



Norges miljø- og
biovitenskapelige
universitet

Masteroppgave 2019 30 stp

Fakultet for miljøvitenskap og naturforvaltning

Hovedveiledere: Prof. Terje Gobakken og Dr. Hans Ole Ørka

Bruk av flybåren hyperspektral sensor for påvisning av råde i stående granskog (*Picea abies*)

Detection of root and butt rot in Norway Spruce (*Picea abies*) using airborne hyperspectral scanner

Øyvind Sørhuus

Skogfag

Fakultet for miljøvitenskap og naturforvaltning

Forord

Masteroppgaven representerer avslutningen på mine studier ved NMBU og Evenstad. Valg av masteroppgave er en prosess som fører sammen erfaringer og interesser fra mange års skolegang. I min oppgave var jeg så heldig å få skrive om fjernmåling i skog sammen med den faglige og ledende instansen innen forskning på dette feltet i Norge; MINA (Fakultet for miljøvitenskap og naturforvaltning) ved NMBU. Oppgaven skrives i sammenheng med et pågående forskningsprosjekt kalt Precision.

Jeg ønsker å gi en stor takk til mine veiledere Prof. Terje Gobakken og Dr. Hans Ole Ørka for god hjelp, faglig støtte og oppmuntrende ord. Jeg vil også takke Dr. Ole Martin Bollandsås, Roar Økseter, Dr. Halvor Solheim (NIBIO) og Dr. Ari M Hietala (NIBIO) for prosessen frem mot valg av metodikk og struktur i oppgaven. En takk må også rettes til alle grunneiere som stilte sine hogstflater til disposisjon, og TerraTec AS for innsamling og prosessering av de hyperspektrale data.

Norges miljø- og biovitenskapelige universitet

Ås, 10.05.2019

Øyvind Sørhuus

Innholdsfortegnelse

Forord	II
Sammendrag	IV
Abstract	V
1.0 Innledning.....	1
1.1 Bakgrunn	1
1.2 Råte	1
1.3 Påvisning av råte i stående skog	4
1.4 Hyperspektrale data	5
1.5 Mål og problemstilling	8
2.0 Materiale og metode.....	9
2.1 Studieområde	9
2.2 Lokalteter.....	10
2.2.1 Feltarbeid	12
2.3 Hyperspektrale data	13
2.4 Databehandling	14
2.4.1 Eksplorativ undersøkelse	16
2.4.2 Prediksjonsmodell.....	17
2.4.3 Logistisk regresjon.....	17
2.4.4 Random Forest	18
2.4.5 Modellvalidering.....	19
3.0 Resultat.....	20
3.1 Radiansverdier	20
3.2 Prediksjonsmodell	25
4.0 Diskusjon.....	28
5.0 Konklusjon	35
6.0 Referanser.....	36

Sammendrag

Det økonomisk viktigste treslaget i Norge er gran (*Picea abies* (L.) Karst.). Kvaliteten på tømmeret er en avgjørende faktor for det økonomiske utbytte en skogeier vil få fra skogen. Råte er en skadegjører som påvirker den økonomiske verdien av tømmerstokken. Rotkjuke (*Heterobasidion parviporum*) er den vanligste råten som infiserer gran, den utvikler seg som en kronisk innråte. Råten brer seg i tillegg oppover i stammen, hvor den kan nå høyder på opptil 12 meter. Et tre under angrep vil i liten grad ha ytre symptomer, men skrantning av kronen og klorose kan forekomme. Mangel på symptomer gjør det utfordrende å påvise råte i stående skog, og omfanget i et bestand er ofte usikkert. Det vil derfor være av stor interesse å kunne påvise råte eller områder med råte i et bestand. I denne studien har jeg undersøkt hvorvidt hyperspektrale data kan benyttes for å påvise råte i gran. Hyperspektrale sensorer montert på fly registrerer en reflektert elektromagnetisk stråling på pikselnivå for det avbildede området. Radiansen registreres i et stort antall nærliggende bånd i et spekter. T-tester viser at det for enkelte båndintervaller er signifikante forskjeller i den registrerte radiansverdien for friske trær og trær med råte. Men denne forskjellen ble ikke observert i alle bestand. Dette kan indikere at det også er andre faktorer som påvirker den registrerte radiansverdien. Det ble tilpasset to modeller for klassifisering av råte ut i fra hyperspektrale data; en logistisk regresjonsmodell og en Random Forest modell. Samlet for hele datasettet leverte den beste modellen en nøyaktighet på 59 % og Cohens kappa på 0,1. Random Forest tilpasset enkeltbestand viste et annet resultat, for enkeltbestand ble det observert nøyaktigheter opp mot 71 %, men også ned til 51 %. Det viser seg at det er variasjoner i hvor godt modellen presterer på enkelte lokaliteter.

Abstract

Norway spruce (*Picea abies*) is the most important commercial tree species in Norway. The quality of the sawn wood is of great importance regarding economical exploitation of the forest resource. In Norway, the pathogen that causes the most damage is *Heterobasidion parviporum*. This a root and butt rot that mainly affects Norway spruce in Norway. The rot often presents itself as chronic, develops internally and can reach heights up to 12 meters. An infected tree is hard to detect externally, as there are few if any external symptoms. However, signs of infection can be abnormal needle growth, discoloration and thin crown. The lack of external symptoms makes estimation of the amount of rot in an area difficult. Such information would be of great importance for the forest owner or decision maker. In this study, I have assessed the potential of using a hyperspectral scanner to detect the presence of root rot in forest stands. Hyperspectral sensors are known for their high spectral resolution, with over one hundred narrow bands describing the electromagnetic spectrum. T-tests used to discriminate the radiance value of trees with and without root rot showed a significant difference between the two. However, this difference was not observed in all stands indicating that there may be other factors influencing the obtained spectral signature. Two models were fitted to predict the abundance of rot in areas covered by hyperspectral images. The models were fitted using stepwise logistical regression and Random Forest. The Random Forest model delivered an accuracy of 59 % and a Cohen's Kappa of 0.1. The Random Forest model was also fitted each stand individually, the model delivered accuracies ranging from 51-71 %. This shows that there are some differences in how well the model performs fitted to different stands and locations.

1.0 Innledning

1.1 Bakgrunn

I Norge dekker skog 38 % av landarealet (Dalen, 2017). Skogressursen er fornybar og representerer en stor økonomisk ressurs både lokalt og regionalt. Tømmerressursen høstes gjennom avvirkning av tømmer. I 2018 ble det høstet 10,79 millioner kubikkmeter til en verdi av 4,4 milliarder norske kroner (Statistisk Sentralbyrå, 2019). Skogen i Norge representerer en stor verdi gjennom det stående volumet, og den årlige økningen av dette volumet kommer frem gjennom tilveksten. I 2017 ble det registrert en stående kubikkmasse på 964 millioner kubikkmeter tømmer under bark, og en årlig tilvekst på 25 millioner kubikkmeter tømmer under bark (Statistisk Sentralbyrå, 2018). Hvis en ser bort fra avvirkning, er naturlig avgang en viktig strukturerende faktor for utviklingen i skogen. Med naturlig avgang menes trær som dør av konkurranse, råtner, tørker, drepes av insekter og pattedyr, eller andre abiotiske faktorer (Braastad, 1982).

1.2 Råte

I norsk skogbruk er råte et betydelig problem, og gran (*Picea abies* (L.) Karst.) som er vårt viktigste treslag, er svært utsatt (Stammes et al., 2000). Råte forårsaker store årlige økonomiske tap, både for den enkelte skogeier og for samfunnet. De to viktigste råtesoppene som angriper gran er først og fremst granrotkjuke (*Heterobasidion parviporum*) og honningsopp (*Armillaria* spp.) (Næsvold, 1989; Solheim, 2010). I Norge er det to forskjellige arter av rotkjuke; granrotkjuke (*H. parviporum*) og fururotkjuke (*H. annosum*). Artene er i utgangspunktet ikke artsspesifikke. Granrotkjuke er mest utbredt i skog på Østlandet, mens fururotkjuke har sin største utbredelse på Vestlandet og har få observasjoner på Østlandet (Solheim, 2010). Råte medfører tap på flere titalls millioner kroner årlig, og utbredelsen av råte er økende. Beregninger gjort av Huse et al. (1994) viser at 27 % av 271 023 undersøkte granstubber hadde synlig råte i stubbeavskjær. Det var også en tydelig trend med økende råteandel i eldre skog. Resultatene stemmer overens med hva som er modellert i studien til Granhus og Huyen (2016). I denne studien var 71 % av råten forårsaket av rotkjuke alene eller i kombinasjon med annen råte. Honningsopp opptrådte alene eller i kombinasjon i 28 % av tilfellene (Huse et al., 1994). Med kombinasjon menes at to eller flere råtesopper opptrer samtidig. Spredning av rotkjuke i et bestand kan skje på flere måter. Primærspredningen med basidiesporer skjer gjennom vindspredning, vann eller fugler som frakter sporene til nye

stubbesnittflater. Ferske stubbesnittflater viser seg som det optimale medium for etablering, men tidsrommet for infeksjon er begrenset. Infeksjonen kan bli begrenset av tilgangen på podemateriale, som igjen styres av fuktighet, temperatur og konkurransen fra andre patogener (Redfern & Stenlid, 1998). Primærspredningen er ikke nødvendigvis avhengig av å infisere stubbesnittflater, da også store sår på stående trær kan infiseres (Stenlid & Redfern, 1998). Ettersom bestandet blir eldre, vil spredningens karakter endres. Den luftbårne sporespredningens verdi vil minske og spredningen ved hjelp av rotkontakt blir viktigere. Spredningen skjer da gjennom overføring av mycel gjennom rotkontakt, det vil si at røtter fra det infiserte treet kommer i kontakt med røtter fra det friske treet, ofte omtalt som sekundærspredning. Sekundærspredningen forekommer ofte ved tynning og sluttavvirkning, der rotkjuke kan overføres til det neste omløpet av trær (Molin, 1957; Stenlid & Redfern, 1998). Rotrâte forekommer i utgangspunktet uavhengig av jordsmonn og bergart, men det er i enkelte studier forekommet trender som viser en økende frekvens av rotkjuke på arealer med kalkstein og høyere pH (Korhonen & Stenlid, 1998).

Råtens utbredelse i stammen er viktig med tanke på hvordan verdien av tømmeret forringes. Råten har et kronisk sjukeforløp, og forholder seg som innrâte. Med innrâte menes det at råten i all hovedsak utvikler seg inne i stammen, uten tydelige utvendige symptomer. Råten utvikler seg både radiært og i lengderetningen, og i mottagelige trær kan råten gå langt opp i stammen; opptil 12 meter er registrert. (Solheim, 2010; Stenlid & Wästerlund, 1986). Det er ikke bare kvaliteten på virket som reduseres, veksten vil også avta over tid. Bendz-Hellgren og Stenlid (1995) sammenlignet diameterveksten mellom friske og râteinfiserte trær, og kom frem til at veksten i siste 10-års periode var 10,1 % mindre for trær med râte. Bendz-Hellgren og Stenlid (1997) gjennomførte også senere en undersøkelse hvor de parret friske og infiserte trær, og veksten ble undersøkt over 4 år. Resultatene viste at veksten hos de infiserte trærne var 23 % mindre enn hos de friske. Med andre ord er det ikke bare tømmerets kvalitet som reduseres, men også tilveksten.

En annen råtessopp som kan gjøre skade i norsk skog er honningsoppen. Honningsopp kan i utgangspunktet etablere seg i mange forskjellige treslag, både i løv- og bartrær. Videre er den også kjent for å lett kunne etablere seg i trær som er stresset (Solheim, 2010). Infeksjon kan særlig forekomme på arealer hvor skjøtsel uteblir eller praktiseres på feil måte, for eksempel

ved valg av feil plantemateriale. Også abiotiske faktorer er kjent å kunne forsterke honningsoppens oppreden. Tørkestress, avnåling og rotrykk kan være viktige faktorer (Wargo, 1980). I Norge er *A. ostoyae* og *A. mellea* arter av honningsopp som ofte kan forekomme, på henholdsvis bartrær og løvtrær. Det er ingen effektiv måte å bekjempe angrep fra honningsopp på, bortsett fra å fjerne treet. Honningsopparter som opptrer i nordlige deler av Europa er mindre aggressive enn de som finnes i sørlige områder. Det er derfor undertrykte og stressede trær som oftest angripes (Storozhenko & Krutov, 2004). Spredningen av honningsopp kan forekomme på flere måter; ved rotkontakt, rhizomorfer og sporespredning fra soppens fruktlegeme (Wargo, 1980).

Norsk Virkesmåling er en forening for kjøpere og selgere av tømmer. Foreningen skal bidra til korrekt, partsnøytralt og enhetlig oppgjørsgrunnlag mellom selger og kjøper av tømmer. Norsk Virkesmåling fastsetter målereglement som avgjør sortimentskrav for tømmerleveranser. Skogsråde kommer her inn som en kvalitetsklassifiseringsfaktor ved kjøp og salg av tømmer (Norsk Virkesmåling, 2002). For skogsråde er det strenge krav, spesielt for sagtømmer. I henhold til Norsk Virkesmåling (2015b) er det ikke tillatt med råde i sortimentsgrupper spesial og prima sagtømmer. For sekunda og emba kan råde tillates, men da som lengdeavdrag. Med lengdeavdrag menes korting. Det vil si at stokken kappes i lengderetningen for å fjerne deler av treet angrepet av råde, en stokk kan kortes maks 6 dm over 2 repetisjoner. For massevirke kan skogsråde tillates inntil 50 % av diameter eller 25 % av areal for prima massevirke, mens det for sekunda tillates inntil 70 % av diameter eller 50 % av areal (Norsk Virkesmåling, 2015a). Med andre ord vil tømmer med råde bli nedklassifisert til massevirke eller dårligere, og dette fører til at verdien reduseres. Skogeier får dermed mindre betalt for tømmer som følge av råde. I Norge anses disse tapene å overskride 100 millioner kroner årlig, tilsvarende tall for Finland ligger på 475 millioner kroner (Dalen, 2018). I Sverige anses denne kostanden å ligge på 1 milliard (SEK) kroner årlig (Thor, 2014). I tillegg til det økonomiske tapet vil økt risiko for mortalitet, vindfall og risikoen for at råde overføres videre omløp være av stor betydning. Beregninger av økonomiske tap vil være unøyaktige ettersom tømmerpris, politiske og økonomiske forhold endrer seg (Thor, 2005). Trær med råde viser seg altså å ha en lavere verdi-tilvekst, økt risiko for mortalitet og lavere verdi. Informasjon om skogens helse og vitalitet er i dag lite utbredt. Det kan derfor tenkes at kjennskap til rådeutbredelsen på en eiendom vil kunne føre til at

beslutningstageren lettere vil kunne prioritere mellom bestand og på denne måten redusere sine økonomiske tap.

1.3 Påvisning av råte i stående skog

Symptomer av rotkjuke og honningsopp viser seg sjelden på utsiden, og råten er derfor vanskelig å avdekke ved hjelp av ikke-destruktive metoder (Carson et al., 2006). Ved framskreden råte kan det forekomme en reduksjon i kronetilstanden; trekrona glisner og nålene kan gulne (Greig, 1998; Huse et al., 1994). En manuell takst av råte vil derfor være vanskelig å utføre og resultatene vil være usikre. Råteinventering i stående skog har tidligere blitt gjort ved hjelp av tilvekstboring i brysthøyde. Råtemengden blir med denne metoden underestimert (Huse et al., 1994). Dette skyldes at råte utvikler seg fra stubben og opp, og tilvekstboring foretas 1,3 m over bakken. Det vil derfor ved denne metoden være råte som ikke oppdages. Det er også andre mekaniske instrumenter som kan brukes for å detektere råte i stående skog. Det finnes instrumenter som benytter hastighetsmåling av lydbølger, resistografer og fraktometere (Carson et al., 2006; Larsson et al., 2004). Et eksempel på et slikt instrument er Rotfinder, hvor forekomsten av råte estimeres uten fysiske inngrep i treet (Sundblad et al., 2008). Rotfinder er et manuelt instrument og benytter seg av RISE metoden som baserer seg på å føre elektrisk spenning gjennom treet. Trær med råte har mindre elektrisk motstand enn hva friske trær har (Larsson et al., 2004). Disse metodene forutsetter manuell takst, og det må gjøres målinger for hvert tre man ønsker informasjon om. Råte forårsaket av *H. parviporum* kan overleve i mer enn 50 år som saprotrof, med andre ord kan den overleve lenge i dødt og døende tremateriale (Piri, 1996). Det er derfor viktig at det forskes på metoder for å detektere råte i stående trær.

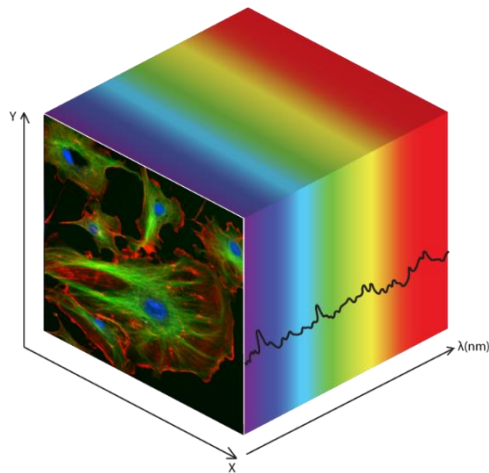
Informasjon om forekomsten av råte i et skogområde er viktig, både i takst og forvaltningssammenheng. Kunnskap om råtens utbredelse vil kunne føre til en bedre prioritering mellom bestand. I tillegg til vurdering av tiltak som kan minske mengden råte på lengre sikt. En av utfordringene ved råteinventering er at arealet som kan infiseres av råte er stort, men mengden infiserte trær er ikke nødvendigvis høy. Dette gjør at en må ha muligheten til å kartlegge et stort areal med god nøyaktighet (Leckie et al., 2004). Mangel på symptomer fordrer en metode for effektivt å kunne fange opp små endringer i trekroner over et større område.

Inventering i skogbruket har tidligere i stor grad basert seg på manuelle målinger i felt, men vi ser en endring i retning av mindre feltarbeid og mer fjernmåling av de skoglige ressursene. Fjernmåling handler i store trekk om å samle data om et objekt uten å være i direkte kontakt med objektet (Lillesand et al., 2008). Bruken av flybåren laserskanning (ALS) er blitt den vanligste måten å samle grunnlagsdata for estimering av skoglige variabler (Solli et al., 2013). I Norge har bruken av laserskanning vært kommersialisert siden 2002, og har vist seg som en kostnadseffektiv metode for å innhente data på større områder (Eid et al., 2004). Den tradisjonelle tolkningen av flybilder har i stor grad blitt erstattet med bruken av ALS data (Kangas et al., 2018). Hyperspektrale data har i forskningssammenheng vist seg gjeldene gjennom egenskaper for treslagsklassifisering og informasjon om treets biofysiske egenskaper. Dette er egenskaper og potensiale som kan vise seg nyttig i den operative skogforvaltningen (Clark et al., 2005; Kandare, 2017). Kandare et al. (2017b) gjennomførte en studie der de tok i bruk hyperspektrale- og ALS-data for estimering av alder for beregning av bonitet. I denne studien var bruken av hyperspektrale data for klassifisering av treslag, og som variabel i aldersestimering viktig. I en studie av Bollandås et al. (2019) vises det at det er mulig å bonitere trær ved hjelp av hyperspektrale data, men at ALS-data ytterligere beskriver variasjon i bonitetsfordelingen i et skogområde. En kombinasjon av begge metodene viser det beste resultatet.

1.4 Hyperspektrale data

Det finnes ulike sensorer som registrerer spektral informasjon, og dataene kan samles på ulike måter. Hyperspektrale og multispektrale sensorer registrerer data som innehar høy detaljgrad og mye informasjon. Begge disse metodene samler inn bilder hvor det for alle piksler registreres en radians av reflektert energi i smale bølgelengdebånd. Hovedforskjellen mellom de multispektrale og hyperspektrale metodene er antall bånd og bredden som registreres (GISGeography, 2018; Upadhyay & Kumar, 2018). Multispektrale data benytter seg av mellom 5 til 12 bånd i hver piksel. Hyperspektrale data inneholder mange flere bånd, ofte over 100. Dette gir flere detaljer, og muliggjør å skille mellom mindre forskjeller i et objekt (Hruska et al., 2017). Kjennetegn ved hyperspektrale data vil derfor være et høyt antall bølgelengdebånd, eller variable bånd, og muligheten til å uttrykke et piksel som et spektrum med informasjon (Grahm & Geladi, 2007). Radiansen registreres gjennom å måle elektromagnetisk energi på forskjellige bølgelengder som reflekteres fra treet eller objektet på

pikselnivå. De fysiske karakteristikene til treet fører til at den elektromagnetiske energien blir reflektert, brytes eller absorberes på en unik måte. Denne interaksjonen måles over en diskret skala i et spektrum, som når plottes gir en unik form. Ved å sammenligne og studere disse signaturene og treets egenskaper kan en få informasjon om plantehelse, vannhusholdning og stressfaktorer (Kandare, 2017; Moorthy et al., 2008; Thenkabail et al., 2013). Et hyperspektralt bilde består av piksler der den romlige informasjonen registreres i X/Y-aksen, mens den spektrale informasjonen registreres i Z-aksen. Det kan tenkes at et hyperspektralt piksel registreres som en kube. Båndene som registreres er spesifikke bølgelengder, hvorav bølgelengder registreres i nanometer (nm) (Kandare, 2017). Et eksempel på hvordan et hyperspektralt piksel/kube blir registrert kan ses i figur 1.



Figur 1. Illustrasjon av en hyperspektral kube. Registrering av romlig informasjon i X/Y, og spektralinformasjon i Z (Photon etc, u.å.).

Hyperspektrale data kan samles inn på flere måter; ved hjelp av satellitter, kamera montert på fly eller drone, eller i felt ved hjelp av et feltradiometer. Fly eller dronebaserte kamera gir ofte en god løsning for fotografering av et større område. Data fra satellittmontert utstyr gir ofte grove og regionale data (Hruska et al., 2017; Upadhyay & Kumar, 2018). Hyperspektrale sensorer kan kategoriseres i fire grupper; whiskbroom (punktskanner), pushbroom (linje), tunable filter (bølgelengde registrering) og punktbilde. Forskjellen mellom disse sensorene er størrelsen eller måten terrenget registreres på. De to førstnevnte er de vanligste; whiskbroom sensorer registrerer data for en og en piksel over et område, mens en pushbroom skanner registrerer en linje på tvers av flyretningen (Kandare, 2017). I denne studien benyttes data samlet fra flymonterte sensorer og en pushbroom scanner.

Det har tidligere blitt gjennomført studier der hyperspektrale data har blitt brukt til treslagsklassifisering. I studien til Salberg et al. (2018) viste klassifiseringen ved hjelp av hyperspektrale data en total nøyaktighet på 87 %. Dalponte et al. (2013) oppnådde i sin klassifiseringsstudie enda høyere nøyaktighet. I denne studien oppnådde de ved hjelp av VNIR data på piksler og trenivå en nøyaktighet på over 90 % for gran og furu (*Pinus sylvestris*). Metoden er også forsøkt brukt for å kartlegge skoghelse. Jørgensen et al. (2007) benyttet seg av hyperspektrale data da de sammenlignet IR-bånd og trær med råte. De fant en positiv korrelasjon mellom råte og verdier i IR-båndet, men de klarte ikke å skille mellom forskjellige stadier av råte. Studien ble gjennomført på et begrenset utvalg av stubber. Totalt i denne studien ble det brukt 86 stubber, hvorav 60 hadde råte og 26 var friske. Leckie et al. (2004) undersøkte bruken av multispektrale data for å kunne indentifisere små områder med råte forårsaket av *Phellinus weirii*. De kom frem til at metoden kunne brukes på områder hvor råten var fremskreden og omfattet flere trær. Kankaanhuhta et al. (2000) benyttet seg av multispektrale data for å undersøke forekomsten av *Heterobasidion annosum* og *Peridermium pini* på gran og furu. De fant ingen signifikante forskjeller i signaturen hos gran. Derimot fant de signifikante forskjeller mellom friske og infiserte furutrær for *P. pini*. Studien benyttet seg av en arealbasert metode, og det var vanskelig å skille mellom de ulike klassene. Spektralbåndene brukt i denne studien klarte ikke å skille mellom infiserte og friske trær hos gran. Det er grunn til å tro at hyperspektrale data ytterligere vil kunne differensiere de marginale endringene i spektralsignaturen mellom stressede og friske trær. Näsi et al. (2018) undersøkte bruken av hyperspektrale data for å oppdage angrep av granbarkbillen (*Ips typographus*) i enkelttrær. Studien viste til en klassifiseringsnøyaktighet på 79 %, der enkelttrær ble registrert i tre klasser; frisk, angrepet og død. Et studie gjennomført av Pan et al. (2014) ser på muligheten til å bruke hyperspektrale data for å påvise infeksjon av furuvednematode (*Bursaphelenchus xylophilus*). Resultater indikerer at bruken av spesifikke bånd og båndkombinasjoner kan gi god informasjon for bekreftelse av infeksjon allerede 30 dager etter inokulering.

Studien til Jørgensen et al. (2007) brukte en prototype av den sensoren som brukes i denne studien. Det har etter dette blitt gjort flere forbedringer; et nytt optisk system, bedre opplinjering samt fokusering og kalibrering av sensoren. Et av målene med studien vil derfor være å utrede om denne typen sensorer kan brukes til å skille mellom friske trær og trær infisert av råte, og hvordan dette kan gjøres på bestandsnivå i det norske skogbruket.

Detektering av råte ved hjelp av hyperspektrale data vil gjøre at skogeieren potensielt kan gjøre en bedre prioritering mellom bestand, noe som videre resulterer i et redusert økonomisk tap som følge av råte.

1.5 Mål og problemstilling

Målet med studien var å undersøke hvorvidt hyperspektrale data kan benyttes for å kunne påvise råte i grantrær, og hvorvidt dette effektivt kan skille mellom friske trær og trær infisert av råte.

I forbindelse med dette var det ønskelig å besvare flere problemstillinger:

- *Klarer metoden å skille friske trær fra trær med råte?*
- *Hvor bra fungerer VNIR data for klassifisering av råte i gran?*
- *Hvilken tilleggsinformasjon vil kunne forbedre diskrimineringen av infiserte trær?*

2.0 Materiale og metode

2.1 Studieområde

Studien ble gjennomført på Hadeland, i Gran kommune (756 km²) i Oppland. I Gran kommune dekker produktiv skog 62 % av arealet, hvorav 75 % er gran, 20 % er furu og 5 % er lauv som dominerende treslag (Landbrukskontoret på Hadeland, 2018). Studien ble gjennomført på 7 ulike lokaliteter (Figur 2).



Figur 2. Oversiktskart over studieområdet i Gran kommune, Oppland.

Hyperspektrale data ble innsamlet fra fly i august og oktober 2016 for et større område på Hadeland som en del av forskningsprosjektet HyperBio (Se kap. 2.3). Deretter ble den stående skogen avvirket i løpet av perioden vinter 2016/2017 til vinter 2017/18. I juli 2018 ble det gjennomført feltarbeid der det ble registrert råte på stubber (Se kap 2.2).

2.2 Lokalteter

Lokalitetene i studien ble plukket ut i planleggingsprosessen i forkant av feltarbeidet. For å komme frem til lokalitetene ble tømmeromsetningsledd i området kontaktet. De rapporterte tilbake nylige avvirkede bestand innenfor området med hyperspektrale data. Enkelte lokaliteter ble også identifisert gjennom skogbruksplaner, hvor enkelte bestand var merket som avvirket, samt dato for avvirkning. De utvalgte lokalitetene ble deretter prioritert etter skoglig sammensetning og seneste avvirkning. Dette for å kunne gjennomføre undersøkelsene på så ferskt materiale som mulig.

Bestandsvariabler for bestand 1 til 7 ble innhentet fra gjeldene tilgjengelige takst. For bestand 2, 6 og 7 ble dataene samlet inn fra en takst gjennomført i 2016. For bestand 1, 3, 4 og 5 var det ikke tilgjengelige data fra 2016-taksten. Dette ble derfor innhentet fra en tidligere takst som ble gjennomført i 2006. Alder og volum for 2006-data er fremskrevet, for volum ved hjelp av den registrerte boniteten i bestandet (tabell 1). Fremskrevningen ble gjort etter produksjonsmodeller for gitt bonitet etter Braastad (1975). Bestandene som er undersøkt beskrives som boreal barskog, og hovedtreslaget er gran.

Tabell 1. Bestandsegenskaper for lokalitet 1 til 7.

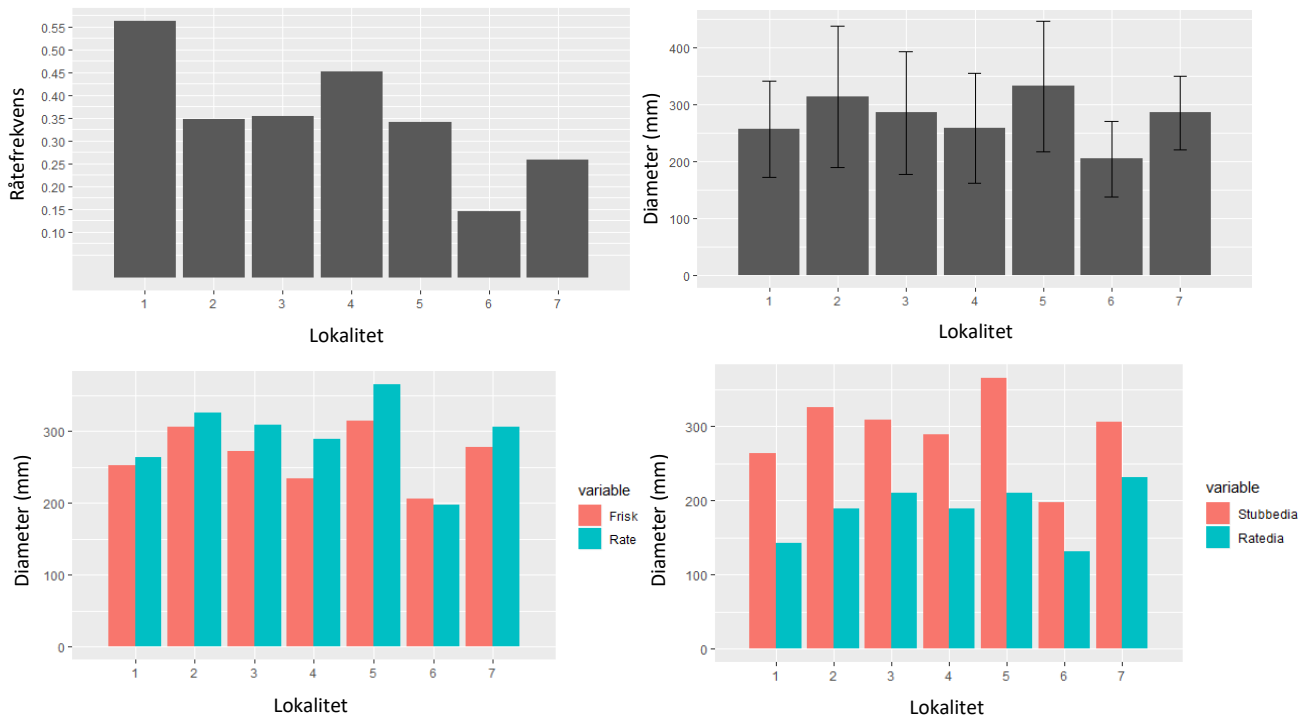
Lokalitet	Fordeling (G/F/L) ¹	Bonitet (m) ²	Volum (m ³ /daa)	Grunnflate (m ²)	Treantall (daa)	Middel høyde (m)	Diameter (cm) ³	Alder (år)
1	90/0/10	20	31.5	30		17		75
2	100/0/0	17	33.5	33.8	77	24.5	25.7	115
3	100/0/0	20	36.5	34		18		70
4	99/0/1	20	31.5	29		17		65
5	100/0/0	17	46.5	38		24		115
6	85/10/5	20	36.7	39.4	106	22.2	22.1	55
7	95/0/5	23	43.9	45	104	22.8	24.5	70

¹ Treslagsfordeling, gran, furu og lauv i prosent av volum

² Bonitet (H40)

³ Grunnflateveid middeldiameter

Ut i fra bestandsegenskaper ser det ut til at lokalitetene er tilnærmet like. Det er ingen store variasjoner i sammensetningen (tabell 1) . Det ble også satt sammen en oversikt over skoglige egenskaper etter diametermålinger og feltregistreringer samlet på de ulike lokalitetene. Det er heller ikke her trender som viser til store forskjeller mellom lokalitetene (figur 3).



Figur 3. Egenskaper for lokalitet 1-7. Øverst venstre: Råtefrekvens innad i prøveflater på alle lokaliteter. Øverst høyre: Gjennomsnittlig stubbediameter for alle trær innad i prøveflaten, med standardavvik for gjennomsnitt. Nederst venstre: Gjennomsnittlig diameter for trær med og uten råte. Nederst høyre: Gjennomsnittlig diameter for råte mot diameter på stubbe.

Det er flere faktorer som kan påvirke råten og helsetilstanden i et bestand, og det ble derfor samlet inn geologisk informasjon om berggrunn og jordsmonn for bestandene innenfor studieområdet. Dette er data innhentet fra Norges geologiske undersøkelse (NGU).

Egenskapene for bestand 1 til 7 kan ses i tabell 2.

Tabell 2. Geologisk beskrivelse av jordsmonn og berggrunn i bestand 1 til 7 hentet fra NGU (Norges geologiske undersøkelse, 2015).

Lokalitet	NGU: Jordsmonn	NGU: Berggrunn:
1 Klestad 1	Morenemateriale: sammenhengende dekke, dårlig sortert.	Berggrunn: Sandstein, kalkstein og skifer
2 Klestad 2	Breelavsetning: Fra fin sand til stein og blokk, sorterte masser, skråstilte lag.	Berggrunn: Skifer, rød og grønn med kalk-knoller
3 Grymyr	Morenemateriale: Hardt sammenpakket og dårlig sortert.	Berggrunn: leirskifer, kalkstein og knollet kalk

4 Nymoen	Forvittringsmateriale: Løsmasser dannet på stedet ved kjemisk eller fysisk nedbrytning av berggrunnen. Gradvis overgang til fast fjell.	Berggrunn: Leirskifer, kalkstein og knollet kalk
5 Palseter	Morenemateriale: sammenhengende dekke, dårlig sortert.	Berggrunn: Glimmerskifer, kvarts-muskovittskifer, metasandstein og biotittgneis.
6 Brandbukamp-S	Morenemateriale: sammenhengende dekke, dårlig sortert.	Berggrunn: Svartskifer og leirskifer med lag av kalkstein
7 Brandbukamp-N	Morenemateriale: sammenhengende dekke, dårlig sortert.	Berggrunn: Alunskifer, karbonholdig skifer med mikrosyenittganger

2.2.1 Feltarbeid

Innenfor hver lokalitet ble det lagt ut sirkulære prøveflater à 250 m². Totalt ble det lagt ut 192 prøveflater. Antall prøveflater per lokalitet ble bestemt ut fra lokalitetens utforming for å utnytte så store deler av bestandet som mulig. Samtidig ville man unngå områder med mye hogstavfall og stående trær. Prøveflatene ble lokalisert subjektivt innenfor hver lokalitet. Prøveflatene ble lagt ut med den hensikt å kunne registrere alle stubbene innenfor prøveflaten, og med en representativ fordeling mellom friske og råteinfiserte stubber.

Senterpunktet for den respektive prøveflaten ble lagt til senter på en stubbe. Innenfor prøveflaten ble alle stubber registrert, og stubber uten antydning til råte ble registrert som friske. Stubber med råte ble kategorisert innenfor rotkjuke (mest sannsynlig forårsaket av granrotkjuke), honningsoppråte, såråte eller annet. Under annet ble det registrert om stubben var fra ei tørrgran, et gjenstående tre eller om stubbens posisjon har blitt påvirket under hogst. Under annet kan det også forekomme andre råteformer, som for eksempel brunråte. Treslaget ble registrert og klassifisert som gran, furu eller lauv. Stubben ble tildelt en ID innenfor den gitte lokalitetsID. For friske stubber ble diameter ved stubbeavskjær registrert under bark. For stubber med råte ble stubbediameter og diameter for råten registrert, begge variabler registrert ved kryssklaving. Videre ble det også registrert en variabel for om stubben hadde blitt skadet under hogst. Det ble registrert totalt 1297 stubber. For alle stubbene ble det skåret av en ca 5 cm tykk skive med motorsag. Hensikten var å få et klart bilde av råten, samt å fjerne eventuelle patogener som kan ha etablert seg på stubben etter hogst. Posisjonen til stubbene ble deretter registrert ved hjelp av en TOPCON HIPER SR. Dette er en «Real Time Kinetic» (RTK) «Global Navigation Satellite System» (GNSS)-mottaker. Alle registreringene ble plottet på en TOPCON FC-336 målebok. Mottageren benytter seg av «Global positioning systems» (GPS), «Global Navigation Satellite System» (GLONASS) og

cellulær korreksjon, og registreringene ble gjort i en fixed posisjonering som sikrer høy presisjon. «Horizontal root mean square» (HRMS) viste seg å være fra 0,004 m til 0,019 m, dette vil si en feilmargin på 0,4 – 1,9 cm for registrering av stubbeposisjon. Samtlige stubber ble også fotografert med et Olympus TG-5 kamera med posisjonsregistrering. Dette sikrer at en på et senere tidspunkt kan gå tilbake til respektive stubbe, kontrollere ID, lokalitet og tilstand.

2.3 Hyperspektrale data

Hyperspektrale data ble samlet inn i på to forskjellige dager; 11. august 2016 og 1. oktober 2016. Registreringstidspunkter for ulike lokaliteter kan ses i tabell 4. I dette prosjektet er det brukt to HySpex sensorer: VNIR-1800 og SWIR-384. Dette er et kamera laget av Norsk Elektro Optikk AS (NEO). VNIR står for Visible and Near Infrared, og SWIR står for Short Wave Infrared (Norsk Elektro Optikk AS, u.å.-b). Spesifikasjonene til sensorene brukt i studiet fremkommer av tabell 3. Flyet som kameraene var montert på var et Piper PA-31-350 Cheiftain, sensorene var montert i en Leica PAV80 gyrostabilisator.

Tabell 3. Spesifikasjoner på sensorer brukt i studiet produsert av NEO (Norsk elektro Optikk AS, u.å.-a)

Sensor	VNIR-1800	SWIR-384
Spektralområde	400-1000 nm	1000-2500 nm
Romlige pixler	1800	384
Antall bånd	186	288
Field of view	17°	16°
Frame rate	260 FPS	400 FPS
Pixel størrelse på langs og tvers av flyretning	0,16/0,32 mrad	0,73/0,73 mrad
Avstand mellom bånd	3,18 nm	5,45 nm

Flyhøyden i dette studiet var 1430 m, dette resulterte i en romlig pikselstørrelse på $0,4 \times 0,4$ m for VNIR-1800 sensoren og 1×1 m for SWIR-384 sensoren. Gjennomføringen av flygningen førte til enkeltproblemer for en av lokalitetene, dette resulterte i at data for en liten del av Palseter-flaten (se figur 2) uteble. For VNIR-1800 sensoren førte dette til at 36 trær ikke fikk registrert spektraldata, og for SWIR-384 var det 62 trær uten spektraldata.

Bakgrunnen for dette var en skjevhet i montasjen av sensorene under denne flygningen. Dette førte til et hull mellom flylinjene over bestandet.

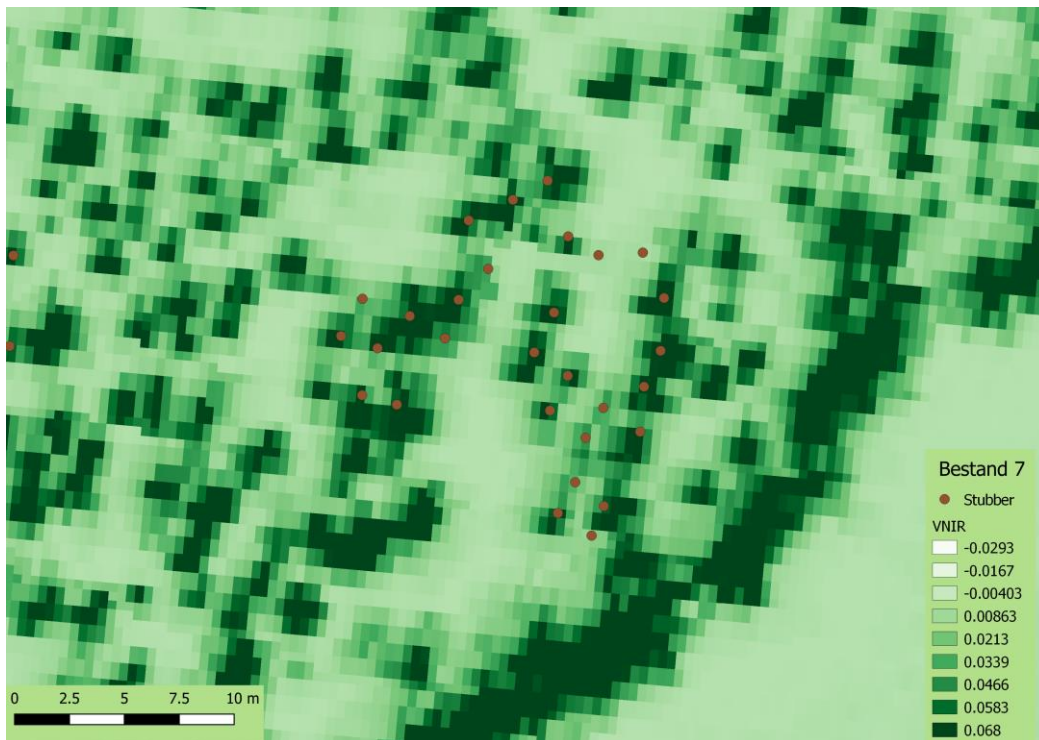
Tabell 4. Tidspunkt for start av flylinje for lokalitet 1-7.

Lokalitet	Dato for registrering	Tidspunkt (GMT +1)
1 Klestad 1	11.08.2016	09:11
2 Klestad 2	11.08.2016	09:01
3 Grymyr	11.08.2016	08:57
4 Nymoen	11.08.2016	09:15
5 Palseter	01.10.2016	11:50
6 Brandbukamp - S	11.08.2016	09:16
7 Brandbukamp - N	11.08.2016	10:40

2.4 Databehandling

For studien var behandling og georeferering av hyperspektrale data avgjørende. Dette arbeidet ble gjort av TerraTec AS, og kvaliteten på dette var god. Feltregistreringene viste seg å korrespondere med de hyperspektrale bildedata. For å koble stubber opp mot respektive spektralverdi ble flere metoder forsøkt. Det ble testet flere metoder for individuell trekronesegmentering (ITC) opp mot de hyperspektrale data, men på grunn av den relativt store romlige oppløsningen på hvert piksel ga ikke dette tilfredsstillende resultat. Resultatet av ITC på hyperspektrale data førte til at det innenfor hver segmentering ble inkludert flere trekroner. Mange trekroner ble ikke tilegnet egen avgrensning, noe som ofte skyldes at store trær lager skygger som forstyrrer segmenteringen av andre trær. Alternativt fører oppløsningen på bildet til at algoritmen ikke klarer å danne tydelige grenser. Det ble forsøkt flere metoder for hvordan dette kan gjøres på bildedata. Det kunne også vært mulig å gjennomføre dette med bakgrunn på data fra en laserregistrering. Men det ble på grunn av det gode treffet mellom hyperspektrale data og stubbeposisjonering besluttet å benytte det pikselet hvor senterpunktet for stubben ligger. Denne metoden vil sikre at spektralinformasjonen kommer fra rett tre. En alternativ metode ville vært å bruke en buffer rundt punktet, men det vil da være en risiko for å inkludere nærstående trær eller tilgrensende objekter. Bruken av piksel og punkt fører henholdsvis til at spektralinformasjonen fra VNIR-1800 tar utgangspunkt i 0,16m² av kronen, mens SWIR-384 sensoren tar utgangspunkt i 1 m²

av kronen. Eksempel på hvordan punktene ses opp mot trær i et hyperspektralt bilde kan ses i figur 4.



Figur 4. Hyperspektralt bilde og stubber for VNIR-data (bånd:125) og lokalitet 7, enkelte punkter ligger over mindre definerte tre, gjerne understandere.

Arbeidet med datasettet ble gjort i RStudio (R Core Development Team, 2016). Her ble data fra de ulike bestandene samlet, og koordinater og informasjon om stubber og stubbevariabler ble satt sammen med respektiv spektralinformasjon. Hver stubbe ble tilegnet radiansverdier. For VNIR-1800 tilsvarer dette 186 verdier, for SWIR-384 288 verdier, én verdi per bånd. For SWIR datasettet ble det for båndene over 1725 nm registrert svært få radiansverdier. Datasettet fra TerraTec var ikke videre behandlet, noe som betyr at skyggeeffekter fortsatt var til stede. For å rydde opp i disse verdiene ble det kalkulert en vegetasjonsindeks, NDVI (normalized difference vegetation index) (Pan et al., 2014). Denne indeksen returnerer i praksis en verdi mellom 0 og 1. NDVI indeksen tar utgangspunkt i kombinasjoner av bånd som viser seg å kunne skille ut vegetasjon og egenskaper ved vegetasjon (NASA Earth Observatory, 2000; Pan et al., 2014). Indeksen bruker bånd fra det nær infrarøde spekteret og det synlige røde spekteret. Disse verdiene blir så normalisert. For denne utskillelsen ble piksler som har verdi under 0,6 fjernet da disse ofte inneholder skygger eller elementer som ikke er vegetasjon (Kandare et al., 2017a). Dette førte til at n=35 observasjoner ble fjernet ved

båndsammensetning $NDVI_{(810,680nm)}$. $NDVI$ ble kjørt med de bånd som kan ses i tabell 5. For kalkuleringen av den normaliserte indeksen ble formelen (1) brukt. $NDVI$ blir ikke utelukkede brukt for å skille ut ikke-vegetasjon, da den også er kapabel til å kunne evaluere spektrale forskjeller hos planter. I dette tilfellet blir den brukt for undersøke eventuelle forskjeller mellom trær med og uten råde (Pan et al., 2014).

$$(1) NDVI = \frac{(NIR-Red)}{(NIR+Red)}$$

Det ble også gjennomført en normalisert red edge indeks (her forkortet $NDRE$) for å undersøke forskjeller i klorofyllaktiviteten i nåler (Altmann, 2009). Dette ble gjennomført etter formel (2). Båndene som er brukt viser til nålas egenskaper til absorpsjon av klorofyll (Altmann, 2009).

$$(2) NDRE = \frac{(R750nm-R705nm)}{(R750nm+R705nm)}$$

Tabell 5. Indekser etter $NDVI$ og $NDRE$.

Vegetasjonsindeks	Referanse
$NDVI_{(810nm, 680nm)}$	(Pan et al., 2014)
$NDVI1_{(810nm,450nm)}$	(Pan et al., 2014)
$NDVI2_{(810nm, 560nm)}$	(Pan et al., 2014)
$NDVI3_{(560nm,450nm)}$	(Pan et al., 2014)
$NDVI4_{(795nm,656nm)}$	(Leckie et al., 2004)
$NDRE_{(750nm, 705nm)}$	(Gitelson & Merzlyak, 1998)

2.4.1 Eksplorativ undersøkelse

For å gjennomføre den eksplorative delen av studien ble datasettet videre bearbeidet. For videre analyser var det kun gran som var av interesse å undersøke. Observasjoner av sårråde (n=36), ble luket ut fra datasettet, dette på grunn av få observasjoner. Registreringskategorien annet (n=120) ble også ryddet unna da det i hovedsak skal fokuseres på differensiering mellom friske trær og trær infisert av råde. Ryddingen av datasettet resulterte i 1011 observasjoner fordelt på 346 og 665 observasjoner, henholdsvis for trær med råde og uten råde.

For den eksplorative delen av studien var det av interesse å undersøke om spektralradiansen i hvert bånd kunne skilles mellom friske trær og trær med råde. Det ble gjennomført Welchs to-

utvalgs t-tester for hvert bånd. Det ble gjennomført t-tester for alle bestand samlet, men også for hver lokalitet individuelt. Dette for å undersøke bestandsvariasjoner mellom lokaliteter i studien. Stubber registrert med rotkjuke og honningsoppråte ble slått sammen til en variabel. Stubber uten råte ble kategorisert som friske. For hele datasettet, ble det kjørt 186 t-tester, en for hvert bånd. For hver enkelt lokalitet ble det også kjørt 186 t-tester for alle 7 lokaliteter. For NDVI og NDRE ble det også gjennomført t-tester, dette for å undersøke om vegetasjonsindeksen for trær med og uten råte kunne skilles. *P*-verdier ble ansett som signifikante hvis $p < 0,05$. På grunn av en stor andel piksler uten verdier i SWIR datasettet ble det ikke gjennomført t-tester for enkeltbestand. I følge Vetle Jonassen, TerraTec AS (e-post 14.03.2019), skyldtes mangel på data i dette området ofte den høye lysabsorpsjonen fra vanddamp og andre atmosfæriske gasser. Dette, sammen med lavere refleksjon fra planter i dette bølgelengdeområdet, fører til en lav og til tider mangelfull refleksjon.

2.4.2 Prediksjonsmodell

I denne delen av studiet ble det tilpasset en logistisk regresjonsmodell og en Random Forest modell (se kap. 2.4.4). Den logistiske regresjonsmodellen er en modell hvor sammenhengen mellom variabler undersøkes, en binæravhengig og flere uavhengige, i dette tilfellet prediksjonsvariabler. Det benyttes binære variabler, noe som betyr at den avhengige variabelen inntar 0 eller 1. Det er sannsynligheten for responsen i den avhengige variabelen vi ønsker å estimere. Målet med denne delen av oppgaven er å bygge en modell som best forklarer sammenhengen mellom variablene samlet i denne studien (Hegre, 2011). De uavhengige variablene ble inkludert stegvis i modellen for å finne de båndene som best beskriver sammenhengen og er best egnet til å klassifisere mellom trær infisert av råte og friske trær.

2.4.3 Logistisk regresjon

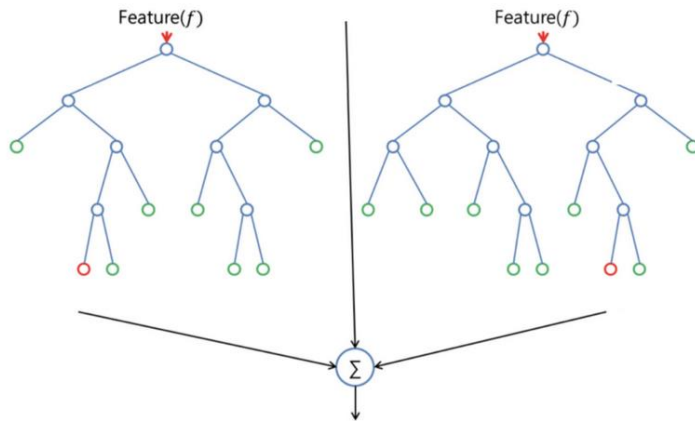
For den logistiske regresjonsmodellen ble StepAIC fra pakken MASS brukt. Modellen ble tilpasset med en kombinasjon av fremover- og bakoverstyrt variabelseleksjon (Ripley, 2018). Denne seleksjonen er i hovedsak framoverstyrt, men den har også mulighet til å fjerne variabler for hvert steg i modelltilpasningen, noe som er prinsippet i en bakoverstyrt seleksjon. Når modellen tilpasses, vil det underveis lages mange modeller med utgangspunkt i datasettet. Modeller med ulike variabler blir tilpasset og testet, for hver modell blir det kalkulert en Akaike's information criterion (AIC) som mål på hvilke modeller og variabler

som best beskriver datamateriale og utvalget av variabler. AIC er en parameter som kan brukes ved sammenligning av modeller tilpasset samme datamateriale, og den måler informasjonstapet som følge av å ta vare på eller velge bort variabler (Wang et al., 2013). Datasettet ble delt i to; ett sett for trening av modellen og ett sett for testing av modellen. Treningsdatasettet inneholdt 809 observasjoner, mens test-datasettet inneholdt 202 observasjoner. Nøyaktigheten for modellen ble evaluert opp mot testdatasettet. Her foreligger det feltobserverte klasser som modellen kontrolleres opp mot. Formålet med denne prosessen er å plukke ut båndene som er med på å bygge opp den beste logistiske regresjonsmodellen for predikering av råte (Zhang, 2016).

Den logistiske regresjonsmodellen endte opp med følgende 46 bånd: 411, 421, 434, 498, 500, 514, 520, 523, 542, 552, 561, 571, 574, 584, 593, 615, 625, 641, 651, 657, 673, 676, 695, 702, 734, 743, 746, 769, 788, 804, 867, 871, 880, 887, 906, 938, 944, 950, 960, 963, 966, 970, 973, 985 og 989 nm.

2.4.4 Random Forest

Det ble forsøkt flere klassifiseringsmetoder for å skille mellom friske trær og trær med råte. Random Forest-algoritmen er en maskinlæringsalgoritme som benytter seg av beslutningstrær. Random Forest bygger opp et stort antall beslutningstrær, og setter disse sammen for å få en nøyaktig og stabil klassifisering av diskrete klasser (figur 5). Algoritmen benytter seg av bootstrapping. Dette betyr at det gjentatte ganger trekkes ut nye datasett fra det originale datasettet, og det gjennomføres mange uttrekk og tilbakelegginger av data. Denne prosessen fører til at modellen lager presise estimater for å hjelpe klassifiseringen (Suthaharan, 2016). Random Forest rapporterer også viktigheten av ulike variabler brukt i en klassifisering. Algoritmen ble kjørt for alle bestand samlet, samt for enkeltbestand for å undersøke eller avdekke eventuelle bestandsvariasjoner, og for å undersøke hvor godt modellen presterer på de ulike lokalitetene. Datasettet ble normalisert i forkant av bruk av modellen. For Random Forest modellen viste bånd 899, 944, 833, 705 og 762 nm seg som de fem viktigste variablene.



Figur 5. Eksempel der Random Forest har laget to beslutningstrær som settes sammen (Donges, 2018).

2.4.5 Modellvalidering

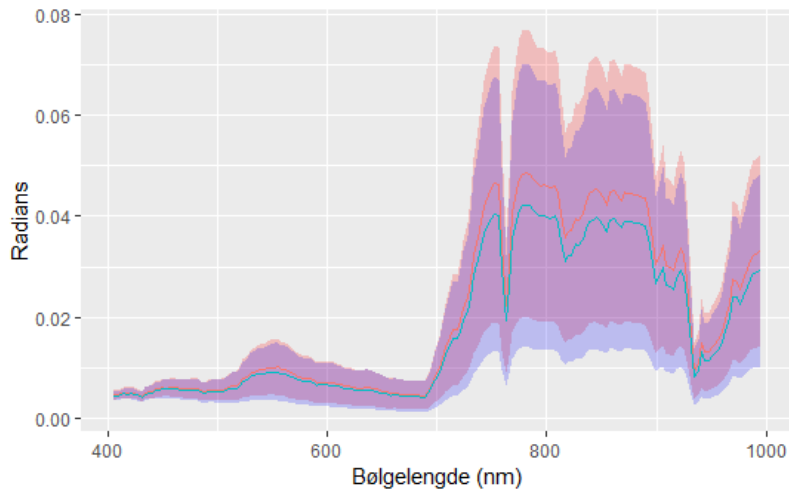
Resultatet fra den logistiske regresjonen vil uttrykke andelen trær med råte og friske trær som er klassifisert innen korrekt klasse. Modellen kan klassifisere feil gjennom at den klassifiserer råte når treet egentlig er friskt, eller den klassifiserer treet til friskt mens treet egentlig er infisert av råte. Det vil si fire mulige klasser, hvorav to er korrekt klassifisert; sann positiv eller sann negativ. For den logistiske modellen er en avhengig av en grenseverdi for klassifiseringen, og hver piksel blir tilegnet en sannsynlighet fra 0-1. Grenseverdien som i dette tilfellet er satt til 0,5, fører til at piksler som får verdier over 0,5 blir klassifisert som råte. Piksler som får verdier under 0,5 blir klassifisert som frisk. Resultatene fra klassifiseringen kommer frem gjennom forvirringsmatrisen. Denne matrisen er viktig for beregningen av flere statistiske mål for overenstemmelse i modellen, blant annet Cohens Kappakoeffisient. Denne koeffisienten uttrykker reliabiliteten mellom den observerte og predikerte, og sier dermed noe om hvor god overenstemmelsen er mellom disse. Den tar hensyn til at resultatet for enkelte klassifiseringer kan skyldes antagelser grunnet usikkerhet. Koeffisienten uttrykkes i en tallverdi mellom -1 og +1, hvorav +1 er det optimale resultatet (McHugh, 2012).

En annen viktig parameter som kan brukes for å evaluere modellen er arealet under ROC kurven. ROC betyr «Receiver operating characteristic curve», og arealet under denne kurven sier noe om modellens evne til å diskriminere, i dette tilfellet hvor god den er til å skille mellom råte og ikke råte. Arealet som estimeres er mellom 0,5 og 1, der 0,5 betyr at det er like mange feilklassifiseringer som korrekte klassifiseringer (Chrzanowski, 2014).

3.0 Resultat

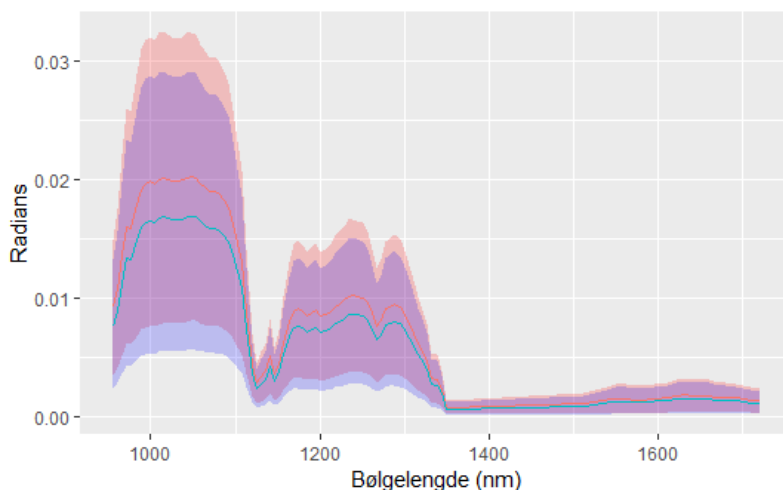
3.1 Radiansverdier

Gjennomsnittlige radiansverdier for trær i studieområdet viste at friske trær har en høyere verdi enn trær med råte, spesielt i området 750 til 995 nm (VNIR). Dette gjelder alle lokaliteter under ett, med 346 trær med råte mot 665 trær uten råte. Det kommer frem av figur 6 at variasjonen i de registrerte radiansverdiene er stor, både for trær med og uten råte.



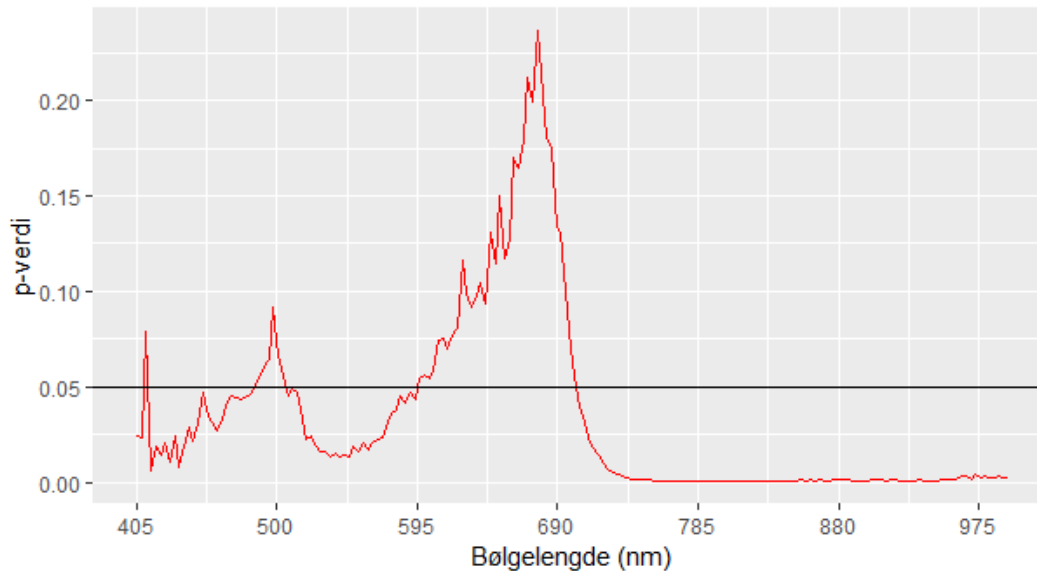
Figur 6. Gjennomsnittlige radiansverdier for alle bølgelengdebånd i nanometer (nm) for VNIR, med standardavvik for bølgelengder 405 til 995 nm. For trær uten råte (rød) og trær med råte (blå).

For SWIR-data er trenden noe av den samme som for VNIR. Det er en forskjell i gjennomsnittet av spektralsignaturene for trær med og uten råte. Også her er variasjonen stor. De gjennomsnittlige radiansverdiene er observert for bølgelengde 900 til 1725 nm i figur 7.



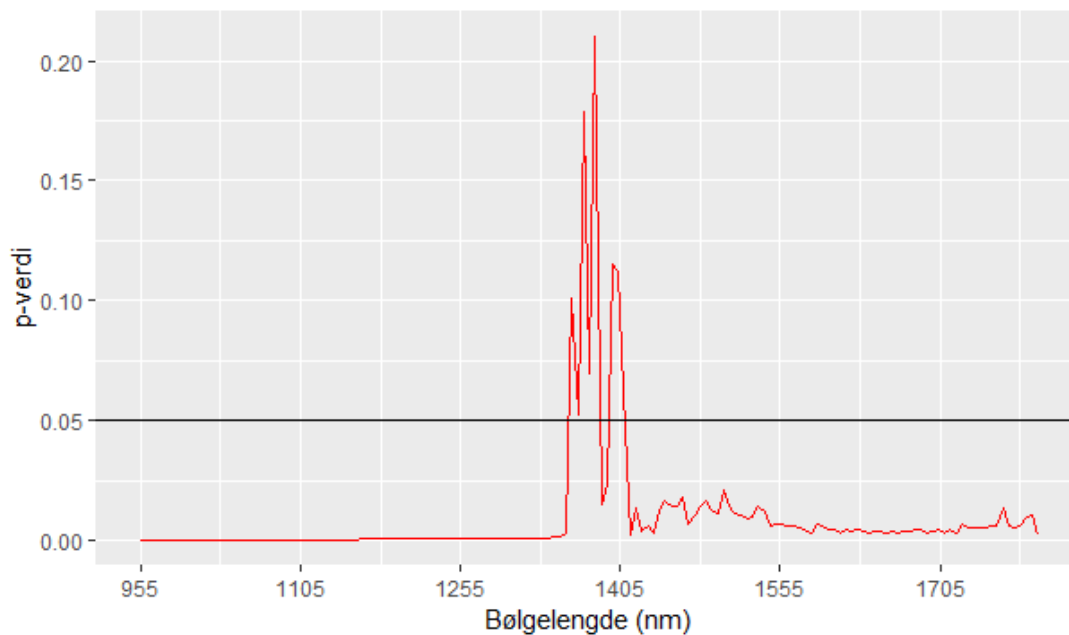
Figur 7. Gjennomsnittlige radiansverdier alle for bølgelendebånd i nanometer (nm) for SWIR, med standardavvik for bølgelengder 900 til 1725 nm. Trær uten råte (rød) og trær med råte (blå).

Resultatet fra t-tester for VNIR-datasettet for alle observasjoner viste signifikante forskjeller i radiansverdier mellom trær med råte og friske trær i enkelte bølgelengder. Signifikans ble observert for bølgelengder 415-485, 515-595 og >700 nm (figur 8).



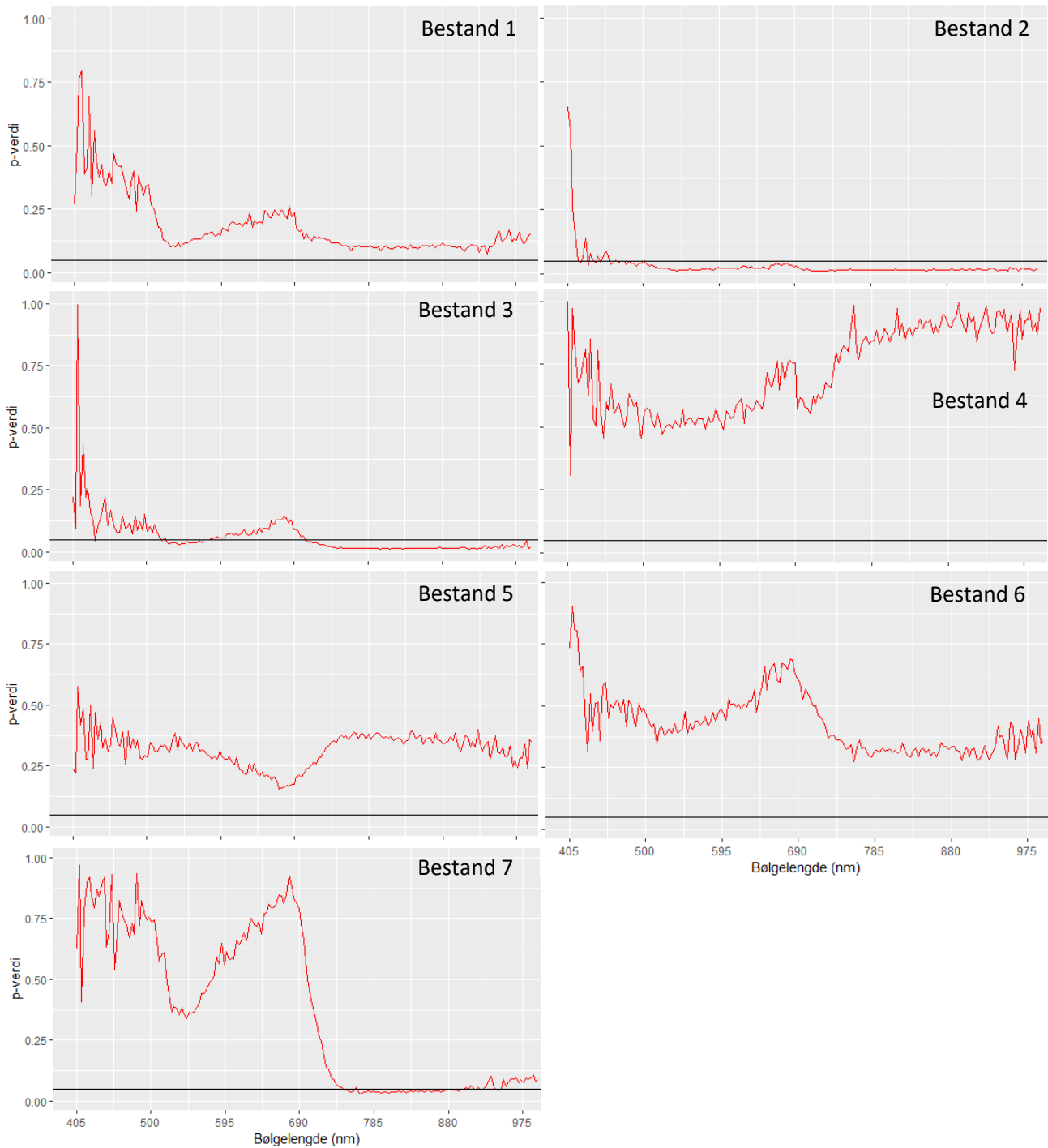
Figur 8. *P*-verdier for trær med og uten råte, fra bølgelengde 405 til 995 nm, antall trær med råte (n=346) og uten råte (n=665), signifikans hvis $p < 0,05$, for Welchs t-test.

T-tester gjennomført for SWIR-data for alle observasjoner viste også signifikante forskjeller mellom trær med og uten råte. Signifikans ble observert i bølgelengdeintervallene 955-1350 nm og 1405-1780 nm (figur 9).



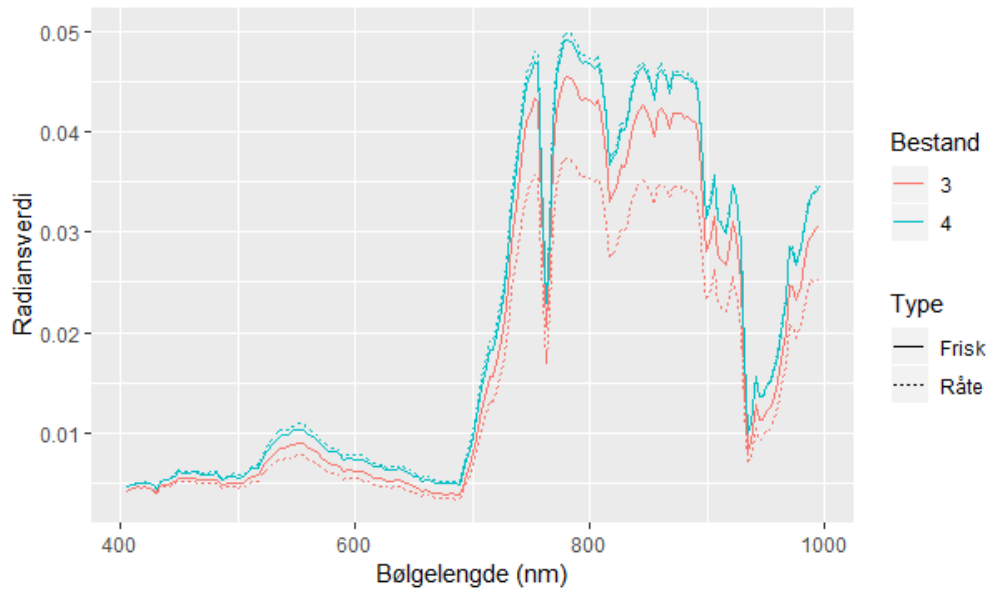
Figur 9. *P*-verdier for SWIR-data for trær med uten rate. For bølgelengde 955 – 1804 nm. Antall trær med råte (n=260) og trær uten råte (n=481). Signifikans hvis $p < 0,05$, for Welchs t-test.

Det ble også gjennomført t-tester for bestandene individuelt (figur 10), og resultatene viste at noen av bestandene hadde samme trend som for figur 8, mens enkelte bestand hadde resultater som avviker fra dette. For bestand 1 var trenden lik, men bestandet hadde ingen signifikante forskjeller i spektralsignaturen mellom trær med og uten råde. For bestand 2 viste resultatene signifikante forskjeller i spektralsignaturene for trær med og uten råde. I dette bestandet var mengden signifikante verdier større enn for alle bestandene samlet. Bestand 3 viste også signifikante forskjeller, men i mindre grad enn bestand 2. Dette bestandet viser igjen den samme trenden i p -verdier som figur 8. Bestand 4 og 5 hadde ingen signifikante forskjeller i spektralsignaturen mellom trær med og uten råde. For disse bestandene viste også trenden for p -verdiene seg annerledes. Bestand 6 hadde heller ingen signifikante forskjeller i spektralsignaturen. Bestand 7 viste igjen signifikante forskjeller i spektralsignaturen for trær med og uten råde, men kun på bølgelengder mellom 760 - 880 nm. Som det fremkommer av figurene i figur 10 er det for enkelte bestand trender i p -verdiene som avviker fra datasettet som en helhet (figur 8). Bakgrunnen for dette avviket kan skyldes at andre faktorer enn råde påvirker de registrerte verdiene. I figur 11 kommer det frem at gjennomsnittet for spektralsignaturen i bestand 4 for trær med og uten råde er tilnærmet like; ikke signifikante. Mens det for bestand 3 er signifikante forskjeller i spektralsignaturen for trær med og uten råde. For bestand 4 kan det dermed se ut til at det er andre faktorer enn råten som påvirker spektralsignaturen, det er ingen signifikante forskjeller, samt at trenden for p -verdier avviker fra det som er observert for de andre lokalitetene.

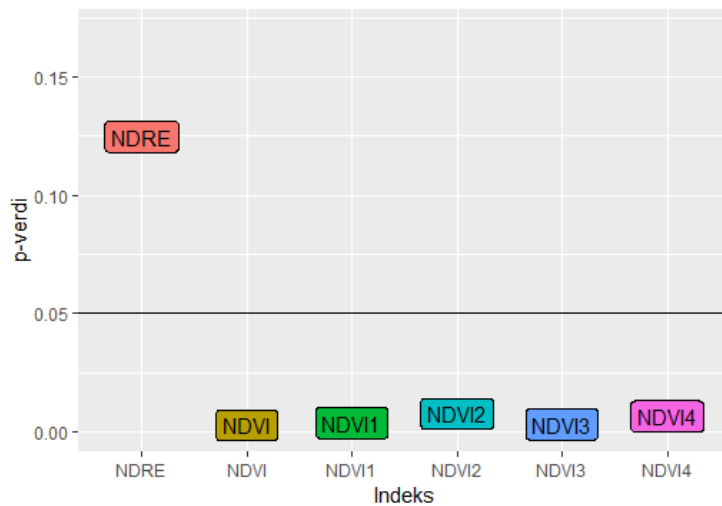


Figur 10. *P-verdier* for forskjeller i radiansverdier for trær med og uten råde for bølgelengde 405-995 nm (VNIR). For bestand 1-7, bestand 1, n=18 trær med råde, n=34 trær uten råde. Bestand 2, n=26 trær med råde og n=49 trær uten råde. Bestand 3, n=115 trær med råde og n=209 trær uten råde. Bestand 4, n=80 trær med råde og n=97 trær uten råde. Bestand 5, n=60 trær med råde og n=116 trær uten råde. Bestand 6, n=7 trær med råde og n=41 trær uten råde. Bestand 7, n= 41 trær med råde og n=118 trær uten råde. Svart vannrett linje illustrer signifikant *p*-verdi 0,05.

Det viste seg at radiansverdiene for trær med og uten råde forløper seg forskjellig mellom bestand 4 og hva som ble observert i bestand 3 og samlet. En oversikt over bestandsegenskaper (figur 3) ga ikke noe konkret svar på dette avviket. Bestandsvariabler fra skogbruksplan (tabell 2) viste heller ingen egenskaper som skiller bestand 4 fra resterende bestand.



Figur 11. Gjennomsnittlige radiansverdier for trær med og uten råde i bestand 3 og 4.



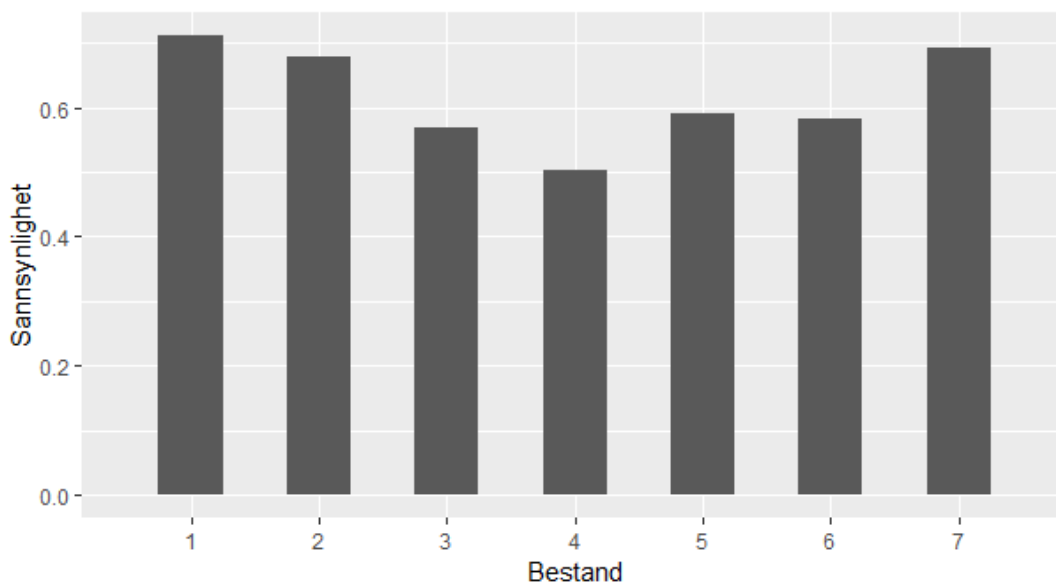
Figur 12. *P-verdier* for forskjeller mellom vegetasjonsindekser for trær med og uten råde. $NDRE_{(750,705nm)}$, $NDVI_{(810,680nm)}$, $NDVI1_{(810,450nm)}$, $NDVI2_{(810,560nm)}$, $NDVI3_{(560,450nm)}$ og $NDVI4_{(795,656nm)}$,

Det ble også gjennomført t-tester for NDVI for å undersøke forskjellen i vegetasjonsindekser for trær med og uten råde. Det viste seg at det var signifikante forskjeller mellom vegetasjonsindeksene, men det ble ikke funnet noen signifikant forskjell i red edge-indeksen (NDRE) (figur 12).

3.2 Prediksjonsmodell

Det ble testet en modell for logistisk regresjon, samt maskinlæringsalgoritmen Random Forest. Den logistiske regresjonsmodellen leverte en klassifiseringsnøyaktighet på 55,4 %, Cohens Kappa: 0,0083 og area under the ROC curve: 0,51. Modellen valgte ut de bånd som viste seg som de viktigste variablene for predikering av råte.

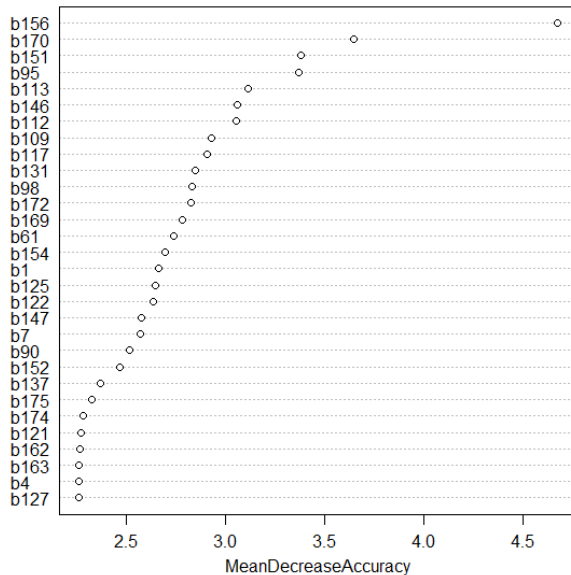
Random Forest-algoritmen leverte en modell som presterte bedre enn den logistiske regresjonsmodellen. Random Forest ble brukt på hele datasettet samlet, samt på enkeltbestand. På hele datasettet samlet leverte modellen en nøyaktighet på 59 %, Cohens Kappa: 0,1 og area under ROC curve: 0,55. Random Forest utført bestandsvis viste et annet resultat, med ulik nøyaktighet for ulike bestand (figur 13). De høyeste sannsynlighetene for korrekt klassifisering ble observert i bestand 1 og 7, med sannsynligheter på 71 og 69 %. De laveste sannsynlighetene for korrekt klassifisering ble observert i bestand 3 og 4, med henholdsvis 57 og 51 %. Det viste seg at det var forskjeller i hvor god modellen var til å skille mellom trær med og uten råte i ulike bestander. Det kan se ut til at resultatet fra t-tester og Random Forest samsvarer til en viss grad. Ut ifra figur 10, ser det ut til at det for t-tester med signifikans og samme trend som figur 8, predikeres råte med en høyere nøyaktighet. Det ble ikke oppnådd økt klassifiseringsnøyaktighet ved bruk av normaliserte radiansverdier.



Figur 13. Random Forest tilpasset enkeltbestand. Sannsynlighet for at klassifisert tre er korrekt klassifisert.

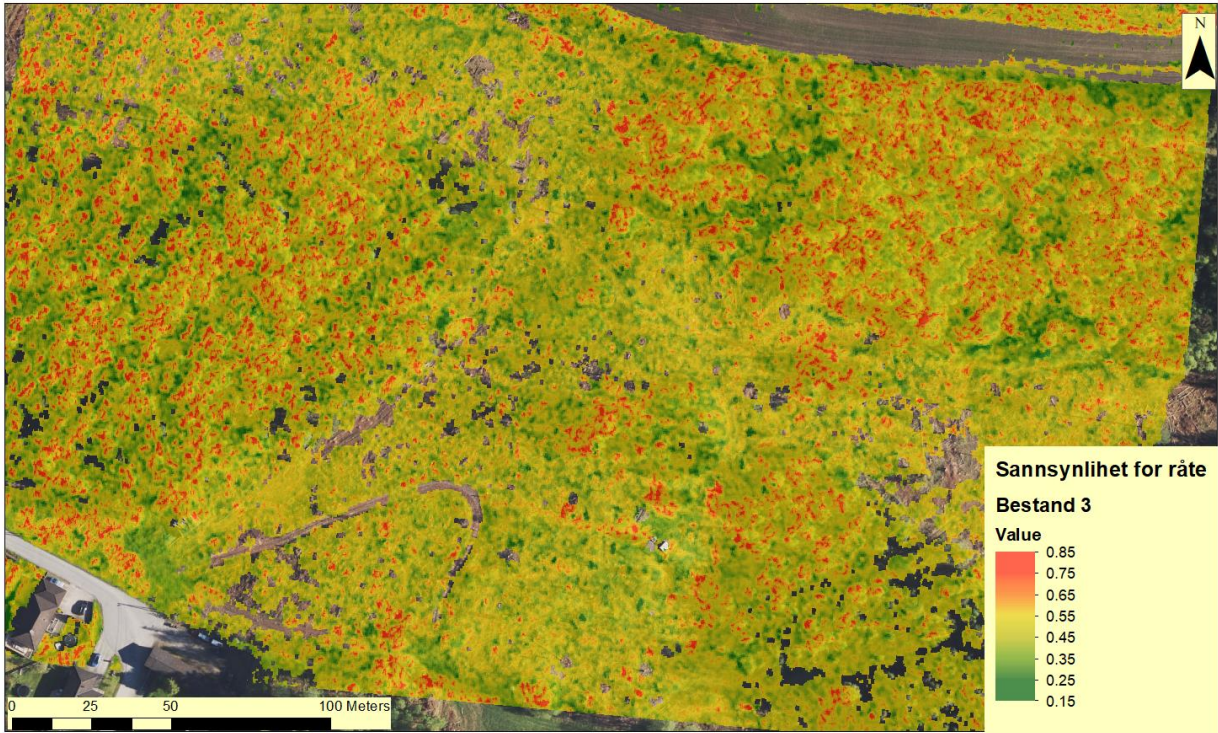
Ved gjennomføringen av klassifiseringen har forskjellige variable, i dette tilfellet bånd, ulike bidrag til nøyaktigheten til modellen. For Random Forest på alle bestand viste bånd 899, 944,

833, 705 og 762 nm seg viktige for korrekt klassifisering av råte. «Mean decrease accuracy» beskriver viktigheten av en variabel, i dette tilfellet hvor mange flere trær som blir feilklassifisert som følge av at vi fjerner en uavhengig variabel. For eksempel vil fjerning av bånd b156/899nm føre til at 4,7 flere trær blir feilklassifisert (figur 14).



Figur 14. Viktigheten av variabler brukt i Random Forests beslutningstre for alle lokaliteter. B156 betyr bånd 156, i dette tilfellet er alle båndene telt kontinuerlig fra b1-b186, hvorav b1=495nm og b186=995nm.

Random Forest-modellen som ble utarbeidet på datasettet i studien ble deretter benyttet til å predikere råte. Modellen benytter radiansverdiene registrert i det hyperspektrale bilde som input, og sannsynligheten for at det treet som dekkes av en spesifikk piksel er infisert av råte predikeres. For å fjerne uønskete objekter i bilde, som for eksempel veier, hus eller ikke-vegetasjon, blir det kalkulert en NDVI, og de pikslene med en verdi under 0,6 ble fjernet. Eksempel på hvordan et slikt kart ser ut kan ses i figur 15.



Figur 15. Råteprediksjon i bestand 3. Sannsynlighet for at tre dekket av piksel er infisert av råde. Bilde justert etter gjennomsnittet av de 3 nærliggende piksler.

4.0 Diskusjon

Resultatene fra denne studien viser at det er en forskjell i spektralsignaturen for trær med og uten råte. Det kan se ut til at forskjellen kun viser seg i enkelte deler av det elektromagnetiske spektrumet, og at det kan forekomme variasjoner mellom lokaliteter. Variasjonen i radiansverdier, både for friske trær og trær med råte, fører til at det er vanskelig å etablere en fast regel for å skille mellom trær med og uten råte. Denne utfordringen gjelder både ved bruk av VNIR- og SWIR-data, men SWIR-data har ytterligere utfordringer. SWIR har en mindre romlig oppløsning, samt at bølgelengdeintervallet som denne sensoren benytter seg av er utsatt for mer støy. Dette er utfordringer som også viser seg gjeldene i studien til Dalponte et al. (2013) hvor tilsvarende hyperspektrale data ble benyttet. SWIR-data registrert i denne studien bar også preg av å være mangelfulle, da det for mange piksler ikke ble registrert radiansverdier for enkelte bølgelengdebånd. Dette førte til at mengden observasjoner ble redusert slik at det ikke var mulig eller hensiktsmessig å gjennomføre statistiske tester for enkeltbestand. SWIR-sensoren registrer spektralverdier i et spekter hvor påvirkning fra lysabsorpsjon fra vanndamp og atmosfæriske gasser er høyere, dette sammen med lavere relativ refleksjon fra planter fører til utfordringer i registrering av data (Große-Stoltenberg et al., 2016).

Det ble gjennomført t-tester for samtlige bånd for VNIR, både samlet og bestandsvis. Samlet ble det observert at det for enkelte bånd var signifikante forskjeller for trær med og uten råte. Denne signifikansen kan kun ses i enkelte bånd eller båndintervaller. Bakgrunnen for den signifikante forskjellen kan være flere faktorer. Råte kan være en av disse faktorene, spesielt med tanke på hvordan råte påvirker vekst og utvikling som sett i studiene til Bendz-Hellgren og Stenlid (1995) og Bendz-Hellgren og Stenlid (1997). Det ble for datasettet samlet observert signifikante forskjeller i intervallet 415-485 og 515-593 nm. I det synlige spekteret tilsvarer dette en forskjell i den blå og grønne delen av fargespekteret (Smith, 2000). I dette intervallet kommer fargepigmentene i nålene til syne, og en endring i fargepigmenter kan vise til forskjeller i plantens fotosyntese. Endringer i fotosyntesen kan igjen komme av mangel i en eller flere innsatsfaktorer. Råten som angriper gjennom trærnes røtter og stubbe kan påvirke opptaket av disse innsatsfaktorene, og dermed treets mulighet til å ta opp vann. Det ble også observert signifikante forskjeller i bølgelengder over 700 nm. I dette området går vi ut av det synlige røde spekteret og inn i det infrarøde (IR) spekteret (Smith, 2000). Dette er et spekter som er kjent for å kunne vise informasjon om plantestress. Forskjeller i dette området kan

være med på å avdekke forskjeller i plantens helsetilstand og kan derfor indikere at treet er angrepet av råte, men utslag på denne stressfaktoren kan også skyldes andre abiotiske faktorer. For t-tester gjennomført på SWIR-data kommer også her forskjellene i IR-spekteret frem. I bølgelengdeområdet rundt 1400 nm, ble det ikke observert signifikante forskjeller da radiansverdiene rundt disse bølgelengdene ofte blir påvirket av lysabsorpsjonen fra vanddamp (Peng et al., 2003). Dette stemmer overens med hva som er funnet av Pan et al. (2014) i sin studie om skadegjørere hos bartrær. I det elektromagnetiske spekteret blir bølgelengdene rundt 700 nm omtalt som red edge (Altmann, 2009). Det ble i denne studien ikke observert noen signifikante forskjeller i red edge-indeksen for trær med og uten råte (se figur 12). Red edge-indeksen gir en indikasjon på nålenes absorpsjonsevne for klorofyll, og mangel på signifikans kan bety at råtens påvirkning ikke er stor nok til å gi signifikante forskjeller på delen av treet som er registrert i denne studien. En faktor som kan påvirke dette, er hvor stor del av kronen som er analysert. I denne studien ble bare pikselverdiene for pikselen som dekket senterpunktet av stubben benyttet. Dersom en større del av kronen hadde vært benyttet, kunne resultatet blitt annerledes. Erfaringer fra tidligere studier viser også at utvelgelse av bånd ikke alltid er direkte sammenlignbar fra studie til studie (Dalponte et al., 2013; Leckie et al., 2004). Forskjeller i de normaliserte NDVI-indeksene korresponderer ellers med hva som er observert i studiet til Näsi et al. (2018) som omtaler skadede eller stressede grantrær. I studien til Leckie et al. (2004) viser også disse båndene seg som de som best egnet til å skille ut friske og stressede trær.

T-tester utført på bestandene individuelt viser mange av de samme trekkene, men enkelte bestand skiller seg ut fra det som ble observert for datasettet som helhet. For bestand 1, 2, 3, 6 og 7 kan vi se at trenden i p -verdier er lik det som ble observert for datasettet som en helhet. Selv om det ikke ble observert signifikante verdier for alle bestandene, er trenden i p -verdiene lik. Årsaken til at det ikke ble observert signifikante verdier kan skyldes flere faktorer. Den store variasjonen i radiansverdier kan føre til at det blir utfordrende å oppnå signifikante forskjeller. Variasjonen i spektralsignaturer er noe som også tidligere er observert i studier av hyperspektrale data. Variasjonen skyldes ofte flere faktorer. I litteraturen vises det til flere slike faktorer, og noen av de viktigste anses å være endrede lysforhold, topografi og atmosfæriske effekter, men også materialsammensetningen er viktig (Hong et al., 2019; Parra et al., 2000). Dette, sammen med få observasjoner i enkeltbestand, kan føre til at datagrunnlaget i noen tilfeller kan bli svakt. Dette indikerer at antall trær med og uten råte per

bestand bør være høy for å kunne avdekke statistisk signifikante forskjeller ved bruk av hyperspektrale data.

Bestand 4 skilte seg ut fra de resterende bestandene. Trenden til de observerte p -verdiene indikerer at det for dette bestandet kan være andre faktorer enn råten som påvirker spektralverdiene. I Norges geologiske undersøkelse sin informasjon om berggrunn og jordsmonn (tabell 2) avviker dette bestandet fra resterende. Jordsmonnet er karakterisert som forvittringsmateriale med en gradvis overgang til fast fjell. Et tynt jordsmonn av denne typen kan føre til at bestandet er mer utsatt for tørke enn de andre bestandene. En kan derfor anta at dette er en faktor som kan påvirke radiansverdier registrert i dette bestandet. Hvis trær i bestandet er stresset av vannmangel, kan påvirkningen råten har på radiansverdiene bli undertrykt av denne tilstanden. Dette er også noe Clark et al. (2005) observerte i sitt studie, hvor spektralradiansen ble påvirket av vannmengden i bladene eller nålene.

Hyperspektrale kamera registrerer en reflektert elektromagnetisk stråling fra det objektet som fotograferes. Den mottatte radiansen fra det registrerte objektet kan derfor påvirkes av flere faktorer, blant annet atmosfæriske effekter og sensorstøy. Kalibreringen av sensoren i forkant av flygning vil derfor være viktig for at sensoren skal kunne registrere den korrekte radiansen. Det er derfor tenkelig at det for dette bestandet kan være støy som påvirker radiansverdiene som registreres. Det kan også forekomme påvirkninger fra bestandets feltsjikt, avhengig av for eksempel kronetettheten i bestandet. Omkringliggende areal kan også påvirke det registrerte området ettersom vegetasjon eller trær kan reflektere lys inn i området som registreres. Dette er faktorer som beskrives i flere studier, blant annet Rasti et al. (2018) og Aiazzi et al. (2006), men også poengtert i Headwall Photonics og Panalytical (2016). Bestandets plassering kan også påvirke radiansverdiene som registreres. Forskjeller kan forekomme gjennom bestandets helning eller helningsretning, som igjen kan påvirke resultatene ettersom solinnstråling og skygger vil variere i sammenheng med solens plassering. Dette kan igjen endre hvordan lyset reflekteres fra trekronene og opp til sensorene. Dette er momenter som blant annet nevnes i artikkelen til Lowe et al. (2017). Registreringstidspunkter for hyperspektrale data ble også undersøkt (tabell 4). Bestand 3 og 4 ble registrert på samme dag, tidspunkt for flygning i bestand 3 var klokken 08.57. For bestand 4 ble flygning gjennomført på samme dag klokken 09.15. Det er derfor grunn til å tro at

forholdene for registreringen av bestand 3 og 4 var tilnærmet like. I følge Vetle Jonassen TerraTec AS (e-post, 25.03.19) har det blitt gjort flere forbedringer på sensoren etter gjennomføringen av denne datainnsamlingen. Forbedringene omfatter i hovedsak sensorens posisjoneringspresisjon og estimering av opptaksparametere.

Det ble også undersøkt hvorvidt den skoglige sammensetningen i bestand 4 varierte sammenlignet med andre bestand. Variasjoner i bestandets egenskaper, som treantall, grunnflate eller bonitet, kan tenkes å ha en påvirkning på hvor lett forskjeller i spektralradiansen kan oppdages. Relativ råtediameter i forhold til stubbediameter, råtefrekvens og diameterfordelingen i de ulike bestandene ble sammenlignet. Det så ikke ut til å være store forskjeller i bestandsegenskapene som kunne forklare disse avvikene. På grunn av manglende informasjon fra taksten i 2016 var det ikke mulig å få fullverdig informasjon om alle bestander på avvirkningstidspunktet. Bestandsvariabler registrert i den tidligere taksten inneholdt ikke like mye informasjon som den nyere taksten, og det var derfor ikke mulig å sammenligne alle variablene.

Modellene som ble tilpasset datasettet i denne studien viste varierende resultater. Den logistiske regresjonsmodellen viste en klassifiseringsnøyaktighet på 55,4 %. Modellen leverte en relativt lav kappaverdi på 0,0083. Random Forest-modellen viste samlet et bedre resultat med en klassifiseringsnøyaktighet på 59 %, samt en kappa på 0,1. Modellens prestasjoner viser at den ikke fungerer tilfredsstillende for å kunne klassifisere mellom råte og ikke råte ved hjelp av datasettet og variablene samlet i denne studien. Bakgrunnen for den lave nøyaktigheten kan være flere momenter, og den store variasjonen i de registrerte radiansverdiene er en av dem. Dette gjør at variablene som modellen benytter seg av ikke effektivt klarer å skille mellom håndfaste indikatorer på råte.

Random Forest-modellens nøyaktighet varierte når modellen ble tilpasset bestandsvise data, den beste nøyaktigheten ble observert i bestand 1 og 7 med nøyaktigheter på 71 og 69 %. Dette kan tyde på at modellen i enkelte bestand har et bedre potensiale til å kunne predikere eller klassifisere råte ut i fra radiansverdier i forskjellige bånd. Disse bestandene viste også tydeligere forskjeller i radiansverdiene for trær med og uten råte. Den store variasjonen som

viser seg både for friske trær og for trær med råte gjør at det er utfordrende å tilpasse en modell for å klassifisere råte. Dette, sammen med mengden observasjoner, er viktige faktorer for å tilpasse en modell som skal gi gode resultater. Små spektrale forskjeller og overlapping mellom klasser gjør klassifiseringen utfordrende. Dette er erfaringer som også viser seg gjeldene i studiet til Leckie et al. (2004) og Kankaanhuhta et al. (2000).

Bakgrunnen for at modellen ikke presterte tilfredsstillende kan være andre faktorer enn variasjon i spektralradiansen. Punktene registrert i felt viste god nøyaktighet på posisjoneringen, og denne posisjoneringen er viktig for å knytte korrekt informasjon til korrekt tre. Ettersom all informasjon i felt ble registrert manuelt, er det også en mulighet for feilpunching. Selv om punchede verdier ble korrekturlest er det alltid en mulighet for feilregistreringer. Samtlige stubber ble fotografert og nummerert, og det var derfor mulig å dobbeltsjekke observasjoner i etterkant. En av ulempene med å registrere informasjon om skogen etter avvirkning er at en ikke får feltinformasjon om den stående skogen. Et tre som er 25 m høyt står ikke nødvendigvis rett. For et lutende tre vil dette føre til at kronens senterpunkt ikke nødvendigvis sammenfaller med stubbens senterpunkt. Dette er faktorer som en trekronesegmentering vil kunne fange opp og korrigere. En trekronesegmentering vil etablere krongrensene, og disse grensene kan benyttes til å flytte det registrerte punktet fra en ytterkant og inn til senter av kronen (Dalponte et al., 2014). Det ble også vurdert å ta i bruk en buffer av det feltregistrerte punktet for å kunne innhente informasjon for en større del av trekronen. Dette ble ikke gjennomført på grunn av risiko for å inkludere objekter som ikke er en del av trekronen eller risiko for å inkludere andre trekroner. Konsekvensen ved å inkludere uønskede objekter vil være en forstyrrelse av den radiansverdien en ønsker å registrere for det spesifikke treet. Det vil derfor være av interesse for et videre studie at skogen inspiseres før avvirkning. Registrering av visuell kronetilstand og tilstandsvariabler vil kunne gi bedre muligheter for ytterligere forklaring av variasjonen i spektralradiansen.

Registrering av råte på stubber etter hogst gir et bedre grunnlag for registrering av råte enn ved stående skog. Rotråten vil med sin karakteristiske opptreden relativt lett kunne skilles fra andre råtetyper. En ulempe med denne registreringen er at en ikke får informasjon om annen potensiell råte. For eksempel toppråtesoppen (*Stereum sanguinolentum*) er kjent for å infisere både toppbrekk og sår som kommer gjennom kvistbrekk eller tynningsskader. En

råteregistrering på stubber etter hogst vil i mange tilfeller overse denne råten, særlig i de tilfeller infeksjonspunktet er i kronen eller lenger opp på stammen (Solheim, 2010). Råtefrekvensen for toppråtesoppen er på den andre siden lav, og i en studie om råteoversikt i 1353 stubber av gran viste frekvensen av toppråtesopp å være på rundt 3 % (Solheim et al., 2017).

Dersom man kombinerer hyperspektrale data med ALS-data, kan man trolig forbedre muligheten til å predikere råte. ALS-data har vist seg gjeldende som en god metode for å kunne isolere trekroner (Dalponte et al., 2014; Kandare et al., 2017b). Ved å sammenstille ALS-data og hyperspektrale data har en muligheten til å etablere presise trekroneavgrensninger og dermed få et bedre grunnlag for å innhente mer informasjon per tre. Datainnsamlingen av både ALS- og hyperspektrale data kan gjennomføres på samme flygning, og dette er fordelaktig for kostnadene i prosjekter hvor datakildene skal kombineres.

Ved avveininger om valg av sensor vil det i ut i fra erfaringer fra dette studiet være VNIR-data som bør prioriteres da denne sensoren virker mest stabil for registrering over større arealer, og det forekommer mindre støy i dataene. Dette stemmer også overens med hva som ble observert i studiet til Dalponte et al. (2013). SWIR-sensoren har utfordringer ved registrering i bølgelengder over 1500 nm. Her er den relative reflektansen fra planter lavere og diskriminering mellom de ulike klassene er utfordrende (Große-Stoltenberg et al., 2016). SWIR-sensoren viser på andre siden lovende resultater på t-tester, og ved korrekt kalibrering er det også potensiale for at denne sensoren kan bidra med viktig informasjon for differensiering mellom trær med og uten råte.

Bruk av hyperspektrale data medfører håndtering av store mengder informasjon. Filtrering og behandling av informasjon er derfor viktig, og arbeidskrevende. Den store mengden bånd og piksler gjør det utfordrende å velge ut de variablene som bidrar med den beste informasjonen. Det bør derfor legges vekt på å skille ut de båndene som vil kunne bidra med den beste informasjonen for å belyse et tema. Ettersom datamengden er stor, vil innsamling av data på større arealer føre til utfordringer med tanke på behandling og prosessering. Det bør derfor for videre studier rettes fokus mot å indentifisere de deler av det elektromagnetiske spektrum som

endres ved at et tre er infisert av råte. Det er viktig at man i denne prosessen ikke utelukker annen potensiell relevant informasjon. Tidligere erfaring ved bruk av hyperspektrale data har vist at det for ulike datainnsamlinger ofte kan være variasjoner i hvilke bånd som bidrar med den ønskede informasjonen (Leckie et al., 2004).

Det kan være flere faktorer ved datainnsamlingen som kan bidra til et bedre resultat. Økt romlig oppløsning vil muligens kunne forbedre resultatet med tanke på diskriminering mellom trær med og uten råte. Dette vil kunne føre til at hvert tre vil inneholde flere piksler, noe som igjen øker mengden informasjon per tre. Dette forutsetter at det benyttes en metode hvor et tre klassifiseres ut ifra verdien i flere piksler per tre. Fordelen ved dette vil være at en registrerer mer informasjon per tre uten at risikoen for å inkludere andre objekter øker. Med dagens utstyr krever dette at flyhøyden reduseres. Når flyhøyden reduseres, blir arealet som registreres per flygelinje mindre. Dette vil igjen føre til at kostnadene ved registreringen øker, og det må derfor vurderes om økt informasjonsgrad er verdt merkostnaden. I studiet til Näsi et al. (2018) som omhandler granbarkbillen, sammenlignet de klassifiseringen ved to registreringsmetoder; en finere registrering ved hjelp av drone og en registrering ved hjelp av fly. Begge registreringene ble gjort med samme kamera med tilnærmet samme innstillinger. Flyregistreringen hadde en pikselstørrelse på 50×50 cm, mens droneregistreringen hadde en størrelse på 12×12 cm. Bruken av data med høyere oppløsning økte klassifiseringsnøyaktigheten fra 73 % til 81 %, og medførte en økning i kappaverdi på 0,14. Det kan med andre ord være potensiale for å øke klassifiseringsnøyaktigheten ved høyere romlig oppløsning. Ved videre utvikling av metoden, innsamling og prosessering av hyperspektrale data vil det kanskje være mulig å predikere råte med høy presisjon. Med bakgrunn i dette vil det være mulig å fremstille kart hvor sannsynligheten for råte og dens fordelingen i skogen kommer frem. Rotråtens spredningsdynamikk fører ofte til at den opptrer i ansamlinger i bestandet, gjerne med de sterkeste symptomene i senter av råteansamlingen. Det vil derfor være av interesse å kunne påvise disse råtesentrene. Ved å kunne identifisere disse vil det være enklere for skogeier å kunne prioritere avvirkning i områder med mye råte og dermed begrense sine økonomiske tap. Et kart som viser fordelingen av råte i skogen vil også kunne være viktig i foryngelsesprosessen. Her kan en for råtebefengte områder velge å plante et treslag som ikke blir infisert av den tilstedeværende sopparten, og på denne måten få et bedre utbytte av skogsmarka.

5.0 Konklusjon

Målet med denne studien var å undersøke potensialet for bruk av hyperspektral sensor for å kunne påvise råte i stående granskog. Resultatene tyder på at det er forskjeller i spektralsignaturen mellom friske trær og trær infisert av råte, men forskjellene er ikke alltid like tydelige. Årsaken kan finnes i flere faktorer, men det kan se ut til at variasjonen i den registrerte spektralsignaturen er relativt stor sammenlignet med forskjellen i den registrerte gjennomsnittssignaturen i et gitt bånd. Resultater fra bestandsvise t-tester viste at det i enkeltbestand ikke var signifikante forskjeller for trær med og uten råte, og at ytterligere faktorer kan påvirke den registrerte spektralsignaturen, både direkte og indirekte. Eksempler på slike faktorer kan være tørkestress, helning, geografisk plassering og edafiske forskjeller, men også atmosfæriske effekter.

Det ble tilpasset en logistisk modell og en Random Forest-modell med det formål å kunne klassifisere råte på bakgrunn av de registrerte spektralsignaturer. Samlet for alle bestand ga Random Forest-modellen det beste resultatet med en klassifiseringsnøyaktighet på 59 %. Bestandsvis leverte modellen et bedre resultat hvor det for enkeltbestand ble observert nøyaktigheter opp mot 71 %. Resultatene viser samlet at det er et potensiale for bruk av hyperspektrale data for påvisning av råte i granbestand, men metoden og fremgangsmåten må undersøkes nærmere for å komme frem til en god metode for registrering og behandling av data. Det bør undersøkes videre om man bør benytte informasjon fra en størst mulig del av kronen slik at det for det individuelle treet kan dannes en mer presis spektral signatur.

6.0 Referanser

- Aiazzi, B., Alparone, L., Barducci, A., Baronti, S., Marcoionni, P., Pippi, I. & Selva, M. (2006). Noise modelling and estimation of hyperspectral data from airborne imaging spectrometers. *Annals of Geophysics*, 49 (1). doi: 10.4401/ag-3141.
- Altmann, S. H. (2009). Use of satellite-derived hyperspectral indices to identify stress symptoms in an *Austrocedrus chilensis* forest infested by the aphid *Cinara cupressi*. *International Journal of Pest Management*, 55 (3): 197-206. doi: 10.1080/09670870902725809.
- Bendz-Hellgren, M. & Stenlid, J. (1995). Long-term reduction in the diameter growth of butt rot affected Norway spruce, *Picea abies*. *Forest Ecology and Management*, 74 (1): 239-243. doi: 10.1016/0378-1127(95)03530-N.
- Bendz-Hellgren, M. & Stenlid, J. (1997). Decreased volum growth of *Picea abies* in response to *Heterobasidion annosum* infection. *Canadian Journal of Forest reaserch*, 27 (1905): 1519-1524.
- Bollandsås, O. M., Ørka, H. O., Dalponte, M., Gobakken, T. & Næsset, E. (2019). Modelling Site Index in Forest Stands Using Airborne Hyperspectral Imagery and Bi-Temporal Laser Scanner Data. *Remote Sensing*, 11 (9): 1020.
- Braastad, H. (1975). *Norsk Skoghåndbok 2000: Produksjonstabeller for gran (Picea abies)*: Landbruksforlaget.
- Braastad, H. (1982). Naturlig avgang i granbestand. *Norsk institutt for skogforskning*, 82 (12).
- Carson, G., Manic, I., Pisarenco, M., Li, L., Reutersward, P. & Sandsten, M. (2006). *Detection of tree rot in living trees*. Eindhoven university of technology.
- Chrzanowski, M. (2014). Weighted empirical likelihood inference for the area under the ROC curve. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 147: 159-172. doi: 10.1016/j.jspi.2013.11.011.
- Clark, M. L., Roberts, D. A. & Clark, D. B. (2005). Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. *Remote Sensing of Environment*, 96 (3): 375-398. doi: 10.1016/j.rse.2005.03.009.
- Dalen, L. S. (2017). *Nye rekordtall for skogen i Norge*: NIBIO. Tilgjengelig fra: <https://www.nibio.no/nyheter/nye-rekordtall-for-skogen-i-norge> (lest 15.03.2019).
- Dalen, L. S. (2018). *Ny kunnskap skal redde skogen fra råte*. NIBIO. Tilgjengelig fra: <https://www.nibio.no/nyheter/ny-kunnskap-skal-redde-skog-fra-rate> (lest 22.11.2018).
- Dalponte, M., Ørka, H. O., Gobakken, T., Gianelle, D. & Næsset, E. (2013). Tree Species Classification in Boreal Forests With Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51 (5): 2632-2645. doi: 10.1109/TGRS.2012.2216272.
- Dalponte, M., Ørka, H. O., Ene, L. T., Gobakken, T. & Næsset, E. (2014). Tree crown delineation and tree species classification in boreal forests using hyperspectral and ALS data. *Remote Sensing of Environment*, 140: 306-317. doi: 10.1016/j.rse.2013.09.006.
- Donges, N. (2018). *The Random Forest Algorithm*, 31.01.2019. Towards Data Science
- Eid, T., Gobakken, T. & Næsset, E. (2004). Comparing stand inventories for large areas based on photo-interpretation and laser scanning by means of cost-plus-loss analyses. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19 (6): 512-523. doi: 10.1080/02827580410019463.
- GISGeography. (2018). *Multispectral vs. Hyperspektral imagery explained*. Tilgjengelig fra: <https://gisgeography.com/multispectral-vs-hyperspectral-imagery-explained/> (lest 09.01.2019).

- Gitelson, A. A. & Merzlyak, M. N. (1998). Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. *Advances in Space Research*, 22 (5): 689-692. doi: 10.1016/S0273-1177(97)01133-2.
- Grahn, H. & Geladi, P. (2007). *Techniques and applications of hyperspectral image analysis*. Hoboken, NJ: J. Wiley.
- Granus, A. & Hysten, G. (2016). Prosjektet «Råte i granskog – utbredelse og konsekvenser for valg av omløpstid». Sluttrapport. *NIBIO Rapport*, 2 (40).
- Greig, B. J. W. (1998). Field recognition and diagnosis of *Heterobasidion annosum*. I: *Heterobasidion annosum - Biology, Ecology, Impact and Control*, s. 35-42. Oxford: CAB International.
- Große-Stoltenberg, A., Hellmann, C., Werner, C., Oldeland, J. & Thiele, J. (2016). Evaluation of Continuous VNIR-SWIR Spectra versus Narrowband Hyperspectral Indices to Discriminate the Invasive *Acacia longifolia* within a Mediterranean Dune Ecosystem. *Remote Sensing*, 8 (4): 334.
- Headwall Photonics & Panalytical. (2016). *Airborne hyperspectral and ground-truth technologies*. Tilgjengelig fra: <http://www.analytik.co.uk/wp-content/uploads/2016/03/airborne-hyperspectral-and-ground-truth-technologies.pdf> (lest 26.03.2019).
- Hegre, H. (2011). *Logistisk regresjon: binomisk, multinomisk og rangert*. Universitet i Oslo: Institutt for statvitenskap. Upublisert manuskript.
- Hong, D., Yokoya, N., Chanussot, J. & Zhu, X. X. (2019). An Augmented Linear Mixing Model to Address Spectral Variability for Hyperspectral Unmixing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28 (4): 1923-1938. doi: 10.1109/TIP.2018.2878958.
- Hruska, J., Padua, L., Bessa, J. & Peres, E. (2017). Hyperspectral Imaging: A Review on UAV-Based Sensors, Data Processing and Applications for Agriculture and Forestry. *Remote Sensing*, 9 (11). doi: 10.3390/rs9111110.
- Huse, K. J., Venn, K. & Solheim, H. (1994). *Råte i gran registrert på stubber etter hogst vinteren 1992 = Stump inventory of root and butt rots in Norway spruce cut in 1992*. Stump inventory of root and butt rots in Norway spruce cut in 1992, b. 23/94. Ås: Skogforsk.
- Jørgensen, N. E., Solberg, S., Baarstad, I., Wagensteen, B., Bergsaker, E. & Solheim, H. (2007). *Registrering skogskader med hyperspektral skanner*. Upublisert manuskript.
- Kandare, K. (2017). *Fusion of airborne laser scanning and hyperspectral data for predicting forest characteristics at different spatial scales*. Doktoravhandling. Ås: Norwegian University of Life Sciences. Tilgjengelig fra: <https://static02.nmbu.no/mina/forskning/drgrader/2017-Kandare.pdf> (lest 23.01.2019).
- Kandare, K., Dalponte, M., Ørka, H. O., Frizzera, L. & Næsset, E. (2017a). Prediction of Species-Specific Volume Using Different Inventory Approaches by Fusing Airborne Laser Scanning and Hyperspectral Data. *Remote Sensing*, 9 (5): 400.
- Kandare, K., Ørka, H. O., Dalponte, M., Næsset, E. & Gobakken, T. (2017b). Individual tree crown approach for predicting site index in boreal forests using airborne laser scanning and hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 60: 72-82. doi: 10.1016/j.jag.2017.04.008.
- Kangas, A., Gobakken, T., Puliti, S., Hauglin, M. & Naesset, E. (2018). Value of airborne laser scanning and digital aerial photogrammetry data in forest decision making. *Silva Fennica*, 52 (1). doi: 10.14214/sf.9923.
- Kankaanhuhta, V., Mäkisara, K., Tomppo, E., Piri, T. & Kaitera, J. (2000). *Monitoring of diseases caused by Heterobasidion annosum and Peridermium pini in Norway spruce*

- and Scots pine stands by airborne imaging spectrometry*: Finnish Forest Research Institute. Upublisert manuskript.
- Korhonen, K. & Stenlid, J. (1998). Biology of *Heterobasidion annosum*. I: *Heterobasidion annosum - Biology, Ecology, Impact and Control*, s. 43-70. Oxford: CAB International.
- Landbrukskontoret på Hadeland. (2018). *Fakta om landbruket på Hadeland*. Landbrukskontoret på Hadeland, Lunner, Jevnaker & Gran.
- Larsson, B., Bengtsson, B. & Gustafsson, M. (2004). Nondestructive detection of decay in living trees. *Tree Physiology*, 24 (7): 853-858. doi: 10.1093/treephys/24.7.853.
- Leckie, D. G., Jay, C., Gougeon, F. A., Sturrock, R. N. & Paradine, D. (2004). Detection and assessment of trees with *Phellinus weirii* (laminated root rot) using high resolution multi-spectral imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25 (4): 793-818. doi: 10.1080/0143116031000139926.
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W. & Chipman, J. W. (2008). *Remote sensing and image interpretation*, b. Sixth Edition. Madison, WI: John Wiley & Sons, Inc.
- Lowe, A., Harrison, N. & French, A. P. (2017). Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress. *Plant methods*, 13 (80). doi: 10.1186/s13007-017-0233-z.
- McHugh, M. L. (2012). Interrater reliability: the kappa statistic. *Biochemia medica*, 22 (3): 276-282.
- Molin, N. (1957). Om *Fomes annosus* spridningsbiologi. *Meddelanden från Statens skogsforskningsinstitut*, 47 (3): 36.
- Moorthy, I., Miller, J. R. & Noland, T. L. (2008). Estimating chlorophyll concentration in conifer needles with hyperspectral data: An assessment at the needle and canopy level. *Remote Sensing of Environment*, 112 (6): 2824-2838. doi: 10.1016/j.rse.2008.01.013.
- NASA Earth Observatory. (2000). *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)*. Tilgjengelig fra: https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php (lest 17.01.19).
- Norges geologiske undersøkelse. (2015). *Løsmasse og Berggrunn*. Tilgjengelig fra: <https://www.ngu.no/emne/karttjenester> (lest 11.02.2019).
- Norsk elektro Optikk AS. (u.å.-a). *Hypex main Specifications*. Tilgjengelig fra: <https://www.hypex.no/products/> (lest 15.01.2019).
- Norsk Elektro Optikk AS. (u.å.-b). *HySpex VNIR-1800*. Tilgjengelig fra: https://www.hypex.no/products/vnir_1800.php#specifications (lest 09.01.19).
- Norsk Virkesmåling. (2002). *Vedtekter*. m3n.no: Norsk Virkesmåling. Tilgjengelig fra: www.m3n.no/om-oss/vedtekter/ (lest 30.11.18).
- Norsk Virkesmåling. (2015a). *Målereglement Massevirke*. m3n.no: Norsk virkesmåling. Tilgjengelig fra: http://www.m3n.no/wp-content/uploads/2017/09/B2_Maalereglement_massevirke.pdf (lest 30.11.2018).
- Norsk Virkesmåling. (2015b). *Målereglement Sagtømmer*. m3n.no: Norsk Virkesmåling. Tilgjengelig fra: http://www.m3n.no/wp-content/uploads/2017/09/B1_Maalereglement_sagtømmer.pdf (lest 30.11.2018).
- Näsi, R., Honkavaara, E., Blomqvist, M., Lyytikäinen-Saarenmaa, P., Hakala, T., Viljanen, N., Kantola, T. & Holopainen, M. (2018). Remote sensing of bark beetle damage in urban forests at individual tree level using a novel hyperspectral camera from UAV and aircraft. *Urban Forestry & Urban Greening*, 30: 72-83. doi: 10.1016/j.ufug.2018.01.010.
- Næsvold, B. H. (1989). *Forekomst av råte i eldre granskog : en undersøkelse under hogst og på hogstflatene i Nord-Trøndelag*. NTF-rapport (trykt utg.), b. 1989:1. Steinkjer.

- Pan, J., Ju, Y., Zhang, H. & Wang, X. (2014). Detection of *Bursaphelenchus xylophilus* infection in *Pinus massoniana* from hyperspectral data. *Nematology*, 16 (2014): 1197-1207. doi: 10.1163/15685411-00002846.
- Parra, L. C., Spence, C., Sajda, P., Ziehe, A. & Müller, K.-R. (2000). *Unmixing hyperspectral data*. Presentert på konferansen om: Advances in neural information processing systems.
- Peng, G., Ruiliang, P., Biging, G. S. & Larrieu, M. R. (2003). Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41 (6): 1355-1362. doi: 10.1109/TGRS.2003.812910.
- Photon etc. (u.å.). *Hyperspectral imaging*, 06.02.19.
<http://www.photonetc.com/hyperspectral-imaging>.
- Piri, T. (1996). The spreading of the S type of *Heterobasidion annosum* from Norway spruce stumps to the subsequent tree stand. *European Journal of Forest Pathology*, 26 (4): 193-204. doi: 10.1111/j.1439-0329.1996.tb00839.x.
- R Core Development Team. (2016). *RStudio: Integrated Development for R* (Versjon 1.1.453): RStudio.inc.
- Rasti, B., Scheunders, P., Ghamisi, P., Licciardi, G. & Chanussot, J. (2018). Noise reduction in hyperspectral Imagry: Overview and application. *Remote Sensing*, 3 (482). doi: 10.3390/rs10030482.
- Redfern, D. B. & Stenlid, J. (1998). Spore dispersal and infection. I: *Heterobasidion annosum - Biology, Ecology, Impact and Control*, s. 105-124. Oxford: CAB International.
- Ripley, B. (2018). *Mass* (Versjon 7.3-51.1): CRAN.
- Salberg, A.-B., Kermit, M., Rudjord, Ø., Gobakken, T., Næsset, E. & Aarsten, D. (2018). Tree species classification in Norway from airborne hyperspectral and airborne laser scanning data. *European Journal of Remote Sensing*, 51 (1): 336-351. doi: 10.1080/22797254.2018.1434424.
- Smith, W. J. (2000). *Modern Optical Engineering: The Design of Optical Systems*. 3 utg. New York: McGraw-Hill.
- Solheim, H. (2010). *Råtesopper - i levende trær*. Brosjyre fra Skog og Landskap: Skog og Landskap.
- Solheim, H., Granhus, A. & Scholten, J. (2017). *Råte i granbestand 20 år etter selektiv hogst*. I: NIBIO (red.). Ås: Nibio.
- Solli, P. G., Nilsen, J.-E. Ø., Bergsaker, E., Stuve, I., Rødland, K. A., Nordby, H. & Arnekleiv, G. (2013). *Skogbruksplanlegging - Formål, behov og organisering*. Landsbruksdirektoratet: Statens Landbruksforvaltning.
- Stamnes, V. S. G., Solberg, S. R. & Solheim, H. (2000). *En analyse av råtefrekvens i eldre granskog : ut fra skoglige, klimatiske og edafiske faktorer*. Rapport fra skogforskningen (trykt utg.), b. 17/00. Ås: Norsk institutt for skogforskning.
- Statistisk Sentralbyrå. (2018). *Landsskogstakseringen*. 31.08.2018 utg. 2017. Tilgjengelig fra: <https://www.ssb.no/jord-skog-jakt-og-fiskeri/statistikker/lst> (lest 30.11.2018).
- Statistisk Sentralbyrå. (2019). *Avvirkning av industrivirke for salg 2018*. Tilgjengelig fra: <https://www.ssb.no/jord-skog-jakt-og-fiskeri/artikler-og-publikasjoner/aldri-hogd-sa-mye-tommer-som-i-fjor> (lest 26.04.2019).
- Stenlid, J. & Wästerlund, I. (1986). Estimating the Frequency of Stem Rot in *Picea abies* Using an Increment Borer. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 1 (1): 303-308. doi: 10.1080/02827588609382421.
- Stenlid, J. & Redfern, D. B. (1998). Spread within the tree and stand. I: *Heterobasidion annosum - Biology, Ecology, Impact and Control*, s. 125- 141. Oxford: CAB international.

- Storozhenko, V. G. & Krutov, V. I. (2004). *Fungal communities in forest ecosystems*. Moskva: Forest Science Institute of RAS.
- Sundblad, L.-G., Thor, M., Wilhelmsson, L., Linander, F. & Hannertz, M. (2008). Hjälpmedel för inventering av rotröta i stående skog. *Resultat från Skogforsk*, 2008 (18).
- Suthaharan, S. (2016). *Machine learning models and algorithms for big data classification : thinking with examples for effective learning*. 1st ed. 2016. utg., b. Volume 36. Heidelberg, Germany: Springer Science+Business Media.
- Thenkabail, P., Mariotto, I., Gumma, M., M. Middleton, E., R. Landis, D. & Fred Huemmrich, K. (2013). Selection of Hyperspectral Narrowbands (HNBS) and Composition of Hyperspectral Twoband Vegetation Indices (HVIs) for Biophysical Characterization and Discrimination of Crop Types Using Field Reflectance and Hyperion/EO-1 Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6 (2): 427-439. doi: 10.1109/JSTARS.2013.2252601.
- Thor, M. (2005). *Heterobasidion root rot in Norway spruce*. Uppsala: Sveriges lantbruksuniversitet.
- Thor, M. (2014). Ta rötfighten - även i slutavverkning och Norrland. *Vision*, 2014 (3).
- Upadhyay, V. & Kumar, A. (2018). Hyperspectral Remote Sensing of Forests: Technological advancements, Opportunities and Challenges. *Earth Science Informatics*, 11 (4): 487-524. doi: 10.1007/s12145-018-0345-7.
- Wang, M., Wright, J., Buswell, R. & Brownlee, A. (2013). *A comparison of approaches to stepwise regression for global sensitivity analysis used with evolutionary optimization* 13th Conference of International Building Performance Simulation Association, Chambéry, France.
- Wargo, M. P. (1980). *Armillaria mellea: An opportunist*. *Journal of Arboriculture* 6: 276-278.
- Zhang, Z. (2016). Variable selection with stepwise and best subset approaches. *Annals of translational medicine*, 4 (7): 136-136. doi: 10.21037/atm.2016.03.35.



Norges miljø- og biovitenskapelige universitet
Noregs miljø- og biovitenskapelige universitet
Norwegian University of Life Sciences

Postboks 5003
NO-1432 Ås
Norway