



Norwegian University of
Science and Technology

TTK4551
Fordypningsprosjekt

Prosessering og presentasjon av sensorfisk-data

Ole-Kristian Lie

Dato for innlevering: 18. desember 2018

Veileder: Jo Arve Alfredsen (ITK, NTNU), Tor Arne Johansen (ITK, NTNU), Eirik Svendsen (ITK, NTNU og SINTEF Ocean) og Walter Caharija (SINTEF Ocean),

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Institutt for teknisk kybernetikk

Forord

Denne prosjektoppgaven ble skrevet som en videreføring av et engasjement som sommerstudent hos SINTEF Ocean i FHF-prosjektet KVALISYS (Svendsen, 2017). KVALISYS prosjektet har som hovedmål å kartlegge forholdene for laks i mekaniske avlusningssystemer gjennom utvikling og anvendelse av objektiv målemetodikk, -utstyr og informasjonspresentasjon. Problemstillingen i prosjektoppgaven er unik og har ikke vært arbeidet med i løpet av ansettelsesperioden, men noe systemforståelse og bransjekunnskaper ble tilegnet før prosjektoppgavens oppstart.

Innhold

Forord	i
1 Introduksjon	1
1.1 Innledning	1
1.2 Problemstilling	2
1.3 Foreliggende system	3
1.3.1 Ikke-medikamentell avlusning	3
1.3.2 Sensorfisk	6
2 Teori	9
2.1 Dead reckoning	9
2.2 Måleprinsipp	9
2.3 Kjente systemparametre	10
2.4 Koordinatrotasjon	10
2.5 Tilstandsestimering	12
2.5.1 Kalmanfilter	14
2.5.2 Utvidet Kalmanfilter	15
3 Metode	16
3.1 Litteraturstudie	16
3.2 Programmering i Python	17
3.3 Arbeidspakker	17
4 Resultat	19
4.1 Koordinatrotasjon	19
4.2 Estimator	19
4.2.1 Valg av estimator	19
4.3 Presentasjon av data	19
4.3.1 Visualisering	19
4.3.2 2D fremstilling	20
4.3.3 3D fremstilling	21
4.3.4 Kommunikasjon av forhold	21
5 Diskusjon	22
5.1 Videre arbeid	23
5.1.1 Foreliggende system	23
5.1.2 Klassifisering av målinger	23
5.1.3 Implementasjon av estimator - Masteroppgave	24

Vedlegg	25
A Prosjektoppgave	26
Litteraturliste	28

Kapittel 1. Introduksjon

1.1 Innledning

En stor utfordring for oppdrett av laks er behandling mot lakselus og lakselus er den største utfordringen for havbruksnæringen i dag (Holan, 2017). Ikke bare skaper lusen redusert velferd for laksen hvor stress og sår kan føre til problemer med osmoreguleringen og infeksjoner, også når laksen skal behandles mot luseinfeksjoner utsettes laksen, nærmiljøet, eller begge, for påkjenninger i form av blant annet mekaniske belastninger og spredning av kjemikalier. Med et overordnet mål fra næringen til å redusere bruken av medikamenter øker bruken av ikke-medikamentell avlusning (IMA). I 2016 utgjorde IMA ca. 1/3 av alle registrerte avlusninger (Hjeltnes mfl., 2017).

Det er flere metoder som faller inn under betegnelsen IMA og disse blir nærmere beskrevet videre i rapporten. Felles for alle metodene er at laksen utsettes for deloperasjoner i form av trenging, pumping og behandling. De mekaniske belastningene under disse prosessene er lite kartlagt og deres effekt på fiskevelferd er lite dokumentert. SINTEF Ocean har utviklet en sensorpakke (sensorfisk) som skal måle bevegelsesrelaterte data og ytre press ved bruk av trykkfølsom matte. Fra bevegelsesrelaterte data kan man utlede de mekaniske påkjenningene laksen utsettes for under avlusning, for eksempel kraft eller støt. Ved bruk av en standardisert metodikk for kvantifisering av forholdene i mekaniske avlusningssystemer kan mekaniske belastninger under avlusning kartlegges. Denne informasjonen kan igjen brukes som sammenligningsgrunnlag mellom maskiner og metode.

1.2 Problemstilling

Hovedmålet med fordypningsprosjektet er å estimere posisjonen til en sensorpakke (sensorfisk) som sendes gjennom rørsystemer. Dette skal gjennomføres ved å benytte seg av en tilstandsestimator og bruke bevegelsesrelaterte data fra IMUer og kjente oppmålte posisjoner. Når posisjonen er kjent kan måleverdier for f.eks. kraft, trykk og press knyttes til estimert posisjon, og resultatene fra ulike IMA kan sammenliknes på en objektiv måte. Det vil også bli undersøkt mulige måter å presentere data ved bruk av grafiske fremstillingsformer for å kommunisere resultatene fra målingene til operatører og beslutningstakere i havbruksnæringen.

For å forstå systemene skal forskjellige metoder for ikke-medikamentell avlusning (IMA) beskrives. De IMA systemene som denne oppgaven redegjør for er termiske og mekaniske avlusere. Når systemet, posisjonen og påvirkningen under avlusningen er kjent, gjenstår det å kommunisere resultatet på en god måte. Derfor skal fordypningsprosjektet også drøfte og foreslå måter for å prosessere og presentere dataene med nye, kreative, grafiske fremstillingsformer.

Ut fra dette ble følgende punkter beskrevet i prosjektoppgaveteksten (vedlegg A).

1. Erverve systemforståelse og bransjekunnskap for kartlegging av hvilke forhold målingene foretas under og hvordan de skal tolkes.
2. Vurdere i hvilken grad og evt. hvordan sensorfiskens tilstander som ikke måles direkte kan estimeres vha. tilstandsestimatorer (Lineære observere, Kalmanfilter, ikke-lineære observere, komplementærfilter etc.).
3. Litteraturstudie for evaluering av hvilke grafiske fremstillingsmetoder som kan egne seg best til kommunikasjon av forholdene målt i mekaniske avlusningssystemer.
4. Implementasjon av demonstrator som fremstiller data basert på resultatene i punkt 1)-3).

1.3 Foreliggende system

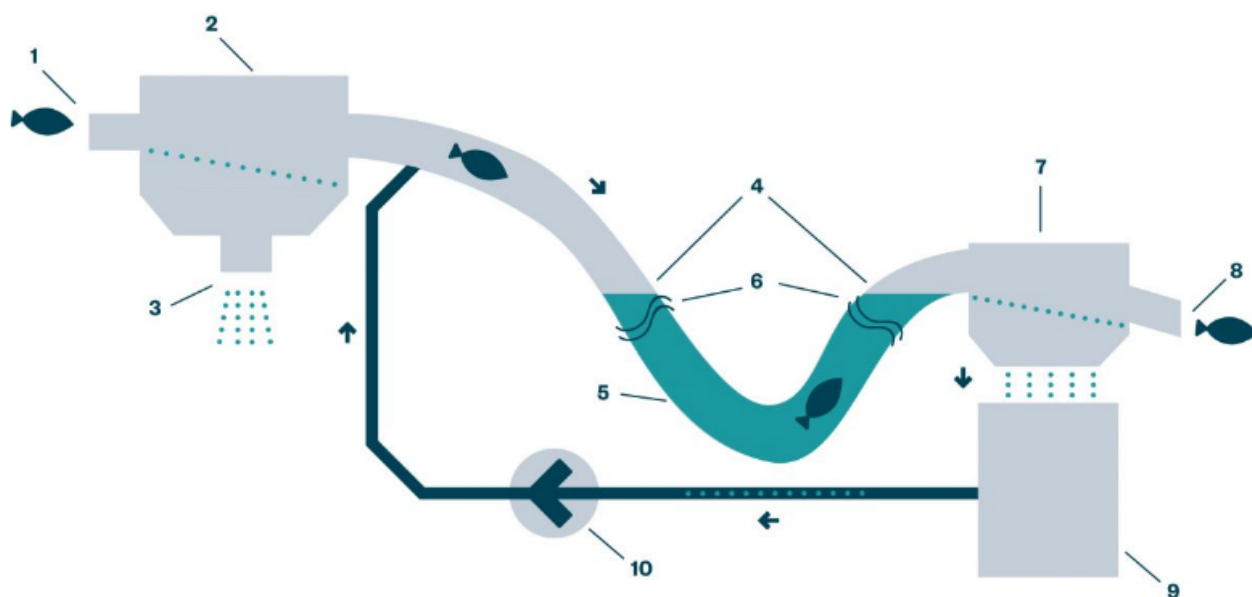
1.3.1 Ikke-medikamentell avlusning

Ikke-medikamentell avlusning (IMA) er en fellesbetegnelse som gjelder flere behandlingsformer med forskjellige prinsipper, eksempelvis behandling med oppvarmet sjøvann, spyling og spyling kombinert med børster. Dette vil gi et innblikk i avlusningsprosessen, og en forståelse for hvilke forhold målingene fortas under og hvordan de skal tolkes.

Lus har lav toleranse for plutselige temperaturendringer og dette utnyttes i termisk avlusning (Steinsvikgruppen, 2018). Laksen introduseres til oppvarmet sjøvann over en kort periode slik at bevegelige lus lammes og slipper taket. Temperaturen på vannet og lengden på oppholdet varierer i litt, da det er differansen i temperaturen som har størst utslag på lusen (Holan, 2017). Som regel ligger temperaturen rundt 28-34 °C og oppholdet i det oppvarmede sjøvannet varer rundt 20-30 sekunder (**Optimar**).

Systemene som først skal beskrives er Otimar sin Optilicer og Steinsvikgruppen sin Thermolicer som begge benytter oppvarmet vann. Optilicer benytter seg av et åpent bad med varmt vann, fisken transporteres gjennom med skovlhjul kombinert med spyling for å fjerne lusen (**Optimar**). Thermolicer benytter seg av et lukket bad med varmt vann som fisken pumpes gjennom hvor det varme behandlingsvannet blir resirkulert. I fig. 1.1 er behandlingsforløpet til Thermolicer illustrert med en påfølgende forklaring (Steinsvikgruppen, 2018).

Likt for begge behandlingsformene er at fisken trenges, pumpes, passerer vannavsilere før og etter behandling for så å bli sluppet ut i ny merd. Alle disse deloperasjonene introduserer mekaniske belastninger under avlusningen. Dette er interessant siden de observerte skadene etter avlusning oftest er relatert til mekaniske belastninger (Holan, 2017).



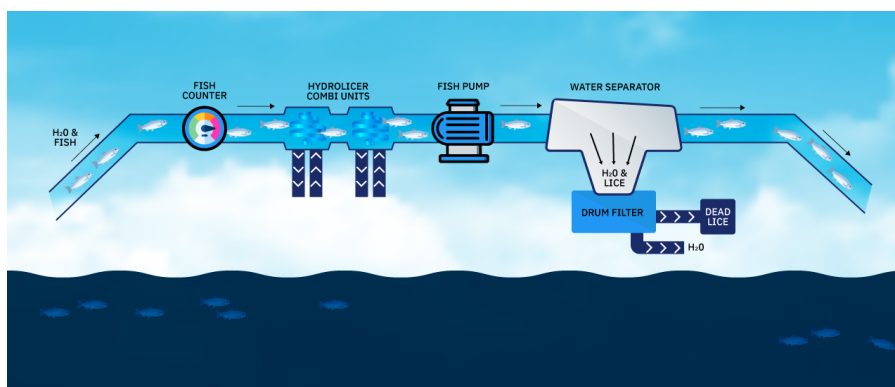
Figur 1.1: Behandlingsforløp til Thermolicer. Foto: (Steinsvikgruppen, 2018)

1. Fisken entrer Thermoliceren etter pumping.
 2. Vannavsiling.
 3. Sjøvann blir filtrert og sluppet ut.
 4. Fisken utsettes for oppvarmet vann.
 5. Behandlingssløyfe.
 6. Vannoverflate.
 7. Avsiling av behandlingsvann.
 8. Fisken slippes ut i ny merd.
 9. Oppvarmet vann sirkuleres til vanntanken for filtrering, lufting og oppvarming.
 10. Behandlingsvannet pumpes tilbake til behandlingssløyfen.
- NB. Vannbehandlingssystemet er ikke vist.

Når fisken skal behandles med prinsipper som spyling og børster utsettes den for tilsvarende deloperasjoner som for varmtvannsbaserte behandlingsmetoder. Likt for behandling med oppvarmet sjøvann, blir fisken utsatt for trenging, pumping og avsiling når den skal behandles med spyling og spyling kombinert med børster. Vi skal se nærmere på Hydrolicer AS sin Hydrolicer, Flatsetsund Engineering AS sitt FLS Avlusersystem (FLS) og SkaMik AS sin SkaMik Avluser. Hydrolicer og FLS benyt-

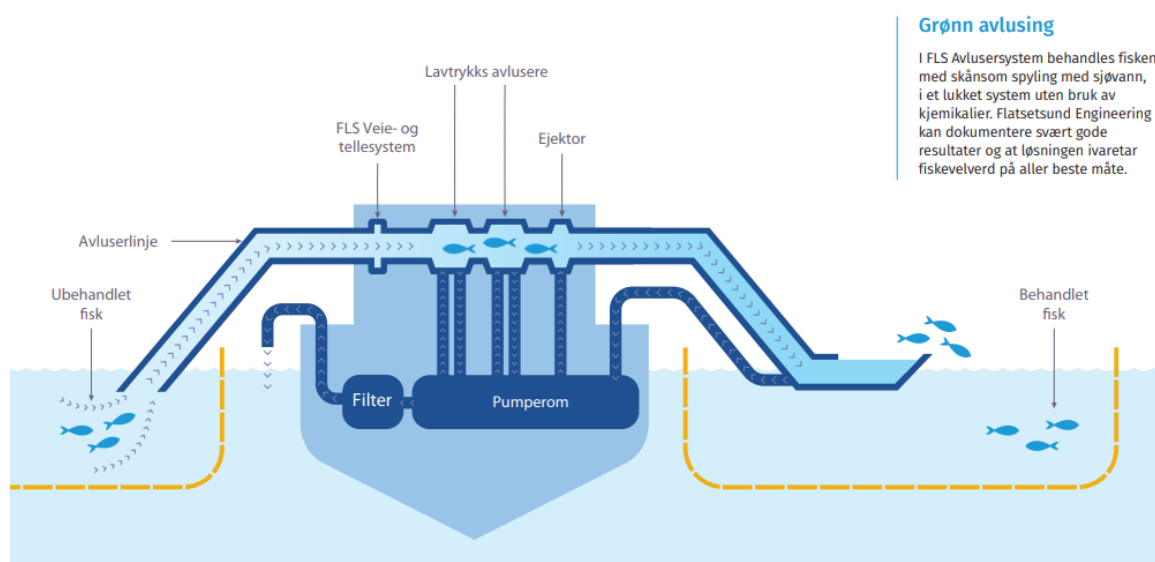
ter forskjellige spylemetoder for å fjerne lakselusen mens SkaMik benytter seg av både spyling og børsting.

Hydrolicer spyler en vannstråle vertikalt på fisken mens den transporteres horisontalt langs pumpe-
retningen (fig. 1.2). Vannstrålen skaper en turbulens og lusen klarer ikke holde seg fast på laksen
(Hydrolicer AS, 2018).



Figur 1.2: Behandlingsforløpet til Hydrolicer. Foto: (Scottish Aquaculture Innovation Centre, 2018)

FLS suger laksen inn gjennom en lukket rørgang hvor den blir spylt av en motgående lavtrykksavluser, se fig. 1.3.



Figur 1.3: Behandlingsforløp til FLS Avlusersystem. Foto: (Flatsetsund Engineering AS, 2018)

SkaMik Avluser pumper laksen opp fra merd, siler av vannet, fordeler fiskene mellom paralleliserte behandlingsenheter, og teller dem, før de børstes ren av myke børster (Skamik AS, 2018), se fig. 1.4. Som et supplement til bevegelsesrelaterte data er det naturlig å benytte sensorfisken utstyrt med trykkfølsom matte (Fisk3) for å hente ytterligere informasjon fra denne behandlingsenheten.



Figur 1.4: Behandlingsforløp til SkaMik Avluser: Laksen kommer inn i systemet (1), fordeles i to grupper (2) og telles (3). Deretter fordeles fisken på nytt (4), før den børstes ren av to myke børster (5). Foto og beskrivelse: (Skamik AS, 2018)

1.3.2 Sensorfisk

Mye av avlusningsprosessen foregår i lukkede systemer, som rørganger eller vanntanker med grumsete behandlingsvann, hvor det ikke er mulig å se bevegelsene til fisken. Det er derfor nødvendig å skape en standardisert måte for å måle belastningene under avlusning, noe SINTEF Ocean arbeider med i KVALISYS prosjektet (Svendsen, 2017).

SINTEF Ocean har utviklet tre sensorfisk til formålet, se fig. 1.5. Fisk1 og Fisk2 er av ulik vekt og måler bevegelsesrelaterte data, Fisk3 er utstyrt med en trykkfølsom matte for å måle fysisk press på overflaten (table 1.1). Bevegelsesrelaterte data fra Fisk1 og Fisk2 blir benyttet til estimering av posisjon i denne prosjektoppgaven, men data fra Fisk3 vil være av betydning når forholdene under avlusning skal kvantifiseres og visualiseres. Sensorfiskene er ikke konstruert for å emulere laks, men

er konstruert for å sammenligne maskiner på en objektiv måte.



Figur 1.5: Henholdsvis Fisk1, Fisk2 og Fisk3. Fisk3 er ikke utstyrt med trykklfølsom matte her. Foto: (SINTEF Ocean)

Tabell 1.1: Oversikt over sensorfisker og deres oppbygging.

	Fisk1	Fisk2	Fisk3
Vekt [kg]	6	3	6
Innmat	Pixhawk med følgende sensorer integrert: <ul style="list-style-type: none"> • 3 akse IMU • 3 akse gyroskop • 3 akse magnetometer Trykkmåler Temperaturmåler	Likt som Fisk1 bare med annen vekt	Arduino mega - microcontroller Trykklfølsom matte med Snowboard 2 microcontroller Magnetometer skjold RTC - real time clock skjold

Tilgjengelige testdata

Det er både rådata og data som allerede er filtrert med et EKF integrert i loggeren til Pixhawk tilgjengelig. Filteret som er integrert i sensorfiskene estimerer posisjon, hastighet og orientering basert på data fra gyroskop, akselerometer, kompass (magnetometer) og GPS.

Det er utført felttester med Fisk1 på en Hydrolicer hvor det ble samlet inn 17 datasett. Data fra denne testen vil bli brukt til posisjonsestimeringen.

Kapittel 2. Teori

Det er flere utfordringer med målinger og estimering som må tas hensyn til. Det er støy og usikkerhet som påvirker målingene, det kan være kalibreringsfeil som påvirker måleresultatene eller akkumulerte feil ved estimering. I dette kapitlet skal det redegjøres for feilkilder eller eventuelle hensyn som må tas ved estimeringen av posisjonen til sensorfisker.

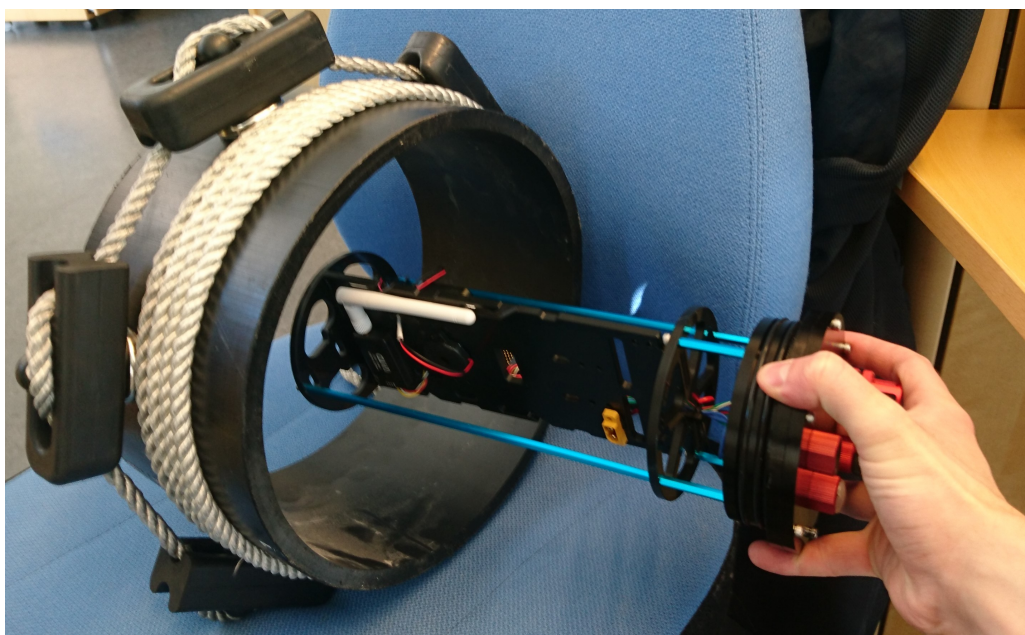
2.1 Dead reckoning

Dead reckoning baserer seg på bruken av en tidligere kjent posisjon, og ved hjelp av estimert eller kjent hastighet over tid i en gitt retning kan man kalkulere den nåværende posisjonen (Panyov, Golovan og Smirnov, 2014). Denne metoden gir et økende avvik over tid da hvert nye estimat baserer seg på forrige posisjon og hvis denne er estimert vil en eventuell feil fortsette å akkumulere seg for hver iterasjon. Det er mulig å oppdatere estimatet med kjente målinger, for så å estimere videre fra denne posisjonen. Dette kan gjøres for å redusere feil i estimeringen og skape mer pålitelige estimater, da blir kun posisjonen mellom de to kjente punktene estimert mens estimatet oppdateres når punktene passerer.

Dette prinsippet kan brukes på sensorfisk da kjente posisjoner på avluseren markeres med magnetbånd. Det vil være mulig å oppdatere estimert posisjon med posisjonen til magnetbåndet. Det er et turbulent miljø i avlusere og dette kan gi store utslag på sensorene, hyppige oppdateringer vil da redusere avviket til den estimerte posisjonen.

2.2 Måleprinsipp

Før målinger med sensorfisker gjennomføres, monteres det magnetbånd (fig. 2.1) på strategiske, kjente posisjoner gjennom avlusningsprosessen. Disse monteres før og etter prosessenheter og andre relevante plasser, som ved innløp. Gjennom analyse av magnetometerdata kan vi detektere disse posisjonene som benyttes til oppdatering av estimatoren. Magnetbåndene utgjør derfor en erstatning for GPS-signaler da dette ikke er tilgjengelig under avlusning. Det determineres når sensorfisker passerer en prosess, feks en pumpe, og hvor lenge den oppholder seg der. Det vil også bli lettere å analysere data fra selve prosessen, da indeksenene i datasettet vil være kjent. Sensorfisker sendes gjennom avlusningssystemet og samler inn data på en intern logger som kan prosesseres og analyseres i ettertid.



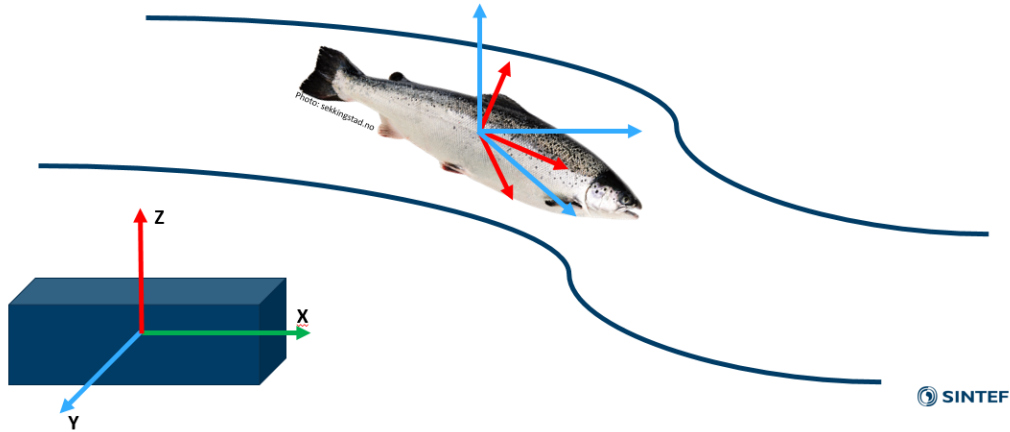
Figur 2.1: Demonstrasjon med innmaten til Fisk1 og magnetbånd.

2.3 Kjente systemparametre

Det er mye a priori kunnskap om systemene som kan bidra til å øke kvaliteten av estimeringen (Svendsen, 2017). Det er mulig å måle posisjonen til magnetbåndene med GPS og bruke disse punktene til å oppdatere den estimerte posisjonen til sensorfisk. Selve avlusningsystemet er kjent, vi vet rørgangene, i hvilken himmelretning systemet er orientert under måling, og at fisken ikke vil forlate systemet slik at drift i estimatene kan begrenses. Det vil også være trygt å anta at hastigheten gjennom rørene ikke vil oversi vannhastigheten i rørene, og derav sette en grense for makshastighet i estimatoren. Avstanden mellom magnetbåndene måles på forhånd, slik at tiden mellom passeringene sammen med avstanden kan brukes til å estimere en gjennomsnittshastighet mellom to magnetbånd.

2.4 Koordinatrotasjon

Innsamlete bevegelsesrelaterte data fra sensorfisk er representert relativt til fiskens orientering BODY-frame (tabell 2.1). Det er ønskelig å representere posisjonen relativt til avluseren for å knytte måleverdier av mekaniske belastninger til korrekt posisjon og delprosess. Det vil da være nødvendig å rotere koordinatene fra BODY til avluserens lokale tangentplan (NED) (fig. 2.2).



Figur 2.2: Illustrasjon av rotasjon i forskjellige koordinatsystem. (Illustrasjon: SINTEF Ocean, foto: Sekkingstad.no)

For marine fartøy med seks frihetsgrader (degrees of freedom, DOF) trenger man seks uavhengige variabler for å beskrive posisjon og orientering (Fossen, 2011). Disse beskrives etter SNAME konvensjonen i tabell 2.1, hvor de tre første og deres tidsderiverte beskriver posisjon og translasjon i x , y og z aksen. Mens de tre siste og deres tidsderiverte beskriver orientering og rotasjon.

Tabell 2.1: Notasjon for SNAME (1950) konvensjon (Fossen, 2011).

DOF		Forces and moments	Linear and angular velocities	Position and Euler angels
1	motions in the x direction (surge)	X	u	x
2	motions in the y dirction (sway)	Y	v	y
3	motions in the z direction (heave)	Z	w	z
4	rotation about the x axis (roll, heel)	K	p	ϕ
5	rotation about the y axis (pitch, trim)	M	q	θ
6	rotation about the z axis (yaw)	N	r	ψ

Når man skal rotere koordinater fra et koordinatsystem som er relativt til sensorfiskens orientering, kalt BODY $\{b\}$, til et lokalt tangentplan, NED $\{n\}$ kan man representere kooridnatene som en vektor $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3]^T$ og multiplisere denne vekoren med en rotasjonsmatrise. Matrisene for rotasjon rund hver akse er

$$\mathbf{R}_{x,\phi} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & -s\phi \\ 0 & s\phi & c\phi \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R}_{y,\theta} = \begin{bmatrix} c\theta & 0 & s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -s\theta & 0 & c\theta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R}_{z,\psi} = \begin{bmatrix} c\psi & -s\psi & 0 \\ s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

der $s \cdot = \sin(\cdot)$ og $c \cdot = \cos(\cdot)$ (Fossen, 2011). Rotasjonen fra $\{b\}$ til $\{n\}$ kan skrives som $\mathbf{R}_b^n(\Theta_n b)$, hvor argumentet $\Theta_n b = [\phi, \theta, \psi]^T$, rotasjonsmatrisen er definert som

$$\mathbf{R}_b^n(\Theta_n b) := \mathbf{R}_{z,\psi} \mathbf{R}_{y,\theta} \mathbf{R}_{x,\phi} = \begin{bmatrix} c\psi c\phi & -s\psi c\phi + c\psi s\theta s\phi & s\psi s\phi + c\psi c\phi s\theta \\ s\psi c\phi & c\psi c\phi + s\phi s\theta s\psi & -c\psi s\phi + s\theta s\psi c\phi \\ -s\theta & c\theta s\phi & c\theta s\phi \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

2.5 Tilstandsestimering

Estimatorene som ble vurdert til tilstandsestimering er oppsummert i tabell 2.2. Den mest kjente algoritmen for estimering av tilstander er Kalmanfilteret utviklet av Rudolph E. Kalman (Kalman, 1960). Blant estimatorene som ble vurdert til tilstandsestimering ble det valgt å fokusere på et utvidet Kalmanfilter (Extended Kalmanfilter, EKF) siden et EKF kan håndtere ulineære systemer.

I motsetning til et lineært Kalmanfilter er et EKF ikke en optimal estimator. Dersom den opprinnelige antatte posisjonen ikke er nøyaktig kan det føre til at estimatet raskt divergerer fra den ekte tilstanden. Likt for modelleringsfeil, dersom modellen ikke er en god nok representasjon av det faktiske systemet vil estimatet raskt avvike.

Tabell 2.2: Oversikt over estimatorer. Sammenstilt av Eirik Svendsen (ITK, NTNU og SINTEF Ocean).

Observer	Beskrivelse	Fordeler	Ulemper
Kalman Filter	Optimal prediksjon og korrigerings algoritme som estimerer tilstander for diskrete prosesser. Filteret minimerer estimerte feil ved bruk av kovariansrest gjennom å beregne og oppdaterer denne ved hver iterasjon.	<ul style="list-style-type: none"> • Optimal estimering av tilstander for lineære systemer • Avviks deteksjon • Reduserer målestøy • Robust 	<ul style="list-style-type: none"> • Stort antall likninger • Tidskrevende justeringer • Krevende beregninger • Ikke-modellert målefeil antas å være tilfeldig hvit støy
Extended Kalman Filter (EKF)	Prediksjon og korrigerings algoritme som estimerer tilstander for diskrete prosesser. Filteret minimerer estimerte feil ved bruk av kovariansrest gjennom å beregne og oppdaterer denne ved hver iterasjon for et linearisert system.	<ul style="list-style-type: none"> • Kan håndtere ulineære systemer ved bruk av linearisering • Reduserer målestøy • Avviksdeteksjon 	<ul style="list-style-type: none"> • Se ulemper for Kalman Filter • Kan divergere raskt om estimert initialverdi er feil • Kun pålitelig for systemer som oppfører seg tilnærmet lineær mellom oppdateringer
Unscented Kalman Filter (UKF)	Modifikasjon av EKF for å kunne håndtere stekt ulineære systemer ved å transformere i stedet for å linearisere. UKF bruker et minimum antall avlesningspunkt for å beregne kovariansresten.	<ul style="list-style-type: none"> • Håndterer sterkt ulineære systemer • Reduserer målestøy • Avviks deteksjon 	<ul style="list-style-type: none"> • Se ulemper for Kalman Filter
Luenberger observer	Observer utledet fra lineære systemligninger. De estimerte tilstandene er beregnet ut fra en vektning av målte og estimerte utgangssignaler for systemet.	<ul style="list-style-type: none"> • Enkelt • Hurtig konvergering med høy forsterkning 	<ul style="list-style-type: none"> • Håndterer kun lineære systemer • Følsom for start-verdi feil • Følsom for støy
Sliding Mode Observer	Sorterer et n-te ordens system i en vektor. Kontrollproblemet blir forvandlet fra et n-te ordens følgeproblem til et første ordens stabiliseringsproblem.	<ul style="list-style-type: none"> • Håndterer ulineære systemer • Håndterer en viss grad av modell usikkerhet 	<ul style="list-style-type: none"> • Endinger i styringssignal fører til «chattering» som gir høy kontrollaktivitet. Lavpass filtrering av «chattering» reduserer kontrollens båndbredde og følgepresisjon.
Ulineær observer	Virker likt som en Luenberger observer ved å benytte seg av tilbakekoblings linearisering. Man utfører et variabelbytte og velger et passende pådrag slik at resultatet blir et lineært system.	<ul style="list-style-type: none"> • Håndterer systemer som ikke er for ulineær 	<ul style="list-style-type: none"> • Følsom for start-verdi feil • Følsom for støy
Ulineær passiv observer	Bruker tilbakekobling slik at det lukkede systemet er passivt, at den totale energien i systemet er lik summen av tilført og lagret energi.	<ul style="list-style-type: none"> • Enkel justering • Garanterer global konvergering av alle estimator feil 	<ul style="list-style-type: none"> • Ikke-triviell identifisering av Lyapunov lignende funksjoner for systemer med flere tilstander for å oppnå stabilitet

2.5.1 Kalmanfilter

For et generelt system kan følgende Kalmanfilter defineres (Pedersen, 2018):

Notasjon: a priori: $\hat{\mathbf{x}}^-[k]$, a posteriori: $\hat{\mathbf{x}}[k]$

Filteret initialiseres ved

$$\hat{\mathbf{x}}^-[0] = E[\mathbf{x}(0)] = \mathbf{m}_{\mathbf{x}_0} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{P}^-[0] = E[\mathbf{e}^-[0]\mathbf{e}^-[0]^\top] = E[(\mathbf{x}[0] - \mathbf{m}_{\mathbf{x}_0})(\mathbf{x}[0] - \mathbf{m}_{\mathbf{x}_0})^\top] = \mathcal{C}_{\mathbf{x}_0} \quad (2.4)$$

Hvor $\mathbf{m}_{\mathbf{x}_0}$ er forventingsverdien til $\mathbf{x}(0)$ og \mathcal{C} er kovariansmatrisen.

Så kjøres algoritmen. Først beregnes kalman forsterkningen

$$\mathbf{L}[k] = \mathbf{P}^-[k]\mathbf{C}[k]^\top(\mathbf{C}[k]\mathbf{P}^-[k]\mathbf{C}[k]^\top + \bar{\mathbf{R}}_v[k])^{-1} \quad (2.5)$$

Hvor $\mathbf{R}_v[k]$ er kovarians matrisen for målestøy.

Deretter oppdateres estimatet med målingene

$$\hat{\mathbf{x}}[k] = \hat{\mathbf{x}}^-[k] + \mathbf{L}[k](\mathbf{y}[k] - \mathbf{C}[k]\hat{\mathbf{x}}^-[k]) \quad (2.6)$$

Så oppdateres rest-kovarians matrisen

$$\mathbf{P}[k] = (\mathbb{I} - \mathbf{L}[k]\mathbf{C}[k])\mathbf{P}^-[k](\mathbb{I} - \mathbf{L}[k]\mathbf{C}[k])^\top + \mathbf{L}[k]\bar{\mathbf{R}}_v[k]\mathbf{L}[k]^\top \quad (2.7)$$

Til slutt estimeres tilstandsestimatet og kovarianssestiamtet et tidsskritt frem

$$\hat{\mathbf{x}}^-[k+1] = \bar{\mathbf{A}}[k]\hat{\mathbf{x}}[k] + \bar{\mathbf{B}}[k]\hat{\mathbf{u}}[k] \quad (2.8)$$

$$\mathbf{P}^-[k+1] = \bar{\mathbf{A}}[k]\mathbf{P}[k]\bar{\mathbf{A}}[k]^\top + \bar{\mathbf{Q}}_w[k] \quad (2.9)$$

2.5.2 Utvidet Kalmanfilter

For et utvidet Kalman filter (EKF) er fremgangsmåten lik den for et Kalmanfilter, men det ulineære systemet må lineariseres om det nåværende estimatet ved bruk av en første ordens Taylorrekke. For et generelt system kan følgende utvidet Kalmanfilter defineres (Van der Merwe, 2004):

Filteret initialiseres ved

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0] \quad (2.10)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}_0} = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^\top] \quad (2.11)$$

$$\mathbf{R}_v = E[(\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}})(\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}})^\top] \quad (2.12)$$

$$\mathbf{R}_n = E[(\mathbf{n} - \bar{\mathbf{n}})(\mathbf{n} - \bar{\mathbf{n}})^\top] \quad (2.13)$$

1. Første steg er å estimere tilstanden:

- Beregner Jacobimatrissene for modellen

$$\mathbf{F}_{\mathbf{x}_k} = \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f}(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{v}}, \mathbf{u}_k) |_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (2.14)$$

$$\mathbf{G}_v = \nabla_v \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{v}, \mathbf{u}_k) |_{\mathbf{v}=\bar{\mathbf{v}}} \quad (2.15)$$

- Oppdaterer estimatet og kovariansmatrisen

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^-, \bar{\mathbf{v}}, \mathbf{u}_k) \quad (2.16)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}_k}^- = \mathbf{F}_{\mathbf{x}_k} \mathbf{P}_{\mathbf{x}_k} \mathbf{F}_{\mathbf{x}_k}^\top + \mathbf{G}_v \mathbf{R}_v \mathbf{G}_v^\top \quad (2.17)$$

2. Andre steg er å oppdatere estimatet med målingene:

- Beregner Jacobimatrisen for målingene

$$\mathbf{H}_{\mathbf{x}_k} = \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{h}(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{n}}) |_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-} \quad (2.18)$$

$$\mathbf{D}_n = \nabla_n \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{n}) |_{\mathbf{n}=\bar{\mathbf{n}}} \quad (2.19)$$

- Oppdaterer estimatet med de siste målingene

$$\mathbf{K}_x = \mathbf{P}_{\mathbf{x}_k}^- \mathbf{H}_{\mathbf{x}_k}^\top (\mathbf{H}_{\mathbf{x}_k} \mathbf{P}_{\mathbf{x}_k}^- \mathbf{H}_{\mathbf{x}_k}^\top + \mathbf{D}_n \mathbf{R}_n \mathbf{D}_n^\top)^{-1} \quad (2.20)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_x [\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k^-, \bar{\mathbf{n}})] \quad (2.21)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}_k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_x \mathbf{H}_{\mathbf{x}_k}) \mathbf{P}_{\mathbf{x}_k}^- \quad (2.22)$$

Kapittel 3. Metode

I metodekapittelet skal det redegjøres for hva som skal gjennomføres i løpet av fordypningsprosjektet og hvordan disse målene skal oppnås. Det er gjennomført en litteraturstudie for innhenting av informasjon og målene er delt opp i arbeidspakker. Rådata ble distribuert av SINTEF Ocean etter gjennomførte tester med Fisk1.

3.1 Litteraturstudie

Litteraturstudien omhandler kartlegging av systemet fordypningsprosjektet baserer seg på og hvilke forhold avlusning forgår under. Litteraturstudien har også bestått av en gjennomgang av eksisterende teori som problemstillingen baserer seg på. Dette i form av informasjoninnhenting fra fagbøker og fagartikler. Bearbeidelsen av denne informasjonen bidrar både til formidlingen av kunnskapen og til en mer grundig forståelse av stoffet, noe som er nødvendig for å jobbe godt med problemstillingen.

Styrkene med denne metoden er at det gir en god innsikt i problemstillingen for lesere som selv ikke er kjent med systemet eller teorien som er benyttet. Det gir også en meget ryddig fremstilling av stoffet med henvisninger til kilder slik at en enkelt kan undersøke stoffet nærmere. Det skaper også et godt grunnlag for videre arbeid slik at man kan jobbe videre med problemstillingen fra fordypningsprosjektet på en eventuell masteroppgave. Svakheter med denne metoden er at den være svært tidskrevende og det kan være vanskelig å utøve kildekritikk. Det meste av teori ble innhentet ved søk på IEEE sitt digitale bibliotek (IEEE.org, 2018) siden flere av de tidlige søkene på Google scholar ledet dit. Søkeordene er oppsummert i tabell 3.1, det ble brukt hovedsaklig engelske søkeord for innhenting av teori fra IEEE.

Tabell 3.1: Søkeord brukt ved informasjonsinnhenting.

Tema	Søkeord	Synonymer
Avlusning	Ikke-medikamentell avlusning	Medikamentfri avlusning
Avlusere	Optilicer	
	SkaMik avluser	
	FLS avlusersystem	
	Hydrolicer	
	Thermolicer	
Estimering	Estimator	Observer
	Kalman Filter	Linear filter
	Extended Kalman Filter	Unlinear filter
	Inertial measurement unit & position estimate	

En del av informasjonen har kommet frem gjennom samtaler med undervisere fra NTNU og veiledere fra både NTNU og SINTEF.

3.2 Programmering i Python

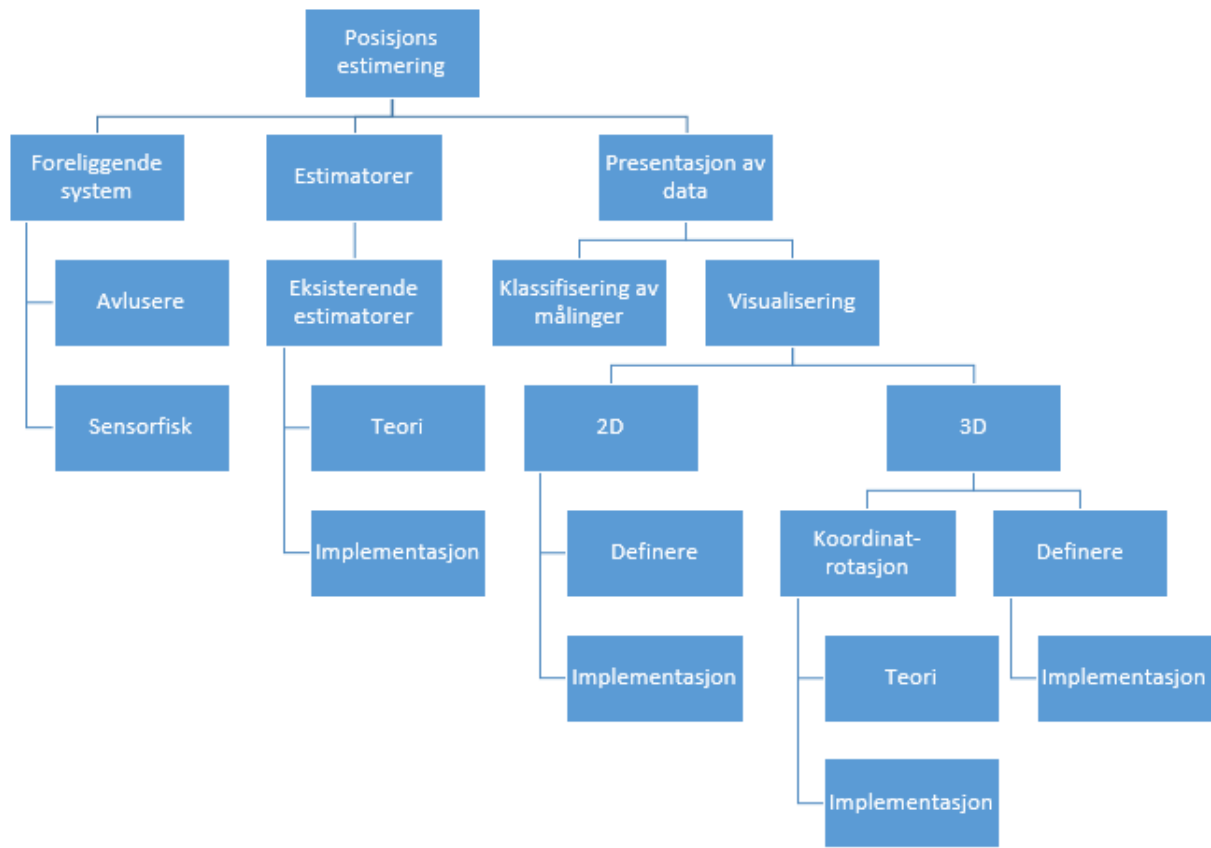
Implementasjon av estimatoren og visualiseringen skal utføres ved programmeres i Python i den nyeste versjonen 3.7.1. Python er et gratis programmeringsspråk med åpen kildekode som er mye brukt både til utdanning og forskning (Python Software Foundation, 2018).

3.3 Arbeidspakker

Ved å dele opp målene i arbeidspakker blir det lettere å definere de enkelte oppgavene som skal gjennomføres og det blir lettere å kontrollere fremgang. Arbeidspakkene er oppsummet i

- AP1: Redegjøre for avlusere.
- AP2: Redegjøre for sensorfisker.
- AP3: Lage en oversikt over relevante estimatore.
- AP4: Samle og bearbeide relevant teori om estimatore.
- AP5: Implementere estimator i Python.
- AP6: Klassifisere målingene fra sensorfisker.
- AP7: Definere hvordan data skal fremstilles i 2D.
- AP8: Implementere 2D fremstilling i Python.
- AP9: Definere hvordan data skal fremstilles i 3D.
- AP10: Implementere 3D fremstilling i Python.

Ved å sortere arbeidspakkene hierarkisk er det lettere å se hvor mye som inngår hver pakke. Man ser raskt hvilke arbeidspakker som inngår i andre arbeidspakker og derav omfanget til de enkelte arbeidspakkene.



Figur 3.1: Hierarkisk fremstilling av arbeidspakker.

Kapittel 4. Resultat

4.1 Koordinatrotasjon

4.2 Estimator

4.2.1 Valg av estimator

I arbeidet med å velge en passende estimator har innspill fra veiledere og Nadia Sokolova (Førsteamanuensis, ITK, NTNU) vært avgjørende. En litteraturstudie av hver tilgjengelige estimator ville blitt en for omfattende oppgave. Da ville fokuset i oppgaven bli skiftet vekk fra estimering av sensorfiskens tilstander og heller rettet mot generell estimering. Det ble bestemt å fokusere på bruken av et Extended Kalman Filter (EKF) til dette.

Kalmanfiltre var et naturlig valg da det er den mest optimale metoden for å beregne et estimat for et lineært system (Kalman, 1960). Siden systemet vi jobber med ikke er lineært vil et utvidet kalmanfilter være et nødvendig for å kunne estimere posisjonen. Et utvidet Kalmanfilter er også den mest utbredte metoden for å integrere GPS data med data fra IMU i en estimator (Wang, Guo og Cui, 2009). Sammen med regelmessig oppdatering av estimert posisjon ved bruk av kjente posisjoner, vil det gi et robust estimat og redusere effekten av feilkilder.

4.3 Presentasjon av data

Det er viktig at resultat fra målingene blir formidlet på en konkret og tydelig måte. Det må være forståelig for røktere uten dyp teoretisk bakgrunn. Slik kan en røkter lese en forskningsartikkel og forstå resultatet. Resultatene vil i tillegg bli formidlet gjennom populærvitenskapelige artikler. Fremstillings metodene må derfor utformes slik at personer uten bransjekunnskap skal kunne forstå resultatet.

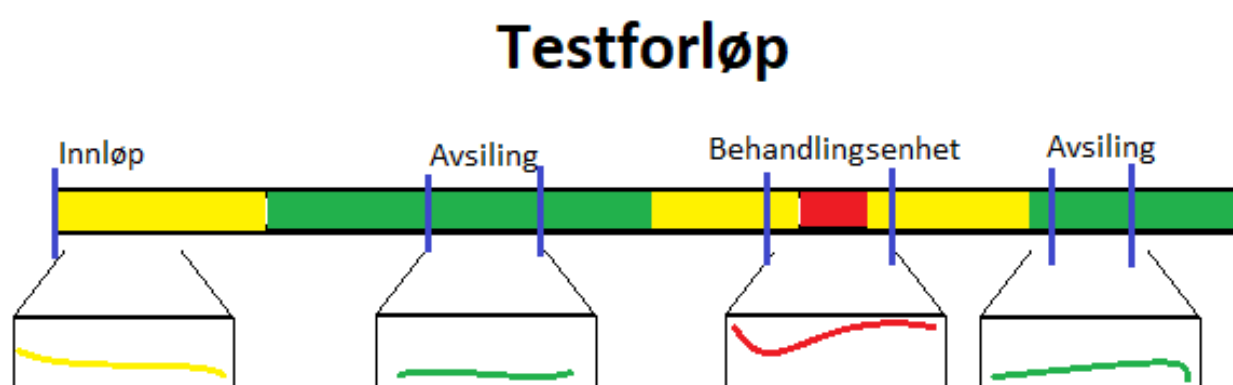
Forslagene i dette kapittelet er basert på egen innsikt og forståelse av belastningene under avlusning. De må videre støttes opp av mer litteratur og justeres etterhver som testdata samles inn og behandles.

4.3.1 Visualisering

Med en tredelt klassifisering vil hver av dem kunne enkelt representeres av en farge som de fleste har et forhold til. God, middels og dårlig kan henholdsvis representeres av grønn, gul og rød. En intuitiv og tydelig visuell presentasjon av belastningene.

Historisk sett har grafiske fremstillinger av data vært i to dimensjoner (2D) men med fremgangen av datamaskiner har det blitt gjort enkel og raske fremstillinger i 3D (Ware, 2013). Begge representasjonene har sine fordeler og de kan hjelpe med å belyse forskjellige aspekter av datasettet. Det er fullt mulig å presentere data i både 2D og 3D så lenge det er hensiktsmessig og de to metodene belyser forskjellige aspekter. Vi skal se nærmere på forslag til 2D og 3D fremstilling av data innsamlet fra en avluser.

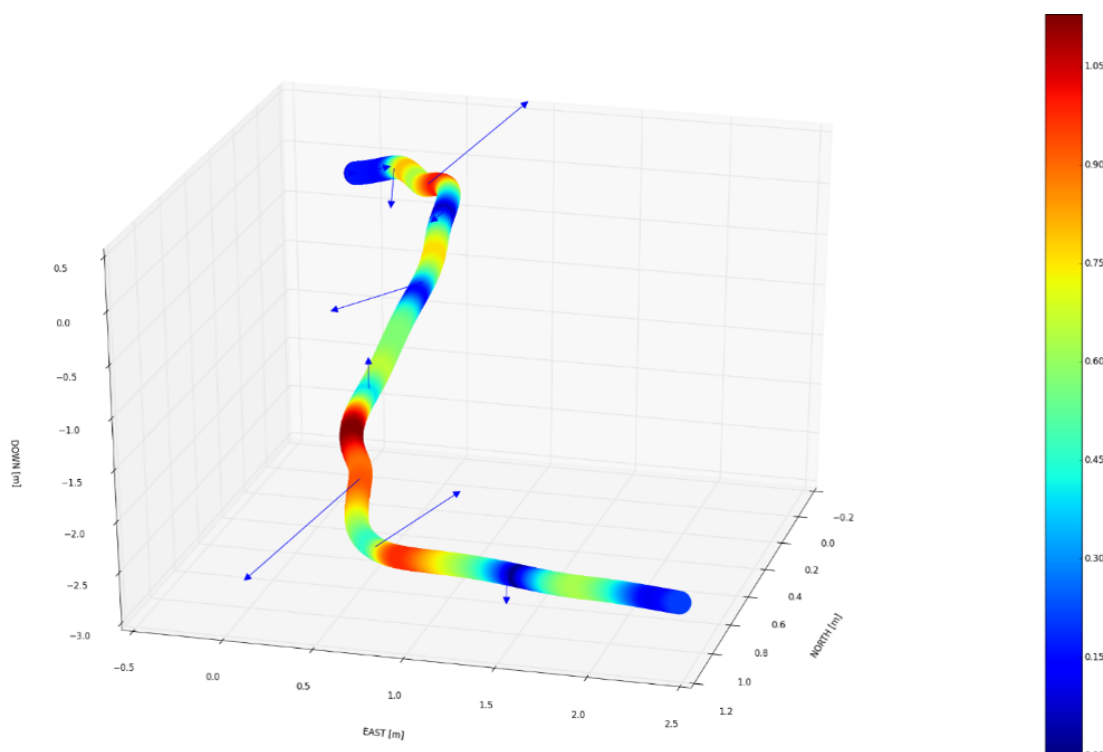
4.3.2 2D fremstilling



Figur 4.1: Demonstrasjon av 2D fremstilling, magnetbånd markert med blå streker.

I figur 4.2 er en demonstrasjon av hvordan avlusningsprosessen kan fremstilles i 2D. Dette vil gi en oversiktlig presentasjon av forløpet og ved at lengden illustrerer tid kan vi enkelt se hvor lenge fisken oppholder seg i delprosesser. Hovedlinjen illustrerer akkumulerte belastninger. Det vil også være mulig å forstørre deler av testforløpet for en tydeligere fremstilling av de enkelte komponentene. Man kan også legge til flere bokser under for å se på flere enkeltkomponenter som trykk eller akselerasjon alene.

4.3.3 3D fremstilling



Figur 4.2: Demonstrasjon av 3D fremstilling. Foto: (SINTEF Ocean)

I figur 4.2 er et eksempel på presentasjon av data i 3D. Dette vil gi et nøyaktig bilde av ferden til sensorfiskene gjennom avluseren og vise de akkumulerte belastningene langs avluseren. Den som ser dette bildet vil med en gang se hvor i avlusningsprosessen belastningene er størst og (om de er kjent med systemet) gjenkjenne avluseren.

Det er til denne fremstillingen den estimerte posisjonen vil bli benyttet. Når ferden er kjent kan denne plottes i 3D og man kan legge til representasjon av de akkumulerte belastningene.

4.3.4 Kommunikasjon av forhold

For en tydelig formidling av testforløpet, avlusningsprosessen og belastningene under avlusning anbefales det å både fremstille data i 2D og i 3D. Ved fremstilling i 2D får du formidlet oppholdstid og det vil være enkelt og intuitivt å se nærmere på delprosesser og belastningene fra dem. Samtidig får du se avstanden sensorfiskene ferdes ved 3D fremstilling og sammenlignet dette med belastningene. Det er to unike aspekter som blir belyst og de vil være utfyllende for hverandre.

Kapittel 5. Diskusjon

Sluttproduktet av dette fordypningsprosjektet ble en litteraturstudie av relevant teori for posisjons-estimering og en definering videre arbeid og gjøremål. Ingen av de planlagte implementasjonene ble gjennomført men redegjørelsen av systemet og definisjon av hvordan data skal fremstilles ble utført. Status på arbeidspakkene er oppsummert i tabell 5.1.

Tabell 5.1: Oppsummering av arbeidspakker og deres status.

Arbeidspakke	Status	Gjenstående arbeid
AP1: Redegjøre for avlusere.	Utført	Ja
AP2: Redegjøre for sensorfiskene.	Utført	Nei
AP3: Lage en oversikt over relevante estimatorer.	Utført	Nei
AP4: Samle og bearbeide relevant teori om estimatorer.	Utført	Nei
AP5: Implementere estimator i Python.	Ikke utført	Ja
AP6: Klassifisere målingene fra sensorfiskene.	Påbegynt	Ja
AP7: Definere hvordan data skal fremstilles i 2D.	Utført	Nei
AP8: Implementere 2D fremstilling i Python.	Ikke utført	Ja
AP9: Definere hvordan data skal fremstilles i 3D.	Utført	Nei
AP10: Implementere 3D fremstilling i Python.	Ikke utført	Ja

Årsaken til at ingen av implementasjonene ble utført var tid, denne oppgaven var alt for omfattende for kun å dekke 7,5 studiepoeng. Noe som gjenspeiles i at de resterende arbeidspakkene vil jobbes videre med i en masteroppgave. Dette fordypningsprosjektet vil være et forprosjekt for en påfølgende masteroppgave og legger et godt teoretisk grunnlag for arbeidet som gjenstår, mer om dette i kapittel 5.1.3

Arbeidspakke 2 (AP2) er utført og nødvendig innsikt for hvordan sensorfiskene er konstruert fremkommer tydelig, og i tilstrekkelig grad for å forstå problemer rundt estimering av dens posisjon gjennom en avluser. AP3 er gjennomført og oppsummert i tabell 2.2. AP4 er også gjennomført og en oversikt over hvordan algoritmen til et Kalmanfilter og et utvidet Kalmanfilter jobber er og det er samlet flere referanser som dekker dette tema. AP7 og AP9 definerer tydelig hvordan datafremstillingen skal gjennomføres og hvorfor data skal fremstilles slik. Det gjenstår fremdels oppgaver som omhandler datafremstilling i både AP6, AP8 og AP10, mer om dette i kapittel 5.1.2 og 5.1.3.

5.1 Videre arbeid

5.1.1 Foreliggende system

Det er en ting som gjenstår i AP1 ved redegjørelsen for avlusere. Det er å lage en liste over alle komponenter i hver avluser og samle alle avluserene i en tabell med oversikt over hvilke komponenter som inngår i hver avluser, se tabell 5.2 for eksempel.

Tabell 5.2: Eksempel på tabelloversikt av avlusere.

	Avluser A	Avluser B	Avluser C	Avluser D	Avluser E
Delvis vannfylte rør	X	X	X	X	X
Helt vannfylte rør	X			X	X
Børster		X			
Oppvarmet sjøvann	X	X			

Denne tabellen vil være meget hjelpsom for å skape en oversikt over hvilke komponenter som inngår i hvilke avlusere, hva de enkelte avluserene har til felles og hva som skiller dem fra hverandre. Dette vil kreve at man får en detaljert oversikt fra hvert enkelt selskap eller at man gjennom samtaler samler inn denne informasjonen, noe som vil være en tidskrevende prosess.

5.1.2 Klassifisering av målinger

Det er flere behandlingsenheter som introduserer en unik belastning, uten direkte sammenlikningsgrunnlag med andre komponenter. Dette gjør kvantifiseringen og tolkingen av belastningene introdusert av disse komponentene utfordrende. En mulighet er å sammenligne belastningene fra komponenter og se på total belastning påført. Dette blir den mest anvendelige løsningen da kvantifiseringen av belastninger ikke vil bestå av en absoluttskala, men heller en mer abstrakt skala basert på kvantitative forsøk med fokus på fiskevelferd.

Klassifiseringen av målingene (AP6) gjenstår. Det foreslås at belastningene deles inn i tre kategorier, hvor hver kategori defineres i trinn. Slik kan man beholde en enkel overordnet definisjon men samtidig formulere presisere, enstydige og veldefinerte terskler. Eksempel på klassifisering og trinnene er oppsummert i tabell 5.1.2.

Tabell 5.3: Eksempler for klassifisering av målinger.

Klassifisering	God	Middels	Dårlig
Trinn 1	Lite belastning	Litt belastning	Mye belastning
Trinn 2	Ingen blødning	Blødning under skinnen	Åpne sår
Trinn 3	Bærer ingen preg	Slim- og skjellskade	Sår og eller død
Trinn 4	Maks 5 grader endring i temperatur	Maks 20 grader endring i temperatur	Maks 35 grader endring i temperatur
Trinn 5	Maks 20 Newton	Maks 60 Newton	Maks 100 Newton

Denne inndelingen vil også støtte en datafremstilling med fargene grønn, gul og rød for å symbolisere henholdsvis gode, middels og dårlige forhold. Dette er et ganske omfattende og sammensatt problem som vil kreve mye jobb både i forkant for å bestemme utgangspunktet til fremstillingen, men også i ettertid når grensene skal justeres og tilpasses.

Justeringen i etterkant av testfasen hvor man ser helhetlig på avlusningsprosessen er den mest arbeidskrevende oppgaven og vil muligens strekke seg over flere år. Både en visuell inspeksjon av fisken, statistikk på dødelighet og langvarige skader, og bevegelsesrelatert data må analyseres i et samlet bilde. Det vil være nødvendig å trekke inn sakkyndige innenfor fiskevelferd og grenseverdiene må justeres etter hva som samsvarer med de tilsvarende forholdene for fisken.

5.1.3 Implementasjon av estimator - Masteroppgave

Det er inngått en avtale om å fortsette med problemstillingen fra dette fordypningsprosjektet og videreføre det gjenstående arbeidet i AP1, AP5, AP6, AP8 og AP10 i form av en masteroppgave for SINTEF Ocean. I masteroppgaven vil hovedfokuset være å gjennomføre AP5, AP8 og AP10, altså å implementere posisjonsestimatoren og datafremstillingsmetodene i Python. Problemstillingen er ikke definert men samarbeidsavtaler er signert og konklusjonen fra dette prosjektet vil bidra til formuleringen av problemstillingen.

Med utgangspunkt i arbeidet lagt frem i fordypningsprosjektet er det tilrettelagt for å begynne på implementasjonen av posisjonsestimatoren tidlig i semesteret. Det er allerede gjennomført en redigjøreelse av systemet og relevant teori slik at fokuset på masteroppgaven kan være optimalisering av algoritmer og funksjon slik at leveransen blir et fullverdig produkt.

Vedlegg

A Prosjektoppgave



NTNU
Norges Teknisk-Naturvitenskapelige
Universitet

Fakultet for informasjonsteknologi og
elektroteknikk
Institutt for teknisk kybernetikk

PROSJEKTOPPGAVE (7.5 Stp.)

Kandidatens navn: Ole-Kristian Lie
Program: Industriell kybernetikk
Tittel: Prosessering og presentasjon av Sensorfisk-data
Engelsk tittel: Processing and presentation of Sensorfisk data

Oppgavens tekst:

Oppdrettslaks håndteres og transporteres gjennom rør, pumpesystemer og behandlingsenheter i ulike sammenhenger som, for eksempel, behandling mot lus. Dette fører til redusert velferd og økt behandlingsdødelighet ved at laksen utsettes for fysiske påkjenninger og mekanisk belastning som kan medføre økt stress og fysiske skader. Det er per i dag lite kunnskap om hvilke deler av maskineriet som påfører fisken størst belastning. SINTEF Ocean har derfor utviklet "Sensorfisk", et konsept for måling av fiskens forhold under rørtransport, håndtering og behandling. Gjennom anvendelse av denne teknologien kan behovet for ny kunnskap om de rådende fysiske forhold under rørtransport, håndtering og behandling adresseres, og fiskevelferden forbedres.

Sensorfiskene samler inn bevegelsesrelaterte data som gjør det mulig å estimere posisjonen til sensorfiskene gjennom rørsystemene i en begrenset tidsperiode. Når posisjonen er kjent, kan data som krefter, hastighet, trykk, temperatur m.m. knyttes til estimert posisjon. For å kommunisere resultatene fra målingene på en god måte for beslutningstakere i havbruksnæringen, er det behov for å prosessere og presentere data med nye, kreative, grafiske fremstillingsformer. Med bakgrunn i dette omfatter oppgaven følgende punkter:

1. Erverve systemforståelse og bransjekunnskap for kartlegging av hvilke forhold målingene foretas under og hvordan de skal tolkes. SINTEF Ocean vil bistå i dette arbeidet.
2. Vurdere i hvilken grad og evt. hvordan sensorfiskens tilstander som ikke måles direkte kan estimeres vha. tilstandsestimatorer (Lineære observere, Kalmanfilter, ikke-lineære observere, komplementærfilter etc.).
3. Litteraturstudie for evaluering av hvilke grafiske fremstillingsmetoder som kan egne seg best til kommunikasjon av forholdene målt i mekaniske avlusingsystemer.
4. Implementasjon av demonstrator som fremstiller data basert på resultatene i punkt 1)-3).

Oppgaven gitt: 20. august 2018
Besvarelsen leveres: 18. desember 2018
Utført ved: Institutt for teknisk kybernetikk
Veileder: Jo Arve Alfredsen, ITK, NTNU
Medveildere: Tor Arne Johansen, ITK, NTNU
Eirik Svendsen, ITK, NTNU/SINTEF Ocean
Walter Caharija, SINTEF Ocean

Trondheim, 20. august 2018
Jo Arve Alfredsen
Faglærer

Bibliografi

- Flatsetsund Engineering AS (2018). *FLS Avlusersystem produktinformasjon*. Tilgjengelig: <https://www.fls.no/avlusing-av-laks/>, (Avlest: 13.11.2018).
- Fossen, Thor I. (2011). *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. John Wiley & Sons, Ltd. ISBN: 9781119994138. DOI: [10.1002/9781119994138](https://doi.org/10.1002/9781119994138).
- Hjeltnes, B mfl. (2017). «Fiskehelserapporten 2016». I: *Veterinærinstituttet rapportserie* Nr 4/2017.
- Holan, Astrid Buran mfl. (2017). «Beste praksis for medikamentfrie metoder for lakseluskontroll (MEDFRI)». I: *Faglig sluttrapport*. Avdeling: Produksjonsbiologi. Nr 10/2017.
- Hydrolicer AS (2018). *Hydrolicer produktinformasjon*. Tilgjengelig: <https://hydrolicer.no/hydrolicer-avlusningssystem/>, (Avlest: 13.11.2018).
- IEEE.org (2018). *IEEE Xplore Digital Library*. Tilgjengelig: <https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>, (Avlest: 04.12.2018).
- Kalman, Rudolph Emil (1960). «A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems». I: *Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering* 82.Series D, s. 35–45.
- Panyov, A. A., A. A. Golovan og A. S. Smirnov (2014). «Indoor positioning using Wi-Fi fingerprinting pedestrian dead reckoning and aided INS». I: *2014 International Symposium on Inertial Sensors and Systems (ISISS)*, s. 1–2. DOI: [10.1109/ISISS.2014.6782540](https://doi.org/10.1109/ISISS.2014.6782540).
- Pedersen, Morten D. (2018). *Lecture notes: TTK4115, Lecture K: The Kalman Filter*. Accessed: 20.11.18.
- Python Software Foundation (2018). *About Python*. Tilgjengelig: <https://www.python.org/about/>, (Avlest: 04.12.2018).
- Scottish Aquaculture Innovation Centre (2018). *Technology focus: Hydrolicer – non-medicinal sea lice management*. Tilgjengelig: <http://scottishaquaculture.com/technology-focus-hydrolicer-non-medicinal-sea-lice-management/>, (Avlest: 17.12.2018).
- Skamik AS (2018). *SkaMik produktinformasjon*. Tilgjengelig: <https://skamik.no/hva-gjor-vi/>, (Avlest: 13.11.2018).
- Steinsvikgruppen (2018). *Thermolicer produktinformasjon*. Tilgjengelig: <https://www.steinsvik.no/no/produkter/n/seaculture/fiskehelse/thermolicer>, (Avlest: 13.11.2018).
- Svendsen, Eirik (2017). «Standardisert metodikk for kvalifisering av mekaniske avlusningssystemer». I: *Prosjektbeskrivelse for FHF-prosjektet: KVALISYS (FHF-901397)*.
- Van der Merwe, Rudolph (2004). «Sigma-Point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models». Scholar Archive. 8. Ph.d.-avh. Oregon Health & Science University. DOI: [10.6083/M4Z60KZ5](https://doi.org/10.6083/M4Z60KZ5).
- Wang, Xiaogang, Jifeng Guo og Naigang Cui (2009). «Adaptive extended Kalman filtering applied to low-cost MEMS IMU/GPS integration for UAV». I: *2009 International Conference on Mechatronics and Automation*, s. 2214–2218. DOI: [10.1109/ICMA.2009.5246654](https://doi.org/10.1109/ICMA.2009.5246654).
- Ware, Colin (2013). *Information visualization : perception for design*. eng. Amsterdam.