Sluttrapport for AutoLus-prosjektet

Prosjektet er delfinansiert av FHF AS. Prosjektnr: 901412

Prosjektperiode: 29. januar 2018 - 30. juni 2019

Prosjektkoordinator: Auxios AS

Haakon Riiser

September 2019

Sammendrag

Motivasjonen for prosjektet var å utvikle bedre løsninger for telling av lakselus og overvåkning av generell helsetilstand i oppdrettsanleggene. Dagens løsning der utvalgte laks tas opp med håv og analyseres på merdkanten er både kostbar, ineffektiv, og både stresser og skader fisken. I dette prosjektet hadde vi som mål å utvikle bedre metoder basert på høyoppløselige bilder tatt med undervannskamera. Analyse av bildene gjøres i flere stadier, og involverer både helautomatiske systemer basert på maskinlæringsmodeller som automatisk velger ut gode bilder, samt menneskelig analyse utført av spesialister på lakselus.

Prosjektet involverte flere runder filming i merder for å bygge opp et datasett med egnede bilder. I denne prosessen ble det benyttet flere typer kameraer. I parallell med filming ble det også utviklet programvare for bildeanalyse, både automatisert bildeanalyse basert på tradisjonelle algoritmer og moderne maskinlæringsmetoder, samt programvare for manuell analyse utført av lusespesialister.

Ved avslutningen av prosjektet hadde vi oppnådd en bildekvalitet som lusespesialistene mente var god nok til å erstatte fysisk telling av lus på merdkanten. Selv fastsittende lus kunne identifiseres på disse bildene. Vi vil derfor jobbe videre med å videreutvikle kamerariggen vi benyttet i prosjektet, spesielt med tanke på fjernstyring og mulighet for kontinuerlig operasjon i sjøen, slik at den blir mer praktisk å operere for oppdretter.

Innledning

Faglig bakgrunn

Prosjektet kombinerer flere fagfelt:

- Kamerateknologi og metoder for undervannsfilming.
- Automatisk videoanalyse: Vi benytter her en kombinasjon av tradisjonelle bildebehandlingsalgoritmer med moderne maskinlæringsmodeller.
- Fiskevelferd: Identifikasjon/gjenkjenning av lus.

Prosjektets omfang

Prosjektet skal utvikle bedre metoder for lusetelling og overvåkning av fiskehelse enn dagens metoder gjennom høyoppløselige bilder tatt med undervannskamera. Prosjektet omfatter ikke utvikling av ny kamerateknologi, vi baserer oss på state-of-the-art kamerateknologi som først ble tilgjengelig på markedet i 2018. Vi utvikler en kamerarigg og andre systemer som forenkler kameraoperasjonen for oppdretter, programvare som velger ut gode bilder automatisk, samt programvare for manuell analyse av de utvalgte bildene.

Prosjektorganisering

Deltakerne i prosjektet kan kategoriseres i tre grupper:

1. Oppdrettere: Bremnes Seashore AS, Troland Lakseoppdrett AS, Austevoll Melaks AS, og Langøylaks AS
2. Eksperter på lakselus og fiskehelse: Blue Planet AS

3. Teknologi-FoU (spesielt fokus på videoteknologi og programvare): Auxios AS med underleverandører på enkelte fagfelt.

Prosjektet ble koordinert av Auxios AS. Oppdretter bisto i bygging av datasett og testing av kameraer, og gav innspill til bygging av kamerarigg. Ekspertene på lakselus evaluerte datasettene, og denne informasjonen styrte prosjektets valg av kamerateknologi og bildeparametre.

Problemstilling og formål

Redegjørelse av prosjektets effektmål (betydning for næringen, nytteverdi)

Alle fiskeoppdrettere som teller fastsittende lus (ned til 1 mm) må ta fisken opp med håv og telle ved merdkanten. Det er mange ulemper ved slik manuell telling:

1. Det telles få fisk.
2. Det stresser og skader fisken.
3. Oppdretter betaler dyrt for tellingen.
4. Det medfører enorme kostnader dersom avlusning blir nødvendig på grunn av dårlige data fra lusetellingen.

Et produkt som gjør det mulig å telle lus uten å fysisk observere fisken er utvilsomt en signifikant forbedring fra hva vi har i dag. I tillegg til reduserte kostnader som følge av spart tid til telling, vil bedre data på lusesituasjonen gjøre at en reduserer lusespredning og kan redusere sikkerhetsmarginer i sykdomskontroll. Det vil kunne øke produksjon. Produktet gir også tryggere arbeidsforhold for oppdretter og luseteller, siden det ikke lenger er nødvendig å ta opp fisk på merdkanten for telling.

Redegjørelse av prosjektets resultatmål

Prosjektet hadde to arbeidspakker, som hver hadde et klart definert resultatmål:

1. Utvikle et kamerasystem som oppdretter selv kan operere for å få høykvalitets bilder av fisk i oppdrettsanlegget.
    - I dette punktet skulle det leveres kamerarigg, en ferdig konfigurert pakkeløsning basert på moderne kamerateknologi best egnet for undervannsfilming i oppdrettsanlegg, og programvare og instruksjoner for enkel operasjon av kameraet.
2. Utvikle programvare basert på maskinlæringsmodeller for å muliggjøre effektiv telling av lakselus på store sett med bilder produsert av kamerasystemet i resultatmål 1.
    - Et system for telling av lus som sømløst kombinerer tradisjonelle bildebehandlingsalgoritmer, maskinlæringsmodeller, og menneskelig analyse.

Prosjektgjennomføring

Beskrivelse av metodikk (og evt. hvorfor denne tilnærmingen er valgt)

Prosjektet kombinerer to metoder, med en hovedmetode for hver av de to arbeidspakkene.

Vi begynte med å arbeide systematisk med kamerateknologi og kamerainnstillinger for å bedre bildekvaliteten, hvor mål på bildekvaliteten ble vurdert ut fra hvor sikkert en kunne telle fastsittende lus. I dette arbeidet hadde vi en profesjonell fotograf, som samarbeidet med profesjonelle lusetellere. Vi arbeidet iterativt, i den forstand at vi i flere omganger testet ulike kamera og kamerainnstillinger for å vurdere om bildekvaliteten ble god nok.

I den andre arbeidspakken ble det utviklet algoritmer for bildeanalyse basert på tradisjonelle algoritmer samt maskinlæringsmodeller basert på "supervised deep learning". Dette er den beste kjente løsningen for bildeklassifisering, og er godt egnet til å løse problemer der man ikke har en klar struktur på problemet som skal løses. Teknologien stiller høye krav til maskinvare under trening, men lav under bruk. Dette gjør det mulig å benytte maskinlæringsfilteret nær oppdretter. Treningen av neuralnettet kan gjøres i et sentralt punkt med stor maskinkraft, f.eks. en skytjeneste som Amazon Web Services. Det ferdige trente nettet kan benyttes på vanlige PC-er hos oppdretter for å filtrere ut bildene som sendes til lusetelling.

Gjennomføring av prosjektet

Som nevnt over var prosjektet organisert i to arbeidspakker:

Arbeidspakke 1: Lage kameraløsning for å bygge datasett med høyoppløselige bilder

Grunnlaget for at både mennesker og maskiner skal kunne registrere lus i ulike stadier er gode bilder, og denne arbeidspakken danner grunnlaget for dette. Å få gode bilder har to komponenter. For det første må det originale bildematerialet være så godt som mulig, som både inkluderer både valg av kamerateknologi og konfigurasjon og posisjonering av kameraet. For det andre er det nødvendig å velge ut de beste bildene, og å isolere enkeltfisk i disse bildene. I denne arbeidspakken løses den første delen i to oppgaver, som hver består av tre underpunkter:

- Oppgave 1.1: Bygge kamerarigg: i) Sette sammen en pakkeløsning av kamerateknologi egnet til formålet. ii) Bygge en kamerarigg som lett kan opereres av personer uten kompetanse på kameraer. iii) Designe og utvikle arkitektur for sømløs integrasjon mellom kamera og system for bildeanalyse.
- Oppgave 1.2: Kamera og lysoppsett: i) Finne optimalt kameraoppsett for telling av lus. ii) Finne optimalt lysoppsett for telling av lus. iii) Finne oppsett av kamera og kunstig lys med lite naturlig lys.

Et stort usikkerhetsmomentet i prosjektet var hvorvidt det - med dagens kamerateknologi - ville være mulig å få gode nok bilder til å identifisere lus helt ned til det fastsittende stadiet (de minste lusene som skal telles) i en merd der lysforholdene kan være dårlige og vannkvaliteten lav.

Vi startet med å filme i merd med enklest mulig kameraløsning, GoPro Hero 6 montert på teleskopstenger langs merdkanten. Vi hadde flere timer med opptak, men lusetelleteamet konkluderte at bildene fra dette kameraet ikke hadde et detaljnivå som muliggjorde telling av fastsittende lus.

Vi besluttet derfor å gå direkte fra enkle og rimelige forbrukerprodukter som GoPro til å leie inn en undervannsfotograf. Vi lot ham filme i oppdrettsanlegg med det beste han hadde av eget utstyr (dette er kamerateknologi som brukes i TV- og filmproduksjon). Samtidig gjorde vi også eksperimenter med filming av laks i kar, der vi kunne teste ut forskjellige

fokus/bildeinnstillinger og lyskilder under mer kontrollerte forhold. Bl.a. testet vi for bioluminescens med ultrafiolett lys.

Bildene som ble tatt av den profesjonelle undervannsfotografen i merd under vanlig dagslys med det beste utstyret på markedet ble såpass godt at lusetelleteamet mente det var bedre enn å telle fysisk merdkanten. Dessverre hadde kameraet også noen ulemper for vår applikasjon, bl.a. en veldig høy pris og et proprietært bildeformat som var ekstremt ressurskrevende å dekode i høy kvalitet.

Vi valgte derfor å gjøre nye tester med et annet semi-profesjonelt kamera som ble lansert ved slutten av 2018, som skulle ha mange av de samme egenskapene som er viktige i vår applikasjon. Det nye semi-profesjonelle kameraet ble først testet av den samme undervannsfotografen, med håndholdt undervannshus, på samme måte som han filmet med eget utstyr. Disse bildene ble også evaluert av luseteller, og vurdert til å være gode nok til å telle fastsittende lus. Vi lagde deretter en enkel kamerarigg som oppdretter kunne bruke til å filme i egen merd, uten assistanse.

Arbeidspakke 2: Bildeanalyse basert på maskinlæring, bildebehandling og manuell analyse

I denne arbeidspakken ønsker vi å utvikle et system for telling av lakselus i tre livsstadier. Vi gjenbruker kategoriene fra «Forskrift om bekjempelse av lakselus i akvakulturanlegg (Nærings- og fiskeridepartementet; 2012): Voksen hunnlus, bevegelige stadier og fastsittende stadier. For å oppnå dette kombinerer vi automatisert bildeanalyse med manuell analyse, fordelt på hver sin arbeidsoppgaver beskrevet under:

- Oppgave 2.1: Utvikle automatisk utvalg av bilder for manuell analyse. Datamengdene som produseres er langt større enn det er mulig for et menneske å prosessere. Vi utviklet derfor systemer for å velge ut gode bilder (dvs. skarpe bilder der én enkelt fisk vises i sin helhet og i riktig avstand fra linsen).
- Oppgave 2.2: Utvikle programvare for effektiv manuell lusetelling. Her inngår også komprimeringsalgoritmer som muliggjør datautveksling over Internett mellom den automatiserte bildeutvelgeren som befinner seg nær oppdretter og det manuelle telleprogrammet som kjører på lusetellers arbeidsstasjon (typisk ikke hos oppdretter).

I løpet av én time med opptak vil selv et enkelt kamera produsere over 40.000 bilder, så det er åpenbart ikke praktisk mulig for mennesker å analysere slike datamengder direkte. I parallell med aktiviteten på kamera, kamerarigg og bygging av datasett, har vi derfor utviklet programvare for automatisk utvalg av gode bilder for lusetelling. Dette programmet har to uavhengige filtre: skarphetsanalyse basert på tradisjonelle bildebehandlingsalgoritmer og bildekategorisering basert på maskinlæringsmodell.

Skarphetsanalysen prøver å velge ut bildene der fisken er i fokus, dvs. bilder der den er i riktig avstand fra linsen og ikke ute av fokus pga. raske bevegelser. Dette stadiet forkaster alene over 97% av bildene. Maskinlæringsfilteret forkaster alle bildene som ikke viser en hel fisk. Dette filteret må trenes med et stort datasett for å nå full effektivitet, men vil bli progressivt bedre når systemet tas i bruk, da vi også har utviklet et system for lusetelling som automatisk sender treningsdata tilbake til maskinglæringsmodellen. Hvis luseteller mottar et bilde som ikke er egnet til lusetelling, så er det enkelt å forkaste bildet i telleprogrammet, og gi en årsak til at det forkastes. Dette går direkte inn som treningsdata i maskinlæringsmodellen for å filtrere bort slike bilder neste gang.

Oppnådde resultater, diskusjon og konklusjon

Detaljert oversikt over oppnådde resultater og vurdering av funnene

Bildekvalitet:

- GoPro Hero 6 hadde ikke tilstrekkelig lysfølsomhet til å kunne brukes i prosjektet. Bildene hadde ikke et detaljnivå som svarte til oppløsningen (4K). For illustrasjon viser vi her et bilde av ryggfinnen, som illustrerer detaljnivået vi klarte å oppnå med GoPro:

- Det profesjonelle kameraet brukt i TV- og filmindustrien hadde svært god lysfølsomhet og oppløsning, og bildene gjorde det lett å telle lus i alle stadier. Som illustrasjon, og til sammenligning med de andre kameraene, har vi også her valgt et skarpt bilde av en ryggfinne:

Ulempen var at kameraet og alt tilbehør er meget dyrt, da det er designet for TV- og filmindustrien. Det benyttet også et videoformat som ikke var egnet for vår applikasjon, da det viste seg å være ekstremt ressurskrevende (flere størrelsesordener tregere enn

sanntid) å dekode i full kvalitet, dvs. med den beste debayer-algoritmen. Det er svært uheldig å ha en slik flaskehals helt i starten av bildeanalyse-pipeline'en.

- Bilder tatt med det semi-profesjonelle kameraet var ikke fullt så gode som bildene fra det profesjonelle kameraet, men gode nok til at luseteller kunne identifisere fastsittende lus. Igjen har vi her et bilde av en ryggfinne for å sammenligne skarphet med de to andre kameraene:

  Kameraet har stort potensiale i vår applikasjon, og benytter et nyutviklet videoformat der mye post-processing er gjort i hardware, noe som eliminerer behovet for et ressurskrevende debayer-filter. Kameraet er, som det profesjonelle kameraet, designet for manuell bruk, så vi trenger firmware-modifikasjoner til kameraet for bedre støtte for fjernstyring.

- Ingen bioluminescens ble observert under ultrafiolett lys. De beste resultatene fikk vi i vanlig dagslys med lett skydekke (jevn belysning av fisken, ingen kraftige refleksjoner).

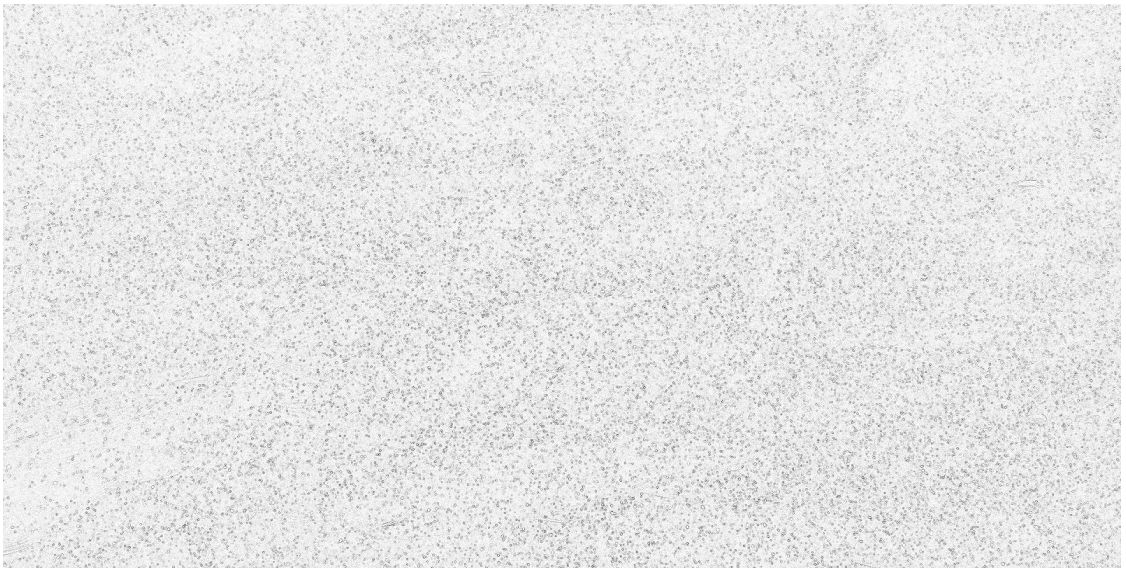
Bildeanalyse:

- Skarphetsanalysen bør kombineres med maskinlæringsmodellen, slik at vi kan måle skarphet kun på et subsett av bildet der fisken i fokus befinner seg. Per i dag kan skarphetsanalysen "lures" av partikler i vannet, spesielt under foring. For å illustrere problemet vil vi her vise hvordan skarphetsalgoritmen uthever en fisk som er i fokus sammenlignet med fisk i bakgrunnen som ikke er i fokus. I følgende bilde er kun den fremste laksen i fokus:

Skarphetsanalysen uthever laksen i fokus, mens fiskene i bakgrunnen, som er ute av fokus, nærmest forsvinner:

Dette bildet vil korrekt identifiseres som et godt bilde pga. skarphetsanalysen. Her var dog vannet veldig rent, og for å vise et eksempel der partikler gir oss falske positiver, vil vi her vise et bilde som ble tatt under foring:

Dette er åpenbart ikke et godt bilde, men skarphetsanalysen oppgir ekstremt høy detaljnivå, pga. at foret er i fokus. Fisken forsvinner fullstendig i skarphetsanalysen:



Denne typen falske positiver kan løses ved å kombinere maskinlæringen med tradisjonell skarphetanalyse, slik at filteret vet hvilke objekter i bildet vi faktisk bryr oss om.

- Komprimering av bildene var en stor utfordring, både ytelsesmessig og i forhold til datamengdene. En ny algoritme kalt FLIF (Sneyers, Wuille; 2016) viste seg å være ekstremt effektiv på bildene i vårt datasett, faktisk langt større forsprang over konkurrerende algoritmer enn det som ble estimert av de som utviklet algoritmen. Algoritmen var svært ressurskrevende, både i koding og dekoding, så dette introduserte nye utfordringer i vår softwareløsning.
- En maskinlæringsmodell basert på dyplæring trenger rundt 5000 bilder i hver kategori for å nå akseptabel ytelse (Courville, Goodfellow, Bengio; 2015). Bare etter siste runde filming utført av oppdretter over åtte dager har vi langt flere bilder enn dette.

Bildeklassifiseringen er en standard anvendelse av maskinlæring, men vi har funnet metoder for å kombinere den med skarphetsanalyse. Det sentrale er maskinlæringsmodell basert på R-CNN ("rich convolutional neural network") i stedet for vanlig CNN. Forskjellen er at R-CNN også sier noe om objekters lokasjon i bildet, ikke bare klassifisering av bilder som en helhet (Girshick, Donahue, Darrell, Malik; 2014). Dette betyr at vi kan gjøre skarphetsanalyse på utvalgte objekter, som gir en langt bedre pekepinn på bildekvaliteten enn å måle skarphet i hele bildet.

Vurdering/drøfting av mulighetene for videre anvendelse av resultater fra prosjektet (implementering)

Lusetelleteamet mener bildene vi har klart å ta gir bedre grunnlag for telling av lus enn telling på merdkanten, som er dagens løsning. Vi har demonstrert at oppdretter selv er i stand til å ta gode bilder med en enkel kamerarigg og en kort innføring i bruk av kameraet. Det gjenstår dog en del arbeid på å gjøre kamerabruken mer brukervennlig. Hovedproblemet i dag er at kameraet ikke er designet for å fjernstyres. Dvs. at bruker ikke kan få feedback fra kameraet etter det senkes ned i vannet, og det er nødvendig å ta opp kameraet etter noen timers operasjon for bytte av batterier og harddisk. Før dette blir et produkt som vil appellere til en bredere gruppe oppdrettere er det nødvendig å tilpasse kameraet slik at vi har ekstern strømtilførsel, streaming av ukomprimert video over optisk fiberkabel, samt muligheter til å sende kommandoer til kameraet for å starte/stoppe opptak, evt. endre kamerainnstillinger. Vi er i dialog med produsenten av kameraet for å gjøre slike tilpasninger for vårt produkt.

Hovedfunn

- Særdeles store krav til kameraet dersom bildene skal bli gode nok til å kunne telle fastsittende lus. Utfordrende lysforhold og uskarphet pga. bevegelse gjør at vi må ha kort lukkertid, men lav lukkertid betyr også mindre lys. Kravet til kamerasensorens lysfølsomhet blir derfor eksepsjonelt høy.
- Tapsløs bildekomprimering en nødvendighet for å beholde de små detaljene, noe som gjorde det vanskelig å få håndterbare datamengder. Luseteller befinner seg ikke hos oppdretter, og bildene som tas hos oppdretter må sendes over nettet. Bare fra en enkelt merd kan det produseres flere hundre gigabyte med bilder i løpet av en dag. Det var nødvendig å bruke ukonvensjonelle metoder for å komprimere disse dataene.
- Store variasjoner i partikkelnivåer i merden fra en dag til en annen forstyrrer algoritmene for bildeutvalg, og kan gi falske positiver i lusetelling. Bør kombineres med maskinlæringsmodellen slik at skarphet måles på utvalgte deler av bildet, der det faktisk betyr noe at bilder er i fokus (ikke på bildet som helhet).

Leveranser

1. **Prosjektstart.**
    - Prosjektet ble startet 29. januar 2018
2. **Oppstartsmøte i prosjekt- og styringsgruppen.**
    - Utført 15. mars 2018
3. **Møtereferat og prosjektplan.**
    - Utført 28. mars 2018
4. **Statusrapport og fremdriftsplan.**
    - Utført 10. juni 2018
5. **Statusrapport**.
    - Utført 30. juni 2018
6. **Statusrapport.**
    - Utført 8. august 2018
7. **Workshop for prosjekt- og styringsgruppen.**
    - Utført 7. september 2018
8. **Statusrapport.**
    - Utført 28. oktober 2018
9. **Statusrapport.**
    - Utført 22. november 2018
10. **Oppdatert fremdriftsplan.**
    - Utført 6. desember 2018
11. **Statusrapport**.
    - Utført 25. april 2019
12. **Møte med styringsgruppen og FHF.**
    - Utført 21. mai 2019
13. **Utkast til faglig sluttrapport.**
    - Utført 15. august 2019
14. **Avsluttende møte med styringsgruppen og FHF.**
    - Utført 30. august 2019
15. **Møtereferat og faglig sluttrapport.**
    - Utført 15. september 2019

Bibliografi

Sneyers, J., & Wuille, P. (2016, September). *FLIF: Free lossless image format based on MANIAC compression.* In 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) (pp. 66-70). IEEE.

Nærings- og fiskeridepartementet (2012). *Forskrift om bekjempelse av lakselus i akvakulturanlegg.* https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2012-12-05-1140

Goodfellow, I. J., Erhan, D., Carrier, P. L., Courville, A., Mirza, M., Hamner, B., ... & Zhou, Y. (2015). *Challenges in representation learning: A report on three machine learning contests.* Neural Networks, 64, 59-63.

Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation.* In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 580-587).