



Norges miljø- og  
biovitenskapelige  
universitet

**Masteroppgave 2022**

Fakultetet for miljøvitenskap og naturforvaltning (MINA)

# **Bestemmelse av trefuktighet for gran (*Picea abies*) i en tretørkingsprosess ved bruk av hyperspektrale bilder**

Determination of wood moisture content for spruce  
(*Picea abies*) in a wood drying process by use of  
hyperspectral imaging

**Julius Wold**

Skogfag

## Sammendrag

Fuktighet er en sentral egenskap til trevirke og spesielt under tørkingen er nøyaktig bestemmelse av fuktighet viktig. Hyperspektrale metoder er tidligere vist å kunne brukes til predikering av flere viktige egenskaper til trevirke, inkludert fuktighet. Formålet med denne oppgaven er å undersøke i hvilken grad disse metodene vil kunne benyttes i en tretørkingsprosess for overvåking av fuktighet. Ved å bruke rå prøver, større dimensjoner og endeforsegling av prøvene er fuktighetsforholdene for trelast i tørker etterlignet. Hyperspektrale bilder i regionen 953nm til 2516nm ble samlet for prøver av gran (*Picea abies*) gjennom tørkeprosessen samt vektmålinger. Partial Least Squares Regression (PLSR) ble brukt for å modellere sammenhengen mellom gjennomsnittlig spektrum og fuktighet til prøvene. Modellene for fuktighet var i stand til å predikere gjennomsnittlig fuktighet for prøvene med høy presisjon. Variasjonen i prediksjonene var større for målinger fra de første 10 timene av tørkingen. Dette var trolig forårsaket av variasjon av fritt vann i prøvene. Pikselsvis estimering av fuktighet på bildene var i stand til å beskrive forventet variasjon i prøvene. Forskjeller i fuktighet mellom vår- og sommerved, yte- og kjerneved og kvist kunne observeres, men det var ikke mulig å validere resultatene. Resultatene viser at hyperspektrale metoder kan brukes for fuktighetsbestemmelse gjennom en tørkeprosess. I hvilken grad praktiske begrensinger som overflatebehandling og målinger fra kantside påvirker presisjonen gjenstår å undersøke.

## Abstract

Moisture content of wood is an important characteristic and during drying to precisely determine the moisture content is important. Hyperspectral methods are shown to be able to predict several important characteristics of wood, including moisture content. The aim of this study is to determine if these methods could be used in a wood drying process for monitoring wood moisture content. By use of fresh samples, larger dimensions and sealing the ends of the samples the moisture dynamics of drying timber are imitated. Hyperspectral images in the region 953nm to 2516nm were collected for samples of spruce (*Picea abies*) through a wood drying process together with weight measurements. Partial Least Squares Regression (PLSR) was used to model the relationship between average spectrum and moisture content of the samples. The models were able to accurately predict mean moisture content of the samples. The variation of the prediction was found to be bigger for measurements from the 10 first hours of drying. This was likely caused by variation of free water in the samples. Pixel by pixel estimation of moisture content of the images were able to describe the expected moisture variation in the samples. Differences in moisture content between early- and latewood, sap- and heartwood and knots could be identified, but validation of the results were impossible. The results show that hyperspectral methods for determining wood moisture could be used in a wood drying process. How practical limitations as surface preparation and measurements from the edges of samples affect the precision remains to be seen.

# INNHold

---

1	Innledning.....	1
1.1	Bakgrunn.....	1
1.2	Formål.....	2
2	teori.....	3
2.1	Hyperspektrale bilder og kamera.....	3
2.2	Trefuktighet.....	4
2.3	Databehandling og statistikk.....	5
2.3.1	Førbehandling av spektrum.....	5
2.3.2	PLSR.....	6
3	Material og metode.....	7
3.1	Datainnsamling.....	7
3.1.1	Prøver.....	7
3.1.2	Tørking.....	7
3.1.3	Kamera og oppsett.....	7
3.1.4	Målinger.....	8
3.2	Databehandling.....	10
3.2.1	Bildekalibrering.....	10
3.2.2	Maskering av bilder.....	10
3.2.3	Førbehandling av spektrum.....	11
3.2.4	Modellering med PLSR.....	12
3.3	Programvare.....	13
4	Resultater.....	13
4.1	Fuktutvikling.....	13
4.2	Førbehandling av spektrum.....	14
4.3	Modellering av fuktighet.....	16
4.3.1	Gjennomsnittlig spektrum og fuktighet.....	16
4.3.2	Gjennomsnittlig spektrum og fuktighet med variabelseleksjon.....	19
4.4	Prediksjon av fuktighet på bilder.....	21
4.5	Modellering av densitet.....	26
5	Diskusjon.....	27
5.1	Fuktighetsmodeller.....	27
5.2	Pikselvis fuktighetsestimering.....	29
5.3	Densitet.....	30
5.4	muligheter og utfordringer i implementering av hyperspektrale metoder.....	30
6	Konklusjon.....	32
7	Litteraturliste.....	33

# 1 INNLEDNING

---

## 1.1 BAKGRUNN

Fukt er en viktig egenskap til trevirke som foredles fra tømmer til trelast. Spesielt ved tømmerlagringen, råsoringen og tørkingen er kontroll og overvåking av fuktighet viktig, men behovet for informasjon om fuktighet vil variere gjennom prosessen. Under tømmerlagringen vil det være viktig å holde fuktighet til tømmeret over fibermetningspunktet for å hindre sprekke dannelse og å danne en vannfilm som hindrer etablering av sopp (Skogstad, 2009). I råsoringen av trelast vil informasjon om fuktighet bidra til å redusere fuktighetsvariasjonen når trelasten skal tørkes og det vil være mulig å skille yteved fra kjerneved basert på fuktighetsinnhold. Ved tørkingen vil fuktighetsinformasjon kunne brukes til å bedre tilpasse tørkeskjema etter trelasten som tørkes.

Presisjonen til fuktighetsbestemmelse i en tretørkingsprosess er varierende og det er et behov for metoder som øker presisjonen. Med denne bakgrunnen undersøkte Fløtaker og Tronstad (2000) ulike metoder for fuktighetsmåling i trelasttørker. Elektrisk motstandsmåling, dielektrisk måling og fuktighetsmodeller var de kommersielt tilgjengelige metodene. Elektrisk motstandsmåling viser god presisjon i fuktighetsbestemmelsen, men er avhengig av at trelasten som måles er representativ for gjennomsnittlig fuktighet i tørken. På grunn av at elektrisk motstandsmåling er avhengig av elektroder i trelasten for å måle fuktighet, er det praktisk krevende å utføre målinger for mange prøver i en tørke. Presisjonen til dielektriske fuktighetsmålere er noe lavere, men evnen til å måle flere prøver er gunstig for å måle gjennomsnittlig fuktighet for trelastpakken. Fuktighetsmodeller kan ikke direkte måle fuktigheten i tørke og bruker simuleringer av tørkeforløpet for å beregne fuktigheten. Presisjonen her er i stor grad avhengig av presise målinger av fuktighet og densitet til trelasten som skal tørkes. Berøringsfrie metoder som er i stand til å kontinuerlig overvåke fuktigheten i en tørke vil gi muligheter for bedre kontrollering og optimering av tørkeforløpet.

Hyperspektrale metoder har vist et stort potensial i prediksjon av fuktighet i tillegg til andre sentrale virkesegenskaper og er en berøringsfri metode som egner seg godt for implementering i produksjonslinjer. Gjennomgangen til Tsuchikawa og Schwanninger (2013) viser at det nær-infrarøde spektrumet kan brukes til prediksjon av flere egenskaper til trevirke som kjemisk oppbygging, fuktighet, densitet og mekaniske egenskaper. Hyperspektrale bilder av stokkskiver er vist å kunne kartlegge kjemisk oppbygging (Thumm et al., 2010), predikere fuktighet og densitet (Fujimoto et al., 2015; Mora et al., 2011) og å identifisere plassering og omfang av trykkved (Meder & Meglen, 2012).

For trelastprøver er hyperspektrale metoder brukt for å overvåke fuktighet gjennom tørking basert på målinger fra en flatside (Ma et al., 2022; Stefansson et al., 2020) og fra tverrsnittet (Kobori et al., 2013) av trelast. I trevirke er regionene 960nm, 1450nm og 1940nm

identifisert som områder med god respons for vann (Choppin and Violante 1972 ; Tsuchikawa et al. 2005 ; Andersson et al. 2006 ; Karttunen et al. 2008 ; Schwanninger et al. 2011 referert i Kobori et al., 2013).

Studiene som tidligere har undersøkt predikering av fuktighet ved bruk av hyperspektrale bilder har noen svakheter for å vurdere bruk av hyperspektrale bilder for predikering av fuktighet i en sagbrukskontekst. Fuktigheten undersøkt er i all hovedsak over fibermetningspunktet, prøvene brukt er korte og uten endeforsegling, og prøvene er fuktet opp fra tørr tilstand. Det er av interesse å undersøke hvordan presisjonen til hyperspektrale metoder påvirkes av fuktighet under fibermetningspunktet da både reduksjonen i fritt vann og en redusert respons i overflatefuktigheten kan være problematisk. For overvåking av fuktighet i en tørkeprosess vil også presisjonen under fibermetningspunktet være svært viktig. Tørkeskader oppstår i dette fuktighetsområdet og målfuktigheten etter tørking er godt under fibermetningspunktet. Prøvene brukt i tidligere studier har vært korte og det er ikke benyttet endeforsegling. Dette vil resultere i at uttørkning i lengderetningen vil være veldig dominerende og kan i stor grad jevne ut fuktgradienten som ville dannes for normale trelastdimensjoner. Bruk av endeforsegling for korte prøver vil i stor grad stanse fukttransporten langs lengderetningen og fuktgradienten som dannes vil være mer representativ. Tidligere studier har alle brukt prøver som er tørket ned, før de så er fuktet opp i vannbad. Ved denne behandlingen vil forskjellene i innholdet av fritt vann mellom yte- og kjerneved bli borte, og fuktighetsfordelingen vil bli mer homogen enn den er i ferskt virke.

## 1.2 FORMÅL

Formålet med oppgaven er å undersøke potensialet for benyttelse av hyperspektrale metoder for fuktighetsbestemmelse i en tretørkingsprosess. Tidligere studier har i liten grad undersøkt effekten av fuktgradient på fuktighetsbestemmelse og resultater under fibermenting er også manglende. For å simulere tørkeprosessen i en trelasttørke er det tatt følgende steg: rå prøver er benyttet for å sikre en naturlig romlig fordeling av fukt i prøven, og prøvene er endeforseglet for å danne en fuktgradient i prøven tilsvarende den som vil oppstå ved tørking av normale trelastdimensjoner. Tørkeprosessen er så tilpasset for å sikre at prøven når en fuktighet på rundt 10% uten stor oppsprekking. Det vil være aktuelt å undersøke i hvilken grad presisjonen til fuktighetsmodellene påvirkes under fibermetningspunktet.

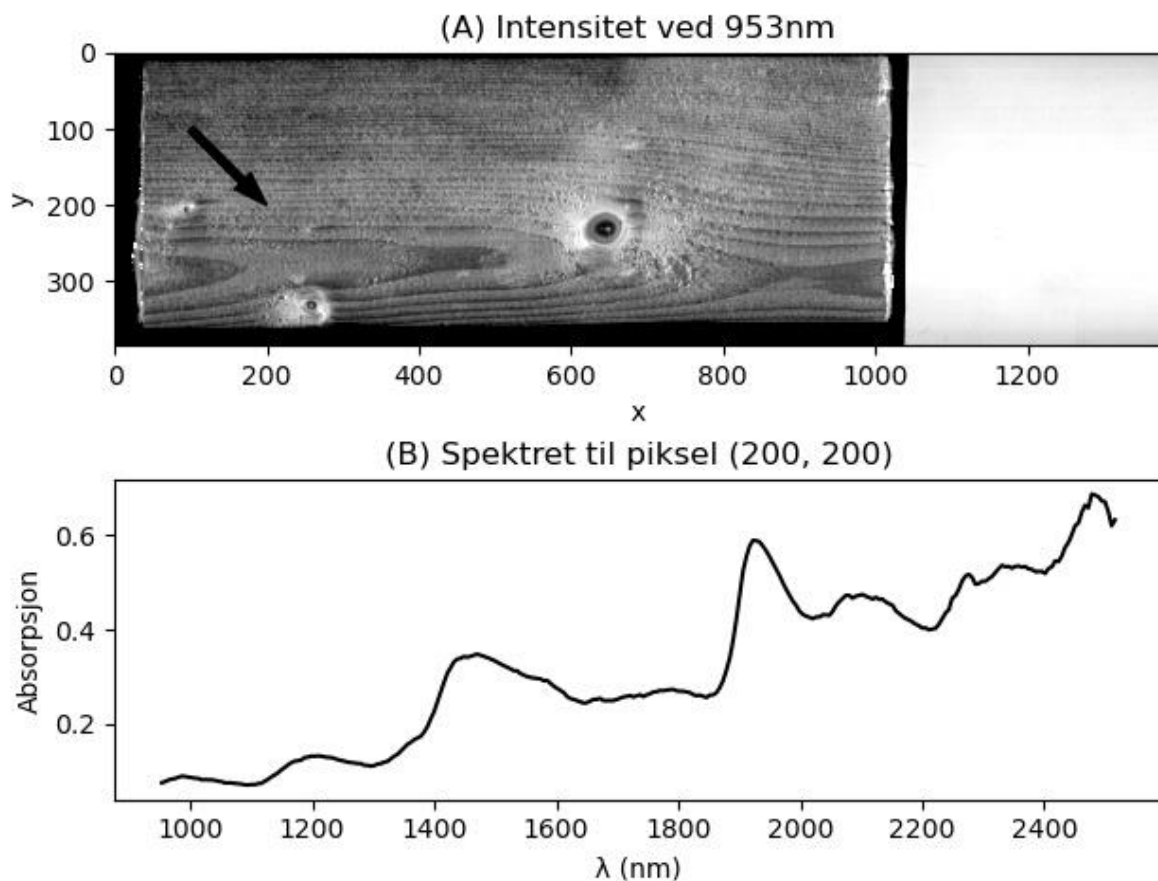
Det forventes at presisjonen fra målinger nær fersk tilstand er noe redusert, da fordelingen av yte- og kjerneved gjennom prøven ikke kan fanges fra målinger av kun en side. Hyperspektrale bilder vil ikke være i stand til å fange variasjonen i fuktighet som finnes i dybden av prøven. Ved lavere fuktigheter forventes også redusert presisjon grunnet redusert overflaterespons fra tørking som følge av fuktgradient. Endringene i overflatefuktighet vil trolig være mindre ved lavere fuktigheter og presisjonen kan derfor påvirkes.

## 2 TEORI

### 2.1 HYPERSPEKTRALE BILDER OG KAMERA

Hyperspektrale bilder viser romlig fordelt spektral informasjon i et tredimensjonalt bilde, også kalt en «hypercube». 2 av aksene i kuben beskriver horisontal ( $x$ ) og vertikal ( $y$ ) posisjon, mens den siste akse ( $\lambda$ ) inneholder spektral informasjon. Hver piksel i et bilde kan slik knyttes til ett unikt spektrum for sin posisjon. Et hyperspektralt bilde kjennetegnes ved at det fanges mer enn 10 målinger av et spektrum (Griffiths & Miseso, 2014).

I Figur 1 er det vist et eksempel på et hyperspektralt bilde. A viser intensiteten målt ved den første bølgelengden målt (953 nm), mens B viser spektrum målt for piksel (200, 200). Den fulle hypercuben til dette bildet vil bestå av en stabel med 288 bilder tilsvarende den vist i A. Hvert bilde i stabelen vil beskrive målt intensitet i hver piksel for den bølgelengden bildet representerer.



Figur 1. Eksempel på hyperspektralt bilde. A viser intensitet målt ved bølgelengde 953 nm. Lysere pikselen er, jo høyere er målt intensitet. Hvitreferansen er synlig til høyre i bildet med en tydeligere høyere intensitet enn resten av bildet. B viser spektret til piksel (200, 200), pikselen er markert med svart pil i A. Denne pikselen (som alle andre piksler i bildet) inneholder 288 målinger av spektrumet fra 953 nm til 2516 nm.

I Figur 1 A kan hvitreferansen ses i høyre side av bildet. Hvitreferansen brukes for kalibrering av bildet til videre analyse. Før kalibreringen beskriver dataen i bildet kun målt intensitet, men denne intensiteten vil påvirkes av eksempelvis lysforhold. Ved å måle samme prøve

under ulik belysning vil målingene ha forskjeller i målt intensitet, selv om de fysiske egenskapene til prøven er uendret. Ved å bruke en hvitreferanse som reflekterer en kjent andel av lyset (95% i dette forsøket) kan vi relatere målt intensitet for prøven i forhold til målt intensitet av hvitreferansen. Både prøven og hvitreferansen korrigeres for en mørkreferanse ( $d$ ). Dette er målt intensitet ved lukket lukkeråpning og korrigerer for bakgrunnsstøy. Bildet konverteres slik fra intensitet til refleksjon ( $R$ ) og forskjeller i lysforhold vil ikke påvirke analysen av bildene. Refleksjon kan så konverteres til absorpsjon for å gjøre sammenhengen mellom kjemisk oppbygging og spektrum mer lineært (Rinnan et al., 2009).

Hyperspektrale kameraer er ikke i stand til å fange 3 dimensjoner i en eksponering og må derfor dele opp bildet i biter på 2 dimensjoner. I dette forsøket brukes det et «pushbroom» eller «line-scan»-kamera. Her fanges hele spektret til pikslene linje for linje i bildet (Boldrini et al., 2012). Dette systemet egner seg godt for bruk i produksjonslinjer hvor prøven beveger seg, ved å bevege prøven gjennom synsfeltet til kameraet er det mulig å fange et hyperspektralt bilde av prøven. I motsetning til andre metoder er det ikke nødvendig for line-scan kamera at prøven står stille.

I analysering av organisk materiale benyttes den nær-infrarøde regionen fra 800 til 2500 nm da denne regionen inneholder informasjon om sentrale hydrogenbindinger og alle molekyler med hydrogen vil ha et målbart spektrum (Manley, 2014). Ved å kombinere den spektrale informasjonen som er samlet med regresjonsmetoder er det mulig å predikere flere kjemiske egenskaper til prøven ut ifra spektret som er fanget. Når det foreligger en modell mellom en ønsket egenskap og målt spektrum er det mulig å predikere den romlige fordelingen av denne egenskapen ved å benytte modellen på hver enkelt piksel i et bilde. Hyperspektrale bilder er slik i stand til å beskrive den romlige variasjonen av en egenskap, og ikke kun et gjennomsnitt for prøven som er målt. Dybdemålingen til hyperspektrale kameraer er begrenset og er derfor ikke i stand til å fange opp variasjoner i dybden av prøven.

## 2.2 TREFUKTIGHET

Vann finnes i to former i trevirke: bundet vann bundet til celleveggen og som fritt vann løst i cellehulrom. Ved tørking vil først det frie vannet fjernes og så bundet vann. Når det frie vannet i cellehulrommene har tørket mens celleveggene er fortsatt mettet med vann, er fibermetningspunktet nådd. Fibermetningspunktet for gran er på 30-34% fuktighet (Trendelenburg (1939) referert i Kollmann & Côte, 1968), og tørking etter dette punktet vil føre til krymping.

Fuktighet til trevirke er ofte ujevnt fordelt ved rå tilstand og gjennom tørkingen. En av grunnen til variasjon i fuktigheten for rått virke er forskjellen i fuktighet mellom yte- og kjerneved. For gran i fersk tilstand kan fuktigheten i yteved ligge på 120-140%, mens kjerneveden holder en fuktighet på 30-50% (Skogstad, 2009). Hvis det blir tatt ut et stykke

trelast som inneholder både yte- og kjerneved vil det kunne gi en stor variasjon i den romlige fordelingen av fuktigheten i trelastbiten.

Forskjeller i hastigheten til fukttransporten vil bidra til variasjon i fuktigheten under tørking. Hastigheten kan være 4-8 ganger større langs fiberretningen enn på tvers av fiberretningen (Tumola (1943) referert i Kollmann & Côte, 1968), mens forskjellen mellom radiell eller tangentiell retning er forholdsvis liten. Uttørkingen i lengderetningen vil være veldig dominerende i endene av trelasten og føre til endeuttørkning, men har liten betydning lenger inn siden lengden på trelast er mange ganger større enn bredde og tykkelsen.

Under tørking vil det dannes en fuktgradient i trelasten. Uttørkingen vil foregå på overflaten av prøven og fuktighet transporteres til overflaten. Dette fører til at fuktigheten vil være størst i senteret av prøven for å så avta ut mot overflaten. Fuktigheten vil raskt reduseres i overflaten av prøven under tørking, mens fuktighetsreduksjonen innover i prøven er tregere (Sonnleithner (1933) referert i Kollmann & Côte, 1968).

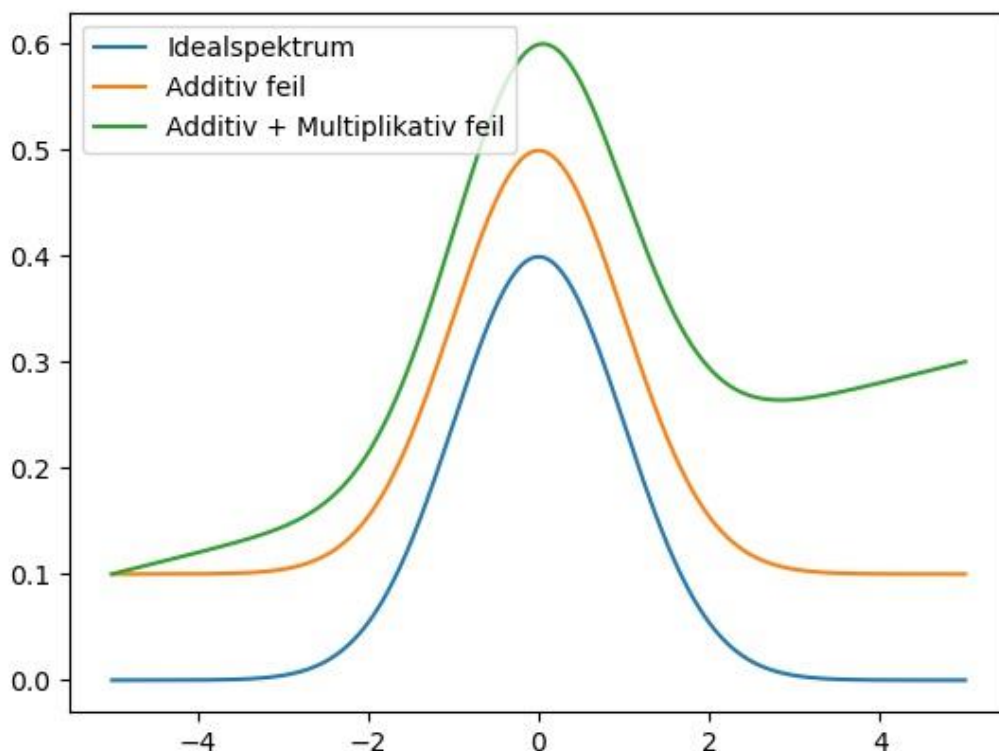
## 2.3 DATABEHANDLING OG STATISTIKK

### 2.3.1 Førbehandling av spektrum

Spektret til prøver kan i stor grad bli påvirket av støy fra lysspredning, benyttelse av førbehandlingsmetoder kan i stor grad fjerne denne støyen. I trevirke kan forskjeller i overflatestruktur, fibervinkel eller densitet føre til støy i spektra som ikke er av interesse for analysen. Effekten av støy vil variere mellom prøver og vil gi både additive og multiplikative feil i spektrumet sammenlignet med et idealspektrum (Dhanoa et al., 1994). Additive feil innebærer en forskyvning i spektrum, mens ved multiplikative feil er det en lineær trend i feilen av spektret (se Figur 2).

Det er to hovedtyper av førbehandlingsmetoder: metoder for korreksjon av lysspredning og spektralderivasjon (Rinnan et al., 2009). Metoder for korreksjon av lysspredning har som formål å redusere variasjonen mellom prøver som kommer fra forskjeller i lysspredningen. Multiplicative Scatter Correction (MSC) og Standard Normal Variate (SNV) er mye brukte metoder for dette, hvor MSC benytter et referansespektrum for korreksjonen mens SNV er en ren matematisk metode. Forskjellen mellom resultatet for MSC og SNV er vist å være relativt lite (Dhanoa et al., 1994; Rinnan et al., 2009). Metoder med spektralderivasjon er i stand til å fjerne additiv feil ved bruk av førstegradsderivasjon og både additive og multiplikative feil ved annengradsderivasjon. Det benyttes ofte en form for utjevning av spektrum når spektralderivasjonsmetoder benyttes. Savitzky-Golay derivasjon (Savitzky & Golay, 1964) er en ofte benyttet metode for utjevning og derivasjon. Her tilpasses et polynom til et bevegende vindu sentrert i punktet derivatet skal beregnes til. Derivatet beregnes så fra det tilpassede polynomet.





Figur 2. Effekt av støy på spektrum. Effekten av additiv og multiplikativ feil er vist på et tenkt idealspektrum.

### 2.3.2 PLSR

Partial Least Squares Regression (PLSR) er en regresjonsmetode som egner seg godt for å analysere data med mange uavhengige variabler i forhold til observasjoner, og med sterk multikollinearitet og støy (Wold et al., 2001). Dette gjør den godt egnet for bruk med spektral data. Utgangspunktet til en PLSR modell er et kalibreringssett av  $N$  observasjoner med  $K$  X-variabler knyttet til  $M$  Y-variabler. PLSR innebærer en dekomponering av X- og Y-variablene ned til komponenter, med mål å beskrive mest mulig av kovariansen mellom X og Y (Abdi, 2010).

Antall komponenter inkludert i PLSR modeller må begrenses da risikoen for overtilpasning er stor. Kryssvalidering er en vanlig metode for å bestemme det nødvendige komponentantallet. Det er flere metoder for kryssvalidering, grunnprinsippet er å dele datasettet opp i flere grupper (5 eller 10 grupper er ofte brukt). En av gruppene isoleres og en modell bygges på data fra de resterende gruppene, den isolerte gruppen brukes så for å validere modellen. Dette gjentas for alle gruppene. Resultatene fra valideringen av modellen brukes i beslutningsgrunnlaget for valg av antall komponenter.

## 3 MATERIAL OG METODE

---

### 3.1 DATAINNSAMLING

#### 3.1.1 Prøver

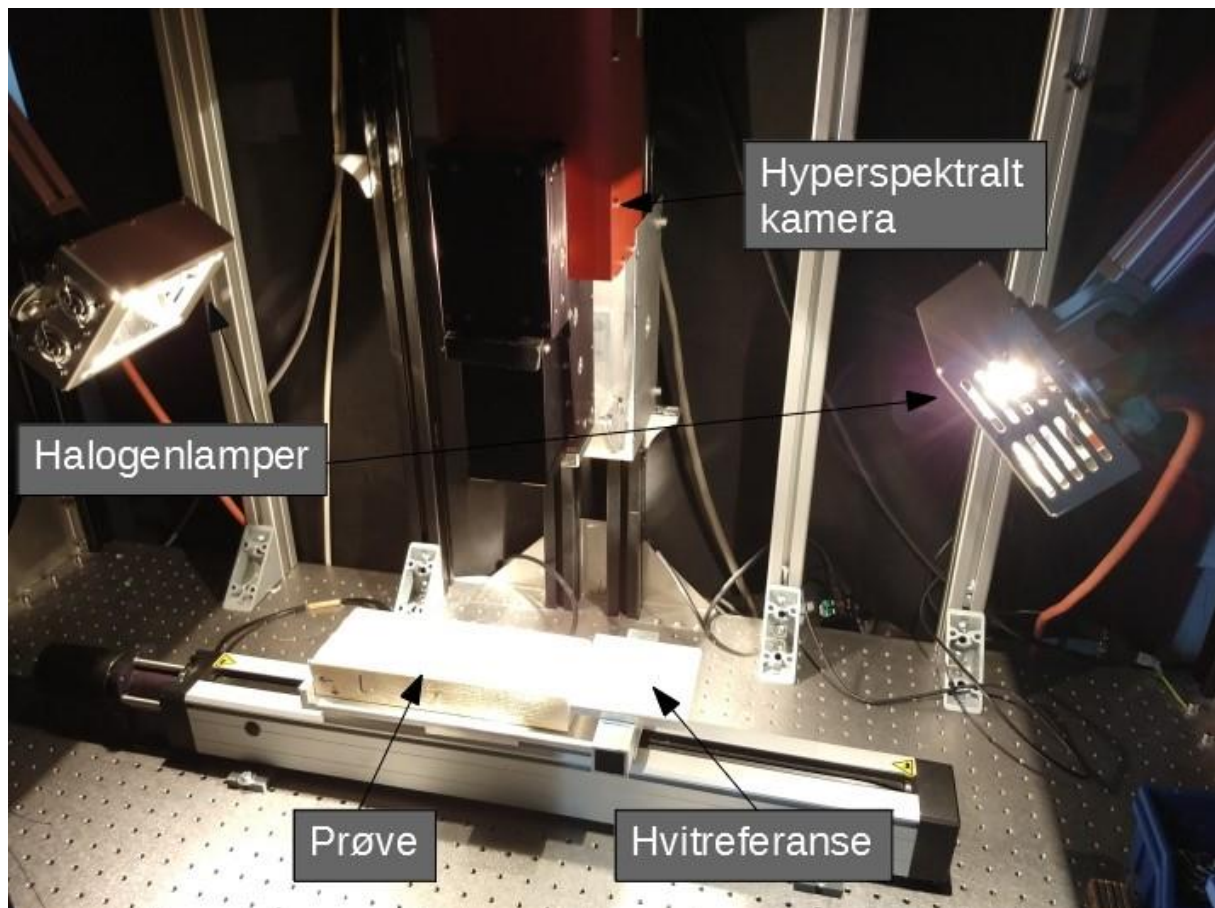
Emner til prøver ble tatt ut fra utørket strølagd trelast av gran (*Picea abies*) fra Moelven Numedal. Emnene ble tatt ut minimum 30 cm fra endene av trelasten for å redusere effekten av endeuttørkning. Fra disse emnene ble 12 prøver med dimensjonene 90mm × 38mm × 240mm (bredde × tykkelse × lengde) framstilt. Lengderetningen til prøven følger lengderetningen til trevirket. Flatsidene til prøvene ble høvlet for å redusere støy fra lysspredning. I en saglinje vil trelasten høvles etter tørkingen, overflaten til prøvene brukt i forsøket vil derfor ikke være fullt representative for overflaten som vil måles i en saglinje. Endene til prøvene ble endeforseglet med våtromssilikon for å redusere fukttransport i lengderetningen.

#### 3.1.2 Tørking

Prøvene ble tørket i tørkeskap ved 55 °C. Det var ingen kontroll på luftfuktighet i tørkeskapet eller rommet under tørkingen, for å unngå sprekkdannelse er det derfor benyttet en lav temperatur. Total tørketid ble 58 timer.

#### 3.1.3 Kamera og oppsett

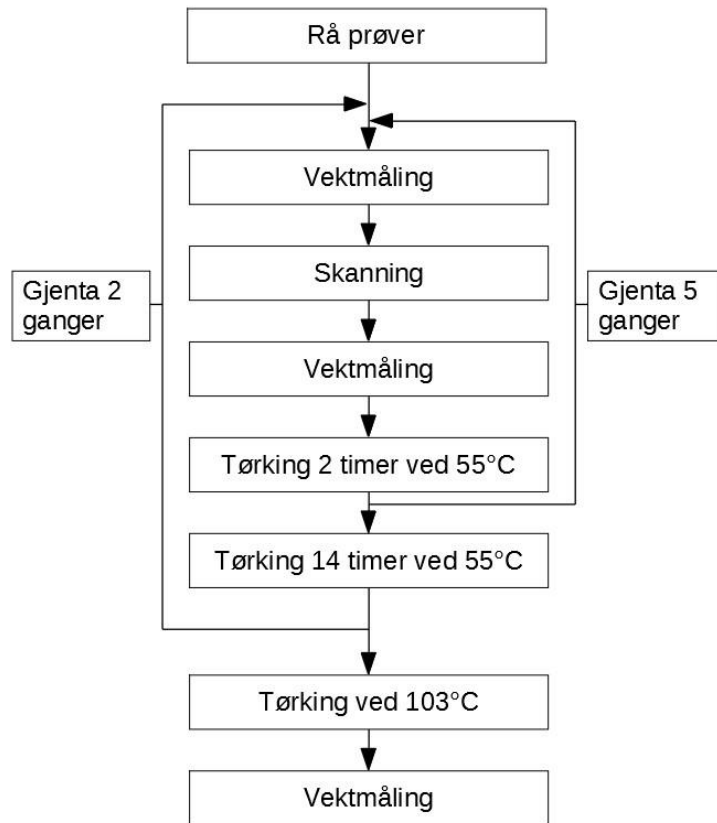
For billedtakingen ble det brukt et hyperspektral line-scan kamera (HySpex SWIR-384) og prøvene ble direkte belyst med to halogenlamper. En hvitreferanse på 95% ble inkludert i alle bilder. Oppsettet er vist i Figur 3. Prøven og hvitreferansen lå på et translasjonssteg som beveget seg langs lengderetningen til prøven. Det er fanget 288 målinger av spektrumet i regionen 953nm til 2516nm, målingene er jevnt fordelt i regionen med en avstand på 5,44nm.



Figur 3. Kamera og prøveoppsett. Prøve og hvitreferanse er plassert på translasjonssteg. To halogenlamper er fokusert mot linjen kamera fanger.

#### 3.1.4 Målinger

Datainnsamlingen ble delt inn i tre økter og for hver økt ble prøven veid og skannet hver annen time over et tidsrom på 10 timer. Det var et mellomrom på 14 timer mellom hver økt. Dette resulterer i 6 målinger av hver prøve for hver økt (time 0, 2, 4, 6, 8, 10 for hver 10-timers økt) og 18 målinger per prøve samlet over alle tre økter. Vekt til hver prøve er målt før og etter billedtakning, hvor gjennomsnittet av begge vektmålingen ble brukt som prøvens vekt ved billedtakning. Etter billedtakningen ble prøvene tørket ned på 103 °C til målt vekt var stabil, denne målingen er brukt for prøvens masse i absolutt tørr tilstand. Diagram av fremgangsmåten er vist i Figur 4.



Figur 4. Diagram av fremgangsmåten for måling og tørking av prøvene.

Fuktighet og densitet er beregnet etter formler fra Kucera (1992). Fuktigheten i prosent ( $w$ ) til prøvene ble beregnet etter formel 1, hvor  $m_w$  er prøvens masse i gram ved veiing og  $m_0$  er prøvens masse i gram i absolutt tørt tilstand. Basisdensitet ( $\rho_y$ ) i kilogram pr. kubikkmeter til prøven ble beregnet etter formel 2, hvor  $m_0$  er prøvens masse i gram i absolutt tørt tilstand og  $V_{max}$  er prøvens volum i kubikkmeter ved fuktighet større enn vedens fibermetningspunkt. Eksakte dimensjoner til prøvene ble ikke registret, men prøvene ble målt ved tilvirkning for å sikre at de holdt måldimensjonen. Dimensjonen 90mm × 38mm × 240mm er benyttet for alle prøver som mål ved fuktighet over fibermetning. Som sett i Tabell 1 er fuktigheten til noen av prøvene under eller nær fibermetning (prøve 1, 3 og 6) og noe krymping kan allerede ha vært til stede ved tilvirkningstidspunktet. Dette kan føre til en overvurdering av basisdensitet, men effekten antas å være forholdsvis liten.

$$w = \frac{m_w - m_0}{m_0} * 100 \quad (1)$$

$$\rho_y = \frac{m_0}{V_{max}} \quad (2)$$

## 3.2 DATABEHANDLING

### 3.2.1 Bildekalibrering

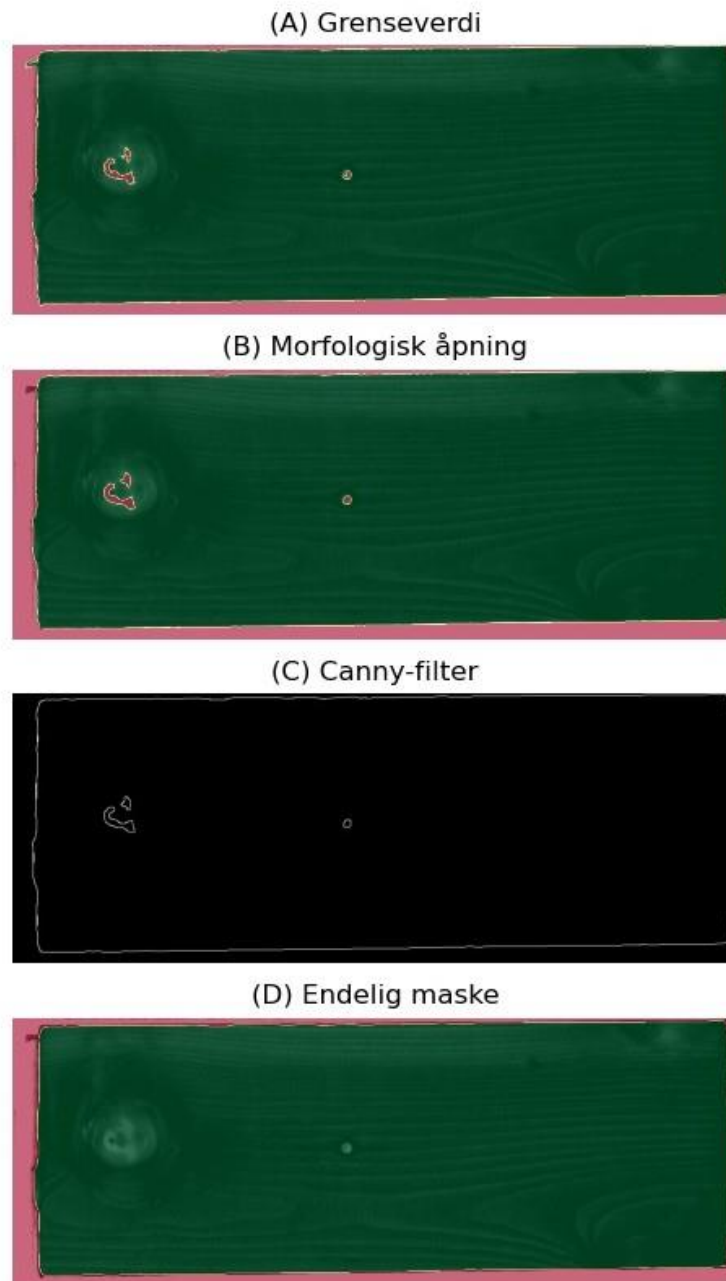
Den radiometriske kalibreringen til absorpsjon av bildene er utført etter formlene fra Boldrini et al. (2012). Det ble brukt en 95% hvitreferanse. Hvitreferansen ble hentet ut fra de 320 første kolonnene av bildet og gjennomsnittlig spektrum ble beregnet for hver rad (over y-aksen, se Figur 1). Det er brukt et radvis gjennomsnittlig hvitreferansespektrum for å korrigere for eventuell ujevn belysning over prøven. For hver bølgelengde i hver piksel er målt intensitet konvertert til refleksjon ( $R$ ) etter formel 3, hvor  $I$  er målt intensitet,  $I_0$  er målt intensitet for en hvitreferanse og  $d$  er målt intensitet ved lukket lukkeråpning.  $d$  er korrigert for av HySpex Rad. Absorpsjon ( $A$ ) er beregnet etter formel 4.

$$R = \frac{I - d}{I_0 - d} \quad (3)$$

$$A = -\log_{10}(R) \quad (4)$$

### 3.2.2 Maskering av bilder

For å skille prøvene fra bakgrunnen ble det lagd en maske hvor alle piksler med en absorpsjon lavere enn 0,3 for bølgelengden 953 nm ble beholdt. Morfologisk åpning ble så brukt for å fjerne støy fra masken. Det ble benyttet et Canny-filter (Canny, 1986) for å finne silhuetten til prøven, denne silhuetten ble så fylt. Masken ble så erodert for å sikre at den ligger innenfor hele prøven. Pikslene inkludert i masken ble beholdt som prøven, mens resten ble forkastet som bakgrunn. Maskeringsmetoden er vist for prøve 10 ved 0 timer tørking i Figur 5.



Figur 5. Illustrasjon for fremgangsmåten i maskeringen av bildene. Prøve 10 ved 0 timer tørking er brukt for eksempelet. I A er pikslene beholdt ved bruk av en grenseverdi markert med grønt. Masken dekker prøven godt, men noen områder med kvist er forkastet. B viser effekten av morfologisk åpning på masken. Støy rundt masken blir borte (spesielt synlig i øvre venstre hjørne av prøven), men hullene i masken ved kvist er fortsatt til stede. For C er pikslene markert med hvitt identifisert som silhuett, både silhuetten til selve prøvene og til hullene ved kvist er identifisert. D viser den endelige masken. Hullene i masken er fylt, og ytterkanten av masken er erodert for å sikre at bakgrunn ikke inkluderes.

### 3.2.3 Førbehandling av spektrum

For å redusere effekten av støy er det benyttet to metoder for førbehandling av spektrum, Savitzky-Golay derivasjon (Savitzky & Golay, 1964) og Standard Normal Variate (SNV) (Barnes et al., 1989). Metodene korrigerer for ulik støy i spektra. SNV er en metode for korreksjon av lysspredning og Savitzky-Golay derivasjon er en spektralderivasjonsmetode.

For Savitzky-Golay derivasjonen er det brukt en vindusbredde på syv, annengrads polynomial og derivasjon av første og annen grad. SNV er utført for hver piksel etter formel 5 hvor  $x_{corr}$  er det korrigerete spektrumet,  $x_{org}$  det originale spektrumet,  $a_0$  er gjennomsnittlig verdi for spektrumet og  $a_1$  er standardvariasjonen.

$$x_{corr} = \frac{x_{org} - a_0}{a_1} \quad (5)$$

Ved å kombinere disse to metodene er det totalt benyttet seks ulike forbehandlingsmetoder:

- Ingen forbehandling.
- Savitzky-Golay derivasjon av første grad.
- Savitzky-Golay derivasjon av annen grad.
- SNV.
- SNV + Savitzky-Golay derivasjon av første grad.
- SNV + Savitzky-Golay derivasjon av annen grad.

For behandlingene med kombinerte metoder er SNV utført før Savitzky-Golay derivasjonen da metodene for korreksjon av lysspredning er bygd for korrigeringen av rå spektra og ikke deriverte spektra (Rinnan et al., 2009).

### 3.2.4 Modellering med PLSR

#### 3.2.4.1 Fuktighet

For hvert bilde av prøvene er gjennomsnittlig spektrum beregnet for hver forbehandlingsmetode. Dette gjennomsnittlige spektret er brukt som de uavhengige variablene og målt fuktighet for prøven er brukt som avhengig variabel. Det ble bygd modeller hvor hele spektrumet er inkludert og med spektrum redusert til 1410nm-1490nm og 1900nm-1980nm tidligere vist å være viktig for prediksjon av vann.

Prøve 3, 10 og 12 ble tilfeldig trukket ut som valideringssett, mens resten av dataen ble brukt som kalibreringssett til modellen. På grunn av mangel av observasjoner for høyere fuktigheter ble alle observasjoner med fuktighet over 37% fjernet. Dette sikret at data er tilgjengelig for både kalibrering og validering av modellen. En modell ble bygget for hver forbehandlingsmetode.

Antall komponenter for hver modell er optimert etter reduksjon av RMSE ved kryssvalidering ( $RMSE_{CV}$ ) for kalibreringssettet. 10-fold cross-validation er brukt som kryssvalideringsmetode. I kryssvalideringsmetoden ble datasettet delt inn i 10 ulike grupper, en gruppe ble isolert og en modell ble bygget på resterende data, det isolerte datasettet ble så brukt for å validere modellen. Dette ble gjentatt for alle grupper.  $RMSE_{CV}$  ble beregnet for modeller med opptil 12 komponenter. Antall komponenter å inkludere i den endelige modellen ble valgt for å minimere  $RMSE_{CV}$ . Valideringssettet ble så brukt for validering av modellene bygd på kalibreringssettet.

#### 3.2.4.2 Densitet

Målinger fra prøvene ved tørreste tilstand (58 timer) ble brukt for å bygge en modell for densitet. Det ble kun bygd en modell, førbehandlingsmetoden ble utvalgt basert på resultatene for fuktighet. Leave-One-Out kryssvalidering (LOOCV) ble brukt for validering av modellen. Her isoleres en observasjon, modellen bygges på resterende data, den isolerte observasjonen brukes så for validering av modellen, dette gjentas for alle observasjoner.

### 3.3 PROGRAMVARE

HySpex Ground v. 4.9.7.1 er brukt for å fange bildene og RAD v2 for kalibrering av mørkreferanse. Python 3.8.8 er brukt for videre databehandling. Pythonpakken scikit-learn 1.0.1 er brukt for PLSR.

## 4 RESULTATER

---

### 4.1 FUKTUTVIKLING

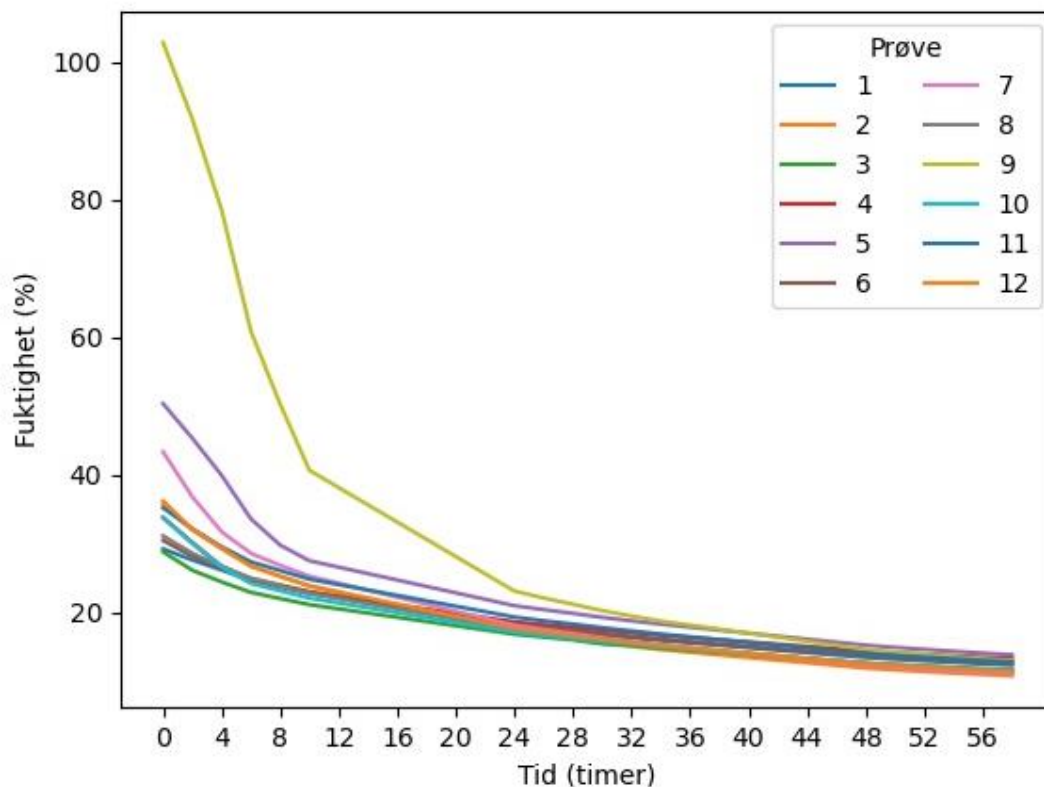
Startfuktighet, slutfuktighet, basisdensitet og tørrvekt for alle prøver er vist i Tabell 1. Startfuktigheten til prøvene varierte fra 29%-50%, med unntak av prøve 9 med en startfuktighet på 103%. Fra tverrsnittet til prøve 9 vist i Figur 15 kan det ses at prøven er plassert lengre fra sentrum til stokken enn de fleste andre. Den store startfuktigheten kommer derfor trolig fra stor andel yteved i prøven sammenlignet med de andre prøvene. Slutfuktigheten til prøvene varierte fra 11% til 14%.

Fuktutviklingen til prøvene gjennom tørking er vist i Figur 6. Fuktighetsutviklingene i prøvene var som forventet med en stor uttørking i begynnelsen som gradvis flater ut. Målingene er tettere ved lavere fuktigheter siden tiden mellom målinger ble holdt konstant gjennom hele tørkeforløpet.

Tabell 1. Høyeste fuktighet (%), laveste fuktighet (%), basisdensitet (kg/m<sup>3</sup>) og tørrvekt (g) til alle prøver.

Prøve	Startfuktighet (%)	Slutfuktighet (%)	Basisdensitet (kg/m <sup>3</sup> )	Tørrvekt (g)
1	29.3	12.4	432	355.4
2	35.8	10.9	330	271.0
3	28.9	11.7	415	340.6
4	33.9	13.4	486	399.1
5	50.4	13.9	419	344.7
6	30.5	12.6	425	348.8
7	43.4	11.1	346	284.2
8	43.4	11.6	388	318.4
9	102.9	13.1	357	293.2
10	33.8	11.6	429	352.4
11	35.3	12.9	435	357.5
12	36.3	11.4	367	302.0





Figur 6. Fuktighetsutviklingen til prøvene.

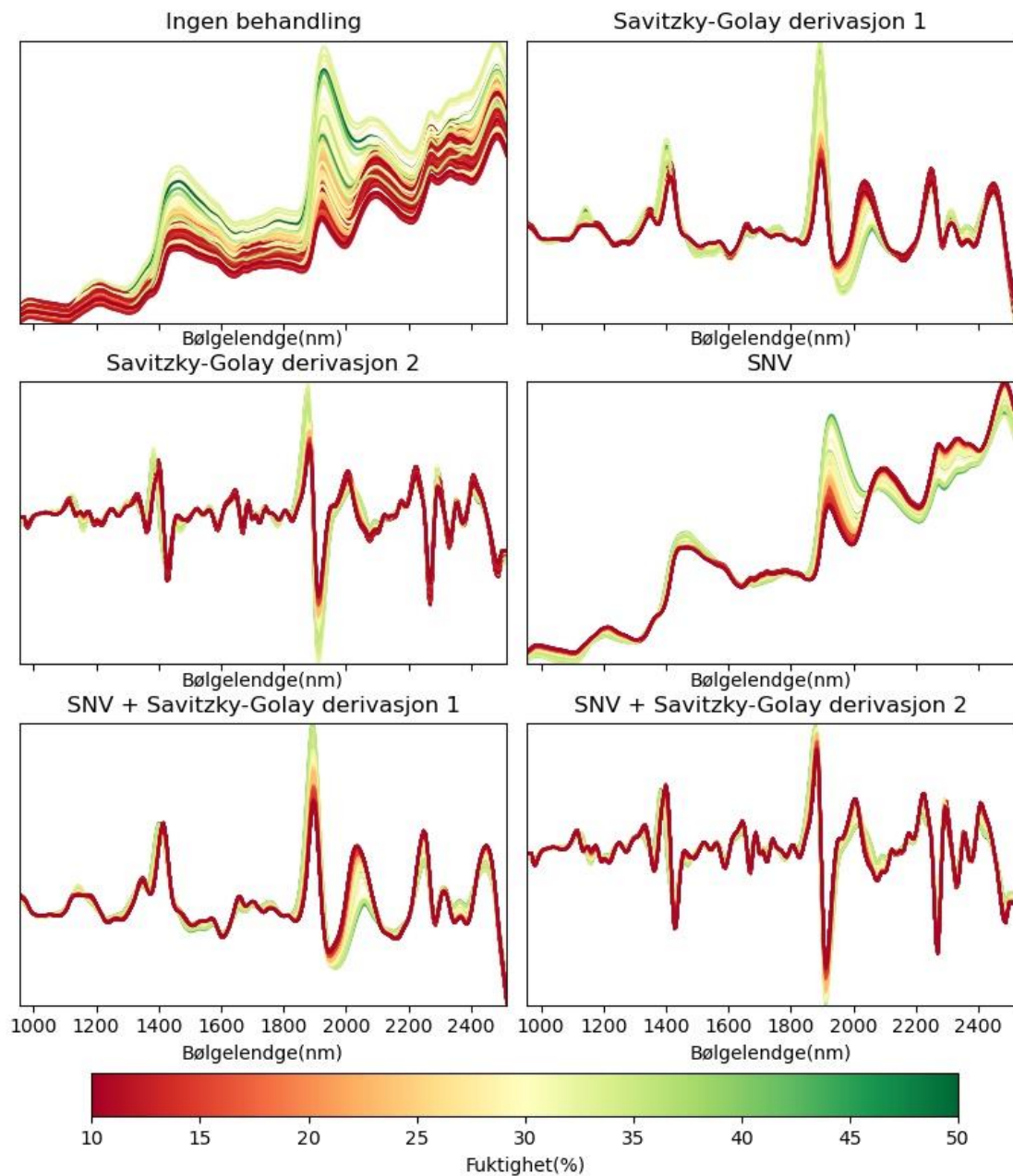
Tabell 2 viser spennet i fuktighet og basisdensitet for kalibrerings- og valideringssettet. Det er ingen store forskjeller i fuktighetsområdet dekt mellom settene. Kalibreringssettet har observasjoner med høyere basisdensiteter som ikke er dekt i valideringssettet, men forskjellen er liten.

Tabell 2. Høyeste fuktighet (%), laveste fuktighet (%), høyeste basisdensitet (kg/m<sup>3</sup>) og lavest basisdensitet (kg/m<sup>3</sup>) for kalibrerings- og valideringssett. Observasjoner med fuktigheter over 37% er fjernet.

Sett	Høyeste fuktighet (%)	Laveste fuktighet (%)	Høyeste basisdensitet (kg/m <sup>3</sup> )	Lavest basisdensitet (kg/m <sup>3</sup> )	Antall observasjoner
Kalibrering	36.9	11.1	486	346	152
Validering	36.3	10.9	429	330	54

## 4.2 FØRBEHANDLING AV SPEKTRUM

For hver førbehandlingsmetode er gjennomsnittlig spektrum fra hver observasjon vist i Figur 7. I områdene 1450nm og 1940nm kan det observeres tydelig topper for alle førbehandlingsmetodene, hvor responsen øker med fuktigheten. Effekten av fuktighet på spektrumet kommer klarere frem med førbehandling og alle metodene ser ut til å redusere støy sammenlignet med ingen førbehandling. For spektra uten førbehandling ser det ut til å være en del additiv feil. Bruk av Savitzky-Golay derivasjon eller SNV fjerner dette.



Figur 7. Effekt av førbehandling på gjennomsnittlig spektrum. Hver linje representerer det gjennomsnittlige spektrumet til en observasjon. Linjen er farget etter fuktigheten til prøven, fargeskalaen bruk er vist nederst i bildet.

## 4.3 MODELLERING AV FUKTIGHET

### 4.3.1 Gjennomsnittlig spektrum og fuktighet

Tabell 3. Resultater for modell basert på gjennomsnittlig spektrum og fuktighet.

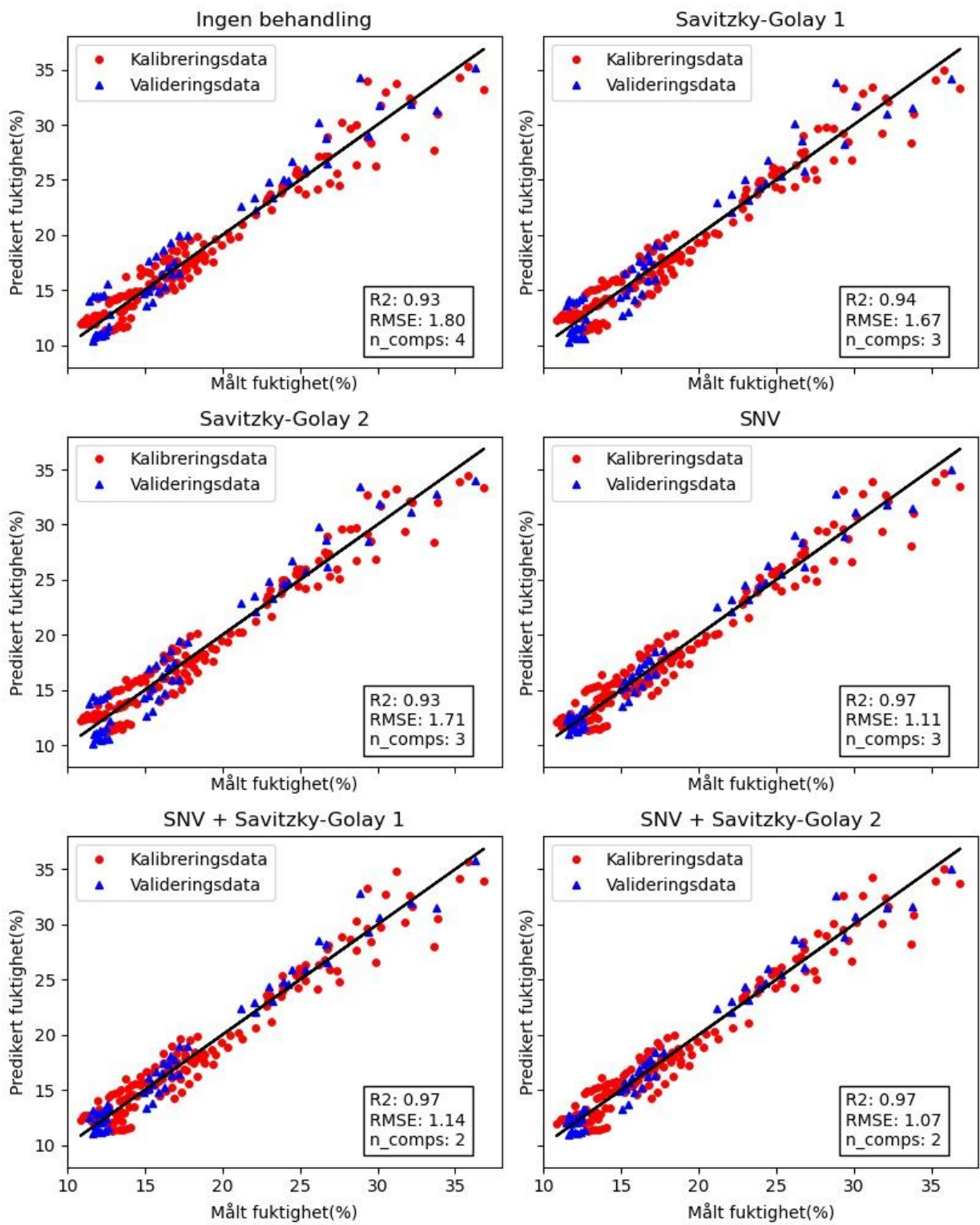
Behandling	Antall komp	$R^2_{kal}$	$RMSE_{kal}$	$R^2_{val}$	$RMSE_{val}$
Ingen behandling	4.0	0.95	1.41	0.93	1.80
Savitzky-Golay 1	3.0	0.95	1.43	0.94	1.67
Savitzky-Golay 2	3.0	0.95	1.39	0.93	1.71
SNV	3.0	0.95	1.40	0.97	1.11
SNV + Savitzky-Golay 1	2.0	0.95	1.42	0.97	1.14
SNV + Savitzky-Golay 2	2.0	0.95	1.38	0.97	1.07

Tabell 3 viser resultatene for modellene for fuktighet basert på gjennomsnittlig spektrum. Antall komponenter brukt i modellene varierte fra 2 til 4. Modellene med SNV + Savitzky-Golay som førbehandling benyttet minst komponenter.

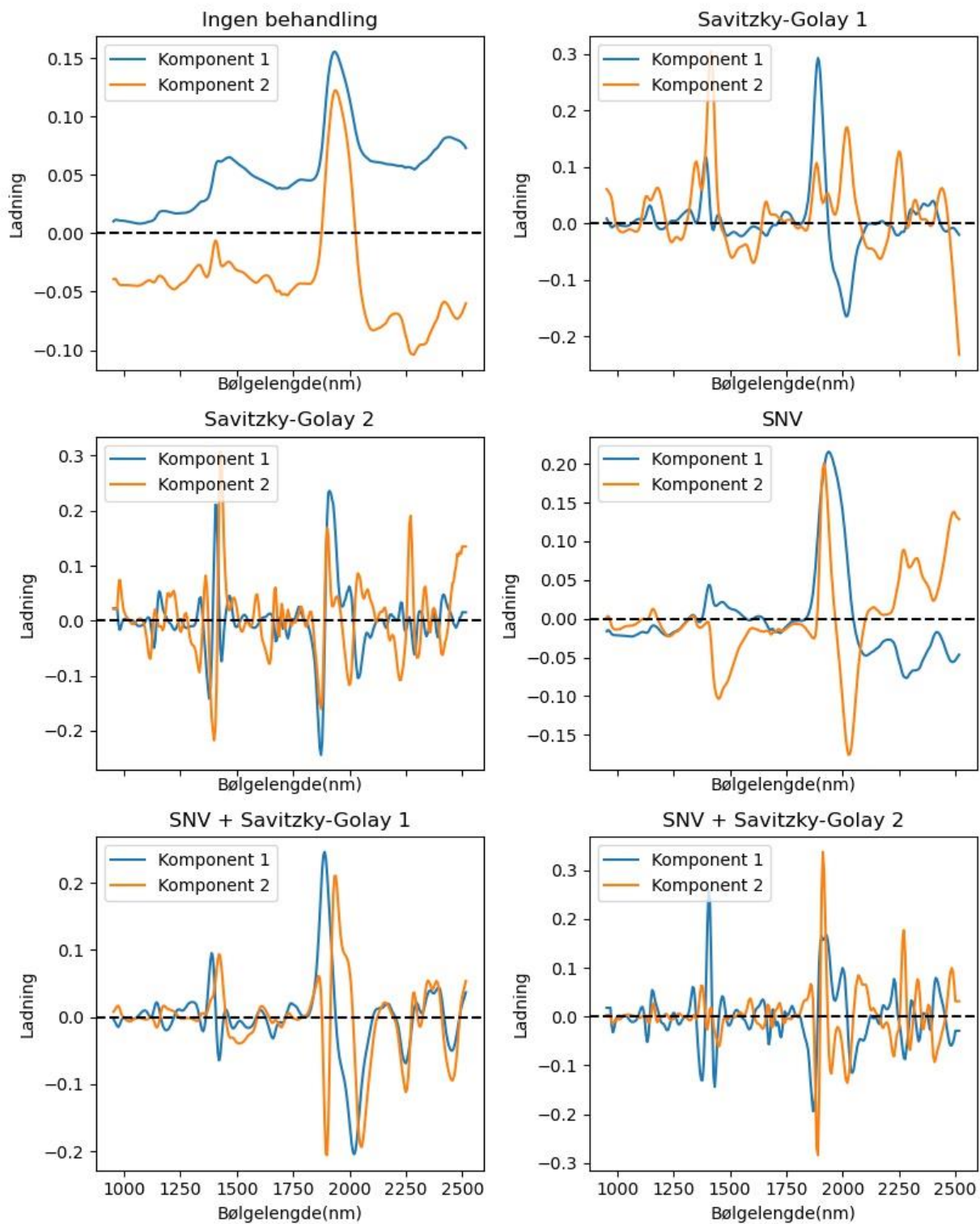
Det var en tydelig effekt av førbehandling for valideringssettet, spesielt mellom førbehandling med og uten SNV. For førbehandlingene uten SNV er  $R^2$  på 0,93-0,94 og modellen uten førbehandling har høyest feil med en RMSE på 1,80%. Ved bruk av SNV for førbehandling er det en tydelig forbedring av modellene. Alle modeller med SNV har en  $R^2$  på 0,97 og RMSE varierer fra 1,07% til 1,14%, hvor modellen med SNV + Savitzky-Golay derivasjon av annen grad har lavest feil.

Figur 8 viser predikert fuktighet mot målt fuktighet for alle modeller. Modellene uten SNV har en større feil ved lavere fuktighet sammenlignet med modellene med SNV for førbehandling. For modellene med SNV som førbehandling kan det observeres en større feil ved høyere fuktighet enn ved lavere fuktigheter. Det er en tydelig gruppe i valideringssettet hvor observasjoner fra samme prøve ser ut til å dele en liknende prediksjonsfeil.

Ladningsplottene til modellene kan ses i Figur 9. For alle modellene er det en tydelig topper i områdene ved 1450nm og 1940nm.



Figur 8. Predikert mot målt fuktighet for modeller basert på gjennomsnittlig spektrum og fuktighet.



Figur 9. Ladning til modeller basert på gjennomsnittlig spektrum og fuktighet.

#### 4.3.2 Gjennomsnittlig spektrum og fuktighet med variabelseleksjon

Tabell 4. Resultater for modeller basert på gjennomsnittlig spektrum og fuktighet med variabelseleksjon.

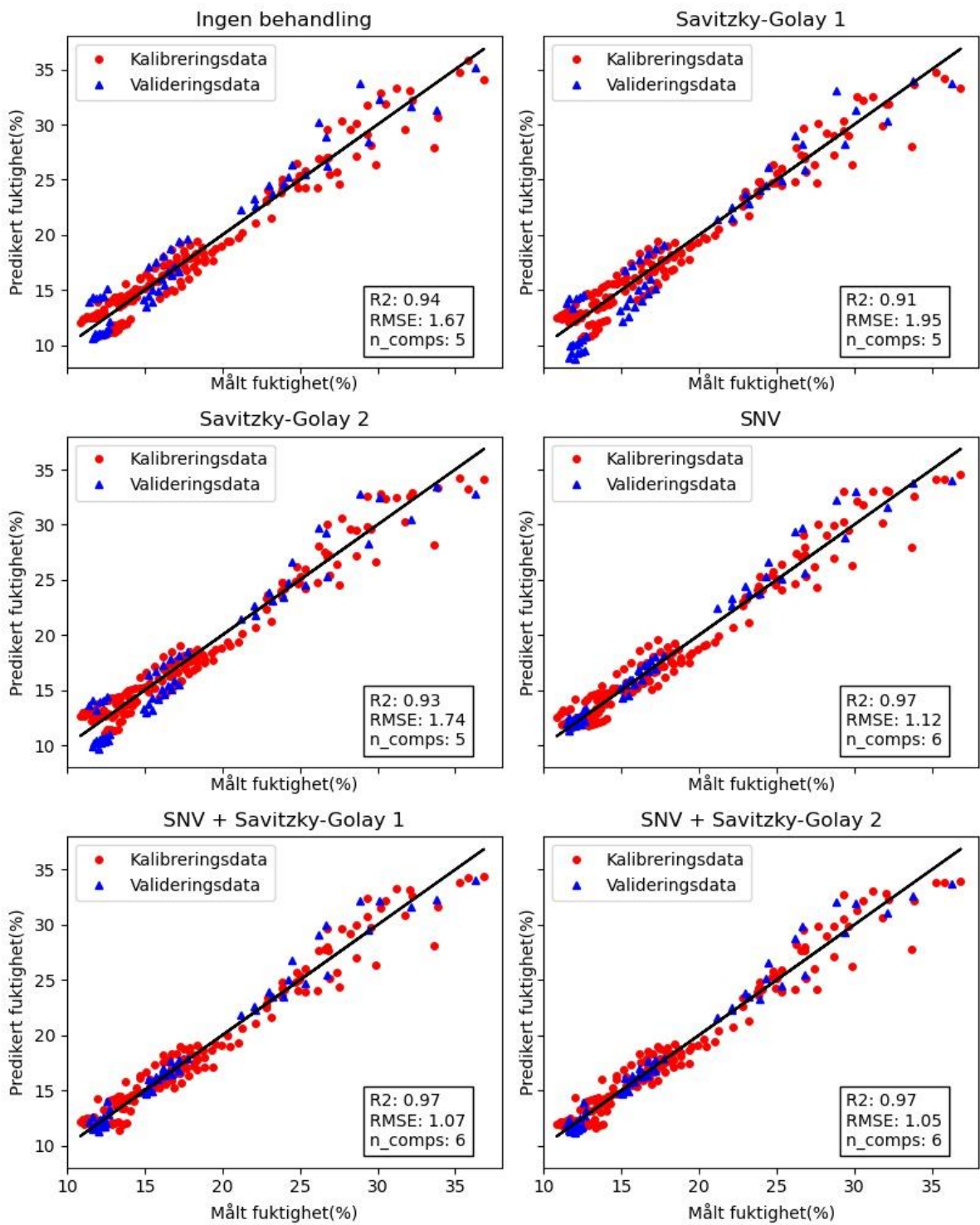
Behandling	Antall komponenter	$R^2_{kal}$	$RMSE_{kal}$	$R^2_{val}$	$RMSE_{val}$
Ingen behandling	5	0.96	1.34	0.94	1.67
Savitzky-Golay 1	4	0.95	1.4	0.93	1.70
Savitzky-Golay 2	5	0.96	1.3	0.93	1.74
SNV	6	0.96	1.3	0.97	1.12
SNV + Savitzky-Golay 1	6	0.96	1.26	0.97	1.07
SNV + Savitzky-Golay 2	6	0.96	1.26	0.97	1.05

Resultatene for modeller kun ved bruk av spektrumet i områdene 1410nm-1490nm og 1900nm -1980nm er vist i Tabell 4. Antallet komponenter brukt økte for alle modellene og varierte fra 4 til 6. Modellene med SNV i førbehandlingen benyttet alle 6 komponenter.

Det er også her en tydelig effekt av SNV brukt som førbehandling i valideringen.  $R^2$  for modellene med SNV var på 0,97 mens den varierte mellom 0,93-0,94 for de andre modellene. RMSE varierte fra 1,05% til 1,12% for modellene med RMSE og fra 1,67% til 1,74% for modellen uten SNV. Modellen med SNV + Savitzky-Golay derivasjon var den mest presise med  $R^2$  på 0,97 og RMSE på 1,05%.

Figur 10 viser predikert fuktighet mot målt fuktighet for alle modellene med variabelseleksjon. Presisjonen for observasjoner med fuktighet over 20% ser ikke ut til å ha blitt forbedret sammenlignet med modellene uten variabelseleksjon. For modeller med SNV som førbehandling ser presisjonen til observasjoner med fuktighet under 20% til å øke. Gruppering av observasjoner fra samme prøve er fortsatt tydelig for modeller uten SNV.

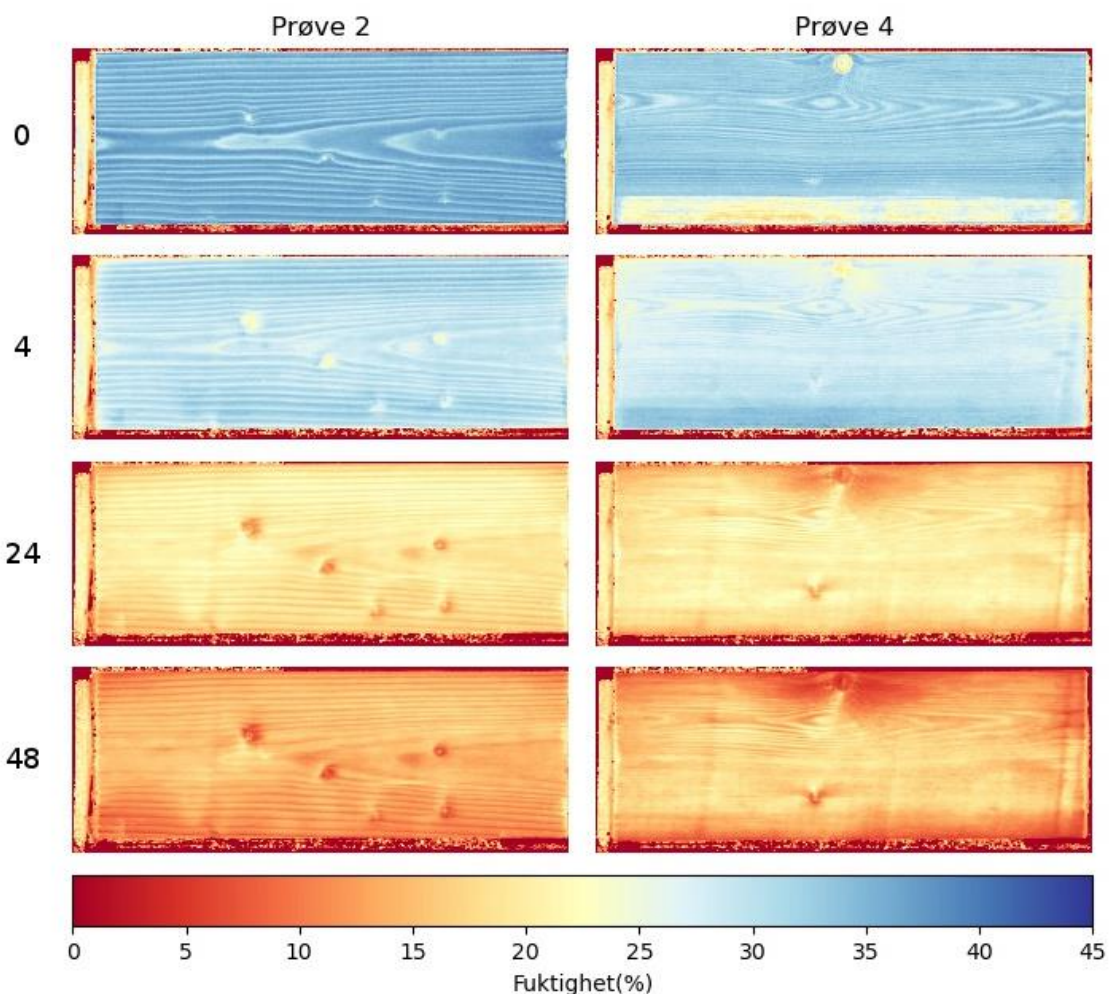




Figur 10. Predikert mot målt fuktighet for modeller basert på gjennomsnittlig spektrum og fuktighet med variabelseleksjon.

#### 4.4 PREDIKSJON AV FUKTIGHET PÅ BILDER

Pikselvis estimering av fuktighet for prøve 2 og 4 er vist i Figur 11. Modellen ser ut til å kunne beskrive variasjonen i fuktighet som forventes i prøvene. Det kan ses en forskjell i predikert fuktighet mellom vår- og sommerved både for høye og lave fuktigheter. Fuktforskjellene mellom vår- og sommerved i prøven ser ut til å reduseres når prøven tørkes, men effekten av kvist på fuktighetsfordelingen ser ut til å øke. For prøve 2 vist i Figur 11 kommer kvisten mye tydeligere frem etter 4 timer tørking, hvor fuktigheten i kvisten er predikert lavere enn resten av prøven.

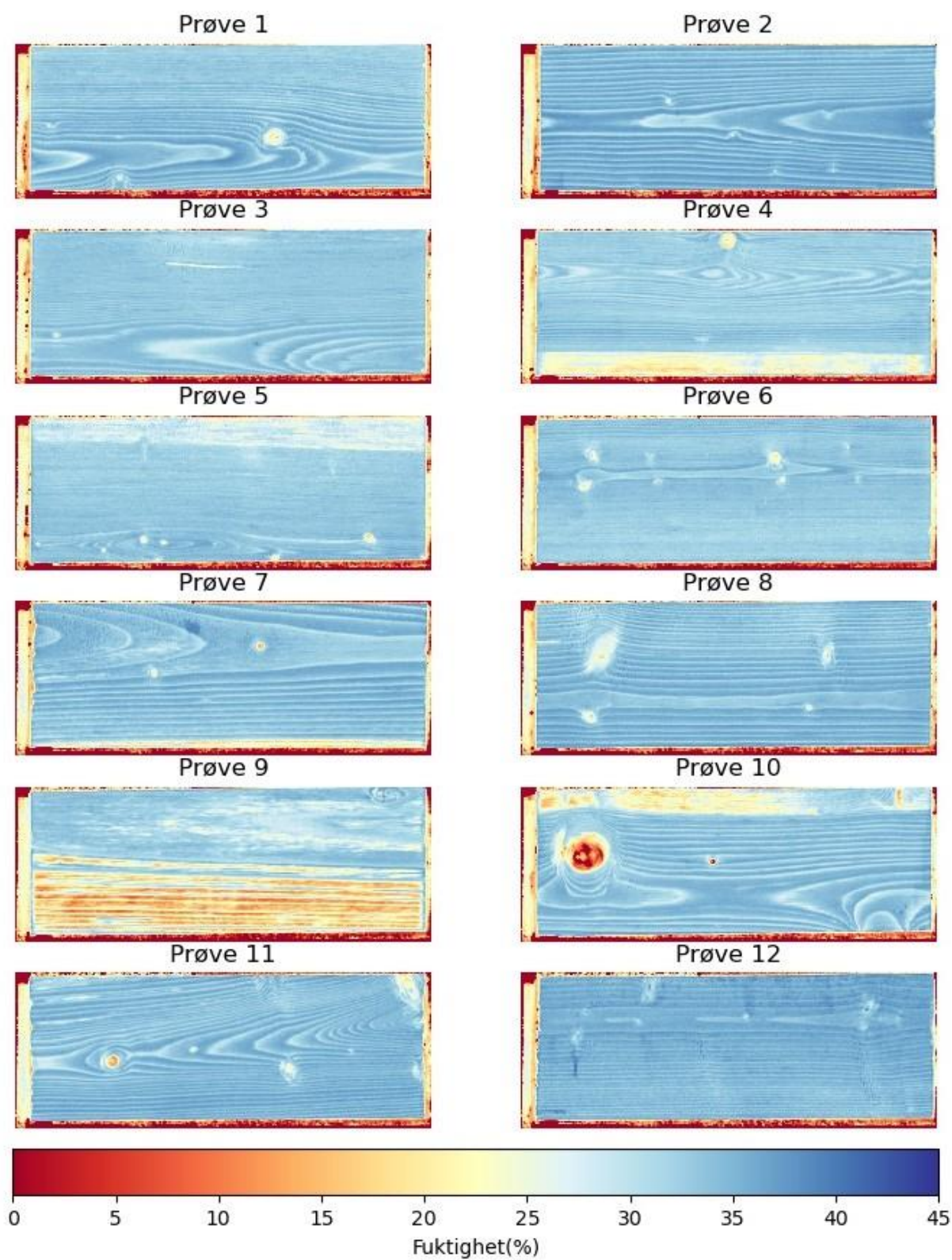


Figur 11. Predikert fuktighet til prøve 2 og 4 etter 0, 4, 24 og 48 timer tørking. SNV modell uten variabelseleksjon brukt for predikering.

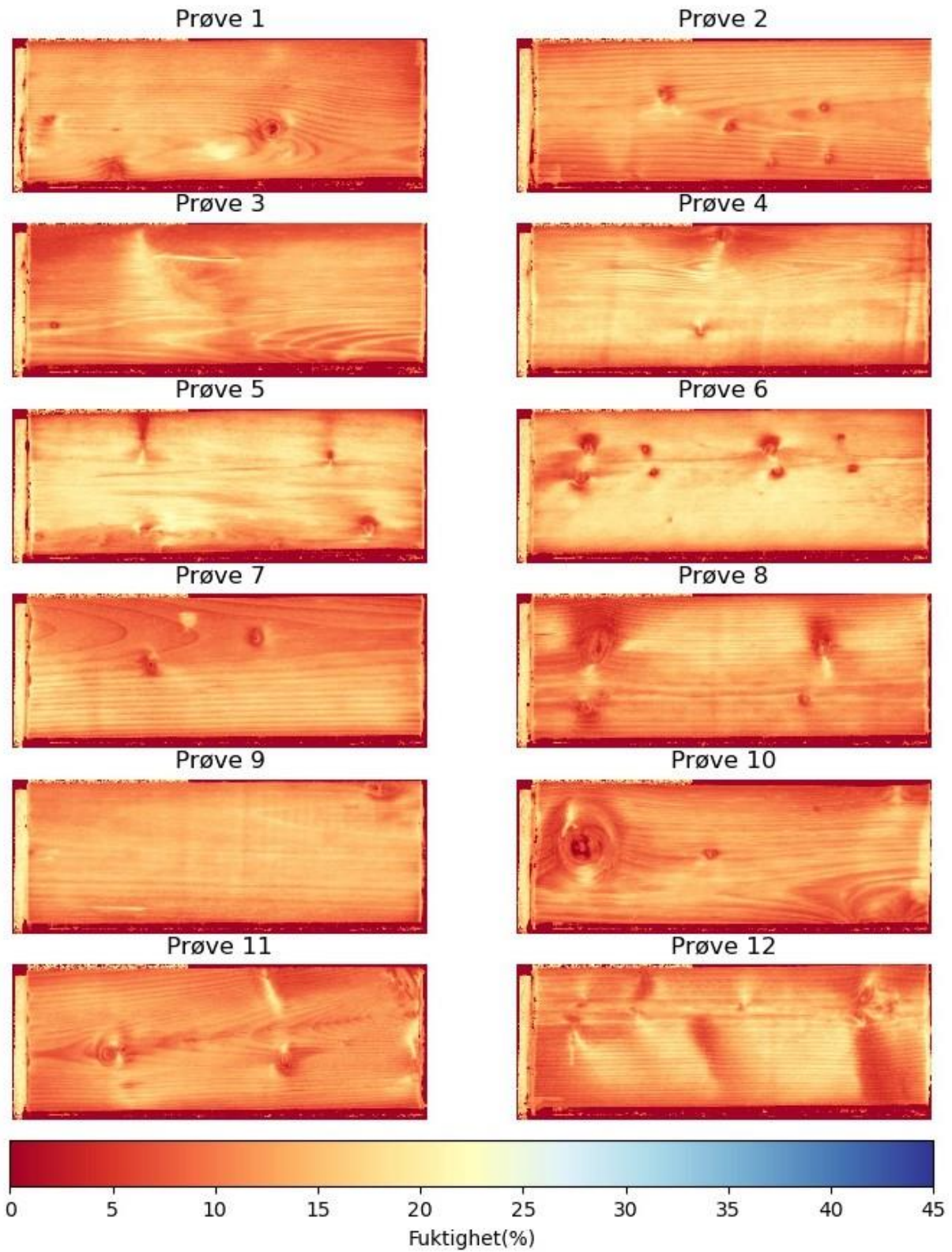
I Figur 12 er predikert fuktighet vist for alle prøver ved 0 timer tørking. Det er tydelige forskjeller i predikert fukt mellom vår- og sommerved for prøvene. I flere av prøvene er predikerte fuktforskjeller i kvist synlige, hvor fuktigheten er predikert lavere.

I Figur 13 er predikert fuktighet vist for alle prøver etter 58 timer tørking. Forskjellen i fuktighet mellom vår- og sommerved ser ut til å være mindre mens forskjellen i fuktighet for kvist er tydeligere.





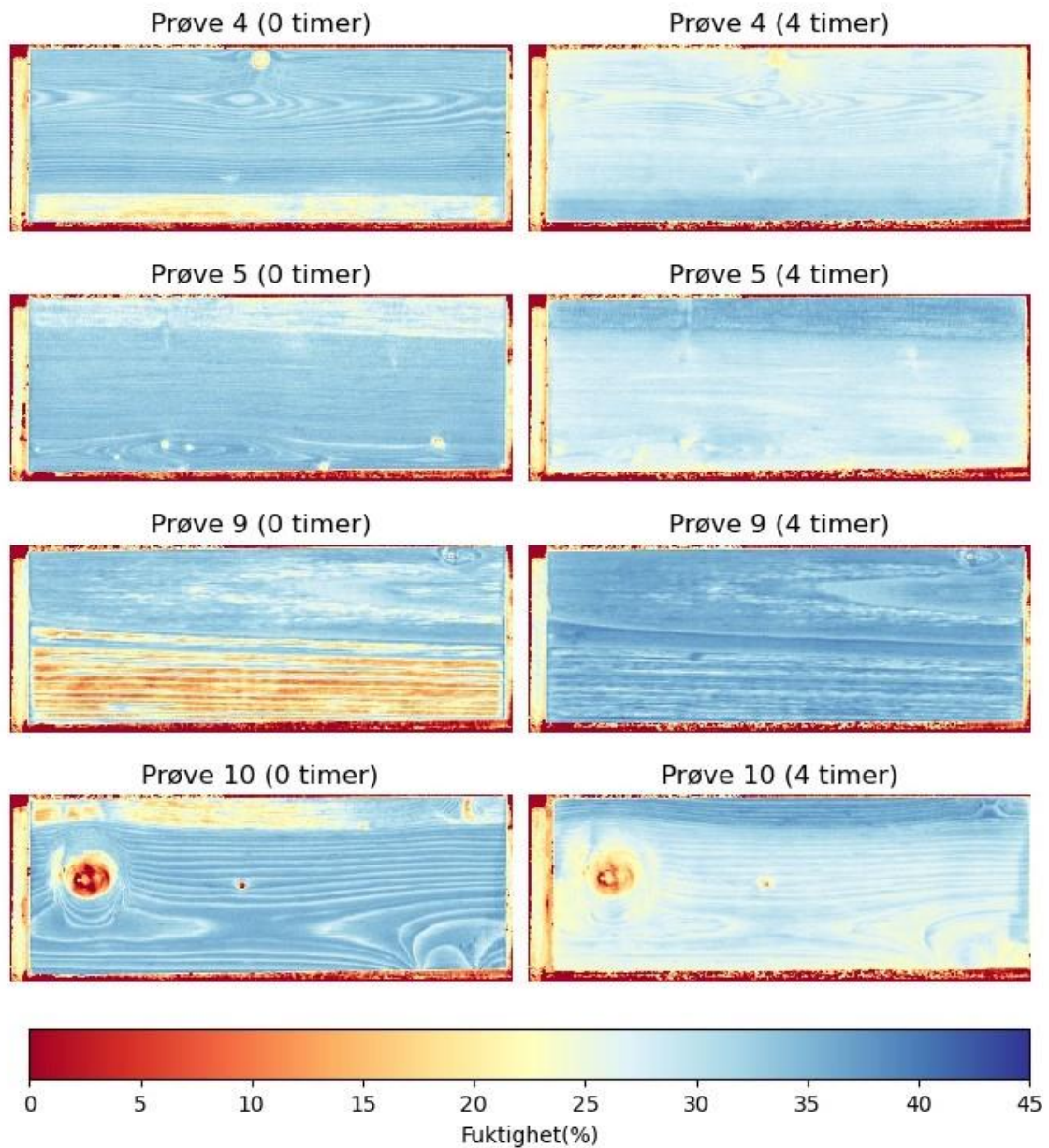
Figur 12. Pikselsvis estimert fuktighet for alle prøver etter 0 timer tørking. SNV modell uten variabelseleksjon brukt for predikering.



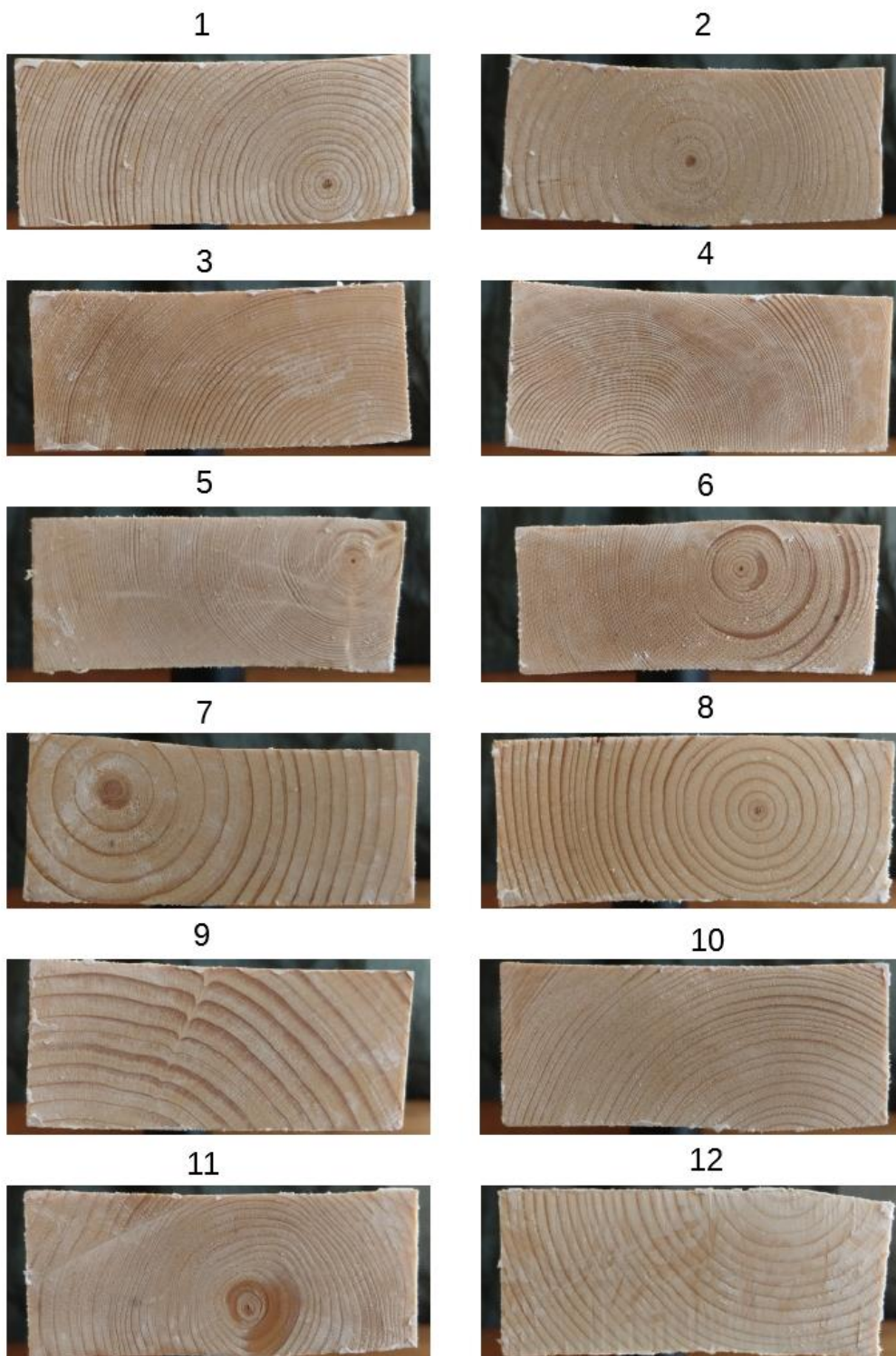
Figur 13. Pikselsvis estimert fuktighet for alle prøver etter 58 timer tørking. SNV modell uten variabelseleksjon brukt for predikering.



I flere av prøvene er det et synlig fuktighetsskille. Dette kan ses i prøve 4, 5, 9 og 10 ved 0 timer tørking i Figur 12. I Figur 14 er predikert fuktighet vist etter 0 og 4 timer tørking for prøve 4, 5, 9 og 10. For alle prøvene blir området med lav predikert fuktighet ved time 0 i forhold til resten av prøven, predikert til å ha en høyere fuktighet enn resten av prøven etter 4 timer. Fra tverrsnittene til prøvene vist i Figur 15 ser disse områdene ut til å tilhøre yteved.



Figur 14. Predikert fuktighet til prøver med tydelig fuktighetsskille etter 0 og 4 timer tørking. SNV modell uten variabelseleksjon brukt for predikering.



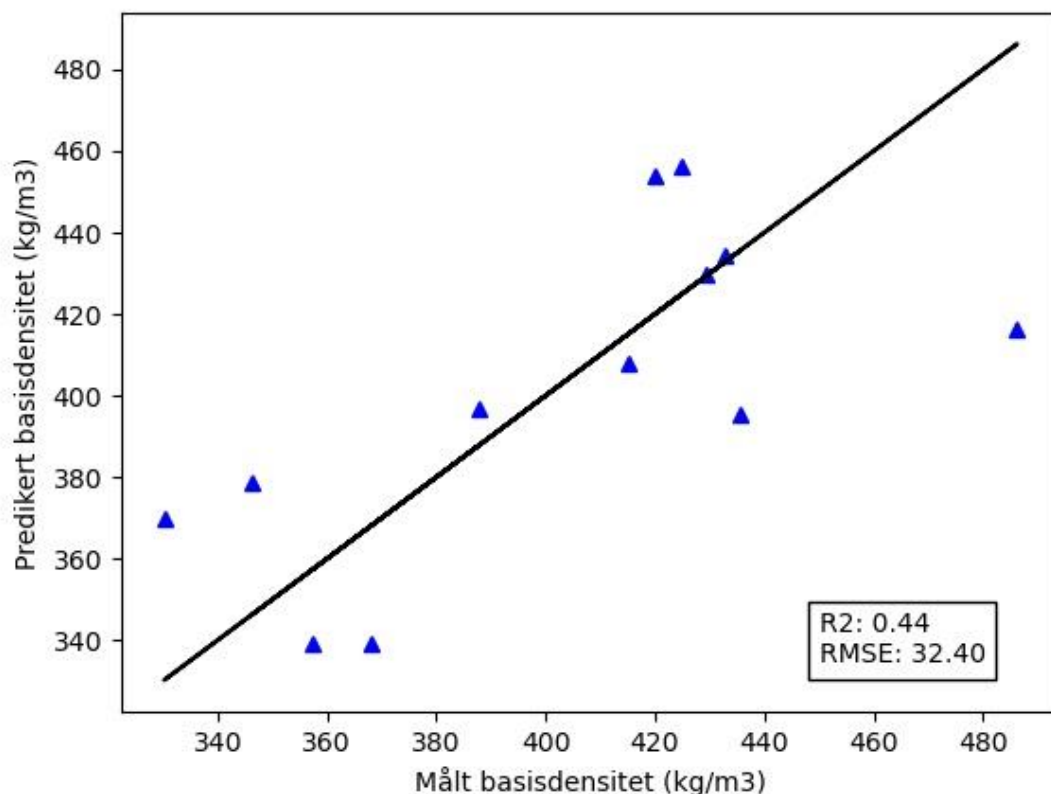
Figur 15. Tverrsnitt til alle prøver. Plassering til tverrsnittet er forklart i Figur 16.



Figur 16. Forklaring til bilder av tverrsnitt. Flaten markert med rødt er tverrsnittet vist i Figur 15. Flaten markert med blått er flaten som er skannet. I prediksjonsbildene vist i oppgaven vil tverrsnittflaten være på venstre side av bildet.

#### 4.5 MODELLERING AV DENSITET

Resultatet for densitetsmodellen er vist i Tabell 5. SNV ble valgt som forbehandlingsmetode da den viste seg å ha størst effekt for fuktighetsmodellene. Modellen for densitet var betydelig svakere enn for modellene for fuktighet.  $R^2$  for kryssvalideringen var svak på 0,44 og RMSE var på 32,40 kg/m<sup>3</sup>. Figur 17 viser predikert densitet mot målt densitet. Det er tydelig at modellen for densitet er svak.



Figur 17. Predikert mot målt densitet.

Tabell 5. Resultater for denistetsmodell.

Behandling	Antall komponenter	$R^2_{LOOCV}$	$RMSE_{LOOCV}$
SNV	2	0.44	32.40

## 5 DISKUSJON

### 5.1 FUKTIGHETSMODELLER

Førbehandlingsmetodene benyttet hadde en tydelig effekt på presisjonen til modellene. SNV forbedret presisjonen på modellene for fuktigheter under 20% (målinger etter 24 timer tørking). I fuktigheter over 20% (målinger fra de første 10 timer tørking) var feilen større og i liten grad påvirket av førbehandlingsmetoder. Effekten av førbehandling ses i Figur 8 og Figur 10 og det ser ut til at det kan være noe systematisk feil knyttet til støy som fjernes av SNV. For førbehandlingsmetoder uten SNV er fuktigheten enten under- eller overpredikert for målinger etter 24 timer tørking, men denne tendensen er ikke synlig for målinger fra de første 10 timene av tørkingen. Fra Figur 7 kan det se ut til at responsen på spektrumet av fuktigheten reduseres ved lavere fuktigheter. Det kan tenkes at støy i spektrum vil derfor i større grad påvirke prediksjonene ved lavere fuktigheter.



Områder i spektrumet identifisert tidligere å være viktige for vann (960nm, 1450nm og 1940nm) ble også funnet i dette forsøket. I ladningen til modeller uten variabelseleksjon var det tydelige topper ved 1450nm og 1940nm (se Figur 10). Responsen ved 1940nm ser ut til å være den viktigste for modellene. Disse resultatene stemmer i stor grad med tidligere studier. Ladningen for første komponent til modellen med kun SNV som førbehandling er svært liknende til resultatet til Awais et al. (2022). Bruk av variabelseleksjon var i stand til å forbedre presisjonen. Effekten var forholdsvis lav, spesielt for modeller uten SNV. For modeller med SNV var det en viss forbedring og presisjonen til estimering av fuktigheter under 20% så ut til å øke. Det var mulig å inkludere flere komponenter i modellene uten å introdusere systematiske feil fra overtilpasning av modellen. Dette tyder på at områdene utenfor 1410nm-1490nm og 1900-1980 i mindre grad er viktige for å predikere fuktighet.

Antall komponenter benyttet for modellen varierte fra 2 til 6. Modeller uten variabelseleksjon benyttet færre komponenter da risikoen for overtilpasning av modellen var større. Tidligere studier har vist at bruk av flere komponenter er nyttig for predikering av fukt. Kobori et al. (2013) brukte 6 komponenter og Stefansson et al. (2020) brukte 9 komponenter for predikering av fuktighet i furu. De beste modellene ved bruk av variabelseleksjon benyttet 6 komponenter og dette samsvar i stor grad med tidligere studier, men selv med kun 2 komponenter var det mulig å bygge gode modeller for fuktighet i dette forsøket.

Presisjonen til modellen varierte med fuktigheten. Over 20% var prediksjonsfeilen større enn under 20%, dette er spesielt synlig for modellene med SNV. De tidligere studiene av Kobori et al. (2013) og Ma et al. (2022) har ikke funnet varierende presisjon med fuktighet og dette kan skyldes forskjeller i prøvene brukt. Prøvene brukt tidligere er fuktet opp i vannbad etter tørking. Forskjeller i fuktighet mellom yte- og kjerneved som er til stede i fersk tilstand vil bli borte under en slik behandling og fuktvariasjonen i prøvene vil reduseres. Stefansson et al. (2020) derimot rapporterte en større feil i modellen de første timene av tørkingen selv om det også her ble brukt oppfuktede prøver, men det er ikke konkludert hva som forårsaket dette. Cooper et al. (2011) rapporterte en større prediksjonsfeil for yteved i fuktighetsområdet 0%-250%, enn for kjerneved i fuktighetsområdet 0%-30% ved bruk av nær-infrarød spektroskopi (NIRS) for fuktighetsbestemmelse. Her ble det antatt at NIRS var i mindre stand til å fange opp forskjellene i fritt vann i prøvene.

Årsaken til større prediksjonsfeil ved høyere fuktigheter i dette forsøket er trolig romlig variasjon av fuktighet i prøven. I fersk tilstand vil det være en naturlig variasjon av fuktighet i prøven, spesielt for prøver med både kjerne- og yteved. Fuktigheten til yteved vil være betydelig høyere enn for kjerneved og dette kunne identifiseres for prøvene vist i Figur 14. Siden hyperspektrale bilder kun måler overflaten av prøven vil variasjon av fuktighet i dybden ikke fanges. Målinger fra kun en side vil derfor være sårbare for variasjon av fuktighet i dybden av prøven. Hvis mer yteved er eksponert på en av flatsidene til prøvene, vil den gjennomsnittlige fuktigheten til prøven overpredikeres fra en måling på denne siden og underpredikeres fra en måling fra motsatt side. Når prøvene tørker vil variasjonen av

fuktighet til stede i prøven i stor grad jevnes ut. Dette er trolig grunnen til at presisjonen øker for målinger etter 24 timer tørking. På dette tidspunktet er fuktigheten i prøven jevnet ut og de sterke forskjellene til stede i ferskt virke vil forsvinne. Overflaten er ved dette tidspunktet mer representativ for den gjennomsnittlige fuktigheten i prøven. Noe av forskjellen i presisjon kan være forårsaket av ujevn fordeling av observasjoner over fuktighet. Målingene er tettere ved lavere fuktighet og datagrunnlaget for modellene vil derfor være svakere ved høyere fuktigheter.

Modellen med SNV + Savitzky-Golay derivasjon av annen grad var i god stand til å predikere fuktighet med en  $R^2$  på 0,97 og RMSE for valideringssettet på 1,05%. Tidligere modeller for predikering av fuktighet over fibermetning har hatt en noe høyere feil. Kobori et al. (2013) rapporterte  $R^2$  og RMSE på henholdsvis 0,99 og 2,29% for ubehandlet furu og Stefansson et al. (2020) med  $R^2$  og RMSE på henholdsvis 0,97 og 2,7% for termisk modifisert furu. Awais et al. (2022) undersøkte fuktighetsbestemmelse for acetyleret furu i fuktighetsområdet 0%-35% og rapporterte en lavere RMSE på 0,62%. Tidligere studier av Hoffmeyer og Pedersen (1995) og Cooper et al. (2011) har også rapport god presisjon under fibermenting ved bruk av NIRS for fuktighetsbestemmelse. Som nevnt av Cooper et al. (2011) kan reduksjon av presisjon over fibermetning være forårsaket av forskjeller i fritt vann som ikke fanges opp. Noe større variasjon av fuktigheten for prøver over fibermetning kan være en årsak til forskjellene i presisjon.

## 5.2 PIKSELVIS FUKTIGHETSESTIMERING

Pikselvis estimering av fuktighet på de hyperspektrale bildene så i stor grad ut til å beskrive den romlige variasjonen av fuktighet som forventes. Det var synlige forskjeller i fuktighet mellom vår- og sommerved gjennom hele tørkeprosessen. Forskjellen i fuktighet ble mindre tydelig når prøvene tørker. Fra bildene kan det se ut til at fuktigheten til vårved blir estimert høyere enn sommerved, men mangel på segmentering mellom vår- og sommerved i bildene gjør det krevende å trekke slutninger. Det er vist tidligere av Fromm et al. (2001) ved bruk av tomografi at fuktigheten synker fra vårved til sommerved i gran. Kobori et al. (2013) og Stefansson et al. (2020) fant også samme tendensen i predikert romlig fordeling av fuktighet fra hyperspektrale bilder av furu.

Fra Figur 14 kunne det observeres et tydelig skille i fuktighet. Områder som samsvarer med potensiell yteved i prøvene (se tverrsnitt til prøver i Figur 15) er predikert til å ha lav fuktighet relativt til resten av prøven ved 0 timer, men etter 4 timer tørking er fuktigheten predikert høyere enn resten av prøven. Dette skyldes trolig at modellen underpredikerer høye fuktigheter da modellen ikke er trent på prøver med fuktighet over 37%.

Fuktighetsskillet mellom yte- og kjerneved blir gradvis borte og er borte etter 24 timer tørking. På dette stadiet er fuktigheten i prøve utjevnet og det er ingen sterke skiller i fuktighet.

Fra fuktestimeringen på prøvene er det synlige forskjeller i fuktighet for kvist gjennom hele tørkeprosessen. Generelt ser fuktforskjellene ut til å øke når prøvene tørker, men for prøve



10 er kvist spesielt synlig ved 0 timer tørking med lav predikert fuktighet. Kvisten i prøve 10 er betydelig større enn kvist i andre prøver og hele tverrsnittet til kvisten er eksponert. Prediksjonene på kvist er noe usikker da modellene i liten grad er trent på kvist. Få av prøvene har mye kvist (prøve 10 tilhører valideringssettet) og siden gjennomsnittlig spektrum til overflaten av prøven er brukt vil spektrum fra kvist være lite representert i modellen. I hvilken grad modellen kan beskrive fuktighet for kvist er derfor noe usikkert. Sett bort ifra denne usikkerheten kan fuktforskjellen i kvisten i prøve 10 forklares av forskjeller i fukttransport i retningene til trevirke. Transporten av fuktighet vil være raskere langs lengderetningen til kvisten og lav predikert fuktighet kan skyldes at kvisten i stor grad allerede har tørket ut. Gitt svakheten tidligere vist med predikering på høye fuktighet kan det også hende at fuktigheten er høyere ved at mer vann transporteres til overflaten, men at fuktighetsprediksjonen er lav for kvisten gjennom hele tidsserien gjør dette usannsynlig. Etter 58 timer kan det ses i Figur 13 at fuktigheten er predikert lavere i områder med kvist. Dette kan skyldes fukttransport langs kvisten som følger lengderetningen til trevirke, uttørking vil derfor være raskere for kvist enn resten av prøven.

Alle prediksjonene av romlig fordeling til fuktighet fra hyperspektrale bilder er basert på gjennomsnittlig spektrum og fuktighet til prøven, også for dette forsøket. Dette gjør det umulig å validere resultatene av en slik prediksjon da det ikke finnes en referansefuktighet for hver piksel å validere mot. Det er behov for å validere prediksjonene for å kunne se i hvilken grad hyperspektrale bilder er i stand til å predikere den romlige fordelingen av fuktighet i prøver.

### 5.3 DENSITET

Modellen for densitet var mye svakere enn for fuktighet og det var forventet gitt at datagrunnlaget til modellen var mye svakere. 154 observasjoner var inkludert i kalibreringssettet til fuktighetsmodellene, mens det kun ble brukt 12 for densitetsmodellen. I tidligere studier er densitetsmodellen vist å være noe svakere enn fuktighetsmodellen. Mora et al. (2011) og Fujimoto et al. (2015) rapporterte  $R^2$  på henholdsvis 0,71 og 0,82 for densitetsmodellen, mens de rapporterte en  $R^2$  på henholdsvis 0,81 og 0,88 for fuktighetsmodellen. Datagrunnlaget er i denne oppgaven for lite til å bygge en solid modell. Som med fuktighetsmodeller er det vist nyttig å inkludere flere komponenter, Mora et al. (2011) brukte 8 komponenter i densitetsmodellen. Det var for få observasjoner i dette datasettet til å benytte flere komponenter uten å introdusere feil fra overtilpasning av modellen.

### 5.4 MULIGHETER OG UTFORDRINGER I IMPLEMENTERING AV HYPERSPEKTRALE METODER

Hyperspektrale metoder ser ut til å være godt egnet for benyttelse til fuktighetsbestemmelse i en tørkeprosess. Modellene for fuktighet viste en god evne til å predikere fuktighet under fibermetningspunktet og fuktgradienter i prøvene dannet av endeforseglingen ser ikke ut til å være problematisk for prediksjonene.

Implementering av hyperspektrale metoder for fuktighetsbestemmelse i en trelasttørke vil kunne øke informasjonen tilgjengelig om fuktighetsutviklingen og variasjonen i fuktighet. Det vil være mulig å kontinuerlig predikere fuktigheten under tørkingen og variasjonen av fuktigheten i tørken kan kartlegges. En kontinuerlig overvåking av fuktigheten kan brukes til i større grad optimere tørkeprosessen for trelasten og til å unngå tørkeskader.

Sammenliknet med elektriske motstandsmålere har hyperspektrale metoder den fordelen at de er berøringsfrie. I stedet for å utføre stikkmålinger i tørken med elektrisk motstandsmåler vil det være mulig å estimere både gjennomsnittlig fuktighet i lasset og variasjonen i fuktighet fra målinger av en hel side av trelastpakken. En stor fordel med hyperspektrale metoder er at det er mulig å benytte målingene til mer enn kun fuktighetsbestemmelse. I en trelasttørke kan det være mulig å bruke hyperspektrale bilder til overvåking av krympingen visuelt av trelasten og denne informasjonen vil være mulig å benytte for overvåkingen av fuktighetsendringer.

I en trelasttørke vil målingene måtte utføres på yttersiden av en trelastpakke. Dette gir to konsekvenser for målingene: målingene vil ikke kunne beskrive fuktvariasjon i dybden av pakken og målinger må utføres på kantsiden til trelasten. Målinger på kantsiden vil trolig redusere presisjonen for fuktighetsbestemmelse, men dette er også tilfellet for elektriske motstandsmålere. Å undersøke i hvilken grad presisjonen påvirkes av målinger fra kantsider vil være aktuelt for praktisk bruk av hyperspektrale metoder til fuktighetsbestemmelse og spesielt å sammenlikne dette med elektrisk motstandsmåling.

En utfordring ved praktisk bruk som lite undersøkt er effekten av overflaten. Prøvene tidligere er undersøkt er alle høvlet, og målinger fra en sagsnittflate vil trolig introdusere mer støy fra eksempelvis lysspredning. Bruk av førbehandlingsmetoder kan trolig redusere mye av denne støyen, men det vil være interessant å undersøke i hvilken grad modellen blir påvirket. Myronycheva et al. (2018) har undersøkt forskjeller i spektra mellom prøver med ulik modifisering (ikke modifisert og termisk modifisert) og overflatebehandling (sagflate og høvelflate). Forskjellen i overflaten mellom sagflate og høvelflate utgjorde den største differansen, men det ble ikke diskutert i hvilken grad dette vil påvirke modeller. Cooper et al. (2011) fant at forskjellige overflatebehandlinger påvirket spektret til prøvene og anbefalte bruk av separate modeller for overflatebehandlinger, mens Hoffmeyer og Pedersen (1995) fant ingen utfordringer med å inkludere ulike overflatebehandlinger. Det vil være interessant å undersøke i hvilken grad presisjonen av fuktighetsbestemmelse og eventuelt andre egenskaper påvirkes av overflatebehandling.

I hvilken grad fuktighetsbestemmelse basert på hyperspektrale metoder påvirkes av større variasjon i prøvene bør undersøkes. Modellene bygget i dette forsøket og i tidligere studier er basert på prøver med lik størrelse og hvordan modellene påvirkes av variasjon i dimensjoner er ikke undersøkt. Det vil være naturlig å forvente en endring i forholdet mellom gjennomsnittsfuktighet og overflatefuktighet når tykkelsen endres, som følge av fuktgradienten som dannes. Prøvene brukt i forsøket har alle like dimensjoner og

fuktgradienten vil i stor grad være lik mellom prøvene. Variasjonen mellom prøvene er trolig også noe undervurdert da de ble tatt ut fra et lite område av den strølagte trelasten. Flere av prøvene stammer fra samme stokk og dette kan bidra til å redusere variasjonen mellom prøvene. Hvordan modellen påvirkes av større variasjon både i dimensjoner og opphav vil være av interesse for å vurdere i hvilken grad modellene må tilpasses trelasten som måles.

Evnen til hyperspektrale metoder til å bestemme fysiske egenskaper til trevirke som fuktighet, densitet og kjemisk oppbygging gir metodene et stort potensial for benyttelse i hele produksjonslinjen til trelast for sortering og overvåking. Det kan være mulig å benytte metodene for å identifisere råte og trykkved i stokker, samt å måle fuktighet og densitet. I råsorteringen kan fuktighet og densitet måles og kartlegges, trykkved kan identifiseres og kjerneved kan gjenkjennes. Potensialet for benyttelse er stort, men det gjenstår å se med hvilken presisjon disse målingene kan utføres i en produksjonslinje.

## 6 KONKLUSJON

---

Hyperspektrale metoder ser ut til å ha stort potensiale for benyttelse i en tretørkingsprosess. Presisjonen til modellen var noe svakere ved høyere fuktighet, dettes skyldes trolig at forskjeller i fuktfordelingen internt i prøven er større og hyperspektrale kameraer er ikke i stand til å fullt kartlegge variasjonen. Målinger fra begge sider vil kunne øke presisjonen i dette stadiet. Etter 24 timer så fuktigheten ut til å være utjevnet og presisjonen til modellene økte. Det var ingen synlig reduksjon i presisjon etter dette punktet. Modellene så ut til å godt kunne beskrive den romlige fuktighetsvariasjonen i prøvene. Det var mulig å se forskjeller i predikert fuktighet mellom yte- og kjerneved tidlig i tørkingen, forskjeller mellom vår- og sommersved var synlig over hele tørkingen og fuktforskjeller fra kvist var tydelige. Før en implementering av hyperspektrale metoder må det undersøkes i hvilken grad praktiske forhold som overflaten til prøvene og målinger fra kantsider påvirker presisjonen og prediksjonen av romlig fordeling av fuktighet bør valideres.

## 7 LITTERATURLISTE

---

- Abdi, H. (2010). Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression). *WIREs Computational Statistics*, 2 (1): 97-106. doi: <https://doi.org/10.1002/wics.51>.
- Awais, M., Altgen, M., Makela, M., Belt, T. & Rautkari, L. (2022). Quantitative prediction of moisture content distribution in acetylated wood using near-infrared hyperspectral imaging. *Journal of Materials Science*, 57 (5): 3416-3429. doi: 10.1007/s10853-021-06812-2.
- Barnes, R. J., Dhanoa, M. S. & Lister, S. J. (1989). Standard Normal Variate Transformation and De-Trending of near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra. *Applied Spectroscopy*, 43 (5): 772-777. doi: Doi 10.1366/0003702894202201.
- Boldrini, B., Kessler, W., Rebner, K. & Kessler, R. (2012). Hyperspectral imaging: a review of best practice, performance and pitfalls for inline and online applications. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 20 (5). doi: 10.1255/jnirs.1003.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach to Edge-Detection. *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8 (6): 679-698. doi: Doi 10.1109/Tpami.1986.4767851.
- Cooper, P. A., Jeremic, D., Radivojevic, S., Ung, Y. T. & Leblon, B. (2011). Potential of near-infrared spectroscopy to characterize wood products1This article is a contribution to the series The Role of Sensors in the New Forest Products Industry and Bioeconomy. *Canadian Journal of Forest Research*, 41 (11): 2150-2157. doi: 10.1139/x11-088.
- Dhanoa, M. S., Lister, S. J., Sanderson, R. & Barnes, R. J. (1994). The Link between Multiplicative Scatter Correction (MSC) and Standard Normal Variate (SNV) Transformations of NIR Spectra. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2 (1): 43-47.
- Fløtaker, S. & Tronstad, S. (2000). *47: Description and initial test of 8 principles for in-kiln measuring and end-point control of wood moisture content* Norsk Treteknisk Institutt.
- Fromm, J. H., Sautter, I., Matthies, D., Kremer, J., Schumacher, P. & Ganter, C. (2001). Xylem water content and wood density in spruce and oak trees detected by high-resolution computed tomography. *Plant Physiology*, 127 (2): 416-425. doi: DOI 10.1104/pp.010194.
- Fujimoto, T., Numa, T., Kobori, H. & Tsuchikawa, S. (2015). Visualisation of spatial distribution of moisture content and basic density using near-infrared hyperspectral imaging method in sugi (*Cryptomeria japonica*). *International Wood Products Journal*, 6 (2): 46-48. doi: 10.1179/2042645314Y.0000000084.
- Griffiths, P. R. & Miseso, E. V. (2014). Infrared and Raman Instrumentation for Mapping and Imaging. I: *Infrared and Raman Spectroscopic Imaging*, s. 1-56.
- Hoffmeyer, P. & Pedersen, J. G. (1995). Evaluation of density and strength of Norway spruce wood by near infrared reflectance spectroscopy. *Holz als Roh- und Werkstoff*, 53 (3): 165-170. doi: 10.1007/BF02716418.
- Kobori, H., Gorretta, N., Rabatel, G., Bellon-Maurel, V., Chaix, G., Roger, J. M. & Tsuchikawa, S. (2013). Applicability of Vis-NIR hyperspectral imaging for monitoring wood moisture content (MC). *Holzforschung*, 67 (3): 307-314. doi: 10.1515/hf-2012-0054.

Kollmann, F. F. P. & Côte, W. A. (1968). *Principles of wood science and technology*. Berlin, Heidelberg, New York,: Springer-Verlag.

Kucera, B. (1992). *Skandinaviske normer for testing av små feilfrie prøver av heltre* Ås: Skogforsk.

Ma, T., Morita, G., Inagaki, T. & Tsuchikawa, S. (2022). Moisture transport dynamics in wood during drying studied by long-wave near-infrared hyperspectral imaging. *Cellulose*, 29 (1): 133-145. doi: 10.1007/s10570-021-04290-y.

Manley, M. (2014). Near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging: non-destructive analysis of biological materials. *Chemical Society Reviews*, 43 (24): 8200-8214. doi: 10.1039/c4cs00062e.

Meder, R. & Meglen, R. R. (2012). Near infrared spectroscopic and hyperspectral imaging of compression wood in *Pinus radiata* D. Don. *Journal of near Infrared Spectroscopy*, 20 (5): 583-589. doi: 10.1255/jnirs.1001.

Mora, C. R., Schimleck, L. R., Yoon, S. C. & Thai, C. N. (2011). Determination of basic density and moisture content of loblolly pine wood disks using a near infrared hyperspectral imaging system. *Journal of near Infrared Spectroscopy*, 19 (5): 401-409. doi: 10.1255/jnirs.948.

Myronycheva, O., Sidorova, E., Hagman, O., Sehlstedt-Persson, M., Karlsson, O. & Sandberg, D. (2018). Hyperspectral Imaging Surface Analysis for Dried and Thermally Modified Wood: An Exploratory Study. *Journal of Spectroscopy*, 2018. doi: Artn 7423501  
10.1155/2018/7423501.

Rinnan, A., van den Berg, F. & Engelsen, S. B. (2009). Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. *Trac-Trends in Analytical Chemistry*, 28 (10): 1201-1222. doi: 10.1016/j.trac.2009.07.007.

Savitzky, A. & Golay, M. J. E. (1964). Smoothing + Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Analytical Chemistry*, 36 (8): 1627-&. doi: DOI 10.1021/ac60214a047.

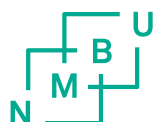
Skogstad, P. (red.). (2009). *Treteknisk Håndbok nr. 4*. Oslo: Norsk Treteknisk Institutt.

Stefansson, P., Thiis, T., Gobakken, L. R. & Burud, I. (2020). Hyperspectral NIR time series imaging used as a new method for estimating the moisture content dynamics of thermally modified Scots pine. *Wood Material Science & Engineering*, 16 (1): 49-57. doi: 10.1080/17480272.2020.1772366.

Thumm, A., Riddell, M., Nanayakkara, B., Harrington, J. & Meder, R. (2010). Near infrared hyperspectral imaging applied to mapping chemical composition in wood samples. *Journal of near Infrared Spectroscopy*, 18 (6): 507-515. doi: 10.1255/jnirs.909.

Tsuchikawa, S. & Schwanninger, M. (2013). A Review of Recent Near-Infrared Research for Wood and Paper (Part 2). *Applied Spectroscopy Reviews*, 48 (7): 560-587. doi: 10.1080/05704928.2011.621079.

Wold, S., Sjostrom, M. & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58 (2): 109-130. doi: Doi 10.1016/S0169-7439(01)00155-1.



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

Postboks 5003  
NO-1432 Ås  
Norway