



Kunnskap for en bedre verden

INSTITUTT FOR BIOLOGI
INSTITUTT FOR MARIN TEKNIKK

BI3002 - BACHELOR HAVBRUKSINGENIØR

Potensialet for utvidet kontroll av vannkvalitet og fiskevelferd i RAS ved bruk av maskinlæring

Et utforskende studium i kartlegging av begrensninger og muligheter for bruk av maskinlæring i resirkulerende akvakultursystem (RAS) for atlantisk laks i ferskvannsfasen, som brukerstøtte for kontroll av vannkvalitet med hensyn til fiskevelferd

Kandidater:

Andrine Bakken
Johanne Kvarsvik
Julie Hovdal Mjøen

Veiledere:

Bjørn Egil Asbjørnslett, ved Institutt for Marin Teknikk
Rolf Erik Olsen, ved Institutt for Biologi

I samarbeid med
Svaberget Smolt AS

Mai 2023

RAPPORT BACHELOROPPGAVEN

Tittel/title:

Potensiale for utvidet kontroll av vannkvalitet og fiskevelferd i RAS ved bruk av maskinl ring.

The potential of extended control of water quality and fish welfare in RAS using machine learning.

Prosjektnr.: BIHAV_2020_2

Forfattere:

Andrine Bakken
Johanne Kvarsvik
Julie H. Mj en

Oppdragsgiver eksternt:

Svaberget Smolt

Veiledere internt:

Bj rn Egil Asbj rnslett
Rolf Erik Olsen

Rapporten er ** PEN**

Dato levert:

19.05.2023

Kort sammendrag:

I RAS-anlegg er det helt n dvendig   ha god kontroll p  vannkvaliteten for   s rge for at fisken har det bra. Dette gj res i dag ved bruk av noen sanntidssensorer, i tillegg til manuelle m linger. Ved bruk av strukturert litteraturs k og intervju er forskning p  bruk av maskinl ring i RAS for kontroll p  vannkvalitet kartlagt. Det fremst r som mulig   bruke IoT og maskinl ring til prediksjon av vannkvalitet, og at det p  sikt kan brukes til tidlig varsling av u nskede hendelser i RAS. Likevel vil det kreve mer forskning og h y investeringsvilje fra n ringen.

In RAS-facilities, it is necessary to have good control over the water quality to ensure that the fish are doing well. This is currently done using some real-time sensors, in addition to manual measurements. Using a structured literature search and interviews, research on the use of machine learning in RAS for water quality control has been mapped. It appears possible to use IoT and machine learning to predict water quality, and that it can be used for early warning of unwanted events in RAS. Nevertheless, it will require more research and a high willingness to invest from the industry.

Stikkord:

Maskinl ring
Fiskevelferd
Vannkvalitet
Resirkulerende akvakultursystem

Keywords:

Machine learning
Fish welfare
Water quality
Recirculating aquaculture system

Forord

Dette er en avsluttende oppgave for studieprogrammet Bachelor i Ingeniørfag, Havbruk (BIHAV) våren 2023. Studiet hadde oppstart i 2020 og er et treårig studieprogram som fokuserer på samspillet mellom teknologi og biologi i havbruksnæringen. Da vi skulle velge problemstilling ønsket vi derfor å finne et tema der vi kunne kombinere den kunnskapen vi har fått gjennom et tverrfaglig studium. Sammen valgte vi å fokusere på landbasert oppdrett og RAS-anlegg. Etter flere diskusjoner rundt valg av vinkling kom vi frem til at vi syns det virket spennende å fordype seg i hvordan maskinlæring og IoT kan brukes for å opprettholde god eller forbedre vannkvalitet i RAS-anlegg. Da vi landet på at det var dette vi skulle skrive om, jobbet vi oss frem til gjeldende problemstilling.

Oppgaven er skrevet i samarbeid mellom tre kandidater ved dette studiet. I tillegg til opparbeidet kunnskap fra BIHAV, har vi alle tre tatt med oss ulike erfaringer fra tidligere studieprogram og arbeid i havbruksnæringen, som legger grunnlaget for arbeidet med denne oppgaven. Maskinlæring og IoT som fagfelt har vi lite dybdekunnskap og erfaring med fra tidligere, og vi har derfor vært nødt til å tilegne oss kunnskap om dette som en del av forarbeidet med oppgaven.

Gjennom semesteret har vi fått god veiledning av Bjørn Egil Asbjørnslett som hovedveileder, og Rolf Erik Olsen ved behov. Vi ønsker å takke Asbjørnslett for gode, ukentlige veiledningsmøter med gode tilbakemeldinger og et positivt engasjement for vårt arbeid med denne problemstillingen.

Vi ønsker å takke vår hovedsamarbeidspartner i denne oppgaven, Svaberget Smolt. Svaberget Smolt er et nytt smoltanlegg i Nærøysund, og har bidratt med mye kunnskap og mange erfaringer knyttet til drift av RAS-anlegg der IoT er godt etablert. Vi har vært så heldige å få jobbe tett sammen med prosjektleder Aleksander Lundseng og biologisk controller Edgar H. Dahl, og fått gode innspill på problemstillingen, i tillegg til økt forståelse for deres RAS-anlegg. Dette har vært til stor hjelp for vårt arbeid med denne oppgaven.

Vi ønsker også å rette en stor takk til de som har latt seg intervju i forbindelse med denne oppgaven. Disse samtalene har gitt oss verdifull innsikt og flere synsvinkler inn mot vår problemstilling. Vi har også fått god hjelp av Anders Carlsen og Jørgen Grimstad for å øke vår forståelse av maskinlæring og IoT, og ønsker å takke for dette. Videre ønsker vi å takke Eirik Østerhaug for god hjelp med økt forståelse for funksjon av ulike RAS-komponenter og gode tips til aktuell litteratur for tema.

Arbeidet med denne oppgaven har vært utrolig spennende, og en svært lærerik prosess. Vi har kost oss masse på veien, og er sikre på at vi har lært mye underveis som vil være nyttig å ta med seg inn i videre arbeid og utdanning innenfor akvakultur. Samarbeidet innad i gruppa har vært godt, og vi har vært strukturert og jobbet jevnt gjennom hele semesteret. Vi håper at denne oppgaven kan bidra til å belyse hvilke muligheter og utfordringer som finnes for bruk av maskinlæring og IoT i landbasert akvakultur, og at næringen blir motivert til å løse de utfordringene som finnes.

I oppgaven har vi benyttet oss av Harvard referansestil, men vi har valgt å avvike noe fra denne ved henvisning til andre delkapitler for å øke lesbarhet i forbindelse med dette.

Sammendrag

Innenfor landbasert lakseoppdrett benyttes resirkulerende akvakultursystemer for å gjenbruke driftsvannet flere ganger. Fiskens metabolisme og fôring produserer avfallsstoffer som kan forårsake redusert vannkvalitet i anlegget dersom de ikke fjernes, og vannet må derfor gjennom en renseprosess. For å vite at vannkvaliteten tilfredsstiller laksens behov benyttes en rekke sensorer som måler ulike parametere. Det er mange vannkvalitetsparametere å ha kontroll på til enhver tid, i tillegg til at flere parametere har innvirkning på hverandre. For driftspersonell som skal vurdere tiltak til forbedring av vannkvalitet, er det derfor mange faktorer å ta hensyn til. I denne oppgaven utforskes muligheten for å anvende maskinlæring til analyse av data fra disse sensorene, og videre bruke maskinlæring til å utvikle et brukerstøttesystem for driftspersonell. Vi ser for oss en maskinlæringsmodell som kan visualisere nåværende vannkvaliteten i en digital plattform, predikere fremtidig vannkvalitet og foreslå tiltak til forbedring av vannkvalitet med bakgrunn i relevante data. Dette tror vi vil være til nytte for driftspersonell, og at dette vil kunne oppleves som betryggende situasjoner der viktige avgjørelser må tas raskt.

I denne oppgaven tar vi for oss en utforskende problemstilling, og anvender kvalitativ metode for å skape en helhetlig forståelse av problemet. For å kartlegge relevant litteratur og forskning gjennomfører vi et strukturert litteratursøk. Videre har vi intervjuet relevante aktører med bakgrunn fra resirkulerende akvakultursystemer eller maskinlæring for å kartlegge næringens syn på bruk av maskinlæring som brukerstøtte i RAS. Dermed bygger oppgavens resultater på innsikt hentet fra både strukturert litteratursøk og intervju.

I løpet av de siste årene er det blitt publisert en rekke forskningsartikler som utforsker bruk av tingenes internett (“Internet of Things” - IoT) og maskinlæring innenfor akvakultur. Resultatene av vår studie viser at maskinlæring er et kjent konsept, men at ikke alle ser behovet og nytteverdien av maskinlæring i næringen på grunn av manglende kunnskap og forståelse. Til tross for at nye resirkulerende akvakultursystemer har etablerte systemer for IoT og digital overvåking av vannkvalitet, anser mange oppdrettere inlinesensorer for overvåking av flere parametere som lite lønnsomt grunnet høye investeringskostnader. I dag utføres målinger av flere viktige vannkvalitetsparametere manuelt og analyseres på laboratoriet. Kontinuerlige sanntidsdata fra inlinesensorer vil kunne si noe om vannkvaliteten gjennom hele døgnet, og brukes til å se på utvikling over tid.

Videre viser resultatet at maskinlæring krever omfattende datamengder, og det er viktig at dataene lagres i samme format. Det bør derfor etableres standarder for måling av parametere, inkludert hvilke parametere som skal måles, hvor de skal måles og hvor ofte. På grunn av betydelige forskjeller i mikrobiologi og teknologi mellom anleggene, må det trolig lages ulike maskinlæringsalgoritmer for ulike anlegg for prediksjon av vannkvalitet. Før maskinlæring kan baseres på forhåndsbestemte grenseverdier for vannkvalitetsparametere bør det forskes mer på vannkvalitet og fiskevelferd i resirkulerende akvakultursystemer. Dagens anbefalte grenseverdier fra Mattilsynet er basert på laboratorieforskning og erfaringer fra gjennomstrømningsanlegg, og er ikke nødvendigvis tilpasset forholdene i kommersielle resirkulerende akvakultursystemer.

I arbeidet med denne oppgaven har vi konkludert med at det er mulig å implementere maskinlæring som et effektivt analyse- og beslutningsstøtteverktøy i daglig drift av resirkulerende akvakultursystemer, med potensial for å forbedre kontrollen over vannkvaliteten og dermed øke fiskevelferden. Imidlertid innebærer dette en betydelig ressursinnsats, store datamengder og standardisering av datainnsamling. Selv om moderne resirkulerende akvakultursystemer allerede har implementert IoT-systemer og digital overvåking av vannkvalitet, kan de høye investeringskostnadene for ytterligere inlinesensorer gjøre dette lite attraktivt for oppdrettere. Det er derfor viktig å veie nytteverdien av denne teknologien mot kostnadene og vurdere hvordan maskinlæring og avansert overvåking, kan bidra til en mer bærekraftig og effektiv drift i akvakultur. Det er også viktig å påpeke at det finnes en rekke utfordringer som må adresseres før maskinlæring kan implementeres som et brukerstøtteverktøy i daglig drift. Dette krever videre forskning og en dypere forståelse av både maskinlæring og fiskevelferd i resirkulerende akvakultursystemer.

Summary

In land-based salmon farming, recirculating aquaculture systems are used to reuse water several times. The metabolism and feeding of the fish produce waste products that can cause reduced water quality in the facility if not removed, and the water must therefore go through a treatment process. In order to ensure that the water quality satisfies the salmon's needs, a number of sensors are used that measure various parameters. There are many water quality parameters to control at all times, in addition to several parameters having an impact on each other. Therefore, for operating personnel who are considering measures to improve water quality, there are many factors to consider. This thesis explores the possibility of applying machine learning to analyze data from these sensors, and further use machine learning to develop a support system for operating personnel. We envisage a machine learning model that can visualize current water quality in a digital platform, predict future water quality and suggest measures to improve water quality based on relevant data. We believe this will benefit operating personnel, and that this may be perceived as reassuring situations where important decisions must be made quickly.

In this thesis, we address an exploratory problem, and apply qualitative methods to create a comprehensive understanding of the problem. In order to map relevant literature and research, we conduct a structured literature search. Furthermore, we have interviewed relevant actors with backgrounds in recirculating aquaculture systems or machine learning in order to map the industry's view of the use of machine learning as user support in RAS. Thus, the results of the thesis are based on insights gained from both structured literature searches and interviews.

In recent years, a number of research articles have been published exploring the use of the Internet of Things (IoT) and machine learning in aquaculture. The results of our study show that machine learning is a well-known concept, but that not everyone sees the need and usefulness of machine learning in the industry due to lack of knowledge and understanding. Despite the fact that new recirculating aquaculture systems have established systems for IoT and digital monitoring of water quality, many fish farmers consider in-line sensors for monitoring several parameters to be unprofitable due to high investment costs. Today, measurements of several important water quality parameters are performed manually and analyzed in the laboratory. Continuous real-time data from in-line sensors will be able to say something about water quality throughout the day, and be used to look at developments over time.

Furthermore, the results show that machine learning requires extensive amounts of data, and it is important that the data is stored in the same form. Therefore, standards should be established for measuring parameters, including which parameters should be measured, where they should be measured and how often. Due to significant differences in microbiology and technology between the plants, different machine learning algorithms will probably need to be created for different plants for prediction of water quality. Before machine learning can be based on predetermined limit values for water quality parameters, more attention should be paid to water quality and fish welfare in recirculating aquaculture systems. The current recommended limit values from the Norwegian Food Safety Authority are based on laboratory research and experience from flow-through facilities, and are not necessarily adapted to conditions in commercial recirculating aquaculture systems.

In preparing this thesis, we have concluded that it is possible to implement machine learning as an effective analysis and decision support tool in the daily operation of recirculating aquaculture systems, with the potential to improve control over water quality and thus increase fish welfare. However, this entails a significant resource input, large amounts of data and standardisation of data collection. Although modern recirculating aquaculture systems have already implemented IoT systems and digital water quality monitoring, the high investment costs for additional in-line sensors may make this unattractive to fish farmers. It is therefore important to weigh the benefits of this technology against the costs and consider how machine learning and advanced monitoring can contribute to a more sustainable and efficient operation in aquaculture. It is also important to point out that there are a number of challenges that must be addressed before machine learning can be implemented as a support tool in daily operations. This requires further research and a deeper understanding of both machine learning and fish welfare in recirculating aquaculture systems.

Innholdsfortegnelse

Forord	i
Sammendrag	ii
Summary	iii
Figurliste	vi
Tabelliste	vi
Definisjonsliste	vii
1 Introduksjon	1
2 Litteraturgjennomgang	2
2.1 Villaksens livssyklus	2
2.2 Oppdrett på land	4
2.3 Vannkvalitet og fiskevelferd i RAS	6
2.4 Parametere for vannkvalitet	6
2.5 Tekniske komponenter for forbedring av vannkvalitet	18
2.6 Sensorer og målemetoder i RAS-anlegg	27
2.7 IoT og maskinlæring	31
3 Problemanalyse	38
4 Systembeskrivelse	39
5 Metode	43
5.1 Litteratursøk og -gjennomgang som metode	43
5.2 Intervju som metode	43
5.3 Validitet og reliabilitet	44
6 Resultat	46
6.1 utfordringer knyttet til bruk av maskinlæring i RAS	46
6.2 Muligheter for bruk av maskinlæring som analyseverktøy for vannkvalitet	47
6.3 Forslag til hvordan maskinlæring kan brukes i RAS	48
7 Diskusjon	49
7.1 Kompleksitet, kompetanse og kunnskapsdeling	49
7.2 Kompleksitet, kompetanse og kunnskapsdeling	51
7.3 Inlinesensorer i daglig drift	53
7.4 Økonomisk perspektiv	54
7.5 Egne refleksjoner rundt metode	55
7.6 Forskningsetiske refleksjoner	56
8 Avslutning	57
9 Referanseliste	58
10 Lover og forskrifter	63

Appendix	64
A Søkelogg fra litteratursøk	64
B Resultater fra litteratursøk	65
C SeaRas	69
D Seniorrådgiver akvakultur	71
E Optoscale	72
F Svaberget Smolt	74
G Sintef	75
H Produkteier av programvare i AKVA group	77

Figurliste

1	Villaksens livssyklus	2
2	Fiskens metabolisme	3
3	Sammenheng mellom temperatur og metabolisme hos fisk	3
4	Forhold mellom fôrintak og kroppsvekt	4
5	Bjerrumdiagram for CO ₂ i ferskvann	9
6	Alkalitet for konsentrasjon av CO ₂ under 15 mg/L	10
7	Bjerrumdiagram for ammoniakk/ammonium	12
8	Bjerrumdiagram for H ₂ S	15
9	Primær vannstrøm	19
10	Sekundær vannstrøm i kar	20
11	Trommelfilter	21
12	Beltefilter	21
13	Nitrifikasjonsprosess	22
14	Oksygenkjegle	24
15	UV-lampe	25
16	Flytskjema RAS-anlegg	27
17	Innsamling av data fra sensor-nettverk, IoT og bærbare enheter i RAS-anlegg . . .	32
18	Hierarkisk nettverksstruktur	34
19	Sensor- og kontrollsystem-sammenheng	35
20	Arbeidsflyt for datainnsamling, -prosessering og -analyse	37
21	Flytskjema Svaberget Smolt	40
22	Flytskjema av referansesystemet	41

Tabelliste

1	Definisjoner av ulike nivå for grenseverdier	18
2	Anbefalte grenseverdier fra mattilsynet	18
3	Sammenligning av inlinesensorenes plassering i Svaberget Smolt og referansesystemet	42

Definisjonsliste

Aktuator	En teknisk innretning som ved hjelp av styresignaler utfører en mekanisk bevegelse
Akvakultur	Produksjon av akvatiske arter
Anadrom art	Akvatiske arter som beiter i havet og gyter i ferskvannselver
Agens	Organisme som kan fremkalle biologiske, kjemiske eller fysiske forandringer i fisken
Biobegroing	Dannelse av biofilm og/eller begroing av biologiske materiale i akvatisk miljø
Bioblokker	Materialer eller strukturer som hindrer eller reduserer biologisk vekst og begroing i akvatiske systemer
Delstrøm	En mindre vannstrøm som tas ut av hovedvannstrømmen i et anlegg
Døgngrader	Gjennomsnittstemperatur (i vannet) ganger antall døgn
Flokking	“Samling av partikler fra en suspensjon eller kolloid løsning til større aggregater”
FTS	Flow through system (Gjennomstrømningsanlegg), landbasert oppdrett der vannet renner gjennom anlegget én gang
Hyperosmotisk	Fisken har høyere osmolalitet enn vannet i omgivelsene
Hypoosmotisk	Fisken har lavere osmolalitet enn vannet i omgivelsene
IoT	Internet of Things, Nettverk av fysiske objekter som er integrert med elektronikk, programvare og sensorer for å samhandle og utveksle data med hverandre eller skyen
Karhydraulikk	Hvordan vannet i fiskekarene beveger seg
Kjemisk likevekt	Ingen endring i mengden av de ulike stoffene som reagerer med hverandre i en kjemisk reaksjon
Kritiske parametere	Oksygen, CO ₂ , ammoniakk, pH, temperatur og salinitet
Kunstig intelligens	Teknikk for å gi datamaskiner og dataprogrammer en mest mulig intelligent respons
Maskinlæring	“En spesialisering innen kunstig intelligens hvor man bruker statistiske metoder for å la datamaskiner finne mønstre i store datamengder”
Mikroflokkulering	Se flokking
Morfologiske endringer	Endringer i form og utseende
Nanokompositter	Materialer satt sammen av ulike byggestener av nanostørrelse
Nitrifikasjon	“Den biologiske omdannelsen av ammoniakk, ammonium og enkle organiske N-forbindelser til nitrat”
Oppdrett	Kultivering av fisk og dyr
Osmolalitet	Konsentrasjon av salter
Parr	Laks i ferskvannsfasen med parrmerker
Patogener	Sykdomsfremkallende mikroorganismer

PLS	Programmerbar logisk styring
RAS	Resirkulerende akvakultur system, Landbasert akvakulturanlegg med gjenbruk av mer enn 95% av vannet
Settefisk	Laksesmolt som skal settes ut i sjøen
Spektrofotometer	Analyseinstrument for å måle kjemiske forbindelser
UV-stråling	Ultrafiolett stråling
Yngel	Livsfasen til laks etter startføring

1 Introduksjon

Akvakultur, oppdrett av akvatiske organismer, har utviklet seg betydelig gjennom tidene og spiller i dag en viktig rolle i Norges og verdens matforsyning. Historisk sett har mennesker bestandig utnyttet vannlevende organismer for konsum, og med økende befolkningsvekst har det blitt en nødvendighet å finne effektive og bærekraftige metoder for å produsere sjømat. Akvakulturanlegg har dukket opp som et resultat av denne utviklingen, og teknologiske fremskritt har bidratt til å skape en mer effektiv produksjon av fisk og sjømat.

Oppdrettsnæringen har i de senere år møtt økende kritikk knyttet til fiskevelferd og miljøpåvirkning. En viktig del av debatten rundt fiskevelferd er å sikre at fisken trives og har god helse, noe som kan være utfordrende å vurdere ettersom fisk sjelden viser ytre tegn på mistriivsel eller sykdom (Stien *et al.*, 2013). For å sikre fiskevelferd er det derfor nødvendig med gode metoder for å overvåke og kontrollere vannkvaliteten i akvakulturanlegg. I RAS benyttes teknologiske løsninger som sikrer vannkvaliteten ved å filtrere og resirkulere vannet innenfor anlegget.

For å drifte et akvakulturanlegg i henhold til *Forskrift om drift av akvakulturanlegg (Akvakulturdriftsforskriften)*, skal vannmengden, vannkvalitet og vanngjennomstrømningen være tilpasset slik at fisken har gode levekår, basert på fiskens art, alder, utviklingstrinn, vekt og fysiologiske samt atferdsmessige behov (Akvakulturdriftsforskriften, 2008). Det er i dag vanlig å måle ulike vannparametre som man vet med sikkerhet påvirker vannkvalitet og fiskevelferd. I henhold til *Akvakulturdriftsforskriften* skal oksygenmetning, temperatur og andre vannparametre som kan ha vesentlig betydning for fiskens velferd, måles systematisk (Akvakulturdriftsforskriften, 2008).

I akvakultur er det flere vannkvalitetsparametere som påvirker fiskevelferd, og disse parameterne interagerer med hverandre i varierende grad. Dette innebærer at endringer i én variabel kan føre til endringer i en annen variabel, forståelse av dette krever god kunnskap om vannkjemi. Uønskede hendelser i RAS kan ofte skje plutselig og føre til alvorlige konsekvenser, noe som stiller krav til raske og korrekte beslutninger om tiltak.

Denne bacheloroppgaven undersøker hvordan et digitalt analyseverktøy, basert på maskinlæring og sensoriske målinger av vannkvalitetsparametre kan bidra til bedre beslutningstaking i slike kritiske situasjoner. Målet er å belyse om et slikt system kan styrke kontrollen av fiskens velferd og helse i akvakulturanlegg.

Oppgaven er avgrenset til å fokusere på behandling av driftsvann i RAS-anlegg for produksjon av Atlantisk laks i ferskvannsfasen, spesifikke utfordringer knyttet til vannkvalitet og fiskevelferd, samt noen utvalgte tekniske komponenter og sensorer som er involvert i driftsvannets overvåking. Vi har gjennomført et litteraturstudie, og vil gjennomgå utvalgt eksisterende forskning på bruk av maskinlæring i kombinasjon med akvakultur. I tillegg til litteraturstudiet har vi gjennomført intervjuer med ulike aktører som er relevante for oppgaven, for å få et dypere innblikk i praksis og erfaringer fra næringen.

I de følgende kapitlene vil vi gi en teoretisk gjennomgang av akvakultur, vannkjemi, fiskevelferd, resirkulerende akvakultursystemer og maskinlæring. Deretter vil vi benytte oss av litteraturen og intervjuer med aktører som grunnlag for våre resultater. I diskusjonsdelen vil vi sammenligne og vurdere disse resultatene, og gruppens samlede kunnskap vil bidra til refleksjoner rundt funnene.

Vårt mål med denne oppgaven er å forsøke å bidra med resultater som potensielt kan ha nytteverdi for næringen, ved å undersøke hvordan digitalisering og maskinlæring kan støtte bedre beslutningstaking i kritiske situasjoner og dermed muligens forbedre kontrollen av fiskevelferd i RAS-anlegg. Vi håper at våre funn og refleksjoner vil bidra til en større forståelse av mulighetene og utfordringene ved å implementere nye teknologiske løsninger i oppdrettsnæringen og legge grunnlaget for fremtidige studier og utvikling.

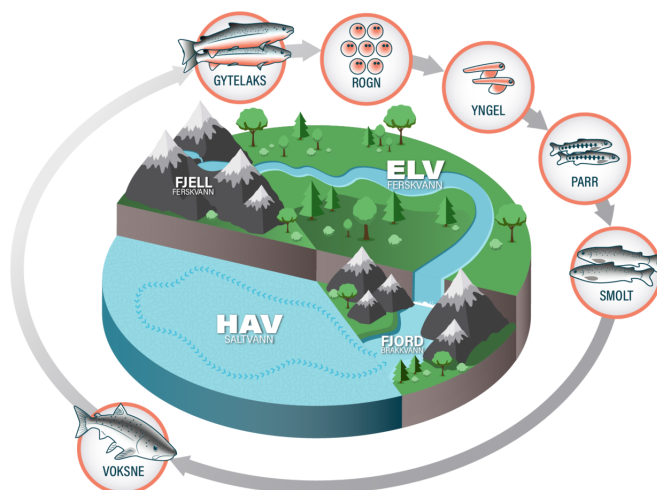
2 Litteraturgjennomgang

2.1 Villaksens livssyklus

Atlantisk laks er en anadrom art som lever i ferskvann og sjøvann avhengig av livsfase. Voksen, kjønnsmoden laks svømmer fra havet og opp i elver sent på høsten for å gyte, se Figur 1, der hunnlaksen legger rogn som blir befruktet av melke fra hannlaksen. Etter omtrent 480-520 døgngrader (Hoff, 2020) klekker rognen og yngelen får næring fra en plommesekk, derav navnet plommesekkkyngel. Næringen vil etter hvert bli brukt opp, og plommesekken forsvinner gradvis. Når plommesekken er tom må yngelen begynne å spise fast føde. Yngelen vokser seg større og utvikler seg til parr (Nasjonalt Villakssenter, u.å.), og vil nå laksen ha den beste plassen i elva. Laksen må svømme motstrøms, samtidig som den er utpreget territorial (Døving, 1992) og vokter sin utvalgte plass i elva. Parr har karakteristiske merker på siden av kroppen som kalles parrmerker.

Arter som lever i vann regulerer ionebalansen i blodet med utgangspunkt i saltkonsentrasjonen i vannet. Målet er å opprettholde en konstant ionebalanse, og reguleringen av ionebalansen kalles osmoregulering (Noble *et al.*, 2018). I ferskvann er laksen hyperosmotisk, som vil si at fisken har høyere osmolalitet enn vannet i omgivelsene. Dette fører til at vann diffunderer inn i fisken ved osmose, og at laksen aktivt må skille ut vann ved ekskresjon gjennom nyrene. Laksen vil dermed også skille ut en del salter sammen med dette vannet, og må aktivt ta opp ioner over gjellene for å kompensere for tapet av salter (Noble *et al.*, 2018). I sjøvann er laksen hypoosmotisk, og har lavere osmolalitet enn sjøvann, som fører til at salter vil diffundere ut fra fisken ved osmose. For å kompensere for dette må laksen aktivt drikke vann, avsalte det og skille ut ionene over gjellene. Dermed må det skje noen fysiologiske endringer i laksen som tillater den å leve i sjøvann. Denne endringen kalles smoltifisering og er en viktig del av laksens naturlige livssyklus.

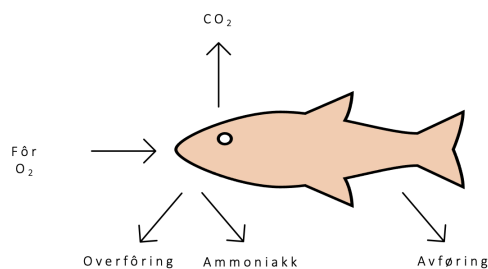
Utviklingen fra parr til smolt innebærer også morfologiske endringer. Under smoltifisering vil de karakteristiske parr-merkene forsvinne, og laksen vil få en mørkere farge på finner og rygg, samt sølvfarget skinn og lysere buk (Noble *et al.*, 2018). I naturen svømmer villaksen ut i sjøen i perioden april til juli (*Tema: Laks*, 2022), og smoltifiseringen trigges av lengre dager og varmere temperaturer i elva. Når laksen er ferdig utviklet til smolt, vil den svømme medstrøms ned elva og ut i havet for å finne beiteområder. Når laksen har vokst seg stor i havet vil den etterhvert bli kjønnsmoden og vandre tilbake til opphavsvelven for å gyte (Nasjonalt Villakssenter, u.å.).



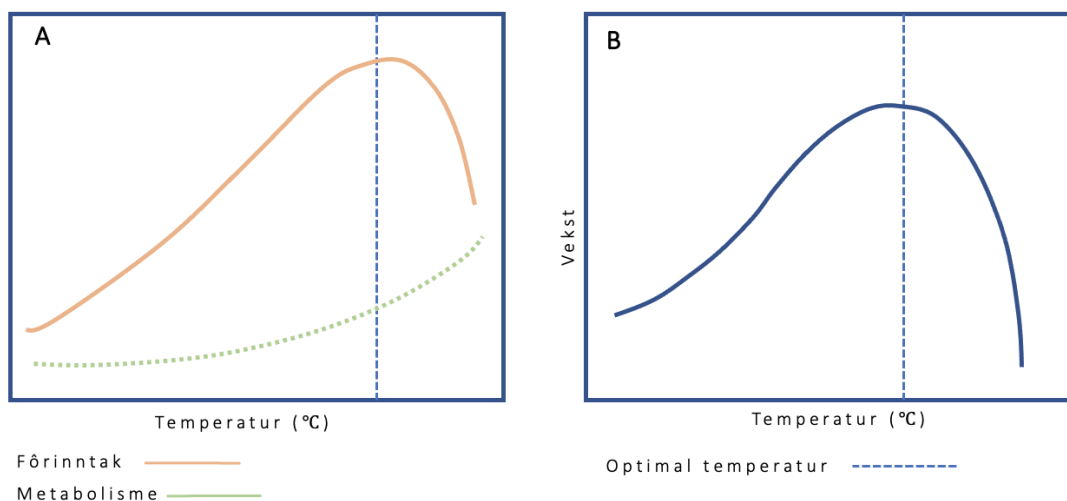
Figur 1: Figuren viser de ulike livsstadiene til en villaks. (*Laksens livssyklus*, u.å.)

2.1.1 Fiskens metabolisme

I fiskens metabolisme vil det forbrukes O_2 og produseres avfallsprodukter som ammoniakk, CO_2 og avføring (feces), se Figur 2. Hvor mye avfallsstoffer laksen produserer avhenger av hvor mye den spiser, som igjen avhenger av aktivitetsnivå og temperaturen til omgivelsene (Noble *et al.*, 2018). Laksen er en vekselvarm art, som betyr at kroppstemperaturen blir regulert ut fra temperaturen i omgivelsene. Dette gjør at temperaturen i vannet har innvirkning på flere kroppsfunksjoner og metabolismen i fisken (Jobling og Hjelmeland, 1992). Ved høyere temperatur vil magesekken hos fisken tømmes raskere enn ved lavere temperaturer. Dette gjør at fisken også får raskere tilbake appetitt, har et høyere inntak av fôr, og dermed raskere vekst (Jobling og Hjelmeland, 1992). Fôrinntaket øker derimot kun med økende temperatur opp til et visst terskelnivå, se figur 3. Ved temperaturer over terskelnivået vil fôrinntaket avta raskt. Graf A i Figur 3 viser effekten av temperatur på fôrinntak og energitap, og graf B viser effekter av temperatur på vekst. Optimal temperatur for vekst er litt lavere enn optimal temperatur for maksimalt fôrinntak (Jobling og Hjelmeland, 1992).

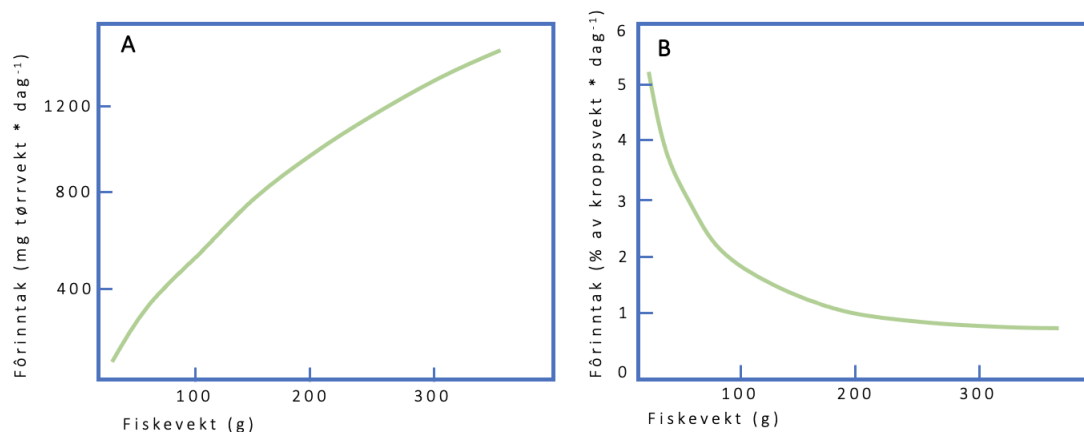


Figur 2: Når fisken spiser, forbrukes O_2 i energiproduksjon, samtidig som ammoniakk, CO_2 og avføring produseres (figur basert på Fjellheim *et al.*, 2016).



Figur 3: Sammenhengen mellom temperatur og metabolisme hos fisk. Illustrasjon basert på figur fra Jobling og Hjelmeland (1992).

Størrelsen på fisken har også innvirkning på hvor fort fisken tømmer magesekken. Små fisk tømmer magesekken raskere enn større fisk, og vil dermed også få raskere tilbake appetitt (Jobling og Hjelmeland, 1992). Derfor vil laksen i tidlig livsfase ha raskere vekst enn ved senere livsfase, og en kan beregne fôrinntak som en prosent av kroppsvekt. Graf A i Figur 4 viser absolutt fôrinntak ved økende kroppsvekt. Den viser at det totale forbruket av fôr øker med kroppsvekten. Graf B i Figur 4 viser forholdet mellom fôrinntak som % av kroppsvekt og økende kroppsvekt. Den viser at med økende kroppsvekt vil det relative fôrinntaket avta.



Figur 4: Forholdet mellom fôrintak og kroppsvekt. Illustrasjon basert på figur fra Jobling og Hjelmeland (1992).

Dersom fisken utsettes for stress vil det også ha innvirkning på appetitt og dermed vekst. Det kan for eksempel være osmoregulativt stress ved smoltifisering, eller respiratorisk stress ved lavt oksygenopptak. Metabolsk aktivitet under situasjoner hvor fisken ikke vokser eller taper vekt kalles vedlikeholdsmetabolisme (Jobling og Hjelmeland, 1992). I stedet for å bruke energi på vekst vil fisken bruke energi på andre kroppsfunksjoner for å overleve.

2.2 Oppdrett på land

I kommersiell intensiv oppdrett av laks foregår produksjon av settefisk i ferskvann på land for å kontrollert kunne simulere de naturlige miljøforholdene som laksen er tilpasset fra elva. Rogna klekkes i egne klekkeri på anleggene før fisken overføres til større kar etterhvert som den vokser.

Når fisken lever i lukkede kar vil forspill, feces og andre avfallsstoffer fra fiskens respirasjon bli værende i det samme miljøet. I vill tilstand har fisken mulighet til å forflytte seg bort fra områder med dårlig vannkvalitet, noe den ikke har mulighet til når oppdrett foregår i lukkede enheter på land. Fordi fisken er i konstant direkte kontakt med vannet gjennom hud, gjeller, munn, øyne og gattåpning (Noble *et al.*, 2018), er det viktig at det er god vannkvalitet i anlegget. Dermed må vannet i karet skiftes ut jevnlig, slik at fiskens velferd ikke påvirkes av stadig redusert vannkvalitet.

Det er også viktig at vannet fisken oppholder seg i har en viss strømhastighet for å motvirke den naturlige territorielle adferden hos laksen. I oppdrettssammenheng kan dette utarte seg som "øyenapping" på annen fisk. Dette er også en aggressiv respons en ser ved underføring. For høye vannstrømmer vil kunne slite ut fisken, og dermed føre til dårlig vekst og fiskevelferd (Noble *et al.*, 2018). Ved valg av strømhastighet i kar på land må en dermed ta hensyn til både nødvendig utskifting av vann for å tilby laksen god vannkvalitet, og det fysiske behovet til fisken.

Den tradisjonelle måten å sørge for utskifting av vannet i settefiskanlegg, er såkalte gjennomstrømningsanlegg (FTS, flow through system). I slike system renner vannet gjennom anlegget én gang, og behandles kun som avløpsvann før det føres ut av anlegget. For å opprettholde nødvendig vannkvalitet og -hastighet, vil det derfor være nødvendig med store vannmengder ved bruk av FTS, spesielt i store anlegg. For å redusere vannbehovet i landbasert oppdrett kan man istedetfor FTS bruke et såkalt resirkulerende akvakultursystem (RAS). RAS er en form for lukket, landbasert oppdrett der nesten alt vannet, 95 - 99%, brukes på nytt. Dette gjør at vannet i et RAS-anlegg må renses for å fjerne avfallsstoffene som produseres av fiskens metabolisme.

2.2.1 Krav til oppdrett på land

Når en driver med akvakultur, både på land og i sjø, er det en del krav oppdretter er lovpålagt å følge, herunder Lov om akvakultur, Dyrevelferdsloven og en rekke forskrifter. Det er mattilsynet som har forvaltningsansvaret når det gjelder kravene for god fiskevelferd i akvakultur som er satt i henhold til dyrevelferdsloven (Mattilsynet, 2012).

Forskrift for drift av akvakulturanlegg (Akvakulturdriftsforskriften) setter krav til hvordan et oppdrettsanlegg skal driftes med hensyn til fiskevelferd, både på land og i sjø. Videre er det trukket ut enkelte paragrafer som omtaler vannkvalitet i landbaserte anlegg. I henhold til §21. *Alarm og reservesystemer*, skal akvakulturanlegg med lukkede produksjonsenheter ha alarmsystem som varsler ved systemsvikt som påvirker fiskens velferd, i tillegg til varsling ved strømbrudd eller svikt i oksygentilførsel.

I henhold til §22. *Vannkvalitet og overvåkning* i har oppdretter ansvar for at vannkvaliteten i anlegget skal sørge for gode levevilkår for fisken. Når vannet resirkuleres er det derfor viktig å fjerne avfallsstoffene som dannes og tilsette oksygenet som brukes opp. I RAS-anlegg må derfor vannet sendes gjennom en renseprosess med ulike komponenter som på hver sin måte bidrar til å opprettholde optimal vannkvalitet. I henhold til §22 skal *oksygenmetning, temperatur og andre vannparametere som kan ha vesentlig betydning for fiskens velferd, skal måles systematisk*. Det er valgt å definere kritiske parametere som vannparametere som kan ha vesentlig betydning for fiskens velferd. Ved definisjon av hvilke parametere dette omhandler er det tatt utgangspunkt i verdiene Mattilsynet spesifikt nevner ved anbefalinger for vannkvalitet i sin rapport *Vannkvalitet og dyrevelferd* fra 2004. Disse parameterene er listet opp nedenfor.

- Oksygen
- Ammoniakk
- CO₂
- pH
- Temperatur
- Salinitet

Videre spesifiseres det at ammoniakk kan beregnes dersom mengde CO₂, oksygenforbruk, pH, temperatur og salinitet er kjent (Mattilsynet, 2004). Dermed kan det tolkes dit hen at det er tilstrekkelig å måle ammoniakk manuelt med jevne mellomrom, såfremt resterende parametere måles og ammoniakk beregnes. Det er dette som er vanlig prosedyre i dagens RAS-anlegg, og hvordan målinger for ammoniakk gjennomføres beskrives i kapittel 2.6.6 *TAN, Nitritt, Nitrat*. Mattilsynet har definert anbefalte grenseverdier for de kritiske vannkvalitetsparameterne for settefiskanlegg. Det stilles ingen særskilte krav for grenseverdier i RAS, men de er veiledende til hva som er god vannkvalitet for fisken (Hjeltnes *et al.*, 2012).

I henhold til §57. *Journalføring* er journalføring nødvendig i landbaserte settefiskanlegg, herunder punkt f. som nevner journalføring av relevante parametere for vannkvalitet og vannkvalitetstiltak. §58. *Rapportering og melding* i samme forskrift krever rapportering av dødelighet hver måned, i tillegg til snittvekt og antall fisk (Akvakulturdriftsforskriften, 2008).

I dag er det relativt høy dødelighet i norsk akvakultur, og Dyrevernalliansen har gitt Menon Economics, i samarbeid med Nofima, i oppgave å skrive en rapport for å utrede virkemidler for å få ned dødeligheten. Rapporten foreslår et trafikkløssystem for fiskedødelighet, tilsvarende trafikkløssystemet for lus, med en evaluering av dødelighet for hver produksjonssyklus. Ved for høy dødelighet foreslås det en reduksjon i vekst på 6 %, og tilsvarende økning i vekst dersom dødeligheten er lav nok. Trafikkløssystemet vil være knyttet til hver enkelt oppdretter (Grønvik *et al.*, 2022). Et annet virkemiddel som foreslås for å redusere dødelighet, er en avgift. Hendelser som oppdretter ikke kan unngå som fører til økt dødelighet, som for eksempel algeoppblomstring vil ikke bli inkludert i evalueringen av fiskedødelighet (Grønvik *et al.*, 2022). Rapporten trekker også

frem uttalelser fra fiskeri- og havministeren om at flere indikatorer kan bli tatt med i nåværende trafikklyssystem for lus. Samt at dødelighet er indikator som er blitt nevnt i den forbindelse.

I forbindelse med planlegging og prosjektering av et RAS-anlegg må det søkes om tillatelse for utslipp i henhold til forurensingsforskriften § 36-2 (Forurensingsforskriften, 2016). I forskriften står det blant annet i punkt 11 og 12 at søknaden skal inneholde en ”beskrivelse av tiltak for å forebygge og begrense generering av avfall, herunder muligheter for å forberede til gjenbruk, gjenvinning og utnyttelse av avfall som produseres som følge av virksomheten, og en beskrivelse av teknikker som kan forebygge eller begrense forurensning og skadevirkningene av denne” (Forurensingsforskriften, 2016). I RAS vil dette innebære alle behandlinger av utslippsvannet. Det er statsforvalteren som skal behandle søknaden og har myndighet til å gi tillatelse til utslipp med bakgrunn i hvordan den planlagte mengden av utslipp vil påvirke miljøet og resipienten (Statsforvalteren, 2023).

2.3 Vannkvalitet og fiskevelferd i RAS

Fiskevelferd handler om fiskens egen oppfatning av seg selv og omgivelsene, altså om fisken trives og opplever å ha et godt liv (Noble et al., 2018). Fiskehelse handler om fiskens helse i form av redusert eller manglende kroppsfunksjon i fiskens fysiologi som følge av dårlig helse, og er nært knyttet til fiskevelferd da dårlig fiskehelse kan bidra til redusert fiskevelferd. Dårlig fiskevelferd kan også bidra til helseproblemer. Eksempelvis kan stress redusere immunforsvaret, slik at fisken blir mer mottakelig for sykdommer.

Fiskehelse- og velferd kan deles i to hovedkategorier - sykdommer og velferdsproblemer som skyldes smitte av patogener og helse- og velferdsproblemer som skyldes drift og miljøforhold. Disse kategoriene har en innvirkning på hverandre fordi dårlige drift- og miljøforhold kan bidra til at fisken lettere blir smittet av sykdomsfremkallende agens (Hjeltnes et al., 2012). Det er i dag manglende dokumentasjon på fiskehelse og -velferd i RAS for laksefisk, selv om denne typen oppdrettsanlegg allerede lenge har vært tatt i bruk internasjonalt (Hjeltnes et al., 2012). De grenseverdiene for vannkvalitet som brukes i RAS i dag, er basert på bransjestandarder og veiledende grenseverdier fra Mattilsynet som er laget med utgangspunkt i forskning fra FTS.

Stor tetthet av fisk i karene, samt høye temperaturer fører til rask reduksjon av vannkvalitet i karene. Belastningen på systemet bestemmes ut fra hvor mye fôr som tilsettes, som igjen bestemmer behovet for vannbehandling. Størrelse og dimensjoner blir derfor beregnet med dette som grunnlag. Mengden avføring og TAN vil raskt reduseres, dersom fôr ikke blir tilsatt systemet (Lekang, 2020).

2.4 Parametere for vannkvalitet

I RAS er det mange parametere for vannkvalitet en skal ha kontroll på til enhver tid, og flere av disse parameterne har også innvirkning på hverandre. Altså kan en endring i én parameter føre til endringer i én eller flere andre parametre. I dette kapittelet vil de ulike parametrene og korrelasjonen mellom disse beskrives.

2.4.1 Oksygen

Oppløst oksygen i vannet anses som den viktigste parameteren for vannkvalitet. Lave nivåer av oksygen (hypoxia) vil først føre til redusert appetitt, som følge av redusert evne til fordøyelse. Det skjer allerede ved oksygenmetning like under 80 %. Videre ved lavere oksygennivå vil fisken reagere med økt stress som fører til økt ventilasjonsfrekvens. Ved oksygenmetning omtrent ved 40 % vil fisken kveles og til slutt dø som følge av det. Ved oksygenmetning over 100 % (hyperoxia) vil risikoen for gassblæresyke øke, også kalt dykkersyken, spesielt i kombinasjon med nitrogen-gass. Ved gassblæresyke kan blodtransporten i fisken blokkeres, som følge av gassbobler i blodet. Bobler vil også kunne dannes i øynene og gjellene hos fisken (Fjellheim et al., 2016). Gassbobler bak øynene kan føre til øyene blir presset ut fra hodet, såkalt ”pop-eye” (Hjeltnes et al., 2012). Ved overmetning av oksygen ved omtrent 140 %, vil oksygenet bli giftig for fisken og føre til oksidativ stress (Olsen, R.E., professor ved institutt for biologi ved NTNU, 09.05.23, e-post).

Ifølge rapporten *Risikovurdering knyttet til resirkuleringsanlegg for settefisk av laks og regnbueørret* fra Vitenskapskomiteen for mattrygghet (VKM), er hvor mye oksygen fisken tar opp avhengig av faktorer som fiskens størrelse, vekstrate og svømmehastighet, temperatur på vannet, fôringsrate i anlegget, i tillegg til nivå av stress (Hjeltnes *et al.*, 2012). I rapporten blir det også trukket fram at løseligheten for oksygen i vann, og dermed tilgang på oksygen i vannet, blir påvirket av temperatur, gassammensetning, salinitet og total gassmetning (TGS) (Hjeltnes *et al.*, 2012). I risikorapporten fra VKM er det trukket fram et forsøk som ble gjennomført av Espmark *et al.* (2010). I dette forsøket ble det observert at fisk som har blitt eksponert for vann med overmetning av oppløst oksygen (160 %) over to uker har vist endring i adferd som indikerer smerte og ubehag for fisken. Det er også observert at tilstanden kan føre til problemer med osmoregulering (Hjeltnes *et al.*, 2012).

Ifølge rapporten om velferdsindikatorer for oppdrettslaks har parr begrensende oksygenmetning på 39 % ved 12,5 °C (Noble *et al.* 2018). Det betyr at oksygenmetning under dette nivået kan føre til økt dødelighet. Optimale grenseverdier for oksygenmetning vil derfor være langt over dette for å ivareta god fiskevelferd. Anbefalte grenseverdier for oksygenmetning i vannet fra VKM sin rapport, er 85 % - 100 % (Hjeltnes *et al.*, 2012).

2.4.2 Temperatur

Temperatur er en viktig parameter i drift av lansbasert oppdrett. For høye temperaturer fører til at mindre oksygen blir tilgjengelig i vannet for fisken (Noble *et al.*, 2018), og kan dermed skape store problemer. Temperatur har også direkte innvirkning på fiskens metabolisme, se kapittel 2.1.1 *Fiskens metabolisme*, og vil dermed indirekte ha innvirkning på konsentrasjonen av avfallsproduktene i metabolismen (Jobling og Hjelmeland, 1992). Dersom høy temperatur øker oksygenforbruket i fiskens metabolisme samtidig som løseligheten av oksygen synker i vannet, vil det kunne føre til den samme typen negative konsekvenser for fisken som forklart i kapittel 2.4.1 *Oksygen* (Olsen, R.E., professor ved institutt for biologi ved NTNU, 09.05.23, e-post).

Ifølge rapporten fra VKM er det observert deformiteter i skjellettet hos fisk som er eksponert for temperaturer over 12 °C i ferskvannsfasen (Hjeltnes *et al.*, 2012). Disse deformitetene blir som oftest oppdaget ved senere livsfaser, og det er derfor utfordrende å dokumentere sammenhengen mellom temperatur i tidlige livsfaser og utvikling deformiteter. Likevel har Ytterborg *et al.* (2010) klart å påvise sammenhengen mellom høye temperaturer i ferskvannsfasen for laks og deformiteter i skjellettet ved bruk av genteknologi. (Hjeltnes *et al.*, 2012). Ønske om rask vekst for å korte ned produksjonstiden, gjør at oppdretter holder høy temperatur i vannet. Fisken vil da vokse raskt, men skjellettet vil ikke utvikle seg i takt med resten av kroppen (Ytterborg, 2010).

For lave temperaturer vil gi dårlig vekst hos fisken, se kapittel 2.1.1 *Fiskens metabolisme*, og vil dermed føre til lengre produksjonstid i oppdrettssammenheng (Jobling og Hjelmeland, 1992). Optimal temperatur for vekst vil være forskjellig for de ulike livsstadiene for laks. I ferskvannsfasen, som er hovedfokuset i denne oppgaven, vil optimal temperatur variere fra 4-8 °C for rognstadiet til 12-14 °C for yngel/parr-stadiet. Likevel kan parr tolerere temperaturer ned til 0 °C og over 20 °C, selv om det er ikke optimalt for vekst og god fiskevelferd, se kapittel 2.1.1 *Fiskens metabolisme*. Dersom det oppstår raske svinginger i temperaturen innenfor toleransegrensen kan det føre til fysiologisk stress, og i verste fall være dødelig for fisken (Noble *et al.*, 2018).

Det finnes ingen anbefalinger for grenseverdier for temperatur fra Mattilsynet (Hjeltnes *et al.*, 2012). Weber (1997) anbefaler en grenseverdi for rogn på 4-8 °C og Elliot (1991) anbefaler en grenseverdi for parr på 12-14 °C (Noble *et al.*, 2018).

2.4.3 pH

pH representerer den negative logaritmen til konsentrasjonen av H^+ -ioner i vannet og fungerer som et mål for surhetsgraden i en løsning. En løsning med en pH på 7 anses som nøytral, mens en pH-verdi mellom 0 og 7 indikerer en sur løsning, og en pH-verdi mellom 7 og 14 indikerer en basisk løsning. Sure løsninger har høyere konsentrasjon av H^+ -ioner enn basiske løsninger (Pedersen, 2023).

I håndboken *Velferdsindikatorer for oppdrettslaks*, trekkes det frem flere studier som viser hvordan lav pH påvirker fiskevelferden i ferskvannsfasen. Studiene viser at fisk som er eksponert for vann med lav pH (pH 5) i tidlige livsfaser blir negativt påvirket. Hos yngel har pH lavere enn 5 ført til nesten dødelige effekter på gjeller og sirkulasjonssystemet, og laks i startfôringsfasen har vist økt dødelighet som følge av redusert appetitt og svømmeadferd. Det er observert skader på hjernen, øyne og milt ved pH 4,5, i tillegg til en økning i dødelighet for lakseyngel ved pH 4,5. Lav pH har også ført til hemming av vekst og smoltifisering hos parr (Noble *et al.*, 2018).

I et lukket oppdrettsanlegg vil pH ofte være bestemmende for om andre kjemiske forbindelser er giftige for fisken eller ikke, da det vil påvirke konsentrasjonen av disse forbindelsene. Eksempler på slike kjemiske forbindelser er CO_2 , NH_3 , se kapittel 2.4.6 *Total ammonium-nitrogen* og aluminium, se kapittel 2.4.11 *Metaller* (Fjellheim *et al.*, 2016). CO_2 i vann er en syre og vil dermed også ha direkte innvirkning på pH.

Når CO_2 -konsentrasjonen i vannet er høy og alkaliteten er lav, vil pH-verdien reduseres ettersom CO_2 frigjør H^+ -ioner i vannet og det dannes karbonsyre (Noble *et al.*, 2018). Effekten av CO_2 -konsentrasjonen og pH på karbonatsystemet i vann kan forstås ved å vurdere likevektsreaksjonene og Bjerrumdiagrammet (Aarnes, 2020). Karbonatsystemet i vann består de tre hovedkomponentene av CO_2 , hydrogenkarbonat (HCO_3^-) og karbonat (CO_3^{2-}). Disse tre komponentene er i likevekt med hverandre gjennom følgende likevektsreaksjoner:

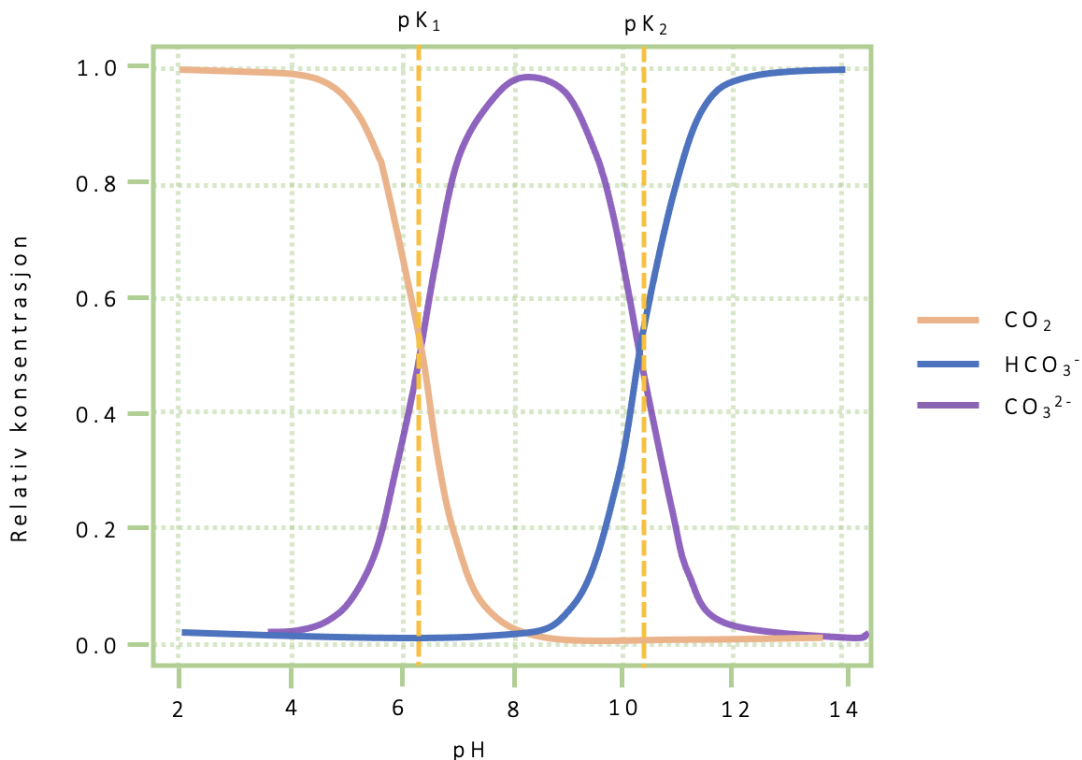


Reaksjonene (1)-(3) er i likevekt og forholdet mellom konsentrasjonene av de involverte kjemiske forbindelsene avhenger av pH. Konsentrasjonen av H^+ er nært knyttet til pH-verdien i løsningen, definert som $pH = -\log_{10}[H^+]$ (Pedersen, 2023).

Bjerrumdiagrammet viser hvordan forholdet mellom CO_2 , HCO_3^- og CO_3^{2-} endrer seg med pH i løsningen.

- Ved lave pH-verdier (høy $[H^+]$), vil reaksjon (1) favorisere dannelsen av H_2CO_3 , og reaksjon (2) vil favorisere dannelsen av HCO_3^- . Siden CO_2 og H_2CO_3 er i en rask likevekt, vil hovedformen av karbon være CO_2 og H_2CO_3 .
- Når pH-verdien øker (lavere $[H^+]$), vil reaksjon (2) begynne å favorisere dannelsen av HCO_3^- i stedet for H_2CO_3 . Dette vil føre til en økning i konsentrasjonen av HCO_3^- og en reduksjon i konsentrasjonen av CO_2 og H_2CO_3 .
- Ved enda høyere pH-verdier vil reaksjon (3) favorisere dannelsen av CO_3^{2-} og H^+ . Konsentrasjonen av CO_3^{2-} vil øke, mens konsentrasjonen av HCO_3^- vil reduseres.

Figur 5 viser Bjerrumdiagrammet som illustrerer hvordan de ulike karbonatformene (CO_2 , HCO_3^- og CO_3^{2-}) endrer seg i forhold til pH-verdien i løsningen, basert på karbonatlikevektsreaksjonene (1)-(3).



Figur 5: Bjerrumdiagram for CO_2 i ferskvann: sammenhengen mellom pH og konsentrasjonen av CO_2 i vannet (*Bjerrumdiagram*, 2022)

Anbefalt grenseverdi fra Mattilsynet for pH i innløp til karet er 6,2 - 7,8 (Mattilsynet, u.å.) Timmons og Ebeling (2007) har anbefalt en grenseverdi på 6,5-8,5 (Noble *et al.*, 2018).

2.4.4 Alkalitet

Alkalitet er den totale mengden av alkaliske forbindelser oppløst i vannet. Det bestemmer bufferevnen til vannet, altså kapasiteten vannet har for å nøytralisere syre (H^+) uten å endre pH (Hjeltnes *et al.*, 2012). I RAS tilsettes bufferløsninger for å opprettholde en høy alkalitet i vannet for at pH-verdien skal holde seg jevn. Det finnes flere forbindelser som kan brukes som buffer i RAS, som for eksempel lut (NaOH), natrium-bikarbonat (NaHCO_3) og hydratkalk ($\text{Ca}(\text{OH})_2$). Avhengig av alkaliteten til råvannet bestemmes det hvilken type buffer som skal brukes og hvilke mengder (Fjellheim *et al.*, 2016). Noen bufferløsninger inneholder også kalsium, som kan beskytte gjellene mot metaller, se kapittel 2.4.11 *Metaller*.

Alkalitet har innvirkning på CO_2 -konsentrasjonen i vannet. Figur 6 illustrerer maksimal verdi av alkalitet man kan ha for å holde seg under 15 mg/L CO_2 , ved ulike verdier for pH og temperatur. Den røde streken illustrerer den laveste grensen for alkalitet med hensyn på biofilteret som er 50 mg/L CaCO_3 (Attramdal, 2022).

Maksimal alkalitet (mg/L CaCO ₃) man kan ha for å holde seg under 15 mg/L CO ₂				
pH	Vanntemperatur (°C)			
	10	12	14	16
6,5	18	19	19	21
6,6	23	24	25	26
6,7	29	30	31	33
6,8	36	38	39	42
6,9	46	48	50	53
7,0	58	61	63	67
7,1	73	76	79	84
7,2	92	96	100	106
7,3	117	122	126	134
7,4	147	154	159	169
7,5	185	194	201	214

Figur 6: Maksimal alkalitet for å holde CO₂-konsentrasjon under 15 mg/L (Attramadal, 2022)

Siden alkalitet vil påvirke driftskostnadene ved tilsetning av bufferløsning avhengig av den daglige vannutskiftningen i systemet, må nivå av alkalitet bestemmes ut fra hva som er optimalt med hensyn til effektivitet av CO₂-lufter og de nitrifiserende bakteriene i biofilter. En må også ta hensyn til hvordan alkalitet påvirker fisken. Chen *et al.* (2006) har anbefalt en grenseverdi i RAS på 200 mg CaCO₃/L for optimal funksjon av biofilter (Hjeltnes *et al.*, 2012).

2.4.5 Karbondioksid

Dersom karbondioksid (CO₂) ikke blir fjernet fra vannet vil det akkumulere. Ved for høye nivåer av CO₂ i vannet vil konsentrasjonen av CO₂ i fiskens blod øke og bæreevnen for oksygen i blodet vil reduseres som følge av reduksjon i hemoglobinet oksygenbinding (Hjeltnes *et al.*, 2012), (Fjellheim *et al.*, 2016). Høy CO₂ vil også redusere fiskens kapasitet for syre- og baseregulering på grunn av redusert pH i blodet (Fjellheim *et al.*, 2016). I ferskvann er det observert toksiske effekter ved konsentrasjoner på 20-100 mg/L (Fjellheim *et al.*, 2016). Hvor giftig CO₂ er for fisken avhenger av den del andre vannparameter som for eksempel temperatur, samt fiskens størrelse og metabolisme, se kapittel 2.1.1 *Fiskens metabolisme* (Noble *et al.*, 2018). Fordi produksjon av CO₂ skjer i fiskens metabolisme vil fôring, stress og svømmeaktivitet være faktorer som har innvirkning på konsentrasjonen av CO₂ i vannet. På et RAS-anlegg vil også en liten del av CO₂-produksjonen skje som et resultat av oksidering av TAN i biofilteret hos heterotrofe bakterier (Hjeltnes *et al.*, 2012). Konsentrasjonene av CO₂ i fiskekaret vil også være avhengig av hydraulisk oppbevaringstid. Ved god utskiftning av vann i karet vil en kunne unngå akkumulasjon av CO₂ (Attramadal, 2022).

Fivelstad *et al.* (1999; 2003; 2007) har gjennomført flere studier der det er forsket på hvordan kronisk høye nivå av CO₂ påvirker fisken. Det ble observert at langvarig eksponering av høy CO₂ har ført til reduksjon i vekst hos parr (Hjeltnes *et al.*, 2012), (Noble *et al.*, 2018). Det ble også observert økt ventilasjonsfrekvens over gjellene hos smolt i ferskvann som er eksponert for høy konsentrasjon av CO₂, omtrent 20 mg/L, som er indikasjon på en stressreaksjon. Resultatene har vist at den økte ventilasjonsfrekvensen er forbigående, som indikerer akklimatisering ved høye konsentrasjoner av CO₂ over lengre tid. Det innebærer fysiologiske tilpasninger for at fisken skal klare å tolerer de høye konsentrasjonene av CO₂ og dermed unngå å dø. En konsekvens av akklimatiseringen, er blant annet redusert vekst (Noble *et al.* 2018). Brå og hyppige svingninger i CO₂-konsentrasjon er i større grad problematisk for fisken og gi økt dødelighet, sammenlignet med en gradvis økning i konsentrasjonen av CO₂. Fisken vil da ikke få tid til å akklimatisere seg. Dette er basert på erfaringer fra næringen (Fjellheim *et al.*, 2016).

Anbefalt grenseverdi for Atlantisk laks i oppdrett fra Mattilsynet for CO₂ er ikke over 15 mg/L (Hjeltnes *et al.*, 2012).

2.4.6 Total ammonium-nitrogen

Ammoniakk er et avfallsstoff i fiskens metabolisme. Ammoniakk kan ha to former i vannet, uionisert ammoniakk (NH_3) og ionisert ammonium (NH_4^+). Summen av disse to formene defineres som total ammonium-nitrogen (TAN). Det er den uioniserte forbindelsen NH_3 , som er mest giftig for fisken. Ved økning i pH, vil konsentrasjonen av NH_3 øke, se Figur 7, (Fjellheim *et al.*, 2016). Samtidig øker effektiviteten av omdannelsen av ammoniakk i biofilteret ved økende pH (Attramadal, 2022). Optimale verdier for pH med hensyn på nitrifikasjonshastighet i biofilteret er mellom 7 og 9 (Fjellheim, 2009). Slik kan man regulere giftigheten av TAN ved å regulere pH i vannet.

Bjerrumdiagrammet for ammoniakk og ammonium beskriver sammenhengen mellom pH og konsentrasjonene av NH_3 og NH_4^+ i vann (Aarnes, 2020).

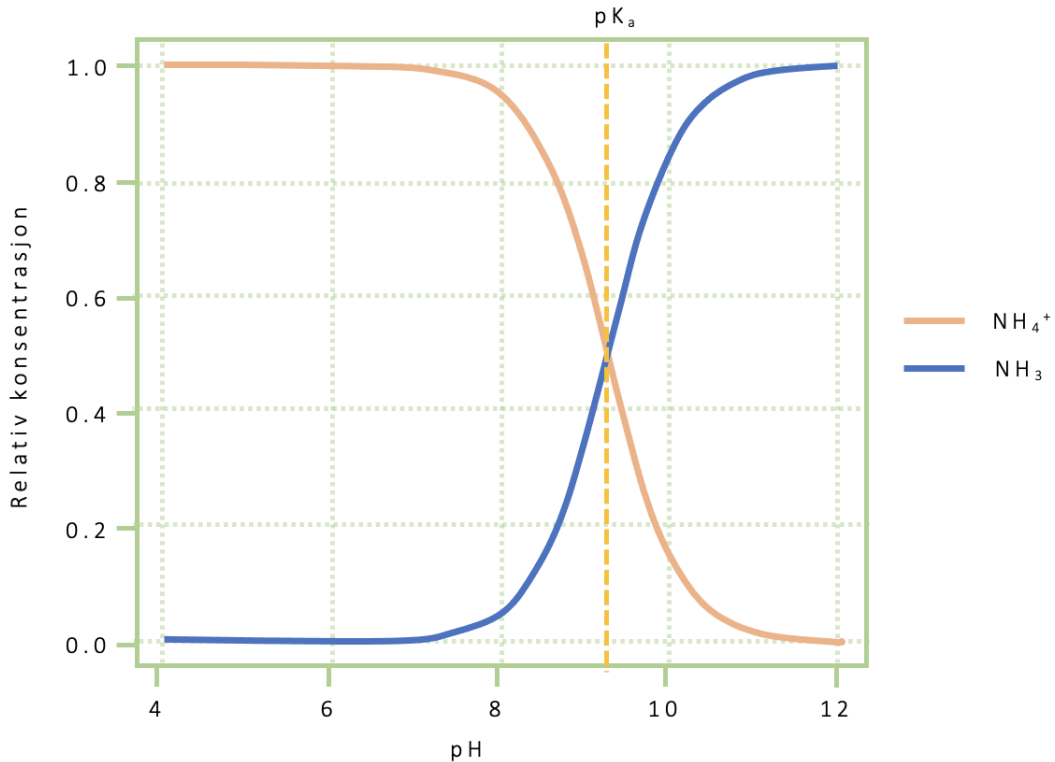
Ammoniakk og ammonium er i likevekt i vann gjennom følgende reaksjon:



Likevekten er pH-avhengig, og forholdet mellom konsentrasjonene av NH_3 og NH_4^+ varierer som følge av endringer i pH (Aarnes, 2020).

- Ved lave pH-verdier (høy konsentrasjon av H^+ -ioner) vil reaksjonen favorisere dannelsen av NH_4^+ , ettersom H^+ -ionene vil reagere med NH_3 og OH^- for å danne NH_4^+ og H_2O . I dette tilfellet vil hovedformen av nitrogenforbindelsen være ammonium.
- Når pH-verdien øker (lavere konsentrasjon av H^+ -ioner), vil reaksjonen begynne å favorisere dannelsen av NH_3 i stedet for NH_4^+ . Dette vil føre til en økning i konsentrasjonen av ammoniakk og en reduksjon i konsentrasjonen av ammonium.

Figur 7 illustrerer Bjerrumdiagrammet for ammoniakk/ammonium. Diagrammet viser hvordan forholdet mellom konsentrasjonene av NH_3 og NH_4^+ endrer seg med pH i løsningen.



Figur 7: Bjerrumdiagram for ammoniakk/ammonium: sammenhengen mellom pH og konsentrasjonen av ammoniakk/ammonium i vannet (*Bjerrumdiagram, 2022*)

TAN er en parameter som har stor innvirkning på fiskevelferden. Ammoniakk kan påvirke flere viktige funksjoner som plasmakortison, plasmakatekolaminer, respirasjon, vann- og ionebalanse, hematologiske faktorer og vevstruktur i gjeller, lever og nyrer (Fjellheim *et al.*, 2016). Ammoniakk skilles for det meste ut fra fisken gjennom gjellene, og ved akkumulering av ammoniakk i vannet kan det føre til reduksjon av utskillelsen av ammoniakk over gjellene. Dette vil igjen føre til økt konsentrasjon av ammoniakk i fisken (Noble *et al.*, 2018). Dersom sentralnervesystemet påvirkes av ammoniakk, vil det føre til akutt giftighet for fisken. Da kan det blant annet oppstå ødeleggelser av enzymer, skader på gjeller og andre indre organer og forstyrrelser i osmoregulering. Det er observert både kortvarige og langvarige effekter som følge av eksponering av ammoniakk. Kortvarige effekter er blant annet redusert appetitt og svømmeytelse, økning i gjelleventilasjon, endret atferd til raske og uberegnelige bevegelser og tap av likevekt som til slutt resulterer i død. Ved kronisk eksponering er det observert langtidseffekter som økt metabolsk hastighet, redusert veksthastighet, dårligere immunforsvar og redusert fruktbarhet (Noble *et al.*, 2018).

Grenseverdiene for TAN i landbasert oppdrett er definert med hensyn på pH (Fjellheim *et al.*, 2016), og er satt til under 2 mg/L (Mattilsynet, u.å.). Det kommer ikke frem hvilken benevnelse som brukes i grenseverdien. Det kan enten være molvekten av bare nitrogenet (ammonium-N) i molekylet, som har molvekt lik 14, eller hele molekylet inkludert hydrogenet, som har molvekt lik 18. For ammonium er det relativt liten forskjell mellom verdiene (ammonium-N 14, ammonium 18, $18/14 = 1,3$) (Fjellheim *et al.*, 2016). Ved omregning fra den ene benevnelsen til den andre, kan en multiplisere eller dividere på differansen i molvekt (1,3).

2.4.7 Nitritt

I omdannelsen av TAN til nitrat i biofilteret for å gjøre nitrogenet mindre giftig for fisken, se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*, er nitritt et mellomprodukt. Hvor giftig nitritt er for fisken

avhenger av flere faktorer som blant annet konsentrasjon av klorid og oksygen, i tillegg til hvor langvarig eksponeringen er (Fjellheim *et al.*, 2016). Nitritt konkurrerer med klorid for å aktivt bli transportert inn i blodet til fisken over gjellene. Når nitritt er tilstedet i vannet vil det derfor erstatte en del av fiskens nødvendige kloridopptak. For å motvirke nitrittforgiftning kan det derfor tilsettes klorid i form av salt (NaCl) i vannet. For laks i ferskvannsfasen har Gutierrez *et al.* (2019) anbefalt et Cl:NO₂-N forhold på over 104:1 for å unngå at fisken blir forgiftet av nitritt. Ifølge kontaktperson på Svaberget Smolt vil en på et RAS-anlegg prøve å opprettholde en salinitet på 1 ppm, for å gjøre nitritt mindre giftig for fisken (Dahl, E.H., biologisk controller, 12.04.23, intervju).

Konsentrasjonen av oksygen vil også ha innvirkning på giftigheten av nitritt, da nitritt reduserer evnen til oksygentransport i blodet. Nitritt vil dermed være mer giftig for fisken, ved lave konsentrasjoner av oksygen. Derfor vil også temperatur og stress være faktorer som har innvirkning på nitrittforgiftning. Med økt temperatur og en stresset fisk vil behovet for oksygentransport bli større. Fordi det er mange faktorer som har innvirkning på giftigheten av nitritt er det utfordrende å etablere en eksakt grenseverdi for nitritt i RAS (Fjellheim *et al.*, 2016).

Nitritt kan også være direkte skadelig på gjellene ved toksiske nivåer (Hjeltnes *et al.*, 2012). Akkumulering av nitritt i blodet kan føre til oksidasjon av hemoglobin til metahemoglobin, som vil redusere evnen til oksygentransport i blodet. Et synlig tegn på økt nivå av metahemoglobin i blodet til fisken er brun farge på gjeller eller blod (Hjeltnes *et al.*, 2012).

Anbefalt maksimal grenseverdi for nitritt i ferskvann fra Mattilsynet er 0.1 mg/L (Mattilsynet, u.å.). I sjøvann er grenseverdiene høyere (0.5 mg/L), siden klorid (Cl) kan redusere giftigheten av nitritt. Det fremkommer ikke hvilken benevnelse som brukes i grenseverdien for nitritt (NO₂-N eller NO₂). Det vil påvirke verdien, da de forskjellige benevningene har ulik molvekt. Nitrogenet i nitritt har molvekt 14 (NO₂-N) og hele molekylet har molvekt 46 (NO₂). Det medfører at ved 1,0 mg/L målt NO₂-N, tilsvarer det 3,3 mg/L NO₂ (46/14=3,3) (Fjellheim *et al.*, 2016).

2.4.8 Nitrat

Nitrat er endeproduktet i nitrifikasjonsprosessen i biofilteret, se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*. Nitrat er mindre giftig for fisken sammenlignet med ammoniakk og nitritt (Fjellheim *et al.*, 2016), og blir i RAS blir nitrat fortynt ved vannutskiftning for å unngå skadelige nivåer i vannet. På anlegg med lavere vannutskiftning kan det brukes denitrifikasjonsfilter for å omgjøre nitrat til nitrogengass (Fjellheim *et al.*, 2016), se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*.

Det finnes ingen anbefalt grenseverdi for nitrat fra Mattilsynet (Hjeltnes *et al.*, 2012). Bregnballe (2010) har anbefalt en øvre grenseverdi for nitrat for laks på 100 mg/L (Noble *et al.*, 2018).

2.4.9 Total gassmetning

I vann er total gassmetning (TGS) forholdet mellom totalt gasstrykk (TGP) i vann og atmosfærisk trykk. Gassovermetning vil i RAS kunne dannes ved for høye nivåer av O₂, CO₂ og N₂. Ved overmetning av gasstrykk i vann er det totale gasstrykket i vann høyere enn atmosfærisk gasstrykk. Det kan føre til gassblæresyke hos fisken, se kapittel 2.4.1 *Oksygen*. Det er også observert endring i atferd hos fisk som er eksponert for gassovermetning (Hjeltnes *et al.*, 2012). Wedemeyer (1997) har anbefalt en grenseverdi for TGS i intensiv akvakultur på under 110 % (Hjeltnes *et al.*, 2012). Anbefalingen fra Mattilsynet er ikke over 100 % (Mattilsynet, u.å.).

2.4.10 Hydrogensulfid

Hydrogensulfid, H₂S, er en gass som produseres når bakterier bryter ned organisk materiale ved hjelp av sulfat i miljøer der det ikke er tilgang på oksygen (anaerob nedbrytning). I RAS kan det forekomme produksjon av H₂S i såkalte dødsoner hvor partikler blir sedimentert og det dannes anaerobe soner. Dødsoner forekommer oftest i stillestående eller saktegående vann og i hjørner

eller vinklede rørtraséer. Det kan også produseres små mengder av H_2S i biofilm på alle flater i anlegget dersom biofilmen blir for tykk (Langeteige, 2019).

H_2S er svært giftig for fisken selv i små doser. I følge Langeteige (2019) har Kiemer et al. (1995) rapportert om akutte doser på 0,95 mg/L over 20 minutter har ført til stor økning i stress og gjelleskader på laksesmolt på 150-200 g. Det ble også observert skader på lever hos laksesmolt på 40-55 g som følge av kronisk eksponering for H_2S -konsentrasjoner på 0,25 mg/L i en tidsperiode på 18 uker. Eksponeringen førte derimot ikke til redusert vekst eller økt dødelighet, og fisken viste tegn til tilpasning av H_2S -konsentrasjonen (Langeteige, 2019)

Det er størst risiko for produksjon av H_2S i sjøvann fordi det naturlig finnes mer sulfat i vannet. En kan finne opptil 2700 mg/L sulfat i sjøvann, mens det i følge FN er anslått å være nede på ca. 20 mg/L i ferskvann på verdensbasis (Langeteige, 2019). Langeteige har gjort forsøk som viste at høyeste konsentrasjon av H_2S som ble produsert var 0,80 mg H_2S /g slam i ferskvann og 20,5 mg H_2S /g slam i sjøvann. Forsøkene ble gjennomført på 5 forskjellige kommersielle RAS-anlegg.

Det finnes lite dokumentert informasjon om hendelser med H_2S på landbaserte oppdrettsanlegg med laks, men risikoen for H_2S -utbrudd anslås å være størst ved vannbesparende anlegg som RAS-anlegg. I fiskehelse rapporten fra 2018 svarer 57,2 % av opprettere med RAS-anlegg at de har erfart utfordringer med H_2S (Langeteige, 2019).

Bjerrumdiagrammet for H_2S i vann illustrerer hvordan forholdet mellom de forskjellige sulfidformene endrer seg som funksjon av pH, se figur 8. Hydrogensulfid er en svak syre som kan miste to protoner, og dermed danne to forskjellige anioner: hydrogensulfidion (HS^-) og sulfidion (S^{2-}). Disse tre komponentene er i likevekt med hverandre gjennom to hovedreaksjoner:

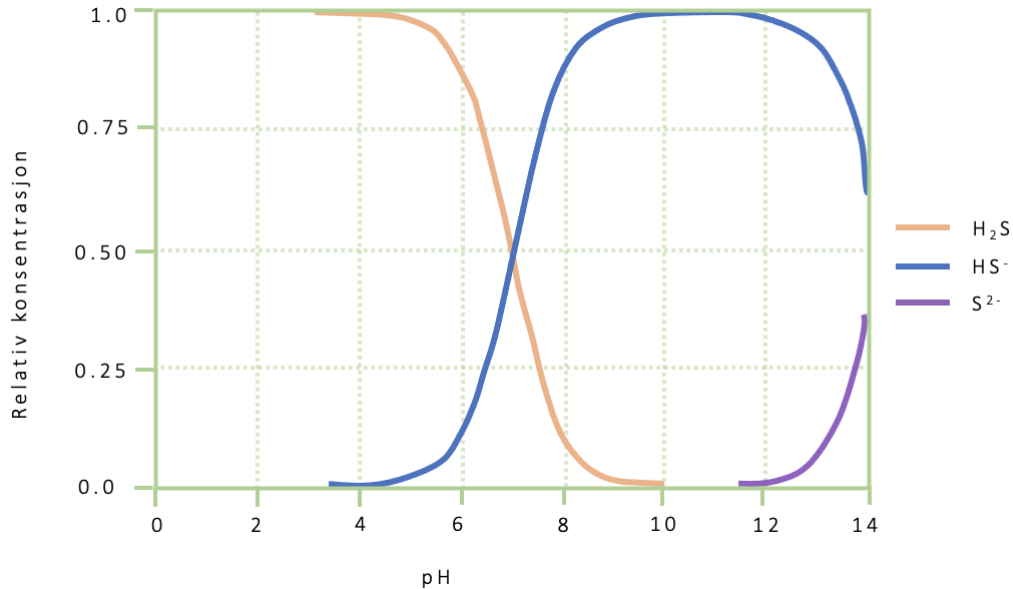


Ved lave pH-verdier (høy konsentrasjon av H^+ -ioner) vil reaksjonene (5) og (6) favorisere dannelsen av H_2S , ettersom H^+ -ionene vil reagere med HS^- og S^{2-} for å danne H_2S . I dette tilfellet vil hovedformen av svovelforbindelsen være H_2S .

Når pH-verdien øker (lavere konsentrasjon av H^+ -ioner), vil reaksjon (5) begynne å favorisere dannelsen av HS^- i stedet for H_2S . Dette vil føre til en økning i konsentrasjonen av HS^- og en reduksjon i konsentrasjonen av H_2S .

Ved enda høyere pH-verdier vil reaksjon (6) favorisere dannelsen av S^{2-} og H^+ . Konsentrasjonen av S^{2-} vil øke, mens konsentrasjonen av HS^- og H_2S vil reduseres.

Bjerrumdiagrammet for H_2S illustrerer derfor hvordan forholdet mellom konsentrasjonene av H_2S , HS^- , og S^{2-} endrer seg med pH i løsningen. Dette er viktig for å forstå hvordan ulike miljøforhold og prosesser påvirker tilgjengeligheten av de ulike sulfidformene i vann.



Figur 8: Bjerrumdiagram for H₂S: sammenhengen mellom pH og konsentrasjonen av H₂S i vannet (Bjerrumdiagram, 2022)

Nitrat kan ha en reduserende effekt på H₂S-produksjon fordi nitrat vil bli redusert før sulfat under anaerobe forhold (Langeteige, 2019). Resultatene fra forsøkene til Langeteige viste at tilsetning av nitrat førte til reduksjon i H₂S-konsentrasjonen med 35-40 %. Intern rapport fra ”Den Danske bransjeorganisasjonen AquaCircle” anbefaler RAS-anlegg å holde en konsentrasjon på minimum 40 mg/L NO₃-N, for forbygging mot H₂S-utbrudd. Rapporten beskriver også typiske situasjoner som kan føre til H₂S utbrudd. Det kan for eksempel være i forbindelse med levering hvor fisken blir sultet i forkant, som igjen fører til at konsentrasjonen av nitrat går ned som følge av redusert tilgang på nitrogenforbindelser i biofilteret (Langeteige, 2019).

2.4.11 Metaller

Metaller kan være svært giftig for fisken, og RAS med høy resirkuleringsrate kan metaller akkumuleres i systemet (Hjeltnes *et al.*, 2012). Kobber og aluminium er de metallene som oftest skaper problemer i RAS.

Ifølge risikorapporten fra VKM har Davidson *et al.* (2009) observert en lineær korrelasjon mellom konsentrasjon av kobber og dødelighet (Hjeltnes *et al.*, 2012). Forhøyede nivåer av kobber kan forekomme ved korrosjon av kobberør eller andre installasjoner av kobber i RAS. Kobber kan også komme fra fôret til fisken (Hjeltnes *et al.*, 2012). Giftigheten til kobber avhenger av andre parametere, som alkalinitet og hardheten til vannet. Ved høyere nivå av kalsium (Ca), kan fisken tolerere høyere nivå av kobber. pH har også en innvirkning på hvor giftig kobber er for fisken, ved at økt pH reduserer giftigheten av kobber. I tillegg har også mengden total organisk karbon innvirkning på giftigheten til kobber. Fisk som er eksponert for vann som inneholder kobber får økt produksjon av ammonium i vevet. Giftigheten av kobber i vannet øker med økt føring (Hjeltnes *et al.*, 2012). I RAS kan oppløst kobber i vann blir redusert ved bruk av ozon, se kapittel 2.5.6 *Desinfeksjon av driftsvann* (Hjeltnes *et al.*, 2012).

Davidson *et al.* (2009) har i en studie anbefalt grenseverdier for kobber på 37-56 µg/L (Hjeltnes *et al.*, 2012). Det er diskutert om grenseverdien for kobber i vann i oppdrett av Atlantisk laks er for høy, da det viser seg at laks er mer sensitiv for kobber enn andre arter som for eksempel regnbueørret. I tillegg er det meste av litteratur angående giftigheten av kobber på laksefisk basert på eksperimenter med regnbueørret (Hjeltnes *et al.*, 2012).

Aluminium (Al) er også et metall som er svært giftig for fisken. I kombinasjon med høy CO₂ og redusert pH, kan selv lave konsentrasjoner av Aluminium (0.115-0.140 mg/L av total Al, 0.010 mg/L av labilt Al) være giftig for fisken (Hjeltnes *et al.*, 2012). Ved svært høye konsentrasjoner av labilt Al (ustabil/reaktiv)(0.300 mg/L i ferskvann og 0.150 mg/L i sjøvann) vil fisken dø på grunn av svikt i respirasjon og osmoregulering. Ved lavere konsentrasjoner av labilt Al (0.100 mg/L i ferskvann og 0.040 mg/L i sjøvann), er det observert fysiologisk forandringer med hensyn på fiskevelferd (Hjeltnes *et al.*, 2012). Labilt Al er uorganisk monomert aluminium, og anses som den mest giftige formen av Al for fisken da det størst sjanse for at det vil binde seg til gjellene (Rosten *et al.*, 2004).

Wedemeyer (1997) anbefalte maksimal grenseverdi for labilt aluminium på under 0.075 mg/L. Rosseland (1999) har anbefalt en grenseverdi for labilt aluminium for lakse-smolt på 0.015-0.020 mg/L. Timmons og Ebeling (2007) har anbefalt en maksimal grenseverdi for labilt aluminium på under 0.01 mg/L (Hjeltnes *et al.*, 2012). Maksimal verdi for når Al er giftig for fisken avhenger av biotilgjengeligheten, som er risikoen for at Al binder seg til gjellene hos fisken i stedet for humus, partikler og organisk materiale (Hjeltnes *et al.*, 2012). Ved redusert pH kan organisk bundet Al bli frigjort og går over til reaktivt labilt Al som kan binde seg til gjellene hos fisken og dermed bli giftig (Fjellheim *et al.*, 2016).

Andre metaller som også kan være giftig for fisken er sink, kadmium, jern, bly, krom, mangan, kobolt og nikkel.

2.4.12 Salinitet

Salinitet er en viktig parameter med hensyn på osmoregulering, se kapittel 2.1 *Villaksens livssyklus*. I denne oppgaven er det valgt å fokusere på laks i ferskvannfasen, der saliniteten er lav. Yngel og parr har grenseverdi for salinitet fra 0-10 ppm (Noble *et al.*, 2018).

2.4.13 Organisk materiale

Oppløst organisk materiale og organiske partikler er mat for opportunistiske heterotrofe bakterier i systemet, se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*, og akkumulering av organisk materiale vil kunne føre til endring i sammensetningen av bakteriesamfunnet, se kapittel 2.4.14 *Bakteriesamfunn*. Akkumulering av organisk materiale i vannet kommer blant annet fra overføring, avføring og avskaling av biofilm. Det vil forekomme i både oppløst og partikulær form (Fjellheim *et al.*, 2016). Sedi-mentering av organisk materiale kan føre til økt risiko for produksjon av H₂S, se kapittel 2.4.10 *Hydrogensulfid*

Hvor mye organisk materiale som er i vannet, kan måles med ulike parametere. Totalt suspendert stoff (TSS) er en parameter for partikulært materiale. Definisjonen for TSS er partikler som har større diameter enn 1 µm. Partiklene kan være både organiske og ikke-organiske (Hjeltnes *et al.*, 2012). Akkumulering av TSS kan ha skadelig effekt på fisken, som irritasjon av gjeller, kronisk stress eller utvikling av sykdom. Magor (1988) observerte skader på gjeller ved TSS nivå på 44 mg/L (Hjeltnes *et al.*, 2012). Forhøyede nivåer av TSS kan også være en grobunn for tilstedeværelsen av patogener. Høye nivåer av TSS kan også føre til økt oksygenkrav hos fisken i systemet slik at oksygenforbruket øker, samt økt tilstedeværelse av mikroorganismer som produserer CO₂ (Hjeltnes *et al.*, 2012).

Turbiditet som er et mål på klarheten til vannet, kan også brukes som et indirekte mål på hvor mye partikler som er i vannet. Det er ikke spesifisert optimalt turbiditetsnivå for laks (Noble *et al.*, 2018).

Anbefalt øvre grenseverdi fra Mattilsynet i Rapporten fra VKM for totalt organisk karbon (TOC), er på 10 mg/L (Hjeltnes *et al.*, 2012). Øvre anbefalte grenseverdi for TSS er også 10 mg/L (Fjellheim *et al.*, 2016).

2.4.14 Bakteriesamfunn

I RAS er sammensetningen av bakteriesamfunnet (mikrobiota) svært viktig for den biologiske vannkvaliteten og har direkte påvirkning på fiskevelferden (Dahle *et al.*, 2020). Det er enkelte bakterier en ønsker å ha i systemet og andre bakterier en vil prøve å redusere andelen av, se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*. Ved endringer i miljøet kan bakteriesammfunnet reagere raskt og forandre på sammenstillingen av arter. Det kan enten gi bedre eller dårligere vannkvalitet for fisken på anlegget. Endringer i miljøet kan være forårsaket av fôring, salinitet, temperatur, fisketetthet og alkalitet (Dahle *et al.*, 2020). pH vil også ha innvirkning på de nitrifiserende bakteriene, se kapittel 2.4.6 *Total ammonium-nitrogen* (Attramdal, 2022). Sammensetning av mikrobiota er forskjellig fra anlegg til anlegg, avhengig av drift, design, geografisk beliggenhet og ulik flora dannet av et seleksjonspress. Sammensetningen varierer også over tid for hvert anlegg. Hvor stabil sammensetningen av mikrobiota er over tid, kan også være ulik fra anlegg til anlegg (Dahle *et al.*, 2020).

I tillegg til de opportunistiske heterotrofe bakteriene i biofilteret, se kapittel 2.5.3, finnes det også andre patogene bakterier som har direkte innvirkning på fiskehelsen, og kan føre til sykdommer hos fisken. Av bakteriesykdommer for settefiskanlegg er flavobakteriose, furunkulose, bakteriell nyresyke, yersiniose og mykobakteriose, de mest vanlige (Sommerset *et al.*, 2022).

Håndtering kan føre til redusert immunforsvar som følge av stress, samtidig som at fisken har større sannsynlighet for å få skader og sår som kan gi grobunn for bakterieinfeksjoner. I landbasert oppdrett kan for eksempel sortering og flytting av fisk samt vaksinerings, være slike håndteringer. I sammenheng med vaksinerings er det ekstra viktig med god hygiene og biosikkerhet, da fisken også blir utsatt for nålestikk som åpner opp beskyttelsesbarrieren i skinnet.

2.4.15 Virus og sopp

Virus og skadelige parasitter bør unngås da det kan føre til sår, sykdommer og irritasjon for fisken. De mest relevante virussykdommene for settefiskproduksjon er infeksjøs lakseanemi, infeksjøs pankreasnekrose, hjerte- og skjelettmuskelbetennelse, hematopoetisk nekrose og laksepox (Sommerset *et al.*, 2022).

I klekkefasen i settefiskproduksjon kan sopp være et problem, først og fremst *Saprolegnia* spp. Soppen angriper dødt vev, og det er relativt vanlig med utbrudd av sopp i klekkefasen da det er utfordrende å fjerne døde rognkorn på grunn av stor tetthet av rogn i hver klekkebakke. *Saprolegnia*sporer er vanlig å finne i vannkilder til norske settefiskanlegg og de formerer seg i biofilm i rør og kar på anleggene. Soppinfeksjon forekommer bare når fisken er svekket eller død (Sommerset *et al.*, 2022).

For å unngå å få smittespredning av patogene agens inn på anlegget er det viktig med gode rutiner for biosikkerhet og smittehåndtering. I RAS er dette spesielt viktig, og det er vanlig med slusing og rengjøring av personell og utstyr mellom hver avdeling inne på anlegget. Desinfeksjon av inntaksvannet er den viktigste forebyggende metoden for å unngå smittespredning.

2.4.16 Grenseverdier for vannkvalitetsparametere og fiskevelferd

Mattilsynet har definert anbefalte grenseverdier for ulike vannkvalitetsparametere som skal bidra til optimal vannkvalitet og god fiskevelferd. I tabell 1 er det definert ulike nivåer for generelle grenseverdier som forklarer hvordan de ulike nivåene påvirker fiskevelferden.

Tabell 1: Definisjoner av ulike nivå for grenseverdier (Attramadal, 2022)

Nivå	Definisjon
Optimale nivå	Det nivået en ønsker å opprettholde for god fiskevelferd - ingen store variasjoner
Toleranse nivå	Fisken tolererer nivået, men det kan være stressende, gi dårlig appetitt og vekst
Kondisjonelt nivå	Fisken kan opprettholde nesten normal aktivitet på dette nivået, dersom andre faktorer er optimale
Uakseptabelt nivå	Parameteren i seg selv fører til økt dødelighet

Dagens grenseverdier for vannkvalitet for å sikre god fiskehelse og fiskevelferd er kun veiledende for RAS-anlegg da de ikke er basert på data fra kommersielle RAS-anlegg (Hjeltnes *et al.*, 2012). Det er generelt lite forskning på hva som er optimale grenseverdier for flere parametere for optimal vannkvalitet i kommersielle RAS-anlegg. Forskningen som ligger bak de fleste av Mattilsynets anbefalte grenseverdier er basert på forsøk i laboratorier eller FTS. Grenseverdiene for hver enkelt parameter, tar heller ikke hensyn til interaksjonen med andre parametere (Hjeltnes *et al.*, 2012).

I Tabell 2 er det listet opp de anbefalte grenseverdiene fra Mattilsynet.

Tabell 2: Anbefalte grenseverdier fra Mattilsynet (Noble *et al.*, 2018)

Vannkvalitetsparameter	Grenseverdier
pH (inntak)	6,2 -7,8
Oppløst oksygen (O ₂)	Maks. 100% metning i kar og 80% i utløpet
Karbondioksid (CO ₂)	< 15 mg/L
Total ammonium nitrogen (TAN=NH ₄ ⁺ +NH ₃)	< 2 mg/L (ved pH 6,8 og temperatur lik 12°C)
Nitritt	< 0,1 mg/L (i ferskvann)
Total organisk karbon (TOC)	< 10 mg/L
Aluminium	< 5 µg/L (labil) og < 20 µg/g gjellevev

2.5 Tekniske komponenter for forbedring av vannkvalitet

For å opprettholde god vannkvalitet består et RAS-anlegg av flere komponenter for vannrensing. Hvilke komponenter som brukes varierer fra anlegg til anlegg, men dette kapitlet tar for seg de vanligste komponentene for vannrensing i et RAS-anlegg.

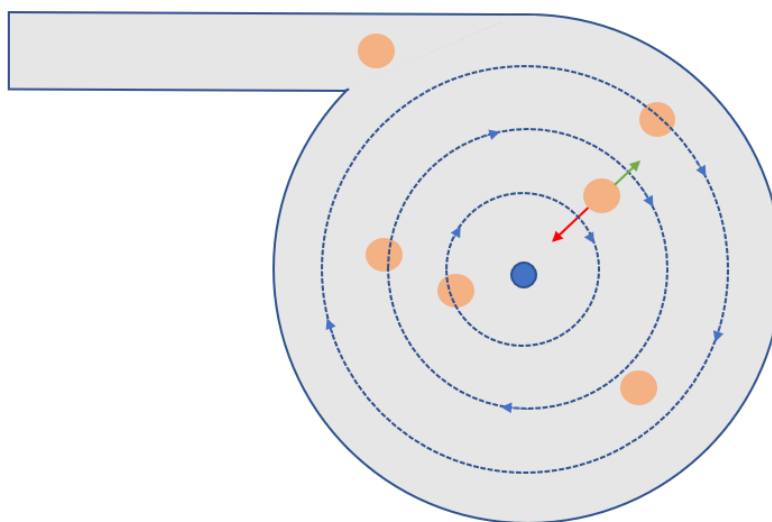
2.5.1 Hydraulikk

Vannstrømmen i karet bidrar til å skape en homogen vannkvalitet ved å skape en jevn fordeling av fôr, CO₂ og oksygen i vannet. I tillegg kan karhydraulikken utnyttes for å skape en god strømhastighet for fisken, og for å fjerne store partikler på en effektiv måte.

I et fiskekar er det to strømmer - én primær og én sekundær. Ved å tilføre vannet til karet i en egnet vinkel ut fra karveggen skapes det en sirkulær strøm. Denne strømmen anses som den primære

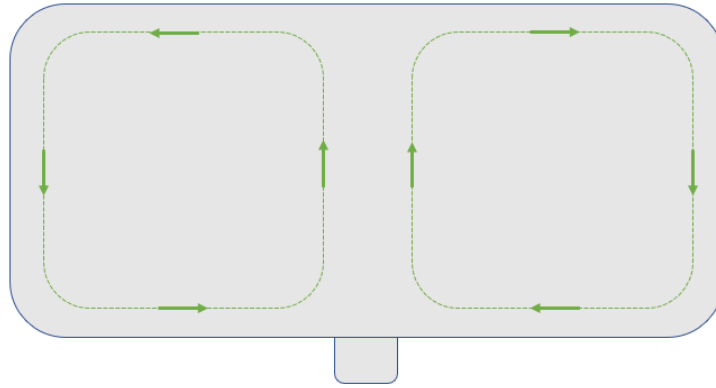
vannstrømmen (Timmons, Summerfelt og Vinci, 1998), og er den strømmen fisken naturlig vil velge å svømme mot i ferskvannsfasen. Ved å tilpasse mengden, hastigheten og retningen på vannet som pumpes inn i fiskekaret, vil en dermed kunne påvirke adferden til fisken. Når strømmen er optimal er den sterk nok til at fisken svømmer i én retning, mot strømmen, og risikoen for aggressiv adferd overfor annen fisk reduseres, se kapittel 2.1 *Villaksens livssyklus*.

På grunn av sentrifugalkraften vil vannet som sirkulerer i den primære strømmen bli presset utover mot karkanten og partikler vil søke mot senter av kar der trykket er lavest, som et resultat av drag krefter (Lader, 2022), (Grøn, 2021). Dette er den såkalte "tekoppeffekten", se Figur 9, som bidrar til at partikler skånsomt føres mot avløpet i senter. Denne effekten er viktig for å oppnå god selvrensing i et kar (Fjellheim, *et al.*, 2016). Heftbetingelsen gjør at vannet i kanten av karet presses videre nedover langs karkant, og inn mot senter av karet. Det skapes altså en sekundær strøm som går ned langs karkant, inn mot senter langs karbunnen, opp i senter av kar, og ut mot karkant langs vannoverflaten. Denne strømmen tar med seg store partikler, i hovedsak feces og fôrrester, som har falt til karbunnen på grunn av gravitasjon til senter. Ved å ha et avløp i senter med en innebygd partikkelfelle med eget partikkelavløp, vil det være mulig å fjerne en stor andel av de største partiklene før vannet føres til renseavdelingen. Denne vannstrømmen har da en høyere andel partikler, og kan føres gjennom en ekstra renseprosess for fjerning av partikler før det går videre til RAS-avdelingen. Dette kan bidra til å redusere presset på den mekaniske filtreringen i RAS-avdelingen.



Figur 9: De stiplede linjene indikerer den primære strømmen i karet, og de oransje rundingene indikerer partiklene som beveger seg mot innløpet markert med blå sirkel. Den grønne pilen indikerer sentrifugalkraften som virker på partiklene i karet, og den røde indikerer drag kraften.

Det er mulig å benytte seg av flere avløp fra kar for å påvirke hydraulikken. Det er i flere anlegg benyttet ett eller flere ekstra avløp plassert i siden av karet for å senke behovet for uttak av vann i senter. Ved å tappe ut vann i siden av karet reduseres trykket og dermed også hastigheten, som vil øke ved for høyt uttak av vann i senter. Fiskens bevegelser vil også påvirke hydraulikken i karet, og må tas med i beregningene av vannstrøm.



Figur 10: Figuren viser den sekundære vannstrømmen i et kar. Vannet presses ut mot karkant i vannoverflaten, ned langs karvegg, inn mot senter langs karbunn og opp i senter..

Hydraulikken i et kar er altså viktig for å opprettholde et godt karmiljø og tilby fisken en optimal strømhastighet som støtter laksens naturlige adferd.

2.5.2 Partikkelfjerning

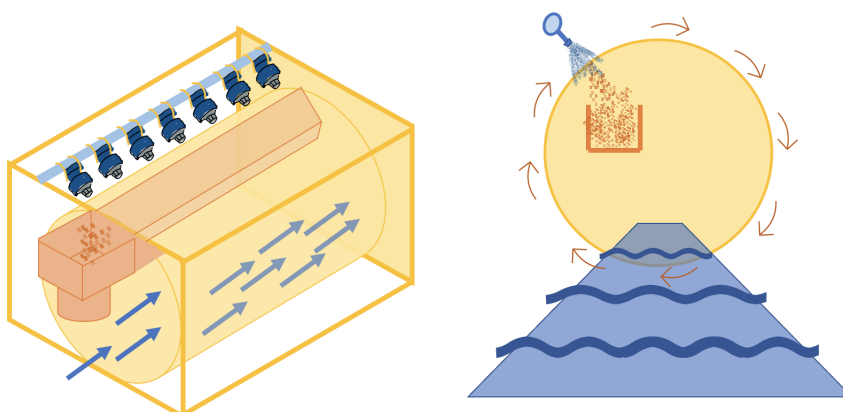
Fjerning av partikler i driftsvannet er viktig av flere årsaker, og er det første steget i de fleste RAS-anlegg for å tidlig kvitte seg med store partikler i vannet. Et for høyt innhold av partikler i vannet vil blant annet kunne føre til irritasjon på gjellene til fisken og øke risikoen for sedimentering i RAS-avdelingen, se kapittel 2.4.13 *Organisk materiale*, og vi skal senere se at det også vil kunne føre til redusert effektivitet i biofilteret. Ved hjelp av god karhydraulikk vil en del av partiklene i karet kunne fjernes gjennom partikkelavløpet i senter, men dersom alt vannet i dette avløpet skal skiftes ut, vil resirkuleringsgraden bli lav. Det vil uansett være nødvendig å håndtere utslippsvannet slik at det er i tråd med utslippskrav, se kapittel 2.2.1 *Krav til oppdrett på land*, og det vil dermed ofte være behov for filtrering av avløpsvann uavhengig av resirkuleringsgrad.

Hvordan det velges å fjerne partikler fra driftsvannet avhenger blant annet av kvaliteten på inntaksvannet, i tillegg til drift og oppsett av anlegget. Dersom partiklene ikke blir skånsomt behandlet vil de løses opp og det blir en større andel løste partikler i vannet, som er vanskeligere å fjerne. De vanligste metodene for partikkelfjerning er mekanisk filter og sedimenteringsfilter (Lekang, 2020, s. 80), og eksempler på dette beskrives nedenfor.

Mekanisk filtrering baserer seg på å sende vann gjennom et medie, for eksempel glass, sand eller en duk, og bruk av trommelfilter er den mest brukte metoden for mekanisk filtrering av driftsvann i dagens landbaserte akvakulturanlegg.

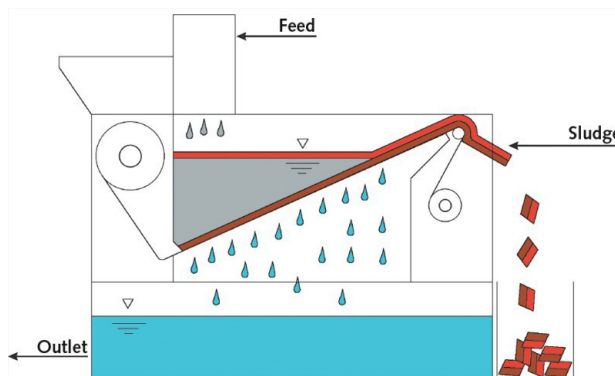
Trommelfilter består av et roterende kammer dekket av en filterduk som fungerer som sil. Størrelsen på partiklene som slippes gjennom et rent filter bestemmes av lysåpningen i silen. Etter hvert som skittent vann passerer gjennom filteret vil det samles partikler på filteret og det dannes etterhvert en filterkake. Denne filterkaken bidrar til at stadig mindre partikler slipper gjennom filteret, da filterkaken fanger opp mindre partikler etterhvert som filterkaken blir tettere (Roche, 2014). Filterduken holdes på plass av plater utformet som et rutenett som står normalt på duken. Som vist i Figur 11 står trommelfilteret delvis neddykket i vann (*Ordbøker - Norsk Vann Kursportal*, u.å.) og vannet fra karet renner gjennom trommelfilteret ved hjelp av selvføll. For at vannet skal renne ved hjelp av selvføll må det være en drivende differanse i vannstanden før og etter trommelfilteret. Partiklene faller ned i filterduken ved hjelp av tyngdekraft, og platene som holder duken på plass, kombinert med overflatespenningen til vannet, bidrar til at partiklene blir med den roterende filterduken. I senter av trommelfilteret er det en slamrenne der partiklene samles ved å spyle vann fra utsiden av filterduken, dette kalles tilbakespyling (Hydrotech, 2022). Tilbakespylingen gjøres med jevne tids mellomrom, som bestemmes slik at filterkakene har god effekt uten at filteret går

tett. Den vanlige måten å kontrollere driften til trommelfilteret på, er å bruke nivåmålere for å måle at vannstanden før og etter filteret har korrekt differanse. For at driften av trommelfilteret skal kunne måles på denne måten, må størrelse og kapasitet på filteret være valgt med hensyn på den vannmengden som skal passere gjennom filteret.



Figur 11: Illustrasjon av hvordan et trommelfilter fungerer.

Et beltefilter er en annen type mekanisk filtrering, som består av en roterende filterduk som ofte er plassert på skrå, delvis under vann (Lekang, 2020), se Figur 12. Vannet renner gjennom den delen av filterduken som er under vann, og partiklene som stoppes blir med den roterende duken over overflaten (Lekang, 2020). Her spyles det fra baksiden av filteret med en stråle av vann eller luft, slik at partiklene havner i ei renne og føres ut til slambehandling. Denne typen filtrering kan for eksempel brukes på en delstrøm fra partikkelavløpet i kar for å redusere partikkelmengden før vannet blir med inn i RAS-avdelingen.



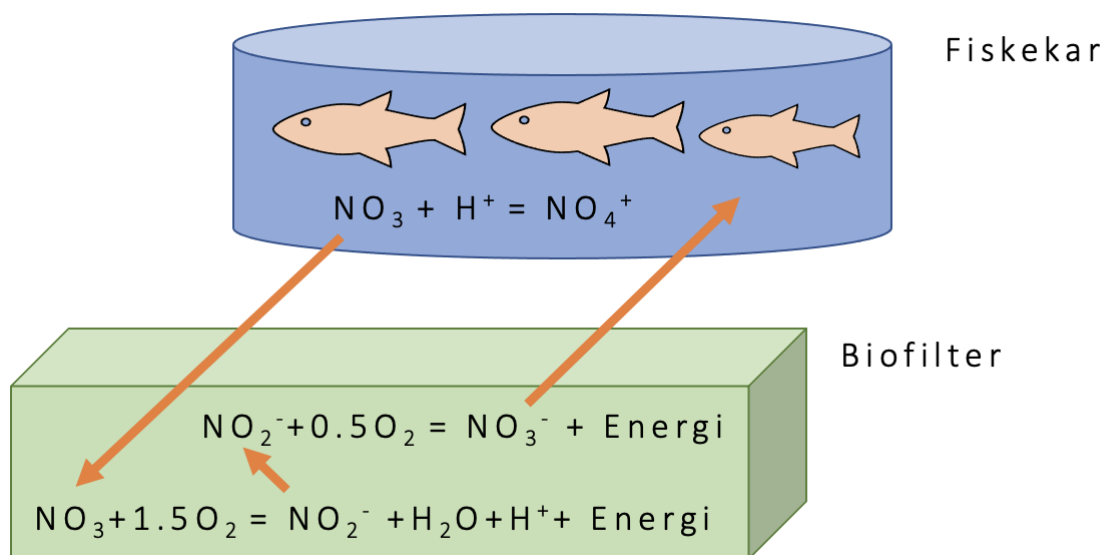
Figur 12: Illustrasjon av hvordan et beltefilter fungerer. (*Inclined filter replaces more and more old belt filters, u.å.*)

Plateseparator, eller lamellfortykker, er en form for sedimenteringsfilter, se Figur X, der vannet føres inn i en kum med flere plater som er plassert på skrå vertikalt etter hverandre. Platene er plassert på en slik måte at vannet får en tvungen vannstrøm, ved at vannet må passere over og under annenhver plate, se figur X. De skråstilte platene har horisontale hyller som fanger opp partiklene og sørger for at de faller mot bunnen av kummen (Nesse, 2021). Dette gjør at vannet får et stadig lavere innhold av partikler. Langs hele bunnen av kummen er det spor der vann med høyt slaminnhold vil samles og kan renne til slambehandling. Vannet vil renne gjennom kummen ved hjelp av selvføll, på samme måte som for trommelfilter. I enden av tanken er det et avløpsrør helt øverst i vannoverflaten hvor det rensede vannet fortsetter til neste steg i vannbehandlingen.

2.5.3 Biologisk filtrering

Ammoniakk (NH_3) er giftig for fisk ved små konsentrasjoner, se kapittel 2.4.6 *Total ammonium-nitrogen*, og konsentrasjonen bør derfor reduseres i størst mulig grad før vannet føres tilbake i fiskekarene (James M. Ebeling, Michael B. Timmons, J.J Bisogni, 2006). Den mest etablerte måten å gjøre dette på, er ved hjelp av nitrifikasjon i biologiske filtre. Nitrifikasjon er en todelt oksidasjonsprosess der ammonium (NH_4^+) omdannes til nitritt (NO_2^-), før nitritt omdannes til nitrat (NO_3^-) (Bratberg, 2020).

Figur 13 illustrerer reaksjonsligningene for omdannelsene av ammoniakk i RAS. I fiskekaret vil hovedsakelig ammoniakk skilles ut fra fisken over gjellene. I vannet vil ammoniakk forekomme i to former, ammoniakk (NH_3) og ammonium (NH_4^+), avhengig av pH i vannet, se kapittel 2.4.6 (Fjellheim *et al.*, 2016). I biofilteret vil ammoniakkoksidierende bakterier (AOB) oksidere NH_3 til NO_2^- . I denne prosessen vil også H_2O , H^+ -ioner og energi bli frigjort. Dermed vil prosessen bidra til økt pH i systemet, se kapittel 2.4.3 *pH*. Nitrittoksidierende bakterier (NOB) vil videre oksidere NO_2^- til NO_3^- . I denne prosessen vil bare energi frigjøres. I begge prosessene vil oksygen forbrukes (Attramadal, 2022).



Figur 13: Illustrasjon av hvilke reaksjoner som finner sted i en nitrifikasjonsprosess. Figuren tar utgangspunkt i Attramadal (2022) sin illustrasjon.

Nitrifiserende bakterier er autotrofe spesialister, som betyr at de bruker karbonat som karbonkilde, og får energi av å oksidere uorganisk materiale (Berner jr., 2023), som i dette tilfellet er ammoniakk, ammonium og nitritt. Optimal temperatur for nitrifiserende bakterier er 30°C , og temperaturer under 10°C gir liten vekst (Lekang og Fjæra, 2002, s. 121). Fordi oppdrett av laks i ferskvannsfasen skjer ved temperaturer mellom 8 og 16°C vil de nitrifiserende bakteriene ha dårligere vekst ved temperaturer som er optimale for fisken i anlegget. Den største andelen bakterier i bakteriekulturen i biofilteret er heterotrofe bakterier. Denne typen bakterie er opportunist og lever av organisk materiale, frigjør CO_2 (Aarnes, 2021), og har en mye høyere reproduksjonshastighet enn nitrifiserende bakterier. De har heller ikke så spesialiserte krav til vannkvalitet som nitrifiserende bakterier, og ved suboptimal vannkvalitet for nitrifiserende bakterier vil heterotrofe bakterier benytte muligheten til å utkonkurrere de nitrifiserende bakterier om både plass og tilgang på oksygen (Attramadal, 2022). Fordi de heterotrofe bakteriene lever av organisk materiale vil de enkelt utkonkurrere de nitrifiserende bakteriene dersom det kommer mye organisk materiale inn i biofilteret. For å redusere mengden organisk materiale i vannet inn i biofilteret, er biofilteret

plassert etter det mekaniske filteret i RAS.

For å oppnå effektiv nitrifikasjon er det nødvendig med gode forhold for de nitrifiserende bakteriene. Bakteriene trenger en overflate å feste seg til for å kunne leve og vokse. Biofilteret består av mange små biologemer. Dette er små hydrodynamiske enheter som er spesialdesignet for å fungere som et bæremedium for bakteriene, og som bidrar til gode levevilkår for bakteriene og dermed fremmer veksten av bakterier. De er utformet slik at overflaten er stor, og tillater dermed mange bakterier å leve i biofilteret (Deena *et al.*, 2022). Den effektive overflaten måles i kvadratmeter per kubikk, og påvirker nitrifikasjonsraten grunnet overflatebehovet til bakteriene.

Det finnes to hovedtyper biofilter, moving bed biofilm reaktor (MBBR) og fixed bed biofilm reaktor (FBBR). I et MBBR er det vanlig med en fyllingsrate på omtrent 40% biologemer og 60% vann, som gir biologemene muligheten til å flyte i vannet. Fyllingsraten kan variere med hensyn på valg av biologemer og behov for resirkuleringshastighet på vannet, og vil påvirke effektiviteten til biofilteret. Ved å pumpe luft inn i biofilteret skapes strømminger som får biologemene til å bevege seg, og derfor navnet moving bed. Fordi biologemene er i bevegelse vil de ”skrape” i hverandre, og dermed løsner biofilm fra omkringliggende biologemer. På denne måten er et MBBR selvrensende, men det vil også føre til en større andel organisk materiale i vannet, i form av avrevet biofilm som føres tilbake i karet. I et FBBR står biologemene i ro, og vannet renner gjennom faste biologemer. Fordi biologemene står i ro vil partiklene akkumulere i den første delen av filteret. Dette gjør at et FBBR fjerner en større andel organisk materiale enn hva et mekanisk filter klarer å fjerne. Samtidig krever da et FBBR tilbakespyling eller annen type rensing slik at det ikke blir for høy grad av sedimentering i filteret og at det dannes anaerobe soner og risikoen for dannelse av H_2S øker, se kapittel 2.4.10 *Hydrogensulfid (H_2S)*.

Når nitrifikasjonsprosessen er fullført, er sluttproduktet nitrat. Hvor mye vann som skiftes ut påvirker nitratkonsentrasjonen, ved at nitrat fortynnes med nytt vann (spedevann). Dersom resirkuleringsgraden er høy, kan det være aktuelt å kvitte seg med nitrat ved hjelp av denitrifikasjon. Denitrifikasjon er en prosess der nitrat og nitritt omdannes til nitrogengass, som er mulig å luften ut av vannet ved hjelp av avgassing. Dette er en anaerob prosess, altså en reaksjon som kun skjer dersom det ikke er tilgang på oksygen. Denitrifikasjon må derfor skje i en annen enhet enn nitrifikasjonen, der det er et behov for oksygen (Fjellheim *et al.*, 2016).

2.5.4 Lufting av vann

I RAS-anlegg må vannet luftes for overskuddsgasser, og den viktigste gassen å redusere konsentrasjonen av er CO_2 . Dette gjøres stort sett i en CO_2 -lufter som er plassert etter biofilteret. Lufteren er plassert etter biofilteret for å også luften ut CO_2 som produseres av bakteriene der, se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*. Luftere baserer seg på å utnytte kjemisk likevekt mellom konsentrasjon av gass i luft, og konsentrasjon av gass i vann (Lekang, 2020).

Hvor mye gass som kan løses i vann avhenger av vannets temperatur, salinitet og trykk. Når konsentrasjonen av CO_2 i vannet er høyere enn konsentrasjonen av CO_2 i den omkringliggende luften, vil en større mengde CO_2 bevege seg fra vannet til luften enn motsatt (Lekang, 2020, s. 210). Dermed vil konsentrasjonen av CO_2 i vannet synke på vei gjennom lufteren, og konsentrasjonen i luften omkring vil øke. For å unngå akkumulering av CO_2 i luften, og redusert effektivitet i lufteren, må det være hyppig utskifting av luften som er i kontakt med vannet. Dette gjøres ofte ved hjelp av ventilasjonsanlegg der luften ventileres ut av bygget. Hvordan konsentrasjonen av fritt CO_2 i vann påvirker karbonatsystemet er beskrevet i kapittel 2.4.3 *Karbondioksid*. Når vannet er på vei inn i lufteren vil karbonatsystemet være i likevekt, og en del CO_2 vil være bundet til karbonat. Videre, når CO_2 luftes ut, vil likevekten i karbonatsystemet forskyves slik at det frigjøres mer fritt CO_2 etter lufteren, og konsentrasjonen av fritt CO_2 i vannet vil dermed øke igjen etter hvert som likevekten i karbonatsystemet stabiliseres.

Det er to alternativer når en skal fjerne gasser fra vann ved hjelp av luft. Vannet kan sendes gjennom en luftstrøm, eller det kan tilføres en luftstrøm i vannet (Lekang, 2020, s. 214). Uavhengig av hvilken metode som velges, vil effektiviteten av lufteren øke ved stor kontaktflate mellom luft og vann.

Det er også mulig å lufte vannet ved å bruke en vakuumpumpe. Ved utlufting med vakuumpumpes vannet gjennom en beholder på en slik måte at det dannes et undertrykk. Dette undertrykket gjør at gassene frigjøres fra vannet og føres ut av beholderen. Denne typen lufte er effektiv på gasser som blant annet nitrogen.

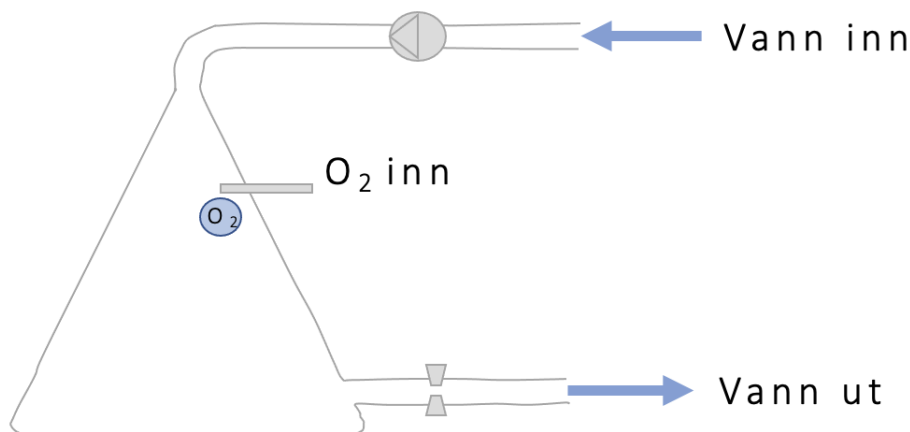
2.5.5 Oksygenering

Fisken i karet og bakteriene i biofilteret forbruker oksygen, og for å opprettholde et akseptabelt oksygeninnhold i vannet, er det dermed nødvendig å tilføre oksygen til vannet som skal tilbake i karet. Tilførsel av oksygen til vannet kalles oksygenering, og kan gjøres på alt vannet eller kun på en delstrøm fra vannrensprosessen avhengig av hvilket utstyr som velges, og hvor stort behovet for oksygentilførsel er.

Oksygenering gjøres oftest i en oksygenkjegle, vist i Figur 14. I toppen av kjeglen tilføres rent oksygen og vann. Vannet renner nedover i kjeglen på grunn av gravitasjon, og presser dermed oksygenet mot midten av kjeglen. Fordi oksygenet er lettere enn vann vil det hele tiden motarbeide presset nedover. Dette gjør at det dannes en lomme av rent oksygen et lite stykke under innløpet, som vannet vil renne gjennom som mindre dråper. Noe av oksygenet i oksygenlommen vil bli med vannet ned mot bunnen av kjeglen, men vil etterhvert finne veien tilbake til lommen langs veggene i kjeglen. I bunnen av kjeglen tas vann, overmettet med oksygen, ut og med videre til fiskekaret (Lekang, 2020, s. 229-230)

Fordi vannet ut av oksygenkjeglen er overmettet med oksygen vil konsentrasjonen av oksygen reduseres ved kontakt med luft, som et resultat av likevekt. Derfor er det viktig å frakte det oksygenerte vannet til karet på en slik måte at oksygenmetningen opprettholdes. Dette gjøres ofte ved trykksatte rør eller kort transportetappe fra oksygenkjegle til kar (Lekang, 2020, s. 223-224), og oksygenering er dermed ofte siste trinn i behandlingen av driftsvann.

Det er installert nødoksygenering i de fleste kar i landbaserte oppdrettsanlegg. Dette er ofte tynne oksygenrør montert flere steder i karet, med ventiler som automatisk og raskt kan åpnes og slippe ut oksygen i karvannet ved lave verdier av oksygen i karet. I henhold til §22 i Akvakulturdriftsforskriften skal vannkvaliteten være slik at arten har gode levevilkår (Akvakulturdriftsforskriften, 2008), og bruk av nødoksygen er en måte å sikre fiskens oksygenbehov ved en eventuell driftsstans eller andre hendelser som bidrar til at oksygenivået i karet blir redusert.

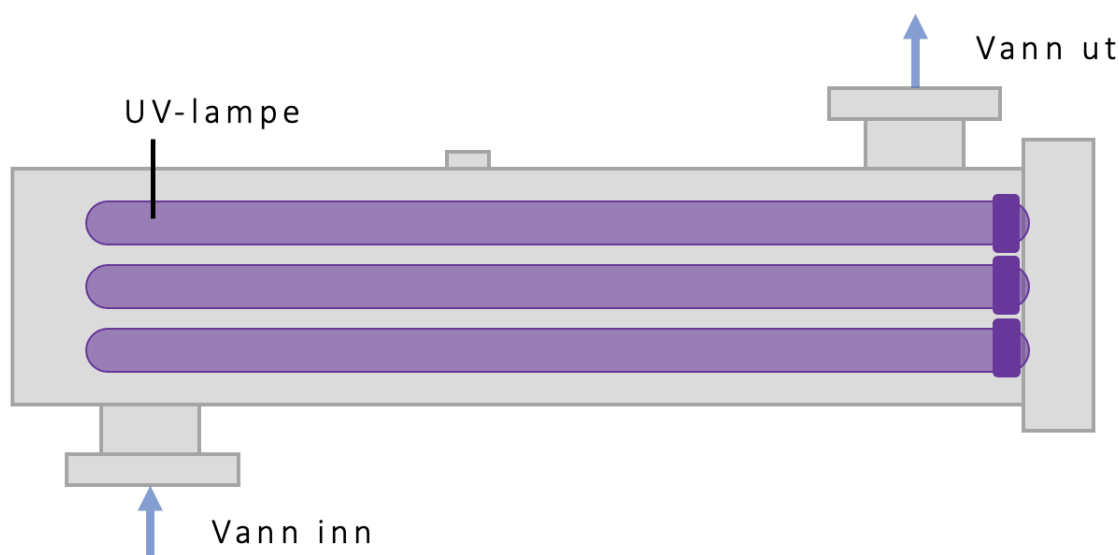


Figur 14: Illustrasjon av funksjonen til en oksygenkjegle

2.5.6 Desinfeksjon av driftsvann

Ved desinfeksjon av driftsvannet i et RAS-anlegg vil mengden mikroorganismer kun reduseres midlertidig, fordi det hele tiden produseres nye mikroorganismer i kar og biofilter (Fjellheim *et al.*, 2016). Dette gjør at spørsmålet om hvorvidt desinfeksjon er nødvendig ved behandling av driftsvann i RAS-anlegg vil gi ulikt svar avhengig av hvor det stilles, og dette er et tema det forskes mye på i dag. De to vanligste metodene for desinfeksjon som brukes i RAS i dag, er UV-stråling eller ozonbehandling. Disse to metodene beskrives nedenfor.

Ved å bestråle mikroorganismene i vannet med UV-stråler, blir DNA'et i bakterien eller viruset ødelagt på en slik måte at det blir inaktivt og ikke lenger kan reproducere seg (Lekang, 2020, s. 164). Dette fører til at mikroorganismen ikke lenger er en patogen agens, se kapittel 2.4.14 *Bakteriesamfunn* og 2.4.15 *Virus og sopp*. UV-stråling utgjør ingen helserisiko for fisken, da effekten forsvinner med en gang vannet ikke lenger utsettes for direkte bestråling (Fjellheim *et al.*, 2016). Når UV-stråling brukes som desinfeksjonsmetode i landbasert oppdrett brukes UV-lamper der lysrørene er beskyttet med kvartsglass. Den vanligste løsningen for bruk av UV-lamper er å la vannet renne gjennom en lukket sylinder der UV-lampene er plassert på innsiden, se figur 15, og vannet blir bestrålt fra flere sider ved hjelp av reflektorer. Ved løsninger der vannet renner gjennom en sylinder vil vannet være i kontakt med overflaten som beskytter lampene. Dette vil føre til biobegroing, og det vil være nødvendig med regelmessig rensing av denne overflaten for optimal effekt (Lekang, 2020). Effektiviteten av bestrålingen svekkes med tiden, og bør kontrolleres, automatisk eller manuelt, og lampene bør skiftes som en del av en prosedyre, eller eventuelt ved behov (Lekang, 2020).



Figur 15: Illustrasjon av en UV-lampe (Lekang og Fjæra, 2002, s. 86)

I hvor stor grad UV-strålene klarer å inaktivere de ulike mikroorganismene avhenger av flere ting. Det vil kreve ulik dose og bølgelengde for å inaktivere ulike bakterier og virus, og løsningen for bestråling med UV må dermed dimensjoneres med hensyn til vannkvalitet og tilstedeværelse av mikroorganismer (Lekang, 2020). For at skaden på DNA'et ikke skal kunne repareres, er det viktig at bestrålingen er sterk nok. Dersom det er store mengder partikler i vannet, vil mikroorganismene kunne feste seg til disse, og dermed bli skjult helt eller delvis for bestrålingen (Fjellheim *et al.*, 2016).

Ozon, O_3 , er en ustabil gass bestående av tre oksygenmolekyler, som inaktiverer mikroorganismer ved oksidasjon når den er løst i vann (Lekang, 2020, s. 168-169). Det faktum at ozon oksiderer organisk materiale gjør den også giftig for fisken, og vil for eksempel kunne forårsake skade på gjellene til fisken. I hvor stor grad ozon desinfiserer vannet avhenger av konsentrasjonen av ozon og hvor lenge vannet er i kontakt med ozonet (Fjellheim *et al.*, 2016). Ozon brukes for å fjerne

sopp, bakterier og virus, men har også en god effekt på å fjerne gulbrun farge på driftsvannet og gjør det klarere (Lekang, 2020, s. 168-169). Dette har samlet sett en positiv effekt på karmiljøet, men må brukes i korrekte konsentrasjoner for å ikke skape problemer for fisk eller bakteriekulturen i biofilteret. Ozon oksiderer organiske partikler og vil derfor brukes opp hurtigere dersom det er mye partikler i vannet. Ved plassering av ozon før mekanisk filtrering vil derfor den desinfiserende effekten være noe lavere enn ved plassering etter mekanisk filtrering. Ozon bidrar også til mikroflokkulering, og vil bidra til en bedre effekt av den mekaniske filtreringen. Dersom hensikten er å senke presset på komponenten for partikkelfjerning vil det være mulig å plassere ozon i forkant av dette (Fjellheim *et al.*, 2016). Dersom det er ønskelig å ha en økt desinfiserende effekt på vannet, vil det være hensiktsmessig å plassere ozonbehandling i etterkant av mekanisk filtrering. Ozon vil også kunne oksidere NH_3 og NO_2^- , og vil dermed kunne senke presset på biofilteret. Det viktigste å ta hensyn til ved plassering av ozonbehandling, er at ozon er svært giftig for fisken. Dersom vannet behandles med ozon, er det viktig å ha god nok oppholdstid på vannet for å sørge for at konsentrasjonen av ozon er lav nok før vannet går tilbake til kar (Fjellheim *et al.*, 2016).

2.5.7 pH-regulering

Regulering av pH er viktig i RAS, se kapittel 2.4.10 *pH*, og gjøres ved tilsetning av buffer, se kapittel 2.4.11 *Alkalitet*, eller basisk løsning. Tilsetning av buffer eller base gjøres ofte ved at valgt løsning i valgt konsentrasjon pumpes fra en beholder gjennom tynne slanger og til RAS-anlegget. Det finnes automatiserte løsninger der en doseringspumpe justeres ved hjelp av sensorer og en kontrollenhet (Lekang, 2020, s. 74).

2.5.8 Transportering av vann

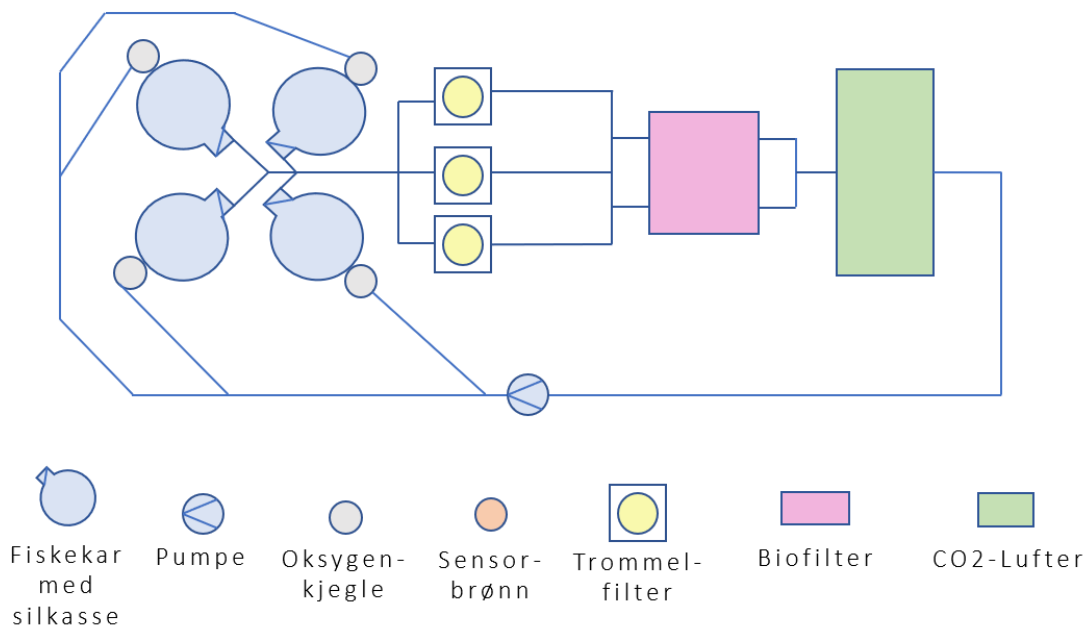
For å transportere vann rundt i et RAS-anlegg er det vanlig å bruke rørtraséer laget av materialer som ikke påvirker fiskehelsen (Lekang, 2020, s. 9-10). Disse blir ofte komplekse fordi det er mye vann som skal flyttes mellom mange komponenter, ofte på et relativt lite område. På grunn av generelt høyt innhold av partikler i vannet, vil det være en risiko for oppsamling av organisk materiale, sedimentering, i rørene dersom det ikke motarbeides i prosjektering. Vinkler på rør og saktegående vann er aspekter som vil øke risikoen for sedimentering, og bør unngås i størst mulig grad.

For å tilføre vannet energi og dermed flytte det brukes stort sett pumper. Det finnes flere aktuelle pumpetyper som kan brukes for å flytte vann (Lekang, 2020, s. 26). Videre er det vanlig å utnytte differansekjeller i vannnivå og hevertprinsippet for å få vann til å bevege seg i ønsket retning i RAS-avdelingen (Helseth, 2022), og dermed redusere noe av pumpebehovet.

2.5.9 Generell oppbygning av vannrensprosessen i en RAS-avdeling

Det er flere måter å designe et RAS-anlegg på, men med bakgrunn i hvilke forbindelser som må fjernes og tilsettes driftsvannet, er det enkelte komponenter som alltid er med i et RAS-anlegg. Disse komponentene har blitt presentert tidligere i dette kapitlet, og rekkefølgen vises i flytskjemaet i Figur 16. Pumpen er inkludert i figuren for å illustrere behovet for pumpekraft, men det vil være variasjon i både antall og plassering av pumper i et RAS-anlegg.

Komponentene som ikke er med i flytskjemaet er desinfeksjon og pH-regulering. Disse er utelatt på grunn av stor variasjon og subjektive tanker rundt hvilken plassering av disse komponentene som er best, og vi antar at et hvert anlegg tar egne vurderinger rundt dette med utgangspunkt i faktorer som inntaksvann, produksjonsmengde og -art og resirkuleringsgrad.



Figur 16: Flytskjema for illustrasjon av et generisk RAS-anlegg

2.6 Sensorer og målemetoder i RAS-anlegg

I moderne RAS-anlegg er bruk av sensorer for kontinuerlig overvåking av vannkvalitetsparametere avgjørende for å opprettholde optimale miljøforhold for fisken og mikrobiota, se kapittel 2.4 *Parametere for vannkvalitet*, og for å sikre at anlegget fungerer effektivt (Føre *et al.*, 2018). Måling og styring av ulike parametere som for eksempel oksygen, pH, temperatur, salinitet og turbiditet er viktige aspekter ved drift av et RAS-anlegg og kan ha direkte innvirkning på fiskens helse, vekst og overlevelse (Badiola *et al.* 2012). Som beskrevet i kapittel 2.2.1 *Krav til oppdrett på land*, er det krav om å overvåke vannkvaliteten i RAS, og det brukes ulike sensorer i tillegg til manuelle målinger med vannprøver som analyseres på lab (Fjellheim *et al.*, 2016) for å kontrollere at parametrene har verdier innenfor grenseverdiene, se kapittel 2.4.16 *Grenseverdier for vannkvalitetsparametere og fiskevelferd*.

Manuelle målinger og prøvetaking er fortsatt vanlig praksis i mange RAS-anlegg, spesielt når det gjelder måling av parametere som TAN, nitritt og nitrat (Føre *et al.*, 2018). Dette skyldes delvis at det finnes få inlinesensorer for disse parametrene og at manuelle analyser ofte anses som mer nøyaktige og pålitelige, enn de tilgjengelige sensorene på markedet. Imidlertid er det en økende interesse for å utvikle og implementere inlinesensorer for å overvåke flere parametere i RAS-anlegg, ettersom dette kan bidra til å redusere arbeidsbelastningen og forbedre anleggets ytelse og fiskens velferd (Lien *et al.*, 2022).

Ved avvik fra grenseverdiene vurderes tiltak for å bedre vannkvaliteten og unngå negativ påvirkning på fisken. Driftspersonell må velge og iverksette passende tiltak for optimal vannkvalitet. Avvik i vannkvalitetsparametrene kan skyldes teknisk svikt i de ulike komponentene for resirkulering, se kapittel 2.5 *Tekniske komponenter for forbedring av vannkvalitet*, overføring, stress hos fisken, se kapittel 2.1.1 *Fiskens metabolisme*, eller forandring i sammensetningen av mikrobiota i biofilteret, se kapittel 2.4.14 *Bakteriesamfunn*. Derfor er det viktig å kontinuerlig overvåke og tilpasse vannkvalitetsparametrene for å sikre optimale forhold for oppdrettsfiskens helse og vekst (Fjellheim *et al.*, 2016).

I dette kapitlet presenteres et utvalg av vanlige sensorer og målemetoder som benyttes i RAS-anlegg. I enkelte avsnitt vil spesifikke sensormodeller bli nevnt, basert på opplysninger om at disse er i bruk ved Svabergget Smolt. Dette informeres om fortløpende i teksten.

2.6.1 Oksygen

I kapitlene 2.2.1 *Krav til oppdrett på land* og 2.4.1 *Oksygen* understrekes betydningen av kontinuerlig og nøyaktig overvåking av oksygennivåer i systemet for å sikre optimale forhold for fisken. Fordi det er nødvendig å sikre optimale forhold for fisken, blir sanntidsovervåking av oksygen ofte ansett som en viktig del av daglig drift av RAS. Optiske og elektrokjemiske sensorer er eksempler på overvåkingsmetoder som kan benyttes i denne sammenhengen.

Optiske oksygensensorer er basert på luminescens og fungerer ved at et stoff blir eksitert av en lyskilde og emitterer lys med en bestemt bølgelengde som er proporsjonal med oksygenkonsentrasjonen i vannet (Process Analytics from mettler toledo, 2019). Fordelene med optiske sensorer inkluderer lengre levetid, mindre vedlikehold og høyere nøyaktighet sammenlignet med elektrokjemiske sensorer (Aqua Optic, 2023).

Elektrokjemiske oksygensensorer, som omfatter galvaniske og polarografiske sensorer, fungerer ved å måle en strøm som er proporsjonal med oksygenkonsentrasjonen i vannet. Galvaniske sensorer genererer en strøm når oksygen reagerer med en elektrolytt (Figaro Engineering, 2019), mens polarografiske sensorer krever en påført spenning for å generere en strøm (Process Analytics from mettler toledo, 2019). Elektrokjemiske sensorer kan være følsomme for endringer i temperatur og trykk, og krever regelmessig kalibrering og vedlikehold (Figaro Engineering, 2019).

2.6.2 Temperatur

For å opprettholde kontroll på temperaturforholdene i RAS-anlegg, benyttes ofte temperatur-sensorer av typen termistorer og termokoblere. Termistorer er temperaturfølsomme motstandselementer som endrer motstanden i henhold til temperaturendringer (The Engineering Mindset, 2019). De er kjent for sin høye følsomhet, men har begrenset deteksjonsområde. Termokoblere er laget av to forskjellige metaller som er koblet sammen i én ende. De lager en spenningsforskjell basert på temperaturforskjellen mellom de to endene. Termokoblere er mindre følsomme enn termistorer, men har et bredere deteksjonsområde og raskere responstid (The Engineering Mindset, 2019).

2.6.3 Karbondioksid

I det følgende kapittelet beskrives det hvordan målinger av CO₂ i RAS-anlegg utføres ved bruk av G10PS OxyGuard CO₂ Probe og OxyGuard CO₂ Portabel, som er de sensorene som Svaberg et Smolt bruker i sitt anlegg til måling av CO₂ i driftsvannet (Dahl, E.H., biologisk controller, 12.04.23, e-post).

Prinsippet for G10PS OxyGuard CO₂ Probe, er basert på direkte måling av karbondioksidinnholdet i vannet. Denne sensoren er en inlinesensor. Det er viktig å merke seg at denne metoden ikke måler pH (OxyGuard, 2020). Dette innebærer at sonden ikke påvirkes av pH-endringer forårsaket av karbondioksid, noe som kan føre til mer nøyaktige og pålitelige resultater. I stedet måler den fritt oppløst CO₂ (OxyGuard, 2020). G10PS OxyGuard CO₂ Probe har en måler på 0-50 mg/l, noe som gir en god dekning for å måle CO₂-nivåer i RAS-anlegg (OxyGuard, 2020), sett opp mot grenseverdier beskrevet i kapittel 2.4.16 *Grenseverdier for vannkvalitetsparametere og fiskevelferd*. Før bruk må sonden kalibreres med en blanding av vann og kalibreringskjemikalier (OxyGuard, 2020). Dette skal sikre at sonden gir nøyaktige og pålitelige målinger av CO₂-nivåer i vannet. Sondens responstid er typisk 5 minutter ved 20°C. Responstiden avhengig av strømningshastigheten forbi sonden, og i stillestående vann kan det ta opptil 15 minutter (OxyGuard, 2020). Instrumentet krever en viss strømming for å sikre at sondens følerelement er i likevekt med det omkringliggende vannet og for å unngå ”punkt”-målinger (OxyGuard, 2020).

I tillegg til G10PS OxyGuard CO₂ Probe, brukes også OxyGuard CO₂ Portabel. Denne enheten har tekniske egenskaper som er identiske med G10PS OxyGuard CO₂ Probe, og gir like nøyaktige og pålitelige resultater (OxyGuard, u.å.). Den vesentligste forskjellen mellom de to er at OxyGuard CO₂ Portabel er en håndholdt enhet og dermed ikke inline. Dette innebærer at brukeren må utføre målingene manuelt og registrere verdiene selv, i motsetning til den automatiserte prosessen som

tilbys av G10PS OxyGuard CO₂ Probe (OxyGuard, u.å.).

2.6.4 pH

Det finnes ulike metoder for å måle pH i vann, videre beskrives glasselektrode metoden, Ion Sensitive Field Effect Transistor (ISFET). Glasselektrode metoden, bruker en kombinasjonselektrode bestående av en pH-følsom glassmembran og en referanselektrode (pHionics Inc., 2021). Når glassmembranen kommer i kontakt med vannet dannes det en spenning som er proporsjonal med pH-verdien. Denne spenningen måles og konverteres til en pH-verdi ved hjelp av et pH-meter (pHionics Inc., 2021). pHionics Inc. belyser også at glasselektrode metoden er kjent for høy nøyaktighet og pålitelighet, men kan være følsom for mekanisk skade og membranforurensning (pHionics Inc., 2021).

En annen metode for pH-måling er Ion Sensitive Field Effect Transistor (ISFET), som benytter en halvlederbasert sensor (Sea-Bird Scientific, 2019). I motsetning til glassmembranen, bruker ISFET en pH-følsom overflate av en FET-transistor for å måle H⁺-ionekonsentrasjonen i vannet. Denne metoden har flere fordeler som raskere responstid, bedre mekanisk stabilitet og muligheten til å integreres i små og fleksible systemer (Sea-Bird Scientific, 2019).

I det følgende beskrives OxyGuard pH-proben, modell Ko1SVLPD som benyttes av Svaberget Smolt for å overvåke pH-verdier i vannet i deres anlegg. Selv om den eksakte målemetoden ikke er angitt i dokumentasjonen, tyder det på at en elektrokjemisk metode benyttes. Det er viktig å merke seg at OxyGuard tilpasser prober etter kundespesifikasjoner, noe som innebærer at målemetoden kan variere basert på den spesifikke bruken (OxyGuard, u.å.). En av de tekniske aspektene ved OxyGuard pH-probe er tetningen som beskytter elektrodens tilkoblinger. Ytterligere tetning sikrer at tilkoblingene øverst på elektroden forblir tørre, selv under fullstendig nedsenking i vann. Impedanskonverteren, plassert rett over elektroden, bidrar til å eliminere elektrisk støy og tillater bruk av vanlige kabler for tilkobling av proben til måleutstyr (OxyGuard, u.å.).

2.6.5 Salinitet

Flere teknikker kan benyttes for å måle salinitet i driftsvannet i et RAS-anlegg. Blant de metodene finner man ledningsevne og refraktometri.

Ledningsevne gir et mål på mengden oppløste ioner i vannet og er direkte relatert til salinitet (Waterboards, 2004). Elektroder i en ledningsevнемåler måler elektrisk ledningsevne, og en konverteringsfaktor brukes til å estimere salinitet (Water Treatment Basics, 2016). Svaberget Smolt har valgt å benytte OxyGuard Salinity Probe for å måle salinitet i driftsvannet i deres RAS-anlegg. OxyGuard Salinity Probe benytter ledningsevne (OxyGuard, 2013).

Refraktometri er en annen metode for å måle salinitet. Denne teknikken involverer måling av lysbrytning gjennom en vannprøve (Premium Aquatics, 2017). Lysbrytningen endres i forhold til konsentrasjonen av oppløste salter i vannet, og dette kan brukes til å estimere salinitet (Premium Aquatics, 2017). Refraktometre er nøyaktige og kan gi raske resultater, men de krever ofte kalibrering og kan være mer følsomme for endringer i temperatur.

2.6.6 TAN, Nitritt, Nitrat

I dag utføres målinger av totalt ammonium-nitrogen (TAN), nitritt og nitrat ofte ved hjelp av tradisjonelle laboriemetoder. Dette innebærer innsamling av vannprøver fra anlegget, og transport til lokalt eller eksternt laboratorium for analyse.

For måling av TAN benyttes Nessler-metoden og salicylatmetoden (Fjellheim et al., 2016). Nessler-metoden baserer seg på at Nessler-reagens reagerer med TAN og danner en gul løsning med en intensitet proporsjonal med TAN-konsentrasjonen (Fjellheim et al., 2016). Salicylatmetoden involverer flere reaksjoner som fører til en grønn farge, og fargens intensitet er proporsjonal med TAN-konsentrasjonen i prøven (Fjellheim et al., 2016).

Nitritt måles ved at nitritt reagerer med sulfanilamid i en sur løsning og danner en diazoforbindelse, som kobles med N-(1-naftyl)etylendiamin for å danne et azofargestoff (rosa) (Fjellheim et al., 2016). Denne fargen måles spektrofotometrisk ved en bølglengde på 540 nm, og mengden nitritt i prøven er proporsjonal med fargens intensitet (Fjellheim et al., 2016).

For å måle nitrat, reduseres nitrat først til nitritt ved hjelp av en reduksjonsprosess (Fjellheim et al., 2016). Deretter benyttes den samme metoden som beskrevet for måling av nitritt, hvor nitritt reagerer med sulfanilamid og N-(1-naftyl)etylendiamin, og danner et azofargestoff (rosa) (Fjellheim et al., 2016).

Inline måleutstyr for TAN, nitritt og nitrat er tilgjengelig fra avløpsvannsektoren (Fjellheim et al., 2016). Imidlertid er prisene på dette utstyret relativt høye, og deteksjonsgrensene er ofte høye sammenlignet med måleområdet som benyttes i resirkuleringsanlegg (RAS) (Fjellheim et al., 2016). Dette kan begrense bruken av slikt utstyr i RAS-anlegg på grunn av kostnad og sensitivitet (Fjellheim et al., 2016).

2.6.7 H₂S

Måling av H₂S i et RAS-anlegg kan utføres ved hjelp av forskjellige metoder, inkludert fargetitrering, spektrofotometri og elektrokjemiske metoder. Fargetitrering er en enkel og rimelig metode som kan utføres i laboratoriet, der en indikatorløsning tilsettes en vannprøve, og deretter titreres med en standard løsning til en fargeendring oppstår (Wibetoe, 2022). Denne metoden kan imidlertid være mindre nøyaktig og sensitiv enn andre alternativer.

Spektrofotometri, som også utføres i laboratoriet, er en mer nøyaktig og sensitiv metode som måler lysabsorpsjonen i en vannprøve og estimerer H₂S-konsentrasjonen basert på en kalibreringskurve (Holtebekk, 2020).

Elektrokjemiske metoder, som for eksempel H₂S-selektive elektroder eller elektrokjemiske sensorer, gir en direkte og rask respons på H₂S-nivåer i vannet og kan benyttes som sensorer for kontinuerlig overvåking av H₂S i RAS-anlegg.

2.6.8 Turbiditetsensor

Vannets turbiditet kan, som beskrevet i 2.4.13 *Organisk materiale*, benyttes som et indirekte mål på partikkelinnholdet. Målemetoden er enkel å gjennomføre og baserer seg på partiklenes evne til å spre lys (Fjellheim et al., 2016). Det finnes flere metoder for å måle turbiditet, som Secchidisk eller transparente rør i kar. En annen metode er å bruke turbiditetsmålere, som er optoelektroniske instrumenter som måler intensiteten av det spredte lyset i en vinkel på 90 grader. Turbiditetsverdier blir oppgitt som FNU (Formazin Nephelometric Units) og gir en indikasjon på partikkelkonsentrasjonen i vannet (Fjellheim et al., 2016).

2.6.9 Vannivå og vannstrøm

Flere metoder kan benyttes for å måle vannivået i et kar, og disse inkluderer både kontinuerlige og punktbaserte målinger.

En metode for kontinuerlig måling av vannivå er bruk av trykksensorer eller trykktransducere som plasseres under vann i karet. Disse sensorene måler trykket utøvet av vannsøylen over dem, og denne informasjonen kan deretter konverteres til en måling av vannivået (Ormestad, 2022).

For punktbaserte målinger kan flottørbrytere benyttes. Disse enhetene består av en flottør som flyter på vannoverflaten og en bryter som aktiveres når vannivået når en bestemt høyde. Flottørbrytere kan være nyttige for å overvåke vannivået og gi advarsler eller aktivere pumper når nivået når kritiske punkter. I tillegg til de nevnte metodene, kan også kapasitive nivåsensorer og optiske nivåsensorer brukes for å måle vannivået i karene.

Måling av strømhastigheten i et kar i et RAS-anlegg kan være utfordrende på grunn av vannets turbulens og variasjon i hastigheten avhengig av avstanden til karetets vegger. En metode for å måle strømhastigheten er å plassere et lett flytende objekt i karet og observere rundetiden for å estimere strømhastigheten (Hjeltnes et al., 2012). Det er viktig å sikre at objektet opprettholder en stabil avstand fra veggene under målingen. Alternativt kan man benytte akustiske Doppler-strømmålere som måler strømhastigheten ved å sende ut akustiske pulser og deretter måle endringen i frekvensen av de reflekterte signalene fra partikler i vannet. Dette gir en nøyaktig måling av strømhastigheten i ulike dybder og posisjoner i karet. Mekaniske strømmålere, som for eksempel rotorere, propeller eller impellere, kan også benyttes. Disse blir satt i bevegelse av vannstrømmen, og hastigheten av bevegelsen gir et mål for strømhastigheten. For å få representative målinger er det viktig å plassere strømmålerne på riktig sted i karet. Strømhastigheten bør måles på flere steder i karet for å få en god forståelse av strømningsmønstrene og sikre optimale forhold for fisken.

2.6.10 Vedlikehold og kalibrering

I det følgende kapittelet vil vi sammenstille informasjon fra ulike kilder (se fotnote) angående vedlikehold og kalibrering av sensorer som brukes i RAS.

Regelmessig vedlikehold av sensorer viktig for å sikre at de fortsetter å fungere optimalt og gir nøyaktige målinger. Dette kan omfatte rengjøring av sensorelementer for å fjerne biofilm (smuss, alger og andre avleiringer) som kan påvirke målingene. Noen sensorer, som elektrokjemiske oksygensensorer, kan også kreve utskiftning av forbruksvarer som membraner og elektrolyttløsninger.

Kalibrering er en annen kritisk del av vedlikeholdet av sensorer i RAS-anlegg. Kalibrering innebærer å sammenligne målingene fra en sensor med en kjent standard eller referanse for å sjekke nøyaktigheten og korrigere eventuelle avvik. Kalibrering av sensorer bør utføres regelmessig, i henhold til produsentens anbefalinger, for å sikre at målingene er pålitelige og nøyaktige. Når man utfører kalibrering, er det viktig å bruke riktig kalibreringsløsning eller standarder for hver parameter som måles. For eksempel bør pH-sensorer kalibreres med buffere med kjente pH-verdier, mens oppløste oksygensensorer bør kalibreres ved hjelp av vann med kjent oksygenkonsentrasjon. Det er også viktig å følge produsentens instruksjoner nøye når du utfører kalibrering for å sikre at prosedyrene utføres korrekt.

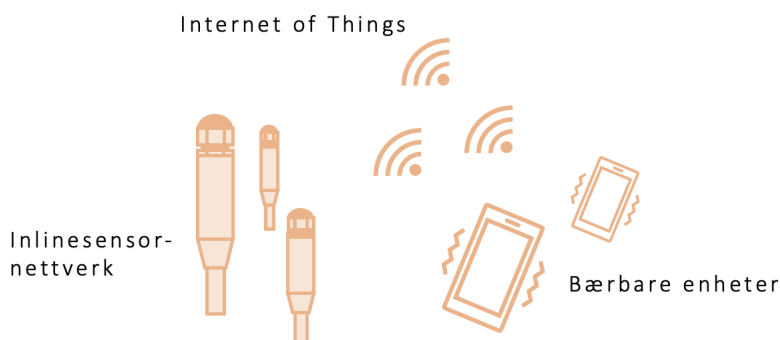
I tillegg til regelmessig vedlikehold og kalibrering, er det viktig å overvåke ytelsen til sensorene og identifisere eventuelle tegn på feil eller avvik. Dette kan omfatte uventede endringer i målingene, ustabile målinger eller målinger som er utenfor det normale området for anlegget.

2.7 IoT og maskinlæring

Inlinesensorer er viktige for kontinuerlig måling og overvåking av vannkvalitetsparametere i sanntid på RAS-anlegg. Disse sensorene gir raske og nøyaktige målinger av verdier som pH, oksygen og temperatur, som er kritiske for fiskehelse og vekst, se kapittel 2.4 *Parametere for vannkvalitet*. IoT, et nettverk av sammenkoblede fysiske enheter som kommuniserer og utveksler data, integrerer sensorer med kommunikasjonsenheter, noe som muliggjør sanntidsoverføring og analyse av data, og dermed gir økt innsikt og kontroll over vannkvalitetsparametere.

Maskinlæring, en gren innen kunstig intelligens, fokuserer på utvikling av algoritmer som kan lære og tilpasse seg data autonomt (Tidemann *et al.*, 2022). Ved å kombinere IoT og maskinlæring kan man analysere store datamengder fra inlinesensorer og andre kilder for å lage prognoser, identifisere mønstre og optimalisere driftsprosesser (Mandusic, 2021).

Figur 17 illustrerer en arbeidsflyt der data fra ulike kilder, som for eksempel et nettverk av inlinesensorer, IoT-enheter og bærbar enheter, samles og behandles med to formål: forbedring av vannkvalitetsparametere i RAS-anlegg ved hjelp av prosessautomatisering og visualisering av disse parameterne.



Figur 17: Datainnsamling i RAS-anlegg: Figuren viser samlingen av data fra sensor-nettverk, IoT-enheter og bærbare enheter

Videre i dette kapitlet presenteres ulike aspekter av IoT og maskinlæring, inkludert kommunikasjonsprotokoller, kontrollsystemer, datahåndtering og prosessautomatisering. En introduksjon til maskinlæring og de forskjellige algoritmene som kan benyttes vil også beskrives.

2.7.1 IoT

IoT er et konsept som omhandler nettverket av fysisk integrerte objekter som inneholder innebygde teknologier for å kommunisere og samhandle med omgivelsene og hverandre. IoT-systemer spenner over et bredt spekter av enheter, fra små sensorer og mikrokontrollere til store industrielle maskiner og nettverksinfrastruktur, som alle er tilkoblet internett for å utveksle data og informasjon (Madkam et al., 2015).

Sammenkoblingen av enheter og sensorer som er tilkoblet internett, referert til som IoT, inneholder programvare, sensorer og andre teknologier for å muliggjøre kommunikasjon og samhandling mellom enheter og systemer. IoT har potensialet til å samle og analysere store mengder data i sanntid, noe som kan bidra til forbedrede beslutningsprosesser, optimalisering av prosesser og identifisering av nye muligheter (Madkam et al., 2015).

IoT-systemer i RAS består av tre hovedkomponenter: sensorer, kommunikasjonsinfrastruktur og datalagrings- og analyseplattformer. Sensorer samler inn vannkvalitetsdata og andre relevante målinger fra oppdrettsanlegg, se kapittel 2.6 *Bruk av sensorer og målemetoder i RAS-anlegg*, som deretter overføres via kommunikasjonsinfrastrukturen, for eksempel trådløse nettverk eller kabelforbindelser (Al-Hussainil et al., 2018). Disse dataene lagres og analyseres i skybaserte eller lokale plattformer, som gir oppdrettere tilgang til sanntidsinformasjon om vannkvalitet og andre viktige parametere.

For å sikre effektiv datahåndtering og analyse må IoT-systemer i RAS-anlegg ha en robust programvarearkitektur (Al-Hussainil et al., 2018). Denne programvaren skal samle inn data fra flere sensorer og enheter, behandle dataene i sanntid og lagre dem for senere analyse. Videre bør programvaren inneholde analyseverktøy, som kan benytte statistiske metoder, for å varsle oppdrettere når vannkvalitetsparametere avviker fra optimale verdier (Abinaya et al., 2019).

2.7.2 Kommunikasjonsprotokoller og nettverk

Kommunikasjonsprotokoller og nettverksteknologier sikrer at data kan overføres og tolkes korrekt, som er viktig for å oppnå optimal ytelse og pålitelighet (Al-Sarawi et al., 2017).

Kommunikasjonsprotokoller er sett med regler som definerer hvordan data skal formateres, overføres og mottas mellom enheter og systemer, mens nettverksteknologier refererer til infrastrukturen og komponentene som muliggjør denne kommunikasjonen (Al-Sarawi et al., 2017). Videre beskrives

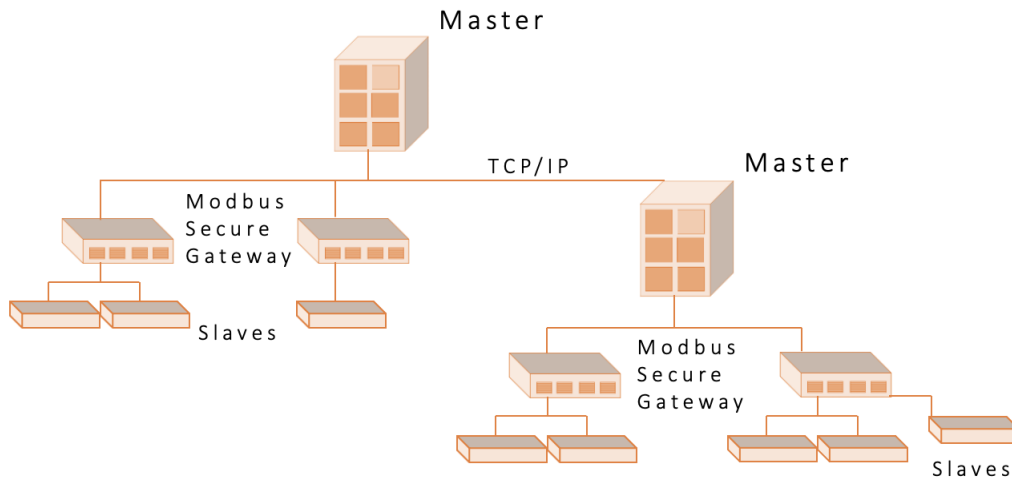
4-20 mA-strømtransmitteren, Ethernet-teknologien for lokalnettverk, og Modbus-kommunikasjonsprotokollen for enhetskommunikasjon.

4-20 mA er en standardisert strømtransmitterprotokoll, mye brukt for overføring av data fra sensorer og måleinstrumenter til kontrollsystemer i industrielle applikasjoner. Protokollen fungerer ved å tilordne en strømverdi på 4 mA til den laveste målte verdien og 20 mA til den høyeste målte verdien. Fordelen med strømsignaler, i motsetning til spennings signaler, er deres reduserte følsomhet for støy og spenningsfall, som gjør dem spesielt egnet for lange kabler og utfordrende miljøer med elektromagnetisk interferens (Instrumentation Tools, 2020).

Ethernet er en standardisert teknologi for lokalnettverk som muliggjør kommunikasjon mellom datamaskiner og andre nettverksenheter som arbeider sammen i et begrenset geografisk område. De viktigste elementene i Ethernet inkluderer fysiske kabler, svitsjer, nettverkskort og protokoller for overføring av data mellom enhetene i nettverket (Kiravuo *et al.*, 2013). Ethernet-kabler kan være kobberbaserte eller fiberoptiske, og hver type har forskjellige egenskaper når det gjelder hastighet, rekkevidde og immunitet mot elektromagnetisk interferens. Ethernet-kabler er nøkkelkomponenter som styrer kommunikasjonen mellom enhetene i nettverket ved å overføre datapakker til deres destinasjon basert på informasjon om mottakerens fysiske adresse. Nettverkskort, også kjent som Ethernet-kontrollere, gjør det mulig for datamaskiner og andre enheter å koble til Ethernet-nettverk og sende og motta data (Kiravuo *et al.*, 2013). I industrielle sammenhenger er Ethernet teknologi for å koble sammen og styre et bredt spekter av systemer og utstyr, fra datamaskiner og servere til automatiserings- og kontrollsystemer som PLS-er og SCADA-systemer (Kiravuo *et al.*, 2013). Ethernet er også en viktig brikke i utviklingen av Industri 4.0 og IoT, som fokuserer på integrering av smarte enheter og nettverk i produksjonsmiljøer (Lasi *et al.*, 2014).

Modbus er en kommunikasjonsprotokoll som benyttes for kommunikasjon mellom ulike enheter, som for eksempel datamaskiner, sensorer og styringssystemer (RealPars, 2018). Denne protokollen gir et felles språk for enheter og utstyr, noe som muliggjør effektiv kommunikasjon seg imellom. Modbus brukes for å innhente data fra ulike sensorer og styre forskjellige enheter ved hjelp av en sentral styreenhet. Kommunikasjonen foregår hovedsakelig via en kablet forbindelse, men trådløse løsninger er også en mulighet (RealPars, 2018). Eksempelvis kan Modbus muliggjøre kommunikasjon mellom temperatur- og fuktighetssensorer som er tilkoblet samme nettverk, og deretter formidle resultatene til en overordnet datamaskin eller en PLS. Modbus TCP/IP fungerer som en klient/server-kommunikasjonsprotokoll og benytter IP-adresser for å identifisere enhetene i nettverket. Når Modbus kombineres med TCP/IP over Ethernet, blir meldingene innkapslet i Ethernet-pakker. Dette gjør det mulig for Modbus å fungere sammen med andre kommunikasjonsprotokoller på samme nettverk. Slik samhandling mellom protokoller bidrar til en mer fleksibel og effektiv kommunikasjon mellom enhetene som inngår i systemet.

Figur 18 illustrerer prinsippet bak en hierarkisk nettverksstruktur for kommunikasjon mellom ulike enheter ved hjelp av Modbus-protokollen over TCP/IP. I denne strukturen er det en sentral kontrollenhet, kalt Master, som koordinerer og styrer kommunikasjonen mellom de andre enhetene i nettverket. Nettverket inkluderer også mellomledd kalt Modbus Secure Gateway, som bidrar til å sikre og koordinere datautveksling mellom Master og de endelige enhetene, kalt Slaves. Slaves er typisk sensorer og aktuatorer som sender data og mottar kommandoer fra Master. Nettverksstrukturen kan også inkludere andre kontrollenheter på lavere nivåer i hierarkiet for å ytterligere organisere og styre kommunikasjonen mellom Slaves og Master. Denne typen hierarkisk organisering gir en effektiv og sikker måte å håndtere kommunikasjonen mellom et stort antall enheter i et nettverk.



Figur 18: En illustrasjon av en hierarkisk nettverksstruktur for kommunikasjon mellom enheter ved hjelp av Modbus-protokollen over TCP/IP. Masterenhet, Modbus Secure Gateway, og Slaves-enhetene.

2.7.3 Kontrollsystemer og datahåndtering

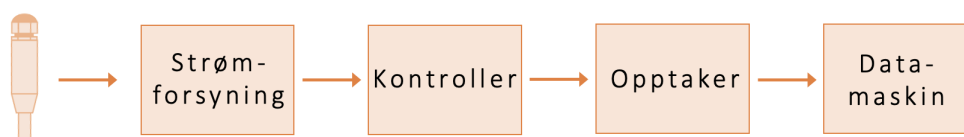
Kontrollsystemer og datahåndtering er komponenter i moderne industrielle prosesser, som muliggjør effektiv drift og overvåking av automatiserte systemer (Lasi *et al.*, 2023). PLS (Programmerbar Logisk Styring) fungerer som hjertet i et kontrollsystem, og utfører logiske og sekvensielle operasjoner for å styre og regulere tilkoblede enheter, som sensorer og aktuatorer (RealPars, 2019). SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) systemer arbeider sammen med PLS-er, og gir et overordnet lag for overvåking, datainnsamling og analyse, samt fjernstyring av prosesser (RealPars, 2019).

PLS er en komponent i automatiserte prosesser og maskiner, spesielt innen industrielle anvendelser. PLS-er er konstruert for å tåle krevende miljøforhold, inkludert temperaturvariasjoner, fuktighet og vibrasjoner, og er derfor ideelle for bruk i en rekke industrielle sammenhenger (The Engineering Mindset, 2020). En PLS består av flere nøkkelkomponenter som arbeider sammen for å utføre logiske og sekvensielle operasjoner basert på instruksjoner fra et brukerprogram. Disse komponentene inkluderer en prosessor, minne, inngangs- og utgangsmoduler (1/0-moduler), kommunikasjonsgrensesnitt og strømforsyning. Prosessoren er ansvarlig for å utføre de nødvendige logiske operasjonene, samt sekvensiell kontroll. Minnet lagrer brukerprogrammet, samt midlertidige data og systeminformasjon. Inngangs- og utgangsmodulene kommuniserer med eksterne enheter, for eksempel sensorer og aktuatorer, og gjør det mulig for PLS-en å motta inngangssignaler og sende utgangssignaler for å styre prosesser (The Engineering Mindset, 2020). Kommunikasjonsgrensesnittet tillater PLS-en å koble seg til andre enheter og nettverk via ulike industrielle protokoller, som for eksempel Ethernet og Modbus. Strømforsyningen sikrer en stabil drift og beskytter mot strømstøt og strømprudd. PLS-en fungerer ved å kontinuerlig skanne og utføre en sekvens av operasjoner. Denne sekvensen inkluderer lesing av inngangssignaler, utføring av programlogikk, oppdatering av utgangssignaler og utføring av huskeliste og kommunikasjon. Disse operasjonene utføres i sanntid, noe som gjør PLS-en til et kritisk element i kontroll og styring av automatiserte prosesser og maskiner (Nått, 2022). I Figur 18, hvor Modbus-protokollen over TCP/IP benyttes for kommunikasjon mellom enheter, kan en PLS fungere som "Master" i nettverket. Som "Master" vil PLS-en samle inn og behandle data fra "Slaves", som inkluderer sensorer og aktuatorer, via "Modbus Secure Gateway" og "Master L.2". PLS-en vil deretter analysere dataene og utføre de nødvendige logiske og sekvensielle operasjonene for å kontrollere og styre de tilkoblede enhetene og prosessene (RealPars, 2018).

SCADA er et industrielt kontrollsystem som brukes for overvåking og kontroll av prosesser og infrastruktur innenfor ulike sektorer (RealPars, 2019). I motsetning til PLS-er, som fokuserer på lokal kontroll av automatiserte prosesser, gir SCADA-systemer operatører muligheten til å overvåke

og styre prosesser på et høyere nivå gjennom et sentralt grensesnitt, ofte via et nettverk. En typisk SCADA-arkitektur består av enheter som sensorer og aktuatorer, som måler og styrer prosessvariabler. Disse dataene samles inn av PLS-er og overføres via en kommunikasjonsinfrastruktur, som kan være basert på kablede eller trådløse forbindelser og benytte ulike kommunikasjonsprotokoller som Modbus og Ethernet/IP. Sentrale komponenter i SCADA-systemet er serveren og programvaren, som fungerer som en sentral datalagrings- og behandlingsenhet. Programvaren gir operatører mulighet til å overvåke, analysere og styre prosesser via et grafisk brukergrensesnitt, som viser sanntidsdata, historiske trender, alarm- og hendelseslogger, samt gir tilgang til kontrollfunksjoner (RealPars, 2018).

Figur 19 viser en typisk sensor- og kontrollsystem-sammenheng som består av flere komponenter som samarbeider for å sikre effektiv overvåking og styring. Først kommer sensoren, som er ansvarlig for å detektere og måle en fysisk egenskap. Sensoren kan sende data ved hjelp av en 4-20 mA-strømtransmitter, som er robust mot støy og spenningsfall og velegnet for lange kabler og krevende miljøer. Deretter kommer strømforsyningen som gir nødvendig strøm til sensoren og de andre komponentene i systemet for å sikre at de fungerer (RealPars, 2018).



Figur 19: Skjematisk oversikt over en sensor- og kontrollsystem-sammenheng. Systemet inkluderer en sensor, en strømtransmitter, en strømforsyning, en kontroller og en datamaskin.

Kontrolleren, ofte en PLS, mottar det elektriske signalet fra sensoren og tolker det. Basert på denne informasjonen, vil PLS-en iverksette tiltak for å regulere prosessen som overvåkes (Nätt, 2022). Dette kan inkludere å justere en ventil, endre hastigheten på en motor, eller aktivere en annen enhet som kan påvirke prosessen. PLS-en kommuniserer med andre enheter ved hjelp av kommunikasjonsprotokoller som Modbus og Ethernet, noe som muliggjør informasjonsutveksling og samhandling med andre systemer (The Engineering Mindset, 2020), se Figur 18. SCADA er en integrert del av dette måle- og kontrollsystemet, som gir et sentralt grensesnitt for overvåking og styring av prosessene. SCADA-systemet samler inn data fra PLS-en og andre feltinstrumenter og enheter, og lar operatører analysere og styre prosessene gjennom et grafisk brukergrensesnitt (RealPars, 2019).

Opptakeren i Figur 19 lagrer dataene som genereres av sensoren, og dataene kan være tilgjengelige for senere analyse eller for overføring til SCADA-systemet for ytterligere behandling (RealPars, 2018). Til slutt er det datamaskinen, som er ansvarlig for å behandle dataene som genereres av sensoren, PLS-en og opptakeren. Datamaskinen kan også brukes til å analysere dataene, generere rapporter og anbefalinger, og kommunisere med SCADA-systemet og andre systemer for ytterligere overvåking og kontroll (The Engineering Mindset, 2020).

Seleksjon og integrasjon av data er en viktig prosess i kontrollsystemer, da det sikrer at relevant informasjon fra ulike kilder blir samlet, analysert og anvendt på en effektiv måte. Dataene blir innhentet fra ulike enheter og overført til SCADA-systemet og den lokale serveren (RealPars, 2018). Deretter filtreres og selekteres dataene for å identifisere nøkkelinformasjon og utelukke unødvendige eller redundante data. Integrering av data fra forskjellige kilder og prosesser muliggjør en mer helhetlig og presis analyse, samt bedre beslutningstaking i forbindelse med overvåking og styring av automatiserte prosesser (Mandusic, 2021).

2.7.4 Maskinl ring

IoT og ML er to n rt beslektede teknologier som ofte b r sees i sammenheng p  grunn av deres synergi og innflytelse p  hverandre (Mandusic, 2021). IoT, beskrevet i kapittel 2.7.1 *IoT*, inneb rer   koble fysiske enheter, som sensorer, til internett, noe som muliggj r kommunikasjon og samhandling mellom disse enhetene uten menneskelig inngripen. Dette genererer enorme mengder data fra ulike kilder og milj er (Madkam *et al.*, 2015). ML, en gren av kunstig intelligens, utnytter algoritmer for   lære fra disse dataene uten behov for eksplisitte instruksjoner. Dette inneb rer at maskiner kan identifisere m nstre og ta beslutninger basert p  dataene som samles fra IoT-enheter (Tidemann *et al.*, 2022). Sammen arbeider IoT og ML for   automatisere prosesser og forbedre beslutningstaking ved   optimalisere drift av industrielle systemer, forutsi vedlikeholdsbehov for utstyr eller gi anbefalinger til brukere basert p  deres atferd og preferanser (Mandusic, 2021). ML fokuserer p    bruke algoritmer som er designet for   lære fra data og forbedre seg over tid. Algoritmene analyserer data og bygger modeller som kan brukes til   forutsi resultater eller identifisere m nstre som kan bidra til   forbedre systemets ytelse (Mahesh, 2020). N r et ML-system har identifisert m nstre, kan det gjenkjenne dem i nye data og gi resultater basert p  det oppdagede m nsteret. Innen ML finnes det ulike metoder, der veiledet l ring er en av de mest kjente. Denne metoden involverer   trene en modell ved hjelp av et sett med merkede data. Merkede data inneholder b de inndata og de tilh rende riktige utdataene og benyttes for   lære modellen   forutsi de korrekte etikettene for nye, ukjente inndata (Jordan *et al.*, 2015).

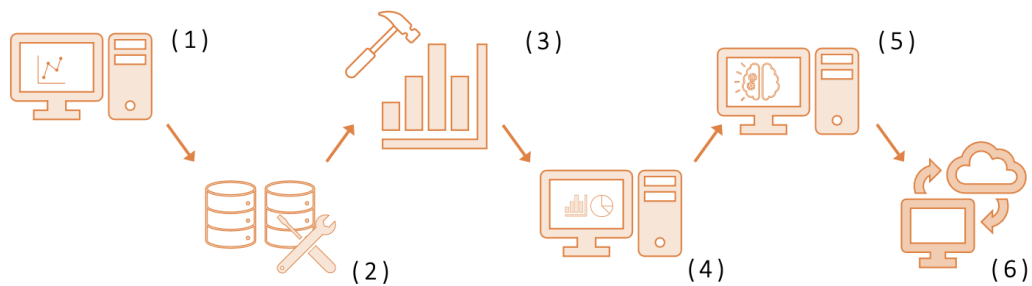
Veiledet l ring kan deles inn i to hovedkategorier: klassifisering og regresjon. Klassifisering involverer   tilordne inndata til en bestemt klasse eller kategori. For eksempel kan en klassifiseringsmodell trenes til   gjenkjenne ulike typer frukt basert p  deres f rge, form og st rrelse. Regresjon, derimot, fokuserer p    forutsi en kontinuerlig verdi i stedet for en klasse. Et eksempel p  regresjon kan v re   forutsi en boligs verdi basert p  egenskaper som st rrelse, beliggenhet og alder. Under treningen av en veiledet l remodell, benyttes en kostnadsfunksjon (eller tapfunksjon) for   kvantifisere forskjellen mellom modellens forutsigelser og de faktiske etikettene (Tidemann *et al.*, 2022). Formålet med treningen er   minimere denne kostnaden ved   justere modellens parametere, som f rer til bedre forutsigelser. En algoritme som ofte brukes for   oppn  dette er gradient descent, som finner den optimale kombinasjonen av parametere for   minimere kostnadsfunksjonen. N r modellen er trent og har en akseptabel ytelse, kan den anvendes p  nye, ukjente inndata for   generere forutsigelser (Jordan *et al.*, 2015). Det er viktig   merke seg at veiledet l ring er avhengig av kvaliteten og mengden av merkede data, og ytelsen til modellen kan bli negativt p virket dersom treningsdataene er upresise, utilstrekkelige eller inneholder st y (Tidemann *et al.*, 2022).

2.7.5 Dataanalyseprosessen

I det f lgende kapittelet vil vi sammenstille informasjon fra ulike kilder¹ ang ende arbeidsflyten for datainnsamling, -prosessering og -analyse.

Figur 20 viser den helhetlige prosessen for   samle inn, behandle og analysere data, fra forskjellige kilder (se Figur 17), ved hjelp av maskinl ring og prosessautomatisering.

¹(Mandusic, 2021), (Madkam *et al.*, 2015), (Abinaya *et al.*, 2019), (RealPars, 2019), (Jordan *et al.*, 2015) (The Engineering Mindset, 2020)



Figur 20: Arbeidsflyt for datainnsamling, -prosessering og -analyse

Figur 20 illustrerer de ulike fasene og arbeidsflyten i en dataanalyseprosess. Begynnelsen, som er representert ved punkt (1), er seleksjon og integrasjon av data. I denne fasen samles, filtreres og integreres dataene fra de ulike kildene. Dette kan innebære å fjerne unødvendige data, fylle ut manglende verdier og kombinere dataene på en meningsfull måte for videre analyse. Denne prosessen fortsetter i punkt (2), data-prosessering, der de integrerte dataene forberedes og bearbeides for videre analyse, noe som kan inkludere normalisering, skalering og transformasjon av data for å gjøre dem mer egnet for maskinlæringsalgoritmer.

Analysefasen starter med punkt (3), datautvinning. Her utføres analyser på de bearbeidede dataene for å identifisere mønstre, trender og sammenhenger, enten det er ved hjelp av statistiske metoder eller enklere maskinlæringsmetoder. Resultatene fra datautvinningen blir deretter visualisert i punkt (4), datavisualisering, for å gjøre det enklere å forstå og tolke de identifiserte mønstrene og sammenhengene. I punkt (5), maskinlæringsalgoritme, ser vi til potensiell bruk av mer avanserte maskinlæringsalgoritmer for å ytterligere analysere dataene og lage prognoser eller automatiserte beslutninger basert på de identifiserte mønstrene og sammenhengene. Avslutningsvis, i punkt (6), prosessautomatisering og modellvalidering, brukes maskinlæringsalgoritmene til å automatisere prosesser, gi brukerstøtte og validere modeller.

3 Problemanalyse

Landbaserte anlegg benytter seg i ulik grad av sensorer for å måle og kontrollere alle parametrene som innvirker på fiskevelferden. I dag følges dette opp ved hjelp av alarmsystemer som er koblet til sensorer som varsler dersom målte verdier er utenfor de gitte grenseverdiene for vannkvalitet. Ved alarmer vil driftspersonell iverksette tiltak for forbedring av vannkvalitet raskt, slik at vannkvaliteten ikke blir så redusert og fiskehelsen påvirkes negativt. Dette kan, for selv svært erfarent driftspersonell, oppleves som stressende, og skape utrygghet på arbeidsplassen.

I tillegg måles enkelte parametre for vannkvalitet manuelt med jevne intervaller. Disse målingene analyseres på laboratorium (se mer om dette i kapittel 2.6) *Sensorer og målemetoder i RAS-anlegg*. Dette er arbeid som tar tid og ressurser. Manuelle målinger og målinger gjort med håndholdte sensorer vil heller ikke gi sanntidsdata for vannkvaliteten, og vil dermed ikke kunne gjengi de store variasjonene i vannkvalitet som ofte er til stede i et RAS-anlegg. Avhengig av hvor ofte manuelle målinger gjøres, vil dette kunne føre til at det tar for lang tid før en negativ utvikling i vannkvalitet oppdages. Dermed øker risikoen for redusert fiskevelferd.

Vi ser for oss at et digitalt brukerstøttesystem vil være til stor nytte for å kontrollere vannkvaliteten. Det brukerstøttesystemet vi ser for oss baserer seg på tingenes internett, og bruker maskinlæring til å lære av tidligere hendelser som har påvirket vannkvaliteten til å predikere og varsle uønskede hendelser, i tillegg til å komme med konkrete forslag til hvilke tiltak som kan forbedre vannkvaliteten. Eksempler på tiltak kan være å:

- justere strømhastigheten i karet for å øke
- senke vannutskiftningen
- stanse føring for å senke presset på trommelfilter og biofilter,
- tilsette mer buffer for å justere pH.

Tidligere forskning har vist at maskinlæring kan brukes til å finne mønster i store datamengder ved bruk av algoritmer (Tidemann, 2022), og kan dermed kanskje være et hjelpemiddel for å analysere historiske data og trender som kan føre til uønskede hendelser under drift av et RAS-anlegg. Dersom det er mulig å benytte seg av et slikt brukerstøttesystem i RAS-anlegg, tror vi det kan gi verdifull beslutningsstøtte til driftspersonell som skal vurdere tiltak for forbedring av vannkvalitet. I tillegg vil denne typen støtte kunne være betryggende for personalet og bidra til å redusere risikoen for menneskelige feil som forårsaker kritiske hendelser.

På bakgrunn av dette ønsker vi å se på hvilke muligheter som finnes for bruk av maskinlæring som analyseverktøy og prediksjon av fremtidig vannkvalitet med hensyn til god fiskevelferd i RAS. For å belyse potensialet for bruk av maskinlæring i RAS, er det også ønskelig å undersøke hvilke utfordringer som må løses før maskinlæring kan brukes til å predikere vannkvalitet. Dermed har vi valgt å arbeide ut ifra følgende problemstilling: ”Hvilke muligheter finnes for bruk av maskinlæring for analyse av vannkvalitet i RAS ved landbasert produksjon av Atlantisk laks i ferskvannsfasen, og hvilke utfordringer bør løses før det kan implementeres?”.

I arbeidet med denne problemstillingen har vi valgt å kun se på målinger og analyser av driftsvannet i et RAS-anlegg, og dermed utelatt:

- inntaksvann og avløpsvann
- overvåkning av tekniske komponenter med tanke på eventuell teknisk svikt som kan føre til redusert vannkvalitet
- oppbygning av digitale nettverk og plassering av sensorer, og hvordan dette direkte påvirker maskinlæringen
- hvordan maskinlæringen skal utvikles og hvordan den skal analysere vannkvalitet

4 Systembeskrivelse

Hvert RAS-anlegg har unike behov og dimensjoneringskriterier basert på faktorer som blant annet tillatelse for maks tillatte biomasse, tillatelse for utslipp, vannkvalitet på inntaksvann og tilgjengelige vannressurser, hvilken art og hvor mye som skal produseres, og hvor mye areal som er tilgjengelig. Hvorvidt produksjonen skal foregå i salt- eller ferskvann har en påvirkning på hvilke løsninger og hensyn som må tas. Alle disse faktorene må vurderes når RAS-anlegg prosjekteres og løsninger skreddersys for hvert enkelt tilfelle. Det finnes mange muligheter og tilnærminger man kan gjøre for å imøtekomme de spesifikke behovene til hvert enkelt anlegg, og det er ingen universell løsning for utforming av et RAS-anlegg. For å beskrive et RAS-anlegg har vi derfor valgt å ta utgangspunkt i anlegget til Svaberget Smolt, der vi gjør enkelte begrensninger og utvidelser for å danne et visuelt bilde av et generisk system.

Svaberget Smolt

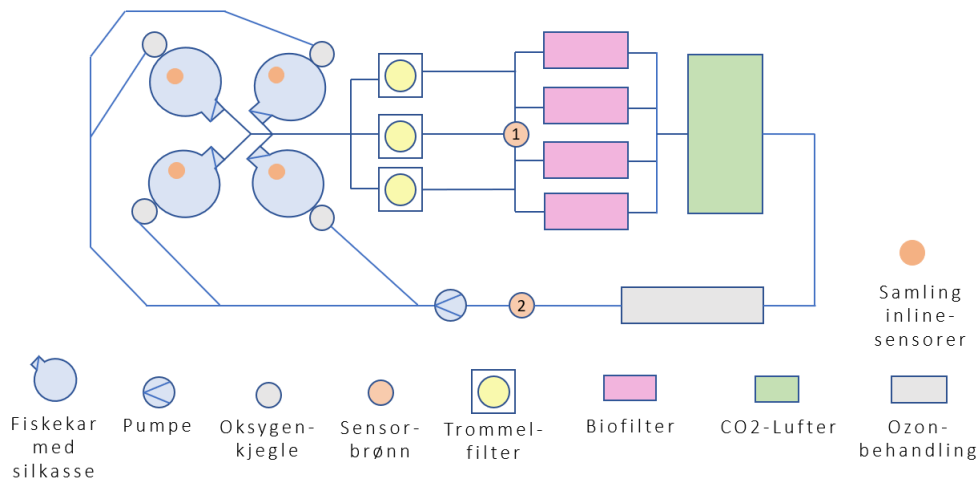
I kapittel 2.5.9 *Generell oppbygning av vannrensprosessen i en RAS-avdeling* beskrives og begrunnes en generell rekkefølge for komponentene i et RAS-anlegg. Svaberget Smolt har et system som i stor grad likner den generelle beskrivelsen av komponentene i kapittel 2.5.9, og nedenfor vil de punktene som avviker fra Figur 16 i kapittel 2.5.9 beskrives. Beskrivelsen av Svaberget Smolt sitt RAS-anlegg baserer seg på informasjon vi har fått fra prosjektleder Lundseng og biologiske controller Dahl ved Svaberget Smolt. Svaberget Smolt er et relativt nytt RAS-anlegg, med driftsstart i 2021.

Hos Svaberget Smolt passerer vannet fra fiskekarene først gjennom en silkasse, se kapittel 2.5.2 *Partikkelfjerning*, før vannet renner videre til et trommelfilter. Etter trommelfilteret reguleres vannets pH-verdi, se kapittel 2.5.7 *pH-regulering*, for å skape et miljø som tilfredsstillende både fisken og de autotrofe bakteriene i biofilteret, se kapittel 2.4.5 *pH* og 2.5.3 *Biologisk filtrering*. I kapittel 2.5.3 beskrives MBBR og FBBR, men her benytter Svaberget Smolt seg av en hybrid løsning av de to beskrevne biofilterene. Egenskapene til det hybride biofilteret ligner mest på FBBR, der biologemene som benyttes er de samme som tradisjonelt benyttes i MBBR, men plasseres på en måte som gjør at de holder seg i ro. Etter CO₂-lufteren behandles vannet med ozon for forbedring av klarheten til vannet, og dermed karmiljø. Like før vannet går tilbake til kar, fordeles vannet før det sendes gjennom en oksygenkjegle og direkte inn i kar. RAS-avdelingen til Svaberget Smolt er illustrert i Figur 21.

I tillegg til den beskrevne prosessen benytter Svaberget Smolt seg av separat vannbehandling i en rekke delstrømmer for å kunne redusere mengden nytt vann og øke resirkuleringsgraden. Denitrifisering, se kapittel 2.5.3 *Biologisk filtrering*, benyttes for å fjerne nitrat og dermed senke behovet for nytt vann. Vannet som går til denitrifisering kommer fra slamavløpet til trommelfilteret, og passerer først gjennom en plateseparator, se kapittel 2.5.2 *Partikkelfjerning*. For å ha muligheten til å justere temperatur har de en delstrøm som går til varmeveksler for kjøling og oppvarming av vann. Etter denitrifisering og oppvarming, må vannet luftes for ekstra fjerning av gasser, og dette gjøres i en vakuumlufte. For å kunne senke andelen nytt vann ytterligere har Svaberget Smolt gjort det mulig å ta i bruk fosforfelling. Dette er ikke en del av dagens drift.

Svaberget har strategisk plassert inlinesensorer i ulike deler av RAS-anlegget, se Figur 21, og plasseringen av disse beskrives nedenfor. I karene er det installert nivåsensorer, flowsensorer og oksygensensorer. Det er nivåsensorer i oppsamlingskummene før og etter trommelfilteret. I tillegg er det plassert en sensorbrønn (1) som inneholder en pH-sensor, en CO₂-sensor, en salinitetssensor og en temperatursensor i oppsamlingskummen etter trommelfilteret. Videre er det en sensorbrønn (2) plassert etter ozonbehandlingen, som inneholder sensorer for pH, temperatur, salinitet og ozon i vannet.

Signalene fra inlinesensorene overføres via 4-20 mA strømtransmittere til en PLS. PLS-en fungerer som et grensesnitt mellom sensorene og SCADA-systemet og konverterer de analoge signalene til digitale verdier for videre behandling og analyse. Dataene samles inn og kommuniserer med SCADA-systemet via Ethernet og Modbus TCP/IP-protokollen. SCADA-systemet gir operatørene



Figur 21: Flytskjema for illustrasjon av hovedvannstrømmen i en RAS-avdeling hos Svaberget Smolt

en oversikt over anleggets ytelse og muligheten til å justere prosessvariabler for optimal drift. Dette inkluderer styring av ventiler og andre komponenter i sanntid. I tillegg til SCADA-systemet, brukes det også en opptaker og lokal server for å lagre og holde oversikt over historiske data fra anlegget, se kapittel 2.7 *IoT og maskinlæring*. Den lokale serveren sørger for at viktige data er tilgjengelige og lagres på en sikker og strukturert måte. Serveren beholder alle dataene uten sletting, og kontinuerlig lagring fortsetter til lagringskapasiteten er fullt utnyttet.

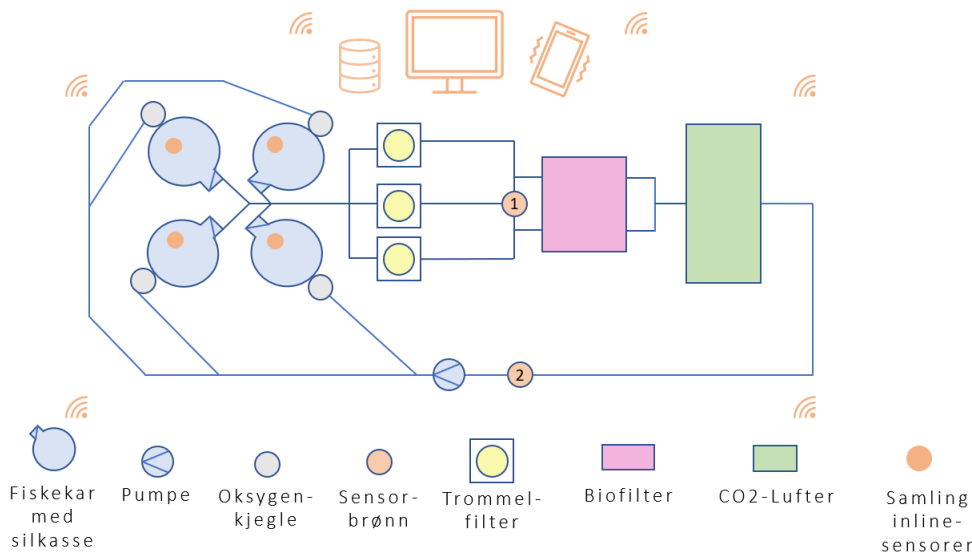
Det benyttes også håndholdte sensorer i tillegg til inlinesensorene som er beskrevet over. Det er én håndholdt CO₂-sensor i hver avdeling, som benyttes for målinger i alle fiskekarene i avdelingen, i tillegg til én håndholdt TGP-måler som i hovedsak benyttes i sensorbrønn 2. Svaberget Smolt har også én håndholdt sensor per avdeling for kontrollmåling av oksygenverdier i karene opp mot målingene som gjøres av inlinesensorene for O₂. Målingene som gjøres ved håndholdte sensorer registreres fysisk på papir, i tillegg til at de manuelt registreres i et kontrollsystem som ikke er koblet opp mot SCADA-system.

Referansesystemet

Beskrivelsen av Svaberget Smolt er allerede begrenset til å kun omhandle deres løsninger for behandling av driftsvann. For videre arbeid med problemstillingen har vi valgt å gjøre noen ytterligere begrensninger av Svaberget Smolt sin RAS-avdeling for å visualisere de delene av et RAS-anlegg vi anser som helt nødvendige for et RAS-anlegg. Nedenfor blir valgte begrensninger og utvidelser beskrevet og begrunnet, og valgene er gjort basert på kunnskap vi har opparbeidet oss fra innhenting av teori til oppgaven, gjennom ulike emner i studieløpet, arbeidserfaring og arbeid med denne oppgaven.

Det velges å kun fokusere på hovedvannstrømmen, og dermed se bort ifra delstrømsbehandlingene slik som det gjøres i systembeskrivelsen av Svaberget Smolt. Disse løsningene er viktige for Svaberget og deres produksjon, men anses som løsninger skreddersydd ut ifra Svaberget Smolt sitt system. Videre velger vi å ikke ta hensyn til utforming av rørtraséer eller plassering av pumper og pumpesummer, da dette vil være svært ulikt fra anlegg til anlegg. Likevel har vi plassert én Pumpe i flytskjemaet for å presisere behovet for pumpekraft som en del av et slikt system. Vi velger å anta at det er kun ett biofilterkammer, og at dette er et MBBR. Et MBBR har ikke det samme behovet for tilbakespyling som et FBBR eller den hybride løsningen som Svaberget Smolt benytter seg av, og det er derfor ikke like nødvendig med redundans i forbindelse med rengjøring av biofilter. Dette er også tilsynelatende den metoden som oftest brukes i kommersiell RAS. Vi velger å fjerne desinfeksjon fra vårt referansesystem på grunn av svært ulik bruk i forskjellige anlegg.

Gjennom vår problemstilling ønsker vi å se på muligheter for å implementere et brukerstøttesystem



Figur 22: Flytskjema av referansesystemet

som varsler om endringer i vannkvalitet, se kapittel 3 *Problemstilling*. I vårt referansesystem ønsker vi derfor å implementere sensorer vi mener gir et positivt bidrag til økt validitet på overvåkning av vannkvalitet. Hvilke sensorer vi ønsker å plassere i vårt referansesystem og hvorfor beskrives nedenfor.

For kontinuerlig overvåkning av TAN-verdier plasserer vi én TAN-sensor i hver av sensorbrønnene, altså én sensor både før og etter biofilteret. Dette vil gi en indikasjon på effekten til biofilteret ved å se på differanseverdien før og etter biofilteret, i tillegg til en overvåkning av konsentrasjonen av TAN i vann tilbake til kar. Vi ser det også som verdifullt å ha kontroll på H_2S -verdier i anlegget, se kapittel 2.4.10 *Hydrogensulfid*. Vår umiddelbare tanke var å plassere en H_2S -sensor i kar, men vi antar at god karhydraulikk sørger for god omrøring og vanskeliggjør deteksjon av H_2S ved å måle direkte i kar. Sannsynligheten for sedimentering og anaerobe forhold er størst i RAS-avdelingen der vannet renner saktere og det er flere potensielle dødsoner. Derfor er det ønskelig å kontrollere vannet for H_2S et sted i RAS-avdelingen før det går tilbake til karet. Fordi H_2S kan luftes ut i CO_2 -lufteren, se kapittel 2.5.4 *Lufting av vann*, er det ønskelig å måle H_2S etter denne, og vi velger derfor å plassere en H_2S -sensor i sensorbrønn 2. For å ha kontinuerlig kontroll på CO_2 -verdier i alle kar til enhver tid, erstatter vi den håndholdte CO_2 -sensorene med én inline CO_2 -sensor i hvert kar. Vi plasserer i tillegg til disse en inlinesensor i sensorbrønn 2 for å kunne kontrollere effektiviteten til CO_2 -lufteren. Vi ser også på det som en fordel å ha turbiditetssensorer i kar for å kunne knytte disse verdiene opp mot daglig føring og oppløste partikler i karet.

Tabell 3 viser en fullstendig oversikt over de ulike inlinesensorene plassert i anlegget til Svabergget Smolt og vårt referansesystem. Sensorene vi har valgt å legge til i referansesystemet er markert med fet skrift. I tillegg til sensorene i tabellen har Svabergget Smolt og referansesystemet nivåsensorer før og etter kar, samt én håndholdt sensor for måling av CO_2 og O_2 . Sensorene i referansesystemet vil samle inn detaljert og omfattende data som kan brukes for å trene og forbedre maskinlæringsalgoritmer.

Tabell 3: Sammenligning av inlinesensorenes plassering i Svaberget Smolt og referansesystemet

Plassering	Svaberget Smolt	Referansesystemet
I kar	Vannstand (nivå), vannhastighet, oksygen	Vannstand (nivå), vannhastighet, oksygen, temperatur, CO₂, turbiditet
Sensorbrønn 1	pH, CO ₂ , salinitet, temperatur	pH, CO ₂ , salinitet, temperatur, TAN
Sensorbrønn 2	pH, temperatur, salinitet, ozon	pH, temperatur, salinitet, ozon, TAN, H₂S

Med utgangspunkt i referansesystemet ser vi videre for oss at all data fra inlinesensorene blir lagret i en server ved hjelp av en opptaker, og at det er utviklet en maskinlæringsalgoritme som kan analysere dataene fra sensorene med hensyn til grenseverdier, utviklingstrender og samspill mellom ulike parametere. Vi har ikke tilstrekkelig faglig grunnlag til å bestemme intervallene på målingene, men antar at målingene gjøres i tidsintervall som gir gode analysegrunnlag for algoritmen. Algoritmen vi ser for oss tar også hensyn til manuelt registrerte driftsdata, som for eksempel dødelighet, føring, tilvekst og data fra manuelle målinger av vannkvalitet.

Videre vil de registrerte målingene og analysene gjort av maskinlæringen implementeres i et brukerstøttesystem for referansesystemet. Dette systemet vil kunne gi en visuell oversikt over tilstanden på anlegget, prediksjon av fremtidig vannkvalitet og foreslå tiltak for forbedring av vannkvalitet. Alt dette vil være basert på maskinlæringsmodellens analyse av blant annet sanntidsdata og grenseverdier, gjenkjenning av mønstre fra historiske data og samspill mellom ulike parametere for vannkvalitet. Det er ønskelig å presisere at tiltakene kun vil forekomme som forslag, og at det er tenkt at driftspersonell selv må velge hvilke tiltak som faktisk gjennomføres. Brukerstøttesystemet vil kunne varsle i god tid før vannkvaliteten blir så dårlig at det får negative konsekvenser for fisken. Vi ser for oss at de ansatte kan bruke systemet som støtte og veiledning for å ta informerte beslutninger for forbedring av vannkvalitet og få en rask oversikt over situasjonen på anlegget.

5 Metode

I denne oppgaven ønsker vi å belyse følgende problemstilling, «*Kan maskinlæring brukes for analyse av vannkvalitet i RAS ved landbasert produksjon av Atlantisk laks i ferskvannsfasen, og hvilke utfordringer bør eventuelt løses før det kan implementeres som beslutningsstøtte i daglig drift for kontroll av vannkvalitet og bedre fiskevelferd?*». For å belyse dette var det hensiktsmessig å velge kvalitativ metode. Kvalitativ metode tar utgangspunkt i å samle inn ulike personer sine egne meninger, oppfatninger og synspunkt, eller tekstbaserte data (Grønmo, 2023), (Kvale og Brinkmann, 2017). Kvalitativ metode brukes når du har en hypotese det er vanskelig å si noe om ved hjelp av tallbaserte data, og må dermed åpne for at respondenten kan gi tekstsvar, enten muntlig eller skriftlig, og ikke velge mellom svaralternativer, som vil gi tallsvar. Datainnsamling ved denne forskningsmetoden foregår på flere forskjellige måter, blant annet ved hjelp av intervju, spørreundersøkelser, observasjoner eller litteratursøk. På bakgrunn av dette valgte vi å benytte oss av systematisert litteratursøk, litteraturgjennomgang og intervju som metode (Fangen, 2022).

5.1 Litteratursøk og -gjennomgang som metode

I denne oppgaven var det nødvendig å gjøre en kartlegging av hva som tidligere var skrevet om bruk av maskinlæring og IoT i akvakulturnæringen og andre industrier som bruker måling av vannkvalitet. Vi valgte derfor å gjøre et strukturert litteratursøk. Ifølge Folkehelseinstituttet er et systematisk litteratursøk en avgjørende fase, og en god måte å samle inn resultater med høy grad av tillit (*Søke etter litteratur*, 2022). Et systematisk søk foregår ofte i samarbeid med en bibliotekar og forsker eller den som ønsker å gjennomføre søket, og skal resultere i en samling eksisterende forskning og artikler som kan benyttes til det videre arbeidet (*Metodebeskrivelse for litteratursøk*, 2018). I denne oppgaven valgte vi å starte arbeidet med å samle inn relevant litteratur som kunne brukes for å styrke vårt faglige grunnlag for å besvare problemstillingen. Med utgangspunkt i problemstillingen, og hvilke faglige områder den måtte knyttes opp mot, valgte vi tre ulike fokusområder:

1. Vannkvalitet i RAS og hvordan dette påvirker fiskevelferden
2. RAS-teknologi og hvordan de ulike komponentene i et RAS-anlegg bidrar til å opprettholde god vannkvalitet
3. Måling av vannkvalitet, hvordan de ulike sensorene som brukes fungerer, samspillet mellom sensorikk og IoT, og hvordan dette kan kombineres med maskinlæring.

Litteratursøket, se vedlegg A, ble gjort ved søk på Science Direct og Google Scholar med søkeordene “Machine learning aquaculture”, ”Maskinlæring akvakultur”, “control water quality aquaculture”, ”kontroll vannkvalitet akvakultur”, “machine learning water quality” og ”maskinlæring vannkvalitet”. Det ble søkt på norsk og engelsk. Ved utvalg av artikler ble det i første omgang valgt ut en samling på 75 artikler der tittel og årstall fremsto som relevant for å underbygge vår problemstilling. Årstall for publisering er relevant fordi teknologien utvikles raskt, og det er derfor mest interessant å se på forskning og prosjekter som er gjort de seneste årene. Videre ble artiklene gjennomgått i mer detalj, og ved å lese sammendrag og introduksjon ble det valgt ut seks artikler for videre arbeid. Disse seks artiklene ble valgt fordi de omhandlet bruk av maskinlæring på overvåkning av vannkvalitet, eller bruk av IoT og maskinlæring i akvakultur. Den type søk vi har gjort skal kunne etterprøves og må derfor dokumenteres (Gregersen, Ødegaard og Skagen, 2016). Derfor er søkeord med tilhørende artikler ført opp i et eget skjema og lagt ved i vedlegg A.

5.2 Intervju som metode

I forskning brukes intervju som en arbeidsmetodikk for å samle inn data til undersøkelser (Orgeret, 2018), (Kvale og Brinkmann, 2017), og vi valgte å benytte oss av denne metoden for å få et innblikk i hva aktører i næringen tenker om vår problemstilling. Fordi vi i all hovedsak ønsket å belyse

intervjuobjektene egne tanker og erfaringer knyttet til problemstillingen valgte vi å ha en semistrukturert tilnærming til samtalen. Et semistrukturert intervju baserer seg på enkelte planlagte spørsmål fra intervjuer for å skape en samtale rundt gjeldende problemstilling. Svarene som gis av intervjuobjektet vil påvirke oppfølgingsspørsmålene fra intervjuer, og dermed gi intervjuobjektet til å snakke relativt fritt rundt tema (Kvale og Brinkmann, 2017). Denne typen intervju kalles ofte for dybdeintervju, og vil kunne gi detaljerte svar og synspunkter på gjeldende tema (Sander, 2023), (Kvale og Brinkmann, 2017).

Planlagte spørsmål ble listet opp i en intervjuguide som ble laget ut ifra hvilke sider av problemstillingen vi ønsket å ha fokus på og få svar på (Andersen, 2020). Selv om det ble valgt å gjennomføre dybdeintervju, ønsket vi å ha en viss struktur på samtalen og sørge for at vi fikk besvart det vi lurte på. Derfor ble det valgt en møteleder i forkant av intervjuene, som hadde ansvar for at de punktene vi hadde notert oss på forhånd ble diskutert.

Vi valgte å ta kontakt med personer vi trodde ville kunne gi oss gode svar som var relevante for problemstillingen. Vi har forsøkt å komme i kontakt med folk som har kunnskap om både maskinlæring og RAS-teknologi, og dermed kunne si noe om hva som skal til for å sammenstille de ulike sensormålingene som gjøres i RAS til et nyttig brukerstøttesystem. Det har vist seg å være vanskelig å få tak i personer som har tilstrekkelig forståelse for både RAS-anlegg og vannkvaliteten som kreves ved oppdrett på land, og maskinlæring. Samtale med intervjuobjekter og andre personer i næringen har også gitt oss tips og anbefalinger til hvem det kan være aktuelt å prate for å belyse problemstillingen. For å styre samtalen inn mot temaer som var relevante for problemstillingen, tok vi utgangspunkt i intervjuobjektets arbeidsplass og antatte kunnskaper ved planlegging av spørsmål til intervjuguiden.

Det er vanlig å ta opptak av intervju som skal brukes som datagrunnlag til forskningsbaserte artikler og rapporter (Kvale og Brinkmann, 2017). Deretter skal opptakene transkriberes for å enkelt kunne brukes som grunnlag for å besvare en gitt problemstilling. Også i de tilfellene der en eventuell transkripsjon ikke skal brukes direkte i skriving av artikkel eller rapport er det anbefalt å ta opptak av samtaler, for å senere kunne gå tilbake til intervjuet og bekrefte eller avkrefte ting som ble sagt (Kvale og Brinkmann, 2017). Vi valgte å ikke ta opp samtalene, men satt to av gruppas medlemmer til å være referenter. Når det ikke ble gjort opptak, var det viktig at notatene fra samtalene ble renskrevet kort tid etter møtet, slik at vi med sikkerhet kunne si at vi fikk med oss det som ble sagt og dermed ha tillit til resultatene som legges frem i oppgaven. Intervjuene ble gjort parallelt med litteraturgjennomgangen, spredt utover vårsemesteret. På denne måten hadde vi muligheten til å ha med oss synspunktene fra intervjuobjektene ved siden av arbeidet med litteraturen og diskusjonen, som vi også arbeidet parallelt med gjennom hele arbeidet. Vi valgte å gjøre det på denne måten, for å tidlig oppdage hva vi burde se mer på, og om det var sider ved problemstillingen vi selv ikke hadde tenkt på.

5.3 Validitet og reliabilitet

Kvaliteten på resultatene må sees i lys av at det ikke er noen av gruppemedlemmene som er kjent med bruk av intervju og systematisk litteratursøk som forskningsmetode fra tidligere arbeid. I tillegg vil reliabiliteten til resultatene fra intervju avhenge av valg av spørsmål, hvordan spørsmålene stilles, og hvordan samtalen dokumenteres (Kvale og Brinkmann, 2017). Spørsmålene ble valgt med utgangspunkt i hva vi ønsket å belyse, og enkelte av spørsmålene kan i etterkant sees som ledende. Dette vil dermed kunne ha ført til at spørsmålet ble besvart på en annen måte enn hva det ville blitt dersom spørsmålet ble stilt mer åpent, og gjøre det vanskeligere for en annen intervjuer å reprodusere svarene vi fikk (Kvale og Brinkmann, 2017). Dette vil kunne ha påvirket resultatet ved at det kanskje ikke ble like nyansert som det potensielt kunne blitt. Dersom vi hadde hatt mer kunnskap om både maskinlæring og RAS-teknologi enn det vi har opparbeidet oss gjennom studiet, ville det vært enklere å med sikkerhet si at de riktige og viktige spørsmålene ble stilt.

Vi valgte å ikke ta opptak av samtalene som ble holdt, og resultatene vi har gjengitt vil derfor være det som ble notert underveis i intervjuene. Opptak av samtale og transkripsjon ville økt reliabiliteten til resultatene gjengitt etter intervju. Når validiteten til resultatene fra intervjuene vurderes, må en også vurdere tilliten til intervjuobjektene (Kvale og Brinkmann, 2017). Vi

opplevde at aktørene vi pratet med var åpne og ærlige, og har derfor valgt å bruke resultatene med utgangspunkt i at aktørene har svart uten å fremme egne interesser eller holde tilbake relevant informasjon. Fordi avtalen med intervjuobjektene er at vi skal sende over hva vi har sitert dem på før oppgaven ferdigstilles, vil det avdekke eventuelle misforståelser som har oppstått i samtale, og åpne for endring. Samtidig vil det kunne argumenteres for at mengden gjennomførte intervjuer er litt liten, og systematikken av litteratursøket kunne vært bedre og gått bredere ut.

Det er omfattende og krevende å gjennomføre et systematisk litteratursøk som gjengir all relevant teori, og i mange tilfeller benyttes derfor bibliotekarer som er kjent med denne typen søk til slikt arbeid. Våre resultater bærer derfor preg av at vi er uerfarne, og at vi ikke fikk hjelp til litteratursøk av folk som jobber med dette til vanlig. Søkene som gjøres på personlige datamaskiner vil også påvirkes av informasjonskapsler og dermed gjengi søkeresultater basert på dette (*Cookies og informasjonskapsler*, 2019). Fordi vi ikke har kunnskap om hvordan all relevant litteratur hentes inn fra ulike databaser, vil dette påvirke resultatene ved at vi ikke har kartlagt all eksisterende forskning. På grunn av at vi er uerfarne i litteratursøk, er det også tenkelig at søkeord og begrensninger ikke er brukt på hensiktsmessig måte. Resultatene vi henter ut fra eksisterende forskning og litteratur kan bære preg av misforståelse fra vår side grunnet redusert kompetanse på samspillet mellom maskinlæring og kompleksiteten til et RAS-anlegg.

6 Resultat

I dette kapittelet legges det frem en sammenstilling av resultater fra intervju og litteratursøk frem. Vedlegg B inneholder sammendrag fra artiklene valgt ut i litteratursøket, og vedlegg C-F inneholder referat fra intervjuene. Først presenteres resultatene som viser til utfordringer knyttet til bruk av maskinlæring i RAS, før muligheter for analyse og prediksjon av vannkvalitet ved hjelp av maskinlæring og forslag til annen bruk av maskinlæring presenteres.

6.1 Utfordringer knyttet til bruk av maskinlæring i RAS

Både i forskningsartikler og i intervjuer kom det frem utfordringer knyttet til bruk av maskinlæring i RAS. De ulike utfordringene kan oppsummeres som vedlikehold av sensorer, mangel på tilgang på nødvendige sensorer, redusert tilgang på stabil strøm og internett, mangel på kunnskap om maskinlæring og investeringsvilje i oppdrettsnæringen, og kompleksiteten til et RAS-anlegg. Nedenfor følger en utdypning av disse utfordringene.

Artikkel 4, *Internet of Things in aquaculture: A review of the challenges and potential solutions based on current and future trends*, har gjennomført en litteraturstudie der de vanligste utfordringene knyttet til bruk av IoT i RAS presenteres. Biobegroing på sensorer som er i konstant kontakt med vann nevnes som en utfordring som vil være tilstede på alle anlegg uavhengig av art, lokasjon og drift (Rastegari *et al.*, 2023). Biobegroing krever jevnlig vasking og vedlikehold av sensorene for å få nøyaktige målinger. Kommentarer fra Lundseng hos Svaberget Smolt underbygger at vedlikehold og kalibrering av sensorer er en utfordring når det gjelder å få gode, presise sanntidsmålinger ved hjelp av sensorer (Lundseng, A. Prosjektleder Svaberget Smolt, 12.04.23, intervju). Dagens priser på inlinesensorer, spesielt sensorer som måler TAN og H₂S, gjør det også vanskelig å argumentere for implementering av IoT og maskinlæring som verktøy for å forutsi endringer i vannkvalitet (Rastegari *et al.*, 2023), (Lundseng, A. Prosjektleder Svaberget Smolt, 12.04.23, intervju).

Artikkel 5, *Water quality monitoring in recirculating aquaculture systems*, er et studie på hvilke målinger som gjøres ved hjelp av digitale sensorer og hvordan dette gjøres, og trekker frem som en utfordring at enkelte av dagens sensorer som tillater sanntidsmåling av viktige parametere krever kompetente brukere. I tillegg nevner Lindholm-Letho at det fortsatt er enkelte kritiske parametere som det ikke er mulig å måle ved hjelp av sensorer (Lindholm-Letho, 2023).

Rastegari *et al.* presiserer at det vil være ulike utfordringer knyttet til vannkvalitet på alle RAS-anlegg. Hvilke utfordringer som oppstår avhenger av lokalitet, art og drift, og Rastegari *et al.* vektlegger at hvor komplekst og kostbart et analyseverktøy for vannkvalitetsmåling blir, avhenger av hvilke og hvor mange utfordringer som må håndteres. Plassering av anlegget vil kunne gi redusert strøm- og internettilgang, som begge er kritisk for et stabilt nettbasert analyseverktøy. En annen utfordring som nevnes i artikkelen til Rastegari *et al.*, og som også trekkes frem av Lien hos SeaRas og Lundseng hos Svaberget Smolt, er mangelen på kunnskap om maskinlæring i oppdrettsnæringen. De viser alle til at dette gjør det vanskelig å argumentere for hvordan og hvorfor maskinlæring kan bidra til optimalisering av drift i oppdrettsnæringen, og dermed påvirker investeringsviljen negativt (Rastegari *et al.*, 2023), (Lien, E. daglig leder SeaRas, 14.02.23, intervju), (Lundseng, A. Prosjektleder Svaberget Smolt, 12.04.23, intervju). Lundseng nevner også at kommunikasjon mellom utviklere av maskinlæringsalgoritmer og de som drifter RAS-anleggene, er en utfordring. Lundseng sier at *begge parter har ulike forutsetninger for å forstå problemet, og det er opplevd som vanskelig å kommunisere problemet på en god måte for utvikler fra driftsansatt sitt ståsted. Det sees på som en forutsetning at utvikler har forståelse for kompleksiteten til systemet*, og avslutter med å påpeke hvor vanskelig det er for utvikler å sette seg inn i alle aspekter ved drift av et RAS-anlegg.

Artikkel 1, *Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review*, trekker frem at selv om maskinlæring kan brukes til å forutsi endringer i vannkvalitet i testmiljø, vil det være krevende å implementere dette i et intensivt oppdrettsanlegg på grunn av kompleksiteten til sensor-systemene og anlegget som helhet (Zhao *et al.*, 2021). Ifølge Deni Ribicic vil en velfungerende algoritme være kritisk for å kunne benytte maskinlæring i RAS (Ribicic, D., forsker i Sintef, 14.04.23,

e-post), og både Ribici og Ingar Nerbø uttrykker at det vil være krevende å lage en god algoritme på grunn av systematisering og mangel på et godt grunnlag for treningsdata (Ribicic, D., forsker i Sintef, 14.04.23, e-post), (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics i Optoscale, 08.03.23, intervju). Artikkel 3, *A hybrid machine learning and embedded IoT-based water quality monitoring system*, og artikkel 6, *Predicting Aquaculture Water Quality Using Machine Learning Approaches*, nevner at et stort nok datasett vil være nødvendig for utvikling av en god algoritme (Adeleke *et al.*, 2023), (Tingting *et al.*, 2022). Nerbø hos Optoscale mener det vil være vanskelig å implementere alle parametrene som skal måles, og å få maskinlæringsalgoritmen til å, med utgangspunkt i endringer i noen verdier, foreslå tiltak for å motvirke ytterligere endringer (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics i Optoscale, 08.03.23, intervju). Det store antallet parametere gjør at det vil være nødvendig med store mengder data, som må systematiseres og annoteres på en måte som gjør at datamaskinen kan lære av det. Ribicic trekker frem i e-posten at standardisering av målinger er en stor utfordring med tanke på håndtering og analysing av dataen (Ribicic, D., forsker i Sintef, 14.04.23, e-post). Dette er også noe som blir trukket frem av Arntsen fra AKVA group. Hun skriver i en e-post at ”Når det kommer til å samle og strukturere data, er det viktig med god dialog på tvers av kunder og leverandører i industrien for å prøve å standardisere hvordan dette skal gjøres” (Arntsen, A., Produkteier i AKVAGroup, 04.05.23, e-post).

Sintef har gjennomført et prosjekt, MonMic, der det forskes på bruk av maskinlæring og målinger av mikrobiota for å forutsi problemer med vannkvalitet. I rapporten til MonMic, artikkel 2, kommer det frem at det enda gjenstår en del forskning før maskinlæring kan benyttes i daglig drift (Dahle *et al.*, 2020). Ribicic påpeker også at kompleksiteten av et RAS-anlegg vil gjøre det vanskelig å benytte den samme maskinlæringsmodellen i ulike anlegg. Det er fordi alle RAS er unike, og selv to like RAS-design oppfører seg ulikt (Ribicic, D., forsker i Sintef, 14.04.23, e-post).

6.2 Muligheter for bruk av maskinlæring som analyseverktøy for vannkvalitet

I gjennomgang av artikler og intervju fremkom det færre muligheter enn utfordringer. Likevel kom det frem at det forskes mye på bruk av maskinlæring og IoT for analysing av vannkvalitet i RAS og andre industrier. Hva litteraturen og intervjuobjektene ser på som muligheter for dette utdypes nedenfor.

Artikkel 4, *Internet of Things in aquaculture: A review of the challenges and potential solutions based on current and future trends*, kommer med mulige løsninger på utfordringene som presenteres. For å håndtere biobegroing på sensorer påpeker Rastegari *et al.* at det forskes på bruk av tekniske løsninger for rengjøring, og at gode rengjøringsrutiner også vil kunne bidra til økt nøyaktighet i målinger. For å håndtere redusert strømtilgang nevnes bruk av fornybare energikilder som solenergi som en mulig løsning. Det finnes også muligheter for å lage et nettverksdesign som tillater at systemet ikke er avhengig av kontinuerlig internettilgang for å arbeide, som da vil bidra til å løse utfordringer knyttet til ustabil internettilgang (Rastegari *et al.*, 2023)

Det forskes på hvordan IoT kan brukes til å forutsi endringer i vannkvalitet i ulike industrier, for eksempel drikkevann. Artikkel 3, *A hybrid machine learning and embedded IoT-based water quality monitoring system*, viser til metoder for sanntidsovervåking av vannkvalitet ved hjelp av maskinlæring og IoT, og spesifiserer at metodene de har funnet også kan benyttes i andre industrier som baserer seg på vann (Adeleke *et al.*, 2023). Tingting *et al.* skriver om ulike typer maskinlæring og hvordan disse kan brukes til å forutsi hvordan nettopp vannkvalitetsparametere i landbasert akvakultur utvikler seg. De skriver at maskinlæring kan brukes til å predikere vannkvalitet, og at modellene kan programmeres slik at de kan gi tidlig varsling til oppdretter om uønsket utvikling i vannkvalitet. I studiet kommer de også frem til hvilken maskinlæringsmodell som gir størst nøyaktighet i prediksjon av fremtidig vannkvalitet. Studiet konkluderte med at støttevektormaskin, var den beste maskinlæringsmodellen til å predikere fremtidig vannkvalitet i industriell akvakultursystem (Tingting *et al.*, 2022). Sintef har gjennomført et prosjekt som kombinerer målinger av mikrobiota og maskinlæring for å kunne predikere vannkvalitet, og Stine Wiborg Dahle, seniorforsker i Sintef, mener maskinlæring kan bidra til at oppdretter kan lære mer av egne produksjonsdata, og bruke dette til å styre produksjonen inn mot god produksjon (Dahle, S. W., seniorforsker i Sintef,

22.03.23, e-post). At maskinl ring kan benyttes til   f  bedre kontroll og styring over eget anlegg og dermed gi mer effektiv drift underbygges etter svar fra samtaler med Eldar Lien i SeaRAS og Emil Andr  Skjerp ng (Lien, E. daglig leder SeaRAS, 14.02.23, intervju), (Skjerp ng, E. A., seniorrydgiver, 22.03.23, samtale). Dahl ved Svaberget Smolt sier ogs  i intervjuet at han tror det vil v re sv rt nyttig med et beslutningsst tteverkt y, for   f  bedre kontroll p  vannkvalitet og fiskevelferd (Dahl, E.H., biologisk controller Svaberget Smolt, 12.04.23, intervju).

SeaRAS arbeider i dag med   utvikle en funksjon som identifiserer og forst r sammenhenger mellom ulike vannkvalitetsparametere ved hjelp av maskinl ring, og Lien mener at *”dette kan gi verdifull innsikt i hvordan ulike faktorer p virker vannkvaliteten”*. AKVAgroun er ogs  en underleverand r som utvikler bruk av maskinl ring i RAS. Arntsen skriver f lgende om deres produktutvikling:

Vi ser for oss tjenester som hjelper kunden   sikre og optimalisere driften. P  sj  har dette i hovedsak handlet om   optimalisere f ring, men ettersom vi har kontroll p  alle parametere p  et RAS-anlegg, vil det involvere tjenester som reduserer muligheten for menneskelig feil og tidlig varsl ng av potensielle situasjoner som kan oppst . (Arntsen, A., Produkteier i AKVAgroun, 04.05.23, e-post).

Artikkel 1, *Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review*, og artikkel 5, *Water quality monitoring in recirculating aquaculture systems*, nevner bruk av optisk maskinl ring for registrering av adferd. Ved   kombinere kunnskap om artens oppf rsel ved ulike scenarior og IoT, kan maskinl ring brukes til   tolke ulike adferd og dermed si noe om hvorvidt vannkvaliteten p virker fiskens velferd.

6.3 Forslag til hvordan maskinl ring kan brukes i RAS

De vi har intervjuet ser p  bruk av maskinl ring i RAS som veldig aktuelt, og noen av dem kommer med egne tanker om hvordan IoT kan v re nyttig i daglig drift av RAS. Nerb  hos Optoscale ser p  det som enklere   bruke maskinl ring for prediksjon av svikt p  utstyr eller d delighet. Slike algoritmer er enklere   lage treningsdata for, og dermed ogs  enklere   f  til   fungere godt. Maskinl ring vil kunne brukes til   varsle om avvikende vannkvalitetsverdier utenfor normalen, uten behov for treningsdata og l ring i forkant av implementering (Nerb , I. gruppeleder for AI og optics i Optoscale, 08.03.23, intervju). I samtalen med Skjerp ng kommer det ogs  frem at tidlig varsl ng av avvik kan v re nyttig for   raskere detektere hva som p virker vannkvaliteten negativt, og dermed ikke trenge   bruke tid p    detektere dette selv, men heller iverksette tiltak raskt (Skjerp ng, E. A., seniorrydgiver, 22.03.23, samtale).

7 Diskusjon

I dette kapittelet blir resultater i form av funn fra intervjuer og utvalgte artikler som gir svar på problemstillingen, se kapittel 3 *Problemstilling*, diskutert med bakgrunn i teori og egne refleksjoner basert på erfaring fra jobb og studier. Vi vil også dele de refleksjoner vi har gjort oss gjennom denne læringsprosessen.

7.1 Kompleksitet, kompetanse og kunnskapsdeling

I arbeidet med kapittel 2.4 *Parametere for vannkvalitet* forsøkte vi å lage en visuell oversikt over hvordan parameterene i et RAS-anlegg påvirker hverandre. Figuren var krevende å lage, og ble så stor og uoversiktlig at vi valgte å ikke ta denne med i oppgaven. RAS er utrolig komplekst, både med tanke på vannkvalitet og teknologi. Det er allerede trukket frem flere ganger i denne oppgaven, og er nevnt av flere respondenter og i flere artikler som den største utfordringen ved utvikling av en maskinlæringsalgoritme som predikerer vannkvalitet.

I Sintef sitt prosjekt MonMic, se vedlegg B, vises det til at ulikhetene i hvordan målinger gjennomføres på ulike anlegg kan føre til utfordringer ved utvikling av en maskinlæringsalgoritme. Disse ulikhetene er i stor grad knyttet til kompleksitet i RAS-anlegg, og det faktum at ingen anlegg er like. Selv to likt designede anlegg vil være ulike på grunn av ulikt mikrobiologisk miljø, noe som igjen vil kreve tilpasninger i drift og kontroll av vannkvalitet. Ribicic nevner at målinger i ulike RAS-anlegg bør standardiseres for at det skal bli mulig å lage en god maskinlæringsalgoritme. Når Ribicic snakker om standardisering av vannkvalitet, viser han til eksempler som hvor ofte og på hvilken måte dødelighet rapporteres, i tillegg til om nitrat måles som NO_3 eller $\text{NO}_3\text{-N}$. I dag stilles det ikke spesifikke krav til hvordan de kritiske parameterne skal overvåkes. Dersom hvordan målinger skulle gjennomføres hadde vært regulert, tror vi dette ville vært et insentiv for å utarbeide en standard for hvor i anlegget, hvor ofte og hvordan de ulike parameterne skal måles. For at en standard for måling skal utarbeides må noen ta ansvar for en eventuell standardisering, noe som vil kreve både tid og ressurser. Arbeidet med dette vil trolig gi liten nytteverdi direkte til de personene eller selskapene som velger å gjennomføre dette, og det vi eventuelt bli et spørsmål hvem som skal finansiere dette arbeidet. I tillegg kan en stille spørsmålstegn ved hvilken nytteverdi det faktisk har i dagens landbaserte akvakultur med tanke på det faktum at alle eksisterende anlegg er ulike, og at en standardisering av hvordan målingene skal gjøres vil være vanskelig å utarbeide på grunn av dette. Vi ser på det som urealistisk å utarbeide en standard som bestemmer hvor i et anlegg de ulike parameterne skal måles, da dette vil kreve at alle anlegg er likt bygd opp. Det er mye som tyder på at en velutformet maskinlæringsalgoritme uansett må trenes opp for hvert enkelt RAS-anlegg. Dette kan da bety at det vil være like enkelt å gjøre de justeringene som kreves for at algoritmen skal forholde seg til ulik gjennomføring av målinger, fremfor å utarbeide en standard for målinger og kreve at alle anlegg forholder seg til dette. I samtale med Nerbø hos Optoscale, se vedlegg E, kommer det frem at heller ikke sensorene trenger å være standardisert, men at dataen fra sensorene må kunne oversettes til det samme formatet, og at dette må presenteres for maskinlæringsalgoritmen på en slik måte at algoritmen klarer å se dataen opp imot hverandre. Vi ser dermed på det som enklere å standardisere formatet for målinger fra sensorer som brukes til å måle vannkvalitet, heller enn å standardisere hvor i et anlegg det skal ta målinger. Ser vi på eksempelet til Ribicic, kan det tolkes som at det han tenker skal standardiseres er formatet på målingene.

I artikkel 1, se vedlegg B, kan vi lese at maskinlæring allerede er brukt til å forutsi verdier av oksygen, pH og temperatur i akvakulturanlegg, men også her presiserer de utfordringene knyttet til kompleksitet. Zhao *et al.* nevner kompleksiteten i sensormålingene og den store variasjonen i vannkvalitet som utfordringer for bruk av maskinlæring i daglig drift. Vi tolker kompleksiteten i sensormålinger som at det er mange sensorer som genererer store mengder data, som også Nerbø trekker frem som en utfordring. Han stiller spørsmål til hvordan dataen skal annoteres på en slik måte at datamaskinen forstår og kan lære av informasjonen, og knytter dette opp mot den store mengden ulik data som genereres og interaksjonen mellom de ulike parametreneparameterne. Likevel kan vi se at Tingting *et al.*, Artikkel 6, har funnet en maskinlæringsmodell som klarer å predikere vannkvalitet med en nøyaktighet opp til 99%, vel og merke i lukkede forsøksmiljø og ikke i anlegg i drift. Ser vi dette i sammenheng med resultatene Adeleke *et al.* legger frem om at det er

utviklet metoder for å overvåke drikkevannsparametere i sanntid og forutsi endringer, er det mye som tyder på at det også er mulig å ta i bruk denne typen teknologi også i landbasert akvakultur.

Basert på eksisterende forskning på bruk av maskinlæring i RAS-anlegg, tror vi at dersom en fornuftig måte å annotere dataen fra de ulike sensorene på identifiseres, vil det være mulig å også lære opp en datamaskin til å forutse endringer i vannkvalitet basert på tidligere hendelser. Dersom en person hadde erfart veldig mange hendelser knyttet til vannkvalitet, ville vedkommende også potensielt vært skikket til å forutse hvordan vannkvaliteten vil utvikle seg fremover basert på dette. Derfor ser vi det også som mulig å trene opp en datamaskin til å få til dette. Nerbø nevner at en algoritme kan presenteres for treningsdata basert på tenkte variasjoner i vannkvalitet utarbeidet av en RAS-ekspert, og gis en fasit på hvordan dette påvirker fisken. Dersom en RAS-ekspert skal lage treningsdata for en algoritme, forutsetter det at vi har korrekte grenseverdier, og at vi har en fasit på hvordan vannkvalitet utenfor grenseverdiene påvirker fisken. I dag er grenseverdiene som brukes veiledende, og basert på gjennomstrømningsanlegg. Dahl hos Svaberget Smolt sier at det med fordel kan forskes mer på grenseverdier i RAS-anlegg nettopp på grunn av at verdiene er veiledende.

Et annet alternativ for treningsdata som Nerbø nevner, er data knyttet til tidligere hendelser fra eksisterende anlegg. Dersom vannkvalitetsdata i en gitt periode før og etter ulike hendelser fra ulike anlegg samles sammen, vil dette kunne brukes til å lage verdifull treningsdata for algoritmer som skal forutse hendelser. Dette vil kreve at oppdrettsanlegg er villig til å dele data fra tidligere hendelser. Vi tror at deling av data på tvers av selskap i dag ikke er realistisk, fordi kunnskap om hvordan god vannkvalitet og dermed god drift oppnås anses som et konkurransefortrinn. Dersom treningsdata skal utarbeides med utgangspunkt i hendelser på ulike anlegg, trekkes vi tilbake til spørsmålet om hvem som skal gjennomføre og finansiere dette, som vi har nevnt i forbindelse med standardisering av målinger.

Svaberget Smolt nevner at mangel på kunnskap om RAS hos utviklere av programvare til oppdrettsnæringen er en utfordring. Det at utviklerne ikke har forståelse for vannkvalitet, gjør det vanskelig å beskrive problemet på en måte som gjør at de klarer å utvikle en algoritme som møter anleggenes behov. Vi ser for oss at denne utfordringen kunne vært løst dersom oppdrettsanlegg ansetter personer med erfaring fra IT-bransjen, som har god forståelse for IoT og maskinlæring. Dersom disse opparbeider seg god forståelse for drift av RAS-anlegg, vil de kunne bidra til at driftspersonell og utviklere forstår hverandre i en eventuell utvikling av digitale brukerstøtteverktøy for oppdrettsnæringen.

Vi ser altså at mangel på kunnskap er en utfordringer fra både oppdretter og utvikler sitt ståsted. Det er vanskelig for oppdretter å se verdien av økt bruk av IoT i landbasert oppdrett, og det er vanskelig for utvikler å forstå kompleksiteten i et RAS-anlegg på en slik måte at vedkommende klarer å utvikle et program som fungerer godt i daglig drift. Dette gjør at vi ser på kompetanseheving, kunnskapsdeling og samarbeid mellom oppdrettsnæringen og utviklere som vesentlig for at IoT og maskinlæring skal få en større plass i dagens oppdrett. Videre mener vi at økt bruk av IoT og maskinlæring vil kunne bidra til økt kontroll på vannkvaliteten, og dermed sikre fiskens miljø og velferd.

Resultatene viser at flere mener det vil bli utfordrende å utvikle én universell algoritme som kan implementeres på et anlegg og umiddelbart gjennomføre analyser som kan brukes i daglig drift. Likevel tror vi at det vil ta kortere tid før algoritmen kan brukes i daglig drift dersom den er presentert for en stor mengde treningsdata i forkant av implementeringen. Med tanke på nytteverdi, ville det kanskje vært ideelt at et brukerstøttesystem som baserer seg på maskinlæring og tidligere hendelser ble utviklet som et samarbeidsprosjekt i næringen. Dette ser vi imidlertid ikke på som en realistisk løsning, fordi fremskritt i automatisering i oppdrettsnæringen som fører til forbedret produksjon anses som et konkurransefortrinn.

Dersom en maskinlæringsalgoritme alene skal foreslå tiltak som driftspersonell kan bruke som støtte i daglig drift ser vi fortsatt behovet for å inkludere alle vannkvalitetsparametere som i dag overvåkes. Vi tror det vil være helt nødvendig å danne et komplett bilde av interaksjonene mellom parametere, og dermed klare å predikere vannkvaliteten nøyaktig. Nerbø nevner også at det vil være nødvendig å registrere gjennomførte tiltak på en måte som gjør at maskinlæringsalgoritmen kan ta høyde for de endringene som skjer som følge av tiltakene. Maskinlæringen vil også måtte se

resultatene av de ulike tiltakene, slik at den ved en lignende hendelse frem i tid vil kunne foreslå det samme, eller et annet, tiltaket for forbedring av vannkvaliteten. Slike tiltak kan for eksempel være stopp i føring, eller justering av pH eller vannhastighet.

Før vi gikk i gang med denne oppgaven var vi overbevist om at det var nødvendig å gjennomføre mer forskning på grenseverdier i RAS-anlegg før algoritmer skal utvikles. Maskinlæring har som mål at en datamaskin skal lære seg å ta avgjørelser uten at et menneske trenger å involveres. Da vil det strengt tatt ikke være nødvendig å utarbeide andre grenseverdier enn de som driftspersonell benytter seg av allerede i dag. Disse grenseverdiene er det dagens driftspersonell har som utgangspunkt når de tar valg. Likevel ser vi nødvendigheten av å forske mer på grenseverdier spesielt i RAS-anlegg på sikt for å sikre optimal fiskevelferd. Vi mener også at maskinlæring kan brukes når man skal kartlegge hvilke grenseverdier som er optimale i RAS og knytte disse til fiskens adferd. Dersom en eventuell maskinlæringsalgoritme presenteres for hvilken adferd, for eksempel appetitt og gjellefrekvens, som anses som riktig, vil den kanskje kunne si noe om hvilke grenseverdier som tilrettelegger for ønsket adferd. På den måten kan man bruke maskinlæring til å utarbeide nye veiledende grenseverdier for fiskevelferd i RAS-anlegg.

7.2 Kompleksitet, kompetanse og kunnskapsdeling

I arbeidet med kapittel 2.4 *Parametere for vannkvalitet* forsøkte vi å lage en visuell oversikt over hvordan parameterene i et RAS-anlegg påvirker hverandre. Figuren var krevende å lage, og ble så stor og uoversiktlig at vi valgte å ikke ta denne med i oppgaven. RAS er utrolig komplekst, både med tanke på vannkvalitet og teknologi. Det er allerede trukket frem flere ganger i denne oppgaven, og er nevnt av flere respondenter og i flere artikler som den største utfordringen ved utvikling av en maskinlæringsalgoritme som predikerer vannkvalitet.

I Sintef sitt prosjekt MonMic, se vedlegg B, vises det til at ulikhetene i hvordan målinger gjennomføres på ulike anlegg kan føre til utfordringer ved utvikling av en maskinlæringsalgoritme. Disse ulikhetene er i stor grad knyttet til kompleksitet i RAS-anlegg, og det faktum at ingen anlegg er like. Selv to likt designede anlegg vil være ulike på grunn av ulikt mikrobiologisk miljø, noe som igjen vil kreve tilpasninger i drift og kontroll av vannkvalitet. Ribicic nevner at målinger i ulike RAS-anlegg bør standardiseres for at det skal bli mulig å lage en god maskinlæringsalgoritme. Når Ribicic snakker om standardisering av vannkvalitet, viser han til eksempler som hvor ofte og på hvilken måte dødelighet rapporteres, i tillegg til om nitrat måles som NO_3 eller $\text{NO}_3\text{-N}$. I dag stilles det ikke spesifikke krav til hvordan de kritiske parameterne skal overvåkes. Dersom hvordan målinger skulle gjennomføres hadde vært regulert, tror vi dette ville vært et insentiv for å utarbeide en standard for hvor i anlegget, hvor ofte og hvordan de ulike parameterne skal måles. For at en standard for måling skal utarbeides må noen ta ansvar for en eventuell standardisering, noe som vil kreve både tid og ressurser. Arbeidet med dette vil trolig gi liten nytteverdi direkte til de personene eller selskapene som velger å gjennomføre dette, og det vi eventuelt bli et spørsmål hvem som skal finansiere dette arbeidet. I tillegg kan en stille spørsmålsteget ved hvilken nytteverdi det faktisk har i dagens landbaserte akvakultur med tanke på det faktum at alle eksisterende anlegg er ulike, og at en standardisering av hvordan målingene skal gjøres vil være vanskelig å utarbeide på grunn av dette. Vi ser på det som urealistisk å utarbeide en standard som bestemmer hvor i et anlegg de ulike parameterne skal måles, da dette vil kreve at alle anlegg er likt bygd opp. Det er mye som tyder på at en velutformet maskinlæringsalgoritme uansett må trenes opp for hvert enkelt RAS-anlegg. Dette kan da bety at det vil være like enkelt å gjøre de justeringene som kreves for at algoritmen skal forholde seg til ulik gjennomføring av målinger, fremfor å utarbeide en standard for målinger og kreve at alle anlegg forholder seg til dette. I samtale med Nerbø hos Optoscale, se vedlegg E, kommer det frem at heller ikke sensorene trenger å være standardisert, men at dataen fra sensorene må kunne oversettes til det samme formatet, og at dette må presenteres for maskinlæringsalgoritmen på en slik måte at algoritmen klarer å se dataen opp imot hverandre. Vi ser dermed på det som enklere å standardisere formatet for målinger fra sensorer som brukes til å måle vannkvalitet, heller enn å standardisere hvor i et anlegg det skal ta målinger. Ser vi på eksempelet til Ribicic, kan det tolkes som at det han tenker skal standardiseres er formatet på målingene.

I artikkel 1, se vedlegg B, kan vi lese at maskinlæring allerede er brukt til å forutsi verdier av oksygen, pH og temperatur i akvakulturanlegg, men også her presiserer de utfordringene knyttet

til kompleksitet. Zhao *et al.* nevner kompleksiteten i sensormålingene og den store variasjonen i vannkvalitet som utfordringer for bruk av maskinlæring i daglig drift. Vi tolker kompleksiteten i sensormålinger som at det er mange sensorer som genererer store mengder data, som også Nerbø trekker frem som en utfordring. Han stiller spørsmål til hvordan dataen skal annoteres på en slik måte at datamaskinen forstår og kan lære av informasjonen, og knytter dette opp mot den store mengden ulik data som genereres og interaksjonen mellom de ulike parametrene. Likevel kan vi se at Tingting *et al.*, Artikkel 6, har funnet en maskinlæringsmodell som klarer å predikere vannkvalitet med en nøyaktighet opp til 99%, vel og merke i lukkede forsøksmiljø og ikke i anlegg i drift. Ser vi dette i sammenheng med resultatene Adeleke *et al.* legger frem om at det er utviklet metoder for å overvåke drikkevannsparemetere i sanntid og forutsi endringer, er det mye som tyder på at det også er mulig å ta i bruk denne typen teknologi også i landbasert akvakultur.

Basert på eksisterende forskning på bruk av maskinlæring i RAS-anlegg, tror vi at dersom en fornuftig måte å annotere dataen fra de ulike sensorene på identifiseres, vil det være mulig å også lære opp en datamaskin til å forutse endringer i vannkvalitet basert på tidligere hendelser. Dersom en person hadde erfart veldig mange hendelser knyttet til vannkvalitet, ville vedkommende også potensielt vært skikket til å forutse hvordan vannkvaliteten vil utvikle seg fremover basert på dette. Derfor ser vi det også som mulig å trene opp en datamaskin til å få til dette. Nerbø nevner at en algoritme kan presenteres for treningsdata basert på tenkte variasjoner i vannkvalitet utarbeidet av en RAS-ekspert, og gis en fasit på hvordan dette påvirker fisken. Dersom en RAS-ekspert skal lage treningsdata for en algoritme, forutsetter det at vi har korrekte grenseverdier, og at vi har en fasit på hvordan vannkvalitet utenfor grenseverdiene påvirker fisken. I dag er grenseverdiene som brukes veiledende, og basert på gjennomstrømningsanlegg. Dahl hos Svaberget Smolt sier at det med fordel kan forskes mer på grenseverdier i RAS-anlegg nettopp på grunn av at verdiene er veiledende.

Et annet alternativ for treningsdata som Nerbø nevner, er data knyttet til tidligere hendelser fra eksisterende anlegg. Dersom vannkvalitetsdata i en gitt periode før og etter ulike hendelser fra ulike anlegg samles sammen, vil dette kunne brukes til å lage verdifull treningsdata for algoritmer som skal forutse hendelser. Dette vil kreve at oppdrettsanlegg er villig til å dele data fra tidligere hendelser. Vi tror at deling av data på tvers av selskap i dag ikke er realistisk, fordi kunnskap om hvordan god vannkvalitet og dermed god drift oppnås anses som et konkurransefortrinn. Dersom treningsdata skal utarbeides med utgangspunkt i hendelser på ulike anlegg, trekkes vi tilbake til spørsmålet om hvem som skal gjennomføre og finansiere dette, som vi har nevnt i forbindelse med standardisering av målinger.

Svaberget Smolt nevner at mangel på kunnskap om RAS hos utviklere av programvare til oppdrettsnæringen er en utfordring. Det at utviklerne ikke har forståelse for vannkvalitet, gjør det vanskelig å beskrive problemet på en måte som gjør at de klarer å utvikle en algoritme som møter anleggenes behov. Vi ser for oss at denne utfordringen kunne vært løst dersom oppdrettsanlegg ansetter personer med erfaring fra IT-bransjen, som har god forståelse for IoT og maskinlæring. Dersom disse opparbeider seg god forståelse for drift av RAS-anlegg, vil de kunne bidra til at driftspersonell og utviklere forstår hverandre i en eventuell utvikling av digitale brukerstøtteverktøy for oppdrettsnæringen.

Vi ser altså at mangel på kunnskap er en utfordring fra både oppdretter og utvikler sitt ståsted. Det er vanskelig for oppdretter å se verdien av økt bruk av IoT i landbasert oppdrett, og det er vanskelig for utvikler å forstå kompleksiteten i et RAS-anlegg på en slik måte at vedkommende klarer å utvikle et program som fungerer godt i daglig drift. Dette gjør at vi ser på kompetanseheving, kunnskapsdeling og samarbeid mellom oppdrettsnæringen og utviklere som vesentlig for at IoT og maskinlæring skal få en større plass i dagens oppdrett. Videre mener vi at økt bruk av IoT og maskinlæring vil kunne bidra til økt kontroll på vannkvaliteten, og dermed sikre fiskens miljø og velferd.

Resultatene viser at flere mener det vil bli utfordrende å utvikle én universell algoritme som kan implementeres på et anlegg og umiddelbart gjennomføre analyser som kan brukes i daglig drift. Likevel tror vi at det vil ta kortere tid før algoritmen kan brukes i daglig drift dersom den er presentert for en stor mengde treningsdata i forkant av implementeringen. Med tanke på nytteverdi, ville det kanskje vært ideelt at et brukerstøttesystem som baserer seg på maskinlæring

og tidligere hendelser ble utviklet som et samarbeidsprosjekt i næringen. Dette ser vi imidlertid ikke på som en realistisk løsning, fordi fremskritt i automatisering i oppdrettsnæringen som fører til forbedret produksjon anses som et konkurransefortrinn.

Dersom en maskinlæringsalgoritme alene skal foreslå tiltak som driftspersonell kan bruke som støtte i daglig drift ser vi fortsatt behovet for å inkludere alle vannkvalitetsparametere som i dag overvåkes. Vi tror det vil være helt nødvendig å danne et komplett bilde av interaksjonene mellom parametere, og dermed klare å predikere vannkvaliteten nøyaktig. Nerbø nevner også at det vil være nødvendig å registrere gjennomførte tiltak på en måte som gjør at maskinlæringsalgoritmen kan ta høyde for de endringene som skjer som følge av tiltakene. Maskinlæringen vil også måtte se resultatene av de ulike tiltakene, slik at den ved en lignende hendelse frem i tid vil kunne foreslå det samme, eller et annet, tiltaket for forbedring av vannkvaliteten. Slike tiltak kan for eksempel være stopp i føring, eller justering av pH eller vannhastighet.

Før vi gikk i gang med denne oppgaven var vi overbevist om at det var nødvendig å gjennomføre mer forskning på grenseverdier i RAS-anlegg før algoritmer skal utvikles. Maskinlæring har som mål at en datamaskin skal lære seg å ta avgjørelser uten at et menneske trenger å involveres. Da vil det strengt tatt ikke være nødvendig å utarbeide andre grenseverdier enn de som driftspersonell benytter seg av allerede i dag. Disse grenseverdiene er det dagens driftspersonell har som utgangspunkt når de tar valg. Likevel ser vi nødvendigheten av å forske mer på grenseverdier spesielt i RAS-anlegg på sikt for å sikre optimal fiskevelferd. Vi mener også at maskinlæring kan brukes når man skal kartlegge hvilke grenseverdier som er optimale i RAS og knytte disse til fiskens adferd. Dersom en eventuell maskinlæringsalgoritme presenteres for hvilken adferd, for eksempel appetitt og gjellefrekvens, som anses som riktig, vil den kanskje kunne si noe om hvilke grenseverdier som tilrettelegger for ønsket adferd. På den måten kan man bruke maskinlæring til å utarbeide nye veiledende grenseverdier for fiskevelferd i RAS-anlegg.

7.3 Inlinesensorer i daglig drift

Ved prosjektets begynnelse etablerte vi et referansesystem med utgangspunkt i kunnskapen vi hadde ved dette tidspunktet. Vi antok at alle inlinesensorer nevnt i referansesystemet ville være essensielle for å realisere et effektivt brukerstøttesystem basert på maskinlæring. Imidlertid, etter en periode med gjennomgang av relevant litteratur, dybdeintervjuer og tilegnelse av nye erfaringer, har vårt syn på saken blitt mer nyansert.

Prøvetaking og laboratorieanalyser krever tid og ressurser, og gir kanskje ikke nok data for kontinuerlig analyse og brukerstøtte basert på maskinlæring. Som påpekt i Artikkel 5, Vedlegg B, tillater nåværende teknologi oss å måle en rekke vannkvalitetsparametere, som oppløst oksygen, pH, temperatur, turbiditet og salinitet, men det er fortsatt noen avanserte analyser som må utføres i laboratoriet.

Flere leverandører produserer i dag H₂S- og TAN-sensorer som tilbyr sanntidsmåling for kommersiell bruk i RAS. Lien i SeaRAS, en av disse leverandørene, er av den oppfatning at disse sensorene er tilstrekkelig pålitelige og nøyaktige. Som utdypet i Vedlegg F, understreker Lien viktigheten av kontinuerlig overvåking av H₂S-nivåer, gitt de potensielle langtidseffektene på fiskevelferden, av selv kortvarige økninger. Prosjektleder Lundseng ved Svabergget retter imidlertid oppmerksomheten mot den økonomiske siden av saken. Han argumenterer for at implementeringen av disse sensorene, til tross for deres tekniske fordeler, kan medføre betydelige installasjonskostnader.

Vi mener det er viktig å merke seg at uten kontinuerlig måling av H₂S, vil vi ikke kunne dokumentere eventuelle effekter dette har på fisken over tid. Dette understreker viktigheten av kontinuerlig overvåking, til tross for de potensielle økonomiske utfordringene. Og vi ønsker å belyse at investeringen kanskje vil være lønnsom over tid, om den kan avdekke verdier og videre forebygge sykdom og dødelighet.

Videre stiller vi oss spørsmålet om det kan være verdifullt å inkludere alle kritiske vannkvalitetsparametere i målingene, gitt det intrikate samspillet mellom disse. Denne kompleksiteten og dens betydning for vannkvaliteten er beskrevet i kapittel 2.4 om parametere.

Det vil være betydelig enklere å lage en maskinlæringsalgoritme som kan predikere én vannkvalitetsparameter med hensyn på et fåtall andre parametere. For eksempel brukes det ikke sanntidsmålinger for TAN-verdier i dag, fordi denne verdien kan beregnes dersom en har kontroll på CO₂, oksygenforbruk, pH, temperatur og salinitet. Dette er parametere som allerede har inlinesensorer, og som da vil kunne brukes til å lage en algoritme for å beregne TAN-verdier. Ved å i tillegg ta manuelle målinger, vil en kunne kontrollere at datamaskinen beregner riktig, samtidig som en kan gi maskinlæringen korrekte verdier og på denne måten bidra til at beregningene stadig blir mer korrekte. Dette kan være en måte å estimere sanntidsverdier av TAN, som ikke krever implementering av dyre sanntidssensorer for TAN. Ved å bruke maskinlæring til å gi en vurdering av TAN-verdier basert på sanntidsverdier i andre parametere, vil driftspersonell kunne inkludere denne verdien i daglig drift. Fordi dette er en viktig parameter for fiskens velferd ser vi på dette som et positivt tilskudd til dagens overvåking av vannkvalitet.

Det genereres allerede store mengder data fra eksisterende inlinesensorer. Mens mer data ofte er gunstig for maskinlæringsalgoritmer, er det også viktig å vurdere kvaliteten og relevansen av dataene. For mange data kan faktisk være forstyrrende og føre til ”støy” i analysen. Derfor er det viktig å identifisere hvilke parametere som er helt nødvendig å ha oversikt over, og deretter bestemme hvilke som bør inkluderes i en maskinlæringsalgoritme og et eventuelt brukerstøttesystem.

Forutsatt at systemet for maskinlæring og brukerstøtte fungerer som beskrevet i referansesystemet, er dets bidrag til prediksjon av vannkvalitet av stor verdi. Som et brukerstøttesystem kan det gi betydelig assistanse til driftspersonell, spesielt i situasjoner med høyt press hvor raske beslutninger er avgjørende. Dette vil gi mulighet for proaktive tiltak og forbedrer kontrollen over vannkvaliteten. Men til tross for den betydelige nytteverdien det tilbyr, kan det også legge til noe ekstra arbeidsbyrde for driftspersonellet. Som nevnt i Artikkel 4 er biobegroing på sensorer i vann er også en utfordring. Når biofilm akkumuleres på sensorene, kan målingene bli unøyaktige og føre til misvisende vannkvalitetsdata. Dette skaper problemer, da det tar opp verdifull tid fra daglig drift, ettersom de må bruke tid på vedlikehold og vasking av biofilm. Og med økende antall sensorer i et anlegg, blir vedlikeholdet mer tidkrevende. I tillegg til å være tidkrevende, kan unøyaktige målinger ha en skadelig effekt på maskinlæringsalgoritmen. Hvis algoritmen blir ”trent” på feilaktig data, vil dens prediksjonsevne bli svekket. Derfor er det også viktig at vedlikehold av sensorer blir registrert i maskinlæringsmodellen for å unngå feilmålinger. Uten den nødvendige registreringen, kan systemet ende opp med feilaktig data, noe som kan påvirke modellens evne til å gi presise analyser.

7.4 Økonomisk perspektiv

Det er ikke gjort noen økonomisk analyse av hvor store investeringskostnader som kreves for digital overvåking og implementering av maskinlæring for analyse av vannkvalitet i denne oppgaven. Likevel har økonomi vært et gjentakende tema i resultatene, se vedlegg F og artikkel 4 vedlegg B. Implementering av IoT-teknologi kan være kostbart og kreve store investeringer i infrastruktur og utvikling av programvare og tjenester. Maskinlæring er et relativt nytt konsept, som foreløpig er ukjent for mange, også i oppdrettsnæringen. Lien hos SeaRAS nevner mangel på forståelse for maskinlæring og IoT som en utfordring for å få næringen til å investere i utstyr som tillater overvåking av vannkvalitet ved hjelp av nettopp maskinlæring. I samtale med Skjerping og Nerbø kommer det frem andre måter å bruke maskinlæring i RAS-anlegg, som krever en mindre andel nytt utstyr. Dersom en starter med å bruke maskinlæring til å overvåke andre områder i akvakultur, tror vi at det vil bidra til å øke forståelse for maskinlæring som konsept. Ved å vise oppdrettsnæringen at maskinlæring kan brukes i andre områder enn vannkvalitet, vil det kanskje bli enklere å overbevise næringen om at det kan brukes også for prediksjon av vannkvalitet.

Oppdrettere og leverandører av teknisk utstyr til akvakultur har en kommersiell interesse for å tjene penger. Oppdretter vil holde kostnadene nede for å produsere laks billigst mulig. Leverandørene på sin side vil få best mulig betalt for sine tjenester og produkter, og må overbevise oppdretter om at deres produkter vil ha nytteverdi og gjøre produksjonen mer lønnsom på sikt. Vi tror det kan være utfordrende for oppdretter å implementere ny teknologi som ikke er godt etablert i næringen fra før, og at det å være først ute med å teste ny teknologi kan anses som en stor risiko for oppdretter. Oppdretter må derfor vurdere behovet og nytteverdien opp mot investeringskostnadene. For at behovet skal bli vurdert med et faglig grunnlag, må oppdretter ha forståelse av hvordan maskin-

læring kan gi nytteverdi for produksjonen. Vi tror at det kanskje kan være nyttig for oppdretter å få rådgivning fra nøytrale aktører uten kommersielle interesser angående hvilken teknologi som bør implementeres, og hvorvidt denne teknologien kan ha nytteverdi for produksjonen og bidra til bedre fiskevelferd.

Fiskevelferd har vært mye fokus i media, i interesseorganisasjoner og fra myndigheter, og det legges vekt på at det er for høy dødelighet i oppdrettsnæringen. Strengere krav fra myndigheter er et insentiv som "tvinger" oppdretter til å prioritere å investere i løsninger for å løse problemene som myndighetene setter krav til. Innføringen av trafikklyssystemet for lus viser et godt eksempel på dette. Etter innføringen av trafikklyssystemer for lus, har oppdrettere investert store verdier i å bekjempe lakselus for å unngå sanksjoner i form av reduksjon i vekst ved for høyt lusepåslag. Indikasjoner på innføring av strengere krav til fiskevelferd i landbasert oppdrett kan sees i vedlegg F og rapportene til Menon Economics og Nofima, nevnt i kapittel 2.2.1 *Krav til oppdrett på land*. Eventuelle sanksjoner ved for høy fiskedødelighet gjennom for eksempel et trafikklyssystem eller avgifter, som foreslås i rapporten fra Menon Economics og Nofima, kan føre til at behovet for overvåking av vannkvalitet og fiskevelferd blir større for oppdretteren. Det å ha muligheten til å dokumentere hva dødeligheten skyldes og i tillegg unngå dødelighet med et tidlig varslingssystem kan gjennom en slik regulering bli mer ettertraktet, og vi tror teknologiske løsninger som for eksempel maskinlæring da vil være et godt alternativ. Dermed kan strengere krav til overvåking av fiskevelferd fra myndigheter bidra til å fremme bruken av IoT og maskinlæring i landbasert oppdrett.

7.5 Egne refleksjoner rundt metode

I etterkant av arbeidet med denne oppgaven ser vi at ting kunne vært gjort i en litt annen rekkefølge enn hva vi faktisk gjorde. Vi startet arbeidet med å danne oss et godt kunnskapsgrunnlag innenfor vannkvalitet, RAS-teknologi og IoT og maskinlæring, og brukte mye ressurser på dette. Parallelt med dette arbeidet startet vi med å intervju ulike aktører fra næringen, i god tro om at arbeidet vi holdt på med om teori var et litteraturstudium. Da vi startet å arbeide med metodekapitlet forsto vi at et litteraturstudium ofte baserer seg på et strukturert litteratursøk, og at vi ikke hadde gjort dette på «riktig» måte. Da vi forsto hvordan et strukturert litteratursøk skulle gjennomføres ble det også tydeligere hvordan resultater innhentet på denne måten kunne inkluderes i et fremtidig resultatkapittel, og vi fikk et bedre grep om hvordan arbeidet videre skulle foregå.

Dersom vi tidligere hadde satt oss inn i og forstått fremgangsmåten for et strukturert litteratursøk kunne vi planlagt dette bedre, og tatt oss bedre tid til å gjennomføre det. Dette kunne gitt oss muligheten til å undersøke flere databaser, og også finne flere eller andre artikler som kanskje ville bygget oppunder resultatet på en annen måte. Likevel mener vi at det er usikkert hvor mye mer litteratur vi hadde hatt kapasitet til å kartlegge med tanke på arbeidskapasitet og erfaring. Som nevnt i kapittel 5.1 *Litteratursøk og -gjennomgang som metode* er litteratursøk noe som ofte gjøres i samarbeid med bibliotekarer eller andre som er vant med denne typen arbeid, og vi mener derfor at litteratursøket vi gjorde er tilstrekkelig med tanke på tilgjengelig kunnskap og erfaring. Det strukturerte litteratursøket er gjennomført og dokumentert i tråd med teorien, og selv om vi ikke har kartlagt all eksisterende litteratur har vi lært mye om metodikken som vi vil kunne ta med oss inn i videre studier. Vi valgte også bevisst å inkludere tre oppsummeringsartikler som var basert på litteratursøk knyttet til studier om blant annet bruk av maskinlæring opp mot kontroll av vannkvalitet, og hvilke muligheter og utfordringer som er knyttet til bruk av IoT i RAS-anlegg. Dette mener vi er med på å styrke vårt litteratursøk ved at disse artiklene inkluderer et større spekter av eksisterende forskning enn det vi selv har vært i stand til å håndtere.

Intervjuene vi har gjennomført har vært spredd utover semesteret, og hvem vi har pratet med har vært preget av hvem vi har fått svar fra, og hvem vi underveis i prosessen fikk lyst til å prate med etter hvert som vi fikk bedre kunnskap om tema og dermed flere spørsmål. Vi hadde dermed ingen bestemt samling med intervjuobjekter i starten av semesteret, og det ble ikke laget en felles intervjuguide for alle intervjuene på forhånd. I etterkant ser vi at en felles intervjuguide med spørsmål basert på antatte forkunnskaper til de ulike intervjuobjektene kunne vært nyttig. Ved å stille de samme spørsmålene til de ulike intervjuobjektene kunne vi fått resultater i form av svar som hadde vært enklere å sammenligne. For at vi skulle fått til dette ville vi vært nødt

til å opprette kontakt med en gruppe personer vi ønsket å prate med veldig tidlig i semesteret. Dette tror vi ville begrenset mengden intervjuobjekter i større grad, da vår bakgrunnskunnskap og dermed også evne til å se behovet for å prate med ulike personer kanskje var redusert i starten av arbeidsprosessen. Selv om resultatene har vært vanskelig å sammenligne tror vi likevel dynamikken i utvelgelse av intervjuobjekter og valg av ulike intervjuguider til hvert intervju har bidratt positivt inn i vår oppgave ved at vi fikk spisset spørsmålene til det enkelte intervjuobjektets kunnskap, og dermed fikk utdypende svar om ting vi lurte på. Vi gjennomførte ikke så mange intervju, men fordi resultatene fra intervjuene underbygger mye av resultatet fra litteratursøket mener vi at de intervjuene vi gjennomførte tilførte positiv verdi til vårt resultat.

7.6 Forskningsetiske refleksjoner

Vi innledet alle samtaler med intervjuobjektene med spørsmål om å få ta notater, og om vi kan bruke det vi snakker om som resultater i oppgaven. I forbindelse med dette ga vi beskjed om at referater skulle sendes over, og disse har blitt godkjent av intervjuobjektene etter gjennomlesing. Dette gjorde vi for å forsikre oss om at vi ikke hadde misforstått det som ble sagt, eller at vi hadde utelatt viktige punkter. Spørsmålene vi stilte de ulike intervjuobjektene omhandlet lite drift av egne oppdrettsanlegg, og vi etterspurte ingen åpenbar konfidensiell informasjon. Vi har derfor ikke sett behov for å anonymisere innspillene vi har fått og inkludert i resultatene, og det er heller ingen intervjuobjekter som har uttrykt ønske om dette.

8 Avslutning

I denne oppgaven har vi undersøkt potensialet for bruk av maskinlæring i RAS til overvåking, analyse og prediksjon av vannkvalitet. Tanken var at dette skulle kunne brukes som brukerstøtte for ansatte på et RAS-anlegg for å ta riktige beslutninger når tiltak til forbedring av vannkvalitet skal tas. Med bakgrunn i at det er mange parametere for vannkvalitet å ha kontroll på til en hver tid, samt at flere parametere har innvirkning på hverandre, så vi for oss at maskinlæringen kunne brukes til å analysere den historiske utviklingen i alle relevante parametere samtidig, og gjenkjenne mønstre som har ført til dårlig vannkvalitet som kan ha negativ innvirkning på fiskevelferden.

Det er ingen tvil om at RAS-anlegg er komplekse, og at det krever gode kunnskaper om oppdrettsarten og vannkvalitet for å lykkes i å produsere akvatiske arter ved hjelp av denne typen teknologi. Vi ønsket å undersøke om maskinlæring kunne brukes til å overvåke vannkvaliteten, og på denne måten bidra til økt fiskevelferd og dermed bedre vilkår for produksjon. Dette ser vi at det forskes mye på, og at det er mange som er positive til å øke bruken av IoT i landbasert akvakultur. Videre er det essensielt at oppdrettsnæringen også ser nytteverdien av dette, og er villige til å investere i sensorer og nettverkssystem som gjør det mulig å øke bruken av IoT i daglig drift. Dette krever økt kunnskap om IoT og maskinlæring i oppdrettsnæringen, og vi mener det krever økt villighet til kunnskapsdeling på tvers av bedrifter.

Potensialet for innføring av maskinlæring for analyse av vannkvalitet for forbedring av fiskevelferd i RAS er stort. Vi tror det kan gi god faglig beslutningsstøtte for driftspersonell i daglig drift, dersom man lykkes i å lage en algoritme som tar hensyn til kompleksiteten i RAS. Det er flere utfordringer som må løses før det kan tas i bruk i daglig drift, og vi ser på det som viktigst at et eventuelt brukerstøtteprogram er presist og at driftspersonell kan ha tillitt til rådene som programmet gir. Derfor er det helt nødvendig at utviklere og RAS-eksperter samarbeider tett i utviklingen av programvare som skal brukes i daglig drift. Fiskens velferd må stå i fokus, samtidig som brukervennlighet og optimalisering av produksjon.

For å kartlegge potensialet enda mer presist bør det videre gjøres grundige økonomiske analyser for å kartlegge hvor store investeringer som kreves for å utvikle maskinlæring for analyse og prediksjon av vannkvalitet i RAS. Det bør også forskes mer på fiskevelferd i kommersielle RAS-anlegg for å etablere nye grenseverdier for vannkvalitetsparametere som er tilpasset både fisken og de nitrifiserende bakteriene i biofilteret. Maskinlæring kan trolig også brukes til å styrke denne forskningen. Det bør også gjøres en grundig undersøkelse av hvilken maskinlæringsmodell som passer best til overvåking og prediksjon av vannkvalitet i daglig drift, og som hensyntar kompleksiteten i et RAS-anlegg.

Gjennom arbeidet med denne oppgaven har vi fått mer kunnskap om både de biologiske og teknologiske aspektene ved oppdrett av smolt i RAS, i tillegg til bedre innsikt i bruken av maskinlæring og den teknologiske infrastrukturen i IoT. Selv om vi ikke hadde særlig dybdekunnskap om maskinlæring og IoT fra før har vi gjennom denne oppgaven blitt kjent med hvor mange muligheter maskinlæring åpner opp for, også i andre deler av næringen. Vi har også utvidet vårt nettverk innenfor oppdrettsnæringen, leverandørnæringen og forskningsmiljø som vi kan ta med oss videre når vi skal ut i arbeidslivet. Det har vært motiverende og inspirerende å jobbe med en oppgave vi selv har utformet med bakgrunn i det vi har lært fra ulike emner vi har hatt som en del av studieløpet. Med denne oppgaven har vi fått kombinert kunnskap vi har opparbeidet oss fra de biologiske og teknologiske emnene, og brukt dette til å skape oss forståelse mellom biologi og teknologi i oppdrett.

Det å skrive en oppgave med en belyningsorientert problemstilling er nytt for oss tre som står bak oppgaven, og vi har lært mye! Vi har lært viktigheten av å stille åpne spørsmål ved intervju, og har fått forståelse for hvordan dette kan påvirke resultatene. Dersom spørsmålene stilles på en måte som leder frem til et svar, vil dette kunne få respondenten til å si seg enig med vinklingen på spørsmålet heller enn å reflektere seg frem til et svar selv. Vi har også gjennomført vårt første strukturerte litteratursøk, og forstår godt hvorfor det vanligvis benyttes erfarne folk til å gjøre dette. Det er en prosess som krever mye tid og arbeidsressurser dersom det skal gjøres på en sann måte at all relevant litteratur og forskning kommer frem.

9 Referanseliste

- Aarnes, H. (2020) *Bjerrumdiagram* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/bjerrumdiagram> (Hentet: 03.05.2023)
- Aarnes, H. (2021) *Heterotrofe organismer*. Tilgjengelig fra: https://snl.no/heterotrofe_organismer (Hentet: 08.03.2023)
- Abinaya, T., Ishwarya, J., Maheswari, M. (2019) A Novel Methodology for Monitoring and Controlling of Water Quality in Aquaculture using Internet of Things (IoT) Tilgjengelig fra: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8821988> (Hentet: 08.04.2023)
- Al-Hussainil, K., Zainol, S. M., Ahmed, R. B., Daud, S. (2018) *IoT Monitoring and Automation Data Acquisition for Recirculating Aquaculture System Using Fog Computing* Tilgjengelig fra: https://www.researchgate.net/publication/324648159_IoT_Monitoring_and_Automation_Data_Acquisition_for_Recirculating_Aquaculture_System_Using_Fog_Computing (Hentet: 08.04.2023)
- Al-Sarawi, S., Anbar, M., Alieyan, K., Alzubaidi, M. (2017) *Internet of Things (IoT) communication protocols: Review* Tilgjengelig fra: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8079928> (Hentet: 08.04.2023)
- Andersen, G. (2020) *Kvalitative intervjuundersøkelser*. Tilgjengelig fra: <https://ndla.no/nb/subject:1:54b1727c-2d91-4512-901c-8434e13339b4/topic:2:432baee9-5671-47ce-870e-48b8fc3b7a42/topic:2:1db7bf3c-3a7b-44af-b632-e3c5ff2a999e/resource:201ce19e-7011-49a6-b415-91fd42d5dfe9> (Hentet: 10.04.2023)
- Attramadal, K. (2022) *Nitrogenous waste and biofilter* Forelesning 5 i emnet Funksjon og drift av resirkulerende akvakultursystemer (RAS) (2022 Høst)
- Aqua Optic (2023) *Optisk vs. galvanisk oksygensensor i fiskeoppdrett*. Tilgjengelig fra: <https://www.aquaoptic.no/post/optisk-vs-galvanisk-oksygensensor-i-fiskeoppdrett> (Hentet: 03.05.23)
- Badiola, M., Mendiola, D., Bostock, J. (2012). *Recirculating Aquaculture Systems (RAS) analysis: Main* Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S014486091200060X> (Hentet: 14.03.2023)
- Berner jr., E. (2023) *Autotrof*. Tilgjengelig fra: <https://snl.no/autotrof> (Hentet: 08.03.2023)
- Bratberg, E. (2020) *Nitrifikasjon*. Tilgjengelig fra: <https://snl.no/nitrifikasjon> (Hentet: 08.03.2023)
- Datatilsynet (2019) *Cookies og informasjonskapsler* Tilgjengelig fra: <https://www.datatilsynet.no/personvern-pa-ulike-omrader/internett-og-apper/cookies/>. (Hentet: 13.04.2023)
- Dahle, S.W. Netzer, R. Lewin, A. Hageskal, G. Haugen, T. Ribicic, D. (2020) *Overvåking av bakteriesamfunn i settefiskproduksjon. En studie av fem RAS-anlegg*. Tilgjengelig fra: <https://www.fhf.no/prosjekter/prosjektbasen/901392> (Hentet: 12.04.2023)
- Deena, S. R., Kumar, G., Vickram, A. S., Singhania, R. R., Dong, C-D., Rohini, K., Anbarasu, K., Thanigaivel, S., Ponnusamy, V. K. (2022) *Efficiency of various biofilm carriers and microbial interactions with substrate in moving bed-biofilm reactor for environmental wastewater treatment*. Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960852422007507> (Hentet: 10.05.2023)
- Dintranskribent.no (u.å.) *Intervju som forskningsmetode*. Tilgjengelig fra: <https://www.dintranskribent.no/intervju-som-forskningsmetode/> (Hentet: 10.04.2023)
- Døving, K. (1992) Laksevandring i Døving, K., Reimers, E. (red.) *Fiskens fysiologi* 1. utg. Stavanger: John Grieg Produksjon A.S., s. 317-327.
- Ebeling J. M., Timmons M. B., Bisogni J.J. (2006) *Engineering analysis of the stoichiometry of photoautotrophic, autotrophic, and heterotrophic removal of ammonia-nitrogen in aquaculture systems* Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S00448486000216X?via%3Dihub> (Hentet: 23.02.2023)

-
- Ellingsen, B. (2019) *Fôrbasert kontra lyssimulert smoltifisering av Atlantisk Laks (Salmo salar L.)* Tilgjengelig fra: <https://munin.uit.no/bitstream/handle/10037/16125/thesis.pdf?sequence=2&isAllowed=y> (Hentet: 06.04.2023)
- Fangen, K. (2022) *Kvalitativ metode* Tilgjengelig fra: <https://www.forskningsetikk.no/ressurser/fbib/metoder/kvalitativ-metode/> (Hentet: 02.05.2023)
- Figaro Engineering (2019) *How do electrochemical-type sensors detect gas?* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=yjQyJjiatI0> (Hentet: 04.05.2023)
- Flokking* (2023) Tilgjengelig fra: https://snl.no/flokking-_kjemi (Hentet: 02.05.2023)
- Fjellheim, A. J. (2009) *Vannkvalitet i et kommersielt resirkulerings anlegg for laks* Tilgjengelig fra: https://vannforeningen.no/wp-content/uploads/2015/06/2009_786967.pdf (Hentet: 18.04.2023)
- Fjellheim, A. J. Hess-Erga O. K. Attramadal, K. Vadstein, O. (2016) *Resirkulering av vann i settefiskproduksjon* Norge: NIVA.
- Føre, M., Frank, K., Norton, T., Svendsen, E., Alfredsen, J. A., Dempster, T., Eikeset, A. M. (2018). *Precision fish farming: A new framework to improve production in aquaculture* Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511017304488> (Hentet: (16.04.2023)
- Gammelgaard, B. (2015) *Kolorimetri* Tilgjengelig fra: <https://denstoredanske.lex.dk/kolorimetri> (Hentet: 06.05.23)
- Gregersen, M. H., Ødegaard, M., Skagen, T. (2016) *Systematiske litteratursøk. Status og fremtidig arbeid ved UB*. Oslo: Universitetsbiblioteket i Oslo. Tilgjengelig fra: <https://www.ub.uio.no/om/prosjekter/avsluttet/fagbibliotek-og-systematiske-oversikter/systematiske-litteratursok-ub.pdf> (Hentet: 13.04.2023)
- Grøn, Ø. (2021) Tilgjengelig fra: <https://snl.no/coriolisakselerasjonen> (Hentet: 06.05.2023)
- Grønmo, S. (2023) *Kvalitativ metode*. Tilgjengelig fra: https://snl.no/kvalitativ_metode (Hentet: 13.04.2023)
- Grønvik, O. Grünfeld, L. Alvestad, R. Espmark, Å. Rognsås, L.L. (2022) *Virkemidler for redusert fiskedødelighet i oppdrettsnæringen*. Tilgjengelig fra: <https://dyrevern.no/oppdrettsfisk/rapport-om-fiskedodelighet-engasjerer-2/> (Hentet: 12.04.2023)
- Gutierrez, X.A. Kolarevic, J. Takle, H.R. Bæverfjord, G. Ytteborg, E. Terjesen, B.F. (2019) *Effects of chronic sub-lethal nitrite exposure at high water chloride concentration on Atlantic salmon (Salmo salar, Linnaeus 1758) parr.* Tilgjengelig fra: <https://nofima.brage.unit.no/nofima-xmlui/handle/11250/2616669?show=full&locale-attribute=en> (Hentet: 19.04.2023)
- Helseth, L. E. (2022) *Hevert* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/hevert> (Hentet: 08.05.2023)
- Hjeltnes, B. Bæverfjord, G., Erikson, U. Mortensen, S. Rosten, T. Østergård, P. (2012) *Risk Assessment of Recirculation Systems in Salmonid Hatcheries* Tilgjengelig fra: <https://vkm.no/risikouvringer/allavurderinger/risikouvreringknyttettilresirkuleringsanleggforsettefiskavlaksogregnbueret.4.175083d415c86c573b5d6f83.html> (Hentet 29.03.2023)
- Hoff, M. (2020). *Laksens livssyklus* Tilgjengelig fra: <https://ndla.no/article/27471> (Hentet: 07.04.2023)
- Holtebekk, T. (2020) *Spektrofotometer* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/spektrofotometer> (Hentet: 04.05.23)
- Hydrocyclone* (u.å.) Tilgjengelig fra: <https://en.wikipedia.org/wiki/Hydrocyclone> (Hentet: 02.05.2023)
- Hydrotech (2022) *Drum filter function* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=0-b9nxmliwA> Hentet: (18.02.2023)
- Inclined filter replaces more and more old belt filters* (u.å.) Tilgjengelig fra: <https://www.at-miner>
-

als.com/en/artikel/at_Inclined_filter_replaces_more_and_more_old_belt_filters-2714952.html (Hentet: 02.05.2023)

Instrumentation Tools (2020) *4-20 mA Current Loop - History, Why, Advantages, Disadvantages* Tilgjengelig fra: https://www.youtube.com/watch?v=Qyl_dvbgG2Y (Hentet: 05.04.2023)

Jobling, M., Hjelmeland, K. (1992) *Ernæring og fordøyelse*, i ..Døving, K., Reimers, E. (red.) *Fiskens fysiologi* 1. utg. Stavanger: John Grieg Produksjon A.S., s. 233 - 277.

Jordan, M. I., Mitchell, T. M. (2015) *Machine learning: Trends, perspectives, and prospects* Tilgjengelig fra: https://www.science.org/doi/full/10.1126/science.aaa8415?casa_token=tG8OULR4U30AAA%3Aew9nwhijyMLF7xGCCSECR-K4wHoBWtq112bH5XPvPa6A.l6oNf4ut275Ax_-is2nahUO611eomTnK70 (Hentet: 02.05.23)

Kiravuo, T., Sarela, M., Manner, J. (2013) *A Survey of Ethernet LAN Security* Tilgjengelig fra: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6407456> (Hentet: 03.04.2023)

Klinger, D., Naylor, R. (2012) *Searching for Solutions in Aquaculture: Charting a Sustainable Course* Tilgjengelig fra: <https://www.annualreviews.org/doi/abs/10.1146/annurev-environ-021111-161531> (Hentet: 03.04.2023)

Kvale, S., Brinkmann, S. (2017) *Det kvalitative forskningsintervju* 3. utg. Oslo: Gyldendal Norsk Forlag

Lader, P. 2022. Bølgelaster. *MR2000 Havbruksteknologi, prosjektering og drift*. Tilgjengelig fra: https://ntnu.blackboard.com/ultra/courses/_30576_1/cl/outline. (Hentet: 06.05.2023)

Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H. G., Feld, T., Hoffmann, M. (2014) *Industry 4.0* Tilgjengelig fra: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12599-014-0334-4> (Hentet: 08.05.23)

Laksens livssyklus (u.å.) Tilgjengelig fra: <https://www.villakssenter.no/laksens-livssyklus> (Hentet: 02.05.2023)

Langeteig, S. (2019) *Bakgrunnsnivåer av hydrogensulfid i RAS, produksjon av hydrogensulfid fra fiskeslam ved ulike saliniteter, og effekten av å tilsette nitrat* Tilgjengelig fra: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/2618086> (Hentet: 29.03.2023)

Lekang, O. I. (2020) *Aquaculture Engineering* Tredje utgave. Norge: Wiley Blackwell.

Lekang, O. I. og Fjæra, S. O. (2002) *Teknologi for akvakultur* Oslo: Landbruksforlaget.

Letnes, M-A. (2010) *Litteraturgjennomgang* Tilgjengelig fra: <https://mariannletnes.com/2010/11/24/litteraturgjennomgang/> (Hentet: 10.04.2023)

Lien, E., Valsvik, G., Nordstrand, J. V., Martinez, v., Rogne, V., Hafsås, O., Queralt, S., Fathi, B. S., Aga, M. (2022) *The SeaRAS AquaSense™ System: Real-Time Monitoring of H₂S at Sub µg/L Levels in Recirculating Aquaculture Systems (RAS)* Tilgjengelig fra: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fmars.2022.894414/full> (Hentet: 10.04.23)

Linde (u.å.) *Oksygenerng på et nytt nivå. Innovative løsninger for fiskeoppdrett*. Tilgjengelig fra: https://www.linde-gas.no/no/images/Linde%20Broschyr%20Fish%20Farming_NO_Web_tcm639-143279.pdf (Hentet: 05.04.2023)

Lydersen, A. L. (2022) *Hydrosyklon* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/hydrosyklon> (Hentet: 07.04.2023).

Madakam, S., Ramaswamy, S., Tripathi, S. (2015) *Internet of Things (IoT): A Literature Review* Tilgjengelig fra: https://www.scirp.org/html/56616_56616.htm (Hentet: 28.04.2023)

Mahesh, B. (2020) *Machine Learning Algorithms - A Review* Tilgjengelig fra: https://www.researchgate.net/profile/Batta-Mahesh/publication/344717762_Machine_Learning_Algorithms_-_A_Review/link/s/5f8b2365299bf1b53e2d243a/Machine-Learning-Algorithms-A-Review.pdf?eid=5082902844932096 (Hentet: 29.04.2023)

Mandusic, M. (2021) *Tingenes internett – Oslos sensorer* Tilgjengelig fra: <https://nmbu.brage.uni>

t.no/nmbu-xmlui/handle/11250/2740420 (Hentet: 10.05.23)

Mattilsynet (2004) *Vannkvalitet og dyrevelferd* Tilgjengelig fra: [https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/fiskevelferd/mattilsynet_rapport_om_vannkvalitet_og_fiskevelferd_2004.5943/binary/Mattilsynet%20-%20Rapport%20om%20vannkvalitet%20og%20fiskevelferd%20\(2004\)](https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/fiskevelferd/mattilsynet_rapport_om_vannkvalitet_og_fiskevelferd_2004.5943/binary/Mattilsynet%20-%20Rapport%20om%20vannkvalitet%20og%20fiskevelferd%20(2004)) (Hentet: 12.05.2023)

Mattilsynet (2012) *Fiskevelferd*. Tilgjengelig fra: https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/fiskevelferd/ (Hentet: 10.05.23)

Mattilsynet (2020) *Desinfeksjon av vann i akvakultur*. Tilgjengelig fra: https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/akvakultur/desinfeksjon/desinfeksjon_av_vann_i_akvakultur.3973 (Hentet: 08.02.2023)

Mattilsynet (2022) *Fiskevelferd*. Tilgjengelig fra: https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/fiskevelferd/ (Hentet: 14.04.2023)

Metodebeskrivelse for litteratursøk (2018) Tilgjengelig fra: <https://www.helsebiblioteket.no/innhold/nye-fagprosedyrer/artikler/metode/metodebeskrivelse-for-litteratursok>. (Hentet: 13.04.2023)

Nesse, N. (2021) *Lamellfortykker* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/lamellfortykker> (Hentet: 07.05.2023).

Noble, C. Nilsson, J. Stien, L.H. Iversen, M.H. Kolarvic, J. Gismervik, K. (2018) *Velferdsindikatorer for oppdrettslaks: Hvordan vurdere og dokumentere fiskevelferd* Tilgjengelig fra: <https://nofima.no/pressemedling/last-ned-fishwell-handbokene/> (Hentet: 29.03.2023)

Nått, T. H. (2022) *PLS (prosessdatamaskin)* Tilgjengelig fra: https://snl.no/PLS_-_prosessdatamaskin (Hentet: 07.05.2023)

Ordbøker - Norsk Vann Kursportal. (u.å.)Tilgjengelig fra: <https://kurs.norskvann.no/mod/glossary/print.php?id=676&mode=date&hook=&sortkey=UPDATE&sortorder=desc&offset=120> (Hentet: 16.03.2023)

Orgeret, M. S. (2018) *Intervju* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/intervju> (Hentet: 10.04.2023)

Ormestad, H. (2022) *Manometer* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/manometer> (Hentet: 04.06.23)

OxyGuard (2020) *The OxyGuard CO2 Probe, modell G10PS* Tilgjengelig fra: <https://www.oxyguard.dk/media/of515nyp/g10ps-the-oxyguard-co2-probe-gb-2020-09.pdf> (Hentet: 05.05.2023)

OxyGuard (u.å.) *The OxyGuard CO2 Portable* Tilgjengelig fra: <https://www.oxyguard.dk/media/xuxn34m1/g03-oxyguard-co2-portable-brochure-gb-0912.pdf> (Hentet: 05.05.2023)

OxyGuard (u.å.) *The OxyGuard pH and redox Probe* Tilgjengelig fra: <https://www.oxyguard.dk/media/1mrmtv3/k01-ph-and-redox-probe-brochure-gb-0312.pdf> (Hentet: 05.05.2023)

OxyGuard (2013) *The OxyGuard Salinity Probe* Tilgjengelig fra: <https://www.oxyguard.dk/media/mdlmxxg1/i01-salinity-probe-brochure-gb-201311.pdf> (Hentet: 05.05.2023)

Pedersen, B. (2023) *pH*. Tilgjengelig fra: <https://snl.no/pH> (Hentet: 18.04.2023)

pHionics Inc. (2021) *How Glass pH Electrodes* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=z0-8T9lgj6U> (Hentet: 04.05.2023)

Premium Aquatics (2017) *Salinity — How to Use and Calibrate a Refractometer* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=jK0901HsKwo> (Hentet: 02.05.2023)

Process Analytics from Mettler Toledo (2019) *Dissolved Oxygen Measurement: Polarographic vs. Optical DO Sensors* Tilgjengelig fra: https://www.youtube.com/watch?v=gyv4_vms23l (Hentet: 04.05.2023)

RealPars (2018) *What is Modbus and How does it Work?* Tilgjengelig fra: https://www.youtube.com/watch?v=txi2p5_OjKU (Hentet: 02.05.23)

RealPars (2019) *What is SCADA?* Tilgjengelig fra: https://www.youtube.com/watch?v=txi2p5_O

jKU (Hentet: 02.05.23)

Roche, T. (2014) *Particle size distribution of suspended solids in a commercial recirculating aquaculture system* Tilgjengelig fra: <https://nmbu.brage.unit.no/nmbu-xmlui/handle/11250/219898> (Hentet: 08.05.2023)

Rosten, T. Åtland, Å. Kristensen, T. Rosseland, B.O. Braathen, B. (2004) *Vannkvalitet og dyrevelferd* Tilgjengelig fra: [https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/fiskevelferd/mattilsynet_rapport_om_vannkvalitet_og_fiskevelferd_2004.5943/binary/Mattilsynet%20-%20Rapport%20om%20vannkvalitet%20og%20fiskevelferd%20\(2004\)](https://www.mattilsynet.no/fisk_og_akvakultur/fiskevelferd/mattilsynet_rapport_om_vannkvalitet_og_fiskevelferd_2004.5943/binary/Mattilsynet%20-%20Rapport%20om%20vannkvalitet%20og%20fiskevelferd%20(2004)) (Hentet: 31.03.2023)

Sander, K. (2023) *Dybdeintervju - enkelt intervju*. Tilgjengelig fra: <https://estudie.no/dybdeintervju-enkelt-intervju/> (Hentet: 10.04.2023)

Sea-Bird Scientific (2019) *Sea-Bird Scientific Explained — The ISFET pH Sensor* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=D-malae4448> (Hentet: 03.05.2023)

SGP Armatec AS (2021) *Webinar Vakuumløfter* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=lrqkpcZF2g> (Hentet: 07.05.2023)

Sommerset, I. Wiik-Nielsen, J. Oliveira, V.H.S. Moldal, T. Bornø, G. Haukaas, A. Brun, E. (2022) *Fiskehelse rapporten 2022*. Tilgjengelig fra: <https://www.vetinst.no/rapporter-og-publikasjoner/rapporter/2023/fiskehelse rapporten-2022> (Hentet: 19.04.2023)

Statsforvalteren (2023) *Forurensning*. Tilgjengelig fra: <https://www.statsforvalteren.no/nb/Trondelag/Miljo-og-klima/Forurensning/> (Hentet: 08.05.23)

Stien, L. H., Bracke, M. B., Folkedal, O., Nilsson, J., Oppedal, F., Torgersen, T., Kristiansen, T. S. (2013) *Salmon Welfare Index Model (SWIM 1.0)* Tilgjengelig fra: https://www.researchgate.net/publication/236270790_Salmon_Welfare_Index_Model_SWIM_10_A_semantic_model_for_overall_welfare_assessment_of_caged_Atlantic_salmon_Review_of_the_selected_welfare_indicators_and_model_presentation (Hentet: 06.05.2023)

Søke etter litteratur (2016) Tilgjengelig fra: <https://www.fhi.no/nettpub/metodeboka/framgangsmate/soke-etter-litteratur/> (Hentet: 13.04.2023)

Tema: Laks (2022) Tilgjengelig fra: <https://www.hi.no/hi/temasider/arter/laks> (Hentet: 11.05.2023)

The Engineering Mindset (2019) *Temperature Sensors Explained* Tilgjengelig fra: <https://www.youtube.com/watch?v=w3Hfj2kMrGo> (Hentet: 04.05.23)

The Engineering Mindset (2020) *Programmable Logic Controller Basics Explained - automation engineering* Tilgjengelig fra: (<https://www.youtube.com/watch?v=uOtdWHMKhnw>) (Hentet: 04.05.23)

Tidemann, A. (2022) *Maskinlæring* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/maskinl%C3%A6ring> (Hentet: 02.05.2023)

Timmons, M. B., Summerfelt, S. T., Vinci, B. J (1998) *Review of circular tank technology and management*. Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014486099800235> (Hentet: 18.02.2023).

Bjerrumdiagram (2022) Tilgjengelig fra: <https://www.mn.uio.no/ibv/tjenester/kunnskap/plantefys/leksikon/b/bjerrumdiagram.html> (Hentet 31.03.2023)

Veerapen, J. P., Lowry, B. J., Couturier, M. F. (2004) *Design methodology for the swirl separator* Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0044848621001526> (Hentet 29.03.2023)

Waterboards (2004) *Electrical Conductivity/Salinity Fact Sheet* https://www.waterboards.ca.gov/water_issues/programs/swamp/docs/cwt/guidance/3130en.pdf (Hentet 04.05.23)

Water Treatment Basics (2016) *Salinity, Total dissolved solid and Chloride calculation from Electrical Conductivity in water* <https://www.youtube.com/watch?v=ovzbUIZy9nc> (Hentet: 04.05.23)

Wibetor, G. (2022) *Titring* Tilgjengelig fra: <https://snl.no/titring> (Hentet: 04.06.23)

Ytterborg, E. (2010) *Morphological and molecular characterization of developing vertebral fusion in atlantic salmon (Salmo salar)* Tilgjengelig fra: <https://nmbu.brage.unit.no/nmbu-xmlui/handle/11250/2431916> (Hentet: 10.05.23)

Zhao, S., Zhang, S., Liu, J., Wang, H., Zhu, J., Li, D., Zhao, R. (2021) *Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review* Tilgjengelig fra: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0044848621003860> (Hentet: 03.04.2023)

10 Lover og forskrifter

Akvakulturdriftsforskriften (2008) *Forskrift om drift av akvakulturanlegg*. Tilgjengelig fra: <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2008-06-17-822> (Hentet: 14.04.23)

Dyrevelferdsloven (2009) *Lov om dyrevelferd*. Tilgjengelig fra: <https://lovdata.no/dokument/NL/lov/2009-06-19-97> (Hentet: 14.03.23)

Forurensingsforskriften (2016) *Forskrift om begrenning av forurensning*. Tilgjengelig fra: https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2004-06-01-931/KAPITTEL_10#KAPITTEL_10 (Hentet: 08.05.23)

Vedlegg

A Søkelogg fra litteratursøk

Emneord	Database for søk	Begrensninger for søk	Antall treff	Antall utvalgte artikler	Brukte artikler
Machine learning aquaculture	Science Direct	Review/Research	1 622	7	Artikkel 4
	Google Scholar		32 900	10	Artikkel 1, Artikkel 6
Maskinlæring akvakultur	Google Scholar	Ikke inkl. sitat	14	0	
	Cristin		7	0	
	Google		9 270	3	
Control water quality aquaculture	Science Direct	Review/Research	42 445	9	
	Google Scholar			15	
	Google		32 900 000	9	Artikkel 5
Kontroll vannkvalitet akvakultur	Cristin		62	0	
	Google		8 400	6	Artikkel 2
Maskinlæring vannkvalitet	Google		5 530	7	Artikkel 2
Machine learning water quality	Science Direct	Review/Research/2020-2024	28 375	11	Artikkel 3

B Resultater fra litteratursøk

Artikkel 1:

Shili Zhao, Song Zhang, Jincun Liu, He Wang, Jia Zhu, Daoliang Li & Ran Zhao (2021) *Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review*

Artikkelens tema og problemstilling:

Denne artikkelen oppsummerer hvilke maskinlæringsalgoritmer som er, og på hvilken måte disse, tatt i bruk i akvakultur de siste fem årene.

Formål:

Formålet med artikkelen er å undersøke og belyse hvordan maskinlæring er tatt i bruk i akvakultur de siste årene.

Våre funn:

Ved hjelp av kamera og infrarødt lys kombinert med maskinlæring, er det mulig å estimere størrelse, vekt og antall fisk uten å påføre fisken stress som resultat av manuelle målinger som brukes i dag. Forholdet mellom lengde og vekt brukes til å estimere vekten til individene, som igjen vil kunne brukes til å estimere forbehold, og dermed kontrollere vekstrate.

Optisk maskinlæring vil også kunne brukes for klassifisering av fisk for å bestemme for eksempel kjønn, art og alder. For dårlige undervannsbilder gjør at denne typen klassifisering i dag er for unøyaktig til å kunne brukes i kommersiell oppdrett, og må foregå i spesifikke miljøer for å være nøyaktig nok til å kunne gi gode resultater. Ved å bruke nevralt nettverk kan adferden til fisken analyseres, og brukes til å kontrollere vekst og gi en indikasjon på om vannkvaliteten er god.

Maskinlæring har muligheten til å bruke ikke-lineær approksimasjon, i tillegg til at det er mulig å oppnå selv-læring og generalisering. Dette gjør at maskinlæring har blitt brukt i prediksjon av vannkvalitet de siste årene. Det er funnet metoder der maskinlæring kan brukes for å forutsi verdier av oppløst oksygen i vann, i tillegg til pH og temperatur. Likevel er det viktig å presisere at målinger av vannkvalitet som gjøres i landbaserte oppdrettsanlegg er krevende å gjennomføre på en presis måte. Dette er fordi målingene blir påvirket både av sensormålingenes kompleksitet og av vannkvalitetens variasjoner.

Relevans for vårt studie:

Denne artikkelen baserer seg på funn fra 73 studier, og er gitt ut i 2021. Artikkelen omtaler hvor maskinlæring er tatt i bruk i landbasert oppdrett i dag, og viser i tillegg til maskinlæring i direkte sammenheng med vannkvalitet, som er hovedfokuset for bruk av maskinlæring i vår oppgave. Ved å lese denne artikkelen får vi en oversikt over hva forfatterne har funnet gjennom et strukturert litteratursøk om bruk av maskinlæring i landbasert oppdrett, og har dermed indirekte inkludert flere studier i vårt resultat.

Artikkel 2: Stine Wiborg Dahle, Roman Netzer, Anna Lewin, Gunhild Hageskal, Tone Haugen, Deni Ribicic (2020) *Sluttrapport MonMic: Overvåkning av bakterisamfunn i settefiskproduksjon. En studie av fem RAS-anlegg.*

Artikkelens tema og problemstilling: Rapporten er en sluttrapport etter prosjektet til SINTEF, MonMic. Dette prosjektet bygger på systematisk overvåkning av mikrobiota i RAS ved hjelp av moderne analyseverktøy.

Formål:

- Skaffe kunnskap og informasjon om mikrobielle samfunn i landbaserte RAS-anlegg over tid.
- Etablering av Standard Operating Procedures (SOPer) for prøvetaking, transport og opparbeiding av prøver, standardisering av databehandling og fremstilling, evaluering og rapportering av resultater.
- Evaluere overføring av tidkrevende manuelle DNA-isoleringsprosedyrer til robotiserte systemer for å øke analysekapasitet (samtidig redusere kostnader) og reproducerbarhet.
- Utvikling av en metode for absolutt kvantifisering av utvalgte patogene mikrober som kan brukes i et overvåkningsprogram i anleggene.
- Sammenstille mikrobefundet med anleggenes vannkvalitetsmålinger og dokumentasjon av hendelser, drift og fiskehelse i samme tidsrom på en systematisk måte.

Våre funn: Ved å kombinere målinger av mikrobiota er det mulig å forutsi hendelser knyttet til vannkvalitet, gitt at det finnes en screening og gjennomført simulering av ulike utfall. I MonMic er maskinlæring benyttet til å forutsi flere parametere, men det trengs ytterligere forskning og utvikling før maskinlæring kan benyttes i daglig drift av oppdrettsanlegg.

Relevans for vårt studie: Prosjektet har testet bruk av maskinlæring som et hjelpemiddel for å forutsi hendelser knyttet til vannkvalitet i RAS. Prosjektet er relativt nytt, og ble gjennomført i perioden 2019-2020.

Artikkel 3: Ismail A. Adeleke, Nnamdi I. Nwulu & Omolola A. Ogbolumani (2023) *A hybrid machine learning and embedded IoT-based water quality monitoring system.*

Artikkelens tema og problemstilling:

Artikkelen omhandler målinger av temperatur, pH, turbiditet, oppløst oksygen, totalt oppløste faste stoffer, oksidasjonsreduksjonspotensial og ledningsevne, analyse av disse og bruk av maskinlæringsalgoritmer for å forutsi renheten til drikkevann. Videre har det blitt utviklet et system for sanntidsmålinger og prediksjon av vannkvalitet.

Formål:

Målet med studiet er å konstruere, teste og evaluere hvorvidt maskinlæring og IoT er brukbart på vannlagringsstasjoner for drikkevann.

Våre funn:

For at maskinlæringsalgoritmen skal kunne trenes opp, er en avhengig av et datasett som kan benyttes til trening. I denne artikkelen er det hentet vannprøver fra et universitet som er strukturert som et datasett og brukt til å trene algoritmen. Studiet resulterte i et system som kombinerer maskinlæring og IoT for å overvåke vannkvalitet ved å oppdage sanntidsvariasjoner i sju ulike parametere. Systemet har potensiale til å bli brukt i vannbasert industri for sanntidsovervåkning og -diagnostisering av vannkvalitet.

Relevans for vårt studie:

Artikkelen er nylig utgitt, og hvilke resultater de har fått under utviklingen av sitt system baserer seg dermed på dagens teknologi. Her er fokuset på drikkevann for husholdninger, men det spesifiseres at systemet har potensiale for å brukes i vannbasert industri. Dermed vil resultatet i denne artikkelen kunne brukes for videre diskusjon rundt vår problemstilling.

Artikkel 4:

Hajar Rastegari, Farhad Nadi, Su Shiung Lam, Mhd Ikhwanuddin, Nor Azman Kasan, Romi Fadillah Rahmat & Wan Adibah Wan Mahari (2023) *Internet of Things in aquaculture: A review of the challenges and potential solutions based on current and future trends*.

Artikkelens tema og problemstilling:

Denne artikkelen introduserer et bredt spekter av utfordringer rundt bruk av IoT i akvakultur med bakgrunn i litteratur, og presenterer deretter mulige løsninger basert på litteratur.

Formål:

Denne artikkelen har som formål å kategorisere utfordringene knyttet til implementering av IoT-systemer i akvakultur ifølge litteraturen.

Våre funn:

Antallet utfordringer direkte knyttet til kompleksitet og kostnad knyttet til implementering av IoT i akvakultur. Hvilke utfordringer som oppstår er avhengig av anleggets oppbygning, art som skal oppdrettes og plassering av anlegget.

Artikkelen nevner følgende utfordringer ved implementering av IoT i akvakultur:

1. Biobegroing på sensorer som følge av konstant kontakt med vann
2. Redusert tilgang på strøm fra strømmettet
3. Ustabil internettilgang
4. IoT anses ikke som nyttig fra oppdretter sitt ståsted
5. Prisen for implementering av IoT i akvakultur er for høy

Videre nevner artikkelen mulige løsninger på disse utfordringene:

1. Regelmessig vedlikehold, design av selvrensingsmekanismer
2. Optimalisering av strømforbruk knyttet til IoT og bruk av fornybare energikilder som sol, vind og vann.
3. Ved databehandling i utkanten av nettverket eller implementering av et IoT-system som ikke er avhengig av å arbeide direkte skybasert
4. Må løses ved hjelp av politiske løsninger
5. -

Relevans for vårt studie:

Denne artikkelen baserer seg på 78 studier som er funnet ved hjelp av søkeordene "IoT aquaculture" og "monitoring water quality IoT aquaculture" i databasene Web of Science og Google Scholar. Artikkelen omhandler utfordringer knyttet til implementering av IoT-system i akvakultur, som er svært relevant for å eventuelt kunne ta i bruk maskinlæring for kontrollering av vannkvalitet. I tillegg er artikkelen gitt ut i 2023, og er basert på forskning gjort de siste fem årene. Fordi teknologi utvikler seg svært raskt, vil relevansen av forskning fort bli utdatert og det anses derfor som mer relevant for vår oppgave å bruke nye kilder.

Artikkel 5: Petra Lindholm-Letho (2023) *Water quality monitoring in recirculating aquaculture systems*

Artikkelens tema og problemstilling:

Artikkelen tar utgangspunkt i en hypotese om at kun basisparametre som går på vannkvalitet overvåkes i kommersielle RAS, og at det sannsynligvis benyttes veldig enkle, tradisjonelle metoder for overvåkning.

Formål:

Artikkelen ønsker å se på kombinerings av nye teknologier for overvåkning av vannkvalitet ved bruk av moderne teknologier og liste opp hvilke teknologiske muligheter som finnes for å forutsi negative hendelser som er forårsaket av dårlig vannkvalitet. I tillegg skal artikkelen presentere hvilke parametere som kan måles med moderne, nettbaserte målinger, og hvilke parametere som fortsatt er avhengig av avanserte analyser på laboratorium.

Våre funn:

De siste årene har utvikling av teknologi og rimeligere sensorer gjort det mulig å gjennomføre overvåkning ved hjelp av nettbaserte system og IoT, og dermed muliggjort sanntidsovervåkning og automatiske målinger og lagring av data. Intelligente system kan inkludere prediksjon av endringer i vannkvalitet, men sensorer som støtter denne typen overvåkning krever foreløpig kompetente brukere. Adferden til fisken kan overvåkes ved hjelp av video og optisk maskinlæring, og kan gi en indikasjon på endringer i vannkvalitet. Per i dag kan en del vannkvalitetsparametre måles ved hjelp av sensorer, blant annet oppløst oksygen, pH, temperatur, turbiditet og salinitet, men det er fortsatt en del avanserte analyser som fortsatt å gjøres på laboratorium, som for eksempel stoffer som gir bismal og kortisolnivå.

Relevans for vårt studie:

Artikkelen baserer seg på nyere forskning på digitale målinger av kritiske parametere for vannkvalitet i RAS, i tillegg til prediksjon av vannkvalitet. Selv om artikkelen ikke er direkte knyttet opp mot bruk av maskinlæring, gir den oss et tydelig bilde av hvor vi står i dag når det kommer til forskning på bruk av IoT i overvåkning av disse parametrene.

Artikkel 6: Tingting Li, Jian Lu, Jun Wu, Zhenhua Zhang & Liwei Chen (2022) *Predicting Aquaculture Water Quality Using Machine Learning Approaches*

Artikkelens tema og problemstilling:

Studiet bruker algoritmer, nettverk og maskinlæring til å simulere og forutsi vannkvalitetsparametere som oppløst oksygen, pH, ammonium-nitrogen, nitrat-nitrogen og nitritt-nitrogen.

Formål: Målet med studien var å velge den maskinlæringsmodellen som ga best resultat for prediksjon av vannkvalitet i industrielle akvakultursystem.

Våre funn:

Sammenlignet med tradisjonelle metoder, er maskinlæringsmetoder en avansert måte å si noe om vannkvalitet frem i tid. For å kunne forutsi vannkvaliteten, er det nødvendig å bruke store mengder målinger og data. Det er gjennomførbart å benytte maskinlæring som verktøy for å si noe om vannkvaliteten fremover i tid, og tidlig varsling kan implementeres i et slikt system for bruk i industriell produksjon av oppdrettsarter.

Relevans for vårt studie: Studien er gjennomført i 2022, og kan dermed kategoriseres som nyere forskning på bruk av maskinlæring i intensiv oppdrett. Selv om artikkelen er veldig teoretisk inn mot maskinlæring og ulike metoder for dette, vil resultatet av studien være relevant for oss fordi vi er interessert i å kartlegge hvilken forskning som er gjort på dette området og hvorvidt maskinlæring er mulig eller ikke å ta i bruk som hjelpemiddel i RAS.

C SeaRas

I et intervju med Eldar Lien fra SeaRas den 14. februar ble det diskutert hvordan deres digitale verktøy kan forbedre vannkvaliteten i akvakulturanlegg og deres pågående arbeid med å integrere maskinlæring i deres systemer. Lien påpekte at en av utfordringene med å implementere maskinlæring i dag kan være kunnskapsmangel og manglende interesse i bransjen. SeaRas jobber med å utvikle løsninger fra designfasen for å sikre en vellykket integrasjon av maskinlæring. Selv om systemet deres enda ikke inkluderer maskinlæring, jobber de med å utvikle denne funksjonen for å forbedre ytelsen. Lien nevnte at SeaRas utvikler løsninger for automatisk kalibrering av sensorer og plassere sensorer i luften for å redusere vedlikeholdsbehov. (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju).

Lien forklarte at deres produkt, Aquasense, overvåker vannkvaliteten i sanntid, inkludert måling av H_2S og nå også NH_3 (TAN). Han nevnte at de har utviklet en skybasert databasearkitektur og jobber med å integrere denne med kundenes systemer for å utveksle data og analysere det de ser. Maskinlæring vil deretter bli brukt for å se på sammenhenger mellom ulike parametere og oppdatere vekstkurver med mer. De utvikler også programpakker kalt AquaWare for analyse av data. AquaSense er i bruk hos flere kunder, og selskapets langsiktige plan er å videreutvikle og forbedre systemet ved å integrere maskinlæring. SeaRas Aquasense tilbyr mobile, trådløse enheter som er både frittstående og fullt integrerte for sanntidslogging av data innen akvakultur. Disse enhetene er designet for å måle parametere med lave nivåer av H_2S og NH_3 . Også CO_2 , O_2 , pH, temperatur, TGP, turbiditet og salinitet er parametere som måles og logges i sanntid (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju).

Aquasense tilbyr et hoveddashbord som gir en rask oversikt over alle dataene som samles inn fra akvakulturanlegget. Dette dashbordet er designet med brukervennlighet i fokus og gjør det enkelt å få innsikt i anleggets ytelse og vannkvalitetsparametere. Ved å klikke på en hastighetsmåler, vises de underliggende grafene som gir mer detaljert informasjon om de spesifikke målingene. «Grafana display» med forskjellige oppsett kan enkelt tilpasses kundens behov og ønsker, noe som gir et skreddersydd og effektivt verktøy for å overvåke og forstå vannkvaliteten i anlegget. Dette bidrar til en smidig og tilpasset løsning som er skalerbar og enkel å bruke for alle involverte parter (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju).

Lien presenterte et eksempel med en typiske H_2S -kurver over tid. I løpet av en seksdagers periode kan man se stabile H_2S -verdier på rett under $1 \mu g/liter$, med en plutselig økning til $10 \mu g/liter$ ved en bestemt hendelse. I dette eksemplet tok det omtrent 15 timer før vannet ble stabilisert og H_2S -verdiene returnerte til normale nivåer. Mange anlegg måler H_2S en gang ila en dag og en slik hendelse kunne da gått ubemerket hen. Eldar Lien stiller da spørsmålsteget til om vi i dag vet langtidseffekten av kortvarig økning i H_2S -nivåer når dette ikke er målt og dokumentert tidligere (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju). Lien viste oss også den første sanntids NH_3 /TAN-grafen i RAS. Denne grafen gir brukerne en kontinuerlig og sanntidsvisning av NH_3 /TAN-verdier i anlegget, noe som bidrar til en mer nøyaktig og umiddelbar overvåking av vannkvalitetsparametere (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju).

Sensorer med lav vedlikeholdskostnad er et sentralt fokusområde for SeaRas, og deres løsninger inkluderer funksjoner som automatisk kalibrering og selvtesting. De har også utviklet sensorer i luft, for å unngå begroing av biofilm. Dette reduserer tiden og kostnadene forbundet med vedlikehold og sikrer nøyaktige målinger over tid. Han påpekte at fordelene med SeaRas sine Aquasens mobile enheter er at de kan installeres og brukes med kun fjernstøtte fra selskapet. Dette gir en fleksibel og kostnadseffektiv løsning for anlegg som ønsker å overvåke og forbedre vannkvaliteten i sanntid (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju).

Lien er optimistisk når det gjelder anvendelsen av maskinlæring for kontroll over vannkvaliteten i akvakulturanlegg. Han mener at potensialet for å forbedre overvåking og styring ved hjelp av maskinlæring er stort, og at teknologien kan bidra til en mer bærekraftig og effektiv akvakulturindustri (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju). Lien påpeker imidlertid at en av utfordringene for å implementere maskinlæring i bransjen er økonomi og kunnskap om teknologien. Mange aktører i akvakultursektoren har kanskje ikke den nødvendige forståelsen av maskinlæring og dets potensielle fordeler, noe som kan føre til en viss motstand mot å adoptere slike teknologier. For å overvinne

disse utfordringene anbefaler Lien å øke bevisstheten og kunnskapen om maskinlæring i bransjen, samt investere i forskning og utvikling for å finne kostnadseffektive og skalerbare løsninger som kan integreres i akvakulturanlegg. Dette vil bidra til å bryte ned barrierer og fremme bruk av maskinlæring som et viktig verktøy for å sikre god vannkvalitet og et bærekraftig akvakulturmiljø (Lien, E. daglig leder, 14.02.23, intervju).

D Seniorrådgiver akvakultur

Det ble holdt en samtale med Emil André Skjerping 22. mars 2023, først og fremst for å få innspill på hvilke tekniske komponenter i et RAS-anlegg som har påvirkning på vannkvaliteten. Skjerping har vært produksjonskoordinator på et kommersielt RAS-anlegg som har testet bruk av maskinlæring i drift. I løpet av samtalen ble også problemstillingen diskutert. På anlegget der Skjerping tidligere har jobbet, har det vært testet bruk av maskinlæring. Det ble erfart at maskinlæringen i et veldig begrenset fokusområde med begrensede input, ikke nødvendigvis forsto alle signalene fra de ulike sensorene, og at for eksempel variasjon i vannhastighet eller andre parametere vil kunne skape forvirring for en maskinlæringsalgoritme. Det er mye innsatsen som må til for å implementere og få en ny teknologi god. (Skjerping, E. A., seniorrådgiver, 22.03.23, samtale).

I et RAS-anlegg der vannet sirkulerer hele tiden, er det kritisk å holde vannkvaliteten god. Det er veldig vanskelig å reversere negativ utvikling, selv om du kanskje klarer å stoppe den negative trenden i vannkvalitetsendringer. Å dermed kunne stanse negativ utvikling tidlig nok er derfor essensielt, og det vil være til stor hjelp dersom et system klarte å identifisere kilde til endringer med en gang og gi beskjed om dette. Skjerping tror også maskinlæring kan være nyttig dersom det er mulig å detektere årsaken til endring i vannkvalitet tidligere, og loggføre hva som har verdier/tilstand utenfor normalverdi/-tilstand, og dermed bruke dette til å se på hvilke parametere som utvikler seg som følge av dette. Ved bruk av maskinlæring i RAS er det viktig å detektere hvilke data som er viktig og nødvendig å registrere (Skjerping, E. A., seniorrådgiver, 22.03.23, samtale).

Skjerping tror at maskinlæring kan brukes til å for eksempel detektere og varsle primærårsak til endringer, og vannkvalitet utenfor normalen. Skjerping trekker frem verdier for turbiditet eller TAN utenfor normalen ved gitt føremengde og flow som et eksempel, og tror at maskinlæringen kan brukes til å varsle om at filteret bør sjekkes for hull eller andre feil (Skjerping, E. A., seniorrådgiver, 22.03.23, samtale).

Det er mange data som samles inn som en del av daglig drift, men det er utfordrende å klare å se det i sammenheng med hverandre. Skjerping nevner en virtuell robot som henter ut riktig data fra et Excel-skjema der driftsansatte fyller inn målinger som gjøres manuelt. Denne kan videre mate dataen inn på riktig måte til maskinlæringen (Skjerping, E. A., seniorrådgiver, 22.03.23, samtale). Økonomi er en viktig del av RAS-anlegg, og knyttes direkte opp mot hvordan anlegget driftes. Dersom maskinlæringen klarer å også måle og inkludere oksygenforbruk, strømförbruk, og vannflow vil dette kunne bidra til å drifte anlegget mer økonomisk. Dersom du klarer å lage et system som gir et godt oversiktsbilde både av vannkvalitet og det økonomiske, vil dette kunne være til utrolig stor hjelp for daglig drift av RAS. Det kan være en bedre kost-nytte-verdi i et system som gir oversikt enn for eksempel et system som bruker maskinlæring til å detektere förspill. Det vil gi muligheten til å unngå uhell som har langvarig påvirkning - i verste fall til nytt innsett, og mulighet for økonomisk besparelse (Skjerping, E. A., seniorrådgiver, 22.03.23, samtale).

E Optoscale

Det ble 08. mars 2023 gjennomført et intervju med en representant fra OptoScale. Optoscale er en leverandør av undervannskamera for sanntids-overvåking av laks i oppdrettsmerder, samt analyse av bilder med veiledet maskinlæring. De bruker veiledet maskinlæring, der annotering i foto brukes for å skape en modell som trener maskinlæringen til å gjenkjenne lus, fiskvelferdsrelaterte problemer på fisken og biomasse av fisk i merd i sjø. Vi har snakket med Ingar Nerbø, gruppeleder for AI og Optics hos Optoscale, som har god kunnskap om maskinlæring. Vi ønsket å snakke med Nerbø for å få innspill og hans tanker rundt å utvikle en maskinlæringsalgoritme som kan forutse kritiske endringer i vannkvalitet og deretter komme med forslag til tiltak for å motvirke slike endringer.

Nerbø innleder med at det har vært mye utvikling de siste årene som gjør det enklere å benytte seg av maskinlæring. Et eksempel på dette er No-code som ikke krever at bruker kan programmere, men at bruker er fagekspert på området hvor maskinlæring skal benyttes. Nerbø sier det er mye i et RAS-anlegg maskinlæring kan brukes til, men at det vil være enklere dersom det brytes ned til et enklere problem enn det vi presenterer for ham. Et eksempel på et enklere problem kan være å forutsi at en pumpe slutter å virke ved å installere vibrasjonssensorer på pumpene. Et annet eksempel er å telle antall fisk som dør, sette dette i sammenheng med annen data og deretter lage en modell som predikerer hvor mange fisk som dør. Dette er konkret og definert, og det er enkelt å bestemme hva som skal brukes som trenings- og testdata (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Når det gjelder hva som kreves for å lage en maskinlæringsalgoritme som skal predikere endringer i vannkvalitet og dernest komme med forslag til tiltak som kan motvirke endringene, tror Nerbø det er vanskelig å vite hvor arbeidet skal starte. Han tror dette vil være krevende på grunn av alle vannkvalitetsparametere som skal inkluderes, spesielt fordi parametrene påvirker hverandre og av de tiltakene som gjøres. Tiltak må også registreres på et vis, slik at maskinlæringen kan ta hensyn til endringer som er et resultat av disse. Videre beskriver Nerbø at ved etablering av en maskinlæringsalgoritme kreves innsamling og annotering av data før den kan benyttes til opplæring av algoritmen. I et RAS-anlegg er det mange ulike sensorer på ulike steder i anlegget, og det er viktig å finne en felles måte å annotere denne dataen på, som gjør det mulig for algoritmen å lære. De ulike sensorene som skal samle informasjon må alle være registrert med navn, hva den måler, plassering, dato og klokkeslett, i tillegg til at hvilke sensorer som sitter hvor og hvilke som hører sammen må administreres. Hver sensor bør kobles opp til internett og sende data direkte til en database der data kan hentes ut av en algoritme. Hvordan databasen settes opp, vil påvirke hvordan data kan hentes ut, og det finnes egne løsninger for å sette opp og administrere databaser. Dersom en sensor flyttes, kalibreres eller fjernes må dette registreres. Eventuelle tiltak som gjøres må også inkluderes og registreres. Det vanskelige er å samle og organisere dataen, i tillegg er det en utfordring å samle nok data (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Vi lurer på om det vil være mulig å benytte seg av allerede eksisterende historiske data eller andre målinger, og bruke dette som treningsdata. Nerbø sier at du kan bruke andre målinger som treningsdata for algoritmen, og at det også kan tenkes at det vil være mulig å benytte historiske data til dette. Når en maskinlæringsalgoritme skal lære, må den bli presentert med teori for hvordan ting oppfører seg. Dette er lettere for et enkelt system. Hvis det er komplekst og mange parametre vil det være mer avansert å lage en algoritme for hendelser som en datamaskin kan kjenne igjen. I denne sammenhengen kan vi kanskje kunne lage et system for læring ved å samle inn data på tilstander der det gjøres tiltak og hvilke resultater tiltakene gir. Hvis dataen skal lære seg hva som er best må den få se ulike tiltak og resultat, og dermed lære seg hva som er best. For å samle inn nok data vil det være hensiktsmessig å samle inn data fra flere anlegg. Det er en del hemmelighet rundt hvordan anlegg løser sine problemer, og det vil potensielt kunne skape problemer for innhenting av data. Det vil eventuelt være en idé å se på hvordan man kan anonymisere data, slik at man ikke vet hvilket anlegg data blir hentet fra (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Ved å samle data fra mange anlegg og se hvilke tiltak som ble gjort og hvilke resultater dette ga, er det tenkelig at algoritmen kan lære av dette. Det viktige her er at du har en fasit for hva som skal skje, som kan hjelpe algoritmen til å lære (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Vi spurte Nerbø om valg av sensor vil ha noe å si for utvikling av en algoritme. Nerbø svarer at det ikke har så mye å si hvilke typer sensorer som brukes, men at data fra de ulike sensortypene må kunne oversettes til samme format slik at algoritmen forstår den. Ved å definere en standard på hvordan du vil ha data inn i databasen, kan dette tilpasses til ulike leverandører av sensorer (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Det er også mulig å bruke maskinlæring uten treningsdata, og for eksempel se etter avvik. Her vil det kunne være aktuelt at det gis beskjed ved uvanlige verdier, som er utenfor forhåndsbestemte grenseverdier. Å detektere avvik brukes for eksempel ved kredittkortsvindel, der maskinlæring brukes til å se etter uvanlig aktivitet. Nerbø tror dette vil være relativt enkelt å implementere i et RAS (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Kalibrering av sensorer er jo også et problem i dag for det mennesket som leser av verdiene og skal ta valg. Det kan være bedre å bruke flest mulig etablerte kjemiske modeller, og heller programmere inn differensiallikninger (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

Du vil potensielt kunne trene en datamaskin til å bli like god som et menneske, så lenge det er nok treningsdata og datamaskinen har sett en liknende hendelse før. Hvis målet er å lage et program som erstatter en menneskelig ekspert, vil det være en mulighet å få disse menneskelige ekspertene til å løse oppgaver som kan brukes som treningsdata. Dette gir ikke dataen resultatene av oppgavene som løses, men det kan trene dataen til å tenke litt som et menneske (Nerbø, I. gruppeleder for AI og optics, 08.03.23, intervju).

F Svaberget Smolt

I forbindelse med samarbeidet med Svaberget Smolt, gjennomførte vi et dybdeintervju av biologisk controller og prosjektleder på RAS-anlegget. I tillegg har vi hatt løpende kontakt med dem over e-post både før og etter besøk på anlegget. I intervjuet ville vi undersøke hvilke muligheter og utfordringer de anså som viktig knyttet til implementering av maskinlæring på deres anlegg, som er et relativt nytt RAS-anlegg med driftsstart i 2021.

I løpet av intervjuet med prosjektleder og biologisk controller på Svaberget Smolt ble det identifisert at kommunikasjon med utviklere/programmerere kan være en utfordring. Utvikler har en idé på hvordan programmet bør være for at det skal være best mulig for oppdretter, men når det brukes i praksis i daglig drift vil det ikke fungere optimalt likevel. Oppdretter og utvikler har i utgangspunktet ulik forutsetning til å forstå problemet. For oppdretter kan det være utfordrende å kommunisere problemet med programmet til utvikler som ikke har samme grunnlaget for å forstå RAS-anlegget på samme måte som oppdretter gjør (Lundseng, A. Prosjektleder, 12.04.23, intervju).

Etter samtaler med biologisk controller på Svaberget Smolt ble det identifisert at enkelte av dagens grenseverdier for vannkvalitetsparametere antagelig er noe utdaterte og basert på forskning i lab. ”En vet hvilket nivå som dreper fisken, men det er for lite kunnskap om hva som er optimalt for fisken. Det er også lite forskning på hva som er optimal vannkvalitet for fisk som lever i kommersielle RAS-anlegg. Derfor er det et behov å forske mer på vannkvalitet og fiskevelferd i RAS, samt samspillet mellom de ulike parameterene for å kunne lage nye grenseverdier tilpasset RAS-anlegg”. Dahl påpekte også at han tror det vil komme strengere krav fra myndighetene angående fiskevelferd i oppdrettsnæringen (Dahl, E.H., biologisk controller, 12.04.23, intervju).

En annen utfordring som ble identifisert under samtaler med representantene fra Svaberget smolt er kunnskapsmangel om maskinlæring i oppdrettsnæring. ”En forutsetning for at overvåking av vannkvalitet med maskinlæring kan bli innført i RAS, er at det er vilje til investering fra ledelsen. For at det skal være vilje er det avgjørende at ledelsen forstår nytten og at det vil kunne tjene bedriften i det lange løp” (Lundseng, A. Prosjektleder, 12.04.23, intervju).

Etter samtaler med Svaberget Smolt er det identifisert at for store kostnader gjør at innkjøp av nye in-line sensorer for TAN, CO₂ og H₂S, ikke blir prioritert av ledelsen. ”Det vil ikke lønne seg for oppdretter å fase ut de manuelle målingen for TAN, nitritt og nitrat som blir analysert i lab, da sensorene er for kostbare” (Lundseng, A. Prosjektleder, 12.04.23, intervju).

En annen utfordring som ble identifisert i løpet av intervjuet med representantene fra Svaberget Smolt er tilgangen på riktige og nøyaktige data til maskinlæringen. For at en skal kunne stole på at maskinlæringen gir riktige forslag til tiltak for optimalisering av vannkvalitet, er det en forutsetning at dataene fra sensorene i anlegget er presise og måles riktig. Derfor vil det være svært viktig med rutinemessig kalibrering og vedlikehold av sensorer. Rutiner for kalibrering og vedlikehold er også viktig ved dagens bruk av sensorer for at en skal vite sikkert at parameterne for vannkvalitet er innenfor grenseverdiene (Lundseng, A. Prosjektleder, 12.04.23, intervju). Lundseng presiserer på e-post i etterkant av intervjuet at ”vi ser ikke bare utfordringer med AI/maskinlæring, men at vi mener dette har et stort potensiale i oppdrettsbransjen, og vi har mange konkrete oppgaver vi gjerne skulle ha fått testet ut med disse verktøyene. Så har vi de utfordringene vi diskuterte i møtet som vi må få løst for at kostnadsnivået og implementeringen skal bli bedre” (Lundseng, A. Prosjektleder, 29.04.23, e-post).

De siste årene er det bygget flere nye RAS-anlegg i Norge, men også internasjonalt. De nyeste anleggene har allerede etablerte system for digital overvåking av sanntidsdata for vannkvalitet, samt muligheten til å se tilbake på historiske data. Ved Svaberget Smolt brukes SCADA som system for overvåking av vannkvalitet (Lundseng, A. Prosjektleder, 12.04.23, intervju). Det brukes også til digital styring av tekniske komponenter i daglig drift som pumper og ventiler.

RAS er et relativt nytt konsept i oppdrett av laks i Norge. Det er fortsatt manglende kunnskap om tema, og det krever en ny kompetanse blant ansatte. I samtaler med Svaberget Smolt er det mottatt positive tilbakemeldinger på at det er behov for brukerstøtte opp i mot forbedring av vannkvalitet (Dahl, E.H., biologisk controller, 12.04.23, intervju).

G Sintef

Rapporten til MonMic kom opp som et resultat i litteratursøket, og for å få noe klarhet i resultatene deres ble det tatt kontakt med Stine Wiborg Dahle på e-post, som er prosjektleder i Sintef Oceans prosjekt MonMic. Målet med å ta kontakt var å få innspill på hvilke forutsetninger som må ligge til grunn for å kunne bruke maskinlæring til analyse og overvåking av vannkvalitet i RAS.

I prosjektet MonMic ble prøver fra fem kommersielle RAS-anlegg analysert over lang tid for å overvåke bakteriesamfunn over tid i RAS. Målet var først og fremst å identifisere sammensetning av bakteriesamfunn (mikrobiota) i disse anleggene og sekundært var målet å undersøke om sammensetningen av bakteriesamfunnene kan benyttes for bedre kontroll av vannkvalitet. I dette prosjektet ble det også tatt i bruk maskinlæring for analyse av endringer i sammensetningen av bakteriesamfunn. Ifølge sluttrapporten for prosjektet konkluderes det med at maskinlæring kan være et nyttig verktøy for å forutse uforutsette hendelser i RAS-anlegget som er forårsaket av vannkvalitet i kombinasjon med mikrobiota. I tillegg ble det i prosjektet vist at ulike RAS har ulike sammensetning av mikrobiota, som betyr at anlegg må behandles individuelt (Dahle et al., 2020).

På e-post skriver Dahle følgende:

”Digital overvåking av vannkvalitet er fremtida for landbaserte anlegg; Digital overvåking av alle parametere, med også en mye bedre kobling mellom dem. I dag overvåkes ikke bakterier og virus på anleggene, det er helst ved påvisning av høy dødelighet, og da leter man stort sett etter spesifikke patogene mikroorganismer og mister totalbildet av f eks bakteriesammensetningen. Det man ofte glemmer er at bakteriene i et RAS-anlegg, har stor positiv påvirkning også på både fisk og system, slik at det blir feil å bare se på de negative bakteriene. Med maskinlæring kan man også lære mer av egne produksjonsdata og styre produksjonen inn mot god produksjon” (Dahle, S. W., seniorforsker i Sintef, 22.03.23, e-post).

I sluttrapporten for prosjektet MonMic ble det avdekket flere utfordringer knyttet til integrering av fysiske data som for eksempel dødelighet og kjemiske vannkvalitetsdata sammen med analyse av mikrobiota gjort av maskinlæringen. Årsaken til utfordringen skyldtes kompleksiteten av Big-Data, i tillegg til at de ulike dataene for fysisk og kjemisk vannkvalitet hadde ulike format, som krever korrigerende av data og konvertering til samme format før de kan analyseres. En annen utfordring som ble avdekket var at forskjellige anlegg måler ulike parametere for vannkvalitet og på forskjellige steder i anlegget. Det ble dermed konkludert med at måling av data bør standardiseres og samles inn på lik måte. Det ble også konkludert med at for å få best innsikt i dynamikken i det mikrobielle samfunnet bør det etableres samme målepunkt for mikrobiota som for fysiske og kjemiske parametere (Dahle et al., 2020).

Etter anbefaling fra Dahle, har vi også vært i kontakt med Deni Ribicic som er maskinlæringseksperter i prosjekt MonMic, via e-post, for å få svar på spørsmål angående konkrete detaljer i sluttrapporten og innspill på implementering av maskinlæring for analyse og overvåking av vannkvalitet i RAS.

Etter kommunikasjon med Dahle spurte vi Ribicic om hva som menes med ulike format på data fra de fysiske og kjemiske parametere for vannkvalitet. Her svarer Ribicic følgende, svaret er oversatt fra engelsk til norsk:

”Det er ulike format og ulike måter å rapportere og produsere data. Et eksempel kan være måling av nitrat - noen måler nitrat som $\text{NO}_3\text{-N}$, mens andre måler det som NO_3 . Dette er et trivielt eksempel, i og med at en kan konvertere mellom verdiene, men det gir deg en idé om at dataen må korrigeres før analyse. Et annet eksempel er forskjell i rapportering av dødelighetstall. Denne er litt vanskeligere å standardisere, fordi noen rapporterer hver uke, andre for hver fiskegruppe eller relativt til biomassen. Det er også problematisk at noen parametere blir målt kontinuerlig, for eksempel hver time, mens andre bare blir målt sporadisk, for eksempel én gang i uka. Det gjør det utfordrende å analysere dataene” (Ribicic, D., forsker i Sintef, 14.04.23, e-post).

Videre spurte vi Ribicic via e-post hva han tenker om å implementere maskinlæring som overvåking og analysering av vannkvalitet. Vi presiserer at vi har fått innspill fra utviklere om at det kan være utfordrende å lage gode treningsdata som hensyntar de ulike parametrene og samspillet mellom disse. Ribicic poengterer at dette er et tema som er vanskelig å komme med et godt svar på via e-post, og skriver videre følgende:

”Teoretisk sett er mulig å innføre, men input-data til algoritmen for en velfungerende modell er kritisk. Fra erfaring, og som nevnt, bør måling av data standardiseres, både når det gjelder format, hyppighet og hensikt. Et annet veldig viktig aspekt er at hver RAS er et veldig unikt system. Selv to helt identiske RAS-design kan oppføre seg veldig ulikt når det kommer til fysisk-kjemiske faktorer og mikrobiologiske parametere. Han mener at det er den utfordringen som er vanskeligst å løse. Selv om en klarer å lage en god AI modell for en RAS, kan den ikke brukes i andre RAS-anlegg” (Ribicic, D., forsker i Sintef, 14.04.23, e-post).

H Produkterier av programvare i AKVA group

Etter et fysisk møte med Amalie Arntsen fra AkvaGroup, hvor hun ble introdusert for problemstillingen vår og hun hadde stor entusiasme for ML som en del av digitale løsninger i RAS-anlegg, besvarte Arntsen en rekke spørsmål via e-post.

Hun forklarte at RAS-anlegg og landbasert oppdrett generelt vil kunne dra nytte av et mer utstrakt bruk av digitale løsninger:

”Vi ser for oss tjenester som hjelper kunden å sikre og optimalisere driften. På sjø har dette i hovedsak handlet om å optimalisere fôring, men ettersom vi har kontroll på alle parametere på et RAS-anlegg, vil det involvere tjenester som reduserer muligheten for menneskelig feil og tidlig varsling av potensielle situasjoner som kan oppstå.” (Arntsen, A., Produkterier i AKVAGroup, 04.05.23, e-post)

Arntsen diskuterte hvordan AkvaGroup har ambisjoner om å integrere ML i sine digitale tjenester for RAS-anlegg som en del av en AI-strategi og bemerket noen utfordringer:

”Noen av de største utfordringene i en sårn prosess vil være datakvalitet som blir benyttet i ML.”

Hun understreket viktigheten av samarbeid i bransjen for å samle og strukturere data på en måte som er egnet for ML:

”Når det kommer til å samle og strukturere data, er det viktig med god dialog på tvers av kunder og leverandører i industrien for å prøve å standardisere hvordan dette skal gjøres.”

Videre forklarte Arntsen at skytjenester spiller en avgjørende rolle i AkvaGroups løsninger for RAS-anlegg, både for utveksling av data på tvers av digitale produkter og for tredjeparter. Selskapet benytter seg av velprøvd standardteknologi og infrastruktur fra prosessindustrien, som utstyr fra Rockwell Automation og standarder som Ethernet IP og Modbus TCP/IP.

Når det gjelder tilpasningsevnen til AkvaGroups digitale tjenester, sa Arntsen:

”Noen tjenester må skreddersys da de har en tett kobling til HW på anlegget, det er ønskelig med en standard her men det vil ikke være mulig å få til. Andre tjenester har ikke behov for å skreddersys men bare konfigureres sånn det passer kunden.”

Til slutt beskrev Arntsen hvordan systemene overvåker og tilrettelegger for vedlikehold av tekniske komponenter som pumper og motorer i RAS-anlegg:

”Systemene har kontroll på driftstid på komponenter og vil kunne varsle når de begynner å nærme seg vedlikeholdsintervaller. Denne type data skal også løftes for å håndteres i cloud tjenester.”