



DET TEKNISK-NATURVITENSKAPELIGE FAKULTET

BACHELOROPPGAVE

Studieprogram/spesialisering:	Vårsemesteret 2021
Bachelor i ingeniørfag / Automatisering og elektronikkdesign	Åpen
Forfatter(e): Martin Gjerde, Elisabeth Eik	
Fagansvarlig: Karl Skretting	
Veileder(e): Karl Skretting, Gerhard Stanzel	
Tittel: Kvalitetsanalyse av grønnsaker ved bruk av hyperspektrale bilder Engelsk tittel: Quality analysis of vegetables using hyperspectral imaging	
Studiepoeng: 40	
Emneord: hyperspektralkamera, bildebehandling, python	Sidetall: 91 + vedlegg/annet: referanser, kode og datablad Stavanger 15. juni 2021

Forord

Denne bacheloroppgaven er skrevet av Martin Gjerde og Elisabeth Eik, i samarbeid med RobotNorge, i forbindelse med deres utdanning i automatisering og elektronikkdesign ved Universitetet i Stavanger.

Vi vil gjerne takke Karl Skretting for faglig oppfølging underveis i oppgaven og god hjelp.

I tillegg ønsker vi å takke Gerhard Stanzel og Gustav von Heijne fra Stemmer Imaging for hjelp med litteratursøk, ekstern veiledning i prosessen og for hjelp til å ta hyperspektrale bilder for oss.

Takk til RobotNorge for å fått oss i gang med en interessant bacheloroppgave.

Til slutt vil vi også takke Thomas Boggs fra MIT, som har laget Spectralpakken i Python, for rask og god tilbakemelding angående spørsmål om utdyping av algoritmer brukt i pakkemodulen.

Sammendrag

Temaet for denne oppgaven er hyperspektral bildeanalyse av frukt og grønt. Gjennom oppgaven har det blitt sett på modning av tomat, paprika, agurk og banan ved hjelp av et hyperspektralt kamera og sett på ulike spektral-områder for å detektere modning av produktene.

I løpet av oppgaven har det også blitt sett på andre studier som har analysert modning av frukt og grønt basert på hyperspektrale bilder, hvor det er blitt funnet gode resultater. I studiet som vi har gjennomført er det blitt brukt en pakke som heter 'Spectral' utviklet under en lisens fra MIT til å lese, filtrere, redusere, denoise og presentere de hyperspektrale bildene.

I tillegg til å se på modning er det også blitt sett på bruk av et optimalt lineært filter på de hyperspektrale bildene. Det ble funnet gode resultater for å filtrere vekk umodne eller modne frukt og grønnsaker, som senere kan bli brukt av roboter til å sortering av produktene. Det er blitt brukt Normalized Difference Vegetation Index for å få frem vegetasjon på tomat, som også senere kan brukes i roboter for å plukke og pakke tomater i bokser til forbrukerne.

Resultatene i denne oppgaven viser at det er mulig å bruke hyperspektral bileanalyse til å detektere modenhet på forskjellige frukt og grønnsaker, men at videre analyse som baserer seg på et større parti av hver frukt og grønnsak vil være en fordel for å få et større og representativt utvalg.

Innhold

1	Introduksjon	1
1.1	Bruk av hyperspektrale bilder	1
1.2	Bakgrunn for oppgaven	2
1.3	Oppgavetekst	3
2	Teori om hyperspektrale bilder	5
2.1	Spektroskopi	5
2.2	Generell farge -og bildebehandlingsteori	11
2.2.1	Bildefangst og lagring	11
2.2.2	Bildeprosessering og fargeforståelse	12
2.2.3	Signalbehandling av digitale bilder	22
2.3	Hyperspektralt kamera	26
2.4	Hyperspektral bildetakning	28
2.4.1	Generelt	28

INNHold

2.4.2	Punkskanning	28
2.4.3	Linjeskanning	29
2.4.4	Områdeskanning	29
2.4.5	Reflektans	29
2.4.6	Transmittans	30
2.4.7	Interaktans	30
2.5	Hyperspektral bildebehandlingsteori	31
3	Tidligere anvendelser av hyperspektrale bilder for frukt og grønt	37
3.1	Tomat	38
3.1.1	Tomatstudie 1	38
3.1.2	Tomatstudie 2	39
3.2	Paprika	40
3.3	Agurk	41
3.4	Banan	44
3.5	Jordbær	45
4	Bildefangst	47
4.1	Kameraoppsett	47
4.2	Belysning	48

INNHold

4.3	Produktutvalg	50
5	Bildeanalyse og resultat	54
5.1	Paprika	55
5.2	Tomat	69
5.3	Agurk	77
5.4	Banan	85
6	Diskusjon og evaluering	89
6.1	Diskusjon	89
6.2	Konklusjon	90
6.3	Fremtidig arbeid	90
	Bibliografi	100
	Vedlegg	100
A	Grunnkode for spektralanalyse	101
B	Datablad	110

Kapittel 1

Introduksjon

1.1 Bruk av hyperspektrale bilder

Hyperspektrale kameraer ble originalt oppfunnet for bruk innen geologi siden hyperspektrale kameraer kan identifisere ulike mineraler, som gjorde det ideelt til bruk innen blant annet oljeindustrien. Olje har sin egen spektrale signatur, også kalt spektralt fingeravtrykk, som gjør det mulig å identifisere oljen basert på dette fingeravtrykket og finne nye oljefelt. Etterhvert spredte bruken seg og det blir nå brukt til flere forskjellige områder som blant annet jordbruk, matprosessering, overvåkning og sortering, og er blitt mer og mer tilgjengelig over årene [83].

Fordelen med hyperspektrale kameraer er mange. Det kan identifisere materialer, måle fett, protein, modenhet, parasitter og fuktighet, på en ikke-destruktiv måte. Ved å bruke et hyperspektralt kamera vil en dermed ikke risikere å ødelegge produktet under bildetakning [58]. Ved å bruke hyperspektral bildeanalyse på frukt og grønt kan det være mulig å skille på modenheten til frukt og grønnsaker ved hjelp av de spektrale fingeravtrykkene, som er det vi ønsker å bevise i denne rapporten. I tillegg kan det også bli sett på for eksempel overflateskader eller innhold av jord/parasitter på overflaten. Dette kan igjen redusere matsvinnet ved å optimalisere dyrking og innhøsting av produktene som blir sendt ut til forbrukerne. De hyperspektrale bildene kan senere bli brukt i maskinlæring for å styre roboter til

1.2 Bakgrunn for oppgaven

å skille ulik frukt og grønnsaker basert på modenhet. I denne egendefinerte oppgaven ønsker vi å se på hvordan vi kan bruke hyperspektrale bilder til å undersøke modenhet på ulik frukt og grønt. Da dette enda er et relativt nytt område vil det bli spennende å kunne gjøre en hyperspektral bildeanalyse og eventuelt se hva mer det kan brukes til.

1.2 Bakgrunn for oppgaven



(a) RobotNorge sin logo



(b) Stemmer Imaging sin logo

Figur 1.1: Bedriftene som har bidratt til informasjon og produksjon av bilder

RobotNorge er en bedrift som tilbyr produkter og tjenester innen automatisering og robotisering, som startet opp i 2003 på Klepp. Ved bruk av avansert sensorteknologi, kunstig intelligens og industrielle ABB-roboter har de utviklet nye løsninger for flere bedrifter innen forskjellige industrier som; helse, vann -og avløp, meieri og jordbruk [3].

Stemmer Imaging ble etablert i 1987 og har ansatte over store deler av verden som i Europa, Latin Amerika og Asia. De er en ledende maskinleverandør for visjonteknologi og tilbyr både maskinvisjon i industrielle applikasjoner og datasyn i ikke-industrielle applikasjoner [32].

I et pågående prosjekt skal RobotNorge levere en løsning for kildesortering av plast og papir. Med hjelp fra en av selskapets leverandører, Stemmer Imaging, skal de bruke et hyperspektralt kamera for å utføre en bildeanalyse og klassifisere forskjellige grupper av papir og skille plastikken fra papiromaterialet. Årsaken til at denne typer kamera blir benyttet er fordi et hyperspektralt bilde gir mye mer informasjon enn et bilde fra et vanlig digitalkamera.

Analyser fra Stemmer Imaging har gitt lovende resultater for dette prosjektet. Videre ønsker RobotNorge å undersøke potensiell bruk av hyperspektral bildeanalyse i fremtidige prosjekter. Jordbruksindustrien er en av de indu-

1.3 Oppgavetekst

striene man kan se har en økende trend av automatiserte løsninger. Derfor er det ønskelig å ta en produktanalyse av grønnsaker ved hjelp av et hyperspektralt kamera, og se om det er mulig å ta i bruk i en tilsvarende metode for å undersøke når grønnsakene er modne nok for innhøstning, eller eventuelt er overmodne.

En teststasjon er satt opp hos Stemmer Imaging hvor riktig belysning og kamera er rigget opp sammen med et ønskelig utvalg av forskjellige typer grønnsaker. Bildene som blir brukt i analysen til denne bacheloroppgaven blir sendt direkte fra RobotNorges leverandør.

1.3 Oppgavetekst

Etter å ha tatt kontakt med RobotNorge ble vi enige om å skrive en bacheloroppgave for de innen hyperspektral bildebehandling. Siden RobotNorge allerede har et prosjekt pågående med søppelsortering valgte vi å ta for oss et annet område som kunne være interessant for de å satse på, hyperspektral bildeanalyse av frukt og grønt. RobotNorge har allerede et prosjekt hvor de bruker et vanlig RGB-kamera til sortering av umodne og modne tomater. Det var derfor ønskelig om vi kunne skrive en bacheloroppgave hvor vi skulle se hvordan det hyperspektrale kameraet kunne anvendes for dette. Under er den opprinnelige oppgaveteksten gjengitt i kursiv.

Et stort problem med dagens matindustri er matsvinnet. Formålet med denne bacheloroppgaven er å undersøke om et hyperspektralt kamera kan bli nyttig til bruk for å analysere modenhet av avlinger. Det hyperspektrale kameraet avgir ulike bølgelengder for ulik modenhet av mat og en kan dermed analysere disse verdiene for å finne hvor en frukt eller grønnsak er i modningsprosessen. Funnene fra denne bacheloroppgaven kan dermed brukes i andre prosjekter senere hvor kameraet kan bli brukt hos bønder for å se på frukt og grønt før det blir høstet.

I løpet av oppgaven skal det sees på modningen og forråtningen av frukt og grønnsaker i forskjellige lysforhold og temperatur på en teststasjon hos RobotNorge. Dette fordi lyset kan bidra med en viss unøyaktighet, som kan være grunn til feilkilde av hvordan signalene blir lest av det hyperspektrale kameraet. Målet med å ta i bruk forskjellige feilkilder er å finne en mu-

1.3 Oppgavetekst

lig feilmargin for signalene som skiller mellom de forskjellige råvarene og modnings/forråtningsprosessene deres.

Det skal tas i bruk en modul i Python basert på en lisens fra MIT som heter spectral for å lage kode til bildebehandlingen. Her vil verdiene som man får ut fra koden brukes til å sammenligne spektralområdene for de ulike råvarene og sette opp diagrammer for å se hvordan et hyperspektralt kamera fanger opp de ulike verdiene for ønskede piksler og spektralbånd.

Bacheloren skal også inneholde en del med litteraturstudie, hvor det tas med arbeidsmetoder og konklusjoner fra tidligere prosjekter på liknende områder gjennomført av eksterne ledd.

På grunn av Covid-19 pandemien fikk ikke RobotNorge det hyperspektrale kameraet de skulle bruke til å sortere plastikk tidlig nok til at vi kunne reise ut til deres lokaler og bruke det til oppgaven vår. Det ble derfor bestemt at leverandøren deres, Stemmer Imaging, skulle ta bildene av frukt og grønt for oss og sende disse til oss digitalt.

I møte med Stemmer Imaging ble det også bestemt at det ikke var hensiktsmessig å se på hyperspektrale bilder i forskjellige lysforhold. Hyperspektrale bilder er avhengig av gode lysforhold for å få gode bilder, så det ble derfor ikke sett på dette. Det er derimot tatt hyperspektrale bilder av grønnsaker oppbevart i ulike temperaturer for å se om det har noen innvirkning.

Kapittel 2

Teori om hyperspektrale bilder

I delkapitlene under er det drøftet grunnleggende bakgrunnsteori om hyperspektrale bilder og behandling av disse. Det blir sett på det grunnleggende prinsippet om spektroskopi og spektralområder. Dermed drøftes hvordan det menneskelige øyet oppfatter farge og hvordan bildebehandling kan benyttes for å hjelpe synet med å forstå data i digitale bilder.

Teorien tar så for seg hvordan et hyperspektralt kamera fungerer, de tre ulike måtene å ta et hyperspektralt bilde, og tre ulike belysningsmetoder. Videre drøftes hyperspektral bildebehandling som forklarer hvordan hyperspektrale bilder er bygd opp og hvordan man kan manipulere disse bildene for å hente ut og presentere informasjon man vanligvis ikke vil få til med et vanlig digitalkamera.

2.1 Spektroskopi

Når elektromagnetisk stråling interagerer med et objekt kan det resultere i flere reaksjoner avhengig av hvilke typer materie objektet er bygget opp av. Et av tilfellene er at lysstrålene som treffer materialet kan bli absorbert inne i objektet, som kan resultere i at objektet blir varmet opp. Det andre tilfellet kan være at lyset stråler gjennom objektet, som blir kalt for transmittans, fordi elektromagnetiske bølger fra lyset overføres eller transmitteres inn gjennom og forbi objektet. En tredje egenskap som oppstår når

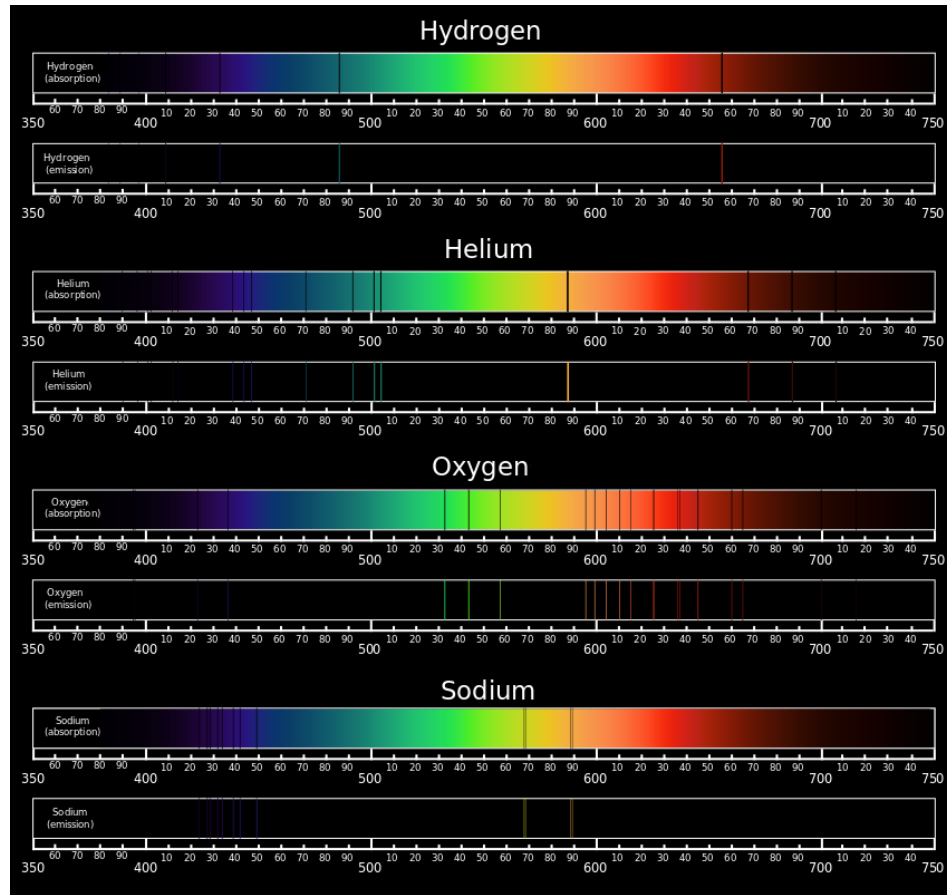
2.1 Spektroskopi

lys treffer et materiale er at lyset blir reflektert. Over tid kan objektet ha en fjerde egenskap, grunnet lyset som treffer. Det er når energien fra lyset, som har blitt absorbert av objektet over tid, senere går ut av materialet og avgir ny elektromagnetisk stråling med en annen frekvens. Denne formen for energioverføring kalles emisjon og oppleves som varme. Absorpsjon- og emisjonsspektrene som et spektroskop fremstiller gir to inverse spektre [93] [30].

Et spektroskop er en vanlig betegnelse på ethvert instrument som frembringer et synlig eller usynlig spekter, som for eksempel det elektromagnetiske spekteret. Spektroskopet består av en strålekilde, et dispersivt medium, optisk system og en detektor. Strålekilden har spalter som begrenser strålen. Det optiske systemet produserer et bilde ved inngangsspalten på detektoren ved stråling med en bestemt bølgelengde, og det dispersive mediet splitter strålingen opp etter den spektrale størrelsen. Bildet av spalten forskyves da når denne størrelsen forandrer seg [29].

Hvert enkelt atom har sitt helt eget absorpsjon- og emisjonsspekter. Ved å studere de forskjellige spektrene som en spektroskop fanger opp kan atomer bli identifisert [93] [67] [30]. Emisjon- og absorpsjonsspekter for fire forskjellige grunnstoffer er vist under i Figur 2.1.

2.1 Spektroskopi



Figur 2.1: Absorpsjonsspekter og emisjonsspekter for grunnstoffene; Hydrogen, Helium, Oksygen og Natrium [76]

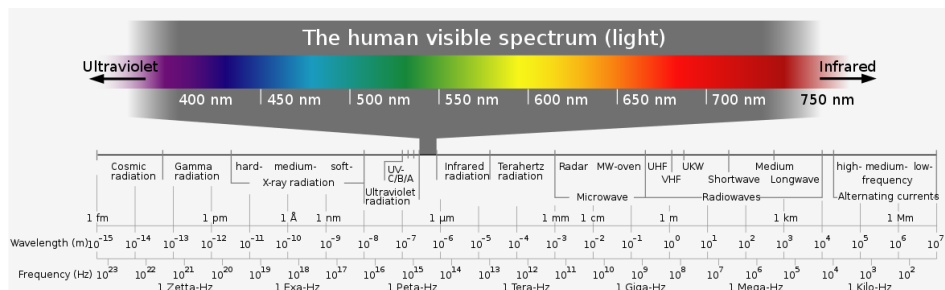
Spektroskopi innebærer å måle energien som avgis fra fotoner som interagerer med ønsket materie. Sammenhengen mellom fotonenergien til den elektromagnetiske strålingen som avgis og dens frekvens er gitt ved likning 2.1 hvor E er fotonenergien, h er plancks konstant, f frekvensen til strålingen, c er lysets hastighet og λ er bølgelengden til strålingen [79].

$$E = h \cdot f \iff E = \frac{h \cdot c}{\lambda} \quad (2.1)$$

Det elektromagnetiske spekteret kan deles inn i flere undergrupper basert

2.1 Spektroskopi

på bølgelengden til strålingen, se Figur 2.2 nedenfor.



Figur 2.2: Oversikt over det elektromagnetiske spekteret og angitt bølgelengde [71]

Ofte blir den transmitterte mengden av lys gjennom et objekt konvertert til å representere absorpsjon. Denne transformeringen til absorpsjonsspekteret er gitt ved likningen:

$$A = \log \left(\frac{1}{I} \right), \quad (2.2)$$

hvor I er intensiteten av transmittans og A er det tilsvarende utregnede absorpsjonsspekteret [60, s. 64].

De fleste av dagens digitale bilder baserer seg på det synlige lys i det elektromagnetiske spekteret. Spekteret gir en oversikt over energi i elektrisk stråling som kategoriseres ut i fra bølgelengden (frekvensen) på strålingen. Det synlige lys, også kalt det visuelle spekteret, er den delen av det elektromagnetiske spekteret som har bølgelengde mellom 400-700 nanometer (nm). Ved å bruke en bredere form for spektroskopi kan man få ut mer data enn det man gjør med et vanlig digitalt kamera som kun fanger opp data i det visuelle spekteret [55].

Landsat 8, som er en amerikansk jordobservasjonssatellitt [86], registrerer forskjellige bølgelengder langs det elektromagnetiske spekteret. Landsat 8 har 11 spektralområder, som er definert som bånd, hvor de 7 første båndene inkluderer synlig lys og den infrarøde delen av spekteret. De er også kjent som “the reflective bands” [64].

2.1 Spektroskopi

I senere tid er det også blitt definert et gult bånd som har et spektralområde fra 585 til 625 nm. Med Landsat 8 sine første 7 bånd, i tillegg til det gule, kan båndene systematiseres i en tabell som vist under [25].

Bånd	Båndnavn	Bølgelende (nm)
Bånd 1	Ultrablå	435-451
Bånd 2	Blå	452-512
Bånd 3	Grønn	533-590
Bånd 4	Rød	636-673
Bånd 5	Gul	585-625
Bånd 6	NIR	851-879
Bånd 7	SWIR 1	1566-1651
Bånd 8	SWIR 2	2110-2290

Tabell 2.1: Oversikt over definerte spektralområder med angitte bølgelengder

Bånd 1 reflekterer dype blå og fiolette farger. Båndet blir også kalt coastal/aerosol bånd etter sine to hovedbruksområder; indikasjon av grunt vann, og spore små partikler som støv og røyk. Data fra bånd 1 ser relativt like ut som bånd 2 (synlig blå), men dersom en kontrast dannes og områder med mer dyp blåfarge blir fremhevet kan en se betydelige forskjeller [41]. Noen av spektralbåndet sine applikasjoner er blant annet å estimere hval populasjon, identifisere kystvann og havfarger, og å kunne filtrere ut skyer [25].

Bånd 2, 3 og 4 er synlig blått, grønt og rødt lys, henholdsvis [41]. Bånd 2 kan brukes til å kartlegge blant annet nedsunken vannvegetasjon og turbiditet i kystområder, oppdage røykskyer, og kunne separere skyer fra snø og steiner. Det grønne båndet kan bli brukt til å skille vegetasjonsklasser og plantemateriale, og algeblomstring. Det siste båndet i det visuelle spekteret, rødt, er brukt i omregninger som NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) på grunn av planter absorberer mye rødt lys. Jord som er rik på jernoksid med en rustfarge har høy reflektans i det røde båndet. I tillegg blir det røde båndet brukt til å skille mellom menneskeskapte gjenstander og vegetasjon, som veier og bosetninger [25].

Bånd 5 måler den gule delen av spekteret. Det kan være nyttig til klassifisering av ulike typer treslag og avlingstyper etter sesong [25].

2.1 Spektroskopi

Bånd 6 måler NIR(Near-Infrared), og denne delen av spekteret er svært viktig for klassifisering av sunn vegetasjon. I nær-infrarødt er det enklere å separerer klasser som vann og vegetasjon fordi sunne planter reflekterer mer energi i det infrarøde spekteret, mens vann absorberer det. Ved å sammenligne det med andre bånd, får vi indekser som NDVI, som kan måle planter mer presist enn kun med synlig grønt lys [41]. NIR kan bli delt i to bånd, hvor det er en liten overlapp mellom NIR 1 (760-900 nm) og NIR 2 (860-1040 nm). Hovedforskjellen er hvor mye mindre NIR 2 er påvirket av atmosfærisk innflytelse. I tabellen over er det kun vist NIR 1 [25].

Bånd 7 og 8 måler ulike deler av SWIR, kort-bølge infrarødt (Shortwave Infrared). Disse er spesielt viktige for å kunne skille våt jord fra tørr jord. I geologi er det spesielt nyttig da det kan indikere forskjeller på steiner og jord, som ellers ser relativt like ut i andre bånd, men har en stor kontrast i SWIR [41]. SWIR kan også trenge gjennom tynne skyer og røyk bedre enn de synlige båndene. SWIR 1 er blant annet sensitiv for fuktighetsinnhold i jord og vegetasjon, dermed er det mulig å se gjennom røyk og oppnå spektrale signaturer for mineraler. SWIR 2 har likheter med SWIR 1, men er hovedsakelig brukt til indikasjon av jordtyper og mineraler som kobber og sulfater. Vann har en sterk absorpsjon ved bruk av SWIR, som kan bli brukt til overvåking av blågrønne alger og uklare vannområder [25].

Kvanteeffektivitet eller kvanteutbytte er den relative indikasjonen på forholdet mellom mengden produkt og antall absorberte fotoner [63]. Energien som et foton inneholder er omvendt proporsjonal med bølgelengden. Når det handler om kvanteutbyttet til en sensor, betyr et mål av forholdet mellom en sensors sensitivitet og bølgelengden til den aktive lysstrålen [90] [60, s. 154].

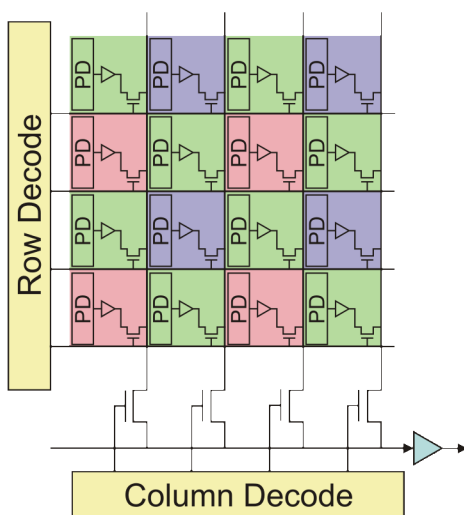
2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

Dette delkapittelet drøfter digital bildetakning. I tillegg blir det drøftet forskjellige metoder for å filtrere 2-dimensjonale signaler i bilder, samt hvordan signalene kan endres ved hjelp av bildebehandling. Delkapittelet drøfter også hvordan det menneskelige øyet oppfatter farger, og hvordan digitale bilder kan behandles for å hjelpe synet med å forstå dataene i bildene.

2.2.1 Bildefangst og lagring

Et typisk digital fotokamera fungerer slik at det fanger opp lys gjennom en linse og videre på en sensor laget av silikon som lagrer det digitalt. En chip av en komplementær metalloksid halvleder, også kalt CMOS for kort, fanger opp fotonene fra lyset som kommer gjennom keralinsen og genererer elektroner. Disse elektronene blir lagret i en elektrisk ladning som er proporsjonal med antall fotoner som treffer sensoren. Ladningen blir dermed ført videre til en AD-omformer hvor dataene blir digitalisert til en bitstrøm. Bildefilen blir dermed en samling av data med numre som representerer lysstyrke og lokasjon. Hver unike data i denne filen kalles for en piksel og samlingen av pikslene er det som danner bildet [40].



Figur 2.3: Illustrasjon for typisk arkitektur av en CMOS-basert bildesensor [69]

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

Når alle nødvendige data som tilhører bildet blir digitalisert er det nødvendig å lagre det for senere bruk. Digital rådata til et bilde kan fort ta mye plass, derfor må bildene komprimeres. Ved å komprimere bildene blir det også lettere å prosessere og jobbe med de tilhørende dataene. For å komprimere bilder er man, i tillegg til å sample bildet i piksler, nødt til å kvantisere de forskjellige intensitetene i bildet. Ved kvantisering av bildets intensitet bestemmer man hvor mange fargenyanser et bilde kan inneholde [24].

Ved kraftige komprimeringsalgoritmer, som ikke kvantiserer bildene optimalt, kan det oppstå ringing når bildet rekonstrueres. Ringing er et fenomen hvor de mest høyfrekvente delene av signalet fra bildet blir nullstilt. De normalt langsomtvirkende komponentene i bildet kan derfor fremstå visuelt forstyrrende [2].

2.2.2 Bildeprosessering og fargeforståelse

Etter bildetakning og lagring er det nødvendig å rekonstruere og behandle bildene. Det finnes flere fordeler med å behandle bilder med digitale verktøy. En anvendelse av bildebehandling er for å fjerne eventuelle artefakter og støy som dannes i bildet under komprimering [2]. Ved bruk av det som kalles for “blur”, som på norsk er oversatt til uklarthet, vil det være mulig å fjerne støy i bilder som er forårsaket av skarpe kanter. Dette er en form for lavpassfiltrering av signalene i bildet. Ved å gjøre bildet mer uklart oppnår man at sterke kanter i bildet blir erstattet med langsomtvirkende piksler og støyen forårsaket av de nullstilte høyfrekvente signalene forsvinner. Dette medfører en forenkling av bildets fremstilling, som gjør at bildets perspektiv blir fremhevet i helhet. En mulig grunn til at det har fått navnet blur er fordi bruk av metoden kan risikere tap av kantlinjer, som gjør bildet visuelt diffust. Fordelen med bruken av blur-filtrering er at man oppnår en glatting, men samtidig holder dataene i bildet intakt [9].

Digitale bilder kan også fremstå annerledes ved hjelp av fargemanipulasjon. Med bruk av digitale verktøy kan et digitalt bilde sine intensitetsverdier fra hvert bånd justeres for å endre på fargenes fremtoning i bildene. Grunnen til at fargemanipulasjon er nyttig når det kommer til generell bildebehandling er som regel fordi kameraet og utstyret som blir brukt under bildetakning ikke klarer å ta opp og lagre bilder med nøyaktig samme fargetone som virkeligheten. For å gjenskape bildet, slik at det blir mer likt som de origi-

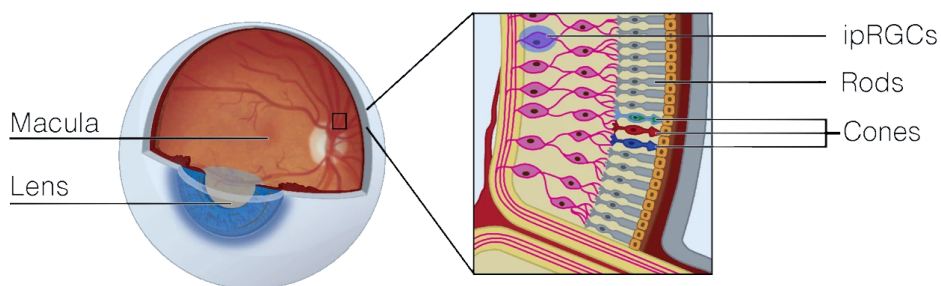
2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

nale omgivelsene kan fargetonene endres slik at en realistisk rekonstruksjon oppnås [53].

For å forstå hvordan man skal bruke fargemanipulasjon i digital bildebehandling er det viktig å ha grunnleggende kunnskap om hvordan menneskesynet prosesserer denne informasjonen. Det menneskelige øyets egenskap til å oppfatte forskjellige farger kan grovt deles inn i tre forskjellige hypoteser, som sammen danner en helhetsforståelse av fargesynet [57]. De forskjellige hypotesene er drøftet i de tre neste underkapitlene.

Trikromasi-hypotesen

Bakerst i øyet ligger netthinnen, bestående av flertalls fotoreseptorer. Disse fotoreseptorene er celler som er med på å omdanne lys til nerveimpulser som blir sendt videre til hjernen via spesielle synsnevroner kalt ganglieceller. Blant disse finnes det stavceller, rod på engelsk, som hjelper synet til å skille mellom lyse og mørke toner. Samtidig er det koniske tappceller i netthinnen som er ansvarlige for fargesynet [27]. I hovedgrunn er det tre forskjellige slike typer tappceller; én tappcelle som blir stimulert av rødt lys, én som blir stimulert av grønt lys og en tredje type som blir stimulert av blått. Disse tappcellene blir også kalt for fargetapper eller cones på engelsk. Trikromasi-hypotesen beskriver fargesynet som simultane sanseinntrykk fra to eller tre forskjellige tappceller ved ulike bølgelengder i det synlige lyset [57].



Figur 2.4: Illustrasjon av netthinnen som viser; synsnevroner(ipRGCs), stavceller(Rods) og tappceller(Cones) [74]

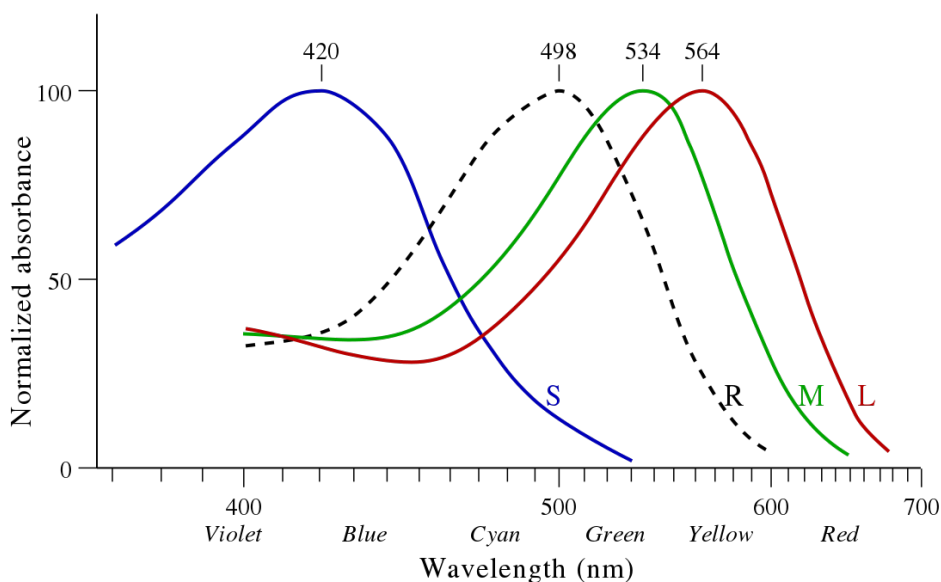
Både stavceller og tappceller har retinal; som er et fargestoff beslektet til

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

A-vitamin, og opsin; som er et protein. Retinal er felles for både stavcellene og de tre forskjellige tappcellene, mens opsin finnes i fire forskjellige former. Derfor kan man si at det finnes fire forskjellige fargepigmenter i netthinnen for stav -og tappcellene. De blå pigmentene kalles cyanolab, de grønne kalles klorolab, rød kalles erytrolab og stavcellenes pigment kalles for rhodopsin [50].

Stockman og Sharpes forskning, som har gjort undersøkelser av fotoreseptorenes respons av lys, har vist at reseptorene i netthinnen gir en maksimal respons ved enkelte bølgelengder i det elektromagnetiske spekteret. Den grafiske representasjonen er blitt kalt for Cone Fundamentals, hvor forskjellige bølgelengder av lys er sett opp i mot fotoreseptorenes evne til å absorbere farge [66].

Illustrasjon av hvordan hver type fotoreseptor i netthinnen normalt responderer ved mottak av lys er vist i Figur 2.5.



Figur 2.5: Fotoreseptorenes følsomhet til lys ved forskjellige bølglengder. S: korte bølglengder (blå tappceller), R: stavcellenes respons, M: middels store bølglengder (grønne tappceller), L: store bølglengder (røde tappceller) i det visuelle spekteret [70]

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

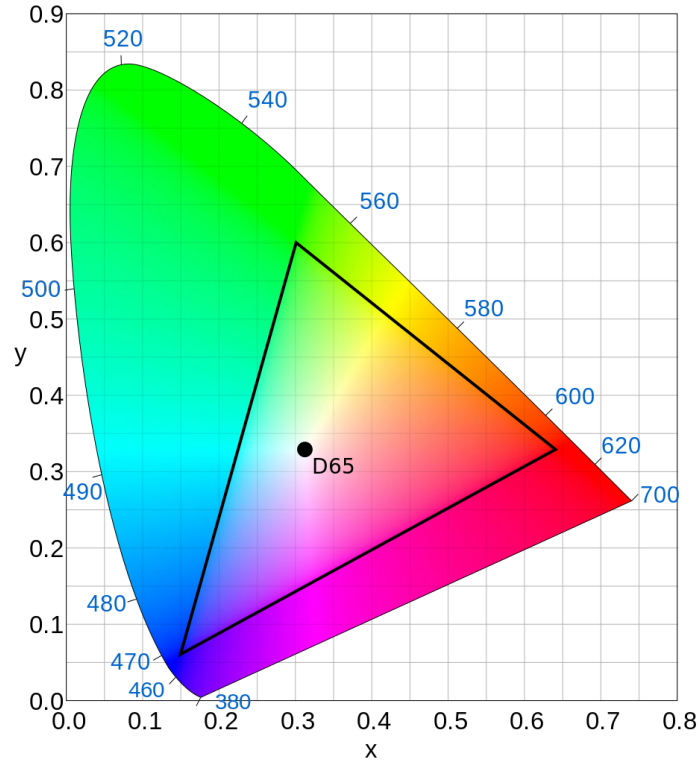
Opponens-hypotesen

Denne hypotesen baserer seg på at tre forskjellige kanaler i synsbanen danner sanseinntrykk ved hjelp av persepsjon [81]. Persepsjon er et begrep godt kjent innen kognitiv psykologi, som går ut på at ett eller flere sanseorganer blir stimulert, prosessert og resulterer i en opplevelse. Den opprinnelige beskrivelsen for hvorfor persepsjon oppstår er at man betrakter det totale bildet av omgivelsene som er oppbygd av de enkelte sanseinntrykkene. Den menneskelige hjernen ønsker med andre ord å sette sammen flere sanseinntrykk for å få et forklarende helhetsperspektiv og ikke enkelte stimuli [45]. Opponens-hypotesen postulerer videre tre distinkte opponenspar. Disse parene aktiverer hver sin kanal i synsbanen og forklares ved persepsjon hvordan kombinasjon av flere farger kan oppfattes som en helt ny farge. Opponensparene er rød og grønn, blå og gul og svart og hvit. En blanding av rød og grønn farge gir gulfarge, mens en fargekombinasjon av blå og gul resulterer i hvit [46].

Det er ikke alltid at en farge oppstår på grunn av en kombinasjon av andre farger, men også på grunn av mangel på en farge. Denne hypotesen legger grunnlag for den internasjonale standarden for fargebeskrivelse og dermed oppbyggingen av de forskjellige fargemodellene. Den mest kjente av fargemodellene er den additive RGB-fargemodellen, hvor det er bevist at lys av de tre forskjellige primærfargene (rød, grønn og blå) som overlapper hverandre danner denne persepsjonen av opponens ved angitt bølgelengde for hver enkelt primærfarge. I 1931 la Den Internasjonale Kommissjonen for Belysning (CIE) frem et diagram som illustrerte en lineær transformert representasjon av det visuelle spekteret med forskjellige fargetilpasningsfunksjoner. y -funksjonen i diagrammet vist i Figur 2.6 er definert som en sum av de tre forskjellige kurvene gitt av Cone Fundamentals, som forklart i 2.2.2. Det som dette kromasitetsdiagrammet konkluderer med er at veldig mange, men ikke alle, farger i det visuelle spekteret er oppnåelige ved å kombinere de tre primærfargene [44].

Opponens-hypotesen kan derfor ikke forklare hvordan fargesynet virker alene, men beskriver likevel sammen med trikromasi-hypotesen hvordan mye av det visuelle spekteret kan representeres ved kun primærfargene.

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori



Figur 2.6: Normalisert fargespekter i xy-planet definert av Den Internasjonale Kommissjonen for Belysning, D65 viser til punktet hvor det er likevekt med energi(intensitet) av hver primærfarge. Det avmerkede området er det som utgjør fargespekteret Rec. 709 som er størst utbredt innen digital fotometri [91] [68]

Fargeverdiene for de tre forskjellige primærfargene brukt i CIE sin modell av fargespekteret kan matematisk forklares ved å se på hver enkel verdi som et indreprodukt av de normaliserte fargetilpasningsfunksjonene og en spektralkraftfordeling gitt av variable bølgelengder som vist i Likning 2.3, 2.4 og 2.5 [78].

$$R = \int_0^{\infty} S(\lambda)\bar{r}(\lambda)d\lambda \quad (2.3)$$

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

$$G = \int_0^{\infty} S(\lambda)\bar{g}(\lambda)d\lambda \quad (2.4)$$

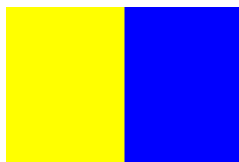
$$B = \int_0^{\infty} S(\lambda)\bar{b}(\lambda)d\lambda \quad (2.5)$$

Fargekontrast-hypotesen

Den tredje delen som kan forklare fargeopplevelsen er fargekontrast-hypotesen. Denne baserer seg på at fargen til et objekt avhenger av bakgrunnen og omgivelsene til objektet. En større fargekontrast vil gjøre objektet og omgivelsene lettere å skille fra hverandre, mens en mindre fargekontrast vil gjøre det vanskeligere [46]. Fargekontraster forekommer på tre forskjellige måter:

Forskjeller i kulør

Jo større avstand fra en enkelt utvalgt farge i det normaliserte fargespekteret, desto større kontraster i kulør oppstår. Så ved å studere Figur 2.5, kan store fargekontraster mellom objekt og bakgrunn bli definert ved et eksempel hvor objektet har fargen gul og bakgrunnen har fargen hvit. På en annen side kan et eksempel på liten kontrast i kulør sees i Figur 2.8 [48].



Figur 2.7: Eksempel på stor fargekontrast i kulør. Det er lett å skille mellom de to fargene [77]

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori



Figur 2.8: Eksempel på liten fargekontrast i kulør. Det er vanskelig for synet å oppfatte at det er to ulike farger i figuren

Forskjeller i fargemetning

Fargemetning forteller noe om fargens gråtone. For å forandre en farges metning vil det tilsvare å endre de to andre fargenes styrke i lik verdi for å forflytte kuløren. Større metning vil gi et bildene med større fremtoning av den enkelte kuløren [80].



Figur 2.9: Eksempel på farger med store kontraster i metning. Grønnfargen til høyre har tydelig mye høyere fargemetning enn fargen til venstre.

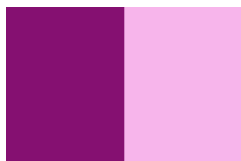


Figur 2.10: Eksempel på farger med lite metningkontraster. Fargene er vanskeligere å skille fra hverandre enn fargene i Figur 2.9

Forskjeller i valør

Kontraster som skyldes valør er med andre ord en farges forskjeller i lysintensitet. Denne kontrasten omhandler forskjeller mellom fargens mengder av hvit og svart [82].

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori



Figur 2.11: Eksempel på farger med stor kontrast i fargevalør

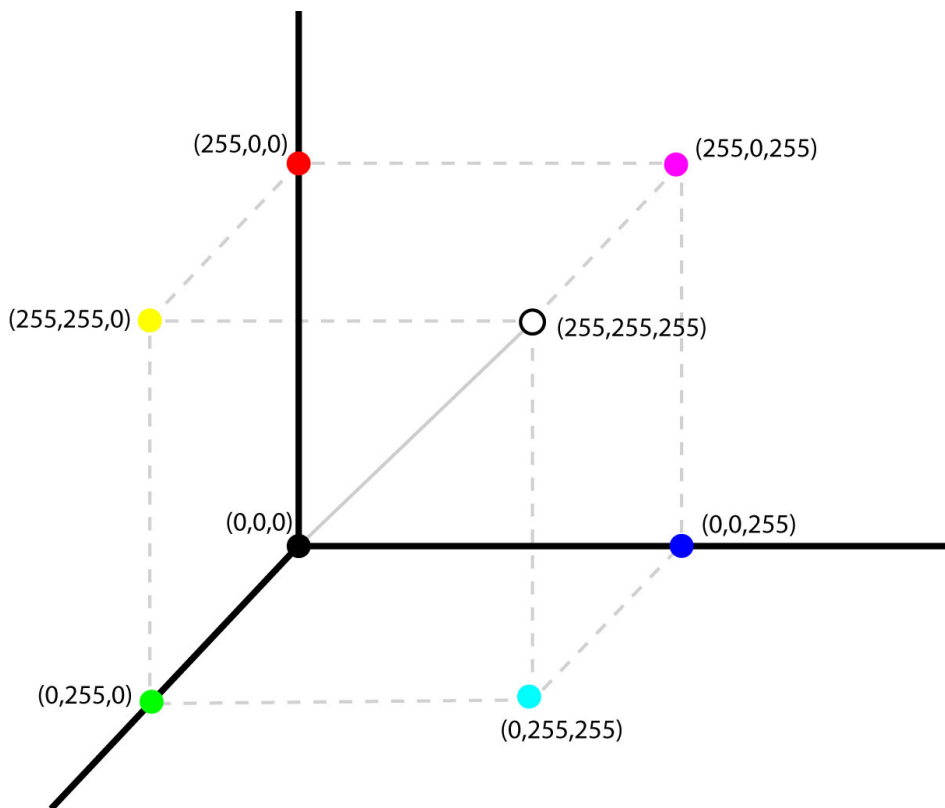


Figur 2.12: Eksempel på farge med lite kontrast i fargevalør

Ved å forstå de grunnleggende hypotesene for fargesynet, kan fargemanipulasjon av digitale bilder danne nye former for persepsjon ved å redigere bilder og endre på fargesammensetningen i bildene. Siden farger oppleves forskjellig for det menneskelige øyet avhengig av fargene til omgivelsene rundt objektet og lysstyrken som er i bildet kan fargemanipulasjon bidra til å både fremheve detaljer som ikke er synlige i det originale bildet eller gjenskape en bedre etterlikning av virkeligheten [65].

Den tidligere nevnte RGB-modellen er et ortonormalisert underrom av det visuelle spekteret i \mathbb{R}^3 . Hver vektor i underrommet representerer intensiteten av hver primærfarge. Forskjellige gråskalaer ligger på den rette linjen $(0,0,0) \rightarrow (255,255,255)$, hvor fremtoningen av hver primærfarge er like stor [35].

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori



Figur 2.13: RGB-modellen. I digital bildebehandling benyttes en skala på 0-255 for å representere styrken til fargeverdiene [75]

De tre leddene som anvendes for å beskrive fargekontrast-hypotesen er det som faktisk bygger opp HSI-fargemodellen (også kjent som HSL). Denne fargemodellen er en koordinat-representasjon av de forskjellige fargenyansene. Fordelen med HSI-modellen er at den benytter parametere som relaterer direkte til menneskesynet. Sammenhengen mellom RGB-modellen og HSI-modellen er vist ved likningene gitt nedenfor for hver respektive parameter for kulør (hue), metning (saturation) og lysintensitet (luminance/intensity). Likningene for omgjøring fra RGB-modellen til HSI-modellen er vist under [42].

$$H = \begin{cases} \theta & B \leq G \\ 360 - \theta & B > G \end{cases} \quad (2.6)$$

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

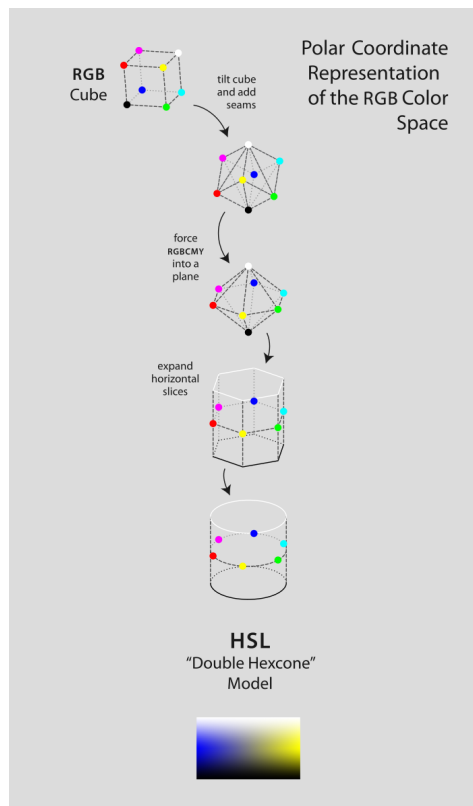
hvor

$$\theta = \cos^{-1} \frac{0.5[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \quad (2.7)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min(R, G, B)] \quad (2.8)$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (2.9)$$

Visuell illustrasjon av omgjøring fra fargerommet RGB til HSI er vist i Figur 2.14.



Figur 2.14: Transformasjon fra standard RGB-fargemodell til HSI-fargemodellen, også kjent som HSL(Hue, Saturation, Luminescence) [72]

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

Digitale fargebilder er normalt bygd opp av 3 bånd, som ligger i hver sin kanal. Disse båndene kan bli sett på som tre like bilder i gråskala med forskjellige intensiteter for hvert piksel, avhengig av ladningen som fotonene gir ut under bildetakingen. Et slikt bånd kan også bli omtalt som et monokromatisk bilde, siden det inneholder kun én farge. Intensiteten i pikslene for hvert bånd er normalt definert av hvor sterk fremtoning det er av hver primærfarge; rød, grønn og blå. Dette er avhengig av bølgelengden til det utvalgte båndet. Ved å overlappe de tre båndene vil det menneskelige øyet se på denne kombinasjonen av monokromatiske bilder som et fargebilde. For hvert fargebånd kan intensiteten i en piksel variere på en skala fra 0 til 255, fordi hver farge tilsvarer ordinært 8 bit etter Rec. 709-standarden [37]. Dette gir $2^8 = 256$ forskjellige nyanser av hver fargekombinasjon. Selv om fargebilder deles grovt inn i 3 bånd så vil intensitetene satt for hvert bånd i ett enkelt fargebilde resultere i at bildet kan inneholde opptil $256^3 = 16.777.216$ forskjellige fargenyanser [64]. På intensitetsskalaen for hvert gråskala bilde vil verdien 0 tilsvare svart, fordi det vil ikke være noen form for utstråling av lysstyrke, mens 255 vil tilsvare hvitt [52].

Ved å redigere fargebåndene til et digitalt bilde ved å justere intensitetsverdiene til de forskjellige båndene presenteres med i rekonstruksjonen av bildet vil fargeopplevelsen bli endret. En direkte metode er å invertere fargene i bildet. Fargeinvertering utføres ved å erstatte de opprinnelige fargene som eksisterer i bildet med deres komplementære farger. På denne måten vil grønne fargetoner oppleves som rødt og oransje fargetoner som blått [84]. Ved å invertere farger og endre på de forskjellige parameterne som er tilgjengelige kan dermed føre til at detaljer i bildet, som tidligere har blitt neglisjert, skjærer frem [12].

2.2.3 Signalbehandling av digitale bilder

I signalbehandling kan tidsdiskrete signaler bli presentert ved vektorer. På samme måte kan analoge data fra bilder, som har blitt diskretisert i piksler under bildetaking, bli representert ved vektorer. Dette er en fordel når bildene skal filtreres, fordi signalene kan bli optimalisert ved hjelp av vektoroperasjoner. Ved digital bildebehandling blir pikslene som bygger opp et bilde ofte strukturert i form av en matrise med tilhørende numeriske verdier. Matrisens rader og kolonner er definert av oppløsningen til bildet gitt av antall piksler $M \times N$ [2].

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

Som forklart i underkapittel 2.2.1 kan bildekomprimering føre til at artefakter oppstår i bildet og filtrering blir nødvendig. For lavpassfiltrering av 2-dimensjonale data er blur-filtrering en nyttig bidragsyter til å rekonstruere bildedata. Blur-filtrering baserer seg på konvolusjon av signalene i en konvolusjonsmatrise (bedre kjent som kernel på engelsk) og et digitalt bilde [85].

Likning 2.10 nedenfor viser det generelle matematiske uttrykket for filtrering ved bruk av konvolusjon, hvor $g(k,l)$ er det filtrerte bildet ω er konvolusjonsmatrisen med størrelse $(2a+1) \times (2b+1)$ og det sentrale element er indeksert ved $\omega(0,0)$, og $f(k,l)$ er det opprinnelige bildet [85].

$$g(k, l) = \omega * f(k, l) = \sum_{dk=-a}^a \sum_{dl=-b}^b \omega(dk, dl) f(k + dk, l + dl) \quad (2.10)$$

En konvolusjonsmatrise inneholder forskjellige veiefaktorer som skal bidra med å regne ut den nye verdien til en bestemt piksel. Den sentrerte pikselen i hver utvalgt seksjon av bildet blir satt til en ny verdi basert på signaler i nabopikslene. Alle pikslene innenfor en angitt seksjon blir multiplisert med en veiefaktor fra konvolusjonsmatrisen, for så å bli summert og dermed fordelt på antall elementer i konvolusjonsmatrisen for å normalisere signalene. Den endelige utregnede verdien blir satt til å være den nye verdien til den sentrerte pikselen. Fordelen med denne filtreringer er at det gis normalt størst veiefaktor til den sentrale pikselen for å bevare mest mulig av de opprinnelige signalene [14]. Ved å definere alle elementene i konvolusjonsmatrisen med verdien 1 oppnår man en såkalt Box-Blur filtrering, hvor et rent gjennomsnitt av signalene i pikslene blir brukt til å determinere den nye signalverdien [85].

En velbrukt metode som er en populær anvendelse av denne typen filtrering er Gaussian-Blur. Denne metoden normalfordeler veiefaktorene brukt i konvolusjonsmatrisen, som gjør at kalkulatoriske parametere kan benyttes for å filtrere bildet [9].

Likning 2.11 nedenfor uttrykker normalfordeling av 2-dimensjonale bilde-data, hvor σ er standardavviket i normalfordelingen og x og y er henholdsvis avstandene fra den horisontale og vertikale akse [9].

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.11)$$

En konvolusjonsmatrise kan på liknende måte bli brukt til høypassfiltrering for å fremheve kantlinjer i bilder. Dette gjøres eksempelvis ved å gi stor positiv veiefaktor til den sentrerte pikselen og negative veiefaktorer til nabopikslene [11].

Mønsterkjennelse innen fagfeltet maskinlæring i kunstig intelligens har flere bruksområder, som blant annet innen medisinsk bildebehandling. Ønskelig resultat er å gjette frem klassetilhørighet av mønstre ut i fra målinger. Ofte inneholder digitale bilder mye data, og for at maskiner skal læres opp uten å være nødt til å bruke unødvendig lang tid på å prosessere dataene, kan det være nødvendig å redusere dimensjonaliteten i bildet. Hovedkomponentanalyse, kjent som Principal Component Analysis på engelsk (PCA for kort), er en metode for å plukke ut hovedkomponentene som bygger opp dataene [11]. Analysen baserer seg på å forenkle mengden data ved å representere en måling ved en stokastisk vektor med en mengde elementer, ofte kalt egenskapsvektoren. Ved å minske antall elementer i egenskapsvektoren blir klassifiseringssystemet forenklet. De største egenverdiene som finnes i egenskapsvektorens kovariansmatrise, som er definert av Likning 2.12, blir benyttet for å ytterligere hente ut bildets egenvektorer [13].

$$\text{cov}(X, Y) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{x})(Y_i - \bar{y}) \quad (2.12)$$

Så ved hjelp av statistiske regneoperasjoner kan denne syntesen hente ut egenvektorene til et bilde, som er de mest nødvendige dataene, for å skille de forskjellige signalene fra hverandre. Dermed blir datamengden i bildet betydelig redusert med en antakelse om at klassefordelingen følger energien i signalene og kan lettere anvendes for å lære opp en maskin [2].

Normalt defineres et forhold mellom det ønskede signalet i en mengde med data og den uønskede bakgrunnsstøyen. På engelsk kalles dette forholdet som "Signal-to-noise ratio". Jo større dette forholdstallet er, desto mindre bakgrunnsstøy blir tatt med i operasjonen. Aritmetiske operasjoner kan bli brukt når flere gråskala bilder av et objekt er tilgjengelig for å forbedre

2.2 Generell farge -og bildebehandlingsteori

bildet ved bruk av SNR. Ved å ta gjennomsnitt av signalene til N antall gråskala bilder, vil SNR-verdien bli forbedret med \sqrt{N} [60].

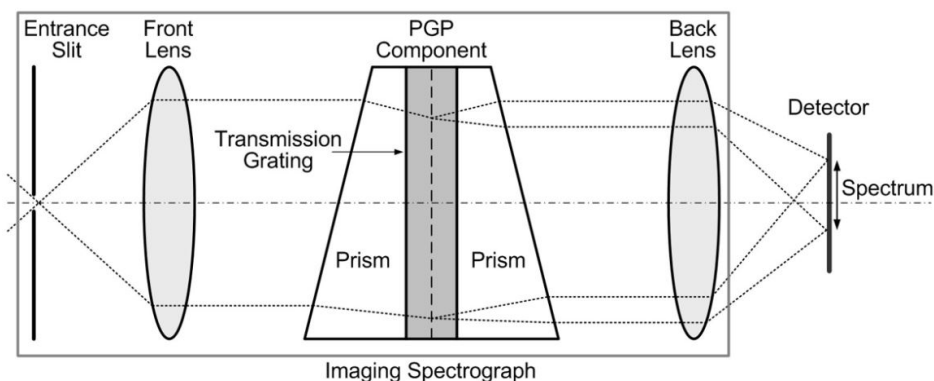
Den mest anvendte pakkemodulen for maskinsyn og generell bildebehandling er OpenCV. Denne pakkeutvidelsen inneholder en samling av flere ferdigdefinerte funksjoner som utfører de mest kjente operasjonene som blir brukt i generell bildebehandling [1].

2.3 Hyperspektralt kamera

2.3 Hyperspektralt kamera

Et hyperspektralt kamera består av tre komponenter; en spektrograf, et gråskala kamera, og et objektiv. Uten en spektrograf vil en ha et vanlig digital kamera, og spektrografen er derfor en grunnleggende komponent med hyperspektral bildetakning [23].

Spektrografen er bygget opp av en inngangsslisse, en optisk kollimator, en spredningsenhet og en fokusering linse.



Figur 2.15: Oppbygging av spektrograf [60, s. 140].

Objektivet danner et bilde ved inngangsslissen som begrenser den innkommende informasjonen og passerer gjennom en tynn linje. Inngangsslissen er nødvendig for å få nøyaktige målinger, og de spektrale målingene vil bli mer nøyaktige dess tynnere den er. En vid linse har mindre spektral oppløsning, men passerer mer lys og er mer følsom. Kollimatoren leder lyset fra inngangsslissen til spredningsenheten, hvor spredningsenheten sprer lyset som kommer inn i individuelle spektre til kameraets sensor. Gråskala kameraet måler intensiteten på det spredte lyset ved hver piksel. Hver rad med piksler på kamerasensoren inneholder informasjon om intensiteten på hver enkel bølgelengde. Til sammen gir alle radene hele spekteret [62].

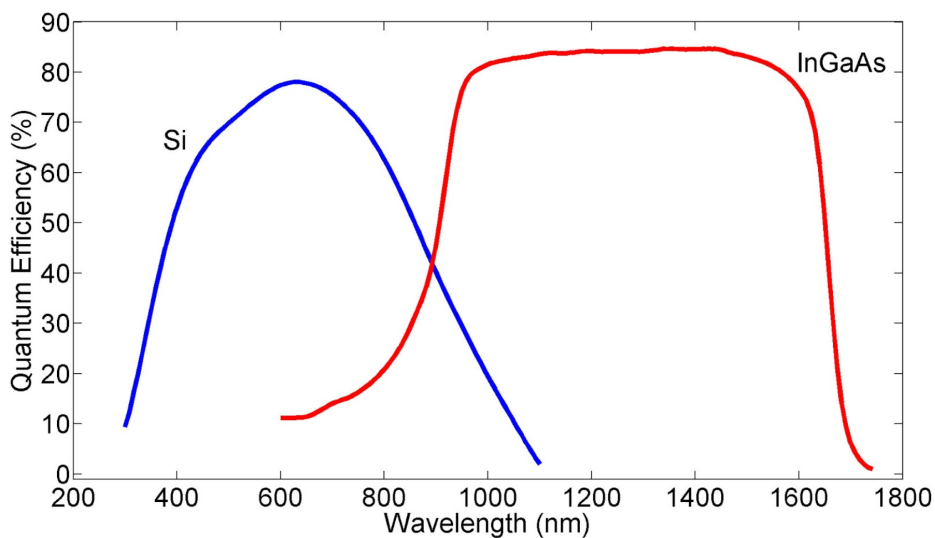
I motsetning til et standard digitalt kamera, som anvender CMOS-teknologi, bruker flere hyperspektrale kameraer elektriske kretser bygget opp av Indium Gallium Arsenid, forkortet InGaAs. Den kjemiske forbindelsen i halvle-

2.3 Hyperspektralt kamera

deren er tatt i bruk for hyperspektral bildefangst fordi den har egenskapen til å fange opp bølgelengder i det elektromagnetiske spekteret over større bølgelengder enn CMOS-halvlederen. Galliumarsenid har blitt sett på som en god erstatning som halvleder for silisium i mikroprosessorer. Grunnen til dette skyldes at den elektromagnetiske utvekslingen av elektroner skjer hurtigere enn ved bruk av silisium, som er brukt i silikon [28]. Dersom materialene til en elektrisk krets, som tar i bruk silisium halvledere, blir byttet ut med galliumarsenid er det mulig at prosessen kan gå 2-3 ganger hurtigere [39].

Det elektromagnetiske potensialet som ligger i indium gallium arsenid, mellom de to halvlederne av galliumarsenid, er så stort at dette resulterer i at elektronene beveger seg fortere og bildene som produseres har mye mer informasjon i seg enn vanlige digitale RGB-bilder [49].

Grunnen til at hyperspektrale kameraer er så dyre kan også skyldes den særegne bruken av InGaAs, fordi det er vanskelig å fremstille. Typisk anvendes en silikonbasert halvleder for å fange bilder med bølgelengder fra omtrentlig 400 nm til 1000 nm, mens en InGaAs-halvleder anvendes for å ta opp bølgelengder i området fra 900 nm til 1700 nm [60, s. 154-156].



Figur 2.16: Typisk kvanteeffektivitet til en CMOS-halvleder(Si) og en InGaAs-halvleder(InGaAs) angitt ved de respektive bølgelengdene [60, s. 155]

2.4 Hyperspektral bildetakning

2.4 Hyperspektral bildetakning

2.4.1 Generelt

Et hyperspektralt kamera tar opp hele fargespekteret for hver piksel og kan i motsetning til et vanlig kamera også gå over til elektromagnetiske bølger, infrarød og ultrafiolett stråling. Med flere ti- og hundretalls spektralbånd vil det derfor komme frem mer detaljer og informasjon i bildene som kan brukes til mye nyttig, blant annet innen matproduksjon [54].

En vanlig bildebrikke i et digitalt kamera vil kunne ta opp fargene rødt, blått og grønt. Når hvitt sollys skinner på et grønt objekt vil objektet absorbere rødt og blått, og grønt vil bli reflektert. Et hyperspektralt kamera vil kunne skille mellom enda flere fargeområder og en får flere farger. Det er ikke kun fargene rødt, grønt og blått kameraet er følsomt for, men ofte over hundre farger [10].

I hyperspektral bildetakning har lys en stor rolle for å kunne se klarere, lengre og dypere og for å få mer detaljert informasjon om objektet som skal bli analysert. [60, s. 14].

Det er i hovedsak tre metoder for å bygge opp et hyperspektralt bilde. Whiskbroom, pushbroom og justerbart filter, som også henholdsvis kalles punktskanning, linjeskanning og områdeskanning. I tillegg er det også tre metoder for belysning under hyperspektral bildetakning som er reflektans, transmittans og en kombinasjon av begge kalt interaktans. I disse tre type belysningene vil posisjonen på lyskilden, samt kamera, spektrografen og linsen, være forskjellige avhengig av hvilken belysning som er best egnet [94].

2.4.2 Punktskanning

Punktskanning, også kalt whiskbroom, er en grunnleggende spektroskopisk metode for hyperspektrale bilder, hvor ett og ett punkt blir skannet langs to dimensjoner. For hvert nye målepunkt får en et nytt spektrum. Når prøven blir flyttet i en systematisk rekkefølge i to dimensjoner, får en et helt hyperspektralt bilde. Punktskanning er ikke egnet for å ta raske bilder da

2.4 Hyperspektral bildetakning

det er en tidkrevende prosess [94].

2.4.3 Linjeskanning

Linjeskanning kan bli sett på som en utvidelse av punktskanningsmetoden [94]. Her blir en hel linje av bildet tatt opp, istedet for en piksel om gangen som i punktskanningmetoden. En smal linje av objektet blir avbildet med en rad av piksler, og en spektrograf genererer et spektrum for hvert punkt på linjen. Det er ikke behov for filterbytte ved linjeskanning, så hastigheten på bildetakingen vil kun være begrenset av kameraets avlesning. [60, s. 27-28].

2.4.4 Områdeskanning

I områdeskanning blir detektoren plassert i et plan parallelt med prøven som skal avbildes. Kameraet, objektivet, spektrografen og prøven blir holdt fast i en posisjon i forhold til detektoren. Spektraldomenet er skannet elektronisk og bildet blir sammensatt med ett spektralplan (bølgelengde) om gangen. En av de enkleste metodene for å samle bildet, med én bølgelengde om gangen, er ved hjelp av utskiftbare smale båndpassfiltre med forskjellige bølgelengder. Størrelsen på båndpasset i filteret bestemmer antall bølgelengder i spektralområdet. Filteret er plassert foran kameraet og et filterhjul roterer båndpassfilteret inn i den optiske banen for å få bølgelengdebånd med samme bølgebredde. Denne metoden blir hovedsakelig foretrukket når det kun er et begrenset antall bølgelengder, fordi prosessen er veldig treg. Ulempen ved å bruke denne metoden er at en må skanne samme prøve gjentatte ganger ved flere bølgelengder. Denne repetisjonen er nødvendig, slik at brukbare bilder i hver bølgelengde kan samles [60, s. 25-26].

2.4.5 Reflektans

Reflektansmodus anses som den beste metoden for å analysere frukt og grønt i hyperspektral bildetakning. I reflektansmodus blir lyskilden og detektoren plassert på samme side av objektet [94]. Reflektans modus blir vanligvis brukt til å oppdage feil på overflaten av frukten og evaluere kom-

2.4 Hyperspektral bildetakning

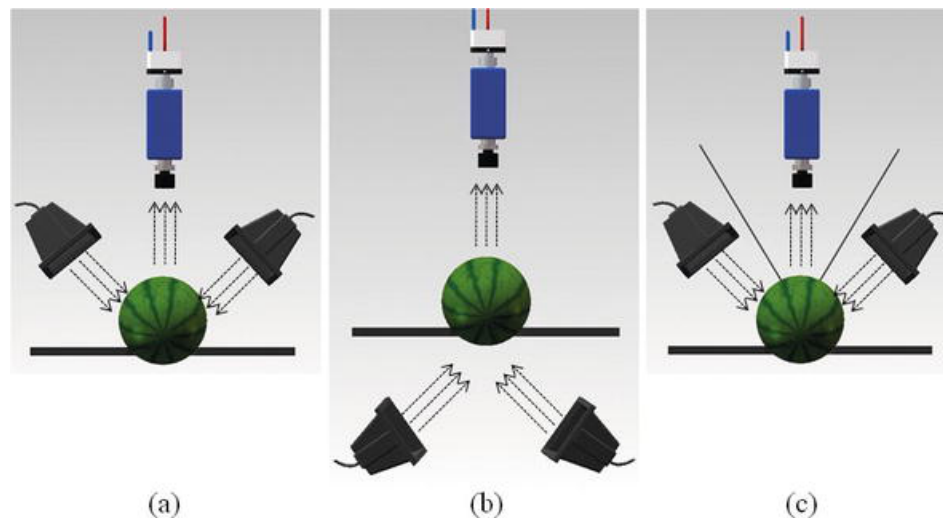
ponentinnholdet på et overflatisk lag, da denne modellen kun kan tilegne seg informasjon om fruktkjøtt med en tykkelse på 1-2 cm. Den vil derfor ikke være godt egnet for å se på det indre innholdet av frukten eller grønnsaken [95].

2.4.6 Transmittans

Transmittans modus blir vanligvis brukt til å se på de interne konsentrasjonene, og oppdage interne mangler på relativt gjennomsiktige materialer [94]. Transmittans kan samle mer informasjon om frukten/grønnsaken basert på lyset som trenger inn. Her er spektrografen og lyskilden plassert på motsatt side av hverandre [95].

2.4.7 Interaktans

Interaktans er en kombinasjon av reflektans og transmittans. Her blir både lyskilde og detektor plassert på samme side av objektet parallelt med hverandre, men med en skillevegg mellom [94].



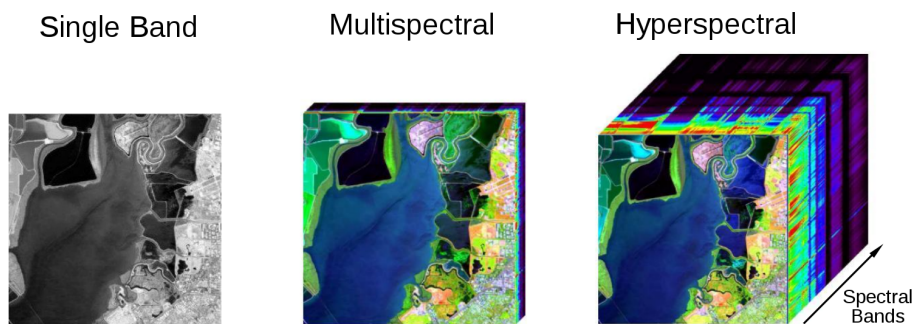
Figur 2.17: Oversikt over de ulike belysningene, hvor a) er reflektans, b) er transmittans og c) er interaktans. [94]

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

Hyperspektrale bilder kombinerer spektroskopi og digital fotometri. Det har en høy spektral oppløsning. Hyperspektrale bilder blir ofte representert som en bildekube. Målet med disse hyperspektrale bildene er å kunne se hele spekteret for hver piksel med formål om å finne gjenstander, identifisere materialer og oppdage prosesser [92].

En hyperspektral bildekube er bygget opp av flere hundre monokromatiske bånd som er lagt sammen. De tre dimensjonene i en bildekube er derfor delt opp i; rader, kolonner og spektralbånd. Multispektrale bilder er representert på samme måte som en hyperspektral bildekube, men med mindre spektraloppløsning. Spektraloppløsning er definisjonen på antall bånd som benyttes for å bygge opp bildekuben. Jo flere bånd som benyttes, jo høyere spektraloppløsning oppnås [26].



Figur 2.18: Illustrasjon av hvordan en hyperspektral bildekube er bygget opp [73]

Som forklart i delkapittel 2.1 reagerer hvert molekyl og atom forskjellig på forskjellig lys. Hvordan de absorberer, avgir eller sprer lyset er avhengig av strukturen. Dette vil gi et unikt fingeravtrykk som er kalt spektral signatur. Hyperspektral bildebehandling visualiserer de ulike molekylære strukturene i materialene ved forskjellig farge i bildene. Dette gjør det enkelt å identifisere identiske eller forskjellige objekter fra en annen på en helt unik måte [31].

Fargemanipulasjon, eller pseudo-farge transformasjon anvendes i hyperspektral bildebehandling. En slik transformasjon innebærer å endre flere én-kanals(monokromatiske) bilder til et farge(tre-kanals) bilde ved å gi for-

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

skjellige farger forskjellige egenskaper. Den største nytteverdien med bruk av denne manipulasjonen av fargebilder er for å hjelpe det menneskelige synet i å enklere tolke informasjon fra bilder i gråskala, fordi kombinasjoner i form av parametrene i HSI-fargemodellen er lettere å differensiere enn forskjellige gråtoner [60].

Siden dataene i hyperspektrale bildekuber inneholder gråskala-bilder med bølglengder utenfor det visuelle spekteret, og inkludert det visuelle spekteret, kan det visuelle spekteret bli sett på som et underrom i hyperspektral bildebehandling. Ved å velge ut tre bånd i en hyperspektral bildekube, hvor ett eller flere av båndene ligger utenfor det visuelle spekteret, vil en pseudo-farge transformasjon være i form av en projeksjon av strålingsverdiene utenfor det visuelle spekter ned på underrommet. Dermed blir dataene tolket i form av farger og tolkingen av dataene forenklet. Dette er kjernen for bruken av hyperspektrale bilder [42].

Slik som det er tidligere drøftet i delkapittel 2.1, er det definert spesifikke områder i det elektromagnetiske spekteret som kan anvendes for å fremheve en rekke detaljer for å avdekke informasjon. Disse detaljene kan visualiseres ved å tildele de tre forskjellige fargekanalene, som bygger opp et 2-dimensjonalt fargebilde, tre monokromatiske bildebånd fra forskjellige spektralområder i en hyperspektral bildekube. De tre mest anvendte representasjonene for rekonstruksjon av bilder tatt av hyperspektrale kamera er forklart under.

1. RGB-rekonstruksjon(true color composite)

Denne rekonstruksjonen henter ut båndene i de respektive spektralområdene for de tre primærfargene. Denne typen representasjon av hyperspektrale data er kun brukt for å visualisere bildets naturlige farger og visualiserer ingen spesielle detaljer. Det kan likevel være en fordel å benytte denne metoden for å fokusere på visuelle unormaliteter i et bilde for å undersøke om det skyldes aspekter som kun kan avsløres utenfor det visuelle spekteret. Dette kan gjøres ved å studere en grafisk fremstilling av absorpsjonsverdiene for enkelte piksler i det gjeldende området i bildet gjennom båndene i bildekuben.

2. Pseudo-farge-rekonstruksjon(false color composite)

Denne sammensetningen av bånd brukes for å fremheve spektralresponsen av bånd utenfor det visuelle spekteret. Bruken av pseudo-

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

fargesammensetninger kan bidra med å effektivt fange opp kritiske faktorer av informasjon i alle spektralbånd fra hyperspektrale data.

3. CIR-rekonstruksjon(color-infrared)

Fargesammensetninger som eksklusivt benytter bånd hentet ut av spektralområdene for de forskjellige formene av infrarød stråling kan kategoriseres under CIR-representasjonen. Denne typen bilder er mye brukt i forbindelse med kartlegging av vegetasjon i satellittbilder [51].

Tabell 2.2 viser en oversikt over en rekke kombinasjoner av bånd og hvilke detaljer de visuelt fremhever i forskjellige rekonstruksjoner. Båndene er hentet fra Landsat 8-modellen fra [59].

Navn	Båndnummer
Natural color	4 3 2
Color Infrared (vegetation)	5 4 3
False color	5 4 3
Agriculture	6 5 2
Healthy Vegetation	5 6 2
Land/Water	5 6 4
Vegetation Analysis	6 5 4

Tabell 2.2: Kombinasjoner av bånd

Ved å utnytte spektralområdene i det infrarøde området, kan forskjellige indekser regnes ut for å hente ut spesifikke detaljer og visualisere disse. Dette er indekser som NDVI, NDWI og NDBI. Indeksene regnes ut som vist i likning 2.13, 2.14 og 2.15 [36].

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (2.13)$$

NDVI står for Normal Difference Vegetation Index. Her brukes nær-infrarødt og det rødt synlig lys i spekteret for å gjøre det mulig å se grønn vegetasjon. Sunn vegetasjon absorberer mye av det synlige lyset som treffer planten, og reflekterer store deler av nær-infrarødt. Usunn vegetasjon reflekterer mer synlig lys og mindre nær-infrarødt [43].

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

$$NDWI = \frac{NIR - SWIR_1}{NIR + SWIR_1} \quad (2.14)$$

NDWI står for Normal Difference Water Index og blir brukt til analyser av vannforekomster [43].

$$NDBI = \frac{SWIR_1 - NIR}{SWIR_1 + NIR} \quad (2.15)$$

NDBI står for Normal Difference Built-up Index og gjør det mulig å se bebygde områder da disse områdene reflekterer mer kortbølge-infrarødt enn nær-infrarødt [43].

For å filtrere data i hyperspektrale datakuber kan gjennomsnittsfiltrering benyttes. Denne metoden bevarer de originale signalene og samtidig gir en klarere fremstilling av dataene. Ved å hente ut en samling av data fra piksler avgrenset for et spesifikt objekt, addere disse og dermed dividere på antall valgte piksler vil dette føre til en glatting av spektralkurvene. Dette er ikke bare en metode som er egnet for filtrering, men også for å få et helhetsinntrykk av objektets spektralkurver samlet til én enkelt kurve. Formelen som uttrykker denne formen for lavpassfiltrering av data er vist i Likning 2.16 nedenfor, hvor M er total antall utvalgte piksler, x er de originale dataene og y er den nye fremstillingen av dataene [56] [19].

$$y(n) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} x(n - m) \quad (2.16)$$

Selv om gjennomsnittsfiltrering er en effektiv metode for å jevne ut støy og unngå tap av data, har metoden den ulempen at de ekstreme støybidragene i signalet fortsatt blir tatt med i beregningen. Det kan derfor være nyttig å ta i bruk en mer omfattende metode, hvor støyen faktisk blir fjernet fra signalene før en lavpass-gjennomsnittsfiltrering blir utført. En godt anvendt støyfjerningsmetode i hyperspektral bildebehandling er MNF-denoising (kort for Minimum Noise Fraction). Denne støyfjerningsmetoden opererer veldig likt som algoritmen brukt ved en hovedkomponentanalyse(PCA), men ved bruk av MNF er elementene i eigenskapsvektoren rangert med synkende

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

SNR-verdi [5]. Ønsket SNR-verdi kan dermed spesifiseres i bildebehandlingen og alle elementer som tilsvarer en lavere SNR-verdi blir fjernet i rekonstruksjonen av bildet. MNF-denoising er mye brukt for å fjerne støy forårsaket av kamerasensoren [60]. En fordel med denne metoden er i tillegg til at spektralkurvene blir glatte, kan også datamengden reduseres [16].

Ofte er de hyperspektrale båndene i en datakube sterkt korrelerte. Dette er en fordel som kan benyttes for å skille mellom forskjellig materie i det elektromagnetiske spekteret. Ved å invertere kovariansmatrisen til et hyperspektralt bilde vil det resultere i en matrise som fremstiller den delvise korrelasjonen i dataene, kalt en presisjonsmatrise [89] [88]. Denne presisjonsmatrisen kan dermed brukes for å konstruere et matched filter [87], som benytter optimal SNR-verdi for å filtrere ut piksler med korrelerende spektralkurver. Ved å velge ut en referanse eller målpiksel (target på engelsk) å ta utgangspunkt i ved filtreringen, vil et matched filter bestemme og fremheve de pikslene som har en valgt korrelasjon med målpikselen. Dersom det er kjent bakgrunnsstøy i signalet kan også dette tilføres i algoritmen. Formelen som forklarer responsen av matched filteret er vist i Likning 2.17, hvor μ_t er gjennomsnittet av måldataene, μ_b er gjennomsnittet av dataene fra bakgrunnsstøyen, Σ er kovariansmatrisen til dataene i bildet og x er spekteret til den gjeldende pikselen som undersøkes [4].

$$y = \frac{(\mu_t - \mu_b)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_b)}{(\mu_t - \mu_b)^T \Sigma^{-1} (\mu_t - \mu_b)} \quad (2.17)$$

Som for generell spektroskopi, er det mulig å konvertere hyperspektrale bildedata fra refleksjonsspekteret til et absorpsjonsspekter. En kjent metode for å konvertere slike data er Kubelka Munk-algoritmen basert på formelen som vist i [34]. Formelen er vist i Likning 2.18 nedenfor.

$$A = \frac{(1 - data)^2}{data} \quad (2.18)$$

På liknende måte som at OpenCV er et digitalt bibliotek med ferdigdefinerte funksjoner for generell bildebehandling av 2-dimensjonale data, finnes det et bibliotek kalt Spectral [7], som er utviklet under en lisens av MIT og inneholder ferdigdefinerte funksjoner for behandling av 3-dimensjonale

2.5 Hyperspektral bildebehandlingsteori

datakuber. I motsetning til OpenCV, så er Spectral-modulen eksklusivt til bruk i programmeringsspråket Python. Denne modulen benytter iPython (interactive Python) for å visualisere hyperspektrale fargebilder ved hjelp av et visuelt brukergrensesnitt. Dette gjør det enkelt for en bruker å lese hyperspektrale bildedata og velge ut enkelte piksler å fokusere på [6].

Kapittel 3

Tidligere anvendelser av hyperspektrale bilder for frukt og grønt

I delkapitlene under er det blitt samlet studier av hyperspektrale bildeanalyser av diverse frukt og grønnsaker. Det er blitt lagt hovedvekt på å finne studier som tar for seg frukt og grønnsaker som skal analyseres i denne oppgaven, men det er også tatt med andre studier. Dette er blitt gjort for å vise mulighetene som finnes med hyperspektrale bilder, og at det kan bli anvendt på andre frukt og grønnsaker enn det som blir presentert i denne oppgaven.

I litteraturstudiene er det blitt lagt hovedfokus på å finne de spektralverdiene som ble funnet til å indikere modenhet i de forskjellige studiene, for å kunne sammenligne det med egen analyse. Det er også gjengitt andre deler av studiet som blant annet bruk av klassifiseringsmodeller.

Hvert studie er presentert som egne delkapittel for hver frukt og grønnsak. I delkapitlene under er det funnet spektralområder som kan indikere modenhet til de forskjellige frukt og grønnsakene, som blant annet klorofyllinnhold. Studiene inneholder ulike klassifiseringsmodeller som er brukt sammen med de hyperspektrale bildene for å prøve å klassifisere frukt og grønt etter modenhet, og ulike filtreringsmetoder. Mange av studiene så hovedsakelig på

3.1 Tomat

modenhet, men det er også tatt med et studie som så på nedkjølingsskader på agurk.

3.1 Tomat

3.1.1 Tomatstudie 1

Yifeng Huang et al. [95] ønsket å undersøke modenheten av tomat ved hjelp av hyperspektrale bilder. Målet med studiet var å utvikle den optimale metoden for klassifisering av modenhet til tomater ved hjelp av VISNIR spektroskopi. De hadde fire spesifikke mål med studiet som inkluderte å evaluere spektralfunksjonene, undersøke innflytelsen av forhåndsbehandlingsmetoder, sammenligne ytelsen til klassifiseringsmodellene og videre undersøke klassifiseringsevnen til transmittansspekteret. De hadde fem forskjellige grupper med tomater, hvor hver gruppe hadde 250 eksemplarer. De fem gruppene var som følger:

Green - Hele tomaten er grønn

Turning - 10-30 % av tomaten er ikke grønn

Pink - 30-60 % av tomaten er ikke grønn

Light Red - 60 til 90 % av tomaten er ikke grønn

Red - Mer enn 90 % av frukten er ikke grønn.

Tomatene ble plassert på to ulike måter, hvor T1 hadde toppen av tomaten vertikal med transportbåndet og T2 hadde toppen parallell med transportbåndet. De fant fire åpenbare daler ved 680, 750, 845 og 955 nm ved både T1 og T2. Ved 680 nm var det maksimale absorpsjonsområdet for klorofyll. Spektralintensiteten økte betydelig med de forskjellige modenheten til tomatene. I modningsprosessen var det reduksjonen av klorofyll og fasthet, samtidig som økningen av lykopen som var ansvarlig for endringen av spektralkurvene til tomatene.

Da de så på gjennomsnittsmålingene av soluble solid content (SSC) i tomatene fant de verdier på 4.87, 5.26, 5.20, 5.19 and 5.08 °Brix for de fem gruppene green, turning, pink, light red og red, henholdsvis. Ut i fra målingene fant de ingen sammenheng mellom SSC og modenhet til tomatene,

3.1 Tomat

som gjorde det umulig å velge tomater med høy SSC verdi for modenhet.

De lagde klassifiseringsmodeller for modenhet ved hjelp av ekstrem læringsmaskin (ELM) basert på hele spekteret og hovedkomponentanalyse, som ble behandlet med 4 ulike filteringsmetoder. De testet klassifiseringsmodellene med de opprinnelige 5 gruppene. “Green”, “turning” og “red” var relativt enkle å skille, mens “pink” og “light pink” overlappet en annen, som kunne indikere at det var vanskelig å skille modenhet basert på hovedkomponentanalyse.

Senere gjorde de 5 grupper om til 3, umoden, middels og moden, hvor de testet klassifiseringsmodellene ytterligere. Den optimale prediksjonsnøyaktigheten for de tre gruppene ble alle oppnådd med T1 med en nøyaktigheten på 90.92%. Det var en bedre ytelse med hovedkomponentanalyse med 3 grupper, enn det var med de opprinnelige 5 gruppene.

Spektralmålingene fra de fem forskjellige gruppene var like for både T1 og T2, men hadde økende spektralintensitet sammen med økende modning av tomatene, hvor det var signifikant forskjell mellom røde og grønne tomater. Dette kunne indikere at en kunne skille modenheten til de forskjellige gruppene. T1 orientering var den optimale deteksjonsmetoden for SSC og modenhet.

3.1.2 Tomatstudie 2

I et annet studie i [21] undersøkte de modenhet av tomat ved hjelp av hyperspektrale bilder. Målet med studiet var å designe en enkel metode basert på hyperspektrale bilder for å kunne skille tomater av ulik modenhet.

Det ble brukt totalt 192 tomater i studiet og ble plassert i 4 grupper med 48 i hver gruppe. Alle tomatene var like i størrelse og form, og hadde ingen skader. Grupperingene var som følger:

Green - Hele frukten er grønn

Turning - Mindre enn 30% er rød

Hard - Mer enn 30% rød, men mindre enn 90%

Red - Mer enn 90% er rød

3.2 Paprika

Det hyperspektrale kameraet som ble brukt hadde et spektralområde fra 400 til 1000 nanometer. På grunn av mye støy på begge endene av spekteret ble spekteret kuttet på ytterkantene. I spekteret av de forskjellige gruppene ble det observert forskjeller ved 500-575 nm og 625-700 nm. Ved 500-575 nm sank spektral intensiteten med modenhet, og ved 625-700 nm økte spektral intensiteten med modenhet. Dette kunne være forårsaket på grunn av endring i innhold av flere stoffer i tomatene, som klorofyll.

Multiple scatter correction (MSC) ble brukt til å filtrere spektrene. Ved å sammenligne det originale spekteret med det filtrerte kunne en se at spektrene som var filtrert med MSC var mer glatte enn ved det originale spekteret. Det filtrerte spekteret ble derfor brukt videre i eksperimentene.

Det ble brukt semi-overvåket læring basert på Laplacian score og “spectral information divergence” (SIDLS), som brukte classesansynlighetsinformasjon for å konstruere grafer. Dette ble brukt til å velge ut representative bølgelengder. Etikettutbredelse ble brukt for å skille tomat basert på modenhet. Resultatene viste at SIDLS var bedre i funksjonsvalget ovenfor Laplacian score.

Eksperimentet indikerte at metodene kunne bli brukt til å skille tomat basert på modenhet, og hadde en nøyaktighet på 96.78%, som kunne bli brukt av blant annet småbruk.

3.2 Paprika

I et studie gjort av Ze’ev Schmilovitch et al. [22] ville de finne en ikke-destruktiv metode for å evaluere og kartlegge kvalitetsparametre til paprika. Målet med studiet var å evaluere hyperspektral bildebehandlingsteknikk for å kunne bestemme kvaliteten til paprika og utvikle en ikke-destruktiv metode for å måle og kartlegge den interne sammensetningen av forskjellige sorter av paprika.

De brukte synlig og nær-infrarødt område med spektralområde fra 550 til 850 nm. Parametre, som “total soluble solids”, klorofyll, karotenoid og askorbinsyreinnhold ble bestemt og korrelert med spektraldataene.

3.3 Agurk

Eksperimentet foregikk over en periode fra desember 2009 til februar 2010, og hadde tre forskjellige sorter av paprika med ulik farge. De tre sortene var “Ever Green” (grønn variant), “No 117” (gul variant), og “Celica” (rød variant), som alle ble studert under modningsprosessen. Paprikaene ble merket fra blomstringsfasen, og deretter plukket ni ganger, en gang per uke i et intervall på 9 uker. Hvert parti med paprika hadde 20 enheter, så totalt 180 enheter av hver sort.

De brukte PLS-regresjon for modellutvikling, og ble gjort sammenligninger med ulike filtreringsmetoder.

Det ble laget spekter av de tre sortene ved to ulike tidspunkt. I spekteret ble det observert deler hvor kurven gikk over verdien “1” på intensitetsskalaen, noe som skyldes den geometriske strukturen til paprikaen, og den flate referansen.

Ved 680 nm var absorpsjonen dominerende i alle tre sortene ved første måling, i tillegg til sorten “Ever Green” ved andre måling, som skyldes de grønne fargene på paprikaene.

Reflektansen til “No. 117” og “Celicia” endret seg da karotenoidinnholdet økte, og klorofyllinnholdet sank. Over 750 nm ble det observert en relativt flat sone for alle sortene, noe som er vanlig for planter.

Kartlegging av parametrene med hyperspektral avbildning resulterte i en bedre forståelse av distribusjon av de interne parametrene. Funnene fra studiet indikerte muligheter for å studere fordelingen av de interne parametrene.

3.3 Agurk

I et studie gjort av Haiyan Cenab et al. [17] undersøkte de skadeomfanget til agurk når den blir lagret ved kalde temperaturer. Kjølleskade blir forårsaket av feil lagringsstemperatur, og agurk er utsatt for skade når de utsettes for temperaturer under 7-13 grader. Skaden avhenger av varigheten og temperaturen til kjøling og etterkjølingen, samt modenheten til grønnsaken. De vanligste symptomene er overflate lesjoner, indre misfarging, groper, bløte

3.3 Agurk

flekker og avsmak. Agurken vil så forfalle ytterligere som følge av sopp- og bakterievekst, og kan til slutt infisere hele partiet, som kan forårsake alvorlige helseproblemer da denne grønnsaken er en grunnleggende salatingrediens. Nedkjølingsskade reduserer kvaliteten og holdbarhet, men forårsaker også økonomisk tap under transport, lagring og markedsføring.

Studiet deres var rettet mot å utvikle automatiserte funksjonsvalg og klassifiseringsalgoritmer for et hyperspektralt bildesystem, til å oppdage kuldeskader på agurker. De hadde et endelig mål om å utvikle en plattform som var i stand til å sortere og gradere agurker for flere kvalitetsattributter.

De hadde tre spesifikke mål:

1. Skaffe hyperspektrale bilder av normale og avkjølede agurker ved hjelp av et internt utviklet hyperspektralt bildesystem.
2. Identifisere de optimale bølgelengdene for deteksjon av kuldeskader, og trekke ut informasjon om teksturelle karakteristikk.
3. Utvikle klassifiseringsmodeller basert på spektral- og bildeanalysene med utvalgte funksjoner, og sammenligne klassifiseringsytelsen til klassifiseringsapparatene.

Det ble plukket totalt 130 agurker til studiet som ble sjekket for skade, og at de var like i farge, form og størrelse. Eksperimentet var designet for å oppnå forskjellige grader av kuldeskade på agurker. De 130 agurkene ble fordelt tilfeldig på fire forskjellige grupper fra A til D. A-C hadde 40 agurker i hver gruppe, og de tre gruppene ble utsatt for forskjellige kjølebehandlinger. Gruppe D hadde 10 agurker og ble holdt ved kontrollert romtemperatur på 20 grader celsius i opptil 8 dager.

Agurkene i gruppene A, B, og C ble holdt ved 4 grader celsius. Hver av gruppene ble avbildet på dag 2, 5, og 8, henholdsvis. Etter agurkene hadde blitt avbildet ble de eksponert for romtemperatur og avbildet på dag 3 og 6 i gruppe A, og kun på dag 3 i gruppe B og C da mange av agurkene i disse gruppene hadde blitt råtne etter 6 dager i romtemperatur.

Ved testdagen ble en gruppe av agurkene tatt ut fra kjølerommet og holdt i et laboratorium ved 22 grader celsius i to timer, hvor de deretter ble tatt bilde av igjen. De sjekket så agurkene for visuelle skader.

3.3 Agurk

De valgte ut fem forskjellige bølgelengder og så på tre forskjellige grupperinger.

Ingen nedkjøling

2 dager nedkjøling

2 dager nedkjøling og 3 dager romtemperatur.

Spekteret fra 500 til 675 nm hadde informasjon om farge/overflateegenskaper, og hadde lavere intensitet enn fra 707 til 907 nm som var mer relaterte til de interne egenskapene til agurkene. Økning i intensitet ved 530-650 nm ble observert på grunn av effekten av misfarging på grønnsaken og vevsskader. Det var utfordrende å identifisere de nedkjølede skadeområdene på grunn av forstyrrelse fra små ujevnheter på agurken. I tillegg var det vanskelig å skille de nedkjølede agurkene med 2 dagers nedkjøling fra de normale agurkene. Det ble derimot en forskjell fra disse to gruppene, og den siste gruppen med 2 dagers kjøling og 3 dagers romtemperatur. Der så de en økning i intensitet for den gruppen i området fra 750 til 930 nm.

I studiet ble det brukt tre funksjonsvalgmetoder. Disse var 'mutual information feature selection' (MIFS), 'max-relevance min-redundancy' (MRMR) og 'sequential forward selection' (SFS) og ble brukt for å velge optimale bølgelengder. I tillegg ble det brukt tre klassifiseringsmetoder, 'naive Bayes' (NB), 'support vector machine' (SVM), og 'k-nearest neighbor' (KNN), som ble brukt for å detektere kjølte agurker fra normale agurker, i tillegg til kjølegraden til agurkene.

Studiet viste muligheten til å bruke et hyperspektralt kamera til å oppdage kuldeskader på agurker. Det var som skrevet tidligere vanskelig å observere forskjellen på de spektrale bildene mellom de normale agurkene og de som kom rett fra kjølelageret. De agurkene som hadde blitt kjølt ned og vært i romtemperatur fikk mer synlige symptomer. Agurker som fikk nedkjølingsbehandling økte i spektralområdet på 750 til 930 nm. Ved bruk av funksjonsvalgmetoder og klassifiseringsmetoder fant de den optimale metoden å være SFS sammen med SVM klassifisering. De fant ut at fremtidig forskning er nødvendig i bruk av hyperspektral avbildning for å oppnå innspeksjon av flere kvalitetsattributter.

3.4 Banan

3.4 Banan

I studiet i [18] ønsket de å ta hyperspektrale bilder av bananer ved ulike modenhetsstadiet og oppbevart ved ulike temperaturer (20, 25 og 30 grader celsius), for å utvikle en kalibreringsmodell til å predikere kvalitetsparametre basert på hyperspektrale data. I tillegg ønsket de å finne et forhold mellom frukt kvalitet ved forskjellige temperaturer.

De hadde totalt 270 bananer i eksperimentet, som ble fordelt på 6 grupper med modenhetsstadiet fra 1 til 6, hvor 1 var veldig umoden og 6 var veldig moden. Hver gruppe hadde 45 bananer som igjen ble gruppert med 15 i hver temperaturgruppe. Bananene i hver gruppe ble også delt inn i 2 undergrupper, hvor den ene ble brukt som treningssett for PLS-analyse, og den andre undergruppen for validering av treningssettene. Dataene ble korrigert med “white and dark references”, hvor det ble brukt en hvit Teflon-tavle for den hvite referansen.

Kvalitetsparametrene til bananene, som total soluble solids (TSS), fuktighetsinnhold og fasthet ble målt, og ble brukt for å utvikle en prediksjonsmodell ved bruk av spektraldataene. For å finne en prediksjonsmodell mellom spektralintensiteten og kvalitetsparametrene til frukten ble det brukt PLS analyse. Lineær regresjon ble brukt for prediksjon av TSS, fuktighetsinnhold og fasthet på frukten basert på de spektrale dataene som PLS modellen fant.

Spekteret hadde et område fra 400 til 1000 nm, og de fikk et spekter for hver av temperaturgruppene. I spektrene så de at intensiteten til bananene i gruppe 4-6 var lavere enn i gruppe 1-3. For gruppe 1-3 var det tre spektralområder som utmerket seg ved 450, 680 og 960 nm.

Klorofyll kunne bli observert i spektralområdet 670 til 710 nm for bananene ved de tre forskjellige temperaturene. Innholdet av klorofyll i gruppe 1 og 2 var høyere i bananene som ble oppbevart ved 20 grader celsius enn de som ble oppbevart ved 25 og 30 grader celsius. I gruppe 3-6 ble det ikke observert noe klorofyll da bananene hadde fått gul farge på skallet og klorofyllen var blitt nedbrutt. Sukkerabsorpsjonen for bananene var lavere i gruppe 4-6 i forhold til gruppe 1-3 på grunn av høyere sukkerinnhold i frukten for alle tre temperaturene. 800-960 nm indikerte vanninnhold i frukten, og de umodne

3.5 Jordbær

bananene reflekterte en høyere verdi ved disse spektralområdene på grunn av høyere vanninnhold i skallet enn de modne og overmodne bananene.

Studiet viste muligheter til å skille modenhet på bananene ved ulike temperatur på en ikke-destruktiv måte.

3.5 Jordbær

I et studie i [15], så de på modenheten til jordbær. Hovedmålet med studiet var å evaluere modenheten på jordbærene ved hyperspektrale bilder ved ulike spektralområder, både ved spektral og romlig informasjon. I tillegg hadde de fire andre mål:

- Se på to forskjellige spektralområder for å evaluere modenhet av jordbær.
- Utvikle støttevektormaskin (SVM) modeller for å identifisere modenhet på jordbær basert på spektraldata.
- Bruke teksturinformatjon for identifisering av modenhet av jordbær.
- Kombinere spektraldata og teksturinformatjon for å identifisere modenhet av jordbær.

Det var totalt 180 jordbær som ble brukt i studiet og ble gruppert i 3 grupper med 60 jordbær i hver gruppe, moden, middels moden og umoden. Alle jordbærene ble tatt hyperspektrale bilder av etter å ha blitt rensset. Kameraet som ble brukt hadde to ulike spektralområder, et fra 380 til 1030 nm, og et annet fra 874 til 1734 nm. Begge ble brukt i studiet.

For å identifisere modenheten til jordbærene ble det laget klassifiseringsmodeller basert på spektraldataene og teksturfunksjonene, og det ble da brukt SVM som klassifiseringsmetode. Det ble også brukt hovedkomponentanalyse for å velge ut de optimale bølgelengdene for å se på modenheten til jordbærene.

De største forskjellene ble observert mellom 500 til 700 nm. Ved 535 nm indikerte det forskjell på innhold av antocyanin, og ved 675 nm var det forskjell i mengde klorofyll i jordbærene. Fra 940 til 1579 var spektrene relativt like, men med en forskjell i intensitet.

Hovedkomponentanalyse ble brukt på begge de forhåndsbehandlede spekt-

3.5 Jordbær

rene, hvor moden og umoden kunne klart bli skilt, og middels moden kunne overlappe noe med de umodne prøvene. Ved spekteret fra 940 til 1580 var det overlapping i alle gruppene, som indikerte at det var bedre å bruke spekteret fra 440 til 1014 til å detektere modenhet enn ved spekteret fra 940 til 1580 nm.

Ved bruk av SVM til å skille jordbærene splittet de jordbærene i to kategorier, et kalibreringssett og et prediksjonssett. I spekteret fra 440 til 1014 nm fikk de en nøyaktighet på 99.17% for kalibreringssettet, og 91.67% for prediksjonssettet. Alle de modne prøvene ble klassifisert riktig, med litt feilklassifisering av middels modne og umodne. For spektralområdet fra 940 til 1579 nm fikk de en nøyaktighet på mindre enn 90% i prediksjonssettet, hvor alle gruppene hadde noen feilklassifiseringer til andre grupper. Resultatene i studiet indikerte at hyperspektrale bilder kan bli brukt til å evaluere modenhet til jordbær.

Kapittel 4

Bildefangst

I den opprinnelige oppgaven var planen å dra til RobotNorge for å ta bilder av frukt og grønt til analysen med et hyperspektralt kamera de har bestilt inn.

På grunn av Covid-19 var det usikkert når RobotNorge skulle få levert det hyperspektrale kameraet de skulle bruke til prosjektet sitt med sortering av plast. Det ble derfor bestemt at Stemmer Imaging skulle bruke kameraene de hadde til å ta bilder av grønnsakene vi ønsket å analysere. I delkapittelene under er det derfor Stemmer Imaging som har tatt bilder for oss som vi har brukt i videre analysene.

4.1 Kameraoppsett

Det ble brukt to forskjellige kamera til å ta de hyperspektrale bildene, Specim FX10 og Specim FX17. FX10 har en rekkevidde fra 400 nm til 1000 nm, og FX17 en rekkevidde fra 900 nm til 1700 nm. Begge kameraene har 216 bånd, og bruker linjeskannig ved bildetaking. FX10 er basert på CMOS sensorikk, og FX17 benytter InGaAs-halvledere.

Begge kameraene ble brukt på alle grønnsakene, men det var kun mulig å bruke anvendelse ved transmittans på tomatene på grunn av det tynne skallet. Metoden ble testet på paprika også, men oppdaget at lyset ikke

4.2 Belysning

trengte gjennom på toppdelen av paprikaen hvor frøene var. Det ble derfor kun fokusert på å bruke transmittans på tomatene, både på grunn av skallet til paprikaen, men også fordi det var en tidkrevende prosess å gjennomføre.

Integrasjonstiden var satt til 5 millisekunder med en forsterkning på 3 under bildetaking av transmittans fra cherrytomatene. Det vil si at mottaket av lys blir summert i 5ms (shutter). Dette kan resultere store “peaks” i spektralområdet og blir dermed mer følsom mot støy. Denne innstillingen er kun brukbar for å hente inn verdier hvor det er lite belysning i kontrollerte områder. Dersom en maskin skulle brukt denne integrasjonstiden ville bildene inneholdt altfor mye støy.

Det ble brukt en hvit teflonplate som hvit referanse i bildetakingen.

4.2 Belysning

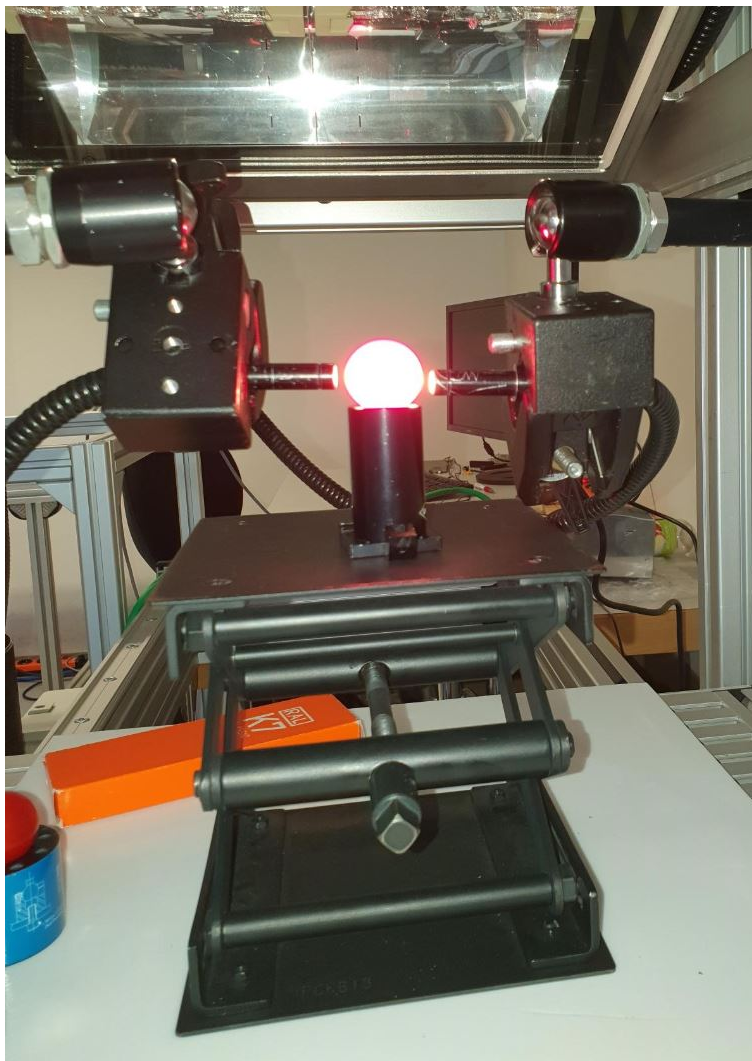
Belysningen som ble brukt til reflektans bildene var en fiberoptisk enhet 150 W/21V aluminiumsreflektor pære og DC-forsyning. På enden av fiberoptikken var det plassert en optisk kollimator som vist på bildet under.



Figur 4.1: Belysning brukt under reflektans

4.2 Belysning

På transmittans bildene ble det brukt halogenlamper som ble plassert på siden av tomaten, i tillegg til belysning under tomaten, som vist i Figur 4.2.



Figur 4.2: Transmisjonsbelysning på tomat

4.3 Produktutvalg

4.3 Produktutvalg

Det ble kjøpt inn agurk, paprika og tomat med ulik modenhet, og ble oppbevart ved kjølig temperatur i et laboratorium før bildetakingen.

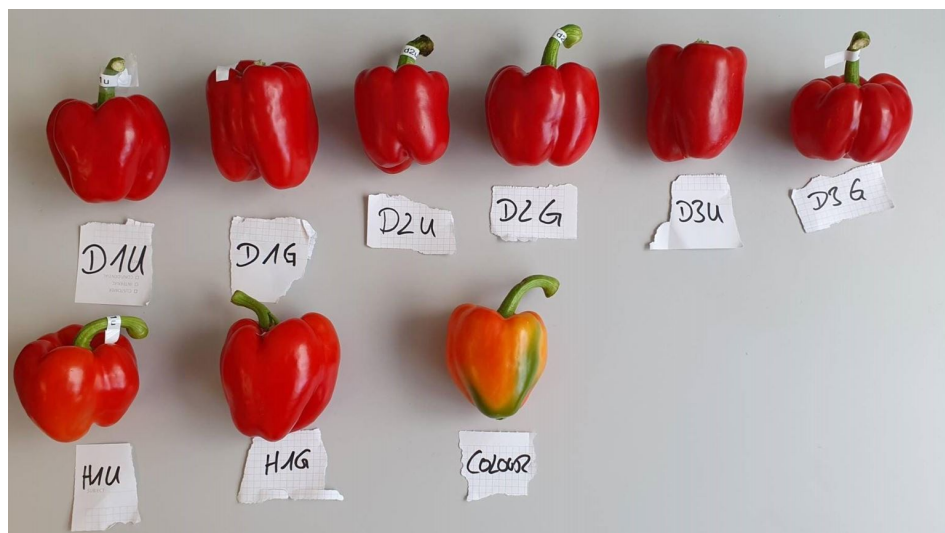
Agurkene som ble kjøpt inn hadde ulik farge og varierte fra lys grønnfarge til mørk grønnfarge. Noen av de med mørk grønnfarge var også mer skadet .



Figur 4.3: Agurk med tilhørende merkelapper

De fleste av paprikaene som ble funnet var helt røde med grønn stilk, men det var en som skilte seg ut og hadde både grønn, gul og rød overflate.

4.3 Produktutvalg



Figur 4.4: Paprika med tilhørende merkelapper

Det var heller ikke så lett å finne umodne cherrytomater, og cherrytomatene ble derfor delt i to grupper. De mindre røde cherrytomatene fikk grønne merkelapper, og de mer røde fikk røde merkelapper.



Figur 4.5: Tomat med ulik gruppering

Etterhvert ble det funnet noen tomater som var mindre modne, med grønn og gul overflatefarge. Disse ble tatt hyperspektrale bilder av senere.

4.3 Produktutvalg



Figur 4.6: Tomater i forskjellig modningsfaser. Fra venstre; grønn, oransj, lys rød og rød

Alle grønnsakene ble tatt bilde av med to intervaller (ca en uke mellom bildetakingen). Halvparten av grønnsakene i hver gruppe ble oppbevart ved romtemperatur på rundt 18 til 20 °C, og den resterende halvparten i kjøleskap ved 7 °C. Ved å ha forskjellige temperaturer under oppbevaring vil vi ha mulighet til å se dersom de ulike temperaturen påvirket de forskjellige grønnsakene.

Filene ble tilsendt i ENVI-formatet(environment for visualizing images), som var kompatibelt med Spectral-pakken.

I tillegg ble det også tidligere sendt en datakube med data av en moden og umoden banan.

4.3 Produktutvalg



Figur 4.7: Umoden og moden banan

Nesten alle bildene ble tatt med refleksjonsbelysning, unntatt for noen tomatbilder. Da ble transmittans-belysning tatt i bruk. Grunnen til dette var fordi skallet til de andre grønnsakene og frukten er for tykt til å sende lys igjennom.

Kapittel 5

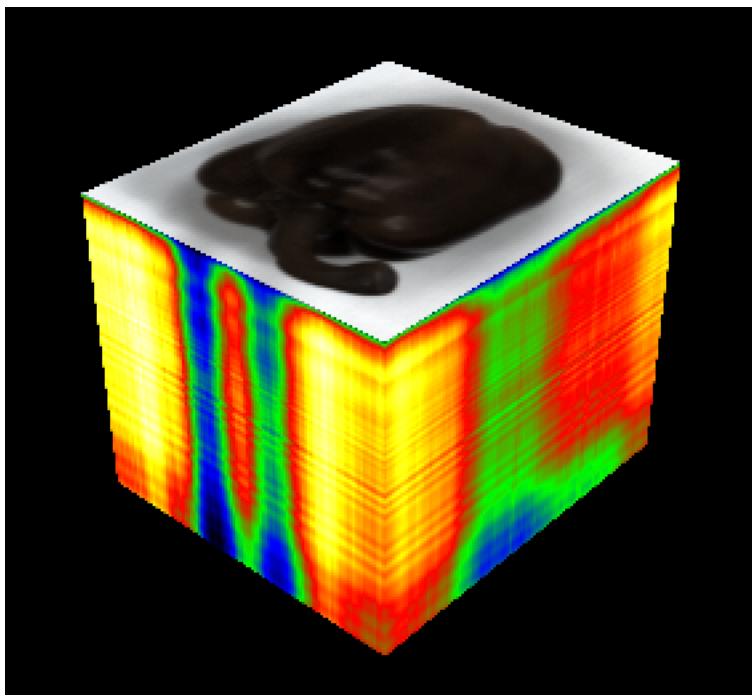
Bildeanalyse og resultat

I delkapitlene under er det blitt gjort analyser av de hyperspektrale bildene Stemmer Imaging tok av grønnsakene som er vist i kapittel 4.

Pythonkoden som ligger i vedlegg A er blitt brukt sammen med pakkemodulen Spectral for å få frem bildene og spekterne brukt i denne analysen. Koden er blitt brukt på alle de ulike grønnsakene.

Alle følgende figurer og bilder i dette kapittelet er resultater fra analysen utført av bachelorkandidatene på data tilsendt fra Stemmer Imaging.

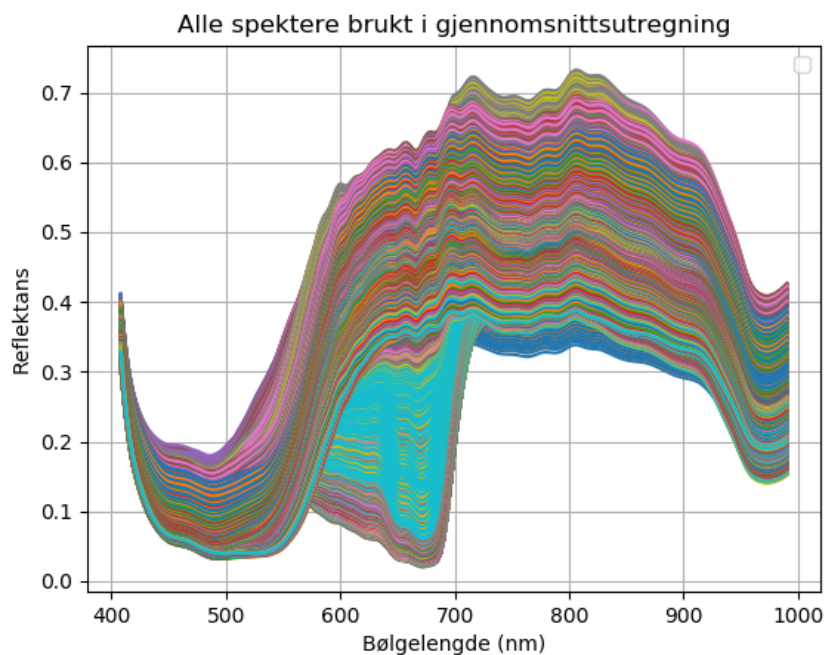
5.1 Paprika



Figur 5.1: Representasjon av hele datakuben for den flerfargede paprikaen i Figur 4.4

For å analysere modenhet av paprika er det først blitt tatt utgangspunkt i paprikaen 'color' i Figur 4.4. Det ble valgt ut et område med piksler som var fra den grønne, gule og røde delen av paprikaen, hvor hver piksel i området har et spekter. I Figur 5.2 kan en se alle spektrene for alle pikslene i områdene for både den grønne, gule og røde delen av paprikaen. For å få mest mulig data til analysen er det blitt prioritert å få et størst mulig område med piksler for å få et representativt område med ulike spektre.

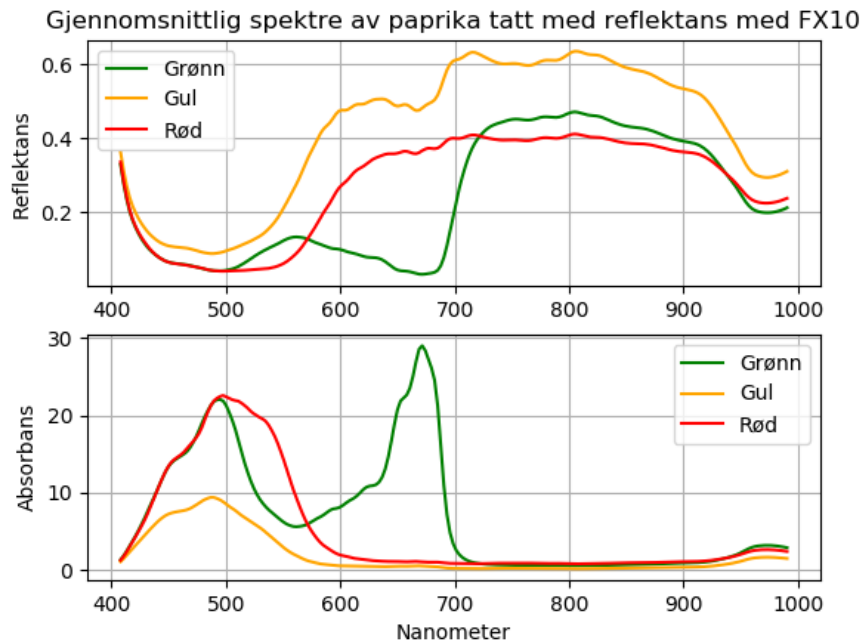
5.1 Paprika



Figur 5.2: Spektralkurver, også omtalt som enkelte grafer i dette kapitlet, av data for utvalgt pikselområde av Color paprika tatt med FX10

Ved å ta gjennomsnitt av spekterene i Figur 5.2 for de tre områdene får en 3 samlede spekter for den grønne, gule og røde delen av paprikaen. Disse er vist i figur 5.3. Liknende gjennomsnittsutregninger er gjort for hver grønnsak og frukt i dette kapitlet.

5.1 Paprika



Figur 5.3: Gjennomsnitt av spektralkurver fra data for utvalgte piksler av color paprika tatt med FX10

Fra Figur 5.3 følger de tre spekterene hverandre med forskjell i intensitet, med unntak fra regionen 400 til 700 nm. Dette er hvor det synlige spekteret ligger.

Ved 675 nm er absorbansen sterk for det grønne området på paprikaen. Bølgelengder fra 650 til 700 nm er hvor klorofyllinnholdet i grønnnsaken ligger da klorofyll absorberer det røde og blå lyset, og reflekterer grønt. Klorofyll skaper den grønne fargen til planter, som viser igjen i spekteret for den grønne grafen. Den røde og gule delen av paprikaen viser ingen absorpsjon av klorofyll. Når paprikaen modnes vil klorofyllinnholdet minke som paprikaen blir mer moden, som igjen kan sees på grafene.

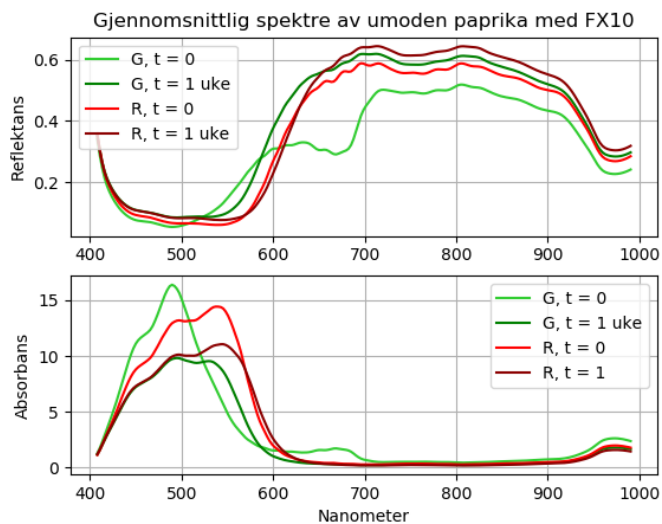
Ved modning av paprika vil andre pigmenter komme frem, samtidig som klorofyllinnholdet minker. Etter paprikaen går fra sin grønne farge og mer mot de gule og røde fargene vil karotenoidpigmenter komme mer og mer frem. Karotenoid er også tilstede i grønne paprikaer, men kommer mer ty-

5.1 Paprika

delig frem ved senere modningsstadier. Den røde fargen til modne paprikaer kommer fra capsanthin og capsorubin, noe som er spesielt for paprika da det ikke er mange andre planter som klarer å syntetisere de [33].

Karotenoid absorberer lys i den blå og grønne delen av spekteret, og reflekterer gule, røde og oransje bølgelengder [38]. Fra Figur 5.3 har det gule og røde området på paprikaen en høyere reflektans ved 600 til 700 nm enn den grønne. Når klorofyllinnholdet synker, øker karotenoidinnholdet som viser igjen i grafen ved disse bølgelengdene. Her øker reflektansen for det gule og røde området på paprikaen, og synker for det grønne området.

Reflektans spekteret som kommer ut fra den flerfargede paprikaen har like tendenser som i studiet i [22].



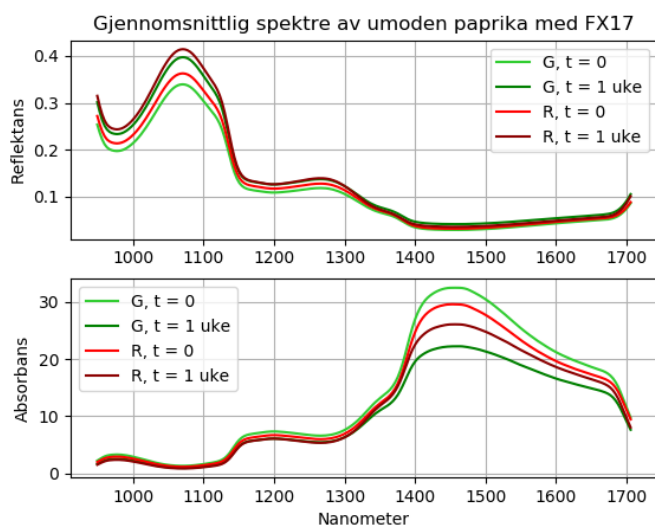
Figur 5.4: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av den flerfargede paprika tatt med FX10

I Figur 5.4 og 5.5 er det også blitt tatt gjennomsnittet av utvalgte områder på den flerfargede paprikaen. I stedet for å skille mellom de ulike områdene på paprikaen er det nå blitt tatt utgangspunkt i begge sider av paprikaen, med 1 ukes intervall, som resulterer i fire ulike grafer. Den ene siden av paprikaen var flerfarget med grønne, gule og rød områder, og på den andre

5.1 Paprika

siden var hele området rødt. Etter en uke var begge sidene av paprikaen helt rød.

Den grønne grafen har enda høyere absorpsjon av klorofyll enn de tre andre grafene, men er betydelig mindre enn fra Figur 5.3. På grunn av at gjennomsnittet er tatt fra et område på hele paprikaen vil derfor spekteret ikke få en like høy absorpsjon av klorofyll da det kun er den grønne delen som gir utslag på dette.

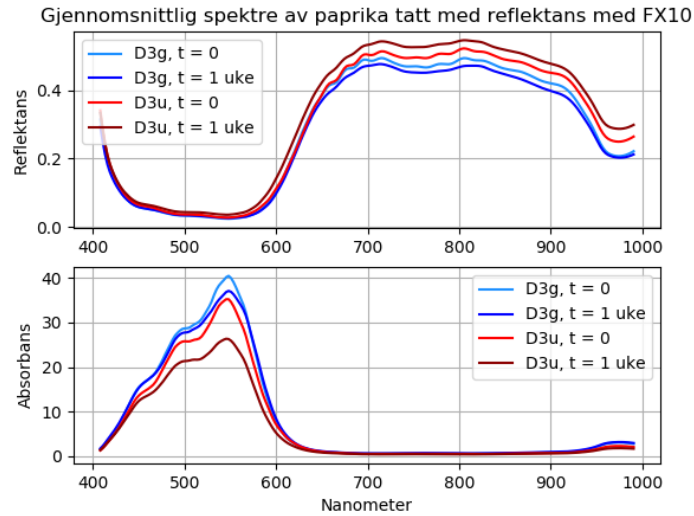


Figur 5.5: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av den flerfargede paprika tatt med FX17

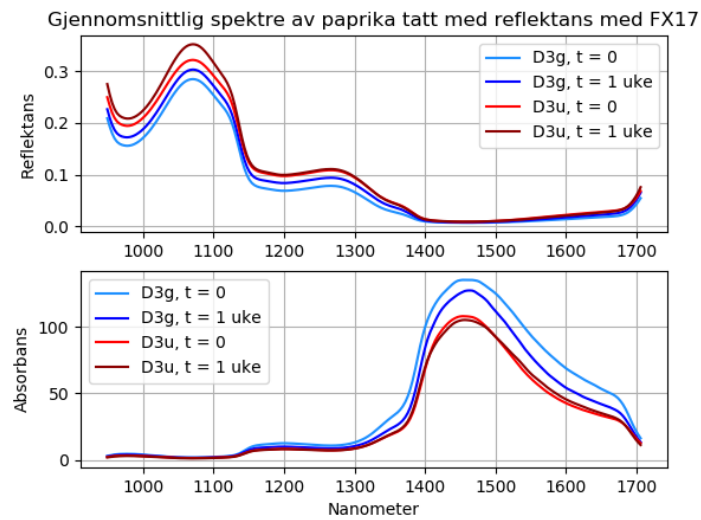
Ved bølgelengdene 970 og 1450 nm kan vanninnholdet i grønnsaken sees [20]. I absorpsjonsspekteret er det to topper ved disse bølgelengdene for alle fire spektrene, men med størst intensitet ved 1450 nm. Ved 1450 nm er det anslått at vanninnholdet slår ut 60 ganger kraftigere enn ved 970 nm i spekteret.

Den flerfargede siden av paprikaen har et høyere vanninnhold enn den røde siden ved $t = 0$ fra absorpsjonsspekteret.

5.1 Paprika



Figur 5.6: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av d3u og d3g tatt med FX10 med reflektans



Figur 5.7: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av d3u og d3g tatt med FX17 med reflektans

5.1 Paprika

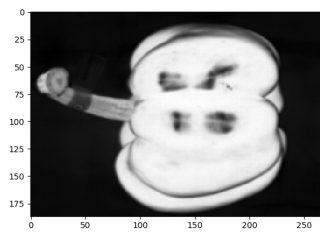
I Figur 5.6 og 5.7 er det blitt hentet ut spektraldata fra områder på paprikaene d3g og d3u. Det er også her prøvd å bruke et område som dekker mest mulig av paprikaene for å få ut mest mulig data. Disse paprikaene er blitt oppbevart ved forskjellige temperaturer for å se dersom det har noe påvirkning på modningen av grønnsaken og spekteret. D3g er blitt oppbevart i kjøleskap rundt 4 grader, og d3u er blitt oppbevart i romtemperatur rundt 18 grader. De blå grafene er for å illustrere de som har blitt oppbevart i kjøleskap og de røde for å illustrere de som har blitt oppbevart i romtemperatur.

I begge figurene har grafene likt spekter, men med en liten forskjell i intensitet. Over flere deler av spekteret er også grafene helt like. D3u og d3g er klassifisert ved samme modningsstadium og det stemmer da med grafene som er like hverandre.

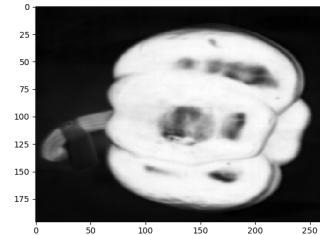
Det som kan sees på grafen er at paprikaen som har blitt oppbevart i kjøleskap har høyere vanninnhold i forhold til den som ble oppbevart i romtemperatur ved både $t = 0$ og $t = 1$ uke ved å se på bølgelengdene rundt 1400 til 1500 nm. Stemmer Imaging, som tok de hyperspektrale bildene, gjorde også en visuell og fysisk undersøkelse av paprikaene og så at paprikaene som hadde stått i romtemperatur var mykere enn de som stod i kjøleskap. Høyere vanninnhold i grønnsaker gjør de fastere, som igjen stemmer med grafene.

5.1 Paprika

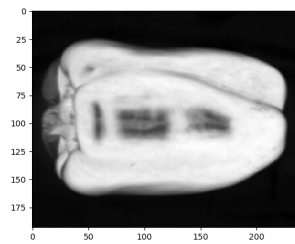
På bildene under, i Figur 5.8 er det vist Normalized Difference Water Index (NDWI) for paprikaene d3g og d3u. NDWI blir brukt for analyser av vannforekomster og bruker det kortbølge infrarøde og nær infrarøde båndet i spekteret.



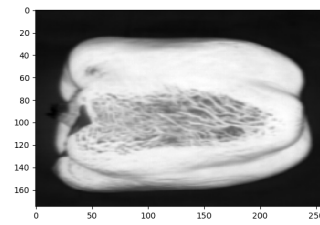
(a) Paprika d3g ved $t = 0$



(b) Paprika d3g ved $t = 1$ uke



(c) Paprika d3u ved $t = 0$

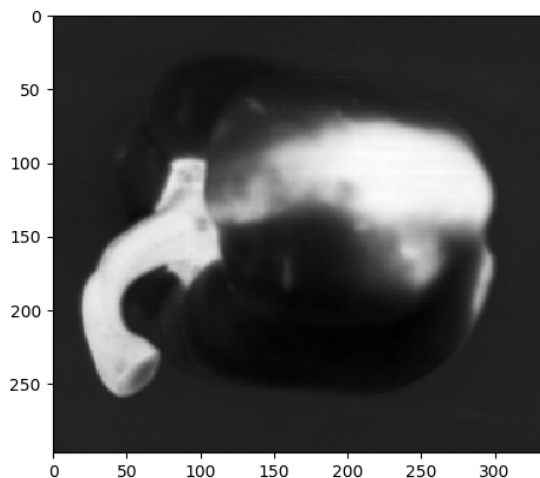


(d) Paprika d3u ved $t = 1$ uke

Figur 5.8: Normalized difference water index for de to paprikaene d3g og d3u med en ukes intervall

I Figur 5.8d kan det observeres at skallet til paprikaen d3u, som har stått i romtemperatur i en uke, tydelig gir en indikasjon på vanntap og har dermed blitt skadet. Dette kommer derimot ikke frem ved indeksen for paprikaen d3g.

5.1 Paprika

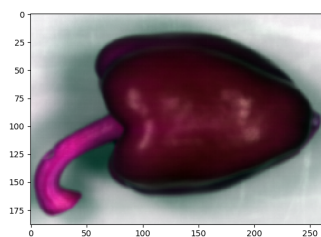


Figur 5.9: NDVI-representasjon for den flerfargede paprikaen

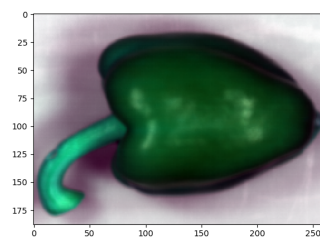
I Figur 5.9 er det vist Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) av den flerfargede paprikaen. NDVI brukes til å observere grønn vegetasjon [36]. På figuren kommer stilken og det grønne området på paprikaen tydelig frem.

For å bevise og visualisere hvordan fargeprosjeksjonen fungerer er det benyttet tre forskjellige bånd, som er hentet ut etter å ha studert spektrene fra Figur 5.5. Ved å se på intensitetsnivåene i grafene, kan et bånd hentes ut fra et høyt nivå og dermed tilegne en spesifikk fargekanal for å fremheve egenskapene for nøyaktig det båndet ved bruk av den ønskede fargen. Fargene som dermed vil komme frem i bildet vil være såkalte pseudofarger, som forklart i 2.5. De tre forskjellige spektralbåndene som ble valgt ut for dette er båndene med bølglengde 1050, 1200 og 1400 nanometer. I refleksjonsspekteret blir intensitetsnivået høyt ved en bølglengde på 1050 nm, og betydelig lavere ved de to andre båndene som er valgt ut. Så ved å legge båndet med lavest bølglengde i fargekanalen for rødt, grønt og blått, vil det gi en tydelig fremtoning av fargen for den relevante kanalen. Dette kan sees i de tre første bildene i Figur 5.10. Det siste bildet i Figur 5.10 viser en tilfeldig kombinasjon av pseudofarger ved spektralbånd hentet ut ifra absorpsjonsspekteret.

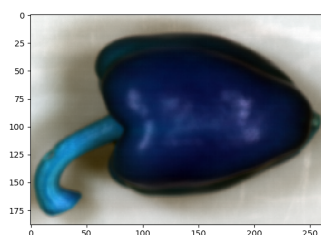
5.1 Paprika



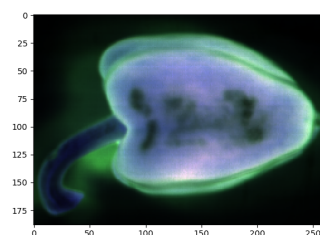
(a) R=1050, G=1400, B=1200



(b) R=1400, G=1050, B=1200



(c) R=1400, G=1200, B=1050

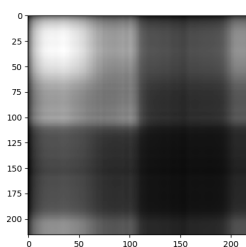


(d) R=900, G=1130, B=1700

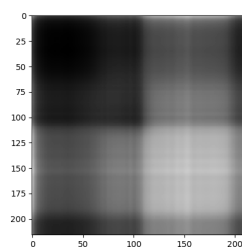
Figur 5.10: (a)-(c): Bilder av flerfarget paprika vist i forskjellige farger utenfor det visuelle spekteret ved bruk av projeksjon av refleksjonsintensitet fra båndene hentet ut for de forskjellige bølgelengdene til de forskjellige fargekanalene. (d) viser projeksjon av farger etter konvertering til absorpsjonsspekteret ved bruk av Kubelka Munk-algoritmen.

5.1 Paprika

Figur 5.11 viser kovariansmatrisen og presisjonsmatrisen av den grønn-gule siden for den flerfargede paprikaen. Disse matrisene ble benyttet for å utføre en matched filter filtrering og en hovedkomponentanalyse av paprikaen. De lyse områdene viser stor positiv kovarians og konsentrasjon, mens de svarte områdene indikerer stor negativ kovarians og konsentrasjon. De grå områdene i matrisene indikere null kovarians eller konsentrasjon.



(a) Kovariansmatrise

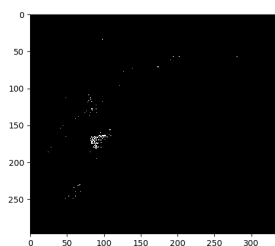


(b) Presisjonsmatrise

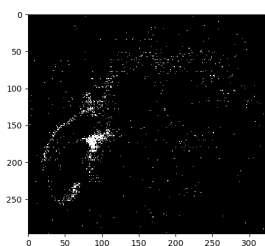
Figur 5.11: Representasjon av matrisene benyttet for bildebehandling av den flerfargede paprikaen markert Color

5.1 Paprika

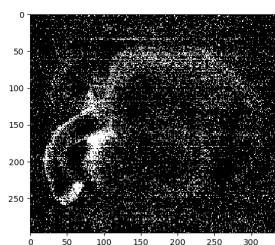
Dersom et matched filter blir brukt på rådata, uten en form for denoising, kommer det tydelig frem i Figur 5.12 at det ikke er spesielt brukbart å benytte et matched filter for å detektere objekter ut ifra rådata.



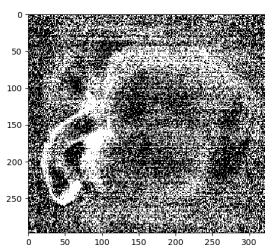
(a) 30% korrelasjon



(b) 20% korrelasjon



(c) 10% korrelasjon

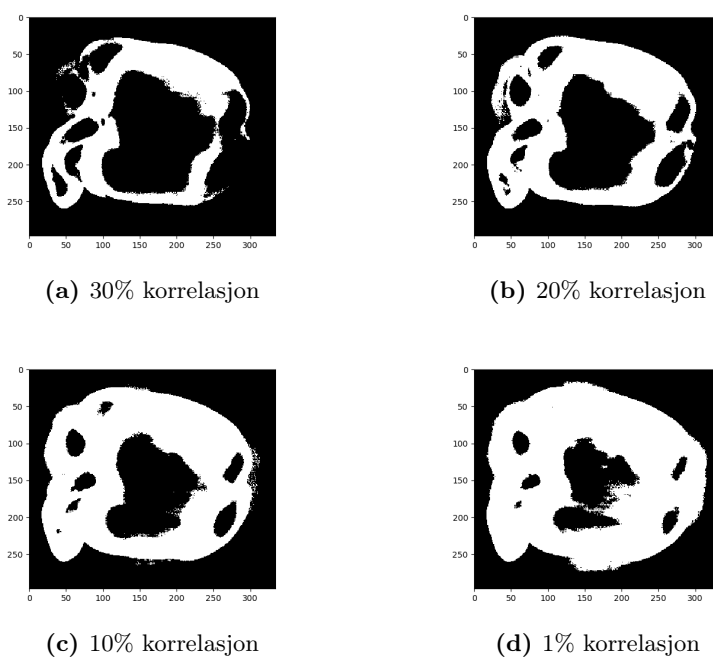


(d) 1% korrelasjon

Figur 5.12: Signaltilpasset(matched) filter brukt på rådata av den flerfargede paprikaen med utgangspunkt i piksel 90,180 med tilhørende krav om korrelasjon

5.1 Paprika

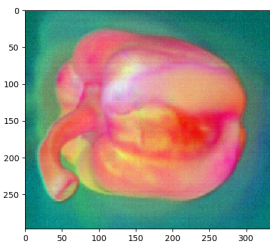
Derimot, så viser Figur 5.13 at dersom bildet blir filtrert, så øker dette korrelasjonen mellom spektralbåndene, og det blir lettere å detektere objektet.



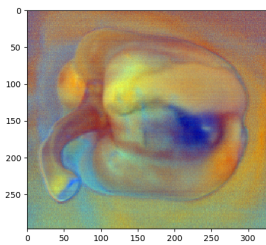
Figur 5.13: Signaltilpasset(matched) filter brukt på denoised data av den flerfarvede paprikaen med utgangspunkt i piksel 90,180 med tilhørende krav om korrelasjon

5.1 Paprika

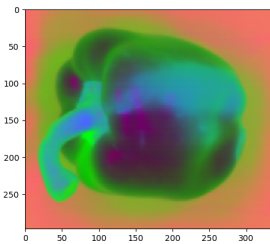
Ved å foreta en hovedkomponentanalyse kan dataene komprimeres, og i enkelte tilfeller enkelt bli denoiset, ved å hente ut egenverdiene til kovariansmatrisen og projeksjere disse på bildet, eller fjerne støyete bånd. I Figur 5.14 nedenfor viser 5.14a og 5.14b komprimering av datakuben til den flerfargede paprikaen, hvor antall bånd har blitt redusert. 5.14c og 5.14d viser frem tre og fem egenverdier -og vektorer strekt ut på bildet for bruk av klassifisering og kartlegging av modenhet for treningsklasser brukt i maskinlæring.



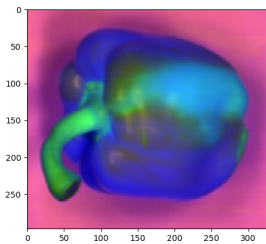
(a) Redusert til 50 bånd



(b) Redusert til 126 bånd



(c) PCA fraction med 3 bånd



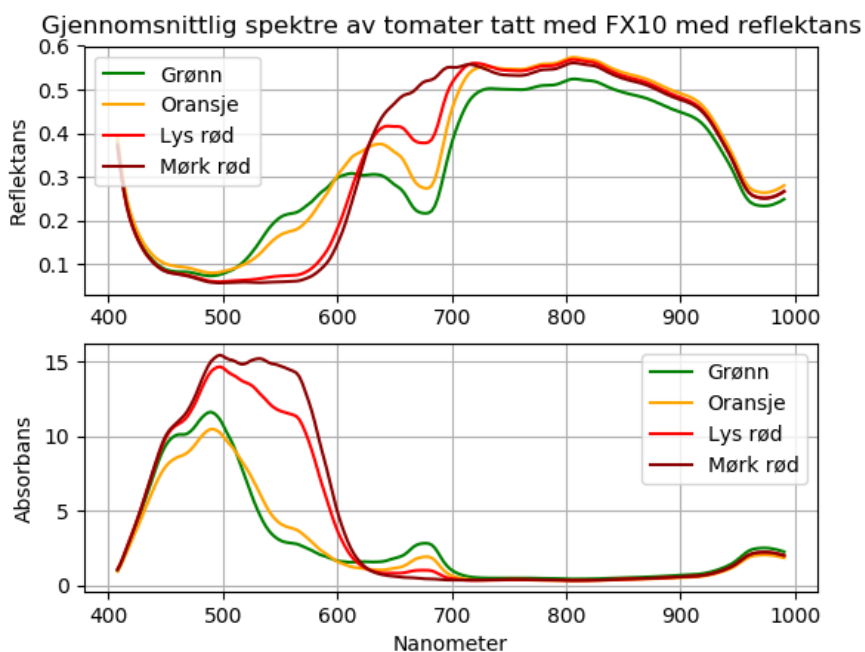
(d) PCA fraction med 5 bånd

Figur 5.14: Rekonstruksjon av bildedata med bruk av hovedkomponenter for bruk av datakomprimering og treningsklasser

5.2 Tomat

5.2 Tomat

For analysen av tomat er det tatt utgangspunkt i de fire tomatene i Figur 4.6. For hver av de fire tomatene har vi valgt ut et område med piksler, hvor hver piksel har et spekter, som vi har tatt gjennomsnittet av. Spektrene for de fire tomatene er vist under.



Figur 5.15: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av umoden til moden tomat med reflektans tatt med FX10

Fra figuren kan en se at grafene for de ulike tomatene stort sett følger hverandre, men med forskjell i intensitet. Det er derimot store forskjeller fra 500 til 700 nm.

650 til 700 nanometer viser klorofyllinnhold i grønnsaken. For de tre tomatene grønn, oransje og lys rød kan en se at alle har et fall i reflektans ved disse bølglengdene. I absorpsjonsspektret har den grønne tomaten høyere absorpsjon av klorofyll, enn den oransje og lys røde tomaten. Klorofyll kan

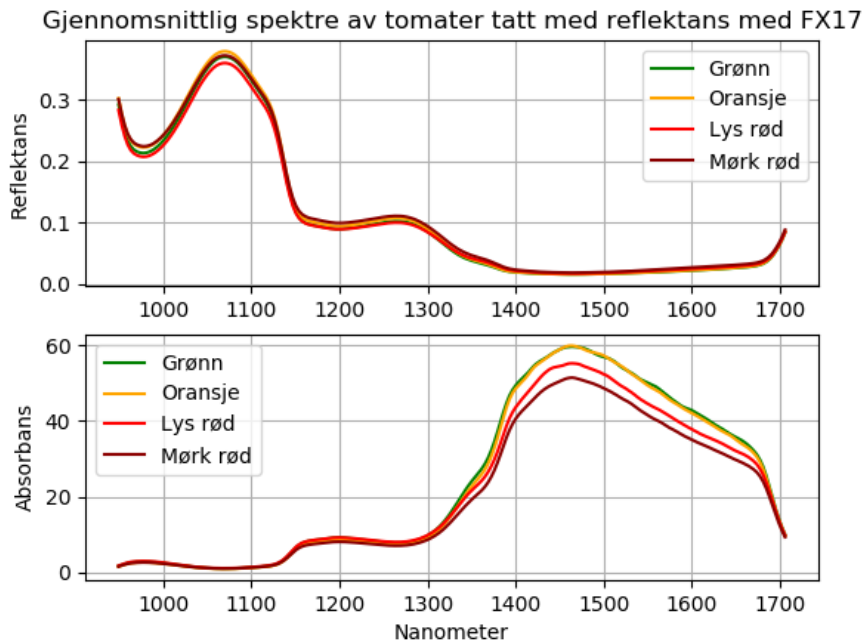
5.2 Tomat

en finne i alle grønne planter, og er årsaken til den grønne fargen på planter og grønnsaker. Når en grønnsak eller frukt modnes, forsvinner den grønne fargen og samtidig klorofyllinnholdet. Det stemmer med spekteret for den røde tomaten da klorofyllinnholdet i tomaten er forsvunnet, og tomaten får en rød farge når den modnes.

Karotenoid absorberer bølglengder som går fra 400 til 550 nm. Når grønnsaken modnes og klorofyllinnholdet synker, øker innholder av karotenoid. Fra spekterene ser vi at den mørk røde tomaten og lys røde tomaten har et høyere innhold av karotenoid, og igjen et lavere innhold av klorofyll [61].

Et annet stoff som er å finne i modne tomater er antioksidanten lykopen. Lykopen er det pigmentet som er ansvarlig for den dyp røde fargen som kan ses på en moden tomat [47]. Fra Figur 5.15 kan det sees at reflektansverdien av rødt øker i henhold til modenhet, som igjen stemmer med lykopeninnhold som også øker når tomaten modnes og klorofyll minker. Samt viser spektralkurvene i absorpsjonsspekteret en tydelig forekomst av lykopen for de to røde tomatene.

5.2 Tomat

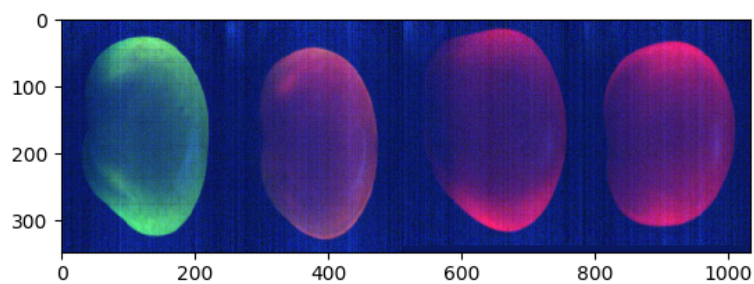


Figur 5.16: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av umoden til moden tomat med reflektans tatt med FX17

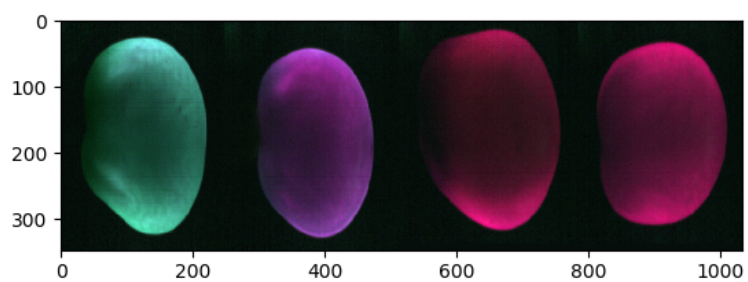
Ved 1400 til 1440 nm er det sterke absorpsjonsbånd fra vann [8]. Fra Figur 5.16 synker absorpsjonen i spekteret i dette område med modenhet. Dette kan forklares ved at vannet går fra skallet og inn i fruktkjøttet til tomaten. Dette gjør også at tomaten blir mindre fast ved modning. En kan også finne tre andre deler av spekteret som viser vanninnhold ved 970, 1190 og 1940 nm [8]. Ved 1400 til 1440 nm er det sterkere absorpsjonsbånd av vann enn ved de andre andre bølgelengdene og en kan derfor se absorpsjonen av vann tydeligere.

For tomatbildene som ble tatt med transmittansbelysning var det stort behov for bruk av denoising for å bli kvitt støyen i bildet. Forskjellene var betydelige og er vist i Figur 5.17.

5.2 Tomat



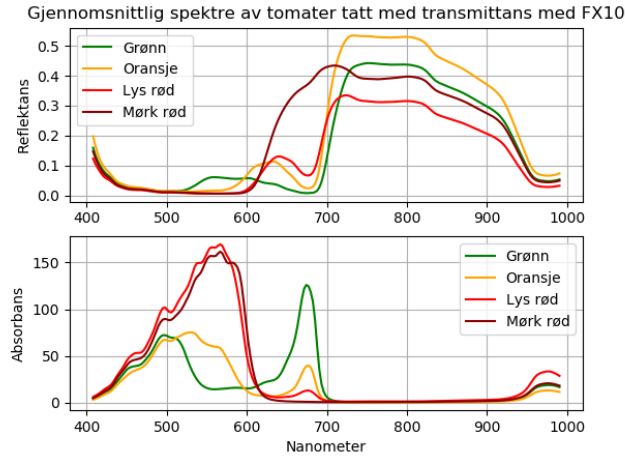
(a) RGB-bilde av cherrytomater før denoising



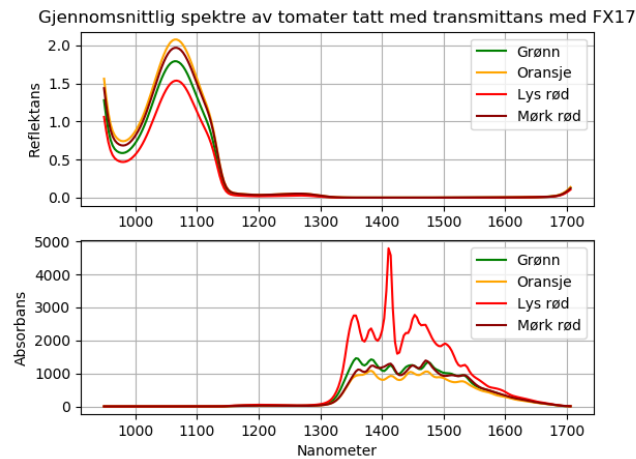
(b) RGB-bilde av cherrytomater etter denoising

Figur 5.17: S sammenslått bilde av 4 cherrytomater i forskjellige modningsfaser tatt med transmittansbelysning og FX10-kameraet, før og etter denoising ved minimum noise fraction med en SNR på 10

5.2 Tomat



(a) Spektre av transmittans av cherrytomater tatt med FX10



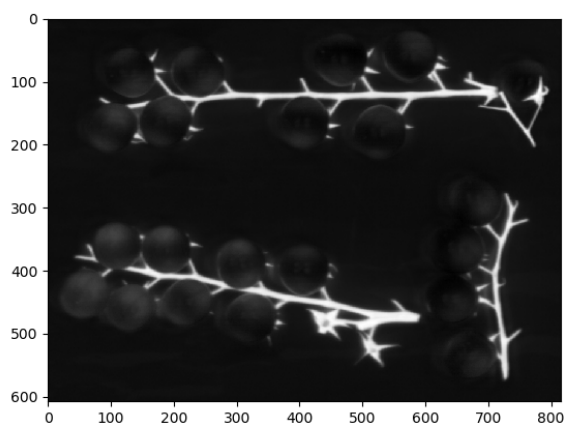
(b) Spektre av transmittans av cherrytomater tatt med FX17

Figur 5.18: Spektralresponser av transmisjonsbelysning på cherrytomater

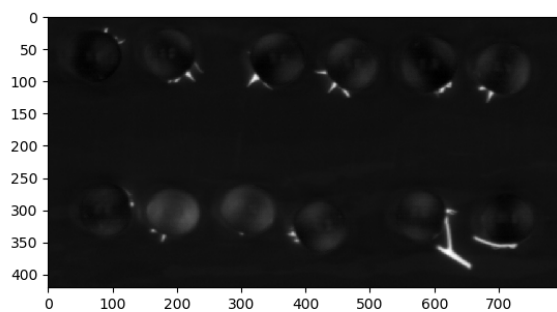
Spektralkurvene i absorpsjonsspekteret i 5.18a viser en tydelig forekomst av lykopen for de røde tomatene [47]. I tillegg kommer klorofyll a og b tydelig frem i spektralkurvene for den grønne tomaten ved omtrentlig 675 og 500 nanometer i samme spekter. Selv etter at bildene ble denoiset, viste det seg at spektralkurvene til noen av bildene av tomatene som ble tatt separat med

5.2 Tomat

transmittansbelysning ga mye støy. Spesielt var det utslag for støy mellom 1300-1600nm for bildene tatt med FX17. Resultatene er vist i Figur 5.18b.



(a) NDVI av tomater på en stilk

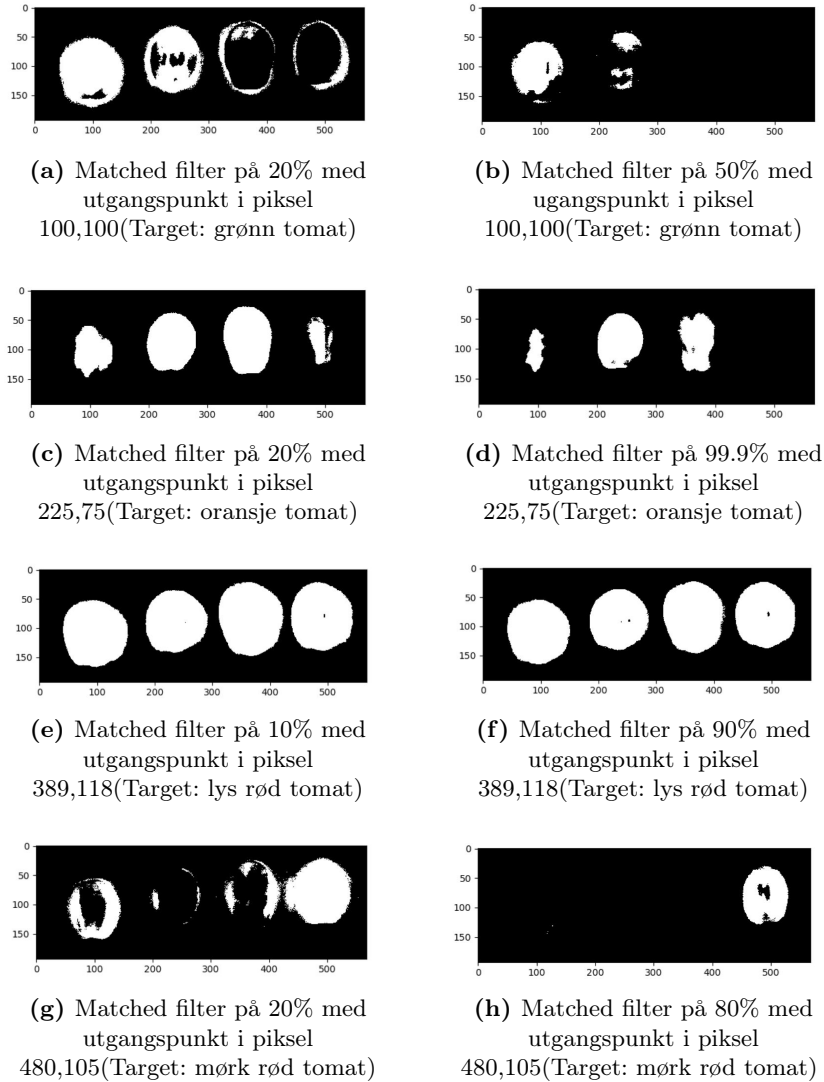


(b) NDVI av sorterte tomater

Figur 5.19: NDVI for cherrytomater

Fra Figur 5.19a og Figur 5.19b er det brukt normalized difference vegetation index for å fremheve den grønne vegetasjonen. Her kommer stilkene og bladene på cherrytomatene godt frem.

5.2 Tomat



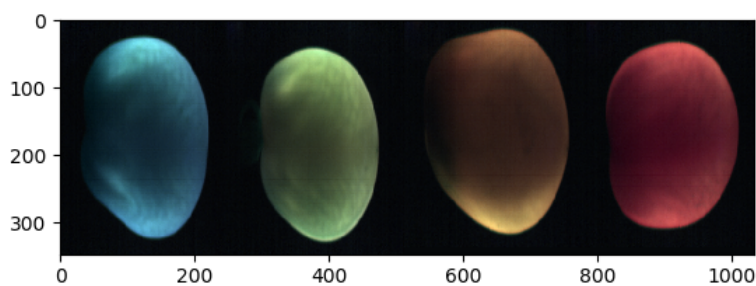
Figur 5.20: Signaltilpasset(matched) filter med forskjellige krav til korrelasjon av tomater i ulik modningsfase, fra venstre; grønn, oransje, lys rød og mørk rød tomat. Figurene er samme som i Figur 4.6 tatt med FX10 og reflektans-belysning

I Figur 5.20 er det brukt matched filter på de fire tomatene vist i Figur 4.6. Det er blitt tatt utgangspunkt i fire forskjellige piksler som er valgt fra hver av tomatene i ulik modningsfase. Det er også brukt ulike korrelasjonskrav.

5.2 Tomat

Her kan det observeres at et matched filteret kan til en viss grad benyttes for å detektere forskjellige modning av tomater ut ifra dens spektralverdier. Dette slår spesielt ut på en godt moden tomat, som vist i 5.20h.

Med utgangspunkt i resultatene fra bruken av matched filter på de fire tomatene, skal det dermed være mulig å bruke spektralbåndene for å skille ut de forskjellige tomatene og visualisere dette ved farger. Ved prøving og feiling viste det seg å være mulig å skille de fra hverandre og tilegne de hver sin distinkte farge ved bruk av tre spektralbånd. Dette er vist i Figur 5.21.



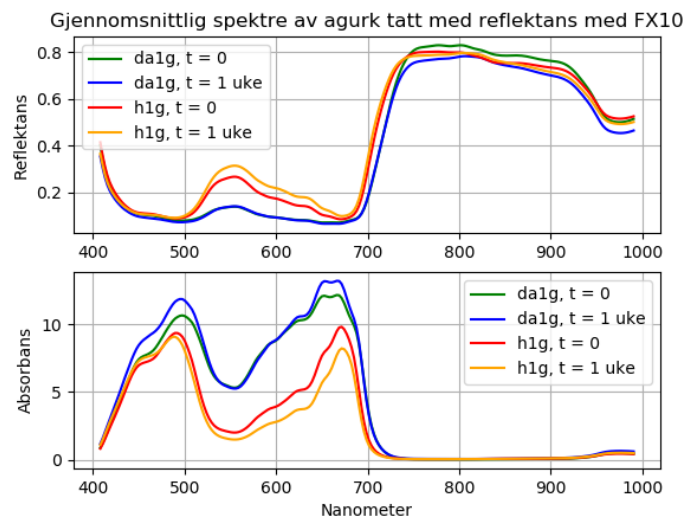
Figur 5.21: Modenhetsadskilling av tomater ved valg av diverse bånd

5.3 Agurk

5.3 Agurk

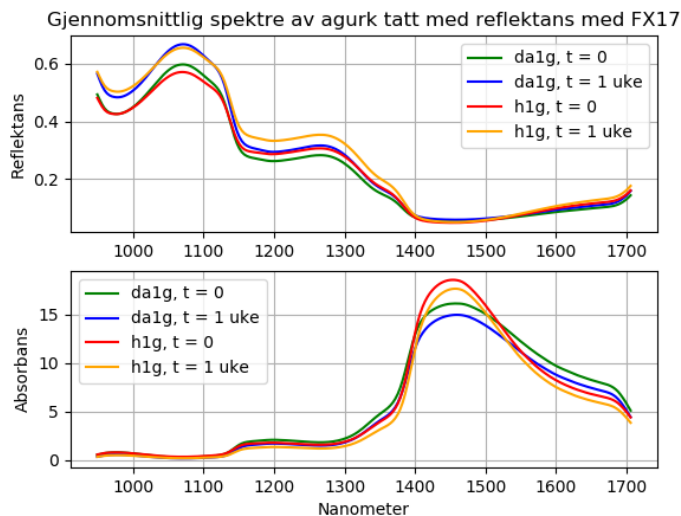
For bildeanalysen av agurkene ble det valgt ut en agurk som hadde blitt oppbevart i kjøleskap og en oppbevart i romtemperatur, av både en lett moden og en overmoden agurk.

Dette tilsvarte 32 filer, eller 16 bildekuber, siden hver agurk ble tatt med kameraene FX10 og FX17 ved to ulike tidspunkt. I spektrene under er det blitt tatt et gjennomsnitt av utvalgte piksler for hver agurk, og viser både reflektansspekter og absorpsjonsspekter.



Figur 5.22: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av da1g og h1g tatt med FX10

5.3 Agurk



Figur 5.23: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av da1g og h1g tatt med FX17

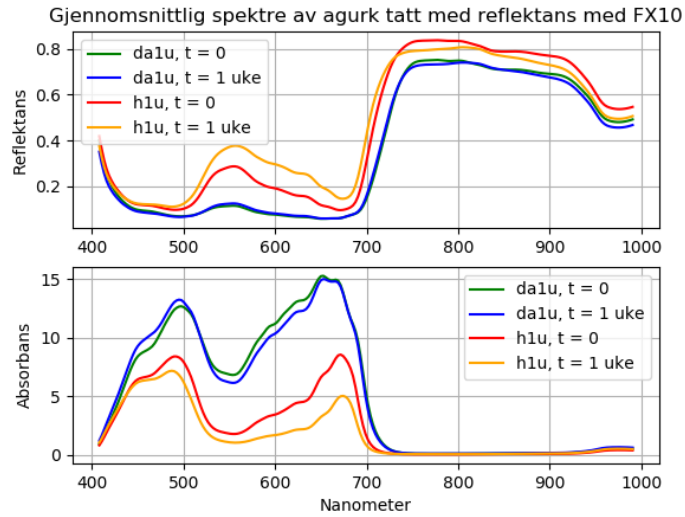
I Figur 5.22 og 5.23 er spekteret for en lys agurk og en mørk agurk, hvor begge to har blitt oppbevart i kjøleskap.

Ved å se på absorpsjonsspekteret i 5.22 har den mørke agurken, da1g, en høyere absorbasjon av klorofyll enn den lyse agurken h1g. Dette stemmer for begge måletidspunktene. En mulig forklaring på hvorfor den mørke har høyere absorpsjon kan være fordi den absorberer mer rødt visuelt lys enn den lyse, som vil gi en mørkere farge og igjen mer klorofyll. Ut i fra grafen kan i tillegg det observeres at absorpsjonen av klorofyll synker mellom bildetakingen for begge agurkene. Det er vanskelig å fastslå hvorfor dette skjer, men det er vanlig at klorofyllinnholdet synker i agurk ved oppbevaring i plastikk. Ellers følger spekterene hverandre, men med noen forskjeller i intensitet i det synlige spekteret.

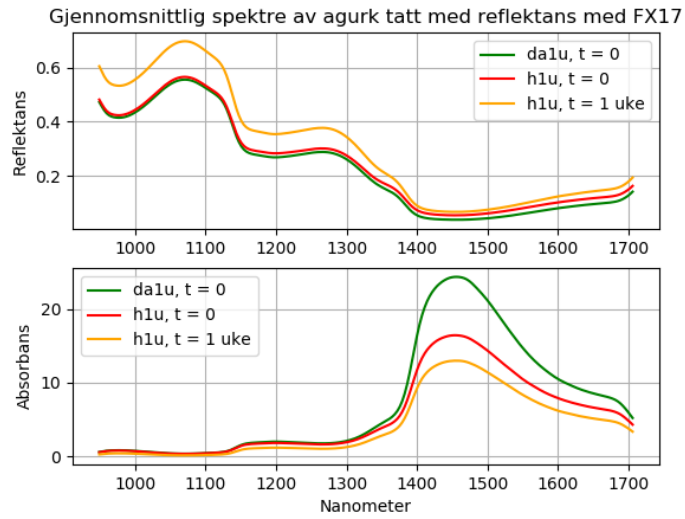
I absorpsjonsspekteret i Figur 5.23 er det heller ikke store forskjeller, men litt forskjell ved 1450 nm hvor man kan se vanninnholdet i grønnsaken. Det kan observeres at den lyse agurken har mer vanninnhold enn den mørke ved begge målingene. Når grønnsaken modnes vil vannet flytte seg fra skallet og inn i fruktkjøttet, som kan være grunnen til at den mørke agurken har

5.3 Agurk

lavere vanninnhold enn den lyse.



Figur 5.24: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av da1u og h1u tatt med FX10



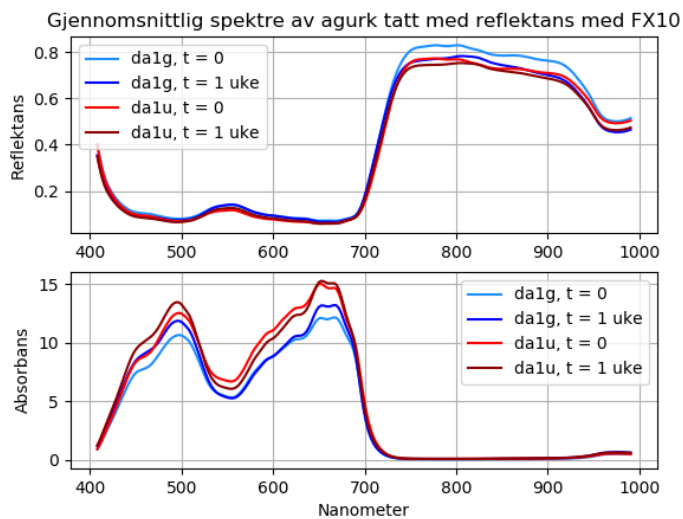
Figur 5.25: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av da1u og h1u tatt med FX17

5.3 Agurk

For Figur 5.24 og 5.25 er det igjen plottet en lys agurk mot en mørk agurk, men denne gangen er begge to oppbevart i romtemperatur. Ved opplastningen av data for da1u, t = 1 uke ble det gjort en feil som resulterte i at det ikke finnes noe data for denne agurken etter en uke tatt med FX17.

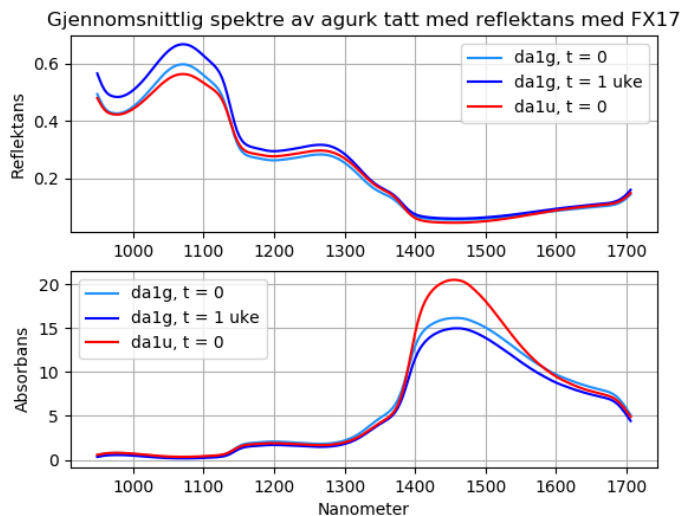
Her er det lignende spektre som for da1g og h1g. Klorofyllinnholdet i den mørke agurken er også her større enn for den lyse. Det er derimot en større forskjell i intensitet ved agurkene som ble oppbevart i romtemperatur enn i kjøleskap. Mulige årsaker til dette kan være på grunn av temperaturen de ble oppbevart i, støy, eller større forskjeller på overflaten til agurkene enn først antydnet.

I spekteret for FX17 i Figur 5.25 er det større forskjeller i vanninnhold mellom da1u og h1u. H1u har en lignende spektralsignatur som agurkene i Figur 5.23, men da1u har en mye høyere intensitet. Siden det ikke er data for da1u ved t = 1 uke er det ikke mulig å sammenligne om det er like høyt vanninnhold etter 1 uke. Det er også mulig at da1u har mer støy i bildet som resulterer i høyere intensitet ved 1450 nm.



Figur 5.26: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av da1g og da1u agurk tatt med FX10

5.3 Agurk



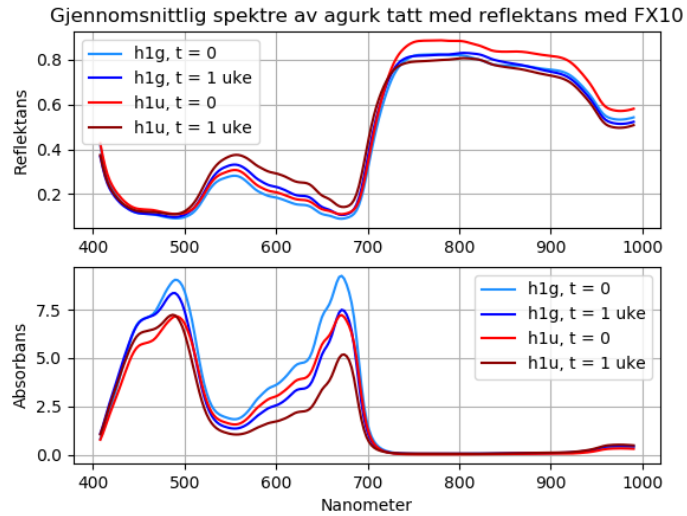
Figur 5.27: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av da1g og da1u agurk tatt med FX17

I Figur 5.26 og 5.27 er det vist spektrene for de mørkeste agurkene. Her har én blitt oppbevart i romtemperatur på rundt 18 grader (da1u), og den andre blitt oppbevart i kjøleskap på rundt 4 grader (da1g). Dette er for å se om det er forskjeller på oppbevaring og modning av agurken ved ulike temperaturer. Her er det heller ikke data for da1u, $t = 1$ uke.

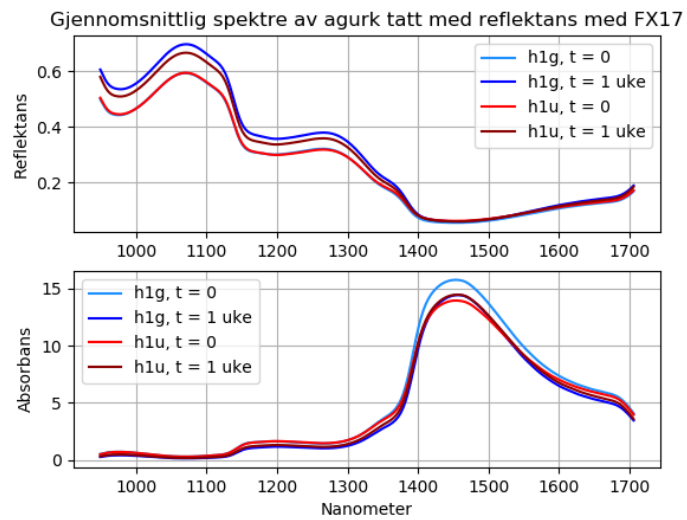
For Figur 5.26 tatt med FX10 er det minimal forskjell på grafene. Det er en liten forskjell i intensitet i det synlige spektret. Basert på dette er det vanskelig å anslå om temperaturen kan ha innvirkning på modenheten.

Igjen ser vi for absorpsjonsspektret i Figur 5.27 at da1u har høy intensitet ved en bølgelengde på 1450 nanometer. Dette kan være på grunn av støy, som forklart tidligere. Siden det ikke finnes data for da1u ved $t = 1$ uke og det kun er én prøve for $t = 0$ er det vanskelig å konkludere om vanninnholdet stemmer.

5.3 Agurk



Figur 5.28: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av h1g og h1u agurk tatt med FX10



Figur 5.29: Spektralspektre av data for utvalgte piksler av h1g og h1u agurk tatt med FX17

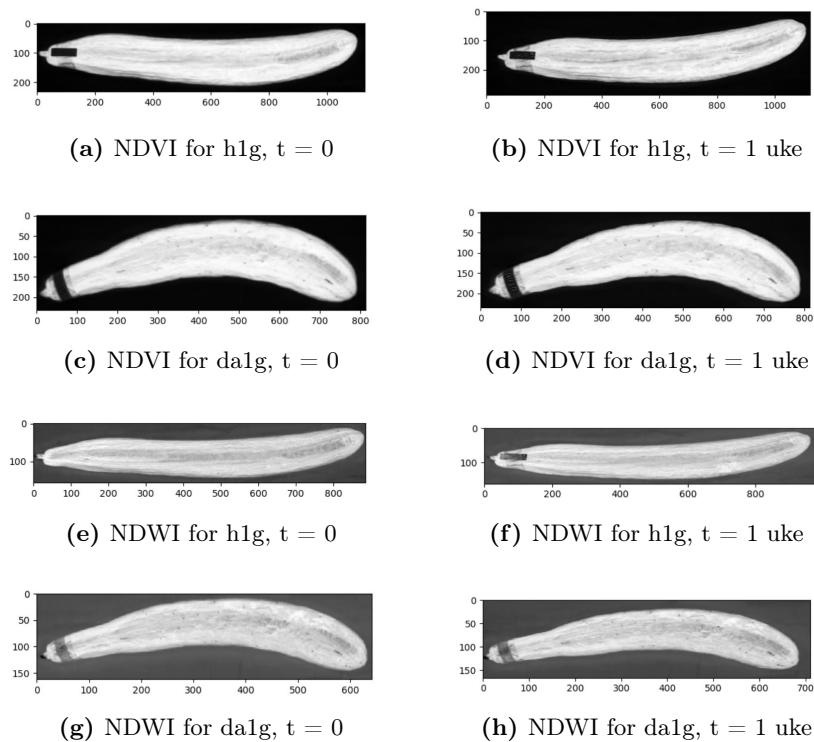
5.3 Agurk

For Figur 5.28 og 5.29 er det vist spekterene til to lyse agurker mot hverandre, hvor én har blitt oppbevart i romtemperatur på rundt 18 grader, og den andre blitt oppbevart i kjøleskap på rundt 4 grader.

Samme som for da1u og da1g, følger spektrene hverandre, og det er vanskelig å skille om temperatur har noen innvirkning. Begge agurkene synker litt i klorofyll, som kan sees i Figur 5.28.

I spektrene for FX17 i Figur 5.29 er det heller ingen klare forskjeller på agurkene som er oppbevart ved forskjellige temperaturer.

Analyse ved bruk av NDVI og NDWI for agurk ga ingen klare visuelle resultater i modningsendring etter en ukes tid. Dette er vist i Figur 5.30.



Figur 5.30: NDVI og NDWI for agurk h1g og da1g

Å ta i bruk matched filter for å se om det kan skille på modenheten i

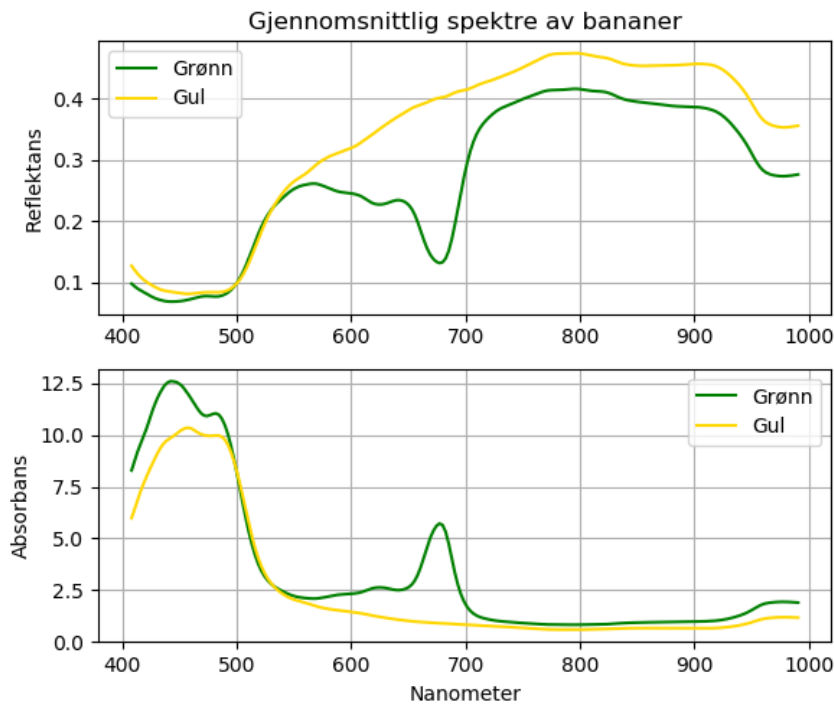
5.3 Agurk

de forskjellige agurkene ble ikke utført fordi det var ingen sammenslåtte data tilgjengelig av umoden og moden agurk. Men ut ifra Figur 5.24 og 5.25, så kan det tilsynelatende være mulig å benytte et matched filter for å skille mellom de to forskjellige agurkene ved å se på korrelasjonen mellom spektralkurvene i absorpsjonsspekteret.

5.4 Banan

5.4 Banan

På de hyperspektrale bildene av banan er det kun blitt brukt FX10 kameraet for å ta bildene, som har en rekkevidde fra 400 til 1000 nm. For å få frem forskjellige spektre for de to bananene i Figur 4.7 har det blitt valgt ut et sett med piksler for hver banan, og tatt gjennomsnittet av disse for å få grafene som vist under i Figur 5.31.

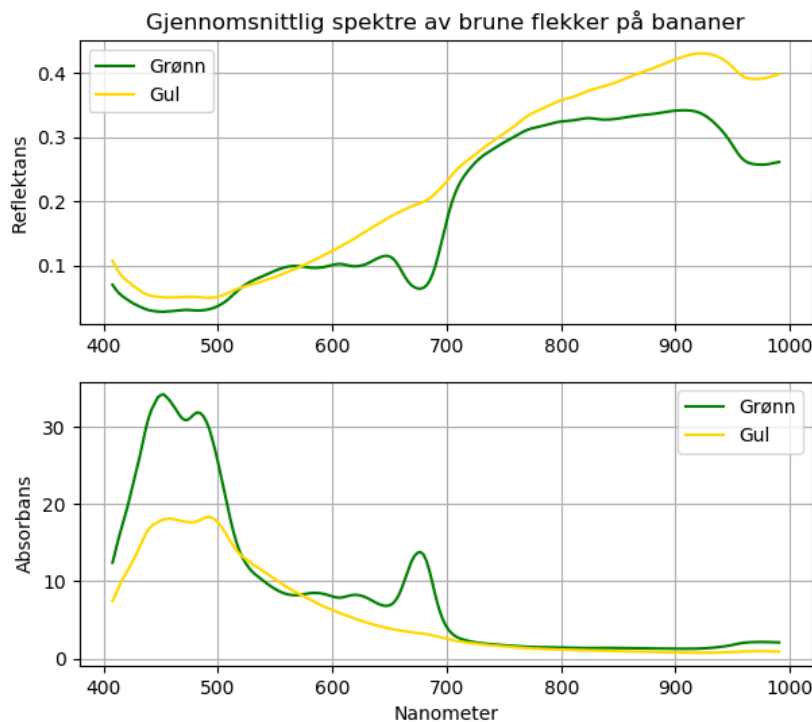


Figur 5.31: Spektralspekter av data for utvalgte piksler av bananskall for grønn og gul banan

Grafene for den umodne og modne bananen er relativt like i form med ulik intensitet, med unntak rundt 675 nanometer. Her finner vi klorofyllinnhold i frukten, og som vi kan se har den umodne bananen et høyere absorpsjonsnivå enn den modne.

5.4 Banan

Deretter ble det valgt noen piksler fra de brune flekkene på begge bananene, hvor spektrene er vist i Figur 5.32. Her er det også blitt tatt gjennomsnitt av flere piksler og vist umoden mot moden banan.



Figur 5.32: Spektralspektre fra data for utvalgte piksler av brune flekker på bananskall for grønn og brun banan

Igjen er det et lignende spektralsignaturer fra begge bananene, med forskjell ved 675 nanometer.

Fra 670 til 700 nm finner vi innholdet av klorofyll i frukten. Umodne bananer har et høyt innhold av klorofyll på grunn av den grønne fargen sin, og innhold av klorofyll blir gradvis mindre ettersom frukten modnes. Nedbrytning av klorofyll blir forårsaket av endring i pH-innhold og klorofyll-enzymet [34].

Ved å se på reflektansspekteret til den umodne og modne bananen kan en

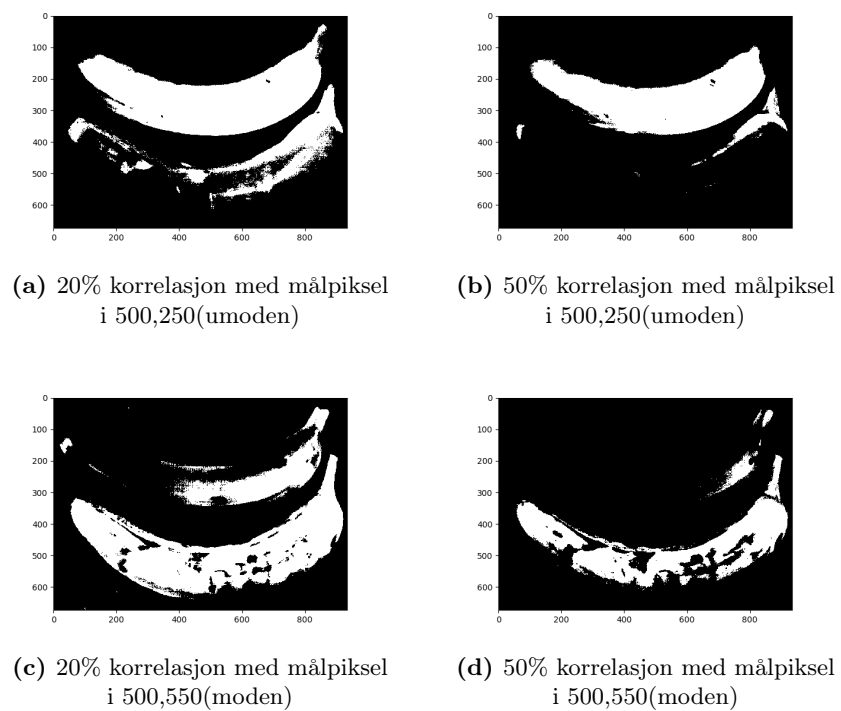
5.4 Banan

se at den umodne har en lavere reflektans i området ved klorofyll enn den modne. Dette indikerer at den umodne bananen har større absorpsjon av klorofyll enn den modne. Ved å gjøre reflektansspekteret om til absorpsjonsspekter kan en se klare forskjeller i absorpsjon av klorofyll på de to bananene.

Absorpsjonen av klorofyll kan være en god indikator for å se om bananen er umoden, moden eller overmoden. I tillegg til dette kan det sees på vanninnholdet i bananskallet. Vannabsorpsjon for bananer ligger fra 800 til 960 nm i spektret. Når bananer modnes så øker vanninnholdet i fruktkjøttet. Dette er på grunn av nedbryting av stivelse og osmotisk bevegelse av vann fra skallet til fruktkjøttet [34].

Ved å bruke et matched filter på bananene med forskjellige krav til korrelasjon, med utvalgt målpiksel fra grønn og gul banan, ser vi at det er mulig å skille de to fra hverandre ut ifra spektralsignaturene de utgir. Dette er vist i Figur 5.33 nedenfor.

5.4 Banan



Figur 5.33: Signaltilpasset(matched) filter brukt på denoised data av bananer i forskjellige modningsfaser

Kapittel 6

Diskusjon og evaluering

6.1 Diskusjon

Ut ifra analysene i kapittel 5 kommer det frem at det er mulig å se forskjell på umoden og moden frukt og grønnsaker ved hjelp av hyperspektral bildeanalyse. Det var mulig å se klare distinkte forskjeller på umodne og modne frukt og grønnsaker hvor det synlige spekteret ligger, spesielt ved klorofyll, men det var ikke like lett på resten av spekteret. Det var likevel mulig å se forskjeller av vanninnhold rundt spektralbåndene ved bølgelengder på 1450 nm for grønnsakene.

FX17-kameraet viste seg å fange opp en del støy ved transmisjonsbelysning. Dette kom tydelig frem i absorpsjonsspekteret i Figur 5.18. Vanligvis vil spektralbånd som gir en slik respons bli fjernet fra datasettet og ikke evaluert i analysen.

Ved å sammenligne frukt og grønt som ble oppbevart i forskjellig temperatur ble det sett lite forskjeller. Fra delkapittel 3.3, hvor det er blitt sett på hyperspektrale bilder av agurk oppbevart ved forskjellige temperaturer fant de noen forskjeller på agurkene. Studiet som ble utført indikerte at det er mulig å se på forskjeller av frukt og grønt på forskjellige temperaturer, men det vil kreve mer forskning.

6.2 Konklusjon

Fra analysene som ble presentert i kapittel 5 ser vi at mange av spektral-kurvene stemmer overens med spektralsignaturene i analysene av liknende frukt og grønnsaker brukt i de forskjellige rapportene vist i kapittel 3.

Etter de hyperspektrale bildene ble filtrert ble det mulig å bruke et match-ed filter for å fremheve umodne eller modne frukt og grønnsaker, basert på hvilket målpiksel som ble valgt. Dette kan sees godt på blant annet Figur 5.20, hvor det var enkelt å skille mellom umoden og moden tomat, med målpikselen satt ved grønn og rød tomat. Det ble derimot vanskeligere å skille tomatene fra hverandre med denne metoden dersom det ble tatt utgangspunkt i de tomatene som var i mellomstadiene. Grunnen til dette er fordi spektralresponsene for de utvalgte pikslene likner mye på spektralsignaturene til den grønne og røde tomaten.

6.2 Konklusjon

Formålet med oppgaven var å undersøke om hyperspektral bildeanalyse kan anvendes for å skille mellom frukt og grønt i forskjellige modningsfaser. Det ble sett på fire ulike frukt og grønnsaker i forskjellige modningsfaser. Underveis i analysen ble resultatene sett opp mot tidligere forskningsrapporter som er diskutert i kapittel 3.

Både tidligere arbeid og analysene utført i denne bacheloroppgaven bekrefter at hyperspektral bildebehandling kan benyttes til det ønskede formålet. Selv om et normalt RGB digitalkamera kan benyttes for å skille mellom farger, som kan gi indikasjon på modenhet i noen frukt og grønnsaker, gir hyperspektrale kameraer mye mer informasjon. Som vist i denne oppgaven, så utgjør dette en såpass stor forskjell at man kan se både likheter og ulikheter i større detalj i matvarene, enn ved bare én enkelt fargenyans.

6.3 Fremtidig arbeid

For fremtidig arbeid vil det være en fordel å ha et større parti av de forskjellige frukt og grønnsakene med ulik modenhet for å kunne ha et enda bedre og representativt utvalg å se på. I tillegg vil man, basert på disse dataene, ha mulighet til å lage klassifiseringsmodeller og lære opp maskiner til

6.3 Fremtidig arbeid

å plukke frukt og grønt basert på modenhet. Hovedkomponentanalyse kan dermed forenkle denne prosessen ved å redusere datamengden. Ved å bruke NDVI kan en maskin plukke blant annet tomatene i stilken eller bladene, siden denne indeksen skiller ut grønn vegetasjon og gjør at stilker og blader vil komme tydelig frem, som sett i Figur 5.19. I tillegg er det mulig å bruke et matched filter for å undersøke muligheten til å skille de forskjellige frukt og grønnsakene fra hverandre, samt skille de modne fra de umodne.

Ved å bruke koden, i Vedlegg A, til å hente ut de hyperspektrale bildene ble det tungvint å skifte mellom hvilke bilder og pikselområder i bildene som skulle fokuseres på, siden disse måtte skrives inn manuelt. For fremtidig arbeid kunne koden blitt gjort om til et objektorient program for å gjøre det lettere å velge ut data å analysere. En mulighet er å lage et brukergrensesnitt som enkelt kunne fått en bruker til å laste opp hyperspektrale datakuber, dermed bli presentert for bildet, og derfra ha muligheten til å velge pikselområder i bildet å ta en analyse av.

Bibliografi

- [1] About. <https://opencv.org/about/>. Hentet 2021-01-19.
- [2] Professor Sven Ole Aase. *Forelesningsnotater i ELE650 - Optimering med anvendelser*. Universitetet i Stavanger, 2020.
- [3] RobotNorge AS. Om oss og vår historie. <https://robotnorge.no/om-oss/>. Hentet 2021-03-18.
- [4] Thomas Boggs. Class/function documentation - matched filter. http://www.spectralpython.net/class_func_ref.html#spectral.algorithms.detectors.matched_filter. Hentet 2021-05-31.
- [5] Thomas Boggs. Class/function documentation - mnf. http://www.spectralpython.net/class_func_ref.html#spectral.algorithms.algorithms.MNFResult. Hentet 2021-05-31.
- [6] Thomas Boggs. Displaying data. <http://www.spectralpython.net/graphics.html>. Hentet 2021-01-19.
- [7] Thomas Boggs. Welcome to spectral python (spy). <http://www.spectralpython.net/>. Hentet 2021-01-19.
- [8] Hans Büning-Pfaue. Analysis of water in food by near infrared spectroscopy. <https://www-sciencedirect-com.ezproxy.uis.no/science/article/pii/S0308814602005836#aep-section-id16>. Hentet 2021-05-22.
- [9] Data Carpentry. Blurring images. <https://datacarpentry.org/image-processing/06-blurring/>. Hentet 2021-04-15.

BIBLIOGRAFI

- [10] Arnfinn Christensen. Slik virker et hyperspektralt kamera. <https://forskning.no/informasjonsteknologi-bakgrunn-fysikk/bakgrunn-slik-virker-et-hyperspektralt-kamera/530302>. Hentet 2021-01-19.
- [11] Rafael do Espírito Santo. Principal component analysis applied to digital image compression. https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1679-45082012000200004. Hentet 2021-04-26.
- [12] Mohammed Naseer K Dr. Mir Mohammad Azad, Md Maheedi Hasan. Color image processing in digital image. <https://media.neliti.com/media/publications/263334-color-image-processing-in-digital-image-439f3ebc.pdf/>. Hentet 2021-04-21.
- [13] Akash Dubey. The mathematics behind principal component analysis. <https://towardsdatascience.com/the-mathematics-behind-principal-component-analysis-fff2d7f4b643/>. Hentet 2021-05-02.
- [14] Peter Eggleston. Understanding image-filtering algorithms. <https://www.vision-systems.com/boards-software/article/16739531/understanding-imagefiltering-algorithms/>. Hentet 2021-04-23.
- [15] Chu Zhang et. al. Hyperspectral imaging analysis for ripeness evaluation of strawberry with support vector machine. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0260877416300024#bib15>. Hentet 2021-05-03.
- [16] Guangchun Luo et al. Minimum noise fraction versus principal component analysis as a preprocessing step for hyperspectral imagery denoising. <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/07038992.2016.1160772?journalCode=ujrs20>. Hentet 2021-05-31.
- [17] Haiyan Cen et al. Nondestructive detection of chilling injury in cucumber fruit using hyperspectral imaging with feature selection and supervised classification. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925521415301320>. Hentet 2021-04-19.
- [18] P. Rajkumar et al. Studies on banana fruit quality and maturity stages using hyperspectral imaging. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026087741100238X#f0040>. Hentet 2021-05-14.

BIBLIOGRAFI

- [19] Puneet Mishra et al. Automatic de-noising of close-range hyperspectral images with a wavelength-specific shearlet-based image noise reduction method. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925400518319889>. Hentet 2021-05-31.
- [20] Robert H. Wilson et al. Review of short-wave infrared spectroscopy and imaging methods for biological tissue characterization. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4370890/>. Hentet 2021-05-25.
- [21] Yiping Jiang et al. Discrimination of tomato maturity using hyperspectral imaging combined with graph-based semi-supervised method considering class probability information. <https://link.springer.com/article/10.1007/s12161-020-01955-5>. Hentet 2021-05-19.
- [22] Ze'ev Schmilovitch et al. Hyperspectral imaging of intact bell peppers. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511013001104?via%3Dihub>. Hentet 2021-04-19.
- [23] GeeksForGeeks. How specim line scan hyperspectral cameras work).
- [24] GeeksForGeeks. Sampling and quantization (digital image processing).
- [25] GIS Geography. Spectral signature cheatsheet. <https://gisgeography.com/spectral-signature//>. Hentet 2021-05-02.
- [26] GISGeography. Multispectral vs hyperspectral imagery explained. <https://gisgeography.com/multispectral-vs-hyperspectral-imagery-explained/>. Hentet 2021-05-02.
- [27] Gary Heiting. The retina: Where vision begins. <https://www.allaboutvision.com/resources/retina.htm/>. Hentet 2021-04-19.
- [28] Lars Egil Helseth. silikon. <https://snl.no/silikon>. Hentet 2021-04-29.
- [29] Trygve Holtebekk. Spektroskop. <https://snl.no/spektroskop>. Hentet 2021-04-28.
- [30] George Samuel Hurst. Spectroscopy. <https://www.britannica.com/science/spectroscopy/Basic-properties-of-atoms/>. Hentet 2021-04-30.

BIBLIOGRAFI

- [31] Stemmer Imaging. Hyperspectral imaging - a short introduction. <https://www.stemmer-imaging.com/en/knowledge-base/hyperspectral-imaging-infographic/>. Hentet 2021-01-18.
- [32] Stemmer Imaging. We're stemmer imaging. <https://www.stemmer-imaging.com/en/about-stemmer-imaging/>. Hentet 2021-05-26.
- [33] Compound Interest. The chemistry of bell peppers – colour and aroma. <https://www.compoundchem.com/2016/07/05/bell-peppers/>. Hentet 2021-05-25.
- [34] Cece og Isnaeni Ismira W. L. Lewa. Banana ripeness analysis using reflectance and photoluminescence. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9042490>. Hentet 2021-05-13.
- [35] Kang and Atul. Color models. <https://theailearner.com/2018/11/15/color-models/>. Hentet 2021-04-21.
- [36] Tek Kshetri. Ndvi, ndbi & ndwi calculation using landsat 7, 8. <https://www.linkedin.com/pulse/ndvi-ndbi-ndwi-calculation-using-landsat-7-8-tek-bahadur-kshetri/>. Hentet 2021-05-23.
- [37] Richard Lackey. How to choose the right video color space. <https://www.richardlackey.com/choosing-video-color-space/>. Hentet 2021-04-21.
- [38] LibreTexts. Absorption of light. [https://bio.libretexts.org/Bookshelves/Introductory_and_General_Biology/Book%3A_General_Biology_\(Boundless\)/8%3A_Photosynthesis/8.2%3A_The_Light-Dependent_Reactions_of_Photosynthesis/8.2B%3A_Absorption_of_Light](https://bio.libretexts.org/Bookshelves/Introductory_and_General_Biology/Book%3A_General_Biology_(Boundless)/8%3A_Photosynthesis/8.2%3A_The_Light-Dependent_Reactions_of_Photosynthesis/8.2B%3A_Absorption_of_Light). Hentet 2021-05-25.
- [39] Ivar M. Liseter. galliumarsenid. <https://snl.no/galliumarsenid>. Hentet 2021-04-22.
- [40] Jerry Lodriguss. How digital cameras work. https://www.astropix.com/html/i_astrop/how.html. Hentet 2021-01-26.
- [41] Charlie Loyd. Landsat 8 bands. <https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-8/landsat-8-bands/>. Hentet 2021-05-02.
- [42] Lars Vidar Magnusson. Fargebilder. <http://www.ia.hiof.no/bildeb/lecture11.pdf/>. Hentet 2021-04-21.

BIBLIOGRAFI

- [43] Earth observatory. Measuring vegetation (ndvi & evi). https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php. Hentet 2021-06-01.
- [44] University of Western Australia. Lecture 12. https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/OWENS/LECT14/lecture12.html/. Hentet 2021-04-21.
- [45] Karl Halvor Teigen og Frode Svartdal. Persepsjon. <https://snl.no/persepsjon/>. Hentet 2021-04-21.
- [46] Kjell Sandvig og Gunnar Høvding. Fargesyn. <https://sml.snl.no/fargesyn>. Hentet 2021-04-21.
- [47] J Shi og M Le Maguer. Lycopene in tomatoes: chemical and physical properties affected by food processing. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/10674200/>. Hentet 2021-05-22.
- [48] Colors on the Web. Color contrast. <http://www.colorsontheweb.com/color-theory/color-contrast/>. Hentet 2021-04-21.
- [49] Matthew Phelan. Solar cell breakthrough could make panels far more efficient, study says. <https://www.inverse.com/article/45587-thinfilm-solar-tech-slows-down-light>. Hentet 2021-04-22.
- [50] Kjell Sandvig. Syn. <https://sml.snl.no/syn/>. Hentet 2021-04-21.
- [51] Minnesota IT Services. Color-infrared (cir) imagery. <https://www.mngeo.state.mn.us/chouse/airphoto/cir.html>. Hentet 2021-05-25.
- [52] Daniel Shiffman. Color. <https://processing.org/tutorials/color/>. Hentet 2021-04-21.
- [53] Robert Simmon. A hands-on guide to color correction. <https://www.planet.com/pulse/color-correction/>. Hentet 2021-04-16.
- [54] Johannes Skaar. Hyperspektralt kamera. https://snl.no/hyperspektralt_kamera. Hentet 2021-01-18.
- [55] Dr. Alan Smale. The electromagnetic spectrum. <https://imagine.gsfc.nasa.gov/science/toolbox/emspectrum1.html>. Hentet 2021-01-26.

BIBLIOGRAFI

- [56] Steven W. Smith. Moving average filter. <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/moving-average-filter>. Hentet 2021-05-31.
- [57] Sml. Netthinnen. <https://sml.sn1.no/netthinnen/>. Hentet 2021-04-19.
- [58] SpecimSpectral. Specim fx series - industrial applications. <https://www.youtube.com/watch?v=15wFMI1rXb8>. Hentet 2021-05-27.
- [59] Humboldt state university. Natural and false color composites. https://gsp.humboldt.edu/OLM/Courses/GSP_216_Online/lesson3-1/composites.html. Hentet 2021-05-24.
- [60] Da-Wen Sun. *Hyperspectral imaging for food quality and control*. Academic Press, 1 edition, 2010.
- [61] Tomatosphere. Plant pigments. <http://tomatosphere.letstalkscience.ca/Resources/library/ArticleId/4661/plant-pigments.aspx>. Hentet 2021-05-21.
- [62] Adept turnkey. How a pushbroom hyperspectral camera works. <http://www.adept.net.au/news/newsletter/202001-jan/pushbroom.shtml/>. Hentet 2021-04-26.
- [63] UiO. Kvanteutbytte. <https://www.mn.uio.no/ibv/tjenester/kunnskap/plantefys/leksikon/k/kvanteutbytte.html/>. Hentet 2021-04-30.
- [64] Humboldt State Univesity. Image bands. https://gsp.humboldt.edu/OLM/Courses/GSP_216_Online/lesson3-1/bands.html/. Hentet 2021-05-02.
- [65] Chad Verzosa. What is color grading? (and how to use it for better photos). <https://expertphotography.com/color-grading-photos/>. Hentet 2021-04-21.
- [66] F Viénot. Cone fundamentals: A model for the future of colorimetry. <https://sml.sn1.no/syn/>. Hentet 2021-04-21.
- [67] Grethe Wibetoe. absorpsjonspektrum. <https://sn1.no/absorpsjonsspektrum>. Hentet 2021-05-08.

BIBLIOGRAFI

- [68] Wikimedia. Ciexy1931 ciergb. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:CIExy1931_CIERGB.png. Hentet 2021-04-29.
- [69] Wikimedia. Cmos image sensor mechanism illustration. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:CMOS_Image_Sensor_Mechanism_Illustration.svg. Hentet 2021-04-29.
- [70] Wikimedia. Cone-response-en. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Cone-response-en.svg>. Hentet 2021-04-21.
- [71] Wikimedia. The electromagnetic spectrum. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Electromagnetic_spectrum_eng.svg. Hentet 2021-02-04.
- [72] Wikimedia. Hsl-and-hsv. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Hsl-and-hsv.svg>. Hentet 2021-04-29.
- [73] Wikimedia. Mono, multi and hyperspectral cube and corresponding spectral signatures modified. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Mono,_Multi_and_Hyperspectral_Cube_and_corresponding_Spectral_Signatures_modified.s. Hentet 2021-05-02.
- [74] Wikimedia. Overview of the retina photoreceptors. [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Overview_of_the_retina_photoreceptors_\(a\).png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Overview_of_the_retina_photoreceptors_(a).png). Hentet 2021-04-21.
- [75] Wikimedia. Rgb cube. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:RGB_cube.jpg. Hentet 2021-04-28.
- [76] Wikimedia. Spectres. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Spectres-wiki.svg>. Hentet 2021-04-28.
- [77] Wikimedia. Yellow&blue. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Yellow%26blue.svg>. Hentet 2021-04-29.
- [78] Wikipedia. Cie 1931 color space. https://en.wikipedia.org/wiki/CIE_1931_color_space/. Hentet 2021-04-21.
- [79] Wikipedia. Elektromagneitsk spekter. https://no.wikipedia.org/wiki/Elektromagnetisk_spekter. Hentet 2021-03-25.

BIBLIOGRAFI

- [80] Wikipedia. Fargemetning. <https://no.wikipedia.org/wiki/Fargemetning/>. Hentet 2021-04-21.
- [81] Wikipedia. Fargesyn. <https://no.wikipedia.org/wiki/Fargesyn/>. Hentet 2021-04-21.
- [82] Wikipedia. Hsl and hsv. https://en.wikipedia.org/wiki/HSL_and_HSV#Hue_and_chroma/. Hentet 2021-04-21.
- [83] Wikipedia. Hyperspectral imaging. https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperspectral_imaging. Hentet 2021-05-27.
- [84] Wikipedia. Inverted spectrum. https://en.wikipedia.org/wiki/Inverted_spectrum/. Hentet 2021-04-21.
- [85] Wikipedia. Kernel (image processing). [https://en.wikipedia.org/wiki/Kernel_\(image_processing\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Kernel_(image_processing)). Hentet 2021-04-23.
- [86] Wikipedia. Landsat 8. https://en.wikipedia.org/wiki/Landsat_8/. Hentet 2021-05-02.
- [87] Wikipedia. Matched filter. https://en.wikipedia.org/wiki/Matched_filter. Hentet 2021-05-31.
- [88] Wikipedia. Partial correlation. https://en.wikipedia.org/wiki/Partial_correlation#Using_matrix_inversion. Hentet 2021-05-31.
- [89] Wikipedia. Precision (statistics). [https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_\(statistics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_(statistics)). Hentet 2021-05-31.
- [90] Wikipedia. Quantum efficiency. https://en.wikipedia.org/wiki/Quantum_efficiency/. Hentet 2021-04-30.
- [91] Wikipedia. Rec. 709. https://en.wikipedia.org/wiki/Rec._709. Hentet 2021-04-29.
- [92] Wikipedia. Spectral imaging. https://en.wikipedia.org/wiki/Spectral_imaging. Hentet 2021-01-19.
- [93] Wikipedia. Spectroscopy. <https://en.wikipedia.org/wiki/Spectroscopy/>. Hentet 2021-04-30.
- [94] Xiaona Li et al. Hyperspectral imaging and their applications in the nondestructive quality assessment of fruits and vegetables. <https://www.intechopen.com/books/>

BIBLIOGRAFI

hyperspectral-imaging-in-agriculture-food-and-environment/
hyperspectral-imaging-and-their-applications-in-the-
nondestructive-quality-assessment-of-fruits-and-?fbclid=
IwAR3wZ2MYcr1fje9E_FM5iyMkxj0F1EEYkVx0awHFrV6NSSvCuU52i3fikc0.
Hentet 2021-03-02.

- [95] Yifeng Huang et al. Online detection of soluble solids content and maturity of tomatoes using vis/nir full transmittance spectra. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169743921000113>. Hentet 2021-19-04.

Vedlegg A

Grunnkode for spektralanalyse

```
1 from spectral import *
2 import spectral
3 import spectral.io.envi as envi
4 import matplotlib.pyplot as plt
5
6 # Henter data fra filene
7 img1 = envi.open('CGYFX10.hdr', 'CGYFX10.bin')
8 img2 = envi.open('CGYFX101.hdr', 'CGYFX101.bin')
9 img3 = envi.open('CRFX10.hdr', 'CRFX10.bin')
10 img4 = envi.open('CRFX101.hdr', 'CRFX101.bin')
11 img5 = envi.open('CGYFX17.hdr', 'CGYFX17.bin')
12 img6 = envi.open('CGYFX171.hdr', 'CGYFX171.bin')
13 img7 = envi.open('CRFX17.hdr', 'CRFX17.bin')
14 img8 = envi.open('CRFX171.hdr', 'CRFX171.bin')
15
16 # Viser bilder i iPython
17 '''
18 view1 = imshow(img1, [84, 54, 21])
19 view2 = imshow(img2, [84, 54, 21])
20 view3 = imshow(img3, [84, 54, 21])
21 view4 = imshow(img4, [84, 54, 21])
22 view5 = imshow(img5, [84, 54, 21])
23 view6 = imshow(img6, [84, 54, 21])
24 view7 = imshow(img7, [84, 54, 21])
25 view8 = imshow(img8, [84, 54, 21])
26 '''
27
28 # Laster data fra bildekuben inn i minnet
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
29 data1 = img1.load()
30 data2 = img2.load()
31 data3 = img3.load()
32 data4 = img4.load()
33 data5 = img5.load()
34 data6 = img6.load()
35 data7 = img7.load()
36 data8 = img8.load()
37
38 # Definerer piksler som det skal filtreres ut ifra
39 # og sjekke data fra
40
41 # 1. sett
42 startx1 = 60
43 endx1 = 240
44 starty1 = 120
45 endy1 = 240
46
47 # 2. sett
48 startx2 = 45
49 endx2 = 215
50 starty2 = 125
51 endy2 = 240
52
53 # 3. sett
54 startx3 = 65
55 endx3 = 235
56 starty3 = 165
57 endy3 = 290
58
59 # 4. sett
60 startx4 = 65
61 endx4 = 220
62 starty4 = 130
63 endy4 = 275
64
65 # 5. sett
66 startx5 = 35
67 endx5 = 145
68 starty5 = 85
69 endy5 = 195
70
71 # 6. sett
72 startx6 = 40
73 endx6 = 140
74 starty6 = 100
75 endy6 = 220
76
77 # 7. sett
```


Grunnkode for spektralanalyse

```
78 startx7 = 40
79 endx7 = 140
80 starty7 = 100
81 endy7 = 200
82
83 # 8. sett
84 startx8 = 50
85 endx8 = 150
86 starty8 = 100
87 endy8 = 220
88
89 # Normalfordeling av alle data i bildekuben
90 signal1 = calc_stats(data1)
91 signal2 = calc_stats(data2)
92 signal3 = calc_stats(data3)
93 signal4 = calc_stats(data4)
94 signal5 = calc_stats(data5)
95 signal6 = calc_stats(data6)
96 signal7 = calc_stats(data7)
97 signal8 = calc_stats(data8)
98
99 # Henter ut noise basert på utvalgte områder
100 # av piksler gjennom hele spekteret
101 noise1 = noise_from_diffs(data1[startx1:endx1, ...
    starty1:endy1, :])
102 noise2 = noise_from_diffs(data2[startx2:endx2, ...
    starty2:endy2, :])
103 noise3 = noise_from_diffs(data3[startx3:endx3, ...
    starty3:endy3, :])
104 noise4 = noise_from_diffs(data4[startx4:endx4, ...
    starty4:endy4, :])
105 noise5 = noise_from_diffs(data5[startx5:endx5, ...
    starty5:endy5, :])
106 noise6 = noise_from_diffs(data6[startx6:endx6, ...
    starty6:endy6, :])
107 noise7 = noise_from_diffs(data7[startx7:endx7, ...
    starty7:endy7, :])
108 noise8 = noise_from_diffs(data8[startx8:endx8, ...
    starty8:endy8, :])
109
110 # Minimum Noise Fraction
111 # Returnerer NAPC(noise-adjusted principal components)
112 # Her er alle hovedkomponentene rangert etter SNR-verdi
113 mnfr1 = mnf(signal1, noise1)
114 mnfr2 = mnf(signal2, noise2)
115 mnfr3 = mnf(signal3, noise3)
116 mnfr4 = mnf(signal4, noise4)
117 mnfr5 = mnf(signal5, noise5)
118 mnfr6 = mnf(signal6, noise6)
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
119 mnfr7 = mnf(signal7, noise7)
120 mnfr8 = mnf(signal8, noise8)
121
122 # Denoiser hyperspektrale bildet ved eliminering av
123 # NAPC-er som ligger under valgt SNR-verdi
124 denoised1 = mnfr1.denoise(data1, snr=10)
125 denoised2 = mnfr2.denoise(data2, snr=10)
126 denoised3 = mnfr3.denoise(data3, snr=10)
127 denoised4 = mnfr4.denoise(data4, snr=10)
128 denoised5 = mnfr5.denoise(data5, snr=10)
129 denoised6 = mnfr6.denoise(data6, snr=10)
130 denoised7 = mnfr7.denoise(data7, snr=10)
131 denoised8 = mnfr8.denoise(data8, snr=10)
132
133 # Viser denoised bilder i iPython
134 '''
135 view1 = imshow(denoised1, [84, 54, 21])
136 view2 = imshow(denoised2, [84, 54, 21])
137 view3 = imshow(denoised3, [84, 54, 21])
138 view4 = imshow(denoised4, [84, 54, 21])
139 view5 = imshow(denoised5, [84, 54, 21])
140 view6 = imshow(denoised6, [84, 54, 21])
141 view7 = imshow(denoised7, [84, 54, 21])
142 view8 = imshow(denoised8, [84, 54, 21])
143 '''
144
145 spectral = 0
146 spectra2 = 0
147 spectra3 = 0
148 spectra4 = 0
149 spectra5 = 0
150 spectra6 = 0
151 spectra7 = 0
152 spectra8 = 0
153
154 # Henter ut data fra utvalgte piksler
155 for i in range(startx1, endx1):
156     for j in range(starty1, endy1):
157         d1 = denoised1[i, j]
158         spectral += d1
159
160 for k in range(startx2, endx2):
161     for l in range(starty2, endy2):
162         d2 = denoised2[k, l]
163         spectra2 += d2
164
165 for m in range(startx3, endx3):
166     for n in range(starty3, endy3):
167         d3 = denoised3[m, n]
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
168         spectra3 += d3
169
170     for o in range(startx4, endx4):
171         for p in range(starty4, endy4):
172             d4 = denoised4[o,p]
173             spectra4 += d4
174
175     for q in range(startx5, endx5):
176         for r in range(starty5, endy5):
177             d5 = denoised5[q,r]
178             spectra5 += d5
179
180     for s in range(startx6, endx6):
181         for t in range(starty6, endy6):
182             d6 = denoised6[s,t]
183             spectra6 += d6
184
185     for u in range(startx7, endx7):
186         for v in range(starty7, endy7):
187             d7 = denoised7[u,v]
188             spectra7 += d7
189
190     for a in range(startx8, endx8):
191         for b in range(starty8, endy8):
192             d8 = denoised8[a,b]
193             spectra8 += d8
194
195     # Regner antall piksler som blir benyttet for hver akse i ...
196         settene
197     rx1 = len(range(startx1, endx1))
198     ry1 = len(range(starty1, endy1))
199     rx2 = len(range(startx2, endx2))
200     ry2 = len(range(starty2, endy2))
201     rx3 = len(range(startx3, endx3))
202     ry3 = len(range(starty3, endy3))
203     rx4 = len(range(startx4, endx4))
204     ry4 = len(range(starty4, endy4))
205     rx5 = len(range(startx5, endx5))
206     ry5 = len(range(starty5, endy5))
207     rx6 = len(range(startx6, endx6))
208     ry6 = len(range(starty6, endy6))
209     rx7 = len(range(startx7, endx7))
210     ry7 = len(range(starty7, endy7))
211     rx8 = len(range(startx8, endx8))
212     ry8 = len(range(starty8, endy8))
213
214     # Beregner gjennomsnittlig spekter
215     averaged_spectral1 = spectral1/(rx1*ry1)
216     averaged_spectra2 = spectra2/(rx2*ry2)
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
216 averaged_spectra3 = spectra3/(rx3*ry3)
217 averaged_spectra4 = spectra4/(rx4*ry4)
218 averaged_spectra5 = spectra5/(rx5*ry5)
219 averaged_spectra6 = spectra6/(rx6*ry6)
220 averaged_spectra7 = spectra7/(rx7*ry7)
221 averaged_spectra8 = spectra8/(rx8*ry8)
222
223 # Plotting av refleksjonsspektre med FX10
224 plt.subplot(2,1,1)
225 plt.title('Gjennomsnittlig spektre av umoden paprika med ...
           FX10')
226 plt.plot(data1.bands.centers, averaged_spectra1, ...
           color='limegreen', label='G, t = 0')
227 plt.plot(data2.bands.centers, averaged_spectra2, ...
           color='green',label='G, t = 1 uke')
228 plt.plot(data3.bands.centers, averaged_spectra3, ...
           color='red',label='R, t = 0')
229 plt.plot(data4.bands.centers, averaged_spectra4, ...
           color='darkred',label='R, t = 1 uke')
230 plt.ylabel('Reflektans')
231 plt.grid()
232 plt.legend()
233
234 # Omdanning til absorpsjonsspektre
235 averaged_spectra9 = (1-averaged_spectra1)**2/averaged_spectra1
236 averaged_spectra10 = ...
           (1-averaged_spectra2)**2/averaged_spectra2
237 averaged_spectra11 = ...
           (1-averaged_spectra3)**2/averaged_spectra3
238 averaged_spectra12 = ...
           (1-averaged_spectra4)**2/averaged_spectra4
239
240 # Plotting av absorpsjonsspektre med FX10
241 plt.subplot(2,1,2)
242 plt.plot(data1.bands.centers, averaged_spectra9, ...
           color='limegreen', label='G, t = 0')
243 plt.plot(data2.bands.centers, averaged_spectra10, ...
           color='green',label='G, t = 1 uke')
244 plt.plot(data3.bands.centers, averaged_spectra11, ...
           color='red', label='R, t = 0')
245 plt.plot(data4.bands.centers, averaged_spectra12, ...
           color='darkred',label='R, t = 1')
246 plt.xlabel('Nanometer')
247 plt.ylabel('Absorbans')
248 plt.grid()
249 plt.legend()
250
251 plt.show()
252
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
253 # Plotting av refleksjonsspektre med FX17
254 plt.subplot(2,1,1)
255 plt.title('Gjennomsnittlig spektre av umoden paprika med ...
           FX17')
256 plt.plot(data5.bands.centers, averaged_spectra5, ...
           color='limegreen', label='G, t = 0')
257 plt.plot(data6.bands.centers, averaged_spectra6, ...
           color='green', label='G, t = 1 uke')
258 plt.plot(data7.bands.centers, averaged_spectra7, ...
           color='red', label='R, t = 0')
259 plt.plot(data8.bands.centers, averaged_spectra8, ...
           color='darkred', label='R, t = 1 uke')
260 plt.ylabel('Reflektans')
261 plt.grid()
262 plt.legend()
263
264 # Omdanning til absorpsjonsspektre
265 averaged_spectral13 = ...
           (1-averaged_spectra5)**2/averaged_spectra5
266 averaged_spectral14 = ...
           (1-averaged_spectra6)**2/averaged_spectra6
267 averaged_spectral15 = ...
           (1-averaged_spectra7)**2/averaged_spectra7
268 averaged_spectral16 = ...
           (1-averaged_spectra8)**2/averaged_spectra8
269
270 # Plotting av absorpsjonsspektre med FX17
271 plt.subplot(2,1,2)
272 plt.plot(data5.bands.centers, averaged_spectral13, ...
           color='limegreen', label='G, t = 0')
273 plt.plot(data6.bands.centers, averaged_spectral14, ...
           color='green', label='G, t = 1 uke')
274 plt.plot(data7.bands.centers, averaged_spectral15, ...
           color='red', label='R, t = 0')
275 plt.plot(data8.bands.centers, averaged_spectral16, ...
           color='darkred', label='R, t = 1 uke')
276 plt.xlabel('Nanometer')
277 plt.ylabel('Absorbans')
278 plt.grid()
279 plt.legend()
280
281 plt.show()
```

```
1 # Printer ut filinformasjon
2 print(img)
3
4 # Presenterer bilde i "ekte farger" RGB - kun brukt for ...
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
    bilder fra FX10
5  RGB = imshow(img, [81,54,27])
6  #Lagring av RGB-bilde
7  save_rgb('rgb.png', img, [81,54,27])
8
9  # Kube-representasjon av bildekuben med naturlige farger:
10 Cube = view_cube(img, bands=[98, 65, 31])
11
12 # Matched filter, objekt gjenkjenning(target detection)
13 target = data[200, 400]
14 mfscores = matched_filter(data, target)
15 value = imshow(1 * (mfscores > 0.2))
16
17 # PCA:
18 pc = principal_components(data)
19 # Vise frem kovariansmatrise
20 PCA = imshow(pc.cov)
21 print(pc.transform(img1))
22
23 # Normalfordeling av alle data i bildekuben
24 signal = calc_stats(data)
25
26 # Henter ut stÅ,y, basert på utvalgte områder av ...
    piksler(de to første parameterene) og bÅnd som den ...
    siste parameteren
27 noise = noise_from_diffs(data[250:500, 300:700, :])
28
29 # Minimum Noise Fraction
30 # Returnerer NAPC(noise-adjusted principal components)
31 # Her er alle hovedkomponentene rangert etter SNR-verdi
32 mnfr = mnf(signal, noise)
33
34 # Filtrerer hyperspektrale bildet ved Å eliminere NAPC-er ...
    som ligger under valgt SNR-verdi
35 denoised = mnfr.denoise(data, snr=10)
36
37 # Viser en filtrert versjon av bildet med de utvalgte ...
    bÅndene:
38 view_denoised = imshow(denoised)
39
40 # Lagring av denoised bilde i RGB
41 save_rgb('rgb_denoised.png', denoised)
42
43 # Konvertering fra reflektans til absorpsjon
44 absorbance_image = (1-data)**2/data
45 imshow(absorbance_image)
46
47 # PCA rekonstruksjon
48 pc_0999 = pc.reduce(fraction=0.999)
```

Grunnkode for spektralanalyse

```
49 len(pc_0999.eigenvalues)
50 img_pc = pc_0999.transform(data)
51 v = imshow(img_pc[:, :, :3], stretch_all=True)
52
53 # NDVI - FX10(400nm - 1000nm)
54 red = img.read_band(98)
55 nir = img.read_band(196)
56 ndvi = (nir - red) / (nir + red)
57 view_ndvi = imshow(ndvi)
58
59 # NDWI - FX17(900nm - 1700nm)
60 nir = img.read_band(10)
61 swir = img.read_band(191)
62 ndwi = (nir - swir) / (nir + swir)
63 view_ndwi = imshow(ndwi)
```

Vedlegg B

Datablad



IMPROVE ACCURACY AND REDUCE COSTS

Specim FX10 camera series is designed for industrial and laboratory use. Specim FX10 cameras work in a line-scan mode in the visible and near-infrared (VNIR) area; Specim FX10 in the 400-1000 nm region, and the color optimized Specim FX10c camera in the 400-780 nm region.

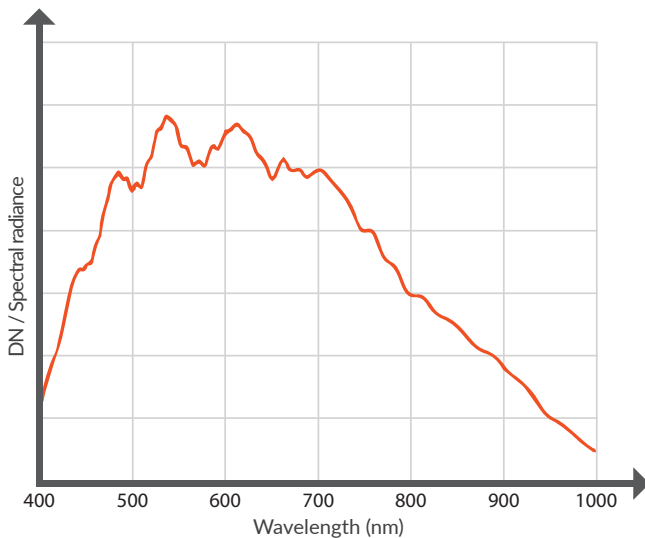
Specim FX10 cameras are best suited for:

- Vegetation & agriculture
- Phenotyping
- Color & density in printing
- Display & light source inspection
- Food quality

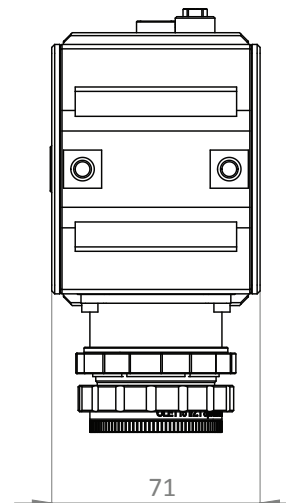
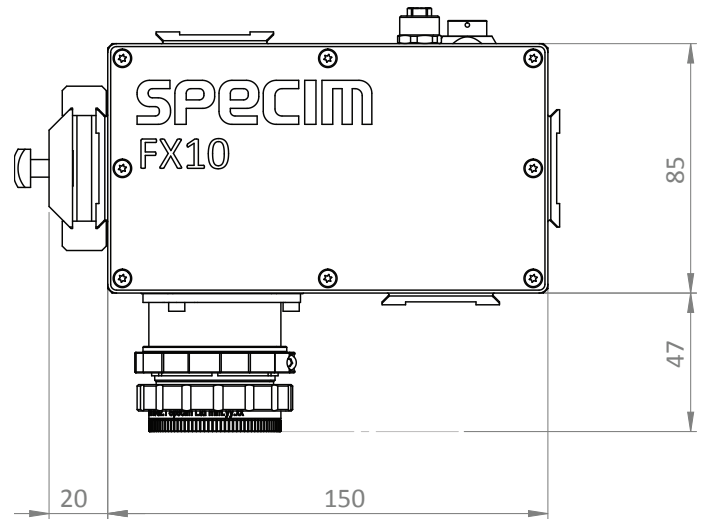
FEATURES

- Spectral range of 400-1000 / 400-780 nm
- High spatial resolution of 1024 pixels
- High image speed of 330 FPS (full range)
- Free wavelength selection from 224 bands within the camera coverage
- Built-in image correction
- Unified spectral calibration between units
- GigE or CameraLink standard interfaces
- Easy mounting to industrial environment

SPECTRAL RESPONSE



DIMENSIONS



Spectral Range	400-1000 / 400-780 (c-version)	
Spectral resolution (FWHM)	5.5 nm (mean)	
Spectral sampling/pixel	2.7 nm	With default binning
Spectral bands	224 / 70 (c-version)	With default binning
Numerical aperture	1.7	With default lens
Optics magnification	0.80	
Effective pixel size	19.9x9.97 μ m	At fore lens image plane
Effective slit width	42 μ m	At fore lens image plane
Effective slit length	10.2 mm	At fore lens image plane
SNR @ max. signal	420 : 1	
Spatial samples	1024	
Bit depth	12	
Maximum frame rate	327 FPS full range / 514 FPS full range (c-version)	
Binning	2,4,8 spectral and spatial	Default: 2 spectral x 1 spatial
ROI	Freely selectable multiple bands of interest	Minimum height of ROI is two 1-binned rows. Maximum frame rate is determined by the total number of rows included in the mMROI's
Pixel operability	99.993%	
Image corrections	Non uniformity correction Bad pixel replacement Automatic Image Enhancement (AIE)	One point NUC AIE: Unified spectral calibration + corrected smile and keystone aberrations
Sensor material	CMOS	
Sensor cooling	Passive	
Full well capacity	90 ke-	
Read-out modes	IWR / ITR	
Optics temperature	Passive	
Lens mount	Custom mount	
Fore lens FOV options	12 deg 38 deg (default) 47 deg 51 deg 83 deg	Only the default lens is specifically designed for FX10. With other lens options, optical parameters may vary.
Camera digital data output/control interface	GigE Vision, CameraLink	
Camera control protocols	GenICam, ASCII	
Power input	12 V DC (+-10%)	
Power consumption	Max 4 W	
Connectors	Industrial Ethernet OR CameraLink 26-pin, 0.5" MDR	
IP	IP52	
Dimensions (L x W x H)	150 x 85 x 71 mm	Mounting surface option on three sides. Mounting kit adds 24 mm distance on mounting side.
Weight	1.3 kg	
Storage temperature	-20 ... +50°C (non-condensing)	
Operating temperature	+5 ... +40°C (non-condensing)	
Relative humidity	5% – 95% (non-condensing)	



IMPROVE ACCURACY AND REDUCE COSTS

Specim FX17 camera is designed for industrial and laboratory use. It works in a line-scan mode, and collects hyperspectral data in the near-infrared NIR region (900 to 1700 nm).

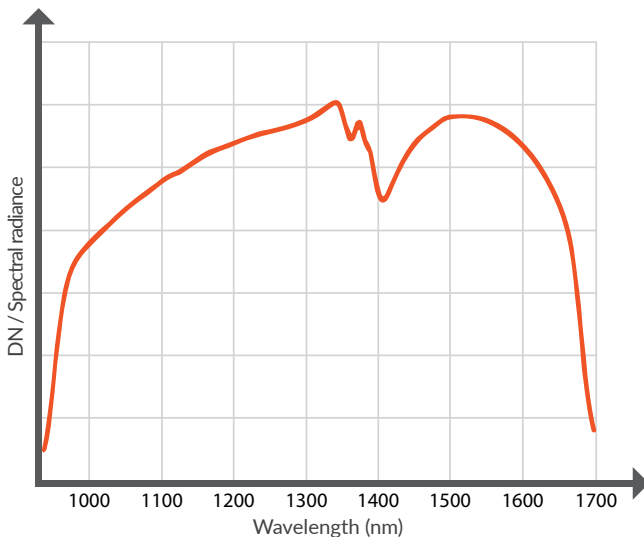
Specim FX17 is best suited for:

- Food & feed quality
- Waste sorting
- Recycling
- Moisture measurement
- Threat detection, Security

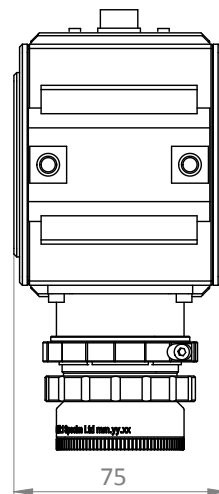
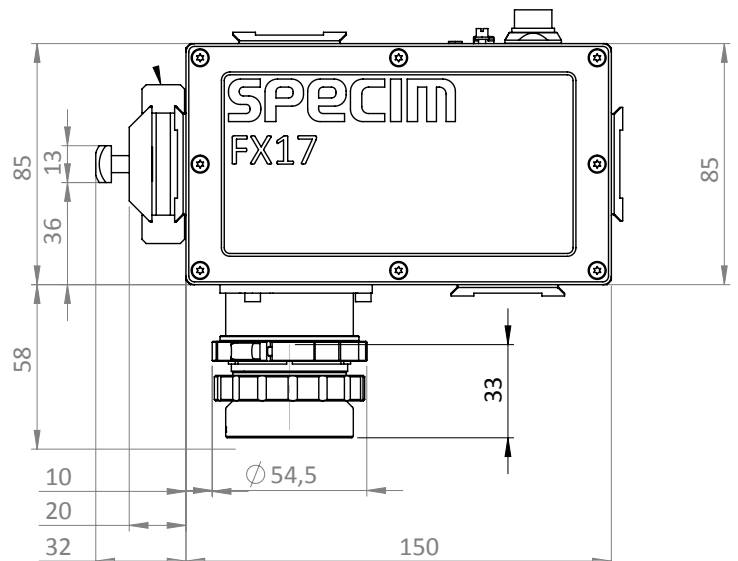
FEATURES

- Spectral range of 900-1700 nm
- High spatial resolution of 640 pixels
- High image speed
527 FPS (full range) for GigE version
670 FPS (full range) for CameraLink version
- Free wavelength selection from 224 bands within the camera coverage
- Built-in image correction
- Unified spectral calibration between units
- GigE or CameraLink standard interfaces
- Easy mounting to industrial environment

SPECTRAL RESPONSE



DIMENSIONS



Spectral Range	900-1700 nm	
Spectral resolution (FWHM)	8 nm (mean)	
Spectral sampling/pixel	3.5 nm	
Spectral bands	224	With default binning
Numerical aperture	1.7	With default lens
Optics magnification	0.80	
Effective pixel size	18.7 μm	At fore lens image plane
Effective slit width	Physical width 42 μm . Projection on sensor 32 μm (M=1.3)	At fore lens image plane
Effective slit length	12.0 mm	At fore lens image plane
SNR @ max. signal	1000:1	
Bit depth	12	
Maximum frame rate	670 (FX17) 527 (FX17e) FPS full range	
Binning	1,2,4 spectral and spatial	Default: 2 spectral x 1 spatial
ROI	Freely selectable multiple bands of interest	Minimum height of ROI is two 1-binned rows. Maximum frame rate is determined by total number of rows between first row of first mROI and last row of last mROI and the total number of rows included in the mMROI's.
Pixel operability	99.5% Allowed clusters: Size 2-6 pixels: N/A Size 7-12 pixels: ≤ 6 Size 13-19 pixels: ≤ 2 Size 20-35 pixels: ≤ 1 Size > 35: 0	
Image corrections	Non uniformity correction Bad pixel replacement Automatic Image Enhancement (AIE)	One point NUC AIE: Unified spectral calibration + corrected smile and keystone aberrations
Sensor material	InGaAs	
Sensor cooling	TEC	
Full well capacity	1.44 Me-	
Read-out modes	IWR / ITR	
Optics temperature	Passive	Default is 20 degrees Celsius
Lens mount	Custom mount	
Fore lens FOV options	12 deg 38 deg (default) 53 deg 69 deg 75 deg 92 deg	Only the default lens is specifically designed for FX17. With other lens options, optical parameters may vary.
Camera digital data output/control interface	GigE Vision, CameraLink	
Camera control protocols	GenICam, ASCII	
Power input	12 V DC (+-10%)	
Power consumption	Max 24 W	
Connectors	Industrial Ethernet OR CameraLink (standard MDR 26-pin) Power – Fischer 12pin DBPLU1031Z012 130G	
IP	IP52	
Dimensions (L x W x H)	150 x 75 x 85 mm	Mounting surface option on three sides. Mounting kit adds 24 mm distance on mounting side.
Weight	1.56 kg	
Storage temperature	-20 ... +50 $^{\circ}\text{C}$ (non-condensing)	
Operating temperature	+5 ... +40 $^{\circ}\text{C}$ (non-condensing)	
Relative humidity	5% – 95% (non-condensing)	