

Autonom rørdeteksjon på havbunnen

*Deteksjon av rørledninger i data fra
multistråle-ekkolodd*

Johan Djurhuus Myre



Oppgave for graden
Master i Informatikk: tekniske og
naturvitenskapelige anvendelser
60 studiepoeng

Institutt for informatikk
Det matematisk-naturvitenskapelige fakultet

UNIVERSITETET I OSLO

Våren 2017

Autonom rørdeteksjon på havbunnen

*Deteksjon av rørledninger i data fra
multistråle-ekkolodd*

Johan Djurhuus Myre

© 2017 Johan Djurhuus Myre

Autonom rørdeteksjon på havbunnen

<http://www.duo.uio.no/>

Trykk: Reprosentralen, Universitetet i Oslo

Sammendrag

Forsvarets Forskningsinstitutt (FFI) har sammen med Kongsberg Maritime utviklet det autonome undervannsfarkostet (AUV) HUGIN som ved hjelp av ulike sensorer navigerer ubemannet og kartlegger havbunnen ved bruk av sonar og multistråle-ekkolodd. Dette prosjektet tar for seg autonom detektering av rørledninger på havbunnen i data fra multistråle-ekkolodd-sensoren. Dataene består i prosjektet av ett bilde for relativ dybde og ett bilde for reflektert intensitet.

Det utvikles her en algoritme som benytter databildene fra et mindre antall ping i ekkolodd-sensoren til å detektere rørets posisjon på havbunnen. Algoritmen er tenkt å skulle kjøre i sanntid på datasegmentet som akkurat er blitt kartlagt av HUGIN. Farkosten kan da benytte deteksjonen av rørets posisjon til å navigere og følge etter rørledningen. Formålet er å kunne gjøre en automatisk inspeksjon av rørledninger på havbunnen. Sammenlignet med manuell inspeksjon ved bruk av fjernstyrte undervannsfarkoster (ROV) har dette et potensial til å spare svært mye tid og penger.

Rørledningene blir i prosjektet betraktet som rette ridge-strukturer i databildene. Deteksjonssystemet som er utviklet deler oppgaven i to hoveddeler. Deteksjon av rørkandidater og vurdering av rørkandidatene.

For støyreduisering gjøres det først en enkel glatting av databildene med et median-filter. Det benyttes så et Frangi-filter for å fremheve ridge-strukturene. Radon-transform av de filtrerte databildene benyttes for å skille rørledninger fra andre ridge-strukturer i bildene. Toppene i Radon-transformen blir betraktet som rørkandidater. For hver kandidat gjøres det et mål av høydeforskjellen og forskjell i signalintensitet mellom røret og havbunnen samt et mål for hvor rett røret ligger i dybdemålingene. Sammen med toppverdiene i Radon-transformen benyttes verdiene til å beregne en rørverdi for å gi en slags sannsynlighet for at en kandidat viser til faktiske rør på havbunnen. En terskling av rørverdiene bestemmer hvilke kandidater som gir rørdeteksjon i databildet.

Deteksjonssystemet ble testet på 800 datasegmenter fordelt på 20 datafiler. Resultatet viste en *True Positive Rate* (TPR) på 0.923 og en *False Positive Rate* (FPR) på 0.109. Deteksjonsevnen til systemet varierende riktignok etter forholdene og fikk for en av testfilene en TPR på 0.55 og FPR på 0.825 som svakeste resultat. For 7 av 20 datafiler ble det gjort feilfri detektering (TPR = 1.00 og FPR = 0.00).

Innhold

I Innledning	1
1 Bakgrunn	3
1.1 HUGIN	4
1.1.1 Sensorer	4
1.1.2 Typisk tokt	6
1.2 Mål for prosjektet	7
2 Teori ved bruk av ekkolodd	9
2.1 Enkeltstråle-ekkolodd	9
2.2 Multistråle-ekkolodd	12
2.3 Deteksjonssystemets tilgjengelige data	13
2.3.1 Betydning av verdiene i databildene	15
3 Tidligere arbeid	19
3.1 Isaacs og Gorshin, 2010	19
3.2 Petillot, Reed og Bell, 2002	21
3.3 Evans mfl., 2009	23
3.4 Asif og Arshad, 2006	24
II Prosjektet	27
4 Evaluering av metoder	29
4.1 Fordeling av datasettet	29
4.2 Valg av metoder	30
4.3 Evaluering av en deteksjon	30
5 Data-analyse	33
5.1 Pre-prosessering av databildene	33
5.1.1 Målinger uten verdier	33
5.1.2 Filtring av støy	34
5.2 Transformering av databildene	38
5.3 Rørets karakter i databildene	40
5.3.1 Røret tydelig fremhevet i begge databilder	40
5.3.2 Ulike tilfeller i databildet for reflektert intensitet	41
5.3.3 Røret delvis begravd på havbunnen	43
5.3.4 Reflektert intensitet ved sidene av røret	44

5.3.5	Spredning av rørets respons	45
5.4	Spesielle tilfeller	46
5.4.1	Endring av rørets karakter	46
5.4.2	Ustabile databilder	46
5.4.3	To rør i bildet	48
5.4.4	Riller på havbunnen	48
5.5	Totalvurdering av data-analysen	51
5.5.1	Rørets karakter	51
5.5.2	Antagelser gjort til prosjektet	52
6	Aktuelle metoder	53
6.1	Kant-deteksjon	53
6.1.1	Sobel gradientoperator	53
6.1.2	Canny kant-deteksjon	59
6.2	Ridge-deteksjon	61
6.2.1	Frangi-filter	61
6.3	Deteksjon av rette linjer i databildene	65
6.3.1	Hough-transform	66
6.3.2	Radon-transform	67
6.4	Totalvurdering og valg av metoder	68
6.4.1	Detektering av rørkandidater	68
6.4.2	Vurdering av rørkandidater	69
7	Utvikling av deteksjonssystemet	73
7.1	Beregning av størrelse på røret i databildet	73
7.1.1	Beregning av dybde	73
7.1.2	Rørets piksel-radius	74
7.2	Detektering av rørkandidater i databildene	74
7.2.1	Databildet for relativ dybde	75
7.2.2	Databildet for reflektert intensitet	79
7.2.3	Sammenslåing av rørkandidater	82
7.2.4	Utvidelse av dataseksjon	86
7.3	Beregning av rørverdi for rørkandidater	86
7.3.1	Beregning av topp-verdi	86
7.3.2	Verdi for hvordan rørkandidaten tilsvarer en rett linje	87
7.3.3	Høydeforskjell mellom rør og havbunn	88
7.3.4	Forhold mellom rør og havbunn i reflektert intensitet	89
7.3.5	Beregning av total verdi	89
8	Ferdig deteksjonssystem	91
8.1	Oversikt over parametere	91
8.2	Kjøre-eksempel for deteksjonssystemet	92
8.3	Valg av parametere	94
8.3.1	Opprinnelig valg av parametere	95
8.3.2	Justering av parametere	95
8.3.3	Endelig valg av parametere	98

III	Konklusjon	101
9	Testing av deteksjonssystemet	103
9.1	Testoppsett	103
9.2	Testresultater	104
10	Konklusjon	111
10.1	Vurdering	111
10.2	Videre arbeid	113

Figurer

1.1	HUGIN - Sideseende Syntetisk Apertur-Sonar (SAS). Illustrasjon fra Midtgaard og Krogstad [20]	5
1.2	HUGIN - TileCam optisk kamera. Illustrasjon fra Midtgaard og Krogstad [20]	6
1.3	Illustrasjon av hvordan HUGIN følger til side for veipunktene. Illustrasjon fra Midtgaard og Krogstad [20]	7
2.1	Refleksjonsvinkel når en akustisk puls treffer et annet medium. Illustrasjon hentet fra Hansen [10]	12
2.2	Hvordan tidsforskjellen for ulike mottakere kan benyttes til å beregne retningen til signalet. Illustrasjonen er hentet fra kompendiet til Hansen [10]	13
2.3	Illustrasjon av virkemåten til <i>Mills' cross</i> -oppsettet for kartlegging ved hjelp av multistråle ekkolodd. Illustrasjonen tilhører Kongsberg Maritime	13
2.4	Eksempel på data fra HUGINs multistråle-ekkolodd. Data fra Kongsberg Maritime	15
2.5	Illustrasjon av hvilken avstand det refereres til i databildet for relativ dybde.	16
2.6	Illustrasjon av hvilke stråler som vil gi toppen av røret i de forskjellige databildene. Rød stråle gir topp i relativ dybde, mens blå stråle gir topp i reflektert intensitet	17
5.1	Eksempel på uprosessert data fra HUGINs multistråle-ekkolodd. Fargeskaleringen i bildene er gjort slik at de aller høyeste og laveste verdiene ikke bidrar til videre skalering. Data fra Kongsberg Maritime	34
5.2	FFIs <i>fillmissing</i> -algoritme benyttet på dataene fra figur 5.1	35
5.3	Utfallet av pre-prosesseringsen for et mindre antall ping i databildet for relativ dybde. Data fra Kongsberg Maritime	36
5.4	Utfallet av pre-prosesseringsen for et mindre antall ping i databildet for reflektert intensitet. Data fra Kongsberg Maritime	37
5.5	To illustrasjoner som viser hvordan ping- og stråle-nummer kan transformeres til faktiske posisjoner på havbunnen	38

5.6	Et eksempel som viser forskjellen ved å transformere ping og strålenummer til faktiske posisjoner på havbunnen. Figurene viser data for relativ dybde plottet i 3D. Data fra Kongsberg Maritime	39
5.7	Illustrerer et enkelt tilfelle der røret er tydelig fremhevet i begge databildene. Data fra Kongsberg Maritime	40
5.8	Et eksempel der røret er tydelig synlig i bildet for relativ dybde, men svært vanskelig å detektere i bildet for reflektert intensitet. Data fra Kongsberg Maritime	41
5.9	Ulike tilfeller av databildet for reflektert intensitet. Data fra FFI og Kongsberg Maritime	42
5.10	Et eksempel der røret er synlig som negativ respons i bildet for reflektert intensitet (rundt stråle 150). Data fra FFI	43
5.11	Et eksempel der røret er relativt stort i bildet. Sidene av røret vises så tydelig med en lavere respons enn toppen av røret i bildet for reflektert intensitet. Data fra FFI	44
5.12	To eksempler av databildet for reflektert intensitet der intensiteten er lavere ved sidene av røret. Data fra FFI	45
5.13	Et eksempel som viser spredning av rørets respons i databildene. Data fra Kongsberg Maritime	46
5.14	Et eksempel der rørets karakter i bildet endres. Data fra FFI	47
5.15	Et eksempel der databildet virker å være svært ustabil. Data fra Kongsberg Maritime	47
5.16	Et eksempel der det er to rør i bildet. Data fra Kongsberg Maritime	48
5.17	Et mindre antall ping for et område der to rør krysser hverandre. Data fra Kongsberg Maritime	49
5.18	Et tilfelle der det er menneskeskapte riller på havbunnen. Data fra Kongsberg Maritime	49
5.19	Riller på havbunnen for en mindre seksjon av dataene i figur 5.18. Data fra Kongsberg Maritime	50
6.1	Datasegment som er brukt til enkel testing av Sobel-filtrering. Data fra FFI	54
6.2	Gradientretninger beregnet med Sobel-operatorene av databildet for relativ dybde i figur 6.1a på side 54	55
6.3	Gradientmagnitudo og gradientretningen av data i figur 6.2 på side 55. Resultat av Sobel-filtrering av bildet for relativ dybde i figur 6.1a på side 54	56
6.4	Gradientmagnitudo og gradientretningen funnet ved Sobel-filtrering av databildet for reflektert intensitet i figur 6.1b på side 54	57
6.5	Gradientmagnituden beregnet ved Sobel-filtrering av databildet i figur 5.12a på side 45	58
6.6	Enkelt eksempel på Canny's kantdetektor utført på dataene i figur 6.1 på side 54	61

6.7	Et eksempel på 3D-plot av databildet for relativ dybde som illustrerer at røret ligger som en ridge i bildet. Data fra Kongsberg Maritime	62
6.8	Andrederiverte gaussiske filtere ($\sigma = 10$) brukt for å beregne verdiene til Hesse-matrisen i ligning 6.8 på side 62	63
6.9	Frangi-filteret testet på databildet for relativ dybde. Data fra FFI	64
6.10	Illustrasjon av Hough-parametrene. Hentet fra Wikipedia [25]	65
6.11	Hough-transform og Radon-transform utført på resultatet av Canny's kantdetektor i figur 6.6a på side 61. Den høyeste verdien er i begge bildene plottet med en grønn sirkel.	66
6.12	To linjer representert som topper i Radon-transformen i figur 6.11b på side 66 plottet i rødt på bildet for kantdeteksjonen. Gjennomsnittet av de to linjene er plottet i grønt	67
6.13	Frangi-filter av data i figur 6.1a på side 54	70
6.14	Sammenligning 1 - Sobel, Canny og Frangi-filter	70
6.15	Sammenligning 2 - Sobel, Canny og Frangi-filter	71
6.16	Sammenligning 3 - Sobel, Canny og Frangi-filter	72
7.1	Illustrasjon av hvilke verdier i bildet for relativ dybde som benyttes til å beregne dybden i området. Data fra tokt utført av FFI	74
7.2	Illustrasjon av hvordan vinkelforskjellen mellom strålen som treffer midten av røret og siden av røret kan beregnes	75
7.3	Dette eksempelet illustrerer viktigheten ved bruk av riktig størrelse på Frangi-filteret	76
7.4	Illustrasjon av størrelsesforholdet i databildet for relativ dybde	77
7.5	Illustrasjon av den eksponentielle sannsynlighetsberegningen som gjøres i ligning 7.9 på side 78. Den grønne linjen viser λ_1 -verdier som forventes ved toppen av røret, mens den røde linjen viser den valgte tilhørende sannsynlighetstærskelen T	78
7.6	Eksempel på deteksjon av rørkandidater i databildet for relativ dybde. Data fra FFI	80
7.7	Radon-transform av den tynnede responsen i figur 7.6c på side 80	81
7.8	Deteksjon av rørkandidater i bildet for reflektert intensitet ved tilfeller der røret betraktes som lite i bildet.	83
7.9	Linjene tilhørende de 5 største toppene i Radon-transformen av dataene i figur 7.8c og 7.8e	84
7.10	Eksempel på ridge-deteksjon i databildet for reflektert intensitet der røret betraktes som stort i bildet.	84
7.11	Illustrasjon av hvordan et punkt for en topp i bildet for reflektert intensitet kan konverteres til en topp i bildet for relativ dybde	85
7.12	Et eksempel som illustrerer beregningen av verdien for om rørkandidaten ligger som en rett linje i dybdeverdiene. Data fra FFI	88

7.13	Et eksempel som viser hvilke verdier som benyttes for å beregne høydeforskjellen mellom røret og havbunnen. Data fra FFI	88
7.14	Et eksempel som viser verdiene som brukes til å beregne forskjellen i reflektert intensitet ved røret og havbunnen. Data fra FFI	89
8.1	Et eksempel for kjøring av deteksjonssystemet. Røret ser ut til å være riktig detektert i databildene. Data fra Kongsberg Maritime	94
9.1	Datafil 10 fra testsettet i tabell 9.1 på side 105. Data fra FFI.	107
9.2	Eksempel på en feilaktig deteksjon i et datasegment fra datafil 10 i figur 9.1 på side 107. Data fra FFI	108
9.3	Et eksempel der støymengden gjør at røret ikke detekteres i databildene. Data fra FFI	108
9.4	Et eksempel det er gjort en riktig deteksjon (blå) og en feil deteksjon (rød) i databildet. Data fra FFI	109

Tabeller

1.1	Oversikt over HUGINs tre sensorer [20]	5
4.1	Forklaring for uttrykkene benyttet i testingen av deteksjons-systemet	30
8.1	Kort beskrivelse av treningsfilene som er benyttet til valg av parametere	98
8.2	Resultat av testingen på de valgte filene til treningsdataene .	99
9.1	Resultat av testing av deteksjonssystemet	105

Forord

I prosjektet er algoritmene til deteksjonssystemet skrevet i MATLAB. En algoritme for Frangi-filtrering er lastet ned fra MathWorks sine nettsider, lastet opp av brukeren Dirk-Jan Kroon. [17] Resten av MATLAB-koden er skrevet selv. Denne masteroppgaven er skrevet for Forsvarets forskningsinstitutt (FFI) på Kjeller.

Jeg vil takke mine veiledere som har vært til god hjelp gjennom arbeidet med prosjektet. Øivind Midtgaard, forsker ved Forsvarets forskningsinstitutt og Anne H. S. Solberg, professor ved Institutt for informatikk, Universitetet i Oslo.

En takk rettes også til FFI og Kongsberg Maritime som har gitt meg tilgang til svært store mengder med data-eksempler hentet fra ulike tokt utført med HUGIN.

Del I

Innledning

Kapittel 1

Bakgrunn

Havbunnen var lenge et felt som var svært dårlig kartlagt. Til avbildning av havbunnen er det lenge blitt benyttet optiske kamera av dykkere og undervannsbåter til å ta undervannsbilder. Problemet ved bruk av optiske kamera er at lys forplanter seg svært dårlig i vann, noe som begrenser rekkevidden betraktelig. [16] I tillegg gir optiske kamera kun en avbildning og ingen kartlegging i form av dybdemålinger. Tidlig på 1900-tallet ble det for første gang benyttet ekkolodd til å utføre dybdemålinger. [13] Slik det er forklart senere i kapittel 2 har denne teknologien tatt store steg og gir nå mulighet til å utføre en relativt presis og effektiv kartlegging av havbunnen, eksempelvis ved bruk multistråle-ekkolodd.

FFI og Kongsberg Maritime har i senere tid tatt for seg arbeidet med sporing og inspeksjon av rørledninger på havbunnen. I følge FFIs rapport finnes det rundt 7800 km med store rørledninger under havoverflaten innen Norges kontinentalsokkel. [20] Disse rørledningene frakter olje og gass, noe som gjør arbeidet med vedlikehold av disse rørene svært viktig. Mangel på vedlikehold kan i verste fall føre til lekkasjer som kan være svært skadelig for miljøet.

Inspeksjon av disse rørledningene er blitt utført av fjernstyrte undervannsfarkoster, ofte referert til ved akronymet ROV (*remotely operated vehicle*). Her blir farkosten først plassert over rørledningen. Fra et skip på havoverflaten er det så nødt til å manulete styre farkosten slik at den kjører langs røret på havbunnen. [20] Elektromagnetiske signaler, som blant annet benyttes ved trådløs radarkommunikasjon, forplanter seg svært dårlig i vann. [14] Dette gjør at skipet på overflaten er nødt til å ha en fysisk forbindelse ned til fartøyet på havbunnen som skal styres. Dette er en svært tidkrevende og kostbar prosess. [20]

1.1 HUGIN

I 1990 gikk Kongsberg Maritime og Forsvarets Forskningsinstitutt (FFI) sammen om å starte HUGIN-prosjektet som gikk ut på å lage det man kaller et autonomt undervannsfarkost, referert til ved akronymet AUV (*Autonomous Underwater Vehicle*). [19] Ved hjelp av ulike sensorer har HUGIN mulighet til å automatisk navigere og kartlegge områder i havet. Slik det er beskrevet av arbeidet til Midtgaard og Krogstad [20] er det i senere tid blitt utviklet programvare for å få HUGIN til å automatisk utføre inspeksjonen av rørledninger på havbunnen.

Ved bruk av ROV til inspeksjon av rørledninger kjøres fartøyet, i følge FFIs rapport [20], med en hastighet på rundt 0,5-2 knop. Bruk av HUGIN gir mulighet til inspeksjon med en hastighet på et sted mellom 3 og 5 knop. Samtidig er det ved bruk av AUV ikke nødvendig å følge inspeksjonen med et annet fartøy på havoverflaten. AUV-inspeksjon viser seg derfor å være svært fordelaktig når det kommer til effektivitet og kostnad. [20]

1.1.1 Sensorer

Kongsberg Maritime og Forsvarets forskningsinstitutt (FFI) har utstyrt HUGIN AUV med en rekke instrumenter for kartlegging og avbildning av havbunnen. Tabell 1.1 viser en oversikt over de ulike sensorene. Sensorene gir HUGIN muligheten til å automatisk navigere unna hindringer samtidig som havbunnen kartlegges. [20]

HISAS 1030

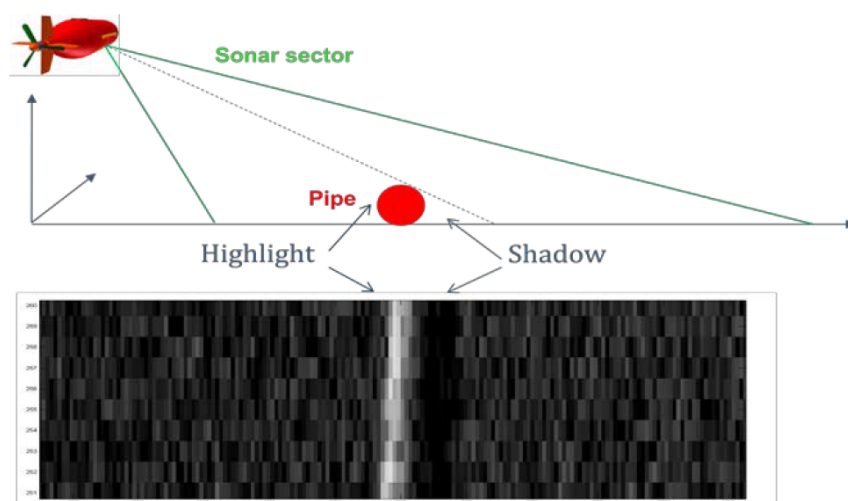
HUGINs sideseende syntetiske apertur-sonar (SAS) er sensoren som kartlegger det største området. Figur 1.1 på side 5 illustrerer hvordan sonaren gjør et skann til siden for fartøyet og hvordan databildet blir sendt ut. Illustrasjonen viser hvordan området bak røret blir liggende som en skygge-region, der den utsendte sonar-pulsen ikke treffer havbunnen. Skygge-regionen kan sammen med rørets fremhevning i respons i området rett før denne regionen benyttes til å detektere posisjonen til røret over skannet som er utført. Sonaren er som standard satt til å benytte et frekvensbånd på 85-115 kHz. Ved et vanlig tokt har denne sensoren en rekkevidde på 200 meter ut til hver side. Rett under fartøyet vil det være en blindsoner på rundt to ganger avstanden fra fartøyet til havbunnen. [20]

EM 2040

For å fylle blindsonen under fartøyet er HUGIN utstyrt med et multistråle-ekkolodd. Dette er det nyeste tilskuddet av de tre sensorene som er nevnt i tabell 1.1 og gir en sensor som ser rett nedover fra fartøyet. Her gjøres det et

Sensor	Beskrivelse	Retning
HISAS 1030	Sideseende syntetisk apertur-sonar (SAS)	Sideseende
EM 2040	Multistråle-ekkolodd	Rett ned
TileCam	Optisk kamera	Rett ned

Tabell 1.1: Oversikt over HUGINs tre sensorer [20]

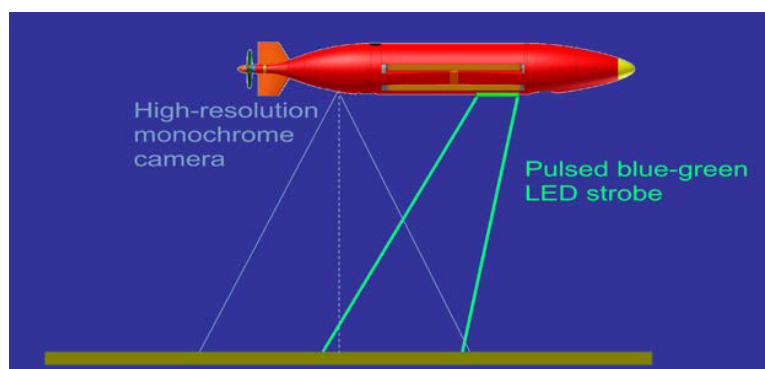


Figur 1.1: HUGIN - Sideseende Syntetisk Apertur-Sonar (SAS). Illustrasjon fra Midtgaard og Krogstad [20]

skann perpendikulært på kjøretretningen slik det er illustrert i figur 2.3 på side 13. For hver stråle beregnes både relativ dybde og intensiteten på det mottatte signalet. Bærefrekvensen på det utsendte signalet ligger mellom 200 til 400 kHz og sensoren benytter en ping-frekvens på rundt 20-30 Hz, avhengig av avstanden ned til havbunnen. Skannet som utføres dekker omtrent 3.5 ganger avstanden ned til havbunnen, altså dekker sensoren for hele blindsonen til den sideseende sonaren. [20] Kapittel 2 går dypere inn i virkemåten til multistråle-ekkoloddet.

TileCam

HUGIN er også utstyrt med et optisk kamera som i likhet med multistråle-ekkoloddet også ser rett ned fra fartøyet. Figur 1.2 illustrerer hvordan de optiske bildene fanges. LED-lys er montert ved frontpartiet på HUGIN, mens selve kameraet er montert bak. Avstanden mellom kameraet og lyskilden er her gjort så stor som mulig for å redusere effekten av lys reflektert tilbake av partikler i vannet. [20]



Figur 1.2: HUGIN - TileCam optisk kamera. Illustrasjon fra Midtgaard og Krogstad [20]

Sammenlikning av optisk kamera opp mot multistråle-ekkolodd

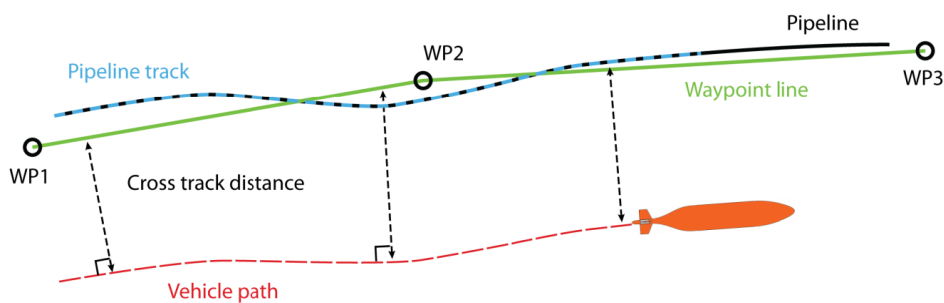
Både sensoren for multistråle-ekkolodd og det optiske kameraet er montert slik at de peker rett nedover fra HUGIN. Det kan derfor være hensiktsmessig å sammenlikne de to for å få en oversikt over hvilke muligheter dette gir. Rekkevidden på det optiske kameraet er mye lavere enn multistråle-ekkolodd. [20] Lysbølger mister intensitet når det forplanter seg ved det som kalles demping (*attenuation*). Dempingen foregår i mye større grad under vann enn i luft. I tillegg blir lys reflektert av *marin snø*, som er partikler kommer flytende nedover i vannet. [2] Rekkevidden for HUGINs optiske kamera er i FFIs rapport skrevet til å variere fra noen få titalls meter helt ned til nesten null. Ekkoloddet har på sin side ikke noe problem med avstandene som oppstår ved kartlegging med HUGIN og gir derfor et mer stabilt resultat. [20]

Det optiske kameraet har på sin side en høyere oppløsning enn multistråle ekkolodd-sensoren. Der ekkolodd-sensoren beregner avstander og signalstyrke gir det optiske kameraet bilder slik øyet ville sett dem. Dette gir en mulighet til å se etter eventuelle skader ved rørledningen. [20] Strømforbruket er også betydelig lavere ved optiske kamera samtidig som størrelsesbehovet er svært lite. [2]

1.1.2 Typisk tokt

Før det utføres et tokt settes det opp predefinerte veipunkter for posisjonen til røret. HUGIN er i første omgang programmert til å seile en rute 50-100 meter til side for røret (illustrert i figur 1.3 på neste side). Veipunktene som er satt for røret behøver ikke være spesielt nøyaktige ettersom HUGIN detekterer rørets posisjon i sanntid med sideseende sonar (SAS) og navigerer i forhold til rørets posisjon. Underveis registreres den estimerte posisjonen til rørledningen, illustrert som *pipeline track* i figur 1.3.

Etter en bestemt avstand snur HUGIN 180° og seiler tilbake, denne gangen



Figur 1.3: Illustrasjon av hvordan HUGIN følger til side for veipunktene. Illustrasjon fra Midtgaard og Krogstad [20]

rett over rørets estimerte posisjon. På veien tilbake inspiseres røret ved multistråle-ekkolodd og optisk kamera. Her senkes HUGIN til å seile et sted mellom 5 og 10 meter over havbunnen. Data fra multistråle-ekkoloddet kan så brukes til å gjøre en mer nøyaktig detektering av posisjonen til rørledningen. Det optiske kameraet gir også en mulighet til å implementere detektering, men hovedsaklig benyttes bildene til å se etter eventuelle skader og lignende. [20]

Et slikt tokt for HUGIN kan gjøres over avstander på 20-30 nautiske mil. Etersom HUGIN snur og seiler tilbake kan fartøyet enkelt hentes i samme område som det ble satt ut. Ventetiden gir skipet ved overflaten en mulighet til å manuelt utføre inspeksjon av områder fra forrige tokt med HUGIN der de optiske bildene viste antydning til behov for vedlikehold. [20]

Det er verdt å legge merke til at satellittsignalene som benyttes av GPS-systemer ikke forplantes godt nok under vann. HUGIN har derfor en såkalt IMU-sensoren (*Inertial Measurement Unit*) som farkostens akselerasjon og endring i orientering. Målinger for disse verdiene integreres og gir et estimat for posisjonen til farkosten. Feilen for den estimerte posisjonen stiger i takt med hvor lenge fartøyet er under vann uten GPS-signaler. [20] Ved tilfeller der det ønskes mest en mulig nøyaktig posisjonsestimerting bør derfor lengden på toktene ikke bli for lange

1.2 Mål for prosjektet

Dette prosjektet tar for seg detekteringen av rørledninger i data fra HUGINs multi-stråle-ekkolodd. Målet for prosjektet blir å lage en robust deteksjonsalgoritme som korrekt detekterer rørets posisjon i databildet for så mange tilfeller som mulig. Data-analysen i kapittel 5 viser hvordan vanskelighetsgraden for rørdeteksjonen varierer svært mye for ulike tilfeller. For noen tilfeller fremheves røret svært tydelig i form av at det stikker tydelig opp fra bakken, samtidig som det fremheves med en mye større reflektert intensitet enn omgivelsene. I andre tilfeller ligger røret

delvis nedgravd og skiller seg heller ikke mye ut i form av reflektert intensitet.

Det er derfor satt som mål for dette prosjektet at algoritmen som utvikles i minste fall skal detektere røret bortimot hver gang for de enklere tilfellene. Det settes også krav til at algoritmen har mulighet til å takle de litt vanskeligere tilfellene som dukker opp og ikke settes for lett ut av spill av endringer og kanter på havbunnen.

Deteksjonssystemet deler oppgaven i to hoveddeler:

1. Detektere rørkandidater i bildet
2. Vurdere rørkandidatene og beregne en verdi som en slags sannsynlighet for at hver kandidat faktisk viser til et rør i bildet

Under arbeidet med dette prosjektet er det inneforstått med at algoritmen som utvikles ikke vil fungere i alle tilfeller. Databildene er rett og slett for varierende. Formålet er derfor ikke å lage en perfekt algoritme som fungerer i alle tilfeller, men heller et robust grunnlag for en algoritme som har muligheter til å kunne videreutvikles.

Kapittel 2

Teori ved bruk av ekkolodd

Når det i prosjektet skal utvikles en algoritme som benytter data fra HUGINs multistråle-ekkolodd er det viktig å settes inn i hvilke fordeler og ulemper dette gir oss. Det er derfor i dette kapitlet valgt å se på hvordan kartlegging ved bruk av multistråle-ekkolodd fungerer. Dette gir en mulighet til å se eventuelle støykilder og komplikasjoner som kan dukke opp.

Ekkolodd har blitt et relativt vanlig tilskudd i dagens maritime farkoster, spesielt blant større skip og fiskebåter. Ved bruk av ekkolodd sendes det ut en akustisk puls fra fartøyet før det lyttes etter ekko av det samme utsendte signalet. Tidsforsinkelsen i signalet brukes til å beregne dybden under fartøyet. Teknikken ved enkeltstråle ekkolodd har vært i bruk siden tidlig på 1900-tallet og senere har også teknologien for multistråle ekkolodd blitt utviklet, der man kan utføre dybdemålinger i flere retninger samtidig. [13]

2.1 Enkeltstråle-ekkolodd

For å forstå virkemåten til multistråle-ekkolodd er det nødt til først bygges en grunnleggende kunnskap ved bruken av enkeltstråle-ekkolodd. HUGIN er utstyrt med det man kaller en *aktiv sonar*. Fra fartøyet sendes det ut en akustisk puls nedover mot havbunnen. Pulsen treffer havbunnen og deler av signalet reflekteres tilbake mot fartøyet som ekko. Fartøyet er utstyrt med hydrofoner som plukker opp akustiske svingninger i vannet. Ekkoet fra den utsendte pulsen plukkes opp av disse hydrofonene og tidsforskjellen fra pulsen ble sendt ut til ekkoet ble mottat kan enkelt brukes til å beregne avstanden ned til havbunnen (ligning 2.1).

En fordel ved bruk av sonar er at lyd hastigheten under vann er mye større enn den er i luft. Der lyd i luft forplanter seg med en hastighet på omtrent 343 m/s, ligger hastigheten på rundt 1500 m/s i vann. Lyd hastigheten er altså over fire ganger høyere i vann enn i luft. Ved bruk av *aktiv sonar* er

fartøyet etter utsendt puls nødt til å vente på et eventuelt ekko før det kan sendes ut en ny puls. Den økte lyd hastigheten gjør at ventetiden reduseres betraktelig og at det kan gjøres mye flere dybdemålinger per tidsenhet, noe som gir en høyere avstandsopløsning. [13]

$$\text{AVSTAND} = \frac{\text{LOKAL LYDHASTIGHET} \times \text{TIDSFORSINKELSE}}{2} \quad (2.1)$$

Slik det ble nevnt over er HUGIN nødt til å vente på ekko fra den utsendte pulsen før det kan sendes ut en ny puls. Dette er nødvendig for å unngå ambiguitet der ekko fra forrige puls detekteres etter at neste puls er utsendt. [23] Dersom ventetiden er for kort og det sendes ut en ny puls før ekkoet fra den forrige er mottatt vil det føre til problemer med å bestemme om et mottatt signal er ekko fra den nåværende eller den forrige utsendte pulsen. Dette kan føre til feil i dybdemålingen. Ping-frekvensen er derfor nødt til å variere med avstanden ned til havbunnen. Dette kan endres underveis i løpet av et tokt. Selv om HUGIN holder en jevn fart på 4 knop (vanlig hastighet for et tokt med HUGIN) trenger det altså ikke bety at avstanden mellom dybdeestimatene er like. [20]

Det er også verdt å legge merke til at den lokale lyd hastigheten kan variere under ulike forhold. Lyd hastigheten kan, i følge en artikkel skrevet av Chen og Millero, variere fra rundt 1400 m/s helt opp til rundt 1700 m/s for ekstreme tilfeller i saltvann. [4] For at estimeringen av dybden skal gjøres nøyaktig er det derfor nødvendig å vite noe om vannforholdene i området som skal kartlegges. Hovedfaktorene er her tempertur, trykk og saltinnhold. [4] [26]

En akustisk puls som beveger seg gjennom vannet vil miste deler av sin energi når den forplanter seg. Dette energitapet kalles demping (*attenuation*) og kommer av at energioverføringen ikke er perfekt. Når lydbølger treffer et nytt medium, slik som sand eller stein, vil det også påvirke hvordan signalet forplanter seg. Deler av energien penetrerer gjennom mediet, mens noe av energien reflekteres tilbake. Hvor mye av det akustiske signalet som reflekteres tilbake varierer veldig etter hvilket medium det er snakk om. For eksempel vil en puls som treffer stein i mye større grad reflekteres tilbake enn dersom den treffer sand. Når det kommer til rør på havbunnen vil det derfor ha mye å si hvilket materiale røret er laget av, samt materiale på havbunnen. [13] I noen tilfeller vil røret være laget av et sterkt reflekterende metall, mens havbunnen ligger som svakt reflekterende sand. Røret vil da skille seg ut som positiv respons i databildet. Ved andre tilfeller kan det oppstå situasjoner der havbunnen og materialet på røret reflekterer omtrent like mye av den akustiske pulsen. Det vil da være vanskelig å benytte intensiteten på det reflekterte signalet til å detektere røret. Forholdet mellom materialet på røret og havbunnen vil derfor i stor grad påvirke algoritmen som skal utvikles for detektering av røret.

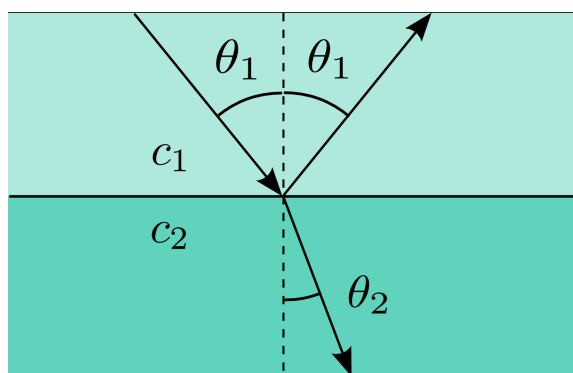
En viktig faktor er også hvordan intensiteten i en akustisk puls blir spredt. En puls som sendes ut forplanter seg som en kuleformet bølge. Området for spredningen av denne bølgen vil være proporsjonal med overflatearealet av en kule ($A = 4\pi R^2$ [27]), som vokser med en faktor på R^2 ($R = \text{avstand/radius}$). Ved å definere I_1 som intensiteten til signalet der signalet treffer et nytt medium ser vi at intensiteten spres over det kuleformede området. Intensiteten I_1 vil derfor være proporsjonal med avstanden R slik det er gitt i ligning 2.2 under. Når den akustiske pulsen treffer et medium blir ekkoet reflektert i alle retninger. Igjen forplanter pulsen seg som en kuleformet bølge. Intensiteten til signalet der ekkoet plukkes opp av hydrofonene defineres her som I_2 . Dette vil derfor ha en intensitet med proporsjonale egenskaper gitt som I_2 i ligning 2.2 under. Små høydeforskjeller i dybdemålinger med ekkolodd vil derfor føre til store forskjeller i styrken på signalet som mottas. [10]

$$I_1 \propto \frac{1}{R^2} \qquad I_2 \propto \frac{1}{R^2} \frac{1}{R^2} = \frac{1}{R^4} \qquad (2.2)$$

Akustikk under havoverflaten er selvsagt ikke et støyfritt miljø. Bølger og strømninger skaper varierende støy som plukkes opp av hydrofonene. At støyen her ikke er konstant, men varierer slik bølger gjør, gjør at det ikke kan behandles slik som hvit støy. I tillegg finnes det en del dyr i havet som lager lyd, blant annet hvaler som kommuniserer ved hjelp av lyd. Dette kan føre til uventet interferens som kan påvirke de innleste dataene. Når det skal sendes ut og mottas lyd signaler vil det også komme støy både fra eget og fra andres fartøy. Støyen fra eget fartøy vil i noen tilfeller kunne fanges opp opp og delvis filtreres vekk, men støy fra andre fartøy vil være uforutsigbar. Dette kan påvirke resultatene av bildene som produseres av HUGINs multistråle ekkolodd. [13]

Når det skal mottas en puls med hydrofoner er man avhengig av at pulsen har nok energi til å kunne skille signalet fra annen støy. Signal-til-støyforholdet (*signal-to-noise ratio* [SNR]) må være stort nok. Ekko med lavere frekvenser har lavere energitap, noe som fører til at pulsen kan forplante seg lengere før den mister nok energi til at den ikke lenger kan skilles fra støy. Bakdelen er at dybdemålinger ved pulser med lavere frekvenser gir en lavere avstandsopløsning. Bruk av høyere frekvens i den utsendte pulsen gir altså mulighet til å skille mindre høydeforskjeller fra hverandre og få en mer detaljert kartlegging. Samtidig mister det utsendte signalet energi fortere og begrenser avstanden målingene kan utføres på. [13]

Når en akustisk puls treffer et annet medium spres signalet, slik det er nevnt tidligere, i alle retninger. Signalet spres riktignok ikke med lik intensitet for alle retninger. Figur 2.1 på neste side viser hvordan innfallsvinkelen θ_1 speiles og gir retningen der intensiteten på det reflekterte signalet er sterkest. Intensiteten blir svakere jo lengere vekk fra den speilede retningen man kommer. I tilfellet for HUGIN er sender og mottaker på samme



Figur 2.1: Refleksjonsvinkel når en akustisk puls treffer et annet medium. Illustrasjon hentet fra Hansen [10]

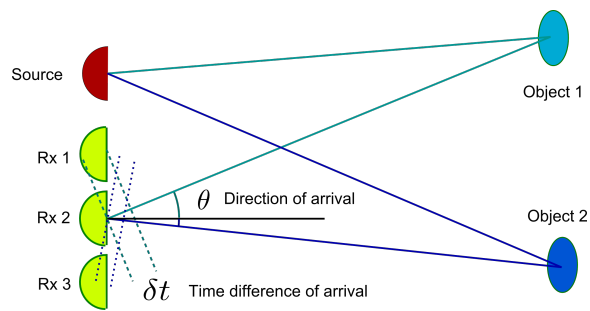
sted. Situasjoner der vinkelen θ_1 er omtrent null gjør at signalet med høyest intensitet reflekteres tilbake til HUGIN. Dette gir høyest reflektert intensitet for områder der mediet som skal detekteres står vinkelrett på den utsendte strålen. [10]

2.2 Multistråle-ekkolodd

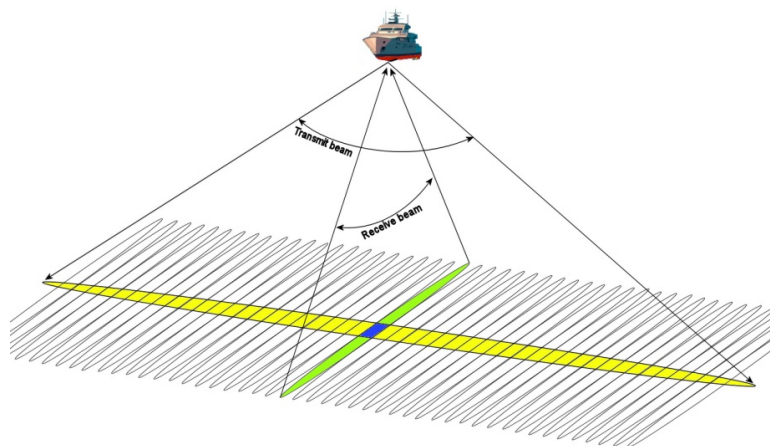
Bruk av såkalt stråleforming (*beamforming*) gir mulighet til å fokusere dybdemålingen i en bestemt retning. Ved å benytte gjentatte *ping* gir det en mulighet til å danne et estimert bilde av hvordan havbunnen ser ut i området. Smale stråler i stråleformingen fører til høyere romlig oppløsning, men da må også flere *ping* til for å dekke et like stort område. Som forklart i seksjon 2.1 er det ved dybdemålinger nødvendig å vente en tilstrekkelig periode etter utsendt puls for å unngå ambiguitet. Denne ventetiden er nødt til å være relativt stor. Tilstrekkelig kartlegging av havbunnen vil ha behov for altfor mange dybdemålinger. Dette vil med enkeltstråle-ekkolodd være altfor tidkrevende og det er her de åpenbare fordelene med multistråle ekkolodd spiller inn. [13]

Bruk av multistråle ekkolodd gir muligheten til å utføre dybdemålinger i flere retninger samtidig. Dette gjøres ved å benytte flere mottakere (hydrofoner) samtidig. Tidsforskjellen mellom mottatt signal i forskjellige mottakere kan sammen med avstanden mellom dem benyttes til å beregne retningen for signalet (se figur 2.2). Ved å først bestemme en retning, for så å legge til den tilhørende forventede forsinkelsen i signalet har man muligheten til å styre hvilken retning man ønsker respons fra. Det er det som kalles *stråleforming*. Dersom det ikke bare benyttes flere mottakere, men også flere sendere gir det muligheten til å utføre dybdemålinger i flere retninger samtidig. [10]

HUGIN benytter seg av det såkalte *Mills cross*-oppsettet for sendere og mottakere i sitt multistråle ekkolodd system. [20] Her er senderene satt opp på en rett linje slik at det på disse kan gjøres en stråleforming av



Figur 2.2: Hvordan tidsforskjellen for ulike mottakere kan benyttes til å beregne retningen til signalet. Illustrasjonen er hentet fra kompendiet til Hansen [10]



Figur 2.3: Illustrasjon av virkemåten til *Mills' cross*-oppsettet for kartlegging ved hjelp av multistråle ekkolodd. Illustrasjonen tilhører Kongsberg Maritime

signalet i retningene langs senderene. Mottakerene er satt opp i en rett linje perpendikulært på senderene. Dette gjør at stråleforming på disse gir retninger perpendikulært på senderene. Figur 2.3 illustrerer hvordan dette gir muligheten til å gjøre et skann på tvers av retningen til fartøyet. Når fartøyet beveger seg fremover og utfører flere skann ser vi hvordan dataene kan settes sammen til en estimert kartlegging av havbunnen. [13]

2.3 Deteksjonssystemets tilgjengelige data

Databildene

Dataene fra HUGINs multistråle-ekkolodd gir oss to samnhørende databilder av havbunnen. Det ene bildet viser estimert relativ dybde, altså avstanden fra fartøyets høyde ned til ulike posisjoner på havbunnen [20] (se figur 2.4a). Her vil det være mulig å plukke opp konturen av røret og det gir

en mulighet til å detektere enten toppen av røret eller sidene av røret, der den relative dybden begynner å stige. I noen tilfeller vil vi kunne møte på områder der røret ligger delvis nedgravd. Dette vil gjøre det vanskelig å plukke opp røret i disse dataene ettersom røret ikke lenger hever seg over omgivelsene. Bildet for relativ dybde vil derfor ikke alltid være nok til å detektere røret.

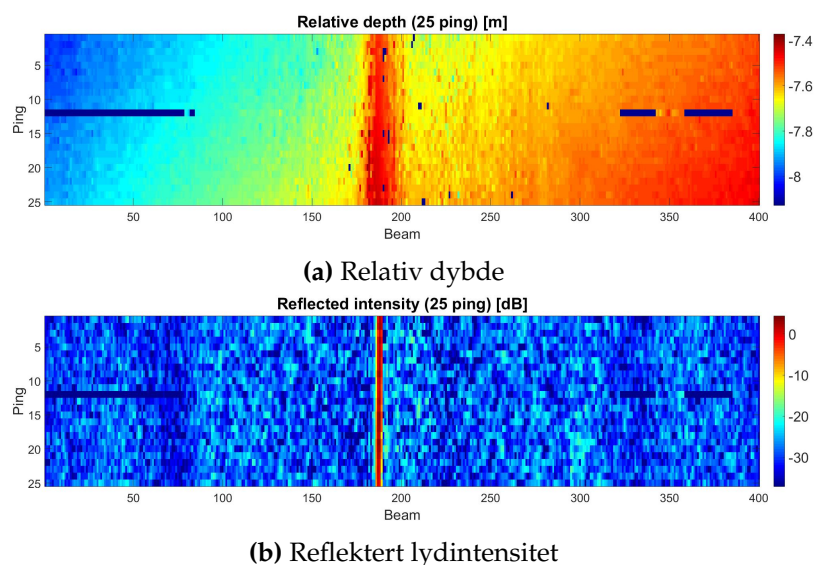
Det andre databildet fra HUGINs multistråle-ekkolodd viser intensiteten på det reflekterte signalet i de samme posisjonene som bildet av relativ dybde [20] (figur 2.4b). Slik det er forklart i seksjon 2.1 reflekteres lydsignalene med ulik intensitet når den treffer ulike medier. Stein reflekterer mer enn for eksempel sand, mens ulike metaller ofte reflekterer mer enn stein igjen. [13] Fra eksempeldataene i figur 2.4b ser vi at lydintensiteten i refleksjonen fra røret er sterkere enn refleksjonen til omgivelsene. Dette gir oss en alternativ metode for å detektere røret, men det har også sine begrensninger. Lydintensiteten som reflekteres fra røret påvirkes, som nevnt tidligere, av hvilket materiale røret er laget av. Refleksjonen fra røret er nødt til å skille seg fra omgivelsene for at vi skal kunne detektere røret. Dersom for eksempel rørets belegg har en relativt dårlig refleksjonsevne samtidig som havbunnen i omgivelsene består av godt reflekterende stein er det ikke sikkert lydintensiteten kan brukes til deteksjon.

Slik det er forklart i seksjon 2.1 vil også intensiteten på det mottatte signalet variere veldig med avstanden signalet har måttet forplante seg over. Dette vil gjøre at lydintensiteten som mottas fra både rør og omgivelser vil endres dersom den relative avstanden endres. [13] En eventuell deteksjonsalgoritme basert på lydintensiteten er nødt til å ta hensyn til dette. Det vil altså være ulike fordeler og ulemper ved detektering av røret i de to databildene. En robust deteksjonsalgoritme bør derfor benytte seg av begge databildene.

Annen informasjon

Slik det er forklart i seksjon 1.1.2 på side 6 er det for et tokt med HUGIN forhåndsbestemt hvilket rør fartøyet er ment til å følge. Radien på røret som skal detekteres i dette prosjektet kan derfor benyttes som parameter i deteksjonssystemet som skal utvikles. Ved å benytte data om avstanden ned til havbunnen i databildet for relativ dybde vil det derfor være mulig å vite noe om størrelsen på røret som skal detekteres i databildene.

Algoritmen som skal utvikles skal detektere røret i sanntid. Et gitt antall ping (25 i eksempeldataene i figur 2.4) fra multistråle-ekkoloddet skal benyttes av gangen i detekteringen og dersom algoritmen skal kunne overføres til faktisk sanntidsdetektering i HUGIN så må prosesseringen av dataene fra disse pingene være over før de neste dybdemålingene er ferdig utført. Det er derfor viktig at algoritmen som utvikles ikke benytter seg av analysemetoder hvor kompleksiteten og kjøretiden blir for stor. Figur 2.4



Figur 2.4: Eksempel på data fra HUGINs multistråle-ekkolodd. Data fra Kongsberg Maritime

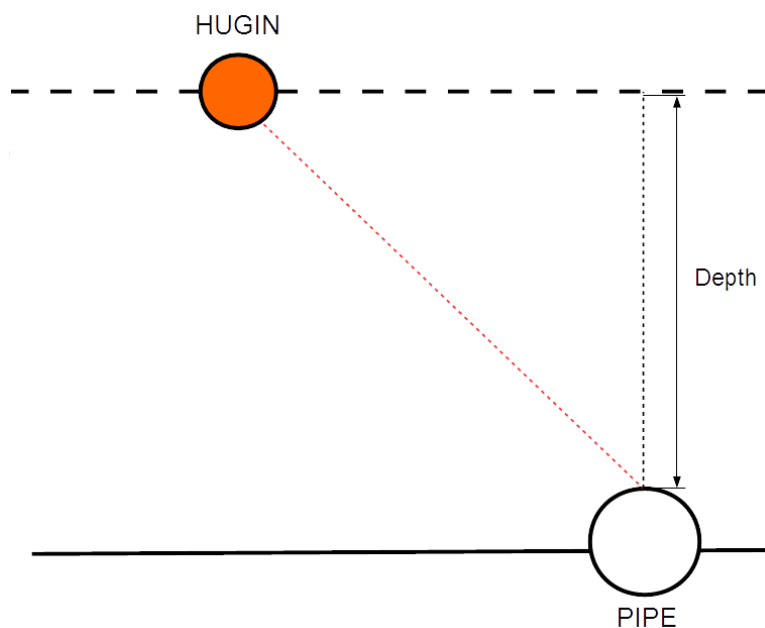
viser et eksempel på hvordan bildedataene for 25 ping blir sende ut og det er disse dataene som vil være input til algoritmen. Det vil gjøres en mer utfyllende data-analyse i kapittel 5.

Dette prosjektet vil benytte seg av data fra tidligere tokt Kongsberg Maritime og FFI har utført med HUGIN. Algoritmens kompleksitet vil derfor ikke være en direkte begrensende faktor i eventuelle kjøreeksempler som utføres, men det vil kunne sammenliknes med ekkoloddets ping-frekvens for å teste om algoritmen ville fungert ved en faktisk kjøring. Hovedfokuset blir likevel i førsteomgang å utvikle en algoritme som faktisk fungerer.

2.3.1 Betydning av verdiene i databildene

Relativ dybde

Figur 2.5 på neste side illustrerer hvilken avstand det refereres til i databildet for relativ dybde. En stråle i ekkolodd-sensoren er her vist som den røde streken i figuren. Verdien som beregnes som relativ dybde er altså ikke avstanden fra HUGIN til røret, men heller avstanden fra røret vertikalt opp til HUGINs dybde. Databildet oppgir verdiene i negative meter, slik at dypere målinger får lavere verdier. Dette gjør at et rør på havbunnen vil vises som en positiv topp i databildet, slik det gjør i figur 2.4a.



Figur 2.5: Illustrasjon av hvilken avstand det refereres til i databildet for relativ dybde.

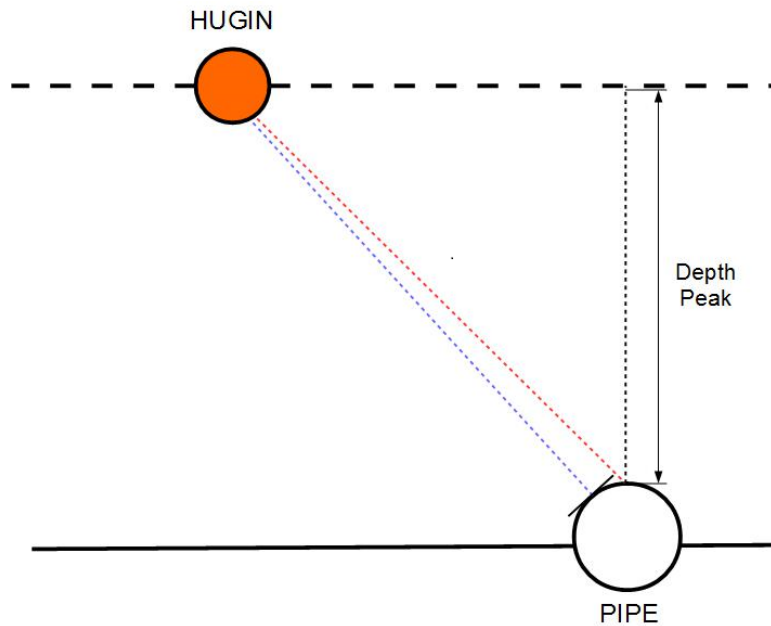
Reflektert intensitet

Databildet for reflektert intensitet gir verdier for intensiteten på det mottatte signalet, gitt i desibel. Desibel er en logaritmisk skala som forteller om størrelsesforholdet mellom verdier. Dersom V_1 og V_2 er lineære verdier for intensiteten på det mottatte signalet for to forskjellige målinger kan desibelforholdet mellom dem regnes ut som P_{dB} i ligning 2.3. P_{dB} vil da vise til hvor mange desibel større verdien for V_1 er enn V_2 . Dersom verdien V_1 er dobbelt så stor som V_2 vil desibelverdien for V_1 være omtrent 3 dB større enn V_2 . Ligning 2.4 viser motsatt beregning, der det fra et desibelforhold P_{dB} beregnes størrelsesforhold mellom de to verdiene.

$$P_{dB} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{V_1}{V_2} \right) \quad (2.3)$$

$$\frac{V_1}{V_2} = 10^{P_{dB}/10} \quad (2.4)$$

I figur 2.4b på forrige side ser det ut til at signalstyrken for midten av røret er minst 20 dB høyere enn signalstyrken for omgivelsene. Ved å benytte ligning 2.4 ser vi at dette viser et størrelsesforhold der det mottatte signalet for røret er over 100 ganger høyere enn omgivelsene.



Figur 2.6: Illustrasjon av hvilke stråler som vil gi toppen av røret i de forskjellige databildene. Rød stråle gir topp i relativ dybde, mens blå stråle gir topp i reflektert intensitet

Posisjon for toppen av røret

I deteksjonssystemet som skal utvikles ønskes det å detektere posisjonen til røret på havbunnen. En ting det er verdt å legge merke til er at et rør på havbunnen ikke nødvendigvis vil gi en topp i samme posisjon i de to databildene. Figur 2.6 illustrerer denne forskjellen. Den røde strålen viser hvilken stråle som vil gi toppen av røret i bildet for relativ dybde. Intuitivt kan man se at det høyeste punktet på røret vil gi den høyeste verdien i databildet. Det samme er ikke tilfellet i bildet for reflektert intensitet. Slik det er forklart ved figur 2.1 på side 12 vil det være den delen av røret som har en 90° vinkel til HUGIN som vil gi den høyeste reflekterte intensiteten. Dette er i figur 2.6 illustrert ved den blå strålen. I deteksjonssystemet er det nødt til å tas hensyn til dette når rørkandidater fra de to databildene skal sammenlignes.

Kapittel 3

Tidligere arbeid

Når det i dette prosjektet skal utvikles et system for detektering og sporing av rørledninger på havbunnen er det viktig å først sette seg inn i hvilket arbeid som er utført tidligere innenfor dette feltet. Arbeidet utført av FFI og Kongsberg Maritime virker å være svært ledende innen området, men det er også utført andre studier som tar for seg viktige aspekter og ulike vinklinger ved rørdeteksjon.

Etter ønske fra FFI er det foretrukket at arbeidet i dette prosjektet ikke skal falle inn i samme spor som arbeidet de selv har utført. Tanken er at arbeidet her forhåpentligvis kan gi en annen vinkling og løsning på problemet. Det er derfor, i dette kapitlet, valgt å fokusere på arbeidet utført av andre.

3.1 Isaacs og Gorshin, 2010

Artikkelen «Automated Cable Tracking in Sonar Imagery» [15] tar for seg identifisering og sporing av rørledninger i sonardata fra sideseende syntetisk apertur-sonar (SAS). I første omgang er målet å fjerne støy i bildedataene. Som et alternativ til vanlig lavpassfiltrering har de her valgt å benytte seg av anisotropisk diffusjon for å fjerne støy i dataene. Denne filtreringen er utviklet av Perona og Malik [21] og gir mulighet til adaptive styrker for glatting i ulike retninger. Formålet med dette er det de i artikkelen kaller «intraregion smoothing» [15, s. 1] (norsk: *intraregional glatting*), der områdene i bildet glattes lokalt, innenfor homogene regioner, mens informasjon om kantposisjon og liknende ivaretas. Den matematiske formelen er i artikkelen gitt som: [15]

$$\frac{\partial}{\partial t} I(\bar{x}, t) = \nabla \cdot (c((\bar{x}, t)) \nabla I(\bar{x}, t)) \quad (3.1)$$

Der $c(\dots)$ er diffusjonsfunksjonen. Diffusjonsfunksjonen varierer med bildegradienten ($\nabla I(\bar{x}, t)$) for ulike posisjoner i bildet. Dette gjør det mulig

å redusere glatting i retninger normalt på kantene i bildet.

Isaacs og Gorshin utfører her linjedeteksjon i sonarbilder fra sideseende syntetisk apertur-sonar (SAS). Sammenliknet med dataene fra multistråle-ekkolodd som det jobbes med i eget prosjekt, gjøres det her et skann av et større område. Større avstander gjøre her at avstandsoppløsningen blir dårligere og bidraget fra støy blir større, sammenlignet med mautistråle-ekkolodd. [15]

I artikkelen refereres det til at enkle algoritmer for kantdeteksjon har en tendens til å kun sette fokus på såkalte stegkanter (eng: *step edges*), der bildet har en rask endring over et lite område. Ved gradvis endrende kanter (eng: *ramp edges*) er endringen mindre intens over et lengere område. Dette gjør det vanskeligere å plukke opp for enklere kantdeteksjonsfiltre. I arbeidet til Isaacs og Gorshin er derfor mer tradisjonell kantdeteksjon her erstattet med fase-analyse av frekvenskomponenter i databildet. Ved å se på symmetri og asymmetri i bildefasen gir det en mulighet til å plukke opp begge de nevnte kanttypene. [15]

Etter kantdeteksjon benyttes først en enkel Hough-transform for å finne rette linjestykker i sonarbildet. For ethvert punkt (x_0, y_0) kan alle rette linjer som går igjennom dette punktet uttrykkes ved likning 3.2 under, der r viser til avstanden fra origo til linja, mens θ viser til vinkelen mellom x -planet og r -linja. [15] Det refereres her til seksjon 6.3.1 for mer om Hough-transformen.

$$r = x_0 \cdot \cos(\theta) + y_0 \cdot \sin(\theta) \quad (3.2)$$

Rørledningene er antatt å ligge som rette linjer på havbunnen, men sonarbildet som brukes i dette tilfellet gir et skann av et relativt stort område. Den diagonale skanningen av havbunnen og de store avstandene gjør at det kun kan antas at røret bare delvis ligger som rette linjestykker i bildet. Riller og andre delvis rette formasjoner på havbunnen vil derfor også plukkes opp i tilsvarende grad av Hough-transformen. Det er derfor nødvendig å analysere linje-segmentene i bildet for å skille rørledninger fra andre strukturer. Stegene i analysen for å skille rørledninger fra andre formasjoner er i artikkelen beskrevet slik: [15]

1. Finn de 'n' største toppene i Hough-transformen
2. Velg ut linjestykkene med høyest tetthet
3. Finn forholdet mellom gjennomsnitts-intensitet i linjestykket og gjennomsnittet i området rett rundt linjestykket.
4. Velg linjestykket som viser til den største ratioen i forrige punkt.

Etter at en del av røret først er detektert letes det etter forlengelser av røret i området der det forventes at røret videre bør befinne seg. Dette gjør prosessen mindre regnekrevende, samtidig som det gir en mulighet til å finne sammenhengende rørstykker. Dersom det ikke detekteres noen

rørledning i det forventede området går algoritmen tilbake til å lete etter rørlignende strukturer i hele bildet. [15]

Selv om arbeidet utført av Isaacs og Gorshin benytter data fra en annen type sonar er det flere idéer og metoder som kan være aktuelle når det kommer til rørdeteksjon i data fra multistråle-ekkolodd. Redusering av støy med anisotropisk diffusjon kan se ut til å være svært fordelaktig der støymengden er stor. Samtidig vil det gi en mer regnekrevende prosess. I eget prosjekt er det derfor nødt til å gjøres en vurdering for om støymengden i bildedataene er stor nok til at dette er nødvendig.

Når det kommer til kantdeteksjon er det i eget prosjekt antatt at radien til røret som skal detekteres er kjent på forhånd. Ved å benytte dybdemålingene i bildet og vinkelforholdene mellom strålene har man allerede en viss kunnskap om hvordan røret bør se ut i bildet og dermed også hvordan kantene som eventuelt skal detekteres ser ut. Nødvendigheten av faseanalyse for kantdeteksjon er derfor ikke ansett som svært betydelig.

Antagelsen om at rørledningene kan detekteres som stykkevis rette linjer i bildedataene virker å være svært aktuelt for prosjektet. Algoritmen som skal utvikles er tenkt å skulle kjøre i sanntid og benytter kun data fra et begrenset antall ping av gangen. En Hough-transform med lineære parametere ser derfor ut til å kunne bli en viktig del av prosessen ved å finne rørkandidater i bildet. I de fire stegene listet opp på side 20 over legges det også vekt på å benytte egenskaper ved de ulike rørkandidatene i bildet for å skille faktiske rørledninger fra andre kandidater. I databildene som skal benyttes i prosjektet kan det både oppstå situasjoner der det er ingen eller flere enn ett rør i bildet. En algoritme for å tilegne rør-kandidater ulike egenskaper kan derfor være aktuelt i prosjektet. Det siste punktet, der linjestykket med størst ratio plukkes ut, ser midlertidig ut til å kunne få problemer der det er flere eller ingen rør i bildet.

I prosjektet som skal gjennomføres skal rørledninger detekteres i etterfølgende databilder fra kartlegging av havbunnen. Dersom et rør er detektert i en dataseksjon virker det rimelig å anta at røret fortsetter inn i det neste bildet. Det kan derfor være aktuelt å implementere en lignende algoritme for sporing av et rør, slik det er gjennomført i arbeidet til Isaacs og Gorshin. [15]

3.2 Petillot, Reed og Bell, 2002

Denne artikkelen fra 2002 tar for seg utviklingen av AUTOTRACKER-prosjektet utført av Ocean Systems Laboratory. I likhet med hvordan rørledninger kartlegges av FFI og Kongsberg Maritim i HUGIN-systemet [20], brukes det også her først sideseende sonar til å detektere røret, før røret senere spores av et multistråle ekkolodd-system. [22]

Ved bruk av sideseende sonar vil det for området rett bak rørledningen bli et skyggeområde der sonaren ikke ser. Blant alle strukturer på havbunnen

som fører til slike skyggeområder vil menneskeskapt rørløsing gi veldig distinkte skyggeregioner som bør være mulig å skille fra andre områder (se figur 1.1 på side 5). Først segmenteres sonarbildet inn i skyggeregioner og ikke-skyggeregioner. Kartlegging ved hjelp av sonar fører ofte til relativt store mengder med støy. For å unngå for mye støy i segmenteringen er det her benyttet det som på engelsk heter *unsupervised Markov Random Fields*. Her har et område (for eksempel en pikselposisjon) en større sannsynlighet til å bli klassifisert som et skyggeområde dersom naboområdene også er klassifisert som skyggeområder. [24, s. 180] Antagelsen om at klassifisering av et område henger sammen med klassifisering av naboområdene hjelper til med å redusere støymengden i segmenteringen. [22]

Det segmenterte sonarbildet deles så opp i horisontale deler hvor det individuelt letes etter rør-lignende skyggeregioner. Røret antas å ligge i rette linjer i sonarbildet. Det er derfor implementert en *Least Median Squared* algoritme for å finne linja som best beskriver røret. Avvikende observasjoner fra linjene kan deretter fjernes fra segmenteringsbildet. Resultatet gir en rett linje per rør som gjennomsnittlig representerer rørets posisjon i sonarbildet. [22]

$$P(X|Y) \propto P(Y|X)P(X) \quad (3.3)$$

Resultatet av rørdeteksjonen i sonarbildet evalueres så ved hjelp av Bayes teorem, gitt i forenklet versjon (uten nevner) i ligning 3.3. Her viser Y til detekteringen av rørsegmentene i sonardataene, mens X viser til den lineære modellen som er laget av røret. $P(X)$ brukes til å benytte seg av *a priori* informasjon om røret, mens $P(Y|X)$ gir sannsynligheten til rørsegmentene som er detektert gitt rørmodellen X . Beregningen av $P(X|Y)$ gir dermed en sannsynlighet for at rørmodellen X stemmer gitt detekteringen av rørsegmentene Y som er utført. Sannsynligheten for segmentene som er detektert for rørløsing 1 er gitt i formel 3.4 under. P_{pipe} viser her til hvor godt rørdeteksjonene kan beskrives av rette linjer ved å se på vinkelen mellom deteksjonene. P_{num} ser på det totale antallet segmentdeteksjoner assosiert med rørløsing som detekteres i forhold til antallet som forventes. Sammen gir dette en mulighet til å evaluere hvor pålitelig den lineære representasjonen av rørløsingene er. [22]

$$P(y|1) = P_{pipe}(y_1|1)P_{num}(y_1|1) \quad (3.4)$$

Etter detekteringen av rørløsing i sideseende sonar kjøres fartøyet rett over røret og benytter seg av multiståle ekkolodd. Ved å se på ett ping av gangen modelleres røret her som en ellipse. De tilhørende parameterene som skal estimeres er gitt som senterposisjonen til røret ($[c_x, c_y]$), bunndybde (b_{o_d}), begravningsdybde (b_{u_d}) og primær- og sekundæraksene til ellipsen ($[a, b]$). Bayes teorem gir et integral for sannsynlighetsfordelingen av de ulike parameterene. Dette integralet løses numerisk med såkalt *Monte Carlo Markov Chains* (MCMC). Senterposisjonen til røret ($[c_x, c_y]$) og aksene

$([a, b])$ initialiseres som deteksjonen i forrige ping av multistråle ekkoloddet. [22]

Metropolis-Hastings-algoritmen benyttes så for å estimere de ulike parameterene. Dette er en algoritme for å estimere sannsynlighetsfordelingen til parameterene ved hjelp av *Monte Carlo Markov Chains*. Den estimerte sannsynlighetsfordelingen gir grunnlag for estimering av parameterene. Til slutt settes det opp en sannsynlighetsmodell (*likelihood model*) som benytter seg av *sum of squared difference* mellom dataene og den estimerte ellipsen. Dette gir et uttrykk for hvor godt ellipsemodellen med de estimerte parameterene representerer de observerte dataene. [22]

Når metodene som benyttes i AUTOTRACKER-prosjektet skal vurderes opp mot eget prosjekt så er det i hovedsak anvendelsen av dataene fra multistråle ekkolodd som er mest relevant. Rørledningen vil i eget prosjekt kun kunne gi en skyggeregion dersom den er sentrert ut på sidene av ekkolodd-skannet. Hovedsakelig vil ikke dette være tilfellet. Den lineære modellen som er benyttet til å beskrive røret i sonardataene vil på den andre siden potensielt kunne benyttes i eget prosjekt. I AUTOTRACKER-prosjektet benyttes modellen til å finne én linje som beskriver røret i et relativt stort område. I vårt tilfelle ville dataene blitt redusert ned til et mindre antall ping (eksempelvis 25) for å øke nøyaktigheten.

Multistråle-ekkolodd-datane ser ut til å bli prosessert for kun ett ping av gangen. Denne modellen virker å kunne være svært sensitiv for støy og endringer i posisjonen til røret. Om dataene som er benyttet til testingen av denne sporingsmetoden står det i artikkelen: «The data was generated by an ROV driven on top of the pipeline by an ROV pilot. Hence the pipe location is almost always centered on the center of the profile.» [22, s. 221] Dette fører til at metoden kun er testet på bortimot optimale tilfeller der røret ligger rett under ekkolodd-sensoren. Dette gir en viss tvil til om algoritmen er tilstrekkelig i vanskeligere tilfeller, noe vi ønsker at algoritmen i eget prosjekt skal ha mulighet til å takle.

3.3 Evans mfl., 2009

Denne artikkelen fra 2009 tar for seg senere arbeid med testing av AUTOTRACKER-systemet, nevnt i seksjon 3.2, og beskriver ulike erfaringer og lærdommer som har medfulgt. Her er ikke dataanalysen og algoritmene beskrevet i særlig grad, men andre, mer generelle prinsipper og videre utvikling kommer frem. Arbeidet beskrevet i artikkelen angår derfor ikke direkte mulige fremgangsmåter for eget prosjekt, men det sees heller på ulike egenskaper ved det totale systemet som det kan være viktig å være oppmerksom på. [7]

Rør-detekteringen kan sees på som punkter i et tredimensjonalt rom. Ved tilfeller der det er flere rørledninger i nærheten av hverandre er det viktig at deteksjonsmodellen for AUTOTRACKER-systemet har evnen til å

gjøre flere rørdeteksjoner samtidig og koble sammen alle deteksjoner som tilhører samme rør. Det er også utviklet det de kaller «the fusion system» [7, s. 2] som tar imot nye input-data og kobler det sammen med tidligere, ferdig-detektert data. Dersom rørdeteksjonene som er gjort ikke regnes å være gode nok er systemet programmert til å oppføre seg som om det ikke er gjort noen deteksjon i det hele tatt og kun følge tidligere deteksjoner. [7]

Systemet er ansett å ha to hovedoppgaver. Den mest grunnleggende oppgaven går ut på å bruke den estimerte rørposisjonen og retningen til å navigere og holde fartøyet i en predefinert posisjon i forhold til røret, dette for å forsikre gode deteksjonsresultater fremover i ekspedisjonen. Som sin andre oppgave er systemet nødt til å håndtere situasjoner der røret ikke kan detekteres, for eksempel der deler av rørledningen ligger nedgravd. Dersom systemet kommer til et område der det på forhånd er visst at røret vil være nedgravd så er fartøyet instruert til å følge predefinerte veipunkter inntil røret igjen kan detekteres. I tilfeller hvor røret ikke kan detekteres og det ikke på forhånd er lagret noen informasjon om nedgravning har systemet muligheten til å utføre et mer omfattende søk etter rørledningen. [7]

Blant de ulike aspektene som er forklart i henhold til AUTOTRACKER-systemet er det verdt å nevne at GPS-posisjonering ikke fungerer tilstrekkelig under vann. Et undervannssystem er derfor nødt til å ha en komponent som eksempelvis beregner kreftene som påføres fartøyet (motor, strømninger, osv.) til å kontinuerlig beregne posisjonen til fartøyet. Dette er et system som kan være svært følsomt for større hastighetsendringer. AUTOTRACKER-systemet er derfor programmert til å utføre navigeringen så forsiktig som mulig. Eksempelvis vil systemet, etter et mislykket søk etter rørledningen, returnere gradvis tilbake til de predefinerte veipunktene registrert for røret. [7]

3.4 Asif og Arshad, 2006

I denne artikkelen tar Asif og Arshad for seg arbeidet med detektering og sporing av rørledninger i bilder tatt med optiske kamera. For å forenkle bruken av ulike metoder og algoritmer innen bildeanalyse utføres det en konvertering fra farger til gråtoner. Bildene blir først lagret i et 24-bits RGB-format. De blir så konvertert til et 8-bits format før bildet konverteres til kun gråtoner. Blant alle algoritmer som her kan benyttes er det valgt å kun se på informasjonen som ligger i den røde kanalen for å konstruere gråtonebildene. [2]

Slik det gjøres av Isaacs og Gorshin [15] i sitt arbeid, beskrevet i seksjon 3.1, benyttes det også her anisotropisk diffusjon ved et Perona-Malik-filter for å glatte ut bildet. Som nevnt tidligere gjøres dette for å redusere støy i bildet uten å miste for mye informasjon om kantposisjonene. [2]

Etter at støyen i bildet er redusert benyttes *Sobel*-filtrering hvor formålet er å detektere kantene til røret i bildet. Gråtonebildet konvolveres med filtrene G_x og G_y (gitt i ligning 3.5) for å finne kantene i horisontal og vertikal retning i bildet. Den totale gradienten beregnes med formelen gitt i ligning 3.6. [9] Denne er tilslutt tersklet for å gi et binært bilde. [2]

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.6)$$

Det binære bildet benyttes så som input til en lineær Hough-transform med parameterligningen slik de er gitt i ligning 3.2 på side 20. Det utføres så en topp-deteksjon (*peak detection*) på de Hough-transformerte dataene for å finne linjene som er mest representert i bildet. For hver topp settes naboene til null for å forhindre at det detekteres flere topper som representerer omtrent samme linje. Toppunkter som ligger for nært hverandre i Hough-rommet slås sammen til én linje. Til slutt benyttes *Bresenham's* linjealgoritme for å tegne opp de to mest fremtredende linjene i bildet. [2]

Etter at rørledningen er detektert i bildet er det i artikkelen beskrevet en modell for å representere røret i forhold til fartøyets perspektiv. Til dette er det først benyttet en andreordens, ikke-lineær *B-spline*-kurve med seks kontrollpunkter. Det gir tre punkter til hver side av rørledningen. Modellen er så beskrevet som en affine-transformasjon av en lineær, predefinert form satt for rørledningen. *B-spline*-algoritmen med seks kontrollpunkter gir 12 frihetsgrader. For å redusere dette gjøres det en *Principle Component*-analyse (PCA). [2] Her transformeres egenskapsvektorer med en lineær transform slik at den første egenskapen får størst mulig varians, den neste egenskapen får nest størst varians, og så videre. [5] Dette gjør at man så kan plukke ut et ønsket antall egenskaper som nå er en lineærkombinasjon av de opprinnelige egenskapene i retningen med størst betydning for spredningen.

Resultatbildet etter Hough-transform og Bresenham-algoritmen benyttes for å finne punktene i bildet som skal representere den endelige konturen av rørledningen. En én-dimensjonal detektor normalt på linjene tegnet med Bresenham-algoritmen benyttes for å detektere punkter langs kantene av rørledningen. Disse punktene benyttes til å estimere modellen for rørposisjonen ved å velge modellen som gir minimum avstand fra kontur til de valgte punkter. Modellen kan så benyttes til å beregne posisjon og orientering av røret. Denne informasjonen benyttes tilslutt til navigering av fartøyet slik at røret befinner seg mest mulig sentralt i bildet. [2]

I artikkelen fortelles det at bruk av sensorer som sonar gir et mye større strømforbruk, noe som setter krav til større batterier og dermed også et

større fartøy. Det vises også til en sonarsensors mottakelighet for støy som et problem i detekteringen. Bruk av optiske kamera gir bilder med svært god oppløsning og er derfor benyttet i arbeidet. En av bekdelenene ved bruk av optisk kamera er rekkevidden. En blanding av organiske og ikke-organiske partikler i vannet reflekterer lys, noe som fører til at rekkevidden til det optiske kameraet blir svært dårlig. [2]

Bruken av Sobel-filtrering til å utføre kantdeteksjon er noe som kan vurderes til eget prosjekt, men filtrene som er brukt er svært følsomme for støy. Et alternativ kunne vært å bruke et større filter i kantdeteksjonen ettersom størrelsen på rørledningen vi skal detektere er gitt på forhånd. Dette kan gi en mulighet til å fjerne bidraget fra mindre støykilder. Hough-transformen som benyttes her [2] vil, slik det er nevnt tidligere, være svært aktuell når algoritmene for kantdeteksjonen i eget prosjekt skal utvikles. Ved bruk av kantdeteksjon gir Hough-transformen en mulighet til å detektere røret som to relativt parallelle linjer i databildet.

I artikkelen er det gitt at bildet fra kantdeteksjonen terskles til et binært bilde før det gjøres en Hough-transform. Tersklingen er ikke strengt tatt nødvendig for å kunne benytte seg av en Hough-transform (Radon transform) og det fører til at deler av informasjonen om kantene går tapt. Utregningen av Hough-transformen vil på sin side være mye kjappere, noe det kan være lurt å ta hensyn til med tanke på at algoritmen skal kjøre i sanntid.

Ved modelleringen av røret tas det hensyn til støy ved å blant annet benytte en *B-spline*-algoritme for å representere røret. Dette gir mulighet til å modellere røret med en viss kurve, men før dette blir gjort er det allerede utført en Hough-transform og benyttet *Bresenham's* linje-algoritme for å detektere og tegne opp kantene av rørledningen. Det er med andre ord allerede gjort en antagelse om at kantene til rørledningen befinner seg i relativt rette strekninger i området for bildet. Modellen virker for såvidt robust, men kan muligens være en smule unødvendig kompleks. Dersom en slik modellering skal vurderes i eget prosjekt må det igjen tas hensyn til at detekteringen skal kjøre i sanntid.

Del II

Prosjektet

Kapittel 4

Evaluering av metoder

I dette kapitlet vil det kjapt forklares hvordan datafilene er fordelt som treningssett og testsett, hvordan ulike metoder vil vurderes og hvilke verdier som vil beregnes for å vurdere ytelsen til det ferdige deteksjonssystemet. De fleste av teorien er her hentet fra boken *Detection Theory* skrevet av Hippenstiel. [12]

4.1 Fordeling av datasettet

Dette prosjektet er blitt tildelt data innsamlet fra tokt med HUGIN utført av FFI og Kongsberg Maritime. Datasettet består av syv mapper som viser til ulike tokt som er utført. I hver mappe ligger det en rekke datafiler som hver består av databilder dannet av 1000 ping fra HUGINs multistråle-ekkolodd-sensor. Datafilene i mappene er blitt gitt en indeks og fordelt slik at alle datafiler med oddetall som indeks tilhører treningssettet, mens datafiler med partall som indeks tilhører testsettet.

Datafilene som er blitt tildelt treningssettet vil bli brukt til testing av ulike metoder og utvikling av algoritmen til deteksjonssystemet. Det er også data fra treningssettet som vil bli brukt til data-analysen i kapittel 5 på side 33. Treningssettet vil benyttes i kapittel 9 på side 103 når deteksjonssystemets ytelse skal evalueres.

Det er verdt å legge merke til at datamengden i prosjektet består av godt over 1000 datafiler. Hver datafil består som nevnt av 1000 ping. Hvor mange ping som benyttes samtidig til deteksjon er gitt som en variabel til deteksjonssystemet som skal utvikles, men for eksemplene som blir brukt i data-analysen er antallet satt til 25 ping. Ved et slikt tilfelle vil det gjøres 40 deteksjoner for hver datafil som skal testes. Dette fører til enormt mange deteksjoner. Selv om alle datafilene er blitt fordelt til et av datasettene er det kun et mindre antall filer fra de to datasettene som vil benyttes når det kommer til evaluering av parametere i seksjon 8.3 på side 94 og testing av deteksjonssystemet i kapittel 9 på side 103.

Forkortelse	Uttrykk	Beskrivelse
TP	True Positive	Røret detekteres riktig i databildet
TN	True Negative	Deteksjonssystemet konkluderer riktig at det ikke er noen rørledninger i databildet
FP	False Positive	Deteksjonssystemet konkluderer feilaktig at det ligger et rør i en posisjon der det ikke er noe rør
FN	False Negative	En rørledning i bildet plukkes ikke opp av deteksjonssystemet

Tabell 4.1: Forklaring for uttrykkene benyttet i testingen av deteksjonssystemet

4.2 Valg av metoder

Kapittel 6 på side 53 tar for seg ulike metoder som kan være aktuelle for å fremheve og detektere rørledninger i databildene. Algoritmene vil bli testet på et mindre antall dataseksjoner som er plukket ut for å representere ulike tilfeller på havbunnen det er ønsket at det endelige deteksjonssystemet skal kunne håndtere. Ut fra resultatbildene vil det gjøres en subjektiv formening om hvilke metoder som ser ut til å være mest aktuelle. Her vil det fokuseres på støymengde i resultatene og evne til å kunne skille røret fra respons tilhørende andre strukturer på havbunnen.

4.3 Evaluering av en deteksjon

Når deteksjonssystemet er ferdigutviklet og skal testes vil det være mulig å sette verdier til resultatene slik at man kan få et kvantitativt mål på deteksjonsevnen til systemet. Resultatet av hver enkelt deteksjon vil beskrives ved uttrykkene gitt i tabell 4.1. En datafil vil lastes inn og hver av de fire verdiene i tabellen vil settes til null. Det vil så itereres gjennom datafilen der det gjøres deteksjoner på alle datasegmentene. For hver deteksjon vil resultatet sammenlignes med manuell deteksjon og verdiene for tilfellene som oppstår vil adderes med én. Etter at deteksjonssystemet er kjørt på hele datafilen vil eksempelvis verdien for *True Positive* (TP) vise til hvor mange ganger røret ble riktig detektert i gjennomkjøringen. Beregningen for *True Positive Rate* (TPR) i ligning 4.1 på neste side vil brukes som et mål på hvor god detektoren er til å plukke opp røret på havbunnen. Ettersom det nesten alltid vil være et rør i databildene blir beregningen av *False Positive Rate* forenklet til ligning 4.2 på neste side. [12]

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1)$$

$$FPR = \frac{FP}{\text{ANTALL DETEKSJONER}} \quad (4.2)$$

Det er disse verdiene som vil benyttes når det skal gjøres parametervalg til deteksjonssystemet i seksjon 8.3 på side 94 og når det endelige deteksjonssystemet skal testes i kapittel 9 på side 103.

Kapittel 5

Data-analyse

Dette kapittelet tar for seg en rekke eksempler på databilder som er samlet inn under tokt med HUGIN. Slik det er forklart i kapittel 4 er datasettet delt opp i et treningssett og et testsett. I data-analysen vil det kun være eksempeldata fra treningssettet som vil evalueres. Hensikten er å finne ulike aspekter og problemstillinger som det må tas hensyn til i utviklingen av deteksjonsalgoritmen.

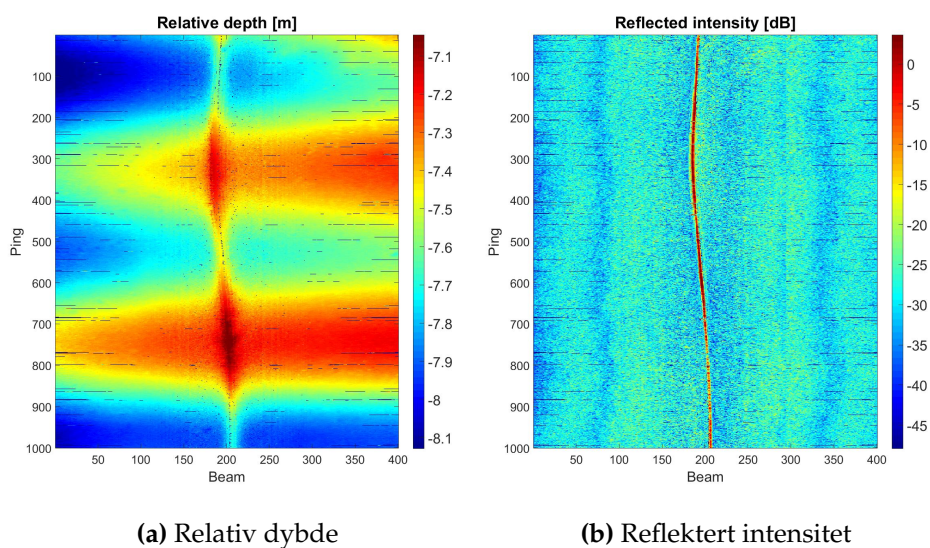
Seksjon 5.1 og 5.2 tar for seg henholdsvis pre-prosessering av dataene og et valg om hvordan databildene skal representeres før deteksjonen utføres. De resterende seksjonene tar for seg ulike eksempler fra treningsdataene som illustrerer muligheter og utfordringer ved deteksjonssystemet som skal utvikles.

5.1 Pre-prosessering av databildene

Figur 5.1 på neste side viser et eksempel på data fra HUGINs multistråle-ekkolodd uten noen form for prosessering. Figuren viser data fra en hel datafil (1000 ping). Figur 2.4 på side 15 viser et mindre antall ping hentet fra det samme datasettet. Datasettet ser ut til å bestå av relativt nøyaktige målinger, men med små "hull" i databildet. Støy i ekkolodd-sensoren gjør at enkelte målinger gir en lavere eller høyere verdi enn det som intuitivt virker å være riktig. Figur 5.1 er plottet med en fargeskalering som eliminerer skaleringen for de aller høyeste og laveste verdiene. Dette er gjort slik at store utstikkere som resultat av støy ikke skal ødelegge helhetsfremstillingen i bildet.

5.1.1 Målinger uten verdier

Ved å eksempelvis se på bildet for relativ dybde i figur 5.1a ser vi flere slike nevnte "hull" i databildet som ikke ser ut til å skulle være der. Mange av disse hullene kommer av at dybdemålingen for strålene ikke har noen



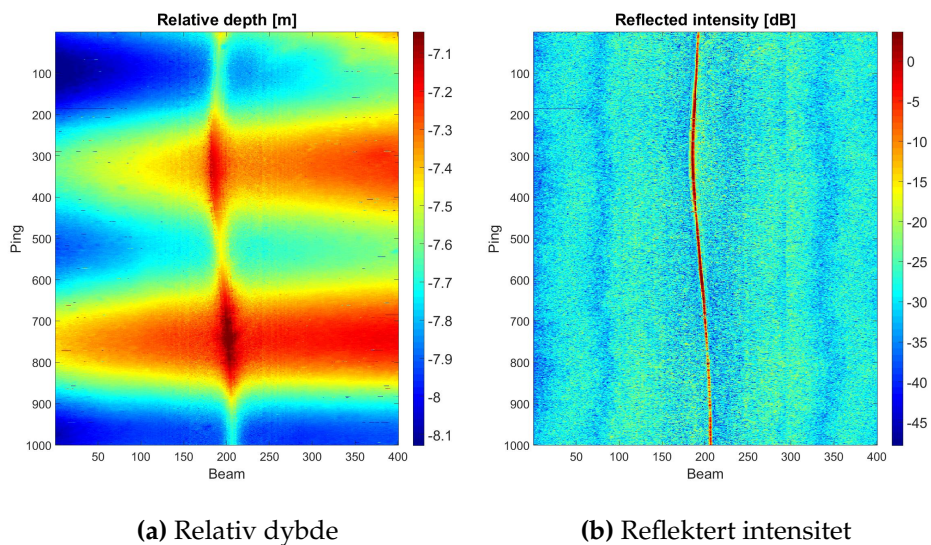
Figur 5.1: Eksempel på uprosessert data fra HUGINs multistråle-ekkolodd. Fargeskaleringen i bildene er gjort slik at de aller høyeste og laveste verdiene ikke bidrar til videre skalering. Data fra Kongsberg Maritime

verdi. Når det for hver stråle i ekkoloddet gjøres en beregning av avstanden ned til havbunnen settes det også en kvalitetsberegning for målingen. Denne beregningen gir et uttrykk for hvor sikker HUGIN-systemet er på at tidsforsinkelsen som er beregnet mellom utsendt signal og ekko stemmer. Dersom kvalitetsberegningen blir for lav setter systemet ingen verdi for strålen.

Under utviklingen av dette prosjektet har jeg fra FFI fått utdelt en funksjon kalt *fillmissing* som er ment å fylle inn disse verdiene. Figur 5.2 på neste side viser effekten av denne algoritmen kjørt på dataene fra figur 5.1. Selv om flere av de nevnte "hullene" i databildet er borte ser det likevel ut til å være en del støy i bildet. Alle målinger der kvalitetsberegningen var for lav er nå blitt gitt en verdi. Støyen som er igjen i databildene er nå det som intuitivt ser ut til å være feilmålinger.

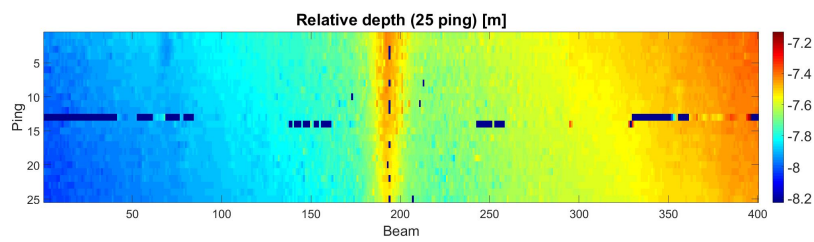
5.1.2 Filtrering av støy

Etter at *fillmissing*-algoritmen er kjørt på dataene vil det fortsatt være mindre områder med feilmålinger i bilde som konsekvens av støy. Figur 5.3 og 5.4 viser pre-prosesseringen for et mindre antall ping i databildet for henholdsvis relativ dybde og reflektert intensitet. Ved å se på databildet for relativ dybde i figur 5.3 på side 36 ser vi at områdene for det som ser ut til å være feilmålinger er relativt små. Etter å ha gått igjennom alle slike segmenter for hele treningssettet viser det seg at disse støyområdene ytterst sjeldent strekker seg over mer enn ett ping. Det samme gjelder for bildet for reflektert intensitet, illustrert i figur 5.4 på side 37.

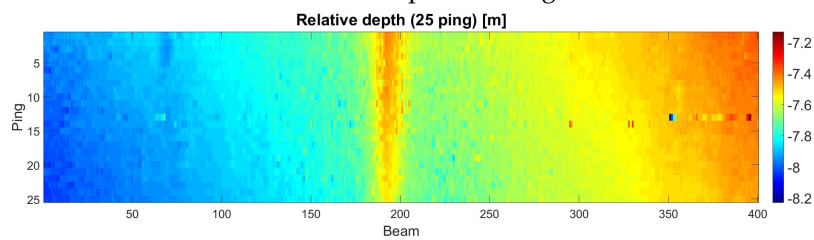


Figur 5.2: FFIs *fillmissing*-algoritme benyttet på dataene fra figur 5.1

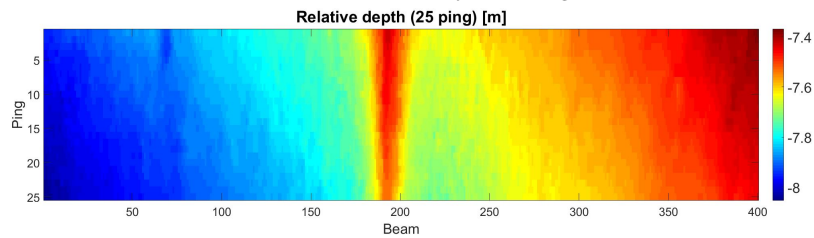
For å bli kvitt denne støyen er det derfor i første omgang valgt å filtrere begge databildene med 3×3 -median-filtre. Muligheten for å filtrere med et 3×1 -filter, der det kun filtreres i ping-retningen, er også tilstede. Forskjellen viste seg dog ikke å være spesielt stor, og bruk av et 3×3 -filter gir oss muligheten til å glatte ut bidraget fra mindre utpregende støy i bildet. Resultatet av median-filtreringen vises i figur 5.3c og 5.4c.



(a) Data uten prosessering

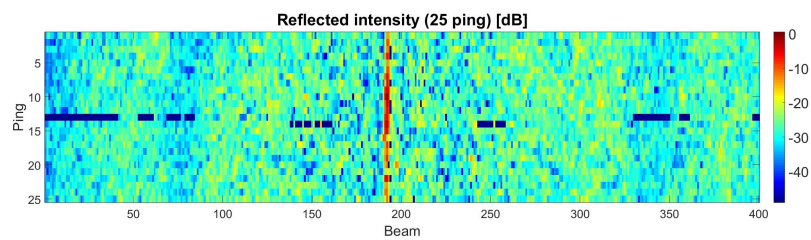


(b) Databildet etter *fillmissing*

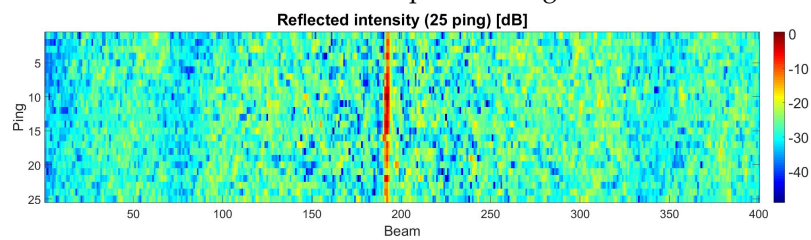


(c) 3×3 median-filter benyttet på data fra figur 5.3b

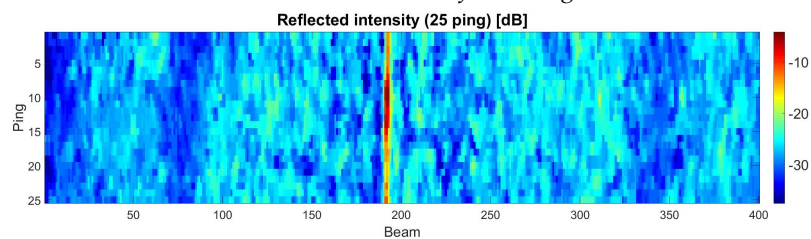
Figur 5.3: Utfallet av pre-prosesseringsen for et mindre antall ping i databildet for relativ dybde. Data fra Kongsberg Maritime



(a) Data uten prosessering

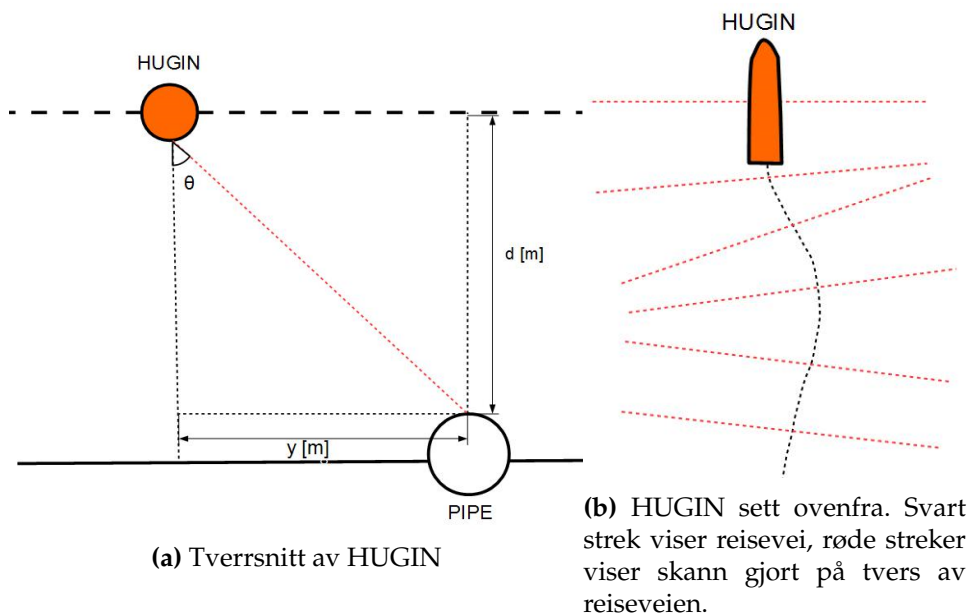


(b) Databildet etter *fillmissing*



(c) 3×3 median-filter benyttet på data fra figur 5.4b

Figur 5.4: Utfallet av pre-prosesseringsen for et mindre antall ping i databildet for reflektert intensitet. Data fra Kongsberg Maritime



Figur 5.5: To illustrasjoner som viser hvordan ping- og stråle-nummer kan transformeres til faktiske posisjoner på havbunnen

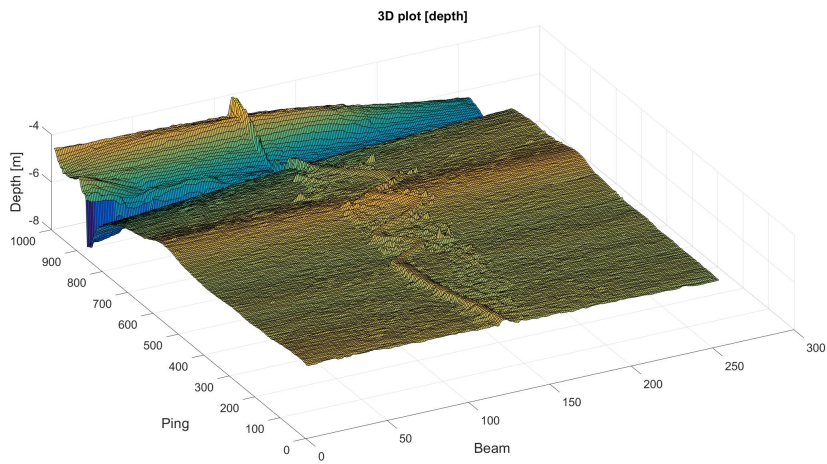
5.2 Transformering av databildene

Før databildene skal benyttes til detektering er det nødt til å tas et valg om hvordan databildene skal representeres i prosjektet. Slik det er gjort frem til nå er databildene representert ved strålenummer i horisontal retning og ping-nummer i vertikal retning. Figur 5.5 illustrerer hvordan verdier for ping-nummer og stråle-nummer kan transformeres til faktiske posisjoner på havbunnen.

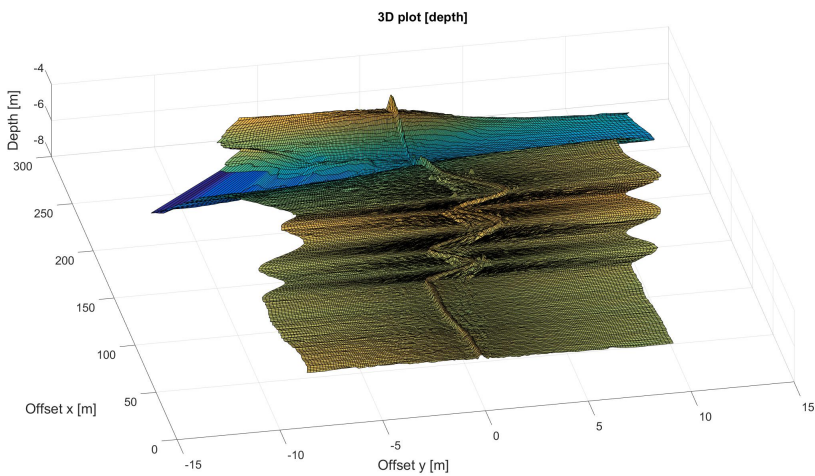
Figur 5.5a viser hvordan vinkelen til en ekkolodd-stråle, illustrert ved θ , kan benyttes sammen med den estimerte relative dybden (d) til å beregne avstanden fra HUGIN bort til målingen. Denne avstanden er gitt som y i illustrasjonen og gir avstanden langs skannet som er utført.

Figur 5.5b illustrerer hvordan hvert skann blir gjort på tvers av reiseveien til HUGIN. Ved å benytte HUGINs data for posisjon og retning for hvert ping kan avstandene som ble beregnet langs skannet transformeres til faktiske posisjoner på havbunnen.

I figur 5.6 på neste side vises et eksempel der ping-nummer og stråle-nummer er transformert til faktiske posisjoner. Forskjellen er illustrert ved 3D-plott av databildet for relativ dybde. I databildet plottet for posisjoner på havbunnen i figur 5.6b har man nå muligheten til å direkte benytte radien til røret i deteksjonen. Problemet er nå at det ikke er lenger like stor avstand mellom verdiene i bildet. Dette gjør jobben med å filtrere databildene komplisert. Etter sammenlikning ved flere slike eksempler ser det ut til at forskjellene er relativt små, spesielt for mindre antall ping. Det

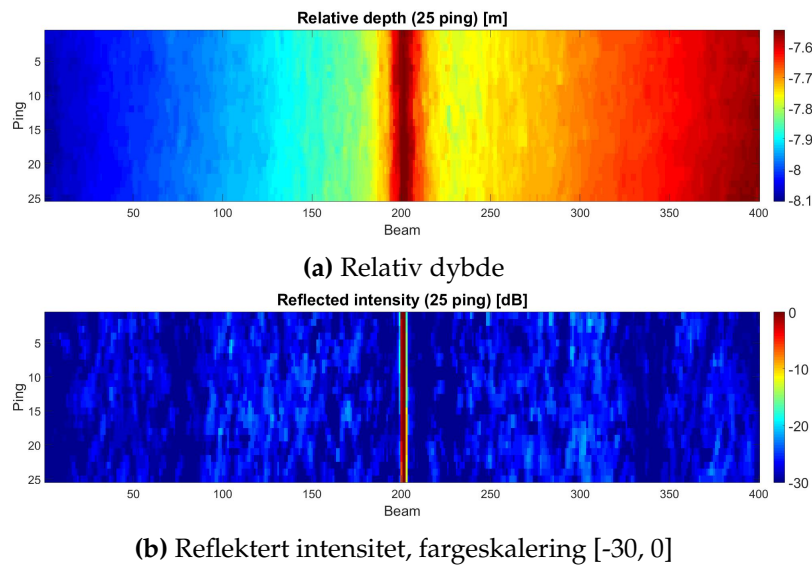


(a) 3D-plot av relativ dybde for ping og stråle-nummer



(b) 3D-plot av faktiske posisjoner på havbunnen

Figur 5.6: Et eksempel som viser forskjellen ved å transformere ping og strålenummer til faktiske posisjoner på havbunnen. Figurene viser data for relativ dybde plottet i 3D. Data fra Kongsberg Maritime



Figur 5.7: Illustrerer et enkelt tilfelle der røret er tydelig fremhevet i begge databildene. Data fra Kongsberg Maritime

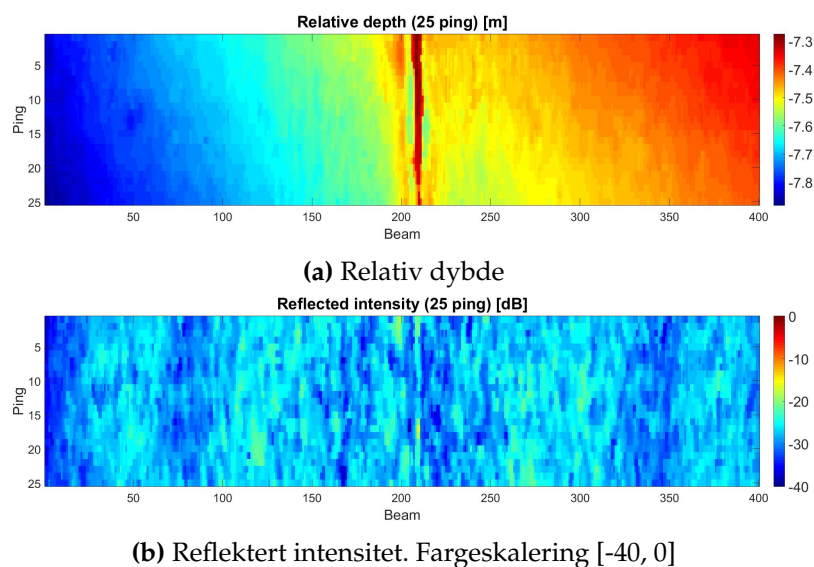
er derfor valgt å ikke gjøre en slik transformasjon i dette prosjektet.

5.3 Rørets karakter i databildene

Denne seksjonen tar for seg hvilke karaktertrekk rørledningene har i de to databildene. Formålet er å se hvordan røret skiller seg ut slik at det kan dannes en idé om hva som skal til for å detektere røret i databildet. Der seksjon 5.4 på side 46 tar for seg mer spesifikke tilfeller, vil det her fokuseres mer på hvordan røret mer generelt vises i databildet.

5.3.1 Røret tydelig fremhevet i begge databilder

Figur 5.7 viser et eksempel der røret veldig tydelig skiller seg fra bakgrunnen i begge databildene. Bildet for relativ dybde (figur 5.7a) viser tydelig at røret ligger som en positiv forhøyning. Databildet virker å inneholde svært liten påvirkning fra støy. Havbunnen ser ut til å ligge litt skjevt i bildet, der avstanden ned til havbunnen er en smule mindre for høyresiden til fartøyet. Utenom dette er det ingen forstyrrende strukturer i bakgrunnen av databildet som vil gi en utfordring i rørdeteksjonen. Her bør det være relativt enkelt å detektere røret. En mulighet er å benytte kantdeteksjon til å detektere kantene i bildet, litt på samme måte som det gjøres i arbeidet til Asif og Arshad, forklart i seksjon 3.4 på side 24. En annen mulighet er å detektere toppen av av røret som en slags fjellryggstruktur. Denne strukturen vil videre i prosjektet i hovedsak refereres til ved det engelske uttrykket *ridge*.



Figur 5.8: Et eksempel der røret er tydelig synlig i bildet for relativ dybde, men svært vanskelig å detektere i bildet for reflektert intensitet. Data fra Kongsberg Maritime

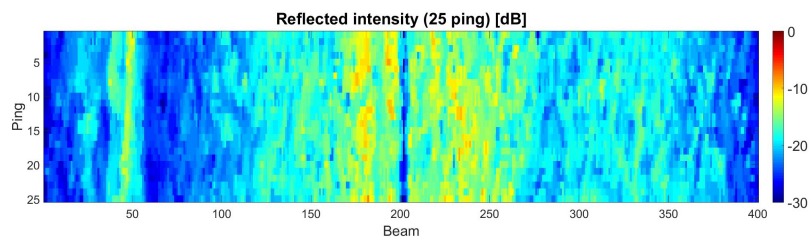
Bildet for reflektert intensitet i figur 5.7b har i dette tilfellet mange av de samme karaktertrekkene som bildet for relativ dybde. Røret utpreger seg tydelig med en positiv respons i forhold til havbunnen. Slik det er forklart i seksjon 2.3.1 på side 15 viser verdiene i bildet til forholdet på signalstyrken som ble mottatt for de forskjellige strålene i ekkolodd-sensoren. For tilfellet i figuren har området for midten av rørledningen mottatt et ekko med en signalstyrke som ser ut til å være minst 20 dB høyere enn signalstyrken for ekko fra havbunnen. Her bør det altså ikke være noe problem å detektere røret med en lignende metode som i databildet for relativ dybde.

5.3.2 Ulike tilfeller i databildet for reflektert intensitet

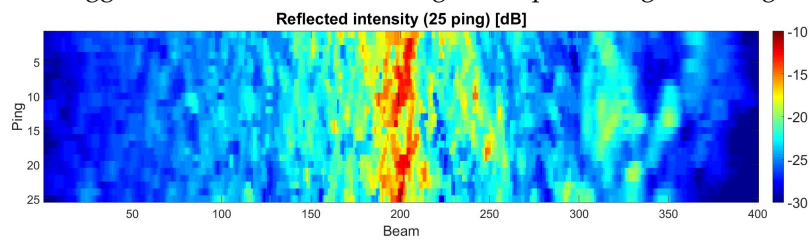
Rørledningens karaktertrekk varierer svært mye i databildet for reflektert intensitet. I eksempelet i figur 5.7b på forrige side skilles røret tydelig fra bakgrunnen ved en mye høyere reflektert intensitet enn omgivelsene. Her vises røret som en positiv respons i begge databildene. Dette er ikke alltid tilfelle. Figur 5.8 viser et eksempel der rørledningen vises tydelig i bildet for relativ dybde, mens det er bortimot usynlig i bildet for reflektert intensitet. I et slikt tilfelle vil det være svært vanskelig å bruke dette bildet til å detektere rørets posisjon.

Tre ulike tilfeller

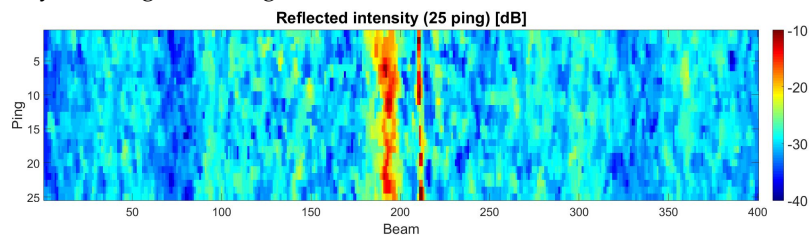
Figur 5.9 på neste side tar for seg ulike eksempler på hvordan databildet for reflektert intensitet kan se ut. Det første bildet (fig 5.9a) viser et eksempel



(a) Databilde med to rør. Et rør til venstre ved stråle 50 ligger som positiv respons. Et annet rør ligger midt i databildet som negativ respons. Fargeskalering [-30, 0]

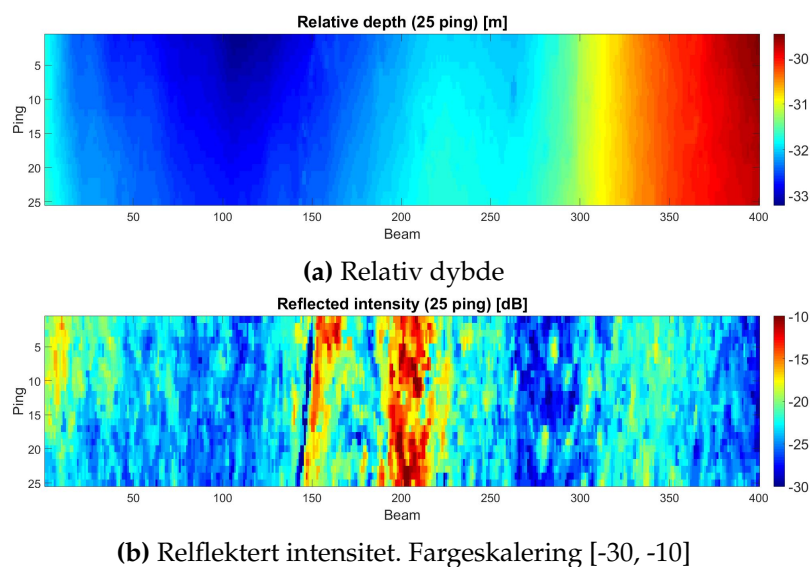


(b) En situasjon der det ikke er noe rør i bildet, responsen i midten av bildet er likevel høyere. Fargeskalering [-30, -10]



(c) Her ligger røret som positiv respons rundt stråle 210. På grunn av støy er ikke responsen kontinuerlig. Fargeskalering [-40, -10]

Figur 5.9: Ulike tilfeller av databildet for reflektert intensitet. Data fra FFI og Kongsberg Maritime



Figur 5.10: Et eksempel der røret er synlig som negativ respons i bildet for reflektert intensitet (rundt stråle 150). Data fra FFI

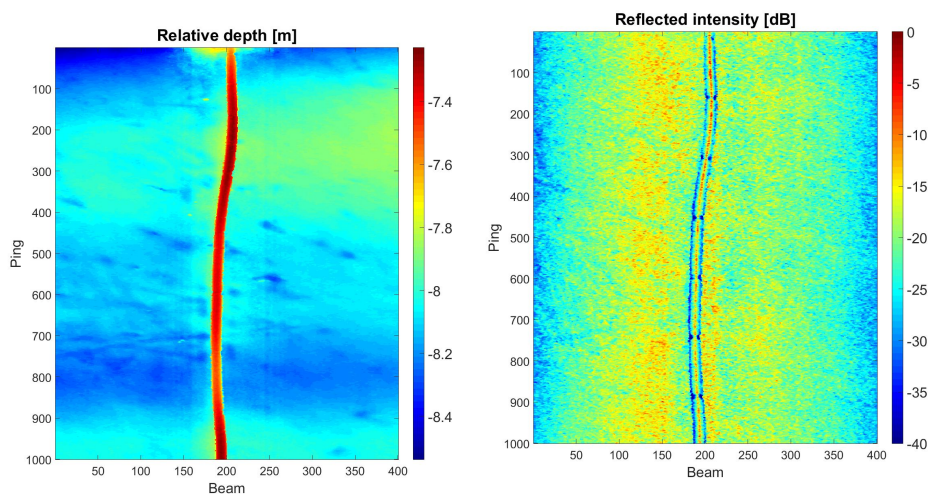
der det er to rør i bildet. Det ene røret ligger til venstre i bildet, rundt stråle 50. Røret utpreger seg i bildet med en positiv respons, dog med en lavere størrelsesorden enn ved eksempelet i figur 5.7b. Det andre røret ligger midt i bildet, ved stråle nummer 200. Denne gangen utpreger røret seg med en lavere intensitet enn omgivelsene.

Figur 5.9b viser et eksempel der det ikke er noe rør i bildet. Den reflekterte intensiteten er likevel høyere i midten av databildet. Dette kommer av at strålene i midten av bildet er de som peker omtrent rett nedover. I kapittel 2 ble det ved hjelp av figur 2.1 forklart hvordan ekkoet til det utsendte signalet reflekteres med størst intensitet i retningen som speiler innfallsvinkelen. Strålene som peker rett ned vil derfor kunne få en høyere reflektert intensitet enn strålene som treffer med en større vinkel. En unøyaktig deteksjonsalgoritme kan ende opp med å detektere dette som en rørledning.

Det siste eksempelet (fig 5.9c) tar for seg et eksempel der røret ligger rundt stråle nummer 210 i databildet. På grunn av støy er ikke intensiteten kontinuerlig over alle pingene, noe som kan gjøre det vanskelig å detektere. Samtidig er det en rørlignende respons rundt stråle 200 som følge av samme fenomen som forklart for forrige eksempel. Her ser responsen fra strålene som ser rett ned nesten mer ut som et rør enn intensiteten som kommer fra det faktiske røret.

5.3.3 Røret delvis begravd på havbunnen

Figur 5.10 viser et eksempel der røret ligger delvis nedgravd på havbunnen. I eksempelet ligger røret omtrent ved stråle 150. Røret ligger her nes-



(a) Relativ dybde

(b) Reflektert intensitet. Fargeskalering [-40, 0]

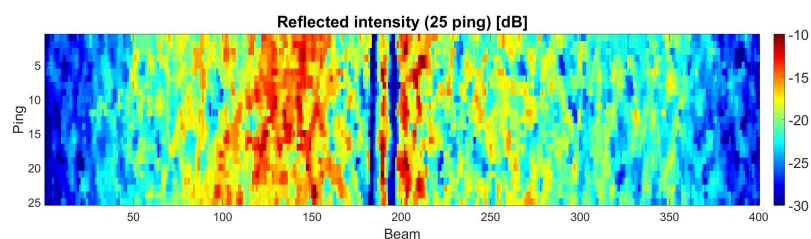
Figur 5.11: Et eksempel der røret er relativt stort i bildet. Sidene av røret vises så tydelig med en lavere respons enn toppen av røret i bildet for reflektert intensitet. Data fra FFI

ten helt nedgravd, noe som gjør det bortimot umulig å bruke databildet for relativ dybde til deteksjon. I databildet for reflektert intensitet (fig 5.10b) er det derimot mulig å detektere røret som en negativ respons i bildet. Dersom algoritmen som skal utvikles skal kunne håndtere slike tilfeller må det kunne detekteres rørkandidater i begge databildene.

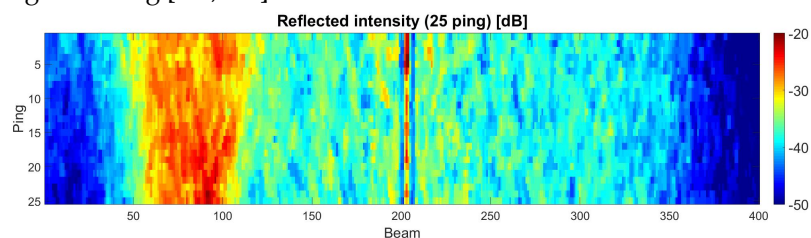
5.3.4 Reflektert intensitet ved sidene av røret

Slik det er forklart med figur 2.1 på side 12 i kapittel 2 blir ekkoet fra det utsendte signalet reflektert med høyest intensitet dersom mediet det treffer står perpendikulært på den utsendte strålen. Jo lenger denne vinkelen er fra å være perpendikulær, desto mindre blir intensiteten på det reflekterte signalet. Ekkolodd-stråler som treffer sidene av røret vil derfor gi en mye lavere respons enn stråler som treffer toppen. Figur 5.11 viser et eksempel der røret er relativt stort i bildet. I databildet for reflektert intensitet (fig 5.11b) vises det tydelig at intensiteten er høyere for midten av røret, mens den er lavere ved sidene.

Figur 5.12 på neste side viser to eksempler av bildet for reflektert intensitet for et mindre antall ping. I det første bildet (fig 5.12a) er røret større i databildet enn i det andre (fig 5.12b). Dette gjør at det er flere stråler som treffer røret og den nevnte effekten blir tydeligere. Figur 5.12a viser at røret i slike tilfeller kan detekteres, enten som en positiv topp i midten, eller som to negative, parallelle topper ved sidene av røret. I tilfeller der røret er veldig lite i bildet blir denne effekten omtrent borte.



(a) Reflektert intensitet for et mindra antall ping av dataene i figur 5.11b på forrige side. Fargeskalering [-30, -10]

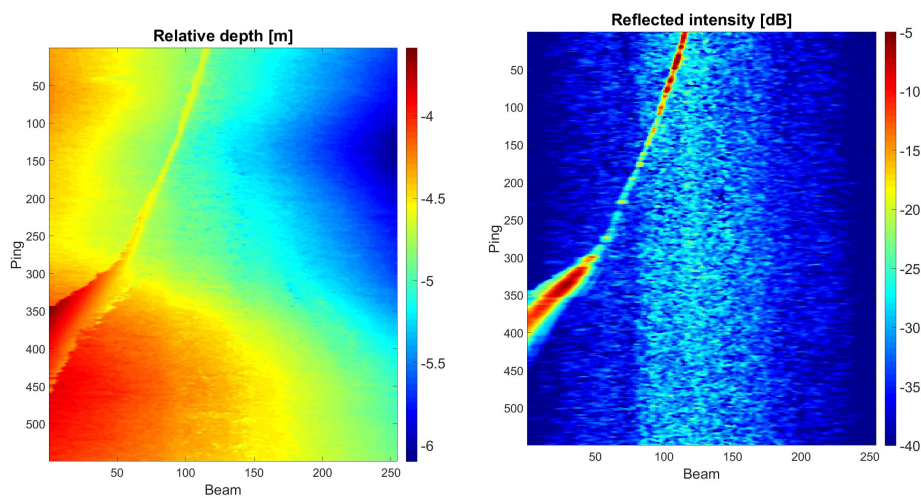


(b) Reflektert intensitet fra et annet eksempel der røret er en smule mindre i bildet. Fargeskalering [-50, -20]

Figur 5.12: To eksempler av databildet for reflektert intensitet der intensiteten er lavere ved sidene av røret. Data fra FFI

5.3.5 Spredning av rørets respons

Når røret skal detekteres i databildene vil det være nødvendig å vite noe om hvor stort røret vil være bildene. Her er det nødvendig å ta hensyn til spredningen av rørets respons. Figur 5.13 på neste side viser hvordan rørets respons spres over flere stråler i databildet for vinkler langt vekk fra fartøyet, mens spredningen er klart mindre der røret ligger rett under fartøyet. Dette er noe det må tas hensyn til når størrelsen på røret i databildene skal estimeres.



(a) Relativ dybde

(b) Reflektert intensitet. Fargeskalering [-40, -5]

Figur 5.13: Et eksempel som viser spredning av rørets respons i databildene. Data fra Kongsberg Maritime

5.4 Spesielle tilfeller

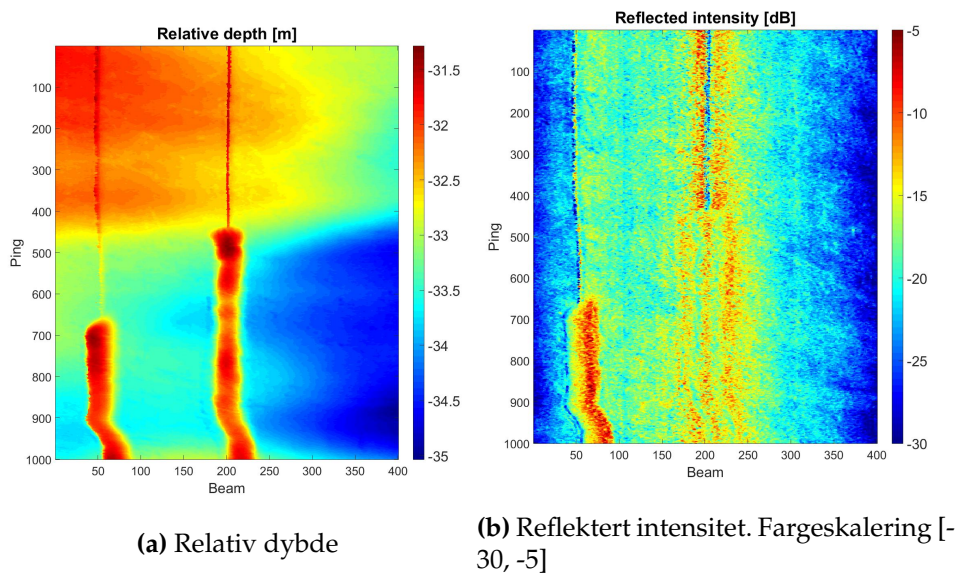
Der seksjon 5.3 tok for deg mer generelle karaktertrekk ved rørledninger i databildene vil det her sees mer på spesielle tilfeller det bør tas hensyn til i utviklingen av deteksjonssystemet. Ulike situasjoner på havbunnen kan føre til tilfeller i databildene som kan gi problemer i en eventuell deteksjonsalgoritme. Det er i denne seksjonen plukket ut noen situasjoner som i data-analysen har vært fremtredende.

5.4.1 Endring av rørets karakter

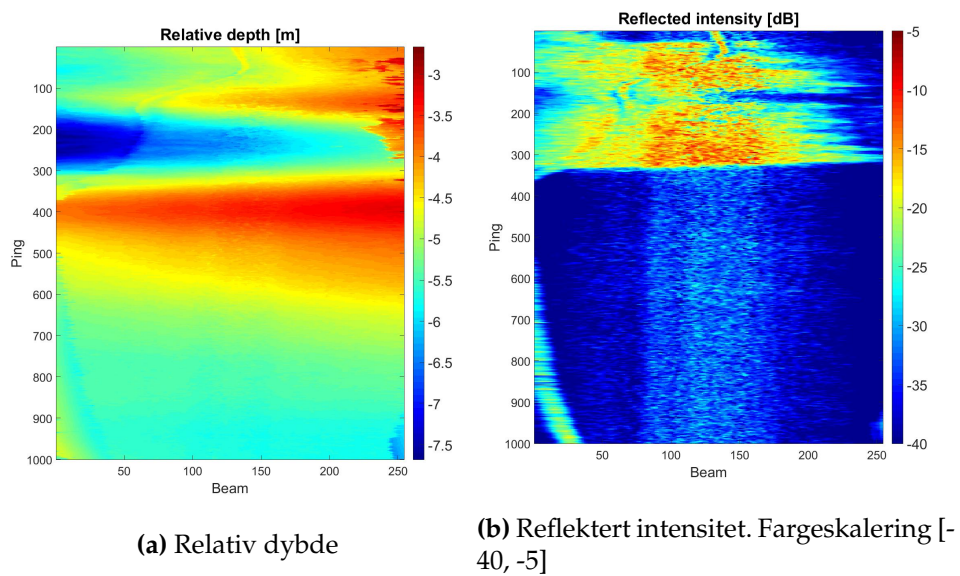
Figur 5.14 på neste side tar for seg et eksempel der rørets karakter i bildet endres. I dette tilfellet er det to rør i bildet. Det midterste røret i databildet ser ut til å være tildekket fra rundt ping 450. Det samme gjelder det andre røret fra rundt ping 700. Tildekning av rørledninger på havbunnen er relativt vanlig. Dette kan eksempelvis gjøres for å holde rørledningen på plass og beskytte mot havstrømninger. [3] I eksempelet er det en mulighet for å detektere røret ved toppen av tildekningen, men ettersom tildekningen ikke alltid gjøres på samme måte kan dette være vanskelig.

5.4.2 Ustabile databilder

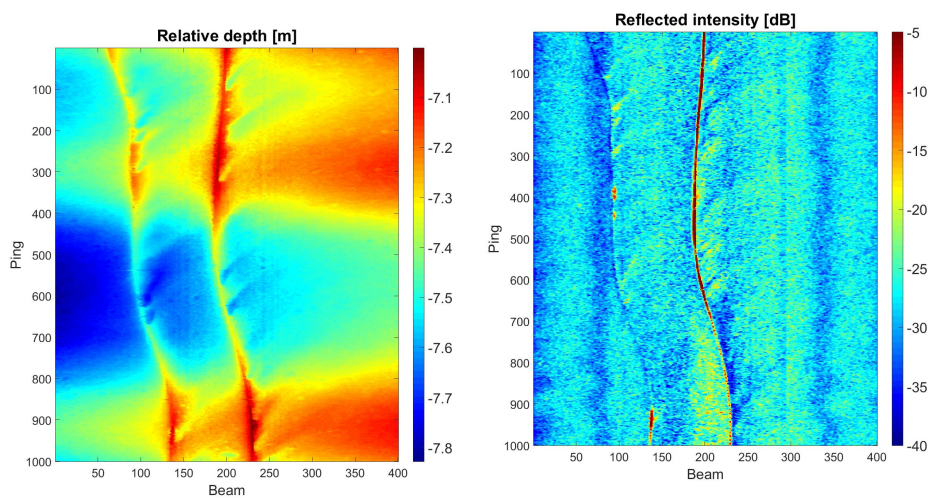
I enkelte tilfeller virker databildene å være svært ustabile. Figur 5.15 på neste side viser et slikt eksempel. Her endres havbunnen relativt drastisk i



Figur 5.14: Et eksempel der rørets karakter i bildet endres. Data fra FFI



Figur 5.15: Et eksempel der databildet virker å være svært ustabil. Data fra Kongsberg Maritime



(a) Relativ dybde

(b) Reflektert intensitet. Fargeskalering [-40, -5]

Figur 5.16: Et eksempel der det er to rør i bildet. Data fra Kongsberg Maritime

begge databildene over ulike ping. Intuitivt er det mulig å se at posisjonen til røret svinger frem og tilbake i databildet. Ved noen tilfeller i bildet for relativ dybde (fig (5.15a) er den relative avstanden kun rundt tre meter. Dette kan se ut til å ikke være helt ideelt for å få konsistente databilder. Den varierende avstanden kan også være grunnen til rørets svingninger i bildet. Ved slike tilfeller vil det være svært vanskelig å konsistent detektere posisjonen til røret på havbunnen.

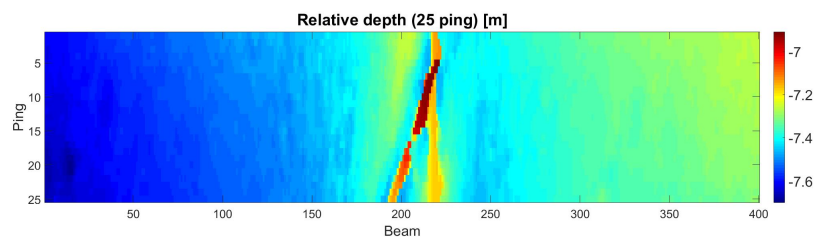
5.4.3 To rør i bildet

Figur 5.16 viser til et eksempel der det er to rør i databildet. Rørene ser også ut til å være av omtrent samme størrelse, noe som gjør at de begge kan plukkes opp av deteksjonssystemet som leter etter rør med en bestemt radius. Algoritmen som skal utvikles er derfor nødt til kunne håndtere at flere av rørkandidatene i bildet faktisk er rør.

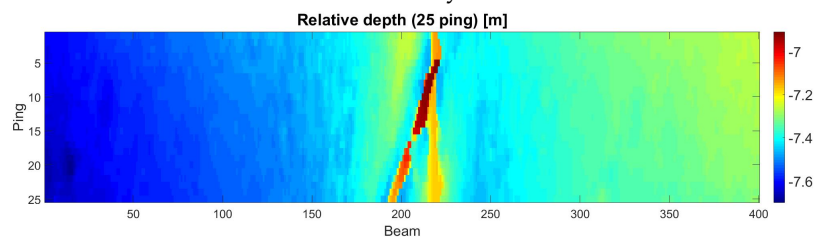
I enkelte tilfeller vil også to rør kunne krysse hverandre. Figur 5.17 på neste side tar for seg et slikt eksempel for et mindre antall ping. Ettersom rørene her ligger på omtrent samme sted i databildet vil det være nødvendig å benytte retningen til rørene for å skille dem fra hverandre.

5.4.4 Riller på havbunnen

I enkelte områder i treningsdataene ser det ut til å være menneskeskapte riller på havbunnen. Figur 5.18 på neste side viser et slikt eksempel. Dette kommer sannsynligvis av at det er utført garnfiske i området. Rillene viser

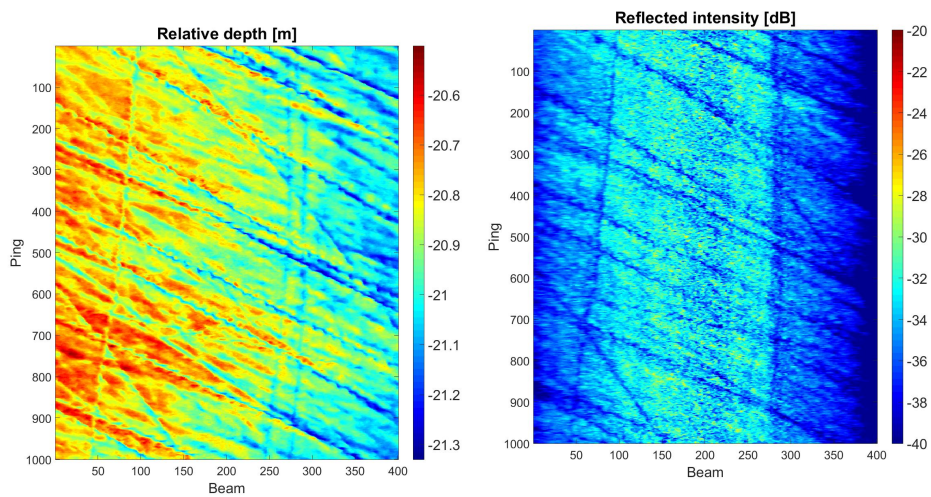


(a) Relativ dybde



(b) Reflektert intensitet. Fargeskalering [-30, -5]

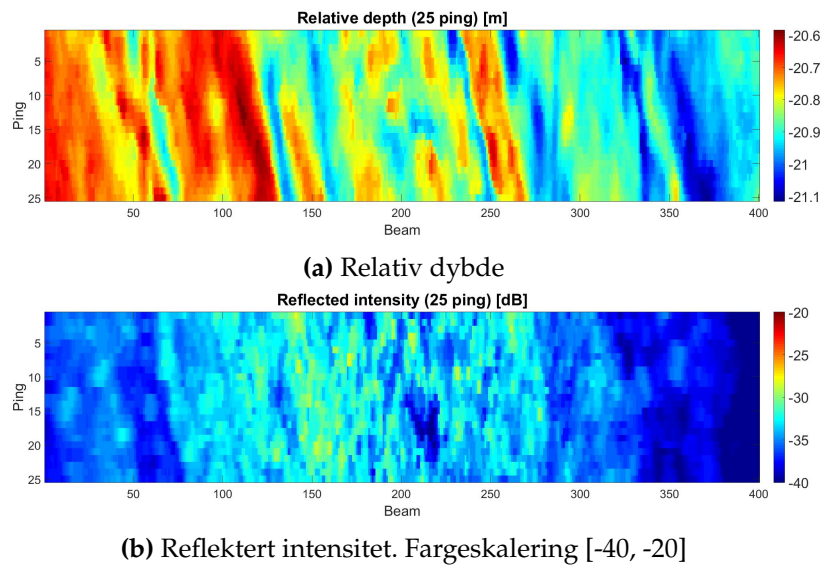
Figur 5.17: Et mindre antall ping for et område der to rør krysser hverandre. Data fra Kongsberg Maritime



(a) Relativ dybde

(b) Reflektert intensitet. Fargeskalering [-40, -20]

Figur 5.18: Et tilfelle der det er menneskeskapte riller på havbunnen. Data fra Kongsberg Maritime



Figur 5.19: Riller på havbunnen for en mindre seksjon av dataene i figur 5.18. Data fra Kongsberg Maritime

deg å kunne føre til rørlignende strukturer på havbunnen. Figur 5.19 tar for seg et færre antall ping av dataene i det samme eksempelet. Strukturen rundt stråle 250 i databildet for relativ dybde (fig 5.19a) viser et eksempel som fort kan feildetekteres som et rør.

For et slikt tilfelle ser det ikke ut til å være nok å kun lete etter rørlignende strukturer på havbunnen. Her kan det være nødvendig å eksempelvis benytte den forhåndsgitte radien på røret til å sammenlikne med bredden og høyden til strukturen på havbunnen. Det kan også være verdt å legge merke til at den reflekterte intensiteten er relativt lav over hele området. En havbunn som påvirkes så tydelig av garnfiske som det vises i dette eksempelet bør forhåpentligvis bestå av et relativt mykt materiale som i liten grad reflekterer ekkolodd-signalet. Dette er muligens noe som kan utnyttes av deteksjonssystemet, dog er det ingen åpenbart enkel oppgave.

5.5 Totalvurdering av data-analysen

I denne seksjonen gjøres det en kjapp oppsummering av data-analysen. Her vil det gjøres en vurdering av hvordan røret kan forventes å vises i databildene og hva som skal til for å detektere røret.

5.5.1 Rørets karakter

I databildet for relativ dybde ligger røret som en positiv forhøyning. Det er ikke alltid hele røret stikker opp over havbunnen, men det ser ut til at hvertfall halve røret, altså radien til røret, ligger over havbunnen i de fleste tilfeller. Ved tilfeller der røret er dekket til (se figur 5.15a på side 47) vil det være mulig å detektere tildekningen som posisjonen til røret, men det virker å være vanskelig å implementere ettersom tildekningen kan variere.

Databildet for reflektert intensitet er mer komplisert. Her blir deteksjonssystemet nødt til å kunne lete etter røret både som en positiv eller negativ topp i bildet. Forholdene kan her variere under samme tokt, altså vil det ikke være nok å kun lete etter én type topp dersom røret eksempelvis er detektert som dette i forrige data-seksjon. Ved tilfeller der røret blir stort nok i bildet viser dataene en høyere intensitet ved midten av røret enn ved sidene, slik det er forklart i seksjon 5.3.4 på side 44. Her bør det være mulig å kun lete etter røret som enten én positiv topp eller to parallelle, negative topper i databildet.

For et mindre antall ping ser røret ut til å alltid ligge som en rett linje i begge databildene. Dette er en antagelse gjort i flere av artiklene nevnt i kapittel 3 om tidligere arbeid og test-dataene benyttet i dette prosjektet ser ikke ut til å være noe unntak. Deteksjon av rørledningene som rette linjer i databildene ser ut til å være det viktigste karaktertrekket som skiller rør fra andre kanter på havbunnen. Dette gir også en mulighet til å representere rør-posisjoner i databildet som parametere til en rett linje, for eksempel ved Hough-parametere.

Slik det er forklart i seksjon 5.3.5 på side 45 vil størrelsen på røret i databildet variere i forhold til vinkelen på ekkolodd-strålene. Det ideelle ville vært om størrelsen på filteret som skal detektere røret i databildene kunne skaleres utifra posisjon i databildet. Alternativt må et deteksjonssystem i det minste ta høyde for at bredden på røret ikke nødvendigvis vil være lik over hele bildet.

Det finnes tilfeller der røret kun er synlig i ett av databildene. En robust deteksjonsalgoritme bør derfor kunne uavhengig lete etter rørkandidater i begge databildene. Når det kommer til å vurdere sannsynligheten for at en rørkandidat faktisk er et rør kan det fort bli vanskelig dersom røret ikke vises i et av databildene. Databildet for relativ dybde ser dog ut til å være mer konsistent enn databildet for reflektert intensitet. Det ideelle ville

vært om deteksjonssystemet automatisk kunne justere hvilket databilde som prioriteres utifra forholdene på havbunnen, men dette kan fort bli en vanskelig oppgave.

5.5.2 Antagelser gjort til prosjektet

Basert på oppsummeringen i seksjon 5.5.1 på forrige side er det gjort noen forhåndsantakelser til deteksjonssystemet som skal utvikles. I databildet for relativ dybde antas røret å ligge som en positiv forhøyning i bildet. Det antas også at bredden på røret samsvarer med den radien som er oppgitt på forhånd. For tilfeller slik som i figur 5.15a på side 47, der røret ligger tildekket, anses det derfor å ikke være noe rør i bildet.

Ved databildet for reflektert intensitet antas røret å både kunne ligge som en positiv eller negativ topp i bildet der røret er relativt lite i bildet. Ved tilfeller der bredden på røret blir stor antas røret å ha karaktertrekket beskrevet i seksjon 5.3.4 der intensiteten er høyere ved midten enn ved sidene. Grensen som beskriver et rør som stort nok til å ha denne effekten er foreløpig satt til tilfeller der bredden på røret strekker seg over 8 ekkolodd-stråler.

Rørledningene antas å ligge som rette linjer i dataseksjonene som skal brukes om input til deteksjonssystemet. Det er også gjort en antagelse om at røret ikke ligger helt på tvers i databildet, altså at retningen på rørledningen ikke er bortimot perpendikulær i forhold til HUGINs kjøreretning. Algoritmen som senere utvikles vil være avhengig av at røret dekkes av flere ping i databildet.

Kapittel 6

Aktuelle metoder

Dette kapitlet vil ta for seg ulike algoritmer og metoder som kan være aktuelle for å fremheve og detektere røret i databildene. Noen av metodene er hentet fra kapittel 3 om tidligere arbeid, mens resten er hentet fra eget litteratursøk.

Slik det er konkludert med i seksjon 5.5 vil røret skille seg ut ved å ha høyere eller lavere verdi enn omgivelsene. I prosjektet er vi derfor ute etter å detektere lokale endringer i databildenes intensitet. Her er det to muligheter som er mest fremtredende. En mulighet går ut på å benytte gradient-informasjon i databildet til å detektere kantene på sidene av røret. Alternativt kan toppen av røret direkte detekteres som en slags fjellrygg (*ridge*) der gradienten endrer fortegn. Begge mulighetene vil vurderes i dette kapitlet.

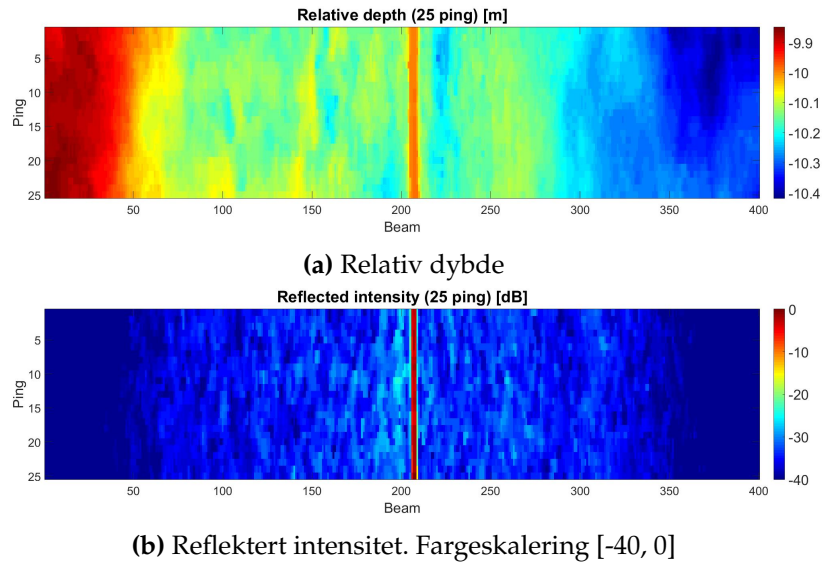
6.1 Kant-deteksjon

Lokale endringer i bildeintensitet er det øyet ser som kanter i bilder. I begge databildene vil det for røret være en endring i bildeverdi på hver side av røret. En mulighet vil derfor være å estimere den deriverte for posisjonene i bildet og bruke dette til å detektere kantene i bildet.

Ved å benytte kantdeteksjon vil røret kunne detekteres som to parallelle linjer i databildet. Avstanden mellom de to linjene bør også samsvare med den forhåndsgitte radien til røret. En kombinasjon av kantdeteksjon og detektering av rette linjer i bildet (seksjon 6.3) vil derfor være aktuelt for deteksjonssystemet som skal utvikles.

6.1.1 Sobel gradientoperator

Det finnes en rekke gradientoperatorer som kan benyttes til detektering av kanter i et bilde. Her er det valgt å teste ut effekten av filtrering ved bruk av Sobel-operatoren som virker å være både enkel og effektiv. Riktignok



Figur 6.1: Datasegment som er brukt til enkel testing av Sobel-filtrering. Data fra FFI

vil operatoren i sin enkleste form kunne bli for simpel til bruk i dette prosjektet, men skalering av størrelsen på filteret gir mulighet til å tilpasse filteret til røret det letes etter. Sobel-filtrering er blant annet benyttet i arbeidet til Asif og Arshad [2] beskrevet i seksjon 3.4 på side 24.

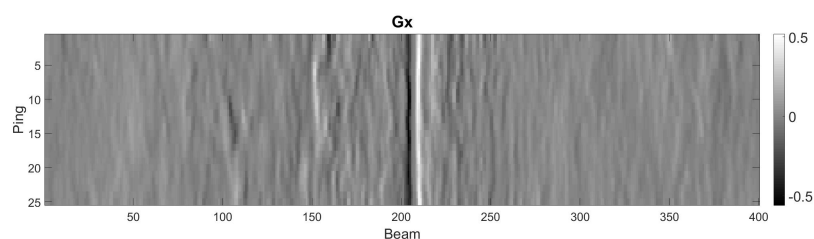
Filtrering med Sobel-operatorene

Ved å lagre databildet som en matrise (I) beregnes gradientene i x og y-retning som g_x og g_y ved å konvolvare slik det er gjort i ligning 6.1. Gradientmagnituden og gradientretningen kan så beregnes ved henholdsvis formlene 6.2 og 6.3 under. Bildet for gradientmagnituden brukes til å detektere kantene i bildet, mens gradientretningen kan tas i bruk dersom det ønskes å benytte informasjon om retningene til kantene. [9]

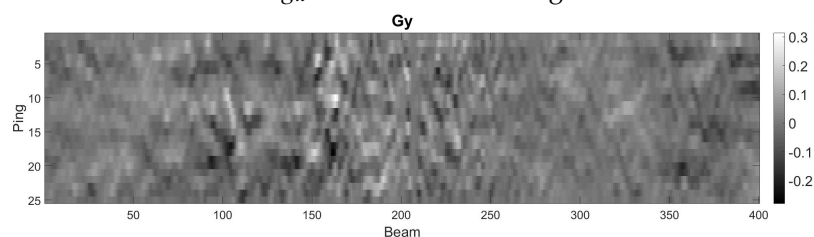
$$g_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I \quad g_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I \quad (6.1)$$

$$M(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (6.2)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{g_y}{g_x} \right] \quad (6.3)$$



(a) g_x - Gradient i x-retning



(b) g_y - Gradient i y-retning

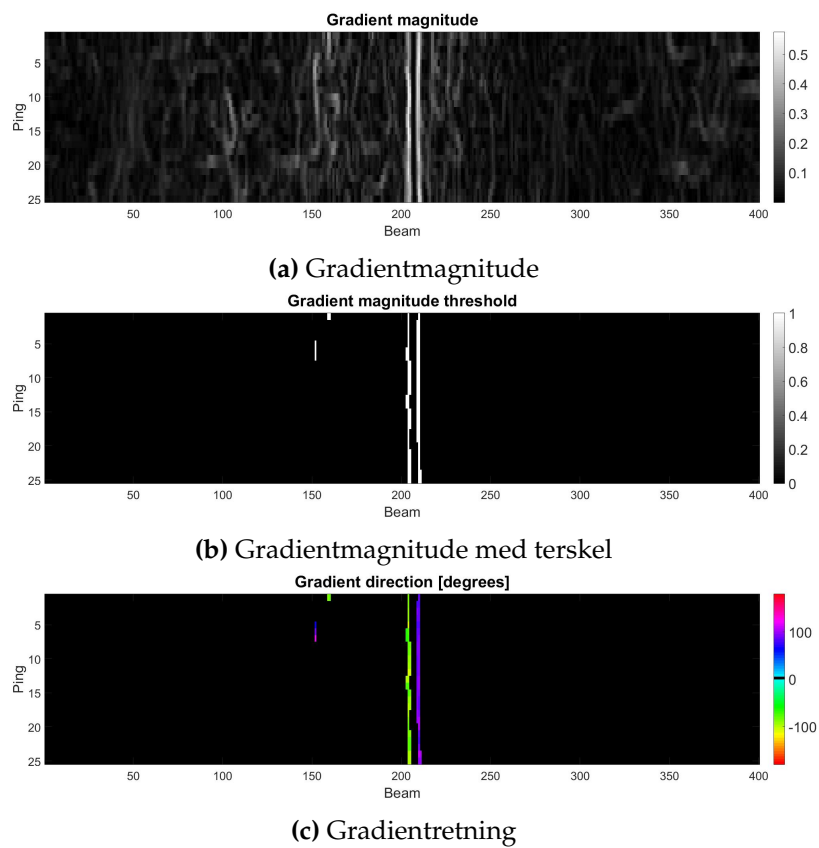
Figur 6.2: Gradientretninger beregnet med Sobel-operatorene av databildet for relativ dybde i figur 6.1a på forrige side

Enkel testing

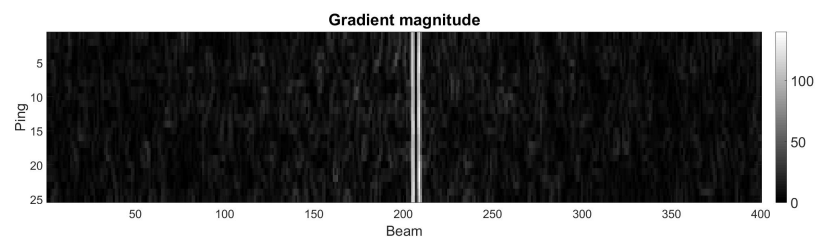
Datasegmentet vist i figur 6.1 på forrige side er benyttet til å gjøre en enkel testing av filtrering med Sobel-operatorene. Figur 6.2 viser resultatet av databildet for relativ dybde i figur 6.1a konvolvert med Sobel-operatorene, slik det er forklart i ligning 6.1 på forrige side. Ettersom røret ligger bortimot vertikalt i databildet i det valgte eksempelet ser vi at det er gradienten i stråleretningen (g_x i figur 6.2a) som gir muligheten til å fremheve rørets posisjon i databildet. Røret viser her en negativ gradient på den ene siden og en positiv gradient på den andre.

Figur 6.3a på neste side viser beregningen av gradientmagnituden ved bruk av formelen gitt i ligning 6.2 på forrige side. Her vil det være mulig å detektere røret som to parallelle linjer i bildet. Figur 6.3b viser en tersklet versjon av gradientmagnituden. Dette gjør at bildet kan benyttes som input til en Hough-transform, forklart i seksjon 6.3.1 på side 66. Her ligger det også en mulighet for å benytte gradientretningen til kantene, illustrert i figur 6.3c. Bildet for gradientretningen viser her at de to kantene for røret har to omtrent motstående retninger, noe som vil være karakteristisk for rørledninger i databildene.

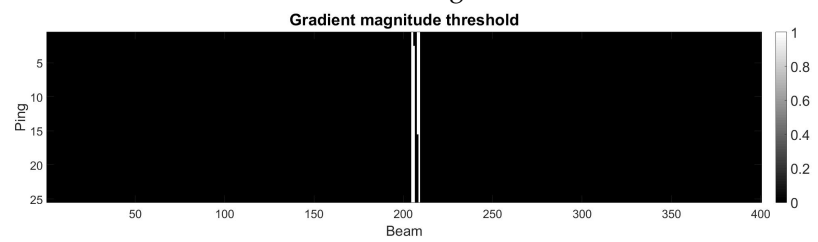
Sobel-filtreringen er også testet på databildet for reflektert intensitet i figur 6.1b på forrige side. Resultatet er vist i figur 6.4 på side 57. Ettersom røret skiller seg ut ved positiv respons i dette tilfellet får vi et lignende resultat som ved filtreringen av bildet for relativ dybde.



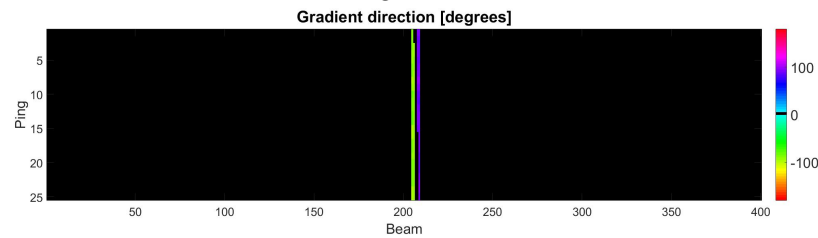
Figur 6.3: Gradientmagnitudo og gradientretningen av data i figur 6.2 på forrige side. Resultat av Sobel-filtrering av bildet for relativ dybde i figur 6.1a på side 54



(a) Gradientmagnitudo

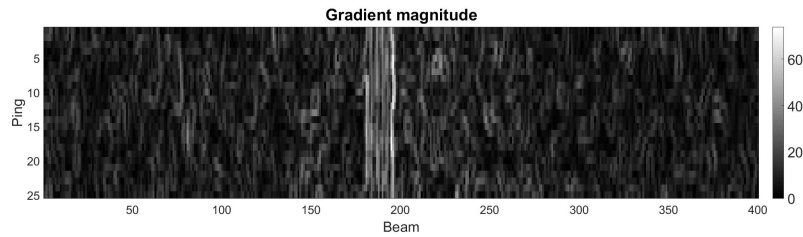


(b) Gradientmagnitudo med terskel



(c) Gradientretning

Figur 6.4: Gradientmagnitudo og gradientretningen funnet ved Sobel-filtrering av databildet for reflektert intensitet i figur 6.1b på side 54



Figur 6.5: Gradientmagnituden beregnet ved Sobel-filtrering av databildet i figur 5.12a på side 45

Muligheter og utfordringer

Sobel-filtreringen ser ut til å fungere relativt godt i begge tilfellene som er beskrevet over, men det er verdt å legge merke til at eksempelet som er plukket ut viser et relativt enkelt tilfelle. Slik det er konkludert med i dataanalysen på side 51 vil rørets karakter i databildet for reflektert intensitet variere svært mye. Figur 6.5 viser gradientmagnituden funnet ved Sobel-filtrering av databildet for reflektert intensitet i figur 5.12a, der den reflekterte intensiteten er høyere ved midten av røret enn ved sidene. Her er resultatet langt fra like tydelig som ved det forrige eksempelet.

Gradientmagnitude-bildene inneholder relativt store mengder støy. Dette kommer i hovedsak av at Sobel-filtrene er svært små. Mindre endringer som bidrag fra støy kan derfor gi store utslag i filtreringen. Ettersom det i prosjektet vil være mulig å estimere størrelsen på røret som skal detekteres vil det derfor være en fordel å tilpasse Sobel-filtrene etter denne størrelsen. Ulike kilder oppgir ulike måter å ekspandere størrelsen på Sobel-operatorene. Albrechtsen oppgir i forelesningsnotater ved Universitetet i Oslo [1] konvolusjon av Sobel-operatoren med et glattende filter (ligning 6.4) som en mulighet, mens Levkine [18] oppgir matrisen i ligning 6.5 som en mulighet. Uansett gir dette mulighet til å tilpasse filteret etter størrelsen på røret i bildet.

$$h_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -6 & -12 & 0 & 12 & 6 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

$$h_x = \begin{bmatrix} -5 & -4 & 0 & 4 & 5 \\ -8 & -10 & 0 & 10 & 8 \\ -10 & -20 & 0 & 20 & 10 \\ -8 & -10 & 0 & 10 & 8 \\ -5 & -4 & 0 & 4 & 5 \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

Terskelen som er satt for gradientmagnitudene i figur 6.3b og 6.4b er i testingen kun satt manuelt. Dersom dette skal benyttes i deteksjonssystemet må tersklene naturligvis settes automatisk. Det finnes flere metoder for å automatisk sette slike terskler, slik som Otsus metode [9], men i dette prosjektet vil det være mulig å benytte informasjon om røret til tersklingen. Her kan radien på røret sammen med størrelsen på røret i bildet kunne benyttes til å vite noe om hvordan gradienten bør se ut i bildet for relativ dybde. Bildet for reflektert intensitet er på sin side mer varierende. Her er det ikke like lett å vite hvordan gradientmagnituden bør se ut.

6.1.2 Canny kant-deteksjon

Den tersklede versjonen av kantdeteksjonen som gjøres med Sobel-operatorene i seksjon 6.1.1 ender opp med noen uønskede egenskaper. Det kan være vanskelig å finne en terskel i gradientmagnitusbildet som sammenhengende får med hele kanten av røret samtidig som bidrag fra støy utelates. Det tersklede bildet kan også fort få kanter for røret som er flere piksler brede, slik kantene er i begge eksemplene. Dette vil gjøre detekteringen av kantene til røret i bildet unøyaktig. Som alternativ til tersklet Sobel-filtrering er det derfor valgt å se på Cannys kantdetektor.

Denne algoritmen har tre hovedmål. Det første går ut på å ha en lav feilrate, der bidraget fra støy skal være så lite som mulig samtidig som de faktiske kantene i bildet plukkes opp. For å utføre en nøyaktig kantdeteksjon fokuseres det også på at posisjoner som detekteres som kanter i bildet skal ligge så nær den faktiske kanten som det lar seg gjøre. Det siste målet setter som krav at en kant i bildet kun skal detekteres ved én piksel i bredden. [9]

Algoritmen

Oppsumert går Canny-algoritmen for kantdeteksjon slik:

1. Glatting av bildet med et lavpassfilter (Gauss-filter)
2. Finn bildene for gradientmagnituden og gradientretningen
3. Gjør nonmaxima-understryking i retning normalt på kantene
4. Utfør dobbel terskling og fremhev sammenhengende kanter

Bildet glattes først med et lavpassfilter for å redusere støyen i bildet. Dette kan eksempelvis være et Gauss-filter. Glatting av et bilde vil alltid føre til at noe av detaljene i bildet blir borte. [9] Som det er forklart i seksjon 5.1.2 på side 34 er dataene allerede filtrert med et enkelt medianfilter. Det kan derfor være lurt å begrense størrelsen på lavpassfilteret som benyttes. Bildet for gradientmagnituden og gradientretningen kan finnes ved Sobel-filtrering, slik det er forklart i seksjon 6.1.1.

Det gjøres så en *nonmaxima*-undertrykking. Gradientretningen som er beregnet for en piksel vil peke i retningen normalt på kanten som er detektert. Gradientmagnituden for pikselen sammenlignes med gradientmagnituden til de to nabopikslene i positiv og negativ gradientretning. Dersom en av naboverdiene er større settes den midterste pikselen til null. Dette sørger for kanter som kun er en piksel i bredden, samtidig som posisjonen til kanten blir liggende der gradienten er størst.

For resultatbildet av *nonmaxima*-undertrykkingen (M) settes det to terskeler, en høy (T_H) og en lav (T_L). Verdiene som ligger over den høye terskelen lagres som G_H i ligning 6.6. Verdiene som er høyere enn den lave terskelen, men lavere enn den høye, lagres som G_L i ligning 6.7. Alle piksler i G_H markeres som gyldige kantpiksler. Alle naboer av de gyldige pikslene som også er i G_L markeres også som gyldige. Dette gjør at deteksjonen lettere får et kontinuerlig resultat over hele kanten i bildet.

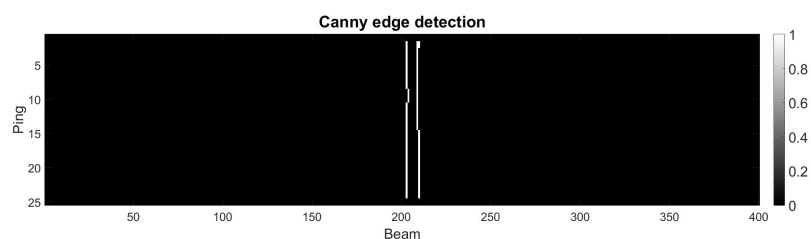
$$G_H(x, y) = M(x, y) \leq T_H \quad (6.6)$$

$$G_L(x, y) = (M(x, y) \leq T_L) - G_H(x, y) \quad (6.7)$$

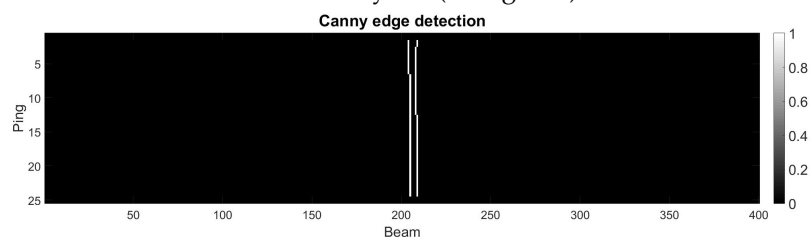
Testing

Figur 6.6 på neste side viser resultatet av Cannys kantdetektor testet på bildedataene i figur 6.1. Resultatet ser ut til å gi en mer nøyaktig deteksjon av kantene enn resultatet ved tersklet Sobel i seksjon 6.1.1. Størrelsen på filteret som gjør kantdeteksjonen kan justeres etter størrelsen på røret som skal detekteres på samme måte som Sobel-operatoren. Informasjon om størrelsen på røret kan også benyttes til å sette tersklene til algoritmen.

Nøyaktigheten ved kantlinjer som kun er én piksel i bredden gjør en stor forskjell i resultatene som kommer av å gjøre en Hough-transform av dataene. Seksjon 6.3.1 på side 66 tar videre for seg bruk av Hough-transform i rørdeteksjonen.



(a) Relativ dybde (fra fig 6.1a)



(b) Reflektert intensitet (fra fig 6.1b)

Figur 6.6: Enkelt eksempel på Canny's kantdetektor utført på dataene i figur 6.1 på side 54

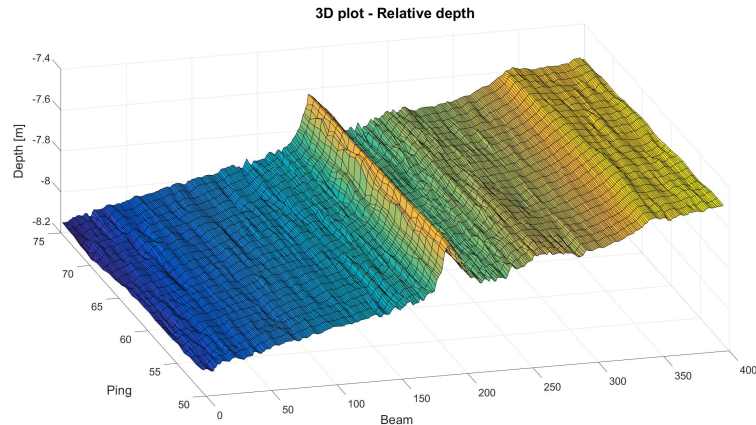
6.2 Ridge-deteksjon

Som et alternativ til kantdeteksjonen ligger muligheten til å detektere røret som toppen av en slags fjellrygg. I dette prosjektet er det valgt å benytte det engelske begrepet *ridge* for å beskrive strukturen. Figur 6.7 på neste side viser et 3D-plot av databildet for relativ dybde i en mindre seksjon. Figuren viser hvordan røret ligger som en topp i databildet.

Der kantdeteksjon fremhever områder med høy gradient letes det nå etter toppen av røret, der den derivererte på tvers av røret er null. Ved toppen vil også den andrederiverte ha en negativ verdi i retningen på tvers av røret og være nær null i retningen langs toppen. Ved ridge-deteksjon ønskes det derfor å finne et filter som fremhever området med disse egenskapene i bildet.

6.2.1 Frangi-filter

Frangi-filteret benytter informasjon om den andrederiverte for å fremheve ridge-strukturer i databildene. Dette gjøres ved å analysere verdiene i Hessematrixen for områdene i databildet, gitt ved ligning 6.8 på neste side. Verdiene for de andrederiverte i Hessematrixen beregnes ved å filtrere databildene med filtre bestående av andrederiverte, gaussiske kjerner. Et tverrsnitt av denne kjernen (med $\sigma = 10$) er vist i figur 6.8a på side 63.



Figur 6.7: Et eksempel på 3D-plot av databildet for relativ dybde som illustrerer at røret ligger som en ridge i bildet. Data fra Kongsberg Maritime

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (6.8)$$

Figurene 6.8b, 6.8c og 6.8d viser de retningsorienterte filterene som er benyttet for å beregne verdiene i Hessematrixen. Standard-avviket (σ) til normalfordelingen angir kryssningspunktet der den andrederiverte er lik null. Filteret vil derfor estimere kontrasten mellom området innenfor og utenfor intervallet $[-\sigma, \sigma]$. [8] Verdien for sigma kan derfor tilpasses bredden på røret i databildet, gitt i antall piksler.

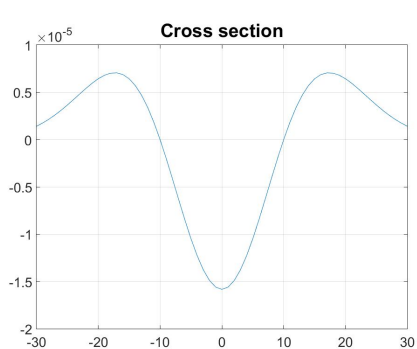
Det neste steget går ut på å finne egenvektorer og egenverdier av Hessematrixen sortert synkende slik at egenverdiene får egenskapen $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$. [8] Den første egenvektoren vil da peke i retningen der den andrederiverte er størst, mens den andre peker i retningen ortogonalt på den første. Egenverdiene viser til størrelsesordenen på de andrederiverte i de to retningene. I tilfellet for toppen av en ridge ønskes det å fremheve områder der den andrederiverte er negativt stor på tvers av røret, mens den er omtrent null i retningen langs røret. Egenskapene det letes etter kan derfor beskrives slik:

$$|\lambda_2| \approx 0 \quad (6.9)$$

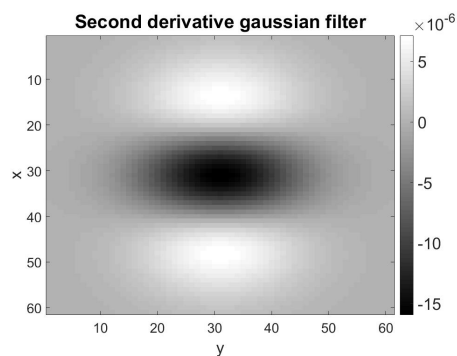
$$|\lambda_1| \ll |\lambda_2| \quad (6.10)$$

$$\lambda_1 < 0 \quad (6.11)$$

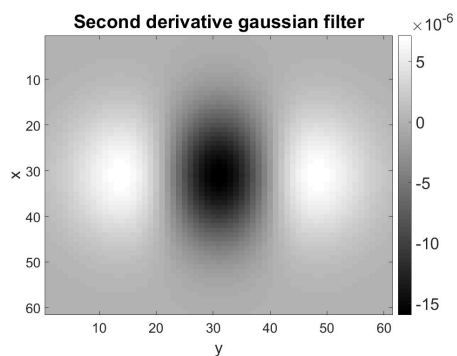
Frangi-filteret setter derfor verdiene R_B og S , gitt i ligningene 6.12 og 6.13 under. R_B viser her til hvor mye strukturen ligner på en ridge. Toppen av



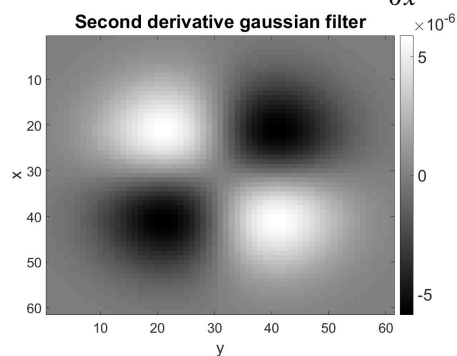
(a) Tverrsnitt av filteret



(b) Gaussfilteret som beregner $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$

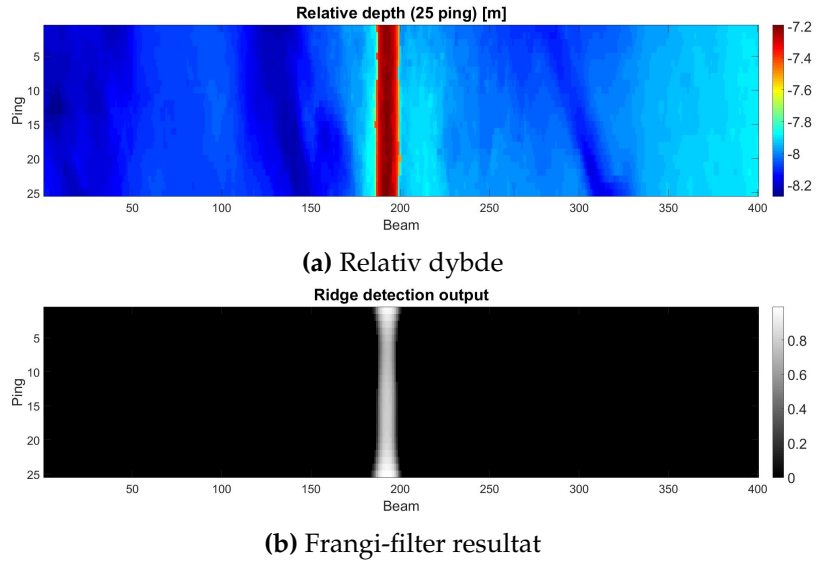


(c) Gaussfilteret som beregner $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$



(d) Gaussfilteret som beregner $\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}$

Figur 6.8: Andrederiverte gaussiske filtere ($\sigma = 10$) brukt for å beregne verdiene til Hesse-matrisen i ligning 6.8 på forrige side



Figur 6.9: Frangi-filteret testet på databildet for relativ dybde. Data fra FFI

en ridge vil gi en R_B -verdi som er svært lav. S viser på sin side til hvor hvor kraftig strukturen er. En spissere ridge vil her gi større verdier.

$$R_B = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_1|} \quad (6.12)$$

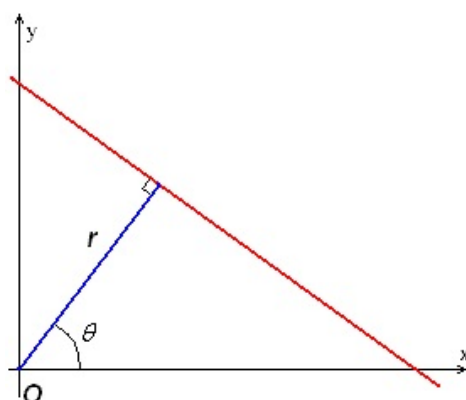
$$S = \|H\| = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (6.13)$$

Sannsynligheten for at pikselposisjonen i bildet gir toppen av en ridge beregnes ved ligning 6.14. [8] Her er β og c parametere som kan justeres etter størrelsen på ridgen det letes etter i bildet. Filteret gir også en mulighet til å benytte flere sigma-verdier samtidig. Beregningene gjøres da for alle valgte verdier av sigma. Sannsynlighetsverdien for hver piksel settes så til den høyeste verdien som ble beregnet ved de ulike filterstørrelsene.

$$P_r(R_B, S) = \begin{cases} 0 & \text{hvis } \lambda_1 < 0 \\ e^{-\frac{R_B^2}{2\beta^2}} \cdot \left(1 - e^{-\frac{S^2}{2c^2}}\right) & \text{ellers} \end{cases} \quad (6.14)$$

Testing

Figur 6.9 viser et eksempel der Frangi-filteret er testet på et enkelt eksempel i databildet for relativ dybde. Parameterene σ , β og c er her satt manuelt for å tilpasse størrelsen på røret i bildet, men muligheten ligger tilrette for å gjøre dette automatisk.



Figur 6.10: Illustrasjon av Hough-parametrene. Hentet fra Wikipedia [25]

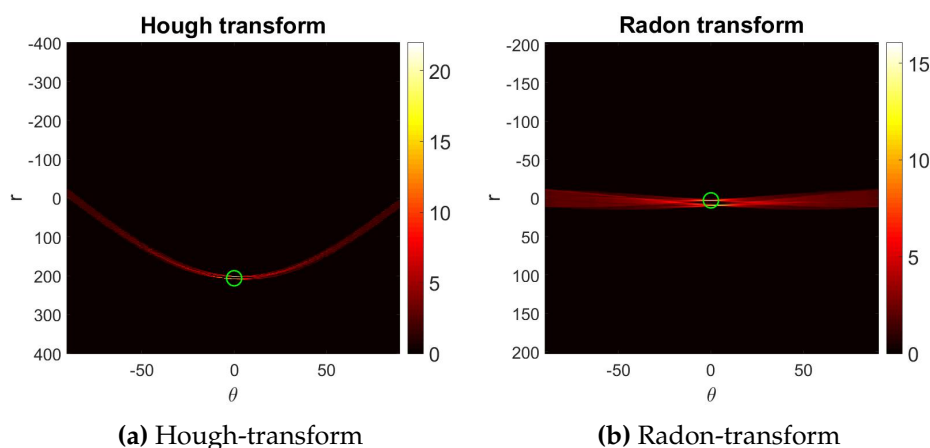
Eksempelet viser at størrelsen på ridge-strukturen som detekteres blir omtrent like stor som røret ligger i databildet. For å få utført en nøyaktig deteksjon av rørets posisjon kan det derfor være nødvendig å utføre en tynning av resultatbildet, eventuelt en slags *nonmaxima*-understrykking slik det gjøres i Canny's kantdetektor, forklart i seksjon 6.1.2.

6.3 Deteksjon av rette linjer i databildene

Algoritmene som er beskrevet i de foregående seksjonene for kantdeteksjon og ridgedeteksjon vil i tillegg til røret også plukke opp andre strukturer på havbunnen. Slik det er nevnt i totalvurderingen av data-analysen på side 51 er det gjort en antagelse om at røret ligger som en rett linje i databildet for et mindre antall ping. Deteksjon av rette linjer i resultatbildene fra kant- eller ridge-deteksjon gir en mulighet til å skille respons fra rørledninger fra annen respons i bildene.

I Hough-transformen og Radon-transformen beskrevet i denne seksjonen beskrives linjene ved parametrene r og θ , illustrert i figur 6.10. For å beskrive den røde linja i bildet trekkes det en linje fra origo som står normalt på linja. θ viser her til vinkelen mellom normal-linja og x-aksen mens r viser til avstanden fra origo til linja. Dette vil her bli referert til som Hough-parametrene til en linje. Relasjonen mellom Hough-parametrene og et punkt på linja (x, y) kan beskrives ved denne formelen: [9]

$$r = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (6.15)$$



Figur 6.11: Hough-transform og Radon-transform utført på resultatet av Canny's kantdetektor i figur 6.6a på side 61. Den høyeste verdien er i begge bildene plottet med en grønn sirkel.

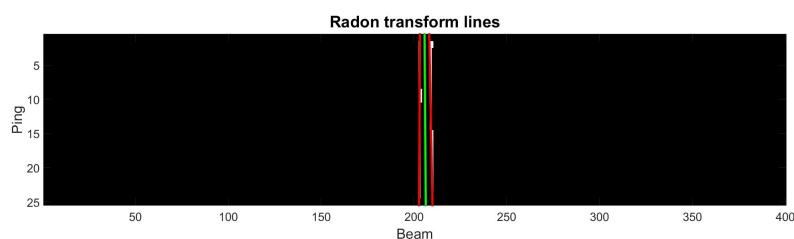
6.3.1 Hough-transform

Hough-transformen tar et binært bilde som input. Det opprettes så et bilde i Hough-rommet med θ -verdier langs den ene aksene og r -verdier langs den andre. Her er θ -verdier på intervallet $[-90^\circ, 90^\circ]$ nok til å beskrive alle linjer i bildet. For hver pikselposisjon (x, y) i det binære bildet som har verdi 1 beregnes Hough-parametre som viser til linjer som går gjennom dette punktet. Dette gjøres ved å sette inn alle θ -verdier inn i ligning 6.15 på forrige side og beregne de tilhørende r -verdiene. Alle parametrene som tilsvarer disse linjene får addert verdi i bildet i Hough-rommet. [9]

Etter transformen gir bildet i Hough-rommet en oversikt over hvor mange piksler som ligger på linjene representert ved de tilhørende parametrene. Hough-parametrene som viser til den høyeste verdien i Hough-transformen gir derfor linjen som er best representert i det binære bildet.

Testing

Figur 6.11a viser Hough-transformen utført på resultatet av Canny's kantdetektor i figur 6.6a på side 61. Den høyeste verdien er markert ved en grønn sirkel. Ved å se på en forstørret versjon av dette bildet vil det vises to topper i bildet, én for hver kant av røret. Ved å sammenlikne to topper som tilsvarer to parallelle linjer vil det her være mulig å representere posisjonen for midten av røret ved å se på gjennomsnittet av parametrene for de to linjene. Hough-transformen kan også benyttes på resultatbildet fra Frangi-filteret i seksjon 6.2.1. Her må dog resultatbildet terskles først, slik at bildet blir binært.



Figur 6.12: To linjer representert som topper i Radon-transformen i figur 6.11b på forrige side plottet i rødt på bildet for kantdeteksjonen. Gjennomsnittet av de to linjene er plottet i grønt

6.3.2 Radon-transform

Ved Radon-trasform gjøres det en projeksjon av bildeverdiene ned på et plan gitt som den blå linjen i figur 6.10 på side 65. Projeksjonen beregnes for valgte verdier av vinkelen θ . For hver r -verdi beregnes verdien som integralet over den ortogonale linja til projeksjonen gitt som den røde linja i figuren. Verdiene i bildet trenger ikke være binære når det skal utføres en Radon-transform. [11]

Testing

I likhet med Hough-transformen vil også Radon-transformen gi topper for parametere som representerer linjer i bildet. Figur 6.11b på forrige side viser Radon-transformen av resultatbildet fra Canny's kantdetektor. Her er det verdt å legge merke til at r -verdien beregnes som avstanden til hjørnet av bildet i Hough-transformen og som avstanden til midten av bildet i Radon-transformen. Utenom dette er resultatene ganske så like når det kommer til posisjon for toppene i transformene. Figur 6.12 viser linjene som tilsvarer to topper i Radon-transformen plottet i rødt på toppen av det binære input-bildet. Den grønne linjen er enkelt plottet med parametere som tilsvarer gjennomsnittet av de to linjene. Dette gir en mulighet til å estimere posisjonen til midten av røret på havbunnen.

Radon-transformen kan også benyttes på resultatene av ridge-deteksjonen gjort ved Frangi-filteret i seksjon 6.2.1. Ved tilfeller der røret er relativt stort i bildet, slik det er i figur 6.9, viser det seg at deteksjonen av toppen i Radon-transformen blir unøyaktig. Ettersom Frangi-filteret gir en høyere verdi for midten av røret var det her forventet at toppen i Radon-transformen skulle gi parametrene som representerte midten av røret. I stedet ble resultatet ofte slik at alle linjer som dekket røret ga omtrent like verdier i Radon-transformen. Testing av transformen på bildet for gradientmagnituden ved kantdeteksjon ga de samme problemene. Dersom Radon-transformen skal benyttes i sammenheng med deteksjon av linjer som er mer enn én piksel brede vil det være nødvendig å tynne databildene, eventuelt gjøre en *nonmaxima*-undertrykking.

6.4 Totalvurdering og valg av metoder

Det er i denne seksjonen gjort en kjapp testing av metodene som er beskrevet i dette kapittelet. Hensikten er her å få en enkel oversikt over hvordan de ulike metodene ser ut til å takle ulike situasjoner som kan oppstå i databildene. Her vil det fokuseres på støymengde i filtreringene og evne til å nøyaktig detektere rørets posisjon.

6.4.1 Detektering av rørkandidater

Fra treningssettet er det plukket ut 10 dataseksjoner på 25 ping. Dataseksjonene er manuelt plukket ut slik at de varierer i vanskelighetsgrad. I de enkleste dataseksjonene skiller røret seg tydelig fra bakgrunnen i begge databildene samtidig som bakgrunnen er svært monoton. Dataene som ble brukt til illustrering av Sobel-filtreringen og Canny's kantdetektor i figur 6.1 på side 54 viser et slikt eksempel.

Det er så plukket ut dataseksjoner der strukturene på havbunnen gir en mer støyfull bakgrunn og der røret ikke skiller seg like tydelig ut fra omgivelsene. Størrelsen på røret i databildene varierer også. Metodene for kantdeteksjon og ridge-deteksjon er så testet på dataseksjonene. Ved å variere størrelsen på filtrene og andre tilhørende parametre er det testet hvor godt de ulike filtrene har mulighet til å håndtere situasjonene som dukker opp. Her fokuseres det på filterenes evne til å plukke opp røret samtidig som støymengden ikke blir for stor.

Kantdeteksjon og ridge-deteksjon

For enkle tilfeller er det ingen av deteksjonsmetodene som ser ut til å ha nevneverdig problemer med å detektere røret i bildet for relativ dybde. Testingen gjort i seksjonene om Sobel og Canny viser et slikt eksempel. Figur 6.13 viser resultatet av Frangi-filteret på de samme dataene. Her vil alle metodene gi en mulighet til å detektere røret.

I figur 6.14, 6.15 og 6.16 vises resultatet av de tre filtrene for tilfeller der røret ikke er like tydelig fremhevet i bildet. Resultatene av Sobel-filtreringen inneholder klart mer støy enn de to andre filtrene. Både Canny's kantdetektor og Frangi-filteret gir relativt lite mengde støy. Canny's kantdetektor gir dog en svært rotete respons i bildet for reflektert intensitet i tilfellene der røret er relativt stort i databildet. Dette vises i eksempelet i figur 6.15 på side 71. I disse tilfellene virker Frangi-filteret å være det klart beste alternativet der midten av rørets respons detekteres som en ridge i bildet.

Frangi-filteret er mer spesifikk i beskrivelsen av hvilke strukturer det ønskes å fremheve i bildet. Dette ser ut til å minske bidraget fra støy der bakgrunnen i bildet består av mer varierende strukturer (se figur

6.16). Resultatet fra Frangi-filtreringen ser ut til å gi en svak håndtering av områdene langs kantene i bildet. Dette kan løses ved å legge til en overlapp mellom datasegmentene som brukes til deteksjon slik at databildet blir større. Her må det tas hensyn til at algoritmen blir mer regnekrevende.

Kantdeteksjonen gir en mulighet til å skille rørets respons fra annen respons ved å detektere røret som to parallelle linjer i bildet. Likevel ser det ut til at støymengden fort kan bli et problem. I tillegg er det nødt til å settes riktig terskel i databildene, noe som ikke alltid er en like enkel oppgave. Ved bruk av ridge-deteksjon letes det direkte etter stukturen som er ønsket å detektere. Det er derfor valgt å benytte Frangi-filteret i begge databildene i deteksjonssystemet.

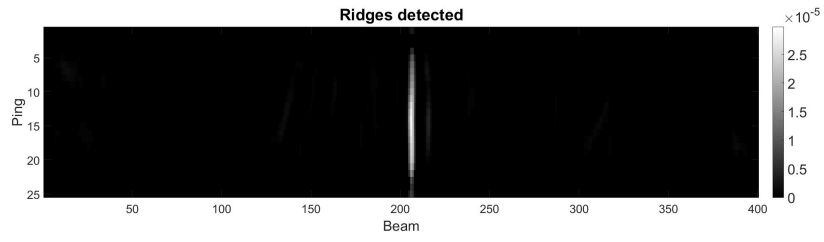
Deteksjon av rette linjer

Både Hough-transformen og Radon-transformen ser ut til å gi relativt gode resultater når røret skal detekteres som en rett linje i bildet. Radon-transformens evne til å ikke være avhengig av et binært input-bilde gjør dog at den foretrekkes fremfor Hough-transformen i dette prosjektet. Selv om beregningen av Radon-transformen er hakket mer kompleks er databildene det jobbes med relativt små. Dette gjør at forskjellen i regnetid blir minimal.

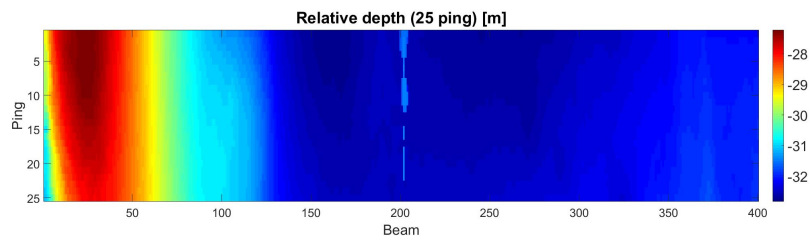
6.4.2 Vurdering av rørkandidater

Verdiene som beregnes i Frangi-filteret gir et uttrykk for en sannsynlighet for at pikslene beskriver en ridge i bildet. Verdien for parametrene som beskriver røret i bildet ved en Radon-transform vil være gitt ved et slags integral over disse sannsynlighetene. Dette gir en mulighet til å bruke toppverdiene i Radon-transformen til å vurdere sannsynligheten for at toppene viser til et rør i bildet.

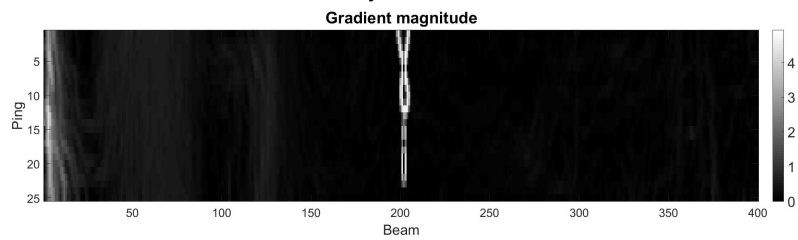
Det er også laget en enkel algoritme som bruker Hough-parametere (r og θ) for en rør-kandidat og plukker ut verdier i bildet for relativ dybde eller reflektert intensitet som ligger på denne linjen. Ved å sammenligne verdier på rørkandidaten og ved siden av røret kan det gi en indikator for hvor sannsynlig det er at rørkandidaten viser til et faktisk rør på havbunnen. Dette blir nærmere forklart i seksjon 7.3.



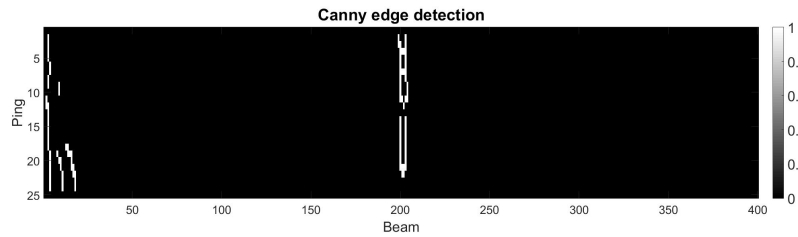
Figur 6.13: Frangi-filter av data i figur 6.1a på side 54



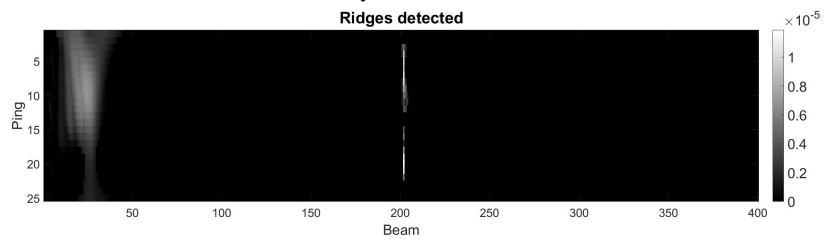
(a) Relativ dybde. Data fra FFI



(b) Gradientmagnitute funnet ved Sobel-filtrering

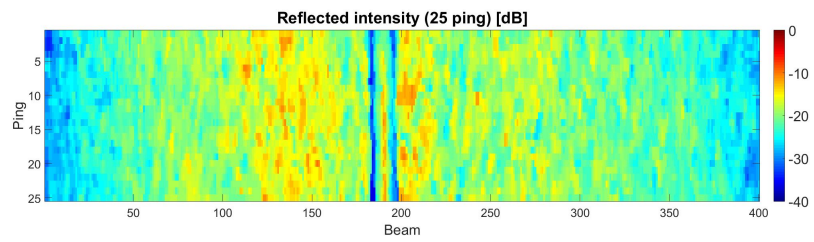


(c) Canny's kantdetektor

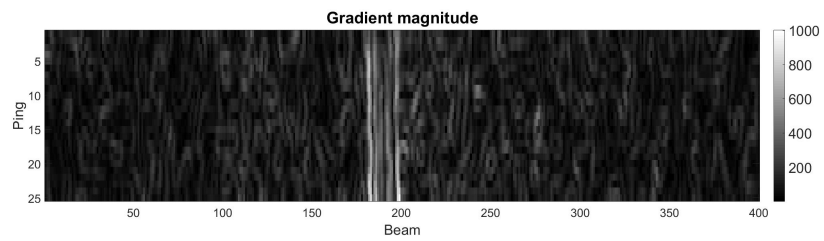


(d) Frangi-filter

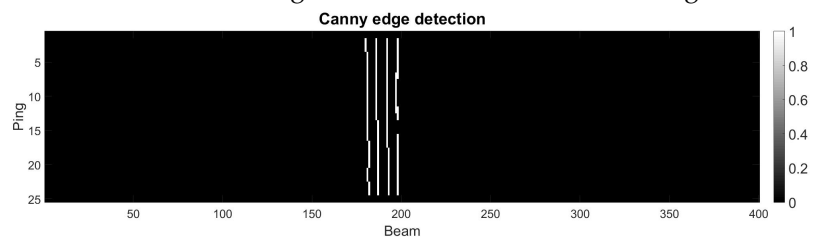
Figur 6.14: Sammenligning 1 - Sobel, Canny og Frangi-filter



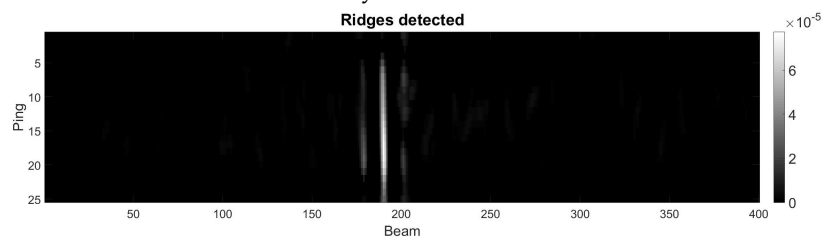
(a) Reflektert intensitet. Data fra FFI



(b) Gradientmagnitudo funnet ved Sobel-filtrering

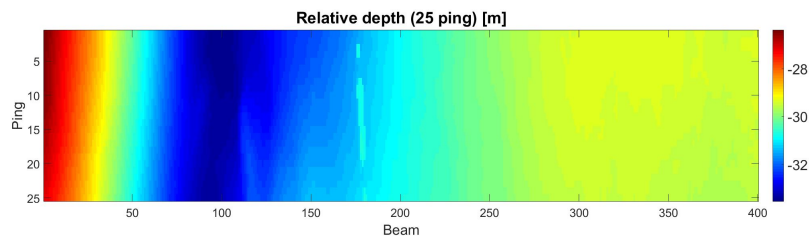


(c) Canny's kantdetektor

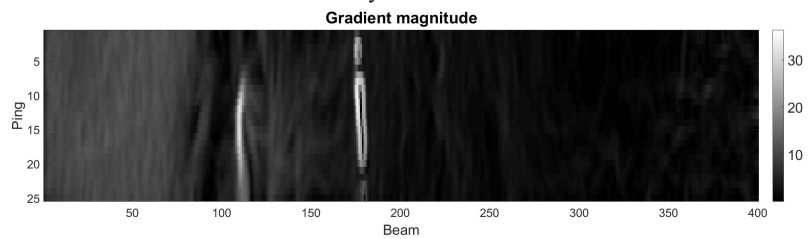


(d) Frangi-filter

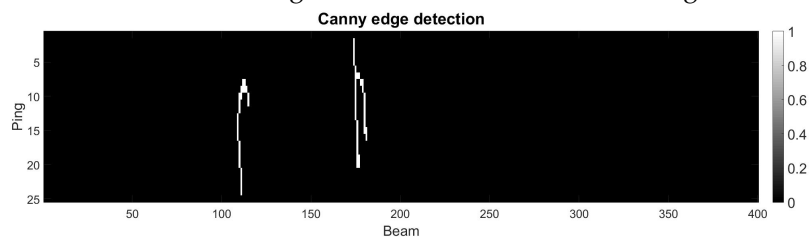
Figur 6.15: Sammenligning 2 - Sobel, Canny og Frangi-filter



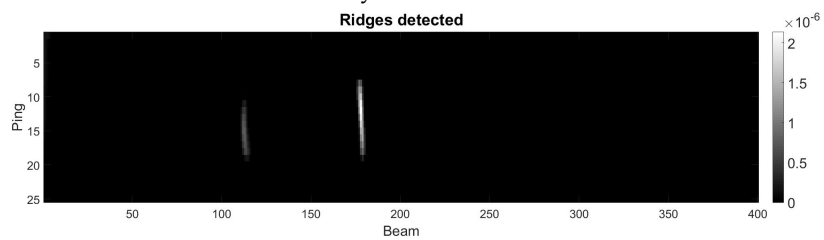
(a) Relativ dybde. Data fra FFI



(b) Gradientmagnitudo funnet ved Sobel-filtrering



(c) Canny's kantdetektor



(d) Frangi-filter

Figur 6.16: Sammenligning 3 - Sobel, Canny og Frangi-filter

Kapittel 7

Utvikling av deteksjonssystemet

Dette kapitlet tar for seg implementeringen av deteksjonssystemet til prosjektet. Her vil det gås nærmere inn på ulike utfordringer som har dukket opp i arbeidet og hvordan beregningen av filterparametrene foregår. Kapittel 8 vil gi en oppsummert oversikt over det ferdige deteksjonssystemet.

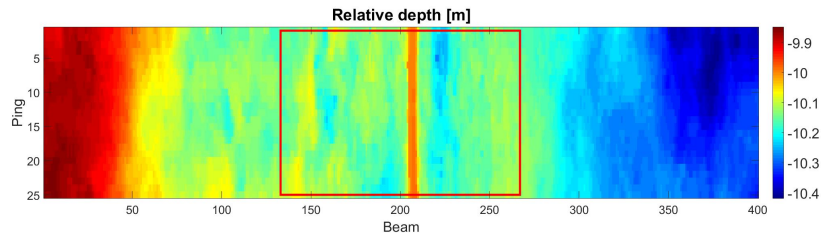
Algoritmen som utfører selve Frangi-filteet som er beskrevet i seksjon 6.2.1 er ikke implementert selv, men lastet ned fra MathWorks sine nettsider, lagt ut av Dirk-Jan Kroon. [17]

7.1 Beregning av størrelse på røret i databildet

I prosjektet er det antatt at radien til røret som skal detekteres er kjent på forhånd. Radien vil være gitt i meter og ettersom det i prosjektet er valgt å ikke benytte transformeringen beskrevet i seksjon 5.2 på side 38 vil det være nødvendig å beregne størrelsen til røret i antall piksler i bilder.

7.1.1 Beregning av dybde

Først gjøres det et estimat av dybden i området. Dybden viser her til avstanden fra HUGINs høyde ned til havbunnen, slik det er illustrert i figur 2.5 på side 16. For en dataseksjon benyttes verdiene som svarer til den midterste tredelen av ekkoloddstrålene til å estimere dybden i området. Verdiene som benyttes er illustrert i figur 7.1 på neste side. Medianen av verdiene for relativ dybde beregnes som estimatet for dybden. Området som benyttes er forventet å være mer enn dobbelt så stort som røret i bildet. Medianen av dybdeverdiene bør derfor svare til avstanden ned til havbunnen og ikke avstanden ned til selve røret.



Figur 7.1: Illustrasjon av hvilke verdier i bildet for relativ dybde som benyttes til å beregne dybden i området. Data fra tokt utført av FFI

7.1.2 Rørets piksel-radius

Det er så valgt å estimere det som her kalles rørets piksel-radius. Denne verdien viser til radien til røret i antall piksler i bildet. Figur 7.2 på neste side illustrerer en situasjon der røret ligger rett under HUGIN. Den svarte strålen peker rett ned og treffer midten av røret. Avstanden ned til midten av røret vil omtrent være lik dybden (d) som er estimert i forrige seksjon. Den røde strålen treffer her siden av røret. Avstanden fra midten til siden av røret er på forhånd oppgitt som radien til røret (r). Vinkelforskjellen mellom de to strålene (θ_r) kan derfor beregnes som ligning 7.1. Vinklene mellom strålene i HUGINs multistråle-ekkolodd er uniforme. Ved å benytte vinkelforskjellen mellom strålene i sensoren (θ_b) er piksel-radien (r_p) til røret i bildet estimert ved ligning 7.2.

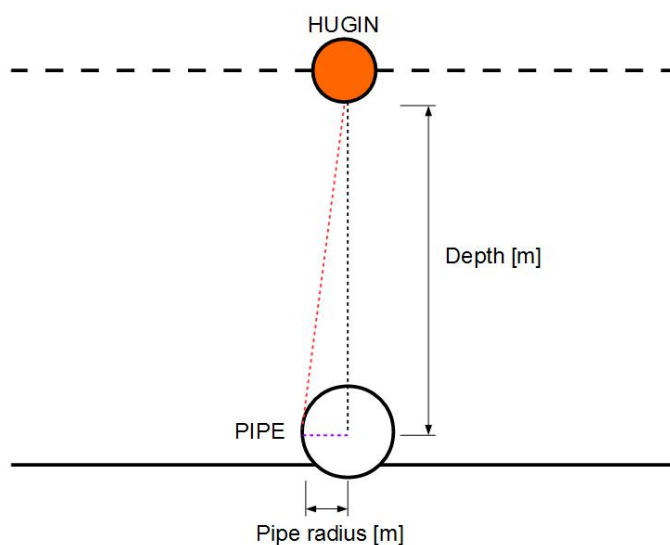
$$\theta_r = \tan^{-1} \left(\frac{r}{d} \right) \quad (7.1)$$

$$r_p = \frac{\theta_r}{\theta_b} \quad (7.2)$$

Ved tilfeller av faktiske data vil det som regel ikke være tilfellet at det er en stråle som treffer nøyaktig midt på røret og en stråle som treffer helt på siden. Spesielt ikke der oppløsningen er lav. Det er her viktig å merke at piksel-radien kun er et enkelt estimat. Ved senere bruk av denne verdien vil det legges til et slingringsmonn. Franig-filteret er heller ikke avhengig av at filterstørrelsen er helt perfekt.

7.2 Detektering av rørkandidater i databildene

Det neste steger går så ut på å detektere rørkandidater i databildene. I begge databildene er det valgt å benytte Frangi-filteret beskrevet i seksjon 6.2.1 på side 61, dog med ulike parametre. Det vil her letes etter rørlignende strukturer i begge databildene hver for seg før rørkandidatene vil sammenlignes (seksjon 7.2.3).



Figur 7.2: Illustrasjon av hvordan vinkelforskjellen mellom strålen som treffer midten av røret og siden av røret kan beregnes

7.2.1 Databildet for relativ dybde

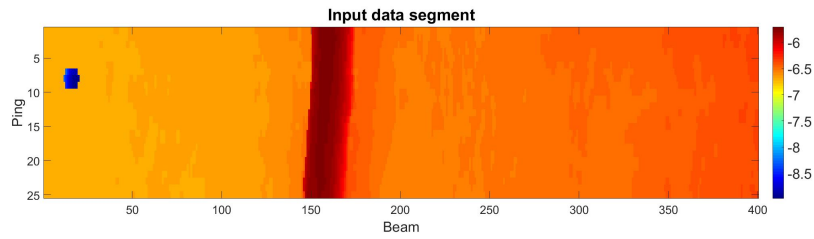
Før Frangi-filteret blir tatt i bruk skaleres dataverdiene slik at de ligger på intervallet $[0, 1]$. Dette gjøres for at områder med stor andrederivert ikke skal overskygge andre områder. Skaleringen viste seg her å gjøre deteksjonen av mindre ridge-strukturer bedre.

Filterstørrelse

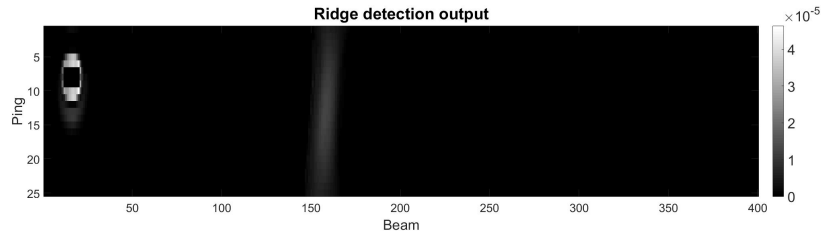
Størrelsen på filteret er her angitt ved σ -verdien som beregner Hessematriksen. Denne verdien settes til verdien som ble beregnet for rørets piksel-radius (r_p) i seksjon 7.1.2. Piksel-radien ble estimert for tilfeller der røret ligger rett under fartøyet. Ved tilfeller der røret ligger litt på siden vil strålene dekke større områder og pikselradien kan derfor bli mindre enn den er beregnet til. Det vil også være tilfeller slik det er beskrevet i seksjon 5.3.5 der spredningen av røret gjør piksel-radien større. Ettersom Frangi-filteret har mulighet til å benytte flere slike σ -verdier samtidig er det derfor valgt å gi σ et slingringsmonn gitt som Δs i ligning 7.3. Størrelsen på slingringsmonnet og antall verdier σ -intervallet skal fordeles over blir satt som parameter til funksjonen.

$$\sigma = r_p \pm \Delta s \quad (7.3)$$

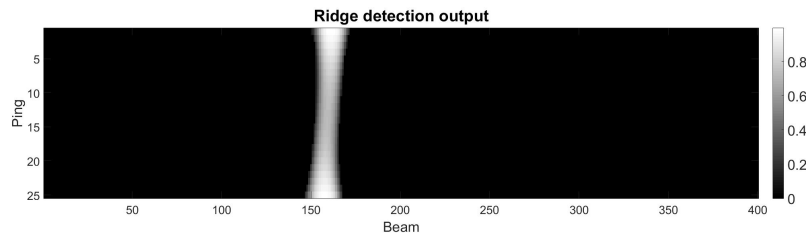
Figur 7.3 på neste side illustrerer viktigheten av parameteren for filterstørrelse. I figur 7.3b er Frangi-filteret kjørt på data-eksempelet uten å presisere filterstørrelsen som skal brukes. Filteret er da programmert til å benytte filterstørrelser på intervallet $\sigma \in [1, 10]$. I figur 7.3c er filterstørrelsen satt slik



(a) Eksempel på dataseksjon som viser relativ dybde. Data fra Kongsberg Maritime



(b) Frangi-filteret kjørt med standard parametre for filterstørrelse



(c) Frangi-filteret kjørt med rørets pikselradius som filterstørrelse

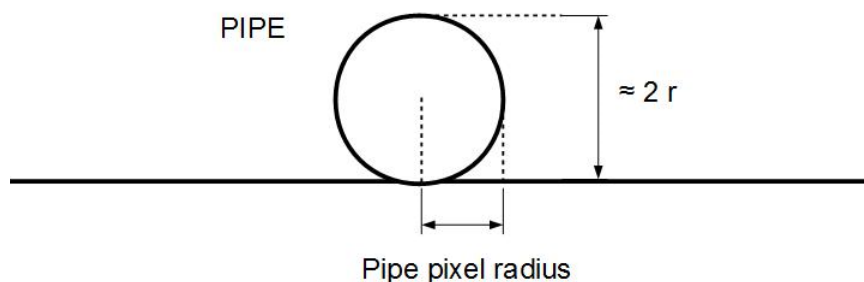
Figur 7.3: Dette eksempelet illustrerer viktigheten ved bruk av riktig størrelse på Frangi-filteret

det er forklart ved ligning 7.3. Her blir bidraget fra støy til venstre i databildet undertrykket ettersom størrelsen på strukturen ikke stemmer overens med røret det letes etter.

Parametrene β og c

Før beregningen av Frangi-sannsynlighetene i ligning 6.14 er det nødt til å bestemmes verdier for parametrene β og c . β -parameteren bestemmer skaleringen av R_B verdien som er beregnet i filteret. Denne verdien viser til hvor godt strukturen er formet som en ridge og vil være omtrent lik null for alle ridge-strukturer. β -verdien er derfor satt til en fast verdi som er funnet etter testing.

Beregningen av c -parameteren varierer derimot ved ulike deteksjoner. Denne bestemmer skaleringen av S -verdien i Frangi-filteret, som er beregnet ved ligning 7.4 på neste side. For tilfeller på toppen av røret vil λ_2 vise til størrelsesordenen til den andrederiverte i retningen langs røret. λ_2 vil derfor være omtrent lik null. Ved slike tilfeller vil S -verdien omtrent være gitt ved ligning 7.5.



Figur 7.4: Illustrasjon av størrelsesforholdet i databildet for relativ dybde

$$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (7.4)$$

$$S \approx \sqrt{\lambda_1^2} = \lambda_1 \quad (7.5)$$

Verdien λ_1 er proporsjonal med den andrederiverte i retningen på tvers av røret. Et enkelt estimat av den andrederiverte til en én-dimensjonal funksjon $f(x)$ er gitt i ligning 7.6. Figur 7.4 viser hvilke størrelsesforhold som kan forventes på tvers av røret. Ved å sette h i ligning 7.6 til pikselradien (r_p) vil verdiene ved siden av røret ($f(x \pm h)$) tilsvare den estimerte dybden ($-d$), mens verdien i midten ($f(x)$) omtrent vil tilsvare dybden pluss to ganger radien til røret ($-d + 2r$). Etter innsetting av verdiene endes det opp med et estimat for forventningen av den andrederiverte ved toppen av et rør, gitt ved ligning 7.8. Her må det selvfølgelig tas hensyn til skaleringen gjort tidligere.

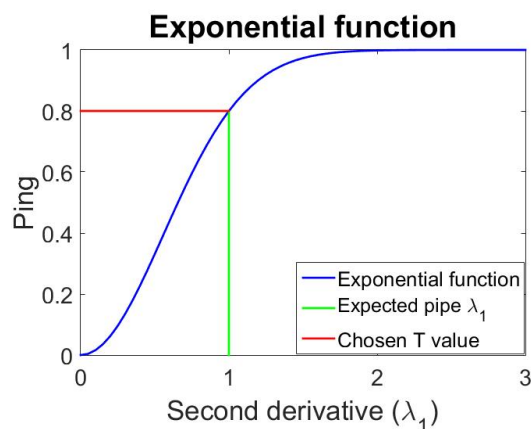
$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx \frac{f(x+h) - 2f(x) + f(x-h)}{h^2} \quad (7.6)$$

$$\Downarrow$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx \frac{-d - 2(2r - d) + (-d)}{r_p^2} \quad (7.7)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx -\frac{4r}{r_p^2} \quad (7.8)$$

Ligning 6.14 på side 64 viser sannsynlighetsberegningen som gjøres i Frangi-filteet for hver pikselposisjon. Leddet som beregner sannsynligheten ut fra verdien for S er gitt i ligning 7.9 på neste side. I ligning 7.10 er S erstattet med λ_1 , slik det omtrent vil være for toppen av røret. Videre regning gir et uttrykk for parameteren c i ligning 7.13 på neste side. Ved å sette T lik en ønsket verdi for toppen av røret gjenstår kun verdien for λ_1 . Ettersom λ_1 er proporsjonal med den andrederiverte kan verdien settes som en skalert versjon av ligning 7.8.



Figur 7.5: Illustrasjon av den eksponentielle sannsynlighetsberegningen som gjøres i ligning 7.9. Den grønne linjen viser λ_1 -verdier som forventes ved toppen av røret, mens den røde linjen viser den valgte tilhørende sannsynlighets-terskelen T .

$$T = 1 - e^{-\frac{s^2}{2c^2}} \quad (7.9)$$

\Downarrow

$$T = 1 - e^{-\frac{\lambda_1^2}{2c^2}} \quad (7.10)$$

$$-\frac{\lambda_1^2}{2c^2} = \ln(1 - T) \quad (7.11)$$

$$2c^2 = -\frac{\lambda_1^2}{\ln(1 - T)} \quad (7.12)$$

$$c = \sqrt{-\frac{\lambda_1^2}{2\ln(1 - T)}} \quad (7.13)$$

Etter litt enkel testing viste det seg at å sette λ_1 direkte ved ligning 7.8 uten skalering ga relativt gode resultater. Verdien for T ble i første omgang satt til 0.8. Enkel testing på ulike dataseksjoner i bildet for relativ dybde ga tilfeller der toppen av røret endte opp med pikselverdier rundt 0.8, slik det var forventet. Figur 7.5 illustrerer sannsynlighetsberegningen som gjøres i Frangi-filteret for leddet som benytter S -verdier. Ved å sette c -parameteren ved ligning 7.13 med T lik 0.8 vil toppen av røret gi relativt høye verdier. Andre strukturer som fører til høyere λ -verdier vil ikke overskygge røret i for stor grad, samtidig som områder med lavere λ -verdier blir undertykket.

Frangi-filter

Frangi-filteret kjøres så på databildet for relativ dybde med parametrene beskrevet på de foregående sidene. Figur 7.6b på side 80 viser resultatet

av Frangi-filteret kjørt på bildet for relativ dybde i figur 7.6a. Testing av Radon-transformen kjørt direkte på resultatet av Frangi-filteret viste seg å gi omtrent like verdier for alle linjer som dekker røret. Dette gjorde at toppene i Radon-transformen ga en unøyaktig beskrivelse av posisjonen til røret, spesielt ved tilfeller der røret er stort i bildet.

Resultatet som er ønsket er å finne linja som ligger på toppen av røret i databildet. Det er derfor valgt å gjøre en *nonmaxima*-undertrykking av resultatet fra Frangi-filteret, inspirert av undertrykkingen som gjøres ved Canny's kantdetektor forklart i seksjon 6.1.2. Her er undertrykkingen dog valgt å kun gjøres i stråle-retningen. Her blir en verdi i resultatet av Frangi-filteret satt til null dersom en av nabovertiene i stråleretningen er høyere. Den forenklete tynningen er gjort på bakgrunn av antagelsen gjort i seksjon 5.5.2 på side 52 om at røret ikke vil ligge helt på tvers i databildet. Figur 7.6c på neste side viser resultatet av denne tynningen gjort på det nevnte eksempelet. Her gir rørledningen kun én verdi per ping i bildet.

Radon-transform

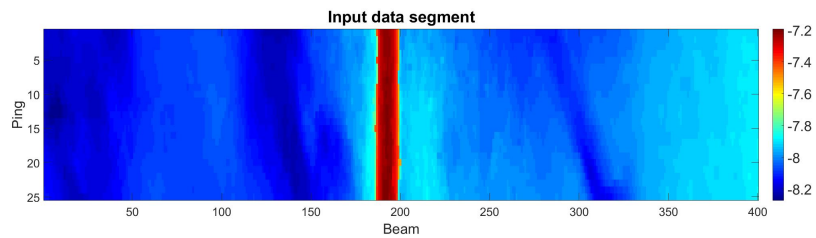
Den neste steget går ut på å gjøre en Radon-transform av det tynnede bildet i figur 7.6c. Her vil det benyttes parametere satt av brukeren for hvor mange toppe som skal finnes i Radon-transformen. Toppene vil tilsvare rørkandidater i databildet. For hver topp som detekteres i Radon-transformen gjøres det en undertrykking av verdiene i et område rundt toppen, illustrert i figur 7.7a på side 81. Dette gjør at Hough-parametrene til toppene som detekteres ikke svarer til omtrent samme linje i bildet. Størrelsen på undertrykkingen settes som en parameter av brukeren i algoritmen som er utviklet.

Figur 7.7b viser fem toppe funnet i Radon-transformen av bildet i figur 7.6c. Linjene for Hough-parametrene som tilsvare de fem toppene er plottet på det opprinnelige databildet i figur 7.6d på neste side. Som følge av antagelsen om at røret ikke ligger på tvers i databildet gjøres Radon-transformen kun for θ -parametre på intervallet $[-84^\circ, 84^\circ]$.

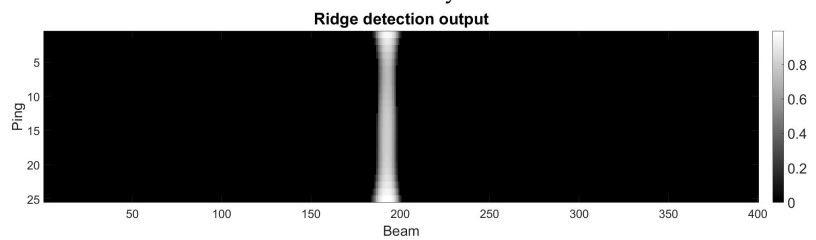
Det ble opprinnelig programmert en algoritme for å slå sammen to toppe som var nær hverandre i Radon-transformen til én topp. Inspirasjonen kom her fra arbeidet til Asif og Arshad beskrevet i seksjon 3.4 hvor dette gjøres. Resultatet viste seg å gi unøyaktige rørkandidater. Ved å heller øke undertrykkingen og se bort i fra sammenslåingen ble rørkandidatene mer nøyaktige. Sammenslåingen er derfor ikke benyttet i deteksjonssystemet.

7.2.2 Databildet for reflektert intensitet

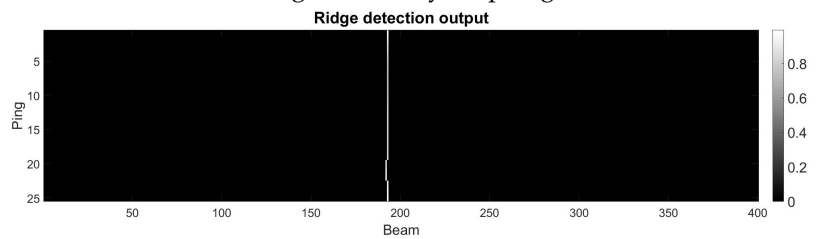
Deler av deteksjonen av rørkandidater i databildet for reflektert intensitet fungerer på lik måte som i databildet for relativ dybde. Det benyttes også



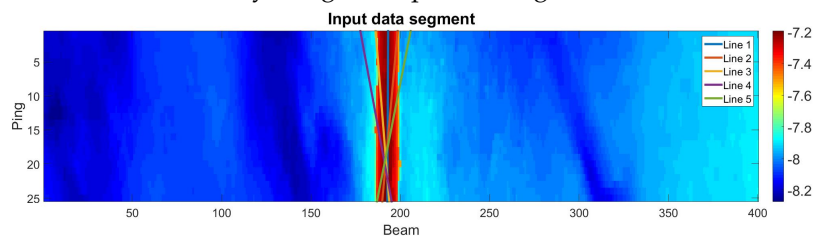
(a) Relativ dybde



(b) Frangi-filter benyttet på fig 7.6a

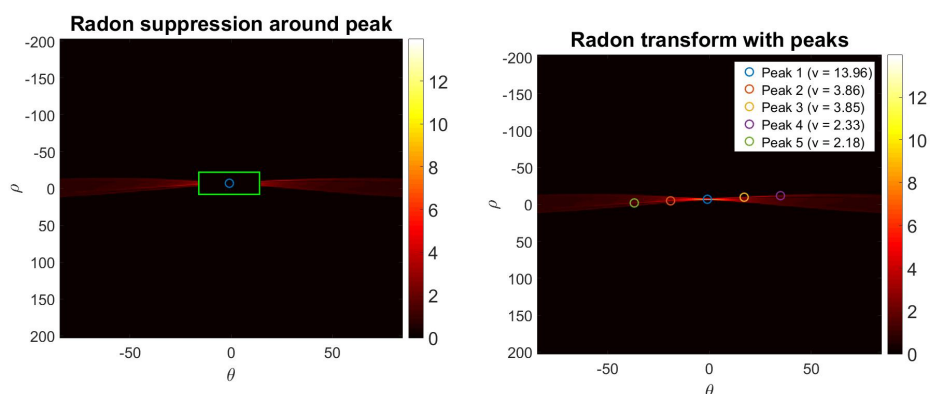


(c) Tynning av responsen i fig 7.6b



(d) Linjene som tilsvarer toppene funnet i Radon-transformen i figur 7.7b på neste side

Figur 7.6: Eksempel på deteksjon av rørkandidater i databildet for relativ dybde. Data fra FFI



(a) Illustrasjon av undertrykking rundt en topp (b) 5 topper funnet i Radon-transformen

Figur 7.7: Radon-transform av den tynnede responsen i figur 7.6c på forrige side

her et Frangi-filter der dataverdiene først skaleres til intervallet $[0, 1]$.

Parametrene β og c

Forholdene i databildet for reflektert intensitet varierer i mye større grad enn i bildet for relativ dybde. Her er det vanskelig å si noe konkret om hvor kraftig en ridge som representerer røret vil være. Parametrene er derfor her kun satt ved testing slik at ridge-lignende strukturer fremheves i bildet. β ble her satt til 0.5, mens c er satt til 15.

Filterstørrelse der røret er relativt lite i bildet

Deteksjonen av rørkandidater i databildet for reflektert intensitet er i deteksjonssystemet programmert til å ha to ulike fremgangsmåter, avhengig av piksel-radien til røret i bildet. For tilfeller der piksel-radien er mindre enn 4 blir røret betraktet som lite i databildet. Filterstørrelsen (σ) settes da slik den er gjort ved databildet for relativ dybde, gitt i ligning 7.3 på side 75. Frangi-filteret kjøres så to ganger. Både for de vanlige dataene for å lete etter positive ridge-strukturer og på en invertert versjon av databildet for å lete etter røret som en negativ ridge i bildet. Den samme tynningen av resultatene benyttes her som ved bruk av databildet for relativ dybde.

Figur 7.8 på side 83 viser et eksempel på deteksjon av rørkandidater i bildet for reflektert intensitet. Her detekteres både positive og negative ridge-strukturer med Frangi-filteret før de begge tynnes i stråleretningen. På samme måte som ved deteksjon i bildet for relativ dybde gjøres det en Radon-transform av de tynnede bildene og et valgt antall topper detekteres. Størrelsen på toppene sammenlignes og de totalt største toppene plukkes ut som rørkandidater i bildet. Figur 7.9 på side 84 viser

5 rørkandidater som ble funnet ved Radon-transform av bildene i figur 7.8. Linjebeskrivelsene i bildet indikerer om rørkandidaten ble funnet som en positiv eller negativ ridge-struktur ved henholdsvis tegnene + og –.

Det er verdt å legge merke til at skaleringen for de positive og negative ridge-strukturene i figur 7.8 ikke er like. Der røret er gitt som en positiv ridge i eksempelet blir også sidene av røret vist som negative ridge-strukturer. Disse er dog mye svakere enn den positive ridge-strukturen i bildet og fører derfor ikke til problemer når rørkandidatene skal vurderes.

Filterstørrelse der røret er relativt stort i bildet

Ved tilfeller der piksel-radien er større enn 4 betrakter deteksjonssystemet røret som stort i bildet. Bildet for reflektert intensitet er her forventet å få effekten beskrevet i seksjon 5.3.4 der intensiteten er høyere ved midten av røret og lavere ved sidene. Her letes det kun etter den positive ridge-strukturen på midten av røret. Etersom denne toppen er tynnere enn selve røret settes filterstørrelsen her til en tredel av størrelsen til røret, gitt ved ligning 7.14.

$$\sigma = \frac{r_p}{3} \pm \Delta s \quad (7.14)$$

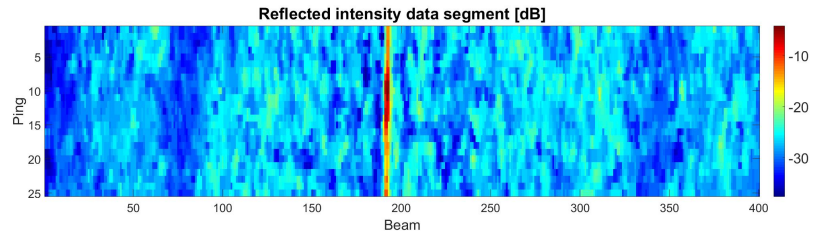
Figur 7.10 på side 84 viser et eksempel på deteksjon av rørkandidater i bildet for reflektert intensitet i et tilfelle der røret blir betraktet som stort i bildet. Ridge-deteksjonen finner toppen ved midten av røret og bildet tynnes i stråleretningen, slik det er gjort tidligere. De 5 mest fremtredende linjene funnet i Radon-transformen er tilslutt plottet i figur 7.10d.

7.2.3 Sammenslåing av rørkandidater

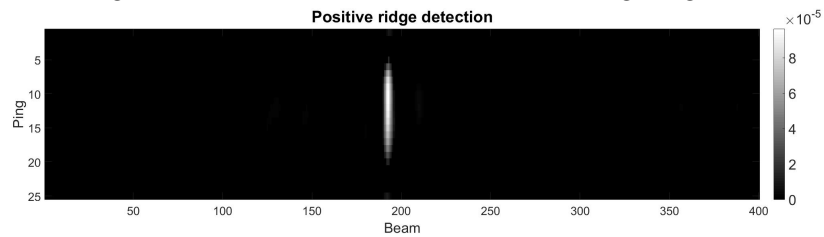
Det er til nå funnet et bestemt antall rørkandidater i hver av databildene. Før rørkandidatene kan sammenlignes er det nødt til å tas hensyn til at et rør på havbunnen vil gi topper i de forskjellige databildene i litt ulike posisjoner. Slik det er illustrert ved figur 2.6 på side 17 vil bildet for reflektert intensitet få en topp for strålen som treffer delen av røret som er vinkelrett i forhold til HUGIN. Bildet for relativ dybde vil på sin side få en topp for strålen som treffer det høyeste punktet på røret.

Konvertering av rørkandidater mellom databildene

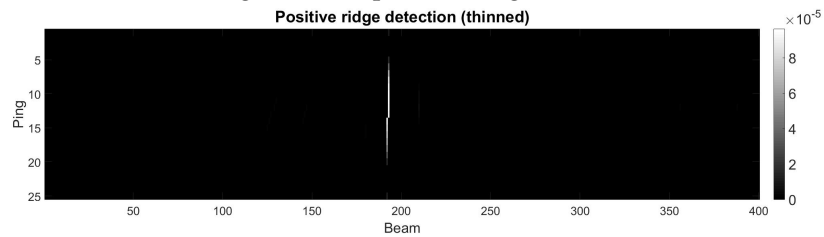
Figur 7.11 på side 85 illustrerer hvordan et punkt for en topp funnet i bildet for reflektert intensitet kan konverteres til det som vil være den tilsvarende toppen i bildet for relativ dybde. I tverrsnittet i figur 7.11a viser



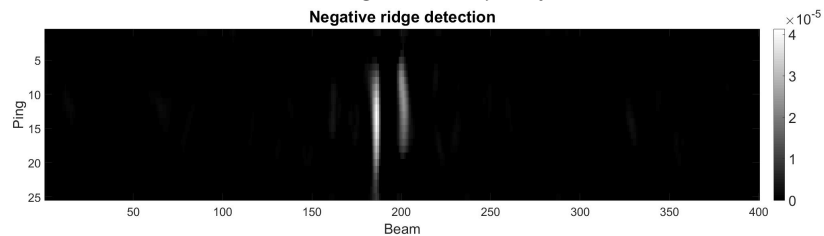
(a) Datasegment for reflektert intensitet. Data fra Kongsberg Maritime



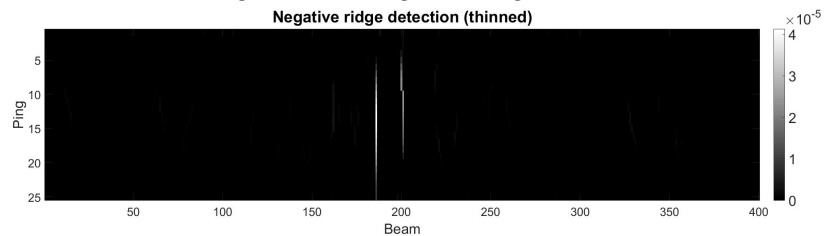
(b) Frangi-filter for positive ridge-strukturer



(c) Positiv ridge-deteksjon tynnet

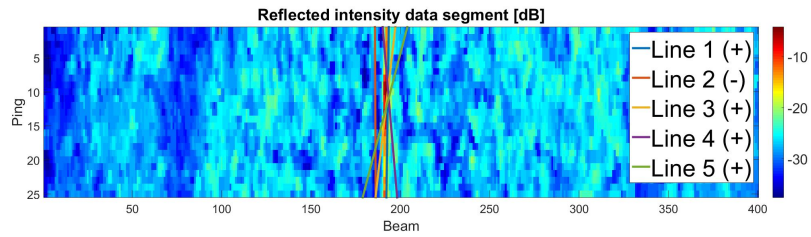


(d) Frangi-filter for negative ridge-strukturer

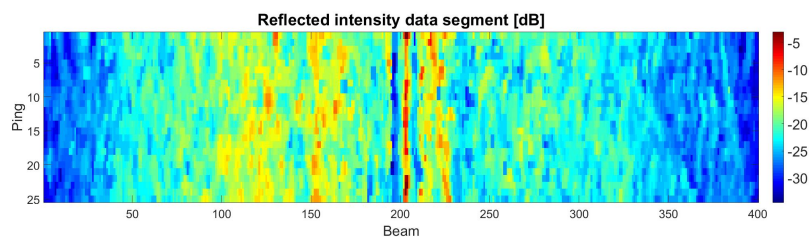


(e) Negativ ridge-deteksjon tynnet

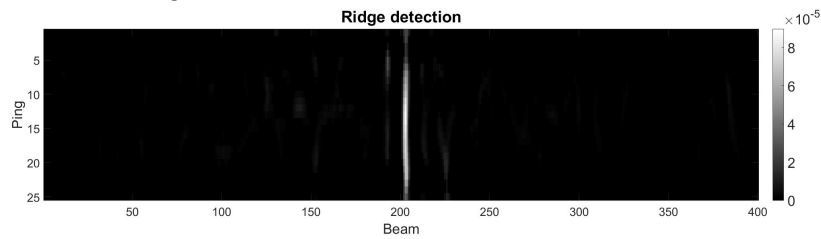
Figur 7.8: Deteksjon av rørkandidater i bildet for reflektert intensitet ved tilfeller der røret betraktes som lite i bildet.



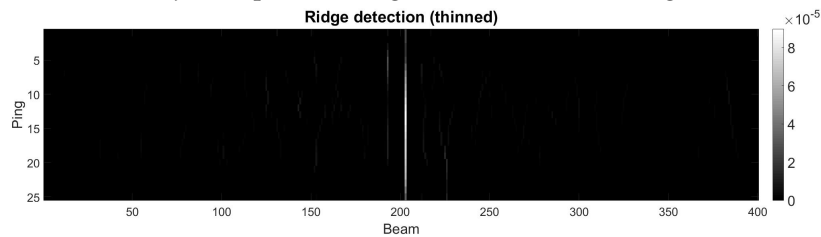
Figur 7.9: Linjene tilhørende de 5 største toppene i Radon-transformen av dataene i figur 7.8c og 7.8e



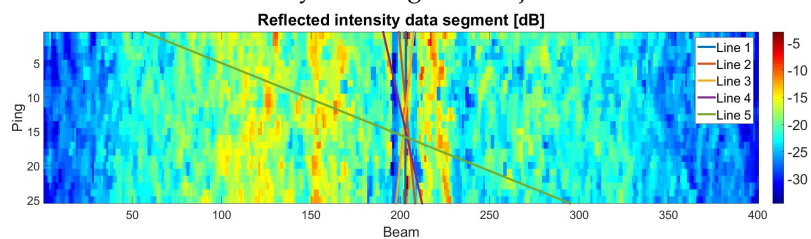
(a) Datasegment i bildet for reflektert intensitet. Data fra FFI



(b) Deteksjon av positive ridge-strukturer med Frangi-filter

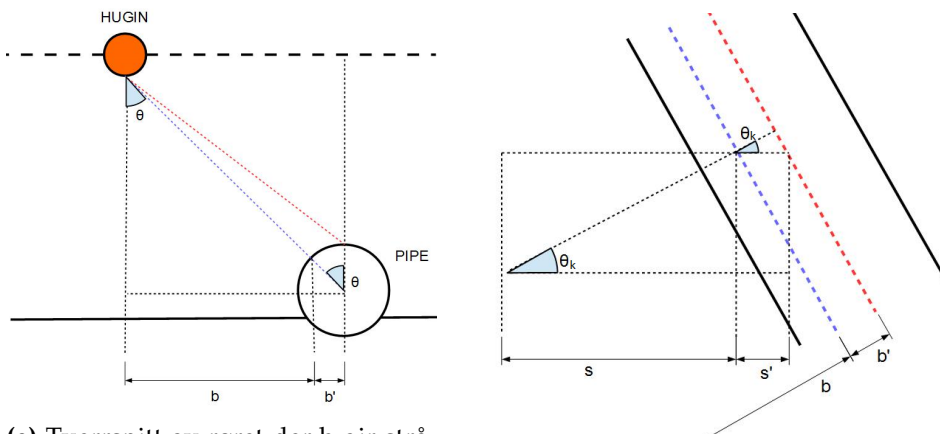


(c) Tynnet ridge-deteksjon



(d) Linjene tilhørende de 5 største toppene i Radon-transformen

Figur 7.10: Eksempel på ridge-deteksjon i databildet for reflektert intensitet der røret betraktes som stort i bildet.



(a) Tverrsnitt av røret der b gir strålenummer for toppen i bildet for reflektert intensitet. b' angir forskjellen mellom de to toppene.

(b) Illustrasjon av hvordan b' fra figur 7.11a må konverteres til s' der røret ligger på skrå i bildet.

Figur 7.11: Illustrasjon av hvordan et punkt for en topp i bildet for reflektert intensitet kan konverteres til en topp i bildet for relativ dybde

den horisontale akse til strålenummeret, slik tilfellet er for databildene i prosjektet. b -verdien viser til strålenummeret for toppen i bildet for reflektert intensitet. Forskjellen i strålenummer mellom de to toppene beregnes som b' ved ligning 7.15, der r_p viser til piksel-radien og θ viser til vinkelen til strålen som skal konverteres.

$$b' = r_p \cdot \sin(\theta) \quad (7.15)$$

Figur 7.11b illustrerer hvordan retningen til røret i databildet må tas i betraktning for å finne det riktige strålenummeret. Verdien for θ_k viser her til vinkelen til rørkandidaten gitt i Hough-parametrene, altså ikke det samme som θ i figur 7.11a. Der røret ligger skjevt i bildet blir b' -verdien brukt til å beregne forskjellen i strålenummer gitt ved s' i ligning 7.18. Konverteringen andre veien fra en topp i bildet for relativ dybde til bildet for reflektert intensitet kan gjøres på en lignende måte og blir ikke beskrevet her.

$$x = b' \cdot \sin(\theta_k) \quad (7.16)$$

$$y = b' \cdot \cos(\theta_k) \quad (7.17)$$

↓

$$s' = y + x \cdot \tan(\theta_k) \quad (7.18)$$

Rørkandidatene er i begge bildene beskrevet ved Hough-parametrene r og θ . For alle kandidatene funnet i databildet for reflektert intensitet velges det to punkter på linja som konverteres til tilsvarende topp-punkt

i bildet for relativ dybde. Linjen mellom disse punktene lagres så som den tilsvarende rørkandidaten i det andre databildet. Det samme gjøres i motsatt retning med rørkandidatene funnet i databildet for relativ dybde. Hough-parametrene til kandidatene sammenlignes så med hverandre. Dersom forskjellen mellom to kandidater er mindre enn en brukervalgt terskel så slås de sammen til én kandidat. Terskelen som brukes til sammenslåing er gitt som den brukervalgte terskelen (T_c) pluss en tredel av piksel-radien ($T_c + r_p/3$).

7.2.4 Utvidelse av dataseksjon

Figur 7.8 på side 83 viser et problem ved Frangi-filteret der resultatet av filtreringen er relativt dårlig langs kantene av databildet. Dette gjør at det ofte mangler verdier for røret ved de første og siste pingene i en dataseksjon. Det er derfor lagt inn en mulighet for å ta med noen ping fra forrige dataseksjon i detekteringen. Dette minsker problemet, men fører også til en mer regnekrevende prosess. Dersom regnetiden i algoritmen blir for stor bør det vurderes å minimere overlappen mellom dataseksjonene.

7.3 Beregning av rørverdi for rørkandidater

For hver rørkandidat blir det beregnet en rørverdi som er ment å gi en slags sannsynlighet for at kandidaten faktisk viser til et rør på havbunnen. Her beregnes det verdier for hvor høyt røret ligger over havbunnen, om toppen av røret ligger på en rett linje og for forskjellen i reflektert intensitet ved toppen av røret og ved sidene. Hver verdi har parametere som kan endres av brukeren for hvordan verdiene skal skaleres i deteksjonssystemet.

7.3.1 Beregning av topp-verdi

Verdien for toppene i Radon-transformene benyttes til å bedømme rørkandidatene. Her beregnes det en verdi for toppen funnet i bildet for relativ dybde og en annen i bildet for reflektert intensitet. Verdiene summeres så sammen med en skalering valgt av brukeren. Topper som kun er funnet i et av databildene vil derfor ikke ha mulighet til å oppnå full verdi.

Topp funnet bildet for relativ dybde

Resultatet av Frangi-filteret vil gi piksel-verdier rundt 0.8 i tilfeller der røret er tydelig i bildet (se forklaring på side 76). Dette gir en mulighet til å vite hva som forventes som verdi i toppen funnet i Radon-transformen. Støy i bildet og delvis begravde rør gjør dog at verdien ikke alltid er like forutsigbar. Verdiene blir beregnet eksponentielt fra parametere satt av

brukeren. Parametrene settes på samme måte som det ble vist i figur 7.5 på side 78. Det settes en parameter for forventet topp-verdi (en terskel) og en parameter for hvilken eksponentiell verdi denne topp-verdien skal tildeles. Som eksempel kan det her bestemmes at en toppverdi 10 skal tildeles verdien 0.8. Variansen (σ) til den eksponentielle funksjonen settes så på samme måte som c ble satt i ligning 7.13 på side 78 der λ_1 erstattes av verdien 10 og T erstattes av 0.8.

Topp funnet i bildet for reflektert intensitet

Når det kommer til bildet for reflektert intensitet er det vanskeligere å forutse verdiene som vil gi topper i Radon-transformen. Det er derfor valgt å skalere verdiene etter den største toppen som er funnet. Alle verdiene skaleres først ned til intervallet $[0, 1]$. Den største verdien forblir 1, mens resten av verdiene settes eksponentielt på samme måte som for toppene i relativ dybde. Her kan det eksempelvis settes at en topp som er har størrelsesforholdet 0.7 til den største toppen skal tildeles 0.5 som eksponentiell verdi.

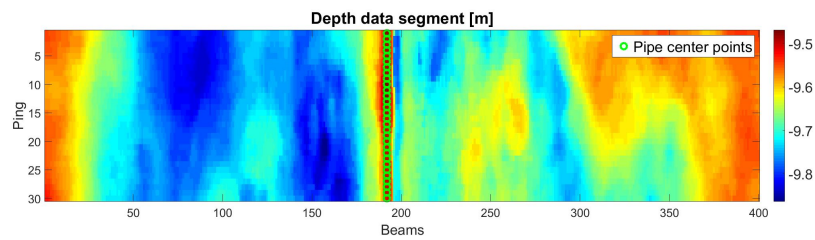
Summering av verdien

Verdiene for de to toppene summeres så sammen ved en skalering bestemt av brukeren. Her defineres toppverdiene funnet i bildet for relativ dybde og reflektert intensitet henholdsvis som V_d og V_r . Den totale toppverdien V_p beregnes så ved ligning 7.19 der ρ_d og ρ_r gir skaleringene til verdiene. Det er her viktig å legge merke til at verdiene for toppene funnet i bildet for reflektert intensitet alltid vil skaleres til 1 selv der det ikke er noe rør i bildet. Det er derfor viktig at denne verdien ikke skaleres for høyt i deteksjonssystemet.

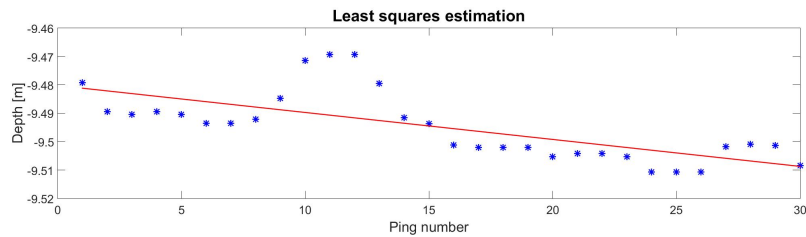
$$V_p = \rho_d \cdot V_d + \rho_r \cdot V_r \quad (7.19)$$

7.3.2 Verdi for hvordan rørkandidaten tilsvarer en rett linje

Dersom en rørkandidat faktisk beskriver posisjonen til et rør i bildet kan det forventes at dybdeverdiene langs kandidaten ligger i en omtrent rett linje. For hver rørkandidat hentes det ut en dybdemåling per ping som lagres i en array. For dybdemålingene blir så linja som best beskriver dybdeverdiene funnet ved minste kvadraters metode. [6] Figur 7.12 på neste side viser et eksempel på dette. Den kvadratiske summen av avstandene mellom dybdeverdiene og linja (*sum of squared difference*) benyttes så til å sette en verdi for rørkandidaten, igjen ved hjelp av en eksponentiell funksjon. Brukerparametrene for den eksponentielle

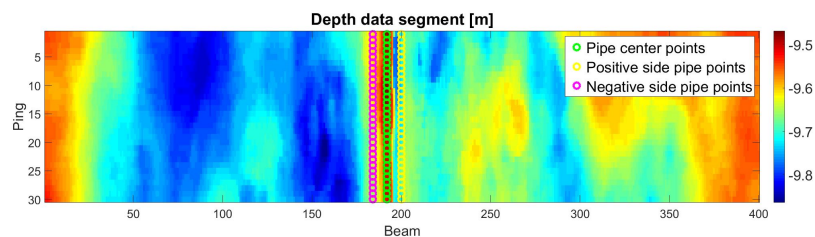


(a) Dybdeverdier som er plukket ut for en rørkandidat



(b) Minste kvadraters estimering av en rett linje gjennom dybdeverdiene fra 7.12a

Figur 7.12: Et eksempel som illustrerer beregningen av verdien for om rørkandidaten ligger som en rett linje i dybdeverdiene. Data fra FFI

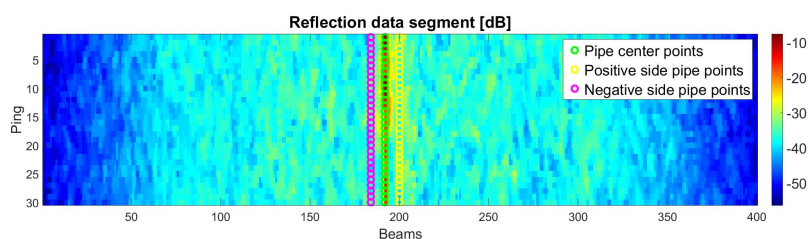


Figur 7.13: Et eksempel som viser hvilke verdier som benyttes for å beregne høydeforskjellen mellom røret og havbunnen. Data fra FFI

funksjonen settes på samme måte her som tidligere. Ettersom verdiene kvadreres vil et lite antall utstikkere kunne gjøre summen stor.

7.3.3 Høydeforskjell mellom rør og havbunn

Ved å benytte piksel-radien til røret er det her hentet ut dybde-verdier for rørkandidaten, samt dybdeverdier for områdene ved sidene av røret. Verdiene som hentes er illustrert i figur 7.13. Gjennomsnittsverdien av dybdeverdiene beregnes så for de tre settene med verdier. Snittverdien for toppen av røret sammenlignes så med det høyeste snittet av de to sidene. Differansen skaleres så etter hvor mye av røret som stikker opp fra havbunnen og verdien settes på intervallet $[0, 1]$. Her settes verdien til 0 dersom høydeforskjellen er 0, mens verdien 1 betyr at høydeforskjellen er større eller lik to ganger radien til røret ($2r$). Ved tilfeller der snittet ved en av sidene til røret ligger høyere enn selve toppen av røret settes verdien til 0. Igjen blir verdien deretter beregnet eksponentielt etter parametere satt av brukeren, på samme måte som ved tidligere anledninger.



Figur 7.14: Et eksempel som viser verdiene som brukes til å beregne forskjellen i reflektert intensitet ved røret og havbunnen. Data fra FFI

7.3.4 Forhold mellom rør og havbunn i reflektert intensitet

På samme måte som bildet for relativ dybde benyttes til å beregne høydeforskjellen i seksjon 7.3.3 på forrige side benyttes bildet for reflektert intensitet til å beregne forskjellen i signal-intensitet (fig 7.14). Gjennomsnittet beregnes for de tre linjene og sammenligningen som gir lavest differanse brukes til å sette en verdi. Verdien settes også her eksponentielt slik det er gjort tidligere.

7.3.5 Beregning av total verdi

Alle de fire verdiene som er beregnet i de foregående seksjonene summeres sammen til en totalverdi. Verdien for om røret ligger som en rett linje i dybdemålingene og verdien for høydeforskjellen beskriver begge det samme databildet og blir derfor ganget sammen. Den totale verdien beregnes som V_T i ligning 7.20.

$$V_T = \rho_P V_P + \rho_D (V_{SL} \cdot V_{HD}) + \rho_{RD} V_{RD} \quad (7.20)$$

Her viser V_P til topp-verdien, V_{SL} til verdien for rett rør, V_{HD} til høydeforskjellen og V_{RD} viser til refleksjons-differansen. ρ -verdiene gir de brukerbestemte skalingene som er satt til deteksjonssystemet.

Tilslutt settes det en terskel av brukeren for hvilke totalverdier som viser til et rør i databildet. Rørkandidater med en lik eller høyere totalverdi enn terskelen blir bekrattet som rørledninger på havbunnen.

Kapittel 8

Ferdig deteksjonssystem

Der det i kapittel 7 på side 73 er beskrevet hvordan de ulike delene av deteksjonssystemet fungerer vil det her gis en oversikt over hvilke parametere som må settes og hvordan en kjøring av deteksjonssystemet ser ut. I seksjon 8.3 på side 94 vil det gjøres et forsøk på å finne et endelig valg av parametere som skal benyttes i testingen i kapittel 9 på side 103.

8.1 Oversikt over parametere

Deteksjonssystemet har en rekke parametere som endrer prioriteringen ved ulike beregninger i systemet. Denne seksjonen gir en oversikt over alle parametrene i systemet. For en grundigere forklaring refereres det til kapitlet om utviklingen av deteksjonssystemet på side 73. Hovedparametrene som må settes er gitt her:

r	Rørets radius [m]
dev	Slingringsmonn Δs gitt til filterstørrelsen eksempelvis gitt i ligning 7.3 på side 75
nsig	Antall σ -verdier slingringsmonnet skal oppdeles i. Totalt antall σ -verdier brukt i filtreringen er gitt som $2 \cdot nsig + 1$.
ping_sel	Antall nye ping som skal benyttes til deteksjon
ping_ov	Antall ping som overlapper. Total antall ping brukt til deteksjon er gitt som $ping_sel + ping_ov$
N	Antall topper som skal detekteres i Radon-transformen i hver av databildene.
sup	Størrelsen på området som skal undertrykkes rundt topper i Radon-transformen (fig 7.7a på side 81).
T_c	Terskel for hvor nær hverandre to rørkandidater funnet i forskjellige databilder må være for at de skal betraktes som samme linje

og slås sammen til én kandidat (forklart i seksjon 7.2.3 på side 82).

- DR** To verdier som angir skaleringen av topp-verdiene som skal summeres til toppverdien V_p i ligning 7.19 på side 87. Parametrene er her $[\rho_d, \rho_r]$.
- VC** Tre verdier som angir skaleringen i beregningen av totalverdien V_T i ligning 7.20 på side 89. Parametrene er her $[\rho_P, \rho_D, \rho_{RD}]$.
- PT** Terskel for hvilke rørkandidater som skal konkluderes til å være rørledninger ut fra totalverdien V_T .

I tillegg må det også settes parametere til de eksponentielle funksjonene som er benyttet til beregningen av de ulike verdiene i deteksjonssystemet. Disse parametrene er listet opp her:

- Tr_v1** Forventning og tilsvarende verdi til beregning av topp-verdien funnet i bildet for relativ dybde (forklaring på side 86).
- Tr_v2** Forventning og tilsvarende verdi til beregning av topp-verdien funnet i bildet for reflektert intensitet (s. 87).
- Tr_sl** Forventning og verdi til beregning av verdien som beskriver hvor godt dybdeverdiene for toppen av røret kan beskrives ved en rett linje (seksjon 7.3.2 på side 87).
- Tr_hd** Forventning og verdi til beregning av verdi for høydeforskjellen mellom toppen av røret og havbunnen (seksjon 7.3.3 på side 88).
- Tr_rd** Forventning og verdi til beregning av forskjellen i reflektert intensitet ved røret og havbunnen (seksjon 7.3.4 på side 89).

8.2 Kjøre-eksempel for deteksjonssystemet

Etter at parametrene beskrevet i seksjon 8.1 er satt tar deteksjonssystemet databildene for relativ dybde og reflektert intensitet som input. Rørkandidater detekteres i begge databildene og det beregnes en totalverdi for hvor sannsynlig det er at kandidatene faktisk viser til rør på havbunnen. Totalverdiene sammenlignes med terskelen PT som er satt for systemet og kandidater som har en verdi over denne terskelen betraktes som rør i bildet. Dersom deteksjonssystemet kjører i debug-modus plottes databildene med linjene for kandidatene som ble betraktet som rør i bildet. I debug-modus skriver også deteksjonssystemet informasjon om alle rørkandidatene i terminalen. Figur 8.1 på side 94 viser et kjøre-eksempel av deteksjonssystemet, uten at valg av parametere er optimalisert på forhånd. Medfølgende debug-informasjon til deteksjonen er gitt under.

=== PIPE DETECTION DEBUG ===
Estimated depth: 7.33 m
Pipe radius: 0.10 m
Pipe pixel size radius: 2.6 pixels

Peak contribution:
Depth: 66.7 %
Ref: 33.3 %
Value contribution:
Peak values: 30.0 %
Pipe height values: 30.0 %
Ref diff values: 40.0 %

=== COMBINED PEAK INFO ===

Number of peaks: 7

Peak: 1

D: rho = -17.00 | t = -1.00 | R: rho = -14.00 | t = 1.00
v: 0.77 | pf: 3 | sl: 1.00 | ph: 0.20 | rd: 1.00
Total value: 0.69

Peak: 2

D: rho = -13.00 | t = 20.00 | R: rho = -16.00 | t = 22.00
v: 0.09 | pf: 3 | sl: 1.00 | ph: 0.25 | rd: 0.04
Total value: 0.11

Peak: 3

D: rho = -15.00 | t = -22.00 | R: rho = -11.00 | t = -20.00
v: 0.06 | pf: 3 | sl: 0.87 | ph: 0.09 | rd: 0.62
Total value: 0.29

Peak: 4

D: rho = -7.00 | t = 43.00 | R: rho = -6.93 | t = 42.46
v: 0.02 | pf: 1 | sl: 0.81 | ph: 0.10 | rd: 0.06
Total value: 0.05

Peak: 5

D: rho = -12.00 | t = -43.00 | R: rho = 11.88 | t = -42.47
v: 0.01 | pf: 1 | sl: 0.55 | ph: 0.04 | rd: 0.00
Total value: 0.01

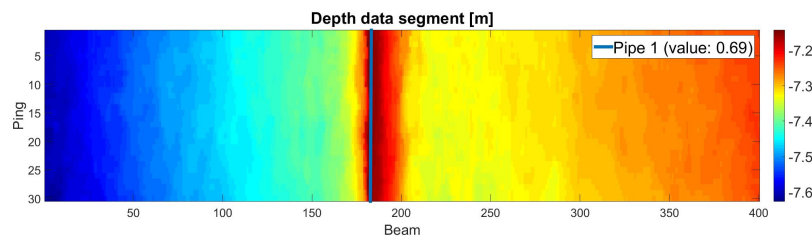
Peak: 6

D: rho = -21.29 | t = -1.01 | R: rho = -21.00 | t = -1.00
v: 0.03 | pf: 2 | sl: 0.99 | ph: 0.00 | rd: 0.13
Total value: 0.06

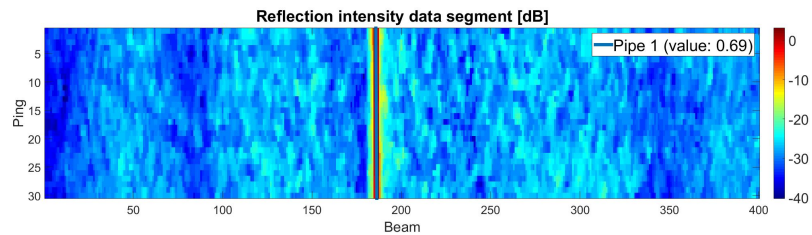
Peak: 7

D: rho = 5.05 | t = -41.51 | R: rho = -5.00 | t = -41.00
v: 0.01 | pf: 2 | sl: 0.99 | ph: 0.01 | rd: 0.13
Total value: 0.06

** Showing pipe candidates above threshold: 0.35 **



(a) Relativ dybde



(b) Reflektert intensitet

Figur 8.1: Et eksempel for kjøring av deteksjonssystemet. Røret ser ut til å være riktig detektert i databildene. Data fra Kongsberg Maritime

8.3 Valg av parametere

I denne seksjonen gjøres det et endelig valg av parametere til deteksjonssystemet. Her ble det plukket ut 8 datafiler fra treningssettet som ble testet for å finne optimale parametere til systemet. Datafilene er her plukket fra fire forskjellige kataloger slik at dataene skal stamme fra ulike tokt som er utført med HUGIN. Her er filene håndplukket slik at utvalget gir data-seksjoner med varierende vanskelighetsgrad. Dette inneholder blant annet tilfeller der røret er lite og stort i databildet, et tilfelle der det er "hull" i ekkolodd-dataene slik at røret ikke alltid er sammenhengende og et tilfelle der det er to rør i bildet. Det er også en av datafilene som ikke har noe rør i bildet. Dette er gjort for å forsikre om at det her ikke vil detekteres noe rør. Tabell 8.1 på side 98 gir en kort oversikt over filene som er benyttet.

Først ble det her valgt et relativt vilkårlig sett med parametere som skal testes på dataene. Deteksjonssystemet kjører så gjennom én datafil av gangen hvor tilfellene der det oppstår feil blir analysert. Ved tilfellene der jeg intuitivt mener feilen ikke burde oppstått er det blitt gjort et forsøk på å justere parametrene slik at resultatet blir riktig. Etter at resultatet er betraktet som relativt godt for hele datafilen testes parametrene på neste datafil. Etter at alle datafilene er blitt testet noen ganger har jeg endt opp med et sett parametere som maksimerer TPR og minimerer FPR. Se seksjon 4.3 på side 30 for forklaring av uttrykkene.

8.3.1 Opprinnelig valg av parametere

Her er en oversikt over parametrene slik de var satt før testingen ble utført:

```
% *** SETTING PARAMETERS ***

% Setting sigma deviation and number of sigmas to be used (in each
% direction. Total number of sigma = 2*nsig + 1.
dev = 2.0;
nsig = 2;

% Setting number of ping to use for each iteration
ping_sel = 25;      % Ping selected (not including overlap)
ping_ov = 5;       % Ping overlap

% Setting number of peaks and supression neighborhood
N = 5;             % Number of peaks to look for in Hough transform
sup = 20;         % Supression around each peak
T_c = 5;          % Combine peaks (includes r_p/3)

% Setting value contribution parameters
DR = [2, 1];      % Depth/ref peak contribution
VC = [3, 4, 4];   % Peak value, sl/pipe height and ref

% Setting plotting threshold. Pipe candidates needs to be
% above threshold to be plotted
PT = 0.40;

% Exponential parameters
Tr_v1 = [8, 0.8]; % Relative depth peaks
Tr_v2 = [0.4, 0.5]; % Reflected intensity peaks

Tr_sl = [0.04, 0.8]; % Straight line
Tr_hd = [0.5, 0.5]; % Height difference
Tr_rd = [10, 0.3]; % Reflection difference

% *** END OF PARAMETERS ***
```

8.3.2 Justering av parametere

I løpet av testingen ble det gjort flere mindre justeringer av parametrene. Avsnittene under vil ta for seg noen av de viktigere observasjonene som ble gjort under testingen. Det endelige valget av parametere er gitt i seksjon 8.3.3 på side 98.

Observasjon 1 - Undertrykking i Radon-transformen

I en av testfilene er røret beregnet til å ha en piksel-radius på over 15 piksler. I rørdeteksjonen av disse dataene endte jeg ved noen tilfeller opp med to rørkandidater som lå på røret som begge ble konkludert til å

være rør av systemet. Den ene i midten av røret der det er ønsket at den skal detekteres, mens den andre lå på skrå over røret. Dette kom av at undertrykkningen rundt toppene i Radon-transformen ikke var stor nok. Den tilhørende parameteren sup ble derfor økt i systemet. Behovet for denne undertrykkningen virker å være mindre i tilfeller der røret er mindre i bildet. En idé til eventuelt videre arbeid med systemet kunne derfor vært å skalere undertrykkningen med pikselradien i bildet.

Observasjon 2 - For strenge krav til rett rør-verdi og Radon-topp

I en av datafilene var det noen "hull" i datasettet som gjorde at røret ikke lå kontinuerlig gjennom databildet, men var borte for enkelte ping. Røret ble fortsatt detektert som en kandidat, men verdien for toppen av Radon-transformen gjort i bildet for relativ dybde ble en del lavere enn andre tilfeller. Det samme var også tilfellet for beregningen av rett linje-verdien. Parametrene for disse verdiene ble derfor endret for å gjøre kravene mindre, samtidig som terskelen på totalverdien (PT) ble endret.

Her ble det også lagt merke til at tilfeller der røret er stort i bildet ga mer stabile databilder og derfor også bedre verdi for røret som en rett linje. Denne verdien kunne derfor også vært skalert med størrelsen på røret.

Observasjon 3 - Problemer med rørkandidater langs kantene av databildet

Når det eksempelvis hentes ut verdier til algoritmen som beregner hvor rett røret ligger i bildet blir det hentet ut én verdi per ping. Dersom en rørkandidat ligger halvveis utenfor bildet vil beregningen av "rett linje"-verdien benytte færre verdier. Dette kan gi en kunstig høy verdi for hvor rett kandidaten ligger i dybdeverdiene.

Observasjon 4 - Problemer der røret kun er delvis synlig i bildet

I en av testfilene er det to rør i bildet. Det ene røret fremheves relativt tydelig i databildet, mens det andre røret ser ut til å ligge delvis begravd i bildet for relativ dybde og er helt usynlig i bildet før reflektert intensitet. Begge rørene blir detektert som kandidater i databildene, men røret som er delvis nedgravd blir ikke beskrevet som et rør på havbunnen av systemet med unntak av enkelte tilfeller. Etersom røret ikke skiller seg tydelig ut i noen av databildene blir alle verdiene beregnet for røret relativt lave. Systemet ser ut til å ha problemer med slike tilfeller.

Observasjon 5 - Skalering av topp-verdien

Datafilen fra figur 5.14 på side 47 ble her testet. For området der røret som ligger til venstre i bildet er tildekket gir kanten som peker vekk fra røret en ganske kraftig ridge-verdi. Samtidig er den reflekterte intensiteten lavere ved kanten ettersom ekkoloddstrålen treffer tildekkningen med en nesten død vinkel. Toppverdien ble derfor her veldig stor. Selv om kandidaten her ikke hadde noen andre høye verdier var toppverdien nok til å komme over terskelen PT. Skaleringen for toppverdien ble derfor endret slik at den er lavere enn terskelen PT. Dermed er det ikke nok for en kandidat å kun ha høy topp-verdi.

Fil	Beskrivelse
1	Rør tydelig i begge databilder
2	To rør i bildet. Et av rørene mindre tydelig
3	Noen seksjoner der røret er nesten usynlig i begge databildene
4	Piksel-radius rundt 6. Tydelig i begge databilder
5	Piksel-radius rundt 15. Tydelig i begge bilder
6	Røret synlig i begge databilder, men med en god del støy i bildet
7	Ikke noe rør i bildet
8	To rør i bildet. Blir tildekket halvveis gjennom dataseksjonen

Tabell 8.1: Kort beskrivelse av treningsfilene som er benyttet til valg av parametere

8.3.3 Endelig valg av parametere

Her er en oversikt over de endelige parametrene som er satt til deteksjons-systemet:

```

% *** SETTING PARAMETERS ***

% Setting sigma deviation and number of sigmas to be used (in each
% direction. Total number of sigma = 2*nsig + 1.
dev = 0.5;
nsig = 2;

% Setting number of ping to use for each iteration
ping_sel = 25;      % Ping selected (not including overlap)
ping_ov = 5;       % Ping overlap

% Setting number of peaks and suppression neighborhood
N = 5;             % Number of peaks to look for in Hough transform
sup = 35;          % Suppression around each peak
T_c = 7;           % Combine peaks (includes r_p/3)

% Setting value contribution parameters
DR = [3, 1];       % Depth/ref peak contribution
VC = [2.5, 4, 4]; % Peak value, sl/pipe height and ref

% Setting plotting threshold. Pipe candidates needs to be
% above threshold to be plotted
PT = 0.26;

% Exponential parameters
Tr_v1 = [5, 0.8]; % Relative depth peaks
Tr_v2 = [0.4, 0.5]; % Reflected intensity peaks

Tr_sl = [0.08, 0.8]; % Straight line
Tr_hd = [0.5, 0.5]; % Height difference
Tr_rd = [10, 0.3]; % Reflection difference

% *** END OF PARAMETERS ***

```

Fil	TP	TN	FP	FN	TPR	FPR
1	40	0	1	0	1.00	0.025
2	40 9 = 49	0	0	0 31 = 31	0.6125	0.00
3	28	0	0	12	0.70	0.00
4	40	0	0	0	1.00	0.00
5	40	0	1	0	1.00	0.025
6	40	0	0	0	1.00	0.00
7	0	40	0	0	-	0.00
8	16 21 = 37	10	4	2 5 = 7	0.841	0.10
Total	274	50	6	50	0.8457	0.0187

Tabell 8.2: Resultat av testingen på de valgte filene til treningsdataene

Tabell 8.2 viser resultatene da deteksjonssystemet ble kjørt på treningsfilene med de endelige parametervalgene. For en del av tilfellene der røret ikke ble detektert i databildene var røret så og si usynlig i bildene. Dette gjorde at kandidatene var et godt stykke fra å bli betraktet som faktiske rør på havbunnen. Senkning av kravene i parametervalgene førte her til en større økning av feil gitt ved FPR enn riktige deteksjoner gitt ved TPR.

Del III

Konklusjon

Kapittel 9

Testing av deteksjonssystemet

Når resultatet skal testes for en deteksjon er det ikke oppgitt noen fasit for rørposisjonene i bildet. Slik det er nevnt i kapittel 4 på side 29 blir deteksjonene testet opp mot manuell deteksjon og det lagres verdier for ytelsen til systemet beskrevet i tabell 4.1 på side 30.

Vanskelighetsgraden ved deteksjon av rørledninger på havbunnen varierer i svært stor grad for ulike tilfeller. I data-analysen gjort i seksjon 5 på side 33 ble det funnet eksempler på data fra tokt der rørledningene skilte seg svært tydelig ut fra omgivelsene, slik som eksempelet vist i figur 5.7 på side 40. Ved slike tilfeller vil det være relativt enkelt å detektere røret. Dette så ut til å stemme i testingen som ble gjort i seksjon 8.3 på side 94 for å bestemme parametere til systemet. Vanskeligere tilfeller ga eksempelvis situasjoner der rørledningen kun er synlig i ett av databildene. Ved enkelte tilfeller er databildene svært ustabile, slik som eksempelet i figur 5.15 på side 47. Ved de ulike situasjonene er det i utgangspunktet forventet ulike resultater.

9.1 Testoppsett

Til testing av deteksjonssystemet er det tilfeldig valgt ut 5 datafiler fra 4 forskjellige mapper i testsettet. For hver mappe er det først tilfeldig valgt en datafil fra testsettet før det er valgt et inkrement for de neste datafilene. Eksempelvis betyr dette at dersom datafil nr 2 er valgt tilfeldig med inkrement 10 blir testsettet bestående av filene med indeks 2, 12, 22, 32 og 42.

Dette gir tilsammen 20 datafiler fra minst 4 forskjellige tokt som er utført med HUGIN. Som det er nevnt i kapittel 4 på side 29 vil det gjøres 40 deteksjoner for hver datafil. Dette betyr at deteksjonssystemet her vil testes

for 800 deteksjoner. Systemet er testet med parametrene satt i seksjon 8.3.3 på side 98.

Når hver deteksjon skal sammenlignes med manuell deteksjon er man nødt til å gjøre et valg av hvor strengt man skal bedømme en feil. For noen tilfeller blir røret omtrent helt borte i databildet. Intuitivt er det likevel mulig å bedømme hvor røret skal ligge ved å sammenligne med hvor røret lå i forrige databilde. Jeg har i bedømmingen av deteksjonene forsøkt å være så streng som mulig og markert feil for alle tilfeller der det er mulig å tenke seg til hvor røret skal ligge i bildet.

Da deteksjonssystemet ble testet på data fra treningssettet for å finne optimale parametere fikk vi en TPR på 0.8457 og en FPR på 0.0187. Ettersom parametrene er optimalisert til datafilene i treningssettet vil typisk testing på testsettet gi et litt dårligere resultat. Samtidig er det en viktig faktor at datafilene i treningssettet ble plukket ut med hensikt om å gi deteksjonssystemet en utfordring. Testsettet er her samlet tilfeldig og vil mest sannsynlig inneholde flere enklere tilfeller. Det er derfor forventet at resultatet av testingen på testsettet vil være relativt lik resultatet ved deteksjon på treningssettet.

9.2 Testresultater

Tabell 9.1 på neste side gir en oversikt over resultatene ved testingen av deteksjonssystemet utført på testdataene beskrevet i seksjon 9.1 på forrige side. Der verdiene er oppdelt med "|" betyr det at det er to rør i bildet. De to verdiene viser da til hvert sitt rør. Testingen viser at deteksjonssystemet har en relativt god evne til å plukke opp røret i bildet med en TPR på 0.923. Ved å velge testdataene tilfeldig ble testsettet bestående av flere enkle tilfeller enn treningssettet som ble brukt til justering av parametrene. Testingen her fikk derfor en høyere TPR enn tidligere. Samtidig ga testingen på testsettet en FPR på 0.109, noe som er ganske mye høyere enn resultatet fra treningsdataene. Dette kommer av at enkelte av datafilene hadde bakgrunnstrukturer som var vanskelig å skille fra røret i bildet.

Feil detektering grunnet rørlignende strukturer på havbunnen

Datafil 10 er datafilen som ga de klart svakeste resultatene i testingen. Databildene til testfilen er vist i figur 9.1 på side 107. Her kan man se at røret ligger i en nedgravning på havbunnen. Ved sidene av denne nedgravningen ligger det topper som flere ganger feilaktig ble detektert som rørledninger på havbunnene, ofte ved begge sidene samtidig. Dette førte til en FPR på hele 0.825. Figur 9.2 på side 108 viser en mindre seksjon av den samme datafilen der det feilaktig er detektert et rør. Her er det lett

Fil	TP	TN	FP	FN	TPR	FPR
1	40	0	0	0	1.00	0.00
2	40	0	0	0	1.00	0.00
3	40	0	0	0	1.00	0.00
4	34	0	0	6	0.85	0.00
5	40 7 = 47	0	0	0 1 = 1	0.979	0.00
6	39 28 = 67	0	1	1 12 = 13	0.838	0.025
7	32	0	2	8	0.80	0.05
8	34	0	3	6	0.85	0.075
9	40	0	2	0	1.00	0.05
10	22	0	33	18	0.55	0.825
11	0	40	0	0	-	0.00
12	40	0	0	0	1.00	0.00
13	40	0	0	0	1.00	0.00
14	40	0	0	0	1.00	0.00
15	40	0	1	0	1.00	0.025
16	40	0	5	0	1.00	0.125
17	34	2	26	4	0.895	0.65
18	37	0	2	3	0.925	0.05
19	40	0	0	0	1.00	0.00
20	0	28	12	0	-	0.30
Total	707	70	87	59	0.923	0.109

Tabell 9.1: Resultat av testing av deteksjonssystemet

å se hvorfor systemet konkluderer med at strukturen er et rør i bildet. Det egentlige røret ligger rundt 15 stråler til venstre i databildet

Figur 9.1 viser at støymengden i eksempelet som er drøftet over er relativt lav. Her er det kun rørlignende strukturer på havbunnen som skaper feilen i systemet. Denne feilen ser ut til å være svært vanskelig å unngå. Under er debug-informasjonen vist for feildeteksjonen som ble gjort i figur 9.2. Her ser vi at egenskapsverdiene for topp-verdien i Radon-transformen, "rett rør"-verdien og verdien for høydeforskjellen alle har maksimal verdi (1.00). Dette forteller oss at denne feildeteksjonen omtrent ville vært umulig å unngå.

```
Peak: 1
D: rho = 26.00 | t = -7.00 | R: rho = 31.00 | t = -2.00
v: 1.00 | pf: 3 | sl: 1.00 | ph: 1.00 | rd: 0.11
Total value: 0.66
```

Feil detektering grunnet støy

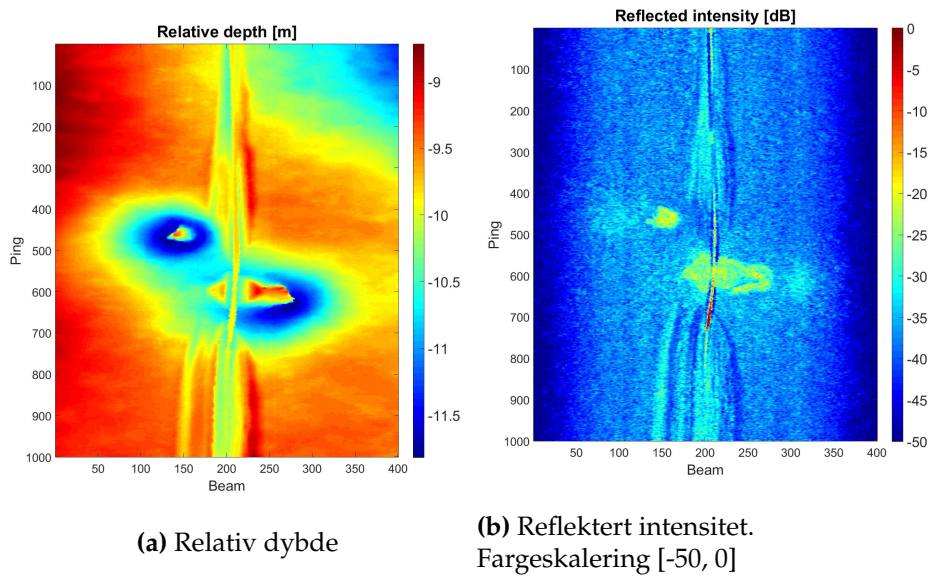
Eksempelet i figur 9.3 på side 108 er hentet fra datafil 7 og viser en situasjon der røret ikke ble detektert i databildene på grunn av støy. Figuren viser at røret ser ut til å mangle enkelte verdier i dybdemålingene. Under er debug-verdiene for rørkandidaten printet. Her kan man se at både topp-verdien v og verdien for høydedifferanse ph begge har maksimal verdi. Her er det antagelsen om at røret skal ligge som et rett linje i dybde-verdiene (sl) og ligge høyere enn havbunnen (ph) samtidig som ødelegger detekteringen.

```
Peak: 1
D: rho = 19.00 | t = -1.00 | R: rho = 18.00 | t = 1.00
v: 1.00 | pf: 3 | sl: 0.00 | ph: 1.00 | rd: 0.03
Total value: 0.25
```

Her ser det ut til at en alternativ kombinerings av egenskapene ville gitt et bedre resultat. Et deteksjonssystem som bruker alle rørværdiene som egenskaper og lager deteksjonsgrenser i egenskapsrommet ville nok ha gitt bedre resultater ved slike tilfeller. En slik klassifisering ville gitt en bedre mulighet til å skille samplere med enkelte maksverdier fra andre kandidater i systemet.

Unødvendig *False Positive*

Figur 9.4 på side 109 viser et eksempel fra den samme datafilen der det er gjort en riktig deteksjon (blå, peak 1) og en feil deteksjon (rød, peak 2). Den røde deteksjonen i figuren viser her en *False Positive*. Den tilhørende debug-informasjonen under viser verdiene til kandidat nummer 2 er relativt høye, men i figuren er det tydelig å se at kandidaten ikke viser til noe rør. Dette kan tyde på at beregningen av verdiene ikke er god nok.



Figur 9.1: Datafil 10 fra testsettet i tabell 9.1 på side 105. Data fra FFI.

Peak: 1

D: rho = 18.00 | t = -1.00 | R: rho = 20.00 | t = -1.00
 v: 1.00 | pf: 3 | sl: 0.99 | ph: 0.64 | rd: 0.15
 Total value: 0.54

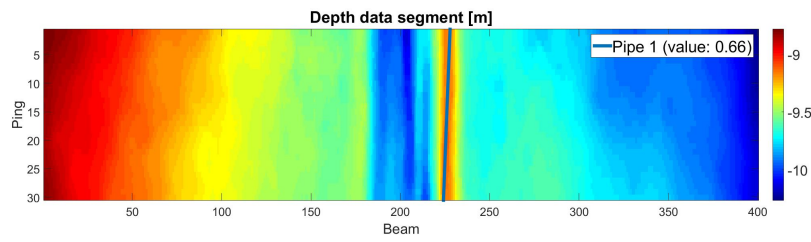
Peak: 2

D: rho = -83.00 | t = 45.00 | R: rho = -82.70 | t = 44.84
 v: 0.29 | pf: 1 | sl: 0.69 | ph: 0.79 | rd: 0.04
 Total value: 0.29

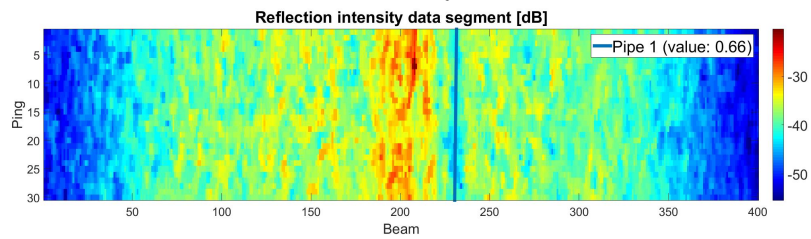
Samtidig som flere av verdine for kandidaten er relativt høye er det ingen av verdiene som ligger helt oppe ved maksverdien. Her er det også mulig at klassifiseringen i egenskapsrommet, beskrevet over, ville fungert bedre.

Oppsummering

Oppsummert ser deteksjonssystemet ut til å gi relativt gode resultater for de fleste tilfeller. Det var kun 6 av testfiler som fikk en lavere TPR enn 0.9 og for 7 av 20 testfiler ga detekteringen perfekte resultater (TPR = 1.00 og FPR = 0.00). Deteksjonen gjort på datafilene 10 og 17 ga spesielt dårlige resultater, noe som viser at systemet ikke takler spesielt vanskelige tilfeller i databildene.

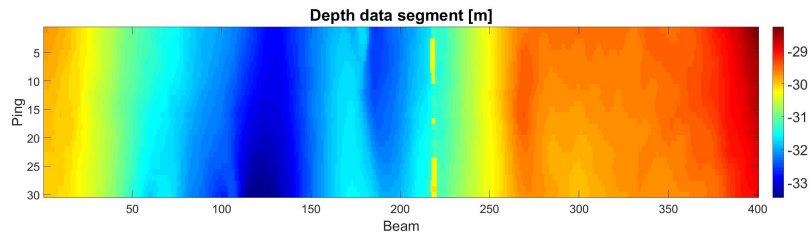


(a) Relativ dybde

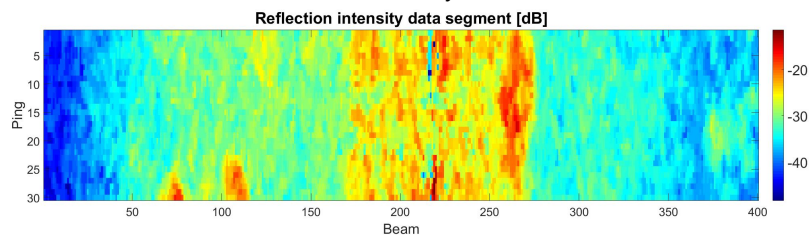


(b) Reflektert intensitet

Figur 9.2: Eksempel på en feilaktig deteksjon i et datasegment fra datafil 10 i figur 9.1 på forrige side. Data fra FFI

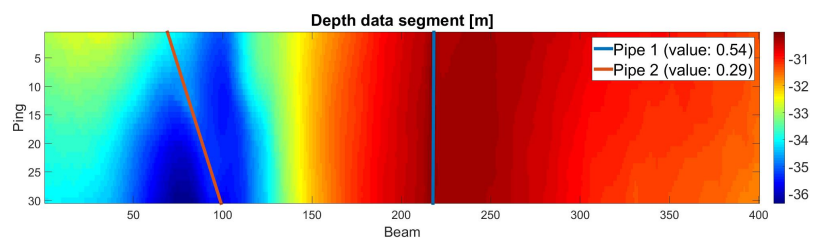


(a) Relativ dybde

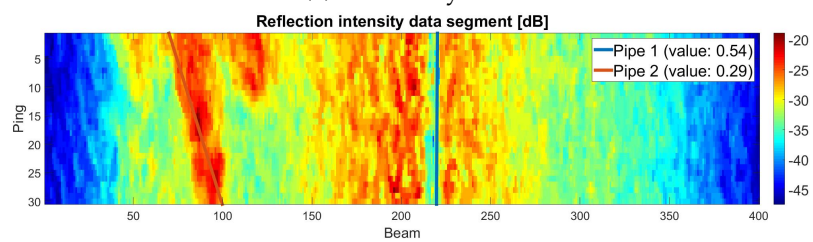


(b) Reflektert intensitet

Figur 9.3: Et eksempel der støymengden gjør at røret ikke detekteres i databildene. Data fra FFI



(a) Relativ dybde



(b) Reflektert intensitet

Figur 9.4: Et eksempel det er gjort en riktig deteksjon (blå) og en feil deteksjon (rød) i databildet. Data fra FFI

Kapittel 10

Konklusjon

Testresultatene i seksjon 9.2 viser at deteksjonssystemet som er utviklet ser ut til å gi svært få feildeteksjoner i tilfeller røret skiller seg tydelig fra omgivelsene og det ikke er for mye støy i databildene. Ved tilfeller der støymengden er stor i bildet viser systemet at det har sine svakheter. Testfilen som ga de svakeste resultatene i testingen av deteksjonssystemet inneholdt riktignok ikke nevneverdig store mengder støy. Her var det heller et delvis nedgravd rør sammen med andre rørlignende strukturer på havbunnen som skapte problemer for algoritmen.

10.1 Vurdering

Deteksjonssystemet som er utviklet er altså ikke et fullkomment system som jeg ville satt direkte til bruk, men heller et godt grunnlag å bygge videre på. Flere av metodene og fremgangsmåtene som er benyttet ser ut til å fungere relativt godt. De følgende avsnittene tar for seg noen aspekter ved systemet som kunne vært forbedret.

Spredning av rørets respons

I data-analysen ble det i seksjon 5.3.5 vist hvordan rørets respons spres i databildet i tilfeller der røret ligger ute langs sidene av ekkolodd-skannet. Under utviklingen av deteksjonssystemet ble det tatt hensyn til dette ved å benytte et slingringsmonn til filterstørrelsen når det skulle detekteres rørkandidater i bildet. Dette slingringsmonnet ble opprinnelig satt til ± 2 piksler, men ble i det endelige systemet redusert til ± 0.5 piksler for å redusere støymengden. Ved å sammenligne med figuren som illustrerer spredningen (fig 5.13 på side 46) ser vi at den faktiske spredningen kan være langt større enn dette.

Slingringsmonnet er også satt likt for hele databildet. For å bedre filtreringen kunne det vært en idé å automatisk variere filterstørrelsen slik at den

er større ved områdene langs sidene av databildene.

Automatisk variering av parametere

Algoritmen som er utviklet har en rekke parametere som må settes før deteksjon. I seksjon 8.3.3 ble det funnet et sett med parametere som fungerte best på datafilene som var plukket ut fra treningssettet. Ved testingen i kapittel 9 kom det tydelig frem at et sett med parametere som fungerer i noen tilfeller ikke nødvendigvis fungerer i andre. Ulike forhold gir ulike behov. For eksempel viste det seg at områder der røret ble beregnet å ha en høy pikselradius ga mer stabile beregninger og dermed også høyere total-verdier. Det kunne her vært satt et strengere krav til hva som skal detekteres som et rør i bildet. Databilder der støymengden var stor ga generelt lavere totalverdier og hadde behov for lavere terskel-verdier. Optimalt burde systemet hatt en måte å automatisk skalere de ulike parametrene ut fra forholdene i databildene.

Rørkandidater som viser til samme rør

Når det skal hentes frem rørkandidater i Radon-transformene velges kun de største toppene i transformen. Figur 7.6d på side 80 viser et eksempel der de fem største toppene er valgt og de tilhørende linjene er plottet på det opprinnelige bildet. Her kan man se at alle kandidatene i utgangspunktet viser til den samme ridge-strukturen i bildet. Ved enkelte tilfeller i testingen av større rør i bildet førte dette til feil i deteksjonen. I eksempelet kunne flere av kandidatene vært fjernet.

Skalering av toppverdier i Radon-transformen i bildet for reflektert intensitet

Toppverdiene funnet i Radon-transformen gjort ved bildet for reflektert intensitet blir i systemet skalert opp til 1 uansett hvilken verdi det har. Dette kan fungere greit i noen tilfeller, men det blir en feil antagelse å gjøre for tilfeller der det ikke er noe rør i bildet. Det er i algoritmen forsøkt å ta hensyn til dette ved å minimere bidraget fra denne toppverdien i beregningen av totalverdien. Beregningen av verdien for intensitetsforskjellen midt på røret og ved sidene er satt til å gi et større bidrag og her settes det en forventning til at forskjellen bør ligge på minst 10 dB (ved valg av parametere). Testingen av systemet viste at dette fungerte greit nok, men om systemet skal videreutvikles bør nok dette endres på.

10.2 Videre arbeid

Automatisk variering av parametere

Ved videre arbeid med deteksjonssystemet ville jeg fokusert på arbeidet ved automatisk skalering av parametrene til systemet, slik det er nevnt i forrige seksjon. Her ville jeg sett etter en måte å beregne verdier for ulike forhold i databildene, slik som støymengde.

Alternativ kombinerer av egenskapsverdier

Her ville jeg også sett på en mer trafisjonell måte å kombinere egenskapene på ved å se på fordelingen av de ulike egenskapene til rørkandidatene og forsøke å lage en automatisk detektor. Egenskapsverdier fra treningsdataene ville da blitt benyttet til å sette deteksjonsgrenser i rommet for egenskapsvektorene.

Sporing av sammenhengende rør

En viktig funksjon som kan legges til i systemet er å benytte informasjon om deteksjonen gjort i forrige datasegment til å fremheve sammenhengende deteksjoner. Et rør som er detektert i et datasegment vil sannsynligvis også være tilstede i det etterfølgende datasegmentet. Dette hadde jeg opprinnelig planer om å implementere i systemet, men tidsbegrensning gjorde at jeg heller valgte å fokusere på den mer grunnleggende, uavhengige rørdeteksjonen. Ved videre arbeid er dette noe jeg ville forsøkt å implementere.

Bibliografi

- [1] Fritz Albrechtsen. *INF2310 - Digital bildebehandling. Forelesning 7 - Filtrering i billedomenet - II*. [sist sjekket 04.04.2017]. 2016. URL: <http://www.uio.no/studier/emner/matnat/ifi/INF2310/v16/forelesninger/inf2310-2016-07-filtrering-ii.pdf>.
- [2] Muhammad Asif og Mohd Rizal Arshad. «An Active Contour and Kalman Filter for Underwater Target Tracking and Navigation». I: (2006).
- [3] Paul Barrette. «Offshore pipeline protection against seabed gouging by ice: An overview». I: (2011).
- [4] Chen-Tung Chen og Frank J. Millero. «Speed of sound in seawater at high pressures». I: (1977).
- [5] Richard O. Duda, Peter E. Hart og David G. Stork. *Pattern Classification*. 2. utg. JOHN WILEY & SONS, INC., 2001.
- [6] Idar Dyrdal. «MØNSTERGJENKJENNING - Forelesningsnotater til kurset Unik4590/Unik9590/TTK4205». I: (2016).
- [7] Jonathan Evans mfl. «AUTOTRACKER: Autonomous Inspection - Capabilities and Lessons Learnt in Offshore Operation». I: (2009). SeeByte Ltd and Ocean Systems Laboratory.
- [8] Alejandro F. Frangi mfl. «Multiscale vessel enhancement filtering». I: (1998).
- [9] Rafael C. Gonzalez og Richard E. Woods. *Digital Image Processing*. 3. utg. Pearson Education, 2010.
- [10] Roy Edgar Hansen. «Introduction to sonar». I: (2014).
- [11] Carsten Høilund. «The Radon Transform». I: (2007).
- [12] Ralph D. Hippenstiel. *Detection Theory: Applications and Digital Signal Processing*. CRC PRESS, 2002.
- [13] L-3 Communications SeaBeam Instruments. «Multibeam Sonar - Theory of Operation». I: (2000).
- [14] Hydro International. «Technology in Focus: Underwater Electromagnetic Propagation». I: (2008).
- [15] Jason C. Isaacs og Ross Gorshin. «Automated Cable Tracking in Sonar Imagery». I: (2010).

- [16] Jules S. Jaffe. «A Historical Perspective on Underwater Optical Imaging». I: (2013).
- [17] Dirk-Jan Kroon og Marc Schrijver. *Hessian based Frangi Vesselness filter*. [MATLAB-kode. Sist sjekket 25.04.2016]. 2010. URL: <https://se.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/24409-hessian-based-frangi-vesselness-filter>.
- [18] Guennadi Henry Levkine. «Prewitt, Sobel and Scharr gradient 5x5 convolution matrices». I: (2012).
- [19] Kongsberg Maritime. «AUV SYSTEMS: Commercial Applications». I: (2014).
- [20] Øivind Midtgaard og Thomas R. Krogstad. «Automated Detection and Tracking of Seafloor Pipelines». I: (2012).
- [21] Pietro Perona og Jitendra Malik. «Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion». I: (1990).
- [22] Y. R. Petillot, S. R. Reed og J.M. Bell. «Real Time AUV Pipeline Detection and Tracking Using Side Scan Sonar and Multi-Beam Echosounder». I: (2002). Autotracker - Oceans Systems Laboratory.
- [23] Mark A. Richards. *Fundamentals of Radar Signal Processing*. 2. utg. McGraw Hill Education, 2014.
- [24] Richard Szeliski. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer, 2010.
- [25] Wikipedia. *Hough transform* — *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. [sist sjekket 23.04.2017]. 2017. URL: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Hough_transform&oldid=774694490.
- [26] Wikipedia. *Sound velocity probe* — *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. [sist sjekket 22.05.2016]. 2016. URL: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Sound_velocity_probe&oldid=717873514.
- [27] Wikipedia. *Sphere* — *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. [sist sjekket 02.04.2017]. 2017. URL: <https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Sphere&oldid=773143015%7D>.