



Universitetet
i Stavanger

DET TEKNISK-NATURVITENSKAPELIGE FAKULTET

MASTEROPPGAVE

Studieprogram/spesialisering:
Automatisering og signalbehandling

Vår semesteret, 2016

Åpen / Konfidensiell

Forfatter: Øyvind Meinich-Bache

.....
(signatur forfatter)

Fagansvarlig: Kjersti Engan

Veileder(e): Kjersti Engan

Tittel på masteroppgaven: Videodeteksjon av hjerte- og respirasjonsrate

Engelsk tittel: Detection of heart rate and respiratory rate from video

Studiepoeng: 30

Emneord:

Bildebehandling, signalbehandling,
videodeteksjon

Sidetall: 112

+ vedlegg/annet: 11

Stavanger, 15.06.2016

Sammendrag

I rapporten er mulighetene en har ved å benytte video til deteksjon av hjerte- og respirasjonsrate på nyfødte babyer utforsket. Datamaterialet som inngår i forsøkene og utviklingen av algoritmene er hentet inn ved Universitet i Stavanger (UIS). Testobjektene har vært voksne personer med ulik alder, kjønn, og hudfarge. Det er benyttet to kameratyper til opptakene, et speilreflekskamera i høy prisklasse og et webcamera i lav prisklasse. Ulike lysforhold i rommet hvor opptakene utføres er også testet ut. Løsningene som er utviklet er også testet ut i praksis, og her er datamateriale hentet inn fra nyfødt intensivavdeling ved Stavanger Universitetsykehus (SUS).

Hjerteratedeteksjon utføres ved å studere små endringer i fargekomponenter i bilderammene over tid. Ansiktet til testobjektene er utsnittsområdet deteksjonen foretas i. Det er sammenlignet 11 ulike metoder som tar utgangspunkt i fargekomponentene i bilderammene for å generere hjerteratesignalet.

I deteksjon av respirasjonsrate er det tatt utgangspunkt i metoden utviklet av Tveit [3], men hvor det er utført noen mindre modifikasjoner. Metoden studerer lokal fase og amplitude i bilderammer ved hjelp av Riesz transform, og genererer den globale bevegelsen i bilderammene ved å finne differansen i disse over tid.

Deteksjonene er følsomme for bevegelser, og en er avhengige av at personen ligger i ro for å kunne foreta en god deteksjon. Det er derfor implementert en forstyrrelsesdeteksjon som kutter ut deteksjon av hjerte- og respirasjonsrate dersom bevegelsene i bilderammene er for store. Denne metoden blir også benyttet for å detektere en mulig respirasjonsstopp. Dersom det i den siste perioden har vært for lite bevegelse mellom bilderammene gir detektoren alarm.

Resultatene er gode for deteksjon av både hjerte- og respirasjonsrate i testopptakene utført ved UIS. Kameratype spilte ingen vesentlig rolle og deteksjonene kan utføres med et webcamera i lav prisklasse. Lysskilder som forårsaker varierende lysforhold for bilderammene i opptaket gjør en hjerteratedeteksjon mer utfordrende, men fortsatt mulig. Da metodene ble testet ut i praksis på SUS fikk vi varierende resultat for hjerteratedeteksjon, og videre testopptak må her utføres for å kunne lokalisere støykilden som befant seg i to av opptakene. For respirasjonsdeteksjon var resultatene gode også ved SUS.

Kjøretiden på deteksjonene tilsier at en total sanntidsdeteksjon av både hjerte- og respirasjonsrate, forstyrrelse og respirasjonsstopp er mulig. Resultatene samlet sett er lovende for at detektoren skal kunne implementeres i en overvåkingsløsning av nyfødte.

Innhold

1	Innledning	2
1.1	Motivasjon	2
1.2	Oppgavebeskrivelse	2
1.3	Bakgrunn	3
1.3.1	Hjerteratedeteksjon	3
1.3.2	Respirasjonsratedeteksjon	4
2	Teori	5
2.1	Fourier Transform	5
2.1.1	Discrete Fourier Transform og Fast Fourier Transform	6
2.2	Respirasjonsratedeteksjon	6
2.2.1	Global og lokal fase i bilder	6
2.2.2	Båndpassfiltrering av bilder med Laplace pyramide	7
2.2.3	Hilbert Transform og det Analytiske Signal	9
2.2.4	Riesz Transform og The Monogenic Signal	10
2.2.5	Lokal og global bevegelse i video	12
2.3	Hjerteratedeteksjon	14
2.3.1	Fargekomponenter i bilder	14
2.3.2	Blind Source Separation	15
2.3.3	Independent Component Analysis	16
2.3.4	Statistiske kumulanter	18
2.3.5	Jacobi metode	18
2.3.6	JADE Algoritme	19
3	Datamateriale	21
3.1	Datamateriale innhentet ved UIS	21
3.1.1	Datsett UIS	22
3.1.2	Prosedyre for opptak	22
3.1.3	Referansedata	22
3.2	Datamateriale innhentet ved SUS	22
3.2.1	Datsett SUS	23
3.2.2	Prosedyre for opptak	23
3.2.3	Referansedata	23

4	Metoder	24
4.1	Utsnittsområder for deteksjon (A)	25
4.2	Deteksjon av forstyrrelse (B)	25
4.3	Deteksjon av respirasjonsstopp (C)	26
4.4	Deteksjon av respirasjonsrate (D)	27
4.5	Deteksjon av hjerterate (E)	32
4.6	Deteksjonsresultater (F)	37
4.6.1	Referansedata	37
4.6.2	Godhetsmål	39
4.7	Sanntidsdeteksjon	41
4.7.1	Deteksjonsinnstillinger	42
4.7.2	Deteksjon av HR og RR	42
5	Eksperiment	44
5.0.3	Eksperiment 1: Kameratype, oppløsning og bilderate	44
5.1	Hjerteratedeteksjon	45
5.1.1	Eksperiment 2: Lineære kombinasjoner av RGB komponenter for hjerteratedeteksjon	45
5.1.2	Eksperiment 3: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LED	45
5.1.3	Eksperiment 4: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LYS	46
5.1.4	Eksperiment 5: Hjerteratedeteksjon i datasettet SUS	47
5.2	Respirasjonsdeteksjon	48
5.2.1	Eksperiment 6: Parametertest og respirasjonsratedeteksjon i datasettet UIS-LYS	48
5.2.2	Eksperiment 7: Parameterinnstillinger for ulike testobjektgrup- per i datasettet UIS-LYS	48
5.2.3	Eksperiment 8: Parametertest for respirasjonsratedeteksjon i datasettet SUS	49
5.2.4	Eksperiment 9: Felles parameterinnstilling for respirasjons- ratedeteksjon i datasettet SUS	49
5.3	Sanntidsdeteksjon	49
6	Resultat	50
6.0.1	Eksperiment 1: Kameratype, oppløsning og bilderate	50
6.1	Hjerteratedeteksjon	52
6.1.1	Eksperiment 2: Lineære kombinasjoner av RGB komponenter	52
6.1.2	Eksperiment 3: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LED	54
6.1.3	Eksperiment 4: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LYS	62
6.1.4	Eksperiment 5: Hjerteratedeteksjon i datasettet SUS	75
6.2	Respirasjonsratedeteksjon	81
6.2.1	Eksperiment 6: Parametertest og respirasjonsratedeteksjon i datasettet UIS-LYS	81
6.2.2	Eksperiment 7: Parameterinnstillinger for ulike testobjektgrup- per i datasettet UIS-LYS	95
6.2.3	Eksperiment 8: Parametertest for respirasjonsratedeteksjon i datasettet SUS	98

6.2.4	Eksperiment 9: Felles parameterinnstilling for respirasjons- ratedeteksjon i datasettet SUS	102
6.3	Sanntidsdeteksjon	105
7	Diskusjon	106
7.1	Kameratype, oppløsning og bilderate	106
7.2	Hjerteratedeteksjon	106
7.3	Respirasjonsdeteksjon	108
7.4	Sanntidsdeteksjon	110
8	Konklusjon og videre arbeid	111
8.1	Konklusjon	111
8.2	Videre arbeid	112

Kapittel 1

Innledning

1.1 Motivasjon

Denne oppgavens hovedmål er å utforske mulighetene en har til å benytte video for å detektere hjerte- og respirasjonsrate på nyfødte babyer. Oppgaven har sin opprinnelse i et prosjekt kalt Safer Births som er et forsknings- og utviklingssamarbeid mellom Laerdal Medical, UiS, Tanzania og internasjonale forskningsinstitutter [1]. Safer Births jobber med å utvikle innovative løsninger for hvordan en kan forbedre ivaretagelsen av nyfødte babyer. Et nyfødt barn ligger ofte godt pakket inn og måleutstyr som må plasseres direkte på barnet er derfor ikke særlig egnet. I tillegg kan økonomiske ressurser til slikt avansert måleutstyr gjerne være en mangelvare, spesielt i land med lite økonomisk velstand. Det er derfor ønskelig å utvikle løsninger som kan detektere den nyfødtes hjerte- og respirasjonsrate ved å benytte et billig webkamera hvor beregningene i detekteringen foretas av en datamaskin. Hjerte- og respirasjonsrate vil da kunne detekteres uten noen form for fysisk kontakt med den nyfødte.

Video kan fange opp bevegelser og endringer som er så små at øyet ikke kan se dem. Når blodet pumpes gjennom kroppen oppstår det små fargeendringer i huden, og ved å fokusere på ansiktet til den nyfødte er det mulig å hente ut informasjonen om disse fargeendringene. Den nyfødtes respirasjon gir en mer synlig bevegelse, og ved å studere disse bevegelsesendringene kan en beregne respirasjonsraten. Deteksjonene kan dermed utføres av en bildebehandlingsalgoritme som studerer endringene mellom bilderammer i et videoopptak, og deretter setter disse sammen til et sammenhengende signal.

1.2 Oppgavebeskrivelse

I denne oppgaven ønsker en først og fremst å studere hvor nøyaktig en kan foreta slike deteksjonene i kontrollerte omgivelser. De første opptakene i studien blir utført ved Universitetet i Stavanger. Her vil det bli benyttet ulike kameratyper, lysskilder og testobjekter for å studere ulike faktorerens betydning for detekteringen. Kameraene som vil bli benyttet er et speilreflekskamera i høy prisklasse, og et webkamera i lav prisklasse. Vi vil ved å sammenligne disse få svar på om det er mulig å utføre deteksjoner også med rimelige kameratyper. Automatiske justeringer på kameraene

for lys, fokus og hvitbalanse har i studiene til Tveit et. al. [3] og Stocklin et. al. [2] vist seg å påvirke deteksjonen i stor grad og vil derfor være deaktivert under alle opptakene.

Lyskildene som vil bli testet ut er LED lampe og lysstoffrør lamper. LED lampen vil være batteridrevet og lysstoffrør lampene er vanlige taklamper som forsynes av strømmettet. Vekselstrømmen som forsyner lysstoffrøret fører til at rørets to elektroder veksler på å være katode og anode. Dette gjør at argongassen i røret ioniseres fra ulik side i takt med nettfrekvensen, og lysplantingen i røret beveger seg frem og tilbake 50 ganger i sekundet[4]. Resultatet blir varierende lysforhold for ulike bilderammer i opptakene der hvor det benyttes lysstoffrør lamper. Variasjonene fremkommer som store støyfrekvenser, og gjør en deteksjon av hjerterate mer utfordrende. LED lampen som kontinuerlig er på unngår denne problemstillingen, og belysningen vil være lik for alle bilderammene i opptaket.

Testobjektene som ble benyttet i oppgaven var av ulik kjønn, alder og opprinnelse, dette for å kunne avdekke om ulike egenskaper vil ha noe å si for deteksjonsresultatene.

Videre er løsningene testet ut i en virkelig situasjon. Det er utført opptak på nyfødt intensivavdeling ved Stavanger Universitetssykehus hvor nyfødte babyer har vært testobjekter. Utfordringene her var at de nyfødte var mer tildekket enn testobjektene ved UIS, og at det var flere belysningskilder i rommet.

1.3 Bakgrunn

1.3.1 Hjerteratedeteksjon

Photoplethysmogram(PPG) er en ikke-invasiv metode for å detektere volumendringer i blodet ved hjelp av en LED med rødt og/eller infrarødt (IR) lys. Volumendringene er forårsaket av at hjertet pumper blodet gjennom kroppen, og ved å måle mengden absorbert lys i huden får vi signaler som varierer med blodgjennomstrømmingen[5]. PPG brukes klinisk i applikasjoner hvor det måles blodtrykk, oksygenmetning, hjerterate og respirasjonsrate, men hvor målingen normalt utføres ved hjelp av en klemme på fingeren, eller annen form for direkte kontakt med huden til pasienten.

I denne oppgaven benyttes et kamera til å detektere variasjonene i lysabsorberingen. Dette kan ses på som en PPG metode, men på grunn av avstanden mellom kameraet og objektet deteksjonen skal foretas på, vil vi ikke ha kontrollerte lysforhold slik som for en vanlig PPG metode. Lysforholdene vil her styres av lyset fra omgivelsene deteksjonen foretas i.

Å studere endringer i lysabsorberingen mellom bilderammer over tid har blitt benyttet i flere mobilapplikasjoner og forskningstudier som har hatt som mål å detektere hjerteraten vha. et kamera. Allerede i 2008 fant Wim et. al. [6] at ved å fokusere på ansiktsområdet i et videoopptak ville pikselverdiene inneholde informasjon om hjerteraten. Wim konkluderte med at den grønne fargekomponenten viste seg å være den som best egnet seg som utgangspunkt for deteksjon av hjerteraten, men også at den røde og den blå fargekomponenten inneholdt relevant informasjon.

I 2010 forsøkte Poh et. al. [7] å benytte *Blind Source Separation*, *BSS*, for å komme frem til et signal som bedre skulle representere hjerteraten. Metoden som

ble valgt for BSS var *Independent Component Analysis, ICA*, og ved å benytte det andre delsignalet fra ICA kom de frem til bedre deteksjonsresultater enn ved å detektere i RGB komponentene direkte. I 2012 og 2014 benyttet også Pursche et. al. [8] og Zhang et. al. [9] ICA i sine eksperimenter for å detektere hjerteraten, og det med gode resultater.

Det er også gjort andre forsøk for å teste ut hvor store fordeler en får ved implementere ICA fremfor å detektere i RGB fargekomponenten direkte. I 2012 og 2013 publiserte Kwon et. al. [10] og Jimenez et. al. [11] artikler som konkluderte med at å benytte ICA ikke ga noe mer informasjon om hjerteraten enn det en fikk ved å benytte RGB komponentene direkte.

Det har også blitt utført forskning hvor en har studert om en kombinasjon av RGB komponentene ville være en bedre løsning. Zhu et. al [12] kom frem til at et signal generert av å dele den røde komponenten med den grønne komponenten ga best deteksjonsresultater. I tillegg har Stocklin et.al. [2] studert lineære kombinasjoner mellom RGB komponentene. Her tok de utgangspunkt i den grønne komponenten og trakk fra større andeler av den røde og den blå komponenten. Dette resulterte i et signal som bedre representerte hjerteraten.

Felles for alle disse studiene er at forsøkene har blitt utført med ansiktet til testpersonen som hovedfokus i bilderammen. Sett bort fra Wu et. al. [13] som testet algoritmen på en baby som sov, har det ikke blitt funnet noen publikasjoner hvor slike metoder benyttes for å overvåke hjerteraten til nyfødte babyer. I denne oppgaven er målet å forsøke å utvikle en algoritme som skal kunne overvåke hjerteraten til nyfødte. Derfor vil en teste ut alle de overnevnte deteksjonsmetodene, samt forsøke å finne en optimal kombinasjon av RGB komponentene som kan resultere i et signal med mer informasjon om hjerteraten.

1.3.2 Respirasjonsratedeteksjon

Det finnes publikasjoner som omhandler metoder for å overvåke respirasjonsraten til nyfødte babyer. I 2015 fant Fang et. al. [14] respirasjonsraten til babyer ved å detektere og studere områdene rundt noen respirasjonspunkter i bilderammen. Differansen i pikselintensitet ble her benyttet til å generere et respirasjonssignal. Koolen [15] implementerte også en overvåkingløsning av babyer, og her ble *Eulerian Motion Magnification* [13] og *Optical flow Algorithm* benyttet som utgangspunkt for å finne differansen mellom bilderammene.

En annen metode som har blitt benyttet er å studere fasedifferansen mellom bilderammene ved hjelp av Riesz transform. Både Wadhwa et. al. [16] og Tveit et. al. [3] har benyttet denne metoden med gode resultater.

I denne studien tas det utgangspunkt i algoritmen utviklet av Tveit et. al. [3]. Vi ønsker her å beholde metoden for å finne fasedifferanse mellom bilderammer, men løsningen vil tilpasses til vårt bruksområde.

Kapittel 2

Teori

I kapittel 2 gjennomgås teorien som inngår i metodene for deteksjon av hjerte- og respirasjonsrate. Først presenteres teori som er felles for begge deteksjonens metodene, før det videre deles opp i delkapitlene respirasjonsratedeteksjon og hjerteratedeteksjon.

2.1 Fourier Transform

Fourier transform (FT) er en integral transform hvor et signal i tid transformeres til frekvensdomenet. Alle signaler kan ses på som en sum av sinusfunksjoner med ulik amplitude, og transformeringen foretas ved å bryte ned det originale signalet til slike funksjoner [17]. FT til kontinuerlige aperiodiske signaler, her kalt $X(F)$ hvor F representerer frekvens, er gitt ved

$$X(F) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot e^{-j2\pi Ft} dt \quad (2.1)$$

hvor $x(t)$ er det opprinnelige kontinuerlige signalet, og hvor indeksen t representerer tid.

Dersom FT skal utføres på diskrete aperiodiske signaler med endelig energi, her kalt $X(\omega)$, og hvor ω representerer frekvens, vil formelen være

$$X(\omega) = \sum_{-\infty}^{\infty} x(n) \cdot e^{-j\omega n} \quad (2.2)$$

hvor $x(n)$ er det opprinnelige diskrete signalet, og hvor indeksen n representerer sampleverdiene i signalet.

I motsetning til $X(F)$ hvor frekvensspekteret vil ha et frekvensområde lik $(-\infty, \infty)$, vil frekvensspekteret til $X(\omega)$ og det diskrete signalet ha et unikt frekvensområde kun i intervallet $(-\pi, \pi)$ eller $(0, 2\pi)$. Alle frekvenser utenfor dette intervallet er en ekvivalent til en frekvens i intervallet, noe som med andre ord tilsvarer en periodisitet lik 2π .

2.1.1 Discrete Fourier Transform og Fast Fourier Transform

$X(\omega)$ funnet i ligning (2.2) er en kontinuerlig funksjon av frekvens, og er derfor ikke beregningsmessig egnet for representasjoner av endelige sekvenser av $x(n)$. Ved å benytte Discrete Fourier Transform(DFT) vil det i tillegg også bli utført samplinger av frekvensspekteret $X(\omega)$. DFT er gitt ved

$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot e^{-j2\pi kn/N} \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (2.3)$$

hvor en sekvens $x(n)$ av lengde $L \leq N$ transformeres til en sekvens av frekvens-sampler $X(k)$ av lengde N .

Fast Fourier Transform(FFT) er beregningseffektive algoritmer for utførelsen av DFT. På grunn av FFT algoritmenes effektivitet er disse mye benyttet til frekvensanalyse i sanntidsdetekteringer. Frekvensoppløsningen f_o i frekvensspekteret etter at FFT er utført er avhengig av signallengden i *tid*, eller størrelsen på N . Sammenhengen er gitt ved

$$f_o = \frac{1}{T} = \frac{fs}{N} \quad (2.4)$$

hvor T er gitt i sekund, og N er lengden av frekvenssampler.

2.2 Respirasjonsratedeteksjon

I de neste delkapittelene blir teorien som inngår i metoden for å detektere respirasjonsrate gjennomgått. Her presenteres viktigheten med global og lokal fase i bilder, båndpassfiltrering ved bruk av laplace bildepyramide, Hilbert transform og det analytiske signal, Riesz transform og *the monogenic signal*, og til slutt lokal og global bevegelse i video.

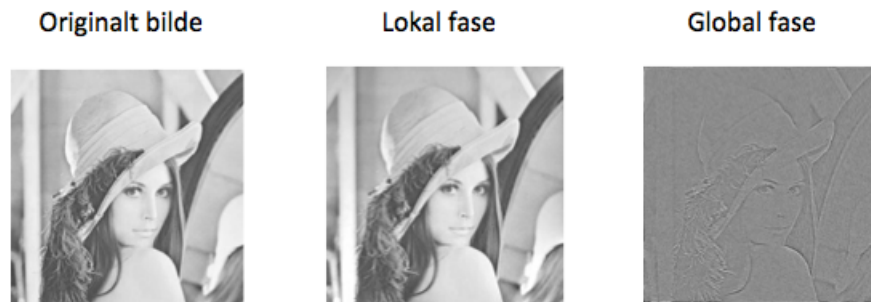
2.2.1 Global og lokal fase i bilder

Det er godt kjent at global fase gir mer informasjon om signalstrukturen enn global amplitude gjør, spesielt i tilfellet med bilder[18]. En global Fourier analyse gir mulighet for å splitte opp signalet i disse to komponentene, slik at frekvensinnholdet i hele signalet kan studeres. For å illustrere viktigheten med fase er det i figur 2.1 vist eksempler på et bilde fra fase og amplitude komponentene. Bildet til høyre viser at å rekonstruere et bilde ved kun å benytte amplitude komponenten, gir en dårlig rekonstruksjon av det originale bildet. Dette skyldes at den globale amplituden er lignende for alle naturlige bilder. Komponentene har en eksponensiell form hvor energien sentrerer i midten hvor de lave frekvensene befinner seg, og avtar utover med økende frekvens. Fasekomponenten har derimot frekvensene distribuert utover hele frekvensspekteret, og bildet i midten av figuren viser en rekonstruksjon fra global fase. Her har vi et resultat som gir oss mye mer informasjon om hvordan bildet opprinnelig så ut.



Figur 2.1: Originalt bilde til venstre, rekonstruert bilde fra global fase i midten, og rekonsturent bilde fra global amplitude til høyre

I tilfeller hvor det er snakk om ikke-stasjonære signaler, slik det ofte er for bilder, vil det være mer hensiktsmessig å finne lokal fase og amplitude i bildet. Dette gir mulighet til å studere frekvensinnholdet i visse deler av bildet fremfor hele bildet sett under ett. Et eksempel på en slik metode egnet for to dimensjonale signaler vil bli gitt i delkapittel 2.2.4. I midten av figur 2.2 vises en rekonstruksjon av et bilde fra lokal fase med denne metoden, og vi ser her at en tilnærmert fullstendig rekonstruksjon er mulig. Til høyre vises til sammenligning rekonstruksjonen fra global fase.



Figur 2.2: Originalt bilde til venstre, rekonstruert bilde fra lokal fase i midten, og rekonsturent bilde fra global fase til høyre. Rekonstruert bilde fra lokal fase er lånt av [19].

2.2.2 Båndpassfiltrering av bilder med Laplace pyramide

Det første steget i dannelsen av en Laplace pyramide er å lavpassfiltrere og ned-sample, her med 2, ett bilde i flere trinn, slik at det oppnås lavpassfiltrerte utgaver av det originale bildet. Det to dimensjonale originale bildet er her definert som $I(\mathbf{x})$, hvor \mathbf{x} representerer koordinatene x_1 og x_2 i bildet. Pyramiden er definert rekursivt som følger [20]

$$G_0(\mathbf{x}) = I(\mathbf{x}), \quad \text{for } l = 0 \quad (2.5)$$

$$G_l(\mathbf{x}) == \sum_{n=-2}^2 \sum_{m=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2 \cdot x_1 + m, 2 \cdot x_2 + n), \quad \text{ellers} \quad (2.6)$$

hvor l er nivået i pyramiden og $w(m, n)$ er en separabel filtermasker som er lik for alle nivå og definert som følgende

$$w(m, n) = w(m) \cdot w(n). \quad (2.7)$$

Filtermasken er normalisert til 1 og symmetrisk:

$$w(i) = w(-i) \quad (2.8)$$

for $i = 0, 1, 2$. En 5 punkts filtermaske vil ha koeffisienter lik

$$\begin{aligned} w(0) &= a, \\ w(-1) &= w(1) = 0.25, \\ w(-2) &= w(2) = 0.25 - 0.5a \end{aligned}$$

Velges $a = 0.4$ fås en tilnærming til den gaussiske kurven, og derav navnet *den Gaussiske pyramiden*.

Det neste steget i dannelsen av Laplace pyramiden er å *utvide* det reduserte bildet G_l til størrelsen av det originale bildet G_{l-1} . Her ønsker man å forstørre et nivå i pyramiden fra størrelse $M + 1 \times N + 1$ til størrelsen $2M + 1 \times 2N + 1$ ved å interpolere nye samplverdier mellom de eksisterende. Dette utføres med følgende ligning

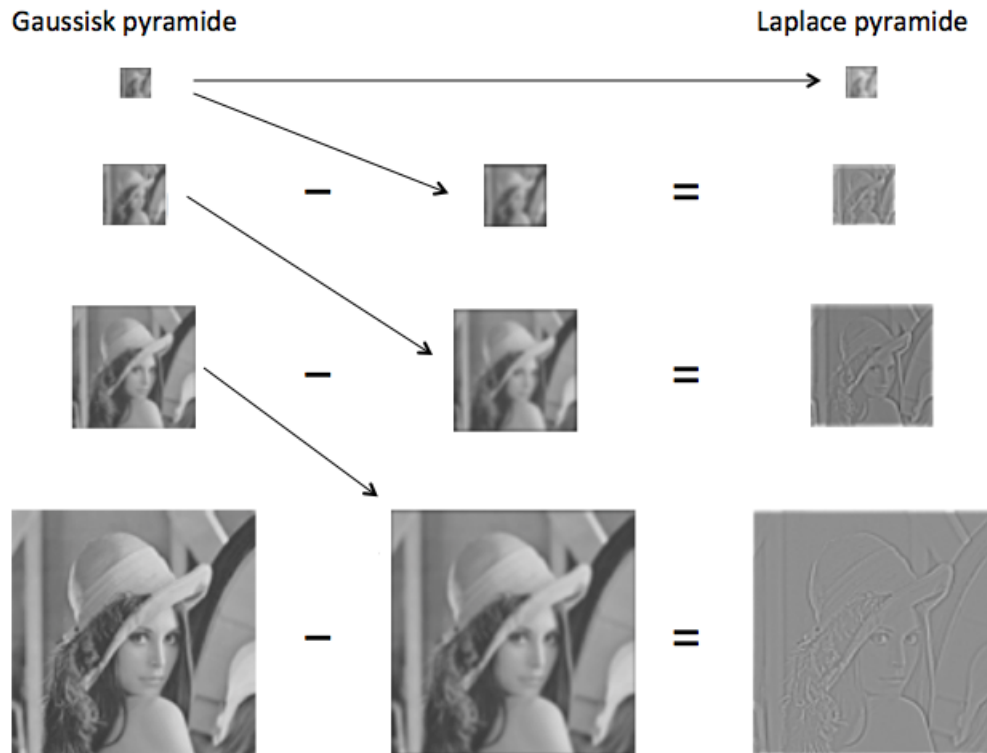
$$G_{l,n}(\mathbf{x}) = 4 \cdot \sum_{n=-2}^2 \sum_{m=-2}^2 w(m, n) G_{l,n-1}(2 \cdot x_1 + m, 2 \cdot x_2 + n) \quad (2.9)$$

hvor indeksen n er antall ganger nivået l skal utvides, og w er den samme filtermasken benyttet i reduseringen i ligning (2.6).

Videre kan Laplace pyramiden settes sammen ved å finne differansen mellom nivåene i i den gaussiske pyramiden og de utvidede neste nivåene i pyramiden:

$$L_l = G_l - EXPAND(G_{l+1}) \quad (2.10)$$

hvor *EXPAND* tilsvarer funksjonen gitt i ligning (2.9). Hver av differansene L_l vil da være båndpassfiltrerte utgaver av det originale bildet $I(\mathbf{x})$, og sammen danner de Laplace pyramiden. Dette er illustrert i figur 2.3



Figur 2.3: Oppbyggingen av Gaussisk og Laplace pyramide.

2.2.3 Hilbert Transform og det Analytiske Signal

Hilbert transform (HT) er en integral transform, i likhet med Fourier og Laplace, men hvor transformasjonen er i samme domene som det opprinnelige signalet. Transformeren gir her en utvidelse av det originale signalet i det komplekse plan. HT, her kalt $\tilde{x}(t)$, til et kontinuerlig signal $x(t)$ er definert som [21]

$$HT[x(t)] = \tilde{x}(t) = \frac{1}{\pi} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.11)$$

HT utfører en spesiell type filtrering hvor amplituden til spektralkomponentene forblir uendret, men hvor fasene skiftes med $\frac{\pi}{2}$. Transformeren kan skrives som en konvolusjon, her gitt ved symbolet $*$ mellom signalet $x(t)$ og filtermasken til HT, $\frac{1}{\pi t}$

$$\tilde{x}(t) = \frac{1}{\pi t} * x(t) \quad (2.12)$$

Betraktes ligningen i fourier transform (FT), vil resultatet være

$$\tilde{X}(\omega) = -i \cdot \text{sgn}(\omega) \cdot X(\omega) \quad (2.13)$$

hvor $-i \cdot \text{sgn}(\omega)$ er definert som

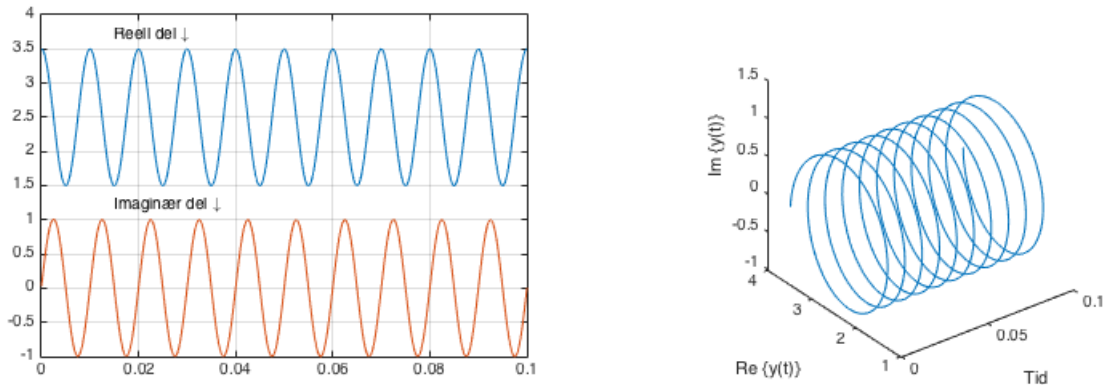
$$-i \cdot \text{sgn}(\omega) = \begin{cases} -i, & \text{hvis } \omega > 0 \\ 0, & \text{hvis } \omega = 0 \\ i, & \text{hvis } \omega < 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

som tilsvarer en positiv faseforskyvning med $\frac{\pi}{2}$ for negative frekvenskomponenter av ω , og negativ faseforskyvning med $-\frac{\pi}{2}$ for positive frekvenskomponenter av ω .

Etter at HT av signalet er funnet kan det *analytiske signalet* settes sammen. Et analytisk signal, her kalt $y(t)$, er et signal som ikke inneholder negative frekvenskomponenter og består av en reell del og en imaginær del. Den reelle delen er det originale signalet, $x(t)$, og den imaginære delen er HT av det originale signalet, $\tilde{x}(t)$, vist under

$$y(t) = x(t) + i \cdot \tilde{x}(t) \quad (2.15)$$

I figur 2.4 er et cosinussignal med frekvens lik 100 og en offset lik 2.5 benyttet for å illustrere det analytiske signalet. Til venstre ser vi at å utføre HT på et cosinussignal vil resultere i et sinussignal med middelerdi lik 0. Disse blir da den reelle og den imaginære delen i det sammensatte analytiske signalet vist til høyre i figuren.



Figur 2.4: Til venstre vises reell del (originalt signal) og imaginær del (hilbert transformen til originalt signal) av det analytiske signalet som vises i sin helhet til høyre.

Det analytiske signalet kan da skrives på kartesisk form

$$y(t) = A(t) \cdot e^{i\phi(t)} \quad (2.16)$$

som gjør det mulig å finne de lokale egenskapene amplitude og fase, her definert som $A(t)$ og $\phi(t)$, til signalet.

$$A(t) = |y(t)| \quad (2.17)$$

$$\phi(t) = \arg[y(t)] \quad (2.18)$$

2.2.4 Riesz Transform og The Monogenic Signal

Det finnes en 2D generalisering av det analytiske signalet kalt *the monogenic signal* [22]. I stedet for Hilbert transform som ble benyttet i 1D versjonen beskrevet i delkapittel 2.2.3 er det her benyttet Riesz transform for å generere signalet. Riesz transformen av et 2D signal, her en bilderamme, og bilderammen i seg selv danner *the monogenic signal*.

Riesz transformen til 2D signalet finnes ved å konvolvare signalet med to filtermasker

$$I_R(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} R_1(\mathbf{x}) \\ R_2(\mathbf{x}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (I * h_1)(\mathbf{x}) \\ (I * h_2)(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

hvor I er bilderammen, h_1 og h_2 er filtermaskene til Riesz transform, og \mathbf{x} er en vektor av koordinatene x_1 og x_2 . i bilderammen, Filtermaskene er gitt ved

$$h_j(\mathbf{x}) = \frac{x_j}{2\pi|\mathbf{x}|^3} \quad (2.20)$$

hvor $j = 1, 2$. I frekvensdomenet, hvor $\boldsymbol{\omega}$ representerer en vektor for de romlige frekvensene ω_1 og ω_2 , har vi et uttrykk for filtermaskene lik

$$H_j(\boldsymbol{\omega}) = -i \cdot \frac{\omega_j}{|\boldsymbol{\omega}|} \quad (2.21)$$

Siden det er beregningsmessig kostbart å utføre beregninger i frekvensdomenet, finnes en tilnærmet Riesz transform som benytter faste filtermasker istedet for filtermaskene gitt i ligning (2.21)[16]. Frekvensresponsen til de faste filtermaskene har en nær lik frekvensrespons som filtermaskene gitt i ligning (2.21) for frekvenser rundt $\boldsymbol{\omega} = \frac{\pi}{2}$. Foretas en båndpassfiltrering av bilderammene slik at senterfrekvensen ligger rundt denne frekvensen kan filtermaskene benyttes som en god tilnærming til Riesz transformen. Filtermaskene benyttet i tilnærmet Riesz transform er

$$h_1 = (0.5, 0, -0.5) \quad (2.22)$$

$$h_2 = (0.5, 0, -0.5)^T$$

hvor fourier transformen til maskene er gitt ved

$$H_1(\boldsymbol{\omega}) = -i \cdot \sin(\omega_1) \quad (2.23)$$

$$H_2(\boldsymbol{\omega}) = -i \cdot \sin(\omega_2) \quad (2.24)$$

og hvor $\boldsymbol{\omega}$ representerer en vektor for de romlige frekvensene ω_1 og ω_2 . Vi kan nå danne *the monogenic signal* ved å kombinere $R_1(\mathbf{x})$ og $R_2(\mathbf{x})$ gitt fra ligning (2.19) og det båndpassfiltrerte bildet $I(\mathbf{x})$

$$2D_gen(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} R_1(\mathbf{x}) \\ R_2(\mathbf{x}) \\ I(\mathbf{x}) \end{pmatrix}$$

hvor \mathbf{x} er vektor av koordinatene x_1 og x_2 i bilderammen.

Betraktes de tre komponentene i *the monogenic signal* som kartesiske koordinater og konvertes til kule koordinater kan vi også her finne lokal amplitude, $A(\mathbf{x})$, og fase, $\phi(\mathbf{x})$, i bilderammene. Formlene for disse er gitt ved

$$A(\mathbf{x}) = \sqrt{R_1(\mathbf{x})^2 + R_2(\mathbf{x})^2 + I(\mathbf{x})^2} \quad (2.25)$$

$$\phi(\mathbf{x}) = \arctan\left(\frac{\sqrt{R1(\mathbf{x})^2 + R2(\mathbf{x})^2}}{I(\mathbf{x})}\right) \quad (2.26)$$

2.2.5 Lokal og global bevegelse i video

Informasjonen om lokal amplitude og fase i bilderammene kan benyttes til å generere et signal som representerer den globale bevegelsen i videoen. Metoden er utviklet av Davis et. al. [23] og kan deles opp i tre deler.

Den lokale bevegelsen mellom bilderammene regnes ut ved å finne fasedifferansen $\phi_d(n, \mathbf{x})$ mellom den nåværende bilderammen og den første bilderammen, her kalt n_0 , i opptaket:

$$\phi_d(n, \mathbf{x}) = \phi(n, \mathbf{x}) - \phi(n_0, \mathbf{x}) \quad (2.27)$$

hvor n er en indeks som representerer bilderammene i videopptaket og \mathbf{x} er vektor av koordinatene x_1 og x_2 i bilderammen. I områder uten tydelig tekstur er fasen tvetydig og en vektlegging av fasedifferansen, her med kvadrert amplitude til nåværende bilderamme, må deretter foretas.

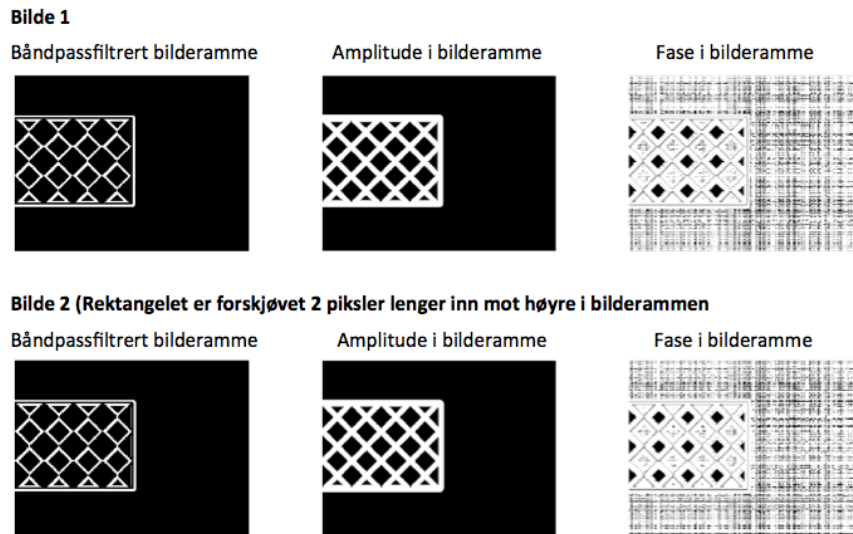
$$I_r(n, \mathbf{x}) = A(n, \mathbf{x})^2 \cdot \phi_d(n, \mathbf{x}) \quad (2.28)$$

Videre kan resultatet, som her er kalt $I_r(n, \mathbf{x})$, summeres opp over alle pikslene i bilderammen, og hvor summen vil representere et punkt i signalet for global bevegelse

$$d(n) = \sum_{pixels} I_r(n, \mathbf{x}) \quad (2.29)$$

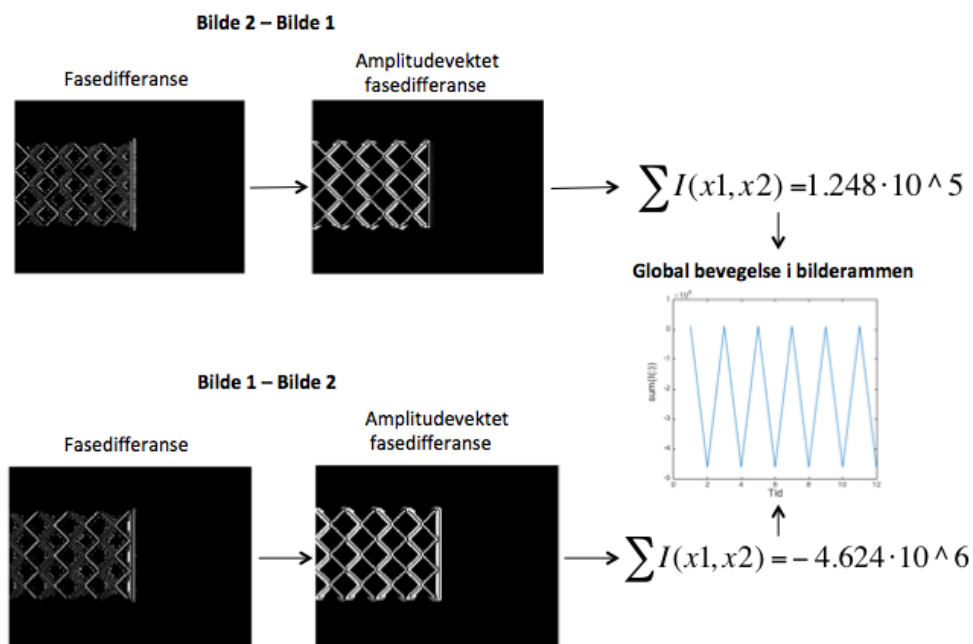
hvor n er en indeks som representerer bilderammene i videopptaket.

Deteksjon av global bevegelse er illustrert med et eksempel i figur 2.5 og figur 2.6. To bilderammer av størrelsen 400 x 300 piksler er her benyttet. I den andre bilderammen er objektet, her et rektangel, forskjøvet to piksler lenger inn mot høyre i forhold til den første bilderammen. I figur 2.5 er amplitude og fase i de båndpass-filtrerte bilderammene vist, og vi kan se at differanser mellom de to bilderammene her er minimale.



Figur 2.5: Figuren viser båndpassfiltrert bilderamme, amplitude i bilderamme og fase i bilderamme for to ulike bilderammer i en bildeserie. I bildet i den nederste raden er rektangelet forskjøvet med to piksler mot høyre i forhold til bildet i den øverste raden.

Dersom disse to bilderammene benyttes til å simulere et videoopptak hvor objektet forskyves frem og tilbake med en frekvens lik 1 hz, kan vi finne den vektlagte fasedifferansen fra ligning (2.28) og generere den globale bevegelsen i videoopptaket. Den globale bevegelsen og differansene mellom bilderammene er vist i figur 2.6, og resultatene viser at selv om endringene mellom bilderammene er små, får vi store utslag i den globale bevegelsen fra det simulerte videoopptaket.



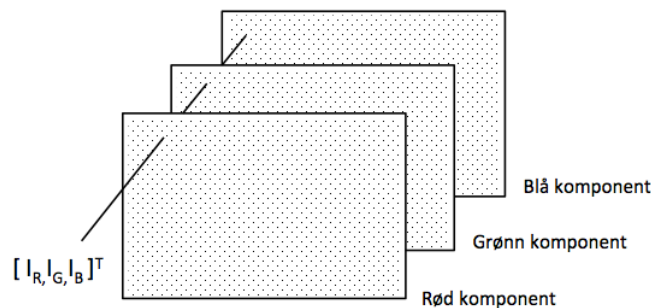
Figur 2.6: Figuren viser vektet fasedifferansen mellom to skiftende bilderammer og den globale bevegelsen skiftingen resulterer i.

2.3 Hjerteratedeteksjon

Teorien som inngår i metoder for å detektere hjerterate vil bli beskrevet i de neste delkapittlene. Denne vil omhandle oppbyggingen av et fargebilde og fargerommet RGB, *Blind Source Separation*, *Independent Component Analysis*, Statistiske kumulanter, *Jacobi* metode og *JADE* algoritmen.

2.3.1 Fargekomponenter i bilder

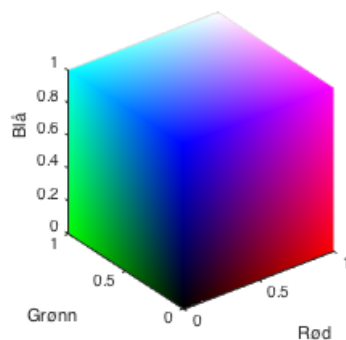
Et RGB-bilde er en $M \times N \times 3$ matrise med fargepiksler hvor hver fargepiksel er bygget opp av tre individuelle komponenter. Disse er rød(R), grønn(G) og blå(B). Et RGB-bilde kan ses på som en stabel av tre gråtonebilder hvor gråtonebildene representerer andelen av komponentene som finnes i RGB-bildet. Oppbyggingen av RGB-bildet er illustrert i figur 2.7.



Figur 2.7: Skjematisk fremstilling av oppbyggingen til en RGB piksel.

Dersom vi har et RGB-bilde av klassen *uint8*, vil vi ha verdier mellom $[0, 255]$ for hver av pikslene i komponentbildene. Antall bit benyttet for å representere hver piksel i RGB-bildet vil da være $8 \times 3 = 24$ bit.

Ulike kombinasjoner av pikselverdiene i komponentene danner et tilnærmet kontinuerlig fargespekter som kan fremstilles som en kube. En slik kube er illustrert i figur 2.8. Her ser vi at fargen svart dannes ved at alle komponentene er lik null, og fargen hvit ved at alle komponentene er lik 1, eller som eksempelet her, 255. [24]



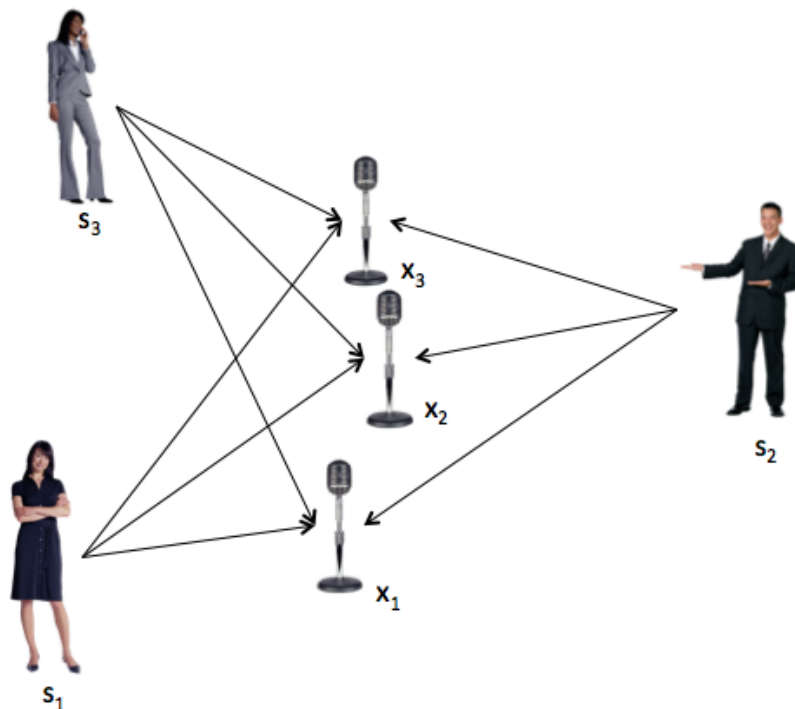
Figur 2.8: RGB fargekub.

2.3.2 Blind Source Separation

Blind Source Separation (BSS) kan ses på som en transformasjon av data hvor dataen representeres i et statistiskdomene i stedet for tids- eller frekvensdomenet. Det vil si at dataen projekteres på et nytt sett akser som oppfyller et statistisk krav, og som gir uavhengighet, heller enn ett sett akser som representerer diskrete frekvenser slik som Fourier transform, hvor uavhengigheten er antatt. Ved å utføre en slik transform kan det foretas en separasjon av ett sett opprinnelige signaler fra ett sett miksede signaler, hvor en ikke har, eller har veldig lite, informasjon om de opprinnelige signalene.[25]

Et vanlig eksempel på BSS er *The Cocktail Party Problem*. Problemstillingen i eksempelet er å fange opp individuelle lydtkilder i et støyfullt sosialt selskap. Sett at det er J individuelle personer som snakker samtidig og at disse blir tatt opp av N antall mikrofoner i rommet. Opptakene vil da bestå av N vektorer, hvor hver av dem er en vektet lineær kobinasjon av de J stemmene i rommet. For et diskret sett med sampler M kan vi beskrive matrise $J \times M$ som S , og de N opptakene $N \times M$ som X . X er da en transformasjon av S som kan beskrives med en miksematrise A , slik at $X = AS$. Problemet er illustrert i figur 2.9 hvor vi har tre personer og tre mikrofoner i rommet.

Utfordringen er da å finne separasjonsmatrisen B som ut fra de observerte signalene X kan finne et estimat av de opprinnelige signalene S . Sammenhengen vil da være $S = BX$.



Figur 2.9: *The Cocktail Party Problem*. Lyd fra $J = 3$ uavhengige kilder (s_1, s_2, s_3) samtidig, og $N = 3$ mikrofoner (x_1, x_2, x_3) som hver utfører ett opptak av de miksede lydsignalene de registrerer.

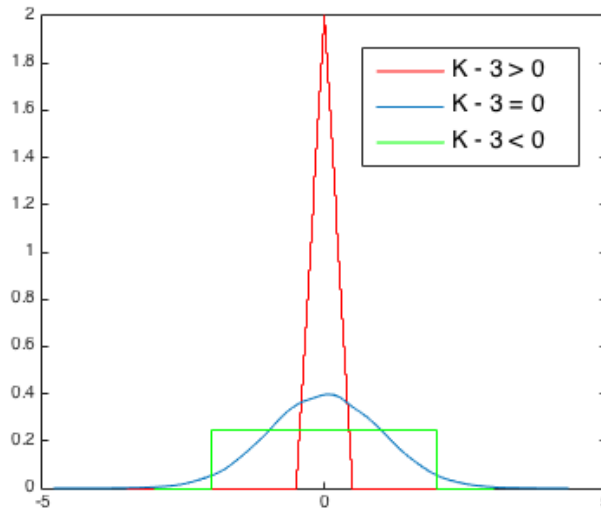
2.3.3 Independent Component Analysis

Independent Component Analysis (ICA) er en mye benyttet metode for BSS. ICA benytter kurtosis som er det fjerde momentet (gjennomsnitt, varianse, og skjevhet er de første tre), og er et mål på hvor lite gaussian en sannsynlighetstetthet er. [25] Kurtosis til en vilkårlig variabel X kan defineres som

$$K = \frac{E(X - \mu)^4}{(E(X - \mu^2))^2} \quad (2.30)$$

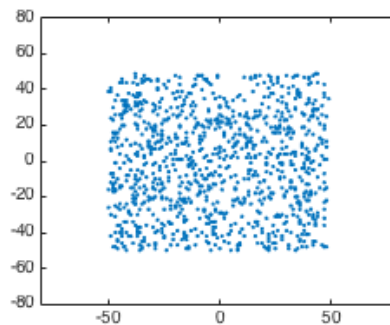
hvor E er forventningsverdien, μ er gjennomsnittsverdien og σ er standardavviket. Den gaussiske sannsynlighetstettheten har en kurtosis lik 3, og $K - 3$ er ofte benyttet slik at referansen til en gaussisk sannsynlighetstetthet vil ha en kurtosis lik 0. Referansen kan da uttrykkes $K_{ref} = K - 3$. [26].

I figur 2.10 vises sannsynlighetstettheten til funksjoner hvor kurtosis er positiv, kalt *leptokurtic*, $K - 3 > 0$, hvor kurtosis er negativ, kalt *platykurtic*, $K - 3 < 0$ og hvor kurtosis er lik 0, $K - 3 = 0$.



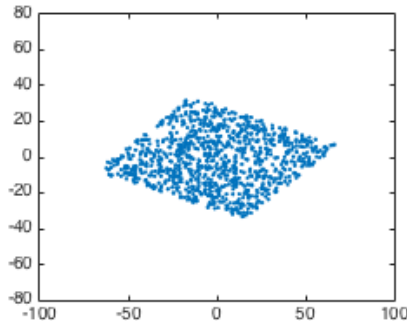
Figur 2.10: Figuren viser sannsynlighetstettheten til funksjoner hvor K_{ref} er positiv (rød), negativ (grønn) og lik null (blå)

ICA kan illustreres med et eksempel; Sett at vi har to vilkårlige variabler A og B . Disse representerer de originale signalene i matrisen S som er vist i figur 2.11.



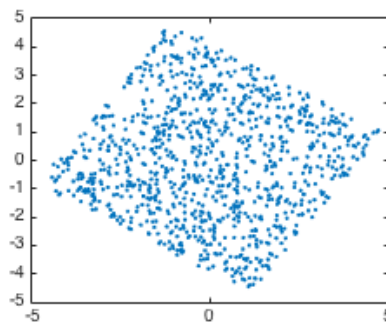
Figur 2.11: To vilkårlige variabler, A og B , i matrisen S .

Dersom det utføres lineære miksinger av de to variablene $mix_1 = 0.54A - 0.84B$ og $mix_2 = 0.42A + 0.27B$ vil disse representere de observerte signaler i matrisen X . Plottet av de miksede signalene er vist i figur 2.12



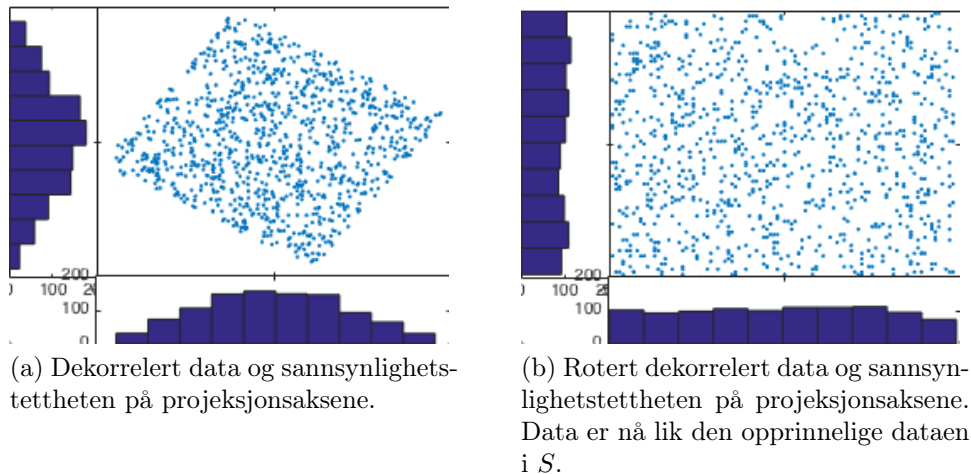
Figur 2.12: To lineært miksede variabler, mix_1 og mix_2 , i matrisen X .

Det første steget i ICA er å gjøre de miksede variablene hvite, eller dekorrelerte, ved å multiplisere signalene med en hvit matrise W som estimeres ved å oppfylle $W^T W = M^{-1}$ hvor matrisen M er kovariansmatrisen til X . Den dekorrelerte dataen Z kan da uttrykkes $Z = WX$, og resultatet er vist i figur 2.13



Figur 2.13: Dekorrelert data Z fra matrisen X .

Videre finnes de opprinnelige signalene S ved å rotere matrisen Z slik at de gaussiske sannsynlighetstetthetene til aksene dataen projekteres på minimeres. Dette er illustrert i figur 2.14 hvor en i (a) har en projeksjon av data på begge aksene som er veldig gaussisk formet, mens etter rotasjonen, vist i (b), har sannsynlighetstetthetene til aksene en mye mer uniform form. Spredningen av data vist i (b) er identisk med spredningen av de opprinnelige data i S vist i figur 2.11.



Figur 2.14: ICA.

Denne egenskapen kommer fra *sentralgrenseteoremet* som fastslår at enhver linear kombinasjon av to uavhengige vilkårlige variabler, har en sannsynlighetstetthet mer gaussisk enn de opprinnelige variablene alene.[27]

2.3.4 Statistiske kumulanter

Kumulanter er et sett med statistiske egenskaper som gir informasjon om sannsynlighetstettheten til en reell vilkårlig variabel X . Kumulanter henger sterkt sammen med de fire momentene og hvis to sannsynlighetstettheter har identiske momenter er også kumulantene identiske, og omvendt. For enkelthetskyld forutsetter vi her symmetriske sannsynlighetstettheter. Odde-ordens kumulanter vil da være lik 0, og kumulanter av orden 2 være definert som $Cum(X_1, X_2) = EX_1X_2$ hvor X_i er definert som $X_i - EX_i$, og hvor E er forventningsverdien. Fjerdeordens kumulant er definert som

$$\begin{aligned} Cum(X_1, X_2, X_3, X_4) = & EX_1X_2X_3X_4 - EX_1X_2EX_3X_4 \\ & - EX_1X_3EX_2X_4 - EX_1X_4EX_2X_3 \end{aligned} \quad (2.31)$$

Variansen og kurtosis av en reell vilkårlig variabel X er definert som

$$\sigma^2 = Cum(X, X) = EX^2, \quad (2.32)$$

$$k(X) = Cum(X, X, X, X) = EX^4 - 3E^2X^2 \quad (2.33)$$

som vil si at de er andre- og fjerdeordens autokumulanter. En kumulant som består av minst to ulike variabler er en krysskumulant. [29].

2.3.5 Jacobi metode

Jacobi metode diagonaliserer en matrise A ved å utføre en sekvens med ortogonale transformeringer av A . Diagonaliseringen utføres ved hjelp av en rotasjonsmatrise

3. Optimaliserer diagonalisering. Videre finnes en ortonormal rotasjonsmatrise V som totalt sett gjør kumulantmatrisene så diagonale som mulig. Disse finnes ved å benytte en Jacobi algoritme til å løse

$$V = \min arg \sum_i Off(V^T Q_i^Z V) \quad (2.36)$$

hvor $Off()$ er et mål på ikke-diagonalitet og er summen av de ikke-diagonale elementene i matrisen kvadrert.

4. Separering. Separeringsmatrisen B finnes ved å ta transponert rotasjonsmatrise V^T og multiplisere med den hvite matrisen W , og vi kan nå finne de uavhengige delsignalene i S ved $S = BX$

For flere utledningsdetaljer for JADE se [29]. Selve algoritmen kan finnes på [30].

Kapittel 3

Datamateriale

3.1 Datamateriale innhentet ved UIS

Videopptakene som er utført for å utvikle algoritmene og for å teste hvor bra det er mulig å detektere under kontrollerte omgivelser, er utført ved UIS. I første omgang er støykilden lysvariasjon eliminert og autojusteringer for kameraene er slått av. Lyskilden benyttet i disse opptakene er en lykt av typen Light Emitting Diode, LED, som ikke har Pulse Width Modulation, PWM. Tidligere undersøkelser har konkludert med at lysstoffrør og PWM-styrte lyskilder forårsaker variende lysforhold[2]. Disse variasjonene fremkommer som store frekvenskomponenter mellom bilderammene i et opptak.

Det er også utført opptak under mindre kontrollerte omgivelser med lysstoffrørslamper i taket som belysningskilde. Også her var alle autofunksjoner for kameraene slått av.

Kameraene ble plassert ved siden av testobjektet i en avstand på omlag 1.1m. Disse ble skrått vendt ned mot testobjektet med en vinkel på omlag 30 grader. Oppsettet for testopptakene er illustrert i figur 3.1. Vi ser her at LED-lykten er festet til lampen over benken og at webcameraet er festet til stativet til høyre.



Figur 3.1: Oppsett for testopptak ved UIS

3.1.1 Datasett UIS

To datasett er innhentet ved UIS. Disse benytter ulike lysforhold og lyskildene er LED(UIS-LED) og lysstoffrør(UIS-LYS). Datasettene består av syv testobjekter. Testobjektene varierer i alderen 21-53 år, og hvor fordelingen er fire menn og tre kvinner. Fire av testobjektene er av nordisk opprinnelse, to av asiatisk, og en av afrikansk.

3.1.2 Prosedyre for opptak

Prosedyren for opptakene er lik for alle testobjekter og varer i fem minutter. Testobjektet blir i forkant bedt om å puste normalt i to minutter og ligge helt i ro. Deretter blir testobjektet bedt om å bevege og strekke på seg før det igjen skal ligge i ro og puste normalt i ett minutt til. Forstyrrelsen utføres for å teste forstyrrelsesdeteksjonen. Etter tre minutter med opptak skal testobjektet holde pusten i 30 sekunder. Dette gjøres for å detektere en respirasjonsstopp. Det siste minuttet av opptaket blir testobjektet bedt om å puste med en litt høyere rate enn tidligere. Denne prosedyren er utført under to ulike lysforhold. Det første er under helt kontrollerte omgivelser hvor eneste lyskilde er LED-lykten. Det andre er med bruk av lysstoffrørlamper som befinner seg i rommet. Ved å benytte lysrørlampene vil vi få en mer reell tilnærming til de virkelige omgivelsene vi vil ha dersom deteksjonen ble utført på nyfødte ved en nyfødt intensivavdeling.

Synkronisering av referansedata og opptak utføres ved at testobjektet dunker tre ganger på én av defibrillatorelektrodenes ved start og stopp av prosedyren.

Opptakene er spilt inn med en oppløsning på 640x480 piksler og en bilderate på 25.

3.1.3 Referansedata

Referansedata for hjerte- og respirasjonsrate er hentet inn ved å benytte en *Heartstart 2000*, som er en hjerterstarter med godkjent modifikasjon for loggføring av respirasjonsmålinger. Selvklebende defibrillatorelektroder som er koblet til hjerterstarteren ble plassert på testobjektet på hver side av brystpartiet for å utføre målingene. Respirasjonsmålingen er utført ved en impedansmåling, og hjerteratemålingen er utført ved måling av EKG.

3.2 Datamateriale innhentet ved SUS

Det har også blitt utført opptak ved nyfødt intensivavdelingen på SUS. Her ønsker en å studere hvor godt deteksjonsløsningene vil fungere i praksis. Disse opptakene er utført ved hjelp av webcameraet. Lysforholdene er her taklamper av typen lyststoffrør og store vindusflater like bak sengen. Kameraet er plassert rett over den nyfødte med en avstand på 25-45 cm. Et eksempel er vist i figur 3.2.



Figur 3.2: Oppsett for testopptak ved UIS

3.2.1 Datasettet SUS

Datasettet SUS består av tre nyfødte. Disse er 33-44 uker gamle, hvor to av de nyfødte er gutter og én er jente. Alle er av nordisk opprinnelse.

3.2.2 Prosedyre for opptak

Opptakene for de tre nyfødte babyene i datasettet SUS er av varighet på 32-36 minutter. Ingen forhold som kameraposisjon og lyskilder ble endret underveis i opptakene. De nyfødte beveger seg og skifter posisjon flere ganger i alle opptakene. I opptaket til to av de nyfødte sover stort sett disse under hele sekvensen. I det siste opptaket er den nyfødte våkent i store deler av sekvensen.

Synkronisering av referansedata og opptak utføres ved å samtidig bevege en hånd foran kameraene.

Opptakene er spilt inn med en oppløsning på 640x480 piksler og en bilderate på 25.

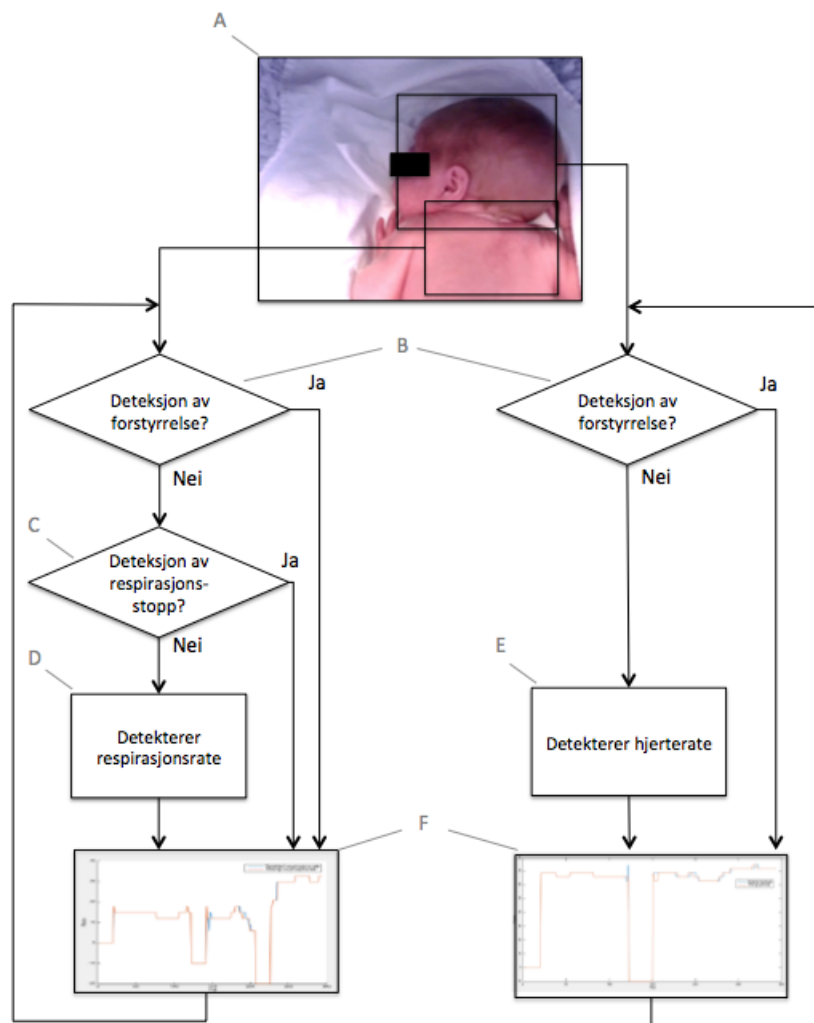
3.2.3 Referansedata

Referansedata for datasettet SUS er hentet inn ved å gjøre et eget opptak av monitoren som viser hjerte- og respirasjonsraten til de nyfødte. Denne monitoren henter målingene ved hjelp av EKG prøber på de nyfødte.

Kapittel 4

Metoder

Metoder benyttet i eksperimentene utført i rapporten vil bli gjennomgått i dette kapittelet. Disse omhandler deteksjon av forstyrrelse, respirasjonsstopp, respirasjonsrate, hjerterate, og en løsning for en tilnærmet sanntidsdeteksjon av alle disse.



Figur 4.1: Oversiktsskjema for hjerterate- og respirasjonsratedeteksjon.

I figur 4.1 vises en oversikt over hovedfunksjonene til detektoren som har blitt utviklet og benyttet på datasettene UIS-LED, UIS-LYS og SUS. Eksperiment 1-9 som gjennomgås i kapittel 5 har benyttet denne detektoren, eller deler av denne i forsøkene. Hovedfunksjonene er her merket fra A-F og vil bli gjennomgått i den rekkefølgen videre i kapitlet.

4.1 Utsnittsområder for deteksjon (A)

Det blir foretatt utsnitt i bilderammen hvor deteksjonen av hjerte- og respirasjonsrate utføres. Et deteksjonsutsnitt er ofte vesentlig for en god detektering, men er også med på å begrense antall beregninger som foretas for hver bilderamme. Store deteksjonsutsnitt krever flere regneoperasjoner, og en bruker dermed lenger tid på detekteringen. Blir utsnittsområdet for stort kan vi også få med bevegelser på armer og ben som kan føre til falske deteksjoner. Små utsnittsområder inneholder derimot mye støy, og derfor er et lite utsnittsområde ikke ønskelig.

I en deteksjon av hjerterate bør utsnittsområdet dekke hele hodet. Små bevegelser vil bli midlet vekk, og detekteringen blir mindre følsom for bevegelsesstøy. For å oppnå best mulig deteksjon av respirasjon bør deteksjonsområdet dekke mest mulig av bryst- og magepartiet.

4.2 Deteksjon av forstyrrelse (B)

Bilderammene i opptakene blir sjekket for forstyrrelser fordi en deteksjon av hjerte- og respirasjonsrate ikke er mulig om det er for mye bevegelse i bilderammen. Hvis den nyfødte er i bevegelse er heller ikke behovet for å overvåke hjerte og respirasjonsrate like stort. Hvis forstyrrelsesdeteksjonen løses ut av at noen andre enn den nyfødte beveger seg i bilderammen, er ikke en deteksjon nødvendig fordi barnet mest sannsynlig blir overvåket av andre enn kameraet.

For å kunne detektere en forstyrrelse blir det først generert en bevegelsesvektor. Vi lar her bilderammen være definert som $I(n, \mathbf{x})$ hvor indeksen n representerer bilderammen i opptaket, og \mathbf{x} er en vektor av koordinatene x_1 og x_2 i bilderammen.

Første ledd er å konvertere bilderammen til et gråtonebilde. Matlab funksjonen `rgb2gray` blir her benyttet. Funksjonen konverterer RGB bilder til gråtone bilder, her kalt $I_g(n, \mathbf{x})$, ved å finne luminans komponenten.

Videre finnes pikselverdiendringer mellom to og to bilderammer. Differansen blir her lagret i $I_{diff}(n, \mathbf{x})$

$$I_{diff}(n, \mathbf{x}) = I_g(n, \mathbf{x}) - I(n - 1, \mathbf{x}) \quad (4.1)$$

før vi finner gjennomsnittsverdien av pikslene i hele differanserammen og lagrer denne i en én dimensjonal vektor, her kalt M_{diff}

$$M_{diff}(n) = \frac{1}{P} \cdot \sum I_{diff}(n, \mathbf{x}) \quad (4.2)$$

hvor P er antall piksler i bilderammen.

Selve detekteringen av en forstyrrelse utføres ved å summere opp absoluttverdier til verdiene i bevegelsesvektoren og vurdere disse opp mot en terskelverdi, T_f . Verdier som inngår i det siste sekundet blir her benyttet i summeringen.

$$T_f < \sum_{k=n-1*fs}^n |M_{diff}(k)| \quad (4.3)$$

hvor fs er bilderaten i opptaket.

Et fornuftig valg av terskelverdi for forstyrrelsesdeteksjon varierer med størrelsen på deteksjonsutsnittet og testobjektet som overvåkes, og bør individuelt finnes for de omgivelsene overvåkingen skal foretas i. Hvis summen er større enn forstyrrelsesterskelen indikeres en forstyrrelsesdeteksjon ved at detektert og virkelig rate blir satt til -10. En bevegelse som har utløst forstyrrelsesdetektoren vil også ødelegge for videre deteksjoner av hjerte- og respirasjonsrate så lenge bevegelsen er i tidsvinduet det foretas deteksjon i. Det er derfor ikke ønskelig at hjerte- eller respirasjonsdetektoren starter å detektere igjen før bevegelsen er utenfor tidsvinduet. Selv om ingen deteksjon av rate foretas, sjekker forstyrrelsesdeteksjonen allikevel bevegelsene i denne perioden, og forlenger deteksjonsoppholdet om nye forstyrrelser blir detektert.

4.3 Deteksjon av respirasjonsstopp (C)

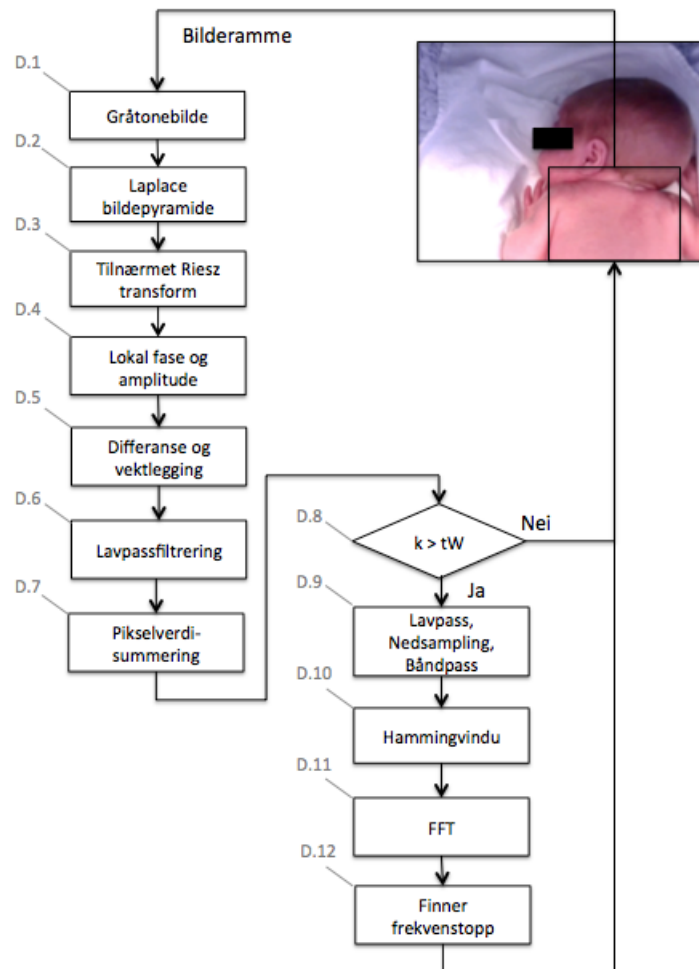
Deteksjon av respirasjonsstopp blir utført ved samme prinsipp som for deteksjon av forstyrrelse. Det er informasjonen i samme bevegelsesvektor som blir benyttet, men her på en annen måte. Her blir de ti siste sekundene studert. Har det vært for lite bevegelse mellom disse bilderammene detekteres en respirasjonsstopp. Dette indikeres ved å sette detektert og virkelig rate til -20. Detekteres en respirasjonsstopp venter respirasjonsdetektoren med å detektere til denne er uten for tidsvinduet. I dette tidsrommet blir det allikevel sjekket videre etter en respirasjonsstopp.

$$T_rs > \sum_{k=n-10*fs}^n |M_{diff}(k)| \quad (4.4)$$

hvor T_rs er terskelverdien for deteksjon av respirasjonsstopp og $M_{diff}(k)$ er bevegelsesvektoren.

Terskelverdien som skal benyttes er også her veldig avhengig av omgivelsene deteksjonen skal foretas i. Belysningskilder som lysstoffrør lager mye mer støy i bilderammene enn vi vil få dersom belysningskilden er en LED lampe. Denne støyen vil fremkomme som små bevegelser i i opptaket. Før oppstart av en overvåking bør derfor alltid en sekvens hvor barnet har blitt tatt ut av bilderammen studeres. Denne sekvensen må være av lik lengde som tidsvinduet en respirasjonsstopp detekteres i, slik at en kan summere over de siste ti sekundene og finne hvor mye endringer som registreres mellom bilderammene uten at det finnes et barn som puster i opptaket. En fornuftig terskel for respirasjonsstans vil da være 2 x denne verdien. Er bevegelsene under overvåking lavere enn denne verdien bør en alarm gå for å varsle dette.

4.4 Deteksjon av respirasjonsrate (D)



Figur 4.2: Oversiktsskjema for respirasjonsratedeteksjon.

I figur 4.2 vises en oversikt over trinnene som inngår i en deteksjon av respirasjonsrate. Operasjonene som utføres i ledd D.1,2,3,4,7,10 er hentet fra algoritmen for deteksjon av respirasjonsrate utviklet av Tveit [3]. De andre leddene er noe endret sammenlignet med Tveits løsning.

D.1 - Gråtonebilde

Bilderammen blir først konvertert til et gråtonebilde. Gråtonebildet blir funnet på samme måte som i 4.2, og vi lar også her bilderammen være definert som $I(n, \mathbf{x})$ hvor indeksen n representeres bilderammen i opptaket, og \mathbf{x} er en vektor av koordinatene x_1 og x_2 i bilderammen. Gråtonebildet er her definert som $I_g(n, \mathbf{x})$

$$I(n, \mathbf{x}) \rightarrow I_g(n, \mathbf{x})$$

D.2 - Laplace bildepyramide

Videre båndpassfiltreres bildet ved å konstruere en ett-trinns Laplace pyramide som vist i delkapittel 2.2.2. Det første trinnet blir omskalert til et bilde like stort som inngangsbildet, og differansen mellom disse er det båndpassfiltrerte gråtonebildet, her kalt $I_l(n, \mathbf{x})$, som benyttes videre.

$$I_g(n, \mathbf{x}) \rightarrow I_l(n, \mathbf{x})$$

D.3 - Tilnærmet Riesz transform

Tilnærmet Riesz transform finnes ved å konvolvare det båndpassfiltrerte bildet med de to filtermaskene for tilnærmet Riesz transform (2.22). Deretter dannes en 2D-generalisering ved å kombinere det båndpassfiltrerte bildet med Riesz transformen til bildet.

$$2D_gen(n, \mathbf{x}) = \begin{pmatrix} R1(n, \mathbf{x}) \\ R2(n, \mathbf{x}) \\ I_l(n, \mathbf{x}) \end{pmatrix}$$

hvor $R1(n, \mathbf{x})$ og $R2(n, \mathbf{x})$ er de to komponentene til Riesz transformen og $I_l(n, \mathbf{x})$ er det båndpassfiltrerte bildet.

D.4 - Lokal fase og amplitude

Lokal fase og amplitude kan finnes i bildet ved å ta utgangspunktet i 2D-generaliseringen og benytte formlene for lokal fase (2.26), her kalt $\phi(n, \mathbf{x})$, og amplitude (2.25), her kalt $A(n, \mathbf{x})$.

$$2D_gen(n, \mathbf{x}) \rightarrow \phi(n, \mathbf{x})$$

$$2D_gen(n, \mathbf{x}) \rightarrow A(n, \mathbf{x})$$

D.5 - Fasedifferanse og amplitudevektlegging

Differansen mellom lokal fase i den nåværende og den forrige bildrammen blir deretter funnet. Denne differansen blir vektet med lokal amplitude kvadrert til den nåværende bilderammen.

$$I_r(n, \mathbf{x}) = (\phi(n, \mathbf{x}) - \phi((n-1), \mathbf{x})) \cdot A(n, \mathbf{x})^2 \quad (4.5)$$

hvor $I_r(n, \mathbf{x})$ er bildet etter fasedifferanse og amplitudevektlegging. Denne delen er ulik fra Tveits [3] løsning, fordi de benyttet differansen mellom nåværende og den første bilderammen i opptaket. Når en hele tiden oppdatere referanserammen til forrige ramme, vil det ikke spille noen rolle om den nyfødte endrer posisjon underveis i opptaket.

D.6 - Lavpassfiltrering

Bildet blir deretter lavpassfiltrert. De fire siste lavpassfiltrerte bilderammene blir her vektlagt ulikt

$$I_r(n, \mathbf{x}) = 0.1 \cdot I_r(n, \mathbf{x}) + (0.2 + (0.1 \cdot \alpha)) \cdot I_r((n - 1), \mathbf{x}) \\ + (0.3 - (0.05 \cdot \alpha)) \cdot I_r((n - 2), \mathbf{x}) + (0.4 - (0.05 \cdot \alpha)) \cdot I_r((n - 3), \mathbf{x}) \quad (4.6)$$

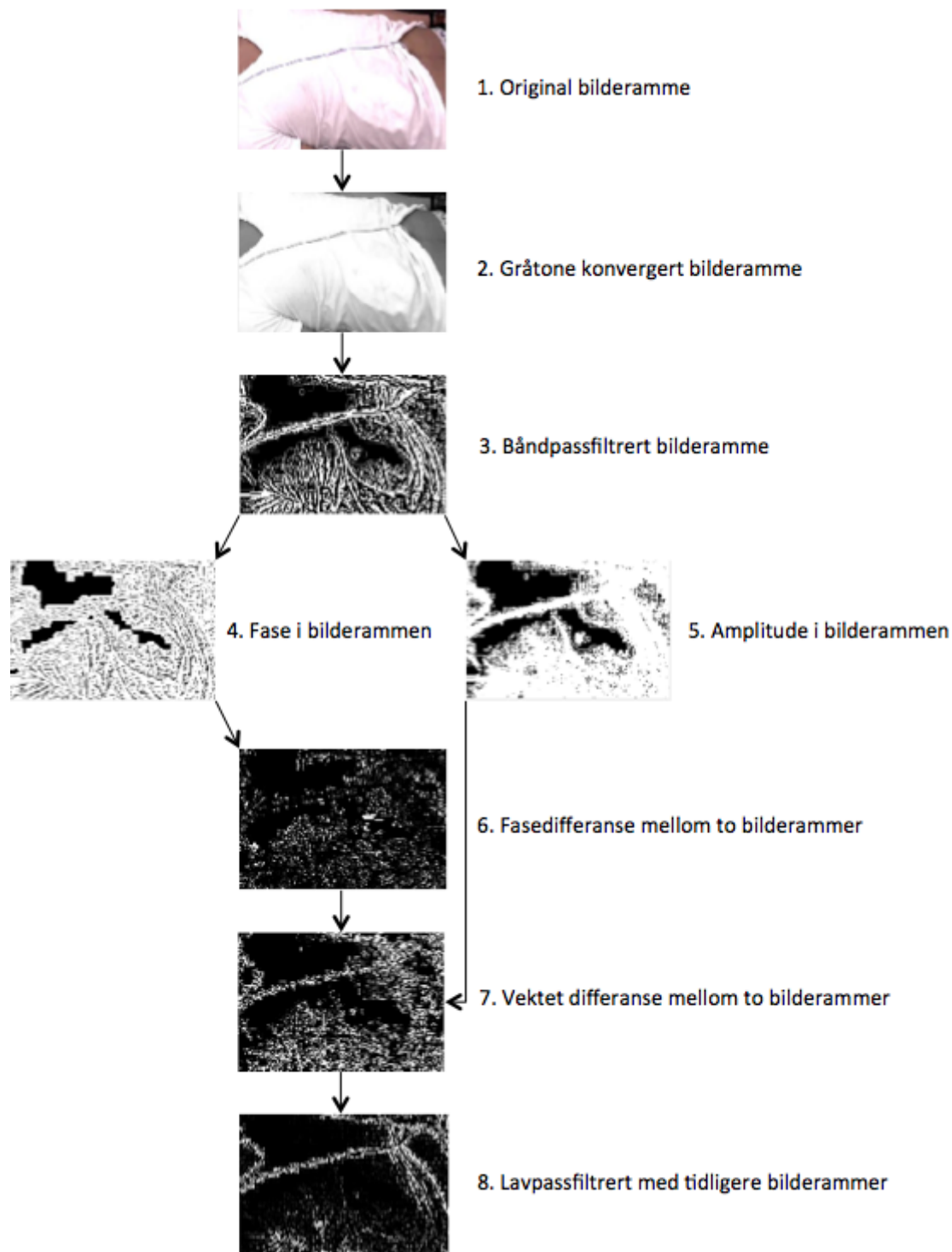
hvor n er en indeks for bilderammene og α er følsomhetsparamteren *Alpha* som utfører vektingen. *Alpha* velges mellom 0-5 hvor følsomheten øker med økende *Alpha*. *Alpha* blir definert av bruker før detekteringen starter. Denne lavpassfiltreringer er også ulik fra Tveits [3] løsning. Siden vi oppdaterer referanserammen som brukes i fasedifferansen for hver nye bilderamme, er det her større behov for å lavpassfiltrere over flere tidligere differanserverdier $I_r(n, \mathbf{x})$. Tveit benyttet nåværende og den forrige $I_r(n, \mathbf{x})$ i sin lavpassfiltrering.

D.7 - Pikselverdisummering

Pikselverdiene i det lavpassfiltrerte bildet blir deretter summert opp og plassert inn i signalvektoren, $d(n)$ som videre representerer den detekterte globale bevegelsen i bilderammen.

$$d(n) = \sum_{pixels} I(n, \mathbf{x}) \quad (4.7)$$

I figur 4.3 er trinnene D.1-D.6 i delkapittel 4.4 vist i bilder. Øverst i figuren vises original bilderamme, merket med 1. Videre viser 2 den gråtone konvergente bilderammen(D.1), 3 er båndpassfiltrert bilderamme(D.2), 4 er fasen i bilderammen(D.4), 5 er amplitude i bilderammen(D.4), 6 er fasedifferanse mellom nåværende og forrige bilderamme(D.5), 7 viser vektet fasedifferanse mellom nåværende og forrige bilderamme(D.5) og 8 viser lavpassfiltrert bilderamme av nåværende og de tre forrige lavpassfiltrerte bilderammene(D.6).



Figur 4.3: Trinnene D.1-D.6 i delkapittel 4.4 til 4.4 vist i bilder. Øverst i figuren vises original bilderamme, merket med 1. Videre viser 2 den gråtone konverterte bilderammen(D.1), 3 er båndpassfiltrert bilderamme(D.2), 4 er fasen i bilderammen(D.4), 5 er amplitude i bilderammen(D.4), 6 er fasedifferanse mellom nåværende og forrige bilderamme(D.5), 7 viser vektet fasedifferanse mellom nåværende og forrige bilderamme(D.5) og 8 viser lavpassfiltrert bilderamme av nåværende og de tre forrige lavpassfiltrerte bilderammene(D.6).

D.8 - Deteksjonsvindu

Tidsvinduet, *timeWindow*, er det vinduet som avgrenser et delsignal av den globale bevegelsen $d(n)$. Vinduet forskyves og oppdateres hvert sekund, og for hver nye oppdatering foretas en deteksjon. Tidsvindustørrelsen defineres av bruker før detekteringen starter. Når antall bilderammer lik lengden av tidsvinduet har passert starter detekteringen av respirasjonsrate i det første delsignalet. Delsignalet er her kalt $d_w(n)$.

D.9 - Lavpassfiltrering, nedsampling og båndpassfiltrering

Delsignalet $d_w(n)$ blir først lavpassfiltrert for å unngå aliasing når en nedsampling med fem foretas. Opprinnelig samplingfrekvens på opptakene er 25. Videre foretas en båndpassfiltrering som forkaster frekvenser utenfor området hvor respirasjonsrate er forventet. Frekvensområdet som blir beholdt er mellom 0.1 og 2.4 hz, som tilsvarer respirasjonsrater mellom 30 og 144.

$$d_w(n) \rightarrow d_{lp}(n) \rightarrow d_{ns}(n) \rightarrow d_{bp}(n)$$

hvor $d_w(n)$ er delsignalet, $d_{lp}(n)$ er lavpassfiltrert delsignal, $d_{ns}(n)$ er nedsamlet delsignal, og $d_{bp}(n)$ er båndpassfiltrert delsignal.

D.10 - Hammingvindu

Videre foretas en detrend av det båndpassfiltrerte delsignalet. Her blir en lavpassfiltrert versjon av delsignalet trukket fra selve delsignalet. Etter detrending er utført multipliseres delsignalet med et Hammingvindu av lik størrelse. Start og slutt av delsignalet vil da gradvis tvinges mot null, og en vil dermed begrense aliasing når frekvensanalysen blir foretatt.

$$d_h(n) = (d_{bp}(n) - d_{lp_bp}(n)) \cdot Ham(n)$$

hvor $Ham(n)$ er Hammingvinduet, $d_{lp_bp}(n)$ er den lavpassfiltrerte versjonen av det båndpassfiltrerte delsignalet $d_{bp}(n)$ og $d_h(n)$ er delsignalet etter detrend.

D.11 - Fast Fourier Transform

Frekvensanalysen utføres ved hjelp av FFT på delsignalet. Formel for FFT er gitt i 2.1.1, og vil her uttrykkes som funksjonen FFT

$$D(\omega) = FFT(d_h(n))$$

hvor ω representerer frekvens. Oppløsningen i frekvensspekteret $D(\omega)$ er avhengig av størrelsen på tidsvinduet benyttet i deteksjonen. Et tidsvindu på 10 sekunder vil gi en frekvensoppløsning på 0.1 hz, og som tilsvarer 6 i rate. Tidsvinduer under ti sekunder er ikke benyttet i denne oppgaven.

D.12 - Finner frekvenstopp

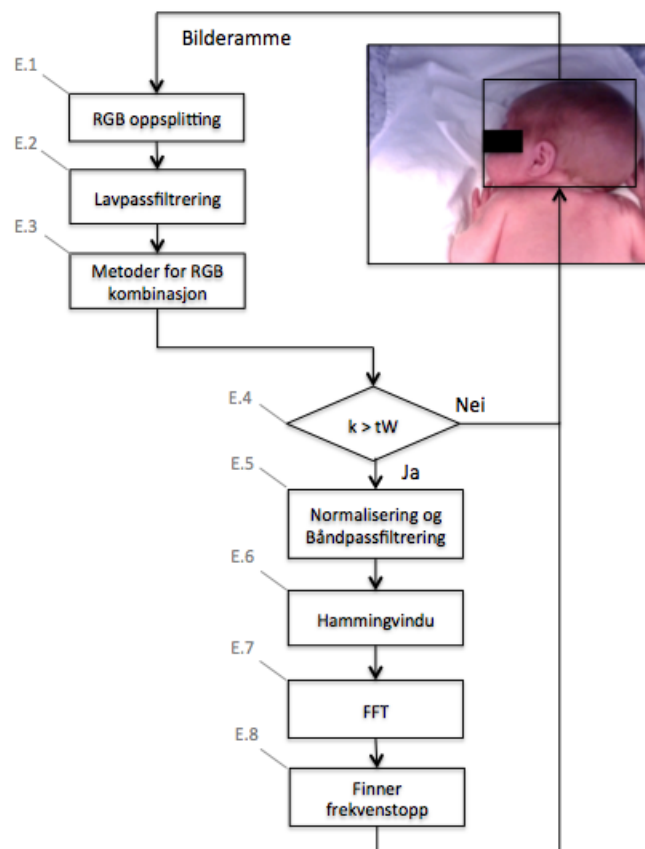
Etter at frekvensspekteret er funnet vha. FFT lokaliseres toppene i delsignalet. Alle sampleverdier i delsignalet som har nabosampler som er mindre enn seg selv, blir valgt som topper i signalet. Videre blir den høyeste toppen i signalet valgt, og topens lokasjon i frekvensspekteret svarer til frekvensen som representerer respirasjonsraten i delsignalet.

$$D(\omega) \rightarrow pks(D(\omega)) \rightarrow max_{pks}(D(\omega)) \rightarrow RR(t)$$

hvor $RR(t)$ representerer respirasjonsraten for nåværende delsignal, t er tid i sekund, $max_{pks}(D(\omega))$ er den høyeste toppen i frekvensspekteret, og $pks(D(\omega))$ er alle toppene i frekvensspekteret.

Tveit et. al. [3] benyttet her informasjon om den forrige valgte frekvenstoppen og fant relevante topper rundt denne i valget av ny frekvenstopp. Dette er valgt bort i denne løsningen, fordi vi ønsker oss en detektor som raskt kan tilpasse seg de varierende ratene en nyfødt puster med.

4.5 Deteksjon av hjerterate (E)



Figur 4.4: Oversiktsskjema for hjerteratedeteksjon.

I figur 4.4 vises en oversikt over trinnene som inngår i en deteksjon av hjerterate.

E.1 - RGB oppsplitting

Først deles fargebildet opp i de tre fargekomponentene rød (R), grønn (G) og blå (B). Her representerer indeksen n bilderammene, \mathbf{x} er en vektor av koordinatene x_1 og x_2 i bilderammen, I selve bilderammen og tallene 1, 2, 3 de tre fargekomponentene.

$$R(n, \mathbf{x}) = I(n, \mathbf{x}, 1)$$

$$G(n, \mathbf{x}) = I(n, \mathbf{x}, 2) \tag{4.8}$$

$$B(n, \mathbf{x}) = I(n, \mathbf{x}, 3)$$

E.2 - Lavpassfiltrering

For hver av disse fargekomponentene finnes middelveidien av pikslene i bilderammen ved å summere og dele på antall piksler i rammen. Dette kan ses på som en ekstrem lavpassfiltrering av bilderammen.

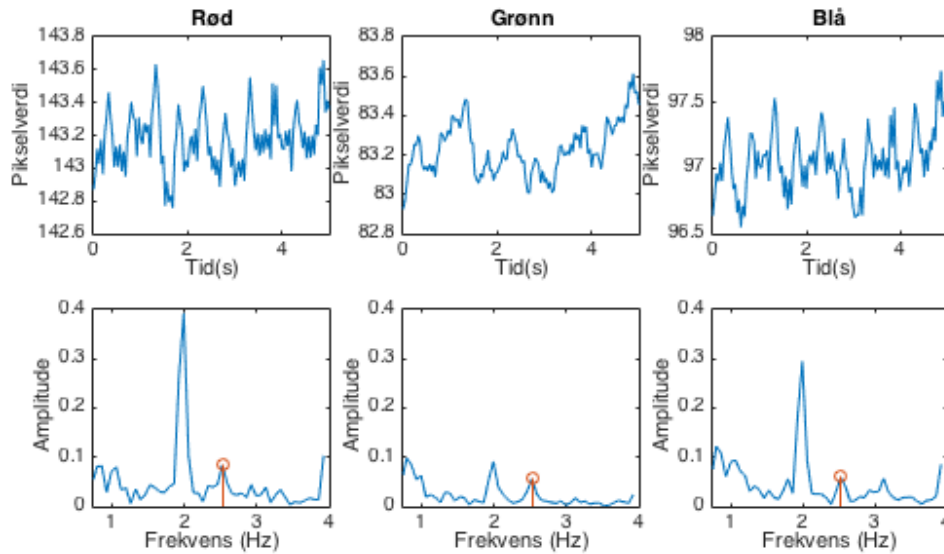
$$raw_i(n) = \frac{1}{P} \sum_{pixels} raw_i(n, \mathbf{x}) \tag{4.9}$$

for hver $i = 1, 2, 3$, og hvor raw_i indikerer de tre fargekomponentene RGB. P er antall piksler i bilderammen.

E.3 - Metoder for RGB-kombinasjon

11 ulike metoder for å generere signalet deteksjonen foretas i blir testet ut i denne oppgaven. Disse metodene baserer seg på hva som tidligere er publisert på fagområdet, men består også av et par egendefinerte metoder.

Fire av metodene handler om å benytte RGB komponentene direkte. De tre første er å benytte komponentene hver for seg i deteksjonen av hjerterate. Både Kwon et. al.[10] og Jimenez et. al. [11] benyttet den grønne fargekomponenten i sine deteksjoner med gode resultater. Den fjerde metoden er å benytte de tre fargekomponentene samtidig. Her utføres deteksjoner i alle tre delsignalene, og frekvenstoppen i hver deteksjon vil være en mulig hjerterate kandidat. Videre sammenlignes kandidatene, og kandidaten med størst amplitude blir valgt som hjerterate for det nåværende tidspunktet. De fire metodene omtales som R_raw , G_raw , B_raw og RGB_raw .



Figur 4.5: Øverst vises delsignaler av fargekomponentene rød, grønn og blå, og nederst vises frekvensspektrene til disse. Virkelig hjerterate er indikert med rødt.

Øverst I figur 4.5 vises eksempler av delsignaler av fargekomponentene rød, grønn og blå, og nederst vises frekvensspektrene til disse. Virkelig hjerterate er her indikert med rødt og lengden på delsignalene er fem sekunder. Frekvensspektrene er avgrenset til det området en hjerterate normalt befinner seg, mellom 0.75 og 4 hz, og som tilsvarer en hjerterate på 45-240.

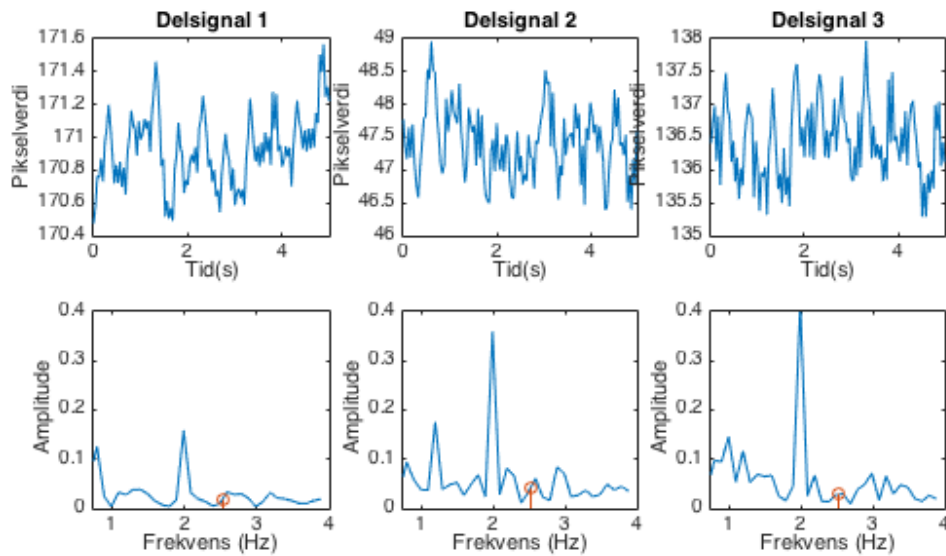
I figuren viser ingen av delsignalene tydelig hjerteraten. En annen frekvens, omlag 2 hz, kommer klart frem i både signalene og frekvensspektrene til fargekomponentene rød og blå, og delvis også grønn. Denne har ikke noe med hjerteraten å gjøre, og er forårsaket av lysstoffrørene som ble benyttet som belysningskilde i opptaket disse utsnittene er hentet fra. Dette vil bli kommentert mer i delkapittel 4.5 og kapittel 7

De tre neste metodene, 5, 6 og 7, benytter normalisering, BSS, og ICA for å komme frem til delsignalene deteksjonen foretas i. Denne oppskriften har blitt benyttet av Poh et. al. [7] og Zhang et. al. [9], og i likhet med disse har vi valgt å benytte Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices (JADE) algoritmen utviklet av Cardoso [30] til å utføre ICA. Poh og Zhang oppnådde de beste resultatene i deres studier ved å benytte det andre delsignalet fra ICA i sine deteksjoner. I denne oppgaven blir alle tre delsignalene fra ICA benyttet hver for seg i deteksjonen av hjerterate. Disse er omtalt som ICA_S1 , ICA_S2 og ICA_S3 .

Før ICA utføres på fargekomponentene foretas først en normalisering. Komponentene er her omtalt som X_1 , X_2 og X_3 , og normaliseringen utføres på følgende måte

$$Xn_i(n) = \frac{Xi(n) - \mu_i}{\sigma_i} \quad (4.10)$$

for hver $i = 1, 2, 3$, og hvor μ er middelveien og σ standaravviket til $Xi(n)$. Det normaliserte signalet $Xn_i(n)$ vil da ha middelvei lik 0 og enhetsvarianse.



Figur 4.6: Øverst vises delsignaler etter at ICA er utført på fargekomponentene og nederst vises frekvensspektrene til disse. Virkelig hjerterate er indikert med rødt.

Øverst I figur 4.6 vises delsignaler etter at normalisering og ICA er utført på fargekomponentene, og nederst vises frekvensspektrene til disse. Virkelig hjerterate er her indikert med rødt og lengden på delsignalene er fem sekunder. Frekvensspektrene er avgrenset til det området en hjerterate normalt befinner seg, mellom 0.75 og 4 hz, og som tilsvarer en hjerterate på 45-240. I figuren viser heller ikke delsignalene funnet v.h.a. ICA tydelige tegn til hjerteraten. I likhet med med figur 4.5 har frekvenskomponenten forårsaket av lysstoffrørene en vesentlig høyere amplitude enn vi har for de andre frekvenskomponentene. Dette vil bli kommentert mer i delkapittel 4.5 og kapittel 7

Den åttende metoden benytter både RGB komponentene og ICA delsignalene i deteksjonen av hjerterate. Her søkes det etter den største frekvenstoppen blandt alle 6 delsignalene. Denne metoden er omtalt som *RGB_ICA_all*.

Metode 9, 10 og 11 går ut på å kombinere RGB komponentene til ett enkelt signal. Metode 9 er tidligere benyttet av Zhu et. al. [12], og signalet deteksjonen foretas i er funnet ved å dele den røde komponenten på den grønne.

$$M(n) = \frac{R(n)}{G(n)} \quad (4.11)$$

hvor $M(n)$ er det genererte signalet, $R(n)$ er rød og $G(n)$ er grønn fargekomponent.

Metode 10 og 11 er lineære kombinasjoner av RGB komponentene. Her tas det utgangspunkt i den grønne komponenten og adderer eller subtraherer deler av rød og blå komponent. Metode 10 er en kombinasjon benyttet av Stocklin et. al. [2], og

er

$$M(n) = -0.5 \cdot R(n) + 1 \cdot G(n) - 0.5 \cdot B(n) \quad (4.12)$$

hvor $M(n)$ er det genererte signalet, $R(n)$ er rød, $G(n)$ er grønn og $B(n)$ er blå fargekomponent.

Metode 11 er en optimal lineær kombinasjon funnet i eksperiment 2 beskrevet i kapittel 5.1.1. Kombinasjonen er

$$M(n) = 0.1 \cdot R(n) + 1 \cdot G(n) - 0.1 \cdot B(n) \quad (4.13)$$

E.4 - Deteksjonsvindu

Se D.8 delkapittel 4.4.

E.5 - Normalisering og båndpassfiltrering

En normalisering utføres på signalet dersom metoden som er valgt ikke er en av ICA metodene. Normaliseringen er den samme som ble foretatt i forkant av ICA i delkapittel 4.5, og er allerede utført på metodene 5,6 og 7.

E.6 - Hammingvindu

Se D.10 delkapittel 4.4.

E.7 - Fast Fourier Transform

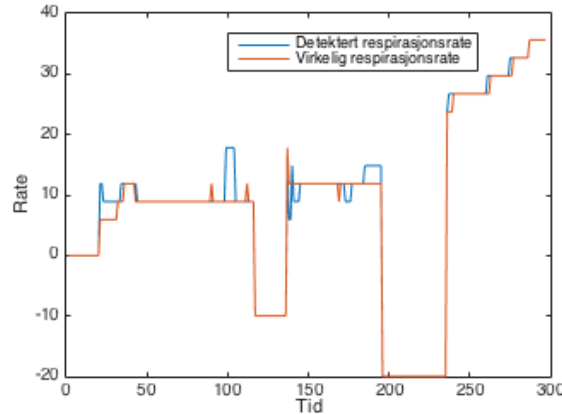
Se D.11 delkapittel 4.4.

E.8 - Finner frekvenstopp

Etter at frekvensspekteret er funnet vha. FFT lokaliseres den største frekvensstoppen i spekteret. Dette utføres på samme måte som i delkapittel 4.4. Siden lysstoffrørbelysning forårsaker en frekvenskomponent på omlag 2 Hz som stort sett alltid har større amplitude enn hjerteraten (se figur 4.6 og 4.5), velges ikke denne toppen. Dersom den høyeste toppen i spekteret er 2 Hz velges topp nummer to i stedet. En direkte konsekvens av dette er at detektoren ikke vil være i stand til å detektere hjerterater i området rundt 2 Hz, som tilsvarer hjerterater rundt 120.

4.6 Deteksjonsresultater (F)

Deteksjonsresultatene presenteres i et plot av detektert og virkelig hjerte- eller respirasjonsrate. I figur 4.7 vises et eksempel av et resultatplot. I opptaket som her er benyttet er både en forstyrrelse, etter 120 sekund, og en respirasjonsstopp, etter 195 sekund, detektert. Y-aksen viser rate, og x-aksen viser tid.



Figur 4.7: Resultatplot som viser følgeegenskaper mellom detekter og målt signal. Y-aksen viser rate, og x-aksen viser tid.

4.6.1 Referansedata

Referansedata for datsettene UIS-LED, UIS-LYS og SUS er hentet inn på ulike måter og gjennomgår derfor ulike forbehandlingsmetoder.

Datsett UIS

I datsettene UIS-LED og UIS-LYS er referansedata hentet inn ved hjelp av en hjerterstarter hvor defibrillatorelektrode ble plassert på brystpartiet til testobjektene. Disse måler EKG og impedans men gir ikke ut ratene i tallverdier, og en deteksjon må foretas i selve målesignalene.

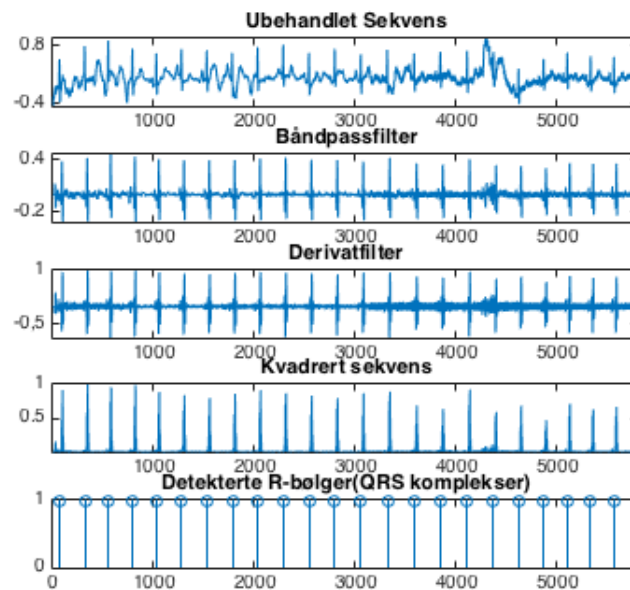
I EKG signalet foretas en deteksjon av R-toppene i QRS kompleksene. QRS detekteringen kan deles inn i fem deler. Disse er listet opp under.

1. **Båndpassfiltrering.** Et bandpass FIR filter er her designet for å slippe gjennom frekvenser mellom 5-15 Hz. Filteret forårsaker en forsinkelse på 25 sampler i signalet.
2. **Derivatfilter.** Et derivatfilter er blitt benyttet for å belyse QRS kompleksene i sekvensen. Filteret er hentet fra Pan Tompkins algoritme [31]. Dette filteret forårsaker en forsinkelse på to sampler og består av filterkoeffisientene.

$$Filter_D = \frac{1}{8} \cdot [-1, -2, 0, 2, 1] \quad (4.14)$$

3. **Kvadrering.** Det foretas en kvadrering av signalet slik at QRS toppene kommer tydeligere frem.
4. **Toppterskling og en delaykompensering.** Dataen blir så normalisert og toppene i signalet blir detektert med metoden beskrevet i 4.4. Middelerdien av toppene blir brukt som et utgangspunkt for å finne en ny terskel på hva som skal bli klassifisert som QRS komplekser og hva som skal forkastes. Etterpå utføres en kompensering for delayet filtreringen har forårsaket.
5. **Deteksjonskontroll.** For å utføre deteksjonskontrollen blir avstandene mellom hver detektering studert. Hvis avstanden mellom to detekteringer er større enn to ganger avstanden mellom detekteringen som var foran, blir intervalllet lagret i to vektorer. Den ene for intervallstart og den andre for intervallstopp. Videre blir intervallene hvor det manglet deteksjon sjekket en ekstra gang hver for seg. Denne gang benyttes en terskelverdi på 60% av terskelverdien benyttet i første deteksjonsrunde.

Et resultat eksempel av QRS deteksjonen er vist i figur 4.8. Sett fra toppen har vi 1. Ubehandlet sekvens. 2. Bandpassfiltrert sekvens. 3. Derivatfiltrert sekvens. 4. Kvadrert sekvens. 5. Detekterte QRS komplekser.



Figur 4.8: 1. Ubehandlet sekvens. 2. Bandpassfiltrert sekvens. 3. Derivatfiltrert sekvens. 4. Kvadrert sekvens. 5. Detekterte QRS komplekser.

Deteksjonen av respirasjonsrate fra impedansmålingen utføres parallellt, og med samme metode som forbehandlingen av detektert respirasjonsrate beskrevet i delkapittel 4.4 til 4.4. Forskjellen her er at lavpassfiltrering og nedsampling utføres i to deler i stedet for i en. Samplingsraten til impedanssignalet er 500 og for å tilpasse oss samplingsraten til det detekterte signalet må en nedsample med 100. En samplerate på fem krever at det ikke finnes frekvenskomponenter høyere enn 2.5 hz i signalet, og en god lavpassfiltrering utført i en omgang er ikke mulig på et så

smalt frekvensbånd. Det lavpassfiltreres derfor med normalisert frekvens lik 0.1 og nedsamples med ti i to omganger før deteksjonen foretas i signalet.

Datasettet SUS

For datasettet SUS er referansedata hentet inn ved hjelp av EKG måleprober festet på den nyfødte. Ved å benytte et ekstra kamera er det utført opptak av monitoren som overvåker den nyfødte. Dette er vist i figur 4.9. Monitoropptaket blir nedsamplet til 1 fps og et utsnitt av måleverdiene til hjerte- og respirasjonsraten blir klippet ut. Ved å benytte Matlab funksjonen *OCR* på hver av bilderammene blir tallverdien automatisk gjenkjent og verdiene blir lagret i referansedatavektorer.



Figur 4.9: Opptak av monitor for innhenting av referansedata.

4.6.2 Godhetsmål

Deteksjonsresultatene presenteres også med to godhetsmål. Disse er *Average relative error* og *Acceptance rate*.

Average relative error

Average relative error er et prosentmål på avviket mellom detektert og virkelig rate for hele sekvensen. *Average relative error* finnes på følgende måte

$$A_{are} = \sum_n \left| \frac{D(n) - R(n)}{R(n)} \right| \quad (4.15)$$

$$ARE = \frac{A_{are}}{K} \cdot 100 \quad (4.16)$$

hvor summeringen foretas for alle sekund, n , og videre har vi at A_{are} er avvik, D er detektert rate, R er virkelig rate, K er antall sekund med deteksjon og ARE er forkortelsen for *Average relative error*. I K er ikke sekvensene med forstyrrelser og respirasjonsstopp tatt med.

Acceptance rate

Average relative error er ikke alene nok til å gi et godt mål på resultatet av en detektering. Dersom det i en periode på 5% av sekvensens varighet oppstår et stort avvik mellom deteksjon og referansedata, vil det resultere i en høy verdi for *Average relative error* selv om følgeegenskapene har vært nøyaktige i de resterende 95% av sekvensen. Det er derfor tatt med et godhetsmål som sier noe om hvor stor andel av sekvensen følgeegenskapene har vært gode, eller akseptable, og dette er kalt *Acceptance rate*.

Som nevnt i delkapittel 4.4 er frekvensoppløsningen til deteksjonen avhengig av størrelsen på tidsvinduet deteksjonen foretas i. Størrelsen på det aksepterte området vil dermed variere og +/- èn i frekvensoppløsningen vil aksepteres. For et tidsvindu på ti sekunder har vi en frekvensoppløsning på 0.1 hz, som tilsvarer 6 i rate. Hvis virkelig rate da var 150 ville både deteksjoner på 144,150 og 156 aksepteres. *Acceptance rate* finnes på følgende måte

$$A_{ar}(n) = |D(n) - R(n)| \quad (4.17)$$

hvor $A_{ar}(n)$ er avvik, $D(n)$ er detektert rate og $R(n)$ er virkelig rate. Videre finnes antallet sekund hvor $A_{ar}(n)$ er mindre enn terskelverdien for akseptert rate. Dette antallet som her omtales som O brukes i

$$O = \sum_n A_{ar}(n) < T_{AR} \quad (4.18)$$

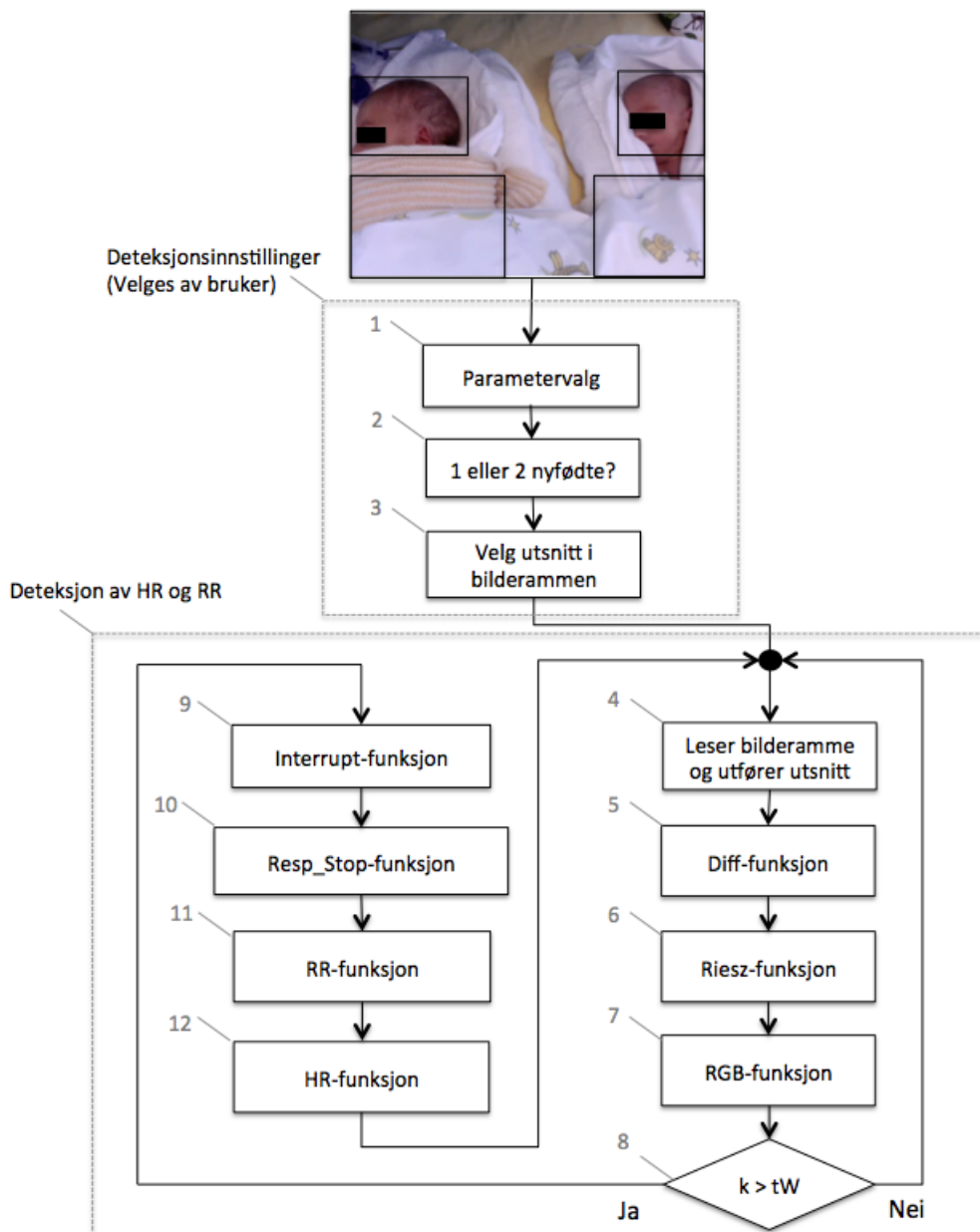
hvor T_{AR} er terskelverdien for hva som aksepteres som en OK deteksjon. Videre finnes det totale målet på *Acceptance rate* her kalt AR

$$AR = \frac{O}{K} \cdot 100 \quad (4.19)$$

hvor K er lik antall sekund med deteksjon, og hvor også her sekvenser med forstyrrelse og respirasjonsstopp er utelatt.

4.7 Sanntidsdeteksjon

Det er satt sammen en løsning som inneholder deteksjon av hjerte- og respirasjonsrate, forstyrrelse og respirasjonsstopp. Løsningen benyttes i eksperiment 10 i kapittel 5 hvor formålet er å teste ut kjøretid og en tilnærmet sanntidsdetektering. Dette er en tilnærmet sanntidsløsning hvor en fortsatt benytter et ferdig spillt inn opptak, men hvor detekteringen foretas som om detektoren ble forsynt med ett og ett bilde fra kameraet. Oversiktsskjema over løsningen er vist i figur 4.10 og trinnene blir kort beskrevet videre i delkapittelet.



Figur 4.10: Oversiktsskjema for totalløsning for hjerte- og respirasjonsrate deteksjon i sanntid

4.7.1 Deteksjonsinnstillinger

Disse velges av bruker og deles inn i tre trinn.

1. Parametervalg

Bruker kan endre parametrene

1. Tidsvindu, *timeWindow*.
2. Følsomhet på respirasjonsdeteksjon, *Alpha*
3. Deteksjonsmetode for hjerteratedeteksjon, *RGB_metode*. Her kan det velges mellom de metodene som kom best ut i eksperimentene i kapittel 5, *R_raw*, *R/G* og *RGB_mix_opt*.
4. Samplerate på opptak, *Fs*.
5. Terskelverdi for forstyrrelsesdeteksjon t_m_RR og t_m_HR .
6. Terskelverdi for respirasjonsstoppdeteksjon, t_rs .

2. Antall nyfødte

Detektoren er i stand til å detektere på to nyfødte samtidig, og brukeren blir bedt om å taste inn om deteksjonen skal foretas på én eller to nyfødte.

3. Valg av utsnitt

Første bilderamme i videoen blir plottet og brukeren blir bedt om å markere utsnittsområdene. Først for hjerteratedeteksjon og deretter for respirasjonsratedeteksjon. Utsnittet foretas ved å dra et rektangel over utsnittområdet. Koordinatene til utsnittene i bilderammen blir lagret og deteksjonen foretas i disse områdene.

4.7.2 Deteksjon av HR og RR

Etter at bruker har definert deteksjonsinnstillingene starter selve deteksjonen. Bortsett fra trinn 4 i figur 4.10 er det her laget funksjoner for alle trinnene.

4. Leser bilderamme og foretar utsnitt

Èn og èn bilderamme blir lastet inn og utsnittsområdene definert av bruker blir hentet ut av bilderammen.

5. Diff-funksjon

Her finnes differansen mellom nåværende og forrige bilderamme. Differansen blir senere benyttet i funksjonene *Interrupt* og *Resp_Stop*. Dette utføres separat for både hjerterate- og respirasjonsrateutsnittet. Se delkapittel 4.2 for full beskrivelse av metoden.

6. Riesz-funksjon

Videre genereres et punkt i vektoren for den globale bevegelsen i respirasjonsutsnittet. Se delkapittel 4.4 for full beskrivelse av metoden.

7. RGB-funksjon

I hjerterateutsnittet finnes middelveidien til pikselverdiene for hver av RGB komponentene. Se delkapittel 4.5 for full beskrivelse av metoden.

8. Sjekker om deteksjon skal starte

Når tiden som er gått er lik størrelsen på tidsvinduet, starter deteksjonen.

9. Interrupt-funksjon

En forstyrrelsedeteksjon utføres ved å summere opp differansen funnet i *Diff-funksjon* over ett sekund, og vurdere denne opp mot forstyrrelsesterskelen. Dette blir utført separat for både hjerterate- og respirasjonsrateutsnittet. Se delkapittel 4.2 for full beskrivelse av metoden.

10. Resp_Stop-funksjon

Deteksjon av respirasjonsstopp foretas ved å summere opp differansen funnet i *Diff-funksjon* over ti sekund, og vurdere denne opp mot terskelen for respirasjonsstopp. Dette utføres kun i respirasjonsrateutsnittet. Se delkapittel 4.3 for full beskrivelse av metoden.

11. RR-funksjon

Respirasjonsraten detekteres i delsignalet avgrenset av tidsvinduet. I motsetning til detektoren i delkapittel 4.0 oppdateres tidsvinduet her for hver bilderamme, og ikke hvert sekund. Se delkapittel 4.4 for full beskrivelse av metoden.

12. HR-funksjon

Hjerteraten detekteres for delsignalet avgrenset av tidsvinduet. I motsetning til detektoren i delkapittel 4.0 oppdateres tidsvinduet her for hver bilderamme, og ikke hvert sekund. Metodene er beskrevet i delkapittel 4.5

Kapittel 5

Eksperiment

I dette kapittelet vil de ti eksperimentene som er utført i oppgaven gjennomgås. Eksperiment 1 hører til kategorien *Kameratype, oppløsning og bilderate*, eksperiment 2-5 i kategorien *Hjerteratedeteksjon*, eksperiment 6-9 i *Respirasjonsratedeteksjon* og eksperiment 10 i *Sanntidsdeteksjon*.

5.0.3 Eksperiment 1: Kameratype, oppløsning og bilderate

I eksperiment 1 er det undersøkt om kameratype, oppløsning og bilderate på opptak har noe å si for deteksjonsraten. Et speilreflekskamera av typen Nikon D7200 og et webkamera av typen Logitech C270 er blitt benyttet. Kameraene er plassert ved siden av hverandre under opptak. Opptakene er utført ved UIS. I figur 5.1 vises bilderammer fra de 2 kameraene.



(a) Speilreflekskamera



(b) Webcamera

Figur 5.1: Bilderammer for ulike kameratyper

Opptakene er spilt inn med oppløsning 1280x720 og med en bilderate på 30 frames per second(fps). Nedsamling av opptakene er utført med funksjonene *VideoReader* og *VideoWriter* i Matlab. Oppløsninger som er sammenlignet er original oppløsning, 1280 x 720, og nedsamlet oppløsning, 640 x 480. Bilderatene som er sammenlignet er original bilderate 30 fps og nedsamlet bilderate 15 fps.

Deteksjon av hjerterate

Det er benyttet to opptak på omlag 100 sekunder hvor testobjektene er en mann og en kvinne. Området rundt hodet er klippet ut fra bilderammene i opptaket. Dette er nødvendig for å kunne detektere de små fargeendringene i ansiktet forårsaket av

blodgjennomstrømningen. I disse opptakene er kun den grønne fargekomponenten benyttet som deteksjonsmetode. *timeWindow* er her satt til 15 sekunder.

Deteksjon av respirasjonsrate

Det er benyttet to opptak på omlag 100 sekunder hvor testobjektene er en mann og en kvinne. Mageregionen har blitt klippet ut for å redusere kjøretiden på deteksjon i opptakene. Parametre benyttet i deteksjonen er et *timeWindow* på 30(mann) og 20(kvinne) sekunder, og en *Alpha* lik 0 for begge to.

5.1 Hjerteratedeteksjon

Her vil eksperiment 2-5 som hører til kategorien *Hjerteratedeteksjon* gjennomgås.

5.1.1 Eksperiment 2: Lineære kombinasjoner av RGB komponenter for hjerteratedeteksjon

I studiet til Stocklin et. al. [2] har de konkludert med at en lineær kombinasjon av RGB komponentene vil resultere i et signal som inneholder mer informasjon om hjerteraten enn RGB komponentene individuelt vil kunne gjøre. I dette eksperimentet er slike kombinasjoner nærmere undersøkt. Her er seks av de syv testobjektene i datasettet LYS blitt benyttet. Opptaket til testobjekt 6 er tatt ut fordi dette ikke ble brukbart for deteksjon av hjerterate. Under innspillingen har ikke kamerafunksjonene vært riktig innstilt, og en forstyrrelse som oppleves som en bølge som kontinuerlig går over bilderammene er vedvarende i opptaket.

$$Mix = \beta * R + 1 * G + \omega * B \quad (5.1)$$

$$\beta = [-0.5 : 0.1 : 0.5] \quad (5.2)$$

$$\omega = [-0.5 : 0.1 : 0.5] \quad (5.3)$$

For hvert testobjekt i datasettet er det utført en deteksjon av hjerterate for alle 121 fargekombinasjonene. *Average relative error* og *Acceptance rate* for hver kombinasjon blir lagret i en resultatvektor. Videre er alle resultatvektorene for hele datasettet sammenlignet. Gjennomsnitt og standardavvik er regnet ut for alle kombinasjonene. Den kombinasjonen med lavest gjennomsnitt og standardavvik for godhetsmålene er valgt som den optimale kombinasjonen av RGB komponentene.

5.1.2 Eksperiment 3: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LED

I første omgang ønskes det å se på deteksjonsresultater under helt kontrollerte omgivelser. Datasettet UIS-LED er her benyttet siden det tidligere er vist at LED er

den beste lysskilden for å detektere hjerterate [2]. Under deteksjon i disse opptakene er det kun benyttet den grønne fargekomponenten i bilderammene for å detektere hjerteraten. Området rundt hodet er klippet ut fra bilderammene i opptakene og deteksjonen foretas i denne regionen. *timeWindow* er satt til 15 sekunder for alle testobjektene. Det blir foretatt deteksjoner i opptakene til alle 7 testobjektene. I figur 5.2 ser vi et eksempel på utsnittsområdet i bilderammene.



Figur 5.2: Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon i LED-opptak

5.1.3 Eksperiment 4: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LYS

Her har vi undersøkt deteksjonsmulighetene i mer reelle omgivelser. På nyfødt intensivavdeling ved SUS er lysskildene av typen lysstoffrør. Ved å utføre deteksjoner i opptak spillt inn under forhold som ligner disse, vil vi få en bedre indikator på hvor bra en deteksjon kan utføres om løsningen ble implementert på nyfødt intensivavdeling.

Datasettet UIS-LYS er her benyttet. Opptaket til testobjekt 6 har i likhet med eksperiment 2 utgått, da dette ikke ble brukbart for deteksjon av hjerterytme.

For de andre seks testobjektene i datasettet er alle de 11 deteksjonsmetodene beskrevet i delkapittel 4.5 blitt benyttet. Området rundt hodet er klippet ut fra bilderammene i opptakene og deteksjonen foretas i denne regionen. *timeWindow* er satt til 15 sekunder på alle testobjektene. I figur 5.3 ser vi et eksempel på utsnittsområdet i bilderammene.

De 11 metodene som her er benyttet er listet opp under

1. Deteksjon av største frekvenstopp kun i R-komponent. Omtalt som R_raw .
2. Deteksjon av største frekvenstopp kun i G-komponent. Omtalt som G_raw .
3. Deteksjon av største frekvenstopp kun i B-komponent. Omtalt som B_raw .
4. Deteksjon av største frekvenstopp mellom alle RGB-komponenter. Omtalt som RGB_raw .
5. Deteksjon av største frekvenstopp kun i delsignal 1 etter at ICA er utført. Omtalt som ICA_S1 .

6. Deteksjon av største frekvenstopp kun i delsignal 2 etter at ICA er utført. Omtalt som *ICA_S2*.
7. Deteksjon av største frekvenstopp kun i delsignal 3 etter at ICA er utført. Omtalt som *ICA_S3*.
8. Deteksjon av største frekvenstopp mellom alle RGB-komponenter og alle ICA delsignaler. Omtalt som *RGB_ICA_all*
9. Deteksjon av største frekvenstopp etter å ha dividert R med G. Omtalt som *R/G_raw*
10. Deteksjon av største frekvenstopp i en kombinasjon av RGB komponenter foreslått av REF ARMIN. Omtalt som *RGB_mix_1*
11. Deteksjon av største frekvenstopp i en optimal kombinasjon av RGB komponenter. Omtalt som *RGB_mix_opt*



Figur 5.3: Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon i lysstoffrør-opptak

5.1.4 Eksperiment 5: Hjerteratedeteksjon i datasettet SUS

Deteksjonsmetodene som er utviklet for datasettet UIS-LYS er også testet på de nyfødte i datasettet SUS. I dette eksperimentet inngår alle tre nyfødte i datasettet. Området rundt hodet til de nyfødte er klippet ut og deteksjonen foretas i denne regionen. *timeWindow* er satt til 15 sekunder på alle de nyfødte. I figur 5.3 ser vi et eksempel på utsnittsområdet i bilderammene.



Figur 5.4: Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon i datasettet SUS

5.2 Respirasjonsdeteksjon

Her vil eksperiment 6-9 som hører til kategorien *Respirasjonsratedeteksjon* gjennomgås.

5.2.1 Eksperiment 6: Parametertest og respirasjonsratedeteksjon i datasettet UIS-LYS

I eksperimentet som innebærer å teste ut hvor nøyaktig en respirasjon kan detekteres har vi kun benyttet datasettet UIS-LYS. Undersøkelser har avdekket at opptakene utført med LED belysning gir lignende resultat som for opptakene utført med lysstoffrørbelysning, og datasettet UIS-LED er derfor ikke tatt med. Variasjonen i pikselverdier forårsaket av lysstoffrørbelysningen vil ikke spille noen vesentlig rolle fordi utslagene på respirasjonsbevegelsene er vesentlig større.

I dette eksperimentet inngår alle 7 testobjektene i datasettet. Mageregionen til testobjektene er klippet ut og deteksjonen foretas i denne regionen. I figur 5.5 ser vi et eksempel på utsnittsområdet i bilderammene.



Figur 5.5: Bilderamme med utsnitt for respirasjonsratedeteksjon

Parametrene *timeWindow* og *Alpha*, som er tidsvindu og følsomhet på deteksjonen, har vist seg å variere mye i forhold til hva som resulterer i en god deteksjon for de enkelte testobjektene. I dette eksperimentet har det derfor blitt funnet individuelle optimale kombinasjoner av *timeWindow* og *Alpha* for hvert av testobjektene. Dette er utført ved å sette opp forsøk som testet alle kombinasjonene for *timeWindow* 10,15,20,25,30, og *Alpha* 0,1,2,3,4,5.

5.2.2 Eksperiment 7: Parameterinstillinger for ulike testobjektgrupper i datasettet UIS-LYS

I eksperiment 7 er det forsøkt å kombinere parameterresultatene til testobjektene for å finne en felles parameterkombinasjon som kan brukes på hele datasettet UIS-LYS, eller på grupperinger av datasettet. Her er gjennomsnitt og standardavvik av godhetsmålresultatene for hver av kombinasjonene utgangspunktet for valgene. Datasettet består av 6 testobjekter. Testobjekt 5 er ikke tatt med da det her har vist seg i eksperiment 6 at referansedata ikke er pålitelig.

5.2.3 Eksperiment 8: Parametertest for respirasjonsratedeteksjon i datasettet SUS

Respirasjonsdeteksjon er her utført på de tre nyfødte som inngår i datasettet SUS. Disse opptakene er omlag 30 minutter lange, og det er benyttet en mindre del av hvert av disse opptakene for å utføre tester med ulik følsomhetsparameter, *Alpha*. *Alpha* fra 0-5 er her forsøkt. Delklippene er på 2-4 minutter hvor de nyfødte ikke beveger seg for mye. Nyfødte har en mye høyere respirasjonsrate enn voksne og det er derfor ikke behov for å benytte tidsvinduer på 20-30 sekunder for å utføre en deteksjon. Parameteren *timeWindow* er satt til ti sekunder på alle forsøkene. Deteksjonen blir utført i et utsnitt av bilderammene. Utsnittsområde og størrelse vil variere mellom de nyfødte.

5.2.4 Eksperiment 9: Felles parameterinnstilling for respirasjonsratedeteksjon i datasettet SUS

Vi har også detektert respirasjonate ved å benytte en felles parametersetting for alle de tre nyfødte i datasettet SUS. Denne parametersettingen er bestemt ut fra resultatene i eksperiment 9, og er *timeWindow* lik 10, og *Alpha* lik 3. Dette var den kombinasjon som ga de beste resultatene for alle tre nyfødte samlet sett. Her er hele sekvensene på omlag 30 minutter benyttet. Utsnittsområdet som deteksjonen foretas i varierer for de nyfødte, men er de samme områdene som ble benyttet i eksperiment 8.

5.3 Sanntidsdeteksjon

Eksperiment 10: Kjøretime og sanntidsdetektering

I eksperiment 10 har vi undersøkt mulighetene for å implementere deteksjonsløsningene våre i en sanntidsdetektor. Sanntidsdetektoren beskrevet i kapittel 4.7 er her benyttet. Eksperimentet er utført med et testopptak av to nyfødte tvillinger hvor varigheten på opptaket er 60 sekunder. Opptaket har her en oppløsning på 640x480 piksler og en bilderate på 25. Her undersøkes kjøretiden for

1. deteksjoner på én nyfødt ved å benytte utsnittsområder.
2. deteksjoner på én nyfødt ved å benytte hele bilderammen.
3. deteksjoner på to nyfødte samtidig ved å benytte utsnittsområder.
4. kun å lese bilderammene. Ingen deteksjon foretas.

Kapittel 6

Resultat

Her vil resultatene til de ti eksperimentene gjennomgått i kapittel 5 presenteres.

6.0.1 Eksperiment 1: Kameratype, oppløsning og bilderate

Hjerteratedeteksjon

I tabell 6.1 vises resultatene for deteksjon av hjerterate i de ulike opptakene. Tabellen viser at kameratype og oppløsning ikke utgjør noen vesentlig forskjell. Ser vi på det kvinnelige testobjektet kan det virke som bilderate utgjør noe større forskjell. Resultatene er bedre for 30 fps enn for 15 fps for begge kameratypene og ved begge oppløsningene.

Tabell 6.1: Tabell over resultater for kameratyper, oppløsning og bilderate i hjerteratedeteksjon. Testobjektene er her én mann(M) og én kvinne(K). *Average relative error* er forkortet til *A.R.E* og *Acceptance rate* er forkortet til *A.R.*

HR	Kamera	Speilrefleks				Webcamera			
		Oppløsning		1280 x 720		640 x 480		1280 x 720	
	Bilderate	30	15	30	15	30	15	30	15
M	A.R.E(%)	1.95	1.55	2.06	1.41	2.81	2.18	2.56	0.77
	A.R.(%)	100	100	100	100	100	100	100	100
K	A.R.E(%)	0.74	3.71	0.74	3.81	0.53	3.48	0.64	3.46
	A.R.(%)	100	85.88	100	85.88	100	85.88	100	85.88

Respirasjonsratedeteksjon

I tabell 6.2 vises resultatene for deteksjon av respirasjonsrate i de ulike opptakene. Tabellen viser at kameratype, bilde rate og oppløsning ikke utgjør noen stor forskjell. For det kvinnelige testobjektet er alle resultatene forholdsvis like, og gode. For det mannlige testobjektet er resultatene litt varierende. Bilderate på 30 fps og oppløsning lik 1280 x 720 viser noe bedre resultater enn bilderate på 15 fps og oppløsning lik 640 x 480.

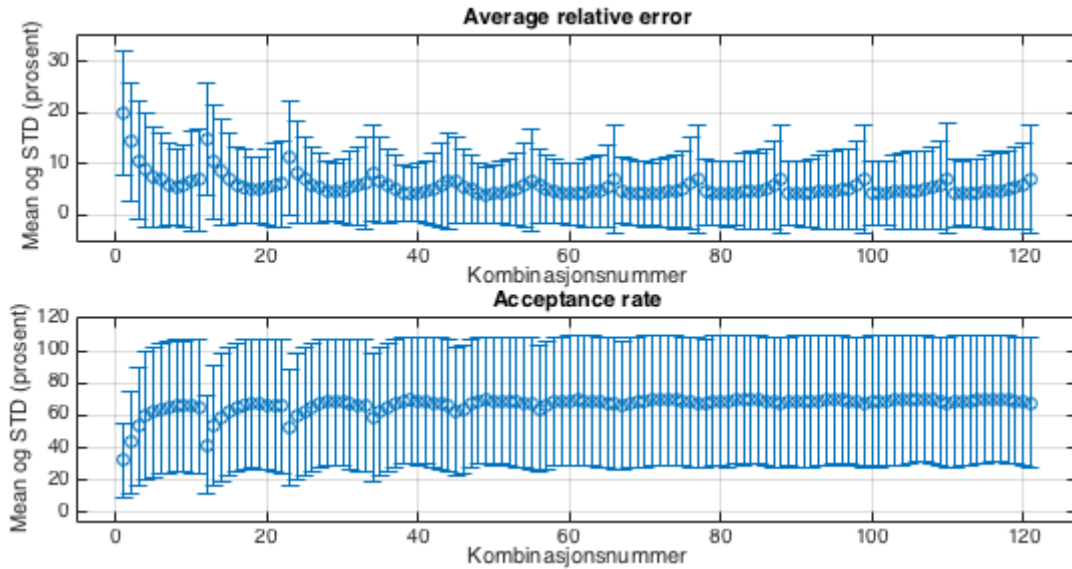
Tabell 6.2: Tabell over resultater for kameratyper, oppløsning og bilderate i respirasjonsratedeteksjon. Testobjektene er her én mann(M) og én kvinne(M). *Average relative error* er forkortet til *A.R.E* og *Acceptance rate* er forkortet til *A.R*.

RR	Kamera	Speilrefleks				Webcamera			
		Oppløsning	1280 x 720		640 x 480		1280 x 720		640 x 480
	Bilderate	30	15	30	15	30	15	30	15
M	A.R.E(%)	10.06	16.38	14.43	17.99	11.04	10.66	15.09	16.66
	A.R(%)	89.66	78.86	86.21	86.10	93.10	92.86	88.76	85.43
K	A.R.E(%)	0.24	0.24	0.24	0.41	0.75	0.75	1.09	0.75
	A.R(%)	100	100	100	100	100	100	100	100

6.1 Hjerteratedeteksjon

Her vil resultatene for eksperiment 2-5 som hører til kategorien *Hjerteratedeteksjon* presenteres.

6.1.1 Eksperiment 2: Lineære kombinasjoner av RGB komponenter



Figur 6.1: Mean og Std plot av alle RGB kombinasjonene for hele datasettet. Øverst har vi *Average relative error* og nederst har vi *Acceptance rate*. Den ytre løkken i kombinasjonsnummer er bidraget til rød, fra -0.5 til 0.5, og den indre løkken er bidraget til blå, fra -0.5 til 0.5.

Gjennomsnittsverdi og standardavviket til godhetsmålene for hver av kombinasjonene på datasettet er vist i figur 6.1. *Average relative error* er øverst i figuren, og *Acceptance rate* nederst. Vi ser en gjentakende trend på kurvene. For hver 11 kombinasjon øker bidraget til *beta*, som vektlegger den røde fargekomponenten, og mellom hver øking av *beta*, finner vi resultatene for hver av *omega*, som er den faktoren som vektlegger den blå fargekomponenten. Felles for de positive resultatene som finnes i områdene rundt 50, 60, 71, 82, 93, 104 og 114 er at den blå fargekomponenten blir vektlagt med omlag 0, og den røde fargekomponenten blir vektlagt med 0 eller mer. Standardavviket avtar frem til kombinasjonsnummer 71 på *Average relative error* kurven, og i dette kombinasjonsnummeret finner vi de beste resultatene for begge av godhetsmålene. Kombinasjonen er

$$RGB_mix_opt = 0.1 * R + 1 * G - 0.1 * B \quad (6.1)$$

I tabell 6.3 kan en lese resultatene for kombinasjonsnummer 71. Her er også resultatene for kombinasjonsnummer 60 tatt med. Dette er kombinasjonen hvor rød og blå fargekomponent ikke bidrar.

Tabell 6.3: Tabell over deteksjonsresultater for lineære kombinasjoner av RGB komponenter

	Kombinasjonsnummer	Average relative error		Acceptance rate	
		Mean(%)	Std(%)	Mean(%)	Std(%)
1	71 (RGB_mix_opt)	4.8167	6.3725	80.8000	28.2227
2	60 (G)	4.8950	6.1859	80.4883	27.2716

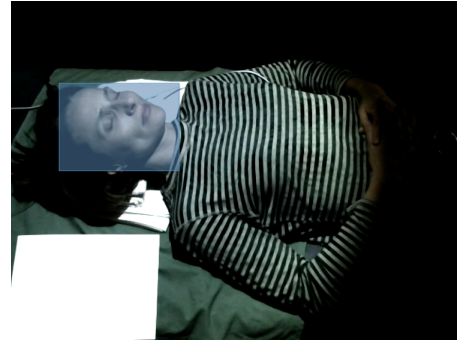
6.1.2 Eksperiment 3: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LED

Testobjekt 1:

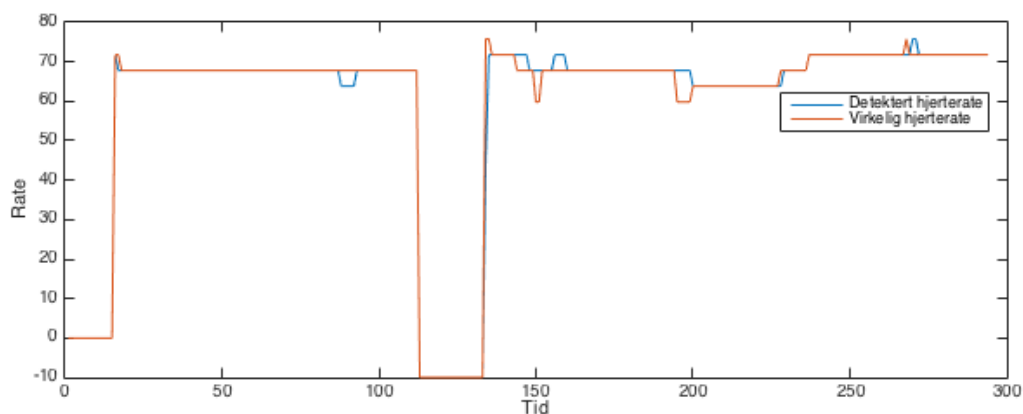
Kjønn: Kvinne

Alder: 45 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.2: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 1 UIS-LED



Figur 6.3: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 1 UIS-LED

Figur 6.3 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 1. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet.

Average relative error: **1.0068%** og Acceptance rate: **96.7078%**

Testobjekt 2:

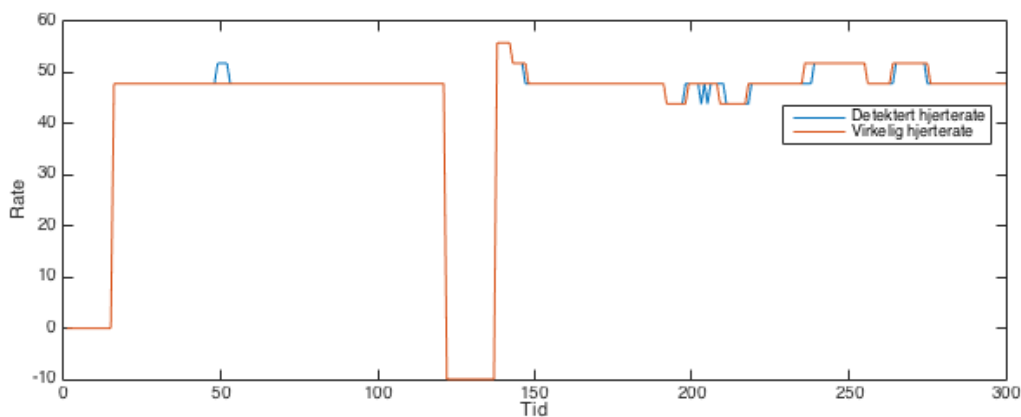
Kjønn: Mann

Alder: 53 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.4: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 2 UIS-LED



Figur 6.5: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 2 UIS-LED

Figur 6.5 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 2. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet.

Average relative error: **0.6849%** og Acceptance rate: **99.2126%**

Testobjekt 3:

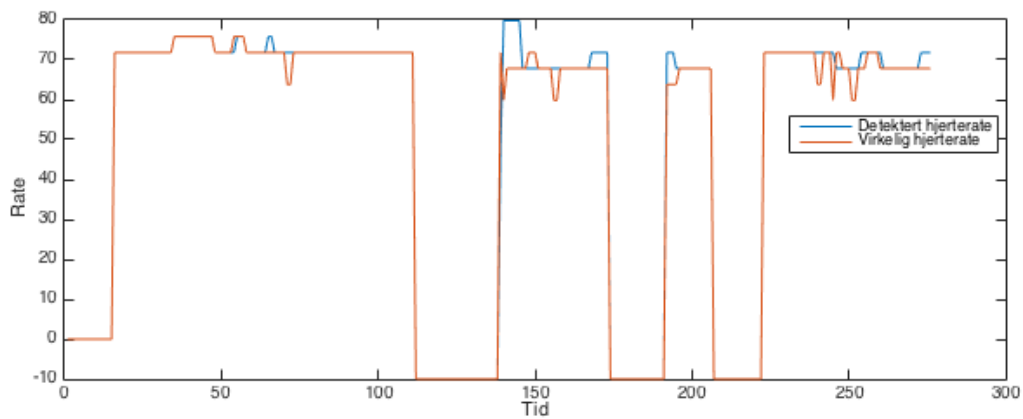
Kjønn: Kvinne

Alder: 28

Opprinnelse: Vietnam



Figur 6.6: Bilderamme med utsnitt testobjekt 3 UIS-LED



Figur 6.7: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 3 UIS-LED

Figur 6.7 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 3. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet. I tillegg utfører testobjektet bevegelser med hodet som forårsaker deteksjonsbrudd på to senere tidspunkt.

Average relative error: **2.4562%** og Acceptance rate: **89.8396%**

Testobjekt 4:

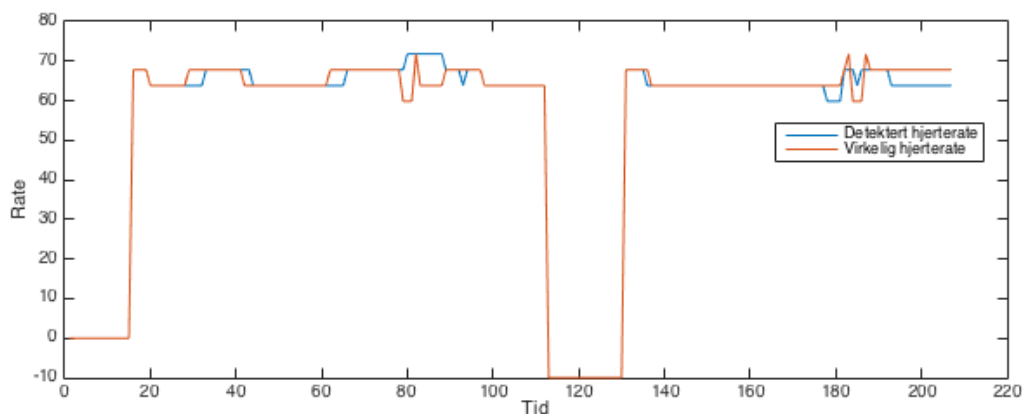
Kjønn: Mann

Alder: 32 år

Opprinnelse: Vietnam



Figur 6.8: Bilderamme med utsnitt testobjekt 4 UIS-LED



Figur 6.9: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 4 UIS-LED

Figur 6.9 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 4. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet.

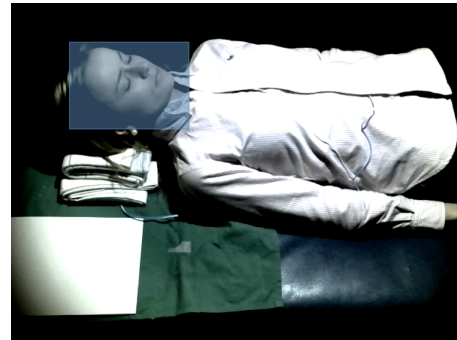
Average relative error: **2.2334%** og Acceptance rate: **93.1250%**

Testobjekt 5:

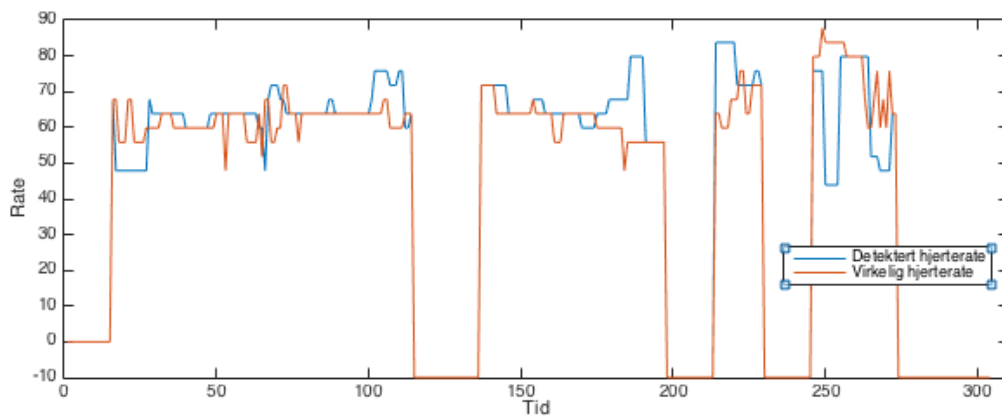
Kjønn: Kvinne

Alder: 21 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.10: Bilderamme med utsnitt testobjekt 5 UIS-LED



Figur 6.11: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 5 UIS-LED

Figur 6.11 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 5. Figuren viser mindre gode følgeegenskaper og en lav nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet. I tillegg utfører testobjektet bevegelser med hodet som forårsaker deteksjonsbrudd på tre senere tidspunkt.

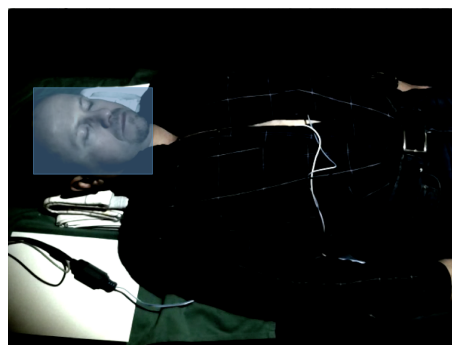
Average relative error: **11.5671%** og Acceptance rate: **57.3171%**

Testobjekt 6:

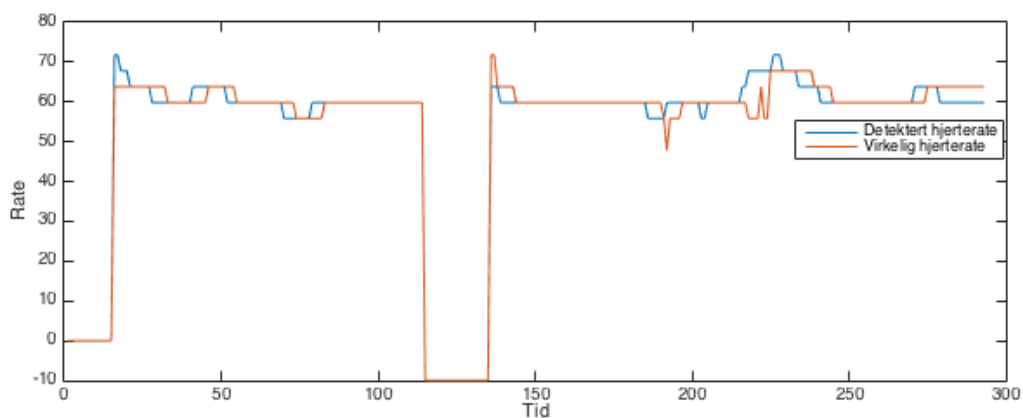
Kjønn: Mann

Alder: 48 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.12: Bilderamme med utsnitt testobjekt 6 UIS-LED



Figur 6.13: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 6 UIS-LED

Figur 6.13 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 6. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet.

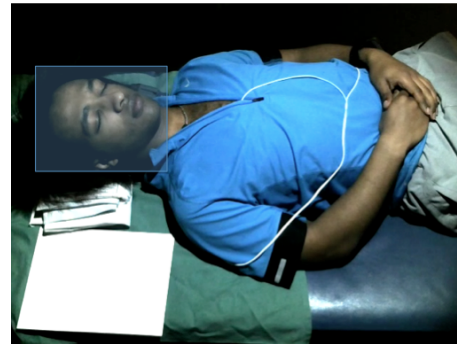
Average relative error: **2.8540%** og Acceptance rate: **95.5285%**

Testobjekt 7:

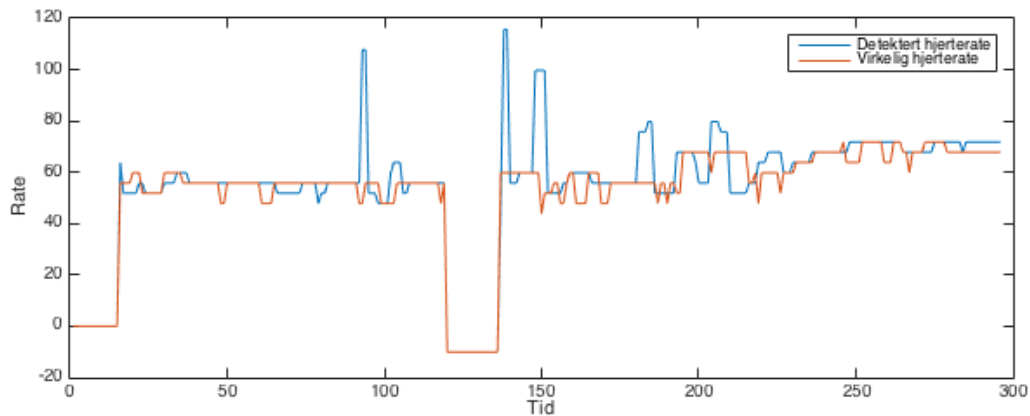
Kjønn: Mann

Alder: 22 år

Opprinnelse: Etiopia



Figur 6.14: Bilderamme med utsnitt testobjekt 7 UIS-LED

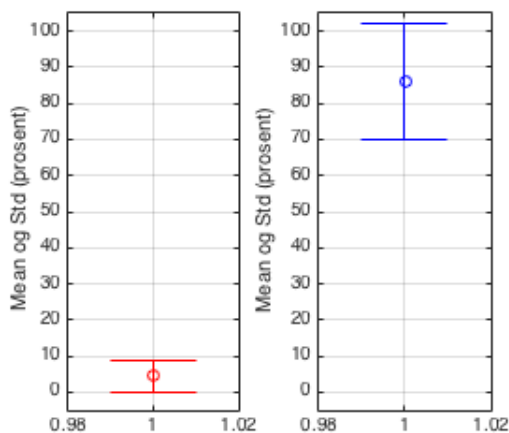


Figur 6.15: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 7 UIS-LED

Figur 6.15 viser deteksjon og referansedata for hjerteratemåling for testobjekt 7. Figuren viser mindre gode følgeegenskaper og litt lav nøyaktighet. Bevegelsene etter 120 sek har løst ut bevegelsesdeteksjon, og algoritmen fortsetter ikke deteksjonen før denne bevegelsen er utenfor tidsvinduet.

Average relative error: **9.7131%** og Acceptance rate: **70.2811%**

Samlet deteksjonsresultat for alle LED-opptak



Figur 6.16: Gjennomsnitt og standardavvik av *Average relative error* (rød) og *Acceptance rate* (blå)

I figur 6.16 er en oversikt over gjennomsnittet og standardavvik av godhetsmålene *Average relative error* og *Acceptance rate* for hele datasettet. Den gjennomsnittlige *Average relative error* for hjerteratedeteksjon i LED opptakene er 4.3925 %, og den gjennomsnittlige *Acceptance rate* er 86.0017 %.

6.1.3 Eksperiment 4: Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LYS

Testobjekt 1:

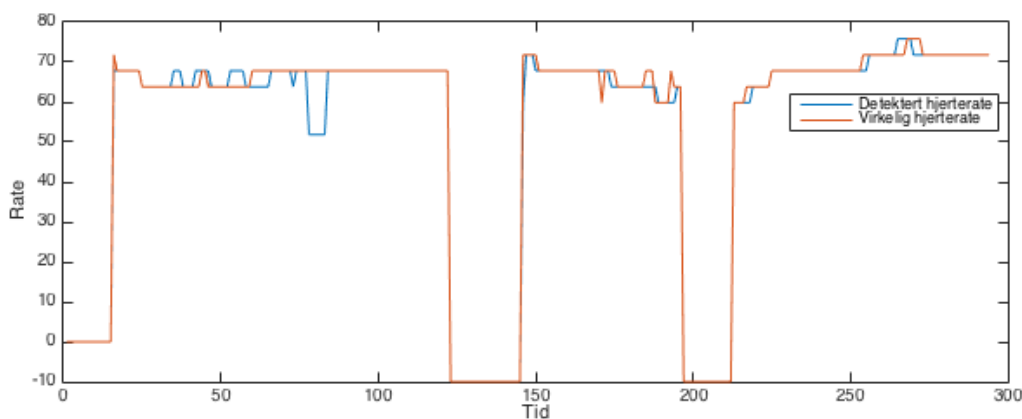
Kjønn: Kvinne

Alder: 45 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.17: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 1 UIS-LYS



Figur 6.18: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 1 UIS-LYS

I tabell 6.4 kan en lese at det var R/G som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for testobjekt 1. I figur 6.18 vises deteksjonsresultatet for metoden. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsesdeteksjonen slår ut når testobjektet blir bedt om å bevege seg etter 120 sek, men også på et senere tidspunkt som følge av at testobjektet ligger urolig.

Tabell 6.4: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 1 UIS-LYS

Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	12.5163 %	80.9129 %
G_raw	1.8609 %	96.2656 %
B_raw	18.5309 %	75.5187 %
RGB_raw	5.7476 %	85.8921 %
ICA_S1	15.6307 %	72.6141 %
ICA_S2	17.0085 %	43.1535 %
ICA_S3	19.8168 %	23.2365 %
RGB_ICA_all	18.4625 %	47.3029 %
R/G	1.4791 %	98.7552 %
RGB_mix_1	21.4891 %	31.1203 %
RGB_mix_opt	1.9099 %	96.2656 %

Vi ser også i tabell 6.4 at vi får bra resultat ved å benytte metodene *G_raw* og *RGB_mix_opt*. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Testobjekt 2:

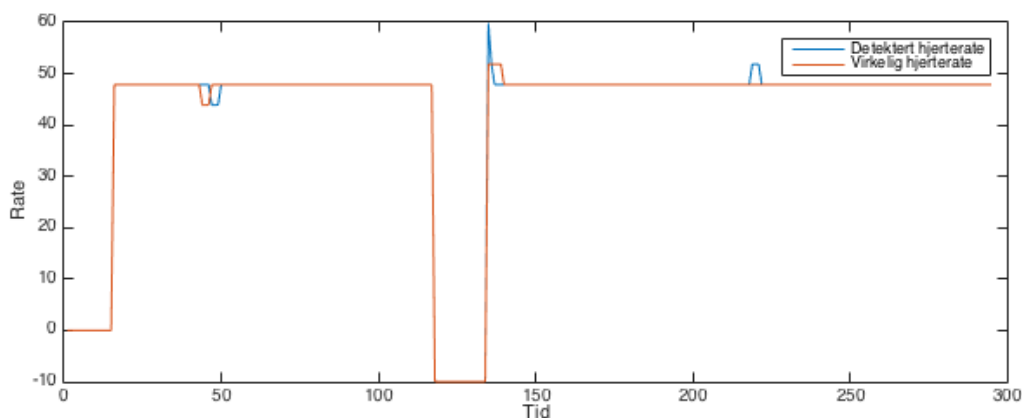
Kjønn: Mann

Alder: 53 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.19: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 2 UIS-LYS



Figur 6.20: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 2 UIS-LYS

I tabell 6.5 kan en lese at det var R/G som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for testobjekt 2. I figur 6.20 vises deteksjonsresultatet for metoden. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Testobjektet har en lav, men veldig stabil hjerterate. Bevegelsesdeteksjonen slår ut når testobjektet blir bedt om å bevege seg etter 120 sek.

Tabell 6.5: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 2 UIS-LYS

Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	0.5244 %	99.1968 %
G_raw	0.4626 %	99.5984 %
B_raw	0.8402 %	99.5984 %
RGB_raw	0.5244 %	99.1968 %
ICA_S1	3.1915 %	95.1807 %
ICA_S2	33.2444 %	56.2249 %
ICA_S3	11.5801 %	74.6988 %
RGB_ICA_all	3.1387 %	95.1807 %
R/G	0.3622 %	99.5984 %
RGB_mix_1	18.9259 %	70.2811 %
RGB_mix_opt	0.4935 %	99.5984 %

Vi ser også i tabell 6.5 at vi får bra resultat med å benytte alle metodene utenom *ICA_S2*, *ICA_S3* og *RGB_mix_1*. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Testobjekt 3:

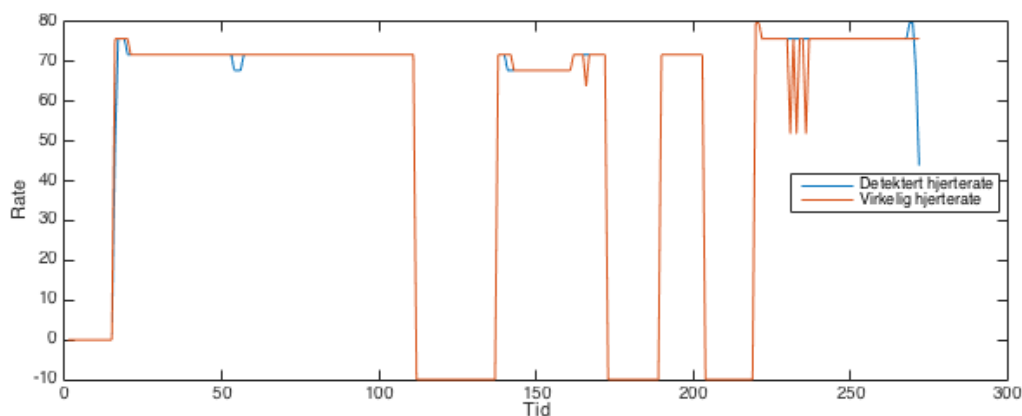
Kjønn: Kvinne

Alder: 28

Opprinnelse: Vietnam



Figur 6.21: Bilderamme med utsnitt testobjekt 3 UIS-LYS



Figur 6.22: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 3 UIS-LYS

I tabell 6.6 kan en lese at det var *RGB_mix_opt* som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for testobjekt 3. I figur 6.22 vises deteksjonsresultatet for metoden. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsesdeteksjonen slår ut når testobjektet blir bedt om å bevege seg etter 120 sek, men også på et par senere tidspunkt som følge av at testobjektet ligger urolig.

Tabell 6.6: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 3 UIS-LYS

Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	1.9258 %	95.0820 %
G_raw	1.5826 %	96.1749 %
B_raw	1.8429 %	96.1749 %
RGB_raw	1.7868 %	95.6284 %
ICA_S1	3.2744 %	89.071 %
ICA_S2	9.5764 %	68.3060 %
ICA_S3	22.0999 %	26.7760 %
RGB_ICA_all	5.9117 %	82.5137 %
R/G	1.8427%	95.6284 %
RGB_mix_1	17.1325 %	53.0055 %
RGB_mix_opt	1.5519 %	96.1749 %

Vi ser også i tabell 6.6 at vi får bra resultat med å benytte de fleste metodene, men at også her kommer *ICA_S2*, *ICA_S3* og *RGB_mix_1* dårlig ut. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Testobjekt 4:

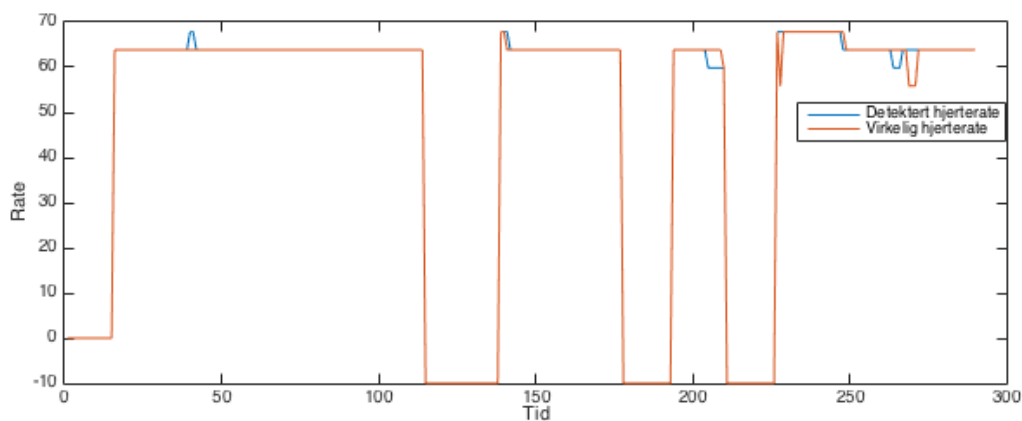
Kjønn: Mann

Alder: 32 år

Opprinnelse: Vietnam



Figur 6.23: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 4 UIS-LYS



Figur 6.24: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 4 UIS-LYS

I tabell 6.7 kan en lese at det var R/G som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for testobjekt 4. I figur 6.24 vises deteksjonsresultatet med metoden. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Bevegelsesdeteksjonen slår ut når testobjektet blir bedt om å bevege seg etter 120 sek, men også på to senere tidspunkt som følge av at testobjektet ligger urolig.

Tabell 6.7: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 4 UIS-LYS

Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	1.4169 %	95.4545 %
G_raw	1.3300 %	95.0000 %
B_raw	1.4520%	94.5455 %
RGB_raw	1.3885 %	94.5455 %
ICA_S1	6.7785 %	85.4545 %
ICA_S2	13.8233 %	57.7273 %
ICA_S3	15.2141 %	35.4545 %
RGB_ICA_all	11.5925 %	68.6364%
R/G	1.2214 %	95.4545 %
RGB_mix_1	16.5007 %	29.0909%
RGB_mix_opt	1.3584 %	95.0000 %

Vi ser også i tabell 6.7 at vi får bra resultat med å benytte alle metodene utenom de ICA baserte metodene og *RGB_mix_1*. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Testobjekt 5:

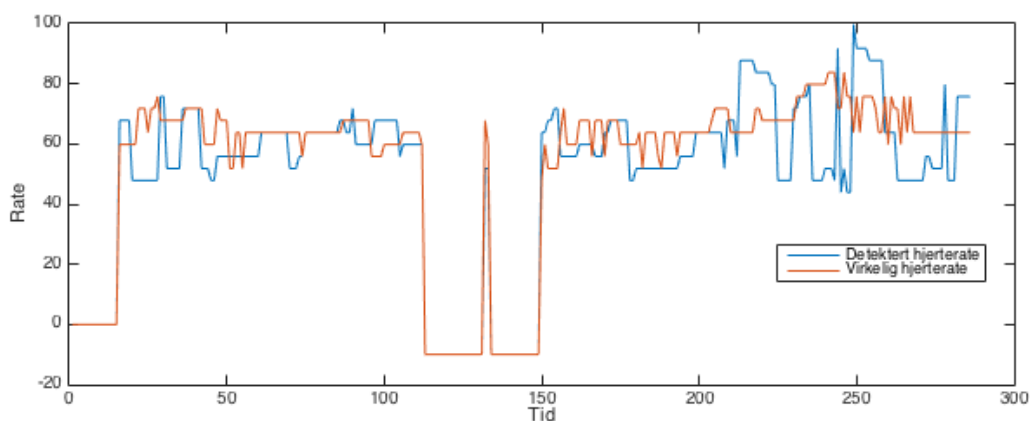
Kjønn: Kvinne

Alder: 21 år

Opprinnelse: Norge



Figur 6.25: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 5 UIS-LYS



Figur 6.26: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 5 UIS-LYS

I tabell 6.8 kan en lese at det var G_raw som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for testobjekt 5. I figur 6.26 vises deteksjonsresultatet for metoden. Figuren viser dårlige følgeegenskaper og lav nøyaktighet. Bevegelsesdeteksjonen slår ut når testobjektet blir bedt om å bevege seg etter 120 sek.

Tabell 6.8: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 5 UIS-LYS

Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	30.8423 %	17.9167 %
G_raw	16.3045 %	31.6667 %
B_raw	24.8201%	24.5833 %
RGB_raw	25.4103 %	20.4167 %
ICA_S1	17.8624 %	34.1667 %
ICA_S2	20.4374 %	27.0833 %
ICA_S3	21.8857 %	18.3333 %
RGB_ICA_all	23.1981 %	19.5833 %
R/G	18.1371 %	35.4167 %
RGB_mix_1	22.2924 %	19.5833 %
RGB_mix_opt	17.0822 %	27.5000 %

Vi ser også i tabell 6.8 at det er metodene *G_raw*, *ICA_S1*, *R/G* og *RGB_mix_opt* som gir et OK *Average relative error* resultat, men at *Acceptance rate* er veldig dårlig på alle metodene. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Testobjekt 7:

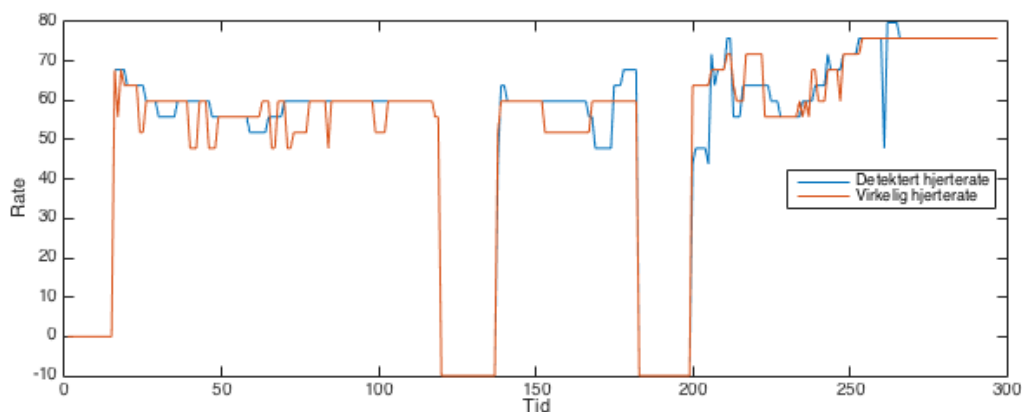
Kjønn: Mann

Alder: 22 år

Opprinnelse: Etiopia



Figur 6.27: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 7 UIS-LYS



Figur 6.28: Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 7 UIS-LYS

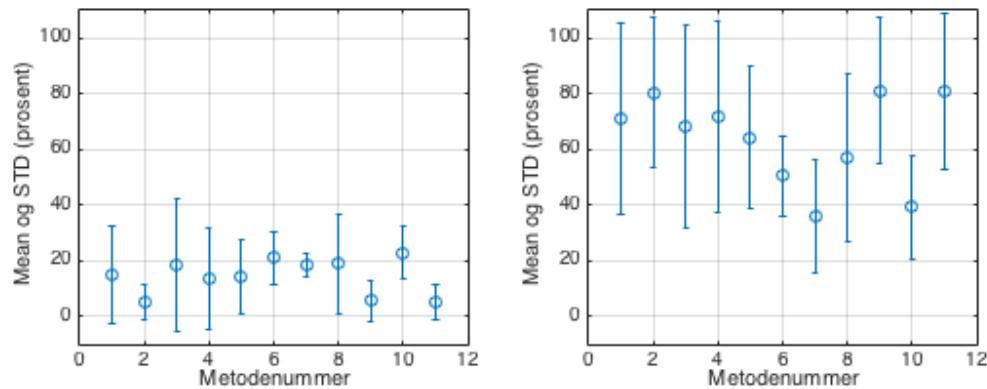
I tabell 6.9 kan en lese at det var *RGB_mix_opt* som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for testobjekt 7. I figur 6.28 vises deteksjonsresultatet for metoden. Figuren viser mindre gode følgeegenskaper og litt lav nøyaktighet. Bevegelsesdeteksjonen slår ut når testobjektet blir bedt om å bevege seg etter 120 sek, og også på et senere tidspunkt som følge av at testobjektet ligger urolig.

Tabell 6.9: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 7 UIS-LYS

Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	41.5638 %	39.2241 %
G_raw	7.8393 %	64.2241 %
B_raw	63.2249 %	20.6897 %
RGB_raw	45.1000 %	36.2069 %
ICA_S1	38.0196 %	39.6552 %
ICA_S2	31.6693 %	50.4310 %
ICA_S3	19.3223 %	38.3621 %
RGB_ICA_all	52.1322 %	29.3103 %
R/G	10.2949 %	62.0690 %
RGB_mix_1	41.3288 %	33.1897 %
RGB_mix_opt	6.5092 %	70.2586 %

Vi ser også i tabell 6.9 at det er metodene RGB_mix_opt, G_raw, og R/G som gir et OK resultat. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Samlet deteksjonsresultat for alle deteksjonsmetoder



Figur 6.29: Deteksjonsresultat for alle 11 deteksjonsmetodene i hele datasettet, UIS-LYS. *Average relative error* til venstre og *Acceptance rate* til høyre. Metodennummer er vist i tabell 6.10.

Tabell 6.10: Deteksjonsresultat for alle 11 deteksjonsmetodene i hele datasettet, UIS-LYS

	Metode	Average relative error		Acceptance rate	
		Mean	Std	Mean	Std
1	R_raw	14.7983	17.4766	71.2967	34.3454
2	G_raw	4.8950	6.1859	80.4883	27.2716
3	B_raw	18.4500	24.1658	68.5167	36.5375
4	RGB_raw	13.3181	18.1865	71.9817	34.4692
5	ICA_S1	14.1283	13.2522	64.1900	25.4876
6	ICA_S2	20.9583	9.6119	50.4850	14.1744
7	ICA_S3	18.3183	4.1317	36.1433	20.3150
8	RGB_ICA_all	19.0733	17.8502	57.0867	30.0167
9	R/G	5.5550	7.1692	81.1533	26.5315
10	RGB_mix_1	22.9450	9.2954	39.3800	18.6807
11	RGB_mix_opt	4.8167	6.3725	80.8000	28.2227

I figur 6.29 og tabell 6.10 ser vi at det er *G_raw*, *R/G* og *RGB_mix_opt* som klart skiller seg ut som de metodene som egner seg best til deteksjon av hjerterate i opptakene som datasettet består av.

6.1.4 Eksperiment 5: Hjerteratedeteksjon i datasettet SUS

Nyfødt 1:

Kjønn: Jente

Alder: 34 uker

Opprinnelse: Norge



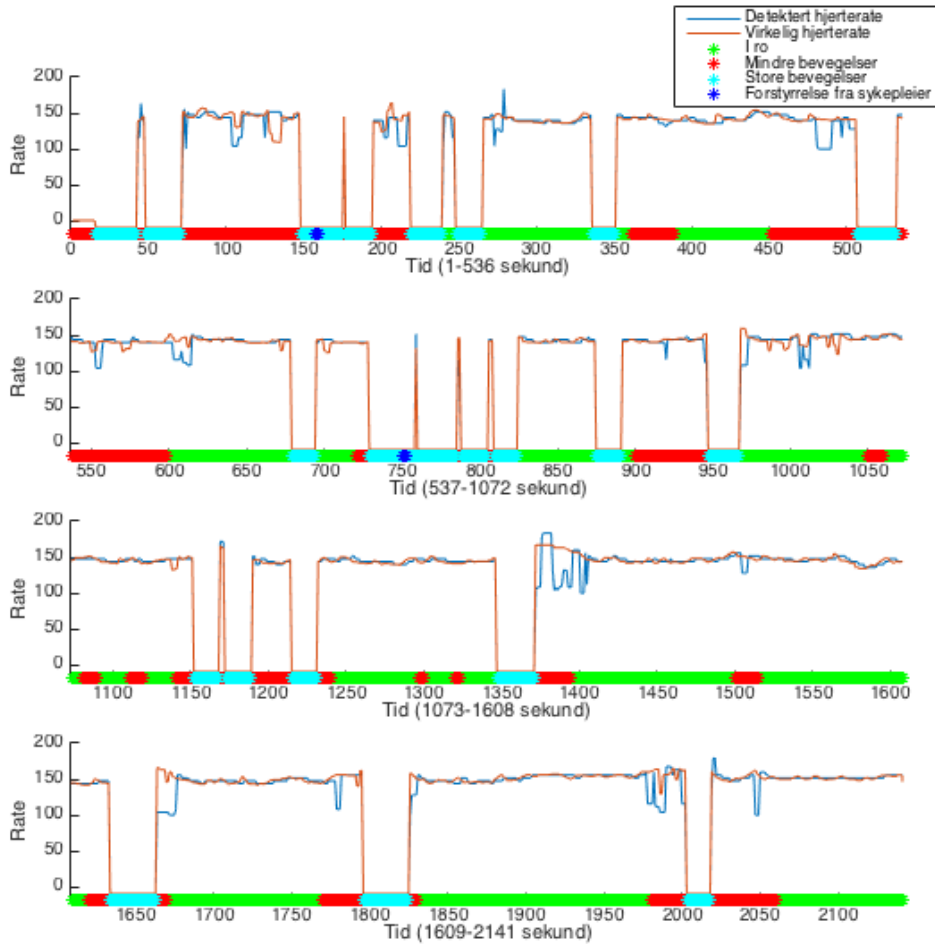
Figur 6.30: Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon, nyfødt 1 SUS

I tabell 6.11 kan en lese at det var G_raw som var den deteksjonsmetoden som ga de beste resultatene for nyfødt 1. Vi ser også at metodene R/G og RGB_mix_opt fikk nesten like gode resultater. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Tabell 6.11: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, nyfødt 1 SUS

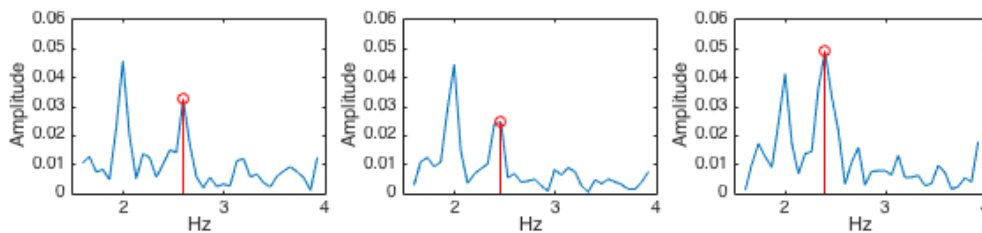
Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	9.2904 %	62.6590 %
G_raw	4.3266 %	84.6577 %
B_raw	12.6700 %	50.2312 %
RGB_raw	10.2586 %	59.2486 %
ICA_S1	10.4157 %	58.1503 %
ICA_S2	16.5087 %	31.3873 %
ICA_S3	17.1768 %	32.1965 %
RGB_ICA_all	18.7144 %	25.0052 %
R/G	4.5969 %	83.4352 %
RGB_mix_1	21.6452 %	12.7168 %
RGB_mix_opt	4.4193 %	84.7188 %

I figur 6.31 vises deteksjonsresultatet for metoden G_raw . Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Vi ser at selv i partier hvor det er mindre bevegelser i bilderammen har vi enkelte steder gode deteksjoner av hjerteraten.



Figur 6.31: Resultat for hjerteratedeteksjon, nyfødt 1 SUS. Deteksjonsresultatet er delt opp i fire sekvenser, hvor hver av disse er på omlag ni minutter. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er *i ro*(grønn), *mindre bevegelser*(rød), *store bevegelser*(cyan) og *forstyrrelse fra sykepleier*(blå).

I figur 6.32 har vi tre eksempler på frekvenspektre fra opptaket etter at FFT er utført på delsignalet i tidsvinduet. Den nyfødte ligger i ro i alle tre eksemplene. Vi ser at den eneste frekvenstoppen som har amplitude på størrelse med hjerteratefrekvensen er den som ligger fast på ca 2 Hz. Denne er som nevnt tidligere forårsaket av lysstoffrørbelysning, og blir ikke valgt som hjerterate dersom andre topper finnes i tidsvinduet. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt i hvert av eksemplene.



Figur 6.32: Tre eksempler av frekvensspekteranalyse av deteksjon med metoden G_{raw} , nyfødt 1 SUS. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt.

Nyfødt 2:

Kjønn: Gutt

Alder: 33 uker

Opprinnelse: Norge



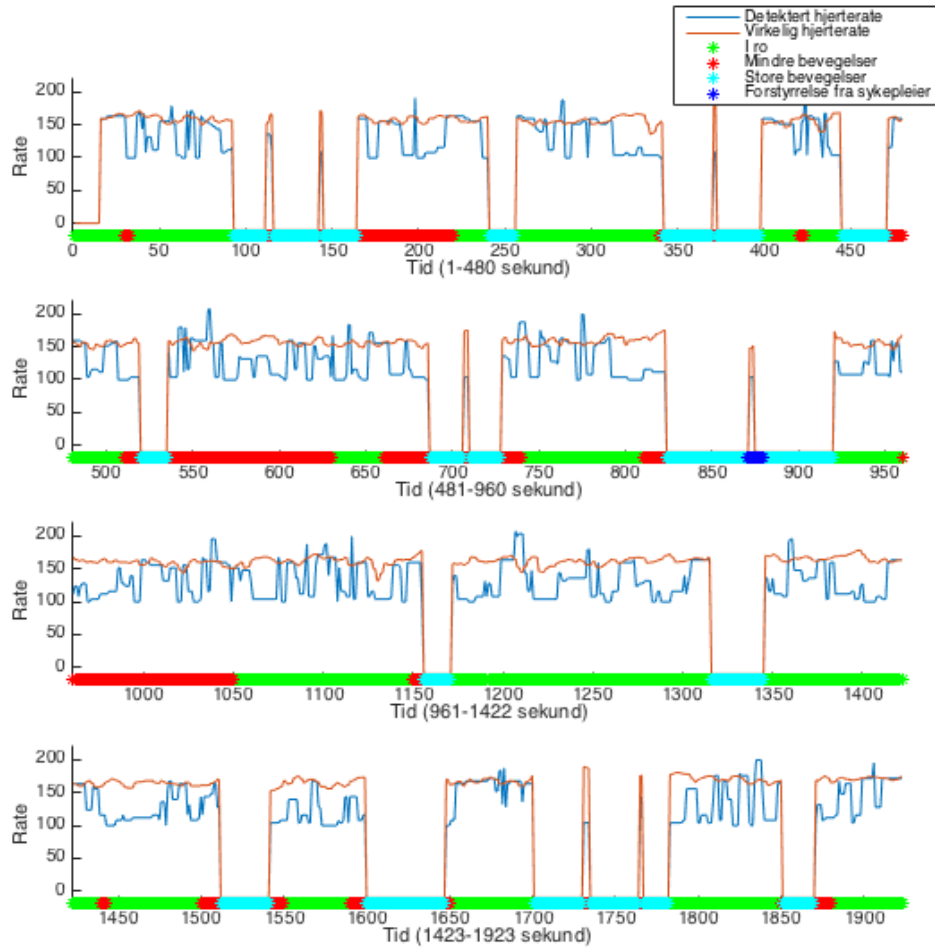
Figur 6.33: Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon, nyfødt 2 SUS

I tabell 6.12 kan en lese at ingen av metodene ga gode resultater for nyfødt 2. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Tabell 6.12: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, nyfødt 2 SUS

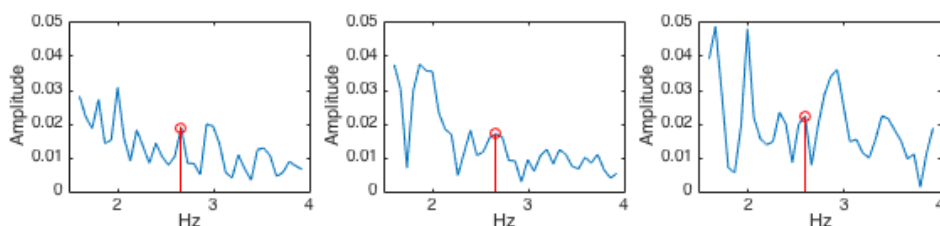
Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	18.3188 %	17.5606 %
G_raw	21.0312 %	24.4673 %
B_raw	20.2706 %	10.2866 %
RGB_raw	19.7906 %	12.2704 %
ICA_S1	19.8487 %	18.0015 %
ICA_S2	19.2373 %	13.8134 %
ICA_S3	19.4520 %	15.3564 %
RGB_ICA_all	17.3383 %	12.7847 %
R/G	19.3821 %	20.5731 %
RGB_mix_1	19.8458 %	11.9030 %
RGB_mix_opt	20.3717 %	26.6716 %

I figur 6.34 vises deteksjonsresultatet for metoden *RGB_mix_opt*. *RGB_mix_opt* var en av metodene som ga best resultat for begge godhetsmålene, og metoden har også vist gode resultater ved tidligere forsøk. Figuren viser dårlige følgeegenskaper og lav nøyaktighet. Deteksjonens valg av frekvenstopp varierer mye, og toppen som tilsvarer hjerteraten velges sjeldent. Den nyfødte er våken i store deler av opptaket, men det finnes flere rolige partier hvor deteksjonen burde vist bedre resultater.



Figur 6.34: Resultat for hjerteratedeteksjon, nyfødt 2 SUS. Deteksjonsresultatet er delt opp i fire sekvenser, hvor hver av disse er på omlag 8 minutter. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er *i ro*(grønn), *mindre bevegelser*(rød), *store bevegelser*(cyan) og *forstyrrelse fra sykepleier*(blå).

I figur 6.35 har vi tre eksempler på frekvensspektre fra opptaket etter at FFT er utført på delsignalet i tidsvinduet. Den nyfødte ligger i ro i alle tre eksemplene. Vi ser her at i tillegg til den vanlige lysstøffrekvensen på 2 hz, har vi andre frekvenstopper som er større enn, eller like store som hjerteratefrekvensen. Amplituden til hjerteratefrekvensene er også lavere for nyfødt 2 enn de var for nyfødt 1. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt i hvert av eksemplene.



Figur 6.35: Tre eksempler av frekvensspekteranalyse av deteksjon med metoden *RGB_mix_opt*, nyfødt 2 SUS. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt.

Nyfødt 3:

Kjønn: Gutt
 Alder: 44 uker
 Opprinnelse: Norge



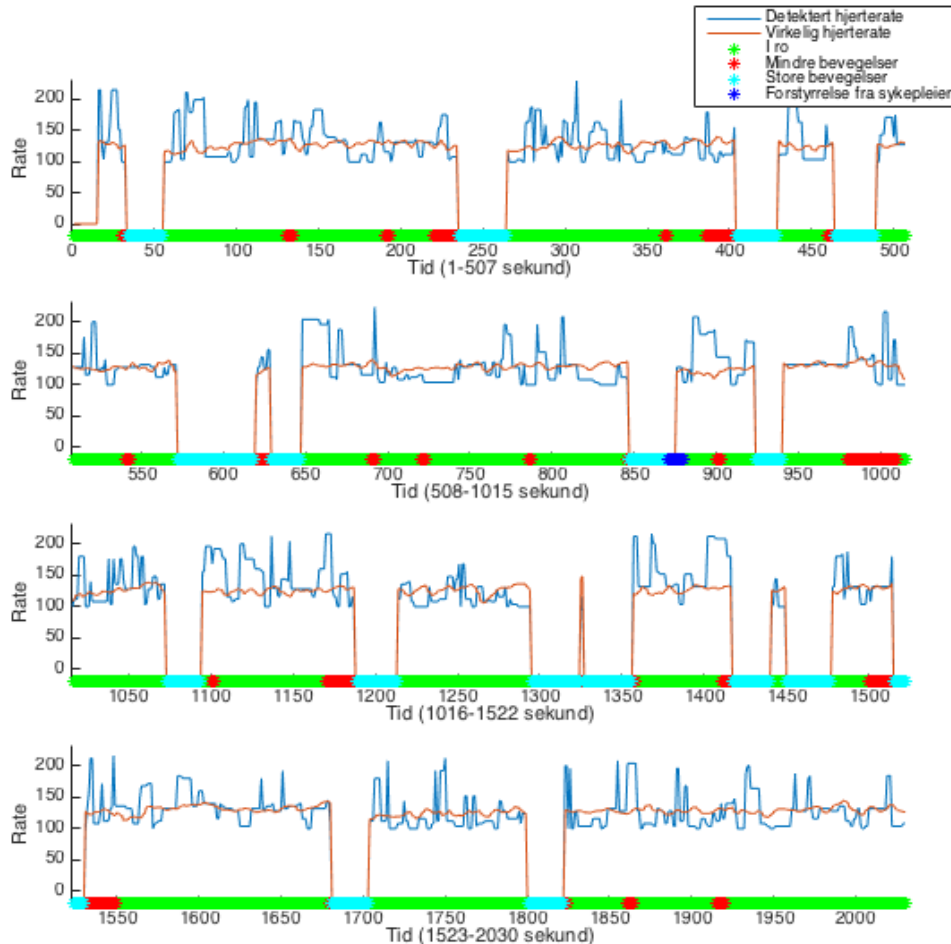
Figur 6.36: Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon, nyfødt 3 SUS

I tabell 6.13 kan en lese at ingen av metodene ga gode resultatene for nyfødt 3. Rød skrift markerer metoden med best resultat og blå skrift markerer metodene med de nest beste resultatene.

Tabell 6.13: Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, nyfødt 3 SUS.

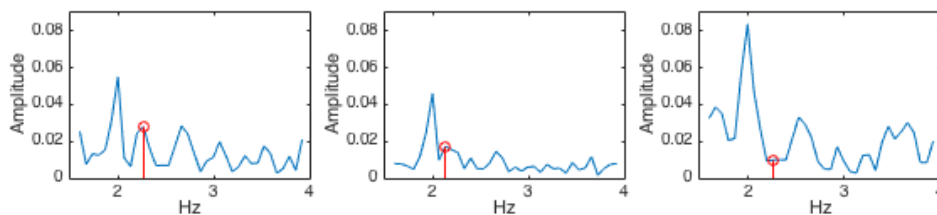
Metode	Average relative error	Acceptance rate
R_raw	32.7420 %	11.4597 %
G_raw	18.7411 %	26.4405 %
B_raw	31.8030 %	7.8105 %
RGB_raw	32.6153 %	11.0755 %
ICA_S1	23.1386 %	18.8220 %
ICA_S2	27.8622 %	13.7644 %
ICA_S3	28.9672 %	11.4597 %
RGB_ICA_all	35.1604 %	5.5698 %
R/G	26.9699 %	20.6146 %
RGB_mix_1	35.6985 %	3.4571 %
RGB_mix_opt	17.9093 %	28.1050 %

I figur 6.37 vises deteksjonsresultatet for metoden *RGB_mix_opt*. *RGB_mix_opt* var den metoden som ga best resultat for begge godhetsmålene, og metoden har også vist gode resultater ved tidligere forsøk. Figuren viser dårlige følgeegenskaper og lav nøyaktighet. Deteksjonens valg av frekvenstopp varierer veldig mye, og toppen som tilsvarer hjerteraten velges sjeldent. Den nyfødte puster veldig mye med en rate rundt 120, som er samme frekvens som den faste lysstøyen har. Denne frekvensen vil derfor ikke bli valgt i detekteringen. Ellers finnes det noen rolige partier hvor den nyfødte har en høyere pustefrekvens enn lysstøyfrekvensen, og her burde deteksjonen vist bedre resultater.



Figur 6.37: Resultat for hjerteratedeteksjon, nyfødt 3 SUS. Deteksjonsresultatet er delt opp i fire sekvenser, hvor hver av disse er på omlag 9 minutter. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er *i ro*(grønn), *mindre bevegelser*(rød), *store bevegelser*(cyan) og *forstyrrelse fra sykepleier*(blå).

I figur 6.38 har vi tre eksempler på frekvensspektre fra opptaket etter at FFT er utført på delsignalet i tidsvinduet. I eksemplene ligger den nyfødte i ro, og har en høyere hjerterate enn 120 slik at frekvensen til hjerteraten ikke blir skjult av den faste lysstøyen på 2 hz. I spektrene finner vi frekvenstopper som er større enn, eller like store som hjerteratefrekvensen. Amplituden til hjerteratefrekvensene er også lavere for nyfødt 3 enn de var for nyfødt 1. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt i hvert av eksemplene.



Figur 6.38: Tre eksempler av frekvensspekteranalyse av deteksjon med metoden *RGB_mix_opt*, nyfødt 3 SUS. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt.

6.2 Respirasjonsratedeteksjon

Her vil resultatene for eksperiment 6-9 som hører til kategorien *Respirasjonsratedeteksjon* presenteres.

6.2.1 Eksperiment 6: Parametertest og respirasjonsratedeteksjon i datasettet UIS-LYS

Testobjekt 1:

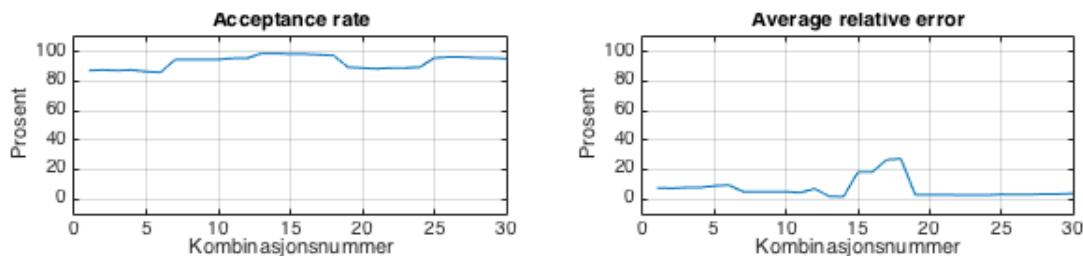
Kjønn: Kvinne

Alder: 45 år

Opprinnelse: Norge



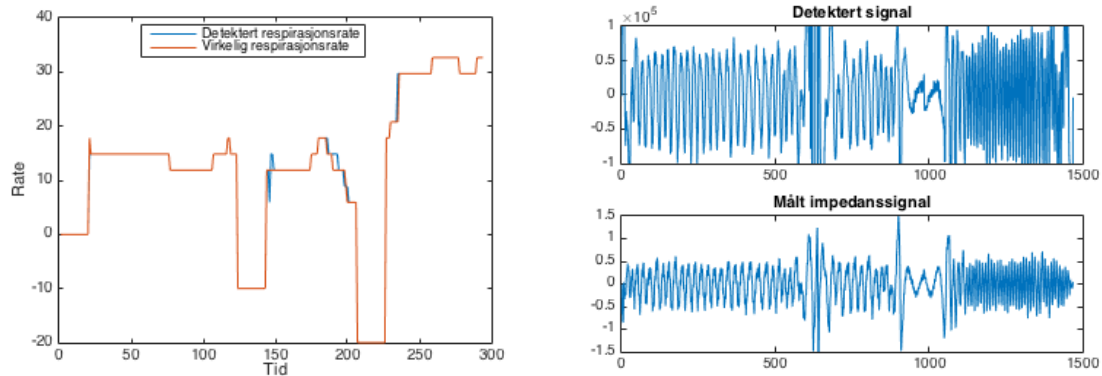
Figur 6.39: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 1 UIS-LYS



Figur 6.40: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 1 UIS-LYS.

I figur 6.40 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser her at for testobjekt 1 spiller ikke *timeWindow* og *Alpha* noen stor rolle. I kombinasjonsnummerene 15-18, hvor vi ser en økning i *Average relative error* ligger *Acceptance rate* tett opp under 100%. Økningen skyldes at i 1-2 sekunder foran respirasjonsstoppen detekteres en rate på 110, noe som gir et stort utslag på *Average relative error*. Sett bort fra dette avviket er følgeegenskapene veldig gode under hele sekvensen for alle kombinasjonene.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 14, testobjekt 1 UIS-LYS.

(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 1 UIS-LYS

Figur 6.41: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 1 UIS-LYS

Average relative error: **1.8124 %** og Acceptance rate: **99.0654 %**

I figur 6.41 (a) er **kombinasjonsnummer 14**, *timeWindow* lik 20 og *Alpha* lik 1, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Etter 125 sekunder, når testobjektet blir bedt om å bevege og strekke på seg, slår forstyrrelsesdeteksjonen ut. Etter 210 sekunder holder testobjektet pusten og det blir registrert en respirasjonstopp. Videre ser vi at følgeegenskapene også er veldig bra etter at testobjektet blir bedt om å øke pusteraten de siste 90 sekundene.

I figur 6.41 (b) ser vi at både detektert respirasjonssignal og målt impedanssignal klart viser respirasjonen til testobjektet. En ser at når testobjektet holder pusten, rundt sampleverdi 1000, er det fortsatt små variasjoner i detektert og målt signal, noe som indikerer at testobjektet fortsatt beveger seg litt.

Testobjekt 2:

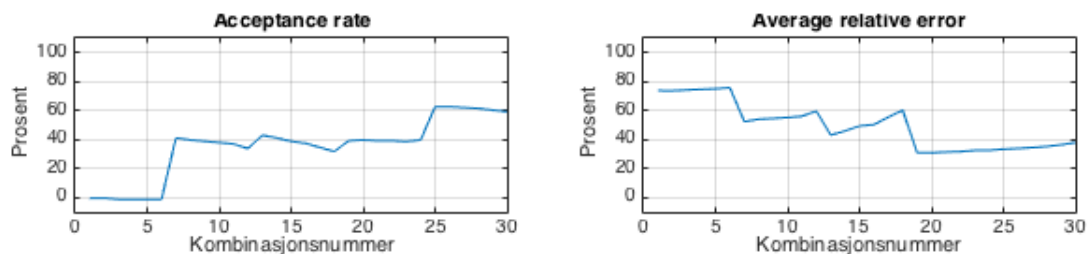
Kjønn: Mann

Alder: 53 år

Opprinnelse: Norge



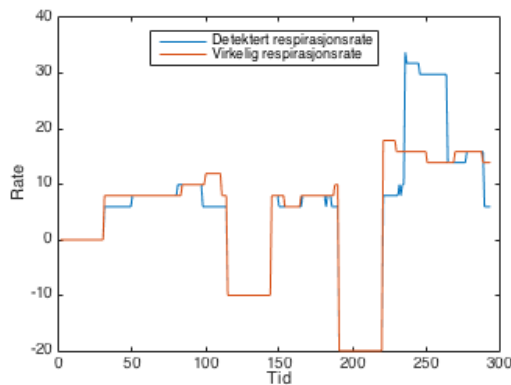
Figur 6.42: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 2 UIS-LYS



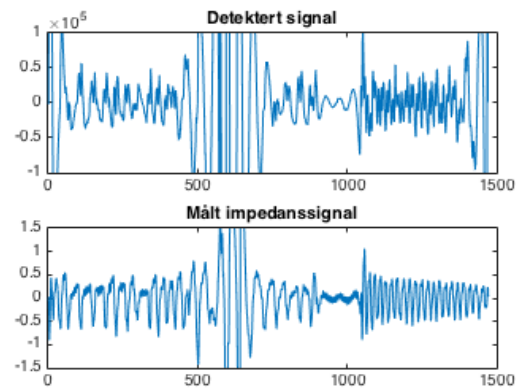
Figur 6.43: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 2 UIS-LYS.

I figur 6.43 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser her at for testobjekt 2 spiller *timeWindow* og *Alpha* en stor rolle. Den gjentakende trenden for alle *timeWindow* størrelsene er at *Acceptance rate* minker og *Average relative error* øker etter hvert som *Alpha* stiger. Testobjektet puster med en svært lav rate med jevne bevegelser. En lav *Alpha* benytter flere tidligere bilderammer enn en høy *Alpha* for å generere respirasjonssignalet, og når bevegelsen er så treg som ved testobjekt 2, kan det tyde på at dette er en god løsning. Selv om ikke resultatene er veldig bra for noen av kombinasjonene, ser vi at vi får best resultater med detektorene med stort *timeWindow* og en lav *Alpha*.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 25, testobjekt 2 UIS-LYS.



(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 2 UIS-LYS

Figur 6.44: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 2 UIS-LYS

Average relative error: **33.4052%** og Acceptance rate: **62.6330 %**

I figur 6.44 (a) er **kombinasjonsnummer 25**, *timeWindow* lik 30 og *Alpha* lik 0, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser stort sett gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Etter 115 sekunder, når testobjektet blir bedt om å bevege og strekke på seg, slår forstyrrelsesdeteksjonen ut. Etter 190 sekunder registrerer detektoren at en respirasjonstopp har oppstått. Videre ser vi at følgeegenskapene er dårlige etter at testobjektet blir bedt om å øke pusteraten de siste 90 sekundene. Det blir her detektert en mye høyere rate enn faktisk respirasjonsrate.

I figur 6.44 (b) ser vi at både detektert respirasjonssignal og målt impedanssignal er noe mindre tydelig for testobjekt 2 enn det var for testobjekt 1, og at detektert signal ikke representerer respirasjonsraten veldig bra. En ser også at når testobjektet holder pusten, rundt sampleverdi 1000, er det fortsatt små variasjoner i detektert og målt signal, noe som indikerer at testobjektet fortsatt beveger seg litt.

Testobjekt 3:

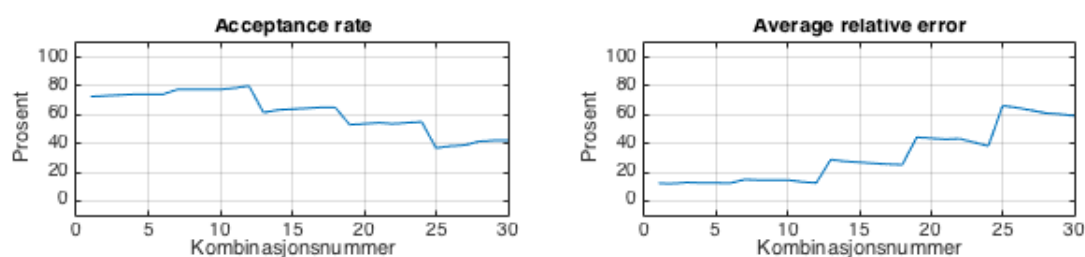
Kjønn: Kvinne

Alder: 28

Opprinnelse: Vietnam

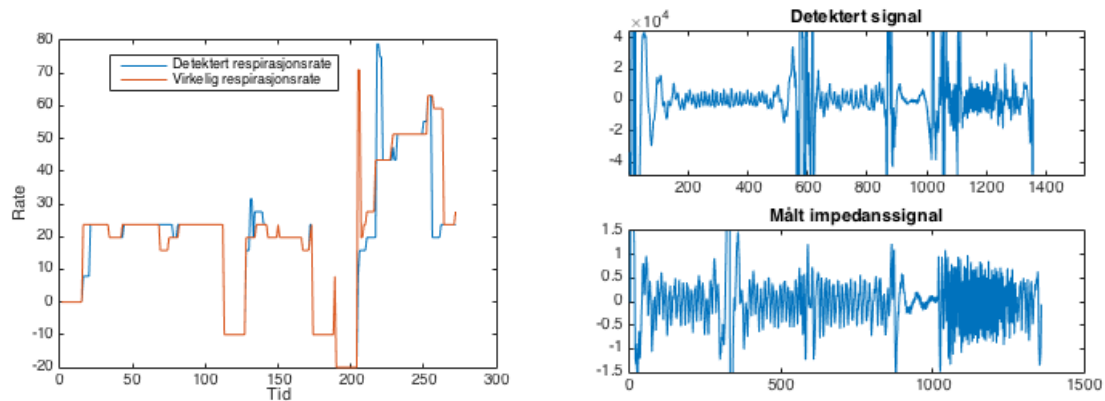


Figur 6.45: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 3 UIS-LYS

Figur 6.46: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 3 UIS-LYS.

I figur 6.46 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser her at for testobjekt 3 spiller *timeWindow* og *Alpha* en stor rolle. Den gjentakende trenden for alle *timeWindow* størrelsene er at *Acceptance rate* øker og *Average relative error* minker etter hvert som *Alpha* stiger. Testobjektet puster med en rask rate med små bevegelser. En høy *Alpha* benytter færre tidligere bilderammer enn en lav *Alpha* for å generere respirasjonssignalet, og når bevegelsene er så raske og små som ved testobjekt 3, kan det tyde på at dette er en god løsning. Vi får best resultater ved å detektere med et lite *timeWindow* og en høy *Alpha*.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 12, testobjekt 3 UIS-LYS.

(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 3 UIS-LYS

Figur 6.47: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 3 UIS-LYS

Average relative error: **13.3676 %** og Acceptance rate: **84.0659 %**

I figur 6.47 (a) er **kombinasjonsnummer 12**, *timeWindow* lik 15 og *Alpha* lik 5, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Etter 120 sekunder, når testobjektet blir bedt om å bevege og strekke på seg, slår forstyrrelsesdeteksjonen ut. Dette skjer igjen etter 175 sekunder som følge av at testobjektet ligger urolig. Etter ca 190 sekunder registrerer detektoren at en respirasjonstopp har oppstått. Videre ser vi at følgeegenskapene også er ganske gode etter at testobjektet blir bedt om å øke pusteraten de siste 60 sekundene.

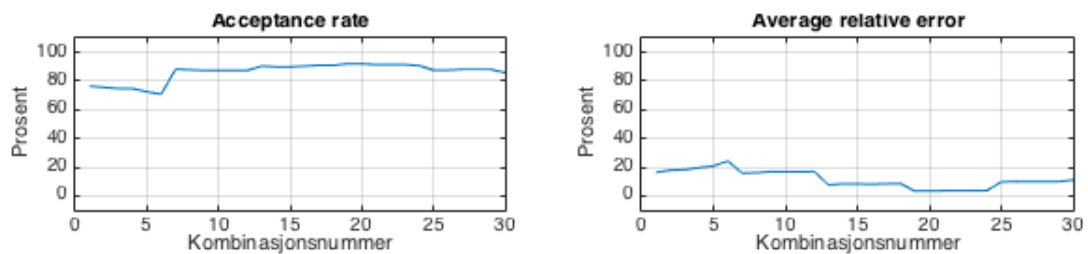
I figur 6.47 (b) ser vi at detektert respirasjonssignal og målt impedanssignal viser respirasjonen til testobjektet. Det detekterte signalet er mindre tydelig enn det målte, og en ser også i starten at noen respirasjoner ikke blir detektert. En ser også at når testobjektet holder pusten, rundt sampleverdi 950, er det fortsatt små variasjoner i detektert og målt signal, noe som indikerer at testobjektet fortsatt beveger seg litt.

Testobjekt 4:

Kjønn: Mann
 Alder: 32 år
 Opprinnelse: Vietnam



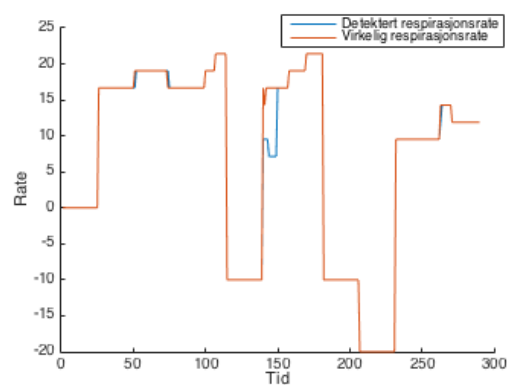
Figur 6.48: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 4 UIS-LYS



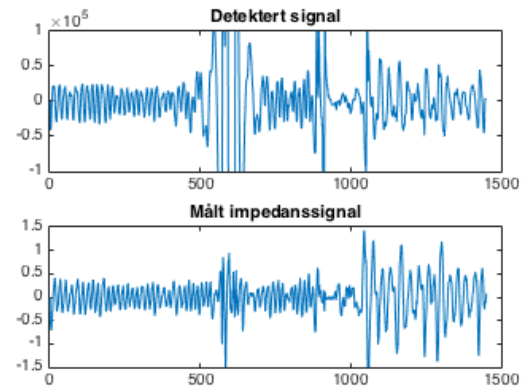
Figur 6.49: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 4 UIS-LYS.

I figur 6.49 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser at for testobjekt 4 spiller ikke *timeWindow* og *Alpha* noen veldig stor rolle. Det er ingen klar trend i deteksjonsresultatene med ulik *Alpha*, men i noen *timeWindow* intervaller kan vi se en svak økning i *Average relative error* ved stigende *Alpha*. De beste deteksjonsresultatene får vi ved å benytte et *timeWindow* på 25 sekunder, men resultatene er også gode for 20 og 30 sekunder.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 19, testobjekt 4 UIS-LYS.



(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 4 UIS-LYS

Figur 6.50: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 4 UIS-LYS

Average relative error: **3.3225 %** og Acceptance rate: **92.1212 %**

I figur 6.50 (a) er **kombinasjonsnummer 19**, *timeWindow* lik 25 og *Alpha* lik 0, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Etter 115 sekunder, når testobjektet blir bedt om å bevege og strekke på seg, slår forstyrrelsesdeteksjonen ut. Etter 180 sekunder, like før testobjektet blir bedt om å holde pusten, slår forstyrrelsesdeteksjonen igjen ut. Dette skyldes store bevegelser på testobjektet da pusten trekkes inn. Videre ser vi at det går over til respirasjonsstoppdeteksjon når detektoren registrerer at testobjektet har sluttet å puste. Til slutt ser vi at testobjektet skifter til en lavere respirasjonsrate men at følgeegenskapene også her er veldig bra.

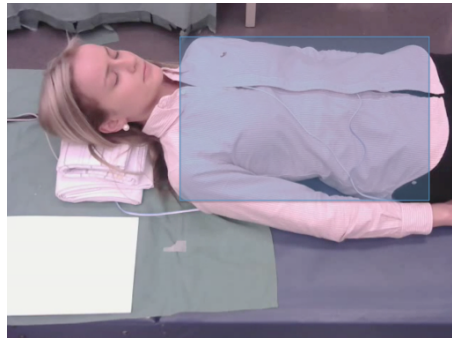
I figur 6.50 (b) ser vi at både detektert respirasjonssignal og målt impedanssignal klart viser respirasjonen til testobjektet. En ser at når testobjektet holder pusten, rundt sampleverdi 1000, er det fortsatt små variasjoner i detektert og målt signal, noe som indikerer at testobjektet fortsatt beveger seg litt. Også her er det tydelig at testobjektet skifter til en lavere rate de siste 80 sekundene.

Testobjekt 5:

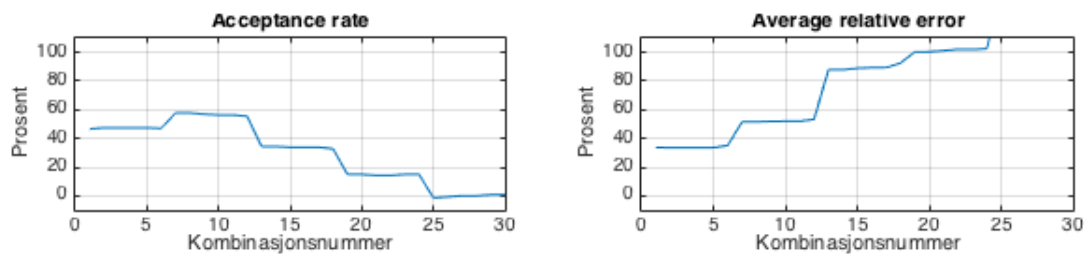
Kjønn: Kvinne

Alder: 21 år

Opprinnelse: Norge



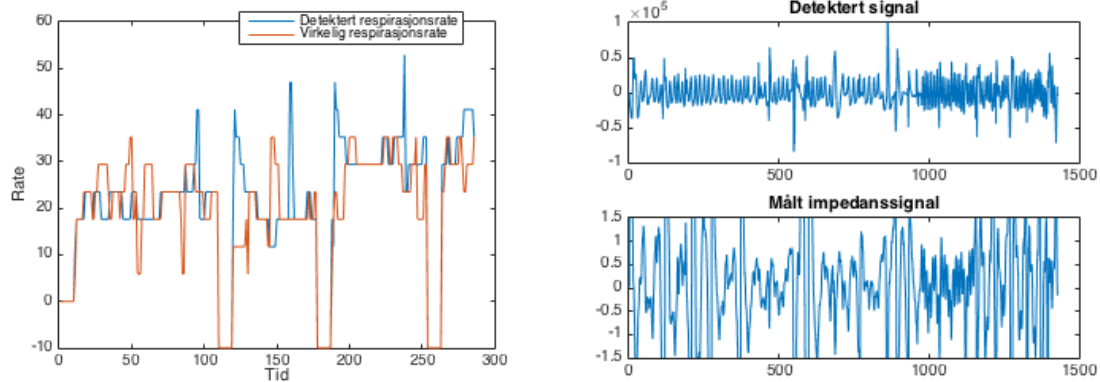
Figur 6.51: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 5 UIS-LYS



Figur 6.52: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 5 UIS-LYS.

I figur 6.52 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser her at for testobjekt 5 spiller *timeWindow* en stor rolle. Det er ingen klar trend i deteksjonsresultatene med ulik *Alpha*, men ved økende *timeWindow* intervaller får vi dårligere resultater både for *Average relative error* og for *Acceptance rate*. Selv om ingen resultater her er gode, finner vi de beste deteksjonsresultatene ved å benytte et *timeWindow* på 10 og 15 sekunder.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 4, testobjekt 5 UIS-LYS.

(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 5 UIS-LYS

Figur 6.53: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 5 UIS-LYS

Average relative error: **33.4439 %** og Acceptance rate: **48.4694 %**

I figur 6.53 (a) er **kombinasjonsnummer 4**, *timeWindow* lik 10 og *Alpha* lik 3, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser dårlige følgeegenskaper og lav nøyaktighet. I tillegg utløses bevegelsesdetektoren flere ganger. Ved å studere de første 110 sekundene av opptakene ble det observert en relativ jevn pusterate og testobjektet hadde 38 respirasjoner i løpet av denne tiden. Dette tilsvarer en respirasjonsrate på 20.73 i snitt. Ser vi på respirasjonsdeteksjonen, den blå kurven i (a), ser vi at vi kurven ligger på dette nivået. Referansedataen viser derimot en høyere rate. Benytter vi et større tidsvindu foreslår referansedataen en mye lavere rate enn den som visuelt detekteres i opptaket. Ut fra disse observasjonene er det derfor grunn til å tro at referansemålingene ikke er pålitelige.

I figur 6.53 (b) ser vi at detektert respirasjonssignal består av en kurve med tydelige bevegelsesvariasjoner. Hvis vi ser på målt impedanssignal er kurven mye mer uklar. I de første 110 sekundene har vi fire store forstyrrelsesutslag i referansemålingene som ikke utløser forstyrrelsesdeteksjonen når detekteringen blir foretatt i opptaket. En ser også at når testobjektet holder pusten er det for mye bevegelser i bilderammen til at dette er detekterbart.

Testobjekt 6:

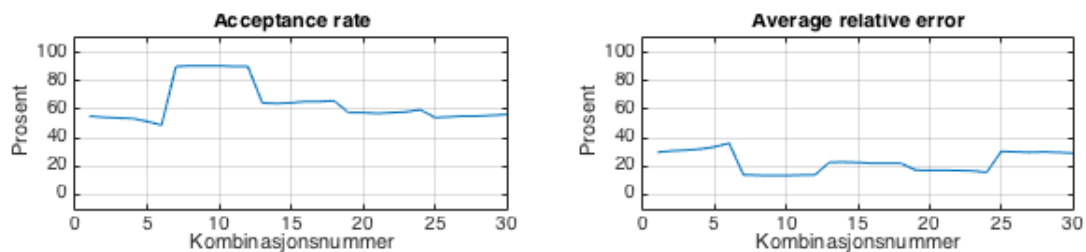
Kjønn: Mann

Alder: 48 år

Opprinnelse: Norge



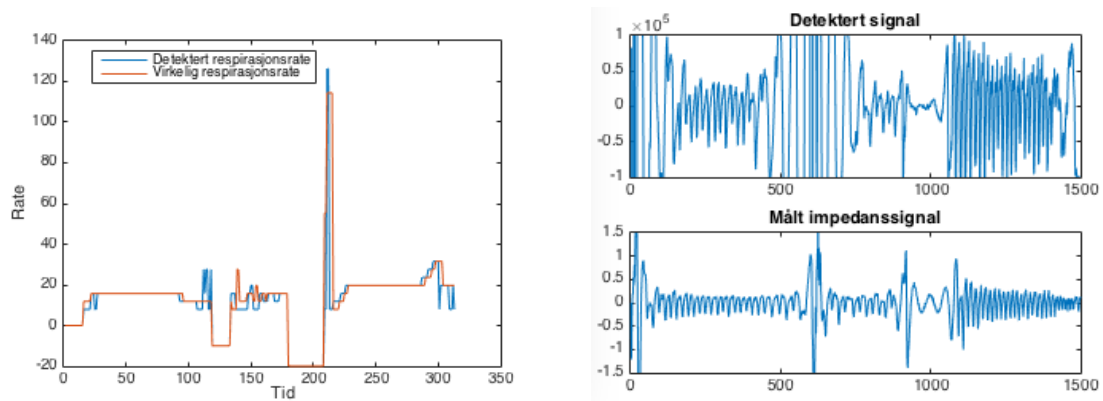
Figur 6.54: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 6 UIS-LYS



Figur 6.55: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 6 UIS-LYS.

I figur 6.55 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser at for testobjekt 6 spiller *timeWindow* en rolle. Det er ingen klar trend i deteksjonresultatene med ulike *Alpha*, men når en ser på *timeWindow* er 15 sek det eneste tidsvinduet som får gode resultater både for *Average relative error* og for *Acceptance rate*.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 10, testobjekt 6 UIS-LYS.

(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 6 UIS-LYS

Figur 6.56: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 6 UIS-LYS

Average relative error: **13.5034 %** og Acceptance rate: **90.6250 %**

I figur 6.56 (a) er **kombinasjonsnummer 10**, *timeWindow* lik 15 og *Alpha* lik 3, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Etter 120 sekunder, når testobjektet blir bedt om å bevege og strekke på seg, slår forstyrrelsesdeteksjonen ut. Etter 180 sekunder holder testobjektet pusten. Videre ser vi at testobjektet skifter til en høyere respirasjonsrate og at følgeegenskapene også her er relativt gode.

I figur 6.56 (b) ser vi at det detekterte respirasjonssignalet viser respirasjonen til testobjektet mindre tydelig enn signalet til respirasjonsmålingene, men at begge godt representerer respirasjonsraten. En kan legge merke til at når testobjektet holder pusten, rundt sampleverdi 1000, er det fortsatt små variasjoner i detektert og målt signal, noe som indikerer at testobjektet fortsatt beveger seg litt.

Testobjekt 7:

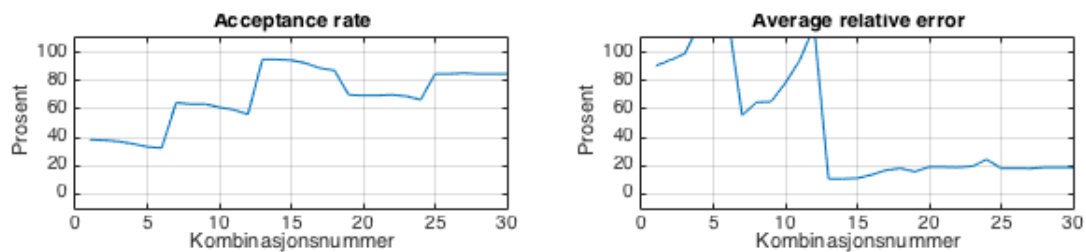
Kjønn: Mann

Alder: 22 år

Opprinnelse: Etiopia



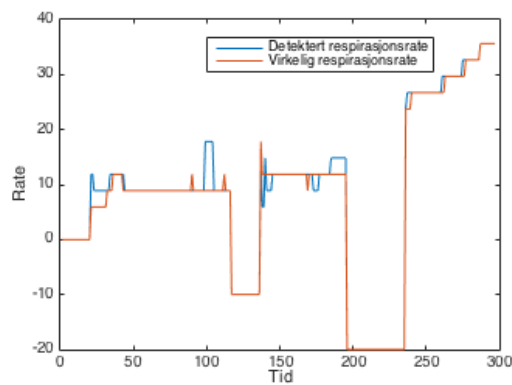
Figur 6.57: Bilderamme med utsnitt, testobjekt 7 UIS-LYS



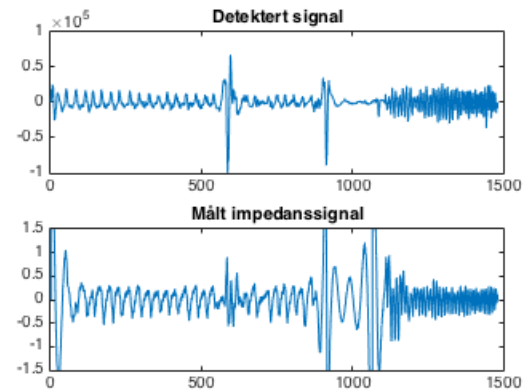
Figur 6.58: Kombinasjonsresultater for parametrene *timeWindow* og *Alpha*. *Acceptance rate* til venstre og *Average relative error* til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 7 UIS-LYS.

I figur 6.58 har vi deteksjonsresultater for alle kombinasjonene mellom *timeWindow* og *Alpha* som er testet ut. Den indre løkken er *Alpha* som varierer fra 0 til 5, og den ytre løkken er *timeWindow* som går fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser at for testobjekt 7 spiller både *timeWindow* og *Alpha* en rolle. Det er en svak negativ trend i deteksjonresultatene med stigende *Alpha*. Ser en på *timeWindow* er forskjellene større. Ved tidsvinduer mindre enn 20 sek får vi veldig dårlige resultater. De aller beste resultatene får vi for tidsvindu lik 20, men resultatene er også ganske gode for et 30 sekunders tidsvindu.



(a) Deteksjonsresultat for kombinasjonsnummer 13, testobjekt 7 UIS-LYS.



(b) Detektert (øverst) og målt (nederst) respirasjonssignal, testobjekt 7 UIS-LYS

Figur 6.59: Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 7 UIS-LYS

Average relative error: **10.8108 %** og Acceptance rate: **94.9239 %**

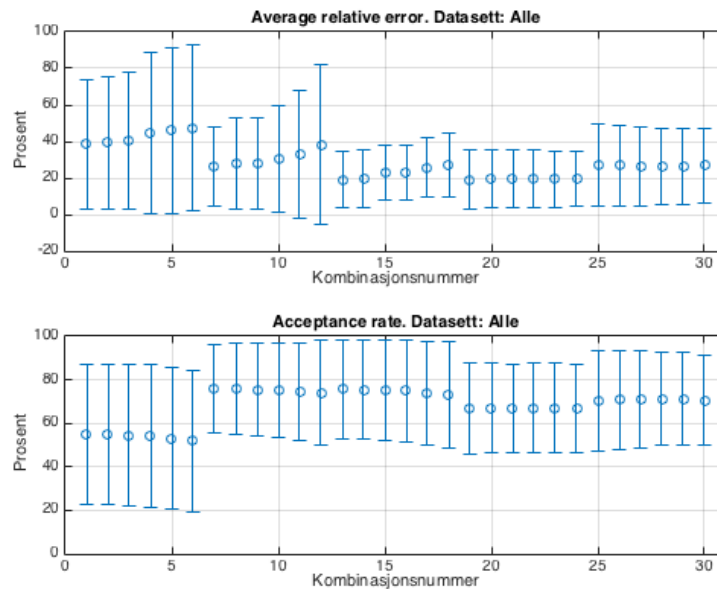
I figur 6.59 (a) er **kombinasjonsnummer 13**, *timeWindow* lik 20 og *Alpha* lik 0, blitt benyttet i detekteringen. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Etter 120 sekunder, når testobjektet blir bedt om å bevege og strekke på seg, slår forstyrrelsesdeteksjonen ut. Etter 195 sekunder holder testobjektet pusten og vi ser at respirasjonsstoppen detekteres. Videre ser vi at testobjektet gradvis skifter til høyere respirasjonsrate, og at følgeegenskapene her er veldig gode.

I figur 6.59 (b) ser vi at både det detekterte respirasjonssignalet og det målte impedanssignalet tydelig viser respirasjonen til testobjektet. En ser at når testobjektet holder pusten, rundt sampleverdi 1000, er det fortsatt variasjoner i detektert og målt signal, noe som indikerer at testobjektet fortsatt beveger seg litt.

6.2.2 Eksperiment 7: Parameterinstillinger for ulike testobjektgrupper i datasettet UIS-LYS

I figur 6.60 vises en oversikt over resultatene for parameterkombinasjonene utført på hele datasettet. Øverst vises resultatene for *Average relative error* og nederst vises resultatene for *Acceptance rate*. I den indre løkken varieres *Alpha* fra 0 til 5, og i den ytre løkken varieres *timeWindow* fra 10 til 30 sekunder med en intervalløkning på 5 sekunder. Eksempelvis er kombinasjonsnummer 1-6 for *timeWindow* 10 sek og *Alpha* 0-5, og kombinasjonsnummer 25-30 er for *timeWindow* 30 sek og *Alpha* 0-5.

Vi ser her at ingen av parameterkombinasjonene kommer veldig godt ut. Den som kommer best ut er kombinasjonsnummer 13. Parametrene for denne kombinasjonen er *timeWindow* lik 20 sekunder og en *Alpha* lik 0. Resultatene for parameterkombinasjon 13 er vist i tabell 6.14.



Figur 6.60: Resultater for de ulike parameterkombinasjonene for hele datasettet. Øverst vises resultater for *Average relative error* og nederst vises resultater for *Acceptance rate*.

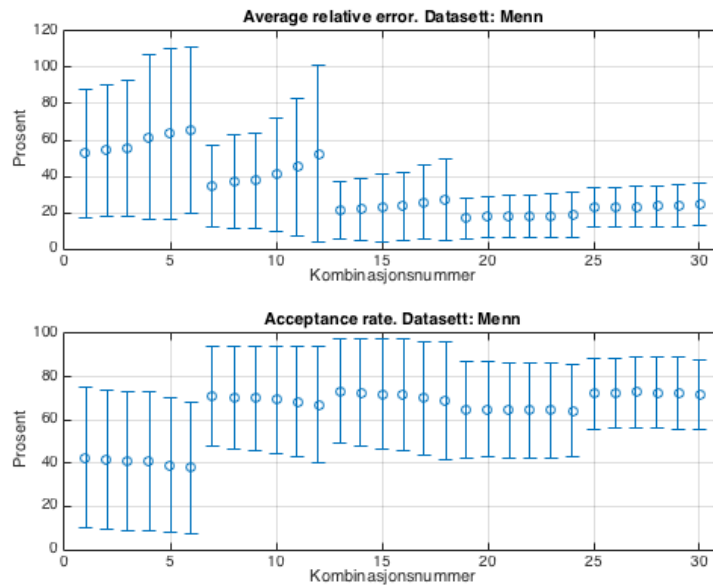
Tabell 6.14: Deteksjonsresultater for *Average relative error* og *Acceptance rate* for parameterkombinasjon 13 på hele datasettet.

	Mean	Std
Average relative error	19.1563 %	15.3916 %
Acceptance rate	75.6212 %	22.4792 %

Videre er det forsøkt å splitte opp datasettet i to nye datasett. Disse datasettene vil være *Menn* og *Kvinner*. Siden testobjekt 5 utgår i dette eksperimentet grunnet upålitelige referansedata består datasettet *Kvinner* av bare to testobjekter. Dette

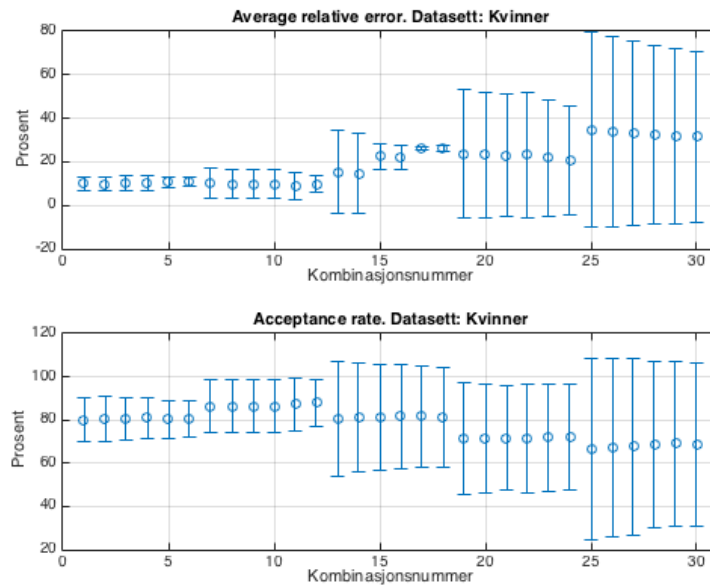
er for få testobjekter til å kunne gjøre en sikker konklusjon, men det kan brukes som en indikator. Datasettet *Menn* består av 4 testobjekter.

I figur 6.61 vises en oversikt over resultatene for parameterkombinasjonene utført på datasettet *Menn*. Vi ser også her at parameterkombinasjon 13, *timeWindow* lik 20 og *Alpha* lik 0, kommer godt ut. Vi har en lavere *Average relative error* på parameterkombinasjon 19 enn vi har for 13, men for denne er også *Acceptance rate* lavere. Parameterkombinasjon 19 har *timeWindow* lik 25 og *Alpha* lik 0. Det kan observere en tydelig trend for *Alpha* verdier for datasett *Menn*. Felles for både *Average relative error* og *Acceptance rate* er at resultatene blir dårligere når *Alpha* øker.



Figur 6.61: Resultater for de ulike parameterkombinasjonene for datasettet *Menn*. Øverst vises resultater for *Average relative error* og nederst vises resultater for *Acceptance rate*.

I figur 6.62 er en oversikt over resultatene for parameterkombinasjonene utført på datasettet *Kvinner*. Vi ser her at parameterkombinasjon 13, *timeWindow* lik 20 og *Alpha* lik 0, kommer litt dårligere ut. Det beste resultatet finner vi på parameterkombinasjon 12, *timeWindow* lik 15 og *Alpha* lik 5. En kan observere en mulig trend for *Alpha* verdier i plottet for *Average relative error*. Det kan se ut som om en høyere *Alpha* er positivt for datasettet *Kvinner*, motsatt av det som vises for datasettet *Menn*.



Figur 6.62: Resultater for de ulike parameterkombinasjonene for datsettet *Kvinner*. Øverst vises resultater for *Average relative error* og nederst vises resultater for *Acceptance rate*.

I tabell 6.15 er deteksjonsresultater for alle testobjektene listet opp. For hvert testobjekt er to resultater presentert. Disse er den optimale individuelle parameterkombinasjonen, og parameterkombinasjonen som kom best ut når datsettet ble delt inn i to nye datasett, *Kvinner* og *Menn*. I disse to datasettene er kombinasjonsnummer 12 benyttet for *Kvinner* og 13 for *Menn*. Nederst i tabellen finner vi gjennomsnitt og standardavvik av godhetsmålene. Vi ser her at selv ved å gruppere datsettet får vi vesentlig dårligere resultater enn vi får for de individuelle parameterkombinasjonene.

Tabell 6.15: Deteksjonsresultater for alle testobjektene. For hvert testobjekt er to resultater presentert. Disse er den optimale individuelle parameterkombinasjonen og parameterkombinasjonen som kom best ut når datsettet ble delt inn i to nye datasett, *Kvinner* og *Menn*.

	Individuelle parameterkombinasjoner		Felles parameterkombinasjoner for datasettene <i>Kvinner</i> / <i>Menn</i>	
	Av.rel.error(%)	Accept.rate(%)	Av.rel.error(%)	Accept.rate(%)
Testobj. 1	1.8124	99.0654	7.0976	95.7265
Testobj. 2	33.4052	62.6230	43.1562	42.9907
Testobj. 3	13.3676	84.0659	13.3676	84.0659
Testobj. 4	3.3225	92.1212	7.6228	90.5263
Testobj. 6	13.5034	90.6250	22.7802	64.5933
Testobj. 7	10.8108	94.9239	10.8108	94.9239
Mean	12.5971	87.2376	17.4733	78.8033
Std	11.4345	13.0409	13.8123	20.9566

6.2.3 Eksperiment 8: Parametertest for respirasjonsrattedeteksjon i datasettet SUS

Nyfødt 1 SUS:

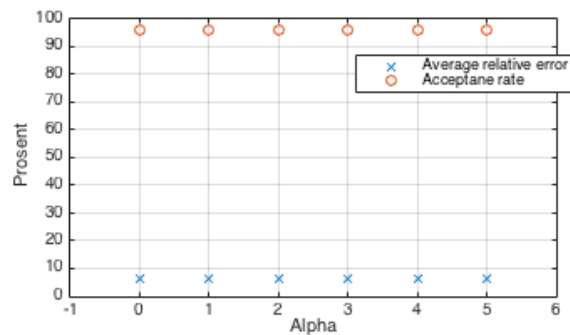
Kjønn: Jente

Alder: 34 uker

Opprinnelse: Norge



(a) Bilderamme med utsnitt, nyfødt 1 SUS



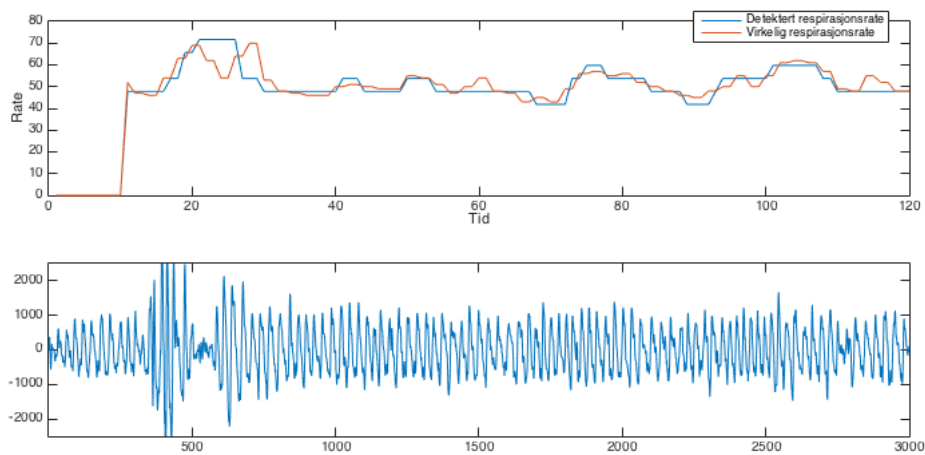
(b) Resultater for ulik valg av parameteren $Alpha$. Sirkler er *Acceptance rate* og kryss er *Average relative error*. Nyfødt 1 SUS.

Figur 6.63: Bilderamme med utsnitt, (a), og resultater for ulik valg av parameteren $Alpha$, (b). Nyfødt 1 SUS

I figur 6.63 (a) vises utsnittet av bilderammen som er valgt for detekteringen. Her fikk vi best resultater ved å detektere i et utsnitt som tar med litt mer enn bare ryggregionen. I figur 6.63 (b) er en oversikt over resultatene for ulik valg av følsomhetsparameteren $Alpha$. Her har vi gode resultater både for *Average relative error* og *Acceptance rate* for alle $Alpha$ verdiene.

I figur 6.64 er $Alpha$ lik 4, blitt benyttet i detekteringen. Øverst i figuren vises deteksjonsresultatet. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Nederst i figuren vises detektert respirasjonssignal, hvor vi kan se at respirasjonskurvene kommer tydelig frem i detekteringen.

Average relative error: **6.349 %** og Acceptance rate: **96.000 %**



Figur 6.64: Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 1 SUS. Øverst er deteksjonsresultatet, og nederst vises detektert respirasjonssignal.

Nyfødt 2 SUS:

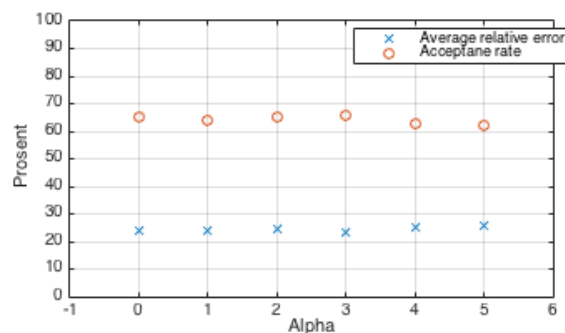
Kjønn: Gutt

Alder: 33 uker

Opprinnelse: Norge



(a) Bilderamme med utsnitt, nyfødt 2 SUS



(b) Resultater for ulike valg av parameteren α . Sirkler er *Acceptance rate* og kryss er *Average relative error*. Nyfødt 2 SUS.

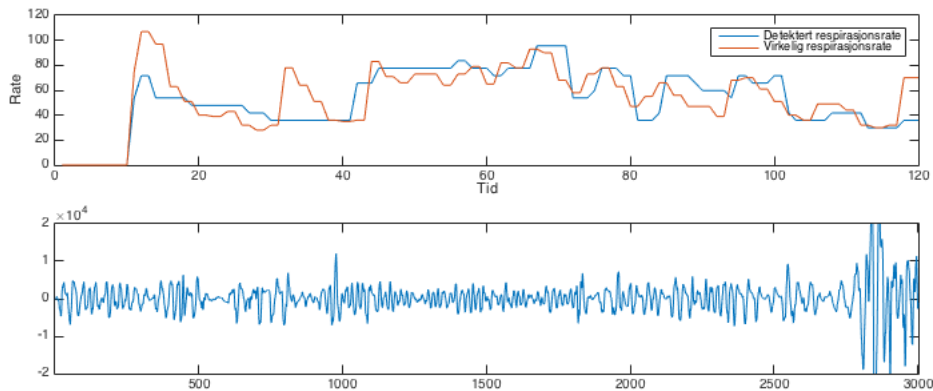
Figur 6.65: Bilderamme med utsnitt, (a), og resultater for ulike valg av parameteren α , (b). Nyfødt 2 SUS

I figur 6.65 (a) vises utsnittet av bilderammen som er valgt for detekteringen. Her fikk vi best resultater ved å detektere i et utsnitt som tar med litt mer enn bare mageregionen. I figur 6.65 (b) er en oversikt over resultatene for ulike valg av følsomhetsparameteren α . Her får vi akseptable resultater både for *Average relative error* og *Acceptance rate* for alle α verdiene.

I figur 6.66 er α lik 3, blitt benyttet i detekteringen. Øverst i figuren vises deteksjonsresultatet. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Nederst i

figuren vises detektert respirasjonssignal, hvor vi kan se at respirasjonskurvene kommer litt uklart frem noen steder i detekteringen.

Average relative error: **23.422 %** og Acceptance rate: **66.000 %**



Figur 6.66: Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 2 SUS. Øverst er deteksjonsresultatet, og nederst vises detektert respirasjonssignal.

Nyfødt 3 SUS:

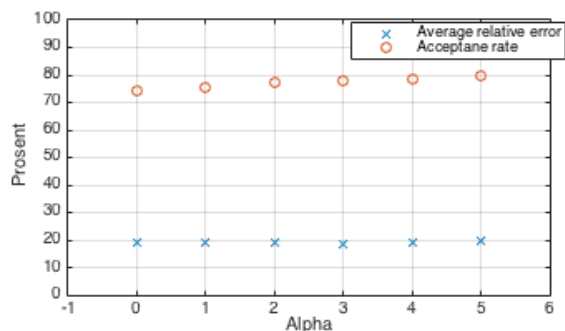
Kjønn: Gutt

Alder: 44 uker

Opprinnelse: Norge



(a) Bilderamme med utsnitt, nyfødt 3 SUS



(b) Resultater for ulike valg av parameteren α . Sirkler er *Acceptance rate* og kryss er *Average relative error*. Nyfødt 3 SUS.

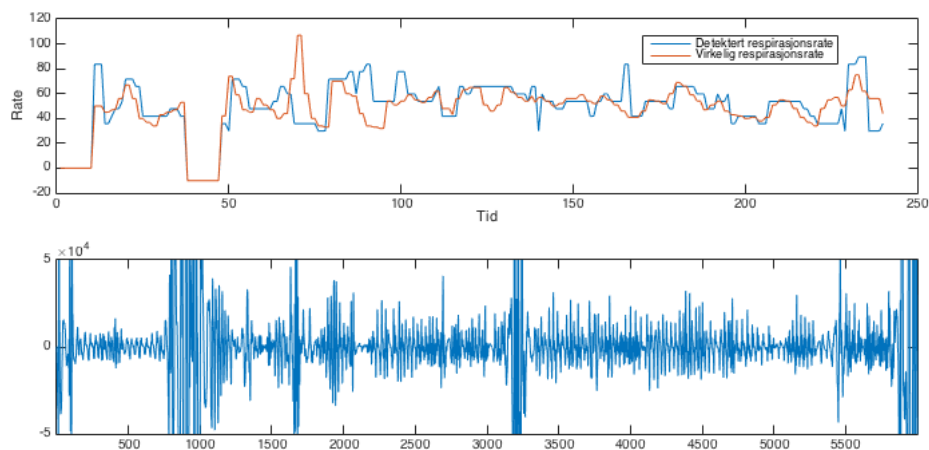
Figur 6.67: Bilderamme med utsnitt, (a), og resultater for ulike valg av parameteren α , (b). Nyfødt 3 SUS

I figur 6.67 (a) vises utsnittet av bilderammen som er valgt for detekteringen. Her fikk vi best resultater ved å detektere i hele bilderammen fremfor å ha et utsnitt rundt mageregionen. I figur 6.67 (b) er en oversikt over resultatene for ulike valg av

følsomhetsparamteren α . Her har vi gode resultater både for *Average relative error* og *Acceptance rate* for alle α verdiene. Det kan tyde på at det er en svak positiv utvikling for *Acceptance rate* ved bruk av høyere α .

I figur 6.68 er α lik 4, blitt benyttet i detekteringen. Øverst i figuren vises deteksjonsresultatet. Figuren viser gode følgeegenskaper og høy nøyaktighet. Nederst i figuren vises detektert respirasjonssignal, hvor vi kan se at respirasjonskurvene kommer litt uklart frem noen steder i detekteringen.

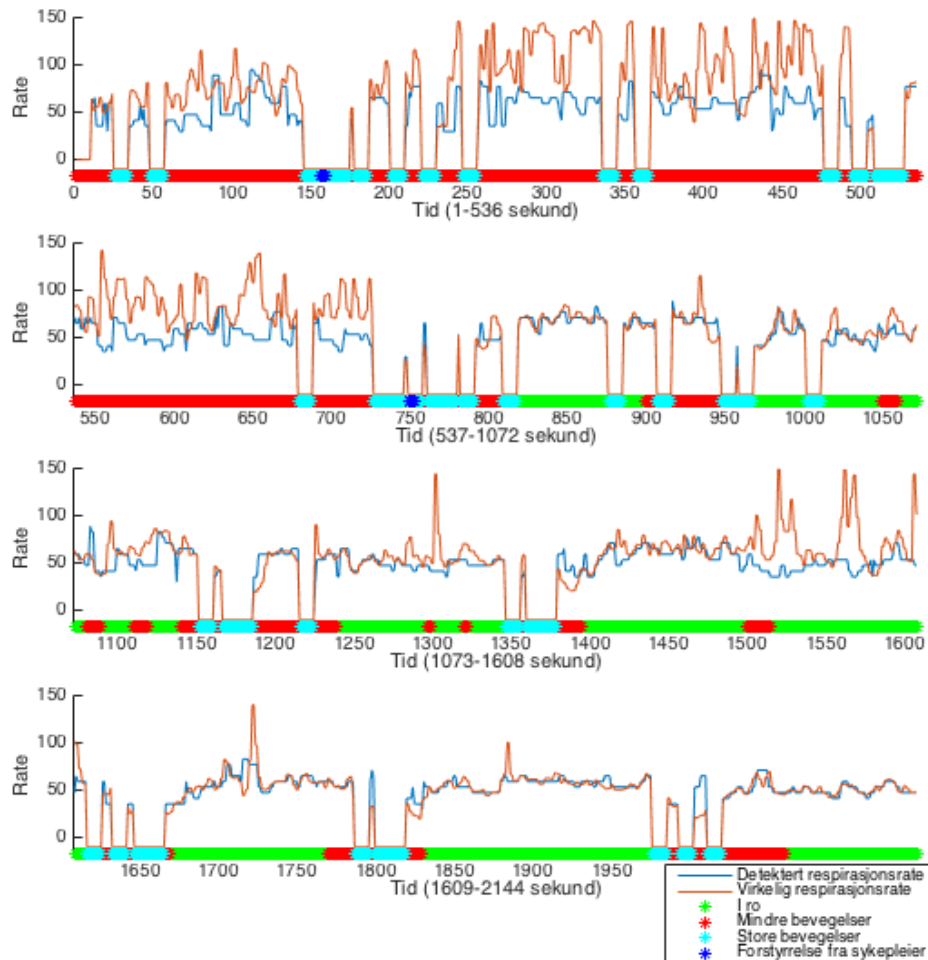
Average relative error: **18.9284 %** og Acceptance rate: **78.5714 %**



Figur 6.68: Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 3 SUS. Øverst er deteksjonsresultatet, og nederst vises detektert respirasjonssignal.

6.2.4 Eksperiment 9: Felles parameterinnstilling for respirasjonsratedeteksjon i datasettet SUS

Nyfødt 1 SUS:

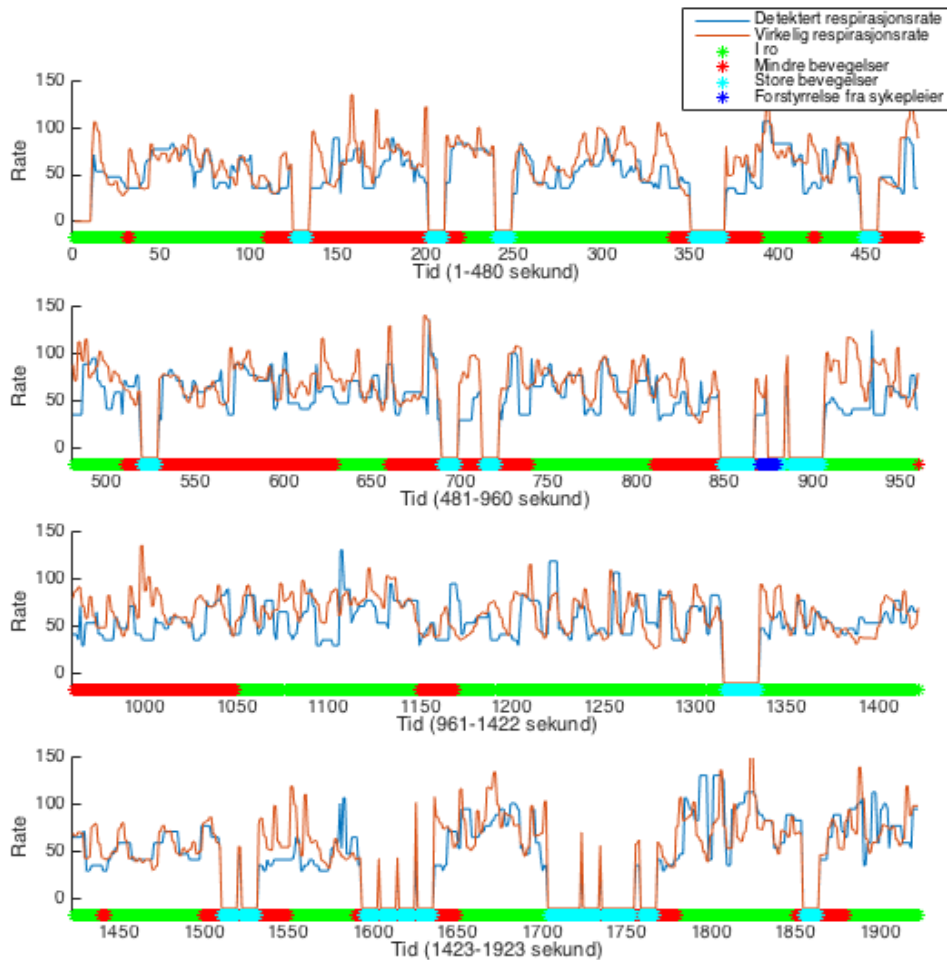


Figur 6.69: Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 1 SUS. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er *i ro*(grønn), *mindre bevegelser*(rød), *store bevegelser*(cyan) og *forstyrrelse fra sykepleier*(blå).

Den felles parameterinnstillingen på *timeWindow* lik 10 sekunder og *Alpha* lik 3 er benyttet her. I figur 6.69 vises deteksjonsresultatene for nyfødt 1 SUS, og vi ser varierende følgeegenskaper mellom deteksjon og referansedata. De siste 22 minuttene av det nesten 36 minutter lange klippet har vesentlig bedre følgeegenskaper, enn de første 14 minuttene. I de første 14 minuttene beveger den nyfødte mye på armer og ben. Siden den nyfødte ligger med bar kropp og uten dyne på overkroppen, fører disse bevegelsene til at muskler i ryggpartiet strammes og pustebevegelsene blir skjult. Disse bevegelsene er på størrelse med pustebevegelsene og er dermed for små til at forstyrrelsesdeteksjonen løses ut.

Average relative error: **22.8683 %** og Acceptance rate: **62.2461 %**

Nyfødt 2 SUS:

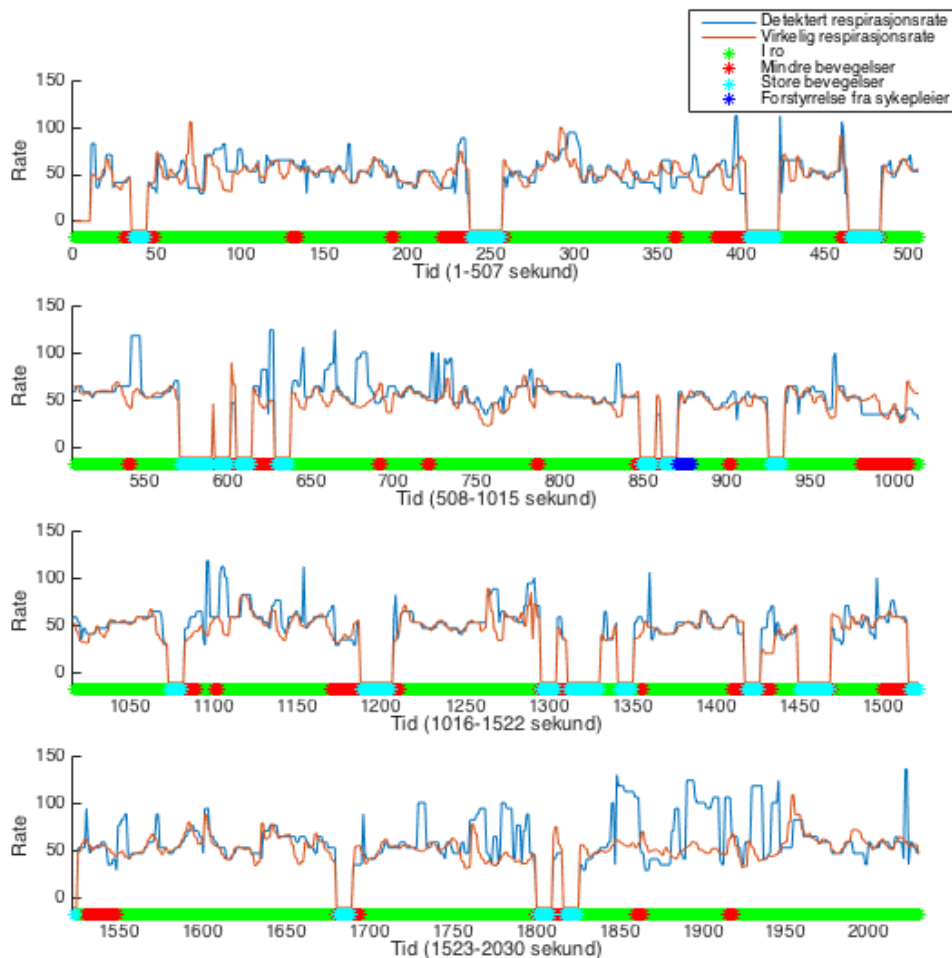


Figur 6.70: Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 2 SUS. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er *i ro*(grønn), *mindre bevegelser*(rød), *store bevegelser*(cyan) og *forstyrrelse fra sykepleier*(blå).

Den felles parameterinnstillingen på *timeWindow* lik 10 sekunder og *Alpha* lik 3 er benyttet her. I figur 6.70 vises deteksjonsresultatene for nyfødt 2 SUS, og vi ser varierende følgeegenskaper mellom deteksjon og referansedata. Den nyfødte er ganske mye våken og beveger seg ofte i det 32 minutter lange klippet. Mye av dette skyldes at den nyfødte hadde en del oppgulp og dermed var litt urolig. Noen av disse bevegelsene er på størrelse med pustebevegelsene og er dermed for små til at forstyrrelsesdeteksjonen løses ut.

Average relative error: **27.4724 %** og Acceptance rate: **53.0688 %**

Nyfødt 3 SUS:



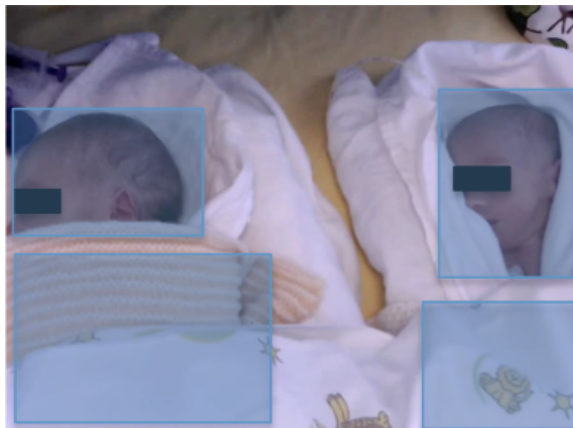
Figur 6.71: Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 3 SUS. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er *i ro*(grønn), *mindre bevegelser*(rød), *store bevegelser*(cyan) og *forstyrrelse fra sykepleier*(blå).

Den felles parameterinnstillingen på *timeWindow* lik 10 sekunder og *Alpha* lik 3 er benyttet her. I figur 6.71 vises deteksjonsresultatene for nyfødt 3 SUS, og vi har stort sett gode følgeegenskaper mellom deteksjon og referansedata. I løpet av det nesten 34 minutter lange klippet sover den nyfødte hele tiden, men skifter sovestilling flere ganger.

Average relative error: **24.6779 %** og Acceptance rate: **74.7093 %**

6.3 Sanntidsdeteksjon

Eksperiment 10: Kjøretid og sanntidsdetektering



Figur 6.72: Utsnittsområdene i bilderammene benyttet til sanntidsdeteksjon.

I figur 6.72 vises utsnittsområdene for hjerte- og respirasjonsratedeteksjon i bilderammene. Den nyfødte til høyre er benyttet i forsøkene med én nyfødt, rad 1 og 2, i tabell 6.16.

Tabell 6.16: Kjøretid for sanntidsdeteksjon

		Total kjøretid	Kjøretid deteksjon
1	1 nyfødt med utsnitt	139.15 sek.	19.17 sek.
2	1 nyfødt uten utsnitt	192.95 sek.	72.97 sek.
3	2 nyfødte med utsnitt	165.37 sek.	45.39 sek.
4	Leser bilderammer	119.98 sek.	

I tabell 6.16 er resultatene for sanntidsdetektering presentert. I rad 4 ser vi at det å lese bilderammene med matlabfunksjonen *VideoReader* i et 60 sekunders opptak uten å utføre noe som helst, tar ca 120 sekunder. I rad 1 og 3 hvor deteksjonen foretas i utsnittområder av én og to nyfødte ser vi at kjøretiden øker med ca 19 og 45 sekunder. Deteksjon i hele bilderammen, rad 2, gir en økning av kjøretid på ca 73 sekunder.

Kapittel 7

Diskusjon

I dette kapitlet vil resultatene til de 10 eksperimentene gjennomgått i kapittel 5 og 6 diskuteres.

7.1 Kameratype, oppløsning og bilderate

Ut fra *eksperiment 1* hvor ulike kameratype, oppløsning og bilderate ble forsøkt, viser resultatene at det å benytte seg av et rimelig webcamera er tilstrekkelig for å detektere hjerte- og respirasjonsrate. Det var ingen vesentlige forskjeller ved å benytte seg av et mye dyrere speilreflekskamera. Eksperimentet viste også at en oppløsningen på 640x480 piksler er tilstrekkelig, og at bilderaten med fordel kan være høyere enn 15 fps.

7.2 Hjerteratedeteksjon

Lineær kombinasjon av RGB komponenter

I *eksperiment 2* hvor lineære kombinasjoner av RGB-komponentene ble forsøkt viste effekten av en kombinasjon seg å være en liten forbedring sammenlignet med å benytte den grønne fargekomponenten alene. Kombinasjonen som kom best ut var å legge til en liten del av den røde fargekomponenten og trekke fra en liten del av den blå fargekomponenten. Disse resultatene samsvarer ikke med resultatene til Stocklin et. al. [2] som konkluderte med at den optimale kombinasjonen i deres opptak var å trekke fra store deler av både den blå og den røde komponenten.

Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LED

Resultatene vi fikk i *eksperiment 3* hvor en deteksjon i opptakene ble utført under LED-belysning, var stort sett veldig gode.

To av testobjektene viste derimot til mindre gode resultater. Hos testobjekt 5 opplevde vi en deteksjon som stemte dårlig overens med referansedataen. Det har i ettertid blitt opplyst at testobjekt 5 hadde noe sminke på seg da opptaket ble utført. Dette kan være en forklaring på de dårlige følgeegenskapene til deteksjonen.

Fargeendringene i huden ved en blodgjennomstrømning er svært små, og hvis huden i tillegg er dekket til vil en deteksjon av hjerterate være svært vanskelig.

Det andre testobjektet med mindre gode resultater er testobjekt 7. En opplevde også ved dette testobjektet at deteksjonen ikke alltid viste gode følgeegenskaper med referansedataen. En mulig årsak kan være testobjektets mørke hudfarge. Testobjektet er av afrikansk opprinnelse og det kan tyde på at det er vanskeligere å detektere hjerterate hos personer med mørk hud, enn hos personer med lysere hud. Sett bort fra testobjekt 5 fikk vi svært gode deteksjonsresultater på testobjektene med nordisk og asiatisk opprinnelse.

Hjerteratedeteksjon i datasettet UIS-LYS

I *eksperiment 4* hvor opptakene ble utført med lysstofførbelysning, var resultatene relativt like som for LED opptakene. Deteksjonsraten er nesten like god som for LED opptakene, og en ser tydelige følgeegenskaper mellom deteksjon og referansedata. Også her er resultatene til testobjekt 5 og 7 dårligere sammenlignet med de andre testobjektene. Årsakene er mest sannsynlig de samme som for LED opptakene, at testobjekt 5 har sminke på seg, og at testobjekt 7 har en veldig mørk hudfarge.

I tabell 6.29 ser vi at tre av deteksjonsmetodene skiller seg merkbart ut. Disse er *G_raw*, *R/G* og *RGB_mix_opt*. Selv om forskjellene mellom disse er minimale er *RGB_mix_opt* den metoden som kommer best ut i forhold til *Average relative error*, og *R/G* er den som kommer best ut i forhold til *Acceptance rate*.

De ICA baserte metodene kommer dårlig ut i disse opptakene. I studiene til Poh, et.al. [7], Pursche et.al [8] og Zhang et. al. [9] ble ICA benyttet med gode resultater, og en mulig årsak til dette kan være at valg kameratype har betydning. Noen kameratyper mikser muligens RGB komponentene mer enn andre, og en ICA oppsplitting til originale signaler er gjerne nødvendig i de tilfellene.

En annen metode som kommer dårlig ut er *RGB_mix_1*. Denne metoden er foreslått av Stocklin [2] og en mulig årsak til at dette fungerte bedre i deres studier kan også her være at kameratype har betydning.

I tillegg ble den røde og den blå komponenten også benyttet som deteksjonsmetoder med varierende resultater. Vi ser at disse kommer dårlig ut i tabell 6.29 men hvis en ser på testobjekt 2,3 og 4 gir disse komponentene nesten like bra resultater som de 3 overnevnte metodene som kom best ut. Det er ikke noe som skulle tilsi at disse 3 testobjektene har store fellestrekk. Selv om testobjekt 3 og 4 er av asiatisk opprinnelse er testobjekt 2 av nordisk opprinnelse, og dette var ikke tilfellet med andre nordiske testobjekter.

Hjerteratedeteksjon i datasettet SUS

Da det i *eksperiment 5* ble forsøkt å detektere hjerterate i opptakene fra datasettet SUS, var resultatene veldig varierende. For nyfødt 1 var resultatene veldig gode. Den nyfødte ligger på magen og hvor kun siden av ansiktet er vendt mot kameraet. Selv i partier hvor den nyfødte ikke ligger helt i ro, finner ofte detektoren hjerteraten. Bli bevegelsene for store oppstår naturlig nok feildeteksjoner, og bevegelsesdetektorer slår da også som regel ut. I de rolige partiene i klippet var den eneste frekvensen som hadde like høy amplitude som hjerteraten, den faste lysstøyfrekvensen som ligger

rundt 2 hz. De andre støyfrekvensen hadde en betydelig lavere amplitude. Det var de samme tre metodene som for datasettet UIS-LYS, G_raw , R/G og RGB_mix_opt , som ga de beste resultatene.

For nyfødt 2 og 3 var derimot resultatene veldig dårlige. I begge disse deteksjonene stemmer detektert hjerterate sjeldent overens med virkelig hjerterate. Frekvensspektrene for disse nyfødte inneholder mer støy enn hva som var tilfellet for nyfødt 1. Opptaket av nyfødt 2 er utført i samme seng og med samme plassering i rommet som ved nyfødt 1, men opptakene er tatt med én måneds mellomrom. Autofunksjoner på kameraene har vært slått av i begge tilfellene, og eneste store forskjellen som visuelt kan detekteres i opptakene, er at nyfødt 1 ligger med ansiktsområdet i et skyggefelt. Sengene de nyfødte ligger i har et pledd som er festet som overheng av bakre del av sengen. Pleddene har vært ulikt brettet under opptakene. En mulig årsak er dermed at lysarmaturen over sengen forårsaker for mye støy til at en detektering kan foretas, og at lys fra denne derfor må være skjærmet bort. En annen forklaring kan være at lyset fra de store vindusflatene like bak sengene også forårsaker støy. Dette er derimot mindre sannsynlig siden Stocklin et. al. [2] tidligere har avdekket at dagslys skal være de beste lysforholdene å utføre en deteksjon i. Er været delvis overskyet og vi får skiftende mengder dagslys, vil jo allikevel dagslys være en mulig støykilde.

For nyfødt 2 og 3 har det også blitt forsøkt å detektere i flere forskjellige utsnitt av ansiktet. I disse studiene har mindre klipp hvor de nyfødte ligger i ro blitt benyttet. Heller ikke i disse har det vært mulig å få hjerteraten tydelig frem i frekvensspektrene. Små utsnitt av områder i ansiktet har vist seg og være svært følsomme for støy, og har ikke resultert i bedre detekteringer enn om vi benytter et område rundt hele ansiktet. I tillegg til at støyfrekvenser har høyere amplituder i disse opptakene, har også hjerteraten en betydeligere lavere amplitude enn for nyfødt 1. Årsaken til dette er foreløpig ikke identifisert, og derfor må flere opptak utføres og studeres.

Fortidlig fødte babyer har en normal hjerterate på 150-160. Dette er tilfellet for nyfødt 1 og 2 som er 33-34 uker gamle. Nyfødt 3 er derimot ikke for tidlig født, og er 10 uker eldre enn nyfødt 1 og 2. Nyfødt 3 har en mye lavere hjerterate som normalt ligger rundt 120-130. Denne hjerteraten kommer i konflikt med den faste lysstøyen som befinner seg rundt 2 hz og tilsvarende en rate på 120. For å unngå feildeteksjoner er detektoren konstruert slik at 2 hz, og frekvensene som er nærmest 2 hz, ikke blir valgt som hjerterater. For tilfeller som for nyfødt 3 vil dette være kritisk for deteksjon av hjerteraten.

7.3 Respirasjonsdeteksjon

Respirasjonsratedeteksjon i datasett UIS-LYS

I *eksperiment 6* har det vist seg å være en større utfordring å nøyaktig detektere respirasjonsraten til testobjektene i datasettet UIS-LYS, spesielt om en ønsker en generell løsning. Testobjektene er av ulikt kjønn og størrelse og det er store forskjeller på både hvor tydelig respirasjonsbevegelsen viser, og på hvor raske bevegelser respirasjonen forårsaker. Noen av testobjektene, typisk menn, har et større volum å fylle, og i disse tilfellene får vi en tregere og jevnere respirasjonsbevegelse med

minimale endringer mellom de enkelte bilderammene. Andre testobjekter, typisk kvinner, har et mye mindre volum og fyller, og respirasjonsinnhaleringen skjer gjerne også relativt raskt. Hos disse har vi en større endring mellom bilderammene. I tillegg varierer respirasjonsraten mye mellom testobjektene. Det har vært behov for individuelle tilpassninger av følsomhetsparameteren, *Alpha* og tidsvindustørrelsen, *timeWindow* for å kunne gjøre akseptable deteksjoner. Når vi tok i bruk individuelle parametersettinger for testobjektene var følgeegenskapene mellom deteksjon og referansedata gode for nesten alle testobjekter.

Testobjekt 5 viste seg å ha referansedata som ikke stemmer overens med respirasjonsraten som visuelt kan detekteres i opptaket. Avhengig av tidsvindustørrelse detekteres enten en lavere eller en høyere rate enn raten som visuelt er detektert. Impedansmålingen som gir referansedata viser 4 store forstyrrelser i løpet av de første 100 sekundene. Dette er vist i figur 6.53. Disse forstyrrelsene utløser ikke forstyrrelsesdetektoren, men noen raske rykninger hos testobjektet kan tydelig ses i opptaket. Det er mulig disse ødelegger for detekteringen. I tillegg til disse forstyrrelsene er også respirasjonen veldig utydelig ellers i målingen. En annen mulig årsak kan være at de selvklebende elektrodene ikke er plassert riktig på testobjektet under opptaket.

I eksperiment 7, som forsøker å finne en optimal kombinasjon for parameterinnstillingene for hele datasettet, har vi funnet ut at ved å dele inn testobjektene i nye datasetter, *Menn* og *Kvinner*, oppnådde vi en bedre deteksjonsresultat enn om vi benyttet en felles parameterinnstilling for alle testobjektene. Resultatene er dårligere enn for de individuelle tilpassningene, men allikevel akseptable.

Det kan også nevnes at *Average relative error* gir større utslag for respirasjonsrater enn for hjerterater. Dette godhetsmålet blir regnet ut ved å dele differansen mellom detektert og virkelig verdi på den virkelige verdien, noe som gjør at det relative avviket blir mye større for en respirasjonsrate på 10 enn for en hjerterate på 70.

Det vil også være lettere å tilpasse en generell løsning for nyfødte enn det vil være for voksne testobjekter. Nyfødte har flere likhetstrekk når det gjelder volum og respirasjonsbevegelser enn det som er tilfellet for voksne personer.

Respirasjonsratedeteksjon i datasettet SUS

I eksperiment 8 og 9 hvor det ble foretatt en respirasjonsdeteksjon i opptakene av de nyfødte i datasettet SUS, var resultatene gode. I studien av mindre deler av opptakene ble det konkludert med at *Alpha* ikke spiller like stor rolle for nyfødte som den gjorde for de voksne testobjektene i datasettet UIS-LYS. Respirasjonsraten til nyfødte er også vesentlig høyere enn for testobjektene i datasettet UIS-LYS, noe som gjør at vi kan utføre deteksjon med et mindre tidsvindu for nyfødte enn for de voksne testobjektene. Et stort tidsvindu vil gi en dårlig oppløsning i tid.

Utsnittsområde som deteksjonen ble foretatt i viste seg å spille en vesentlig rolle. Hvis utsnittet ble for fokusert i et lite området fikk vi dårlige deteksjonsresultater. Større utsnittsområder ga bedre resultater, men en får da utfordringen med at bevegelser fra armer og ben lager større forstyrrelser. I tillegg hadde nyfødt 2 og 3 synlige ledninger til EKG målepunktene. Disse beveget seg litt i utakt og på tvers av kverandre da de nyfødte pustet, og ga dermed falske deteksjonsrater. En bedre kameravinkel for respirasjonsdeteksjon ville nok vært litt skrått på siden, slik som for

testobjektene i datasettet UIS-LYS. Problemet med en slik posisjon er at ansiktet lett kan bli skjult hvis den nyfødte snur seg, og vil dermed gjøre hjerteratedeteksjonen mer utfordrende.

7.4 Sanntidsdeteksjon

I eksperiment 10 hvor kjøretid og sanntidsdeteksjon er utforsket har Matlab vist seg å fungere svært dårlig til bruk i sanntidsdeteksjon. Bare det å lese bilderammer av størrelsen 640x480 i et 60 sekundersklipp med bilderate 25 har vist seg å ta omlag 120 sekunder. Dette vil si at selv uten å utføre noe som helst i bilderammene er vi oppe i en kjøretid på det dobbelte av varigheten til opptaket som er benyttet.

Hvis en ser bort fra tiden Matlab bruker på å lese bilderammene er resultatene for kjøretiden til sanntidsdeteksjonen derimot lovende. Kjøretiden for deteksjon med utsnittsområde på én og to nyfødte var på henholdsvis 19 og 45 sekunder. Utføres en deteksjon i hele bilderammen var kjøretiden på 73 sekunder. Vi er med andre ord avhengig av å utføre deteksjonsutsnitt for å kunne detektere i sanntid, men ved å benytte utsnittsområder og en programvare som er bedre egnet til sanntid, er mulighetene for en sanntidsdetektor gode.

Kapittel 8

Konklusjon og videre arbeid

8.1 Konklusjon

Det er utviklet løsninger for videodeteksjon av hjerterate og respirasjonsrate. Deteksjonen av hjerterate foretas ved å studere små endringer i RGB komponenter mellom bilderammene i opptaket. Metoden er følsom for variasjoner i lysforhold, og det viser seg at den optimale lyskilden å benytte i en deteksjon er LED-lamper som ikke er drevet med PWM. Lysstofførørlamper og LED med PWM skaper varierende lysforhold for bilderammene i opptaket, og gjør en deteksjon av hjerterate mer utfordrende. Ett av testobjektene var av afrikansk opprinnelse, og resultatene her kan tyde på at en deteksjon av hjerterate er vanskeligere på personer med mørk hud, enn på personer med asiatisk og nordisk opprinnelse. Da metoden ble testet på nyfødte intensivavdelingen var resultatene varierende men lovende. Innhenting av mer data vil være nødvendig for å kartlegge hva som forårsaket støy i noen av opptakene.

Mindre modifikasjoner av Tveit's [3] metode for deteksjon av respirasjonsrate har blitt benyttet med gode resultater. Metoden genererer den globale bevegelsen i bilderammene ved å benytte tilnærmet Riesz transform for å finne lokal fase og amplitude i bilderammene. Det viste seg å være utfordrende å finne en felles løsning som kunne brukes på alle de voksne testobjektene. Volum og pustebevegelser varierte her mye, og parameterinnstillinger måtte tilpasses testobjektene for å oppnå gode resultater. På nyfødte, hvor disse egenskapene er mer like, fikk vi derimot gode resultater med en felles løsning for alle de nyfødte.

Metodene utviklet for deteksjon av forstyrrelse og respirasjonsstopp fungerer også som ønsket. Disse studerer bevegelsendringene mellom bilderammer og gir alarm dersom bevegelsen er for stor eller for lav.

Både i deteksjon av hjerterate og respirasjonsrater er vi avhengige av at pasienten ligger helt i ro. Enhver bevegelse i utsnittetsområdet deteksjonen foretas i kan forårsake falske deteksjoner. Når det er sagt, kan det nevnes at det viktigste er muligens ikke en helt nøyaktig deteksjon av rater, men det å kunne gi alarmer ved en veldig høy eller lav rate, eller hvis babyen skulle slutte å puste.

Kjøretiden til deteksjonene viser også at en sanntidsdeteksjon av hjerterate og respirasjonsrate, forstyrrelse og respirasjonsstopp er mulig. Resultatene er samlet sett lovende for at detektoren skal kunne implementeres i en overvåkingsløsning av nyfødte utført med et webcamera i lav prisklasse.

8.2 Videre arbeid

I videre arbeid må det først kartlegges hva som skaper støy i opptakene utført ved SUS. Dersom støyen er mulig å håndtere må løsningen implementeres i hjerterate-detektoren. Hvis det ikke er mulig må støykilden skjermes. Opptaket av nyfødt nr.1 ga veldig gode deteksjonsresultater av hjerterate, og her lå den nyfødte delvis i et skyggeparti. En mulig løsning kan derfor være at ansiktet til de nyfødte ikke kan være direkte belyst av lysstoffrørlampene i rommet. Det kan også være en løsning å benytte mer belysning i form av en LED-lampe plassert ved siden av kameraet.

Kameravinkel og avstand må også studeres mer. Her bør plasseringen endres underveis i opptakene slik at en får mulighet til å direkte sammenligne plasseringer av kameraet på den samme nyfødte under like lysforhold. Opptakene benyttet i oppgaven er utført tett inntil de nyfødte, og det vil nok vært lettere å finne gode utsnittsområder for deteksjon av respirasjonsrate dersom opptakene ble utført med en større avstand.

Den faste lysstøyen som befinner seg rundt 2 hz bør også håndteres bedre. Siden fokuset har vært på regneeffektive algoritmer, har vi her en dårlig oppløsning i frekvensspekteret etter at FFT på delsignalet er utført. Dette fører til at et relativt stort frekvensområde blir reservert fra deteksjon av hjerterate. Ved høyere frekvensoppløsning kunne vi muligens utført deteksjon med et smalere reservert område.

Når disse problemstillingene er kartlagt og løst vil det være naturlig å gå i gang med utviklingen av en komplett sanntidsdetektor. utfordringer her vil bli å automatisk finne, og underveis oppdatere, utsnittsområdet deteksjonen foretas i. Nyfødte beveger seg mye og utsnittsområdet må være dynamisk og detektoren bør være i stand til å skille på bevegelser fra forstyrrelser, slik som armer og ben, og bevegelser forårsaket av respirasjon. Sanntidsdetektoren må også programmeres i et språk og implementeres i en programvare som er egnet for sanntidsdeteksjon.

Bibliografi


- [1] Hjemmeside til forskningssamarbeidet SaferBirths.
www.saferbirths.com
- [2] Detection of heart rate and breathing frequency from human video
Armin Stocklin
2014
- [3] Deteksjon av pustefrekvens fra video Daniel Myklatun Tveit
2014
- [4] Lysstoffrør oppbygning.
<http://www.edisontechcenter.org/Fluorescent.html>
- [5] Investigating a smartphone imaging unit for photoplethysmography
Enock Jonathan and Martin J Leahy
2010
- [6] Remote plethysmographic imaging using ambient light
Wim Verkruysse, Lars O Svaasand and J Stuart Nelson
2008
- [7] Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation
Ming-Zher Poh, Daniel J. McDuff and Rosalind W. Picard
2010
- [8] Video-based Heart Rate Measurement From Human Faces
T. Pursche, J. Krajewski and Reinhard Moeller
2012
- [9] Webcam Based Non-contact Real-time Monitoring for the Physiological Parameters of Drivers
Qi Zhang, Guo-qing Xu, Ming Wang et. al.
2014
- [10] Validation of heart rate extraction using video imaging on a built-in camera system of a smartphone
Sungjun Kwon, Hyunseok Kim and Kwang Suk Park
2012

- [11] Extracting heart rate and respiration rate using a cell phone camera
Luis Felipe Jimenez, Avinash Parnandi and Ricardo Guitierrez-Osuna
2013
- [12] Non-contact detection of cardiac rate based on visible light imaging device
Huishi Zhu, Yuejin Zhao, Liquan Dong
2012
- [13] Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World
Hao-Yu Wu, Michael Rubinstein, Eugene Shih, John Guttag, Frédo Durand,
William T. Freeman
2012
- [14] A Vision-based Infant Respiratory Frequency Detection System
Chiung -Yao Fang, Hsin-Hund Hsieh and Sei-Wang Chen
2015
- [15] Automated Respiration Detection from Neonatal Video Data
Ninah Koolen, Oliver Decroupet, Anneleen Dereymaeker, Katrien Jansen et.al.
2015
- [16] Riesz Pyramids for Fast Phase-Based Video Magnification
Neal Wadhwa, Michael Rubinstein, Fredo Durand and William T. Freeman
2012
- [17] Digital Signal Processing, Third Edition
Principles, Algorithms and Applications
John G. Proakis and Dimitris G. Manolakis
- [18] The Importance of Phase in Image Processing
Nikolay Skarbnik, Yehoshua Y. Zeevi, Chen Sagiv
2010
- [19] Image reconstruction from localized phase
J. Behar, M. Porat, and Y. Y. Zeevi
1992
- [20] The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code
Peter J. Burt and Edward H. Adelson
1983
- [21] Hilbert Transform Applications in Mechanical Vibration
Michael. Feldman
2011
- [22] The Monogenic Signal
Michael Felsberg and Gerald Sommer
2001

- [23] The Visual Microphone: Passive Recovery of Sound from Video
Abe Davis, Michael Rubinstein, Neel Wadhwa et. al.
2014
- [24] Digital Image Processing Using Matlab
Gonzales, Woods and Eddins
2013
- [25] Biomedical Signal and Image Processing
Chapter 15 - Blind Source Separation
http://www.mit.edu/gari/teaching/6.555/LECTURE_NOTES/ch15_bss.pdf
2008
- [26] On the Meaning and Use of Kurtosis
Lawrence T. DeCarlo
1997
- [27] Information Theory and The Central Limit Theorem
Oliver Johnson
2004
- [28] Numerical Methods Using Matlab, 4th Edition
John H. Mathews and Kurtis K. Fink
2004
- [29] High-Order Contrasts for Independent Component Analysis
Jean-Francois Cardoso
1998
- [30] Jade Algorithm
<http://perso.telecom-paristech.fr/cardoso/Algo/Jade/jadeR.m>
Jean-Francois Cardoso
Version 1.9, August 2013
- [31] Hardware implementation 1 of Pan and Tompkins QRS detection algorithm
Christos Pavlatos, Alexandros Dimopoulos, G. Manis and G. Papakonstantinou
National Technical University of Athens, Greece

Vedlegg

Matlab kode

Matlab.7z: 

Matlab.7z inneholder 17 m-filer. Disse er listet opp under og beskrivelser finnes i m-filene.

Hjerte_og_Respirasjonsdeteksjon.m

Diff.m

Riesz.m

RGB.m

Interrupt.m

Resp_stop.m

RR.m

HR.m

QRS_deteksjon.m

UIS_hjerterate.m

UIS_respirasjonsrate.m

SUS_hjerterate.m

SUS_respirasjonsrate.m

OCR.m

Crop.m

JadeR.m[30]

laplacianPyr.m[3]

Figurer

2.1	Originalt bilde til venstre, rekonstruert bilde fra global fase i midten, og rekonstruert bilde fra global amplitude til høyre	7
2.2	Originalt bilde til venstre, rekonstruert bilde fra lokal fase i midten, og rekonstruert bilde fra global fase til høyre. Rekonstruert bilde fra lokal fase er lånt av [19].	7
2.3	Oppbyggingen av Gaussisk og Laplace pyramide.	9
2.4	Til venstre vises reell del (originalt signal) og imaginær del(hilbert transformen til originalt signal) av det analytiske signalet som vises i sin helhet til høyre.	10
2.5	Figuren viser båndpassfiltrert bilderamme, amplitude i bilderamme og fase i bilderamme for to ulike bilderammer i en bildeserie. I bildet i den nederste raden er rektangelet forskjøvet med to piksler mot høyre i forhold til bildet i den øverste raden.	13
2.6	Figuren viser vektet phasedifferansen mellom to skiftende bilderammer og den globale bevegelsen skiftingen resulterer i.	13
2.7	Skjematisk fremstilling av oppbyggingen til en RGB piksel.	14
2.8	RGB fargekube.	14
2.9	<i>The Cocktail Party Problem</i> . Lyd fra $J = 3$ uavhengige kilder(s_1, s_2, s_3) samtidig, og $N = 3$ mikrofoner(x_1, x_2, x_3) som hver utfører ett opptak av de miksede lydsignalene de registrerer.	15
2.10	<i>Figuren viser sannsynlighetstettheten til funksjoner hvor K_{ref} er positiv(rød), negativ(grønn) og lik null(blå)</i>	16
2.11	<i>To vilkårlige variabler, A og B, i matrisen S.</i>	16
2.12	<i>To lineært miksede variabler, mix_1 og mix_2, i matrisen X.</i>	17
2.13	<i>Dekorrelert data Z fra matrisen X.</i>	17
2.14	ICA.	18
3.1	Oppsett for testopptak ved UIS	21
3.2	Oppsett for testopptak ved UIS	23
4.1	Oversiktsskjema for hjerte- og respirasjonsratedeteksjon.	24
4.2	Oversiktsskjema for respirasjonsratedeteksjon.	27

4.3	Trinnene D.1-D.6 i delkapittel 4.4 til 4.4 vist i bilder. Øverst i figuren vises original bilderamme, merket med 1. Videre viser 2 den gråtone konvergerte bilderammen(D.1), 3 er båndpassfiltrert bilderamme(D.2), 4 er fasen i bilderammen(D.4), 5 er amplitude i bilderammen(D.4), 6 er fasedifferanse mellom nåværende og forrige bilderamme(D.5), 7 viser vektet fasedifferanse mellom nåværende og forrige bilderamme(D.5) og 8 viser lavpassfiltrert bilderamme av nåværende og de tre forrige lavpassfiltrerte bilderammene(D.6).	30
4.4	Oversiktsskjema for hjerteratedeteksjon.	32
4.5	Øverst vises delsignaler av fargekomponentene rød, grønn og blå, og nederst vises frekvensspektrene til disse. Virkelig hjerterate er indikert med rødt.	34
4.6	Øverst vises delsignaler etter at ICA er utført på fargekomponentene og nederst vises frekvensspektrene til disse. Virkelig hjerterate er indikert med rødt.	35
4.7	Resultatplot som viser følgeegenskaper mellom detekter og målt signal. Y-aksen viser rate, og x-aksen viser tid.	37
4.8	1. Ubehandlet sekvens. 2. Bandpassfiltrert sekvens. 3. Derviatfiltrert sekvens. 4. Kvadrert sekvens. 5. Detekterte QRS komplekser.	38
4.9	Opptak av monitor for innhenting av referansedata.	39
4.10	Oversiktsskjema for totalløsning for hjerte. og respirasjonsrate deteksjon i sanntid	41
5.1	Bilderammer for ulike kameratyper	44
5.2	Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon i LED-opptak	46
5.3	Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon i lysstoffrør-opptak	47
5.4	Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon i datasettet SUS	47
5.5	Bilderamme med utsnitt for respirasjonsratedeteksjon	48
6.1	Mean og Std plot av alle RGB kombinasjonene for hele datasettet. Øverst har vi <i>Average relative error</i> og nederst har vi <i>Acceptance rate</i> . Den ytre løkken i kombinasjonsnummer er bidraget til rød, fra -0.5 til 0.5, og den indre løkken er bidraget til blå, fra -0.5 til 0.5.	52
6.2	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 1 UIS-LED	54
6.3	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 1 UIS-LED	54
6.4	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 2 UIS-LED	55
6.5	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 2 UIS-LED	55
6.6	Bilderamme med utsnitt testobjekt 3 UIS-LED	56
6.7	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 3 UIS-LED	56
6.8	Bilderamme med utsnitt testobjekt 4 UIS-LED	57
6.9	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 4 UIS-LED	57
6.10	Bilderamme med utsnitt testobjekt 5 UIS-LED	58
6.11	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 5 UIS-LED	58
6.12	Bilderamme med utsnitt testobjekt 6 UIS-LED	59
6.13	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 6 UIS-LED	59
6.14	Bilderamme med utsnitt testobjekt 7 UIS-LED	60
6.15	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 7 UIS-LED	60

6.16	Gjennomsnitt og standardavvik av <i>Average relative error</i> (rød) og <i>Acceptance rate</i> (blå)	61
6.17	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 1 UIS-LYS	62
6.18	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 1 UIS-LYS	62
6.19	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 2 UIS-LYS	64
6.20	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 2 UIS-LYS	64
6.21	Bilderamme med utsnitt testobjekt 3 UIS-LYS	66
6.22	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 3 UIS-LYS	66
6.23	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 4 UIS-LYS	68
6.24	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 4 UIS-LYS	68
6.25	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 5 UIS-LYS	70
6.26	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 5 UIS-LYS	70
6.27	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 7 UIS-LYS	72
6.28	Resultat for hjerteratedeteksjon, testobjekt 7 UIS-LYS	72
6.29	Deteksjonsresultat for alle 11 deteksjonsmetodene i hele datasettet, UIS-LYS. <i>Average relative error</i> til venstre og <i>Acceptance rate</i> til høyre. Metodenummer er vist i tabell 6.10.	74
6.30	Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon, nyfødt 1 SUS	75
6.31	Resultat for hjerteratedeteksjon, nyfødt 1 SUS. Deteksjonsresultatet er delt opp i fire sekvenser, hvor hver av disse er på omlag ni minutter. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er <i>i ro(grønn)</i> , <i>mindre bevegelser(rød)</i> , <i>store bevegelser(cyan)</i> og <i>forstyrrelse fra sykepleier(blå)</i>	76
6.32	Tre eksempler av frekvensspekteranalyse av deteksjon med metoden <i>G_raw</i> , nyfødt 1 SUS. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt.	76
6.33	Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon, nyfødt 2 SUS	77
6.34	Resultat for hjerteratedeteksjon, nyfødt 2 SUS. Deteksjonsresultatet er delt opp i fire sekvenser, hvor hver av disse er på omlag 8 minutter. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er <i>i ro(grønn)</i> , <i>mindre bevegelser(rød)</i> , <i>store bevegelser(cyan)</i> og <i>forstyrrelse fra sykepleier(blå)</i>	78
6.35	Tre eksempler av frekvensspekteranalyse av deteksjon med metoden <i>RGB_mix_opt</i> , nyfødt 2 SUS. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt.	78
6.36	Bilderamme med utsnitt for hjerteratedeteksjon, nyfødt 3 SUS	79
6.37	Resultat for hjerteratedeteksjon, nyfødt 3 SUS. Deteksjonsresultatet er delt opp i fire sekvenser, hvor hver av disse er på omlag 9 minutter. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er <i>i ro(grønn)</i> , <i>mindre bevegelser(rød)</i> , <i>store bevegelser(cyan)</i> og <i>forstyrrelse fra sykepleier(blå)</i>	80
6.38	Tre eksempler av frekvensspekteranalyse av deteksjon med metoden <i>RGB_mix_opt</i> , nyfødt 3 SUS. Hjerteratefrekvensen er markert med rødt.	80
6.39	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 1 UIS-LYS	81

6.40	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 1 UIS-LYS.	81
6.41	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 1 UIS-LYS	82
6.42	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 2 UIS-LYS	83
6.43	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 2 UIS-LYS.	83
6.44	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 2 UIS-LYS	84
6.45	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 3 UIS-LYS	85
6.46	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 3 UIS-LYS.	85
6.47	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 3 UIS-LYS	86
6.48	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 4 UIS-LYS	87
6.49	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 4 UIS-LYS.	87
6.50	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 4 UIS-LYS	88
6.51	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 5 UIS-LYS	89
6.52	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 5 UIS-LYS.	89
6.53	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 5 UIS-LYS	90
6.54	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 6 UIS-LYS	91
6.55	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 6 UIS-LYS.	91
6.56	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 6 UIS-LYS	92
6.57	Bilderamme med utsnitt, testobjekt 7 UIS-LYS	93
6.58	Kombinasjonsresultater for parametrene <i>timeWindow</i> og <i>Alpha</i> . <i>Acceptance rate</i> til venstre og <i>Average relative error</i> til høyre. X-aksen viser kombinasjonsnummer, se avsnitt under, og y-aksen viser prosentmålet. Testobjekt 7 UIS-LYS.	93
6.59	Deteksjonsresultater for respirasjonsrate, testobjekt 7 UIS-LYS	94
6.60	Resultater for de ulike parameterkombinasjonene for hele datsettet. Øverst vises resultater for <i>Average relative error</i> og nederst vises resultater for <i>Acceptance rate</i>	95

6.61	Resultater for de ulike parameterkombinasjonene for datsettet <i>Menn</i> . Øverst vises resultater for <i>Average relative error</i> og nederst vises resultater for <i>Acceptance rate</i>	96
6.62	Resultater for de ulike parameterkombinasjonene for datsettet <i>Kvinner</i> . Øverst vises resultater for <i>Average relative error</i> og nederst vises resultater for <i>Acceptance rate</i>	97
6.63	Bilderamme med utsnitt, (a), og resultater for ulik valg av parameteren <i>Alpha</i> , (b). Nyfødt 1 SUS	98
6.64	Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 1 SUS. Øverst er deteksjonsresultatet, og nederst vises detektert respirasjonssignal.	99
6.65	Bilderamme med utsnitt, (a), og resultater for ulik valg av parameteren <i>Alpha</i> , (b). Nyfødt 2 SUS	99
6.66	Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 2 SUS. Øverst er deteksjonsresultatet, og nederst vises detektert respirasjonssignal.	100
6.67	Bilderamme med utsnitt, (a), og resultater for ulik valg av parameteren <i>Alpha</i> , (b). Nyfødt 3 SUS	100
6.68	Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 3 SUS. Øverst er deteksjonsresultatet, og nederst vises detektert respirasjonssignal.	101
6.69	Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 1 SUS. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er <i>i ro(grønn)</i> , <i>mindre bevegelser(rød)</i> , <i>store bevegelser(cyan)</i> og <i>forstyrrelse fra sykepleier(blå)</i>	102
6.70	Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 2 SUS. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er <i>i ro(grønn)</i> , <i>mindre bevegelser(rød)</i> , <i>store bevegelser(cyan)</i> og <i>forstyrrelse fra sykepleier(blå)</i>	103
6.71	Resultat for respirasjonsratedeteksjon, nyfødt 3 SUS. Baren nederst i plottene viser hendelsene underveis i opptaket. Disse er <i>i ro(grønn)</i> , <i>mindre bevegelser(rød)</i> , <i>store bevegelser(cyan)</i> og <i>forstyrrelse fra sykepleier(blå)</i>	104
6.72	Utsnittsområdene i bilderammene benyttet til sanntidsdeteksjon.	105

Tabeller

6.1	Tabell over resultater for kameratyper, oppløsning og bilde- teratedeteksjon. Testobjektene er her én mann(M) og én kvinne(M). <i>Average relative error</i> er forkortet til <i>A.R.E</i> og <i>Acceptance rate</i> er forkortet til <i>A.R.</i>	50
6.2	Tabell over resultater for kameratyper, oppløsning og bilde- rasjonsratedeteksjon. Testobjektene er her én mann(M) og én kvin- ne(M). <i>Average relative error</i> er forkortet til <i>A.R.E</i> og <i>Acceptance</i> <i>rate</i> er forkortet til <i>A.R.</i>	51
6.3	Tabell over deteksjonsresultater for lineære kombinasjoner av RGB komponenter	53
6.4	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 1 UIS-LYS	63
6.5	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 2 UIS-LYS	65
6.6	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 3 UIS-LYS	67
6.7	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 4 UIS-LYS	69
6.8	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 5 UIS-LYS	71
6.9	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, testobjekt 7 UIS-LYS	73
6.10	Deteksjonsresultat for alle 11 deteksjonsmetodene i hele datasettet, UIS-LYS	74
6.11	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, nyfødt 1 SUS	75
6.12	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, nyfødt 2 SUS	77
6.13	Resultater for de 11 deteksjonsmetodene som er benyttet på opptaket, nyfødt 3 SUS.	79
6.14	Deteksjonsresultater for <i>Average relative error</i> og <i>Acceptance rate</i> for parameterkombinasjon 13 på hele datasettet.	95
6.15	Deteksjonsresultater for alle testobjektene. For hvert testobjekt er to resultater presentert. Disse er den optimale individuelle parameterkom- binasjonen og parameterkombinasjonen som kom best ut når dataset- tet ble delt inn i to nye datasett, <i>Kvinner</i> og <i>Menn.</i>	97

6.16 Kjøretid for sanntidsdeteksjon 105