuslähtöinen laadunvalvontamalli autoteollisuuden sylinterikansien tuotannossa

He ja muut (2018) esittelivät luotettavuuteen perustuvan laadunvalvontakehyksen (reliability-oriented quality control). Järjestelmä suunniteltiin parantamaan valmistavan teollisuuden laadunvarmistusta ottamalla laadunvalvontaprosesseihin huomioon luotettavuus. He ja muut kehittivät RQR-ketjun (R = manufacturing system Reliability, Q = process Quality, R = product Reliability). Tämä ketju kuvaa valmistusjärjestelmän

luotettavuuden, tuotantoprosessin laadun ja lopputuotteen luotettavuuden välistä kaksisuuntaista vuorovaikutusta.

He ja muiden (2018) tutkimuksessa kerrotaan, että RQR-kehys toimi päätöksenteon tukena tunnistamalla, missä tuotantoketjun kohdissa luotettavuusongelmat syntyvät ja pystyy mittaustiedon avulla tarjoamaan konkreettisia ohjausmahdollisuuksia. Tutkimuksessa käytetään esimerkkinä valmistusjärjestelmän osien kulumista, joka voi aiheuttaa mittapoikkeamia lopputuotteessa, mikä voi johtaa varhaisiin vikailmentymiin käytössä. Tämä on jäljitettävissä ja mahdollista ehkäistä RQR-ketjun avulla tunnistamalla RQ (Reliability → Quality) - sekä QR (Quality → Reliability) -vaikutuksia.

He ja muut (2018) ottivat laadunvalvontakehyksen käyttöön sylinterikansia valmistavassa autoteollisuusyrityksessä, jossa se toimii tukena prosessin luotettavuuden analysoinnissa ja parantamisessa. Tarkemmin se otettiin käyttöön tuotantolinjalla, joka kärsi korkeasta varhaisten vikojen esiintyvyydestä. Sitä hyödynnettiin tuotantoprosessin luotettavuuden analysoinnissa ja parantamisessa.

He ja muiden (2018) tutkimuksessa tilastolliset tulokset osoittavat, että RQR-ketjuun perustuva malli pystyy kuvaamaan tuotantoluotettavuuden heikkenemistä ja tunnistamaan keskeiset laatuominaisuudet sekä viat, jotka vaikuttavat sylinterikannen luotettavuuteen. Tuloksien mukaan tuotantoluotettavuus oli alkuhetkellä 0,799, joka oli 0,183 huonompi kuin suunniteltu luotettavuus, joka oli 0,982. Tämä ero johtui ulkoisista ja sisäisistä vioista. Soveltamalla RQR-kehystä, pystyttiin nostamaan hyväksytyjen osien osuutta noin 10 %. Näillä tuloksilla voidaan osoittaa, että malli on tehokas työkalu laadunvalvonnan ja luotettavuuden varmistuksen integrointiin tuotannossa.

3.3 Prosessin vakaus ja ennustettavuus

Prosessin vakaus ja ennustettavuus on laadukkaan ja tehokkaan tuotantoprosessin keskeisiä ominaisuuksia. Jotta lopputuotteiden laatu pysyy tasaisena, on

tuotantoprosessin oltava vakaa ja pysyvä hallinnassa. Ennustettavuus puolestaan mahdollistaa tuotannon suunnittelun ja laadunhallinnan tehokkuuden ehkäisemällä laatupoikkeamat jo ennen niiden syntymistä.

Simion (2021) kertoo tutkimuksessaan, että prosesseissa on aina läsnä niin sanottuja yleisiä vaihteluita. Hänen mukaansa yleiset syyt aiheuttavat noin 85 % tuotantoprosessissa havaituista vaihteluista. Kuitenkin nämä syyt voidaan kuvata verrattain tarkasti hyödyntämällä todennäköisyysjakaumia. 15 % vaihtelusta on seurausta poikkeavista syistä ja ne johtuvat ulkoisista syistä.

Hänen mukaansa prosessissa ei tulisi esiintyä lainkaan poikkeavia syitä, sillä jo pieni määrä näitä voi johtaa vaatimusten vastaiseen tuotokseen ja tehdä prosessista epävakaa. Vakaasta prosessista sen sijaan voidaan puhua silloin, kun sen tuloksiin vaikuttavat ainoastaan satunnaiset vaihtelut.

Tätä voidaan tarkastella myös Garvinin (1987) ulottuvuuksien näkökulmasta, etenkin standardinmukaisuuden ja luotettavuuden osalta.

3.3.1 Tekoälypohjainen visuaalinen tarkastus valimotuotannossa

Manuaalinen laadunvalvonta on herkkä inhimillisille virheille, joka lisää tuotannonprosessiin poikkeavaa vaihtelua. Kuten Simion esitti tutkimuksessaan, tämä aiheuttaa hallitsemattoman prosessin. Automaattiset järjestelmät kuitenkin mahdollistavat tarkemman, toistettavamman ja reaaliaikaisemman prosessin seurannan.

Sundaram ja Zeid (2023) esittivät tutkimuksessaan tekoälypohjaisen SQL-järjestelmän (Smart Quality Inspection). Tämä järjestelmä kykeni hyödyntämään syväoppimista (Convolutional Neural Network, CNN) valimossa valmistettujen komponenttien laadunvalvontaan. He huomasivat tutkimuksessaan, että visuaalisessa tarkastusprosessissa tarkastajat saavuttivat noin 80 % tarkastustarkkuuden.

Tutkimuksessa käytetty automaattinen SQI-malli kykeni saavuttamaan 99,86 % tarkastustarkkuuden, joka ylittää huomattavasti aikaisemman tarkkuuden. Heidän tutkimuksessaan lisättiin myös, että järjestelmä ei virheellisesti määritellyt yhtäkään viallista tuotetta hyväksyttäväksi. Tätä voidaan perustella sillä, että automaattinen järjestelmä ei kärsi väsymyksestä tai tarkkaavaisuuden laskusta.

Sundaram ja Zeidin tutkimuksen tulokset osoittavat, että automaattinen laadunvalvonta ei vain parantanut tuotteen laatua, vaan myös pystyi lisäämään prosessin vakautta vähentämällä poikkeavien vaihteluiden vaikutusta.

3.3.2 DVQI-järjestelmä: Elektroniikkakomponenttien tarkastus tekoälyn avulla

Kun aikaisempia tutkimuksia tarkastellaan, voidaan todeta, että manuaalisessa laadunvalvonnassa prosessin vakaus ja ennustettavuus voi kärsiä inhimillisistä syistä ja aiheuttaa haasteita tuotantoon. Elektroniikkateollisuudessa, jossa valmistetaan monimutkaisia piirilevyjä, nämä haasteet korostuvat. Chung ja muiden (2023) kehittämä DarwinAI Visual Quality Inspection (DVQI)-järjestelmä suunniteltiin ja kehitettiin ratkaisemaan nämä haasteet. Järjestelmä on tekoälypohjainen visuaalinen laadunvalvonnan ratkaisu, joka pystyy suorittamaan useaa tehtävää kerralla.

Chung ja muiden tutkimuksessa, DVQI-järjestelmälle annettiin maadoitettu koottu piirilevy, jonka jälkeen järjestelmä aloitti oppimisprosessin tunnistushermoverkon avulla. Tämän jälkeen järjestelmälle voidaan antaa lisää samanlaisia piirilevyjä kuvattavaksi. Otetut kuvat sekä referenssikuva syötetään räätälöityihin syviin neuroverkkoihin, jotka on koulutettu vertaamaan piirilevyjä referenssikuvaan mahdollisten vikatyypin havaitsemiseksi ja tunnistamiseksi. Ihmisoperaattorit saavat hälytyksiä, mikäli virheitä löytyy ja järjestelmä kertoo missä viat ovat, minkä tyyppisiä vikoja ne ovat sekä mihin levyyn ne kuuluvat. Heidän mukaansa tämä järjestelmä vaatii vain vähän ohjelmointia tuotannonkäyttöön otossa. Tämä mahdollistaa parannetun tehokkuuden ja lyhentää tarkastusjaksoa manuaaliseen tarkastukseen verrattuna.

Chung ja muiden DVQI-järjestelmä otettiin käyttöön suuressa elektroniikkatehtaassa. Järjestelmä oli yrityksessä käytössä yli vuoden, ja ensimmäisen 12 kuukauden aikana se tarkasti noin 55,5 miljoonaa komponenttia yli 90 000 piirilevytä. He kertovat, että artikkelissa tutkitaan järjestelmän suorituskykyä ensimmäisen käyttöönottovuoden ensimmäisellä kuukaudella. Järjestelmä oli sijoitettu yhdelle pintaliitosteknologia (SMT) linjalle ja sillä tarkastettiin mahdollisia virheitä SMD-komponenteissa. Tutkimuksen mukaan järjestelmä tarkasti keskimäärin 388 levyä päivittäin ja 9 218 levyä yhteensä. Näistä 473 levyä oli viallisia.

Chung ja muut raportoivat järjestelmän saavuttaneen väärin hälytysten osuus -arvon (false positive rate) vain 0,11 %, kun aiemmin arvo oli 1,72 %. He lisäsivät, että järjestelmän keskimääräinen vikojen välinen aika (MTBF) oli 356 tuntia. Tuotantolinja saavutti vuosittain noin 90 000 dollarin kustannussäästöt automaation avulla.

Chung ja muiden tekemän tutkimuksen tuloksien mukaan, DVQI-järjestelmän käyttöönotto paransi prosessin vakautta ja ennustettavuutta manuaalisiin tarkastuksiin verrattuna. Automaation avulla pystyttiin vähentämään vaihtelua, parantamaan vikojen havaitsemista sekä tehostamaan laadunvalvontaa tuotantoprosessissa. Tämä tutkimus tukee Garvinin (1987) standardinmukaisuuden sekä luotettavuuden ulottuvuuksia, koska DVQI-järjestelmä pystyi parantamaan tuotteiden tasalaatuisuutta ja prosessin kykyä ennustaa laatupoikkeamia.

3.4 Automaation rooli tuotteen mittatarkkuuden ja spesifikaationmukaisuuden parantamisessa

Tuotteen mittatarkkuus ja spesifikaationmukaisuus ovat olennaisia osia valmistavan teollisuuden laadunvarmistuksessa. Mittatarkkuudella tarkoitetaan valmistetun osan vastaamista suunniteltuihin mittoihin ja toleransseihin. Spesifikaationmukaisuus puolestaan viittaa tuotteen kykyyn vastata sille asetettuihin teknisiin vaatimuksiin ja standardeihin. Garvin (1987) määritteli standardinmukaisuuden yhdeksi keskeiseksi

laadun ulottuvuudeksi. Hänen mukaansa se kuvaa kuinka valmistettu tuote pysyy määriteltyjen spesifikaatioiden sisällä. Automaation käyttöönotolla on mahdollistettu näiden laatutekijöiden parantaminen valmistusprosesseissa, sillä koneet kykenevät toistamaan niille määrättyjä tehtäviä tarkasti ilman inhimillistä vaihtelua.

Olu-lawal ja muut (2024) esittävät tutkimuksessaan, kuinka tarkkuusmetrologia on keskeisessä roolissa modernin valmistuksen laadunvarmistuksessa. He kertovat tarkkuusmetrologian hyödyntävän kehittyneitä mittaustekniikoita kuten koordinaattimittauskoneita (CMM), optista metrologiaa ja 3D-skannausta. Näiden mittaustekniikoiden avulla voidaan mahdollistaa reaaliaikainen laadunvalvonta sekä nopea palaute tuotantoprosessissa. Tämä vähentää poikkeamia ja parantaa tuotteiden laatua.

Olu-lawal ja muut (2024) esittävät, että tarkkuusmetrologian integrointi automaatiojärjestelmiin parantaa valmistusprosessien tarkkuutta ja toistettavuutta. Heidän mukaansa tämä on erityisen tärkeää aloilla, joilla laatuvaatimukset ovat tiukat, kuten autoteollisuudessa, ilmailussa ja elektroniikassa. Lisäksi tarkkuusmetrologian käyttö mahdollistaa laadunvalvonnan suoraan prosessin aikana, mikä vähentää poikkeamia ja hylkäysten määrää sekä tehostaa tuotantoa.

3.4.1 Lean Sigma -lähestymistapa valukomponenttien laadun parantamiseen

Kumar ja muut (2006) toteuttivat tutkimuksen, jossa tutkittiin intialaista SME-yritystä (small- to medium sized enterprise), joka tuotti paine- ja painovoimavalettuja komponentteja erityisesti autoteollisuudelle. Yritys, jota tutkimus koski, koki merkittäviä laadunhallintaan liittyviä haasteita, erityisesti valukomponenttien osalta. Heidän mukaansa asiakkaat raportoivat säännöllisesti tuotteiden halkeamista ja muista valuprosessissa tulleista virheistä. Tämä heikensi asiakastytyväisyyttä ja lisäsi hylkäysten määrää. Tuotantoprosessissa oli myös sisäisiä vikoja, kuten huokosia,

kutistumareikiä ja kaasun aiheuttamia onkaloita, jotka johtivat valukappaleiden tiheyden heikkenemiseen.

Tutkimuksen mukaan yrityksessä otettiin käyttöön Lean Sigma -viitekehys, jolla voidaan yhdistää Lean työkalut ja Six Sigman DMAIC-metodologia. DMAIC-metodologia muodostuu määrittelystä (Define), mittauksesta (Measure), analysoinnista (Analyze), parantamisesta (Improve) ja ohjauksesta (Control). Ennen prosessin parantamista täytyi kartoittaa nykytilanne, eli tunnistaa virhelähteet sekä testata kokeelliset asetukset. Tutkimuksessa valittiin kriittiseksi laadun mittariksi tiheys, sillä suurin osa virheistä johtui epäonnistuneesta valutiheydestä. Männännopeudet, metallin lämpötila, täyttöaika ja hydraulinen paine pystyttiin optimoimaan koesuunnittelun avulla. Tutkimuksessa parhailla asetuksilla pystyttiin saavuttamaan valukappaleiden keskimääräiseksi tiheydeksi $2,75 \text{ g/cm}^3$. Ennen parannuksia se oli vain $2,45 \text{ g/cm}^3$.

Mittatarkkuuden ja spesifikaationmukaisuuden parantuminen näkyi selvästi tilastollisissa mittareissa. Yksikköä kohti lasketut virheet (Defect per unit, DPU) laski arvosta 0,18 arvoon 0,0068. Prosessin kyvykkyyssindeksi (Process Capability Index, CP) nousi 0,12:sta arvoon 1,41. Ensimmäisellä kerralla hyväksyty tuotanto (First Time Yield, FTY) kasvoi 83,5 prosentista jopa 99,32 prosenttiin. Kokonaislaitekäyttöaste (Overall Equipment Effectiveness, OEE) parani arvosta 0,48 arvoon 0,83. Lisäksi tuotantoympäristön parannukset, kuten ennakoiva kunnossapito ja työpisteiden järjestäminen vähensivät seisokkeja, tapaturmia ja tarpeetonta liikkumista.

Kumar ja muiden (2006) tutkimuksessa, ainoastaan mittatarkkuus ja spesifikaationmukaisuus ei parantunut vaan toi myös taloudellisia hyötyjä. Lean Sigma-menetelmän käyttöönotto toi yritykselle vuositasolla arviolta 140 000 dollarin säästöt. Nämä säästöt olivat seurausta hylkäysten, koneiden seisokkien ja työympäristön tapaturmien vähenemisestä. Tutkimuksessa tehtyjen havaintojen perusteella, voidaan sanoa, että automaation ja laadunohjauksen yhdistäminen voi lisätä tuotantoprosessin luotettavuutta sekä standardinmukaisuutta.

3.4.2 Koneoppimisen ja optimoinnin yhdistäminen tuotantolaadun kehittämisessä

Cruz ja muiden (2024) tutkimuksessa kehitettiin menetelmä, jonka avulla tuotantoprosessi pystytään optimoimaan yhdistämällä automatisoitu koneoppiminen ja monikriteerinen optimointi (multi-objective optimization). Menetelmässä esikäsitellään ja mallinnetaan aluksi historiallinen tuotantodata, jonka avulla voidaan tunnistaa keskeiset tekijät suorituskykymittareille. Kun tämä vaihe on suoritettu, luodut koneoppimismallit toimivat tuotannon optimoinnin perustana ilman manuaalista väliintuloa.

Cruz ja muiden (2024) tapaustutkimus suoritettiin SME-yritykselle, joka valmistaa ilmailualan komponentteja. He kertovat, että tutkimuksessa mallinnettiin kaksi keskeistä suorituskykymittaria, jotka olivat tuottavuus (throughput, tp) ja hylkäysprosentti (scrap rate, sc). Mittareille valittiin koneoppimismalli automaattisesti mallien virhekeskiarvon (mean square error, MSE) perusteella. Tutkimuksessa parhaiten suoriutuneet mallit valittiin käyttöön optimointivaiheessa.

Cruz ja muut (2024) toteavat, että tuotannon optimointiin hyödynnettiin R-NSGA-II-algoritmia, joka on Debin ja Sundarin (2006) kehittämä laajennus perinteisestä NSGA-II-menetelmästä. Tämä algoritmi ohjaa ratkaisujen hakua päätöksentekijän asettamien referenssipisteiden mukaisesti, jolloin useita tavoitealueita voidaan huomioida samanaikaisesti. Tutkimuksessa algoritmia sovellettiin tuotantoprosessiin, jossa tavoitteena oli optimoida samanaikaisesti tuottavuus ja hylkäysprosentti. R-NSGA-II:n avulla saavutettiin 3,19 % kasvu tuottavuuteen ja 2,15 % lasku hylkäysprosenttiin verrattuna menetelmiin, jotka keskittyivät vain yhden tavoitteen parantamiseen. Tämä osoittaa algoritmin kyvyn tasapainottaa useita tavoitteita tehokkaasti tuotantoympäristössä.

Cruz ja muut (2024) osoittavat tutkimuksellaan, että automatisoidulla koneoppimisella voidaan parantaa mittatarkkuutta ja spesifikaationmukaisuutta Garvinin (1987) määritelmän mukaisesti. Hylkäysprosentin pieneneminen osoittaa, että useampi

komponenteista täytti tekniset spesifikaatiot. Automaatio pystyy poistamaan manuaalisesta optimoinnista aiheutuvaa vaihtelua, joka tukee kappaleen johdannossa korostettua koneiden kykyä toistaa tehtäviä tarkasti. Koska ilmailualalla on tiukat vaatimukset, tutkimuksen tulokset ovat verrattavissa muihinkin teollisuusaloihin, kuten konepaja- ja elektroniikkateollisuuteen.

3.5 Riskit ja haasteet

Vaikka automaation läsnäolo tuo laadunparantamiseen tuotannossa etuja, on tärkeää ymmärtää, että siihen liittyy myös riskejä ja haasteita. Nämä riskit ja haasteet voivat vaikuttaa lopulta negatiivisesti tuotannon laatuun. Tekijöiden ymmärtäminen on automaation tehokkaan ja kestäväen hyödyntämisen kannalta olennaista.

3.5.1 Teknologiset haavoittuvuudet ja järjestelmäviat

Kuten tutkimuksessa on havaittu, robottipohjaiset laatukontrollisovellukset ovat parantaneet tuotannon standardin mukaisuutta, mutta teknologiset haavoittuvuudet voivat heikentää laatua. Nämä haavoittuvuudet voivat liittyä antureihin, ohjelmistoihin, algoritmien luotettavuuteen tai ympäristötekijöihin.

Papavasileiou ja muut (2024) osoittavat, että melu ja valaistusolosuhteet voivat heikentää konenäköön perustuvien tarkastuksien toimintavarmuutta ja tunnistustarkkuutta. Nämä virheet voivat johtaa virheellisiin arvioihin ja lopputuloksiin. He esittävät, että myös tilastolliset laatukontrollin menetelmät, kuten ohjauskartat saattavat olla testattu vain joillakin tietyillä robottimalleilla. Tämä voi rajoittaa niiden yleistettävyyttä erilaisissa valmistusympäristöissä. Tästä saattaa aiheuta virheellisiä hälytyksiä tai jopa huomaamatta jääviä vikoja, jotka huonontavat tuotteen laatua. Papavasileiou ja muut (2024) esittävät toisen haavoittuvuuden, joka on heidän

mukaansa datan laatu. Epätarkalla tai puutteellisella datalla voi olla merkittäviä vaikutuksia mallinus- ja ohjaustekniikoiden tarkkuuteen.

Papavasileiou ja muiden tekemän tutkimuksen pohjalta, automatisoituihin tuotantoympäristöihin liittyy merkittäviä teknologisia haavoittuvuuksia sekä riskejä. Vaikka järjestelmät voivat toimia teoriassa erittäin tarkasti ja toistettavasti, käytännössä niiden toiminta on kiinni useista muuttujista. Jotta järjestelmät toimisivat halutulla tavalla ilman ongelmia, vaatii niiden hallinta laajaa teknistä osaamista ja huolellista suunnittelua.

3.5.2 Automatisoinnin taloudelliset ja organisaatiolliset esteet

Teollisuusautomaation käyttöönotto maailmanlaajuisesti ei ole edennyt odotetulla laajuudella, vaikka sen kehitys on ollut viime vuosikymmeninä merkittävää. Gryczka (2023) esittää syyksi useat taloudelliset, tekniset ja sosiaaliset tekijät automaation hitaalle leviämislle. Hänen mukaansa varsinkin taloudelliset tekijät voivat olla esteitä erityisesti SME-yrityksille.

Etenkin korkeat alkukustannukset aiheuttavat haasteita. Gryczka esittää tutkimuksessaan robottijärjestelmien hankinnan ja käyttöönoton aiheuttavan suuria investointeja, joiden takaisinmaksu voi olla epävarmaa. Hänen mukaansa tämänkaltaiset syyt voivat vähentää yritysten halukkuutta hankkia automaattisia ratkaisuja. Tutkimuksessa kerrotaan myös uusien laitteiden kehityksen nostaneen laitteiden hintaa, joka rajoittaa tuotteiden saatavuutta, vaikka robottien keskihinnat ovatkin laskeneet.

Gryczka (2023) nostaa esiin myös teknisiä haasteita. Hän kertoo, että robottien integroiminen jo olemassa oleviin tuotantoprosesseihin voi vaatia muutoksia alkuperäisiin tuotantolinjoihin. Muutoksia voivat olla uusien oheislaitteiden ja ohjelmistojen hankkiminen sekä käyttöönotto. Lisäksi tutkimuksessa kerrotaan monissa maissa olevan pulaa pätevistä ammattilaisista, jopa korkean tulotason maissa.

Gryczka tuo esiin myös sosiaaliset tekijät, kuten teknologian vastustaminen työntekijöiden toimesta. Hän kertoo työntekijöiden sekä johtajien pelkäävän työpaikkojen menettämistä tai ihmistyövoiman merkityksen vähenemistä. Lisäksi ammattiliitoilla sekä hallituksilla on merkittävä rooli teknologian käyttöönoton hyväksyttävyydessä. Gryczka kertoo hallituksen voivan asettaa sääntelyrajoituksia tai turvallisuusstandardeja, jotka voivat vaikuttaa robottiratkaisuiden käyttöönottoon. Ammattiliitot tutkimuksen mukaan asettavat työpaikkojen säilyttämisen etusijalle usein ja tämän syystä saattavat vastustaa robottien käyttöönottoa.

Gryczkan tekemän tutkimuksen perusteella voidaan todeta automaation käyttöönoton haasteisiin vaikuttavan taloudelliset sekä inhimilliset tekijät. Korkeat investointikustannukset, osaavan työvoiman puute sekä työntekijöiden ja organisaatioiden muutosvastarinta voivat merkittävästi haitata automaatoratkaisujen käyttöönottoa.

3.5.3 Kyberturvallisuusuhat ja tietoturvariskit

Automaatiojärjestelmien yhdistäminen ulkoisiin verkkoihin sekä toisiinsa lisää alttiutta kyberuhkille. Teollisuus 4.0, joka hyödyntää esineiden internettiä (IoT), tekoälyä (AI), pilvipalveluita ja suuria data määriä, kasvattaa hyökkäys pinta-alaa. Pochmara ja Świetlicka (2024) korostavat tutkimuksessaan, että kyberturvallisuus on noussut keskeiseksi kysymykseksi erityisesti valmistavan teollisuuden digitalisoitumisen myötä,

Heidän mukaansa yksi suurimmista uhkista ovat vanhat järjestelmät (Legacy systems). Nämä järjestelmät eivät ole suunniteltu nykyaikaisiin turvallisuusvaatimuksiin. Näiden järjestelmien integroiminen Teollisuus 4.0 ympäristöihin voi altistaa koko tuotantojärjestelmän hyökkäyksille. Sen takia kyberturvallisuus pitää ottaa huolellisesti huomioon vanhojen järjestelmien integroimisessa. Pochmara ja Świetlicka lisäävät myös,

että tuotantoketjujen laajeneminen sekä ulkoisten toimittajien käyttö lisäävät riskejä, joiden hallitseminen ei ole aina mahdollista organisaation sisällä.

Kyberhyökkäyksien vaikutukset voivat olla vakavia. Ne voivat johtaa esimerkiksi tuotannon pysähtymiseen, tietovuotoihin, fyysisiin vaurioihin tai jopa olla vaaraksi työntekijöille. Pochmara ja Świetlicka (2024) esittävät tutkimuksessaan tapauksia, jossa kansainväliset suuret yritykset ovat joutuneet kyberhyökkäysten kohteeksi. Muun muassa Toyota ja Nvidia ovat olleet hyökkäyksien uhreja, ja ne ovat johtaneet tuotantolinjojen sulkemiseen sekä yrityksen tietojen päätymiseen väriin käsiin.

Tällaisten tilanteiden välttäminen on kuitenkin mahdollista. Pochmara ja Świetlicka (2024) esittävät keskeisiä toimenpiteitä, joita ovat muun muassa verkon segmentointi, pääsynhallinta, henkilöstön koulutus sekä jatkuva uhkaseuranta ja varautuminen. He painottavat artikkelissa ISA/IEC 62443-standardin noudattamista. Nämä ovat kansainvälisiä standardeja, jotka ovat luotu teollisuusautomaatio- ja ohjausjärjestelmien turvallisuutta varten. Näiden avulla voidaan minimoida vahinkojen riskit.

Tekoälyn rooli korostuu yhä enemmän kyberturvallisuudessa. Pochmara ja Świetlicka (2024) kertovat, että sen avulla voidaan tehdä käyttäytymisanalytiikkaa, havaita uhkia automaattisesti ilman viiveitä sekä havaita uhkia edistyneesti. He myös kertovat, että tekoälyn avulla voidaan reagoida nopeasti ja tehokkaasti uhkiin.

Vaikka automaatiojärjestelmät tuovat tehokkuutta sekä edistynyttä laadunvalvontaa teollisuudelle, osoittavat Pochmara ja Świetlicka (2024), että kyberturvallisuusuhat muodostavat merkittävän riskin koko automaation toimivuudelle. Kyberhyökkäykset voivat tutkimuksen mukaan haitata tuotantoprosessien sujuvuutta, aiheuttaa taloudellisia menetyksiä sekä jopa vaarantaa työntekijöiden turvallisuuden. Automaatio ilman kybersuojaa voi muuttua hyvin haavoittuvaksi, joka voi uhata koko yrityksen jatkuvuutta.

3.6 Tulosten yhteenveto ja analysointi

Automaation kyky vähentää virheitä ja lisätä tasalaatuisuutta perustuu prosessin toistettavuuteen ja inhimillisen vaihtelun eliminointiin. Chuenmee ja muut (2025) osoittivat, että XGBoost-pohjainen koneoppimismalli kykeni tarkastamaan kaikki 800 000 hitsauspistettä ja tunnistamaan 247 virheellistä kohtaa autoteollisuudessa, kun perinteisellä satunnaisotannalla pystyttiin kattamaan vain 5 % pisteistä (ks. taulukko 2). Vastaavasti Kulińska ja muiden (2020) tutkimuksessa Fanuc-robottihitsaus poisti hitsauksistaan purseet täysin ja varmisti tarkat liitokset. Sen avulla pystyttiin vähentämään asiakasreklamaatioita ja nelinkertaistamaan työntekijäkohtaisen tuottavuuden. Nämä parantavat Garvinin (1987) laatumallin standardinmukaisuutta ja luotettavuutta, kun tuotantokomponentit vastaavat paremmin suunniteltuja toleransseja toistuvasti ja yhdenmukaisesti.

Taulukko 2. Virheiden väheneminen ja tasalaatuisuus.

Tutkimus	Toimiala	Automaatioteknologia	Vaikutus	Laatuvaikutus
Chuenmee ja muut (2025)	Autoteollisuus	Koneoppiminen (XGBoost)	100 % tarkastus, 247 virhettä havaittu, vähensi uudelleentyöstöä ja seisokkeja	Parempi tasalaatuisuus, tarkempi hitsaus, rakenteellinen eheys parani
Kulińska ja muut (2020)	Autoteollisuus	Teollisuusrobotti (Fanuc Robotics)	Purseiden poistuminen, tarkat liitokset, tuottavuus kasvoi 400 %, työntekijät vähenivät 3 -> 1	Hitsien tarkkuus, vähemmän vaihtelua, asiakasreklamaatioiden väheneminen

Reaaliaikainen laadunvalvonta ja ennakoiva analytiikka antaa mahdollisuuden puuttua prosessissa tapahtuviin poikkeamiin jo ennen kuin ne muuttuvat virheiksi. Straat ja muut (2022) kehittivät NDT-sensoripohjaisen järjestelmän, joka analysoi 108 km teräsmateriaalia ja kykeni saavuttamaan 0,95 F3-tarkkuuden virheiden tunnistuksessa (ks. taulukko 3). He ym. (2018) puolestaan esittelivät RQR-kehyksen, jonka avulla voidaan

yhdistää järjestelmän luotettavuus, prosessin laatu ja lopputuotteen luotettavuus kaksisuuntaiseksi analyysimalliksi, mikä nosti hyväksytyjen osien osuutta noin 10 % (ks. taulukko 3). Näillä menetelmillä voidaan varmistaa, että tuotantoparametrit pysyvät jatkuvasti määriteltyjen raja-arvojen sisällä, mikä lisää sekä prosessin standardinmukaisuutta sekä tuotteen pitkäaikaista luotettavuutta.

Taulukko 3. Virheiden väheneminen ja tasalaatuisuus.

Tutkimus	Toimiala	Automaatioteknologia	Vaikutus	Laatuvaikutus
Straat ja muut (2022)	Terästeollisuus	NDT-sensorit + PLS-malli	108 km analysoitu, virhetunnistus F3 = 0.95, reaaliaikainen säätö	Spesifikaationmukaisuus ja virheiden ennaltaehkäisy parani
He ja muut (2018)	Autoteollisuus	RQR-kehys	Luotettavuuden merkittävä parantaminen, hyväksytyjen osien osuus + 10 %	Vähemmän varhaisia vikoja, parempi tuotantoprosessin ohjaus

Prosessin vakaus ja ennustettavuus paranevat, kun manuaalinen laadunvalvonta korvataan tekoälypohjaisella visuaalisilla tarkastusjärjestelmillä. Sundaram ja Zeid (2023) raportoivat SQI-mallien tarkkuudeksi 99,86 %, kun manuaalisella tarkastuksella vastaava luku oli 80 % (ks. taulukko 4). Chung ja muiden (2023) kehittämä DVQI-järjestelmän avulla saatiin laskettua väärin hälytysten osuus 1,72 %:sta 0,11 %:iin ja siten tuotettiin vuositasolla noin 90 000 dollarin säästöt (ks. taulukko 4). Tällainen automaatio vähentää prosessin vaihtelua ja takaa, että laatutaso pysyy tasaisena työvuorosta tai tarkastajasta riippumatta. Tämä vahvistaa Garvinin (1987) laatumallin standardinmukaisuuden ja luotettavuuden ulottuvuuksia.

Taulukko 4. Prosessin vakaus ja ennustettavuus.

Tutkimus	Toimiala	Automaatioteknologia	Vaikutus	Laatuvaikutus
Sundaram ja Zeid (2023)	Valimoteollisuus	SQL-järjestelmä (CNN)	Tarkkuus 99,86 %, ei vääriä hyväksyntöjä, parempi visuaalinen tarkastus	Vähemmän vaihtelua, vakaampi prosessi
Chung ja muut (2023)	Elektroniikkateollisuus	DVQI-järjestelmä (syväoppiminen)	90 000 \$ säästöt, false positive rate 1,72 % → 0,11 %, 55,5M komponenttia	Parempi vikojen tunnistus, tarkastusjakso lyheni

Mittatarkkuuden ja spesifikaationmukaisuuden näkökulmasta Lean työkalujen ja Six Sigma-lähestymistapojen yhdistäminen sekä automatisoidun koneoppimisen ja monikriteerisen optimoinnin yhdistäminen on osoittautunut erittäin tehokkaaksi. Kumar ja muut (2006) nostivat prosessin kyvykkyyksindeksi (CP) 0,12:sta 1,41:een ja laskivat yksikköä kohti lasketut virheet (DPU) 0,18:sta 0,0068:aan, jonka seurauksena ensimmäisellä kerralla hyväksytyyn tuotannon osuus kasvoi yli 99 %:iin (ks. taulukko 5). Cruz ja muiden (2024) automatisoitu koneoppimismalli puolestaan kasvatti tuottavuutta 3,19 % ja vähensi hylkäysprosenttia 2,15 % (ks. taulukko 5). Nämä tulokset osoittavat, että automatisoidut optimointimenetelmät varmistavat teknisten spesifikaatioiden täyttymisen toistuvasti ja tarkasti.

Taulukko 5. Mittatarkkuus ja spesifikaationmukaisuus

Tutkimus	Toimiala	Automaatioteknologia	Vaikutus	Laatuvaikutus
Kumar ja muut (2006)	Valimoteollisuus	Lean Sigma automaatio +	DPU 0.18 → 0.0068, OEE 0.48 → 0.83, säästöt 140 000 \$/v	Parantunut tiheys, tarkkuus ja vähemmän hylkyjä
Cruz ja muut (2024)	Ilmailuteollisuus	Koneoppiminen + optimointi (R-NSGA-II)	Tuottavuus +3,19 %, hylkäys-% -2,15 %, automaattinen säätö	Useammat osat täyttivät spesifikaatiot, parempi toistettavuus

Automaation tuomat hyödyt eivät kuitenkaan tule ilman haasteita. Papavasileiou ja muut (2024) osoittavat, teknologiset haavoittuvuudet, kuten antureiden herkkyyks ja datan laatuongelmat, jotka voivat johtaa virheellisiin mittauksiin ja ohjauksiin. Lisäksi Gryczka (2023) osoittaa korkeat investointi kustannukset, tuotantolinjojen muutosvaatimukset ja osaajapula hidastavan käyttöönottoa. Puolestaan Pochmara ja Świetlicka (2024) osoittavat, että teollisuuden digitalisoitumisen myötä kyberturvallisuusuhat korostuvat. ISA/IEC 62443-standardin noudattaminen, verkon 35 segmentointi ja jatkuva uhkaseuranta ovat hyvin tärkeitä suojaustoimia. Näiden riskien hallinta on välttämätöntä, jotta automaation täysi potentiaali voidaan hyödyntää turvallisesti ja kestävästi.

Vaikka kirjallisuudessa korostuu automaation vaikutus virheiden vähenemiseen ja laadun parantumiseen, haastattelun perusteella käytännön tulokset voivat vaihdella tuotantoympäristön mukaan. ABB:n Senior Project Managerin mukaan (henkilökohtainen haastattelu, 28.5.2025) automaatio ei ole heidän tuotannossaan varsinaisesti vähentänyt virheiden määrää, mutta on antanut mahdollisuuden virheiden kattavaan seurantaan. Laadunvarmistus on integroitu osaksi tuotantoprosessia ja etenee prosessin mukana koko ajan. Varmistus tapahtuu siten, että robotit osaavat itse välttää vialliset komponentit kamera tunnistuksen avulla. Lisäksi automaatio vaatii mittapoikkeamien hallintaa tarkemmin, jotta järjestelmät voivat toimia luotettavasti. Haasteina mainittiin erityisesti valonhallintaan liittyvät vaatimukset sekä ympäristötekijät, kuten pöly, jotka voivat heikentää kameratunnistusta, ellei niitä hallita järjestelmällisesti.

4 Johtopäätökset ja pohdinta

Tässä kappaleessa esitetään tutkimuksen johtopäätökset automaation vaikutuksesta tuotannon laatuun. Johtopäätökset pohjautuvat analysoituihin tutkimuksiin, joissa automaation soveltamista on tutkittu erinäkökulmista, kuten virheiden väheneminen, reaaliaikainen laadunvalvonta ja ennakoiva analytiikka, prosessin vakaus ja ennustettavuus sekä automaation rooli tuotteen mittatarkkuuden ja spesifikaationmukaisuuden parantamisessa. Lopuksi tutkittiin vielä automaation riskejä ja haasteita.

Lisäksi tässä kappaleessa tutkitaan ja pohditaan havaintojen luotettavuutta ja soveltuvuutta käytännön teollisuusympäristöihin, tunnistetaan tutkielman mahdollisia rajoitteita ja esitetään jatkotutkimusehdotuksia tulevaisuutta varten.

4.1 Keskeisten tulosten yhteenveto

Kuten johdannossa mainittiin, työssä on tarkasteltu automaation vaikutusta valmistavan teollisuuden tuotannon laatuun viidestä näkökulmasta. Kirjallisuuskatsaus osoittaa, että automaatio parantaa tuotantokomponenttien yhdenmukaisuutta ja ennustettavuutta, kun toistettavuus, sensorien ja tekoälyn tuottama data sekä koneoppimismallit korvaavat manuaalisen tarkastuksen. Samalla automaatio mahdollistaa poikkeamien ja vikatilanteiden havaitsemisen jo ennen virheiden syntymistä sekä tuotantoparametrien reaaliaikaisen optimoinnin.

Tutkimuksen perusteella voidaan todeta, että vaikka automaation käyttöönotto edellyttää merkittäviä investointeja, teknistä osaamista ja kyberturvallisuuden varmistamista, sen tuomat laadunhallinnan hyödyt kuten laajempi virheentunnistus, vakaammat prosessit ja tiukasti kontrolloidut toleranssit ovat niin merkittäviä, että ne tukevat sekä yrityksen kilpailukykyä että asiakastyytyväisyyttä. Tämä luo perustan

suosituksille automaatiojärjestelmien integroimisesta osaksi jatkuvaa laadunkehitystä ja antaa suuntaa jatkotutkimuksille.

4.2 Kriittinen pohdinta

Vaikka tämän tutkielman aineistot osoittavat selkeästi automaation myönteisistä vaikutuksista tuotannon laatuun, on tärkeää myös tarkastella tutkielman löydöksiä kriittisesti. Useat tutkimukset osoittavat merkittäviä parannuksia mittareissa kuten DPU, FTY tai tarkastustarkkuus, mutta osa tutkimuksista pohjautui yksittäisiin yritystapauksiin, jossa automaatio saattoi olla jo valmiiksi integroitua. Tämä saattaa rajoittaa tulosten yleistettävyyttä, varsinkin sellaisiin yrityksiin, joissa teknologinen infrastruktuuri tai taloudellinen tilanne on heikompi.

Lisäksi osa tutkimuksista esittää laatukehityksen syy-seuraussuhteet, kuten koneoppimisen vaikutuksen vikojen vähenemiseen varsin vahvoina, vaikka niiden perustelut nojaavat pitkälti mallien laskennalliseen tarkkuuteen ja käytetyn datan laatuun. Vaikka tulokset ja mallit näyttävät teoriassa hyvin vakuuttavilta, niiden toimivuus saattaa vaihdella toimintaympäristön mukaan. Esimerkiksi erilaisten prosessimuuttujien tai järjestelmien kompleksisuuden takia. Tämän vuoksi mallien siirrettävyyttä ja yleispätevyyttä olisi järkevää ja hyödyllistä arvioida mahdollisissa jatkotutkimuksissa. Tutkimuksessa Garvinin laatu-ulottuvuuksista varsinkin luotettavuuden arviointi jäi jossain tapauksissa verrattain epäsuoraksi, sillä osa tutkimuksen päätelmistä tehtiin tuotteen oletettuun kestävyteen perustuen ilman pitkäaikaista empiiristä seuranta.

Lopuksi on mainittava, että vaikka tutkimuksessa esiintyi automaation hyödyt vahvasti, sen käyttöönottoon liittyy rajoitteita. Kustannukset, osaajapula ja järjestelmien tekninen haavoittuvuus saivat tutkimuksessa vähän tilaa niiden merkittävyyteen verrattuna. Tämä voi johtaa liian optimistiseen kuvaan automaation vaikutuksista, ellei käyttöönoton kompleksisuutta oteta huomioon.

4.3 Rajoitteet

Tämä tutkielma perustuu kirjallisuuskatsaukseen, mikä rajoittaa sen empiiristä sovellettavuutta. Vaikka analysoidut tapaustutkimukset tarjoavat merkittävää tietoa automaation vaikutuksista tuotannon laatuun, niiden tulokset keskittyvät yksittäisiin yrityksiin tai toimialoihin. Tämän vuoksi johtopäätöksiä ei voida suoraan yleistää kaikkiin valmistavan teollisuuden ympäristöihin.

Lisäksi osa lähteistä painottuu tietyn tyyppisiin automaatioteknologioihin, kuten robotiikkaan tai koneoppimiseen, jolloin muita automaation muotoja on tarkasteltu suppeammin. Rajoitteena voidaan pitää myös sitä, että tutkimukset käsittelevät usein lyhyen aikavälin tuloksia, jolloin pitkäaikaisvaikutuksia esimerkiksi tuotteen kestävyys tai järjestelmien ylläpitoon ei pystytä arvioimaan kattavasti.

Myös valittujen tutkimusten julkaisuajankohta ja teknologinen kehitysvauhti saattavat vaikuttaa tulosten ajankohtaisuuteen, erityisesti nopeasti kehittyvillä alueilla kuten tekoälyssä.

4.4 Käytännön merkitys

Tämä tutkielman tulokset tarjoavat käytännön hyötyä erityisesti valmistavan teollisuuden yrityksille, jotka harkitsevat automaation käyttöönottoa tai sen laajentamista. Tulokset osoittavat, että oikein toteutetulla automaatiolla voidaan parantaa tuotannon laatua muun muassa virheiden vähenemisen, prosessin vakauden ja spesifikaation mukaisuuden kautta.

Lisäksi tulokset ovat hyödyllisiä myös tuotantoprosessien suunnittelijoille ja laatuinsinööreille, jotka etsivät keinoja lisätä tuotantolinjalle tarkkuutta ja

ennakoitavuutta. Tutkielma nostaa myös esiin riskitekijöitä, jotka on huomioitava jo suunnitteluvaiheessa, kuten datan laatu, järjestelmäintegraatio ja kyberturvallisuus. Tämä auttaa tekemään realistisempia ja kestävämpiä päätöksiä automaation kehittämisessä.

4.5 Jatkotutkimusaiheet

Koska tämä tutkielma perustui kirjallisuuskatsaukseen, jatkotutkimuksessa olisi hyödyllistä toteuttaa empiirisiä selvityksiä, joissa verrataan automaation vaikutuksia eri toimialoilla ja tuotantoympäristöissä. Erityisesti SME-yrityksissä tapahtuva automaation käyttöönotto kaipaisi lisätutkimusta, koska niillä on rajallisemmat resurssit ja erilaiset haasteet kuin suuryrityksillä.

Lisäksi tulevaisuudessa kannattaisi tutkia pitkäaikaisvaikutuksia automaation tuottamaan laatuun, esimerkiksi seuraamalla tuotteiden käyttöikä ja vikahistoriaa. Koneoppimisen ja tekoälyn käytön vaikutuksia tuotannon hallintaan ja päätöksentekoon voisi olla järkevää tutkia, kun yhä useammat päätökset siirtyvät ihmisten sijaan automaattisille järjestelmille.

5 Lähteet

- Chuenmee, N., Phothi, N., Chamniprasart, K., Khaengkarn, S., & Srisertpol, J. (2025). Machine learning for predicting resistance spot weld quality in automotive manufacturing. *Results in Engineering*, 25, Article 103570. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103570>
- Chung, A. G., Li, F., Ward, J., Hryniowski, A., & Wong, A. (2023). DVQI: A multi-task, hardware-integrated artificial intelligence system for automated visual inspection in electronics manufacturing. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2312.09232>
- Cruz, Y. J., Villalonga, A., Castaño, F., Rivas, M. & Haber, R. E. (2024). Automated machine learning methodology for optimizing production processes in small and medium-sized enterprises. *Operations Research Perspectives*, 12, 100308. <https://doi.org/10.1016/j.orp.2024.100308>
- Deb, K., & Sundar, J. (2006). Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms. *In Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation (GECCO '06)* (s. 635–642). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1143997.1144112>
- Ersoy, Y. (2022). The Advantages and Barries in Implementing of Industry 4.0 and Key Features of Industry 4.0. *The Journal of International Scientific Researches*, 7(3), (s. 207-214). <https://doi.org/10.23834/isrjournal.1122471>
- Garvin, D. A. (1987). Competing on the eight dimensions of quality. *Harvard Business Review*, 65(6), (s. 101–109). <https://research-ebSCO-com.proxy.uwasa.fi/linkprocessor/plink?id=e5e84882-0382-3e5e-a778-0591f7b90fb1>
- Goldberg, K. (2012). What is automation? *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 9(1), (s. 1–2). <https://doi.org/10.1109/TASE.2011.2178910>

- Gryczka, M. (2023). Industrial automation: Understanding the potential disappointment behind recent global advancements. *Procedia Computer Science*, 225, (s. 635–644). <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.049>
- He, Y., Gu, C., He, Z. & Cui, J., 2018. Reliability-oriented quality control approach for production process based on RQR chain. *Total Quality Management & Business Excellence*, 29(5–6), (s. 652–672). <https://doi.org/10.1080/14783363.2016.1224086>
- Janssen, C. P., Donker, S. F., Brumby, D. P., Kun, A. L. (2019). History and future of human-automation interaction. *International Journal of Human-Computer Studies*, 131, (s. 99–107). <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.05.006>
- Kulińska, E., Masłowski, D., Dendera-Gruszka, M., Wojtynek, L. & Szelağ, K. (2020). Production automation as a factor in improving product quality in the automotive industry. *Journal of Innovation & Business Best Practice*, 2020, Article ID 831308. <https://doi.org/10.5171/2020.831308>
- Kumar, M., Antony, J., Singh, R. K., Tiwari, M. K. & Perry, D. (2006). Implementing the Lean Sigma framework in an Indian SME: A case study. *Production Planning & Control*, 17(4), (s. 407–423). <https://doi.org/10.1080/09537280500483350>
- Papavasileiou, A., Michalos, G., & Makris, S. (2024). Quality control in manufacturing – review and challenges on robotic applications. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2024.2314789>
- Parasuraman, R., Sheridan, T., & Wickens, C. (2000). A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, 30(3), (s. 286–297). <https://doi.org/10.1109/3468.844354>
- Pochmara, J. & Świetlicka, A. (2024). Cybersecurity of industrial systems—A 2023 report. *Electronics*, 13(7), 1191. <https://doi.org/10.3390/electronics13071191>
- Shi, Z., Xie, Y., Xue, W., Chen, Y., Fu, L., & Xu, X. (2020). Smart factory in Industry 4.0. *Systems Research and Behavioral Science*, 37(4), (s. 607–617). <https://doi.org/10.1002/sres.2704>

- Simion, C. (2021). Assessment of process stability and capability in a manufacturing organization: A case study. *MATEC Web of Conferences*, 343, 05011. <https://doi.org/10.1051/mateconf/202134305011>
- Straat, M., Koster, K., Goet, N., & Bunte, K. (2022). An Industry 4.0 example: Real-time quality control for steel-based mass production using machine learning on non-invasive sensor data. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/IJCNN55064.2022.9892432>
- Sundaram, S., & Zeid, A. (2023). Artificial intelligence-based smart quality inspection for manufacturing. *Micromachines*, 14(3), 570. <https://doi.org/10.3390/mi14030570>
- Symestic. (n.d.). *What are production parameters?* Noudettu 20.4.2025 osoitteesta <https://www.symestic.com/en-us/what-is/production-parameters>