

TIIVISTELMÄRAPORTTI

Online-oppiva ilmavalvontajärjestelmän suorituskykymalli

Ari Visa (ari.visa@tut.fi, p. 040 728 7969), Juha Jylhä ja Marja Ruotsalainen
Tampereen teknillinen yliopisto, Signaalinkäsittelyn laboratorio
Korkeakoulunkatu 1, 33720 Tampere

Tiivistelmä: Tarkalla ilmavalvontajärjestelmän tutkia ja seurantalaskinta kuvaavalla suorituskykymallilla on tärkeä rooli valvontajärjestelmän operatiiviseen käyttöön liittyvässä päätöksenteon tuessa ja järjestelmän kehittämisessä. Lisäksi suorituskykymallia voidaan hyödyntää ilmavalvontajärjestelmän optimisäädössä, joka on yksi modernin valvontajärjestelmän kehityssuunta. Valvontajärjestelmän optimisäätö tarkoittaa tyypillisesti reaaliajassa tietokoneella toteutettavaa tutkien parametrien ja toimintatilojen valintaa sekä seurantalaskimen parametrioitua siten, että järjestelmän valvontakyky maksimoituu halutulle alueelle. Toisaalta valvontajärjestelmälle voidaan määrittää optimisäätö monitavoitteisesti minimoimalla tutkiin kohdistuvaa ilmapuolustuksen lamauttamisen uhkaa ja samanaikaisesti maksimoimalla valvontakykyä – näiden ollessa keskenään ristiriitaisia optimointivaatimuksia.

Kehitimme tässä tutkimuksessa optimointikonseptin fyysikaalisen tutkamallin parametrien optimointiin ja seurantalaskimen mallin automatisoituun muodostamiseen. Konsepti on suunniteltu ja toteutettu siten, että suorituskykymalli on mahdollista oppia ilman manuaalista työtä uudelleen ja uudelleen, kun uutta dataa kerätään. Tämä tarjoaa mahdollisuuden toteuttaa online-päivitetty malli pitäen sitä hyvin ajan tasaisena. Konseptin hyödyntämä mittausdata sisältää ilma-alusten satelliittinavigointijärjestelmän tuottamia lentorataltioita sekä niitä vastaavia ilmavalvontajärjestelmän tuottamia tutkahavaintoja ja seurantoja. Tutkamallin parametrioptimoinnin ja seurantalaskimen mallin oppimisen lisäksi optimointikonseptiin kuuluu oliopohjainen tietokanta suorituskykytiedon tallentamiseen erilaisissa olosuhteissa ja tilanteissa. Optimointikonseptilla pyritään tuottamaan malli, jonka tuottama valvontajärjestelmän suorituskykyen nuste vastaa mahdollisimman hyvin todellisuutta, eli suoritettavassa optimoinnissa minimoidaan mitatun ja mallinnetun suorituskyvyn välinen ero. Tällä tavoin muodostettu malli kykenee tuottamaan tarkan ennusteen, kun esimerkiksi sensoreiden ryhmitystä ja parametreja säädetään, huomioiden ympäristöolosuhteet ja vallitseva operatiivinen tilanne. Tässä tutkimuksessa saamamme tulokset todentavat optimointikonseptin käyttökelpoisuuden.

1. Johdanto

Nykyaikainen ilmavalvontajärjestelmä sisältää verkottuneita etäohjattavia monikäyttötutkia (multifunction radar) sekä kyvyn tehokkaaseen datan käsittelyyn ja informaatiofuusioon. Operaattorit kontrolloivat valvontajärjestelmää mahdollisimman hyvän ilmatilannekuvan ja tilannetietoisuuden tuottamiseksi. Yksittäisen, mahdollisesti adaptiivisen, tutkan suorituskyvyn ennustaminen tarkasti kaikissa ympäristöolosuhteissa ja tilanteissa on haastavaa. Vielä vaikeampaa on ennustaa koko verkottuneen valvontajärjestelmän suorituskyky hyvällä tarkkuudella, kun huomioon on otettava kaikki siihen vaikuttavat tekijät kuten vallitseva sää, sensorikonfiguraatio ja tutkan toimintatilat.

Suositukset tai päätökset järjestelmän ohjaamisesta voi tehdä ihminen perustuen kokeemukseensa ja päätöksenteon tukityökaluihin, tai tietokone perustuen sille tarjottuun syötteeseen erilaisten valintojen vaikutuksista. Molemmissa tapauksissa tarvitaan luotettava tieto järjestelmän suorituskyvystä, mikä voidaan tuottaa mallintamalla. Tässä tutkimuksessa tutkittiin menetelmiä, joita hyödyntäen ilmavalvontajärjestelmän suoritusky-

Postiosoite	Käyntiosoite	Puhelin	s-posti, internet
Postadress	Besöksadress	Telefon	e-post, internet
Postal Address	Office	Telephone	e-mail, internet
MATINE/Puolustusministeriö	Eteläinen Makasiinikatu 8 A	Vaihde 295 160 01	matine@defmin.fi
PL 31	00130 Helsinki		www.defmin.fi/matine
FI-00131 Helsinki	Finland		
Finland			

kymallinnus saadaan aiempaa tarkemmaksi ja kattavammaksi.

Ilmavalvontajärjestelmän hankintahinta sekä päivitys- ja käyttökustannukset ovat merkittäviä. Tutkimuksessa tavoiteltiin valvontajärjestelmän "älykkyyden" kehittämistä sekä kykyä käyttää järjestelmää tehokkaammin. Välineet, joilla kehitetään järjestelmän taktista käyttöä, esimerkiksi optimaalisen sensoriryhmityksen tai toimintaparametrien valinnan muodossa, voivat osoittautua hyvin kustannustehokkaiksi toteutuvan suorituskyvyn lisäajiksi. Laajassa kontekstissa tässä hankkeessa tehty työ tähtää TVM-suorituskyvyn (tiedustelu, valvonta, maalittaminen) kehittämiseen koskien erityisesti valvontaa ja maalittamista.

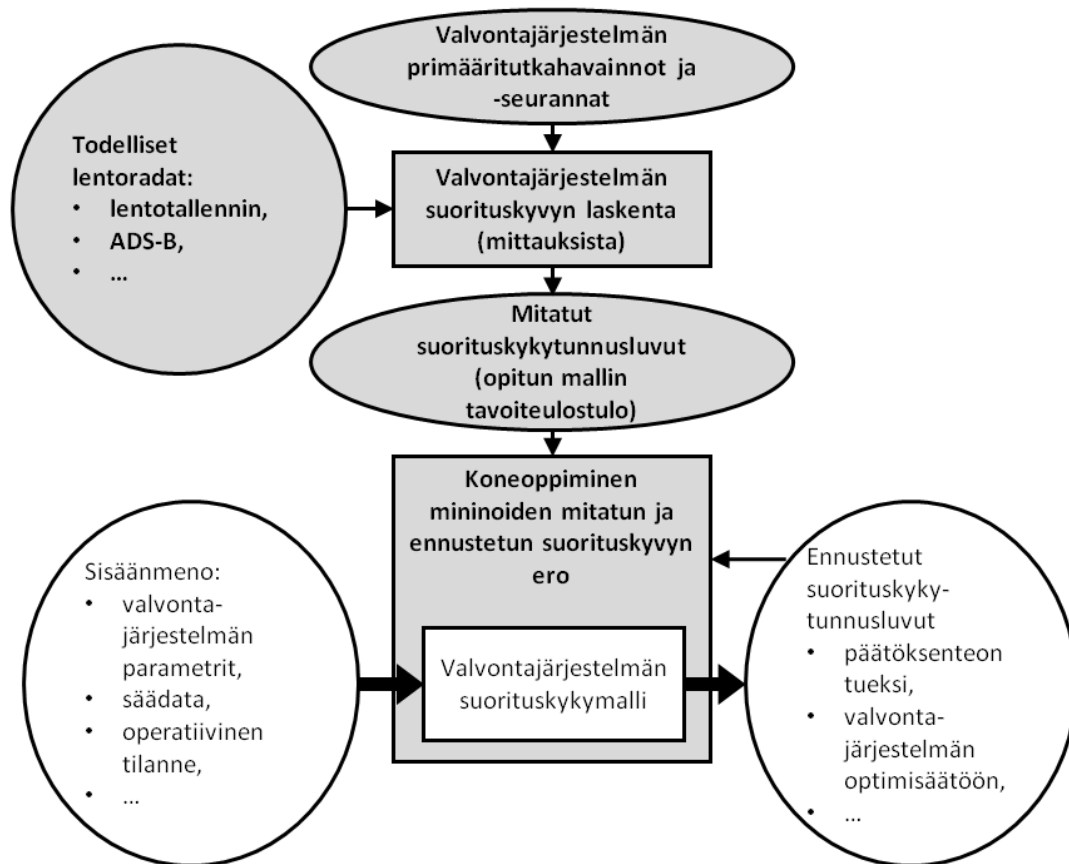
2. Tutkimuksen tavoite ja suunnitelma

Keskityimme tutkimuksessa tutkapohjaisen ilmavalvontajärjestelmän suorituskykymallien validointiin ja niiden tarkkuuden optimointiin jakaen tutkimusongelman karkeasti neljään tutkimuskysymykseen:

1. Miten tutkan suorituskykymallista saadaan mahdollisimman tarkka ja kattavasti eri syötetiedot hyödyntävä?
2. Miten seurantalaskimen suorituskykymalli kannattaa laatia ja miten siitä saadaan mahdollisimman tarkka ja kattavasti eri syötetiedot hyödyntävä?
3. Miten ilma-alusten lentoratataltiot, ilmavalvontajärjestelmän havainnot ja seurannat, vallitsevat olosuhteet ja taistelunkestävyyteen liittyvät tiedot saadaan tallennettua opetusaineistoksi ja myöhemmin hyödynnettyä suorituskykymallin toistuvassa uudelleenopettamisessa laskentatehokkaasti ja kätevästi?
4. Mitä hyötyä optimoidusta tutkan suorituskykymallista on esimerkiksi havaintokyvyn ja tutkajärjestelmän taistelunkestävyyden yhtäaikaisessa optimoinnissa?

Tutkamalli noudattaa klassista tutkayhtälöä. Suurimpana haasteena on määrittää tutkamallin parametrit siten, että se kykenee ennustamaan suorituskyvyn vaihtelevissa olosuhteissa ja operatiivisissa tilanteissa huomioiden tutkan eri toimintatilojen käytön vaikutukset. Päädyimme kehittämään menetelmän tutkamallin parametrien optimointiin. Seurantalaskimen suorituskykymallin muodostamisen sen sijaan määrittelimme koneoppimisen ongelmana, jossa seurantalaskimen suorituskykytaso mallinnetaan tutkaverkon suorituskykytunnuslukujen perustella.

Valvontajärjestelmän alueelliset suorituskykytunnusluvut eri olosuhteissa voidaan laskea mittauksiin perustuen. Tutkimuksessa hyödyntämämme mittausdata sisältää tarkasteltujen lentokoneiden todelliset lentoradat satelliittinavigointijärjestelmältä sekä ilmavalvontajärjestelmän tuottamia tutkahavaintoja ja -seurantoja. Lentoradat on mahdollista saada myös ilma-alusten tietoliikenneyhteydellä julkaisemista ADS-B -viesteistä (automatic dependent surveillance – broadcast) liki reaaliajassa. Suorituskykymallin tarkkuus määritellään mallin tuottaman suorituskykyarvion ja mittauksiin perustuvan suorituskyvyn välisenä erotuksena.



Kuva 1: Valkoiset lohkot havainnollistavat suorituskyvyn ennustamista suorituskykymallia käyttäen, mikä on mahdollista suorittaa reaaliajassa. Harmaat lohkot kuvaavat tässä tutkimuksessa kehitetyn optimointikonseptin, jolla valvontajärjestelmän suorituskykymalli opetetaan ennustamaan suorituskyky eri olosuhteissa mahdollisimman tarkasti.

Tässä tutkimuksessa kehittämämme ilmailuvalvontajärjestelmän suorituskykymallin optimointikonseptia sekä sen kytkeytymistä reaaliaikaiseen suorituskyvyn ennustamiseen on havainnollistettu kuvassa 1. Ennustettuja suorituskykytunnuslukuja voidaan hyödyntää esimerkiksi päätöksenteon tukena ja valvontajärjestelmän optimisäädössä. Kun tehdään ilmailuvalvontajärjestelmän ohjaamista koskevia päätöksiä, päätöksentekoa tukevan suorituskykymallin on oltava validi, eli suorituskyvyn muutos on kyettävä ennustamaan oikein esimerkiksi muutettaessa tutkaryhmitystä tai järjestelmän parametreja. Optimointikonseptimme mahdollistaa mallin online-kehittymisen ajan kuluessa aina tarkemmaksi ja tarkemmaksi. Entistä tarkempi malli puolestaan mahdollistaa dynaamisten ympäristöolosuhteiden ja operatiivisten tilanteiden entistä tarkemman huomioimisen järjestelmän ohjauksessa. Tutkaverkon ohjaamisen käyttötapauksena tarkastelimme tässä tutkimuksessa ilmapuolustuksen lamauttamisen uhkan minimointia ja samanaikaisesti valvontakyvyn maksimointia.

3. Aineisto ja menetelmät

Toteutimme tutkimuksen mitattuun aineistoon pohjautuvana menetelmäkehityksenä. Aineistona oli suuri joukko ilma-alusten satelliittinavigointijärjestelmästä taltioituja lentoratoja ja valvontajärjestelmän tutkahavainnointia ja seurantoja. Kehitetyt menetelmät liittyi-



vät optimointiin ja koneoppimiseen. Niiden toteutuksessa pyrittiin hyödyntämään valvontajärjestelmän aihealueosaamista. Optimointikonseptin vaatimat algoritmit ja menetelmät sekä tutkaverkon ohjaamisen käyttötapaukseen liittyvä optimointialgoritmi toteutettiin MATLAB:lla. Oliotietokanta toteutettiin Javalla.

Koska saimme käyttöön todellista dataa, kehitetyt menetelmät voitiin validoida suurella määrällä mitattua aineistoa. Optimointikonseptin kaikista keskeisistä osista tehtiin alustava toteutus tutkimuksen ensimmäisenä vuonna 2016. Vuonna 2017 menetelmiä jatkokehitettiin ja verifioitiin sekä demonstroitiin havaintokyvyn ja taistelunkestävyyden yhtäaikaiseen optimointiin liittyvän käyttötapauksen avulla.

4. Tulokset ja pohdinta

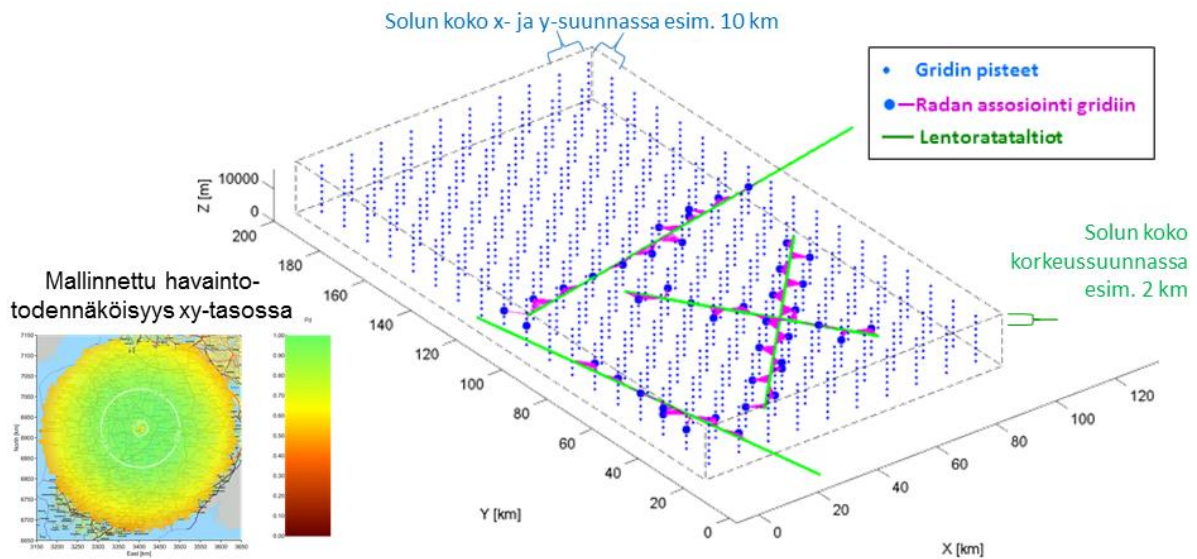
Tarkastellaan seuraavaksi neljää tutkimuksen osaa – tutkamallin optimointia, seurantalaskinmallin optimointia, oliotietokantaa ja optimoidun suorituskykymallin hyödyntämistä – kukin käydään läpi omassa alakohdassansa.

Mittauksia hyödynnetään todellisen valvontajärjestelmän suorituskyvyn arvioimiseen eri tilanteissa. Muotoilimme tutkan ja seurantalaskimen suorituskykymallien optimoinnin kohdefunktion mittauksiin perustuvan suorituskyvyn ja mallin ennustaman suorituskyvyn erotukseksi. Mallit optimoidaan tai opitaan mallinnusvirhettä minimoimalla. Näin ne vastaavat todellisuutta mahdollisimman hyvin ja tuottavat täsmällisiä ennusteita suorituskyvystä.

4.1 TUTKAN SUORITUSKYKYMALLIN OPTIMOINTI

Tutkan suorituskykymalli kuvaa tutkan kyvyn havaita maaleja. Havaintotodennäköisyys ja havaintojen tarkkuus tietyissä ympäristöolosuhteissa voidaan mallintaa teknis-fysikaalista mallia hyödyntäen. Mallin keskeisin komponentti on klassinen tutkayhtälö. Tutkan suorituskyky kuvataan useilla tunnusluvuilla kuten 1) havaintotodennäköisyys, 2) mittaustarkkuus etäisyys-, atsimuutti- ja elevaatio suunnassa sekä 3) eri tutkilta yhdistetty havaintotaajuus. Suorituskykyarvio koko valvontatilavuudelle saadaan jakamalla valvontatilavuus suhteellisen pieniin tilavuusalkioihin ja mallintamalla suorituskykytunnusluvut näihin tilavuusalkioihin. Tilavuusalkioista muodostuu kolmiulotteinen solukko, jota havainnollistaa kuva 2. Laskennassa huomioidaan muun muassa tutkan toimintaparametrit ja geometria tutkan ja tilavuusalkion keskipisteen sijainnin välillä. Tutkan keskeisiä parametreja ovat esimerkiksi lähetysteho ja tutkan antennin vahvistus elevaatiokulman funktiona. Maaliympäristön keskeisiä ominaisuuksia ovat esimerkiksi kohteen tutkapoikkipinta-ala ja maaston aiheuttamat alakatveet.

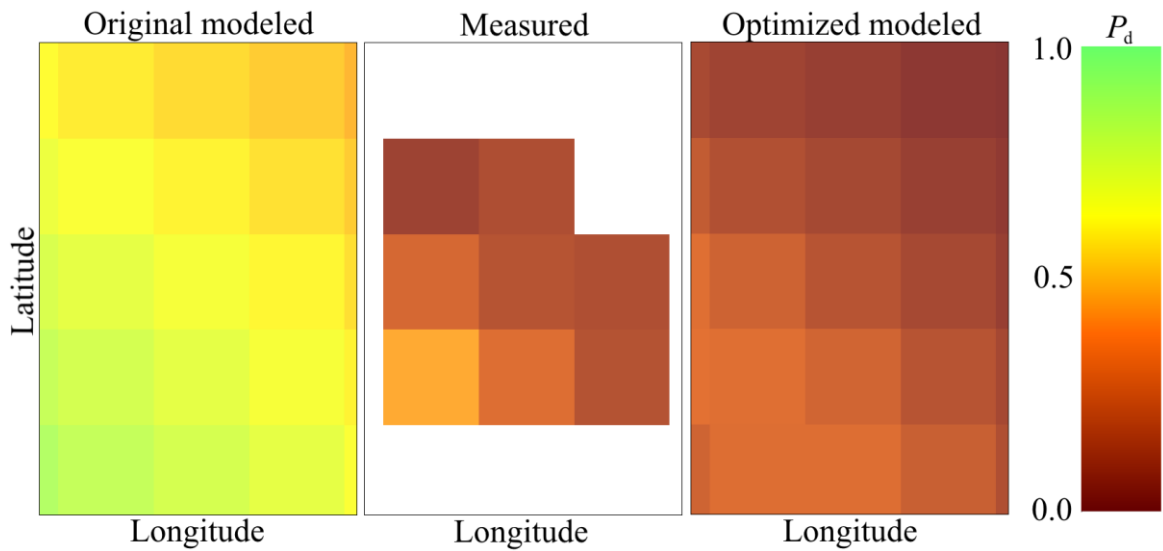
Mallinnusta vastaavasti tilavuusalkioiden suorituskykytunnusluvut voidaan laskea perustuen suureen määrään todellista mitattua dataa. Tutkahavainnot assosioidaan oikeaan lentorataltioon siihen kehitetyllä algoritmillä. Algoritmi perustuu samankaltaisuutta kuvaavien metriikoiden laskentaan seurantojen ja lentoratalttioiden välillä – tutkahavainnot puolestaan on liitetty seurantoihin ja tällä yhteydellä saadaan myös havainnot liitettyä lentoratalttioon. Tämän jälkeen voidaan laskea se osuus lentoradasta, jossa kohde on havaittu ja se osuus, jossa sitä ei ole havaittu. Havaitun lentorataosuuden suhde koko rataa (tilavuusalkion sisällä) on havaintotodennäköisyys. Vastaavasti havainnon etäisyys lentoradasta kertoo havainnon tarkkuuden eri suunnissa (etäisyys, atsimuutti, Euklidinen, korkeus). Mitä enemmän lentoratoja on valaisu-alkion sisällä, sitä tarkempi estimaatti mitatusta suorituskyvystä muodostuu.



Kuva 2: Sekä suorituskyvyn mallintamisessa, että suorituskyvyn mittaamisessa jaamme ilmatilan tilavuusalkioiden muodostamaksi solukoksi. Kuvassa on sinisillä pisteillä piirretty solujen keskipisteitä. Kuhunkin soluun kuvataan valvontajärjestelmän kyky valvoa solussa tapahtuvaa lentoliikennettä. Lentoratataltiot viedään solukkaan siten, että solun läpäisevä rata kuuluu kyseiseen soluun. Vasemmassa laidassa on esitetty solukosta yksi korkeusleikkaus mallinnettua havaintotodennäköisyyttä, visualisoituna kartan päälle.

Tutkan suorituskykymallin optimoinnin muotoilimme hakuongelmaksi, jossa etsitään tutkamallille optimaaliset parametrit kuten antennivahvistukset elevaatiokulman funktiona, tutkan signaalinkäsittelyvahvistus ja ympäristöolosuhteiden vaikutusta mallintavat suureet. Optimaalisilla parametreilla viitataan parametriarvoihin, joilla mallinnetun ja mitatun suorituskyvyn välinen ero minimoituu. Analyttisen ratkaisemisen sijaan päädyimme kehittämään hakualgoritmin, koska se sellaisenaan käytännössä mahdollistaa minkä tahansa yksittäisen tutkamallin parametrin tai tutkamallin parametrijoukon optimoimisen joustavasti. Optimoinnin kannalta mielekäs parametrijoukko riippuu niin tutkan tyypistä kuin vallitsevista olosuhteistakin. Optimointimenetelmä on automaattinen, mutta vaatii tutkajärjestelmäasiantuntijoita määrittelemään tutkan huonoiten tunnetut parametrit – eli parametrit, jotka halutaan optimoida – sekä niille mielekkäät arvoalueet. Kuva 3 havainnollistaa tilannetta, jossa alkuperäinen mallin tuottama suorituskykyennuste poikkeaa selkeästi todellisesta mitatusta suorituskyvystä. Kuva esittää tilanteen ainoastaan yhden korkeuserroksen osalta, vaikka kaikki korkeudet huomioidaan optimoinnissa. Optimoinnin jälkeen suorituskykyennuste seuraa tarkasti mitattua suorituskykyä. Katso tarkempi kuvaus tutkamallin optimoinnista julkaisusta [2].

Menetelmä osoittautui alustavien testien perusteella toimivaksi. Lisää kokeita kuitenkin täytyy tehdä, jotta nähdään, miten kattavasti eri tapauksiin menetelmää voidaan soveltaa. Esimerkiksi sääilmöiden vaikutuksen oppimista ei ole vielä testattu. Ilma-aluksen lentosuuntaa tai sen tutkapaikkopinta-alan suuntariippuvuutta ei myöskään erikseen tarkasteltu oppimisessa. Tarvittavan opetusdatan määrään ja menetelmän yleistämiskykyyn täytyy myös kiinnittää huomiota.



Kuva 3: Vasemmalla on alkuperäisellä tutkamallin parametroinnilla muodostettu ennuste tutkan havaintotodennäköisyydestä (probability of detection, P_d). Keskellä on mittauksista laskettu P_d . Oikealla on ennustettu P_d käyttäen opittua tutkamallin parametroitua. Kaikki kolme kuvaa edustavat yhtä korkeusleikkausta kuvan 2 kaltaisesta kolmiulotteisesta solukosta. Keskimmäisessä kuvassa valkoinen väri tarkoittaa, että kyseisessä solussa ei ole yhtään lentoratataltioiden näytettä.

4.2 SEURANTALASKIMEN SUORITUSKYKYMALLIN OPTIMOINTI

Seurantalaskin monimutkaisena ohjelmistopohjaisena järjestelmänä on vaikea mallintaa matemaattisesti tai fysikaalisesti. Näin ollen seurantalaskimen mallinnus toteutetaan yleensä Monte-Carlo -toistokokeeseen perustuen. Tämä on kuitenkin hidasta ja laskennallisesti raskasta vaatien lisäksi todellisen seurantalaskinalgoritmin toteuttamisen. Päätimme lähestyä ongelmaa datalähtöisesti ja luoda seurantalaskimen mallin koneoppimisen keinoin. Mitatut lentoradat assosioimme automaattisesti seurantojen kanssa siihen kehittämällämme algoritmeilla. Tutkan suorituskykytunnusluvut laskemme tuotettujen assosiaatioiden avulla, kuten edellisessä alakohdassa kuvailtiin. Lisäksi mittauksiin perustuen lasketaan seurantalaskimen suorituskykytunnusluvut kuten seurannan todennäköisyys ja seurannan euklidinen sijaintivirhe.

Tutkien mittauksiin perustuva suorituskyky on seurantalaskinmallin sisäänmeno, kun taas mallin tavoiteulostulo on seurantalaskimen mittauksiin perustuva suorituskyky. Ongelman ratkaisemisessa pyritään koneoppimisen keinoin luomaan yksinkertainen ja helposti tulkitettava malli, joka kuvaa tutkan suorituskyvyn ja seurantalaskimen suorituskyvyn välillä olevan syy-seuraussuhteen.

Mallin oppimiseen testattiin kuutta eri algoritmia: C4.5 puuluokitinta, satunnaismetsää, sääntöpohjaista PART-luokitinta, neuroverkkoa, K:n lähimmän naapurin luokitinta sekä sääntöpohjaista geneettiseen ohjelmointiin perustuvaa luokitinta. Testien perusteella geneettiseen ohjelmointiin perustuva menetelmämme osoittautui parhaaksi [1].

Kuvassa 4 on esimerkki opitusta seurantalaskimen suorituskykymallista. Esimerkissä suorituskyky on jaettu viiteen laatutasoon: erinomainen, hyvä, keskinkertainen, heikko ja surkea. Tasojen määrittely seurantalaskimen suorituskykytunnuslukujen perusteella jätetään järjestelmäasiantuntijoiden tehtäväksi. Määrittelytehtävä on hyvin suoraviivainen ja intuitiivinen – käytännössä suorituskykyä esimerkiksi pidetään erinomaisena, jos seurannan onnistumisen todennäköisyys on hyvin suuri ja seuranta on hyvin tarkka. Operaatio-

rin tehtäväksi jää määrittää, millä seurantalaskimen suorituskykytunnusluvuilla suorituskykytaso halutaan kuvata ja mitkä ovat lukuarvot kuvaamaan ko. tason minimisuorituskykyä. Geneettiseen ohjelmointiin perustuvaa menetelmää käytetään tutkan suorituskyvyn ja seurantalaskimen suorituskyvyn välisen riippuvuussuhteen oppimiseksi. Tuloksena saadaan riippuvuussuhdetta kuvaava yksinkertainen malli. Kuvan 4 mukaisesti malli ennustaa esimerkiksi erinomaista seurantalaskimen suorituskykyä, kun tutkan havaintotodennäköisyys (P_d) on suurempi kuin kynnyсарво t_1 ja joko tutkien havaintotaajuudella painotetun etäisyyssuuntaisen virheen keskiarvo (AccRAvg) on pienempi kuin kynnyсарво t_2 tai vaihtoehtoisesti havaintotaajuudella painotetun atsimuuttisuuntaisen virheen keskiarvo (AccAzAvg) on pienempi kuin kynnyсарво t_3 . Katso tarkempi kuvaus mallin optimoinnista julkaisuista [1–2].

Opittuja seurantalaskimen suorituskykymalleja testattiin vertaamalla niiden tuottamia luokittelutuloksia todelliseen mitattuun seurannan suorituskykytasoon. Puolet datasta käytettiin mallin opettamiseen ja loput sen testaamiseen. Kuvassa 5 on esitetty testidatalla saatu tulos kuvan 4 mallille. Opittu malli ennusti seurannan suorituskykytason oikein 52 prosentin todennäköisyydellä. Huomionarvoista on, että väärät luokitukset ovat keskittyneet oikean luokan ympäristöön. Esimerkiksi yhtään erinomaisen suorituskyvyn tilavuusalkiota ei ole luokiteltu luokkaan heikko tai surkea. Saadut tulokset osoittavat, että seurantalaskimen suorituskykymalli voidaan oppia automaattisesti mittausdatasta.

```

If ( $P_d > t_1$ ) and ((AccRAvg <  $t_2$ ) or (AccAzAvg <  $t_3$ ))
  Return "EXCELLENT"
Else if ( $P_d > t_4$ ) and (AccEuc <  $t_5$ )
  Return "GOOD"
Else if ( $P_d > t_6$ ) and (( $P_d > t_7$ ) or (AccRAvg <  $t_8$ ))
  Return "MODERATE"
Else if (FScan >  $t_9$ ) and (AccRAvg <  $t_{10}$ )
  Return "WEAK"
Else
  Return "POOR"

```

Kuva 4: Esimerkki seurantalaskimen opitusta suorituskykymallista. Suorituskyky on kuvattu esimerkissä viidellä tasolla. Kuvassa esitetyt ehdot (ehtorakenne ja kynnyсарvot) on tuotettu koneoppimalla mittausdataan perustuen. Ehtoja voi käyttää seurantalaskimen suorituskyvyn ennustamiseen tutkamallin ulostulojen perusteella. Suorituskykytunnusluvut (P_d , AccRAvg, AccAzAvg, AccEuc ja FScan) viittaavat tutkamallin ulostuloihin.

PREDICTED					TRUE CLASS
Excellent	Good	Moderate	Weak	Poor	
2	5	5	0	0	Excellent
1	6	5	2	1	Good
0	8	14	2	2	Moderate
0	1	5	15	2	Weak
0	0	0	2	7	Poor

Kuva 5: Kuvassa 4 esitetyn seurantalaskimen mallin ennustuskyky todellisella mittausdataalla. Taulukon rivit kuvaavat seurantalaskimen todellista (mittauksiin perustuvaa) suorituskykyä tilavuusalkioissa ja sarakkeet kuvaavat ennustettua suorituskykyä. Esimerkiksi yhdeksästä surkean suorituskyvyn tilavuusalkiosta seitsemän luokiteltiin oikein surkeaksi ja kaksi heikoksi.

4.3 TIETOKANTA OPPIMISESSÄ HYÖDYNNEETTÄVÄN DATAN TALLENTAMISEEN

Tässä hankkeessa kehitetty tutkamallin ja seurantalaskinmallin optimointikonsepti on suunniteltu ja toteutettu automaattiseksi siten, että sitä on mahdollista käyttää ilman manuaalista työtä uudestaan ja uudestaan, kun uutta dataa kerätään. Kun mittausdataa kerätään paljon, järjestelmä kykenee ajan kuluessa oppimaan kaikki oleelliset toimintolosuhteet ja parametrit. Ilmavalvontajärjestelmän hetkellinen mitattu suorituskykytieto kannattaa tallentaa sopivassa muodossa historiatiedoksi tietokantaan. Mitä kattavampi historiatieto on tallessa sitä tarkempi suorituskykyennuste erilaisissa olosuhteissa ja tilanteissa on odotettavissa. Kehitimme datan varastointiin oliopohjaisen tietokannan, joka mahdollistaa nopeat sijainnin ja ajan perusteella indeksoidut tietokantahaut. Tietokanta on toteutettu Javalla. Perusajatuksena on, että alueellinen suorituskyky riippuu vallitsevista olosuhteista ja tilanteesta. Näin ollen paras arvio hetkellisestä suorituskyvystä saadaan, kun tarkastellaan tietokantaan tallennettua alueellista suorituskykyä skenaariossa, joka vastaa sen hetkistä tilannetta mahdollisimman tarkasti.

4.4 OPITUN SUORITUSKYKYMALLIN DEMONSTROINTI

Tarkastelimme optimoidun suorituskykymallin hyötyjä sensoriverkon ohjaamiseen liittyen simuloidulla esimerkillä. Otimme esimerkiksi tilanteen, jossa optimoidaan yhtäaikaaisesti ilmavalvontajärjestelmän valvontakykyä ja taistelunkestävyyttä säteilyyn hakeutumista vastaan. Loimme tarkasteltavalle maantieteelliselle alueelle kattavan tutkaverkon sekä listasimme suuren määrän kokeiltavia suojautumista tukevia toimintatiloja eri tutkille. Laskimme havaintotodennäköisyyden uhkasuuntaan sekä muulle valvottavalle alueelle eri toimintatilakombinaatioita käyttäen. Lisäksi laskimme eri tutkien tuhoutumistodennäköisyyden eri kombinaatioissa. Kehitimme algoritmin, joka etsii tutkien optimaalisen toimintatilakombinaation huomioiden halutut painotukset a) uhkasuunnan valvontakyvyille, b) muun alueen valvontakyvyille sekä c) tutkien tuhoutumistodennäköisyydelle. Vertasimme tuloksena saatua optimaalista tutkien toimintatilakombinaatiota, kun tutkan suorituskyky mallinnettiin suorituskykymallilla, jonka parametreja ei oltu optimoitu mittauksiin perustuen, ja kun se mallinnettiin optimoidulla suorituskykymallilla. Suorituskykymallin tarkkuudella todettiin olevan merkitystä, sillä optimoimaton malli tuotti joillakin painotuksilla hyvinkin erilaisen optimiratkaisun (toimintatilakombinaation) kuin optimoitu suorituskykymalli.

5. Loppupäätelmät

Tutkimuksessa selvitettiin koneoppimisen mahdollisuuksia ilmavalvontajärjestelmän suorituskyvyn mallintamiseen. Kehitimme konseptin suorituskykymallin koneoppimiseen mittausdataan perustuen. Konseptia voidaan hyödyntää monissa sovelluksissa, joissa tarvitaan tarkkaa ennustetta järjestelmän suorituskyvystä. Esiin nousevat erityisesti olosuhteet, joissa suorituskykyennuste on hyvin epävarma perinteisin menetelmin tuotettuna. Kehitetyn konseptin laajamittainen hyödyntäminen vaatii kuitenkin valtavan määrän mittausdataa erilaisten olosuhteiden ja tilanteiden osalta. Datan kerääminen kannattaa suorittaa suunnitelmallisesti. Kehitetyn konseptin sisältämät automaattiset menetelmät takaavat, että uusi data kyetään analysoimaan ja hyödyntämään helposti. Kehittämäämme koeluontoista tietokantaa voidaan hyödyntää alueellisen suorituskyvyn taltioimiseen eri olosuhteissa ja tilanteissa.

Kehitettyä konseptia on mahdollista hyödyntää tutkaverkon kalibrointiin ja diagnostiikkaan sekä suorituskykymallin validointiin. Jos tutkien mitattu ja asianmukaisesti mallinnettu havaintokyky ja tarkkuus poikkeavat toisistaan jollain alueella, on syytä epäillä, että joku osa järjestelmää toimii virheellisesti tai suorituskykymallia on tarve päivittää uu-

della mittausaineistolla. Online-oppivuudella viitataan reaaliajassa tapahtuvan oppimisen sijaan pikemminkin kykyyn havaita tarve suorituskykymallin päivitystarpeelle ja kykyyn päivittää suorituskykymallia uuteen mittausaineistoon perustuen. Tarpeen mallin uudelleenoppimiselle aiheuttaa esimerkiksi uuden tutkan tai toimintatilan käyttöönotto tai tutkan sijainnin muuttaminen.

Toisena sovelluskohteena on sensoriverkon konfigurointi ja ohjaaminen. Ilmavalvontajärjestelmän operaattorin päätöksentekoa voidaan tukea visualisoimalla, mittauksin validoitu, mallinnettu suorituskyky eri olosuhteissa ja tilanteissa. Tutkien ja muiden sensoreiden muodostaman sensoriverkon ohjaamisessa on jatkuvasti suuri määrä valittavissa olevia vaihtoehtoja. Suorituskykyennustetta voidaan hyödyntää esimerkiksi tutkaryhmitysten ja toimintatilojen suunnittelussa siten, että tarkastellaan eri valintojen vaikutusta suorituskykyyn. Optimisäätö viittaa tutkamoodien tai järjestelmän parametroiden valintaan ja muuttamiseen optimaalisen suorituskyvyn saavuttamiseksi kaikissa olosuhteissa – esimerkiksi säteilyyn hakeutuville ohjuksilta suojautumisessa, tai välkkeen tai häirinnän väistössä. Optimisäätö edellyttää kyvyn tuottaa tarkat suorituskykyennusteet tarkasteltaville tilanteille. Adaptiivisen tai kognitiivisen tutkajärjestelmän kehityksessä on mahdollista hyödyntää edellä kuvattua optimisäädön periaatetta ja vastaavasti tässä hankkeessa kehitettyä tarkkaa suorituskykymallinnusta.

Todelliseen mittausdataan pohjautuvien tulosten perusteella niin tutkamallin parametrien optimointi kuin seurantalaskimen suorituskykymallin oppiminenkin vaikuttavat erittäin potentiaalisilta menetelmiltä. Tarkan, mittauksiin perustuvan, suorituskykymallin hyötyjä demonstroitiin esimerkillä, jossa suoritettiin valvontakyvyn ja taistelukestävyuden yhtäaikaista optimointia.

6. Tutkimuksen tuottamat tieteelliset julkaisut ja muut mahdolliset raportit

Tutkimuksen tulokset on julkaistu kahtena tieteellisenä artikkelina vertaisarvioituissa kansainvälisissä konferensseissa vuonna 2017. Artikkelissa otsikolla "A machine learning framework for performance prediction of an air surveillance system" käsitellään optimointikonseptia kokonaisuudessaan, kun taas artikkelissa otsikolla "Learning of a tracker model from multi-radar data for performance prediction of air surveillance system" keskittyy seurantalaskimen suorituskykymallin oppimiseen geneettistä ohjelmointia käyttäen.

- [1] M. Ruotsalainen ja J. Jylhä, "Learning of a tracker model from multi-radar data for performance prediction of air surveillance system," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, IEEE, kesäkuu 2017.
 - [2] J. Jylhä, M. Ruotsalainen, V. Väisänen, K. Virtanen, M. Harju ja M. Väilä, "A machine learning framework for performance prediction of an air surveillance system," *European Radar Conference (EURAD)*, IEEE, lokakuu 2017.
-