

Prosjektrapport 2019

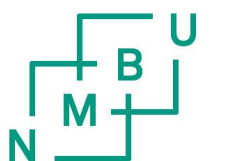
# Fjernmålingsbasert kartlegging og overvåkning av økosystemet skog

-på veg mot et nasjonalt heldekkende skogøkologisk grunnkart

Hans Ole Ørka<sup>1</sup>, Marie-Claude Jutras-Perreault<sup>1</sup>, Jānis Gailis<sup>2</sup>, Arvid Svensson<sup>1</sup>, Endre Hansen<sup>1</sup> og Terje Gobakken<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Norges miljø- og biovitenskapelige universitet (NMBU), Fakultet for miljøvitenskap og naturforvaltning (MINA)

<sup>2</sup>Science and Technology (S&T)



**s[&t**

Versjon: 3. desember 2019

## **Forord**

Denne rapporten oppsummerer resultatene fra 2019 i prosjektene “Fjernmålingsbasert kartlegging og overvåkning av økosystemet skog”. Prosjektet er finansiert av Miljødirektoratet og gjennomført av NMBU i samarbeid med NINA og S&T. NINA har bidratt i med kunnskap om naturskog, samt GIS og landskapsanalyse. S&T har vært ansvarlig for prosessering av satellittdata. Prosjektet har for 2019 arbeidet med fem opsjoner. Disse har vært knyttet til 1) videreutvikling av metodene for nasjonale dekningskart, 2) feltregistreringer, 3) midlertidige og permanente endringer i skog, 4) ekstra analyser og 5) en fagfellevurdert vitenskapelig publikasjon. Denne rapporten sammenstiller resultatene fra de fire første opsjonene.

# Innhold

<b>Forord</b>	<b>1</b>
<b>Innhold</b>	<b>2</b>
<b>Sammendrag</b>	<b>4</b>
<b>Abstract</b>	<b>6</b>
<b>Innledning</b>	<b>8</b>
<b>Del 1: Kartlegging av tilstand i økosystemet skog</b>	<b>9</b>
Innledning	9
Materiale og metode	13
Referansedata	13
Laserdata og laserdataprosessering	15
Etablering av mosaikker fra satellittdata	17
Kartlag	19
Produksjonsløype	21
Resultater	22
Mosaikker	22
Skogegenskaper	22
Naturskogestimat og sannsynlighetskart	23
Fremmede treslag estimat og sannsynlighetskart	27
Diskusjon	31
<b>Del 2: Innhenting av spesifikke referansedata (Opsjon 2)</b>	<b>33</b>
Innledning	33
Takstinstruks	33
Metoder for flateutlegging	34
Tidsforbruk og kostnader	34
Modellforbedringer naturskog og sitkagran	35
Diskusjon	36
<b>Del 3: Midlertidige og permanente endringer i skog</b>	<b>37</b>
Innledning	37
Endringsdeteksjon med LandTrendr	38
Endringsklassifisering	40
Påvirkningsindikatorer	43
Materiale og metode	43
Resultater og diskusjon	44
Sanntidsdeteksjon	45
Studieområde og referansedata	45

Google Earth Engine	46
BFAST Monitor-algoritmen	46
Resultater og diskusjon	48
Konklusjon	50
<b>Del 4: Videreutvikling av skogøkologisk grunnkart - spesifikke tema</b>	<b>50</b>
Introduksjon	50
Bruk av Sentinel-2 bilder for å identifisere naturskog	50
Data og databehandling	51
Resultater og diskusjon	51
<b>Sannsynlighet for sitkagran - metodeutvikling for bruk av fjernmålingsdata til kartlegging</b>	<b>52</b>
Data og databehandling	52
Statistisk modellering og validering	52
Resultater	53
Videre arbeid	53
<b>Litteratur</b>	<b>55</b>

## Sammendrag

Økosystemet skog har stor variasjon i struktur og livsmiljø som er viktig for mange arter. For å forvalte natur- og arts mangfoldet på en best mulig måte er derfor informasjon om dette økosystemet viktig. Den økende mengden data fra flyfoto og flybåren laserskanning gjennom nasjonale kartleggingsprogrammer og satellitter, f.eks. gjennom Landsat-programmet eller det europeiske Copernicus programmet, gir et økt potensial for å etablere informasjon om økosystemet skog på en kostnadseffektiv måte.

I prosjektet knytter vi arbeidet med kartlegging og overvåkning av økosystemet skog til det økologiske grunnkartet (Meld. St. 14 2015-2016) og bruker betegnelsen skogøkologisk grunnkart om kartlagene som produseres i prosjektet. Et økologisk grunnkart er ikke et bestemt kart, men vil på sikt bestå av en samling av kartlag som vil være relevante som en del av et skogøkologisk grunnkart. Prosjektet bruker likevel denne betegnelsen fordi det etableres sentrale kartlag for beskrivelse av tilstand og påvirkningsfaktorer i økosystemet skog.

Rapporten beskriver arbeidet med å bruke fjernmålte data for å beskrive tilstand og påvirkning på økosystemet skog. Tilgjengelige kartdata (AR5) benyttes sammen med Sentinel-2 data fra Copernicus programmet til å avgrense økosystemet skog. Videre brukes laserdata fra nasjonal høydemodell (NDH) sammen med referansedata fra LST for å etablere kartlag over volum, biomasse, karbon, trehøyde, tetthet, kronedekning og diametervariasjon. Egenskapene volum og trehøyde er godt bestemt, mens det er noe lavere nøyaktighet for de andre egenskapene.

Videre etableres sannsynlighetskart og arealestimat for naturskog og sitkagran (fremmed treslag). Estimer er etablert på fylkesnivå fra LST. Estimaten viser også utviklingen av naturskog og fremmede treslag over tid. Endringen over tid er liten for fremmede treslag og viser i hovedsak en økning i areal andel for naturskog, med unntak av når naturskog defineres som det som var hogstklasse V i LSTs 7. takst og som fremdeles er hogstklasse V. En hovedutfordring med å produsere sannsynlighetskart er en liten andel referansedata som er fremmede treslag eller naturskog. Det er derfor samlet inn ytterligere referansedata i Hordaland, Oppland og Møre og Romsdal. Innhenting av ekstra referansedata bedre modellene i alle tilfeller, men fungerte bedre for naturskog enn for sitkagran, med tanke på kostnadseffektivitet. For naturskog-definisjonene fungerte klassifiseringen best for skogkarakter som definert i LST og definisjonen for biologisk gammelskog best. Nøyaktighetene kan likevel ikke karakteriseres som mer en moderate.

Det har vært arbeidet med å etablere en endringsdeteksjon basert på tidsserier med satellittbilder fra Landsat-arkivet. Denne er videreutviklet noe og år for endring er etablert som et kartlag. Videre er arealkategori klassifisert for endringene. Mulighetene for å etablere en tilnærmet sanntidsdeteksjon av endringer er også evaluert.

Prosjektet har etablert satellittmosaikker fra Sentinel-2 og Landsat 8 for årene 2015-2018 for hele landet. Laserdata er prosessert for fylkene Østfold, Akershus, Oslo, Hedmark, Oppland,

Buskerud, Vestfold, Telemark, Agder, Hordaland, Møre og Romsdal. Det er også for disse fylkene kartlagene er etablert.

## Abstract

The forest ecosystem displays a great variation in structure and habitat which is important for many species. To manage nature and species diversity in the best possible way, information about the forest ecosystem is therefore essential. The increasing amount of available remotely sensed data from aerial photography and airborne laser scanning through national mapping programs and satellite data, e.g. through the Landsat or the European Copernicus programs, provides an increased potential for establishing information on forest ecosystems in a cost-effective way.

In this project, we link the work on mapping and monitoring the forest ecosystem to the ecological base map (Meld. St. 14 2015-2016) and use the term forest ecological base map for the map layers produced. An ecological base map is not a specific map, but will in the long term consist of a collection of map layers that will be relevant as part of a forest ecological base map. The project nevertheless uses this term because central map layers are established for the description of the condition and pressures of forest ecosystems.

The report describes the work of using remotely sensed data to describe the condition and pressures on the forest ecosystems. Available map data (AR5) is used together with Sentinel-2 data from the Copernicus program to delineate the forest ecosystem. Furthermore, airborne laser scanning data from the national laser scanning program in Norway (NDH) are used together with the reference data from the Norwegian National Forest Inventory (NFI) to establish maps of selected forest attributes i.e. volume, biomass, carbon, tree height, tree density, crown coverage, and variation in stem diameter. The volume and tree height forest attributes are well determined, while there is somewhat lower accuracy for the other attributes.

Furthermore, probability maps and area estimates for natural forests and for the presence of Sitka spruce (non-native species) are established. The estimates, also showing the evolution of natural forests and non-native species over time, have been computed at the county level from the NFI data. The change in area from the mid-90s until today is small for non-native species. Natural forest mainly show an increase in area, except when natural forests are defined as what was harvest class V in the NFI in the mid-90s and which is still harvested class V. A main challenge in producing probability maps for Sitka spruce and natural forest is the small proportion of reference data for those classes. Therefore, additional reference data has been collected in Hordaland, Oppland, and Møre og Romsdal. The collection of extra reference data improved the models in all cases, but worked better for natural forests than for Sitka spruce in terms of cost-efficiency. For the natural forest definitions, the classification worked best for the NFI and “biological old forest” definitions. However, the accuracy cannot be characterized as more than moderate for any of the models.

In addition, change detection based on time-series of satellite images from the Landsat archive has been established and developed as a map layer in the forest ecological base map. Furthermore, the IPPC area category was classified for the detected changes. The possibilities of establishing a near real-time detection of changes have also been evaluated.

The project has established satellite mosaics from Sentinel-2 and Landsat 8 for the years 2015-2018 for the entire country. Airborne laser scanning data is processed for the counties Østfold, Akershus, Oslo, Hedmark, Oppland, Buskerud, Vestfold, Telemark, Agder, Hordaland, and Møre og Romsdal. The map layers of the forest ecological base map were also established for these counties.



## Innledning

Økosystemet skog har stor variasjon i struktur og livsmiljø som er viktig for mange arter. For å forvalte natur- og arts mangfoldet på en best mulig måte er derfor informasjon om dette økosystemet viktig. Den økende mengden data fra flyfoto og flybåren laserskanning gjennom nasjonale kartleggingsprogrammer og satellitter, f.eks. gjennom Landsat-programmet eller det europeiske Copernicus programmet, gir et økt potensial for å etablere informasjon om økosystemet skog på en kostnadseffektiv måte. Fjernmåling av skog for å fremskaffe tradisjonell skoginformasjon som volum, trehøyder og treslagsfordeling har vært i bruk lenge og flere fjernmålingsteknikker benyttes (Fassnacht et al., 2016; Næsset et al., 2004; Wulder, 1998). Informasjon knyttet til å frembringe kunnskap om skogøkologisk systemets tilstand er i økende grad pekt på som en mulighet (Bradley, 2014; McRoberts et al., 2012; Pettorelli et al., 2014; Wulder et al., 2004). Fordelen med bruk av fjernmåling for kartlegging og overvåking av skog er at store områder kan dekkes mer kostnadseffektivt enn alternativet som i de fleste tilfeller vil være feltkartlegging. En ulempe kan være at nøyaktigheten på registreringer blir lavere enn ved feltregistreringer. I Norge er fagsystemet for økologisk tilstand under utvikling og det pekes på at fjernmåling bør bli benyttet mer aktivt i overvåkingen av tilstanden i norsk natur (Nybø et al., 2017). Internasjonalt har det vært pekt på en rekke indikatorer for å kartlegge skogøkologisk systemets tilstand og påvirkningsfaktorer (Maes et al., 2018, 2016). Det er derfor ønskelig å undersøke potensialet for fjernmåling av økosystemet skog for både kartlegging av tilstanden til økosystemet skog og overvåking av påvirkningsfaktorer på økosystemet. I prosjektet knytter vi arbeidet med kartlegging og overvåking av økosystemet skog til det økologiske grunnkartet (Meld. St. 14 2015-2016) og bruker betegnelsen skogøkologisk grunnkart om kartlagene som produseres i prosjektet. Et økologisk grunnkart er ikke et bestemt kart, men vil på sikt bestå av en samling av kartlag som vil være relevante som en del av et skogøkologisk grunnkart. Prosjektet bruker likevel denne betegnelsen fordi det etableres sentrale kartlag for beskrivelse av tilstand og påvirkningsfaktorer i økosystemet skog.

Hovedmålet for prosjektet er å utvikle dekningskart med arealestimat for områder som med høy sannsynlighet har bestand med naturskog eller sitkagran ved hjelp av fjernmålingsdata, og hvor det skal utvikles en produksjonsløype for ferdigstilling, uttesting og levering av en første versjon av heldekkende nasjonale kart innen utgangen av 2020. Prosjektet har fire spesifikke delmål som skal videreutvikle standardiserte og videreutvikle optimaliserte, standardiserte og automatiserte metoder for å:

- Forbedre og utvikle metoder for å identifisere naturskog, med særlig vekt på gammel naturskog.
- Forbedre og utvikle for å identifisere sitkagran, i og utenfor naturlig utbredelse til vanlig gran.
- Forbedre og utvikle metoder for raskt å kunne sette sammen bilde-mosaikker for store regioner med fjernmålte data, med vekt på LiDAR.
- Utvikle dekningskart og arealestimater nasjonalt kalibrert mot referansedata som viser naturskog og sitkagran, herunder biomasse, volum, tetthet og kronedekke i skog.
- Foreslå og teste ut overvåking av sannsynlig utbredelse av naturskog og sitkagran,

herunder integrere viktige arealendringer i analysene og kartgrunnlaget

Prosjektet er et 3-årig prosjekt og denne rapporten oppsummerer det andre året i prosjektet. Delmål for prosjektet i 2019 har vært å:

1. etablere en produksjonsløype for skogøkologisk grunnkart og levere et komplett kartgrunnlag for Østfold, Akershus, Oslo, Hedmark, Oppland, Buskerud, Vestfold, Telemark, Agder, Hordaland, samt Møre og Romsdal.
2. evaluere nytteverdien av å innhente referansedata målrettet for å øke andelen positive observasjoner av naturskog og sitkagran.
3. videreutvikle metodene for å kartlegge påvirkningsfaktorer i økosystemet skog ved hjelp av endringsdeteksjon og endringsklassifikasjon
4. spesifikt evaluere ulike forbedringer knyttet til produksjon av sannsynlighet for sitkagran og naturskog.

## **Del 1: Kartlegging av tilstand i økosystemet skog**

### **Innledning**

Høyoppløselige fjernmålte data har et stort potensiale for kartlegging og overvåkning av skog. I Norge er særlig data fra Copernicus (satellittene Sentinel 1 og 2) og flybåren laserskanning (FLS), samlet inn i forbindelse med nasjonal høydemodell, aktuelle for kartlegging av skog. Data fra FLS beskriver den tredimensjonale strukturen i skogen og er den fjernmålingsteknologien som er best egnet til å beskrive egenskaper som volum, trehøyde, tetthet, kronedekning og variasjon i skogstruktur (Hyde et al., 2006; Hyypä et al., 2000). I Norge har planleggingen i skogbruket basert seg på kartlegging med laser i over 15 år. Kartleggingen følger den såkalte arealmetoden som ble etablert i Norge på begynnelsen av 2000-tallet (Næsset, 2002). Metoden benytter seg av ett sett av data fra feltregistreringer fra prøveflater i skogen og ett sett med fjernmålte data som begge dekker det aktuelle området for kartleggingen. Ved hjelp av data fra det samme arealet i skogen lages det en (eller flere) statistiske modeller. Disse modellene har responsvariabler fra feltregistreringene og forklaringsvariabler hentet fra de fjernmålte dataene. I den arealbaserte metoden representerer variablene en verdi per arealenhet tilsvarende størrelsen på registreringsflata. Responsvariabel registrert på flata kan f.eks. være beregnet volum, mens gjennomsnittlig punkthøyde kan være forklaringsvariabel fra FLS. Modellene kan deretter benyttes med fjernmålte data for hele det aktuelle området. De fjernmålte dataene deles opp i raster med ruter som tilsvarer størrelsen på registreringsflata og det beregnes verdier for de forklaringsvariablene i modellen. Disse verdiene brukes deretter i modellen for å predikere verdier for de responsvariablene man ønsker.

Data fra FLS er svært godt egnet som grunnlag for å etablere informasjon om skogens tilstand. Variabler som volum, trehøyde, tetthet har rutinemessig blitt etablert i skogbruksplanleggingen i Norge og ellers i verden med svært god nøyaktighet (Maltamo &

Packalen, 2014; Næsset, 2014). Videre kan egenskaper som biomasse og karbon beskrives godt ved hjelp av FLS. De siste årene har flere land igangsatt nasjonale flygninger for å etablere en bedre terrengmodell ved bruk av FLS. Dette gjelder både Danmark, Finland, Sverige og Norge. Dette har også økt muligheten for å bruke slike data til skogformål og særlig over større områder (Nilsson et al., 2016; Nord-Larsen & Schumacher, 2012). Det beste alternativet til FLS er bruk av 3D bildematching (Noordermeer et al., 2019a; Rahlf et al., 2017). FLS kombinert med nøyaktig posisjonerte referansedata fra feltregistreringer fremstår som det beste alternativet til å etablere informasjon om volum, trehøyde, tetthet, biomasse og karbon selv om det er utfordringer knyttet til bruk av disse dataene (Ørka et al., 2019a, 2018b).

Kronedekning er en egenskap som kan estimeres med høy nøyaktighet med data fra FLS. En indeks basert på antall første returer over en gitt høyde relativt til det totale antal første returer brukt (Korhonen & Morsdorf, 2014). Indeksen gir ofte en systematisk feil, men det er utviklet korreksjonsfaktorer for å minimere dette. Siden feltmåling av kronedekning er svært arbeidskrevende om det skal gjøres nøyaktig anbefales det ikke å gjøre innhenting av referansedata annet enn for validering av resultatene (Korhonen & Morsdorf, 2014).

En av de første studiene som ble gjennomført i Norge for å finne områder med naturskog ble gjennomført med bruk av FLS (Sverdrup-Thygeson et al., 2016). I denne studien ble 86 - 94 % av skogbestandene klassifisert riktig. I det samme området. Videre undersøkelser av andre fjernmålingskilder i samme område indikerte at FLS ga høyere nøyaktighet enn både optiske- og radarsatellitter (Ørka et al., 2018b). Ørka et al. (2018) fant videre at optiske satellittdata var bedre egnet for å skille ut naturskog basert på definisjoner knyttet til skogdynamikk og alder, mens FLS var bedre egnet for definisjonene basert på variasjon i brysthøydediameter. Bruk av data fra radarsatellitter ga ingen god prediksjon av naturskog.

Sitkagran kunne til en viss grad skilles fra vanlig norsk gran ved bruk av Landsat-8 (L8) data eller ortofoto i en studie i Hordaland, men det var stor variasjon mellom de ulike tidspunktene for opptak (Hauglin & Ørka, 2016). Resultatene antydte at bilder fra vegetasjonssesongen juli til oktober var best egnet. Senere studier ved bruk av Sentinel-2 (S2) og Sentinel-1 data ga dårlige resultater for klassifisering av sitkagran (Ørka et al., 2018). En hovedutfordring var en liten andel av såkalt positive observasjoner i datasettet - dvs. observasjoner med sitkagran. I Del 4 i denne rapporten får vi bedre resultater med bruk av S2 enn med L8 ved bruk av mosaikkeringsalgoritmen utviklet for skogøkologisk grunnkart (SØG) (Ørka et al., 2019a).

Den viktigste kilden til referansedata i SØG er data fra Landsskogstakseringen (LST). Del 2 i denne rapporten analyserer mulighetene for å innhente ekstra referansedata for sitkagran og naturskog, og ser på hvilken effekt dette har på modellene. Videre tar SØG utgangspunkt i disse fjernmålte dataene og bruker de der de egner seg best (tabell 1).

Tabell 1. gir en oppsummering av ulike datakilder som er brukt for ulike kartlag.

Kartlag	Referansedata*	Primærkilde*	Sekundærkilde
Volum Trehøyde Tetthet Biomasse Karbon	LST	FLS	3D bildematching
Kronedekning	LST	FLS	(3D bildematching)
Naturskog	LST / SØG	FLS	L8/S2
Sitkagran	LST / SØG	S2	L8
Endring	AR5	L4-L8	S2

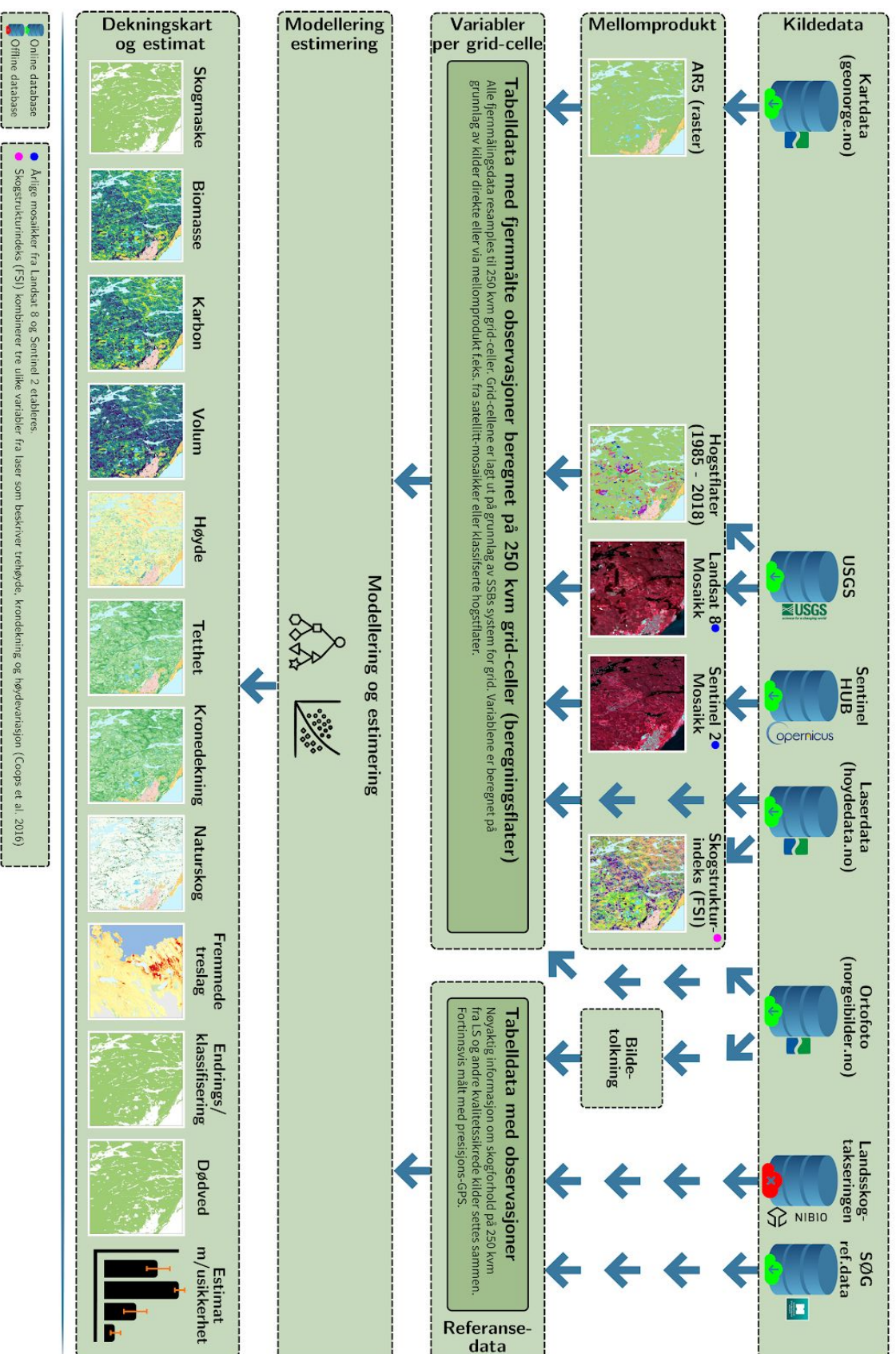
\* LST = Landsskogtakseringen, SØG = skogøkologisk grunnkart, FLY = flybåren laserskanning, S2 = Sentinel 2, L# = Landsat #.

Produksjonsløype for SØG er skissert i figur 1. Data hentes fra nasjonale databaser, med kartdata, flybilder og laserdata, samt internasjonale databaser med satellittdata. Data bearbeides og variabler beregnes for et grid med 250 m<sup>2</sup> celler, kalt grid-celler eller beregningsflater. Fra feltregistreringer etableres statistiske sammenhenger mellom feltobservert tilstand og fjernmålte data. Disse statistiske modellene brukes for å produsere dekningskart og arealestimat.

Formålet for del 1 av denne rapporten er å evaluere en første versjon av skogøkologisk grunnkart, som inkluderer kartlag for volum, trehøyde, biomasse, karbon, kronedekning, (stående død ved), samt sannsynlighetskart for naturskog og sitkagran.

# Produksjonsløype skogøkologisk grunnkart (SØG)

Hans Ole Ørka  
Version 0.2.1, desember 2019



Figur 1. Produksjonsløype for skogøkologisk grunnkart.

## Materiale og metode

### Referansedata

SØG bruker i hovedsak innsamlede data fra LST som referansedata. LST er den viktigste kilden til referansedata for økosystemet skog. Her samles informasjon om treslag, diameter, trehøyde og en rekke andre egenskaper inn systematisk over tid. McRoberts et al. (2012) peker på LSTs målinger som de mest helhetlige og omfattende data for å beskrive "naturalness". Den norske LST startet i som sagt i 1919, men det var først i 1986 at man begynte etableringen av permanente flater, d.v.s. lokaliteter med regelmessige målinger over tid. I dagens system oppsøkes flatene regelmessig hvert 5. år. I løpet av 2019 er alle de permanente flatene oppsøkt og målt fem ganger. Alle flater er innmålt med håndholdt GPS flere ganger, men bare 63 % av flatene i skog var pr. 1.1.2018 registrert med differensiell GPS (Granhus, 22-23 August 2018). Flatene lokalisert under barskoggrensen ligger i et 3 x 3 km rutenett, mens over barskoggrensen er et 3 x 9 km rutenett benyttet. I Finnmark benyttes et 9 x 9 km rutenett. LST oppsøker ca. 2500 av prøveflatene årlig.

I Norge utføres LST av NIBIO, og det er bare NIBIO som har tilgang til flatekoordinatene og kan oppsøke flatene. I f.eks. Sverige samarbeider ulike institusjoner om å gjøre registreringer på prøveflatene. Der utføres de skoglige registreringene av Sveriges lantbruksuniversitet (SLU), Umeå, mens registreringen av skogsjorden utføres av Institutionen för mark och miljö, SLU, Uppsala.

LST har et velfungerende system for datainnsamling, datalagring, kvalitetskontroll, beregning og rapportering. Siden koordinatene for flatene i Norge er hemmelige, kan kobling mot fjernanalysedata bare gjøres av NIBIO slik deres bestemmelser er i dag. Slik sammenkobling er selve nøkkelen til utnyttelse av det potensialet som ligger i rimelige/gratis og stadig mer avanserte fjernmålingsdata.

I perioden 2012 til 2016 ble LST i Norge utvidet i verneområder. Her ble et rutenett på 1.5 x 1.5 km benyttet. Resultatene fra den første målingen av disse flatene er beskrevet i Hylen et al. (2017). Bestemmelsene i forhold til tilgang på koordinater for disse flatene er de samme som for de permanente flatene i LST.

Basert på LST har vi ekstrahert referansedata knyttet til skogegenskaper og forekomst av naturskog og fremmede treslag. Fra LSTs prøveflater beregnes eller hentes volum (V), levende biomasse over bakken (AGB), karbon i levende biomasse (C), tetthet (antall trær) (N), kronedekning (CC), stående død ved (STD). Videre etablerer vi ulike binære klassifiseringer av naturskog og fremmede treslag:

- NATD1: Definisjon i samsvar med LST (SKOGKARAKTER = 2). Skog uten synlige inngrep, med naturlige treslag, høy alder, flersjiktet, og dødt virke i flere nedbrytningsstadier, inkludert grove dimensjoner.
- NATD2: Bestandsalder på minst 160 år

- NATD3: Bestandsalder på minst 140 år
- NATD4: De 25 % av bestandene med mest variert størrelsesfordeling i hogstklasse 5.
- NATD5: De 50 % av bestandene med mest variert størrelsesfordeling i hogstklasse 5.
- NATD6: Definisjon av biologisk gammelskog (Søgaard et al., 2012). Se tabell 2.
- NATD7: Definisjon i samsvar med V+ definisjon (Storaunet and Rolstad, 2015) (hogstklasse V i 7.takst og fremdeles V i siste takst).
- FRES1: Fremmed treslag registrert i LST (Bestandstreslag introdusert)

*Tabell 2. Krav til minste totalalder for biologisk gammelskog for ulike treslag og bonitetsklasser (Søgaard et al., 2012).*

	<b>Bestandsalder (år, nedre grense)</b>		
<b>Bestandstreslag</b>	<b>Lav bonitet</b>	<b>Middels bonitet</b>	<b>Høy bonitet</b>
	6-8	11-17	20-26
<b>Gran</b>	>160	>140	>120
<b>Furu</b>	>180	>160	>140
<b>Løvtrær</b>	>120	>100	>80

Alderskravet for biologisk gammelskog avviker fra kravene som er satt i skogmeldingen (Meld. St. 6 2016-2017, side 40), men det er i hovedsak klassifisering over som har blitt brukt etter 2012 (Aksel Granhus, pers. med.) Klassifiseringen brukt i skogmeldingen er et noe strengere alderskrav spesielt knyttet til løvskog.

Oversikt over antall flater i LST for ulike fylker og definisjoner framgår av tabell 3.

*Tabell 3: Antall prøveflater i LST fordelt på ulike definisjoner, totalt og i skog (Fylke 23 er Oslo og Akershus samlet).*

Fylke	FRES1	NATD1	NATD2	NATD3	NATD4	NATD5	NATD6	NATD7	N	N (skog)
1	4	0	22	44	24	49	10	55	498	323
4	30	22	100	266	128	261	78	284	2710	1915
5	35	18	47	134	92	177	38	195	1973	1082
6	25	14	58	144	81	158	29	161	1355	871
7	2	1	4	13	15	30	8	25	277	174
8	16	53	100	217	96	185	31	183	1416	916
9	7	9	37	99	67	117	13	116	864	560
10	17	2	12	36	29	75	18	77	680	444
11	12	0	6	19	16	34	19	44	758	259
12	12	4	24	53	49	81	26	60	1162	516
14	18	5	15	42	47	77	25	94	1326	484
15	15	9	12	33	54	95	22	82	1103	481
18	0	20	13	85	54	120	16	219	2753	1208
19	1	6	4	22	11	52	8	158	1815	801
20	0	2	23	29	10	14	0	0	750	245
23	7	4	13	35	33	65	15	61	669	425
50	45	41	109	380	143	307	85	326	3665	1915

### Laserdata og laserdataprosessering

Laserdata lastes ned fra [hoydedata.no](http://hoydedata.no) og blir videre normalisert for å få fram høyde over bakke ( $\Delta Z$ ). Denne beregnes ved å subtrahere terrenghøyden beregnet fra ekko klassifisert som bakkereturer i laserdataene fra høyden på det aktuelle ekkoet. Normaliseringen gjøres ved open-source-verktøyet [pdal](https://pdal.io/stages/filters.hag.html)<sup>1</sup>. Videre beregnes standard laservariabler brukt i skogtaksering i Norge i dag. Variablene er beskrevet i Næsset (2004a) og er beregnet for alle førstereturer over 2 m. Variablene angir forskjellige statistiske egenskaper for høydefordelingen slik som gjennomsnitt eller standardavvik, samt variabler beregnet av antall ekko over en viss høyde i forhold til totalt antall ekko på samme arealenhet (tetthetsvariable).

En utfordring med FLS-data er at ulike sensorer og opptaksparametere ofte varierer mellom prosjekt. Dette vil igjen ha betydning for sammenhengene mellom skogegenskapene og FLS variabler, f.eks. vil ulik flyhøyde, punkttetthet, sensor, fenologi m.m. innvirke (Næsset, 2005, 2004b; Ørka et al., 2010). Siden dette er informasjon som allerede eksisterer er det naturlig å benytte denne i modelleringen av ulike responser uten å etablere en helhetlig mosaikk som nødvendigvis vil redusere informasjonsinnholdet noe. Tabell 4 gir en oversikt over antall

<sup>1</sup> <https://pdal.io/stages/filters.hag.html>



prosjekter som inngår i den første versjonen av SØG, samt størrelsen på data lastet ned fra hoydedata.no i laz-formatet.

Tidligere arbeid med SØG har foreslått å etablere en “mosaikk” som skal tjene som en visuell beskrivelse av skogen. Denne mosaikken blir utviklet basert på en skogstrukturindeks beskrevet av Coops et al. (2016/8) og tar utgangspunkt høyde, tetthet og variasjon i laserreturene. Mosaikken lages basert på 90-persentilen til høydefordelingen, den laveste tetthetsverdien og variasjonskoeffisienten i høydefordelingen fra laserdataene. For å håndtere utfordringene i ulike FLS-prosjekter ble verdiene skalert for hvert prosjekt før sammenslåing. Skogstrukturindeksen er visualisert i tre dimensjoner som beskriver skogens høyde, skogstetthet og skogskompleksitet.

*Tabell 4. Oversikt over datavolum og antall prosjekter for laserdata brukt i SØG for fylker (gammel fylkesinndeling).*

Nr	Fylke	LAZ Størrelse (GB)	Antall prosjekter
1	Østfold	1360	3
2	Akershus	384	16
3	Oslo	inkl. i Akershus	
4	Hedmark	8557	44
5	Oppland	10514	67
6	Buskerud	5550	18
7	Vestfold	1480	9
8	Telemark	6040	28
9	Aust-Agder	8130	32
10	Vest-Agder		
11	Rogaland		
12	Hordaland	245	51
14	Sogn og Fjordane		
15	Møre og Romsdal	8950	49
16	Sør-Trøndelag		
17	Nord-Trøndelag		
18	Nordland		
19	Troms		
20	Finnmark		

### Etablering av mosaikker fra satellittdata

Sentinel-2 data ble hentet fra Amazon Web Service<sup>2</sup>, tjenesten er forvaltet av Sinergiese og data her er fritt tilgjengelig. For Landsat bruker vi de offisielle USGS<sup>3</sup> nedlastningskanalene. EarthExplorer lar en definere dataene man trenger, og deretter kan USGSs bulk-fasiliteter brukes til å hente dataene. Data hentes direkte fra USGS som nivå 2, overflaterefleksjon.

Den generelle prosedyren for etablering av en mosaikk fra satellittdata ble gjennomført fylkesvis. Først ble alle satellittbildene ordnet i tidsserier sortert etter opptakstidspunkt. Tidsseriene inkluderte bilder fra forskjellige utsnitt som overlappet den aktuelle regionen. Koordinatsystemet for mosaikken var gitt og bilder som ikke var i den angitte projeksjonen, ble re-projisert. For hvert bilde ble følgende prosedyre gjennomført:

1. En sjekk ble gjort for å avgjøre om bildet overlapper regionen av interesse.
2. En vektet kvalitetskode ble beregnet for hver piksel (se beregning nedenfor).
3. "Dårlige" piksler blir erstattet i mosaikken med "bedre" piksler basert på et klassehierarki.
4. "Gode" piksler erstattes i mosaikken med "gode" piksler fra den aktuelle scenen, hvis kvalitetskoden for en piksel er bedre enn forrige verdi.

For Sentinel-2 bli kvalitetskode beregnet på følgende måte:

$$S_{des} = w_{date}S_{date} + w_{gpix}S_{gpix} + w_{aot}S_{aot} ,$$

hvor  $S_{date}$  beskriver relativ avstand fra en bestemt dato,  $S_{gpix}$  er et forhold mellom antall gode piksler i bilde og totalt antall piksler,  $S_{aot}$  beskriver gjennomsnittlig "aerosol optical thickness" for bildet, og  $w_{date}$ ,  $w_{gpix}$ ,  $w_{aot}$  er relative vekter:

$$\begin{aligned}w_{date} &= [0 \dots 1] , \\w_{gpix} &= [0 \dots 1] , \\w_{aot} &= [0 \dots 1] , \\w_{date} + w_{gpix} + w_{aot} &= 1\end{aligned}$$

$S_{aot}$  er beregnet som følger:

$$S_{aot} = 1 - \frac{\sum_1^n aot}{n} ,$$

hvor  $aot$  er "aerosol optical thickness" for hvert piksel, og  $n$  er antall piksler.

---

<sup>2</sup> <https://registry.opendata.aws/sentinel-2/>

<sup>3</sup> <https://earthexplorer.usgs.gov/>

Variabelen  $S_{date}$  er en verdi mellom 0 og 1 i en kvasi-Gaussisk fordeling. Verdien 1 er benyttet hvis bildet er fra ønsket dato. Bilder fra +/- 30 dager er sterkt foretrukket framfor andre datoer på grunn av at et standardavvik på 30 dager er benyttet i fordelingen:

$$S_{date} = \exp \left( - \left( \frac{(D_{target} - D)}{\sigma} \right)^2 \right)$$

Hvor  $D_{target}$  beskriver måldato for mosaikken,  $D$  beskriver dato av aktuelle scenen og  $\sigma$  er standardavvik i dager. Måldatoene som ble benytte var 15. juli. Dette baserer seg på analyser under Del 4 som viste små forskjeller mellom ulike måldatoer som ble prosessert i 2018 (Ørka et al., 2019a).

Gode piksler er definert som piksler som tilhører klassene: vegetasjon, jord og vann, med følgende klassehierarkiet benyttet for Sentinel-2:

no\_data, saturated, defective < cloud\_medium\_probability, cloud\_high\_probability < thin cirrus < snow/ice < dark, shadow, unclassified < vegetation, soil, water

Den samme fremgangsmåten for å beregne kvalitetskode er benyttet for Landsat som for Sentinel, men med unntak av at variabelen  $S_{aot}$  er beregnet som et forhold mellom piksler merket som lav eller ingen aerosol i forhold til totalt antall piksler. Videre er gode piksler definert som piksler merket som 'clear terrain' og 'water' som piksel-kvalitet og uten skyproblemer ved at klassehierarkiet benyttet for Landsat er følgende:

no\_data, saturated < terrain\_occlusion < cloud\_medium\_probability, cloud\_high\_probability < cirrus\_medium\_probability, cirrus\_high\_probability < snow/ice < dark, shadow < clear\_terrain, water

Hele metodikken beskrevet over er utviklet som en programvarepakke i Python kalt Geomosaic. Den kan benyttes for å prosessere ferdige mosaikker for Landsat 8 og Sentinel-2. Programmet er tilgjengelig under MIT lisens og kan lastes ned fra Gitlab<sup>4</sup>.

---

<sup>4</sup> <https://gitlab.com/stcorp/processors/geomosaic>

### Kartlag

Kartlagene i "Skogøkologisk grunnkart" (SØG) produserer fylkesvis og er på rasterformat med rasterceller på 250 m<sup>2</sup> (15,8114 x 15,8114 m). Skogøkologisk grunnkart har per i dag 14 ulike kartlag. Kartlagene er ytterligere beskrevet i tabell 5.

Avgrensingen av økosystemet er sentralt i arbeidet med fjernmåling, kartlegging og overvåkning av natur. SØG baserer seg på AR5 som basis kilde, men oppdaterer dette ved bruk av data fra Sentinel-2. Oppdateringen skjer der enten AR5 mangler informasjon eller der det er detektert endringer (se del 3) og klassifiseringen ikke er skog. Klassifiseringen er basert på maskinlæringsmetoden randomForest (Breiman, 2001) og Sentinel-2 mosaikker fra 2018 (2018 er brukt fordi 2019 data ikke var tilgjengelig på tidspunktet for klassifiseringen). Videre ble områder som hadde et areal mindre en 0.5 ha. jf. definisjonen av skog, fjernet og areal på <=1000 innenfor skog ble reklassifisert til skog. Dette ble gjort ved et sieve filter der alle piksler piksler rundt det aktuelle pikslet ble behandlet som naboer. Dette danner kartlaget "Skog", alle andre kartlag avgrenses basert på dette.

For kartlagene volum (V), biomasse (AGB), trehøyde (H), karbon (K), treantall (N), kronedekning (CC) og GINI koeffisient ble LSTs prøveflater benyttet som referansedata. Modeller ble etablert fylkesvis eller for en gruppe fylker og følgende modeller brukt:

$$\log(V_{ij}) = \beta_0 + b_i + \beta_1 \log(Hmean_{ij}) + \beta_2 \log(TF5_{ij}) + \varepsilon_{ij}$$

$$\log(AGB_{ij}) = \beta_0 + b_i + \beta_1 \log(Hmean_{ij}) + \beta_2 \log(TF5_{ij}) + \varepsilon_{ij}$$

$$K_{ij} = AGB_{ij} * 0,5$$

$$H_{ij} = \beta_0 + b_i + \beta_1 PF90_{ij} + \varepsilon_{ij}$$

$$\log(N_{ij}) = \beta_0 + b_i + \beta_1 \log(TF0_{ij}) + \beta_2 \log(cvF_{ij}) + \varepsilon_{ij}$$

$$GINI_{ij} = \beta_0 + b_i + \beta_1 cvF_{ij} + \beta_2 TF5_{ij} + \varepsilon_{ij}$$

$$CC_{ij} = \beta_0 + b_i + \beta_1 TF0_{ij} + \varepsilon_{ij}$$

der  $\varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$  og  $b_i \sim N(0, \sigma_b^2)$ . FLS variablene som ble brukt var gjennomsnittshøyden fra høydefordelingen (Hmean), tetthetsvariabelen fra det midterste sjiktet (TF5) og variasjonskoeffisienten (cvF). Modellene ble tilpasse ved bruk av funksjonen *lme* i R pakken *nlme* (Pinheiro & Bates, 2000). Nyeste laserprosjekt som dekket arealet for LST-flaten ble valgt og kombinert med nærmeste feltmåling fra siste takst samt registreringer fra 10. og 9. takstomdrev.

Kart over sannsynlighet for naturskog ble etablert for skogbestandddynamik (NATD1), skog over 160 år (NATD2), skog med høy variasjon i diameter (NATD4), biologisk gammelskog (NATD6) og hogstklasse V+ (NATD7) for fylkene Østfold, Akershus, Oslo, Hedmark, Oppland, Buskerud, Telemark, Agder, Hordaland og Møre og Romsdal. Klassifisering ble basert på laserdata og Generalized Boosted Regression Modeling (GBM). Kun laserdata ble benyttet fordi det ikke var mulig å ekstrahere variabler Sentinel-2 mosaikker for LST prøveflater tidsnok.

Videre ble det etablert fylkesvise estimater for hele landet og endringen av disse siden 7. takstomdrev i LST. Disse estimatene ble etablert basert på feltobservasjoner og Horvitz-Thompson (HT) direkte estimator. Tidligere resultater har kun vist mindre forskjeller mellom denne estimatoren og estimatorer som baserer seg på fjernmålingsdata i tillegg f.eks. modell-assistert (MA) eller modell-basert estimering (MB) (Ørka et al., 2019a). For oversikt over beregningen av de ulike estimatorene (HT, MA, MB) se Ørka et al. (2018b).

Sannsynlighet for fremmede treslag ble etablert for fylkene Hordaland og Møre og Romsdal. Det ble også her etablert HT estimat for alle fylker i Norge med hensyn på arealdekning av fremmede treslag.

Tabell 5. Oversikt over kartlag i "Skogøkologisk grunnkart" (SØG).

Kartlag	Hva	Resultatfiltype	Datatype <sup>a</sup>
Skog	Binært raster (skog/ikke skog)	Raster 1 bånd	INT1U
Volum	m <sup>3</sup> ha <sup>-1</sup>	Raster 1 bånd	INT2S
Biomasse	Mg ha <sup>-1</sup>	Raster 1 bånd	INT2S
Karbon	Mg ha <sup>-1</sup>	Raster 1 bånd	INT2S
Høyde	m	Raster 1 bånd	INT2S
Tetthet	Antall trær	Raster 1 bånd	INT2S
Kronedeking	Dekningsprosent (0 - 100)	Raster 1 bånd	INT1U
Naturskog	Sannsynlighet (0 -100)(Gammel naturskog, Biologisk gammelskog, andre definisjoner)	Raster 1 bånd (Flere definisjoner, dvs flere rasterlag eller bånd)	INT1U
Fremmede treslag	Sannsynlighet (0 -100)	1 (Flere definisjoner, dvs flere rasterlag eller bånd)	INT1U
Endringsår	År for endring	Raster 1 bånd	INT2U
Endringstype	Klassifisering av endringstype, se Del 3	Raster 1 bånd	INT1U
Død ved	-	-	-
Skogstrukturindeks	(Lasermosaikk)	Raster 3 bånd (15.8114 m)	FLT4S
Status og estimat		Vektor-kartlag med arealestimat, statusoversikt.	Vektor samt

<sup>a</sup>INT1U = heltall mellom 0 og 255, INT2S = heltall mellom -32767 og 32767, INT2U = heltall mellom 0 og 65534, FLT4S desimaltall mellom -3,4e+38 og 3,4e+38.

### Produksjonsløype

Produksjonsløype for dataprosessering og beregning er i hovedsak flyttet fra interne servere til Cigene computational unit på NMBU kalt Orion. Produksjon av satellittmosaikker og prosessering av FLS-data foregår fremdeles internt. Orion er et SLURM-based linux-cluster med 580 CPUs, 7 TB RAM og 550 TB datalagringsplass. Produksjonsmiljøet etableres ved hjelp av pakkehåndteringssystemet conda<sup>5</sup>, noe som gjør det enklere å flytte miljøet til andre serverer. Produksjonsløypen er i hovedsak skrevet i R<sup>6</sup>. Prosesserte data er organisert i SSBs 10 km grid i koordinatsystemet ETRS89 / UTM sone 33N (ESPG:25833) for å gjøre prosesseringen uavhengig av administrative grenser.

<sup>5</sup> <https://docs.conda.io/projects/conda/en/latest/index.html#>

<sup>6</sup> <https://www.r-project.org/>

## Resultater

### Mosaikker

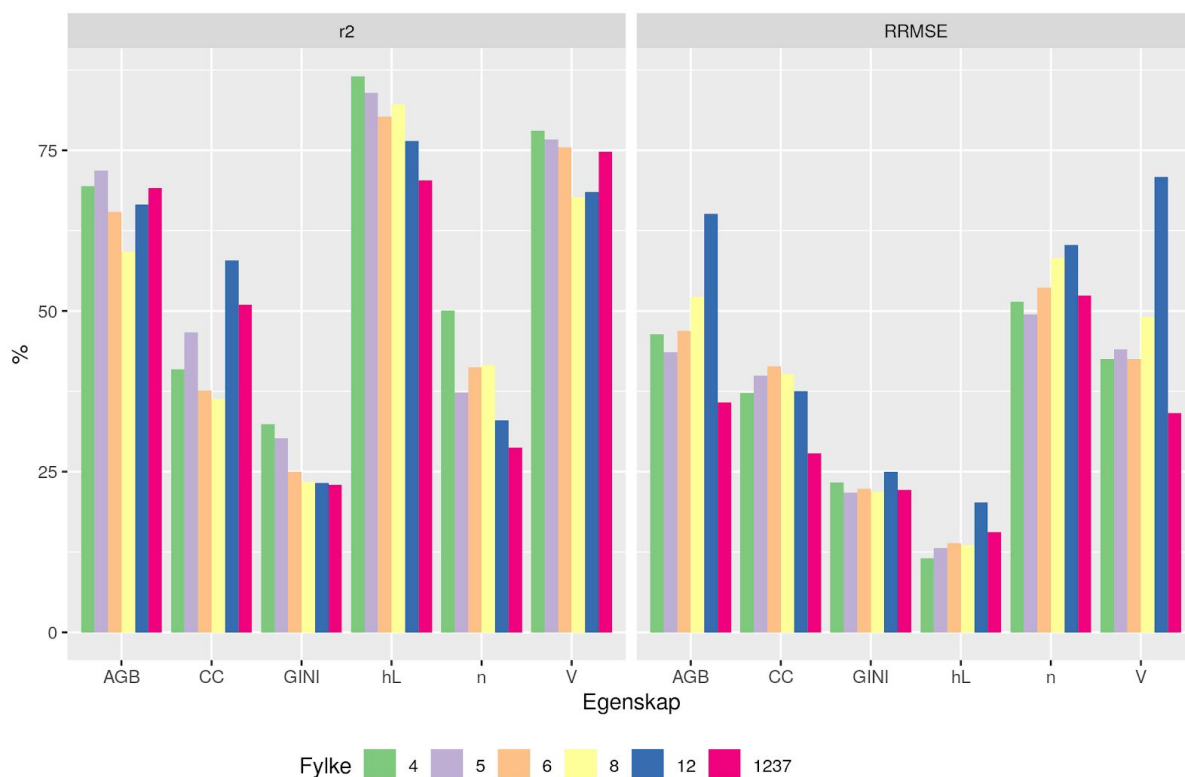
Prosjektet har etablert Sentinel-2 og Landsat 8 mosaikker for årene 2015-2019 for alle fylker. Mosaikkene varier i størrelse fra 140 MB til 10 GB (Tabell 6) Videre er det etablert laser mosaikker for Østfold, Akershus, Oslo, Hedmark, Oppland, Buskerud, Vestfold, Telemark, Agder, Hordaland og Møre og Romsdal. Det er noen mangler i mosaikken per desember 2019.

*Tabell 6. Oversikt over datavolum for mosaikker fra Sentinel-2 og Landsat 8. Volumet er fra 2019, men alle år er tilnærmet like store (gammel inndeling).*

Fylke	Mosaikk (2019) GB	
	Sentinel-2	Landsat 8
Østfold	1,58	0,22
Oslo-Akershus	1,92	0,27
Hedmark	9,20	1,28
Oppland	8,32	1,16
Buskerud	5,75	0,80
Vestfold	0,99	0,14
Telemark	4,78	0,67
Aust-Agder	5,37	0,75
Vest-Agder	3,59	0,50
Rogaland		
Hordaland	5,36	0,75
Sogn og Fjordane		
Møre og Romsdal	8,33	1,16
Sør-Trøndelag	10,38	1,45
Nord-Trøndelag	9,71	1,35
Nordland		
Troms		
Finnmark		
<b>SUM</b>	<b>75,28</b>	<b>10,51</b>

### Skogegenskaper

For fylkene der det er produsert lasermosaikk er det beregnet volum, høyde, biomasse, karbon, kronedekning, tetthet (antall trær). Nøyaktigheten på modellene variert fra 10 - 70 % se figur 2. Best resultat oppnås for trehøyde, samt volum og biomasse. Det er dårligere resultat for de andre egenskapene, spesielt treantall og gini-koeffisienten.



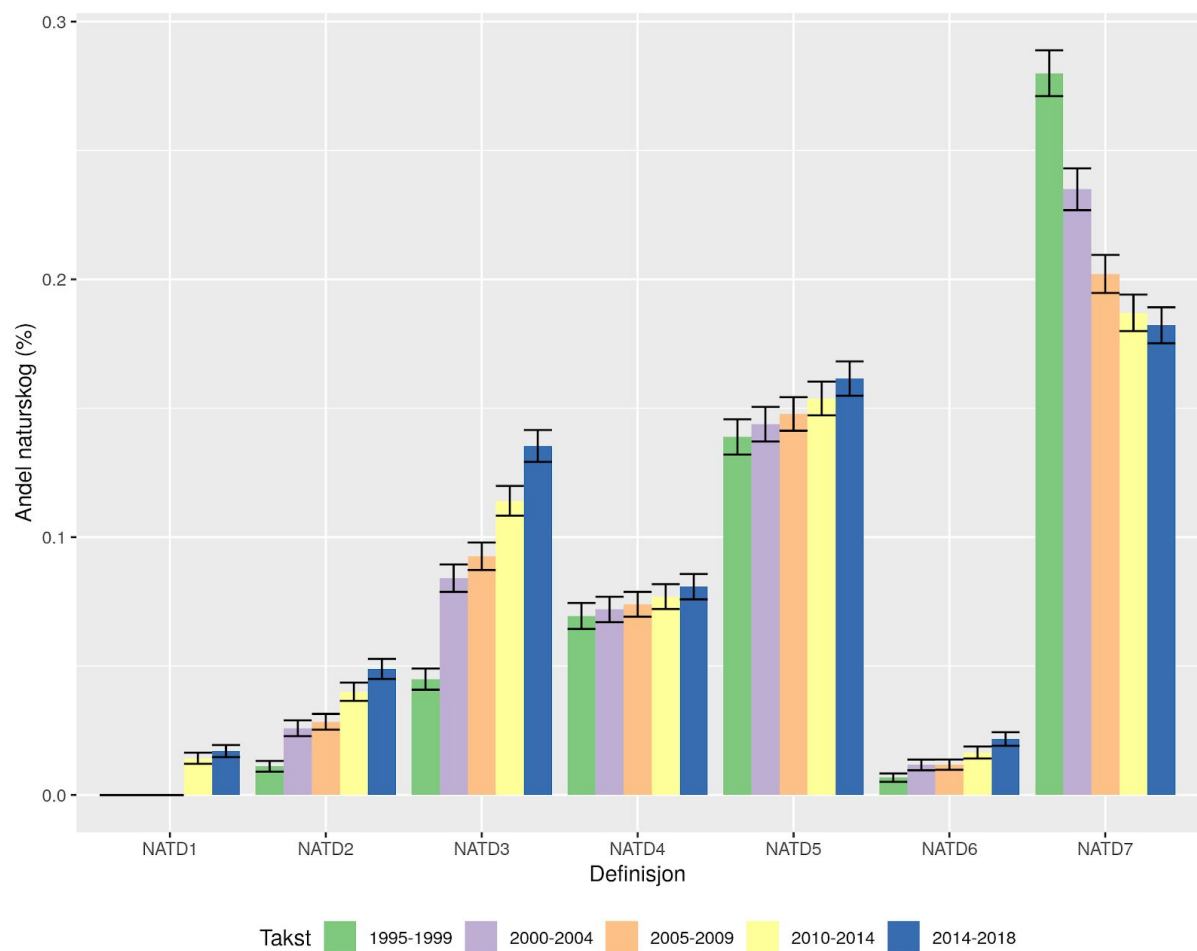
Figur 2. Relativ RMSE (RRMSE) og  $r^2$  for egenskapene volum (V), biomasse (AGB), kronedekning (CC), gini-koeffisienten (GINI), trehøyde (H) og tetthet (N). (Fylke 1237 er Østfold, Akershus, Oslo og Vestfold, 4=Hedmark, 5= Oppland, 6 = Buskerud, 8 = Telemark, 12 = Hordaland).

#### Naturskogestimat og sannsynlighetskart

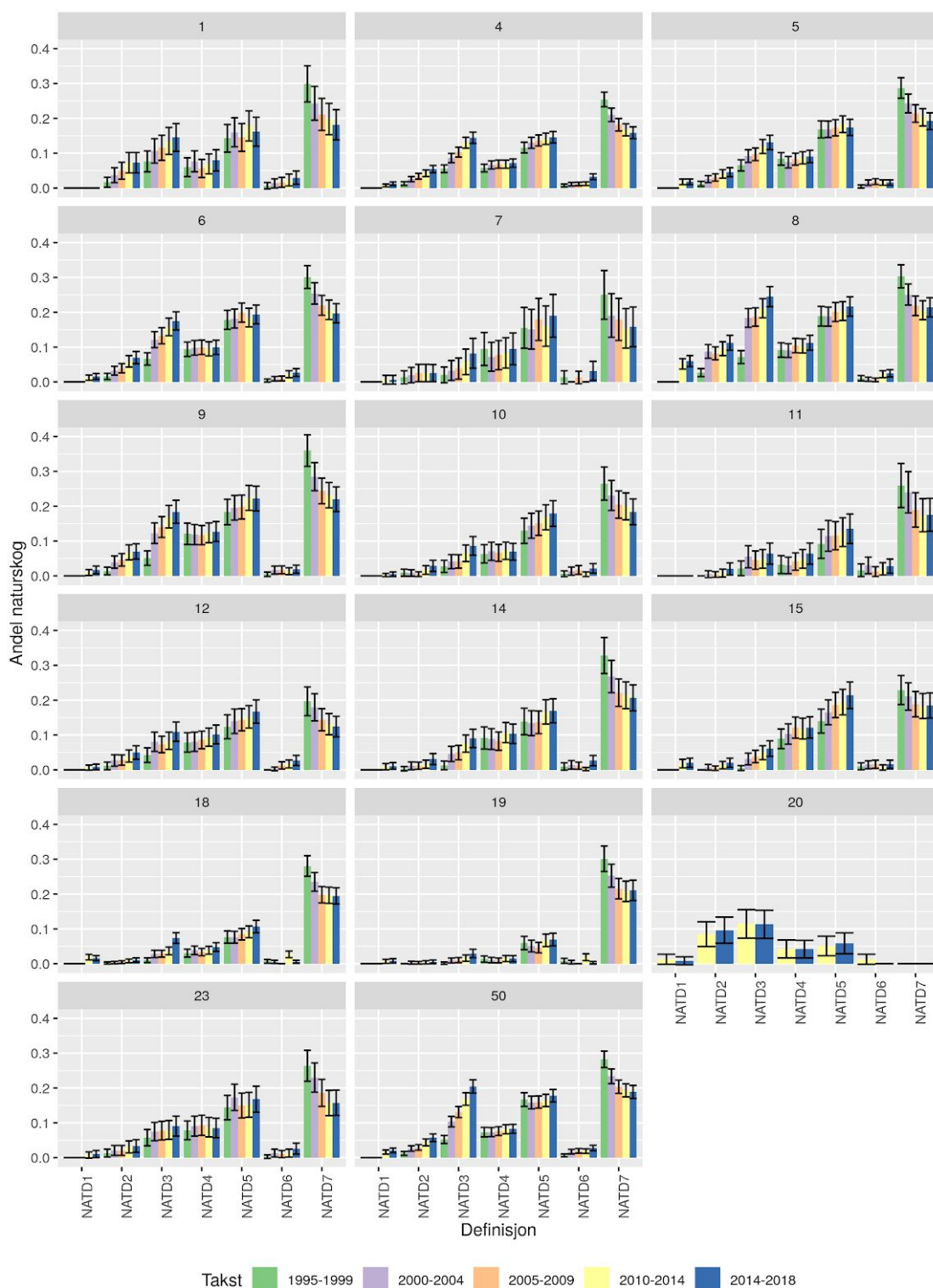
Andel og areal naturskog per fylke ble estimert fra LST-data for alle definisjoner. Et hovedproblem med estimeringen er få tilstrekkelig med observasjoner for enkelte av definisjonene. Dette gjelder spesielt skogkarakter-definisjonen (NATD1) i LST-data.

Utviklingen av arealestimatene for de ulike definisjonen følger i hovedsak samme trend for alle fylker (figur 4) som de nasjonale estimatene (figur 3). Alle definisjoner med unntak av NATD7 har en økende trend, mens NATD7 avtar mest. Fylkes estimatene er det øverste nivået i skogøkologisk grunnkart og utviklingen i estimatene kan sees geografisk i figur 5 for NATD1 og figur 6 for NATD7.

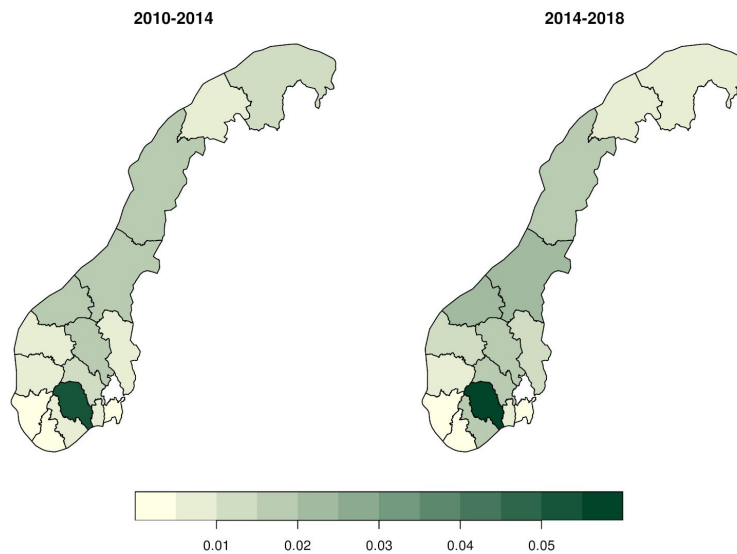




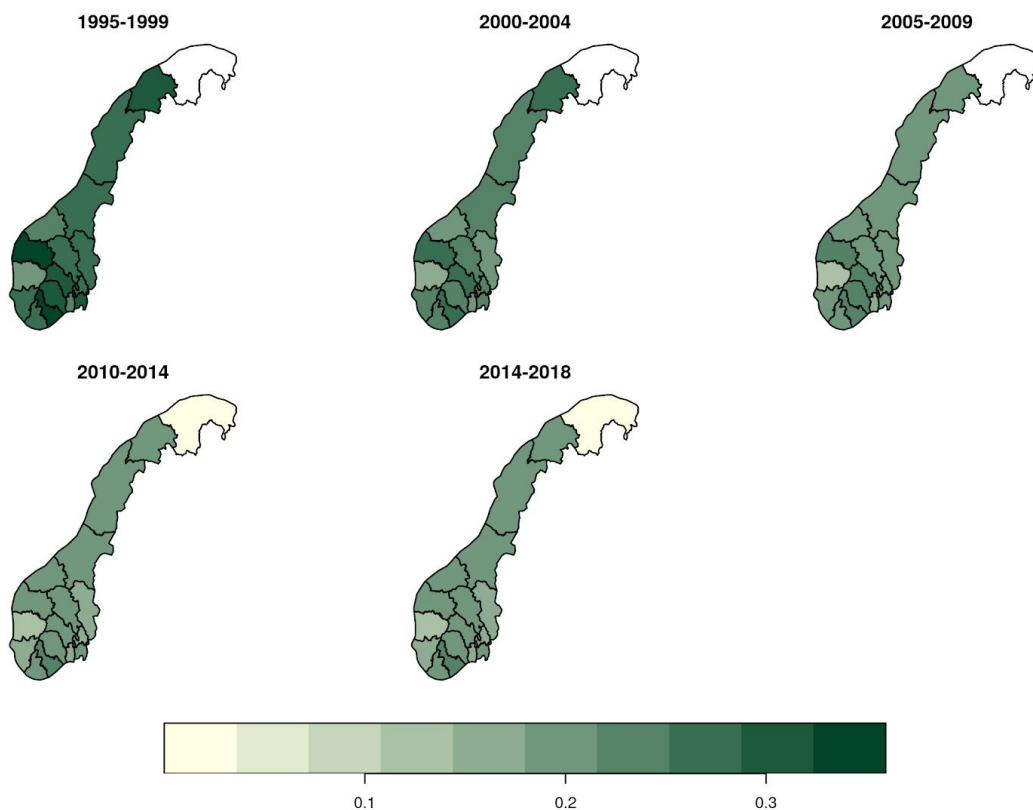
*Figur 3. Andel naturskog av skogarealet i Norge for ulike takstperioder. Merk at Finnmark ikke er inkludert i 1995-2009 og at NATD1 ikke er inkludert i 1995-2004.*



*Figur 4. Utvikling i arealandel for de ulike definisjonene i fylkene. (Fylke 1 = Østfold, 23 = Oslo og Akershus, 4=Hedmark, 5= Oppland, 6 = Buskerud, 8 = Telemark, 9 = Aust-Agder, 10 = Vest-Agder, 11 = Rogaland, 12 = Hordaland, 14 = Sogn og Fjordane, 15 = Møre og Romsdal, 18 = Nordland, 19 = Troms, 20 = Finnmark, 50 = Trøndelag)*

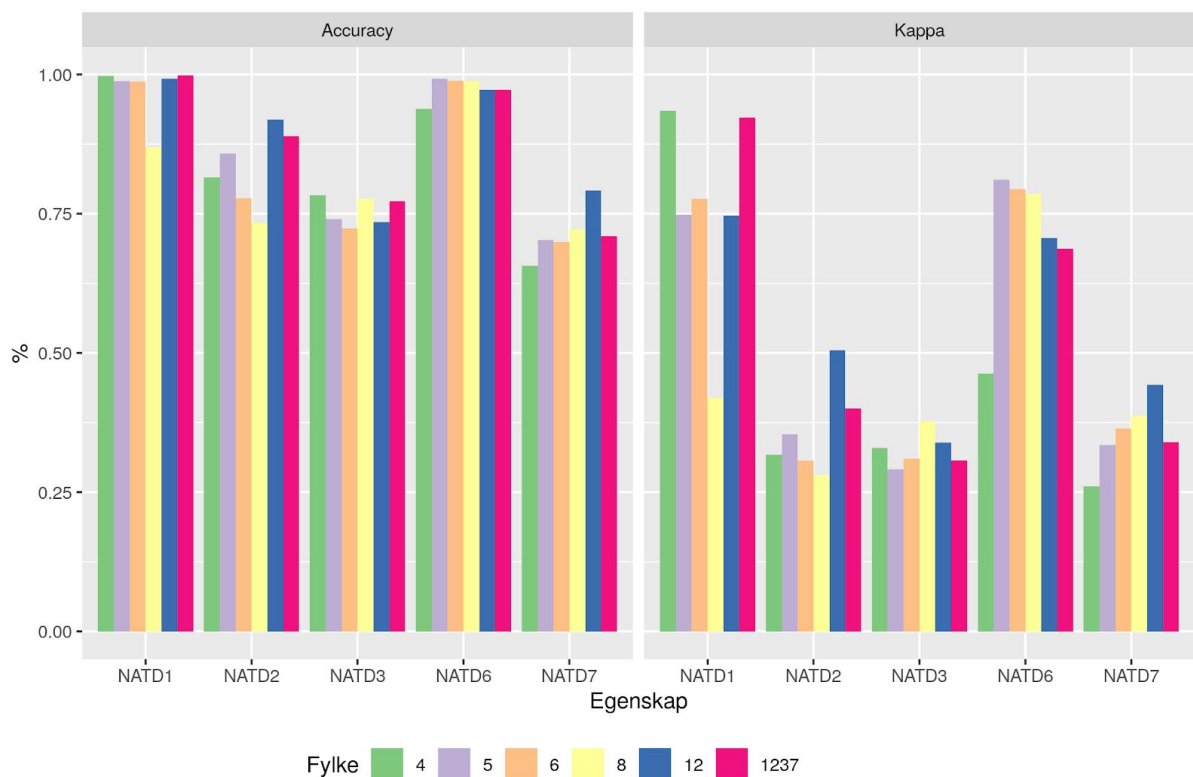


Figur 5. Utvikling av arealandel med naturskog etter definisjon NATD1.



Figur 6. Utvikling av arealandel med naturskog etter definisjon NATD7.

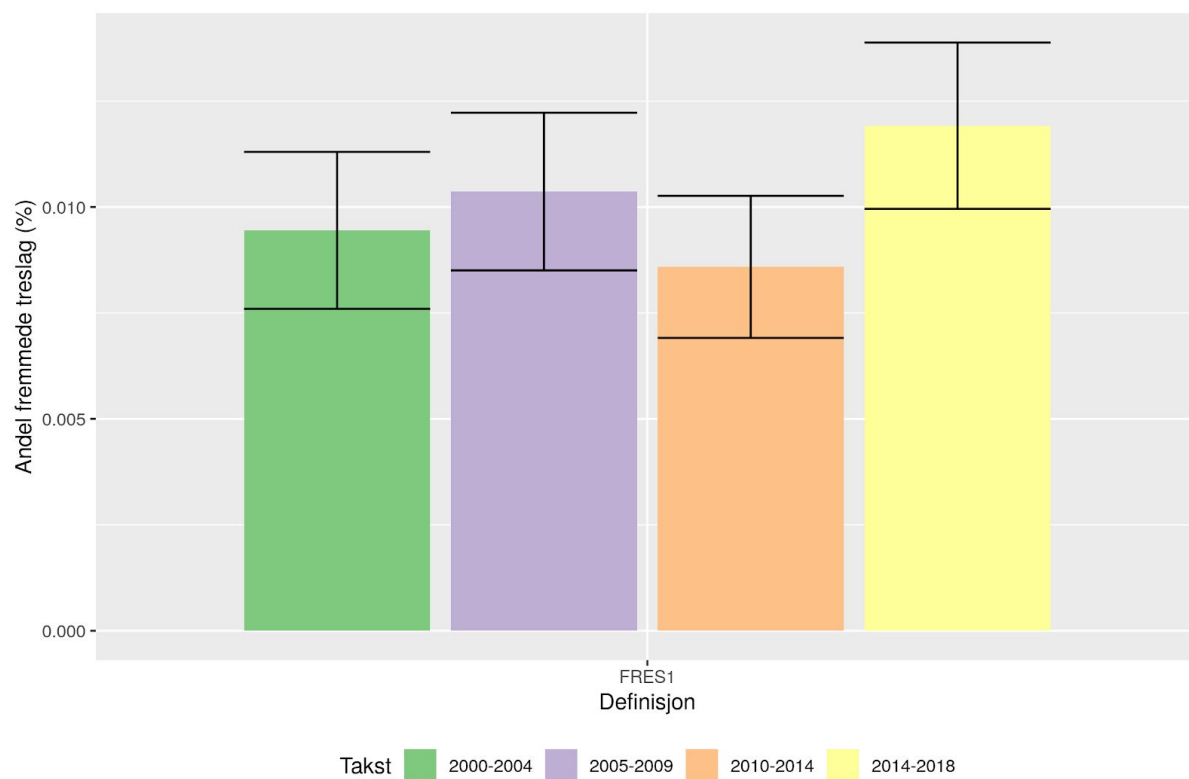
Nøyaktigheten av klassifisering av naturskog for ulike definisjoner vises i figur 7. Nøyaktigheten varierte fra 66 % til nær 100 %, med kappa fra 0.26 - 0.93. I hovedsak var definisjonene NATD1 og NATD4 best klassifisert. Til tross for høy nøyaktighet var mange av modellene dårlige og kun i 6 av modellene gir fjernanalysedata et signifikant bidrag.



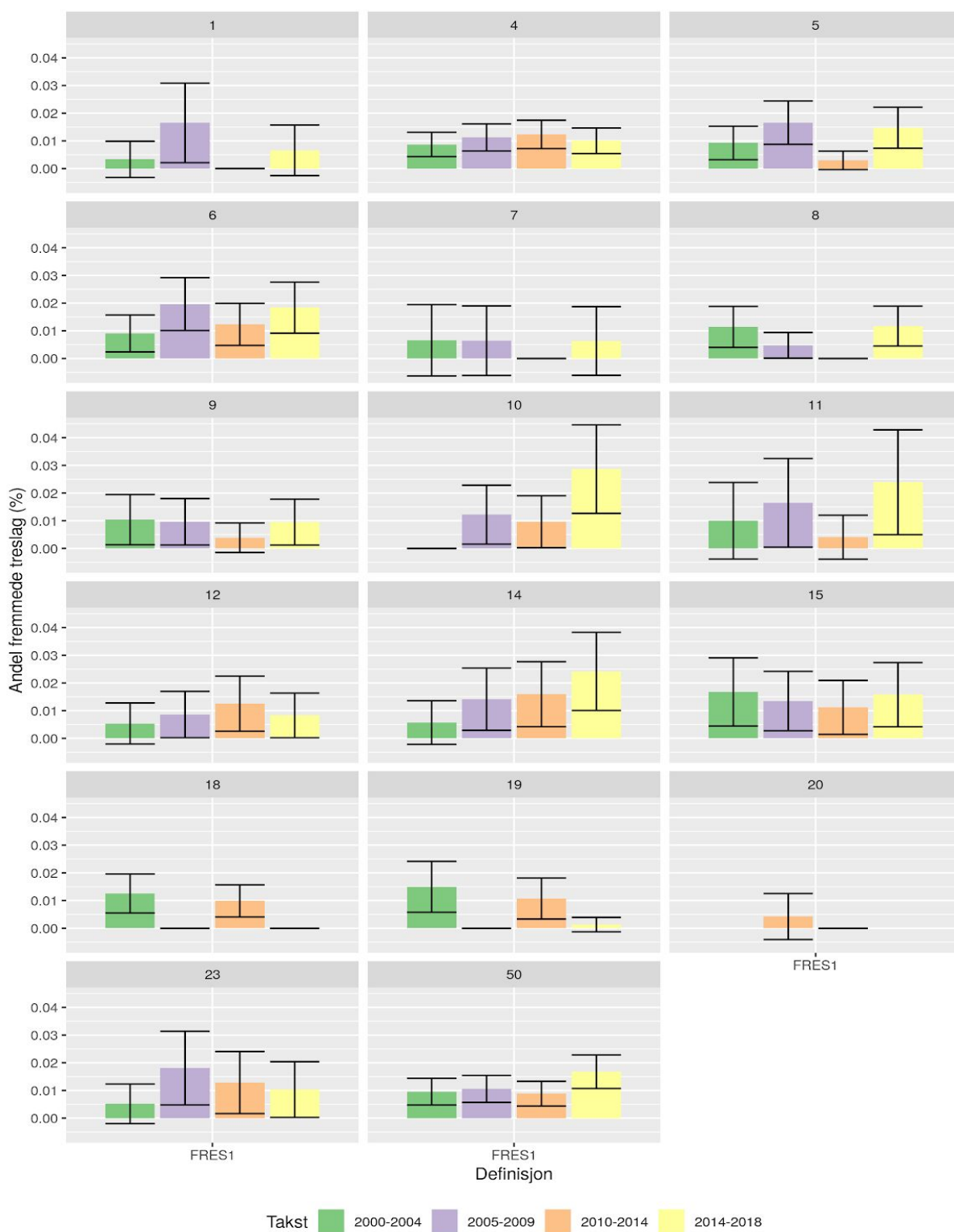
Figur 7. Nøyaktighet av gbm-modeller for naturskog (Fylke 1237 er Østfold, Akershus, Oslo og Vestfold, 4=Hedmark, 5= Oppland, 6 = Buskerud, 8 = Telemark, 12 = Hordaland).

#### Fremmede treslag estimat og sannsynlighetskart

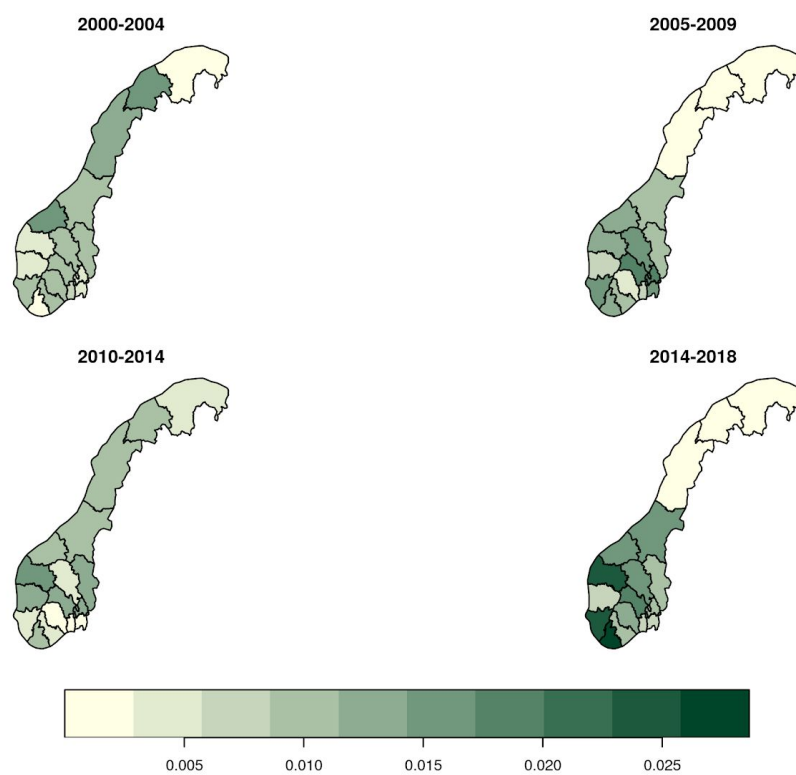
Andelen fremmede treslag har en økende tendens, men utviklingen er ikke signifikant (figur 8). Estimaten fra LST antyder at ca 1 % av skogarealet inneholder fremmede treslag. Den samme utviklingen ser vi også på fylkesnivå (figur 9,10). Figur 11 viser andel per fylke for perioden 2014-2018.



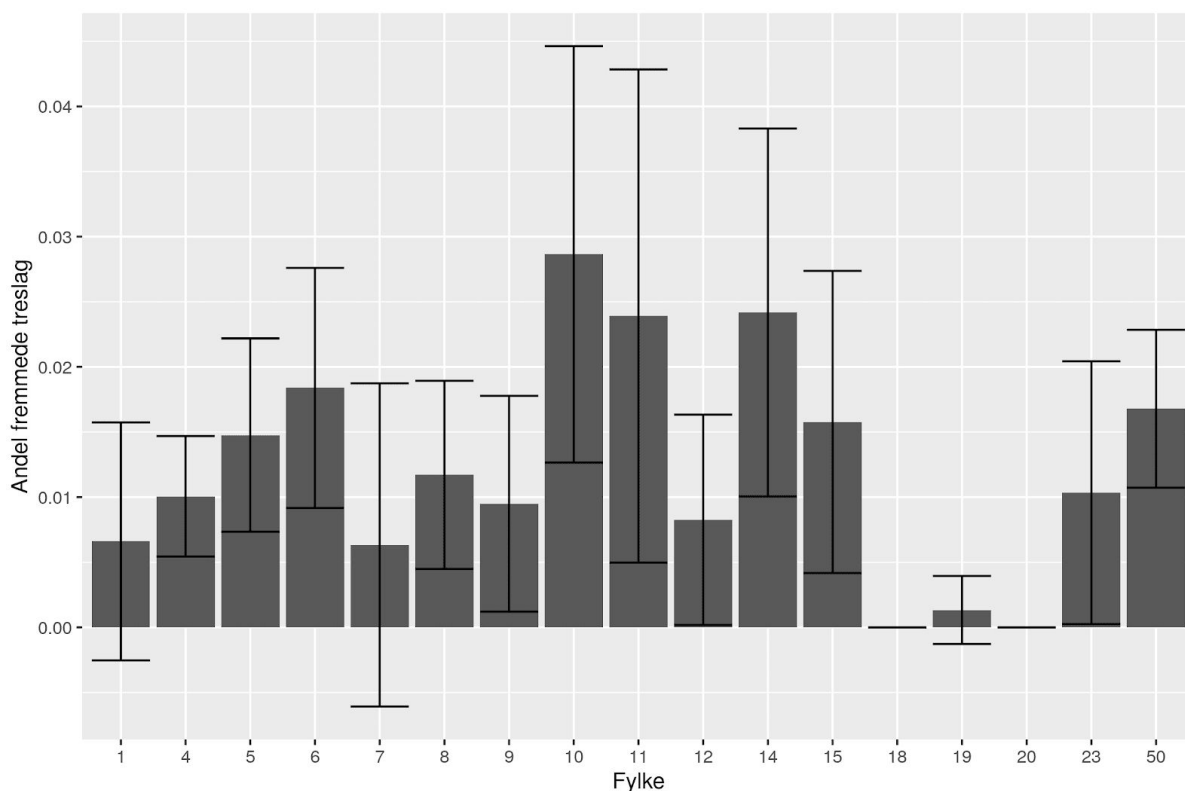
*Figur 8. Utvikling i arealandel fremmede treslag for ulike takstomdrev i Landsskogstakseringen.*



**Figur 9. Utvikling i arealandel fremmede treslag for ulike takstomdrev i Landsskogstakseringen for ulike fylker. (Fylke 1 = Østfold, 23 = Oslo og Akershus, 4=Hedmark, 5= Oppland, 6 = Buskerud, 8 = Telemark, 9 = Aust-Agder, 10 = Vest-Agder, 11 = Rogaland, 12 = Hordaland, 14 = Sogn og Fjordane, 15 = Møre og Romsdal, 18 = Nordland, 19 = Troms, 20 = Finnmark, 50 = Trøndelag)**



*Figur 10. Utviklingen av arealandel fremmede treslag fra år 2000 i ulike fylker. Usikkerhet i estimatene fremgår av figur 9.*



Figur 11. Andel fremmede treslag for ulike fylker estimert fra LSTs flater for årene 2014 - 2018. (Fylke 1 = Østfold, 23 = Oslo og Akershus, 4=Hedmark, 5= Oppland, 6 = Buskerud, 8 = Telemark, 9 = Aust-Agder, 10 = Vest-Agder, 11 = Rogaland, 12 = Hordaland, 14 = Sogn og Fjordane, 15 = Møre og Romsdal, 18 = Nordland, 19 = Troms, 20 = Finnmark, 50 = Trøndelag)

## Diskusjon

I SØG brukes en cellestørrelse på 250 m<sup>2</sup> (15.8114 m). Rutenettet eller gridet etableres basert på SSBs rammeverk for å generere gridceller i Norge (Strand & Bloch, 2009). Valget av bruk av areal i stedet for pikselstørrelse i SØG er basert på to faktorer. For det første er det viktig å ha samme cellestørrelse som målt i felt, dvs. prøveflatestørrelsen i data fra LST som både SR16 og SØG benytter som feltreferanse. Årsaken til dette er at flere av de fjernmålte variablene er skalaavhengige (Zhao et al., 2009). Ved bruk av Sentinel-2 data kunne man etablert prediksjoner på 10 m oppløsning, men for å utnytte muligheten for å bruke data fra flere kilder anses en felles oppløsning på alle data som hensiktsmessig. Det vil også være skalaavhengighet i Sentinel-2 selv om denne vil være mindre utpreget enn for laserdata. Videre har også Sentinel-2 flere aktuelle bånd som har en oppløsning på 20 m og som er aktuelle for kartlegging av skog.

Prosjektet preprosseserte fjernmålte data til ulike nivåer (tabell 7). Det er ikke funnet en god klassifisering av disse nivåene, men de vil f.eks. tilsvare Level 3 basert på standarden CEOS<sup>7</sup>. Det kan være aktuelt å tilgjengeliggjøre disse for andre brukere. I kontrakten er Sentinel-2,

<sup>7</sup>[http://ceos.org/document\\_management/Working\\_Groups/WGISS/Documents/WGISS\\_CEOS-Interoperability-Handbook\\_Feb2008.pdf](http://ceos.org/document_management/Working_Groups/WGISS/Documents/WGISS_CEOS-Interoperability-Handbook_Feb2008.pdf)



Landsat-8 og lasermosaikker definert som noe som skal etableres. I 2018 etablerte prosjektet årlige mosaikker basert på Landsat-8, samt tre forskjellige årlige mosaikker for Sentinel-2 i perioden 2015 - 2016 for 4 fylker. Totalt 64 satellittmosaikker. I tillegg etableres det en "lasermosaikk" og variabler beregnet på gridcelle-nivå. Data lagres internt hos NMBU per nå, men data bør gjøres tilgjengelig.

*Tabell 7. Oversikt over preprosessert datagrunnlag.*

Kartlag	Hva	Filtype
Sentinel-2 mosaikker	Årlig > 2015	To filer 10m (6 bånd) og 20 m (9 bånd)
Landsat-8 mosaikker	Årlige > 2015	Raster 10 bånd 30 m
Laser mosaikk (FSI) <sup>8</sup>	Skogstrukturindeks	Raster 3 bånd (15.89 m)
Normaliserte laserdata	laserdata med delta Z verdi (høyde over bakken)	las(laz) filer.
Laservariabler på cellenivå		Tabell med celle id
Sentinel-variabler på cellenivå		Tabell med celle id
Landsat-variabler på cellenivå		Tabell med celle id
Andre data på cellenivå	f.eks. AR5, DTM	Tabell med celle id

I Norge utvikles nå Skogressurskartet SR16<sup>9</sup> av NIBIO basert på arealmetoden og gir en oversikt over skogens utbredelse og utvalgte skogegenskaper. Innholdet i SR16 overlapper noe med kartene som utvikles i dette prosjektet, men det også mange forskjeller. Det er derfor naturlig å se på mulighetene for å etablere kartprodukter som vil fungere godt sammen. SR16 er i en operativ fase, mens SØG er under etablering og utvikling i et FoU-prosjekt. Innholdet i SR16 og SØG er i hovedsak forskjellig, men det er overlapp for produktene mht. ferdige beregnede skogegenskaper slik som volum, biomasse og trehøyde (tabell 8).

<sup>8</sup> Lasermosaikk er en skogstrukturindeks og er også oppført som et kartlag i tabell 6.

<sup>9</sup> <https://www.nibio.no/tema/skog/kart-over-skogressurser/skogressurskart-sr16>

Tabell 8. Innhold i rasterversjonen av Skogressurskart (SR16) og "Skogøkologisk grunnkart" (SØG).

Egenskap	SR16	SØG
Volum	X	X
Biomasse overjordisk	X	X <sup>10</sup>
Biomasse underjordisk	X	
Karbon		X
Høyde	X	
Tetthet		X
Treslag	X	
Bonitet gran	X	
Bonitet furu	X	
Bonitet løv	X	
Kronedekning		X
Naturskog (Gammel naturskog, Biologisk gammelskog, andre definisjoner)		X
Fremmede treslag		X
Påvirkningsfaktorer (Sluttavvirkning, skogbrann, stormfelling)		X
Økologisk tilstand (Innhold uavklart)		X

Kartlagene som beskriver skogegenskapene er predikert ved hjelp av laserdata. Dette betyr at det vil være noe avvik mellom reelle egenskaper og det som er predikert avhengig av tidspunkt for laser datainnsamlingen. Denne produksjonsløypen er godt dokumentert og år for innsamlingen er lagt inn som eget kartlag. Siden endringsår finnes som eget kartlag (Se Del 3) anbefaler vi å ikke utvide denne produksjonsløypen med andre data, men oppdatere fortløpende med laserdata som samles inn i nye prosjekter. For etablering av kartlag knyttet til hovedformålet dvs. naturskog og sitkagran er det fremdeles behov for videreutvikling og forbedringer. Nøyaktighetene som oppnås for disse kartlagene er ikke spesielt gode.

## Del 2: Innhenting av spesifikke referansedata (Opsjon 2)

### Innledning

I prosjektet skal NMBU samle inn referansedata knyttet til sitkagran og naturskog etter en nærmere bestemt feltinstruks. Innsamlede referansedata vil være på tabellform og vil være klar for levering sammen med årlig sluttrapport.

### Takstinstruks

NMBU har etablert en takstinstruks knyttet til innsamling av referansedata, som kan benyttes sammen med LST-data, men der kun de egenskapene som anses som viktigst er med. Instruksen er testet i dette prosjektet og også brukt i andre prosjekter knyttet til kortdistansespredning av sitkagran.

<sup>10</sup> SØG skal inneholde biomasse (Det er foreløpig bare etablert for overjordisk biomasse)

## Metoder for flateutlegging

Flateutleggingen ble basert på kartlag om gran som dominerende treslag etablert fra SATSKOG av Ørka og Hauglin (2016), samt sannsynlighetskart for sitkagran etablert av Ørka et al. (2018). Hovedsakelig ble modellene m1 og m2 benyttet. Videre ble ortofoto fra norgebilder.no benyttet som støtte i utleggingen slik at tydelige feilklassifiseringer, for eksempel hogstflater, ikke ble inkludert i forslaget til prøveflater som skulle oppsøkes i felt. En generell observasjon var at mange lokaliteter med høy sannsynlighet for sitkagran, spesielt langs kysten i Hordaland var hogd og at hogsten kunne ses på nyere ortofoto. Det ble også tatt hensyn til vegnett for å minimere kjøring og gangtid. Flater ble også klustret noe for å ha reserveflater dersom enkelte flater ikke kunne benyttes da de f.eks. var påvirket av hogst. Mulighet for samarbeid mellom flere taksatorer var også et argument for klustering, men klusterne ble fordelt slik at geografisk spredning på kommuner ble opprettholdt. Totalt ble det lagt ut 495 flater i Hordaland og 383 flater i Møre og Romsdal på lokaliteter som ble antatt å være sitkagran.

Flateutleggingen i naturskog ble basert på eksisterende sannsynlighetskart og informasjon om gammelskog i naturbase.no. På samme måte som for fremmede treslag ble ortofoto og informasjon om vegnett benyttet. Flatene ble plassert manuelt på bakgrunn av denne informasjonen. Totalt ble det lagt ut 262 flater i Oppland og 117 flater i Møre og Romsdal. For flater som var lokalisert i verneområder ble det innhentet tillatelse til feltarbeidet fra rette forvaltningsmyndighet (fylkesmannen, nasjonalparkstyre eller kommune).

## Tidsforbruk og kostnader

Totalt ble fire taksatorer brukt i arbeidet. De hadde noe forskjellig oppstartsperiode og etter opplæring i instruksen arbeidet alle sammen med en annen over noen dager for å sikre konsistens og likhet i arbeidet. Totalt ble 338 flater registrert, men p.g.a. noen feilregistreringer og GPS-problemer er kun 316 per nå komplette. Totalt ble det målt 11068 trær.

Store avstander og mye transport både på veg og i terreng spesielt ved registrering av naturskog gjorde at presentasjonen ble 4,1 timer per flate. Det var noe forskjell mellom taksatorer, men den var ikke spesielt stor. Reiser ble godtgjort etter statens satser og gjennomsnittlig flatekostnad ble 2700,-. I tillegg kommer kostnader til forberedelse og etterarbeid knyttet til feltarbeidet. Tabell 9 gir en oversikt over antall flater per fylke og per skogkategori, samt andel med sitkagran og fremmed treslag.

Erfaringene viser at vi får et relativt godt treff på naturskog (67%), mens for sitkagran er det ofte en mindre andel av sitka og mer vanlig gran enn forventet. Vi ser også dette fra kortdistansedata innsamlet i andre prosjekter og stilt til rådighet for dette prosjektet.

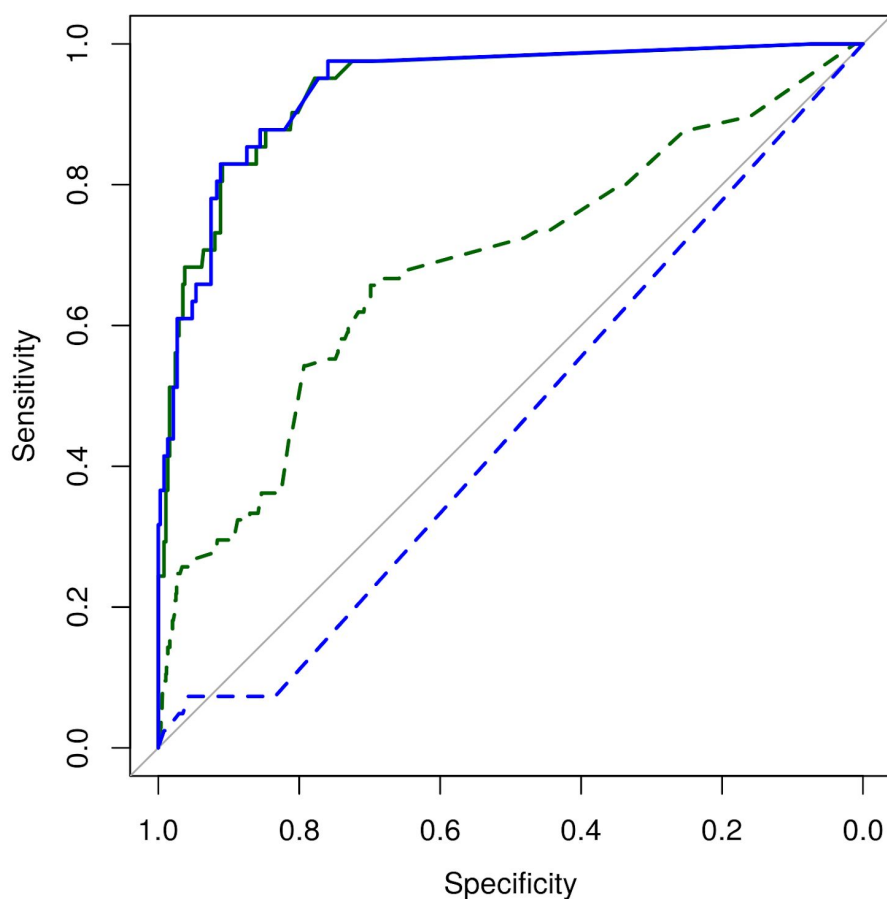
*Tabell 9. Oversikt av antall flater per fylke og per skogkategori, samt andel med sitkagran og fremmed treslag.*

	<b>Oppland</b>	<b>Hordaland</b>	<b>Møre og Romsdal</b>	<b>Sum</b>
Normalskog	40	94	50	184
Naturskog	73	0	21	94
Plantasje	0	6	31	37
Sitkagran	0	33	23	56
Fremmed	0	39	24	63
<b>Sum</b>	<b>114</b>	<b>100</b>	<b>102</b>	<b>316</b>

### **Modellforbedringer naturskog og sitkagran**

For oppland fylke ble forbedringen i klassifiserings modellen undersøkt ved bruk av laserdata og Sentinel-2 data. En GBM klassifikator for NATD1 ble etablert kun på LST data og en med LST og ekstra innsamlede data. Klassifikatoren med kun data LST hadde 1012 observasjoner uten naturskog og 19 som oppfylte kriteriet til NATD1. Ekstra data hadde ytterligere 27 observasjoner uten naturskog og 86 observasjoner som tilfredsstilte kravet til NATD1. Klassifiseringen ble evaluert ved 10-fold kryssvalidering. Klassifikatorene basert på LST hadde en nøyaktighet på 91%, men kappa verdien (0.02) og AUC var lav (0.69). Klassifikatoren med ekstra data hadde en nøyaktighet på 95%, samt kappa-verdi på 0.60 og AUC på 0.90. Receiver operating curves for de to klassifikatorene fremgår av figur 12.

For fremmede treslag i Hordaland var det 4 observasjoner i LST som tilfredsstiller definisjonen, mens det var ytterligere 38 som tilfredsstiller definisjonen i de ekstra innsamlede referansedataene. Antall observasjoner uten fremmed treslag var henholdsvis 315 og 374. Total nøyaktighet var 93% og 90% for de to modellene, men kappa og AUC var 0.43 og 0.94 og 0 og 0.46. Receiver operating curves for de to klassifikatorene fremgår av figur 12.



Figur 12. Receiver operator curve (ROC) for klassifikator for naturskog (grønn) og fremmede treslag (blå). Stiplet linje er resultater ved kun bruk av LST data, mens heltrukken linje er ved bruk av ekstra innsamlede lokaliteter i tillegg.

## Diskusjon

Andelen observasjoner med både naturskog og fremmed treslag økte betraktelig og førte til bedre modeller. Modellene fremstår likevel ikke som gode og det er fremdeles en utfordring med antall positive observasjoner. For naturskog har vi bra treff på lokaliteter som kan karakteriseres etter definisjon NATD1, nesten 65% av de oppsøkte lokalitetene har en ønsket klasse. For sitkagran ser vi at det er vanskelig å få til et godt treff, og under halvparten av oppsøkte lokaliteter har ikke sitkagran eller et fremmed treslag i det hele tatt og også i lokaliteter med sitkagran var det en betydelig innblanding av andre treslag.

Kostnaden for innhenting av data fra prøveflater ble også høyere enn forventet. Bratt terreng og mye tid til transport både i bil og i terreng gjorde arbeidet mer tidkrevende. Spesielt for innhenting av referansedata knyttet til sitkagran bør det etableres en annen strategi som gir en bedre treffrate enn et som ble oppnådd i dette prosjektet.

For å redusere kostnaden for datainnsamling bør man forsøke å samarbeide med andre kartleggingsprosjekt som pågår. Selve feltarbeidet som må gjøres ved kartlegging av

sitkagran krever ikke spesiell kompetanse, men flatene må posisjoneres ved hjelp av nøyaktig posisjoneringsutstyr. Fram til nå har kostnaden for anskaffelse av slikt utstyr vært opp mot ca. 200.000,- for en mottaker. Billigere mottakere fra mindre kjente leverandører har kommet på markedet de siste månedene. Utstyr med pris helt ned i 1/10 av hva man tidligere betalte er nå tilgjengelig. Som en del av det foreliggende prosjektet så har NMBU anskaffet og testet en slik "billigmottaker" og resultatene fra undersøkelsene viser at nøyaktigheten er minst like bra som hva man oppnår med det kostbare utstyret. En ulempe med "billigmottakeren" er at den har en forholdsvis liten prosessor og det ser derfor ut til at den trenger noen sekunder mer i oppstartsfasen for å unngå tilkoblingsproblemer.

## **Del 3: Midlertidige og permanente endringer i skog**

### **Innledning**

Overvåkning av tilstanden og endringer i økosystemet skog er sentralt for miljøforvaltningen. Endringsanalyser kan grovt sett deles in i to ulike metoder; direkte og indirekte. Direkte metoder innebærer at man ved hjelp av fjernmålte data og eventuelle referansedata identifiserer endringer direkte, f.eks. ved å predikere endringen i biomasse målt på to tidspunkt direkte (Noordermeer et al., 2019b). Alternativt kan man predikere tilstanden på de to tidspunktene uavhengig, dvs. predikere biomasse på de to tidspunktene og videre avlede forskjellen som endringen i predikert tilstand på de to tidspunktene. I Europa er aktiviteter knyttet til skogsdrift den største på påvirkningsfaktoren på økosystemet skog (Curtis et al., 2018). Flatehogst har spesielt stor effekt på økosystem og det er ønskelig å identifisere disse endringene. Overvåking av skogøkosystemer og omfang og romlig og tidsmessig fordeling av avvirkningsaktiviteter kan gi viktige indikatorer på presset på skogøkosystemer og driverne for endringer i skog. Satellittdata framstår som den kilden som er best egnet til å kartlegge denne påvirkningsfaktorer med høy romlig og temporær oppløsning; og lange tidsserier med årlig endringsdeteksjon er mulig med høy nøyaktighet (Jutras-Perreault et al., n.d. in prep. Ørka et al., 2019b).

Siden lanseringen av Earth Resources Technology Satellite (ERTS-1, nå kalt Landsat-1) i juli 1972, har et stort antall digitale bilder blitt generert gjennom seks Landsat-opppdrag, noe som gir den enestående muligheten til å utforske endringer i arealbruk og dynamikk over tid. I 2008 ble Landsat-arkivet gjort fritt tilgjengelig (Woodcock et al., 2008), noe som revolusjonerte bruken av Landsat-data. Mens tidligere budsjettbegrensningen dikterte antall bilder som ble brukt i en studie, var hele Landsat-arkivet fremover fritt tilgjengelig for nedlastning.

Ulike metoder og algoritmer er utviklet for å oppdage tømmerhogstområder ved hjelp av satellittbilder. Opprinnelig sammenliknet man gjerne et par Landsat-bilder for å oppdage og kartlegge forstyrrelser i skogen (Cohen et al., 1998; Sader et al., 1994). Den økende mengden tilgjengelige Landsat-bilder og kompatibiliteten mellom de forskjellige sensorene bidro til fremveksten av forskjellige tidsserieranalysetilnærminger. LandTrendr (Landsat-basert deteksjon av trender i forstyrrelse og utvinning) er en tidsmessig segmenteringsalgoritme utviklet av Kennedy et al. (2010) som i stor grad har blitt brukt for

sin evne til å fange opp både kortvarige forstyrrelser og langvarig utvinning (Fragal et al., 2016; Griffiths et al., 2012; Senf et al., 2015; Vogeler et al., 2018). LandTrendr oppdager de viktige egenskapene til utviklingsbanen ved å modellere pikselens spektrale tidsserie som en sekvens av lineære segmenter avgrenset av bruddpunkter eller vertices. Et kart over endringer opprettes fra tidsposisjonene og spektralverdiene til disse toppunktene. Endringene oppdages årlig fra satellittbilder anskaffet i vekstsesongen. Den nylige implementeringen av LandTrendr på Google Earth Engine-plattformen har redusert datahåndteringskostnadene og behandlingstiden kraftig (Kennedy et al., 2018). Ørka et al. (2019b) sammenlignet endringer identifisert med Global Forest Watch (GFW) (Hansen et al., 2013) og LandTrendr (Kennedy et al., 2018) og fant at begge hadde en større andel omissions enn commissions. Videre ga LandTrendr bedre resultater enn GFW.

For noen kartleggings- og overvåkingsformål kan det imidlertid være nyttig å etablere endringsdeteksjon med høyere tidsoppløsning, for eksempel månedlig. Breaks for Additive Season and Trend (BFAST) er en hypotetisk kurvetilpassende algoritme som oppdager og karakteriserer trend og sesongmessighet i tidsserier (Verbesselt et al., 2010a, 2010b). Gjennom den iterative tilpasningen av stykkevis lineær trend og sesongmodeller til en tidsserie, informerer metoden om tilstedeværelsen av en trend, økningen eller reduksjonen i vegetasjonsdekke eller tetthet, og hastigheten og størrelsen på endringen over tid. BFAST ble senere modifisert for sanntidsdeteksjon av endringer og ble omdøpt til BFAST Monitor (Verbesselt et al., 2012). BFAST Monitor har blitt brukt sammen med Landsat-tidsserier for å oppdage endringer i tropisk skog i Peru, Bolivia og Brasil med en total romlig nøyaktighet på henholdsvis  $91 \pm 2,3\%$ ,  $95,9\%$  og  $85,5\%$  (DeVries et al., 2015; Hamunyela et al., 2016). Metoden er utviklet for å oppdage forstyrrelser i nylig anskaffede bilder, den er robust mot sesongmessighet og håndterer manglende data.

Hovedformålet med arbeidet med å detektere endringer er å utvikle regionale og nasjonale dekningskart for midlertidige endringer i skog, samt utvikle, teste og demonstrere hvordan trender kan overvåkes. Videre skal det undersøkes hvordan endringene kan inngå i overvåkning av økosystemet skog, samt vise om det er mulig å etablere en varslingstjeneste for midlertidige endringer i skog. De spesifikke delmålene er:

- Videreutvikle og gjennomføre endringsdeteksjon med LandTrendr og etablere endringer som et kartlag i skogøkologisk grunnkart.
- Undersøke mulighetene for å klassifisere endringene som midlertidige eller permanente
- Evaluere indikatorer for overvåkning av trender i økosystemet skog
- Vurdere ytelsen til BFAST Monitor-algoritmen for å oppdage endringer i skog raskere i tid, dvs. nærmere sanntid, enn hva som kan etableres med LandTrendr.

## **Endringsdeteksjon med LandTrendr**

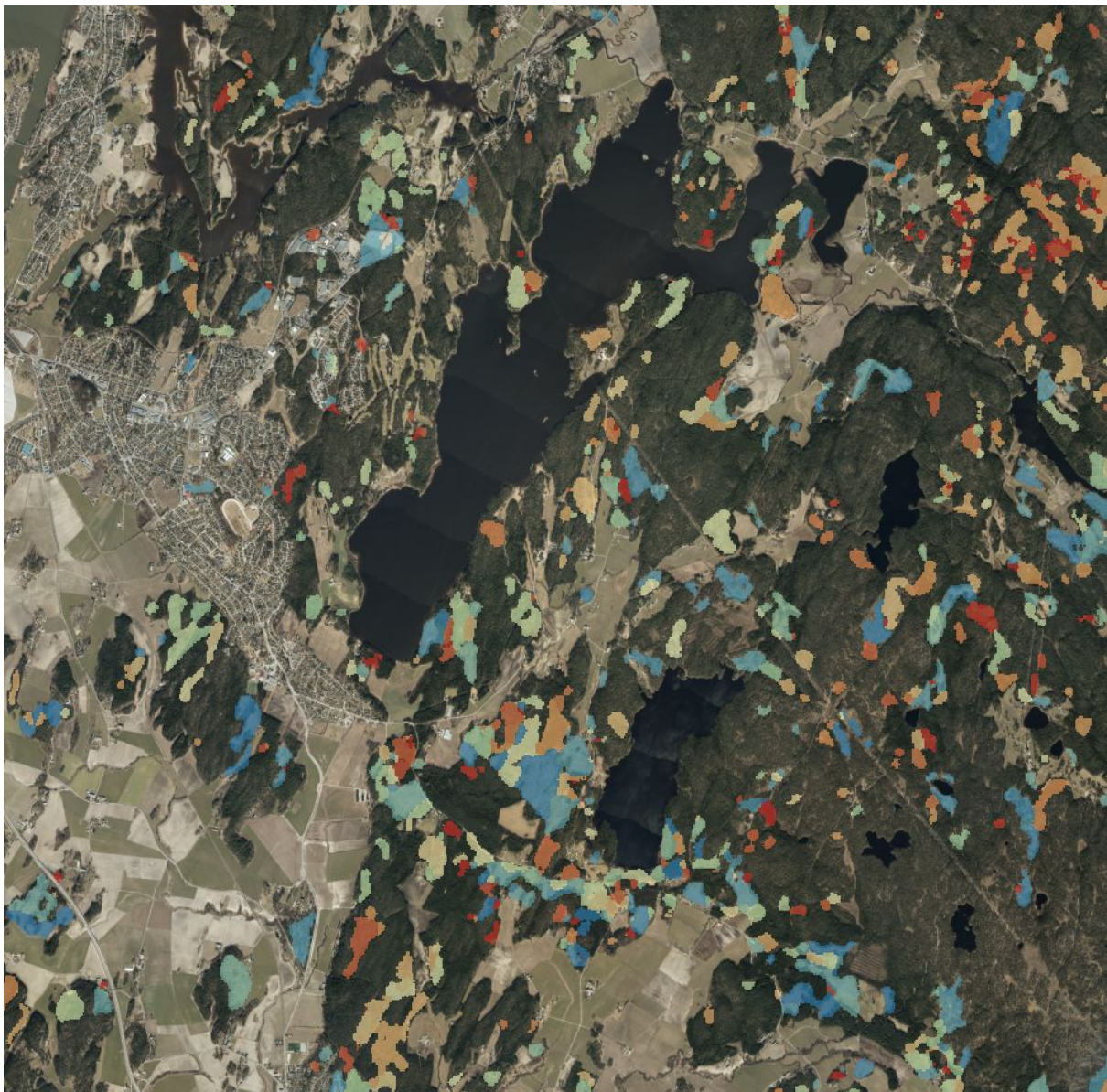
Basert på resultatene fra Ørka et al. (2019b) ble LandTrendr brukt for deteksjon av endringer. LandTrendr håndterer bilder fra Landsat-5 TM, Landsat-7 ETM+ og Landsat-8 OLI, noe som tillater analyse fra så langt tilbake i tid som 1984. Bare bilder som dekker vekstsesongen i Norge, dvs. fra juni til september ble brukt. Videre ble sky, skygge og

snømasker brukt etter en standardprotokoll (Zhu & Woodcock, 2012), og Landsat-8 OLI og Landsat-5 TM-bilder ble harmonisert til Landsat-7 ETM+ bilder ved bruk av de spektrale transformasjonsfunksjonene utviklet av Roy et al. (2016). LandTrendr kan kjøres på hvert enkelt bånd eller på en spektralindeks. Tidligere studier viste at Normalised Burn Ratio (NBR) er bedre egnet til å identifisere forstyrrelser enn Normalised Difference Vegetation Index (NDVI) og Tasseled Cap Wetness index (TCW) (Cohen et al., 2010; Kennedy et al., 2010). Årlige on-the-fly NBR-kompositter ble derfor generert fra NIR og Short-Wave Infrared (SWIR2) båndene. Videre ble standardparameterne som definert i Kennedy et al. (2018) benyttet.

I det tidligere arbeidet ble ingen filtrering av identifiserte endringer gjort for å beholde mest mulig av informasjonen. Ved videre analyser for å fremskaffe endringsindikatorer som kunne inngå i overvåking av økosystemet skog ble de funnet at en konservativ filtrering bedret resultatene (Jutras-Perreault et al., n.d. in prep.). Det ble derfor etablert et sieve filter som fjernet endringer mindre enn 3600 m<sup>2</sup>. Resultatene fra dette arbeidet er presentert i Del 6. Ved implementering på regionnivå ble også et majoritetsfilter benyttet på endringsår. Videre ble endringer maskert mot kartlaget skog etablert i Del 1. Et eksempel på kartlaget fremgår av figur 13.

Endringsdeteksjon er produsert for fylkene Østfold, Akershus, Oslo, Hedmark, Oppland, Buskerud, Vestfold, Telemark, Agder, Hordaland og Møre og Romsdal. Videre kan resultat for de resterende fylkene produseres raskt da alle eksisterende data som trengs er på plass. Dette inkluderer AR5 og Sentinel-2 for produksjon av avgrensningen av økosystemet skog. Produksjon av dette kartlaget for hele Norge vil gjøre det mulig å evaluere nøyaktigheten og å gjøre forbedringer. Vi ser per nå at det er regionale forskjeller og muligheter for forbedringer utover evalueringen gjort så langt i Hurdal (Jutras-Perreault et al., n.d. in prep. 2019b).





*Figur 13. Identifiserte endringer innenfor en 10 km<sup>2</sup> blokk i Østfold. Røde områder er de eldste endringene dvs. tilbake til 1985, mens de blå er de nyeste endringene.*

### **Endringsklassifisering**

Klassifisering av permanente og midlertidige endringer har vært fokus for arbeidet. For å klassifisere endringene ble det etablert et klassifiseringssystem basert på IPPCs arealkategorier. Kategoriene ble etablert direkte fra AR5 (tabell 10). En slik klassifisering vil avvike noe fra definisjonene, men anses som egnet for å teste mulighetene for å klassifisere endringene. For eksempel kan kart for kronedekning produsert under Del 1 benyttes for å inkludere aktuelle områder i skog.

Klassifiseringen ble gjennomført ved å benytte mosaikkene produsert ved hjelp av Sentinel-2 data fra 2018. Fra disse ble 1 % av pikslene innenfor hver blokk valgt basert på fordelingen av klassene. Videre ble halvparten av disse brukt for å trene en randomForest klassifisering

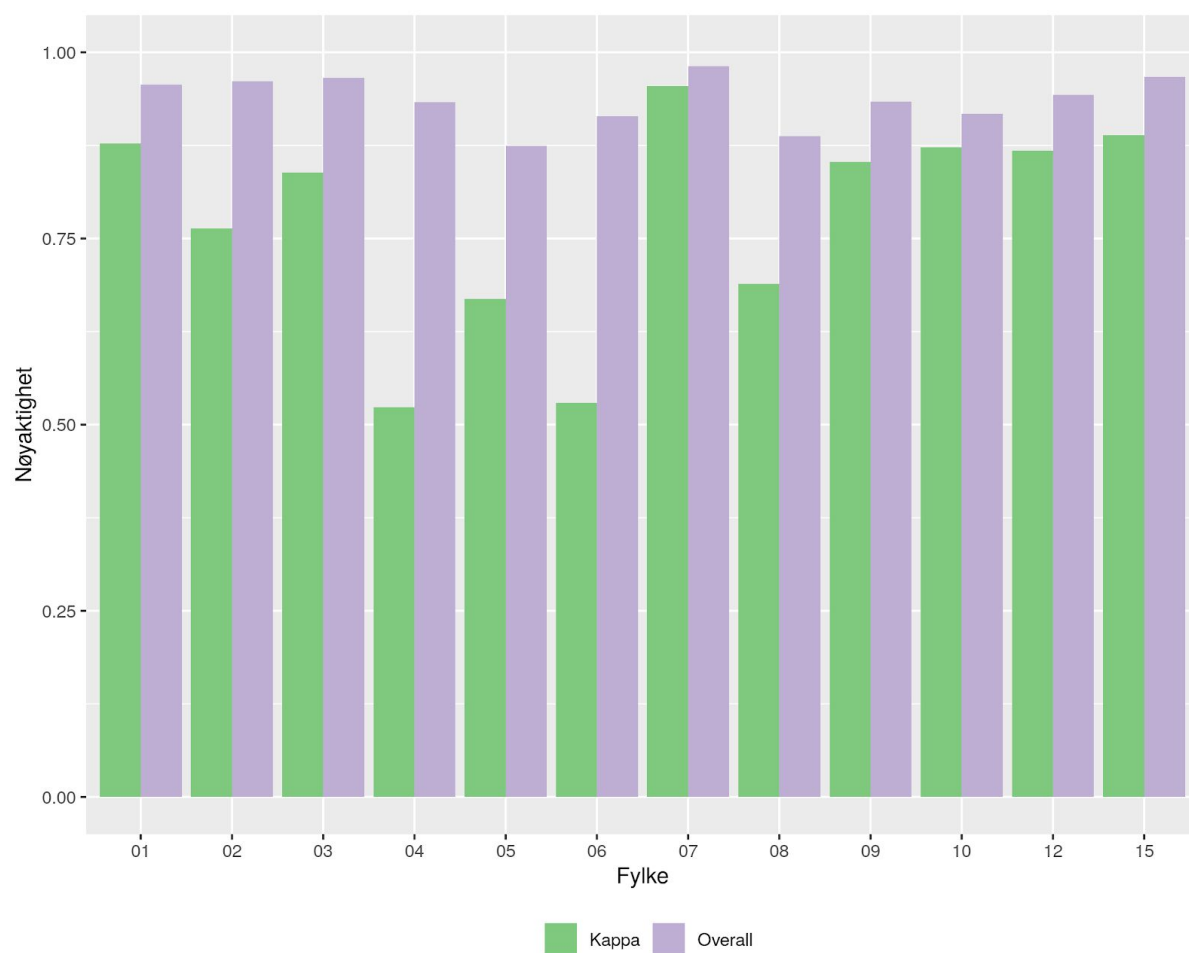
og den andre halvparten ble benyttet for å validere nøyaktigheten av klassifiseringen. Klassifiseringsresultatet ble filtrert med et 3x3 majoritetsfilter.

*Tabell 10. Klassifiseringssystem basert på IPCCs arealkategorier.*

Arealkategori	IPPC <sup>11</sup> navn	Arealtype (AR5)	Kode
Skog	Forest land	30	1
Dyrket mark	Cropland	21	2
Beite	Grassland	22,23	3
Myr	Wetlands	60	4
Utbygd areal	Settlements	12,11	5
Annen utmark	Other land	50,70	6
Vann	Water	81,82	7

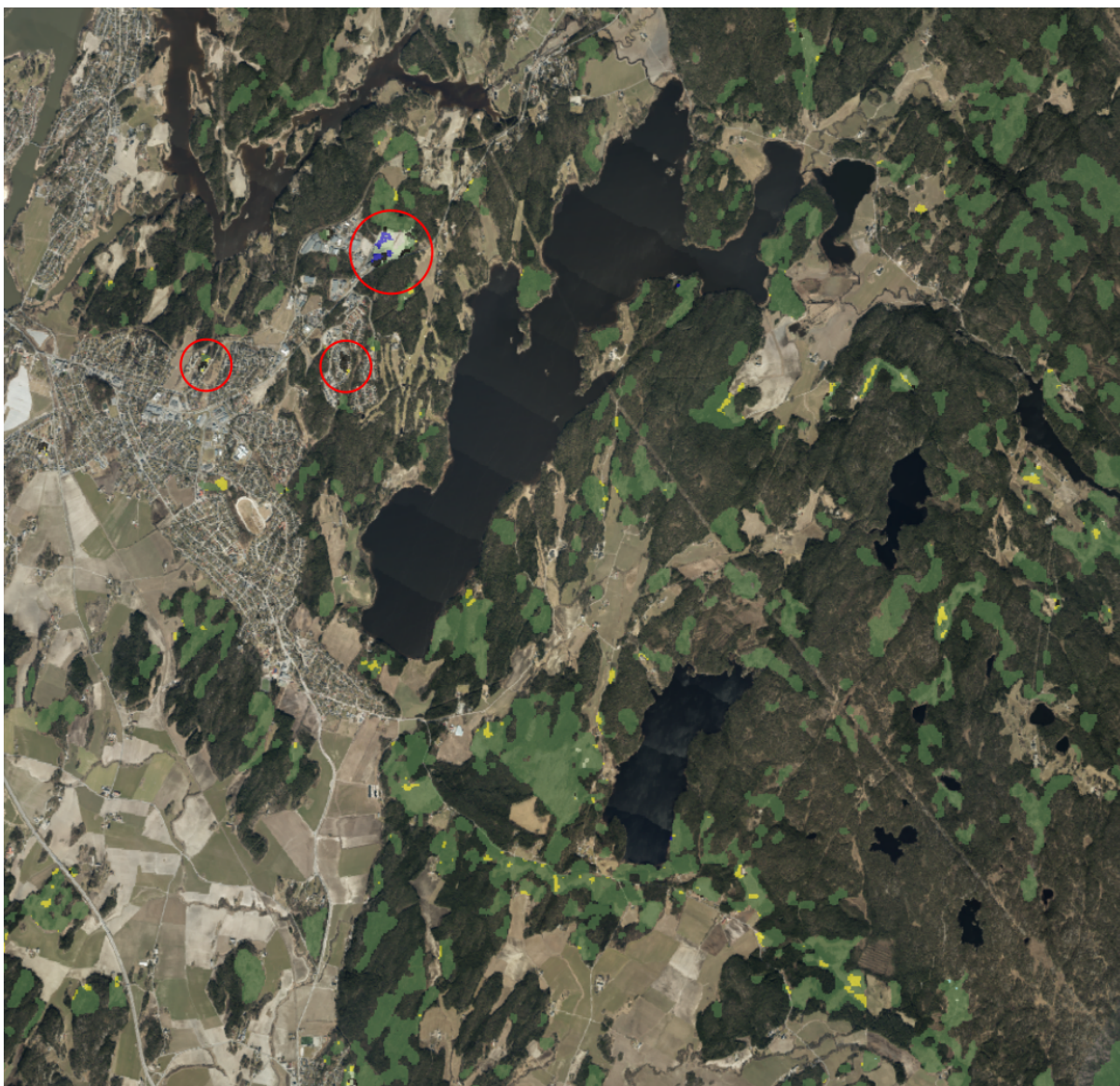
Total nøyaktighet for klassifiseringer av arealkategorier varierte fra 87.4 til 98.1 % og kappa varierte fra 0.52 til 0.95 (figur 14). I hovedsak var skog og vann klassifisert svært godt, både med hensyn til sanne positive og sanne negative, men de andre klassene hadde ofte en lav andel sanne positive. Endringsklassifiseringen fungerte derfor relativt dårlig med tanke på å klassifisere endringen korrekt (figur 14). Det var en stor andel av endringene som ble klassifisert som dyrket mark. Dette er ikke unaturlig da både hogstflater og dyrket mark har høy fotosynteseaktivitet i vegetasjonssesongen. Endringer som utbygd areal fremstår som permanente i denne klassifisering (figur 15).

<sup>11</sup> [https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpplulucf/gpplulucf\\_files/Chp2/Chp2\\_Land\\_Areas.pdf](https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpplulucf/gpplulucf_files/Chp2/Chp2_Land_Areas.pdf)



*Figur 14. Nøyaktighet (Overall) og kappa-koeffisienten (Kappa) for arealendringsklassifisering for de ulike fylkene.*





*Figur 15. Endringer klassifisert med hensyn på arealkategorier (skog = grønn, dyrka mark = gul, bebygd areal = svart, annen utmark = grågrønn, vann=blå). Permanente endring klassifisert som bebygd areal eller annen utmark/vann.*

## **Påvirkningsindikatorer**

### Materiale og metode

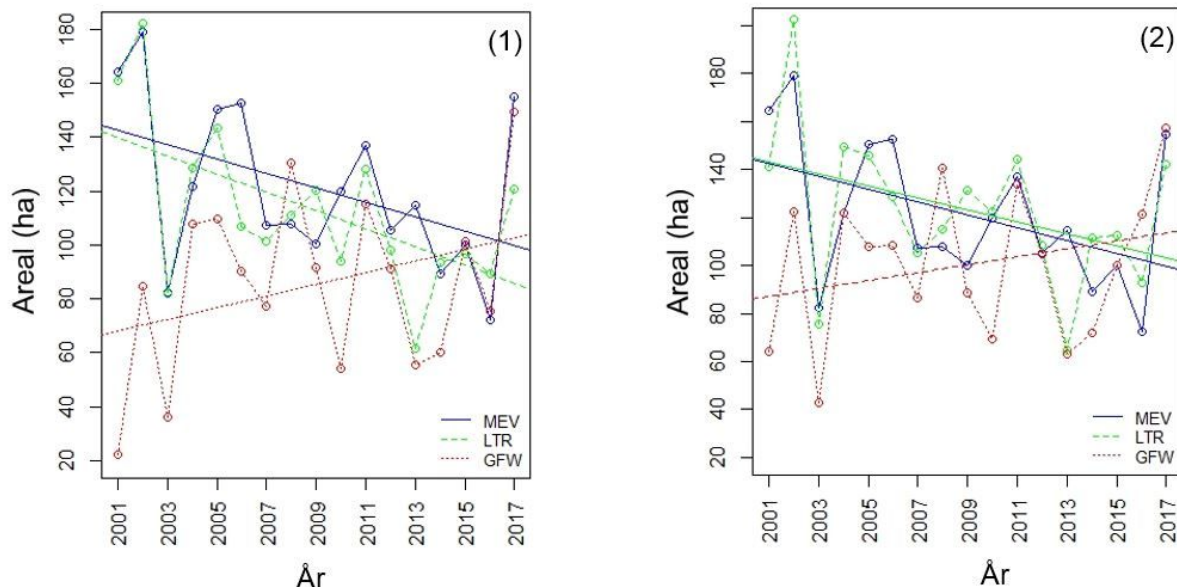
Studien ble utført med data fra skogen til Mathiesen Eidsvold Verk (MEV). MEV er en stor privat skogeier og eiendommen dekker 358 km<sup>2</sup> skogsmark som ligger i Hurdal kommune, Akershus fylke, omtrent 60 km nord for Oslo, Norge. Det er en typisk boreal skog dominert av gran (*Picea abies*). På grunn av den aktive forvaltningen har hogstaktiviteter blitt registrert i en geodatabase over flere år. MEV-geodatabasen, eller referansedata, inneholder polygoner og informasjon av hogst utført mellom 1993 og begynnelsen av 2018. Informasjonen som er registrert inkluderer typen hogstoperasjon og start- og sluttdato for totalt 1898 observasjoner. Hogsttypene kan deles inn i to hovedgrupper, lukket og åpen hogst, avhengig av antall trær som står igjen. Ved lukkede hogsttyper etterlates 40 til 100

trær / hektar. Derimot etterlates mindre enn 40 trær / hektar med åpne hogsttyper som frøtrestilling. På grunn av likheten mellom frøtrestilling og flatehogst, vil begge bli håndtert som flatehogst for enkelhets skyld.

### Resultater og diskusjon

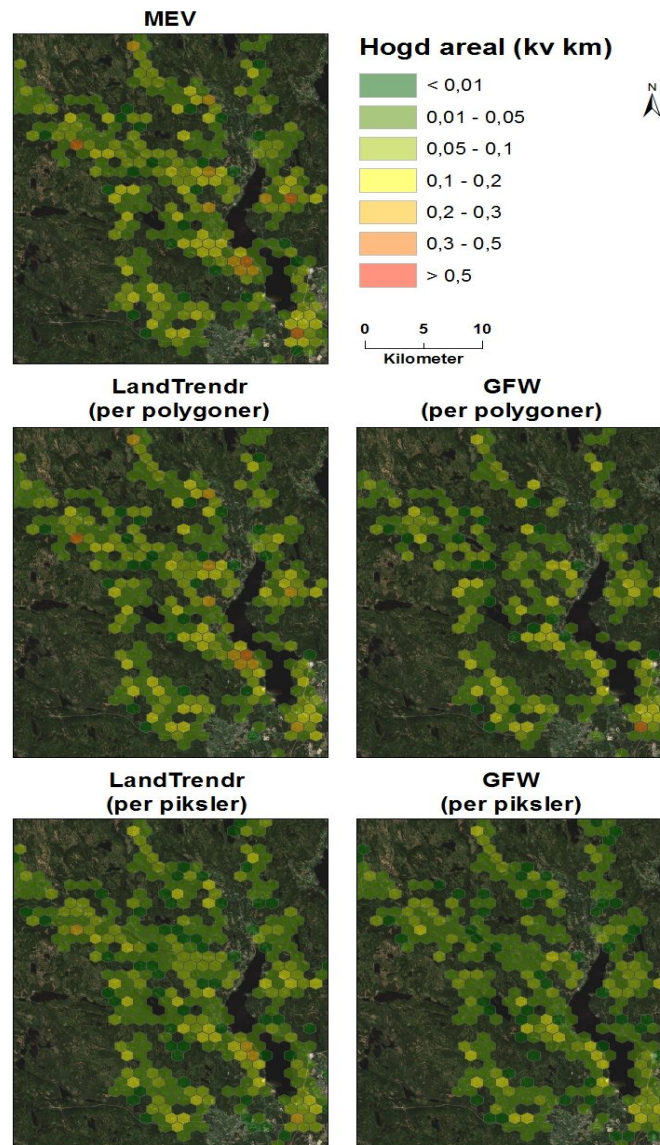
Figur 16 viser det totale avvirkede arealet per år, beregnet ved hjelp av både LandTrendr og GFW som summen av arealet til polygonene og pikslene som er detektert. LandTrendr deler klare likheter med referansedataene, med en nedgang i avvirket areal på 2,5 hektar per år mellom 2001 og 2017 og et samlet avvirket areal på 2094 hektar, sammenlignet med en nedgang på 2,7 hektar per år og et samlet areal på 2060 hektar for referansedataene (figur 16). GFW antyder en annen tendens med en økning i avvirket areal på 1,6 hektar per år og et betydelig lavere samlet avvirket areal på 1705 hektar for samme periode. Det samlede avvirkede arealet per sekskant på 1 km<sup>2</sup> presentert i figur 17 viser at det ikke er noen signifikant forskjell mellom LandTrendr rapportert på polygonnivå ( $M = 0,054$ ,  $SD = 0,056$ ) og referansedataene ( $M = 0,058$ ,  $SD = 0,062$ ) ( $t(699) = 0,92$ ,  $p = 0,357$ ), mens GFW gir signifikant forskjell ( $M = 0,048$ ,  $SD = 0,050$ ) ( $t(653) = 2,41$ ,  $p = 0,016$ ). Selv om begge algoritmene undervurderte det totale avvirkede området på pikselnivå, antyder figur 17 at denne undervurderingen i mindre grad var tilstede når LandTrendr ble benyttet.

I et videre arbeid vil det være naturlig å produsere endringsindikatorene foreslått av Jutras-Perreault et al. for hele landet (Se del 6).



**Figur 16: Sammenligning mellom totalt avvirket areal per år i referansedata (MEV) og endringer detektert ved hjelp av LandTrendr med Landsat satellittbilder fra 1995 til 2017 og GFW kart. (1) Areal beregnet som sum av polygoner med detekterte hogst. (2) Areal beregnet som sum av piksler med detekterte hogster.**





Figur 17. Romlig sammenligning mellom det samlede avvirkede området per sekskant på 1 km<sup>2</sup> fra 2001 til 2017 for referansedataene (MEV), kartet over endringer fra LandTrendr-algoritmen som ble brukt på Landsat-bilder fra 1995 til 2017 og fra GFW-kartet.

## Sanntidsdeteksjon

Målet med denne studien er å vurdere ytelsen til BFAST Monitor til å oppdage endringer i norsk skog basert på nye Landsat-bilder. Mer spesifikt har denne studien som mål å vurdere nøyaktigheten til BFAST Monitor for å:

1. oppdage endringer i skogkartet
2. identifisere dato for endringene

### Studieområde og referansedata

Studien ble utført i Akershus fylke, Norge, i typiske boreale skogområder dominert av gran (*Picea abies*). Som en del av Bionær-prosjektet (Bærekraftig verdiskaping i mat- og

biobaserte næringer) ble hvert enkelt avvirket tre posisjonert ved hjelp av et integrert posisjonssystem montert på en hogstmaskin. Gjennomsnittlig posisjonsfeil for trærne var 0,75 m (Hauglin et al., 2018). Den eksakte avvirkningsdatoen, sammen med treslag, DBH og høyde ble registrert i en database. Totalt ble 55162 trær fordelt på 22 bestand og 75 km<sup>2</sup> ble avvirket i 2017 med hogstmaskinen med det nøyaktige posisjoneringssystemet. Koordinatene og avvirkningsdatoen for 50 av disse trærne ble brukt til å vurdere ytelsen til BFAST Monitor for å oppdage avvirkninger og for å evaluere nøyaktigheten til beregnet avvirkningstidspunkt. Trærne ble valgt tilfeldig blant de som lå minst 10 meter innenfor kanten av hvert enkelt bestand. I tillegg ble koordinatene til 10 bestand uten endring de siste 20 årene. En tidsserie per piksel ble trukket ut i Google Earth Engine (GEE) for plasseringen av hver av de 50 avvirkede trærne og for de 10 intakte bestandene.

### Google Earth Engine

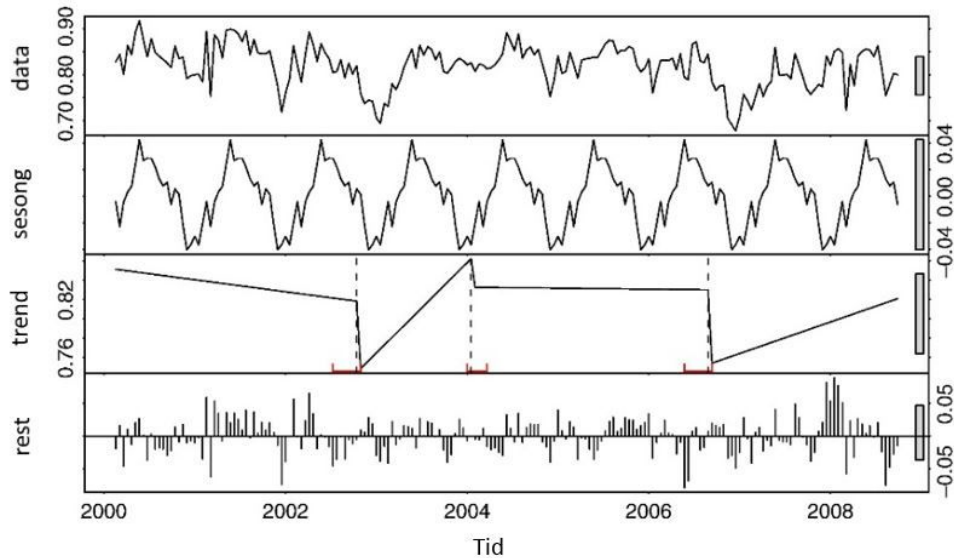
Google Earth Engine (GEE) er en gratis skybasert plattform som består av en analyseklar datakatalog kombinert med en høytytelsesberegningstjeneste (Gorelick et al., 2017). Bildedarkivet til Landsat-5 Thematic Mapper (TM), Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) og Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) er tilgjengelig gjennom et applikasjonsprogrammeringsgrensesnitt (API) og et interaktivt utviklingsmiljø (IDE) og bildene blir behandlet "on-the-fly". Sky- og skygge-masker ble brukt etter en standardprotokoll (Zhu & Woodcock, 2012), og Landsat-8 OLI og Landsat-5 TM-bilder ble harmonisert til Landsat-7 ETM+ ved å bruke de spektrale transformasjonsfunksjonene utviklet av (Roy et al., 2016). Den normaliserte forskjellen i vegetasjonsindeks (NDVI) ble beregnet fra røde og nærinfrarøde (NIR) båndene og tidsseriene mellom januar 1985 og desember 2017 for plasseringen av de 50 trærne og 10 punkt bestand uten endringer ble eksportert til csv-format for å bli behandlet i R.

### BFAST Monitor-algoritmen

BFAST Monitor er en fremgangsmåte for endringsdeteksjon basert på en additiv nedbrytningsmodell utviklet av Verbesselt et al. (2010a). Den informerer om tilstedeværelsen av en trend, økningen eller reduksjonen i vegetasjonsdekke eller tetthet, og hastigheten og størrelsen på endringen over tid ved å passe stykkevis lineær trend og sesongmodeller til en tidsserie. Den generelle modellen er av formen:

$$Y_t = T_t + S_t + e_t$$

der  $Y_t$  er de observerte dataene på tidspunktet  $t$ , er  $T_t$  trendkomponenten,  $S_t$  er den sesongbaserte komponenten, og  $e_t$  er den resterende komponenten, eller støy (figur 18). Størrelsen og retningen på bruddene er avledet fra avskjæringen og helningen av trendkomponenten.



Figur 18: Tilpassede sesong-, trend- og resten (dvs. estimert støy) -komponenter for en 16-dagers MODIS NDVI-tidsserie (data) (Verbesselt et al. (2010a)).

For å redegjøre for sesong- og trendendringer, foreslo Verbesselt et al. (2012) følgende sesongtrendmodell:

$$y_t = \alpha_1 + \alpha_2 t + \sum_{i=1}^k \gamma_i \sin\left(\frac{2\pi j t}{f} + \delta_j\right) + \varepsilon_t$$

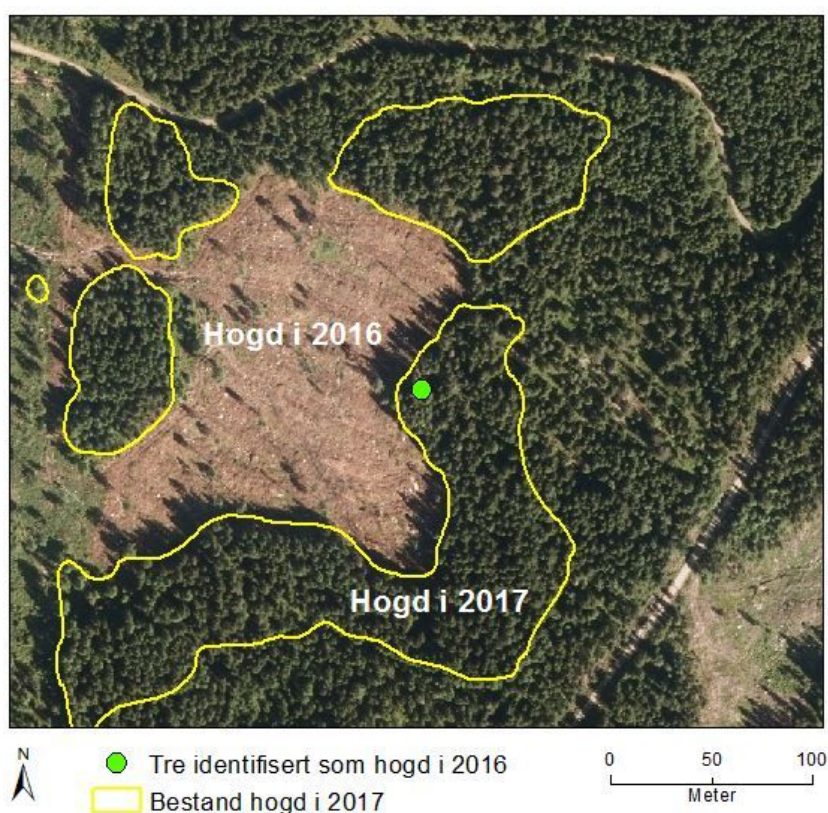
For observasjonene  $y_t$  på tidspunktet  $t$  antas en sesong-trendmodell med lineær trend og harmonisk sesong, hvor avskjæringen  $\alpha_1$ , skråningen  $\alpha_2$  (dvs. trend), amplitude  $\gamma_1, \dots, \gamma_k$  og fase  $\delta_1, \dots, \delta_k$  (dvs. sesong) er de ukjente parameterne,  $f$  er frekvensen (dvs. antall bilder per år), og  $\varepsilon_t$  er den estimerte feilen på tidspunktet  $t$ . En stabil sesongtrendmodell er derfor estimert for en observert tidsperiode kalt historieperiode. Historieperioden er valgt for sin stabilitet for å modellere normal vegetasjonsdynamikk. For å oppdage forstyrrelser i nylig anskaffede data, brukes bevegelige summer (MOSUMs) av restene i overvåkningsperioden. Hvis modellen forblir stabil, vil en verdi nær null bli returnert gjennom MOSUM-prosessen, mens den vil avvike betydelig fra null hvis strukturelle endringer oppstår. Historieperioden kan defineres basert på ekspertkunnskap eller ved bruk av en automatisk metode. Den reverserte kumulative summen (CUSUM) av rester, evaluerer en kumulativ prediksjonsfeil fra nyere til eldre data til modellen for sesongtender feiler.

Det ble gjort forsøk på å bruke CUSUM for automatisk å velge historieperioden, men algoritmen presterte dårlig, og klarte ikke å oppdage 40 av de 50 avvirkningene/bestandene. Siden alle registrerte avvirkninger ble gjennomført mellom januar og september 2017, var det trygt å anta at ingen avvirkning var blitt utført i løpet av de sju foregående årene, og derfor ble begynnelsen av historieperioden manuelt satt til januar 2010 og starten av overvåkningsperioden til januar 2016.

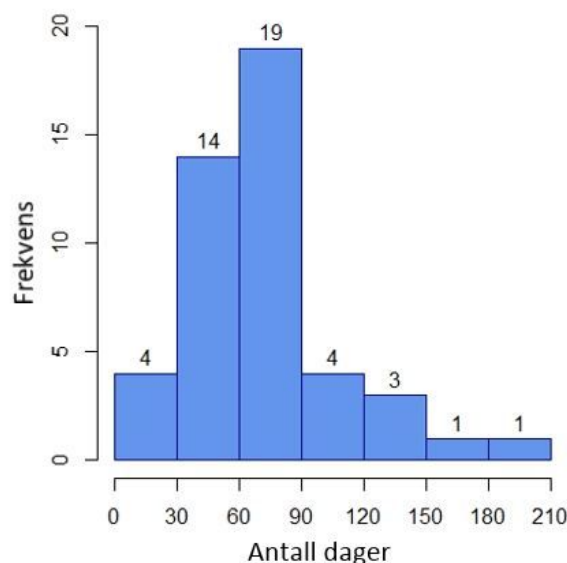


### Resultater og diskusjon

BFAST Monitor var veldig effektiv når det gjaldt å oppdage avvirkninger gjennom Landsat tidsserier og identifiserte et bruddpunkt for 47 av de 50 bestandene. Bruken av en lengre tidsserie viste at de tre siste bestandene ville blitt oppdaget i 2018. I tillegg ble en lokalitet oppdaget som avvirket i 2016, mens den ble registrert som avvirket i april 2017. Figur 19 viser at akkurat dette stedet ligger i kanten av et bestand som ble avvirket i 2016. Valget av en 10 m eksklusjonsbuffer rundt de avvirkede bestandene kanskje ikke var stor nok i forhold til den 30 m romlige oppløsningen til Landsat-bilder. BFAST Monitor oppdaget avvirkninger så tidlig som 4 dager etter at det var foretatt, i gjennomsnitt 80 dager etter de registrerte datoene og totalt 76 % av lokalitetene ble oppdaget i løpet av 3 måneder (figur 20). Ingen endringer ble detektert i bestandene uten endringer. Dette viser at algoritmen er robust mot sesongvariasjoner.



*Figur 19. Lokalisering av trær avvirket i 2017, men detektert med BFAST Monitor som avvirket i 2016. Nærheten til et bestand avvirket i 2016, kombinert med 30 m romlig oppløsning i Landsat-bilder førte til denne feilklassifikasjonen.*



*Figur 20. Fordeling av tidsforskjellen mellom påvist dato med BFAST Monitor og den registrerte avvirkningsdato. 76% av de avvirkede bestandene ble detektert innen 3 måneder fra avvirkningsdato.*

Klimaet varierer mye mellom ulike steder i Norge. Mengden nedbør for eksempel varierer fra mindre enn 400 mm i Nord-Norge til 2500 mm for den vestlige delen av landet ([www.klimaservicesenteret.no](http://www.klimaservicesenteret.no)). Følgelig kan det være vanskelig å få nok skyfrie bilder til å bygge tidsserier med Landsat-bilder selv om de tas hver 16. dag. Selv når vi kombinerte Landsat ETM+ og OLI og økte den tidsmessige oppløsningen til et bilde hver 8. dag, ble 3 bilder i gjennomsnitt kastet i tidsserien mellom de oppdagede og registrerte avvirkningsdatoene på grunn av skyer og skygger, noe som skapte et gap på 24 dager. Hansen et al. (2016) stod også overfor denne begrensningen av tilgjengeligheten av skyfrie bilder når de implementerte et varslingsystem for skogforstyrrelser i de fuktige tropiske skogene i Peru, Republikken Kongo og Indonesia ved hjelp av Landsat-data. Den finere tidsmessige oppløsningen gitt av Sentinel-2 med en revisjonstid på 5 dager kan øke mengden skyfrie bilder for vestkysten av Norge, for eksempel, spesielt hvis den brukes i kombinasjon med Landsat-bilder. Da algoritmen utviklet av Claverie et al. (2018) for å harmonisere Sentinel-2 til Landsat-bilder ikke var implementert i GEE på tidspunktet for denne studien ble bare Landsat-bilder brukt til å bygge tidsserien.

Vi forsøkte å estimere når Sentinel-2-bilder vil gi tidsserier som er lange nok til å kunne kjøres i BFAST Monitor ved å teste forskjellige historieperioder. En historieperiode på tre år, fra 2013 til og med 2015, gjorde det mulig for BFAST Monitor å oppdage 48 av de 50 lokalitetene i 2017, i gjennomsnitt 97 dager etter avvirkningen. To avvirkede lokaliteter ble oppdaget før den registrerte datoen, og fire ble oppdaget først i 2018. Disse resultatene viser likevel at Sentinel-2 tidsserier mest sannsynlig vil være lange nok til å overvåke endringene som skjer i 2020, ved å tilby en historieperiode fra 2016 til og med 2018 og en overvåkingsperiode som starter i 2019.

LandTrendr er en annen kjent endringsdeteksjonsalgoritme. Selv om LandTrendr kun er designet for å oppdage endringer i skogareal på årlig basis, har den to store fordeler i forhold til BFAST Monitor. For det første produserer den basert på data fra en piksel en tidsserie-analyse med et kart over endringer i stedet for bruddeteksjon, og for det andre er den implementert i GEE. Nylig ble en BFAST Explorer Shiny-app utviklet for å bygge tidsserier i GEE (Almeida et al., 2018). Imidlertid er kjernen i algoritmen fortsatt en prosess i R basert på tidsserie per piksel, noe som gjør det umulig å effektivt oppdage endringer for store områder.

### Konklusjon

Skoger leverer flere økosystemtjenester, derav behovet for å vurdere og kartlegge indikatorer som for eksempel avskoging. BFAST Monitor er et relevant verktøy som gir nær sanntidsdeteksjon av skogarealet. Imidlertid kan tilgjengeligheten av skyfrie bilder føre til viktige forsinkelser i oppdagelsen av avvirkede områder, begrensning som kan minimeres ved å integrere harmoniserte Sentinel-2-bilder i Landsat tidsserier. I tillegg vil Sentinel-2 tidsserier snart dekke et spenn av år som gir en lang nok tidsserie til å brukes som input til BFAST Monitor. Forsinkelsen i påvisningen av det avvirkede området forventes derfor å bli redusert. For øyeblikket gir ikke BFAST Monitor muligheter til å utføre kartlegging i stor skala på en effektiv måte. En full implementering av BFAST Monitor i GEE kan tillate samtidig prosessering av en stor mengde tidsserier per piksel, og derfor produksjon av kart som viser endring av skogarealet. Likevel kan BFAST Monitor bli betraktet som et effektivt, romlig og tidsmessig verktøy for kartlegging av endringer i skogarealet.

## **Del 4: Videreutvikling av skogøkologisk grunnkart - spesifikke tema**

### **Introduksjon**

Videreutviklingsarbeidet har i hovedsak omfattet to tema: 1) Undersøke om hvorvidt satellittbilder fra Sentinel-2 fra ulike perioder av året gir ulik nøyaktighet ved identifikasjon av naturskog, og om kombinasjoner av bilder fra ulike perioder, såkalte bi- og multitemporale bilder, påvirker nøyaktigheten. 2) Undersøke nøyaktigheten ved å bruke satellittbilder fra Sentinel-2, alene og i kombinasjon med andre fjernmålte data, til identifikasjon av sitkagran. Denne undersøkelsen viser også effekten av tilleggsregistreringer av sitkagran og bruk av en statistisk metode, boosted regresjon.

### **Bruk av Sentinel-2 bilder for å identifisere naturskog**

Spektral informasjon fra satellittbilder kan brukes for å beskrive skoglige variabler, som f.eks. volum eller trehøyder. Dette er variabler som i tradisjonell skogkartlegging beskrives vha. data fra flybåren laserskanning (FSL), men som ved bruk av bilder fra satellitten Sentinel-2 (S2) vil kunne gi hyppigere oppdatert informasjon enn ved bruk av FLS. Det er derfor et behov for å beskrive metodikk og kvaliteten som kan oppnås ved bruk av disse dataene. I

denne undersøkelsen ble det sett på om a) hvorvidt bilder fra ulike perioder av året gir ulik nøyaktighet, og b) om kombinasjoner av bilder fra ulike perioder påvirker nøyaktigheten.

### Data og databehandling

I undersøkelsene ble multispektrale bilder fra S2 brukt til å identifisere områder med naturskog i fylkene Buskerud, Hordaland, Oppland, Oslo og Akershus. Oslo og Akershus ble behandlet under ett. Satellittbilder fra tre ulike datoer i 2018 (5. juni, 15. juli og 28. august) ble benyttet i undersøkelse a). I b) ble to satellittbilder fra ulike datoer (5. juni og 25. august) fra samme år sammenlignet for å undersøke om det var forskjell på å bruke bilder fra starten eller slutten av vekstperioden. I tillegg ble bilder fra fire påfølgende år, 2015-2018, brukt til å lage årlige modeller. Feltregistreringer fra LST klassifisert som naturskog eller ikke-naturskog, fungerte som datasett med responser. LSTs registreringer for flater som ikke lå i skog ble utelatt. Analysene ble utført fylkesvis. Dataene fra LST var svært skjevt fordelt, med få flater klassifisert som naturskog. Dette gjør modellutviklingen utfordrende og det ble derfor forsøkt å balansere datasettet ved å redusere antallet flater klassifisert som ikke-naturskog.

Fra satellittbildene ble det hentet 19 forklaringsvariabler (Red, Green, Blue, NIR, VRE1, VRE2, VRE3, NNIR, SWIR1, SWIR2, brightness, greenness, wetness, ndvi, evi, savi, ndmi, nbr, nbr2). I undersøkelse a) ble tre til fem variabler valgt ut som forklaringsvariabler vha. funksjonen *select.log.model* i R-pakken *functional*. I b) ble funksjonen *step* i pakken *stats* brukt for å velge ut forklaringsvariabler. For å evaluere modellene ble verdier av måleenhetene kappa, Arealet under kurven (AUC) og Prosent korrekt klassifisert (PCC) brukt. Med utgangspunkt i kappa og PCC ble det utviklet to tilleggsmål kappa 0.5 og PCC 0.5. Disse hadde en egen terskelverdi på 0,5 hvor prediksjonene vurderes som riktig.

### Resultater og diskusjon

Undersøkelse a) resulterte i verdier for AUC på ca. 0,5-0,8, PCC på ca. 60-70 % og kappa mellom 0 og 0,5. Resultatene varierte en god del mellom fylker og mellom de ulike datoene bildene er tatt, men undersøkelsen viste ingen systematiske forskjeller som indikerte at noen av tidene på året (5. juni, 15. juli og 28. august) ga mer informasjon fra bildene enn andre. Balansering av observasjoner for modelleringen ga ikke bedre nøyaktighet. Undersøkelse b) ga like resultater som undersøkelse a), og fant dermed ingen fordel i å kombinere bilder fra ulike datoer per år for identifikasjon av naturskog. Totalt sett konkluderer disse undersøkelsene med at satellittbilder fra S2 ikke kan brukes som eneste datakilde for å identifisere naturskog. Det var ingen forskjeller ved bruk av data fra ulike perioder av året eller ved å kombinere data fra ulike årstider. Det ble ikke undersøkt om kombinasjoner av bilder fra ulike årstider og flere år til sammen kan resultere i høyere nøyaktighet.

## **Sannsynlighet for sitkagran - metodeutvikling for bruk av fjernmålingsdata til kartlegging**

Som et verktøy for kartlegging av områder plantet med sitkagran har det blitt arbeidet med bruk av fjernmålingsdata støttet av feltobservasjoner (Hauglin & Ørka, 2016; Ørka et al., 2018). Dette avsnittet beskriver undersøkelser gjort for videre utvikling av momenter ved metodikken. Videreutviklingen omfatter satellittbilder fra Sentinel-2, alene og i kombinasjon med andre fjernmålte data, flere feltobservasjoner av sitkagran, og en statisk metode, boosted regresjon.

### Data og databehandling

Undersøkelsen brukte data fra Fusa-, Tysnes- og deler av Kvinnherad kommune. I de tre kommunene på Vestlandet er skogen dominert av stedefuru og bjørk. Større plantinger av gran og sitkagran, hovedsakelig etablert i etter andre verdenskrig, utgjør ca. 13 % av skogarealet i området. Furu og bjørk utgjør henholdsvis 66 og 20 %. Felldata i studien bestod av totalt 429 observasjonsflater fra tre ulike datainnsamlinger. Fire av flatene ble ikke benyttet i undersøkelsen på grunn av manglende fjernmålingsdata. Sitkagran var det dominerende treslaget, basert på volum, i 27 % av de 425 flatene som ble benyttet. Flatene ble klassifisert som sitkagran dersom volumet av sitkagran var over 50 %. De fjernmålte dataene i undersøkelsen bestod av bilder fra satellittene Landsat 8 (L8) og Sentinel-2 (S2), ortofoto (OF) og punktdata fra flybåren laserskanner (ALS). Beskrivelse og behandling av L8 og S2 er beskrevet i (Ørka et al., 2018). Behandling av OF og ALS fulgte hovedsakelig fremgangsmåten i (Hauglin & Ørka, 2016). Fra L8 og S2 ble informasjonen hentet fra pikslet nærmest observasjonsflatens senter. Fra OF ble informasjonen summert fra alle pikslene helt innen observasjonsflatens ytterkant. Totalt ble det kalkulert 308 variabler fra de fjernmålte datasettene (L8 (36 variabler), S2 (156 variabler), ALS (25 variabler), OF (93 variabler)).

### Statistisk modellering og validering

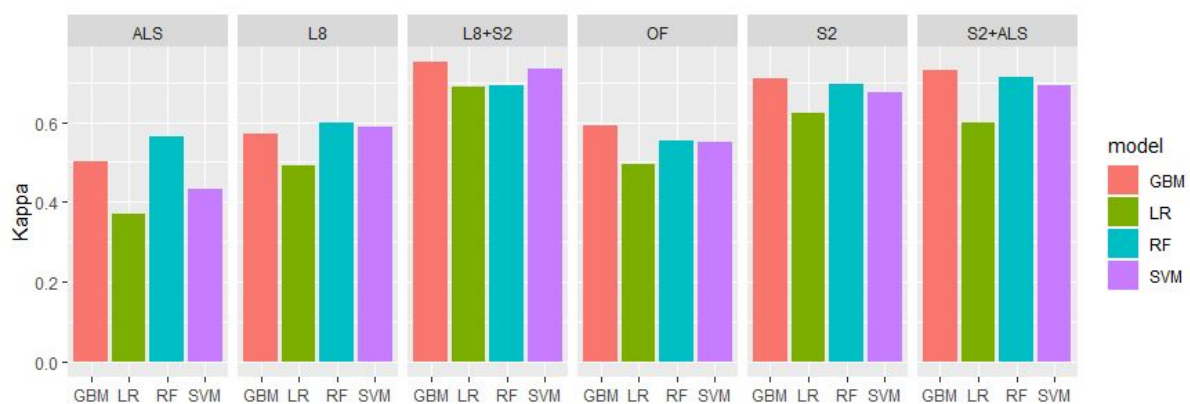
Tidligere undersøkelser har konkludert med at parametriske statiske metoder (logistisk regresjon (LR)) har gitt resultater på omtrent samme nivå som nyere, ikke-parametriske, metoder som har blitt undersøkt. I (Hauglin & Ørka, 2016) ble random forest (RF) og support vector machine (SVM) undersøkt i tillegg LR. (Ørka et al., 2018) anbefalte bruk av LR basert på tidligere undersøkelser og brukervennlighet i estimering. I denne undersøkelsen ble boosted regresjon (generalized boosted regression modeling (GBM)) forsøkt i tillegg til LR, RF og SVM. GBM har gitt gode resultater i undersøkelser med mange forklaringsvariabler og metoden har vært bedre på å skille mellom svake og sterke variabler enn andre ikke-parametriske metoder (Sverdrup-Thygeson et al., 2016). Dette er en fordel for å bedre forstå hvilken informasjon som er viktig for kartlegging og som kan hjelpe oss til å videreutvikle metodikken.

Modelleringen ble gjort i R (R Core Team, 2019) ved hjelp av programpakken caret (Kuhn, 2019). Alle fire metodene ble brukt i et fem-gangs kryssvalidering design hvor 80 % av dataene ble brukt til å utvikle modellene og testet på 20 %. Dette ble gjort fem ganger slik at alle data tilslutt hadde et sett med prediksjoner per modell. Fra valideringen ble det tatt ut tre ulike mål på hvor gode modellene var, nøyaktighet, logaritmisk tap og kappa. Både nøyaktighet og kappa har blitt rapportert i tidligere undersøkelser og beskriver hvor god

modellene er til å klassifisere om en observasjon er sitkagran eller ikke. For kappa er verdien justert med sannsynligheten for å klassifisere riktig som en ren tilfeldighet, og er sådant et mer robust og sammenlignbart mål enn nøyaktighet. Logaritmisk tap beskriver i tillegg hvor langt modellen er fra å klassifisere riktig og gir dermed tilleggsinformasjon som de andre målene ikke gir. Det ble utviklet modeller for hvert av de fire fjernmålte datasettene (L8, S2, OF, ALS) separat, og for kombinasjonen av L8 og S2 (L8+S2) og for S2 og ALS (S2+ALS).

### Resultater

De fire ulike statistiske metodene (RF, SVM, LR, GBM) gir omtrent likt resultat basert på nøyaktighet og kappa (figur 21). RF ga høyest kappa-verdier for L8 og ALS, mens GBM resulterte i høyest kappa-verdier for best S2, OF, L8+S2 og S2+ALS. Dette bekreftet tidligere erfaringer om at GBM er bedre til å skille mellom sterke og svake variabler enn de andre metodene.



*Figur 21. Kappa-verdier for statistiske metodene generalized boosted regression modeling (GBM), logistisk regresjon (LR), random forest (RF) og support vector machine (SVM) for fjernmålte data: flybåren laserskanner (ALS), Landsat 8 (L8), ortofoto (OF) og Sentinel-2 (S2), samt kombinasjonen av Landsat 8 og Sentinel-2 (L8+S2) og Sentinel-2 og flybåren laserskanner (S2+ALS).*

LR resulterte i litt lavere nøyaktighet enn de andre metodene for alle datasettene. I tillegg gir metoden noen tilfeller svært høye (negativt) verdier av logaritmisk tap, noe som indikerer at metoden er langt unna å klassifisere riktig. Dette skiller resultatene for LR fra de andre tre metodene. For kombinasjonen av S2 og ALS resulterte undersøkelsen i en kappa-verdi på 0.73 som må kunne vurderes som betydelig. Til sammenligning rapporterte (Hauglin & Ørka, 2016) en kappa-verdi på 0.58 som studiens beste verdi. Denne ble ved bruk av L8 i kombinasjon med OF.

### Videre arbeid

Videre arbeid med kartlegging av sitkagran er en aktuell problemstilling på grunn av sitkagranas vurdering til å ha svært høy risiko i Artsdatabanken. I tillegg er metodikken aktuell fordi den potensielt kan benyttes til kartlegging av andre treslag eller vegetasjonstyper. Foreløpige analyser på diameterspredning to av datasettene, hvor

diameter var registrert, viste for det ene datasettet at diameterspredningen var en signifikant variabel for identifisering av sitkagran. Dette indikerer at variabler som beskriver diameterspredning, som for eksempel struktur i kronelaget, kan bidra til en bedre klassifisering. Dette vil typisk være variabler fra ALS. Det er derfor av interesse å gjøre videre analyser av ALS.

## Litteratur

- Almeida, A.E., Menini, N., Verbesselt, J., & d. S. Torres, R., 2018. BFAST Explorer: An Effective Tool for Time Series Analysis, in: IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. [ieeexplore.ieee.org](http://ieeexplore.ieee.org), pp. 4913–4916. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8517877>
- Bradley, B., 2014. Remote detection of invasive plants: a review of spectral, textural and phenological approaches. *Biol. Invasions* 16, 1411–1425. <https://doi.org/10.1007/s10530-013-0578-9>
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Mach. Learn.* 45, 5–32.
- Claverie, M., Ju, J., Masek, J.G., Dungan, J.L., Vermote, E.F., Roger, J.-C., Skakun, S.V., & Justice, C., 2018. The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set. *Remote Sens. Environ.* 219, 145–161. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.002>
- Cohen, W.B., Fiorella, M., Gray, J., Helmer, E., & Anderson, K., 1998. An efficient and accurate method for mapping forest clearcuts in the Pacific Northwest using Landsat imagery. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 64, 293–299.
- Cohen, W.B., Yang, Z., & Kennedy, R., 2010. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 2. TimeSync—Tools for calibration and validation. *Remote Sens. Environ.* 114, 2911–2924.
- Coops, N.C., Tompaski, P., Nijland, W., Rickbeil, G.J.M., Nielsen, S.E., Bater, C.W., & Stadt, J.J., 2016/8. A forest structure habitat index based on airborne laser scanning data. *Ecol. Indic.* 67, 346–357. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.02.057>
- Curtis, P.G., Slay, C.M., Harris, N.L., Tyukavina, A., & Hansen, M.C., 2018. Classifying drivers of global forest loss. *Science* 361, 1108–1111. <https://doi.org/10.1126/science.aau3445>
- DeVries, B., Verbesselt, J., Kooistra, L., & Herold, M., 2015. Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sens. Environ.* 161, 107–121.
- Fassnacht, F.E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L.T., Straub, C., & Ghosh, A., 2016. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 186, 64–87. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.08.013>
- Fragal, E.H., Silva, T.S.F., & Novo, E.M.L. de M., 2016. Reconstructing historical forest cover change in the Lower Amazon floodplains using the LandTrendr algorithm. *Acta Amazon.* 46, 13–24. <https://doi.org/10.1590/1809-4392201500835>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens. Environ.* 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Granhus, A., 22-23 August 2018. News from the Norwegian NFI.
- Griffiths, P., Kuemmerle, T., Kennedy, R.E., Abrudan, I.V., Knorn, J., & Hostert, P., 2012. Using annual time-series of Landsat images to assess the effects of forest restitution in post-socialist Romania. *Remote Sens. Environ.* 118, 199–214. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.006>
- Hamunyela, E., Verbesselt, J., & Herold, M., 2016. Using spatial context to improve early detection of deforestation from Landsat time series. *Remote Sens. Environ.* 172, 126–138. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.006>
- Hansen, M.C., Krylov, A., Tyukavina, A., Potapov, P.V., Turubanova, S., Zutta, B., Ifo, S., Margono, B., Stolle, F., & Moore, R., 2016. Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data. *Environ. Res. Lett.* 11, 034008. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/3/034008>
- Hansen, M.C., Potapov, P.V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S.A., Tyukavina, A.,



- Thau, D., Stehman, S.V., Goetz, S.J., Loveland, T.R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C.O., & Townshend, J.R.G., 2013. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science* 342, 850–853.  
<https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- Hauglin, M., Hansen, E., Sørngård, E., Næsset, E., & Gobakken, T., 2018. Utilizing accurately positioned harvester data: modelling forest volume with airborne laser scanning. *Can. J. For. Res.* 48, 913–922. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2017-0467>
- Hauglin, M., & Ørka, H.O., 2016. Discriminating between Native Norway Spruce and Invasive Sitka Spruce—A Comparison of Multitemporal Landsat 8 Imagery, Aerial Images and Airborne Laser Scanner Data. *Remote Sensing* 8, 363.  
<https://doi.org/10.3390/rs8050363>
- Hyde, P., Dubayah, R., Walker, W., Blair, J.B., Hofton, M., & Hunsaker, C., 2006. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+ , Quickbird) synergy. *Remote Sens. Environ.* 102, 63–73.
- Hylen, G., Granhus, A., & Eriksen, R., 2017. Arealrepresentativ overvåking av skogvernområder gjennom Landsskogtakseringen. Rapport fra taksering utført i femårsperioden 2012-2016. NIBIO RAPPORT 3, 91.
- Hyypä, J., Hyypä, H., Inkinen, M., Engdahl, M., Linko, S., & Zhu, Y.H., 2000. Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes. *For. Ecol. Manage.* 128, 109–120.
- Jutras-Perreault, M.-C., Gobakken, T., & Ørka, H.O., n.d. Assessing remote sensing to estimate change indicators in boreal forest ecosystem.
- Kennedy, R.E., Yang, Z., & Cohen, W.B., 2010. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr—Temporal segmentation algorithms. *Remote Sens. Environ.* 114, 2897–2910.
- Kennedy, R.E., Yang, Z., Gorelick, N., Braaten, J., Cavalcante, L., Cohen, W.B., & Healey, S., 2018. Implementation of the LandTrendr Algorithm on Google Earth Engine. *Remote Sensing* 10.
- Korhonen, L., & Morsdorf, F., 2014. Estimation of Canopy Cover, Gap Fraction and Leaf Area Index with Airborne Laser Scanning, in: Maltamo, M., Næsset, E., Vauhkonen, J. (Eds.), *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 397–417.  
[https://doi.org/10.1007/978-94-017-8663-8\\_20](https://doi.org/10.1007/978-94-017-8663-8_20)
- Kuhn, M., 2019. caret: Classification and Regression Training.
- Maes, J., Liqueste, C., Teller, A., Erhard, M., Paracchini, M.L., Barredo, J.I., Grizzetti, B., Cardoso, A., Somma, F., Petersen, J.-E., Meiner, A., Gelabert, E.R., Zal, N., Kristensen, P., Bastrup-Birk, A., Biala, K., Piroddi, C., Egoh, B., Degeorges, P., Fiorina, C., Santos-Martín, F., Naruševičius, V., Verboven, J., Pereira, H.M., Bengtsson, J., Gocheva, K., Marta-Pedroso, C., Snäll, T., Estreguil, C., San-Miguel-Ayanz, J., Pérez-Soba, M., Grêt-Regamey, A., Lillebø, A.I., Malak, D.A., Condé, S., Moen, J., Czúcz, B., Drakou, E.G., Zulian, G., & Laval, C., 2016. An indicator framework for assessing ecosystem services in support of the EU Biodiversity Strategy to 2020. *Ecosystem Services* 17, 14–23. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2015.10.023>
- Maes, J., Teller, A., Erhard, M., Grizzetti, B., Barredo, J.I., Paracchini, M.L., Condé, S., Somma, F., Orgiazzi, A., Jones, A., Zulian, A., Vallecillo, S., Petersen, J.E., Marquardt, D., Kovacevic, V., D., A.M., Marin, A.I., Czúcz, B., Mauri, A., Löffler, P., Bastrup-Birk, A., Biala, K., Christiansen, T., & Werner, B., 2018. Mapping and assessment of ecosystems and their services : an analytical framework for mapping and assessment of ecosystem condition in EU : discussion paper. Publications Office of the European Union.  
<https://doi.org/10.2779/41384>
- Maltamo, M., & Packalen, P., 2014. Species-Specific Management Inventory in Finland, in:

- Maltamao, M., Næsset, E., Vauhkonen, J. (Eds.), *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning, Managing Forest Ecosystems*. Springer Netherlands, pp. 241–252. [https://doi.org/10.1007/978-94-017-8663-8\\_12](https://doi.org/10.1007/978-94-017-8663-8_12)
- McRoberts, R.E., Winter, S., Chirici, G., & LaPoint, E., 2012. Assessing Forest Naturalness. *For. Sci.* 58, 294–309. <https://doi.org/10.5849/forsci.10-075>
- Næsset, E., 2014. Area-based inventory in Norway--from innovation to an operational reality, in: Maltamo, M., Næsset, E., Vauhkonen, J. (Eds.), *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning*. Springer, pp. 215–240.
- Næsset, E., 2005. Assessing sensor effects and effects of leaf-off and leaf-on canopy conditions on biophysical stand properties derived from small-footprint airborne laser data. *Remote Sens. Environ.* 98, 356–370.
- Næsset, E., 2004a. Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser. *Scand. J. For. Res.* 19, 164–179. <https://doi.org/10.1080/02827580310019257>
- Næsset, E., 2004b. Effects of different flying altitudes on biophysical stand properties estimated from canopy height and density measured with a small-footprint airborne scanning laser. *Remote Sens. Environ.* 91, 243–255.
- Næsset, E., 2002. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sens. Environ.* 80, 88–99. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00290-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00290-5)
- Næsset, E., Gobakken, T., Holmgren, J., Hyypä, H., Hyypä, J., Maltamo, M., Nilsson, M., Olsson, H., Persson, A., & Söderman, U., 2004. Laser scanning of forest resources: The Nordic experience. *Scand. J. For. Res.* 19, 482–499. <https://doi.org/10.1080/02827580410019553>
- Nilsson, M., Nordkvist, K., Jonzén, J., Lindgren, N., Axensten, P., Wallerman, J., Egberth, M., Larsson, S., Nilsson, L., Eriksson, J., & Olsson, H., 2016. A nationwide forest attribute map of Sweden predicted using airborne laser scanning data and field data from the National Forest Inventory. *Remote Sens. Environ.* <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.022>
- Noordermeer, L., Bollandsås, O.M., Ørka, H.O., Næsset, E., & Gobakken, T., 2019a. Comparing the accuracies of forest attributes predicted from airborne laser scanning and digital aerial photogrammetry in operational forest inventories. *Remote Sens. Environ.* 226, 26–37. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.03.027>
- Noordermeer, L., Økseter, R., Ørka, H.O., Gobakken, T., Næsset, E., & Bollandsås, O.M., 2019b. Classifications of Forest Change by Using Bitemporal Airborne Laser Scanner Data. *Remote Sensing* 11, 2145. <https://doi.org/10.3390/rs11182145>
- Nord-Larsen, T., & Schumacher, J., 2012. Estimation of forest resources from a country wide laser scanning survey and national forest inventory data. *Remote Sens. Environ.* 119, 148–157. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.12.022>
- Nybø, S., Arneberg, P., Framstad, E., Ims, R., Lyngstad, A., Schartau, A.K., Sickel, H., Sverdrup-Thygeson, A., & Vandvik, V., 2017. Fagsystem for fastsetting av god økologisk tilstand. Ekspertrådet for økologisk tilstand. Trondheim.
- Ørka, H.O., Framstad, E., Gailis, J., Nowell, M., Strimbu, V., Jutras-Perreault, M.-C., Sverdrup-Thygeson, A., Næsset, E., & Gobakken, T., 2019a. Fjernmålingsbasert kartlegging og overvåkning av økosystemet skog (No. M-1218). NMBU.
- Ørka, H.O., & Hauglin, M., 2016. Use of remote sensing for mapping of non-native conifer species.
- Ørka, H.O., Jutras-Perreault, M.-C., Gobakken, T., & Næsset, E., 2019b. Kartlegging av bartrær ved bruk av fjernmåling - deteksjon av hogstflater (No. M-1216). NMBU.
- Ørka, H.O., Næsset, E., & Bollandsås, O.M., 2010. Effects of different sensors and leaf-on and leaf-off canopy conditions on echo distributions and individual tree properties

- derived from airborne laser scanning. *Remote Sens. Environ.* 114, 1445–1461. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.024>
- Ørka, H.O., Strimbu, V., Haarpaintner, J., & Gobakken, T., 2018. Mapping conifer trees by means of remote sensing. Norwegian University of Life Sciences, Faculty of Environmental Sciences and Natural Resource Management.
- Ørka, H.O., Strimbu, V., Haarpaintner, J., Sverdrup-Thygeson, A., & Gobakken, T., 2018b. Mapping natural forest by means of remote sensing. Norwegian University of Life Sciences, Faculty of Environmental Sciences and Natural Resource Management.
- Pettorelli, N., Lurance, W.F., O'Brien, T.G., Wegmann, M., Nagendra, H., & Turner, W., 2014. Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges. *J. Appl. Ecol.* 51, 839–848. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12261>
- Pinheiro, J.C., & Bates, D.M., 2000. *Mixed-effects models in S and S-PLUS*. Springer, New York.
- Rahlf, J., Breidenbach, J., Solberg, S., Næsset, E., & Astrup, R., 2017. Digital aerial photogrammetry can efficiently support large-area forest inventories in Norway. *Forestry* 1–9. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpx027>
- R Core Team, 2019. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Roy, D.P., Kovalskyy, V., Zhang, H.K., Vermote, E.F., Yan, L., Kumar, S.S., & Egorov, A., 2016. Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote Sens. Environ.* 185, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.024>
- Sader, S.A., Sever, T., Smoot, J.C., & Richards, M., 1994. Forest change estimates for the northern Peten region of Guatemala—1986–1990. *Hum. Ecol.* 22, 317–332.
- Senf, C., Pflugmacher, D., Wulder, M.A., & Hostert, P., 2015. Characterizing spectral–temporal patterns of defoliator and bark beetle disturbances using Landsat time series. *Remote Sens. Environ.* 170, 166–177. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.09.019>
- Søgaard, G., Eriksen, R., Astrup, R.A., & Øyen, B.-H., 2012. Effekter av ulike miljøhensyn på tilgjengelig skogareal og volum i norske skoger. Norsk institutt for skog og landskap.
- Strand, G.-H., & Bloch, V.V.H., 2009. Statistical grids for Norway Documentation of national grids for analysis and visualisation of spatial data in Norway (No. 9). Statistisk sentralbyrå (Statistics Norway).
- Sverdrup-Thygeson, A., Ørka, H.O., Gobakken, T., & Næsset, E., 2016. Can airborne laser scanning assist in mapping and monitoring natural forests? *For. Ecol. Manage.* 369, 116–125. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.03.035>
- Verbesselt, J., Hyndman, R., Newnham, G., & Culvenor, D., 2010a. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sens. Environ.* 114, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.014>
- Verbesselt, J., Hyndman, R., Zeileis, A., & Culvenor, D., 2010b. Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series. *Remote Sens. Environ.* 114, 2970–2980. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.08.003>
- Verbesselt, J., Zeileis, A., & Herold, M., 2012. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sens. Environ.* 123, 98–108.
- Vogeler, J.C., Braaten, J.D., Slesak, R.A., & Falkowski, M.J., 2018. Extracting the full value of the Landsat archive: Inter-sensor harmonization for the mapping of Minnesota forest canopy cover (1973–2015). *Remote Sens. Environ.* 209, 363–374. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.046>
- Woodcock, C.E., Allen, R., Anderson, M., Belward, A., Bindschadler, R., Cohen, W., Gao, F., Goward, S.N., Helder, D., Helmer, E., Nemani, R., Oreopoulos, L., Schott, J., Thenkabail, P.S., Vermote, E.F., Vogelmann, J., Wulder, M.A., & Wynne, R.H., 2008.

- Free access to Landsat imagery. *Science* 320, 1011.
- Wulder, M., 1998. Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Prog. Phys. Geogr.* 22, 449–476.
- Wulder, M.A., Hall, R.J., Coops, N.C., & Franklin, S.E., 2004. High Spatial Resolution Remotely Sensed Data for Ecosystem Characterization. *Bioscience* 54, 511–521. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2004\)054\[0511:HSRRSD\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0511:HSRRSD]2.0.CO;2)
- Zhao, K., Popescu, S., & Nelson, R., 2009. Lidar remote sensing of forest biomass: A scale-invariant estimation approach using airborne lasers. *Remote Sens. Environ.* 113, 182–196. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.09.009>
- Zhu, Z., & Woodcock, C.E., 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sens. Environ.* 118, 83–94. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>