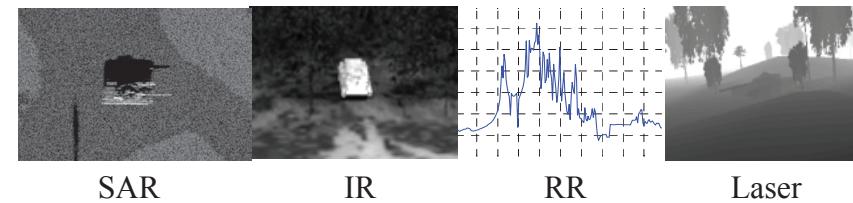


FREDRIK NÄSSTRÖM, LEIF CARLSSON,
TOMAS CHEVALIER, JÖRGEN KARLHOLM,
THOMAS SVENSSON



FOI är en huvudsakligen uppdragsfinansierad myndighet under Försvarsdepartementet. Kärnverksamheten är forskning, metod- och teknikutveckling till nytta för försvar och säkerhet. Organisationen har cirka 1000 anställda varav ungefär 800 är forskare. Detta gör organisationen till Sveriges största forskningsinstitut. FOI ger kunderna tillgång till ledande expertis inom ett stort antal tillämpningsområden såsom säkerhetspolitiska studier och analyser inom försvar och säkerhet, bedömning av olika typer av hot, system för ledning och hantering av kriser, skydd mot och hantering av farliga ämnen, IT-säkerhet och nya sensorers möjligheter.

Fredrik Näsström, Leif Carlsson,
Tomas Chevalier, Jörgen Karlholm,
Thomas Svensson

Metodik för teknisk värdering av sensorsystem med MSSLab

Titel	Metodik för teknisk värdering av sensorsystem med MSSLab
Title	Methodology for the technical evaluation of sensor systems with MSSLab
Rapportnr/Report no	FOI-R--3004--SE
Rapporttyp Report Type	Underlagsrapport
Sidor/Pages	37 p
Månad/Month	juni
Utgivningsår/Year	2010
ISSN	ISSN 1650-1942
Kund/Customer	FM
Projektnr/Project no	E3097
Godkänd av/Approved by	Ola Kärvell

FOI, Totalförsvarets Forskningsinstitut	FOI, Swedish Defence Research Agency
Avdelningen för Informationssystem	Information Systems
Box 1165	Box 1165
581 11 Linköping	SE-581 11 Linköping

Sammanfattning

Projektet SIMSENS (Simuleringsbaserade metoder för sensorvärdering) har i uppgift att utveckla en simuleringsmiljö för värdering av sensorsystem i olika miljöer, väderförhållanden och tidpunkter. Simuleringsverktyget som vidareutvecklats för detta är MSSLab (MultiSensorSimuleringsLab). I denna rapport beskrivs status på arbetet med att utveckla och testa metodiker för värdering av sensorsystem med MSSLab.

Denna rapport innehåller en sammanställning av olika metoder och verktyg som kan användas vid teknisk värdering av optroniksystem och radarsystem. Några av dessa har sedan testats för att analysera deras förmåga att estimeras sensorprestanda.

En metodik för estimering av sensorprestanda som bygger på Bayesiansk skattning har vidareutvecklats. En stor fördel med denna metodik är att man direkt får ett mått på informationsinnehållet i sensordata. Vi har studerat hur sensorbrusnivåer, pixelupplösning och betraktelseriktningar påverkar identifieringsprestanda. Metoden kan till exempel användas för att undersöka om ett fordon har en signatur som gör den lätt att identifiera med den testade sensorn.

Nyckelord: värdering, sensorsystem, sensorprestanda, MSSLab,

Summary

The task for the SIMSENS project (Simulation based sensor system assessment) is to develop a modular sensor system simulation program that can simulate sensor systems in various environments, weather conditions and time periods. The simulation tool that is further developed is the MSSLab (MultiSensorSimulationLab). This report describes the status of work on the methodology for assessment of sensor systems using MSSLab.

This report contains a compilation of various methods and tools that can be used in technical assessment of optronic systems and radar systems. Some of these have been tested to analyze their ability to estimate sensor performance.

A methodology for estimation of sensor performance based on Bayesian estimation has been further developed. A major benefit of this method is that you directly get a measure of the information in the sensor data. We have been studying how sensor noise levels, pixel resolution and the azimuth angle of the target affect the identification accuracy. The method can for example be used to investigate whether a vehicle has a signature that makes it easy to identify with the tested sensor.

Keywords: assessment, sensor system, sensor performance, MSSLab

Innehållsförteckning

1	Inledning	7
2	Estimering av prestanda för optroniksystem	8
2.1	Metoder för estimering av prestanda för optroniksystem	8
2.1.1	Mätningar	8
2.1.2	NIIRS.....	8
2.1.3	Johnsonkriteriet.....	9
2.1.4	Simuleringsbaserade metoder	10
2.1.5	Bayesiansk skattning	11
2.2	Verktyg för estimering av prestanda för optroniksystem	12
2.2.1	TRM3, TRM4 och pcSitoS	13
2.2.2	NVTherm, TOD och IGOSS.....	13
2.2.3	TERRTEX	17
2.2.4	NVLaserD - NVESD Laser Designator model	17
2.2.5	NVLRG.....	18
3	Estimering av prestanda för radarsystem	19
3.1	Radarsimuleringar med MSSLab	19
3.2	SADM – Ship Air Defence Model	19
3.3	PHASAR - Phased Array Simulation for Adaptive Radar.....	21
3.4	SAIC'S RADSIM	21
4	Resultat av estimering av sensorprestanda	22
4.1	Scenario.....	22
4.2	Bayesiansk skattning.....	23
4.3	Estimering av sensorprestanda med NVTherm och TRM3.....	28
4.3.1	NVTherm.....	29
4.3.2	TRM3	30
4.3.3	Slutsatser från testerna.....	31
5	Metodik för värdering MSSLab	33
6	Slutsatser och fortsatt arbete	35
6.1	Fortsatt arbete	35
7	Referenser	36

1 Inledning

En svårighet vid värdering av komplexa militära system är att information om sensorsystemen ofta är otillräcklig. Vid en värdering av befintliga system finns ofta tekniska specifikationer eller spelkort, men för internationella och framtida sensorsystem är sådan information ofta bristfällig. Insamling av information kan göras på flera olika sätt såsom mätningar, simuleringar, analytiska metoder, intervjuer av erfarna personer etc. Dessa metoder att samla in information på är alla olika resurskrävande och ger information med olika tillförlitlighet.

Vid en värdering av ett sensorsystem finns det ofta yttre faktorer som påverkar möjligheten till inhämtning av information såsom krav på tillförlitlighet, kostnad och tidsaspekter, dvs. hur snabbt måste resultaten komma fram. Detta påverkar vilken eller vilka metoder som är lämpliga att använda då olika metoder är olika resurskrävande och resulterar i information med olika kvalitet.

Beroende på vad som skall värderas hos sensorsystemet kommer olika information om dess sensorprestanda att behövas. Sådan information kan till exempel vara sannolikhet för detektion, klassificering, identifiering och positionering av mål. En svårighet vid estimering av sensorprestanda är att de påverkas av olika scenariovariabler. Exempel på sådana är:

- Målobjekt: konfiguration, signatur, kamouflagen, skylda eller ej, mål på marsch eller stillastående etc.
- Väder: temperatur, molnbas, olika typer av nederbörd etc.
- Ljusförhållanden: tid på året och dygnet, aktuellt väder och plats på jorden.
- Vegetation: fördelningar av träd och buskar och dess årstidsförändringar.
- Terräng: bebyggelse, öppen, småbruten, betäckt. Terrängen kan dessutom vara platt, kuperad eller bergig, samt ha inslag av sjöar och vattendrag.
- Datainsamling: observationstid, avstånd, höjd, aspektvinkelförändring på målet under observationen, hastighet på sensorplattformen etc.
- Hot och störning mot sensorn och sensorbäraren.
- Handlingsregler för uppdraget (ROE - Rules Of Engagement)

2 Estimering av prestanda för optroniksystem

I detta avsnitt beskrivs några olika metoder för estimering prestanda för optroniksystem. De beskrivna metoderna är mätningar, NIIRS, Johnsonkriteriet, simuleringar och Bayesiansk skattning. I detta avsnitt finns även en sammanställning några verktyg som bygger på dessa metoder.

2.1 Metoder för estimering av prestanda för optroniksystem

2.1.1 Mätningar

Mätningar är en mycket vanlig metod för att bedöma prestanda för befintliga sensorsystem. Med mätningar kan effekter av olika scenariovariabler såsom målobjekt, ljusförhållanden, väder, vegetation etc. relativt enkelt studeras genom att mäta vid olika tidpunkter och vid olika platser. Effekterna av vissa sensorvariabler som t.ex. vissa vädertyper är dock svåra att studera eftersom vädret inte går att styra. Det kan även vara mycket svårt eller kostsamt att få tillgång till speciella målobjekt. Mätningar är även mycket värdefulla för att verifiera simulerade och analytiska resultat. De är också viktiga som underlag för att bestämma materialparametrar som ingår i många högkvalitativa sensor-simuleringsprogram.

De största nackdelarna med mätningar är att det är mycket kostsamt och tar tid att ta fram ett sensorsystem och genomföra mätningar. Detta gäller speciellt om mätningar ska göras från en flygande plattform. Vanligtvis görs därför endast mätningar för några fall för att verifiera prestanda eller simuleringsresultat. Att undersöka prestanda för framtida sensorsystem genom att vidareutveckla ett befintligt sensorsystem brukar även det vara mycket kostsamt.

2.1.2 NIIRS

En vanlig värderingsmetod inom flygspaning är NIIRS (National Imagery Interpretation Rating Scale). NIIRS togs fram på grund av svårigheterna att på ett korrekt sätt mäta kvalitén i en bild givet enkla bildmått som upplösning, skala etc. Till exempel kan en ökning av brusnivån sänka den observerade upplösningen. Denna ökning av brusnivån kan dock ha en annan effekt på informationen som kan extraheras ur bilden än vad som vore fallet om den riktiga bildupplösningen sänks. Målsättningen då NIIRS togs fram var att ge en skala som kan förklara vilken information som kan, eller inte kan, extraheras ur en bild. För att definiera denna skala togs en stor uppsättning bildtolkningsuppgifter fram, vilka sedan klassificerades av en grupp bildtolkare. Uppgifterna sträckte sig från detektering av stora anläggningar till identifiering av små detaljer. Bilder med känd kvalitet presenterades sedan för en annan grupp av bildtolkare för att bestämma den svåraste uppgift som kunde utföras. Den resulterande skalan ger ett kvalitetsmått på bildmaterial i en skala från 0 till 9 (bäst). Vid en bildkvalitet på NIIRS 2 kan bildtolkarna t.ex. detektera stora hangarer på flygfält, medan på NIIRS 9 kan registreringsnumret på en lastbil identifieras.

NIIRS togs först fram för det visuella området, men har sedan kompletterats med skalor för radar, IR och multispektralt [1].

En nackdel med NIIRS är att det är färgat av mänsklig perception, vilket gör det svårt att med stor konfidens översätta till automatiska signalbehandlingsalgoritmer, vilka blir allt vanligare i autonoma system som styrda vapen, UAV:er etc.

2.1.3 Johnsonkriteriet

En väletablerad värderingsmetodik för bildalstrande sensorer inom arméområdet är Johnsonkriteriet. Metodiken är ursprungligen utvecklad av J. Johnson vid U.S. Army Night Vision Laboratory och den genererar skattningar av sannolikheter för framgångsrik måldiskriminering på tre nivåer (upptäckt, igenkänning respektive identifiering). Hypotesen i Johnsonkriteriet är att en observatörs förmåga att detektera, bestämma målorientering, känna igen och identifiera ett militärt objekt kan relateras till hur bra man kan upplösa ett stolpmönster (linjepar) med olika frekvens men med samma kontrast som i scenen med mål och bakgrund [2].

En serie experiment genomfördes där testpersonerna använde bildförstärkare för att bestämma hur bra de kunde upplösa ett strecktavlemönster, samt detektera, bestämma målorientering, känna igen och identifiera objekt. Idén var sedan att bestämma en funktion som beskriver förmågan att diskriminera ett målgivet upplösningen på den kritiska dimensionen. Den kritiska dimensionen som användes för olika objekt var baserad på intuition, men var oftast den minsta dimensionen. För militära fordon var det höjden på fordonet och på en människa var det bredden. Diskrimineringsnivåerna var sedan relaterade till hur många linjepar som kan upplösas över den definierade kritiska dimensionen på objektet för den begränsade upplösning som sensorn hade. Antalet särskiljbara linjepar (N) över målets kritiska dimension beräknades genom följande ekvation:

$$N(\text{cykler}) = fb(\text{cykler/mrad}) \cdot h(\text{mrad})$$

där fb är den högsta linjefrekvens som kan särskiljas vid den aktuella kontrasten och h är målets vinkeldimension, som togs fram genom att dela målets kritiska dimension i meter med målavståndet i kilometer. En kritik mot Johnsonkriteriet är att en operatör som ska känna igen olika objekt inte tittar efter hur många linjer som det skulle motsvara, utan efter detaljer i bilden som tornets placering, antennplaceringar etc. Det är dessutom färgat av mänsklig perception, vilket gör att det på samma sätt som med NIIRS är svårt att med stor konfidens översätta prestanda till automatiska signalbehandlingsalgoritmer.

Följande begrepp är vanligt förekommande [3]:

MRC – Minimum Resolvable Contrast (STANAG 4351).

MRTD – Minimum Resolvable Temperature Difference. Det förekommer åtminstone tre andra förkortningar i litteraturen som betyder samma sak: MRT (Minimum Resolvable Temperature), MRDT (Minimum Resolvable Differential Temperature) och $MR\Delta T$ (Minimum Resolvable Delta T). MRTD är en metod med periodiska stavmönster med olika spatiella frekvenser där den initi-

ala temperaturskillnaden ΔT är 0, vilken sedan sakta ökas tills stavnönstren säkert kan urskiljas av en observatör. Observatören visas omväxlande A eller B mönstret enligt figuren till vänster. Detta fungerar inte så bra mot undersamplade sensorer (2-D fokalplansarrayer).



Figur 1. Två olika periodiska stolpmönster.

En MRTD-funktion kombinerar temperaturkänslighet (NETD, noise equivalent temperature difference [mK]), spatial upplösning, brus och integrering över tiden och är i princip en inverterad MTF-funktion. Funktionen gör det möjligt att jämföra system, men tar inte hänsyn till inverkan av bakgrundsklotter.

2.1.4 Simuleringsbaserade metoder

Ett vanligt sätt att skatta prestanda hos ett system är att använda simuleringsbaserade metoder. Detta förutsätter god kännedom om det aktuella systemet samt validerade modeller för den omgivning som systemet skall operera i. Fördelen med simuleringsbaserade metoder är att när väl systemet är modellerat och omgivningsmodellerna finns, så kan simuleringar göras för en mängd olika fall till en rimlig kostnad och på relativt kort tid.

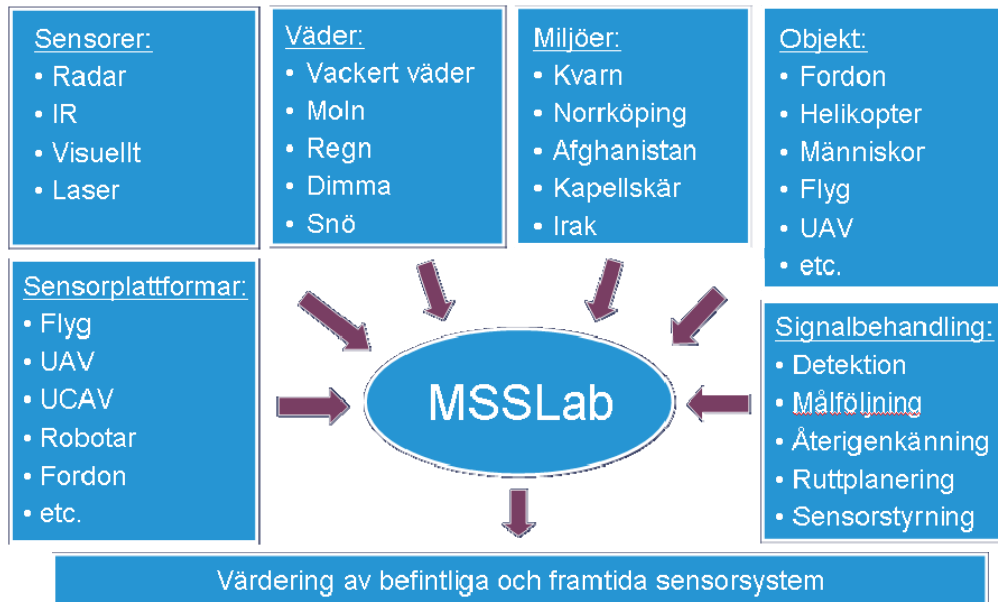
Ett vanligt sätt att estimeras sensorprestanda är med hjälp av Monte Carlo-metoder. Detta är en klass av metoder som har gemensamt att ett stort antal upprepade försök utförs med slumpmässiga variationer av parametrar för att skatta prestanda hos ett system. Dessa metoder kan användas för att lösa både deterministiska och stokastiska problem där analytiska metoder saknas eller är alltför komplicerade.

Monte Carlo-metoder inleds med att täthetsfunktioner bestäms. Dessa täthetsfunktioner ska beskriva tillstånden som är möjliga för systemet. En slumpmässig sampling från täthetsfunktionen görs sedan och deterministiska simuleringar görs med dessa indata. Indata kan till exempel vara väder, flygbanor, målets placering och orientering som inte kan antas exakt kända i en verklig situation.

Utfallen från alla individuella beräkningar kan sedan behandlas statistiskt för att skatta systemets prestanda. Sensorprestanda som kan skattas med denna metod är t.ex. sannolikheten att ett mål detekteras i en viss situation, givet en viss detektionsalgoritm. Metoderna ger även möjlighet att värdera alternativa ingrepp i ett system genom att producera jämförbara resultat från experiment med olika parametervärden.

Ett mycket användbart simuleringsverktyg för estimering av sensorprestanda är MSSLab (MultiSensorSimuleringsLab). Detta är en simuleringsmiljö där avancerade sensorsystem kan simuleras i olika miljöer och vid olika väderförhållanden och tidpunkter. Simuleringsverktyget möjliggör simulering av dynamis-

ka scenarier med rörliga plattformar, sensorbärare, målobjekt etc. Högkvalitativa sensorsimuleringar kan göras med IR, visuellt, laser och radar och dessa sensorsystem kan simuleras både enskilt, som samverkande sensorsystem och som multisensorsystem. Avancerade algoritmer för objekt-detektion, följning, återigenkänning, sensorstyrning, ruttplanering är även integrerade i simuleringsverktyget.



Figur 2. Estimering av sensorprestanda med MSSLab.

2.1.5 Bayesiansk skattning

Ett relativt nytt sätt att estimeras sensorprestanda är med hjälp av Bayesiansk skattning. Dessa metoder bygger på statistisk teori och de matematiska grunderna beskrivs i [4,5]. Metodiken är rent teoretisk och bygger på en noggrann matematisk modellering av sensor, scen och målsignatur. Den stora fördelen med metodiken är att resultaten som fås är algoritmoberoende i den meningen att den anger prestandagränser som inte kan överträffas av någon algoritm. Det betyder att resultatet ger ett direkt mått på informationsinnehållet i sensordata, snarare än prestanda för en enskild algoritm applicerad på sensordata. Behovet av algoritmoberoende mått på sensorprestanda har sin grund i att det i allmänhet inte är möjligt att matematiskt bestämma den optimala algoritmen för att klassificera eller skatta målparametrar ur en viss typ av sensordata.

Bayesianska metoder förutsätter att samtliga företeelser som påtagligt påverkar utfallet av en mätning kan modelleras med statistiska fördelningsfunktioner, samt att dessa kan analyseras analytiskt eller numeriskt. Eftersom detta är ett mycket omfattande arbete bedöms det vara svårt att hantera generellt. Ett viktigt exempel på begränsningar hos metodiken är att bakgrundens (naturens) variationsrikedom inte kan modelleras matematiskt, vilket medför att detektionsprestanda inte kan adresseras utom för speciella väldefinierade miljöer.

Metodiken kan delas upp i fem olika steg:

1. 3D CAD-modeller av målen. Modellerna är geometriskt detaljerade för att kunna fånga upp olika sensorfenomen (sensorberoende) och har re-

levanta materialbeskrivningar. Modellerna är grunden för olika fysikaliska beräkningar, t.ex. termodynamiska beräkningar i IR-fallet.

2. Probabilistisk signaturmodell. I signaturen ingår att matematiskt/statistiskt beskriva hur målets egenskaper (så som de registreras av en sensor) varierar med väder, tid på dygnet, målets tillstånd (t ex motor avstängd, skyld), etc.
3. Probabilistisk sensormodell. I sensormodellen (eller kanske hellre modell för avbildningsprocessen) ingår sensorns position relativt målet, distorsion av ideala data beroende på atmosfär, optisk överföringsfunktion, A/D-omvandling i detektorn (mottagaren), sensorbrus i mottagaren.
4. Bayesiansk formulering av estimeringsproblemet. Klassificerings-, och parameterskattningsproblemen formuleras här på ett sätt som en optimal algoritm skulle lösa dem, dvs. så att sannolikheten för felklassificering respektive osäkerheten i det skattade parametervärdet minimeras.
5. Beräkningar, analytiska eller numeriska, av tillhörande, ofta ytterst komplicerade matematiska uttryck. I många realistiska fall leder den Bayesianska formuleringen till så stort beräkningsbehov (t.ex. sökning i stora databaser) att algoritmen inte kan tillämpas i en skarp situation. Däremot kan metoden användas för att bestämma prestandagränser.

De osäkerhetsmått som metodiken genererar kan användas för att fastställa krav på sensoregenskaper för att en viss prestandanivå ska uppnås i en given tillämpning. Exempel på krav på sensoregenskaper är upplösning och brusnivå. Med osäkerhetsmått kan man sedan värdera om en viss sensor eller sensor-kombination är lämplig för en målsökare som har vissa krav på precision. Om sensorns egenskaper istället är givna, kan analysen användas för att optimera datainsamlingen, exempelvis med avseende på positionering av sensorn. Metodiken kan också användas för att bedöma värdet av att fusionera data från flera sensorer, eller vid jämförelse av informationsinnehållet i data från olika våglängdsband eller från olika sensortyper.

2.2 Verktyg för estimering av prestanda för optroniksystem

För estimering av prestanda för optroniksystem finns det många verktyg. I detta avsnitt ges en kort beskrivning av följande verktyg: NVTherm, TRM3, TRM4, TOD, pcSitoS, IGOSS, TERRTEX, NVLaserD och NVLRG.

NVTherm beräknar detektions- och identifieringsavstånd med hjälp av MRTD-ID, vilket är baserat på ett sinusformat periodiskt stavmönster och Johnson-kriteriet. TRM3 använder MTDP metoden och TOD givetvis TOD-metoden (Triangle Orientation Discrimination). I alla tre programmen inkluderas fundamentala parametrar som brus, temperaturupplösning och modulationsfunktioner men de skiljer sig åt i angreppssätt.

2.2.1 TRM3, TRM4 och pcSitoS

Thermal Range Model (TRM) är en programvara som är utvecklad av FGAN. Prestandavärderingarna är baserade på modeller utifrån Johnsonkriteriet. TRM kan användas för prestandavärderingar inom våglängdsområdet 3-12 μm .

TRM3 är en PC-baserad mjukvara som hanterar skannande endetektorsystem, linjeskannade system samt stirrande system. Det finns två möjligheter att värdera ett sensorsystems prestanda, TRM3 approach model och Conventional approach model. I TRM3 approach model används något som kallas MTDP, Minimum Temperature Difference Perceived, där MTF-funktionen är ersatt med AMOP (Average Modulation at Optimum Phase). Nackdelen med Conventional approach model uppges vara att denna modell standardmässigt utgår ifrån att ett system har en väl definierad system-MTF där det bortses från alla frekvenser över Nyquist-frekvensen.

Pixelbrus (Fixed Pattern Noise) modelleras med IETD (Inhomogeneity Equivalent Temperature Difference). IETD beskriver pixelbruset som ett slumpvis brus och definieras som den temperaturskillnad som ger en signal lika med RMS-värdet av pixelbruset. Möjlighet finns även att använda uppmätt brus. Detta gäller även för temporalt brus.

Atmosfärstransmissionen ges av Beers lag

$$\tau_{\text{eff}}(R) = \tau_0 \cdot \exp(-\sigma \cdot R)$$

där σ = extinktionskoefficienten [$1/\text{km}$] och R [km] = avståndet mellan sensor och mål. Två standardtyper av väder definieras enligt:

- Genomsnittligt väder: $\sigma = 0,2/\text{km}$
- Dåligt väder: $\sigma = 1/\text{km}$

Ett standardvärde $\tau_0 = 0,8$ rekommenderas för avbildande system mellan 3-5 μm . För avbildande system mellan 8-12 μm sätts $\tau_0 = 1$.

Programvaror som NVTherm och TRM har visat sig användbara vid värdering av termiska avbildande system. Det går dock inte att generera bilder med programmen. Generellt är överensstämmelsen god mellan predikterade och verkliga räckvidder, men det finns begränsningar med programmen som kan bli märkbara vid vissa mål/bakgrundskombinationer, vid vissa vädertyper och vid utvärdering av signal- och bildbehandlingstekniker [6]. För att överbrygga dessa begränsningar har mjukvaran *pcSitoS* [7] utvecklats av FGAN-FOM. *pcSitoS* är implementerat i Matlab. Utdata består av bilder eller bildsekvenser genererade från mål- och bakgrundsdata.

2.2.2 NVTherm, TOD och IGOSS

NVTherm står för "Night Vision Thermal Imaging System Performance Model" och är utvecklad av U.S Army Night Vision and Electronic Sensor Directorate. NVTherm 2002 [8] är en PC baserad programvara för modellering av parallell- eller serieskannande samt stirrande termiskt avbildande system inom 3-12 μm området. Programvaran predikterar MRT (Minimum Resolvable Temperature) med hjälp av Johnsonkriteriet. Programvaran predikterar också sannolikheten för detektion, igenkänning och identifiering som funktion av

avstånd. NVTherm är baserad på de tidigare modellerna FLIR90 och FLIR92. I NVTherm 2002 har atmosfärsturbulensens utsmetande effekt, estimering av värde på NIIRS-skalan och en möjlighet till MODTRAN beräkningar (atmsfärstransmission) för en lutande sträcka tillförts. Fixed pattern noise modelleras med en horisontell och en vertikal "Noise Factor" med vilka horisontella och vertikala MRT multipliceras.

Turbulens:

Medelvärde av turbulensens utsmetande effekt beräknas med följande formel:

$$MTF_{\text{turbulence}} = \exp(-57,4\alpha\xi^{5/3}C_n^2\lambda^{-1/3}R[1-\mu(\lambda\xi/D)^{1/3}])$$

där:

α är 3/8 (enhetslös)

ξ är upplösningen (cykler / radian)

C_n^2 är en strukturparameter för brytningsindex ($m^{-2/3}$)

λ är våglängden (m)

R är avståndet (lutande) (m)

D är bildsensorns aperturdiameter (m)

μ är 0,5 (enhetslös)

Som användare av NVTherm måste man ta fram ett värde för C_n^2 att stoppa in i modellen, man måste då ta hänsyn till att parametern är beroende av höjden över marken enligt Tatarski's modell:

$$C_n^2(h) = C_{n0}^2 h^{-4/3}$$

Typiska värden på C_n^2 är:

Mycket hög	10^{-12}
Hög	5×10^{-13}
Medium	10^{-13}
Låg	10^{-14}
Mycket låg	10^{-15}

NIIRS klassning:

NIIRS klassning som funktion av avstånd är också en ny egenskap. NIIRS klassningen beräknas med GIQE (General Image Quality Equation) som funktion av skala, upplösning, kontrast och brus.

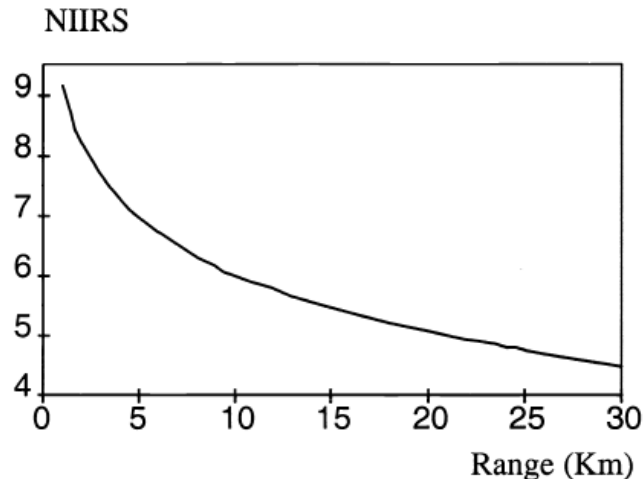
$$NIIRS = 10,751 - a \log_{10} GSD_{GM} + b \log_{10} RER_{GM} - 0,656H - 0,344G/SNR$$

där:

$$a = 3,32 \text{ och } b = 1,559 \text{ för } RER \geq 0,9$$

$a = 3,16$ och $b = 2,817$ för $RER < 0,9$

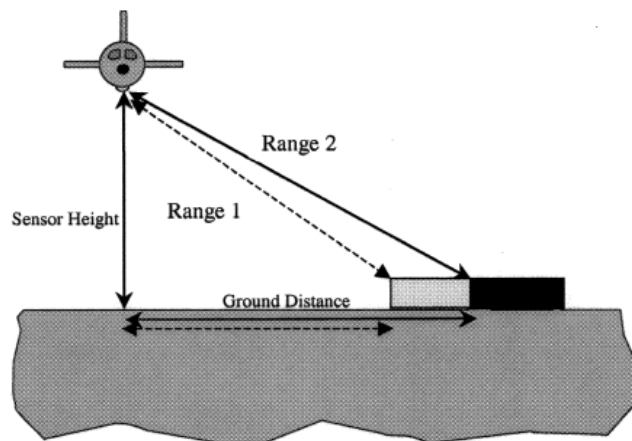
RER termen tas fram från systemets kantresponns, se [8]. I figur 3 visas en typisk NIIRS estimering från NVTherm kan se ut:



Figur 3. En typisk NIIRS estimering från NVTherm.

Sneda siktsträckor:

Den tredje förbättringen gör det möjligt att beräkna transmissionen för sneda siktsträckor, vilket är intressant med tanke på luft-mark tillämpningar t.ex. UAV:er. Se figur 4.



Figur 4. Ett exempel på scenario med sned siktsträcka som kan hanteras med NVTherm.

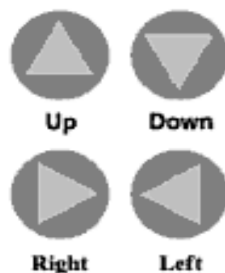
NVTherm har vidareutvecklats och ingår nu i ett programpaket NVESD som innehåller:

- NVThermIP - Night Vision's Thermal and Image Processing model
- SSCamIP - Solid State Camera and Image Processing model

- IICamIP - Image Intensified Camera and Image Processing model
- IINVD - Image Intensified Night Vision Device model
- NVLaserD - NVESD Laser Designator model
- CN2 - Cn2-atmospheric refractive index structure constant calculator
- MRTSim - Minimum Resolvable Temperature Simulation

NVThermIP togs fram 2006 och den senaste uppdateringen är från 2008. I denna version används ett rektangulärt stavmönster (i stället för det sinusformade som tidigare använts) för att beräkna MRT och med en ny metod, i stället för Johnsonkriteriet, för att uppskatta måldetektionsavståndet. Metoden kallas "the Targeting Task Performance metric" (TTP) och som till skillnad från Johnson-kriteriet direkt kan appliceras på samplade bildsensorer som också kan uppvisa spektralt viktat brus [9, 10]. NVThermIP predikterar systemets CTF (Contrast Threshold Function) och använder detta för att estimerar detektions-, igenkännings- och identifieringsavstånd.

TOD (Triangle Orientation Discrimination) är utvecklad av TNO Defense Security and Safety, Human Factors i Nederländerna. TOD är en ekvationsbaserad prestandamodell som bygger på diskriminering av trianglars orienteringar. Denna modell passar bra mot undersamlade sensorer. Orienteringen av de fyra trianglarna visas i figur 5.



Figur 5. Fyra trianglars orienteringar vilka används i TOD-metoden.

IGOSS (model of Image Generation in Optronic Sensor Systems) [11] är en datormodell som utvecklades på FOI för att beskriva bildgenerering i optroniska sensorsystem. Programmet är kompatibelt med Windows NT och Windows 95 och kan användas både med och utan inbilder. I det senare fallet används programmet för att simulera ett sensorsystems räckvidder för föremål med en given storlek och temperaturskillnad mot bakgrunden. I likhet med flera andra modeller baseras räckviddsbestämningen på Johnson-kriteriet och en MRTD-funktion:

$$MRTD(f) = \frac{\pi^2}{8} \frac{\left(\frac{S}{N}\right)_{thres} NETD \sqrt{H_{LP}(f)} 2f \sqrt{\frac{IFOV_H IFOV_V}{Bar_H / Bar_W}}}{MTF_{system}(f) \sqrt{\tau_{eye} F_R}} \quad (1)$$

I MRTD-funktionen ovan divideras NETD med systemets MTF-funktion. Därutöver ingår signal-to-noise-ratio-threshold $\left(\left(\frac{S}{N}\right)_{thres}\right)$, brusfilter $\left(\sqrt{H_{LP}(f)}\right)$, pixelns synfält (IFOV), förhållandet mellan stavarnas höjd och bredd i ett

stavnöster (Bar_H / Bar_w) samt ögats integrationstid (τ_{eye}) och bildhastigheten (F_R).

2.2.3 TERRTEX

TERRTEX [12] är ett program som har utvecklats på FOI för värdering av kamouflage. Programmet används för att hitta relevanta mål- och bakgrunds-egenskaper i sensorbilder. Verktöget har modifierats ett flertal gånger och inkluderar nu beräkning av sannolikheten för att upptäcka ett mål som funktion av avståndet. Programmet behandlar inte igenkänning och identifiering, i gengäld involverar det bakgrunden och dess variationer (i motsats till t.ex. NVTherm). Sannolikheten för detektion beräknas enligt

$$P_{det}(R) = 1 - \exp\left(-\frac{DA}{R^2\theta^2}\right)$$

där

R = avståndet, A = målarean, θ = upplösningen. D (Bhattacharyya measure) ges av

$$D = -\ln\left[\int [p_T(x)p_B(x)]^{1/2} dx\right]$$

där T och B betecknar mål resp. bakgrund, p_T och p_B deras frekvensfördelningar. Är fördelningen normalfördelad ges D av

$$D = \frac{1}{4}(\mu_T - \mu_B)^T [\Sigma_T + \Sigma_B]^{-1}(\mu_T - \mu_B) + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\frac{1}{2}(\Sigma_T + \Sigma_B)}{\sqrt{|\Sigma_T| |\Sigma_B|}} \right]$$

där μ och Σ är resp. medelvärden och kovariansmatriser för fördelningarna p_T och p_B .

2.2.4 NVLaserD - NVESD Laser Designator model

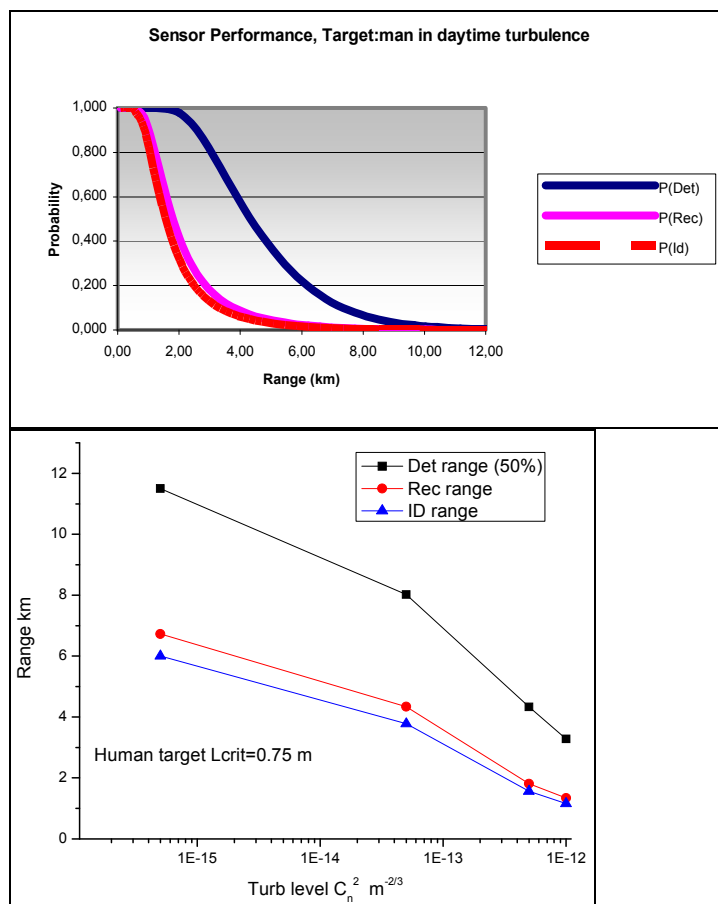
Till programpaketet "NVESD Models package" där NVThermIP ingår finns också laserpaketet NVLaserD (NVESD Laser Designator model). NVLaserD modellerar laserutpekare och tillhörande mottagare. Den utvecklades under 2005 och är den första lasermodellen i "NVESD Model package". Modellen antar att laserutpekaren producerar en pulsad signal, att den reflekteras i målet och att en del av denna retur når mottagaren. I NVLaserD kan var och en av komponenterna (utpekaren, målet och mottagaren) vara flygburet eller befinna sig nära marken, dvs. laserkällan och mottagaren kan befinna sig i en godtycklig position. Modellen estimerar mottagaren effekt och signalbrusförhållande i mottagaren som funktion av nio parametrar som definierar sändaren, fyra parametrar används för att beskriva målet, tre beskriver mottagaren och tre beskriver atmosfären. Modellen är inte tillämplig för en kontinuerlig laser eller för det förbättrade signalbrusförhållande som signalbehandling med multipla pulser kan ge. NVLaserD utnyttjar förenklade antaganden för att beskriva den komplexa verkligheten. Modellen är avsedd att användas som ett verktyg för

att undersöka hur parametervariation påverkar systemprestanda och för att jämföra olika system.

2.2.5 NVLRG

U.S. Army RDECOM CERDEC Night Vision & Electronic Sensors Directorate (NVESD) har utvecklat en systemvärderingsmodell för avståndsgrindade bildalstrande lasersensorer (laser-range-gated imaging systems). Modellen byggdes ursprungligen för att värdera prestanda för detektion, igenkänning och identifiering av fordonsmål [13], men kapaciteten har utökats till andra mål. Modellen baseras på de väl etablerade NVESD-modellerna för att bedöma en människas förmåga att använda data från bildalstrande system. Modellen, som kallas NVLRG, är Java-baserad och tar hänsyn till relevanta simuleringsparametrar för såväl sensorsystem, atmosfär och displaysystem som användarens förmåga till detektion och identifiering.

Resultatet från simuleringarna blir en koppling mellan sannolikheterna för detektion, igenkänning och identifiering och variation av olika systemparametrar. Figur 6 visar två kurvor ur resultatet från en simulering. Överst ses detektions-, igenkännings- och identifieringssannolikheter för olika avstånd. Nederst ses effekten av varierad turbulensstyrka C_n^2 . NVLRG är inte kommersiellt tillgänglig, men FOI har en fullt fungerande version för betatestning.



Figur 6. Ett simuleringsexempel från NVLRG. Överst ses detektions-, igenkännings- och identifieringssannolikheter för olika avstånd. Nederst ses effekten av varierad turbulensstyrka C_n^2 .

3 Estimering av prestanda för radarsystem

För simulering av radarsystem finns det ett stort antal verktyg, vilka kan användas för att studera vissa frågeställningar. För estimering av prestanda för radarsystem känner vi till nedanstående verktyg.

3.1 Radarsimuleringar med MSSLab

MSSLab har använts i flera studier för att estimeras sensorprestanda. I projektet Störning av multisensorsystem [14] simulerades en målsökare med en radar och IR-sensor. Radarsystemet var en högupplöst realapertur radar och denna simulerades med MSSLab. För att studera detektionsprestanda användes en detektor som bygger på M/N-algoritmen. I projektet Svårupptäckt precisionsmålsökare [15] simulerades ett UCAV-system med sensorerna SAR och IR. För att studera detektionsprestanda för SAR-systemet användes en detektor som bygger på AdaBoost.

3.2 SADM – Ship Air Defence Model

SADM är ett simuleringspaket för att simulera duellen mellan en flottstyrka och en eller flera anfallande fiendliga flygplan och/eller sjömålsrobotar. Fartygen kan bära flera sorters sensorer (radar,IRST, signalspaning, IFF) och flera sorters mjuka vapen, "soft-kill" (störning, remsor, skenmål) och hårda vapen, "hard-kill" (robotar, kanoner etc.). Olika typer av faktorer/parametrar kan varieras för att studera inverkan av dem. Simuleringar kan upprepas för att få statistik. Programvaran är utvecklad av BAE Systems Australia och är skriven i Fortran och Matlab och körs på PC under MS-Windows.

Intrycket vid FOI:s utvärdering 2005 var att SADM var väl genomtänkt och fokuserade på rätta egenskaper [16]. Modellen var generellt uppbyggd med möjlighet att kombinera olika delmodeller på "nästan valfritt" sätt. Detta gör att SADM är lämpligt för många normala frågeställningar vid systemvärdering, problemanalys eller utbildning.

Följande typer av modeller finns i SADM:

- Farkoster: fartyg, flygplan, robotar och skenmål
 - Farkosters rörelser.
 - Målarea (RCS) s.f.a. aspektvinkel, frekvens och polarisation för fartyg, flygplan, robotar, och antenner
- Vågutbredning, väder, nederbörd, vind, "ducting"
- Sensorer.
- Beslut om vapeninsats.
- Mjuka vapen (skenmål, remsor, störning m.m.).
- Hårda vapen (robotar, kanoner).
- Öppet hav eller kustområde med terrängdatabas.

Fyra sorters radarsystem finns modellerade i SADM:

1. Spaningsradar på fartyg.
2. Eldledningsradar på fartyg.
3. Radar på flygplan.
4. Radarmålsökare i robotar.

Alla är baserade på den grundläggande radarmodell som beskrivs nedan.

Några egenskaper hos den grundläggande radarmodellen:

- Den tar hänsyn till vågutbredning med bl.a. flervägsutbredning, atmosfärsavböjning och ledskikt (ducting). Den utnyttjar även höjddata för land.
- Hanterar dämpning i remsmoln och regn.
- Konventionell antenn eller gruppantenn kan parametersättas.
- Antenn med några fördefinierade antenndiagram eller antenndiagram från fil.
- Olika typer av dopplerfiltrering kan göras.
- Hanterar tvetydigheter i avstånd och doppler.
- Tar hänsyn till fartygets krängning eller låter antennen vara stabiliserad.
- Tar hänsyn till att radarn skymms av delar av fartyget.
- Simuleringarna sker genom att signaleffekter beräknas och modifieras p.g.a. olika aspekter.
- Varje radar kan ha flera huvudmoder (modes) som motsvarar moder i en verklig radar. Varje huvudmod kan ha flera delmoder (submodes) med olika bärvågsfrekvenser, PRF m.m. som väljs automatiskt beroende på lobriktning, avstånd eller tid.
- Klotter från sjö och land. Klotter kan komma från flera avstånd samtidigt p.g.a. tvetydighet i avstånd.
- Målföljning före eller efter datafusion med andra sensorer.
- Mätosäkerhet i riktning och avstånd fås genom termiskt brus och glitter (glint).
- Innan simuleringen fås information om signalbrusförhållande, räckvidd m.m. inklusive påverkan av vågutbredningen som funktion av radarns parametrar samt avstånd och höjd hos målet. Detta underlättar valet av radarparametrarna.

Fördelar med den grundläggande radarmodellen:

- + Bra avvägning av detaljnivå och aspekter att ta med, med några få undantag (se nedan).

- + Modellerar många aspekter hos en radar. Radarmodelleringen är nästan "komplett".
- + Flexibelt med moder och delmoder (submodes).
- + Innan simuleringen fås information om signalbrusförhållande, räckvidd m.m. inklusive påverkan av vågutbredningen som funktion av radarns parametrar samt avstånd och höjd hos målet.

Nackdelar med den grundläggande radarmodellen:

- Egna flygplan eller UAV:er finns inte.
- Sidolober modelleras inte. Då finns inte heller klotter och störning i sidoloberna.
- Gruppantennor och multifunktionssystem modelleras bristfälligt. Utvecklingen går mot sådana system.
- Ingen störning av radar på fartyg eller flygplan förekommer.
- Inte utbytbar utan tillköp av ett gränssnitt.

3.3 PHASAR - Phased Array Simulation for Adaptive Radar

PHASAR (Phased Array Simulation for Adaptive Radar), a design and development tool" har tagits fram av Roke Manor Research Limited i UK. Programmet kan användas för att analysera systemegenskaper innan hårdvaran tas fram. Realistiska fel kan införas i alla steg i radarsystemets arkitektur för värdering. Realistisk modellering av mål. Kan användas för värdering av huvud- eller sidlobstörning. Den här metoden är användbar för riskvärdering och validering av prestanda.

3.4 SAIC'S RADSIM

SAIC'S RADSIM, Radar Simulation 3.0 är en radarsimulator som är användbar i flygsimulatorer etc. Programvaran kan användas för både realapertursystem och för simulering av SAR. Programmet har en MTI funktion och den stöder högupplösta målmodeller, tar hänsyn till terrängmasker, bakgrundstextur och klotter, antennlobor (huvud och sido), dämpning och jorden krökning samt åskväder och remsstörning etc. Programvara kan användas på en PC (eller MAC) under Windows eller Linux och på arbetsstationer under UNIX. Det som påpekas speciellt är förmågan att simulera "Doppler Beam Sharpening". RADSIM kan också användas för uppdragsplanering och i träningsystem.

4 Resultat av estimering av sensorprestanda

4.1 Scenario

NVTherm och TRM3 har använts för att analysera deras förmåga att estimeras sensorprestanda. Ett scenario har tagits fram för detta, vilket är beskrivet i tabell 1 och tabell 2. I detta fall har prestanda för detektion, igenkänning och identifiering studerats för ett fordon som befunnit sig på en homogen bakgrund.

Tabell 1. Sensor- och målparametrar. $IFOV = FOV_h/640 = FOV_v/480$. N_{50} = antal upplösta linjepar för 50 % prestanda för detektion, igenkänning eller ID. Fyra parametrar har jämförts mellan NVTherm och TRM3 under avsnitt 4.3: 1. Extinktionskoefficient (atmosfärsdämpning), 2. Fixed pattern noise, 3. IFOV (medför att även FOV, f , a , θ och D ändras), 4. Temperaturskillnad mål-bakgrund. Siffrorna som inte står i någon parentes har använts som default-värden.

	MWIR	LWIR	Enhet
Våglängdsband	4,4 - 5,0	8 - 12	μm
Igenkänningsavstånd, R	2 - 5	dito	km
Karakteristisk minsta målstorlek	3	3	m
NETD (Noise Equivalent Temperature Difference)	20	30	mK
D^*	8e8	2e8	$\text{cmHz}^{1/2}\text{W}^{-1}$
Pixelstorlek, d	15	30	μm
Array	640*480	640*480	pixel
$T_{\text{eff}} = T_{\text{optik}} * T_{\text{filter}}$	0,9*0,9	0,9*0,9	
N_{50} detektion	1	1	-
N_{50} igenkänning	4	4	-
N_{50} identifiering	9	9	-
F-tal (F/#)	2	2	-
Extinktionskoefficient	0,2 (0,2, 0,4, 0,6, 0,8)	dito	
Fixed pattern noise (FPN):			
NVTherm (noise factor)	1 (1, 1,2, 1,6, 2)	dito	
TRM3 (IETD)	0 (0, 10, 15, 20)	dito	
IFOV (instantaneous field of view)	1,63e-4 (3e-4, 1.5e-4, 7,5e-5, 3,75e-5)	dito	Radian
FOV (field of view)	6,0 * 4,5 (11*8,2, 5,5*4,1, 2,8*2,1, 1,4*1,0)	dito	grader
f (fokallängd) = $d*1/IFOV$	9,17 (5, 10, 20, 40)	18,35 (10, 20, 40, 80)	cm
a (apertur) = $f/(F\#)$	4,59 (2,5, 5, 10, 20)	9,17 (5, 10, 20, 40)	cm

θ (diffraktion) = $1,22\lambda/a$	1,25e-4 (2,29e-4, 1,15e-4 5,73e-5, 2,87e-5)	1,33e-4 (2,44e-4, 1,22e-4 4 6,10e-5, 3,05e-5)	Radian
D = IFOV*R för R=2 km	0,327 (0,60, 0,30, 0,15, 0,076)	dito	m
Temperaturskillnad mål-bakgrund	4 (1, 2, 4, 8)	dito	°C

Tabell 2. Transmission i SubArctic Summer med aerosoltyp: "Rural 23" beräknat i MODTRAN. Siffrorna motsvarar ett väder med ganska dålig sikt.

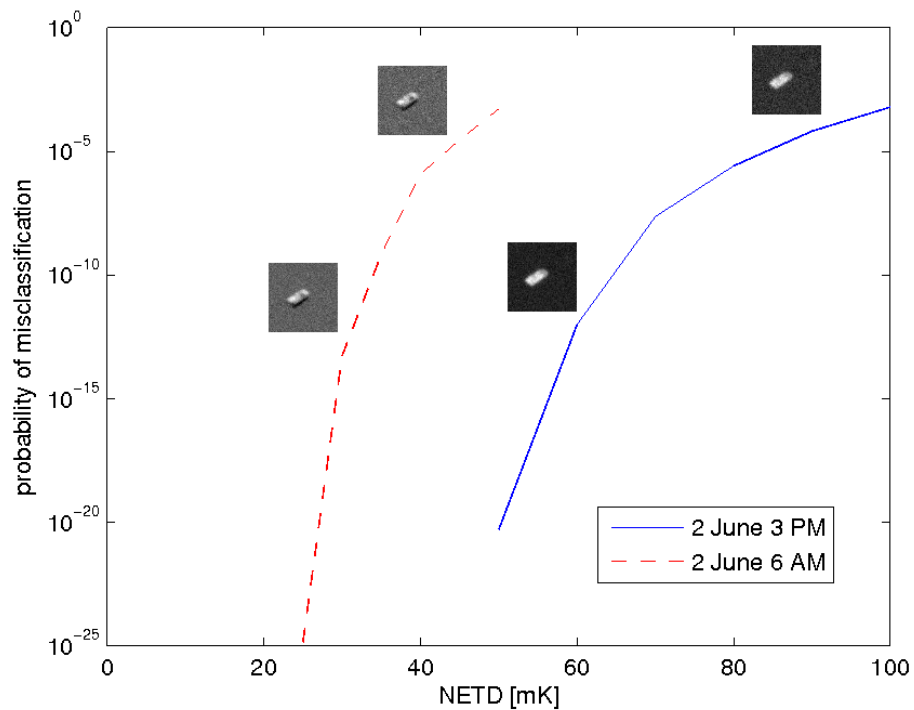
Avstånd (km)	0,4-0,7 μm	4,4-5,0 μm	8-12 μm
0,5	0,9097	0,6147	0,8902
0,75	0,8679	0,5317	0,8502
1,0	0,8279	0,4691	0,8154
1,5	0,7534	0,3783	0,7531
2,0	0,6859	0,3148	0,6989
3,0	0,5688	0,2302	0,6070
4,0	0,4720	0,1760	0,5313

4.2 Bayesiansk skattning

Vi ger här några exempel på resultat som kan tas fram med Bayesiansk metodik. Denna bygger, som nämnts ovan, på noggrann matematisk modellering av målobjektens signatur, atmosfärspåverkan på strålningen från målet, samt avbildningsprocessen i sensorn. Sannolikhetsfördelningar används för att modellera målsignatur, atmosfärsdämpning och sensorrespons eftersom dessa påverkas av faktorer som i allmänhet inte är fullständigt kända i en operativ situation.

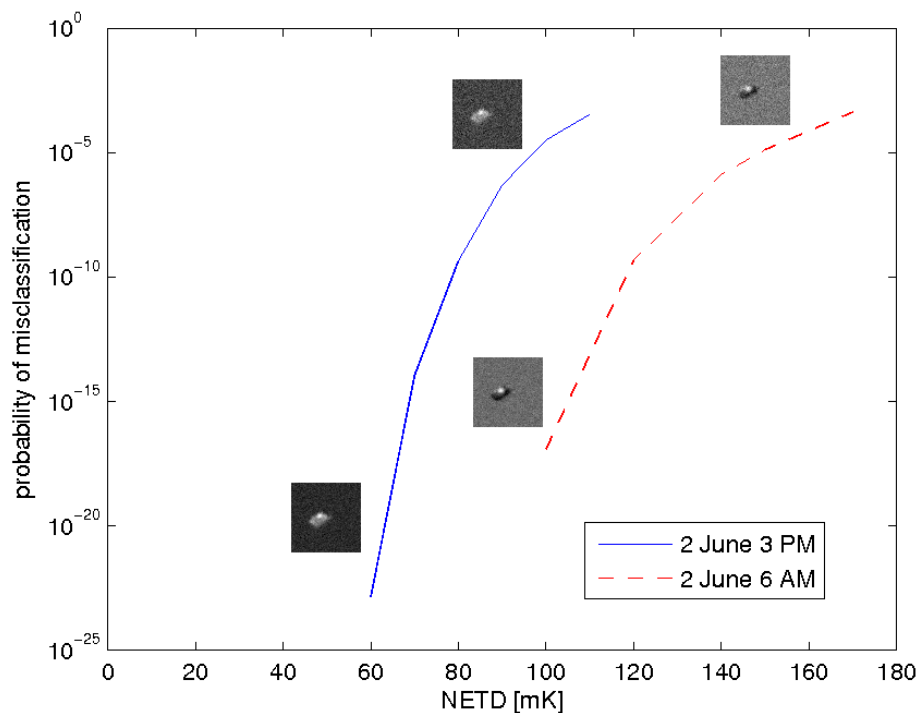
I samtliga fall modelleras här en sensor för termisk IR (8-9 μm) med f/2-optik, 25 μm detektorbredd (100 % fill factor) och transmission 0,81 genom optik och filter. Avståndet till målet är 5000 m med transmissionskoefficienten 0,65 km^{-1} . Angivna prestandaresultat får betraktas som optimistiska då påverkan från turbulens, icke-ideal fill factor, rörelseoskärpa, fixed-pattern noise m.m. inte tagits med i beräkningarna.

Figur 7 visar ett exempel på hur risken för felklassificering varierar med nivå på sensorbruset. Det sanna målet är en avstängd pansarbandvagn MT-LB (svenska versionen Pbv 401), och här visas risken för att denna misstas för en stridsvagn T-72 vid de två tidpunkter på dygnet då den utstrålade effekten är som störst (eftermiddag) respektive minst (morgon).



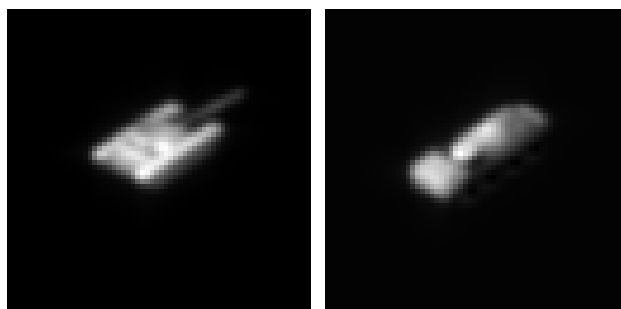
Figur 7. Undre gräns för sannolikheten att felaktigt klassificera en bild av en avstängd MT-LB som en T-72 vid olika sensorbrusnivåer. Helledragen kurva gäller för väderdata uppmätta kl. 15:00 den 2 juni 2003. Streckad kurva för kl. 06:00 samma dag.

Figur 8 visar motsvarande sannolikheter för en MT-LB med motorn påslagen. Notera att brus känsligheten nu är större på eftermiddagen än på morgonen, vilket torde bero på att fordonet på eftermiddagen är mer homogent uppvärmt än på morgonen, och signaturen därför har färre karakteristiska kännetecken.

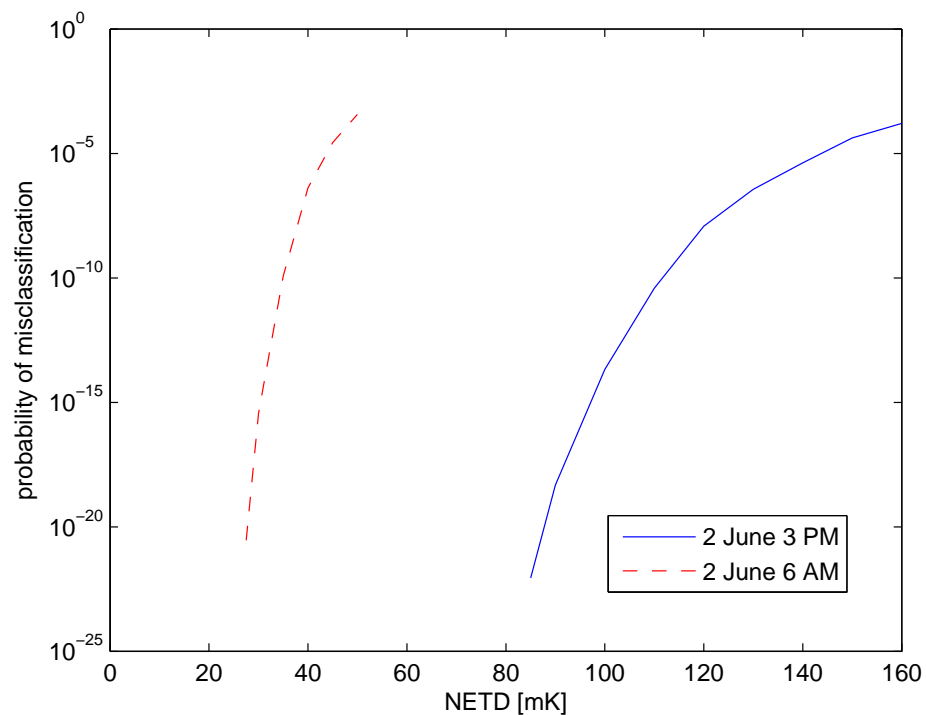


Figur 8. Undre gräns för sannolikheten att felaktigt klassificera en bild av en MT-LB med motor på som en T-72 vid olika sensorbrusnivåer. Heldragen kurva gäller för väderdata uppmätta kl. 15:00 den 2 juni 2003. Streckad kurva för kl. 06:00 samma dag.

Figur 10 visar risken för att en bild av en avstängd MT-LB misstas för en pansarterrängbil BTR-70. Vi ser att brus känsligheten på eftermiddagen är betydligt mindre än vid motsvarande jämförelse med T-72 (Figur 7). Detta beror förmodligen på att BTR-70 då har en mycket karakteristisk signatur, se figur 9.

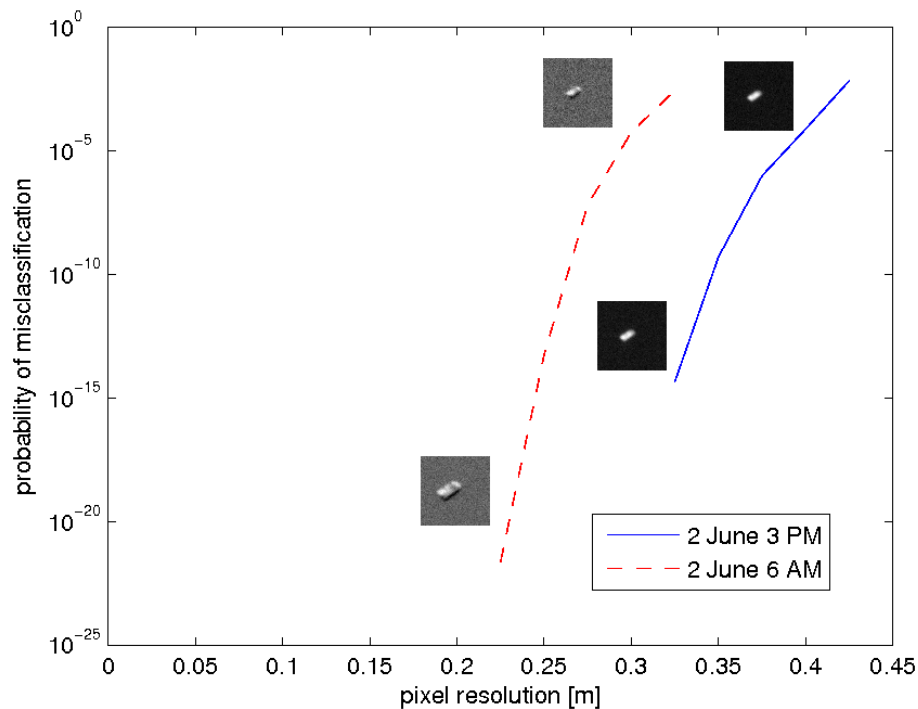


Figur 9. Signaturer kl. 15:00 den 2 juni 2003. Vänster: T-72. Höger: BTR-70



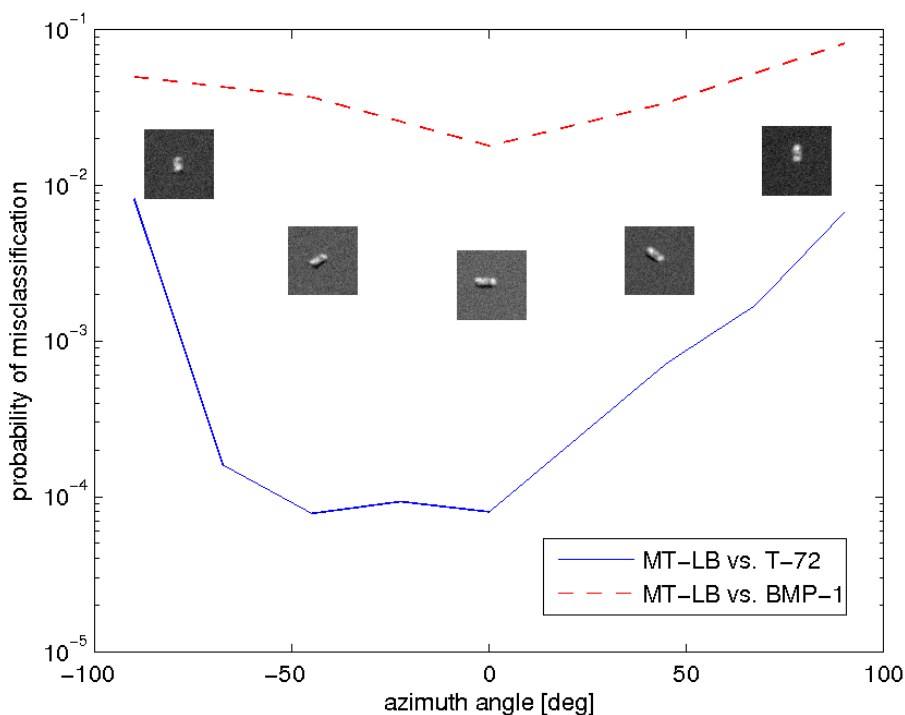
Figur 10. Undre gräns för sannolikheten att felaktigt klassificera en bild av en avstängd MT-LB som en BTR-70 vid olika sensorbrusnivåer. Helledragen kurva gäller för väderdata uppmätta kl. 15:00 den 2 juni 2003. Streckad kurva för kl. 06:00 samma dag.

Figur 11 visar hur risken att en avstängd MT-LB misstas för en T-72 varierar med bildens upplösning. Det är intressant hur snabbt diskrimineringsförmågan försämras när upplösningen minskar. I detta exempel är sensorbrusnivån satt till 30 mK NEDT.



Figur 11. Undre gräns för sannolikheten att felaktigt klassificera en bild av en MT-LB som en T-72 vid olika pixelupplösningar. Helden kurva gäller för väderdata uppmätta kl. 15:00 den 2 juni 2003. Streckad kurva för kl. 06:00 samma dag.

Figur 12 visar hur risken för felklassificering varierar med betraktningvinkel (i azimutled). Även i detta exempel är sensorbrusnivån satt till 30 mK NEDT. Här jämförs en avstängd MT-LB med dels en T-72, dels en pansarbandvagn BMP 1 (svensk version Pbv 501). BMP 1 är ett fordon som i stor utsträckning liknar MT-LB vad avser storlek, form och pansarplåtens tjocklek (vilket påverkar de termiska egenskaperna). Notera att T-72 tycks skilja sig mer från MT-LB snett bakifrån än framifrån. För BMP 1 finns inte motsvarande asymmetri. Denna typ av analys påminner om beräkning av radarmålareadiagram och skulle kunna användas för att undersöka om en fordonsdesign har signaturegenheter som gör den lätt att identifiera.

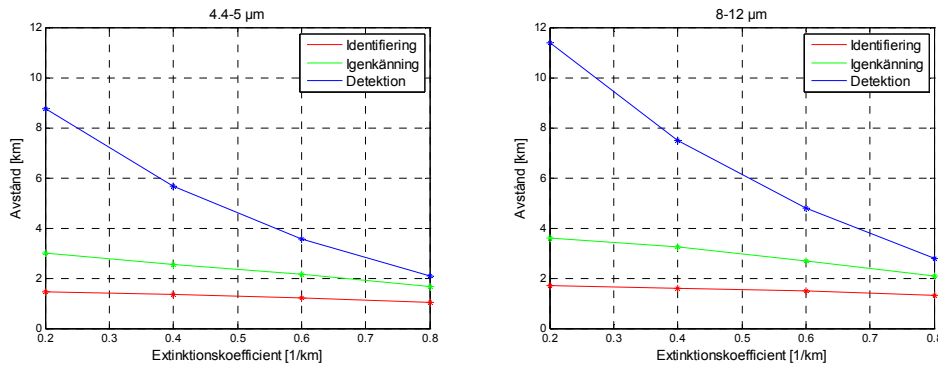


Figur 12. Undre gräns för sannolikheten att felaktigt klassificera en bild av en avstängd MT-LB som en T-72 respektive BMP-1 för olika betraktningsriktningar. 0 grader innebär att fordonet ses från höger sida; 90 grader rakt framifrån. I samtliga fall är depressionsvinkeln 45 grader. Väderdata från 2 juni 2003 kl. 06:00.

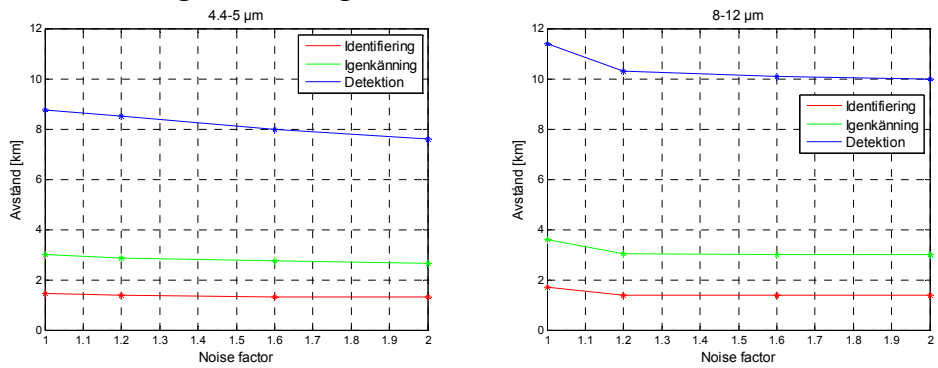
4.3 Estimering av sensorprestanda med NVTherm och TRM3

Räckvidder för NVTherm och TRM3 har beräknats och visas i avsnitt 4.3.1 och 4.3.2. Fyra olika parametrar jämfördes mellan programmen: atmosfärs- transmission, spatialt brus (pixelbrus), spatiell upplösning och temperaturkontrast. Konsekvenser av pixelbrus (fixed pattern noise, FPN) för måldetekteringsavstånd studerades för simulerade data på FOI år 2009 i två fall: utan FPN och med uppmätt FPN (i registrerade bilddata med aktuell kamera) adderat till bilddata.

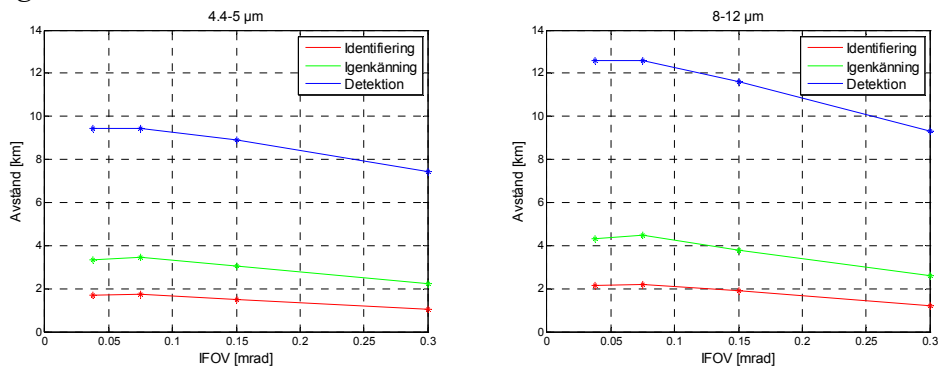
4.3.1 NVTherm



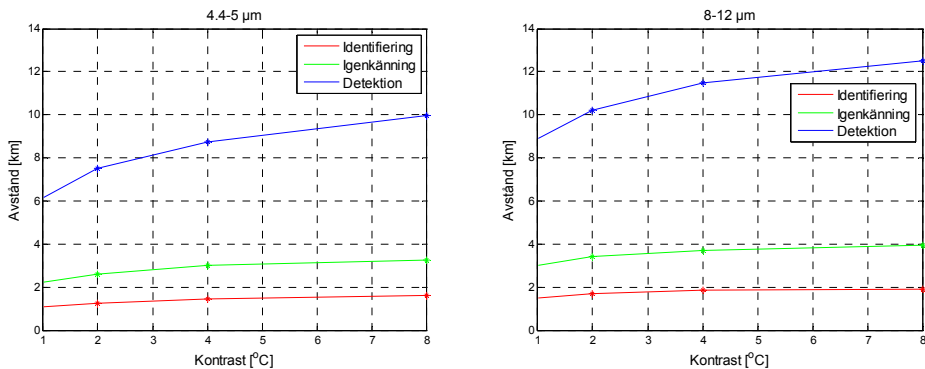
Figur 13. Räckvidd som funktion av extinktionskoefficient. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. En extinktionskoefficient = 0,2 innebär klart väder och bra sikt, 0,5 = dålig sikt. Extinktionskoefficienten 0,2 användes i övriga simuleringar.



Figur 14. Räckvidd som funktion av fixed pattern noise. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. Noise factor = 1,2-1,6 anges av NVTherm som normalvärden. Ingen "Noise factor" användes i övriga simuleringar.

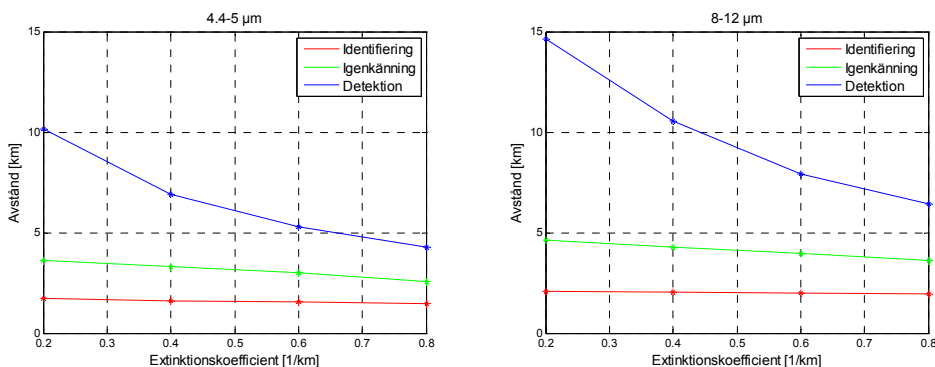


Figur 15. Räckvidd som funktion av IFOV. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. IFOV = 0,163 mrad användes i övriga simuleringar.

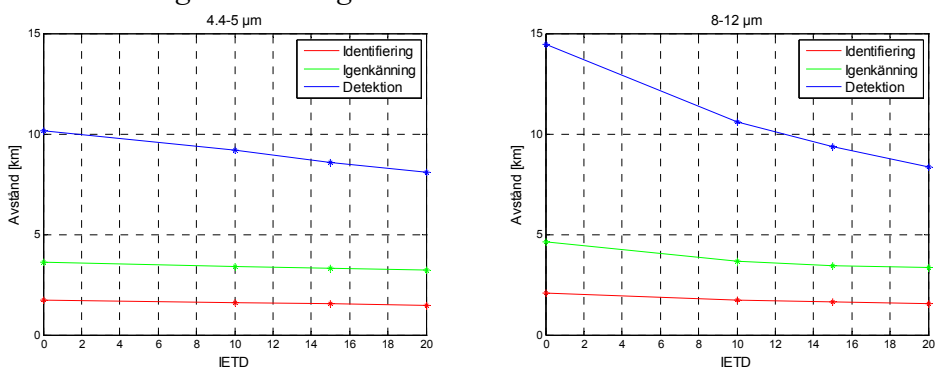


Figur 16. Räckvidd som funktion av temperaturskillnad mål-bakgrund. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. Temperaturdifferensen 4 K användes i övriga simuleringar.

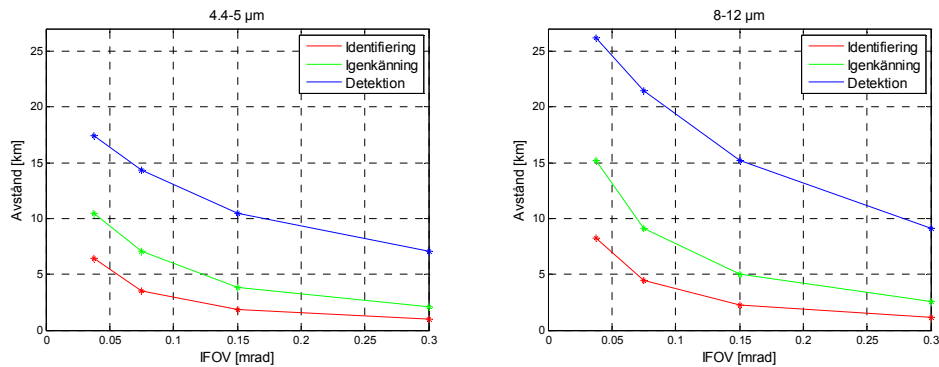
4.3.2 TRM3



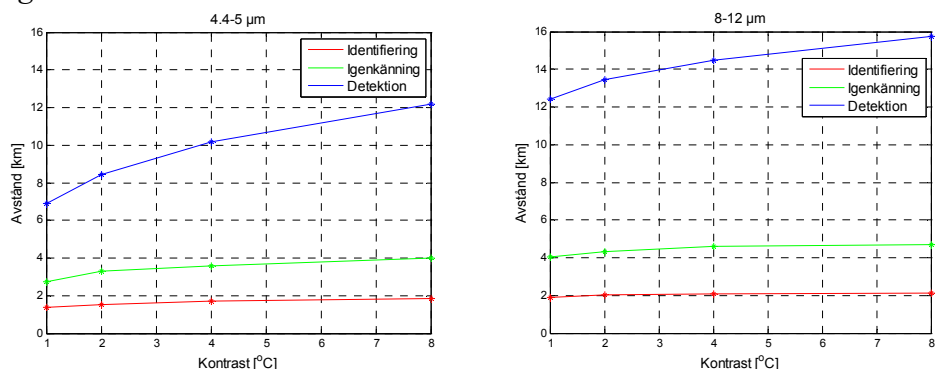
Figur 17. Räckvidd som funktion av extinktionskoefficient. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. En extinktionskoefficient = 0,2 innebär klart väder och bra sikt, 0,5 = dålig sikt. Extinktionskoefficienten 0,2 användes i övriga simuleringar.



Figur 18. Räckvidd som funktion av fixed pattern noise. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. IETD=0 = ideal sensor utan spatiellt brus, IETD = 10 är ett värde som kan tänkas motsvara ett normalvärde på "noise factor" i NVTherm. IETD=0 användes i övriga simuleringar.



Figur 19. Räckvidd som funktion av IFOV. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. IFOV = 0,163 mrad användes i övriga simuleringar.



Figur 20. Räckvidd som funktion av temperaturskillnad mål-bakgrund. Identifiering, igenkänning och detektion vid 50 % sannolikhet. Temperaturdifferensen 4 K användes i övriga simuleringar.

4.3.3 Slutsatser från testerna

På grund av den begränsade tiden har ett flertal möjligheter i programmen inte studerats i denna preliminära prestandasimulering, t.ex. möjlighet att lägga till godtyckliga MTF-data, en möjlighet som bl.a. kan användas för att studera effekten av att det finns ett visst mellanrum mellan pixlarna (fill factor < 100 %). Även med dessa möjligheter är bortvalda finns det ändå ett antal inparametrar att ta hänsyn till där det finns vissa skillnader mellan programmen, både när det gäller typ av inparametrar och sättet att ange en parameter. Resultatskillnader mellan programmen kan därför både bero på faktiska skillnader mellan programmen men också på att programmen oavsiktligt försetts med olika indata. Ett antal parametrar har liten inverkan på räckvidderna, t.ex. ”scene contrast temperature” (som finns i NVTherm men inte i TRM3). ”Scene contrast temperature” är den temperaturvariation i scenen som resulterar i en ändring av displayluminans från minimal till genomsnittlig nivå.

Tidigare resultat visade att upptäcktsavstånden minskade 10-20 % då uppmätt pixelbrus adderades till de simulerade data i TERRTEX [12]. Modellering av FPN görs lite olika i programmen NVTherm och TRM3. I NVTherm anges en *noise factor* där värden mellan 1,2 – 1,6 uppges vara normalvärden. I TRM3 modelleras FPN med IETD (inhomogeneity equivalent temperature difference) som anges i mK eller som en multiplikationsfaktor av NETD. Ett värde på

IETD som motsvarar en noise factor = 1,4 kan vara ca 10*NETD. Resultatet visas i figur 14 och 18. Generellt är minskningen i räckvidder drygt 10 % utom i LWIR-bandet för TRM3 där minskningen är uppemot 30 %.

Förutom att TRM3 generellt predikterar längre räckvidder än NVTherm, från ca 20 % uppemot 100 %, är överensstämmelsen relativt god. Resultaten för hög spatiell upplösning (litet IFOV) skiljer sig dock mellan programmen (figur 15 och 19), där inverkan av brus verkar beaktas olika vid hög spatiell upplösning. För NVTherm fås en trade-off för små värden på IFOV.

Skillnaderna i resultat för en typisk kamera med undersamplad fokalplansarray kan vara stora. TOD metoden är mest känslig för variation av samplingsfrekvensen medan NVTherm är mest känslig för optikens upplösning (blur). TRM3 kan i vissa fall ge sämre prestanda trots att upplösning har ökat exempelvis med mikroskanning. Problemet är definitionen av MTDP och användningen av ett periodiskt fyrstavs testmönster. Med låga kontraster ger MTDP och TOD liknande resultat medan MRTD avviker. TOD metoden anses vara mest generell [17].

En utvärdering (2007) av den uppdaterade NVThermIP visade en mycket större överensstämmelse mellan NVThermIP och TOD. I denna uppdaterade version används som tidigare nämnts ett rektangulärt stavmönster tillsammans med en ny metod i stället för det ifrågasatta Johnson-kriteriet för att uppskatta måldektionsavståndet. För väl samplade FPA:s är skillnaden försumbar, medan den för undersamplade sensorer skiljer sig åt genom att NVThermIP överskattar avstånden med ca 25 %.

5 Metodik för värdering MSSLab

En bra metodik är mycket viktigt vid genomförandet av en teknisk värdering. I början av en värdering är det viktigt att man tillsammans med kunden finner lämpliga avgränsningar på värderingsproblemet. Avgränsningar gäller ofta scenario, sensorfunktioner, taktik etc. Det är ofta lämpligt att ta fram konkreta mikrosituationer ur dessa scenarier. Dessa mikrosituationer innehåller en starkt förenklad men ändå generisk och relevant beskrivning av en händelse, en uppgift och ett övergripande behov som det värderade systemet skall kunna hantera.

När värderingsfrågan och sammanhanget är fastställt kan själva värderingsarbetet starta. I Simsens-projektet används i huvudsak MSSLab för att göra detaljerade simuleringar av mikrosituationer, men även andra simuleringsprogram, som beskrivs i kapitel 3, kan används för att värdera olika delar eller funktioner i ett sensorsystem. Flera av verktygen för estimering av sensorprestanda ger ingen visuell bild av hur scenariot såg ut, men detta kan t.ex. ske med MSSLab.

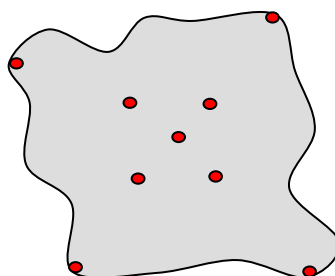
Det kan för vissa fall vara svårt att ta fram tillförlitliga underlag för värderingar. Vissa scenarier har vi idag t.ex. inte möjligt att simulera såsom större sjöscenarier eller djungel, eller svåra väderfall såsom hagelskurar, orkaner etc. Det kan även vara dyrt eller omöjligt att med andra metoder, t.ex. mätningar, komplettera dataunderlaget. Man kan då tvingas göra kvalificerade resonemang för sådana fall, vilket då minskar den s.k. assuranzen¹ för värderingen. Assurans kan måttsättas med hjälp av ett tillförlitlighetsvärde eller försäkringsvärde på vilken tilltro man har till värderingsresultatet.

För att få en värdering med hög kvalitet är det viktigt med kvalitetsgranskning. Detta görs lämpligen med en känslighets- och variationsanalys. I en känslighetsanalys analyseras hur mycket inparametrarna kan varieras med bibehållet värderingsresultat. Detta är viktigt för att undersöka känsligheten hos resultaten och när de är giltiga. Känslighetsanalysen sker genom att vissa kritiska variabler varieras. Dessa variabler kan vara prioriterade av kunden eller identifierade av värderingsteamet under arbetets gång.

Vid simuleringar kan kvalitetsgranskningen göras genom att det aktuella sensorsystemet studeras i olika miljöer, väderfall, uppdrag etc. Om högkvalitativa sensorsimuleringar används, såsom i MSSLab, begränsas det antal fall man kan kosta på sig att variera. Men genom att simulera motsvarande fall med förenklade simuleringsmodeller, kan dessa verifieras och sedan nyttjas till att utöka det undersöka parameterrummet.

Vid de flesta värderingar är det intressant att studera hur systemet fungerar inte bara i normalfall, utan även i extremfall. Det är därför viktigt att ha scenarier som täcker båda typer av sådana fall, såväl i de högkvalitativa simuleringarna som i de förenklade. Hur värderingsfallen ska väljas beror på aktuell värdering, men valen av dessa är viktigt för att så hög kvalitet som möjligt ska erhållas inom givna ramar.

¹ Assuranzen uttrycker ett mått på hur säker man är på värderingsresultatet



Figur 21. Det gråa området symboliserar en möjlig scenariorymd som sensor-systemet kan verka inom och de röda punkterna symboliserar olika värderingsfall för att täcka både normalfall och extremfall hos ett sensorsystem.

Förutom ovanstående kvalitetsgranskning bör en variationsanalys göras. Variationsanalysen syftar till att testa generaliserbarheten i värderingen, med andra ord undersöka om resultatet gäller för ett större sammanhang än det specifika sammanhang man valt. En variationsanalys kan t.ex. ske genom att flytta använda scenarier till en annan fysisk miljö och studera hur generaliserbart resultatet är.

6 Slutsatser och fortsatt arbete

I denna rapport har vi gjort en sammanställning av olika metoder och verktyg för teknisk värdering av optronik- och radarsystem. För optroniksystem finns det många verktyg för estimering av sensorprestanda. För radarsystem mot markmål finns det dock inte några färdiga verktyg som vi känner till. MSSLab vidareutvecklas dock för att kunna estimeras sensorprestanda för dessa fall.

Programvaror som NVTherm och TRM har visat sig användbara vid värdering av termiska avbildande system. Generellt är överensstämmelsen god mellan predikterade och verkliga räckvidder, men det finns begränsningar med programmen som kan bli märkbara vid vissa mål/bakgrundskombinationer, vid vissa vädertyper och vid utvärdering av signal- och bildbehandlingstekniker

Med programvaror som NVTherm och TRM går det dock inte att generera bilder, men för att visualisera de studerade scenarierna kan MSSLab användas vilket kan underlätta en analys av sensorprestanda.

6.1 Fortsatt arbete

I det fortsatta arbetet planerar vi att jämföra NVTherm och TRM3 med Bayesianska metoden för olika miljöer, väderfall och tidpunkter på dagen. Fullständiga simuleringar med MSSLab i olika miljöer, väderfall och tidpunkter bör även ske för att jämföra med dessa metoder.

I denna rapport har vi studerat detektion, igenkänning och identifieringsprestanda för fordon på olika avstånd. Detektion, igenkänning och identifieringsprestanda för människor är dock mycket viktigt idag och detta bör studeras i ett fortsatt arbete.

Den framtagna Bayesianska metodiken kan även användas för andra sensorer än IR såsom SAR och 3D-laser. Då detta är implementerat blir det sedan möjligt att bedöma värdet av att fusionera data från flera sensorer, eller jämföra informationsinnehållet i data från olika våglängdsband eller från olika sensortyper. Detta är mycket intressant och bör studeras framöver.

7 Referenser

- [1] <http://www.fas.org/irp/imint/niirs.htm>, besökt 2010-06-05.
- [2] Ratches J. A., Vollmerhausen R. H., Driggers R. G., "Target Acquisition Performance Modeling of Infrared Imaging Systems: Past, Present, and Future", IEEE Sensors Journal, vol.1, no.1, June 2001.
- [3] Bijl P., Toet A., Valeton J. M., "Electro-Optical Imaging System Performance Measurement, sidor 443-450, ur Encyclopedia of Optical Engineering del 1, redigerad av Ronald G. Driggers.
- [4] Chevalier T., Grönwall C., Karlholm J., Näsström F., Sume A. "Måligenkänning vid precisionsbekämpning", FOI-R--1781--SE, FOI, Linköping, 2005.
- [5] Andersson T., Carlsson L., Karlholm J., Karlsson M., Lauberts A., Molin S., Näsström F., Sume A., "Värderingsmetodik för systemkoncepten i avancerade målsökare", FOI-R--1401--SE, FOI, Linköping, 2004.
- [6] Bijl P., Hogervorst M. A., Valeton J. M., "TOD, NVTherm, and TRM3 model calculations: a comparison", Proc. SPIE Vol. 4719, p. 51-62, Infrared and Passive Millimeter-wave Imaging Systems, 2002.
- [7] Greif H.J., Weiss A.R., Wittenstein W., "pcSitoS: A new tool for image-based IR system simulation", Proc. of SPIE Vol.7481, Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications VI, 2009.
- [8] Maurer T., Driggers R. G., Vollmerhausen R., Friedman M., "NVTherm improvements", Proc. SPIE Vol. 4719.
- [9] Bijl P. och Hogervorst M. A., "NVThermIP vs TOD: matching the target acquisition range criteria", Proc. SPIE, Vol. 6543, 65430C (2007); doi:10.1117/12.716656, 2007.
- [10] Vollmerhausen R. H., Jacobs E., Driggers R. G., "New metric for predicting target acquisition performance", Opt. Eng., Vol. 43, 2806, 2004.
- [11] Wigren C., "IGOSS Model of Image Generation in Optronics Sensor Systems", FOA-R--97-00582-616--SE,1997.
- [12] Nyberg S., "Models used in assessment of optical sensors", FOI-R--2290--SE, 2007.
- [13] Espinola R. L., Teaney B., Nguyen Q. et al., "Active imaging system performance model for target acquisition", Proc. SPIE Defense & Security Symposium, Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XVIII, Vol. 6543, 65430T, 2007.

[14] Karlsson N., Gadd S., Gustafsson M., Karlsson M., Lauberts A., Molin S., Näsström F., Petersson M., Wigren C., "Störning av multisensorsystem – Slutrapport", FOI-R--2146--SE, 2006.

[15] Carlsson L., Karlsson M., Andersson B., Grönwall C., Haapalahti G., Karlholm J., Karlsson N., Lauberts A., Letalick D., Näsström F., Persson A., Svedin J., "Slutrapport SUPREM, svårupptäckt precisionsmålsökare", FOI-R--2366--SE, 2007.

[16] Björklund S., Brämning P., Eneroth A., Johansson P., Gadd S., Hansson M., Rasmusson J., Wilow M. "Utvärdering av SADM, en simulator för duellen mellan krigsfartyg och anfallande robotar", FOI Memo 1219, Utgåva B, 2005-02-14.

[17] Bijl P., Hogervorst M. A., Valeton J. M., "TOD, NVTherm, and TRM3 model calculations: a comparison", Proc. SPIE Vol. 4719, p. 51-62, Infrared and Passive Millimeter-wave Imaging Systems, 2002.