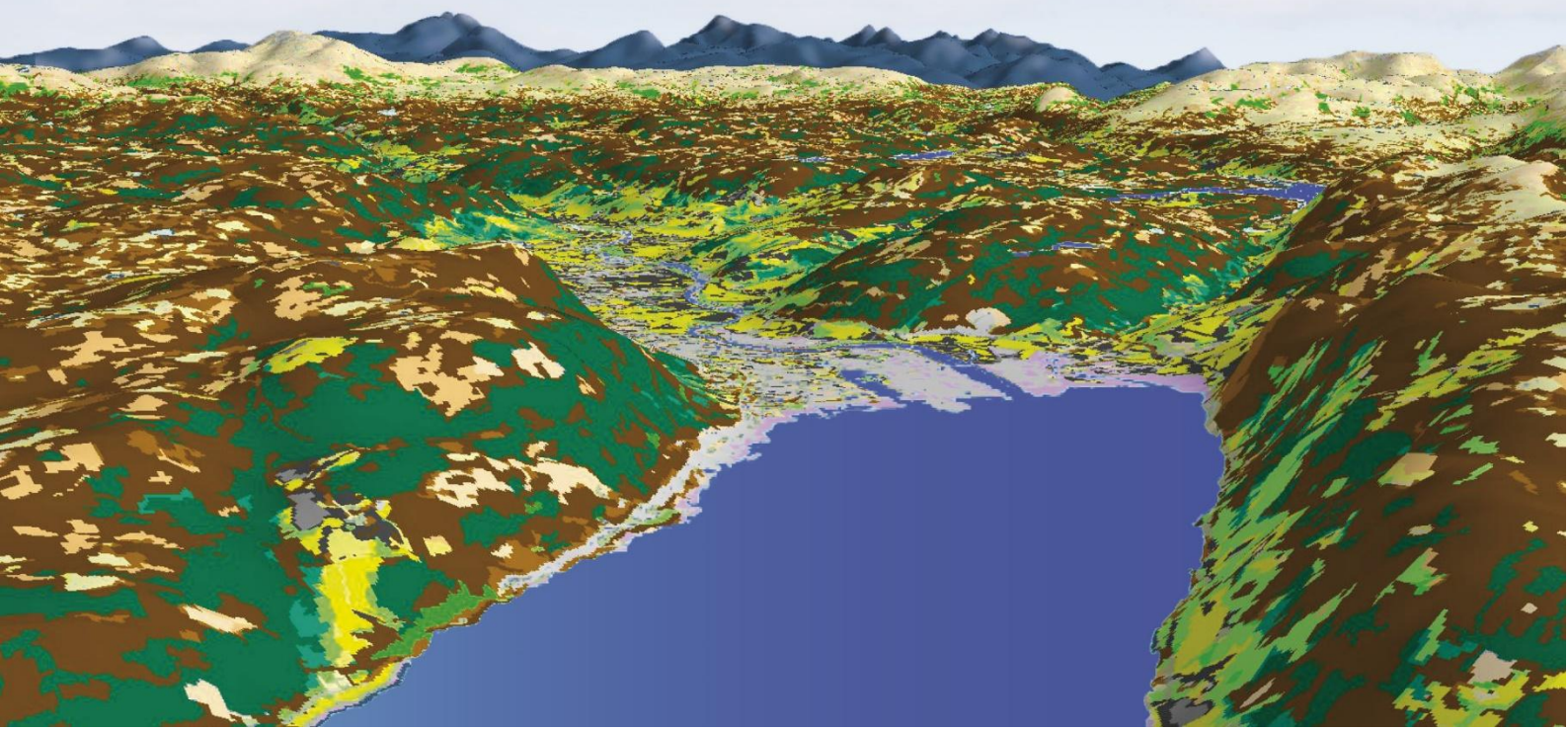
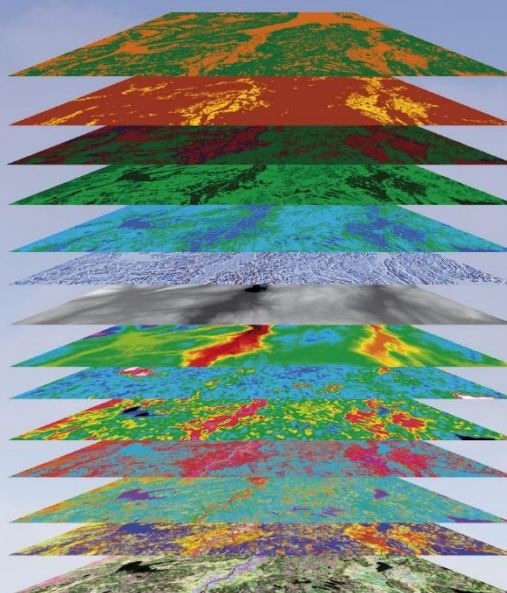


Høgskolen i Telemark Skrift nr. 7/2012

Vegetasjonskartlegging med satellittdata

Optimalisering av analysemetodikk

Leif Kastdalen og Arne W. Hjeltnes



HiT skrift nr 7/2012

Vegetasjonskartlegging med satellittdata

Optimalisering av analysemetodikk

Leif Kastdalen og Arne W. Hjeltnes

Avdeling for allmennvitenskapelige fag (Bø)

Høgskolen i Telemark

Porsgrunn 2012

Kastdalen, L. & A.W. Hjeltnes. 2012. Vegetasjonskartlegging med satellittdata. Optimalisering av analysemetodikk. Høgskolen i Telemark, HiT skrift nr 7-2012.

ISBN 978-82-7206-356-5 (trykt)

ISBN 978-82-7206-357-2 (online)

ISSN 1501-8539 (trykt)

ISSN 1503-3767 (online)

Serietittel: *J R'umhv'eller'J R'vdrkcvqp"*

Høgskolen i Telemark

Postboks 203

3901 Porsgrunn

Telefon 35 57 50 00

Telefaks 35 57 50 01

<http://www.hit.no/>

Trykk: Kopisenteret. HiT-Bø

© Forfatterne/Høgskolen i Telemark

Det må ikke kopieres fra rapporten i strid med åndsverkloven og fotografiloven, eller i strid med avtaler om kopiering inngått med KOPINOR, interesseorganisasjon for rettighetshavere til åndsverk

Forord

Denne rapporten er en videreføring av et arbeid på kartlegging av habitat til hjort på Vestlandet (Mysterud m.fl. 2011). Målet med kartleggingsarbeidet var å utarbeide heldekkende vegetasjons-/arealtypekart for utvalgte områder på Vestlandet som til sammen utgjorde et areal på ca. 26 300 km². Vegetasjonskartene vil danne et av flere forklaringsgrunnlag for analyser av hjortens habitatseleksjon.

Denne rapporten viser resultatene fra en metodisk undersøkelse av muligheten til å forbedre de vegetasjonskart som ble resultatet etter analyser med programvaren eCognition 8.0 gjennom å optimalisere all ledd i kartproduksjonen.

Norheimsund /Bø, november 2012

Leif Kastdalen

Arne Hjeltnes

Innhold

Sammendrag.....	3
Summary.....	5
1 Innledning.....	7
2 Studieområdet.....	9
3 Datamaterialet	10
3.1 Treningsdata.....	10
3.2 Forklaringsvariabler	12
4 Metoder.....	16
4.1 Tematisk inndeling.....	16
4.2 Klassifikasjon.....	22
4.3 Validering	25
4.4 Ubalanserte data.....	26
4.5 Utvelgelse av variabler.....	27
5. Resultat	28
5.1 Innledende reduksjon av antall tematiske klasser.....	28
5.2 Reduksjon av forklaringsvariabler	28
5.3 Effekt av ubalanse i datasettet.....	31
5.4 Feilprosent i forhold til antall treningsdata	33
5.5 Effekt av belyningskorreksjon	33
5.6 Valg av algoritmer.....	34
5.7 Variablenes viktighet	36
5.8 Klasseinndeling i kartet.....	37
5.9 Alternativ inndeling i 10 hovedklasser supplert med frodighetsindeks	39
6 Diskusjon	41
6.1 Treningsdata.....	41
6.2 Forklaringsvariabler	44
6.3 Klassifikasjonsmodeller	46
6.4 Alternativ klasseinndeling.....	46
6.5 Tematisk inndeling i forhold til kartleggingsarealets størrelse	47
6.6 Kartlegging av store areal – plantesosiologiske og fjernanalyse baserte inndelinger	48
6.7 Sammenlikninger med andre kart.....	50
6.8 Konklusjon.....	54
7 Litteratur	55
8 Vedlegg	58

Sammendrag

Denne undersøkelsen belyser hvilke gevinster som kan oppnås ved å optimalisere de prosesser som inngår i produksjon av arealdekkkart fra satellittdata. Rapporten beskriver effekten av optimalisering for hvert av leddene i et kartleggingsprosjekt; data om bakketilstanden, dataene som benyttes for å utvide kartleggingsarealet til et heldekkende kart og analysemetoden som inngår i denne prosessen. Utgangspunktet var et opptak fra SPOT5-satellitten og et nøyaktig innsamlet sett med stedfestede data for ulike arealklasser innhentet fra ulike deler av kartleggingsområdet. Tilgangen på gode treningsdata gir muligheten til å benytte styrt klassifisering med bruk av statistiske modeller. Gjennom optimaliseringsprosessen forbedret vi samlet nøyaktighet for 29 vegetasjonsklasser med 17%. Ved bruk av enkle regler for å akseptere en klasse, bestående av en kombinasjon av nøyaktighet og økologisk betydning, ble det endelige kartet redusert til 19 klasser med samlet nøyaktighet på 73% evaluert mot uavhengige data. I tillegg ble det laget et kart basert på tematisk inndeling i 10 hovedklasser som var inndelt slik at en finere inndeling var mulig basert på frodighetsinformasjonen fra en vegetasjonsindeks som NDVI. Denne hovdeklasse-inndelingen oppnådde en samlet nøyaktighet på 78%.

I den tematiske inndeling er hovedklassene valgt ut fra hva som er dominerende vegetasjon, og deretter inndelinger mer etter frodighet. Frodighetsskalaen vi benyttet er sterkt knyttet til artssammensetningen, og står derfor nærmere en plantesosiologisk fattig-rik gradient enn hva en spektral vegetasjonsindeks som NDVI vil gjøre. Treningsdata er knytt til små areal med homogen vegetasjon opptegnet ved bruk av automatisk segmenteringsprosedyre. Identifisering av vegetasjonsklasse er gjort med en kombinasjon av feltbesøk og bildetolkning. Totalt ble det innsamlet 22 995 observasjoner av bakketilstanden fordelt på 34 klasser.

I tillegg til data fra SPOT5 satellitten, ble det i klassifikasjonen benyttet data fra den nasjonale terrengmodellen og fra andre kartdata. Fra satellittdataene ble det avledet en rekke variabler, som vegetasjonsindekser, tekstur, standard avvik, prinsipalkomponenter og konvertering av fargerom til HSI. Fra terrengmodellen ble det direkte avledet informasjon om stigning, eksposisjon, solinnstråling, ruhet og topografisk posisjon, og indirekte i kombinasjon med felldata informasjon om høyden fra tregrensa. Av andre kartdata hentet vi informasjon fra N50 og AR5 kartene, samt fra et kart over bioklimatiske soner. Som utgangspunkt for modelleringen utgjorde dette 102 mulige forklaringsvariabler. Ved bruk av en indeks for variabelenes betydning i en modell med algoritmen Random forest reduserte vi antallet variabler til 19 uten at det påvirket nøyaktigheten i klassifikasjonen nevneverdig (kun 1% lavere enn ved bruk av alle variablene).

I analysene undersøkte vi effekten av antallet treningsdata, virkningen av ubalanse mellom de ulike klassene i treningsdatasettet og virkningen av å foreta belsningskorreksjon på satellittdata før videre behandling. Videre er det gjort sammenlikninger mellom en styrt og ikke-styrt klassifikasjonstilnærming, og testet nøyaktigheten av en rekke ulike algoritmer. Det meste nøyaktige resultat ble oppnådd med en algoritme som kombinerer resultat fra flere ulike algoritmer, i vårt tilfelle Random forest og Support Vektor Maskin. Dette blir gjort ved å benytte sannsynlighetsverdier for tilhørigheten til hver enkelt klasse, hentet fra Random forest og Support Vektor Maskin analysene, i en multi-respons lineær regresjon.

Vi har sammenliknet våre treningsdata med de nasjonalt heldekkende kartene SatVeg og AR5, og fant samlet overensstemmelse på bare 38% med SatVeg kartet og 67% med utvalgte AR5 klasser. Nå består AR5 kartet av en mindre nyansert tematisk inndeling, så bedre overensstemmelse her er å forvente. Klassene i AR5 som endres raskest, dvs. barskog, blandingsskog og løvskog, ble klassifisert med en nøyaktighet på 80%, en nøyaktighet som det er vanskelig å oppnå selv med tradisjonell feltbasert kartleggingsmetodikk. Resultatet viser at satellittdata, slik som SPOT5, kan benyttes til oppdatering av disse tema i AR5-kartverket.

Emneord: Temakart, vegetasjonskartlegging, satellittdata, SPOT5, styrt-klassifikasjon, optimalisering.

Summary

This study highlights the benefits of carrying out an optimization of the analytical process in land cover mapping from satellite data. The report describes the optimization of the different steps in a mapping project, establishment of ground truth, data used to expand the mapping area to a large area map and the method used in this process. The starting point was a SPOT5-scene and an accurately collected set of spatial data for different land classes collected from different parts of the mapping area, thus giving the opportunity to use statistical models for the classification. Through the optimization process we improved the accuracy for 29 vegetation classes by 17%. By using simple rules for acceptance of a class, consisting of a combination of accuracy and ecological importance, the final map was reduced to 19 classes with 73% overall accuracy. In addition, we made a reduced thematic map with 10 major classes divided such that a finer division will be possible with the use of a vigorous information index like NDVI. This map with 10 major classes achieved an overall accuracy of 78%.

For the division of thematic classes, the emphasis is a set of main classes based on dominant vegetation, and further sub-division using the vigorousness of the vegetation. The vigorousness scale we used is strongly related to species composition, and is therefore closer to a plant sociological poor-rich gradient than what a spectral vegetation index like NDVI will be. The training data is linked to small areas of homogeneous vegetation drawn on a map with automatic segmentation procedure. The identification of vegetation classes is done with a combination of field visits and image interpretation. A total of 22 995 data divided into 34 classes are collected for the ground truth.

In addition to data from the SPOT5 satellite, the classification was based on data derived from the national terrain model (DTEM) and from other maps. From satellite data we derived a number of variables, such as vegetation indices, texture, standard deviation, principal component and colour space conversion. From the terrain model we derived information about the slope, exposure and indexes of lighting conditions, ruggedness and topographic position, and in combination with field data information about the height of the tree line. We have also collected information from N50 and AR5 maps, as well as from a map of bioclimatic zones. Summing up, this amounted to 102 possible explanatory variables. With the use of an importance index delivered from analysis with Random forest algorithm we reduced the number of explanatory variables to 19 without significantly affecting the classification accuracy (only 1% lower than when using all variables).

In the analysis, we examined the effect of the number of training data, the impact of the imbalance between the different classes in the training data set and the effect of making illumination correction of satellite data as a pre-processing step. Moreover, comparison is made between the approach of supervised and unsupervised classification and a number of different algorithms are tested for accuracy. The most accurate results were obtained with an

algorithm that combines the results from several different algorithms, in our case, Random forest and Support Vector Machine. In this meta-analysis, the probability values of belonging to each class, which comes from Random forest and Support Vector Machine analyses, are further analysed with a multi-response linear regression. We compared our training data with the maps SatVeg and AR5, and found an overall compliance of only 38% with the SatVeg map and 67% with selected AR5 classes. Since the AR5-map comparison consists of fewer classes, a better compliance is expected.

Classes in the AR5-map that change rapidly, ie. coniferous forest, mixed forest and deciduous forest was classified to an accuracy of 80%, a level that is difficult to achieve even with traditional field based mapping methods. The results show that satellite data such as SPOT5 can be used to update themes in the AR5-maps.

Key words: Land Cover, satellite data, SPOT5, supervised classification, optimization.

I Innledning

I Norge er det laget en rekke kart over vegetasjon, men få er landsdekkene. AR5 er et kartprodukt for arealressurser i Norge med vekt på egnethet for planteproduksjon. AR5 skal primært dekke behov innen arealplanlegging, landbruksforvaltning og landbruksnæringer, og har som mål å være den mest pålitelige kilden til informasjon om arealtilstanden i Norge (Bjørndal & Bjørkelo 2006). Med fokus på produksjonspotensialet gir ikke AR5 direkte informasjon om tilstand og er relativt generalisert i de produksjonsmessige mer marginale arealene. Oppdateringen av AR5 er basert på opplysninger fra saksbehandling, synfaring eller flyfoto, noe som fører til at ajourholdet varierer mye selv innen en kommune.

SatVeg er et nasjonalt dekkende kartprodukt som ble laget i 2006 (Johansen 2009), og inngår ikke i noen operasjonell kartlegging slik som AR5. Kartet er basert på satellittbilder fra perioden 1988-2006. Tematisk følger kartet mer en plantesosiologisk inndeling enn AR5. Minsteenheten i dette kartet er en piksel fra satellittscenen (30m), og dermed den samme for alle klasser.

I et prosjekt for å undersøke hjortens økologi var det i 4 større områder på Vestlandet behov for mer oppdaterte kart, der både den romlige og tematiske detaljeringsgrad var høyere. Det var også et ønske at kartet gjennom sin klasseinndeling fanget opp frodighetsgradienten i vegetasjonen (Mysterud m.fl. 2011). Siden kart som tilfredstilte disse kriteriene ikke eksisterte fikk Høgskolen i Telemark i oppdrag å lage nye kart for de fire studieområdene. For å lage romlig detaljerte kart med en finskala tematisk inndeling for et areal på til sammen 26 300 km² som dekket deler av 5 fylker på Vestlandet, var det nødvendig å finne frem til arbeidsmetoder som gav en kosteffektiv kartlegging og samtidig ivaretok nøyaktighetskravet.

Å lage kart over vegetasjon er en utfordrende oppgave, spesielt i norske kystnære områder der den oseaniske klimapåvirkningen kombinert med store topografiske variasjoner skaper stor mangfold i vegetasjonen. Metodene som brukes for å lage arealdekkende kart tar alle utgangspunkt i et kartriktig bilde fotografert fra fly- eller satellitt og informasjon innhentet fra besøk i felt. Derimot er det stor variasjon i graden av maskinell støtte til figurering av arealene og klassifiseringen av disse.

AR5-kartet produseres basert på manuell figurering og klassifisering av hver enkelte figur, mens SatVeg er laget ut fra en statistisk klustringsanalyse med påfølgende manuell tildeling av klasstype til klustere. Klassesetningen støttes av feltregistreringer og statistiske likhetsanalyser. Det gir en mer effektiv produksjonsgang, men ulempen er at det støtter seg svært mye på hvilke enheter som kan separeres fra bildedataene alene og det vil bli tidkrevende å fange opp lokale variasjoner. Vi har av kostnadshensyn valgt å benytte automatiserte analysemetoder i kartproduksjonen, men da gjennom en statistisk modellering basert på et sett med treningsdata.

I denne rapporten beskriver vi effekten av å optimalisere de ulike kartleggingstrinn for ivareta så mye som mulig av den nøyaktighet en har ved klassifisering av små areal i felt og samtidig beholde en kosteffektiv vegetasjonskartlegging.

I et av hjorteområdene, lokalisert til deler av 13 kommuner rundt Orkdal kommune i Sør-Trøndelag, var det tilgjengelig et nærmest skyfritt bilde fra SPOT5 satellitten med 10 meters pikseloppløsning (figur 1). I området var det også god dekning av nyere flyfoto. Utvikling av kosteffektiv metodikk for klassifikasjon av satellittdata med 10 meters oppløsninger er spesielt interessant fordi dette er oppløsningen som bilder fra de to europeiske Sentinel-2 satellittene vil få (ESA 2011). Den første av de to satellittene er planlagt skutt opp i 2014, den neste i 2016 og bildene fra begge vil bli tilgjengelig kostnadsfritt.

Siden bildetilgangen var så god i dette området ble det her lagt stor innsats i å fremskaffe mange bakkeobserverte data med høy sikkerhet i identifikasjon av arealklasse. Med høy kvalitet på både billedata, kartdata og treningsdata var Orkdalsområdet derfor meget godt egnet til å teste ulike analysemessige tilnærminger til modellbasert kartlegging av vegetasjon for norske forhold, og til å sammenlikne kart produsert etter tre svært ulike produksjonsløyper. Vi har sammenliknet AR5-kartets manuelle opptegning av kartfigurer og klassifisering av disse, SatVeg-kartets klustering (klyngeanalyser) med påfølgende tildeling av klasser støttet av feltbefaring og statistisk likhet og Orkdal-kartets automatiserte figurering fulgt av en modellbasert klassifisering styrt av et sett med treningsdata.

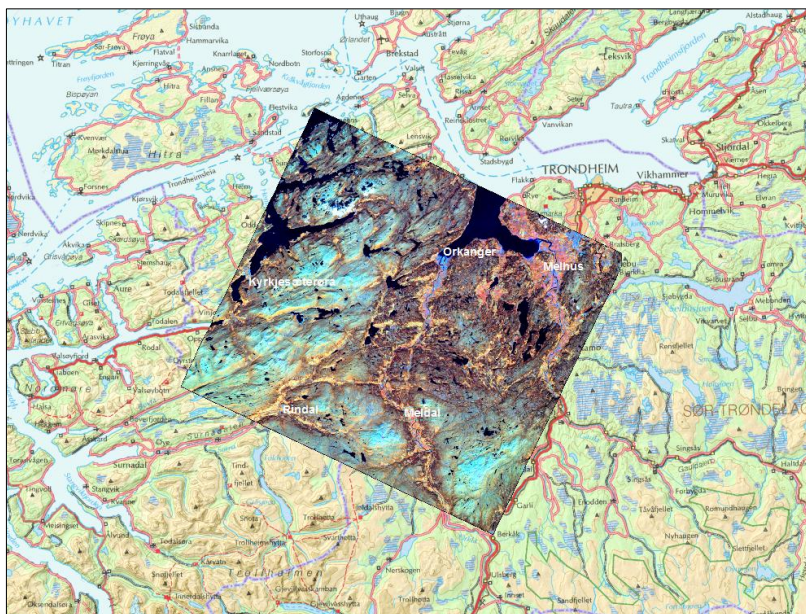
2 Studieområdet

Det kartlagte området representerer et helt SPOT5 satellittbilde på 4 055 km². Studieområdet er sentrert rundt Orkdal kommune og når helt ut til ytre kyst- og fjordstrøk i Snillfjord og delvis i Hemne kommune. Det strekker seg videre mot øst-sør-øst omtrent til E6 gjennom Midtre-Gauldal og Melhus. Dette utgjør en stor del av et sammenhengende kartleggingsområde som strekker seg fra Tingvoll kommune i sør til Aure – Snillfjord i nordvest og videre omtrent til E6 i øst – til sammen 9 300 km².

I ytre strøk dominerer lite frodig furu- og blandingsskog. I ller og områder med tykkere jorddekke opptrer middels frodige furuskoger og blandingsskoger. I de markerte dalførene i Rindal, Orkdal, Meldal, Rennebu og Melhus i tillegg til Trondheim kommune finner vi det meste av jordbruksarealet. Det er omkranset av betydelige areal av frodige artsrike løvskoger med innslag av or og edelløvtrær. Aktivt skogbruk med store areal granskog finner vi i et større område sør for Korsfjorden. Granskog finner vi også øst og vest for fjorden, men her er granskogen oppstykket av middels frodig blandingsskog og furuskog ispedd frodige løvskoger. Lite frodig myr, hei og skog dekker mindre areal.

Fjellområdene når opp i 500-600 m i ytre strøk i Snillfjord og Agdenes og stiger i sør-øst opp rundt 1200 m. Vegetasjonen domineres av lite frodige hei og lite frodig myr. På Resfjellet og Ilfjellet i sør er det innslag av fjell og blokk med sparsomt vegetasjonsdekke.

Den høyeste årsnedbøren faller i de midtre fjellområdene i Hemne og Snillfjord kommuner. Her er også innslaget av myr størst. I 2007, da satellittbilde ble tatt, falt det 2000- 4000 mm her - avtagende til 1500-2000 mm i indre fjellområder og ytre kyst. I lavlandet er forskjellene mye mindre (eKlima).



Figur 1.
Uwf kgqo t ° f gv"
qo hc wgv'ct gcr gv"
uqo "drg'f gmgv'cx"
gp'URQV7/"uepgg"
hc '430lwk'42290'
F gv'kpmvf gt vg"
Qt nf cn'Uhw p'qi "
O gfv cilhqo o wpg."
uco vj grgt "cx'32"
cpf t g'hqo o wpgt0'

3 Datamaterialet

3.1 Treningsdata

Klassifikasjon av satellittbilder forutsetter at vi har detaljerte opplysninger om arealtypenes utforming ute i naturen. Når vi benytter treningsdata til å styre klassifikasjonen er kvaliteten på disse helt avgjørende for resultatet. Et problem ved pikselbasert klassifikasjon er å fastsette vegetasjonsklasse til kvadratiske ruter, siden disse ikke følger vegetasjonens naturlige mønstre. For å arbeide mer etter en naturlig avgrensing, kan pikslene grupperes til mer homogene areal. En slik inndeling i naturlige vegetasjonsobjekter gjør det lettere for en kartlegger å bestemme tematisk klasse.

SPOT5 satellittens oppløsning med 10 meters piksel er noe større enn de fysiske objektene som vegetasjonstypene bygges opp av (trær, busker, tuer, små homogene arealflekker), men likevel langt mindre enn den romlige oppløsning på detaljerte bestands- eller vegetasjonskart. Pikselstørrelsen på 10 meter gir en god og objektiv generalisering av en kompleks natur som er fordelaktig ved kartlegging av store areal.

Ved segmentering av kartriktige bilder får vi en inndeling av hele kartleggingsarealet i homogene objekt. Segmenteringen kan utføres automatisert og detaljeringsgraden kan bestemmes ved valg av parameterverdier. Vi har valgt å gruppere satellittpikslene i segment på 10-50 piksler, da dette etter vår mening gir en naturlig inndeling av vegetasjonen og samtidig fanger opp de detaljer som er nødvendig for å benytte den detaljerte klasseinndeling vi har valgt (se tabell 1) Riktig valg av romlig oppløsning på segmentene er kritisk for et godt kartprodukt.

Siden segmenteringen blir gjort automatisert kan store bildeflater inndeles på denne måten. Det gjør det mulig å benytte en slik objektorientert tilnærming i hele kartleggingsprosessen, både for innhenting av treningsdata og for produksjon av kart. Med den objektorienterte tilnærmingen blir det gjennomsnittsverdiene innenfor segmentene som utgjør enheten analysen bygger på og ikke verdiene for enkeltpikslene. En scene fra SPOT5 satellitten inneholder 36 millioner piksler. Segmenteringen etter våre kriterier reduserer antall objekt til 1-1,5 million.

Etableringen av referansedata¹ er gjort av Hjeltnes, som har mer enn 30 års erfaring med tradisjonell vegetasjonskartlegging og har i de siste 8 år jobbet spesielt med etablering av referansedata for objektorienterte analyser. For å effektivisere innsamlingen, definerte vi transekter fra fjord til fjell som startet i kulturlandskapet nede i dalbunnen eller ved fjorden og krysset flest mulig arealtyper, høydelag og eksposisjoner på vei til nærmeste fjelltopp/høydedrag. Dette representerer en arbeidsdag på 9-12 timer. Til innsamling av treningsdata benyttet vi en feltinnsats på ca. 6 dagsverk per 1 000 km² kartleggingsareal. For å fordele transektene på de ulike landskapstyper i kartleggingsområdet ble det brukt tilgjengelige kart. Dette er kart som beskriver geologi, topografi, bilveger og landbruk i tillegg

¹ "Dgi t gr gv't g'gt cpugf c'c "dt wngu'i lgt pg'kf g'uc o o gpj gpi gt 'j xqt "gv'ktlgrf ki "wxcn "cx'f c'cugwgv" dgp' wgu'ktl'gt p'pi 'qi "t gu'gt gpf g'f c'c "ktl'c'kf gt p'i O' "

til spektral informasjon i satellittbildet. På denne måten ble kulturlandskapet overrepresentert, skogområdene høyt prioritert og fjellområdene nedprioritert. De viktigste hjortehabitatene, som var mål for kartleggingen, ble godt dekket.

Det ble utviklet et eget detaljert registreringssystem for feltarbeidet i SatNat-programmet (Hjeltnes 2006). En videreutvikling av systemet har skjedd i løpet av dette kartleggingsprosjektet. I felt beskriver vi viktige detaljer på homogene observasjonsflater av ulik størrelse og markerer flatene nøyaktig på flybilder i stereomodell, men uten avgrensning på flybildet. Denne metoden gjør det mulig å overføre referansedataene til satellittbilder med ulik geometrisk oppløsning.

Etableringen av treningsdata bestod i å tildele arealklasse til et begrenset utvalg av segmenter. Dette arbeidet er basert på registreringene i felt, visuell tolking av flybilder i stereomodell, visuell tolking av ortofoto og satellittbilde og utvalgte opplysninger i naturfaglige kart (geologi, AR5 og N50). Klasseinndelingen må være tilpasset bildetolking. Det omfattende feltarbeidet bidrar nemlig bare med ca 30 % av de treningsflatene som trengs til bildeanalysen. Resten må fototolkes i nærområdet til feltarbeidet. Hovedoppgaven i feltarbeidet blir derfor å tilegne seg detaljert kunnskap om hvordan vegetasjonen samvarierer med økologiske miljøfaktorer. De viktigste faktorene er: jorddybde, fuktighetsforhold, hvordan fuktigheten i det øvre jordlag beveger seg nedover i terrenget og næringsstatus i jordsmonnet/ berggrunnen. Fjellområder med nøysom/fattig vegetasjon var forholdsvis enkel å fototolke med høy grad av nøyaktighet i vide områder rundt de feltbefarte transektene. Fjellområder med rike bergarter - med godt tilbud av plantenæring - er mye vanskeligere å tolke på bilder og ble derfor noe underrepresentert i referansematerialet.

En viktig kontroll av treningsflatene var slektskapsmålet som eCognition gir til innlagte referansedata. I eCognition baserer dette måltallet seg på den euklidske avstand mellom de egenskaper en har definert til objektene i bildet. For hvert segment vises informasjon om slektskapet til alle de segment som allerede har fått definert klasse. Etter at et segment er klassifisert inngår det i den slektskapspool som nye segment blir sammenliknet mot.

I den manuelle kontrollen av alle treningsdata har vi godkjent et nytt objekt hvis den spektrale konflikten med objekter i andre arealklasser (slektskapsmålet) omtrent tilsvarer den konflikten som observeres for de tilsvarende arealene ute i naturen (økologisk likhet). Høy verdi for slektskapsmålet mellom to treningsflater i satellittbildet vil medføre svært like økologiske og floristiske forhold på de to tilsvarende voksestedene ute i naturen, så sant de egenskaper vi har definert fanger opp de økologiske og floristiske forskjeller som klasseinndelingen bygger på. Tilsvarende vil lave verdier forutsette svært ulike areal typer. Hvis det ikke er samsvar mellom slektskapsmål og økologi, har vi prioritert feltregistreringene og/eller fototolking på bekostning av slektskapsmålet når arealklassen til treningsflata skal bestemmes.

Når kravet til samsvar mellom slektskapsmål og økologi oppfylles for 80-90 % av nye treningsflater, har vi avsluttet jobben med etablering av treningsflater. Da har vi gjerne definert over 20 000 treningsflater for et SPOT 5 satellittbilde. Dette arbeidet tar ca ½ årsverk. I tillegg kommer feltarbeid på 7 uker og forberedelser og rapportering på et par månedsverk. Til sammenlikning krever en tradisjonell feltbasert vegetasjonskartlegging i målestokk 1: 50 000 på et tilsvarende areal ca 13-16 årsverk². Den tradisjonelle feltbaserte metoden gir også en grovere kartlegging (figurering) enn metoden som presenteres i denne rapporten, men med en noe annerledes tematisk inndeling.

Kvaliteten på treningsdataene vil være avhengig av personens erfaring, feltobservasjonenes kvalitet, tolkbarheten til bilde- og kartdata og hvor godt de valgte egenskapene (forklaringsvariablene) skiller mellom arealklassene. Metoden for innhenting av treningsdata har gitt et nøyaktig og konsistent datasett som gir mulighet til å teste hvor godt vi kan forvente å kartlegge vegetasjonen i et komplekst norsk landskap ved hjelp av satellittdata.

3.2 Forklaringsvariabler

Når det skal lages et tematisk kart gjelder det å benytte all informasjon som kan bidra til et godt skille mellom ønskede klasser. Mange forskjellige variabler kan avledes fra informasjonen i et bilde. I tillegg kan eksisterende kart ha informasjon som bidrar til å øke nøyaktigheten til klassifikasjonen. Et stort arbeid ble derfor lagt ned i å etablere et datasett bestående av egenskaper som kunne tenkes å ha betydning for en klassifikasjon.

3.2.1 Satellittdata

SPOT5 satellitten måler refleksjonen fra bakken i kanalene grønn, rød, nærinfrarød (NIR) og en kortbølget infrarød kanal (SWIR) med 10 meters oppløsning over en stripebredde på 60 km. Opptaket som denne undersøkelsen bygger på var tatt 21. juli 2007, og var nesten fritt for skyer.

Kvaliteten på en satellittscene med tanke på klassifisering av vegetasjon, er for en stor del bestemt av atmosfæriske forhold under opptaket. Disse atmosfæriske forholdene er det ikke nødvendig å korrigere for når det kun er ett bilde som skal klassifiseres. Opptakstidspunktet blir begrenset til det tidspunkt satellitten passerte over studieområdet. Lyset som reflekteres til satellitten blir derimot påvirket av bakkens helning og solens høyde. Det gir store variasjoner i belysning innenfor en scene og bør korrigeres, spesielt i områder med lav solhøyde og store topografiske variasjoner. Et alternativ til belysningskorreksjonen er å håpe at algoritmen fanger opp belysningsvariasjonene. Men det krever innleggelse av et stort antall treningsdata for ulike helningsretninger og at data fra en høydemodell som beskriver belysningsvariasjonene inngår som en del av forklaringsvariablene. Siden belysningskorreksjonen bygger på en høydemodell vil feil eller unøyaktigheter i høydemodellen føre til at belysningskorreksjonen påfører feil til bildets refleksjonsverdier. Slike feil vil øke med økende forskjell i oppløsning mellom høydemodellen og bildedataene, og medfører at

⁴"Dgt gi plpi gp"cx"° tuxgt n'gt "dcugt v'r ° "nyuøpcf gt "r ° "fci uxgt n'qi "kø grtkl'k'4233"° qrr i kw'cx"l pi xg" Tgnf cn:lqt "xgi gvc ulqpunct vgi i lpi "xgf "Uhi "qi "rcpf uncr "gwgt "o gvxf gp "dgun gxgvKTgnf cn'qi "Nctuqqp" 4227-0"

belysningskorreksjon via klassifikasjonsalgoritmen kan gi bedre resultat enn belysningskorreksjon på bildet. Vi har testet begge metoder.

Et SPOT5 satellittbilde leveres med 8-bits data (verdier 0-255). Vi har fått belysningskorreksjonene på SPOT5-scenen utført av Geodatasenteret ved bruk av c-korreksjonsmetoden (Song m. fl. 2001). I resultatbildet etter belysningskorreksjon er det vanlig å benytte 32-bits billededata, da enkelte områder vil få negative verdier og noen høyere verdier enn 255. Dette gir billededata inndelt med desimalverdier. Den økte tallinformasjonen i 32-bits data gir ikke nødvendigvis bedre klassifikasjonsresultat enn 8-bits data, fordi økte tallmengden øker kompleksiteten og det blir vanskeligere for algoritmer å finne forskjeller mellom klassene. Vi har testet dette ved å forenkle de belysningskorrigerede dataene i 32-bit til 8-bit. Dette er gjort ved å sette alle negative verdier til 0 og alle verdier over 255 til 255 og runde de øvrige av til nærmeste heltall.

I tillegg har vi beregnet flere ulike transformasjoner av SPOT5-scenen ved bruk av programmet PCI Geomatica 2012. For hver av de tre versjonene av satellittdataene beregnet vi de tre første prinsipal komponentene. Teksturer tilfører naboskapsinformasjon til enkeltpiksler eller segment, noe som også kan bidra positivt i en klassifikasjon. Haralick (1979) har beskrevet en rekke teksturer som også er inkludert i eCognition. Men ved etablering av teksturer i eCognition kan ikke vindusstørrelsen varieres på samme måte som i et pikselbasert bildebehandlingsprogram. For hver av kanalene grønn, rød og NIR og med opsjonen "Alle retninger" laget vi teksturene: Homogeneity, Contrast, Entrophy, Dissimilarity, Mean, Correlation, G_Entropy, Angular Second Moment med vindusstørrelse 9 og 25 piksler. Vi produserte også de samme teksturene i eCognition. For å få frem gjennomsnittsverdier for hvert objekt ble de nevnte datalag importert til eCognition.

I eCognition avledet vi videre en rekke forskjellige variabler med utgangspunkt i de tre versjonene av satellittdataene. Tasseled Cap, er en ortogonal transformasjon etter samme prinsipp som PCA, men der de nye kanalene har et mer definert fysisk uttrykk enn vanlig PCA. I en Tasseled Cap transformasjon uttrykker første kanal lysheten, kanal 2 grønnhet i bildet og kanal 3 våtheten. Vi benyttet SPOT5 transformasjonen for juli etter Ivits m. fl. (2008). RGB verdier kan transformeres til fargerommet Intensity-Hue-Saturation (IHS). Siden SPOT5 ikke har blå kanal ble transformasjonen utført med kanalkombinasjonen Rød-Grønn-NIR.

Vegetasjonsindekser har i mange tilfeller vist seg å bidra til økt nøyaktighet i en vegetasjonsklassifikasjon. Vi beregnet derfor vegetasjonsindekser etter samme formel som NDVI for de mulige kanalkombinasjonene (6 stk). For hver kanal laget vi også maksimal og minimal verdier, beregnet forholdet mellom en kanal og resten (ratio) og regnet ut standard avvik for hvert segment. I tillegg beregnet vi ulike variabler for segmentenes form.

3.2.2 Tematiske kartdata

Eksiterende tematiske kartdata vil ikke fungere godt i en objektbasert tilnærming uten omkodning. Hvis for eksempel halvparten av et objekt har en arealkode og resten en annen vil vi få en gjennomsnittsverdi som signatur på objektet. Samme gjennomsnittsverdi kan også komme fra andre kombinasjoner. De tema som anvendes må derfor etableres som egne

temalag og kodes med verdien 1 når klassen er til stede og 0 ellers. Hver arealklasse utgjør da et datalag.

Fra N50-vektorkartet etablerte vi et rasterkart med 10 meter pikselstørrelse i samme grid som satellittscenen. Fra dette avledet vi variabler for: åpent område, vann, skog, myr og dyrket mark. Arealressurskartene som lages av Skog og landskap gir mer detaljert informasjon enn N50 under tregrensa (Bjørdal og Bjørkelo 2006). På tilsvarende måte som for N50 laget vi rasterdatasett av AR5-kartet. Fra AR5 beregnet vi egne datalag for temaer innen egenskapstypene: arealtype, treslag og skogbonitet. Fra arealtype laget vi kartene «*Dyrka jord*», «*Innmarksbeite*», «*skog*», «*myr*» og «*åpen fastmark*». Fra Arealressurstema *Viguri* laget vi kartene «*Dctunqi*», «*Drcpfpki unqi*», «*Nāxunqi*» og «*Kong/tgucw*». Skogbonitet er i AR5 uttrykt med ordinale verdier og representerer derfor en skala etter et styrkeforhold. For skogbonitet kodet vi alle ikke-klassifisert areal om til verdien 0, resten har samme klassekode som i AR5 kartet. Andre egenskaper er ikke benyttet. Noen areal, som også overlappet med referansedataene, inneholdt ikke informasjon i AR5 (kodet 98 eller 99). For disse areal ble arealtypeinformasjonen hentet inn fra N50. For egenskapene treslag og skogbonitet ble verdien her satt til 0. Det ble også laget en maske slik at det var mulig å analysere bare data der AR5 hadde full dekning.

3.2.3 Terrengdata

Kartverkets nasjonale høydemodell forelå som et rasterkart med 10 meters oppløsning oppdelt i en rekke mindre fliser (DEM10). Fra disse høydedataene avledet vi helning, eksposisjon, ruhet, topografisk posisjonsindeks, solinnstråling, samt rygger i terrenget og flate områder nær vann og vassdrag.

Siden en objektorientert tilnærming tar utgangspunkt i gjennomsnittsverdi for segmentene kan ikke eksposisjon brukes direkte. Siden det er en sirkulær variabel (0-360°) og må den først konverteres. Det er gjort ved å omregne eksposisjonen til radianer og deretter beregne cosinus og sinus til eksposisjonen for hver piksel. Det uttrykker graden av nord- eller østvendthet. Et sirkulært gjennomsnitt er deretter beregnet etter import til eCognition ved å bruke formelen for atan2-funksjonen på objektene (Batschelet 1981).

Solens innstråling har stor betydning for snøsmelting og plantevekst. Vi beregnet et datalag for dette ved først å beregne «Hillshade» for annen hver time gjennom en dag hver måned i perioden april til august (5 dager). Verdiene for solvinklens for de ulike tidspunkt er beregnet for midtpunktet i kartleggingsområdet ved bruk av en kalkulator for solvinkler. Verdiene for «Hillshade» er utført i ArcMap med inkludering av skygge i beregningen. «Hillshade»-verdiene gjennom en dag er summert og deretter er månedlig gjennomsnitt beregnet (Pierce m. fl. 2005). Totalt inngikk 41 beregninger av solinnstrålingen.

Terrengets form og variabilitet er også faktorer som påvirker planteveksten. Informasjon om dette kan avledes fra en høydemodell på mange måter og skalaer. En enkel måte å uttrykke terrengets ruhet ved et bestemt piksel er ved den 2. deriverte av høydemodellen og deretter estimere standardavviket av dette kurvaturlaget innenfor et vindu. Vi benyttet her et vindu på 9x9 piksler. I ArcGIS kan denne operasjonen gjøres med funksjonen Kurvatur.

Terrengets heterogenitet kan også uttrykkes gjennom «Vector ruggedness measure» (VRM) (Sappington m.fl. 2007). Variasjon i terrengets helning og retning blir sammenstilt i et enkelt uttrykk. VRM gir høye verdier når terrenget er kupert og skrånende og lavere verdier i homogent flatt terreng. Siden VRM er skalaavhengig har vi beregnet VRM-verdier med vindusstørrelse på 3x3 og 5x5 piksler.

Posisjonen i terrenget er en annen variabel som påvirker vegetasjonen. Vi har beregnet rygger i terrenget og flate partier nær vann og vassdrag ved en GIS-analyse på høydemodellen kombinert med data om bekker og vann fra N50 kartverket. Rygger i terrenget kan identifiseres ved å beregne vannets flyt fra piksel til piksel i en høydemodell. Flate partier ved vann og vassdrag beregnes ved å identifisere tilnærmet flate partier i et bratthetslag og som samtidig ligger helt inn til vann eller vassdrag (Berry 2007).

Terrengformer er sterkt relatert til den skala de måles på. For å få frem i hvilken grad en bestemt posisjon (piksel) tilhører en topp, rygg, kanal, flatt parti eller grop har vi beregnet tilhørigheten med ulike vindusstørrelser. Til dette har vi benyttet programvaren Landserf 2.3 (Wood 2009) med vindusstørrelse fra 3 til 11 piksler. Dette gir en fuzzy tilnærmet klassifisering som beskriver graden av tilhørighet til en av de nevnte terrengformene innenfor de målte skalaer.

Topografisk posisjonsindeks (TPI) uttrykker posisjon i landskapet langs en kontinuerlig skala, der lave verdier betyr dalbunn og kløfter, middels verdier flate områder og høye verdier er topper og rygger (Gusian m. fl. 1999, Weiss 2001, se også Jenness Enterprises 2012). TPI er skalaavhengig. Etter en visuell kontroll valgte vi å beregne TPI innenfor en sirkel med radius 5 og en sirkel med radius 7 piksler.

I Norge er det stor variasjon i hvor høyt tregrensen ligger, og dermed også høyden for lavalpin og høyalpin sone. Denne geografiske endringen av vegetasjonssoner med høyde har vi forsøkt å fange opp ved å lage et datalag som beskriver relativ høyde i forhold til en estimert lokal tregrense. Vi har benyttet to ulike kilder for relativ tregrense. Blumentrath og Hanssen (2010) har laget et kart for estimert tregrense basert for en stor del på N50-kartdata. Dette kartet hadde en oppløsning på 100 meter. Hjeltnes og Odland har nylig laget et kart over tregrensen i Norge basert på feltobservasjoner i syd/vest vendte skråninger en rekke steder i landet, også det med 100 meters oppløsning (Odland og Hjeltnes unpubl.). Begge datasettene er resamplert til 10 meter for studieområdet og deretter er høyden i kartverkets høydemodell trukket fra «tregrensehøyden».

Vegetasjonen i Norge varierer mye i forhold til graden av oseanisk påvirkning. En enkel måte å fange dette opp på er å digitalisere en linje langs kysten og for hver piksel beregnet avstanden til denne linjen. En annen måte er å benytte informasjon om bioklimatiske variabler som vegetasjonsgeografisk sone og seksjon. Bakkestuen m. fl. (2008) har gjort en beregning av vegetasjonsgeografiske soner og seksjoner ut fra et stort antall bioklimatiske variabler ved hjelp av en prinsipal komponent analyse. Vi har brukt prinsipalkomponent 1 og 2, siden disse samsvarer godt med den vegetasjonsgeografiske inndeling som er beskrevet av Moen (1998) basert på feltmessige observasjoner. Dataene forelå i 1 km rutenett for hele Norge. Studieområdet er klippet ut og dataene resamplert til 10 meter i 3 trinn via 500m og 100m oppløsning med bruk av metoden «Cubic convolution».

4 Metoder

4.1 Tematisk inndeling

Mange ulike tematiske inndelinger av vegetasjon er mulig. Tradisjonelt har kart over vegetasjon i Norge enten hatt en inndeling etter plantesosiologiske kriterier der tilstedeværelsen av enkelte karakterarter/skillearter bestemmer klassekriterium (Fremstad 1997) eller en inndeling etter egnethet for planteproduksjon der det mer er fysiske og kjemiske forhold ved jordsmonnet som indikerer klassetilhørighet. Det plantesosiologiske klassifikasjonssystem tar utgangspunkt i berggrunnsgradienten rik/fattig og fuktighetsforholdene i bakken, og for fjellet snødekkets dybde og varighet. De plantesosiologiske kriterier har også dannet utgangspunktet for tematisk inndeling i ulike norske kartlegginger basert på satellittdata (Tømmervik m. fl 2003, Johansen 2009).

Plantesosiologiske kriterier og produksjonspotensial er vanskelig å registrere med optiske bilder. Gjennom SatNat-prosjektene ble det utviklet en inndeling i vegetasjonsklasser som var mer knyttet opp til den fysiske inndelingen en observerer i detaljerte vertikalbilder (Kastdalen m. fl. 2009a,b). Denne klasseinndelingen tar mer utgangspunkt i dominerende vegetasjon (plantearter) og nyanserer denne i forhold til fuktighet og vegetasjonens frodighet. I dette prosjektet er det bygget videre på SatNat-inndelingen og lagt stor vekt på en inndeling av hovedklasser i skog etter dominerende treslag og på mark uten skog etter en fuktighetsgradient. På alle areal er frodigheten brukt for finere inndeling.

Frodighetsklassen tilsvarer omtrent fattig – rik inndelingen i tradisjonelle klassifikasjonssystem som benyttes av Skog og landskap (Rekdal & Larsson 2005) og Vegetasjonstyper i Norge (Fremstad 1997) hvor skillearter og karakterarter står sentralt. Ved å benytte parameteren frodighet er det mulig å tildele ett og samme plantesamfunn ulike frodighetsklasser alt etter ytre påvirkning. Frodighetsklassene som kan avledes fra satellittbildet er relatert til fototidspunktet og dermed styrt av faktorer som 1) fenologi; 2) driftsformer i skog og landbruk som beiting, planting, hogst; 3) sopp og insektangrep; 4) tørr eller fuktig værtype og kunstig vanning og 5) gjødsling. Alle disse faktorer påvirker suksessjon og aldring til vegetasjonen.

Den endelige frodighetsklasse blir dermed bestemt for opptakstidspunktet inne på kontoret. Et eksempel på dette er gras og urterikt snøleie i fjellet med kravfulle arter. Vanligvis kaller vi denne type for *Gpi "ltqf ki*. Etter Rekdal og Larsson (2005) klassifiseres arealet som *Ni wv gpi*. Men hvis satellittbildet er tatt i en tidlig utsmeltingsfase må vi kalle arealet *Gpi "Olf f gnu'ltqf ki* og i ekstreme tilfeller *Gpi "rkg'ltqf ki*. Kaller vi likevel dette arealet for *Gpi "ltqf ki* vil det spektrale skillet mellom frodige og middels frodige engsamfunn bli umulig å håndtere i klassifikasjon av satellittbildet. Det ferdige kartproduktet representerer altså situasjonen på fotoøyeblippet til satellittbildet.

Siden frodighetsskalaen vi har benyttet er sterk knyttet til artssammensetningen, står den nærmere en plantesosiologisk fattig-rik inndeling enn frodighet basert på økende verdi av en vegetasjonsindeks som NDVI. Men selvsagt er det også stor likhet mellom frodighet målt med en vegetasjonsindeks som NDVI og den plantesosiologiske beskrivelse av fattig-rik inndelingen.

Totalt ble treningsdataene for Orkdalsområdet delt i 34 tematiske klasser (tabell 1). Vi valgte bevisst å registrere med en høyere detaljering enn hva vi forventet ville bli anvendt i det endelige kartproduktet, slik at vi kunne la dataanalysene fastsette hvilken inndeling som var best egnet. Klassenes vegetasjonsutforming er nærmere beskrevet i Mysterud m. fl. (2011). Vi har utelatt begrepet myr, jordbruksareal og fuktighet i klasseinndelingen. Disse er svært utfordrende å skille i bildeanalyser. Vi har konsentrert oss om en hovedinndeling hvor skogtype, frodighet, eng eller hei vegetasjon og fuktighet prioriteres. Myr og jordbruksland kan isteden hentes ved GIS-analyse fra eksisterende kartdata. Det kreves svært mange arealklasser hvis alle enhetene skulle bli vurdert på hvert eneste objekt (selv om ikke alle kombinasjoner er gyldige).

I skog vil trekronene dekke mye av bakkevegetasjonen, slik at det er mest naturlig å fastsette hovedklasse ut fra dominans av gran, furu, bjørk, blanding av løvtrær/bartrær eller blandingsskog av ulike løvtrær. Bortsett fra i den tetteste skogen lar feltsjiktet seg observere i vertikalbilder. Feltsjiktets frodighet kan derfor benyttes til å dele skogen videre opp i klassene *vgw'urqi*, *jãl*, *olffgru* og *rx'ltqfki jgv*, slik som vist i tabell 1. I klassen *vgw'urqi* har feltvegetasjonen mindre enn 25% horisontal dekning og blir derfor ikke klassifisert. Klassen *Htqfki* domineres av saftige gras, urter, bregner og til dels vier med mange kravfulle arter. Eksempler er bringebær, engsoleie, fjellburkne, gjøksyre, hvitbladtistel, hvitveis, mjødurt, skogburkne, skogrørkvein, skogstorkenebb, sølvbunke, turt og tyrihjel. I klassen *Olffgru'* *ltqfki* dominerer gjerne gjerne blåbær, blokkebær og intermediær gras- og urter med blåtopp, smyle og skrubbær. Dette er en vid klasse med mange plantearter som hverken kan føres til frodig eller lite frodig vegetasjon. Klassen *Nøg'ltqfki* representerer kortvokste glisne skoger på grunnlendt eller myrlendt mark. Typiske og dominerende arter ved lav frodighet er lav og lyngarter som røsslyng, krekling, tyttebær og på mer fuktig/ vekselfuktig mark finnskjegg, bjønnskjegg, torvull og torvmose.

Den samme inndeling er tydelig i vertikalbilder over åpen mark, men her er tørr-fuktighet gradienten mer synlig i bildet enn i skog. På åpne mark er det derfor mer naturlig å bruke fuktighetsgradienten til inndeling av hovedklasser. Den åpne marka blir da delt i tørr-mager vegetasjon, frisk-fuktig vegetasjon og våt vegetasjon, samt impediment og sparsomt vegetasjonsdekke. I tillegg skiller vi mellom areal dominert av lav-, lyng- eller gras-/urter. Grenseoppgangen mellom disse enhetene er utflytende særlig i ytre kyststrøk og øvre del av lavalpin sone og mellomalpin sone.

Denne tilnærmingen fører til at skogarealet blir delt inn etter dominerende treslag, frodighet i feltvegetasjonen. Lite frodig skog blir i tillegg delt inn etter mengde lav i bunnsjiktet. På åpen mark blir vegetasjonen delt inn etter fuktighet, frodighet, dominans av eng- og lyngvegetasjon og lavarter. Impediment danner en egen hovedklasse.

Tabell 1. *Mrc uugkppf gkpi gp'dgp{wgv'k'gvc dngt kpi gp'cx't gkpi uf cv' hqt "Qt nf cnuqo t °f gv0"*

Nivå 1: Åpen mark (16 klasser)

Nivå 2	Nivå 3	Nivå 4	Forklaring	Dominerende arter
Tørr eng og hei	Skrinn hei	Lite frodig	Moderat eksponerte lesider og rabber i fjellet, gjerne grunnlendt mark eller nakent fjell. Lyngarter dominerer.	Røsslyng, krekling, greplyng, dvergbjørk. Ofte nakent fjell og stein med skorpelav og gjerne litt lav.
	Skrinn gras-mark		Leside og snøleie i fjellet. Sesongfuktig mark og magre setervoller.	Finnskjegg. Noe innslag av sauesvingel og lyngarter.
	Lavhei		Lavdominert leside og rabb i fjellet. Svært sjelden på Vestlandet.	Gulskinn, reinlav, andre lav og lyngarter
Frisk-fuktig eng og hei	Eng	Frodig	Gjødsla innmark og beite og engareal i skog, myr og fjell. Artsrik gras- og urtedominert mark med mange kravfulle arter.	Kravfulle gras og urter ³ . Strutseving, smørtelg, skog-burkne, fjellburkne, hengeving og fugletelg. Nitrofile arter som bringebær og brennesle opptrer lokalt. Vierarter. En rekke grasarter som rapp, svingel og lodnegras inngår i beitemarka.
			Ugjødsla mark. Artsrik gras- og urtedominert mark med mange kravfulle arter.	
		Middels frodig	Gras- og urtedominert fastmark, vannkantvegetasjon, myr, hei og snøleie. Svært mange utforminger.	Smyle, gullris, gulaks, kvein, einstape, blåtopp, skrubbe, stivstarr, flaskestarr, andre store starrarter og duskull. Lokalt mye einer.
	Lite frodig	I lavlandet oftest myr. I fjellet fukthei og myr og snøleie.	Bjønnskjegg, torvull, rome, finnskjegg, musøre, torvmose, moser og finnskjegg	
	Lyng-mark	Middels frodig	Lyngdominert areal på fastmark og myr.	Blåbær, blokkebær, kratt av bjørk, dvergbjørk og einer.
		Lite frodig	Tørr, gjerne grunnlendt mark samt fukthei og myr.	Røsslyng og krekling. Gjerne litt lav.

⁵ "Mwvtrrcpvt"qi "nctcmgtkukng"ctvgt "Kpcwtrki g"gp i uo hpp"gt "qo vcn'k'mc ukhnc ulqpuw ugo gv'kt' Tgnf cilqi 'Nctuuqp'4227#b'wvf gt "qo vcn'cx'xgi gculqpuw r gpg'5c'N' i wtvgpi 'qi '5d'J ai wcvf gpi 0"

Nivå 1: Åpen mark (16 klasser) forts.

Nivå 2	Nivå 3	Nivå 4	Forklaring	Dominerende arter
Våt sump, blautmyr, snøleie	Fjære, mudderbunn	Lite frodig til middels frodig	Svært små areal ⁴ . Tangbelte, mudderbunn og strandenger. Deltaområder. Dette er særlig brede kantsone langs sjøen.	Tang, tare og ålegras. Svært mange arter i strandenger.
	Våt eng	Frodig til middels frodig	Gras-/urtdominert sump, myr, vannkant ⁴ og snøleie.	Flaskestarr, sennegras og stolpestarr, tuestarr, elvesnelle, sivaksarter, tjønnaksarter, flytebladplanter, duskull og torvmoser. I våte snøleier dominerer musøre, stivstarr og moser.
	Frodig våt eng	Frodig	Svært små areal. Artsrike, gjerne eutrofe vann i lavlandet eller gras-/urtdominert rik sump og myr	Bekkeblom, takrør, dunkjelve, skogørkvein og takrør (tidlig i vekstsesongen).
Impediment og glissen vegetasjon	Impediment	Lite frodig	Fjell, blokk, stein og sand med mindre enn 20 % vegetasjon. Oftest tørt areal, men omfatter også fuktige bakklær.	Alle typer vegetasjon – alt etter jorddybde, næringsstatus i jordsmonnet og fuktighet
			Jord og torv med mindre enn 20 % vegetasjon.	
	Glissen vegetasjon	Lite frodig	Fjell, blokk, stein, sand og jord iblandet 20-50 % vegetasjon.	Alle typer vegetasjon – alt etter jorddybde, næringsstatus i jordsmonnet og fuktighet
			Lite frodig til middels frodig	Høsta og/eller jordbearbeidet jordbruksareal i en tidlig gjenvekstfase. 20 - 50 % vegetasjon.
Snø	-	Snødekte areal med mindre enn 20 % vannvegetasjon.		
Vann	Vann	-	Saltvann og ferskvann med mindre enn 20 % vannvegetasjon.	

⁶ "F g'v'o gwg'cx'ct gcrvg't f gmgv'cx'f gp'hqo rrgmg'ct gcmncugp'èMc pwaqgt 'kpi u'xcpp'qi 'xcuuf tci i " uqo "qo k'wgt "gp'k'w'dt g'f g'k'pi u'xcppncpvgp "kuxct gpf g'3/4'twguäit t gng'k'ituc vgnkxdkf g'0"

Nivå 1: Skog (18 klasser)

Nivå 2	Nivå 3	Nivå 4	Forklaring	Dominerende arter
Granskog	Tett		Tette plantefelt av barte med yngre og eldre skog i hogstklasse (III)-IV-V. Feltsjiktet er sterkt preget av liten lys-tilgang – horisontal dekning under 25%.	(Fragmentert vegetasjon.)
	Frodig		Gras- urte- og bregnedominert. Artsrik, kravfull vegetasjon med mange utforminger. Oftest åpen til delvis åpen ungskog i hogstklasse II-III med feltsjikt i god vekst.	Kravfulle gras og urter ⁵ . Bringebær, engsoleie, fjellburkne, gjøksyre, hvitbladtistel, hvitveis, mjøurdurt, skogburkne, skogrørkvein, skogstorkenebb, sølvbunke, turt og tyrihjel. En rekke grasarter som rapp, svingel og lodnegras inngår i beitemarka.
	Middels frodig		Lyng, starr og intermediær gras-urtemark.	Blåbær, blokkebær, smyle, blåtopp, kveinarter, skrubbær og tepperot.
	Lite frodig		Åpen skog. Ytterst sjelden arealtype på Vestlandet som heller er skogkledd av furu eller bjørk.	Mose, røsslyng, finnskjegg, bjønnskjegg eller torvull.
Furuskog	Tett		Feltsjiktet har under 25 % horisontal dekning. Sjelden skogtype.	Arter helst fra middels frodig skog.
	Frodig		Typen opptrer helst på kalk-skifer bergarter og gjødsla beitemark. Svært sjelden skogtype med kravfulle arter av gras- og urter.	Kravfulle gras og urter ⁵ . Stor artsvariasjon.
	Middels frodig		Middels tett til tett skogtype på fastmark. Myrskogen er mer åpen. Mange utforminger.	Lyng, starr og intermediær gras-urtemark dominert av for eksempel blåbær, blokkebær, smyle, blåtopp, kveinarter, skrubbær og tepperot. Einer kan dominere.
	Lite frodig	Uten lav	Åpne lave skoger på grunnlendt eller myrlendt mark. Glidende overgang til åpne myrer og lyngheier med lite skog.	Røsslyng, krekling, finnskjegg, bjønnskjegg, torvull, einer og torvmose. 10-30 % lav er vanlig.
		Med lav	Svært sjelden skogtype på Vestlandet. Oftest åpen myrskog.	Arter som omtalt over. Minst 50 % lav i skogen

⁷ "Xkhppt 'ngt g'htcxhng'ctvgt 'Klnqi "qo vcn'Kmcuikmc ulqpuuf wgo gv'vkiTgnf crlqi "Nctuuqp"4227+K' xgi gculqpuf rpgg<be'Gpi dlätngunqi . '6g'Qt gunqi .7d'Tkñgf gnc vxunqi . '8'Gpi htvunqi . '7f 'Tkn' uwo runqi 'qi '9e'Gpi i t cpunqi 0Htqf ki g'wltqto kpi gt 'cx'bf 'Mcmlät ngunqi 'qi '8f 'Mcmlwvunqi 'drk' nctvci vluqo 'Itqf ki 'xgi gculqp0' "

Nivå 1: Skog (18 klasser) forts.

Nivå 2	Nivå 3	Nivå 4	Forklaring	Dominerende arter
Blandings skog (Gran, furu, lerk i blanding med ulike løvtrær. Furu- og bjørk dekker det største arealet)	Tett		Sjelden skogtype. Feltsjiktet er sterkt preget av liten lystilgang med horisontal dekning under 25 %.	Arter fra frodig og middels frodig skog.
	Frodig		Store forskjeller i tetthet i tresjiktet. Gras- bregne- og urtedominert med mange kravfulle arter.	Kravfulle gras og urter ⁵ . Bringebær, engsoleie, fjellburkne, gjøksyre, hvitbladtistel, hvitveis, mjøduert, skogburkne, skogrørkvein, skogstorkenebb, sølvbunke, turt og tyrihjel. En rekke grasarter som rapp, svingel og lodnegras inngår i beitemarka.
	Middels frodig		Middels tett til tett skogtype på fastmark. Åpen myrskog. Mange utforminger.	Lyng, starr og intermediær grasurtemark, dominert av for eksempel blåbær, blokkebær smyle, blåtopp, kveinarter, skrubbær og tepperot.
	Lite frodig	Uten lav	Åpne, lave skoger på grunnlendt eller myrlendt mark. Glidende overgang til åpne myrer og lyngheier med lite skog.	Røsslyng, krekling, finnskjegg, bjønnskjegg, einer, torvull, einer og torvmose. 10-30 % lav er vanlig.
		Med lav	Svært sjelden skogtype på Vestlandet. Oftest åpen lavrik myrskog.	Minst 50 % lav i skogen
Bjørke-skog	Tett		Sjelden skogtype. Feltsjiktet er sterkt preget av liten lystilgang med horisontal dekning under 25 %.	Arter fra frodig og middels frodig skog.
	Frodig		Oftest en tett skog, men gjerne med en del mindre åpninger i trekronene. Men åpne skoger forekommer på hogstfelt og i kulturlandskapet. Gras-bregne- og urtedominert.	Kravfulle gras og urter ⁶ . Bringebær, engsoleie, fjellburkne, gjøksyre, hvitbladtistel, hvitveis, mjøduert, skogburkne, skogrørkvein, skogstorkenebb, sølvbunke, turt og tyrihjel. En rekke grasarter som rapp, svingel og lodnegras inngår i beitemarka.

⁸"Xk'kppgt "hgtg"mxcxhwng"ctvgt "K'unqi "qo xcn'R'mc'uakkn'ulqpuuf wgo gv'vkiTgnf'crl'qi "Nct'uqqp""4227-'k' xgi gculqpuw'f rpgg<' 6e" Gpi dlätngunqi ." 6g" Qtgunqi .7d" Tkn' gf græwxunqi ." 8" Gpi hwtunqi ." 7f" Tkn' uwo runqi "qi "9e" Gpi i tcpunqi 0'Hqf ki g'wltqto kpi gt'cx"6f "Mcmällätngunqi "qi "8f" Mcmhwtunqi "dkt" nctvci vluqo 'Itqf ki 'xgi gculqp0'

Nivå 1: Skog (18 klasser) forts.

Nivå 2	Nivå 3	Nivå 4	Forklaring	Dominerende arter
Bjørkeskog	Middels frodig		Middels tett til tett skogtype på fastmark. Myrskog er gjerne åpen. Mange utforminger. Lyng, starr og intermediaær gras-urtemark.	Blåbær, blokkebær, smyle, blåtopp, kveinarter, skrubbær, tepperot og slåttestarr.
	Lite frodig	Uten lav	Dette representerer oftest åpne lave skoger på grunnlendt eller myrlendt mark.	Røsslyng, krekling, finnskjegg, bjønnskjegg, torvull, einer og torvmose. 10-30 % lav forekommer.
		Med lav	Svært sjelden på Vestlandet. Vegetasjonstypen er gjerne knyttet til åpen myrskog.	Minst 50 % lav i skogen
Løvtreblanding	Frodig		Mange treslag. Tett tresjikt eller overganger mot tresatt beitemark. Frukthager inngår i denne arealtypen. Artsrikt feltsjiktet som oftest er svært godt utviklet.	Ofte forekommer or, edelløvtrær og annen løvskog i mange ulike treslagsblandinger. Kravfulle grasarter, bregner og urter ⁶ . Bringebær, engsoleie, fjellburkne, gjøksyre, hvitbladtistel, hvitveis, mjørdurt, skogburkne, skogrørkvein, skogstorkenebb, sølvbunke, turt og tyrihjel. En rekke grasarter som rapp, svingel og lodnegras inngår i beitemarka.
	Middels frodig		Mange løvskoger utenom de rene bjørkeskoger føres til denne typen. Oftest tett tresjikt. Men feltsjiktet er oftest godt utviklet. .	Osp, rogn, selje og bjørk er vanlige treslag. Arter i feltsjiktet tilsvarende som for bjørkeskog.

4.2 Klassifikasjon

Objektorienterte program som eCognition har begrenset mulighet til å identifisere de egenskaper som skiller klassene best. Per 2012 hadde eCognition kun klassifikasjonsalgoritmen kNN (Shakhnarovich m.fl. 2006) tilgjengelig. På grunn av de begrensede analysemulighetene i eCognition ble programmet kun benyttet til segmentering, til etablering av treningsdata og til etablering av forklaringsvariabler⁷ knytt til segmentene. Alle andre analyser og beregninger ble utført med datamineringsprogramvarene DTREG (Sherrod 2012) og Weka (Hall m. fl. 2009). Resultatet fra klassifikasjonsmodellene ble overført til kartform ved bruk av programmet PCI Geomatica 2012.

⁷ Kalkf gpcrf ug"gt'f gv'xcpki "o"dtwng'dgvgi pgnugp"gi gpunc rgt'igt'igtmctkpi uctk dngt'ksp'o qf gm'o gpu' fcvo kpgtkpi wo klägV'Kläütt'gi tcf "dtwngt'pcxpgv'rt'gf knqt gt OF g'w'p t'cng'igt'f gv'uc o gO

Klustring av billedata, eventuelt billedata sammen med andre kartdata, er en mye anvendt metode når det er liten tilgang til presise treningsdata. Innhenting av treningsdata er kostbart, så det er av interesse å undersøke hvor nøyaktig klustringsmetoden kan fastsette klasser. Vår tilgang på presise treningsdata gjorde det mulig å teste både nøyaktigheten av klustringsmetodikken, og hvordan klustringen påvirkes av antall klasser og egenskaper. I denne testen har vi benyttet k-means algoritmen (Hartigan & Wong 1979) siden det er den vanligste klustringsalgoritmen i analyser av satellittbilder.

Datamineringsalgoritmer for klassifikasjon er laget for å lære hvilke forklaringsvariabler som er best egnet til å oppnå høyest nøyaktighet for alle klassene samlet. I teorien skal flere forklaringsvariabler gi økt diskriminerende kraft, aldri mindre. Praksis viser derimot at inkludering av irrelevante eller overflødige variabler i et datasett forvirrer algoritmene (Witten m. fl. 2011). En reduksjon av antall forklaringsvariabler i et datasett ved å fjerne nyttige variabler vil ofte forbedre nøyaktigheten, men effekten av dette varierer mye mellom ulike algoritmer.

Å gjøre en uavhengig vurdering av hvilke variabler som var beste egnet ville vært relevant dersom det forelå et universelt akseptert mål for "relevans". Det finnes ikke. Likevel, det å følge Occar Razors axiom om at generalisering lider når modellkompleksiteten øker, er et generelt akseptert prinsipp i modellbygging (Witten m.fl. 2011). Det leder til et søk etter enkle modeller fremfor mer komplekse. Enkle modeller øker gjerne tolkbarheten, men det kan gå på bekostning av nøyaktigheten (Breimann 2001). Problemstillingen blir et spørsmål om hva som er målet for analysen, er det å forstå sammenhenger eller oppnå best mulig prediksjonskraft.

Vi har testet en rekke algoritmer og ved litteraturstudier undersøkt hvilke algoritmer som har fungert godt når vegetasjon er klassifisert ved hjelp av billedata. Tre hovedtyper av ikke-parameteriske algoritmer peker seg ut: nærmeste nabo (kNN), algoritmer som benytter et samspill av mange beslutningstrær og Support Vektor Maskin (SVM).

kNN er en metode som har blitt mye benyttet, spesielt innen skoglig kartlegging. Dette er en enkel metode der en for hver observasjon i et sett med treningsdata beregner et avstandsmål for de variabler som benyttes. Euklidsk avstand er vanlig å bruke som avstandsmål. Ved klassifikasjonen sammenliknes så hver ny observasjon med treningsdataene og klassetilhørigheten bestemmes av den observasjon i treningsdataene som har et avstandsmål nærmest observasjonens. I et slikt tilfelle er k lik 1. Men klassetilhørigheten kan også finnes ved å se på k nærmeste naboer og så velg den klasse som majoriteten av naboene har. Med et stort treningsdatasett er det sannsynlig at det finnes datapunkt som er svært lik nye datapunkt. En ulempe ved metoden er at dersom det finnes data som er feilklassifisert i treningsdataene vil disse kunne få stor innflytelse på selve klassifikasjonen. En løsning på dette er å benytte flere enn en nærmeste nabo, og så tilordne klasse fra de naboer det er flest av i dette utvalget. K viser da til hvor mange nærmeste naboer som er benyttet.

Nye algoritmer utvikles løpende for maskinbasert læring og mange av disse har vist seg godt egnet for kartproduksjon fra billedata (Huang m. fl. 2002, Boyd m. fl. 2006, Foody m.fl. 2007). SVM er en slik algoritme. Algoritmen transformerer dataene over i et n -dimensjonalt

rom for på den måten å kunne skille klasser ved lineære funksjoner (Vapnik 1999). Den finner så frem til et sett med support vektorer, som er de datapunkter som er nødvendig for å skille klassene best mulig. Kun disse brukes i klassifikasjonen, øvrige data er overflødige. Å vite hvilke data som tilhører support vektorene er ikke mulig på forhånd, men dette er datapunkt som ligger i grenseområdet mellom klassene. SVM er en av de meste presise algoritmene for prediksjonsmodellering. En ulempe er likevel at SVM for bruk i klassifikasjoner er følsom for valget av verdier på to innstillingsparametere. Optimale verdier for disse må beregnes etter prøving og feiling prinsippet, og det tar lang tid, spesielt for større datasett. Når verdiene først er fastsatt går modelleringen raskt.

Beslutningstrær har lenge vært anvendt i klassifikasjon av satellittbilder med stort hell (Hansen m. fl. 1996). Ulempen har vært at et enkelt klassifikasjonstre lett kan gi en overtilpassning til treningsdataene. Leo Breiman lanserte i 2001 algoritmen Random Forest, en algoritme som deler opp dataene i grupper med tilbakelegging, både når det gjelder variabler og observasjoner, og lager et beslutningstre for hver gruppe. Dette innfører en randomisering som har vist seg meget egnet for å gjøre algoritmene robuste, dvs. at de fungerer godt også på data som ikke har vært benyttet for å utvikle en modell. Siden algoritmen lager mange trær, der hver enkelt tre kun benytter et utvalg av variablene og et utvalg av observasjonene, blir det til slutt gjort en votering for å avgjøre klasses tilhørighet. Algoritmen fører til liten grad av overtilpassning med økende antall beslutningstrær eller variabler, den er lite sensitiv til støy i dataene og har en høy terskel før den påvirkes av ikke-relevante variabler (Breimann 2001, Strobl m. fl. 2009). Den gir også en god vurdering av viktigheten av ulike variabler, og den er rask.

Prinsippet med å la modeller spille sammen for få et endelig resultat, slik som i Random Forest, har vist seg å gi gode resultat også for mange ulike algoritmer. Dette bidrar til å øke modellenes robusthet. Ideen om samspill kan føres ennå videre ved å integrere flere helt forskjellige typer algoritmer i en modell. Dette er en effektiv måte for å oppnå nødvendig diversitet av komponenter i en modell, og det forbedrer generaliseringen (Nisbet m. fl. 2009)(s719 øverst). En sats kort og godt ikke alt på en hest. Vi har derfor sett på muligheten til å benytte en såkalt meta- klassifikator der flere algoritmer brukes i samme modell (Witten m. fl. 2011). Det kan da benyttes ulike base-algoritmer og så kombinere resultatet fra disse i en endelig klassifikasjon. For at dette skal forbedre nøyaktigheten fra enkeltmodellene er det viktig at base-klassifikatorene er forskjellige slik at de komplimenterer hverandre (Maudes m. fl. 2009), og at de i et datapunkt ikke predikerer feil for samme klasse.

Vi har sett på en meta- klassifikator variant der modeller stables (eng. stacking) på hverandre i to nivå. Først gjøres en klassifikasjon med algoritmer som for hver observasjon gir sannsynlighetsverdier for tilhørigheten til hver enkelt klasse (nivå 0). Deretter benyttes sannsynlighetsverdiene fra hver algoritme i andre klassifikasjonsrunde (nivå 1) til å beregne endelig klassetilhørighet. Mange ulike klassifikatorer kan benyttes i andre omdrev. Vi har valgt å benytte multi-respons lineær regresjon (MLR), etter å ha testet flere andre algoritmer. MLR fungerte best, noe som også flere andre studier har vist (Seewald 2002). Med MLR beregnes en logistisk regresjon for hver klasse basert på alle treningsdataene. Dette kan gjøres ved å sette klassens verdi lik 1 og alle andre klasser lik 0. Siden det må beregnes like mange regresjoner som klasser vil tiden det tar å lage en modell øke med antall klasser.

Med MLR kan grad av tilhørighet til et klassemedlemskap bli estimert, og etter normalisering kan dette betraktes som en sannsynlighetsverdi for å tilhøre denne klassen. Ved prediksjoner på nye data vil først hver av nivå 0 klassifikatorene beregne sannsynligheter for hver klasse, og deretter vil det på nivå 1 bli beregnet regresjonsverdiene for hver klasse ut fra disse sannsynlighetene. Klassetilhørigheten blir tilordnet den klasse som får høyeste regresjonsverdi.

Dersom det er mange klasser vil det på nivå 1 også bli mange forklaringsvariabler siden det på nivå 0 beregnes en sannsynlighetsverdi for hver klasse. Dermed er vi tilbake til problemet med komplekse modeller, så isteden for å benytte alle sannsynlighetsverdiene har vi i MLR regresjonen kun brukt den høyeste verdien fra hver av de benyttede algoritmene, slik som anvendt i StackingC- metoden (Seewald 2002). Dette øker ikke kompleksiteten med økende antall klasser og kun den viktigste sannsynlighetsverdien, den som representert den mest sannsynlige klassen på nivå 0, blir brukt på nivå 1.

I sammenlikninger mellom ulike algoritmer har vi som måltall benyttet nøyaktigheten modellen gir for alle klasser samlet. I meta-klassifisering etter C-stacking metoden testet vi resultatet med algoritmene kNN, RF og SVM, algoritmer som hver for seg gav et godt klassifikasjonsresultat og som samtidig fungerer etter helt ulike prinsipper. Vi testet både en modell der alle tre inngikk som nivå 0 klassifikatorer og en modell med kun Random Forest og SVM.

4.3 Validering

Tester av modellenes nøyaktighet er gjort på to måter. For å kunne utnytte hele datasettet i treningen er 10-fold kryssvalidering benyttet. Algoritmen Random Forest gir alltid en løpende validering av hvert enkelt tre på de data som er holdt utenfor, og den samlede resultat («out-of-bag»-validering) blir alltid oppgitt. Denne valideringen gir oftest et litt mer konservativt resultat enn kryssvalidering. Brukt i Random Forest er den også langt raskere å gjennomføre enn kryssvalidering, og derfor har vi benyttet «out-of-bag» for å velge forklaringsvariabler. For å teste ulike algoritmer har vi også tatt 1/3 av observasjonene ut av datasettet og benyttet disse kun som testdata på modeller utviklet fra de resterende 2/3 av dataene.

Dersom nøyaktigheten er omtrent den samme på trening og valideringsdata, tyder det på at modellen er meget god og gir liten overtilpassning.

Resultatene mellom disse to tilnærmingene avviker ikke mye, så i forvirringsmatrisene er det kun tatt med data fra kryssvalideringen. Ved å beregne Kappa-verdiene og verdienes standardavvik, kan det lages konfidensintervall rundt Kappa-verdiene slik at ulike modeller kan sammenliknes statistisk. Alternativt kan en gjenta analysene mange ganger med ulike data og bruke vanlig t-test i en sammenlikning.

4.4 Ubalanserte data

Dersom det er stor ubalanse mellom antall datapunkt i de ulike klassene, vil trening av modeller ha en tendens til å gi prioritet til klasser med mye data, slik at disse blir noe overestimert mens klassene med lite data blir underestimert (Chen et al. 2004). Overrepresentering av vanlig klasser finner vi også i feltbasert vegetasjonskartlegging ved at små areal av sjeldne arealtyper blir slukt av store kartfigurer med «vanlig» vegetasjon.

I styrt klassifikasjon oppstår skjevheten fordi de fleste algoritmer er designet for å optimalisere samlet nøyaktighet, som da går på bekostning av de mindre klassene. Når det er stor forskjell i antall datapunkt mellom klassene bør det alltid kontrolleres i hvilken grad dette skjer. Dersom det var en perfekt klassifikasjon vil resultatet satt opp i en feilmatrix vise at det er like mange predikerte observasjoner i hver klasse som observerte. Plottes disse tallene for hver klasse vil en regresjonslinje ha stigning lik 1. Nå vil ikke slik nøyaktighet bli oppnådd i praksis, men ved å tegne opp 1:1 stigningslinjen fremkommer det tydelig om klasser med få observasjoner er predikert i mindre grad enn forventet og store klasser mer enn forventet.

De fleste løsninger på ubalanse bygger på enten å endre datasettet eller å modifisere algoritmene slik at de blir mer sensitive for ubalanse. En endring i datasettet vil bestå i enten å ta vekk data fra populære kategorier, duplisere data i minoritetskategorier eller endre vektleggingen av datapunktene som tilhører minoritetsklassene. Alternativt kan algoritmene modifiseres ved å endre vektleggingen i regelsettet for klassetildeling, slik at det skal mindre konfidens til før minoritetsklasser blir valgt.

Hvilke tiltak som er meste effektive vil være avhengig av data og problemstillingen. I mange kartlegginger er det viktigst å identifisere områdene med sjeldne klasser, i andre er det viktigst å oppnå en representativ kartlegging uten skjevheter i selve klassifikasjonen. Er det viktig å unngå feilklassifisering av små arealklasser, bør vektleggingen av disse økes. Er det representativiteten som er viktigst, og dermed at forholdet mellom arealklassene blir lik virkeligheten, bør en helst ha en *crtktk* informasjon om frekvensen av de ulike klassene i kartleggingsområdet. Dersom det foreligger et systematisk punktutvalg der klassefordelingen kan beregnes, kan denne fordelingen danne utgangspunktet for algoritmen.

Vanligvis er dette ikke tilfelle, så en må enten forsøke ulike vektlegger/dataendringer eller benytte som prior at alle klassene forekommer likt. Det siste er vanlig å benytte dersom en ikke kjenner klassefrekvensen eller har prioritet for noen spesielle klasser.

SMOTE er en mye anvendt metode der minoritetsklasser blir overrepresentert ved å lage syntetiske datapunkt isteden for å legge til eller fjerne treningsdata (Chawla m. fl. 2002). Ved å bearbeide datasettet med SMOTE algoritmen før trening av en klassifikator kan skjevheter for minoritetsklasser bli forbedret, men datasettet kan da ikke lengre valideres med kryssvalidering eller «out-of-bag». Vi har sjekket klassifikasjonene med hensyn på effekten av ubalanse i dataene, og testet effekten av ulike korrigeringer.

4.5 Utvelgelse av variabler

I en optimaliseringsanalyse er det et mål er å finne det minste datasett som skiller klassene best. På forhånd er det ikke mulig å vite hvilke variabler som vil inngå i et slikt datasett. Dessuten vektlegger algoritmene forklaringsvariablene ulikt, og noen algoritmer er mer følsomme for korrelerte og uviktige variabler enn andre. De variabler som fremkommer viktigst for en algoritme trenger ikke å være det for en annen. Dersom systemet som analyseres var godt kjent, kunne variabler velges manuelt. For den type analyser det her er snakk om er dette ikke mulig.

Det finnes mange metoder for å identifisere de beste variablene, men resultatene fra disse variere mye. Som utvalgskriterium har vi sett på seleksjonsfunksjonene i Weka, men først og fremst har vi benyttet den informasjon som algoritmen Random Forest gir om nøyaktighet og betydningen av de enkelte variabler i en modell.

Vi har brukt Random Forest fordi algoritmen har stor nøyaktighet, er svært raskt og har en mekanisme for rangering av variablenes viktighet som ikke er påvirket av rekkefølgen variablene blir introdusert/fjernet slik som er tilfelle ved trinnvis regresjon. I tillegg vil Random Forest gi høyere viktighetsverdi når variabler fungerer i komplekse interaksjoner enn for eksempel parameteriske regresjonsmetoder, som vanskelig fanger opp dette (Strobl m. fl. 2009).

En høy betydningsindeks tilsier at variabelen har vært avgjørende i klassifiseringen for mange datapunkt. Andre algoritmer er først testet etter at et sett med forklaringsvariabler er valgt. I Random Forest må operatøren selv bestemme hvor mange trær som skal inngå, 100-200 trær er vanlig. Resultatet forbedres opp til en viss grense når antall trær økes, men mange trær forlenger også analysesiden. Til utvelgelse av variabler er det ikke nødvendig å kjøre det antall trær der en oppnår maksimalt nøyaktighet. Forbedringen for hvert nytt tre flater raskt ut. Vi valgte derfor å begrense antall trær i variabeltestene til det nivå der en oppnådde minst 90% av maksimal nøyaktighet, dvs. ca 40 trær.

5. Resultat

Totalt ble det etablert 22 995 treningsdata fordelt på 34 klasser (tabell 2). Videre ble det etablert 111 forklaringsvariabler fordelt på 72 fra SPOT5 satellittdataene, 21 fra høydedata, 5 fra N50-kartet, 10 fra AR5-kartet, og 2 fra bioklimatisk kart og 1 som avstand fra kysten.

5.1 Innledende reduksjon av antall tematiske klasser

Antall observasjoner i hver klasse varierte fra 2 til 2 429 og i seks klasser var det færre enn 50 observasjoner. En innledende analyse med algoritmen Random Forest viste at 5 av disse hadde svært lav nøyaktighet. Disse ble slått sammen med nærliggende klasser, slik at vi satt igjen med en tematisk inndeling i 29 klasser (tabell 2, siste kolonne). Fortsatt var det flere klasser med få treningsdata og stor forvirring, men klassene skilte seg økologisk sett såpass mye fra andre klasser at vi i første omgang behold dem som egne klasser.

5.2 Reduksjon av forklaringsvariabler

Vi testet inndelingen i 29 klasser grundigere med tanke på å plukke ut de beste forklaringsvariablene, og da med utgangspunkt i de antatt best egnede satellittdataene – 8bits belyningskorrigerede data. Ukorrigerte satellittdata (DN) og 32bits belyningskorrigerede data ble senere testet for de samme variabler som fremkom best for 8bit korrigerede data. Nå er det vanligvis slik at for korrelerte variabler vil fjerning av den ene ofte bli kompensert i modellen ved at det legges mer vekt på den andre eller helt andre variabler. Ulike algoritmer fungerer forskjellig med tanke på at det er sterkt korrelerte variabler i et datasett, så det bør unngås.

Variabler som får lav viktighet, men som kommer fra ulike kilder, kan likevel være kritisk for å heve nøyaktigheten 1-2 prosent. Dette fanges ikke opp ved ren automatisert rangering av variabelenes viktighet. Fra tilsvarende analyser i andre prosjekt er det erfart at en bør beholde minst en variabel fra hver av hovedkategoriene ovenfor selv om verdien for viktighet er lav. En variabel med lav viktighet i Random Forest betyr at den ikke påvirker så mange datapunkter, enten fordi den kun er brukt i få trær eller langt ute på trærne. Dersom det ikke lengre finnes en variabel med tilsvarende opphav kan det føre til at algoritmen ikke finner alternativer i de gjenstående variablene, og nøyaktigheten blir lavere enn med variabelen til stede. Teksturvariabler avledet fra billedataene er eksempel på en type variabler som ofte gir lav viktighetsscore alene, men ved at de fanger opp en unik type informasjon (naboskap) forbedrer de ofte resultatene med en til to prosent.

En første kontroll for å identifisere egnede variabler ble gjort med egenskapsseleksjonene i Weka, deretter ble det kontrollert at ingen variabel med høy viktighetsverdi i Random Forest var blitt fjernet ved seleksjonsmetodene i Weka. I videre reduksjon av variabler ble kun Random Forest benyttet.

Tabell 2. "Kpprgf gpf g'cpcrf ug'o gf 'cng'ltmctkpi wctkdrigt0Hgtg'mcuugt'o gf 'W' tgi km gtvg"
 v gpkpi uf cvc'j cff g'lxâ tvj ãf 'lgkr tqugpv.'qi 'drg'w'w'uc o o gp'o gf 'pâ trki i gpf g'mcuugt0'

Kode	Treningsdata 34 klasser	Antall	Feil	Sammenslått til 29 klasser
GT	Gran tett	615	31 %	Gran tett-frodig
GF	Gran frodig	48	100 %	
GMF	Gran middels frodig	1105	47 %	Gran lite - middels frodig
GLF	Gran lite frodig	19	95 %	
FMF	Furu middels frodig	933	46 %	Furu middels frodig
FLF	Furu lite frodig	1205	33 %	Furu lite frodig
LBT	Løv/bar tett	36	97 %	
LBF	Løv/bar frodig	463	70 %	Løv/bar tett-frodig
LBMF	Løv/bar middels frodig	1896	40 %	Løv/bar middels frodig
LBLF	Løv/bar lite frodig	261	89 %	Løv/bar lite frodig
BF	Bjørk frodig	363	52 %	Bjørk frodig
BMF	Bjørk middels frodig	1218	39 %	Bjørk middels frodig
BLF	Bjørk lite frodig	178	81 %	Bjørk lite frodig
LØF	Løvtreblanding frodig	1227	29 %	Løvtreblanding frodig
LØMF	Løvtreblanding m.frodig	87	95 %	Løvtreblanding m.frodig
OF	Or (gråor) frodig	283	50 %	Or (gråor) frodig
HLF	Hei lite frodig	517	27 %	Hei lite frodig
LHLF	Lavhei lite frodig	2	100 %	
GLF	Grasmark lite frodig	71	62 %	Grasmark lite frodig
EF	Eng frodig	2429	15 %	Eng frodig
VEF	Viereng frodig	2	100 %	
EMF	Eng middels frodig	993	58 %	Eng middels frodig
LMF	Lyng middels frodig	864	52 %	Lyng middels frodig
ELF	Eng lite frodig	2184	27 %	Eng lite frodig
LLF	Lyng lite frodig	2187	36 %	Lyng lite frodig
ESVF	Eng-sump frodig og våt	14	29 %	Eng-sump frodig og våt
ESV	Eng-sump våt	551	26 %	Eng-sump våt
FM	Fjære eller mudderbunn	219	12 %	Fjære eller mudderbunn
VL	Vegetasjonsløst	743	13 %	Vegetasjonsløst
BAR	Bar jord/torv	479	28 %	Bar jord/torv
GFV	Glissen frodig veg	810	22 %	Glissen frodig veg
GV	Glissen vegetasjon	397	56 %	Glissen vegetasjon
SNØ	Snø og is (i smeltefase)	60	13 %	Snø og is
VANN	Vann sjø	536	7 %	Vann sjø

Etter hver fjerning ble det sjekket at samlet nøyaktighet ikke ble vesentlig redusert. Hvis det var tilfelle tydet det på at en viktig variabel var fjernet og analysen fra forrige kjøring ble hentet fram og variabler ble fjernet mer trinnvis. I reduksjonen fra 40 til 30 variabler fjernet vi kun 2-3 variabler i hver kjøring, og etter 30 variabler kun en.

Ved denne prosessen reduserte vi antall forklaringsvariabler, og dermed kompleksiteten i modellen, fra 111 til 19 uten at samlet nøyaktighet ble redusert mer enn 1% (64,5% til 63,9%). 10 av variablene kom fra satellittdataene (tabell 3). Ved å inkludere de bioklimatiske variablene gav det en forbedring i samlet nøyaktighet på litt under 1% (64,5%). Siden gevinsten ved å ta dem med var så liten sett i forhold til feilkilden de kan innføre ved at de er avledet fra rasterdata med grid på 1 km, valgte vi å utelukke dem i modellene som ble brukt til å lage kart.

Fjernet vi topografisk informasjon sank nøyaktigheten med 4% (59,1%). Av de 10 AR5-variablene vi testet gav kun 4 av dem en forbedring i nøyaktigheten. Informasjonen i de øvrige ble bedre fanget opp av satellittdataene og den topografiske informasjonen. I en modell uten AR5-informasjonen ble samlet nøyaktighet redusert med 2% (61,7%). Tar vi vekk teksturvariablene førte det til en reduksjon på 1% (63,5%).

Vegetasjonsindeksene hadde en relativ stor betydning. Uten dem ble nøyaktigheten av modellen redusert med 4% (59,6%). Den tradisjonelle metoden med tematisk kartlegging fra satellittdata har ofte vært kun å benytte data fra de tilgjengelige satellittkanalene. Benytter vi bare de 4 kanalene i SPOT5 oppnådde vi ikke bedre enn 48,7% i samlet nøyaktighet. Vi testet 5 variabler fra arealdekkeinformasjonen i N50, men ingen ble valgt ut i den endelige modellen. Informasjonen av betydning i N50 ble nok erstattet av AR5-variablene. Hvis AR5-dataene ble fjernet fikk N50-data større betydning.

Tabell 3. *Grønn kanal, Rød kanal, SWIR kanal, VegIndex Grønn-Rød, VegIndex NIR-Grønn, VegIndex NIR-Rød, VegIndex SWIR-NIR, Tekstur Mean, Tekstur Homogeneity, Høyde, Stigning, Eksposisjon, Relativ høyde, Solinnstråling², Topografiindeks³, Arealtype Fulldyrket¹, Arealtype Skog, Skogbonitet, Treslag Barskog*

SPOT5 (9)	Topografi (6)	AR5 (4)
Grønn kanal	Høyde	Arealtype Fulldyrket ¹
Rød kanal	Stigning	Arealtype Skog
SWIR kanal	Eksposisjon	Skogbonitet
VegIndex Grønn-Rød	Relativ høyde	Treslag Barskog
VegIndex NIR-Grønn	Solinnstråling ²	
VegIndex NIR-Rød	Topografiindeks ³	
VegIndex SWIR-NIR		
Tekstur Mean		
Tekstur Homogeneity		

¹ Fulldyrket og overflatedyrka jord.

² Potensiell relativ solinnstråling.

³ Topografisk Posisjonsindeks beregnet innenfor en sirkel med de 7 nærmeste piksler.

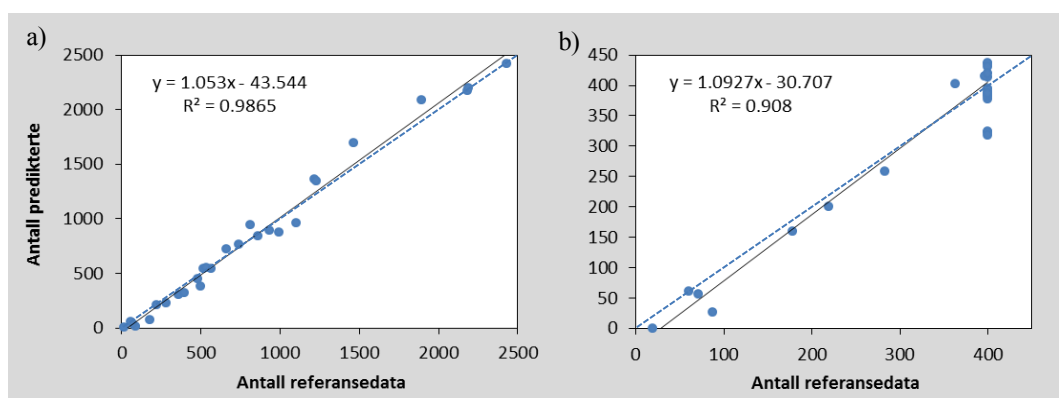
5.3 Effekt av ubalanse i datasettet

Det ble undersøkt i hvilken grad ubalansen i datasettet påvirker nøyaktigheten av de gjenstående 29 klassene ved å plote fordelingen av reelt observerte mot de predikerte (figur 2a). Uten feil i klassifikasjonen ville dette gitt en linje med stigningstall lik 1 (stiplet linje i figuren). Selv etter at vi definerte en antatt lik fordeling mellom klassene (c"rtkqtk informasjon), var det en liten tendens til at klasser med få data blir underestimert, mens de store klassene blir overestimert (figur 2b).

Videre har vi testet ulike korrigeringer for å se på hvordan det påvirker klassifiseringen (tabell 4). I utgangspunktet vektet vi alle klassene likt uavhengig av fordelingen i treningsdataene. Deretter forsøkte vi å korrigere ubalansen ved å vekte klassene med inverse verdi av antall observasjoner, og så å vektlegge datapunktene slik at data fra små klasser får mer vekt. SMOT algoritmen, som automatisk tillegger nye syntetiske data til små klasser, la kun nye datapunkt til klassen *Gpi / uwō r "Itqf ki "qi "x° v*, som fra før bare bestod av 14 treningsdata. Det endret litt på fordelingen av prosent feil, og da spesielt denne klassen. Korreksjonene på hele datasettet gav ikke så store forskjeller i feilprosent mellom klassene.

Vi undersøkte derfor effekten av den skjeve fordelingen ved å trekke tilfeldig ut opptil 400 datapunkt fra hver klasse. Det førte til bedre balanse i datasettet og nøyaktigheten økte for flere av de små klassene. Spesielt gjaldt dette klassene *Htqf ki "dlām Nkg "Itqf ki "dlām Qtgunqi*, *Nkg "Itqf ki "i tcuo ctm*, og *Kng/xgi ggt v'o ctm*. Ved at antall treningsdata ble redusert ble også den samlede nøyaktighet redusert, men ikke mer enn 1 %. Resultatet viser at dersom antall treningsdataene hadde vært jevnere fordelt ville det gitt en mer nøyaktig klassifisering av de mer sjeldne arealtypene.

Vi har ikke funnet noen korreksjonsmetode på det fulle datasettet som gir en fordeling mer lik den vi oppnådde ved å fjerne datapunkt. Selv om utvalget på 400 endret noe på nøyaktigheten i de mindre klassene, syntes vi endringene var såpass små at vi i den videre analyse har fortsatt med fullt treningsdatasett og lik vekt på alle klasser. Årsaken til at den skjeve fordelingen ikke påvirker resultatet i større grad er nok at det tross alt er mange treningsdata i de fleste av de små klassene.



Figur 2. "Mjpv tqnlqt "wdr cpug "It gpkpi uf cv gpg"

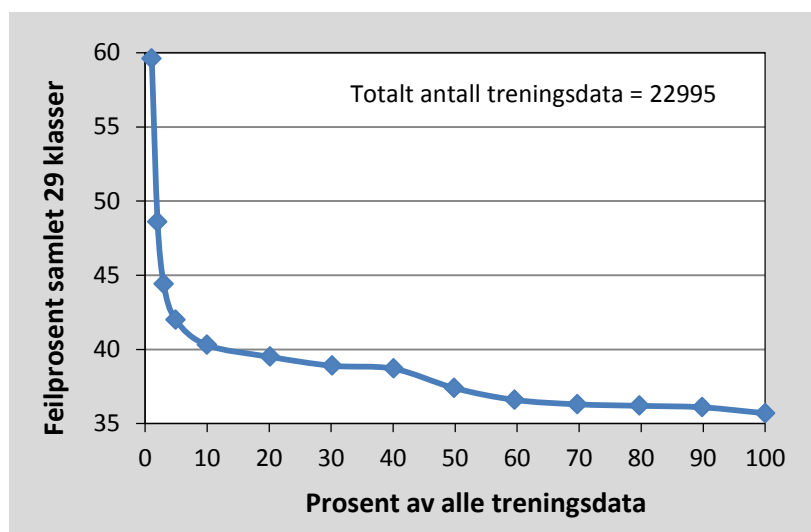
Tabell 4. *Rt qugpv lghlxgf 'wknq' b gxf gt 'lqo 'gt 'dgp l wgv lqt 'o 't gf wugt g' wdcrc pugp 'k' ut gplki uf c wcvugv 0 Dgt gi plki gp 'gt 'i lqt v' b gf 'Tc pf qo 'Hqt gw' *322 't â t + lqt '4; 'mc uagt 0'*

Klasser	Antall	Hele datasettet				Maks. 400	
		A	B	C	D	Antall	E
Gran frodig	663	31	32	31	33	400	28
Gran liten - middels frodig	1124	50	48	50	52	400	58
Furu middels frodig	933	49	47	48	50	400	39
Furu lite frodig	1205	33	30	34	34	400	38
Løv/bar frodig	499	66	66	67	72	400	42
Løv/bar middels frodig	1896	43	46	44	38	400	64
Løv/bar lite frodig	261	89	90	87	92	261	57
Bjørk frodig	363	53	51	55	61	363	36
Bjørk middels frodig	1218	38	39	40	40	400	54
Bjørk lite frodig	178	79	80	80	89	178	56
Løvtreblanding frodig	1227	31	30	33	33	400	49
Or (gråor) frodig	283	48	51	46	56	283	25
Løvtreblanding middels frodig	87	94	92	98	100	87	85
Hei lite frodig	519	23	22	22	26	400	10
Grasmark lite frodig	71	63	61	58	70	71	44
Eng frodig	2431	15	16	16	13	400	23
Eng middels frodig	993	60	61	60	62	400	59
Eng lite frodig	2184	27	29	28	27	400	39
Lyng middels frodig	864	53	53	51	54	400	48
Lyng lite frodig	2187	38	39	39	35	400	62
Eng-sump frodig og våt	14(56)	36	29	43	7	14	29
Eng-sump våt	551	24	27	25	27	400	19
Fjære eller mudderbunn	219	12	11	12	15	219	12
Vegetasjonsløst	743	13	13	13	13	400	19
Bar jord/torv	479	27	25	29	30	400	25
Glissen frodig veg	810	24	22	22	24	400	24
Glissen vegetasjon	397	58	59	60	65	397	35
Snø og is	60	15	13	13	17	60	12
Vann sjø	536	9	8	8	8	400	9
Samlet	22995	36,1	36,2	41,8	36,4	9533	37,3

C'qi 'G' Nn l xgnlpi 'cx' mc uagt 0 Hqt 'G' gt 'lppvkl 622 't gplki uf cxc 't wmgv' lklgf ki 'w' kj xgt 'mc uag' "
D' Mc uagt 'xgmgv' b gf '3 lcpvnlj' cxc rvpm' "
E' Xgnlpi 'cx' f cxc rvpm' lklklv' l' ng' mc uagt 'l' t 'hnl' cpvnl' "
F' UO QV' cni qt ko gp' "

5.4 Feilprosent i forhold til antall treningsdata

Innhenting av treningsdata er tidkrevende. Derfor ble det undersøkt hvordan feilklassifiseringen avtok når antall treningsdata økte (figur 3). Frem til ca 2 500 treningsdata (~10%) økte nøyaktigheten raskt, og med disse treningsdata oppnådde vi en nøyaktighet som bare var 4% prosent lavere enn den nøyaktighet som ble oppnådd med 23 000 treningsdata. Økningen var fortsatt tydelig frem til 10 000 – 12 000 treningsdata, deretter var forbedringen for den samlede nøyaktighet liten. Dette er viktig informasjon å ta med seg til andre kartleggingsprosjekt.



Figur 3. "Tgf wmulqp'k" lgrt qugpv'bo gf " āngpf g'cpcni' v'gpkpi uf cv'0" Tgwnc wv'gt 'tgo / unv'uqo 'rt qugpv'cx" wpcn'cpcni' v'gpkpi uf cv'0" Cni qt ko g'Tc'pf qo " lqt gw: '372'v'ā t'0"

5.5 Effekt av belyningskorreksjon

Med Random Forest ble best resultat oppnådd ved kun å bruke ukorrigerede verdier fra satellittscenen, men forskjellen til bruk av belyningskorrigerte data var ikke stor (tabell 5).

Tabell 5. Ghgm'gp'cx'dgr'upkpi unqt t gmulqp'wpf gt uān'lt 'kmg'dgr'upkpi unqt t ki gt v' uc vgnkxf cv. 'dgr'upkpi unqt t ki gt v'f cv 't gf wugt v'kt: /dk: 'dgr'upkpi unqt t ki gt v'f cv 'K54/dk0' Vgw'v'bo gf 'Tc'pf qo 'Hqt gw'lt '4; 'mc'ugt 'qi 'hwn'lo qf gni'32'xct kc drgt +qi 'gp't gf wugt v'bo qf gni' o gf 'dct g'uc vgnkxf cv '*; 'xct kc drgt -0Dgr'? 'dgr'upkpi unqt t ki gt v'Wnqt t'? 'kmg' dgr'upkpi unqt t ki gt v'0'

Andel	Antall	Ukorr.	Full modell		Ukorr.	Kun satellittdata	
			Bel. 8-bit	Bel.32-bit		Bel. 8-bit	Bel.32-bit
100%	22995	35,3	35,6	36,3	47,3	46,1	46,3
50%	11371	37,2	37,4	37,7	48,0	47,1	47,8
10%	2295	41,2	40,3	40,4	50,1	49,5	50,0
5%	1170	43,9	42,0	43,3	53,2	50,4	50,3

Når belyningskorrigererte data ikke ble brukt økte også betydningen av faktorer som solinnstrålingen, stigningen og eksposisjon. Det indikerer at belyningskorreksjonen introduserer noe støy, trolig på grunn av feil i høydemodellen eller samregistreringen mellom bilde og høydedata.

5.6 Valg av algoritmer

5.6.1 Klustering kontra — ikke-styrt klassifikasjon

Når klustering benyttes for å etablere tematiske klasser i en kartlegging av arealdekke, må hvert enkelt kluster knyttes til en arealklasse. Prosessen vanskeliggjøres med økende antall kluster. I testene for å undersøke klustering som en aktuell metode satt vi 255 som øvre grense for antall kluster. Men hvis vi ikke har mange treningsdata til hjelp er dette vel mange klustergrupper. Vi satt grensen så høyt både fordi vi ville se hvor nøyaktig det var mulig å klassifisere Orkdalsområdet ved hjelp av klusteringsteknikk, og fordi vi ville undersøke hvordan antall klustere endret seg med antall klasser og antall variabler. Siden flere av klassene har svært høy feilprosent har vi også testet effekten av en sammenslåing til 10 klasser.

Med en inndeling til 29 klasser var det bare med bruk av de 4 SPOT5 kanalene at optimalt antall klustere ble mindre enn 200 (tabell 6). Den samlede nøyaktighet ble ikke bedre enn 51%. Med en reduksjon til 10 klasser ble antall kluster noe redusert og nøyaktigheten økte til 64%. En beslutningstrealgoritme som Random Forest gav til sammenlikning en samlet nøyaktighet på henholdsvis 65% og 76% for de samme forklaringsvariabler. For begge metoder var økningen i nøyaktighet liten ved bruk av AR5-informasjon, men stor ved å tilføre topografisk informasjon til forklaringsvariablene.

Tabell 6. *Uco o gprknpkpi 'cx'pā{cmki j gv'xgf 'wftv'qi 'kmg/wftv'qi 'mcuulhnculqp'xgf 'dtwnlcx' f cwo kpgt kpi ucni qt kw gp'Tc p f qo 'hgt gw'qi 'mmuat kpi ucni qt kw gp'hno gcpu'hgt 'go cvkuni' kppf grkpi 'k'4; 'qi '32'mc uugt0'*

Variabler (antall)	K-mean		Random Forest (150)			
	29 klasser	10 klasser	29 klasser	10 klasser		
	OAK ¹	Feil %	OAK ¹	Feil %	Feil %	Feil %
SPOT5 (4) ²	87	69,8	30	55,7	52,8	39,6
SPOT5 (9) ³	232	64,6	120	51,2	47,3	35,0
SPOT5, DEM (15) ⁴	>300	51,6	>300	38,4	37,1	25,3
SPOT5, DEM, AR5 ¹ (19) ⁵	>300	49,3	>300	35,7	35,2	23,6

¹OCM? 'Orvko cn'cpcnlihmuaqt0'

²Mepcrgpg'i tãpp. 'tãf. 'PK'qi 'UY K'0'

³Mepcrgpg'i tãpp. 'tãf. 'UY K'qi 'xgi gvcuqpu'kpf gmgpg'I tãpp/Tãf. 'I tãpp/PK. 'Tãf/PK. 'UY K/PK'qi 'gmmwt gpg' upkw'qi 'j qo qi gpkgv'igt 'tãf 'hpcr0'

⁴J gprkpi u tcf. 'gmr quidqp. 'j ãlf g'qxgt 'j cxgv: 't gvc'x'j ãlf g. 'uqkppiat ° rkp. 'qir qi tchunir quidqpukpf gmi[®]VRK[®]o gf "9'r kmrgt u'pbdquncr0"

⁵Unqi. 'dctunqi. '°r gp'bo ctnkqi 'unqi dapkgr0Mrcuugpg'o {t'qi 'xcpp'igt dgf t gv'kmg'pā{cmki j gxp0'

5.6.2 Styrt klassifikasjon

Vi har testet en rekke ulike klassifiseringsalgoritmer (tabell 7). Dersom eCognition (8.0) var brukt også til inndelingen i 29 klasser ville samlet feilprosent være hele 50%. Dette fordi eCognition frem til versjon 8.0 kun benytter kNN som klassifikasjonsalgoritme, tar kun hensyn til nærmeste treningsdata målt som den euklidske avstand mellom anvendte egenskaper i klassifiseringen (k=1), og at optimalisering av egenskaper ikke skjer på uavhengige data gjennom kryssvalidering. Egenskapsutvalget fra eCognition skilte seg derfor vesentlig fra de egenskaper som ble valgt ut gjennom bruk av Random forest. Utvelgelsen vi gjorde av egenskaper forbedret nærmeste nabo klassifikasjonen med 4%.

En videre optimaliserte med hensyn på antall nærmeste naboer viste at ved å inkludere 7 naboer (k=7) økte nøyaktigheten med kNN metoden med 8 %. Ved bruk av algoritmen Random Forest økte nøyaktigheten med ytterligere 8 %. Support Vektor Maskin gav omtrent samme nøyaktighet som Random forest. For å oppnå dette resultat ble det brukt 16 272 support vektorer, noe som viser hvor komplekst det er å dele opp et slikt datasett i tematiske klasser.

Tabell 7. "Uco o gprknpki 'cx'wknf'cwo kpgt kpi ucni qt ko gt 'lqt 'kppf grkpi 'cx'f'cvcugwv'ktl4; " vgo c'wkn'hc'ugtODqt ugw'ht c'f'gp'lüt'ug'cpcrf'ugp'gt'f'g't'g'ugt'gpf'g'hlat'v'o'gf'g'v'qr'vko'c'kugt'v' wxcn' 'r'°3; 'lqt'mct'kpi'uxct'k'drgt0"

Algoritmer	Viktig parametre	% feil	Kappa	Modell tid ¹	Score tid ²
k-Nærmeste Nabo ³	K=1, 16 variabler	49,9	0,47	< 2 min.	
k-Nærmeste Nabo	K=1	45,9		< 2 min	
k-Nærmeste Nabo	K=7 ⁴	41,8	0,55	< 2 min.	2,3 timer
Random Forest	150 trær	34,8	0,63	< 4 min.	1,5 timer
Support Vektor Maskin (kernel)	Optimaliserte C og y verdier	34,3	0,63	1 døgn	1, 8 timer
StackingC (meta)	7NN, RF, SVM	33,2	0,64	8t	6,2 døgn
StackingC (meta)	RF, SVM	33,3	0,64	5 t	3,4 døgn
MART ⁵	122 trær	44,8		< 5 min.	
Neuralt nettverk (NN): Multilayer Perception ⁵	3 skjulte lag	39,7		1,5 t	
NN Probabilistic ⁵		42,1		1,5 t	
Enkelt tre (J48)		45,0		< 2 min.	
Diskriminant analyse		49,7		< 10 sek	

¹Vkf 'lqt'° 'dgt gi pg'gp'o qf gntkpmwukg'32/lqf'ht' {uaxctf'gt'kpi 'cx'cng't'gplki'uf'cvc'ktl4; 'mc'ugt'0'

²Vkf 'lqt'° 'mc'uddkugt'g'3'o'knkqp'p'f'g'f'cvc'rwpm'v'°'gp'5.6'Oj'/'REO''

³'l' lgt'gt' 'dtw'k'x'f'g'gi'gp'nc'r'gt'°'lqt'mct'kpi'uxct'k'drgt'+'uqo' 'drg'x'cn'i'v'w'o'gf' 'gi'gp'nc'r'ug'ng'ml'q'p'gp'k'g'Eqi'p'sk'qp'': 'Ø'' qi' 'hwp'p'â'to'g'w'g'p'cd'q'k'f'gp'g'Eqi'p'sk'qp'': 'Ø''kn'ng'w'ä'w'gt' 'hgt'g'p'cd'q'gt'0'

⁴'Qr'v'o'cn'c'p'cn'p'â'to'g'w'g'p'cd'q'gt'°'qi'°3; 'lqt'mct'kpi'uxct'k'drgt'0'

⁵'Uj'gt't'qf'°4234''

"

Dersom de to beste algoritmene ble kombinert i en meta-klassifikator ved å bruke en lineær regresjon på klassifikasjonsnøyaktighetene økte nøyaktigheten en ekstra prosent til samlet nøyaktighet på 67 %. En forvirringsmatrise for de 29 klassene basert på StackingC med RF og SVM som base-klassifikatorer er presentert i tabell V1 i vedlegget.

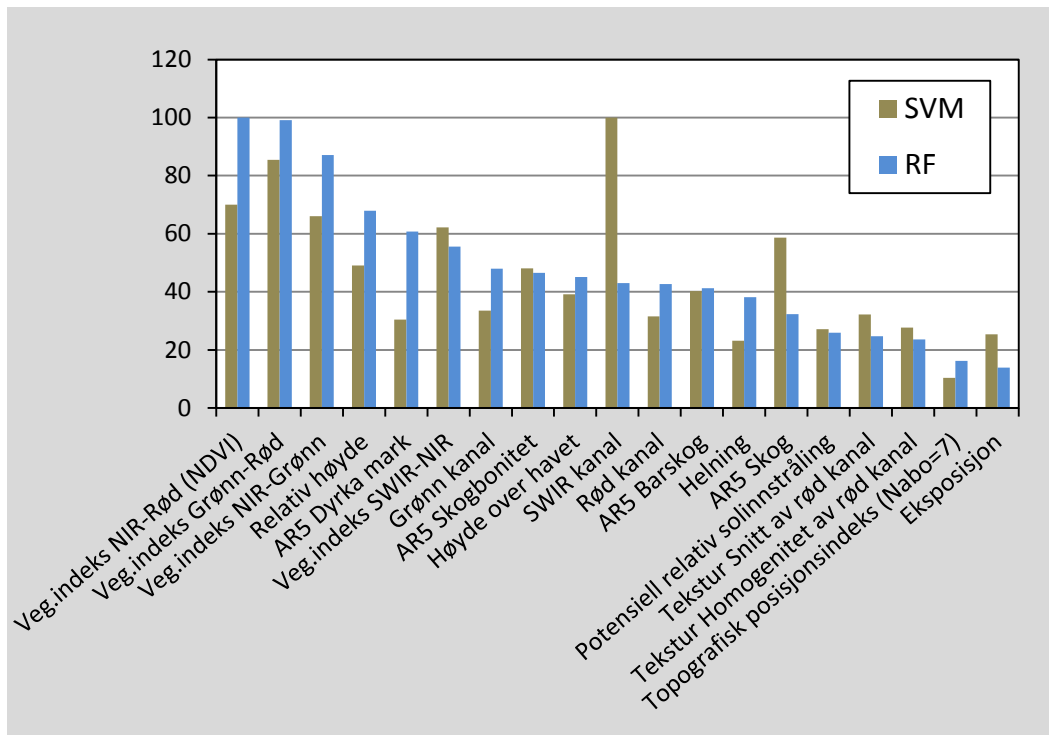
Flere alternative algoritmer ble testet, men ingen kom i nærheten av Random Forest og Support Vektor Maskin. Å lage en optimalisert SVM modell med bruk av en «kernel» til å transformere dataene til et n-dimensjonalt rom krever at en finner optimale verdier for parameterne (C) (kompleksitet) og gamma (γ). Det er benyttet et gridsøk til å finne et verdiområde parameterne ligger innenfor og så et mønstersøk til å finne optimale verdier (Sherrod 2012). Denne optimaliseringen av parameterverdier er en tidkrevende prosess, der analys tiden øker eksponentielt med økende antall treningsdata. Når verdien er funnet tar det relativt kort tid å beregne modellen. For Random Forest er det ikke nødvendig med noen eksterne parameterverdier. Analys tiden vil øke med antall treningsdata og antall definerte trær, men selv med over 20 000 treningsdata og 150 trær går modellbyggingen meget raskt.

Når både Random Forest og SVM benyttes gjennom meta-klassifikatoren StackingC i Weka øker analys tiden dramatisk. For 29 klasser tok det hele 8 timer å bygge modellen, mens Random Forest gjorde modellbyggingen unna på mindre enn 2 minutter. En klassifisering til 29 klasser for 1 million datapunkt (segment) vil ta 4 døgn med StackingC på en rask PC, men bare 1,5 time med Random Forest alene.

5.7 Variablenes viktighet

Viktigheten av de ulike variablene varierer mellom algoritmene, siden de bruker ulike metoder for å optimalisere klassifiseringen. Figur 4 viser viktigheten av de brukte variablene ved bruk av algoritmene Random Forest og Support Vektor Maskin. Vi ser at den kortbølgede infrarøde kanalen (SWIR) og til dels AR5 Skog informasjonen har blitt tillagt stor betydning i SVM modellen, mens kun moderat betydning i Random forest. Trolig kompenserer Random Forest informasjonen i AR5-skog ved å legge større vekt på informasjon om dyrka mark. Vegetasjonsindeksen får stor betydning i begge algoritmene, noe som også viste ved at nøyaktigheten falt 4 % dersom disse ble tatt vekk.

Eksposisjon, topografisk posisjonsindeks, potensiell solinnstråling og helning får relativ lav betydning i modellene. Disse variablene vil endre seg en del med oppløsningen av høydemodellen. Den lave betydningen kan henge sammen med at høydemodellen på 10 meters oppløsning ikke fanger opp den lokale variasjonen. Teksturer har i flere andre prosjekt hatt lav betydningsindeks, men likevel stått for en forbedring av nøyaktighet på 1-2 prosent.



Figur 4. 'Xmki j gvgp'cx'wknq'ltq mct kpi uxct kcdrgt 'kmc udkknc ulqpuo qf gngpg'dcugt v'r ° " Tc p f qo 'Hqt gw'qi 'Uwrrqt v'Xgmqt 'O cunkp0"

5.8 Klasseinndeling i kartet

En inndeling i 29 klasser ville gitt et kart for Orkdalsområdet der feilen for flere klasser er på mer enn 50%. Vi ønsket å lage kart som kun inneholdt klasser med lavere nøyaktighet enn 50% dersom de økologisk sett var viktige å skille ut som egne klasser.

Som hovedkriterium forenklet vi inndelingen i 29 klasser ved å slå sammen klasser når:

"

1. *Mrcuogpg'j ct "uxqt" ur gmt cri' nqphkm" o gf "j xgt c p f t g" qi "pā{cmki j gvgp" lqt "gp" cx" mrcuogpg'gt" o k p f t g'gpp"72" 0*
2. *Gp'mrcuog'j ct "lqt" R" v t g p k p i u f c v c" til å gi en stabil klassifisering og det finnes en økologisk nærliggende klasse det er naturlig at den inngår i. Eksempel på dette er Gpi 'lwo r'lt qf ki 'qi 'x°v med kun 14 treningsdata.*

Vi gjorde unntak fra hovedregelen om sammenslåing av klasser når konflikten skyltes:

1. *Mrcuogt"uqo "j ct "o cpi g" w l q t o k p i g t. "gt "ānq r q i k u n g" l q t u n l g n k i g" q i "u c o v f k i "f g m g t" u q t g" c t g c r 0* Typisk situasjon vil være når 2-4 dominerende areal typer opptrer i fine mosaikker, noe som er vanlig i fjellet. Dette gjør det vanskelig å bestemme en dominerende areal type både i bildet og ute i naturen.

2. *Mrcuugt'uqo 'j ct 'uqtg'lgpqrqi kun'gngt 'vlf udgwgo v'xctkc ulqp. 'o gp'j xqt 'mrcuugpg'xct' xlmki g'o gf 'wcpng'r °'lqto °'rgv'o gf 'nctvgi i kpi gp.* Disse klassene har stor spektral variasjon over tid, og kan derfor opptre økologisk og spektralt helt forskjellig under feltregistreringen, på flybildene og i satellittbildet. Disse utfordringene knytter seg særlig til gras og urterike vegetasjonstyper. Klassifikasjonen av satellittbildet må derfor baseres i stor grad på satellittbildet. Dette bidrar til ytterligere usikkerhet i klassifikasjonen.

Disse reglene gir en inndeling for kartproduksjon i 19 klasser (tabell 8-Ø'

"

"

"

Tabell 8ØHqt gpmkpi 'cx'mrcuugkppf gmkpi 'kl'gv'netv'o gf '3; 'mrcuugtØ'

Klasser		% riktig		
SKOG	Gran/blandingsskog	Gran/blandingsskog tett	66	
		Gran/blandingsskog frodig	22	
	Barskog/blandingsskog	Barskog/blandingsskog middels frodig	84	
		Barskog/blandingsskog lite frodig	66	
	Bjørk/løvtreblanding	Bjørk/oreskog/løvtreblanding frodig	79	
		Bjørk/løvtreblanding middels frodig	56	
	ÅPEN	Myr/Sump	Myr/eng/sump våt	76
		Tørr hei	Lyng/hei lite frodig	75
		og eng	Eng lite frodig	77
		Frisk fuktig	Eng/vier frodig	87
eng og hei		Eng middels frodig	45	
Lyng middels frodig		51		
FASTMARK	Glissen vegetasjon	Glissen frodig vegetasjon	77	
		Glissen vegetasjon	38	
	Impediment	Jord/torv/strø ⁸	72	
		Fjell/blokk/stein/sand	87	
	Snø/is ⁹	Snø/Is	87	
Kantsone sjø-land	Fjære eller mudderbunn	88		
VANN			92	
SAMLET NØYAKTIGHET			73	

'Mcp'qi u' xâ tg'o rgp'o ctmò gf 'pcngp'lqtf 'gngt'qtxo ctmò gf 'o kpf tg'gpp'42" 'xgi gxc ulqpØ'

'F gwg't grt gupvgt gt' mmp'ct gcn'k'gp'wuo gmkpi ulc ugØF gv'wät ug'ct gcrv'drk 'netvci v'cwqo c'wum'xgf' j lgr 'cx'ëupäpf gmi 0

Tabell 8 viser at det er svært stor variasjon i nøyaktigheten til de ulike arealklassene. Årsaken er oftest knytt til forhold ute i naturen. *I tcp"drxpfkpi unqi "hqfki* er eksempel på en vegetasjonstype som er vanskelig å skille fra både middels frodige skoger og rene løvskoger. Innsynet til vegetasjonen på bakken er ofte begrenset, spesielt for granskogen. Derfor blir overgangssonene mot andre skogtyper mange og komplekse.

Nipi "o kff gnu"hqfki."Gpi "o kff gnu"hqfki og delvis *Gpi "rkx"hqfki* og *Nipi lj gk'rkx"hqfki* danner en sammensatt gruppe. De to førstnevnte vegetasjonstypene har relativt lav nøyaktighet siden de inngår i mange komplekse overgangssoner som er vanskelige å gå opp både i bildet og ute i naturen. Enga berøres sterkt av fenologiske variasjon særlig knyttet til kulturlandskapet og delvis snøleier. De to siste typene inngår i mosaikker over skoggrensa, noe som trekker ned nøyaktigheten i kartleggingen. Under skoggrensa er de oftest mye bedre skilt.

I rkugp"hqfki "xgi gvcuqp er kompleks og representerer først og fremst gjødsla innmarksareal i en gjenvekstfase etter jordbearbeiding eller slått. Det er få paralleller til utmarksareal. Frodige naturlige engsamfunn på fastmark og frodig bakkemyr blir kartlagt med noe mindre nøyaktighet siden de står økologisk nærmere annen naturlig vegetasjon enn innmarksareal.

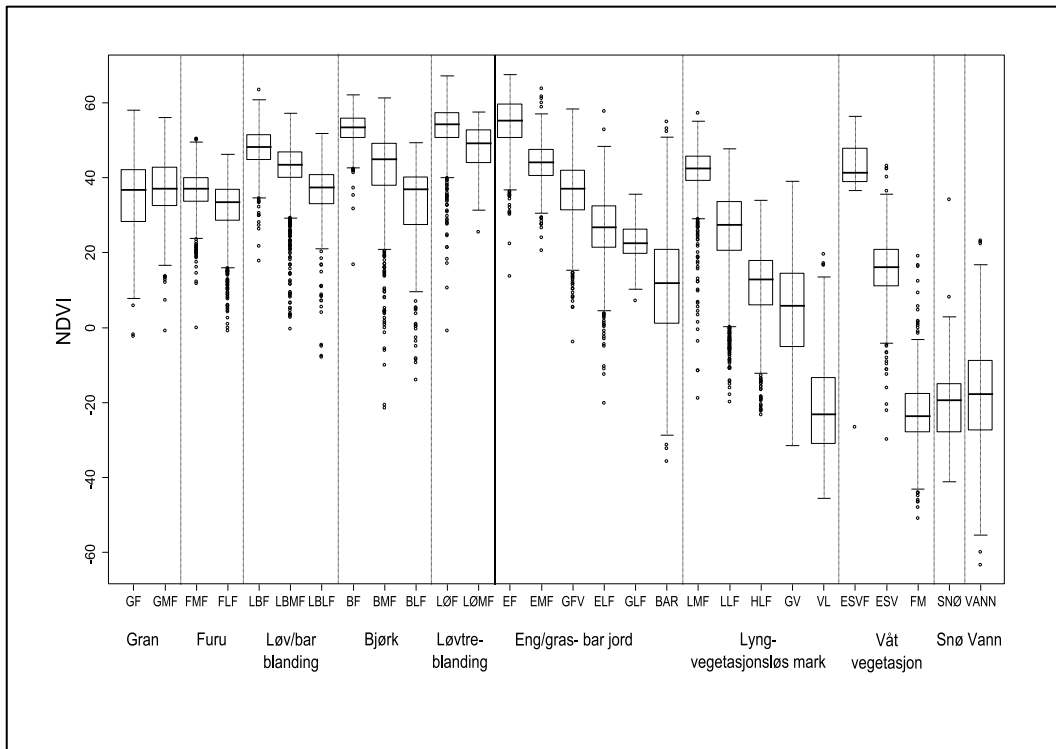
Hlâ tg"gngt "o wff gt dwpp. *Upãlkü* (i en utsmeltingsfase) og *Hlgnklrqmrlwgkplucpf* representerer areal typer som skilles tydelig ut, både i bildet og i naturen. De kartlegges derfor med en høy nøyaktighet. *I rkugp"xgi gvcuqp* hvor impediment (fjell, stein og sand utgjør 50-75 % av arealet) er komplekse areal som står økologisk nær de fleste andre areal typer som inneholder noe impediment (25-50 % av arealet). Overgangssonen mot alle disse areal typene blir derfor lang og komplisert, noe som bidrar til lav nøyaktighet.

Barskog/blandingsskog middels frodig har høyere nøyaktighet enn forventet. Det er mange vanskelige overgangssoner mot annen skog og åpen mark. Vi hadde registrert mer enn 4000 treningsdata for denne gruppen, og det er trolig årsaken til den relativt høye nøyaktigheten.

5.9 Alternativ inndeling i 10 hovedklasser supplert med frodighetsindeks

Siden flere av klassene har høy feilprosent, og forvirringen er spesielt stor mellom frodighetsklassene (tabell V2 i vedlegget) kan et alternativ være først å klassifisere til færre hovedgrupper og deretter benytte en frodighetsindeks som for eksempel NDVI til å skille ut klasser innen hver hovedgruppe. Med tanke på å bruke kartet videre i prediksjonsmodeller over hjortens arealbruk bør dette undersøkes. Men for at dette skal gi mening må det være en sammenheng mellom frodighetsgraderingen av klassene og NDVI-verdiene. Figur 6 viser gjennomsnittlige NDVI-verdier for inndelingen i 29 klasser. Bortsett fra i hovedklassen grandominert skog samsvarer økningen i NDVI-indeksen forbausende godt med den frodighetsinndeling som er gjort i felt basert på plantesammensetningen. Innenfor hver hovedgruppe er det lite overlapp mellom de fleste klasser.

En klassifikasjon til 10 hovedklasser gir en samlet nøyaktighet på 78 %, og ingen klasse med lavere nøyaktighet enn 63 % ved bruk av meta-klassifikatoren StackingC, med Random Forest og SVM som nivå 1 klassifikatorer (Vedlegg V3). Selv med redusert klasseinndeling tok det 6,5 timer å lage denne StackingC-modellen inkl. 10 fold kryssvalidering, og 1 døgn på å klassifisere 1 million datapunkt.



Figur 6. 'Ht qf ki j gwlpf mgup'PF XKucw'qrr 'K'gv'dqz/rnqw'gwgt 'kppf grkpi gp'k4; 'mcuigt0' Mcuigpg'gt'i t wr r gt v'k32'j qxf mcuigt 'qi 'uqt vgt v'gwgt 'lt qf ki j gwlgum kxgnup0F gv'gt 'wgt ni' uco o gpj gpi 'o gnqo 'mcuigpgu'lt qf ki j gwlpf grkpi 'qi 'PF XKxgtf kpg'kppgplqt 'f g'32" j qxf mcuigpg0Dqt ugw'lt c'lt' i t cpunqi 'hep' dt wngp'cx'PF XKxgtf kpg'gwgt 'gp' mcuiknc ulqp" vltj qxf mcuigt 'i k'gp'xkf gt g'kppf grkpi 'o { g'h'ni'nc uiknc ulqpgp'vlt4; 'mcuigt0'J qxf mcuigpg" drik 'r ° 'f gppg'o ° vgp'kppf gw'gwgt 'gp'hqpvkpwgt rki 'uncrc'wgp'lcwgi t gpugt0Dqmxcxnf gpg'gt" dgum gxgv'k'cdgnt'40'

6 Diskusjon

I detaljerte klassifikasjoner av naturlig vegetasjon er det sjelden å oppnå samlet nøyaktighet over 70%. En årsak er at naturlig vegetasjon varierer mest langs kontinuerlige og komplekse miljø gradienter (Økland 1990), og derfor vil det bli mange grensetilfeller der det for et bestemt areal ikke finnes noen entydig klasse. Dette kommer tydelig frem i inndelingen *Pcwtvrgt'kPqti g* der det er benyttet et stort antall økokliner for å beskrive overgangssoner mellom ulike vegetasjonsutforminger (Halvorsen m. fl. 2009). Ikke alle disse kan fanges med bilddata i kombinasjon med andre kartdata.

I denne analysen har vi undersøkt hvor langt en kan komme i å forbedre et kart over vegetasjon ved å optimalisere de prosesser som inngår i kartproduksjonen. Utgangspunktet var resultatet på 50% samlet nøyaktighet for en klassifikasjon til 29 klasser som ble oppnådd ved bruk av programmet eCognition 8.0.

Det er vel kjent at et resultat blir ikke bedre enn det svakeste ledd i en analysekjede, så også når det gjelder produksjon av kart. For å oppnå høye nøyaktigheter i arealklassifikasjoner må det derfor være fokus på å optimalisere alle ledd i prosessen, dvs. etablering av data om bakketilstanden, hvilke data som skal benyttes for å utvide kartleggingsarealet til et heldekkende kart og analysemetoden som inngår i denne prosessen. Vi har lagt ned stor innsats for å optimalisere hvert av leddene.

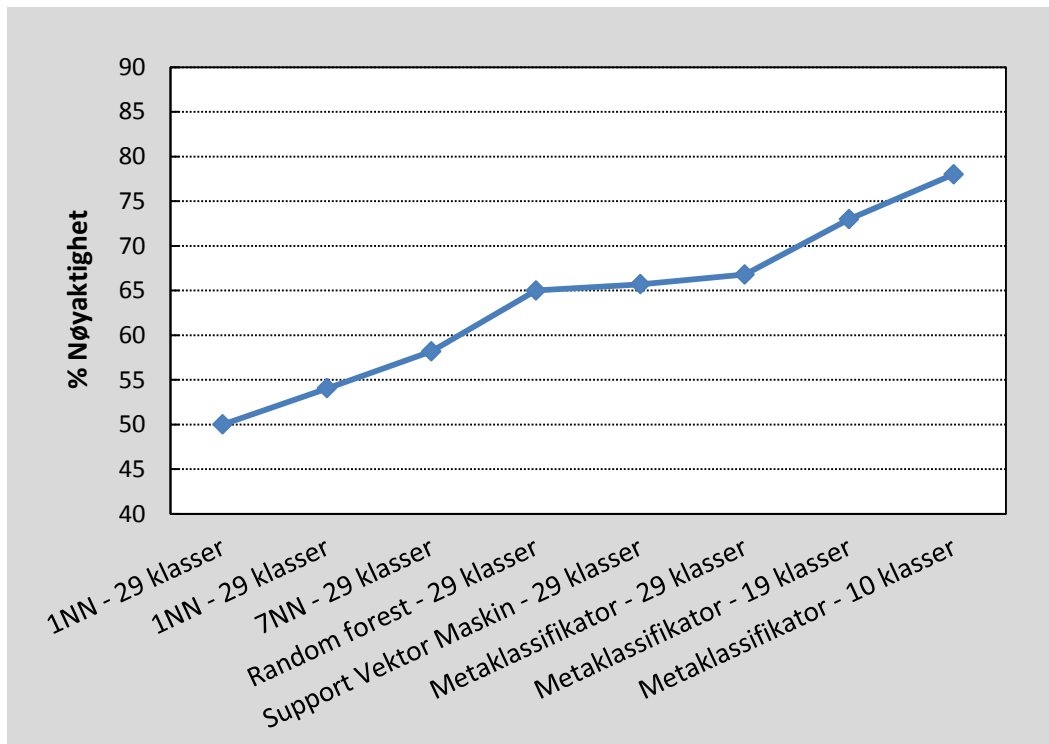
Ved å bruke en modellbasert klassifikasjonstilnærming, optimalisere egenskapene i modellen og bruke effektive datamineringsalgoritmer forbedret vi resultatet med 17% til samlet nøyaktighet på 67%, og ytterligere forbedring til 78% ved å redusere antall klasser til 10 (figur 7). Vi betrakter resultatene som meget bra med tanke på at vi for et stort areal har delt naturlig vegetasjon inn i distinkte klasser.

6. I Treningsdata

6.1.1. Bakkesannheter – konsistens

Enhver subjektiv beslutning i kartproduksjonen er en kilde til å redusere nøyaktigheten når den måles mot uavhengige data. I produksjon av tematiske kart er subjektive vurderinger nødvendig, men disse bør være så få som mulig. Det er vel kjent at for samme areal kan fastsettelse av vegetasjonsklasser variere mye mellom personer, og for arealer som ligger i overgangen mellom arealklasser kan også samme person tildele et og samme areal forskjellige klasser¹⁰.

³² "F gwg"gt" f kumvgtv'o gf "r gt uqpgt "o gf "o gt "gpp"42"o t "gt lct kpi "o gf "netvgi i kpi "lppgplqt "unqi vcmgt kpi " *Orcx"O qgp. "Unqi cxf grkpi gp. "Rt gxlac =Q/netvgi i kpi "Rgt "Ej t "J ci gp. "J ai unqrp "R Vgrgo ctm="Unqi " qi "o {t "r° "qrqi tclunhnetv/P72"°¶ gt "Dt ° p°. "Ucvgpu'netvgtm"fcxclpi uacxf grkpi gp+"qi "xgi gvcuqpu/ netvgi i kpi "¶ pi xg" Tgnf cn "Unqi "qi "icpf uncr. "Ugmilqp "Wlo ctm"



Figur 7. Høytidspunktet i en påfølgende serie av prøver av klassifisering av bilder av vegetasjon. Resultatene viser at metaklassifiseringen med 10 klasser oppnår den høyeste nøyaktigheten på ca. 78%. Dette er høyere enn de andre metodene som er sammenliknet her. Dette viser at metaklassifisering kan være en effektiv metode for å øke nøyaktigheten i klassifisering av vegetasjonskart.

Ved maskinell klassifisering er kvaliteten på prosessen der en eller flere personer fastsetter tematisk klasse på et areal, avgjørende for å oppnå god konsistens i det endelige kart. For å kunne sette riktig klasse på en konsistent måte i heterogene områder må arealet være nøyaktig avgrenset. Metoden med å tildele klasse til små homogene partier avgrenset ved segmentering er med på å redusere usikkerhet om hvilket areal klassen blir definert for. Bruk av støtteinformasjon som høyoppløselige flyfoto, stereomodeller og spektral likhetsinformasjon bidrar til å øke sikkerheten i klassefastsettelsen.

Sammenliknet med en pikselbasert tilnærming der arealgrensene ikke følger de naturlige mønstre i vegetasjonen gjør segmenteringen til homogene areal det lettere å identifisere arealklasse. Segmentering gir grunnlag for å oppnå høyere nøyaktighet i kartproduksjonen enn når klasser tildeles areal av fast størrelse. Ulempen med å etablere treningsdata basert på segmenter fra et satellittbilde er at treningsdataene knyttes til dette bildet og kan vanskelig benyttes i nye analyser med andre bildedata.

Det er et interessant alternativ til å segmentere de bildedata som kartleggingen baseres på. Da kan vi først segmentere mer høyoppløselige bilder, og klassifisere disse. Deretter kan dette kartproduktet benyttes til å aggregere treningsdata for et grovere oppløsningsnivå på satellittbilder. Forutsetningen her er at klassifikasjonen av de høyoppløselige bildene kan utføres med meget høy nøyaktighet. Hvis ikke må treningsdata på høyoppløselige bilder lokaliseres i klynger slik at hele segment fra den grovere segmenteringen blir dekket av treningsdata. Dette vil gjøre det mulig mer presist å beregne dominerende arealtype, også for kvadratiske piksler. Velges de høyoppløselige bildene etter et systematisk grid oppnår en også en fordeling av treningsdata som er representativ for området.

6.1.2 Antall treningsdata

Å registrere et sett med treningsdata av høy kvalitet er en tidkrevende prosess, spesielt dersom det ikke er tilgjengelig høyoppløselige bilder som kan gjøre identifikasjonen av korrekt klasse lettere. Arbeidet med å etablere de 23 000 treningsdata i dette prosjektet tok over et halvt år. Fordi dette er et tidkrevende arbeid er det sjelden å se kartproduksjoner som bygger på et treningsdatasett på mange tusen observasjoner. Resultatene fra denne undersøkelsen og fra en tilsvarende undersøkelse i norske fjellmiljø (Kastdalen m. fl. 2009) peker begge i retning av at en bør opp i så mye som 10 000 observasjoner for å fange opp de variasjoner som er i norsk natur. Dersom det er mye inkonsistens (støy) i treningsdataene må vi forvente at det er behov for ennå flere treningsdata for å oppnå samme nøyaktighet.

6.1.3 Antall klasser

Ofte blir en kartlegging utført etter en på forhånd definert tematisk inndeling, og denne klasseinndelingen følger gjerne et kriteriesett som ikke lar seg identifisere basert på fjernmålte data, slik som f.eks, karakterarter i plantesamfunn eller kalkinnholdet i jordsmonnet. I dette metodestudiet ønsket vi å ha stor frihet til å aggregere klasseinndelingen i det ferdige produktet basert på de forklaringsvariabler vi hadde, for på denne måten å kunne redusere feilkildene i sluttproduktet.

Ved å benytte en fleksibel registreringsmetodikk under feltarbeidet kunne vi i ettertid legge inn treningsdata etter en inndeling som var i overkant detaljert i forhold til hva vi forventet var mulig i det endelige kartet. Med 5 hovedenhetene i skogsmark og 3 i åpent terreng hadde vi et utgangspunkt med 34 klasser i treningsdatasettet.

I innleggelsen av treningsdata skjer det en sterk generalisering fra feltregistreringen til enhetene i treningsdatasett, og deretter en ytterligere generalisering gjennom klassifikasjonsprosessen. Når en benytter styrt klassifikasjon via et sett med treningsdata er det enkelt å sette opp kriteriesett for den endelige klasseinndelingen. Vi valgte å vektlegge nøyaktigheten for hver enkelt klasse i en kombinasjon med klassens økologiske betydning, noe som gav en inndeling på 19 tematiske klasser i det endelige kartet.

6.1.4. Balansert datasett

En annen faktor som påvirker sluttresultatet i en modellbasert klassifisering er fordelingen i antall treningsdataene på de forskjellige klassene. Dersom målet med kartleggingen er å innhente arealrepresentativ informasjon må det samles inn treningsdata i forhold til arealfordeling til arealklassene, men de små klassene må likevel få en viss overrepresentasjon. Vi gjorde ikke noen systematisk innsats for å oppnå dette under feltarbeidet, og resultatet ble en svak underrepresentering av disse klassene i klassifiseringen.

Det er mulig å korrigere skjevheten i arealfordelingen etter at treningsdata er innsamlet dersom det foreligger informasjon om de samme klasser fra en mer systematisk innsamling (Grossmann m. fl. 2010), slik som for eksempel Landskogstakseringen. Alternativt kan andre metoder benyttes som redusere store klasser eller overrepresentere klasser med lite data, men vanskeligheten er å velge hvor mye over-/underrepresentering som er riktig å benytte (Hall & Joshi 2004). Det beste ville likevel være om vi på forhånd hadde hatt mer kunnskap om klassenes fordeling i studieområdet, slik at vi kunne stratifisert feltarbeidet etter dette og dermed bedre fanget opp de små arealklassene. En slik *c"rtkqtk* informasjon vil ha stor betydning for å oppnå en jevnere klassifikasjonsnøyaktighet (Cihlar 2000).

6.2 Forklaringsvariabler

Resultatene viste at er det mye å hente på å identifisere de egenskaper som skiller ønskede klasser best mulig. Dette gjelder ikke bare satellittdataene, men også annen tilleggsinformasjon. Det er ikke opplagt hvilke egenskaper fra satellittdataene som vil fungere best. Utvalget vil være avhengig av hvilken algoritme som brukes. Tidligere erfaringer med bruk av Random forests betydningsindeks som grunnlag for variabelutvalgelse har vært gode (Kastdalen m. fl. 2009c), og den fungerte bra også i dette prosjektet. Utvalgelse av variabler basert på betydningsindeksen fra Random forest gir også godt resultat med andre algoritmer. Likevel, det kan tenkes at en algoritme som SVM vil kunne bli noe bedre med et variabelutvalg optimalisert for den. Men stor forskjell blir det erfaringsmessig ikke.

6.2.1 Belysningskorreksjon av satellittdataene

I områder med store topografiske forskjeller er det generelt anbefalt en ekstra prosessering av verdiene i satellittscene (belysningskorreksjon) siden pikslene har ulik refleksjonsvinkel. Men dette kan også tilføre støy dersom det er unøyaktigheter i høydemodellen eller i sammenpassningen mellom satellittdataene og høydemodellen. Den nasjonale høydemodellen som ble brukt til belysningskorreksjonen forelå i et 25 meters grid. For store deler av utmarksarealene var den avledet fra N50- kartverkets høydekoter, som har en ekvidistanse på 20 meter. Dermed vil høydemodellen avledet fra disse data ikke få en høydeoppløsning bedre enn det opprinnelige kotegrunnlaget.

Belysningskorreksjon med en terrengmodell som har lavere oppløsning enn bildedataene vil likevel i de fleste tilfeller redusere effekten av varierende solvinkel, men det vil også introdusere støy. Det vil dermed være et åpent spørsmål om det alltid er en fordel å benytte belysningskorreksjonen når høydemodellen har lavere oppløsning enn bildet. Analysene viste at med få treningsdata gav belysningskorrigerede data høyest nøyaktighet, men når antall treningsdata kom opp mot 10 000 eller flere så ble belysningsvariasjonene bedre fanget opp av klassifikasjonsmodellen. Ukorrigerte data gav da best resultat. Forskjellen var liten, og kun til stede når terrenginformasjon var inkludert som en forklaringsvariabel i modellen. Denne analysen peker mot at for satellittdata med oppløsning ned til 10 meter er det en fordel å utføre belysningskorreksjon selv med 25-meters data.

Pr 2012 foreligger den nasjonale høydemodellen med en oppløsning på 10 meter og en forventet nøyaktighet på 4-6 meter. Med dagens forbedrede høydemodell må vi anta at det alltid vil være en fordel å belysningskorrigerer satellittdata med pikseloppløsning 5 meter eller mer. Den nasjonale høydemodellen blir løpende forbedret, og ved bruk av laserskanning og stereomodellering av flyfoto planlegges ytterligere forbedring til 2,5 meters oppløsning.

Klassifiseringsmodellene oppnådde gjennomgående bedre resultat med 8-bits data enn 32-bits. Det viser at å utvide datarommet for å få med de mer ekstreme verdier som oppstår ved belysningskorreksjonen har liten hensikt.

6.2.2. Utvelgelsen av variabler i klassifikasjonsmodellen

Når statistiske modeller benyttes for å klassifisere naturlig vegetasjon er det å forvente at det er en fordel med mange forklaringsvariabler og at disse kan opptre i komplekse samspill. Det viktigste datasett i den arealinndeling vi har benyttet er satellittdataene med de variabler som kan avledes fra disse. Vegetasjonsindeksene viste seg å være av stor betydning for klassifikasjonen både i Random forest og i SVM. Alene gav bruken av de beste variablene fra satellittdataene en samlet nøyaktighet som bare var 12 % lavere enn den optimale modellen der også andre kartdata var inkludert.

Ser vi på en optimalisering som inkluderer både variabler og algoritmer, er det et stort sprang i nøyaktighet fra de mulighetene som ligger i eCognition 8.0 til bruk av statistisk mer avansert analyseverktøy. De mulighetene som datamineringsverktøy gir til effektivt å validere en rekke ulike forklaringsvariabler gjør det enklere å inkludere variabler fra andre kilder, slik som den nasjonale høydemodellen og data fra andre tematiske kart. Bruken av informasjon fra høydemodellen tilfører analysen informasjon som ikke kan avledes fra satellittdataene, og førte i våre analyser til en forbedret nøyaktigheten på 4%. Data fra AR5-kartene tilførte også analysene nye informasjon, men større del av denne informasjonen ble fanget opp av satellittdataene i kombinasjon med høydedata. Ved å inkludere AR5-data ble klassifikasjonsmodellen bare forbedret med 2%.

Dersom vi kun så på de klassene i AR5 som endres raskest, dvs. barskog, blandingsskog og løvskog, ble disse klassifisert til en nøyaktighet av 80%. AR5-informasjonen ble da rangert av Random forest som mer viktig. Men forbedringen i nøyaktighet ved å inkludere AR5-data var likevel kun 2%. Dette betyr at satellittdata, slik som SPOT5, bør kunne benyttes til oppdatering av disse tema i AR5-kartverket.

6.3 Klassifikasjonsmodeller

6.3.1 Klassifikasjonsmetode styrt kontra ikke-styrt

Ved automatisert klassifikasjon av satellittdata står valget mellom å benytte en styrt-klassifikasjon basert på et sett med treningsdata eller en ikke-styrt tilnærming der en inndeling i kluster med påfølgende knytning av klusterne til klasser står sentralt (Cihlar 2000, Johansen 2009). Den siste metoden krever ikke så mye tid til å innhente bakksannheter, men er mer tidkrevende i analysefasen. Metoden tar utgangspunkt i de naturlige grupperinger som finnes i settet med forklaringsvariabler, og det er varierende hvor godt disse grupperingene stemmer overens med de tematiske inndelinger som benyttes i klassifikasjonssystem. Vår undersøkelse viste at for de to inndelingene vi testet (29 og 10 klasser) fungerte ikke klustertilnærmingen godt. Forskjellen til en styrt algoritme som Random Forest var markant, med over 20 % forbedring i samlet nøyaktighet, og det selv med en inndeling til hele 200 kluster. Dersom det er mange klasser vil det bli en stor oppgave å tilegne klasseverdi til så mange klustere.

6.3.2 Modellbaserte algoritmer

Med klasseinndelingen vi benyttet fungerte en modellbasert tilnærming best, og da med SVM og Random Forest som de beste algoritmene. Kombinerte vi dem i en meta-klassifikasjon ble nøyaktigheten forbedret med 1%. En årsak til dette er nok at disse to algoritmene fungerer ulik og dermed vektlegger forklaringsvariablene forskjellig. SVM fikk mest betydning for å identifisere vegetasjonsrike klasser, mens Random forest fungerte beste på magrere mark og for snø/vann. Ved å kombinere ulike algoritmer er det å forvente at resultatet også er mer robust, dvs. klassifiserer best også på nye data. Kostnaden ved å kombinere Random forest og SVM i en meta-klassifikator var lengre analysetid med produksjonstid på over 3 døgn for å lage et kart over området.

6.4 Alternativ klasseinndeling

Når en skal avlede prediksjonsmodeller for arter ved bruk av parametriske modeller er det et balansepunkt mellom antall variabler og robustheten av modellen. Mange variabler kan gi en god modelltilpasning, men også en overtilpasning til dataene. Når geografiske data hentes fra et tematisk kart vil hver klasse i kartet utgjøre en variabel i modellen. Det vil derfor være en fordel dersom kartet kan forenkles til færre klasser. Det kan gjøres gjennom sammenslåing av de tematiske klassene. Men da vil en kunne miste frodighetsinformasjonen som er en god indikator på beitetilbudet.

Et alternativ for å få med omtrent den samme informasjonen i prediksjonsmodellene er å klassifisere til et sett med hovedklasser og så benytte en frodighetsindeks som NDVI som en ekstra kontinuerlig variabel. Forutsetningen her er hovedklassene er valgt slik at NDVI-indeksen vil gi omtrent samme oppdeling i frodighet som i et kart til 19 tematiske klasser. Figur 6 viser at inndeling til 10 hovedklasser kombinert med NDVI-verdiene vil fange opp mye av den samme frodighetsvariasjonen som var mulig å registrere i felt. I prediksjonsmodeller gir dette kun 8 vegetasjonsvariabler (vann og snø/is ekskludert) der alle blir klassifisert med høy nøyaktighet og en variabel for frodighet målt direkte fra refleksjonsverdiene i satellittscenen, totalt 9 variabler.

6.5 Tematisk inndeling i forhold til kartleggingsarealets størrelse

Vegetasjonskartlegging i Norge har tradisjonelt vært basert på ulike system, med det til felles at de har sitt opphav i plantesosiologiske studier av relativt ensartede enheter. I slik studier registreres plantearters arealdekning for små enheter (vanligvis mellom 4 til 25m²) som er lagt ut i typiske utforminger og aldri i overgangssoner mellom vegetasjonsenheter. Ved heldekkende kartlegging må også overgangssonene kartlegges, og for disse finnes det ingen entydig klassesilhørighet. Omfanget av disse overgangssonene vil sterkt påvirke hvor nøyaktig det er mulig å separere klasser i et kart.

I kartlegging av store areal (fylke eller mange kommuner) øker også variasjonen i overgangene mellom kartleggingsenhetene i forhold til lokale kart. Dette gjør at vi ved kartlegging av naturlig vegetasjon møter en grense hvor det blir stadig vanskeligere å forbedre nøyaktigheten. Med de vegetasjonsvariasjoner vi har i Norge tror vi det vil bli svært vanskelig å lage tematiske kart som er konsistente over større areal og har samlet nøyaktighet bedre enn 80%.

Odland (2005, 2012) har gjort numeriske analyser av alle tidligere beskrevne plantesosiologisk samfunn fra skandinaviske fjell. Resultatet viser stort overlapp mellom samfunnene, en indikasjon på det kontinuerlige preget fjellvegetasjonen har, og som dermed gjør enhver klassifisering vanskelig. Videre viser undersøkelsene at kompleksiteten i fjellvegetasjonene øker med økende areal. Planteartene som beskriver de detaljerte enhetene «flyter» mellom enhetene når store areal blir analysert samlet. For kartlegging er konsekvensen av dette at når kartleggingsarealet øker så må den tematiske detaljeringen bli redusert. Det totale antall klasser kan likevel bli flere, men da ved at nye arealtyper kommer inn i kartleggingsområdet.

I den tradisjonelle vegetasjonskartleggingen er arealet hvert kart dekker lite sammenliknet med de areal som ofte inngår når mer automatiserte metoder benyttes. I lokale kart vil en kunne skille ut mange tematiske detaljeringsnivå, siden en i kartleggingen kan ta hensyn til de lokale utformingene av vegetasjonen. Dette medfører at i vegetasjonskart fra ulike områder er vegetasjonssammensetning noe forskjellig for de samme tematiske klasser. I følge Odlands undersøkelser blir konsekvensen at dersom kartene skal være representative for store areal i fjellet må det tematiske detaljeringsnivå være mindre enn i lokale vegetasjonskartlegginger, og det uavhengig av kartleggingsmetodikken. Trolig gjelder tilsvarende forhold også for kartlegging utenfor fjellområdene.

6.6 Kartlegging av store areal – plantesosiologiske og fjernanalyse baserte inndelinger

I plantesosiologiske inndelinger benyttes geografiske begrep som for eksempel myr, snøleier, lesider osv. I bildebaserte kartlegginger etter automatiserte metoder er det først og fremst hva som dominerer et piksel eller en gruppe med piksler (segmenter i bildet) som fastsetter klassetilhørighet. Kontekst trekkes inn i langt mindre grad, og da gjennom bruk av teksturer eller andre indekser basert på en valgt «vindusstørrelse» i bildeanalysen. Objekter som ikke direkte avledes fra refleksjonen eller vindusbaserte indekser kan vanskelig identifiseres i slike analyser. Til det trengs mer et regelsett som kombinerer informasjonen om dominerende arealtype med annen geografisk informasjon, som for eksempel terrengform eller nærhet til et menneskelig objekt. I vår analyse har vi ikke benyttet begrepet myr, siden myr er et objekt det er vanskelig å identifisere godt i automatiserte bildeanalyser. Utstrekningen av myrer endres lite og dermed kan myrene enkelt kan hentes inn fra et annet kart. Tilsvarende gjelder for begrepene rabb, leside og snøleie.

I de tilfeller der plantesosiologisk enheter kan avledes med god nøyaktighet fra satellittdata er det fordi enheten (objektet) beskriver en arealtype som domineres av en karakteristisk vegetasjon som ikke finnes dominerende i andre enheter. Vi har sett på muligheten til å koble de enhetene som plantesosiologien faktisk er i stand til å skille fra hverandre på et nasjonalt/regionalt nivå (Odland 2005, 2012) med de 19 klassene vi identifiserte i bildeanalysen innenfor studieområdet i Sør-Trøndelag.

Når vi ser på enheter som er egnet for konsis kartlegging av store områder finner vi fellestrekk i så ulike tilnærminger som plantesosiologiske detaljstudier i felt og vår satellittbildebaserete vegetasjonskartlegging, slik som vist i tabell 9 for rik og fattig fjellvegetasjon. Dominerende arter karakteriserer både de fjellenhetene som Odland skiller mellom på et nasjonalt/regionalt nivå og våre arealtyper i bildekartet. Men bildekartet skiller ikke ekstreme snøleier fra annen vegetasjon. Moderate snøleier skilles heller ikke fra annen lesidevegetasjon. Rabb og lyngdominerte lesider omfatter en gruppe i bildekartet. Disse enhetene holdes fra hverandre av Odland. Når det gjelder fattig og intermediær leside er det stor overlapping i det plantesosiologiske materialet. Bildekartet deler imidlertid denne gruppa i to. Grenseoppgangen mellom høgstaude og lågurteng er entydig i plantesosiologien, men svært utfordrende i bildeanalysen.

Odlands plantesosiologiske undersøkelser peker på at en reduksjon i detaljningsnivå blir nødvendig når kartleggingsarealet øker i størrelse, og dermed «møtes» i større grad inndelingen som er relevant for satellittbaserte kartlegging med den plantesosiologiske.

Tabell 9. "Uc o o gpj gpi gp"o gnqo "r rcpvguqkqrqi kung"gpj gvg "uqo "rqp'ugi "ugrctgtg'k'uwfkg't'k' Uhc p f kpcxkung"lgnl*Qf rcpf "4227. "4234+lqtfgw'r° "c+lkn'qi "d+lcvki "xgi gvcuqp"qi "x°tg"3; " ci i tgi gtvg'gpj gvg 'k'dkf gnc tvg'Qt n f c i 0' "

a) Rik vegetasjon (Kalkelskende plantesamfunn)

Plantesosilogiske enheter	Bildekartet Orkdal	Kommentarer
Snøleier		
Ekstreme og sene snøleier	<i>I rkuugp'xgi gvcuqp"qi "</i> <i>Hlgmklrqmmlwgkplucpf "</i>	Mindre enn 25% vegetasjon klassifiseres til <i>Hlgmklrqmmlwgkplucpf 0'</i>
Moderat snøleier	<i>Gpi 'o kff gnu'ltqf ki "</i> <i>gngt "Gpi kkg't'qf ki "</i> <i>"</i>	Fototidspunkt til satellittbildet bestemmer frodigheten på vegetasjonen.
Leside		
Lågurteng	<i>Gpi kkg't'qf ki "</i> <i>"</i>	Fototidspunkt til satellittbildet bestemmer frodigheten på vegetasjonen.
Høgstaudeeng	<i>Gpi kkg't'qf ki "</i>	Fototidspunkt til satellittbildet bestemmer frodigheten på vegetasjonen.
Bjørkeskog med vier	<i>Dlāt mlqt gunqi lūxvt g/</i> <i>drp f kpi 'ltqf ki "</i>	Bildekartet skiller ikke mellom ren bjørkeskog og andre løvtrær
Rabb"		
Kalkrabb	<i>N'pi l j gk'kkg'ltqf ki "</i> <i>*N'pi "o kff gnu'ltqf ki +"</i>	Bildekartet beskriver ikke denne enheten.

a) Fattig vegetasjon (oligotrofe og mesotrofe plantesamfunn)

Plantesosilogiske enheter	Bildekartet Orkdal	Kommentarer
Snøleier		
Fjellburkne-snøleie	Eng middels frodig	Snevert definert vegetasjonstype i Odland (2005)
Andre moderate snøleier	<i>Gpi 'o kff gnu'ltqf ki "</i> <i>Gpi 'kkg'ltqf ki "</i>	Fototidspunkt til satellittbildet bestemmer frodigheten på vegetasjonen i bildekartet.
Ekstreme snøleier	<i>I rkuugp'xgi gvcuqp"</i> <i>Hlgmklrqmmlwgkplucpf "</i>	Mindre enn 25% vegetasjon klassifiseres til Fjell/blokk/stein/sand.
Lesider		
Fattig og intermediaær leside	<i>N'pi l j gk'kkg'ltqf ki "</i> <i>N'pi "o kff gnu'ltqf ki "</i>	De skrinneste lesidene skilles vanskelig fra de mesotrofe i Odland (2005)

Tabell 9. *hgt u0*

Intermediær leside	<i>N pi "o kff gu'lt qf ki "</i> "	Betydelig innslag av småbregner og skrubbær blir forholdsvis godt separert i Odland (2005)
Bjørkeskog	<i>Dlät nräxvt gdrv pf kpi "</i> <i>o kff gu'lt qf ki "</i> <i>Dct unqi kdrv pf kpi unni</i> <i>i 'kvg'lt qf ki "</i>	Bildekartet skiller ikke mellom løv og bar på de fattige skogtypene. Dette er ofte åpne skoger hvor trekronene bidrar til en relativt liten del av den spektrale karakteristikken
Granskog	<i>Dct unqi kdrv pf kpi w</i> <i>unqi "o kff gu'lt qf ki "</i>	Bildekartet skiller ikke mellom gran og furu i fjellskogen.
Furuskog	<i>Dct unqi kdrv pf kpi w</i> <i>unqi 'kvg'lt qf ki "</i>	
Rabb		
Lavrabb og ekstrem eksponert rabb. Lyngdominert	<i>N pi lj g'k'kvg'lt qf ki "</i>	Lavdominert rabb var dårlig utviklet i området Orkdal og er derfor ikke med i vårt bildebaserte kart.

6.7 Sammenlikninger med andre kart

Vi har også gjort sammenlikninger med andre kart over Orkdalsområdet (SatVeg og AR5) for å se hvor godt de stemmer med våre treningsdata, dvs. det samme datagrunnlaget som vi benyttet i våre kryssvalideringer.

Selv om SatVeg-kartet er basert på grovere satellittdata enn Orkdalskartet, er det pikselbasert og dermed har det en fast miste kartleggingsenhet på 0,9 dekar. Våre treningsdata er basert på den automatiske segmentering som ble gjort for hele satellittscenen, hvor den gjennomsnittlige kartleggingsenhet var på 3,4 dekar. AR5 har en grovere inndeling med 26 dekar i snitt for de samme areal (jordbruksareal, skog og myr).

Der SatVeg og AR5 overlappet med våre treningsdata beregnet vi riktig klasse ut fra hvilke klasser i treningsdataene som var dominerende innenfor hvert piksel/polygon. For å være konservativ i vår sammenlikning tok vi kun med de piksler i SatVeg og polygoner i AR5 der en klasse i treningsdataene dominerte med minst 50 % av arealet. Videre har vi kun sammenliknet klasser der vi etter våre kriterier fikk flere enn 10 datapunkt. Siden SatVeg-kartets enheter var vesentlig mindre enn våre segment ble mer enn 80 000 ruter tilgjengelig for sammenlikning, mens det for AR5 ble kun 2 200 polygon.

Siden vår inndeling ikke er identisk med klasseinndelingen i disse to kartene vil det være slik at en klasse i SatVeg/AR5 kan være representert i flere klasser i våre treningsdata. En eller to klasser i treningsdataene vil gjerne helt overlappe med en klasse i SatVeg/AR5, mens andre kun er delvis overlappende. For igjen å være konservative i vår sammenlikning har vi akseptert alle forekomster som riktig også dersom en treningsklasse bare delvis inngår i en klasse i SatVeg/AR5. Det gjør at en treningsklasse kan inngå i flere av klassene i SatVeg/AR5-kartene.

Tabell 10. Ueo uxctgv'o gmqo 'x°tg't gplpi uf cvc'qi 'UcvXgi 'hctvgv0Xkj ct 'kmg'i lqt v' uco o gprknpkpi gt 'lqt' b { tmcuugt f c'xkknng'lnknng'w'f kuug'gpj gvpg'uqo 'gi pg'hmcuugt 'k' vt gplpi uf cvcugvgo'

SatVeg klasser		% samsvar
	Barskog - tett tresjikt	52
	Barskog og blandingskog - åpent tresjikt	68
	Lavrik furuskog	1
SKOG	Lågurtskog og edellauvskog	22
	Høgstaude- og storbregnelauvskog	24
	Blåbær- og småbregnebjørkeskog	11
	Kreklingbjørkeskog	14
	Lavrik bjørkeskog	1
	Tuemyr og lågvokst fastmattemyr	67
	Eksponerte rabber, blokkmark, berg i dagen	52
	Gras- og frytlerabb	66
	Lyngrik rabb	33
ÅPEN	Lavhei	4
MARK	Lyng- og grasrik leside	38
	Lynghei og frisk rishei (lågland og fjell)	42
	Gras- og urteenger (lågland og fjell)	21
	Musøre- og grassnøleie	17
	Ekstremsnøleier	27
	Bre, snødekt mark	49
VANN	Vann	96
DYRKET	Dyrka mark	93
SAMLET		38

Sammenlikningen viste forbausende lite samsvar mellom SatVeg-kartet og våre treningsdata, spesielt med tanke på at vi behandlet alle klasser som kun delvis har vegetasjonsoverlapp med tilsvarende SatVeg-klasse som fullt samsvar (tabell 10). En årsak kan være at minsteenheter i SatVeg oftest er mindre enn i våre treningsdata, slik at det eksisterer små flekker med en annen vegetasjon som ikke er fanget opp av segmenteringen. Men siden segmenteringen er gjort på 10 meters data, mens SatVeg er basert på 30 meters data finner vi dette lite sannsynlig. De reelle feilene i SatVeg-kartet er etter vår oppfatning større enn det tabell 10 tilsier.

Sammenlikningen mellom våre treningsdata og utvalgte klasser i AR5-kartet viste bedre samsvar, men også der var det store avvik (tabell 11). Det var å forvente et bedre samsvar med våre treningsdata siden det er snakk om en inndeling i færre klasser, og siden vi støttet oss noe til informasjon fra AR5 i kartleggingsprosessen.

I nærområdet til feltregistreringen ble de fleste treningsflatene lokalisert ved hjelp av stereotolkning av flybilder med inntegnede feltregistreringer og tolking av satellittbildet. Men der det var tvilstilfeller støttet vi oss til informasjon fra digitale kart (geologi, topografi, AR5 og N50) for å fastsette klasse. Fra AR5 var det informasjon om treslagsinndelingen vi benyttet. Bonitet brukte vi ikke siden det ikke er direkte samsvar mellom bonitet og vegetasjonstype i ulike høydelag.

I skogarealer varierte samsvaret med AR5-kartets inndeling *k'Dctunqi*, *Drcpfkpi unqi* og *Nāxunqi* fra 61% til 82%. For klassen *Drcpfkpi unqi* benyttet vi et noe annet skille mellom blandingsskog av løv og bar og ren barskog. I AR5 settes skillet ved 50 % bartrær, mens vi brukte 75 % bartrær for å isolere de rene barskogene. Vi oppnådde henholdsvis 79, 55 og 72 prosent nøyaktighet for disse tre treslagsklassene, og det uten å inkludere AR5-data blant forklaringsvariablene. Dersom vi inkluderte informasjon fra AR5 som en del av forklaringsvariablene økte nøyaktigheten kun med 1-3%.

Vi benyttet informasjon om innmarksarealet i AR5 til segmenteringen av objektene i satellittbildet. Dette for å gi treningsflatene god avgrensning mellom utmark og innmark. Derimot ble selve arealtypen klassifisert som resten av satellittbildet. Bruken av AR5 i segmenteringen har nok bidratt til at samsvaret mellom våre treningsdata og AR5-klassene på *Qxgthcvgtngv* og *Kppo ctmdgkg* ble så høyt som henholdsvis 77 % og 81 %.

Tabell 11. 'Uo wctgv' b gmqo 'x°tg' t gplpi uf cw "qi 'wxcni vg' hmcuugt 'KCT7/mctvgv'

AR5 klasser		% samsvar
	Barskog	61
SKOG	Blandingsskog	82
	Løvskog	71
ÅPEN	Grunnlendt mark	64
MARK	Fjell i dagen	6
	Fulldyrka	99
DYRKET	Overflatedyrka	86
MARK	Innmarksbeite	77
	Jorddekt fastmark	58
SAMLET		67

I dette prosjektet skilte vi ut åpen heimark med 95 % nøyaktighet uten støtte av AR5. Vi forventet derfor større samsvar for AR5's klasser *I t wpprgpf v'o ctmog Hlgm'kf ci gp* enn det tabellen viser. En mulig forklaring kan være at *I t wpprgpf v* mark er definert noe forskjellig i AR5 og vårt kart. Vi krever minst 50 % andel impediment mens markslagsinstruksen (Björdal 2007) angir at 50 % av arealet har mindre jorddybde enn 30 cm. For *Hlgm'kf ci gp* er definisjonen mer like. Her skal mer enn 50 % av arealet være bart fjell og mindre enn 10 % har jord dypere enn 30 cm, mens vi krever at minst 50 % av arealet skal ha blottlagt impediment (fjell, stein og sand). En mer trolig årsak ligger nok i at den manuelle kartleggingen som ligger bak AR5, prioriterer større nøyaktighet i produktive areal og i kulturlandskapet enn i skrinne utmarksområder.

Vår erfaring med den detaljerte klassifikasjonen av treningsflatene tilsier at AR5 sin betydning for dette arbeidet er av veiledende art, men blir ofte helt misvisende i detaljene. Dessuten observerte vi at i AR5-kartet var det stor variasjon fra person til person etter hvem som har foretatt boniteringen på markslagskartet. Dette gjelder både nøyaktigheten i arronderingen og håndtering av kravet til minsteareal. Vi så også at ajourhold av treslagsinndelingen varierte mye mellom kommunene og var ofte ikke blitt oppdatert etter første-gangskartleggingen.

6.8 Konklusjon

Våre undersøkelser har vist at det er mye å hente i forbedring av kartleggingsnøyaktighet ved å optimalisere analysemetodene. Ved bruk av en modellbasert klassifikasjonstilnærming, optimalisering av egenskapene i modellen og effektive datamineringsalgoritmer forbedret vi resultatet med 17%, og ved generalisering av antall klasser fra 29 til 19 med ytterligere 6% til samlet nøyaktighet på 73%. Vi produserte også et kart som med 10 hovedklasser fikk en nøyaktighet på nesten 80%. Dette kartet var inndelt i hovedklasser på en slik måte at det var mulig å oppnå finere inndelinger i klasser som liknet den opprinnelige inndelingen etter frodighet ved terskling av NDVI-verdiene.

Under det detaljerte arbeidet med å klassifisere treningsflater til bildeanalysen, opplevde vi at 20-30 % av arealene var vanskelig å føre til en bestemt arealklasse. Resultatet vi oppnådde med den automatiserte metodikken viser en feilprosent i samme størrelsesorden som usikkerheten vi hadde i feltbestemmelsen, noe som peker mot at vi vanskelig kunne oppnå høyere nøyaktighet selv med feltbasert metodikk. Det tar en del tid å hente inn et stort antall nøyaktige treningsdata og utføre en tilsvarende optimaliseringsprosess som gjort for Orkdal-kartet, men vi mener gevinsten i nøyaktighet er verdt merarbeidet. Tidsmessig vil det likevel være langt mer effektivt enn den tradisjonelle feltbaserte metodikken for kartlegging av så stort areal som Orkdalkartet.

Det er gjennomført numeriske analyser av alt plantesosiologisk materiale fra Skandinavias fjell, og det viser at en generalisering av enhetene er nødvendig når kartleggingsarealet øker i størrelse. For regionale kart over vegetasjon, slik som Orkdalkartet, ser vi store fellestrekk mellom hva som er relevante enheter i plantesosiologisk og bildebasert kartlegging.

I sammenlikninger mellom våre treningsdata og det nasjonale SatVeg-kartet fant vi store forskjeller spesielt for snøleier, bjørkeskoger og områder klassifisert som lavrike i SatVeg. Det var større overenstemmelse med AR5-kartet, men her er også enhetene langt mer generalisert både tematisk og romlig.

Resultatet av denne undersøkelsen gir også indikasjoner på hvilke nøyaktigheter vi kan forvente å få fra Sentinel-2 data når de blir tilgjengelig i 2015. Sentinel-2 har samme pikseloppløsning for samme bånd som SPOT5, men også flere andre spektrale bånd i tillegg. Sentinel-2 vil dermed gi gratis data av minst samme kvalitet som SPOT5, trolig bedre. Utfordringen i bruk av Sentinel-2 data blir nok å få innhentet presise treningsdata som også er representative for området som skal kartlegges. For med Sentinel-2 vil en scene alene dekke et areal mer enn 20 ganger så stort som SPOT5.

7 Litteratur

- Bakkestuen, V., Erikstad, L. & Halvorsen, R. (2008). Stepless models for regional biogeoclimatic variation in Norway. *J. of Biogeography* 35: 1906-1922.
- Batschelet, E. (1981). *Circular statistics in biology*. Academic Press, London, UK.
- Berry, J. 2007. Beyond Mapping III. www.innovativegis.com/basis/MapAnalysis/ (tilgjengelig oktober 2012)
- Björdal, I. & Bjørkelo, K. (2006). AR5 Klassifikasjonssystem. Klassifikasjon av arealressurser. Håndbok fra Skog og landskap 01/2006.
- Björdal, I. (2007). Markslagsklassifikasjonen i Økonomisk Kartverk. Håndbok for Skog og landskap 01/2007.
- Blumentrath, S. & Hanssen, F. Beregning av areal. I: Nybø (red.) (2010). Datagrunnlaget for «Naturindeks i Norge 2010». DN-utredning 4-2010.
- Boyd, D.S., Sanchez-Hernandez, C. & Foody, G.M. (2006). Mapping a specific class priority habitats monitoring from satellite sensor data. *Int. J. Remote Sensing* 27: 2631-2644.
- Breiman, L. (2001). Random forest. *Machine Learning* 45: 5-32.
- Chawla, N.V., Bowyer, K.W., Hall, L.O. & Kegelmeyer, W.P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *J. of Artificial Intelligence Research* 16: 321-357.
- Chen, C., Liaw, A., Breiman, L. (2004). Using Random Forest to Learn Imbalanced Data. *Statistical Technical Reports* 666. Univ. Of Californina Berkely.
- Cihlar, J. 2000. Land cover mapping of large areas from satellites: status and research. *Int. J. Remote Sensing* 21: 1093-1114.
- eKlima. Meteorologisk institutts vær- og klimadata fra historiske data til sanntidsobservasjoner. <http://senorge.no/mappage.aspx>
- European Space Agency. (2011). ESA's Sentinel satellites. www.esa.int
- Foody, G.M., Boyd, D.S. & Sanchez-Hernandez, C. (2007). Mapping a specific class with an ensemble of classifiers. *Int. J. Remote Sensing* 28: 1733-1746.
- Fremstad, E. (1997). Vegetasjonstyper i Norge. NINA Temahefte 12, NINA, Trondheim, Norge.
- Grossmann, E., Ohman, J., Kagan, J., May, H. & Gregory, M. (2010). Mapping Ecological Systems with a Random Forest Model: Tradeoffs between Errors and Bias. *Gap Analysis Bulletin* 17: 16-22.
- Guisan, A., Weiss, S. B. & Weiss, A. D. 1999. GLM versus CCA spatial modeling of plant species distribution. *Kluwer Academic Publishers. Plant Ecology*. 143:107-122.
- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P. & Witten, I.H. (2009). The WEKA Data Mining Software: An Update. *SIGKDD Explorations*: 11 (1).
- Halvorsen, R., Andersen, T., Blom, H.H., Elvebakk, A., Elven, R., Erikstad, L., Gaarder, G., Moen, A., Mortensen, P.B., Norderhaug, A., Nygaard, K., Thorsnes, T. & Ødegaard, F. 2009. Naturtyper i Norge – Teoretisk grunnlag, prinsipper for inndeling og definisjoner. Naturtyper i Norge versjon 1.0 Artikkel 1: 1-210.
- Hansen, M., Dubayah, R., & Defries, R. (1996). Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers. *International Journal of Remote Sensing*, 17:1075-1081

- Haralick, R.M. (1979). Statistical and Structural Approaches to Texture. Proceedings of the IEEE, Vol. 67: 786-804.
- Hartigan, J.A. & Wong, M.A. 1979. A K-Means Clustering Algorithm. Applied Statistics 28. 100- 108.
- Hjeltnes, A. (2006). Høyoppløselige bilder som grunnlag for overvåking av endringer i fjellvegetasjon. Skisse til nytt registreringssystem. HiT skrift nr. 1/2006. Høgskolen i Telemark, Bø.
- Huang, C., Davis, L.S. & Townshend, J.R.G. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. Int. J. Remote Sensing 23: 725-749.
- Ivits, E., Lamb, A., Langar, F., Hempill, S. & Koch, B. (2008). Orthogonal Transformation of Segmented SPOT5 Images: Seasonal and Geographical Dependencies of the Tasseled Cap Parameters. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 74: 1351–1364.
- Jenness Enterprises. 2012. Topographic position index. www.jennessent.com (tilgjengelig oktober 2012).
- Johansen, B.E. (2009). Vegetasjonskart for Norge basert på Landsat TM/ETM+ data. NORUT-rapport 4/2009. 87 sider.
- Kastdalen, L., Lieng, E. & Hjeltnes, A. (2009c). A three step process for mapping and monitoring mountain vegetation. Proceedings 33. Int. Conf. Remote Sensing Environment, Stresa, Italy
- Kastdalen, L., Lieng, E., Hjeltnes, A. & Fjone, G. (2009a). Heldekkende kart fra sub-pikselbaserte referansedata. Pp.73-80. In: Mossing, A., Bergstrøm, R., Dahl, T., Homleid Lohne, B. (eds.). Rapport fra seminar om fjernmålingsbasert kartlegging for overvåking av reinbeiter og fjellvegetasjon, Skinnarbu 2-4 april 2008. NVS Rapport 1/2009. 86 s.
- Kastdalen, L., Lieng, E., Hjeltnes, A. & Fjone, G. (2009b). Nye muligheter for detaljert vegetasjonsklassifisering. Pp.62-67. In: Mossing, A., Bergstrøm, R., Dahl, T., Homleid Lohne, B. (eds.). Rapport fra seminar om fjernmålingsbasert kartlegging for overvåking av reinbeiter og fjellvegetasjon, Skinnarbu 2-4 april 2008. NVS Rapport 1/2009. 86 s.
- Mark, H., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P. & Witten, I.H. (2009). The WEKA Data Mining Software: An Update; SIGKDD Explorations, Volume 11, Issue 1.
- Maudes, J., Rodriguez, J.J. & Garcia-Osorio, C. (2009). Distributing Neighbors Diversity for Decision Forests. pp. 113-133. In: Okun, o & Valentini, G. (eds.) Applications of Supervised & Unsupervised Ensemble Methods, SCI 245, Springer-Verlag, Berlin.
- Moen, A. (1998). Nasjonalatlas for Norge: Vegetasjon. Statens kartverk, Hønefoss, Norway.
- Mysterud, A., Loe, L.E., Meisingset, E.L., Zimmermann, B., Hjeltnes, A., Veiberg, V., Rivrud, I.M., Skonhoft, S., Olaussen, J.O., Andersen, O., Bischof, R., Bonenfant, C., Brekkum, Ø., Langvatn, R., Flatjord, H., Syrstad, I., Aarhus A. og Holthe, V. (2011). Hjorten i det norske kulturlandskapet: arealbruk, bærekraft og næring. Utmarksnæring i Norge 1-11: 1-88.
- Nisbet, R., Elder, J. & Miner, G. (2009). Handbook of statistical analysis and data mining applications. Academic Press, Elsevier.
- Nitesh V. Chawla et. al. (2002). Synthetic Minority Over-sampling Technique. Journal of Artificial Intelligence Research. 16:321-357.
- Odland, A. (2005). Oligotrophic and mesotrophic vegetation in southern Scandinavian mountains. Gradients in species and community distribution extracted by numerical analyses of earlier published vegetation descriptions. – Phytocoenologia 35: 985-1018

- Odland, A. (2012). Variation in Fennoscandian calciphile alpine vegetation. Are previous phytosociological classification reproduced by numerical analyses? – *Phytocoenologia* 42/3-4
- Pierce, K.B., Lookingbill, T. & Urban, D. (2005). A simple method for estimating potential relative radiation (PRR) for landscape-scale vegetation analysis. *Landscape Ecology* 20: 137-147.
- Rekdal, Y. & Larsson, J. Y. (2005) Veiledning i vegetasjonskartlegging. M 1:20000-50000. NIIOS rapport, 05/05, 1-133.
- Sappington, J. M., K. M. Longshore & D. B. Thompson. (2007). Quantifying landscape ruggedness for animal habitat analysis: A case study using bighorn sheep in the Mojave Desert. *Journal of Wildlife Management* 71: 1419-1426.
- Seewald, A.K. (2002). How to Make Stacking Better and Faster While Also Taking Care of an Unknown Weakness. Nineteenth International Conference on Machine Learning: 554-561.
- Shakhnarovich, G., Darrell, T & Indyk, P. (eds.). (2006). Nearest-Neighbor Methods in Learning and Vision. Theory and Practice. MIT Press. Cambridge, Massachusetts.
- Sherrod, P. (2012). DTREG- Predictive Modelling Software. www.dtreg.com.
- Song, C., Woodcock, C. E., Seto, K. C., Lenney, M. P., & Macomber, S. A. (2001). Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*, 75, 230– 244.
- Strobl, C., Malley, J. & Tutz, G. (2009). An Introduction to Recursive Partitioning: Rationale, Allocation and Characteristics of Classification and Regression Trees, Bagging and Random Forest. *Psychol Methods* 14: 323-348.
- Tømmervik, H., Kastdalen, L. Bergersen, G. Brobakk, T., Gaare, E., Vikhammar, D. & Lieng, E. (2003). Kartlegging av reinbeiter i Forelhogna villreinområde. NINA Oppdragsmelding 819. 30s.
- Vapnik, V. (1999). The nature of statistical learning theory, 2.ed. Springer-Verlag, New York.
- Weiss, A. (2001). Topographic Position and Landforms Analysis. Poster presentation, ESRI User Conference, San Diego, CA
- Witten, I.H., Frank, E. & Hall, M.A. (2011). Datamining. Practical Machine Learning Tools and Techniques. 3ed. Morgan Kaufman, Elsevier, San Francisco, CA, USA
- Wood, J. (2009). The LandSerf Manual. www.soi.city.ac.uk/~jwo/landserf/landserf230/doc/-landserfManual.pdf (Tilgjengelig web oktober 2012).
- Økland, R. (1990). Vegetation ecology: theory, methods and applications with reference to Fennoscandia. *Sommerfeltia suppl.* 1: 1 – 233.

8 Vedlegg

Tabell VI. 'Hqt xkt t kpi uo cvt kug' hqt 'gp' kppf gkpi 'K4; 'mcuugt 'o gf 'o gvc/mcuukhncvqt gp' Ucenkpi E' f gt 'Tcpf qo 'Hqt gw'qi 'UXO 'gt 'dcukv' mcuukhncvqt gt 'pkx°'2 +qi 'o wnk'tgur qpul'kpgâ t 'tgi t gulgq'gt 'mcuukhncvqt 'r°'pkx°'30'

		VALIDERINGSDATA																																
Kode	Klasser	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	Sum	Feil	% feil	
1	Gran frodig Gran lite-m.	453	132	5	0	22	36	0	1	1	0	4	0	0	0	0	6	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	663	210	31.7
2	frodig Furu middels	95	635	125	31	8	194	0	0	3	0	3	0	0	0	0	1	3	1	21	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1124	489	43.5
3	frodig	14	124	458	114	3	198	2	0	4	0	0	0	0	0	0	0	3	2	9	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	933	475	50.9	
4	Furu lite frodig	0	7	84	846	0	69	12	0	11	0	0	0	0	0	0	0	11	64	12	85	0	2	0	0	0	0	1	1	0	0	1205	359	29.8
5	Løv/bar frodig Løv/bar middels	36	18	3	2	152	158	0	1	18	0	94	2	0	0	0	8	3	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	499	347	69.5	
6	frodig Løv/bar lite	23	109	94	74	47	1241	9	5	166	0	39	1	2	0	0	5	30	6	38	5	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1896	655	34.5
7	frodig	2	0	6	102	0	47	17	0	29	3	2	0	0	0	0	0	7	6	15	23	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	261	244	93.5
8	Bjørk frodig Bjørk middels	0	0	0	0	3	22	0	156	90	0	62	0	0	0	0	18	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	363	207	57.0
9	frodig	0	2	0	6	5	223	6	36	752	11	52	1	0	0	0	8	29	2	70	14	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1218	466	38.3	
10	Bjørk lite frodig Løvtreblanding	0	0	0	10	0	5	3	0	45	33	0	0	0	0	0	0	2	3	12	60	0	0	0	0	0	0	1	4	0	0	178	145	81.5
11	frodig	5	2	0	0	58	57	1	20	33	0	882	39	0	0	0	99	27	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1227	345	28.1	
12	Or (gråor) frodig Løvtreblanding	0	0	0	0	6	2	0	0	1	0	130	133	0	0	0	9	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	283	150	53.0
13	m. frodig Lyng/hei lite	0	0	0	0	7	23	0	1	9	0	34	0	0	0	0	0	10	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	87	87	100
14	frodig	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	398	1	0	0	5	0	105	0	2	0	4	0	0	4	0	0	519	121	23.3	
15	Eng lite frodig	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	29	0	0	23	0	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	71	42	59.2	

Tabell VI. 'Hgt uO'

		VALIDERINGSDATA																															
Kode	Klasser	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	Sum	Feil	% feil
16	Eng frodig	0	1	0	0	3	15	0	11	16	0	90	2	0	0	0	2143	68	0	20	0	0	0	0	0	3	59	0	0	0	2431	288	11.8
17	Eng middels frodig	0	0	0	17	1	36	0	3	31	0	27	0	1	0	0	138	446	78	94	13	0	1	0	0	0	106	1	0	0	993	547	55.1
18	Eng lite frodig	0	1	0	54	0	7	1	0	2	0	1	1	0	14	4	1	71	1647	14	265	0	56	0	1	7	20	16	1	0	2184	537	24.6
19	Lyng middels frodig	1	9	4	10	1	59	4	1	62	2	4	0	0	0	0	14	80	17	475	118	0	0	0	0	0	0	3	0	0	864	389	45.0
20	Lyng lite frodig	1	0	2	101	0	4	16	0	15	11	0	0	0	73	6	0	21	337	98	1460	0	8	0	3	2	1	28	0	0	2187	727	33.2
21	Eng-sump frodig og våt	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	10	1	0	1	0	0	0	0	0	14	4	28.6
22	Eng-sump våt	0	0	0	5	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	85	0	7	1	423	0	2	0	0	2	0	22	551	128	23.2
23	Fjære eller mudderbunn	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	191	3	0	0	1	0	21	219	28	12.8
24	Vegetasjonsløst	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	13	0	2	4	653	17	0	42	1	6	743	90	12.1
25	Bar jord/torv	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	1	0	9	0	2	0	26	353	64	17	0	0	479	126	26.3
26	Glissen frodig veg	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	4	0	0	0	0	76	43	2	3	1	0	0	0	2	39	631	8	0	0	810	179	22.1
27	Glissen vegetasjon	0	0	0	11	0	0	2	0	1	1	0	0	0	16	0	0	0	16	3	80	0	1	1	58	25	7	164	6	5	397	233	58.7
28	Snø og is	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	2	0	0	5	51	0	60	9	15.0
29	Vann sjø	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	11	9	0	0	0	0	498	536	38	7.1
SUM		632	1040	781	1384	316	2398	73	235	1290	61	1428	179	4	507	40	2533	870	2298	892	2282	11	521	207	765	446	891	300	59	552	22995	7665	
Feil	som produsent	179	405	323	538	164	1157	56	79	538	28	546	46	4	109	11	390	424	651	417	822	1	98	16	112	93	260	136	8	54			
% feil		28	39	41	39	52	48	77	34	42	46	38	26	100	21	28	15	49	28	47	36	9	19	8	15	21	29	45	14	10			33.3

Tabell V2. 'Hgtxkt t kpi uo cvt kug' hgt '3; 'mxcugt 'xgf 'dt wnic'x'Ucenkpi E' hgo 'mxcukhmcvgt0'

		VALIDERINGSDATA																			Sum	Feil	% feil
Kode	Klasser	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
1	Gran/blandingsskog tett	429	16	196	0	7	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	651	222	34.1
2	Gran/blandingsskog frodig	26	110	215	2	119	15	1	0	13	5	5	0	0	0	0	0	0	0	0	511	401	78.5
3	Barskog/blandingsskog mid. frodig	109	33	3292	195	69	143	5	7	3	30	46	1	0	0	0	0	1	0	0	3934	642	16.3
4	Barskog/blandingsskog lite frodig	1	0	234	1105	2	57	145	66	0	12	29	3	0	0	0	2	7	0	0	1663	558	33.6
5	Bjørk/or/løvtreblanding frodig	8	49	87	1	1479	96	1	1	115	30	1	1	0	1	0	3	0	0	0	1873	394	21.0
6	Bjørk/løvtreblanding middels frodig	1	5	248	48	150	730	14	3	4	35	66	0	0	0	0	0	1	0	0	1305	575	44.1
7	Lyng/hei lite frodig	0	0	9	163	0	11	2025	350	0	18	84	12	0	5	3	1	25	0	0	2706	681	25.2
8	Eng lite frodig	0	0	8	62	2	3	277	1726	1	67	12	54	0	2	7	19	15	0	0	2255	529	23.5
9	Frodig eng/vier	0	3	18	0	123	9	0	1	2126	66	19	1	0	0	2	63	0	0	0	2431	305	12.5
10	M-frodig eng	0	1	42	27	37	31	12	72	130	446	90	1	0	0	104	0	0	0	0	993	547	55.1
11	M-frodig lyng	0	0	89	32	8	65	122	14	13	81	439	0	0	0	1	0	0	0	0	864	425	49.2
12	Våt eng sump	0	0	3	6	0	1	11	86	2	0	0	430	0	3	1	0	0	22	0	565	135	23.9
13	Fjære eller mudderbunn	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	192	3	0	0	0	20	0	219	27	12.3
14	Fjell/blokk/stein/sand	0	0	1	0	0	0	19	0	0	0	0	2	8	647	16	0	42	7	1	743	96	12.9
15	Jord/torv/strø	0	0	0	1	0	0	7	2	5	0	0	2	0	28	346	69	19	0	0	479	133	27.8
16	Glissen frodig veg	0	0	1	0	3	1	1	1	77	45	2	0	0	2	44	627	6	0	0	810	183	22.6
17	Glissen vegetasjon	0	0	0	19	0	1	107	13	0	0	3	0	0	64	22	8	149	5	6	397	248	62.5
18	Vann sjø	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	10	11	0	0	1	494	0	536	42	7.8
19	Snø og is	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	5	0	52	60	8	13.3
SUM		575	217	4443	1661	1999	1164	2748	2344	2490	836	796	529	210	767	441	897	271	548	59	22995	6151	
Feil		146	107	1151	556	520	434	723	618	364	390	357	99	18	120	95	270	122	54	7	6151		
% feil		25	49	26	33	26	37	26	26	15	47	45	19	9	16	22	30	45	10	12	26.7		26.7

Tabell V3. Høgt skiltet i uo c v t kug'igt 'gp'kppf grkpi 'K32'mc uugt 'o gf 'o gvc/mc uukhnc vgt gp'Ucenkpi E'f gt 'Tcpf qo 'Hgt gw'qi 'UXO'gt 'dcuku/mc uukhnc vgt gt 'pk° 2 +qi 'o wikt gur qpu'kpgâ t 't gi t gulqp'gt 'mc uukhnc vgt 'r° 'pk° 30'

		Valideringsdata												
Kode	Klasser	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Sum	Feil	Feil %
1	Granskog	1314	164	262	2	8	24	13	0	0	0	1787	473	26.5
2	Furuskog	144	1503	279	10	0	112	88	2	0	0	2138	635	29.7
3	Løv/barblandingskog	177	288	1712	200	140	72	66	1	0	0	2656	944	35.5
4	Bjørkeskog	2	11	298	1110	102	151	85	0	0	0	1759	649	36.9
5	Løvtreblanding	8	0	149	84	1190	4	161	1	0	0	1597	407	25.5
6	Eng/gras til bar jord	8	134	81	98	3	3796	558	18	3	11	4710	914	19.4
7	Lyng til vegetasjonsløs mark	2	55	55	69	108	502	6117	60	0	0	6968	851	12.2
8	Våt vegetasjon	0	5	2	1	2	18	88	631	0	37	784	153	19.5
9	Snø	0	0	0	0	0	9	2	0	49	0	60	11	18.3
10	Vann	1	0	0	0	0	14	0	32	0	489	536	47	8.8
SUM		1656	2160	2838	1574	1553	4702	7178	745	52	537	22995	5084	22.1

HiT skrift / HiT Publication

Leif Kastdalen & Arne W. Hjeltnes: Vegetasjonskartlegging med satellittdata. 66 s. (HiT-skrift 7/2012)

Inger Hanssen-Bauer: Klima i det 21. århundre i sydøstlige Norge med fokus på kystområdene. 46 s. (HiT-skrift 6/2012)

Jan Ove Tangen: "Golfens helseregnskap". Skisse til en samfunnsøkonomisk analyse av golfens helseeffekter. 50 s. (HiT-skrift 5/2012)

Howard Parker & Frank Rosell: Beaver Management in Norway - A Review of Recent Literature and Current Problems. 62 s. (HiT Publication 4/2012)

Jan Heggenes: Konsekvenser av utslipp av kjølevann i dam Dale, Måna elv, Tinn i Telemark. 21 s. (HiT-skrift 3/2012)

Ellinor Young: På sporet av adopsjon. 47 s. (HiT-skrift 2/2012)

Nanna Løkka og Geir Vestheim (red.): KulturRikets Tilstand 2011. 73 s. (HiT-skrift 1/2012)

Inger M. Oellingrath, Martin V. Svendsen, Ingunn Fjørtoft og Ingebjørg Hestetun: Kostholds- og måltidsmønster, fysisk aktivitet og vektutvikling hos barn i grunnskolen i Telemark. 32 s. HiT-skrift 5/2011.

Jan Heggenes, Frode Bergan og Espen Lydersen: Fiskebiologiske undersøkelser i forbindelse med pålegg om fysiske utbedringer i Vallaråi, Seljord i Telemark. 43 s. (HiT-skrift 4/2011)

Nils E. Sørgaard: Pariteter og stabiliseringspolitikk. 87 s. (HiT-skrift 3/2011)

Jens Wollebæk, Knut H. Røed og Jan Heggenes: Genetisk struktur hos ørret i Mjøsa. 48 s. (HiT-skrift 2/2011)

Per Mangset og Kjærsti Skjeldal (red.): KulturRikets Tilstand 2010. 83 s. (HiT-skrift 1/2011)

Astrid Gundersen og Ellinor Young: Barnevernsarbeideres erfaringer med mødre som har intellektuelle funksjonshemninger. 43 s. (HiT-skrift 5/2010)

Niklas Kreander, Vivien Beattie & Ken McPhail: Charity Ethical Investment in Norway. 46 s. (HiT Publication 4/2010)

Espen Lydersen, Anne Trasti og Jostein Sageie: Tilførsler av næringsstoffer, metaller og andre miljøgifter til grenlandsfjordene 2008. 74 s. (HiT-skrift 3/2010)

Per Mangset og Espen S. Matheussen (red.): KulturRikets Tilstand 2009. 93 s. (HiT-skrift 2/2010)

Ragnar Prestholdt: Fotomotivundersøkelsen i Vrådal og Tinn 2008. 48 s., 1 cd (HiT-skrift 1/2010)

Kirsten Palm og Hein Lindquist: Læring i en flerspråklig skole. Tospråklig opplæring på barnetrinnet – et eksempel på en organiseringsmodell. 60 s. (HiT-skrift 3/2009)

Jan Heggenes, Jostein Sageie og Jostein Kristiansen: Rehabilitering av elvehabitat i Tokkeåi, Dalen i Telemark: Tilstand og tiltak. 85 s. (HiT-skrift 2/2009)

Sigrun Hvalvik: "Skal vi dele en historie"? Personlige erfaringer som inntak til forståelse i eldreomsorgen. 20 s. (HiT-skrift 1/2009)

Inger M. Oellingrath, Martin V. Svendsen, Michael Reinboth: Kostholds- og måltidsmønster, fysisk aktivitet og vektutvikling hos barn i grunnskolen i Telemark, del 1, 4. klassetrinn. 26 s. (HiT-skrift 4/2008)

- Anne Svånaug Haugan, Niels Kayser Nielsen og Peter Stadius (red.):** Musikk og nasjonalisme i Norden. 162 s. (HiT-skrift 3/2008)
- Niklas Kreander, Vivien Beattie & Ken McPhail:** Charity ethical investment: Policy practice and disclosure. 49 s. (HiT Publication 2/2008)
- Ragnar Prestholdt:** Fotomotivundersøkelsen på Geilo, Hovden og i Rauland 2007. 54 s., 1 cd (HiT-skrift 1/2008)
- Anne Aasmundsen, Per Isaksen og Ragnar Prestholdt:** Reiselivsundersøking i Setesdal 2006. 47 s., vedlegg. (HiT-skrift 1/2007)
- Jan Heggenes og Jostein Sageie:** Rehabilitering av Måna, Tinn i Telemark: Tilstand og tiltak. 73 s. (HiT-skrift 6/2006)
- Nils Per Hovland:** Bygg nettverk – stå på! En studie av entreprenørielle prosesser i Buskerud, Telemark og Vestfold. 45 s. (HiT-skrift 5/2006)
- Sigrun Hvalvik og Ellinor Young:** ”Et sted hvor hun kan finne seg til rette og bo...”. Om ugifte mødre og fødehjem i Telemark i perioden 1916-1965. 36 s. (HiT-skrift 4/2006)
- Halvor Kleppen:** Etikette i golf. 71 s. (HiT-skrift 3/2006)
- Arne Hjeltnes:** Kartlegging av habitater til hjort i deler av 4 kommuner i Telemark. Utprøving av objektbasert klassifikasjon på Landsat 5 satellittdata. 35 s., 1 kart. (HiT-skrift 2/2006)
- Arne Hjeltnes:** Høyopløselige bilder som grunnlag for overvåking av endringer i fjellvegetasjon. Skisse til nytt registreringssystem. 47 s. (HiT-skrift 1/2006)
- Ole Martin Høystad:** Tempo og paradoks i mentalitetshistoriske endringer. Undset-Elias-Foucault. 40 s. (HiT-skrift 7/2005)
- Ole Martin Høystad:** Hjertet i hjernen. Det biologiske grunnlaget for kjenslene. 49 s. (HiT-skrift 6/2005)
- Else Marie Halvorsen:** Forskning gjennom skapende arbeid? 61 s. (HiT-skrift 5/2005)
- Synne Kleiven:** Overvåking av Prestevju rensesepark. Sluttrapport 2002-2004. 15 s., vedlegg. (HiT-skrift 4/2005)
- Anne Aasmundsen, Per Isaksen og Ragnar Prestholdt:** Reiselivsundersøking i Setesdal 2004. 48 s. (HiT-skrift 3/2005)
- Bjørn Egeland, Norvald Fimreite and Olav Rosef:** Liver element profiles of red deer with special reference to copper, and biological implications. 32 s. (HiT Publication 2/2005)
- Arne Lande, Kjell Lande og Torstein Lauvdal (2005):** Fiskeundersøking i 4 kalka vatn på Gråhei, Bygland kommune, Aust-Agder. 22 s. (HiT-skrift 1/2005)
- Oddvar Hollup:** Educational policies, reforms and the role of teachers unions in Mauritius. 37 s. (HiT Publication 8/2004)
- Bjørn Kristoffersen:** Introduksjon til databaseprogrammering med Java. 33 s. (HiT-skrift 7/2004)
- Inger M. Oellingrath:** Kosthold, kroppslig selvbilde og spiseproblemer blant ungdom i Porsgrunn. 45 s. (HiT-skrift 6/2004)
- Svein Roald Moen:** Knud Lyne Rahbeks Dansk Læsebog og Exempelsamling til de forandrede lærde Skolers Brug. 491 s. (HiT-skrift 5/2004)

- Tangen, Jan Ove, red.** Kyststien – tre perspektiver. 27 s. (HiT-skrift 3/2004)
- Jan Ove Tangen:** Idrettsanlegg og anleggsbrukere-tause forventninger og taus kunnskap. 59 s. (HiT-skrift 2/2004)
- Greta Hekneby: Fonologisk bevissthet og lesing. 43 s. (HiT-skrift 1/2004)
- Ingunn Fjørtoft og Tone Reiten:** Barn og unges relasjoner til natur og friluftsliv. 83 s. (HiT-skrift 10/2003)
- Else Marie Halvorsen:** Teachers' understanding of culture and of transference of culture. 40 s. (HiT-skrift 9/2003)
- P.G. Rathnasiri and Magnar Ottøy:** Oxygen transfer and transport resistance across Silicone tubular membranes. 31 s. (HiT Publication 8/2003)
- Else Marie Halvorsen:** Den estetiske dimensjonen og kunstfeltet - ulike tilnærminger. 17 s. (HiT-skrift 7/2003)
- Else Marie Halvorsen:** Estetisk erfaring. En fenomenologisk tilnærming i Roman Ingardens perspektiv. 12 s. (HiT-skrift 6/2003)
- Steinar Kjosavik:** Fra forming til kunst og håndverk, fagutvikling og skolepolitikk 1974-1997. 48 s. (HiT-skrift 5/2003)
- Olav Solberg, Herleik Baklid, Peter Fjågesund, red.:** Tekst og tradisjon. M. B. Landstad 1802-2002. 106 s. (HiT-skrift 4/2003)
- Ella Melbye:** Hovedfagsoppgaver i forming Notodden 1976-1999. Faglig innhold sett i lys av det å forme. 129 s. 1 CD-rom. (HiT-skrift 3/2003)
- Olav Rosef m.fl.:** Escherichia coli-bakterien som alle har –men som noen blir syke av – en oversikt. 22 s. (HiT-skrift 2/2003)
- Olav Rosef m.fl.:** Forekomsten av *E.coli* O157 ("hamburgerbakterien") hos storfe i Telemark og i kjøttdeig fra Trøndelag (2003) 25 s. (HiT-skrift 1/2003)
- Roy Istad:** Oppretting av polygon. 24 s. (HiT-skrift 3/2002)
- Ella Melbye, red.:** Hovedfagsstudium i forming 25 år. 81 s. (HiT-skrift 2/2002)
- Olav Rosef m.fl.:** Hjorten (*Cervus elaphus atlanticus*) i Telemark. 29 s. (HiT-skrift 1/2001)
- Else Marie Halvorsen:** Kulturforståelse hos lærere i Telemark anno 2000. 51 s. (HiT-skrift 4/2000)
- Norvald Fimreite, Bjarne Nenseter and Bjørn Steen:** Cadmium concentrations in limed and partly reacidified lakes in Telemark, Norway. 16 s. (HiT-skrift 3/2000)
- Tåle Bjørnvold:** Minimering av omstillingstider ved produksjon av høvellast. 65 s. (HiT-skrift 2/2000)
- Sunil R. de Silva, ed.:** International Symposium. Reliable Flow of Particulate Solids III Proceedings. 11- 13. August 1999, Porsgrunn, Norway. Vol. 1-2 (HiT-skrift 1/2000)

HiT notat / HiT Working Paper

Jan Heggenes: Konsekvenser av nytt sideløp til båthavn ved kanal undervann Mel kraftstasjon, Måna elv, Tinn i Telemark. 22 s. (HiT-notat 1/2012)

Heidi Haukelien: I velferdsstatens randsone. Evaluering av Boteam, Porsgrunn. 75 s. (HiT-notat 3/2008)

Olav Tangvald-Pedersen , red.: ”Å komme seg”. Pasientformulert rehabilitering. 50 s. (HiT-notat 2/2008)

Jan Heggenes: Tinfos I – kanalisering av undervannet, fiskebiologiske vurderinger. 14 s. (HiT-notat 1/2008)

Olav Dalland og Kjersti Røsvik: Fra intensjon til realitet og tilbake til intensjonen igjen. Evaluering av fleksibelt bachelorstudium i sykepleie. 77 s. (HiT-notat 3/2007)

Per Gunnar Disch m.fl.: Feltarbeid på nett. En oppsummering av erfaringer fra feltarbeid på fleksibel sykepleierutdanning kull 2002. 11 s. (HiT-notat 2/2007)

Per Gunnar Disch og Anne K. Malme, red.: Selvevaluering av fleksibelt bachelorstudium i sykepleie. Fra intensjon til realitet. 77 s. (HiT-notat 1/2007)

Sidsel Beate Kløverød: Tap av verdighet i møte med offentlig forvaltning. 135 s. (HiT-notat 2/2004)

Roy M. Istad : Tettere studentoppfølging? Undervogsrapport fra et HiT-internt prosjekt. 15 s.(HiT-notat 1/2004)

Eli Thorbergesen m.fl.:”Kunnskapens tre har røtter...” Praksisfortellinger fra barnehagen. En FOU-rapport. 42 s. (HiT-notat 5/2003)

Per Arne Åsheim , ed.: Science didactic. Challenges in a period of time with focus on learning processes and new technology. 54 s. (HiT Working Paper 4/2003)

Roald Kommedal and Rune Bakke: Modeling Pseudomonas aeruginosa biofilm detachment. 29 s. (HiT Working Paper 3/2003)

Elisabeth Aase: Ledelse i undervisningssykehjem. 27 s., vedlegg. (HiT-notat 2/2003)

Jan Heggenes og Knut H. Røed: Genetisk undersøkelse av stamfisk av ørret fra Måna, Tinnsjø. 10 s. (HiT-notat 1/2003)

Erik Halvorsen, red.: Bruk av Hypermedia og Web-basert informasjon i naturfagundervisningen. Presentasjon og kritisk analyse. 69 s. (HiT-notat 2/2002)

Harald Klempe: Overvåking av grunnvannsforurensning fra Revdalen kommunale avfallsfylling, Bø i Telemark. Årsrapport 2000. 24 s. (HiT-notat 1/2002)

Jan Ove Tangen: Kompetanse og kompetansebehov i norske golfklubber. 12 s. (HiT-notat 6/2001)

Øyvind Risa: Evaluering av Musikk 1. 5 vektall. Desember 2000. Høgskolen i Telemark, Allmennlærerutdanninga på Notodden. 39 s. (HiT-notat 5/2001)

Harald Klempe: Overvåking av grunnvannsforurensning fra Revdalen kommunale avfallsfylling, Bø i Telemark. Årsrapport 1999. 22 s. (HiT-notat 4/2001)

Harald Klempe: Overvåking av grunnvannsforurensning fra Revdalen kommunale avfallsfylling, Bø i Telemark. Årsrapport 1998. 22 s. (HiT-notat 3/2001)

Sigrun Hvalvik: Tolking av historisk tekst – et hermeneutisk perspektiv. Et vitenskapsteoretisk essay. 28 s. (HiT-notat 2/2001)

Sigrun Hvalvik: Georg Henrik von Wright. Explanation of the human action : an analysis of von Wright's assumptions from the perspective of theory development in nursing history. 27 s. (HiT-notat 1/2001)

Arne Lande og Ralph Stålberg, red.: Bruken av Hardangervidda – ressurser, potensiale, konflikter. Bø i Telemark 8.-9. april 1999. Seminarrapport. 57 s. (HiT-notat 3/2000)

Nils Per Hovland: Studentar i oppdrag: ein rapport som oppsummerer utført arbeid og røynsler frå prosjektet "Nyskaping som samarbeidsprosess mellom SMB og HiT", 1998-2000. 24 s. (HiT-notat 2/2000)

Jan Heggnes : Undersøkelser av gyteplasser til ørret i Tinnelvas utløp fra Tinnsjø (Tinnoset), Notodden i Telemark, 1998. 7 s. (HiT-notat 1/2000)

HiT-skrift og HiT-notat kan bestilles fra Høgskolen i Telemark, kopisenteret i Bø:
e-post: kopi-bo@hit.no, tlf. +47 35952834

HiT Publications and HiT Working Papers can be ordered from the Copy Centre,
Telemark University College, Bø Campus:
email: kopi-bo@hit.no, tel.: +47 35952834

De fleste HiT-skrift og HiT-notat finnes elektronisk i TEORA -Telemark Open Research Archive
<http://teora.hit.no/>

You will find most of the HiT Publications and HiT Working Papers in full-text in TEORA -
Telemark Open Research Archive <http://teora.hit.no/>