Ålegræs detektion fra undervandsvideoer

Detektion af ålegræs ved hjælp af dykkere er en omstændelig og ressourcekrævende proces. Den teknologiske udvikling giver mulighed for opbygning af semi-automatiserede metoder ved hjælp af usuperviserede machine learning algoritmer, som kan detektere ålegræs tilstedeværelse på et niveau der matcher brugen af dykkere. Metoden rummer perspektiver til f.eks. fastlæggelse af dybdegrænser.

Anders Stockmarr &
Sayantan Sengupta

Ålegræs (*Zostera Maritima*) er en havplante med slanke, linjeformede blade. Udbredelsen af Ålegræs benyttes i Danmark som indikator for havets økologiske tilstand /3/, og kortlægning af udbredelsen er derfor vigtig. Den traditionelle metode er ved brug af dykkere, hvor et videokamera trækkes over bunden. Den resulterende video bliver herefter evalueret af dykkeren, som fastlægger dækningsgraden af ålegræs. Det er en omstændelig proces, som dels rummer mulighed for fejl, og dels giver en subjektiv evaluering af videobillederne, hvor også lys- og strømforhold kan spille ind. Den nyeste teknologiske udvikling giver muligheder for at modernisere processen, f.eks. ved brug af målemetoder såsom droner, satellitbilleder og ekkolod. En anden mulighed er at udvikle evalueringen af videobillederne.

Denne artikel omhandler udviklingen af en semi-automatiseret metode til at opgøre tilstedeværelsen af ålegræs, hvor videobillederne omsættes til et index, som efterfølgende benyttes til at afgøre om ålegræs er til stede på et givet billede. Med semi- menes, at den automatiske metode har behov for en kalibrering, efter hvilken index udregningerne er automatiske. Metoden er beskrevet i /6/. Fordelene vil være en mere objektiv klassifikation af havbunden, med brug af langt færre ressourcer.

Figur 1. Ålegræs video og linjedetektion.

Afkodning af ålegræs

Der findes billedgenkendelsesteknikker som opdeler et billede i dele med bundplanter så som ålegræs og dele uden bundplanter f.eks. /1, 2/. Disse teknikker har som helhed dog nogle problemer, hvad angår anvendelsen på videoer af ålegræs. Dels er de beregnet på billeder taget oppefra og ned mod havbunden, hvor ålegræsvideoer typisk er vinklet ned mod bunden og reflekterer at kameraet trækkes fremad parallelt med havbunden. Derudover er de begrænset af, at der er meget få offentliggjorte klassificerede billeder til træning af algoritmer, ligesom teknikkerne er beregnet til generel bevoksning, og ikke udnytter den specifikke form som ålegræs har. Formen af ålegræs med lange linjeformede blade gør, at man i stedet for algoritmer til klassificering af områder kan arbejde med algoritmer til genkendelse af linjer. Denne metode eliminerer meget af problemet med vinklen til bunden, ligesom anden bundvegetation, som ikke har en linjeform, ikke vil indgå som forstyrrende element. Linjedetektion er en velbeskrevet metode i billedanalyse /7/, og anvendes en del inden for landbrug.

Linjedetektion i ålegræsvideoer

På Figur 1 ses to billeder hhv. originalbilledet (tv), og de detekterede linjer (th). Bemærk at teksten på billedet der angiver position og tidspunkt mm. ikke bidrager til de detekterede linjer. Fra billedet (Fig. 1 th) udtrækker vores algoritme to størrelser; *antallet af linjer, og den totale linjelængde*.

Algoritmen for linjedetektion hviler på den forudsætning, at den eneste bundvegetation med linjeform er ålegræs. Dette er verificeret af lokale eksperter. Der er imidlertid andre ting der kan forårsage linjedannelse, herunder sten mm. på havbunden, artefakter i kameraets synsfelt samt brud på vandoverfladen (Fig. 2). Lysforskellen (Fig. 2) har derimod ingen indflydelse, da billederne konverteres til sort-hvid format (gråtoner) inden billedanalysen.

For at håndtere irregulariteter, som kun forekommer i korte tidsrum, benytter vi en teknik hvor de omkringliggende lokaliteter

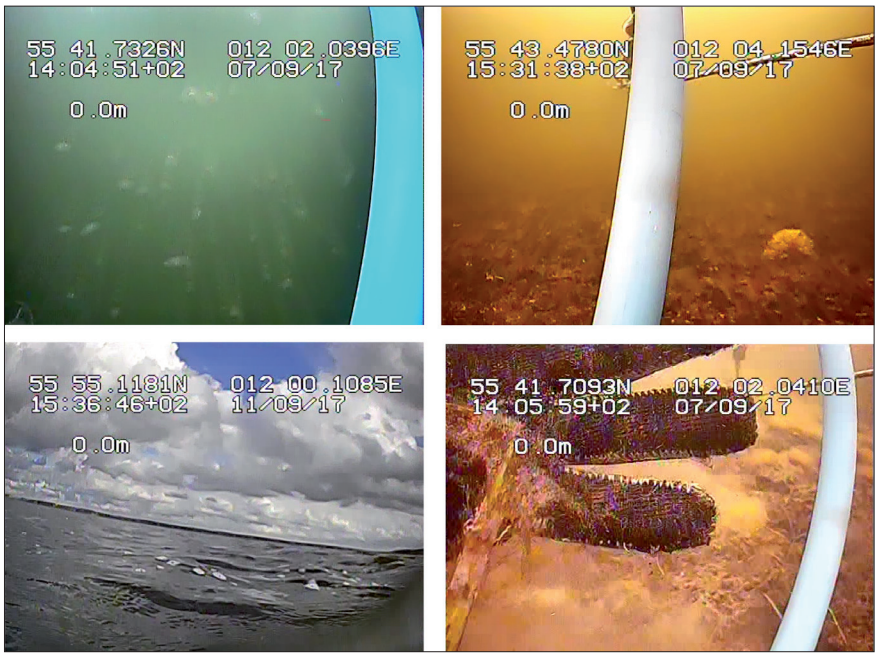
inddrages til at estimere værdien af antallet af linjer og den totale linjelængde i et bestemt videobillede. Vi 'glatter' værdierne ud i en omegn af lokaliteten for billedet, via det såkaldte Savitsky-Golai filter /5/. Dermed benyttes videoformen aktivt, når vi skal evaluere tilstedeværelsen af ålegræs.

Data

De data som har dannet baggrund for vores analyse, kommer fra Roskilde Fjord, udfra målinger foretaget i 2017 under NOVANA projektet /4/. Her blev 14 transekter gennemsejlet af en båd med et undervandskamera og en dykker. Lokaliteterne er afbildet i Figur 3. Videobilledernes format er beskrevet i Tabel 1.

Dataanalyse

Figur 4 viser den ene af to udtrukne størrelser, antallet af linjer i hhv. rå form som funktion af antallet af billeder i videoen, i den udglattede udgave efter anvendelse af Savitzky-Golai filteret, og til sidst i histogram form. Som man kan se af histogrammet, er der en lang række billeder med et meget lavt antal linjer. Det svarer til de områder, hvor der ikke er nogen bundvegetation eller vegetation uden nogen linjeform. Man kan også se, at der er et meget spredt antal linjer, eftersom histogrammet er meget fladt efter den første, store gruppe til venstre i grafen. Den direkte fortolkning, hvis linjer sættes lig med ålegræs, er at der vil være meget forskellige dækningsgrader, hvilket manuel inspektion af den pågældende video bekræfter. På grafen øverst til venstre kan man se, at den sidste del af transektet primært omhandler lave værdier af antallet af linjer, men med lejlighedsvise høje værdier, som inspektionen viste skyldes artefakter. I den udglattede version til højre er disse artefakter stort set uden indflydelse, og man kan tydeligt se, at videoen bevæger sig fra et område hvor det estimerede antal linjer aftager kontinuerligt til et område uden ålegræs. Der er dog en stor variation i det rå antal linjer, og udglatningsteknikken er derfor nødvendig. Den stiplede gule linje indikerer en tærskelværdi, over hvilken vi vil sige, at her betragter vi antallet af linjer, som evidens for, at der faktisk er ålegræs til stede. Er antallet af linjer under denne tærskelværdi, vil det blive betragtet som fravær af ålegræs. For de data vi her har analyseret, er denne værdi sat til 260 linjer ud fra visuel inspektion. Dette repræsenterer den manuelle evaluering, der er nødvendig for at automatisere resten af analysen. I den valgte analyseform er fastsættelse af tærskelværdien en nødvendighed, da vi benytter modellen som en såkaldt usuperviseret machine learning teknik, hvor det ikke er muligt at træne modellen på en objektiv sandhed.



Figur 2. Årsager til støj i linjegenkendelsen.

Index kombination

De to udtrukne index for antal linjer og den totale linjelængde giver ikke samme beskrivelse af resultaterne. Ved manuel inspektion af videoerne ses, at antallet af linjer er en smule mere pålideligt end den totale linjelængde, og dette vil derfor blive betragtet som det primære index. De to index har dog hver deres egne fordele, som gør at man ikke universelt kan foretrække det ene frem for det andet. Den totale linjelængde fungerer bedst som index i zoner med ålegræs, men er omvendt sensitiv overfor støj i målingerne. Støj betyder mindre for antallet af linjer som index (Fig 4), men antallet af linjer ser ud til generelt at underestimere ålegræs. Det vil derfor være optimalt at kunne kombinere de to index. Lad os kalde antallet af linjer for I_1, index 1, og den totale linjelængde for I_2, index 2. Vi vil så gerne finde konstanter på formen

$$I = c_1 I_1 + c_2 I_2 \qquad (1)$$

Hvor I_1 og I_2 er tal, således at det resulterende index I udnytter informationen bedst muligt. Det er imidlertid ikke oplagt hvordan man gør dette, da vi som nævnt ikke har nogen mulighed for at sammenligne resultater med en objektiv sandhed. For at håndtere dette, udnytter vi tærskelværdien på 260 for I_1 til at konstruere en tilsvarende tærskelværdi for I_2. Denne tærskelværdi konstrueres, som den tærskel hvor I_2 klassificerer mest på samme måde som I_1 med tærskelværdien 260. Den tærskelværdi som passer bedst, er en total linjelængde på 6300. Herefter standardiseres de to index med deres tærskelværdier, og vi tager en linearkombination af de to standardiserede index på formen

$$I_\lambda = \lambda I_1 / 260 + (1 - \lambda) I_2 / 6300 \qquad (2)$$

således at λ indikerer den relative vigtighed af de to index. Tærskelværdien for indexet I_λ vil være 1. Valget af λ foretages på følgende heuristiske måde. Vi forestiller os andelen af korrekte klassifikationer som en funktion af λ, hvor hverken Index I_1, svarende til $\lambda = 1$, eller index I_2, svarende til $\lambda = 0$, er optimale. Optimal er derimod en værdi mellem 0 og 1, og ved den optimale værdi vil kurven for andelen af korrekte klassifikationer have et toppunkt, og altså have en horisontal tangent (kurven vil være 'flad' i dette punkt). Værdien vil således ikke ændre sig så meget, når man lader λ nærme sig dette punkt, så der vil ikke være mange billeder der ændrer klassifikation. Vi vil derfor lede efter værdier for λ, hvor klassifikationerne ikke ændrer sig synderligt hvis man ændrer λ-værdien lidt, og en approksimation til denne optimale værdi med to decimaler, baseret på de af i alt 18.727 videobilleder, der klassificeres forskelligt for forskellige λ-værdier er $\lambda = 0.62$. Den relative vigtighed

Tabel 1. Billedspecifikationer for videobilleder.

Video format	mpg
Billedhøjde i pixels	576
Billedbredde i pixels	720
Video billeder pr. sekund	25

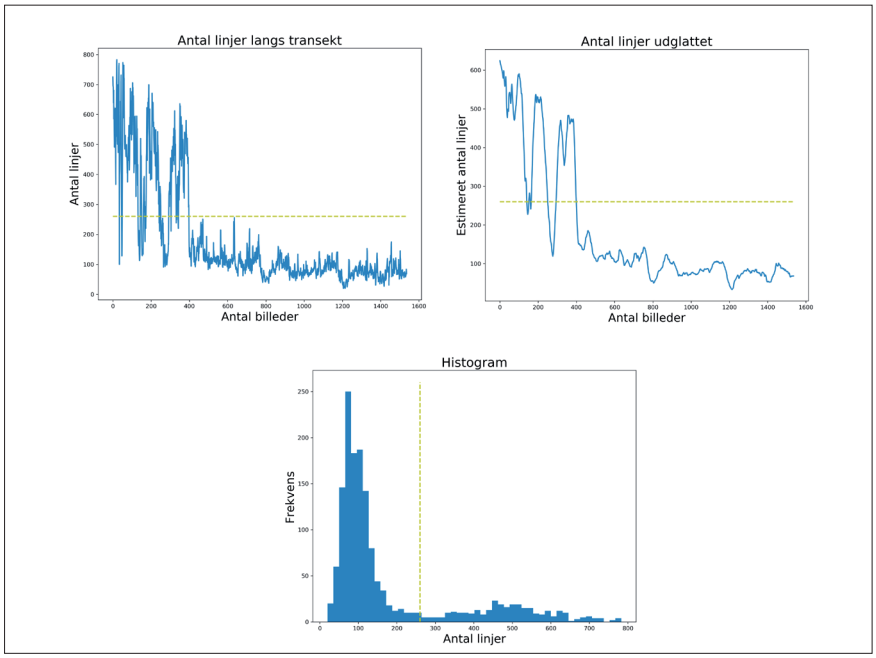
Figur 3. Lokationen for data transekter.

af antallet af linjer I_1 estimeres således til 2 gange den af den totale linjelængde I_2, antallet af linjer betyder således mest. For flere detaljer om valget af λ henvises til /6/. En efterfølgende sammenligning med I_1 og I_2 gennem visuel inspektion af videobilleder som klassificeres forskelligt, viser at I_λ er langt bedre end begge de to originale index. De tre tærskelværdier er afbildet i Figur 5 sammen med de 18.727 kombinationer af antal linjer og total linjelængde. Figuren viser det logiske i at benytte λ =0.62, idet linjen der markerer grænsen mellem estimeret tilstedeværelse og ikke-tilstedeværelse er vinkelret på korrelationslinjen mellem de to index.

Resultater og diskussion

Dykkerens vurdering har form af en dækningsgrad fra 0-100% over et interval på det relevante transekt. For at sammenligne ud fra klassifikation med I_λ indexet, beregnes for hvert af disse områder en frekvens af tilstedeværelser, ved at tage forholdet mellem antallet af billeder i intervallet med en værdi af I_λ ≥1 (det antal billeder hvor indexet indikerer tilstedeværelse af ålegræs), og så samtlige billeder i intervallet, som estimat for dækningsgraden. Resultatet af dette er, at der er en høj grad af overensstemmelse mellem dykkerens vurdering og estimeret dækningsgrad ud fra I_λ indexet. I Tabel 2 er angivet et udsnit af intervaller hvor dækningsgrad fra dykker og I_λ indexet sammenlignes.

I interval 1-8 i Tabel 2 er der god overensstemmelse mellem dækningsgraderne, hvilket modsvarer det overordnede billede. Interval 9-12 i Tabel 2 er imidlertid fire intervaller hvor der er dårlig overensstemmelse mellem dækningsgraderne. Disse intervaller blev inspiceret manuelt og efterfølgende diskuteret med dykkeren. Det blev konkluderet at for Interval 11-12 var der tale om fejlregistreringer fra dykkeren. Dette skal ses i sammenhæng med et meget stort antal timer som benyttes til registrering af dækningsgrad. Dette lider algoritmerne ikke under. Dette er en oplagt styrke ved den semi-automatiserede metode. For interval 9-10 var der ikke samme konklusion, idet der her kunne være tale om dels at dykkeren har benyttet et kig til siden ved vurderingen, og dels at der på det ene af de to billeder er tale om at anden bundvegetation kan have dækket over ålegræsset, således at linjerne ikke blev detekteret af algoritmen. Dette illustrerer to svagheder ved den semi-automatiserede metode. Udsynet er begrænset til kameraets, hvor dykkeren har andre muligheder, ligesom der ikke er muligheder for at håndtere situationer, som der ikke er taget højde for i algoritmerne. En mulig måde at håndtere problemet med udsynet på kunne være at benytte kameraer med bredvinkler, men det rejser et andet problem omkring hvorvidt linjer i midten af billedet i så fald skal vægtes lige så højt som i siden af billedet. Dette er dog et problem, der formentlig kan håndteres.



Figur 4. Antallet af linjer for et transekt i histogram, temporær og udglattet form.

Anvendelse

Et problem med sammenligningen mellem dækningsgrader fra dykker og I_λ index er, at estimatet af dækningsgrad ud fra I_λ index er baseret på frekvenser af ålegræs tilstedeværelse. Det ville her være oplagt at benytte I_λ indexet, til at konstrueret et direkte mål for dækningsgrad. Imidlertid viser histogrammet (Fig. 4), at der er niveau af I_λ værdier også for billeder uden ålegræs, ligesom det faktum at I_λ indexet er ubegrænset gør, at der ikke er en oplagt kandidat til en normalisering. Baseret på empiriske argumenter konstrueres følgende modifikation af I_λ:

$$I'_\lambda = (I_\lambda - q_5) / (q_{99} - q_5) \qquad (3)$$

Hvor q_{99}, q_5 er 99%, respektiv 5% percentilen blandt I_λ værdierne, altså de tal hvor hhv. 99% og 5% af I_λ værdierne er mindre i værdi. Værdier af I'_λ over 1 nedreguleres efterfølgende til 1. Fratrækkelse af q_5 skal håndtere linjer fra sten mm. og anden bundvegetation end ålegræs, mens $q_{99} - q_5$ repræsenterer en normalisering. De øverste 1% af I_λ betragtes som muligt kontaminerede og uegnede til normalisering. Det resulterende index I'_λ er dermed et index mellem 0 og 1, og en naturlig proxy for dækningsgrad. I Figur 6 optegnet mod den registrerede dybde. Det gør det

oplag at benytte I'_λ til fastlæggelse af en dybdegrænse, som i /3/ er fastsat til den mindste dybde hvor dækningsgraden i denne og større dybder er højst 10%. Denne dybdegrænse er indtegnet i Figur 6. Imidlertid er de data som analysen baserer sig på ikke generelt velegnede til fastlæggelse af dybdegrænser, da hovedparten af de 14 transekter ikke når ud på dybder, hvor der ikke gror ålegræs i et omfang over 10%.

Perspektiv

En pt. uundgåelig ting ved metoden er fastsættelse af en tærskelværdi for tilstedeværelse af ålegræs. Ved undersøgelser af videoer fra andre lokaliteter i Danmark end Roskilde Fjord har denne tærskelværdi vist sig ikke at være universel, men en størrelse der reelt varierer mellem lokaliteter. Denne kan estimeres ud fra størrelser som dem afbildet i Figur 4, hvilket vil muliggøre anvendelse på videoer fra andre lokaliteter end Roskilde Fjord. Software som udregner og grafisk afbilder disse figurer er til rådighed ved henvendelse til forfatterne.

Konklusion

Artiklen beskriver en metode til semi-automatiseret bestemmelse af tilstedeværelse af ålegræs. Metoden har potentiale til at håndtere bestemmelse af ålegræs med langt færre ressourcer end hvad der er standard i Danmark i dag. Samtidig har metoden en sikkerhed der modsvarer bestemmelser fra dykkere. Metoden kan fortsat raffineres, og har også anvendelsespotentiale

Tabel 2. Sammenligning af dækningsgrad for dykker og I_λ index: Position start og slut af interval, og dækningsgrader.

Interval	Længdegrad (start)	Breddegrad (start)	Længdegrad (slut)	Breddegrad (slut)	Dækningsgrad (%) Dykker	Dækningsgrad (%) I_λ
1	55,42649	12,06088	55,42656	12,06060	0	0
2	55,42654	12,06006	55,42650	12,05985	50	52,38
3	55,42649	12,05979	55,42645	12,05968	90	75
4	55,42615	12,05932	55,42599	12,05916	0	0
5	55,41713	12,02014	55,41729	12,01991	0	0
6	55,42453	12,00592	55,42458	12,00598	95	97,82
7	55,42440	12,00575	55,42445	12,00581	80	100
8	55,42445	12,00581	55,42453	12,00592	85	93,93
9	55,4242	12,00563	55,42428	12,00571	90	55,4
10	55,42640	12,05959	55,42635	12,05954	0	98,14
11	55,42393	12,00522	55,42398	12,00528	50	0
12	55,42398	12,00528	55,42404	12,00537	70	0

Taksigelse

Udgivelsen af denne artikel er venligst støttet af projektet "DABAI – Danish Center for Big Data Analytics driven Innovation" - bevilling nr. 5153-0004B.

Anders Stockmarr (anst@dtu.dk) er lektor og Sayantan Sengupta (says@dtu.dk) er PhD-studerende, begge på DTU, Afd. for Matematik og Computer Science.

Referencer

/1/ Bonin-Font F, Burguera A, Lisani J-L. 2017: Visual discrimination and large area mapping of posidonia oceanica using a lightweight auv. IEEE Access 5, 24479–24494.

/2/ Massot-Campos M, Oliver-Codina G, Ruano-Amengual L, Miró-Juliá M. 2013: Texture analysis of seabed images: quantifying the presence of Posidonia oceanica at palma bay. In: 2013 MTS/IEEE OCEANS-Bergen. IEEE, pp. 1–6.

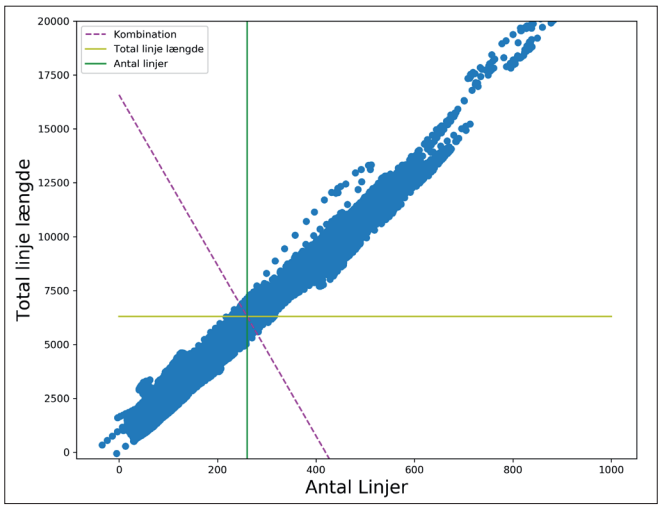
/3/ Naturstyrelsen. 2011: Ålegræsværktøjet i vandplanerne. Ministeriet for Fødevarer, Landbrug og Fiskeri.

/4/ NERI. 2013: National Monitoring and Assesment Programme for the Aquatic and Terrestrial Environments. https://www2.dmu.dk/1_viden/2_Publikationer/3_fagrapporter/rapporter/FR537.PDF (tilgået: 15/12 2020).

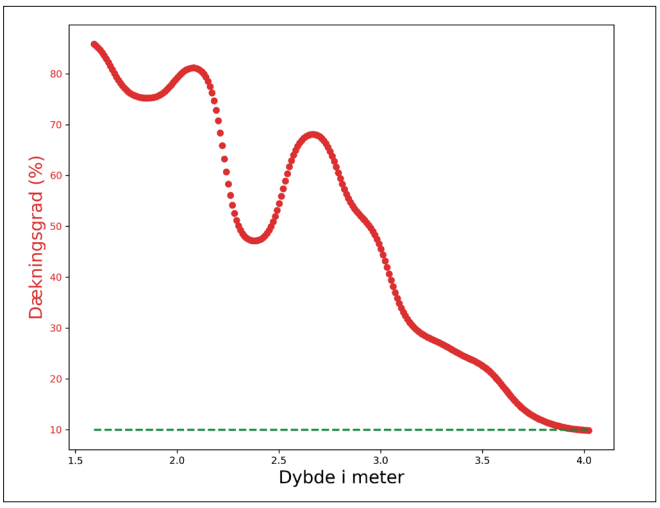
/5/ Savitzky A, Golay M.J. 1964: Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. Anal. Chem. 36 (8), 1627–1639.

/6/ Sengupta S, Ersbøll BK, Stockmarr A. 2020: SeaGrassDetect: A Novel Method for the Detection of Seagrass from Unlabelled Underwater Videos. Ecological Informatics 57

/7/ Von Gioi RG, Jakubowicz, J, Morel J-M, Randall G. 2012: LSD: A line segment detector. Image Process. On Line 2, 3, pp. 35–55.



Figur 5. Antal linjer og total linjelængde.



Figur 6. I'_λ index for et transekt tegnet op imod registreret dybde, med dybdegrænse hvor den røde kurve krydser den grønne linje.