

UNIVERSITETET I OSLO

Institutt for informatikk

**Kompensasjon av scallop og
gain-shift i oljesøldeteksjon**

Masteroppgave

(30 studiepoeng)

Øyvind Ripel

19 mai 2008



Sammendrag

I satellittbilder over sjø opptrer to typer prosesseringsfeil som gir artefakter i bildene: scallop og gain-shift. Scallop gir hyppige horisontale striper i bildene. Gain-shift gir noen få vertikale striper. Oppgaven går ut på å prøve ulike metoder for filtrering/fjerning av disse artefaktene, og vurdere effekten av disse både visuelt og ved å kjøre en automatisk algoritme for deteksjon av oljesøl, og se hvilken effekt filtrering har på deteksjonsgraden til algoritmen.

Innhold

| | |
|---------------------------------------------------------------------------|-----------|
| SAMMENDRAG | 2 |
| INNHOOLD | 3 |
| FIGURLISTE..... | 6 |
| 1. INTRODUKSJON..... | 8 |
| 1.1 INNLEDNING..... | 8 |
| 1.2 ORGANISERING AV OPPGAVEN | 9 |
| 2. SYNTHETIC APERTURE RADAR (SAR)..... | 10 |
| 2.1 PRINSIPP FOR AVBILDNING MED RADAR | 10 |
| 2.2 SAR TEORI..... | 11 |
| 2.2.1 SAR Geometri..... | 12 |
| 2.2.2 Romlig oppløsning i SAR | 13 |
| 2.3 ENVISAT - ENVIRONMENT SATELLITE | 15 |
| 2.3.1 ASAR og ScanSAR teknikken..... | 16 |
| 3. SAR AVBILDNING OVER SJØ OG AUTOMATISK DETEKSJON AV OLJESØL..... | 18 |
| 3.1 INTERAKSJON MED SJØOVERFLATEN | 18 |
| 3.1.1 Scattering..... | 18 |
| 3.2 AVBILDNING AV OLJESØL..... | 20 |
| 3.2.1 Begrensninger..... | 20 |
| 3.2.2 Tolkning av SAR bilder | 21 |
| 3.3 ALGORITME FOR AUTOMATISK DETEKSJON AV OLJESØL I SAR BILDER..... | 21 |
| 3.3.1 Deteksjon av mørke flekker og segmentering..... | 22 |
| 3.3.2 Egenskapsuttrekking fra mørke områder | 23 |

| | | |
|-----------|--------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.3.3 | <i>Klassifikasjon av mørke flekker</i> | 24 |
| 4. | ANALYSE AV ARTEFAKTER | 27 |
| 4.1 | TEORI..... | 27 |
| 4.2 | BESKRIVELSE AV DATASETT | 28 |
| 4.3 | ARTEFAKTER I SAR BILDER..... | 30 |
| 4.3.1 | <i>Scallop</i> | 31 |
| 4.3.2 | <i>Gain-shift</i> | 34 |
| 5. | KOMPENSASJON AV GAIN-SHIFT | 38 |
| 5.1 | TEORETISK BAKGRUNN | 38 |
| 5.2 | DETEKSJON AV GAIN-SHIFT | 43 |
| 5.3 | KOMPENSASJON AV GAIN-SHIFT..... | 49 |
| 5.3.1 | <i>Metode for kompensasjon av effekt nr 1</i> | 50 |
| 5.3.2 | <i>Metode for kompensasjon av effekt nr 2</i> | 54 |
| 5.3.3 | <i>Resultat</i> | 57 |
| 6. | KOMPENSASJON AV SCALLOP | 58 |
| 6.1 | TEORETISK BAKGRUNN | 58 |
| 6.1.1 | <i>Fourier teori</i> | 58 |
| 6.2 | DETEKSJON AV SCALLOP..... | 61 |
| 6.3 | KOMPENSASJON AV SCALLOP..... | 64 |
| 6.3.1 | <i>Kompensasjon av scallop i frekvensdomenet</i> | 64 |
| 6.3.2 | <i>Kompensasjon av scallop i romlig domene</i> | 68 |
| 7. | EKSPERIMENTELLE RESULTATER FOR OLJESØL DETEKSJON | 74 |
| 7.1 | EVALUERINGSMETODER..... | 74 |
| 7.2 | VISUELL EVALUERING AV KOMPENSASJON | 75 |
| 7.3 | VISUELL EVALUERING AV SEGMENTERINGSRESULTAT FRA ALGORITME FOR OLJESØLDETEKSJON | 77 |

| | | |
|-----------|-----------------------------------------------------------|-----------|
| 7.4 | EVALUERING AV DETEKSJONSRATE FOR KOMPENSERTE BILDER | 82 |
| 8. | KONKLUSJON | 94 |
| 9. | BIBLIOGRAFI | 95 |

Figurliste

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| FIGUR 1 AKTIVT RADARSYSTEM..... | 11 |
| FIGUR 2 OPPLØSNING I AZIMUTH..... | 14 |
| FIGUR 3. ILLUSTRASJON OPPLØSNING I RANGE. | 15 |
| FIGUR 4. SCANSAR GEOMETRI..... | 17 |
| FIGUR 5. SCATTERING MEKANISMER..... | 19 |
| FIGUR 6 TABELL SOM VISER PARAMETERVERDIER | 23 |
| FIGUR 7 FORMEL FOR SANNSYNLIGHET FOR AT ET MØRK FLEKK TILHØRER KLASSEN OLJE | 25 |
| FIGUR 8 KLASSEKASJONSØYAKTIGHET FOR 27 ENVISAT BILDER MED OG UTEN REGELSETT. | 26 |
| FIGUR 9 ILLUSTRASJON AV SCALLOP.. | 33 |
| FIGUR 10 SCANSAR BEAM MERGING..... | 37 |
| FIGUR 11 ILLUSTRASJON AV HVILKE PROBLEMER SPECKLE STØY SKAPER FOR KANTDETEKSJON. | 45 |
| FIGUR 12 ILLUSTRASJONEN VISER REKKEFØLGE OG OMRÅDER FOR | 51 |
| FIGUR 13 SAR BILDE FØR KOMPENSASJON AV GAIN-SHIFT. BILDET HAR FIRE SYNLIGE GAIN-SHIFT..... | 52 |
| FIGUR 14 SAMME BILDE SOM I FIGUR 13..... | 53 |
| FIGUR 15 | 55 |
| FIGUR 16 | 56 |
| FIGUR 17 BILDE A) VISER UTSNITT AV SAR BILDET I FIGUR 13..... | 57 |
| FIGUR 18 VERIFISERING AV POSISJONER FOR FREKVENSKOMPONENTER SOM ER OPPHAV TIL SCALLOP. | 61 |
| FIGUR 20 DETEKTERTE FREKVENSKOMPONENTER ETTER TERSKLING AV SPEKTER. | 62 |
| FIGUR 21 UTSNITT AV SAR BILDE SOM HAR SCALLOP. | 65 |
| FIGUR 22 RESULTAT AV TO METODER FOR Å FJERNE SCALLOP I FREKVENSDOMENE | 66 |
| FIGUR 23 PROFIL SOM FÅS VED Å PLOTTE MIDDELVERDI AV PIKSLER FOR RAD 4100 TIL 4500 | 70 |
| FIGUR 24 PROFIL SOM FÅS VED Å PLOTTE MIDDELVERDI AV PIKSLER FOR RAD 4100..... | 70 |
| FIGUR 25 BILDE A) VISER UTSNITT AV SAR BILDE MED SCALLOP. | 71 |
| FIGUR 26 UTSNITT AV SAR BILDE SOM INNEHOLDER SCALLOP..... | 72 |
| FIGUR 27 RESULTAT AV KOMPENSASJON AV SCALLOP I BILDET FRA FIGUR 26. | 73 |
| FIGUR 28 UTSNITT AV SAR BILDE SOM VISER BÅDE SCALLOP OG GAIN-SHIFT..... | 75 |
| FIGUR 29 SAMME BILDE SOM I FIG 28 MEN KOMPENSERT FOR BÅDE SCALLOP OG GAIN-SHIFT | 76 |
| FIGUR 30 EFFEKT AV GAIN-SHIFT PÅ SEGMENTERINGSRESULTAT AV ALGORITME | 78 |
| FIGUR 31 EFFEKT KOMPENSASJON AV SCALLOP. Ø..... | 79 |
| FIGUR 32 EFFEKT AV KOMPENSASJON AV SCALLOP. B..... | 80 |

| | |
|-----------------------------------------------------|----|
| FIGUR 33 EFFEKT AV KOMPENSASJON AV GAIN-SHIFT. | 81 |
| FIGUR 34 OPPSETT AV RESULTATER | 83 |
| FIGUR 35 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030822. | 83 |
| FIGUR 36 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030721 | 84 |
| FIGUR 37 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030721 | 85 |
| FIGUR 38 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030721 | 86 |
| FIGUR 39 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030809 | 87 |
| FIGUR 40 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030809 | 88 |
| FIGUR 41 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030809 | 89 |
| FIGUR 42 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030506 | 90 |
| FIGUR 43 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030616 | 91 |
| FIGUR 44 RESULTAT DETEKSJON BILDE 20030728 | 92 |

1. Introduksjon

1.1 Innledning

Dette er en masteroppgave utført av Øyvind Ripel ved forskningsgruppe signalbehandling og bildeanalyse (DSB) ved Institutt for Informatikk, Universitetet i Oslo. Veileder for oppgaven er førsteamanuensis, Anne Solberg ved DSB-gruppen på Institutt for Informatikk.

I Synthetic Aperture Radar (SAR) satellittbilder over sjø opptrer to typer prosesseringsfeil som gir artefakter i bildene: scallop og gain-shift. Scallop gir hyppige horisontale striper i bildene. Gain-shift gir noen få vertikale striper. Denne typen bilder benyttes i eksisterende algoritme for automatisk deteksjon av oljesøl, utviklet ved forskningsgruppe for signalbehandling og bildeanalyse ved Institutt for Informatikk. Man ønsker i denne oppgaven å finne ut hvilken effekt tilstedeværelse av de to nevnte artefaktene har på deteksjon av oljesøl i bildene. Hovedmålet med denne oppgaven blir derfor å utvikle metoder for automatisk å kunne fjerne scallop og gain-shift i SAR bilder. Dersom man lykkes med å utvikle slike metoder vil det bli mulig å kunne studere hvilken effekt scallop og gain-shift i SAR bilder har for automatisk deteksjon av oljesøl. Resultatet av metodene som utvikles vil bli evaluert ved visuell vurdering av de kompenserte bildene. De kompenserte bildene vil også bli kjørt gjennom eksisterende algoritme for automatisk deteksjon av oljesøl og resultatet vil bli evaluert i forhold til resultat med ukompenserte bilder. Prosesseringstid vil ikke stå sentralt i oppgaven. Hovedmålet er å finne metoder som gir god kompensasjon av de to artefaktene.

Jeg vil få takke Anne Solberg for god ukentlig veiledning under hele oppgaveskrivingen.

1.2 Organisering av oppgaven

Opgaven består av følgende deler:

- Litteraturstudie om SAR-avbildning og deteksjon av oljesøl i SAR-bilder.
- Eksplorativ dataanalyse av et sett SAR-bilder med og uten disse effektene. Effektene studeres både i råbilder og i bilder som er geometrisk opprettet.
- Vurdering av ulike metoder for å fjerne artefaktene, samt implementasjon/utprøving av noen teknikker.
- Visuell vurdering av resultatene etter artefaktfjerning.
- Kjøre algoritme for deteksjon av oljesøl på filtrerte og ukompenserte bilder og sammenligne deteksjonsnøyaktigheten med og uten artefaktfjerning.

I kapittel 2 vil jeg se på grunnleggende SAR teori. I kapittel 3 vil jeg se på avbildning med SAR over sjø. Det blir sett på faktorer som spiller inn på synlighet av oljesøl i SAR bilder. Til slutt i kapittel 3 vil jeg se på eksisterende algoritme for automatisk deteksjon av oljesøl i SAR bilder. I kapittel 4 presenteres innledende analyse av datasettet i tillegg til noe studie av teori bak prosesseringsfeil som gir artefakter i bildene. Resultater fra arbeidet i kapittel 4 danner et viktig grunnlag for utvikling av metoder for kompensasjon av gain-shift som presenteres i kapittel 5 og metoder for kompensasjon av scallop som presenteres i kapittel 6. I kapittel 7 presenterer jeg eksperimentelle resultater. Dette vil være resultater av to typer:

1. Visuell vurdering av resultatene etter artefaktfjerning.
2. Evaluering av både deteksjonsrate og segmenteringsresultat i algoritme for deteksjon av oljesøl kjørt på kompenserte bilder.

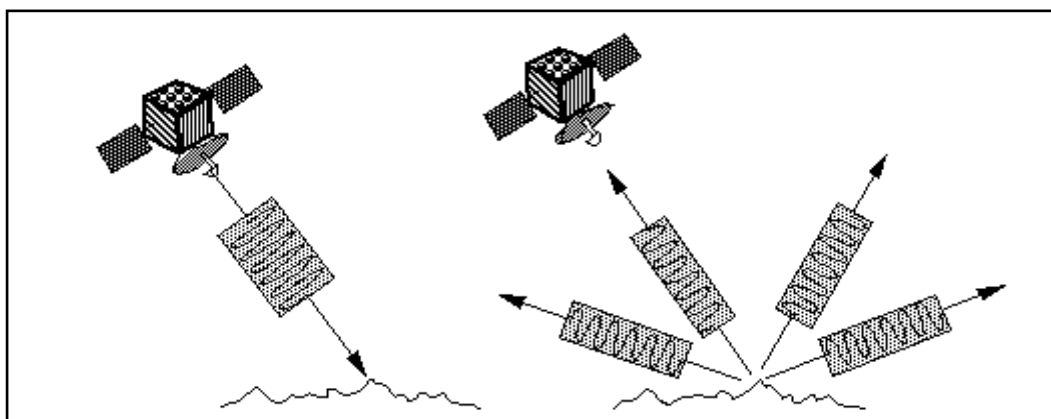
Konklusjon av oppgaven blir gitt i kapittel 8.

2. Synthetic Aperture Radar (SAR)

Fjernmåling med satellitter går ut på å samle inn informasjon om jordoverflaten uten å være i direkte kontakt med den. Jeg vil i dette kapitlet gi en introduksjon til prinsipper bak avbildning med SAR systemer. SAR systemer plassert i satellitter som går i polar sol synkron bane er en mye benyttet avbildningsmetode innenfor fjernmåling. Eksempler på noen operasjonelle anvendelser av slike systemer er: kartlegging av sjøis, deteksjon av oljesøl og overvåkning av skipstrafikk. I tillegg finnes en rekke landbaserte anvendelser innenfor overvåkning av jordbruksland, kartlegging av skog og geologiske undersøkelser (1).

2.1 Prinsipp for avbildning med RADAR

RADAR er en forkortelse for Radio Detection and Ranging. Avbildningssystemer for fjernmåling kan hovedsakelig klassifiseres som passive eller aktive. Passive systemer gjør nytte av stråling som naturlig sendes ut eller reflekteres fra jordens overflate. Aktive systemer har et eget utstrålingssystem og mottar et signal som blir reflektert tilbake fra jordens overflate, se figur 1. RADAR er et aktiv system som opererer i mikrobølgerregionen av det elektromagnetiske spekteret. Disse bølgelengdene gjør at signalet er lite påvirket av atmosfæren og skyer, og de er ikke avhengig av sollys. Dette betyr at RADAR systemer kan operere både dag og natt i all slags vær. Dette gjør RADAR systemer om bord i satellitter til et viktig redskap for kontinuerlig og global overvåkning av jordens overflate.



Figur 1 Aktivt radarsystem. Signal blir sendt ut og reflektert ekko blir mottatt av antennen. Illustrasjon er hentet fra Envisat ASAR Handbook (2).

En ulempe med tradisjonelle RADAR systemer, ofte kalt Real Aperture Radar (RAR) systemer er den dårlige oppløsningen (3). Som kjent er sammenhengen mellom antennediameter D i meter, bølgelengde λ , til signalet, høyden, H til satellitten i meter og strålebredde, θ , er tilnærmet gitt av:

$$\theta = \frac{H \cdot \lambda}{D} \quad (1)$$

Lange bølgelengder i kombinasjon med høyder på hundrevis av km gjør at RAR systemer ville kreve antenner på flere hundre meter for å oppnå oppløsning på meter nivå. Det er ikke praktisk mulig å montere så store antenner på en satellitt at konvensjonell RAR teknologi kan gi tilfredsstillende oppløsning på bakken. Men man kan benytte et mer avansert prinsipp, det som kalles radar med syntetisk aperture, en såkalt Synthetic Aperture Radar (SAR) (4).

2.2 SAR teori

Synthetic Aperture Radar (SAR) er et aktivt, sideavbildende radar system. Dette betyr at antennen ser ut til siden normalt på bevegelsesretningen til satellitten, og avbilder et område som ligger på den ene siden av nadir (nadir er området rett under satellitten). Antennen sender ut pulser som propagerer ut fra siden ortogonalt på bevegelsesretningen. Disse pulsene blir reflektert fra mål som ligger i ulike avstander fra antennen.

SAR gir løsning på problemet med lange antenner. SAR er et konsept som går ut på å syntetisere en større antennediameter, D og dermed mindre strålebredde som gir bedre oppløsning (kan ses fra formel 1). Dette gjøres ved å la en mindre antenne prosessere mottatte signaler etter hvert som satellitten beveger seg i bane (i flyretning). SAR benytter Doppler¹ historien til radar ekkoene som blir generert av satellittenes bevegelse i banen. Dette gir en stor romlig oppløsning langs banen til tross for en antenne som er fysisk liten. For å kunne syntetisere en kunstig antenne må både fase og magnitudo lagres og prosesseres. Mer teori bak SAR prosessering finnes i (5) og (2).

2.2.1 SAR Geometri

Innfallsvinkel

Innfallsvinkel er definert som vinkel mellom innkommende radarstråle og normalen på jordens overflate. Innfallsvinkel er merket θ_I i figur 3.

Satellittens synsvinkel (look angle)

Synsvinkel er definert som vinkelen mellom radarstrålen og vertikalen (nadir). Synsvinkel er merket θ_L i figur 3.

Dimensjoner

Resultat av avbildning og prosessering med SAR er todimensjonale (2D) bilder. De to dimensjonene er **range** og **azimuth**. Range defineres som dimensjonen som ligger i retningen som er vinkelrett på satellittens bane. Azimuth er dimensjonen som ligger langs satellittens bane (vinkelrett på range dimensjonen).

¹ For mer informasjon om Doppler effekten: http://en.wikipedia.org/wiki/Doppler_effect

2.2.2 Romlig oppløsning i SAR

Oppløsning er en viktig parameter for en avbildningssensor (3). Romlig oppløsning er den minste avstanden to objekter som er detektert av sensoren kan oppløses som to separate objekter. For SAR systemer vil oppløsning i range dimensjonen være forskjellig fra oppløsning i azimuth dimensjonen.

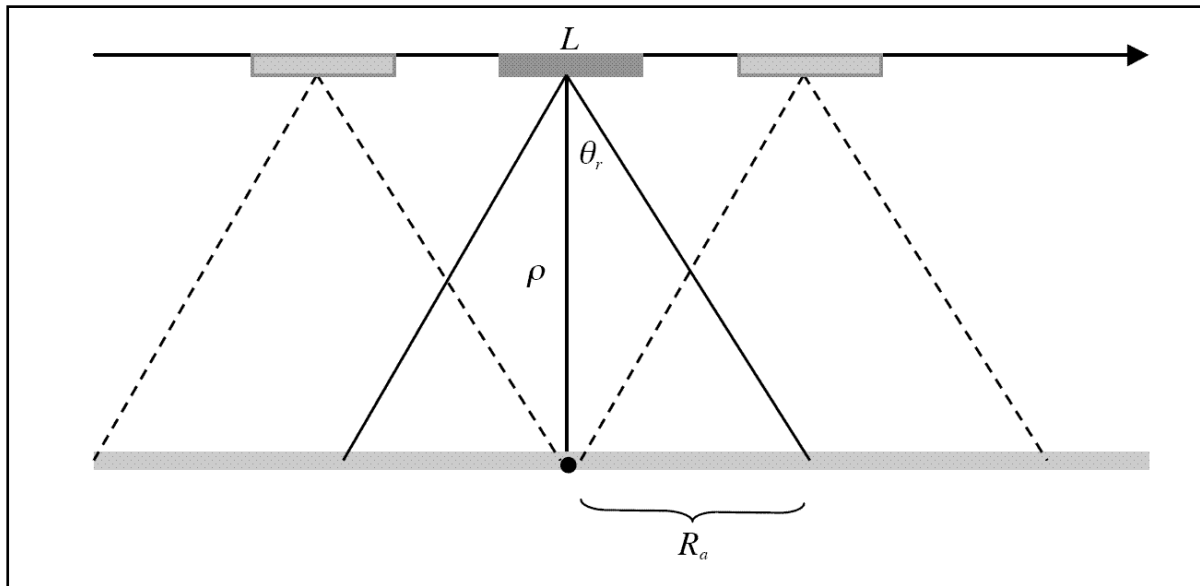
Oppløsning i azimuth

Oppløsning i azimuth er påvirket av radarstrålens bredde. Strålebredde er avhengig av lengden til antennen. For å få en god oppløsning i azimuth er det nødvendig med en fysisk antenne på flere hundre meter for å kunne fokusere utsendt og mottatt signal. SAR løser dette ved å benytte Doppler historien til radarekkoene, som blir generert som følge av satellittens forover bevegelse i banen, for å motta reflekterte signaler fra det samme området på overflaten, og syntetisere en større antenne. Etter hvert som satellitten beveger seg forover i banen vil ekko bli lagret som en funksjon av tid. Dette gir en større oppløsning i azimuth til tross for en fysisk liten antenne.

Som en følge av dette må satellitten ikke dekke mer enn halve lengden til antennen i azimuth retning mellom utsending av to etterfølgende pulser. Dette for at oppløsningen i range ikke skal degraderes. Oppløsning i azimuth er dermed begrenset av:

$$\frac{L_a}{2},$$

hvor L_a er antennens lengde. Dette forteller oss at den beste oppløsningen vi kan få i azimuth med et SAR system er lik halve lengden til antennen. Vi kan oppnå en bedre oppløsning med en kortere antenne (6):



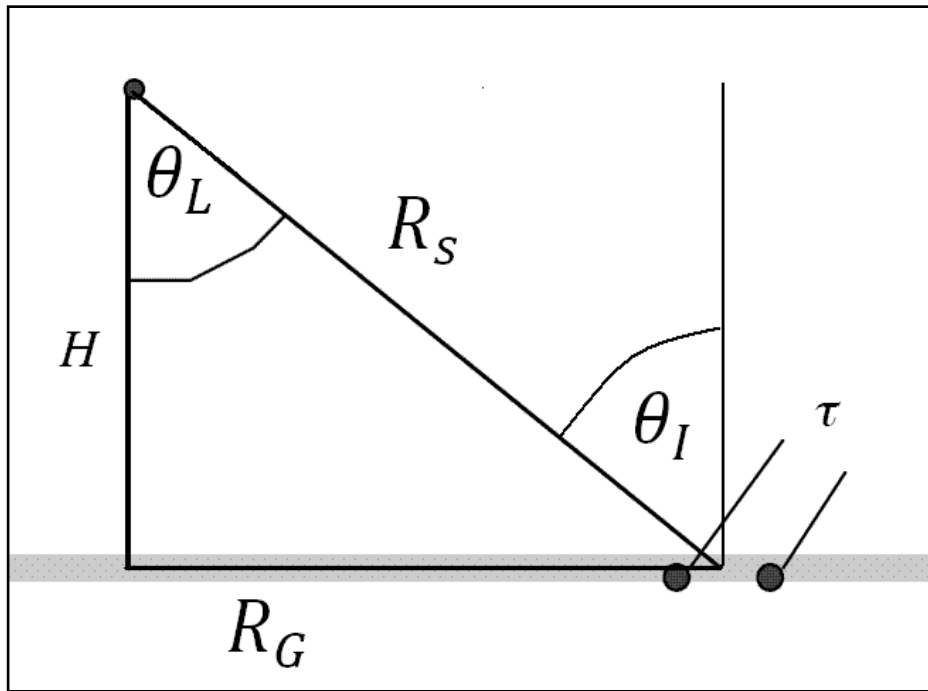
Figur 2 Oppløsning i azimuth. Figur hentet fra http://topex.ucsd.edu/rs/sar_summary.pdf (7). L er lengde på antennen. R_a er oppløsning i azimuth.

Oppløsning i range

I SAR skiller man mellom slant range og ground range. Slant range defineres som avstanden fra satellitt til målet (merket R_S i figur 3). Ground range defineres som avstanden fra satellitten til målet langs bakken (merket R_G figur 3). For å skille mellom to objekter som ligger nær hverandre i range (ground range) er det nødvendig at alle deler av de reflekterte signalene fra de to objektene blir mottatt som to separate signaler av antennen (8). Dette betyr at oppløsning i range (ground range) er begrenset av båndbredden, B til utsendt puls. En stor båndbredde gir en bedre oppløsning. En stor båndbredde kan oppnås ved å benytte en kort puls, τ . Begrensing ligger i at en kortere puls resulterer i mindre utsendt energi og dermed mindre signal-til-støy forhold. Oppløsning i range (ground range) er definert som:

$$R_G = \frac{c}{2B \sin \theta_I} \quad (2)$$

Hvor c er lysets hastighet, $B = 1/\tau$ pulsens båndbredde og θ_I er Innfallsvinkel (6).



Figur 3. Illustrasjon oppløsning i range. Hentet fra topex.ucsd.edu/rs/sar_summary.pdf (7). (Det er gjort noen). R_G er ground range, R_S er slant range. θ_L er satellittens synsvinkel, θ_I er innfallsvinkel, H er satellittens høyde og τ er pulslengde.

2.3 Envisat - Environment satellite

Envisat er etterfølger til satellitten ERS (9) fra den Europeiske romfartsorganisasjonen, ESA. Envisat har en rekke sensorer som benyttes til avbildning og overvåking av jordens overflate.

Satellittens bane rundt jorden kalles satellittens orbit. Envisat har en orbit med 35 dagers repetisjonsintervall (repeat cycle). Dette betyr at satellitten passerer i bane over nøyaktig det samme området på jorden med 35 dagers mellomrom. Envisat går i polar bane. Med dette menes at satellittens bane (orbit) passerer over polene. Dette betyr at avstanden mellom banene er stor ved ekvator mens avstanden avtar ved høyere breddegrader. Dette gir mulighet for å motta observasjoner for områder som ligger på høye breddegrader oftere enn

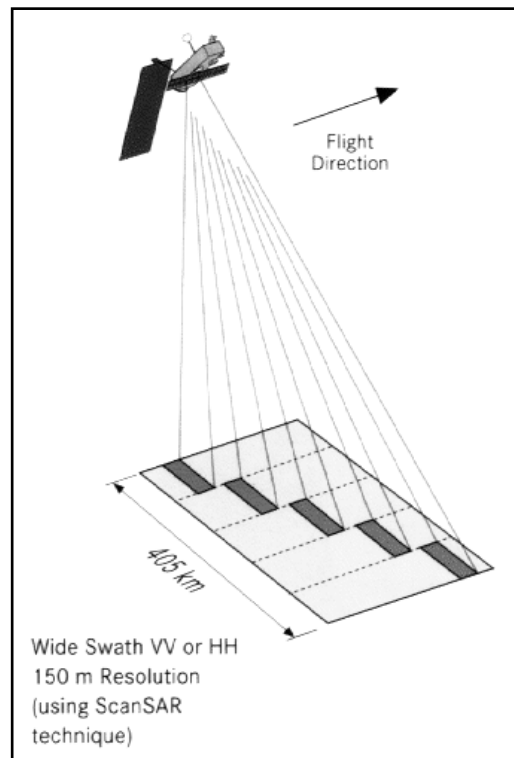
områder nær ekvator. Ved 70 grader nord er gjennomsnittlig gjenbesøkelsestid 2 dager (2). Denne dekningen er også avhengig av bredden på skårbredden².

2.3.1 ASAR og ScanSAR teknikken

Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR) er et SAR instrumentet som finnes om bord i Envisat. ASAR har fem ulike avbildningsmodi (1). Et av disse er Wide Swath Mode (WSM) som gir økt dekning på bekostning av romlig oppløsning. Dette oppnås ved å benytte en teknikk som kalles ScanSAR. ScanSAR oppnår økt bredde på swath (skårbredde) ved å benytte en antennestråle som kan styres i høyden (elevation). Dette gjør det mulig å svitsje mellom flere subswaths. ASAR WSM har 5 subswaths (se figur 4). ASAR sender pakker med pulser til hvert av de fem subswathene etter tur, på en måte slik at et kontinuerlig bilde bygges opp for hver subswath langs satellittens bane. ScanSAR er en type burst-avbildning. Dette betyr at systemet er aktivt for en periode for så å være av en periode før det er aktivt igjen. Avbildning skjer ved at en serie av slike burst/pakker avbilder et område. Hver burst/pakke resulterer i flere ekko. Innenfor et syntetisk aperture tidsrom sendes flere bursts/pakker. Flere burst bilder avbilder det samme området på bakken. Disse bildene, også kalt looks blir midlet for å redusere støy og såkalte multilook-bilder produseres.

Fordeler med denne avbildningsmetoden er blant annet redusert energiforbruk. Ulemper med denne metoden i forhold til avbildningsmodi som sender aktivt hele tiden er at det blir vanskeligere å oppnå en uniform bildekvalitet over hele bildet.

² Skårbredde: Bredden av området på bakken som dekkes av satellitten (bredde vinkelrett på satellittens flyretning) (eng.: swath) (4).



Figur 4. ScanSAR geometri. Figuren viser ENVISAT WSM med sine 5 sub-swaths. Antennen kan styres elektronisk mellom de 5 sub-swathene. Figur er fra Envisat ASAR Handbook (2).

3. SAR avbildning over sjø og automatisk deteksjon av oljesøl

Jeg vil i dette kapitlet gi en kort oversikt over avbildning med SAR over sjø og deteksjon av oljesøl. Til slutt vil det gis en oversikt over algoritmen for automatisk deteksjon av oljesøl som er utviklet ved Institutt for Informatikk. Algoritmen er nærmere beskrevet i (10).

3.1 Interaksjon med sjøoverflaten

Når en elektromagnetisk bølge (radarsignal) treffer sjøen er det flere ting som kan skje med signalet i forbindelse med interaksjon med overflaten:

- Refleksjon
- Refraksjon
- Transmisjon
- Absorpsjon

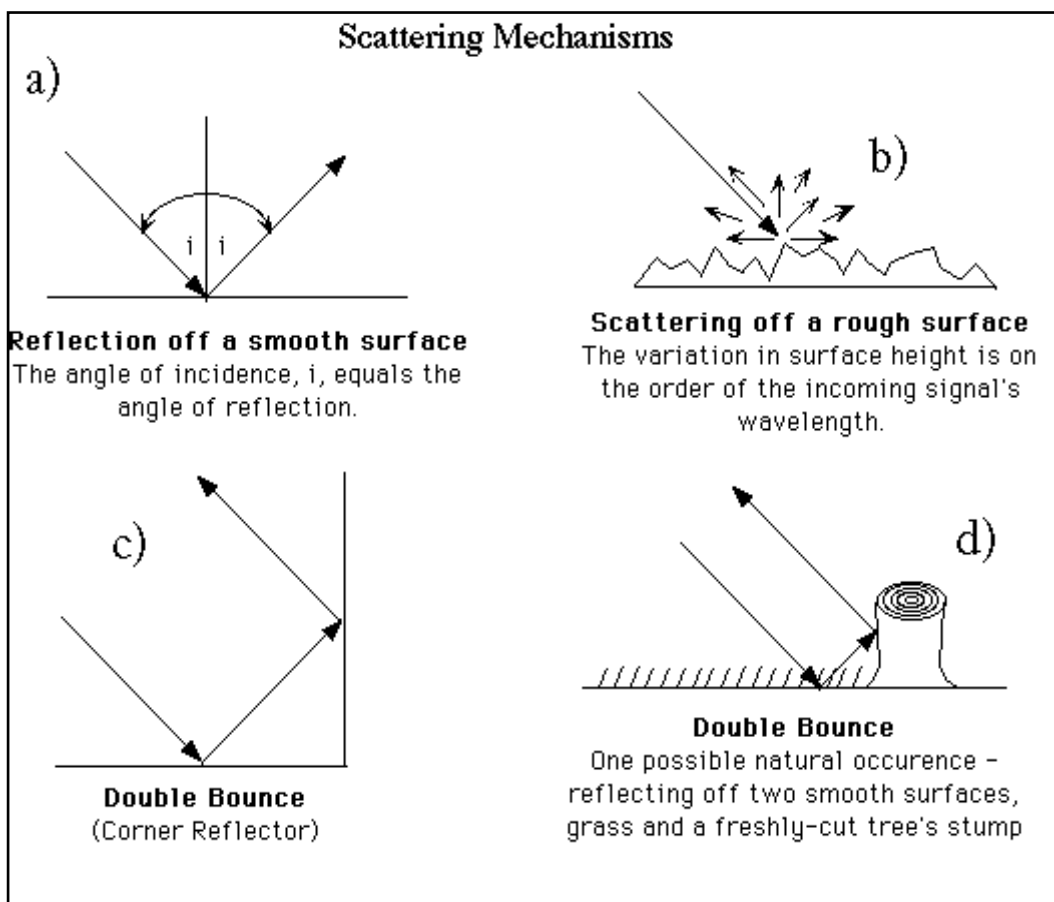
3.1.1 Scattering

Scattering eller tilbakereflektert radarsignal er en viktig mekanisme i forbindelse med avbildning med SAR. En jevn vannoverflate gir lite retur av radarsignalet til antennen, mens røffe sjøoverflater gir retur av radarsignalet i større grad.

Innfallsvinkel er vinkelen mellom radarstrålen og en linje vinkelrett på overflaten der hvor strålen treffer (Illustrert i figur 3). For plane overflater er den lokale refleksjonsvinkelen³ den samme som innfallsvinkel. Dette resulterer i at det meste av innkommende energi blir reflektert bort og returnerer ikke til antennen, Dette resulterer i et veldig svakt ekko. Denne

³Lokal refleksjonsvinkel er vinkel mellom en linje vinkelrett på overflaten og reflektert radarsignal.

situasjonen er illustrert i a) i figur 5. Dette er situasjonen for områder på sjøen hvor det er lite vind. Røffe overflater vil reflektere innkommende energi i alle retninger og returnere en signifikant mengde av innkommende energi tilbake til antennen. Dette er situasjonen i områder som har nok vind til å indusere Bragg-bølger(bølgelengde på noen få cm, også kalt kapillærbølger). Dette er illustrert i b) i figur 5. Rette vinkler og spesielt rettvinklede hjørner kan gi kraftige ekko dersom radarbølgene speiles og reflekteres. Skip, oljeplattformer og vindmøller har geometri med slike rette vinkler. Disse objektene vil resultere i mye tilbakereflektert signal. Dette er illustrert i c) og d) i figur 5.



Figur 5. Scattering mekanismer. Illustrasjon er hentet fra (2).

3.2 Avbildning av oljesøl

Jeg vil her se på hvilke mekanismer som gjør det mulig å observere oljesøl i SAR bilder.

Vann har høy dielektrisk konstant og har derfor høy refleksivitet for mikrobølger (11).

Oljesøl demper Bragg-bølger på sjøoverflaten. Dette gjør at en mindre andel av den utsendte energien blir reflektert tilbake til satellitten fra området som er dekt av oljesøl. Derfor vil mørke områder være synlig i SAR bildet (6).

3.2.1 Begrensninger

Det er flere faktorer som skaper problemer for muligheten til å observere oljesøl i SAR bilder. En god oversikt over slike begrensninger er presentert i (6). Jeg vil liste opp noen slike faktorer nedenfor:

- **Områder med varierende vindhastigheter.** Under visse værforhold er det ikke mulig å detektere oljesøl. Lave vindhastigheter gir oppgav til færre Bragg bølger. Dette gir en glattere overflate på sjøen som gir utslag i mørkere områder ved avbildning med SAR. Ved for lave vindhastigheter vil lite radarenergi bli sendt tilbake, og egenskaper som er avhengig av Bragg-bølger vil ikke være synlig. Dette betyr at det ikke er mulig å detektere oljesøl dersom vindhastighetene er for lave. Vindretning har også en effekt på hvor mye radarenergi som blir reflektert tilbake. Vindretning vinkelrett på range akse gir mindre reflektert energi enn vindretning langs range akse (fra eller mot).
- **”Lookalikes”:** Biofilm, plankton og frie substanser som er blitt sluppet i sjøen kan dempe Bragg-bølger på samme måte som olje.
- **Regnceller** gir opphav til to typer effekter. Den første er effekt av volumscattering i atmosfæren. Den andre er effekten av regndråper som treffer sjøoverflaten som kan gi en demping av Bragg-bølger på overflaten.
- **Sjøis** kan dempe bølger og resultere i redusert tilbakespredning.
- **Artefakter i bildene.** Man har liten kjennskap til hvilken effekt artefakter som scallop og gain-shift har på algoritmen som er beskrevet i 3.3. Ved å utvikle metoder som kan detektere og kompensere for scallop og gain-shift vil det være mulig å gjøre eksperimenter hvor algoritmen kjøres på de samme bildene med og uten scallop og/eller gain-shift. Ved visuell inspeksjon både av prosesserte bilder og kvantitative resultater fra algoritmen i de to kjøringene (før og etter kompensasjon) vil det være mulig å si noe effekten av scallop og gain-shift i SAR bilder. Resultatet av slike tester er presentert i kapittel 7.

3.2.2 Tolkning av SAR bilder

Ved evaluering av kompensasjon av artefakter i SAR bilder kan det være lurt å ha god forståelse av hvordan man skal tolke et SAR bilde over sjø. Det blir derfor her gitt noen generelle retningslinjer for tolkning av SAR bilder.

- Mørke områder i et SAR bilde representerer lite tilbakespredning av radarsignal. Lyse områder representerer mye tilbakespredning.
- Områder med rolig sjø og andre plane overflater vil opptre som mørke områder fordi innkommende radarenergi ikke reflekteres tilbake til satellitten.
- Variasjoner på sjøoverflaten som er på størrelse med bølgelengden til radaren gir sterk spredning tilbake til satellitten.
- Skip, oljeplattformer, vindmøller og isfjell er ofte synlig som lyse flekker i et SAR bilde. Dette kommer av geometrien til disse objektene. Vinkler som finnes i strukturen til disse objektene oppfører seg på samme vis som hjørnereflektorer og mye av den utsendte radarenergien blir reflektert tilbake til antennen. Dersom refleksjonen er ekstremt stor kan man observere objektet som et kryss med høy intensitet i SAR bildet.
- SAR bilder har en tendens til å bli mørkere med økende range. Dette er konsekvens av at lokal innfallsvinkel har tendens til å bli større med økende range.

3.3 Algoritme for automatisk deteksjon av oljesøl i SAR bilder

Overvåkning av oljesøl på sjøen krever nesten sanntids avbildning, ettersom levetiden til de fleste oljesøl er nær timer. Generelt avhenger levetiden av forhold som blant annet oljetype, mengde, vind, og temperatur. Man ønsker også å ha mulighet til å ta ”synderen” ved å identifisere skipet før det befinner seg for langt unna oljesølet. Bruk av lavoppløselig modus slik som ASAR WSM, som gir mulighet for sporbredde (swath) på over 400 km er gunstig når formålet er deteksjon av oljesøl på sjøen (2). ASAR WSM gir mulighet for å dekke store områder med hyppige avbildninger over det samme området (1). Havområder som ligger på høye breddegrader er spesielt gunstig for overvåkning siden de kan avbildes mye hyppigere av satellitter i polare baner (6).

Kongsberg Satellite Service (KSAT) i Tromsø har vært leverandør av en manuell tjeneste som benytter SAR bilder for deteksjon av oljesøl siden 1994 (12). Majoriteten av oljesøl på havet kommer fra skip som renses tankene sine med sjøvann før eller etter de går i havn (2).

Tjenesten som KSAT driver er i stand til å levere informasjon til europeiske brukere i nær sanntid; mindre enn en time etter at satellitten har passert over et område vil brukere av tjenesten på informasjon om mulige oljesøl (12). Nær sanntid levering av informasjon om potensielle illegale oljesøl er nødvendig for å kunne fly ut og skaffe dokumentasjon/få bevis før skipene som står bak utslippet har forlatt stedet.

Artikkelen (Solberg(10)) presenterer en algoritme for automatisk deteksjon av oljesøl i SAR bilder. Algoritmen består av tre hoveddeler: deteksjon av mørke områder, egenskapsuttrekking og klassifikasjon av mørke områder som oljesøl eller ”lookalikes”. Jeg vil nå gi en gjennomgang av denne algoritmen.

3.3.1 Deteksjon av mørke flekker og segmentering

Første steg i algoritmen går ut på å finne alle mørke flekker som kan være mulige kandidater for oljesøl. I denne prosessen blir det benyttet en multiskala tilnærming. Først blir en bildepyramide laget ved å midle piksler i original bildet. Neste nivå i pyramiden blir laget med halve antall piksler⁴ til original bildet. For å segmentere de mørke områdene fra bakgrunnen blir det benyttet en adaptiv terskling på hvert nivå i pyramiden. Den adaptive tersklingsmetoden er som følger:

1. For hver piksel i , beregnes middelveiden, μ og power-to-mean (PMR) verdien (σ/μ), et lokalt vindu av størrelse W , hvor σ er standardavvik.
2. Beregning av en homogenitetskategori, k fra PMR som beskrevet i tabell 1 i figur 6
3. Terskel verdi i desibel (dB) fås så fra homogenitetskategorien i tabell 1 i figur 6. Disse verdiene er funnet baser på eksperimenter.
4. Terskel blir satt til $T_i = \mu - \Delta dB_k$.
5. Terskling av piksel i med den beregnede verdien av T_i .

⁴ For eksempel vil neste nivå for et bilde med størrelse 640×480 bli et bilde med størrelse 320 ×240.

| PMR intervals | Homogeneity category (k) | Thresholds ΔdB_k in dB (Envisat) | Thresholds in dB (Radarsat) |
|-------------------------|------------------------------|------------------------------------------|-----------------------------|
| PMR > 0.15 | 1 | 4.0 | 4.0 |
| PMR \in [0.05, 0.15] | 2 | 2.7 | 3.0 |
| PMR \in [0.04, 0.05] | 3 | 2.4 | 2.0 |
| PMR \in [0.03, 0.04] | 4 | 1.5 | 1.8 |
| PMR \in [0.015, 0.03] | 5 | 1.3 | 1.5 |
| PMR < 0.015 | 6 | 1.0 | 1.0 |

Figur 6 Tabell som viser parameterverdier som benyttes i forbindelse med adaptiv terskling i automatisk algoritme for deteksjon av oljesøl. Tabell hentet fra (10).

På denne måten vil terskelverdien som brukes for å segmentere mørke områder fra bakgrunnen tilpasses overflaterøffheten til sjøen i området hvor segmenteringen blir gjort. Fordelen med dette er at det i områder med lite vind hvor det forventes mange "lookalikes" vil PMR bli høy og man kan akseptere høy kontrast mellom oljesøl og sjøen omkring. I områder med mye vind vil PMR minke og forventet kontrast mellom oljesøl og sjøen omkring vil også minke. Siden steg 1-5 beskrevet over må gjøres for hver enkelt piksel i hele SAR bildet er denne deteksjonen en beregningstung prosess. Det blir beskrevet i artikkelen nærmere en metode for å øke effektiviteten av segmenteringsprosessen beskrevet over.

3.3.2 Egenskapsuttrekking fra mørke områder

Etter segmentering lages regionobjekter for alle objekter i det segmenterte bildet. Egenskapene som beregnes kan deles inn i tre kategorier: form, kontrast, egenskaper for omgivelse rundt en mørk flekk og homogenitet for mørke flekker. Egenskapene er beskrevet nedenfor:

1. Egenskaper for form
 - a. Kompleksiteten til mørke flekker
 - b. Bredden til mørke flekker
 - c. Arealet av mørke flekker
 - d. Hu's planære momentet til mørke flekker, se (Solberg (10)).
2. Kontrast egenskaper
 - a. Lokal kontrast for mørke flekker
 - b. Kant gradient for mørke flekker

-
- c. Jevnhets kontrast for mørke flekker se (Solberg (10)).
 - 3. Homogenitets egenskaper
 - a. Omgivelsens PMR
 - b. PMR for mørke flekker
 - 4. Omgivelser til mørke flekker
 - a. Antall detekterte mørke flekker i scenen
 - b. Antall mørke flekker som er nabo til den aktuelle mørke flekken i et stort vindu sentrert på flekken.
 - c. Antall mørke flekker som er nabo i et lite vindu sentrert på regionen
 - d. Avstand til skip/oljerigger.

3.3.3 Klassifikasjon av mørke flekker

Det siste steget i algoritmen er klassifikasjon. Klassifikasjon har som formål å skille oljesøl og ”lookalikes”. En viktig faktor er forventede antall oljesøl sammenlignet med forventet antall ”lookalikes”. Antall ”lookalikes” er avhengig av vindhastighet og lokasjon. I forhold med lite vind blir flere ”lookalikes” observert enn under forhold med mye vind. Oljesøl blir også observert oftere nær oljerigger og nær skipsruter. Disse to faktorene blir tatt med når varians i fordelingsfunksjon skal beregnes.

Bayesiansk klassifikasjon

Algoritmen benytter bayesiansk klassifikasjon i diskriminering mellom ”lookalikes” og oljesøl. Ved Bayesiansk klassifikasjon velger vi den mest sannsynlige klassen, dvs. den klassen med størst a posteriori sannsynlighet. I dette tilfellet finnes to klasser: ”lookalikes” og oljesøl. Bayes’ formel er kjent fra statistikken. Den kan brukes til å beskrive sammenhengen mellom en klasses apriori sannsynlighet, klassens fordelingsfunksjon, og dens aposteriori sannsynlighet. Ved Bayesiansk klassifikasjon søker vi å minimalisere risikoen for feilklassifisering. Ved å velge den klassen med størst a posteriori sannsynlighet, gitt en egenskapsvektor, vil vi minimalisere sannsynligheten for feilklassifisering (13).

Klassifikasjon

For hver mørke flekk som er detektert beregnes egenskapene (beskrevet i 3.4.2) og samlet i en egenskapsvektor x_i . Disse egenskapene er konstruert slik at de skiller godt mellom mørke flekker som er ”lookalikes” og mørke flekker som er oljesøl. Men oppførselen til disse egenskapene vil endre seg med ulike vindforhold. Vindnivå blir betegnet w . A priori

fordeling og en sannsynlighetsfordelingsfunksjon for egenskapene blir kombinert gjennom Bayes' teorem og gir aposterior sannsynlighet for at en detekterte mørke flekk er oljesøl. La c være den ukjente klassen til en detektert mørk flekk.

$$\begin{aligned} \Pr(c = o | \mathbf{x}_i, w) &= \frac{\pi_o(w) f_{o,w}(\mathbf{x}_i)}{\pi_o(w) f_{o,w}(\mathbf{x}_i) + (1 - \pi_o(w)) f_{l,w}(\mathbf{x}_i)} \\ &= \frac{\pi_o(w) \frac{f_{o,w}(\mathbf{x}_i)}{f_{l,w}(\mathbf{x}_i)}}{\pi_o(w) \frac{f_{o,w}(\mathbf{x}_i)}{f_{l,w}(\mathbf{x}_i)} + (1 - \pi_o(w))} \end{aligned}$$

Figur 7 Formel for sannsynlighet for at et mørk flekk tilhører klassen olje gitt egenskapsvektor x_i og vindforhold w . Hentet fra (10).

Da er $\pi_o(0)$ og $\pi_l(0)$ a priori modeller for sannsynligheten for at et detektert flekk er olje eller "lookalike" gitt vindnivå w . $f_{o,w}(\mathbf{x}_i)$ og $f_{l,w}(\mathbf{x}_i)$ er sannsynlighetsfordeling for observert egenskaper x_i i klassene $o = \text{olje}$ og $l = \text{"lookalikes"}$. Formel i figur 7 viser uttrykk for sannsynlighet for at et mørkt område tilhører klassen $c = \text{olje}$ gitt egenskapsvektor x_i og vindforhold w . Artikkel (10) beskriver mer detaljert hvordan klassebetinget sannsynlighetsfordeling blir beregnet.

Regelsett

Algoritmen er utvidet med et regelsett. Dette er gjort fordi den opprinnelige klassifikasjonen ikke var tilfredsstillende. Et stort antall "lookalikes" ble klassifisert som olje. Regelsettet ble benyttet for å gjøre justeringer i apriori sannsynligheter basert på visse kombinasjoner av egenskaper som ble utviklet. Mer om dette finnes i (10). Innføring av regelsett hadde stor innvirkning på klassifikasjonsnøyaktigheten. Dette kan ses av klassifiseringsresultatet i tabellen i figur 8.

| Basic classifier, no rules | | |
|---------------------------------------|-------------------|--------------------------|
| | Classified as oil | Classified as look-alike |
| Marked as oil | 33 (89.2)% | 4 (10.8%) |
| Marked as look-alike | 3504 (28.9%) | 8613 (71.1%) |
| Advanced classifier with rules | | |
| | Classified as oil | Classified as look-alike |
| Marked as oil | 29 (78.4%) | 8 (21.6%) |
| Marked as look-alike | 77 (0.7%) | 12033 (99.4%) |

Figur 8 Klassifikasjonsnøyaktighet for 27 Envisat bilder med og uten regelsett. Hentet fra (10).

Ytelse

Algoritmen beskrevet over er blitt testet og målt mot manuell inspeksjon ved KSAT ved å benytte et datasett bestående av 27 Envisat bilder som inneholdt 37 oljesøl. Bildene inneholdt også 12 110 ”lookalikes”. Tabell i figur 8 gir et sammendrag av klassifikasjonsnøyaktigheten for de 27 bildene. Før innføring av regelsettet var gjennomsnittlig klassifikasjonsnøyaktighet 89 % og 71 % for ”lookalikes”. Dette var ikke akseptabelt siden det var stor sannsynlighet for at et detektert mørkt område blir detektert som oljesøl men i virkeligheten ikke er et oljesøl (men ”lookalike”). Med regelbasert korreksjon ble gjennomsnittlig klassifikasjonsnøyaktighet 78 % for oljesøl og 99.4 % for ”lookalikes”. Dette gir en liten falsk alarm rate; det er liten sannsynlighet for at en detektert flekk blir klassifisert som et oljesøl, mens det i virkeligheten ikke er det.

4. Analyse av artefakter

Jeg vil i dette kapitlet presentere den innledende analysen som er gjort av scallop og gain-shift i datasettet som består av Envisat ASAR WSM bilder. Jeg vil gjøre visuelle analyser av hvordan scallop og gain-shift opptrer i bildene rent visuelt. Jeg vil også gjøre kvantitative analyser av bildene for å få innsikt i hvordan disse artefaktene kan kompenseres. Jeg vil for hver av de to artefaktene også se noe på prosesseringsfeilene som ligger bak disse artefaktene. Dette for å bedre innsikt i de fysiske prosessene bak artefaktene.

4.1 Teori

Preprosessering

Et ubehandlet satellittbilde inneholder en rekke feil som må korrigeres for. For å bruke bildene kvantitativt er det normalt to typer korreksjoner som må foretas: geometrisk korreksjon og radiometrisk korreksjon (14).

1. Geometrisk korreksjon er en transformasjon av bildet fra bildekoordinater til et geokoordinatsystem, f.eks. lengde og breddegrad.
2. Radiometrisk korreksjon inkluderer kalibrering som gir fysisk riktige måleverdier.

Beta nought (β^0)

Beta nought er radarstyrke koeffisient (eller reflektivitet). Beta nought er et forhold mellom radarstyrke utsendt fra antennen og radarstyrke som returneres til antennen. Reflektivitet per arealenhet i slant range er dimensjonsløs. Denne normaliseringen har fordelen at man ikke trenger å vite lokal innfallsvinkel (8).

Sigma nought (σ^0)

Sigma nought er backscatter koeffisient og er det konvensjonelle målet på styrken til radarsignalet reflektert av en distribuert scatterer og uttrykkes i desibel (dB). Det er en

normalisert dimensjonløs størrelse, som sammenligner styrken observert til den styrken som man forventer fra et areal på en kvadratmeter. Sigma nought er definert med respekt til det nominelle horisontale plan, og varierer generelt signifikant med innfallsvinkel for radarsignalet, bølgelengde, og polarisasjon i tillegg til egenskaper ved den reflekterende overflaten selv.

Polarisasjon

Polarisasjon refererer til orienteringen til det elektriske feltet i radarsignalet. De fleste SAR systemer er designet for å sende mikrobølger med enten horisontal polarisering (H) eller vertikal polarisering (V). På samme vis kan antennen motta enten horisontalt eller vertikalt polarisert tilbakereflektert energi. Dette gir mulighet for fire kombinasjoner av polarisering: HH – likepolarisert for horisontal sending og horisontal mottak. VV- likepolarisert for vertikal sending og vertikal mottak. HV – krysspolarisert for horisontal sending og vertikal mottak. VH – krysspolarisert for vertikal sending og horisontal mottak. Siden ulike objekter modifierer polariseringen til energien som de reflekterer i ulik grad, vil valg av polarisering influere hvordan objekter ser ut i de resulterende bildene. VV polarisert SAR gir høyere tilbakespredning av radarsignal fra sjøoverflaten enn HH polarisering på grunn av sjøens store dielektriske konstant. VV polarisert SAR gir derfor bedre kontrast når olje flyter på sjøen. Dette gjør VV polarisert SAR gunstig når formålet er å detektere olje på sjøen (6).

4.2 Beskrivelse av datasett

Resultatet av avbildning med SAR er todimensjonale bilder. De to dimensjonene er range og azimuth som beskrevet i 2.2.1. For bildene i datasettet jeg benytter tilsvarer range x-koordinatene i bildet. Høyre bildekant vil være nærmest satellitten og økende range mot venstre i bildet. Azimuth vil være y-koordinatene i bildet, altså høyden i bildet.

Datasettet inneholder 12 ENVISAT ASAR WSM bilder. Bildene har 150 m oppløsning og dekker et område på 400×400 km. Typiske bildestørrelser varierer rundt 5000 x 5000 piksler. Dette gir bilder på ca 110 MB. Pikseltypen er 32 bit flyttall og representerer desibelverdier (sigma nought) etter preprosessering gjort før jeg fikk bildene (se Solberg 2007 (10)). For et av bildene i datasettet er minste pikselverdi målt til -38 dB og høyeste

verdi 11 dB. Siden vi har desibelverdier må vi ta differansen mellom de to verdiene for å få den dynamiske rekkevidden til bildet. For desibelverdiene i bildet nevnt over gir dette oss en dynamisk rekkevidde på 49 dB ($11 - (-38) = 49$). Tabell 1 presenterer noen parametere for SAR bildene i datasettet.

Tabell 1 Parametere for bildene i datasettet

| | |
|---------------------------------------------|-----------------------------------|
| Instrument/Sensor | Envisat ASAR |
| Operasjonsmodus | Wide Swath Medium-resolution (WS) |
| Dekningsområde | 400 x 400 Km |
| Nominell oppløsning(Range x azimuth) | 150 x 150 m |
| Piksel avstand (Range x azimuth) | 75 x 75 m |
| Innfallsvinkel | 17- 42 grader |
| Antall "looks" | 11.5 |
| Polarisering | VV |
| Pikseltype | 32 bit flyttall |

Landmaskering

De fleste bildene i datasettet inneholder landområder. Disse landområdene er på forhånd masket bort ved å sette pikselverdiene for disse områdene til 0. En digital kartmaske er benyttet til dette. Dette er gjort fordi algoritmen for deteksjon av oljesøl som senere skal prosessere bildene er designet for å detektere oljesøl kun på sjøen. En annen grunn er at anvendelse av algoritme på landområder vil kunne generere mange falske alarmer. Av samme grunn som forklart over benytter jeg bilder som er landmasket i utvikling av metoder for kompensasjon av scallop og gain-shift.

Speckle støy

Bilder som er resultat av avbildning med koherente⁵ sensorer slik som ASAR, er karakterisert av speckle. Dette er en romlig tilfeldig multiplikativ støy som skyldes koherent superposisjon⁶ av mange radarekko fra et SAR oppløsningselement. Med andre ord: speckle er statistisk variasjon assosiert med radarrefleksjon for hver piksel i bildet (8). Siden speckle er en type støy vil det ofte være ønskelig å redusere effekten av den. Et første steg for å redusere speckle er gjennom et prinsipp som kalles multilooking. Multilooking går ut på å midle piksler i range og/eller i azimuth retning. Desto flere looks som er benyttet til å prosessere et bilde, jo mindre speckle finnes i bildet. Multilooking skjer under SAR prosessering og er gjort før bildene leveres til bruker. Selv om det allerede er gjort multilooking vil det i de fleste tilfeller være ønskelig å gjøre ytterligere filtrering for å redusere speckle. For speckle filtrering av bilder som skal benyttes til deteksjon av oljesøl er det viktig at små og tynne oljesøl ikke blir filtrert bort (15). Reduksjon av speckle gjøres på bekostning av romlig oppløsning.

4.3 Artefakter i SAR bilder

Artefakter i SAR bilder kan oppstå som følge av plattform-, sensor og/eller prosesserings problemer (16). Jeg skal i denne oppgaven se nærmere på de to artefaktene scallop og gain-shift.

⁵ Koherens betyr «sammenheng». Koherente bølger er samstemte bølger som svinger i takt. Koherente bølger er bølger som har samme frekvens (monokromatisk) og samme fase (alle bølgemaksima i samme punkt). Eksempel på koherente bølger er laserlys. Koherens er ikke det samme som at bølgelengden er monokromatisk. Det røde lyset kan f.eks. være monokromatisk, men likevel inkoherent, ettersom bølgene kan ha forskjellig fase. Egentlig har alle inkoherente bølger en meget smal dispersjon i fouriertransformen, men den kan likevel ikke være for smal, da lyset i så fall ville være koherent. Hvitt lys er alltid inkoherent, dels fordi bølgenes faser er ulike, dels for at hvitt lys består av stråling av mange ulike bølgelengder. (Kilde: <http://no.wikipedia.org/wiki/Koherens>).

⁶ http://en.wikipedia.org/wiki/Superposition_principle

4.3.1 Scallop

Scallop er synlig som horisontale striper i bildene. Scallop er tilsynelatende parallellt med range retning. Scallop er tydelig i områder av bildet med lite signal-til-støy forhold og mer diffust i områder med stort signal-til-støy forhold. Det er vanskelig å observere stripene fra scallop i en vertikal intensitetsprofil på grunn av mye speckle noise. Etter speckle filtrering med et middelvei filter som er langt i range retning og smalt i azimuth retning, blir det lettere å visuelt observere det periodiske mønsteret. Bilde a) i figur 9 viser et utsnitt av et SAR bilde hvor denne prosesseringen er gjort. Det ser ut til at avstanden/perioden mellom toppene i mønsteret er konstant over hele azimuth. Ut fra den vertikale profilen i figur 9b er det tydelig at scallop er periodisk. Scallop mønsteret har store visuelle likheter med periodisk støy. Det er grunn til å tro at det bør være mulig å observere spektralkomponentene til dette mønsteret i frekvensdomenet.

For områder (Heretter vil jeg i noen tilfeller kalle disse områdene for subbilder) som ligger på hver sin side av et gain-shift finnes varierende grad av scallop. Det kan være aktuelt å estimere tre parametere (amplitude, fase, periode) som karakteriserer scallop. Det er tydelig at scallop varierer i både amplitude og fase mellom ulike subbilder.

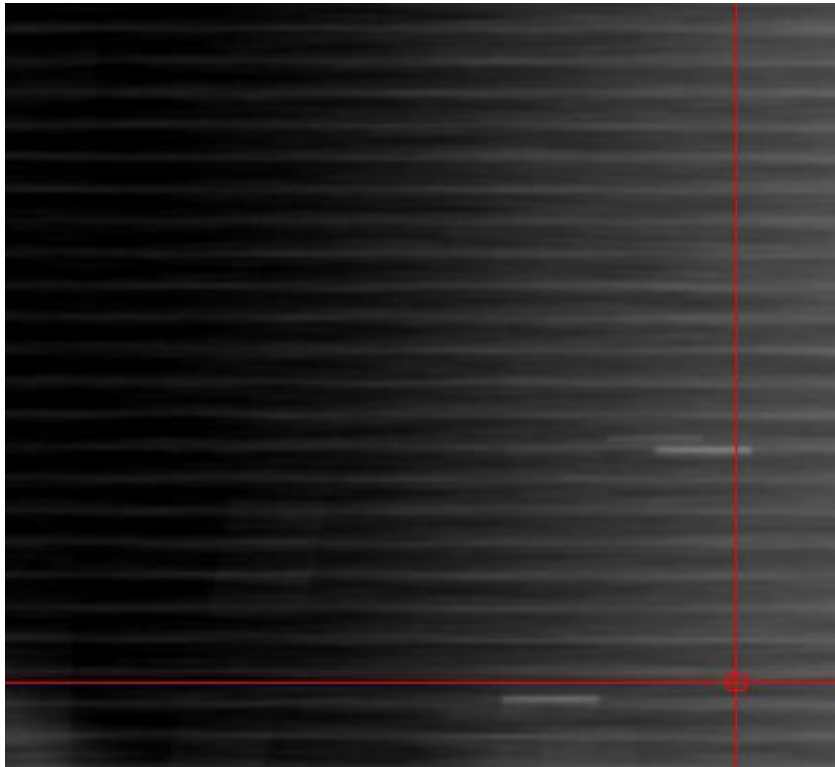
Etter å ha gjort visuell inspeksjon av bildene kan det se ut som at fase for scallop er konstant innenfor et subbilde. Amplitude varierer med signal-til-støy forhold og også mellom subbilder. Perioden til scallop ser ut til (figur 9b) å være konstant innenfor et bilde. Det er klart at siden amplitude og fase i scallop mønsteret varierer mellom subbilder vil det være nødvendig å detektere og lokalisere alle gain-shift før man kan gjøre en korrekt kompensasjon av scallop for hele bildet. Dersom deteksjon av et gain-shift i bildet feiler (feil lokalisering eller manglende deteksjon) vil kompensasjon av scallop for minst et eller to subbilder feile. Det vil si at noen områder vil kunne bli kompensert for scallop med en amplitude og fase som er estimert i et annet subbilde.

Teori bak opphav til scallop

Scallop er en radiometrisk artefakt i form av periodiske variasjoner i amplitude i azimuth retning. Perioden til scallop tilsvarer frekvensen til ScanSAR pakker/burst som er sendt innenfor en beam. Kilder som bidrar til slike artefakter inkluderer feil anvendelse av azimuth antenne kompensasjon mønster som følge av usikkerhet i beregning av Doppler centroid

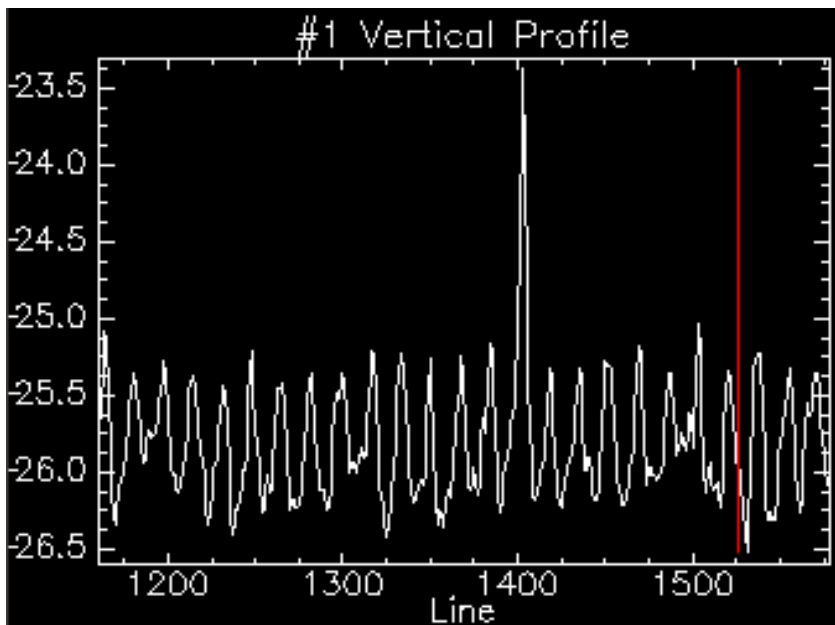
frekvens; modulasjon av støy av azimuth antenne kompensasjon mønster i regioner med lav signal-til-støy forhold og varierende antall looks i de overlappende regionene med etterkommende bursts i kombinasjon med lav signal-til-støy forhold (16).

Doppler Centroid (DC) frekvensen til et SAR signal er relatert til lokasjonen til senteret i strålemønsteret i azimuth. DC er en viktig input parameter under prosessering av SAR bilder. DC lokaliserer signal energien i frekvensdomenet i azimuth (Doppler) og er krevet for at all signalenergien i Doppler spekteret skal mottas og kunne prosesseres for å gi best mulig signal-til-støy forhold og oppløsning i azimuth (8). Usikkerhet i estimat av DC gir opphav til scallop (2). Det finnes en rekke algoritmer for å estimerer DC frekvensen. Artikkel (17) beskriver en slik metode for å estimere doppler centroid.



a)

Bildet til venstre viser utsnitt fra et homogent området med lite signal-til-støy forhold fra SAR bilde. Bildet er midlet med en filterkjerne some 3 piksler høyt og 51 piksler bred. Dette filteret gir lite midling i vertikal retning og mye midling i horisontal retning , og gjør at scallop blir mer synlig.



b)

Bildet til venstre viser en vertikal intensitetsprofil fra bildet i a). Scallop er tydelig som periodiske variasjoner i amplitude.

Figur 9 Illustrasjon av scallop. Bilde a) viser utsnitt av SAR bilde med scallop, som er midlet med en filterkjerne som er 51 lang og bare 3 høy. b) Viser en vertikal intensitetsprofil fra utsnittet bilde i a. Scallop er tydelig som periodiske variasjoner i amplitude.

4.3.2 Gain-shift

Jeg vil i her beskrive hvordan gain-shift opptrer i bildene. Til slutt vil jeg se på de fysiske prosesseringsfeil som gir opphav til gain-shift.

Visuell analyse av gain-shift

Gain-shift er synlig som rette vertikale kanter som er parallelle med azimuth. De dekker hele høyden av bildet. Posisjoner (x-koordinater) for alle synlige gain-shift er manuelt målt både i øvre og nedre del av bildet for en rekke bilder. Posisjoner i range retning som ble målt i øvre del er identiske med posisjoner som er målt i nedre del av bildet for alle målinger som er gjort. Gain-shift kantene er synlig fordi middelintensiteten fra området på den ene siden til området på den andre siden av gain-shiftet plutselig endres fra høy intensitet til lavere intensitet fra venstre til høyre i bildet (med avtakende range). Kantene som oppstår er findetaljerte kanter. Dette fordi overgangen i intensitetsnivå skjer i løpet av kun 2 piksler. Vi har altså en skarp kant, hvor den 1. deriverte forventes å være stor. Kantene er mest synlig i områder av bildet med lav signal-til-støy forhold. Dette tilsvarer områder hvor det er lite refleksjon av radarsignalet og er de mørkeste regionene i bildet. Dersom gain-shiftet ligger i et område hvor det er stort signal-til-støy forhold langs hele kanten er det vanskelig å observere eller lokalisere kanten visuelt. I slike tilfeller kan det være enklere å identifisere gain-shift ved å observere endring i scallop mønsteret (forskyvning i mønster eller det jeg tidligere har kalt fase) i området på den ene siden av kanten til området på den andre siden og/eller amplituden til toppene i scallop mønsteret.

Før det er mulig å gjøre kompensasjon av gain-shift i SAR bilder vil det være nødvendig å lokalisere hvor i hvert enkelt bilde gain-shift finnes. Det vil videre være nødvendig å analysere i hvor stor grad bildet er degradert for å kunne vite hvor mye det skal kompenseres. Etter visuell analyse av bildene er det blitt klart at gain-shift og scallop er to artefakter som henger nøye sammen. Dersom et bilde inneholder N gain-shift vil bildet bestå av $N+1$ slike subbilder. Bildene i datasettet er av typen ASAR WSM og kan derfor ha inntil 4 synlige gain-shift. Dette gir opphav til opptil 5 subbilder (se figur 4). Alle gain-shift som det har vært mulig å detektere ved visuell observasjon er manuelt registrert. Tabell 2 gir

statistikk av x-posisjoner for alle manuelt detekterte gain-shift i bildene. Resultat av denne registreringen viser en tendens til opphopning rundt 4 posisjoner i range retning.

Middelposisjon for de 4 gain-shift posisjonene for en rekke bilder er vist i tabell 2. Gain-shift nr 1 er lengst til venstre i bildet mens gain-shift nr 4 er lengst til høyre, altså nærmest satellitten. Tall i parentes indikerer antall gain-shift som er visuelt observert og manuelt registrert for å lage statistikken til tabellen. Denne a priori informasjonen kan benyttes for å gjøre lokalisering av gain-shift mer robust. Resultatet fra disse innledende visuelle analysene viser at robust deteksjon av gain-shift blir viktig for å oppnå god kompensasjon av både scallop og gain-shift.

Tabell 2 Statistikk for gain-shift posisjoner (Manuelt målt i 12 Envisat ASAR WSM bilder).

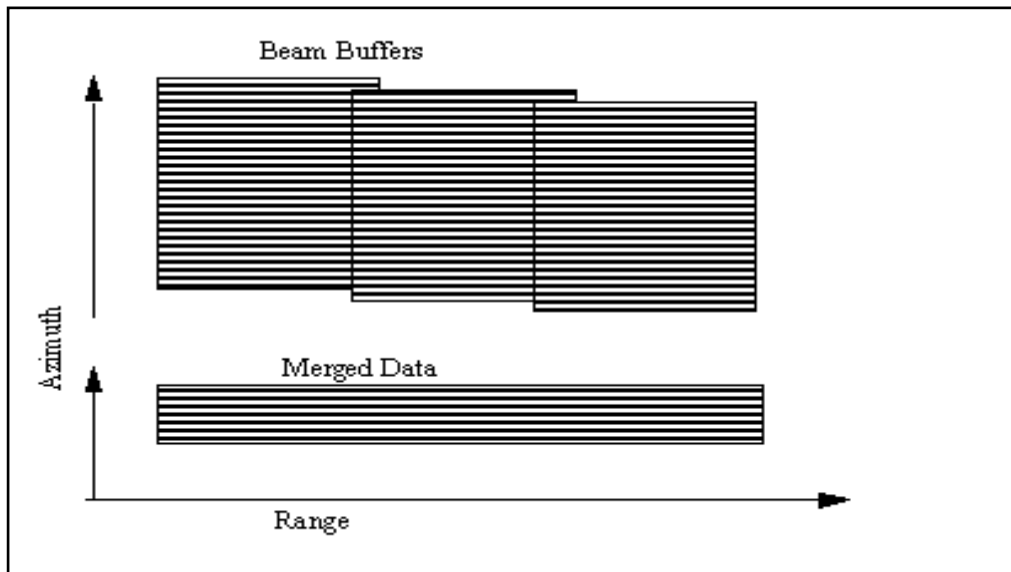
| | Middelverdi | Standardavvik | Varians |
|--------------------------|-------------|---------------|---------|
| Gain-shift nr 1 (7 stk) | 1786 | 3.40 | 9.9 |
| Gain-shift nr 2 (10 stk) | 2819 | 2.30 | 4.8 |
| Gain-shift nr 3 (10 stk) | 3898 | 2.64 | 6.3 |
| Gain-shift nr 4 (10 stk) | 4672 | 3.10 | 8.4 |

Viktige ting som bør tas hensyn til ved utvikling av metoder for deteksjon og kompensasjon av gain-shift er nevnt i listen nedenfor.

- Gain-shift er findetaljerte kanter. Med dette menes at overgangen fra området til venstre for et gain-shift til området på høyre side av et gain-shift skjer over et område på bare to piksler. Vi snakker altså om en skarp kant, hvor 1. deriverte forventes å være stor.
- Et gain-shift har kjent orientering. Alle gain-shift går i vertikal retning. Med andre ord: de er parallelle med azimuth retningen. Som en konsekvens av dette er det tilstrekkelig å konkludere med at det finnes et gain-shift i bildet ved å detektere det på minst en posisjon i en horisontal profil.
- Visuell inspeksjon av datasettet har vist at gain-shift har ulik grad av synlighet. I områder med et lite signal-til-støy forhold er gain-shift tydelige. I områder av bilde hvor signal-til-støy forholdet er stort er gain-shift derimot mer diffuse. Det kan i noen tilfeller være enklere visuelt å identifisere gain-shift i områder med lite signal-til-støy forhold ved å observere variasjoner i scallop mønsteret for de to områdene.
- Det er viktig å få med at scallop og gain-shift henger nøye sammen og dermed må kompenseres i sammenheng. Uten korrekt deteksjon av gain-shift vil det ikke oppnås korrekt kompensasjon av scallop.

Prosesseringsfeil som gir opphav til gain-shift

Figur 10 illustrerer hvordan data fra ulike sub-swaths blir satt sammen til et enkelt bilde som har stor utstrekning i range retningen. Data fra ulike sub-swath blir kalt beam-buffers og prosessen med å sette de sammen til et sammenhengende bilde kalles ScanSAR Beam Merging (2). Bilder som er prosessert med ScanSAR teknikken er satt sammen av data fra 5 subswaths. Dette gir opphav til 4 gain-shift i hvert bilde.



Figur 10 ScanSAR Beam Merging. Illustrasjonen viser hvordan signalet fra tre sub-swaths blir "blandet" sammen til et enkelt bilde med et stort dekningsområde i range retning. Figur er hentet fra ENVISAT ASAR Handbook (2).

Som vist i figur 10 har beam-bufrene noe overlappning i range. I området hvor de to beam-bufrene overlapper er det nødvendig med en form for sammenblanding av data for at det resulterende bildet skal bli kontinuerlig. Data i det blandede området er enten kopiert direkte fra en beam eller det er en blanding av piksler fra den såkalte blend-regionen til de to områdene. Mer om denne prosessen er beskrevet på denne siden⁷ i Envisat ASAR Handbook. Som tidligere nevnt vil reflektert radarenergi være avhengig av innfallsvinkel til radarstrålen. Konsekvensen av dette er at SAR bilder har en intensitet som avtar med range (8). Siden havet kan antas å være flatt i forhold til topologi på land vil denne effekten være spesielt synlig i SAR bilder som avbilder sjø. Etter ScanSAR Beam Merging vil bildene få en overgang i bildet med varierende intensitet. Dette gir opphav til gain-shift som er synlig som vertikale kanter hvor intensiteten plutselig skifter. Selv etter radiometrisk korreksjon vil variasjoner i backscatter koeffisienter være tydelige i range retning. Dette er fordi tilbakerreflektert energi fra objekter er avhengig av satellittens synsvinkel (vinkelen θ_L i figur 3). Desto mindre synsvinkel og bredere swath som benyttes for avbildning desto sterkere vil disse variasjonene være.

⁷ <http://envisat.esa.int/handbooks/asar/CNTR2-6-1-2-4-2.htm>

5. Kompensasjon av gain-shift

Jeg vil i dette kapitlet presentere metoder som er utviklet for kompensasjon av gain-shift. Gain-shift er tidligere beskrevet i kapittel 4. Prosessen vil bestå av to steg: deteksjon og kompensasjon. Deteksjon vil innebære lokalisering av flest mulig gain-shift som finnes i bildet. Kompensasjon går ut på å gjøre korreksjon av pikselverdier slik at detekterte gain-shift blir mindre synlig. Ved deteksjon er det mindre viktig hvordan man manipulerer pikslene i bildet. Hovedmålet er å finne metoder for robust deteksjon. Med dette mener jeg at flest mulig av gain-shiftene blir detektert og at de blir lokalisert med god presisjon. Derimot må man ved kompensasjon av gain-shift være nøye med å bevare mest mulig av den informasjonen som bildet representerer. For eksempel blir det viktig å bevare kontrast og dynamisk rekkevidde i bildene. Dette fordi bildene etter kompensasjon av gain-shift skal benyttes i bildeanalyse for deteksjon av oljesøl.

5.1 Teoretisk bakgrunn

I dette delkapitlet vil her jeg se på noen bildebehandlingsmetoder som vil være aktuelle å bruke ved deteksjon og kompensasjon av gain-shift. Jeg vil gi en presentasjon av teorien bak konvolusjon, gradienter og terskling. Det finnes to hovedtyper romlig prosessering (18), intensitetstransformasjoner og romlig filtrering. Intensitetstransformasjoner opererer på hver enkelt piksel i et bilde. Formålet er gjerne manipulering av kontrast og terskling. I romlig filtrering blir en piksel sin nye verdi bestemt på bakgrunn av nabopikslene sine verdier.

Bildebehandling innebærer manipulering av todimensjonale data i form av bilder. Ofte har det som formål å fjerne så mye forstyrrelser og ”forurensing” som mulig fra bildene før de skal vises eller slik at mønstre som finnes i bildene lettere kan gjenkjennes. Prosessering i bildebehandling kan deles inn i rektifisering, Bildeforbedring, restaurering og rekonstruksjon. Kapittel 1 i (19) gir følgende karakteristik av disse begrepene.

- **Bilderektifisering** er metoder som ser på romlige transformasjoner som kan fjerne geometriske forstyrrelser og tillater at flere bilder kan samregistreres.
- **Bildeforbedring (Enhancement)** er en prosess som manipulerer et bilde slik at resultatet er mer egnet til en spesiell anvendelse enn original bildet. Bildeforbedring er problemorientert; Dette innebærer at det ikke finnes en bildeforbedring metode som vil passe for alle mulige anvendelser.
- **Bilderestaurering**. Bildeinformasjon blir ofte gjort ugjenkjennelig som følge av uønskede forstyrrelser som vi ikke kjenner opphavet til. **Bilderestaurering** er metoder som involverer estimering av parametere som ligger bak forstyrrelsene og bruke disse renovere den originale informasjonen.
- **Bilderekonstruksjon** omfatter metoder som forsøker å gjenopprette detaljer i bilder som er utsatt for kraftig blurring, men hvor årsaken til disse uperfekthetene er kjent a priori.

Intensitetstransformasjon til negative verdier

Bildene har pikselverdier som representerer sigma nought verdier, som er beskrevet i kapittel 4. Dette innebærer av pikselverdier i bildene består av både positive og negative desibelverdier. Før jeg utfører kompensasjon på pikselverdiene i disse råbildene fant jeg det nødvendig å gjøre en transformasjon av alle pikselverdier i bildet slik at det kun inneholder negative dataverdier. Bakgrunnen for dette som følger; Ved de fleste metodene for kompensasjon jeg har utviklet blir hver pikselverdi multiplisert med et positivt tall større eller mindre enn 1. Ved for eksempel multiplikasjon med kompensasjonsverdien 0.9 vil negative pikselverdier bli redusert til et tall som er litt mindre negativt, som gir en lysere piksel og indikerer mer backscatter. Ved multiplikasjon av den samme kompensasjonsverdien (0.9) med et piksel som er positivt vil vi få en ny pikselverdi som er mindre positiv, som gir en mørkere piksel og indikerer reduksjon av backscatter. Vi ser at kompensasjonsverdien (0.9) har motsatt effekt på positive og negative pikselverdier. Dette vil gi i reduksjon i kontrast. Ved kompensasjon ønsker vi at alle piksler uavhengig av fortegn skal kompenseres til enten lysere eller mørkere pikselverdier. Transformasjonen blir gjort ved å subtrahere alle pikselverdier med den høyeste positive verdien i bildet (pluss litt til for å unngå at den høyeste verdien blir 0 som er maskeverdi). Maskepiksler med pikselverdi 0 blir ikke endret. Denne transformasjonen gir et bilde som kun inneholder verdier mindre enn 0. Etter kompensasjon blir denne transformasjonen reversert ved å øke alle pikselverdier med samme verdi som de ble redusert.

Bildegradienter

Gradienten til et bilde måler hvordan intensitetsverdiene i et bilde endrer seg. Gradienten er en vektor som gir to typer informasjon:

1. Magnituden til gradienten forteller oss hvor mye intensiteten i bildet endrer seg.
2. Retningen til gradienten forteller oss i hvilken retning intensiteten endrer seg.

Gradienten for en piksel kan beregnes ved å finne første deriverte i x og y retning.

Gradienten i x retning, g_x forteller hvor mye intensiteten endres når man beveger seg i x retning. Tilsvarende gjelder forteller gradienten i y retning, g_y hvor mye intensiteten endres når man beveger seg i y retning. For å finne gradientvektoren, g kombineres partielle deriverte til bildet i x retning og y retning slik:

$$g = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Denne vektoren er orientert normalt på kanten. Gradientens magnitudo er gitt ved:

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (4)$$

Retningen til gradienten er gitt av:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{g_y}{g_x} \right) \quad (5)$$

Konvolusjon

Konvolusjon kan benyttes til romlig filtrering, og er mye brukt til å dempe støy og fremheving av kanter i et bilde. Konvolusjon er en lineær operator. Dette betyr at konvolusjonen til et bilde som er skalert med s er lik en skalering, s av konvolusjonen til det samme bildet. Ved konvolusjon av et bilde får hver piksel tilegnet en ny verdi som er en vektet sum av gråtonenivåer fra nabopikslene som omgir pikselen, inkludert verdien til pikselen selv. Gråtonenivåer som tas fra nabopikslene blir vektet med koeffisienter som kommer fra en matrise oftest kalt en konvolusjonskjerne. Konvolusjonskjernens dimensjon definerer størrelsen til området hvor nabopikslene blir inkludert i beregning av pikselens nye verdi. Kvadratiske kjerner med odde dimensjon blir oftest benyttet. Konvolusjon foregår ved at konvolusjonskjernen blir sentrert på piksel som skal behandles. Konvolusjon for dette

pikselet blir gjort ved å ta hver konvolusjonskoeffisient og multiplisere den med en verdi fra en piksel i bildet under konvolusjonskjernen. Verdien i øvre venstre hjørne av kjernen blir multiplisert med pikselverdien i bildet som ligger i samme posisjon som nedre høyre hjørne av kjernen (Efford (20)). Beregning av konvolusjon for et piksel $g(x,y)$ i bildet $f(x,y)$ med konvolusjonskjernen h kan uttrykkes som uttrykken i formel (6).

$$g(x, y) = \sum_{k=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 h(j, k) f(x - j, y - k). \quad (6)$$

Terskling

Terskling er en undergruppe av segmentering. Segmentering deler et bilde inn i distinkte regioner. Terskling transformerer et datasett som inneholder verdier som varierer over et spennvidde av verdier til et datasett som inneholder kun to verdier. Dette gjøres ved å anvende en terskelverdi på input datene. Input data som ligger under denne terskelen blir erstattet av en den første utverdien; input data som ligger over terskelen blir erstattet med den andre av de to utverdiene. Etter en slik klassifisering av piksler i et bilde ender vi opp med et binært bilde som inneholder kun to klasser av pikselverdier; de som har egenskap som er målt fra bildet som faller under en terskel, og de som har egenskap som er målt fra bildet som faller over en terskel (20).

Kurvetilpasning

Kurvetilpasning er å finne en kurve som har best mulig tilpasning til en serie data punkter. Kurvetilpasning kalles også regresjon. Motivasjonen for å finne en slik kurve kan være at vi har et sett med datapunkter. Ut fra disse punktene ønsker vi å finne et uttrykk som kan gi oss et estimat for verdier som befinner seg mellom eller utenfor de punktene vi har.

Kurvetilpasning har også en glattende effekt på datapunkter som har stor usikkerhet (for eksempel i form av støy). For å finne et uttrykk for en slik kurve er det vanlig å benytte regresjonsanalyse. Regresjonsanalyse er et middel for å finne en kurve som passer best mulig ved å minimere forskjellen mellom datapunktene og kurven. For datapunkter som ligger samlet i stor grad omkring en rett linje vil en kurve som er tilnærmet lineær være en god tilpasning og gi et godt estimat på verdier på som befinner seg mellom punktene som allerede finnes i datasettet. Et polynom av første grad som vist vil da være tilstrekkelig:

$$y = ax + b \quad (7)$$

Uttrykk (7) er en rett, linje med stigningstall a som krysser y akse i b . En rett linje vil koble to punkter sammen. Med et førstegradspolynom vil vi oppnå en eksakt tilpasning gjennom hvilken som helst to punkter. Vi sier at vi har en interpolerende kurve. For å få en kurve som interpolerer N hvilken som helst punkter trenger vi et polynom av grad $N-1$. Ved å graden til polynomet vil vi få en kurve som er tilpasset flere punkter.

Mosaicking

Mosaicking er en teknikk som benyttes for å oppnå et større synsfelt i et bilde. Flere bilder blir tatt etter hvert som kameraet beveger seg over scenen, for deretter satt sammen for å oppnå et utvidet bilde. Typisk er det et misforhold mellom ulike bilder som gir opphav til sømmer mellom de sammensatte bildene (21). Selv om opphavet til denne effekten er ulik opphavet til gain-shift er de visuelle likhetene store. Det kan tenkes at metoder som er utviklet for reduksjon av synlighet av sømmer mellom bilder som er sammensatt med mosaicking kan være til inspirasjon for metoder for kompensasjon av gain-shift. Mange av bildebehandlingsmetodene som er utviklet for å redusere den effekten av sømmer i mosaicking, ofte betegnet blending, legger mest vekt på å redusere visuelle oppfatning av sømmene ved å kamuflere de, mer enn å ta i betraktning de opprinnelige årsakene til søm effektene.

Intensitetsprofiler

Intensitetsprofiler vil bli benyttet mye i analyse av bilder og evaluering av metoder som utvikles. En intensitetsprofil kan være vertikal eller horisontal. En vertikal intensitetsprofil viser pikselverdier langs en linje som strekker seg gjennom hele azimuth retning i bildet. En horisontal intensitetsprofil viser pikselverdier langs en linje som strekker seg gjennom hele range retning i bildet.

5.2 Deteksjon av gain-shift

I kapittel 4 ble det klart at deteksjon av gain-shift er en viktig brikke i prosessen for å oppnå kompensasjon av både scallop og gain-shift. Spesielt viktig vil dette være for at en automatisk algoritme for kompensasjon av scallop og gain-shift skal kunne fungere. Før det er mulig å gjøre kompensasjon av gain-shift er det nødvendig å gjøre presis deteksjon av posisjoner for flest mulig gain-shift i hvert enkelt bilde. Jeg vil her presentere metoder for deteksjon av gain-shift.

Utfordringer som kan tenkes å dukke opp i forbindelse med deteksjon av gain-shift, vil være lik de utfordringene som man møter ved kantdeteksjon. Det vil være nødvendig med tre hovedsteg for å kunne detektere en kant⁸ i et bilde (20):

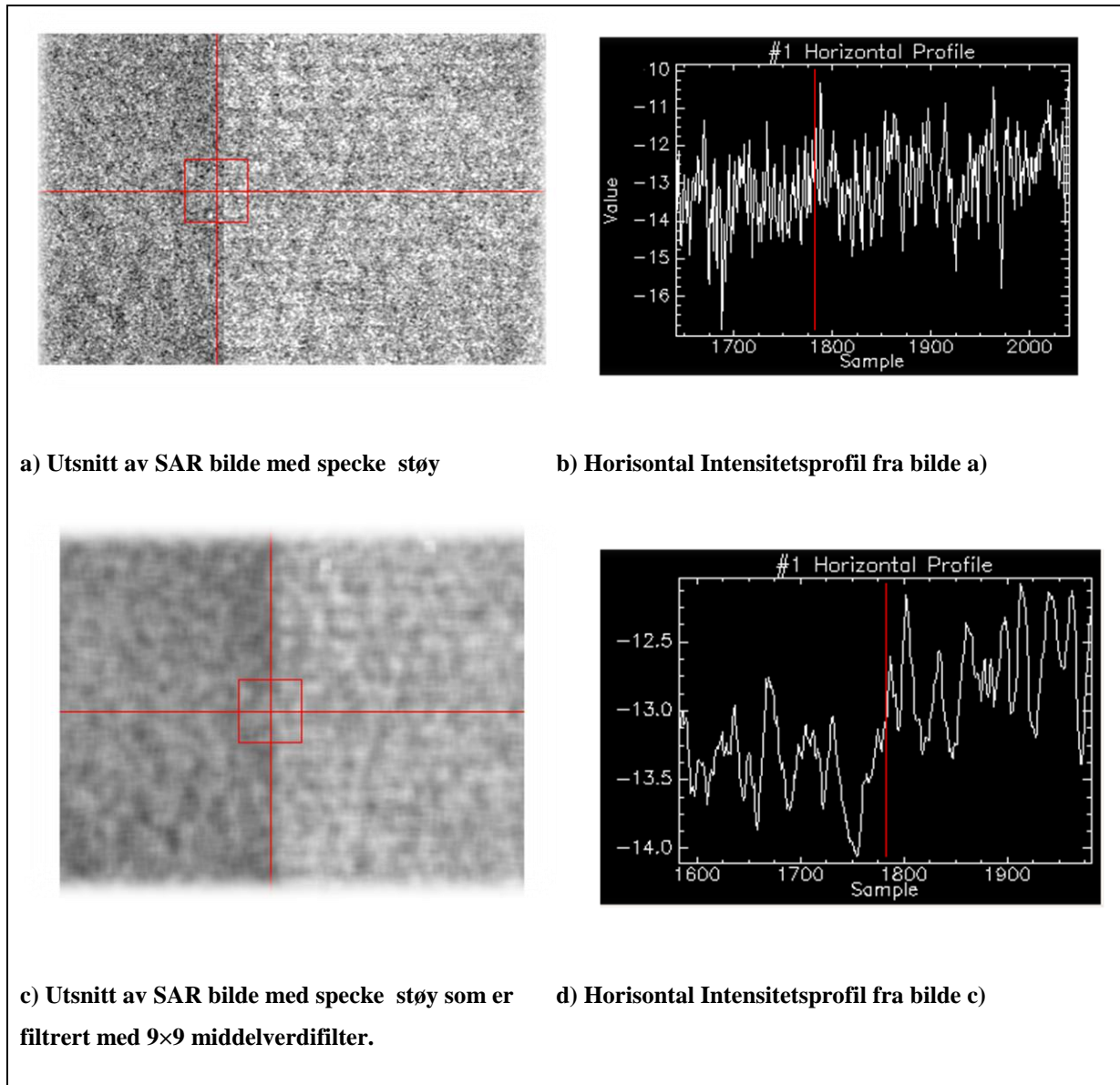
1. **Støyreduksjon** vil være viktig. Det første som bør gjøres er å fjerne så mye som mulig av uønsket støy samtidig som meningsfulle kanter bevares. Reduksjon av speckle vil være viktig.
2. **Fremheving av kanter**. Det vil så være nødvendig å fremheve kantene slik at det blir mulig å skille ut gain-shift fra alle andre typer kanter i bildet. Det er flere andre ting i bildene som gir opphav til kanter. Eksempler er områder med varierende vind, oljesøl (både "lookalikes" og reelle), skip, kystlinje. I tradisjonell kantdeteksjon benyttes benytter 1 (gradienter) og 2.deriverte (Laplace). Disse filtrene gir stor respons når de befinner seg over kanter i bildet.
3. **Lokalisering av kanter ved terskling**. Til slutt er det viktig å kunne lokalisere alle kanter med god presisjon.

Støyreduksjon

Det er kjent at SAR bilder inneholder speckle støy. Dette gir bildene et karakteristisk kornete utseende. Denne dominante typen støy antas for det meste å være multiplikativ. Filtrering av speckle støy i SAR bilder er en viktig preprosessering som bør gjøres på alle SAR bilder før videre bildebehandling. Selv om de fleste SAR bilder er prosessert for speckle støy før de blir levert til bruker, vil det ofte være nødvendig med ytterligere filtrering for å redusere denne støyen. Dette for å kunne oppnå et godt resultat i videre prosessering og bildeanalyse. Det finnes mange filtre som kan benyttes til filtrering av speckle. To eksempler er middelverdifilter og medianfilter. Et middelverdifilter gir senterpikselens middelverdien av

⁸ En enkel definisjon av kanter er områder i bildet hvor det er en plutselig variasjon i gråtone.

pikselverdier i et nabo område rundt senterpikselen. Et medianfilter gir senterpikselen den midterste verdien av sorterte verdier av pikselverdier i et nabo område rundt senterpikselen. Med et middelvefilter kan man oppnå god reduksjon av speckle støy men på bekostning av redusert romlig oppløsning. Medianfilter har den fordelen at det bevarer de opprinnelige pikselverdiene. Ulempen med medianfilter er at de er regnekrevende. Et eksempel på hvilke problemer speckle støy skaper for kantdeteksjon er illustrert i figur 11.



Figur 11 Illustrasjon av hvilke problemer spekke støy skaper for kantdeteksjon.

Bilde a) i figur 11 viser et utsnitt av et SAR bilde som ikke er filtrert for speckle. Intensitetsprofil i b) er fra en horisontal profil av bilde a). Bilde c) viser utsnitt av et SAR bilde som har blitt filtrert med et 9×9 middelværdifilter. Intensitetsprofil i d) er fra en horisontal profil av bilde i c). Vi ser at det vil være vanskelig å detektere en kant i det ufiltrerte bildet a). Filtre som benytter 1 og 2. deriverte for deteksjon av kanter er spesielt følsomme for støy (18). Anvendelse av tradisjonelle filtre for reduksjon av speckle har en ulempe; De skarpe kantene som gain-shift representerer blir ikke bevart. Selv etter filtrering med et lite 3×3 middelfilter vil en gain-shift bli noe utsmurt. Konsekvensen av dette var at det ble vanskelig å gjøre presis lokalisering av gain-shift med tradisjonelle kantdetektorer som benyttet Prewitt kjerner (for deteksjon i x retning). Jeg har derfor kommet frem til en

metode for deteksjon av gain-shift som skiller seg noe fra tradisjonelle metoder for kantdeteksjon.

Presentasjon av algoritme for deteksjon av gain-shift.

1. For hver piksel i bildet beregner differanse i middelvei av piksler i to vinduer. Disse vinduene er plassert ved siden av hverandre og overlapper hverandre ikke. Begge vinduene er lange i bildehøyden og smale i bredde (101×3 fungerte greit). Dette steget i algoritmen kombinerer flere viktige funksjoner: Ved å beregne middelvei for alle piksler i et lang og smalt vindu vil man oppnå den samme midlingen som med et middelveifilter, men med en viktig forskjell; nemlig at findetaljerte gain-shift kanter blir bevart. Siden det benyttes høye og smale vinduer opprettholdes god oppløsning i horisontal retning mens man oppnår mye midling i vertikal retning. Dette gjør det enklere å detektere. Differanse i middelvei er benyttet fordi pikslene representerer desibelverdier.
2. Steg 1 gir et kant bilde hvor pikselverdier representerer differanse i middelvei av piksler i to vinduer. Denne differansen er en desibelverdi. Store desibeldifferanser er god indikasjon for at pikselen tilfredsstiller følgende kriterie: Den ligger umiddelbart til venstre for en gain-shift kant. For tidlige versjoner av denne metoden oppfylte kystlinjer som ligger retning nord-sør dette kriteriet. Løsningen på dette ble å implementere en test i steg 1 av algoritmen. I denne testen blir det gjort en sjekk om noen av vinduene i steg 1 har landmaske piksler innenfor sitt vindu. Dersom dette er tilfelle blir middelvei for pikslene i vinduet funnet ved å kun beregne middelvei for piksler som ikke er landmaskepiksler (ikke lik 0). Resultat av steg 2 er et gradientbilde hvor pikselverdier representerer magnituden til en lang og vertikal kant i det aktuelle området.
3. Det blir videre gjort terskling av gradientbildet fra steg 2. Terskel er gjennom eksperimentering satt til 0.2 dB. Denne terskelen ble funnet gjennom eksperimentering. Denne terskelen vil detektere gain-shift som er rimelig diffuse. Resultat av terskling er et binært kantbilde som viser detekterte piksler som er gode kandidat til å ligge nær et gain-shift.
4. Videre blir det gjort en projisering av kantbildet fra steg 3 i y retning. Dette gir en 1D profil som viser antall kantpiksler som er detektert for hver kolonne i binært kantbilde fra 3.
5. Det som nå gjestår er å detektere posisjoner i denne 1D profilen som kan være kandidater for reelle gain-shift i bildet.

Det er viktig å få med seg at den reelle posisjonen for en gain-shift kant ikke tilsvarer en pikselposisjon. Gain-shift er en findetaljert kant og endring i intensitet skjer i løpet av kun to piksler. Algoritmen beskrevet over er designet for å detektere piksler som ligger umiddelbart til venstre for et gain-shift.

Resultat etter projisering av hver kolonne i det binære tersklede bildet er en 1D profil med verdier som viser den totale lengden av alle detekterte vertikale kanter for hver kolonne i bildet. Verdien for et posisjonselement i denne vektoren representerer antall kantpiksler som

ble funnet for den aktuelle kolonnen i det tersklede bildet. Siden gain-shift gir opphav til lange kanter vil store verdier være en god indikator på deteksjon av en gain-shift kant.

Strategi for å velge ut lange kanter i steg 5

Resultat etter projisering ved å telle opp antall kantpikslers for hver kolonne i det binære kanbildet er en 1D vektor med verdier som viser den totale lengden (i pikslers) av alle detekterte vertikale kanter for hver kolonne i bildet. Verdien for et element i denne vektoren representerer antall kantpikslers som ble funnet for den aktuelle kolonnen i det segmenterte bildet. Siden gain-shift gir opphav til lange kanter vil store verdier være en god indikator på deteksjon av en gain-shift kant. For å lokalisere signifikante kanter i 1D vektoren blir maksverdi innenfor etterfølgende segmenter med lengde 70 pikslers funnet. Dette steget gjør antagelsen om at to gain-shift ikke kan ligge nærmere hverandre enn 70 pikslers. Videre blir det tersklet blant de gjenstående verdiene ved å fjerne/sette til 0 alle verdier som er mindre enn 300. Dette ekskluderer i stor grad korte kanter som for eksempel er generert fra andre objekter i bildet. Posisjoner for elementer i vektoren som nå har verdier som ikke er fjernet/satt til 0 representerer detekterte gain-shift posisjoner.

Deteksjon av gain-shift hadde mange utfordringer. Den største utfordringen var å skille gain-shift kanter fra andre objekter i bildet som gir opphav til kanter. Den presenterte metoden detekterer nå de fleste gain-shift som er synlige i bildene. Metoden er fleksibel på den måten at den er i stand til å detektere gain-shift som ligger over hele range i bildet. En mulighet for forbedring av deteksjon vil være å benytte apriori informasjon om hvor gain-shift kan forventes å ligge i ASAR WSM bilder (se tabell 2). Dette kan gjøres ved å kun søke etter potensielle kanter i posisjoner omkring de 4 middelveidene presentert i tabell 2. Ved å inkludere denne kontrollen i steg 5 av presentert metode er det grunn til å tro at automatisk og robust deteksjon vil kunne gjøres. Det er også tenkelig at innføring av denne forbedringen vil gjøre de mulig benytte mindre terskel i steg 3 og dermed muliggjøre deteksjon av gain-shift som er mer diffuse.

Tabell 3 viser resultat av deteksjon av gain-shift med metode beskrevet over for noen bilder. Den første kolonnen inneholder en unik id som identifiserer bildet som er prosessert. Kolonnen til høyre viser antall gain-shift som det har vært mulig å registrere ved visuell inspeksjon. Den midterste kolonnen viser hvor mange gain-shift som er detektert i det aktuelle bildet. I tilfeller hvor gain-shift ikke er blitt detektert med metoden er det vanligvis

fordi det meste av kanten er diffus. Dette er tilfelle i områder med høyt signal-til-støy forhold. I disse tilfellene vil terskel på 0.2 dB være for høyt og kanten blir da ikke detektert i steg 3. Fra kvantitative resultater gitt i tabell 3 kan det konkluderes med at metoden gir bra resultat.

Tabell 3 Resultat av deteksjon av gain-shift. Tabellen viser hvor mange gain-shift som blir detektert av metode beskrevet (midterste kolonne) og hvor mange reelle og synlige gain-shift som finnes i bildet.

| bildeID | Antall detekterte gain-shift | Antall reelle (synlige) gain-shift |
|-----------------|-------------------------------------|-------------------------------------------|
| 20030506 | 1 | 2 |
| 20030509 | 4 | 4 |
| 20030616 | 4 | 4 |
| 20030721 | 3 | 3 |
| 20030728 | 3 | 3 |
| 20030809 | 4 | 4 |
| 20030825 | 2 | 3 |
| 20031012 | 2 | 3 |
| 20031015 | 4 | 4 |

5.3 Kompensasjon av gain-shift

Delkapittel 5.2 presenterte en metode for deteksjon av gain-shift. Denne deteksjonen gikk ut på å lokalisere hvor i bildet det finnes gain-shift. Jeg vil nå presentere metode for kompensasjon av gain-shift. Hovedmålet vil være å redusere synlighet av kantene som oppstår som følge av gain-shift. Samtidig blir det viktig at informasjonen som finnes i bildet bevares. Visuell inspeksjon har vist at gain-shift gir opphav til to effekter i bildene som bør kompenseres for:

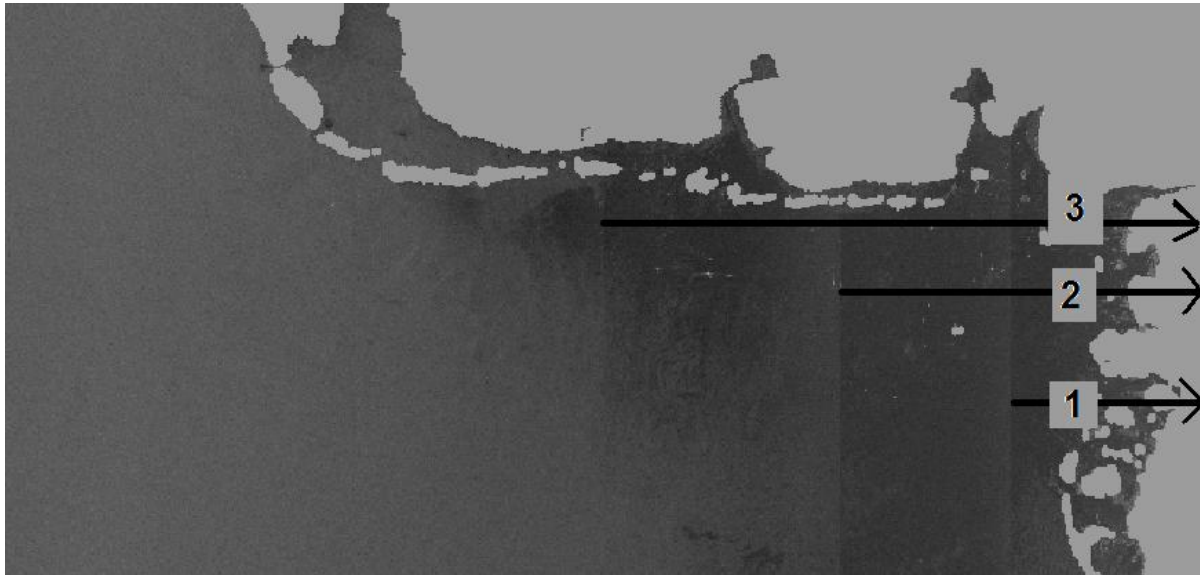
1. Områder som ligger på hver sin side for et gain-shift har ulik middelintensitet. For alle bilder har området til høyre for et gain-shift en lavere middelintensitet enn området til venstre. Det er hovedsakelig dette som gir opphav til synlighet av gain-shift.
2. I området innenfor to gain-shift er det en sakte varierende romlige intensitetsgradient i horisontal retning.

Innledende eksperimenter viste at det var lurt å skille mellom de to og gjøre kompensasjon for de to effektene hver for seg. Jeg vil skille mellom de to effektene beskrevet over ved å referere til de som effekt 1 og effekt 2.

5.3.1 Metode for kompensasjon av effekt nr 1

Vi ønsker at middelintensiteten for to kolonner i områder som ligger nær hverand, men på hver sin side av et gain-shift skal ha mest mulig lik middelintensitet. Vi oppnår da at selve gain-shiftet blir lite synlig. Jeg vil her presentere metode som er benyttet for å gjøre kompensasjon av effekt nr 1. Metoden starter med kompensasjon av subbildet nærmest satellitten (til høyre i bildet). Figur 12 viser illustrasjon av denne prosessen for 3 gain-shift. De tre pilene illustrerer retning og område som kompensasjon blir gjort. For hver detekterte gain-shift (fra høyre til venstre, altså med økende range) gjøres følgende kompensasjon:

1. Beregner middelverdi i kolonne til venstre og kolonne til høyre for detektert gainshift. Deteksjon av gain-shift definerer posisjon for et gain-shift som posisjon for piksler som ligger umiddelbart til venstre for et gain-shift. Dette betyr at det beregnes middelverdi for kolonne som representerer detektert gain-shift posisjon og middelverdi for kolonne til høyre for den. Landmaskepiksler med verdi 0 inngår ikke når middelverdi skal beregnes. Vi kan betegne de to verdiene MV, for middelverdi i kolonne til venstre og MH for middelverdi i kolonnen til høyre. Som et eksempel er følgende middelverdier blitt målt for et gain-shift: $MV = -19.11$ og $MH = -19.92$
2. Vi ønsker å kompensere forskjellig middelintensitets nivå mellom de to områdene ved å øke middelintensiteten i området til høyre. Ved å beregne amplitude ratio mellom høyre kolonnes og venstre kolonnes middelverdi får vi kompensasjonsverdi som vi må multiplisere med i området til høyre. For eksempelverdiene gitt i steg 1 får vi følgende kompensasjonsverdi MH/MV gir verdi $-19.92 / -19.11 = 1.04$.
3. Normalisering av denne kompensasjonsverdien gir oss kompensasjonsfaktoren $1/1.04 = 0.95$.
4. Multiplikasjon av alle piksler i området til høyre for gain-shiftet og ut til høyre bildekant med kompensasjonsfaktor 0.95 vil kompensere for ulik middelintensitetsnivå.



Figur 12 Illustrasjonen viser rekkefølge og områder for deteksjon av 3 gain-shift i et SAR bilde.

Det er viktig at kompensasjon blir gjort for hele området fra gain-shift som skal kompenseres og ut til høyre bildekant. Dersom kompensasjon kun gjøres i området fra gainshiftet og frem til neste gain-shift vil ikke gain-shift kanten forsvinne.

Resultat

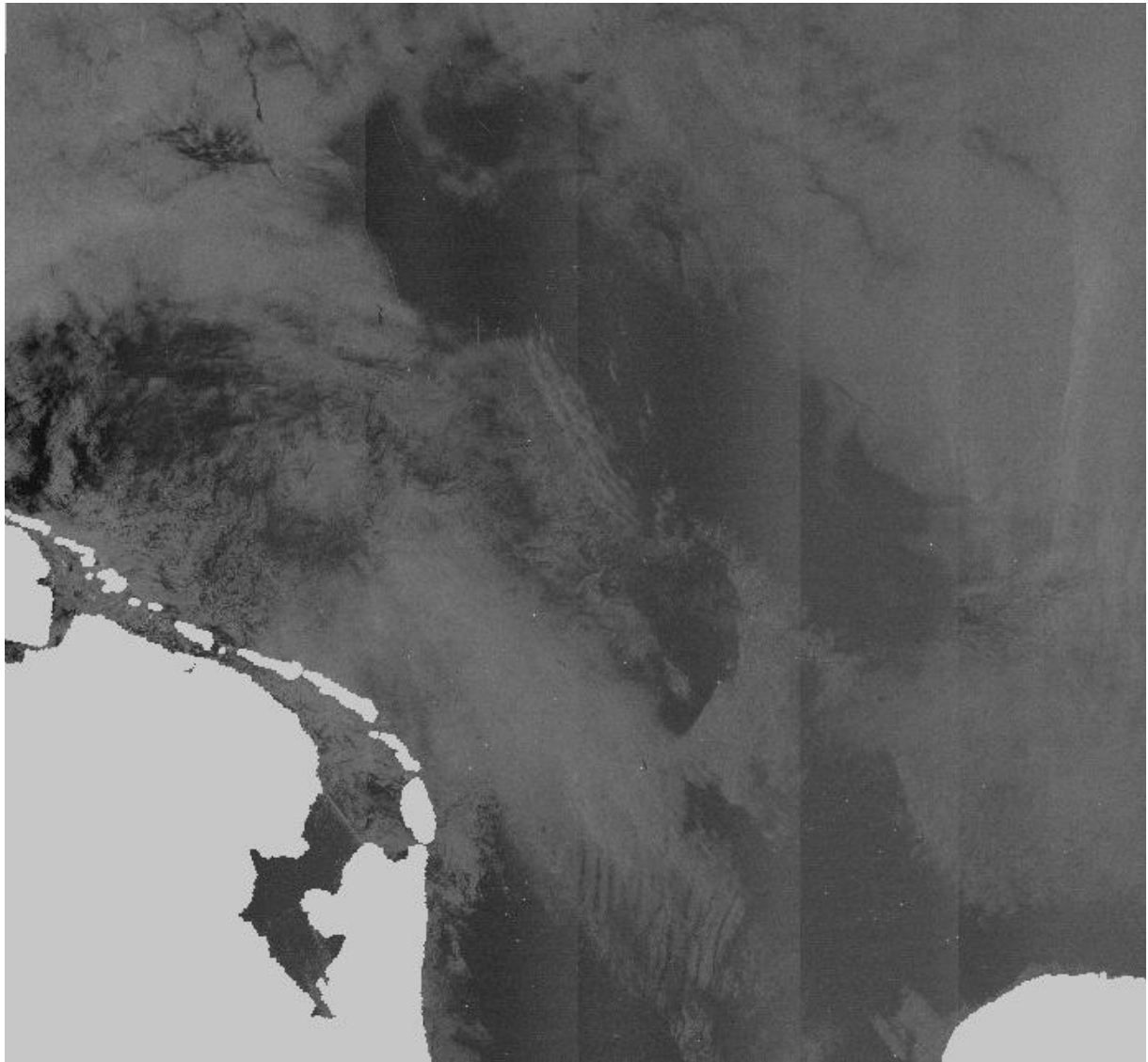
For å evaluere resultatet av metoder for kompensasjon er det naturlig å tenke seg to metoder:

1. Visuell inspeksjon av bilde som er kompensert. I denne oppgaven vil visuell inspeksjon av resultatet av metoder som jeg utvikler være en viktig vurdering underveis
2. Kjøring av algoritmen for deteksjon av oljesøl på de kompenserte bildene. Dette er for å avgjøre hvor godt egnet metodene er.

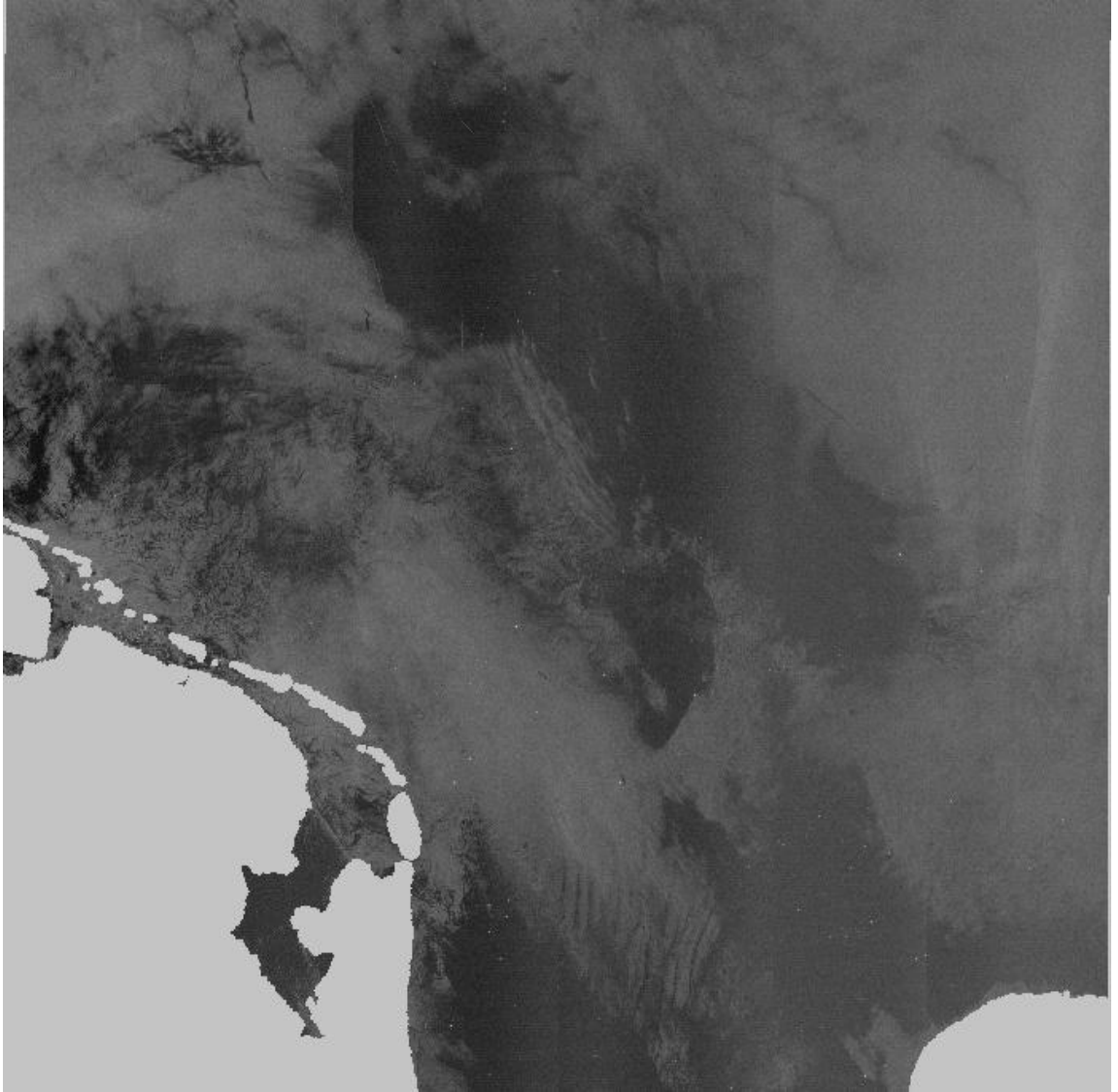
Jeg vil her bare presentere resultat av kompensasjon ved visuell inspeksjon. I kapittel 7 vil jeg presentere resultater med algoritme for deteksjon av oljesøl med kompenserte bilder.

I øvre venstre del av det kompenserte bildet i figur 14, er det fortsatt synlig en gain-shift kant. Denne kanten ligger i et område av bildet som har lite signal-til-støy forhold. Gain-shift er mest synlig i mørke områder. I disse områdene er det gjerne ikke mulig for algoritmen deteksjon av oljesøl å gjøre deteksjon. Derfor vil det heller ikke være kritisk om korreksjon her ikke er perfekt rent visuelt sett. Under visuell inspeksjon må det tillates noe gjenstående synlig gain-shift i mørke områder. Det viktigste blir å få en korrekt korreksjon i lyse områder

(område med mer vind). Appendix A viser før og etter resultater for kompensasjon av gain-shift i noen flere bilder.



Figur 13 SAR bilde før kompensasjon av gain-shift. Bildet har fire synlige gain-shift.



Figur 14 Samme bilde som i figur 13 etter kompensasjon av gain-shift. Kanter som skyldes gain-shift er ikke synlig i de fleste områder. I områder med lite signal-til-støy forhold er gain-shift fortsatt synlig. Det er også tydelig at intensitetsgradienter i horisontal retning er blitt mer kontinuerlig og fortsatt er synlig. Disse vil trolig kunne fjernes ved å benytte metode beskrevet i senere (i neste delkapittel).

5.3.2 Metode for kompensasjon av effekt nr 2

Forrige metode kompensere ikke for varierende intensitet i range retning innenfor to gain-shift (effekt nr 2 beskrevet i intro til 5.3). Dette fordi vi kompensere med en konstant verdi for hele området til høyre for hvert gain-shift. Effektene som er beskrevet som effekt nr 2 skyldes variasjon i innfallsvinkel som følge av økende range. Gain-shift kompensert bilde i figur 14 viser tydelige intensitetsgradienter som har sakte romlig variasjon i range retning. Disse intensitetsvariasjonene er kun synlig i områder med lite signal-til-støy forhold.

Doerry [23] presenterer metode for kompensasjon av antenne beam roll-off i SAR bilder. Metoden beskrevet gjør kompensasjon av artefakter som har likhetstrekk med det vi ønsker å oppnå. Med utgangspunkt i denne metoden har jeg prøvd følgende en lignende metode for kompensasjon av horisontale intensitetsgradienter som varierer med range.

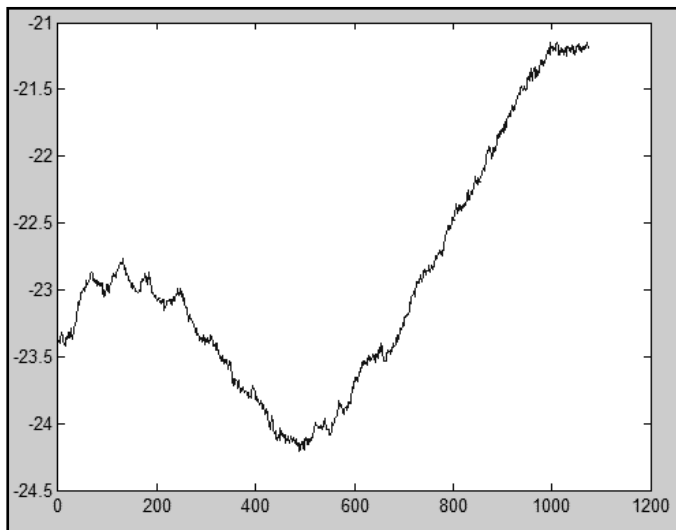
Jeg vil gi en gjennomgang av metoden steg for steg ved å benytte bildet i figur 17 som eksempel. Bilde a) i figur 17 viser utsnitt av SAR bilde før kompensasjon av metode. Bildet i 17 b) viser resultat etter kompensasjon. Før det vil være mulig å benytte denne metoden i automatisk kompensasjon av SAR bilder vil det være nødvendig å detektere gain-shift i bildet. Dette fordi metoden gjør kompensasjon av innenfor et subbilde. Metoden er implementert i Matlab (22) og er ikke prøvd ut på flere subbilder i et SAR bilde, for deretter å vurdere metoden i sammenheng med metode beskrevet i 5.3.1. Men det er grunn til å tro at prinsippet som presenteres vil være nyttig for å kompensere intensitetsvariasjoner i området innenfor to gain-shift, for eksempel for alle subbilder i et bilde før metode i 5.3.1 benyttes.

For et hvert subilde som skal kompenseres for effekt 2 gjøres følgende:

1. For å detektere intensitetsgradienten i horisontal retning beregnes middelvei for alle kolonner i bildet. I metoden beskrevet i (23) ble median benyttet, men jeg har kommet fra til at middelvei fungerer like godt for bildene jeg benytter. Ved å plote beregnet middelvei (y-akse) for hver kolonne (x-akse) i bildet. Dette gir en vektor med middelveier. Profilen i figur 15 a) viser resultat etter beregning av dette steget for bildet i 17a). Eventuelle landmaskepikslar inngår ikke i beregning av middelvei.
2. Videre brukes kurvetilpasning for å lage et estimat av intensitetsgradienten i horisontal retning. Dette gjøres ved å tilpasse et 4.gradspolynom til dataverdiene fra steg 1, altså profilen vist i 15 a). Ved å tilpasse en slik kurve oppnår vi en midling av hurtige variasjoner som finnes i profilen. Resultat av kurvetilpasning gir 5

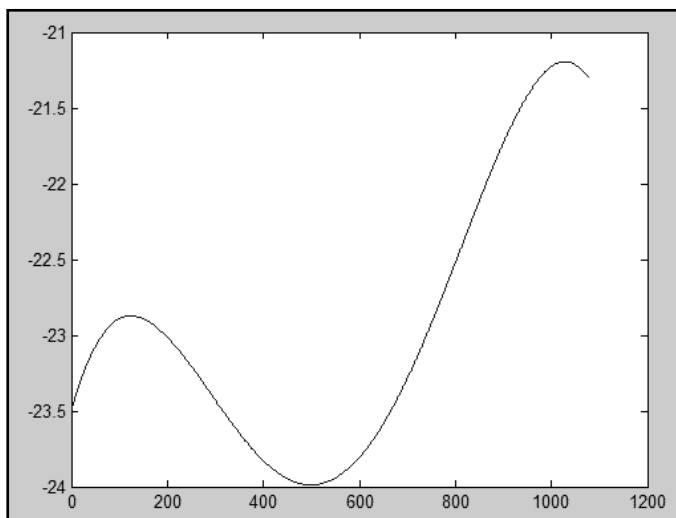
koeffisienter. En vektor med nye verdier blir så generert for hver x-koordinat ved å benytte koeffisienter fra kurvetilpasning. Resultatet blir en kurve/profil som gir et godt estimat på sakte, varierende, horisontale intensitetsvariasjoner. Denne vektoren er plottet i figur 15 b),

3. Kompensasjon blir i dette eksemplet gjort i forhold middelverdi for første kolonne (første verdi i vektoren fra steg 1), heretter kalt C. Videre blir alle verdier i vektoren fra steg 2 (15 b) normalisert i forhold til denne verdien ved å dividere de på C. Dette gir en ny vektor med for hver kolonne.
4. Invertering av verdiene fra forrige steg ved å gir oss kompensasjonsverdier. Disse kompensasjonsverdiene er plottet i figur 16 a).
5. Kompensasjon oppnås så ved å multiplisere alle piksler i enn kolonne i input bildet med tilhørende kompensasjonsfaktor fra steg 4. Dette gir kompensert bilde som er vist i 17 b). For sammenligning med ukompensert bilde blir middelverdi for hver kolonne beregnet (som i steg 1) i det kompenserte bildet. Den nye profilen er plottet i figur 16 b).



a)

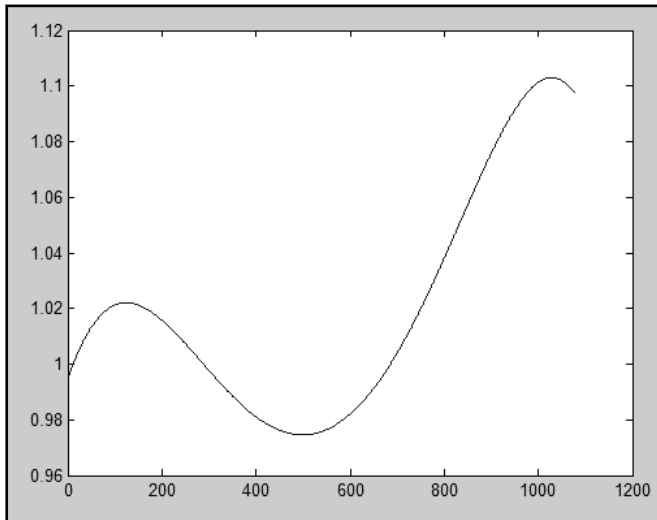
Profilen til venstre viser middelverdi for alle kolonner.



b)

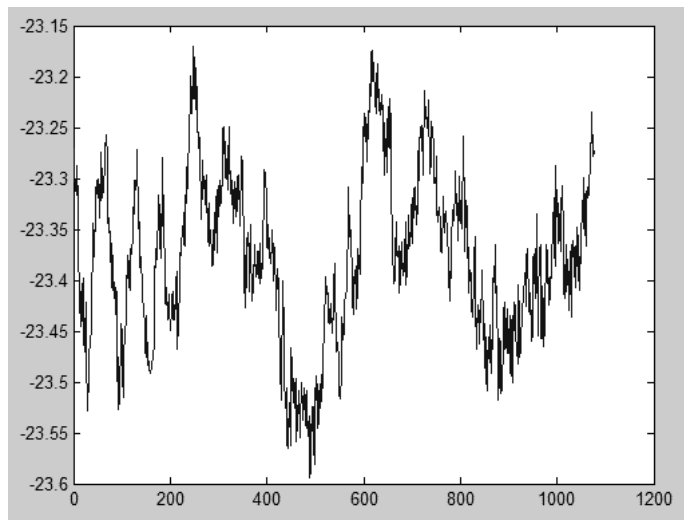
Kurven til venstre er resultat etter å ha tilpasset et polynom til profilen i a).

Figur 15



a)

Kurven til venstre viser beregnede kompensasjonsverdier for hver kolonne.

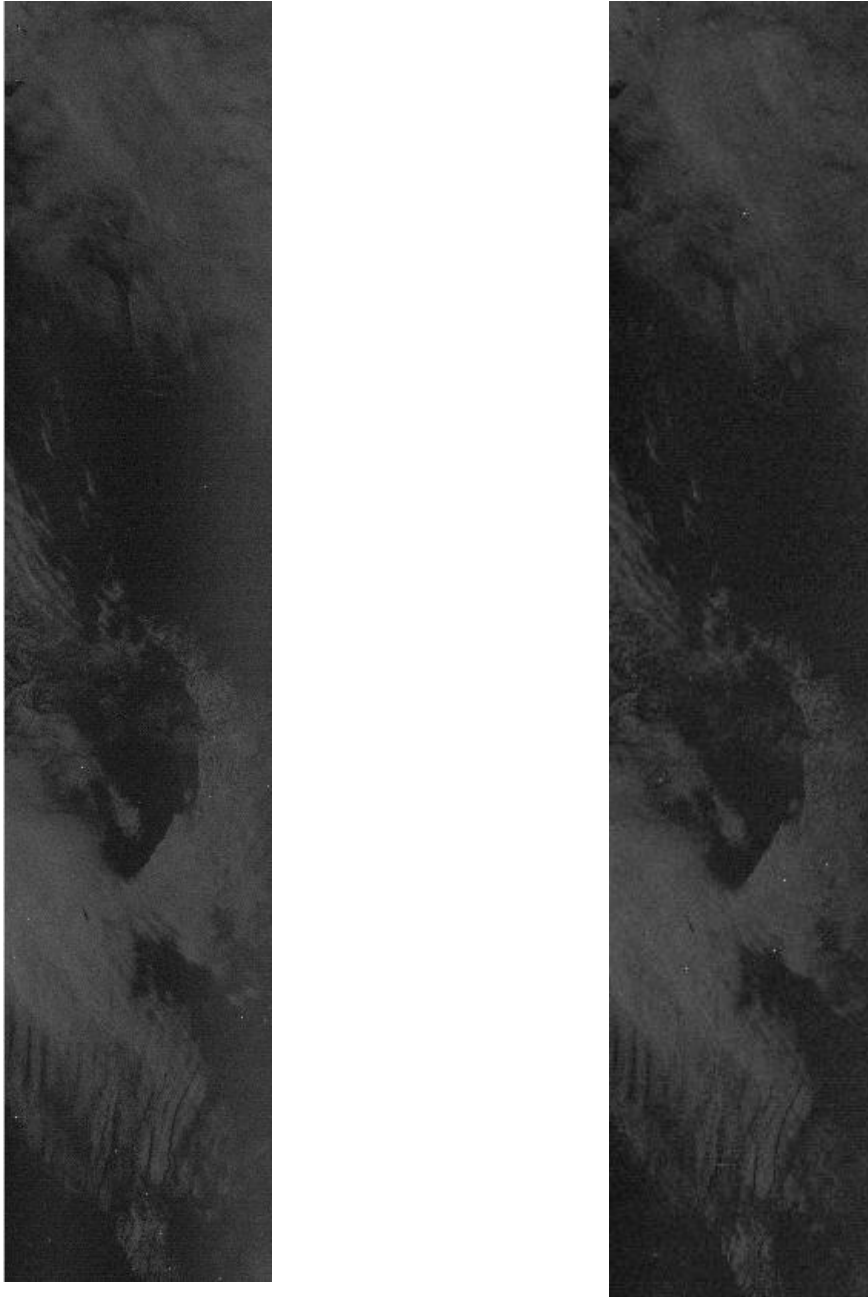


b)

Profilen til venstre viser middelverdi for alle kolonner i bildet etter kompensasjon.

Figur 16

5.3.3 Resultat



Bilde a) Før kompensasjon

Bilde b) Etter kompensasjon

Figur 17 Bilde a) viser utsnitt av SAR bildet i figur 13. Det er en synlig varierende intensitetsgradient i horisontal retning. Bilde b) viser det samme utsnittet etter kompensasjon med metode beskrevet over.

6. Kompensasjon av scallop

Jeg vil i dette kapitlet presentere metoder for kompensasjon av scallop. Scallop er tidligere beskrevet i kapittel 4. Denne prosessen vil bestå av to steg: deteksjon og kompensasjon. Deteksjon vil innebære å måle graden av scallop som finnes i bildet. Som beskrevet i kapittel 4 vil graden av scallop være forskjellig for områder som ligger på hver sin side av et gain-shift. Kompensasjon vil derfor være avhengig av at gain-shift i bildet er detektert først. Kompensasjon går ut på å gjøre korreksjon av pikselverdier slik at scallop blir mindre synlig. På samme måte som ved gain-shift vil det ved kompensasjon være viktig å bevare mest mulig av den informasjonen som bildet representerer.

6.1 Teoretisk bakgrunn

På samme måte som for gain-shift vil jeg her presentere teori som vil være nyttig for deteksjon og kompensasjon av scallop. Noe av teorien fra behandling av gain-shift vil bli benyttet for deteksjon av scallop. I tillegg vil jeg ta med noe Fourier teori og filtrering i frekvensdomenet.

6.1.1 Fourier teori

Områder i et bilde hvor gråtoner varierer hurtig med tilbakelagt avstand inneholder høye romlige frekvenser. Motsatt vil områder som har gråtoner som varierer sakte med tilbakelagt avstand inneholde lave romlige frekvenser. Teknikker fra Fourier teori kan benyttes for manipulasjon av slike romlige frekvenser i et bilde. Konseptet går ut på at en hvilken som helst periodisk funksjon, uansett hvor kompleks den er, kan representeres som en sum av sinusoider. En vektet sum av basisfunksjoner danner en Fourier serie. Et sett av sinus og

cosinus funksjoner med en bestemt frekvens benyttes som basisfunksjoner.

Vektingsfaktorene gir oss Fourier koeffisienter (20).

2D Discrete Fourier transform (DFT)

Fourier teori gir metoder som hjelper oss å finne bidraget som hver enkelt av disse basisfunksjonene gir i representasjonen av et bilde $f(x,y)$. Fourier transformasjon er en prosedyre som projiserer bildet $f(x,y)$ over basisfunksjonene. Discrete Fourier transform (DFT) $F(u,v)$ for et $N \times N$ bilde $f(x,y)$ er gitt ved:

$$F(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \left[\cos\left(\frac{2\pi(ux+vy)}{N}\right) + j \sin\left(\frac{2\pi(ux+vy)}{N}\right) \right] \quad (8)$$

Eller ved å notere oss at $\cos \theta + j \sin \theta$ kan skrives på eksponentiell form:

$$F(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux+vy)/N} \quad (9)$$

DFT gir oss et nytt bilde $F(u,v)$ med komplekse pikselverdier. En invers Fourier transformasjon konverterer $F(u,v)$ tilbake til bildet $f(x,y)$ som en representasjon i bilde domenet. Den inverse transformasjonen er gitt ved:

$$f(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi(ux+vy)/N} \quad (10)$$

Spekteret til et bilde

Vi har Fouriertransformasjonen, $F(u,v)$ til et bilde $f(x,y)$. Det transformerte bildet har pikselverdier som er komplekse tall. Vi har altså $F(u,v) = R(u,v) + j I(u,v) = |F(u,v)| e^{j\phi(u,v)}$, hvor $R(u,v)$ er realdelen og $I(u,v)$ er imaginærdelen til den komplekse verdien. Med utgangspunkt i realdel og imaginærdel kan vi danne magnitudo bilde:

$$|F(u,v)| = \sqrt{R^2(u,v) + I^2(u,v)} \quad (11)$$

Magnitudo bildet $|F(u,v)|$, ofte betegnet amplitudo spekter, representerer amplituder til basis bildene i Fourier transformasjonen. Vi kan også danne et fasebilde, ofte betegnet fasespekter, gitt ved:

$$\phi(u,v) = \tan^{-1} \left[\frac{I(u,v)}{R(u,v)} \right] \quad (12)$$

Vindusfunksjoner

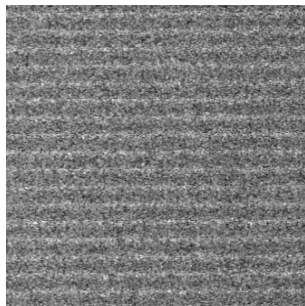
Fourier transformen betrakter bildet som periodisk. Derfor vil diskontinuitet på motstående bildekanter gi skarpe kanter. Slike skarpe kanter vil gi opphav til store magnituder for en stor andel av frekvenskomponentene langs aksene i spekteret (senter transformert spekter). Vindusfunksjoner kan benyttes på bildet før Fourier transformasjon for å redusere diskontinuitetene mellom motstående bildekanter. Vindusfunksjoner oppnår dette ved å glatte bildet mot null langs bildekantene. Multiplikasjon med en bred "klokke-funksjon" i billedomenet er ekvivalent med konvolusjon med en smal "klokke-funksjon" i frekvensdomenet. Multiplikasjon med en vindusfunksjon gir en utsmøring av spekteret

6.2 Deteksjon av scallop

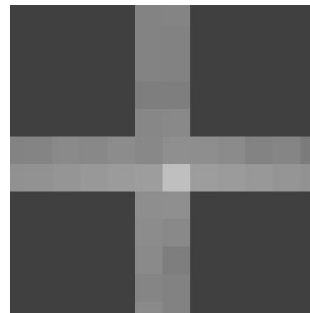
Karakteristikk av scallop ble gitt i kapittel 4. Hovedpunktene var:

- Scallop er synlig i bildene som periodisk variasjon av amplitude i azimuth retning.
- Scallop er mer synlig i områder med lite signal-til-støy forhold.

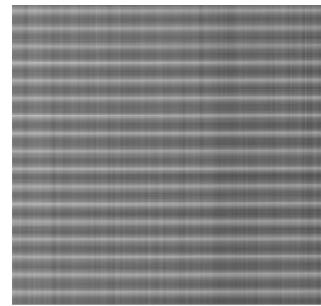
Scallop har tilsynelatende store likheter med periodisk støy. I så fall vil scallop gi opphav til frekvenskomponenter med store magnituder i spekteret. Det vil da kunne være mulig å observere disse store magnitudene. Det kan tenkes at vanlige romlige tersklingsmetoder kan benyttes for å detektere slike komponenter i spekteret. Ved å begrense filtrering til områder rundt den vertikale akse i spekteret, hvor komponentene som bidrar til scallop kan forventes å ligge, kan man hindre at uønsket kompensasjon av frekvenskomponenter som ikke bidrar til scallop. I et forsøk på å verifisere at det er komponentene som ligger nær aksene som er opphav til scallop gjorde jeg en invers Fourier transformasjon av et modifisert spekter av et bilde med scallop hvor bare et 2 piksel bredt bånd rundt aksene passerer gjennom (se figur 18b). Bilde som fås ved invers fourier transformasjon er vist i figur 18c. Dette bildet har store likheter med mønsteret som scallop gir, og bekrefter at frekvenskomponentene som gir opphav til scallop ligger nær y-aksen.



a) Utsnitt fra SAR bilde med scallop

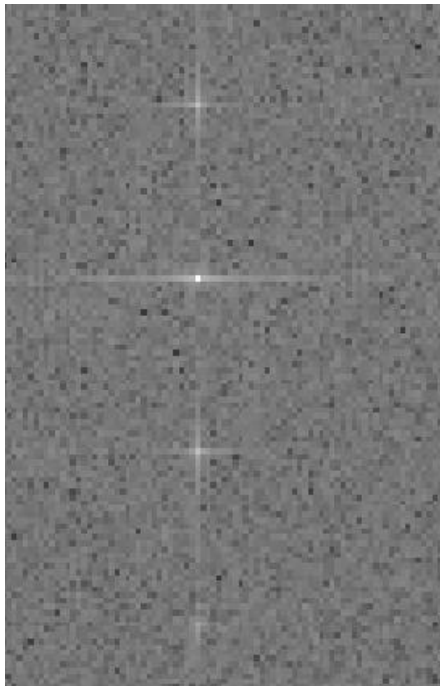


b) Utsnitt som viser origo i spekteret til bildet i a). (Forstørret for å vise piksler nær aksene i spekteret som passerer)

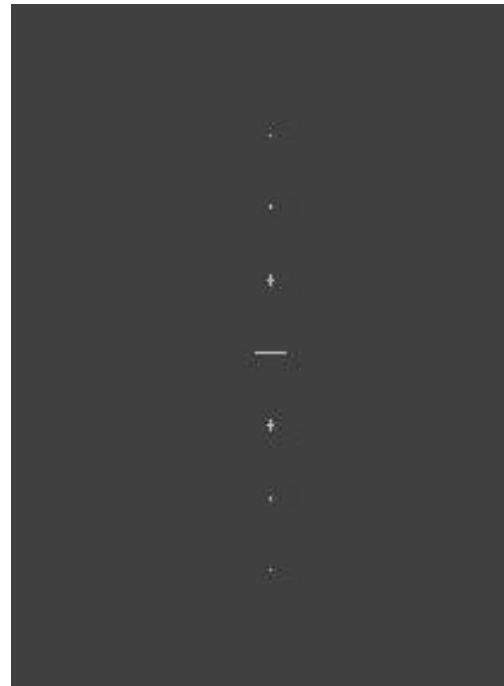


c) Resultat av invers Fourier transformasjon av spekteret i b).

Figur 18 Verifisering av posisjoner for frekvenskomponenter som er opphav til scallop. a) Viser utsnitt av et SAR bilde som har scallop b) viser utsnitt av området rundt origo i spekteret. c) viser resultat av invers fouriertransformasjon av spekteret i b.



Bilde a) Forstørret utsnitt av spekter av bilde med scallop



Bilde b) Resultat etter deteksjon ved terskling av spekter i a) (forstørret)

Figur 19 Detekterte frekvenskomponenter etter terskling av spekter. a) viser spekteret til et subbilde med scallop b) viser detekterte frekvenskomponenter som er fått ved å terskle spekteret.

Etter flere visuelle inspeksjoner av spekteret til en rekke subbilder er det klart at scallop ikke består av noen få frekvenskomponenter. Frekvenskomponentene som utgjør scallop ligger som forventet samlet nær den vertikale akse i spekteret. Dette er naturlig siden scallop har liten romlig variasjon i x-retning (range). Scallop er sammensatt av en rekke frekvenskomponenter. Det kan se ut som om disse komponentene opptrer i grupper som ligger langs y-aksen. Avstanden mellom disse gruppene ser ut til å være rimelig konstant. Ser også ut til at posisjon for disse gruppene varierer lite mellom spekteret til subbilder med scallop fra ulike områder på hver side av gain-shift. Derimot varierer magnitudene til disse komponentene i spekteret til subbilder mye for subbilder. For scallop med store amplituder (områder med lite signal-til-støy forhold) var det mulig å terskle spekteret. Bildet b) figur 20 viser resultat av terskling av (log transformert) spekter med terskel 74. Dersom denne metoden skal fungere greit på varierende grad av scallop bør det nok benyttes en adaptiv terskel.

Diskontinuitet ved bildekanter gir opphav til store magnituder langs aksene i spekteret. Dette er synlig som høye magnituder som gir opphav til striper langs den ene og/eller begge aksene, avhengig av hvilken side av bilde diskontinuiteten finnes. Dette kan skape komplikasjoner ved deteksjon av scallop som også har komponenter som ligger i området rundt aksene. En mulig løsning på dette vil kunne være å benytte "windowing". Dette er kun en løsning som bør benyttes for deteksjon. Ved kompensasjon vil det ikke være aktuelt å benytte vindusfunksjoner da dette vil fjerne mye viktig bildeinformasjon fra kantene i bildene som skal benyttes til deteksjon av oljesøl. Et annet alternativ vil da kunne være å benytte diskret cosinus transform. Dette krever at man speiler bildet om x og y akse.

6.3 Kompensasjon av scallop

Jeg vil her presentere to metoder for kompensasjon av scallop. Den første metoden gjør kompensasjon i frekvensdomene. Den andre metoden gjør kompensasjon i romlig domene. Kun metode for kompensasjon i romlig domene er implementert fullt ut slik at kompensasjon av hele SAR bilder er mulig. Denne metoden som er beskrevet i 6.3.2 vil bli benyttet i kompensasjon av scallop i bilder som evalueres med algoritme for deteksjon av oljesøl (kapittel 7). Den romlige metoden ble valgt fordi visuell evaluering viste at denne metoden gav minst like bra resultat som filtrering i frekvensdomene.

6.3.1 Kompensasjon av scallop i frekvensdomenet

Fordelen med å gjøre filtrering i frekvensdomenet er generelt fordi det er regnemessig raskere å gjøre to 2D Fourier transformasjoner og en multiplikasjon med et filter, enn å utføre en konvolusjon av bildet i romlig domene. Dette gjelder spesielt når filterstørrelsen øker. Før kompensasjon av scallop kan gjøres vil det være nødvendig å gjøre deteksjon. Deteksjon ble presentert i 6.2. Som beskrevet i forbindelse med deteksjon har scallop tilsynelatende store likheter med periodisk støy. Filtrering/kompensasjon vil da kunne gjøres ved å annullere eller dempe støykomponenter i spekteret for så gjøre invers Fourier transformasjon tilbake til billedet.

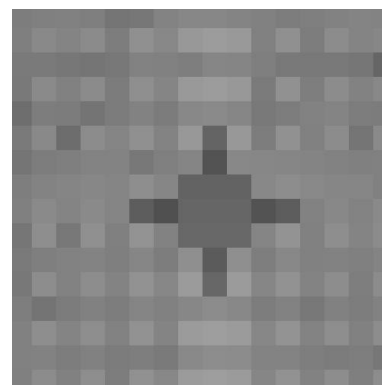
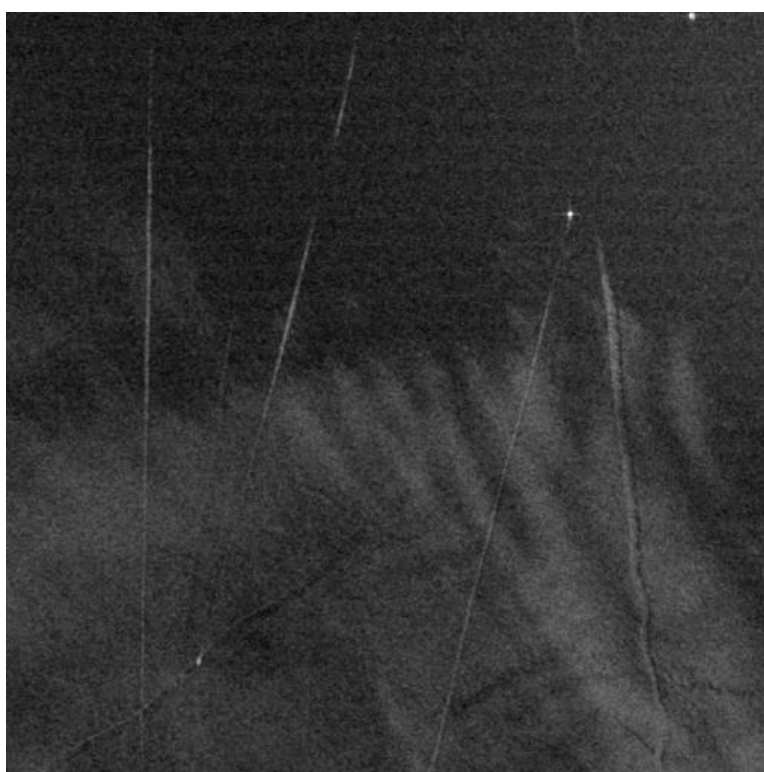
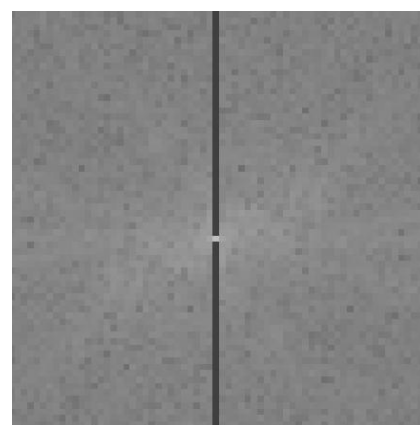
Et første enkelt forsøk på å fjerne scallop kunne være å sette pikslene som disse komponentene representerer til verdien 0 i spekteret for deretter å gjøre en invers fouriertransformasjon tilbake til romlig domene. Dette gjør at vi fjerner frekvenskomponenter i bildet som kan inneholde betydningsfull informasjon. Siden vi fjerner komponenter langs y-aksen i mye større grad enn langs x-aksen vil vi fjerne informasjon som har romlige variasjoner vertikalt i billedet. Dette er ingen optimal løsning. En bedre løsning vil være å kompensere pikslene i spekteret som utgjør scallop. Dette kan gjøres ved å redusere magnituden til disse frekvenskomponentene. Det vil være naturlig at vi i denne prosessen ønsker å gjøre verdien til slike store magnituder mer lik verdien til nabopikslene i spekteret. Til dette kan det benyttes interpolering. Det finnes mange interpolerings teknikker. Nærmeste nabo-interpolasjon og bilinear interpolasjon er to vanlige teknikker for interpolasjon.

Resultat

Jeg vil her vise resultat av noen forsøk på å kompensere scallop i frekvensdomene. Jeg vil benytte bildet i figur 21 som utgangspunkt. Figur 22 viser resultat av to ulike metoder som fjerner scallop i mer eller mindre grad.



Figur 20 Utsnitt av SAR bilde som har scallop.

**a)****b)****c)****d)**

Figur 21 Resultat av to metoder for å fjerne scallop i frekvens domene

Bildet i figur 22a viser resultat etter å benytte en interpolering for å dempe store magnituder i spekteret. Dette ble gjort ved å la piksler som er detektert ved deteksjon (illustrert i bilde i figur 20b) få en verdi som er en vektet sum av piksler i et naboområdet rundt den aktuelle pikselen. Bilde i figur 22b viser forstørret utsnitt av denne interpoleringen for en gruppe piksler som er detektert. Det resulterende bildet etter invers transformasjon (figur 22a) viser at scallop ikke er synlig i midten av bildet, Men at scallop er blitt mer tydelig i øvre og nedre del av bildet. Flere kombinasjoner av interpolering ble prøvd ut med varierende resultat.

Bildet i figur 22c viser resultat av et notch filter som filtrerer vekk piksler langs den vertikale akselen i spekteret (i en 1 piksler bred stripe, piksler nær origo som representerer lave frekvenser blir ikke filtrert bort). Figur 22d viser forstørret utsnitt av spekteret etter filtrering av spekteret. Dette gav det beste visuelle resultatet og figur 22c viser synlig reduksjon av scallop. Resultatet er mer uniformt over hele bildet enn i 22a.

I neste seksjon presenteres en alternativ metode for kompensasjon.

6.3.2 Kompensasjon av scallop i romlig domene

Når jeg forklarer metoden utviklet for kompensasjon i romlig domene har jeg ikke behandlet deteksjon tilsvarende som ble gjort for frekvensdomenet. Dette fordi jeg etter visuell analyse og manuell måling har kommet frem til at scallop stort sett er konstant i både periode og orientering. Magnituden varierer med signal-til-støy forhold i bildet. Estimering av periode/frekvens til scallop kan gjøres i det romlige domenet ved først å prosessere bildet med tanke på å fremheve scallop. Til dette kan det benyttes et middelfilter som er lavt og bredt. Filterkjerne med høyde 3 og bredde 50 gir et godt resultat. Terskling kan så benyttes for å detektere toppene. Det vil deretter tenkes at det vil være mulig å telle antall slike topper som finnes i bildet. Dersom denne perioden er konstant for hele range retningen vil det være tilstrekkelig å detektere toppene i mønsteret i en vertikal profil. Dersom perioden er konstant for hele azimuth vil det være tilstrekkelig å detektere avstanden mellom to topper og anta denne perioden for scallop i hele azimuth.

Metode steg for steg

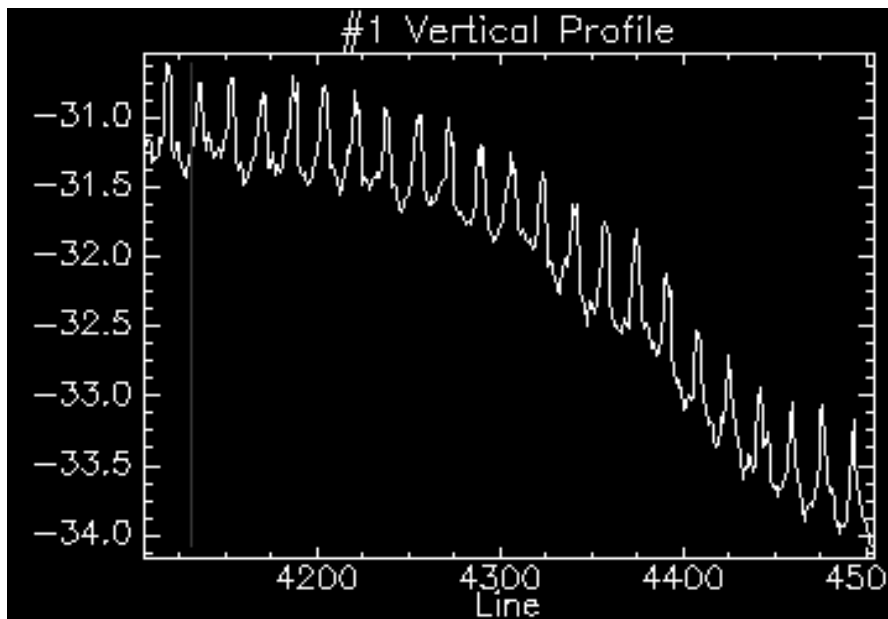
Input til algoritmen er et SAR bilde som skal kompenseres, sammen med alle detekterte gain-shift. Før og etter kompensasjon av et SAR bilde blir det gjort intensitetstransformasjon som forklart i 5.1. For alle subbilder definert av detekterte gain-shift utføres følgende kompensasjon:

1. For hvert subbilde lages en lavpass filtrert versjon. Til dette benyttes middelverdifilter med kjerne 15×15 . Filterkjerne som har dimensjon på størrelse med periode til scallop gav godt resultat, og gjorde scallop lite synlig. Denne størrelsen på filterkjernen fører til at mye av scallop blir borte.
2. Beregning av middelverdi for hver eneste rad i både filtrert bilde, $M_{LP}(N)$ og ufiltrert bilde, $M_S(N)$. Dette gir to vektorer som viser middelverdi for hver rad i de to bildene. Differanse i korresponderende verdier i de to vektorene vil hovedsakelig komme fra bidrag i scallop som er tilstede i profilen fra bildet som ikke er lavpassfiltrert. Vektoren $M_S(N)$ for $N=[4100-4500]$ er plottet i figur 23. Vektoren $M_{LP}(N)$ for $N=[4100-4500]$ er plottet i figur 24. Ved hjelp av disse to profilene blir kompensasjon som er nødvendig for hver rad i et subbilde estimert. Kompensasjonsfaktor K_N for rad N blir beregnet slik : $K_N=M_{LP}(N)/M_S(N)$.
3. Kompensasjon skjer så ved å multiplisere alle piksler i rad N på ufiltrert bilde med kompensasjonsfaktor K_N .

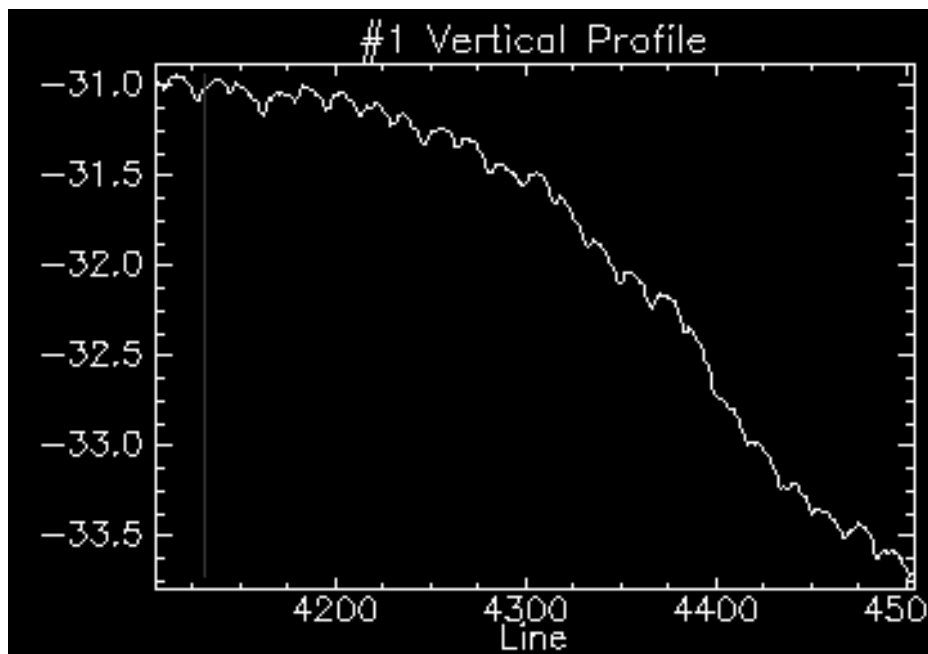
Konvolusjonsoperator som unngår å prosessere landmaske piksler.

En normal konvolusjonsoperator vil på samme måte som et konvensjonelt middelfilter generere store gradienter i områder av bildet som representerer kystområder fordi landmaske vil gi stor kontrast med piksler som representerer sjø og gi opphav til en skarp kant. Det har derfor vært nyttig å implementere en konvolusjonsoperator som tar hensyn til at landmaske verdier som har pikselverdi 0 dB i bildene. Dette er gjort ved å legge inn en sjekk i konvolusjonsoperatoren som sjekker om vinduet ligger over piksler som representerer landmaskeverdier. Dersom vinduet ligger over landmaskepiksler blir kun piksler i vinduet som ikke representerer landmaske benyttet i beregning av middelverdien. Dette hindrer utsmøring av landmasken samtidig som områder som representerer sjø blir midlet, også nær kystlinjer i god grad.

I steg 1 i metoden lages en lavpass filtrert kopi av bildet som skal kompenseres. Ved å la lavpass filteret slippe gjennom alle romlige frekvenser lavere enn frekvensen til scallop mønsteret, vil lavpassfiltrert bilde ikke inneholde synlig scallop. Filter kjerne på 15x15 gav godt resultat. Perioden til scallop er manuelt målt til ca 17 piksler. Denne viser seg å være rimelig konstant for alle bilder. Profilen i figur 24 som viser middelverdi for hver rad av et subilde viser at det finnes lite scallop i det lavpassfiltrerte bildet. Videre blir middelverdi i hver rad i bildet beregnet for begge bildene (både lavpass filtrert kopi og original)(steg 2). Siden stripene som scallop gir opphav til er parallelle med range vil beregning av middelverdi i hver rad gi et godt estimat av romlig variasjon som scallop gir i vertikal retning. Profilen i figur 23 viser middelverdi for radene omkring 1100 til 1450 i et subilde med scallop. Scallop er tydelig med sine hurtige romlige variasjoner. Denne profilen er hentet fra et mørkt område i bildet hvor scallop har spesielt store amplituder.



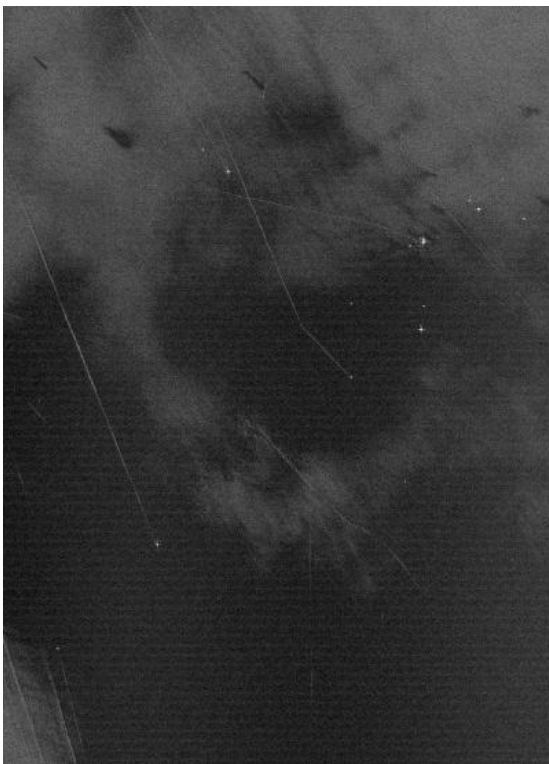
Figur 22 Profil som fås ved å plote middelvei av piksler for rad 4100 til 4500 i et subbilde som inneholder scallop. Scallop er tydelig som periodiske variasjoner i denne profilen.



Figur 23 Profil som fås ved å plote middelvei av piksler for rad 4100 til 4500 i et subbilde som er filtrert med middelvei for å redusere scallop.

Resultat

Denne metoden viste seg å gi godt resultat. Bildene i figur 25, 26 og 27 viser to eksempler på kompensasjon med denne metoden. Jeg hadde på forhånd forventet best resultat ved bruk av metoder som gjorde kompensasjon frekvensdomene. Bakgrunnen for denne antagelsen var den periodiske karakteristikken til scallop. I etterkant har det vist deg at den romlige metoden gav like godt og kanskje bedre resultat. Grunnen til at de romlige metodene fungerte bra skyldes at scallop er tilnærmet konstant for hele bredden innenfor et subbilde.

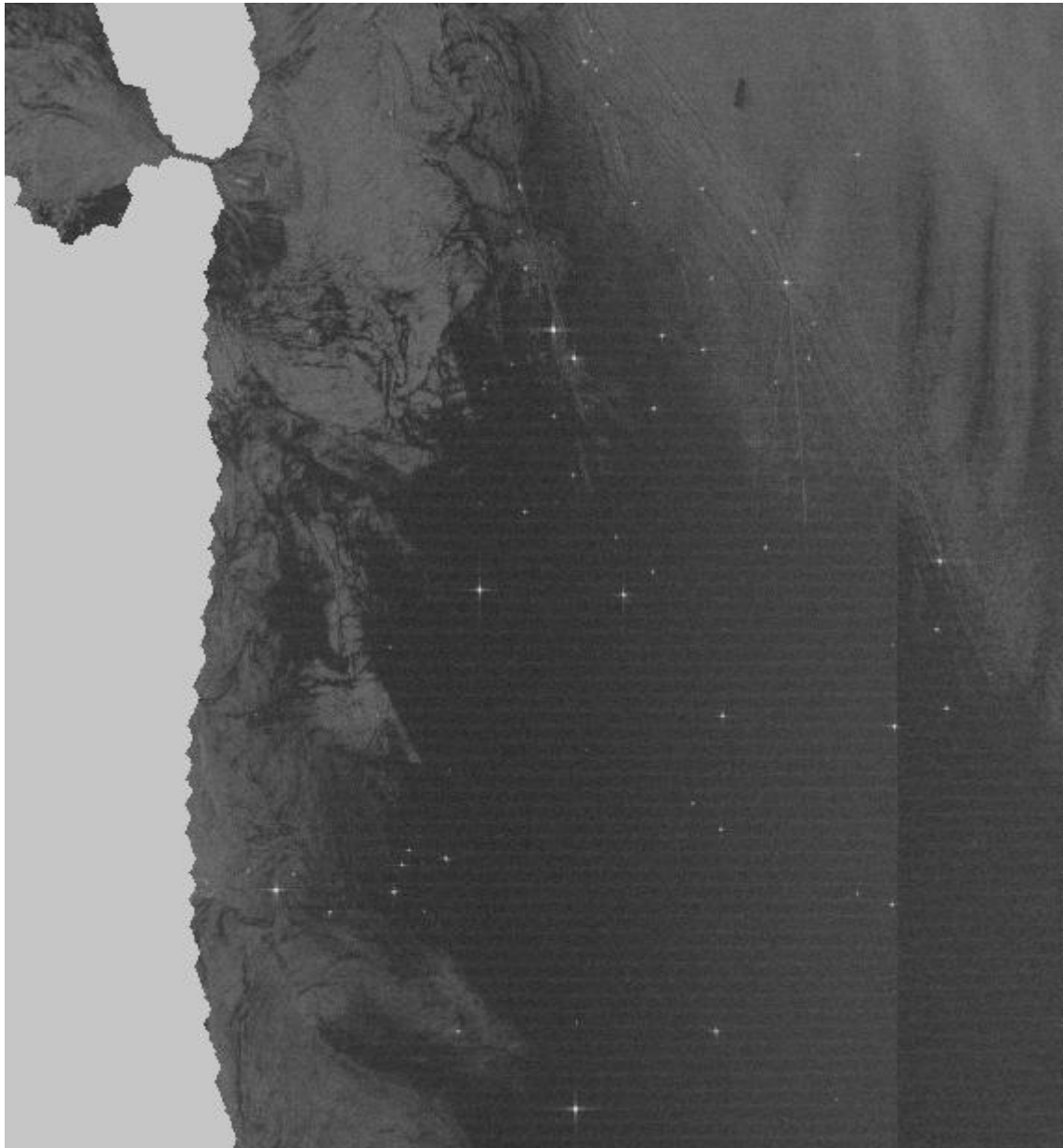


Bilde a)

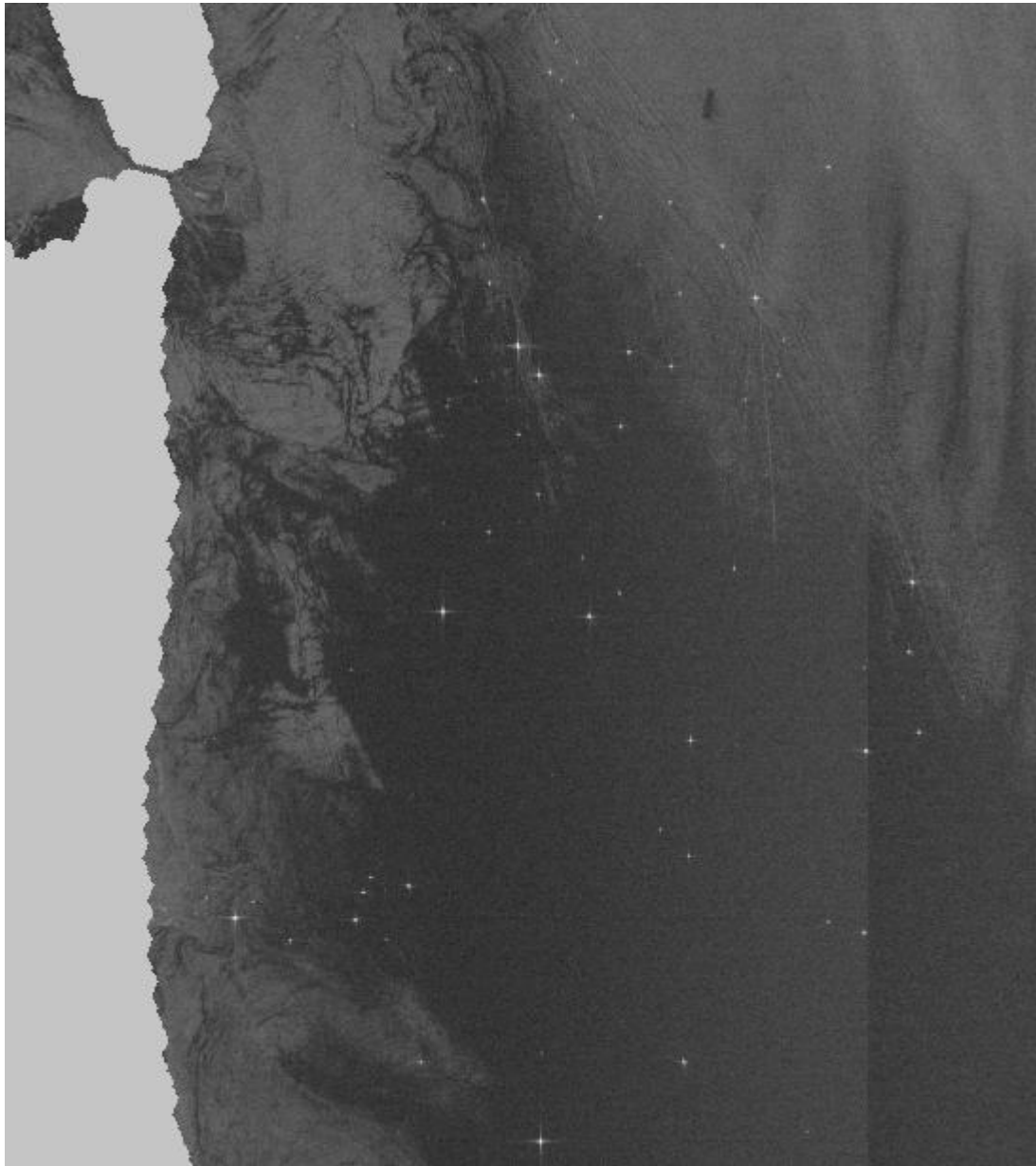


Bilde b)

Figur 24 Bilde a) viser utsnitt av SAR bilde med scallop. Bilde b) viser det samme utsnittet etter kompensasjon av scallop.



Figur 25 Utsnitt av SAR bilde som inneholder scallop.



Figur 26 Resultat av kompensasjon av scallop i bildet fra figur 26.

7. Eksperimentelle resultater for oljesøl deteksjon

Jeg vil i dette kapitlet presentere eksperimentelle resultater som er gjort. Jeg vil benytte bilder som er kompensert for både scallop (presentert i 6.3.2) og gain-shift (presentert i 5.3.1). Ukompenserte bilder vil bli benyttet som sammenligningsgrunnlag.

I tidligere kapitler ble det kun presentert visuelle resultater av kompensasjon for de to artefaktene hver for seg. Jeg vil i dette kapitlet vise resultat av kompensasjon for både gain-shift og scallop i samme bilde.

7.1 Evalueringsmetoder

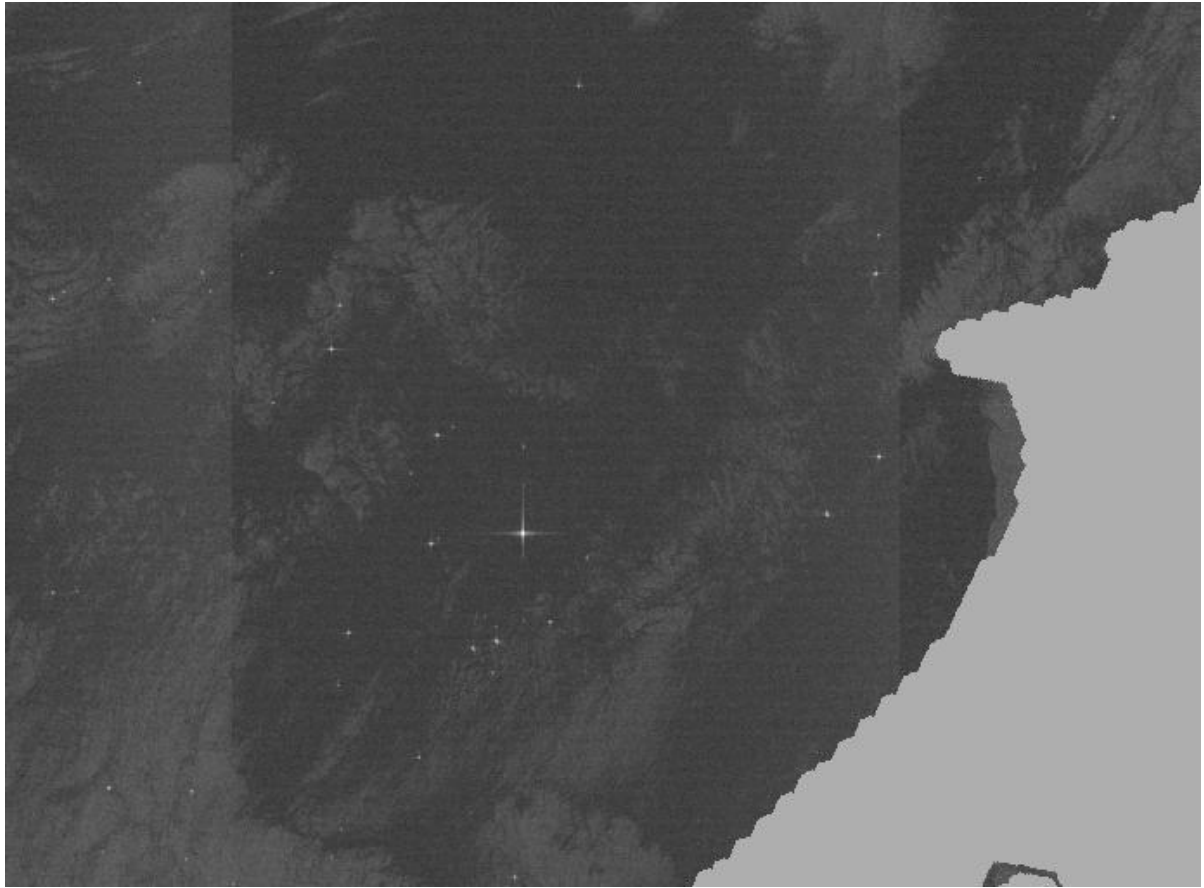
Eksperimentene vil bestå av to typer: visuell evaluering og evaluering av deteksjon med eksisterende algoritme for oljesøl deteksjon. Ved visuell evaluering vil jeg vurdere synlighet av scallop og gain-shift i bilder som er kompensert. For å gjøre evaluering av deteksjon med algoritme vil kjøre både ukompenserte og kompenserte bilder gjennom eksisterende algoritme for deteksjon av oljesøl. Evalueringsprosessen vil fokusere på to ting:

1. Visuell evaluering av segmenteringsresultat i algoritme. Et delresultat av algoritmen er et segmentert bilde som inneholder alle detekterte mørke flekker. Jeg vil sammenligne dette segmenteringsresultatet fra bilder som ikke er kompensert med segmenteringsresultat fra bilder som er kompensert.
2. Jeg vil også undersøke hvilken effekt scallop og gain-shift har på deteksjonsraten til algoritmen. Dette vil jeg gjøre ved å se om de samme oljesølene blir detektert i de kompenserte bildene som i de ukompenserte bildene.

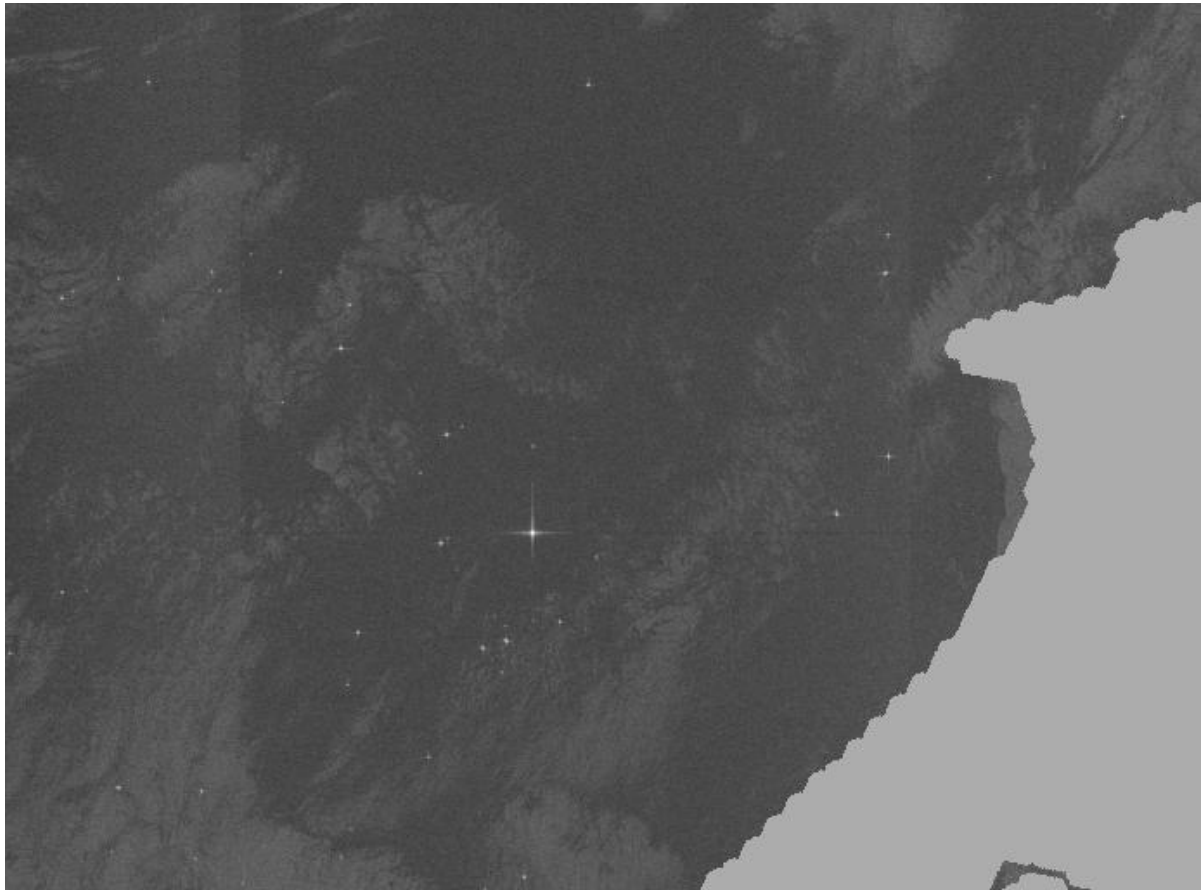
Metode for deteksjon av gain-shift som ble presentert i 5.2 vil ikke bli evaluert i eksperimenter som blir presentert i dette kapitlet. Dette for å sikre korrekt og mest mulig optimal kompensasjon av scallop og gain-shift i alle bildene som skal evalueres med algoritme for deteksjon av oljesøl. Alle synlige gain-shift i bildene som skal evalueres med algoritmen er tidligere målt og benyttes som input til metodene for kompensasjon av scallop og gain-shift.

7.2 Visuell evaluering av kompensasjon

Jeg vil her se på resultat etter kompensasjon av gain-shift med metode presentert i 5.3.1 og scallop med metode presentert i 6.3.2 i samme bilde. Appendix A viser noen før og etter bilder. I bildene i Appendix A er kunne effekten av gain-shift synlig.



Figur 27 Utsnitt av SAR bilde som viser både scallop og gain-shift



Figur 28 Samme bilde som i fig 28 men kompensert for både scallop og gain-shift

I områder med lite signal-til-støy forhold er gain-shift og scallop fortsatt synlig i bilder som er kompensert. Bilde i figur 28 og 29 viser eksempel på før og etter resultater. Eller viser visuell inspeksjon at metodene gir godt resultat.

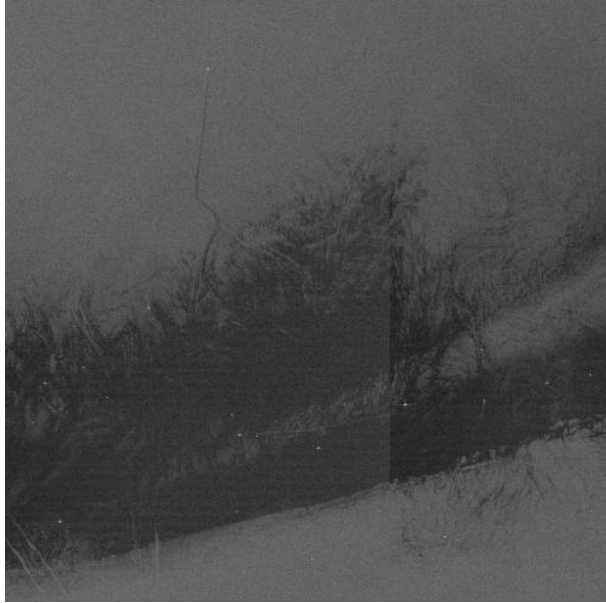
7.3 Visuell evaluering av segmenteringsresultat fra algoritme for oljesøldeteksjon

Jeg vil her se på hvilken effekt scallop og gain-shift har på segmenteringsresultater som fås ved å kjøre bildene på algoritme for oljesøl deteksjon. Jeg vil vurdere segmenteringsresultat fra ukompenserte bilder mot bilder som er kompensert med både scallop og gain-shift.

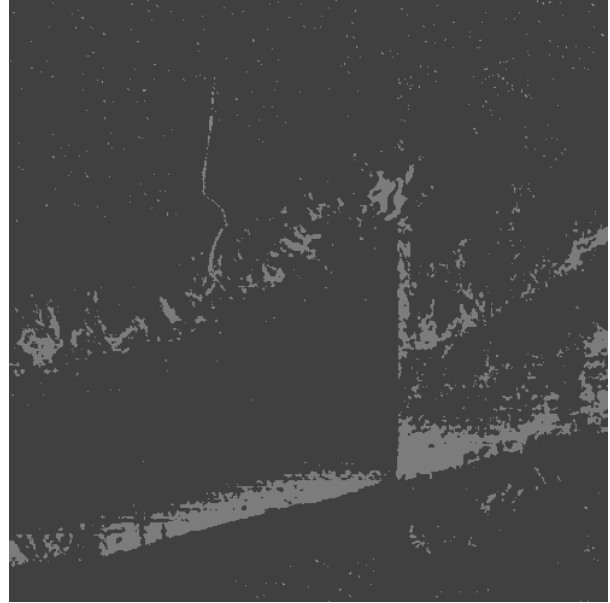
Visuell inspeksjon av segmentering av mørke områder som gjøres av algoritmen viser at gain-shift kan gi opphav til ”falske” segmenter i områder rundt en gain-shift kant. Dette er illustrert i bildene i figur 30 og 33. Bilde a i figur 30 viser et utsnitt av SAR bilde som ikke er kompensert. Det er synlig et gain-shift litt til høyre for midten. Bilde b i figur 30 viser resultat etter segmentering av mørke flekker. I tilfeller hvor reelle oljesøl sammenfaller med områder i bildet som har en gain-shift kant er det grunn til å tro at deler av detektert oljesøl bil avkuttet.

Videre inspeksjon viser at scallop har en tendens til å splitte opp segmenterte mørke flekker. Dette er illustrert i bildene i figur 31 og 32.

Ved tilsvarende visuelle inspeksjoner av segmenteringsresultat fra bilder som var kompensert for begge artefakter var det en tendens til at ”falske” områder som følge av gain-shift ble borte. Etter kompensasjon av scallop var det en tendens til at segmenterte områder ble mindre oppsplittet. Summen av disse to effektene er trolig årsaken til at antall ”lookalikes” blir redusert i kompenserte bilder. Dette kan ses av tabell 4.

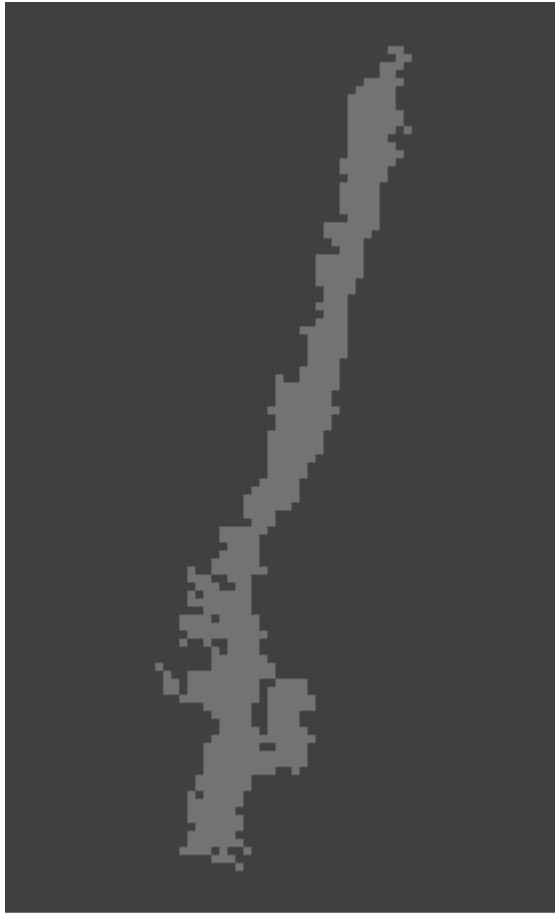
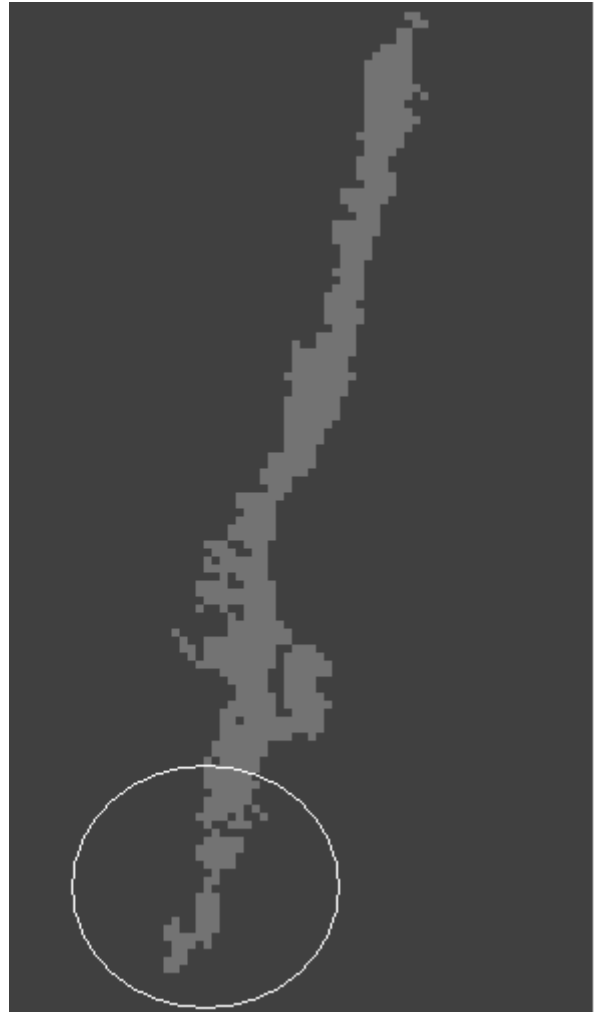


Bilde a)

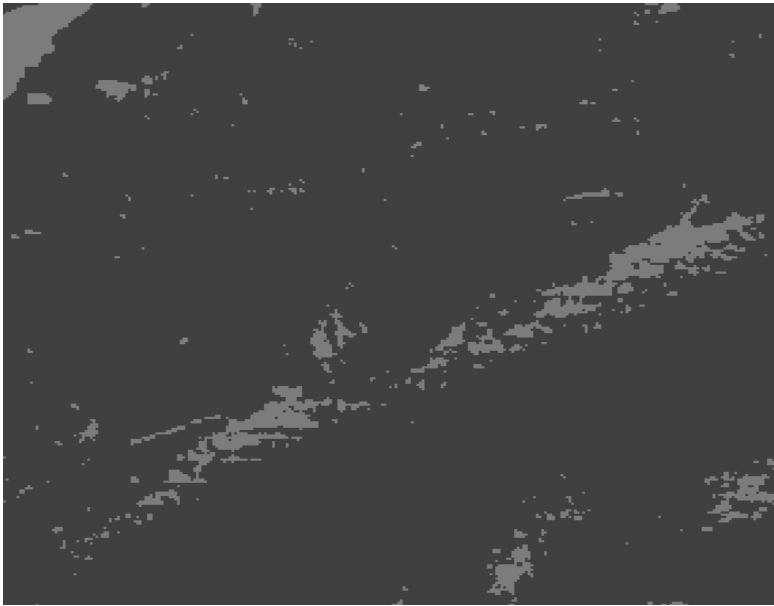
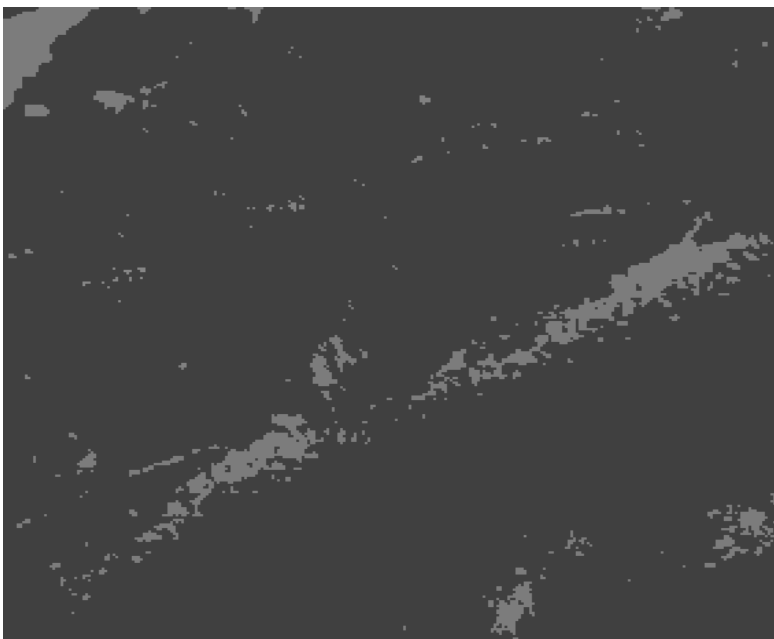


Bilde b)

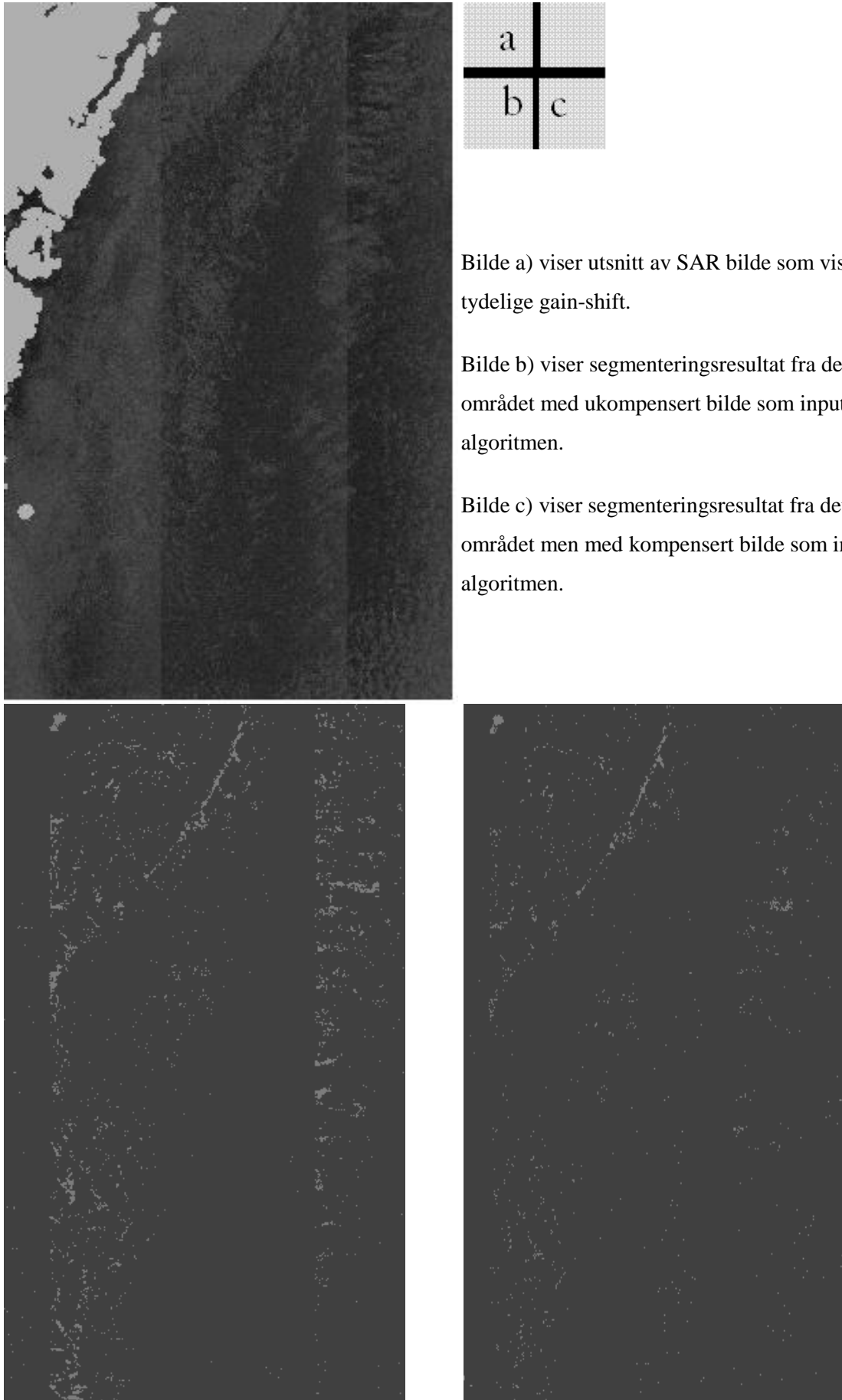
Figur 29 Effekt av gain-shift på segmenteringsresultat av algoritme. Bilde a) viser utsnitt av ukompensert bilde som. Et gain-shift er synlig til høyre for midten. Bilde b) viser segmenteringsresultat etter å ha prosessert det med algoritme for oljesøldeteksjon på bilde i a).

**Bilde a)****Bilde b)**

Figur 30 Effekt kompensasjon av scallop. Bilde a) viser et mørkt område som er detektert som oljesøl i et bilde som ikke er kompensert. Bilde b) Viser det samme oljesølet som er detektert i et bilde som er kompensert. I det kompenserte bildet er en større del av oljesølet bevart (innringet i bilde b). Dette er trolig et resultat av kompensasjon av scallop.

**Bilde a)****Bilde b)**

Figur 31 Effekt av kompensasjon av scallop. Bilde a) viser et utsnitt av et segmenteringsresultat i et bilde som ikke er kompensert. Bilde b) Viser det samme utsnittet i et bilde som er kompensert. I det kompenserte bildet i b) er det en antydning til mindre oppsplitting av segmenterte områder. Dette er trolig et resultat av kompensasjon av scallop.



Figur 32 Effekt av kompensasjon av gain-shift.

7.4 Evaluering av deteksjonsrate for kompenserte bilder


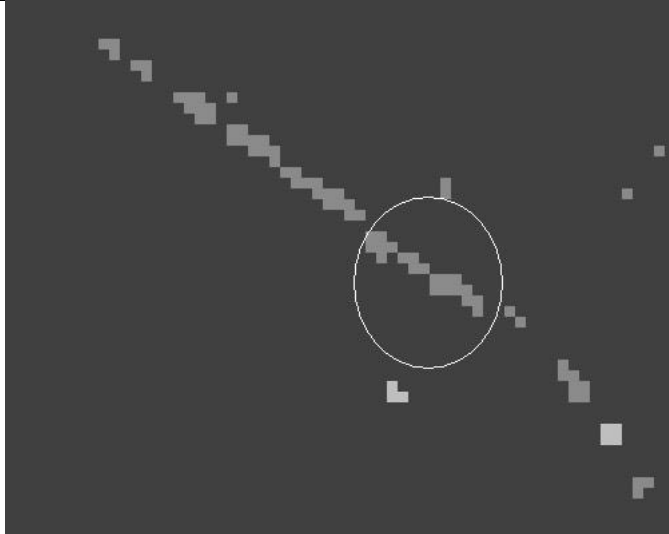
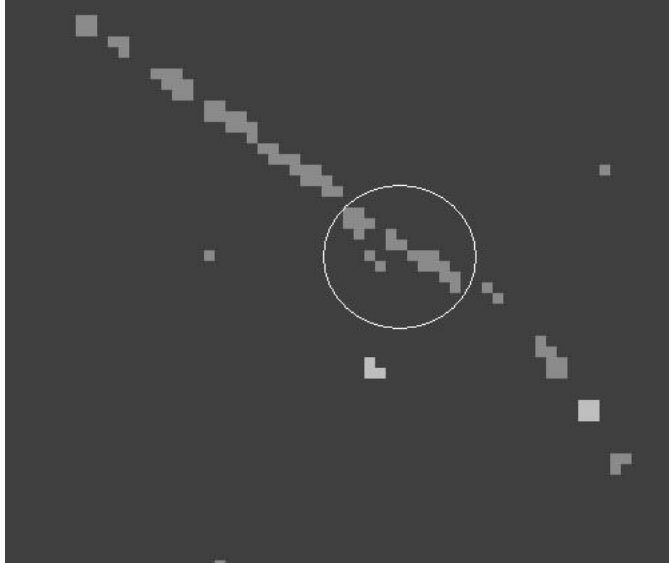
I denne evalueringen ser jeg på resultat av deteksjonsrate før og etter kompensasjon av gain-shift med metode presentert i 5.3.1 og scallop med metode presentert i 6.3.2. Jeg vil også se på segmenteringsresultater for tilfeller hvor oljesøl ikke detekteres i ukompenserte men detekteres i kompenserte bilder, og omvendt. Tabell 4 gir en oversikt over antall detekterte oljesøl og "lookalikes" som algoritme detektere i kompenserte og ukompenserte bilder. Figur 34 viser oppsettet som vil bli benyttet til presentasjon av segmenteringsresultat. I resultatene under snakkes det om sikre oljesøl og usikre oljesøl. Når det detekteres et sikkert oljesøl betyr det at det har en konfidens på 2 eller mer. Usikre oljesøl har en konfidens på 1.

Tabell 4 Oversikt over antall oljesøl og lookalikes som er detektert med algoritmen i kompenserte og ikke kompenserte bilder. Positivt tall i siste kolonne representerer oljesøl som er detektert i kompensert bilde men ikke i ukompensert. Negativt tall representerer oljesøl som er ikke detektert i kompensert bilde men i ukompensert bilde.

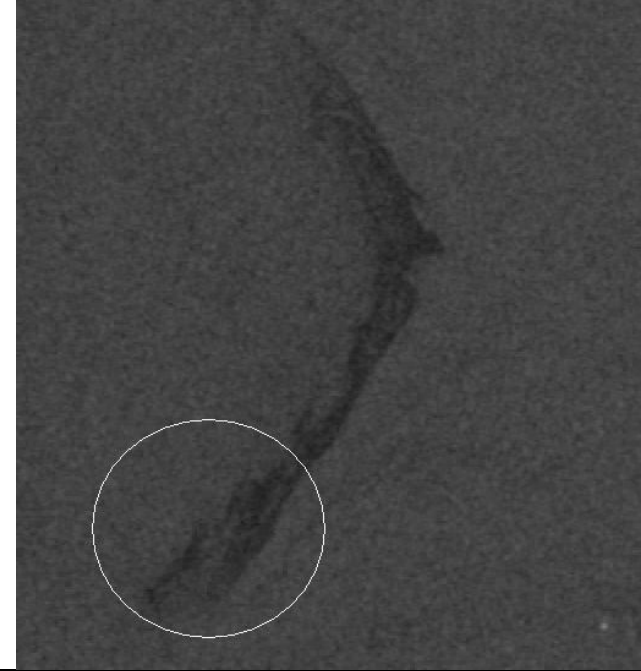
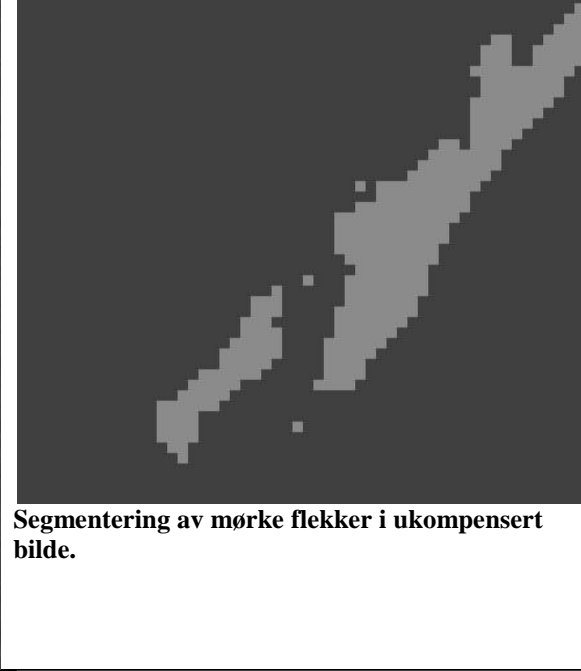
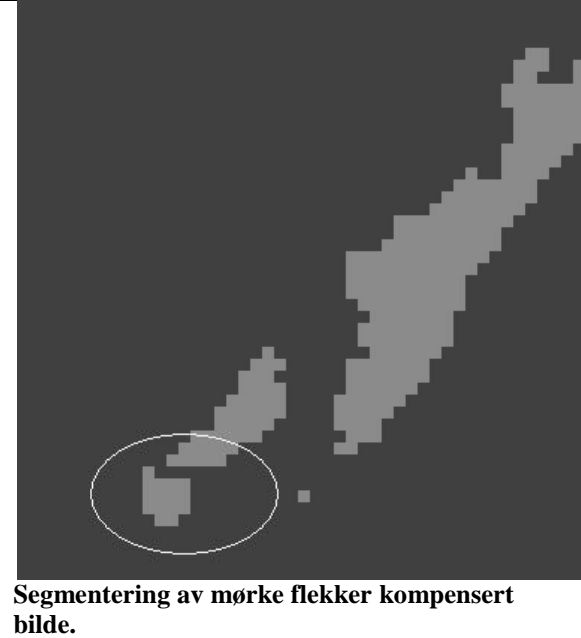
| Bilde | Oljesøl i ukompensert | Lookalikes i ukompensert | Oljesøl i kompensert bilde | Antall lookalikes i kompensert bilde | detekterte som finnes i begge bilder | Antall nye eller ikke detekterte oljesøl |
|----------|-----------------------|--------------------------|----------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|------------------------------------------|
| 20030506 | 5 | 730 | 6 | 695 | 5 | +1 |
| 20030616 | 16 | 1363 | 16 | 1457 | 14 | +2 -2 |
| 20030721 | 7 | 517 | 6 | 440 | 6 | -1 |
| 20030728 | 1 | 294 | 1 | 285 | 1 | 0 |
| 20030809 | 5 | 792 | 6 | 681 | 5 | +1 |
| 20030822 | 6 | 390 | 5 | 359 | 5 | -1 |
| 20031012 | 2 | 809 | 1 | 534 | 1 | -1 |

| | |
|------------------------------------------------------|-------------------------------------------------|
| <bilde oljesøl> | <segmentert ukompensert> |
| bildeID | <segmentert kompensert> |
| Posisjon i bildet (pos x, pos y) | |
| Verifisert som oljesøl / Ikke verifisert som oljesøl | Antatt årsak til manglende deteksjon/ deteksjon |

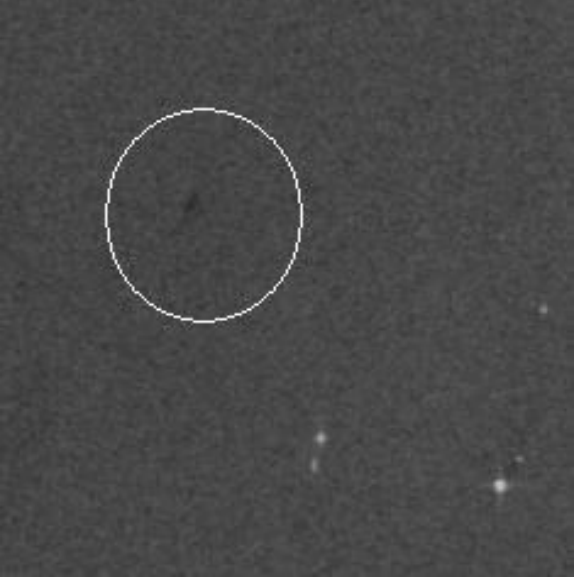
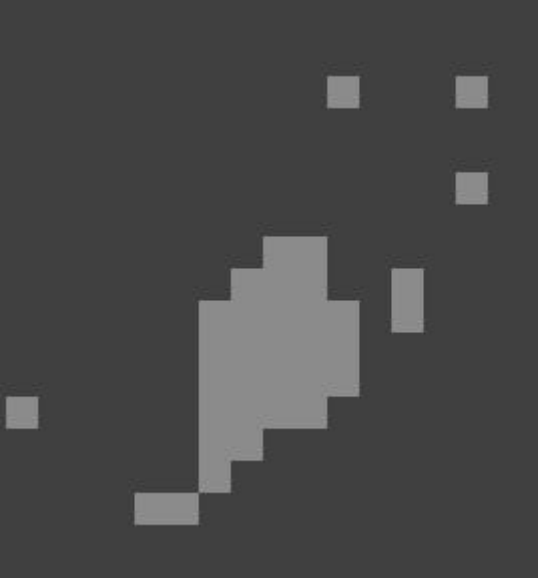

Figur 33 Oppsett av resultater

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  |
| | Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde. Segment i innringet området blir detektert som sikkert oljesøl. |
| Bilde: 20030822 Posisjon (x,y) i bilde: (3796, 2736) |  |
| Dette er oljesøl | Segmentering av mørke flekker i kompensert bilde. Segmentering av mørke flekker i kompensert bilde viser at regionen er blitt splittet. Resultat er at det ikke blir detektert som oljesøl i kompensert bilde. Dette kan skyldes redusert kontrast i kompensert bilde. Dette området ligger langt til høyre i bildet. |

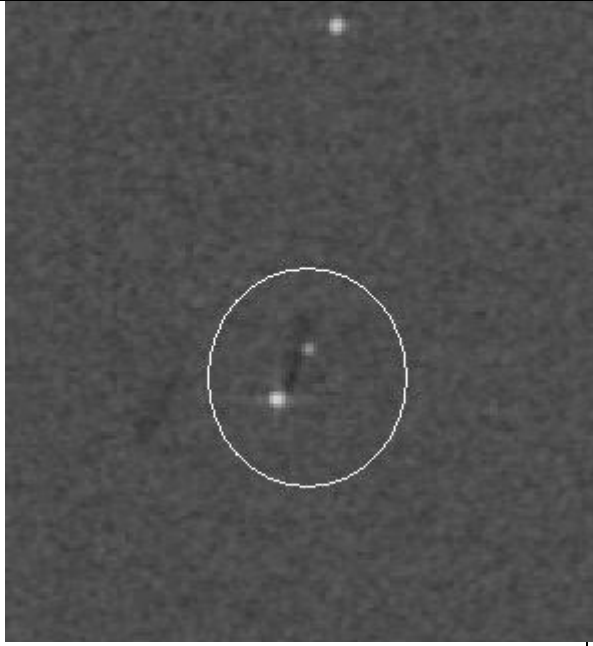
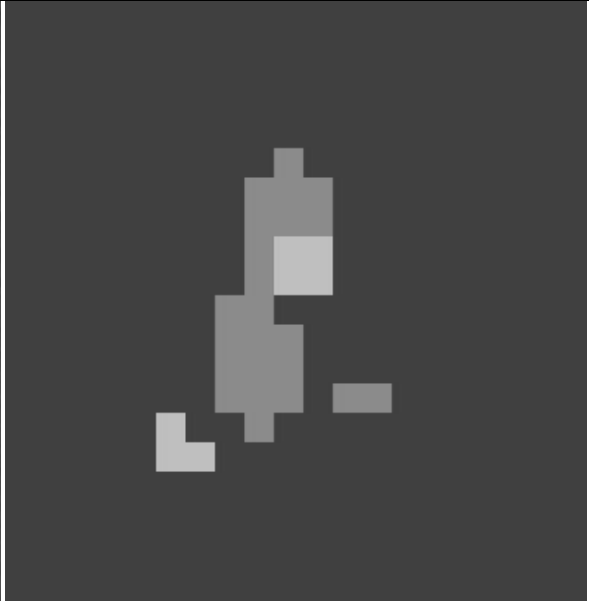
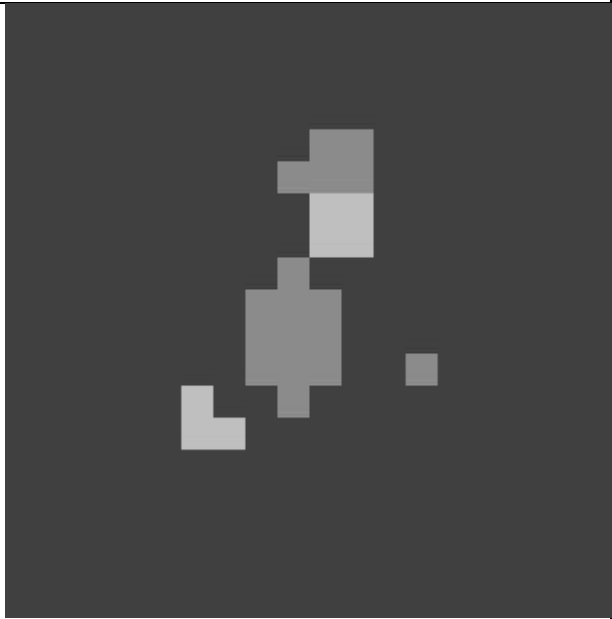
Figur 34 Resultat deteksjon bilde 20030822.

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p> |
| <p>Bilde: 20030721</p> <p>Posisjon (x,y) i bilde: (4190,2714)</p> |  <p>Segmentering av mørke flekker kompensert bilde.</p> |
| <p>Dette er oljesøl</p> | <p>Region i kompensert bilde blir splittet i to og får redusert konfidens fra 2 til 1 i kompensert bilde. Kan skyldes reduksjon i kontrast i kompensert bilde. Oljesølet vil likevel bli detektert siden den store regionen blir klassifisert som oljesøl.</p> |

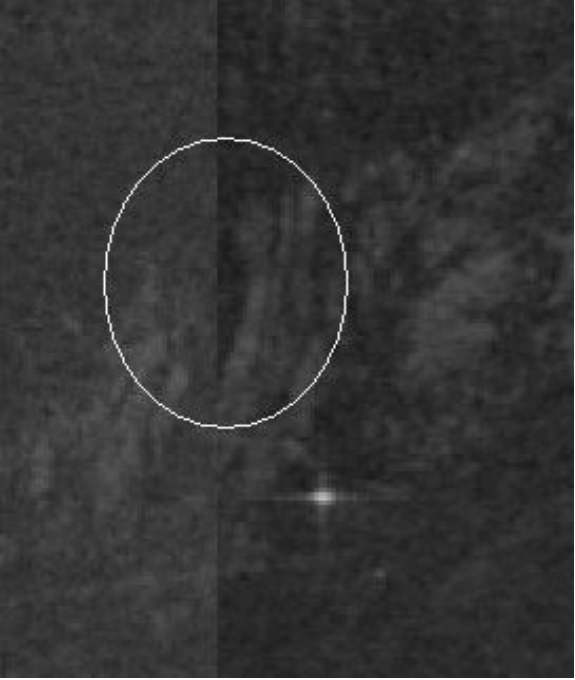


Figur 35 Resultat deteksjon bilde 20030721

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  |
| <p>Bilde: 20030721</p> <p>Posisjon (x,y) i bilde: (4430,3080)</p> | <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p>  |
| <p>Dette er mulig oljesøl.</p> | <p>Segmentering av mørke flekker kompensert bilde.</p> <p>Innringet mørk flekk blir kun detektert som sikkert oljesøl i kompensert bilde. Dette er trolig en konsekvens av kompensasjon av scallop.</p> |

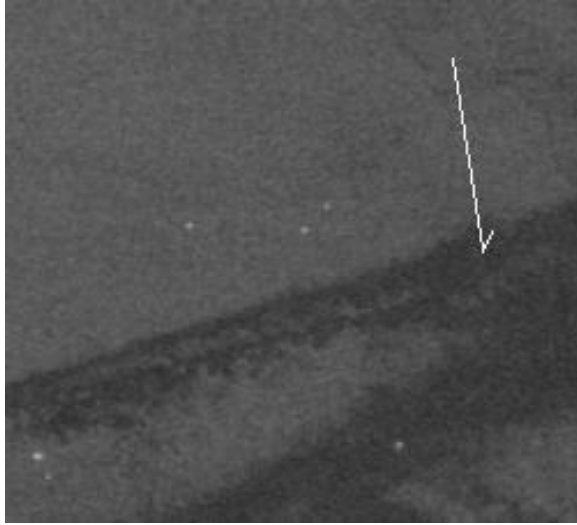
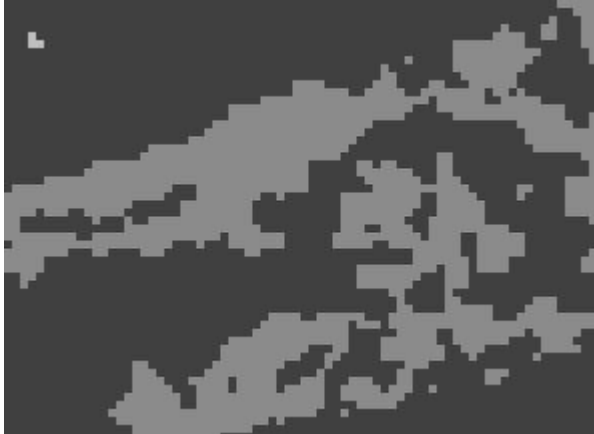
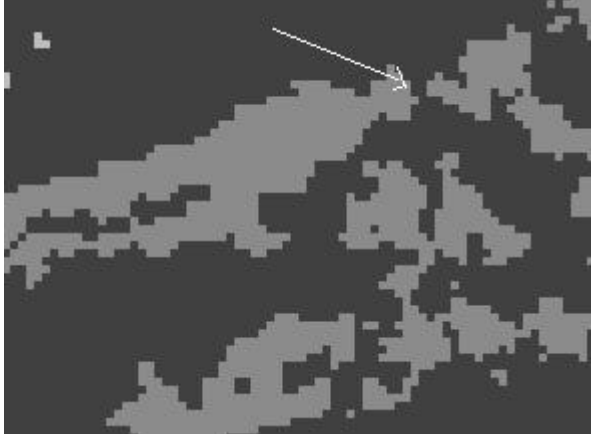
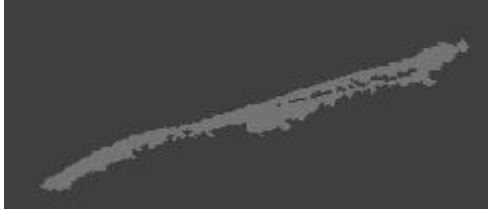
Figur 36 Resultat deteksjon bilde 20030721

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p> |
| <p>Bilde: 20030721 Posisjon (x,y) i bilde: (5308,4352)</p> |  <p>Segmentering av mørke flekker kompensert bilde.</p> |
| <p>Dette er oljesøl.</p> | <p>Splitting av region i to og får redusert konfidens fra 2 til 1 i kompensert bilde. Kan skyldes reduksjon i kontrast i kompensert bilde.</p> |


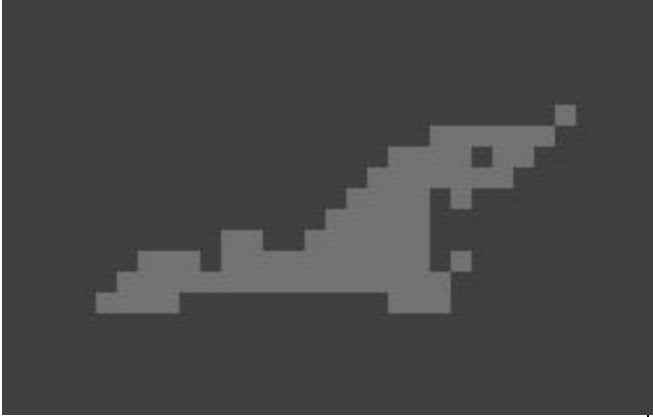
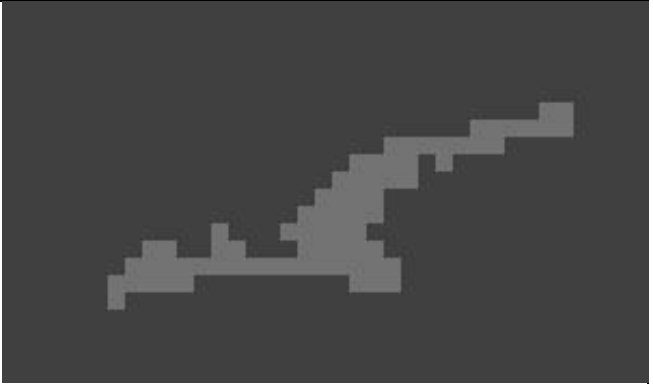
Figur 37 Resultat deteksjon bilde 20030721

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p> |
| <p>Bilde: 20030809 Posisjon (x,y) i bilde: (1786,2322)</p> |  <p>Segmentering av mørke flekker i kompensert bilde.</p> |
| <p>Dette er kke oljesøl</p> | <p>Innringet segment blir splittet i to og får redusert konfidens fra 2 til 1 i kompensert bilde. Kan skyldes reduksjon i kontrast i kompensert bilde.</p> |

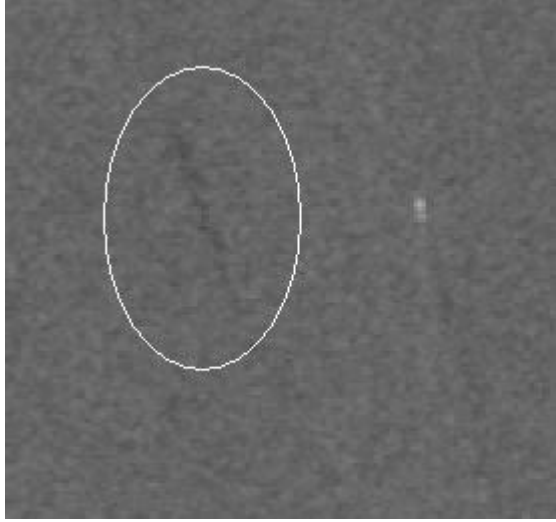
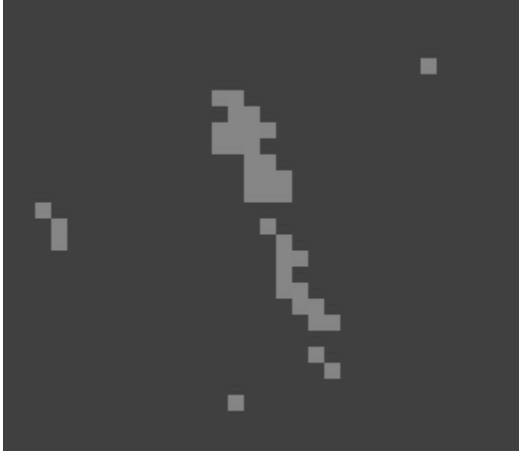
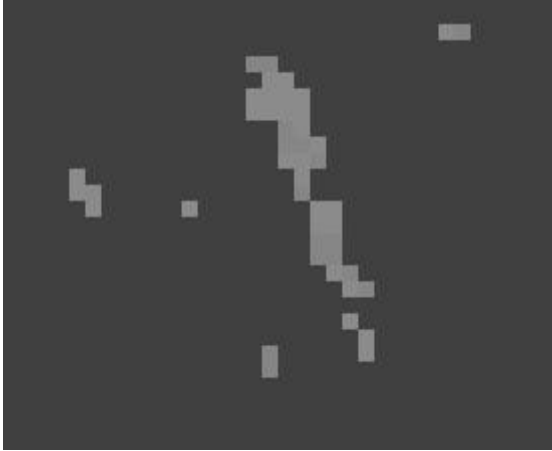
Figur 38 Resultat deteksjon bilde 20030809

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p> |
| <p>Bilde:20030809 Posisjon (x,y) i bilde: (3072,2062)</p> |  <p>Segmentering av mørke flekker i kompensert bilde.</p> |
| <p>Dette er ikke oljesøl</p> |  <p>Detektert oljesøl i kompensert bilde. Dette oljesølet ble ikke detektert i ukompensert bilde.</p> |

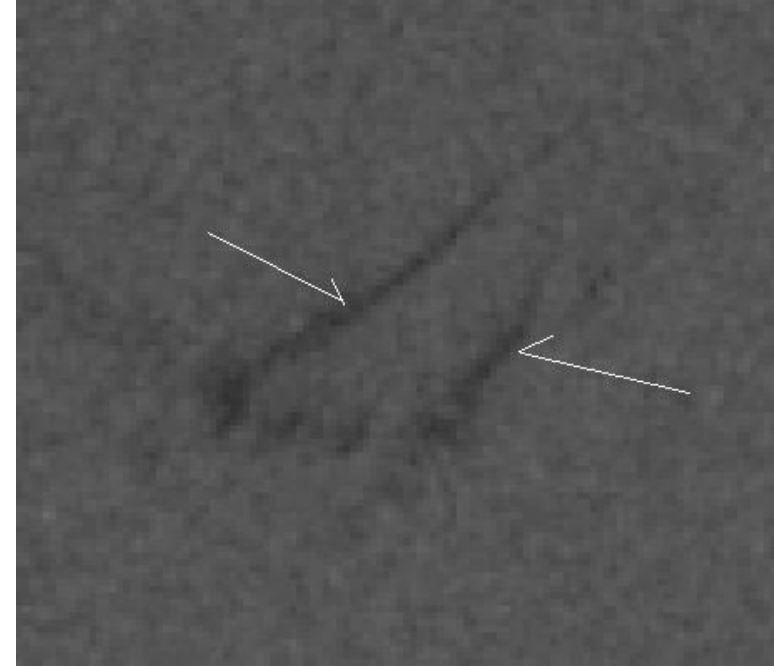
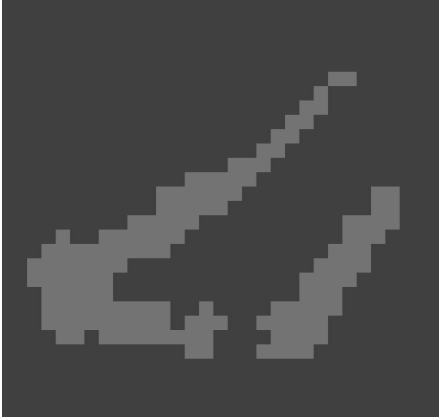
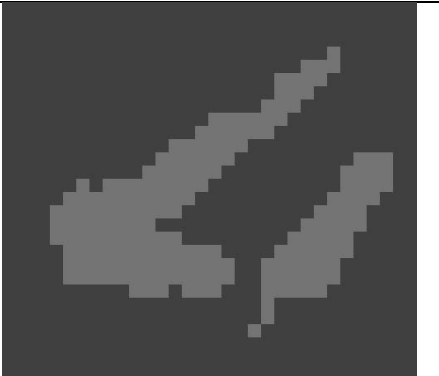
Figur 39 Resultat deteksjon bilde 20030809

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  |
| <p>Bilde:20030809 Posisjon (x,y) i bilde: (3054,3220)</p> | <p>Detektert oljesøl i ukompensert bilde.</p>  |
| <p>Mulig oljesøl</p> | <p>Detektert oljesøl i kompensert bilde. Detektert med konfidens 1 i ukompensert bilde. Detektert med konfidens 2 i kompensert bilde. Dette er trolig resultat av kompensasjon av scallop</p> |


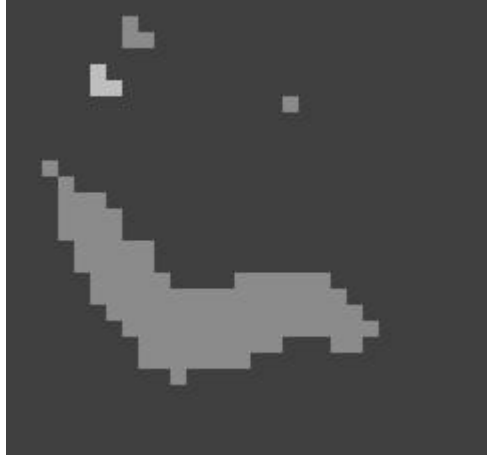

Figur 40 Resultat deteksjon bilde 20030809

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p> |
| <p>Bilde:20030506 Posisjon (x,y) i bilde: (1136,2412)</p> |  <p>Segmentering av mørke flekker i kompensert bilde.</p> |
| <p>Mulig oljesøl</p> | <p>Detekteres ikke i det hele tatt i ukompensert bilde. Detekteres med konfidens 3 i kompensert bilde.</p> |

Figur 41 Resultat deteksjon bilde 20030506

| | |
|----------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  |
| <p>Bilde: 20030616 Posisjon (x,y) i bilde: (2458,1526) og (2464,1542)</p> | <p>Detektert som to usikre (konfidens 1) oljesøl i ukompensert bilde.</p>  <p>Detektert som to sikre (konf. 2) oljesøl i kompensert bilde.</p> |
| <p>Mulig oljesøl</p> | <p>Konfidens for deteksjon av dette oljesølet har gått fra 1 til 2 som resultat av kompensasjon.</p> |

Figur 42 Resultat deteksjon bilde 20030616

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  |  <p>Segmentering av mørke flekker i ukompensert bilde.</p> |
| <p>Bilde: 20030728 Posisjon (x,y) i bilde: (2282,3668)</p> |  <p>Segmentering av mørke flekker i kompensert bilde.</p> |
| <p>Dette er et oljesøl</p> | <p>Detektert som oljesøl med konf. 3 i ukompensert bilde. Detektert som oljesøl med konf. 4 i kompensert bilde.</p> |

Figur 43 Resultat deteksjon bilde 20030728

Resultat

Resultat av deteksjon med algoritme for deteksjon av oljesøl, som er presentert i tabell 4 viser at de aller fleste sikre oljesøl som ble detektert i ukompensert også ble detektert i kompensert bilde. Det viser seg at kompensasjon av scallop og gain-shift kan ha flere effekter på deteksjon av oljesøl. Mørke flekker som blir klassifisert som sikre oljesøl (konfidens 2 eller høyere) i ukompenserte bilder kan i noen tilfeller få redusert konfidens i kompenserte bilder. Det skjedde også at mørke flekker som blir klassifisert som usikre oljesøl (konfidens 1) i ukompenserte bilder kan i noen tilfeller få økt konfidens i kompenserte bilder og dermed detekteres som sikre oljesøl.

Etter visuell inspeksjon av flere segmenteringsresultater viser en tendens til at færre mørke flekker blir segmentert etter hvert når man nærmer seg høyre bildekant (minkende range) i forhold til bildene som er ukompensert. Det er også en tydelig tendens til at færre oljesøl detekteres lenger til høyre i de kompenserte bildene. Nærmere visuell inspeksjon viser antydning til reduksjon i kontrast til høyre i bildet. Dette er trolig en konsekvens av kompensasjon for gain-shift. I steg 2 i metode for deteksjon av gain-shift (presentert i 5.3.1) blir piksel verdier kompensert ved multiplikasjon med et tall mindre enn 1. For hver gang dette gjøres vil kontrast bli redusert. For område til høyre for det siste gain-shiftet vil piksler ha blitt multiplisert opptil 4 ganger (med 4 gain-shift i bildet). Dette fører til reduksjon i kontrast for dette området. Forslag til endring av steg 3 i metode for kompensasjon av gain-shift beskrevet i 5.3.1, vil være å gjøre følgende: Normalisering av denne kompensasjonsverdien gir oss kompensasjonsfaktoren $1/1.04 = 0.95$. Det kan i dette steget være lurt å subtrahere alle verdier til høyre med en verdi som er 5 % av nåværende verdi? Dette gjør at det ikke er behov for intensitetstransformasjon før og etter.

8. Konklusjon

Hovedmålet i denne oppgaven var å utvikle metoder for kompensasjon av scallop og gain-shift. Den innledende analysen av datasettet med SAR bilder viste at scallop og gain-shift er to artefakter som henger nøye sammen. Konsekvensen av dette er at de må kompenseres i sammenheng. Med dette menes at kompensasjon av begge artefaktene er avhengig av at alle gain-shift detekteres først. Robust deteksjon av gain-shift ble derfor viktig. Ved å utnytte de karakteristiske egenskapene til gain-shift, som vertikale og lange kanter, ble det oppnådd presis deteksjon av de fleste gain-shift som var visuelt synlige i bildene. Hovedutfordringen i forbindelse med deteksjon av gain-shift var å detektere kanter som var korte og/eller diffuse. Ved å benytte apriori informasjon om hvor man kan tenkes å finne gain-shift i ASAR WSM bilder, er det grunn til å tro at robust deteksjon kan oppnås med metodene utviklet.

Etter at gain-shift i et bilde var detektert, ble det mulig å gjøre kompensasjon av både scallop og gain-shift. Ved evaluering av resultat av deteksjon med algoritme med kompenserte bilder ble det kun sett på resultat etter kompensasjon av både scallop og gain-shift. Forslag til videre eksperimenter kan være å se på deteksjon i bilder der kun en av artefaktene, altså kompensasjon av kun scallop eller gain-shift er gjort. Kompensasjon av de to artefaktene gav gode resultater og gjorde at scallop og gain-shift ble mindre synlig. Etter kompensasjon av de to artefaktene i et sett SAR bilder, ble bildene brukt som input til algoritme for automatisk deteksjon av oljesøl. Statistikk fra resultater etter kjøring av algoritme med kompenserte bilder viser en trend til færre ”lookalikes” i forhold til resultat med bilder som ikke er kompensert. Dette kan ses av tabell 4.

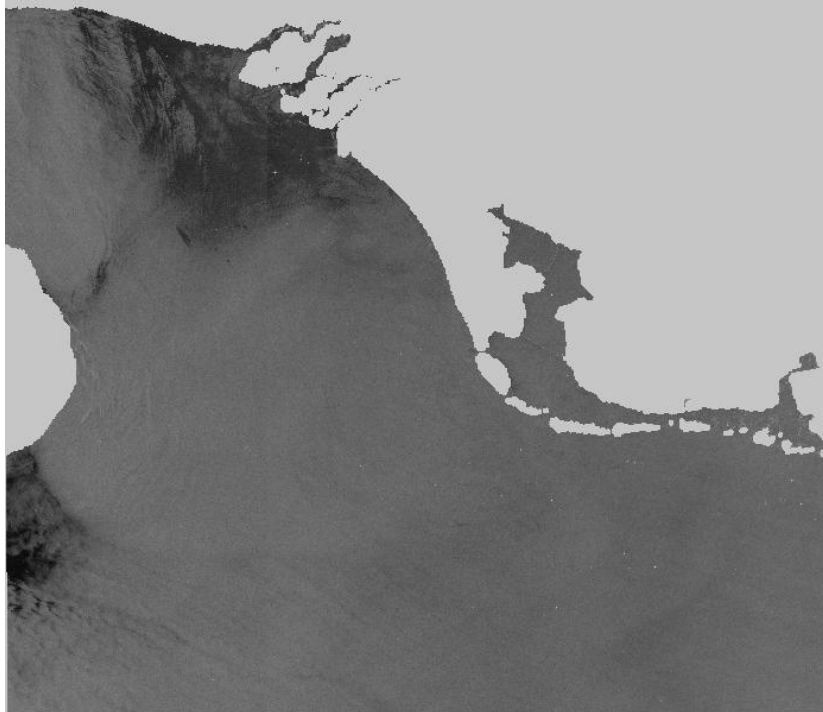
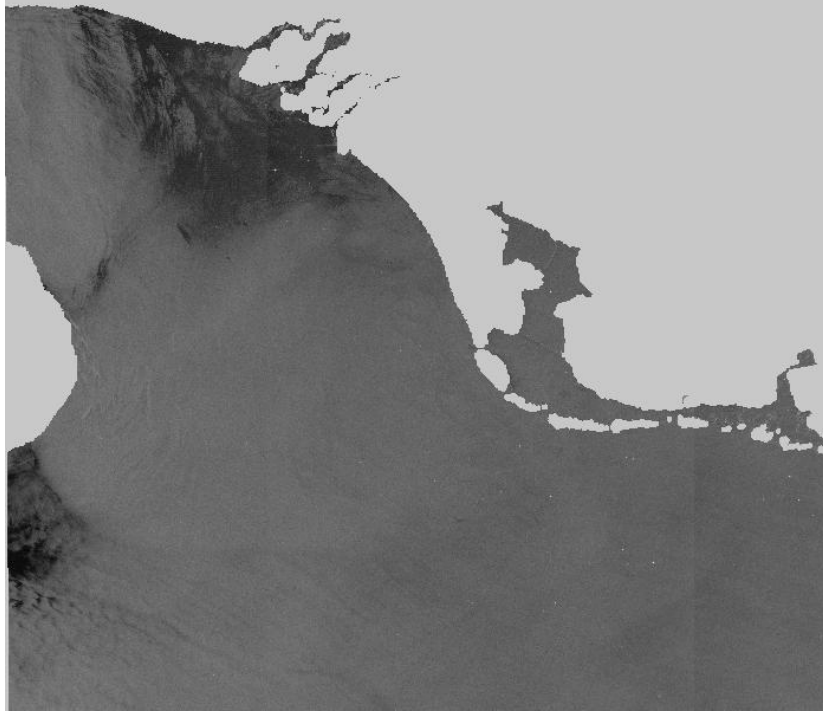
Med en forbedring av metode for kompensasjon av gain-shift som ikke gir tap av kontrast mot høyre del av bildet, vil trolig en bedre deteksjon av mørke flekker oppnås i denne delen av bildet også. Dersom det oppnås en bedre bevaring av kontrast i metode for kompensasjon gain-shift, vil jeg si at resultater som er oppnådd er interessante og kan studeres videre.

9. Bibliografi

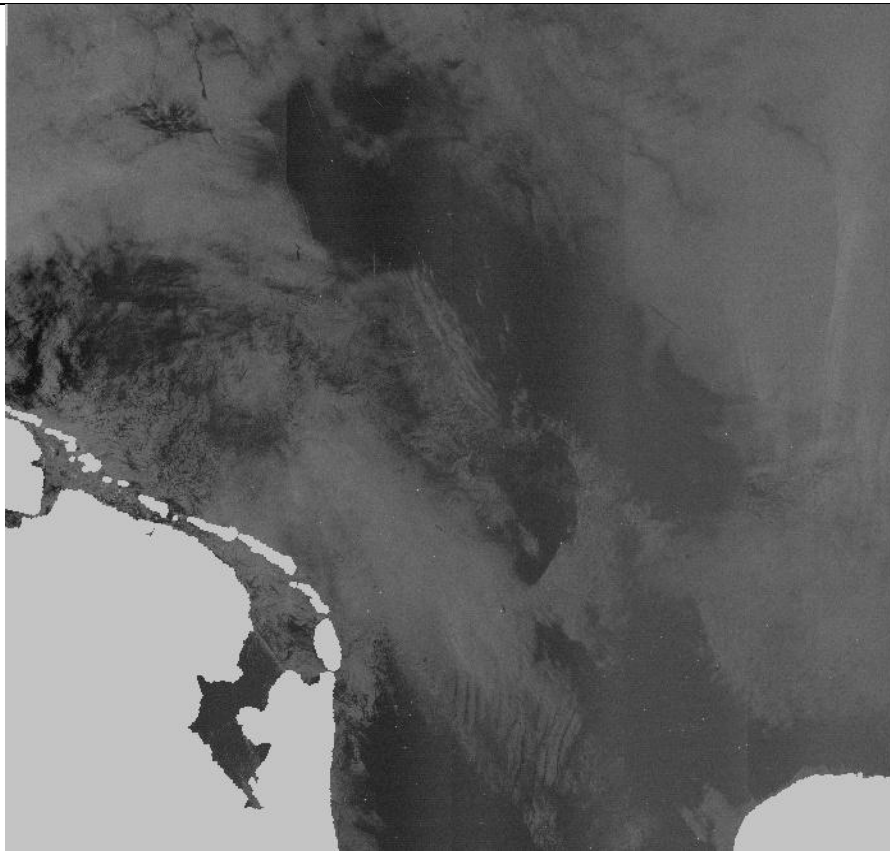
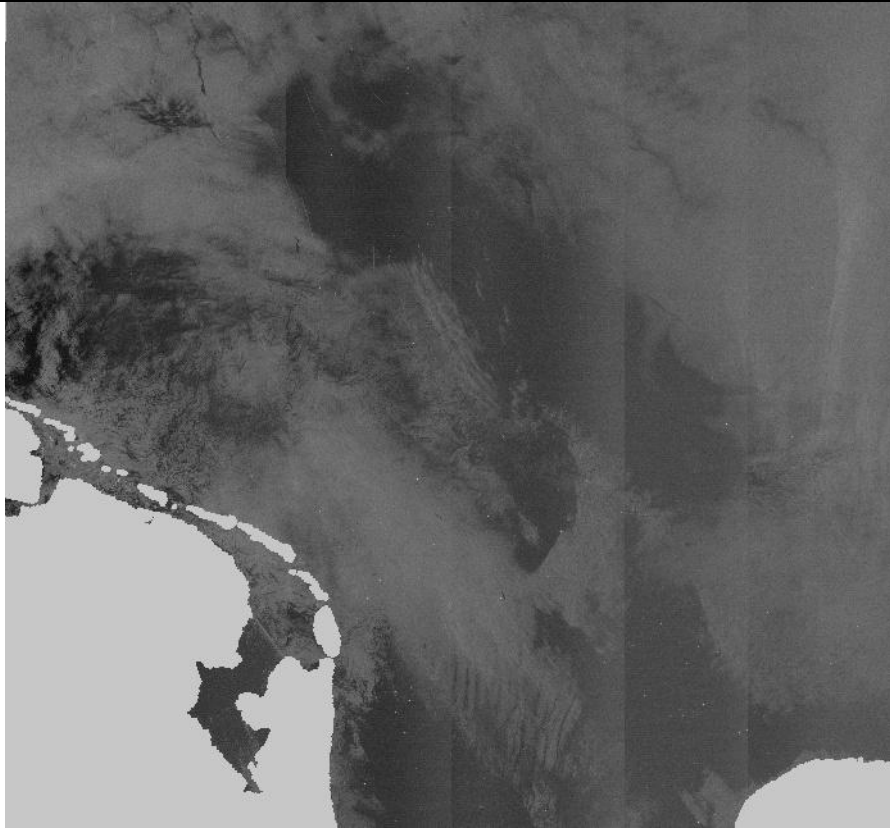
1. **ESA Publications Division.** Earthnet Online Earth Observation. *SP-1225 - ASAR Science & Applications.* [Internett] 18 Februar 2007. http://earth.esa.int/pub/ESA_DOC/SP_1225.pdf. 92-9092-496-9.
2. **European Space Agency.** Envisat ASAR Handbook. [Internett] 31 Mars 2007. [Sitert: 2008 April 15.] <http://envisat.esa.int/handbooks/asar>.
3. **Giorgio Franceschetti, Riccardo Lanari.** *Synthetic Aperture Radar Processing.* s.l. : Taylor & Francis Ltd, 1999, 1.
4. Nasjonalt senter for romrelatert opplæring. *Nasjonalt senter for romrelatert opplæring.* [Internett] <http://www.romteknologi.no/books/36/6.html>.
5. **Curlander, John C and McDonough, Robert N.** *Synthetic Aperture Radar ,Systems and Signal processing.* s.l. : John Wiley & Sons, Inc, 1991.
6. **Brekke, Camilla.** *Automatic Screening of Synthetic Aperture Radar for Detection of oil pollution in the marine environment.* Oslo : Unipub AS, 2007. 1501-7710.
7. Satellite Geodesi at Scripps Institution of Oceanography, University of California San Diego. [Internett] 18 Desember 2007. [Sitert: 27 April 2008.] topex.ucsd.edu/rs/sar_summary.pdf.
8. **ESA , Sarmap , Unesco.** TIGER Initiative - Looking after water in Africa. *TIGER Initiative - Looking after water in Africa.* [Internett] www.tiger.esa.int/training/SAR_LA1_th.pdf.
9. **Envisat Programme Division, ESA Earth Observation Applications Department.,** The Radar Imaging Instrument and Its Applications. *ESA bulletin 106.* 2001.
10. **Solberg, Anne H. S., Brekke, Camilla og Husoy, Per Ove.** Oil Spill Detection in Radarsat and Envisat SAR Images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on.* March 2007, ss. 746-755.
11. **Crisp, D. J.** *The State-of-the-Art in Ship Detection in.* s.l. : Intelligence, Surveillance and Reconnaissance Division. DSTO-RR-0272.
12. Kongsberg Satellite Service. [Internett] [Sitert: 25 April 2008.] <http://www.ksat.no/Products/OilSpillDetection.htm>.
13. **Universitetet i Oslo.** Innføring i digital bearbeiding av satellittbilder, digital kartbehandling og geografiske informasjonssystemer (GIS). [Internett] 1 januar 2007. [Sitert: 29 April 2008.] <http://www.geo.uio.no/geogr/geomatikk/prosjekt/klassifi.html>.
14. Høgskolen I Tromsø - SATELLITTBASERT MILJØOVERVÅKNING. [Internett] [Sitert: 27 April 2008.] <http://www.afl.hitos.no/mfysikk/jo/satobs5.htm>.

-
15. **Solberg, Camilla Brekke and Anne H.S.** Oil spill detection by satellite remote sensing. *Remote Sensing of Environment*. 2005.
 16. **Philip L. Utley, Roger W. Albright, Oh-Ig Kwoun, Theresa Huang, Kon Leung.** *Image Quality Enhancements to ASF ScanSAR*.
 17. **Ciro Cafforio, Pietro Guccione, and Andrea Monti Guarnieri.** Doppler Centroid Estimation for ScanSAR Data. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*. 2003.
 18. **Gonzalez, Rafael C og E, Woods Richard.** *Digital Image Processing, Third Edition*. s.l. : Prentice-Hall, Inc., 2008.
 19. **Bates, R.H.T. og McConnell, M.J.** *Image Restoration and Reconstruction*. s.l. : Oxford University Press, 1986.
 20. **Efford, Nick.** *Digital Image Processing - A practical introduction using Java*. s.l. : Pearson Education Limited, 2000.
 21. **Schechner, Anatoly Litvinov and Yoav Y.** mosaicking, Radiometric framework for image. *Journal of the Optical Society of America A*. 2005.
 22. Documentation for MathWorks Products. [Internett]
<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help>.
 23. **Doerry, Armin W.** *Automatic Compensation of Antenna Beam Roll-off in SAR Images*. s.l. : Sandia National Laboratories , 2006.
 24. **Svein Bøe, Tor Lønnestad and Otto Milvang.** *XITE User's Manual*. 2004. ISBN: 82-7476-061-1.
 25. **Bøe, Svein.** *XITE System Administrator's Manual*. 2004. ISBN: 82-7476-061-1.
 26. **Svein, Bøe.** *XITE Programmer's Manual*. 1998. ISBN: 82-7476-061-1.

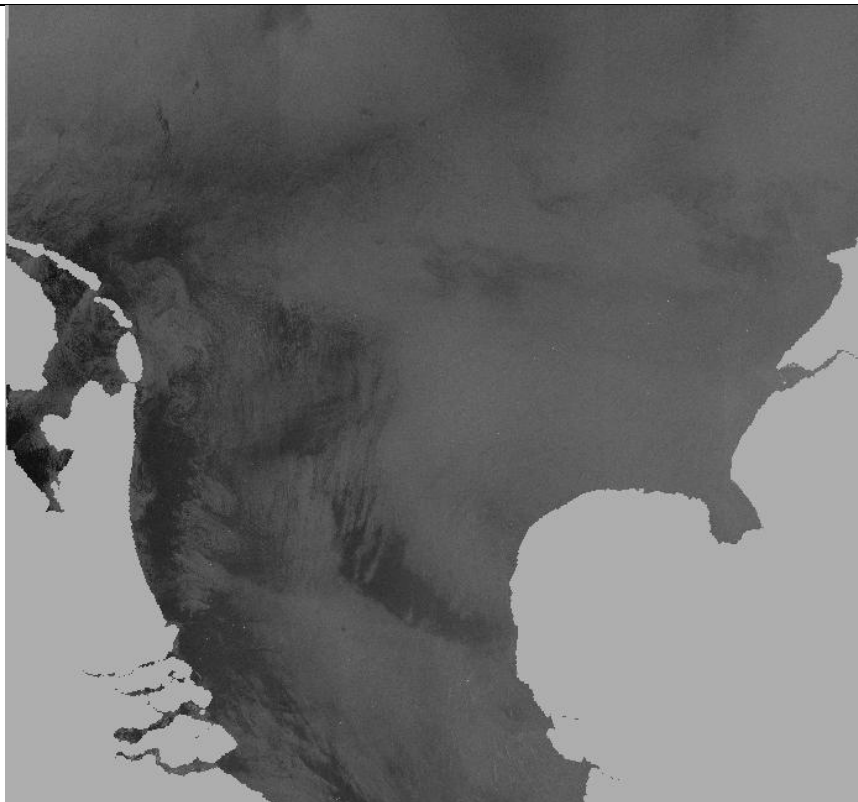
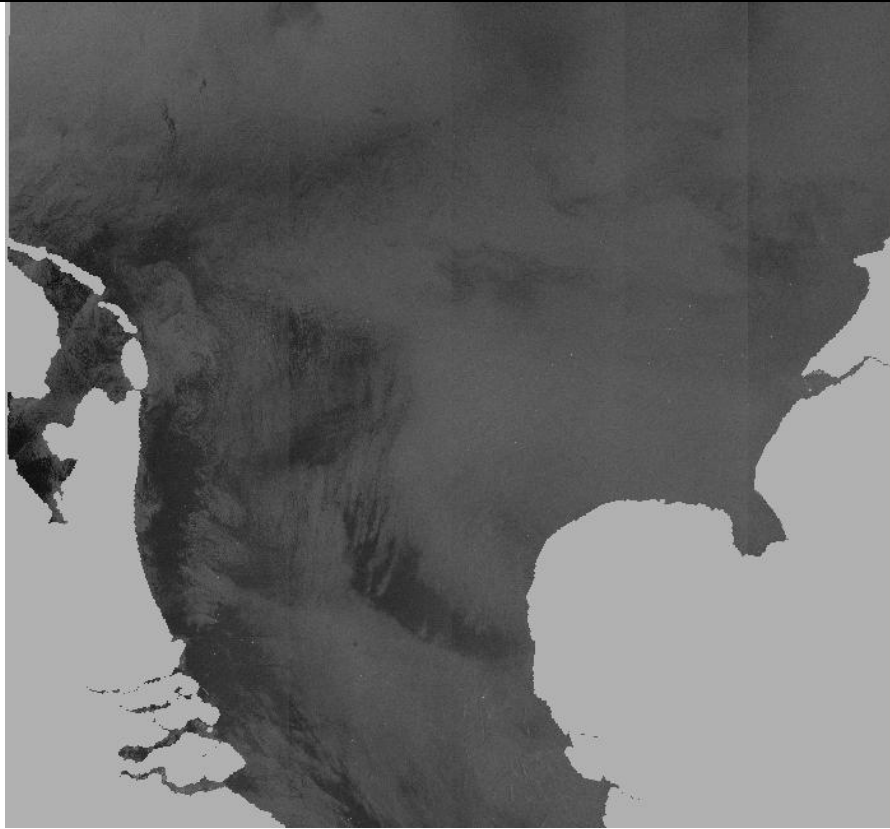
Appendix A



Bilde: 20030506 Øverst: Før kompensasjon Nederst: Etter kompensasjon



Bilde: 20030509 Øverst: Før kompensasjon Nederst: Etter kompensasjon



Bilde: 20030616 Øverst: Før kompensasjon Nederst: Etter kompensasjon