

Tino Taipale

Viivakooditarrojen automatisoitu laadunvarmistus

Optisten tunnisteiden koneellisen laadunvalvonnan kehitystyö

Opinnäytetyö

Kevät 2020

SeAMK Tekniikka

Automaatiotekniikan tutkinto-ohjelma

SEINÄJOEN AMMATTIKORKEAKOULU

Opinnäytetyön tiivistelmä

Koulutusyksikkö: Tekniikan yksikkö

Tutkinto-ohjelma: Automaatiotekniikan tutkinto-ohjelma

Suuntautumisvaihtoehto: Koneautomaatio

Tekijä: Tino Taipale

Työn nimi: Viivakooditarrojen automatisoitu laadunvarmistus

Ohjaaja: Juha Hirvonen

Vuosi: 2020

Sivumäärä: 55

Liitteiden lukumäärä: 2

Tämän opinnäytetyön toimeksiantajana oli Atria Oyj, joka on kansainvälisesti toimiva suomalainen liha- ja ruoka-alan yritys. Työn tavoitteena oli kehittää yrityksen toiminnassa käyttämien kuljetuslaatikoiden tarratunnisteiden laadunvalvontaa suorittavaa konenäköjärjestelmää. Tämän järjestelmän kehityksellä pyrittiin vähentämään huonokuntoisista ja lukukelvottomista viivakooditarroista johtuvia ongelmia ja tarpeetonta lisätyötä muissa tuotanto- ja logistiikkaketjun osissa.

Työssä selvitettiin laajasti ominaisuuksia ja ongelmia, joita tulee huomioida määrittäessä, suunnitellessa sekä kehittäessä toimivaa konenäköjärjestelmää. Tutkimusosiossa esiteltiin ja perusteltiin toteutetut muutokset toiminnassa esiintyneiden ongelmien ratkaisemiseksi ja toiminnan tehostamiseksi. Työssä selvitettiin ja esiteltiin myös käytetyille optisille tunnisteille vaihtoehtoisia korvaavia tunnistusmekanismeja ja niillä mahdollisesti saavutettavia hyötyjä.

Järjestelmällä suoritettujen simulaatioiden ja analysoinnin seurauksena pystyttiin vahvistamaan kehitystyöllä saavutettujen tulosten merkittävyys. Järjestelmälle pystyttiin tuottamaan joustava ja luotettava erottelukyky tunnisteissa esiintyvistä laajoista ominaisuuksien muutoksista huolimatta. Toimintaa testattiin noin tuhannen tunnisteiden sarjalla, josta saatiin tarkkoja tuloksia. Järjestelmällä pystyttiin siis erottamaan tehokkaasti toiminnassa erittäin todennäköisesti ongelmia aiheuttavat laatikot ennen ongelmien ilmenemisiä ja näin vähentämään niistä aiheutunutta lisätyötä.

Avainsanat: konenäkö, viivakoodit, laadunvalvonta, järjestelmäsuunnittelu, identifiointi, elintarviketeollisuus

SEINÄJOKI UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Thesis abstract

Faculty: School of Technology

Degree programme: Automation Engineering

Specialisation: Machine Automation

Author: Tino Taipale

Title of thesis: Automated Quality Assurance of Barcode Labels

Supervisor: Juha Hirvonen

Year: 2020

Number of pages: 55

Number of appendices: 2

The thesis was ordered by Atria Oyj, which is an international meat and food company based in Finland. The objective of the thesis was to further develop the machine vision system used for the quality control of the barcode identifiers on transport boxes. The aim of this development was to reduce problems and additional work in other parts of the production and logistics chain caused by poorly readable barcode labels.

The thesis researched features and problems that need to be considered when defining, designing and developing a functional machine vision system. The research section presented and explained the changes made to the system to solve the detected problems and to improve efficiency. Alternative identification mechanisms to replace optical tags were also presented.

The performed simulations and analysis confirmed the results that were achieved with the development. The system was able to provide reliable and accurate results despite the extensive changes in the properties of the tags. The operation of the system was tested with a set of about a thousand labels. These tests yielded accurate results. The system was capable of distinguishing the transport boxes that are most likely to cause problems and thus reduced the additional work that could have occurred.

Keywords: machine vision, barcodes, quality control, systems design, identification, food industry

SISÄLTÖ

Opinnäytetyön tiivistelmä.....	2
Thesis abstract.....	3
SISÄLTÖ.....	4
Kuva- ja kuvioluettelo	6
Käytetyt termit ja lyhenteet	7
1 JOHDANTO	9
1.1 Työn tausta	9
1.2 Työn tavoite	9
1.3 Työn rakenne	10
1.4 Yritysesittely	10
2 KONENÄKÖ.....	12
2.1 Mitä konenäkö on.....	12
2.1.1 Konenäköjärjestelmän järjestelmäarkkitehtuurit.....	12
2.1.2 Konenäköjärjestelmän prosessointiketju.....	14
2.1.3 Vaikeudet konenäössä.....	16
2.1.4 Käyttökohteet.....	17
2.2 Konenäköjärjestelmän määrittäminen.....	19
2.2.1 Tehtävät ja tavoitteet.....	19
2.2.2 Kohteen ominaisuudet	19
2.2.3 Suorituskyvyn vaatimukset.....	20
2.2.4 Järjestelmäintegraatio	20
2.3 Konenäköjärjestelmän suunnittelu	21
2.3.1 Kamera- ja sensorityypit.....	21
2.3.2 FOV	22
2.3.3 Resoluutio	23
2.3.4 Kameran, kuvakaapparin ja alustan valinta.....	23
2.3.5 Optiikka ja linssit	24
2.3.6 Valaistus	25
2.3.7 Mekaaninen suunnittelu	28
2.3.8 Sähkösuunnittelu	28

2.3.9 Ohjelmistot	28
2.4 Konenäköalgoritmit	29
3 NYKYTILAN KUVAUS	32
3.1 Järjestelmän rakenne	32
3.2 Komponentit	33
3.3 Ongelmakohdat	34
3.4 Ratkaisuehdotukset ja muutossuunnitelma	35
4 MUUTOSTEN TOTEUTUS	39
4.1 Järjestelmälle suoritettut muutokset	39
4.2 Uuden ohjelman läpivienti	39
5 VAIHTOEHTOISET TUNNISTUSTAVAT	46
5.1 Ennakkotiedot	46
5.2 Biometriset tunnistusmekanismit	47
5.3 Tietovälinepohjaiset tunnistusmekanismit	47
6 TULOKSET	49
7 POHDINTAA JA YHTEENVETO	51
LÄHTEET	53
LIITTEET	55

Kuva- ja kuvioluettelo

Kuva 1. Huonokuntoisia tarratunnisteita	37
Kuva 2. Käyttökuntoisia tarratunnisteita.....	38
Kuva 3. Viivakoodin lukuvaiheen tulos.....	41
Kuva 4. Poikkilinjojen häivytysvaiheen tulos	42
Kuva 5. Hyväkuntoisen koodin pinta-alan mittaus.....	43
Kuva 6. Huonokuntoisen koodin pinta-alan mittaus	43
Kuva 7. Muodonvertailussa käytettävä mallimuoto	44
Kuva 8. Hyväkuntoisen tarran muodonvertailun tulos.....	44
Kuva 9. Huonokuntoisen tarran muodonvertailun tulos.....	45
Kuvio 1. Konenäköjärjestelmän prosessointiketju	15
Kuvio 2. Käytetyimmät valaisutekniikat konenäköjärjestelmissä, a) taustavalaisu, b) hajautettu valaisu, c) suoravalaisu, d) koaksiaalinen valaisu, e) pimeäkenttävalaisu.	27
Kuvio 3. Konenäköalgoritmeja	30
Kuvio 4. Järjestelmän rakenne.....	32
Kuvio 5. Uuden ohjelman toimintaperusteinen vuokaavio.....	40

Käytetyt termit ja lyhenteet

AIDC	Automatic identification and data capture, kohteiden automaattinen tunnistus, tiedonkeruu ja tietosisällön tallennus.
Algoritmi	Ketju toimintoja tai käskyjä jonkin tehtävän suorittamiseksi tai ongelman ratkaisemiseksi.
ANPR	Automatic number-plate recognition, tekstintunnistukseen perustuva, ajoneuvojen rekisterikilpiin kohdistuva joukkovalvonnan osa-alue.
CCD-kenno	Charge-coupled device, kameroissa käytetty kennotekniikka valon tai infrapunäsäteilyn muuntamiseen digitaaliseen muotoon.
CGI	Computer generated imagery, mm. elokuvissa, videopeleissä ja animaatiossa käytettävä tietokoneohjelmistolla tuotettu grafiikka.
CMOS-kenno	Complementary metal-oxide-semiconductor, kameroissa käytettävä valoherkän kennon tyyppi.
Deterministinen	Aukottomasti todettavissa ja tulkittavissa oleva ominaisuus tai prosessi.
FOV	Field of view, näkökenttä.
FPGA	Field-programmable gate array, digitaalinen mikropiiri, jonka sisäiset logiikkaelementit ovat fyysisesti uudelleen ohjelmoitavissa.
GPU	Graphics processing unit, tietokonegrafiikan käsittelyyn tarkoitettu grafiikkasuoritin.
Heuristinen	Tapa lähestyä ongelmaa ratkaisuperusteisesti, jos ratkaisumenetelmä ei ole entuudestaan tunnettu.

I/O	Input/Output, tulot ja lähdöt, joita hyödynnetään tiedon siirtämiseen tai signalointiin tietokonelaitteiston komponenttien välillä.
Mocap	Motion capture, liikkeenkaappaus. Tekniikka, jolla liikkuvan fyysisen kohteen liikkeet saadaan taltioitua digitaaliseen muotoon.
OCR	Optical character recognition, tekstintunnistus. Tekniikka, jolla tunnistetaan mm. koneellisesti tuotettua tekstiä.
Open-source	Avoin lähdekoodi. Tietokoneohjelmien tuottamis- ja kehitysmenetelmä, joka mahdollistaa käyttäjän tutustumisen ohjelmiston lähdekoodiin ja sen muokkaamisen omiin tarpeisiinsa.
Probabilistinen	Teknisesti ja matemaattisesti todettavissa oleva erittäin suureen todennäköisyyteen perustuva oletus.
Real-time	Reaaliaikaisuus, ennalta asetettujen aikarajojen deterministinen noudattaminen.
RFID	Radio frequency identification, radiotajuuksien avulla suoritettava etälukemiseen ja -tallentamiseen perustuva tekniikka.
ROI	Region of interest, ensisijainen kiinnostuksen ja analysoinnin kohde.
TCP/IP	Transmission control protocol/Internet protocol, usean internet-liikennöinnissä käytettävän tietoliikenneprotokollan yhdistelmä (stack).
VR	Virtual reality, tietokoneohjelmistojen tuottama aistittava simulaatio todellisesta ja kuvitteellisesta ympäristöstä.

1 JOHDANTO

1.1 Työn tausta

Tämän opinnäytetyön toimeksiantajana toimi Atria Oyj. Atria hyödyntää toiminnassaan logistiikkatoimintoihin ja elintarviketeollisuudelle valmistettuja Transbox-laatikoita. Prosesseissa yleisimmin käytetty Transbox-lihalaatikko on ulkomitoiltaan 600 x 400 x 255 mm³. Nämä laatikot kiertävät tuotteiden pakkauksesta aina asiakastoi- mitukseen saakka, joten laatikoilta vaaditaan korkeaa kulutuskestävyyttä vaihtelevissa olosuhteissa. Laatikoiden kiertojaksot alkaa tiukat elintarvikelaatikoiden hygie- niavaatimukset täyttävällä pesuprosessilla. Laatikoiden ja tuotteiden seurannan, jäl- jittävyyden sekä allokoinnin kannalta tulee laatikot tunnistaa luotettavasti ja ko- neellisesti kaikissa prosessien vaiheissa. Laatikoiden tunnistamiseen käytetään ISO/IEC 15417:2007 -standardin mukaisia Code 128 -tyyppisiä viivakooditarroja.

Ongelmana on välittömästi pesuprosessin jälkeen heikosti tunnistettavien laatikoi- den allokointi ja rekisteröinti muiden tuotanto- ja logistiikkaprosessien käytettäväksi. Heikkokuntoiset kosteat ja lämpimät tarratunnisteet saattavat muuttua täysin luku- kelvottomiksi matkalla käyttökohteeseen tai itse käytön aikana. Ne laskevat auto- matisoitujen järjestelmien tehokkuutta ja tuottavat tarpeetonta lisätyötä järjestelmän ylläpitäjille.

1.2 Työn tavoite

Välittömästi pesuprosessin jälkeen linjassa on laatikoiden tunnistetarrojen kuvauk- seen tarkoitettu konenäköjärjestelmä, mutta erityisesti sen ohjelmallinen toteutus on jättänyt sen täysin käyttökelvottomaksi jo toteutusvaiheessa. Opinnäytetyön pääta- voitteenä on suorittaa viankartoitus, jossa selvitetään kyseisen konenäköjärjestel- män ongelmakohtia sekä mahdollisia muutostarpeita. Toisena tavoitteena on selvit- tää toimenpiteet nykyisen ohjelmistokoodin yksinkertaistamiseksi ja pyrkiä sitten suorittamaan järjestelmän uudelleenohjelmointi luotettavan toimintakykyiseksi. Kol- mantena tavoitteena on kartoittaa muiden vaihtoehtoisten tunnistusmekanismien mahdollisuudet järjestelmän prosesseissa tulevaisuutta ajatellen.

1.3 Työn rakenne

Työn alussa esitellään lukijalle tarpeelliset tiedot työn taustoista ja tavoitteista sekä esitellään toimeksiantajana toimiva yritys. Toisessa luvussa selvitetään kattavasti konenäön mahdollisuuksia ja ongelmia sekä kerrotaan kokonaisvaltaisen konenäköjärjestelmän määrittämisessä ja suunnittelemisessa huomioitavia asioita. Kolmannessa luvussa kartoitetaan järjestelmän nykytila ja sen ominaisuuksia. Neljännessä luvussa annetaan selvitys järjestelmälle suoritetuista muutoksista ja uuden ohjelmiston työnkulusta. Viidennessä luvussa kartoitetaan mahdollisten vaihtoehtoisten tunnistusmekanismien ominaisuuksia. Lopuksi esitetään yhteenveto työn tuloksista sekä pohditaan mm. mahdollisia parannusehdotuksia ja tulosten vaikutusta yrityksen toiminnassa.

1.4 Yritysesittely

Atria Oyj on kansainvälinen suomalainen vuonna 1903 perustettu liha- ja ruoka-alan yritys. Atria kuuluu johtaviin ruoka-alan yrityksiin Pohjoismaissa, Venäjällä ja Baltian alueella. Atrian yritystoiminta koostuu neljästä liiketoiminta-alueesta: Atria Suomi, Atria Ruotsi, Atria Venäjä, sekä Atria Tanska ja Viro. Atrian liikevaihto oli 1,45 miljardia euroa vuonna 2019. Atria Suomi suurimpana liiketoiminta-alueena kattoi 70 % koko konsernin liikevaihdosta vuonna 2019. Atrian asiakkaita ovat päivittäistavarakauppa, elintarviketeollisuus, Food Service-, vienti- sekä Sibyllä-konseptiasiakkuudet. (Atria 2020.)

Konsernin palveluksessa oli vuonna 2019 noin 4550 liha- ja ruoka-alan osaajaa, joista 2350 henkilöä työllistyi Atria Suomen toimipaikoilla ja tehtävissä. Atrian suurin tuotantolaitos sijaitsee Seinäjoen Nurmassa, jossa monien tuotteiden ja palveluiden joukossa suurimpana ovat sika- ja siipikarjateurastamot sekä niistä seuraavat tuotteiden jatkoprosessoinnit. Atrian Nurmon toimipisteelle on lisäksi myönnetty Kiinan viranomaisien puolesta ensimmäisenä suomalaisena tuotantolaitoksena sianlihan vientilupa Kiinan tarkkaan säädellyille, maailman suurimmille sianlihamarkkinoille. Atria Suomen muut tuotantolaitokset sijaitsevat Forssassa, Kauhajoella, Sahalahdella, Jyväskylässä sekä Kuopiossa. Lisäksi tuotantolaitoksia sijaitsee Ruotsissa

seitsemän, Tanskassa kaksi, Virossa yksi sekä Venäjän Pietarissa kaksi. (Atria 2020.)

Atria pyrkii tuottamaan lanseeraamaansa Hyvää Ruokaa vastuullisten ja eettisten arvojen ohjaamana. Konsernin mukaan sen toimintaa ohjaavat maapalloa, ihmisiä ja ruokaa kunnioittaen tehtävät päätökset sekä asetettavat tavoitteet. Atria pyrkii toteuttamaan näitä arvojaan myös tulevaisuudessa tavoitellessaan hiilineutraalia ruokaketjua. Atria Suomi valmistaa ja kehittää sekä markkinoi ja myy tuoreita liha- ja muita elintarvikkeita sekä näitä tukevia palveluita. Atria on myös Suomen teurastamoteollisuuden ja monien tuottamiensa lihatuoteryhmien markkinajohtaja, ja sillä on myös merkittävää kansainvälistä vientitoimintaa. Tunnetuimpia ja johtavia tuotebrändejä ovat Suomessa Atria, Ruotsissa Sibylla, joka on myös kansainvälinen tuotemerkki, Tanskassa 3-Stjernet, Virossa Maks&Moorits sekä Venäjällä Pit-Product ja CampoMos. (Atria 2020.)

Atria hyödyntää toiminnassaan laajasti erilaisia teknisiä tunnistus-, mittaus- ja toimilaitteita. Kasvavat vaatimukset turvallisuuden, jäljitettävyyden sekä taloudellisen kannattavuuden suhteen vaativat ja kannustavat viimeisintä tekniikkaa sisältäviin investointeihin. Vuonna 2017 valmistunut mittava sikaleikkaamon laajennus ja uudistus edustaa hyvin näiden vaatimusten täyttämisen lisäksi myös maailman mitta-kaavalla edistyksellisintä tekniikkaa. Yksittäisten ruhojen jäljitettävyyden mahdollistetaan automaattisella tunnistuksen ja tiedonkeruun järjestelmällä, leikkuu optimoidaan röntgensäteilyn ja konenäön tuottaman data avulla, sekä itse leikkuu ja fyysisesti vaativat nostotyöt suoritetaan tarkasti ja turvallisesti robottien avulla. Laajassa toiminnassa hyödynnetään tuloksellisesti myös mm. tekoälyn ja data-analytiikan tuomia etuja. (Atria 2018.)

2 KONENÄKÖ

2.1 Mitä konenäkö on

Ihmisen visuaalinen havainnointikyky on aina ollut yksi tärkeimmistä ominaisuuksista, ja sitä voidaan pitää edelleen monien toimintojen kannalta korvaamattomana. Alun perin konenäköä kehitettiin ihmissilmän tueksi sekä korvaajaksi visuaalisten tarkastuksien tehtäviin. Teknologian kehitys auttoi 1970-luvulla automatisoitujen laaduntarkistus- ja valvontajärjestelmien käyttö- ja kehitystason jyrkkään nousuun. Nykyisin erityisesti laskentatehon jatkuva kasvu sekä uudet innovatiiviset käyttökohteet jatkavat todennäköisesti tätä vuosikymmenien kasvua myös pitkälle tulevaisuuteen. (Beyerer, Puente León & Frese 2015, 3.)

Konenäköjärjestelmien hyödyntämisen tarkoituksena ei ole automatisoida erilaisten prosessien kaikkia työvaiheita, vaan vähentää ihmisten osuutta tietyissä tehtävissä. Tavoitteena on käyttää konenäköä tehtävissä, jotka ovat ihmiselle toistuvia, työläitä, uuvuttavia tai liian yksinkertaisia. Konenäköjärjestelmä luo myös lisäarvoa olemalla usein ihmistä nopeampi, tarkempi, tasalaatuisempi sekä edullisempi kokonaisuus. Ihmisen säätämiä parametreja pidetään usein kuitenkin korvaamattomana osana konenäköjärjestelmiä, sillä ihmisen joustava ja arvioiva päätöksentekokyky ovat teknisestä näkökulmasta vaikeasti imitoitavissa. Tekoälyn nopea kehitys tulee tosin lähitulevaisuudessa vaikuttamaan merkittävästi myös ihmisen ja teknologian väliseen suhteeseen sen tehokkaamman hyödyntämisen sekä uusien käyttökohteiden myötä. (Beyerer ym. 2015, 3-7.)

2.1.1 Konenäköjärjestelmän järjestelmäarkkitehtuurit

Konenäköjärjestelmiä voidaan hyödyntää monilla aloilla ja hyvin vaihtelevissa tehtävissä, mutta yleisesti voidaan todeta, että kaikkia näitä järjestelmiä yhdistävät muutamia hyvin periaatteellisia piirteitä. Toimiakseen konenäköjärjestelmässä on oltava riittävät digitaaliset I/O-mahdollisuudet sekä tarvittavat rajapinnat muiden laitteiden kanssa kommunikointiin. Nämä vaatimukset voidaan täyttää erilaisiin järjestelmäarkkitehtuureihin perustuvilla alustoilla, joista jokaisella on hyvinkin erilaisia

vahvuuksia sekä heikkouksia. Päätös käytettävästä järjestelmäarkkitehtuurista syntyy suorituskyvyn, tehtävän monimutkaisuuden, joustavuuden sekä taloudellisten vaatimusten perusteella. Käytettävät järjestelmäarkkitehtuurit voidaan luokitella kolmeen eri kategoriaan: älykameroihin, sulautettuihin konenäköjärjestelmiin ja PC-pohjaisiin järjestelmiin. (Liu, Ukida, Ramuhalli & Niel 2015, 3.)

Älykamerat tarjoavat monipuoliset käyttömahdollisuudet joustavan ja nopean käyttöönoton vuoksi. Älykamera saattaa sisältää itsessään valaisimen, säädettävän optiikan, prosessointiyksikön sekä monipuolisen tarjonnan valittaville rajapinnoille. Näiden kameroiden ohjelmointi on helppoa ja tapahtuu usein valmiita algoritmeja hyödyntäen. Älykamerat sopivat mainiosti erilaisten, yksinkertaisten tarkastuksien suorittamiseen. Vaatimusten kasvaessa ja toimintojen monimutkaistuessa älykameroilla törmätään usein suorituskyvyn tai ohjelmoinnin joustavuuden rajoituksiin. (Liu ym. 2015, 3.)

Kun kohdataan älykameroiden suorituskyvyn riittämättömyys, voidaan arvioida kahden muun järjestelmäarkkitehtuurin sopivuus tehtävään. Sulautettu konenäköjärjestelmä tarjoaa monia merkittäviä etuja muihin arkkitehtuureihin verrattuna. Sulautetun konenäköjärjestelmän pohjana käytetään yleisimmin FPGA- tai GPU-piirejä. (Liu ym. 2015, 12-13.)

FPGA (Field-programmable gate array) on mikropiiri, joka sisältää fyysisiä uudelleenohjelmoitavia logiikkaelementtejä. Näiden avulla pystytään teoriassa toteuttamaan kaikki erilaisilla digitaalipiireillä saavutettava toiminnallisuus ja täten tarjoamaan joustavuutta kehitystyölle rajoittamatta suorituskykyä. GPU (Graphics processing unit) on kaksi- ja kolmiulotteisen grafiikan hahmonnukseen ja laitteistokiihdytykseen suunniteltu mikroprosessori. GPU-piirien toiminta perustuu rinnakkaislaskentaan optimoituun rakenteeseen, jonka avulla voidaan nopeuttaa vaativien ja monimutkaisten algoritmien suoritusajoja merkittävästi verrattuna mm. x86-suoritinarkkitehtuuriin pohjautuviin prosessoreihin. (Liu ym. 2015, 12-13.)

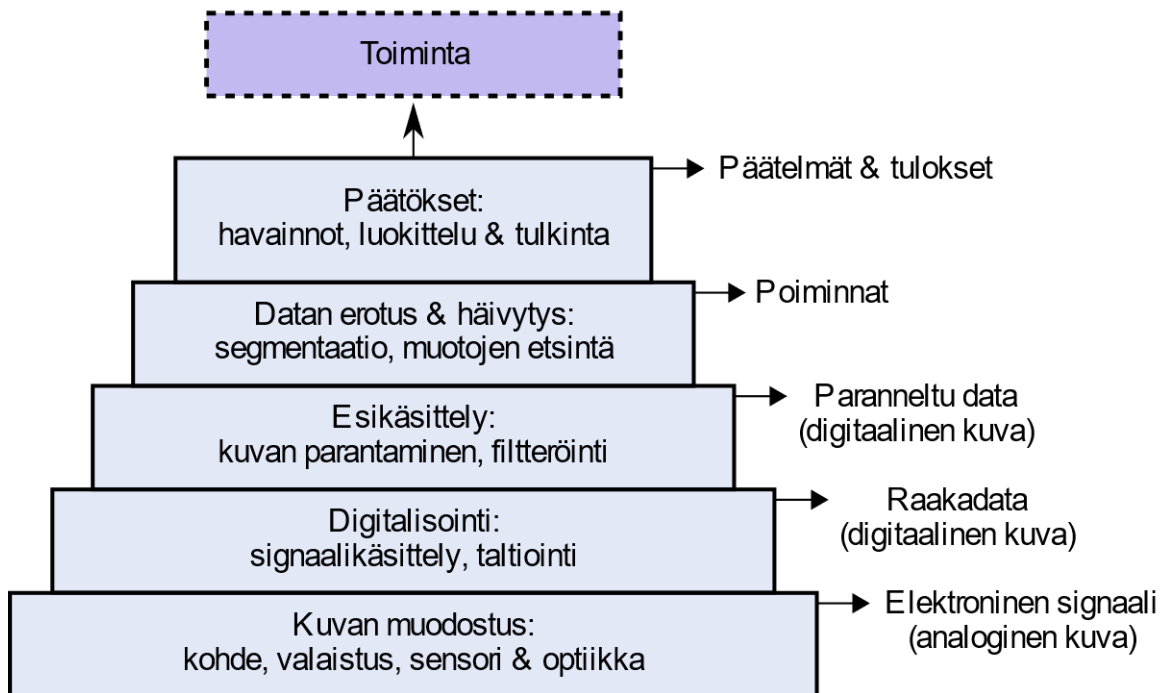
FPGA- ja GPU-piirit tarjoavat älykameroihin verrattuna merkittävästi lisääntyneen laskentatehon lisäksi myös käytännössä täyden vapauden järjestelmän kehitystyölle. Vaativissa reaaliaikasovelluksissa nämä piirit ovat kasvattaneet suosiotaan

pienen fyysisen kokonsa, nopeutensa, tehokkuutensa, sekä kohtuullisen hintata-
sonsa lisäksi myös käytännössä rajoittamattoman muuntautumiskykynsä vuoksi
(Shirvaikar & Bushnaq 2009, 1). FPGA- ja GPU-piireihin pohjautuvien järjestelmien
kehitys vaatii kehittäjältään huomattavaa ammattitaitoa verrattuna älykameraohjel-
mointiin, mutta vahva kehitys ja markkinoiden kasvu tukevat myös kokemattomam-
piakin kehittäjiä (Liu ym. 2015, 5).

Jos kehitettävä järjestelmä vaatii mm. lukuisien kameroiden yhteiskäyttöä, voidaan
tukeutua PC-pohjaisiin konenäköjärjestelmiin. PC-pohjaiset järjestelmät toimivat
usein mm. Windows-käyttöjärjestelmällä varustetuissa tietokoneissa. Tietokonee-
seen kytketyt kamerat tarjoavat dataa tietokoneelle asennetun konenäköohjelmis-
ton analysoitavaksi. Analysointiohjelmisto kommunikoi muiden järjestelmään kytket-
tyjen laitteiden kanssa saaduista lopputuloksista. PC-pohjaiset järjestelmät tarjoavat
jopa kymmenien kameroiden suhteellisen edullisen sekä tehokkaan hyödyntämisen
sitä vaativissa tehtävissä. Nykyinen tehokkaiden prosessoreiden tarjoama lasken-
tateho on mahdollistanut myös mm. 3D-kuvaukset ja niiden tuomat hyödyt. PC-poh-
jaiset järjestelmät tarjoavat poikkeuksellisen joustavat mahdollisuudet mm. datan
analysoinnin, liitettävyyden, kommunikoinnin sekä monipuolisuuden kannalta. Tule-
vaisuuden trendit, kuten puhtaasti konenäköön kehitetyt järjestelmäpiirit tulevat vä-
hentämään PC-pohjaisten konenäköjärjestelmien määrää tulevaisuudessa. (Liu ym.
2015, 3-5.)

2.1.2 Konenäköjärjestelmän prosessointiketju

Konenäköjärjestelmän toimintaa voidaan kuvata oleellisista sekä merkittävistä toi-
minnoista koostuvalla prosessointiketjulla. Tätä prosessointiketjua voidaan pitää toi-
minnalle yleispätevänä kehyksenä riippumatta järjestelmän tarkasti määritetystä
tehtävästä tai käyttämästä teknologiasta.



Kuvio 1. Konenäköjärjestelmän prosessointiketju (perustuu Beyerer ym. 2015, 11.)

Koko järjestelmän toiminnan laatu ja tulosten luotettavuus on täysin riippuvaista kuvausvaiheessa kerätystä datasta. On erittäin tärkeää optimoida kameran, optiikan sekä valaistuksen yhteisvaikutus parhaan mahdollisen kuvaustilanteen takaamiseksi. Tässä vaiheessa tehdyt periaatteelliset virheet usein rajoittavat koko muun prosessin toimintakykyä tehden järjestelmästä jopa käyttökelvottoman. Onnistuneen kuvaustilanteen seurauksena kohde ja sen ominaisuudet saadaan digitalisoitua konenäköjärjestelmälle tulkittavaan muotoon. (Beyerer ym. 2015, 10-12.)

Kuvaustilanteen digitalisoinnista syntyneelle kuvalle tehdään usein eritasoista esikäsitteilyä. Tällä esikäsitteilyllä pyritään parantamaan kuvanlaatua mm. kompensoimalla tunnettuja linssivääristymiä tai hyödyntämällä erilaisia suodattimia. Seuraavaksi tästä parannetusta kuvasta halutaan erottaa tai häivyttää haluttuja ominaisuuksia. Lukuisten algoritmien avulla kuvasta voidaan poimia tutkittavia ja mitattavia ominaisuuksia, jotka on määritetty järjestelmän tarkastettavaksi. (Beyerer ym. 2015, 10-12.)

Tarvittavien ominaisuuksien erottamisen jälkeen tehdään tarvittavat päätökset toiminnan lopputuloksen kannalta. Tässä vaiheessa voidaan mm. tulkita liian suuret poikkeamat virheiksi tai voidaan luokitella kappaleet eri kategorioihin pinnanlaadun

perusteella. Lopuksi tuloksista ja päätöksistä aiheutuneet tarvittavat jatkotoimenpiteet kommunikoidaan muiden laitteiden ja käyttäjien tietoon tarvittavan tiedoksianton ja raportoinnin avulla. (Beyerer ym. 2015, 10-12.)

2.1.3 Vaikeudet konenäössä

Ihmissilmälle ympäristön havainnointi ja sen ymmärtäminen on täysin luonnollinen ominaisuus, mutta näiden kykyjen siirtäminen elektroniseen muotoon tietokoneen hyödynnettäväksi aiheuttaa useita vaikeuksia.

Ilmeisimpänä ongelmana voidaan kokea informaation menetys, kun kolmiulotteisesta ympäristöstä tehdään muunnos digitaaliseksi kuvaksi, jonka avulla pystytään esittämään usein vain kaksi ulottuvuutta. Tämä tarkoittaa, että ihmissilmälle luonteva syvyyden hahmottaminen ja etäisyyksien arviointi menetetään prosessissa. Tosin laaja pohdinta ihmisen kyvystä hahmottaa kolmiulotteisena esitettyä visuaalista dataa tukee ajatusta, että vaikka data pystytään esittämään kolmiulotteisena, ihminen ei koe sitä yhtä intuitiivisena verrattuna kaksiulotteiseen esitystapaan. (Sonka, Hlavac & Boyle 2014, 3-4.)

Kaikissa konenäköjärjestelmällä toteutetuissa mittauksissa ilmenee vaihtelevan tasoista kohinaa johtuen ympäristön, olosuhteiden ja laitteiston ominaisuuksista. Alustavasti tämä kohina halutaan minimoida parhaan mukaan jo järjestelmän suunnitteluvaiheessa, mutta lopulliseen, analysoitavaan dataan pystytään vaikuttamaan merkittävästi mm. filteröintityökalujen avulla. Laskentateho ja sen vahva kehitys tarjoavat mahdollisuuksia hyödyntää vaativia ja monimutkaisia probabilistisia algoritmeja mm. olosuhteista tai laitteistosta aiheutuvien lievien virheiden ja haittojen korjaukseen sekä kompensointiin. Näin järjestelmän toiminta on vähemmän riippuvainen olosuhteista, kuin jos käytettävissä olisi vain puhtaasti deterministisiä algoritmeja. (Sonka ym. 2014, 4.)

Konenäköjärjestelmien tehokkuus on teoriassa täysin riippuvainen sen komponenttien, erityisesti prosessorien ja muistien suorituskyvystä. Konenäkölaitteistojen valmistajat seuraavat tiukasti kyseisten teknologioiden kehitystä tarjotakseen asiakkail-

leen mahdollisimman tehokkaita ratkaisuja. Kehityksen myötä myös konenäköjärjestelmien käyttöönoton ja hyödyntämisen aloituskynnys pienenee jatkuvasti laskevan hintatason vuoksi. Vaikka suurimmassa osassa konenäkösovelluksista ei tarvitse tehdä kompromisseja prosessorien heikon suorituskyvyn vuoksi, tulee näihin ominaisuuksiin kiinnittää merkittävää huomiota varsinkin suunniteltaessa reaaliaikasovelluksia. (Solari, Chessa & Sabatini 2012, 247.)

Kuvattavan kohteen laadukas valaisu on luotettavan lopputuloksen perusvaatimuksia. Valaistussuunnittelu saattaa herättää kysymyksiä kuvattavan kohteen todellisista ominaisuuksista ja niiden ilmenemisestä kuvausympäristössä. Usein kuvattavan kohteen ominaisuuksien esittäminen täysin luonnollisena kuvassa on haastavaa, eikä se usein edes ole tarkoituksenmukaista. Sen sijaan mm. valaistuksen värin, voimakkuuden, asemoinnin ja kuvausperspektiivin muutoksilla tavoitellaan kohteen ja taustan korostettua erotusta sekä tämän eron selkeintä esitysmuotoa. (Sonka ym. 2014, 4.)

Kuvan analysointiin tarkoitetut algoritmit pystyvät prosessoimaan hyvin pieniä määriä dataa muistista esimerkiksi yhtä tai muutamaa pikseliä kerrallaan. Tämä huomattiin jo 1980-luvulla tutkittaessa tekoälyyn liittyviä ominaisuuksia, kun koettiin että tietokone tulkitsee vain hyvin pieniä osia kuvasta kerrallaan, eikä välttämättä pysty tulkitsemaan kuvassa esiintyvää isompaa kokonaisuutta. Tietokone perustaa tietonsa pienten osien yhdistettyyn tietoon. Tämän takia tulosten kokonaisvaltainen tulkinta on analysoinnin tärkeimpiä vaiheita. (Sonka ym. 2014, 4-5.)

2.1.4 Käyttökohteet

Teknologian ja automatisaation jatkuva vahva kehitys on tuonut paljon erilaisia käyttötarkoituksia myös osaksi modernia konenäkötekniikkaa. Järjestelmien paraneva joustavuus ja suorituskyky suhteutettuna taloudellisuuteen tuo lisää käyttökohteita erityisesti laadunvarmistamiseen sekä henkilövalvontaan liittyen. Konenäköä hyödynnetään käytännössä kaikilla aloilla ja se on iso osa arkipäivää. (Szeliski 2010, 5.)

Posti- ja logistiikka-alalla konenäköä hyödynnetään mm. käsinkirjoitettujen osoitetietojen tunnistamiseen koneellisesti (OCR). Teollisuuden tuotannossa konenäkö mm. mittaa tuotteiden toleransseja, etsii virheellisiä kappaleita laadunvalvonnan perusteena tai voi varmistaa röntgensäteilyn avulla valettujen metalliosien kestävyysden. Päivittäistavarakaupassa voidaan automatisoida tuotteiden tunnistus itsepalvelukassoilla. Autoteollisuus hyödyntää konenäköä jo monissa turvallisuuteen vaikuttavissa toiminnoissa, kuten esteen tai jalankulkijan tunnistamisessa. Autonomisten autojen vahva kehitys on täysin riippuvainen konenäön tarjoamista ominaisuuksista osana turvallista kokonaisuutta. Elokuva-, animaatio- ja peliteollisuus hyödyntää konenäköä mm. erikoistehosteiden (CGI), liikkeenkaappauksen (Mocap) ja virtuaalitodellisuuden (VR) osa-alueilla. (Szeliski 2010, 5.)

Rakennusteollisuudessa, maanmittauksessa, kartoituksessa sekä satelliittikuvakassa käytetään konenäköä, jonka avulla voidaan tuottaa 3D-mallinnettuja rakennuksia ja ympäristöjä. Lääketieteessä konenäöllä voidaan tunnistaa syöpäsoluja, laskea bakteerikantoja tai röntgen- ja magneettikuvauksen avulla mm. tutkia kuvattavien henkilöiden aivojen muutoksia suhteessa ikääntymiseen. Rikostutkinnassa konenäkö tunnistaa sormenjäljet automatisoidusti sekä pystyy havaitsemaan muita biometrisiä tunnisteita. Valvonnan kategoriaan lukeutuu mm. liikkeentunnistus kielletyillä alueilla, henkilötiedustelu ja seuranta, ruuhkavalvonta, automaattinen rekisterikilven tunnistus (ANPR) tai hukkuvien henkilöiden tunnistus uima-altailla. (Szeliski 2010, 5.)

Sotilastoiminnassa konenäköä sovelletaan mm. maalintunnistukseen ja -osoittamiseen, kohteen- ja ajoneuvojen seurantaan sekä erilaisiin tiedustelutehtäviin. Lisäksi fysiikan, biologian, astronomian ja materiaalitekniikan tutkimuksissa käytetään paljon konenäköön tukeutuvia mittalaitteita, maataloudessa konenäöllä tehostetaan mm. viljelyn prosesseja ja dokumenttien prosessoinnissa pystytään automatisoimaan arkistoinnin vaiheita (Batchelor & Waltz 2012, 10).

Elintarviketeollisuudessa konenäöllä voidaan mm. valvoa karkkipussin sisällön suhdetta, keksien oikeaa muotoa, tuotteen pinnanlaatua, pizzan juustomäärää, parsakaalien puhtautta, ongelmallisia vierasaineita sekä automatisoidun teurastuksen tehokkuutta ja turvallisuutta (Graves & Batchelor 2003, 10).

2.2 Konenäköjärjestelmän määrittäminen

Konenäköjärjestelmät tarjoavat joustavia ratkaisuja eri alojen hyödynnettäväksi, mutta taustalla on usein mutkikas ja tarkkaan suunniteltu prosessi. Luotettavan toiminnan perusteena voidaan pitää laajamittaista suunnitteluprosessia, jonka tueksi tulee ensin määrittellä järjestelmän tarvittavat ominaisuudet. Seuraavia ominaisuuksia tulisi määrittää parhaan lopputuloksen saavuttamiseksi käyttökohteen sekä järjestelmäkehittäjän etuna. (Hornberg 2017, 32.)

2.2.1 Tehtävät ja tavoitteet

Tärkeimpänä ominaisuutena tulee määrittellä järjestelmän tehtävä ja sillä mahdollisesti saavutettavat hyödyt. Tehtävää määrittäessä huomioidaan kaikki tarvittavat toiminnan vaiheet sekä niiden mahdolliset lopputulokset. Tehtäväksi voidaan määrittää mm. kappaleen erilaiset mittaukset tai tekstin ja muiden tunnisteiden luku. Järjestelmän hyötynä puolestaan voidaan määrittää mm. satunnaistarkastusten korvaaminen jatkuvalla, tarkalla laadunvarmistamisella. Näihin ominaisuuksiin kiinnitetään tarkkaa huomiota, kun aletaan laskea järjestelmän kannattavuutta sekä takaisinmaksuaikaa projektin käynnistämiseksi. (Hornberg 2017, 32-33.)

2.2.2 Kohteen ominaisuudet

Järjestelmää määritettäessä on myös olennaisen tärkeää arvioida tutkittavaa kohdetta. Ensimmäinen tulee huomioida, onko kohde yksittäinen kappale vai jatkuva, rikkoon-tumaton materiaali. Käytännössä merkittäviä huomioitavia ominaisuuksia tämän jälkeen ovat mm. kohteen mittojen hyväksyttävät rajat, muodonmuutokset, materiaalin pinnanlaatu, väri sekä valmistusprosessista aiheutuneet muutokset mm. ainejäämät ja sormenjäljet. Erityisherkkiä kappaleita ja materiaaleja tutkittaessa on myös varmistettava, ettei kuvausprosessin ominaisuudet kuten valaisimien lämpö tai läpivalaisu- säteily vahingoita itse kappaletta. (Hornberg 2017, 33.)

Kappaleen ominaisuuksien lisäksi tulee huomioida myös niiden esitystapa. Kuvaus pystytään suorittamaan joko pysäytettyyn, tarkasti paikoitettuun kappaleeseen tai

tarvittaessa myös liikkuvaan kohteeseen. Kehitysvaiheessa on myös oleellista tietää, montako kappaletta kuvataan tai voidaan kuvata kerralla, sekä voidaanko kappaleet analysoida päällekkäisyyksistä tai kosketuksista huolimatta luotettavasti. Kohteen ominaisuuksien sekä mahdollisten esitystapojen lisääntyminen tai monimutkaistuminen vaikuttaa usein myös järjestelmän antamiin tuloksiin. Tulokset saattavat kärsiä tarkkuuden, tehokkuuden tai luotettavuuden osalta. Täydellisen toiminnan ja tulosten saavuttaminen on käytännössä mahdotonta, mutta on tärkeä pyrkiä maksimoimaan järjestelmälle tärkein tai tärkeimmät edellä mainituista ominaisuuksista. (Hornberg 2017, 34.)

2.2.3 Suorituskyvyn vaatimukset

Konenäköjärjestelmä on lähes poikkeuksetta osana monista muista laitteista ja prosesseista koostuvaa isompaa kokonaisuutta. Tämän vuoksi konenäköjärjestelmälle tulee määritellä tarkat suorituskyvyn vaatimukset, joihin perustetaan myös laitteiston hankinnat sekä ohjelmistojen kyvyt. Tarkkuuden minimivaatimukset huomioidaan sensoria ja optiikkaa valittaessa. Prosessointiyksikköä valittaessa tulee varmistua mm. riittävän nopeasta suoritusajasta suhteessa tuotannon tehokkuuteen. Vaatimusten kasvaessa ja lähestyttäessä reaaliaikasovelluksia järjestelmän kehitys monimutkaistuu eksponentiaalisesti. Älykamerapohjaiset laitteistot joudutaan vaihtamaan mm. FPGA-pohjaisiksi ja käytetyt algoritmit vaativat usein mittavia muutoksia vaatimusten täyttämiseksi. (Hornberg 2017, 34.)

2.2.4 Järjestelmäintegraatio

Konenäköjärjestelmän sujuva käyttö osana muuta ympäristöä on yksi tehokkuuden tärkeimpiä vaatimuksia. Tätä tavoiteltaessa tulee suunnitelmissa ottaa huomioon tarvittavat rajapinnat muihin laitteistoihin. TCP/IP, väylä- ja sarjaliikenne sekä digitaalinen I/O tulisi parhaan mukaan yhtenäistää muuhun ympäristöön. Lisäksi mm. tiedonkeruu ja raportointi tietokantoihin sekä etäohjattavat käyttöliittymät saattavat hyvin suunniteltuina antaa merkittävää lisäarvoa järjestelmäkokonaisuudelle. (Hornberg 2017, 35.)

Parhaimmillaan konenäköjärjestelmän komponentit voivat olla kokoluokaltaan minimaalisia, mutta fyysistä asennusta suunniteltaessa on huomioitava muutamia tärkeitä kohtia. Järjestelmällä tulisi olla runsaasti säätömahdollisuuksia mm. sensorin ja valaisimien asentoon sekä niiden etäisyyksiin vaikuttamiseen. Asennustilassa on kiinnitettävää tarkkaa huomiota muuhun ympäristön valaistukseen, pöly-, lika- ja tärinähaittoihin, lämpötilan vaihteluun sekä mahdollisiin turva- ja hygieniaaluokituksiin ja sähkösuunnittelun mahdollisiin lisätarpeisiin. (Hornberg 2017, 35.)

2.3 Konenäköjärjestelmän suunnittelu

Järjestelmän ominaisuuksien ja vaatimuksien määrittelyn pohjalta voidaan suorittaa kattavampi komponenttikohtainen suunnitteluprosessi. Laadukkaan ja yksityiskohdaisen määrittelyprosessin tulokset tukevat suunnittelu- ja kehitysvaihetta usein myös taloudellisesta näkökulmasta. Seuraavaksi käsiteltäviä komponentteja ja ominaisuuksia voidaan pitää selkeänä pohjana suunnitteluprosessille, mutta näiden tärkeys ja lisävaatimukset ovat kuitenkin aina tapauskohtaisia. (Hornberg 2017, 36-49.)

2.3.1 Kamera- ja sensorityypit

Valittaessa kameraa tai mittasensoria tulee ensin tehdä päätös mittauksen vaatimista ulottuvuuksista. Jos analysoitava kohde on pitkä tai jatkuva, kuten sahattu lauta tai monet paperiteollisuuden tuotteet, tarvitaan usein mittauksen suorittamiseen vain yksi ulottuvuus. Tämä saavutetaan hyödyntämällä linjaskanneria tai viivakameraa, jolla mitataan vain yhtä leveyssuunnan linjaa. Kuvattavan kappaleen liikkuesssa mittauksen toinen ulottuvuus voidaan tulkita joko jatkuvaksi tai loppumattomaksi kappaleen liikkuesssa kameran tai skannerin mitta-alueen läpi. (Hornberg 2017, 319.)

Kaksiulotteisissa mittauksissa käytetään yleensä matriisikameraa. Matriisikamera perustuu joko CCD- tai nykyisin entistä enemmän CMOS-tekniikkaan. Näillä kameroilla tavoitellaan koko kuvattavan alueen taltioimista tietyllä ajanhetkellä. Edellä

mainitut teknologiat tarjoavat hieman erilaisia ominaisuuksia kuvan taltioimisen suhteen, joten suunnitteluvaiheessa on kiinnitettävä huomiota näihin ominaisuuksiin. Yleisimmin käytetään CMOS-teknologiaan perustuvia kameroita. (Hornberg 2017, 320.)

Sovelluksen niin vaatiessa voidaan hyödyntää mittauksissa myös 3D-kuvausta. 3D-kuvauksella pyritään saavuttamaan ihmissilmille luontaisia ominaisuuksia, kuten etäisyyksien arviointia ja mittauksia. 3D-kuvauksen vaatimuksena on kaksi vähintään eri perspektiivistä taltioitua kuvaa. Tämä tuo kuitenkin paljon ongelmia sekä käytännön että teorian tasolla. Vahva teknologian kehitys kuitenkin lisää jatkuvasti 3D-kuvauksien käyttöastetta konenäkösovelluksissa (Zhang 2016, 2-3.)

Ulottuvuuksien lisänä tulee huomioida myös kuvauksen lisätarpeet. Kuvauksia voidaan suorittaa joko monokromaattisena eli harmaasävyinä tai kolmikanaavaisena värikuvauksena. Kuvaus ei rajoitu ainoastaan näkyvän valon taajuuksille, vaan sähkömagneettisen spektrin laaja käyttö on yleistä monissa sovelluksissa. Terahertsi-skannaukset, infrapunasäteilyn mittaus sekä röntgensäteilyn hyödyntäminen läpivalaisumittauksissa ovat hyviä esimerkkejä spektrin laajasta käyttöasteesta arkielämässä. (Beyerer ym. 2015, 23-24.)

2.3.2 FOV

Ennen lopullisia laitteistovalintoja tulee varmistua sensorin riittävän laajasta näkökentästä (FOV). Tarvittava näkökentän laajuus on riippuvainen kuvattavan kohteen maksimimitoista, paikoituksen mahdollisista muutoksista, mahdollisista asennoista ja kameran tunnetusta kuvasuhteesta. Tavoitteena on, että kappale mahtuu kokonaan kuvausalueelle kaikissa mahdollisissa asennoissa myös pienestä virhemarginaalista huolimatta. Näkökentän laajuuden avulla voidaan laskea lopullinen asennusetäisyys kuvattavasta kappaleesta, jolloin voidaan vahvistaa kameran realistiset asennusmahdollisuudet. Kameran näkökenttään vaikuttaa merkittävästi optiikan ominaisuudet, lopullinen näkökentän laajuus tiedetään siis vasta optiikan valinnan yhteydessä. (Hornberg 2017, 37.)

2.3.3 Resoluutio

Konenäköjärjestelmässä resoluutio sisältää muutamia merkittäviä ominaisuuksia tarkan ja luotettavan lopputuloksen takaamiseksi. Kamerassa ja sensoreissa resoluutio tarkoittaa käytössä olevien pikseleiden määrää. Tämä pikseleiden määrä on hyvin oleellinen tieto, kun halutaan selvittää kameran ja sensorin yksittäisen pikselin koko. Tämä on merkittävä vaatimus optiikan suunnittelun suhteen. (Hornberg 2017, 38.)

Spatiaalinen resoluutio kertoo suhdeluvun kuvattavan kappaleen ja kameran tai sensorin tarkkuuden välillä. Tätä ominaisuutta mitataan yksiköllä millimetriä per pikseli. Tähän vaikuttaa kameran tai sensorin resoluution lisäksi myös sen näkökentän laajuus. (Hornberg 2017, 38-39.)

Mittaustarkkuus on järjestelmän kokonaisvaltainen kyky erottaa mahdollisimman pienet ominaisuudet tai virheet kuvattavasta kappaleesta. Tämä voi tarkoittaa samaa kuin spatiaalinen resoluutio, mutta hyvän valaistuksen tuoman kontrastierojen ja ohjelmiston algoritmien avulla voidaan päästä myös alipikselitarkkuuksiin. (Hornberg 2017, 38.)

2.3.4 Kameran, kuvakaapparin ja alustan valinta

Lopullisen kameran tai sensorin valinnassa tulee huomioida myös muutamia lopulliseen toimintaan vaikuttavia tekijöitä. Ennen hankintoja tulee varmistua kameran, kuvakaapparin ja halutun alustan keskinäisestä yhteensopivuudesta.

Kameran valinnassa voidaan laskea lisäarvoa mm. värikuvausmahdollisuudelle, fyysiselle koolle, halutuille kommunikointirajapinnoille sekä edulliselle hankintahinnalle (Hornberg 2017, 40).

Kuvakaapparilla tarkoitetaan elektronista laitetta, jota käytetään kuvien tallentamiseen digitaalisessa muodossa. Kuvakaappari pystyy tallentamaan kuvia analogisesta videosignaalista tai digitaalisesta videostriimista. Useissa moderneissa kameroissa tämä kuvakaapparin toiminta on integroitu kameraan. Näin mm. USB-, FireWire- tai

GiGE-liitännäiset kamerat voidaan liittää suoraan käytettävään alustaan ilman erillistä kuvakaapparia. Erillisen kuvakaapparin valinta seuraa pitkälti edellä valitun kameralin valintaa ja suosituksia. Kuvakaapparia valittaessa tulee ottaa huomioon mm. riittävä prosessointinopeus, yhteensopivuus haluttujen ohjelmistokirjastojen kanssa, tarvittavat I/O-liitännät, integroidun prosessorin tarve, liitettävien kameroiden maksimimäärä sekä luonnollisesti kohtuullinen hankintahinta. (Hornberg 2017, 40-41.)

Alustan valinta peilaa edellä mainittuja valintoja, mutta tarjoaa myös tarvittaessa hyödyllisiä lisäominaisuuksia loppukäyttäjälle. Alustaksi voidaan valita esimerkiksi, älykamera-, PC- tai vaikka FPGA-pohjainen ratkaisu. Tämän valinnan perusteena tulee käyttää mielekkään käyttöjärjestelmän ja suorituskyvyn kompromissia. Nopeusvaatimusten kasvaessa joudutaan usein tukeutumaan yleensä monimutkaisempiin järjestelmiin, joiden jyrkästi kasvavat kehitys- ja ylläpitokustannukset tulee huomioida järjestelmän kokonaiskustannuksissa. Järjestelmän maksimikuormituksen lisäksi käyttöliittymien helppous sekä joustavuus saattavat myös vaikuttaa alustan valintaan. (Hornberg 2017, 41.)

2.3.5 Optiikka ja linssit

Valitun kameralin sekä kuvattavan kohteen ominaisuuksien huomioimisen jälkeen voidaan selvittää optiikalle asetettavat vaatimukset. Laadukas optiikka parantaa kuvanlaatua ja vaikuttaa myös lopullisen kuvan analysoinnin tarkkuuteen ja luotettavuuteen.

Optiikan ominaisuuksien laskeminen saattaa olla melko monimutkainen prosessi, mutta tavoitteena on selvittää muutamia oleellisia ominaisuuksia, joiden perusteella voidaan suorittaa tarvittavat hankinnat. Näihin ominaisuuksiin lukeutuvat linssin polttoväli, linssin laipan etäisyys kuvaussensorista ja loittorenkaiden tarvittava käyttö, linssin halkaisijan suhde sensorin kokoon sekä sensorin resoluutio ja linssin valmistuslaatu. Myös aiemmin mainittu tavoiteltava näkökentän laajuus sekä kuvausetäisyys tulee huomioida ja niiden yhteensopivuus vahvistaa lopullista optiikkaa valittaessa. Parhaiten yhteensopivan optiikan valinnan jälkeen voidaan arvioida

vielä uudelleen mm. kameran tarkennuksen riittävä minimietäisyys. (Hornberg 2017, 41-44.)

2.3.6 Valaistus

Kuvattavan kohteen valaisun tavoitteena on optimoida järjestelmän kyky erottaa halutut ominaisuudet, kuten pinnan virheet tai kohteen ulkohalkaisijat kuvaustilanteessa. Valaistuksen optimoinnissa vaaditaan yleensä teoreettisen taustatyön lisäksi myös käytännön kokeita kuvattavalla kohteella. (Hornberg 2017, 44.)

Kameran toiminta perustuu sen kennolle heijastuneen valon ja sen voimakkuuden taltioimiseen digitaalisessa muodossa, joten valaistusta voidaan pitää konenäköjärjestelmän toiminnan kannalta yhtenä kriittisempänä osana (Liu ym. 2015, 6). Valaistuksella tavoitellaan mahdollisimman selkeää kontrastiero kappaleen tutkittavan ominaisuuden ja sen taustan välille. Monokromaattisessa kuvauksessa kontrastilla käsitetään erot luminanssissa kahden tai useamman kuvan osan välillä. Näiden erojen maksimonnilla kuvausvaiheessa tehostetaan monia jälkiprosessoinnin vaiheita, kuten reunantunnistusalgoritmien tarkkuutta. (Sinha 2012, 27.)

Käytettävää valaisinteknologiaa valittaessa tulee arvioida monia järjestelmään vaikuttavia tekijöitä. Valintaa tehtäessä tulee huomioida mm. määritetty tehtävä, kuvattavan kappaleen kokoluokka, kirkkauden ja värin vaatimukset, valaisimen vaadittu elinikä, hankintahinta, mahdollinen lämmöntuotto sekä säätömahdollisuudet. Yleisimmin käytettyjä valaisimia ovat loisteputki-, monimetalli-, halogeeni-, ksenon-, suurpainenatrium- ja LED-valaisimet. Valaistuksen valinnan lisäksi tulee huomioida yhden tai useampien valaisimien tarvittava ohjaus ja synkronointi. (Liu ym. 2015, 6-7.)

Valaistuksen laadun lisäksi myös sen suunta ja asemointi vaikuttavat merkittävästi kuvauksen tuloksiin. Valaistukset voidaan jakaa kahteen yleisimpään kategoriaan, tausta- ja etuvalaisuun. Tässä luvussa mainitut valaisutekniikat on esitelty kuviossa 2. Taustavalaisulla käsitetään yleensä kuvattavan kappaleen taakse asetettua va-

laisevaa paneelia. Taustavalaisua käytettäessä voidaan hyödyntää myös valoa keskittäviä linsejä, jolloin taustavalaisu sopii loistavasti kappaleeseen suoritettavien mittausten tueksi. (Hornberg 2017, 44.)

Etuvalaisu voidaan toteuttaa hieman erilaisia tekniikoita hyödyntäen. Yleisimpiä tekniikoita ovat hajautettu valaisu, suoravalaisu, koaksiaalinen valaisu ja pimeäkenttävalaisu. (Hornberg 2017, 45.)

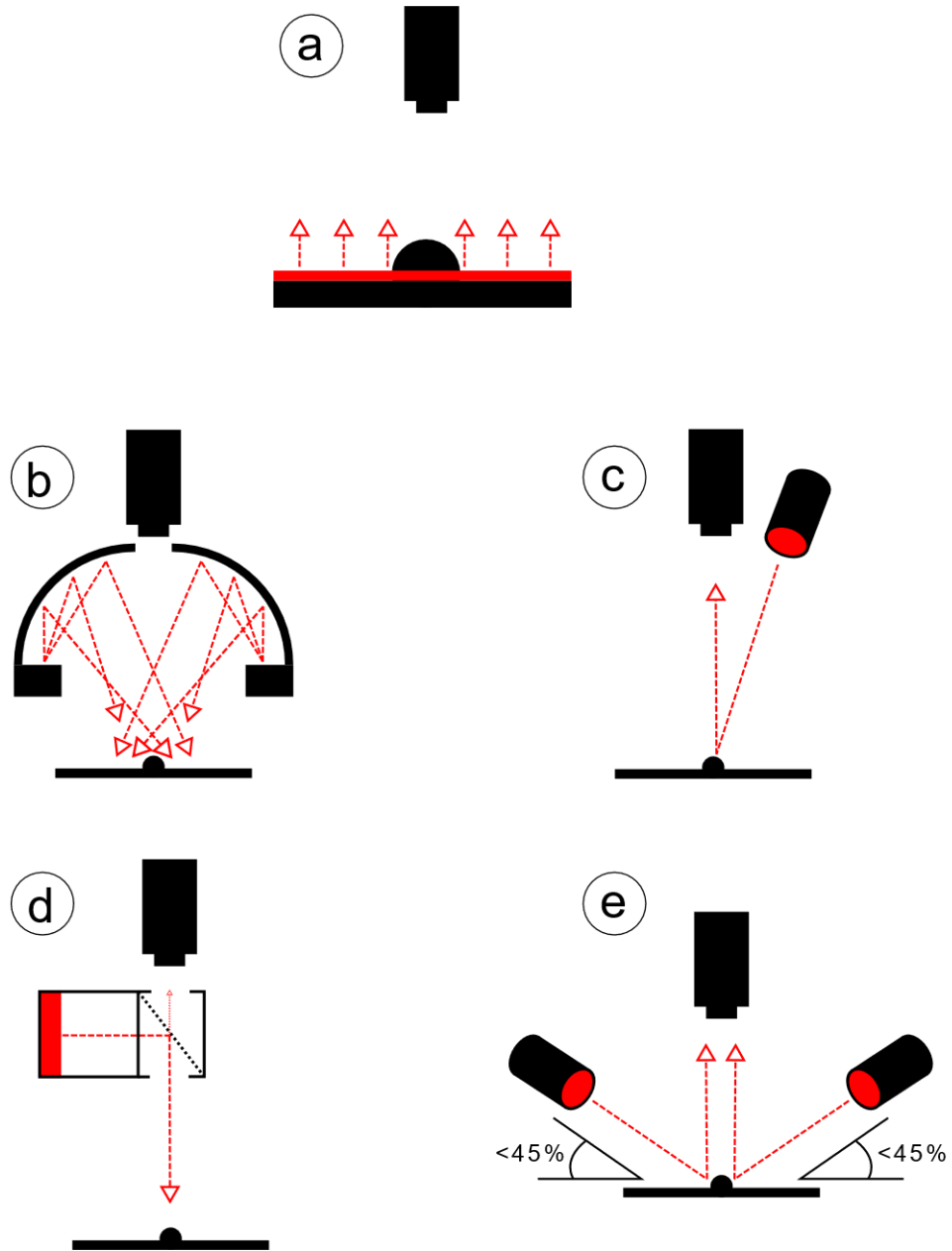
Hajautetulla valolla pyritään valaisemaan kohde tasaisesti huolimatta kiiltävistä tai epätasaisista pinnoista. Tähän tarkoitukseen soveltuu mm. erilaiset kupuvalaisimet. (Hornberg 2017, 45.)

Kohteen suoravalaisu suoritetaan vain tietyistä suunnasta, mm. rengasvalaisimien avulla. Suoravalaisun yhteydessä voidaan käyttää myös nimitystä kirkaskenttävalaisu. Suoravalaisu on yksinkertaisin ja edullisin tapa valaista myös suuria kohteita käyttäen monia mahdollisia valaisintyyppjejä. (Hornberg 2017, 45.)

Suoravalaistus aiheuttaa häiritseviä heijastuksia kiiltävillä pinnoilla. Heijastuksia voidaan vähentää kuitenkin kallistamalla kohdetta tai käyttämällä polarisaatiosuodattimia, kunhan otetaan huomioon kameran kennon poimiman valon heikentyminen. Myös pimeäkenttävalaisu tarjoaa tähän vaihtoehtoisen ratkaisun. (Hornberg 2017, 45.)

Koaksiaalinen valaisu pyrkii valaisemaan kohteen mahdollisimman tarkasti samassa suunnassa ja perspektiivissä kameran objektiivin kanssa. Tämä on mahdollista käyttämällä säteenjakajia, joilla valo heijastetaan kameran objektiivin kanssa samalle akselille. Näin pystytään eliminoimaan valaistuksesta johtuvat varjot käytännössä kokonaan. (Hornberg 2017, 45.)

Tumma- tai pimeäkenttävalaisu suoritetaan hyvin pienessä kulmassa kuvattavan kohteen tason suhteen, jolloin vain muutokset tässä tasossa heijastavat valoa kameran objektiiville, ja muu pinta esiintyy tummana tarjoten hyvän kontrastin kuvalle. Näin erittäin kiiltäviltäkin pinnoilta voidaan löytää tehokkaasti todella pieniäkin epäpuhtauksia, kuten sormenjälkiä tai pölyhiukkasia. (Hornberg 2017, 45.)



Kuvio 2. Käytetyimmät valaisutekniikat konenäköjärjestelmissä, a) taustavalaisu, b) hajautettu valaisu, c) suoravalaisu, d) koaksiaalinen valaisu, e) pimeäkenttävalaisu.

2.3.7 Mekaaninen suunnittelu

Kameran, optiikan ja valaisimien valinnan jälkeen on tärkeää huomioida mekaanisessa suunnittelussa muutamia kokonaisuutta tukevia ominaisuuksia. Hyvin suoritettulla mekaniikkasuunnittelulla saavutetaan hyötyjä asennus-, käyttö- sekä huoltovaiheissa. Järjestelmän komponentit tulisi parhaan mukaan suojata mahdollisesti haitallisilta olosuhteilta, kuten värinöiltä. Järjestelmän suorituskyvyn optimoinnin kannalta on tärkeää, että sen komponentit ovat joustavasti asemoitavissa ja tarjoavat toisistaan riippumattomat säätömahdollisuudet. Näin pystytään vaikuttamaan mm. valaistuksen tulokulmaan vaikuttamatta kuitenkaan kameran kuvausetäisyyteen. Lopullisen asennuksen ja kalibroinnin jälkeen loppukäyttäjän ei tulisi tehdä muutoksia järjestelmän kokoonpanoon edes huoltotoimenpiteiden yhteydessä. (Hornberg 2017, 46.)

2.3.8 Sähkösuunnittelu

Järjestelmän sähkösuunnittelun tulee kattaa tarvittavat määritykset mm. järjestelmän sähkönsyötön, vaadittavien turvallisuusvaatimusten sekä riittävän kotelointiluokan perusteena. Sähkösuunnittelussa huomioidaan myös käytetty kaapelointi, kuten väyläliikenne, ja sen vaatimien komponenttien tarve. Näin varmistetaan sujuva järjestelmän käyttöönotto. (Hornberg 2017, 46.)

2.3.9 Ohjelmistot

Konenäköjärjestelmän yksi hyvin oleellinen osa on sovelluskohtainen ohjelmistokehitys. Tarvittavan ohjelmiston kehitys alkaa riittävän suorituskykyisen ohjelmistotyökalujen ja -kirjastojen valinnalla. Näihin valintoihin on tarjolla kaupallisisien tuotteiden lisäksi myös avoimeen lähdekoodiin (open-source) perustuvia ratkaisuja. (Liu ym. 2015, 16-17.)

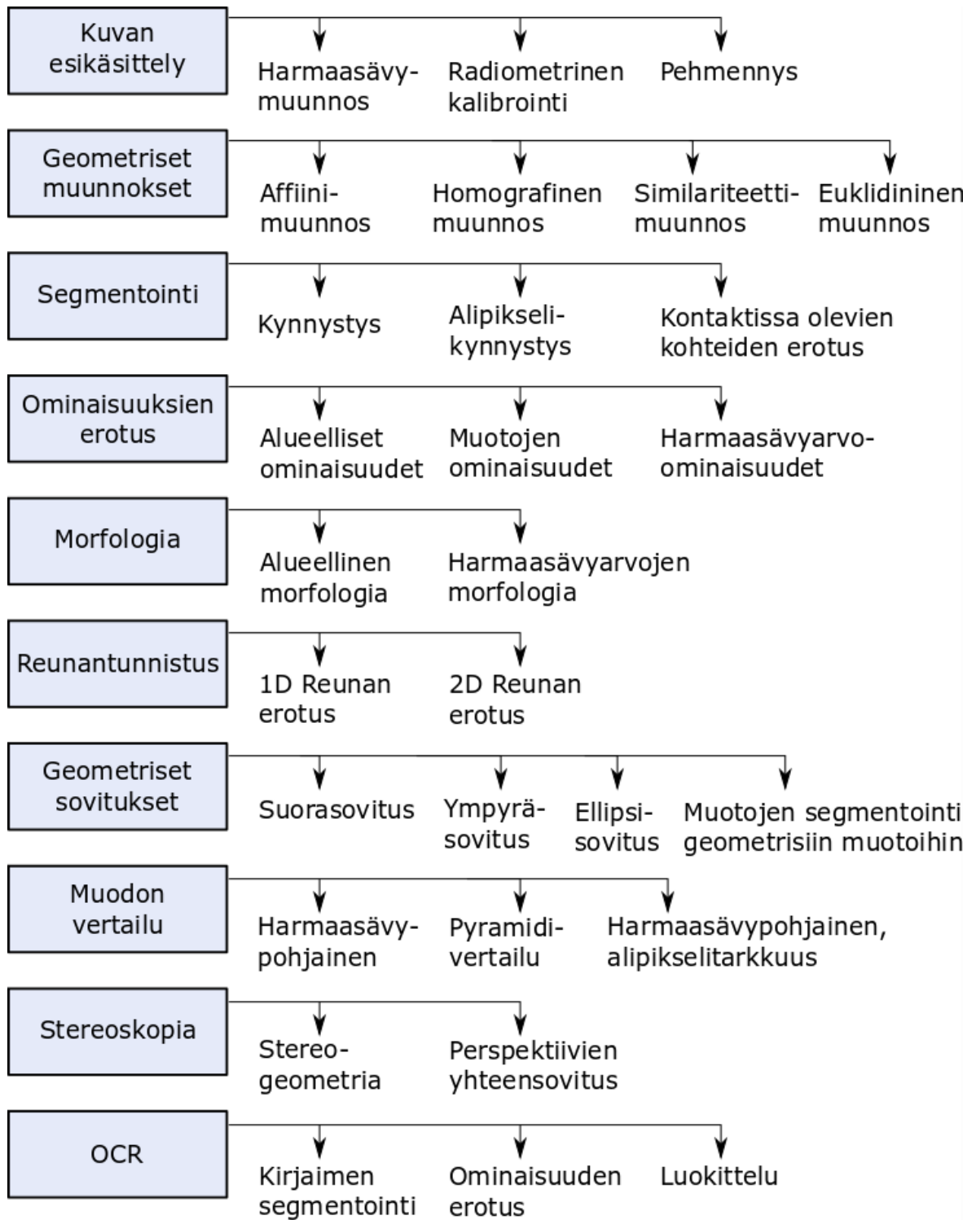
Valinnan pohjana käytetään alustavaa suunnitelmaa käytettävistä algoritmeista, sillä usein kehittäjän ei tarvitse luoda kaikkia käyttämiään algoritmeja itse. Yksinker-

taisimpien ja käytetyimpien algoritmien hyödyntämisellä säästetään kehitysvaiheessa runsaasti siihen kuluvaan aikaan. Lisäksi tulee varmistaa ohjelmistokirjastojen yhteensopivuus muun järjestelmän kanssa, kuten käyttöjärjestelmän tuki kirjastolle. Ohjelmiston rakenne perustuu puhtaasti sille asetettuun tehtävään ja vaadittuihin ominaisuuksiin. Tämä rakenne saattaa siis poiketa merkittävästi erilaisten käyttötarkoitusten ja vaatimusten välillä. Rakenne voidaan kuitenkin perustaa usein seuraavaksi kuvattaviin perusvaiheisiin. (Hornberg 2017, 47.)

Ensimmäisenä tavoitteena on muodostaa ja taltioida kuva kohteesta sekä sen ominaisuuksista. Seuraavaksi tälle kuvalle suoritetaan tarvittava esikäsittely (preprocessing) käyttäen mm. erilaisia filttäreitä. Tämän jälkeen pyritään paikantamaan kuvasta analysoinnin kannalta merkittävät kohteet (region of interest, ROI) mm. kynnystämällä kuvaa eli muuttamalla harmaasävykuvan jokainen pikseli mustaksi tai valkoiseksi. Tämä kynnystys perustuu kehittäjän määrittämään raja-arvoon. Pikselin intensiteetin ylittäessä raja-arvon muutetaan pikseli valkoiseksi ja arvon alittaessa raja-arvon muutetaan se mustaksi. Seuraavaksi nämä halutut ominaisuudet pyritään erottamaan mm. etsimällä kuvasta tiettyjä muotoja, kuten reunoja. Ominaisuuksien erottamisen jälkeen voidaan niitä tulkita halutulla tavalla kuten mittaamalla niiden välisiä etäisyyksiä. Lopuksi tuotetaan tulokset näistä mittauksista ja erilaisia rajapintoja hyödyntäen suoritetaan halutut toimenpiteen tulosten perusteella. (Hornberg 2017, 47-48.)

2.4 Konenäköalgoritmit

Tyypillinen konenäköalgoritmi sisältää konenäköjärjestelmän prosessointiketjun vaiheet alkaen kuvanmuodostuksesta ja päättyen heuristiseen arviointiin. Yleisesti käytettyjä konenäköalgoritmin metodeja on esitetty kuviossa 3. Konenäköalgoritmien ensimmäiset vaiheet keskittyvät mahdollisten virheiden, kuten linssivääristymien, kompensointiin tai kuvan kontrastin parantamiseen. Seuraavaksi korjatuista kuvista halutaan erottaa tutkittavan kohteen ominaisuuksia, joihin lopuksi myös analysointi perustuu. Ominaisuuksien erottamisen jälkeen voidaan luoda tarpeelliset päätökset tutkitun kohteen luokittelusta. (Liu ym. 2015, 13-14.)



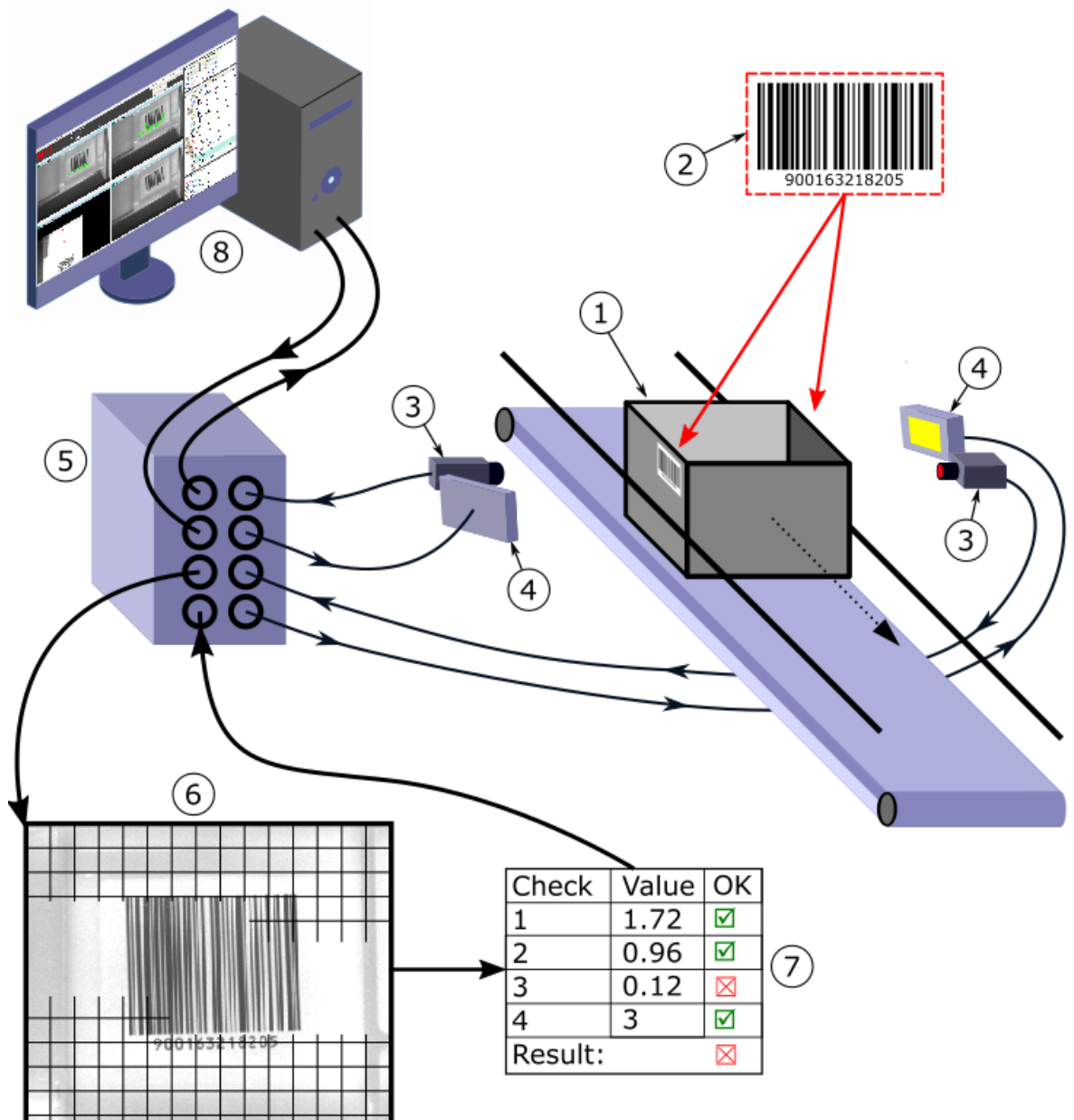
Kuvio 3. Konenäköalgoritmeja (muokattu Liu ym. 2015, 15)

Järjestelmien joustavuuden sekä luotettavien lopputulosten kannalta on erittäin tärkeää hyödyntää tarvittavia työkaluja ja algoritmeja kaikissa konenäköjärjestelmän prosessointiketjun vaiheissa. Nämä algoritmit ovat laajasti käytettyjä, ja ne muodostavat kattavan pohjan järjestelmäkehittäjän tueksi. Usein vaativimpien konenäköjär-

jestelmien kehityksen yhteydessä esiintyy myös tarve puhtaasti kyseiseen tehtävään kehitetyille algoritmeille. Järjestelmälustasta, valmistajasta ja ulkoisista ohjelmistokirjastoista riippuen voi olla mahdollista ostaa perusalgoritmien tueksi myös kehittyneempiä algoritmipaketteja. Kasvava tekoälyn hyödyntäminen osana kokenäköjärjestelmää luo vaatimuksia ja kehitystarpeita paitsi laitteistolle, mutta myös sen hyödyntämille algoritmeille. (Liu ym. 2015, 13-19.)

3 NYKYTILAN KUVAUS

3.1 Järjestelmän rakenne



Kuvio 4. Järjestelmän rakenne

Tarkastettavien laatikkotunnisteiden kunnan arviointi suoritetaan välittömästi pe-suprosessin jälkeen. Järjestelmän rakenne ja sen toiminta on kuvattu kuviossa 4. Tässä tarkastuspisteessä kuvattavien laatikoiden (1) molemmat pidemmällä sivuilla

sijaitsevat viivakooditarrat (2) kuvataan kahdella konenäkökameralla (3) salamavalon (4) valaisemana. Nämä kamerat on yhdistetty konenäköjärjestelmä-ohjaimen (5), jossa nämä kuvat analysoidaan. Kuvan raakadatan saavuttua kameralta ohjainyksikölle suoritetaan sille mm. tarvittavat esikäsittely- ja mittaustoiminnot (6). Näiden toimintojen jälkeen saadaan arvio yksittäisen tunnisteiden kunnosta mittaus-tuloksiin (7) perustuen. Tulokset ja kuvat tunnisteista siirretään myös valvomoon sijoitetulle PC:lle järjestelmän ylläpitäjien nähtäväksi (8). Analysoinnin tavoitteena on tuottaa luotettava arvio laatikoiden tarratunnisteiden kunnosta ja täten varmistaa laatikoiden ongelmattoman käyttö kaikissa prosessin vaiheissa. Analyysin tuloksena tunnisteet kategorioidaan ominaisuuksien laadun perusteella ja huonokuntoiset sekä lukukelvottomat laatikot määrätään puolestaan käytöstä poistettavaksi.

3.2 Komponentit

Konenäköjärjestelmän ohjainyksikkönä käytetään Omronin FH-sarjan keskusyksikköä. FH-sarjan keskusyksiköt tarjoavat laajasti käyttökohteita moniytimisten suorittimien sekä usein kameroiden samanaikaisen käytön tuomien mahdollisuuksien vuoksi. Keskusyksikkö tukee myös laajasti erilaisia tiedonsiirtoon käytettäviä rajapintoja. Järjestelmän integroinnissa muuhun järjestelmään ja komponentteihin voidaan hyödyntää EtherNet/IP-, PROFINET- tai EtherCAT-väylärajapintoja. Lisäksi laitteisto tukee rinnakkais- ja sarjaliitännäisiä protokollia mukaan lukien RS-232- sekä RS-422-tietoliikennöintiä. Tiedonsiirto ja -tallennus ulkoisille laitteille voidaan suorittaa mutkattomasti USB-sarjaväylän tai SDHC-muistikorttipaikan avulla. (Omron 2020, 37.)

Järjestelmässä käytetään FZ-S-mallin kameroita. Nämä kamerat tukevat 640 x 480 pikselin resoluutiota, käyttävät CCD-kennoja, elektronista suljinta sekä tallentavat kuvat harmaasävyisinä. Kennon pikselikoko on 7,4 µm, kuvataajuus on 80 kuvaa sekunnissa ja kamerassa on natiivi tuki C-liitännätyyppiselle optiikalle. (Omron 2020, 40.)

Järjestelmässä käytetään kuvion 4 mukaisesti kahta LED-valoa, joilla valaistaan kuvattava tarratunniste kokonaisuudessaan. Tasaisen ja peilaamattoman tarrapinnan

kuvaus ja valaisu tapahtuu melko yksinkertaisesti, joten järjestelmässä on mahdollista käyttää tehokkaasti yksinkertaisia ja edullisia valaisimia.

Järjestelmän ohjelmointi, simulointi ja analysointi on suoritettu Omronin FZ-FH-FJ Simulation -ohjelmistolla. Ohjelmisto tarjoaa graafisen käyttöliittymän ohjelmoinnin tueksi. Ohjelmisto sisältää myös työkaluja tulosten nopeaan analysointiin toiminnan simuloinnin avuksi, mutta kattavampi testaus, raportointi tai data-analyysi vaatii mitattavien kuvien ja niiden ominaisuuksista saatujen arvojen tallentamista ulkoiselle tallennuslaitteelle tai verkkolevyasemalle. Näin kehittäjä tai käyttäjä voi hyödyntää työssään tarvitsemiaan raportointi-, tiedonkeruu- ja analysointityökaluja.

3.3 Ongelmakohdat

Järjestelmässä esiintyy monia käytännön toimintaa heikentäviä ja estäviä ongelmia. Konenäköohjelmiston toimintaa seurattaessa havaittiin järjestelmän toistuvasti tuotettavan useissa analysoinnin vaiheissa täysin virheellisiä tuloksia. Tämän takia järjestelmä tulkitsti toistuvasti laatikot käyttökelvottomaksi ja poistettavaksi järjestelmästä. Tämä johti nopeasti tarkastuksen ohittamiseen kokonaan selvästi puutteellisen ja ongelmallisen toiminnan vuoksi.

Ohjelmistokoodia ja -kaaviota tutkittaessa havaittiin muutamia pohdintaa herättäviä toimintoja. Virheelliset kynnystysarvot, poikkeukselliset kuvien kääntö- ja siirtovaiheet sekä tarpeettoman monimutkaiset etsintä- ja mittaus-toiminnot antoivat sekavan kuvan järjestelmän toiminnasta. Sekavuuden lisäksi järjestelmän vianmäärittäystä vaikeutti järjestelmän toimintaan liittyvän dokumentaation puuttuminen. Ongelmien arviointia vaikeutti lisäksi tietämättömyys toiminnan lopullisesta tilasta ja tavoitteista. On mahdollista, että järjestelmä on jäänyt ainakin osittain kehitysvaiheeseen, ja sen vuoksi mm. analysointiprosessi sisältää merkityksettömältä vaikuttavia vaiheita. On myös mahdollista, että mm. järjestelmän fyysisissä komponenteissa on tapahtunut muutoksia järjestelmän ohjelmoinnin jälkeen. Valojen ja kameran asennon tai sijainnin pienimmätkin muutokset saattavat merkittävästi vaikuttaa järjestelmän toimintaan. Yleisellä tasolla sekavan, monimutkaisen ja täysin toimimattoman järjestelmän taustalla on todennäköisesti useita eritasoisia syitä, joista on vaikea poimia yhtä merkittävintä tekijää.

Järjestelmästä riippumatta voidaan myös itse laatikoissa käytettäviä tarratunnisteita pitää ongelmallisina luotettavan toiminnan kannalta. Maailmanlaajuisesta suosiosta ja laajoista käyttökohteista huolimatta kaikissa optisissa tunnisteissa ilmenee myös muutamia periaatteellisia ongelmakohtia. Suurimpana ominaisuutena ja ongelmana on valon avulla suoritettava lukeminen, joka siis edellyttää tunnisteiden ja lukijan katkeamatonta ja melko lyhyttä näköyhteyttä. Luennan luotettavuuden kannalta tämä tarkoittaa, että tunnisteiden on oltava fyysisesti ja visuaalisesti ehjä sekä puhdas ja tuotettu vastaamaan täydellisesti sille asetettuja vaatimuksia. Lisäksi verrattuna mm. RFID-tunnisteisiin on optisten tunnisteiden lukeminen huomattavan paljon hitaampaa. (Michael & Michael 2009, 90-111.)

Optisiin tunnisteisiin tallennettavan tiedon määrä on erittäin rajallinen sen visuaalisen toimintaperiaatteen vuoksi. Tämän vuoksi viivakoodeihin tallennetaan normaalisti vain jonkinlainen linkki tai tokeni, jonka avulla kyseiseen tuotteeseen sidotut tiedot voidaan hakea mm. yrityksen IT-järjestelmän tietokannoista. Tämän takia tietyn tunnisteiden luku ja tiedonhaku vaatii käytännössä yhteyden siihen tietokantaan, johon tiedot on tallennettu. Optisten tunnisteiden tuotantoprosessin vuoksi siihen tallennettua tietoa ei voida muuttaa lainkaan mm. tarran tulostusprosessin jälkeen. Muutosten toteutus vaatii tunnisteiden uudelleen luonnin ja kiinnittämisen. Tämä ominaisuus tuottaa järjestelmän tietokantojen ylläpitäjille paljon lisätyötä, sillä tunnisteissa ilmenneet ongelmat tulevat usein korjattua täysin manuaalisesti, paitsi fyysisen tunnisteiden, mutta myös tietokannan tietojen siirron ja korvaamisen osalta. (Michael & Michael 2009, 90-111.)

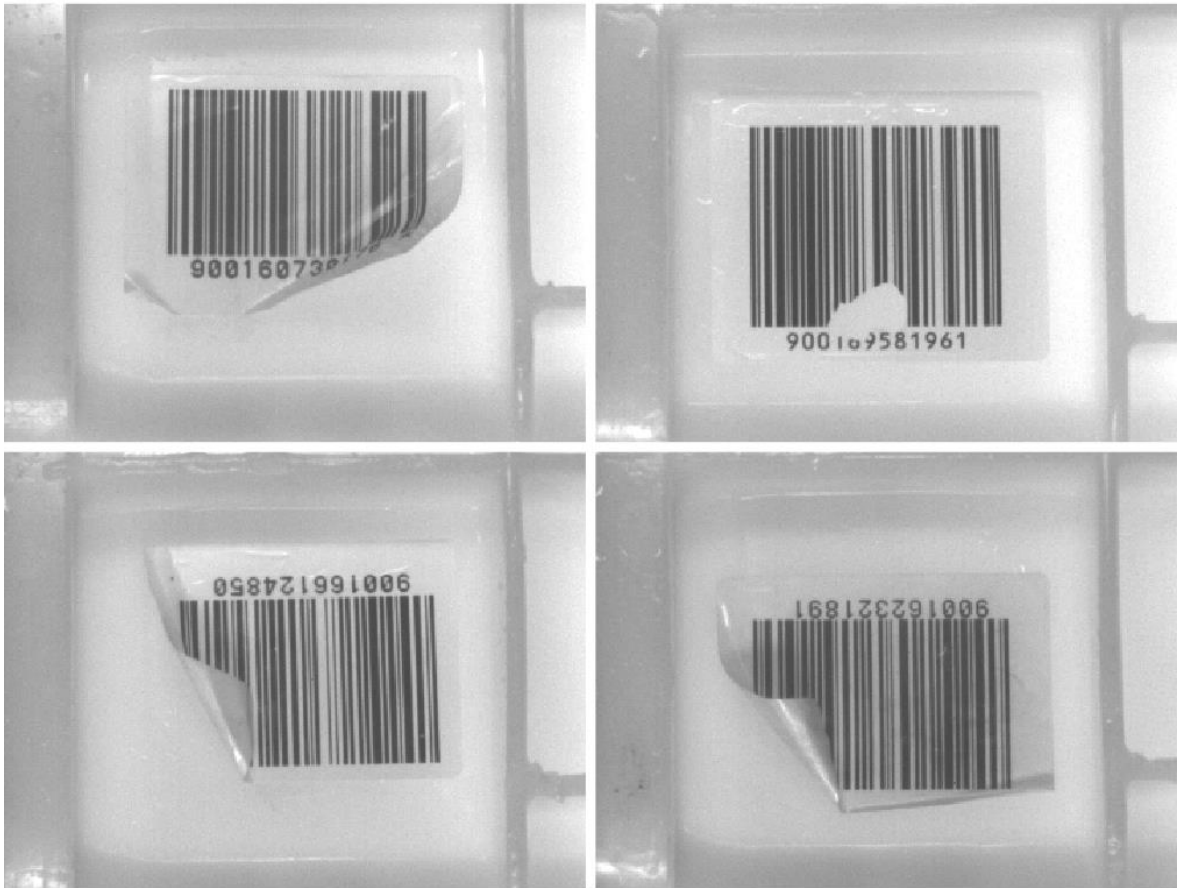
3.4 Ratkaisuehdotukset ja muutossuunnitelma

Järjestelmän ongelmien ja epäselvyyksien tulkinnan jälkeen voidaan suunnitella tarvittavia muutoksia toiminnan vaatimusten täyttämiseksi. Päällimmäisenä tavoitteena on tuottaa järjestelmälle kyky erottaa tarkastuspisteelle saapuvista laatikoista selkeästi huonokuntoiset ja lukukelvottomat tarratunnisteet. On myös tärkeää välttää käyttöön kelpaavien laatikoiden turhaa hylkäämistä, mikä saattaisi johtua mm. tunnistetarran lievästä tummumisesta, likaantumisen, kulumisen tai pienistä tussin jäljistä. Toisena tavoitteena on yksinkertaistaa ohjelmiston toimintaperiaatetta.

Tällä pyritään saavuttamaan joustavuutta ja johdonmukaisuutta järjestelmän säätämistä sekä mahdollisia tulevaisuuden muutoksia varten.

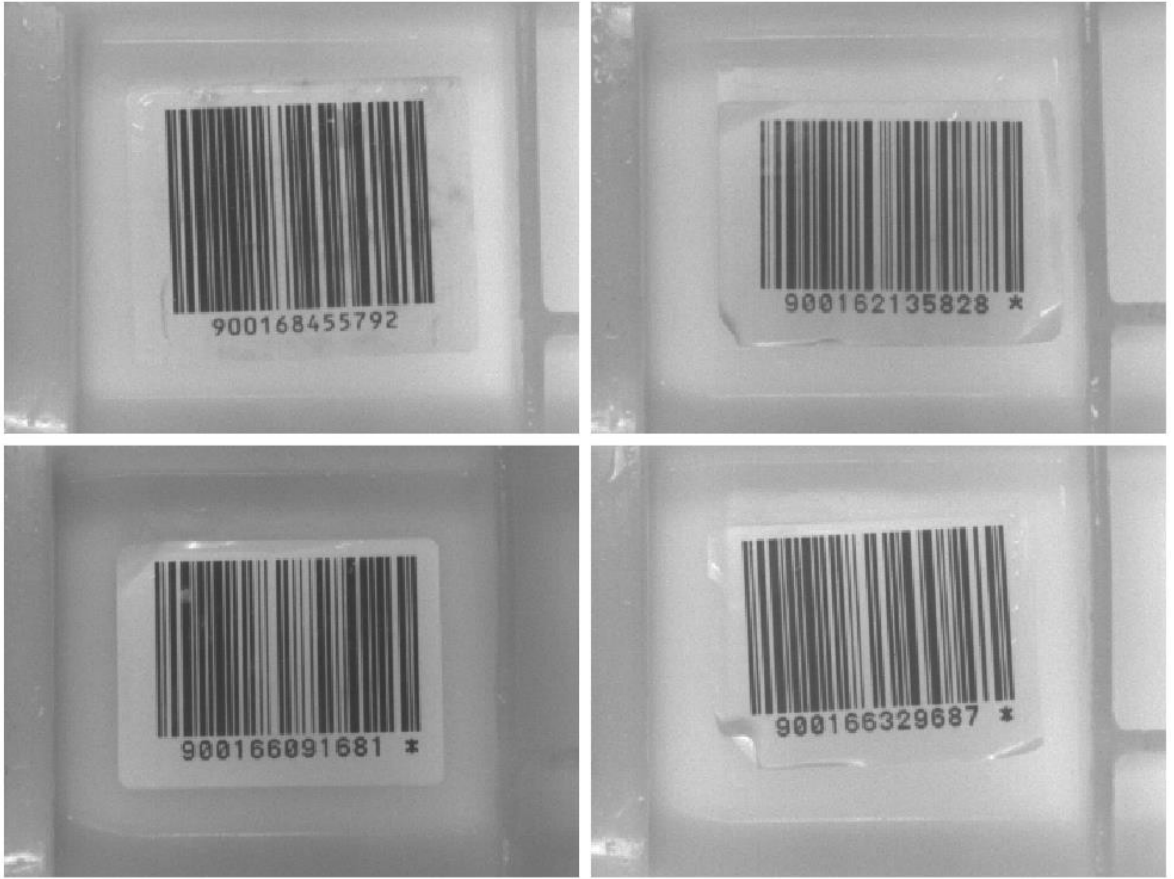
Nämä tavoitteet pyritään saavuttamaan suorittamalla erilaisia tunnisteiden ominaisuuksiin pohjautuvia tarkastuksia. Näin saadaan lisättyä luotettavuutta tulosten analysointiin, kun mahdollisten yksittäisten mittaus- tai analysointivirheiden merkittävyys lopputuloksen kannalta pienenee. Toki on erittäin tärkeä priorisoida tulkittavat ominaisuudet myös toiminnallisuuden kannalta. Eli jos tunnistetarra on silmämääräisesti täysin moitteeton mm. puhtauden ja tasaisuuden puolesta, mutta ohjelmiston viivakoodialgoritmi ei pysty lukemaan koodia esim. tulostusvirheen vuoksi, tekee se laatikosta välittömästi käyttökelvottoman riippumatta sen muista ominaisuuksista.

Viivakoodin lukemisen ja sen oikeellisuuden vahvistamisen lisäksi voidaan suunnitella mm. tunnisteiden merkitsevän alueen pinta-alan mittausta. Pinta-alan arvioinnin avulla pystyttäisiin erottamaan tunnisteet, jotka ovat pinta-alaltaan huomattavan paljon pienempiä verrattuna hyväkuntoisena tunnettuihin vertailukohteisiin. Tällä pystyttäisiin tunnistamaan mm. haitallisesti kipristyneet tai revenneet tarratunnisteet. Kuvassa 1 on kuvattu esimerkkejä tällaisista huonokuntoisista tunnisteista.



Kuva 1. Huonokuntoisia tarratunnisteita

Kuvan 1 mukaiset vialliset tunnisteet tulisi erottaa mahdollisimman selkeästi mahdollisista rajatapauksista, joita on esitetty kuvassa 2. Tunnisteiden lievä kuluminen, tummuminen tai vähän kulmasta noussut tarra ei siis aiheuta vielä ongelmia laserskannerien lukemisen suhteen, joten näiden laatikoiden hylkääminen on vielä tarpeetonta.



Kuva 2. Käyttökuntoisia tarratunnisteita

4 MUUTOSTEN TOTEUTUS

4.1 Järjestelmälle suoritettut muutokset

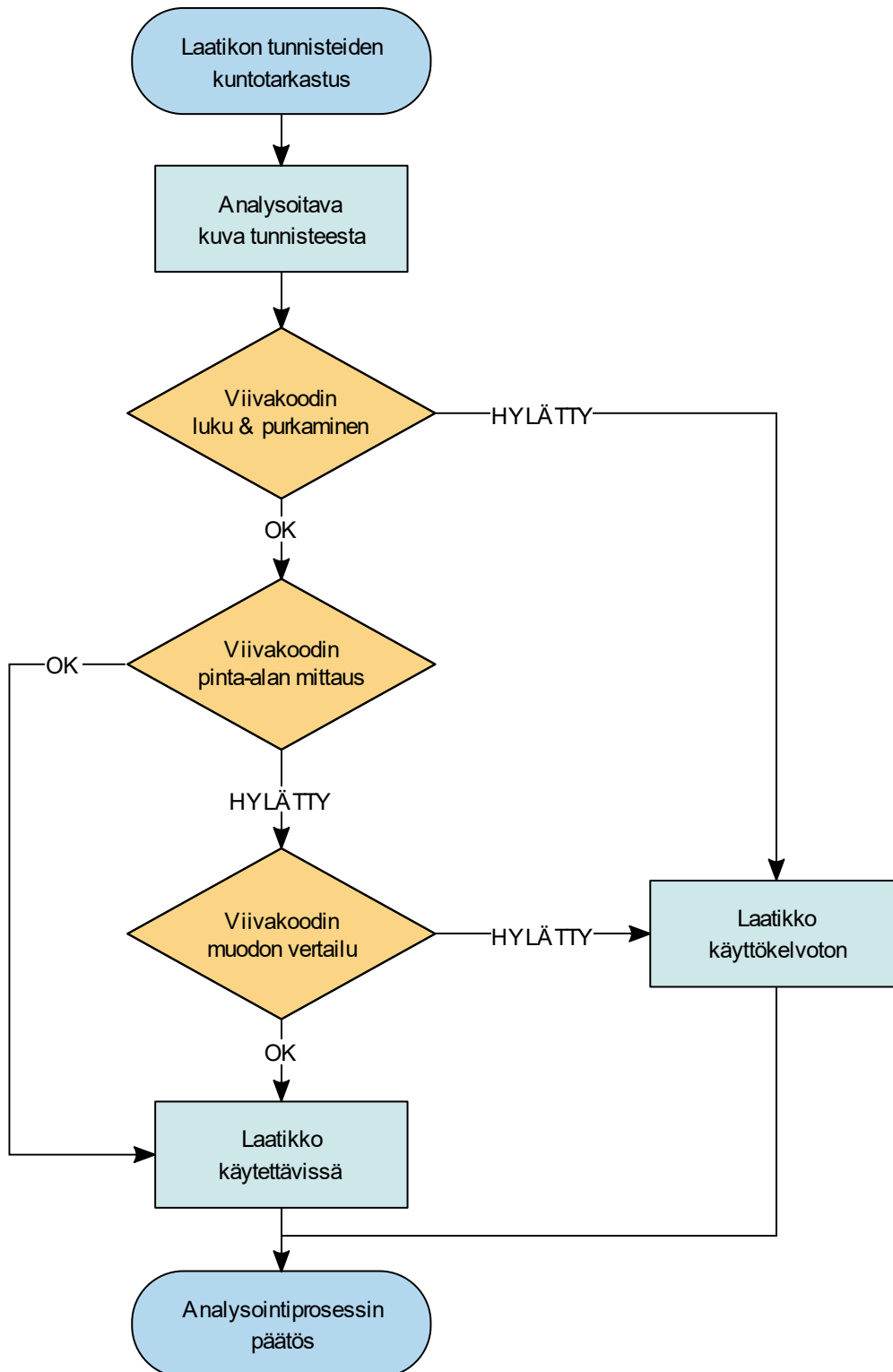
Järjestelmän komponenttien ja fyysisen kokoonpanon vaikutukset sen suorituskykyyn arvioitiin välittömästi järjestelmän kehitystyön alkupuolella sekä jatkuvasti sen aikana. Kokonaisuudessaan nämä komponentit täyttävät niille asetut vaatimukset, jotta järjestelmän tehokas toiminta voidaan varmistaa. Tämän vuoksi järjestelmä ei vaatinut kokoonpanon kannalta fyysisiä muutostöitä tai komponenttien korvaamista. Järjestelmän ohjelmoinnin osalta optimaalisen tuloksen saavuttamiseksi vaadittiin useita kokeellisia ja analyttisiä toimia.

Ohjelmointivaiheessa testattiin useita erilaisia tapoja saavuttaa järjestelmälle asetetut tavoitteet ja osa näistä ratkaisuista todettiin riittämättömäksi joko luotettavuuden tai yksinkertaisuuden suhteen. Yhtenä näistä ratkaisuista oli kameravalmistajan sisällyttämät viivakoodityökalun laadunarviointiin keskittyvät parametrit. Nämä mm. kontrastin muutoksiin ja koodin purkamisnopeuteen perustuvat laadunvalvontaparametrit osoittautuivat epäluotettaviksi johtuen melko isoista muutoksista tunnisteiden ominaisuuksissa. Lisäksi samasta syystä mm. viivakoodin muotoon pohjautuva kulmien määrän vahvistaminen osoitti epäluotettavia tuloksia. Laadunvalvonnan luotettavuuden vuoksi näistä ongelmista johtuvat virheelliset kuntoarviot olisivat saattaneet aiheuttaa suurien tarkastusmäärien vuoksi merkittävästi turhia hylkäyksiä. Uuden ohjelman ratkaisuissa haluttiin poistaa nämä turhat hylkäykset ja varmistaa myös erilaisten epäsäännöllisyyksien luotettava arviointi.

4.2 Uuden ohjelman läpivienti

Uuden ohjelman toteutuksessa keskityttiin ensisijaisesti luvussa 3.3 mainittujen suunnitelmien toteuttamiseen, mutta kehitysvaiheessa ilmeni myös useita lisähuomiota vaativia ennakoimattomia havaintoja. Tässä luvussa esitellään seuraavaksi uuden ohjelman toimintaperusteinen läpivienti. Vaihekohtaisesti esitellään myös käytettyjä ratkaisuja sekä perusteita mahdollisten ongelmakohtien välttämiseen.

Kuviossa 5 esitellään analysointiprosessin toiminta ja vaiheet pääpiirteisesti. Nämä vaiheet sisältävät useita alaprosesseja, joissa hyödynnetään erilaisia kuvan prosessointi-, mittaus- ja vertailulohkoja. Näitä toimintoja täydennetään lisäksi tarvittavilla loogisilla ja aritmeettisilla operaatiotoiminnoilla.



Kuvio 5. Uuden ohjelman toimintaperusteinen vuokaavio

Analysointiprosessi alkaa tarratunnisteen viivakoodin tarkastuksella. Viivakoodi etsitään, luetaan ja puretaan käyttämällä kameravalmistajan ohjelmistoon sisällyttämää optisten tunnisteiden validointiin tarkoitettua työkalua. Tämän toiminta on esitetty kuvassa 3. Algoritmi määrittää tulkitsemaan käytettäviä Code 128 -viivakodeja. Hyväksytyin viivakoodin edellytyksenä on luenta-algoritmin antama vahvistus koodin standardinmukaisuudesta sekä tarkastus koodiin sisällytetyn datan merkkimäärästä. Hyväksyttävän tunnisteiden data tulisi koostua 12:sta numeerisesta merkistä. Tämä tarkistus on tärkein yksittäinen toimi tunnisteiden käytettävyyden vahvistamisen kannalta. Kaikkien hyväksyttävien laatikoiden on saatava vahvistus oikeellisuudesta tässä vaiheessa. Tässä tarkastuksessa ilmenevät mahdolliset ongelmat, jotka estävät koodin luennan onnistuneesti kaikissa tulevissa prosessin vaiheissa. Tässä vaiheessa hylkäämisen syynä saattaa olla mm. tarran repeämisestä johtuva merkittävän datan menetys, erittäin vahva likaantuminen ja haalistuminen, koodin peittävät tumman tussin ja mustekynän jäljet tai haitallisesti rullalle kipristyneet tarrat.

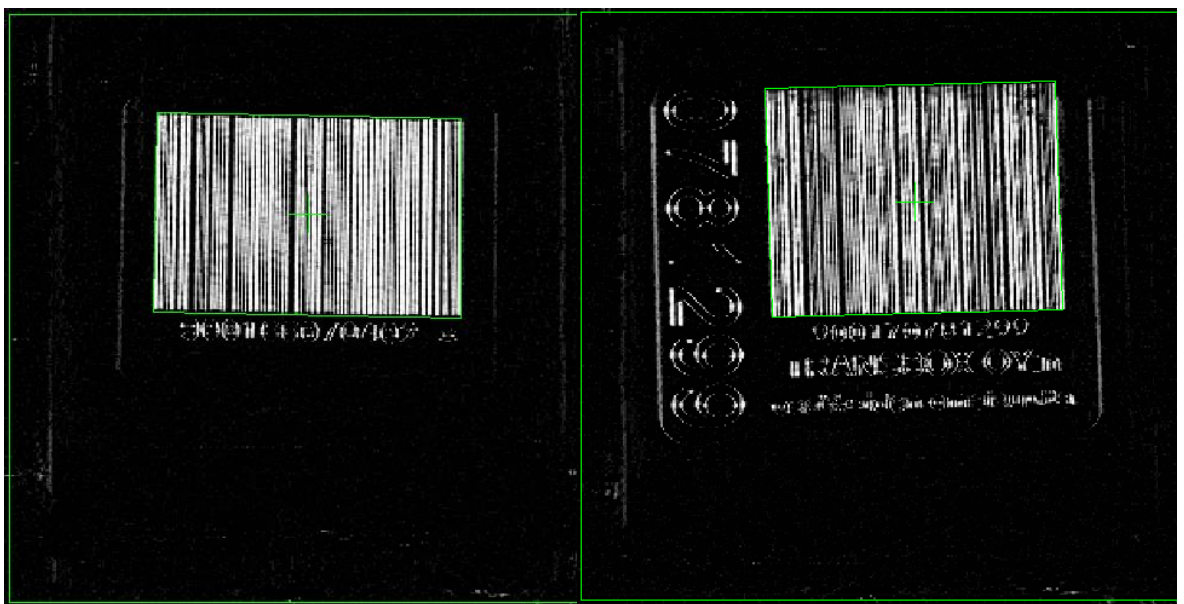


Kuva 3. Viivakoodin lukuvaiheen tulos

Viivakoodin oikeellisuuden vahvistamisen jälkeen suoritetaan tarran merkitykselliseen alueeseen kohdistuva pinta-alan mittausta. Itse koodiin kohdistuvan pinta-alan mittaukseen vaaditaan kuvalle suoritettavaa prosessointia mittauksessa haitallisten ominaisuuksien häivyttämiseksi. Tämä prosessointi on välttämätön luotettavan ja

vertailukelpoisen mittauksen kannalta, sillä tunnisteissa esiintyy paljon vaihtelevuutta mm. asennon, sijainnin, koon ja kontrastin osalta.

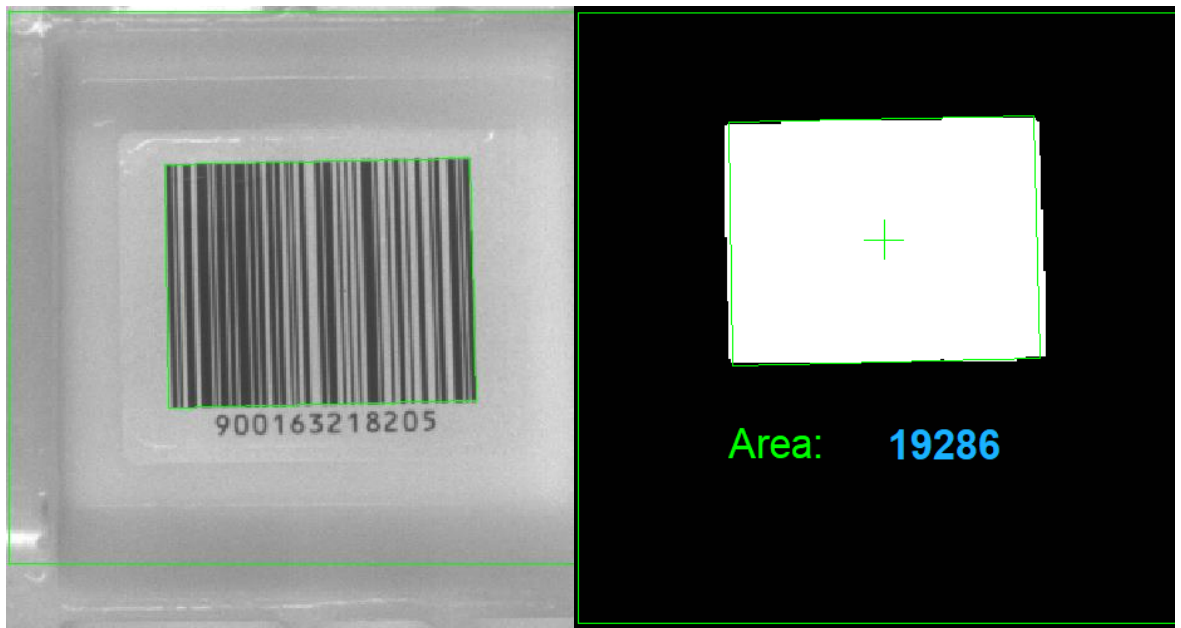
Prosessointi aloitetaan erottamalla kuvasta pysty- ja vaakasuuntaiset gradientit, joissa erottuvat kyseisiin suuntiin selkeästi vahvimmat linjat. Tämän jälkeen pystysuuntaisten linjojen kuvasta vähennetään aritmeettisesti poikkisuuntaiset linjat. Tämän toimenpiteen tulos on esitetty kuvassa 4. Tällä toimenpiteellä vähennetään mm. tarran numeromerkintöjen näkyvyyttä ja siitä aiheutuneita haittoja tulevissa vaiheissa.



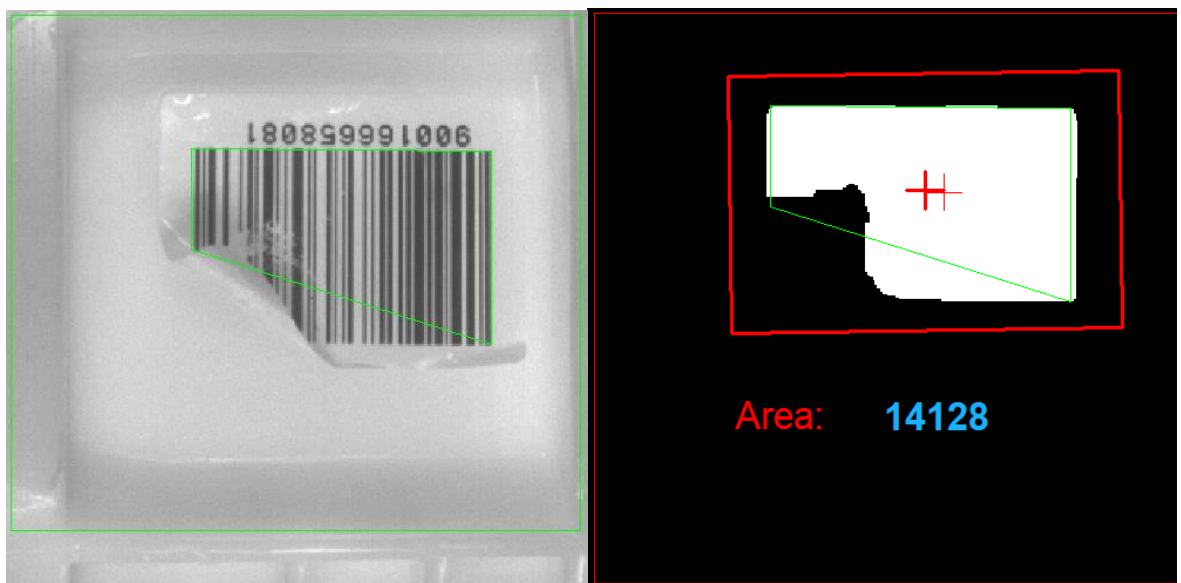
Kuva 4. Poikkilinjojen häivytysvaiheen tulos

Seuraavaksi kuvaa pehmennetään pienempien häiriöiden ja kohinan vähentämiseksi. Pehmentämisen jälkeen kuva binärisoidaan kynnystämällä. Binärisoinnin jälkeen kuvalle pystytään suorittamaan morfologinen avaus, jonka tuloksena saadaan erotettua tunnistetarran viivakoodin merkittävä osa lopullisesti kaikista muista ympäröivistä merkinnöistä ja kohinasta. Tälle kuvalle voidaan nyt suorittaa ongelmitta pinta-alan mittaus. Tämän vaiheen hyväksyttävän tuloksen esimerkki on esitettyä kuvassa 5 ja huonokuntoisen esimerkin tulos esitettyä kuvassa 6. Tätä mitattua arvoa verrataan simulaatio- ja analysointivaiheessa saatuun hyvä- ja huonokuntoiset tarrat erottavaan raja-arvoon. Mitatun arvon ylittäessä raja-arvon voidaan tunniste tulkita erittäin todennäköisesti käyttökelpoiseksi. Pinta-alan mittauksessa korostuu yksi mahdollinen ongelma, joka saattaa johtaa virheelliseen tulokseen tun-

nisteen kuntoa arvioitaessa. Tämä ongelma johtuu kahdesta eri viivakoodin koko-
luokasta. Näiden koodien kokoero ei ole silminnähden merkittävä, mutta se saattaa
tietyissä tilanteissa vaikuttaa arviointiprosessiin ja antaa virheellisen hylkäyksen
käyttökuntoiselle tunnisteelle. Simulaation ja mittaustulosten avulla huomattiin, että
jossain tilanteissa pienemmän pinta-alan omaava hyväkuntoinen tarra jäi isommalle
tarralle asetetun raja-arvon alle ja tuli hylätyksi, vaikka tarra oli täysin käyttökuntoi-
nen.



Kuva 5. Hyväkuntoisen koodin pinta-alan mittaus



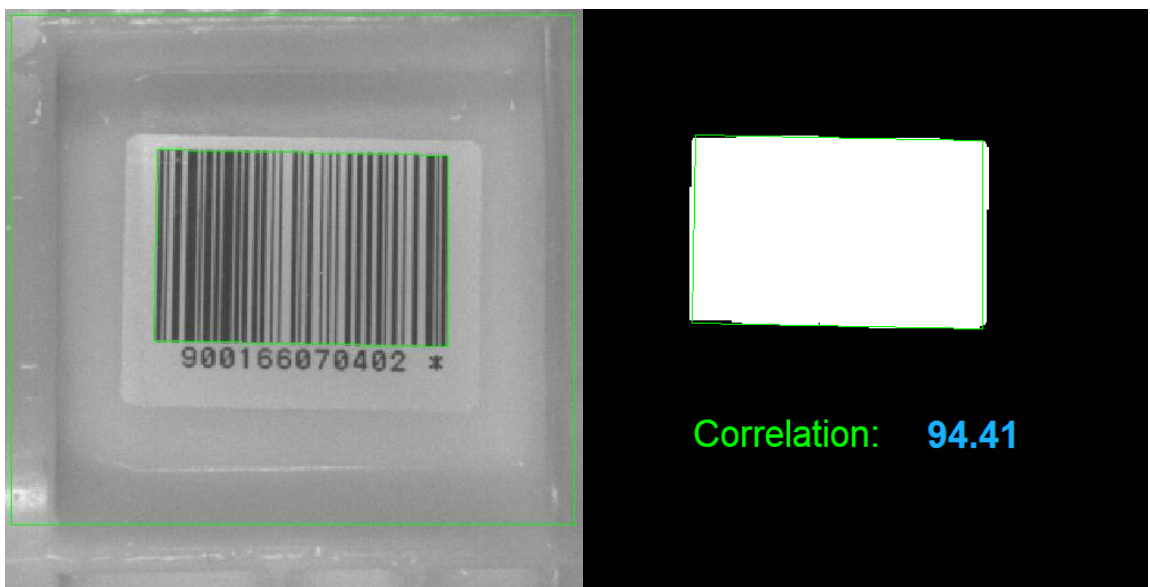
Kuva 6. Huonokuntoisen koodin pinta-alan mittaus

Mitatun pinta-alan alittaessa sille asetetun raja-arvon suoritetaan kuvalle vielä yksi lisätarkastus ennen lopullista päätöstä käytettävyydestä. Tarkastuksessa käytetään muodon etsintään tarkoitettua työkalua. Tälle työkalulle koulutetaan vertailupohja pienemmän koodin omaavasta tunnetusti hyväkuntoisesta tunnisteesta, josta on esitetty esimerkki kuvassa 7.



Kuva 7. Muodonvertailussa käytettävä mallimuoto

Tätä koulutettua muotoa verrataan pinta-alan raja-arvon alittaneisiin kuviin. Koodin ollessa hyväkuntoinen se korreloi poikkeuksetta yli 90-prosenttisesti työkalulle asetettuun vertailumuotoon kuten kuvassa 8 on esitetty.



Kuva 8. Hyväkuntoisen tarran muodonvertailun tulos

Näin voidaan varmistua koodin kunnosta laskematta pinta-alalle asetettuja raja-arvoja, joka vaikuttaisi negatiivisesti muiden tarrojen arviointiin. Koodin ollessa huonokuntoinen se korreloi merkittävästi alle 90-prosenttisesti vertailumuotoon, kuten kuvassa 9, ja voidaan luotettavasti tulkita kyseinen tunniste huonokuntoiseksi.



Kuva 9. Huonokuntoisen tarran muodonvertailun tulos

Päätöksen jälkeen varsinainen analysointiprosessi voidaan lopettaa. Tämän jälkeen suoritetaan vielä muutamia tarkastukselle merkityksettömiä toimintoja. Näitä toimintoja ovat mm. erilaiset tiedonkeruun, -siirron ja -tallennuksen eri toiminnot. Tämä analysointiprosessi suoritetaan siis laatikon molemmilla puolilla sijaitseville tunnistille, jonka jälkeen sama arviointi suoritetaan seuraavalle saapuvalla laatikolle.

5 VAIHTOEHTOISET TUNNISTUSTAVAT

5.1 Ennakkotiedot

Konenäköpohjaisessa tarratunnisteiden lukemisessa esiintyy monia heikkouksia kuten luvussa 3.2 esiteltiin. Nämä havaitut ongelmat tulevat aina rajoittamaan optisesti luettavia tunnisteita käyttävän järjestelmän tarkkuutta. Käytettävien tuotelaatikoiden käyttöiän ylittäessä niissä käytettyjen tarratunnisteiden kulutuskestävyyden kohdataan paljon tarpeetonta työtä mm. tarrojen uudelleentulostuksessa ja -liimauksessa. Lisäksi mm. lavausvaiheessa ilmenneet virheelliset luennat vaativat laatikoiden fyysistä käsittelyä. Ongelmalliset tunnisteet tulee luettaa uudelleen laserskanerille, jotta järjestelmä pystyy varmistumaan mm. laatikoiden oikeasta järjestyksestä. Tämän vuoksi on perusteltua pohtia myös laatikoiden tunnistukseen soveltuvia vaihtoehtoisia menetelmiä.

Automaattinen tunnistus ja tiedonkeruu (AIDC) on erittäin tärkeä kokonaisuus paitsi teollisuuden tuotantoaloilla, myös kuluttajan arkipäiväisessä elämässä. AIDC-tekniologian avulla saavutetaan erittäin merkittävää hyötyä tehokkuuden, luotettavuuden sekä taloudellisuuden kannalta verrattuna järjestelmiin, joiden tunnistusprosessi ei ole automatisoitu. Automatisoidulla tunnistuksen ja tiedonkeruunjärjestelmällä saadaan tarkka ja reaaliaikainen tieto mm. varastoitujen tuotteiden määrästä, varauksista tai tuotantopäivistä sekä viimeisistä käyttöpäivämääristä. AIDC-tekniologian avulla saadaan myös paljon tietoa mm. lähetyksien ja pakettien sisällöstä suorittamatta fyysistä sisällön tarkastusta tai purkua, sekä voidaan seurata tuotteiden ja pakettien kulkua logistiikkaketjussa tilauksen vahvistamisesta aina vastaanottajan kuittaamaan toimitukseen asti. AIDC-tekniologiat voidaan jakaa toimintamekanismiensa perusteella kahteen pääluokkaan: biometriset ja ominaisuuspohjaiset sekä tietovälinepohjaiset. Näiden tekniologioiden sekä monien muiden AIDC-järjestelmiin liittyvien aiheiden alueiden vaatimukset sekä suositukset on määritetty laajassa ISO/IEC JTC 1/SC 31 -standardikokonaisuudessa. (Kolarovszki & Vaculik 2013, 257-258.)

5.2 Biometriset tunnistusmekanismit

Biometrisia tunnisteita käytetään yksilöimään ja tunnistamaan henkilöitä useiden erilaisten ominaisuuksien perusteella. Nämä ominaisuudet voidaan jakaa fysiologisiin ja käytökseen pohjautuviin tunnisteisiin. Fysiologisina tunnisteina voidaan käyttää mm. kasvojen, sormenjäljen, silmän värikalvon tai DNA:n yksilöiviä ominaisuuksia. Käytöspohjaisia tunnisteita puolestaan ovat mm. konekirjoitusrytmi, puheääni, sekä kirjoitettavan käsialan piirteet. (Boulgouris, Plataniotis & Micheli-Tzanakou 2010, 47-61.)

Biometriset tunnisteet sopivat loistavasti ihmisten yksilöintiin ja täten henkilöllisyyksien todentamiseen, mutta ne eivät kuitenkaan yleisesti ottaen tarjoa laajoja käyttömahdollisuuksia teollisen tuotannon hyödynnettäväksi. Tämän vuoksi tässä työssä ei paneuduta näihin tunnistusmekanismeihin syvällisemmin.

5.3 Tietovälinepohjaiset tunnistusmekanismit

Tietovälineisiin pohjautuvat automaattiset tunnistus- ja tiedonkeruujärjestelmät ovat olleet merkittävässä osassa monien alojen kehityksessä jo noin 1970-luvulta lähtien. Nämä järjestelmät ovat lähes täysin automatisoituina mahdollistaneet tarkan ja luotettavan ymmärryksen halutuista ominaisuuksista monissa erilaisissa käyttökohteissa. Tietovälinepohjaisiin AIDC-teknologioihin voidaan törmätä mm. kaupassa myytävissä tuotteissa, puhelimen SIM-korteissa tai luottokortin magneettijuovissa. Tietovälinepohjaiset AIDC-teknologiat voidaan jakaa kolmeen alaluokkaan: optisen, magneettisen ja elektronisen tiedon järjestelmiin. (Michael & Michael 2009, 1-2.)

Optisia tunnisteita ovat mm. lineaariset viivakoodit, QR-koodit, sekä OCR-pohjaiset tunnisteet. Laatikoissa tällä hetkellä käytettävien viivakoodien vaihtaminen muun tyyppiseen optiseen tunnisteeseen ei poistaisi niissä esiintyviä ongelmia. Tämän vuoksi tässä työssä ei keskitytä myöskään tarkemmin muihin vastaaviin optisesti luettaviin tunnisteisiin.

Magneettisesti luettavan tiedon yleisimmin tunnettu käyttökohde on luottokorttien magneettijuova, jota usein käytetään myös muiden erilaisten kulkulupa- ja henkilötunnistekorttien yhteydessä. Kyseinen teknologia on alun perin kehitetty yksilöimään ja tunnistamaan kantajansa henkilöllisyys etenkin osana elektronista maksuliikennettä. Vaikka kyseinen teknologia on edelleen maailmanlaajuisesti suosittu, ei sen sovelluksia käytetä muovikorttien ulkopuolella juuri lainkaan. Tällaisten magneettisesti luettavien tunnisteiden huono puoli on erittäin lyhyt lukuetaisyys, eli käytännössä tunnisteiden on oltava fyysisessä kosketuksessa lukijan kanssa luennan onnistumiseksi. Toinen heikkous on magneettisen tunnisteiden muuttuminen lukukelvottomaksi ja sen sisältämien tietojen menetys tunnisteiden vaurioituessa. (Michael & Michael 2009, 116-143.)

Elektronisia tunnisteita ovat mm. sirulliset pankki- ja henkilökortit sekä erilaiset RFID-tagit ja transponderit. Elektroniset tunnisteet perustuvat erilaisille muistillisille erittäin pienille siruille ja tageille tallennettuihin tietoihin ja niiden luentaan. Nämä tunnisteet voivat olla täysin passiivisia, ja ne pystyvät lähettämään tietojaan vain lukijan lähettämän sähkömagneettisen säteilyn avulla. (Kolarovszki & Vaculik 2013, 257-259.) Tietyissä jatkuvissa monitorointitehtävissä käytetään myös aktiivisia RFID-tunnisteita eli transpondereita (Michael & Michael 2009, 236). Pankki- tai henkilökortille asennettu siru vaatii lähes fyysisen kontaktin lukijan kanssa lähettääkseen siihen varastoituja tietoja, tosin lukuetaisyyden rajoitteena on vain lukijan tehokkuus. Nykyisin nämä elektroniset tunnisteet kasvattavat suosiotaan teknologian joustavuuden ja uusien käyttökohteiden myötä. Etäluettavat RFID-tunnisteet tarjoavat parhaimmillaan erittäin suuria hyötyjä käytettävyyden ja huomaamattomuuden suhteen verrattuna optisiin ja magneettisiin tunnisteisiin. Tunniesten luenta voidaan suorittaa lukuisilla eri taajuusalueilla, minkä ansiosta luenta onnistuu myös monien erilaisten väliaineiden läpi. Luenta onnistuu myös liikkuvaan kohteeseen täysin ongelmitta. Iso etu verrattuna optisiin tunnisteisiin on myös merkittävästi nopeampi tunnistus, sillä tunniesten fyysiset ominaisuudet kuten puhtaus tai valaistus eivät vaikuta lukutapahtumaan lainkaan. Lisäksi lukeminen voidaan suorittaa teoriassa miltä etäisyydeltä tahansa, joten rajallinen lukuetaisyys ei ole ongelmana kuten optisissa ja magneettisissa tunnisteissa. Nämä edut yhdistettynä jatkuvasti laskevaan hintatasoon takaa RFID-tunnisteille myös lisääntyvää käyttöä pitkälle tulevaisuuteen. (Kolarovszki & Vaculik 2013, 257-259.)

6 TULOKSET

Järjestelmän kehitystyöllä saavutettiin laajoja tuloksia. Simulaatio- ja analysointitoiminnalla vahvistettiin järjestelmän toimintakyky ja siihen yhdistetyt ennakkovaatimusten ja -odotusten täyttyminen. Kehitystyön suurin haaste oli tuottaa luotettavia tuloksia kaikenkokoisille ja -kuntoisille viivakodeille. Tarroissa esiintyvistä muutoksista huolimatta oli varmistuttava, että hyväkuntoisten tunnisteiden turhalta hylkäämiseltä pystyttiin välttämään. Näistä haasteista huolimatta järjestelmällä onnistuttiin täyttämään sille asetetut vaatimukset riittävän yksinkertaisesti. Vanhan järjestelmän merkittävien puutteiden vuoksi uutta järjestelmää ei voida realistisesti verrata lainkaan vanhalla järjestelmällä saavutettuihin mittaustuloksiin.

Uuden järjestelmän toimintaa ja sen tuloksia voidaan puolestaan arvioida laajasti saatujen mittaustuloksien pohjalta. Tässä luvussa esitetyt tulokset on esitetty kokonaisuudessaan työn loppupuolella liitteissä 1 ja 2. Seuraavaksi käydään läpi luvussa 4 esitettyjen toimintavaiheiden tuloksia. Liitteissä esitetyssä datassa on käytetty 997 tunnisteiden otantaa, jonka voidaan todeta edustavan riittävän laajasti toiminnassa esiintyviä tilanteita.

Analysointiprosessin aloittava viivakoodin luku hylkäsi käytetystä datasta yhden (0,1 %) lukukelvottoman tunnisteiden, joka tulkittiin siis välittömästi käyttökelvottomaksi.

Pinta-alaa valvova mittaus vertasi koodin pikselimääräistä pinta-alaa sille asetettuun raja-arvoon. Tässä vaiheessa käytettävä raja-arvo (17 000) perusteltiin pintaalamittauksissa esiintyviin rajatapauksiin, jonka raja on huomattavissa myös kyseisen vaiheen laajemmissa mittaustuloksissa (liite 1). Kokonaisuudessaan tässä vaiheessa 94 tunnistetta (9,42 %) ei ylittänyt asetettua raja-arvoa. Luvussa 4 esitetyn toiminnan mukaan nämä tulokset eivät johtaneet suoraan laatikoiden hylkäämiseen, vaan nämä tunnisteet arvioidaan vielä yhdellä lisämittauksella.

Viimeisenä suoritettava muodonvertailuun pohjautuva mittaus suoritetaan siis vain näille edellisessä vaiheessa hylätyille tunnisteille. Näistä 94:stä tunnisteesta 10 (10,63 %) vahvistettiin huonokuntoisiksi ja näin myös käyttökelvottomiksi. Loput todettiin pinta-alan pienuudesta huolimatta edelleen käyttökelpoisiksi. Tällä toimenpi-

teellä pystyttiin siis vähentämään merkittävä määrä käyttökelpoisille tunnisteille annettavia mahdollisesti väärin perusteltuja hylkäyksiä. Tämän vaiheen tarkemmat tulokset ovat nähtävillä liitteessä 2.

Käytetyn datan lopulliseksi hylkäysprosentiksi saatiin siis 1,103 %, jota voidaan pitää silmämääräisten tarkastelujen ja suoritettujen simulaatioiden pohjalta täysin realistisena. Suurien tarkastusmäärien vuoksi tämä hylkäysprosentti ei nosta hylättyjen laatikoiden määrää liialliseksi, mutta toisaalta se auttaa vähentämään toiminnassa erittäin todennäköisesti ongelmia aiheuttavia laatikoita todella tehokkaasti.

Tulosten oikeellisuudet vahvistettiin myös järjestelmää ylläpitävältä henkilöstöltä. Näin varmistuttiin, että järjestelmän hylkäämät tunnistet olivat oikeasti järjestelmässä ongelmia aiheuttavassa kunnossa tai täysin hyväksymättömiä. Lisäksi esittämällä tuloksia lievästi raja-arvot ylittäneistä tunnisteista saatiin vahvistus, että järjestelmä ei hylkää virheellisesti edes kohtuullisen hyväkuntoisia tunnisteita, vaikka niissä esiintyykin lievää likaantumista tai kulumista.

Uudessa järjestelmässä saavutettiin myös sen toimintaa tukevia ominaisuuksia verrattuna edelliseen järjestelmään. Nämä ominaisuudet tarkoittavat käytännössä valmiuksia muutosten mahdollistamiseen ja tarvittaviin säätömuutoksiin. Käytännössä muutaman yksiselitteisen ja johdonmukaisen parametrin säätämällä voidaan tehdä tarvittaessa merkittäviäkin muutoksia toiminnassa. Tällä myös varmistetaan järjestelmän toiminta ympäristössä, kuvauskohteessa tai komponenteissa tapahtuvista lievistä muutoksista huolimatta.

Kehitystyön onnistumisen ja lupaavien tulosten vuoksi järjestelmällä pystytään vähentämään huonokuntoisista tunnisteista aiheutuvia ongelmia ja lisätyötä. Tämän vuoksi järjestelmä ollaan ottamassa osaksi yrityksen toimintaa. Käyttöönoton jälkeen odotetaan saavutettavan hyötyjä välittömästi, mutta järjestelmän suurimmat edut korostuvat kuitenkin pitkällä aikavälillä.

7 POHDINTAA JA YHTEENVETO

Tämän opinnäytetyön tavoitteena oli kehittää elintarviketeollisuudessa käytettävien kuljetuslaatikoiden tarratunnisteisiin kohdistuvaa laadunvalvontaa. Työ aloitettiin tekemällä järjestelmään vianmääritys ongelmien selvittämiseksi ja tarvittavien muutosten kartoittamiseksi. Seuraavaksi järjestelmälle suoritettiin uudelleenohjelmointi, jolla pyrittiin täyttämään asetetut tavoitteet ja saamaan järjestelmä suorituskyykyiseksi. Lopuksi järjestelmälle suoritettiin simulaatio- ja analyysitoimintaa, jolla kerättiin tietoa järjestelmän tuloksista. Näitä tuloksia hyödynnettiin järjestelmän säätämässä, sekä tulosten raportoimisessa. Lisäksi työssä selvitettiin vaihtoehtoisia tunnistusmekanismeja ja vertailtiin niiden ominaisuuksia optiseen tunnistukseen sekä siinä esiintyviin ongelmakohtiin ja niiden välttämiseen.

Työn teoriaosuudessa käsiteltiin laajasti konenäköjärjestelmässä huomioitavia ominaisuuksia ja niiden yhteisvaikutusta onnistuneen lopputuloksen perustana. Tämän jälkeen esiteltiin järjestelmän rakenne ja pohdittiin ratkaisuja esiteltyjen ongelmien korjaamiseksi. Uuden ohjelman läpiviennissä perusteltiin ratkaisuja ja toimintaa, joilla saavutettaisiin järjestelmälle asetetut tavoitteet. Nämä tavoitteet saavutettiin realistisesta näkökulmasta tarkasteltuna erittäin hyvin. Tuloksia tarkastellessa voidaan todeta järjestelmän merkittävästi lisääntynyt erottelukyky verrattuna vanhaan järjestelmään.

Uudella järjestelmällä yritys pystyy suorittamaan jatkuvaa ennaltaehkäisevää laadunvalvontaa. Näin pystytään vähentämään paljon ongelmallisista tunnisteista johtuvaa täysin tarpeetonta lisätyötä laaja-alaisesti. Suurista tarkastusmääristä ja tunnisteiden keskinäisistä eroista johtuen on käytännössä mahdotonta löytää täydellisen optimaalista ratkaisua varsinkin käytettäessä optiseen tiedonluentaan pohjautuvia tunnisteita.

Käsitellyistä vaihtoehtoisista tunnistusmekanismeista voidaan realistisesti pohtia yhden mahdollista hyödyntämistä tulevaisuudessa. Optisten tunnisteiden ongelmat nostavat RFID-tunnisteiden mahdollisuudet loistavaksi mahdolliseksi korvaajaksi. Uudelleenkirjoitettavat RFID-tunnisteet sisältävät merkittävästi enemmän muistia, johon voitaisiin sisällyttää mm. laatikon sisältö ja tuotemäärät, toimitusosoitteet sekä

lavauksessa käytettävät tiedot myös paikallisesti itse laatikkoon eikä ainoastaan yrityksen tietokantaan. Lisäksi nopeammat lukunopeudet ja pidemmän lukuetaisyudet voivat tuoda merkittävää lisäarvoa toimintaan. Yhtenä suurimmista hyödyistä kuitenkin voidaan pitää RFID-tunnisteiden ja -lukijoiden kykyä olla altistumatta mm. pölyn, kulumisen, haalistumisen tai merkinnöiden aiheuttamille ongelmille.

Tulevaisuudessa olisi mielenkiintoista selvittää vaikutukset ja mahdollisuudet käytettävien tunnisteiden vaihdosta RFID-pohjaiseen ratkaisuun. Yleisesti voidaan olettaa, että jatkuvasti halventuvat hinnat tarjoavat jossain vaiheessa hankintahintaansa verraten suuremman hyödyt, joilla muutokset voitaisiin perustella. Tällaisen muutoksen suurena haasteena olisi käytettyjen laatikoiden valtava määrä ja siihen liittyvät toimintatavat, joilla tarvittavat muutokset voitaisiin toteuttaa käytännössä.

Lisäksi itse konenäköjärjestelmään liittyen olisi mielenkiintoista selvittää, olisiko tekoälyllä mahdollista optimoida järjestelmän toimintaa ja tuloksia. Koneoppimisella voitaisiin mahdollisesti saavuttaa tarkempia tuloksia ja parempi muuntautumiskyky verrattuna nykyiseen järjestelmään.

Kokonaisuudessaan työtä voidaan pitää onnistuneena. Tavoitteiden saavuttamiseksi olisi voitu varmasti päätyä monen tyyppisiin lopputuloksiin, mutta käytetyt ratkaisut osoittautuivat tehokkaiksi yksinkertaisuudesta tinkimättä. Järjestelmän pohjana käytettävä Omronin alusta osoittautui suorituskykyiseksi huolimatta alkuvaiheen totuttelusta. Ohjelmisto tarjoaa teollisuuden tarpeisiin hyvät edellytykset vahvasti graafisella käyttöliittymällään, mutta ei kuitenkaan tarjoa monen kehittäjän toivomaa vapautta ja joustavuutta. Järjestelmä olisi voitu kehittää mm. avoimeen lähdekoodiin perustuvan OpenCV-kirjaston pohjalta, jolloin käytännössä kaikki tarvittavat ja halutut työkalut olisi voitu integroida samalle alustalle. Datan analysoinnin, simuloinnin ja raportoinnin lisäksi järjestelmään olisi ollut mahdollista tulevaisuudessa kehittää myös mm. koneoppimiseen pohjautuvia toimintoja. Järjestelmän ollessa jo rakennettuna käytettiin siis jo hankittuja komponentteja, sillä edellä mainitun ratkaisun toteuttaminen olisi vaatinut huomattavia muutostöitä.

LÄHTEET

- Atria. 2018. Vuosikertomus 2017. [Verkkajulkaisu]. Atria Oyj. [Viitattu 22.4.2020]. Saatavana: https://www.atria.fi/contentassets/bf137a558f4044e6abf909ea820b4b4f/atrian-vuosikertomus_tilinpaatos-2017.pdf
- Atria. 2020. Vuosikertomus 2019. [Verkkajulkaisu]. Atria Oyj. [Viitattu 26.3.2020]. Saatavana: https://www.atria.fi/globalassets/atriagroup/yritys/vuosikertomus-2019/atria_vuosikertomus_2019.pdf
- Batchelor, B. & Waltz, F. 2012. Intelligent Machine Vision: Techniques, Implementations and Applications. Lontoo: Springer.
- Beyerer, J., Puente León, F. & Frese, C. 2015. Machine Vision: Automated Visual Inspection: Theory, Practice and Applications. Lontoo: Springer.
- Boulgouris, N. V., Plataniotis, K. N. & Micheli-Tzanakou, E. 2010. Biometrics: Theory, Methods, and Applications. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Graves, M. & Batchelor, B. 2003. Machine Vision for the Inspection of Natural Products. Lontoo: Springer.
- Hornberg, A. 2017. Handbook of Machine and Computer Vision: The Guide for Developers and Users. 2. Weinheim: Wiley-VCH.
- Kolarovszki, P. & Vaculik, J. 2013. Warehouse management system based on selected automatic identification technology. [Verkkajulkaisu]. [Viitattu 29.1.2020]. Saatavana: http://www.tsi.lv/sites/default/files/editor/science/Publikacii/RelStat_13/session_7_ed_kolarovszki_vaculik_final_ok.pdf
- Liu, Z., Ukida, H., Ramuhalli, P. & Niel, K. 2015. Integrated Imaging and Vision Techniques for Industrial Inspection: Advances and Applications. Lontoo: Springer.
- Michael, K. & Michael, M. G. 2009. Innovative Automatic Identification and Location-Based Services: From Bar Codes to Chip Implants. Hershey, Pennsylvania: IGI Global.
- Omron. 2020. Vision System: FH Series Catalog. [Verkkajulkaisu]. Omron Corp. [Viitattu 15.3.2020]. Saatavana: http://www.ia.omron.com/data_pdf/cat/fh_q197-e1_20_11_csm1013479.pdf?id=3210
- Shirvaikar, M. & Bushnaq, T. 2009. A Comparison between DSP and FPGA Platforms for Real-Time Imaging Applications. [Verkkajulkaisu]. SPIE. [Viitattu

9.1.2020]. Saatavana: https://www.researchgate.net/profile/Mukul_Shirvai-kar/publication/228453392_A_comparison_between_DSP_and_FPGA_platforms_for_real-time_imaging_applications/links/54dcfefc0cf25b09b912e545.pdf

Sinha, P. K. 2012. Image Acquisition and Preprocessing for Machine Vision Systems. Bellingham: SPIE.

Solari, F., Chessa, M. & Sabatini, S. P. 2012. Machine Vision: Applications and Systems. Rijeka: InTech.

Sonka, M., Hlavac, V. & Boyle, R. 2014. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. 4. Stamford: Cengage Learning.

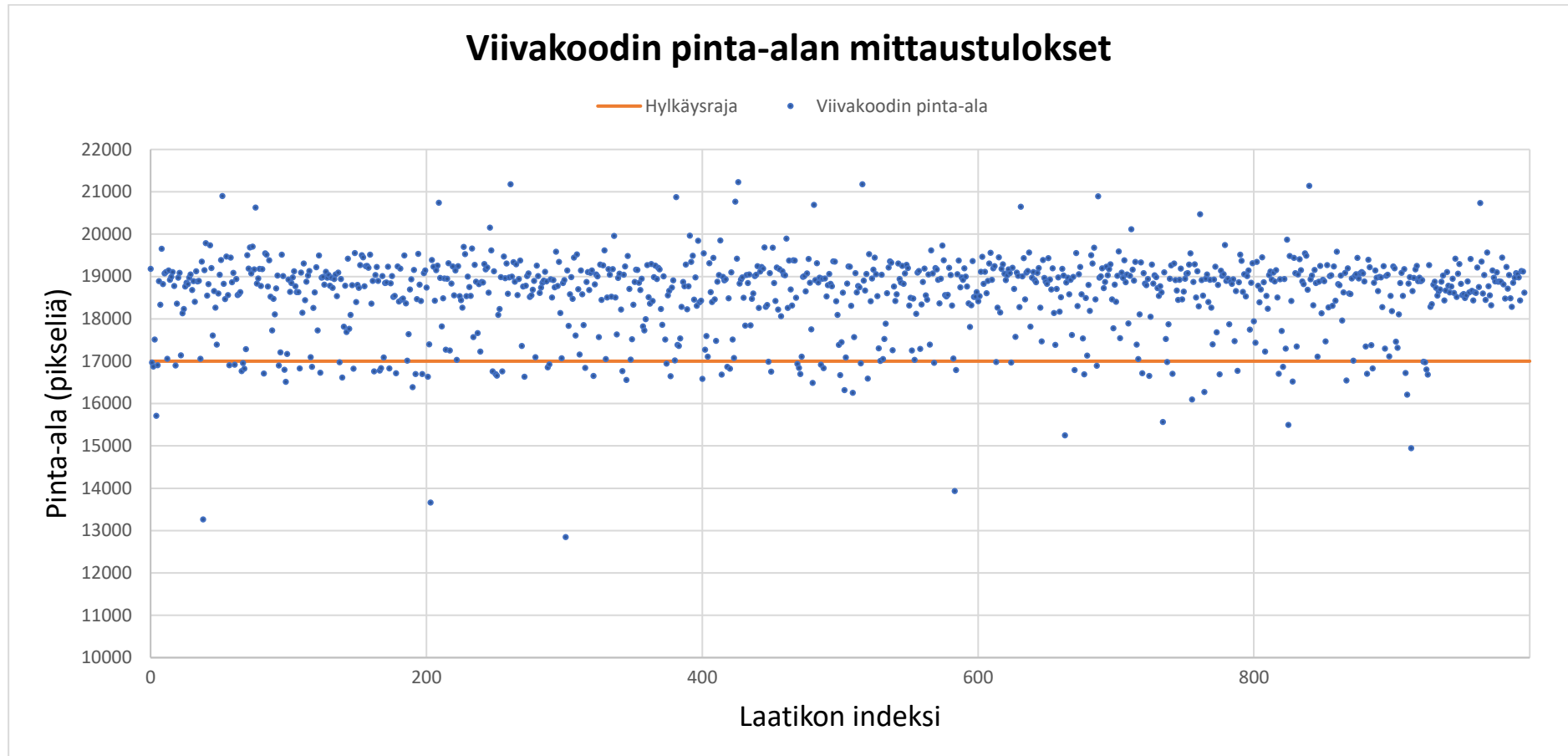
Szeliski, R. 2010. Computer Vision: Algorithms and Applications. Lontoo: Springer.

Zhang, S. 2016. Handbook of 3D Machine Vision: Optical Metrology and Imaging. Boca Raton: Taylor & Francis.

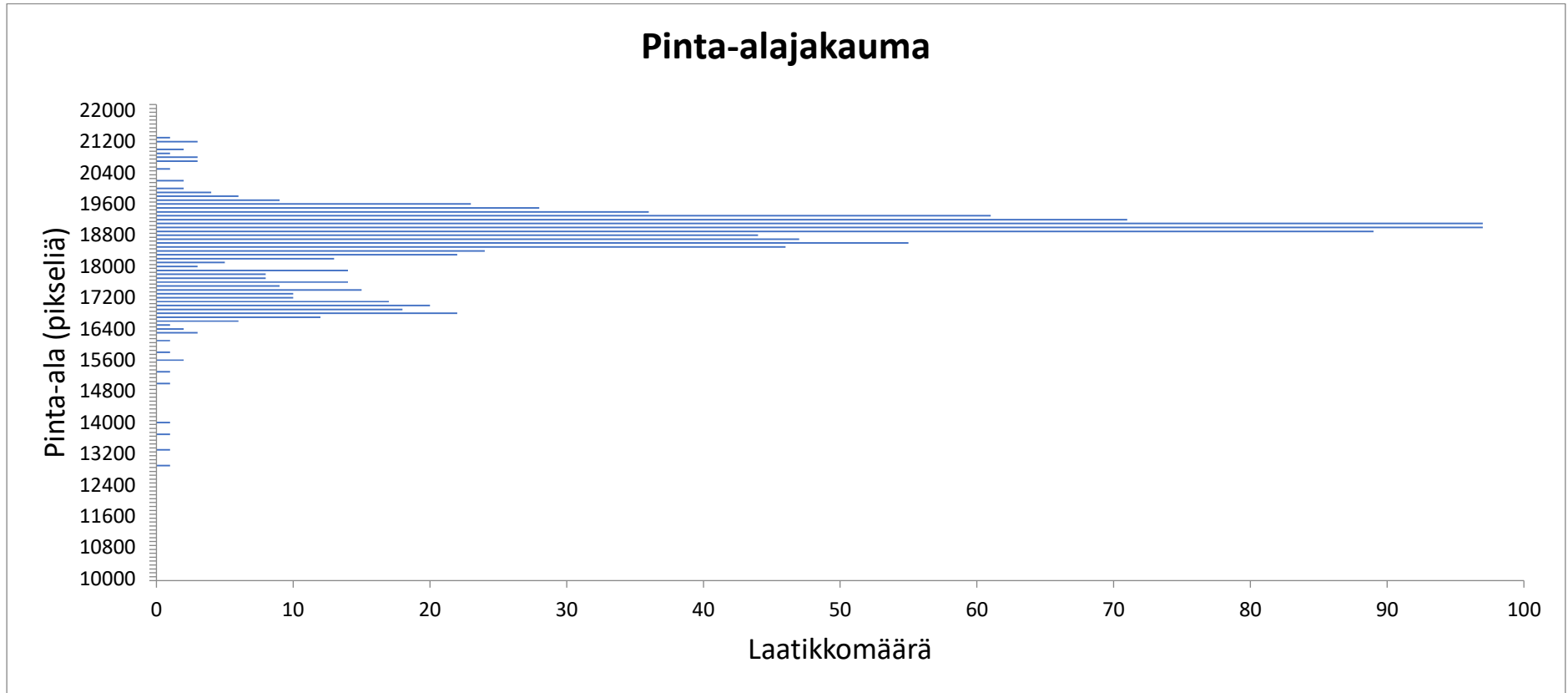
LIITTEET

Liite 1. Viivakoodin pinta-alaan kohdistuvat mittaustulokset

Liite 2. Viivakoodin muodonvertailuun kohdistuvat mittaustulokset

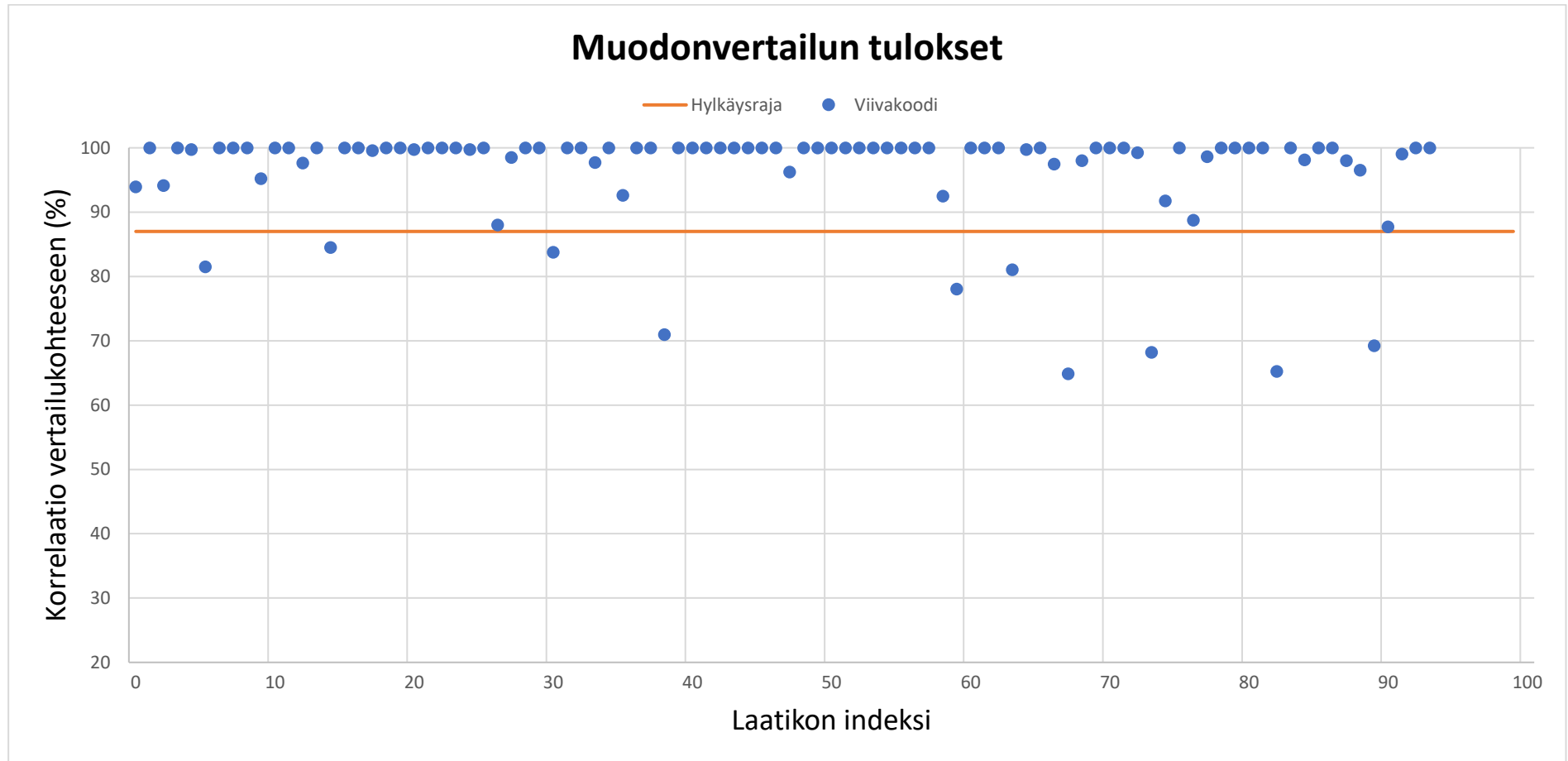
Liite 1. Viivakoodin pinta-alaan kohdistuvat mittaustulokset

Pinta-alaan mittaustulokset (k=997)

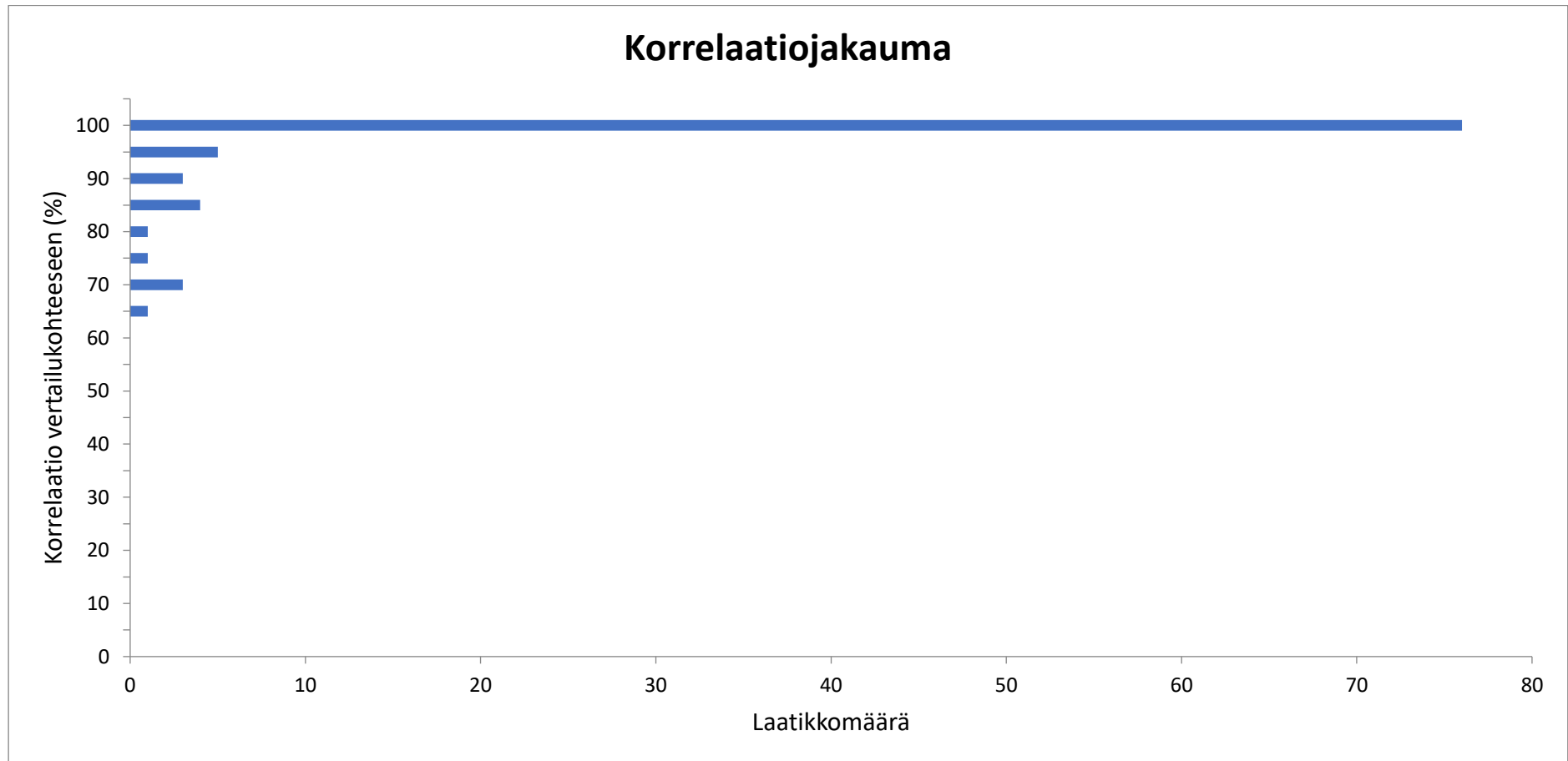


Pinta-alamittausten jakauma

Liite 2. Viivakoodin muodonvertailuun kohdistuvat mittaustulokset



Muodonvertailun tulokset



Muodonvertailun korrelaatiojakauma