



Universitetet
i Stavanger

DET TEKNISK-NATURVITENSKAPELIGE FAKULTET

MASTEROPPGAVE

Studieprogram/spesialisering: Robotteknologi og Signalbehandling	Vårsemesteret, 2020 Åpen
Forfatter: Jørgen Bjelland	
Fagansvarlig: Morten Mossige	
Veileder(e): Morten Mossige	
Tittel på masteroppgaven: Vibrasjonsbasert tilstandsovervåkning av girkasse på industrirobot Engelsk tittel: Vibration-based Condition Monitoring of a Gearbox in an Industrial Robot	
Studiepoeng: 30	
Emneord: Tilstandsbasert vedlikehold, Industrirobot, Vibrasjonsanalyse, ABB, Kurtosis, Kurtogram, FFT, Envelope Spektrum, RMS	Sidetall: 60 + vedlegg/annet: 1 Stavanger, 25/6-2020



UNIVERSITETET I STAVANGER

MASTEROPPGAVE
VÅR 2020

Vibrasjonsbasert tilstandsovervåkning av girkasse på en industrirobot

Jørgen Bjelland

Veileder
Morten MOSSIGE

Det teknisk-naturvitenskapelige fakultet
Institutt for data- og elektroteknologi
Universitetet i Stavanger

Sammendrag

Denne rapporten omhandler tolkning av vibrasjonssignaler målt i en girkasse på en industrirobot fra ABB av typen IRB5500. Motivasjonen for arbeidet er å se om vibrasjonsmålingene kan brukes i et tilstandsbasert overvåkingssystem. Med hensikt i å oppdage slitasje i girkasse og motor før slitasjen når et kritisk nivå og resulterer i sammenbrudd for robot og dermed driftstans. Det er tatt opp målinger fra to roboter av samme type som har ulik fartstid og dermed ulik grad av slitasje. Vibrasjonsmålinger fra robotene sammenlignes og analyseres med ulike metoder for å se om det er mulig å skille de basert på vibrasjonssignalet.

Utgangspunktet for oppgaven er et 3D akselerometer som monteres i oljepuggen til girkassen som hører til robotens akse 3. Samt maskinvare for å kommunisere med sensormodulen omtalt som IMS og en PC.

Vibrasjonssignalet er analysert med to ulike hensikter. Den ene er å detektere feil uten å vite noe om hva feilen skyldes, mens den andre fokuserer på å sette en diagnose. Altså hva som kan være årsaken til problemet. Metodene for feildeteksjon baseres på enkle parametre som eksempelvis indikerer en økning av vibrasjoner, større spredning i datasettet eller en mer transient oppførsel. Diagnostisering av feil er mer komplisert og her er det testet ut to metoder. Den første metoden baseres på et optimalt båndpassfilter, hvor filterets passbånd bestemmes ut fra et kurtogram. Den andre baseres på frekvensanalyse med FFT.

Metodene for feildeteksjon testet på innsamlet data viser at både RMS, kurtosis, standardavvik og topp til bunn amplitude klarer tydelig å skille robotene fra hverandre. Metodene for å diagnostisere feil finner topper som tilsvarer kjente frekvenser knyttet til girkasse og kulelagre, men for å konkludere om metodene virker kreves ytterligere testing.

Forord

Denne oppgaven markerer slutten på mitt masterstudie i robotteknologi og signalbehandling ved Universitet i Stavanger. Oppgaven har vært utfordrende, spennende og lærerik.

Jeg vil takke min veileder Morten Mossige for god og konstruktiv veiledning.

Videre vil jeg takke ABB Bryne for god hjelp og gjestfrihet. Til slutt vil jeg takk min familie for støtte og tålmodighet gjennom denne perioden.

Ordforklaringer

IMS - Inertial Motion Sensor

MCU - Microcontroller Unit

DC/DC - Spenningsomformer for likespenning

Script - En fil som inneholder kommandoer fra et scriptespråk

G.R. - Gear Ratio

GM - Gearmesh frequency

Gnf - Gear natural frequency

RMS - Root Mean Square

SNR - Signal To Noise Ratio

SK - Spektral Kurtosis

SD - Standard deviation

FT - Fourier Transform

DFT - Discrete Fourier Transform

FFT - Fast Fourier Transform

STFT - Short Time Fourier Transform

PSD - Power Spectral Density

MEMS - Micro-Electro-Mechanical System

MIMO - Multiple-Input and Multiple-Output

DWPT - Discrete Wavelet Packet Transform

Innhold

1	Introduksjon	5
1.1	Bakgrunn	5
1.2	Problemstilling	6
1.3	Testoppsett	7
1.4	Vibrasjonssensor	8
2	Teori	11
2.1	Relatert arbeid	11
2.2	Akselerometeret	11
2.3	Tilstandsbasert vedlikehold	15
2.4	Vibrasjonssignalet	16
2.5	Vibrasjonsanalyseteknikker	24
3	Metode	28
3.1	Programvare	28
3.2	Generering av vibrasjonsdata	29
3.3	Vurdering av relevante frekvenser	35
3.4	Feildeteksjon	39
3.5	Diagnostisering av feil	46
3.6	Algoritmer for kondisjonsovervåking	52
4	Diskusjon	55
4.1	Løsning av oppgaven	55
4.2	Videre arbeid	56
5	Konklusjon	57
A	Vedlegg	61

Kapittel 1

Introduksjon

Dette kapittelet gir en kort introduksjon om bakgrunnen for oppgaven og motivasjonen som ligger til grunn. Problemstillingen blir gjennomgått, samt rammen rundt oppgaven. Med rammen menes utstyret som oppgaven er bygget rundt med de muligheter og begrensninger som inngår.

1.1 Bakgrunn

Industriroboter blir stadig en større del av industrien og utfører i dag mange varierende arbeidsoppgaver som for eksempel lakkering, sveising og flytting av objekter. I mange tilfeller kan disse arbeidsoppgavene være kritiske og driftstans kan få veldig store økonomiske konsekvenser. Som de fleste andre maskiner med bevegelige deler trenger industriroboter vedlikehold. Driftstans er i denne sammenheng vanskelig å unngå, men det er ønskelig å redusere nedetid og utgifter så mye som mulig. Det skilles i hovedsak mellom tre vedlikeholds strategier.

1. **Vedlikehold som følge av sammenbrudd:** Denne strategien går ut på å la maskinen arbeide helt til havari og påtvunget vedlikehold. Strategien gir ofte de lengste intervaller mellom driftstans, men er også ofte svært kostbart når sammenbruddet inntreffer. Dette fordi nedetiden blir lengre når havariet oppstår og ofte blir også andre komponenter enn den som forårsaket havariet ødelagt.
2. **Tidsbasert vedlikehold:** Vedlikehold blir gjort ved faste intervaller. Intervallene er kortere enn forventet levetid på komponent/komponenter. Fordelen med denne strategien er at vedlikeholdet kan planlegges slik at en får en kortest mulig driftstans. Ulempen er at mange komponenter blir byttet for ofte, som igjen gir en økt kostnad.
3. **Tilstandsbasert vedlikehold:** Strategien blir ofte kalt for prediktivt vedlikehold og gir mange fordeler sammenlignet med strategiene ovenfor. Metoden overvåker tilstanden til maskinen, samt prøver og forutsi når nødvendig vedlikehold bør gjøres. De vanligste teknikkene for å innhente informasjon om den indre tilstanden er å analysere vibrasjoner eller olje/smøremiddel[1].

Det er i dag et stadig større press på aktørene i robotbransjen etter å utvikle metoder som kan estimere slitasje, og predikere når det er behov for vedlikehold før en får driftstans som en konsekvens av sammenbrudd i roboten.

1.2 Problemstilling

Denne oppgaven går ut på å bruke et 3D akselerometer for å se på vibrasjoner på en av hovedaksene (akse 3) på en moderne industrirobot. Vibrasjonsmålinger fra to roboter av samme type skal sammenlignes. Hvor den ene roboten har lengre driftstid og vil trolig være mer slitt enn den andre. Målsetningen er å utvikle en algoritme som kan estimere slitasje i motor og girkasse. Dette innebærer:

- Utvikle referansebevegelser som kan brukes til å ta målinger.
- Vurdere hvilke frekvenser som er relevant å se på samt sampletid og samplelengde.
- Utføre målinger på robot.
- Utvikle algoritme som kan estimere slitasje i motor og girkasse.

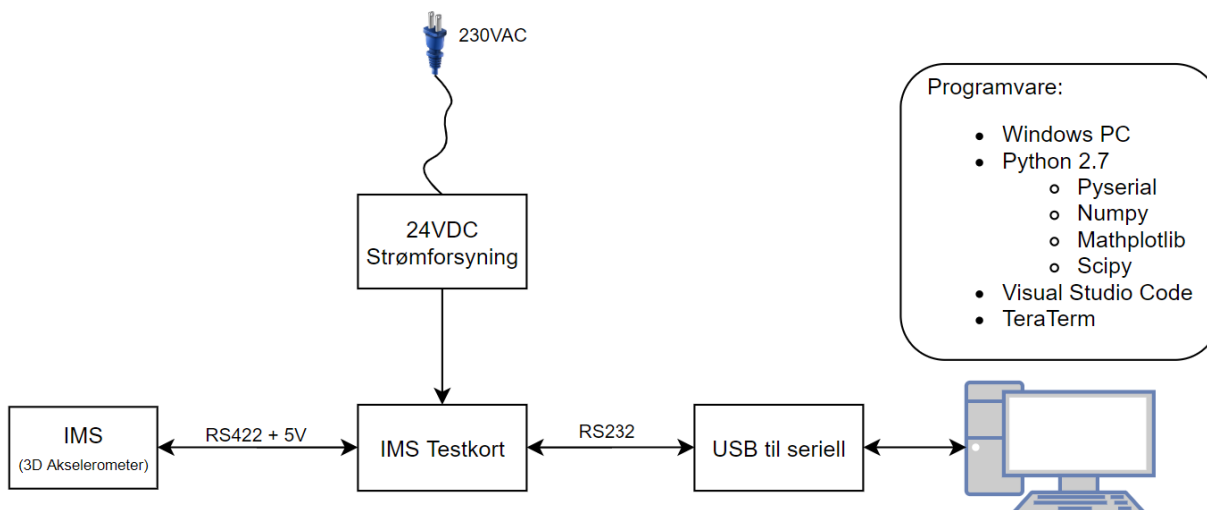


Figur 1.1: IRB5500 lakkeringsrobot fra ABB

Oppgaven er skrevet for ABB Robotics på Bryne som har sitt virkeområde innenfor lakkeringsroboter. Det er benyttet en IRB5500 lakkeringsrobot fra ABB i forbindelse med innsamling av data. Nødvendig utstyr i forbindelse med vibrasjonsmålinger er stilt til disposisjon fra ABB.

1.3 Testoppsett

Utstyret som benyttes for å måle vibrasjoner består av en sensornode omtalt som IMS(Intertial Motion Sensor), IMS-testkort med tilhørende strømforsyning og en datamaskin med windows, samt nødvendig programvare som vist i figur 1.2. Testkortet fungerer som et grensesnitt mellom sensor og PC.



Figur 1.2: Oppsett som benyttes under test av kommunikasjon med IMS og innsamling av akselerasjonsdata fra akselerometer.

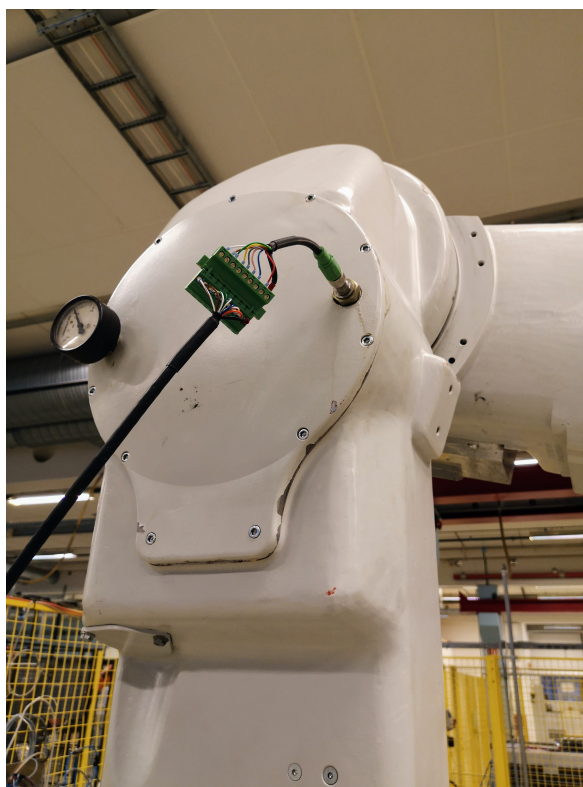
1.4 Vibrasjonssensor

Vibrasjonssensoren er et 3D akselerometer innebygd i IMS modulen og er tilknyttet en mikrokontroller av typen STM32L433RC16 med en ARM Cortex M4 prosessor. Modulen har en RS422 driver som kan benyttes til å kommunisere med eksterne enheter. I dette tilfellet en PC via testkortet. I tillegg til kommunikasjon trenger modulen å få supplert +5VDC og GND. Med interne spenningsregulatorer reguleres 5VDC ned til 2.5VDC og 3.3VDC som benyttes til forsyne intern elektronikk som 3D akselerometer, STM32 MCU og RS422 driver. Overordnet blokkdiagram er vist i figur 1.4.

Hele IMS modulen er støpt inn i en metallhylse som er godkjent for å plasseres i EX-områder. IMS monteres i oljepluggen som hører til akse 3 sin girkasse, se figur 1.3b.

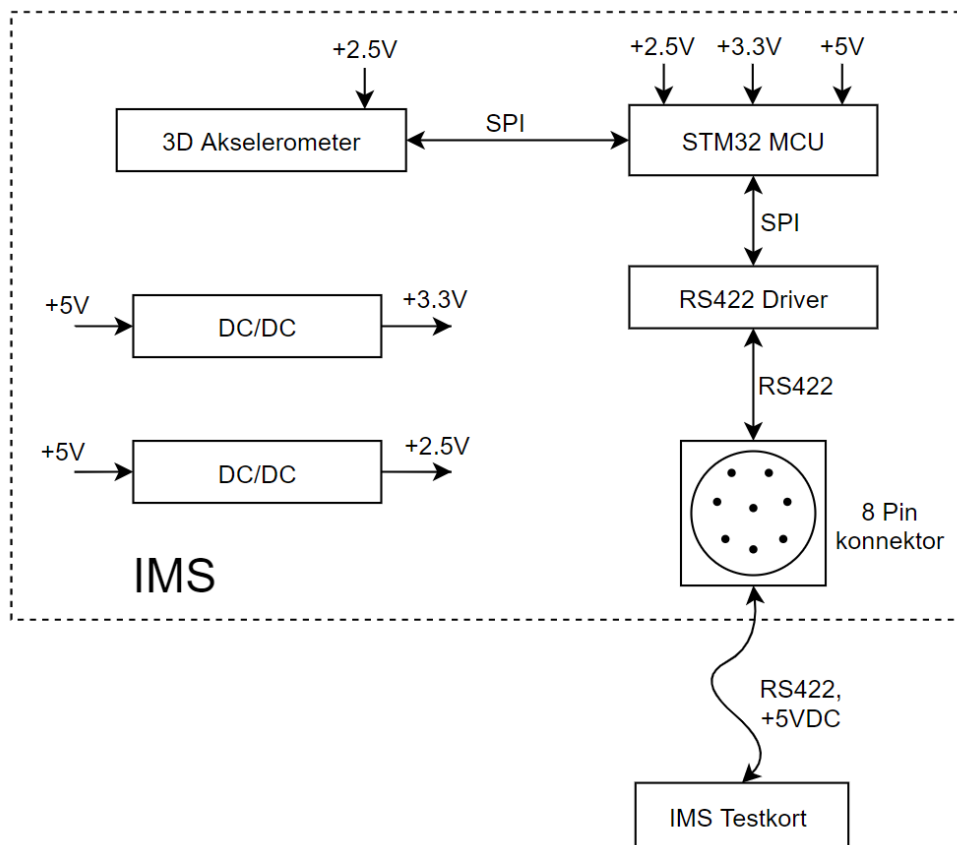


(a) IMS



(b) IMS montert på robot

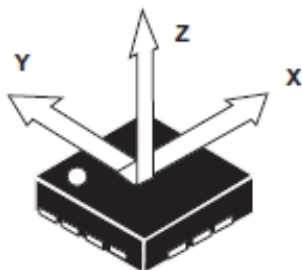
Figur 1.3: Fysisk utforming av sensor modul(IMS) og montering på robot.



Figur 1.4: IMS blokkskjema.

1.4.1 3D Akselerometer

Selve vibrasjonssensoren i sensornoden(IMS) er et MEMS basert 3D akselerometer fra ST. MEMS står for «Micro-Electro-Mechanical-System» og er svært små, lette og kostnadseffektive elektromekaniske system. 3D akselerometeret måler akselerasjon i tre retninger vinkelrett på hverandre som definerer de tre aksene x, y og z.



Figur 1.5: 3D Akselerometer (Figur hentet fra datablad[2])

Det fremkommer ikke i databladet hvilket måleprinsipp som benyttes i akselerometeret, men

de vanligste MEMS akselerometerne som også kan måle stasjonær akselerasjon er piezoresistivt eller kapasitivt[3]. I henhold til datablad kan akselerometeret måle frekvenser opptil 6.66kHz, og det tyder på at det er et piezoresistivt akselerometer. Et «White paper» fra TE Connectivity:«Choosing the right type of accelerometer» hevder at kapasitive akselerometre har en båndbredde opp mot 1.5kHz, mens piezoresistive kan ha en båndbredde oppmot 7kHz[3].

1.4.2 Muligheter og begrensinger

I denne oppgaven skal det måles vibrasjoner på to roboter fra ABB. I den forbindelse skal det lages referanseprogram som robotene skal kjøre under innsamling av data og eventuell testing. Det gir muligheter til å eksperimentere med ulike referanseprogram for robotene. I tillegg skal vibrasjonsdata analyseres for å se om en klarer å skille robotene og muligens detektere feil. Det er på forhånd ikke kjent om robotene har noen feil i forbindelse med girkasse eller motor på akse 3. Mulighetene er derfor begrenset til å spesialisere eventuelle algoritmer mot en konkret feil siden det ikke er mulig å verifisere resultatet.

Det ville vært interessant å ta opp målinger over en lang periode for å se hvordan vibrasjonssignalene utvikler seg over tid, men en slik tilnærming vil kreve målinger over en lengre tidsperiode enn det som er tilgjengelig og er dermed utelukket i denne oppgaven.

Det forutsettes at sampling av akselerasjonsdata i IMS er korrekt utført slik at vibrasjonssignalene som hentes fra IMS representerer de reelle vibrasjonene i målepunktet.

Akselerometerets maksimale samplefrekvens på 6.67kHz setter øvre begrensning på den frekvensen som kan måles og er gitt av Nyquist samplingsteorem: $f_{maks} = 6.67kHz/2 = 3.335kHz$.

Samplelengden er begrenset av dedikert minne til databufferet i MCUen. I denne oppgaven er øvre samplelengde 307.2ms når det benyttes et databuffer på 2048 verdier for både x,y og z-akse. Ved å slå sammen aksene får en et databuffer på 6144 verdier og øvre samplelengde blir 921.6ms. Dermed er den lengste sammenhengende målesekvensen en kan ha på 921.6ms før bufferet i MCUen er fullt og må tømmes.

Kapittel 2

Teori

I dette kapitlet vil det bli gjennomgått virkemåten til akselerometert, som er sentral i vibrasjonsmåling. Det vil også være en innføring i teorien knyttet til vibrasjonsanalyse i forbindelse med roterende maskiner samt teoretisk grunnlag for utvalgte metoder.

2.1 Relatert arbeid

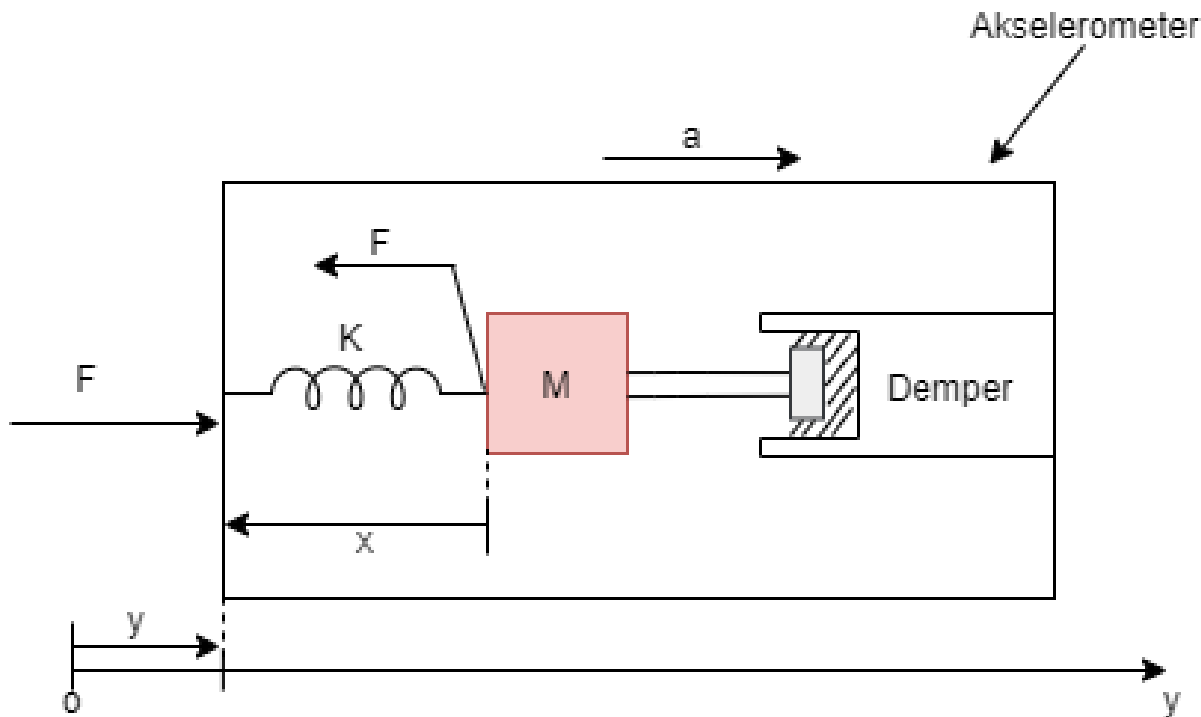
Ved litteratursøk har det vist seg å være vanskelig å finne fagstoff som omhandler vibrasjonsanalyse i motor og girkasse på industrirobot. Derimot finnes det store mengder litteratur som omhandler tilstandsovervåking av roterende maskiner ved bruk av vibrasjonsmålinger. I mangel på relevant litteratur har det i denne oppgaven blitt fokusert på teknikker som benyttes for roterende maskiner og om disse kan anvendes på industriroboter. Boken «Vibration-based Condition Monitoring[1]» er blant flere som har blitt flittig brukt for å få en innføring i teorien bak tilstandsbasert vedlikehold og vibrasjonsanalyse knyttet til roterende maskiner.

2.2 Akselerometeret

Akselerometeret gjør det mulig å måle akselerasjonen som et legemet blir utsatt for og dermed også vibrasjoner. I dette delkapitlet vil det bli gitt en innføring i virkemåten til akselerometert og to av de vanligste prinsippene bak MEMS baserte akselerometer, nemlig piezoeresistiv og kapasitiv MEMS akselerometer.

2.2.1 Prinsipiell virkemåte

Akselerasjon er i utgangspunktet en vanskelig parameter å måle, men det finnes mange teknikker for å få dette til. En vanlig modell som illustrerer virkemåten til en akselerasjonssensor og som også benyttes i design av slike sensorer er Masse-Fjær-Demper-Systemet vist i figur 2.1. I dette systemet er en masse festet til en ytre boks med en fjær og en demper. Den ytre boksen tilsvarer akselerometerhuset og festes på komponenten som en ønsker å måle akselerasjonen til.



Figur 2.1: Akselerometer Virkemåte

Newtons 2.lov er en sentral fysisk sammenheng og forteller at summen av alle krefter som virker på et legeme er lik massen multiplisert med akselerasjonen. N2: $\sum F = ma$. Ved å benytte Newtons 2.lov og at akselerasjon er lik den dobbelderiverte av tilbakelagt avstand kan en sette opp et uttrykk for akselerasjonen som funksjon av strekningen x som massen har beveget seg[4][5].

$$F = -\beta\dot{x} - kx = m[\ddot{x} - \ddot{y}] = ma \quad (2.1)$$

Hvor:

F - Ytre krefter som skaper akselerasjon.

β - Dempningskoeffisient.

k - Fjærkonstant.

m - Masse.

x - Forflytning av masse relativt til akselerometerhuset.

y - Forflytning av akselerometerhuset som følge av ytre krefter.

Det er akselerasjonen til selve akselerometeret som er av interesse og den er gitt av \ddot{y} . Ved å løse ligning 2.1 med hensyn på \ddot{y} finner en akselerasjonen som funksjon av avstanden x .

$$A = \ddot{y} = \ddot{x} + \frac{\beta}{m}\dot{x} + \frac{k}{m}x \quad (2.2)$$

Problematikken med å måle akselerasjon er nå blitt omgjort til å måle avstand, som er mye enklere. Det er ønskelig med et elektrisk målesignal og det finnes mange gode målemetoder tilgjengelig som f.eks. måling av kapasitans. Videre kan ligning 2.2 laplacetransformeres for

å analysere akselerasjonssensorens dynamiske egenskaper. Altså frekvensrespons[4][5].

$$\frac{X(S)}{A(S)} = \frac{1}{S^2 + \frac{\beta}{m}S + \frac{k}{m}} \quad (2.3)$$

I et design perspektiv vil dette være spesielt viktig slik at materialene som velges har en passende fjærkonstant(k), dempningskoeffisient(β) og masse. Ved å sammenligne ligning 2.2 med standard uttrykk for et 2.ordens system kan en finne uttrykk for systemets relative dempningsfaktor ζ og udempet resonansfrekvens også omtalt som systemets egenfrekvens ω_0 [4].

$$\zeta = \frac{\beta}{2\sqrt{km}} \quad (2.4)$$

$$\omega_0 = \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (2.5)$$

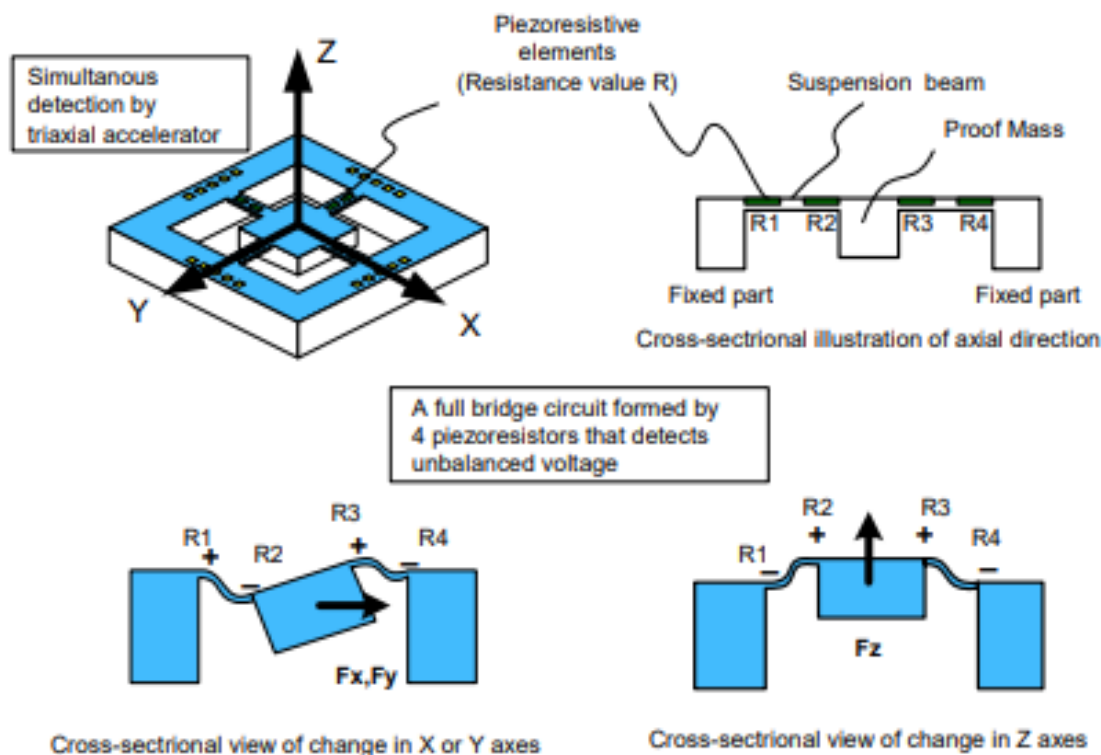
For et akselerometer er båndbredden en viktig egenskap og er avgjørende for den maksimale frekvensen systemet klarer å måle riktig akselerasjon. Båndbredden er gitt av følgende formel[4]:

$$\omega_c = \omega_0 \sqrt{1 - 2\zeta^2 + \sqrt{(1 - 2\zeta^2)^2 + 1}} \quad (2.6)$$

Som i denne Masse-Fjær-Demper modellen består de fleste akselerometer av en masse som beveger seg relativt til sensorhuset når sensoren blir utsatt for ytre krefter. I MEMS baserte sensorer består ofte hele strukturen av silikon. Altså at både masse, fjær og demper funksjonen ligger i silikonstrukturen. Siden dimensjonene er så små, spiller også luften rundt silikonstrukturen en viktig rolle som demper[4]. Det finnes mange metoder for å omgjøre bevegelsen av massen til elektriske signaler som er proporsjonal med akselerasjonen. Videre blir det gjennomgått virkemåten til to av de vanligste metodene som benyttes i MEMS akselerometer, altså kapasitiv MEMS akselerometer og piezoresistiv MEMS akselerometer.

2.2.2 Piezoresistivt MEMS Akselerometer

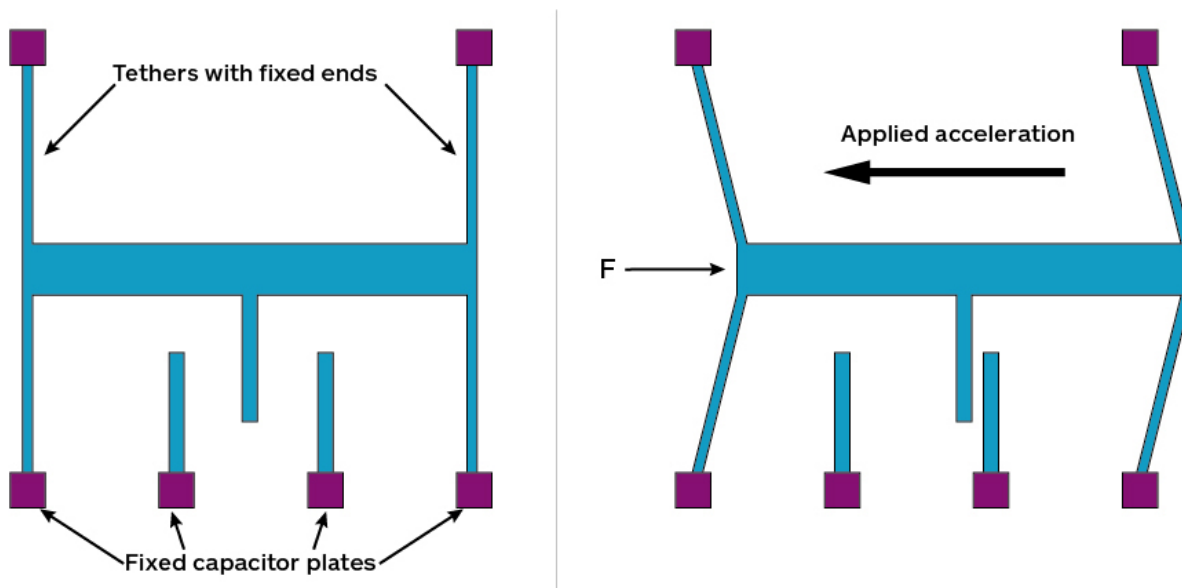
Et Piezoresistivt MEMS akselerometer bygger på Masse-Fjær-Demper prinsippet. Massen er festet til resten av silikonstrukturen med noen tynne silikonbjelker som fungerer som fjæring. Når akselerometeret blir utsatt for ytre krefter og akselerer vil massen forflytte seg og de tynne silikonarmene som holder massen på plass deformeres. På disse plasseres piezoresistive elementer og når silikonarmene deformeres blir disse strukket eller presset sammen slik at resistansen endres[6][7]. Figur 2.2 illustrerer deformasjonen når massen beveger seg som konsekvens av ytre påvirkninger. Det benyttes to piezoresistive elementer på hver silikonarm slik at en har minst fire elementer for hver akse. Ved å sette sammen elementene korrekt i en Wheatstone målebro for hver akse kan man måle en spenning når akselerometeret blir utsatt for ytre krefter. Wheatstone målebroen påtrykkes en konstant strøm[7].



Figur 2.2: Virkemåte for et Piezoresistivt MEMS akselerometer.[6]

2.2.3 Kapasitiv MEMS Akselerometer

Kapasitive MEMS akselerometere baseres på Masse-Fjær-Demper prinsippet og benytter kapasitiv posisjonsmåling for å måle akselerasjon. Posisjonsmålingen foregår med to faste kondensatorplater og en kondensatorplate som er festet til den bevegelige massen. Sammen danner kondensatorplatene to kondensatorer hvor kapasitansen varierer med bevegelsen til massen. Det kan vises at endring i kapasitans for disse to kondensatorene er proporsjonal med distansen som massen beveger seg. Dermed også proporsjonal med akselerasjonen til akselerometeret. For å få et 3D akselerometer må en altså ha tilsvarende oppsett langs de aksene en ønsker å måle. Man kan videre benytte en kapasitans til spennings transduser for å omgjøre målesignalet fra kapasitans til en spenning som er proporsjonal med akselerasjonen. Figur 2.3 illustrerer hvordan kondensatorplatene beveger seg når akselerometeret blir påført en kraft og massen flytter på seg[5].



Figur 2.3: Virkemåte for et kapasitivt akselerometer[8].

2.3 Tilstandsbasert vedlikehold

Denne vedlikeholdsstrategien baseres på tilstandsovervåking under drift og ved hjelp av dette forutsi videre levetid og når nødvendig vedlikehold bør gjøres. Overvåking av den indre tilstanden kan gjøres ved å analysere vibrasjoner, smøremiddel, termografi eller prestasjonsanalyse[1].

2.3.1 Kontinuerlig overvåking

Ved tilstandsbasert vedlikehold skiller man ofte mellom kontinuerlig overvåking og periodisk overvåking. For svært kritiske maskiner hvor havari kan få fatale konsekvenser benyttes ofte kontinuerlig overvåking da denne metoden kan slå av maskinen og eventuelt starte en reserve ved minste forandring i vibrasjonssignalet. Kontinuerlig overvåking har mange fordeler som veldig rask reaksjon ved feil og beskytter utstyret svært godt. En ulempe er kostnader og at metoden krever ofte innebygde sensorer som må tas hensyn til fra designfasen. Denne metoden baseres ofte på enkle parametre som f.eks. RMS-verdi siden den skal reagere raskt og krever parametre som kan evalueres kontinuerlig. Ulempen her er at metoden ikke forteller noe om hva som er opphavet til feilen. Mer avanserte signalbehandlingsteknikker har potensiale til å predikere fremtidig tilstand slik at vedlikehold kan planlegges. Samt indikere hva som er galt slik at reservedeler kan bestilles. I tillegg vil dette være tidsbesparende med tanke på feilsøking[1].

2.3.2 Periodisk overvåking

Ved periodisk overvåking tar man målinger periodisk og kan gjøre en grundig analyse av signalet før neste måling. Her kan man dra nytte av avanserte signalbehandlingsteknikker for å predikere kommende feil. Den største ulempen med denne metoden er at ikke alle feil kan forutsees og risiko for et plutselig havari er tilstede. Det forskes fortsatt innenfor fagfeltet og listen over feil som ikke kan predikeres minskes. Havari kan også skje dersom intervallet mellom måling er for stort[9].

For å få maks utbytte av tilstandsbasert overvåking kan en god løsning være både kontinuerlig overvåking og periodisk overvåking i parallell. Hvor man benytter den kontinuerlige overvåkingen for hurtig deteksjon av feil, mens den periodiske overvåkingen predikerer fremtidig tilstand[1].

2.4 Vibrasjonssignalet

Det målte vibrasjonssignalet vil ha sitt opphav fra alle nærliggende krefter som skaper vibrasjoner. I en roterende maskin eller en industrirobot er det mange slike potensielle vibrasjonskilder. De fleste bevegelige deler gir opphav til vibrasjoner som er unike, og dette kan utnyttes for å skille mellom komponenter. Med det menes hvilken del/deler som er opphavet til et spesifikk vibrasjonssignal. Dersom en kjenner vibrasjonssignalet som er karakteristisk for en del, kan dette også benyttes for å si noe om tilstanden til komponenten. Eksempelvis så vil et tannhjulpar som glir sammen generere et vibrasjonssignal som vil være spesifikk for dette tannhjulparet.

I dette tilfellet, som mange andre vil det målte signalet være sammensatt av flere vibrasjonssignaler som er påvirket av transmisjonen fra kilden til målepunktet. Noen av vibrasjonssignalene stammer fra komponenter som man ønsker å måle, mens andre er uønsket eller støy. Slike systemer hvor man har mange inngangssignaler og utgangssignaler omtales ofte som et MIMO-system. Hvor det målte signalet i tidsplanet er en sum av alle vibrasjonskilder konvolvert med tilhørende overføringsfunksjon[1].

$$x_i = \sum_j s_j * h_{ij} \quad (2.7)$$

$$X_i = \sum_j S_j H_{ij} \quad (2.8)$$

Hvor:

x_i - Representerer et spesifikt målepunkt i

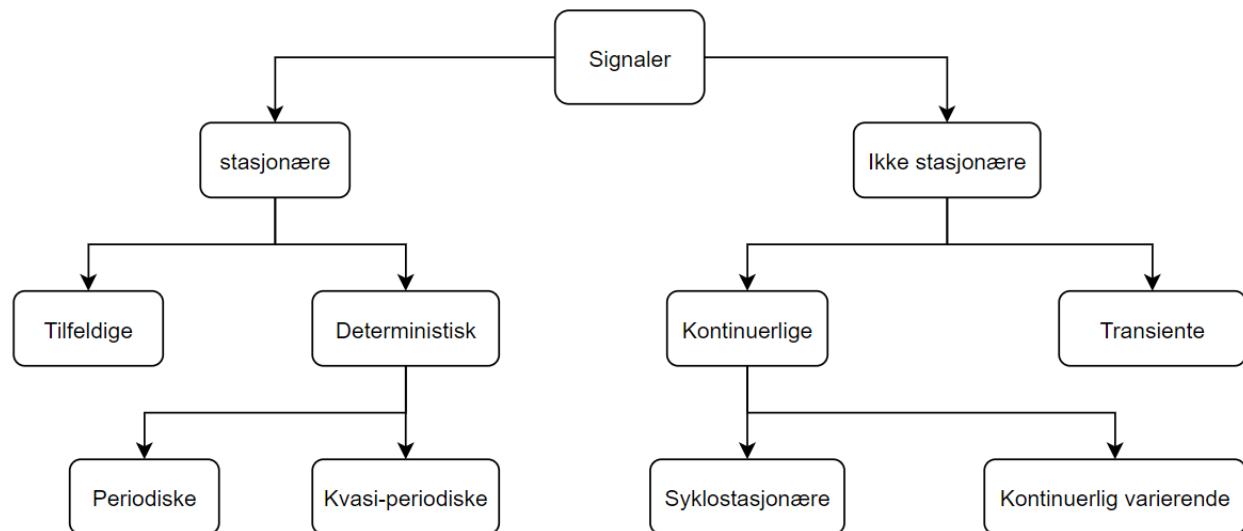
s_j - Representerer vibrasjonskilde j

h_{ij} - Representerer overføringsfunksjon fra vibrasjonskilde j til målepunkt i

Overføringsfunksjonen vil være bestemt av transmisjonen mellom vibrasjonskilde og målepunkt. I frekvensplanet får en tilsvarende, men med multiplikasjon i stedet for konvolusjon.

2.4.1 Signalklasser

Vibrasjonssignaler opptrer i mange varianter og tilhører den generelle kategorien av signaler. Videre kan signaler klassifiseres i underkategorier basert på dets egenskaper. En oversikt over klassifisering av signaler er vist i figur 2.4.



Figur 2.4: Signalklasser

I hovedsak kan signaler deles inn i to kategorier, altså stasjonære og ikke stasjonære signaler. Der stasjonære signaler har statistiske egenskaper som ikke varierer med tiden, mens ikke stasjonære signaler er betegnelsen på signaler som ikke tilfredsstiller krav om stasjonærhet. Det skiller også mellom sterkt og svakt stasjonære signaler. Videre under stasjonære signaler skiller en mellom tilfeldige og deterministiske signaler. For deterministiske signaler kan tidligere eller fremtidige verdier bestemmes/predikeres dersom initial verdier er kjent, altså frekvens, amplitude og fase ved tid null. Slike signaler består kun av diskrete sinusfunksjoner som igjen gir et frekvensspekter av bare diskrete linjer. Tilfeldige signaler er noe mer komplekse og må sees på som realiseringer av en tilfeldig prosess[1].

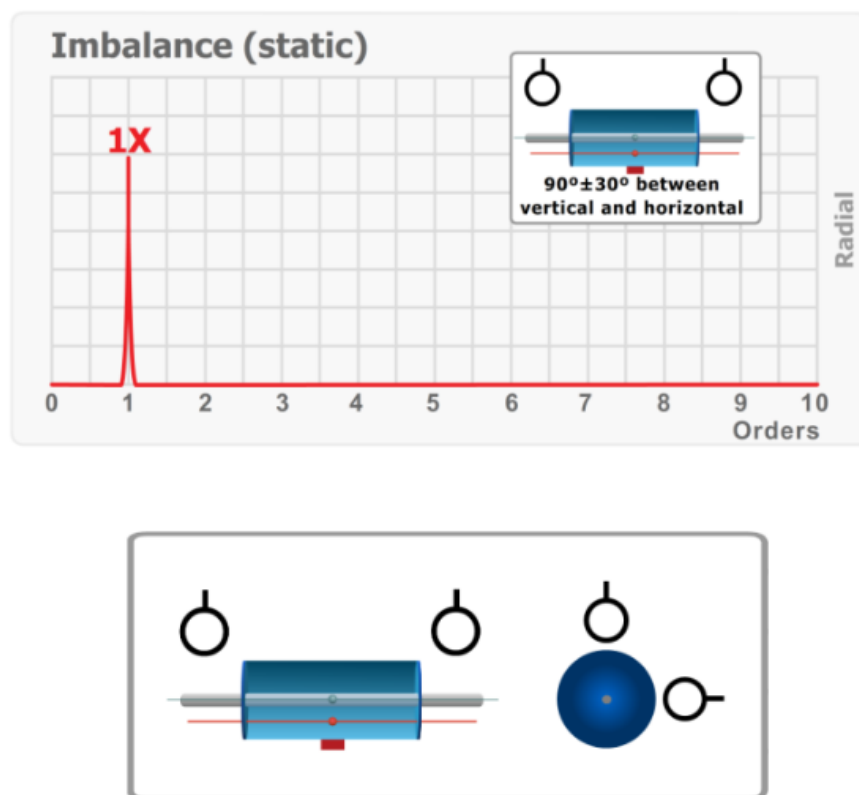
For ikke-stasjonære signaler skiller en mellom kontinuerlige og transiente signaler. Det finnes ingen fast regel for å skille disse, men transiente signaler eksisterer i et endelig tidsrom. Om kontinuerlige signaler bruker man ofte begrepet effekt, mens for transiente benyttes ofte energi siden signalet har et endelig tidsperspektiv. Syklostasjonære signaler har en periodisk varierende, men alltid positiv effekt og derfor også uendelig energi[1].

2.4.2 Signal generert av roterende maskiner

I roterende maskiner vil de fleste komponenter gi opphav til et spesifikk vibrasjonssignal. Vibrasjonssignalet fra spesifikke komponenter kan dermed karakteriseres og skiller fra andre. I sammenheng med kondisjonsovervåking vil et vibrasjonssignal fra en maskin indikere en indre tilstand og en endring av dette signalet indikere en endring i tilstanden. Videre vil det bli gitt en innføring i noen vanlige feil som ofte kan oppdages i en vibrasjonsanalyse[1].

Ubalanse

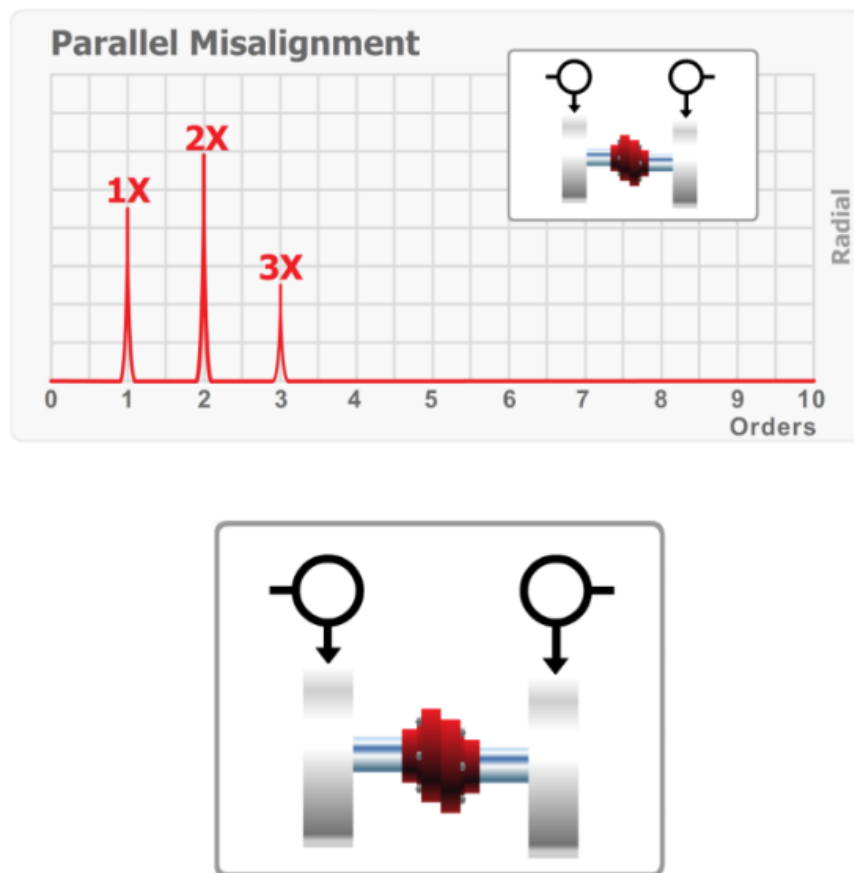
Ubalanse i roterende maskiner er en av mange feilkilder som har karakteristiske symptomer knyttet til vibrasjoner. En ubalansert aksling knyttet til en roterende maskin f.eks. en motor eller girkasse gir et karakteristisk symptom i form av en spiker i frekvensspekteret. Det karakteristiske vibrasjonssignalet stammer fra vibrasjoner i radial-retning, altså vinkelrett på akslingen. Frekvenstoppen inntreffer ved en frekvens tilsvarende akslingens rotasjonshastighet[10]. Figur 2.5 viser karakteristisk frekvensspekter for en ubalansert aksling. X-aksen viser såkalt «Order Tracking» som er harmoniske av akslingens rotasjonshastighet. Figuren illustrerer også at akslingens massesenter er flyttet bort fra akslingens senter (rød linje under akslingen) som resulterer i ubalanse.



Figur 2.5: Illustrasjon av ubalansesert aksling. Figuren er hentet fra Mobius Institute sin nettside[10].

Forskjøvet aksling

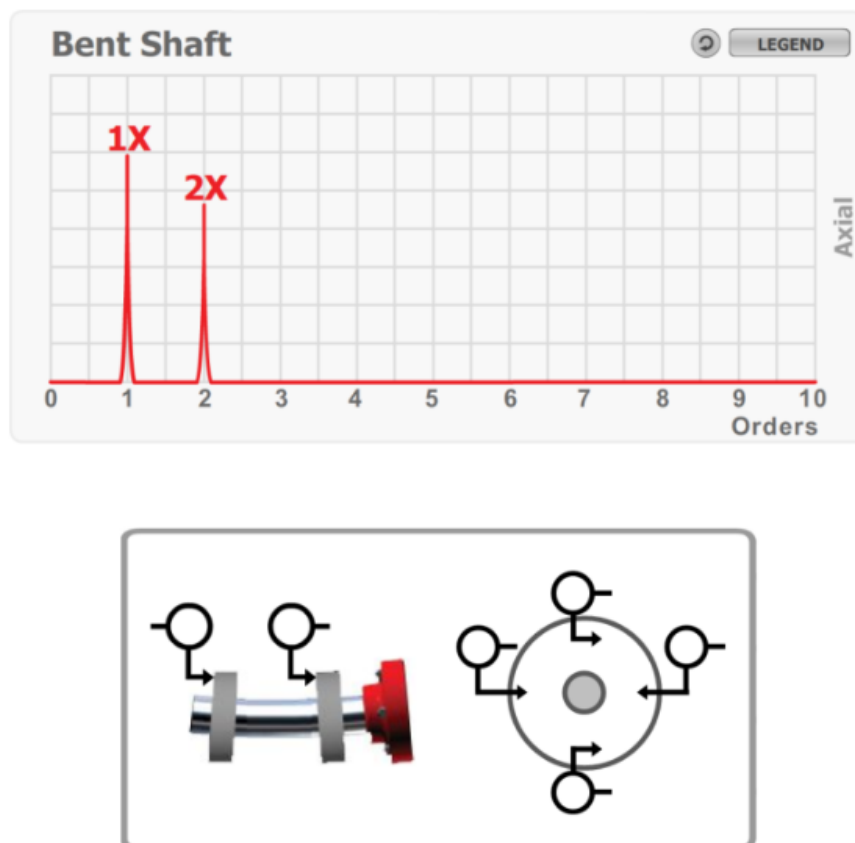
Med dette menes det at to akslinger som er koblet sammen er forskjøvet i forhold til hverandre. Der meningen er at den ene akslingen skal være en forlengelse av den andre og dermed være parallell og ha samme senterlinje. Symptomene kan gjelde for en forskyvning av senterlinjen eller at akslingene ikke lengre er parallelle. Typiske symptom for en slik forskyvning er høye topper for 1x, 2x, 3x, 4x og 5x akslingens rotasjonshastighet i frekvensspekteret. Ofte kan 2x være mye større enn 1x. Vibrasjonene er i radial retning [11][1, s. 35]. Figur 2.6 illustrerer et typisk frekvensbilde og hva som menes med en forskjøvet aksling.



Figur 2.6: Illustrasjon av en forskjøvet aksling. Figuren er hentet fra Mobius Institute sin nettside[11]

Bøyd aksling

En bøyd aksling vil gi symptomer som minner om ubalanse og forskyvning, men også kraftige vibrasjoner i aksial retning. Nøkkelen til å detektere dette problemet er å se etter topper ved frekvensene som tilsvarende 1x og 2x akslingens rotasjonshastighet i frekvensspekteret for vibrasjoner i aksial retning. Dersom bøyen på akslingen er nær en av akslingens ender vil 2x være mer fremtredende enn om akslingen var bøyd på midten. Dersom det foretas vibrasjonsmåling av kulelager i begge ender av akslingen kan en også benytte fasen for å detektere problemet. I praksis er det nyttig å bruke både fase og amplitude for å detektere årsaken til problemet fra et gitt vibrasjonssignal. For en bøyd aksling vil fasen til vibrasjonssignalet målt i aksial retning i begge ender av akslingen være 180° forskjøvet i fase i forhold til hverandre[12][1, s. 35]. Se figur 2.7 for illustrasjon av fysisk betydning og resulterende frekvensbilde. Merk også at det er spesifisert i figurens høyre side at vibrasjonene er i aksial retning.



Figur 2.7: Illustrasjon av en bøyd aksling. Figuren er hentet fra Mobius Institute sin nettside[12]

Dødgang i girkasse

Dødgang mellom to tannhjul er definert som overflødig avstand mellom tykkelsen på den matende tannen og rommet som den entrer. Økende slark/dødgang i en girkasse er et typisk tegn på slitasje og årsakene kan være mange, men typisk er det to tilfeller som forårsaker slark. Det første er at tanntykkelsen er lavere enn normalt og dette skyldes vanligvis slitasje. Eventuelt kan dødgang også inntreffe om avstanden mellom tannhjulene øker i forhold til hverandre. For gir som er eksentriske eller av en grunn får eksentriske bevegelse, får ofte dødgang som følge av endret avstand mellom tannhjul. Årsak til endret avstand eller eksentriske bevegelse kan eksempelvis være feil i kulelager eller bøyd aksling som gir er festet i.

«Gearmesh frequency» er frekvensen som oppstår når tenner fra to tannhjul glir sammen og er gitt av følgende formel:

$$f_{mesh} = w_1 \cdot N_1 = w_2 \cdot N_2 \quad (2.9)$$

Hvor:

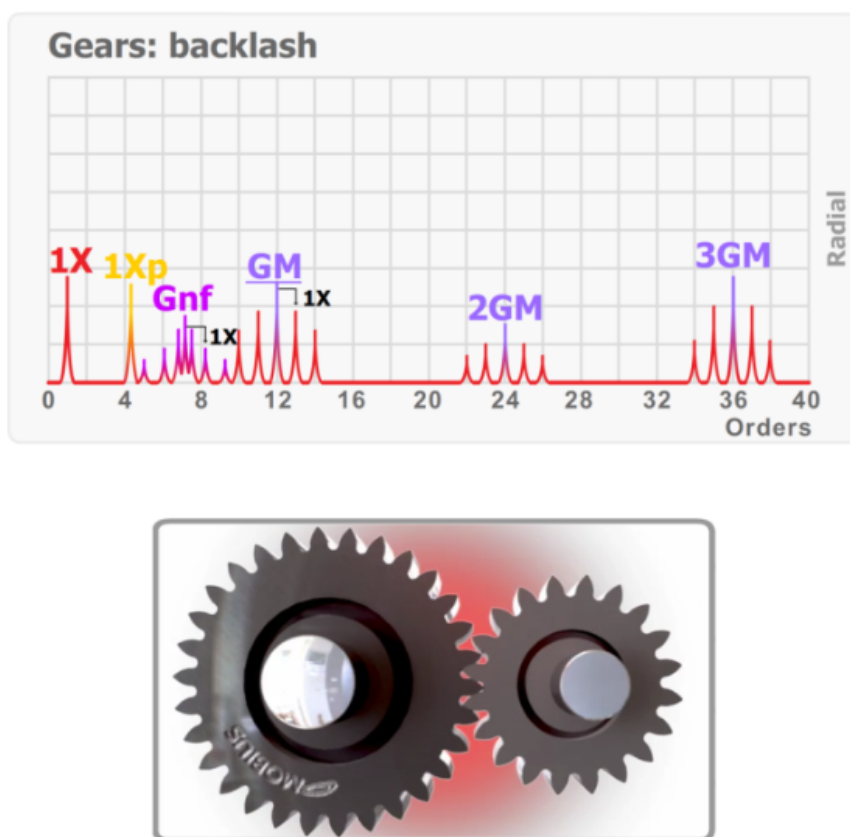
w_i - Rotasjonshastighet for tannhjul i .

N_i - Antall tenner til tannhjul i .

I frekvensspekteret vil symptomer på dødgang være økt amplitude i radial retning og sidebånd omkring «garmesh» frekvensen. Avstanden mellom sidebåndene tilsvarer rotasjonshastigheten til tannhullet som eventuelt har en eksentrisk bevegelse eller annen feil [13, s. 163][14].

Som en konsekvens av dødgang vil også girets naturlige frekvens synliggjøres i frekvensspekteret. Denne frekvensen kan ikke bestemmes på forhånd, men kan gjenkjennes som en topp med bred base og sidebånd som har avstand lik $1x$ tannhullets rotasjonshastighet. I figur 2.8 er denne frekvensen merket som Gnf, mens «Gearmesh frequency» omtales som GM.

Første indikasjon på slitasje vil typisk være en økning i 2.harmoniske av GM ($2xGM$). Ved videre generell slitasje hvor dødgangen mellom tenner øker vil en oppleve at alle harmoniske av GM vil øke[1].

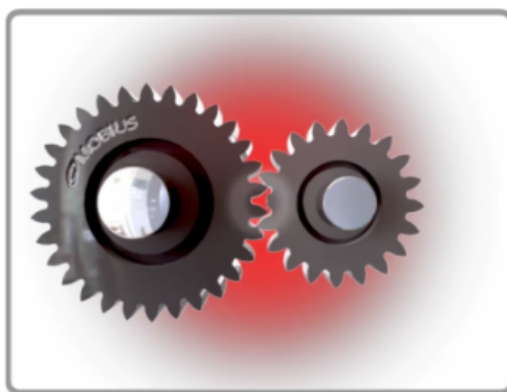
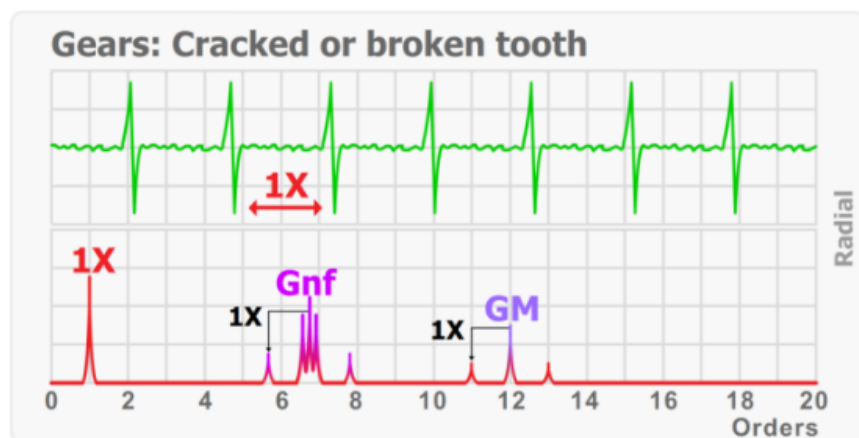


Figur 2.8: Illustrasjon av dødgang i girkasse. Figuren er hentet fra Mobius Institute sin nettside[14]

I en girkasse vil en typisk ha flere tannhjulpar som glir i hverandre og genererer egne GM og Gnf frekvenser.

Knekt eller sprukket tann i girkasse

Et tannhjul med en knekt tann vil generere et signifikant vibrasjonssignal og gi en høy frekvenstopp tilsvarende $1x$ tannhullets rotasjonshastighet. Også denne feilen vil synliggjøre girets naturlige frekvens G_{nf} . Denne feilen er ofte lettere å se i tidsplanet da den manglende tannen gir en skarp topp en gang hver omdreining for dette tannhullet [15]. Dersom en tar opp målinger tilsvarende 6-10 omdreininger for dette tannhullet bør feilen komme tydelig frem i ved plotting av vibrasjonssignalet. Resultatet vil være en skarp topp hver gang denne tannen mates sammen med det andre tannhullet. Som det grønne plottet i figur 2.9 illustrerer, vil det bli en skarp topp for hver omdreining som det feilende tannhullet roterer med[15].



Figur 2.9: Illustrasjon av knekt eller sprukket tann i girkasse. Figuren er hentet fra Mobius Institute sin nettside[15]

Kulelager

Kulelager er en viktig komponent i roterende maskiner og sørger for at roterende deler roterer fritt med lav motstand. Feil i kulelager er en av de vanligste årsakene til at roterende maskiner havarerer. I et kulelager kan en typisk feil oppstå i ytre bane, indre bane eller i kule/roterende element mellom banene[1].

For å detektere og diagnostisere feil knyttet til et kulelager er det nyttig å kjenne de kritiske frekvensene som kulelageret genererer. Tabell 2.1 viser en oversikt over de vanligste begrepene som benyttes:

Forkortelse	Engelsk	Forklaring norsk
BPFO	Ballpass Frequency Outer race	Ytter ring frekvens
BPMI	Ballpass Frequency Inner race	Inner ring frekvens
FTF	Fundamental Train Frequency	Lagerhus frekvens
BSF	Ball Spin Frequency	Kule frekvens

Tabell 2.1: Feilfrekvenser knyttet til et kule/rulle-lager

De vanligste frekvensene knyttet til feil i kulelager kan beregnes med følgende formler[16]:

$$BPFO = \frac{nf_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \phi\right) \quad (2.10)$$

$$BPMI = \frac{nf_r}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \phi\right) \quad (2.11)$$

$$FTF = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \phi\right) \quad (2.12)$$

$$BSF = \frac{f_r \cdot D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \phi\right)^2\right] \quad (2.13)$$

Hvor:

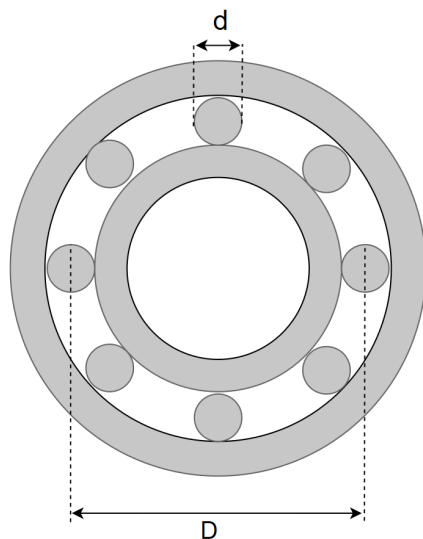
d - Diameter på kule

D - Diameter til sirkel dannet med senter kule som ytterkant

f_r - Akslingens rotasjonshastighet

n - Antall kuler/roterende elementer

ϕ - Kontaktvinkel for kulelager



Figur 2.10: Enkel skisse av et kulelager.

Når et kulelager har en feil ved et punkt i indre eller ytre ring vil det bli generert et høyfrekvent signal hver gang en kule passerer punktet. Tilsvarende signal blir også generert når en defekt kule/rullende element passerer indre eller ytre ring. En vanlig teknikk for å analysere signaler fra kulelager er å bruke «Envelope Spectrum» som en finner ved amplitudedemodulasjon. Man tar et omriss av det høyfrekvente signalet slik at signalets frekvens blir lavere, men inneholder amplitudeøkning i område hvor feilen befinner seg. Deretter analyseres frekvensspekteret til det resulterende signalet. [17][1, s. 47].

2.5 Vibrasjonsanalyseteknikker

Det finnes svært mange teknikker som kan benyttes for å analysere et vibrasjonssignal og valg av teknikk er avhengig av hensikten med analysen. Dette delkapittelet vil omhandle teori rundt noen aktuelle og sentrale teknikker i forbindelse med denne oppgaven.

2.5.1 Fast Fourier Transform

Basis konseptet bak Fourier analyse er å uttrykke et signal som en sum av sinusfunksjoner. Hensikten med det er å se hvilke frekvenskomponenter som et signal består av. Videre kan de observerte frekvenskomponentene benyttes til å analysere signalets oppførsel.

For å dekomponere et tidssignal til de frekvenskomponentene et signal består av benyttes Fourier Transformasjon og er gitt av følgende uttrykk:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t} \quad (2.14)$$

Vibrasjonsanalyse gjøres i all hovedsak på digitale signaler og det benyttes derfor den diskrete løsningen av FT også kalt Discrete Fourier Transform (DFT). DFT er en sampling av

den kontinuerlige Fourier Transformen og er gitt av følgende formel:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j2\pi n k/N}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (2.15)$$

DFT utført på et signal med lengde N sampler krever N^2 komplekse multiplikasjoner og $N^2 - N$ komplekse addisjoner. Det finnes algoritmer ofte omtalt som FFT med hensikt å utfører DFT beregninger ved bruk av langt mindre regnekraft. Radix-2 algoritmen er kanskje den vanligste FFT algoritmen og kan utføre DFT beregninger med $\frac{N}{2} \cdot \log_2(N)$ komplekse multiplikasjoner og $N \cdot \log_2(N)$ komplekse addisjoner [18].

2.5.2 Short-Time Fourier Transform

STFT benyttes for å studere et signal i tid-frekvens domenet. Med det menes muligheten for å se på signalets frekvensinnhold i lokale tidsrom, altså frekvensinnhold som funksjon av tid. En vanlig metode for å finne STFT av et signal er å dele signalet opp i segmenter, gjerne med overlapp for så å ta FFT av hvert segment.

En god måte å visualisere signalets frekvensinnhold som funksjon av tiden er å benytte spektrogram. Da benyttes et tre dimensjonalt plott hvor $|X(\omega)|$ beregnet fra STFT ofte markeres med en fargeskala. Y-aksen viser frekvens, mens x-aksen tid. Ofte brukes $|X(\omega)|^2$ som da tilsvarer Effekt Spektral Tetthet (PSD) [1][19][20].

2.5.3 Spektral Kurtosis

Kurtosis er en tallstørrelse som beskriver hvordan en sannsynlighetsfordeling er spredt mellom ytterpunktene i fordelingen. Tidligere ble kurtosis omtalt som et mål på «spissheten» til fordelingen, men i senere tid har det blitt bevist at kurtosis verdien bestemmes ut fra «halene» til sannsynlighetsfordelingen. En høy positiv kurtosisverdi uttrykker en mer ekstrem variasjon som betyr at flere tilfeller faller innenfor halene og derav større «haler». Negativ eller kurtosis verdi nær null betyr færre tilfeller i «halene» og fordelingen er gjerne konsentrert rundt gjennomsnittet. Et datasett med betydelig positiv kurtosis fremstår gjerne litt impulsiv eller tilfeldig. Derfor omtales kurtosis ofte som et mål på impulsivitet omkring gjennomsnittet. Kurtoseverdien er gitt av følgende uttrykk:

$$Kurt[X] = E \left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] = \frac{E[(X - \mu)^4]}{(E[(X - \mu)^2])^2} = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (2.16)$$

Hvor μ_4 er kalt fjerde moment. En normalfordeling har en kurtosisverdi eksakt lik 3 og blir ofte benyttet som en sammenligning. Fordelinger med en kurtosisverdi mindre enn 3 sies å være *platykurtic* og har færre ekstreme variasjoner sammenlignet med normalfordeling. Et eksempel på en slik fordeling er en Uniform fordeling som ikke har noen haler. Tilsvarende når fordelinger har kurtosisverdi større enn 3 kalles de *leptokurtic*. Laplace fordelingen som asymptotisk returnerer til null tregere enn normalfordelingen er et eksempel på en slik fordeling. *Excess* kurtosis er definert som kurtosis minus 3 for å skalere kurtosisverdien slik

at kurtosis av en normalfordeling er lik 0. Da vil de overnevnte definisjonene *platykurtic* og *leptocurtic* være definert som kurtosis mindre enn eller større enn null. En mye benyttet formel for å beregne *excess* kurtosis av et datasett[21]:

$$Kurt[X] = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} - 3 \quad (2.17)$$

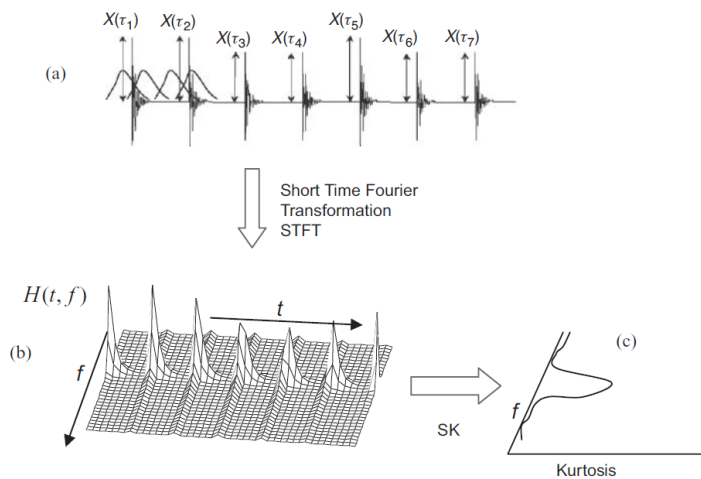
Kurtosis av frekvenskomponentene til et signal kalles spektral kurtosis (SK) og er et nyttig supplement til PSD med hensyn på signalanalyse. SK egner seg godt til å analysere signaler som er sterkt maskerte i additivt støy. Dette er også typisk for vibrasjonssignaler i roterende maskiner. Ideelt sett vil SK gi store positive verdier for de frekvenserkomponenter med transient oppførsel og returnere null for stasjonært gaussisk støy.

SK baseres på STFT og gir et mål på impulsitet som funksjon av frekvens. Dette kan brukes til å finne frekvensområdet med høyest mulig impulsitet, altså det frekvensområdet med transient oppførsel.

SK finner en ved å først utføre STFT med en passende vindusfunksjon. Videre opphøyres amplitudeverdien til FT i fjerde potens i hvert tidspunkt for så å midle over tidsrommet. Deretter normaliseres det hele ved å dele på kvadratet til gjennomsnittet av kvadrert amplitude. SK av et gaussisk signal blir lik 2 og derfor subtraheres tallet 2 til slutt. Slik at SK av et gaussisk signal blir lik 0, som er en enkel referanse å sammenligne med.

$$K(f) = \frac{\langle |H(t, f)|^4 \rangle}{\langle |H(t, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (2.18)$$

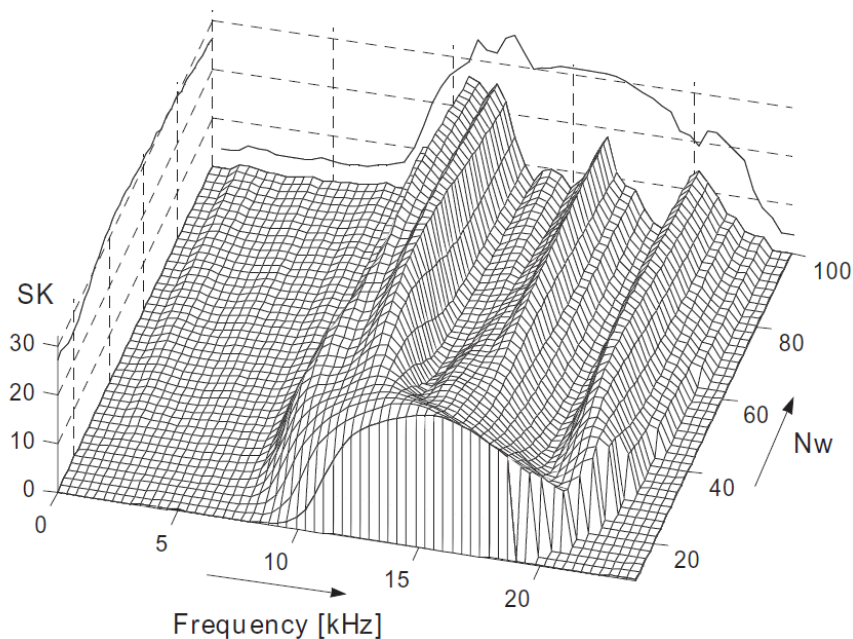
Formel 2.18 viser beregningen av SK hvor $H(t, f)$ tilsvare resultatet fra STFT og $\langle \cdot \rangle$ operatoren midler over tid[1, s. 172][22][23].



Figur 2.11: Prosessen for å finne spektral kurtosis av et vibrasjonssignal. Figur er hentet fra [1, s. 173]

2.5.4 Kurtogram

Kurtogrammet er en 3 dimensjonell graf som viser SK, senterfrekvens og vinduslengde. Grafen benyttes til å lokalisere det optimale frekvensområde som har størst transient oppførsel. Ved å designe et båndpassfilter basert på frekvensområde maksimeres Signal To Noise Ratio (SNR). Ideen er at det gjenværende filtrerte signalet med stor sansynlighet stammer fra feilkilden og inneholder minimalt med støy eller urelevant informasjon. Det vil da bli lettere å knytte feilen opp mot en eller flere frekvenser samt sette en diagnose.



Figur 2.12: Kurtogram. Figur er hentet fra [1, s. 176]

Det kreves stor regnekraft for å beregne kurtogrammet med alle kombinasjoner av senterfrekvenser og vinduslengder. Av den grunn finnes det metoder for å beregne dette mer effektivt og de kalles Fast kurtogram. I stedet for STFT baseres Fast kurtogram på en rekke digitale filtre og det benyttes dyadisk dekomposisjon hvor neste frekvensbånd er halvparten av det forrige. Dette er den enkleste formen for inndeling og har form som et binært tre, men ikke muligens den mest foretrukne. I følge boken «Vibration-based condition monitoring»[1] anbefales det å benytte et såkalt 1/3-binært tre hvor frekvensbåndet deles opp med å dele på 2 og 3 annenhver gang. Frekvensbåndene vil da ha båndbredde $1/2$, $1/3$, $1/4$, $1/6$, $1/8$, $1/12$ osv.. av det totale frekvensinnholdet. Den dyadiske oppdelingen av frekvensbånd kan minne om discrete wavelet packet transform (DWPT) og gir betydelig raskere beregninger[1].

Kapittel 3

Metode

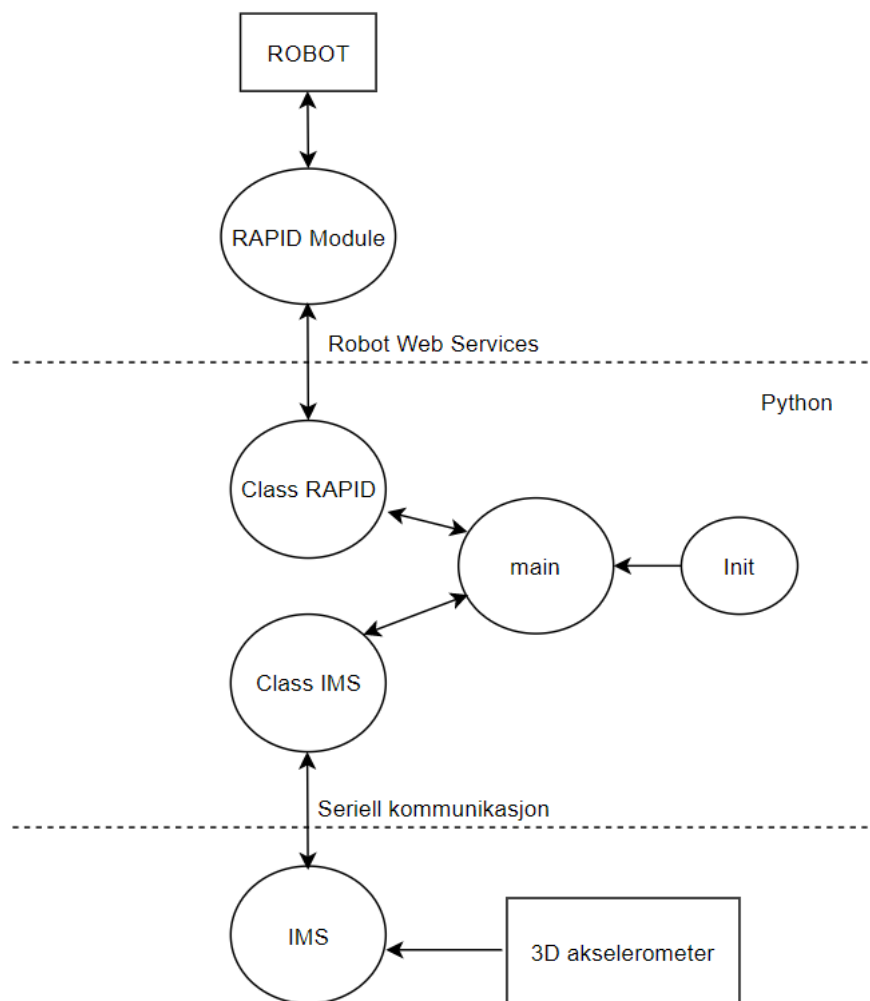
Dette kapitlet omhandler metoder som er benyttet i denne oppgaven. Metodene som er benyttet vil bli gjennomgått stegvis i en kronologisk rekkefølge. Det hele starter med metodikk for innhenting av vibrasjonsdata. Det innebærer blant annet referanseprogram for robot og programvare for innhenting av vibrasjonsdata fra sensormodul. Videre vil det bli gjennomgått metoder for analyse av vibrasjonsdata knyttet opp mot feildeteksjon og diagnostisering av feil. Til slutt presenteres forslag til algoritme for feildeteksjon og diagnosesetting.

3.1 Programvare

I arbeidet med oppgaven er det benyttet en del digitale verktøy og programvare. ABB tilbyr noen nyttige python script for å komme i gang med innhenting av sensordata. Dermed ble programmeringsspråket python et naturlig valg for denne oppgaven. I forbindelse med utarbeiding av referanseprogram for robot, er det benyttet ABB sitt programvare-verktøy Robot Studio og programmeringsspråket Rapid. For å analysere vibrasjonsdata er det i hovedsak benyttet jupyter notebook som er et web-basert interaktivt utviklingsmiljø for python. Jupyter notebook har «input celler» som lar en enkelt kjøre kodesnutter, noe som har vært gunstig i eksperimentering av ulike signalbehandlingsmetoder på et signal. Matlab har også vært benyttet i forbindelse med analyse, spesielt i forbindelse med kurtogram siden matlab har ferdige funksjoner for å visualisere et kurtogram.

3.2 Generering av vibrasjonsdata

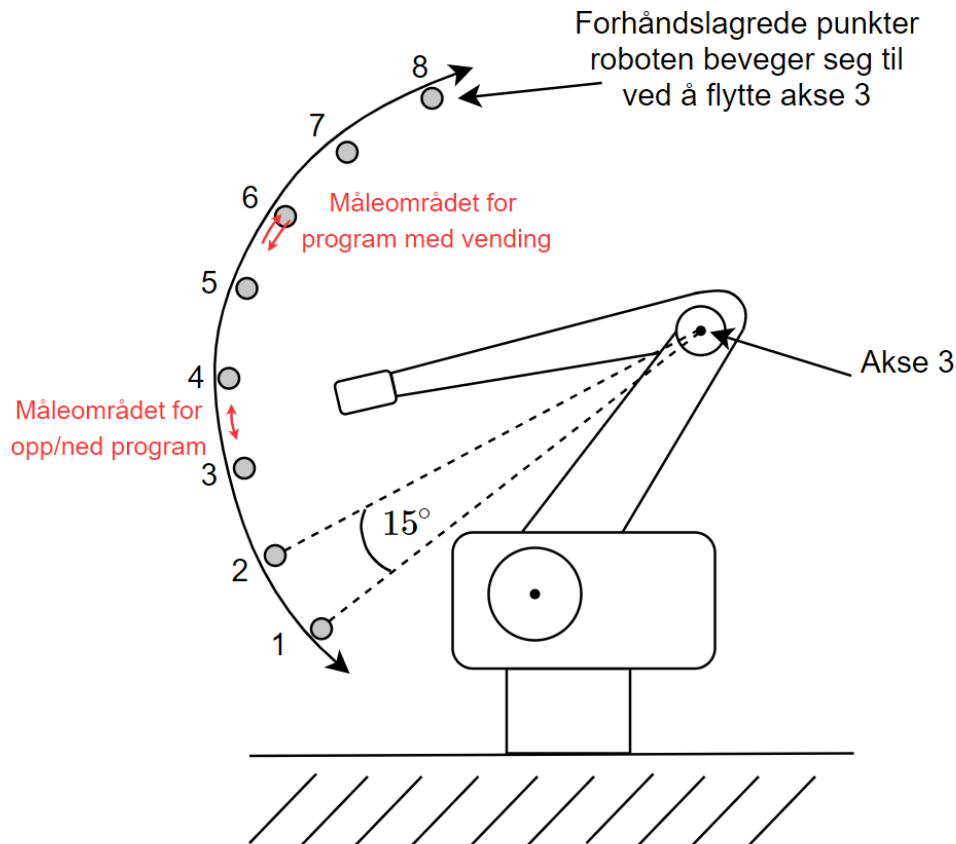
Basert på det tilgjengelige testoppsettet beskrevet i kap.1.4 er det laget programvare for å hente ut vibrasjonsdata samtidig som en IRB5500 lakkeringsrobot kjører et referanseprogram. Det er forsøkt å strukturere systemet for innhenting av data på en god måte slik at parametre som robothastighet, referanseprogram og antall målinger enkelt kan modifieres. I den forbindelse er det laget flere python script og en RAPID modul.



Figur 3.1: Overordnet programoversikt

3.2.1 Rapid program

Det er laget en RAPID modul som styres fra python ved bruk av Robot Web Services. RAPID modulen er laget slik at roboten kan kjøre tre ulike referanseprogram ved å sette variabelen «program_selector» i python.



Figur 3.2: Skisse av robotbevegelse for referanseprogram opp/ned og program med vending.

Opp/ned

Kjører akse 3 vanlig opp og ned. Antall punkter i banen (robtargets¹) kan settes i python slik at en får tatt målinger i hele virkeområdet til akse 3. Det er lagret 8 robtargets som kan velges i python. Ved oppstart av programmet er armen i nedre posisjon. Derfra kjører roboten til det første punktet, og kjører ned til utgangspunktet igjen før den kjører til neste punkt. Slik får en tatt målinger på vei til og fra de punkter som er spesifisert. Målingene blir tatt midt mellom to robtargets.

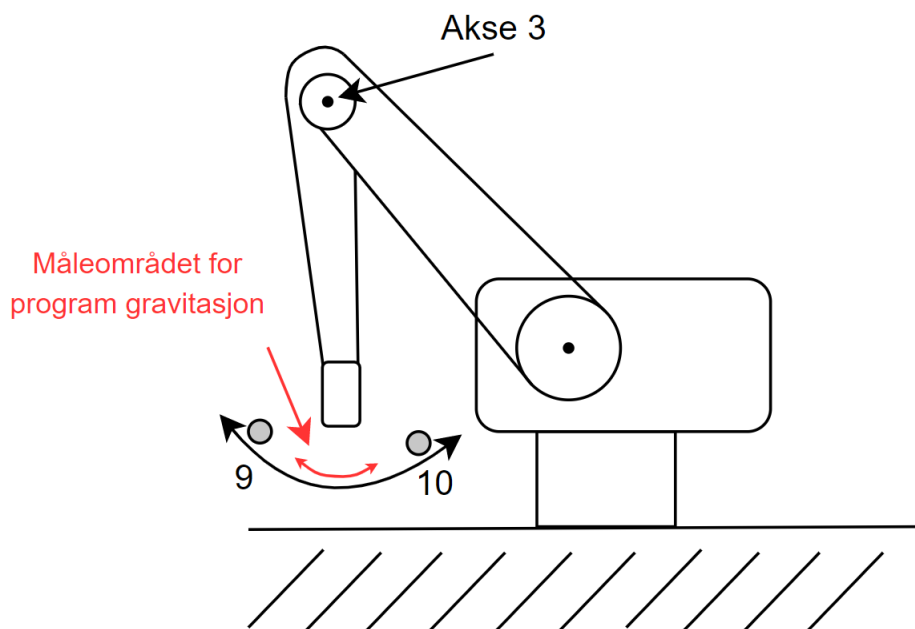
¹Robtargetets: Forhåndslagrede koordinater som robot kan bevege seg til

Vending

Dette referanseprogrammet er tilsvarende som opp/ned, men her blir akselerasjonsmålingen tatt i det roboten endrer retning. Det vil si at når roboten nærmer seg et spesifisert robtarget starter akselerasjonsmålingen og roboten vender brått tilbake når den når punktet. Hensikten var å måle eventuell slark i gir, men ideen ble ikke tatt videre. Grunnen var at hele roboten beveget seg i vendingen og akselerasjonsmålingen ble maskert i mye støy.

Gravitasjon

Her henger robotarmen initielt i loddrett posisjon før akse 3 beveger seg opp og ned. Dette var også et forsøk på å måle slark ved å foreta målinger når giret går fra å være ubelastet (arm loddrett) til belastning på gir. Data fra dette referanseprogrammet har ikke blitt analysert videre på grunn av lite repetitive resultat. Årsaken til det er utfordring knyttet til nøyaktig timing ved bruk av Robot Web Services.

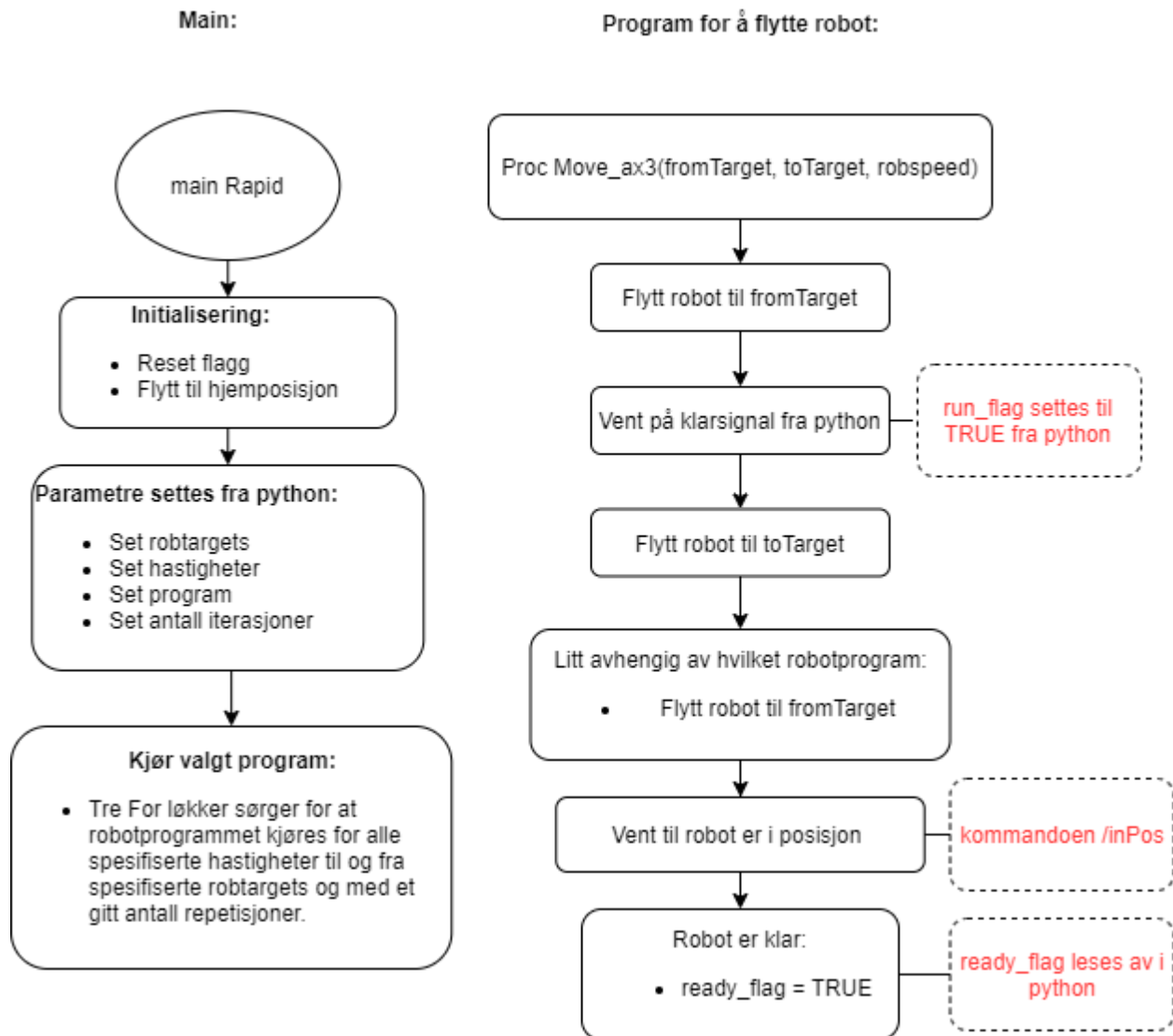


Figur 3.3: Skisse av robotbevegelse for referanseprogram hvor robotarmen henger loddrett.

Overordnet programstruktur RAPID

Rapidprogrammet som ble laget for å ta opp vibrasjonsmålinger er laget for å være fleksibelt. Eksempelvis kan roboten flytte seg til og fra hvert punkt f.eks. 100 ganger (antall iterasjoner) med fire ulike hastigheter samtidig som vibrasjonsmålinger blir tatt og lagret. Dette kan oppnås ved å sette noen enkle parametre i python som antall punkter (robtargets), antall repetisjoner/iterasjoner og hvilke/hvilken hastighet/hastigheter roboten skal kjøre med. På denne måten er det enkelt å ta opp mange målinger i hele robotens (akse 3) sitt virkeområde samtidig som motor, gir og kulelager blir testet med ulike belastninger (robot hastigheter). I RAPID er det forhåndsregnet 10 robtargets hvor 8 av punktene er plassert slik at de har

15° vinkelutslag mellom seg sett fra akse 3. De to siste benyttes når robotarmen henger loddrett se figur 3.2 og 3.3. Det er en enkel sak å legge til nye punkter dersom det skulle være nødvendig. På samme måte er det forhåndslagt fire ulike hastigheter som roboten kan bevege seg med.



Figur 3.4: Overordnet programstruktur i RAPID.

«Proc Move_ax3(..)» i figur 3.4 er programmet som flytter robotens akse til og fra et ønsket punkt. Programmet blir kjørt i den innerste av de tre for løkkene slik at referanseprogrammet kjøres for alle brukerdefinerte hastigheter, iterasjoner og robtargets.

For å synkronisere robotbevegelse og sensoravlesing settes flagget *run_flag* fra python som gir klarsignal til robot om å gå til neste punkt. Ved å sette en ventetid mellom klarsignal for robot og når måling skal starte kan en planlegge hvor i robotbevegelsen målingen skal

utføres. For å hindre at python programmet går videre og tar målinger for neste iterasjon før robot er klar, er det laget en metode i klassen rapid med navn `wait_for_rapid`. Denne metoden leser av *ready_flag* i rapid i en while løkke og går ikke ut av løkken før *ready_flag* er satt til TRUE.

3.2.2 Python-program

Python koden er fordelt utover fire script.

Init

I dette scriptet importeres alle nødvendige pakker. Seriell kommunikasjon med IMS opprettes og det spesifiseres filnavn og filsti som benyttes når akselerasjonsdata lagres som numpy fil. I tillegg spesifiseres lengden på bufferet som IMS har.

IMS

Det er laget en klasse IMS for å håndtere kommunikasjon med IMS. I denne klassen er det definert metoder for å initialisere IMS (sjekke om seriell kommunikasjon fungerer), starte opptak av akselerasjonsdata (til bufferet er fullt) og lagre akselerasjonsdata som numpy fil. I tillegg er det laget en metode `<wait_for_IMS()>` som kan brukes for at main programmet ikke skal gå videre før en IMS metode har kjørt ferdig.

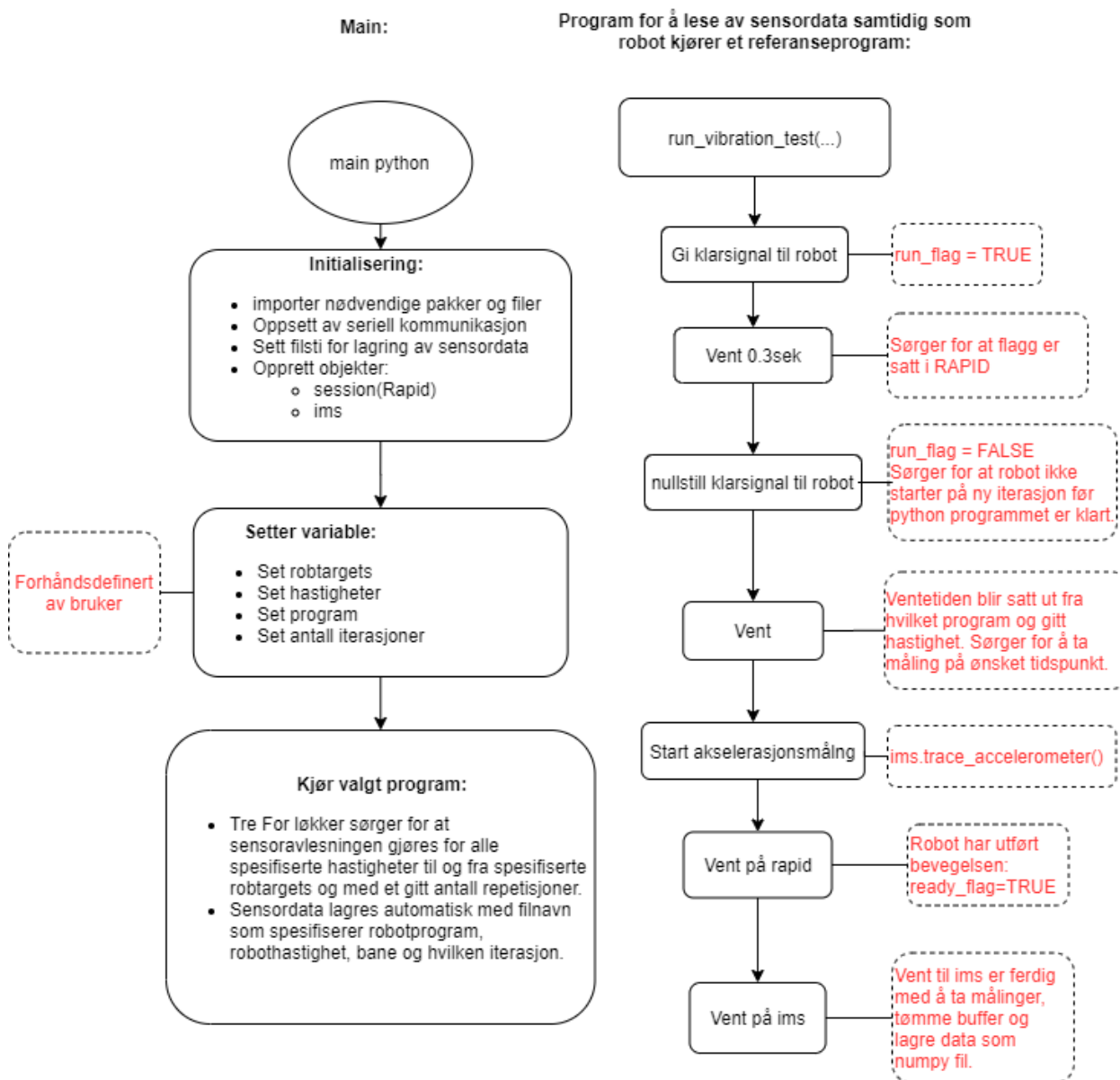
RAPID

Tilsvarende som for IMS er det laget en klasse RAPID som skal håndtere kommunikasjon med RAPID ved bruk av Robot Web Services. Denne klassen har metoder for å initialisere kommunikasjon mellom robot og python, sette rapid variabel, lese rapid variabel, resette programpeker i rapid og vente på at roboten skal bli klar.

Main

Det er dette scriptet brukeren forholder seg til, som styrer både robot og IMS. Her opprettes objekter fra klassen IMS og RAPID. Videre brukes objektene for å kalle på den metoden en ønsker å utføre, enten det er initialisering, sensoravlesning eller sette et flagg i RAPID slik at robot starter. Det er også laget metoder i main som kan kalles med f.eks. objekter eller variable som input. Eksempelvis er det laget metode får å kjøre vibrasjonstest, resette rapid flagg, resette robot posisjon, sette robothastighet, sette robot bane (hvilke av de 8 robtargets som skal brukes) og sette et robotprogram.

3.2.3 Overordnet programstruktur python



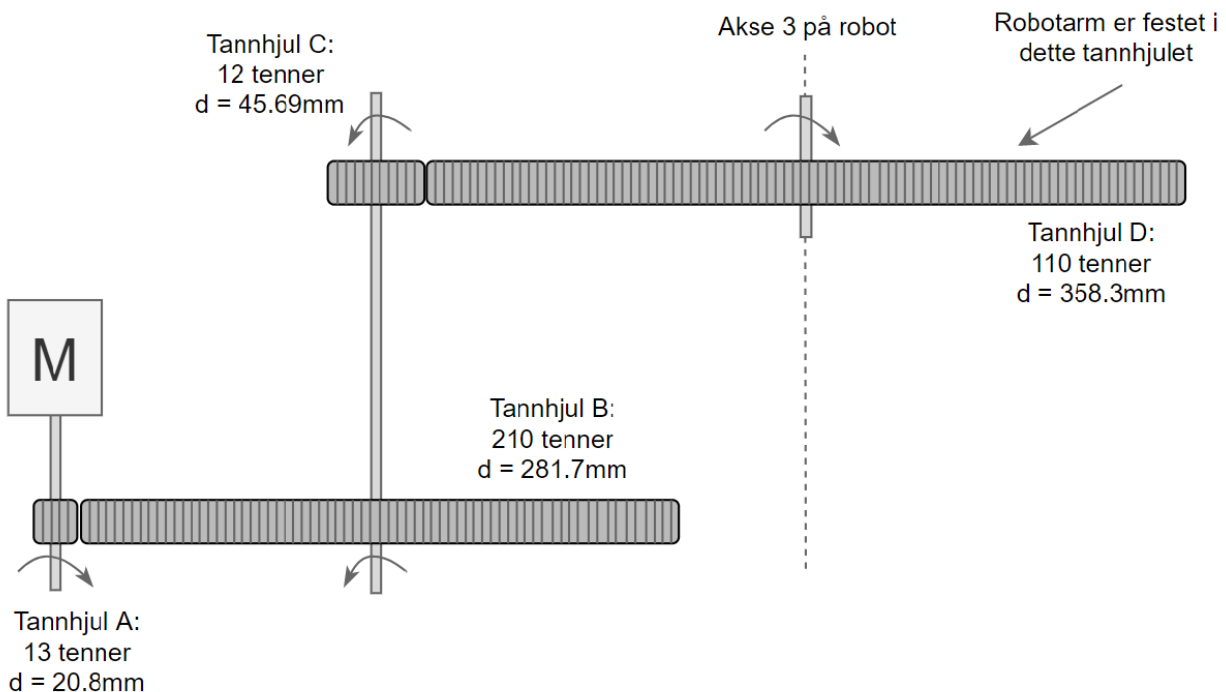
Figur 3.5: Overordnet programstruktur i python.

Metoden «run_vibration_test(...)» i figur 3.5 kjøres hver gang måling skal gjøres. For å lagre sensordata med filnavn knyttet til robothastighet, robotprogram, punkt i banen og iterasjon kjøres metoden i den innerste av tre «FOR» løkker. Tilsvarende som for rapidprogrammet. Når metoden kalles blir et flagg («run_flag») satt til TRUE. Da vil robot starte sin bevegelse og etter en gitt tid starter opptak av akselerasjonsmålinger. Main scriptet går ikke videre før roboten og ims er klar for neste iterasjon på grunn av ventemetodene som kalles i denne metoden.

3.3 Vurdering av relevante frekvenser

Siden målsetningen er å estimere slitasje i motor og girkasse er det derfor nødvendig å finne en sammenheng mellom vibrasjonsmåling og frekvenser som har sitt opphav fra f.eks. girkasse eller motor. Slitasje i forbindelse med motor blir i denne oppgaven begrenset til kulelager.

3.3.1 Girkasse



Figur 3.6: Oppbygning av girkasse for akse 3 på IRB5500 fra ABB

Figur 3.6 viser hvordan girkassen som sitter på akse 3 er bygd opp og hvordan de ulike tannhjulene roterer i forhold til hverandre. Som figuren viser har en fire tannhjul som overfører kraften fra motoren til robotarmen. Totalt sett operer en med tre ulike rotasjonshastigheter her. Tannhjul A roterer med samme hastighet som motor, Tannhjul B og C er festet til samme akse og har dermed samme rotasjonshastighet og tilslutt har vi tannhjul D som selve robotarmen er festet i. Det vil si at link 2 eller armen som roterer omkring akse 3 har samme rotasjonshastighet som tannhjul D.

Dersom antall tenner på to tilhørende tannhjul og rotasjonshastigheten på et av hjulene er kjent kan en bestemme den ukjente rotasjonshastigheten med formel 3.1. På denne måten kan alle hastigheter på tannhjul og de tilhørende frekvensene fra girkassen bestemmes dersom en kjenner rotasjonshastigheten på et av tannhjulene. Forutsetter at informasjon om antall tenner på tannhjulene er kjent [24].

$$G.R. = \frac{N_{ut}}{N_{inn}} = \frac{w_{inn}}{w_{ut}} \rightarrow w_{ut} = \frac{w_{inn} \cdot N_{inn}}{N_{ut}} \quad (3.1)$$

Hvor:

N - Antall tenner

w - Rotasjonshastighet

Ved å multiplisere rotasjonshastigheten med antall tenner får en GM^2 , den frekvensen som oppstår når to tannhjul glir i hverandre. I denne girkassen får en to slike frekvenser. Veldig ofte er det denne frekvensen, samt overharmoniske av denne som er av interesse når en skal overvåke frekvenser fra girkasse.

Rotasjonshastighet

Det er benyttet TuneMaster for å logge motorens rotasjonshastighet med ulike hastighetsinnstillinger i rapid. TuneMaster er et programverktøy som kan brukes for å logge og optimalisere parametre til eksempelvis en ABB robot.

Speeddata ³ i rapid	v1000	v800	v500	v200
Rotasjonshastighet motor [rad/s]	87.6	70	43.8	17.5

Tabell 3.1: Motorhastighet lest av i TuneMaster

Med utgangspunkt i motorens rotasjonshastighet og opplysninger fra ABB om de ulike tannhjulene i girkassen kan rotasjonshastigheten til alle tannhjulene beregnes trinnvis med formel 3.1. Dette vil gi noen konkrete frekvenser som en kan se etter i en frekvensanalyse. De fire motorhastighetene som benyttes er nokså tilfeldig valgt, men tanken er at de er nokså spredt fra lav til høy hastighet.

Oversikt og verifisering av aktuelle frekvenser

I et forsøk på å prøve å tolke vibrasjonssignal visuelt både i tidsplan og frekvensplan er det utarbeidet en oversikt som beskriver noen av de frekvensene som en forventer kan oppstå fra denne girkassen. Med det menes frekvenser som følge av roterende deler og når to tannhjul glir i hverandre også kalt «germesh frequency(GM)». I oversikten er frekvenser opp mot femte overharmoniske med. Om dette er tilstrekkelig er foreløpig uvist.

Tabell 3.2 har vist seg å være nyttig i videre studie og analyse av vibrasjonssignalet. I den forstand at det er mulig å lokalisere kjente frekvenser i vibrasjonssignalet ved ulike bevegelses hastigheter for robot.

²Gearmesh frequency

³Datatype i rapid som brukes for å sette robotens bevegelsehastighet. v1000 er et eksempel på speeddata som beskriver hastigheten roboten flytter «verktøyet» fra et punkt til et annet.

Speeddata i rapid	v1000	v800	v500	v200
f_A [Hz]	13.94	11.14	6.67	2.78
f_B, f_C [Hz]	0.86	0.69	0.43	0.17
f_D [Hz]	0.094	0.0751	0.047	0.018
f_{meshAB} [Hz]	181.24	144.83	90	36.2
f_{meshAB} x2 [Hz]	362.5	289.7	180	72.4
f_{meshAB} x3 [Hz]	543.7	434.5	270	108.6
f_{meshAB} x4 [Hz]	725	579.3	360	144.8
f_{meshAB} x5 [Hz]	906.2	724.2	450	181
f_{meshCD} [Hz]	10.35	8.27	5.17	2.07
f_{meshCD} x2 [Hz]	20.7	16.5	10.3	4.1
f_{meshCD} x3 [Hz]	31	24.8	15.5	6.2
f_{meshCD} x4 [Hz]	41.4	33.1	20.7	8.3
f_{meshCD} x5 [Hz]	51.8	41.3	25.9	10.3

Tabell 3.2: Oversikt over aktuelle frekvenser fra girkasse. Her er frekvens fra hvert tannhjul evaluert i fire ulike motorhastigheter. Tabellen viser også de overharmoniske av GM ved disse motorhastighetene. Notasjonen med eks. frekvens: f_A er i sammenheng med figur 3.6 som beskriver de ulike tannhjulene i girkassen.

3.3.2 Kulelager

For et standard kulelager kan aktuelle frekvenser beregnes med formlene 2.11, 2.10, 2.12 og 2.13 beskrevet i kap. 2.4.2 med forutsetning at nødvendig informasjon er kjent.

For steg 1 i girkassen er det benyttet 2stk koniske rullelagre fra SKF. Disse lagrene gir stor styrke i både aksial og radial retning på grunn av stor kontakvinkel. Aktuelle frekvenser forårsaket av denne typen rullelager er beregnet ved hjelp av SKF sin kalkulator som er tilgjengelig på deres hjemmesider[25]. SKF sin kalkulator gir også opplysning om frekvens fra kulenes omdreining om sin egen akse (f_r).

Det neste steget i girkassen har et spesielt girhjul med innebygget kulelager. På grunn av mangelfull informasjon om dette lageret er det gjort et overslag av antall kuler og benyttet standard kontakvinkel. Overslaget er gjort med bakgrunn i utlevert tegning fra ABB.

Aksling 1

Speeddata rapid	BPFI	BPFO	BSF	FTF	f_r
v1000	192	155	126	6,23	63,2
v800	153	124	101	4,98	50,5
v500	96,2	77,9	63,2	3,11	31,6
v200	38,4	31,1	25,2	1,24	12,6

Tabell 3.3: Aktuelle frekvenser(i Hz) fra kulelager plassert på motorens aksling.

Aksling 2

Speeddata rapid	BPFI	BPFO	BSF	FTF	f_r
v1000	11,8	9,62	7,8	0,38	3,9
v800	9,51	7,7	6,25	0,3	3,12
v500	5,93	4,81	3,9	0,19	1,95
v200	2,34	1,9	1,54	0,07	0,77

Tabell 3.4: Aktuelle frekvenser(i Hz) fra kulelager plassert på akslingen i girets første steg hvor tannhjul B og C er plassert (ref. figur 3.6).

Aksling 3

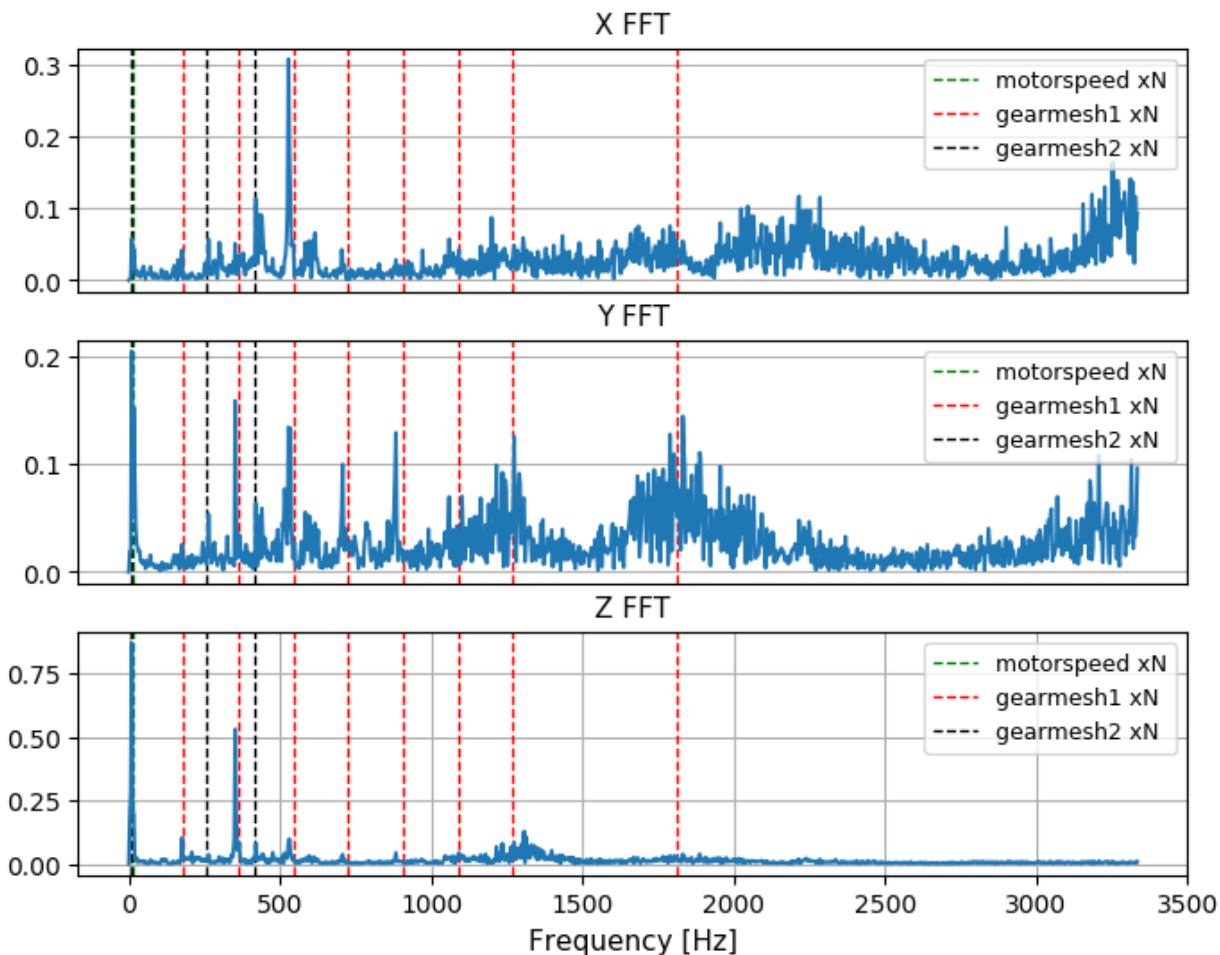
Speeddata rapid	BPFI	BPFO	BSF	FTF	f_r
v1000	2,91	2,73	1,38	0,56	
v800	2,32	2,17	1,36	0,52	
v500	1,45	1,36	0,69	0,02	
v200	0,56	0,52	0,26	0,01	

Tabell 3.5: Aktuelle frekvenser(i Hz) fra kulelager plassert på akslingen hvor tannhjul D og robotarmen er festet (ref. figur 3.6). I beregningen er det benyttet 60 kuler(overslag fra tegning) og en kontaktvinkel på 15° som er veldig vanlig.

3.3.3 Frekvensinnhold i vibrasjonssignalet

FFT av vibrasjonssignalet bekrefter at de beregnede frekvensene som forventes fra girkassen er fremtredende og ser ut til å stemme i praksis. Frekvensene tilknyttet kule og rullelager er svært lave og ikke særlig fremtredende i FFT av vibrasjonssignalet. En feil tilknyttet kule og

rullelager fremstår ofte som høyfrekvent signal som må prosesseres for å lokalisere problemet bak. En passende teknikk for dette er envelope spektrum, hvor det høyfrekvente signalet blir omgjort til et saktevarierende signal. Som figur 3.7 viser inneholder vibrasjonssignalet en del energi også i høye frekvenser. Hva som forårsaker disse er foreløpig ukjent.



Figur 3.7: Frekvensinnhold i vibrasjonssignal ved en robotbevegelse mellom punkt 1 og punkt 2 og en hastighet på $v1000$ (87.6 rad/s).

3.4 Feildeteksjon

Dette delkapittelet vil omhandle ulike teknikker og beregninger som kan benyttes for å oppdage endringer i vibrasjonssignalet. Teknikkene vil nødvendigvis ikke fortelle noe om hva endringene er forårsaket av, men noen egenskaper ved signalet er endret slik at det kan antas at en feil er oppstått. En feil kan f.eks. være slitasje i en komponent som fører til økte vibrasjoner.

3.4.1 RMS

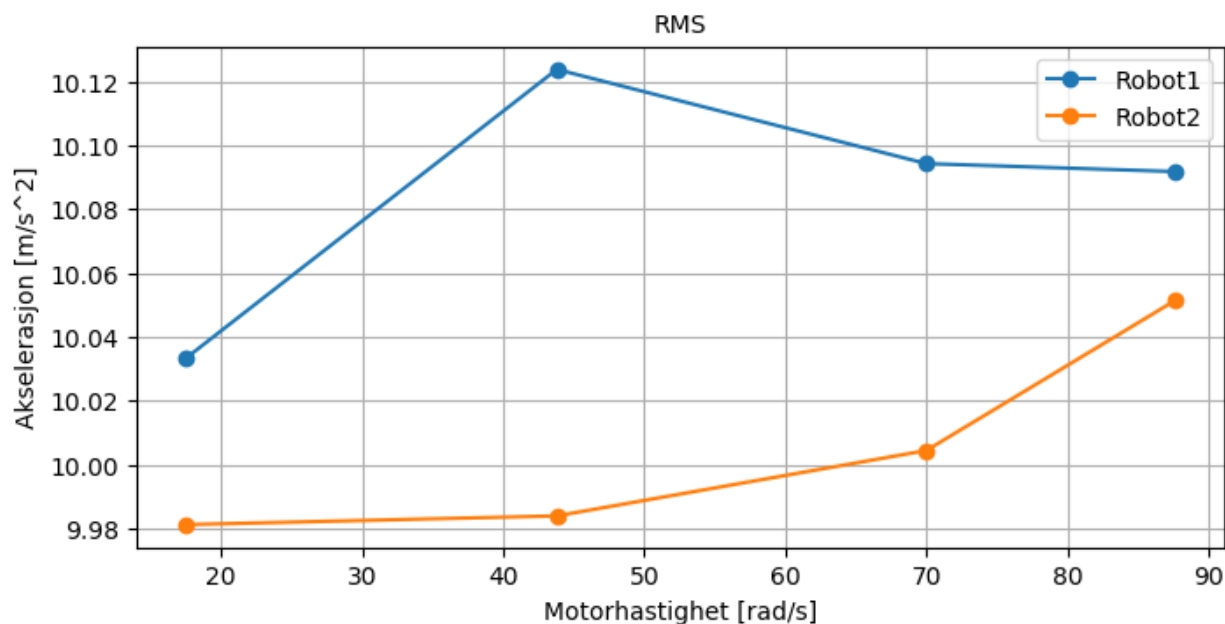
RMS står for «Root Mean Square» og er en enkel måte å sette en tallverdi på vibrasjonsnivået i signalet, ofte omtalt som effektverdien. Med denne metoden tar en jevnlig målinger og sammenligner RMS verdien med tidligere verdier. Ideen er at dersom det oppstår flere og/eller kraftigere vibrasjoner i signalet vil RMS verdien øke og en kan anta at en feil har oppstått eller er i ferd med å oppstå[26].

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x^2[n]} \quad (3.2)$$

Akselerometeret måler akselerasjon i x, y og z retning og hvordan dette aksesystemet er plassert er avhengig av hvordan sensoren monteres på robot. Det har vist seg å være utfordrende å montere sensoren likt hver gang. Målingene viser at sensorens aksesystem for robotene ikke samsvarer. Derfor vil det heller ikke være hensiktsmessig å sammenligne RMS-målinger for robot 1 med målinger for robot 2. For å kunne sammenligne målingene ble derfor målinger tatt langs aksene x, y og z slått sammen. Dette ved å beregne normen til vektoren dannet av måling x, y og z ved et gitt tidspunkt[27].

$$||x|| = \sqrt{x_x^2 + x_y^2 + x_z^2} \quad (3.3)$$

Sammenligning av beregnet RMS fra målinger tatt fra to roboter viser tydelig forskjell. Robot 1 som er antatt å være mest slitt har jevnt over høyere RMS-verdier sammenlignet med robot 2. Målingene viser også at RMS-verdien jevnt over stiger ved økt rotasjonshastighet på motor.



Figur 3.8: RMS-verdier for robot 1 og robot 2 ved ulike rotasjonshastigheter på motor.

Figur 3.8 viser at RMS-verdien for robot 1 har en toppverdi når motor har en rotasjonshastighet på 43,8 rad/s (6,97Hz). Dette kan tyde på en liten resonanstopp hvor systemets

vibrasjoner forsterkes ved denne frekvensen.

Siden vibrasjonssignalet oscillerer omkring en gjennomsnittsverdi større en null vil trolig differansen mellom RMS-verdiene til robot 1 og 2 øke dersom gjennomsnittsverdien ble subtrahert før en beregner RMS. Resultatet vil da tilsvare standardavviket for målingene.

3.4.2 Standardavvik

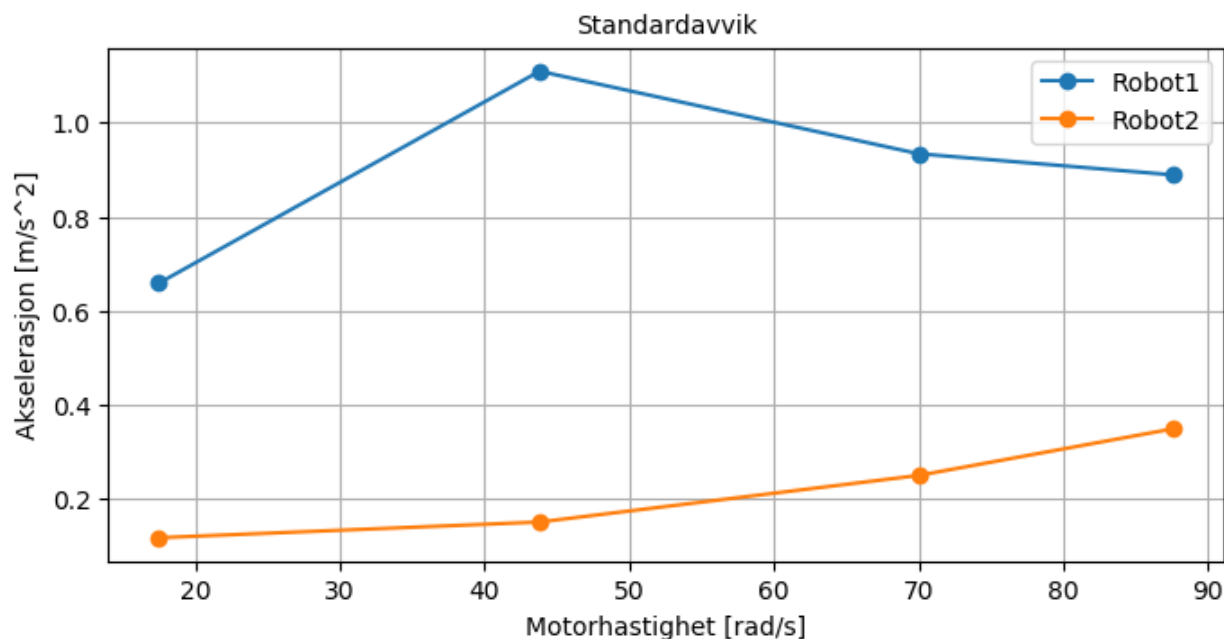
Standardavviket forteller noe om spredningen i datasettet. Mer presist hva den gjennomsnittlige avstanden fra gjennomsnittet er. For et datasett kan standardavviket beregnes med følgende uttrykk[28][29]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2} \quad (3.4)$$

Hvor \bar{x} er datsettets gjennomsnitt beregnet med:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x[n] \quad (3.5)$$

Beregnet standaravvik for målingene viser større differanse mellom robotene sammenlignet med RMS. Dette vil gi en bedre oppløsning slik at det vil bli enklere å skille robotene.



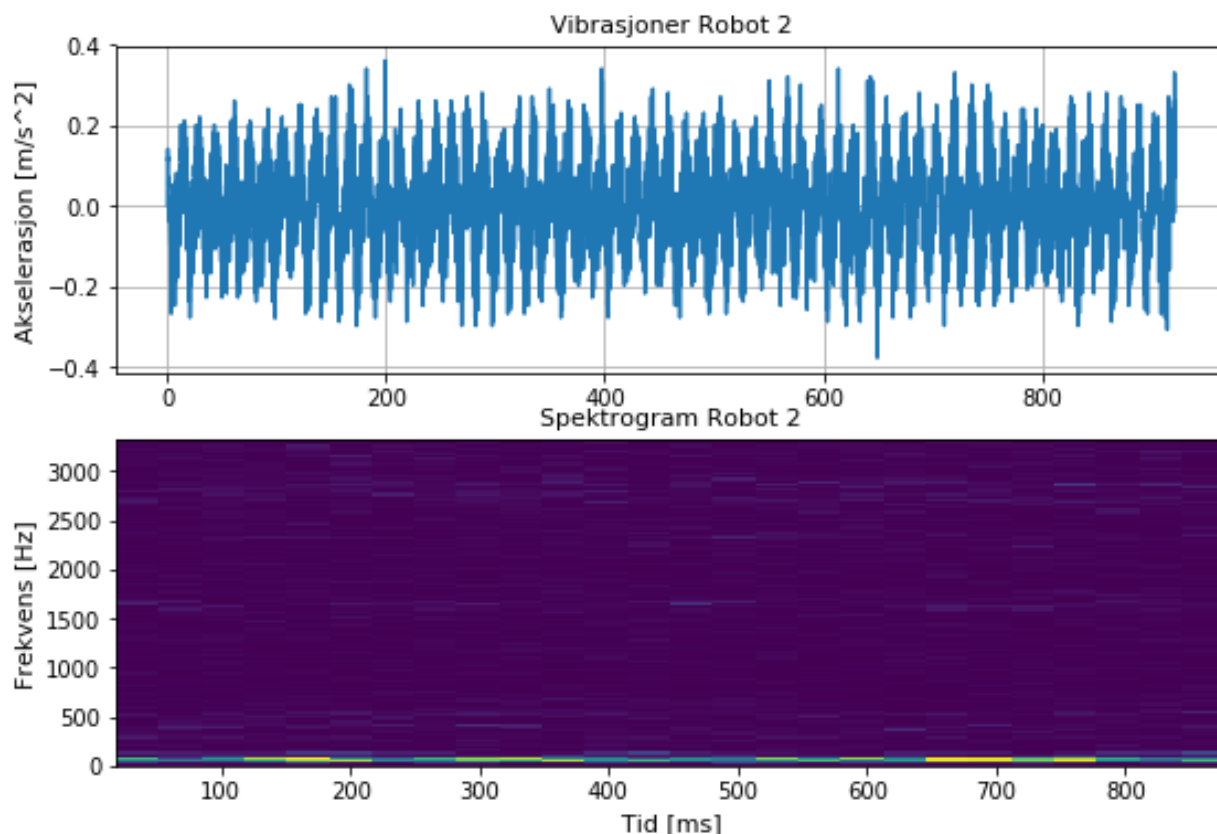
Figur 3.9: Standardavvik for datasettet.

For dette datasettet hvor robot 1 og robot 2 kjører akse 3 mellom to punkter ved fire ulike hastigheter viser at gjennomsnittlig differanse for standardavviket mellom robotene er 8.46 ganger høyere en ved gjennomsnittlig differanse for RMS.

3.4.3 Gjennomsnittlig toppfrekvens

I denne metoden ser en om endringer i signalets frekvensinnhold kan benyttes som parameter for feildeteksjon. For å få et overblikk over hvordan signalets frekvensinnhold utvikler seg over tid utføres en STFT. Det er benyttet vinduslengde på 256 sampler med en overlapp på 32 sampler. Resultatet er først visualisert i et spektrogram for å studere ulikheter i frekvensinnhold. Spektrogrammet har et fargekart som visualiserer effektspektraltettheten til akselerasjons dataen. Fargene går fra kaldt til varmt, hvor effekten i vibrasjonssignalet er økende mot varm farge.

Spektrogrammet for en kjøring av robot 2 viser at mesteparten av energien ligger i de lave frekvensene, omtrent 50-100Hz. Denne testen er utført med en robothastighet på v200 som tilsvarer en motorhastighet på 17.6 rad/sek. I figur 3.10 ser en vibrasjonssignalet for robot 2 som viser stabilt lave vibrasjoner, samt spektrogrammet under.

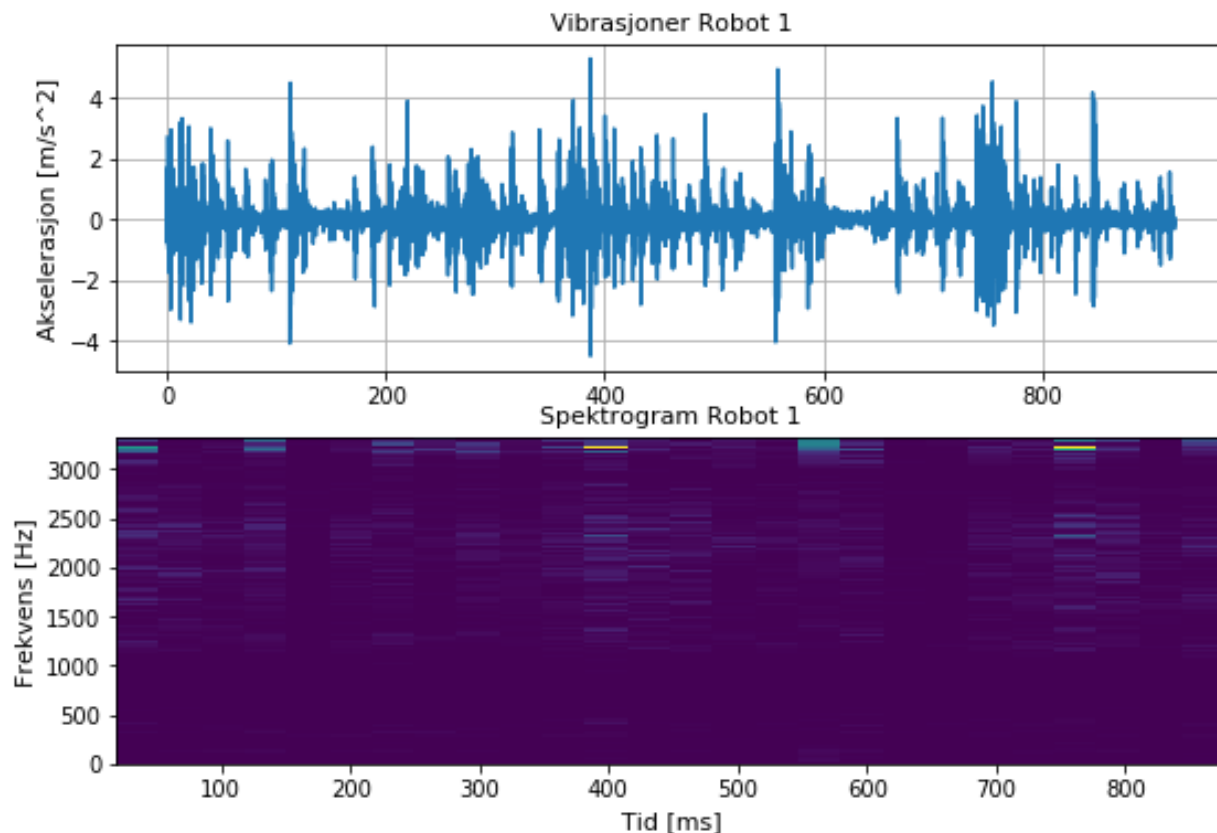


Figur 3.10: Spektrogram for robot 2 (antatt minst slitt)

En tilsvarende test for robot 1 er vist visualisert i figur 3.11, her ser en at akselerasjonsmålingene har en mye større variasjon og signalet inneholder mange kraftige vibrasjoner sammenlignet med figur 3.10. Spektrogrammet for robot 1 viser at frekvenskomponentene med mest energi er av høy frekvens sammenlignet med robot 2. Fra figur 3.11 ser en at frekvenskomponenten som har mest energi ligger opp mot maksimal frekvensen som dette oppsettet klarer å sample (3333.33Hz). På bakgrunn av dette er det ikke utenkelig at en burde øke samplefrekvensen

for å unngå å miste signifikante data som en burde ha med i en frekvensanalyse.

Spektrogrammet i figur 3.11 og 3.10 antyder at en kan separe en slitt robot og en mindre slitt robot med å betrakte frekvensinnholdet i vibrasjonssignalet. Videre er det ønskelig å finne en parameter som kan brukes i en vurdering om en robot er slitt eller ikke. Det enkleste er om parameteren er en tallverdi som kan terskles.



Figur 3.11: Spektrogram for robot 1

Det er gjort et forsøk på å finne en slik parameter ved å finne frekvenskomponenten som inneholder mest energi i hver seksjon med 256 sampler for så å ta gjennomsnittet av disse. For et datasett i python har en 6144 sampler som gir $6144/256=24$ seksjoner uten overlapp, men i dette forsøket er det ca 14% overlapp og det gir 27 seksjoner. Fra STFTen får en 27 tidsrom som gir 27 frekvenskomponenter og en midling av disse gir en tallverdi. Det er valgt å kalle den verdien for «Gjennomsnittlig Toppfrekvens». Parameteren tilsvarer da en midling av de frekvenskomponentene som har mest energi i hvert tidsrom Analytisk tilsvarer dette:

$$ToppFrekvens(t) = \operatorname{argmax}_{\omega} \{S_{xx}(t, \omega)\} \quad (3.6)$$

$$Gjennomsnittlig ToppFrekvens = \frac{1}{T} \int_0^T ToppFrekvens(t) dt \quad (3.7)$$

Hvor S_{xx} tilsvarer effektspektraltetthet («Power Spectral Density»)[30].

Testing med ulike bevegelseshastigheter for robot 1 og robot 2 viser at robot 1 har en høyere gjennomsnittlig toppfrekvens enn robot 2. Det som også kommer frem i eksperimentet er at gjennomsnittlig toppfrekvens ikke nødvendigvis øker dersom en øker rotasjonshastighet på motor. Dersom denne parameteren benyttes i feildeteksjon bør en sammenligne med målinger som er tatt under tilsvarende forhold, som samme bevegelse, samme belastning og bevegelseshastighet. Resultatet er presentert i tabell 3.6.

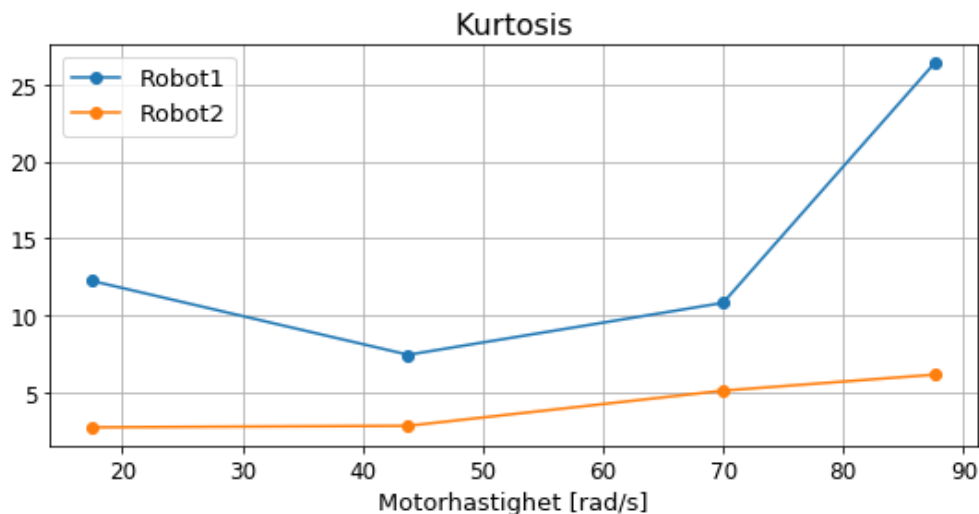
Robot:	Robspeed	Gjennomsnittlig Toppfrekvens [Hz]
	v200	2925.3
Robot 1	v500	3278.3
	v800	2685
	v1000	2625.4
	v200	64.6
Robot 2	v500	1913.6
	v800	2012
	v1000	1893.3

Tabell 3.6: Resultat etter testing av ulike hastigheter med robot 1 og robot 2.

Flere tester av metoden har også vist at frekvensen med gjennomsnittlig høyest energi ikke nødvendigvis er størst for robot 1, selv om denne er antatt mest slitt ut fra vibrasjonsnivået i dataestet. I noen datasett ser en at energien ved frekvenser som tilsvarer 2x og 3x GM øker kraftig ved økende bevegelseshastighet, spesielt for robot 1. Siden disse frekvensene ikke er spesielt høye i forhold til mange av frekvensene som har fremstått som signifikante i andre datasett, fører dette til at robot 2 kan få en høyere gjennomsnittlig toppfrekvens enn robot 1. Selv om det er tydelig at robot 1 har mye kraftigere vibrasjoner. Derfor kan en ikke nødvendigvis knytte gjennomsnittlig toppfrekvens til grad av slitasje, men en endring av denne parameteren under konstante forhold bør være et godt utgangspunkt for videre undersøkelse.

3.4.4 Kurtosis

Denne metoden baserer seg på kurtosis-verdien. Det er utført eksperimenter på robot 1 og robot 2 med ulike bevegelseshastigheter for akse 3 mellom punkter i banen. Hensikten er å se om robotene er separerbare basert på å kalkulere kurtosis for målinger tatt under like forhold for robotene. Beregningen av kurtosis er utdypet i kap. 2.5.3 og formel 2.17.



Figur 3.12: Kurtosis for robotene ved ulike bevegelseshastigheter

Figur 3.12 viser beregnet kurtosis for robotene under testing. Robotene flytter akse 3 slik at enden av robotarmen forflytter seg fra et punkt til et annet ved ulike hastigheter. Resultatet viser at robot 1 har høyere kurtosis-verdi enn robot 2 under samtlige forhold.

Ut fra de undersøkelsene som er gjort tyder det på at kurtosis har potensiale som en parameter til bruk under feildeteksjon.

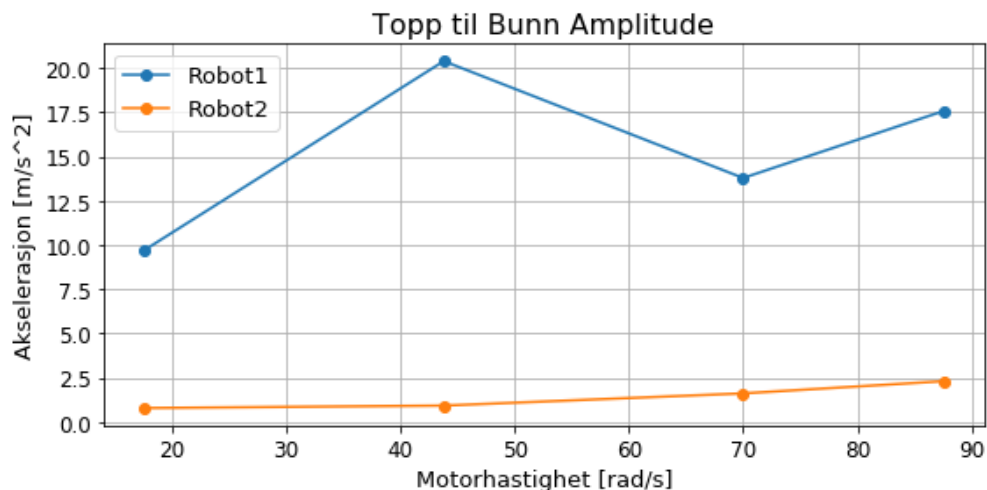
3.4.5 Topp til bunn amplitude

Med topp til bunn amplitude menes forskjellen mellom maksimal og minimal amplitudeverdi for et vibrasjonssignal tilsvarende som for begrepet «Peak to Peak Voltage V_{pp} » i elektroterminologi. Parameteren kan beregnes med følgende formel:

$$V_{pp} = |V_{maks} - V_{min}| \quad (3.8)$$

Hvor:

V – Amplitude til vibrasjonssignal.



Figur 3.13: Maksimal forskjell mellom største og minste amplitude i vibrasjonssignalet for robot 1 og robot 2.

Figur 3.13 viser at det er store forskjeller mellom robotene og robot 1 har betydelig høyere forskjell mellom største og minste amplitudeverdi. Denne parameteren er svært enkel å implementere i feil-deteksjonssystem og den ser svært lovende ut basert på de målingene som er tatt.

3.5 Diagnostisering av feil

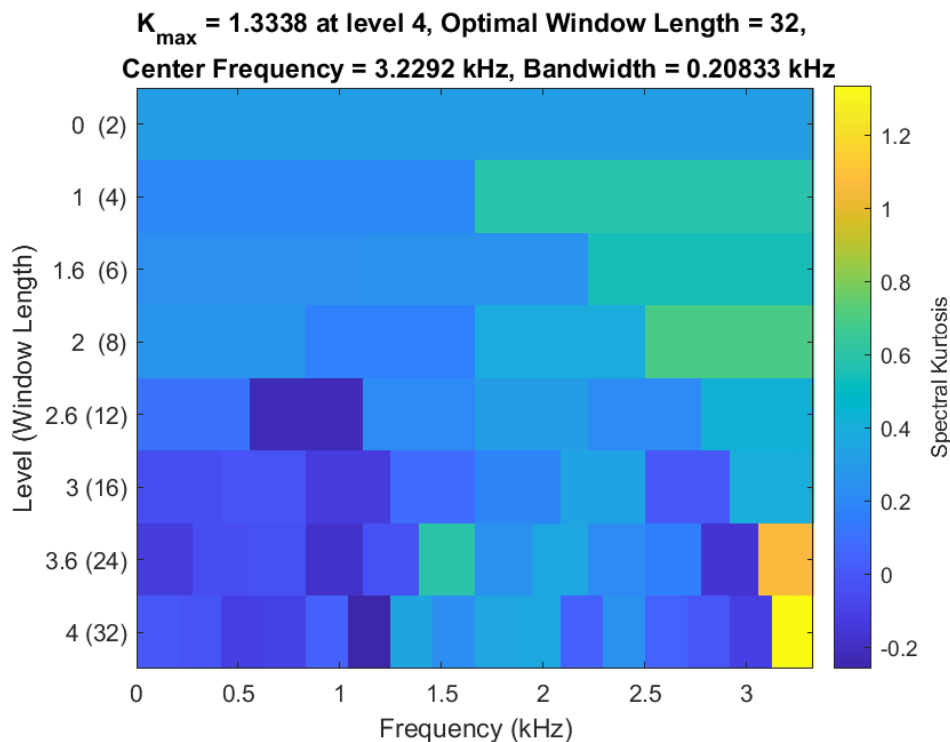
Dette delkapittelet omhandler teknikker som potensielt kan benyttes for å sette en eller flere diagnoser på bakgrunn av et vibrasjonssignal.

3.5.1 Spektral Kurtosis og kurtogram

Som nevnt i kapittel 2.5.3 og 2.5.4 så kan en basert på kurtogrammet bestemme frekvensområde som maksimerer SNR. Det er essensen i denne metoden, altså å filtrere ut frekvensbåndet som har høyest kurtosis og som derav også har høyest SNR. Forhåpentligvis gir dette et godt utgangspunkt for videre analyse og et steg nærmere en diagnose. Når det er sagt så er det ikke kjent om noen av robotene i det hele tatt feiler noe som helst, så det kan hende at det ikke er mulig å sette en diagnose.

Optimalt båndpassfilter basert på kurtogram

Siden matlab har ferdige funksjoner for å visualisere kurtogram, er det valgt å benytte matlab til store deler av analysen. Figur 3.14 viser kurtogrammet for et vibrasjonssignal tatt opp under en test med robot 2. Her er det tydelig å se den dyadiske frekvensoppdeling hvor det er benyttet et såkalt 1/3-binært tre. På høyre side i figur 3.14 viser en fargeskala som indikerer kurtosisverdien, videre viser diagrammet kurtosis som funksjon av frekvens og vinduslengde, samt nivå i frekvensoppdelingen på venstre side.

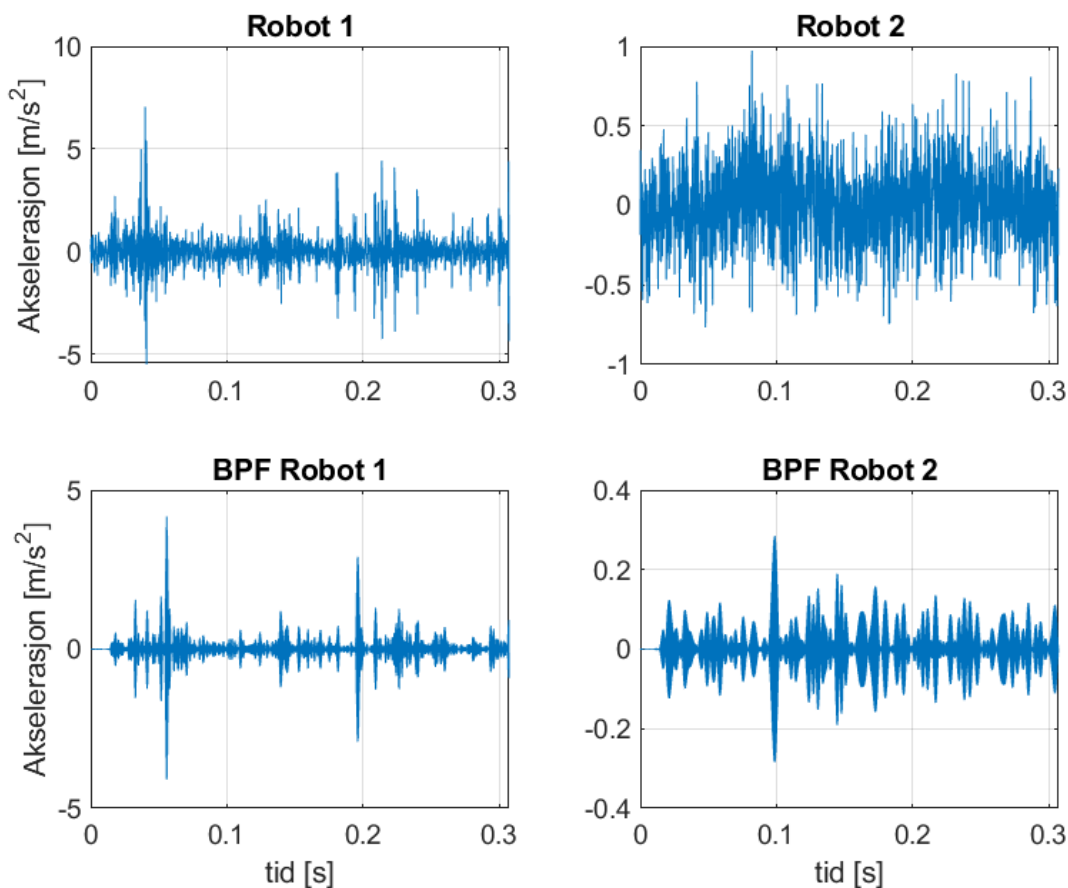


Figur 3.14: Et eksempel på kurtogram for robot 2.

Fra kurtogrammet i figur 3.14 ser en at kurtosis verdien er høyest helt nede i høyre hjørnet (gult felt) og basert på kurtogrammet bør signalet båndpassfiltreres med en senterfrekvens: 3.22 kHz og båndbredde: 208 Hz.

Vibrasjonssignalene for robot 1 og robot 2 båndpassfiltreres i matlab med frekvensområde basert på kurtogram. Resultatet vil forhåpentligvis inneholde vibrasjonssignalet ikke-stasjonære del som bidrar til transient oppførsel. Ideen er at denne signaldelen stammer fra komponent som er opphav til økt slitasje.

Figur 3.15 viser et datasett for robot 1 og robot 2 før og etter båndpassfiltrering. Det er tydelig at vibrasjonssignalene som før så veldig støyfulle ut nå er blitt tydelig forbedret. Det er nettopp dette som er fordelene med spektral kurtosis og kurtogram, at en kan trekke ut signalet fra støyen uten å vite noe om hverken signalet eller støykilden på forhånd. Det er dessuten veldig vanskelig å finne ut hvilke frekvensområde som kan betraktes som støy og hva som må være med i en videre analyse. Litt av årsaken til dette er at når f.eks. en kule i et kulelager passerer et lokalt punkt i indre/ytre ring med ujevnhet/sprekk vil det oppstå mange vibrasjoner som et pulstog. Derfor vil det resulterende vibrasjonssignalet fra passeringen bli høyfrekvent i stedet for en puls.

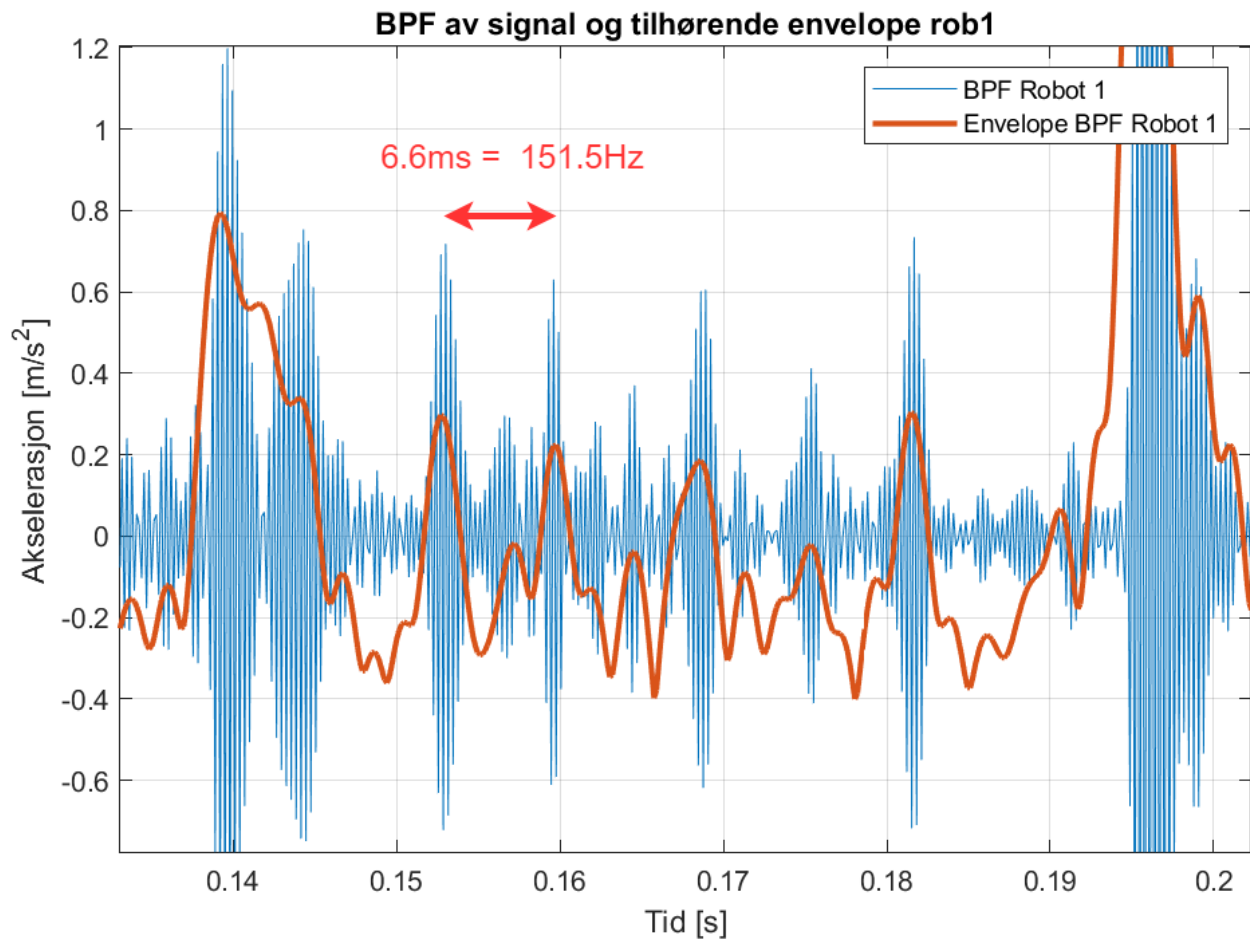


Figur 3.15: Vibrasjonssignal før og etter båndpassfiltrering.

Envelope Spektrum

Dersom man zoomer inn på det resulterende signalet fra båndpassfiltreringen ser en alle vibrasjonsbolkene som trolig stammer fra et tannhjul som glir inn i et annet, eventuelt en kule som passerer et punkt i indre/ytre ring. Det en også legg merke til er at disse bolkene er bygget opp av et høyfrekvent signal, kanskje ikke så rart siden båndpassfilteret i praksis er et høypassfilter (øvre frekvens er lik $f_s/2$). Det er ønskelig å detektere frekvensen som disse puljene danner. Til dette benyttes en metode som kalles «Envelope Spektrum». Denne metoden lager et omriss av amplitudeverdiene.

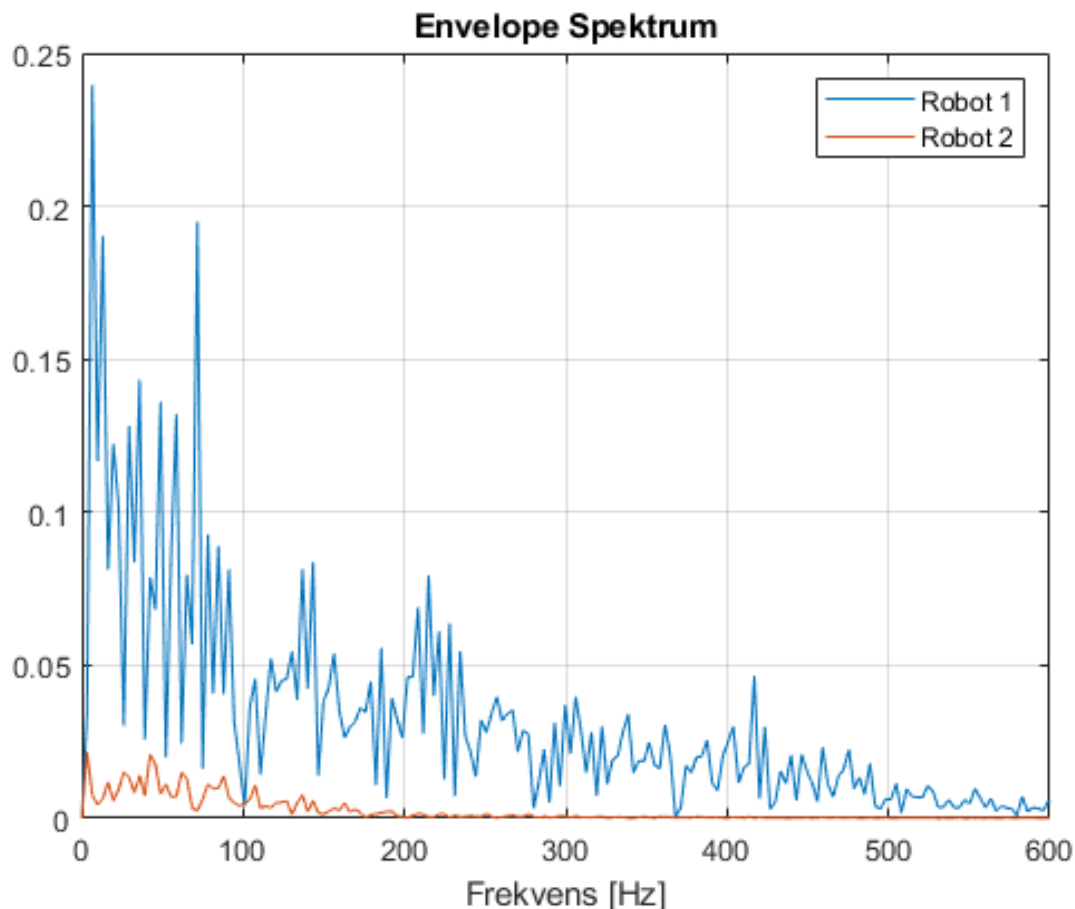
Figur 3.16 illustrerer omriss av amplituden til båndpassfiltrert vibrasjonssignal. Mellom to av toppene er det målt 6.6ms som tilsvarer en frekvens på 151.5Hz. Denne frekvensen er veldig nær en gjenngjennelig frekvens i tabell 3.3. BPF1 for v800 er 153HZ, altså frekvensen som følge av at en kule passerer et punkt i indre ring (kulelager plassert på motorens aksling).



Figur 3.16: Envelope av båndpassfiltrert vibrasjonssignal.

Videre kan en analysere frekvensinnholdet av envelopesignalet. Frekvensspekteret til envelopesignalet kalles for envelopespektrum. Forhåpentligvis vil en kunne kjenne igjen noen av de frekvenskomponentene basert på aktuelle frekvensene som på forhånd er lokalisert. Slik at komponenten som bidrar til endret oppførsel i vibrasjonssignalet kan knyttes til en bestemt frekvens og dermed lokaliseres. På denne måten kan en stille en diagnose og ha en formening om hva som er galt.

Resultatet viser at robot 1 og robot 2 har veldig store forskjeller i envelopespektrumet. Robot 2 har ingen frekvenser som utmerker seg spesielt eller som direkte kan knyttes mot en kjent diagnose. For robot 1 derimot er det litt flere frekvenskomponenter som utmerker seg. Frekvenskomponentene her har også generelt høyere amplitudeverdi (mer energi). Det som er observert gjennom studier av frekvensinnhold opp mot teoretisk utregnede frekvenser, er at de som regel ikke stemmer helt overens. Stort sett er de veldig nære og som regel litt lavere i praksis enn i teorien. Årsaken til dette kan være at motoren som driver akse 3 ikke har nådd stabil hastighet når målingen blir tatt og dermed blir frekvensene litt forskjøvet, typisk litt lavere enn forventet (motor har ikke nådd maks turtall).



Figur 3.17: Envelope spektrum for robot 1 og robot 2

Ved å undersøke frekvenstoppene i figur 3.17 og sammenligne med allerede kartlagte frekvenser ser en at det kan være flere komponenter som bidrar til at robot 1 har et forhøyet vibrasjonssignal. Siden frekvenstoppene ikke samsvarer hundre prosent med kartlagte frekvenser er det litt rom for tolking. Frekvenskomponenten som utmerker seg mest er 6.52Hz og den kan samsvare med både f_{m2} (frekvens fra 2.tannhjulpar som glir sammen i girkassen), BPFO (frekvens fra ytre ring i kulelager på motorens aksling) eller frekvens fra en defekt kule i kulelager på motorens aksling. De fem påfølgende frekvenstoppene som utmerker seg er overharmoniske av 6.52Hz. Videre lokaliseres også både underhamoniske og overharmoniske av f_{m1} frekvens fra girkassens 1. steg.

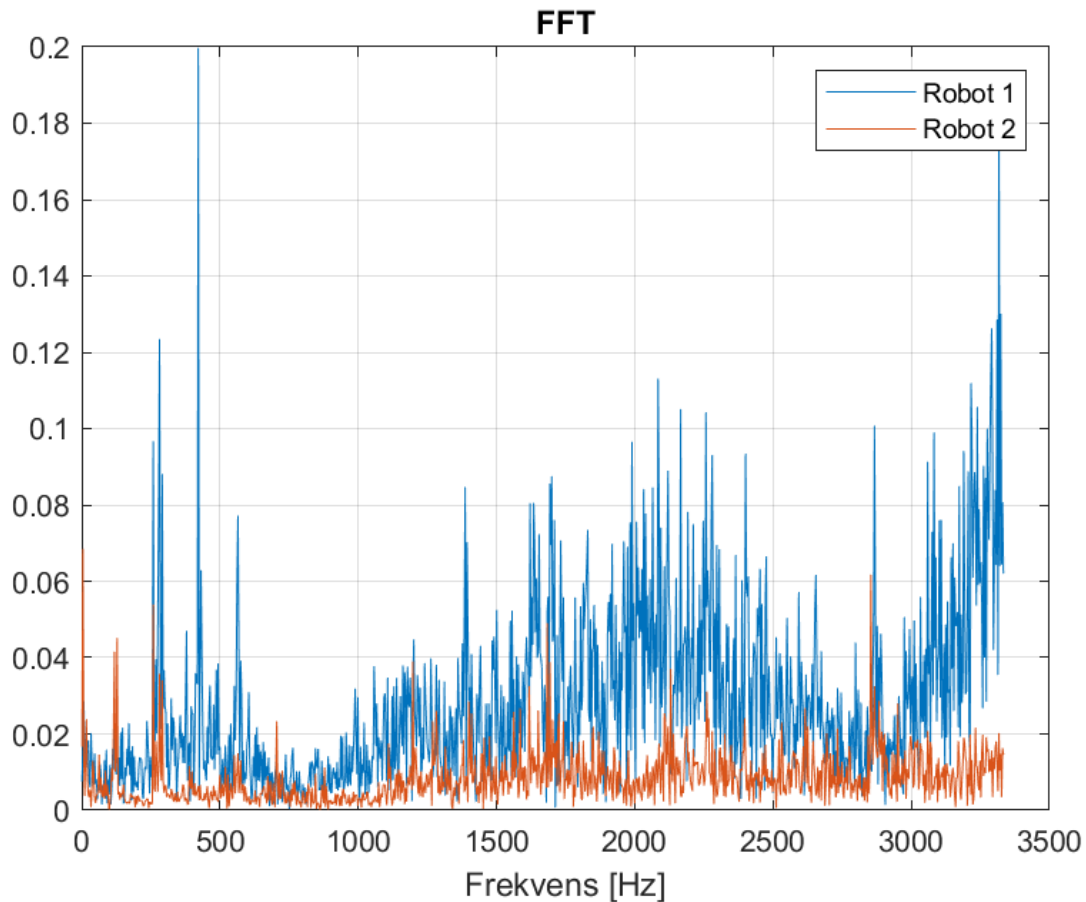
Frekvens [Hz]:	Mulig kilde	Mulig diagnose
6.52	f_{m2} , BSF, BPFO	Tannhjul trinn 2, Kulelager ytre ring, kule i lager.
13.03	$2x f_{m2}$, 2xBSF, 2xBPFO	2. overhamoniske av de overnevnte
19.54	$3x f_{m2}$, 3xBSF, 3xBPFO	3. overhamoniske av de overnevnte
35.82	$5x f_{m2}$, 5xBSF, 5xBPFO	5. overhamoniske av de overnevnte
48.85	$6x f_{m2}$, 6xBSF, 6xBPFO	6. overhamoniske av de overnevnte
58.62		
71.65	$0.5x f_{m1}$	Tannhjul trinn 1 i girkasse (1. underhamoniske)
143.3	f_{m1}	Tannhjul trinn 1 i girkasse
214.9	$1.5x f_{m1}$	Sidelope fra tannhjul trinn 1 i girkasse
416.9	$3x f_{m1}$	3. overhamoniske steg 1 i girkasse

Tabell 3.7: Tabell over fremtredende frekvenser som kan benyttes for å knytte dette vibrasjonssignalet opp mot en eller flere feilfrekvenser. Derav også til å sette en diagnose på problemet.

3.5.2 FFT

FFT er en svært effektiv metode for å analysere et vibrasjonssignal som er mye brukt. Her ser en etter de kjente frekvensene knyttet til girkasse og kulelager samt de underharmoniske og overhamoniske av disse. Mange av de kjente teknikkene for å sette en diagnose basert på FFT baseres på kjent informasjon om hvordan vanlige feil utarter seg i frekvensspekteret. Mange av de vanlige feilene og hvordan de utarter seg i frekvensspekteret ble presentert i kap. 2.4.2.

Figur 3.18 viser FFT av samme datasett som ble analysert og diagnostisert med kurtogram i kap. 3.5.1. Basert på FFT og kunnskap om relevante frekvenser knyttet til akse 3 er det svært vanskelig å ha en formening om det høyfrekvente signalinnholdet fra 1000Hz og oppover. Derimot ser en tydelige frekvenstopper som stemmer overens med 1x, 2x, 3x og 4x GM, hvor 3x utmerker seg spesielt. Det er vanskelig å sette en konkret diagnose basert på det spekteret en har her, men mye tyder på slitasje av tannhjul i girkassens første trinn som danner f_{m1} .



Figur 3.18: FFT av vibrasjonssignal fra robot 1 og robot 2.

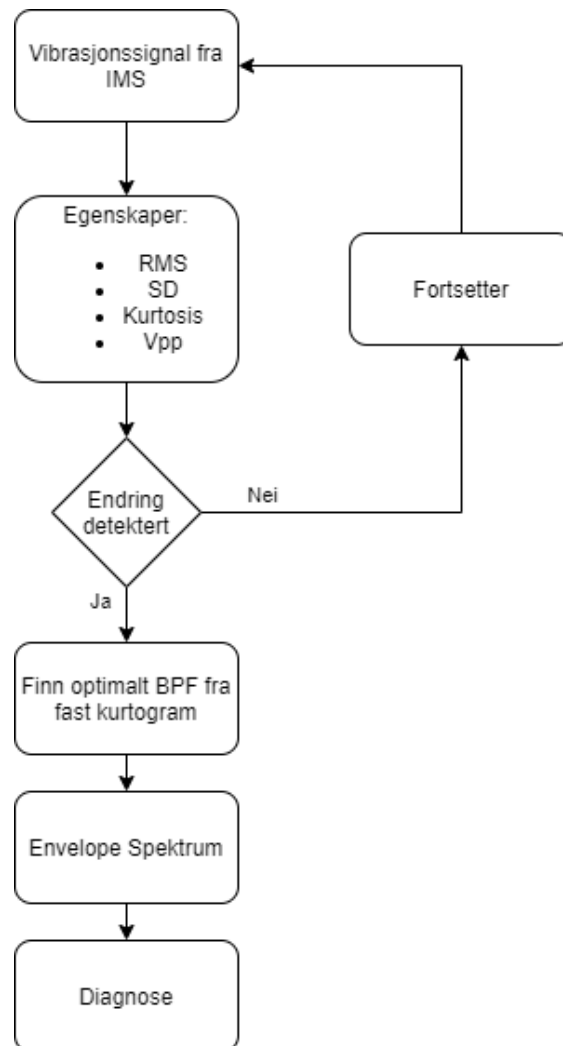
3.6 Algoritmer for kondisjonsovervåking

En algoritme er en beskrivelse av et endelig antall operasjoner som skal til for å løse et eller flere problemer[31]. Det er tidligere presentert metoder for feildeteksjon og diagnostisering av feil. Ved å sette sammen flere av metodene kan en oppnå en algoritme som kan benyttes i et kondisjonsovervåkingssystem på en robot. I dette delkapittelet er det foreslått to slike algoritmer.

Algoritmene i seg selv klarer ikke å sette en diagnose, men de detekterer at vibrasjonssignalet er av unormal karakter og presenterer deretter et godt utgangspunkt for å sette en diagnose. Det kan f.eks. være et plott av resultat fra envelope spektrum eller FFT.

3.6.1 Algoritme 1: Optimalt BPF basert på kurtogram

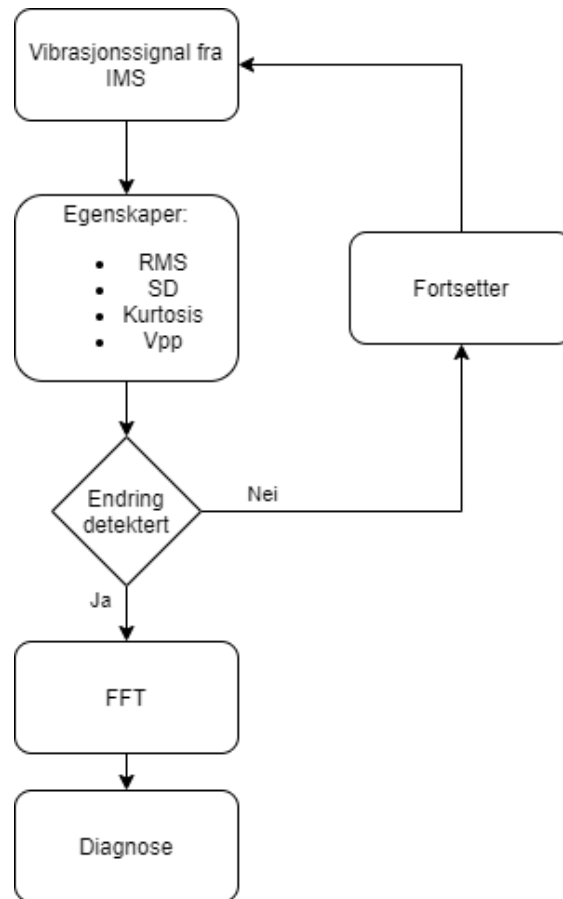
I algoritme 1 vist i figur 3.19 blir først egenskapene til vibrasjonssignalet kalkulert og sjekket opp mot en forhåndsbestemt terskelverdi. Dersom egenskapene er under terskelverdien fortsetter roboten som normalt og nye målinger blir tatt periodisk og analysert på nytt. Dersom noen egenskapsverdier er over terskel vil vibrasjonssignalet bli videre analysert. Signalet båndpassfiltreres med frekvensområde beregnet med fast kurtogram. Deretter kalkuleres envelope spektrum av det båndpassfiltrerte signalet og diagnose baseres på resultatet.



Figur 3.19: Algoritme kurtogram

3.6.2 Algoritme 2: FFT

Algoritme 2 er presentert i figur 3.20 og i likhet med algoritme 1 blir egenskapene til vibrasjonssignalet kalkulert og vurdert opp mot en terskelverdi. Forskjellen mellom algoritmene er metode for å vurdere diagnose. I denne algoritmen settes diagnose ut fra FFT.



Figur 3.20: Algoritme FFT

Kapittel 4

Diskusjon

4.1 Løsning av oppgaven

Vibrasjonsanalyse i motor og girkasse på en industrirobot er en kompleks oppgave som kan være vanskelig å angripe. Mye av årsaken til det er mange bevegelige deler og potensielle feilkilder som en må forstå for å tolke signalene. For akse 3 som er analysert i denne oppgaven forplanter vibrasjoner seg fra motor, fire tannhjul fordelt på tre roterende akser og tilhørende kule/rullelager seg ut gjennom dekselet på girkasse. I oljepluggen som er gjenget fast i dekselet på girkassen sitter IMS som inneholder akselerasjonssensoren.

Siden det er såpass mange vibrasjonskilder som påvirker det målte vibrasjonssignalet er det prioritert en del tid til å sette seg inn i vibrasjonskildene og de aktuelle frekvensene som de kan forårsake. Dette for å ha en formening om hva som forårsaker vibrasjonssignalet og hvilke frekvenser man kan forvente å finne i en frekvensanalyse.

I løsningen av denne oppgaven er det lagt ned mye tid i referanseprogrammet til robotene i et forsøk på å fremheve de eventuelle vibrasjonene for den aktuelle akselen. Hvor det er eksperimentert med og laget flere ulike referanseprogram i RAPID samt at det er laget programvare for å samkjøre robotbevegelse og sensoravlesning. Systemet for innhenting av data kjøres fra et python script som nokså enkelt kan modifiseres til å utføre vibrasjonsanalyse i stedet for å bare lagre data.

Det er tatt opp målinger fra to roboter av samme type som skal simulere en ny og en gammel(slitt) for å teste ut om det er mulig å se forskjell på vibrasjonsdata hentet fra disse. Det er på forhånd ikke kjent om robotene har noen spesielt slitte komponenter. Det er derfor også vanskelig å teste og verifisere metodene for slitasjedeteksjon og diagnostisering. Metodene som er utprøvd for å detektere slitasje klarer tydelig å skille robotene fra hverandre basert på egenskapene i vibrasjonssignalet. Når det gjelder diagnostisering så er det i hovedsak testet ut to metoder, hvor det er lagt mest vekt på metoden som maksimerer SNR med et optimalt båndpassfilter. I utviklingen av metoden er det benyttet matlab ettersom matlab inneholder ferdige funksjoner for å kalkulere og visualisere kurtogram som benyttes i design av båndpassfilteret. For å teste metoden live på robot må fast kurtogram algoritmen eller tilsvarende implementeres i python eller C++ om metoden skal implementeres i IMS. Det

gjennstår fortsatt en del arbeid for å fullstendig automatisere diagnosesettingen. Slik som algoritmen er nå, presenteres et godt utgangspunkt for å sette en diagnose som en operatør eller ekspert må vurdere. Det er litt skjønn i en slik vurdering og ekspertene på feltet klarer gjerne å sette en diagnose med å vurdere toppene på 2x, 3x av GM, samt sideloper.

4.2 Videre arbeid

Det er mye interessant som kunne vært prøvd ut for å ta dette utgangspunktet et steg videre. For eksempel så kunne maskinlæring og nevrale nettverk hatt potensiale i en slik problemstilling. En av grunnene til at denne fremgangsmåten ikke ble benyttet er at det kreves store mengder data for å trene opp modellene. En bør også ha data som tilhører de diagnosene som skal detekteres/estimeres, samt data fra en ny frisk robot.

En annen interessant fremgangsmåte er å prøve å lage en modell basert på innsamlet data og predikere fremtidige verdier.

Full atomatisering av algoritme for diagnosesetting er svært interessant og vil eliminere behovet for manuell inspeksjon av envelope spektrum eller FFT.

Det gjenstår en del arbeid i å sette sammen all koden til et system på ønsket platform slik at metodene kan testes, mens robot kjører. I tillegg bør metodene verifiseres med andre data-sett, gjerne fra andre roboter som har en konkret feil som kan detekteres og diagnostiseres.

Roboter beveger svært sjeldent bare en akse og det er en svakhet at metodene mest sannsynlig ikke fungerer om roboten beveger flere akser samtidig. Derfor er også dette en problemstilling som er aktuell å se nærmere på.

Kapittel 5

Konklusjon

Det har vært en svært lærerik prosess å jobbe med denne prosjektoppgaven. Den har bydd på interessante utfordringer fra første dag. Som å kommunisere med IMS, robotprogrammering, kommunikasjon mellom RAPID og python, samt analyse av vibrasjonsdata. Det har vært lærerikt å ta et dypdykk i teori knyttet til vibrasjonsanalyse av roterende maskiner og teste teori i praksis på innsamlet data fra industrirobot.

Motivasjonsfaktoren for denne oppgaven er å gå fra periodebasert til tilstandsbasert vedlikehold. I den forbindelse kreves at indre tilstander måles eller estimeres. Basert på tilgjengelig vibrasjonssensor er det testet ut fem ulike metoder for å detektere feil. Siden det ikke har vært mulighet til å teste med konkret feil eller teste til feil inntreffer, er betydelig forskjell i disse egenskapene vurdert som mulig feil. Både RMS, standardavvik, kurtosis og V_{pp} finner at det er tydelige forskjeller i vibrasjonsdata fra de to undersøkte robotene. Siden metodene registrerer forskjell mellom robotene er det konkludert med at metoden med stor sannsynlighet vil registrere endringene i vibrasjonssignalet, dersom feil inntreffer. Metoden som beregnet gjennomsnittlig toppfrekvens klarte ikke entydig å skille robotene og det konkluderes dermed med at denne ikke egner seg like bra til å detektere feil.

I et tilstandsbasert vedlikeholdssystem er det også ønskelig å finne ut hva årsaken til feilen kan være og det er derfor også sett på to ulike metoder for å komme frem til en diagnose. En metode finner optimalt båndpassfilter og maksimerer SNR med bakgrunn i spektral kurtosis. Videre blir diagnose satt med bakgrunn i envelope spektrum. Denne metoden gir et annerledes utgangspunkt for diagnose enn FFT som er neste metode da metoden fokuserer på signalet transiente del som ofte inneholder høye frekvenser. Envelope spektrum av det høyfrekvente signalet omformer signalet til et lavfrekvent signal som skal gjenspeile frekvensen som feilkomponenten roterer med. På den måten vil også det høyfrekvente innholdet av signalet som har vist seg å øke med økte vibrasjoner få en verdiful betydning i vurdering av diagnose. For å konkludere om metodene for å sette en diagnose fungerer kreves ytterligere testing og helst med verifiserbare data. Altså data som har en kjent diagnose.

Analyse av vibrasjonssignalet har vist at store deler av informasjon ligger opp mot $f_s/2$ som er maksimal målbar frekvens og det konkluderes med at samplefrekvensen med fordel kan økes for å unngå at signifikant informasjon ikke blir tatt med. Når det gjelder samplelengde

så er det testet 153.6ms, 307.2ms og 921.6ms. Det har ikke vist seg å være noen signifikante forskjeller i frekvensinnhold, men man må være oppmerksom dersom roboten beveger seg med lav hastighet. En samplelengde på 153.6ms vil ikke klare å fange opp lavere frekvenser enn 6.5Hz og dersom robot beveger seg med lav hastighet går en glipp av relevant informasjon.

Basert på metodene for feildeteksjon og diagnose er det kommet frem til to algoritmer som potensielt kan være en del av et kondisjonsovervåkingssystem på en industrirobot. Algoritmene og rapporten legger et fundament som kan bygges videre på for å oppnå tilstandsbasert vedlikehold.

Bibliografi

- [1] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring: industrial, aerospace and automotive applications*. Wiley, 2011, ISBN: 9780470747858.
- [2] *iNEMO inertial module: always-on 3D accelerometer and 3D gyroscope*, LSM6DS3H, Rev. 5, ST Microelectronics, 2017.
- [3] *CHOOSING THE RIGHT TYPE OF ACCELEROMETER*, TE CONNECTIVITY, jul. 2017.
- [4] M. Hrairi og B. H. bin Baharom, “Design and Modelling of Silicon MEMS Accelerometer”, *Mechanical Engineering Department International Islamic University Malaysia*,
- [5] G. Ananthasuresh, N. Bhat, G. Krishnan og Chaitanya, “Micromachined High-Resolution Accelerometers”, *ResearchGate*, 2007.
- [6] R. Liu, J. Li og X. Chen, “NANOTECHNOLOGY SYNTHESIS STUDY: RESEARCH REPORT”, *ResearchGate*, 2006.
- [7] A. Dutta og T. Bhattacharyya, “Low Offset, Low Noise, Variable Gain Interfacing Circuit with a Novel Scheme for Sensor Sensitivity and Offset Compensation for MEMS base, Wheatstone Bridge type, Resistive Smart Sensor”, *ResearchGate*, 2011. DOI: 10.1109/VLSID.2011.39.
- [8] *Specifying an Accelerometer: Function and Applications*, <https://insights.globalspec.com/article/1263/specifying-an-accelerometer-function-and-applications>, Besøkt: 15.06.2020.
- [9] D. J. Sherwin og B. Al-Najjar, “Practical models for condition monitoring inspection intervals”, *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, årg. 5, nr. 3, s. 203–220, 1999. DOI: 10.1108/13552519910282665.
- [10] *Unbalance: Couple Imbalance*, <https://www.mobiusinstitute.com/site2/item.asp?LinkID=8001&iVibe=1&sTitle=Unbalance>, Besøkt: 21.04.2020.
- [11] *Misalignment: Paralell (offset)*, <https://www.mobiusinstitute.com/site2/item.asp?LinkID=8005&iVibe=1&sTitle=Misalignment>, Besøkt: 21.04.2020.
- [12] *Bent Shaft: Bent Shaft*, <https://www.mobiusinstitute.com/site2/item.asp?LinkID=8024&iVibe=1&sTitle=Bent%20shaft>, Besøkt: 21.04.2020.
- [13] V. Bagad, *Mechatronics*. Technical Publications, 2009, ISBN: 9788184314908. adresse: <https://books.google.no/books?id=NCEeONKwzX4C>.

- [14] *Gearbox: Backlash*, <https://www.mobiusinstitute.com/site2/item.asp?LinkID=8060&iVibe=1&sTitle=Gearbox>, Besøkt: 21.04.2020.
- [15] *Gearbox: Cracked tooth*, <https://www.mobiusinstitute.com/site2/item.asp?LinkID=8061&iVibe=1&sTitle=Gearbox>, Besøkt: 21.04.2020.
- [16] A. Fernandes, *Rolling element bearings and failing frequencies*, <https://power-mi.com/content/rolling-element-bearing-components-and-failing-frequencies>, Besøkt: 30.05.2020.
- [17] *Rolling Element Bearing Fault Diagnosis*, <https://se.mathworks.com/help/predmaint/ug/Rolling-Element-Bearing-Fault-Diagnosis.html>, Besøkt: 21.04.2020.
- [18] R. E. Walpole, R. H. Myers, S. L. Myers og K. Ye, *Digital Signal Processing*. Pearson, 2016, ISBN: 9781292025735.
- [19] *Short-Time Fourier Transform*, https://en.wikipedia.org/wiki/Short-time_Fourier_transform, Besøkt: 21.04.2020.
- [20] *Spectrogram*, <https://en.wikipedia.org/wiki/Spectrogram>, Besøkt: 21.04.2020.
- [21] *Kurtosis*, <https://en.wikipedia.org/wiki/Kurtosis>, Besøkt: 12.05.2020.
- [22] V. D. Vrabie, P. Granjon og C. Serviere, "Spectral Kurtosis: From Definition To Application", *ResearchGate*, 2003.
- [23] *Spectral Kurtosis from signal or spectrogram*, <https://se.mathworks.com/help/signal/ref/pkurtosis.html>, Besøkt: 12.05.2020.
- [24] J. John J. Dicker, G. R. Pennock og J. E. Shigley, *THEORY OF MACHINES AND MECHANISMS*. Oxford University Press, 2003, ISBN: 0-1 9-5 I5598-X.
- [25] *SKF Bearing Select*, <https://www.skfbearingsselect.com/#/size-lubrication/single-bearing>, Besøkt: 30.05.2020.
- [26] E. W. Weisstein, *Root-Mean-Square*, <https://mathworld.wolfram.com/Root-Mean-Square.html>, Besøkt: 01.06.2020.
- [27] S. Hervik, *norm - matematikk i store norske leksikon på snl.no*, https://snl.no/norm_-_matematikk, Besøkt: 31.05.2020.
- [28] J. G. Proakis og D. K. Manolakis, *Probability and Statistics for Engineers and Scientists*. Pearson, 2016, ISBN: 9781292161365.
- [29] *Standardavvik*, <https://no.wikipedia.org/wiki/Standardavvik>, Besøkt: 01.06.2020.
- [30] *Condition Monitoring and Prognostics Using Vibration Signals*, <https://se.mathworks.com/help/predmaint/ug/condition-monitoring-and-prognostics-using-vibration-signals.html>, Besøkt: 02.06.2020.
- [31] K.-O. Horve og S. Grønmo, *algoritme i store norske leksikon på snl.no*, <https://snl.no/algoritme>, Besøkt: 05.06.2020.

Tillegg A

Vedlegg

Type	Navn	Beskrivelse
Python kode	main_v25	Hovedprogram
	init_v12	Initialisering
	RAPID_v0	Klasse Rapid
	IMS_v12	Klasse IMS
	PlotData_v4	Visualiser data x, y og z
	PlotData_v6	Visualiser data
Matlab kode	BPF_Kurtogram	Kurtogram, BPF
	Spektogram	Spektogram
Rapid kode	m4	Robot program
Sensordata	SensorData	Sensordata for robot 1 og robot 2.

Tabell A.1: Oversikt over vedlagte filer

Vedlegg er innbakt i pdf filen i .7zip format.