

Undersøkelse av armbevegesers innvirkning på myoelektrisk mønster-gjenkjening

Yngve Wehn

Master i teknisk kybernetikk (2-årig)
Innlevert: juni 2014
Hovedveileder: Øyvind Stavadahl, ITK

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Institutt for teknisk kybernetikk

Masteroppgave
TTK4900 Medisinsk kybernetikk

Armbevegelsers innvirkning på myoelektrisk mønstergjenkjenning

Yngve Wehn

Advisors:
Øyvind Stavdahl
Trondheim, 11. juni 2014



NTNU
Norwegian University of
Science and Technology

Faculty of Information Technology, Mathematics and Electrical Engineering
DEPARTMENT OF ENGINEERING CYBERNETICS



Masteroppgave

Studentens navn: Yngve Wehn

Fag: Teknisk kybernetikk

Tittel (norsk): Undersøkelse av armbevegelsesers innvirkning på myoelektrisk mønstergjenkjenning

Tittel (English): Examining the Limb Movement Effect in Myoelectric Pattern Recognition

Beskrivelse:

Moderne forskning på styring av armproteser omfatter mange former for mønstergjenkjenning der inngangssignalene oftest er EMG-signaler fra brukerens arm, og signalmønsteret sammenliknes med et antall «bevegelsesklasser» for å avgjøre hvilken bevegelse protesen skal utføre. Forskning har vist at armens positur påvirker klassifiseringsnøyaktigheten, et fenomen kjent som «the position effect» (Scheme et al., 2010; Fougner et al., 2011). Hargrove et al. (2008) viste at forskyvning av elektrodene på hudoverflaten gir en tilsvarende degradering av systemets ytelse. Alle forfatterne demonstrerte teknikker som gjør systemet med robust overfor disse forstyrrelsene.

Det er stor grunn til å tro at *bevegelser* av armen også påvirker klassifiseringssystemet negativt, men dette fenomenet har i svært lite grad vært studert. I et tidligere studentprosjekt har en utredet metoder for systemtrening der en tar hensyn til armbevegelsene. Målet for denne oppgaven er å dokumentere hvorvidt den nevnte negative effekten finnes, og om det lar seg gjøre å motvirke dette problemet.

1. Skriv en forsøksprotokoll for datainnsamling og –behandling. Protokollen bør være av en slik art at den kan danne grunnlag for søknad til Regional etisk komite.
2. Sett deg inn i de ulike programvarealternativene på instituttets EMG-lab, og gjør et begrunnet valg av plattform for ditt videre arbeid.
3. Dokumentér og implementér endringer og programvareutvidelser som trengs for etterfølgende oppgavepunkter. Utvidelsene skal implementere resultatene fra det nevnte studentprosjektet.
4. Foreta datainnsamling fra minst én funksjonsfrisk person, og evaluer resultatene.

Veileder(e): Øyvind Stavdahl

Trondheim, Januar 2014

Øyvind Stavdahl
Faglærer

Sammendrag

Denne Masteroppgaven omhandler bruk av akselerometer som en del av en klassifiseringsalgoritme for protesestyring. For å undersøke hvilken effekt akselerometerdataen har på klassifiseringen blir det gjennomført et pilotforsøk på fire personer. Her får personene beskjed om å utføre 5 ulike dagligdagse oppgaver samtidig som de skal utføre en av 8 bevegelsesklasser.

For å gjennomføre disse testene ble det nødvendig å implementere noen funksjoner i et internasjonalt åpen-kilde prosjekt kalt BioPatRec. Hovedfunksjonen av denne implementasjonen var å tilpasse programmet til NTNUs nervomotoriske laboratorium sitt utstyr, og åpne for å trene i under utførelse av forskjellige oppgaver. Alt dette mens EMG-data og akselerometerdata ble hentet inn simultant.

Når implementasjonene var utført ble det testet tilsammen 15 ulike treningssett per person, fordelt på 2 testdager. Dette resulterte i en relativt stor datamengde som ble brutt ned og analysert med den konklusjon at akselerometerdataens middelerdi kan ha en positiv effekt hvis og bare hvis systemet trenes under utførelse av et større antall oppgaver.

Abstract

This thesis deals with the use of the accelerometer as part of a classification algorithm for prosthetic control. To investigate the effect accelerometer data have on classification, a pilot study consisting of four people will be conducted. These test persons will be instructed to perform five different everyday tasks while they perform one of eight motion classes.

To conduct these tests, it was necessary to implement some features in an international open-source project called BioPatRec. The main feature of this implementation was to adapt the program to the Laboratory's equipment, and open for training the system while executing various tasks. All this while EMG-data and accelerometer data were collected simultaneously.

When implementations were done, it was tested a total of 15 different training sets per person, divided into two test days. This resulted in a relatively large amount of data that was broken down and analyzed with the conclusion that the mean value of the accelerometer data can have a positive effect, if and only if, the system is trained during the execution of a large number of tasks.

Forord

Denne oppgave markerer slutten på mine 2 harde men spennende år som masterstudent ved NTNU. Prosjektet har vært motiverende fra start til slutt og særdeles lærerikt.

Sjansen til å lære hvordan kunstige lemmer og deres styresystem fungerer har vært en drøm siden jeg først hørte om linjen teknisk kybernetikk. Jeg er derfor særdeles takknemlig for at jeg fikk muligheten til å gjennomføre min masteroppgave innenfor dette feltet, til tross for at jeg er på den 2-årige masterlinjen.

Jeg vil benytte denne sjansen til å takke personer som har vært sentrale under gjennomføringen av prosjektet. Først og fremst Øyvind Stavadahl for god veiledning så vell som motivator og ikke minst muligheten til å utføre dette prosjektet som min masteroppgave. Videre Anders Fougner for gode faglige innspill under dette prosjektet så vell som prosjektet før jul. Sist men ikke minst vil jeg takke testdeltagerne for tålmodigheten under gjennomføring av testene, jeg er oppriktig overasket over at alle møtte opp til testdag 2 etter å ha strevd seg gjennom testdag 1.

Innhold

Forord	vii
Figurer	xi
Tabeller	xii
Nomenklatur	1
I Introduksjon	1
1 Motivasjon	1
2 Disposisjon og bidrag	2
2.1 Disposisjon av oppgaven	2
2.2 Bidrag	3
3 Bakgrunn	4
3.1 Sensorer	5
3.2 Protesestyring	5
3.3 Program	8
3.3.1 BioPatRec	8
3.3.2 ITK-Programmvare	11
4 Mål	12
II Metode	13
5 Utstyr og funksjonspesifikasjon	13
5.1 Utstyr	13
5.1.1 Sensorer	13
5.1.2 Visuell tilbakekobling	16
5.2 Bruk av signalene under testopplegget	17
5.2.1 Bevegelsesklasser	17
5.2.2 Mønstergjenkjenning	18
5.2.3 Egenskapsuttrekning	18
5.3 Testopplegget	19
5.3.1 Hensikt	19
5.3.2 Metode	19
5.3.3 Datainnsamling	20

6 Programvarevurdering	25
6.1 Funksjonsspesifikasjon	25
6.1.1 Datainnhenting	25
6.1.2 Databehandling	25
6.1.3 Brukergrensesnitt	26
6.2 Vurdering	26
7 Implementasjon	28
7.1 Datainnhenting	28
7.2 Brukergrensesnitt	29
7.3 Databehandling	33
III Resultater	39
8 Bidrag og utførelse	39
8.1 Testdag 1	39
8.1.1 Treningssett 1 og 4	39
8.1.2 Treningssett 2 og 5	41
8.1.3 Treningssett 3 og 6	42
8.2 Testdag 2	43
8.2.1 Treningssett 1 og 4	44
8.2.2 Treningssett 2 og 5	45
8.2.3 Treningssett 3 og 6	46
8.2.4 Treningssett 7, 8 og 9	48
8.3 Statistisk analyse	49
IV Diskusjon	53
9 Diskusjon	53
9.1 Implementasjon	53
9.2 Testopplegg	54
9.3 Testresultater	55
10 Konklusjon	57
11 Fremtidig Arbeid	58
Referanser	61
Appendiks A CD	63

Figurer

1	Den totale gangen i protesestyring figuren er hentet fra Fougner et al. (2012) og oversatt til norsk	4
2	Trignosensorer med påførte akser Delsys (n.d.)	5
3	Trigno basen Delsys (n.d.)	6
4	Data-strømmen i BioPatRec Ortiz-Catalan (n.d.)	10
5	Det totale armoppsettet med støtte for forlegningen.	14
6	Sensorplassering	15
7	Sensorplassering	15
8	NTNU robothånd	17
9	Oppgavene som skal utføres. Bildene er hentet fra Scheme (2010)	24
10	Figuren viser sammensetningen av maskinvarekomponenter som benyttes i dette prosjektet	29
11	RecordingSession"	30
12	"AFE-Selection"	31
13	Recordings"	31
14	SigTreatment"	32
15	PatReceSigTreat"	33
16	RealTimeTesting"	33
17	Her viser linjen i rødt total feilklassifisering for kun EMG-data, grønn er for bruk av et akselerometer og blå for bruk av begge akselerometrene.	49

Tabeller

1	EMG-parametere fra Fougner et al. (2012), Ashkan Radmand (2013)*, Gijsberts (n.d.)** og Bersvendsen (2011)***	7
2	Funksjonsspesifikasjon til programvaren	26
3	Oversikt over funksjonene som ble lagt til under forberedelsen til testene.	36
4	Oversikt over funksjonene som ble endret under forberedelsen til testene.	37

Del I

Introduksjon

1 Motivasjon

Protesestyring er et felt hvor det er forsket mye på tolkning og egenskapsuttrekning av EMG-signaler. Hvilket etter hvert har ført til god klassifisering og stadig bedre brukervennlighet for protesebrukere.

Det er først i de senere år man har sett på armens posisjon, og hvilke negative konsekvenser den kan ha for klassifiseringen av bevegelsesklasser Fougner, Chan, Stavdahl and Kyberd (2011). Denne effekten er det påvist at man kan motvirke, og tilnærmet eliminere dersom opptreningen av systemet foregår i forskjellige armposisjoner.

Under utførelse av dagligdagse oppgaver er det ofte vanlig for friske mennesker å utføre oppgaver som for en protesebruker vil medføre at han/hun må styre protesen samtidig som større armbevegelser utføres.

Det vil alltid være et mål innen proteseteknologien å tilstrebe mest mulig intuitiv styring for brukerne. For å oppnå dette må man begrense feilklassifisering til et absolutt minimum, da helst med flest mulige bevegelsesklasser innebygd i protesen. Det sistnevnte byr ikke på de største problemene, teknologien har kommet langt nok til å klare å gjenskape bevegelsene til menneskets lemmer. Problemet ligger i klassifiseringen.

I denne masteroppgaven fokuseres det på å undersøke i hvilken grad dagligdagse armbevegelser virker inn på klassifiseringen i protesestyring, og undersøke om, og i hvilken grad trening i flere bevegelser og med akselerometer i tillegg til EMG-signaler vil ha en positiv effekt på klassifiseringen.

2 Disposisjon og bidrag

2.1 Disposisjon av oppgaven

Del 1 Introduksjon består av motivasjon, disposisjon og bidrag, bakgrunn og mål. Under bakgrunn nevnes litt teori på temaet og en kort gjennomgang av programmene som er vurdert gis også her.

Del 2 Metode består av utstyr og testopplegg, hvor det gis en forklaring av utstyret som blir benyttet og testopplegget som er satt sammen. Videre inneholder kapitlet programvarevurdering en vurdering av programmene og en funksjonsspesifikasjon. Til slutt i denne delen vises det hvilke implementasjoner som ble gjennomført for å tilpasse programmet til testopplegget.

Del 3 Resultater inneholder testresultatene fra testene som ble gjennomført.

Del 4 Diskusjon drøfter resultatene og gir forslag til videre arbeid.

2.2 Bidrag

Testopplegg for bruk av armbevegelser simultant med protesestyring. Vises i sin helhet i Kap. 5.3

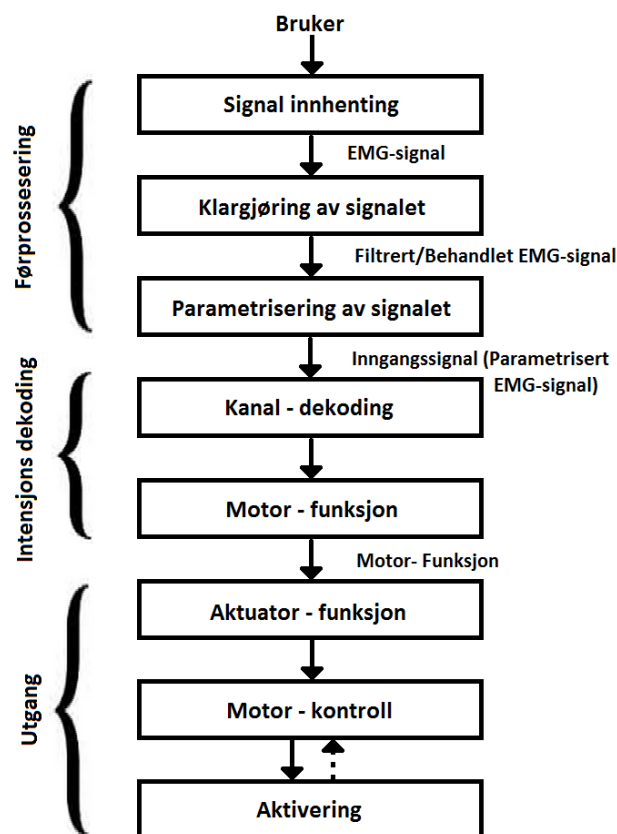
Implementasjoner i BioPatRec beskrives i Kap. 7 og vises i sin helhet i Tabell 3.

Tilpassing av eksisterende funksjoner i BioPatRec beskrives i Kap. 7 og vises i sin helhet i Tabell 4.

Forslag til videre arbeid finnes i seksjon 11

3 Bakgrunn

I denne masteroppgaven skal det lages et treningsprogram for testing av mønstergjenkjenning av bevegelsesklasser mens armen utfører ulike oppgaver. For å senere utføre tester av dette treningsopplegget skal det benyttes et program for klassifisering under testing, samt analysering av resultater. Dette vil føre til at noen implementasjoner vil bli nødvendig i det aktuelle programmet. Testene vil deretter bli gjennomført og analysert. I dette kapitlet vil det gjennomføres en gjennomgang av tidligere forskning på feltet, hvordan moderne protesestyring fungerer og en presentasjon av de to aktuelle programmene. Den totale gangen i protesestyring, fra signalinnhenting til faktisk bevegelse i protesen, vises i Figur 1



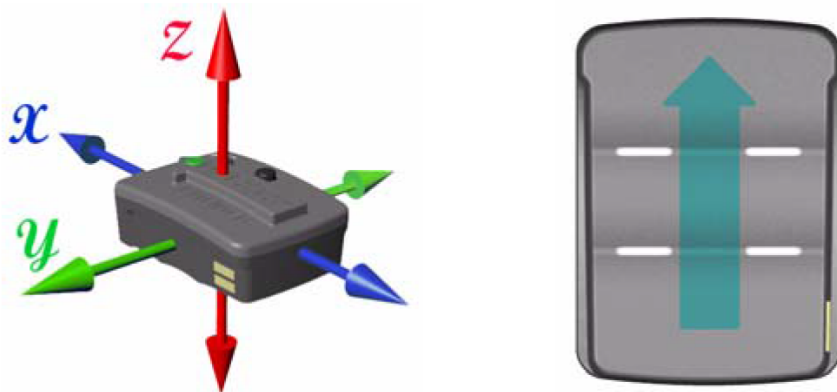
Figur 1: Den totale gangen i protesestyring figuren er hentet fra Fougner et al. (2012) og oversatt til norsk

3.1 Sensorer

Det er valgt å bruke to ulike typer sensorer i denne oppgaven. Den første og viktigste er elektromyografen (EMG-sensor). Denne sensoren er laget for å måle elektriske spenningsforskjeller i muskelen. Disse Spenningsforskjellene oppstår når muskelen kontraheres, hvilket skaper et aksjonspotensial i de benyttede muskelcellene. Aksjonspotensialet i hver enkelt celle har en varighet på 1-3 msek og en styrke opp mot 0.1V snl (n.d.). Når disse signalene måles på hudoverflaten vil se ut som hvit støy med middelvei 0.

Den andre typen sensorer som skal benyttes er akselerometer. Disse sender ut et signal som gjengir akselerasjon i x, y og z retning med måleenheten g ($9,81m/s^2$) Figur 2. Denne dataen kan nyttes til å beregne posisjon til armen og er nyttig i da musklene oppfører seg forskjellig i forhold til posisjon.

Sensorene som skal benyttes er laget av Delsys, og systemet heter Trigno Wireless System. Sensorene kommuniserer altså trådløst med trigno-basen (Figur 3), som overfører signalene videre til PCen.



Figur 2: Trignosensorer med påførte akser Delsys (n.d.)

3.2 Protesestyring

Myoelektrisk mønstergjenkjenning for klassifisering av bevegelsesklasser er i utgangspunktet et gammelt forskningsfelt med sine røtter i etterkrigstidens Tyskland Podlusk (1969). Slik som mange andre forskningsfelt har det i etterkant vært stor framgang innenfor dette feltet. Dette har medført at brukervennligheten til proteser stadig forbedres, hvilket igjen kan utnyttes ved å etterhvert legge til flere funksjoner i selve protesens bevegelsesspekter. Alle moderne underarmsproteser innehar en åpne/lukke funksjon av håndflaten, i tillegg til det-



Figur 3: Trigno basen Delsys (n.d.)

te blir det stadig vanligere med supinasjon og pronasjon. På forskningsstadiet benyttes derimot ofte flere protesefuksjoner under testing.

For å benytte myoelektriske signaler for klassifisering av tiltenkt bevegelse, må systemet trenes. Dette gjøres ved at den amputerte gjennomfører en gitt bevegelsesklasse i et tidsintervall, mens systemet lagrer data fra EMG-sensorene i tidsintervallet. Dette utføres for alle bevegelsesklassene systemet skal kunne gjengi. Deretter trekkes diverse egenskaper ut av det innhentede signalet. Slike egenskaper kan hentes fra enten kun tidsdomenet til signalet, eller tid-frekvens-domenet. Eksempler på slike egenskaper som er benyttet tidligere i proteseforskning vises i Tabell 1

I denne oppgaven vil også akselerometer benyttes, dette medfører at egenskapene til signalene fra akselerometrene også skal behandles før systemet trenes. Denne formen for implementasjon er relativt lite benyttet, men det er her vanlig å benytte seg av middelveien til akselerometerdataen for hver av aksene.

Den Innsamlede dataen deles opp i tidsvinduer, før egenskapene trekkes ut. Dermed er det mulig å få tilfredsstillende mengde treningsdata på relativt kort tid. Disse tidsvinduene kan ikke være for korte, da det medfører at for lite informasjon blir lagret til å få en tilfredsstillende klassifisering i etterkant. De kan heller ikke være spesielt lange, da den samme lengden skal benyttes under bruk av protesen. Signalene må innhentes og klassifiseres før protesen kan ut-

Forkortelser	EMG-Parameter
AAC***	Average Amplitude Change
AAV***	Average Absolute Value
AR*	Autoregressive Coefficients
CC***	Cepstral Coefficient
DWT**	Discrete Wavelet Transform
HIST**	Histogram
LD*	Log-Detector
MSV	Mean Square Value
MYOP	Myopulse precentage rate
NT	Number of Turns
RMS	Root-Mean Square
VAR*	Variance
WAMP	Willison Amplitude
WF	Window Fourier Transform
WL	Waveform Length
WPT	Wavelet Packet Transform
WT	Wavelet Transform
ZC	Zero-Crossings

Tabell 1: EMG-parametere fra Fougner et al. (2012), Ashkan Radmand (2013)*, Gijberts (n.d.)** og Bersvendsen (2011)***

føre bevegelsesklassen, så et unødvendig langt tidsvindu vil føre til treg respons til protesen.

Når EMG- og akselerometer-dataen er innsamlet og egenskapene trekt ut, trenes systemet. Dette gjøres av en klassifiseringsalgoritme som deler inn et D-dimensjonalt rom inn i ulike avsnitt, hvor hvert avsnitt i denne sammenhengen tilsvarer en bevegelsesklasse. Det finnes mange ulike typer klassifiseringsalgoritmer, men for at en algoritme skal fungere tilstrekkelig for en protesebruker, må den være rask og nøyaktig. Antallet dimensjoner i denne oppgaven blir gitt ved Formel 1.

$$D = \text{AntallEMG-sensorer} \times \text{AntallEgenskaper} + \text{AntallAkselerometer} \times \text{AntallAksler} \quad (1)$$

Når Systemet er trent og hver av bevegelsesklassene har fått tildelt et avsnitt av rommet kan treningssettet benyttes i protesestyring. Dette gjøres ved at data samles inn i lengden av et tidsvindu, deretter trekkes de samme egenskapene som i treningssettet ut av denne dataen. Ut av dette får man en vektor som er av størrelsen $D \times 1$. som tilsvarer et punkt i det D-dimensionale rommet.

Systemet klassifiserer dermed denne dataen som det avsnittet dette punktet ligger i. Dermed gis de aktuelle bevegelsesfunksjonene videre til motorene i protesen, som utfører den aktuelle bevegelsesklassen.

Det finnes også forskjellige nivåer man kan legge seg på i form av brukervennlighet når det kommer til protesestyring. Den eldste metoden er ren av/på-klassifisering. Som navnet antyder muliggjør denne metoden kun hvilken bevegelsesklasse som skal gjennomføres, deretter utføres denne bevegelsen med samme styrke og hurtighet hver gang. I den andre metoden tar man hensyn til at det vil øke brukervennligheten dersom man kan utføre de få bevegelsene i forskjellig styrke og hastighet, hvilket gir brukeren mulighet til å håndtere f.eks skjøre gjenstander uten å ødelegge dem. Den tredje metoden er såkalt simultanstyring. Her kan brukeren utføre flere bevegelsesklasser samtidig. Brukeren kan for eksempel lukke hånden mens han/hun supinerer eller åpne hånden mens han/hun pronerer. Dette fører også til en forenkling av daglige oppgaver til protesebrukeren.

3.3 Program

For å kunne utføre trening av systemet samt testing av treningssettene, er det nødvendig med oppkobling mot et program på PC. Det er i utgangspunktet to kandidater til denne oppgaven; BioPatRec og ITK-Programvaren. Det førstnevnte er et "open source program" utviklet av Max Ortiz-Catalan. BioPatRec benytter seg av programmeringsplattformen Matlab, med programtillegget GUIDE for brukergrensesnitt. Det andre alternativet er et program som er utviklet på NT-NUs nervomotoriske laboratorium. Dette programmet er programmert i National Instrument LabView gjennom tidligere masteroppgaver og doktoravhandlinger.

3.3.1 BioPatRec

BioPatRec har en iøynefallende oppbygning som er lett forståelig og enkel å sette seg inn i. Når man åpner programmet fra Matlab kommer man inn i hovedmenyen, som består av tre valg i form av knapper. Recordings", Recording Session" og Pattern Recognition".

Recordings Ved valg av denne funksjonen kommer man inn på et nytt vindu kalt Recordings". Dette valget har som hovedoppgave å teste om programmet får inn data fra sensorene, før man starter opptak av data til klassifisering senere. Vinduet består av et to valgpanel, hvor brukeren i det første kan velge frekvens på inngangssignalet, lengste på opptaket, samt hvor ofte oppdateringene

skal inntreffe. Det er også en radioknapp for å velge om det er trigno-systemet som skal benyttes, da dette krever en litt annen initiering opp mot sensorene. I den andre valgmenyen kan brukeren velge å legge til Butterworth filter, med tilhørende frekvens og orden. For framvisning av dataen er det innlagt 12 grafer. De 8 første grafene, altså de til venstre i skjermbildet, viser EMG-signalene fra sensorene i tidsdomenet. Hver av disse har en tilhørende avhukingsboks, hvor brukeren kan velge om disse er i bruk eller ikke. De fire resterende viser EMG-signalene til sensor 1-4 i tid/frekvens-domenet.

Recording Session Dette valget tar brukeren videre inn i et vindu kalt "RR-recording Session", hvor brukeren kan sette opp rammene til dataen som skal samles inn. Helt øverst finner man tre tekstbokser, hvor man kan sette inn henholdsvis antall repetisjoner per bevegelsesklasse, lengde på hver repetisjon per bevegelsesklasse i sekunder og antall sekunders pause mellom hver repetisjon. Videre er det en listeboks med bevegelsesklasser brukeren kan velge fritt fra, samt et bilde på siden som viser den siste valgte bevegelsen. Avhukingsboksen under denne listen gir brukeren mulighet til trening av simultanstyring av flere bevegelsesklasser. Brukeren klikker seg dermed videre med knappen Record".

Nå åpnes vinduet "AFESelection", hvor forkortelsen AFE står for "Analog Front-End". Her er det seks valgpanel hvor brukeren kan velge hvilket system som skal brukes for datainnhenting, hvor mange kanaler som skal benyttes, samplingsfrekvens og kommunikasjonsport til PCen. Det er også to avhukingsbokser som gir brukeren valgene om å ha en prøverepetisjon før opptakene starter for hver bevegelsesklasse og om brukeren vil benytte seg av en litt mer avansert form for skjermguidet trening (SGT) enn kun bilder av bevegelsene, ved å vise en virtuell hånd som utfører bevegelsesklassene.

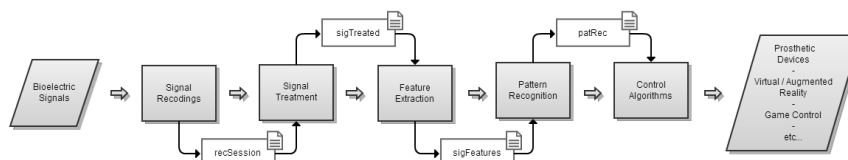
Når knappen Record nå trykkes i dette vinduet kommer man videre til vinduet som er beskrevet under Recordings". Denne gangen har dette vinduet et par ekstra funksjoner. Under valgpanelet for butterworth filteret kommer det nå til syne bilder av bevegelsesklassen som skal utføres, en tidtager i form av en blå linje samt en beskrivende tekst under. Dermed kan testpersonen måle intuitivt utføre bevegelsene man får visuell instruks for å utføre, mens programmet henter inn data og sorterer den etter hvilken bevegelse brukeren skulle utføre under veis. Deretter kan man lagre treningssettet med dertil egnet navn.

Pattern Recognition Denne knappen på hovedmenyen fører brukeren inn i bildet med samme navn. Dette bildet har dog ingen funksjon før et datasett er lastet inn og gjort klart. Denne innlastingen skjer ved at brukeren klikker knappen Get Sig. Features", hvilket åpner en mappestruktur hvor brukeren skal finne dertil egnet datasett og åpne dette. Det åpnes også et nytt vindu med

navnet "Signal Treatment". Her vises en del informasjon om treningssettet i den venstre halvdel av bildet. Informasjonen som kun vises men ikke kan endres er samplingsfrekvensen under opptak av dataen, antall repetisjoner per bevegelsesklasse, antall repetisjoner per bevegelsesklasse, hviletid mellom repetisjonene og antall bevegelsesklasser som er trent. Brukeren kan i tillegg endre på treningssettet her, ved å velge fra en listeboks hvilke bevegelsesklasser som ønskes benyttet under trening av systemet, velge om man vil benytte hvileperiodene i treningssettet som en egen bevegelsesklasse, velge hvor stor prosentandel av hvert sett man vil benytte, og i den siste listeboksen kan man velge fra hvilke sensorer man vil benytte data fra. Etter at disse valgene er tatt kan brukeren trykke "Pre-Processing" før man starter på høyre side av vinduet. Her er det tre valgpaneler. I det første kan brukeren velge hvilket filter som skal benyttes. Det andre gir brukeren valget mellom å benytte seg av overlappende tidsvindu eller ikke når dataen skal deles inn, og i det siste deler brukeren opp hvor mange tidsvindu som skal benyttes til henholdsvis trening av systemet, validering av systemet og testing av systemet. Når brukeren så trykker "Treat" deles treningssettet opp i tidsvinduer, og egenskapene til hvert av tidsvinduene trekkes ut. Så overføres all data tilbake til vinduet "Pattern Recognition" og "Signal Treatment" lukkes.

Nå kommer det en liste med forskjellige egenskaper brukeren kan velge fra til venstre i vinduet. I den kolonnen i midten kan brukeren se hvor mange sett som skal brukes til trening av systemet, validering av systemet og testing av systemet. Under denne informasjonen kan han/hun gjøre følgende valg; Hvilken algoritme som skal benyttes, hvilken normalisering av treningssettene som skal benyttes, om en eller alle bevegelsesklassene skal trenes, hvilken topologi som skal nyttes, om settene skal ha randomisert rekkefølge og om feilklassifiseringsmatrisen skal vises etter gjennomført trening av datasettet. Så kan treningen av datasettet starte, dette gjøres ved at brukeren trykker "Run Off-line Training". Programmet utfører med det en trening av systemet og en derpåfølgende test, etterpå vises klassifiseringsnøyaktigheten i tabellen under, hvilket gir en indikasjon på om treningssettet er godt eller ikke. Nå kan brukeren velge om han/hun vil gå videre å teste klassifiseringen i sanntid, eller avslutte her.

Hele denne data-strømmen kan illustreres ved hjelp av Figur 4



Figur 4: Data-strømmen i BioPatRec Ortiz-Catalan (n.d.)

3.3.2 ITK-Programmvare

IKT-Programmvaren er en programmvare som er utviklet gjennom flere masterprosjekt på NTNUs nervomotoriske laboratorium. Programmet er basert på plattformen LabView og er tilpasset trignosystemet som kilde til både EMG-data og akselerometerdata.

Funksjoner Programmet er ikke veldig ulikt BioPatRec når det kommer til brukervennlighet og funksjonalitet. Det er et vindu hvor man kan gjennomføre testing av systemet å se på innhenting av EMG-data i sanntid. Et vindu trenings settene tas opp, et vindu for beregning av treningssettene og et vindu for testing.

Da programmet er laget på NTNUs nervomotoriske laboratorium er programmet også tilpasset roborhånden og protesen som eksisterer der. Under trening av systemet kan brukeren velge proteseguidet trening (PGT) hvor protesen viser hvilken bevegelsesklasse som skal gjennomføres til en hver tid. Dette gir også større intuitivitet når forskjellige styrker skal trenes for hver bevegelsesklasse i stedet for ren av/på-klassifisering.

Programmet har et velutviklet simultanstyrings-opplegg som gir brukeren mulighet til å utføre bevegelsesklassene åpne/lukke hånd samtidig som pronasjon/supinasjon. Dette er også implementert i BioPatRec av Bertnum (2013).

Fordi systemet er tilpasset trignobasen er det også gjort mulig å velge egendefinerte kombinasjoner av sensorer. Dette er ikke mulig i BioPatRec og vil være en fordel dersom flere tester skal foregå på samme dag, da batterilevetiden til sensorene er begrenset til ca 4 timer.

Programmet har et godt utvalg egenskaper som kan trekkes ut fra EMG-dataen og brukeren kan se hvor godt disse klassifiserer og velge hvilke som skal benyttes ut ifra det.

4 Mål

Målet med denne oppgaven er å avdekke om trening under utførelse av forskjellige oppgaver, samt med flere inngangssignaler, vil ha en positiv effekt på klassifiseringen. For å undersøke dette må en testplattform legges til rette for denne type testing. Det skal derfor gjennomføres en programvarevurdering av to aktuelle utgangspunkt BioPatRec programert i matlab og instituttets eget program, programmert i LabView.

Når valget av programvare er foretatt vil nødvendige implementasjoner bli gjennomført. Disse implementasjonene er nødvendige for å skape et intuitivt testopplegg samt tilpasse programmet til labens fysiske maskinvareoppsett. Det er også vesentlig at implementasjonene skjer på et vis som gjør at programmet fremdeles er kompatibelt med andre maskinvareoppsett, dette spesielt dersom valget faller på BioPatRec, da dette er et open kilde prosjekt som forhåpentligvis kan dra nytte av implementasjonene videre.

Målet med oppgaven i sin helhet er å avdekke hvor stor innvirkning daglige armbevegelser har på klassifiseringsnøyaktigheten. Denne effekten vil bli forsøkt motvirket ved bruk av akselerometer og større variasjon under trening. Under forslag til videre arbeid vil det deretter kunne bli belyst flere forslag for å motvirke denne effekten.

Del II

Metode

5 Utstyr og funksjonspesifikasjon

Under gjennomføring av oppgaven ble det gjennomført en rekke vurderinger av hvilket utstyr og hvilke metoder som skulle benyttes. Herunder hvilken programmeringsplattform som skulle benyttes, hvilke bevegelser som skulle trenes, hvilke oppgaver som skulle gjennomføres under trening og testing. Om testpersonen skulle få visuell feedback, og i så fall i hvilken form, sensorplassering og egenskapsuttrekning.

5.1 Utstyr

Her forklares utstyret som skal nyttes under testing av systemet.

5.1.1 Sensorer

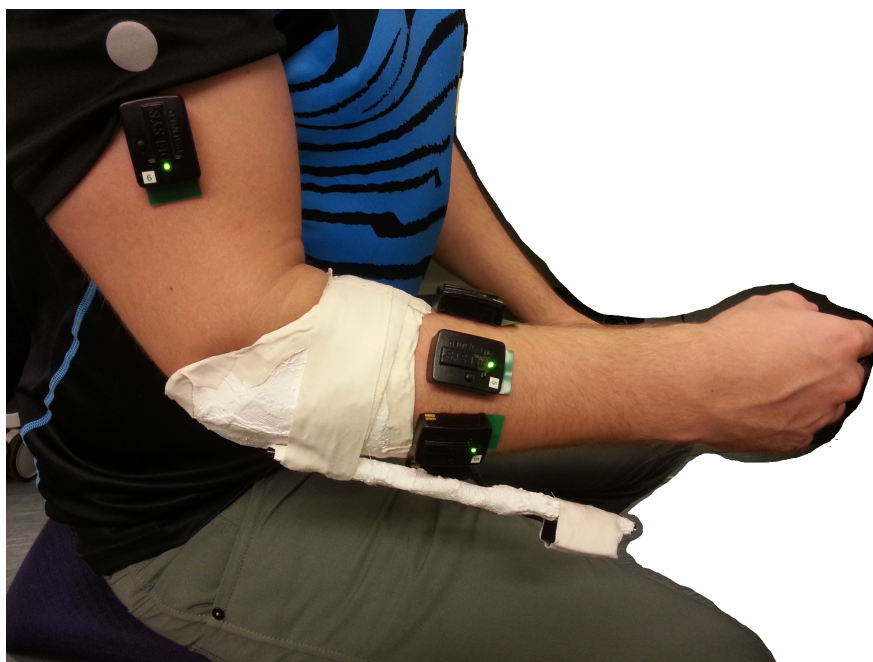
For kommersiell myoelektrisk styring av transradielle proteser benyttes ofte kun to EMG-sensorer. En på oversiden av underarmen og en på nedsiden. Dette er ofte nok når man kun skal klassifisere åpne/lukke bevegelsen. Når det kommer til klinisk testing med et større antall bevegelsesklasser, benyttes gjerne flere EMG-sensorer. En taktikk er å sikte seg inn på bestemte muskler som hos et friskt menneske utfører de aktuelle bevegelsesklassene, dette begrenser seg ofte litt i forhold til hvor aktuelt det blir for en amputert med relativt kort stump, da enkelte muskler kun kan nå lengere ned på underarmen. Enkelte andre har forsøkt å plassere sensorer med gjevne mellomrom rundt den tykkeste delen av underarmen. Metoden som blir benyttet her er å plassere 7 EMG-sensorer rundt den tykkeste delen av underarmen. Hvor det blir tilstrebet å sikte på relevante muskler for noen av bevegelsesklassene. Musklene som ligger like under huden i dette området, og som er relevant for bevegelsesklassene er Pronator Teres for pronasjon. Flexor carpi radialis, Flexor carpi ulnaris og Palmaris longus for fleksjon av håndleddet, disse ligger ved siden av hverandre. Extensor carpi ulnaris, Extensor carpi radialis longus og Extensor carpi radialis brevis for ekstensjon av håndleddet, her ligger den førstnevnte litt unna de to andre, så her benyttes to sensorer. Muskelen sum utfører supinasjon, Supinator, ligger under andre muskler, og vil derfor ikke nå direkte. musklene som sørger for fleksjon

og ekstensjon av fingrene vil siktes på for å oppnå tilstrekkelig klassifisering av hennholdsvis åpning og lukking av håndflaten, samt nøkelgripen.

For armens bevegelser under utføring av forskjellige oppgaver under testing, er det valgt å benytte akselerometer. Under plasseringen av akselerometer er det viktig å tenke på hvilket utslag akselerometeret vil få, og om dette er relevant for en protesebruker, eller skaper en falsk godhet i klassifiseringen når man tester på friske mennesker. Da oppgaven omhandler transradielle proteser, vil ikke akselerometeret som plasseres på overarmen gi forskjellige resultat mellom en frisk og en amputert person. Dette plasseres på siden av Bicep, og kalles fra nå av akselerometer 2. Akselerometeret på underarmen, heretter kalt akselerometer 1, vil derimot kunne gi forskjellige utslag på en frisk og en amputert person. Problemet her er at man vil plassere akselerometeret relativt langt fram på underarmen for å få et godt utslag på fleksjon og ekstensjon av albuen, men dersom man ikke gjør tiltak for å hindre at akselerometeret følger med underarmen når man utfører supinasjon og pronasjon, vil dette gi en falsk godhet i klassifiseringen, da amputerte ikke har mulighet til å naturlig utføre disse bevegelsene. Dette problemet er løst ved å lage en gips rundt testpersonens albue, sette på en forlegning på gipsen langs benet ulna, og plassere akselerometeret på enden av denne forlegningen.



Figur 5: Det totale armoppsettet med støtte for forlegningen.



Figur 6: Sensorplassering



Figur 7: Sensorplassering

5.1.2 Visuell tilbakekobling

Med visuell tilbakekobling menes i dette tilfellet at testpersonen får kontinuerlig tilbakemelding på hvilken bevegelsesklasse klassifiseringsalgoritmen leser fra dataen som samles inn. her er det i første omgang vurdert om testpersonen i det hele tatt skal få tilbakemelding, eller om resultatet kun skal vises i etterkant. fordeler ved å holde tilbake den visuelle tilbakekoblingen ligger i at mer data kan behandles samtidig. Dette kan gjøres ved at systemet hele tiden samler inn all EMG-data og akselerometerdata og kjører tre parallelle klassifiseringsalgoritmer med henholdsvis, kun EMG-data, EMG-data i tillegg til akselerometerdata fra akselerometeret på underarmen, og EMG-data i tillegg til all akselerometerdata. Eller gjennomføre hele testen før man splitter opp innsamlet data og klassifiserer den på samme måte som førstnevnte. begge disse metodene vil føre til raskere datainnsamling, og dermed mulighet til å samle inn mer data, men det vil trolig også sørge for noe dårligere klassifisering da testpersonen ikke vet om han/hun utfører riktig bevegelse og derfor ikke har mulighet til å forsøke å innrette bevegelsen i sanntid.

En annen metode som ble vurdert var å kjøre tre klassifiseringsalgoritmer i parallell, slik som førstnevnte metode uten visuell tilbakekobling, for så å gi en visuell tilbakekobling på den bevegelsen som fikk flest stemmer fra de tre klassifiseringene. denne ble imidlertid forkastet da den åpenbart kan være til favorisering av et av treningssettene.

Det var også flere alternativer når det kom til hva som eventuelt skulle benyttes som visuell tilbakekobling. Protesen på laben ble forkastet på grunnlag av antall bevegelsesklasser den kan utføre, da denne bare har åpne/lukke funksjon og supinasjon/pronasjon. Videre finnes det også tilgang på en virtuell hånd/arm, i en av programmeringsplattformene som ble vurdert (BioPatRec). Denne var til tider noe ustabil og ble derfor forkastet. Tilbakemeldinger i form av bilder og/eller skrift har sin fordel i datamengde som skal behandles av samme PC som samtidig behandler klassifiseringsalgoritmen, men kan virke forstyrrende for testpersonen forhold til hvilket bilde som viser hvilken bevegelse som skal utføres, og hvilket som viser hvilken bevegelse som blir oppfattet av klassifiseringen. Det siste alternativet var NTNU robothånd Figur 8. Denne består av 7 servomotorer og ble laget som en masteroppgave ved institutt for teknisk kybernetikk. Fordelen med denne er at kommandoer til servomotorene kan implementeres relativt lett i matlab, og den kan gjenskape alle de aktuelle bevegelsesklassene. To av servomotorene var i starten av prosjektet i ustand, disse ble byttet ut da valget falt på robothånden.



Figur 8: NTNU robothånd

5.2 Bruk av signalene under testopplegget

Her beskrives hvordan signalene behandles under testopplegget.

5.2.1 Bevegelsesklasser

Moderne proteser styrt av EMG-signaler benytter gjerne 3-5 ulike bevegelsesklasser. De viktigste funksjonene er åpne/lukke funksjonen til hånden og det er de som benyttes oftest. Videre er også supinasjon og pronasjon også hyppig brukt i kliniske tester av protesestyring, men ikke like vanlig på faktiske protesebrukere. For proteser laget for mennesker med transradielle amputasjoner finnes det selvfølgelig at stort antall bevegelsesklasser det er fullt mulig å implementere som motorfunksjoner i selve protesen, dette være seg alle bevegelsene som kan utføres av et friskt hånledd og underarm, som ekstensjon, fleksjon, ulnar deviasjon, radial deviasjon, supinasjon og pronasjon. I tillegg kommer en rekke fingermotorikk og ulike grep som også kan implementeres i en protese

og i protesens styringssystem.

Problemet med å legge inn for mange bevegelsesklasser ligger i klassifiseringen, desto flere klasser, desto vanskeligere vil det være å oppnå god klassifiseringsnøyaktighet, hvilket vil medføre at protesen blir for vanskelig å benytte seg av i dagliglivet til en protesebruker. For å legge testene tettest mulig opp mot lignende forsøk utført tidligere av blant annet A.Fougner i Fougner, Chan, Stavadahl and Englehart (2011) under løsningen av problemet med armens posisjon, er det valgt å benytte 8 bevegelsesklasser i dette prosjektet. Bevegelsesklassene som skal benyttes er: ekstensjon- og fleksjon av hånledd, supinasjon, pronasjon, åpne- og lukke hånden, nøkkelgrep og hvileposisjon.

5.2.2 Mønstergjenkjenning

For å oppnå et godt styresystem for protesen er valg av mønstergjenkjennings algoritme en viktig faktor. Tre egenskaper er vurdert hos en rekke eksisterende algoritmer. Algoritmen må ha relativt kort opptreningstid, Dette er den mest viktige egenskapen, men da det skal utføres tester under prosjektet, er det ønskelig at opptreningstiden ikke overstiger 2 minutter. Klassifiseringsnøyaktighet er den andre egenskapen som er vurdert, da prosjektet går ut på klassifisering med og uten akselerometer, er det vanskelig å sette et konkret tall på dette kravet, men algoritmene er testet opp mot hverandre. Det siste kravet til algoritmen er tidsforbruket på selve klassifiseringen, da en protese skal kunne omforme muskelsignaler til bevegelse på relativt kort tid for å være et aktuelt valg for en protesebruker. Dette kravet er satt til et absolutt maksimum på 0.2 sekunder.

5.2.3 Egenskapsuttrekning

Et EMG-signal vil i utgangspunktet se ut som hvit støy med middelvei 0. For å kunne benytte dette signalet i en mønstergjenkjennings algoritme, trekker man ut bestemte egenskaper fra signalet. Det finnes to hovedgrupper innenfor egenskapsuttrekning av EMG-signal, det ene er å kun se på signalet i tids domenet, mens man i det andre ser på signalet i både tids- og frekvensdomenet. I denne oppgaven er det valgt å kun benytte seg av egenskapsuttrekning i den førstnevnte kategorien. Selve egenskapsuttrekningen skjer dermed på følgende vis: Man velger lengden på et såkalt tidsvindu, f.eks 0.2 sekunder. Beregner egenskapene til signalene i dette tidsviduet, deretter beregne mønstergjenkjenningsalgoritmen hvilken bevegelse dette signalet tilhører. Egenskapene som ble valgt er velutprøvd i tidligere forskning på feltet: nullkrysninger(ZC): Hvor mange ganger signalet passerer null i løpet av tidsvinduet. Lengde på signaltoppene (WL).

Gjennomsnittlig absoluttverdi (mabs) og løypen til hver av kanalene (slpch2)

Det utføres også egenskapsuttrekning på akselerometerdataen. Her blir det kun sett på en egenskap per akse i akselerometeret, hvilket er gjennomsnittet i tidsvinduet. Dermed får man i sluttsum på (7 EMG-sensorer * 4 Egenskaper + 2 Akselerometer * 3 Egenskaper = 34 Egenskaper) som skal klassifisere bevegelsen.

5.3 Testopplegget

I dette delkapittelet vil forsøksprotokollen beskrives og legges fram. Denne forsøksprotokollen ble utformet som en et vedlegg til en søknad til regional etisk komite (REK) og ble benyttet for å utføre testene på testpersonene under like omstendigheter.

5.3.1 Hensikt

Det er tidligere påvist at klassifisering av protesebrukeres intensjon påvirkes negativt av posisjonen armen er i. Denne negative effekten kan motvirkes ved å trene systemet (dvs. stille inn systemets parametere) i flere posisjoner, samt benytte akselerometerdata i tillegg til EMG-data.

Dette forsøket er et pilotprosjekt for å undersøke om bevegelser under trening av myoelektrisk mønstergjenkjenning kan ha en positiv effekt på klassifiseringen.

5.3.2 Metode

Forsøket vil bestå av en transversell studie av begrenset omfang (4 funksjonsfriske forsøkspersoner). Studien omfatter kombinasjoner av 8 forskjellige protesefunksjoner (heretter kalt bevegelsesklasser) og fem dagligdagse armbevegelser (heretter kalt oppgaver). Bevegelsesklassene som skal benyttes er;

- Håndleddsflexjon (HF)
- Håndleddsektensjon (HE)
- Pronasjon (PR)
- Supinasjon (SU)
- Åpne hånd (åH)
- Fast grep (FG)

- Nøkkelgrep (NG)
- Ingen bevegelse (IB) . . .

For å undersøke om bevegelse har en negativ innvirkning på klassifiseringen, blir det benyttet fem ulike, dagligdagse bevegelser, kalt O1-O5, under trening og testing av systemet. Bevegelsene kan beskrives som følger;

- O1 vil være aktuell i en situasjon hvor man skal f.eks åpne et kjøkkenskap i hodehøyde.
- O2 når noe skal hentes ned fra en høy hylle.
- O3, når noe skal hentes opp fra en lav posisjon.
- O4 når noe skal hentes ned fra skulderhøyde.
- O5 når noe skal hentes ut fra kjøkkenskapet som ble åpnet i O1.

Figur 9 viser start- og sluttposisjon til bevegelsene. Et stativ vil bli satt opp for å vise start- og slutt-posisjon for disse bevegelsene på en intuitiv måte.

Datainnsamlingen vil omfatte logging av EMG-signaler fra forsøkspersonens arm, samt logging av akselerasjonsdata fra akselerometre plassert på personens arm.

Under datainnsamlingen vil det først bli innsamlet et treningssett som lar protesens styresystem lære seg hvilke signalmønstre hos forsøkspersonen som tilsvarer hvilken bevegelsesklasseklasse. Deretter Samles det inn et tilsvarende testsett som vil bli benyttet til å kvantifisere systemets evne til å ekstrapolere denne informasjonen til nye signaler og situasjoner.

En gipskaske vil formes rundt testpersjonens albueledd. I en forlengelse av denne kasken som går fram langs ulna, vil akselerometeret for underarmen plasseres lengst fram på denne forlegningen. Dermed vil man unngå at bevegelsesklassene PR og SU kan gi en falsk godhet i klassifiseringen. For å unngå at resultatene blir påvirket av muskelutmattelse, vil datainnsamlingen bli fordelt på to dager, med ca. to timers varighet hver dag. Testene av de ulike klassene vil foregå i randomisert rekkefølge for å kompensere for eventuelle læringseffekter underveis.

5.3.3 Datainnsamling

I det følgende beskrives datainnsamlingsprosedyren i detalj.

Dag 1

Treningssett 1-3; Deltakeren står oppreist, og utfører bevegelsen **O2** samtidig men én av klassene. Hver av de 8 klassene trenes i 3 sekunder med 3 sekunders mellomrom, i randomisert rekkefølge. Dette gjentas 5 ganger. 3 treningssett beregnes med de samme EMG-dataene, men forskjellige akselerometerdata benyttes:

- Treningssett 1 benytter ingen akselerometerdata.
- Treningssett 2 benytter akselerometerdata fra underarmen.
- Treningssett 3 benytter data fra begge akselerometrene (overarm og underarm).

Totalt tidsforbruk for disse treningssettene er 3.5 min $((3s+3s)*5*7)$. Et utvalg av dataen fra pausen mellom hver repetisjon, på størrelse med dataen fra hver bevegelsesklasse. Benyttes for trening av IB.

Treningssett 4-6; om treningssett 1-3, men **O4** benyttes i stedet for **O2**.

Disse treningssettene blir innsamlet i randomisert rekkefølge, og deltageren får en pause på 2 min mellom treningssettene. Dette gir en total tid på 9 min $(3.5+2+3.5)$. Deretter får deltakeren en lengre pause på 5 min før testene starter.

Test Etter at de 6 treningssettene er opprettet, startet den andre fasen, testing av klassifiseringsnøyaktigheten til hvert av treningssettene. Dette gjøres ved å ta opp nye testsett på følgende måte: Et treningssett trekkes tilfeldig, ved bruk av dette treningssettet blir deltageren instruert til å gjennomføre til sammen 2 utførelser per klasse, per bevegelse, disse er beregnet å ta ca 3 sek per gjennomføring med der påfølgende 3 sekunders pause. Pausen benyttes til å komme i startposisjon til neste bevegelse samt å klassifisere på bakgrunn av treningssettet som skall klassifisere IB. For hvert treningssett vil tidsbruken være 7 min $((3s+3s)*2*7*5)$, to min pause blir lagt inn mellom testingen av hvert treningssett, og vi får dermed en total testtid på 56 min. Dermed kommer total tidsforbruk på 66 min, deltakeren kan i tillegg til dette legge inn pauser når en måtte ønske det.

Under hver av de 3-sekunders bevegelsene vil det bli tatt opp 10 tidsvindu a 0,2 sek, resterende tid benyttes til å klassifisere dataen. det første og siste tidsvinduet i hver bevegelse vill ikke telles, da testpersjonens reaksjonsevne vill svekke resultatene betydelig her. Dermed får man ut 80 tidsvindu per bevegelsesklasse av de 7 førstnevnte, samt 560 tidsvindu for bevegelsesklassen IB. Dette for hvert av treningssettene.

Dag 2 Her er det plukket ut 2 kombinasjoner av 3 ulike oppgaver i kombinasjon med de 8 bevegelsesklassene, samt til slutt et treningssett hvor klassene trenes i alle bevegelsene. Treningssettene er oppsatt som følger:

Treningssett 1-9; Deltakeren står oppreist, og utfører oppgavene **O1, O2, O3, O4** og **O5** etter tur, samtidig med én av klassene. Hver av de 7 klassene trenes i 3 sekunder med 3 sekunders mellomrom, i randomisert rekkefølge. Dette gjentas 2 ganger per bevegelse. 9 treningssett beregnes med forskjellige utvalg av de innsamlede EMG- og akselerometer- dataene:

- **Treningssett 1-3** benytter alle EMG-dataene samlet inn i bevegelsene **O1, O2** og **O3**.
 - Treningssett 1 benytter ingen akselerometerdata.
 - Treningssett 2 benytter akselerometerdata fra underarmen.
 - Treningssett 3 benytter data fra begge akselerometrene (overarm og underarm).
- **Treningssett 4-6** benytter alle EMG-dataene samlet inn i bevegelsene **O3, O4** og **O5**. Og benytter akselerometerdataen på samme vis som treningssett 1-3, til å beregne treningssett 4-6.
- **Treningssett 7-9** benytter halvparten av EMG-dataene samlet inn i bevegelsene **O1, O2, O3, O4** og **O5**. Og benytter akselerometerdataen på samme vis som treningssett 1-3, til å beregne treningssett 7-9.

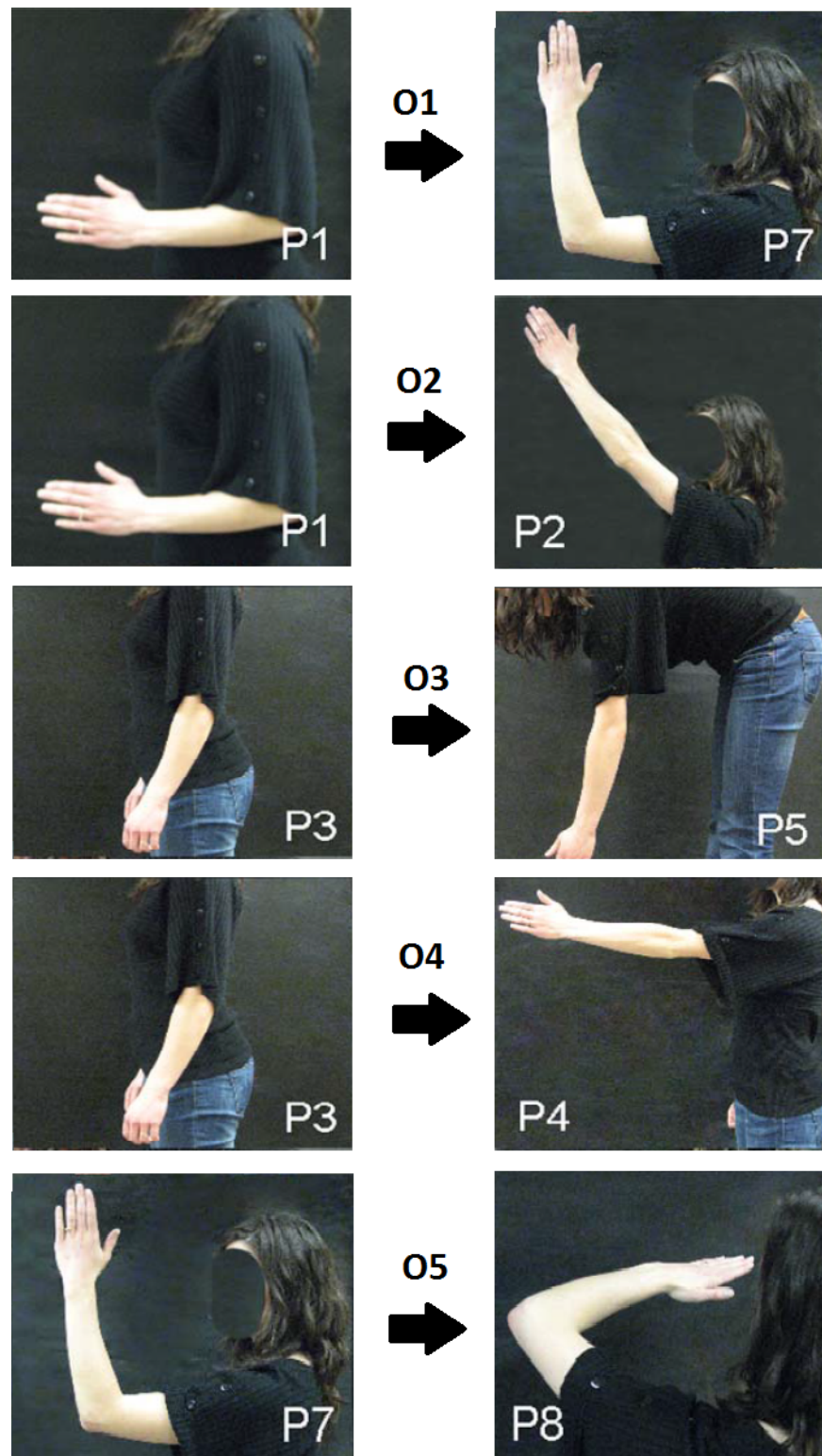
Totalt tidsforbruk for disse treningssettene er 7 min $((3s+3s)*10*7)$. i tillegg kommer en pause på 5 min etter at treningen er gjennomført.

Test Testene foregår på samme vis som testene på dag 1, med en testtid på 7 min $((3s+3s)*2*7*5)$ per treningssett, og to min pause mellom hver test, kommer total testtid på 79 min. Dermed kommer total tidsforbruk på dag 2 på 91 min, deltakeren kan i tillegg til dette legge inn pauser når en måtte ønske det.

Dataanalyse Planlagt utvalg er 4 personer da dette er å regne som et pilotprosjekt for å undersøke i hvilken grad denne effekten har innvirkning på klassifiseringsnøyaktigheten, og bruke dette som grunnlag for videre forskning på et senere tidspunkt. Under testene loggføres tiltenkt klasse, utført klasse, samt utført bevegelse fortløpende, deretter føres statistikk på feilklassifiseringer hos de enkelte klassene opp mot bevegelse og tiltenkte klasser. Dette gjøres ved å oppføre tre ulike feilklassifiseringsmatriser for hver av testene. Den første

matrisen viser mengde feilklassifisering som blir gjort i under utførelse av de oppgavene som er med i det aktuelle treningssettet. Den andre matrisen vil vise mengde feilklassifisering i de bevegelsene som ikke er en del av treningssettet. Og den tredje matrisen vil vise total feilklassifisering for de enkelte testene. Etter dette vil det vurderes om trening i bevegelse vil ha en positiv effekt på klassifisering i bevegelse, og i såfall med hvilken styrke.

Det vil bli gjennomført en tolkning av resultatene basert på prosentvis feilklassifisering til de forskjellige matrisene. Til sammenligning hadde A. Fougner 3,8% feilklassifisering i matrisen som omfattet bevegelsene som var med i det aktuelle treningssettet (matrise 1). Mot 21,1% feilklassifisering i matrisen som omfattet bevegelsene som ikke var med i det aktuelle treningssettet (matrise 2). I sin artikkel «Resolving the Limb Position Effect in Myoelectric Pattern Recognition»



Figur 9: Oppgavene som skal utføres. Bildene er hentet fra Scheme (2010)

6 Programvarevurdering

For å gjennomføre testene må man benytte seg av et program for å gjøre beregningene og sende motorfunksjoner til robøthånden. Her er det vurdert to aktuelle kandidater: BioPatRec med programmeringsplattformen Matlab, og programmet som er utviklet på NTNUs nervomotoriske lab, programmert i Lab-View. For å forsikre meg om at programmet kunne benyttes til testingen, ble det utredet en funksjonsspesifikasjon med nødvendige egenskaper programmet måtte ha.

6.1 Funksjonsspesifikasjon

Her er det viktig å se på denne masteroppgavens mål og treningsopplegg samt eventuelt framtidig videreføring, som kan kreve ytligere implementasjoner. Funksjonsspesifikasjonen deles dermed inn i **Må**-krav og **Bør**-krav.

6.1.1 Datainnhenting

Datainnhenting foregår hovedsakelig via trignobasen under de fleste prosjekt utført på nervomotorisk laboratorium ved NTNU. Dette prosjektet er intet unntak, men dersom prosjektet skal videreføres, kan det bli aktuelt med andre sensorer i tillegg til EMG-sensorer, i stedet for eller i tillegg til akselerometer. Derfor **Bør** programmet være kompatibelt med andre system for datainnhenting. I tilfellet noen sensorer blir defekte, eller problemer med batterilevetiden oppstår ved testing av flere personer etter hverandre, **Bør** det være mulig å velge forskjellige sett med sensorer. For å kunne teste systemet etter trening, **Må** innhenting foregå i sanntid. Både analog overføring av signalene og USB overføring vurderes, programmet **Må** derfor kunne benytte seg av minst en av disse valgene, men **bør** kunne nytte begge.

6.1.2 Databehandling

Under databehandling menes prosessen fra dataen er samlet inn til et treningssett er klart. Under denne prosessen **bør** det være et bredt spekter av egenskaper som kan trekkes ut fra EMG-dataen så vel som Akselerometer-dataen, dette er dog en relativt enkel implementasjon i begge de aktuelle programmene. Videre **bør** det også være tilgang på et bredt spekter klassifiserings-algoritmer, hvor LDA **må** kunne benyttes. Under behandlingen av dataen **bør** filter kunne benyttes på rådataen.

6.1.3 Brukergrensesnitt

Det vil ikke bli lagt vekt på framkommelighet og intuitivitet i brukergrensesnittet, da testansvarlig vil ha god tid til å sette seg inn i dette før testingen. Ingen av programalternativene er heller ikke spesielt store med tanke på funksjoner og bilder. Det som vil bli lagt vekt på er programmets evne til å videreformidle bevegelsesklasser og oppgaver til testpersonen. Under dette **Må** programmet kunne kjøre SGT, samtidig som brukeren får beskjed om hvilken oppgave som skal gjennomføres. For videreføring **bør** det også kunne nyttes, eller i det minste enkelt implementeres proteseguidet trening (PTG) i form av protesen og robothånden som finnes på NTNUs nervomotoriske laboratorium.

Samlet i Tabell 2 vises her alle kravene og preferansene til programmet

Krav	Beskrivelse
K1	Programmet Bør være kompatibelt med andre system for datainnhenting.
K2	Det Bør være mulig å velge forskjellige sett med sensorer.
K3	Innhenting Må kunne fåregår i sanntid.
K4	Systemet Bør kunne nytte seg av analog innhenting samtidig som innhenting via USB
K5	Det bør være et bredt spekter av egenskaper som kan trekkes ut fra EMG-dataen så vel som Akselerometer-dataen
K6	Det bør være tillgang på et bredt spekter klassifiserings-algoritmer
K7	LDA må kunne benyttes
K8	Under behandlingen av dataen bør filter kunne benyttes på rådataen
K9	Programmet Må kunne kjøre SGT, samtidig som brukeren får beskjed om hvilken oppgave som skal gjennomføres
K10	Det bør kunne nyttes PGT ved hjelp av protesen/robothånden på NTNUs nervomotoriske labratorium

Tabell 2: Funksjonsspesifikasjon til programvaren

6.2 Vurdering

Her sammenlignes kravene med programmene og et vlg av programvare blir tatt. Under det første kravet, K1, kommer BioPatRec best ut. Da programmet er et åpen-kilde prosjekt vil det nødvendigvis være tilpasset andre system enn trig-nosystemet. K2 er bestått av ITK-Programmet men ikke av BioPatRec, som kun tillater sensorsett fra sensor 1 og oppover. Begge programmene kan innhente data i sanntid og består derfor K3.

Ingen av programmene er i utgangspunktet laget slik at de kan hente inn fra USB og analoge signaler samtidig, så her må det uansett implementasjon til. BioPatRec har dog i motsetning til ITK-Programmet innebygde funksjoner for analog innhenting.

Begge programmene har et tilfredsstillende spekter av egenskaper som kan trekkes ut fra EMG-signalene. BioPatRec har dog ikke noe for akselerometer-data, men dette er en relativt enkel implementasjon. Antall klassifiseringsalgoritmer er tilfredsstillende hos begge og begge kan nytte LDA.

Filter er lagt inn i begge program, så K8 er ok. skjermguidet trening er på plass i begge program, men ingen av programmene har et system for å vise hvilken oppgave som skal gjennomføres samtidig med bevegelsesklassene. Dette må derfor uansett implementeres. ITK-programmet har et velutviklet system for PTG i motsetning til BioPatRec.

På grunn av at begge programmene kriver relativt mange implementasjoner for at testene skal kunne utføres som planlagt. Falt valget på BioPatRec. Dette fordi strukturen i programmeringen overgår ITK-Programmet, det er et åpen-kilde prosjekt og fordi tilpassingen av dette programmet til NTNUs nervo-motoriske laboratorium allerede ble startet i fjor.

7 Implementasjon

Da valget falt på Matlab-baserte BioPatRec var det en rekke funksjoner og detaljer som måtte implementeres. Disse faller inn under fire hovedkategorier; Datainnhenting, brukergrensesnitt, databehandling og motorfunksjoner til robothånden. Det ble også under veis tatt hensyn til at arbeidet utført i programmeringsprosessen skulle kunne benyttes som et bidrag til andre brukere av BioPatRec, og med det måtte kompatibilitet med andre systemer enn trigno tilstrebes.

7.1 Datainnhenting

Under datainnhenting menes overføring av data fra trigno-basen til pcen programmet kjører på. Det var en lengere vurdering på om signalene skulle overføres digitalt via USB-porten eller analogt via et PCI kort fra NI.

PCI-kortet var av typen NI PCI-6251 og hadde 16 analoge innganger. Trigno-basen har to utgangsporter for analoge signal, en hvor kun de 16 EMG-signalene blir sendt, og en hvor alle EMG-signalene samt de 48 akselerometersignalene blir sendt. Dette medførte dermed at det var to reelle valgmuligheter når det kom til datainnsamlingen, enten hente inn EMG-signalene gjennom PCI-kortet, og akselerometerdataen gjennom USB-porten, eller kjøre all data gjennom den andre analoge porten i trignobasen, stokke om på lederne i kabelen inn til PCI-kortet, og dermed få inn alle signalene som analoge signaler.

Fordeler med den førstnevnte metoden ligger i mangfold og valgfrihet. Her kan man i utgangspunktet velge å benytte alle 16 EMG-kanaler simultant med alle 48 akselerometerkanaler. Ulempen ligger derimot i datakraften som må nyttes, da bioPatRec må hente inn akselerometerdata gjennom USB-porten, simultant med innhenting av analoge EMG-signal via PCI porten. Hvilket skaper en programmeringsmessig utfordring.

Det andre alternativet har sin fordel i at all data kan innhentes i samme funksjon. hvilket vil være en forenkling i programmeringen. Denne vil derimot begrense datainnsamlingen til $e+3a=16$, hvor a er antall akselerometer benyttet og e er antall EMG sensorer. i tillegg vil det ikke være mulig å implementere valg av akselerometer i programvaren, da akselerometrenes analoge utganger må kobles på de analoge inngangene til PCI-kortet.

Til tross for at de aktuelle forsøkene som skal utføres i denne oppgaven holder seg innenfor antall analoge innganger på PCI-kortet ($e=7, a=2$). ble det funnet naturlig å implementere alternativ 1 da dette gir større valgfrihet ved videre bruk.

Det totale systemet for dette prosjektet kan da vises som i Figur 10



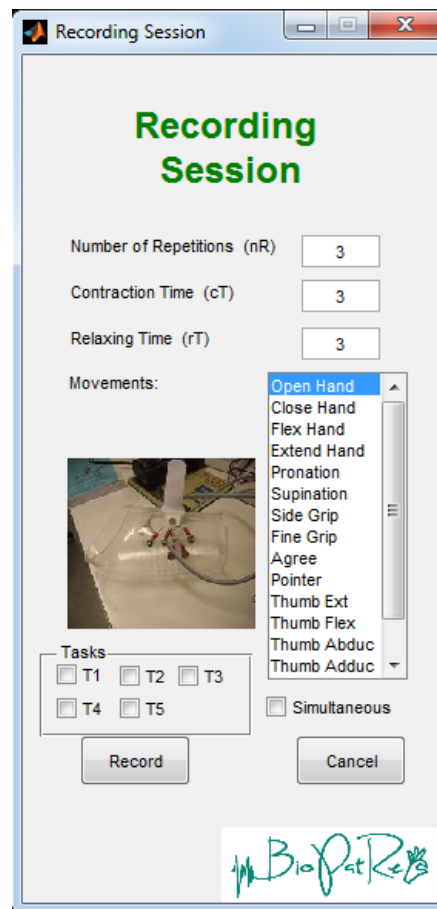
Figur 10: Figuren viser sammensetningen av maskinvarekomponenter som benyttes i dette prosjektet

7.2 Brukergrensesnitt

BioPatRec hadde i utgangspunktet et oversiktlig og bra brukergrensesnitt. I forhold til denne oppgaven var det dog nødvendig med noen små modifikasjoner for å kunne benytte programmet. Det første holdepunktet var bevegelsene. BioPatRec var ikke laget for å gi testpersonen beskjed om å utføre større oppgaver simultant med en bevegelsesklasse. Dette ble implementert gjennom flere av BioPatRecs brukervindu. Først måtte brukeren få velge hvilke og hvor mange oppgaver som skulle gjennomføres under opptak av et treningssett. Dette kan nå velges fra vinduet `GUI_RecordingSession` med de fem nye avhukningsboksene kalt T1, T2, T3, T4 og T5 Figur 11. Ved avhuking av disse boksene blir det utført valgt antall bevegelser, valgt antall repetisjoner, per valgt oppgave. Grunnen til at boksene kalles T1-T5 er forøvrig at T står for Task, initielt var det tenkt bevegelse (movement), men denne terminologien benyttes for bevegelsesklassene i dette programmet.

Når brukeren klikker seg videre via knappen "Record", åpnes vinduet `GUI_AFEselection`. Her er det utført noen modifikasjoner. Først er det kommet en ny meny helt til høyre i bildet, hvor brukeren kan velge hvor mange, og hvilke akselerometer som skal benyttes. Denne er naturligvis forbeholdt trigno brukere. Det er også lagt til et nytt valg i nedtreksmenyen til kominikasjonsport til trigno, nemlig PCI+USB, dette for å benytte seg av EMG-signaler gjennom PCI og akselerometer gjennom USB. Det siste tillegget i dette vinduet er avhukningsboksen med skriften "Split the trainingset into different sets". Dette ble implementert for å kunne lagre flere treningssett basert på ulike deler av samme datainnhenting.

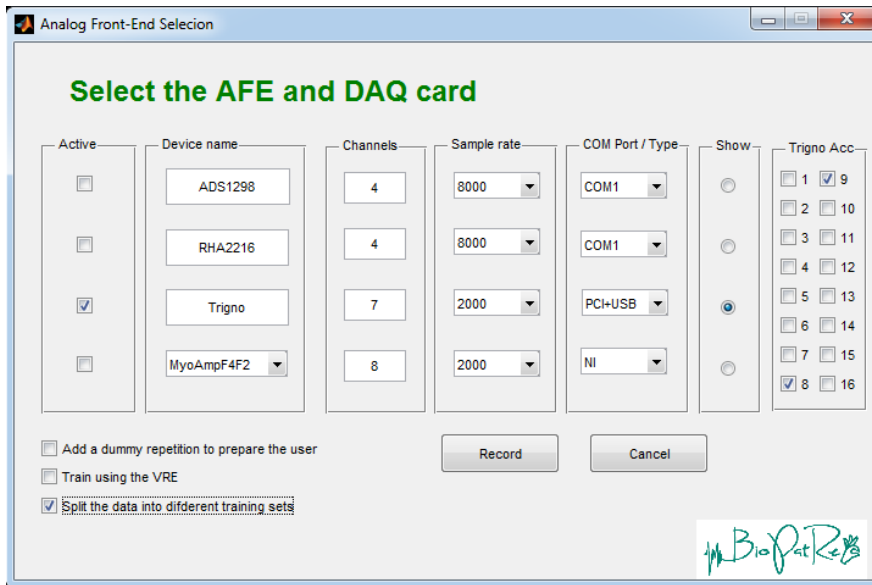
Det neste bildet er tilgjengelig gjennom både å gå videre fra `GUI_AFEselection`



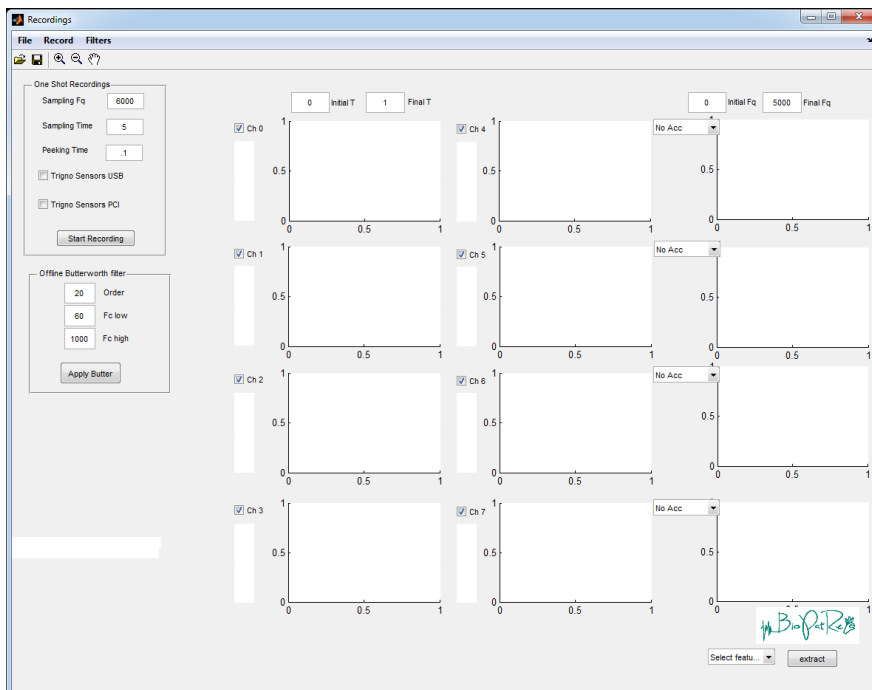
Figur 11: RecordingSession"

og direkte fra startmenyen, om man bare vil teste om systemet tar inn signaler. For det førstnevnte eksempelet er det implementert et lite bilde som viser et tall i en farge, som skal vise testpersonen hvilken oppgave som skal utføres simultant med bevegelsesklassen. Denne måten å informere testpersonen på kan virke noe uoversiktlig for testpersonen, men når man i tillegg legger inn et stativ med fargekoder for start og stopp på bevegelsen blir det noe mer oversiktlig. Grunnen til at det ble implementert på denne måten var for å minimalisere endringene i brukergrensesnittet hvor det ikke var nødvendig med tillegg. Dersom man går rett inn på dette bildet fra hovedmenyen, kan man også velge å vise akselerometerdata i sanntid. Dette gjøres ved å velge de aktuelle akselerometrene fra nedtrekksmenyene til venstre i skjermbildet.

Etter at opptakene er avsluttet vil man nå kunne få opp et nytt bilde dersom avhukningsboksen Split the trainingset into different setser avhuket. Her har brukeren mulighet til å dele opp dataen i forskjellige treningssett, som bygget opp hierarkisk i listeboksn til høyre i bildet. De innspilte oppgavene kommer øverst, deretter bevegelsesklassene, så akselerometerdata om dette skal benyt-



Figur 12: "AFE-Selection"



Figur 13: Recordings"

tes. Til slutt kan brukere velge hvilke repetisjoner som skal benyttes. Denne listen nulles ut når det aktuelle treningssettet er lagret, så brukeren kan kombinere nye treningssett etter eget ønske.

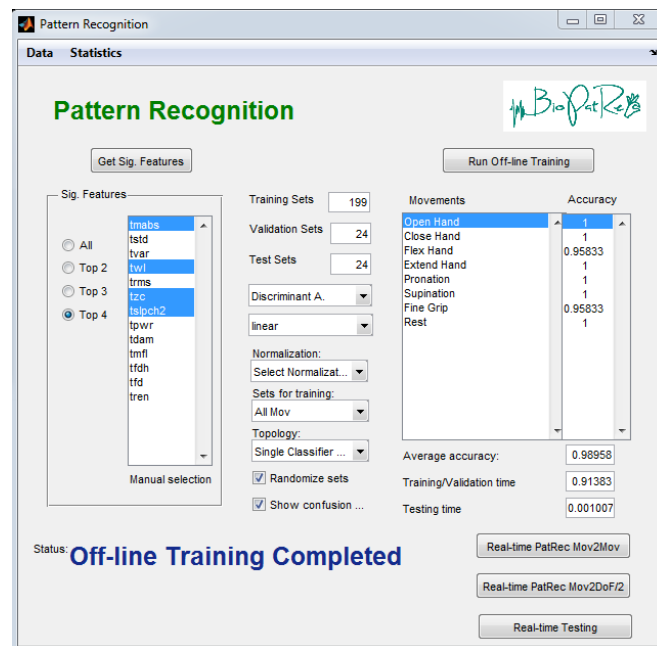
Til slutt er det implementert en rekke nye funksjoner under det tredje valget

i hovedmenyen, Pattern Recognition". Det er i denne seksjonen treningssettet skal benyttes i en klassifiseringsalgoritme, og videre testes. I det Første vinduet man kommer til, GUI_PatRec, var det ikke nødvendig med store endringer. Det er lagt til et ekstra valg under nedtrekksmenyen "Topology", med navnet "Single classifier with accelerometer". Det er også lagt til en knapp nederst i høyre gjørne som leder til testpanelet for denne oppgaven. denne kan ikke benyttes før et treningssett er innlastet og behandlet. For å laste inn et treningssett benyttes knappen øverst til venstre i dette vinduet, "Get Sig. Features", brukeren velger de aktuelle dataene som skal benyttes under treningen, før vinduet GUI_SigTreatment åpnes. De nye rubrikkene her består av tekstfeltet "Number of Tasks (nT)", som viser hvor mange oppgaver som ble utført under trening av systemet, og tekstlisten "Accelerometer Channels" som viser hvilke sensorer som ble benyttet som akselerometer under optak av dataen.

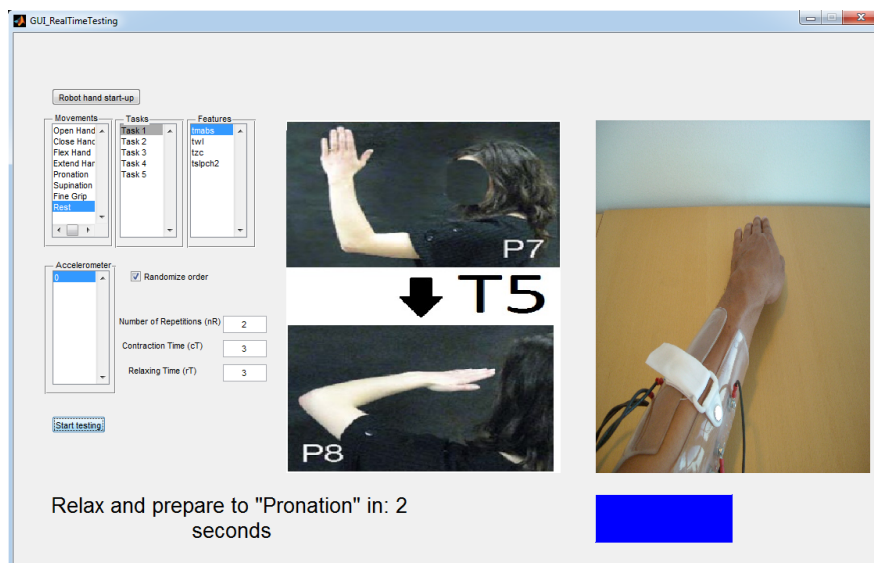


Figur 14: SigTreatment"

Det siste vinduet som benyttes i denne oppgaven, GUI_RealTimeTesting, ble laget for å kunne utføre testene. dette består av et bilde som illustrerer hvilken oppgave som skal gjennomføres, et bilde som illustrerer hvilken bevegelsesklasse som skal utføres, en timer som viser hvor lang tid det skal ta å utføre oppgaven simultant med bevegelsesklassen, samt lister over dataene treningssettet inneholder. Man har også mulighet til å bestemme hvor mange repetisjoner som skal utføres og tidsforbruk hver repetisjon.



Figur 15: PatReceSigTreat"



Figur 16: RealTimeTesting"

7.3 Databehandling

Valget av å gå for en kombinasjon av datainnhenting via PCI og USB vanskeligjøre muligens innhentingene noe. Akselerometerdataen blir i første omgang innhentet i sin helhet i en liste hvor hvert førtiåttende tall tilhører samme akse på samme akselerometer. Dette følger et logisk system hvor det første, det førti-

niende osv. tilhører x-aksen på akselerometer 1 i trignobasen. Denne endimensjonale vektoren, blir deretter delt inn i en tredimensjonal vektor, hvor den første dimensjonen er dataen til det/de aktuelle akselerometrene som skal benyttes. Den andre dimensjonen er x, y, z-aksen til det/de akselerometrene som benyttes. En tredje dimensjonen inneholder informasjon om antall akselerometer som er benyttet. Etter hver gjennomførte bevegelsesklasse samles denne dataen i en ny 5-D liste hvor den fjerde dimensjonen inneholder bevegelsesklassene og den inneholder oppgavene som blir utført under trening av systemet. I dette prosjektet vil størrelsen på en slik liste være i området [888 3 2 7 5]. Da samplingsfrekvensen til akselerometerdataen er 148samplinger/sekund. Den nedre halvdel av den første dimensjonen inneholder da data fra klassen "Rest", men denne blir behandlet senere. En lignende struktur benyttes også i innsamlingen av EMG-data, denne listen har 4 dimensjoner, en for dataen, den andre for sensorene som benyttes, den tredje for klassene og den fjerde for oppgavene. Typisk størrelse med en samplingsfrekvens på 2000samplinger/sekund blir da [12000 7 7 5]. Dette oppsettet gjør det enkelt å dele innsamlet data inn i ønskede treningssett, hvilket brukeren nå kan gjøre med programtillegget "Split Data".

Når dataen er innhentet og treningssettene lagret, kan brukeren gå videre til klassifiseringsdelen av programmet. her får man valget om man vil bruke Rests om en bevegelsesklasse. Dersom dette velges, blir et utvalg av de nederste dataene i den første dimensjonen benyttet. Brukeren får også velge hvor stor andel av dataen som skal benyttes. I denne oppgaven er det valgt å benytte 70 % av innsamlet data. Programmet kutter da bort de 15 første og de 15 siste prosentene av hver bevegelsesklasse. Dette gjøres da dataen som samles inn i overgangen mellom bevegelsesklassene ofte er dårlige i klassifiseringssammenheng. Etter at denne dataen er fjernet velges lengde på tidsvinduerne, samt om tidsvinduerne skal overlapp hverandre eller ikke. Benyttet lengde på tidsvinduerne i denne oppgaven er 0.2 sekunder, med en overlapp på 0,05 sekunder, hvilket medfører ca 250 tidsvindu per treningssett. Av disse tidsvinduerne benyttes 80 % til trening, 10 % til validering og 10 % til testing.

Egenskapene til dataen blir dermed hentet ut fra disse tidsvinduerne. Dette foregår på litt forskjellige måter med EMG-dataen i forhold til akselerometer dataen. Hos EMG-dataen blir alle egenskapene i programmet hentet ut, så får brukeren senere velge hvilke som skal benyttes. Hos akselerometerdataen hentes kun middelverdien ut. Brukeren velger deretter hvilke som skal benyttes, og utfører en trening og en test av systemet. Da det i dette prosjektet er valgt å benytte 4 egenskaper ved hvert av EMG-signalene, får man i realiteten en klassifisering basert på 28, 31 eller 34 forskjellige egenskaper, basert på om treningssettet benytter seg av henholdsvis 0,1 eller 2 akselerometer.

Når Systemet er trent kan brukeren fortsette videre til "Real Time Testing",

for å verifisere om klassifiseringen er god eller ikke. Under denne testingen hentes data inn i 0.2 sekunders sett om gangen. Deretter klassifiseres dataen etter de samme egenskapene som tidligere ble valgt. hele denne prosessen tar ca 0.25 - 0.3 sekunder. for å unngå mye bevegelse i robotarmen under testing er det innlagt at to klassifiseringer etter hverandre må ha samme resultat for at robotarmen ska igangsette bevegelsen. Testansvarlig får derimot visuelle tilbakemelding vha en listeboks som viser hvilken bevegelsesklasse som blir oppfattet av systemet i sanntid. Det første og det siste tidsvinduet for hver av bevegelsene blir ikke medbrakt videre til feilklassifiseringsmatrisene, dette på grunnlag av testpersonens reaksjonsevne. Dermed videreføres 8 tidsvindu per bevegelsesklasse per repetisjon per oppgave, videre til feilklassifiseringsmatrisene. Totalt blir det laget tre feilklassifiseringsmatriser, en for dataen som blir innsamlet under utførelse av oppgaver systemet er trent i, en for innsamlet data i under oppgaver systemet ikke er trent i, og en total. Disse matrisene viser hvilken bevegelsesklasse testpersonen har fått beskjed om å utføre opp mot hvilken bevegelse systemet har oppfatet. En perfekt matrise vil derfor vise kun ettall på hoveddiagonalen, og resterende felt null.

Funksjon	Kort Beskrivelse
GUI_RecordingsTask	Erstatter den originale GUI_Recordings dersom oppgaver skal nyttes under trening.
RecordingSessionTask	Sørger for selve innhentingens dersom oppgaver skal nyttes under trening.
aGetData	Sørger for behandling og oppdeling av data når akselerometer er med, bygger på den originale GetData
GUI_RealTimeTesting	Eget brukergrensesnitt tilrettelagt for denne oppgaven.
motionTestTasks	Står for innhenting og behandlingen av data i sanntid, under testingen i denne oppgaven. Bygger på samme struktur som den originale MotionTest.
OneShotRealtimePat- RecwAccelerometer	Klassifiserer et og et sampel i sanntid når man benytter seg av akselerometer.
setHandMovement	Settet ny posisjon til servomotorene, hver av de 8 bevegelsesklassene har sin unike posisjon. Sender så informasjonen videre til robothånden.
GUI_SavePartOfSession	Gir brukeren mulighet til å dele opp innsamlet data i flere treningssett.
TrignoSessionACCandPCI2	Benyttes under opptak av treningssett når både EMG-data og akselerometerdata skal samles inn
TrignoSessionPCI3	benyttes når kun EMG-data skal samles inn via PCI-kortet.
GetaSets_Stack	Samler akselerometerdataens tidrvinduer og kategoriserer dem etter hvilken bevegelsesklasse de tilhører.

Tabell 3: Oversikt over funksjonene som ble lagt til under forberedelsen til testene.

Funksjon	Kort Beskrivelse
GUI_AFEselection	Lagt til noen valg tilpasset utstyret på NTNUs nervo-motoriske labratorium
GUI_PatRec	Lagt til vidrekobling til denne oppgavens testvindu.
GUI_SigTreatment	Lagt til behandling av akselerometerdata, samt mulighet for flere oppgaver (Tasks).
AddRestAsMovement	Sørger nå for at akselerometerdata også blir med når settet for bevegelingsklassen IB blir trukket ut.
GetData	Tar nå hensyn til evt flere oppgaver.
RemoveTransient_cTp	Utfører nå også nedskjeringer på akselerometerdata slik som EMG-data etter brukerens spesifikasjoner. Tar også nå hensyn til at flere oppgaver kan være benyttet.
TreatData	Deler nå også opp eventuell akselerometerdata.
GetAllSigFeatures	Beregner nå middelveiden til akselerometerdataen dersom akselerometer er benyttet.
Load_recSession	Vidrefører nå også akselerometerdata og hvilke oppgaver som er utført under trening.

Tabell 4: Oversikt over funksjonene som ble endret under forberedelsen til testene.

Del III

Resultater

8 Bidrag og utførelse

Resultatene fra testene vil her bli presentert. For hver av deltakerne ble rekkefølgen på testdagene randomisert, dette for å unngå at treningseffekten skulle gå ut over resultatet. Testperson 1 hadde testdag 1 først, mens de øvrige 3 deltakerne hadde testdag 2 først.

8.1 Testdag 1

Etter at treningssettene data var tatt opp, ble det vha matlab-kommandoen `randperm(6)` bestemt hvilken rekkefølge testene skulle kjøres i. Dette ble gjort for hver av testpersonene (P1-P4), og rekkefølgen ble henholdsvis [2 1 5 4 3 6], [4 1 5 6 3 2], [5 4 1 3 6 2] og [6 4 3 1 5 2]. Deretter ble de tre feilklassifiseringsmatrisene for hver av testene samlet opp. I dette kapitlet ble matrisene med relativt like treningssett samlet. Altså 1 og 4 inneholder kun EMG-data, og trening i en oppgave (O2 og O4), 2 og 5 inneholder det samme med akselerometerdata fra underarmen, mens 3 og 6 inneholder akselerometerdata fra begge akselerometrene. Resultatet vil bli videre drøftet under diskusjonskapitlet.

8.1.1 Treningssett 1 og 4

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	71.87	0	0	0	0	3.91	13.28	10.94
	FG	2.34	95.31	0	0	0.78	0	1.56	0
	HF	0.78	0	86.72	0	1.56	3.12	5.47	2.34
	HE	7.81	0	0	84.37	0	0	3.91	3.91
	PR	11.72	0	0	0	71.88	0	3.91	12.50
	SU	0	0	0	0	0	83.59	7.81	8.59
	NG	14.06	0	0	0	0	3.12	73.43	9.37
	IB	0.78	0	0.11	0.22	0.33	1.00	1.45	96.09

Matrisen over er basert på testene som ble gjort under utførelsen av den oppgaven treningssett 1 og 4 ble trent under, henholdsvis O2 og O4. denne matrisen har en viser en gjennomsnittlig klassifiseringsnøyaktighet på 82.91 % (83.82 % for Treningssett 1 og 82.00 % for treningssett 4). Hver av testene inneholdt 8 tidsvindu, per repetisjon, 2 repetisjoner per bevegelsesklasse og 4 testdeltagere. hvilket gir totalt antall tidsvindu 896 tidsindu for de 7 øverste klassene i denne matrisen, og like mange for den nederste raden IB.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	65.82	0.39	0.2	0	1.36	5.47	21.48	5.27
	FG	1.56	90.04	0	0.2	0.2	1.76	4.69	1.56
	HF	0	0	92.38	0	0	3.90	1.76	1.95
	HE	8.98	0.78	0	78.90	0.78	1.17	8.20	1.17
	PR	5.85	0	0	0	76.36	2.54	6.45	8.79
	SU	1.95	1.56	0.59	0	1.37	74.80	10.16	9.57
	NG	15.82	2.15	0	0	0.59	2.54	71.68	7.23
	IB	0.78	1.26	0.47	0.17	0.67	0.95	2.62	93.08

Matrisen over er basert på testene som ble gjort av treningssett 1 og 4 under utførelse av oppgaver disse treningssettene ikke trente på. gjennomsnittlig nøyaktighet kom på 80.39 % totalt (79.87 % for treningssett 1 og 80.90 % for treningssett 2). Antall tidsvindu denne matrisen er basert på er 4 ganger større enn den første matrisen, altså en sum på 3580 tidsvinduer for de 7 første klassen, og tilsvarende for den siste.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	67.03	0.31	0.16	0	1.09	5.16	19.84	6.41
	FG	1.72	91.09	0	0.31	0.16	1.41	4.06	1.25
	HF	0.15	0	91.25	0	0.31	3.75	2.50	2.03
	HE	8.75	0.62	0	80.00	0.62	0.94	7.34	1.72
	PR	7.03	0	0	0	75.46	2.03	5.93	9.53
	SU	1.56	1.25	0.46	0	1.09	76.56	9.69	9.37
	NG	15.47	1.71	0	0	0.47	2.66	72.03	7.66
	IB	0.78	1.00	0.40	0.18	0.60	0.96	2.39	93.69

I den totale feilklassifiseringsmatrisen for denne testdagen får vi en klassifiseringsnøyaktighet på 80.89 %.

8.1.2 Treningssett 2 og 5

Disse treningssettene benytter seg av samme EMG-data som henholdsvis treningssett 1 og 4, i tillegg til akselerometerdata fra akselerometer 1.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	46.87	0	0	0	0.78	0	28.12	24.22
	FG	0.78	84.37	0	0	0	0	3.12	11.72
	HF	0.78	0	73.44	0	0	0.78	10.16	14.84
	HE	7.81	0	0	65.62	0	0.78	14.06	11.72
	PR	0	0	0	0	78.91	0	0	21.09
	SU	0.78	0	0	0	1.56	64.84	10.94	21.87
	NG	21.87	0	0	0	3.12	0	42.18	32.81
	IB	1.56	0.33	0.11	0.33	1.12	1.11	6.03	90.40

Matrisen gir en klassifiseringsnøyaktighet på 68.33 % (78.07 % for treningssett 2 og 58.59% for treningssett 5). Dette er en vesentlig forverring av klassifiseringen, sammenlignet med treningssett 1 og 4.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	42.77	1.17	0.19	0	10.15	0.2	18.75	26.76
	FG	4.69	58.79	0.39	0.39	6.84	0	6.05	22.85
	HF	1.95	0.19	65.04	0	8.78	0.39	2.93	20.70
	HE	14.25	0.59	0	42.77	5.27	0.39	12.70	24.02
	PR	7.81	0.39	0.20	0	56.25	0.20	10.16	25.00
	SU	8.98	1.17	0.39	0.20	6.64	33.59	25.20	23.83
	NG	15.43	0.98	0.20	0	8.79	0.20	46.29	28.12
	IB	1.45	0.39	0.25	0.22	1.56	0.64	22.94	72.54

Matrisen over viser klassifiseringsnøyaktigheten for oppgaver systemet ikke var trent i. Her viser det seg i kolonnen helt til venstre, at relativt mange av bevegelsene klassifiseres som bevegelsesklassen IB, og i noe mindre grad også som NG. Dette stammer fra at ingen av deltagerne klarte å framskape noe annet enn IB under testing av O3. Systemet tolket også ofte bevegelsesklassen NG når testpersonene skulle gjennomføre IB under utførelse av O5. Total klassifiseringsnøyaktighet ble dermed 52.26% (47.98 % for treningssett 2 og 56.53% for treningssett 5).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	43.59	0.94	0.15	0	8.28	0.16	20.62	26.25
	FG	3.9063 63.91	0.31	0.31	5.47	0	5.47	20.63	
	HF	1.72	0.16	66.72	0	7.03	0.47	4.37	19.53
	HE	12.97	0.47	0	47.34	4.22	0.47	12.97	21.56
	PR	6.25	0.31	0.16	0	60.78	0.16	8.12	24.22
	SU	7.34	0.94	0.31	0.16	5.62	39.84	22.34	23.44
	NG	16.72	0.78	0.16	0	7.66	0.16	45.47	29.06
	IB	1.47	0.38	0.22	0.25	1.47	0.54	19.55	76.12

Matrisen over viser den totale klassifiseringsnøyaktigheten for treningssettene 2 og 5 samlet. 55.47 % Totalt, 54.00 % for treningssett 2 og 56.94% for treningssett 5.

8.1.3 Treningssett 3 og 6

Treningssett 3 og 6 inneholder de samme EMG-dataene som de forige, og samme akselerometerdata som henholdsvis 2 og 5 fra akselerometer 1. De inneholder i tillegg data fra akselerometer 2 trent i henholdsvis O2 og O4.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	50.00	0	0	0	2.34	0.78	30.47	16.41
	FG	4.69	79.69	0	0	0	0	7.03	8.59
	HF	2.34	0	80.47	0	0	0	10.16	7.03
	HE	3.90	0	0	71.09	0	0	13.28	11.72
	PR	2.34	0	0	0	90.62	0	2.34	4.69
	SU	0.78	0	0	0	0	85.15	0	14.06
	NG	9.37	0.78	0	0	7.81	0	67.97	14.06
	IB	6.14	0.11	0.33	0.22	0.89	1.45	12.83	78.01

Resultatet av klassifiseringen under oppgaver systemet var trent i, vise en noe bedre klassifisering enn ved bruk av kun et akselerometer, med en total klassifiseringsnøyaktighet på 75.37% (77.96 % for treningssett 3 og 72.80% for treningssett 6).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	43.55	0	4.69	0	10.74	1.17	11.91	27.93
	FG	8.79	56.05	1.37	1.17	5.27	0.78	2.54	24.02
	HF	5.47	0.20	59.18	0	6.64	1.95	3.13	23.44
	HE	16.21	0.78	1.56	48.05	4.49	1.37	4.49	23.05
	PR	16.80	0	1.37	0.20	50.00	2.15	7.23	22.26
	SU	17.19	0	4.49	0	8.59	36.33	4.88	28.52
	NG	22.27	1.17	1.95	0	13.09	0.98	27.93	32.62
	IB	5.86	0.08	5.25	0.14	2.93	8.62	14.34	62.78

Under testing av oppgaver systemet ikke var trent i så vi samme effekt som med et akselerometer, testpersonellet var ikke i stand til å utføre noen bevegelsesklasser under testing av O3. Dette førte til en total klassifiseringsnøyaktighet på svake 47.98 % (46.16 % for treningssett 3 og 49.80% for treningssett 6).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	44.84	0	3.75	0	9.06	1.09	15.62	25.62
	FG	7.97	60.78	1.09	0.94	4.22	0.62	3.44	20.94
	HF	4.84	0.16	63.44	0	5.31	1.56	4.53	20.16
	HE	13.75	0.62	1.25	52.66	3.59	1.09	6.25	20.78
	PR	13.91	0	1.09	0.16	58.12	1.72	6.25	18.75
	SU	13.91	0	3.59	0	6.87	46.09	3.91	25.62
	NG	19.69	1.09	1.56	0	12.03	0.78	35.94	28.91
	IB	5.92	0.09	4.26	0.16	2.52	7.19	14.04	65.83

Denne matrisen viser den samlede klassifiseringsnøyaktigheten for treningssett 3 og 6, med resultatene 53.46% (52.52 % for treningssett 3 og 54.40% for treningssett 6).

8.2 Testdag 2

For tre av deltagerne ble denne testdagen utført etter testdag 1, dette var i tillegg de tre deltakerne som ikke hadde kjennskap til protesestyring før testingen startet. I løpet av denne testdagen testet hver av deltagerne 9 forskjellige treningssett i randomisert rekkefølge. Rekkefølgen for de 4 testdeltagerne var henholdsvis [8 3 9 6 7 5 1 2 4], [3 1 5 2 9 8 6 4 7], [2 3 9 1 8 4 5 6 7] og [5 8 1 6 4 3 2 9 7]. Resultatene er samlet i feilklassifiseringsmatriser basert på hvilke akselerometerdata som ble benyttet og hvor mange oppgaver som ble

utført under treningen.

8.2.1 Treningssett 1 og 4

Treningssettene besto av 2 repetisjoner per bevegelsesklasse under utføring av henholdsvis O1, O2 og O3 for treningssett 1 og O3, O4 og O5 for treningssett 4. Disse treningssettene inneholdt ikke akselerometerdata.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	51.04	0	0.52	7.81	0.52	7.55	32.29	0.26
	FG	1.04	84.11	2.08	0	0.52	2.86	8.85	0.52
	HF	0	0	92.19	0	0	4.43	2.34	1.04
	HE	2.34	0	0	91.41	1.04	0	4.42	0.78
	PR	8.59	0	0	0.52	76.56	2.86	10.94	0.52
	SU	0.78	0	0.78	0	1.04	85.42	7.55	4.43
	NG	3.91	0	0	0.52	0.52	3.38	90.10	1.56
	IB	0.93	0.19	0.37	0.15	0.67	2.12	4.35	91.22

Matrisen over viser klassifiseringen under utførelse av de treningssettene som systemet var trent i. Total klassifiseringsnøyaktighet kom her på 82.76 % (84.62 % for Treningssett 1 og 80.90 % for treningssett 4). Dette er rimelig tett opp mot resultatet fra testdag 1.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	51.56	2.34	0	4.69	0.39	6.64	33.98	0.39
	FG	1.56	82.03	3.52	0	1.56	1.95	7.42	1.95
	HF	0	0	90.23	0	1.17	2.34	5.47	0.78
	HE	1.56	0	0	89.06	3.52	0.39	4.69	0.78
	PR	4.30	0	0	0	76.95	5.47	11.72	1.56
	SU	0	0	0	0	1.95	91.02	5.08	1.95
	NG	1.17	0	0	0	0.78	1.56	93.36	3.13
	IB	1.40	0.11	0.33	0.56	0.61	1.79	6.53	88.67

Denne matrisen viser klassifiseringen under oppgaver som ikke ble utført under trening. Den totale nøyaktigheten her ser ut til å forbedre seg noe, med en prosentverdi på 82.86 % (78.33 % for Treningssett 1 og 87.39 % for treningssett 4).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	51.25	0.94	0.31	6.56	0.47	7.19	32.97	0.31
	FG	1.25	83.28	2.66	0	0.94	2.50	8.28	1.09
	HF	0	0	91.41	0	0.47	3.59	3.59	0.94
	HE	2.03	0	0	90.47	2.03	0.16	4.53	0.78
	PR	6.88	0	0	0.31	76.72	3.91	11.25	3.44
	SU	0.47	0	0.46	0	1.41	87.66	6.56	3.44
	NG	2.81	0	0	0.31	0.63	2.66	91.41	2.18
	IB	1.12	0.16	0.35	0.31	0.65	1.99	5.22	90.20

Dette gir en total klassifiseringsnøyaktighet på 82.80 % for disse treningssettene.

8.2.2 Treningssett 2 og 5

På samme måte som testdag 1 er disse treningssettene basert på samme EMG-data som henholdsvis treningssett 1 og 4, i tillegg til akselerometerdata fra akselerometer 1.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	60.16	0.52	0.52	6.77	1.30	1.04	29.17	0.52
	FG	1.30	80.20	2.86	0	1.04	3.91	10.16	0.52
	HF	0.26	0	89.84	0	1.04	3.65	3.39	1.82
	HE	0.26	0	0	92.45	0.78	0.52	4.69	1.30
	PR	4.17	0	0.26	0.52	77.08	4.68	12.50	0.78
	SU	3.91	0	2.08	0	0.78	77.34	11.46	4.43
	NG	4.43	0	0	0	1.56	1.04	90.89	2.08
	IB	1.53	0.26	0.30	0.41	1.08	4.13	7.29	85.01

Her ser vi dog en vesentlig forbedring i forhold til tilsvarende sett på dag 1. Den totale klassifiseringsnøyaktigheten kommer på 81.62 % (83.53 % for Treningssett 2 og 79.71 % for treningssett 5).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	46.87	0	0	5.86	0.39	3.90	42.19	0.78
	FG	0.39	85.55	0	0	0	0.39	13.67	0
	HF	0	0	89.45	0	0.39	2.34	4.30	3.52
	HE	1.17	0	0	92.97	1.17	0	4.30	0.39
	PR	0.39	0	0	0	86.33	0	12.50	0.78
	SU	0.39	0	0	0.39	0.78	74.22	12.50	11.71
	NG	2.73	0	0	0	1.17	0	95.70	0.39
	IB	1.28	0.22	0.28	0.22	0.78	1.95	8.87	86.38

Klassifiseringen under utførelse av oppgaver som ikke var med i treningssettet ser ut til å ha blitt vesentlig bedre. Hovedårsaken til dette er at deltagerne klarte å utføre bevegelsesklasser under utførelse av alle oppgavene som ikke var trent, i motsetning til testdag 1, hvor ingen klarte å utføre bevegelsesklasser under O3. nøyaktigheten her kom på 82.18 % (78.80 % for Treningssett 2 og 85.56 % for treningssett 5).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	54.84	0.31	0.31	6.41	0.94	2.19	34.37	0.62
	FG	0.94	82.34	1.72	0	0.62	2.50	11.56	0.31
	HF	0.16	0	89.69	0	0.78	3.12	3.75	2.50
	HE	0.62	0	0	92.66	0.94	0.31	4.53	0.94
	PR	2.66	0	0.16	0.31	80.78	2.81	12.50	0.78
	SU	2.50	0	1.25	0.16	0.78	76.09	11.87	7.34
	NG	3.75	0	0	0	1.41	0.63	92.81	1.41
	IB	1.43	0.24	0.29	0.33	0.96	3.26	7.92	88.56

Den totale klassifiseringsnøyaktigheten for disse settene kom på 81.85 %

8.2.3 Treningssett 3 og 6

Her ble det benyttet akselerometerdata fra begge akselerometrene i tillegg til EMG-dataen likt teningssett 1, 2, 4 og 5.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	46.61	0.26	0.26	2.34	2.08	3.91	43.75	0.78
	FG	0.26	82.03	2.08	0	1.82	1.82	11.98	0
	HF	0	0	91.15	0	2.08	2.08	3.91	0.78
	HE	0.52	0	0	89.32	2.08	0.78	7.03	0.26
	PR	2.34	1.04	0.78	0	86.46	2.08	5.73	1.56
	SU	2.08	0	1.56	0	3.91	62.50	16.67	13.28
	NG	4.43	0	0	0.78	1.30	0.52	91.93	1.04
	IB	0.82	0.30	0.55	0.56	1.97	9.93	13.99	71.87

Klassifiseringsnøyaktigheten for oppgaver systemet var trent i kom på 77.73 % (82.82 % for Treningsett 3 og 72.65 % for treningsett 6).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	41.02	0	0	6.64	4.69	3.12	43.75	0.78
	FG	0.78	89.06	0.78	0	0	0.39	8.98	0
	HF	0	0	86.72	3.12	1.56	3.52	5.08	0
	HE	0.39	0	0	87.11	0.39	0.78	10.55	0.78
	PR	1.56	0	0	0	90.63	1.17	4.69	1.95
	SU	0.78	0	0	0	4.30	73.05	17.58	4.30
	NG	2.73	0	0	0	2.34	0.78	92.97	1.17
	IB	1.28	0.33	0.67	0.28	2.62	10.71	20.26	63.84

For oppgaver treningsettet ikke var trent i kom nøyaktigheten på 78.04 % (75.40 % for Treningsett 3 og 80.69 % for treningsett 6).

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	44.37	0.16	0.16	4.06	3.12	3.59	43.75	0.78
	FG	0.47	84.84	1.56	0	1.09	1.25	10.78	0
	HF	0	0	89.37	1.25	1.87	2.66	4.37	0.47
	HE	0.47	0	0	88.44	1.41	0.78	8.44	0.47
	PR	2.03	0.62	0.47	0	88.13	1.72	5.31	1.72
	SU	1.56	0	0.94	0	4.06	66.72	17.03	9.69
	NG	3.75	0	0	0.47	1.72	0.62	92.34	1.09
	IB	1.00	0.31	0.60	0.45	2.23	10.25	16.50	68.66

Dette viser en total nøyaktighet på 77.86 % under disse treningsettene.

8.2.4 Treningssett 7, 8 og 9

For å beregne disse treningssettene ble det benyttet en repetisjon per bevegelsesklasse per oppgave, for samtlige av oppgavene O1-O5. Det blir derfor her kun gitt en klassifiseringsmatrise per treningssett. Oppbygningen er lik den som tidligere er vist, treningssett 7 inneholder kun EMG-data, 8 EMG- og Akselerometer- data fra akselerometer 1 og 9 EMG- data og akselerometerdata fra begge akselerometrene.

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	62.19	0	0.94	6.56	0.62	6.25	22.19	1.25
	FG	0	85.94	2.19	0	3.12	5.00	3.75	0
	HF	0.94	0	89.69	2.19	0.94	2.50	0.62	3.12
	HE	0.94	0	0.62	85.00	1.25	0	10.31	1.87
	PR	3.75	0	0	0.31	78.12	5.00	10.31	2.50
	SU	0.62	0	0.94	0	0	84.06	7.81	6.56
	NG	4.69	0	0	3.12	1.87	1.56	82.81	5.94
	IB	1.96	0.18	0.45	0.40	0.80	3.03	5.04	88.12

Total klassifiseringsnøyaktighet på 81.99 % for treningssett 7

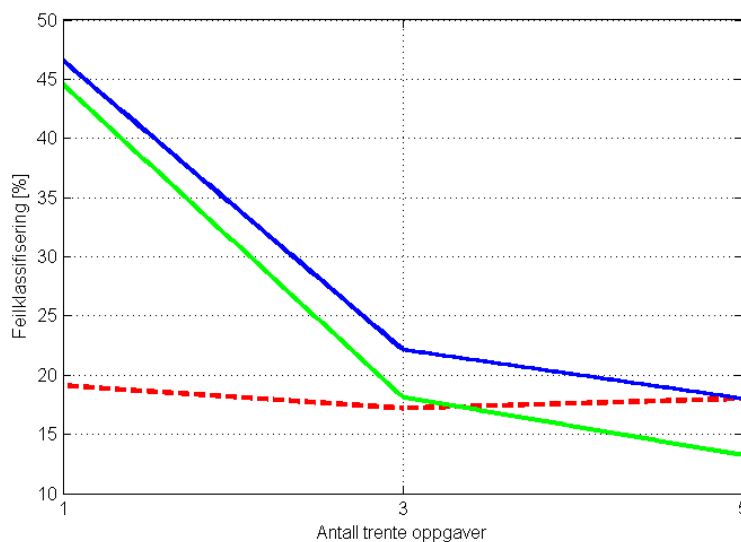
		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	77.50	0	0	0.31	0	1.56	19.69	0.94
	FG	0.94	80.31	1.56	0	3.44	0	13.44	0.31
	HF	0.94	0	95.62	0	0.62	2.81	0	0
	HE	1.25	0	0	93.44	2.19	0.62	1.87	0.62
	PR	1.25	0	0.94	0	85.62	2.19	9.06	0.93
	SU	3.44	0	0	0	3.75	80.94	6.88	5.00
	NG	5.31	0	0	0	2.19	1.25	90.62	0.62
	IB	1.21	0.18	0.31	0.45	0.54	4.33	3.04	89.96

Total klassifiseringsnøyaktighet på 86.75 % for treningssett 7

		Faktisk bevegelsesklasse							
		åH	FG	HF	HE	PR	SU	NG	IB
Beregnet bevegelsesklasse	åH	57.81	0	0	4.69	1.87	4.69	30.00	0.94
	FG	0.62	77.50	0.62	0	7.19	0.62	13.12	0.31
	HF	0	0	87.19	0	7.50	1.87	1.87	1.56
	HE	0	0	0	90.31	0.94	0.62	7.81	0.31
	PR	2.81	0	0	0	90.31	2.50	3.75	0.62
	SU	2.19	0	0.31	0	9.37	76.56	7.81	3.75
	NG	1.87	0	0	0.94	2.81	2.81	90.00	1.56
	IB	0.98	0.31	0.45	0.31	1.29	5.13	5.31	86.21

Total klassifiseringsnøyaktighet på 81.99 % for treningssett 9.

Et totalt plot ble laget for å vise forskjellen på hvor mange oppgaver som ble trent opp mot feilklassifisering. Dette vises i Figur 17



Figur 17: Her viser linjen i rødt total feilklassifisering for kun EMG-data, grønn er for bruk av et akselerometer og blå for bruk av begge akselerometrene.

8.3 Statistisk analyse

Dette prosjektet har som mål å vise om trening under utførelse av flere oppgaver samt bruk av akselerometer har en positiv effekt på klassifiseringen. Det blir derfor satt opp to ulike hypotesesett for å påvise/avbekrefte dette. Disse hypotesesettene er som følger:

H_{a1} : Klassifiseringen blir bedre ved bruk av akselerometerdataens middelvei som bidrag i mønstergjennkjenningen.

H_{01} : Klassifiseringsnøyaktigheten er uavhengig av om akselerometerdataens middelvei nyttes eller ikke.

H_{a2} : Klassifiseringen blir bedre dersom trening foregår under utførelse av flere oppgaver.

H_{02} : Klassifiseringsnøyaktigheten er uavhengig av hvor mange oppgaver som gjennomføres under trening.

For utregning av standardavvik tas det utgangspunkt i binomisk fordeling. Dette fordi det sees på om klassifiseringen var riktig eller gal, og ikke på hvilken bevegelsesklasse som ble klassifisert dersom klassifiseringen var gal.

$$p = \frac{n_t}{n} \quad (2)$$

$$s = \sqrt{\frac{p(p-1)}{n}} \quad (3)$$

Hvor n_t er mengden tidsvindu som ble riktig klassifisert, n er antall tidsvindu og s er standardavviket.

Utvalget n er relativt stort da hver test inneholder 8 tidsvindu per repetisjon, 2 repetisjoner per bevegelsesklasse per oppgave, 8 bevegelsesklasser per oppgave og 5 oppgaver. Dette gir $n = 640$ for hver testperson hvert testsett.

Tabellen under viser en total oversikt over testresultatenes standardavvik.

Dag	Treningssett	Trent/Ikke Trent / Totalt	n	p	s
Dag 1	Treningssett 1 og 4	Trent	512	0.8291	1.66%
		Ikke Trent	2048	0.8039	0.88%
		Totalt	2560	0.8089	0.78%
	Treningssett 2 og 5	Trent	512	0.7807	2.06%
		Ikke Trent	2048	0.5226	1.10%
		Totalt	2560	0.5547	0.98%
	Treningssett 3 og 6	Trent	512	0.7537	1.90%
		Ikke Trent	2048	0.4798	1.10%
		Totalt	2560	0.5346	0.99%
Dag 2	Treningssett 1 og 4	Trent	1536	0.8276	0.96%
		Ikke Trent	1024	0.8286	1.18%
		Totalt	2560	0.8286	0.75%
	Treningssett 2 og 5	Trent	1536	0.8162	0.99%
		Ikke Trent	1024	0.8218	1.20%
		Totalt	2560	0.8185	0.76%
	Treningssett 3 og 6	Trent	1536	0.7772	1.06%
		Ikke Trent	1024	0.7804	1.29%
		Totalt	2560	0.7786	0.82%
	Treningssett 7	Trent/Totalt	2560	0.8199	0.76%
	Treningssett 8	Trent/Totalt	2560	0.8675	0.67%
	Treningssett 9	Trent/Totalt	2560	0.8199	0.76%

Først skal H_{a1} og H_{01} testes opp mot resultatene. Dette gjøres ved å utføre 3 tester ved bruk av formelen:

$$Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}} \quad (4)$$

hvor \hat{p} er middelveien på settet det skal testes opp mot og p_0 er middelveien på settet som skal testes. n er utvalget i antall tidsvindu.

Hver av de tre testene tilsvareer utvalget vi har av hvor mange oppgaver som ble gjennomført i treningssettet. Så test 1 tester hypotesen ved bruk av data fra Dag 1 og måler testsett 1 og 4 opp mot resten. Den andre testen måler testdags 2 treningssett 1 og 4 opp mot samme dags testsett 2, 5, 3 og 6. Den siste testen måler testdags 2 treningssett 7 opp mot samme dags testsett 8 og 9.

Deretter skal H_{a2} og H_{02} testes opp mot resultatene. Dett gjøres ved å utføre 3 tester. Test 1 måler resultatene av testdags 1 treningssett 1 og 4 opp mot resultatene fra dag 2 treningssett 1, 4 og 7. Test 2 benytter testsettene hvor kun et akselerometer er benyttet og test 3 hvor begge akselerometrene er benyttet.

Z-verdiene var relativt høye grunnet utvalget. Resultatene viser fra et rent matematisk perspektiv at det er stort grunnlag for å tro at trening i flere posi-

sjoner kombinert med bruk av akselerometer på underarmen vil ha en positiv effekt på klassifiseringen.

Del IV

Diskusjon

9 Diskusjon

I dette kapitlet vil de gjennomførte implementasjonene først drøftes, deretter følger en drøfting av testopplegget og resultatene.

9.1 Implementasjon

Implementasjonene som ble gjennomført i dette prosjektet var hovedsakelig ment for å muliggjøre testopplegget som allerede var laget. Når det er sakt var det også et mål om at dette kunne nyttes som et bidrag til BioPatRec-prosjektet. Flere av implementasjonene ses på som egnet til dette, mens noen bør videreutvikles før det sendes inn som bidrag.

Først kommer valg av hvilke oppgaver som skal gjennomføres. Denne funksjonen gir brukeren mulighet til å velge hvilke oppgaver som skal gjennomføres under treningen. For å forenkle denne implementasjonen ble det imidlertid satt inn en linje som sa at dersom ingen oppgave var valgt, skal oppgave 1 velges. Dette har ingen praktisk betydning for brukeren som sådan, bortsett fra at et et-tall vil vises ved siden den avbildede bevegelsesklassen når treningen er igangsatt. Dette burde blitt gjennomført på en annen måte slik at når ingen av oppgavene var valgt ville programmet oppført seg som før. Videre på implementasjonen av oppgaver ville det vært en fordel om den faktiske oppgaven ble vist i stedet for et tall som skulle indikere det samme. dette har dog også en fordel i at brukeren kan velge hvilken oppgave som samsvarer med hvert enkelt tall, i stedet for å gå inn og endre bilder og kode dersom nye oppgaver skal benyttes. Grunnen til at oppgavene indikeres med tall er forøvrig plassmangel i brukergrensesnittet, da det ble valgt å beholde grafene for EMG-signalet.

Valget om å hente inn alle signaler analogt eller akselerometerdata via USB og EMG-data analogt falt på det sistnevnte. Dette førte til litt unødig bruk av datakraft. Det så dog ikke ut til å ha innvirkning på klassifiseringsnøyaktigheten, men bør revurderes dersom tyngre klassifisering algoritmer skal benyttes. Når det er sakt skaper den valgte metoden en større valgfrihet når det kommer til hvilke akselerometer som skal brukes.

Den siste implementasjonen det er kommet innvendinger mot er klokken som teller ned under testing av treningssettene. Denne ble oppfattet som noe

hakkete av en testdeltager. Grunnen til dette var at funksjonen som sender bevegelsesklassen videre til robothånden kjører i samme tråd som resten av programmet. Hvilket medførte at når klassifiseringsalgoritmen oppfattet en ny bevegelsesklasse to tidsvindu på rad, fikk timeren et lite ekstra stopp på 0,2-0,3 sek. Dette var til tider problematisk for testpersonen når vanskeligere kombinasjoner av oppgaver og bevegelsesklasser ble testet.

De resterende implementasjonene ser ut til å fungere bra og er i så måte klar for å bli en del av det internasjonale BioPatRec prosjektet når de overstående problemene er løst. Med unntak av det sistnevnte problemet fungerte programmet dog utmerket til dette prosjektets formål.

9.2 Testopplegg

Testopplegget ble laget for å undersøke hvilken innvirkning bruk av akselerometer har på klassifiseringsnøyaktigheten til et protesestyringssystem. I tillegg var det også meningen å teste om trening under utførelse av flere oppgaver hadde en positiv effekt. Testen ble utført av 4 personer hvorav kun 1 hadde prøvd protesestyring på forhånd. Dette førte til litt lavere klassifiseringsnøyaktighet enn hva som er vanlig i lignende tester innenfor feltet. Det begrensede antallet testpersoner er også vesentlig mindre enn lignende tester, hvilket medfører at resultatene må være vesentlig klarere for å ha statistisk signifikans. Når det er sakt var dette et pilotprosjekt for å undersøke om det kan vær nyttig å benytte seg av akselerometer under slik trening.

Alle teste foregikk i randomisert rekkefølge for å unngå at resultatene ble påvirket av treningseffekt. Dette ble dog noe misvisende da alle de tre som ikke hadde drevet med protesestyring på forhånd fikk dag 1 først. Dette kunne i etterpåklokskapens navn blitt endret, da en 50/50 fordeling her kunne vært en fordel.

Opptreningen av systemet virket å falle inn under kategorien som intuitivt for deltagerne. Da programmet kun refererte til hvilken oppgave som skulle gjennomføres ved et farget tall ved siden av den avbildede bevegelsesklassen. Ble oppgavene vist på en separat skjerm. Ingen av deltagerne noterte noen mangler på intuitivitet her.

Under testing av systemet noterte alle testdeltagerne at spesielt oppgave 5 førte til muskelutmattelse mot slutten av testdagene. Dette så dog ikke ut til å ha en negativ effekt på klassifisering. Deltagerne hadde visuell tilbakekobling via robothånden, noe det var delte meninger om. En av testdeltagerne oppfattet denne som forstyrrende, da det var nok å konsentrere seg om på skjermen.

En vurdering som ble gjort før testingen startet var å trene bevegelsesklas-

sen IB i hvileperioden mellom de andre bevegelsesklassene. Denne vurderingen ble tatt på grunnlag av tidsbesparelse og det faktum at testdeltakerne uansett skulle prøve å framskape denne klassen mellom de andre bevegelsesklassene i teststadiet. Dette medførte dermed at denne bevegelsesklassen fikk et eget sett av oppgaver som skulle gjennomføres, hvilket kan ha påvirket testen slik beskrevet i neste delkapitel.

9.3 Testresultater

Når det kommer til Testdag 1 vil en ren statistisk analyse av resultatet vise at akselerometer har en negativ innvirkning på klassifiseringen. Men hvoedårsaken til det svake resultatet var at ingen av deltagerne klarte å utføre noen bevegelsesklasser under utførelse av O3. Det store spørsmålet er da: Hvorfor klarte algoritmen å klassifisere relativt greit når man ikke benyttet seg av akselerometer, og hvorfor ble resultatet så vesentlig redusert når akselerometerdataen ble benyttet i testen? Svaret kan ligge i måten bevegelsesklassen IB ble trent på under lagring av treningssett. IB ble trent i pausen mellom opptak av data til de resterende 7 bevegelsesklassene. I disse "hvile tidene" var deltagerne trolig litt raske med å komme tilbake i startposisjon. Da kun 70% av dataen som ble samlet inn, ble benyttet videre, er det grunn til å tro at noen treningssett inneholdt data fra at hånden hang rett ned i hvileposisjon, kun i bevegelsesklassen IB. Dersom dette stemmer kan det være at akselerometerdataen overstyrte EMG-dataen under utførelse av oppgave 3, dette er sannsynlig da musklene oppfører seg forskjellig i forskjellige posisjoner og det kan være tilfellet at EMG-dataen er svak når hånden henger rett ned.

Nyere forsøk som enda har til gode å bli publisert viser også at treningssett som benytter seg av akselerometer, klassifiserer mye dårligere enn ved kun EMG-data, dersom treningssettet blir samlet inn under få oppgaver eller posisjoner, men vesentlig bedre dersom systemet trenes i flere posisjoner. Dermed kan det se ut som akselerometer kan ha en positiv effekt på klassifiseringen, hvis og bare hvis armen er aktiv under trening av systemet.

Det bør også i framtiden vurderes bruk av andre egenskaper ved akselerometerdataen. I denne oppgaven ble middelverdien for samtlige av akselerometeraksene trukket ut for hvert tidsvindu. Dette er en metode som ofte er benyttet når akselerometer skal benyttes i protesesyning. Til tross for dette er det relativt lite som viser at dette er den beste signal-egenskapen man kan nytte seg av når det kommer til akselerometer.

For EMG-data er det utført dype studier fort å avdekke hvilke egenskaper som er best egnet for protesestyning. Dersom akselerometer skal benyttes videre innenfor dette feltet bør det også utredes hvilke egenskaper ved akselerome-

terdataen som er best egnet for dette formålet.

10 Konklusjon

Ut fra resultatene og diskusjonen i denne oppgaven ser det ut til å være en relativt stor fordel å trene i ulike armbevegelser/posisjoner dersom akselerometerdataens middelvei skal benyttes. Når det er sakt vil det være fordelmessig å prøve lignende tester med ulike egenskapsuttrekninger fra akselerometerdataen.

Hva programmeringsdelen angår fungerer BioPatRec nå godt til denne type testoppsett. Koden som er implementert under dette prosjektet kan dog med fordel endres litt før den kan sendes inn og bli en del av det internasjonale BioPatRec- prosjektet. De nødvendige forbedringene er beskrevet under diskusjonen.

På grunnlag av programvarevurderingen som ble utført i sammenheng med dette prosjektet er det å anbefale at framtidig arbeid innenfor feltet her på NT-NUs nervomotoriske laboratorium, bør fortsette bruken og utviklingen av dette programmet framfor det alternative ITK-programmet. Dette krever litt mer tilpasning, men da arbeidet allerede er godt i gang fra fjorårets implementasjoner av Berrum og Bertnum samt denne oppgaven, er det grunn til å tro at målet om tilpassing til vårt laboratorium snart er nådd.

11 Fremtidig Arbeid

Flere posisjoner For å lage et realistisk treningssett som kan klassifisere under utføring av alle tenkelige daglige gjøremål, er det viktig å få med flest mulig oppgaver/posisjoner i treningssettet. En måte å gjøre dette på vil være å holde en bevegelsesklasse over lengre tid mens armen føres gjennom en rekke punkter. For å undersøke videre om dette vil ha en positiv effekt på klassifiseringen er det da viktig å sette sammen et testsett av daglige gjøremål. Disse gjøremålene kan for eksempel være en samling av et utvalg av punktene som armen ble ført gjennom under treningen, men i ulik rekkefølge.

Videre tilpassing av BioPatRec BioPatRec er et internasjonalt åpen-kilde prosjekt som er laget med det formål at proteseforskere rundt om skal kunne benytte seg av samme plattform å lettere kunne sammenligne resultater. Dette er derfor et godt tiltak for å i fremtiden skape stadig mer intuitive styringssystem og klassifiseringsnøyaktighet for protesebrukere. Videreutvikling av dette programmet med hensyn på NTNUs nervomotoriske laboratorium vil kunne være å lage en funksjon for PGT. Denne implementasjonen vil være nyttig for framtidig testing med proteseriggen som finnes på laboratoriet.

Dette innebærer også å knytte programmet opp mot denne proteseriggen og lage en funksjon for kraftestimering under utførelse av bevegelsesklassene.

Analog innhenting av alle signaler I etterkant av denne oppgaven ser jeg nytten av å innhente samtlige signaler analogt via PCI kortet. Dette har dog noen positive og noen negative sider. Baksiden av å gjennomføre dette er kun begrenset i sensorenes baterilevetid og valgfrihet når det kommer til sensorer. Dette medfører at ved gjennomføring av en slik implementasjon må det defineres hvilke sensorer som skal kunne benyttes som EMG-sensorer, og hvilke som skal benyttes som akselerometer. Kortet har 16 analoge innganger og hvert akselerometer vil da ta opp 3 innganger.

Fordelen vil dog komme i enklere videre implementasjoner i programmet. Dersom man slipper å konstant hente inn informasjon fra to ulike kilder vil man også spare en del datakraft som heller kan nyttes til å kjøre tyngre klassifiseringsalgoritmer, for eksempel tostegsklassifisering.

Tostegs klassifisering Dette er et noe utprøvd konsept som går ut på å først benytte akselerometerdata til å klassifisere hvilken oppgave/posisjon armen utfører/er i. Når denne klassifiseringen er utført benyttes et treningssett av EMG-data fra denne posisjonen/oppgaven. Denne metoden har dog ikke oppnådd

særskilt gode resultater tidligere, men det kan være fordi klassifiseringen i det første steget har vært dårlig. Det vil derfor også være nødvendig med en bedre gjennomgang av egenskapsuttrekningen i akselerometerdataen.

Akselerometerdata I dette prosjektet så vel som andre prosjekt er middelværdien av akselerometerdataen for hver klasse benyttet. Dette til tross for at lite tilsier at dette er den beste metoden. Det vil derfor være en fordel om dette undersøkes nærmere før videre forsøk utføres med kombinert akselerometer og EMG. Dette vil kunne gjennomføres ved å utføre den første klassifiseringen i en tostegs klassifisering med forskjellige egenskapsuttrekninger fra akselerometerdataen. Man kan også med fordel prøve med kombinasjoner av egenskaper.

Referanser

- Ashkan Radmand, Erik Scheme, P. K. K. E. (2013), "investigation of optimum pattern recognition methods for robust myoelectric control during dynamic limb movement", *CMBEC 36 / APIBQ 42* .
- Bersvendsen, J. (2011), Control of a multifunction arm prosthesis model, Master's thesis, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, Norway.
- Bertnum, A. B. (2013), Biopatrec som forskningsplattform med fokus på intensjonsestimering og systemtrening, Master's thesis, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, Norway.
- Delsys (n.d.), 'Delsys inc'.
URL: <http://www.delsys.com/>
- Fougner, A., , Scheme, E., Chan, A., Stavadahl, Ø. and Englehart, K. (2011), 'resolving the limb position effect in myoelectric pattern recognition", *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING* .
- Fougner, A., , Scheme, E., Chan, A., Stavadahl, Ø. and Kyberd, P., J. (2011), 'Resolving the limb position effect', *IEEE Transactions on biomedical Engineering* .
- Fougner, A., Stavadahl, Ø., Kyberd, P., Losier, Y. and Parker, P. (2012), 'Control of upper limb prostheses: Terminology and proportional myoelectric control: A review', *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on* **20**(5), 663–677.
- Gijsberts, A .Caputo, B. (n.d.), 'exploiting accelerometers to improve movement classification for prosthetics" .
- Ortiz-Catalan, M. J. (n.d.), 'Biopatrec'.
URL: <http://code.google.com/p/biopatrec>
- Podlusky, D. S. C. . M. (1969), 'letter to the editor"', *Med and biol Engng* .
- Scheme, E. Fougner, A. C. A. S. Ø. . E. K. (2010), 'Examining the adverse effects of limb position on pattern recognition based myoelectric control', *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS Buenos Aires, Argentina* .

snl (n.d.), 'Det store norske leksikon'.

URL: *<http://snl.snl.no/aksjonspotensial>*

Appendiks A CD

Her er en kort forklaring av hva som ligger på CD.

A.1 Rapporten Masteroppgaven er her vedlagt som en enkel pdf.

A.2 Kildekode til rapporten Den fullstendige kildekoden til rapporten er vedlagt

A.3 Referanser Her ligger mange av referansene i pdf format.

A.4 BioPatRec En fullstendig versjon av BioPatRec ligger vedlagt.

A.5 Arbeidet i denne oppgaven En mappe med de mest relevante filene fra BioPatRec er vedlagt. Her ligger bare filer denne oppgaven har brukt eller skrevet.

A.6 Testsett Her ligger alle data som er samlet inn under testingen, samt et enkelt matlabskript som utfører diverse utregninger