

Helga Glesnes Sangolt

Maskinlæringsbasert grensesnitt for styring av håndprotese med myoelektrisk multimodal enhet

Masteroppgave i Kybernetikk og Robotikk

Veileder: Øyvind Stavdahl

Juni 2022

Helga Glesnes Sangolt

Maskinlæringsbasert grensesnitt for styring av håndprotese med myoelektrisk multimodal enhet

Masteroppgave i Kybernetikk og Robotikk
Veileder: Øyvind Stavadahl
Juni 2022

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Fakultet for informasjonsteknologi og elektroteknikk
Institutt for teknisk kybernetikk



Kunnskap for en bedre verden

Forord

Denne masteroppgaven i Kybernetikk og Robotikk med fordypning i Biomedisinsk Kybernetikk på Norges teknisk-naturvitenskaplige universitet (NTNU) handler om å ta i bruk en samlokalisert multimodal enhet for å estimere motorisk intensjon for styring av håndproteser. Konstruksjonen og implementeringen av det multimodale grensesnittet ble utført vårsemesteret 2022. Ideen til oppgaven er et resultat av litteraturstudiet om avanserte styringsalgoritmer for håndproteser utført i prosjektoppgaven tidligere i studieløpet, og er en konsekvens av at forbedringer ved protesestyring er nødvendig.

Denne artikkelen er for medstudenter, forskere og andre med interesse for håndproteser. Det antas at leseren har grunnleggende kunnskap om reguleringssystemer og signalbehandling. For at innholdet skal være forståelig for studenter fra andre hovedprofiler, blir nødvendig informasjon om menneskekroppen og menneske-maskin interaksjonen i systemet presentert.

Trondheim, 21.06.22

H.G.S

Helga Glesnes Sangolt

Anerkjennelse

Jeg vil rette en enorm takk til min veileder, Øyvind Stavdahl, for verdifull hjelp gjennom semesteret. Han har bidratt med gode råd og diskusjoner, nyttige synspunkter og forslag som har vært viktig for fremgangen og kvaliteten i arbeidet. Når problemer med utstyret har oppstått, har både Stavdahl og senioringeniør ved institutt for teknisk kybernetikk, Stefano B. Bertelli, bistått ved feilsøking. Daniel Bogen og Glenn Angell, ansatte på institutt for teknisk kybernetikk sitt verksted, har bidratt med produksjon av mekaniske tegninger og sammenstilling av komponenter, dette er jeg veldig takknemlig for. Ellers vil jeg takke nære venner, samboer og familie for all oppmuntring, trøst og heiarop på veien mot målet.

H.G.S

Kortfattet Sammendrag

Et maskinlæringsbasert grensesnitt for håndproteser med en myoelektrisk multimodal enhet, bestående av samlokaliserte elektroder og kraftsensorer, implementeres for å estimere motorisk intensjon. En ytelsesvurdering av det implementerte styringssystemet utføres og dets egnethet for protesestyring diskuteres. I tillegg presenteres en kort oversikt over forskning på multimodal protesestyring, for å gi leseren et overblikk over tidligere systemer og teknikker. Tidligere forskning og tilgjengelig laboratorieutstyr ligger til grunn for valg som er tatt under implementeringen av grensesnittet.

En hylse med mulighet for brukertilpasning ved justerbar sensorplassering ble designet. Videre ble en strategi for datainnsamling utviklet og gjennomført. For å samle inn nødvendig data fulgte brukeren bevegelsen til en simulator for åpning/lukking av en hånd og rotasjon av håndledd. Det ble utført en bevegelsessekvens ved fem ulike hastigheter og armposisjoner over tre etterfølgende dager. Strategien ble konstruert slik for å fange opp variasjoner og etterligne dagligdags bruk av håndproteser i størst mulig grad. Den multimodale enheten ble brukt for å samle inn signaler fra brukerens arm. De innsamlede signalene ble gitt som inngang til en lineær regresjonsmodell, som estimerer hastigheten brukeren har som hensikt å bevege protesen i.

Systemekarakterisering og en offline analyse gjennomføres for å vurdere grensesnittets ytelse og egnethet for styring av håndproteser. Det ble undersøkt om det implementerte multimodale grensesnittet resulterte i bedre og mer stabil ytelse over tid, sammenlignet med de tradisjonelle metodene. Undersøkelsene viste at den prosentvise nedgangen i ytelse fra systemtreningen økte betydelig med tiden når kraftmålinger inkluderes. Hvis modellene ble generert med tilstrekkelig datamengde og tiden mellom trening og testing var kort, var ytelsen til det multimodale systemet lovende. Hvorvidt reaksjonstiden til brukeren påvirker grensesnittet ble vurdert. Dersom kun stabiliserte signaler brukes, indikerer analysen en ytelsesforbedring. Ytelsesmønsteret over tid påvirkes ikke av brukerens reaksjonstid.

Funnene demonstrerer potensiale til multimodale løsninger. Det finnes begrensninger med metoden som gjør det vanskelig å trekke sikre konklusjoner om årsaken til enkelte observasjoner. Anbefalinger for videre arbeid med det foreslåtte grensesnittet presenteres. Videreutvikling av systemet er nødvendig for å forbedre dets egnethet til protesestyring. En grundigere analyse er essensielt for å realistisk vurdere grensesnittets karakteristikk. Oppgaven fungerer som et bidrag på veien fra eksperimentell proteseforskning til en mer robust styring av håndproteser som godtas av sluttbrukeren.

Executive Summary

A machine learning based control interface for hand prostheses with a multimodal myoelectric unit, consisting of co-located electrodes and force sensors, is implemented to predict the human motion intention. An assessment of the implemented interface is performed and its suitability for prosthesis control is discussed. In addition, a brief overview of existing multimodal systems and techniques is presented. Previous research and available laboratory equipment form the basis of the implemented control interface.

In addition to a strategy for data collection, a socket design with adjustable sensor placement for user customization was developed. In order to collect necessary data, the user executes a predefined sequence of movements. The simulated movement of the prosthesis provides the cues of when to perform the muscle contraction corresponding to opening/closing of the hand and/or rotation of the wrist. The sequence of movements was performed at five different speeds and arm positions over three days. The strategy aims to capture variations and mimic everyday use to the greatest possible extent. The multimodal device was used to collect signals from the user's arm. The signals were given as input to a linear regression model, which estimates the desired speed.

How suitable the interface is and its performance is assessed through an offline analysis and characterization. It was investigated whether the implemented multimodal interface resulted in better and more stable performance, compared to the traditional methods. The study showed that the decrease in performance from system training increased significantly with time when force signals were used. If the models are generated with sufficient data and the time between training and testing was short, the performance of the multimodal system was promising. Whether the user's response time affects the interface was assessed. Using only stabilized signals increased the performance, but not the stability.

The results demonstrate the potential for sensor fusion. There are limitations with the method that make it difficult to draw conclusions. Recommendations for further work are presented. Further development of the interface is necessary to improve its suitability for prosthesis control. A more thorough analysis is essential to realistically assess the characteristics of the interface. The thesis serves as a contribution on the way from experimental prosthesis research to a more robust control of hand prostheses that is accepted by the user.



Masteroppgave

Studentens navn: Helga G. Sangolt
Fag: Teknisk kybernetikk
Tittel (norsk): Multimodalt styringsgrensesnitt for håndprotese
Tittel (English): Multimodal control interface for a hand prosthesis

Beskrivelse:

I forbindelse med protesestyring er det helt avgjørende å danne seg et bilde av hvilke bevegelser brukeren til enhver tid ønsker at protesen skal gjøre. Dette problemet kalles gjerne *estimering av motorisk intensjon*, i det følgende forkortet til *EMI*.

Elektromyografiske signaler (EMG), som er relativt enkle å måle på hudoverflaten, samvarierer med brukerens muskelkontraksjoner og er derfor mye brukt som utgangspunkt for EMI. Imidlertid er EMG-signaler svært tilfeldige av natur, og de påvirkes av hudfuktighet, bevegelser, positur, elektromagnetisk støy og andre forhold som ikke har noe med motorisk intensjon og gjøre. Dette gir lav presisjon i protesestyringen. Det finnes andre målbare fenomener enn EMG som samvarierer med motorisk intensjon. De er alle utsatt for støypåvirkning, men ofte på ulike måter og fra ulike støykilder. I prinsippet kan en derfor oppnå bedre EMI ved å kombinere flere enn én målemodalitet i såkalt *multimodal protesestyring*.

I denne oppgaven skal du konstruere og foreta en foreløpig analyse av et multimodalt brukergrensesnitt med relevans for styring av armproteser.

Oppgaven omfatte følgende punkter:

1. Gi en kort oversikt over tidligere systemer og teknikker for multimodal protesestyring.
2. Konstruer og implementer et grensesnitt som estimerer motorisk intensjon basert på minst to relevante modaliteter. Systemet baseres på instituttets eksisterende lab-utstyr i den grad det er praktisk og formålstjenlig.
3. Foreta en foreløpig karakterisering av systemet, og diskuter dets egnethet for styring av håndproteser.

Trondheim, 13. Januar 2022
(Rev. 1. Juni 2022)

Øyvind Stavdahl
Faglærer

Innhold

Forord	i
Anerkjennelse	ii
Kortfattet Sammendrag	iii
Executive Summary	iv
Oppgavebeskrivelse	v
1 Introduksjon	2
1.1 Bakgrunn og motivasjon	2
1.2 Tolkning av oppgavens omfang	3
1.2.1 Formål	3
1.3 Vitenskapelig metode	3
1.4 Bidrag	4
1.5 Begrensninger	5
1.6 Disposisjon	5
2 Bakgrunn	7
2.1 Anatomi og fysiologi	7
2.1.1 Anatomiske posisjoner	7
2.1.2 Skjelletsystemet: øvre lem	7
2.1.3 Nervesystemet	8
2.1.4 Muskelsystemet	11
2.2 Den optimale protesen	12
2.2.1 Designprioriteringer	12
2.2.2 Klassifiseringssystem og funksjonstester	13
2.3 Styringssystemets arkitektur	15
2.3.1 Preprosessering	15
2.3.2 Intensjonstolkning	19
2.3.3 Utgang	20
2.4 Elektrisk sikkerhet	21

3 Tidligere arbeid	22
3.1 Multimodale systemer	22
3.2 Presentasjon av litteraturen	22
3.2.1 Å løse posisjonseffekten i myoelektrisk PR ved sensorfusjon	22
3.2.2 Å løse kjente problemer med FMG, EMG og PR	24
3.2.3 Vurdering av multimodal SEMG og FMG sensor for hånd- og håndleddsregulering	24
3.2.4 En multimodal myoelektrisk enhet	25
3.2.5 Et samlokalisert sensorsystem	26
3.2.6 En EMG-FMG basert protese med PVDF-Film vibrasjons tilbakekobling	26
3.2.7 Bioregulering basert på EI, EMG og FMG signaler	28
3.3 Evaluering av litteraturen	28
4 ITKs programvarebibliotek og styringsystem	31
4.1 Oversikt hardware	31
4.1.1 Kommunikasjonsflyt	32
4.2 Styringsystemet	32
4.2.1 Preprosessering	33
4.2.2 Intensjonstolkning	33
4.2.3 Utgang	33
4.3 Videreutvikling av styringsystemet	33
5 Design	34
5.1 Kravspesifikasjon	34
5.1.1 Funksjonskrav	34
5.2 Sensorvurderinger	34
5.2.1 Valg av sensor	35
5.2.2 Brukertilpasning	36
5.3 Designforslag- hylse	36
5.3.1 Skisse design 1	36
5.3.2 Skisse design 2	37
5.3.3 Diskusjon	37
5.3.4 Videreutvikling av design	39
6 Metode	40
6.1 Uforutsette hendelser	40
6.2 Foreslått styringsstrategi: PR	41
6.2.1 Preprosessering	41
6.2.2 Intensjonstolkning	43

6.2.3	Utgang	44
6.3	Systemtrening	44
6.3.1	Trening-, test- og valideringssett	45
6.3.2	Ytelsesmål for regresjon	45
6.3.3	Potensielle metoder for innsamling av data	46
6.4	Foreslått treningsstrategi: PGT	47
6.4.1	Variert datasett: vurderinger	47
6.4.2	Populasjon og datainnsamling	48
6.5	Implementering av systemet	49
6.5.1	Vurderinger	49
6.5.2	Fysiske komponenter i implementeringen av styringsstrategien	50
6.5.3	Implementering av programvare i Labview	51
6.5.4	Implementering av programvare i Python	51
6.5.5	Lagring av dataen	52
6.6	Testing av systemet	53
7	Resultater	54
7.1	Variasjon i kraftmålinger	54
7.2	Variasjon i myografiske målinger	55
7.3	Resultat av systemtrening	55
7.3.1	Systemets prediksjoner	55
7.3.2	Effekten av valgt trening- og testsett	60
7.3.3	Transientens påvirkning	64
7.4	Funksjonsspesifikasjon	65
8	Diskusjon	67
8.1	Vurdering av systemets treningsstrategi	67
8.1.1	Begrensninger med simulatoren	67
8.1.2	Forsinkelser i systemet og transientens betydning	67
8.1.3	Valgte bevegelser og armposisjoner	69
8.2	Designet hylse	70
8.3	Preprosessering	70
8.3.1	Filtrering og skalering	70
8.3.2	Valg av features	71
8.4	Intensjonstolkning	72
8.4.1	Regresjonsmetodens egnethet	72
8.5	Utgang: vurdering av resultatene	73
8.5.1	Systemets prediksjoner	73

8.5.2	Effekten av valgt trening- og testsett	74
8.5.3	Transientens påvirkning	75
8.6	Kravspesifikasjon	76
9	Konklusjon og fremtidig arbeid	78
9.1	Konklusjon	78
9.2	Anbefalinger for fremtidig arbeid	79
A	Forkortelser	82
B	Taksonomi	84
C	Gjennomførte forsøk	86
D	Bibliografi	88

Kapittel 1

Introduksjon

1.1 Bakgrunn og motivasjon

Menneskearmen er et avansert verktøy som lar oss utføre mange ulike bevegelser og finmotorikk ved hjelp av et stort antall frihetsgrader. Funksjonaliteten til armen blir tatt i bruk ved svært mange dagligdagse aktiviteter. Håndproteser utvikles for å erstatte noe av funksjonaliteten i en manglende hånd og er et viktig hjelpemiddel for mange. Mangel på et intuitivt og pålitelig grensesnitt mellom protesen og brukeren begrenser utviklingen av en svært funksjonell håndprotese. I forskningslitteraturen finnes det mange forsøk på å styre håndproteser med ulike metoder og algoritmer. Selv med stor fremgang i teknologien de siste tiårene og flere kommersielle produkter på markedet, blir ofte produktet ikke akseptert av sluttbrukerne. Flere ulike faktorer påvirker robustheten til systemene, som dessverre fører til at få eksperimentelle metoder lykkes i siste fasen av utviklingen. En kritisk avgjørelse som må tas er valg av bevegelse og parametre basert på signalene som hentes ut fra ekstremiteten. I håp om å oppnå en mer naturlig og robust regulering av håndproteser som tilfredsstillter brukerens behov, har flere forskere begynt å ta i bruk multimodale systemer.

Multimodal protesestyring handler om å estimere protesebrukerens motoriske intensjon ved hjelp av mer enn én målemodalitet. I forbindelse med protesestyring er det helt avgjørende å danne seg et bilde av hvilke bevegelser brukeren til enhver tid ønsker å utføre. Alle målbare fenomener som samsvarer med motorisk intensjon er utsatt for støypåvirkning, men ofte på ulike måter og fra ulike støykilder. Hensikten med multimodal protesestyring er å redusere svakhetene til de enkelte metodene ved å kombinere de, og på den måten oppnå bedre estimering av motorisk intensjon (EMI).

1.2 Tolkning av oppgavens omfang

Oppgavebeskrivelsen sier at det skal gis en kort oversikt over tidligere systemer og teknikker for multimodal protesestyring. En introduksjon til mekanismene og utfordringene bak menneske-maskin interaksjonen og hva et slikt system består av, er nødvendig for å forstå de presenterte teknikkene og resultatene. Forskningsfeltet er bredt, fokuset rettes derfor mot de ikke-invasive myografiske metodene studert i litteraturstudiet til Sangolt [22].

Når et grensesnitt for EMI skal konstrueres blir det stadig viktigere med forståelse for protesebrukerens behov. Aspekter ved brukerbehov og de ulike stegene i utviklingen av et styrings-system for proteser legges frem. Basert på tidligere arbeid og tilgjengelig laboratorieutstyr foretas det et valg av to relevante input-modaliteter som skal implementeres i et brukergrensesnitt. Det er ønskelig å undersøke om den økende informasjonsmengden som tilføres ved multimodalitet i det implementerte grensesnittet bidrar til mer robust styring av håndproteser, som kan tilfredsstillende sluttbrukerens behov.

For å foreta en foreløpig karakterisering av systemet og diskutere dets egnethet for styring av håndproteser, må en datainnsamlingsmetode konstrueres. En beskrivelse og utførelse av metoden er en naturlig del av oppgaven. De ulike delene av grensesnittet presenteres og diskuteres, dette skal inkludere en ytelsesvurdering av systemets evne til å utføre EMI.

1.2.1 Formål

Hovedformålene med denne masteroppgaven er:

1. Presentere en kort oversikt over tidligere forskning på multimodale protesesystemer.
2. Foreslå et design og implementere et grensesnitt som tar i bruk minst to modaliteter for inngangssignaler.
3. Utføre tester for å vurdere det implementerte grensesnittets evne til å estimere motorisk intensjon.

1.3 Vitenskapelig metode

For å presentere tidligere forskning på protesesystemer med multimodale inngangssignaler ble litteraturstudiet i [22] bearbeidet for å gi en kort oversikt over sensorkombinasjoner og resultater. I tillegg ble det foretatt et raskt litteratursøk for å utforske eventuelle artikler publisert i nyere tid. Det foreslåtte designet baserer seg på litteraturstudiets funn og tilgjengelig lab-utstyr. Ulike designvurderinger ble diskutert, fra sensorvalg og brukertilpasning til hvordan samle inn, prosessere og vurdere dataen.

Den multimodale løsningen baserer seg på elektroder og kraftsensorer samlokalisert i en myoelektrisk multimodal enhet (MMU). En hylse for å ta i bruk flere MMUer ble designet og produsert. Ved implementasjon av systemet ble det først forsøkt å bruke Python-biblioteket *nidaqmx* for å lese signaler fra sensorene, samtidig som signaler ble sendt til protesen. Etter mange forsøk på å oppnå synkroniserte operasjoner, ble det besluttet å bytte metode for å undersøke om det lettere kunne løses med Labview. Institutt for teknisk kybernetikk (ITK) har et eksisterende programvarebibliotek hvor Labview brukes, det eksisterer dermed software for å kommunisere med protesehånden. Det kunne enkelt legges inn funksjonalitet for å samle inn sensordata fra MMUene. Følgelig ble det besluttet å håndtere signaloverførsel i Labview, mens databehandling, trening og ytelsesvurderinger av systemet gjøres i Python. En fremdeles ukjent feil med utstyret førte til store forsinkelser i prosjektet. Problemstillingen og feilsøkingen presenteres i 6.1.

Det ble besluttet å ta i bruk proteseguidet trening (PGT) for å samle inn nødvendig data. Ved PGT etterligner brukeren forhåndsbestemte bevegelser som protesen utfører. En uheldig hendelse ved testing av treningsstrategien førte dessverre til ødeleggelse av motoren som styrer håndleddsrotasjonen. For å erstatte denne funksjonaliteten ble det utviklet en simulator i Python for å simulere frihetsgradenes bevegelse. Et komplett sanntidsstyringssystem er ideelt, men grunnet utfordringene underveis i prosjektet ble det besluttet å karakterisere systemets ytelse basert på offline analyse av den innsamlede dataen. Labview har funksjonalitet for å kjøre ekstern kode, preprosesseringen og intensjonstolkningen som utføres offline kan dermed inkluderes i Labview programmet når dette videreutvikles for sanntidsbruk. Signalene som genereres og pådragene som gis ved utførelse av PGT lagres i en fil for senere prosessering. Det ble besluttet å ta i bruk multipl lineær regresjon for å estimere den motoriske intensjonen og oppnå simultan og proporsjonal styring av protesen.

For å vurdere det implementerte systemet ble ytelsen til tre lineære regresjonsmodeller vurdert. Modellene genereres basert på tilgjengelige kraftsignaler, myoelektriske signaler, eller en kombinasjon av disse. Fokuset ble rettet mot hvordan resultatene påvirkes av datainndelingen og reaksjonstiden til brukeren, samt grensesnittets robusthet over tid. Det ble det utarbeidet en grundig treningsstrategi for å samle inn data som i størst mulig grad representerte variasjoner i reelle situasjoner. Oppgaven fungerer som et konseptbevis med formål å verifisere potensialet til samlokalisert multimodal styring av håndproteser, samtidig som det konstruerte grensesnittets egnethet diskuteres.

1.4 Bidrag

Forfatterens hovedbidrag i denne masteroppgaven er følgende:

- Bearbeiding av litteraturstudiet fra tidligere arbeid [22].

- Utvikling av hylsedesignet som brukes under forsøket.
- Implementasjon av et grensesnitt som tar i bruk multimodale myoelektriske enheter.
- Vurdering av grensesnittets egnethet og sammenligning av dets robusthet over tid med multi- og enkeltmodaliteter.

1.5 Begrensninger

Litteraturstudiet om multimodale systemet er begrenset til å omfatte ikke-invasive metoder innenfor elektromyografi, kraftmyografi og mekanomyografi. Resultatene i denne rapporten er kun basert på data fra én testperson uten manglende lem. For at resultatene skal gi et realistisk bilde for hvordan systemet yter på generell basis, må det samles inn større mengde data fra flere ulike testpersoner og aller helst fra potensielle protesebrukere. Valget med å ikke involvere flere testpersoner ble tatt med hensyn på tilgjengelig tid. En annen begrensning med resultatene er at all ytelsesvurderingen er gjort offline. Ideelt sett burde systemet testes i sanntid med komplekse oppgaver som representerer dagligdagse aktiviteter. Årsaken bak en del observasjoner kan ikke konkluderes sikkert. Dette skyldes flere potensielle feilkilder og manglende mulighet for å vurdere deres påvirkning på systemet. Regresjonsmetoden og dets inngangssignalfunksjoner er ikke optimalisert, det er fokus på å bekrefte/avkrefte hypotesen om at multimodale løsninger kan bidra til bedre ytelse og robusthet.

1.6 Disposisjon

Resten av rapporten er organisert som følgende:

- Kapittel 1. Introduksjon
- Kapittel 2. Bakgrunn: Inkluderer relevant anatomi og fysiologi, stegene i proteseutvikling, arkitekturen fra menneske til signaltilførsel til protesen og elektrisk sikkerhet.
- Kapittel 3. Tidligere arbeid: En kort presentasjon av multimodale systemer og relevant forskning som har blitt utført med bruk av disse, samt en evaluering av litteraturen.
- Kapittel 4. ITKs programvarebibliotek og styringssystem: Legger frem institutt for teknisk kybernetikk sitt tilgjengelige programvarebibliotek og utstyr, som vil danne grunnlaget og bli videreutviklet i denne oppgaven.
- Kapittel 5. Designutvikling: Kravspesifikasjon, valg av sensorer og utvikling av prototype for å tilpasse sensorplasseringen til brukeren.

- Kapittel 6. Metode: Beskriver de uforutsette utfordringene, foreslår en styringsstrategi, før systemtrening presenteres og vurderinger knyttet til valgt treningsstrategi legges frem. Implementasjonen av det foreslåtte systemet og det fysiske oppsettet fremvises, sammen med en beskrivelse av testene som skal utføres.
- Kapittel 7. Resultater: Variasjonen i målingene og de eksperimentelle resultatene presenteres. Hvorvidt kravspesifikasjonen er oppfylt angis.
- Kapittel 8. Diskusjon: Diskuterer fordeler og ulemper med grensesnittet, bearbeider betydningen av resultatene. En forklaring på oppfyllelsen av kravspesifikasjonen gis.
- Kapittel 9. Konklusjon og fremtidig arbeid: Trekker konklusjoner basert på aspektene i diskusjonskapittelet. Gir anbefalinger for videreutvikling av systemet i fremtidig arbeid.
- Tillegg A: Forkortelser
- Tillegg B: Taksonomi
- Tillegg C: Gjennomførte forsøk
- Tillegg D: Bibliografi

Kapittel 2

Bakgrunn

Kapittel 2.1 og deler av kapittel 2.2 er kraftig basert på kapittel 2 *Background* i prosjektoppgaven *Input Modalities and Control Strategies for Upper Limb Protheses with Associated Challenges* tidligere utført av Sangolt [22].

2.1 Anatomi og fysiologi

Fundamental kunnskap om anatomi og fysiologi er nødvendig for å forstå menneske-maskin interaksjonen som blir presentert i denne artikkelen. Anatomi er interne og eksterne strukturer i kroppen og den fysiske sammenhengen mellom dem. Fysiologi er funksjonene til disse strukturene, fysiologien beskriver altså hvordan anatomien virker. Dette kapitlet tar for seg de delene av anatomien og fysiologien som er relevant for myoelektriske håndproteser.

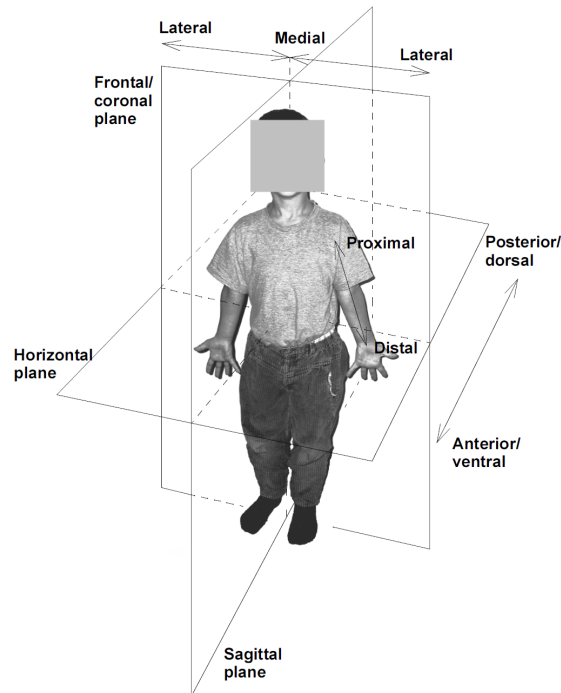
2.1.1 Anatomiske posisjoner

Fra den naturlige anatomiske posisjonen beskrives en plan- og retningsbasert terminologi som brukes for å beskrive relative posisjoner til ulike kroppsdelene. Den naturlige anatomiske posisjonen er vist i figur 2.1, sammen med de anatomiske planene og retningene.

2.1.2 Skjellettsystemet: øvre lem

Skjellettsystemet deles inn i to deler: det aksiale og det appendikulære. Det appendikulære skjellettsystemet består av kroppens ekstremiteter, hvorav de øvre er relevant i forbindelse med håndproteser. De øvre ekstremitetene består av skuldre, over- og underarmer, håndledd og hender [8]. Figur 2.2 identifiserer de ulike benene i de øvre ekstremitetene.

Amputasjoner deles normalt inn i tre grupper: transradiale, transhumorale og skulderdisartikulering. Transradial amputasjon er en amputasjon på tvers av underarmsbenene radius og



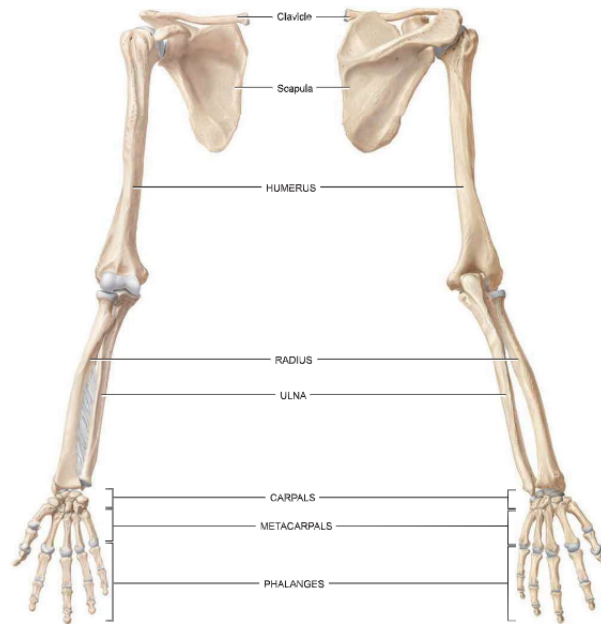
Figur 2.1: Anatomiske plan og retninger (basert på [41]).

ulna. Humerus er det lengste og største benet i de øvre ekstremitetene, en amputasjon på tvers av dette benet kalles en transhumeral amputasjon. Ved en skulderdisartikulering mister pasienten alle ben og armmuskler distalt for skulderleddet [39].

2.1.3 Nervesystemet

Menneskets nervesystem er ansvarlig for integrasjon og styring av alle funksjoner i kroppen ved å motta og lede impulser fra omgivelsene gjennom sanseorganene [29]. Anatomisk deles det inn i sentralnervesystemet, som består av hjernen og ryggmargen, og det perifere nervesystemet, som består av ganglier og nerver som lar kroppen detektere og respondere på ekstern og intern stimuli. Basert på funksjon deles nervesystemet inn i det somatiske nervesystemet og det autonome nervesystemet. Det somatiske nervesystemet kontrollerer de viljestyrte musklene, det består av sensor- og motornevroner som transporterer informasjon fra somatiske reseptorer til muskulaturen. Denne delen av nervesystemet er essensielt for styring av håndproteser.

Mennesker har evnen til å vite lemmenes stilling og bevegelser samt oppfatningen av det som berøres [28], dette kalles for proprioseptiv sans. Sanseorganer i muskler, sener og leddkapsler sender impulser til sentralnervesystemet. Ved et manglende lem vil også vedkommende miste den proprioseptive sansen tilhørende dette lemmet. En protese kan ikke erstatte denne, protesebrukere vil dermed ikke lykkes med å gi sensoriske tilbakemeldinger og mye verdifull informasjon går tapt. De essensielle elementene i et myoelektrisk styringssystem er vist i figur 2.3,



Figur 2.2: Ben i de øvre ekstremitetene [21].

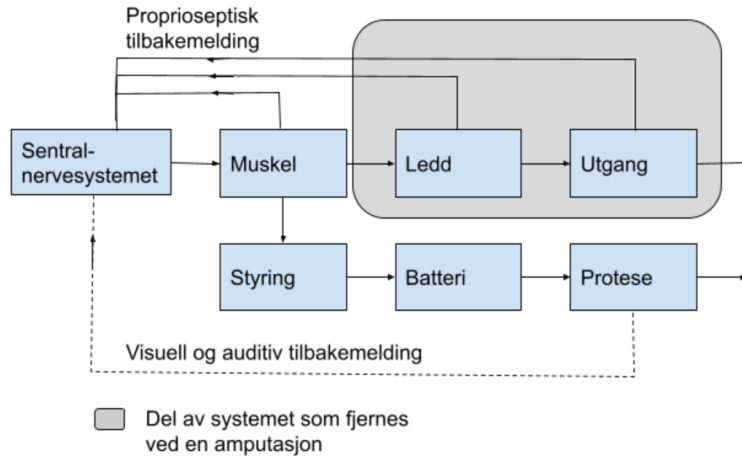
det skraverte området går tapt ved en amputasjon.

Nevronet

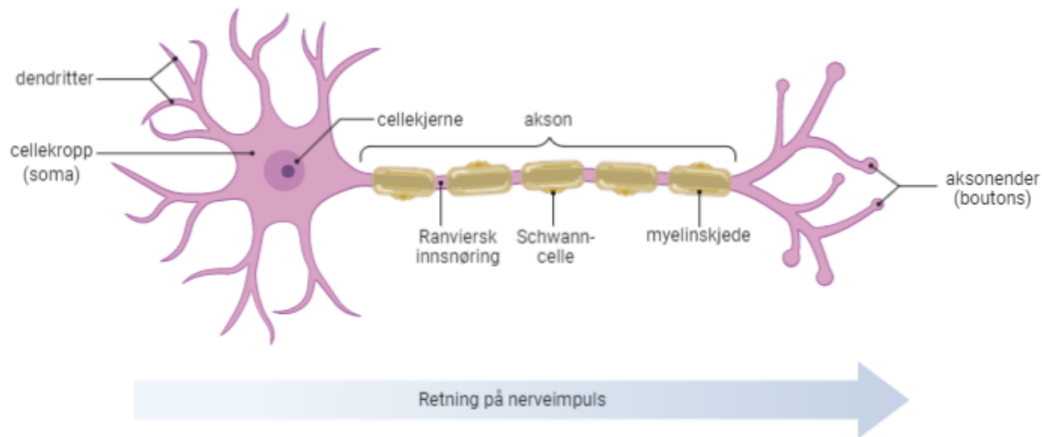
Cellene i nervesystemet som genererer, mottar og sender elektriske signaler gjennom kroppen kalles for nevroner. Retningen til nerveimpulsen i forhold til sentralnervesystemet bestemmer den funksjonelle klassifiseringen av et nevron. Sensornevroner formidler informasjon fra sensorreseptorene innover til sentralnervesystemet, mens motornevroner formidler informasjon fra sentralnervesystemet til muskelfibrene i det perifere nervesystemet. Internevroner muliggjør kommunikasjon mellom sensor- og motornevroner og sentralnervesystemet.

Nevronet består vanligvis av en cellekropp, dendritter og et akson, illustrert i figur 2.4. Nerveimpulser fra andre nerveceller kommer inn til nevronet gjennom dendrittene og aksonet leder elektriske signaler vekk fra cellekroppen [25]. Kontaktstedet mellom pre- og postsynaptiske nerveceller (henholdsvis sender og mottaker cellen) som oppstår når aksonendene *kobles* til dendritter i andre nevroner kalles for en synapse. Impulsoverføringen foregår ved at det frigjøres neurotransmittersubstans fra vesikler i synapsemembranen.

Nervecellene har et elektrisk potensial over cellemembranen og kan generere elektriske impulser. På grunn av ulike konsentrasjoner av positive og negative ioner på inn- og utsiden av cellemembranen får nerveceller en spenningsforskjell over membranen. I hvilepotensial er denne spenningsforskjellen negativ. Den elektriske impulsen, et aksjonspotensial, blir utløst når membranen depolariseres tilstrekkelig ved at positive ioner strømmer inn i cellen. Aksjonspo-

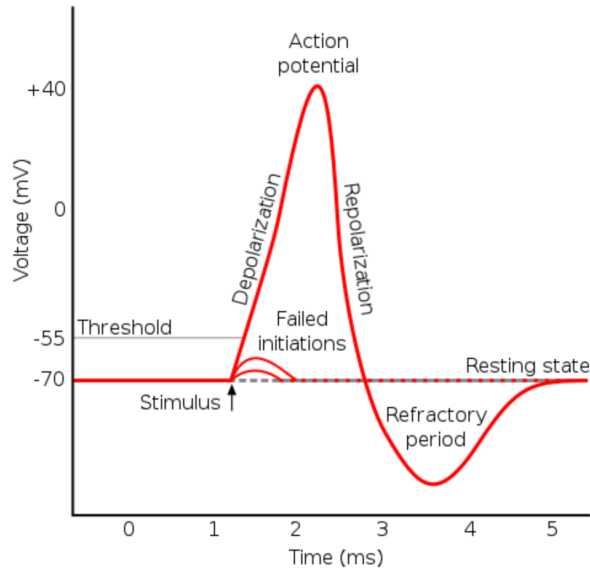


Figur 2.3: Blokkdiagram som illustrerer forholdet mellom et vanlig og et myoelektrisk styrings-system (basert på [42]).



Figur 2.4: Nevron (nervecelle) [25].

tensialet propagerer langs aksonet. Etter terskelverdien er nådd og aksjonspotensialet utløses, oppstår det en repolarisering av cellen før natrium-kalium-pumpen returnerer cellen til hvilepotensialet igjen. De ulike fasene er illustrert i figur 2.5. Dette reduserer nevronets evne til å sende nye impulser og sørger for at aksjonspotensialet kun propagerer i en retning. I synapsen frigjøres neurotransmitter som en respons aksjonspotensialet, ved tilstrekkelig mengde vil dette utløse et aksjonspotensial i den postsynaptiske cellen. Slik brer impulsen seg fra nevron til nevron.



Figur 2.5: Faser i et aksjonspotensial [1].

2.1.4 Muskelsystemet

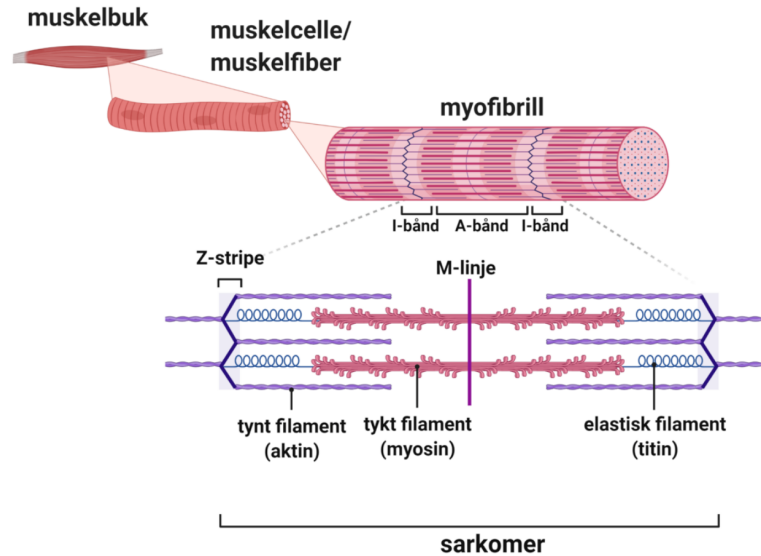
Muskelsystemet har som oppgave å bevege kroppen og interne deler, opprettholde positur og produsere varme. Det deles inn i tre hoveddeler etter type muskulatur: skjelettmuskulatur, hjertemuskulatur og glatt muskulatur. Skjelettmuskulaturen, som er relevant i forbindelse med protestyring, er under frivillig kontroll og genererer drivkraften til å bevege kroppen [8]. Skjellettet i de øvre ekstremitetene har forskjellige muskler knyttet til seg som beveger de respektive benene.

Skjelettmuskulaturens oppbygning

Skjelettmuskulaturen, som består av muskelvev, bindevev, blodårer og nervevev, er festet til ben, hud eller annet muskelvev. Hver muskelbuk er satt sammen av flere muskelfibre, disse er igjen sammensatt av myofibriller som består av gjentagende enheter, sarkomerer, som er koblet etter hverandre i lange kjeder [24]. Sarkomerer er sammentrekkbare enheter bestående av blant annet proteinfibrene aktin og myosin, disse kalles myofilamenter. Skjelettmuskulaturens oppbygging er illustrert i figur 2.6.

Muskelsammentrekning

Muskelsammentrekninger utløses av nerveimpulser som får cellene i muskelen til å trekke seg sammen, men også ved andre mekaniske, kjemiske og elektriske stimuli kan en kontraksjon forekomme [24]. Motornevronene i ryggmargen har aksonsender som strekker seg ut i muskulaturen, hvor de kobler seg til muskelfibrene gjennom en motorisk endeplate (tilsvarende synapse i nervesystemet). Muskelen vil trekke seg sammen eller slappe av avhengig av signalet som



Figur 2.6: Oppbyggingen til en muskelbuk (den kontraktile delen av skjelettmuskulaturen) [24].

mottas fra nervesystemet. Det dannes såkalte kryssbroer når myosinhodet fester seg til aktinfilamentene. Myosinfilamentene trekker aktinet og tvinger dem til å bevege seg. Når myofilamentene glir sammen, forkortes hele sarkomeren. Summen av kreftene som dannes når flere sarkomerer trekker seg sammen er opphavet til en muskelkontraksjon.

Nevronene, aksonene og deres innerverte muskelfibre utgjør en motorisk enhet (MU). Aksjonpotensialet til den motoriske enheten (MUAP) er den elektriske impulsen fra alle muskelfibre i en MU. MUAPene forplanter seg langs muskelfibrene og forårsaker en muskelsammen trekning. Ved å plassere en elektrode på huden over muskelen, kan vi oppdage variasjoner i det elektriske potensialet. Dette elektriske potensialet vil være en sum av alle aksjonspotensial til alle MUer som fanges opp av elektroden [40]. Derfor vil ikke signalet som fanges opp av elektroden se identisk ut som aksjonspotensialet i figur 2.5, men styringsalgoritmen kan fortsatt bruke signalet til å kontrollere protesen. Antall aktive MUer og deres fyringsrater bestemmer muskelkraften som produseres, amplituden til SEMG signalet øker proporsjonalt med kraften [20].

2.2 Den optimale protesen

2.2.1 Designprioriteringer

Dagligdagse aktiviteter inkluderer alle handlinger og fundamentale ferdigheter som man trenger i hverdagen for å ta vare på seg selv og kroppen sin, typisk å håndtere grunnleggende fysisk behov [35]. I følge Samuel et al. [48] pålegger en amputasjon av øvre lem en betydelig byrde for vedkommende, ved å hindre de fra å utforske miljøet maksimalt under aktiviteter i dagliglivet.

Tabell 2.1: Designprioriteringer for elektrisk håndprotese rangert etter betydningen for brukerne (basert på [6]).

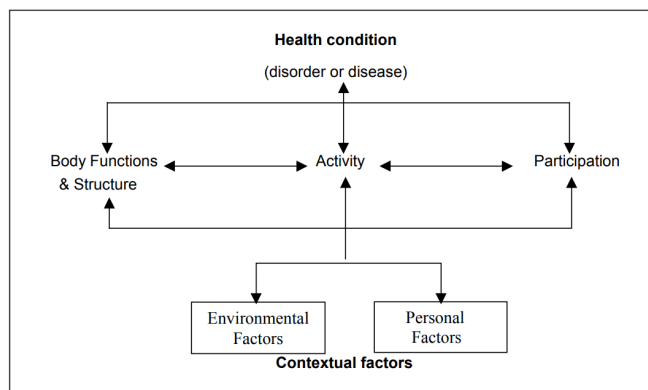
Prioritet	Pediatrike forbrukerdesignprioriteringer	Voksne forbrukerdesignprioriteringer
1	Vekt	Vekt
2	Varme	Varighet
3	Varighet	Pris
4	Sensorisk tilbakemelding	Sensorisk tilbakemelding/ fingerferdighet
5	Støy	Varme
6	Pris	Hyppighet av uønsket hendelser
7	Livaktig	Livaktig
8	Håndleddsbevegelse	Komfort
9	Størrelse	Pålitelighet
10	Lett å ta av/på	Håndleddsbevegelse

Flere ulike håndproteser har blitt utviklet for å erstatte funksjonaliteten til et manglende lem. Brukeren har visse forventninger og mål tilknyttet bruken av de ulike protesene, de funksjonelle begrensningene tilknyttet enheten vil avgjøre om den aksepteres av brukeren eller ikke. Når ingeniøren utformer et system må systemkravene spesifiseres, disse avhenger av formålet med protesen og brukerens behov. Problemet er at brukerens behov er individuelle, det blir derfor umulig å definere *den optimale protesen*. Ved å ta utgangspunkt i egenskapene listet opp i tabell 2.1, kan man vektlegge funksjonene og egenskapene som anses å ha høyere prioritet blant protesebrukere [6]. Undersøkelser viser at hele 68% av personer som kunne ha nytte av en protese, men ikke bruker det, er villige til å revurdere valget dersom forbedringer i teknologien blir gjort til en rimelig pris [6]. Dette viser hvor viktig det er å adressere brukernes prioriteringer i designprosessen og systemkravene.

2.2.2 Klassifiseringssystem og funksjonstester

WHO's ICF

Internasjonal klassifikasjon av funksjon, funksjonshemming og helse (ICF) er en klassifikasjon av helse og helserelevante domener vedtatt av Verdens Helseorganisasjon (WHO) [10]. ICF måler helse og funksjonshemninger både på individuell- og populasjonsnivå, i tillegg til å inkludere miljøfaktorer. Klassifiseringen bistår blant annet vitenskapelig forskning ved å måle et menneskets kapasitet og ytelsesevne under dagligdagse aktiviteter. Dette bidrar til identifisering og tilrettelegging av miljøbarrierer for fremtidig utvikling, slik at funksjonsevnen til personer med ulike hemninger kan økes. Den biopsykososiale modellen i figur 2.7 viser den menneskelige funksjonen klassifisert av ICF og danner grunnlaget for klassifiseringsverktøyet.



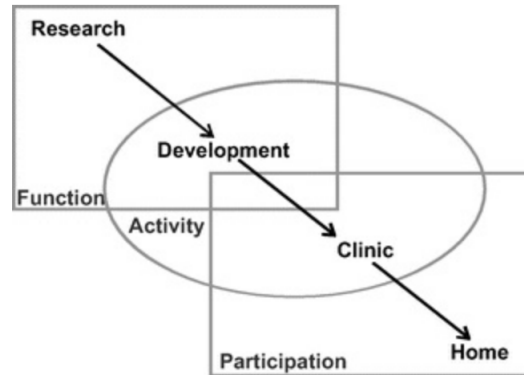
Figur 2.7: Den biopsykososiale modellen som danner grunnlaget for ICF [27].

ULPOM

I utviklingen av en protese inngår både forskning, utvikling, klinisk testing og bruk i dagliglivet. Figur 2.8 illustrerer proteseutviklingens faser plassert i domeneene til ICFs biopsykososiale modell. Et generalisert rammeverk for å evaluere funksjonaliteten til et design er av stor verdi. I følge ICF er en protese en assisterende enhet og tilhører miljøfaktoren i den biopsykososiale modellen. En arbeidsgruppe, *Upper Limb Prosthetic Outcome Measures* (ULPOM) [23], poengterer at en protese er en utvidelse av brukerens kropp og dermed fungerer som en erstatning for kroppsfunksjon/struktur. De identifiserte flere problemer med rammeverket til ICF som hindrer at resultatet kan sammenlignes på tvers av forskningsgrupper og dermed mister troverdigheten. ULPOM utviklet derfor en sjekkliste for å kunne gjennomføre kritiske vurderinger av resultater i forbindelse med håndproteser. Denne sjekklisten baserer seg på det eksisterende rammeverket til ICF og gir en systematisk og generalisert tilnærming for å måle protesens funksjonalitet. Ved å ta i bruk sjekklisten dekker man hele syklusen til protesen, fra forskning til anvendelse, og skaper grunnlaget for bedre kommunikasjon mellom forskningsgrupper i hele fagfeltet. Målene som inngår i *ULPOM prosessen* er delt inn i fire grupper: funksjonsvurderinger, håndfunksjonstest, målsetting og tilfredshet/livskvalitet. For detaljer om de ulike gruppene, se [23].

The Southampton Hand Assessment Procedure (SHAP)

SHAP er en klinisk validert håndfunksjonstest som blant annet brukes for å vurdere effektiviteten til håndproteser [49]. Prosedyren består av de seks abstrakte objektene (både lette og vanskelige versjoner) og de 14 dagligdagse aktivitetene presentert i tabell 2.2. Tiden som brukes på hver individuelle oppgave blir notert på et vurderingsskjema.



Figur 2.8: Proteseutviklingens faser delt inn i funksjons-, aktivitets- og deltakelsesdomenet [23].

Tabell 2.2: Abstrakte objekter og dagligdagse aktiviteter som inngår i SHAP [49].

Dagligdagse aktiviteter		Abstrakte objekter
Plukke opp mynter	Knappebrett	Sfærisk
Simulert skjæring av mat	Sidevending	Tripod
Krukkelokk	Helle fra glassmugge	Kraftgrep
Helle fra kartong	Løfte et tungt objekt	Lateralt
Løfte et lett objekt	Løfte et brett	Tip
Rotere en nøkkel	Åpne/lukke glidelås	Extension
Rotere en skrue	Dørhåndtak	

2.3 Styringssystemets arkitektur

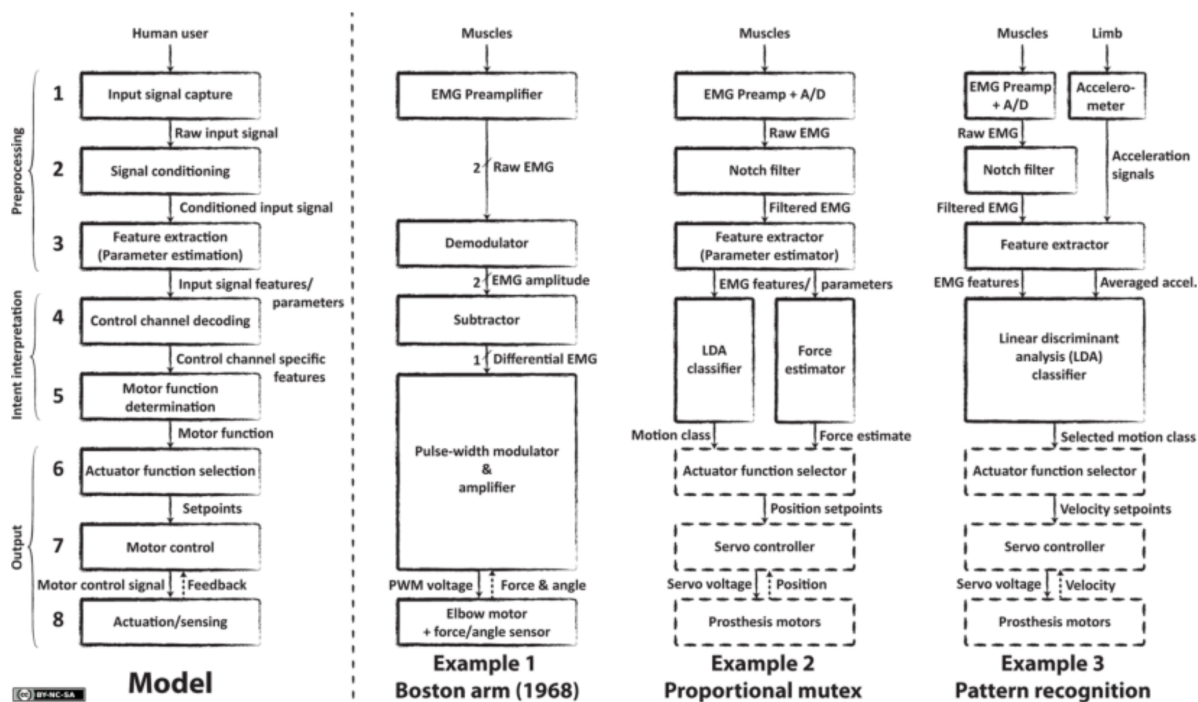
Styringssystemet til protesen gir brukeren mulighet til å kontrollere bevegelser og styre protesen slik de selv ønsker. I litteraturen finner man flere definisjoner på hva et slikt styringssystem inneholder. I denne oppgaven brukes den entydige terminologien med tilhørende taksonomi foreslått av Fougner et al. [16]. Figur 2.9 viser den funksjonelle oppdelte modellen for styring av proteser, den omfatter hele prosessen fra innsamling av signal fra brukeren til styring av aktuatorene. Styringssystemet deles inn i 8 funksjonelle lag, tabell 2.3 beskriver de ulike lagene. Hovedfunksjonene i styringssystemet deles inn i tre grupper: preprosessering, intensjonstolkning og utgang.

2.3.1 Preprosessering

Målet med preprosesseringen er å hente ut inngangssignalfunksjoner, ofte kalt *features* eller *egenskaper*, og transformere de til kontrollsignaler for protesen. I den generelle modellen består preprosesseringen av signaluthenting fra brukeren ved hjelp av sensorer, prosesseringen av disse og beregning av egenskaper fra det filtrerte inngangssignalet. Hvilken signalprosessering som utføres avhenger blant annet av sensorvalg. Målet med å hente ut features fra det proses-

Tabell 2.3: Tilhørende taksonomi til modellen i figur 2.9, hentet fra [16].

1. **Input signal capture** er innhenting av signal fra inngangskildene, for eksempel fra EMG elektroder. I et moderne protesesystem vil dette normal inkludere preamplifisering og analog-til-digital konvertering.
2. **Signal conditioning** er prosesseringen av inngangssignalene for å gjøre de klar til funksjonsekstraksjon. Et eksempel kan være å implementere et notch filter for å undertrykke interferens fra strømledninger.
3. **Feature extraction** er kalkuleringen av signalfunksjoner basert på det betingede inngangssignalet. Tradisjonelt er et gjennomsnittlig absolutt verdiestimat av EMG signalet den mest brukte signalfunksjonen. Dette laget kan kalles for parameterestimering i et proporsjonalt styringssystem.
4. **Control channel decoding** er delingen av tilgjengelige inngangssignalfunksjoner inn i separate og helt uavhengige kontrollsignaler.
5. **Motor function determination** er kartleggingen av dekodet inngangssignal til motorfunksjoner. Ved implementering i moderne systemer vil funksjonene *Control channel decoding* og *Motor function determination* ofte implementeres som en enkelt modul; for eksempel i mønstergjenkjenning.
6. **Actuator function selection** er oversettingen fra valgte motorfunksjoner til settpunkt for den tilgjengelige aktuatoren.
7. **Motor control** er lavnivå styringen av inngangen til motoren basert på settpunkt og tilbagemeldinger fra motoren. En servostyring er ofte ansvarlig for denne funksjonen.
8. **Actuation/sensing** blir normalt utført av motorene i protesen og sensorer.



Figur 2.9: En funksjonelt oppdelt modell for styring av proteser, med tilhørende eksempler [16].

serte inngangssignalet er å samle sammen all verdifull informasjon fra signalet, samtidig som man fjerner støy og overflødige elementer.

Myografiske prinsipper ved signaluthenting

Basert på funnene i tidligere arbeid [22] er det besluttet å se videre på de ikke-invasive myografiske metodene elektromyografi, kraftmyografi og mekanomyografi. Ikke-invasive metoder krever ofte mer presis og omfattende signalbehandling grunnet lavere signalkvalitet ved uthenting, men til gjengjeld er de lettere å ta i bruk, håndtere og vedlikeholde enn invasive metoder.

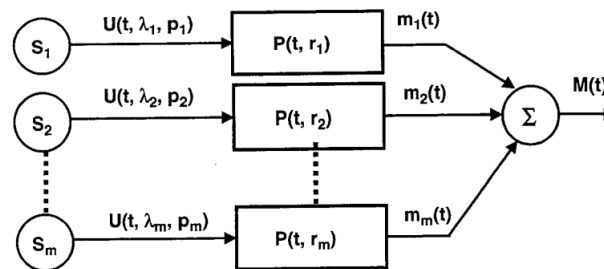
Elektromyografi

Elektriskdrevet håndproteser styres normalt ved hjelp av elektromyografiske signaler fra muskelaktiviteten i de gjenværende musklene i armen. Variasjoner i det elektriske potensialet kan måles ved å plassere elektroder på huden over musklene, denne metoden kalles for overflateelektromyografi (SEMG) [34]. Musklene fungerer som en slags forsterker av de svake elektriske impulsene fra nervesystemet. Det er ønskelig å kartlegge hvilke muskler protesebrukeren prøver å aktivere og med hvilken kraft.

Selv om måling av EMG signaler er *enkelt*, er det av flere grunner likevel vanskelig å bruke

signalene for å styre protesen:

- Musklene som trengs for å oppnå en god styring er ikke nødvendigvis tilgjengelig etter en amputasjon. Jo større deler av armen som er amputert, desto større utfordringer er det å styre protesen.
- Nerveimpulser svake elektriske signal, noe som gjør at de er lett påvirkelig for støy.
- Ved SEMG ligger elektroden på huden, mens signalene som hentes ut kan komme fra muskulatur dypt inne i armen. Dette fører til mindre kontroll over hvilke signaler elektroden fanger opp. Forstyrrelser forekommer og styringssignalet kan bli overdøvet av andre signaler som ikke er direkte forbundet med ønsket bevegelse.
- Mangel på tilbakekobling, det somatosensoriske systemet (inkluderer følelsen av berøring, trykk, proprioseptisk sans, vibrasjon, smerte, temperatur osv.) forsvinner.
- Signalene endrer seg over tid, for eksempel hvis man blir sliten eller endrer kroppstilling.



Figur 2.10: Lineær systemmodell for en myoeletrisk kanal bestående av muskeltkilder, s_i , innerveringsprosessen, $U(t, \lambda_i, p_i)$, og tapsfunksjonen, $P(t, r_i)$, $i = 1, 2, \dots, m$ [33].

I figur 2.10 ser man blokkdiagrammet for en lineær systemmodell for en myoeletrisk kanal, her er EMG kanalene modellert som en stokastisk prosess:

$$M(t) = \sum_{i=1}^m m_i(t) = \sum_{i=1}^m U(t, \lambda_i, p_i) * P(t, r_i) \quad (2.1)$$

$M(t)$ er summen av alle muskelbidragene og er signalet som fanges opp av elektrodene. Fra de ulike muskeltkildene, s_i , kommer signalet $U(t, \lambda_i, p_i)$, som representerer EMG signalet generert av en enkelt motorisk enhet. $P(t, r_i)$ er feilen som oppstår i målingen på grunn av avstanden fra den motoriske enheten til elektroden. Den eneste parameteren som er under frivillig kontroll er rekrutteringsparameteren λ_i . Signalet $M(t)$ kan beskrives som støy med en varians $\sigma_{i=1}^m \lambda_i k_i$, hvor kontraksjonsnivået kontrollerer rekrutteringsparameteren og gjør at variansen til signalet er under frivillig kontroll [33]. Ved å måle det elektriske potensialet på huden nærme muskelen,

er det mulig å gjøre et estimat av muskelaktiveringen. Et høyere innerveringsnivå resulterer i høyere støy i det elektriske feltet rundt muskelen. Flere slike EMG signaler slås sammen til et enkelt signal, ΣEMG , som brukes når intensjonen skal tolkes, denne har normalt en verdi mellom -5 og 5V.

Mekanomyografi

Mekanomyografi (MMG) er en teknikk som fanger opp vibrasjonsegenskaper under muskel-sammentrekning ved hjelp av sensorer som akselerometre, mikrofoner eller piezoelektriske kontaktsensorer. Den måler altså den mekaniske responsen til en elektrisk kilde, det kan sees på som at MMG er den mekaniske motparten til EMG [51]. Aktive muskelfibre fører til dimensjonsendringer og forskyvninger, noe som resulterer i svingninger som kan måles og kvantifiseres av MMG sensorer. Responsen til EMG og MMG har likt momentrelatert mønster [37], men MMG kan potensielt oppdage svakere kontraksjoner enn EMG [15].

Avhengig av sensorvalg vil systemet ha gitte fordeler og begrensninger. For eksempel, akselerometer er mindre robust mot bevegelsesartefakter sammenlignet med mikrofoner, dette gjør de mindre ideelle for dynamiske oppgaver [11]. MMG sensorer er begrenset på grunn av deres følsomhet for muskellengde, bevegelsesartefakter og mengden mykt vev. Ytelsen blir også påvirket av plasseringen, distribusjonen og normaltrykket på sensorene.

Kraftmyografi

Kraftmyografi (FMG) måler volumetriske endringer forårsaket av en muskelsammentrekning ved hjelp av kraftsensorer. Det har blitt demonstrert en høy klassifiseringsnøyaktighet av ulike bevegelser og gripeoperasjoner [47, 51, 4, 45], dette gjør FMG til et godt alternativ for signalluthenting. Hvor godt proteser fungerer avhenger av signalkvaliteten fra sensorene. Ved å ta i bruk kraftsensorer istedenfor elektroder kan man styre unna noen kjente begrensninger med SEMG. Fordelen er at den mekaniske responsen er mer stabil enn responsen til EMG signaler [14]. Stabilitet er gunstig i protesesystemer.

2.3.2 Intensjonstolkning

Intensjonstolkning går ut på å transformere signalfunksjonene til motorfunksjoner for proteser. Det er ønskelig å transformere signalene på en slik måte at styringen blir mest mulig intuitiv for brukeren, samtidig som styringen er robust og pålitelig. Flere ulike strategier for intensjonstolkning eksisterer, man skiller ofte mellom klassiske styringsstrategier og strategier basert på maskinlæring (ML). Referer til [22] for mer detaljer om hvilke metoder som inngår i de forskjellige strategiene og hvordan de fungerer. Denne oppgaven baserer seg på ML-baserte styringsstrategier, hvor man ser på flere muskler som en enhet og prøver å kategorisere mønstrene i

signalene, istedenfor å bruke direkte kontroll fra individuelle muskler. Det eksisterer kommersielle enkeltfunksjonssystemer med avansert mønstergjenkjenning (PR), men det er ønskelig å erstatte metoder som krever separat og sekvensiell styring av hver frihetsgrad med metoder som oppnår uavhengig og proporsjonal styring av flere frihetsgrader samtidig. Av/på-styring av flere motorer samtidig har blitt demonstrert, i tillegg til mange forsøk på å gjøre simultanstyringen proporsjonal. Simultan-proporsjonalstyring har foreløpig lyktes best på laboratoriet.

2.3.3 Utgang

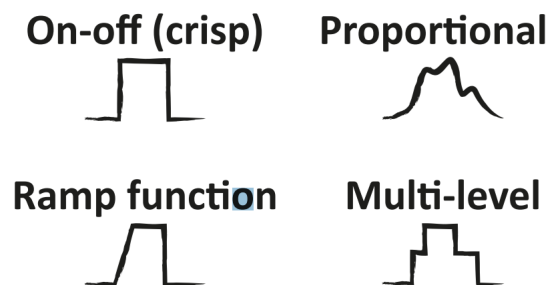
Det siste steget involverer den faktiske bevegelsen av frihetsgradene i protesen. Hvilke funksjoner som skal aktiveres og deres settpunkt bestemmes basert på resultatene fra intensjonstolkningen, før pådraget blir gitt til protesens motorer og bevegelsen utføres.

Sensortilbakekobling i proteser

Normalt sett er protesebrukeren avhengig av å bruke synet for å få en tilbakemelding på oppførselen til protesen. Erfarne protesebrukere kan også bruke lyden av motorene eller vibrasjoner fra aktiveringen av hånden. Dette påfører brukeren stor kognitiv belastning. Tilbakekoblingen mellom steg 7 og 8 i figur 2.9 representerer en intern tilbakekobling i styringssystemet. Brukeren mottar ikke denne informasjonen, men gir aktuatorene mulighet til å formidle informasjon om ulike parametre, for eksempel posisjon, hastighet og vinkel, til motoren sitt reguleringsystem. Dette kan fungere som et internt sikkerhetssystem. Denne interne tilbakekoblingen kan være fordelaktig for brukeren, til tross for at den ikke gir informasjon direkte til protesebrukeren. En tilbakekobling i lukket sløyfe med brukeren er et viktig forskningsfelt innen proteseutvikling, men er ikke dekket av oppgavens omfang.

Aktiveringsprofiler

Fire ulike aktiveringsprofiler for proteser er illustrert i figur 2.11 med tilhørende forklaringer:



Figur 2.11: Aktiveringsprofiler for protesestyring [18].

- **Av-på-styring:** Ved av-på styring blir protesens funksjon slått enten av eller på. Det er ikke mulig å styre hastigheten, motoren går enten med full hastighet i en av retningene eller er helt avslått. Retningen bestemmes av verdien til $\sum EMG$, om den er over eller under en gitt terskel. Denne metoden har vist seg å være robust og intuitiv for brukerne [16], men funksjonaliteten er begrenset.
- **Proporsjonalstyring:** Et protesesystem har proporsjonalstyring hvis og bare hvis brukeren kan kontrollere minst en mekanisk proteseutgang innenfor et begrenset, nyttig og i hovedsak kontinuerlig intervall ved å variere inngangssignalene [16]. Med mekanisk proteseutgang menes for eksempel kraft, hastighet, posisjon eller lignende. Proporsjonalstyring gjør det mulig å gradere disse utgangssignalene.
- **Rampe:** Lar protesen bevege seg sakte først og deretter kraftigere og kraftigere.
- **Multilevel:** To ulike aktiveringer, for eksempel fort og sakte.

2.4 Elektrisk sikkerhet

Den vanligste årsaken til skader relatert til medisinsk utstyr er feilbruk som følge av lite trening og erfaring. Ved utvikling av medisinsk utstyr tilstrebes det derfor et *fail-safe* design, hvor designet utvikles slik at pasientskade unngås hvis en feilsituasjon oppstår. Sikkerhet handler om å ha kontroll på tilgjengeligheten av elektrisk effekt og jord i pasientens omgivelser. Det er ønskelig at omgivelsene skal ha samme potensial, for å oppnå dette brukes sikkerhetsjord. Sikkerhetsjord skal lede strøm på avveie til jord. For at det skal være en potensiell fare i pasientens elektriske miljø, må det være en forbindelse gjennom pasienten, enten mellom to strømførende gjenstander eller en strømførende gjenstand og enhver jordet gjenstand. Elektrisk sikkerhet er essensielt å tenke på ved utvikling og testing av medisinsk utstyr og bør tas hensyn til i dette forsøket.

Kapittel 3

Gjennomgang av litteratur

Ved å ta utgangspunkt i kapittel 3.1.3 *Sensor fusion* i [22] og bearbeide litteraturen som ble presentert, legges det her frem en kort gjennomgang av litteraturen innenfor multimodale systemer som benytter kombinasjoner av EMG, MMG og/eller FMG.

3.1 Multimodale systemer

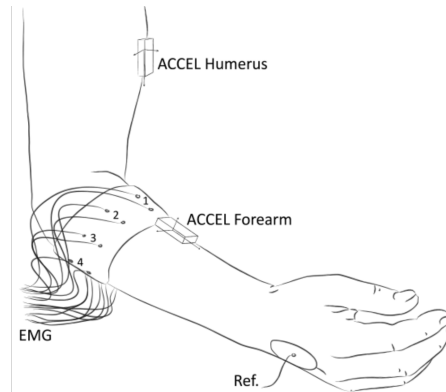
Utfordringer med å hente ut brukerens intensjon og transformere de til robuste og troverdige styringssignaler til protesen har blitt nøye undersøkt de siste tiårene. Strategien som brukes for å hente ut brukerens intensjon påvirker effektiviteten til protesen og kan være avgjørende for om protesen blir akseptert blant brukerne. Forsøk med multimodale sensorer har i det siste økt i popularitet blant forskere. Hensikten med å benytte flere modaliteter er at målefeil og unøyaktigheter ved en sensor skal bli oppdaget ved å innføre sensorer med andre egenskaper. Multimodalitet bidrar med mer informasjon om karakteristikken til biosignalene og forskjellige aspekter ved muskelaktiviteten kan bli avslørt, som kan forbedre intensjonstolkningen. Utviklingen av mer nøyaktige og robuste sensorsystemer kan bidra til økt robusthet i protesens styringssystem, slik at kompleksiteten og funksjonaliteten kan økes.

3.2 Presentasjon av litteraturen

3.2.1 Å løse posisjonseffekten i myoelektrisk PR ved sensorfusjon

Fougner et al. [17] mener at sensorfusjon kan være en effektiv måte å minske posisjonseffekten og forbedre klassifiseringsnøyaktigheten. De kombinerer SEMG med akselerometer for å redusere posisjonseffekten, et fenomen hvor ulike armposisjoner påvirker de myoelektriske signalene som produseres og dermed robustheten ved PR. Det blir foreslått to mulige løsninger for å redusere effekten:

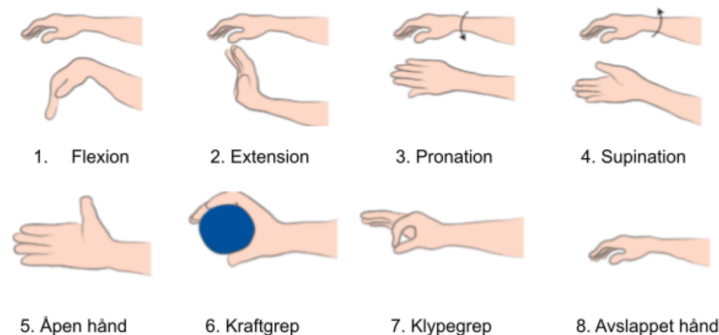
1. Utføre treningen ved flere armposisjoner
2. Måle armposisjonen



Figur 3.1: Plassering av elektroder og akselerometre i [17].

Her brukes akselerometerne for å måle den statiske orienteringen av underarmen og overarmen med hensyn til tyngdekraften. Plasseringen av elektrodene og akselerometrene er vist i figur 3.1. Armbåndet med elektroder er laget av en termisk formbar gele og ble posisjonert der muskelmassen var størst proximalt for albuen. Det ble utført åtte bevegelser (figur 3.2) ved fem ulike armposisjoner (figur 3.3).

Resultatene indikerer at klassifiseringsfeilen av EMG signaler er sterkt avhengig av posisjonen til armen. De forskjellige bevegelsene påvirkes ulikt av armposisjonen. Dersom klassifisereren trenes fra flere armposisjoner impliserer resultatene at inkluderte variasjoner i albuevinkelen er et viktig aspekt ved treningen, i tillegg økte nøyaktigheten betraktelig. Når begge akselerometrene ble brukt lyktes klassifisereren med å identifisere posisjonen til armen. Klassifiseringsfeilen ble redusert ytterligere når dette ble brukt til å trene posisjons spesifikke klassifiserere. Resultatene viser at akselerometre kan forbedre systemet, men bare akselerometeret på underarmen er nødvendig.



Figur 3.2: Illustrasjon av ulike bevegelser og grep [17].



Figur 3.3: Armposisjoner [17].

3.2.2 Å løse kjente problemer med FMG, EMG og PR

Om FMG kan brukes som et alternativ eller en synergist til den tradisjonelle SEMG teknikken for styring av håndprotese med flere frihetsgrader utforskes i [2]. Effekten av en multimodal metode og plasseringen av FMG sensorstriper i protesehylsen blir diskutert.

Det ble brukt to Ottobock EMG elektroder og fem FMG sensorstriper som bestod av 16 trykkfølsomme motstander (FSR). Fire håndleddsbevegelser og seks grepsmønstre ble utført. Armen ble beveget i sirkulære bevegelser for å dekke området som brukes mest under utførelse av dagligdagse aktiviteter. To ulike konfigurasjoner av sensorstripene ble undersøkt, se [2] for detaljer.

Det ble demonstrert at FMG har potensiale til å bli et menneske-maskin grensesnitt for styring av håndproteser. Ingen av FMG konfigurasjonene resulterte i bedre resultat for alle bevegelsene og totalt sett var ytelsen nesten lik for de to konfigurasjonene. Resultatene indikerer at sambruk av både FMG og EMG sensorer resulterer i høyest nøyaktighet ved PR, men signifikante forskjeller sammenlignet med FMG kan ikke bevises. Både den multimodale løsningen og FMG presterte bedre enn EMG i dette forsøket.

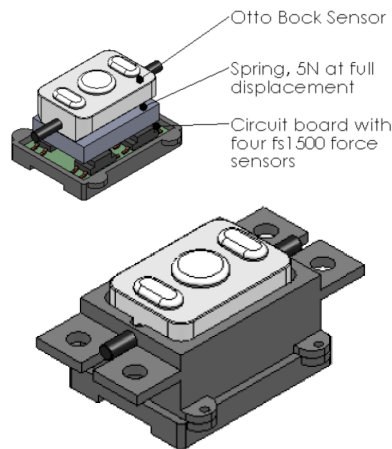
3.2.3 Vurdering av multimodal SEMG og FMG sensor for hånd- og håndleddsregulering

I [38] presenteres det en offline og online vurdering av myoelektrisk hånd- og håndleddsregulering ved hjelp av multimodal SEMG og FMG sensorer. Totalt 20 sensorer ble brukt samtidig, flere kombinasjoner ble testet for å bestemme den optimale kombinasjonen av sensorer og plasseringen på den proximale enden av underarmen. Det ble ikke funnet betydelige forskjeller mellom de utprøvde kombinasjonene. Bevegelsene som ble utført var kraftgrep, i tillegg til flexion/extension og pronation/supination. En regresjonsbasert ML-algoritme, ridge regression with random fourier features (RRRFF), ble brukt. RRRFF gjør det mulig med proporsjonalstyring og er ikke avhengig av antall samplinger.

Resultatene indikerer at en kombinasjon av SEMG og FMG sensorer fungerer bedre enn SEMG sensorer alene. I tillegg er oppførselen til systemet lik både offline og online, men merk at

online testene bare ble utført på én person. De poengterer at det er overraskende hvor god ytelse man får med FMG alene, sammenlignet med EMG. Den multimodale løsningen resulterer ikke i en betydelig bedre ytelse enn bare FMG sensorer.

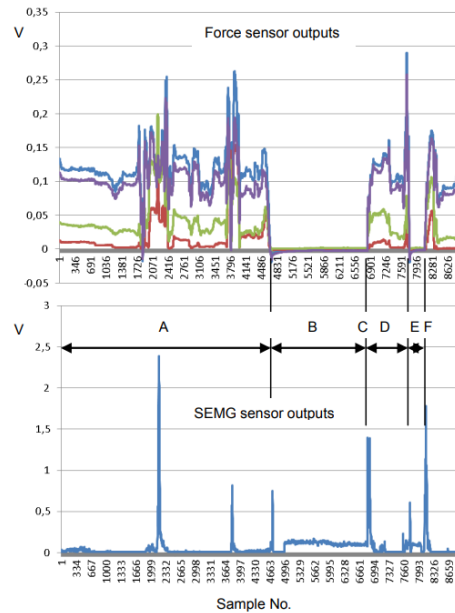
3.2.4 En multimodal myoelektrisk enhet



Figur 3.4: Den indre strukturen og sammensatt multimodal myoelektrisk enhet [52].

Stavdahl et al. [52] utviklet en MMU som kombinerer høykvalitetsmålinger av kontaktkrefter med SEMG for å ta nytte av ny eller supplerende informasjon. MMUen består av en SEMG elektrode og fire kraftsensorer sammensatt som i figur 3.4. Elektrodene med dens innebygde forsterker sørger for et utgangssignal som er omtrent proporsjonalt med amplituden til SEMG signalet. Kraftsensorene er inkludert for å oppdage kontaktkreftenes størrelse og retning mellom elektrodene og armen. På den måten kan man oppdage dersom elektrodene presses hardt mot eller løftes fra hudoverflaten, i tillegg til sideveis forskyvning av elektrodene. Intensjonen med å utvikle MMUen var å utforske mekanismene som oppstår inne i protesehylsen som følge av bevegelsesartifakter, da disse er kjent for å påvirke ytelsen til systemet. Figur 3.5 viser utgangssignalene fra de to sensormodalitetene når bevegelser ble utført av erfaren transradial protesebruker.

MMUer ble senere brukt i [50] for å utforske mekanismene som oppstår ved ulike kontaktkrefter og endringer i relative posisjoner mellom elektrodene og gjenværende lem. Artikkelen viser eksempler på EMG og FMG signaler under feilstyring og diskuterer mulige årsaker. Ufrivillig åpning av hånden ble identifisert som den mest vanlige feilen, og ser ut til å henge sammen med endringer i kontaktkrefter mellom elektroden og huden. Signalene fra kraftsensorene gjorde det mulig å klassifisere årsaken.



Figur 3.5: Eksempel på målinger fra MMUen når protesebrukeren holdt et objekt samtidig som vedkommende utførte oppgaver lignende dagligdagse aktiviteter. Betydelige hendelser er merket og beskrevet [52]:

A Normal drift

D Normal drift

B Arm bak ryggen; lykkes ikke med åpning

E Arm bak ryggen; lykkes ikke med åpning

C Ufrivillig åpning

F Ufrivillig åpning

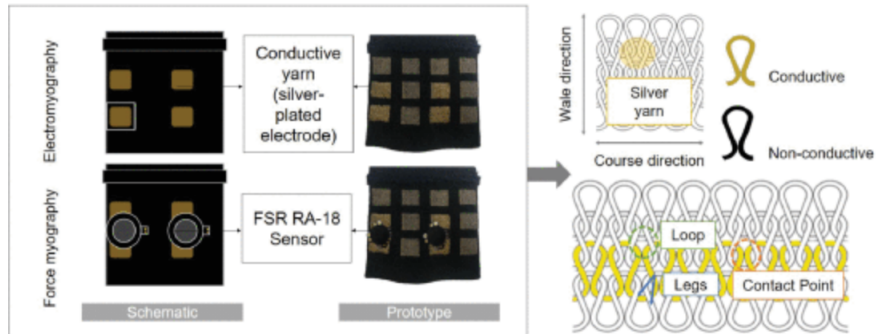
3.2.5 Et samlokalisert sensorsystem

Et samlokalisert sensorsystem med SEMG og FMG ble utviklet i [30]. De belyser at mange multimodale systemer som brukes til PR av håndbevegelser plasserer de ulike sensorene på forskjellige lokasjoner, på den måten reduseres potensiell informasjonsmengde og verdifull data går tapt. Resultatene viser at klassifiseringsnøyaktigheten er høyere når målinger fra både EMG og FMG sensorene gjøres samtidig fra samme lokasjon, sammenlignet med målinger hver for seg.

3.2.6 En EMG-FMG basert protese med PVDF-Film vibrasjons tilbakekobling

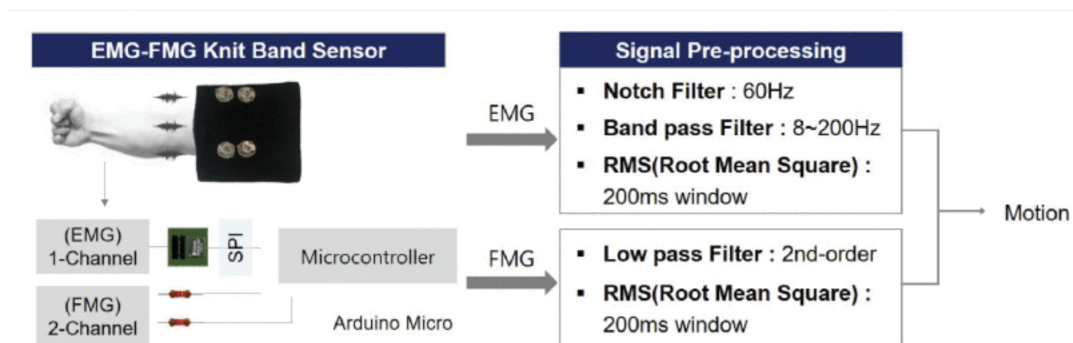
Det strikkede elektrodebåndet i [31] ble komplementert med FSRer for å undersøke ytelsen med multimodalitet [13]. Det strikkede sensorbåndet, som ble foreslått som et alternativ til de tradisjonelle elektrodene, lages ved hjelp av intarsia-strikketeknologi og ledende tråd, FSRene ble festet til de strikkede elektrodene (figur 3.6). Båndet ble utviklet med fokus på god brukervenn-

lighet ved at det er lett for brukeren å ta sensorbåndet i bruk. Styringssystemet består av en foroverkobling for å styre protesen og en tilbakekobling for å levere en viss vibrasjon til brukeren avhengig av avstanden til objektet.



Figur 3.6: Strikket elektrodebånd med FSR [13].

Det multimodale strikkede sensorbåndet har som funksjon å hente ut brukerens intensjon. Elektrodene måler amplituden til signalet, mens FSR brukes for å måle graden av aktivering. Styringssignalene til protesen blir generert via en beslutningstrealgoritme bestående av en klassifiseringsmetode med tre kanaler, en for EMG signaler og to for FMG signaler, og en dobbel terskel. Den doble terskelen er sammensatt av en konvensjonell terskel og antall påfølgende hendelser som overskrider den. Metoden som ble brukt for å måle og behandle signalene er vist i figur 3.7.



Figur 3.7: Skjematiske diagram for innhenting og behandling av inngangssignaler [13].

Ytelsen ble evaluert mens det ble utført 6 bevegelser for å bekrefte karakteristikken. Det foreslåtte sensorsystemet lyktes med å identifisere brukerintensjonen og generere korresponderende håndbevegelse. Systemet ble testet med og uten tilbakekoblingen til brukeren. Responstiden og feilraten var bedre med tilbakekoblingen.

3.2.7 Bioregulering basert på EI, EMG og FMG signaler

I [9] ble det samlet inn elektrisk impedans (EI), myoelektriske signaler og myografiske krefter som oppstod når det ble utført tre enkle bevegelser med hånden: gripe, flexion/extension og pronation/supination. Hensikten var å undersøke om mer informative multimodale systemer kunne bidra til implementering av antropomorf og proporsjonal styring av håndproteser med en akseptabel forsinkelse. I tillegg til dette ble det utført et litteraturstudie.

I denne artikkelen er EI-metoden implementert slik at signalene inneholder informasjon om de elektriske egenskapene til biologisk vev ved en sonderingsdybde. EI-myografi er basert på ikke-invasive målinger knyttet til muskelaktivitet under bevegelser. Analysen som ble utført avslørte at EI signaler kombinert med tolkning av EMG og FMG signaler potensielt kan være veldig informative i antropomorfe styringssystemer.

Resultatene bekrefter at den omfattende sanntidsanalysen av EI, EMG og FMG signaler kan brukes i implementeringen av et menneskelignende system med proporsjonalstyring som har en akseptbar forsinkelse. Ved å kombinere alle tre sensormodaliteter kan EI signalene gi biomekanisk informasjon om muskelkontraksjon, EMG signalene gi elektriske aktivitetsparametre og FMG signalene gi informasjon om trykkraft og morfologiske endringer, slik at svært informative signaler blir ekstrahert.

3.3 Evaluering av litteraturen

Det at multimodale systemer kan bidra til enklere tolkning av brukeren sin intensjon indikerer at sensorfusjon er en gjennomførbar strategi for å forbedre stabiliteten til menneske-maskin grensesnittet under dagligdagse aktiviteter. Faktorer som reduserer robustheten til en type myografisk sensor påvirker ikke nødvendigvis en annen. For eksempel vil mikrofoner fange opp lyd fra omgivelsene, mens denne lyden ikke påvirker elektrodene på hudoverflaten. Et annet eksempel er at kraftsensorer ikke påvirkes av svette på huden, mens SEMG er veldig følsom for endringer i hudtilstanden. Ved å se på de ulike sensorene som komplementære metoder fremfor alternative metoder, er det stor grunn til å tro at robustheten og nøyaktigheten til reguleringsalgoritmene kan forbedres.

Klassifiseringsfeilen av EMG signaler er sterkt avhengig av armposisjonen. Avhengigheten kan skyldes variasjoner i rekruttering av muskelfibre som en effekt av at stabilisering er nødvendig grunnet tyngdekraften, elektrode forskyvning grunnet endringer i muskelform, lengde og posisjon, og endringer i forholdet mellom kraft og lengde på muskelen [17]. Dersom dette ikke blir tatt hensyn til under treningen av systemet, kan det føre til store forskjeller i nøyaktigheten observert på laboratoriet sammenlignet med klinisk bruk. Både trening under flere ulike armposisjoner og bruk av akselerometer til å måle armposisjonen lykkes med å redusere klassifiseringsfeilen. Trening i flere posisjoner er tungvint for brukeren og tidkrevende. Det kan være

nyttig å vurdere antall og type treningsposisjoner og forbedringen de tilfører, for å finne optimal kombinasjon av posisjoner å utføre treningen ved. Akselerometrene gir ingen informasjon om muskelkraften, men kan bidra med supplerende informasjon om posisjonen/orienteringen til armen. Dersom denne informasjonen er kjent for klassifiseringsalgoritmen, kan man kompensere for påvirkningen armposisjonen har på EMG signalene eller ha ulike klassifiserere ved de forskjellige posisjonene. Ved implementering av akselerometer vil kompleksiteten av treningen reduseres ytterligere. Fordelen med å bruke et akselerometer på underarmen er at det kan implementeres i protesehylsen. Slik unngår man den ekstra tilpasningen som er nødvendig hvis det skal festes til overarmen.

Domenene funksjon, aktivitet og deltakelse kan relateres til forskning, utvikling, klinisk vurdering og daglig bruk som nevnt i 2.2.2. Å ta hensyn til flere armposisjoner gjør det mulig for styringssystemer med myoelektrisk PR å bevege seg fra funksjons- til aktivitetsdomenet, men det gjenstår fremdeles en del arbeid for å lykkes i deltakelsesdomenet når protesen brukes i dagliglivet. Det at relativt like resultater på offline og online tester ble observert i [38] er positivt for utviklingen, men en mer omfattende utprøving med flere tester og personer er nødvendig for å undersøke om resultatet er representativt.

Plasseringen av sensorer påvirker hvilke signaler som detekteres. For eksempel, de to konfigurasjonene av FMG sensorer i [2] er plassert over ulike muskler. Den ene konfigurasjonen dekket flere muskler som aktiveres ved finmotorikk, mens den andre konfigurasjonen dekker muskler som aktiveres med grove håndbevegelser. Både finmotorikk og grovere håndbevegelser var inkludert i bevegelsene som ble testet, dette er trolig grunnen til at ingen av konfigurasjonene presterte best på alle bevegelsene og at ytelsen totalt sett var veldig lik. Hvilke sensorplasseringer som fører til best ytelse er absolutt et interessant spørsmål.

Informasjon om vanlige mekanismer som fører til feilstyring kan bidra med forbedring av hylser, sensorer og signalprosessering, som igjen kan redusere antall feil protesebrukerne opplever. I resultatene i figur 3.5 legges det spesielt merke til to interessante fenomen. Når elektrodene løftes helt fra hudoverflaten er signalet fra kraftsensorene null, da klarer ikke brukeren å åpne håndprotesen. Dette vises i hendelsene markert med B og E. Dersom elektrodene oppnår kontakt med huden igjen, opplever brukeren en ufrivillig åpning av håndprotesen. Dette skjer grunnet utslaget i EMG signalene i det elektrodene oppnår kontakt med huden igjen. Disse fenomenene ble også observert i [50]. Det at korrelasjonen mellom SEMG amplituden og kontaktkreftene mellom elektrodene og huden varierer, indikerer at kraftsensorene fanger opp ytterligere informasjon som ikke kan trekkes enkelt ut fra SEMG signalene alene. Målinger av kontaktkrefter kan gi informasjon om både brukerintensjonen og relevante fenomener som posisjonseffekten og bevegelsesartifakter. Konsekvensene en type feil medfører bør også vurderes, slik at det kan prioriteres å løse de mekanismene som får størst konsekvenser.

Konklusjonene fra litteraturstudiet i [9] er at EMG fremdeles er den mest effektive og popu-

lære metoden for å evaluere muskelaktivitet, men man oppnår ikke ønskelig grad av funksjonell styring. Multimodal styring som kombinerer EMG med en eller flere andre metoder for signalutthenting fører til forbedring av nøyaktigheten og påliteligheten. Det kan trekkes ut flere grunner for at samlokaliserte multimodale løsninger lønner seg [30]:

1. Potensielt bedre ytelse og klassifiseringsnøyaktigheter som følge av økt informasjonsmengde ved en gitt posisjon.
2. Bidrar til en dypere forståelse av de underliggende mekanismene knyttet til muskelaktiveringer.
3. Redusere effekten av svakhetene ved de ulike modalitetene.

Kapittel 4

ITKs programvarebibliotek og styringsystem

Institutt for teknisk kybernetikk (ITK) på NTNU har utviklet et programvarebibliotek og styringsystem for håndproteser. Biblioteket, som baserer seg på tidligere prosjekt- og masteroppgaver [5, 32], støtter innhenting av EMG- og askelerometerdata. Det er skrevet i Labview og Matlab, Labview er en plattform og utviklingsmiljø for et grafisk programmeringsspråk. Et program i Labview består av et frontpanel, som er det grafiske brukergrensesnittet, og et blokkdiagram som inneholder den underliggende logikken. Matlab er et matematikkverktøy bygget rundt et høynivå programmeringsspråk, og kan benyttes som en komponent for beregninger i andre applikasjoner. Styringsystemene som støttes av biblioteket bruker signalene for å styre en håndprotese med flere frihetsgrader.

4.1 Oversikt hardware

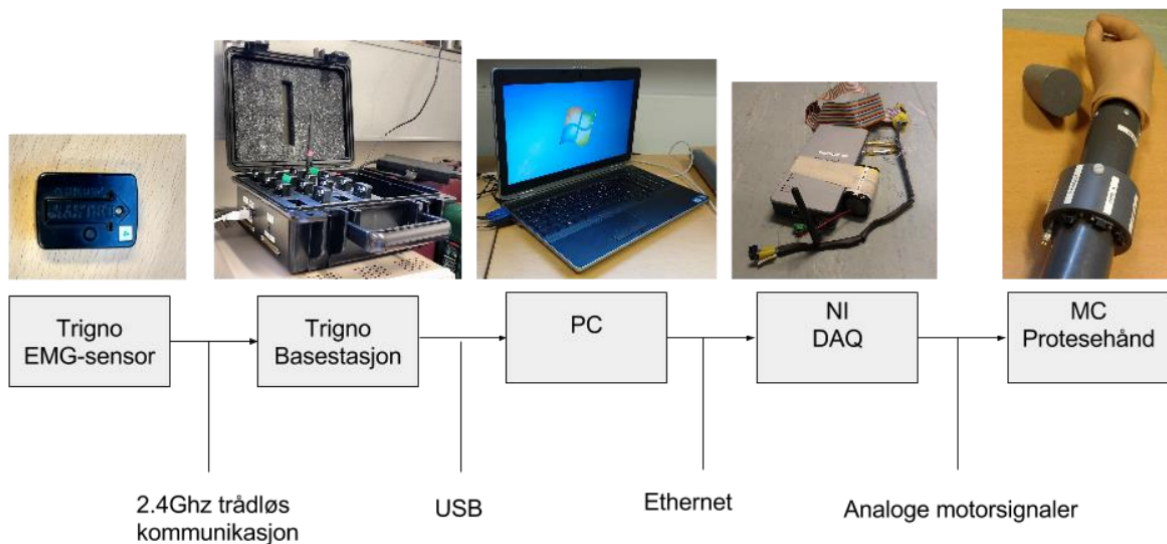
Hardwaren som brukes er [26]:

- Trigno Wireless EMG System basestasjon med trådløse EMG-sensorer og strømforsyning.
- National instrument (NI) compact Data Acquisition (cDAQ) 9191 med NI 9264 D-SUB modul for analog output til hånden. Den blir drevet av en strømforsyning.
- Motion Control (MC) Pro Control 2 protesehånd.
- Batterimodul for MC protesehånd.
- Forlengingskabel for kommunikasjon mellom NI cDAQ og MC protesehånd.
- Forleningskabel for batteri til MC protesehånd og for å lade batteriet.

- Dell bærbar PC med Windows 7 som brukes til å styre systemet i Labview.
- Lader for batteri til MC protesehånd.

4.1.1 Kommunikasjonsflyt

Kommunikasjonsflyten mellom hardware på laben er vist i figur 4.1. PCen mottar signal via en nettverksport fra Tringo systemet. Labview-programmet lytter på den samme nettverksporten via en samleløkke. Signalene som mottas blir lagt ut på en kø som deles med en prosesseringsløkke. Det utføres en nedsampling av signalene da sensorene sampler med en frekvens på 2000Hz, mens prosesseringsløkken kjører med en frekvens på 33.3 Hz. Signalbehandling utføres slik at et digitalt utgangssignal mellom -5 og 5 blir sendt gjennom en digital-til-analog konverter til protesehånden. Det analoge signalet indikerer hvor kraftig og i hvilken retning motorene skal kjøres.



Figur 4.1: Kommunikasjon mellom hardware på laben [26].

4.2 Styringssystemet

Styringssystemet blir brukt for å kontrollere en protese med to frihetsgrader. Biblioteket har i utgangspunktet støtte for bruk av styringssystemene PR og sekvensiell proporsjonalstyring. Videre beskrives programflyten kort, organisert som arkitekturen i 2.3.

4.2.1 Preprosessering

Signalene samles inn via trådløse elektroder som gir ut både EMG og akselerometer data. Signalene splittes for hver sensor, før de likerettes, nedsamples og lavpassfiltreres. Det prosesserte signalet sendes videre som et mål på muskelkontraksjon.

4.2.2 Intensjonstolkning

For intensjonstolkning vil metoden avhenge av valgt styresystem:

- For å styre både hånd og håndledd trengs det fire elektroder ved direkte styring, hvert sensorpar styrer en funksjon hver. Sterkere muskelsammentrekning gir en større amplitude på EMG signalet. For å finne amplituden som et mål på muskelkontraksjonen tar vi differansen mellom de likerettede signalene fra sensorparet. En høyere differanse vil føre til et større pådrag i form av raskere bevegelser eller større kraft dersom hånden møter motstand. Proporsjonalstyring blir altså brukt som aktiveringsprofil.
- I PR systemet kan det brukes opp til 15 elektroder for å trene systemet til å kjenne igjen 5 forskjellige klasser: ingen bevegelse, hånd lukket, hånd åpen, supination, pronation. Det utføres altså en klassifisering av signalene og aktiveringsprofilen er av/på-styring.

4.2.3 Utgang

Mottar styringssignal for hånd og håndledd. Metning brukes for å begrense signalet til området mellom -5 og $5V$. Styringssignalene sendes fra Labview via cDAQ og blir omgjort til analoge signaler som skrives til protesehånden for å utføre ønsket bevegelse.

4.3 Videreutvikling av styringsystemet

Opgaven går blant annet ut på, så langt det lar seg gjøre, å ta utgangspunkt i eksisterende utstyr på laben. En del av hardwaren vil derfor bli brukt, men med naturlige endringer som følge av at andre sensorer skal brukes. Et nytt styringsystem skal utvikles, med mulighet for å hente inspirasjon fra eksisterende styringsystem i biblioteket dersom det vurderes som tidsbesparende.

Kapittel 5

Designutvikling

5.1 Kravspesifikasjon

Kravspesifikasjonen er utarbeidet basert på egenskaper fra bakgrunn og tidligere arbeid som er ønskelig å videreføre i designet av det multimodale grensesnittet. Det inkluderer funksjonskrav som skal utarbeides, disse skal stå i forhold til formålet med oppgaven og dens verdi. System- og ytelseskrav er ikke presentert.

5.1.1 Funksjonskrav

Funksjonsspesifikasjonen til det multimodale grensesnittet som skal utvikles er presentert i tabell 5.1, den inneholder funksjonskrav som skal og bør oppfylles.

5.2 Sensorvurderinger

Sensorene som velges skal kunne detektere muskelaktiviteten i den resterende armmuskulaturen som et mål på nerveimpulsene fra nervesystemet. I tillegg må de ulike sensorene kunne detektere forskjellige aspekter ved signalet. Det er viktig at sensorene ikke er for energikrevende siden protesen er batteridrevet. For å tilfredstille kravene til brukeren når det gjelder responstid er det viktig at sensorene kan respondere nærmest umiddelbart. Den vanligste styringsstrategien for kommersielle håndproteser baserer seg på to-kanals metoden, hvor et par av antagonistiske muskler eller muskelgrupper brukes for å fange opp to bipolare EMG signaler. Ved to-kanals metoden blir to elektroder integrert inn i protesehylsen og presses mot huden. Det er en fordel om de valgte sensorene kan integreres i hylsen og gjerne er relativt små. I tabell 2.1, hvor prioriteringene til brukerne er listet opp, ser man at vekten til protesen er viktig både for unge og voksne brukere. Derfor blir det viktig å velge lettvektige deler. Pris er også en faktor som er viktig i utviklingen av proteser, og den vil sensorvalget absolutt påvirke. Det vil være fordelaktig at

Tabell 5.1: Funksjonsspesifikasjon

Id	Krav	Type	Kommentar	Xref
K1	Bruke minst to sensor modaliteter	Skal		
K1.1	Bruke SEMG	Skal		
K1.2	Enkelt å legge til nye typer sensorer	Bør	For eksempel akselerometer	K3.1
K1.3	Dataauthenting fra brukeren	Skal		
K1.3.1	Fungere i sanntid	Skal		
K1.3.2	Lese fra flere sensorer simultant	Skal		
K1.4	Data fra/til protesen tilgjengelig i sanntid	Bør		
K2	Styre to frihetsgrader	Skal	Åpne/lukke og rotasjon av håndledd	
K2.1	Proporsjonalstyring	Skal		
K2.2	Simultanstyring	Bør		
K2.3	Responstid < 200ms	Bør		
K3	Modulbasert kode	Skal	Enkelt å gjøre endringer senere	
K3.1	Funksjon for å ta inn signaler fra flere modaliteter	Bør		K1.2
K3.2	Støtte flere styringsstrategier	Bør		
K4	Feste sensorene på armen	Skal		
K4.1	Hardt underlag	Skal	For at kraftmålinger skal bli troverdige	
K4.2	Krummes etter formen på armen	Skal		
K4.3	Ha justerbar størrelse	Bør	Passe flere brukere	
K4.4	Ha flere mulige sensorplasseringer	Skal	For å undersøke optimal plassering	
K5	Mulighet for å karakterisere grensesnittet	Skal		

sensorene er robust mot mekanisk- og elektriskinterferens fra protesen og omgivelsene. En av hensiktene med sensorfusjonen er å gjøre systemet mer robust nettopp mot interferens.

5.2.1 Valg av sensor

ITK har tre MMUer (beskrevet i [52]) tilgjengelig på laboratoriet. På bakgrunn av dette og at MMUen oppfyller kravspesifikasjonen, ble det besluttet å ta i bruk disse. Det gir tilgang på tre SEMG signaler, ett fra hver elektrode (13E200 fra OttoBock) på de tre tilgjengelige MMUene. En MMU plasseres over flexor muskelen (medial), den andre over extensor muskelen (lateral), mens det er ønskelig at den siste elektroden plasseres slik at den best mulig fanger opp signaler relatert til pronation/supination. Elektrodene har innebygd funksjonalitet som likeretter og forsterker de myoelektriske signalene. Hver MMU gir i tillegg ut fire kraftsignaler, disse blir fanget opp med kraftsensorer (FS1500 fra Honeywell) som er koblet til en forsterker. Alle 5 utgangssignalene fra hver MMU er i området fra 0 – 5V. Elektrodene er koblet til de fire kraftsensorene med

et lag av elastisk skumgummi plassert mellom to halvstive plastplater. Hensikten med skumgummien er at den skal fungere som en fjær som lar elektroden bevege seg opp til 3mm når kontraktkrefter oppstår. En fordel med MMUen er at modalitetene er samlokalisert.

Det er avdekket noen svakheter med MMUen som det er ønskelig å redusere effekten av [50]:

- Enheten var ikke lenger kalibrert da den ble montert i protesehylsen.
- Friksjon mellom SEMG-elektroden og huset kan føre til små kraftendringer.
- Fjæren har en begrenset dynamisk respons.

For å redusere effekten av det første punktet ble kalibreringsdata for kraftsensorene samlet inn med enhetene montert på hylsen. Det ble gjort ved å måle kraftsignalene når elektroden var helt fri og når elektroden ble presset helt inn. Denne dataen ble senere brukt til å skalere alle kraftmålingene innenfor et intervall. For å delvis kompensere for at fjæren mellom elektroden og kraftsensorene har en dynamisk respons og varig deformasjon av skumgummien, ble ny kalibreringsdata samlet inn hver gang hylsen ble tatt av og på. Kraftendringer som følge av friksjon mellom SEMG-elektroden og huset ble ikke tatt hensyn til i dette forsøket.

5.2.2 Brukertilpasning

Det er viktig at sensorplasseringen tilpasses hver enkelt bruker, da ingen amputasjon eller manglende lem er like. Ved bruk i dagliglivet vil derfor optimal sensorplassering vurderes i forkant og deretter integreres fast i hylsen til brukeren. Designet som foreslås fokuserer på at systemet skal være lett å ta i bruk for flere testpersoner, både personer med og uten manglende arm. Optimal sensorplassering for hver enkelt bruker diskuteres ikke, men det skal være mulig å endre plasseringen på sensorene.

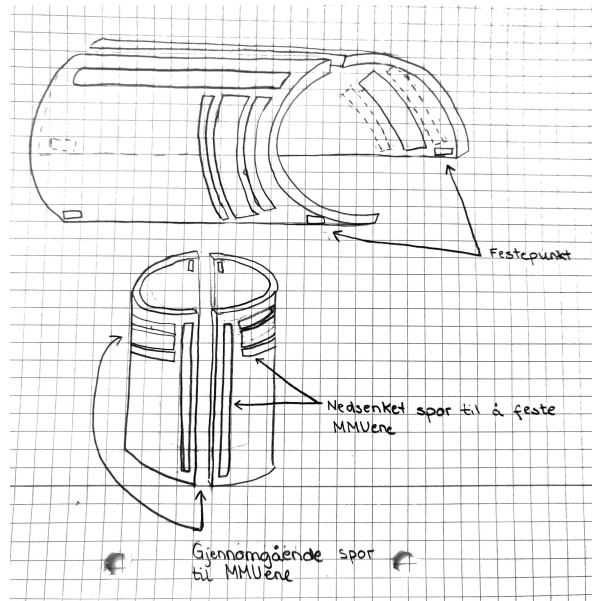
5.3 Designforslag- hylse

Designforslaget tar for seg festemetoder for MMUene. Ulike løsninger knyttet til designet og fordeler/ulempene med de ulike løsningene er diskutert på veiledningsmøter. Det blir presentert to ulike skisser til design med tilhørende forklaring. Designene er kun til bruk ved tidlig testing av systemet, dersom mer omfattende testing skal utføres burde hver enkelt bruker få tilpasset en egen hylse. Merk at dimensjonene på skissene under ikke er nøyaktige.

5.3.1 Skisse design 1

En todelt hylse med spor i begge retninger for variasjon av sensorposisjonen illustreres i figur 5.1. To av sensorene skal plasseres der elektrodene normalt plasseres ved to-kanals metoden,

mens plasseringen av den siste sensoren burde undersøkes nærmere. Det skal freses ut flere spor i hylsen: det ene er slik at sensorplasseringen kan varieres langs armen, samtidig som man kan justere de to andre sensorene tilbake på riktig plass ved å flytte de i sporet som går på tvers av hylsen. De to halvdelene kan festes sammen på ønsket måte, for eksempel med strips.



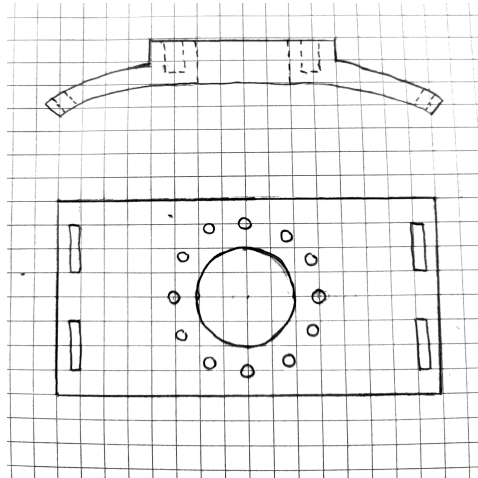
Figur 5.1: Skisse av design 1, mulig fleksibel løsning for å feste MMUene til brukeren.

5.3.2 Skisse design 2

I figur 5.2 består designet av flere deler som kan settes sammen og kombineres på flere ulike måter. Tanken er å lage en plate som har en krumningsradius tilsvarende armen til brukeren, med et rundt hull som MMUen skal plasseres i. Det runde hullet gjør det mulig å plassere sensoren i den vinkelen man ønsker. Ved å feste flere plater sammen rundt armen, får man tilsvarende en hylse. Lages det nok plater kan man i teorien plassere alle tre sensorene der man måtte ønske ved å kombinere de på ulike måter.

5.3.3 Diskusjon

Stabilitet i hylsen som utvikles er essensielt for at kontaktkreftene som fanges opp skal være meningsfulle og informative. Begge de foreslåtte designene har svakheter tilknyttet stabiliteten. De lange gjennomgående hullene til elektrodene og de nedsenket sporene til å feste MMUen i, reduserer stabiliteten til design 1. Design 2 sine stabilitetssvakheter er tilknyttet sammensetningen av flere små komponenter og festemetoden mellom disse.



Figur 5.2: Skisse av design 2, mulig fleksibel løsning for å feste MMUene til brukeren.

Stabiliteten til design 1 kan økes ved å erstatte de nedsenkede sporene med gjennomgående hull de plassene man ønsker å plassere MMUen. Selv om stabiliteten øker blir tilpasningen mer tidkrevende, da nye hull må borres for hver gang en ny posisjon skal prøves ut. Ekstra plastbiter kan skrues fast på tvers av det gjennomgående sporet for å fordele kreftene i festene på et større område. Når det gjelder design 2 kan stabiliteten økes ved å erstatte festemåten som er foreslått med plater eller andre festemetoder som stiver av designet.

Det er ønskelig med et fleksibel design slik at hylsen kan tas i bruk av flere, samtidig som sensorplasseringen er tilpasset hver enkelt. Gitt at krumningsradien på delene som produseres passer til brukeren, vil sensorplasseringen være justerbar i begge designene. Hvor mye hylsen strammes er også mulig å tilpasse hver enkelt når delene settes sammen. Design 2 tilbyr mer fleksibilitet enn design 1, fordi MMUene kan plasseres i flere vinkler. Begge designene tilbyr justering av sensorene på langs og tvers av armen, men i tillegg er det ønskelig å kunne rotere de.

Vanlige protesehylser lages slik at de festes over leddknokene på den distale enden av humerus, slik at den ikke skal gli nedover armen. De foreslåtte designene har bevisst ikke tatt hensyn til dette, fordi protesen er plassert på bordet og hylsen ikke blir utsatt for vekten av hele protesen som kan trekke den nedover.

Det ble også vurdert om designet burde ta hensyn til at håndleddet kan låses under bruk. Det er hovedsaklig to grunner til å låse håndleddet:

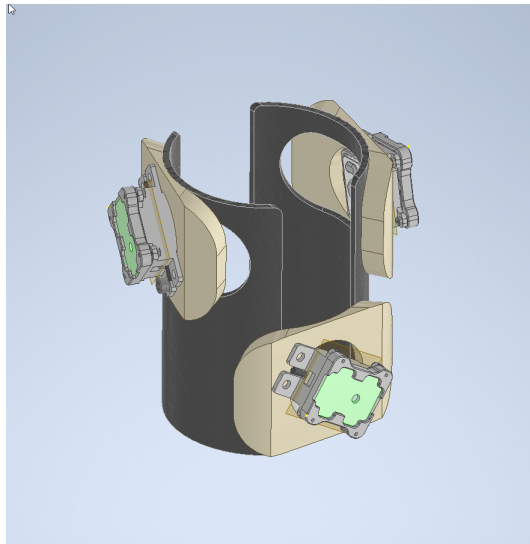
- Bevegelse av håndleddet endrer lengden til musklene.
- Propriospetisk informasjon.

For en person med manglende håndledd vil ikke muskelen endre særlig lengde og vi får en isometrisk muskel. Lengdeendring øker muskelens effektivitet fordi det påvirker hvor mye filamen-

tene overlapper. Ved å låse håndleddet vil man minske den proprioceptive informasjonen noe. Dette har begrenset betydning og en løsning er derfor ikke inkludert i designet. Dersom man allikevel ønsker å stive av håndleddet, bør det gjøres på en måte som ikke påvirker hylsen slik at man unngår unødvendige forstyrrelser på MMUene.

5.3.4 Videreutvikling av design

Det er ønskelig å forbedre svakhetene i de foreslåtte designene. Videreutviklingen vises i figur 5.3. De nedsenkede sporene til å feste MMUen i er fjernet for å stive av konstruksjonen, i tillegg er platene til MMUen fra design 2 lagt til for å gjøre det mulig å rotere sensorene. For at kreftene skal fordeles jevnt over hele hylsen, vil flere plater tilsvarende den MMUen er festet på brukes for å låse de to halvstykkene sammen.



Figur 5.3: Maskinerings-tegning av hylse med påmonterte MMUer. Tegningen er laget av ansatte på ITKs verksted.

Kapittel 6

Metode

6.1 Uforutsette hendelser

Underveis i prosjektet har det oppstått noen utfordringer som har påvirket fremdriften. NI Measurement and Automation Explorer, en software som brukes for å konfigurere NI hardware enheter, ble brukt for å studere MMU signalene som NI USB6211 fanget opp i sanntid. Responsen til sensorene var ikke som forventet. To kraftsensorer responderte ikke når elektroden ble lagt press på, men de reagerte ved direkte trykk. Dette indikerer svakheter med skumgummien som tydelig var deformert, den aktuelle skumgummien ble byttet ut med en ny. To av tre elektroder reagerte ikke på muskelkontraksjon. Den tredje elektroden responderte sporadisk, men med en mye lavere amplitude enn forventet. Stavdahl anbefalte å fukte huden, sjekke alle tilkoblinger og justere elektrodens potmeter for å undersøke responsen. Disse tiltakene førte ikke til endring i utgangssignalene fra elektrodene.

For å undersøke om feilen med elektrodene skyldtes koblingen mot kretskortet eller elektroden i seg selv, ble en uavhengig spenningsforsyning koblet til elektroden, mens signalet ble visualisert på et oscilloskop. En overingeniør på ITK bistod med oppkobling og Stavdahl med feilsøkingen. Stavdahl reagerte på at ledningene fra elektroden til kretskortet var tvinnet. Som utvikler av MMUen mener han at ledningene fra elektroden skulle brettet rundt MMUen og kobles til på den mest intuitive måten. Det var i så fall motstridene med informasjonen fra produsenten av elektrodene. Produsenten sin pinnebeskrivelse ble først brukt under testing. Det fungerte ikke og det ble besluttet å prøve alle mulige kombinasjoner av signal, + og -. Det er viktig å presisere at dette ble gjort som siste utvei, siden elektrodene tilsynelatende var defekte. Uansett hvilken oppkobling som ble brukt, fungerte ikke elektrodene som forventet.

Norsk teknisk ortopedi (NTO) kunne forsyne NTNU med nye elektroder innen rimelig tid. I mellomtiden ble et gammelt håndledd og elektrodeledninger brukt for å måle hvilke pinner på elektroden som var hva. Utførte målinger stemte overrens med Stavdahl sin formening, men det var fremdeles en mulighet for at produsenten hadde endret dette ved nyere elektrodeversjoner.

NTO har svært god kunnskap til slike elektroder og sendte med oversikt over pinnene. Det viste seg at produsenten hadde gitt ut feilinformasjon.

Da elektrodene fra NTO ankom ble de testet med riktig beskrivelse av pinnene og det samme testoppsettet som tidligere. Elektrodene responderte som forventet på muskelkontraksjoner. For å verifisere at de opprinnelige elektrodene var defekte, ble disse igjen testet med det fungerende oppsettet. Til alles store overraskelse fungerte de, hvorfor er fortsatt uklart. Når elektrodene ble koblet opp mot kretskortet til MMUen samsvarte ikke utgangssignalet med muskelkontraksjonen. Signalet fra elektroden føres direkte gjennom kretskortet, den eneste forskjellen fra testoppsettet er spenningen som tilføres elektroden. En variabel spenningsforsyning ble brukt for å se om elektrodene responderte annerledes ved ulike spenninger innenfor elektrodens spesifiserte arbeidsområde definert av produsenten. Elektrodene fungerte bare sporadisk med en spenning på 5.6V, som er spenningen som tilføres MMUen. En spenning nærmere 7V var nødvendig for at elektrodene skulle fungere optimalt. Kraftsensorene på kretskortet tåler ikke like høy spenning som elektrodene har behov for. Oppsettet ble utvidet for å gi elektrodene og kretskortet to separate spenningsforsyninger.

Et annet problem som oppstod under implementeringen var ødeleggelse av motoren som styrer håndleddsrotasjonen til MC hånden. Unøyaktighet ved tilkobling av batteriet og et tilkoblingssystem som ikke var feilsikkert, førte dessverre til en kortslutning. I ettertid er det enkelt å se at situasjonen kunne vært unngått ved å koble utstyret opp i en annen rekkefølge. Dette endrer ikke faktum om at oppsettet burde vært designet slik at uhellet aldri skulle vært mulig.

6.2 Foreslått styringsstrategi: PR

Målet med å bruke metoder basert på PR er å kunne tilby en raskere, bredere og mer uanstrengt styring av håndproteser ved å ekstrahere mer informasjon fra signalene. I stedet for å kun basere styringen på amplituden til SEMG signalene, genererer PR-metoder flere egenskaper fra de. Ideen med PR er å identifisere mønster i dataen som kan brukes for å skille objekter fra hverandre. Den foreslåtte styringsstrategien baserer seg på funn gjort i litteraturen, og vil hovedsakelig ta utgangspunkt i [52, 50, 19].

6.2.1 Preprosessering

Ved datainnsamling samples signaler som måler fysiske forhold i den virkelige verden, før de konverteres til digitale verdier som kan manipuleres av en datamaskin. Komponentene som inngår i et slikt system inkluderer sensorer som konverterer fysiske parametre til elektriske signaler, signalbehandling av signalene fra sensorene og analoge-til-digitale konvertere.

Signalene detekteres ved hjelp av tre MMUer som gir ut fem analoge signaler hver, et SEMG

signal og fire kraftmålinger. Signalene blir likerettet og lavpassfiltrert i selve enheten, før de konverteres til digitale signaler i NI USB-6211 enheten og overføres til pcen via USB.

Sampling

Sampling er prosessen hvor verdien til et kontinuerlig signal leses av ved bestemte tidspunkter, dette er svært viktig i forbindelse med omforming fra analoge til digitale signaler. Dersom samplefrekvensen velges tilstrekkelig tett, kan det opprinnelige signalet gjenskapes fra målingene. Nyquist-Shannon sampling teoremet sier at dette kan oppnås med å velge en samplefrekvens som er minst dobbel så høy som den høyeste frekvensen i det opprinnelige signalet. Dersom dette ikke oppfylles, vil nedfolding oppstå ved at det dannes nye frekvenskomponenter. Ved å sende de analoge signalene gjennom et lavpass antifolding filter som oppfyller teoremet, vil signalets båndbredde begrenses før det konverteres til digitale signaler.

Det foreslås å bruke den samme samplefrekvensen som ble brukt i [50], systemet blir dermed konfigurert til å sample alle MMU signaler ved 100 Hz.

Produsent/forbruker arkitektur

Produsent/forbruker arkitekturen er utviklet for å bedre datadelingen mellom flere prosesser som opererer med ulik hastighet [46]. Bufret kommunikasjon mellom prosessene er ekstremt effektivt, det hindrer at data blir tapt selv om det produseres data raskere enn det forbrukes, gitt at bufferet er stort nok. Signalene som samles inn blir lagt i en kø hvor den lagres til forbrukerprosessen er klar til å prosessere dataen. Denne arkitekturen blir ofte brukt når det samles inn flere datasett som skal prosesseres i rekkefølge. Ved å dele systemet opp i to prosesser, får man en arkitektur som kan samle inn og prosessere data parallelt, i den hastigheten som er best egnet for de individuelle prosessene.

I denne sammenhengen kan man se på samlinger av signaler fra MMUen som produsent og prosesseringen av utgangssignaler til protesen som forbruker. Ved offline vurdering av systemet skrives de produserte signalene direkte til en fil. Dersom systemet skal videreutvikles til å kjøre i sanntid, anbefales det å ta i bruk allerede eksisterende produsent/forbruker arkitektur som er implementert i Labview i ITKs programvarebibliotek.

Filtrering og skalering

Før hvert forsøk ble det samlet inn kalibreringsdata til kraftsensorene, hvor maksimum og minimumsverdien i kalibreringsdataen ble brukt til å skalere kraftmålingene innenfor arbeidsområdet til de ulike sensorene. Utgangssignalene fra MMUene ble filtret med et første-ordens Butterworth lavpassfilter ($f_c = 10\text{Hz}$) for å fjerne høyfrekvent støy og et 50Hz notch filter for å fjerne interferens fra kraftlinjen.

Generering av features

Ved generering av features blir egenskaper hentet ut fra rådataen. Valg av features vil påvirke ytelsen til systemet. Det finnes flere metoder for å generere egenskaper, både i tidsdomenet og frekvensdomene, eller en kombinasjon av domeneene. Noen potensielle metoder er listet opp i tabell 6.1.

Tabell 6.1: Metoder for feature generering (basert på [43])

Tidsdomene features	Frekvensomene features	Tids- og frekvensdomene features
Mean Absolute Value (MAV)	Power Spectral Density (PSD) with mean or median frequency	Linear Time Frequency Representations (LTFR)
Root Mean Square (RMS)	PSD with peak value, mean or total power	Quadratic Time Frequency Representation (QTFR)
Mean Absolute Value Scope (MAVS)	Autoregressive (AR)	Short Time Fourier Transform (STFT)
Zero Crossings (ZC)	Frequency Ratio (FR)	Wavelet Transform (WT)
Slope Sign Changes (SSC)		Wavelet Packet Transform (WPT)
Waveform Length (WL)		

Krav til systemets responstid bestemmer tilgjengelig tid for innsamling og analyse av signalene, som vil påvirke protesens nøyaktighet og reaksjonsevne. Optimal tidsforsinkelse i systemet er 100–200ms, det anbefales derfor å ekstrahere egenskapene fra intervaller i denne vindusstørrelsen [22].

I grensesnittet brukes de filtrerte utgangssignalene fra MMUen direkte som egenskaper. Alle dimensjonene ble videre standardisert, ved å trekke fra gjennomsnittet og normalisere til enhet-varians.

Selektering av features

Målet med selektering av features er å innhente verdifull informasjon, samtidig som man kvitter seg med støy og unyttige elementer fra signalene. Slik kan man lykkes med å hente ut det delsettet av egenskaper som fører til best ytelse. Det finnes flere ulike regulariseringsteknikker for å redusere feilen til algoritmen ved estimering av ny data. Selektering av features for å optimalisere ytelsen ble ikke fokusert på i det foreslåtte grensesnittet.

6.2.2 Intensjonstolkning

Det er ønskelig å erstatte metodene som krever separat og sekvensiell styring, med styringsstrategier som kan oppnå uavhengig, simultan og proporsjonal styring av frihetsgradene. Intensjonstolkning ved hjelp av regresjon har potensiale til å oppnå dette, og den foreslåtte grensesnittet baserer seg derfor på regresjon.

Settet $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{C \times T}$ består av C egenskapsvektorer og T tidsinstanser, og settet $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{D \times T}$ består av de korresponderende pådragsverdiene for D frihetsgrader. Målet med alle regresjonsmodeller er å beregne $\hat{\mathbf{Y}} = f(\mathbf{X})$, hvor $\hat{\mathbf{Y}}$ er en approksimasjon av \mathbf{Y} . Videre presenteres lineær regresjon (LR), som implementeres i denne oppgaven.

Multipel lineær regresjon

Multipel lineær regresjon (MLR) er en mye brukt statistisk metode som forsøker å finne en lineær modell basert på observert data, som beskriver sammenhengen mellom to eller flere variabler og en respons. MLR gir følgende modell:

$$Y = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k + f \quad (6.1)$$

hvor Y er den avhengige variabelen, \mathbf{X} er de uavhengige variablene, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}^{C \times D}$ er vektorene, θ_0 er biasen som kan kompensere for offset og f er en tilfeldig feil. I MLR brukes en direkte minste kvadraters metode for å minimere kostfunksjonen:

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\hat{y} - y_i)^2 \quad (6.2)$$

Kostfunksjonens minimum søkes ved å iterativt bevege hyperparametrene i retningen av den negative gradienten.

6.2.3 Utgang

Basert på regresjonsanalysen vil grensesnittet gi en verdi som settpunkt til hver frihetsgrad. Aktiveringsprofilen som brukes er proporsjonalstyring, utgangssignalet fra intensjonstolkningen vil dermed endre seg avhengig av intensiteten på inngangssignalene. Ved en fullstendig implementering av styringssystemet vil settpunktet bli gitt som pådrag til protesens motorer for å utføre ønsket bevegelse. Det gir brukeren mulighet til å kompensere for eventuelle avvik ved å slappe av eller stramme musklene ytterligere. Ved offline analyse av systemet blir utgangsverdien sammenlignet med den sanne verdien frihetsgradene hadde når datainnsamlingen fant sted.

6.3 Systemtrening

For at datamaskiner skal være i stand til å finne mønstre og håndtere store mengder data på en smart måte, må ML-teknikkene trenes opp. Videre diskuteres aspekter ved systemtreningen, hvordan modellene kan evalueres og metoder for datainnsamling.

6.3.1 Trening-, test- og valideringssett

Man deler ofte tilgjengelig data inn i opptil tre sett: trening-, test- og valideringssett. Treningsdataen brukes for å lage en ML-modell, mens testdataen er data man ikke har sett enda og som man bruker for å undersøke modellen sin ytelse på ny data. Valideringssettet kan hjelpe oss å sette hyperparametre, dette er variabler vi kan justere for å endre læringsalgoritmen. Disse kontrollerer ML-algoritmens oppførsel og kapasitet. Generalisering er den store utfordringen i ML. Det handler om at man ønsker å lage en læringsalgoritme som yter bra på nye eksempler modellen ikke har sett før.

Når de ulike settene splittes må det gjøres på en måte som ikke innfører bias. Det er også viktig å holde settene adskilt fra hverandre for å unngå datalekkasje, et fenomen som oppstår når data utenfor treningssettet brukes til å justere læringsalgoritmen. Dersom modellen justeres etter å ha sett testfeilen, vil testfeilen bli optimistisk og med betraktelig datalekkasje vil testsettet miste sin verdi. Hvor stor andel av datamengden som fordeles i de ulike settene vil variere ut i fra hvor mye data som er tilgjengelig. Dersom testsettet er for lite fører det til høy statistisk usikkerhet i en test, tilsvarende for valideringen dersom valideringssettet er for lite. Dersom treningssettet er for lite vil modellytelsen bli dårlig fordi man har mindre data å trene på, det blir ikke representativt for hvordan modellen gjør det på ny data. Mesteparten av datamengden blir ofte tildelt treningssettet. Vanligvis splittes settene tilfeldig, men for tidsrelaterte og dynamisk varierte prosesser hvor karakteristikken til systemet endrer seg over tid, er det bedre å splitte dataen basert på tidssekvenser. Slik får man en mer statistisk robust modellevaluering og simulerer ekte scenarier best mulig.

Antagelser må gjøres for å kunne lære av data og generalisere, en vanlig antagelse er at dataen er uavhengig og likt fordelt. Det er viktig å være oppmerksom på situasjoner som kan bryte antagelsene. For eksempel hvis man ønsker å lage en regresjonsmodell for åpning og lukking av hånden, men kun tar med data for rotasjon av håndleddet. Datasettet vil bli ubalansert ved at treningsdataen ikke reflekterer det man prøver å modellere. Det at dataen endrer seg over tid vil også bryte med antagelsen, det er derfor viktig å samle inn data på en måte som fanger opp denne endringen. Filtering og prosessering av dataen i de ulike settene må utføres likt.

6.3.2 Ytelsesmål for regresjon

Den gjennomsnittlige kvadratiske feilen (MSE) brukes ofte som ytelsesmål for regresjon på grunn av sin sterke statistiske motivasjon. MSE er definert som:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (6.3)$$

hvor n er antall predikteringer, Y er den sanne dataen og \hat{Y} er den predikterte dataen. Det er vanskelig å si noe om hva som er en god MSE verdi. Dette vil avhenge av for eksempel enheten til dataen og det numeriske inter vallet. For å si noe om hva en god MSE verdi er, må man ha noe å sammenligne resultatet med.

En annen metode for å vurdere ytelsen er r-kvadrert verdien, heretter kalt R2 verdien:

$$R2 = 1 - \frac{\sum_d \text{Var}(y^d - \hat{y}^d)}{\sum_d \text{Var}(y^d)} \quad (6.4)$$

hvor y^d er hastighetsverdien til frihetsgrad d og \hat{y}^d er det estimatet til modellen. Telleren er MSE verdien, som normaliseres av variansen til de sanne verdiene i nevneren. Dette gjør at R2 verdien ikke påvirkes av det numeriske intervallet til dataen. Ved perfekt estimering vil R2 verdien være lik én. Hvis estimeringsfeilen er større enn variansen til de sanne verdiene, vil R2 verdien bli negativ.

Kryssvalidering

K-fold kryssvalidering brukt for å evaluere prestasjonen til den lineære modellen. Foldene ble formet av hele forsøk for å holde trening- og testsettene disjunkt og så uavhengige som mulig. Dette garanterer også en balansert mengde av bevegelser og hastigheter i begge settene. Antall brukte folder avhenger av antall forsøk involvert i de utførte testene ved karakterisering av systemet. R2 ble brukt som ytelsesberegning.

6.3.3 Potensielle metoder for innsamling av data

Det finnes flere metoder for systemtrening, blant annet skjermguidet trening (SGT), PGT og mirroring [32]. Dette er den datagenererende prosessen som skal representere virkeligheten. Ved SGT får brukeren en visuell input fra en skjerm i form av bilder eller video som skal etterlignes. PGT bruker proteser selv for å trene opp styringssystemet. Protesen gjør bevegelser basert på forhåndsdefinerte mønstre, slik brukes proteser i læringsprosessen for å generere den visuelle inputen som brukeren skal utføre. Dette gjør det enklere og mer tilgjengelig for brukeren å kalibrere systemet når ytelsen blir dårlig. Ved mirroring prøver brukeren å etterligne bevegelsen til den motsatte hånden.

Bilder kan brukes ved klassifisering og av/på-styring, men dersom det er ønskelig å oppnå proporsjonalstyring må det ved SGT brukes animasjoner. PGT og mirroring fungerer på samme måte uavhengig av styringsstrategi, fordi man etterligner en dynamisk bevegelse. Ved protese-styring kan det være aktuelt å gjenkjenne tre ulike funksjoner: posisjon, hastighet og kraft. Det er en fordel at posisjonen kan oppfattes visuelt. Dersom hastighet skal reguleres vil kompleksiteten avhenge av om motorene er fritt roterende eller har endepunkter. Dersom PGT skal brukes ved

endepunktmotorer, må det kombineres med en avlesning av motorfunksjonene. Kraften protesens klemmer med kan ikke oppfattes visuelt alene, det trengs en tilbakekobling til brukeren. SGT kan illustrere både bevegelse og kraft.

Det har blitt demonstrert at SGT kan gi treningsdata som er mindre representativ for vanlig bruk, sammenlignet med treningsstrategier som inkluderer brukeren under trening. Dette indikerer at treningsstrategier bør utformes på en slik måte at de representerer miljøet protesens skal brukes i, for å effektivt forberede algoritmene og brukerne til styring i sanntid [36]. Kvaliteten på treningsdaten er et resultat av utformingen av treningsstrategien og de inkluderte oppgavene, dette vil igjen påvirke algoritmene sin evne til å utføre gode prediksjoner.

6.4 Foreslått treningsstrategi: PGT

På grunn av PGT sin tilgjengelighet og mer virkelighetsnære prosedyre ble det besluttet å ta i bruk denne metoden for å samle inn data. For å ta hensyn til forsinkelsen som oppstår som en konsekvens av reaksjonstiden til brukeren, anbefales det å holde protesens stasjonær i en kort tidsperiode etter PGT er aktivert og etter siste planlagte bevegelse er utført, samtidig som de myoelektriske signalene blir samlet inn mens brukeren slapper av i musklene [7]. Hver gang systemet recalibreres ved PGT brukes de samme planlagte bevegelsene.

6.4.1 Variert datasett: vurderinger

Det ble vurdert hvilke variabler som kunne endres under datainnsamlingen, for å gjøre datasettet mer representativt for bruk i dagliglivet. Noen mulige variabler som kan endres er:

- Dato
- Klokkeslett
- Armposisjon
- Rekkefølge på armposisjon
- Rekkefølge på hastighetene
- Montering av hylsen
- Høyre/venstre hånd

Styrken på EMG signalene vil variere noe fra dag til dag og ved ulike tidspunkt på dagen. Ved å samle inn data over flere dager og ulike klokkeslett kan man gjøre modellen mer robust for slike variasjoner. Fougner et al. [17] påpeker at ved tradisjonell offline klassifisering samles dataen

ofte inn mens subjektet sitter og hviler albuen på stolarmen, slik at subjektet lettere kan utføre gjentakende kontraksjoner på tvers av testene. I aktivitetsdomenet utføres testingen i mer komplekse bevegelser som fører til kordinerte kontraksjoner og et behov for å utføre disse ved flere armposisjoner. Kompleksiteten øker ytterligere ved dagligdagse aktiviteter. Dersom dette ikke blir tatt høyde for under datainnsamlingen vil ytelsesmålet bli optimistisk. Endringer i mønstrene, sammenlignet med de modellen er trent på, reduserer ytelsen til modellen. Forskyvning av elektrodene kan føre til en slik endring. Når hylsen tas av og på vil sensorplasseringen forskyves noe, slik kan man ta hensyn til små forskyvninger under systemtreningen. De myoelektriske signalene som genereres i høyre og venstre hånd vil ikke være lik, de brukes forskjellig i dagliglivet og muskulaturen preges av dette. Ved å endre disse variablene underveis datainnsamlingen vil tilføre viktige variasjoner i dataen modellen skal trenes på.

6.4.2 Populasjon og datainnsamling

EMG og FMG data ble samlet inn fra en 24 år gammel kvinne med normale lem. Prototypen av hylsen foreslått i 5.3 med tre MMUer vises i figur 6.1, den ble plassert på den dominante underarmen til vedkomende, proximalt for albuen hvor musklene er størst (figur 6.2). Det ble festet en MMU både på den laterale og mediale siden av armen for å måle muskelaktiviteten relatert til flexion og extension. Den siste MMUen ble plassert på innsiden av underarmen, distalt for de to andre.



Figur 6.1: Ferdig produsert hylse med tre MMUer montert.

Subjektet ble bedt om å utføre kontraksjoner, eller bevegelsesklassene 1-4 i figur 3.2, som korresponderte til bevegelsesmønsteret protesen utførte under PGT. Protesen er forhåndsprogrammert til å utføre bevegelsene åpne/lukke og rotasjon av håndledd, samt mulige kombina-



Figur 6.2: Hylse med MMUer plassert på subjektet.

sjoner av disse. Totalt blir det åtte ulike bevegelsessekvenser, i tillegg til avslapning hvor protesen er i ro mellom hver bevegelse.

Fremgangsmåten og armposisjonene beskrevet under tar utgangspunkt i metoden i [17]. Hver bevegelse ble utført og logget, med ca to-tre sekunders pause mellom etterfølgende bevegelsessekvenser. Hastigheten til protesen er forhåndsdefinert slik at brukeren skal utføre hver kontraksjon i ca tre sekunder. Det ble tatt opp fem tester i hver av armposisjonene P1-P5 i figur 3.3, en test per hastighet (1-5). Et forsøk består altså av 5x5 sekvenser. Totalt ble dette gjort åtte ganger til ulike tidspunkt over tre dager. Det ble innført korte pauser mellom hver test og lengre pauser mellom hvert forsøk for å unngå utmattelse. Det ble tegnet opp streker på subjektets arm for å plassere hylsen mest mulig likt fra forsøk til forsøk.

6.5 Implementering av systemet

6.5.1 Vurderinger

En viktig vurdering når grensesnittet skal implementeres er valg av plattform. ITKs programvarebibliotek baserer seg hovedsakelig på Labview og Matlab, men til gjengjeld er Python godt egnet til ML-oppgaver og er det språket studenten har mest kjennskap til. Labview er kompatibel med både Matlab og Python. Å bruke interaksjonen med protesen slik den er satt opp i det eksisterende biblioteket, samtidig som modellgenereringen og prediksjonen av nye pådrag kan implementeres i Python istedenfor Matlab, vil være en god løsning med gitte forutsetninger. All hardwaren som ble brukt var innen rekkevidde på ITKs veksted og nevromotorisk laboratorie, med unntak av noen elektriske komponenter til MMUens kretskort.

Som nevnt tidligere er det ønskelig å teste systemet i sanntid. Grunnet alle forsinkelsene

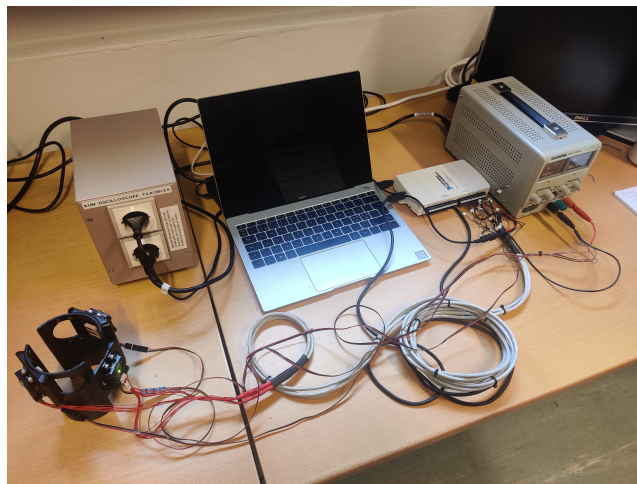
i masteroppgaven ble det tatt en vurdering på om det var realistisk å få utviklet et komplett styringssystem og gjennomføre funksjonstester i løpet av den gitte tidsrammen. Av personlige årsaker var det ikke aktuelt å søke om forlenget tid. Ut i fra denne vurderingen ble det besluttet å heller utvikle et grensesnitt som var tilstrekkelig for offline bruk. Karakteriseringen av systemet baserer seg på analyser av dataen som ble samlet inn under treningsstrategien.

Det er ønskelig å undersøke om det implementerte grensesnittet kan bidra til bedre estimeringer og robusthet, i tillegg til å diskutere dets egnethet for protesestyring. Det ble ikke fokusert på å optimalisere systemet ved å finne de beste egenskapene og den beste regresjonsmetoden.

6.5.2 Fysiske komponenter i implementeringen av styringsstrategien

Signalene fra MMUen sendes til en NI USB-6211 analog input/output modul, som igjen er koblet til PCen via en USB kabel. På PCen kjøres programvaren som transformerer inngangssignalene til styringssignaler for protesen. Styringssignalene går via en NI cDAQ 9191, som gjør om de digitale signalene til analoge signaler til protesen.

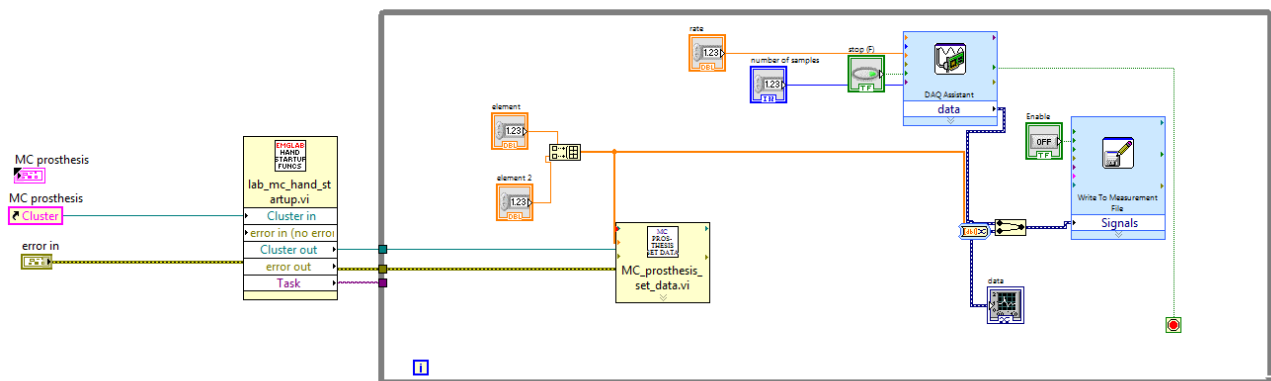
Dataflyten i styringssystemet er tilsvarende oppsettet i figur 4.1, med unntak av at Trigno EMG sensorene og basestasjonen er byttet ut med MMUer og NI USB6211. Etter uhellet med protesehånden ble de fysiske komponentene i implementeringen redusert med to ytterlige ledd: NI cDAQ og MC hånden. For å erstatte disse to leddene ble en simulator for å visualisere håndens posisjon utviklet. Det komplette oppsettet som ble brukt under datainnsamling er presentert i figur 6.3. Strømforsyningene til elektrodene og kretskortene ble koblet til en skilletransformator for testpersonens sikkerhet.



Figur 6.3: Systemoppsettet som ble brukt under innsamling av data.

6.5.3 Implementering av programvare i Labview

Det er tatt utgangspunkt i ITKs eksisterende Labview program for sekvensiell proporsjonalstyring av MC protesehånden. Det eksisterende systemet står for initialisering av protesen og de nødvendige blokkene for å sende spenningsverdier til MC hånden. For å kunne utføre PGT ble det lagt til funksjonalitet for å manuelt skrive ønsket utgangsverdi til protesen. Dette ble kombinert med DAQ-assistent i Labview, som lager en datainnsamlingsløyfe som leser signaler fra NI USB6211 ved en gitt frekvens. Datainnsamlingsløyfen som ble utviklet for å gjennomføre PGT er inkludert i figur 6.4.



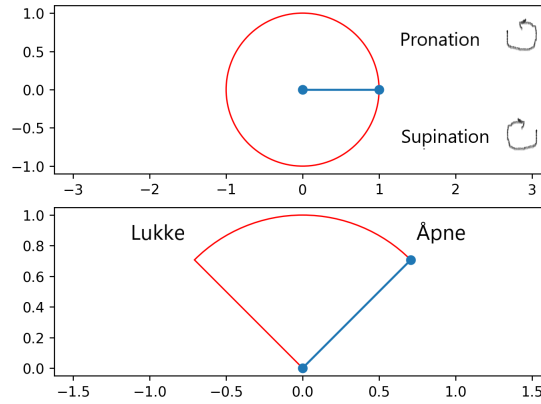
Figur 6.4: Datainnsamlingsløyfe brukt under PGT.

6.5.4 Implementering av programvare i Python

Simulator

For å representere posisjonen til håndleddet og åpningsvinkelen til hånden ble det utviklet en enkel simulator i Python. Figur 6.5 viser et skjermbilde av simulatoren, hvor de røde formene representerer bevegelsesbanen og den blå viseren representerer posisjonen til et referansepunkt på hånden. Håndleddsrotasjonen styres normalt av en fritt roterende aktuator uten endepunkter, bevegelsesbanen representeres derfor av en sirkel. Den blå viseren beveger seg rundt sirkelen så lenge pådraget til motoren tilsier det, retningen bestemmes av fortegnet til pådraget. Åpne/lukke bevegelsen til håndleddet er begrenset med endepunkter og bevegelsesbanen til simulatoren utgjør bare en del av en sirkel. Når den blå viseren når en av endepunktene, vil den bli stående der til et nytt pådrag gis. Utgangsverdien ble i tillegg skrevet ut på skjermen, slik at brukeren kunne skille mellom ingen bevegelse og et pådrag i endeoposisjon. Når simulatoren kjører oppdateres posisjonen til viserne dynamisk. Hastigheten til viserne bestemmes av verdien til

pådraget, et høyere pådrag fører til en raskere endring av posisjonen. Hastigheten til det simulerede håndleddet og åpningsvinkelen vil være proporsjonal med spenningsverdien som sendes til protesen.



Figur 6.5: Simulator for håndleddsrotasjon og åpningsvinkel til protesehånd.

Prosessering og modellgenerering

Python er godt egnet til ML og støtter mange effektive verktøy for dataanalyse. For å filtrere signalene ble filterfunksjonene i *scipy* biblioteket tatt i bruk. *Sklearn* ble importert for å generere regresjonsmodellen og utføre kryssvalidering. Mens *matplotlib* brukes for visualisering av resultatene. I tillegg til dette ble egendefinert kode skrevet for å blant annet sette sammen testfilene til forsøk, kalibrere kraftmålingene, skalering og sammenstilling av komponentene til et grensesnitt. Modulbasert kode var i fokus slik at enkelte deler og funksjoner i systemet kan byttes ut, uten å påvirke resterende kode.

6.5.5 Lagring av dataen

Etterhvert som signaler leses fra de analoge inngangene, blir dataen skrevet til en fil for lagring. Filen består av en tabell hvor hver rad representerer signalene fra en inngang og hver kolonne representerer en sampling. I tillegg til å lagre signalene fra MMUene, lagres også spenningsverdien som sendes til protesen og ved hvilket tidspunkt denne endres. Filnavnene ble generert basert på dato og tidspunkt innsamlingen foregikk, for å ha oversikt over hvilken test det gjelder og hvilke av filene som hører sammen i et forsøk. For å kunne studere hendelser i ettertid ble det gjort videoopptak av en del av forsøkene som fanger opp brukerens bevegelser og simulatoren.

6.6 Testing av systemet

Responstiden til alle bevegelsene og optimale verdier for dødsonefilter vil være aktuelt å vurdere når systemet skal testes i sanntid, men er utelatt i denne offline analysen. Resultatet av treningen presenteres ved å teste modellene på usett data og sammenligne estimatet med referanseverdien. All tilgjengelig data ble brukt når prediksjonene studeres. To ulike kombinasjoner av sett ble brukt for å illustrere at de varierer basert på valgte sett. Prediksjonene til et tilsvarende grensesnitt som kun benytter seg av enten EMG eller FMG inkluderes for å sammenlignes med det multimodale grensesnittet. Det ble fokusert på det multimodale grensesnittets stabilitet over tid. Hvordan ytelsen endres ved ulike datamengder og kombinasjoner av forsøk i de ulike settene studeres. Kombinasjonene som studeres er:

- Trene med forsøk 1-3 og teste med ett forsøk fra påfølgende dager. Undersøker hvordan ytelsen endrer seg hvis man tester en dag og trener den samme eller påfølgende dager.
- Legge til mer data i settene: trene med forsøk 1-4, testes med ett eller begge forsøkene fra påfølgende dager. Utføres for å se hvordan mer tilgjengelig data påvirker ytelsen over tid.
- Redusere datamengden i settene: trene med begge forsøkene fra dag 2, teste med ett eller begge forsøkene fra påfølgende dag. Utføres for å se hvordan mindre tilgjengelig data påvirker ytelsen over tid.
- Trene med forsøk 1-6 og teste med ett eller begge forsøkene fra den siste dagen. Ønsker å studere innvirkningen det siste forsøket har på ytelsen. I tillegg til å se hvordan ytelsesreduksjonen fra trening til testing endres når data fra flere dager inkluderes under systemtreningen.
- Bruke all tilgjengelig data, men variere hvilke to etterfølgende forsøk som danner testsettet. Utføres for å undersøke ytelsen ved flere kombinasjoner av sett.

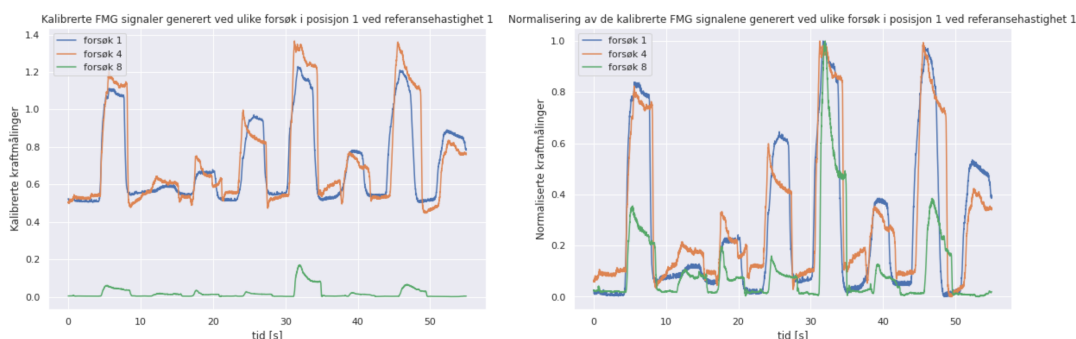
Hvordan transientene, eller brukerens reaksjonstid, påvirker prediksjonene ble også studert. Det ble utført ved å ekskludere noen samplinger som representerer det transiente signalet fra systemtreningen og utføre de samme testene som nevnt over. To tilfeller ble undersøkt: først ble 100ms av signalet fjernet når et nytt pådrag ble gitt, deretter ble 500ms fjernet.

Kapittel 7

Resultater

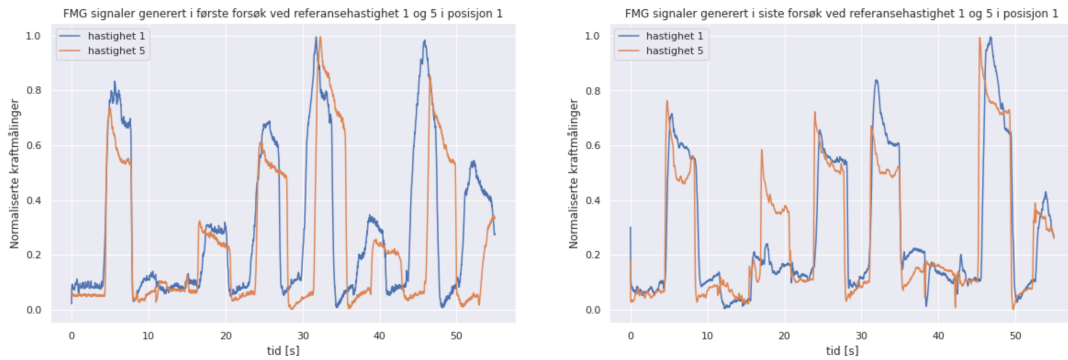
7.1 Variasjon i kraftmålinger

Til venstre i figur 7.1 vises en kalibrert kraftmåling i første, fjerde og siste forsøk. Alle signalene er hentet fra samme kraftsensor og korresponderer til signalene generert i P1 ved hastighet 1. Alle målingene ble skalert mellom 0 og 1 for å kompensere for de store forskjellene i sensorens arbeidsområde ved de ulike forsøkene, resultatet sees i grafen til høyre.



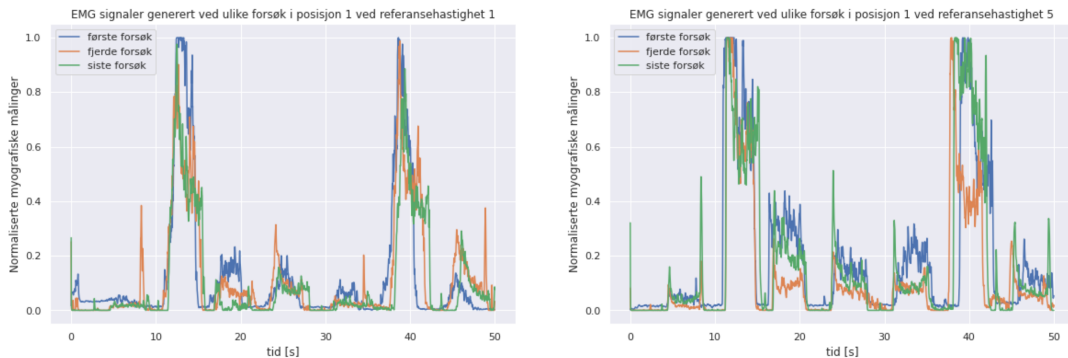
Figur 7.1: Grafen til venstre viser en kalibrert kraftmåling som ble samlet inn i første, fjerde og siste forsøk. Alle tre signalene ble samlet inn når armen hang ned langs siden og hastighet 1 ble brukt som referanse. Til høyre vises en skalert versjon av de kalibrerte målingene.

Figur 7.2 viser forskjellen mellom kraftmålingene som ble generert i P1 ved hastighet 1 og 5 i det første og siste forsøket. Det tar lengre tid for brukeren å oppfatte den raske bevegelsen i det første forsøket. Det genereres kraftsignaler med ganske lik styrke til tross for ulik hastighet, amplituden til kraftsignalene endres mellom forsøkene. Signalene drifter vekk fra nullinjen i det siste forsøket, en brattere fallkurve kan også sees.



Figur 7.2: En sammenligning av kraftmålingene som produseres i første og siste forsøk med armen hengende ned langs siden og hastighet 1 og 5 som referanse.

7.2 Variasjon i myografiske målinger



Figur 7.3: En skalert myografisk måling som ble samlet inn i første, fjerde og siste forsøk, alle tre signalene ble samlet inn når armen hang ned langs siden. Hastighet 1 og 5 ble brukt som referanse.

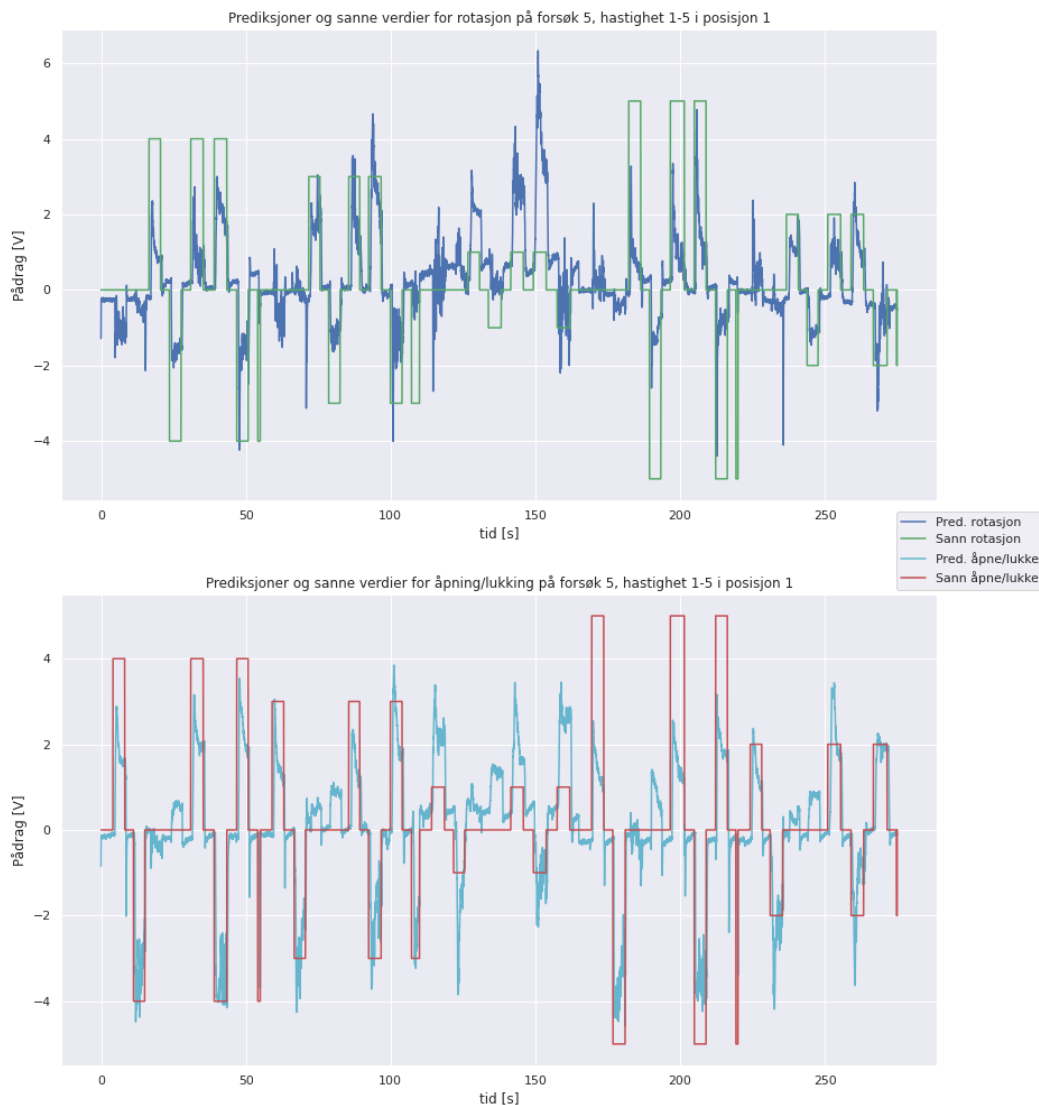
Variasjon over tid oppstår også i de myografiske målingene, figur 7.3 viser hvordan EMG signalet fra MMUen plassert medialt varierer fra forsøk 1, til det fjerde og det siste forsøket. Alle signalene ble samlet inn i P1 ved hastighet 1 eller 5. Signalamplituden varierer noe fra forsøk til forsøk. Det genereres høyere amplituder ved hastighet 5 enn 1. Utslagene rundt 10s og 20s er like høy ved begge hastighetene, men ved hastighet 5 holdes den høye verdien lengre.

7.3 Resultat av systemtrening

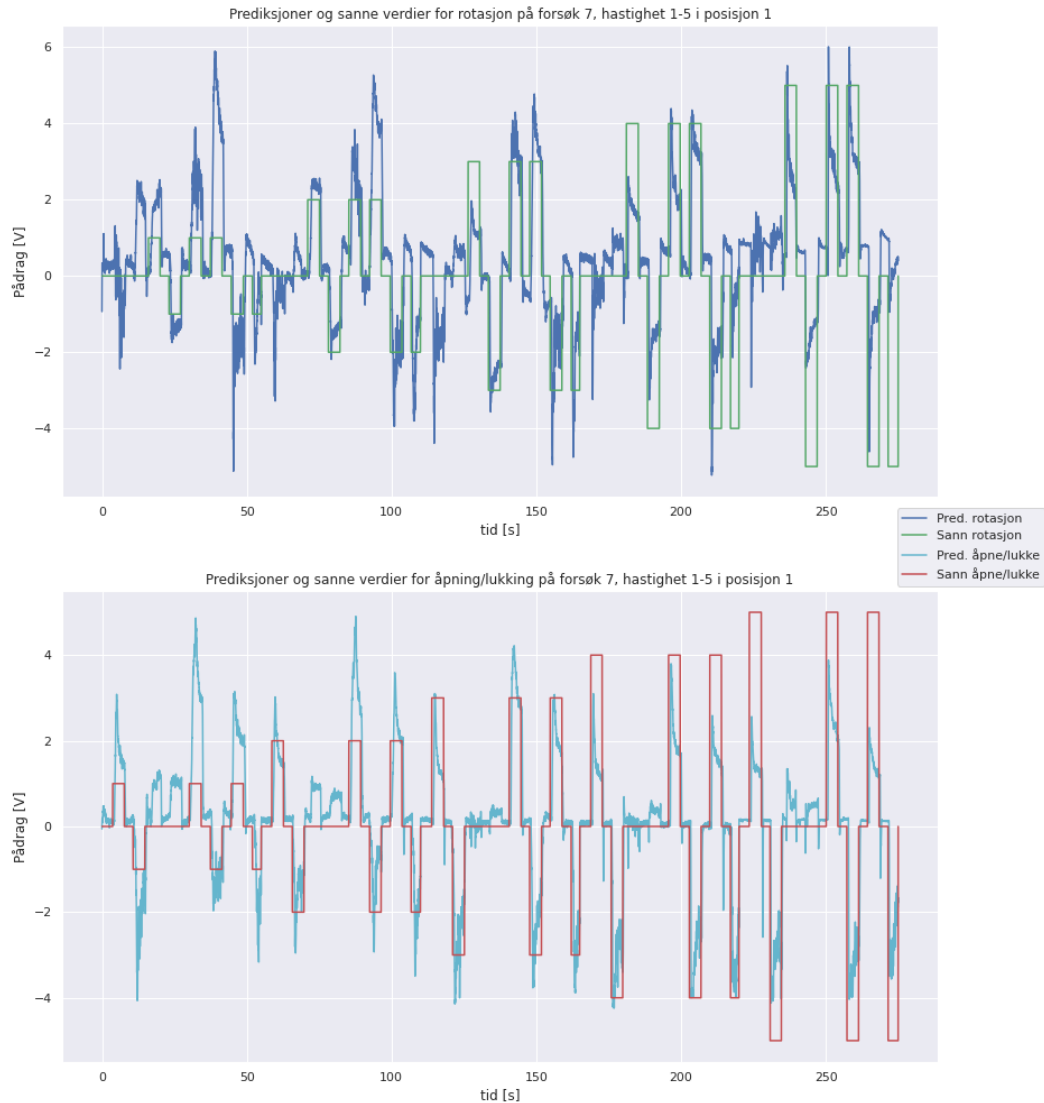
7.3.1 Systemets prediksjoner

Det multimodale styringssystemets prediksjoner ved de ulike hastighetene når armen befinner seg i P1 sammenlignes med de sanne pådragsverdiene i figurene 7.4 og 7.5. Førstnevnte er trent

med data fra første og siste dag, før den testes med data fra den andre dagen. Sistnevnte er trent med data fra de to første dagene og testes med data fra den siste dagen. Gjentakende i figur 7.4 er for høye prediksjoner ved lave pådragsverdier og for lave ved høye pådragsverdier. Lignende observasjoner kan sees i figur 7.5, men modellen ser ut til å gjøre det noe bedre på de høye verdiene og noe dårligere på de lave verdiene. Når hensikten kun er å aktivere den ene frihetsgraden, oppstår det i begge tilfeller en del uønsket pådrag i den andre frihetsgraden. Den bratte fallkurven som fremstod i signalene gjenspeiles i prediksjonene.



Figur 7.4: De sanne pådragsverdiene til begge frihetsgradene, med de korresponderende prediksjonene gjort av modellen når armen hang rett ned langs siden i forsøk 5. Modellen genereres med data fra forsøk 1-4 og 7-8, før den testes med data fra forsøk 5-6.



Figur 7.5: Grafen viser de sanne pådragsverdiene til begge frihetsgradene, med de korrespondende prediksjonene gjort av modellen når armen hang rett ned langs siden i forsøk 7. Modellen genereres med data fra forsøk 1-6 og testes med data fra forsøk 7-8.

Grensesnittets estimat på forsøk 7 når alle signaler brukes, kun EMG og kun FMG, er inkludert i figurene 7.6 og 7.7. Figurene viser prediksjoner av de sanne pådragsverdiene 1 og 5 i P1. De tre modellene blir navngitt etter signalene de bruker og kalles heretter MMU, EMG og FMG systemet.

Prediksjonene gjort av EMG systemet er svært støyete ved muskelkontraksjoner, men holder seg stabil når hensikten er å holde protesen i ro. Ved både åpning og lukking av hånden predikterer EMG systemet pådrag på pronasjon. Ved den lave hastigheten sliter det ekstremt med å estimere rotasjonsbevegelsen, mens den delvis lykkes med pronasjon ved hastighet 5. Når kom-

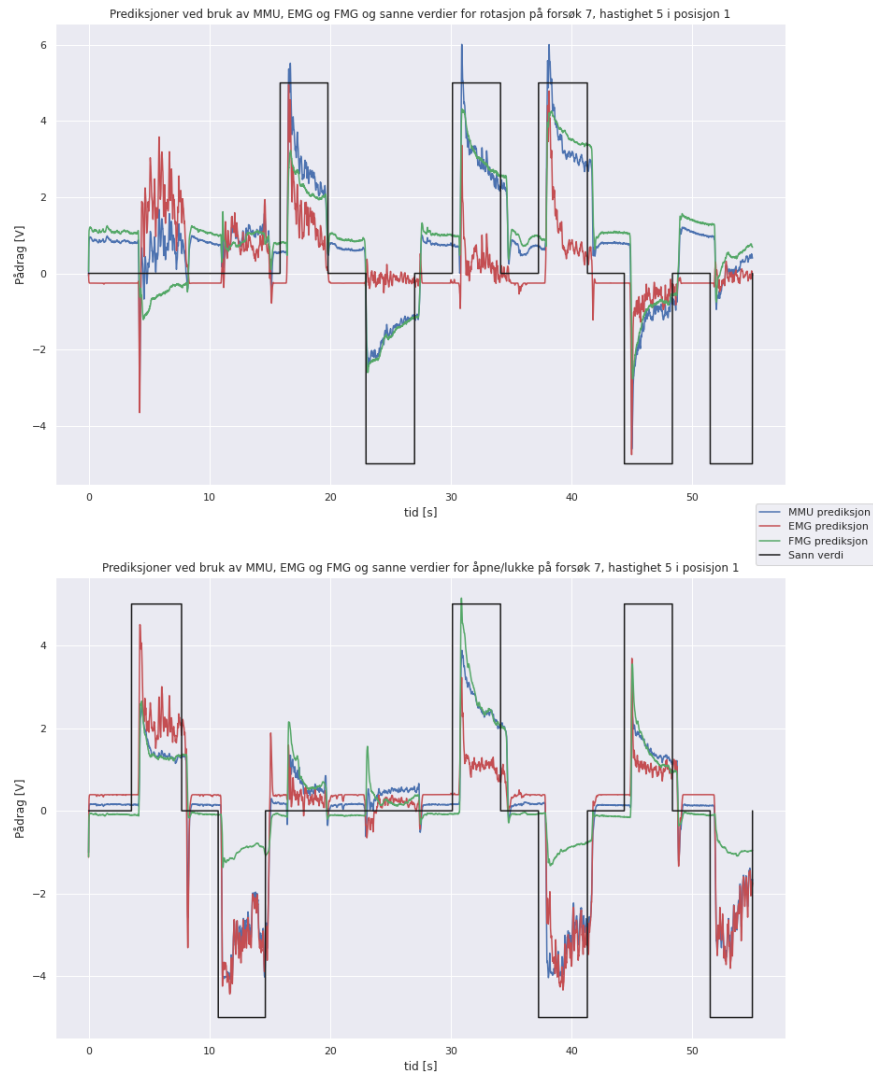
binasjonsbevegelser utføres resulterer det i svært varierende estimeringer og for høye verdier for åpne/lukke ved hastighet 1. Ved kombinasjonsbevegelser i hastighet 5 gjør systemet høye utslag for håndleddsrotasjon, men de holdes ikke gjennom utførelsen. For åpne/lukke holdes den jevnere gjennom bevegelsen, men estimatet er for lavt.



Figur 7.6: Grafen viser de sanne pådragsverdiene til begge frihetsgradene, med de korrespondende prediksjonene av hastighet 1 i forsøk 7.

FMG systemet oppnår mer stabile estimeringer. Nullinjen til frihetsgraden som styrer håndleddsrotasjonen har feil offsett og ligger på ca 1V. Dette systemet gir utslag på supinasjon ved lukking av hånden og pronasjon ved åpning av hånden. Når hensikten er å rotere hånden estimerer den også at hånden skal lukke. Systemet som baserer seg på kraftmålinger lykkes med å detektere supinasjon. Alle utgangsverdiene som predikteres for FMG systemet er for lave ved hastighet 5.

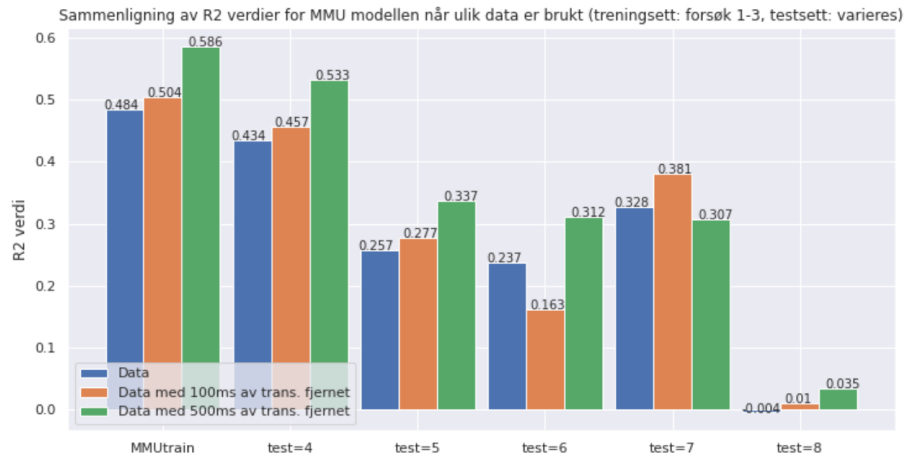
Ved MMU systemets prediksjoner observeres lignende som de to andre systemene. Nullinjen havner for høyt for håndleddsrotasjonen. Deler av prediksjonene er støyete, men ikke i like stor grad som for EMG systemet. Spesielt ved lave hastigheter oppstår det uønsket pådrag på begge frihetsgradene når hensikten er å bevege kun den ene. Ved kombinasjonsbevegelsene lykkes MMU systemet bedre enn de to andre ved hastighet 5. Hvilket av de tre systemene som yter best avhenger av bevegelsestypen som utføres og hastigheten den utføres i.



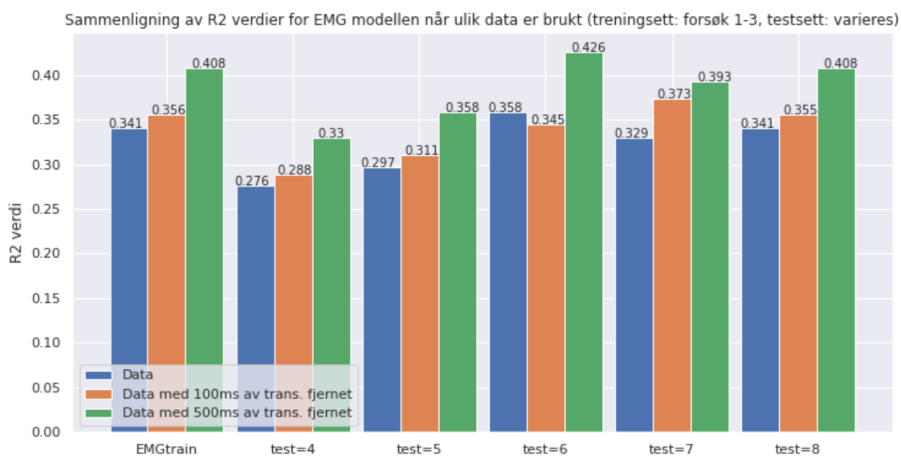
Figur 7.7: Grafen viser de sanne pådragsverdiene til begge frihetsgradene, med de korrespondende prediksjonene av hastighet 5 i forsøk 7.

7.3.2 Effekten av valgt trening- og testsett

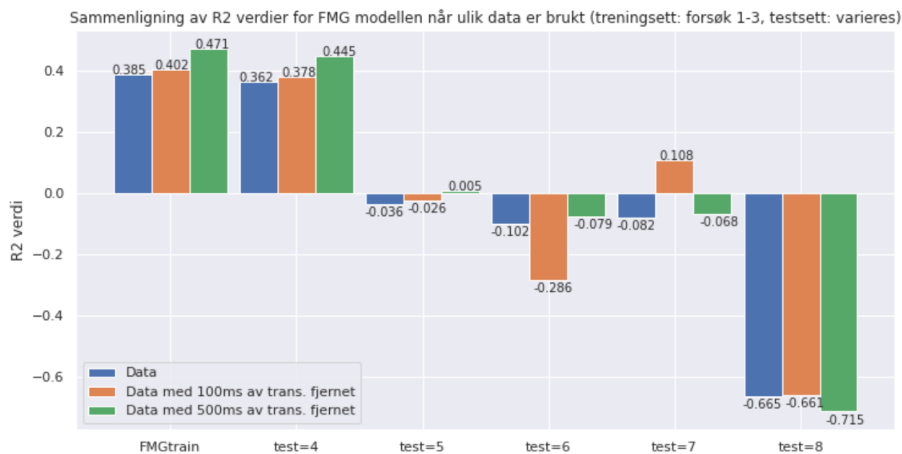
Hvilke forsøk som danner de ulike settene påvirker ytelsen til de tre systemene. Videre presenteres resultatene ved ulike kombinasjoner av størrelser og data i settene. Modellene er generert med data hvor alle samplinger er inkludert, resultatene presenteres i de blå søylene i kommende figurer. Resterende søyler i figurene presenteres i 7.3.3.



Figur 7.8: MMU systemets R2 verdier når modellen trenes med deler av dataen samlet inn den første dagen (forsøk 1-3) og testes med data samlet inn samme dag, neste dag og to dager etterpå. Søylenes representerer datasett hvor alle samplinger er inkludert og hvor deler av transientene er utelatt.



Figur 7.9: EMG systemets R2 verdier når modellen trenes med deler av dataen samlet inn den første dagen (forsøk 1-3) og testes med data samlet inn samme dag, neste dag og to dager etterpå. Søylenes representerer datasett hvor alle samplinger er inkludert og hvor deler av transientene er utelatt.



Figur 7.10: FMG systemets R2 verdier når modellen trenes med deler av dataen samlet inn den første dagen (forsøk 1-3) og testes med data samlet inn samme dag, neste dag og to dager etterpå. Søylene representerer datasett hvor alle samplinger er inkludert og hvor deler av transientene er utelatt.

R2 verdiene til modellene som genereres av de tre systemene med alle samplinger fra forsøk 1-3 som treningssett vises i figurene 7.8, 7.9 og 7.10. Den prosentvise nedgangen fra modellenes R2 verdier på treningssettet til de ulike testsettene presenteres i tabell 7.1.

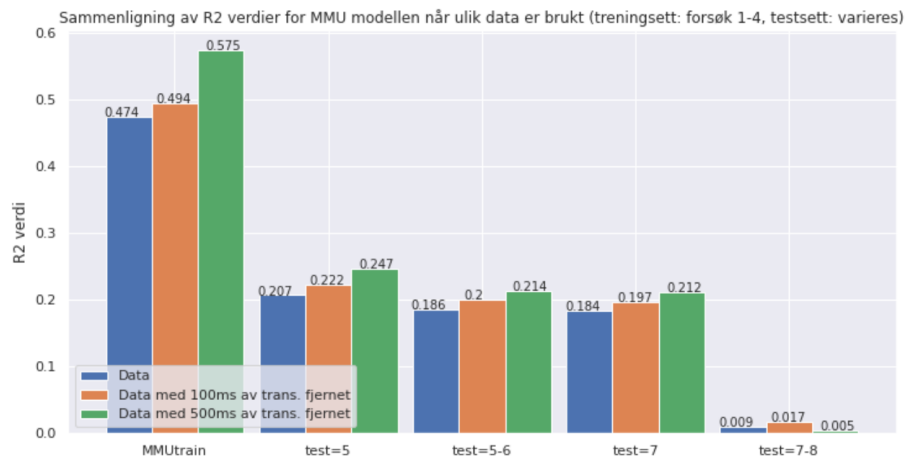
Tabell 7.1: Prosentvis nedgang i R2 verdi fra treningssettet (forsøk 1-3) til testsettene når alle samplinger er inkludert i dataen, basert på resultatene i figurene 7.8, 7.9 og 7.10.

system (reduisert trans.)/ testsett	Forsøk 4	Forsøk 5	Forsøk 6	Forsøk 7	Forsøk 8
MMU	10.33	46.90	51.03	32.23	100.82
MMU (100ms)	9.33	45.04	67.66	24.40	98.02
MMU (500ms)	9.04	42.49	46.76	47.61	94.03
EMG	19.06	12.90	-4.99	3.52	0.0
EMG (100ms)	19.10	12.64	3.09	-4.77	0.28
EMG (500ms)	19.12	12.25	-4.42	3.68	0.0
FMG	5.97	109.35	126.49	121.30	272.73
FMG (100ms)	5.97	101.05	171.14	73.13	264.43
FMG (500ms)	5.52	98.94	116.77	114.44	251.80

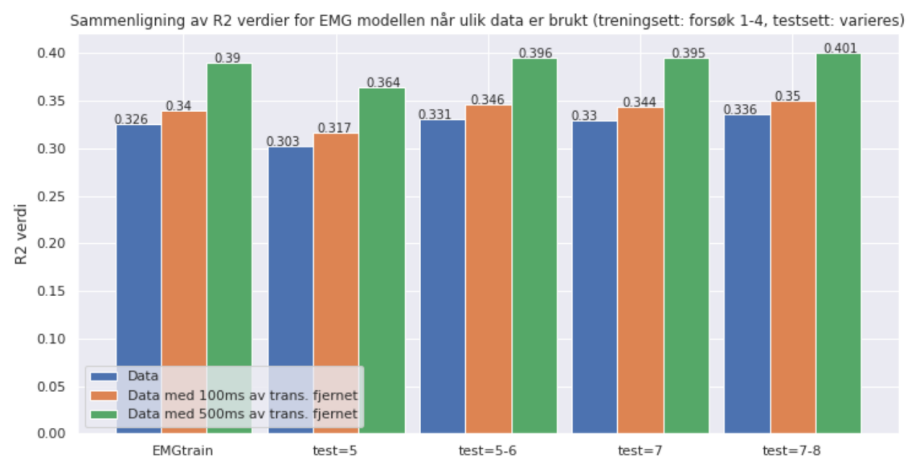
Tabell 7.1 indikerer at FMG systemets ytelse er mest stabil når systemet trenes og testes samme dag, etterfulgt av MMU og EMG. Figurene 7.8, 7.9 og 7.10 viser at MMU systemet har bedre ytelse på både trening- og testsettet enn de to andre systemene, selv om den prosentvise nedgangen er større enn for FMG systemet. Hvis systemet trenes påfølgende dag eller to dager etterpå øker ytelsesreduksjonen drastisk for MMU og FMG systemene, men forbedres for EMG systemet.

Figurene 7.11, 7.12 og 7.13 viser ytelsen til systemet når alle fire forsøkene fra dag en ble brukt

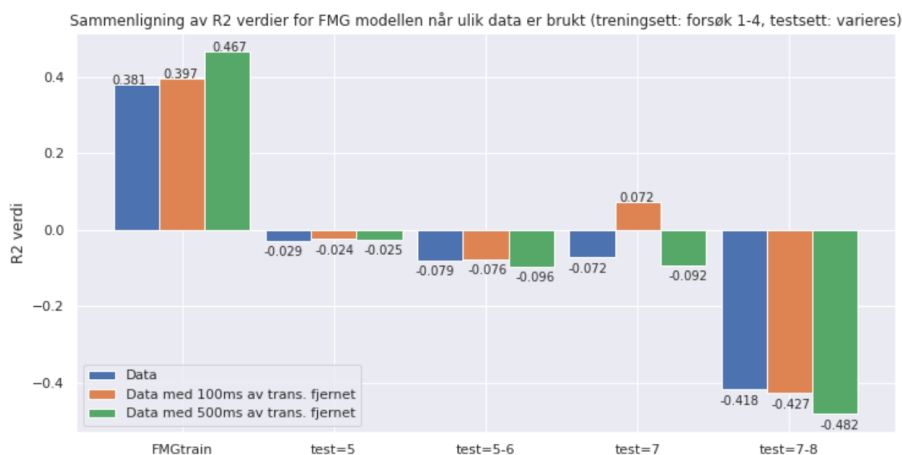
som treningssett og testsettets datamengde varieres fra å bruke all eller deler av dataen fra påfølgende dager. Tabell 7.2 presenterer den prosentvise nedgangen i R2 verdi. Når datamengden i treningssettet økes og datamengden i testsettet fremdeles tilsvarende ett forsøk, reduseres ytelsen til MMU systemet ytterligere både den påfølgende dagen og to dager etter. EMG og FMG systemet yter derimot noe bedre begge dagene. Gjengående for EMG systemet med begge kombinasjoner for treningssett, er at systemet yter bedre to dager etterpå enn påfølgende dag. Merk at dette er sammenlignet med ytelsesreduksjonen i tabell 7.1. Hvis man øker datamengden i begge settene reduseres ytelsen til MMU og FMG systemene ytterligere, mens EMG systemets ytelse forbedres.



Figur 7.11: MMU systemets R2 verdier når modellen trenes med dataen samlet inn den første dagen (forsøk 1-4) og testes med data samlet inn neste dag og to dager etterpå.



Figur 7.12: EMG systemets R2 verdier når modellen trenes med dataen samlet inn den første dagen (forsøk 1-4) og testes med data samlet inn neste dag og to dager etterpå.



Figur 7.13: FMG systemets R2 verdier når modellen trenes med dataen samlet inn den første dagen (forsøk 1-4) og testes med data samlet inn neste dag og to dager etterpå.

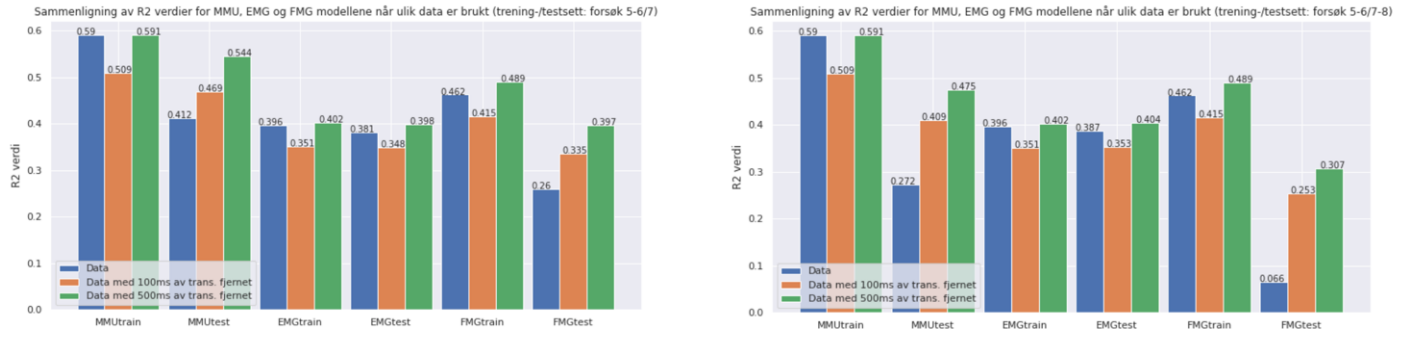
Tabell 7.2: Prosentvis nedgang i R2 verdi fra treningssettet (forsøk 1-4) til testsettene, basert på resultatene i figurene 7.11, 7.12 og 7.13.

system/ testsett	Forsøk 5	Forsøk 5-6	Forsøk 7	Forsøk 7-8
MMU	56.32	60.76	61.18	98.10
MMU (100ms)	55.06	59.51	60.12	96.56
MMU (500ms)	57.04	62.78	63.13	99.13
EMG	7.06	-1.53	-1.23	-3.07
EMG (100ms)	6.76	-1.77	-1.18	-2.94
EMG (500ms)	6.67	-1.77	-1.53	-2.82
FMG	107.61	120.73	118.90	209.71
FMG (100ms)	106.05	119.14	81.86	207.56
FMG (500ms)	105.36	120.55	119.70	203.32

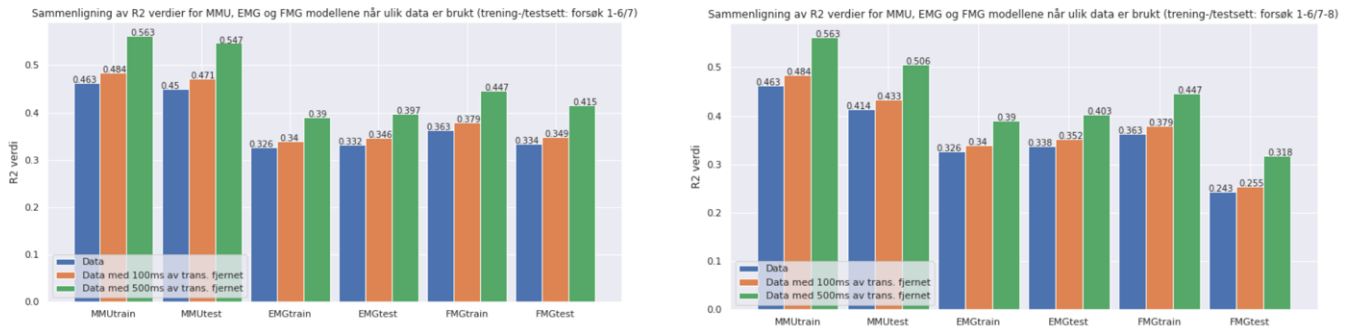
Mengden data i treningssettet ble redusert i figur 7.14, her forsøkes det å trene med begge forsøkene fra dag to og teste med kun det første og begge forsøkene fra dag tre. Legg merke til MMUens høye R2 verdi for treningssettet. En annen bemerkning er ytelsesreduksjonen som fremtrer når forsøk 8 blir lagt til i testsettet.

Resultatene når modellene trenes med data fra to dager presenteres i figur 7.15. FMG systemets ytelse påvirkes mest negativt av å inkludere forsøk 8 i testdataen. Reduksjonen er betraktelig lavere når modellen trenes på mer data enn tidligere.

Til slutt ble ytelsen vurdert dersom all tilgjengelig data brukes. Tabell 7.3 oppsummerer modellens R2 verdier på trening- og testsett når EMG og FMG signaler brukes alene og når de kombineres i den samlokaliserte multimodale løsningen. Resultatene viser at systemet som bruker den multimodale løsningen yter bedre enn de to andre systemene ved alle de valgte kombinasjonene av testsett, med unntak av ett tilfelle.



Figur 7.14: Systemets R2 verdier når modellen trenes med data fra dag to og testes med all eller deler av dataen fra dag 3.



Figur 7.15: Systemets R2 verdier når modellen trenes med data fra de to første dagene og testes med all eller deler av dataen fra dag 3.

Tabell 7.3: R2 verdiene til systemet ved bruk av all tilgjengelig data fra de 8 forsøkene, men med ulike kombinasjoner av sett.

Testsett/ R2 verdi	MMUtrain	MMUtest	EMGtrain	EMGtest	FMGtrain	FMGtest
1-2	0.480	0.308	0.374	0.363	0.301	0.125
2-3	0.465	0.431	0.375	0.362	0.286	0.300
3-4	0.446	0.444	0.381	0.353	0.275	0.260
4-5	0.454	0.459	0.337	0.351	0.268	0.346
5-6	0.447	0.460	0.366	0.393	0.279	0.267
6-7	0.453	0.459	0.367	0.385	0.293	0.208
7-8	0.463	0.440	0.367	0.386	0.308	0.137

7.3.3 Transientens påvirkning

For å delvis kompensere for reaksjonstiden til brukeren og det transiente signalet som oppstår, ble 100ms og 500ms av signalet fjernet hver gang et nytt pådrag ble gitt. Resultatene representeres av henholdsvis de oransje og grønne søylene i figurene 7.8-7.15. De korresponderende prosentvise ytelsesnedgangene i figurene 7.8-7.13 legges frem i tabellene 7.1 og 7.2.

Det samme mønsteret til systemenes stabilitet kan sees på tvers av andelen samplinger som fjernes fra datasettet, med noen få avvik. Desto mer av transienten som fjernes, desto høyere ytelse oppnås ved trening av alle tre modellene. Systemene EMG og MMU lykkes med høyere ytelse på testsettene, mens FMG systemet oppnår dette i de tilfelle R^2 verdien er positiv. Ved lite tilgjengelig treningsdata i figur 7.14 minskes ytelsesreduksjonen fra trening- til testsettet når transientene fjernes, sammenlignet med dataen som inkluderer alle samplinger. Ytelsesreduksjonen er relativt lik for de to tilfellene hvor transienten fjernes. Når alle tilgjengelige forsøk inkluderes i figur 7.15 reduserer alle tre modellene, ved alle tre datatypene, generaliseringsgapet ytterligere. Ytelsen forbedres jo større del av transientene som fjernes.

7.4 Funksjonsspesifisering

Tabell 7.4 indikerer hvilke av kravene i funksjonsspesifiseringen som er oppfylt.

Tabell 7.4: Oversikt over hvilke punkter i funksjonsspesifikasjonen som er oppfylt

Id	Krav	Type	Oppfylt	Kommentar
K1	Bruke minst to sensor modaliteter	Skal	JA	Tar i bruk elektroder og kraftsensorer
K1.1	Bruke SEMG	Skal	JA	
K1.2	Enkelt å legge til nye typer sensorer	Bør	DELVIS	Se diskusjonen
K1.3	Dataauthenting fra brukeren	Skal	JA	Ved hjelp av MMU
K1.3.1	Fungere i sanntid	Skal	JA	Selve uthenting, ikke prosesseringen
K1.3.2	Lese fra flere sensorer simultant	Skal	JA	
K1.4	Data fra/til protesen tilgjengelig i sanntid	Bør	NEI	Kun ved bruk av PGT
K2	Styre to DOFs	Skal	JA	Åpne/lukke og rotasjon av håndledd
K2.1	Proporsjonalstyring	Skal	JA	Begrenses av modellytelsen
K2.2	Simultanstyring	Bør	JA	Begrenses av modellytelsen, preget av feilaktivering
K2.3	Responstid < 200ms	Bør	NEI	Ikke aktuell ved offline analyse
K3	Modulbasert kode	Skal	DELVIS	Det er fokusert på det, men vanskelig å gjennomføre optimalt
K3.1	Funksjon for å ta inn signaler fra flere modaliteter	Bør	NEI	Se diskusjon
K3.2	Støtte flere styringsstrategier	Bør	NEI	Ble ikke prioritert
K4	Feste sensorene på armen	Skal	JA	
K4.1	Hardt underlag	Skal	JA	
K4.2	Krummes etter formen på armen	Skal	DELVIS	Tatt utgangspunkt i omkretsen til armen, men ikke dens ovalitet
K4.3	Ha justerbar størrelse	Bør	DELVIS	
K4.4	Ha flere mulige sensorplasseringer	Skal	JA	
K5	Mulighet for å karakterisere grensesnittet	Skal	JA	

Kapittel 8

Diskusjon

8.1 Vurdering av systemets treningsstrategi

Selv om den ene frihetsgraden til protesen fremdeles fungerte, ble det besluttet å utføre hele treningen fra en simulator for å minimere den kognitive belastningen til brukeren. Alternativet ville vært å trene åpne/lukke bevegelsen med PGT, mens håndleddsrotasjon og kombinasjonen av rotasjon og åpne/lukke ble gjort i simulatoren. Dette krever at brukeren klarer å fokusere to steder. Eventuelt kunne man gått over til SGT med animasjoner av bevegelsene.

8.1.1 Begrensninger med simulatoren

Simulatoren er laget på en slik måte at det på forhånd var bestemt hvor lenge et pådrag skulle gis og dermed hvor langt viseren måtte flytte seg. Det ble besluttet å implementere det på denne måten fordi testpersonen også er operatøren av treningsstrategien. Det var derfor ønskelig å unngå at testpersonen manuelt måtte skrive inn nye pådrag samtidig som datainnsamlingen foregikk. I tillegg var det besluttet at hvert pådrag skulle utføres i ca 3 sekunder før neste bevegelse ble aktivert og at den samme bevegelsessekvensen skulle brukes hver gang. Den implementerte simulatoren fungerer derfor tilstrekkelig til ønsket formål. En mer fleksibel løsning ville vært at posisjonsviseren fortsatte å bevege seg med konstant hastighet helt til den mottok et nytt pådrag, uten å måtte spesifisere hvor langt den skulle flyttes. Slik kunne simulatoren skalert til flere hastigheter og ulik lengde på bevegelsespådraget.

8.1.2 Forsinkelser i systemet og transientens betydning

I et protesesystem har man flere potensielle kilder til forsinkelser. Motoren har en treghet og dens akselerasjon vil opptre som en forsinkelse i systemet. Simulatoren som erstattet MC hånden neglisjerer denne faktoren i analysen, da simulatoren reagerer momentant. Ved bruk av PGT

blir ikke brukeren varslet før bevegelsene starter, dette produserer en forsinkelse tilsvarende reaksjonstiden til brukeren. De transiente signalene som samles inn kan føre til høyere feilrater ved offline analyser, sammenlignet med SGT [3]. Lock et al. [7] mener derfor at det ikke er ideelt å ta i bruk alle de innsamlede myoelektriske signalene i treningsdataen og et ekstra prosesseringssteg er nødvendig for å kompensere for manglende brukervarsling ved PGT. Verdien til den myoelektriske aktiviteten under avslapping kan brukes til å beregne en terskelverdi som bidrar med to fordeler: dersom brukeren glemmer å aktivere muskler under en planlagt bevegelse, vil disse signalene bli ignorert. I tillegg til dette tilføres datasettene ekstra treningsdata for *ingen bevegelse*. Chicoine et al. [12] gjorde forsøk for å undersøke påvirkningen de transiente signalene har på en klassifiserer når en terskel brukes. De mener at signalene som tas opp i tidsrommet fra protesens aktivering til brukeren utfører korresponderende muskelkontraksjoner, ikke påvirker ytelsen negativt hvis de transiente signalene er under terskelverdien.

I det implementerte grensesnittet er det ikke lagt inn en terskel, men det ble samlet inn data når protesens var i ro. Ved fullverdig implementering av styringssystemet anbefales det å inkludere terskelverdien. Ved den offline analysen av dataen slik grensesnittet er implementert i dag, vil ikke terskelen ha samme effekt. Hver sampling fra brukeren linkes opp mot en sann pådragsverdi, denne pådragsverdien endrer seg basert på tidspunktet et nytt pådrag blir gitt og er uavhengig av signalet generert av brukeren ved det tidspunktet. Altså ville den sanne verdien vært det samme uavhengig om signalet var over eller under terskelen.

Pådraget til simulatoren blir gitt som et steg, men brukerens signaler vil gradvis økes til ønsket verdi oppnås. ved å fjerne både forsinkelsen i brukerens reaksjon og tiden det tar å nå et stabilisert signal, ønsker man å redusere effekten disse signalene har på parametrene i modellen. Utgangsverdien til regresjonen vil nemlig bli lavere hvis alle signalene inkluderes. For å undersøke transientens effekt på ytelsen blir det, istedenfor implementasjon av terskelverdi, fjernet noen samplinger fra den transiente delen av original dataen. Denne ytelsen blir sammenlignet med ytelsen som inkluderer alle samplinger. Hvor mange samplinger som fjernes må vurderes opp mot tiden det tar å nå en stabil verdi og krav til responstid i systemet. Dersom rekalkibrering av systemet ved bruk av PGT gjøres med de samme planlagte bevegelsene, vil brukeren over tid huske sekvensen og timingen av bevegelsene. Etterhvert som brukeren blir kjent med bevegelsessekvensen i treningsstrategien, vil trolig den transiente reaksjonsforsinkelsen avta, samtidig som kvaliteten og repeterbarheten til signalene over tid øker.

Et annet alternativ for å negligere effekten forsinkelsen og transienten har på ytelsen, er å endre pådraget i en sen dynamisk bevegelse fra en utgangsverdi til en annen. Dersom endringen i hastighet skjer langsomt nok, klarer brukeren å følge bevegelsen til protesens gjennom hele bevegelsesforløpet. Eventuelt er det også en mulighet å kombinere klassifisering og regresjon, hvor klassifisereren involveres i perioder hvor EMG signaler holder på å gå fra en fart til en annen. Slik kan man klassifisere hvor det transiente signalet befinner seg og ekskludere disse

verdiene i regresjonsanalysen. Uavhengig av valgt metode er poenget at man må finne en måte å bestemme når signalet har stabilisert seg, slik at regressoren får representative verdier til modellen. Dette må gjennomføres uten at det går på bekostning av den akseptable reaksjonstiden. Myoelektriske signaler er varierende av natur, noe som gjør det vanskelig å vurdere når signalet er stabilt.

PGT bidrar til en automatisk normalisering av det dynamiske området til signalene for hver bevegelse. Når flere hastigheter brukes under treningen, samles det inn muskelkontraksjoner med ulik intensitet og det skapes mer variasjon i datasettet. Dette kan bidra til økt robusthet i styringssystemet. En annen fordel med PGT er likheten mellom treningforholdene og forholdene under vanlig bruk. Likheten stammer fra at brukeren og armen aktivt beveges, samtidig som brukeren fokuserer på protesen og oppgaven som skal utføres. De innsamlede signalene fra PGT tar mer hensyn til armposisjon, bevegelse og vekten som protesen og armen kan bli utsatt for. I oppsettet er MC hånden plassert på bordet, vekten som protesen og armen kan bli utsatt for tas derfor ikke representativt i dette tilfelle. I [12] demonstreres det at inkluderingen av de transiente EMG signalene i treningsdataen førte til lavere klassifiseringsnøyaktighet, men brukerne fullførte en oppgave raskere enn en klassifiserer trent ved bruk av SGT. Mistanken om at treningsdataen fra PGT, som inneholder både steady state og transiente EMG signaler, generer data som mer nøyaktig gjenspeiler muskelaktiviteten under vanlig bruk av protesen forsterkes. Det var derfor ønskelig å bruke PGT til tross for muligens høyere feilrate ved den offline analysen. Slik kan treningsstrategien til grensesnittet brukes i senere faser av utviklingen.

8.1.3 Valgte bevegelser og armposisjoner

Det å trene systemet i flere armposisjoner kan være tungvindt for brukeren og det er derfor ønskelig å redusere antall treningsposisjoner. Fougner et al. [17] demonstrerte at forbedringen i ytelsen minket for hver ytterligere posisjon som ble lagt til. De viste også at det er viktig å ha variasjoner i vinkelen til albueleddet i treningssettet. Hvilke og hvor mange posisjoner som er optimalt å trene med for å oppnå en tilstrekkelig ytelse med kortere treningstid gjenstår i fremtidig arbeid. Siden treningsmetoden ikke er optimalisert, falt valget på å følge den opprinnelige metoden.

Hahne et al. [19] oppdaget at modellene generealiserte veldig godt til bevegelseskombinasjoner som ikke var inkludert i treningsdataen når logaritmen til variansen ble brukt som egenskap. De indikerer at hvis forholdet mellom egenskapen og frihetsgraden er lineært, vil det ikke være nødvendig å samle inn data for alle kombinasjoner av frihetsgrader. Antall bevegelseskombinasjoner øker betraktelig jo flere frihetsgrader som inkluderes. Siden grensesnittet i utgangspunktet er utviklet for to frihetsgrader og det ikke ble brukt samme egenskap som indikasjonen stammer fra, ble det besluttet å inkludere alle bevegelseskombinasjonene i treningsstrategien.

8.2 Designet hylse

Prototypen av hylsen fungerte godt, men noen forbedringer anbefales for videre bruk. Det var noe tungvindt og tidkrevende å bore nye hull hver gang sensorene skulle endre posisjon. Hvis mange sensorplasseringer skal undersøkes anbefales det å frese sporene som ble foreslått i 5.1. Hvis testpersonene er barn, vil man trolig oppleve at festene til sensorene krasjer litt og at man dermed ikke får plassert de akkurat der man ønsker.

Hylsen ble laget noe lang, men dette var hensikten slik at optimal sensorplassering på større områder potensielt kunne undersøkes. Dersom dette skal utføres i fremtiden må hylsen lages kon, da den var for stor distalt på armen. Hele hylsen hadde lik krumningsradius, noe en menneskearm ikke har. Dersom det er mulig å produsere en 3D modell av armen og tilpasse hylsen etter den, vil dette føre til enda bedre tilpasning.

Testpersonen opplevde likevel at hylsen satt godt på armen. Det ble brukt en brei stropp for å feste halvdelene sammen, istedenfor brikkene som var tenkt ut. Dette ble gjort for at testpersonen lettere skulle få av og på hylsen og stramme etter eget behov. Løsningen for å rotere sensorene fungerte svært godt.

8.3 Preprosessering

8.3.1 Filtrering og skalering

Utenom signalprosesseringen som foregår i selve elektroden ble det implementert et lavpassfilter og et notch filter. Et comb filter for å fjerne spesifikke frekvenser og et høypassfilter for å fjerne ytterligere støy kunne vært fordelaktig for å redusere variasjonen i signalene ytterligere. Stavdahl foreslo også å implementere et ulineært filter som gir en langsom respons på stabile signaler og en hurtig respons på raskere endringer i signalene. Dette kan redusere den negative effekten transientene har på estimeringsnøyaktigheten. Kalibrering og normalisering av signalene har vært viktig på grunn av den store variasjonen i området til målingene.

Variasjon i kraftmålinger

De store forskjellene i de kalibrerte FMG signalenes område kan tyde på at MMUens følsomhet varierer på tvers av forsøkene. Normalisering av signalene bidrar til å redusere forskjellene, men eliminerer de ikke. Karakteristikken til kraftmålerne ser ut til å endres over tid. En kjent svakhet med FSR er hysteres. Endringer i signalets amplitude og fallkurve etter en muskelkontraksjon kan skyldes ulik mengde luft i skumgummien som trenger tid for å sive ut. Dersom ustabilitet i designet fører til elektrodeforflytning, vil dette fanges opp av kraftsensorene og påvirke utgangssignalet. Små kraftendringer kan stamme fra den kjente svakheten til MMUen, nemlig friksjon

mellom elektroden og huset. Variasjonen kan i tillegg påvirkes av brukerens evne til å holde kontraksjonen lik gjennom hele bevegelsen og på tvers av forsøk. En annen variasjon som kan påvirke signalene er tidspunktet de samles inn på, i dette tilfelle er forsøk 8 alene om å bli samlet inn på kveldstid.

En usikkerhet som alltid vil være tilstede i systemet er brukerens hukommelse. Hukommelsen vil føre til variasjoner i hvor hardt musklene strammes ved hvert tilfelle. En mulighet for å redusere effekten er å måle objektivt kraften som oppstår ved en kontraksjon, for å gi brukeren en indikasjon når ønsket styrke på muskelkontraksjonen er nådd. For en person med manglende lem vil ikke en slik test være gjennomførbar. Den tilfeldige variasjonen som følge av sviktende hukommelse vil dermed være representativt for hva en protesebruker kan oppleve. Ved sann-tidsbruk kan variasjon i styrken til utgangssignalene kompenseres for ved å stramme eller redusere kontraksjonen ytterligere for å oppnå ønsket respons. Denne tilbakekoblingen eksisterer ikke ved offline analyse, som gjør det umulig å kompensere for hukommelsesfeil.

Testpersonen merket godt effekten av flere dager med datainnsamling når det siste forsøket ble gjennomført. Lengre pauser mellom testene og forsøkene anbefales for å neglisjere at utmattelse påvirker brukerens evne til å gjennomføre kontraksjonene som ønsket. Hvorvidt et forsøk ikke er representativt, for eksempel som følge av utmattelse, vil være vanskelig å avgjøre med den tilgjengelige dataen. I et større datasett vil det være lettere å avgjøre hvilke data som er utenforliggende og dermed neglisjere effekten de har på hyperparametrene i modellen.

Variasjon i myografiske målinger

Myografiske signaler er varierende av natur. I tillegg til de kjente problemene med SEMG påvirkes de myografiske målingene også av brukerens hukommelse. På tvers av de ulike forsøkene varierer amplituden noe. Til tross for variasjoner i målingene, ser man et skille mellom signalamplituden som genereres ved de ulike hastighetene. Denne forskjellen er viktig informasjon for regresjonsmodellen.

Alle usikkerhetene i systemet gjør det vanskelig å konkludere hvorfor variasjonene i målingene blir som de blir. Det vil være mye lettere å utføre klassifisering for å konkludere om muskelen strammes eller ikke, sammenlignet med å utføre regresjon for å si hvor mye musklene strammes. Den store variasjonen i målingene er dermed en problemstilling som er særs relevant for regresjonsmodeller.

8.3.2 Valg av features

Alle dimensjoner i funksjonsrommet ble normalisert til å ha enhetvarians. Dette er nyttig når parametrene til metoden avhenger av det numeriske området til funksjonene. Det ble ikke fokusert på generering og selektering av egenskaper i denne oppgaven, til tross for at dette er viktig

for modellytelsen. I [19] undersøkte de egenskapene varians, logaritmen til variansen og kvadratroten til variansen. De ulineære transformasjonene ble introdusert for å linearisere forholdet mellom EMG signaler og håndleddsvinkelen. Det gir derimot ikke mening og studere variansen i dette tilfelle, da rådataen til de elektromyografiske signalene ikke er tilgjengelig. Å finne en egenskap som lineært beskriver forholdet mellom de uavhengige og avhengige variablene vil være viktig for modellytelsen hvis en lineær modell brukes.

Ved å legge til egenskaper øker man kapasiteten til modellen. Generelt kan det være fristende å legge til mange egenskaper når modellen skal trenes. Dette gir et større hypotesesett å velge modell fra, men variansen og sjansen for overtilpasning øker. Dersom en modell har for lav kapasitet vil modellen undertilpasse, da hjelper det ikke å legge til mer og mer data i treningssettet. Modellen vil aldri kunne tilpasse den opprinnelige funksjonen dersom den har for lav kapasitet. Her ser man avveiningen mellom bias og varians. Dette er viktig å tenke over når egenskaper skal genereres og selekteres.

8.4 Intensjonstolkning

Det er viktig å holde trenings- og testsettene avskilt under generering og testing av regresjonsmodellen. Siden hvert forsøk ble individuelt skalert for å kompensere for variasjonene i kraftmålingene, ble det besluttet å beholde hele forsøk i settene for å unngå datalekkasje. Dersom et forsøk hadde blitt delt, hvor litt av dataen ble tildelt treningssettet og resterende data testsettet, ville modellen blitt optimistisk. Regresjonsmodellen er derfor opprettet med data fra flere hele forsøk.

8.4.1 Regresjonsmetodens egnethet

LR egner seg best når utgangsverdiene kan sees på som lineære kombinasjoner av dataen. De brukes ofte fordi lineære modeller er matematisk enkle. Ved sterkt korrelerte uavhengige variable vil modellen slite med å estimere regresjonskoeffisientene. Det vil være korrelasjon mellom målingene fra de ulike sensorene i dette tilfelle. Ulineære sammenhenger mellom målingene og hastighetene vil oppstå. Ulineære modeller kan dermed beskrive variasjonen i dataen bedre, men dette på bekostning av komputasjonstiden som er et viktig aspekt ved sanntidsbruk. Alternativt kan ulineære transformasjoner ved egenskapsgenereringen bidra til at den lineære modellen lykkes bedre. I [19] oppnår en LR modell en R^2 verdi på > 0.7 ved å linearisere forholdet mellom de uavhengige og avhengige variablene. R^2 verdien gir en indikasjon for andelen av variansen i den uavhengige variabelen som kan forklares av mappingen. Modellens evne til å lykkes med EMI er ikke overbevisende når de valgte egenskapene brukes.

8.5 Utgang: vurdering av resultatene

8.5.1 Systemets prediksjoner

Regresjonsmodellen ser ut til å gi for mye forsterkning på lave kontraksjoner og for lav forsterkning på sterkere kontraksjoner. En linearitet mellom muskelkontraksjon og ønsket pådragsverdi kan ikke garanteres når mennesker er involvert i prosessen. Testpersonen kan ha strammet musklene mer enn ønsket ved lave hastigheter. Som tidligere diskutert observeres det et skille mellom amplituden til EMG signalene generert ved hastighet 1 og 5, men kraftmålingenes amplitude ved de to hastighetene er ganske lik. Dersom en mer kompleks regresjonsmodell hadde blitt implementert og denne lyktes bedre med å ta hensyn til ulineariteten i systemet, kunne problemet med feil forsterkning blitt redusert.

Elektrodene fanger opp myoelektrisk aktivitet fra flere underliggende MUs. Signalamplituden som genereres ved muskelkontraksjon av de to frihetsgradene kan ligne. Dersom dette er tilfelle vil ikke systemet ha en måte å avgjøre om signalene stammer fra MUer tilknyttet den ene eller andre bevegelsen. Feile klassifiseringer deles inn i to grupper: type 1 og type 2 feil. Type 1 feil er falske positive predikteringer, mens type 2 feil er falske negative predikteringer. Særlig type 1 feil er ønskelig å minimere, da disse gjerne får større konsekvenser. For eksempel, hvis protesen brukes for å bære et tungt objekt og en falsk åpning av protesen detekteres, vil brukeren miste objektet og dette kan potensielt føre til person- og materielle skader. Hvis derimot brukeren prøver å åpne protesen, men mislykkes (falsk negativ), kan brukeren bare prøve en gang til. Dersom modellparametrene kan justeres for å begrense fremkomsten av falske positive prediksjoner, spesielt åpning av hånden, vil dette være fordelaktig.

Ved håndleddsrotasjon roterer radius omkring ulna, musklene som involveres når underarmsknoklene roterer i forhold til hverandre ligger helt innpå knoklene og er vanskelig å få tak i. Siden musklene ligger langt inn i armen, under annen muskulatur, vil signalene som oppfattes på hudoverflaten være svakere og vanskeligere å oppfatte. Ved rotasjon forflyttes musklene under elektrodene, ulineære sammenhenger mellom signalbidraget ved pronasjon og supinasjon oppstår. Sensorplasseringen vil påvirke hvor godt signalene oppfattes. Den tredje MMUen bidrar til å fange opp signaler fra muskelen som aktiveres under pronasjon, dette kan forklare hvorfor modellen lykkes bedre med å estimere pronasjon sammenlignet med supinasjon. Selv om de myoelektriske signalene fra musklene er vanskelig å fange opp, vil en volumendring oppstå når muskelen strammes. Denne volumendringen fanges opp av kraftsensorene og bidrar til at FMG systemet lykkes bedre med å detektere supinasjon enn EMG systemet. Offsetverdien til rotasjonsfrihetsgraden estimeres for høyt når kraftmålinger inkluderes i modellene. Dette kan skyldes endret følsomhet i kraftsensorene over tid eller forflytning av MMUene som fanges opp i målingene. Det er fordelaktig om skumgummien byttes ut med et mer robust materiale. For å redusere MMU forflytning er det viktig å sørge for at hylsen sitter godt på brukeren og at hylsen

plasseres likt på armen fra gang til gang. Opptegningen av streker bidrog til å redusere endringen av hylseplasseringen.

EMG signaler er svært tilfeldige av natur og påvirkes av hudfuktighet, bevegelser, positur, elektromagnetisk støy og andre faktorer. Disse tilfeldige variasjonene gjenspeiles i de varierende prediksjonene. Da det ble besluttet å bruke de filtrerte signalene direkte som egenskaper, ble ikke egenskapene beregnet i den anbefalte vindusstørrelsen. Å bruke hver sampling som input til modellen istedenfor å ta gjennomsnittsverdien av 20 samplinger, som tilsvarer en vindusstørrelse på 200ms med den brukte samplefrekvensen, fører til mer støyete prediksjoner og trolig en dårligere ytelse. Det estimerte signalet til EMG og MMU systemet ville blitt mer glatt hvis den anbefalte vindusstørrelsen ble tatt i bruk.

Hvilket system som yter best avhenger av hvilken bevegelse eller bevegelseskombinasjon som utføres, i hvilken hastighet den utføres og varigheten til pådragene. For å få et mer helhetlig bilde av ytelsen til systemene, blir ytelsen videre vurdert ut i fra systemenes R2 verdier. De gir oss et inntrykk av hvor gode predikteringene er på tvers av hele datasettet det testes på.

8.5.2 Effekten av valgt trening- og testsett

Hvordan trenings- og testsettene velges vil påvirke ytelsen til systemet. Flere interessante aspekter dukker opp i forbindelse med inndeling av settene. Dersom man trener en dag og tester dagen etter gir det vanligvis dårligere resultater enn dersom man trener og tester samme dag, grunnet større variasjon i dataen fra dag til dag. Et sentralt spørsmål vil være om degraderingen i ytelsen blir større eller mindre når man bruker systemet med alle MMU signalene kontra EMG og FMG signalene alene. Hvorvidt det multimodale systemet er mer stabilt over tid ble undersøkt.

Det har tidligere blitt vist at FMG er en god alternativ metode til EMG og kan gi bedre ytelse [2, 38]. Ved trening og testing samme dag ser man at dette er tilfelle. EMG systemet viste seg å gi bedre resultater over tid. Dersom elektrodestrykket mot huden endres på grunn av ustabilitet i hylsen, vil det virke inn på kraftmålingene. EMG signalene vil derimot være ganske upåvirket mot elektrodestrykket gitt at det er kontakt med huden. Forbedringen til EMG systemet over tid kan stamme fra småforflytninger av elektrodene på armen på tvers av forsøkene. Klokkeslettet forsøkene ble samlet inn på vil også påvirke de genererte signalene og dermed ytelsen til de ulike testsettene. Den drastiske ytelsesreduksjonen over tid til systemene som inkluderer kraftmålinger, henger sammen med aspekter tidligere diskutert i 8.3.1 og 8.5.1.

Mønsteret man ser over tid i tabellene 7.1 og 7.2 indikerer at EMG systemet er mest robust når tiden mellom trening og testsettet økes. Dersom man lykkes med å videreutvikle MMUen slik at variasjoner i kraftmålingene minker, vil det være interessant å se hvordan det påvirker MMU systemets stabilitet. Dersom MMUen skal brukes som den er i dag, indikerer resultatene at systemet burde trenes hver dag når lineær regresjon brukes. For eksempel ved å ta i bruk

gradient metoder og ta utgangspunkt i hyperparametrene til den originale modellen og trene inkrementelt på litt ny data. Slik får man utnyttet allerede tilgjengelig data. Alternativt kan man ta i bruk ML-teknikken transformert læring for å transformere dataen til et rom hvor den gamle modellen er gjeldene igjen.

Når størrelsen til treningssettet reduserer lykkes modellene bedre med å tilpasse seg dataen i settet og R^2 verdien øker. Ved å inkludere mindre data reduseres variasjonen i målingene og det blir lettere å tilpasse en modell. Til tross for at treningsfeilen reduserer vil dette føre til større sjans for overtilpassning. Ytelsesreduksjonen til testsettet blir markant ved MMU og FMG systemene jo mer data som inkluderes i testsettet, igjen viser EMG systemet seg stabilt. Dette antyder at det er kraftmålingene som er vanskeligst å estimere grunnet signalenes store variasjon over tid. Det er fordelaktig om mer data tildeles treningssettet for å fange opp flest mulige variasjoner og slik oppnå en lavere generaliseringsfeil. Merk at en modelltilpasning ikke nødvendigvis blir bedre av å legge til nye variabler, korrelasjonsegenskapene mellom variablene vil påvirke. Dersom det ene signalet har en støy som er veldig korrelert med det man faktisk vil måle, kan modelltilpasningen på treningsdataen bli god uten at modellen generaliserer godt til nye målinger. Dette kan muligens være grunnen til at MMU systemet får en større nedgang i ytelse enn de to andre systemene ved enkelte kombinasjoner av sett.

Den beste måten å forbedre modellytelsen på hvis kapasiteten er tilstrekkelig høy, er å øke mengden tilgjengelig data. Dette ble gjort i tabell 7.3, hvor det prøves ut syv ulike kombinasjoner av trening- og testsett med all dataen inkludert. Ved seks av tilfellene yter den multimodale løsningen bedre enn systemene som ikke bruker sensorfusjon, både på trening- og testdataen. Gitt at tilstrekkelig mengde data inkluderes for å trene modellen og tiden mellom trening og testing ikke er for lang, tyder resultatene på at den multimodale løsningen vil føre til bedre ytelse. Det hadde vært interessant å undersøke hvordan stabilitetsmønstrene og påvirkningen av valgte sett endres dersom enda mer data blir tilgjengelig for modellene.

8.5.3 Transientens påvirkning

På grunn av myoelektriske signaler sin naturlige variasjon er det vanskelig å avgjøre når systemet har stabilisert seg. Det ble besluttet å først fjerne 100ms av transientene fordi brukeren ikke vil oppfatte dette vinduet som en forsinkelse og dette trolig er den minst representative delen av muskelkontraksjonen. Dette bidrar til å redusere generaliseringsgapet til modellen. Den lineære regresjonen regner ut et estimat på hastigheten til motorene basert på amplituden til signalene. Dersom kun de stabiliserte signalene brukes under treningen forventes det at ytelsen blir bedre. I regresjonsmodellen ønsker man å gjøre en best mulig transformasjon mellom de avhengige og uavhengige variablene, denne transformasjonen blir mer presis hvis signalene er renere. I praksis ønsker man raskest mulig respons og dermed inkluderes transienten hvis den er over terskelverdien. Ved sanntidsbruk vil alle signaler mellom de stabiliserte amplitudene for

hastighetene være en lineær funksjon av denne transformasjonen. Brukeren skal ikke reagere på et utslag ved vanlig bruk av protesen, de skal selv ta initiativ til bevegelsen. For å undersøke dette ble det fjernet ytterligere samplinger fra dataen, 500ms av transiente ble tatt bort etter en visuell vurdering av tiden EMG signalene brukte på å jevne seg ut. Resultatene underbygger forventningene om at ytelsen blir bedre dersom kun de stabiliserte signalene brukes.

8.6 Kravspesifikasjon

Som vist i tabell 7.4 lykkes det implementerte grensesnittet med å ta i bruk to sensor modaliteter når den diskuterte MMUen brukes. Enheten består av elektroder og kraftsensorer og kombinerer dermed de to teknikkene SEMG og FMG. Det var ønskelig med et oppsett som gjorde det enkelt å legge til nye type sensorer. NI DAQ6211 har ikke flere tilgjengelige analoge innganger, men hvis man utvider kapasiteten til hardwaren kan flere sensorer legges til. Grensesnittet lykkes med å hente ut data fra brukeren i sanntid ved hjelp av MMUen, NI USB6211 og dens korresponderende Python bibliotek for lesing av signaler fra alle de 15 inngangene simultant. Merk at uthenting i sanntid gjelder selve dataen fra sensoren, ikke preprosesseringen og eventuell egenskaps generering/selektering. Det eksisterende Labview programmet i ITKs bibliotek oppfatter tilstanden til protesen i sanntid. Det implementerte Labview programmet i figur 6.4 gjør det også mulig å sende data til protesen i sanntid, men det er ikke lagt til funksjon for å tolke brukerens intensjon i sanntid og sende signaler til protesen basert på dette. Signalene som sendes i sanntid er dermed de som skrives manuelt til protesen ved PGT. Dette kravet må oppfylles når grensesnittet videreutvikles.

Det implementerte grensesnittet støtter styring av de to frihetsgradene åpne/lukke og rotasjon av håndledd. Den lineære modellen er implementert på en slik måte at proporsjonal og simultan estimering av begge frihetsgradene kan utføres, men resultatene har vist at nøyaktigheten til prediksjonene er begrenset. Modellen sliter med å estimere den laveste og høyeste hastigheten, i tillegg til at feilaktivering av frihetsgradene ofte oppstår. Det er ikke spesifisert ytelseskrav for systemet ved dette tidspunktet. Modellen må trolig forbedres for å bestå fremtidige ytelseskrav som stilles til proporsjonal og simultanstyring av frihetsgradene. Å undersøke responstiden til systemet er ikke aktuelt etter det ble besluttet å utføre offline analyse. Dette er dog et svært viktig krav å oppfylle ved fremtidig arbeid. Hvis ikke sluttbrukeren synes responstiden er tilstrekkelig, vil ikke styringssystemet lykkes i siste fasen av utviklingen.

Hvorvidt det lykkes med å skrive modulbasert kode er vanskelig å vurdere. Det er lagt ned mye fokus på at koden skal være funksjonsbasert, slik at man kan endre en del av grensesnittet uten at man må gjøre endringer i annen kode som følge av dette. Variabel- og funksjonsnavn er valgt slik at de er selvforklarende i størst mulig grad. Til tross for dette kan koden forbedres med å gjøre delene enda mer uavhengig og ved å legge inn feilhåndtering. Sistnevnte er ikke tatt hen-

syn til i det implementerte grensenettet. Dersom hardwaren støtter integrering av flere sensorer, vil det være enkelt å legge inn kodelinjer for å ta inn signaler fra disse modalitetene. Det er per nå ikke skrevet funksjons for å ta inn disse signalene eller behandle de. Hvilke type signaler det gjelder vil avgjøre om den eksisterende koden kan brukes som før, eller om ny kode for preprocessing og integrering må tilføres. Å utvikle et grensesnitt som støtter flere styringsstrategier ble ikke prioritert.

De valgte sensormodalitetene ble festet på armen ved hjelp av hylsen som ble designet. Det ble tatt utgangspunkt i testpersonenes omkrets proximalt på underarmen for å bestemme størrelsen. Den krummes delvis etter formen på armen, men hylsen er sirkulær og tar dermed ikke hensyn til armens ovalitet. Man kan selv justere hvor mye man ønsker å stramme hylsen, men det begrenses hvor mye størrelsen er justerbar. Designet er utformet slik at flere mulige sensorplasseringer er mulig.

Karakterisering av grensesnittet er mulig, det ble i dette tilfelle tatt en vurdering av de ulike delene i grensesnittets arkitektur og en ytelsesvurdering basert på hvor godt systemet lykkes med å estimere brukerens intensjon.

Kapittel 9

Konklusjon og anbefalinger for fremtidig arbeid

9.1 Konklusjon

Hylse med samlokaliserte multimodaliteter

Et samlokalisert multimodalt grensesnitt for simultan og proporsjonal styring av armproteser er konstruert. Basert på tidligere systemer og teknikker for multimodal protesestyring og tilgjengelig lab-utstyr ble to relevante modaliteter valgt: elektroder og kraftsensorer. Disse ble integrert i en hylse designet for å passe flere brukere og tillatte justering av sensorplasseringen. Prototypen fungerte godt til hensikten. Hvorvidt ustabilitet i hylsen påvirker kraftmålingene er vanskelig å si sikkert.

Treningsstrategi for datainnsamling

En treningsstrategi for datainnsamling ble utviklet. PGT ble brukt fordi metoden lykkes bedre med å generere virkelighetsnære muskelkontraksjoner. En reduksjon i antall armposisjoner grensesnittet trenes i burde foretas for å minske belastningen på brukeren, men dette krever videre undersøkelser på hvilke og hvor mange posisjoner som er ideelt. Lengre pauser mellom forsøkene og testene anbefales for å redusere effekten utmattelse har på resultatene. Med treningsstrategien følger det noen begrensninger og forsinkelser i systemet. De transiente signalene som oppstår på grunn av brukerens reaksjonstid og gradvis oppbygging av signalstyrke har negativ effekt på grensesnittets evne til å fange opp variasjonen i dataen. Denne delen av signalene bør fjernes fra dataen som brukes til å trene modellen. Reaksjonstiden vil ikke være tilstede ved vanlig bruk av systemet, da brukeren selv initierer bevegelsen. Det anbefales å implementere en terskelverdi, hvor alle signaler under denne verdien anses som at protesen skal stå i ro.

Preprosessering

Preprosesseringen lykkes med å redusere variasjonen i målingene. Ytterligere signalprosessering burde vært utført for å redusere støyen og glatte ut estimatet. Manglende fokus på generering og estimering av egenskaper påvirker trolig ytelsen til systemet, hvor mye er ikke undersøkt. Det burde blitt hentet ut egenskaper i den anbefalte vindusstørrelsen, selv om valgte egenskaper ikke optimaliseres. Kraftmålingene ser ut til å endre følsomheten til den multimodale enheten over tid og skape store variasjoner i signalene. En bedre løsning enn den eksisterende skumgummien burde integreres. Brukerens evne til å kontrahere muskelen likt ved de ulike pådragsverdiene på tvers av forsøk er avgjørende for resultatene. Dette er en usikkerhet i systemet, men den representerer også hva en protesebruker kan oppleve ved vanlig bruk. Forskjellen er at protesebrukeren har mulighet til å kompensere for variasjonen ved å visuelt oppfatte protesens respons.

Regresjonsmodellens prediksjoner

Den lineære regresjonsmodellen er ikke optimal for å fange opp sammenhengen mellom muskelkontraksjon og ønsket hastighet. Modellen har for høy forsterkning ved lave hastigheter og for lav forsterkning ved høye hastigheter. Dersom en ulineær transformasjon introduseres for å linearisere forholdet mellom de uavhengige og avhengige variablene vil trolig ytelsen øke. Alternativt anbefales det å implementere en mer kompleks modell. Det implementerte grensesnittet ble systematisk sammenlignet når multimodalitet og enkeltmodaliteter brukes. Generaliseringsgapet til EMG systemet er lavt uavhengig av hvordan settene velges og holder seg stabilt over tid. Ved noen få studerte tilfeller klarer systemet basert på kraftmålinger å fange opp variasjonen i dataen bedre enn EMG systemet, men det påvirkes veldig av valgte sett og får en betydelig ytelsesreduksjon over tid. FMG viser seg ikke like lovende som i tidligere forskning. Hvis svakheterne med enheten forbedres er det interessant å undersøke om denne observasjonen endres. De store variasjoner i kraftmålingene trekker ned robustheten til MMU systemet over tid og fører til at modellen må kalibreres oftere for å yte bedre enn et system basert på kun myoelektriske målinger. Dersom tilstrekkelig mengde data er tilgjengelig og det går kort tid fra trening til testing av systemet, er det multimodale systemet mer nøyaktig enn de tradisjonelle enkelt modalitets metodene. Dette understreker potensialet til multimodale løsninger.

9.2 Anbefalinger for fremtidig arbeid

Det samlokaliserte multimodale grensesnittet har potensiale, men ytterligere forbedringer av MMUen kreves for å gjøre systemet mer robust over tid. I første omgang burde grensesnittet videreutvikles ved å ta hensyn til egenskapsgenerering og selektering, implementering av en

modell med høyere kapasitet og inkludere flere testpersoner i forsøket. Etterhvert må grensesnittet utvides slik at funksjonstester i sanntid kan gjennomføres. Dette er nødvendig for å få et realistisk bilde av hvordan systemet vil oppføre seg under daglig bruk. En ny karakterisering av systemet må gjennomføres for å vurdere grensesnittets egnethet til protesestyring.

Egenskapsgenerering

Når det gjelder egenskapsgenereringen anbefales det spesielt å hente ut egenskaper innenfor en vindusstørrelse på 100 – 200ms, uavhengig av hvilken egenskaper som velges. Dersom en lineær modell brukes vil det være fordelaktig å inkludere egenskaper som lineariserer forholdet mellom de genererte signalen og hastigheten.

Alternativ regresjonsmetode

Hahne et al. [19] undersøkte lineære og ulineære state-of-the-art regresjonsmetoder og oppdaget at en utvidelse av LR, kalt Mixture of Linear Experts (ME), viste seg lovende. Ved tilstrekkelig regularisering yter den like bra eller bedre enn mer komplekse ulineære metoder, selv med lite tilgjengelig treningsdata.

Bakgrunnen for videreutviklingen var at LR bruker samme vektorer for antagonistiske håndleddsbevegelser, selv om de involverer forskjellige muskler. Utvidelsen inkluderer to forskjellige vektorektorer (\mathbf{w}^{d+} og \mathbf{w}^{d-}) for hver frihetsgrad d som blir trent individuelt. Utgangen av begge filtrene blir kombinert og sannsynligheten for at dataen tilhører en gitt retning blir estimert ved hjelp av penalized logistic regression (PLR). Ved å separere bevegelser i motsatte retninger, som styres av forskjellige sett av muskler, lineariserer de problemet.

ME er presentert under:

$$\hat{y}_d(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{w}^{d+} \\ \mathbf{w}^{d-} \end{bmatrix}^\top \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t)p_d(t) \\ \mathbf{x}(t)(1-p_d(t)) \end{bmatrix} \quad (9.1)$$

hvor

$$p_d(t) = \sigma(\beta_d^\top \mathbf{x}(t)) \quad (9.2)$$

$\sigma(s) = (e^s)/(1 + e^s)$ er sigmoid funksjonen og koeffisientene β_d finnes ved itererende revektet minste kvadraters metode (IRLS). Både PLRs straffeverdi og LR sin regulariserings parameter λ blir optimalisert i en nøstet kryssvalidering. Metoden beskrives som lineær, selv om dette ikke er helt tilfelle, fordi ved en bratt sigmoid funksjon kan modellen sees på som stykkevis lineær med utjevning. Ved fremtidig arbeid anbefales det å se nærmere på denne metoden for å potensielt oppnå enda bedre ytelse.

Involvering av flere testpersoner

All forskning som involverer mennesker, biologisk materiale eller helseopplysninger, krever at forsøket forhåndsgodkjennes av regionale etiske komiteer (REK). Søknaden må inneholde protokoll, avveining av nytte og risiko (informert samtykke), personvern, forsikring/ansvar, finansiering og publisering. Godkjenning fra REK skal foreligge før prosjektet kan igangsettes. Når flere testpersoner skal involveres, må det skrives en søknad til REK.

Videreutvikling av grensesnittet

Videreutviklingen av grensesnittet, utover punktene nevnt over, vil inkludere implementeringen av en produsent/forbruker arkitektur i Labview, integrering av Python-kode hvor køen sendes inn og resultatet av intensjonstolkningen skrives ut. Her anbefales det å ta i bruk eksisterende arkitektur i ITKs programvarebibliotek. Det er viktig at det implementerte grensesnittet oppfyller responstiden i kravspesifikasjonen.

Funksjonstester i sanntid

Tester som skal representere en typisk bruk av systemet kan utarbeides med utgangspunkt i SHAP, en av metodene foreslått av ULPOM, og bes grensninger ved oppsettet. Mange av de dagligdagse aktivitetene i SHAP er ikke gjennomførbare med oppsettet på laben siden protesen er fastmontert i bordet, men noen vil bli vurdert i tillegg til de abstrakte objektene.

Styringen av begge frihetsgradene til systemet må testes, og gjerne med sammensatte bevegelser som krever sekvensiell-/simultanstyring. Testene skal representere brukssituasjoner som kan oppstå i det dagligdagse livet. Det foreslås å utføre testene listet opp under:

1. Løfte en beholder laget av glass og helle ut innholdet
2. Løfte en pappkartong og helle ut innholdet
3. Utføre et kraftgrep på et lite mykt objekt
4. Utføre et kraftgrep grep på en ball

Fordelen med å ta i bruk testene nevnt over er at objektene som skal løftes har forskjellige egenskaper. De ulike materiale fører blant annet til forskjellig vekt, friksjonskoeffisienter og deformasjon ved kontakt med hånden. Dette vil påvirke belastningen og dermed signalstyrken som kreves av systemet.

Tillegg A

Forkortelser

cDAQ compact data acquisition

DAQ Data acquisition

EI Elektrisk impedans

EMG Elektromyografi

EMI Estimering av motorisk intensjon

FMG Kraftmyografi

FSR Trykkfølsom motstand

ICF Internasjonal klassifikasjon av funksjon, funksjonshemming og helse

ITK Institutt for teknisk kybernetikk

IRLS Itererende revektet minste kvadraters metode

LR Lineær regresjon

MC Motion control

ME Mixture of linear experts

ML Maskinlæring

MLR Multiple linear regression

MMG Mekanomyografi

MMU Myoelektrisk multimodal enhet

MU Motorisk enhet

MUAP Motorisk enhets aksjonspotensial

MSE Mean square error

NI National instrument

NTNU Norges teknisk-naturvitenskaplige universitet

NTO Norsk teknisk ortopedi

PGT Proteseguidet trening

PLR Penalized logistic regression

PR Mønsterkjennning

REK Regionale etniske komiteer

RRRFF Ridge regression with random fourier features

SEMG Overflate elektromyografi

SGT Skjermguidet trening

SHAP Southampton Hand

Assesment Procedure

ULPOM Upper Limb Prosthetic

Outcome Measures

WHO Verdens helseorganisasjon

Tillegg B

Taksonomi

Tabell B.1: **Taksonomi** (basert på [16])

Uttrykk	Beskrivelse
Aktuator styringssignal	Signalene som gis som inngang til motorene i protesen.
Antropomorf	Antropomorf betyr menneskelignende. Noe som er antropomorft har menneskelig skikkelse eller menneskelige trekk [44].
Bevegelsesklasse	Lignende motorfunksjon, men har en eksplisitt retning eller er i ro.
Brukerens intensjon	Et sett av motorfunksjoner som brukeren har som hensikt å utnytte, eller bevegelsesklasser som brukeren har som hensikt å aktivere
Brukertrening	Trening av brukerens evne til å styre protesen. Må ikke forveksles med systemtrening.
Frihetsgrad	Antall parametre som er nødvendig og tilstrekkelig for en unik karakterisering av kinematikken (geometrien) til et system. Hver DOF i en protese tilhører ofte et passivt, kroppsdrivet eller motorisert rotasjonsledd.
Inngangssignalfunksjon	En kvantifiserbar egenskap til inngangssignalet, hentet ut for å konsentrere eller isolere essensiell informasjon fra signalet.
Intensjonstolkning	Tolkning av brukerens intensjon basert på tilgjengelige inngangssignaler og forkunnskaper.
Klassifisering	Tildeler hver verdi i inngangssignalet til en klasse i et sett av klasser. Ved protesestyring vil en klasse være en bevegelsesklasse.
Motorfunksjon	I sammenheng med protesestyring brukes dette uttrykket for hvilken som helst type bevegelse av protesen, en enkelt eller flere DOFs, uten referanse til hastighet eller retning.
Multifunksjonell enhet	En enhet som har mer enn en motorfunksjon.
Mapping	En funksjon som transformerer et sett av inngangsverdier til et sett av utgangsverdier. Metoden som brukes for å finne en passende mapping kalles for regresjon, og hendelsen når transformasjonen utføres kalles for estimering eller prediksjon.
Multimodal	Involverer flere sensormodaliteter.
Mønstergjenkjenning	Gitt noen eksempler av komplekse signaler og deres korrekte bevegelsesklasse, tilegnes nye eksempler en bevegelsesklasse automatisk basert på mønstrene som er fanget opp i dataen.
Sensormodaliteter	Forskjellige sensorer systemet kan motta inngangssignaler fra. Forskjellige modaliteter impliserer å måle forskjellige signaler og/eller måle det samme signalet med ulike teknikker.
Systemtrening	Når styringssystemet til protesen trenes til å gjenkjenne inngangssignaler fra protesebrukeren. Dette refereres ofte til <i>trening</i> i mønstergjenkjenning og må ikke forveksles med brukertrening.
Styringsstrategi	Begrepet brukes til å betegne hele styringssystemet til protesen, og inkluderer all de åtte funksjonelle lagene i figur 2.9.

Tillegg C

Gjennomførte forsøk

Tabell C.1: Oversikt over tidspunktene forsøkene ble gjennomført og rekkefølgen på sekvensene i hvert forsøk.

Forsøk	Dato	Klokkeslett	Pause	Rekkefølge
1	11.05.22	09.24-10-24	1 min mellom hver hastighet, 5 min mellom hver posisjon	Fullføre alle hastigheter i en posisjon om gangen: P1-P5, hastighet 1-5
2	11.05.22	11.41-12.44	1 min mellom hver hastighet, 5 min mellom hver posisjon	Fullføre alle hastigheter i en posisjon om gangen: P5-P1, hastighet 5-1
3	11.05.22	15.09-16.10	1 min mellom hver hastighet, 5 min mellom hver posisjon	Fullføre alle hastigheter i en posisjon om gangen: hastighet og posisjon = 2,4,5,1,3
4	11.05.22	17.16-18.22	1 min mellom hver hastighet, 5 min mellom hver posisjon	Fullføre alle hastigheter i en posisjon om gangen: hastighet og posisjon = 3,1,2,5,4
5	12.05.22	10.34-12.19	5 min mellom hver test	Fullføre alle hastigheter i en posisjon om gangen: hastighet og posisjon = 4,3,1,5,2
6	12.05.22	14.16-16.07	4 min mellom hver posisjon, 7 min mellom hver hastighet	Fullføre alle posisjoner i en hastighet om gangen: P1-P5, hastighet 5-1
7	13.05.22	13.17-14.42	3 min mellom hver posisjon, 6 min mellom hver hastighet	Fullføre alle posisjoner i en hastighet om gangen: P5-P1, hastighet 1-5
8	13.05.22	19.40-20.54	3 min mellom hver hastighet, 4 min mellom hver posisjon	Fullføre alle hastigheter i en posisjon om gangen: hastighet og posisjon = 5,4,2,1,3

Tillegg D

Bibliografi

- [1] *Action Potential - The Resting Membrane Potential - Generation of Action Potentials*. URL: <https://teachmephysiology.com/nervous-system/synapses/action-potential/> (sjekket 05.12.2021).
- [2] Chakaveh Ahmadizadeh mfl. "Toward Intuitive Prosthetic Control: Solving Common Issues Using Force Myography, Surface Electromyography, and Pattern Recognition in a Pilot Case Study". I: *IEEE Robotics Automation Magazine* 24.4 (des. 2017), s. 102–111. ISSN: 1558-223X. DOI: [10.1109/MRA.2017.2747899](https://doi.org/10.1109/MRA.2017.2747899).
- [3] Ann M. Simon, Blair A. Lock, Kathy A. Stubblefield, Levi J. Hargrove. *Prosthesis-guided training increases functional wear time and improves tolerance to malfunctioning inputs of pattern recognition-controlled prostheses*. Tekn. rapp. Canada: University of New Brunswick, aug. 2011. URL: <https://dukespace.lib.duke.edu/dspace/bitstream/handle/10161/4725/3/20Simon.pdf?sequence=1&fbclid=IwAR2MYdPqiUW62-9Usq6Hx8RDummgncvXc7mgMLVZjviX5-xnb7H64M> (sjekket 02.03.2022).
- [4] Alex Belyea, Kevin Englehart og Erik Scheme. "FMG Versus EMG: A Comparison of Usability for Real-Time Pattern Recognition Based Control". I: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 66.11 (nov. 2019), s. 3098–3104. ISSN: 1558-2531. DOI: [10.1109/TBME.2019.2900415](https://doi.org/10.1109/TBME.2019.2900415).
- [5] Jørn Bersvendsen. "Control of a multifunction Arm Prosthesis Model". eng. I: *130* (2011). URL: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/260471> (sjekket 07.02.2022).
- [6] Elaine Biddiss, Dorcas Beaton og Tom Chau. "Consumer design priorities for upper limb prosthetics". I: *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology* 2.6 (jan. 2007), s. 346–357. ISSN: 1748-3107. DOI: [10.1080/17483100701714733](https://doi.org/10.1080/17483100701714733). URL: <https://doi.org/10.1080/17483100701714733> (sjekket 11.11.2021).

- [7] Blair A.Lock, Ann M. Simon, Kathy Stubblefield, Levi J. Hargrove. *Prosthesis-guided training for practical use of pattern recognition control of prostheses*. Tekn. rapp. University of New Brunswick, aug. 2011. URL: https://dukespace.lib.duke.edu/dspace/bitstream/handle/10161/4713/41?sequence=1&fbclid=IwAR3BEnMWLuyJ24_HgX4NSTSndMX0LL1_Xn0IEmWFrJvP-jYo-I1FyXiwsj8 (sjekket 02.03.2022).
- [8] Susan Blanchard. “3 - ANATOMY AND PHYSIOLOGY”. en. I: *Introduction to Biomedical Engineering (Second Edition)*. Red. av John D. Enderle, Susan M. Blanchard og Joseph D. Bronzino. Biomedical Engineering. Boston: Academic Press, jan. 2005, s. 73–125. ISBN: 9780122386626. DOI: [10.1016/B978-0-12-238662-6.50005-7](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-238662-6.50005-7). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780122386626500057> (sjekket 18.12.2021).
- [9] Andrey Briko mfl. “A Way of Bionic Control Based on EI, EMG, and FMG Signals”. en. I: *Sensors* 22.1 (jan. 2022), s. 152. DOI: [10.3390/s22010152](https://doi.org/10.3390/s22010152). URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/1/152> (sjekket 21.01.2022).
- [10] *Bruk av kodeverk – Internasjonal klassifikasjon av funksjon, funksjonshemming og helse (ICF)*. no. URL: <https://www.helsedirektoratet.no/veiledere/registrering-av-iplos-data-i-kommunen/om-funksjonsvurdering-og-skarinndeling/bruk-av-kodeverk-internasjonalt-klassifikasjon-av-funksjon-funksjonshemming-og-helse-icf> (sjekket 27.01.2022).
- [11] C. Sebastian Mancero Castillo mfl. “Wearable MMG-Plus-One Armband: Evaluation of Normal Force on Mechanomyography (MMG) to Enhance Human-Machine Interfacing”. I: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 29 (2021), s. 196–205. ISSN: 1558-0210. DOI: [10.1109/TNSRE.2020.3043368](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2020.3043368).
- [12] Caitlin L. Chicoine, Ann M. Simon og Levi J. Hargrove. “Prosthesis-guided training of pattern recognition-controlled myoelectric prosthesis”. I: *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. ISSN: 1558-4615. Aug. 2012, s. 1876–1879. DOI: [10.1109/EMBC.2012.6346318](https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346318).
- [13] Yuna Choi mfl. “Development of EMG-FMG Based Prosthesis With PVDF-Film Vibrational Feedback Control”. I: *IEEE Sensors Journal* 21.20 (okt. 2021), s. 23597–23607. ISSN: 1558-1748. DOI: [10.1109/JSEN.2021.3109607](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3109607).
- [14] Mathilde Connan mfl. “Assessment of a Wearable Force- and Electromyography Device and Comparison of the Related Signals for Myocontrol”. I: *Frontiers in Neurorobotics* 10 (nov. 2016), s. 17. ISSN: 1662-5218. DOI: [10.3389/fnbot.2016.00017](https://doi.org/10.3389/fnbot.2016.00017). URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5112250/> (sjekket 13.12.2021).

- [15] Yinfeng Fang mfl. “Multi-Modal Sensing Techniques for Interfacing Hand Prostheses: A Review”. I: *IEEE Sensors Journal* 15.11 (nov. 2015), s. 6065–6076. ISSN: 1558-1748. DOI: [10.1109/JSEN.2015.2450211](https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2450211).
- [16] Anders Fougner mfl. “Control of Upper Limb Prostheses: Terminology and Proportional Myoelectric Control—A Review”. I: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 20.5 (sep. 2012), s. 663–677. ISSN: 1558-0210. DOI: [10.1109/TNSRE.2012.2196711](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2012.2196711).
- [17] Anders Fougner mfl. “Resolving the Limb Position Effect in Myoelectric Pattern Recognition”. I: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 19.6 (des. 2011), s. 644–651. ISSN: 1558-0210. DOI: [10.1109/TNSRE.2011.2163529](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2011.2163529).
- [18] Anders L. Fougner. *Styring av håndproteser*. Institutt for teknisk kybernetikk, NTNU, sep. 2021.
- [19] J. M. Hahne mfl. “Linear and Nonlinear Regression Techniques for Simultaneous and Proportional Myoelectric Control”. I: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 22.2 (mar. 2014), s. 269–279. ISSN: 1558-0210. DOI: [10.1109/TNSRE.2014.2305520](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2305520).
- [20] Janne Hahne mfl. “Control Strategies for Functional Upper Limb Prostheses”. en. I: *Bionic Limb Reconstruction*. Red. av Oskar C. Aszmann og Dario Farina. Cham: Springer International Publishing, 2021, s. 127–135. ISBN: 9783030607463. DOI: [10.1007/978-3-030-60746-3_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-60746-3_13). URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-60746-3_13 (sjekket 11.11.2021).
- [21] Ola Helbæk. “Haptic Feedback for Hydraulic Hand Prosthesis”. Project Assignment. Norwegian University of Science og Technology, des. 2019.
- [22] Sangolt Helga G. “Input Modalities and Control Strategies for Upper Limb Prostheses with Associated Challenges”. Project thesis. NTNU, des. 2021.
- [23] Wendy Hill mfl. “Upper Limb Prosthetic Outcome Measures (ULPOM): A Working Group and Their Findings”. en-US. I: *JPO: Journal of Prosthetics and Orthotics* 21.9 (okt. 2009), P69. ISSN: 1040-8800. DOI: [10.1097/JPO.0b013e3181ae970b](https://doi.org/10.1097/JPO.0b013e3181ae970b). URL: https://journals.lww.com/jpojournalfulltext/2009/10001/upper_limb_prosthetic_outcome_measures__ulpom__a.4.aspx (sjekket 07.12.2021).
- [24] Per Holck. *musklene*. nb. Jan. 2022. URL: <http://sml.snl.no/musklene> (sjekket 25.01.2022).
- [25] Per Holck. *nerveceller*. nb. Nov. 2021. URL: <http://sml.snl.no/nerveceller> (sjekket 28.01.2022).
- [26] Institutt for teknisk kybernetikk. *EMG-lab: Laboratorieoppgave for fordypningsemnet TTK26*. Sep. 2021. (Sjekket 10.02.2022).

- [27] *International Classification of Functioning, Disability and Health (ICF)*. en. URL: <https://www.who.int/standards/classifications/international-classification-of-functioning-disability-and-health> (sjekket 11.11.2021).
- [28] Jan K. S. Jansen. *dybdesensibilitet*. nb. Feb. 2021. URL: <http://sml.snl.no/dybdesensibilitet> (sjekket 24.01.2022).
- [29] Jan K. S. Jansen og Joel Glover. *nervesystemet*. nb. Mar. 2021. URL: <http://sml.snl.no/nervesystemet> (sjekket 24.01.2022).
- [30] Shuo Jiang mfl. "A novel, co-located EMG-FMG-sensing wearable armband for hand gesture recognition". en. I: *Sensors and Actuators A: Physical* 301 (jan. 2020), s. 111738. ISSN: 0924-4247. DOI: [10.1016/j.sna.2019.111738](https://doi.org/10.1016/j.sna.2019.111738). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924424719308891> (sjekket 07.12.2021).
- [31] Seulah Lee mfl. "Knit Band Sensor for Myoelectric Control of Surface EMG-Based Prosthetic Hand". I: *IEEE Sensors Journal* 18.20 (okt. 2018), s. 8578–8586. ISSN: 1558-1748. DOI: [10.1109/JSEN.2018.2865623](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2865623).
- [32] Ådne Solhaug Linnerud. "Lab-oppsett for proteseforskning". nor. I: *81* (2012). URL: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/260681> (sjekket 19.06.2022).
- [33] D. F. Lovely. "Signals and Signal Processing for Myoelectric Control". en. I: *Powered Upper Limb Prostheses: Control, Implementation and Clinical Application*. Red. av Ashok Muzumdar. Berlin, Heidelberg: Springer, 2004, s. 35–54. ISBN: 9783642188121. DOI: [10.1007/978-3-642-18812-1_3](https://doi.org/10.1007/978-3-642-18812-1_3). URL: https://doi.org/10.1007/978-3-642-18812-1_3 (sjekket 12.11.2021).
- [34] *Medical Definition of Surface EMG*. en. URL: https://www.medicinenet.com/surface_emg/definition.htm (sjekket 11.11.2021).
- [35] Michelle E. Mlinac og Michelle C. Feng. "Assessment of Activities of Daily Living, Self-Care, and Independence". I: *Archives of Clinical Neuropsychology* 31.6 (sep. 2016), s. 506–516. ISSN: 0887-6177. DOI: [10.1093/arclin/acw049](https://doi.org/10.1093/arclin/acw049). URL: <https://doi.org/10.1093/arclin/acw049> (sjekket 11.11.2021).
- [36] Jena L. Nawfel, Kevin B. Englehart og Erik J. Scheme. "The Influence of Training with Visual Biofeedback on the Predictability of Myoelectric Control Usability". I: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* (2022), s. 1–1. ISSN: 1558-0210. DOI: [10.1109/TNSRE.2022.3162421](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2022.3162421).
- [37] Dong Ni mfl. "In vivo behavior of human muscle during isometric ramp contraction: A simultaneous EMG, MMG and ultrasonography investigation". I: *2012 IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC 2012)*. Aug. 2012, s. 59–62. DOI: [10.1109/ICSPCC.2012.6335709](https://doi.org/10.1109/ICSPCC.2012.6335709).

- [38] Markus Nowak, Thomas Eiband og Claudio Castellini. “Multi-modal myocontrol: Testing combined force- and electromyography”. I: *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. ISSN: 1945-7901. Jul. 2017, s. 1364–1368. DOI: [10.1109/ICORR.2017.8009438](https://doi.org/10.1109/ICORR.2017.8009438).
- [39] NTNU Cybernetics og Øyvind Stavadahl. *Signalbehandling for protesestyring del 1 (uredigert)*. Nov. 2020. (Sjekk 18.12.2021).
- [40] NTNU Cybernetics og Øyvind Stavadahl. *TTK26 2020 Muskler og muskelsignaler del 1*. Nov. 2020. (Sjekk 18.12.2021).
- [41] “Optimal wrist prosthesis kinematics: Threedimensional rotation statistics and parameter estimation”. Ph.D. dissertation. Trondheim, Norway: Norwegian University of Science and Technology, 2002.
- [42] P. A. Parker, K. B. Englehart, and B. S. Hudgins. *Control of Powered Upper Limb Prostheses*. en-US. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5237333> (sjekk 12.11.2021).
- [43] Nawadita Parajuli mfl. “Real-Time EMG Based Pattern Recognition Control for Hand Prostheses: A Review on Existing Methods, Challenges and Future Implementation”. en. I: *Sensors* 19.20 (jan. 2019), s. 4596. DOI: [10.3390/s19204596](https://doi.org/10.3390/s19204596). URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/20/4596> (sjekk 11.11.2021).
- [44] Anja Zawadzka Persvold. *antropomorf*. nb. Nov. 2021. URL: <http://snl.no/antropomorf> (sjekk 24.01.2022).
- [45] Alok Prakash mfl. “Force myography controlled multifunctional hand prosthesis for upper-limb amputees”. en. I: *Biomedical Signal Processing and Control* 62 (sep. 2020), s. 102122. ISSN: 1746-8094. DOI: [10.1016/j.bspc.2020.102122](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102122). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S174680942030272X> (sjekk 05.12.2021).
- [46] *Producer/Consumer Architecture in LabVIEW*. en. URL: <https://www.ni.com/en-no/support/documentation/supplemental/21/producer-consumer-architecture-in-labview0.html> (sjekk 28.02.2022).
- [47] Ashkan Radmand, Erik Scheme og Kevin Englehart. “High-density force myography: A possible alternative for upper-limb prosthetic control”. eng. I: *Journal of Rehabilitation Research and Development* 53.4 (2016), s. 443–456. ISSN: 1938-1352. DOI: [10.1682/JRRD.2015.03.0041](https://doi.org/10.1682/JRRD.2015.03.0041).
- [48] Oluwarotimi Williams Samuel mfl. “Intelligent EMG Pattern Recognition Control Method for Upper-Limb Multifunctional Prostheses: Advances, Current Challenges, and Future Prospects”. I: *IEEE Access* 7 (2019), s. 10150–10165. ISSN: 2169-3536. DOI: [10.1109/ACCESS.2019.2891350](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2891350).

- [49] SHAP: *Southampton Hand Assessment Procedure*. URL: <http://www.shap.ecs.soton.ac.uk/> (sjekket 17.02.2022).
- [50] Øyvind Stavadahl mfl. "Mechanisms of sporadic control failure related to the skin-electrode interface in myoelectric hand prostheses". eng. I: 32 (2019). ISSN: 1040-8800. DOI: 10.1097/JPO.000000000000296. URL: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/2636231> (sjekket 04.12.2021).
- [51] Zhen Gang Xiao og Carlo Menon. "A Review of Force Myography Research and Development". en. I: *Sensors* 19.20 (jan. 2019), s. 4557. DOI: 10.3390/s19204557. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/20/4557> (sjekket 11.11.2021).
- [52] Øyvind Stavadahl, Peter J. Kyberd, Tordis Magne, Maria V. Ottermo and Terje Mugaas. *MULTI-MODAL INPUT DEVICE WITH SEMG AND CONTACT FORCE SENSORS*. Tekn. rapp. Aug. 2011.

