



FFI Forsvarets
forskningsinstitutt

23/00289

FFI-RAPPORT

Simuleringer med arrayprosessering og maskinlæring for deteksjon av radarmål

Kyrre Strøm

Simuleringer med arrayprosessering og maskinl ring for deteksjon av radarm l

Kyrre Str m

Emneord

Radar
Signalbehandling
Adaptive filter
Maskinlæring

FFI-rapport

23/00289

Prosjektnummer

1588

Engelsk tittel

Simulations with array processing and machine learning for radar target detection

Elektronisk ISBN

978-82-464-3458-2

Godkjennerne

Børge Torvik, *forskningsleder*
Trygve Sparr, *forskningsdirektør*

Dokumentet er elektronisk godkjent og har derfor ikke håndskreven signatur.

Opphavsrett

© Forsvarets forskningsinstitutt (FFI). Publikasjonen kan siteres fritt med kildehenvisning.

(U) Sammendrag

I rapporten testes og sammenliknes deteksjonsegenskaper for arrayprosesseringsalgoritmer med Konstant falsk-alartrate (CFAR)-deteksjon og deteksjonsegenskaper for et sekvensielt klassifiseringsnettverk. Testene er utført med ulike typer simulert signalmiljø for luftbåren pulset radar med fasestyrt gruppeantenne og multiple mottakskanaler. CFAR av typen cellemidling er benyttet. Rom-tid adaptiv prosessering (*Space-time adaptive processing*) (STAP) er en velprøvd metode for undertrykking av bakkeclutter, men har kjente utfordringer med heterogent clutter. Studien undersøker om maskinlæring kan bidra til å redusere problemet med deteksjon i heterogent signalmiljø. Det sekvensielle klassifiseringsnettverket benyttet i denne studien er et Konvolusjonelt nevralt nettverk (*Convolutional neural network*) (CNN) med 2D-konvolusjonsfiltre.

CFAR-deteksjon ble utført etter koherent integrasjon i rom og tid. Rom-tid integrasjonen ble utført med to forskjellige arrayprosesseringsmetoder. Den ene metoden benyttet Diskret fouriertransform (DFT)-dopplerprosessering og konvensjonell Beamforming (BF). Den andre metoden var Post-doppler rom-tid adaptiv prosessering (PD-STAP). Forskjellige signalmiljø med ulik grad av måltetthet og styrke på bakke-clutter ble testet. Tester ble utført for arrayprosesseringsalgoritmene med CFAR, og for utgaver av klassifiseringsnettverket trent på de ulike miljøene. Testene indikerer at konvolusjonsnettverket studert i denne rapporten har signifikant bedre deteksjonsegenskaper enn arrayprosesseringsalgoritmene for signalmiljø med inhomogeniteter forårsaket av høy måltetthet. Det motsatte er likevel tilfelle ved homogent sterkt bakke-clutter og lavere måltetthet. Av deteksjonsmetodene testet er PD-STAP den eneste med gode resultater for deteksjon i sterkt homogent bakke-clutter av glisne mål, og av mål med middels måltetthet. PD-STAP var også det beste alternativet for deteksjon av glisne mål når bakke-clutteret ikke var sterkere enn at også konvensjonell BF detekterte en stor andel av målene. Deteksjonsevnen til array-prosesseringsalgoritmene med CFAR avtok imidlertid med økende antall forventede mål i referansesettet benyttet til interferensestimering. Ved stor måltetthet ble signalmiljøet inhomogent og PD-STAP brøt sammen. CNN oppnådde fortsatt bra deteksjonsresultater, og gjorde det betydelig bedre enn arrayprosesseringsalgoritmene. CNN-et trent på mål i termisk støy og dempet bakke-clutter viste gode deteksjonsegenskaper for mål i termisk støy med dempet bakke-clutter, og for mål i bare termisk støy. Videre gjorde CNN-et trent på mål i bare termisk støy det bedre enn array-prosesseringsalgoritmene ved deteksjon av målsignal i termisk støy, men ved anvendelse på signalmiljø med bakke-clutter hadde dette CNN-et høy falsk-alartrate. Under trening av nettverket på signalmiljø med sterkt bakke-clutter opplevde optimeringsalgoritmen problemer med å konvergere til et stabilt minimum, og det resulterende CNN-et hadde svake deteksjonsegenskaper.

(U) Summary

Detection properties of array processing algorithms with **CFAR** detection and detection properties of a sequential classification network are tested and compared. The tests have been carried out with various types of simulated signal environment for airborne phased array pulsed radar with multiple receiver channels. CFAR of type cell-averaging is applied. **STAP** is a proven method for suppressing ground clutter, but has known challenges with heterogeneous clutter. The study examines whether machine learning can help reduce the problem of detection in heterogeneous signal environment. The sequential classification network used in this study is a **CNN** with 2D convolutional filters.

CFAR detection was performed after coherent integration in space and time. The space-time integration was performed by two different array processing methods. One method applied **DFT** Doppler processing and conventional **BF**. The other method was **PD-STAP**. Different signal environments with varying degrees of target density and strength of ground clutter were tested. Tests were performed for the array processing algorithms with **CFAR** and for versions of the classification network trained on the different environments. The tests indicate that the convolutional network studied in this report has significantly better detection performance than array processing algorithms for signal environments with inhomogeneities caused by high target density. The opposite is nevertheless the case with homogeneous strong ground clutter and lower target density. Among the detection methods tested, **PD-STAP** is the only one with good results for detection in strong homogeneous ground clutter of sparse targets and of targets with medium target density. **PD-STAP** was also the best alternative for the detection of sparse targets when the ground clutter was not stronger than conventional **BF** also detected a large proportion of the targets. However, the detection ability of the array processing algorithms with **CFAR** decreased with increasing number of expected targets in the reference set used for interference estimation. At high target density, the signal environment became inhomogeneous and **PD-STAP** broke down. The **CNN** still achieved good detection results and significantly outperformed the array processing algorithms. The **CNN** trained on targets in thermal noise and moderate ground clutter showed good detection properties for targets in thermal noise with moderate ground clutter, and for targets in only thermal noise. Furthermore, the **CNN** trained on targets in only thermal noise performed better than the array processing algorithms when detecting targets in thermal noise, but when applied to a signal environment with ground clutter, this **CNN** had a high false alarm rate. During training of the network on signal environment with strong ground clutter, the optimization algorithm experienced difficulties in converging to a stable minimum, and the resulting **CNN** had poor detection performance.

Innhold

(U) Sammendrag	3
(U) Summary	4
1 Introduksjon	7
2 Signalmiljø	9
2.1 De enkelte testmiljøene	10
3 Deteksjonsmetoder	13
3.1 Arrayprosessering	13
3.1.1 Post-doppler RD-STAP	13
3.1.2 Konvensjonell beamforming	14
3.1.3 Clustering	15
3.1.4 Valide deteksjoner	15
3.1.5 Forstyrrende målsignaler	15
3.2 Maskinlæring med veiledning	16
4 Observasjoner	18
4.1 Deteksjon i støy og bakke-clutter	18
4.1.1 Deteksjon ved stor måltetthet i termisk støy og bakke-clutter	20
4.2 Sterkt bakke-clutter	22
5 Konklusjon	25
Forkortelser	26
Referanser	27
Vedlegg	
A Resultater for de enkelte signalmiljøene	28
A.1 Mål i termisk støy	28
A.1.1 Deteksjon av glisne mål i termisk støy	28
A.1.2 Deteksjon ved middels måltetthet i termisk støy	30
A.1.3 Deteksjon ved stor måltetthet i termisk støy	32
A.2 Mål i termisk støy og dempet bakke-clutter	34
A.2.1 Deteksjon av glisne mål i termisk støy og bakke-clutter	34
A.2.2 Deteksjon ved middels måltetthet i termisk støy og bakke-clutter	36



1 Introduksjon

Adaptiv beamforming (**ABF**) og **STAP** er velprøvde metoder for radarsystemer med fasestyrte arrayantenner ved deteksjon av mål i krevende clutter-miljø. **ABF** og **STAP** har gode evner til å undertrykke retningsbestemt interferens slik som støyjamming, og **STAP** er utviklet for å undertrykke krevende bakkerefleksjoner for luftbåren radar. Se [1] og [2] for tekstbøker om arrayprosessering og [3] for en introduksjon til **STAP**. Det er kjent at heterogent clutter er en utfordring for **STAP**. En midlingsprosess over et referansesett av data benyttes gjerne for å estimere rom-tid kovariansen til uønskede signaler, og heterogeniteter i dette referansesettet fører til at **STAP** gjør en sub-optimal undertrykking av de uønskede signalene. Modeller for clutter-heterogenitet er gitt i [4], og ytelsestap for **STAP** under slike heterogeniteter er beskrevet. Beamspace-versjon av **PD-STAP** ble introdusert i [5]. Beamspace-versjonen gjør prosesseringen lokal og reduserer størrelsen på referansesettet for interferensestimeringen og området for heterogeniteter. [6] innfører kovariansmatriseavsmalning (covariance matrix tapering) for robust clutter-kansellering ved utilstrekkelig referansesett og heterogent clutter.

Maskinlæring er benyttet med gode resultater innen mange felter, og spesielt innen bildebehandling og mønstergjenkjenning. En introduksjon til maskinlæring med vekt på dyp læring er gitt ved tekstboken [7]. Det er god grunn til å undersøke om maskinlæring også kan bidra til å redusere problemet med deteksjon av mål i heterogent signalmiljø for en radar med mange mottakskanaler. I den senere tid er da også maskinlæring blitt benyttet i signalprosessering av radardata. For eksempel [8] estimerer signalretning ved subarraysampling og nevrale nett. Der benyttes nevrale nett til å rekonstruere kovariansmatrisen for full arrayantenne fra samplematrisene til subarrayene. Ankomstretning (**DoA**)-estimerer utledes så ved hjelp av den fulle kovariansmatrisen. **CNN** er benyttet av [9] for å lokalisere og klassifisere objekter i data innhentet med mm-bølgelengde Frekvensmodulert kontinuerlig bølge (**FMCW**)-radar med Uniform lineær array (**ULA**) antenne. **CNN** er der benyttet på sekvenser av datakuber hvor hver datakube består av mottatte refleksjoner fra et chirp-tog etter nedmiksing og påfølgende 3-dimensjonal FFT over fast-time, slow-time og romlige kanaler (range-velocity-azimuth). [10] har benyttet maskinlæring i en to stegs deteksjonsprosess for pulset rader hvor antennen har en mottakskanal. Første steg utfører **CFAR**-deteksjon med lav SNR-deteksjonsterskel, som innebærer høy falsk-alarmløse. Deretter benyttes et nevralt nett for å plukke ut ekte deteksjoner blant alarmcellene gitt ved første trinn. [11] studerer deteksjon av droner med radar og benytter **CNN** på multiple lag av range-doppler effekt-bilder innhentet fra suksessive Koherent prosesseringsintervall (**CPI**). Nettverket kan da utnytte tidsinformasjon i dronebanen over flere **CPI**.

I denne rapporten benytter vi nevrale nett for å detektere mål i datakuber av simulerte data. Dataene er simulerte spenningsverdier for en pulset radar med en linear arrayantenne. Hver datakube er fremkommet etter range-kompresjon og dopplerprossering ved **DFT** i slow-time av ett **CPI**. Spenningsverdiene er representert i kompleks form, og faseforskjeller i disse dataene fra ulike romlige kanaler gir nettverket mulighet til å utnytte retningsinformasjonen. Dette skiller formen på disse inputdataene fra mange nettverk benyttet i bildebehandling. Bildebehandlingsnettverk tar ofte fargeintensiteter som input i form av reelle ikke-negative tall.

De samme dopplerprosserte datakubene som er input til det nevrale nettverket, er også input til deteksjonsalgoritmene basert på arrayprosessering. Den ene arrayprosseringsmetoden som

ble benyttet, er element-space **PD-STAP**. Etter PD-STAP utføres **CFAR** for ønsket Signal til interferens-pluss-støy forhold (**SINR**)-deteksjonsterskel. Konvensjonell **BF** er den andre arrayprosesseringsmetoden som ble testet. Resultatene for CNN-basert deteksjon og for arrayprosesseringsalgorimene er sammenliknet. Utfordringene STAP har med heterogent signalmiljø studeres ved å la noen av datasettene inneholde så stor måltetthet at signaler fra ett eller flere mål ofte inngår i midlingsprosessen for estimering av kovariansmatrisen til de uønskede signalene.

2 Signalmiljø

Deteksjonsalgoritmer er testet på simulerte data, og fokus har vært rettet mot signalmiljø for luftbåren radarplattform i bevegelse. Signalmiljøet består av hvit termisk støy og bakkerefleksjoner av radarstrålen hvor bakken har homogen overflate. I tillegg er det svake signal fra mål tilfeldig plassert i avstand og hastighet. Målene er lagt innenfor sendestrålens 3dB hovedlobebredde. De simulerte dataene er nedkonverterte signaler etter range-kompresjon mottatt av pulset radar med linear array-antenne frontmontert på en luftbåren plattform i bevegelse. Bølgeformen er lineær *chirp* med båndbredde $B_w = 1MHz$ og bærefrekvens $1GHz$. Radarens Pulsrepetisjonsfrekvens (PRF) = $2KHz$ og pulstoget i en CPI består av 16 pulser. Plattformen har hastighet $150m/s$ og høyde $1000m$. Utsendt peak-effekt er $100watt$. Avstandsopløsning er bestemt av båndbredden og lik $c/2B_w = 150m$, og utvetydig avstand er lik $c/2PRF = 75km$. Med samplingsrate lik båndbredden får vi 500 unike range-celler.

La x være spenningen avlest for alle antenneelementer og pulser i pulstoget for en CPI ved tidsforsinkelsen svarende til en range-celle i avstand r . Spenningen x er avlest etter nedkonvertering og rangekompresjon, og har formen $x = [x_{0,0}, \dots, x_{0,N-1}, x_{1,0}, \dots, x_{M-1,N-1}]$ hvor $x_{m,n}$ er spenningen avlest for puls nr m og antenneelement n . Signalet x inneholder uønsket signal x_U og et potensielt målsignal x_T slik at $x = x_U + x_T$.

Ekkoet av pulstoget fra et punktmål vil være et pulstog av plane bølger. Etter nedkonvertering og matched filtrering vil mottatt signal være faseforskjøvet fra puls til puls og fra antenneelement til antenneelement. Faseforskyvningen avhenger av målets hastighet relativt til radaren og retningen til målet relativt til antennens orientering. Et punktmål i avstand r vil for antenneelement n og puls m gi avlest spenning ved tidsforsinkelsen lik

$$x_{n,m} = \alpha e^{i2\pi n\theta} e^{i2\pi m\varpi}$$

Her er $\theta = d/\lambda \sin \vartheta$ der d er innbyrdes avstand mellom antenneelementene, λ er bølgelengde for radarens senterfrekvens, ϑ er vinkelen mellom målretningen og antennens normalplan. Videre er $\varpi = f_D/PRF = -2v/\lambda PRF$ hvor f_D er dopplerverskyvning, PRF er pulsrepetisjonsfrekvensen, og v er målets radielle hastighet relativt til radaren. Middelerdien av effekten fra punktmålet $\varepsilon(|\alpha|^2)$ er gitt ved radar-avstandslikningen og avhenger bl.a. av målets radartverrsnitt og avstanden r til radaren. I våre simuleringer er fasen til α trukket tilfeldig fra en uniform fordeling over $[0, 2\pi)$. Spenningsavlesningen ved tidsforsinkelsen over alle elementene i antennen og pulser i pulstoget kan bli organisert i en vektor formet som et kroneckerprodukt av to vektorer

$$x_T = \alpha s_{st}(\varpi, \theta) = \alpha s_t(\varpi) \otimes s_s(\theta) \quad (2.1)$$

hvor $s_s(\theta) = [1, e^{i2\pi\theta}, \dots, e^{i2\pi(N-1)\theta}]$ og $s_t(\varpi) = [1, e^{i2\pi\varpi}, \dots, e^{i2\pi(M-1)\varpi}]$. Signalet fra punktmålet vil også gi mindre bidrag til range-celler nær målet. Bidragene er gitt ved sidelobene til ambiguity-funksjonen for lineær chirp-bølgeform, se kapittel 4 i [12].

Bakke-clutter er modellert som en samling av punktspredere. For en gitt avstand r betrakter vi iso-ringen i bakkeplanet i avstanden r fra radaren med tykkelse gitt av radarens avstandsopløsning. Iso-ringen deles inn i et grid bestående patcher med åpningsvinkel til radaren lik hovedlobens 3 dB

strålebredde, og hver patch er betraktet som en punktspreder. Med N_c patcher i iso-ringen med avstand r tar signalet mottatt fra alle clutterpatchene i ringen formen

$$x_C = \sum_{j=1}^{N_c} \alpha_j s_{st}(\varpi_j, \theta_j)$$

Absoluttverdien til spenningsamplituden α_j for clutter-patch j er bestemt av radaravstandslikningen og avhenger blant annet av avstanden r , størrelsen på clutter-patchen, radarstrålens innfallsvinkel. En konstant γ -modell er valgt for refleksiviteten til bakke-clutteret [3]. Som for punktmål er fasen til α_j trukket tilfeldig fra en uniform fordeling over $[0, 2\pi)$.

Signaleffekten per puls og antenneelement for et punktmål kan skrives $\mathcal{E}(|\alpha|^2) = \xi \sigma_w^2$ der σ_w^2 er termisk støyeffekt, og ξ er signal til støyforholdet for signalet fra punktmålet per puls og antenneelement. I våre simuleringer ser vi på svake mål og har valgt ξ i intervallet $[0.5, 1.5]$. Signal fra N punktmål med tilfeldig valgt avstand og radiell hastighet relativt til radaren er lagt inn i datakuben. Datakuber med $N = 20, 100$ eller 500 mål er laget.

Etter at punktmålene er lagt inn, dopplerprosesseres datakuben med **DFT** med samme antall frekvensavlesningsverdier(bins) som det er pulser i pulstoget, altså 16. DFT-filteret sentreres i dopplerfrekvensen til clutterpatchen opplyst av sendestrålens hovedlobeakse. Alle de N målene er plassert tilfeldig innenfor 3 dB hovedlobebredden til radarens sendestråle. Målenes avstand og radielle hastighet relativt til radaren er valgt slik at de svarer til N distinkte tilfeldig valgte range-doppler-celler i den DFT-prosesserte datakuben. Hvert mål sin range og doppler-frekvens ligger sentrert i den tilhørende range-doppler-cellen. Når målets dopplerforskyvning sammenfaller med en av frekvensene i griddet avlest med **DFT**, så får vi full uttelling av den koherente integrasjonen DFT dopplerprosessering gir for pulstoget. I motsatt fall ville en del av prosesseringsvinsten gått tapt og gitt lavere spenningsamplitude på målsignalet, såkalt *straddle loss* [12]. Vi kunne ha gitt målet en dopplerfrekvens tilfeldig forskjøvet i forhold til DFT-griddet tilsvarende som ble gjort for målets vinkel-plassering i forhold til radarstrålens retning, men dette er altså ikke valgt. Den samme dopplerprosesserte datakuben blir gitt inn til hver av deteksjonsalgoritmene basert på konvensjonell **BF**, **PD-STAP** eller konvolusjonsnettverk.

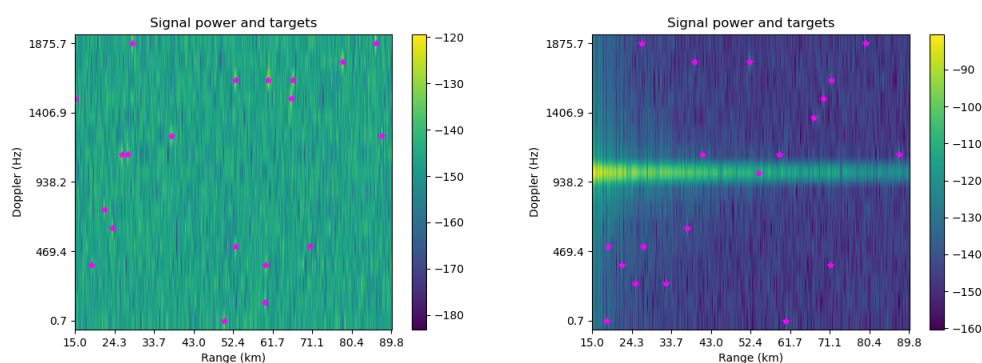
2.1 De enkelte testmiljøene

De ulike kombinasjonene av måltetthet og interferens med og uten bakke-clutter av dempet styrke er listet i Tabell 2.1. Betegnelsene Term20, Term100 og Term500 benyttes om signalmiljø bestående av bare termisk støy og målekko fra hhv. 20,100 og 500 mål. I signalmiljøene betegnet Clut20, Clut100 og Clut500 er det termisk støy, målekko fra hhv. 20,100 og 500 mål, og i tillegg bakkerefleksjoner for den luftbårne radaren. Radaren, bakkeclutter og målekko er beskrevet i første del av Kapittel 2. Situasjonen med betydelig sterkere bakke-clutter og svakere målsignal til clutter forhold vil bli studert i Seksjon 4.2.

Figur 2.1 viser range-doppler effekt-bilde for ett **CPI** etter DFT dopplerprosessering og konvensjonell **BF** av dataene med signalomgivelse Term20 og Clut20 listet i Tabell 2.1. Figurene 2.2 og 2.3 viser det samme for signalomgivelsene Term100 og Clut100 henholdsvis Term500 og Clut500.

Tabell 2.1 Signalomgivelser

Term20	datakube med 20 mål og termisk støy
Term100	datakube med 100 mål og termisk støy
Term500	datakube med 500 mål og termisk støy
Clut20	datakube med 20 mål, bakkeclutter og termisk støy
Clut100	datakube med 100 mål, bakkeclutter og termisk støy
Clut500	datakube med 500 mål, bakkeclutter og termisk støy



Figur 2.1 Effekt-respons (dBW) av DFT-doppler-prosessering og konvensjonell BF i retning sendebeam for ett CPI av signalmiljøene Term20 og Clut20 i Tabell 2.1 hvor Term20 er til venstre. Målposisjon er vist med fiolett stjerne.

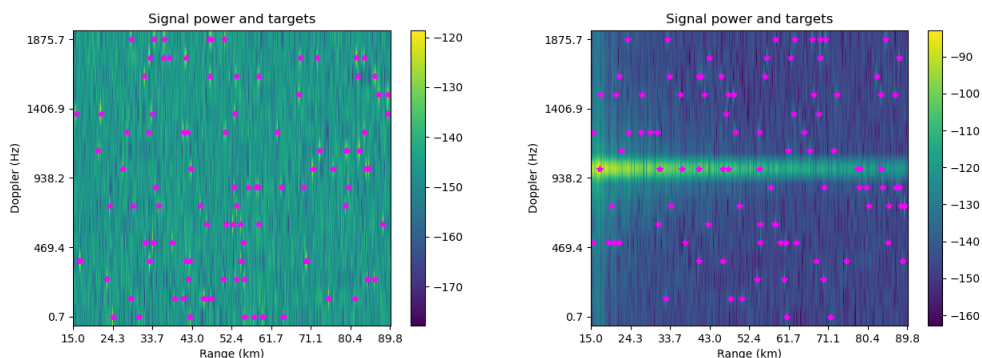
Pekeretningen for beamformerer er pekeretningen til radarens sendebeam og målene ligger innenfor sendebeamens 3 dB strålebredde.

Bakke-clutteret omfattet av miljøene listet i Tabell 2.1 er ikke sterkere enn at en god andel av målene blir detektert etter koherent integrasjon ved DFT og konvensjonell BF. Det vil vise seg i Seksjon 4.1. Bakke-refleksjoner med langt sterkere effekt oppnås ved å øke radarens sendeeffekt med en faktor 100. Da økes effekten av bakke-clutteret også med den samme faktoren. Styrken på den termiske støyen og målsignalene er satt til samme nivå som tidligere, slik at Clutter til termisk-støy forhold (CNR) er økt med en faktor 100, mens forholdet mellom målsignal og termisk støy, Signal til støy forhold (SNR), er uendret. I det simulerte scenarioet er det problemfritt å la radaren ha høy sendeeffekt, og det gir muligheten til å modellere et høyt CNR samtidig som alle øvrige modellparametre beholdes uendret. Signalmiljøene med det sterke bakke-clutteret og de tre ulike måltetthetene er listet i Tabell 2.2. Figur 2.4 viser range-doppler effektbilde for ett CPI

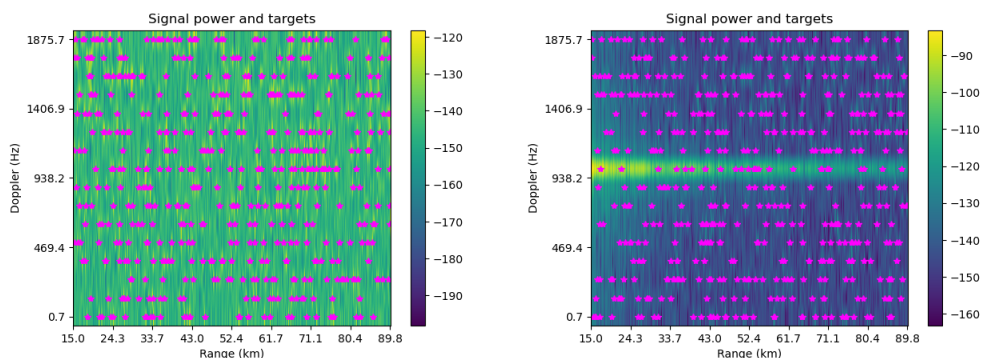
Tabell 2.2 Signalomgivelser med sterkt bakke-clutter

ClutE2-20	datakube med 20 mål, sterkt bakkeclutter og termisk støy
ClutE2-100	datakube med 100 mål, sterkt bakkeclutter og termisk støy
ClutE2-500	datakube med 500 mål, sterkt bakkeclutter og termisk støy

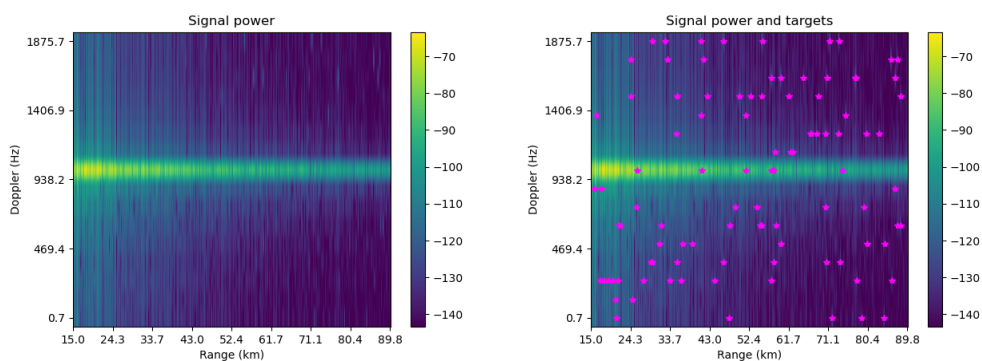
etter DFT doppler-prosessering og konvensjonell BF av dataene med signalomgivelse ClutE2-100 i Tabell 2.2. I høyre panel er målposisjoner lagt inn med fiolette stjerner.



Figur 2.2 Effekt-respons (dBW) av DFT doppler-prosessering og konvensjonell BF i retning sendebeam for ett CPI av signalmiljøene Term100 og Clut100 i Tabell 2.1 hvor Term100 er til venstre. Målposisjon er vist med fiolett stjerne.



Figur 2.3 Effekt-respons (dBW) av DFT doppler-prosessering og konvensjonell BF i retning sendebeam for ett CPI av signalmiljøene Term500 og Clut500 i Tabell 2.1 hvor Term500 er til venstre. Målposisjon er vist med fiolett stjerne.



Figur 2.4 Effekt-respons (dBW) av DFT doppler-prosessering og konvensjonell BF i retning sendebeam for ett CPI av signalmiljøet Clut-E2-100 i Tabell 2.2 hvor målposisjoner er vist som fiolette stjerner i høyre panel.

3 Deteksjonsmetoder

Målsignalene i signalmiljøet mottatt av radaren er forsøkt detektert med tre ulike metoder, to med arrayprosessering og CFAR, og en med veiledet maskinlæring. Den ene arrayprosesseringsmetoden er konvensjonell BF og den andre er en suboptimal STAP-metode kalt element-space redusert dimensjon PD-STAP. Alle typer simuleringmetoder er testet med python-scripts. STAP er implementert med numpy, og maskinlæringen er satt sammen av høynivåkall til biblioteket Tensorflow Keras [13]. Inputdataene til algoritmene er en eller flere datakuber. En datakube består av spenningsverdier avlest fra romkanalene etter range-kompresjon i fast-time og konvensjonell dopplerprosessering med DFT i slow-time. Datakuben er en range-doppler-elementkanal datakube. Spenningsverdiene for alle elementkanalene under en gitt range- og dopplerskift-verdi omtaler vi som en range-doppler-avlesning eller range-doppler-snapshot. For hver range-doppler-avlesning ønsker vi avgjøre om avlesningen inneholder et målsignal eller ikke. I beskrivelsen av eksaminasjonsprosessen vil range-doppler-avlesningen som undersøkes også betegnes for Celle under test (CUT), selv om den altå består av alle cellene i en kolonne i datakuben der cellene har samme range og doppler-verdi og svarer til spenningsverdiene avlest for alle elementkanalene.

3.1 Arrayprosessering

I denne seksjonen gis en kort oppsummering av deteksjon med arrayprosesseringsmetodene konvensjonell beamforming og Post-doppler redusert dimensjons STAP, betegnet PD-STAP. Sistnevnte er en adaptiv metode og blir behandlet først.

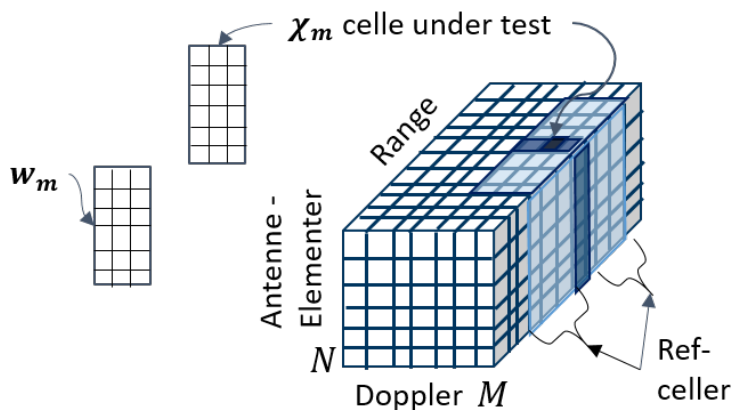
3.1.1 Post-doppler RD-STAP

PD-STAP er en form for koherent integrasjon over frekvens-celler og romlige kanaler etter konvensjonell dopplerprosessering med DFT er utført på datakuben. PD-STAP er beskrevet i for eksempel [3], og studier av metoden på simulerte data er gjort i [14]. I det følgende gir vi et kort oppsummering av element-space PD-STAP benyttet under deteksjonsalgoritmen anvendt i denne rapporten på de simulerte dataene. I Kapittel 2 lot vi $x = x_T + x_U$ betegne summen av ønskede og uønskede signaler avlest over alle antenneelementer og pulser for en tidsforsinkelse svarende til en avstandscell r . Kovariansmatrisen for de uønskede signalene over pulser og antenneelementer er $K = \mathcal{E}(x_U x_U^h)$. La $F = [f_0, \dots, f_{M-1}]$ være DFT-matrisen hvor kolonne f_j svarer til frekvensen $PRF \cdot (j - \lfloor M/2 \rfloor) / M + \nu_c$ der ν_c er et valgt skifte for det diskrete frekvensspektrumet som evalueres. Typisk vil vi velge ν_c lik dopplerskiftfrekvensen til bakkeclutterpatchen opplyst av sendebeamens hovedlobe. Etter konvensjonell dopplerprosessering med DFT er spenningene avlest for avstandscellen r gitt ved $\chi = (F \otimes I)^h x$. Ved den suboptimale STAP metoden PD-STAP søker vi en sekvens av lineære filtre som optimerer SINR for subvektorer av χ assosiert med subset av det diskrete dopplerspektrumet til DFT-evalueringen. For $m = 0, \dots, M - 1$ la $F_m = [f_{m-p}, \dots, f_m, \dots, f_{m+p}]$ hvor f_j er kolonne j i F . Subvektoren av χ tilhørende dopplerspektrumet underliggende F_m er $\chi_m = T^h x$ hvor $T = F_m \otimes I$. Anvendelse av et lineært filter w på χ_m gir $\text{SINR} = \frac{|w^h \chi_m|^2}{w^h K_m w}$ hvor $K_m = T^h K T$ er kovariansmatrisen for de uønskede signalene i χ_m . PD-STAP søker et filter som

maksimerer SINR for tilfellet der χ_m er et målsignal i rom-tid retning (θ, ϖ_m) . Tilhørende rom-tid søkevektor er $g_m = T^h s_{st}(\theta, \varpi_m)$ der s_{st} er den fulle rom-tid styringsvektoren over alle pulser og romlige mottakskanaler gitt ved (2.1). Søkeretning θ er gitt ved sendebeamens hovedlobe, og normalisert frekvens ϖ_m ligger sentralt i viften spent ut av frekvensene underliggende submatrisen F_m . Det optimale filteret w_m løser

$$\max_w \frac{|w^h g_m|^2}{w^h K_m w}$$

og er gitt ved $w_m = \beta K_m^{-1} g_m$ for $\beta \in \mathbb{C}$. Kovariansmatrisen K_m estimeres ved å midle over ytreprodukt av subvektorer $x_m(\tilde{r})$ for range-celler \tilde{r} som er naboer til den aktuelle range-celle r . Et godt estimat krever midling over $2(2p + 1) \cdot N$ nabo-range-celler der N er antall antenneelementer, [15]. I våre simuleringer har vi benyttet $p = 2$. Datacubeen med sub-cpi vektoren χ_m for en range-celle er vist i Figur 3.1. Der er også indikert nabo-range-celler benyttet som referanseceller til estimering av rom-tid-kovariansmatrisen. Antall antenneelementer, doppler bins og sub-cpi-bins vist i figuren avviker fra simuleringene.



Figur 3.1 Datacube for en CPI etter DFT dopplerprosessering med sub-cpi vektor χ_m og referanseceller for kovariansmatrisen. Datacubeens størrelse avviker fra simuleringene.

For alle range-cellene i en CPI benytter vi samme pekeretning for den romlige delen av rom-tid styringsvektoren som sendebeamens hovedlobe, mens den temporale delen av styringsvektoren løper gjennom alle dopplerskiftverdiene PRF-intervallet er inndelt i. Output fra rom-tid prosesseringen av en CPI er derfor SINR for et rektangulært grid av range-Doppler-celler, alle for samme pekeretning.

3.1.2 Konvensjonell beamforming

Konvensjonell beamforming er den andre formen for arrayprosessering vi har benyttet på den DFT-preprosserte datacubeen for å gjøre deteksjon av målsignaler. La som i Kapittel 2 x være avlest spenning i avstandscelle r for alle antenneelementer og pulser i et pulstog. Med DFT-matrise $F = [f_0, \dots, f_{M-1}]$ som i Seksjon 3.1.1 og romlig styringsvector $s_s(\theta)$ i radarens senderetning θ , gir konvensjonell dopplerprosessering og beamforming spenningen $y_j = (f_j \otimes s_s(\theta))^h x$ for

range-celle r og dopplerfrekvens nr j . Effektstyrken til signalet i denne range-doppler cellen er $S = |y_j|^2$. Termisk støy pluss interferens estimeres ved å midle signalstyrken over $p = 3$ range-celler på hver side av r i dopplerfrekvens nr j .

3.1.3 Clustering

Vi benytter en terskelverdi på SINR for å klassifisere range-doppler-celler til å inneholde målsignal eller til ikke å inneholde målsignal. Hvis range-doppler-cellen har SINR større enn en gitt terskelverdi, sier vi at cellen er en alarmcelle. Alarmceller samles i clustre. To range-doppler-celler er førstesting naboer hvis de har mindre avstand enn 1 celle i range og mindre avstand enn 1 celle i doppler, altså at de begge tilhører ett og samme kvadrat av 2×2 range-doppler-celler. Vi sier to alarmceller er tognaboer hvis de kan forbindes med et tog av førstesting-nabocellepar som alle er alarmceller. To alarmceller tilhører samme cluster hvis og bare hvis de er tognaboer.

3.1.4 Valide deteksjoner

Ved estimering av deteksjonssannsynlighet og falsk-alarmlrate ser vi på forholdet mellom fire typer observasjoner. Disse er gyldig deteksjon, falsk deteksjon, tapt deteksjon og gyldig ikke-deteksjon. For PD-STAP og Konvensjonell BF har vi estimert deteksjonsegenskaper på to ulike måter, den ene før clustering og den andre etter clustering. Metoden før clustering teller hver celle i datakuben som en observasjon. En alarmcelle er en gyldig deteksjon hvis den har samme range-doppler koordinat som et mål. Alle andre alarmceller er falske deteksjoner. Metoden etter clustering teller hvert cluster av alarmceller som en enkelt observasjon. Et cluster av alarmceller hvor minst en av alarmcellene er en målcelle, er en gyldig deteksjon. Et cluster av alarmceller hvor ingen av alarmcellene er en målcelle, er en falsk deteksjon. I begge måtene å estimere deteksjonsegenskaper på er hver ikke-alarmlcelle en observasjon av typen tapt deteksjon eller gyldig ikke-deteksjon avhengig av om den er en målcelle eller ikke. Deteksjonssannsynlighet, betegnet P_d , er forholdet mellom antall observasjoner av gyldige deteksjoner og summen av antall observasjoner gyldige deteksjoner og tapte deteksjoner. Falsk-alarmlrate, betegnet P_f , er antall observasjoner av falske deteksjoner og summen av antall observasjoner falske deteksjoner og gyldige ikke-deteksjoner.

3.1.5 Forstyrrende målsignaler

For at STAP skal fungere optimalt må kovariansmatrisen av de uønskede signalene estimeres godt. Et range-doppler-snapshot som inneholder et målsignal vil også inneholde uønskede signaler fra andre kilder. Signalprosessorens oppgave er å ekstrahere målsignalet og undertrykke de uønskede signalene som i våre simuleringer består av termisk støy og potensielle bakkerefleksjoner og sideloberefleksjoner fra andre nærliggende mål. De uønskede signalene er ukjente for signalprosessorene og må estimeres. I denne rapporten er den mye benyttede Sample matrix inversion (SMI)-metoden benyttet for estimering av kovariansmatrisen [15]. Ved beregning av SINR for en range-doppler-snapshot tar SMI et midlere ytreprodukt av referanse-snapshots som er naboer til cellen under test. Eventuelle målceller blant referanse-snapshottene er distinkte punktmål som innvirker på interferenssignalet slik at det ikke blir homogent. Dette fører til at midlingsprosessen for estimering av kovariansmatrisen

til cellen under test ikke blir optimal. I Seksjon 3.1.1 så vi at antall referanseceller benyttet for PD-STAP er $P = 2(2p + 1)N$ der $N = 11$ er antall antenneelementer og $2p + 1$ med $p = 2$ er antall dopplerceller benyttet for hvert adaptivt filter av PD-STAP. Det gir tilsammen $P = 110$ referanseceller. La $Q = 8000$ betegne antall range-doppler-snapshots i en datakube. Med M tilfeldig plasserte mål i datakuben kan vi forvente $\alpha = P \cdot M/Q$ antall målceller pr sett av referanseceller benyttet for estimering av kovariansmatrisen. Videre vil sannsynligheten for at et referansesett ikke inneholder en målcelle være $\beta = \binom{Q-P}{M} / \binom{Q}{M}$. Setter vi inn tallene for P,Q og M, får vi Tabell 3.1.

Tabell 3.1 PD-STAP heterogenitet interferens

Mål pr. datakube	20	100	500
Mål pr. ref.sett	0.275	1.375	6.875
Sannsynlighet ref.sett uten mål	0.758	0.248	0.000785

Det samme regnestykket kan gjøres for konvensjonell prosessering med antall referanseceller for interferens estimering $P = 6$, Tabell 3.2. Vi ser at PD-STAP vil ha referansesett med målceller for

Tabell 3.2 Konvensjonell BF heterogenitet interferens

Mål pr. datakube	20	100	500
Mål pr. ref.sett	0.015	0.075	0.375
Sannsynlighet ref.sett uten mål	0.985	0.927	0.679

interferensestimeringen for så og si alle celler under test når antall mål i datakuben er $N=500$ og i ca 3 av 4 tilfeller når $N=100$. For konvensjonell prosessering vil referansesettet inneholde målsignal i 1 av 3 tilfeller når $N=500$.

3.2 Maskinlæring med veiledning

Det ble også søkt etter deteksjoner i den DFT-preprosesserte datakuben ved hjelp av maskinlæring og nevralt nett. Nettverksbiblioteket Tensorflow Keras er benyttet og beskrivelsen i dette avsnittet er lagt tett opp til dokumentasjonen og terminologien gitt under [13]. Innledningsvis gis en beskrivelse av hvilke data som fores inn til nettverket. Datakuben inneholder spenningsverdier i form av komplekse tall. For å avgjøre om et range-doppler-snapshot i datakuben inneholder et målsignal, lar vi algoritmen behandle en omegn av range-doppler-snapshots sentrert i CUT, dvs. sentrert i range-doppler-avlesningen vi undersøker. Algoritmen har da tilgang på referansedata for sammenlikning av CUT med omgivelsene. En slik omegn tilsvarer referanseceller benyttet i STAP for å estimere kovariansmatrisen av uønskede signaler over romlige og temporale kanaler. I vår test lar vi omegnen assosiert med CUT være rektangelet av 7×5 nabo range-doppler snapshots sentrert i CUT hvor hver av snapshotene er avlesninger fra de 11 romlige elementkanalene. I tillegg til CUT er det 3 naboceller i avstandsretning på hver side og 2 nabofrekvenser på hver side som inngår. Et dataeksempel input til det nevralt nettet vil da bestå av $7 \times 5 \times 11$ komplekse tall, svarende til en like stor subkube av datakuben med range-doppler-elementkanal-celler. Hvert dataeksempel er normalisert med den maksimale absoluttverdien i eksempelet, og dessuten er alle elementene skalert med fasefaktoren avlest fra antenneelement nr 0 i CUT range-doppler-snapshottet. En slik faseskalering

er gjort med hensikt for å hjelpe nettverket til å kjenne igjen den relative faseforskyvningen mellom elementene i CUT-snapshottet når denne inneholder et målsignal. Bildeformatet er hensiktsmessig inputformat på dataeksemplene som fores inn til nettverksbiblioteket Keras. Hvert dataeksempel er derfor organisert som et rektangulært bilde av størrelse 7×55 med to matriselag, en matrise for den reelle delen og en matrise for den imaginære delen av de komplekse tallene. Til sammen har hvert dataeksempel $7 \cdot 55 \cdot 2$ features. I det rektangulære formatet løper avstand(*range*) den ene veien med samme rekkefølge som i datakuben. For hver range-celle er cellene i den tilhørende doppler-elementkanal-skiven ordnet som en linear vektor hvor elementkanalene løper fortest.

Nettverksmodellen består av sekvensielt ordnede nettverkslag. *Scaled exponential linear unit* (SELU) aktivitetsfunksjon er benyttet for alle lagene bortsett fra det siste laget i begge nettverksmodellene. Som kostfunksjon er *binary cross entropy* benyttet. Trening av nettverket er utført med optimeringsalgoritmen *root-mean-square-propagation*. Nettverket er en lagdelt modell hvor det første laget har 2 inputkanaler og 16 outputkanaler. Det er en inputkanal for hvert av de to matriselagene i dataeksemplene som fores inn. For hver outputkanal er det et 2D konvolusjonsfilter med en kjerne på 3×5 elementer. Så følger et MaxPool2D-lag som velger den mest signifikante verdien fra 2×2 rektangler. Deretter kommer et nytt conv2D-lag med 16 outputkanaler og en kjerne på 3×3 elementer. Output fra de 16 siste kanalene ordnes i en linear streng som danner input til et tett lag med 16 outputenheter. Til sist følger et tett lag med 2 outputenheter, en for hver av de to kategoriene dataeksemplene skal klassifiseres som. Ifølge Keras har dette nettverket 27442 trenbare parametre. Siden et par av lagene i modellen er konvolusjonsfiltre, vil vi omtale nettverket som et konvolusjonsnettverk.

Et treningssett for nettverket består av 41 datakuber, hver med 500 range-bins og 16 doppler-bins som gir $500 \times 16 = 8000$ range-doppler-snapshots. For hver range-doppler-snapshot velges et dataeksempel sentrert rundt det aktuelle range-doppler-snapshottet slik det er beskrevet ovenfor med det aktuelle range-doppler-snapshottet som CUT. Totalt består et treningssett av $41 \cdot 8000 = 328000$ dataeksempler. Dataeksemplene er assosiert med labler som gis inn til nettverket sammen med dataeksemplene under treningen. Hvert dataeksempel har label 1 eller 0 avhengig av om senter-range-doppler snapshottet inneholder et målsignal eller ikke. Nettverket trenes på ni forskjellige typer treningssett, et treningssett for hvert av signalmiljøene listet i Tabellene 2.1 og 2.2. Det resulterer i en utgave av nettverket for hver av de ni signalmiljøene.

De ferdig trente nettverkene kan evaluere dataeksempler på formatet beskrevet ovenfor. Ethvert dataeksempel vil da kategoriseres til å ha verdi 1 eller 0, verdien 1 hvis nettverket evaluerer senter-snapshottet til å inneholde et målsignal og verdien 0 hvis det evalueres til ikke å inneholde et målsignal. Hvis dataeksemplet kategoriseres som en deteksjon og senter-snapshottet faktisk inneholder et målsignal, gjør nettverket en ekte deteksjon. Hvis senter-snapshottet ikke inneholder et målsignal men dataeksemplet likevel kategoriseres som en deteksjon, gjør nettverket en falsk deteksjon. Et dataeksempel med målsignal i senter-snapshottet som ikke blir kategorisert som en deteksjon av nettverket, sier vi er en tapt deteksjon. I Kapittel 4 har vi testet oppførselen til de trente nettverkene på noen samlinger med dataeksempler fra ulike typer signalmiljø.

4 Observasjoner

Det ble utført deteksjoner av mål i tre typer støy og interferensmiljø og tre grader av måltetthet. Vi starter med å se på mål i termisk støy og bakke-clutter med noe dempet styrke.

4.1 Deteksjon i støy og bakke-clutter

Deteksjonssannsynlighet og falsk-alartrate oppnådd er listet i Tabellene 4.1 og 4.2 for hver av deteksjonsmetodene ved anvendelse på datasett fra hver av de ulike signalmiljøene. Deteksjonsegenskapene er beregnet som beskrevet i Seksjon 3.1.4 for array-prosesseringsmetodene, og som i siste avsnitt Seksjon 3.2 for konvolusjonsnettverket. Deteksjonene er talt opp for observasjonene over 41 datakuber fra hvert signalmiljø. For metodene basert på array-prosessering er deteksjonsegenskaper beregnet både før og etter clustring er foretatt. I Tabellen indikerer suffix 'cls' til metodenavnet at verdiene er oppnådd etter clustring. Verdier er beregnet for to ulike CFAR deteksjonsterskler, SINR = 12 dB og 15 dB. Deteksjonsegenskaper for seks versjoner av konvolusjonsnettverket beskrevet i Seksjon 3.2 er beregnet. Tabellene 4.1 og 4.2 lister opp versjonene av konvolusjonsnettverket trent opp på de ulike signalmiljøene listet i Tabell 2.1. Forkortelsen for signalmiljøet utgjør siste del av navnet på versjonen av konvolusjonsnettverket. For eksempel betegner CNN-Term20 konvolusjonsnettverket trent opp på signalmiljøet med termisk støy og 20 mål pr datakube. Ingen form for clustring er foretatt for deteksjon med konvolusjonsnettverkene. Vi understreker at datasettet fra et signalmiljø benyttet til trening av nettverket ikke er det samme datasettet som benyttes når nettverket testes på data fra det samme signalmiljøet.

Tabell 4.1 Deteksjonsegenskaper i termisk støy

Metode	Datasett					
	Term20		Term100		Term500	
	Pd	Pf	Pd	Pf	Pd	Pf
Konven. 12 dB	0.99	4.4e-4	0.93	4.7e-4	0.70	4.7e-4
Konven. 12 dB cls	0.99	4.1e-4	0.93	3.6e-4	0.66	1.8e-4
Konven. 15 dB	0.95	1.5e-5	0.87	2.5e-5	0.63	2.3e-5
Konven. 15 dB cls	0.95	1.5e-5	0.87	2.2e-5	0.59	9.8e-6
PD-STAP 12 dB cls	0.98	0.019	0.94	0.016	0.67	0.0072
PD-STAP 12 dB	0.98	0.016	0.93	0.0097	0.63	0.0031
PD-STAP 15 dB	0.97	9.9e-4	0.85	0.0017	0.44	7.2e-4
PD-STAP 15 dB cls	0.97	6.2e-4	0.85	7.8e-4	0.41	3.3e-4
CNN-Term20	0.99	3.1e-6	0.98	3.1e-6	0.92	2.3e-5
CNN-Term100	1.0	6.1e-6	0.99	3.1e-6	0.97	1.5e-4
CNN-Term500	1.0	1.5e-5	1.0	4.3e-5	1.0	1.0e-4
CNN-Clut20	0.96	1.5e-4	0.93	4.6e-4	0.79	7.6e-4
CNN-Clut100	0.98	5.3e-4	0.97	7.1e-4	0.92	0.0010
CNN-Clut500	1.0	5.3e-4	0.99	7.4e-4	0.98	7.9e-4

Andre verdier for CFAR deteksjonsterskler kunne ha blitt valgt for array-prosesseringsmetodene, men etter noe eksperimentering valgte vi terskelverdier SINR = 12 dB og SINR = 15 dB. Fra

Tabell 4.2 Deteksjonsegenskaper i clutter og termisk støy

Metode	Datasett					
	Clut20		Clut100		Clut500	
	Pd	Pf	Pd	Pf	Pd	Pf
Konven. 12 dB	0.80	4.9e-4	0.76	4.5e-4	0.56	4.6e-4
Konven. 12 dB cls	0.80	4.6e-4	0.75	3.5e-4	0.52	2.0e-4
Konven. 15 dB	0.68	1.8e-5	0.65	2.5e-5	0.46	1.3e-5
Konven. 15 dB cls	0.68	1.5e-5	0.65	1.9e-5	0.42	3.3e-6
PD-STAP 12 dB cls	0.93	0.020	0.88	0.019	0.62	0.0099
PD-STAP 12 dB	0.92	0.016	0.88	0.011	0.58	0.0043
PD-STAP 15 dB	0.90	0.0018	0.80	0.0030	0.40	0.0011
PD-STAP 15 dB cls	0.90	0.0011	0.79	0.0013	0.37	4.8e-4
CNN-Term20	0.66	0.044	0.63	0.044	0.58	0.043
CNN-Term100	0.71	0.048	0.69	0.048	0.65	0.047
CNN-Term500	0.77	0.055	0.75	0.055	0.74	0.55
CNN-Clut20	0.68	4.6e-4	0.66	5.6e-4	0.56	9.1e-4
CNN-Clut100	0.80	0.0020	0.79	0.0021	0.73	0.0028
CNN-Clut500	0.86	0.0064	0.86	0.0065	0.83	0.0060

Tabellene 4.1 og 4.2 ser vi at SINR = 12 dB fungerer best for konvensjonell BF, mens 15 dB fungerer best for PD-STAP. At en metode fungerer godt vil i denne sammenheng si at metoden oppnår høy P_d og lav P_f samtidig. Alle metodene fungerer godt for signalmiljøet Term20. Det gjør de også for Term100, men PD-STAP har noe svakere P_d . For Term500 er alle konvolusjonsnettverkene gode, mens de array-prosesseringsbaserte er langt svakere og PD-STAP meget svak. Den gradvis svakere oppførselen til PD-STAP med økende antall mål i datakuben stemmer godt overens med Tabellen 3.1 som viser forventet andel målobservasjoner uten uønskede mål i settet av referansesnapshots. En tilsvarende sammenheng ser vi også for konvensjonell beamforming og Tabell 3.2, selv om de svekkede deteksjonsegenskapene bare gjør seg gjeldende for signalmiljøet med størst måltetthet i dette tilfellet.

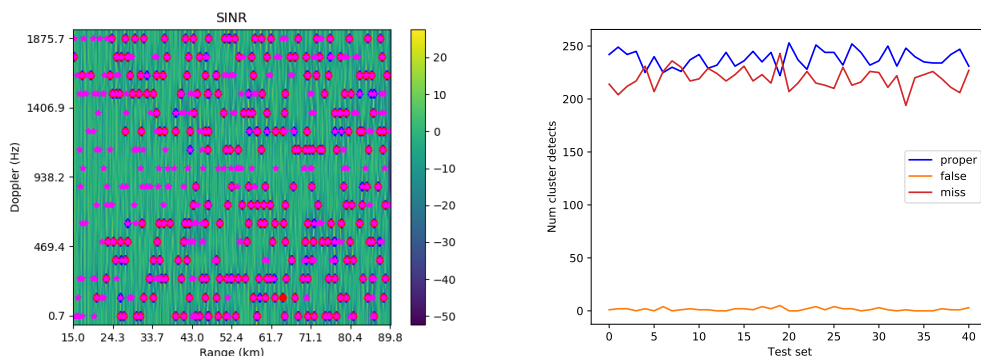
Anvendt på signalmiljø med bakkeclutter har alle konvolusjonsnettverkene som er trent på mål i kun termisk støy, en meget høy falsk-alarmlrate. Det kan også bemerkes at konvolusjonsnettverket trent på glisne mål i bakke-clutter har betydelig lavere P_d enn nettverkene trent på miljø med høyere måltetthet. En mulig forklaring kan være at treningssettet Clut-20 inneholdt for få dataeksempler med målsignal til at nettverket ble hensiktsmessig trent for oppgaven. De resterende metodene oppførte seg bra ved anvendelse på Clut20 miljøet, og PD-STAP hadde de beste egenskapene. Dette er også et miljø PD-STAP er designet for å fungere godt i. Konvensjonell BF oppfører seg også bra, riktignok svakere enn uten clutter tilstede. Med sterkere clutter vil vi forvente svakere egenskaper hos Konvensjonell BF. For Clut100 miljøet er PD-STAP blitt noe svekket og har omtrent samme oppførsel som Konvensjonell BF og nettverkene trent på clutter og middels til stor måltetthet. For Clut500 er det bare konvolusjonsnettverkene trent på signalmiljø med middels til stor måltetthet som har gode egenskaper. Av de to har CNN-Clut500 høyest P_d men også størst P_f . Igjen er PD-STAP svekket når måltettheten øker og settet av referanseseller for interferensestimering ikke inneholder et homogent signalmiljø. En grafisk fremstilling av de ulike metodenes resultater for søk etter mål i miljøet Clut-500 er gitt i Seksjon 4.1.1. Tilsvarende grafiske fremstillinger for de fleste andre

signalmiljøene testet er gitt i Appendiks A.

4.1.1 Deteksjon ved stor måltetthet i termisk støy og bakke-clutter

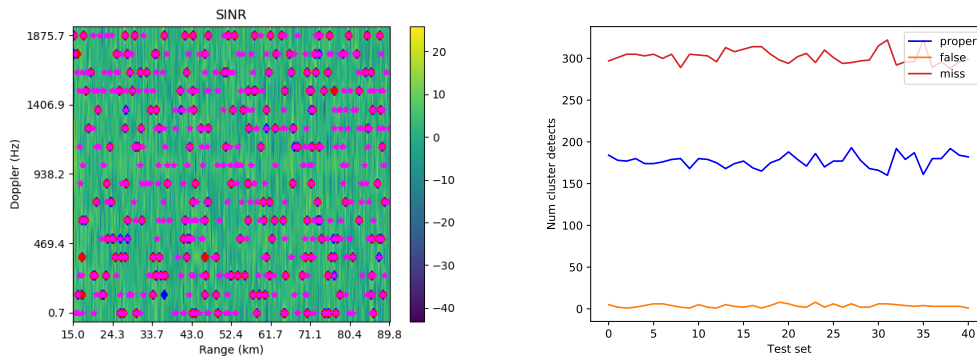
For å få et bedre innblikk i oppførselen til de ulike metodene gir vi her en detaljert fremstilling av resultatene oppnådd ved søk etter mål i signalmiljø med stor måltetthet, termisk støy og dempet bakke-clutter. En grafisk fremstilling av deteksjonsresultatene for de ulike metodene blir gitt.

Figurer 4.1, 4.2, 4.3 og 4.4 viser antall ekte, falske og tapte deteksjoner oppnådd i hver av de 41 datakubene som utgjør testsettet for signalmiljøet Clut500. Resultater for konvensjonell BF og CFAR vises i Figur 4.1 høyre panel, og for PD-STAP og CFAR i Figur 4.2 høyre panel. Den blå, oransje og røde kurven viser henholdsvis antall ekte, falske og tapte deteksjoner oppnådd i hver av de 41 CPI-ene. Venstre panel i de to figurene viser SINR range-doppler-map oppnådd av den aktuelle metoden for den første datakuben i settet med tilhørende alarmceller (blått punkt), celle med max SINR i hvert cluster (rødt punkt), og range-doppler-posisjonen til hvert enkelt av de 500 målene (fiolett stjerne). Det røde punktet vil skjule det blå for alarmceller med max SINR, og når alarmcellen sammenfaller med målposisjonen vil den fiolette stjernen være tegnet opp på det blå evt røde punktet. Det høyre panelet viser at PD-STAP får meget lav deteksjonsrate i den store måltettheten, faktisk lavere enn konvensjonell BF selv om det er bakke-clutter tilstede.

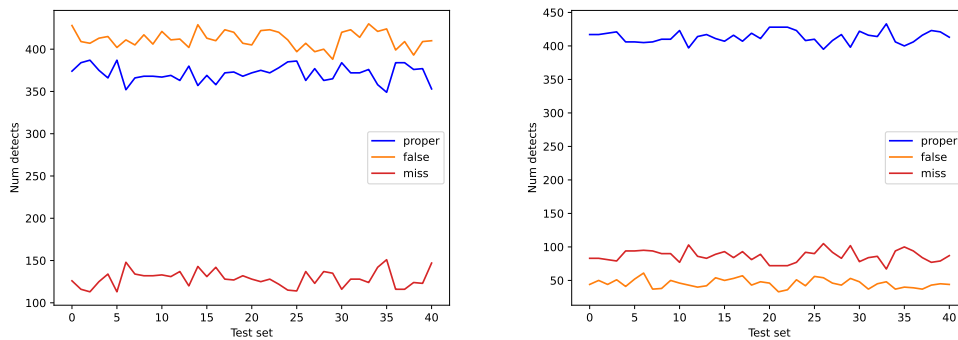


Figur 4.1 Deteksjon av mål i Clut500 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12$ dB. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød

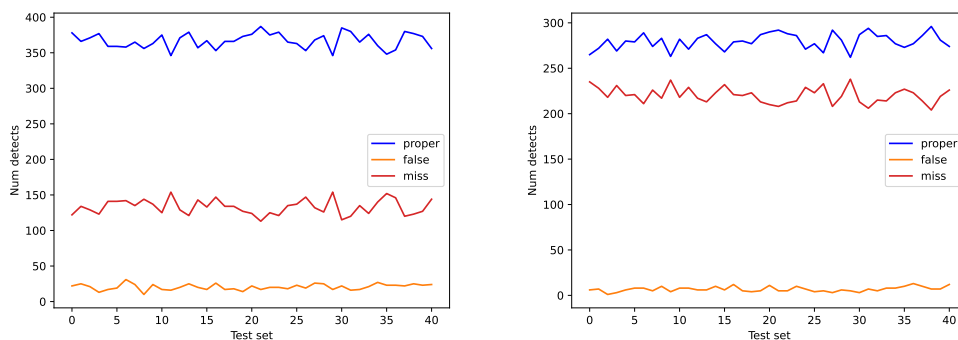
Resultater for konvolusjonsnettverket trent på Term500 og Clut500 er vist i Figur 4.3 venstre henholdsvis høyre panel. Når trent på Clut100 og Clut20 er resultatene vist i Figur 4.4 venstre henholdsvis høyre panel. Vi ser at spesielt nettverket trent på miljøet med bakke-clutter og mange mål oppnår langt bedre resultater enn arrayprosesseringsalgoritmene og CFAR.



Figur 4.2 Deteksjon av mål i Clut500 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel $SINR = 15$ dB. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



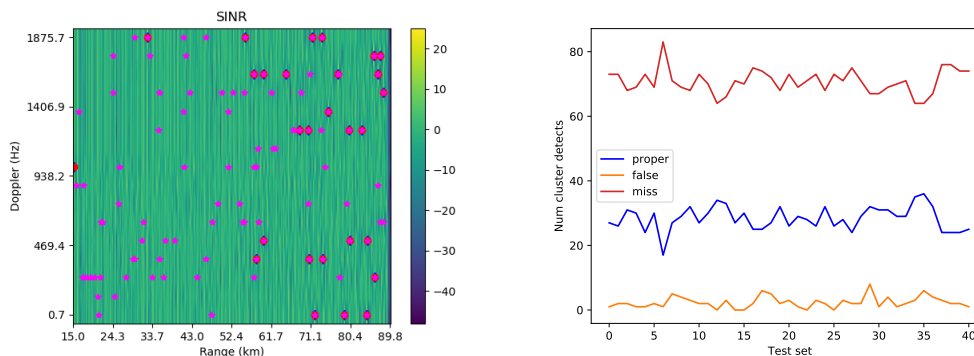
Figur 4.3 Deteksjon av mål i Clut500 signalmiljø for CNN trent på Term500 miljø til venstre og trent på Clut500 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur 4.4 Deteksjon av mål i Clut500 signalmiljø for CNN trent på Clut100 miljø til venstre og på Clut20 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød

4.2 Sterkt bakke-clutter

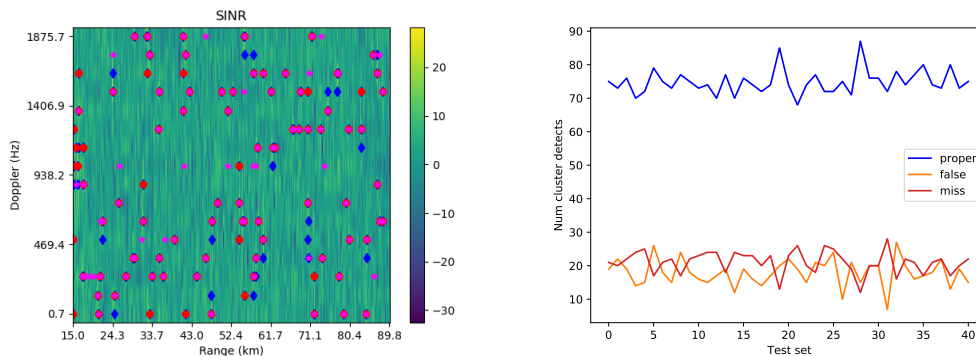
Koherent integrasjon ved DFT og konvensjonell BF klarte i stor grad å få målsignalene frem fra bakke-clutteret i signalmiljøene behandlet i Seksjon 4.1. Fra Figur 4.3 venstre panel kan vi se at bare de målene med dopplerforskyvning i nærheten av dopplerforskyvningen til bakken under sendebeamens hovedlobe, blir skjult av bakke-clutteret. I denne seksjonen ser vi på signalmiljøene hvor bakke-clutteret er økt med en faktor 100 mens termisk støy og målsignal er som tidligere. Disse signalmiljøene er listet i Tabell 2.2 og betegnet ClutE2-*. Målsignalene i signalmiljøene med sterkt bakkeclutter ble forsøkt detektert med arrayprosessering og med konvolusjonsnettverk. I figur 4.5 er SINR range-doppler-bilde etter DFT dopplerprosessering og konvensjonell BF vist i venstre panel for ett CPI. Alarmceller med SINR større enn 12 dB er markert med blå punkter, og røde punkter markerer celler med høyest SINR innen hvert cluster av alarmceller. Fiolette stjerner er sanne målposisjoner. Høyre panel viser antall ekte, falske og tapte deteksjoner etter clustring i hver av 41 datakuber fra ClutE2-100.



Figur 4.5 Deteksjon av mål i ClutE2-100 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12$ dB. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Høyre panel viser antall deteksjoner etter clustring av typen ekte (blå), falske (oransje) og tapte (røde) funnet for hver av de 41 datakubene i testsettet.

Range-doppler-bilde med deteksjoner etter PD-STAP for ett CPI av signalmiljøet ClutE2-100 er vist i Figur 4.6 venstre panel. Deteksjonsterskel $SINR = 15$ dB er benyttet. Høyre panel viser antall ekte, falske og tapte deteksjoner etter clustring i hver av de 41 datakubene i testsettet. Antall ekte deteksjoner er vesentlig høyere for PD-STAP enn for konvensjonell BF plottet i Figur 4.5 høyre panel. Men også antall falske deteksjoner er noe høyere for PD-STAP i dette signalmiljøet.

Søk etter deteksjon av målsignal i de tre signalmiljøene med sterkt bakkeclutter og ulik grad av måltetthet ble utført med arrayprosessering og med konvolusjonsnettverk trent på de ulike signalmiljøene. De samme testsettene er benyttet for alle metodene. Resultatet er listet i Tabell 4.3 PD-STAP har gode deteksjonsegenskaper for glisne mål og for middels tette mål selv om noe svakere for sistnevnte. For stor måltetthet har PD-STAP også her svake resultater. Signalmiljøene ClutE2-* har så sterkt bakke-clutter at målene for det meste blir skjulte for konvensjonell BF etter DFT. Konvolusjonsnettverket har svake deteksjonsresultater enten de er trent på mål i bare termisk



Figur 4.6 Deteksjon av mål i ClutE2-100 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel $SINR = 15$ dB. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Høyre panel viser deteksjoner etter clustering av typen ekte (blå), falske (oransje) og tapte (røde) funnet for hver av de 41 datakubene i testsettet

støy eller på mål i svakt clutter og termisk støy. De tre siste radene i Tabell 4.3 viser at også nettverkene CNN-ClutE2-* som er trent på mål i sterkt clutter, ikke evner å detektere målsignalene i det sterke clutteret. Det kan se ut til at konvolusjonsnettverket ikke klarer trekke ut informasjon om regelmessig faseforskjell mellom lagene i datakuben for range-doppler-snapshottene som rommer målsignaler. Under treningen av konvolusjonsnettverket på signalmiljøet med sterkt clutter hadde den valgte optimeringsalgoritmen problemer med å konvergere til et stabilt minimum for den valgte kostfunksjonen. Vi stoppet minimeringsiterasjonene etter et lokalt minimum var nådd eller når den avtagende trenden for kostfunksjonen begynte å bli meget svak.

Deteksjonsresultater for CNN-ClutE2-* når testet på målsignal i termisk støy er listet i Tabellen 4.4, og listet i Tabell 4.5 når testet på målsignal i termisk støy og bakke-clutter av dempet styrke. Heller ikke for disse signalmiljøene har CNN-ClutE2-* gode egenskaper.

Tabell 4.3 Deteksjonsegenskaper i sterkt clutter og termisk støy

Metode	Datasett					
	ClutE2-20		ClutE2-100		ClutE2-500	
	Pd	Pf	Pd	Pf	Pd	Pf
Konven. 12 dB cls	0.33	3.2e-4	0.29	3.0e-4	0.20	2.0e-4
PD-STAP 15 dB cls	0.90	0.0013	0.78	0.0023	0.34	8.4e-4
CNN-Term20	0.18	0.046	0.18	0.046	0.16	0.046
CNN-Term100	0.23	0.050	0.22	0.050	0.21	0.050
CNN-Term500	0.27	0.056	0.26	0.056	0.26	0.057
CNN-Clut20	0.20	2.5e-4	0.19	2.5e-4	0.16	2.2e-4
CNN-Clut100	0.33	0.0034	0.32	0.0031	0.30	0.0034
CNN-Clut500	0.42	0.016	0.40	0.016	0.40	0.015
CNN-ClutE2-20	0.14	6.5e-4	0.13	7.1e-4	0.11	0.0010
CNN-ClutE2-100	0.32	1.8e-4	0.31	1.9e-4	0.27	2.5e-4
CNN-ClutE2-500	0.38	0.0023	0.37	0.0021	0.35	0.0015

Tabell 4.4 Deteksjonsegenskaper i termisk støy for CNN trent i sterkt clutter

Metode	Datasett					
	Term20		Term100		Term500	
	Pd	Pf	Pd	Pf	Pd	Pf
CNN-ClutE2-20	0.62	0.0039	0.60	0.0052	0.50	0.0062
CNN-ClutE2-100	0.96	0.0043	0.94	0.0045	0.79	0.0040
CNN-ClutE2-500	1.0	0.042	0.99	0.031	0.95	0.0070

Tabell 4.5 Deteksjonsegenskaper i svakt clutter og termisk støy for CNN trent i sterkt clutter

Metode	Datasett					
	Clut20		Clut100		Clut500	
	Pd	Pf	Pd	Pf	Pd	Pf
CNN-ClutE2-20	0.44	0.0026	0.41	0.0031	0.35	0.0040
CNN-ClutE2-100	0.78	0.0062	0.76	0.0064	0.64	0.0072
CNN-ClutE2-500	0.76	0.020	0.74	0.016	0.70	0.0067

5 Konklusjon

Signalmiljøene med stor måltetthet benyttet i denne simuleringsstudien er eksempler på signalmiljø med heterogen interferens hvor deteksjon med arrayprosessering og **CFAR** bryter sammen. Spesielt er **PD-STAP** utsatt med kravet om stort referansesett av sekundære data for estimering av romtid kovariansmatrisen av uønskede signaler. **CNN**-et benyttet i denne studien har langt bedre deteksjonsegenskaper i disse miljøene så lenge bakke-clutteret er dempet eller fraværende. Det motsatte er tilfellet når det homogene bakkeclutteret er sterkt og måltettheten er lav. Da er **PD-STAP** det eneste gode alternativet, mens **CNN**-et fungerer dårlig. Minimeringsalgoritmen benyttet hadde konvergensproblemer under treningen av **CNN**-et på signalmiljø med sterkt bakkeclutter, og nettverket hadde svake deteksjonsegenskaper. Disse eksemplene gir god grunn til å teste flere typer nettverk for veiledet maskinlæring for å undersøke om de har evnen til å kjenne igjen målsignal i homogent sterkt clutter, og samtidig har evnen til å finne mål i heterogent clutter der arrayprosesseringsalgoritmer svikter.

Forkortelser

ABF Adaptiv beamforming

BF Beamforming

CFAR Konstant falsk-alartrate

CNN Konvolusjonelt nevralt nettverk (*Convolutional neural network*)

CNR Clutter til termisk-støy forhold

CPI Koherent prosesseringsintervall

CUT Celle under test

DFT Diskret fouriertransform

DoA Ankomstretning

FMCW Frekvensmodulert kontinuerlig bølge

PRF Pulsrepetisjonsfrekvens

PD-STAP Post-doppler rom-tid adaptiv prosessering

SINR Signal til interferens-pluss-støy forhold

SMI Sample matrix inversion

SNR Signal til støy forhold

STAP Rom-tid adaptiv prosessering (*Space-time adaptive processing*)

ULA Uniform lineær array

Referanser

- [1] D.H. Johnson and D.E. Dudgeon. *Array Signal Processing*. Prentice-Hall Inc, 1993.
- [2] H. Van Trees. *Detection, Estimation, and Modulation Theory, Optimum Array Processing, (Part IV)*. John Wiley & Sons, Inc., New-York, USA, ISBN 0-471-09390-4, 2002.
- [3] J. Ward. Space-time adaptive processing for airborne radar. Technical Report 1015, Lincoln Laboratory MIT, December 1994.
- [4] William L. Melvin. Space-time adaptive radar performance in heterogenous clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 36(2), 2000.
- [5] H. Wang and L. Cai. On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems. *IEEE Trans.AES*, 30:660–670, 1994.
- [6] Joseph R. Guerci. Theory and application of covariance matrix tapers for robust adaptive beamforming. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 47(4), 1999.
- [7] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. <http://www.deeplearningbook.org>.
- [8] Andreas Barthelme and Wolfgang Utschick. Doa estimation using neural network-based covariance matrix reconstruction. *IEEE Signal Processing Letters*, 28:783–787, 2021.
- [9] Xiangyu Gao, Guanbin Xing, Sumit Roy, and Hui Liu. Ramp-cnn: A novel neural network for enhanced automotive radar object recognition. *IEEE Sensors Journal*, 21(4):5119–5132, 2021.
- [10] Jabran Akhtar. A neural network framework for binary classification of radar detections. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2021.
- [11] Daniel Gusland, Sigmund Rolfsjord, and Børge Torvik. Deep temporal detection - a machine learning approach to multiple-dwell target detection. In *Proceedings of 2020 IEEE International Radar Conference (RADAR)*. IEEE, ISBN = 978-1-7281-6813-5, ISSN = 2640-7736, DOI = 10.1109/RADAR42522.2020.9114828, 2020.
- [12] Mark A. Richards. *Fundamentals of Radar Signal Processing*. McGraw Hill, New York, second edition, 2014.
- [13] Tensorflow software library website. <https://www.tensorflow.org>. Accessed: 01.07.2022.
- [14] Kyrre Strøm. Simuleringer med utvalgte stap metoder for luftbåren radar. FFI-RAPPORT 22/00245, FFI, 2022. UGRADERT.
- [15] I.S. Reed, J.D. Mallett, and L.E. Brennan. Rapid convergence rate in adaptive arrays. *IEEE Trans.AES*, 1974.

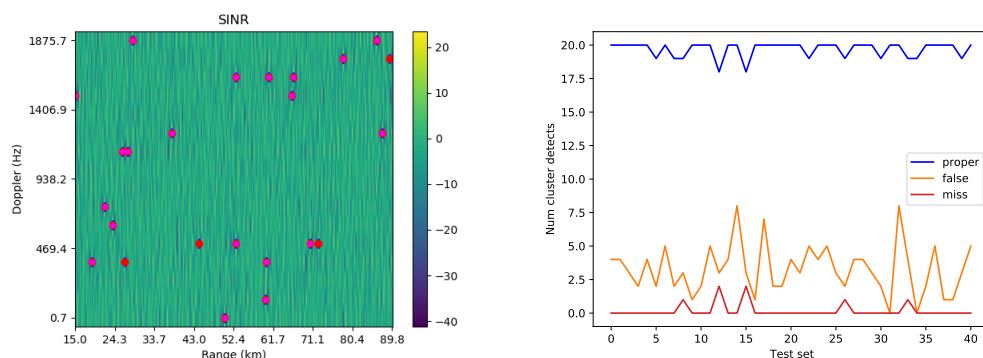
A Resultater for de enkelte signalmiljøene

Her gir vi en detaljert fremstilling for mange av resultatene som er oppnådd for de ulike deteksjonsmetodene og som er listet i Tabellene 4.1 og 4.2. Vi går gjennom de enkelte signalmiljøene med termisk støy og dempet bakke-clutter, og gir en grafisk fremstilling av deteksjonsresultatene for de ulike metodene.

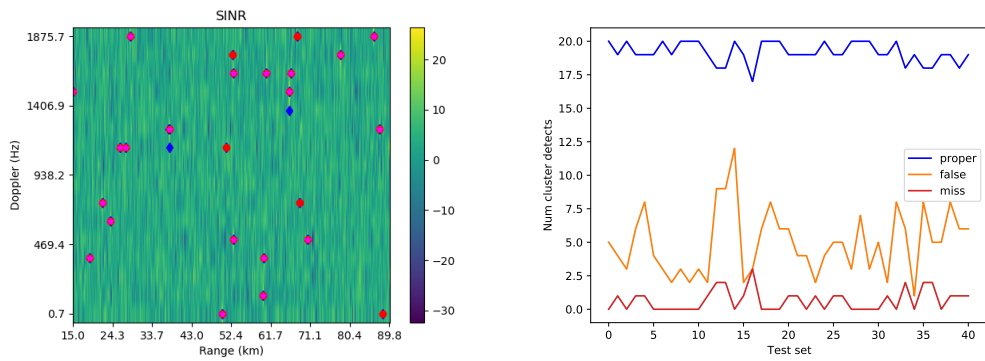
A.1 Mål i termisk støy

A.1.1 Deteksjon av glisne mål i termisk støy

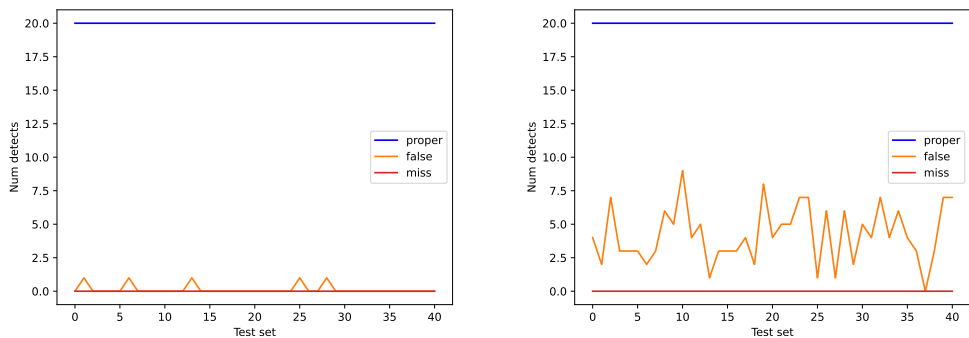
Figurer A.1, A.2, A.3 og A.4 viser antall ekte, falske og tapte deteksjoner oppnådd i hver av de 41 datakubene som utgjør testsettet for signalmiljøet Term20. Resultater for konvensjonell BF vises i Figur A.1 høyre panel, og for PD-STAP i Figur A.2 høyre panel. Venstre panel i de to figurene viser SINR range-doppler-plot (RD-plot) oppnådd av den aktuelle metoden for første datakuben i settet. Alarmceller for gitt SINR-deteksjonsterskel er også vist i tillegg til cellene med max SINR i hvert cluster, og range-doppler-posisjonen til hvert enkelt av de 20 målene. Resultater for konvolusjonsnettverket trent på datasett fra signalmiljøene Term500 og Clut500 er vist i Figur A.3 venstre hhv. høyre panel. Når trent på datasett fra Clut100 og Clut20, er resultatene vist i Figur A.4 venstre hhv. høyre panel.



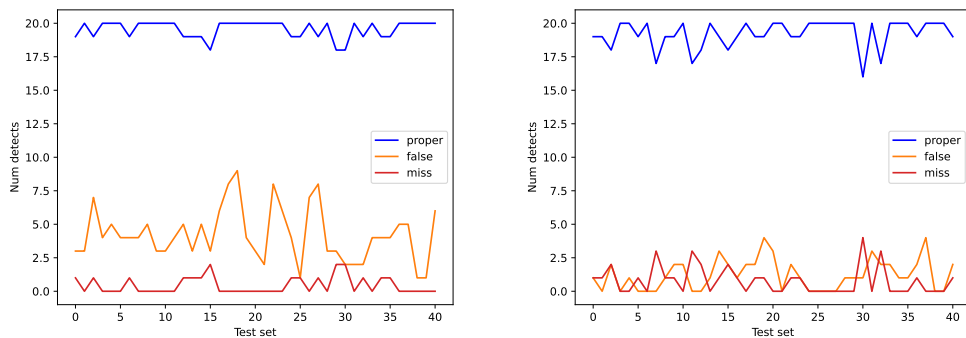
Figur A.1 Deteksjon av mål i Term20 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.2 Deteksjon av mål i Term20 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel $SINR = 15dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



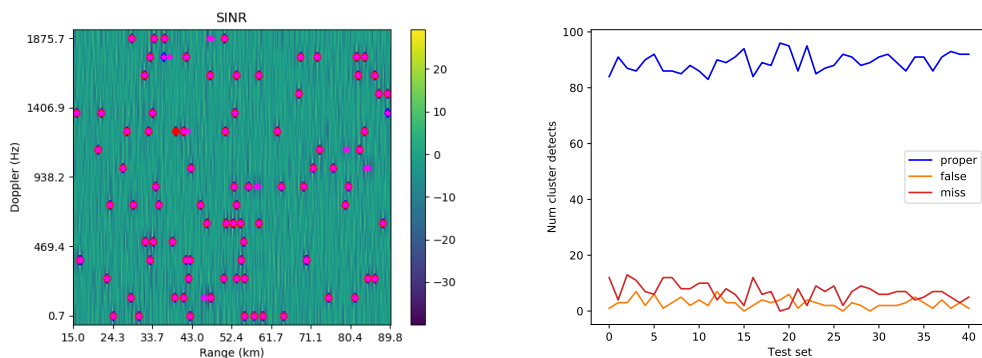
Figur A.3 Deteksjon av mål i Term20 signalmiljø for CNN trent på Term500 miljø til venstre og på Clut500 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



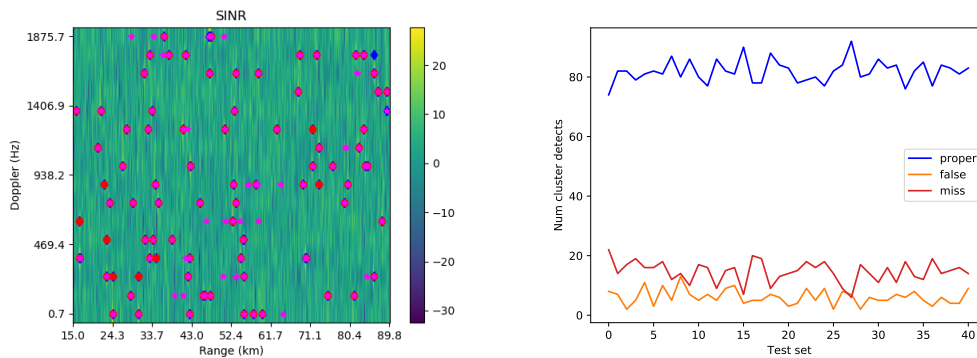
Figur A.4 Deteksjon av mål i Term20 signalmiljø for CNN trent på Clut100 miljø til venstre og på Clut20 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød

A.1.2 Deteksjon ved middels måltetthet i termisk støy

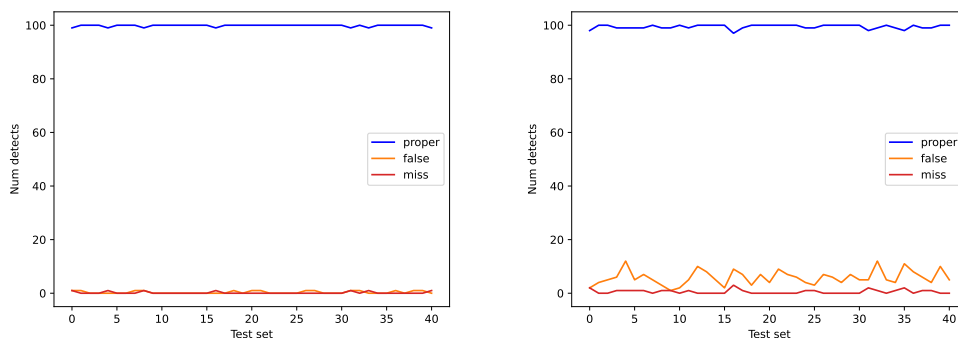
Figurer A.5, A.6, A.7 og A.8 viser deteksjonsresultater for testsettet i signalmiljøet Term100. Metodene anvendt er konvensjonell BF, PD-STAP og konvolusjonsnettverk trent på datasett fra miljøene Term500, Clut500, Clut100 og Clut20.



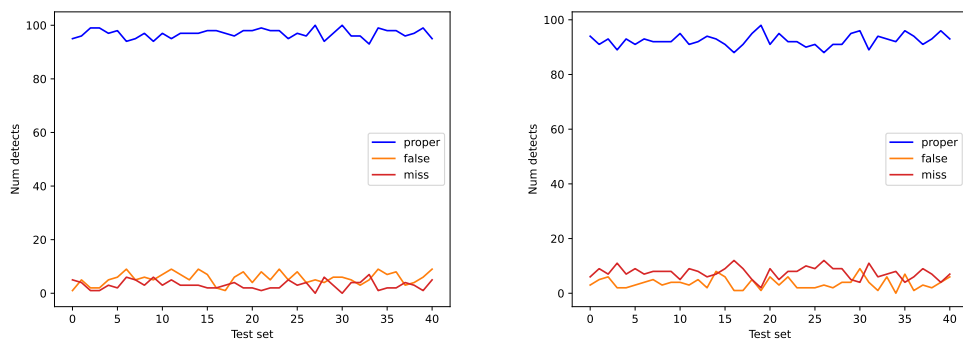
Figur A.5 Deteksjon av mål i Term100 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12\text{dB}$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.6 Deteksjon av mål i Term100 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel $SINR = 15dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



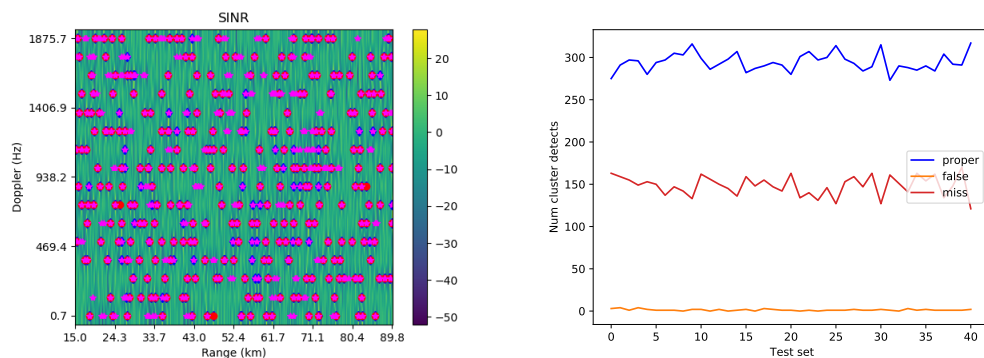
Figur A.7 Deteksjon av mål i Term100 signalmiljø for CNN trent på Term500 miljø til venstre og på Clut500 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte -blå, falske -oransje, tapte -rød



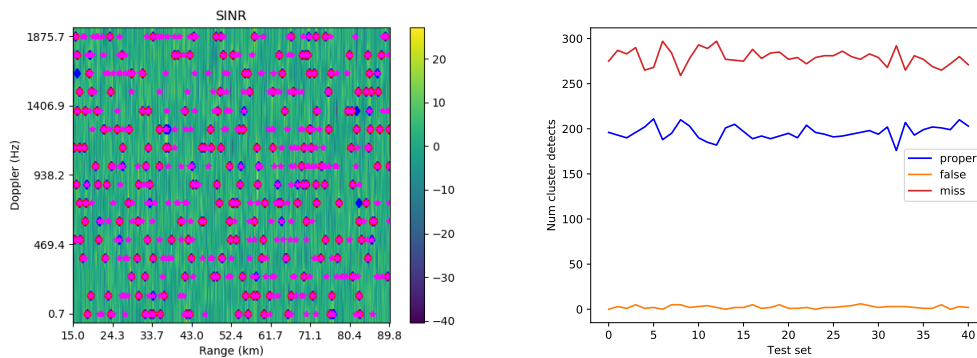
Figur A.8 Deteksjon av mål i Term100 signalmiljø for CNN trent på Clut100 miljø til venstre og på Clut20 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte -blå, falske -oransje, tapte -rød

A.1.3 Deteksjon ved stor måltetthet i termisk støy

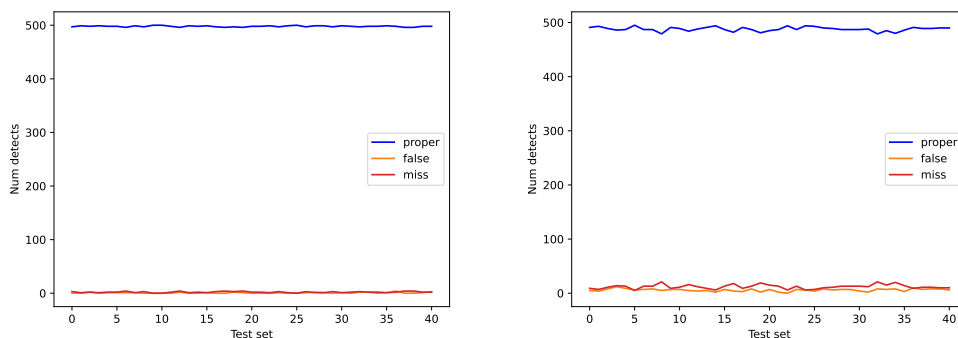
Figurer A.9, A.10, A.11 og A.12 viser deteksjonsresultater for testsettet i signalmiljøet Term500. De samme metodene er anvendt som i foregående seksjoner. Vi ser at PD-STAP og tildels konvensjonell BF har store problemer med den høye tettheten av målsignaler.



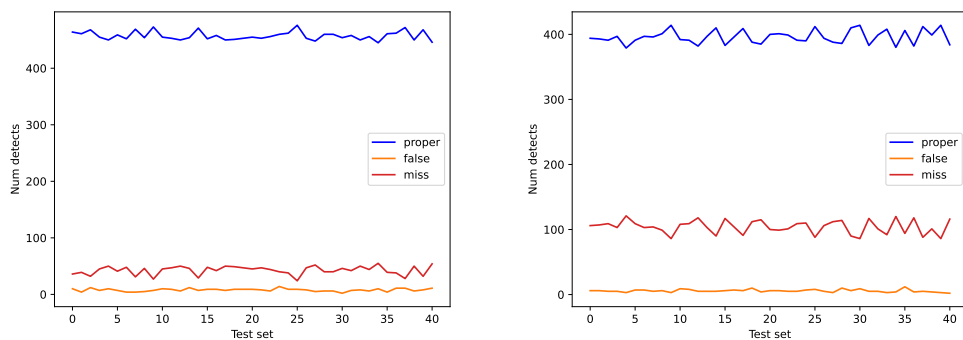
Figur A.9 Deteksjon av mål i Term500 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.10 Deteksjon av mål i Term500 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel SINR = 15dB. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.11 Deteksjon av mål i Term500 signalmiljø for CNN trent på Term500 miljø til venstre og på Clut500 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte -rød

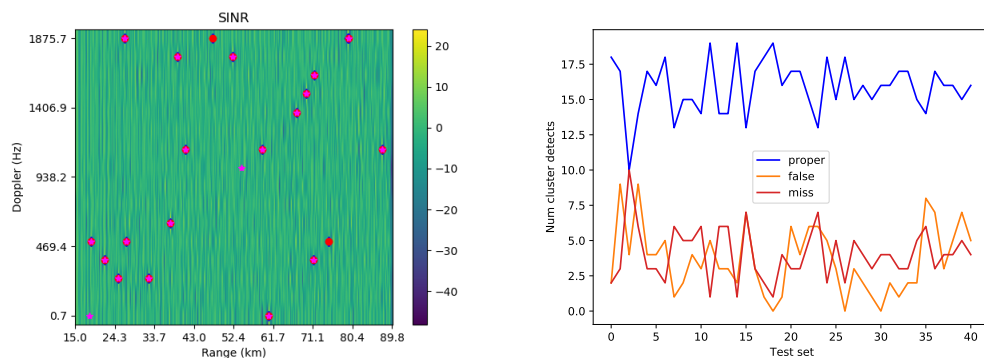


Figur A.12 Deteksjon av mål i Term500 signalmiljø for CNN trent på Clut100 miljø til venstre og på Clut20 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød

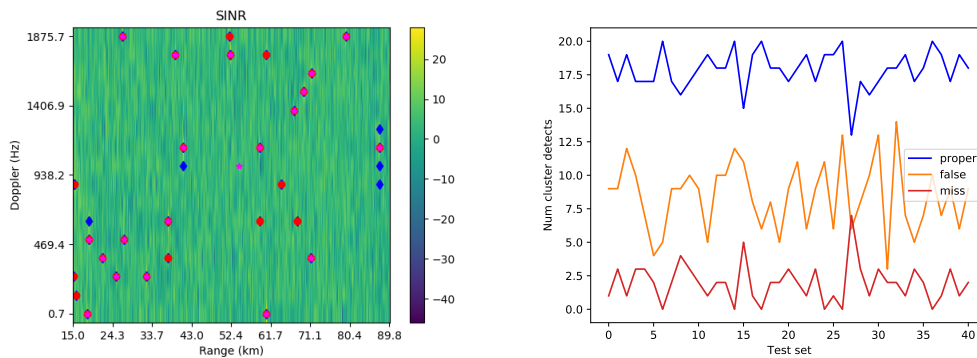
A.2 Mål i termisk støy og dempet bakke-clutter

A.2.1 Deteksjon av glisne mål i termisk støy og bakke-clutter

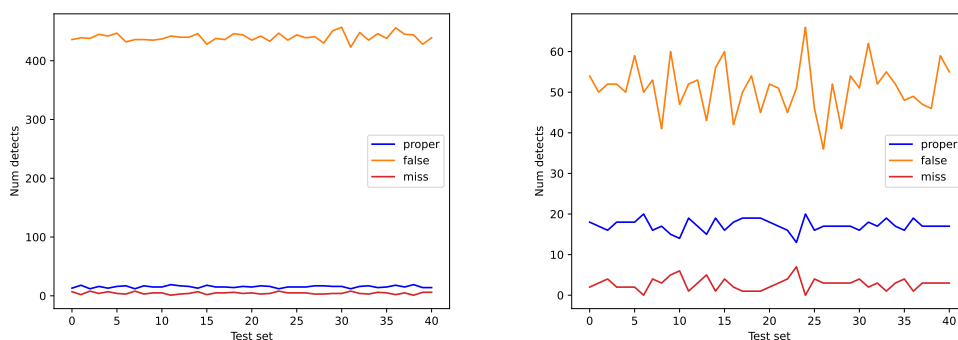
Figurer A.13, A.14, A.15 og A.16 viser deteksjonsresultater for testsettet i signalmiljøet Clut20. De samme metodene er anvendt som i foregående seksjoner. Nettverket CNN-Term500 som ikke har clutter i treningssettet, har her en meget høy falsk alarmrate. PD-STAP har de beste egenskapene.



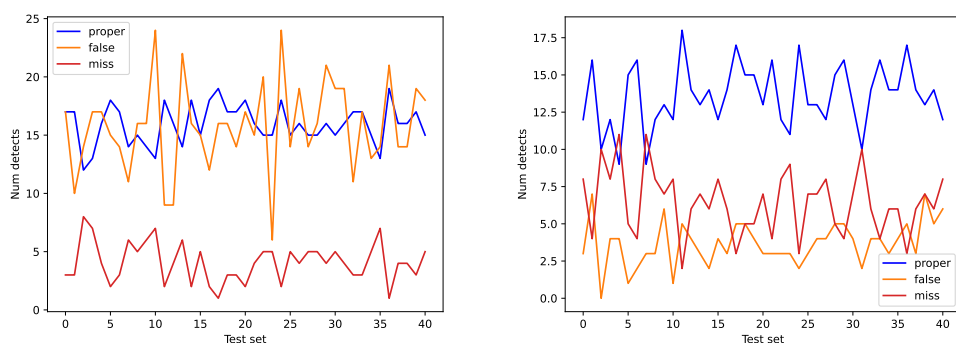
Figur A.13 Deteksjon av mål i Clut20 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.14 Deteksjon av mål i Clut20 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel SINR = 15dB. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



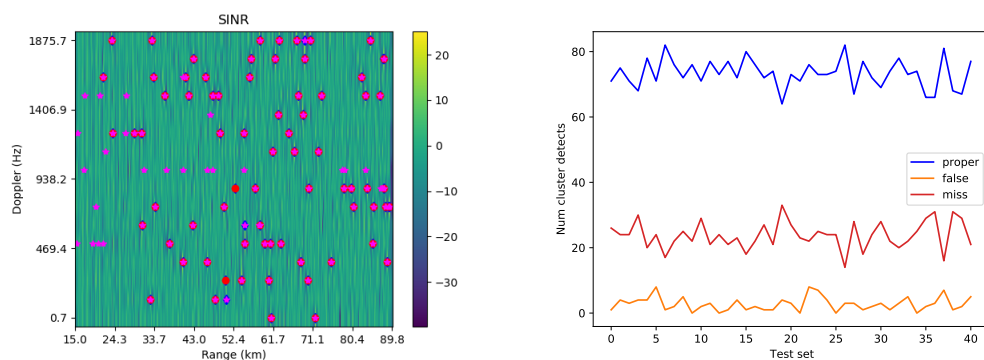
Figur A.15 Deteksjon av mål i Clut20 signalmiljø for CNN trent på Term500 miljø til venstre og på Clut500 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



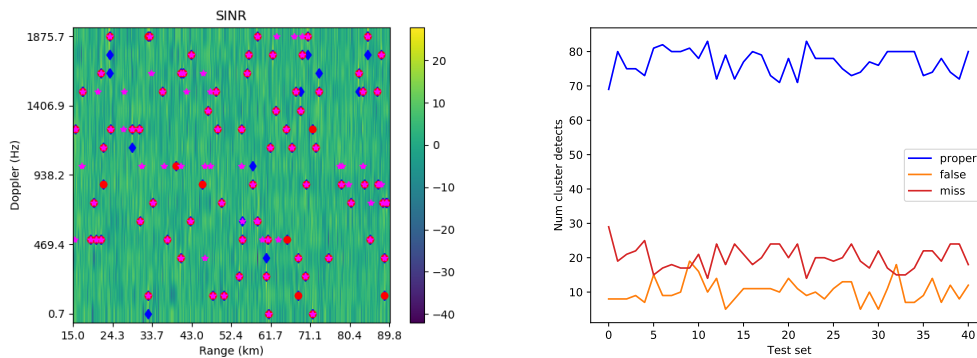
Figur A.16 Deteksjon av mål i Clut20 signalmiljø for CNN trent på Clut100 miljø til venstre og på Clut20 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød

A.2.2 Deteksjon ved middels måltetthet i termisk støy og bakke-clutter

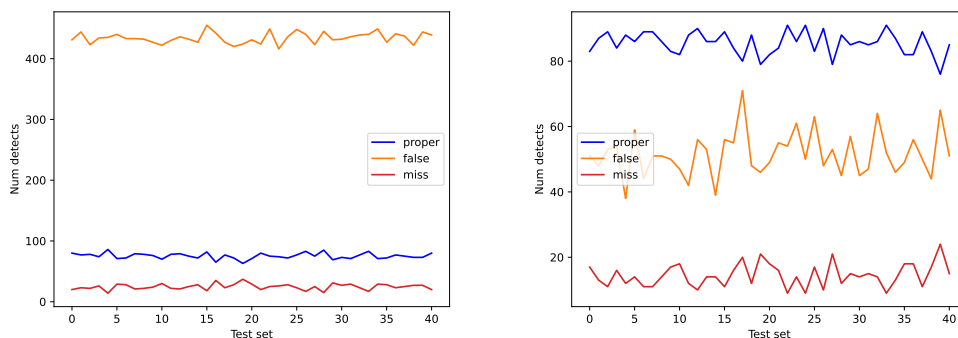
Figurer A.17, A.18, A.19 og A.20 viser deteksjonsresultater for testsettet i signalmiljøet Clut100. De samme metodene er anvendt som i foregående seksjoner. Nettverket CNN-Clut500 trent på høy måltetthet og dempet bakke-clutter har det høyeste antall ekte deteksjoner, men har også noe høyere falsk-alarmsrate enn de andre med unntak av CNN-Term500. PD-STAP har lavere deteksjonssannsynlighet enn ved tilfellet av glisne mål i bakke-clutter.



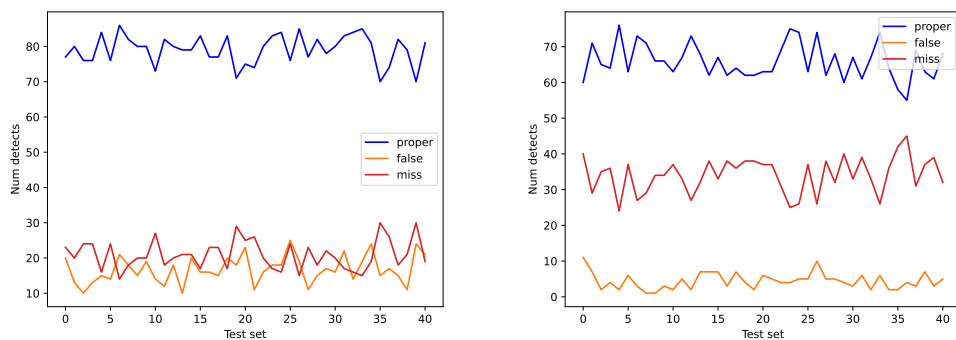
Figur A.17 Deteksjon av mål i Clut100 signalmiljø ved konvensjonell BF og CFAR terskel $SINR = 12dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett stjerne, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.18 Deteksjon av mål i Clut100 signalmiljø ved PD-STAP og CFAR terskel $SINR = 15dB$. Til venstre SINR RD-plot for en CPI, mållokasjon - fiolett, alarmcelle - blå, cluster max-SINR - rød. Til høyre antall deteksjoner etter clustring i hver av 41 CPI: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.19 Deteksjon av mål i Clut100 signalmiljø for CNN trent på Term500 miljø til venstre og på Clut500 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød



Figur A.20 Deteksjon av mål i Clut100 signalmiljø for CNN trent på Clut100 miljø til venstre og på Clut20 miljø til høyre. Antall deteksjoner i hver av 41 datakuber er vist: Ekte - blå, falske - oransje, tapte - rød

Om FFI

Forsvarets forskningsinstitutt ble etablert 11. april 1946. Instituttet er organisert som et forvaltningsorgan med særskilte fullmakter underlagt Forsvarsdepartementet.

FFIs formål

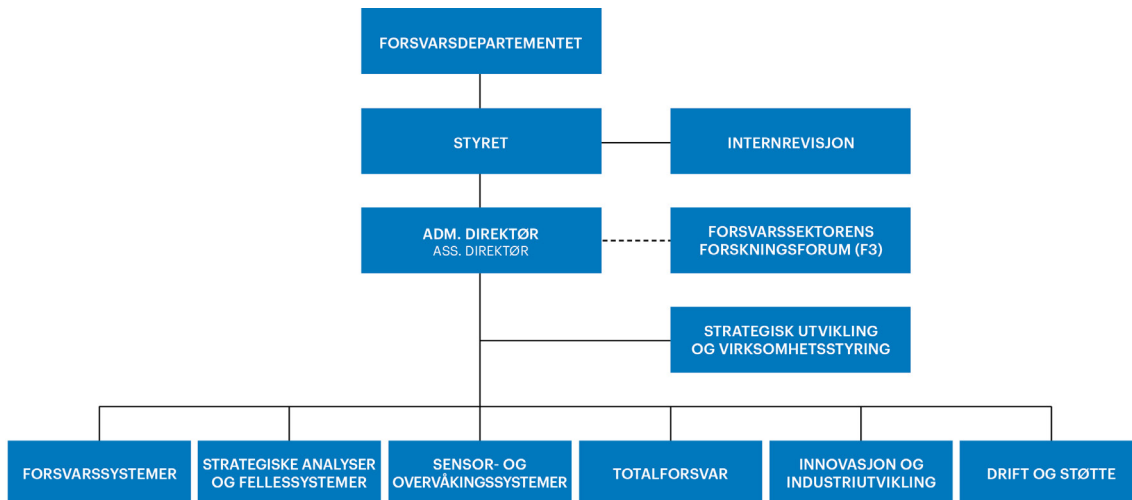
Forsvarets forskningsinstitutt er Forsvarets sentrale forskningsinstitusjon og har som formål å drive forskning og utvikling for Forsvarets behov. Videre er FFI rådgiver overfor Forsvarets strategiske ledelse. Spesielt skal instituttet følge opp trekk ved vitenskapelig og militærteknisk utvikling som kan påvirke forutsetningene for sikkerhetspolitikken eller forsvarsplanleggingen.

FFIs visjon

FFI gjør kunnskap og ideer til et effektivt forsvar.

FFIs verdier

Skapende, drivende, vidsynt og ansvarlig.



Forsvarets forskningsinstitutt (FFI)
Postboks 25
2027 Kjeller

Besøksadresse:
Kjeller: Instituttveien 20, Kjeller
Horten: Nedre vei 16, Karljohansvern, Horten

Telefon: 91 50 30 03
E-post: post@ffi.no
ffi.no

Norwegian Defence Research Establishment (FFI)
PO box 25
NO-2027 Kjeller
NORWAY

Visitor address:
Kjeller: Instituttveien 20, Kjeller
Horten: Nedre vei 16, Karljohansvern, Horten

Telephone: +47 91 50 30 03
E-mail: post@ffi.no
ffi.no/en