



UiT Norges arktiske universitet

Fakultet for Biovitenskap, Fiskeri og Økonomi

***Hvordan brukes kunstig intelligens (KI) i oppdrettsnæringen for laks?***

**En analyse av produksjonskjeden fra egg til salg**

Jonas Ragnhildstveit

Masteroppgave i Fiskeri og Havbruksvitenskap, FSK-3960, Mai 2024

## **Forord:**

Denne masteroppgaven markerer min avgang fra masterprogrammet *Fiskeri og Havbruksvitenskap*. Studiet har vært lærerikt og gitt meg ny innsikt i en næring jeg har stor interesse for. Prosessen med å skrive masteroppgaven min har også vært lærerikt, og jeg har hatt god støtte og veiledning underveis. Jeg vil derfor rette en stor takk til hovedveilederen min Jorge Santos, og med veileder Melania Borit. Det er også naturlig å takke mine tre tidligere kollegaer for god opplæring mens jeg var lærling, og gode innspill til denne masteroppgaven. Til slutt vil jeg takke familien min for støtte og oppmuntring til å gjennomføre masterprogrammet.

# Sammendrag

Produksjon av laks i Norge vokser for hvert år, og er en sentral del av nasjonal og internasjonal matproduksjon. Økt produksjon fører til utfordringer knyttet til fiskevelferd, parasitter og høy dødelighet. Det blir derfor stilt strenge krav fra staten til oppdrettsnæringen. Oppdrettsnæringen søker etter løsninger for å imøtekomme statlige krav, men også for å sikre en sikker og effektiv drift lokalt. Jeg ønsker derfor å undersøke i hvilken grad KI-teknologi blir brukt i oppdrettsnæringen. Masteroppgaven bruker metoden hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) for å undersøke hvilke arbeidsoppgaver som kan inneholde KI-teknologi i produksjon av laks. Jeg har også gjennomført en litteraturundersøkelse (*rapid literature review*, RLR) for å undersøke om det er sammenheng mellom forskning på KI internasjonalt og akvakultur.

Resultatene i denne masteroppgaven viser at det er muligheter for kunstig intelligens teknologier i alle ledd i produksjonskjeden til laks og kan i noen tilfeller erstatte behovet for menneskelig arbeidskraft. Mesteparten av satsingen og forskning i internasjonal akvakultur og produksjonskjeden til laks er rettet mot matfiskeleddet. Maskinlæring er en av de viktigste kunstig intelligens teknologien. Ikke KI-teknologien Internet of Things er en teknologi som er viktig for utviklingen av KI-teknologier som maskinlæring. Samspillet mellom KI-teknologi og ikke KI-teknologi for utviklingen av sterkere KI-teknologi i akvakultur internasjonalt og produksjonskjeden til laks.

## Keywords

Akvakultur, Aquaculture, Artificial Intelligence (AI), Hierarchical Task Analysis (HTA), Kunstig Intelligens (KI), Machine Learning (ML), Produksjon av laks, Rapid Literature Review (RLR)



# Innholdsfortegnelse

Sammendrag.....	2
Liste over tabeller.....	6
Liste over figurer.....	6
1 Innledning. Bakgrunn og problemstilling.....	9
2 Konseptuell bakgrunn.....	10
2.1 Akvakultur.....	10
2.2 Kunstig Intelligens.....	11
2.2.1 Hva er egentlig Kunstig Intelligens?.....	11
2.2.2 Maskinl�ring.....	12
2.2.3 Computer vision / Machine vision / Image processing.....	16
2.2.4 Neural Network.....	19
2.2.5 Deep Learning.....	20
2.2.6 Teknologier som st�tter KI.....	22
2.2.6.1 Cloud Computing.....	22
2.2.6.2 Internet of Things.....	24
2.2.6.3 Edge Computing.....	25
3 Metode.....	26
3.1 Hierarkisk oppgaveanalyse.....	26
3.1.1 Hva er hierarkisk oppgaveanalyse?.....	26
3.1.2 Hvordan ble HTA brukt i denne oppgaven?.....	27
3.1.2 Fordeler og ulemper med HTA tabell.....	31
3.1.3 Bruken av Mindmanager.....	32
3.2 Rapid literature review.....	33
3.3 Ulike produkt med KI-teknologier og ikke KI-teknologier brukt i produksjon av laks i dag.....	36

4	Resultat.....	37
4.1	Hva er prosessen i akvakulturproduksjon? Resultater fra hierarkisk oppgave analyse 37	
4.1.1	Stamfisk.....	38
4.1.2	Settefisk.....	42
4.1.3	Matfisk .....	46
4.1.4	Slakteri .....	49
4.2	Hvor finner man KI i akvakultur? .....	52
4.2.1	Hvor brukes KI i produksjonsprosessen for akvakultur? Resultater fra rapid literature review.....	52
4.2.2	Hvilke KI-produkter brukes i akvakultur produksjonsprosessen i Norge? .....	55
5	Diskusjon.....	56
5.1	Hva bidrar masteroppgaven med?.....	56
5.2	Hva kunne blitt gjort annerledes?.....	57
5.3	Hva er de viktigste funnene? .....	58
5.4	Hvordan kan man bruke funnene .....	60
5.5	Fordeler med KI-teknologier i akvakultur .....	60
5.6	Ulemper med KI i akvakultur.....	63
5.7	Muligheter for fremtidig bruk av KI i akvakultur .....	65
6	Konklusjon .....	67
7	Referanseliste .....	68
	Vedlegg 1. Rapid literature review (RLR) .....	73
	Vedlegg 2. Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av produksjonskjeden av laks .....	76
	Vedlegg 3. Oversikt over produkter med KI-teknologi og teknologi som er viktig for KI .....	1

## Liste over tabeller

Tabell 1. Kode over hierarkisk nummerering av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabell, hentet fra (Stanton, 2006).....	30
Tabell 2. Gjennomføring av planer, hentet fra (Stanton, 2006) .....	30
Tabell 3. Søkestrategi og undersøkelsesstrategi.....	34
Tabell 4. Oversikt over vannparametere .....	45
Tabell 5. Oversikt over teknologi i rapid literature review (RLR).....	52
Tabell 6. Kodebok over sammenheng mellom rapid literature review (RLR) og hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) .....	53

## Liste over figurer

Figur 1. Oversikt over kunstig intelligens, hentet fra (Otterloo, 2020).....	11
Figur 2. Oversikt over maskinlæring, hentet fra (Lorberfeld, 2019).....	13
Figur 3. Oversikt over ulike typer maskinlæring, hentet fra (Lawton, 2023) .....	14
Figur 4. Computer Vision Vs Machine Learning, hentet fra (DatabaseTown, u.å) .....	16
Figur 5. <i>Image processing og Computer vision, hentet fra (Matlab, u.å)</i> .....	18
Figur 6. Venn Diagram for å representere korrelasjon mellom KI, image Processing og computer vision, hentet fra (Maheshwari, 2022) .....	18
Figur 7. What is a neural network? hentet fra (IMB, u.å-b).....	20
Figur 8. Neural network og Deep Learning, hentet fra (Ryu, 2021).....	21
Figur 9. What is Cloud Computing?, hentet fra (TatvaSoft, 2020).....	23
Figur 10. Internet of Things, hentet fra (Michigan Ross, u.å).....	24
Figur 11. Edge Computing Architecture, hentet fra (Holian, 2023) .....	25
Figur 12. The 8 steps of a systematic/rapid literature review, hentet fra (Xiao & Watson, 2019).....	33
Figur 13. Hierarkisk diagram for rapid literature review .....	35
Figur 14. Oversikt over hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av produksjonsprosessen til laks	37
Figur 15. Oversikt over en del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av stamfisk.....	38
Figur 16. Ansatt som holder en stamfisk, hentet fra (Cermaq, u.å) .....	39

Figur 17. Rognmaskin. Hentet fra (Maskon, u.å-b) .....	40
Figur 18. Oversikt over av del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av settefisk.....	42
Figur 19. Klekkeskap med rogn, hentet fra (Jensen, 2023).....	42
Figur 20. Plommeseekkyngel, hentet fra (SinkabergHansen, 2018).....	43
Figur 21. Oversikt over en del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av matfisk .....	46
Figur 22. Et tradisjonelt matfiskanlegg, hentet fra (Ellingsen, u.å) .....	48
Figur 23. Oversikt over en del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av slakteri .....	49
Figur 24. Slakteri linje, hentet fra (SinkabergHansen, 2021).....	51
Figur 25. Diagram over hvor en kan anvende KI-teknologi i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen, som identifisert basert på Rapid Literature review (RLR). .....	55
Figur 26. Frekvens av KI og ikke KI-teknologi .....	56



# 1 Innledning. Bakgrunn og problemstilling.

«Kunstig intelligens er digitale systemer som utfører oppgaver som normalt sett krever menneskelig intelligens. Det gjør at oppgaver kan automatiseres og at mennesker kan få støtte til å ta gode beslutninger» (Sørensen, u.å). KI; «Artificial Intelligence» har de siste årene utviklet seg eksponentielt, med anvendelser på en rekke domener, alt fra helsetjenester (Palaniappan et al., 2024) til utdanning (Grassini, 2023) og fiskeri (Ebrahimi et al., 2021). Denne avhandlingen tar utgangspunkt i bruk av kunstig intelligens i akvakultur. Akvakultur, som kunstig intelligens, har vokst veldig de siste årene. Lakseproduksjon foregår både i tradisjonelle anlegg, anlegg offshore (Nordlaks, u.å), landbaserte akvakulturanlegg (Gigante Salmon, u.å) og resirkulerende akvakultursystemer (RAS) er teknologi som forekomme på land (Fudge et al., 2023). Ved hjelp av en ny metode i akvakulturforskning, Hierarkisk Task Analysis, vil jeg i denne oppgaven beskrive hvor man kan finne ulike typer teknologier som kan defineres som kunstig intelligens i produksjon av laks.

Akvakultur innebærer produksjon av mange ulike arter i Norge. I denne masteroppgaven har jeg valgt å fokusere på oppdrett av atlantisk laks. Min problemstilling til denne oppgaven er: «Hvor i produksjon av laks i oppdrettsnæringen benyttes KI?». I denne masteroppgaven undersøker jeg generelt produksjonsprosessen til laks, og hvor og hvordan ulike typer av kunstig intelligens allerede eksisterer i produksjonskjeden til laks. Masteroppgaven skal vise hvor kunstig intelligens blir brukt i de ulike produksjonsleddene av laks, og hvilke positive eller negative konsekvenser dette kan føre med seg. I arbeidet med denne oppgaven er jeg blitt mer oppmerksom på de ulike typene av kunstig intelligens som allerede eksisterer i produksjon av laks. Ut fra problemstillingen har oppgaven tre objektiver:

Objektiv 1: Beskrive produksjonskjeden i lakseoppdrett i Norge i 2023 som en sekvens av aktiviteter fra gytebestand til salg.

Objektiv 2: Beskrive hvor man finner KI i dagens produksjon av laks i Norge og av fisk internasjonalt.

Objektiv 3: Beskrive hvilke KI-relaterte produkter er anvendt i dagens produksjon av laks i Norge.

Strukturen i masteroppgaven er bygd opp på den måten at jeg først beskriver akvakultur og kunstig intelligens i seksjon 2. konseptuell bakgrunn. Her skriver jeg generelt om akvakultur i Norge, hva kunstig intelligens er og hva som ligger bak de ulike typene av kunstig intelligens. I seksjon 3. Metode beskriver jeg metodene som har blitt brukt i denne masteroppgaven, som Rapid Litteratur Review (RLR), for å finne litteratur om akvakultur og kunstig intelligens, og Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) for å beskrive oppgavene i akvakultur. I seksjon 4. Resultater presenterer jeg resultater om hvilke oppgaver man gjør i produksjon av laks og hvor man finner kunstig intelligens i denne prosessen. I seksjon 5. Diskusjon blir fordelene og ulempene med kunstig intelligens i akvakultur drøftet, funn fra oppgaven og hvordan andre eventuelt kan bruke funnene. I seksjon 6. Konklusjon svarer jeg på om objektivene og hvilke funn som ble gjort. Etter referanselisten, har jeg to vedlegg. Vedleggene er store, slik at de ikke passer inn i teksten.

## 2 Konseptuell bakgrunn

### 2.1 Akvakultur

«Akvakultur er produksjon av vannlevende organismer, inkludert dyr og planter. Det omfatter blant annet fiskeoppdrett, skalldyroppdrett, dyrking av tang og tare (makroalger), samt havbeite. Akvakultur er et bredere begrep enn havbruk, som spesifikt refererer til akvakultur som foregår i havet» (Regjeringen (NOU 2023:23), 2023). Akvakultur er en av Norges største næringer sammen med olje, gass og fiskeri. Siden 70-tallet har norsk akvakultur vokst fra hjemmelagde merder til internasjonal merkevare. Norsk akvakultur domineres av atlantisk laks og regnbueørret (Afewerki et al., 2023). Akvakultur er et veldig omfattende begrep som dekker alt fra oppdrett av reker i Japan til oppdrett av atlantisk laks og regnbueørret i Norge. På global basis drives det med akvakultur av mange forskjellige arter, som fører til en inntektskilde i de ulike landene og er en stor kilde til proteiner for mennesker i verden. Akvakultur er blitt en av de raskest voksende industriene i produksjon av mat i verden (Zhao et al., 2021). Siden næringen vokser i en høy hastighet, fører det med seg problemer som sykdommer, forurensing av havet, fôrspill, rømming og andre faktorer som påvirker negativt for akvakultur og miljøet (Zhao et al., 2021).

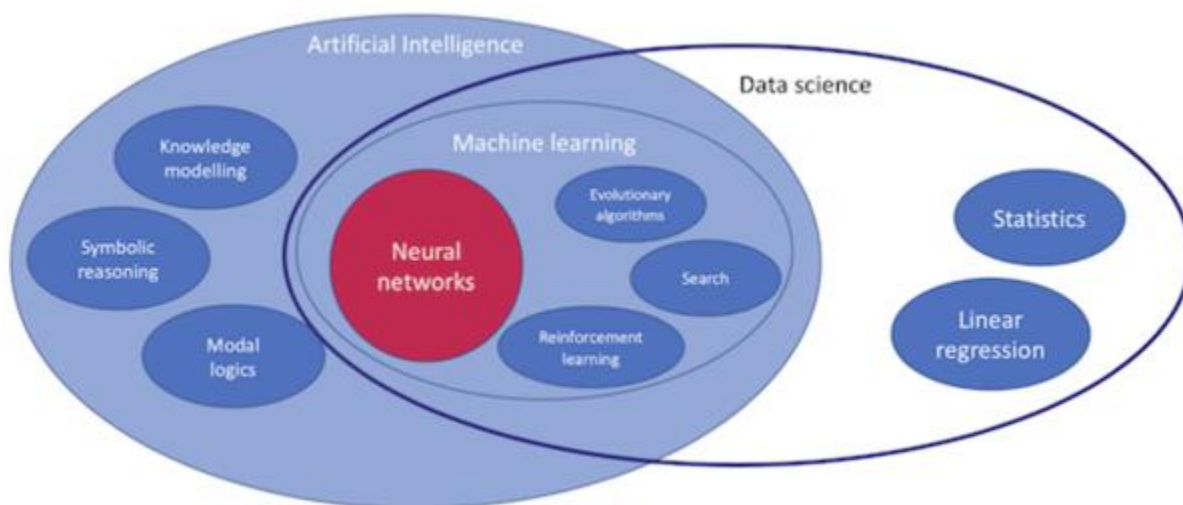
For å kunne begrense omfanget på temaet så fokuserer denne masteroppgaven på oppdrett av laks. Oppdrett av laks er den typen av akvakultur som er mest utbredt langs kysten og mest lønnsomt i Norge. I 2023 stod laks for 71% av den totale sjømateksporten, det tilsvarer 1,2 millioner tonn med laks til en verdi av 123 milliarder kroner (Norwegian Seafood Council, 2024). Oppdrett av laks i Norge begynner å skifte fokuset mer til offshore drift og landbasert oppdrett. Teknologien med offshore drift og landbasert oppdrett kan gi en mer effektiv utnyttelse av produksjonen og at man kan ha høyere produksjon (Mustapha et al., 2021). Kunstig intelligens er en samling av teknologier som kan hjelpe med å videreutvikle offshore oppdrett og landbasert oppdrett.

## 2.2 Kunstig Intelligens

### 2.2.1 Hva er egentlig Kunstig Intelligens?

Det finnes mange ulike tolkninger av kunstig intelligens (KI). Det er viktig å kunne forstå viktigheten av kunstig intelligens i dagens samfunn. For å forklare kunstig intelligens slik at det er lett å forstå. Brukes følgende definisjon av kunstig intelligens i masteroppgaven:

« Datasystemer som kan lære av egne erfaringer og løse komplekse problemer i ulike situasjoner og miljøer. Hvis en maskin kan løse problemer, utføre en oppgave eller vise andre kognitive funksjoner som et menneske kan så kan vi si at det har kunstig intelligens» (PwC, u.å.). Det er flere teknologier som kan defineres som kunstig intelligens som tas opp i denne masteroppgaven som: Maskinlæring, Neural Networks og Deep learning. I (Figur 1) viser man noen av de teknologiene som tas opp. Dette kapittelet beror i stor grad på digital-taksonomi av Russell & Norvig, 2022.



Figur 1. Oversikt over kunstig intelligens, hentet fra (Otterloo, 2020)

## 2.2.2 Maskinlæring

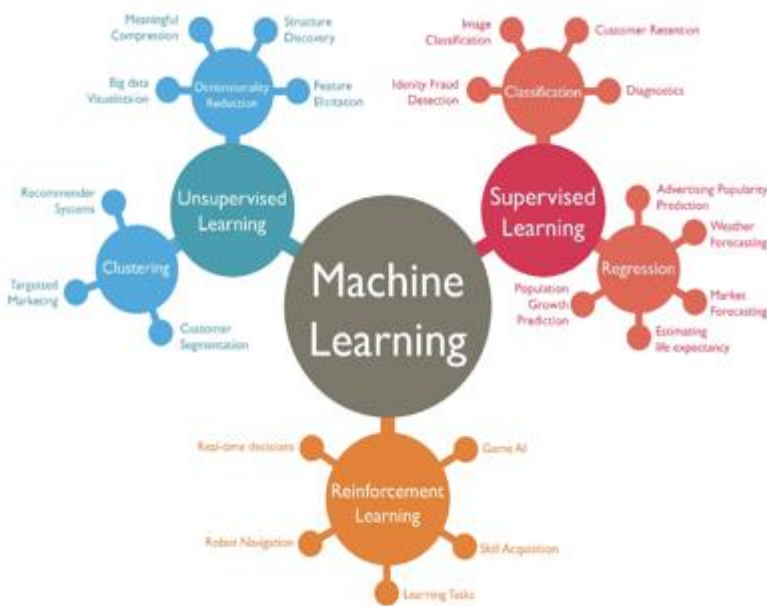
Maskinlæring er den type kunstig intelligens teknologi, de fleste av oss forbinder med kunstig intelligens. Mange tenker at kunstig intelligens og maskinlæring er noe som har kommet i nyere tid, men dette har vært aktuelt siden Alan Turing knekte Enigma, kodemaskinen til Tyskland som ble brukt under andre verdenskrig (Biography.com Editors, April 2, 2014). Arbeidet til Alan Turing la grunnlaget for hva vi kjenner til som kunstig intelligens. I et sitat fra (Biography.com Editors, April 2, 2014) snakker man om hvordan Turing var den første til å ta opp spørsmålet om kunstig intelligens i artikkelen sin om *"Computing machinery and intelligence"* fra 1950. I sitt arbeid foreslo Alan Turing en test for maskiner, som blir kalt i dag for Turing test. Turing-testen går ut på å kunne fastslå om maskiner kan tenke. Denne testen innenfor kunstig intelligens og arbeidet med maskinlæring, så er Alan Turing en pioner (Britannica, 2024). Mange vil påstå at Alan Turing er kunstig intelligens sin far (Biography.com Editors, April 2, 2014).

Innenfor maskinlæring har vi noe som blir kalt for «Agent». Agent er enkelt forklart, noen som gjør en oppgave. En agent kan være en robot, datamaskin eller en maskin siden den gjør en oppgave (Russell & Norvig, 2022, s. 21). «Agent» kan man tenke seg som en av de viktigste delene av maskinlæring, siden det er den som gjør noe og lærer av det den gjør. Men alt kan ikke defineres som maskinlæring innenfor kunstig intelligens, en må kunne skille mellom de ulike typene. Til dette forholder jeg meg til definisjonen i (Russell & Norvig, 2022, s. 669) som beskriver at når en agent er en datamaskin, vil det være maskinlæring. Maskinlæring har en veldig lett fremgangsmåte. (Russell & Norvig, 2022, s. 669) beskriver fremgangsmåten slik:

*«Når agenten er en datamaskin, kaller vi det maskinlæring: en datamaskin observerer noen data, bygger en modell basert på dataene, og bruker modellen både som en hypotese om verden og et stykke programvare som kan løse problemer.»*

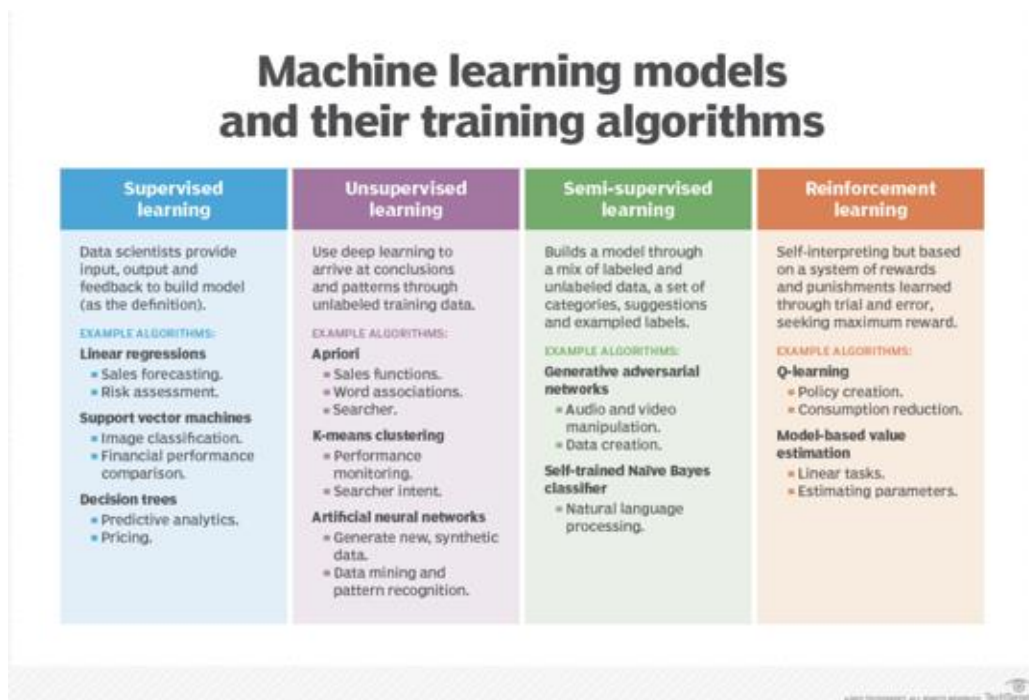
Maskinl ring lager b de en hypotese for hvordan omgivelserne er og software for   l se problemer. For «Agent» program og for produsentene av produkt som inneholder KI, er det viktig at en l rer/trener opp programmet. Produkt med KI-teknologi og agent program kan forbedres med l ring/trening ved   bruke maskinl ring.

Under tar jeg for meg fire ulike typer l ring for maskinl ring som er grunnlagt p  tilbakemelding fra data input. I (Figur 2) ser man oversikten over maskinl ring og hva maskinl ring inneb rer.



Figur 2. Oversikt over maskinl ring, hentet fra (Lorberfeld, 2019)

Det er mange ulike typer med maskinl ring (Figur 3).



Figur 3. Oversikt over ulike typer maskinl ring, hentet fra (Lawton, 2023)

## Supervised l ring

Supervised l ring er n r agent observerer input og output data par, for   lage en funksjon som kartlegger veien fra input til output data. Agenten her er ofte et menneske, som i det minste definerer hva som er relevant input og output data. Et eksempel fra (Russell & Norvig, 2022) tar for seg hvordan dette foreg r. Input data kan v re bilder, der output data i sammenheng med bildet kan v re en buss, en person osv. Output data i supervised l ring blir ofte kalt for et «label», n r man tenker p  det s  gir det mening. Dersom datamaskinen f r input data i form av et bilde av et dyr, kan datamaskinen gjenkjenne, ogs  sette p  en merkelapp med tekst, en katt. S  input og output data henger sammen. I denne typen l ring vil «agent» l re seg en funksjon, der den kan forutsi hva label (Output) som passer best ut ifra bildet (Input) (Russell & Norvig, 2022, s. 671). Denne type l ring blir brukt mest til   klassifisere et objekt ut fra input dataen den f r og regresjon (Zhao et al., 2021).

## Unsupervised læring

Unsupervised læring er det motsatte av supervised læring. Supervised læring har input og output data som gir tilbakemelding til hverandre og støtter opp under hverandre. I supervised læring har man en tydelig start og slutt, men i unsupervised læring er det ikke slik. Her vil agent observere input data og lære seg mønster uten noen spesifikk tilbakemelding. En av de vanligste oppgavene som blir gitt til unsupervised læring er clustering (gruppering). I clustering (gruppering) er målet til agent, å oppdage potensielt nyttige grupperinger fra input dataene. Et eksempel er når millioner av bilder fra internett skal bli input data for en datamaskin, så vil den klare å gruppere katt, hund, fugl og andre dyr i grupper (Russell & Norvig, 2022, s. 671).

## Semi-supervised læring

Semi-supervised læring er en kombinasjon mellom supervised og unsupervised. Denne typen læring kan forstå kombinasjonen mellom clustering (gruppering), klassifisering og regresjon (Zhao et al., 2021)

## Reinforcement læring


Reinforcement læring er den typen som samhandler tettest med agent og har et virkemiddel som mennesker bruker daglig. I denne typen læring vil agent lære ut ifra belønning og straff, dette kan være i form av rett eller galt, sant eller usant og belønning eller straff. Et eksempel kan være sjakk på datamaskinen. Her vil agent på slutten av spillet (sjakk matt) bli fortalt at den får en belønning eller at den får en straff. En av disse to vil være input dataene til agent. Visst den har fått en straff, er det opp til agent å fastslå hva av trekkene som gjorde at han ikke fikk belønning, men heller straff. Etter agent har funnet trekkene, vil den lære av sine feil slik at den kan få mer belønning i fremtidige spill (Russell & Norvig, 2022, s. 671).



## 2.2.3 Computer vision / Machine vision / Image processing

Machine vision er en teknologi som bruker KI-teknologier i dag. Med Machine vision system med kunstig intelligens, maskinl ring og optikk sensorer (Kamera) kan roboter, autonome kj ret y analysere og prosessere bilder slik at dem kan gjennomf re oppgaver som f.eks. hente pakker p  lager og navigere i trafikken (Urwin, 2023).

I (Figur 4) ser man forskjellene mellom computer vision og maskinl ring.



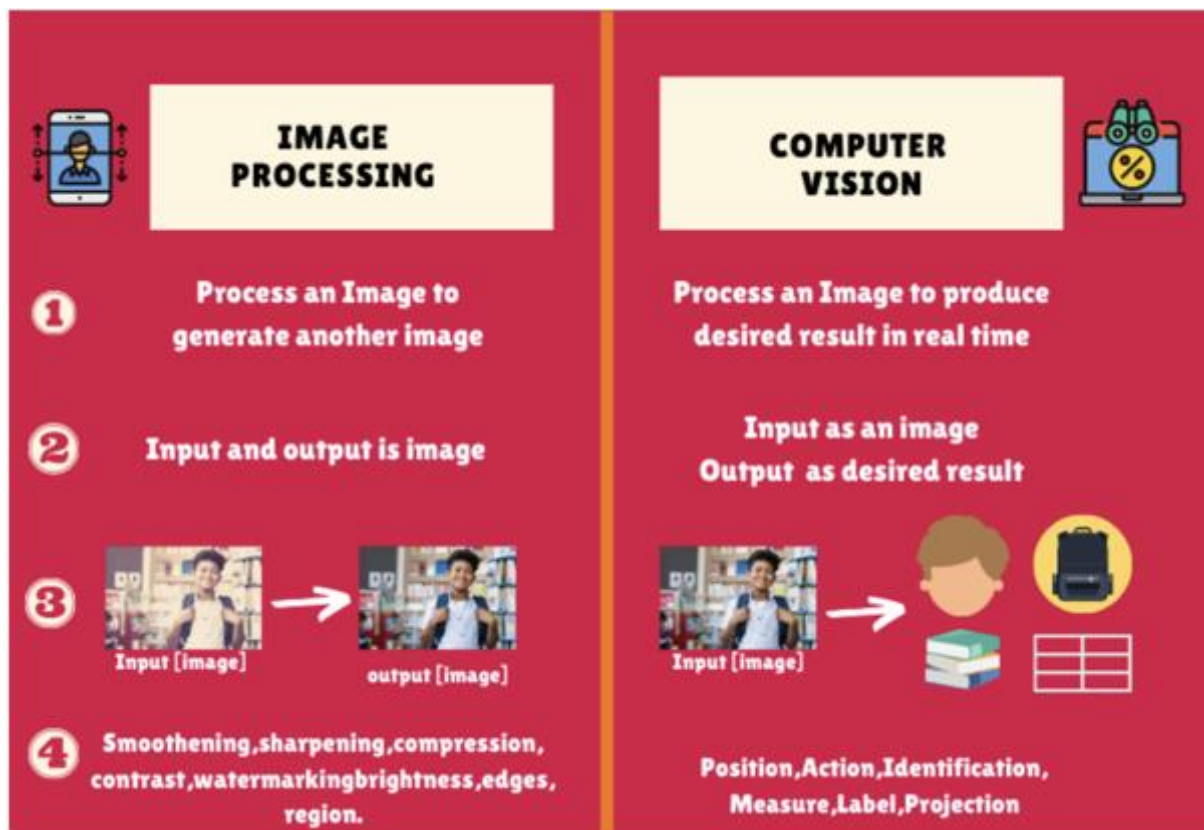
Criteria	Computer Vision	Machine Learning
<b>Focus</b>	Processing and analyzing visual data like images, videos	Applying algorithms to all kinds of structured and unstructured data
<b>Goals</b>	High-level image understanding and replicating human vision	Making predictions by finding statistical patterns and relationships
<b>Typical Tasks</b>	Image classification, object detection, segmentation	Classification, regression, clustering, reinforcement learning
<b>Training Data</b>	Requires labeled datasets of images/videos	Can work with labeled and unlabeled data
<b>Models Used</b>	Mainly convolutional neural networks	SVM, linear/logistic regression, neural nets, decision trees, etc.
<b>Outputs</b>	Bounding boxes, masks, 3D reconstructions	Predictions, recommended actions, data clusters
<b>Compute Needs</b>	High graphics processing power using GPUs	Can run on standard compute resources
<b>Applications</b>	Facial recognition, medical imaging, robots, autonomous vehicles	Predictive analytics, chatbots, recommendation systems, fraud detection

Figur 4. Computer Vision Vs Machine Learning, hentet fra (DatabaseTown, u. )

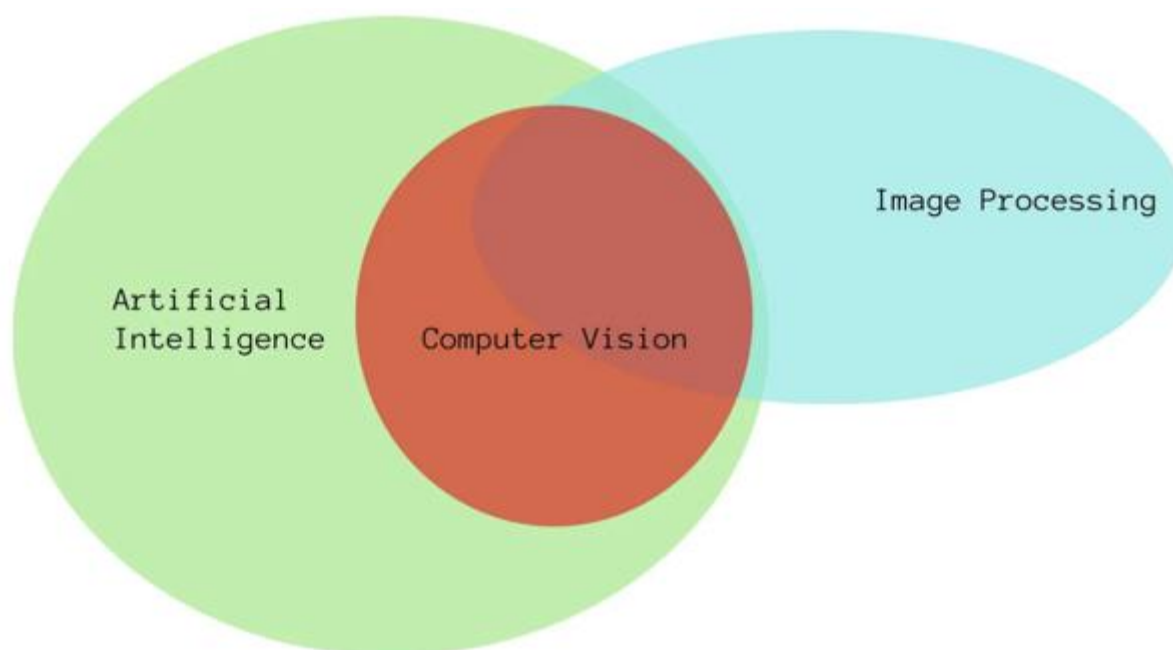
Under kunstig intelligens finner man området som kalles for Computer vision. Området Computer vision bruker neural networks og maskinlæring for å lære datamaskiner og systemer til å hente ut nyttig informasjon fra visuelle datakilder som digitale bilder, video og andre visuelle teknologier. Så kan den lage forslag eller utføre en oppgave visst den ser defekte eller problem med det den skal observere (IMB, u.å-c). Image processing er en teknologi som er viktig i bruk av KI. Sitatet fra (Simplilearn, 2023): «*Image processing er prosessen med å transformere et bilde til en digital form og utføre visse operasjoner for å få nyttig informasjon fra det* ". Image processing kan brukes til mye, en har fem ulike typer for image processing. De fem ulike typene er:

- Visualisering - Finn objekter som ikke er synlige i bildet
- Gjenkjenning - Skille eller oppdage objekter i bildet
- Skarphet og restaurering - Lag et forbedret bilde fra originalbildet
- Mønstergjenkjenning - Mål de ulike mønstrene rundt objektene i bildet
- Henting - Bla gjennom og søk etter bilder fra en stor database med digitale bilder som ligner på originalbildet

Så image processing er en teknologi som kunstig intelligens benytter seg mye av (Simplilearn, 2023). Image detection er også en viktig teknologi for kunstig intelligens. Denne teknologien prosesserer bilder og oppdager også objekt i bildet. Et eksempel er Stingray laseren, der den får et bilde av en laks så oppdager laseren lakselus på laksen som fører til at den skyter en laserstråle på lakselusen (Renukasoni, 2019). I (Figur 5) ser en forskjellen på image processing og computer vision. Figur 6 viser hvordan det henger sammen.



Figur 5. Image processing og Computer vision, hentet fra (Matlab, u.å)



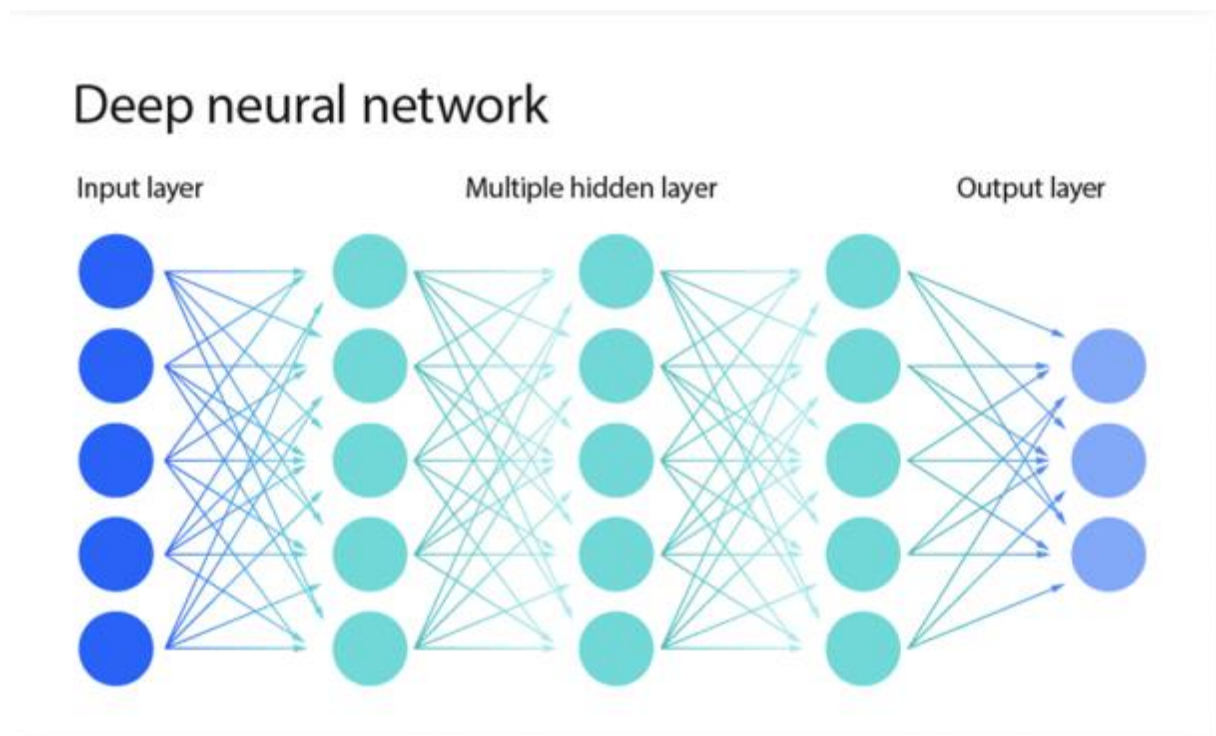
Figur 6. Venn Diagram for å representere korrelasjon mellom KI, image Processing og computer vision, hentet fra (Maheshwari, 2022)

## 2.2.4 Neural Network

Neural networks er en av de mest grunnleggende teknologiene innenfor kunstig intelligens, og er en bestanddel av Deep learning (2.2.5). Neural networks kan være vanskelig å forstå uten at en vet hvordan teknologien ble utviklet. Det første akademiske arbeidet som kan defineres som kunstig intelligens ble gjort av Warren McCulloch og Walter Pitts i 1943. Disse to mennene hentet inspirasjon fra matematisk modellering arbeid til Pitts rådgiver Nicolas Rashevsky (1936 og 1938). Ut ifra inspirasjonen av arbeidet til Nicolas Rashevsky så brukte de tre kilder til arbeidet deres med å utvikle en modell. Første kilde var kunnskapen om grunnleggende psykologi og funksjonen til nevroner i hjernen til menneske. Den andre kilden var en formell analyse av proposisjon logikken på grunn av Alfred North Whitehead og Bertrand Russell sitt arbeid med (Principia Mathematica). Den siste kilden var Alan Turing sin teori om beregning (Russell & Norvig, 2022, s. 35) Etter de arbeidet med de tre kildene, foreslo de en modell av artificial neurons. I boken (Russell & Norvig, 2022, s. 35) blir de beskrevet slik: *«Hvert nevron er karakterisert som å være "på" eller "av", som er bytte til "på" som oppstår som respons på stimulering av et tilstrekkelig antall nærliggende nevroner* ". Modellen viser at enkle nettverksstrukturer kan implementeres som: Og, Eller og Ikke (Russell & Norvig, 2022, s. 35). Noen år senere i 1949 demonstrerte Donald Hebb en oppdaterings regel for å modifisere forbindelse styrkene mellom nevroner. Hans oppdatering, som blir kalt for Hebbian Learning, har stor innflytelse enda (Russell & Norvig, 2022, s. 35). I dag vil en definere et Artificial Neural Networks (ANN) med at en har et nettverk av mange lag med noder, som deles inn i et input lag, en eller flere skjulte lag og et output lag. Dette gjelder for alle typer neural Networks (IMB, u.å-a). I (Figur 7) ser en et eksempel på Deep neural network.

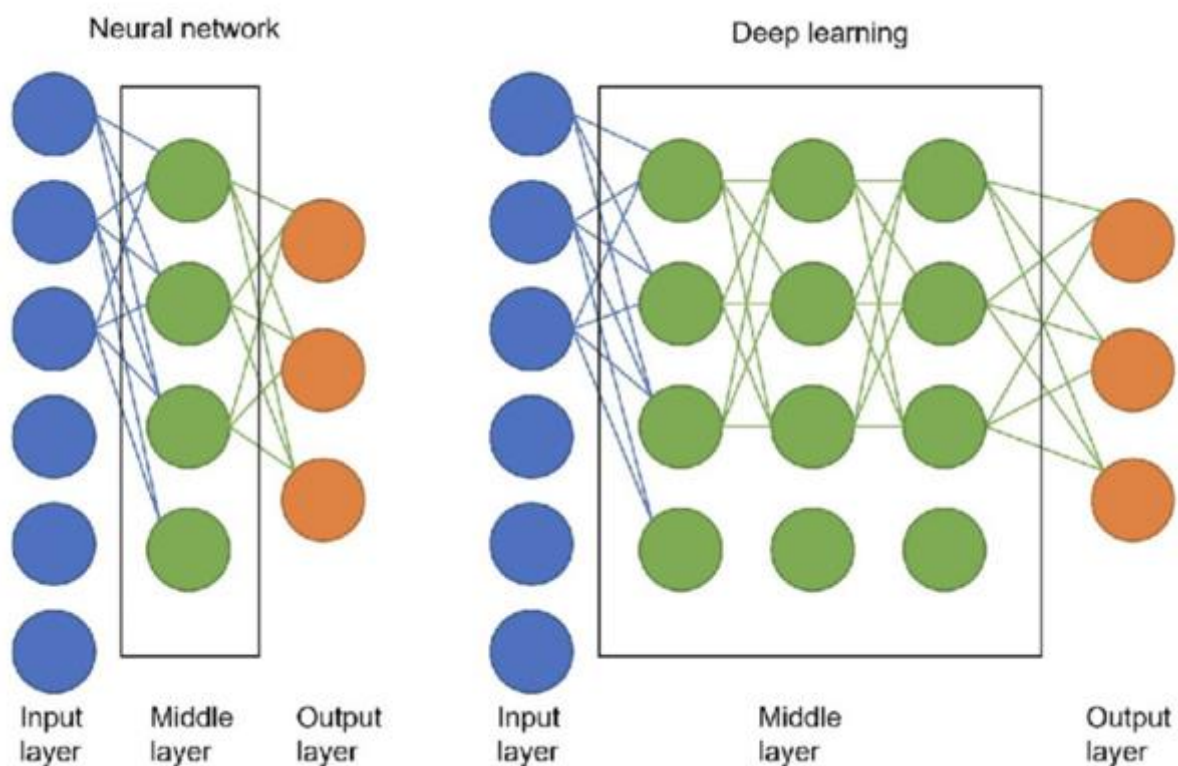
## 2.2.5 Deep Learning

Deep Learning er en type for maskinl ring som lenge har blitt eksperimentert med. Helt siden 1970-tallet har det blitt eksperimentert med teorien om Deep learning. Men det var ikke f r 2011 da Deep learning-metoden ble mer attraktiv som en KI-teknologi n r en fant suksess med   bruke den i Speech recognition og senere i visual object recognition (Russell & Norvig, 2022, s. 35) I (figur 7) ser man en enkelt oppbygging av et deep neural network, som ogs  blir kalt for Deep learning.



Figur 7. What is a neural network? hentet fra (IMB, u. -b)

Deep Learning er en underkategori av maskinl ring. Utdraget «*Deep learning er en bred familie av teknikker for maskinl ring der hypoteser tar form av komplekse algebraiske kretser med justerbar tilkoblingsstyrke*» fra (Russell & Norvig, 2022, s. 801) definerer hva som inng r i begrepet Deep learning. Deep learning er sammensatt av to ord. Learning er l ring som inng r i at agent programmet eller produktet med kunstig intelligens, l rer av input data. Deep referer til at kretser i deep learning er organisert i mange layers. Layers i denne typen maskinl ring er det som gjør at vi kan kalle det for deep learning. Grunnen til at en har layers i deep learning er for at artificial neural networks legger grunnlaget for deep learning. Siden neural networks og deep learning har layers er det lett   blande, forskjellen mellom dem er at visst et neural network har mer enn tre layers inkludert input og output layer s  vil de bli kalt for en deep learning algorithme. I (Figur 8) ser viser man forskjellen p  Deep learning og Neural network.



Figur 8. Neural network og Deep Learning, hentet fra (Ryu, 2021)

I motsetning til andre typer maskinlærings metoder der beregningsvei av input og output datapar er ganske simpel, så har deep learning mange layers som gjør at beregningsveien fra input data til output data har mange steg og er mer kompleks, dvs. går igjennom mange flere interaksjoner og beregninger på tvers av layers (Russell & Norvig, 2022, s. 801).

En KI-teknologi som er viktig for deep learning og legger selve grunnlaget for teknologien, er neural networks. Deep learning teknologien er bygd opp av maskinlæring som bruker artificial neural networks (ANN) slik at produkt med deep learning kan gjennomføre oppgaver som objektgjenkjenning, talegjenkjenning, språk oversettelse og andre ting som kan gi oss inputdata (NVIDIA Developer, u.å).

## **2.2.6 Teknologier som støtter KI**

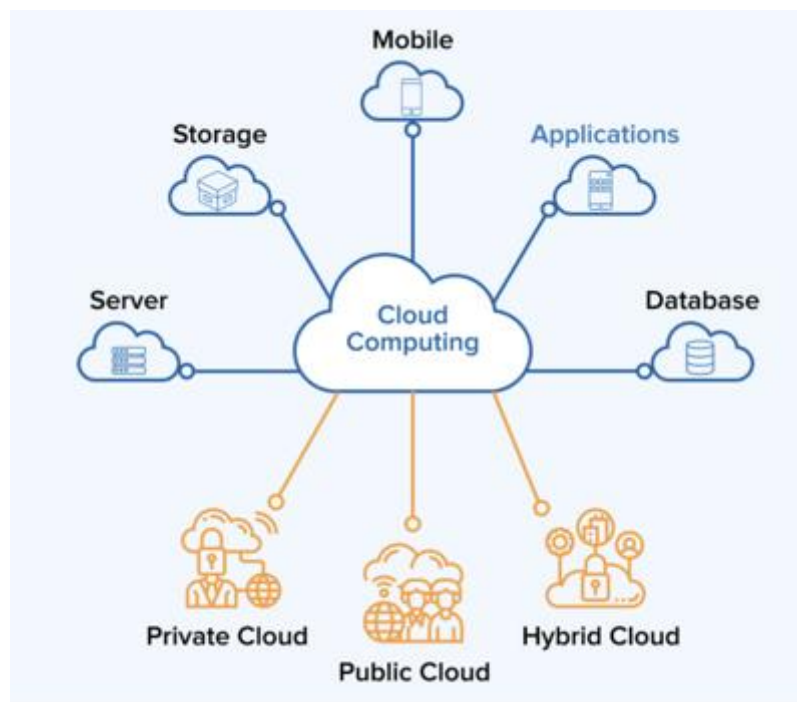
### **2.2.6.1 Cloud Computing**

Cloud Computing er en av teknologiene det blir snakket om når det gjelder å støtte opp KI-teknologien. Denne teknologien er mulig ved å ha et nettverk der eksterne servere over internett, lokalt eller hybrid distribusjon mellom dem for lagring, administrering og databehandling. En fordel med denne teknologien er at en ikke har et behov for å lagre, administrere og behandle data lokalt på serveren eller sin personlige datamaskin. Da kan en ha tilgang til all informasjon fra de ulike datakildene (Mustapha et al., 2021). Cloud computing tilbyr de store selskapene som Apple (iCloud), Google Disk, Dropbox og andre skylagringstjenester allerede. Men det finnes i hovedsak fire typer Cloud Computing tjenester som tilbys i dag (Susnjara, 2024):

- IaaS (Infrastructure as a Service)
- PaaS (Platform as a Service)
- SaaS (Software as a service)
- Serverless computing

IaaS tjenesten er designet og brukt mest av system administratorer i store selskap der infrastruktur er viktig. PaaS tjenesten er designet og brukt mest av utviklere som vil bygge en digital plattform. SaaS tjenesten er designet og mest brukt av kunder av et produkt, en tjeneste eller en app. Et eksempel på dette er iCloud, der en kan lagre bildene sine i en egen nettsky (Mustapha et al., 2021).

Serverless computing er en modell for applikasjonsutvikling og kjøring av koder. Denne modellen gjør det mulig for utviklere til å bygge og kjøre koder uten å ha infrastruktur eller administrerende servere. Men selv om modellen heter serverless så må modellen ha servere, men det serverless navnet kommer fra at utviklerne ikke har noen tilknytning til dem (IMB, u.å-e). I (Figur 9) viser en illustrasjon over hva Cloud computing er.

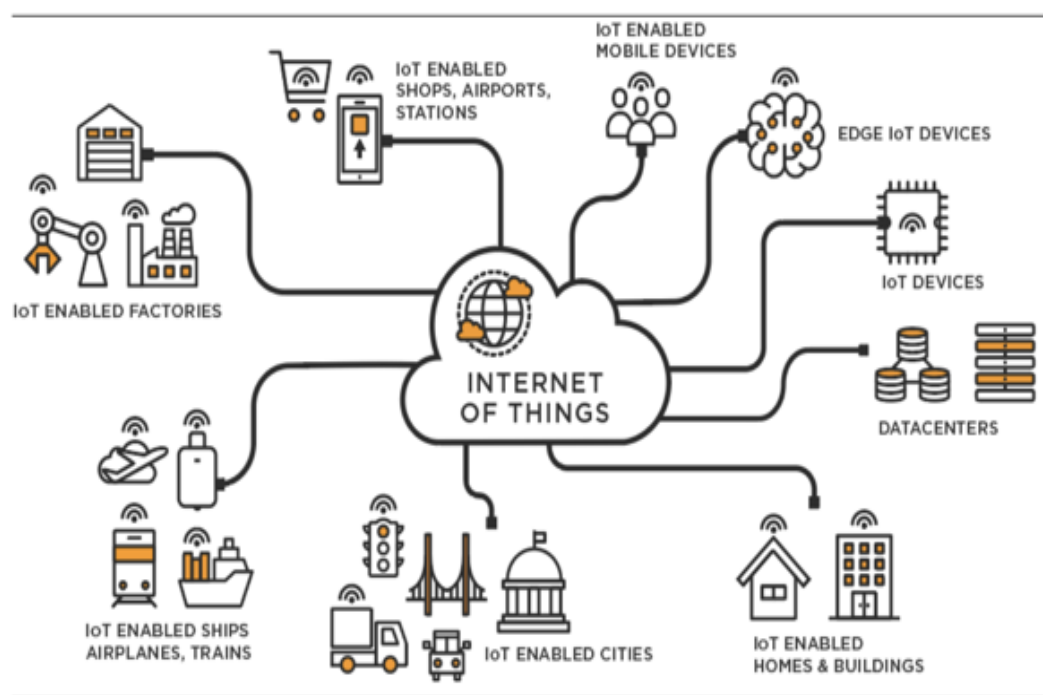


Figur 9. What is Cloud Computing?, hentet fra (TatvaSoft, 2020)



## 2.2.6.2 Internet of Things

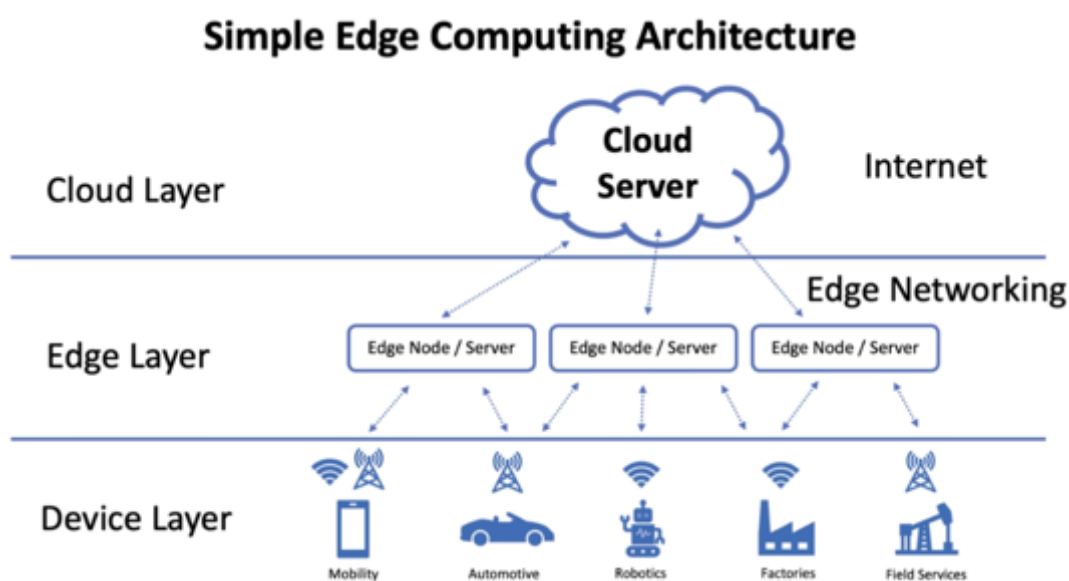
Internet of Things (IoT) er en teknologi som er nyttig i det daglige livet og for å støtte KI-teknologien. Internet of Things (IoT) er et begrep for fysiske produkter som Tesla, lyspærer, smartklokker og andre produkter med en «hjerne» bestående av nettverkstilkobling, software og sensorer. IoT-teknologien er en viktig del for oss og KI med at den lar de ulike produktene snakke med hverandre og andre internett-produkter. Noen eksempler på slik kommunikasjon er overvåking av miljøparametere på gårder, spore inventar i varehus og overvåking av blodsukker. Med denne teknologien kan en opprette en kommunikasjon mellom ulike produkter med KI slik at de kan utveksle data og styrke hverandre (IMB, u.å-f). I (Figur 10) ser man en illustrasjon over hva Internet of Things innebærer.



Figur 10. Internet of Things, hentet fra (Michigan Ross, u.å)

### 2.2.6.3 Edge Computing

Edge Computing er en teknologi som er viktig for kommunikasjonen mellom produkt (IoT) og for kvaliteten på produktet med KI. Edge computing er teknologien for at f.eks. en sensor klarer å analysere, prosessere og lagre dataen fra oksygennivået i et lukket akvakulturanlegg, slik at nesten en kontinuerlig analyse og tilbakemelding fra sensorene (Intel, u.å). Ut fra figur 11 ser en at selve computingen skjer lokalt på f.eks telefon eller bilen. Et utdrag fra (IMB, u.å-d) beskriver med Edge computing slik: «*Edge computing – og mobil Edge-computing på 5G-nettverk – muliggjør raskere og mer omfattende dataanalyse, noe som skaper mulighet for dypere innsikt, raskere responstid og forbedrede kundeopplevelser.*» Så KI-teknologien har et stort potensial. I (Figur 11) ser en hvordan oppbyggingen av Edge Computing er.



Figur 11. Edge Computing Architecture, hentet fra (Holian, 2023)

## 3 Metode

### 3.1 Hierarkisk oppgaveanalyse

#### 3.1.1 Hva er hierarkisk oppgaveanalyse?

Hierarkisk oppgaveanalyse (*Hierarchical Task Analysis* eller HTA) er en deskriptiv metode som blir brukt i denne oppgaven for å beskrive informasjonsflyt i produksjonskjeden.

Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er en type oppgaveanalyse, som er arbeidet med å analysere en oppgave for å kartlegge og dokumentere de ulike trinnene som er involvert i en prosess (Coursera staff, 2023). Produksjonskjeden fra rogn til ferdig innpakket laks ved gaten er her betraktet som målet eller hovedoppgave (goal). I Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) deles hovedoppgaven i flere oppgaver (tasks) og under-oppgaver (sub-tasks) på en sekvensiell og hierarkisk måte. Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) søker å representere system mål og planer. Metodikken Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) ble et resultat av utviklingen innenfor systemer og tilbakemeldingsteori (Diaper & Stanton, 2003).

Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er et ofte brukt verktøy når man skal analysere et system eller en produksjonsprosess, det så være en industri, tjeneste eller programvare. Ettersom hver av taskene i en kjede blir analyserte vil operasjoner, hindringer, ergonomi, mulighet for effektivisering, automatisering eller feiltakelser og andre faktorer kunne identifiseres. For å ikke utføre alle taskene og sub-taskene samtidig, må det være et system for å indikere forholdene for en utførelse av en sub-task. Slik holder man rekkefølgen rett og plassen sin i hierarkiet (Diaper & Stanton, 2003). Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) som ble utviklet av Annet, Stammers, Duncan og Gray har fått mye positiv oppmerksomhet innenfor oppgaveanalyse. Muligens er dette på grunn av dens generiske natur og evne til å håndtere mer komplekse oppgaver (Mills, 2007). Primærmålet i Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er representert øverst mens oppgaver/ task/ deloppgaver/ sub-task er representert nedenfor (de Maya et al., 2022). Det er tre forskjellige representasjoner av Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA): Hierarkiske lister, tabeller eller hierarkiske diagrammer (Stanton, 2006).

Det er et begrep i en hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) rammeverk som hjelper å forstå oppgavene, og det er planer. Planer i sammenheng med hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er liste med kommandoer som utløser en sub-task under hvilken som helst task. I en hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabell vil planer leses fra topp til bunn, det vil si at planen leses fra toppen av hierarkiet (Task) og ned til utførelsen av sub-tasker. En deloppgave/sub-task involverer en "informasjons-håndteringsoperasjon" (IHO) . Dette skjer når man mottar informasjon, evaluerer informasjon og handler ut fra informasjonen man mottar. I en hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabell vil man kunne utpeke denne deloppgaven/sub-tasken som en IHO (Diaper & Stanton, 2003, s. 353-354).

### **3.1.2 Hvordan ble HTA brukt i denne oppgaven?**

Det er fire faktorer som er viktige for å gjennomføre i en hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) (O'Donoghue, 2023). Første faktoren er forberedelse og forskning, der man skal samle informasjon om systemet man vil kartlegge. Jeg vil i dette studiet kartlegge hvor all data og informasjon om fisken samles inn, lagres og/eller utveksles internt eller med tredjeparter som er direkte relevante for fisken, dens helse og produktet. Dette fordi grunnlaget for bruk av KI er data som allerede samles rutinemessig eller nye typer data. Andre faktoren i guiden er å definere hva brukstilfellet er av denne analysen. Hva skal vi kartlegge, hvorfor vil vi kartlegge akkurat dette og hvordan kan informasjonen vi får bidra til å dekke alle faktorene som er relevant for hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen. I analyse av en forsyningskjede, eventuelt en verdikjede, er det er viktig å inkludere prinsippet om *massebalanse*. Dette prinsippet ble fulgt i alle operasjoner som gjaldt fisk. Hvis en laks på 5 kg kom inn i slakteriet, skulle produktene, og tap (f.eks. hode, innvoller, filet, avskjær, ensilasje etc.) også legge opp til 5 kg. Dermed må man kartlegge informasjonen som ofte kommer samtidig fra ulike steder eller fra produksjonslinjer der arbeidsoperasjonene foregår.

## *Datainnsamling*

Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) har tidligere blitt brukt i fiskeriforskning for å beskrive fiskeoperasjoner om bord på en norsk tråler (Kuz, 2019), og analysering av fiskeoperasjoner med forskjellen i dekkutforming av koreansk trålere (Kim et al., 2013), men dens bruk i akvakultur er ukjent. Målet med å lage en hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabell her er å kunne se informasjonsflyten og hvordan lagres informasjon i produksjon av laks. For å oppnå dette målet måtte jeg samle inn informasjon om produksjonskjeden til laks. Til dette studiet brukte jeg flere kilder, bl.a. min egen erfaring og kompetanse. Jeg begynte allerede i 2014 å jobbe med oppdrett av laks. Fra 2015 til 2019 gikk jeg på skole samtidig som jeg jobbet for et oppdrettsselskap. Jeg fikk fagbrev i akvakultur etter endt praksis og kurs innen drift og produksjon, anlegg og teknikk, oppdrett og miljø. Etter 2019 har jeg jobbet i ferier i alle leddene utenom slakteri. Jeg har mest erfaring fra matfiskleddet. I alle jobbene jeg har hatt, har jeg vært tett på laksen. Registrering av ulike vannparameter, fiskevelferdsindikatorer, uttak av prøver av meldingssykdommer og andre verdier som kan registreres er jeg godt kjent med. I forbindelse med hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) begynte jeg å skrive ned alle operasjonene jeg husket. Etterpå analyserte jeg hver task og sub-task og beskrev alle steg der man utveksler informasjon i produksjon av laks. Resultatet av hierarkisk oppgaveanalysen ble registrert i (HTA) tabellen.

Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er en metode som har utviklet seg med tiden, med sine mutasjoner og personlige tilpasninger. Det er dermed vanskelig å foreslå en korrekt og spesifikk måte å gjøre det på. Ekspertene foreslår at man finner selv et rammeverk innenfor hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) som kan tilpasses til det aktuelle formålet (Stanton, 2006). Grunnleggende i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er at man kan spesifisere en Task, sub-task og plans (Ainsworth & Kirwan, 1992). I min hierarkisk oppgaveanalyse (HTA), definerer vi i tabellen, task som de ulike sett med komplekse operasjoner som laksen må gjennom i forsyningskjeden. Taskene i min hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) ble dermed definerte som stamfisk, settefisk, matfisk og slakteri. I dette studiet om laksens forsyningskjede definerer man at en sub-task er de operasjonene fra operatørens (en person eller en maskin) synsvinkel. En operasjon defineres ved hjelp av et aktivt verb og informerer om innsamling, lagring eller utveksling av data eller annen informasjon som påvirker produksjonsløpet.

Dette fordi det er data eller informasjon som kan behandles av KI. Operasjoner som ikke formidlet informasjon om fisk eller data ble ikke vurdert. «*Vask kar med såpe*» ble ikke ansett som relevant, mens «*Mål vannparametere daglig og lagre i produksjonsprogram på bedriften sin server*» ble ansett som viktig. Selv om dette ikke gjaldt fisk direkte, gjelder dette innsamling av data, og disse data om vannkvaliteten er relevante for fiskens velferd.

En sub-task i dette arbeidet ble definert som en oppgave normalt adskilt i tid og/eller rom, som regel med ulike mål og ved bruk av forskjellige teknologi. For eksempel, fôring og avlusing av laks kan skje på omtrent samme tidspunkt, men tjener to helt forskjellige formål og betraktes som to forskjellige sub-tasks. Et annet eksempel på dette er operasjonen «*Sortering av rogn*», der man har mange ulike operasjoner under tasken der man har en innsamling, lagring og utveksling av data. Så her er jeg interessert i hvordan innsamling, lagringen og utvekslingen skjer. Etter man har tolket task og sub-task, har man mange ulike kommandoer. I henhold til andre hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabeller ble det laget en kode i en algoritme. For eksempel foretrekker vi følgende utsagn: «*Data om hvor mye som blir fôrt ut i hver merd, kalibrering av fôrsystemet, øking/minking/stopp i fôring blir registrert i produksjonsprogram (Fluctus) på PC koblet til bedriften sin server*». Etter man har kodet alle kommandoene, må man ha en plan for hvordan man skal gjennomføre de ulike kommandoene.

Etter denne kodingen så bruker jeg den tredje og fjerde faktoren fra guiden til O'Donoghue (2023). I guiden anbefales å lage et flytskjema der man inkluderer og viser sammenhengen i systemet. I dette tilfellet er det veldig nyttig for å skaffe en oversikt over hva som relevant for hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen. Den fjerde faktoren handler om hvordan man strukturerer resultatet av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) i tabellen og flytskjemaet i henhold til hierarkiet. Jeg startet med å skrive ned alle detaljer fra all utførelse av sub-task som jeg fant i litteraturen eller som jeg eller mine informanter husket. Deretter laget jeg rekkefølgen av utførelsen av sub-taskene slik at informasjonsflyten følger en naturlig vei fra rogn til ferdig produkt. Slik jeg strukturerte all informasjonen, så ble det lik som planen «*Fixed sequence*» i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen i Excel. Her ser man hvilken rekkefølge utførelsen av sub-taskene skjer i tabellen og i hierarkiet. I tilfeller der man har ulike valg for hvordan man skal utføre sub-taskene brukte jeg planen «*Contigent sequence*» (Stanton, 2006). Under har jeg en (tabell 1) som forklarer oppgavene og (tabell 2) som forklarer planene.

I hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen så har jeg valgt å kode det slik:

Tabell 1. Kode over hierarkisk nummerering av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabell, hentet fra (Stanton, 2006)

Tall koden	Hva tall koden beskriver
1	Task
1.1	Sub task
1.1.1	Utførelse av sub task
1.1.1.1	Valg mellom ulike utførelser av samme sub task

Tabell 2. Gjennomføring av planer, hentet fra (Stanton, 2006)

Metode	Plan (eksempel)
Fixed sequence	Gjør 1.1.1 til 1.1.8 i rekkefølge
Contingent sequence	Gjør 4.4.2, Trimmings fra 4.4.2 til 4.4.2.5; avfall til 4.4.2.6

Etter all informasjonen var prosessert i flytskjemaet (i et Excel dokumentet), brukte jeg en annen anbefalt prosedyre fra O'Donoghue (2023) for verifisering av informasjonen. Jeg gjennomgikk tabellen min med andre kompetente erfarne operatører. Til dette valgte jeg tre av mine tidligere kollegaer (I. Eikeland, personlig kommunikasjon, 4. januar 2023 .), (E. Haslum, personlig kommunikasjon, 2. mai 2024) og (R. Markhus, personlig kommunikasjon, 10. januar 2023) som har mange års erfaring innenfor produksjon av laks og har en svært

kompetent bakgrunn til å gi meg tilbakemelding på de fire taskene og nevne noen av dataprogrammene som blir brukt i de ulike leddene.

Etter at både flytskjemaet og Excel-dokumentet mitt med hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) begynte å bli ferdig, var det en viktig faktor som jeg også måtte analysere. Jeg analyserte hvor mye tid og innsats må til for å utføre de ulike sub-taskene. Dette er for å skaffe oss et nøyaktig bilde av hvor godt man gjennomfører dette, nødvendig innsats, behov for apparatur og mengde data produsert.

### **3.1.3 Fordeler og ulemper med HTA tabell**

Fordeler med hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen er at man kan lage en struktur innenfor hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) slik at man kan fokusere på det som er de viktigste elementene for oppgaven. En annen fordel er at hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) er en metode som er best utviklet med personer som jobber i oppdrett og forfatter av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA). Da kan jeg jobbe ut fra informasjonen fra de tilsatte slik at jeg viderefører informasjonen i systemet på riktig plass. Siden hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen er bygd opp på en hierarkisk struktur og er lett oversiktlig, kan man bruke det som en informasjonskilde til personer med lite kunnskap om produksjon av laks og hva det innebærer. Siden man har et begrenset antall sub-tasker, så sikrer man at sub-tasker som er viktige for analysen ikke blir utelatt. Fordelen er at man må vurdere hvilke sub-tasker som skal være med (Ainsworth & Kirwan, 1992, s. 117). Hierarkisk oppgaveanalysen (HTA) blir en veldig forenklet og nyttig representasjon av produksjonskjeden til laks, som består av en lang kjede av komplekse operasjoner som varer i tre år for hver enkelt fisk. Ved å forenkle flyten av fisk og data, kan man lettere poengtere nodene der kunstig intelligens allerede er i bruk.



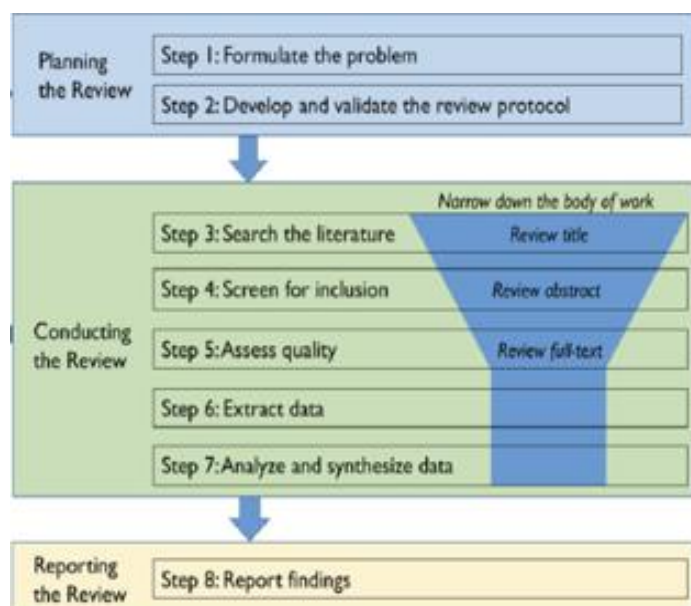
En ulempe er at personen som analyserer må utvikle ferdigheter og ha kunnskap om de ulike temaene for å kunne analysere task og sub-taskene i en hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) (Ainsworth & Kirwan, 1992, s. 118). «*At sensitiv bruk av metoden krever måneder med øvelse under kyndig veiledning, og det kan ta år å oppnå mestring*» fra (Diaper & Stanton, 2003). Metoden er også noenlunde subjektiv. En task i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabell sin sammenheng kan defineres på helt forskjellige måter. Er en task en handling, et mål eller en oppgave? Forskjellige operatører kan ha forskjellige oppfatninger.

#### **3.1.4 Bruken av Mindmanager**

Mindmanager er et dataprogram som ble brukt i denne oppgaven for å lage ulike hierarkiske diagram (figur 14 og figur 25) som viser sammenhengen mellom målet (produksjonskjeden til laks), task (stamfisk, settefisk, matfisk og slakteri) og utførelsen av sub-task hierarkisk oppgaveanalysen (HTA) min . Programmet har mange bruksområder som passer til hierarkisk oppgaveanalyse (HTA). Programmet kan brukes for å «*Samle inn, organisere og visualisere informasjon i et "kart" - f.eks. tankekart, organisasjonskart, organisering av filer og nettlenker for et emne*» (NTNU, u.å).

## 3.2 Rapid literature review

For å finne litteratur til kunstig intelligens og akvakultur gjorde jeg en litteraturundersøkelse ved å bruke metoden Rapid Literature review (RLR). Rapid literature review (RLR) er en metode der en kan samle inn data og begrense søket slik at en raskere kan få resultatene og litteraturen en trenger til oppgaven, eller andre prosjekt som krever en innsamling av litteratur (Smela et al., 2023). Jeg tok utgangspunkt i de åtte stegene fra (Xiao & Watson, 2019) som er illustrert i (Figur 12).



Figur 12. The 8 steps of a systematic/rapid literature review, hentet fra (Xiao & Watson, 2019)

Til denne oppgaven bruker jeg Web of Science database som kilde til litteraturen. Oppgaven tar for seg to store temaer, kunstig intelligens og akvakultur. Så måtte jeg begrense søket mitt slik at jeg utelukket de unødvendige artiklene. Siden mesteparten av litteraturen jeg trenger er skrevet på engelsk, så brukte jeg engelske søkeord.

Dermed startet jeg det tredje steget med søkefeltet «Artificial Intelligence» og Aquaculture. Det søket ga meg 254 artikler. I samråd med veilederne brukte jeg samme søkeordene i stegene fire til syv, jeg brukte søkeordene “Artificial Intelligence” og Aquaculture, så begrenset resultatet til bare review artikler. Da stod jeg igjen med 33 artikler.

Henviser til tabell 3 som viser begrensningene jeg satt for søkene mine og artiklene.

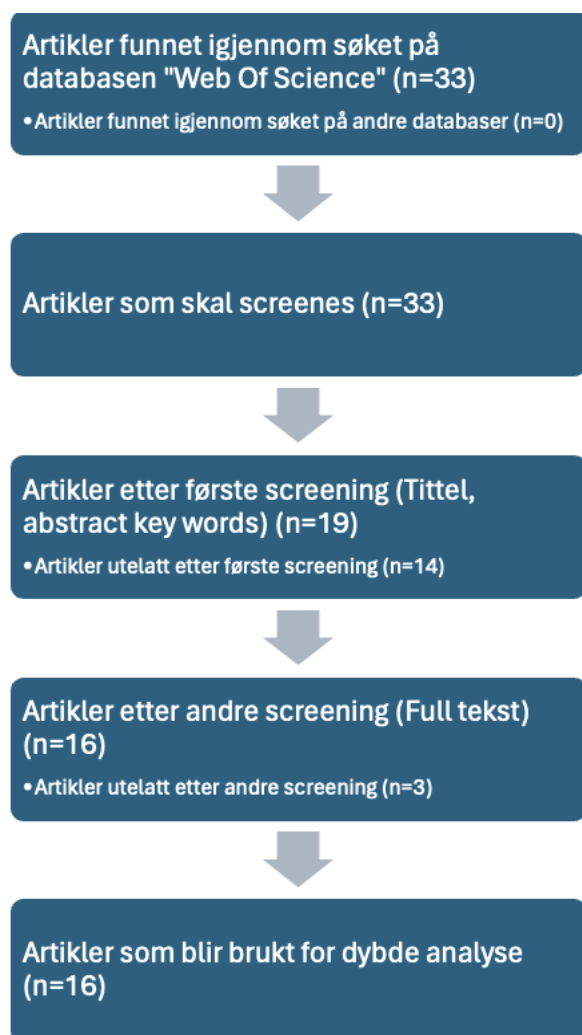
Tabell 3. Søkestrategi og undersøkelsesstrategi.

Dato for søk	27.11.2023
Databasen som ble brukt	Web of Science
Søkestreng	(ALL <sup>12</sup> ("Artificial Intelligence") AND <sup>2</sup> ALL=(Aquaculture))
Hva litteraturen må inneholde til å bli inkludert	Litteraturen burde beskrive i detalj om broken av AI i akvakultur
Hva som fører til at litteratur ikke blir inkludert	Litteraturen ikke har noe faglig eller nyttig å bidra med når det kommer til objektivene til masteroppgaven.
Tidsperiode	2020- 27.11.2023
Type of item	Review (Artikler burde være en review av bruken av AI i akvakultur)
Språk	Bare artikler på norsk og engelsk

<sup>1</sup>På databasen Web Of Science betyr “ALL” at den søker i alle felt den har tilgjengelig: Titel, Abstract, Forfatter, Tema, Land, Publisher og mangen andre felt. Hentet fra Web Of Science. (u.å-a, u.å). *Advanced Search Query Builder*. Web Of Science. <https://www-webofscience-com.mime.uit.no/wos/woscc/advanced-search>

<sup>2</sup> I Web Of Science kan man bruke “AND” som er en Boolean Operator, ved å bruke denne søker man etter artikler som inneholder aquaculture men separat fra Artificial Intelligence. Hentet fra Web Of Science. (u.å-b, u.å). *Search Operators*. Clarivate. <https://webofscience.help.clarivate.com/en-us/Content/search-operators.html>

Da jeg hadde funnet litteratur til undersøkelsen min. Jeg eksporterte artiklene fra Web of Science til en Excel-fil. I filen leste jeg igjennom alle artiklene først ved å se på tittelen, abstrakt og nøkkelordene. Jeg filtrerte ut fjorten artikler som ikke var relevant for oppgaven min, siden de ikke handlet om kunstig intelligens og akvakultur. Ved gjennomgang av de nitten artiklene som stod igjen, viste det seg at det var ytterligere tre artikler som ikke dekket objektivene for oppgaven. De siste seksten artikler ble vurdert som kvalifisert for dybdeanalyse. Prosessen har jeg dokumentert i hierarkisk diagram (figur 13) som jeg laget i Excel



Figur 13. Hierarkisk diagram for rapid literature review

I dybdeanalysen gikk jeg gjennom de seksten artiklene (vedlegg 1). Et viktig punkt å poengtere av artiklene som ble analysert, er at de ikke nevner spesifikt produkt med KI. Artiklene tar heller for seg forskning og utvikling av produkter med KI innenfor akvakultur internasjonalt. Informasjonen om KI fra rapid literature review (RLR) som passer med hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen min, baseres seg på mitt inntrykk av informasjonen hentet fra rapid literature review.

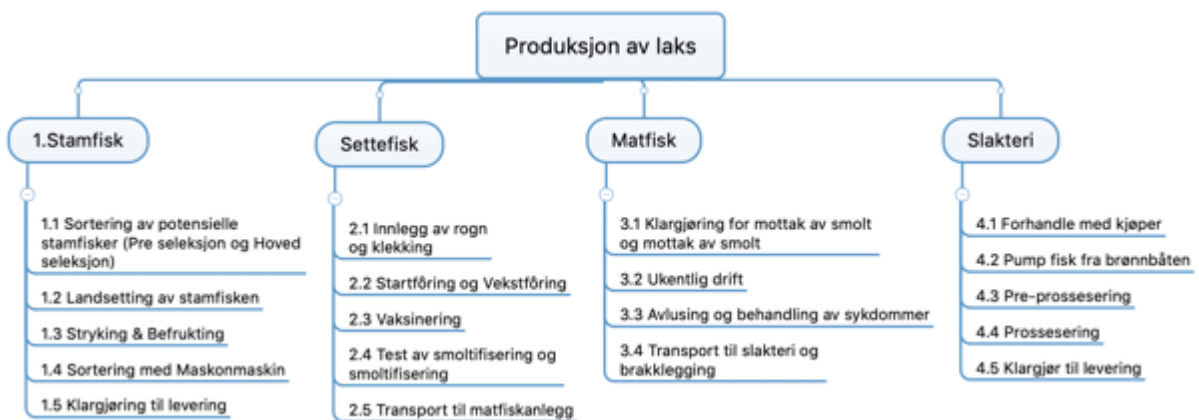
### **3.3 Ulike produkt med KI-teknologier og ikke KI-teknologier brukt i produksjon av laks i dag**

For å identifisere de relevante programvarene og produktene som brukes i produksjonen av laks, har jeg begynt med det som jeg kjenner fra egen praksis. De produktene jeg har kjennskap til fra før er: Stingray, Aquabyte, Maskon vaksineringsmaskin, Maskon sorteringsmaskin (Rogn) og Cagesense. Deretter søkte jeg på Google med søkesetningen: «AI produkt i akvakultur».

## 4 Resultat

### 4.1 Hva er prosessen i akvakulturproduksjon? Resultater fra hierarkisk oppgave analyse

Produksjonskjeden til atlantisk laks som drives oppdrett på i Norge består av stamfisk, settefisk, matfisk og slakteri. I selve produksjonskjeden til atlantisk laks er det mange ulike faktorer som påvirker resultatet. Alle de ulike leddene i produksjonskjeden er avhengig av hverandre. En dårlig start i produksjonen på stamfiskanlegget fører til negative konsekvenser senere i produksjonskjeden. Fokuset i denne delen av masteroppgaven, er å vise de ulike faktorene i produksjonskjeden og hvordan disse henger sammen. For å avgrense i forhold til problemstillingen, vil det ikke være fokus på biologi og fysiologi til laksen. I (Figur 14) vises et diagram jeg lagde i Mindmanager for å vise produksjonskjeden til laks. I (Figur 15) er det et utdrag fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen som illustrerer stamfisk leddet i produksjonskjeden til laks. Vedlegg 2 viser en total oversikt over hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen. Jeg har formatert sammen sub-task med utførelsen av dem.



Figur 14. Oversikt over hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av produksjonsprosessen til laks

### 4.1.1 Stamfisk

Main task	Kode for sub-task	Sub-tasks
1 Stamfisk	1.1	Sortering av potensielle stamfisker (preseleksjon og hoved seleksjon)
	1.2	Landsetting av stamfisken
	1.3	Styrking og befruktning
	1.4	Sortering med Maskonmaskin av rogn
	1.5	Klargjøring til levering av rogn

Figur 15. Oversikt over en del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av stamfisk

Sub-task 1.1 *Sortering av potensielle stamfisker (preseleksjon og hoved seleksjon)* har utgangspunkt i en merd på et matfiskanlegg med laks som ikke skal slaktes, men som skal brukes videre i avlsarbeidet som inngår i stamfiskanleggene og produksjon av rogn. Stamfisken står rundt 26 måneder i sjø. Stamfisk blir delt i to grupper: linjefisk og familiefisk. Linjefisk er stamfisk som blir brukt til å lage rogn, og som blir solgt til kunder (settefiskanlegg). Familiefisk er stamfisk som blir brukt i avlsarbeidet. For å skille disse to gruppene, sorteres laksen på matfiskanlegget to ganger. Sortering av stamfisk skjer ved hjelp av båt eller lekter med sorteringsutstyr som:

- Kran
- Håv med snurping i bunn
- Bedøvelseskar
- Datamaskin med sorteringsprogram
- Sorteringsbord
- To slanger som 2 merder (En til linjefisk og en til familiefisk)

Sorteringen starter med å bedøve laks på sorteringsbordet, her sorteres laksen etter faktorer som:

- Vekst
- Pit-tag
- Kjønnsmodning
- Deformitet

Den ansatte som sorterer tar først en egen vurdering etter utseende på laksen (objektiv seleksjon). Deretter gir den ansatte beskjed til personen bak datamaskinen om resultatet av faktorene. Slik foregår det til merden er tom. Etter dette sender bedriften inn resultatet til et veterinærsekskap, for at de skal lage en seleksjonsliste. Seleksjonslisten er en liste over hva laks man skal ha videre i avlsprogrammet basert på markører for Infeksiøs Lakseanemi (ILA), Infeksiøs pankreasnekrose (IPN), vekst, motstand mot sykdommer og andre gener som kan hjelpe å skape den optimale oppdrettslaksen. Figur 16 viser et klassisk eksempel på en stamfisk.



Figur 16. Ansatt som holder en stamfisk, hentet fra (Cermaq, u.å)

Etter en har sortert stamfisken i de to gruppene, så gjør en seg klar til å gjøre sub-task 1.2 *Landsetting av stamfisken.*

Landsettingen av stamfisk skjer mellom august og mai med en brønnbåt som frakter laksen. I denne prosessen er det svært viktig å behandle stamfisken skånsomt. På land blir stamfisken plassert i ulike kar basert på kjønn. Dette gjøres for å unngå at stamfisken gyter i karet, da vil det bli tap i profitt hos stamfiskleverandøren. På land vil stamfisken bli satt i kar med ferskvann. Når stamfisken står i karene vil den ikke bli fôret, slik at den bruker all energi på å bli kjønnsmoden.



I sub-task 1.3 *Stryking & Befruktning*, er det viktig at en i denne prosessen sjekker hver uke om laksen begynner å bli klar til stryking og befruktning. Dette sjekker en med å ta ultralyd av hoene, for å se om rogn har sluppet fra rognposen. Når en ser at hoene nærmer seg klar, tar en prøve av spermen til hann-laksen to uker på forhånd for å sjekke etter sykdommer. Selve strykingen og befruktningen skjer kjapt. Etter befruktningen av rogn blir de lagt i inkubatorer.

I sub-task 1.4 *Sortering med Maskonmaskin av rogn*, vil en ha daglige kontroller med å grovsortere rogn. Daglig kontroll er å plukke ut død rogn som er hvite og se over om en kan se ubefrukta egg (Solegg). For en mer nøyaktig sortering brukes en Maskonmaskin (figur 17). Maskonmaskinen får rognene i en beholder som er koblet til en datamaskin. Datamaskinen tar opptil seks bilder av hvert enkelt rogn og vurderer kvaliteten ut fra kriteriene (Maskon, u.å-a):

- Ubefruktet
- Småøyer
- Størrelse
- Koaguleringer
- Døde rognkorn



Figur 17. Rognmaskin. Hentet fra (Maskon, u.å-b)

Siden Maskonmaskin er basert på dataanalyse og vurderer hvert enkelt rognkorn, er det en detaljert og god dokumentasjon for å legge ved i sub-task 1.5 *Klargjøring til levering*.

I sub-task 1.5 *Klargjøring til levering av rogn*, er det viktig å ha all dokumentasjon på plass. Dokumentasjon fra Maskonmaskinen vil være naturlig å legge ved. I denne sub-tasken er det en tett dialog med kunden (Settefiskanlegg) om når rogn nærmer seg 380-400 døgngader. En risiko ved å sende dem for sent, vil være at ved rundt 450 døgngader risikeres det at rogn begynner å klemme. For å unngå dette blir rogn pakket ned i isoporkasser med is. Når alt det formelle er gjort vil kassene med rogn bli sendt til settefiskanlegg.

Til slutt vil jeg oppsummere de viktigste resultatene av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av stamfisk fra vedlegg 2. I de fem sub-taskene som er beskrevet ovenfor blir det utvekslet informasjon om stamfisken og produsert informasjon om stamfisken. Innenfor stamfisk, er det mest manuelle sub-tasks som 1.1 *Sortering av potensielle stamfisker (Pre seleksjon og Hoved seleksjon)*, 1.2 *Landsetting av stamfisken*, 1.3 *Stryking & Befruktning* og 1.5 *Klargjøring til levering*. Disse sub-taskene krever mye manuelt arbeid med stamfisken som ikke maskiner eller produkt med kunstig intelligens klarer å gjøre helt på egen hånd. Sub-task 1.4 *Sortering med Maskonmaskin* har omtrent erstattet behovet for daglig plukking av rogn.

Maskonmaskinen har en kapasitet til å sortere og vurdere kvaliteten på opptil 140 000 rognkorn i timen (Maskon, u.å-a). Maskonmaskinen er en veldig nyttig investering for å øke effektiviteten, mer presis sortering og en bedre vurdering av kvaliteten på rogn.

Informasjonen som blir produsert i sub-taskene blir lagret i ulike dataprogram. I disse dataprogrammene blir informasjonen registrert og lagret. I stamfiskanlegget brukes systemet *BreedControl*. BreedControl-systemet samler inn data og informasjon fra hele produksjonen av stamfisk og registrer informasjon underveis i produksjonen. Det er inkludert genetiske data fra sorteringen, produktkvalitet av rogn, salg av rogn, leveranser til kunder (settefiskanlegg) og helseinformasjon om stamfiskene og rogn (Benchmark Genetics, u.å).

## 4.1.2 Settefisk

Main task	Kode for Sub-task	Sub-tasks
2 Settefisk	2.1	Innlegg av rogn og klekking
	2.2	Startfôring og Vekstfôring
	2.3	Vaksinering
	2.4	Test av smoltifisering og smoltifisering
	2.5	Transport til matfiskanlegg

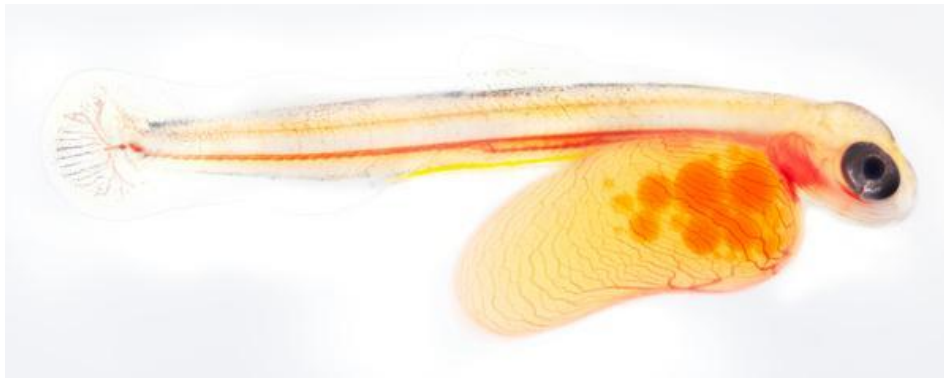
Figur 18. Oversikt over av del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av settefisk

Sub-task 2.1 *Innlegg av rogn og klekking* er den første avdelingen i settefisken som rogn ankommer til. I denne sub-tasken er det svært viktig å ha gode rutiner siden rogn er i en svært sårbar fase. Vannkvalitet, spesielt temperatur spiller en rolle for kvaliteten på yngelen når rogn klekker. I klekkeskapene (figur 19) bør en holde temperaturen under åtte grader.



Figur 19. Klekkeskap med rogn, hentet fra (Jensen, 2023)

Når rogn klekker ved ca. 450-500 døgngrader, blir de plassert i kar fra klekkeskapene. I sub-task 2.2 *Startfôring og Vekstfôring* begynner en å se overgangen av fisken, fra å være en plommeseckyngel til å bli en parr (yngel). Denne overgangen er en viktig for fisken. Fisken som kommer ut av rogn blir kalt for en plommeseckyngel. Plommeseckyngelen har en plommesekk fylt med næring (figur 20). I naturen vil yngelen etter den har livnært seg av plommesekken, begynne å spise insekter, men i settefiskanlegget er dette overgangen til at den begynner å spise tørrfôr (pellets). Når denne overgangen har skjedd har yngelen kommet i startfôringsfasen. Etter yngelen har vendt seg til å spise tørrfôr (pellets) vil den komme i vekstfôringsfasen, der yngelen bare skal vokse. I begge fasene er det viktig med riktig temperatur. En vanntemperatur på tolv til fjorten grader i startfôringsfasen og femten til seksten grader i vekstfôringsfasen vil være med å øke veksthastigheten til yngelen.



Figur 20. Plommeseckyngel, hentet fra (SinkabergHansen, 2018)

Sub-task 2.3 *Vaksinering* er en av det viktigste oppgavene å gjennomføre og avgjørende for kvaliteten på produktet (Smolt). Alle kundene (matfiskanlegg) av settefiskanlegget krever at laksen skal være vaksinert. Vaksinering av laks er viktig for å sikre at den ikke skal få sykdommer i matfiskanlegget. Visst en ikke vaksinerer, risikerer matfiskanleggene å få store tap med sykdom og dødfisk. Matfiskanleggene unngår dette med å vaksinere mot de vanligste sykdommene som forekommer i sjøen. Alle som skal produsere matfisk vaksinerer yngelen mot «*Bakteriesykdommene vibriose, kaldtvannsvibriose, furunkulose og vintersår*» (Mattilsynet, 2024). Mange vaksinerer også mot Pancreas Disease (PD) og Infeksiøs Lakseanemi (ILA). Vaksinering er sub-tasken som krever mest arbeid med siden hver yngel skal vaksineres.

Sub-task 2.4 *Test av smoltifisering og smoltifisering* er i likhet med sub-task 2.3 *Vaksinering* avgjørende for produktet som skal selges, smolt. Forskjellen er at smoltifisering skjer naturlig i settefiskanlegget, derfor ligger vanntemperaturen på femten til seksten grader. Smoltifisering er også en overgang i likhet med overgangen fra plommeseckkyngel til yngel. Her er overgangen fra parr (yngel) til smolt, i denne overgangen kan en bruke ulike metoder for å teste hvor langt den er kommet i overgangen eller hjelpe den med smoltifiseringen.

Sub-task 2.5 *Transport til matfiskanlegg* skjer når kriteriene til kunden er oppfylt. Kunden (matfiskanlegg) har krav om hvor tid de vil motta smolten (smoltvindu), størrelse og hvilken type smolt (nullårssmolt, ettårssmolt, post-smolt). Disse ulike typene smolt er på hvilket tidspunkt de smoltifiserer. Nullårssmolt er når smolten er ferdig smoltifisert etter åtte til ti måneder og ettårssmolt er når den er smoltifisert etter ca. femten måneder (Bjerkestrand et al., 2013). Gjennomsnittsvekten på disse to typene smolt varierer fra hundre til to hundre gram (AKVA group, u.å-b). Post-smolt er når smolten blir satt ut slik at den bare er i sjøen rundt et år og har en gjennomsnittsvekt på fire hundre til åtte hundre gram (AKVA group, u.å-b). Et utdrag fra (Bjerkestrand et al., 2013, s. 110) forklarer begreper smoltvindu slik: «*Etter at fisken har blitt smolt, må den ut i sjøen i løpet av en periode på én–to uker for nullåringene og to–tre uker for ettåringene. Denne perioden kaller vi gjerne smoltvinduet*». Smolten blir fraktet enten med brønnbåt eller tankbil til matfiskanleggene.

Til slutt vil jeg oppsummere de viktigste resultatene av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av settefisk fra vedlegg 2. I de fem sub-taskene som blir beskrevet ovenfor blir det utvekslet informasjon om settefisken og produsert informasjon om settefisken i de ulike stadiene den gikk igjennom (Rogn til Smolt). Innenfor settefisk, er alle sub-task gjennomført manuelt unntatt 2.3 *Vaksinering*. Alle utenom sub-task 2.3 *Vaksinering*, krever mye manuelt arbeid med rogn, plommeseckkyngel, yngel og smolt. Sub-task 2.3 *Vaksinering* har vaksineringsmaskinen fra f.eks. Maskon sin vaksineringsmaskin erstattet behovet for manuell vaksineringsmaskin. Før vaksinerte en yngelen for hånd med en sprøyte, dette var et svært krevende fysisk arbeid og en brukte mye tid på denne sub-task. Siden settefiskanlegg bruker f.eks. modell VX16 vaksineringsmaskin fra Maskon, så klarer de å vaksinere opp 40 000 fisk i timen (Maskon, u.å-c). En vaksineringsmaskin fra Maskon er en investering for å øke effektiviteten, mindre personer involvert, mer presis vaksineringsmaskin og minimere tidsbruk på sub-task. Informasjonen som blir produsert i sub-tasks blir lagret i ulike dataprogram.

I disse dataprogrammene vil informasjonen bli registrert og lagret. I det settefiskanlegget jeg har vært på, brukte jeg produksjonsprogrammet e-SEAMatic. Produksjonsprogrammet e-SEAMatic samler inn data og lagrer informasjon om fisken, fôring, dødfisk og vannparametere. Dette programmet registrer arbeiderene alt som inngår i den daglige produksjonen i settefiskanlegget. I tabell 4 er vannparametere som daglig blir registrert i e-SEAMatic.

Tabell 4. Oversikt over vannparametere

Vannparameter	Hvor i settefiskanlegget måles det
Temperatur	I karene og klekkeskap
Vanngjennomstrømming	I karene og klekkeskap
Utskiftningsrate	I karene og klekkeskap
Oksygen	I karene og klekkeskap
Karbondioksid	I karene
pH	I karene
Jern	I karene
Aluminium	I karene
Kopper	I karene
Zink	I karene
Salinitet	I karene (Spesielt kar med smolt)
Total gass	I karene

### 4.1.3 Matfisk

Main task		Kode for Sub task	Sub tasks
3	Matfisk	3.1	Klargjøring før mottak av smolt og mottak av smolt
		3.2	Ukentlig drift
		3.3	Avlusing og behandling av sykdommer
		3.4	Transport til slakteri og brakklegging

Figur 21. Oversikt over en del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av matfisk

Sub-task 3.1 *Klargjøring for mottak av smolt og mottak av smolt* der en gjør anlegget klart for å få smolten. Det minimumet som må være klargjort før smolten kommer er at fôrsystemet er klargjort med fôrslange, fôrspreder og fôr i siloene. En må også ha på plass en not i merden, fuglenett (unngå at fugler spiser smolten) og Lift Up/håv (fjerning av dødfisk). Når dette er på plass, er anlegget klart for å ta imot smolten. I dag blir mesteparten av smolt fraktet med brønnbåt til matfiskanlegg, eller av og til med tankbil. Mottak av smolt med tankbil er mest aktuelt for landbasert oppdrett. Prosessen med mottak av smolt er ganske enkel, en fortøyer brønnbåten til merden, så begynner den å pumpe forsiktig ut smolten. Jeg har selv hatt mottak av smolt, der jeg satt ut smolt fra 100 til 250 gram (Jonas Ragnhildstveit, BFE, pers. Kom).

Sub-task 3.2 *Ukentlig drift innebærer alt som man gjør daglig og ukentlig på et matfiskanlegg*. Fôring er en viktig del av den daglige driften. I starten av utsettet (rett etter en har gjort sub-task 3.1 *Klargjøring for mottak av smolt og mottak av smolt*) begynner en å håndfôre. Håndfôring skjer enten ved at en går manuelt med en bønne å hive fôr ut i merden eller med en fôrkanon som bruker luft til å skyte fôret ut i merden mens fôringssystemet på anlegget fôrer ut en liten mengde. Grunnen til at en håndfôrer er at en vil at smolten skal venne seg til tørrfôret, at den trekker inn mot fôringssprederen og at en vil ha mest mulig lik størrelse på smolten. Etter en stund, vil en slutte å håndfôre. Da er det bare fôringssystemet som fôrer.

I løpet av matfiskfasen vil en nok gjennomføre sub-task 3.3 *Avlusning og behandling av sykdommer*. Denne sub-tasken må de fleste matfiskanlegg gjøre, ettersom næringen har store problemer med lakselus, amøbegjellesykdom (AGD), Pancreas Disease og mange andre faktorer som påvirker laksen negativt. I denne sub-tasken er det da viktig med gode rutiner når det kommer til sulting, ivareta fiskehelse, fiskevelferden til laksen før og etter avlusingen.

Ved utførelsen av denne sub-tasken kan en velge mellom mange ulike avlusinger og behandlinger av sykdom metoder. Valget mellom termisk (avlusing med varmtvann), mekanisk (avlusing med børster eller spyling) og medikamell (avlusing med medisin, f.eks. Slice). Alle metodene har positive og negative sider, ut fra fiskehelsen og velferden til laksen velger man en av disse. Behandling av sykdommer er mer skånsomt for laksen, der laks med amøbegjellesykdom (AGD) blir behandlet i brønnbåt med ferskvann i noen timer.

Når laksen når ca. 4-6 kg gjør en sub-task 3.4 *Transport til slakteri og brakklegging*. Først vil laksen bli sendt til slakt med brønnbåt. Det er vanlig at laksen i en merd blir levert i to omganger. Etter laksen er sendt til slakt vil en brakklegge anlegget i minst to måneder. Det første en gjør etter all laksen er borte er å kvitte seg med ensilasjen, deretter vasker en tanken slik at den er ren til neste utsett. Brakklegging er en prosess med å gjøre anlegget klart til neste utsett av smolt. I brakkleggingen vasker og desinfiserer en anlegget og komponentene som hører til. Til slutt vil matfiskanlegget ha et oppsummeringsmøte om hvordan utsettet gikk.

Til slutt vil jeg oppsummere de viktigste resultatene av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av matfisk fra vedlegg 2. I de fire sub-taskene som blir beskrevet ovenfor blir det utvekslet informasjon om laksen og produsert informasjon om laksen i matfiskanlegget. Innenfor matfisk, er mesteparten av sub-taskene delvis automatisert. Sub-task 3.3 *Avlusning og behandling av sykdommer*, krever mye manuelt arbeid med å klargjøre til avlusing/behandling, telling av lus (før den blir avlust, under avlusingen) og etter avlusing. Sub-task 3.2 *Ukentlig drift* inneholder mange produkt som har gjort at produksjonen av laks er blitt mer effektiv, mer bærekraftig og mer skånsom for laksen. Utførelsen av 3.2 Ukentlig drift innebærer at en tar dødfisk daglig, før måtte en ha en båt med et kar på dekk og så kjøre rundt å trekke dødfisk med håv i hver merd. Lift Up har lagd et system erstatter metoden med å ta dødfisk med håv, men mange bedrifter bruker enda håv.



Systemet som er kalt for et sentralanlegg er bygd opp av rør, slanger, silkasse og et luftsystem gjør at en kan ta dødfisk fra flåten. Selve prosessen skjer ved at kompressoren på flåten pumper ned luft i Lift Up-en, deretter vil luften trekke tilbake mot flåten. Dette vil skape et vakuum som fører til at laksen blir sugd inni røret og ender opp i silkassen. Dette sparer matfiskanlegget for mye tid og ved i kombinasjon med en slamoppsamler fra f.eks. Lift Up sparer en miljøet rundt anlegget for unødvendig utslipp.

I den ukentlige driften må matfiskanlegget telle lus hver syvende dag. Telling av lus er en manuell arbeidsoppgave som har blitt gjort i mange år. Under telling av lus utsetter en laksen for stress, høyere risiko for rømming og menneskelig feil på antall lus og hvilken type (Bevegelig eller kjønnsmoden). Produktet Aquabyte med KI «*Erstatter behovet for manuell telling av lakselus på lokaliteten, og det kan brukes for ukentlig rapportering til Mattilsynet, følge trender over tid og oppdage endringer i lusenivåer tidlig. Dette gir bedre grunnlag for å fatte gode beslutninger og iverksette målrettede tiltak for bekjempelse av lakselus*» (Aquabyte, u.å-b) Informasjonen som blir produsert i sub-tasks blir lagret i ulike dataprogram.

I disse dataprogrammene vil informasjonen bli registrert og lagret. På matfiskanlegg registreres data og informasjon i to ulike programmer. Fôringsprogrammet Fluctus, der kan en styre fôringen. Data og informasjon fra fôringsprogrammet blir hentet av produksjonsprogrammet Mercatus. I produksjonsprogrammet Mercatus registrerer en data og lagrer informasjon om fisken, fôring, dødfisk og vannparameter. I dette programmet register arbeiderene alt som inngår i den daglige produksjonen i matfiskanlegget.



Figur 22. Et tradisjonelt matfiskanlegg, hentet fra (Ellingsen, u.å)

#### 4.1.4 Slakteri

Main task		Kode for sub-task	Sub tasks
4	Slakteri	4.1	Forhandle med kjøper
		4.2	Pump fisk fra brønnbåt
		4.3	Pre-prosesserer
		4.4	Prosesering
		4.5	Klargjøring til levering

Figur 23. Oversikt over en del av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen av slakteri

Sub-task 4.1 *Forhandle med kjøper* går ut på å forhandle en god pris på produkt av laks som skal selges fra slakteriet.

I sub-task 4.2 *Pump fisk fra brønnbåt* har slakteriet noen muligheter for hvordan dem vil gjennomføre sub-tasken. Slakteriene langs norskekysten har en svært travel hverdag og har begrenset med kapasitet for å slakte laks.

En viktig faktor for sub-tasken er at dersom laksen stresser og produserer melkesyre (øker laktatnivået i muskelen) kan dette føre til dårligere kvalitet på laksen (muskelspalting). I håndboken *Velferdsindikatorer for oppdrettslaks* laget av (Noble et al., 2018, s. 305) blir risikoen av økt laktat beskrevet slik: «Økt laktat (melkesyre) etterfølges av redusert muskel pH under både pumping og trenging». Dette kan føre til problemer videre i resten av sub-taskene.

I sub-task 4.3 Pre-prosesserer gjennomføres ved å avlive laksen mest humant og bløgge den. Avlivingen av laks er en viktig del av sub-tasken. Avlivingen må skje effektivt slik at en ikke stresser laksen eller blir mer stresset av pumpingen fra 4.2 *Pump fisk fra brønnbåt*. Risikoen er at ved «Høyt stressnivå og muskelaktivitet under trenging kan gi dårligere slaktekvalitet, som splittet filet (gaping) og bløt filet [5]. Dessuten forkortes tiden til dødsstivheten inntrer (såkalt pre-rigor tid) og vanskeliggjør pre-rigor filetering» (Noble et al., 2018, s. 227).

I sub-task 4.4 *Prosessering* blir laksen gjort om til ulike produkt på en produksjonslinje. Sub-task 4.4 *Prosessering* omhandler om å jobbe med et produkt til humant konsum. Derfor er det viktig igjennom slakteriet og ha et stort fokus hygiene og matsikkerhet. Dermed implementer slakteriet og bruker HACCP systemet. HACCP er en forkortelse for Hazard, Analysis, Critical, Controll Points, som er et system som sikrer god matsikkerhet igjennom syv prinsipper som hjelper å analysere farer og vurderinger av risikoer.

Her er de syv prinsippene hentet fra (Egeland, 2022):

- Risikoanalyse – identifikasjon av mulig risiko fra råvare til produktet blir spist, vurdering av sannsynlighet for risiko og fastsetting av forebyggende tiltak. Identifikasjon av kritiske kontrollpunkter der risiko kan elimineres eller reduseres.
- Bestemmelse av toleransegrenser som må overholdes for alle kontrollpunktene.
- Oppretting av overvåkingssystem med fastlagte analyser/observasjoner for kontrollpunktene.
- Etablering av rutiner for avviksbehandling og korrigerende tiltak.
- Bekreftelse av at systemet fungerer som planlagt.
- Dokumentasjon/registrering av alle opplysninger som vedrører utarbeiding og bruk av HACCP-planen.

I sub-task 4.5 *Klargjøre til levering* pakkes produktene ned, klargjøres til levering og blir levert til kunder nasjonalt og internasjonalt. Under denne sub-tasken er det viktig å ha et logistikksystem slik at kundene får riktig produkt, kassene blir plassert på rett plass og andre faktorer som bidrar til god logistikk.

Til slutt vil jeg oppsummere de viktigste resultatene av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av slakteri fra vedlegg 2. I de fem sub-taskene som blir beskrevet ovenfor blir det utvekslet informasjon om laksen og produsert informasjon om laksen til hvilket produkt den ble til. Innenfor slakteri, er mesteparten av sub-taskene delvis automatisert eller nesten helt automatisert, det kommer litt an på hvilket slakteri laksen blir sendt til. Sub-task 4.3 *Pre-prosessering*, krever mye manuelt arbeid før med at personer som jobber i slakteriet tok ut innmaten og bearbeidet laksen for hånd. Slakteriene i dag bruker maskiner i produksjonen som bearbeider laksen når den kommer inn til 4.3 *Pre-prosessering*. Et eksempel på slike er *BAADER 144* og *BAADER 1570 Speed Feed System*. *BAADER 144* er en maskin som fjerner innmaten fra laksen (*BAADER, u.å-a*). *BAADER 1570 Speed Feed System* er «En avansert transportmetode både på innfôr- og utmatingsiden av *BAADER Gutting Solution*» (*BAADER, u.å-b*). *Kombiner en BAADER 144 med BAADER 1570 Speed Feed System er det "Verdens eneste høyhastighets sløyemaskin som kan operere praktisk talt uten menneskelig innblanding på industrielt nivå"*(*BAADER, u.å-a*). Informasjonen som blir produsert i sub-tasks blir lagret i et dataprogram. Selskapet Maritech lever dataprogram som kan registrere informasjon og data i prosesseringen av laks (*Maritech, u.å-b*), pakking (*Maritech, u.å-a*) og logistikk med levering (*Maritech, u.å-c*).



Figur 24. Slakteri linje, hentet fra (SinkabergHansen, 2021)

## 4.2 Hvor finner man KI i akvakultur?

### 4.2.1 Hvor brukes KI i produksjonsprosessen for akvakultur? Resultater fra rapid literature review.

I denne oppgaven har jeg analysert seksten artikler som handler om kunstig intelligens i akvakultur vedlegg 1. Et interessant funn er at tidspunkt for publisering av artiklene viser at kunstig intelligens begynner å bli et ganske aktuelt tema for produksjon innenfor akvakultur. En artikkel er fra år 2020, fem artikler er fra år 2021, 4 artikler er fra år 2022 og seks artikler er fra år 2023. I vedlegg 1 ser en oversikten over artikler brukt i rapid literature review (RLR). Ut fra litteraturen laget jeg (tabell 5) som viser hvor mange ganger KI-teknologier og ikke KI-teknologier blir brukt i rapid literature review (RLR). Utfra rapid literature review (RLR), analyserte jeg de seksten artiklene etter hvor KI-teknologi kunne bli brukt innenfor produksjon i akvakultur. Tabell 6 viser oss koden i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen stigende fra stamfisk til slakteri, hva sub-task som er brukt fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen og hvor mange ganger KI-teknologi fra rapid literature review (RLR) ble plassert innen for sub-task.

Tabell 5. Oversikt over teknologi i rapid literature review (RLR)

Teknologi	Antall ganger brukt i Rapid literature review (RLR)
Kunstig intelligens	12
Maskinlæring	11
Internet Of Things	7
Computer vision	4
Deep Learning	4

Artificial neural networks	3
Cloud computing	3
Machine vision	2
Image detection	1

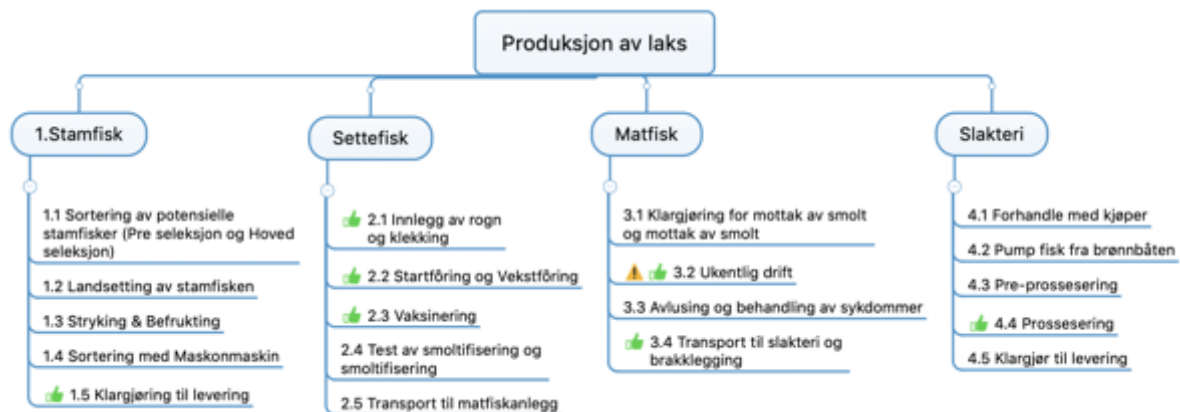
Tabell 6. Kodebok over sammenheng mellom rapid literature review (RLR) og hierarkisk oppgaveanalyse (HTA)

Kode fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA)	Sub-task fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA)	Hvor mange ganger KI-teknologi ble plassert i sub-task fra rapid literature review (RLR)
1.5.1	Sjekke vannkvalitet hos kunde	8
2.1.7	Mål vannparameter i inntaksvann og klemkebakkene, daglig	8
2.2.1	Mål vannparameter i karene, daglig	8
2.2.8	Snitttelling av vekt ukentlig	3
2.3.6	Kalkulerer bilde utfra vekt og lengde mtp injeksjon av vaksine	3
3.2.1	Fôring av laksen	7

3.2.2	Observere laksen igjennom undervannskamera i merden	8
3.2.3	Fjern dødfisk og fordel dødfisken inne kategorier som sår, kjønnsmoden og deformiteter	2
3.2.5	Mål vannparameter daglig	8
3.2.6	Registrere verdier fra biomassemåler	5
3.2.7	Tell lus (Hver 7 dag)	3
3.2.9	Ta et prøveuttak fra anlegget for å sjekke for meldepliktige sykdommer	1
3.4.6	Gjennomgang av utsett	1
4.4.1	Sortere etter størrelse (Sensor i løpebånd)	3

Kunstig intelligens og relaterte teknologier kan brukes i én deloppgave av stamfisk. De brukes i fire deloppgaver av settefisk, åtte deloppgaver av matfisk, og en deloppgave av slakteri. I rapid literature review er det viktig å poengtere at mesteparten av artiklene ikke nevner spesifikt produkt med KI, men heller om å forske og utvikle produkt med KI innenfor akvakultur internasjonalt. Så hvordan informasjonen om KI-teknologien fra rapid literature review (RLR) passer inn i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen, er basert på mitt inntrykk av informasjonen hentet fra rapid literature review (RLR).

Ut fra KI-teknologien kan en resonere seg frem til hvor den kan passe best inn i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen min. Her er et enkelt diagram (figur 25) som viser hvor KI-teknologien kan anvendes utfra rapid literature review (RLR). I figur 25 viser en grønn tommel foran ulike sub-task, det betyr at en kan anvende KI-teknologier i sub-tasken. I sub-task 3.2 *Ukentlig drift* er det plassert en varseltrekant. Varseltrekanten indikerer hvor mesteparten av KI-teknologien kan anvendes i følge rapid literature review (RLR).



Figur 25. Diagram over hvor en kan anvende KI-teknologi i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen, som identifisert basert på Rapid Literature review (RLR).

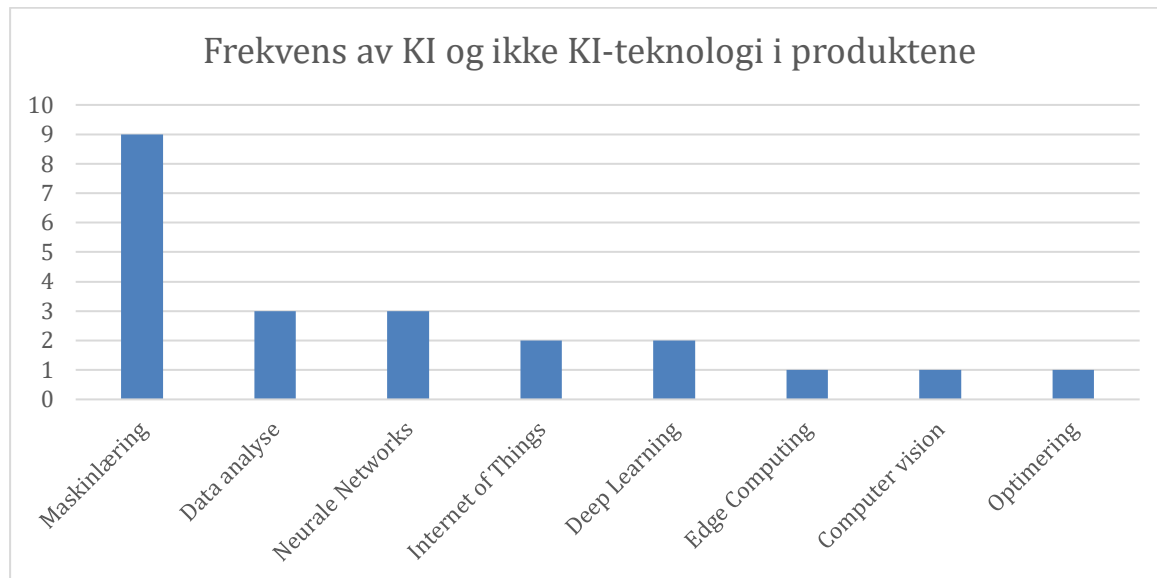
#### 4.2.2 Hvilke KI-produkter brukes i akvakultur produksjonsprosessen i Norge?

I produksjonskjeden av laks i dag så har en mange ulike produkt som inneholder KI-teknologi som gjør produksjonen mer bærekraftig og mer skånsom for fisken. Basert på funnene mine i 3.3 laget jeg vedlegg 3. Ut fra teorien i 2.2.3 *Computer vision/Machine vision/ Image processing*, så kan en anta at disse teknologiene (computer vision, image detection og image processing) allerede er integrert i produktet med maskinlæring. Produktene er inneholder KI-teknologi, har kamera og sensorer produserer input data.

Mesteparten av disse produktene i vedlegg 3, er allerede i bruk i produksjon av laks langs norskekysten. Syv av de tretten produktene med KI-teknologi eller ikke KI-teknologi er rettet mot velferdsproblem i matfiskleddet av produksjonskjeden til laks.



Produktene Aquaticode SORTpro og Aquaticode SORTmini er opprinnelig et produkt begrenset for produksjon av laks i Chile, men kan også anvendes her i Norge. Jeg har lagde et diagram (figur 26) i Excel, som viser frekvens av KI og ikke KI-teknologi i produktene.



Figur 26. Frekvens av KI og ikke KI-teknologi

## 5 Diskusjon

### 5.1 Hva bidrar masteroppgaven med?

Hele samfunnet blir preget av kunstig intelligens, også akvakulturnæringen. Jeg har i denne masteroppgaven prøvd å belyse hvor KI-teknologier allerede er i produksjonskjeden til laks, og potensiale for videre bruk. Masteroppgaven bidrar med å vise hvor en kan bruke KI-teknologi i produksjon av ulike marine arter internasjonalt (Barbedo, 2022) og KI-teknologi i dagens produksjon av laks i Norge (Aquabyte, u.å-b). Masteroppgaven viser oss hvilke utviklere av produkt med KI-teknologier som finnes i produksjonen av laks i Norge og hva kompetanse disse ulike selskapene har. I løpet av oppgaver med rapid literature review (RLR) og hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) får en et overblikk over løsninger for produksjon av laks i Norge og hvilke KI-teknologier som forskes på internasjonalt.

Masteroppgaven viser at mesteparten av kunstig intelligens i produksjonskjeden til laks, fokuserer på å overvåke ulike faktorer som spiller inn på fiskevelferden, fiskehelsen, miljøet i anlegget og miljøet rundt anlegget. Jeg håper at masteroppgaven kan bidra til nysgjerrighet, og at noen kan fordype seg i noen av funnene som har blitt gjort i denne oppgaven. Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen åpner for videre studie med enten en task (3. *Matfisk*) eller en sub-task (4.4 *Prosessering*). Informasjonen om alle sub-task i produksjonen av laks som produsere informasjon eller data er allerede funnet og registeret i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen. I denne oppgaven går jeg ikke inn så dypt i de ulike leddene i produksjonsprosessen av laks.

## 5.2 Hva kunne blitt gjort annerledes?

I masteroppgaven gjorde jeg bare en rapid literature review (RLR) av KI i akvakultur internasjonalt. Her er det mulig å gjøre en mer omfattende litteratur undersøkelse om KI i akvakultur internasjonalt. Mitt resultat av rapid literature review (RLR) dekker en liten del av litteraturen som er skrevet om KI i akvakultur internasjonalt. Ut fra resultatene fra rapid literature review (RLR) og hierarkisk oppgaveanalyse (HTA), er muligheten for å fordype seg mer i produksjonsprosessen av laks med KI er stor, og undersøke hvordan KI kan bli en viktig del av akvakultur internasjonalt.

En ting som kunne blir gjort annerledes, er å samle inn data fra flere ansatte i næringen, oppdrettsselskap og selskap som holder på å utvikle produkt med KI-teknologi til å bygge en mer detaljert hierarkisk oppgaveanalyse (HTA). Innsamlingen av data til hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) har i hovedsak basert seg på min tidligere arbeidspraksis og erfaring.

Ved en spørreundersøkelse så kunne en brukt maskinlæring for å finne ut ulike trender i svarene. Kanskje en da kunne funnet trender, muligheter og begrensninger av teknologien som en ikke har tenkt på.

En annen ting som kunne vært gjort i tillegg er å finne mer teori innenfor kunstig intelligens. Da ville teorien i masteroppgaven være bredere, mesteparten av oppbyggingen av teori delen i denne masteroppgaven kommer fra Russell & Norvig, 2022.

Det ville også vært en styrke og avtalt et samarbeid med en bedrift som tilbyr et produkt med KI-teknologi. Et eksempel er å samarbeide med Bioplan for å se hva som skiller dem fra andre produksjonsplanlegging- programmer som andre leverandører har. Jeg kunne også sett på utfordringer med Cagesense. Her kunne en indentifisert ulike farer og faktorer som kan påvirke Cagesense produktet som vannparameter, elektriske forstyrrelse fra ulike komponenter. Det ville også vært en styrke for masteroppgaven med et dypere søk etter produkt med KI-teknologi i produksjonskjeden til laks. Det finnes nok mer produkt enn hva som kom fram i søket i 3.3 *Ulike produkt med KI-teknologier og ikke KI-teknologier brukt i produksjon av laks i dag.*

### **5.3 Hva er de viktigste funnene?**

Tidligste funnet i masteroppgaven var at kunstig intelligens er bygd opp av så mange forskjellige teknologier. Teknologiene har mange ulike oppbygginger når det kommer til analysering/beregning av inputdata, og hvordan de ulike teknologiene behandler inputdaten til å bli output data.

Et av funnene er at mesteparten av KI-teknologi som finnes allerede er i hovedsak rettet mot velferdsproblemene i matfiskleddet av produksjonskjeden av laks i Norge. Det er nok på grunn av at mesteparten av investering og resursene for mulighetene til produkt med kunstig intelligens ligger i dette leddet. Dette har nok sammenheng med at maskinlæring er den typen KI-teknologi som er mest utbredt i produksjon av laks i Norge. Samtidig har jeg funnet at KI-teknologi kan være til stede i alle ledd av produksjonen. I rapid literature review (RLR) undersøkelsen min ble det funnet seks teknologier som kan betegnes som en KI-teknologi der maskinlæring er den typen KI-teknologi som blir nevnt elleve ganger i akvakultur på et internasjonalt nivå. Resultatet av rapid literature review (RLR) indikerer at KI-teknologi og ikke KI-teknologi i akvakultur, er et område som blir forsket på internasjonalt.

Maskinl ring er KI-teknologien som tilbys i fleste av produktene som inneholder kunstig intelligens, for i akvakultur pr i dag. Maskinl ring kan trenes opp til   analysere bilder, videoer og andre digitale input data. De ulike ikke KI-teknologiene med KI-teknologi er viktig, for utviklingen digitalt i produksjon av laks nasjonalt og internasjonalt. Et viktig funn i oppgaven er at ikke KI-teknologiene er viktige for samspillet mellom de ulike KI-teknologiene. *"KI er hardcore-funksjonen til IoT for applikasjon i SAMS, som styrer alle driftssensorer, mobil- eller nettverkstilkobling, og sm  eller kompakte enheter gjennom komplekse algoritmer"* (Yadav et al., 2023). Funnet av at ikke KI-teknologien, Internet of Things var den nest viktigste brukte teknologien i rapid literature review (RLR) unders kelsen overrasket meg. I rapid literature review (RLR) unders kelsen min ble Internet of Things nevnt syv ganger, bare maskinl ring og kunstig intelligens ble nevnt mer. For   oppsummere funnene av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) og rapid literature review (RLR), og andre funn, har jeg satt de viktigste funnene i en punktliste:

- Mesteparten av produkt med KI-teknologi er rettet mot matfisk.
- Produkt med KI-teknologi blir utviklet for   sikre god fiskevelferd
- Maskinl ring er den typen KI-teknologi som er mest i produksjon av laks (figur 26)
- Internet of Things er den ikke KI-teknologien som er mest i produksjon av laks (figur 26)
- De er muligheter for KI i alle ledd av produksjon av laks (tabell 6)
- Maskinl ring er den typen KI som blir brukt mest i forskning p  akvakultur internasjonalt (tabell 5)
- Maskinl ring er den typen KI-teknologi som blir nevnt mest i rapid literature review (RLR) (tabell 5)
- Internet of Things er den typen ikke KI-teknologi som blir nevnt mest av alle ikke KI-teknologiene i rapid literature review (RLR) (tabell 5)
- Samspillet mellom KI-teknologi og ikke KI-teknologi er viktig for utviklingen av sterkere KI-teknologi i fremtiden
- Kamera og sensorer produserer input data for KI-teknologiene.
- Produkt med KI-teknologi kan erstatte behovet for menneskelig arbeidskraft (HTA, 2.3 Vaksinerings)

## 5.4 Hvordan kan man bruke funnene

Funnene i denne masteroppgaven er bare en generell oversikt over hvor en finner KI i akvakultur internasjonalt, produksjonskjeden til laks og hvilken type KI-teknologi en finner mest av. Selv om funnene handler om KI i akvakultur for laks, kan en bruke funnene å fordype seg i andre sektorer som har tett tilknytting til akvakultur i Norge og internasjonalt. En kan for eksempel bruke funnene om KI-teknologien til å fordype seg i å bruke kunstig intelligens mot rømt oppdrettslaks i elvene (Lorentzen, 2024) og hvordan bruke maskinlæring til å velge ut de beste rekene og perleøsters (Zenger et al., 2019) og hvordan en kan implementere KI-teknologi i slakteri som bearbeider fisk (Liu et al., 2022). Funnene fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) og rapid literature review (RLR) viser at de omhandler samme KI-teknologier og ikke KI-teknologier. Funnene om KI-teknologiene og de andre teknologiene i denne masteroppgaven kan en bruke som inspirasjon til å skrive om hvor KI-teknologier passer best inn, i tradisjonell produksjon, produksjon offshore, produksjon på land, lukket produksjon i sjø eller semilukket produksjon i sjø for laks eller andre arter i internasjonal akvakultur.

## 5.5 Fordeler med KI-teknologier i akvakultur

Største fordelen med KI-teknologier i akvakultur, er for å bekjempe velferdsproblemene og andre negative faktorer i dages produksjon. Velferdsproblemer som lakselus, sykdommer, vintersår (Karlsen, 2023) og overfôring er noen av problemene i næringen.

Akvakulturnæringen er svært opptatt av å investere i ulike teknologier, produkt og prosjekt for å bekjempe problemene. Eksempler på dette er Spillfree, der dem har utviklet et produkt som ved hjelp av KI-teknologien maskinlæring hjelper å styre fôringen i matfiskanlegg for å unngå fôrspill og overfôring (Spillfree, u.å) og Stingray med maskinlæring analysere om laksen har lakselus på seg for også skyte en laserstråle for å avlive den (Stingray, u.å).

Det er mange fordeler med å ha KI-teknologi i produkter som en bruker i akvakultur. I rapid literature review (RLR) analyserte jeg en metastudie om de ulike fordelene med KI i akvakultur (Mandal & Ghosh, 2023). Artikkelen nevner at KI-teknologier i akvakultur gir oss mange fordeler som for eksempel en mer autonom drift av oppgaver som telling av lus, fôring av laksen, tidlige sykdomsdeteksjon, mer bærekraftig produksjon og måling av vannparameter. Fordelen med KI her er at en reduserer behovet for manuelt arbeid og repetitive oppgaver, gjør den daglige driften mer effektiv og frigjør mer tid til andre oppgaver som er viktige. Et eksempel er sub-task 3.2.7 *Telling av lus (Hver 7 dag)* fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen i vedlegg 2, her er det vanlig å telle for hånd ute på en båt. Bedriftene er lovpålagt å telle lus og rapportere inn til Mattilsynet hver uke (Lakselusforskriften, 2021, § 10). Denne arbeidsoppgaven krever mye arbeidskraft, økt risiko for individ rømming og menneskelig feil (Ulike personer som teller). Aquabyte er en av produktene som erstatter behovet for å gjennomføre denne arbeidsoppgaven, da ved bruk av maskinlæring og dataanalyse er det en godkjent måte å telle lus på og rapportere inn til Mattilsynet (Aquabyte, u.å-a). Et annet eksempel er kombinasjonen som nevnt i 4.3.4 *Slakteri med BAADER 144 maskin & BAADER 1570 Speed Feed System* viser at det sløyemaskiner på et slakteri kan fungere operere automatisk, nesten helt uten menneskelig innblanding praktisk talt kan fungere automatisk uten menneskelig påvirkning (BAADER, u.å-a).

Noen fordeler med KI-teknologier i akvakultur er at:

- I stand til å analysere og behandle komplekse data fra sensorer og lagret data fra tidligere produksjoner på anlegget (Gladju et al., 2022 sitert i Mandal & Ghosh, 2023).
- Analyserer og behandler data effektivt, og kan dermed legge til rette for å ta beslutninger for den mest optimale driften kjappere (Gladju et al., 2022 sitert i Mandal & Ghosh, 2023).
- Kan optimalisere fôring av laksen, styring av vannparameter og andre faktorer som spiller inn på fiskevelferd og fiskehelsen (Chiu et al., 2022 sitert i Mandal & Ghosh, 2023).
- Analyserer fisken ut fra miljøforhold, fysiologiske data og adferdsmønsteret til laksen. Når en oppdager sykdom eller parasitter som lakselus, kan en minimere spredningen og i iverksette tiltak kjappere (Barreto et al., 2022 sitert i Mandal & Ghosh, 2023).

KI-teknologier kan brukes i akvakultur til å optimalisere produksjonen mer ved å analysere og behandle sanntidsdata. Sitatet fra (Chiu et al., 2022 sitert i Mandal & Ghosh, 2023) forklarer denne fordelten slik: *"Gjennom overvåking og analyse kan KI justere fôring, oksygenering og andre variabler for å møte de spesifikke behovene til fiskepopulasjoner, noe som resulterer i forbedrede vekstrater, fôrkonverteringseffektivitet og ressursutnyttelse"*. Siden KI-teknologier kan optimalisere produksjonen, kan den også optimalisere en bærekraftig produksjon for miljøet i havet. I artikkelen fra (Alshater et al. 2023 sitert i Mandal & Ghosh, 2023) beskriver dem fordelten slik: *"«KI kan bidra til bærekraftig akvakulturpraksis ved å optimalisere ressursbruken og minimere miljøpåvirkningene. Ved å analysere data om vannkvalitet, energiforbruk og avfallshåndtering, kan KI-algoritmer optimere driften for å redusere det økologiske fotavtrykket til akvakulturanlegg"*.

I løpet av hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen, så ser en at det er mye manuelle registreringer av informasjon om død rogn, død laks, vannparameter, lus, mottak av smolt osv. I produksjonen av laks er det mye registrering som en er lovpålagt å registrere. I akvakultursdriftforskriften § 10. *Journalføring (Akvakultursdriftforskriften, 2008)* blir det forklart hva et akvakulturanlegg skal minst ha registrert og holde oppdatert i driftsjournalen, som er:

- Akvakulturdyr og akvakulturdyrprodukter tatt inn til og ut fra akvakulturanlegget, inkludert opprinnelsessted og mottakssted.
- Dødelighet per produksjonsenhet som er relevant for produksjonsformen.
- Resultater av helsekontroller: antall gjennomførte helsekontroller, prøveuttak, foretatte undersøkelser, diagnoser og gjennomførte behandlinger.

Så mesteparten av informasjonen og dataen hentet fra hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) tabellen, blir bare brukt til å registrere inn til myndighetene.

En av fordelene med KI i akvakultur er at alle disse punktene som blir nevnt ovenfor av (Akvakultursdriftforskriften, 2008), der kan KI-teknologier hjelpe med å registrere mer nøyaktig. Siden en har mange produkt med KI-teknologier som samler inn data over lengre tid (HTA kode, 3.2 *Ukentlig drift*) vil dataen som KI samler inn gi oss et bedre bilde over de faktorene som vi registrerer over lengre tid.

Utfra funnene angående produksjon av laks i Norge i 5.3 *Hva er de viktigste funnene?*

Indikerer det at maskinl ring er den KI-teknologier som er mest anvendt. Grunnen til dette er at maskinl ring vil utvikle seg kontinuerlig ved en lav kostnad og tilgang til mye input data (Zhao et al., 2021).

KI i akvakultur kan bidra til bedre informasjonsflyt mellom de ulike ledda i produksjon av laks. Dette kan bidra til heilskap og sammenheng for hele historien til laksen. Da vil man kunne lette se hvordan de ulike valg i leddene i produksjonskjeden av laks p virker hverandre. Hypotetisk sett kan en kombinere maskinl ring og Cloud computing slik at en kan ha all informasjon om utsettet, fiskegruppen eller hver individ sin livshistorie.

## 5.6 Ulemper med KI i akvakultur

KI  pner opp mange muligheter, ogs  i akvakulturn ringen. Samtidig er det viktig   analysere mulige risikoer. En utfordring er at en er helt avhengig av tilgjengeligheten og kvaliteten av mye data. Kunstig intelligens trenger mye data for   fungere optimalt, s  innenfor akvakultur kan det v re vanskelig   gi den data mengden KI trenger. (Daniels et al. 2023 sitert i Mandal & Ghosh, 2023) beskriver i sin artikkel at akvakultur-spesifikke data kan v re vanskelig   f , og begrenset data kan p virke kvaliteten p  input data. Dette kan f re til at KI ikke vil klare   v re n yaktig utfra dataen den f r, da vil det bare v re i veien for produksjonen i akvakultur.

I akvakultur i Norge har vi mye data som kan brukes som input data. Etter noen  r vil utsagnet til (Daniels et al. 2023 sitert i Mandal & Ghosh, 2023) om akvakultur spesifikke data og problem rundt det, v re l st siden kunstig intelligens hele tiden er i utvikling.

En ulempe ved   implementere KI-teknologi i produkt og i akvakultur er at det er kostbart. I akvakultur kan prisen p  produkt som sensorer, f ringsystemer, produksjonsprogram, kamera, og andre produkt med KI-teknologi koste veldig mye.



De kan føre til at de små bedriftene ikke klare å investere i slike produkt som igjen kan føre til at de kanskje ikke klarer å tilfredsstille krav som kan komme fra kunder (Mustapha et al. 2021 sitert i Mandal & Ghosh, 2023).

En ulempe med kunstig intelligens i akvakultur er at en må ha kontroll uttak av de ulike produktene med KI-teknologi, slik at en sikrer at de viser riktige verdier utfra input dataen den får. En risiko er at dersom en stoler blindt på disse produktene og ikke kvalitets sikre iblant, kan den analysere input dataen gir være feil. En annen ulempe med KI i akvakultur er hensyn til etikk. En ting som kunstig intelligens krever, er innsamling av mye data. Bedriftene er skeptisk til lagringen og innsamlingen av data som fiskehelse, bedriftens prosedyrer på ulike oppgaver, markedet, kundeinformasjon og andre sensitive opplysninger (Dey & Shekhawat, 2021 sitert i Mandal & Ghosh, 2023). Ulempen med dette er at det krever svært gode løsninger når det kommer til sikkerhet og forvaltning av dataene slikt at en ikke blir utsatt for digitale innbrudd.

Dersom all informasjonen som KI samler inn forsvinner fra serveren, kan dette få store konsekvenser. Sett i lys av dette kan det være lurt å lagre informasjon både skriftlig, digitalt og på en server med høy beskyttelse slik at man har en backup i tilfelle noe skulle skje (Dey & Shekhawat, 2021 sitert i Mandal & Ghosh, 2023). En annen utfordring med KI i akvakultur er at en tar arbeidsplasser fra personer som ønsker å jobbe. Mange av slakteriene har maskiner som fileterer fisk istedenfor å bruke menneskelig arbeidskraft.

Visst KI utviklinger i fremtiden gjør at en ikke trenger personer som sitter og fôrer laksen, er det riktig å erstatte en person med en maskin visst bedriften kan spare penger? I sammendraget til en artikkel beskrives risikoen med KI i arbeidsområder slik:

*«KI har allerede erstattet menneskelig ansettelse i områder som tidligere ble antatt å være udatastyrbar. Basert på dagens trender, er den teknologiske forskyvningen av arbeidskraft spådd å bli betydelig i fremtiden – hvis det ikke kontrolleres, vil dette føre til katastrofale samfunnsmessige arbeidsledighetsnivåer» (Bruun & Duka, 2018).*

I løpet av de neste årene vil dette være en problemstilling som mange bransjer må ta stilling til. På den ene siden vil det minske risikoen for menneskelige feil og skader, men på den andre siden vil det ta fra mange personer muligheten til å jobbe.

Visst en mister jobben til en maskin med KI-teknologi som for eksempel kan fôre laksen, risikerer personer på fôringssentraler å miste jobben. Kunstig intelligens i akvakultur kan dermed bli en utfordring for sysselsetting av menneskelig arbeidskraft. Et utdrag fra artikkelen til (Mandal & Ghosh, 2023) forklarer om KI i akvakultur slik som en burde bruke det:

*"Det er viktig å merke seg at mens KI har et enormt potensial i akvakultur, bør det sees på som et verktøy som utfyller menneskelig kompetanse i stedet for å erstatte det helt. En balanse mellom KI-drevet automatisering og menneskelig inngripen er nødvendig for å maksimere fordelene og adressere begrensningene til KI i akvakultur.*

Så KI-teknologiene burde være et hjelpemiddel for mennesker i akvakultur, ikke en erstatte.

## **5.7 Muligheter for fremtidig bruk av KI i akvakultur**

I et utdrag fra rapporten (Samfunnsøkonomisk analyse, 2023) beskriver de mulighetene for kunstig intelligens i privat og offentlig sektor med at «*Produktivitetsveksten, som følger av generativ AI, gjør at verdiskapingen i perioden 2023-2040 øker med til sammen 2 000 mrd. Kroner*». Så mulighetene for kunstig intelligens i privat og offentlig sektor er store.

Mulighetene for kunstig intelligens i akvakultur er store og en har allerede en god del produkter med ulike KI-teknologier i akvakultur. I alle leddene er det stort potensial for å implementere ulike KI-teknologier. For eksempel har en i stamfisk allerede rognsortering ved hjelp av image detection i Maskon maskinene, i settefisk har Maskon vaksineringsmaskinen som kalkulerer bilde utfra vekt og lengde med tanke på injeksjon av vaksine. Matfisk har Stingray, Aquabyte, Cagesense, Bioplan, Createview EYE og Createview Lift Up som gjør ulike overvåkinger og arbeidsoppgaver på matfisk. I slakteri har BAADER maskinen som fjerner innmaten til laksen automatisk uten menneskelig innblanding.

Med KI-teknologier som image processing og image detection kan en få mye mer effektiv og nøyaktig sortering av laksen i disse tre kategoriene.

En grunn som gjør at ulike KI-teknologier har store muligheter i akvakultur er at innsamling av mye data fra vannparameter, dødelighet, fôring, biologisk fôrfaktor, økonomisk fôrfaktor, antall lus og mange andre faktorer som blir registrert enten på ulike program på pc eller for hånd i ulike permer. Selv om muligheten er der, vil det ta langt tid før en kan få nok data til å trene/lære opp ulike KI-teknologier som nevnt tidligere i 5.6 *Ulemper med KI i akvakultur*.

I løpet av rapid literature review (RLR) så ser en at KI i ulike produkt har muligheter i akvakultur. I dag finner en mest produkter med KI som har integrerte sensorer og kamera med KI-teknologi. Sensorer som kan overvåke adferden til laksen (Li et al., 2023) og kameraer som analysere om laksen har lakselus på seg (Stingray, u.å). Mulighetene for at utstysleverandører med KI-produkt eller KI-teknologier og oppdrettsselskap som går sammen for å utvikle et KI-produkt er store.

## 6 Konklusjon

Mitt formål og inspirasjon til å skrive denne masteroppgaven var å finne «*Hvor i produksjon av laks i oppdrettsnæringen benyttes KI?*». Basert på formålet med masteroppgaven tok jeg for meg tre objektiver. Første objektiv «*Beskrive produksjonskjeden i lakseoppdrett i Norge i 2023 som en sekvens av aktiviteter fra gytebestand til salg*». Produksjonskjeden av laks inneholder mange aktiviteter som produserer og utveksler mye informasjon. Aktivitetene krever enda en god del manuell arbeid, men noen av arbeidsoppgavene har enten delvis eller fullt blitt erstattet av en maskin. Leddene og aktivitetene i produksjonskjeden henger sammen ved at dårlig på rogn fra stamfisk, fører til negative konsekvenser senere i produksjonen. Kunstig intelligens brukes i alle leddene av produksjonskjeden til laks.

Mitt andre objektiv «*Beskrive hvor man finner KI i dagens produksjon av laks i Norge og av fisk internasjonalt*». De er muligheter for kunstig intelligens teknologier i alle ledd i produksjonskjeden til laks. En finner kunstig intelligens i alle leddene i produksjonskjeden til laks. Mesteparten av kunstig intelligens benyttes i matfiskeleddet. Resultatene indikerer resultatet at mesteparten av satsingen og forskning på produkt med maskinlæring er rettet mot matfiskeleddet, både i internasjonal akvakultur og produksjonskjeden til laks. En kan også se viktigheten til samspillet mellom KI-teknologi og ikke KI-teknologi for utviklingen av sterkere KI-teknologi i fremtiden. Maskinlæring (KI-teknologi) sammen med Internet of Things (ikke KI-teknologi) er et eksempel på dette.

I mitt tredje objektiv «*Beskrive Hvilke KI-relaterte produkter er anvendte i dagens produksjon av laks i Norge*», produktene som Stingray og Aquabyte brukes for å sikre en god fiskevelferd. Maskon vaksineringsmaskin og Maskon sorteringsmaskin (Rogn) brukes for å ha en effektiv vaksinerings eller sortering av rogn. Kamera og sensorer i produktene produserer input data for KI-teknologiene.

Etter å arbeidet med denne masteroppgaven er det tydelig at KI og ikke KI-teknologi produkt er kommet for å bli i produksjonskjeden til laks og starter å bli en viktig del av internasjonal akvakultur.

## 7 Referanseliste

- Afewerki, S., Asche, F., Misund, B., Thorvaldsen, T. & Tveteras, R. (2023). Innovation in the Norwegian aquaculture industry. *Reviews in Aquaculture*, 15(2), 759-771.
- Ainsworth, L. K. & Kirwan, B. (1992). *A Guide To Task Analysis*. Taylor & Francis Group.
- AKVA group. (u.å-a, u.å). *AKVA observe*
- Intelligent fôrassistent*. AKVA group. <https://www.akvagroup.no/akva-observe/>
- AKVA group. (u.å-b, u.å). *Post-Smolt RAS*. Akva group. <https://www.akvagroup.no/landbasert/nokkelferdige-leveranser/post-smolt-ras/>
- Akvakultursdriftforskriften. (2008). *Forskrift om drift av akvakulturanlegg* (FOR-2008-06-17-822). Lovdata. <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2008-06-17-822>
- Aquabyte. (u.å-a, u.å). *Aquabyte LICE*. Aquabyte. <https://www.aquabyte.no/produkt/welfare/>
- Aquabyte. (u.å-b, u.å). *Møt dagens utfordringer innen oppdrett*
- Datadrevet fiskevelferd*. Aquabyte. [https://www.aquabyte.no/?gad\\_source=1&gclid=Cj0KCQjw-mvBhDwARIsAA-Q0Q5ROZwVXGqNcnClvG1ZxmnGKHoxm3xVks0U4I4EZ1hIXnj6hRj-VgEaAiiKEALw\\_wcB](https://www.aquabyte.no/?gad_source=1&gclid=Cj0KCQjw-mvBhDwARIsAA-Q0Q5ROZwVXGqNcnClvG1ZxmnGKHoxm3xVks0U4I4EZ1hIXnj6hRj-VgEaAiiKEALw_wcB)
- Aquaticode. (u.å-a, u.å). *SORTmini*. Aquaticode. <https://aquaticode.com/sortmini/>
- Aquaticode. (u.å-b, u.å). *SORTpro*. Aquaticode. <https://aquaticode.com/sortpro/>
- Barbedo, J. G. A. (2022). A Review on the Use of Computer Vision and Artificial Intelligence for Fish Recognition, Monitoring, and Management. *Fishes*, 7(6), Artikkel 335. <https://doi.org/10.3390/fishes7060335>
- Benchmark Genetics. (u.å, u.å). *Kundeservice og Oppfølging*. Benchmark Genetics. <https://www.bmkgenetics.com/no/about/om-oss/kundeservice-og-oppfolging/>
- Biography.com Editors. (April 2, 2014, Juli 22, 2020). *Alan Turing Biography*. A&E; Television Networks. <https://www.biography.com/scientists/alan-turing>
- Bioplan. (u.å, u.å). *AI/powerd production planning for aquaculture*. Bioplan. <https://bioplan.ai/>
- Bjerkestrand, B., Bolstad, T. & Hansen, S., J. (2013). *Akvakultur VG2: Havbruk i Norge*. Forlaget Vett & Viten, Drammen.
- Britannica, T. E. o. E. (2024, 08.03.2024). *Turing test*. Britannica. <https://www.britannica.com/technology/Turing-test>
- Bruun, E. P. & Duka, A. (2018). Artificial intelligence, jobs and the future of work: Racing with the machines. *Basic Income Studies*, 13(2), 20180018.
- BAADER. (u.å-a, u.å). *BAADER 144, Gutting and Inspection of Salmon, Sea Trout and Coho*. BAADER. <https://fish.baader.com/products/baader-144>
- BAADER. (u.å-b, u.å). *BAADER 1570*, *Speed feed system for salmon gutting solution*. BAADER. <https://fish.baader.com/products/baader-1570>
- Cagesense. (u.å, u.å). *Trådløs miljøsensorikk for framtidens oppdrettsanlegg*. WaterLinked. <https://cagesense.no/>
- Cermaq. (u.å). *Stamfisker kan bli ganske store* [Illustrasjon]. Cermaq. <https://www.cermaq.no/v%C3%A5r-produksjon/verdikjeden/genetikk-og-stamfisk>
- Coursera staff. (2023, 29.11.2023). *What is Task Analysis?* Coursera. <https://www.coursera.org/articles/task-analysis>

- Createview. (u.å-a, u.å). *CView Eye*. Createview. <https://createview.ai/cview-eye/>
- Createview. (u.å-b). *CView LiftUp* [Illustrasjon]. Createview. <https://createview.ai/cview-liftup-scanner/>
- DatabaseTown. (u.å). *Computer Vision Vs Machine Learning* [Illustrasjon]. DatabaseTown. <https://databasetown.com/computer-vision-vs-machine-learning/>
- de Maya, B. N., Komianos, A., Wood, B., de Wolff, L., Kurt, R. E. & Turan, O. (2022). A practical application of the Hierarchical Task Analysis (HTA) and Human Error Assessment and Reduction Technique (HEART) to identify the major errors with mitigating actions taken after fire detection onboard passenger vessels. *Ocean Engineering*, 253, 111339.
- Diaper, D. & Stanton, N. (2003). The handbook of task analysis for human-computer interaction.
- Ebrahimi, S. H., Ossewaarde, M. & Need, A. (2021). Smart Fishery: A Systematic Review and Research Agenda for Sustainable Fisheries in the Age of AI. *Sustainability*, 13(11), Artikkel 6037. <https://doi.org/10.3390/su13116037>
- Egeland, E. S. (2022, 27.07.2022). *HACCP*. Store norske leksikon. <https://snl.no/HACCP>
- Ellingsen, S. (u.å). *Lokaliteter* [Illustrasjon]. Ellingsen Seafood. <https://www.ellingsenseafood.no/matfiskanlegg/>
- Fudge, M., Higgins, V., Vince, J. & Rajaguru, R. (2023). Social acceptability and the development of commercial RAS aquaculture. *Aquaculture*, 568, Artikkel 739295. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2023.739295>
- Gigante Salmon. (u.å, u.å). *Fiskeoppdrett på land*. Gigante Salmon. <https://gigantesalmon.no/baerekraft/landbaserte-anlegg/?lang=en>
- Grassini, S. (2023). Shaping the Future of Education: Exploring the Potential and Consequences of AI and ChatGPT in Educational Settings. *Education Sciences*, 13(7), Artikkel 692. <https://doi.org/10.3390/educsci13070692>
- Holian, N. (2023). *Edge computing*, *Understanding the user experience* [Illustrasjon]. wipro. <https://www.wipro.com/infrastructure/edge-computing-understanding-the-user-experience/>
- IMB. (u.å-a, u.å). *What are convolutional neural networks?* IMB. <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks>
- IMB. (u.å-b). *What is a neural network?* [Illustrasjon]. IMB. <https://www.ibm.com/topics/neural-networks>
- IMB. (u.å-c, u.å). *What is computer vision?* IMB. <https://www.ibm.com/topics/computer-vision>
- IMB. (u.å-d, u.å). *What is edge computing?* IMB. <https://www.ibm.com/topics/edge-computing>
- IMB. (u.å-e, u.å). *What is serverless computing?* IMB. <https://www.ibm.com/topics/serverless>
- IMB. (u.å-f, u.å). *What is the Internet of Things (IoT)?* IMB. <https://www.ibm.com/topics/internet-of-things>
- Jensen, P., M. (2023). *Nest beste år for Erko Settefisk* [Illustrasjon]. LandbasedAQ. <https://www.landbasedaq.no/erko-settefisk-regnskap/nest-beste-ar-for-erko-settefisk/1531260>
- Karlsen, R., C., Sveen, L. (2023, 07.11.2023). *Verdt å vite om bakterielle sår på laks*. Nofima. <https://nofima.no/fakta/verdt-a-vite-om-bakterielle-sar-pa-laks/>

- Kim, M.-S., Kang, K.-M., Lee, J.-H. & Shin, H.-O. (2013). Comparative analysis of fishing operation with the difference of deck layout of Korean coastal large trawler. *Journal of the Korean Society of Fisheries and Ocean Technology*, 49(3), 311-326.
- Kuz, V. (2019). *Labour in fisheries: Task analysis of fishing operations on a Norwegian trawler* [Masteroppgave, UiT Norges artske universitet]. UiT Munin. <https://munin.uit.no/handle/10037/17726>
- Lakselusforskriften. (2021). *Forskrift om bekjempelse av lakselus i akvakulturanlegg*, (FOR-2012-12-05-1140). Nærings- og fiskeridepartementet. <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2012-12-05-1140>
- Lawton, G. (2023). *4 types of learning in machine learning explained* [Illustrasjon]. TechTarget. <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/tip/Types-of-learning-in-machine-learning-explained>
- Li, J., Xu, W. K., Deng, L. M., Xiao, Y., Han, Z. Z. & Zheng, H. Y. (2023). Deep learning for visual recognition and detection of aquatic animals: A review. *Reviews in Aquaculture*, 15(2), 409-433. <https://doi.org/10.1111/raq.12726>
- Liu, W. B., Lyu, J. Q., Wu, D., Cao, Y. P., Ma, Q. Q., Lu, Y. Z. & Zhang, X. (2022). Cutting Techniques in the Fish Industry: A Critical Review. *Foods*, 11(20), Artikkel 3206. <https://doi.org/10.3390/foods11203206>
- Lorberfeld, A. (2019). *Machine Learning Algorithms In Layman's Terms, Part 1* [Illustrasjon]. Towards Data Science. <https://towardsdatascience.com/machine-learning-algorithms-in-laymans-terms-part-1-d0368d769a7b>
- Lorentzen, A. E. (2024, 09.04.2024). *Vil utstyre deg med KI mot rømt oppdrettslaks*. Havforskningsinstituttet. <https://www.hi.no/hi/nyheter/2024/februar/vil-utstyre-deg-med-ki-mot-romt-oppdrettslaks>
- Maheshwari, D. (2022). *Image processing and Computer Vision* [Illustrasjon]. Medium. <https://medium.com/@divyesshm/image-processing-and-computer-vision-a90ee7403001>
- Mandal, A. & Ghosh, A. R. (2023). Role of artificial intelligence (AI) in fish growth and health status monitoring: a review on sustainable aquaculture. *Aquaculture International*. <https://doi.org/10.1007/s10499-023-01297-z>
- Maritech. (u.å-a, u.å). *Maritech Packing*. Maritech. <https://maritech.com/no/pakking-og-merking/>
- Maritech. (u.å-b, u.å). *Maritech Processing*. Maritech. <https://maritech.com/no/vare-losninger-sjomatproduksjon/processing/>
- Maritech. (u.å-c, u.å). *Timpex Connect*. Maritech. <https://maritech.com/no/vare-losninger-logistikk/timpex-connect/>
- Maskon. (u.å-a, u.å). *Rognsortering*. Maskon. <https://maskon.no/produkt/rognsortering/>
- Maskon. (u.å-b). *Rognsortering* [Illustrasjon]. Maskon. <https://maskon.no/produkt/rognsortering/>
- Maskon. (u.å-c, u.å). *Vaksinering*. Maskon. <https://maskon.no/produkt/vaksinering/>
- Matlab, S. (u.å). *Image processing and Computer vision projects* [Illustrasjon]. Matlab Simulation. <https://matlabsimulation.com/image-processing-and-computer-vision-projects/>
- Mattilsynet. (2024, 08.01.2024). *Vaksinering*. Mattilsynet. <https://www.mattilsynet.no/fisk-og-akvakultur/biosikkerhetsplan-i-akvakulturanlegg/arsaker-til-smittespredning-og-eksempler-pa-biosikkerhetstiltak/vaksinering>
- Michigan Ross, B. T. (u.å). *Tech 101: Internet of Things* [Illustrasjon]. Michigan Ross,

- Business Tech., <https://businessstech.bus.umich.edu/uncategorized/tech-101-internet-of-things/>
- Mills, S. (2007). Contextualising design: Aspects of using usability context analysis and hierarchical task analysis for software design. *Behaviour & Information Technology*, 26(6), 499-506.
- Mustapha, U. F., Alhassan, A. W., Jiang, D. N. & Li, G. L. (2021). Sustainable aquaculture development: a review on the roles of cloud computing, internet of things and artificial intelligence (CIA). *Reviews in Aquaculture*, 13(4), 2076-2091. <https://doi.org/10.1111/raq.12559>
- Noble, C., Nilsson, J., Stien, L., H., Iversen, M., Kolarević, J. & Gismervik, K. (2018). *Velferdsindikatorer for oppdrettslaks : hvordan vurdere og dokumentere fiskevelferd* (Rev. utg. utg.). Nofima.
- Nordlaks. (u.å, u.å). *Havfarmen «Jostein Albert»*. Nordlaks. <https://www.nordlaks.no/havfarmen-jostein-albert/>
- NTNU. (u.å, u.å). *Mindmanager*. NTNU.
- NVIDA Developer. (u.å, u.å). *Deep Learning*. NVIDIA Developer. <https://developer.nvidia.com/deep-learning>
- O'Donoghue, J. (2023, 03.02.2023). *A Simple Guide to Hierarchical Task Analysis*, . Make:Iterate. <https://makeiterate.com/a-simple-guide-to-hierarchical-task-analysis/>
- Optoscale. (u.å, u.å). *Presise data gir lønnsome beslutninger*. Optoscale. <https://optoscale.no/>
- Palaniappan, K., Lin, E. Y. T. & Vogel, S. (2024). Global Regulatory Frameworks for the Use of Artificial Intelligence (AI) in the Healthcare Services Sector. *Healthcare*, 12(5), Artikkel 562. <https://doi.org/10.3390/healthcare12050562>
- PwC. (u.å., u.å). *Hva er kunstig intelligens?* PwC. <https://www.pwc.no/no/teknologi-omstilling/digitalisering-pa-1-2-3/kunstig-intelligens.html>
- Regjeringen (NOU 2023:23). (2023). *Helhetlig forvaltning av akvakultur for bærekraftig verdiskaping*. N.-o. fiskeridepartementet. <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/nou-2023-23/id2995224/?ch=4>
- Renukasoni. (2019). *Image detection, recognition and image classification with machine learning*. Medium. <https://medium.com/ai-techsystems/image-detection-recognition-and-image-classification-with-machine-learning-92226ea5f595>
- Russell, S., J. & Norvig, P. (2022). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Fourth Edition. utg.). Pearson.
- Ryu, Y. J. (2021). *Deep learning and a neural network. Deep learning neural networks are similar to biological neural networks*. [Illustrasjon]. ResearchGate. [https://www.researchgate.net/figure/Deep-learning-and-a-neural-network-Deep-learning-neural-networks-are-similar-to\\_fig2\\_355704301](https://www.researchgate.net/figure/Deep-learning-and-a-neural-network-Deep-learning-neural-networks-are-similar-to_fig2_355704301)
- Samfunnsøkonomisk analyse. (2023). *Kunstig intelligens i Norge- nytte, mulighet og barrier* (Rapport nr. 35-2023 fra Samfunnsøkonomisk analyse AS). Samfunnsøkonomisk analyse. <https://www.samfunnsokonomisk-analyse.no/nye-prosjekter/2024/1/8/kunstig-intelligens-nytte-muligheter-og-barrierer>
- Simplilearn. (2023, 11.10.2023). *What is Image Processing: Overview, Applications, Benefits and more*. Simplilearn. <https://www.simplilearn.com/image-processing-article>
- SinkabergHansen. (2018). *Klekking* [Illustrasjon]. SinkabergHansen. <https://sinkaberghansen.no/timeline/steg-2/>
- SinkabergHansen. (2021). *Slakting og foredling* [Illustrasjon]. SinkabergHansen. <https://sinkaberghansen.no/timeline/14-4-mai-2021-slakting-og-foredling/>
- Smela, B., Toumi, M., Świerk, K., Francois, C., Biernikiewicz, M., Clay, E. & Boyer, L. (2023). Rapid Literature Review: Definition and Methodology. *Journal of Market*



- Access & Health Policy*, 11(1), 2241234. <https://www.mdpi.com/2001-6689/11/1/2241234>
- Spillfree. (u.å, u.å). *Komplett løsning for optimalisering på føring*. Spillfree. <https://spillfree.no/>
- Stanton, N. A. (2006). Hierarchical task analysis: Developments, applications, and extensions. *Applied Ergonomics*, 37(1), 55-79. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2005.06.003>
- Stingray. (u.å, u.å). *Stingray-systemet*. Stingray. <https://www.stingray.no/avlusing-med-laser/>
- Susnjara, S. S., I. (2024, 14.02.2024). *What is cloud computing?* IMB. <https://www.ibm.com/topics/cloud-computing>
- Sørensen, R. S. (u.å, u.å). *Hva er kunstig intelligens?* SINTEF. <https://www.sintef.no/fagomrader/kunstig-intelligens/hva-er-kunstig-intelligens/>
- TatvaSoft. (2020). *What is Cloud Computing* [Illustrasjon]. TatvaSoft. <https://www.tatvasoft.com/blog/cloud-computing-models/>
- Urwin, M. (2023, 14.12.2023). *What is Machine Vision?* BuiltIN. <https://builtin.com/machine-learning/machine-vision>
- Web Of Science. (u.å-a, u.å). *Advanced Search Query Builder*. Web Of Science. <https://www-webofscience-com.mime.uit.no/wos/woscc/advanced-search>
- Web Of Science. (u.å-b, u.å). *Search Operators*. Clarivate. <https://webofscience.help.clarivate.com/en-us/Content/search-operators.html>
- Xiao, Y. & Watson, M. (2019). Guidance on Conducting a Systematic Literature Review. *Journal of Planning Education and Research*, 39(1), 93-112. <https://doi.org/10.1177/0739456x17723971>
- Yadav, A., Noori, M. T., Biswas, A. & Min, B. (2023). A Concise Review on the Recent Developments in the Internet of Things (IoT)-Based Smart Aquaculture Practices. *Reviews in Fisheries Science & Aquaculture*, 31(1), 103-118. <https://doi.org/10.1080/23308249.2022.2090228>
- Zenger, K. R., Khatkar, M. S., Jones, D. B., Khalilisamani, N., Jerry, D. R. & Raadsma, H. W. (2019). Genomic Selection in Aquaculture: Application, Limitations and Opportunities With Special Reference to Marine Shrimp and Pearl Oysters. *Frontiers in Genetics*, 9, Artikkel 693. <https://doi.org/10.3389/fgene.2018.00693>
- Zhao, S. L., Zhang, S., Liu, J. C., Wang, H., Zhu, J., Li, D. L. & Zhao, R. (2021). Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review. *Aquaculture*, 540, Artikkel 736724. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2021.736724>

## Vedlegg 1. Rapid literature review (RLR)

Nr. crt.	Year	Title	Authors	Journal	Publisher
1	2020	Comprehensive Review on Application of Machine Learning Algorithms for Water Quality Parameter Estimation Using Remote Sensing Data	Wagle, N; Acharya, TD; Lee, DH	Sensors and materials	MYU, SCIENTIFIC PUBLISHING DIVISION
2	2021	Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review	Zhao, SL; Zhang, S; Liu, JC; Wang, H; Zhu, J; Li, DL; Zhao, R	Aquaculture	ELSEVIER
3	2021	Applying Artificial Intelligence (AI) Techniques to Implement a Practical Smart Cage Aquaculture Management System	Chang, CC; Wang, JH; Wu, EL; Hsieh, YZ; Wu, TD; Cheng, Y; Chang, CC; Juang, JG; Liou, CH; Hsu, TH; Huang, YS; Huang, CT; Lin, CC; Peng, YS; Huang, RJ; Jhang, JY; Liao, YH; Lin, CY	Reviews in fisheries science & aquaculture	SPRINGER HEIDELBERG
4	2021	Computer Vision Models in Intelligent Aquaculture with Emphasis on Fish Detection and Behavior Analysis: A Review	Barbedo, JGA	Archives of computational methods in engineering	SPRINGER
5	2021	Overview of Smart Aquaculture System: Focusing on Applications of Machine Learning and Computer Vision	Vo, TTE; Ko, H; Huh, JH; Kim, Y	Electronics	MDPI

6	2021	Sustainable aquaculture development: a review on the roles of cloud computing, internet of things and artificial intelligence (CIA)	Mustapha, UF; Alhassan, AW; Jiang, DN; Li, GL	Reviews in Aquaculture	WILEY
7	2022	A Review on the Use of Computer Vision and Artificial Intelligence for Fish Recognition, Monitoring, and Management	Barbedo, JGA	Fishes	MDPI
8	2022	Applying Artificial Intelligence (AI) Techniques to Implement a Practical Smart Cage Aquaculture Management System	Chang, CC; Wang, JH; Wu, EL; Hsieh, YZ; Wu, TD; Cheng, Y; Chang, CC; Juang, JG; Liou, CH; Hsu, TH; Huang, YS; Huang, CT; Lin, CC; Peng, YS; Huang, RJ; Jhang, JY; Liao, YH; Lin, CY	Reviews in fisheries science & aquaculture	ELSEVIER SCI LTD
9	2022	Moving towards improved surveillance and earlier diagnosis of aquatic pathogens: From traditional methods to emerging technologies	MacAulay, S; Ellison, AR; Kille, P; Cable, J	Reviews in aquaculture	WILEY
10	2022	Self-powered sensing systems with learning capability	Alagumalai, A; Shou, W; Mahian, O; Aghbashlo, M; Tabatabaei, M; Wongwises, S; Liu, Y; Zhan, J; Torralba, A; Chen, J; Wang, ZL; Matusik, W	Joule	CELL PRESS

11	2023	A Concise Review on the Recent Developments in the Internet of Things (IoT)-Based Smart Aquaculture Practices	Yadav, A; Noori, MT; Biswas, A; Min, B	Reviews in fisheries science & aquaculture	TAYLOR & FRANCIS INC
12	2023	AI-driven surveillance of the health and disease status of ocean organisms: a review	Mandal, A; Ghosh, AR	Aquaculture international	SPRINGER
13	2023	Deep learning for visual recognition and detection of aquatic animals: A review	Li, J; Xu, WK; Deng, LM; Xiao, Y; Han, ZZ; Zheng, HY	Reviews in aquaculture	WILEY
14	2023	Emerging technologies revolutionising disease diagnosis and monitoring in aquatic animal health	Bohara, K; Joshi, P; Acharya, KP; Ramena, G	Reviews in aquaculture	WILEY
15	2023	Role of artificial intelligence (AI) in fish growth and health status monitoring: a review on sustainable aquaculture	Mustapha, UF; Alhassan, AW; Jiang, DN; Li, GL	Aquaculture International	SPRINGER
16	2023	The Application and Research of New Digital Technology in Marine Aquaculture	Zhang, HW; Gui, FK	Aquaculture International	MDPI

## Vedlegg 2. Hierarkisk oppgaveanalyse (HTA) av produksjonskjeden av laks

Main task	Kode for sub-task	Sub-tasks	Kode for utførelse av sub-task	Utførelse av sub-task	Tid	Plan for utførelse av sub-task	Data/Utveksling av informasjon om laksen
1 Stamfisk			1.1.1	Ha klart utstyr til sortering	1 dag	Gjør 1.1.1 til 1.1.11 i rekkefølge til all fisken er selektert	
	1.1	Sortering av potensielle stamfisker (Pre seleksjon og hoved seleksjon)	1.1.2	Data med dataprogrammet til sortering (Scanner, Vekt og seleksjonsliste)	1 dag		Data om fiskegruppe (Batch) som skal sorteres registrert i sorteringsprogram (Dataprogram). Blir lagret lokalt på program og pc.
			1.1.3	Ta et kast eller trengte laksen fram	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne
			1.1.4	Ta fisken opp med h�v i en kran	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne for � f� fisken opp
			1.1.5	Bed�v laksen	5 min		Muntlig kommunikasjon og data om mengde bed�velse registrert til Excel. Blir lagret individuelt lokalt p� program og pc
			1.1.6	Sorter laksen etter vekt, kj�nnsmodningsgrad, pit-tag og andre faktorer (Data selekering)	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne der personer sorterer og der andre personer registrer data i sorteringsprogram (Dataprogram). Blir lagret individuelt lokalt p� program og pc
			1.1.7	Objektiv selekering (Menneske)	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne der man kan tidlig se hva fisken skal sortere som, s� blir det registrert som data i sorteringsprogram (Dataprogram). Blir lagret individuelt lokalt p� program og pc
			1.1.8	Fordel over til 2 merder ( 1 med linje fisk og 1 med familiefisk)	1 dag		Registrer antall og hva som er i de to ulike merdene i produksjonsprogrammet og registrer ogs� i sorteringsprogram (Dataprogram). Blir lagret i batch lokalt p� program og pc
			1.1.9	Baser seg p� antallet fra pre seleksjon			Data fra seleksjonsliste fra Salmobreed
			1.1.10	Seleksjonslisten har h�gt fokus p� stamfisker med mark�rer for ILA,IPN,vekst, sykdomsresistent			Data fra seleksjonslisten blir til registrerer i sorteringsprogrammet (Dataprogram). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.1.11	Samme fremgangsm�te som pre seleksjon	1 dag		Data fra seleksjonslisten blir til registrerer i sorteringsprogrammet (Dataprogram). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
	1.2	Landsetting av stamfisken	1.2.1	Frakt stamfisken fra sj�nleppet	1-3 dager	Gj�r 1.3.1 og 1.3.2 i rekkef�lge	Data om antall fisk og hvilken merd blir registrert i produksjonsprogram (Mercatus). Blir lagret i batch lokalt p� program og pc
			1.2.2	Transporter stamfisken til kar p� land med ferskvann	1-3 dager		Data om antall fisk i hvert kar blir registrert i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret i batch lokalt p� program og pc
			1.3.1	Testing av melke 2 uker p� forh�nd	2 uker f�r stryknin	Gj�r 1.3.1 til 1.3.12 i rekkef�lge til all stamfisk er g�tt igjennom	Data om resultat blir registrert i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.3.2	Sj�kk om ho-laksen er moden ved � kjenne p� buken eller ta ultralyd			Data om modningshetgraden til ho-laksene blir registrert i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.3.3	Melken er sj�kket og ho-laksen er moden, kan man begynne strykninen			Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne om hvem som skal gj�res de ulike oppgavene.
			1.3.4	Bed�v holaksen slikt at den d�r deretter bl�gg ho laksen	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne n�r man har fullf�rt sin oppgave (F.eks n�r laksen er bed�v og bl�gget, gj�r man beskjed til personen som skal t�rke av slim osv)
			1.3.5	T�rk av slim vann og blod fra kroppen til laksen, st�kk papir i munnen og gj�llelokkene til	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne n�r man har fullf�rt sin oppgave
			1.3.6	Snitt opp laksen fra gattet	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne n�r man har fullf�rt sin oppgave
			1.3.7	Tapping av rogn i en steril b�tte	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne n�r man har fullf�rt sin oppgave
	1.3	Syrking og befruktning	1.3.8	Kontroll av veterin�r p� ho-laksen (Pr�vetaking av rognv�ske til PCR-testing av sykdommer)	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderne og veterin�ren om pr�vetakingen eventuelt bist� veterin�ren. Data om pr�vene fra de ulike ho-laksene blir registrert i produksjonsprogram (Dataprogram). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.3.9	Tapping av melke i et literm�l, deretter blanding av rogn og melke i b�tten med rogn	1 dag		Data om antall d/l melke hentet fra han-laksen og melke og rogn fra individene som blir blandet sammen registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret i batch lokalt p� program og pc
			1.3.10	Tilsetting av vann med 9.5 promille, deretter m� man vente i noen minutter	1 dag		Data om antall minutt registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.3.11	Skylling av rogn, s� desinfisering, skylling av rogn igjen ogs� til slutt svelling	1 dag		Data at man har gjennomf�rt skylling registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.3.12	Etter rogn er befrukta blir dem lagt inn p� egen avdeling i inkubatorer	1 dag		Data om antall rogn, opphav(mor & far) og hva inkubator dem ligger i, registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
	1.4	Sortering av rogn med Maskonmaskin	1.4.1	Ta ut hvite og d�de rogn, daglig		Gj�r 1.4.1 til 1.4.4 i rekkef�lge	Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.4.2	Sorter ved � bruke Maskon-maskin	Over flere dager		Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.4.3	Tapp rogn i en b�tte og t�m deretter rogn i beholderen til maskinen	1 dag		Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.4.4	Maskinen teller og sortere rogn i 3 b�tter (Kvalitet og st�relse)	1 dag		Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.4.4.1	En til rogn som g�r videre i produksjon			Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.4.4.2	En til rogn som maskinen er usikker p� (G�r igjennom maskinen en gang til)	1 dag	Gj�r 1.4.4 om igjen	Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.4.4.3	En til rogn som er avkast (Avkast rogn blir hevet i d�dfisk kv�rn)			Data om antall registreres i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.5.1	Sj�kke vannkvalitet hos kunde		Gj�r 1.5.1 til 1.5.6 i rekkef�lge	Data om m�lingene registreres i leveringsrapport
	1.5	Kl�rgj�ring til levering av rogn	1.5.2	Manuelt og visuell vurdering av rogn, godkjent rogn blir plassert i en sylinder	Over flere dager		Data registreres p� papir s� i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.5.3	Desinfiser rogn med Bufodin deretter skyll ren rogn med ferskvann			Data registreres p� papir s� i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.5.4	Kontroll telling p� st�relse (Ta litt ekstra med mtp menneskelig feil)			Data registreres p� papir s� i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.5.5	M�l opp og pakk rogn i egnert kasse med is p� det �verste brettet			Data registreres p� papir s� i produksjonsprogram (BreedControl). Blir lagret individuelt, lokalt p� program og pc
			1.5.6	Ferdigstilt og lever kassene til settfiskanlegg			Data om rognbatch i leveringsrapport

Main task	Kode for sub-task	Sub-tasks	Kode for utførelse av sub-tasks	Utførelse av sub-tasks	Tid	Plan for utførelse av sub-task	Data/Utveksling av informasjon om laksen
2	Settefisk	Innlegg av rogn og klekking	2.1.1	Desinfiser klekkeskap og Fyll opp klekkeskap med vann		Gjør 2.1.1 til 2.1.8 i rekkefølge	Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene om hvem som skal gjøre de ulike arbeidsoppgavene. Arbeidsoppgavene blir registrert i dagbok
			2.1.2	Ta i mot rogn fra isoporkasser med is	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene om hvem som skal gjøre de ulike arbeidsoppgavene. Arbeidsoppgavene blir registrert i dagbok
			2.1.3	Kontroller leveringsrapport (Mengde, temp, sykdomshistorie)	1 time		Muntlig kommunikasjon mellom stamfiskarbeiderene og settefiskarbeiderene (Evt Produksjonsleder) om leveringsrapporten. Blir registrert i produksjonsprogram (eSEAMatic)
			2.1.4	Desinfiser rogn med Bufodin deretter skylt rogn	30 min		Data blir registrert i papir (Perm)
			2.1.5	Kontroller av kvalitet og telling	30 min		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene om hvem som skal gjøre de ulike arbeidsoppgavene. Arbeidsoppgavene blir registrert i dagbok
			2.1.6	Tømme rognene i klekkekassene og deretter plasser klekkekassene inni klekkeskapene	1 time		Data om antall og kvalitet legges inni produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.1.7	Mål vannparameter i inntaksvann og klekkekassene daglig	1 time		Data om temperatur og de ulike gassene legges inni (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.1.8	Fem dødrogn og rogn med soppvekst daglig	240 døgngrader		Data om antall legges inni (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.1.9	Rogna klesker og flytter plommesekkynget til kar	240 døgngrader	Gjør 2.2.1 til 2.2.8 i rekkefølge	Data om hvilke kar som blir fylt av klekkeskap, (F.eks kar 1 til 6 ble fylt av klekkeskap 1) legges inni (eSEAMatic). Blir lagret i batch lokalt på program og pc
	2.2	Startfôring og Vekstfôring	2.2.1	Mål vannparameter i karene, daglig			Data om konsentrasjon av de ulike gassene og temperatur legges inni Produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.2.2	Fjerne død yngel daglig			Data om antall i Produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.2.3	Kontrollere og estimere hva stadium av plommesekkynget har kommet til daglig			Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene om individuell vurdering og vurdering som gruppe. Resultatet av vurderingene blir registrert i dagbok
			2.2.4	Øk temperatur til innstilt			Data om øking av temperatur blir registrert i Produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.2.5	Start og styr fôringsautomatene fra fôringsprogram på Pc som er innstilt etter biomassen i karet og fôrings tabel, daglig			Data om antall kilo utført i Produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.2.6	Håndfôring og visuell kontroll av appetitt (Omstilling av automatene), daglig			Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og registrering av antall kilo håndfôrt og om man har omstilt fôringsautomatene i fôringsprogram. Forandringer registreres i fôringsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			2.2.7	Fem daglig fôrmester, daglig			Data i papir (Dagbok)
			2.2.8	Snitttelling av vekt ukentlig			Data om nye verdier av snitttellingene blir registrert i Produksjonsprogram (eSEAMatic) og fôringsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
	2.3	Vaksinering	2.3.1	Før vaksinering	1 dag	Gjør 2.3.1 før hver vaksinering	Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og vaksinering personellet og data om innstillingene (Dosering av vaccine og bedøvelse, stille inn nåler og maskinene etter størrelse, vedlikehold av nåler og maskiner og sorter yngel klar til vaksinering i størrelsen stor eller medium) blir registrert i vaksineprogrammet. Blir lagret i batch, lokalt på program og pc
			2.3.2	Vaksinering	1 dag	Gjør 2.3.2 til 2.3.10 i rekkefølge	Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og vaskinerings personellet om arbeidsoppgavene
2.3.3			Koble slange fra kar->Bufferkar->Bedøvelseskar->Vaksineringsmaksin også slange til kar med ferdig vaksinert yngel	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og vaskinerings personellet om arbeidsoppgavene	
2.3.4			Tappe ned kar, yngelen går fra Bufferkar->Bedøvelseskar->Vaksineringsmaksin	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og vaskinerings personellet om arbeidsoppgavene	
2.3.5			Maskinen tar bilde av yngelen	1 dag		Data blir kalulert i vaksineringsprogram (Scorpion vision software) og lagret i vaksineringsprogram (Scorpion vision software). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.3.6			Kalkulerer bilde utfra vekt og lengde mtp injeksjon av vaccine	1 dag		Data blir registrert i vaksineringsprogram (Scorpion vision software). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.3.7			Yngelen blir plassert i en ledig port i vaksineringsmaskinen etter vekt og lengden	1 dag		Data blir registrert i vaksineringsprogram (Scorpion vision software). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.3.8			Stor yngel får en vaksineringsmaskin og medium yngel får en vaksineringsmaskin	1 dag		Data blir registrert i vaksineringsprogram (Scorpion vision software). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.3.9			Yngelen blir stukket med vaksinen	1 dag		Data blir registrert i vaksineringsprogram (Scorpion vision software). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.3.10			Vaksinert yngel blir pumpet til kar etter hva størrelse den har	1 dag		Data om antall og gjennomsnittsvikt blir registrert i produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.4	Test av smoltifisering og smoltifisering	2.4.1	Sjøvannstest	1 til 4 dager	Velg 2.4.1 eller en sub-task fra 2.4.	Data om konsentrasjon av plasmaklorid i blodet etter 24-48-72-96 timer i sjøvann i produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
		2.4.2	ATPase aktivitet og PCR-ATP- test	1 time	Velg 2.4.2 eller en sub-task fra 2.4.	Data om prøver av et utvalg smolt i produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
		2.4.3	Lysstyring	Over flere uker	Velg 2.4.3 eller en sub-task fra 2.4.	Data om lysstyringsregime i produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
		2.4.4	Fôrbasert	Over flere uker	Velg 2.4.4 eller en sub-task fra 2.4.	Data om antall kilo med spesial fôret for smoltifisering i produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
		2.4.5	Sjøvannstiltsetning	Over flere uker	Velg 2.4.5 eller en sub-task fra 2.4.	Data om antall liter/kubikk tilsett gradvis i kar i produksjonsprogram (eSEAMatic). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc	
2.5	Transport til matfiskanlegg	2.5.1	Brønnbåt til anlegget	1 dag	Gjør 2.5.1 til 2.5.3 i rekkefølge	Data om brønnbåt og antall tonn til leveringsrapport	
		2.5.2	Tappe ned kar	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene om alt er klarlagt til å levere til brønnbåt.	
		2.5.3	Pumpe smolten ombord i brønnbåten	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og brønnbåt personell om hvordan arbeidsoperasjonen går og data om antall tonn smolt og oksygen i kar blir registrert i leveringsrapport (Data på individuell nivå)	
		2.5.4	Overvåk vannparameter i tankene til brønnbåten	1 dag	Brønnbåt gjør 2.5.4	Muntlig kommunikasjon ombord i brønnbåt og data om oksygen i brønn og fiskevelferd blir registrert i leveringsrapport	

Main task	Kode for sub-task	Sub-tasks	Kode for utførelse av sub-tasks	Utførelse av sub-task	Tid	Plan for utførelse av sub-task	Data/Utveksling av informasjon om laksen
3 Matfisk							
	3.1	Klargjøring før mottak av smolt og mottak av smolt	3.1.1	Klargjør av merd (Førsystem,Lift Up, fuglenett,Jodd, fortøyninger, luselaser (Stingray)	1 dag	Gjør 3.1.1 til 3.1.3 i rekkefølge	Register data i Mercatus blir enten gjort selv eller av service selskap
			3.1.2	Førmottak	1 dag		Registrer data i produksjonsprogram (Mercatus) og føningsprogram (Fluctus) om type før,antall tonn, produsent. Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			3.1.3	Avtal med førbåt om ubemanna levering	1 dag		Registrer data i produksjonsprogram (Mercatus) og føningsprogram (Fluctus) om type før,antall tonn, produsent, leveringsstidspunkt. Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			3.1.4	Mottak av smolt	1 dag	Gjør 3.1.4 og 3.1.6 i rekkefølge	Data som dato levert, antall,vekt, hvor smolten kommer fra, vaksiner og smoltprodusent blir registrert i produksjonsprogram (Mercatus) føningsprogram (Fluctus) og egen perm. Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			3.1.5	Brønnbåt kommer til merd	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom brønnbåt og personell på flåten om plassering av brønnbåt, frekvens på pumpene og hvor mye smolt i minuttet som blir pumpet ut
			3.1.6	Se over leveringspapiret fra brønnbåten, veterinærattesten fra settefiskanlegget og skriv under	1 dag		Data i produksjonsprogram (Mercatus) blir lagret individuelt, lokalt på program og pc og perm om antall smolt, sykdomshistore, produsent og veterinærattest
	3.2	Ukentlig drift	3.2.1	Føring av laksen	Daglig	Gjør 3.2.1 til 3.2.6 i rekkefølge	Individuell data om hvor mye som blir ført ut i hver merd, kalbering av førsystemet, øking/minking/stopp i føring i produksjonsprogram (Mercatus) og all data blir automatisk registrert i føningsprogram (Fluctus)
			3.2.2	Observere laksen igjennom undervannskamera i merden	Daglig		Data om laksen sin helsetilstand, lengde, vekt, gjennomsnittsvekt og andre målbare parameter blir registrert i produksjonsprogram (Mercatus) eller eventuelt på program til produktet (AquaByte, Stingray). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			3.2.3	Fjern dødfisk og fordel dødfisken inne kategorier som sår, kjønnsmoden og deformiteter	Daglig		Data om antall av ulike typer dødfisk i de forskjellige kategoriene blir registrert i produksjonsprogram (Mercatus). Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
			3.2.4	Mål nivå av pH i enslasje jevnlig og avtal levering av enslasje i forkant (Biosikkerhet)	Daglig		Data om pH nivå registreres i perm
			3.2.5	Mål vannparameter daglig	Daglig		Data om vannparametere registreres i produksjonsprogram (Mercatus) og i dagbok. Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc, så på papir form i dagboken
			3.2.6	Registerer verdier fra biomassemåler	Daglig		Data i produksjonsprogram (Mercatus). Blir lagret lokalt på program og pc
			3.2.7	Tell lus (Hver 7 dag)	Hver 7 dag	Gjør 3.2.6 hver syvende dag	Register data i produksjonsprogram (Mercatus) om antall lus, mengde bedøvelse og antall fisk
			3.2.8	Visst lusetelling viser at man kommer til å oversteige lusetallene, må man avluse		Gjør 3.2.1 til 3.3.11 i rekkefølge	Data om oversteiget lusetal blir registrert i produksjonsprogram (Mercatus) og i dagbok. Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc, så på papirform i dagboken
			3.2.9	Ta et prøveuttak fra anlegget for å sjekke for meldepliktige sykdommer		Gjør 3.2.9 en gang i måneden	Data i produksjonsprogram (Mercatus) og hos veterinær. Blir lagret individuelt, lokalt på program og pc
	3.3	Avlusing og behandling av sykdommer	3.3.1	Visst man skal behandle/avluse eller sende laksen til slakt, må den sultes			Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og føringssentral om hvilke merder som skal settes på sulting og hvortid, begge parter skriver det dem ble enig om i dagbok (Data) og register forandringer i føningsprogram (Mercatus)
			3.3.2	Skriv av føring i valgte merder i føningsprogrammet etter prosedyren i bedriften	5-7 dager		Individuell data i produksjonsprogram (Mercatus)
			3.3.3	Ringe til brønnbåt og avtale behandling og selskap med ROV for kontroll før og etter behandling	1 dag		Munnleg kommunikasjon med brønnbåt og ROV-selskap om hvilke merder som skal avluses/behandles og arbeidsoppgaver under avlusingen/behandles og register data individuelt om hva som ble avtalt i dagbok
			3.3.4	Behandlingsmøte der veterinær stiller med veileder til avlusingen	1 dag		Munnleg kommunikasjon mellom arbeiderene og veterinær om avlusingen/behandlingen, hva som må gjøres og ulike ansvarsområder for de forskjellige partene og data om det som blir avtalt på mail.
			3.3.5	Klargjør til avlusing	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene om klargjøringen og data om hvilke merder som er klargjort i dagbok
			3.3.6	Brønnbåten starter å pumpe inn laksen	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og brønnbåt om trenging, pumpehastighet, oksygen i kastet/perlebandet (Logges på papir), oksygen i brønn (Logges på papir) og andre faktorer og data om hvordan avlusingen/behandlingen går og i dagbok
			3.3.7	Tell lus før den blir avlust i kastet/perlebandet, under avlusingen og etter den er ferdig avlust	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og personell på brønnbåten om under tellingene (Skriv ned pumpehastighet for å unngå å få håven i pumpen) og data i batch resultat av tellingene registreres i produksjonsprogram (Mercatus).
			3.3.8	Når all fisk har blitt avlust/behandlet så slipper man brønnbåten	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og brønnbåt personell
			3.3.9	Registrer vannparameter målingene i produksjonsprogram	1 dag		Data blir registrert individuelt i produksjonsprogram (Mercatus)
			3.3.10	Registrer antall døde laks, sår fisk og andre typer som direkte kan kobles til avlusing i produksjonsprogram	1 dag		Data blir registrert i batch, inni produksjonsprogram (Mercatus)
			3.3.11	Skriv hendelser som kan ha skjedd (ulykker, tap av fisk, rømming)	1 dag		Individuell data blir registrert i avviksprogram (Landax)
			3.3.12	Behandling av sykdommer (AGD) med ferskvann	1 dag	Gjør 3.3.2 til 3.3.8 i rekkefølge, deretter 3.3.12	Batch av data i produksjonsprogram (Mercatus)
	3.4	Transport til slakteri og brakklegging	3.4.1	Avtal med brønnbåt og slakteri om tidspunkt man beregner at laksen er stor nok	1 dag	Gjør 3.4.1 til 3.4.3 i rekkefølge	Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og brønnbåt personell om antall tonn som skal leveres
			3.4.2	Sult laksen etter prosedyre, så klargjøring til levering	1 dag		Muntlig kommunikasjon om hva som må fjernes (Lift Up, Lodd, Spreder, fuglenett) og hva som må gjøres klart (Kastenet eller perleband)
			3.4.3	Brønnbåt begynner å pumpe fisken inn til den er full lastet	1 dag		Muntlig kommunikasjon mellom arbeiderene og brønnbåt personell om antall tonn som skal leveres, pumpehastighet, trenging og andre faktorer og individuell data om antall leverte tonn registreres i produksjonsprogram (Mercatus) og føningsprogram (Fluctus)
			3.4.4	Brønnbåten overvåker vannparameterne i tankene	under transport	Brønnbåt gjør 3.4.4	Batch av data blir registrert i leveringsrapport
			3.4.5	Fjern alt fra merd så reingjør og desinfiser deretter ferdigstilte brakkleggingsprosessen	1 uke	Gjør 3.4.5	Data i dagbok og produksjonsprogram (Mercatus)
			3.4.6	Gjennomgang av utsett	1 uke	Gjør 3.4.6	Muntlig kommunikasjon i møte og gjennomgang/oppsummering av verdiene og tallene fra produksjonsprogram (Mercatus), føningsprogram (Fluctus), avviksprogram (Landax) og andre faktorer som påvirker massebalansen og produksjonskostnad pr/kg (Batch data fra hele utsett)

Main task	Kode for sub-task	Sub-tasks	Kode for utførelse av sub-tasks	Utførelse av sub-task	Tid	Plan for utførelse av sub-task	Data/Utveksling av informasjon om laksen	
4 Slakteri	4.1	Forhandle med kjøper	4.1.1	Forhandle med kjøper	1 dag	Gjør 4.1.1	Munnleg kommunikasjon mellom slakteri og kunde om Pris, Mengde, Størrelse, Kvalitet, Produkt, Sykdomshistorie. Blir avtalt som en kontrakt	
	4.2	Pump fisk fra brønnbåt	4.2.1	Pump fisken fra brønnbåt		Gjør 4.2.2	Munnleg kommunikasjon mellom slakteri og brønnbåt, Data om produksjon og lagring til Logistikkprogram (Timpex Connect). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
			4.2.2	Direkte til produksjon (Høg kapasitet) eller til ventemerd (Lav kapasitet)	1 dag			
	4.3	Pre-prosесering	4.3.1	Bedøving med elektrisitet på et løpebånd (Individuelt)		Gjør 4.3.1		
			4.3.2	Bløtting med kniv (Manuell/Auto) på løpebånd (Individuelt)		Gjør 4.3.2		
			4.3.3	Laksen bløt ut alt blod (ca 30 min) i et kar med avkjølt vann (Gruppe)	30 min			
			4.3.4	Gutted, gilled and head (GGH) (Maskin)		Gjør 4.3.5		Data til B'Logic Process Navigator (BAADER maskin sitt software) og logistikkprogrammet (Maritech Processing) om antall laks. Blir lagret i batch lokalt på program og pc
			4.3.5	Fjerner innmaten fra buken (Maskin)				
	4.4	Prosesering	4.4.1	Sorter etter størrelse (sensor i løpebånd)		Gjør 4.4.1	Individuell fiskedata sendt til Individuell fiskedata sendt til B'Logic® Process Navigator (BAADER maskin sitt software) prosessor (automatisk sortering)	
			4.4.2	Prosesering (Metode valg på forhånd med kunde)		Velg mellom 4.2.2.1 til 4.2.2.6 til en eller flere	Data i batch om valg til Logistikkprogram (Maritech Processing)	
			4.4.2.1	Laks med hode, uten innmat, Kvalitetsikres med sensor & menneskelig kontroll	1 time	Gjør 4.4.2, Trimmings fra 4.4.2 til 4.4.2.5; avfall til 4.4.2.6	Data om antall prosert laks registres i Logistikkprogram (Maritech Processing). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
			4.4.2.2	Heil side		Gjør 4.4.2, Trimmings fra 4.4.2 til 4.4.2.5; avfall til 4.4.2.6	Data om antall prosert laks registres i Logistikkprogram (Maritech Processing). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
			4.4.2.3	Filet		Gjør 4.4.2, Trimmings fra 4.4.2 til 4.4.2.5; avfall til 4.4.2.6	Data om antall prosert laks registres i Logistikkprogram (Maritech Processing). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
			4.4.2.4	Loins		Gjør 4.4.2, Trimmings fra 4.4.2 til 4.4.2.5; avfall til 4.4.2.6	Data om antall prosert laks registres i Logistikkprogram (Maritech Processing). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
			4.4.2.5	Lakseburger		Gjør 4.4.2, Trimmings fra 4.4.2 til 4.4.2.5; avfall til 4.4.2.6	Data om antall prosert laks registres i Logistikkprogram (Maritech Processing). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
			4.4.2.6	Ensilasje		Avfall til 4.4.2.6	Data om antall kg som ble fraktet til ensilasjetanken registres i logistikkprogrammet (Maritech Processing)	
			4.4.3	Sorter etter klassifiseringene Superior, Ordinær og produksjon		Gjør 4.4.3	Sensor sender data til sorteringsmaskin, antall av de ulike klassifiseringer lagres i prosent lokalt på logistikkprogram (Timpex Connect) og pc (Batch)	
			4.5	Klargjøring til levering	4.5.1	Pakk ned produktene i isoporkasser med is		Gjør 4.5.1 til 4.5.5 i rekkefølge
	4.5.2	Sett på lapp med firma, vekt, klasse					Data i batch blir registrert i Logistikkprogram (Maritech Packing)	
	4.5.3	Frakt til fryserom					Data om hvor mange isoporkasser blir fraktet til en spesifikk plass blir registrert i Logistikkprogram (Maritech Packing). Blir lagret i batch lokalt på program og pc	
	4.5.4	Send kassene til kundene					Data om leveransedato, tidspunkt og antall kasser blir registrert i Logistikkprogram (Timpex Connect)	
	4.5.5	Send ensilasje til prosesseringsanlegg (Tankbil/Ensilasjebåt)					Data om antall kubikk blir registrert i Logistikkprogram (Timpex Connect) til prosesseringsanlegg	



### Vedlegg 3. Oversikt over produkter med KI-teknologi og teknologi som er viktig for KI

Produkt	Funksjon i produksjon av laks	Plassering i hierarkisk oppgaveanalyse (HTA)	KI teknologi og teknologier som er viktig for KI
Spillfree <sup>3</sup>	Fôring i matfiskanlegg (Unngå fôrspill og overføring)	Matfisk	Maskinlæring
Stingray <sup>4</sup>	Avlusing (Laser), Lusetelling, Biometri (Vekstutvikling), diagnosering (Velferdsindikatorer)	Matfisk	Maskinlæring Neural Networks
Maskon vaskineringsmaskin <sup>5</sup>	Vaksineringsmaskin	Settefisk	Maskinlæring Dataanalyse

<sup>3</sup> Hentet fra Spillfree. (u.å, u.å). *Komplett løsning for optimalisering på fôring*. Spillfree. <https://spillfree.no/>

<sup>4</sup> Hentet fra Stingray. (u.å, u.å). *Stingray-systemet*. Stingray. <https://www.stingray.no/avlusing-med-laser/>

<sup>5</sup> Hentet fra Maskon. (u.å-c, u.å). *Vaksinering*. Maskon. <https://maskon.no/produkt/vaksinering/>

Maskon sorteringsmaskin (Rogn) <sup>6</sup>	Sortering maskin for Rogn, sorterer og ser på kvaliteten av rogn	Stamfisk	Maskinlæring  Dataanalyse
Aquabyte <sup>7</sup>	Programvare for Lusetelling, velferd, gjennomsnittsvekt, K- faktor og vektfordeling	Matfisk	Maskinlæring  Dataanalyse
Cagesense <sup>8</sup>	Tråløst smart- sensorsystem for miljøovervåking av oppdrettsanlegg (Temperatur, oksygen, salinitet, dybde, tilt)	Matfisk	Internet of Things
Bioplan <sup>9</sup>	Produksjonsplanlegger (Programvare)	Matfisk	Optimering (Maskinlæring)

---

<sup>6</sup> Hentet fra Maskon. (u.å-a, u.å). *Rognsortering*. Maskon. <https://maskon.no/produkt/rognsortering/>

<sup>7</sup> Hentet fra Aquabyte. (u.å-b, u.å). *Møt dagens utfordringer innen oppdrett*  
*Datadrevet fiskevelferd*. Aquabyte. [https://www.aquabyte.no/?gad\\_source=1&gclid=Cj0KCQjw-\\_mvBhDwARIsAA-Q0Q5ROZwVXGqNcnClvG1ZxmnGKH0Xm3xVks0U4I4EZ1hIXnj6hRj-VgEaAiKEALw\\_wcB](https://www.aquabyte.no/?gad_source=1&gclid=Cj0KCQjw-_mvBhDwARIsAA-Q0Q5ROZwVXGqNcnClvG1ZxmnGKH0Xm3xVks0U4I4EZ1hIXnj6hRj-VgEaAiKEALw_wcB)

<sup>8</sup> Hentet fra Cagesense. (u.å, u.å). *Trådløs miljøsensorikk for framtidens oppdrettsanlegg*. WaterLinked. <https://cagesense.no/>

<sup>9</sup> Hentet fra Bioplan. (u.å, u.å). *AI/powerd production planning for aquaculture*. Bioplan. <https://bioplan.ai/>

Createview EYE <sup>10</sup>	Operative velferdsindikatorer (Lus, biomasse, rensefisk)	Matfisk	Maskinl�ring
Createview Lift UP <sup>11</sup>	Telling av d�dfisk, biomasseestimering og analyse av velferdsindikatorer	Matfisk	Maskinl�ring
Akva Observe <sup>12</sup>	Programvare for fisken for � observere aktivitetsm�nstre, oppdager pellet og f�ringseffektivitet	Matfisk	Maskinl�ring
Aquaticode SORTpro <sup>13</sup>	System for sortering av smolt (Fast plass)	Settefisk	Neural networks Deep learning
Aquaticode SORTmini <sup>14</sup>	System for sortering av smolt (B�rbar) for � finne kandidater til stamfisk	Settefisk (Laks til stamfisk)	Neural networks Deep learning

---

<sup>10</sup> Hentet fra Createview. (u. -a, u. ). *CView Eye*. Createview. <https://createview.ai/cview-eye/>

<sup>11</sup> Hentet fra Createview. (u. -b). *CView LiftUp* [Illustrasjon]. Createview. <https://createview.ai/cview-liftup-scanner/>

<sup>12</sup> Hentet fra AKVA group. (u. -a, u. ). *AKVA observe Intelligent f rassistent*. AKVA group. <https://www.akvagroup.no/akva-observe/>

<sup>13</sup> Hentet fra Aquaticode. (u. -b, u. ). *SORTpro*. Aquaticode. <https://aquaticode.com/sortpro/>

<sup>14</sup> Hentet fra Aquaticode. (u. -a, u. ). *SORTmini*. Aquaticode. <https://aquaticode.com/sortmini/>

Optoscale <sup>15</sup>	Bioskop (Kamera) som vekt, lus og helse	Matfisk	Internet of Things (IoT) Edge computing

---

<sup>15</sup> Hentet fra Optoscale. (u.å, u.å). *Presise data gir lønnsome beslutninger*. Optoscale. <https://optoscale.no/>



