

NTNU

NORGES TEKNISKE NATURVITENSKAPLIGE UNIVERSITET
TTK4530

HØSTEN 2009

Prosjektoppgave
Styresystem for armprotese med
flere frihetsgrader

Forfatter:
Kristian Solberg
HÅKONSEN

Veileder:
Professor
Øyvind
STAVDAHL

18. desember 2009

Oppgavebeskrivelse
PROSJEKTOPPGAVE

Kandidatens

navn: Kristian Solberg Håkonsen

Fag: Teknisk kybernetikk

Oppgavens

tittel: Styresystem for armprotese med flere frihetsgrader

Assignment

title: Controlsystem for a multifunction upper-limb prosthesis

Oppgavens

tekst: Instituttet forsker på styring av proteser med mer enn én motorisert frihetsgrad. I denne oppgaven skal du ta utgangspunkt i foreliggende signalbehandlingsmetoder etc. og konstruere et overordnet system for koordinert styring av disse motorene. Det er rom for både implementasjon av kjente algoritmer fra litteraturen og for å teste ut nye konsepter som ikke tidligere er forsøkt.

1. Gi en oversikt over tidligere forsøk på styring av flerfunksjonelle armproteser. Legg spesielt vekt på systemer der mer enn én funksjon kan aktiveres samtidig.
2. Ta utgangspunkt i funn fra punkt 1 og/eller egenutviklede løsninger, og beskriv på et overordnet nivå hvordan en i prinsippet kan styre vinkelen i pronasjon/supinasjon, fingerfleksjon/-ekstensjon og helst også håndleddsflexjon/-ekstensjon som kontinuerlige funksjoner av EMG-signalparametre.
3. Velg en egnet maskinvareplattform, og realiser så langt tiden tillater det systemet som ble beskrevet i forrige punkt.

Oppgaven gitt: 17. august 2009
Besvarelsen leveres: 19. desember 2009

Utført ved Institutt for teknisk kybernetikk
Veiledere: Øyvind Stavdahl, NTNU

Trondheim, 1. september 2009
Øyvind Stavdahl
Faglærer

Forord

Denne prosjektoppgaven er en del av innfrielsen til graden Sivilingeniør innen Teknisk Kybernetikk ved Norges Teknisk-Naturvitenskaplige Universitet (NTNU), Institutt for Teknisk Kybernetikk.

Rapporten vil lede deg gjennom et grundig litteraturstudie med metoder for ulike kontrollsystemer av underarmsproteser med flere frihetsgrader. Metodene legges frem med mine egne ord og tanker, og diskuteres på grunnlag av ulike dokumenterte forsøk fra verdensledende og kanskje mindre kjente forskere. Flere ganger underveis i studiet har jeg endret mening om hvilke tilnærminger som bør benyttes ettersom jeg har ervervet ytterligere kunnskapen på fagfeltet. Dette har vært svært interessant lærdom, og jeg håper studenter etter meg og andre vil finne det jeg skriver interessant.

Rapporten starter, etter en innledning til problemstillingen, med en teoridel (kapittel 2). Her vil du få omtalt ulike metoder for måling av myoelektriske signaler, databehandling og klassifisering. Er dette allerede kjent kunnskap vil jeg anbefale å begynne rett på kapittel 2.8 med et litteraturstudie. I kapittel 3 vil du bli kjent med hvorfor det er viktig i dagens proteseløsninger og også tenke modularitet på kontrollsiden, og ikke bare når det kommer til fysisk konstruksjon. Jeg vil deretter i kapittel 4 lede deg gjennom arkitekturen som beskriver kontrollsystemløsningen jeg håper og tror, vil være den beste for en multifunksjoll protese og ikke minst brukeren. En realiseringen vil trenge en maskinvareplattform, og denne omtaler jeg i kapittel 5. Påfølgende kapittel (6) gir en diskusjon av løsningen. Avslutningsvis kommer konklusjon i kapittel 7, og forslag til videre arbeid i kapittel 8.

I denne rapporten ligger det vedlagt elektronisk alle artikler og rapporter jeg viser til underveis, samt noen flere jeg har funnet interessante. Dette er beskrevet ytterligere under Appendiks B. Der jeg har funnet det hensiktsmessig i rapporten, er det også mulig å åpne artikkelen jeg viser til hvis du leser rapporten elektronisk. Der dette er mulig vil du kunne klikke på (*Åpne PDF*).

Jeg vil rette en takk til min meget entusiastiske veileder og motivasjonsspreder, Øyvind Stavadahl!

God fornøyelse!

Innhold

Forord	i
Figurliste	v
Tabelliste	vi
Nomenklatur	vii
Sammendrag	ix
1 Introduksjon	1
2 Teori	3
2.1 Historikk Myoeltrisk kontroll	3
2.2 Elektromyografi	6
2.3 Myoelektriske målemetoder	10
2.3.1 Kanaler og plassering	10
2.3.2 Forsterkning, referanse og artifacts	11
2.3.3 Targeted Muscle Reinnervation	12
2.4 Kontrollstrategi	14
2.5 Myoelektrisk signal som inngangsverdi	15
2.6 Databehandling før klassifisering	19
2.6.1 Egenskap uttrekking	19
2.6.2 Tidsmessig tilnærming	19
2.6.3 Spektral tilnærming	19
2.6.4 Wavelet Packet Transform	20
2.6.5 Fuzzy C-Means	22
2.6.6 Dimensjon reduksjon	25
2.6.7 Principal Component Analysis	25
2.6.8 Self-organizing feature maps	27
2.7 Klassifikatorer	29
2.7.1 Artificial neural network	29
2.7.2 Multilayer Perceptron	30
2.7.3 Fuzzy Klassifikatorer	31
2.7.4 Bayesisk klassifikator	34
2.7.5 Lineær Diskriminant Funksjon	35
2.7.6 Oppsummering	36
2.8 Litteraturstudie multifunksjonell kontroll	37
3 Metode og modularitet	47

3.1	System arkitektorens rolle	47
4	Styresystem for en multifunksjonell h�ndleddsprotese	49
4.1	Bevisstg�ring rundt kvalitetssikring	49
4.2	Kontrollstrategi multifunksjonalitet	51
4.3	Overordnet valg av kontrollsystem	52
4.4	Plassering av elektroder	53
4.5	Signalbehandling	54
4.5.1	Egenskap uttrekking	54
4.5.2	Wavelet Packet Transform	54
4.5.3	Fuzzy C-Means	58
4.5.4	Dimensjon reduksjon	61
4.5.5	Principle Components Analyse	61
4.6	Tolkning av hensikt & Kontrollstrategi	62
4.6.1	Klassifisering	62
4.6.2	Multilags Perceptron Nevralt Nettverk	62
4.6.3	Proporsjonal kontroll	62
5	Valg av maskinvareplattform	65
5.1	Myoelektroder	65
5.2	Prosesor og servo	67
5.3	Underarmprotese til demonstrasjon	69
6	Diskusjon	71
7	Konklusjon	73
8	Forslag til videre arbeid	75
8.1	Prosjektoppgaven	75
8.2	Generelt	75
	Bibliografi	77
	Appendiks A Kildekode fra Matlab	81
	Appendiks B CD	85
	Appendiks C Elektrodeplassing	87

Figurer

2.1	Blokkdiagram kontrollsystemer	3
2.2	Muskelsammentrking	7
2.3	MYOBOCK Elektrode 13E200	9
2.4	Myoelektrisk kommunikasjonskanal	15
2.5	Linær systemmodell for en myoelektrisk kanal	15
2.6	Amplitude-kodet MES kontroll	18
2.7	Fourier transform	20
2.8	Wavelet transform	21
2.9	Frekvens Tiling	22
2.10	Blokkdiagram for progresjon av Signalbehandlingsytelse	22
2.11	Illustrasjon av nevralt nettverk	29
2.12	MLP Node	31
2.13	Fuzzy Medlemskapsfunksjoner	32
2.14	Blokkdiagram Fuzzy kontroller	33
2.15	Blokkdiagram SVEN kontroller	38
2.16	Blokkdiagram Chu, 2006	38
2.17	PCA tuning preprosessering blokk	40
2.18	Blokkdiagram Integrert 7DOF Kontroller	41
2.19	Blokkdiagram multifunksjonell kontroll via bleking	43
2.20	Oversikt gode metoder for multifunksjonell kontroll	45
2.21	Graf TD vs. WPT og MLP vs. LDA	46
3.1	Oppsett med moduler	47
3.2	Lagvis oppdeling av kontrollsystem	48
4.1	Kretsløp fra forskning til applikasjon	50
4.2	Blokkdiagram av systemløsning	52
4.3	Wavelet Transform trestrukturer	58
5.1	Håndleddets frihetsgrader	65
5.2	Otto Bock Orthopaedic Myoelectrode	66
5.3	MYOBOCK Elektrode 13E202	66
5.4	Lego Mindstorm NXT & Servo	67
5.5	Servo og Servokontroller fra mindstorm.com	68
5.6	iLimb Touch Bionics	69
8.1	Elektrodeplassering overside underarm	87
8.2	Elektrodeplassering underside underarm	88

Tabeller

2.1	PCA antakelser	27
2.2	MPNN Aktiveringsfunksjon	30
4.1	Elektrodeplassering underarm	53
4.2	Fuzzy C-Means Algoritme	59
4.3	PCA oppsummering	61
5.1	Tekniske spesifikasjoner LEGO Mindstorm NXT 2.0	68
8.1	Innholdsfortegnelse CD	85

Nomenklatur

MES	MyoElectric Signal; MyoElektrisk signal. Et målbart elektisk signal som er en summasjon av motor enhet aksjons potensialet for alle aktive nerveceller.
EMG	Elektromyografi; en teknikk for å evaluere og gjøre opptak av musklenes aktiviseringssignal.
CNS	Central Nerve System; Sentralnervesystemet. Består av hjernen og ryggmargen og er den delen av nervesystemet som er beskyttet av knokler. Sentralnervesystemet er en av nervesystemets to hoveddeler. Det andre systemet er det perifere nervesystemet.
NMJ	Neuro-Muscular Junction; Nerve-Muskel Kobling også kalt ende-plate. Dette er nervens utgang.
ADC	Analog-to-Digital Converter; Analog-til-Digital Omformer, en innretning som konverterer kontinuerlige signaler til diskrete digitale nummer.
DOF	Degrees of freedom; Frihetsgrader, en betegnelse som angir antall uavhengige forskyvninger og/eller rotasjoner som spesifiserer fullstendig forskyvninger eller endringer av posisjon og orientering av kroppen eller systemet.

Sammendrag

Dette studiet er en del av en visjonen ved NTNU om å produsere og fremstille en underarmprotese med tilhørende kontrollsystem for styring av vinkelen i pronasjon/supinasjon, fingerfleksjon/-ekstensjon og håndleddsflexjon/-ekstensjon som kontinuerlige funksjoner av EMG-signalparametre.

Det finnes flere applikasjoner i dag hvor dette lar seg gjøre, men ikke fullt så mange evner å styre flere frihetsgrader samtidig. Målet med denne oppgaven er å beskrive et overordnet styresystem som har denne muligheten i nevnte vinkler. Systemplattform og maskinvare skal velges for å kunne realisere en forsknings- og demonstrasjonprotese.

Et styresystem er valgt for å kunne lese av EMG signaler og produsere gode egenskapssett til videre mønstergjenkjenning og kontroll. Det myoelektriske signalet leses av via myoelektroder fra Otto Bock. Signalene stykkes opp ved bruk av et *Blackman* vindu før en *Wavelet Packet Transform* analysator filterer signalet inn i pakker via et balansert tre av høypass- og lavpass-filtre. Egenskapene fra energikoeffisientene kjøres gjennom en *Fuzzy C-Means* algoritme hvor egenskaper som maksimerer evnen for klasse separerbarhet blir valgt, egenskaper som ikke spiller en rolle i klassifiseringsresultatet fjernes. *Principal Component Analysis* angriper det nye egenskapssettet med hensikt å fjerne redundans og redusere dimensjonen uten tap av avgjørende data. Residualet er nå linearisert og passer godt inn i en *Lineær Diskriminantfunksjon* eller et *Multilags Perceptron Nevralt Nettverk* klassifikator for mønstergjenkjenning av ønsket handling.

Det behøves testing av systemet for å finne frem til den beste metoden. Programmet av funksjoner kan endres modulvis med andre likninger for ny eller tilsvarende oppgave. Et solid litteraturstudie er gjennomført og ligger til grunn for de valg som er tatt.

Maskinvare og tilhørende elementer er valgt og det er lagt til rette for design av en håndleddsprotese til demonstrasjon, samt implementering av det overordnede systemet funnet dette studiet.

1

Introduksjon

Det ultimate målet er å utvikle et kontrollsysteem for en overarm protese, som simultant kan kontrollere flere grader-av-frihet (DOF) med responstid innenfor de kritiske 300ms. Flere forskere med proteser som fagfelt som har utført gode tester av multippel styring ved bruk av myoelektriske signaler. Målet kan bli nådd via andre metoder også med ulik grad av suksess. I denne oppgaven vil bruken av MES være i fokus.

Det Myoelektriske signal (MES), lest av fra overflaten av huden, har lenge blitt benyttet som kilde for kontroll av proteser. Dette gjelder da spesielt armproteser hvor vi har behov for en kunstig hånd som kan utføre nøyaktige koordinerte bevegelser. Det finnes i dag en rekke proteseprodukter og prototyper som via MES er i stand til å kontrollere en enkelt enhet av det kunstige lemnet, som en hånd, håndledd eller albue. Disse systemene henter ut kontrollinformasjon, basert på *amplitude* eller *grad av forandring*, fra det Myoelektriske signal. Selv om flere av disse systemene har hatt stor suksess, har de hatt vanskelig for å hente ut tilstrekkelig med informasjon for pålitelig kontroll av mer enn en funksjon eller enhet. Kontroll av et multippel av funksjoner simultant er særs mer utfordrende.

En rekke løsninger har vært prøvd i den hensikt å øke informasjonen som vi henter ut fra MES. Forskere har foreslått en variasjon av ulike egenskapssett og utført mønstergjenkjenning for å skjelne mellom de ulike foretrukkede klasser av bevegelsesaktivering. Det meste av arbeidet innen MES har tatt for seg det stabile (steady-state) MES, som er samlet inn fra sammenhengende, vedlikeholdt muskelsammentrekning. I det senere har flere valgt å studere informasjonen som ligger i transientutbruddet av den myoelektriske aktiviteten som følger fra begynnelsen av muskelsammentrekningen.

De myoelektriske signaler viser en markant forskjell i deres tidmessige bølgeformer for ulike handlinger. Innenfor et sett av mønster hentet fra den samme type muskelsammentrekning, er strukturen som karakteriserer mønstret tilstrekkelig konsekvent til å opprettholde en visuell atskillelse mel-

lom ulike typer av sammentrekning. Som et bevis på dette klarte Hudgins m.fl. [HPS93] ([Åpne PDF](#)) [LCHE02] ([Åpne PDF](#)) å stille mønstrene opp mot hverandre ved å bruke en kryss-korrelasjonsteknikk, å vise at ensembles gjennomsnitt av mønster innen en klasse bevarer sin struktur.

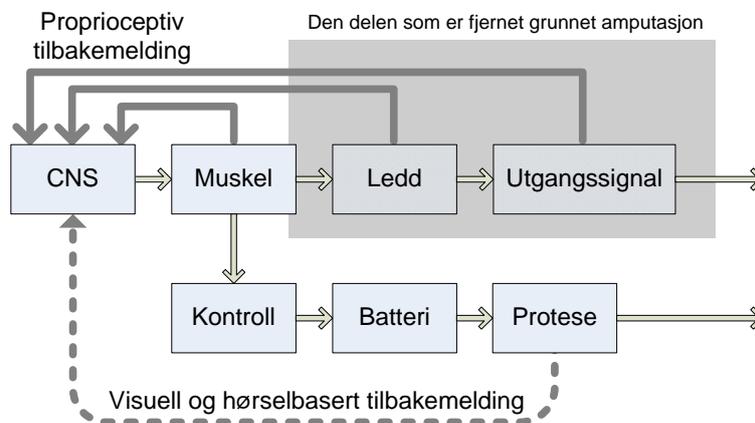
Flere metoder er i dag langt på vei til å nå det optimale målet. Dette studiet ser på flere av disse løsningene og også nye løsninger. Det er viktig da å kjenne til begrensningene til det myoelektriske signal for å komme frem til et robust og pålitelig system. To begrensninger veier tungt, og mye er gjort i denne oppgaven for å forbedre dette. For det første skal en kolossal mengde data trukket ut fra MES prosesseres og brukes til kontroll input for proteser. Dette kan gi en tidsforsinkelse som vanskeliggjør kontinuerlig kontroll. For å begrense beregningskostnaden ved slike systemer er en rekke teknikker tatt i bruk, men mange av dem har den evne å redusere nøyaktigheten av slike systemer.

2

Teori

2.1 Historikk Myoelktrisk kontroll

Konseptet med myoelektrisk kontroll ble introdusert i 1940 årene. Men på denne tiden var ikke teknologien kommet langt nok til at man kunne lage proteser til kliniske formål. Det var sammen med utviklingen av halvleder-teknologien, og den avtakende størrelse på tekniske enheter og energibehov at muligheten for reelle atomatiserte proteser ble mulig, og utviklingen satte virkelig i gang. Figur 2.1 viser et blokkdiagram med de essensielle elementene til et myoelektrisk kontrollsystem. Det nyanserte feltet viser hvilke elementer som faller bort ved en amputasjon, og hvor myoelektrisk kontroll og protese tar over. Diagrammet er gjengitt av en figur fra Parker og Scott [PS86][PEH06] (*Åpne PDF*).



Figur 2.1: Blokkdiagram som illustrer sammenhengen mellom normale og myoelektriske kontroll systemer. Nyansert felt viser område fjernet ved amputasjon.

Under 1960 årene ble det utført en betydelig innsats med myoelektrisk kontroll. Hovedsaklig ble arbeidet utført i Sovjetunionen, Sverige, Storbritannia, Japan, USA og Kanada. De første kommersielle kontrollsystemene for elektriske håndproteser ble produsert i Sovjetunionen med eksport til Europa og Nord-Amerika. I Japan ble forskning rettet mot multifunksjons myoelek-

triske håndproteser. Tidligere hadde Sverige hatt en betydelig finger med i spillet med arbeid innen myoelektrisk kontroll ved bruk av mønstergjenkjenning. Her er SVEN protesen viktig, og jeg kommer tilbake til den litt senere i rapporten. I England arbeidet Bottomly¹ med å forbedre signalbehandlings-teknikken. I USA ble det nå utviklet fullstendige myoelektriske proteser, og den første albueprotesen kontrollert med MES så dagens lys. D.S.Dorcas og R.N.Scott i Kanada utviklet en *tre-tilstand myoelektrisk kontroller*. Dette styringssystemet muliggjorde kontroll av tre funksjoner med en muskel. Tidligere hadde armprotesene kun hatt en gripetang med åpne-lukke funksjon, styrt via en av-på kontroller som krevde en myoelektrisk kanal for hver av de to tilstandene åpne og lukke.

Under 1960 og 1970-årene foregikk det kun produksjon i liten skala før noen få større kommersielle leverandører, som Otto Bock og Viennatone, kom inn på markedet. 70-årene spesielt bidro til stor utvikling. Myoelektriske armproteser ble stadig tilpasset nye klienter og nå ble bruksvennligheten og funksjonaliteten også evaluert.

De første myoelektriske kontrollsystemene som baserte seg på mønstergjenkjenning kom på 60-tallet. Forskere ved Temple University i Philadelphia var først ute. Deres system hentet ut en enkel amplitude måling fra seks kanaler med MES plassert på ulike steder på skulderen. Systemet benyttet statistisk klassifikator til å skille ut seks klasser av bevegelse. Applikasjonen var nøyaktig 75% av tiden. Sentralt i denne forskningen var også andre som, Chalmers University i Göteborg, Sverige og University of California, Los Angeles.

Grunnet den instrumentelle problematikken rundt mange kanaler av MES og det at det fort oppstår dårlig kontakt, begynte nå andre å løse myoelektrisk kontroll ved å maksimere informasjoninnholdet i hver enkel kanal. Egenskaper ved signalet var *gjennomsnittsverdi, varians, størrelse av tredje moment, null overgang/zero crossing, autokorrelasjon funksjon, og effekt spektral tetthet*. En statistisk analyse av disse egenskapene viste hvilke som inneholdt mest informasjon slik at det var mulig å skille ut et identifiserbart mønster. *Null overgang/zero crossing* og *variens* ble funnet til å være de som gav best klassifisering av gjenværende bevegelser. To kanaler av MES ble brukt, *biceps* og *triceps*, til å klassifisere tre typer av bevegelse, med en nøyaktighet på 85%. Videre fokuserte man på settet av egenskaper og utførte en fjerde ordens autoregressive analyse av en enkel MES kanal². Videre

¹Bottomly -A. H. Bottomly, London

²Graupe, D., og W. K. Cline, Functional separation of EMG signal via ARMA identification methods for prosthetic control purposes”, *IEEE Trans Syst Man Cybern* 5, 1975.

ble dette brukt og utvidet til multippel område kontrollsystemer³.

Hudgins med flere [FL03] var blandt annet de første til å vurdere informasjons innholdet i transientutbruddet som oppstår i begynnelsen av en muskelsammentrekning. Til nå hadde det meste av arbeidet innen MES klassifisering foregått ved å se på steady-state MES samlet inn under en opprettholdt muskelsammentrekning med konstant styrke. Metoden tillot større diskrimineringssegenskaper og var et viktig skritt i retninga av en protese med muligheter for større fingernemhet.

Lenge var informasjonen som kunne bli hentet ut av MES signalet begrenset av tilgjengelig regnekapasitet. Egenskapene var basert på statistikk i tidsdomenet, slik som *varians*, *zero-crossing* og *bølgelengdelokasjon*. Med økt prosessorkraft kom også systemer basert på *autokorrelasjon koeffisienter*, *spektralitet* og *tidsserie modeller*. Systemer som til nå hadde hentet ut informasjon av MES basert på et estimat av amplitude og rate av forandring, hadde vært suksessfulle, men sørget ikke for tilstrekkelig informasjon til pålitelig kontroll av mer enn en funksjon [FL03]([Åpne PDF](#)). Ettersom forskningen fortsatte ble strukturer i MES signalet undersøkt ved bruk av *short-time Fourier transform*, *wavelet*⁴, *wavelet packet transforms*⁵ og *høyere ordens spektralanalyse*.

Konseptet med å analysere signaler ved forskjellig skala eller oppløsning er ikke ny. Men det er i det senere hvor Wavelet teori har blitt samlet. Grossman og Morlet får mye av æren for dette for deres arbeid på slutten av 70-tallet. Wavelet basis funksjoner viste seg å fungere effektivt til å lokalisere korte, høy-frekvente lydbølger, samt fine frekvensendringer i lange, lav-frekvente toner. En rekke forskere utviklet dette videre, og i 1986 utviklet Mallat og Meyer teorien om *multiresolution analysis*. Dette ble videre rammeverket som ledet til en enkel og rekursiv filtreringsalgoritme for å beregne wavelet dekomposisjon av et signal.

Fra 90-tallet og frem til i dag er det utført en rekke forsøk, og den viktigste konklusjonen vi kan trekke ut av disse to tiår med historie er at mye av den myoelektriske kontrollen av en flerfunksjonell protese står og faller på gode målinger og gode egenskapssett frem til klassifikatoren. Mer om nyere enkeltforsøk og metoder er beskrevet i påfølgende kapitler.

³Doershuk, P. C., D. E. Gustafson, og A. S. Willsky, "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis", *IEEE Trans BME* 30, 1983.

⁴*wavelet* - en bølgeliknende osillering med en amplitude som begynner fra null, øker, for så og avta til null igjen.

⁵*wavelet packet transforms* - se kap.2.6.4

2.2 Elektromyografi

Jeg skal utvikle og finne et kontrollsystem for en h ndleddsprotese der mer enn  n funksjon kan aktiveres samtidig. Det er mulig   gj re dette p  flere m ter, men jeg har valgt   legge mitt studie til myoelektrisk kontroll. Myoelektrisk signal som kontrollinngang har dominerer fordi det har flere fordeler over andre inndata. Brukeren kan v re fri for reimer og selet y. Signalet kan detekteres uten fysiske inngrep fra overflaten av huden og samtidig er muskelaktiviteten som kreves for   hente ut et kontrollsignal relativt liten og kan likne innsatsen som kreves med et intakt lem. Proporsjonalkontroll kan relativt enkelt utf res og elektronikk som kreves kan stadig forbedres og lages mindre, og de f r stadig bedre lang-tids p litelighet. Mer om andre l sninger vil du finne i litteraturstudiet i kapittel 2.8.

For   kunne utf re myoelektrisk kontroll simultant av flere frihetsgrader, er det viktig   forst  naturen bak det myoelektriske signal. Jeg  nsker derfor   gi leseren et innblikk i signalets oppf rsel og hvordan det oppst r, f r jeg ser n rmere p  multifunksjonell kontroll av underarmsproteser. Er dette velkjent kunnskap for leseren kan du g  videre til neste delkapittel, 2.3.

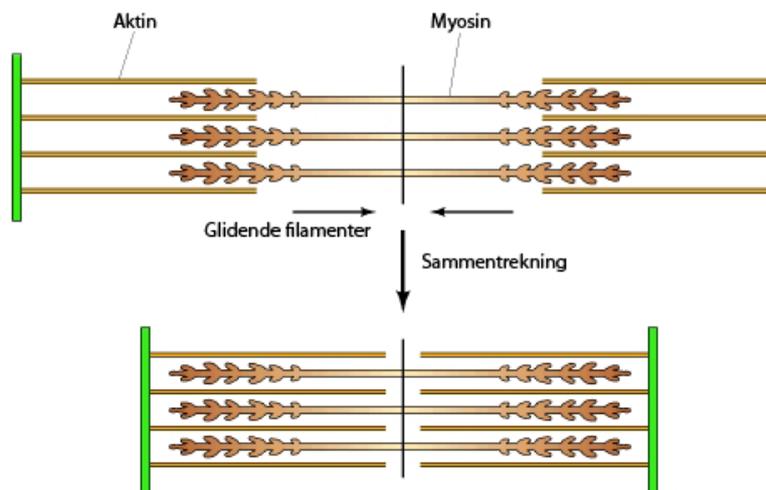
Navnet “myo” kommer fra det greske ordet “mys” som betyr muskel. “Elektrisk” kjenner vi fra elektrisitet. Fra dette kan vi definere det myoelektriske signal (MES) som “*elektrisk aktivitet produsert av muskelsammentrekning*”.

Skelettets muskulatur omfatter bunter av muskel fibre, som igjen er bygd opp av myofibriler. Muskelfibrene best r av spesialiserte flerkjerneceller som inneholder store mengder lagret Glykogen⁶. Lagrene er i form av et protein som kalles myoglobin. Myofibrilets hovedkomponenter er proteinene myosin og aktin⁷. Sistnevnte proteiner er formet som tr der eller filamenter, og det er filamentenes glidebevegelser som gir muskelen evnen til   trekke seg sammen.

Prosessen med sammentrekning og utvikling av et myoelektrisk signal kan beskrives ved tre tilstander ([MP04]):

⁶ kan ogs  omtales som *animalsk stivelse*

⁷ *actin(engelsk)*



Figur 2.2: Figuren viser hvordan muskelfilamentene utfører en glidende bevegelse som gir en muskelsammentrekning.

Hvile-potensial

Elektrisiteten som skapes er et resultat av reaksjoner mellom kroppens kjemikalier. Konsentrasjonen av ioner på innsiden og utsiden av muskelfibrene er svært forskjellige. På innsiden er konsentrasjonen av kalium nærmere 35 ganger større enn på utsiden. Tilsvarende er konsentrasjonen av natrium på utsiden omtrent 10 ganger større enn på innsiden. Denne forskjellen i konsentrasjon blir opprettholdt av cellemembranens passive handling og natrium-kalium pumpens aktive mekanisme. Disse konsentrasjonene gir en elektrisk nettospenning på nærmere 80mV over cellemembranen som har fått betegnelsen *hvile potensial*. Innsiden av cellemembranen er negativ med hensyn på utsiden.

Depolarisering

En muskelsammentrekning (figur2.2) blir startet av en vilkårlig CNS handling. En nerveimpuls beveger seg fra en motornerve-celle plassert på utsiden av ryggmargen, via en akson⁸ til en muskelfiber. Utgangen eller enden av aksonet kalles for en endeplate⁹. Her frigjøres *acetylcholin* som endrer muskelfibermembranens gjennomtrengelighet. Denne prosessen leder til en *depolarisasjon*¹⁰ gjør at natrium kanaler åpnes og den assosierte reorganiseringen av ioner reduserer det lokale potensialet over

⁸ *axon*(engelsk) -en tynn utløper som utgjør den delen som leder ut av nerven, utgangen

⁹ *end-plate*(engelsk)

¹⁰ *depolarisasjon* -biology; en forandring i cellens membran potensial, som gjør den mer positiv eller mindre negativ

membranen.

Re-polarisering

Depolariseringen fører til at det frigjøres kalsium inne i cellen, som deretter "tillater" myosin filamentene å binde seg til aktin filamentene. Prosessen involverer en metabolisme¹¹ av ATP¹² og resulterer i en muskelsammentrekning på nærmere 65%. Dersom i tillegg spenningen går over grensen på -70mV , vil ionestrøm forårsake at depolarisasjonsregionene spres begge veier bort fra *endepalten*. Her kommer metabolismen av ATP inn og gjenoppbygger kalsiumet, og gjenoppretter cellens ioniske konsentrasjon til hviletilstand ved bruk av natrium-kalium pumpen.

I den sykkelen som oppstår av disse tre tilstandene endrer potensialet seg over transmembranen med omtrent -80mV til $+30\text{mV}$ for så tilbake til -80mV på omkring 2ms. Endringen har fått betegnelsen *aksjons potensialet*. Det er to måter vi kan observere dette på. Vi kan plassere mikroelektroder over membranen eller vi kan bruke eksterne elektroder som festes langsmed muskelfibrene. Det eksterne potensialet fremstår som et bi-fase potensial.

Mange muskelfibre blir tilfredstillt av en enkel motornervecelle. Samlingen av en motor nervecelle kropp, dets akson og assosierte NMJ og muskel fibre har sammen betegnelsen *motorenhet*. Når en motornervecelle blir aktivert via sentralnervesystemet, blir alle fibre som blir assosiert med denne motoren satt i verk synkront. Det vi kan observere eksternt av elektrisitet har fått tilnavnet motor enhet aksjons potensiale (MUAP)¹³. Varigheten av en MUAP, ca 6ms er vesentlig lenger enn et aksjonspotensialet, grunnet den store fordelingen av fibre gjennom muskelen.

Kraften av muskelsammentrekningen genereres gjennom en dual mekanisme av avfyringsratemodulasjon og motor enhet rekruttering. Akkurat slik som MUAP er en summasjon av aktiviteten til aksjonspotensialet fra fibrene til motorenheten, er det myoelektriske signal (MES) en summasjon av MUAP for alle aktive nerveceller.

Det myoelektriske signalet kan leses av ved bruk av elektroder (figur2.3) som plasseres på hudoverflaten. Men amplituden til det observerte potensialet er mye lavere enn det potensialet vi finner over overføringsmembranen.

¹¹*metabolisme* -nyttiggjøring av næringsstoffer. Hovedsakelig karbohydrater, proteiner og fett til vevsbygging og energi, samt og å kvitte seg med avfallsstoffer

¹²*ATP* -Adenosintrifosfat er et stoff som cellene bruker som små, korttids energilagre

¹³*MUAP* -Motor Unit Action Potential (engelsk)



Figur 2.3: Illustrasjonen viser det siste i sensorteknologi fra Otto Bock; 13E200 MYOBOCK Electrode.

Typisk vil vi finne spenning i området som strekker seg fra $10\mu\text{V}$ til 10mV . Vevet som ligger mellom muskelen og huden svekker og griser til signalet gjennom en vevsfiltreringseffekt. Vi finner altså et myoelektrisk signal som ligner svært mye på støy, og det brukes derfor ofte båndbegrensede hvitstøy-modeller når en skal modellere MES.

2.3 Myoelektriske målemetoder

EMG signalet er svært svekket på grunn av vevsfiltreringseffekten og vi er nødt til å benytte en differensiell forsterker for å kompensere for dette. Vi bruker deretter signalprosessering for å finne frem til et signal som speiler graden av muskelsammentrekning. Signalet vi nå står igjen med har også en egen betegnelse, *Prosessert myoelektrisk signal* (PMES).

2.3.1 Kanaler og plassering

Vi ønsker å fange opp mest mulig informasjon om muskelaktiviteten som vi kan bruke til kontroll av armprotesen. For å få til dette når vi plasserer elektrodene på overarmen står vi overfor to muligheter [MP04]. De to måle-metodene gjør at vi kan kategorisere myoelektriske kontrollsystemer inn i følgende to grupper.

Single-site Systemer

Navnet gjenspeiler at vi har målinger kun over en muskel på et punkt. Dette er systemer som bruker nivå koding og som kontrollerer konstant terminalenheten ved å bruke en AV-PÅ funksjon. Det vil si at systemet ikke har noen form for hastighetskontroll. For å oppnå proporsjonal hastighetskontroll i et single-site system eller enkelt-område system, vil valget av protesefunksjon bli utført med rate koding eller også noen ganger kalt frekvenskoding.

Two-site Systemer Her er kontrollmulighetene mer varierende. Dette gir et større system som ofte er mer naturlig, i og med at de anvender motvirkende muskelgrupper til målingene.

- *En enkel bipolar kanal, med bipolare elektroder plassert med god avstand.* Her plasserer vi en elektrode på biceps og en på triceps. Denne fremgangsmåten fanger opp et stort volum av muskelen, som sendes inn på en enkel myoelektrisk kanal. Ulempen med denne fremgangsmåten er at det ikke er noen romlig diskriminering i aktiviteter til ulike muskler og ukjent informasjon fra ulike muskler kan bidra til destruktiv interferens.
- *Multipel bipolare kanaler, med nært spredde elektrodepar.* Fordi vi nå fanger opp en mer lokal region med muskelaktivitet, kan vi studere muskelgrupper. Dette gir den fordel at romlig diskriminering er nå mulig, og det forekommer

ingen destruktiv kansellering, men vi får til gjengjeld den potensielle ulempen med at mer informasjon gir mer data å prosessere. Tidligere var antallet av kanaler begrenset grunnet instrumenteringen og problemet med god kontakt. Fordeler innen elektrode rekke miniaturisering, produksjon og grensesnitt teknikker har gjort et multippel av kanaler mer realiserbart. Matematiske beregninger er ikke lenger den samme utfordring med dagens tilgjengelige mikroprosessorer, så båndbredden er heller ikke et like stort tema.

2.3.2 Forsterkning, referanse og artifacts

Vi tar et steg tilbake og ser litt til på den differensielle forsterkeren (i elektrodene eller på måleapparatet). Denne forsterker forskjellen mellom to signaler. Forsterkeren har to innganger og avviser et hvert signal som er felles for begge terminaler. Det er sagt at en ideell differensiell forsterker har ingen *common-mode* forsterkning. I tilfellet med myoelektrisk kontroll, er de to signalene de som blir målt av elektrodene over den kontrollerende muskelgruppen. Forutsatt at ekstern interferens påvirker begge elektrodene på samme måte, kan vi effektivt kansellere dette “common-mode signalet”. Siden resultatforsjell signalet er en spenning, må vi ha en referanse til dette potensialet. Det er dette referanseelektroden er til for. Alle MES kontrollsystemer bruker derfor konsekvent elektroder med tre kontaktflater til signalberegning. Enkelte produsenter inkluderer i dag også et såkalt *notch filter* for å undertrykke *common-mode signalet* ytterligere.

Et problem som kan oppstå er feilavlesning som følge av ulike bevegelser i forhold til elektroden. Såkalte *artifacts*. Bevegelse av elektroden relativt til huden kan skape et støysignal som fort kan forveksles med et sant myoelektrisk signal. Men også bevegelser i selve huden, som strekk og vridning kan skape feilsignaler på opptil 5mV i amplitude. Vi kan gjøre flere ting for å legge til rette for gode målinger. Men ute hos brukeren som skal sitte med det endelige produktet må protesen fungere uten større forberedelser før bruk. En bruker vil heller legge fra seg protesen enn å bruke den hvis dette gir en lettere hverdag.

Et løft av elektroden kan være en følge av en dårlig protese-støp eller manglende feste av elektrode. Dette vil kunne føre til at kroppens *common-mode* spenning kun fanges opp av en kontaktflate på sensoren. Den differensielle forsterkeren vil da konsekvent ikke klare å fjerne interferens fra husholdningslevert spenning som vi omgir oss med. Konrollsystemet vil da kunne

bli drevet av 50/60Hz interferens og ikke det sanne MES.

For å kunne bruke MES til kontroll må vi trekke ut noen egenskaper ved signalet. Gjennomsnittverdien til MES er null (ref. likhet med hvit støy). Prøver vi å kjøre signalet gjennom et lavpassfilter for å glatte det vil derfor ikke sitte igjen med noe signal. For å kunne utbedre dette signalet slik at det reflekterer variasjonen i det myoelektriske signalet er vi nødt til å bruke en form for ulineær prosessering. Det er vist av flere uavhengige forskere at vi effektivt kan måle effekten i MES ved bruk av metoder med den kvadratiske lov basert på feil-sannsynligheter. Denne metoden er også gunstig for å finne frem til et pulslignende signal i all støyen. Nevromuskulære pulser er svært stokastiske signaler, og da vil effektsensorer være et gunstig valg. Men det er alltid et men. En implementering av en kvadratisk lov anordning er ikke veldig energi effektiv. Nettopp av denne grunn finner vi i dag i kommersielt utstyr *helbølgelikerettere*. Dette oppsettet av *op-amp*'er¹⁴ og signaldioder er svært lite energikrevende. Signalet vi står igjen med etter at det er likerettet og glattet kaller vi for det *prosesserte myoelektriske signal*, PMES.

For å oppsummere. Det signalet vi tar opp til diskriminering av ulike ønskede kontrollerte bevegelser og som skal reflektere muskelaktiviteten til brukeren er et MES som er forsterket, likerettet og delvis filtrert. Dette er egenskaper som de moderne sensorene har innebygd, og er ikke en del av fokuset i denne oppgaven. Fokuset mitt vil ligge på neste nivå, altså klassifisering og kontroll.

2.3.3 Targeted Muscle Reinnervation

Jeg ønsker å nevne en inovativ metode under dette kapittelet som helt klart forbedrer målingene av MES og gjør det enklere å plassere ut elektroder. Baksiden av medaljen er at løsningen krever kirurgiske inngrep og vil kun være aktuell for personer med fullstendig overarmsamputasjon.

Moderne proteser kan realiseres med en avansert grad av naturlig kontroll og integrert tilbakekobling av sensorer. Teknikken som benyttes kalles for *Targeted Muscle Reinnervation* (TMR). Denne teknikken ble første gang introdusert av Dr. Todd Kuiken ved Rhode Island College (RIC). Ved å flytte residualnervene fra et amputert lem til en region med lite brukte muskler, som ligger i umiddelbar nærhet av skadestedet, vil den nye og "friskere" muskelgruppen fungere som en forsterker for nervesignalene. I testtilfellet ble nervene forflyttet til pectoralområdet på pasientens bryst. Metoden åpner

¹⁴*op-amp* -operational amplifier; en type differensiell forsterker

for en mer intuitiv bruk av en armprotese og tillater en naturlig fornemmelse av berøring og grepets styrke.

Under klinisk evaluering av metoden ved RIC, demonstrerte en pasient av Dr. Kuiken, Jesse Sullivan, vesentlige forbedringer i funksjonell testing. Pasienten viste muligheten til å repossisjonere tommelen for ulike grep, fjerne ett kredittkort fra en lomme, stable kopper og samtidig kontrollere grepets styrke ved bruk av tilbakemelding fra sensorer kontra syn, og å gå med en ledig sving i armen for en mer naturlig gange.

2.4 Kontrollstrategi

Tidligere hadde vi ikke tilgang på annet enn en krok-protese hvor vi kunne kontrollere en gripe funksjon. I dag finnes det så mange ulike enheter man kan styre via PMES, og derfor blir ordet *terminalenhet* brukt om disse anordningene. Vi kan kontrollere en gripefunksjon ved bruk av en enkel muskelgruppe, eller to ulike muskelgrupper. Terminalenheten kan operere ved konstant hastighet eller være hastighetkontrollert. Variasjonene i hvordan PMES blir brukt til kontroll kaller vi for *kontrollstrategier*. Min kontrollstrategi og mitt mål for denne oppgaven vil være å bruke mer enn en muskelgruppe til en funksjon og hastighet- eller posisjonskontrollere funksjonene for pronasjon/supinasjon av håndledd, fleksjon/strekk av håndledd og grep med muligheter for kontinuerlig korrigerende.

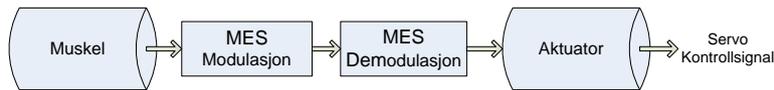
Som nevnt tidligere har vi muligheten for *Two-Site* system og *Single-Site* system. Jeg vil ta utgangspunkt der det er mulig i bruk av det første alternativet med flere bipolare kanaler. For å sørge for at protesen ikke utfører bevegelse når brukeren ønsker at den skal forholde seg i ro, selv om han/hun har en liten muskelaktivitet kan vi sette en amplitudeterskel som sørger for dette. Denne terskelen må justeres individuelt til brukeren.

Det er også av betydning å vite som logisk er; øker vi forsterkningen til den differensiell forsterkeren senker vi også terskelen for når funksjonen skal være aktiv/inaktiv. Skulle brukeren oppleve å ha en simultan bruk av to motvirkende muskelgrupper samtidig, vil vi enkelt løse dette ved å respondere på signalet som er først ute, og *blokke* det motstridende.

Som nevnt bruker *Single-Site* systemer kun en muskelgruppe til å styre en terminalanordning. Disse systemene passer spesielt godt der amputasjonen er relativ fersk, hvor residuallemmets areal og hylseplass er begrenset. Vi bruker bare et PMES og må derfor styre terminalen ut fra dette.

2.5 Myoelektrisk signal som inngangsverdi

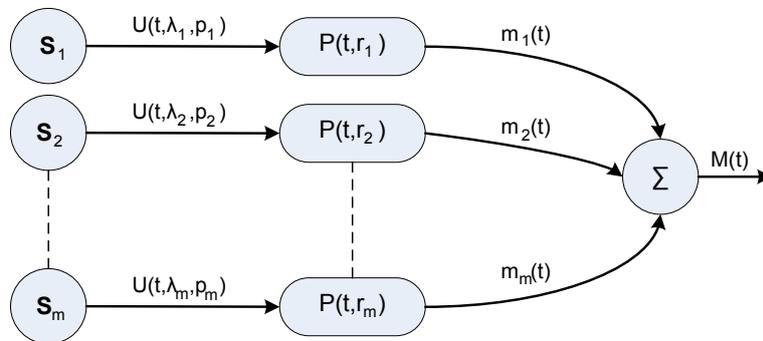
Når vi skal kontrollere en protese, er det naturlig å tenke på forover-koblingsruten (ref.fig.2.1) som en kommunikasjonskanal hvor det myoelektriske signalet er et informasjonsbud.



Figur 2.4: Myoelektrisk kommunikasjonskanal

Hvis vi ta utgangspunkt i figur 2.4 kan vi tenke oss at informasjonen fra muskelen blir kodet i form av en egenskapsmodulering av signalet. MES prosessen blir da bestående av en modulasjon og en passende demodulasjon for å gjenvinne kontrollinformasjonen. Brukeren av en kanal modulerer signalet i form av mønstre fra motor enhet rekruttering og fyringsrate. Demodulatoren har til oppgave å kjenne igjen parametre og mønstre til kontroll.

En kanal inkluderer en muskelgruppe, kvantum lederen mellom hver muskel av gruppen og elektroden, og summeringselektroden. I figur 2.5 viser jeg blokkdiagrammet for en lineær modell med en kanal.



Figur 2.5: Lineær systemmodell for en myoelektrisk kanal

Modellparametre

- $i = 1, \dots, m$ er de ulike musklene.
- S_i er den elektriske kilden fra muskelen.
- $U(t, \lambda_i, p_i)$ er sammensluttet nervevirksomhet med samlet tenningsrate λ_i og mønster p_i
- $P(t, r_i)$ er gjennomsnittlig aksjonspotensial per motor sett fra elektroden med avstand r_i fra kilden. Her er $m_i(t)$ muskelsignal nummer i .

Frivillig kontroll av λ gjennom graden av muskelsammentrekning gir frivillig kontroll av varians, σ_m^2 , av $M(t)$. Frivillig kontroll av variansen vil si frivillig kontroll av absolutt middelværdien tilhørende $M(t)$. Dette er basisen til de første myoelektriske kontrollsystemene som tre-tilstand kontrollere. Mønsterbidragene fra λ_i til $M(t)$, og mønstre fra når de enkelte motorenheter tennes, p_i , kan vi og definere til å være under frivillig kontroll gjennom valg av muskelgruffunksjon. Denne frivillige kontrollen er altså basisen for multifunksjon myoelektriske kontrollere av nyere dato. Vi kan uttrykke den myoelektriske kanalen som [MP04]:

$$\begin{aligned} M(t) &= \sum_{i=1}^m m_i(t) \\ &= \sum_{i=1}^m U(t, \lambda_i, p_i) \cdot P(t, r_i) \end{aligned} \quad (2.1)$$

her er $U(t, \lambda_i, p_i) = \sum_{n=0}^{\infty} \delta(t - T_{ni})$, $\delta(t)$ er Dirac delta funksjonen og T_{ni} er tenning nummer n av muskel i .

Observert karakteristik ved $M(t)$, som bestemmes av λ_i , $i = 1, \dots, m$, er signalvariansen σ_m^2 (som er AC effekt). Med ukorrelert nervepunktvisshet, $U(t, \lambda_i, p_i)$, $i = 1, \dots, m$, er variansen σ_m^2 summen av varianser, σ_i^2 , av de individuelle muskel signalene. Variansen til $m_i(t)$ blir:

$$\begin{aligned} \sigma_i^2 &= \theta_{ii}(\tau) \Big|_{\tau=0} \\ &= \theta_{uu}(\tau) \cdot P(\tau, r_i) \cdot P(-\tau, r_i) \Big|_{\tau=0} \end{aligned} \quad (2.2)$$

$\theta_{ii}(\tau)$ er autokorrelasjonsfunksjonen til $m_i(t)$

$\theta_{uu}(\tau)$ er autokorrelasjonsfunksjonen til $U(t, \lambda_i, p_i)$

Hvis vi nå kan anta at motor enhet nervevirksomheten til en muskel er ukorrelert, så kan vi si at $\theta_{uu}(\tau)$ er summen av autokorrelasjonsfunksjoner tilhørende U , og dermed får vi at

$$\begin{aligned}
\theta_{uu}(\tau) &= \lambda_i \delta(\tau) + \lambda_i h(\tau) \\
&\Downarrow \\
\sigma_i^2 &= (\lambda_i \delta(\tau) + \lambda_i h(\tau)) \cdot P(\tau, r_i) \cdot P(-\tau, r_i) \Big|_{\tau=0} \\
&= \lambda_i \int_{-\infty}^{\infty} P^2(t, r_i) dt + \lambda_i \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \Phi(t, r_i) dt \\
&= k_i \lambda_i
\end{aligned} \tag{2.3}$$

Det første integralet gir konstanten k_i , mens det siste integralet blir lik null i henhold til Poisson statistikk av forente prosesser, $U(t, r_i, P_i)$.

$$\sigma_i^2 = k_i \lambda_i \quad \Rightarrow \quad \sigma_m^2 = \underbrace{\sum_{i=1}^m \lambda_i k_i}_{\text{}} \tag{2.4}$$

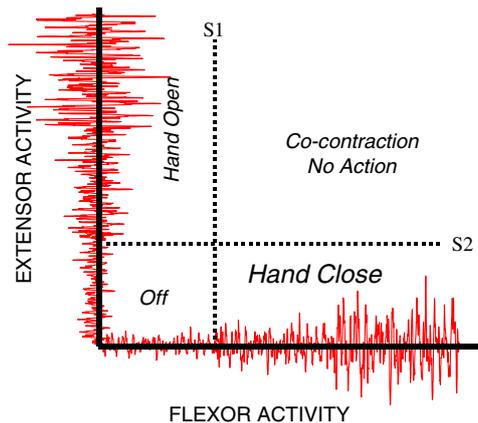
Med muligheten for at λ_i kan være tidvarierende, blir regnestykket slik:

$$\begin{aligned}
\theta_{uu}(t, t + \tau) &= \lambda_i(t) \delta(\tau) + \lambda_i(t) h(t, \tau) \\
&\Downarrow \\
\sigma_i^2(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \lambda_i(t) P^2(t, r_i) dt + \int_{-\infty}^{\infty} \lambda_i(t) h(t) \Phi(t, r_i) dt \\
&\approx \lambda_i(t) \int_{-\infty}^{\infty} P^2(t, r_i) dt + \lambda_i(t) \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \Phi(t, r_i) dt \\
&= k_i \lambda_i(t) \\
&\Downarrow \\
\sigma_m^2(t) &\approx \underbrace{\sum_{i=1}^m k_i \lambda_i(t)}_{\text{}} \tag{2.5}
\end{aligned}$$

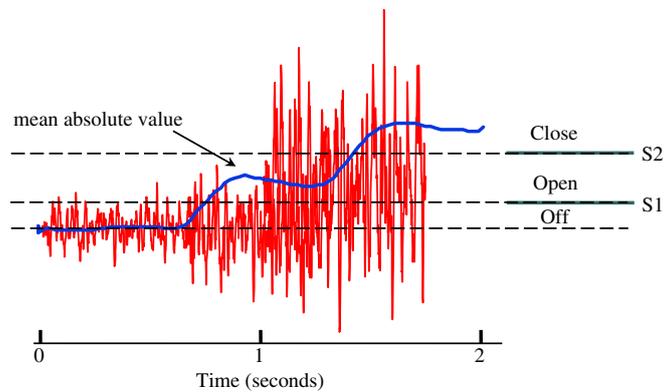
En stor utfordring med signalet er signal-til-støy forholdet. SNR kan vises ([PEH06]) å være $SNR = (4BT)^{1/2}$, hvor B er signalekvivalenten til statistisk båndbredde, typisk 100Hz, og T er demodulator respons tid. T er den eneste designparameteren som kan endres og det er en avveining mellom demodulator ytelse og dynamisk respons som i praksis ikke bør overstige 200ms.

En annen utfordring er å få brukeren til å levere korrekt informasjon på kanalene via korrekt muskelsammentrekning. Dette blir ofte vist til som *operatørfeil*.

Viser under to grafer fra Merletti og Parker (2.6) med Amplitudekodet myoelektrisk kontroll med forskjellige antall tilstander.



(a) Eksempel på to-tilstands amplitude modulasjon for kontroll av en hånd. S1 og S2 er terskelbrytere for fleks og strekk bevegelser.



(b) Eksempel på tre-tilstands amplitude modulasjon for kontroll av en hånd. S1 og S2 er terskelbrytere for fleks og strekk aktivitet.

Figur 2.6: (a) og (b) viser amplitude-kodet myoelektrisk kontroll med forskjellig antall kanaler/tilstander, og hvordan disse to skilles i praksis. Gjengitt fra [PEH06].

2.6 Databehandling før klassifisering

2.6.1 Egenskap uttrekking

Et hvert mønstergjenkjenningssystem tar i bruk *Feature Extraction* eller *egenskaps uttrekking* som vi kaller det på norsk. Vi kan dele dette første steget av mønstergjenkjenning inn i to hovedgrener. *Tidsmessig tilnærming*¹⁵ og *Spektral tilnærming*¹⁶. Kapittel 2.6.2 og 2.6.3 forteller mer om dette før jeg i kapittel 2.6.4 til 2.6.8 omtaler det jeg ser som de mest aktuelle metodene.

2.6.2 Tidsmessig tilnærming

En rekke artikler og rapporter om myoelektrisk kontroll viser til bruk av *tidsmessig tilnærming*. Få av dem ser kvalitativt på de ulike kvalitetene ved tilnærmingene. Analysemetoder som bør nevnes her er *Zero Crossing Rate*, *Mean Absolute Value* og *Cepstrum Coefficients*¹⁷.

Flere forskere har og sett på *Multiple Temporal Feature Parameters*. Tanken her var og fremdeles er hos enkelte at hver enkelt tidsmessig tilnæringsmetode reflekterer en spesifikk egenskap av signalet i det genererte egenskapssettet. Ved å gruppere disse settene har man tro på å gi et bedre bilde av informasjonen en kan finne i MES. Chu m.fl. [CMM06] viser til Park&Lee(1998) som her så på metodene: *Integral Absolute Value* (IAV), *Difference Mean Absolute Value* (DAMV), *Variance*, *Autoregressive Model Coefficients* (ARC), *Linear Cepstrum Coefficients* (LCC) og *Adaptive Cepstrum Vector* (ACV).

Tidsmessig tilnærming har trass flere gode løsninger hatt en begrenset suksess ettersom metodene antar at det myoelektriske signalet er stasjonært. MES er ikke-stasjonært av natur [MP04].

2.6.3 Spektral tilnærming

Det har blitt lagt ned mye arbeid innen spektral tilnærming innen MES siden årtusenskiftet. Metoder her er *Fast Fourier Transform* (FFT), *Short-Time Fourier Transform* (STFT), *Wigner-Ville Distribution*¹⁸ (PWVD), *Choi-*

¹⁵ *Temporal Approach*

¹⁶ *Spectral Approach*

¹⁷ Cepstrum er et resultat av å ta Fouriertransform (FT) av decibel spekteret som om det var et signal. Navnet ble gitt ved å reversere de første fire bokstavene i *spectrum*

¹⁸ kvasi-sannsynlighetsfordeling i fase rommet

*Williams Distribution*¹⁹ (RWED), *Continuous Wavelet Transform* (CWT) og *Wavelet Packet Transform* (WPT).

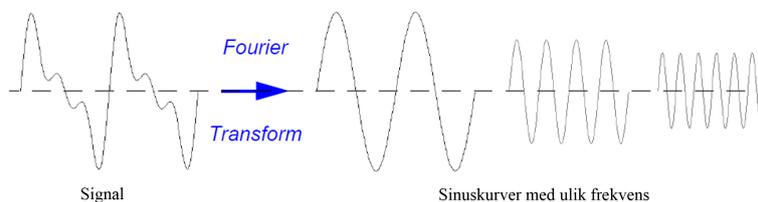
2.6.4 Wavelet Packet Transform

Wavelet er en bølgeliknende oscillering med amplitude som starter ved null, øker og for så å avta tilbake til null. Dette kan sammenliknes med det vi ser på en hjertemonitor. En wavelet er en matematisk funksjon brukt til å dele en gitt funksjon eller et tidskontinuerlig signal inn i ulike skala komponenter. *Wavelet-transform* (WT) er representasjonen av en funksjon ved wavelets.

Matematisk er prosessen av Fourieranalyse representert av *Fourier transform*:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt$$

Dette er summen over hele tidslinjen til signalet $f(t)$ multiplisert med et komplekst eksponensial. Resultatet av transformen er *Fourier koeffisientene* $F(\omega)$. Når disse multipliseres med en sinus av frekvens ω sitter vi med sinuskomponentene til det originale signalet. Grafisk blir det seende ut slik:



Figur 2.7: Grafisk fremstilling av Fourier transform (gjengitt etter [MMOP02])

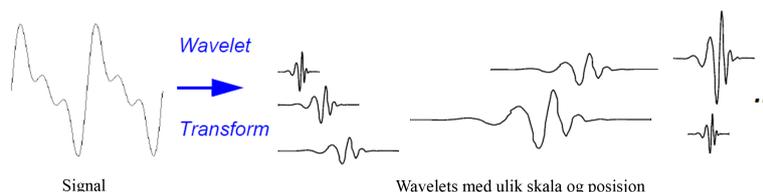
Tilsvarende er *kontinuerlig wavelet transform* (CWT) definert som summen over signalets fulle tidslinje multiplisert med en skalert og skiftet versjon av wavelet funksjonen Ψ :

$$C(\text{skala}, \text{posisjon}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\Psi(\text{skala}, \text{posisjon}, t)dt$$

Resultatet av CWT er mange *wavelet koeffisienter* C , som er en funksjon av skalering og posisjon. Med *skalering* mener jeg strekk eller kompresjon av signalet. Med *skifte* av en wavelet mener jeg en forsinkelse eller en hasting av dets begynnelse. Multiplisering av hver koeffisient med den passende skalerte

¹⁹medlem av Cohen klasse foordelingsfunksjon

og skiftede waveleten resulterer i de utgjørende waveletene av det originale signalet som vist i figur 2.8.



Figur 2.8: Grafisk fremstilling av Wavelet transform (gjengitt etter [MMOP02])

WT har den fordel over tradisjonell Fourier transform at den kan representere funksjoner som har avbrudd og skarpe toppler, og kan nøyaktig de- og rekonstruere endelige ikke-periodiske og/eller ikke-stasjonære signaler. I artikkelen til Englehart m.fl. [EHP01a] av 2001 markerer de den viktigste forskjellen mellom de tre mest aktuelle metodene som benytter seg av “tiling”²⁰.

STFT *Short Time Fourier Transform* bruker en såkalt *satt/fixed tiling*, som betyr at du ikke kan endre på oppstykkningen av tid-frekvens planet underveis. Når det først er spesifisert, vil hver celle ha identisk høyde/bredde-forhold. For å si det enkelt; i STFT velger et tidsvindu, en bit av $x(t)$ og så beregnes den vanlige Fourier Transformen for denne delen av signalet.

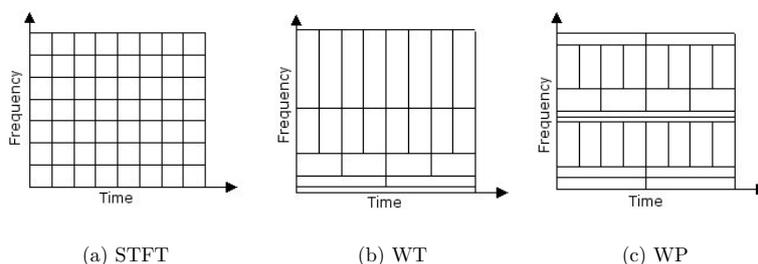
WT *Wavelet Transform* har en *variabel tiling*. Høyde/bredde-forholdet til cellene varierer slik at frekvensoppløsningen er proporsjonal med senter frekvensen. Denne oppdelingen har vist seg å være mer passende for mange fysiske signaler, men oppdelingen er ikke desto mindre stasjonær.

WPT *Wavelet Packet Transform* har en *adaptiv tiling*. Et antall sett av *tilings* er satt som alternativer, og den beste for en gitt applikasjon blir valgt.

Artikkelen fra Englehart m.fl. [EHP01a] demonstrerte at ytelsen til de ulike metodene øker i vist progresjon, se figur 2.10 (jfr. fig. 2.21). Her kommer *Time Domain feature set* først som ser mer på de statistiske egenskapene ved signalet, WPT til sist med beste ytelse.

Den første dokumenterte omtalelsen av hva vi i dag kaller ”wavelet” var i 1909 i en hovedoppgave av Alfred Haar. Haar står for den første og enkleste av waveletene, *Haar wavelet*. Siden den tid har det vært gjort mye arbeid innen

²⁰tiling -flislegging. I denne sammenheng frekvensoppstykkning i høyde/bredde-forhold.



Figur 2.9: Grafisk fremstilling av frekvens *tiling* til de ulike metodene.



Figur 2.10: Blokkdiagrammet viser progresjonen av ytelse innen de ulike signalbehandlingsmetodene brukt til preprosessering av det Myoelektriske signal [EHP01a].

wavelets. Ingrid Daubechies gjorde diskret wavelet analyse mulig å praktisere med det som er kalt *compactly supported orthonormal wavelets*. I EMG sammenheng ble *Wavelet packets* (WP) introdusert av Coifmann Meyer og Wicker Hauser i 1992[CMW92]. Som beskrevet av Khushaba [KAJ07] vil det være mest aktuelt for MES signaler av denne typen å benytte *Symlets* varianten av WPT. Dette er nesten symmetriske wavelets lagt frem i sin tid av Daubechies som en modifikasjon til familien av Daubechies wavelets. Mer om dette i kapittel 4.5.2. Andre wavelets verdt å nevne er *Morlet* og *Mexican Hat*, begge disse uten en skaleringsfunksjon.

2.6.5 Fuzzy C-Means

Fuzzy metoder kan brukes til å skille ut egenskaper så vel som være klassifikator som jeg kommer tilbake til i kapittel 2.7.3. Til å skille ut egenskaper bruker vi *fuzzy clustering*, og en av de mest brukte er *Fuzzy C-Means* (FCM) algoritmen (Bezdek 1981 [BKKP99]). I fuzzy clustering har hvert punkt en grad av tilhørighet til ulike klynger, akkurat som i *fuzzy logic*, og ikke fullstendig tilhørighet til en klynge. Punkter på kanten av klyngen kan være mindre inne i klyngen enn de som ligger nærmere senter. For hvert punkt x har vi en koeffisient som angir graden av å være i k klyngen, $u_k(x)$. Summen av disse koeffisientene for en gitt x er definert til å være 1.

$$\forall x \quad \left(\sum_{k=1}^{ant.klynger} u_k(x) = 1 \right)$$

Med Fuzzy C-Means er sentroiden av klyngen gjennomsnittet av alle punkter, vektet av deres grad av tilhørighet til klyngen.

$$senter_k = \frac{\sum_x u_k(x)^m x}{\sum_x u_k(x)^m}$$

Graden av tilhørighet er relatert til den inverse av distansen til senteret av klyngen.

$$u_k(x) = \frac{1}{d(senter_k, x)}$$

Koeffisientene blir normalisert og fuzzifisert med en reell parameter $m > 1$ slik at summen er lik 1.

$$u_k(x) = \frac{1}{\sum_j \left(\frac{d(senter_k, x)}{d(senter_j, x)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.6)$$

For m lik 2, er dette ekvivalent med å normalisere koeffisienten lineært for å gi summen 1. Når m er nær 1, vil klynge senteret nærmest punktet gi mye mer vekt enn de andre, og algoritmen er lik *k-Means* versjonen (se [DHS01]).

Algoritmen minimaliserer intra-cluster varians, men minima er et lokalt minimum og resultatet avhenger av det initielle valget av vektorer. Det er mulig jeg i en masteroppgave bør se på evt. bruken av *expectation-maximization* algoritmen som er en mer statistisk formalisert metode som inkluderer delvis medlemskap i klasser, men har bedre konvergeringsegenskaper og er generelt å foretrekke fremfor fuzzy c-means (Dempster m.fl. 1977).

Versjonen Khushaba bruker, søker det lokale minima av den generaliserte *within group sum of squared errors* (WGSSE) funksjoner [TB86]. FCM optimaliseringsmodell ser da slik ut:

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|_A^2 \quad 1 < m < \infty \quad (2.7)$$

c : antall klynger

n : antall vektorer

x_k målevektor k , $x_k \in R^n$

v_i sentroidevektor i

m fuzzy koeffisienten

$$\|x_k - v_i\|_A^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i)$$

$\|Q\|_A^2 = Q^T A Q$, og A er en $d \cdot d$ positiv definit matrise hvor d er dimensjonen av mønster vektorer.

Akkurat som ved den normale C-Means algoritmen beskrevet tidligere er objektiv funksjonen J_m i (2.7) den klassiske WGSSE funksjonen og algoritmen reduseres til crisp k-means klynge algoritmen. For $m > 1$ er (U, v) lokalt minimum av J_m hvis vi antar $x_k \neq v_i$, og bare hvis

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_j\|_A}{\|x_k - v_i\|_A} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad \forall \quad i, k \quad (2.8)$$

og

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad \forall \quad i \quad (2.9)$$

2.6.6 Dimensjon reduksjon

Dimensjon reduksjon er en essensiell del av mønstergjenkjenningssystemet for å øke klassifiserings ytelsen. Vi ønsker å bevare mest mulig relevant informasjon, men samtidig redusere antallet dimensjoner. Mange teknikker genererer egenskaper som ikke er selvstendige. Det oppstår derfor redundans i dataene som potensielt påvirker både effektiviteten og nøyaktigheten i mønstergjenkjenningen. Vi kan dele dimensjon reduksjon inn i to hovedstrategier; *Egenskapsvalg*²¹ og *Egenskapsprojeksjon*²². Vi skal her kun se på egenskapsprojeksjon metoder og deres gunstige egenskaper i et multifunksjonelt myoelektrisk kontrollsystem. Kapittel 2.6.7 og 2.6.8 viser to aktuelle metoder som kan brukes hver for seg eller kombineres (jfr.kap.2.8).

2.6.7 Principal Component Analysis

Principal Component Analysis er en metode for dimensjonreduksjon av f.eks. større mengder måledata. Hensikten er først og fremst å lette beregningskostnadene for å muliggjøre sanntidskontroll. PCA spør seg selv følgende spørsmål når algoritmen kjøres: *Finnes det en annen basis*²³, som er en lineær kombinasjon av den originale basis, som gjenuttrykker vårt data sett best?

PCA lager en bindende men effektiv antakelse om linearitet. Dette forenkler problemer ved å begrense settet av potensielle basiser. PCA er altså begrenset til å gi et nytt uttrykk av dataene som en *lineær kombinasjon* av dets basis vektorer.

Hvis vi tenker oss at vi har et uttrykk med matriser $\mathbf{PX} = \mathbf{Y}$, og at \mathbf{P} er matrisen som transformerer \mathbf{X} til \mathbf{Y} , så vil radvektorene $\{\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m\}$ i denne transformasjonen bli *principal components* av \mathbf{X} .

Løsning av PCA ved bruk av egenvektor dekomposisjon Finner løsningen av PCA for å forklare hvordan algoritmen fungerer. PCA kan løses ved bruk av egenvektor dekomposisjon. I utledningen bruker jeg et data sett \mathbf{X} , en $m \times n$ matrise. m er nummeret på type måling og n er antall prøver (samples).

²¹ *Feature Selection*

²² *Feature Projection*

²³ engelsk; basis (linær algebra)

Vi ønsker å finne en orthogonal matrise \mathbf{P} i $\mathbf{Y} = \mathbf{P}\mathbf{X}$ slik at kovarians matrisen $\mathbf{C}_Y \equiv \frac{1}{n}\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T$ er en diagonal matrise. Radene tilhørende \mathbf{P} er principal komponentene til \mathbf{X} . Skriver om \mathbf{C}_Y på betingelse av den ukjente variabelen:

$$\begin{aligned}\mathbf{C}_Y &= \frac{1}{n}\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \\ &= \frac{1}{n}(\mathbf{P}\mathbf{X})(\mathbf{P}\mathbf{X})^T \\ &= \frac{1}{n}\mathbf{P}\mathbf{X}\mathbf{X}^T\mathbf{P}^T \\ &= \mathbf{P}\left(\frac{1}{n}\mathbf{X}\mathbf{X}^T\right)\mathbf{P}^T \\ \mathbf{C}_Y &= \mathbf{P}\mathbf{C}_X\mathbf{P}^T\end{aligned}$$

Den siste linjen identifiserer kovariansmatrisen til \mathbf{X} . Enhver symmetrisk matrise \mathbf{A} kan diagonaliseres av en orthogonal matrise av dets egenvektorer, jfr. [Sh109](*Åpne PDF*). For en symmetrisk matrise \mathbf{A} , er $\mathbf{A} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T$, hvor \mathbf{D} er en diagonal matrise og \mathbf{E} er en matrise av egenvektorer tilhørende \mathbf{A} satt opp som kolonner.

Velger matrisen \mathbf{P} til å være en matrise hvor hver rad \mathbf{p}_i er en egenvektor av $\frac{1}{n}\mathbf{X}\mathbf{X}^T$. Ved å gjøre dette valget kan vi få $\mathbf{P} \equiv \mathbf{E}^T$. [Sh109] gir da at $\mathbf{A}(\mathbf{P}^{-1} = \mathbf{P}^T)$. Avslutter:

$$\begin{aligned}\mathbf{C}_Y &= \mathbf{P}\mathbf{C}_X\mathbf{P}^T \\ &= \mathbf{P}(\mathbf{E}^T\mathbf{D}\mathbf{E})\mathbf{P}^T \\ &= \mathbf{P}(\mathbf{P}^T\mathbf{D}\mathbf{P})\mathbf{P}^T \\ &= (\mathbf{P}\mathbf{P}^T)\mathbf{D}(\mathbf{P}\mathbf{P}^T) \\ &= (\mathbf{P}\mathbf{P}^{-1})\mathbf{D}(\mathbf{P}\mathbf{P}^{-1}) \\ \mathbf{C}_Y &= \mathbf{D}\end{aligned}$$

Utledningen gjør det åpenbart at valget av \mathbf{P} diagonaliserer \mathbf{C}_Y . Dette er nettopp målet for PCA. Resultatene av PCA i matrisen \mathbf{P} og \mathbf{C}_Y kan oppsummeres med:

- Principal komponentene til \mathbf{X} er egenvektorene til $\mathbf{C}_X = \frac{1}{n}\mathbf{X}\mathbf{X}^T$
- \mathbf{C}_Y sine diagonalverdier i , er variansen til \mathbf{X} langs \mathbf{p}_i
- Tabell 2.1 gir en smørbrøddliste over nødvendige antakelser PCA gjør.

Antakelser bak PCA og når disse fungerer dårlig
<p><i>I Linearitet</i> Linearitet former problemet som en endring av basis.</p> <p><i>II Store varianser har viktig struktur.</i> Denne antakelsen omfatter også troen på at data har høy SNR. Derfor representerer prinsipalkomponenter med større assosiert varians interessant struktur, mens de med lavere varianse representerer støy. Det er viktig å merke seg at dette er en sterk, og til tider en feilaktig antakelse.</p> <p><i>III Prinsipalkomponentene er orthogonale.</i> Denne antakelsen sørger for en intuitiv forenkling som gjør PCA løselig med lineær algebra dekomponeringsteknikker.</p>

Tabell 2.1: Denne smørbrødlisten viser hovedantakelsene til PCA metoden [Sh109].

Signal-to-noise ratio- en høy SNR ($\gg 1$) indikerer en høy presisjon på målingen, mens en lav SNR indikerer data med veldig stor støy.

PCA er bevist å være effektiv. Forsøk i de senere år har og vært å bruke PCA alene kombinert med *Kohonen Self Organising Feature Map* (SOFM). Dette gir en lineær-ulinær projeksjon av data som er bevist å være passende for sanntidsimplementering.

Det er et faktum at PCA på tids-frekvens egenskaper gir god klassifiseringsnøyaktighet, men det har vist seg at når antallet bevegelsesklasser som skal klassifiseres øker, begynner prestasjonen til MES mønstergjenkjenningssystemet å avta. Artikkelen til Kushaba [KAJ07] løser dette ved å bruke en ny *Fuzzy Wavelet Packet* basert egenskap uttrekkingsmetode i MES kjøresystemet.

2.6.8 Self-organizing feature maps

Dette er en type Artificial neural network som er trent ved bruk av *unsupervised* læring²⁴ til å produsere lav-dimensjonelle, diskretiserte repre-

²⁴Dette er en klasse av problemer hvor en søker å finne ut av hvordan data er organisert. Det skiller seg fra *supervised learning* ved det at eleven kun er gitt eksempler uten merkelapp/klasse.

sentasjoner av input rommet til trenings eksemplene, kalt et kart (map). *Self-organizing maps* skiller seg fra andre artificial neural networks ved at de bruker nabolagfunksjoner til å bevare de topografiske egenskapene til innverdi rommet [DHS01]. Dette gjør metoden svært egnet til å visualisere lav-dimensjon visninger av høy-dimensjon data. Modellen blir enkelte ganger gitt navnet *Kohonen map*.

Som de fleste artificial neural network, opererer SOFM i to moduser. *Trening* og *mapping*. Ved å trene bygger den et kart ut ifra eksemplene og mapping klassifiserer automatisk en ny input vektor. Et selvorganisert kart består av komponenter kalt *noder* eller *neuroner*. Hver node er assosiert med en vekt-vektor av samme dimensjon som innverdi vektorene og en posisjon i kart rommet. Vi plasserer en vektor fra data rommet over til kartet ved å finne noden med den nærmeste vekt-vektoren til vektoren tatt fra data rommet, og deretter tilegne kart koordinatene til denne noden til vår vektor.

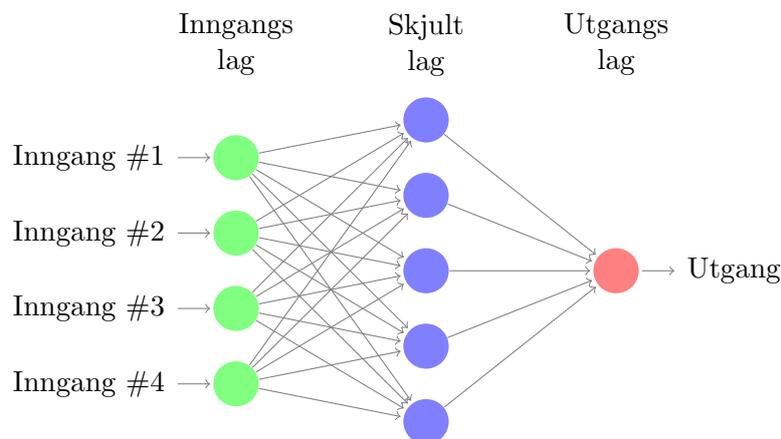
Chu m.fl.[CMM06]([Åpne PDF](#)) publiserte i 2006 en artikkel hvor SOFM i kombinasjon med *Principal Component Analysis* viste seg å ha en stor suksess for økt separasjon av klasser (jfr.kap.2.8).

2.7 Klassifikatorer

Klassifikatoren er av stor betydning for utfallet, selv om det viktigste ligger i prosessen før dette med å ha generert et godt egenskapssett. Vi har flere ulike klassifikatorer å velge mellom, og jeg beskriver de mest aktuelle i de påfølgende underkapitlelene.

2.7.1 Artificial neural network

Artificial Neural Network er en mønstergjenkjenningsmetode som er mye brukt på biologiske signaler. Figur 2.11 viser strukturen til systemet, som er en forenkling av hvordan menneskehjernen fungerer. Det første laget av noder er gitt navnet inngangslaget og har tilsvarende antall noder som inngangsverdier. Det midterste laget omtales som det *skjulte* laget, og det er her det meste av prosesseringen finner sted. Vi kaller enheter som verken er inndata eller utdata for *skjult* fordi deres aktivitet blir ikke direkte *sett* av det eksterne miljø. Utgangsverdi-laget er det tredje og siste laget, og antall noder samsvarer med det antallet tilstander vi ønsker ut.



Figur 2.11: Illustrasjon av et generelt nevralt nettverk

Med start på midten av 1980-tallet. Et utvalg av kunstig nerve nettverk har blitt forsket på i sammenheng med myoelektrisk signal-mønstergjenkjenning. Størrelsen på det skjulte laget har mye å si for estimeringen, og spesielt på myoelektriske signaler. *Multilayer Perceptron Neural Network* (MPNN) er en utvidelse av ANN, og har vist seg å gi bedre resultater enn ANN på dette området. Jeg går derfor direkte videre til MPNN.

2.7.2 Multilayer Perceptron

Perceptron er en type *artificial neural network* som ble funnet opp i 1957 ved Cornell Aeronautical Laboratory av Frank Rosenblatt. Det kan sees på som den enkleste form for *feedforward neural network*, en lineær klassifikator. Det er en tidlig versjon av *single-layer neural network*. Matematisk analyse av perceptroner på 1970-tallet, avdekket alvorlige begrensinger og stoppet forskningen på nevralt nettverk. I dag, imidlertid, er perceptroner erstattet av multilags nevralt nettverk som ikke lider av disse begrensingene.

Multilayer perceptron er en *feedforward artificial neural network* modell (MPNN) som mapper sett av inngangsverdier over på et sett av passende utgangsverdier. Multilags perceptroner er en modifisering av standard lineær perceptroner ved at den bruker tre eller flere lag av nevroner²⁵ med ulineære aktiveringsfunksjoner, og er mer effektfulle enn perceptroner i det at de kan skille data som ikke er lineært separerbare [DHS01] (ref.fig.2.11).

Multilags perceptron består av et inngangs- og et utgangslag med et eller flere skjulte lag av ulineære aktiveringsnoder. Hver node i ett lag knyttes til en viss vekt w_{ij} til hver node i det påfølgende lag.

Multilags perceptron skiller seg ut ved at hvert nevron bruker en ulineær aktiveringsfunksjon til å modellere frekvensen av aksjonspotensiale, eller fyringen, av biologiske nevroner i hjernen. Denne funksjonen kan modelleres på ulike måter, men må alltid være normaliserbar og differensierbar.

De to hoved aktiveringsfunksjonene som brukes er begge sinus-formede og kan beskrives følgende (tabell 2.2):

MPNN Aktiveringsfunksjon	
$\phi(y_i) = \tanh(v_i)$	hyperbolisk tangent som strekker seg fra -1 til 1 .
$\phi(y_i) = (1 + e^{-v_i})^{-1}$	hyperbolisk tangent som strekker seg fra 0 til 1 .

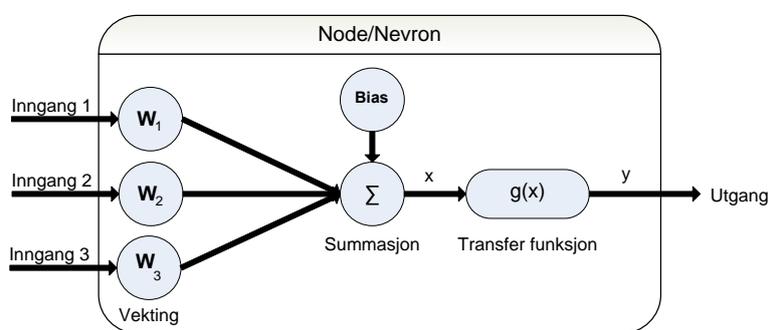
Tabell 2.2: De to hoved aktiveringsfunksjoner i MPNN

Her er y_i utgangsverdien fra node i , og v_i er den vektete summen av synapsene.

²⁵noder

MPNN lærer gjennom *backpropagation*²⁶. Med det mener jeg at perceptrone endrer vekter etter at hver del av data er prosessert. Denne endringen baserer seg på størrelsen av feil på utgangen sammenliknet med det forventede resultat. Dette er et eksempel på *ledet læring*²⁷, og blir utført gjennom *backpropagation*, en generalisering av *minste kvadraters metode* i lineær perceptronet.

Oppsummert legger altså hver node sammen alle inngangsverdiene og en bias-verdi, og kjører dette gjennom en transferfunksjon for å generere en utgangsverdi, se figur 2.12.



Figur 2.12: Grafisk fremstilling av en Multilayer Perceptron Neural Network node i det *skjulte* laget

MPNN er et godt alternativ til klassifikatorer. Metoden er enkel å forbedre og utvide ved å justere på parametre. Ulempen er at den bruker lengre tid enn f.eks. lineær og kvadratisk mapping til å trenes. Treningen blir gjort *off-line* og vil derfor ikke ha så mye å si for ytelsen siden dette ikke gjøres i sanntid inne i protesen. Dette er derfor en aktuell metode. Mer kunnskap om MPNN og ANN kan studeres i [DHS01].

2.7.3 Fuzzy Klassifikatorer

En vanlig *fuzzy*²⁸ klassifikator tilegner hvert punkt et medlemskap til flere klasser. Tradisjonell klasseteori baserer seg på premissene om at elementet enten tilhører eller tilhører ikke en bestemt klasse. Fuzzy klasse teori har et mindre regid syn på dette og tillater elementer å ha grader av tilhørighet innen flere klasser. Selv om det kan virke upresist for et menneske, er fuzzy sett matematisk presise i det at de kan være fullstendig representerte av

²⁶tilbakeforplantning

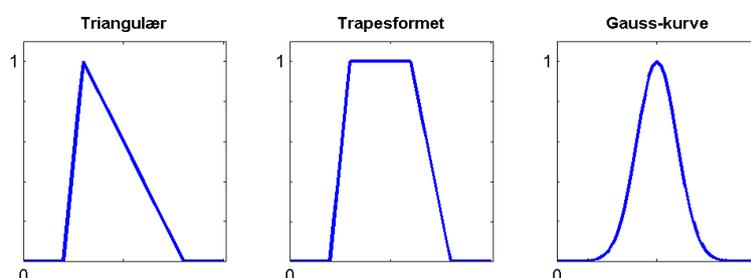
²⁷data med *merkelapper*

²⁸*fuzzy* -direkte oversatt til *uklar, utydelig*

eksakte tall.

Fuzzy modellering involverer følgende komponenter [Abo03] (ref.fig.2.14):

Fuzzification Fuzzifikatoren mapper *crisp*²⁹ verdier av inngangen til modellen inn i passende fuzzy sett, representert av medlemskapsfunksjoner som vist av figur 2.13. Vanligvis defineres to eller flere fuzzy sett til hver input variabel. En fuzzifikator kalkulerer graden av medlemskap av multiplert crisp verdier til multiplert fuzzy sett i en *en-til-mange* stil.



Figur 2.13: Tre vanlige former for Fuzzy Medlemskapsfunksjoner

Rule base *Rule base* er hjørnesteinen i fuzzy modellen. Ekspert kunnskapen som antas å være gitt av et antall *if-then* regler er lagret i en fuzzy rule base. Det finnes tre særskilte klasser av fuzzy modeller: *Fuzzy linguistic modeller*, *Fuzzy relation modeller* og *Takagi-Sugeno (TS) fuzzy modeller*.

Inference engine *Slutningsmekanismen* er kalkuleringsmetoden som beregner avfyringsgraden til hver regel for et gitt fuzzifisert input-mønster, ved å vurdere reglene og etikettgruppe. En regel trer i kraft når betingelsene er oppfylt. Siden disse betingelsene er definert av fuzzy sett som har grader av medlemskap, vil en regel ha en grad av avfyring eller avfyringsstyrke, β_j .

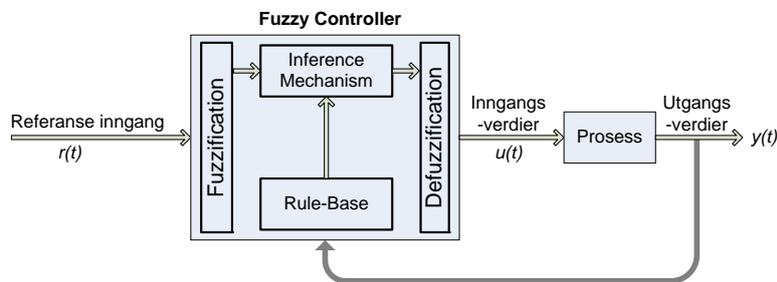
Avfyringsstyrken bestemmes av mekanismen som blir brukt til å implementere "og"-uttrykkene som binder sammen flere kriterier i *if-then* reglene. Graden av medlemskap kan uttrykkes som produktet (eq.2.10) [Abo03]:

²⁹Ordforklaring -når vi snakker om temperatur kan vi si at spesifikke målbare verdier, slik som 10 og 15 grader er ofte referert til som *crisp* verdier eller *fuzzy singletons*. Dette for å skille dem fra fuzzy verdier, som varm/kald, som er definert av et fuzzy sett. Fuzzy verdier er enkelte ganger kalt *lingvistiske verdier*.

$$\beta_j = \prod_{i=1}^n A_{i,j} \quad (2.10)$$

$A_{i,j}$ definerer medlemskapsfunksjonen på input i , brukt i regel j .

Defuzzification En defuzzifikator kompilerer informasjonen gitt av hver av reglene og trekker en slutning fra dette grunnlaget. I linguistiske fuzzy modeller konverterer defuzzifikatoren resultatet av fuzzy sett definert av slutningsmekanismen til et standard crisp signal, til utgangen av modellen.



Figur 2.14: Blokkdiagram som illustrer arkitekturen omkring en Fuzzy kontroll. Hentet fra [PY98]

I september 2000 kom det ut en artikkel fra Parker m.fl. [CYL+00] ([Åpne PDF](#)). Arbeidet foreslår en fuzzy tilnærming til å klassifisere single-site elektromyografi signaler for multifunksjonell protese kontroll. Tilnærmingen av problemet med Fuzzy EMG klassifikator ble sammenliknet med ANN metoden på fire personer med veldig like resultater. Men metoden viste seg å være overlegen sett i forhold til sistnevnte klassifikator ved at den har litt høyere gjenkjenningsrate, ufølsom overfor overtrening, samt at utgangsverdiene var mer pålitelige.

En av de mest nyttige egenskapene ved fuzzy logikk systemer er at motstridende data kan tolereres [CYL+00]. Videre er det mulig å oppdage mønster i data som ikke ellers er så lett å finne, ved å bruke trenbare fuzzy systemer. Det er også mulig å innlemme ekspertise fra medisinske eksperter. Systemets resoneringsstil er temmelig likt menneskets, og det lar seg derfor gjøre å integrere ufullstendig men verdifull kunnskap inn i klassifikatoren. Her skiller metoden seg sterkt fra ANN med den kjempefordelen det er å kunne gjøre dette.

Fuzzy logikk systemet slik Parker m.fl. [CYL+00] har valgt å sette det opp

med *center average defuzzifier*, *product inference rule*, *nonsingleton fuzzyfier*³⁰, og *Gaussisk medlemskap funksjon* kan beskrives med følgende funksjon 2.11 (i henhold til lemma 2.3 [Wan94] og [PY98](*Åpne PDF*):

$$f(\underline{x}) = \frac{\sum_{j=1}^M \bar{y}^j \left[\prod_{i=1}^n a_i^j \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{j=1}^M \left[\prod_{i=1}^n a_i^j \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right) \right]} \quad (2.11)$$

Likning 2.11: inngangsverdi: $\underline{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \Rightarrow$ utgangsverdi: $f(\underline{x})$

Det har blitt vist ([CYL⁺00]) at systemet kan være en universal tilnæringskalkulator liknende en ANN. Både definisjonen av fuzzy sett og reglene trenes ved bruk av *back-propagation algoritmen* i dette fuzzy systemet. Vanligvis trenes kun vektene med *Radial Basis Network*. Treningen sørger for effektiv integrering av numerisk og språklig informasjon. *Radial Basis Function Network* (RBFN) har blitt brukt til sannsynlighetsbergning og modellering i mange år og stammer fra interpoleringsteori, hvor basisfunksjonen er assosiert med hvert datapunkt. Videre kunnskap om dette er å finne i [Abo03] s.38-39.

2.7.4 Bayesisk klassifikator

En bayesisk klassifikator er en mønster gjenkjenner basert på statistiske teorier om læring. Bayesisk læring beregner sannsynligheten av hver data hypotese og lager prediksjoner på grunnlag av dette. Metoden går for å være en nesten optimal læring, men kan ha en stor kostnad forbundet med prosessering fordi ordenen på hypotesene kan ofte være stor.

$$klassifiser(f_1, \dots, f_n) = \arg \max_c p(C = c) \prod_{i=1}^n p(F_i = f_i | C = c) \quad (2.12)$$

Likning 2.12 viser en *Naiv Bayesisk Klassifikator* (NBK). En NBK er en enkel klassifikator som legger til grunn Bayes teorem med sterke naive uavhengige antakelse. Den underliggende sannsynlighetsmodellen kalles ofte for en *uavhengig egenskapsmodell*. En normal regel er å velge den hypotesen som er mest sannsynlig, også kjent som maksimum aposteriori beslutningsregel.

³⁰Nonsingleton Fuzzyfier antar at inngangsverdien mest sannsynlig er korrekt. Kan sees på som et prefilter, som har likhet med et *moving average* filter. Nonsingleton fuzzyfikatoren arbeider også bedre i støyfulle miljøer enn singleton fuzzyfikatoren [Wan94].

NBK har den fordel at den trenger kun en liten andel treningsdata for å kunne estimere parametrene som er nødvendig for klassifisering. Det gjøres en antakelse om at variablene er uavhengige, og kun variansen til variablene for hver klasse trenger å bli bestemt, ikke hele kovariansmatrisen ([DHS01]).

Kontrollsystemet i det kjente SVEN proteseprosjektet bruker en enkel bayesisk mønstergjenkjenningsteknikk. Mer om dette i kapittel 2.8.

2.7.5 Lineær Diskriminant Funksjon

Lineær diskriminantanalyse finner en lineær kombinasjon av egenskaper som best separerer to eller flere klasser av objekter eller hendelser. Den kan brukes som en lineær klassifikator, som her foreslått, eller til dimensjonreduksjon før en klassifisering.

$$f_j(X) = W_j^T X + w_{0j} \quad (2.13)$$

hvor

$$\begin{aligned} X &= [x_1, \dots, x_i]^T \\ W_j &= [w_{1j}, \dots, w_{ij}]^T \end{aligned}$$

og

- i : elektrode plasseringsnummer
- j : bevegelsesnummer
- x_i : likerettet og filtrert EMG signal fra elektrodeplassering i
- w_{ij} : tilhørende vektfaktor for elektrode i , bevegelse j
- w_{0j} : konstant uttrykk (kan sees på som et terskelnivå)

Dette er lineærdiskriminatoren (2.13) brukt i SVEN protesen. For av/på kontroll bestemmer verdien til $f_j(X)$ om det skal skje en bevegelse eller ikke, og bevegelsene blir klassifisert i en av to klasser. I dette prosjektet ville en verdi $f_j(X) > 0$ gjøre at bevegelsen ble utført og fikk tilhørighet til den første klassen og vice versa. Dette gjorde det mulig å utføre mer enn en bevegelse simultant.

For å minimalisere feilklassifiseringen måtte vektfaktorene w_{ij} og konstantuttrykket w_{0j} kalkuleres. Beregningene var utledet fra Bayes kriterie for optimalitet og basert på statistiske eksperimenter. Disse utregingene inkluderte kovariansmatrisen for de seks EMG signalene. Men for å forenkle diskriminantfunksjonen ble det antatt at kovariansmatrisen til signalene var like for alle bevegelser i begge klassene, og at klassene var normalfordelte.

Likningene 2.14 til 2.17 viser beregningen av kovariansmatrisen og vektfaktorene [Mid06]:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{var}(X_1) & \cdots & \text{cov}(X_1, X_6) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(X_6, X_1) & \cdots & \text{var}(X_6) \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

μ_{ij} : middelerdi for klasse i , elektrodeplassering j

$$M_i = [\mu_{i1}, \dots, \mu_{i6}]^T \quad (2.15)$$

$$W = \sum_{-1}^{-1} (M_1 + M_2) \quad (2.16)$$

$$w_0 = -\frac{1}{2}(M_1 + M_2)^T \sum_{-1}^{-1} (M_1 + M_2) \quad (2.17)$$

Legg merke til grafen i figur 2.21 (kap.2.8) hvor LDA kommer bedre ut enn MLP (i forsøket gitt av [EHP01b]).

2.7.6 Oppsummering

I følge Merletti og Parker [MP04], som summerer essensen av observasjoner gjort av forsøk med nevnte metoder, kan man si følgende. Kraftige algoritmer kan gi en marginal forbedring av klassifikatoren av MES. Det er *egenskap settet* (feature set) som er avgjørende for den totale oppførselen.

Konklusjonen i dette kapitlet blir at vi må tilstrebe å bruke en klassifikator som er enklest mulig og tar opp minst mulig tid og prosessorkraft, og prioritere å lage gode egenskapssett til klassifisering. LDA vil derfor være veldig interessante, men også MLP.

2.8 Litteraturstudie multifunksjonell kontroll

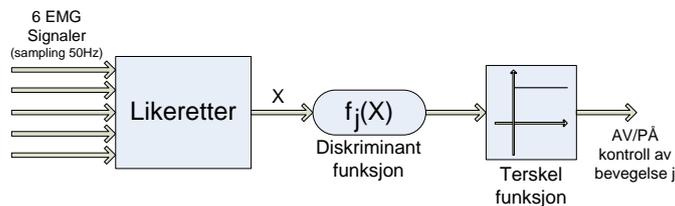
Jeg har studert en rekke rapporter som tar for seg ulike løsninger for multifunksjonell protese kontroll. Det jeg sitter igjen med er et inntrykk av at forskere ofte prøver å løse oppgavene med stadig mer avanserte metoder og analyse av statistiske data, for så i neste forsøksrapport konkludere med at det enkleste er ofte det beste og rykker tilbake til mer grunnleggende kontrollmetoder.

Dette er et sitat av mine tanker da jeg var midtveis i oppgaven. Nå når denne delen av studiet mitt er over, har jeg og endret mitt syn på forskningen. Nå sitter jeg med det store inntrykket av at med overgangen til dette millenniumet har forskningen funnet at systemer som hovedsakelig benytter analyse av det myoelektriske signal er veien å gå. Men til forskjell fra tidligere har man det siste ti-året virkelig fått tro på at informasjonen vi kan finne ved bruk av bølgeanalyse og wavelets er vesentlig bedre enn statistiske data hentet ut av tids-domenet.

Dette er også slutninger som har naturlig har banet vei med den teknologiske utviklingen. Billigere, kraftigere, størrelsemessig mindre og mer energi-effektiv prosessorkraft har gjort større og tyngre matematiske utregninger praktisk mulig. Videre i dette kapitlet følger et litteraturstudie jeg bruker som referanse i min løsning. Jeg håper dette og kan være til nytte for leseren og gi motivasjon til videre studier innen dette spennende universet.

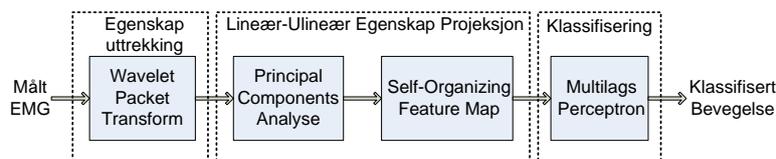
Sentralt i historien med protesestyring står SVEN kontrolleren. Dette er et kontrollsystem, utviklet på 70-tallet av en et team med forskere ved Chalmers Universitet for Teknologi i Göteborg, Sverige. Målet var å kunne kontrollere en protesehånd med tre frihetsgrader. Finger fleksjon/utstrekning, håndledd fleksjon/utstrekning og pronasjon/supinasjon. Kontrollsystemet var drevet elektronisk og styrt via EMG signaler hentet via overflateelektroder på residuallemmet av underarmen etter en amputasjon. Kontrolleren var designet med en enkel Bayesisk mønstergjenkjenningsteknikk [Mid06].

Denne metoden er basert på fantom oppfatning. Det vil si at personen beveger resterende muskler i stumpen og samtidig føler bevegelsen og tilstedeværelsen av lemmet som om det fortsatt er der. SVEN hånden kunne bare regulere med en av/på kontroll for de tre frihetsgradene. Prøvene viste tydelig mønstre av EMG signaler for de ulike bevegelsene. En klassifikator ble lagt til for å bestemme hvilke bevegelser som skulle utføres. Kontrollsystemet er gjengitt i figur 2.15.



Figur 2.15: Blokkdiagrammet illustrer arkitekturen til SVEN kontrolleren. (Ref. Almström, 1977)

Året 2006 kom Chu m.fl. ut med en artikkel som demonstrerte en teknikk for multifunksjonskontroll ved bruk av wavelet packet kontroll [CMM06] (*Åpne PDF*). *Wavelet Packet Transform* kan beskrives som en generalisert form for *Wavelet Transform*. Til å redusere dimensjonen på egenskapsvektoren og ulineær mapping av egenskaper har de forsøkt seg og på en lineær-ulineær egenskapsprojeksjon satt sammen av PCA og et selv-organisert egenskapskart (SOFM)³¹. Klassifikatoren er i egenskap av Multilayer Perceptron (MLP, MultiLags Perceptron, ref.kap.2.7.2), figur 2.16.



Figur 2.16: Blokkdiagrammet illustrer kontrollarkitekturen til Chu m.fl., [CMM06]

De illustrerer visuelt i sin artikkel ved bruk av et *bottleneck* lag i MLP, at gjenkjenningsnøyaktighet avhenger mer av klasse-separerbarheten av de projekteerte egenskapene enn av MLP sin evne til å dele klasser. Eksperimentelle resultater viste en forbedring innen klasse-separerbarhet og gjenkjenningsnøyaktighet. All prosessering inkludert virtuell protesekontroll ble utført innenfor 125ms, og at det lot seg gjøre med en sanntidsimplementasjon. Artikkelen gir og en god metode for å kunne måle klasse-separerbarhet ved hjelp av *symmetrisk relativ entropi*. Ni typer bevegelse ble gjenkjent fra fire EMG signaler.

I forbindelse med en IEEE konferanse i Lyon, Frankrike, i 2007, publiserte Losier, Englehart og Hudgins en artikkel [LEH07a] (*Åpne PDF*). De viser til at tidligere arbeid har demonstrert at høy klassifiseringsnøyaktighet kan oppnås ved bruk av Tids-Domene (TD) egenskaper sett som input til en

³¹ *SOFM* - Self-Organizing Feature Map

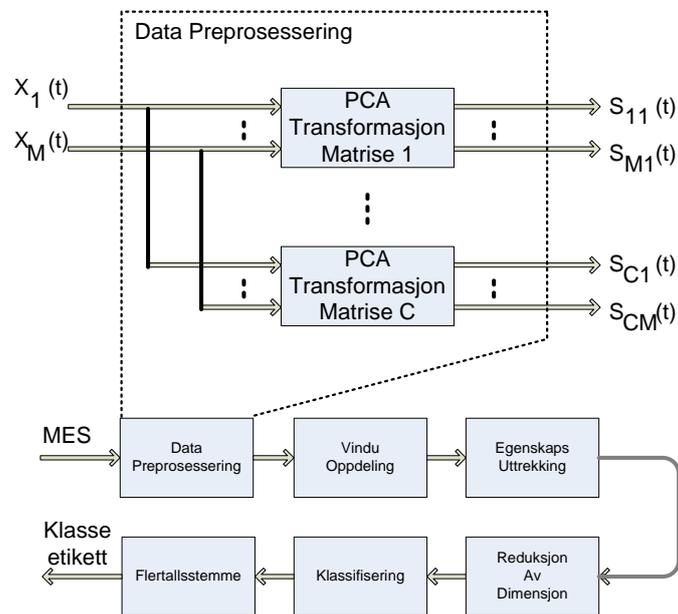
Linær Diskriminant Analyse (LDA) klassifikator. Her har de valgt å gå bort fra å bruke andre egenskapssett basert på autoregressive koeffisienter eller tidsfrekvensinformasjon og viser til at tidligere forskning viser at sistnevnte ikke gir signifikant forbedring i utførelse.

Samme år så de samme tre forskerene på en klassifikator for MES av residual skulder bevegelse. Verdt å merke seg fra denne rapporten ([LEH07b] *Åpne PDF*) er, at de her bruker et egenskapssett som baserer seg på TD statistikk. De testet ut en rekke egenskaper, og med deres testoppsett var det egenskapene; *Antall Null-Kryssinger*, *Bølgeform lengde*, *Antall bølge bakke fortegn endringer* og *Absolutt middelverdi* som skilte seg ut som vensentlige. Andre sett med flere egenskaper gav ingen ytterligere forbedringer. Egenskapene ble hentet ut fra hver sin kanal som igjen ble segmentert inn i 250ms vinduer. Deretter ble dataene kjedet sammen til inndata til en LDA klassifikator. Begge sistnevnte rapporter hadde over 90% i klassifiseringsnøyaktighet.

Som det kommer frem av rapporten [HSEH07] (*Åpne PDF*) har mye av utfordringen med å få til en god myoelektrisk kontroller vært den begrensede tilgangen til gjenværende uavhengige kontrollpunkter på residuallemmet. Muskler kan også være såkalt maskerte, dvs. at andre muskelgrupper ligger over og dekker til for avlesning av MES. Maskering kan også gi bidrag fra flere muskelgrupper i samme signal. Kontrollere som *Tre-Tilstands Amplitude Kontroller*, *Tre-Tilstands Rate sensitiv Kontroller*, *Direkte Kontroll* og *Myo-Puls Kontroller* er mye brukt, og er intuitive, men krever en viss mengde residual muskler.

I sistnevnte rapport har de også valgt å bruke TD og LDA. Metoden gir liten forsinkelse og høy klassifiseringsnøyaktighet. I rapporten har de hovedsakelig lagt vekt på å se på effekten ved å legge til en pre-prosesseringsblokk av MES før de går videre til en sekvensoppdeling og uthenting av egenskaper. Faktisk sørget dette preprosesseringsstrinnet for en beskjering i MES analyse vinduet fra 256ms til 128ms uten å påvirke klassifiseringsnøyaktigheten. Dette er en metode som er av interesse. Data preprosesseringsblokken inneholder i dette tilfellet flere parallelle PCA (ref.fig.2.17, [HSEH07]). Denne utfører en lineær transformasjon som lineært dekorrelerer multivariate data og projeksjoner de over på et nytt koordinatsystem slik at den største variansen i data ligger på den første koordinaten, mens den minste variansen i data ender på siste koordinat.

PCA transformasjonsmaterisen vil se annerledes ut for hver bevegelsesklasse hvis det forekommer ulik grad av muskelkryss-samtale på elektrodene



Figur 2.17: Blokkdiagrammet viser PCA tuning preprosesseringsblokk. Denne signalprosesseringsformen øker dimensjonen til inndataene med en faktor på C , hvor C er det totale nummeret av bevegelsesklasser.

for ulike bevegelser. Men også hvis signalene som detekteres av elektrodene er ukorrelerte men er av ulik relativ amplitude. PCA innstillingsalgoritmen projakterer data ned til klassespesifikke PCA transformasjons matriser og trekker ut egenskaper fra de roterte dataene. Denne prosessen vil tune dataene og samtidig redusere mengden data som er en mindre meningsfull lineær kombinasjon av målt multivariate data.

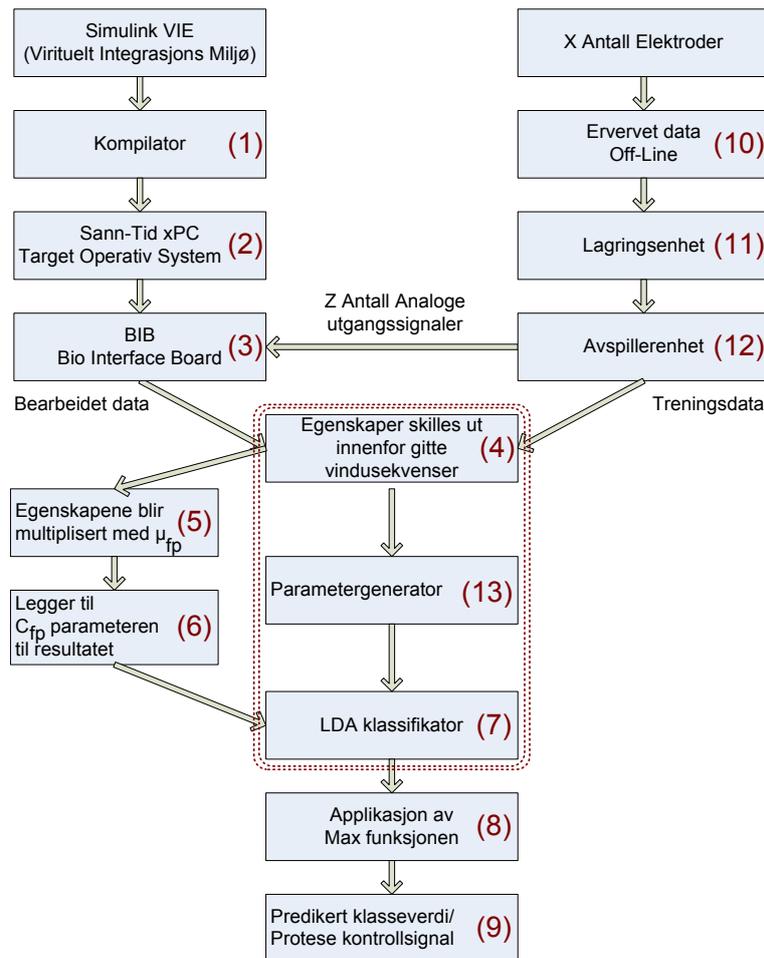
Men sammen med en Sekvensiell Bakover Seleksjons³² algoritme som tar bort overflødig redundant informasjon (dimensjon reduksjonsblokka fig.2.17), og dermed reduserer antall kanaler skal dette gi en god klassifikator. Fordelelen med en PCA tuning vil være at vi kan bruke kortere vindu lengder og opprettholde en god klassifisering, noe som vil redusere den totale kontrollforsinkelsen. Et viktig moment for at i hele tatt brukeren skal se protesen som et hjelpemiddel.

PCA tuning gav en forbedring i feil på ca 5% for alle vindulengder (64, 128 og 256ms). De tar opp et viktig tema jeg kommer tilbake til i kapittel 4.1, nemlig at sammenhengen mellom klassifiseringsnøyaktighet og myoelektrisk brukbarhet ikke ennå er klart definert. Men vi vet at brukbarhet blir påvir-

³²SBS -Sequential Backward Selection

ket av klassifiseringsnøyaktighet, kontrollerforsinkelse, og den mentale byrde det er å påvirke til kontroll.

Englehart m.fl. utførte i 2007 en hardware implementering [TAV⁺08] ([Åpne PDF](#)) av det som den gang kunne anses å være noe av det mest avanserte av protesekontrollere for MES. Jeg vil fortsatt si at dette stemmer den dag i dag. Mye interessant ble gjort i denne gjennomføringen.



Figur 2.18: Oppsettet demonstrerer et mulig oppsett og implementering av en Integrert (Embedded) Kontroller. Figuren gjengir beskrivelsen til [TAV⁺08].

Figur 2.18 viser et mulig oppsett, som gjengir testoppsettet. Her er det benyttet et integrert sanntids hardware system, et såkalt Bio Interface Board. BIB tyder MES signalene til kontroll av de ulike frihetsgradene. Englehart m.fl. har ifølge rapporten vist at EMG-basert mønstergjenkjenning er nesten uavhengig av klassifikator. De bruker derfor en enkel LDA som har vist seg

å fungere best. Det vi skal legge mest merke til her er *Signalanalyseblokka*. Denne omfatter 4, 13 og 7 (merket i figur 2.18). Her blir egenskapene trukket ut av inndata og klassifisert via LDA i sanntid. Ved både trening og test blir fire egenskaper trukket ut hvert 10ms ved bruk av data fra et vindu på 150ms. Egenskapsettet er bestående av:

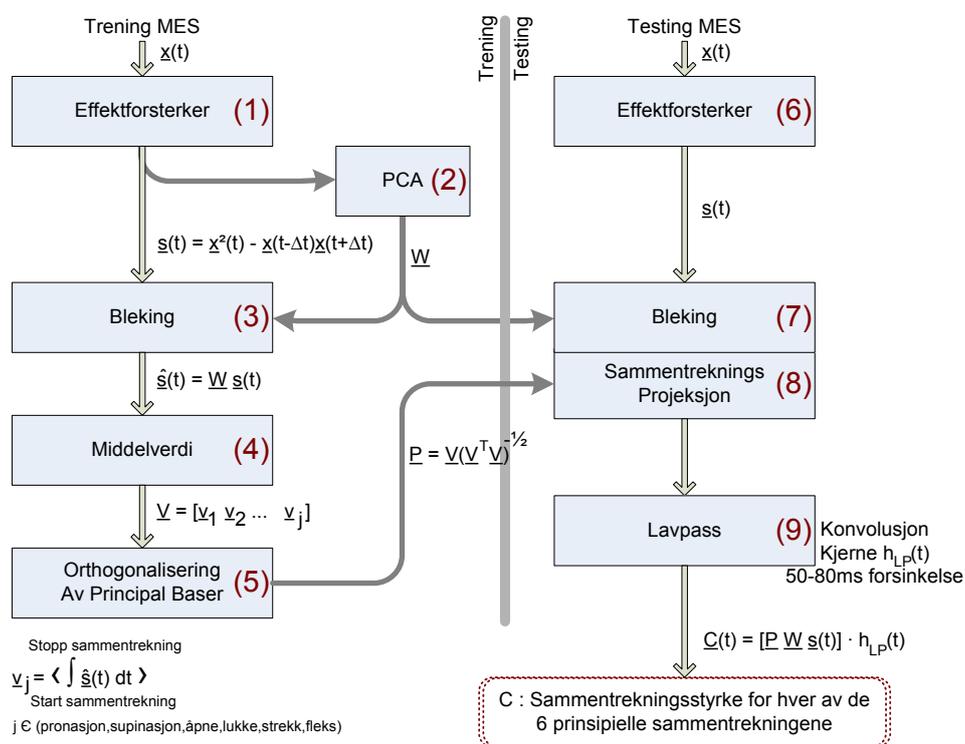
- *Absolutt middelverdi*; her vil vi kunne ha en stor verdi i begynnelsen, som opprettholdes relativt høyt under sammentrekningen.
- *Bølgeformlengde*; $\sum_{i=1}^N \|x_i - x_{i-1}\|$ gir en indikator på signal amplitude og frekvens.
- *Null kryssninger*; Antall ganger EMG bølgeformen endrer fortegn innenfor et tidsvindu. Er korrelert med signalfrekvens.
- *Vendinger*; Antall ganger den deriverte av bølgeformen skifter fortegn innenfor vinduet.

Prestasjonen til begge systemene viste seg å være mer enn 90% for flyt-komma programvare simuleringer og 80% for fast-komma maskinvare og programvare implementeringer. Konklusjonen fra rapporten er verdt å ta med seg: *..vi konkluderer med at de større ulikhetene mellom de to tilnærmingene ligger ikke i systemet som blir brukt, men i metoden brukt til å konvertere et flyt-komma basert rom over til et forsynt av en integrert fast-komma digital signal prosessor.*

Yatsenko m.fl. [YMG07]([Åpne PDF](#)) presenterte i 2007 en ny metode for å hente ut individuelle muskelsignaler basert på ortogonalisering av EMG energi langs prinsipielle bevegelsesvektorer.

Figur 2.19 viser systemet til Yatsenko m.fl. Jeg har valgt å oversette metoden *whitening* til det norske uttrykket *bleking*. Jeg gjør oppmerksom på dette i og med at jeg ikke har funnet metoden omtalt med mitt norske ord. Bleking (ref.fig.2.19, (3) og (7)) av effekt/energi signalene ble funnet som nøkkelen til separering av komponenten av enkel muskelsammentrekning.

Figuren (2.19) viser et MES signal som først blir filtrert av et bånd-pass og notch filter. Signalet (etter pkt.3) konverteres til et kort-tids effektsignal $\mathbf{s}(t)$ ved bruk av en *Teager energi operator*. Blekings matrisen W estimeres fra effektsignalet $\mathbf{s}(t)$ av treningssettet ved bruk av PCA for å få de blekede effektsignalene $\hat{\mathbf{s}}(t)$ for videre prosessering.



Figur 2.19: Blokkdiagrammet illustrerer multifunksjonell kontroll via bleking av energi signalene. Figuren er med modifikasjoner hentet fra [YMG07].

Men hva er egentlig *bleking*? Bleking er en dekorreleringsmetode som konverterer kovariansmatrisen til et sett av prøver over til identitetsmatrisen. Dette skaper nye tilfeldige variable som ikke er korrelerte og som har den samme variansen som de originale tilfeldige variable. Metoden har fått navnet *whitening* transformasjon fordi den transformerer inngangsmatrisen nærmere hvit støy.

Rapporten viser til gode resultater ved enkle separate sammentrekninger, samt mer komplekse multibevegelser.

Men Merletti og Parker skriver dette i sin bok [MP04]. Signal-til-støy forholdet er:

$$SNR = \frac{\sigma_m^4}{Var[\hat{\sigma}_m^2]} = BT \quad (2.18)$$

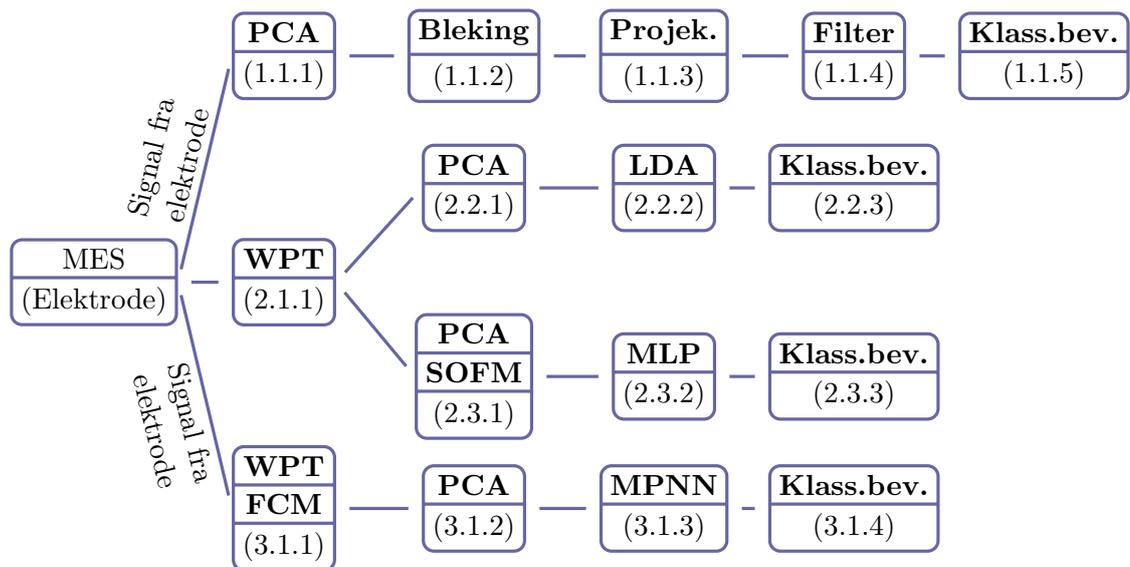
SNR vil i stor grad påvirke kontrollytelsen, og vi kan se av likning 2.18 at T er den eneste design parameteren som kan påvirke SNR. B kan økes i en begrenset grad gjennom *bleking* av det myoelektriske signal. Blekingen gir effekt spekteret en flatere eller mer hvit karakteristikk. *Effekten av denne prosessen er begrenset av additiv støy og ustasjonæriteter i det myoelektriske signal.*

I 2007 publiserte PhD kandidat Rami N. Khushaba og senior foreleser Adel Al-Jumaily, begge ved University of Technology, Sidney, en artikkel [KAJ07] (*Åpne PDF*) hvor de hadde sett på *Fuzzy Wavelet Packet based Feature Extraction Method* for myoelektrisk multifunksjons kontroll. Det foreslåtte systemet produserer effektfulle klassifiserings resultater (99% nøyaktighet) ved bruk av bare en liten del av det originale egenskaps settet. Fremgangsmåten kan følges i figur 2.20 med nodene; 3.1.1, 3.1.2, 3.1.3 og 3.1.4.

Ytelsen til systemet avtar når antallet klasser som skal klassifiseres øker. For å løse dette blir det ofte benyttet en rekke avanserte metoder som øker beregningskostnaden til et multifunksjonelt myoelektrisk kontrollsystem.

Artikkelen til Khushaba prøver å utfordre de to overnevnte problemene med et anvendbart design for sanntidsimplementering. Kravet de legger til grunn er at protesen skal ha stor nøyaktighet innen klassifisering av bevegelse, innenfor tidskravet. Løsningen er ny og innovativ.

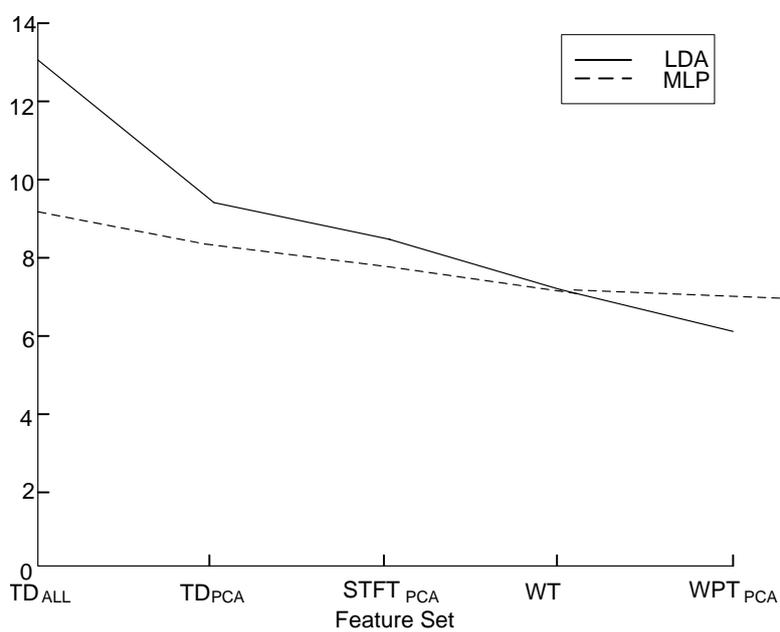
I følgende rekkefølge brukes *Wavelet Packet Transform* (figur2.20 node3.1.1) til å trekke ut egenskaper fra det myoelektriske signal som kommer inn via flere kanaler. *Fuzzy c-means* (figur2.20 node3.1.2) står for en måling som bedømmer egenskapenes hensiktsmessighet for klassifisering. *Principle Component Analysis* (figur2.20 node3.1.3) reduserer størrelsen av data før vi beregner klassifiseringsnøyaktigheten med et *Multilayer Perceptron Neural Network* (figur2.20 node3.1.4).



Figur 2.20: Oversikt over gode metoder for multifunksjonell kontroll

Artikkelen til Englehart, Hudgins og Parker fra 2001 ([EHP01b]) bekrefter verdien av en Wavlet Packet løsning. Metoden følger figur 2.20, med punktene (2.1.1), (2.2.1), (2.2.2) og (2.2.3). Rapporten viser til gode resultater, men ikke like gode som forsøket til Khushaba m.fl. Forsøket viser og til bedre resultater ved å kombinere en Lineær Diskriminant funksjon kontra bruk av Multilag Perceptron klassifikator. Se graf 2.21.

Lopresti, [FL03], gjør det også klart at Fouriermetoder antar at signalet av interesse består av en summasjon av sinusoider. Dette gjør at Fourieranalyse er dårlig egnet til modell signaler med transient komponenter. Short-Time Fourier Transform deler langvarige signaler inn i kortere vinduer og utfører Fourier Transform på hvert vindu. Dette gir en tids-frekvens representasjon ved å uttrykke frekvensspekteret av hvert tidsvindu. Ved å korte ned vinduene til STFT for å få en bedre tidsopløsning, degraderer en samtidig oppløsningen til signalet i frekvens. Dette er en grunn til at wavelet er bedre på analyse av transient fenomener i signaler.



Figur 2.21: Grafen viser forskjellen i klassifiseringsfeil i eksperimentet til Englehart, Hudgins og Parker [EHP01b]. Time Domain (TD), Shot-Time Fourier Transform (STFT), Wavelet Transform (WT), Wavelet Packet Transform (WPT), Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA) og MultiLayer Perceptron (MLP).

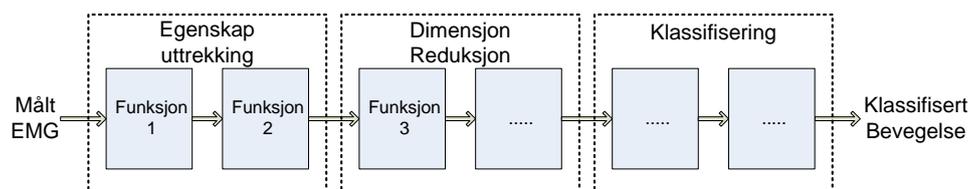
3

Metode og modularitet

3.1 System arkitekturs rolle

Med utgangspunkt i funn i kapittel 2 skal jeg finne en metode eller egenutvikle løsninger, og beskrive på et overordnet nivå, hvordan en med en underarmprotese i prinsippet kan styre vinkelen i pronasjon/supinasjon, fingerfleksjon/-ekstensjon og helst også håndleddsflexjon/-ekstensjon som kontinuerlige funksjoner av EMG-signalparametre.

Empiriske forsøk i praksis er det som vil avgjøre om systemet fungerer på en tilfredstillende måte eller ikke. Det er derfor viktig under hele forskningsprosessen på vei til målet å tenke mest mulig modularitet. Med det mener jeg å ta vare på muligheten til å bytte ut, sette inn eller sløyfe metoder som moduler. Mønster-gjenkjenningssystemet i kontrollsystemet for multifunksjonell styring vil kunne til eksempel ha et modulært utseende som vist i figur 3.1.



Figur 3.1: Figuren viser en modulvis tankegang innen de ulike stadier av kalkulasjoner

Vi ser her at vi da vil kunne bytte ut funksjoner i modulene som for eksempel *Short-Time Fourier Transform* med *Wavelet Packet Transform* uten at dette endrer strukturen vesentlig. Vi kan også endre tilnærmingen som for eksempel ta bort dimensjon reduksjon modulen om vi ikke skulle ha brukt for denne eller ønsker å bytte den ut med en annen modul. I enkelte tilfeller vil det og være av interesse å kunne endre rekkefølgen på modulene. Forbedringer på ulike områder bør ideelt tillate forskeren å implementere modifikasjoner uten å måtte endre på hele arkitekturen. Dette vil gjøre det

enklere for flere å bidra til gode løsninger, men også gjøre det enklere å dokumentere og kjøre ulike oppsett og algoritmer med bruk av mindre tid.

Som også Yves tar opp i sin PhD ([Los08]) bør ikke kontrollstrategien utelukkende tegnes for ett spesifikt protesesystem. Til en viss grad bør det kunne brukes i ulike applikasjoner med varierende fysiske og elektriske karakteristikk.

Det er viktig å kunne skille ut kontrollsystemet som en egen komponent, så det klart skiller seg fra inngangskildens evt. begrensninger slik at det er enklere ved en senere anledning å avansere til bedre målemetoder. Aktuatoren/drivkraftsystemet må også skilles ut som en egen modul av samme grunn. Dette vil resultere i økt fleksibilitet for de individuelle modulene med komponenter.

Vi kan med fordel dele opp kontrollsystemet lagvis som vist i figur3.2. Med utgangspunkt i oppgavebeskrivelsen og løsningen jeg har valgt å følge vil jeg finne meg i lagene; (2), (3) og (4). Dette vil jeg komme nærmere inn på i min beskrivelse av løsningen (ref. kap.4).



Figur 3.2: Figuren viser en lagvis oppdeling av kontrollsystemet som moduler.

4

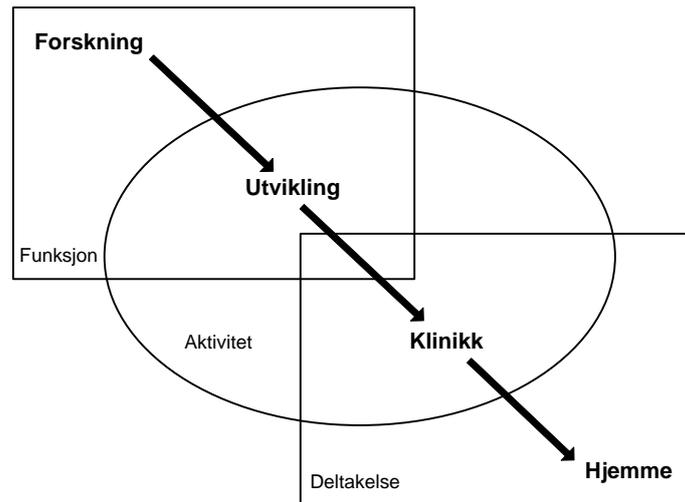
Styresystem for en multifunksjonell h ndleddsprotese

4.1 Bevisstgj ring rundt kvalitetssikring

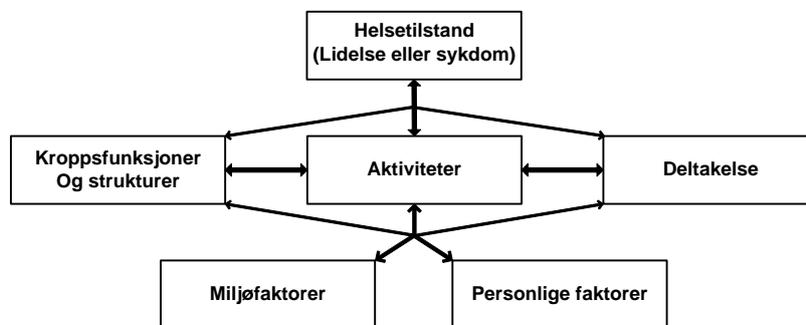
I valget av metoder for styring av en multifunksjonell h ndleddsprotese har jeg sett p  en rekke l sninger fra fullt mekaniserte multifunksjonelle proteser drevet av kroppsstyrke til myoelektriske multifunksjonelle proteser med ekstern str mforskyning. Fordeler og ulemper med de ulike metodene har blitt sett p  teoretisk, med bakgrunn i en rekke rapporter og artikler fra teoretiske og praktiske forskningsprosjekter. Jeg  nsker   informere leseren om de utfordringer det er   bestemme graden av hvor vellykket en protese er. I praksis vil den multifunksjonelle protesen enkelt sakt v re en suksess om brukeren finner den som et hjelpemiddel og ikke til hinder. Det jobbes i dag med   finne en standardisert metode for hvordan man skal m le brukervennlighet til en protese, slik at man over landegrensener har en lik mal som forteller forskeren hva som ligger til grunn for hvor vellykket protesen er.

Bruk av *World Health Organization-International Classification of Functioning, Disability and Health (WHO-ICF) model*, gjorde det tydelig at ingen enkel test var i stand til   omfatte det fullstendige kretsl pet av protesebruk fra forskning til applikasjon i felten. En samlet tiln rming gjennom hele profesjonen vil tillate en bedre kommunikasjon mellom bidragsyterne i denne prosessen. Det har n  blitt formulert en slik tiln rming av spesialinteressegruppe som sikter p    analysere litteraturen som i dag foreligger innen faget og bestemme hvilke verkt y som allerede eksisterer som har de psykometriske egenskapene³³ som tillater en velbegrunnet sammenlikning av data mellom forskningssentre og land. Etter denne analysen vil det legges frem en anbefaling for en verkt ykasse av ulike godkjente redskap, og mulige hull innen oppsettet som trenger ytterligere oppmerksomhet[HySH⁺09].

³³psykometri -kvantitativ m ling av psykiske fenomener, f.eks. psykofysikk og testing, f.eks. intelligensm ling



(a) Blokkdiagrammet viser nytenkt kretsløp fra forskning til applikasjon.



(b) Blokkdiagrammet viser *World Health Organization-International Classification of Functioning, Disability and Health (WHO-ICF) model*

Figur 4.1: Figurene viser foreløpig ny (a) og “gammel”(b) tilnærming. Gjengitt og oversatt fra [HySH+09].

4.2 Kontrollstrategi multifunksjonalitet

Muligheten til å kunne oppnå simultan og individuell kontroll av en håndleddsprotese med flere grader av frihet påvirkes av flere faktorer. Kontrolloppsettet sammen med aktuator løsningen vil påvirke hele systemet. Løsningen med individuell kontroll av hver individuelle DOF vil gi en svært forskjellig oppførsel fra å prøve å kontrollere flere grader av frihet som en synergisk gruppe. Den siste løsningen vil kreve langt flere data inn og et annerledes oppsett med flere sensorer. Flere ulike data beregningsmetoder har blitt studert, hver med sine fordeler og ulemper. Den mest brukte er styring med analyse av MES.

1974 var et år som står som en milepæl for tilnærming innen proteseforskning. En nytt konsept, *utvidet fysiologisk proprioepsjon* (*extended physiological proprioception* [Sim74]) ledet inn på en ny tankegang hvor kroppens egne naturlige fysiologiske sensorer kan brukes til å relatere tilstanden til protesearmen til operatøren.

Prinsippet hadde en stor påvirkning på enkelte forskere i deres løsninger og ble prøvd ut med en rekke forsøk. Mange av disse studiene omfattet individer med amputasjoner av overarmekstrimiteter over albue. Flere år tidligere enn EPP hadde forskere sett behovet for implementering av et mer intuitivt system. Disse forskerene dannet grunnlaget for mye av den forskningen som er gjort i de senere år.

Yves Losier ([Los08] ([Åpne PDF](#))) diskuterer i sin PhD avhandling to viktige observasjoner. Nemlig reduksjon av den bevisste anstrengelsen fra brukeren kan øke graden av intuitet og operasjonalitet av anordningen. Men og at ikke alle inngangsparametrene behøver å stamme fra brukeren. Enhver ny kontrollstrategi vil trenge en omhyggelig vurdering av disse faktorene etter som de er koblet til den helhetlige ytelse, og aksept fra brukeren.

Det går igjen i nyere forskning at vanskelighetene som er erfart ved EMG-basert kontroll forskning kan lettes hvis det utvikles bedre kontrollstrategier for å bedre den totale ytelsen.

4.3 Overordnet valg av kontrollsystem

Løsningen av det overordnede kontrollsystemet er lagt på grunnlag av et inngående litteraturstudie (forskerrapporter/artikler). Jeg har funnet støtte til mine tanker om løsningen hos ulike forskningsorganisasjoner/institutter i deres publikasjoner og medieinformasjon. Grunnlag for konklusjoner er henvist med referanser.

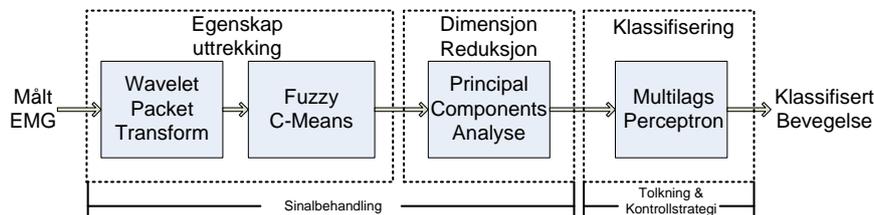
Valg av maskinvare, sensorer, servoer og servokontrollere vil jeg utdype nærmere i kapittel 5 med tilhørende underkapitler.

I min videre forklaring vil jeg ta utgangspunkt i figur3.2 med lagvis inndeling. Videre vil jeg plassere elementene av funksjoner inn under moduler hvor jeg viser til figur3.1. Dette vil vise den tenkte modulariteten i systemet jeg ønsker å oppnå.

Systemløsningen jeg forslår har grunnlag i artikkelen til Khushaba og Al-Jumaily [KAJ07]. Løsningen støttes opp etter mine tolkninger av følgende litteratur; [NS06], [Bro95], [EHP01a] og [CMM06]. Jeg vil underveis foreslå noen alternative endringer.

Ashok Muzumdar ([Muz04]): "...Hudgins, Parker and Scott have shown that at the initial stage of construction there is information in the myoelectric signal from single electrodes that allows more than one state to be selected from a *single* electrode."

Jeg utfordrer i dette studiet nevnte sitat med å lage en best mulig metode for å klassifisere ønskede bevegelser til god multifunksjonell kontroll. Med utgangspunkt i figur4.2, forklarer jeg systemet trinn for trinn.



Figur 4.2: Blokkdiagrammet illustrerer løsningen av systemet. Vi ser her de ulike funksjonene (WPT, FCM, PCA og MPNN) plassert innenfor modulene (Egenskap Uttrekking, Dim.Red. og Klassifisering), satt inn i systemlagene (Sig.behandling, Tolkning og Kontrollstrategi) fra figur3.2. Gjengitt med modifikasjoner fra [KAJ07].

4.4 Plassering av elektroder

Plasseringen av elektrodene på underarmen vil være kritisk for gode myoelektriske avlesninger. Kontaktflaten for avlesning bør sitte nærmest mulig den muskel som utgjør handlingen som skal avleses og langs med muskelen. Figuren under viser underarmen med tenkt plassering av elektrodene. Elektrodene vil da være plassert over musklene som styrer vinkelen i pronasjon/supinasjon, fingerfleksjon/-ekstensjon og håndleddsflexjon/-ekstensjon. Musklene dette omfatter er gitt i tabellen (4.1) under med nummerert elektrode plassering. Plasseringen er å finne igjen på figurene 8.1 og 8.2 under vedlegg C. I figurene har jeg nyansert de aktuelle musklene i ulike farger så det skal bli lettere å skille på hvilke som gjør hva.

Elektrode nummer	Øvelse	Navn på muskel (Latin)
1	Finger fleksjon	Flexor Digitorum Sublimis/Superficialis
2	Finger strekk	Extensor Digitorum Communis
3		Flexor Carpi Radialis
4		Flexor Carpi Ulnaris
5	Pronasjon	Pronator Teres
6	Supinasjon	Supinator
4	Håndledd fleksjon	Flexor Carpi Ulnaris
3		Flexor Carpi Radialis
7	Håndledd strekk	Extensor Carpi Radialis Brevis/Longus
8		Extensor Carpi Ulnaris
2		Extensor Digitorum Communis

Tabell 4.1: Elektrodeplassering underarm og tilhørende muskler navngitt i kronologisk rekkefølge ut ifra bidrag til øvelse.

Plasseringen av elektrodene som vises med figurene 8.1 og 8.2 under vedlegg C er gjort ut ifra egenstudie og tidligere masteroppgave av Fougner [Fou07] med videre henvisninger. Som det kan sees av figurene her jeg endret noe på plasseringen som (i teorien) vil gi en bedre avlesning. Merk at venstre illustrasjon i figur 8.2 er gjengitt med lag nummer to av muskler sett utenfra.

Merk, som beskrevet av Fougner ([Fou07]), at musklene *Opponens Pollicis*, *Flexor Pollicis Brevis* og *Abductor Pollicis Brevis*, bidrar til fingerfleksjon men kan ikke regnes med siden de alle er å finne i selve hånden. Muskelen *Pronator Quadratus* som bidrar til pronasjon sitter og muligens for dypt til deteksjon av signal. Merk og at elektrode 4 og 8 med tilhørende muskler kan nyttes til måling av MES for kontroll av *Ulnar Devisjon* og 3 og 7 for kontroll av *Radial Devisjon*.

4.5 Signalbehandling

4.5.1 Egenskap uttrekking

Det første jeg ønsker å gjøre etter at signalet er tatt inn er å kjøre et *glidevindu*³⁴ som inkrementeres i posisjon og sendes videre over MES signal opptaket for å velge ut en *del* av signalet hver gang. De parametrene som er av størst påvirkning på klassifikatoren er; *egenskaps settet*, *opptaks lengde* og *inkrementering av vindu*. Responstiden til den myoelektriske prosessen bør være mindre enn 300ms, slik at ikke brukeren opplever en forsinkelse. Opptaket bør allikevel ikke være så kort at du mister vesentlig informasjon. Jeg ønsker å begynne med en opptakslengde på $N = 256$ utvalg og et Blackman type vindu har vist seg å fungere godt; $M = 32$ utvalg [KAJ07].

Blackman vinduer har såvidt litt bredere midtlober og mindre sidebånd lekkasje enn tilsvarende lengde av Hamming og Hann vinduer. Likningen for å beregne koeffisientene til Blackman vinduet er gitt ved følgende uttrykk, og n er antall punkter i vektoren vi ønsker [OS99]:

$$w[k+1] = 0.42 - 0.5 \cos\left(2\pi \frac{k}{n-1}\right) + 0.08 \cos\left(4\pi \frac{k}{n-1}\right) \quad k = 0, \dots, n-1 \quad (4.1)$$

MatLab har denne funksjonen innebygd i Signal Processing Toolbox, og er lagt ved under Appendiks A, Program 1. Samplingsfrekvensen på hver kanal ønsker jeg at skal være på 1kHz.

4.5.2 Wavelet Packet Transform

Jeg ønsker å bruke *Wavelet Packet Transform* (WPT) til å trekke ut egenskaper av signalet vi leser av fra elektrodene. Vi ønsker å analysere et ikke-stasjonært signal, MES, og WPT gir en høy dimensjonal egenskapsvektor som gir mer informasjon om signalet enn det andre kjente metoder gjør.

Wavelet Packet Transform virker ved at den generaliserer sammenhengen mellom en fleropløselig aproksimasjon og wavelet baser [KAJ07]. PMES signalet kommer inn som signalrommet V_j . Dette dekomponeres til et lavopløst rom v_{j+1} og et detalj-rom w_{j+1} . Dette oppnås ved å dele den orthogonale basis $\phi_j(t - 2^j n)$ $n \in \mathcal{Z}$ av V_j inn i to nye orthogonale baser $\phi(t - 2^{j+1} n)$ $n \in \mathcal{Z}$ av V_{j+1} og $\psi_{j+1}(t - 2^{j+1} n)$ $n \in \mathcal{Z}$ av W_{j+1} . ϕ er skaleringsfunksjonen

³⁴sliding window

og ψ er waveletfunksjonen.

Dette implementeres i praksis ved bruk av to *Quadratic Mirror Filter* (QMF) bank. Disse deler frekvensbåndet i to like halve.

$$\begin{array}{ll} \textit{Anslags-rom} & \textit{Detalj-rom} \\ \textit{Lav frekvens bånd} & \textit{Høy frekvens bånd} \end{array}$$

Wavelet genererer egenskaper ved å ta energien til wavelet koeffisienter i subbåndet i henhold til den normaliserte filterbankenergien $S(l)$:

$$\log(S(l)) = \log \left(\sum_{m=1}^{\infty} \frac{Wx(l, m)^2}{N_l} \right) \quad (4.2)$$

- Wx = Wavelet Packet Transform av signalet
- l = Subbånd frekvens indeks
- N_l = Antall Wavelet koeffisienter i l subbåndet

Det grunnleggende analytiske uttrykket for Diskret Wavelet Transform er grunnlaget for Wavelet Packet Transform, og jeg vil derfor starte utledningen med det. Transformen er lettere å forstå og implementere ved bruk av filterbanker.

Diskret Wavelet Transform (DWT) blir ofte vist i form av dets gjenvinnings gjenvinnings transform [Sem04].

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} d(k, l) 2^{-\frac{k}{2}} \Psi(2^{-k}t - l) \quad (4.3)$$

- k er beslektet med a gjennom $a = 2^k$
- b er beslektet med l gjennom $b = 2^k l$
- $d(k, l)$ er en sampling av $W(a, b)$ ved diskrete punkter k og l .

En effektiv implementering av DWT beregner den beste oppløsningen først. Deretter beregnes grovere oppløsninger fra en glattet versjon av den fintopp-løste bølgeformen. Vi finner denne glattede versjonen ved å bruke *skalerings-funksjonen*. Denne funksjonen er ofte og referert til som *glattingsfunksjonen*.

Definisjonen av skaleringsfunksjonen bruker en *to-skala differensialfunksjon*:

$$\phi(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sqrt{2}c(n)\phi(2t - n) \quad (4.4)$$

$c(n)$ er en serie av skalarer som definerer den spesifikke skaleringsfunksjonen. (Denne likningen har to tidsskalaer; t og $2t$). Waveleten kan defineres fra skaleringsfunksjonen:

$$\psi(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sqrt{2}d(n)\phi(2t - n) \quad (4.5)$$

$d(n)$ er en serie av skalarer som er relatert til bølgeformen $x(t)$, likning 4.3. Det å bruke en gruppe av filtre til å dele opp et signal i ulike spektralkomponenter har terminologien *subbånd koding*.

Bølgeformen vi analyserer deles opp i to komponenter:

$y_{lp}(n)$ av det digitale filteret $H_0(\omega)$ med lavpass spektral karakteristik. (Analogt med applikasjonen av wavelet til det originale signalet.)

$y_{hp}(n)$ av det digitale filteret $H_1(\omega)$ med høypass spektral karakteristik. (Analogt med applikasjonen av skaleringsfunksjonen.)

Koeffisientene i 4.4 og 4.5 er skalerte versjoner av filterkoeffisientene.

$$\begin{aligned} c(n) &= \sqrt{2}h_0(n) \\ d(n) &= \sqrt{2}h_1(n) \end{aligned}$$

Setter vi inn dette får vi skaleringsfunksjonen:

$$\phi(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} 2h_0(n)\phi(2t - n) \quad (4.6)$$

Bruker frekvensdomene representasjon til å løse funksjonen. (Dette er en av flere mulige fremgangsmåter som må benyttes siden vi opererer med to tidsskalaer t og $2t$.) Fouriertransformerer på begge sider av likhetstegnet ($2t$ går til $\frac{\omega}{2}$).

$$\begin{aligned}
\Phi(\omega) &= H_0\left(\frac{\omega}{2}\right) \underbrace{\Phi\left(\frac{\omega}{2}\right)}_{H_0\left(\frac{\omega}{4}\right)\Phi\left(\frac{\omega}{4}\right)} \\
&= H_0\left(\frac{\omega}{2}\right) \left[H_0\left(\frac{\omega}{4}\right)\Phi\left(\frac{\omega}{4}\right) \right] \\
&= H_0\left(\frac{\omega}{2}\right) H_0\left(\frac{\omega}{4}\right) H_0\left(\frac{\omega}{8}\right) \dots H_0\left(\frac{\omega}{2^N}\right)\Phi\left(\frac{\omega}{2^N}\right) \\
&\Downarrow \quad N \rightarrow \infty \\
\Phi(\omega) &= \prod_{j=1}^{\infty} H_0\left(\frac{\omega}{2^j}\right) \tag{4.7}
\end{aligned}$$

Ved hjelp av invers Fouriertransform kommer vi frem til likningen som beskriver sammenhengen mellom $\phi(t)$ og lavpass filterkoeffisientene. Når skaleringsfunksjonen er bestemt får vi waveletfunksjonen direkte fra 4.5 ved å sette inn den skalerte versjonen for filterkoeffisientene for $d(n)$. (En dypere forståelse av DWT kan tilegnes i [Sem04].) I denne wavelet packet transformen ønsker jeg å bruke *Symlet familie* for dekomponering i fire nivåer siden denne har vist seg effektiv til MES signaler [KAJ07].

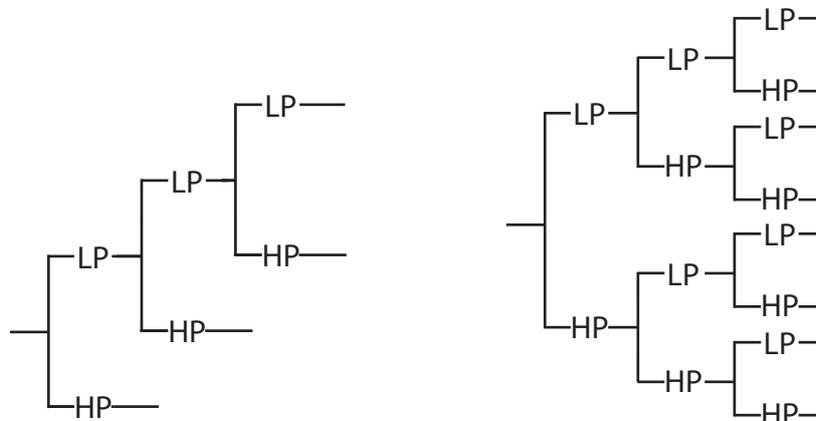
$$\Psi(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} 2h_1(n)\phi(2t - n) \tag{4.8}$$

DWT er en bilateral transform, og derfor må all informasjonen av den originale bølgeformen ligge i subbånd signalene. Energien i disse subbånd signalen kan gi bidra til et fyldig bilde av det originale signalt. I DWT blir bare subbåndene fra lavpass filtreringen sendt videre 4.3. I en Wavelet Packet Transform blir både høypass og lavpass subbåndene dekomponert videre inn i høypass og lavpass subbånd. Skaleringsfunksjoner og wavelets som er assosiert med slike generelle trestrukturer 4.3 3(b) er kjent som *wavelet packets*.

Dekomponeringen med balanserte WP trær opererer på samme måte som DWT filterbansk analyse, foruten filter strukturen. Ved hvert nivå blir signaler fra det forrige nivået isolert, filtrert³⁵, samplet ned³⁶, og både høy- og

³⁵ved bruk av standard *convolution*

³⁶*Nedsample* -eliminasjon av hvert andre punkt, slik at vi halvverer signal samplene. Nedsamplede amplituder er ofte skalert med $\sqrt{2}$, en normalisering som kan forenkle filterbergningene når vi bruker matrisemetoder.



(a) Figuren viser et *logaritmisk* tre, i henhold til DWT.

(b) Figuren viser et *komplett/balansert* tre, i henhold til WPT.

Figur 4.3: Figurene 3(a) og 3(b) viser wavelet transform dekomponeringsstrukturer i form av trær.

lavpass signalene skriver over det enkle signalet fra forrige nivå [Sem04].

Ytterligere informasjon om WPT er å finne i [Nas08] og [Tik99](*Åpne PDF*).

I Appendiks A, Program 2 er MatLab kode for Wavelet Packet Transform lagt ved. Kilden jeg har brukt til denne koden er [Sem04].

4.5.3 Fuzzy C-Means

Tilnærmingen med å trekke ut egenskaper med WPT for så å foreta en dimensjonreduksjon med PCA ble bevist av Chu m.fl. [CMM06] å ikke gi et effektivt resultat i gjenkjenningssikkerheten. PCA læring sørger for et velbeskrevet koordinatsystem for distribusjon av alle egenskaper uten hensyn til separeringen av klasseoppdelingen. Chu m.fl. prøvde derfor å implementere et SOFM etter PCA. Dette gav gode resultater (97% i gjennomsnitt på 10 kandidater med deres vurderingsmetode).

I en lineær-ulineær projeksjon tilnærming vil SOFM bli kjørt på hver eneste kanal. Ved mange kanaler vil dette gi en stor beregningskostnad. Det har også blitt funnet ut at ved tilnærmingen ved PCA fulgt av SOFM var det PCA som var problemet [CMM06], siden den ikke tar med i beregningen sammenhengen mellom egenskaper og klasser. Dette tilfellet førte til suksess

ved test av hypotesen om at fjerning av problemet før PCA var det mest gunstige [KAJ07].

En god løsning på problemet overfor er nettopp å kjøre Fuzzy C-Means før dimensjonreduksjon. FCM metoden velger kun egenskaper som maksimerer evnen for klasse separerbarhet og tar bort egenskaper som ikke spiller en rolle i klassifiseringsresultatet. Viser til teori i kapittel 2.6.5. Jeg forklarer her gangen i algoritmen jeg ønsker å kjøre [Shi00]:

FCM Algoritme	
1	Sett c $2 \leq c < N$ Velg en indre produkt norm Sett m $1 \leq m < \infty$ Initialiser Fuzzy medlemskapsmatrise, U
2	Beregn c fuzzy klyngesenter v Bruk likning 2.9
3	Oppdater medlemskap U Bruk likning 2.8
4	Sammenlikn endringen i medlemskapverdi ved å bruke en passende <i>norm</i> . Er endringen <i>liten</i> , <i>stopp</i> . <i>Ellers</i> , gå tilbake til punkt 2.

Tabell 4.2: Kronologisk rekkefølge på FCM algoritme for implementering [Shi00]

Denne metoden bruker midtpunktene på tvers av hver egenskap, normalisert til $[0, 1]$. Jeg definerer $FSCI_{ij,k}$ ³⁷ som fuzzy klynge separasjonsindeksen langs egenskap k . Denne er gitt som:

$$f_{ij,k} = \begin{cases} f_{ij,k} + 1 & \text{if } |v_{ik} - v_{jk}| > r \\ f_{ij,k} + 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$FSCI_k = \sum_{j=i+1}^c \sum_{i=1}^{c-1} f_{ij,k} \quad (4.9)$$

Her er $0 < r < 1$, og ettersom r nærmer seg 0, vil flere egenskaper bli beholdt. Denne målingen gir en indikasjon på den relative evnen egenskap k har til å separere alle særskilte par av c underklasser. Mens andre versjoner kun tar med i beregningen forskjellen mellom $|v_{max k} - v_{min k}|$, blir det her

³⁷ Fuzzy C-Means based Cluster Separation Index

kun tatt bort egenskaper med $FSCI_k = 0$ som ikke blir brukt i klassifiseringen. Kun deler av det originale egenskapssettet hentet ut med WPT blir altså beholdt, alt avhengig av verdien r .

Matlab kode for funksjonen Fuzzy C-Means ligger vedlagt under Appendiks A, Program 3 og 4. Denne koden er hentet fra David Corney (2000).

4.5.4 Dimensjon reduksjon

4.5.5 Principle Components Analyse

PCA blir så gjennomført etter å ha fjernet de like egenskapene med FCM. Den høye dimensjonen av egenskapsvektoren gir en økning av læringsparametre for klassifikatoren, og konvergensen av læringsfeil forringes. Av den grunn er det essensielt å utføre en dimensjonreduksjon før egenskapsvektoren går videre til mønstergjenkjenneren.

Selv om de beste egenskapene fra interaksjonen sett fra klassens ståsted, har vi ingen forsikring om at det ikke er redundans mellom de valgte egenskapene. PCA vil fjerne redundans ved projeksjon av egenskapene over på tilhørende egenvektorer og beholde de som korresponderer til høyest egenverdier.

PCA beregning av et datasett \mathbf{X} i praksis gjøres ved (ref.kap.2.6.7):

PCA fremgangsmåte	
1	Organiser data til en $m \times n$ matrise, hvor m er antallet måletyper og n er antallet prøvepunkter.
2	Trekk fra middelverdien for hver måletype.
3	Beregn egenvektorene til kovariansen (egenvektorene til $\mathbf{C}_{\mathbf{X}}$, ref.kap.2.6.7).

Tabell 4.3: Rekkefølgen for PCA tilnærming [Sh109]

Matlab kode for PCA algoritmen ligger vedlagt i Appendix A under Program 5. Kilden til denne algoritmen er [Sh109].

4.6 Tolkning av hensikt & Kontrollstrategi

4.6.1 Klassifisering

4.6.2 Multilags Perceptron Nevralt Nettverk

Kombinasjonen fuzzy logikk og wavelet pakker har vist seg å fungere bra til å trekke ut egenskaper av enkelte biomedisinske signaler. Men det å bruke slike metoder basert på egenskapens evne til å skille ulike klasser alene på MES signaler gir ingen gode resultater. Dette er grunnet den høye variansen til signalet og WPT egenskapene [KAJ07].

Jeg ønsker derfor (i tråd med Khushaba) å ha en påfølgende klassifikator. Jeg vil prøve ut en LDA fra kapittel 2.7.5 og en MPNN fra kapittel 2.7.2.

Nettverk har to primære former for drift: *feedforward* og *læring*. MPNN kan trenes off-line ved bruk av minste kvadraters estimering og backpropagation. Backpropagation er basert på avtagende gradient av feil (*Gradient Descent*). Den er effektiv og nyttig, og enkel å forstå. Mange andre treningsmetoder kan sees på som en modifikasjon av den. Styrken til backpropagation er at den tillater oss å kalkulere en effektiv feil for hver skjult enhet, samt utlede en læreregulering for inngang-til-skjulte vektorer. Valg av treningsdata som inneholder en stor variasjon av bevegelser er viktig. Dette gjør vi slik at nettverket kan kjenne igjen flest mulig ulike bevegelser.

Ved implementering av LDA kan vi bruke likning 2.13. Her bruker vi minste-kvadraters estimering for å finne den beste verdien av W_j og w_{0j} (likn.2.13).

$$f_j(X) : X \rightarrow \hat{\theta}_j | \min_{\hat{\theta}_j} (\theta_j - \hat{\theta}_j)^2 \quad (4.10)$$

$$\hat{\theta}_j = g(f_j(X)) \quad (4.11)$$

Videre brukes vinkelen vi får fra MPNN eller LDA til å styre en servokontroller ved hjelp av proporsjonalkontroll. Fougner utviklet en god kode for MPNN i sin Masteroppgave [Fou07], som er verdt å bruke videre i realisering av protesearmen.

4.6.3 Proporsjonal kontroll

For å kunne se på hvor godt mønstergjenkjenningssystemet vårt for kontroll er det essensielt at vi har en form for referanse å gå ut ifra. En slik referanse

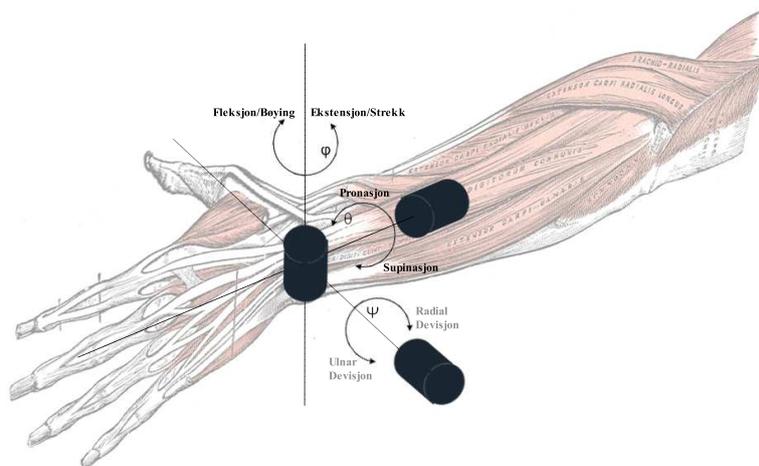
kan være VICON systemet NTNU er i besittelse av. Dette er et system som kan måle vinkler på f.eks. en arm under bevegelse. Da vil vi ha tilgang til en målt vinkel θ_j .

Målet med systemet vårt er å minimalisere feil mønster-gjenkjenning, $e_j = \theta_j - \hat{\theta}_j$ (ref. likn. 4.10). Vi kan bruke den estimerte vinkelen direkte til kontroll med en form for død-sone element for å unngå uønsket bevegelse når personen egentlig ønsker å holde håndleddsprotesen i ro.

5

Valg av maskinvareplattform

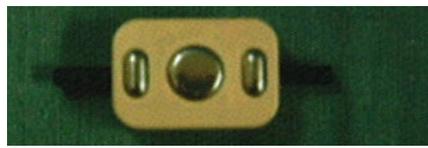
Det er ønskelig å realisere en demonstrasjonsplattform for en underarmsprotese. Demonstrasjonsplattformen skal omfatte sensorer for plassering på underarm hos en frisk forsøksperson eller på underarmresidualmuskulaturen hos en med amputert underarm. Nødvendig utstyr for å ta imot de myoelektriske signalene og klassifisere ønskede bevegelser for videre kontroll av håndprotese servokontroller/aktuator skal velges. En fysisk håndprotese med mulighet for å kunne styre vinkelen i pronasjon/supinasjon, fingerfleksjon/-ekstensjon og håndleddsflexjon/-ekstensjon som kontinuerlige funksjoner av EMG-signalparametre er målet i en masteroppgave (se fig.5.1).



Figur 5.1: Illustrasjonen demonstrerer håndleddets frihetsgrader. Finger fleksjon/strekk er ikke vist her, men det antas at leseren kjenner til dette.

5.1 Myoelektroder

Valget av sensorer for protesen har vært på grunnlag av hva som kan skaffes til veie uten større utgifter. Min veileder Øyvind Stavadahl har har muligheter for å skaffe brukte Otto Bock myoelektroder av typen vist i figur 5.3.

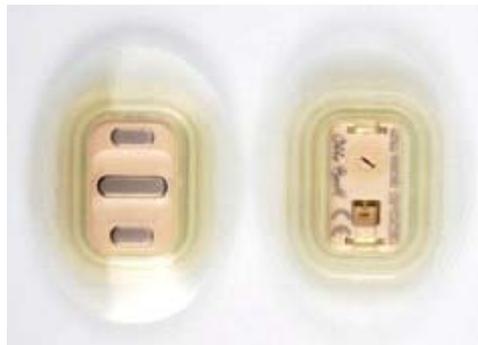


**Otto Bock
Orthopaedic.**

Figur 5.2: Otto Bock Orthopaedic Myoelectrode

Målet med demonstrasjonsplattformen i tillegg til å være et instrument for forskning på ulike moduler av kontrollsystemer og deres fysiske funksjonalitet i praksis, vil være å kunne bruke den til rekruttering innen fagfeltet omkring på ulike “stands”. Jeg ser derfor for meg en type “strømpe” hvor jeg monterer sensorene over musklene jeg ønsker å lese av. For å unngå mest mulig “artifacts ” og for å kunne tilpasse strømpen best mulig individuelt til ulike armstørrelser vil en form for vakuum mulighet løst ved bruk av gummimansjetter være en løsning. Dette vil holde elektrodene “låst” til armen, og vil kunne fungere dersom elektrodene blir styrt dit de skal ligge. Denne festemekanismen er ikke idéell over tid, men kan være en løsning til demonstrasjon. Det er også en mulighet å ha vakuumfeste individuelt på hver elektrode. Jeg ønsker ikke å forkaste tanken før den eller lignende er prøvd ut.

Vakuumelektroder er også utviklet kommersielt i dag av Otto Bock (figur 5.3). Jeg ser for meg noe lignende, og mer om dette kan leses på; [MYOBOCK®Electrodes](#)



Figur 5.3: Otto Bock Orthopaedic: MYOBOCK Elektrode 13E202

Plassering av elektroder er gitt i kapittelet 4.4. Jeg ønsker og å muliggjøre plassering av en egen referanse på underarmen for være sikker på reduksjon av *common-mode* spenning.

5.2 Prosessor og servo

Til maskinvareplattform har jeg valgt en mikrokontroller fra LEGO. Dette er en Lego Mindstorm NXT 2.0, som vist i figur 4(a). Dette er en kontroller som er enkel å bruke, enkel å utvide, enkel å implementere med kode og enkel å bruke til servostyring, og er portabel. Prosessorkraften er tilstrekkelig og denne løsningen vil spare mye tid på maskinvareproblemer og gi tid til riktig fokus nå i første omgang, som er å utvikle et godt kontrollsystem.



(a) LEGO Mindstorm NXT 2.0

(b) LEGO Mindstorm Servo

Figur 5.4: Figurene 4(a) og 4(b) valgt maskinvareplattform fra LEGO.

Denne programmerbare mikrokontrolleren (fig.5.4 4(a)) har en 32-bit ARM7 mikroprosessor. Den kommer med støtte for Blåtann trådløs kommunikasjon, samt 1 USB 2.0 port. Med 4 inngangsporter og 3 utganger, alle av typen RJ12 er det mulig å koble til sensorer og styre de tre servoene som følger med. Kontrolleren drives av 6 stk. AA (1.5V) batterier, eller et oppladbart batteri (Litium Oppladbart Batteri nr.9798). Mer spesifikke detaljer er å finne i tabell 5.1.

NXT programvare er distribuert av LEGO som Open Source kode. Det er også tilgjengelig *plug-ins* for programmering i LabVIEW (National Instruments) og MatLab/SimuLink (Mathworks).

Det følger med tre servoer til denne kontrolleren. Disse er store og klumpeete av størrelse, men relativt presise (1 grad step kontroll) og med stort moment. Jeg ønsker å bruke to av disse til kontroll av pronasjon/supinasjon og håndledd fleksjon/strekk. Til finger fleksjon/strekk kan det være mer aktuelt å ta i bruk servoer og servokontroller fra mindsensors.com som leverer

Tekniske spesifikasjoner LEGO Mindstorm NXT 2.0

32-bit AT91SAM7S256 (ARM7TDMI) hoved mikroprosessor
48 MHz (256 KB flash memory, 64 KB RAM)

8-bit ATmega48 mikrokontroller 4 MHz
(4 KB flash memory, 512 Bytes RAM)

CSR BlueCore 4 Bluetooth controller 26 MHz
(8 MBit external flash memory, 47 KB RAM)

100 × 64 pixel LCD matrix display

4 inngangsporter, 6-punktskabel digital platform
(en port inkluderer en IEC 61158 Fieldbus
Type 4/EN 50 170 utvidelsesport)

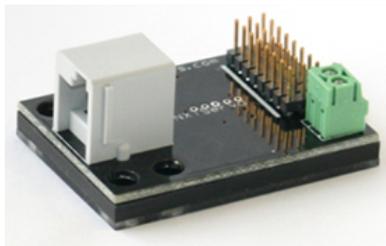
Blåtann klasse II trådløs tilknytning

3 utgangsporter, 6-punktskabel digital platform

Høytaler som kan spille lydfiler med samplingsrate opp til 8kHz

Tabell 5.1: Tekniske spesifikasjoner LEGO Mindstorm NXT 2.0.

ekstrautstyr kompatibelt som utvidelse til NXT 2.0. Jeg tenker da spesielt på servokontrolleren på figur 5.5 5(a) med nødvendig antall servo av typen på figur 5.5 5(b) eller tilsvarende.



(a) 8 Kanaler servo kontroller for NXT. Tillater kontroll av hastighet og posisjon av opp til 8 RC servo motorer via kommandoer sendt fra NXT. 90 eller 180 eller kontinuerlig rotasjon RC servoer. Servo Kontroller



(b) RC Mini-Servo (9 grams). Kjørespenning: 4.6 – 4.8V, Momenttap av løfteevne: 6.0v > / = 1.4kg.cm 4.8v > / = 1.3kg.cm, kjørehastighet 6.0v: 0.14sec/60, kjørehastighet ved 4.8v: 0.17sec/60. Servo

Figur 5.5: Figurene 5(a) og 5(b) Servo og Servokontroller fra mindstorm.com.

5.3 Underarmprotese til demonstrasjon

Underarmprotesen ønsker jeg å lage i bilde av figur 5.6. Figuren er kun et visuelt utgangspunkt, og må tegnes og konstrueres ut ifra funksjon. Jeg har startet på denne oppgaven og har skaffet til veie faste nylonplater og allerede laget en finger med fjærbelastning for strekk som prototype.



Figur 5.6: iLimb er en inovativ underarmsprotese utviklet av Touch Bionics

6

Diskusjon

Styresystemet for den multifunksjonelle h ndleddsprotesen er valgt. Valget er basert p  teoretisk tilegnet kunnskap og er enn  ikke personlig pr vd ut p  en fysisk protese. Men ved   f lge en modul r oppbygging b de fysisk og programmessig vil gj re det enklere   endre p  arkitekturen om valget ikke viser seg   fungere like godt i praksis eller ved sammenlikning med andre l sninger. Det kan v re hensiktsmessig   tenke over f r testingen begynner i en videre oppgave om en b r sette opp en standardisert protokoll for registrering av resultater med grunnlag i standardiseringen til Stavdahl m.fl. [HySH⁺09].

Jeg har gjort et valg av elektrodeplassering som krever 8 elektroder for god klassifisering av 6  velser. Her holder det i grunn med 6 elektroder for   m le av muskelene som utgj r hovedbidraget til hver enkelt bevegelse. Men siden vi skal nytte prototypen til demonstrasjon og rekruttering vil det  penbart lette utpr vningen ved f rrest mulig elektroder. Sp rsm let er da, kan vi klare oss med kun to elektroder for   kunne styre 6 operasjoner? Jeg vil tro dette er mulig, og det gjenst r   se i videre arbeid med denne protesen.

Under litteraturstudiet inneholdt enhver forskningsrapport jeg leste en prosentvis gradering av resultatets endelige suksess. Det er lett   sammenlikne metoder og algoritmer ut ifra dette siden vi all er glade i tall som forteller konkret graden av det vi lurer p . Her spiller kapittel 4.1 en stor rolle med hvor viktig standardisering er slik at vi kan sammenlikne prosentvise konklusjoner p  likt grunnlag. Med andre ord kan jeg ikke v re sikker p  at tiln rmingen jeg har funnet frem til vil v re den beste sammenliknet med andre gode resultater. Jeg har av den grunn pr vd   se p  metodene ut ifra flere forskningsresultater og matematiske sannheter.

7

Konklusjon

I dette prosjektet har jeg funnet frem til et kontrollsystem for styring av flerfunksjonelle proteser. Dette er et kontrollsystem hvor mer enn én funksjon kan aktiveres samtidig. Metoden baserer seg på avlesning av myoelektriske signaler fra musklene som aktiveres under de ønskede øvelsene.

Jeg har brukt mye tid på å sette meg inn i ulike metoder for flerfunksjonell kontroll. Jeg har sett på alt av metoder fra kroppsdrivede mekaniske flerfunksjonelle håndleddsproteser til elektronisk drevne applikasjoner. Konklusjonen er at myoelektriske systemer kan fungere særdeles godt til denne oppgaven samtidig som brukeren også slipper å spenne på seg større seletøy og innretninger for bruk. Dette studiet har og gitt et brukbart dokumentert litteraturstudie som jeg har hatt stor nytte av på veien til målet.

Den endelige tilnærmingen jeg har valgt å bruke er bestående av en *Wavelet Packet Transform* som skiller ut egenskapene fra det myoelektriske signalet etter at de er stykket opp av en vindusfunksjon. Deretter kjøres en *Fuzzy C-Means* algoritme som kun velger egenskaper som maksimerer evnen for klasse separerbarhet og tar bort egenskaper som ikke spiller en rolle i klassifiseringsresultatet. Algoritmen følges opp av *Principal Component Analysis* for å fjerne redundans og ikke minst redusere størrelsen på egenskapsvektoren slik at prosesseringen kan gå hurtig og uten at brukeren vil oppfatte forsinkelse av funksjon ($< 300\text{ms}$). Det egenskapssettet vi sitter igjen med etter signalbehandling, men før klassifisering er viktig å få mest mulig korrekt. Ulike klassifikatorer vil ikke resultere i store forskjeller i mønstergjenkjenningen, men det vil jobben som er gjort før dette leddet utgjøre. Jeg har tro på at løsningen jeg har valgt følger dette for god styringen av protesens vinkel i de ulike frihetsgradene. Jeg ønsker av den grunn å prøve ut en *Linear Discriminator* i første omgang, og så en *Multilags Perceptron nevralt nettverks analysator* til endelig klassifisering.

Til testbenk og demonstrasjonsprotese har jeg gjort et valg av maskinvare. Dette innebærer elektroder fra Otto Bock (med illustrert plassering over

muskel), mikrokontroller i form av LEGO Mindstorm NXT 2.0 og utvidelse med servokontroller og servoer. Jeg kan konkludere med å ha valgt maskinvareplattform som er klar for å realiseres til en fysisk fungerende underarmprotese. Begrunnelse for valget av disse elektroniske komponentene er at de er modulbaserte og vil uten større arbeid fungere godt sammen. Dette gir bedre tid til testing av kontrollsystemet, også med ulike moduler i programvaren, og design av selve protesen.

8

Forslag til videre arbeid

8.1 Prosjektoppgaven

Videre arbeid med håndprotesen vil følgelig være å realisere den fysisk i en masteroppgave. Selve protesehånden med hånndledd bør utvikles for mulig bevegelse av nevnte frihetsgrader.

En metode for å feste myoelektrode som kan gi målinger uten påvirkning fra artifacts bør forskes på.

Mikrokontrolleren trenger og å programmeres med modulbasert kode, og testes ut for de metodene gjennomgått i denne oppgaven. Metodene bør og simuleres i MatLab for ytterligere evaluering. Her kan det være lurt å benytte seg av et referansemålingssystem som VICON.

Det er mulig jeg i en masteroppgave bør se på evt. bruken av expectation-maximization algoritmen som er en mer statistisk formalisert metode som inkluderer delvis medlemskap i klasser, men har bedre konvergeringsegenskaper og er generelt å foretrekke fremfor fuzzy c-means (Dempster m.1977).

Det er også av interesse å prøve ut ikke bare forskjellige mønstergjenkjenningemetoder, men og endre på om protesen skal styres med tanke på posisjon, hastighet eller moment.

8.2 Generelt

Yves Gilles Losier tar opp i sin PhD ([Los08]([Åpne PDF](#))) muligheten for tilnærming med bruk av mer enn en type EMG control. Et slags hybridssystem også med mulig bruk av residualbevegelse i tillegg. Mange har forsket på begge disse metodene, men få har sett på effektiviteten av å kombinere

begge disse innen samme system. Dette er en utfordring som bør sees nærmere på.

Residualbevegelse kan være iform av bruk av skulder. Vi bruker nettopp skulderen i en rekke bevegelser vi ønsker å utføre. Muligens kan vi finne et mønster her som kan brukes som supplement til et kontrollsystem som Losier tar opp.

[HSEH07] foreslår PCA tuning til preprosessering, evt. utvidet med Uavhengig Komponent Analyse (ICA)³⁸. Implementeringen av algoritmen ville speilet PCA tuningen. ICA separasjonsmatrise ville bli funnet for hver bevegelse fra treningsdataene og testdata ville projektet ned disse matrisene før en klassifisering. Dette er interessant med tanke på å skape bedre egen-skapssett før klassifisering, som er bevist å være mye av kilden til suksess.

[YMG07] sin metode med bleking bør forskes mer på i en masteroppgave. Som jeg har nevnt tidligere har denne metoden en begrenset påvirkning, men i riktig kombinasjon med andre algoritmer kan det være mye å hente på metodens enkelhet.

³⁸Independent Components Analysis)

Bibliografi

- [Abo03] János Abonyi. Fuzzy Model Identification for Control. Birkhäuser, 2003.
- [BKPP99] James C. Bezdek, James Keller, Raghu Krishnapuram, and Nikhil R. Pal. Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. Kluwer Academic, 1999.
- [Bro95] Joseph D. Bronzino, editor. The Biomedical Engineering Handbook. A CRC Handbook Published in Cooperation with IEEE Press, 1995.
- [CMM06] Jun-Uk Chu, Inhyuk Moon, and Mu-Seong Mun. A real-time emg pattern recognition system based on linear-nonlinear feature projection for a multifunction myoelectric hand. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 53(11), November 2006.
- [CMW92] R. R. Coifman, Y. Meyer, and M. V. Wickerhauser. Wavelet analysis and signal processing. Wavelets and their applications, M. B. Ruskai, 1992.
- [CYL⁺00] Francis H. Y. Chan, Yong-Sheng Yang, F. K. Lam, Yuan-Ting Zhang, and Philip A. Parker. Fuzzy emg classification for prosthesis control. IEEE TRANSACTIONS ON REHABILITATION ENGINEERING, 8(3), September 2000.
- [DHS01] Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork. Pattern Classification. Wiley, second edition edition, 2001.
- [EHP01a] Kevin Englehart, Bernard Hudgins, and Philip A. Parker. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 48(3):302–311, mars 2001.
- [EHP01b] Kevin Englehart, Bernard Hudgins, and Philip A. Parker. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 48(3):302–311, march 2001.
- [FL03] Warren E. Finn and Peter G. LoPresti. Handbook of Neuroprosthetic Methods. CRC Press LCC, 2003.
- [Fou07] Anders Lyngvi Fougner. Proportional myoelectric control of a multifunction upper-limb prosthesis. Master of science in engi-

neering cybernetics, Norwegian University of Science and Technology, Department of Engineering Cybernetics, juni 2007.

- [HPS93] Bernard Hudgins, Philip Parker, and Robert N. Scott. A new strategy for multifunction myoelectric control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 40(1):82–94, Januar 1993.
- [HSEH07] L. Hargrove, E. Scheme, Kevin Englehart, and Bernie Hudgins. Principal components analysis preprocessing to reduce controller delays in pattern recognition based myoelectric control. Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon, France, August 2007.
- [HySH⁺09] Wendy Hill, Øyvind Stavdahl, Liselotte Norling Hermansson, Peter Kybert, Shawn Swansom, and Sheila Hubbard. Functional outcomes in the who-icf model: Establishment of the upper limb prosthetic outcome measures group. Journal of Prosthetics & Orthotics, 21(2):115–119, 2009.
- [KAJ07] Rami N. Khushaba and Adel Al-Jumaily. Fuzzy wavelet packet based feature extraction method for multifunction myoelectric control. International Journal of Biological and Medical Sciences, 2(3):186–194, juni 2007.
- [LCHE02] C. M. Light, P. H. Chappell, B. Hudgins, and K. Engelhart. Intelligent multifunction myoelectric control of hand prostheses. Journal of Medical Engineering and Technology, 26(4):139–146, July/August 2002.
- [LEH07a] Yves Losier, Kevin Englehart, and Bernie Hudgins. A control system for a powered prosthesis using positional and myoelectric inputs from the shoulder complex. Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon, France, August 2007.
- [LEH07b] Yves Losier, Kevin Englehart, and Bernie Hudgins. Residual shoulder motion mes classifier. Technical report, Institute of Biomedical Engineering, University of New Brunswick, Fredericton, Canada, 2007.
- [Los08] Yves Gilles Losier. Shoulder Complex Motion Based Input Strategies for Prosthetic Limb Control. In the graduate academic unit of electrical and computer engineering, The University of New Brunswick, november 2008.
- [Mid06] Torunn Margrete Midtgaard. Advanced myoelectric control of

a multifunction upper-limb prosthesis. Master's thesis, NTNU, Faculty of Information Technology, Mathematics and Electrical Engineering, Department of Engineering Cybernetics, 2006.

- [MMOP02] Michel Misiti, Yves Misiti, Georges Oppenheim, and Jean-Michel Poggi. Wavelet Toolbox For Use with MatLab, volume 13. The Mathworks, Inc., 2.2 edition, juli 2002.
- [MP04] Roberto Merletti and Philip A. Parker. Electromyography; Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications. Wiley, 2004.
- [Muz04] Ashok Muzumdar. Powered Upper Limb Prostheses; Control, Implementation and Clinical Application. Springer, 2004.
- [Nas08] G. P. Nason. Wavelet Methods in Statistics with R. Springer, 2008.
- [NS06] Kayvan Najarian and Robert Splinter. Biomedical Signal and Image Processing. Taylor and Francis Group, 2006.
- [OS99] A. V. Oppenheim and R.W. Schafer. Discrete-Time Signal Processing. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1999.
- [PEH06] P. Parker, K. Englehart, and B. Hudgins. Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses. Journal of Electromyography and Kinesiology, 16:541–548, 2006.
- [PS86] Philip A. Parker and R. N. Scott. Myoelectric control of prostheses. CRC Cri Rev Biomed Eng, 13:283–310, 1986.
- [PY98] Kevin M. Passino and Stephen Yurkovich. Fuzzy Control. Addison-Wesley Longman Inc., 1998.
- [Sem04] John L. Semmlow. Biosignal and Biomedical Image Processing MatLab-Based Applications. Marcel Dekker, Inc., Robert Wood Johnson Medical School, New Brunswick, New Jersey, U.S.A. and Rutgers University, Piscataway, New Jersey, U.S.A., 2004.
- [Shi00] Ahmed Ismail Shihab. Fuzzy Clustering Algorithms and their Application to Medical Image Analysis. Doctor of philosophy, University of London, Department of Computing Imperial College of Science, Technology and Medicine University of London, London SW7 2AZ., december 2000.
- [Shl09] Jonathon Shlens. A tutorial on principal component analysis. page 12, april 2009.
- [Sim74] D. C. Simpson. The choice of control system for the multimo-

vement prosthesis: extended physiological proprioception (epp). The control of upper-extremity prostheses and orthoses, 1974.

- [TAV⁺08] Francesco Tenore, Robert S. Armiger, R. Jacob Vogelstein, Douglas S. Wenstrand, Stuart D. Harshbarger, and Kevin Englehart. An embedded controller for a 7-degree of freedom prosthetic arm. 30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 2008. The Johns Hopkins University Applied Physics Laboratory Laurel, MD USA and Department of Electrical Engineering University of New Brunswick Fredericton, NB, Canada.
- [TB86] M. M. Trivedi and J. C. Bezdeck. Low-level segmentation of aerial images with fuzzy clustering. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-16:589–598, 1986.
- [Tik99] P. E. Tikkanen. Nonlinear wavelet and wavelet packet denoising of electrocardiogram signal. Biological Cybernetics, (80):259–267, 1999. Department of Physical Sciences, Division of Biophysics, University of Oulu, Finland.
- [Wan94] Li-Xin Wang. Adaptive Fuzzy Systems and Control; Design and Stability Analysis. PTR Prentice Hall, 1994.
- [YMG07] Dimitri Yatsenko, Daniel McDonnall, and K. Shane Gullory. Simultaneous, proportional, multi-axis prosthesis control using multichannel surface emg. Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon, France, August 2007.

Appendiks A Kildekode fra Matlab

Program 1: mCode/VinduBlackman.m

```
1 % Vinduoppdeling i MatLab
2 % -----
3 % Kilde:
4 % [2004][Semmlow] BiosignalAndBiomedicalImageProcessing
5
6 w = window(blackman ,N, opt)
7 % Henter N-punkter med Blackman vindu
```

Program 2: mCode/w_packet.m

```
1 % Egenskap uttrekking (Wavelet Packet Transform)
2 % -----
3 % Kilde:
4 % [2004][Semmlow] BiosignalAndBiomedicalImageProcessing
5
6 % Funksjon for å generere et såkalt "balansert tre"
7 % filter bank. an = w_packet(x,h,L) hvor x = inngang
8 % bølgeform (må være lenger enn 2^L + L ohhøyde i andre)
9 % h0 = filter koeffisientene (lav pass)
10 % L = dekomposition nivå
11 % (antall høy pass filtre i banken)
12
13 function an = w_packet(x,h0,L)
14 lf = length(h0); % Filter lengde
15 lx = length(x); % Data lengde
16 an = x; % Initialisert
17 % utgangsverdi
18
19 % Beregner høy pass koeffisienter fra lav pass
20 % koeffisienter
21 for i = 0:(lf-1)
22     h1(i+1) = (-1)^i * h0(lf-i); % Likning 18 i kilde
23 end % 4-koeffisient
24 % Daubechies filter
25
26 % Beregn filter utgangsverdi for alle nivåer
27 for i = 1:L
28     nu_low = 2^(i-1); % Antall lav pass
29 % filtre på dette plan
30     l_seg = lx/2^(i-1); % Lengde av hvert data
31 % seg. dette plan
32     for j = 1:nu_low;
```

```

33     i_start = 1 + l_seg * (j-1);% Posisjon for
34                                     % aktuelt segment
35     a_seg = an(i_start:i_start+l_seg-1);
36     lpf = conv(a_seg,h0);    % Lavpass filter
37     hpf = conv(a_seg,h1);    % Høypass filter
38     lpf = lpf(1:2:l_seg);    % Nedsampling
39     hpf = hpf(1:2:l_seg);    % Nedsampling
40     an(i_start:i_start+l_seg-1) = [lpf hpf];
41     end
42 end
43
44 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
45 % Kilde: The Mathworks
46 %
47 % 4 ordens Daubechies skaleringsfilter er en løsning av
48 % likningen: P = conv(wrev(w),w)*2, hvor P er
49 % "Lagrange à trous" filter for N=4. MatLab-funksjonen
50 % "wdb4" er en minimum fase løsning av forrige likning
51 % basert på roten av P.    P = conv(wrev(wdb4),wdb4)*2;
52
53 % 4 ordens symlet scaling filter er de "minst
54 % asymmetriske" Daubechies. Wavelets kan genereres fra
55 % et annet valg mellom roten av P.    wsym4 = symaux(4)
56 % Kan vise på følgende måte at wsym4 er en annen løsning
57 % av likningen P = conv(wrev(w),w)*2. Beregner
58 % conv(wrev(wsym4),wsym4) * 2
59 % og sjekker: Psym = conv(wrev(wsym4),wsym4)*2;
60 % err = norm(P-Psym)          err = 7.4988e-016
61 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

Program 3: mCode/VelgInitSentre.m

```

1 function [C,perm]=VelgInitSentre(set,k)
2 % David Corney (2000)
3
4 perm = randperm(size(set,1));
5 perm = perm(1:k);
6 C = set(perm,:);

```

Program 4: mCode/fuzzyCmeans.m

```

1 % Egenskap uttrekking (Fuzzy C-Means)
2 % -----
3 % Kilde: David Corney 2000
4
5 function [klasse,U,sentre,feil]
6         = fuzzyCmeans(X,c,m,InitSentre)
7
8 % fuzzyCmeans utfører fuzzy c-means klynging.
9 % X er matrise med variabler til kolonner og
10 % opptak til rader. c er antall klynger å finne,

```

```

11 % m er graden av fuzziness (standard = 1.25),
12 % InitSentre er initialsentre av klyngene
13 % (standard - tilfeldig valgt av data)
14 %
15 % "klasse" er en liste over mest sannsynlige klynge
16 % merker. U er fuzzy medlemskapsmatrisa.
17 % "sentre" er senteret til hver klasse, og
18 % "feil" er endelig feil-verdi.
19
20 [R, ndim]=size(X);
21
22 if exist('m')≠1
23     m=1.5;
24 end
25
26 meffekt = 2/(m-1); % Sparer tid ifølge Corney
27
28 if exist('InitSentre')≠1
29     InitSentre= VelgInitSentre(X,c);
30 end
31
32 U=zeros(c,R); %Partisjon (medlemskap) matrise: [0..1]
33
34 for i=1:c
35     DetteSenter = repmat(InitSentre(i,:),R,1);
36     U(i,:)=sum((DetteSenter - X).^2,2)';
37 end
38
39 U=U./(maxmax(U));
40 OldU=U;
41 MaxIter=250;
42 v=zeros(c, ndim);
43
44 for r=1:MaxIter
45     U=U.^m;
46     for i = 1:c
47         sumUi=sum(U(i,:));
48         for j=1:ndim
49             v(i,j)=sum(U(i,:) .* X(:,j)')/sumUi;
50         end
51     end
52
53 % Neste blokk er en hurtigere kode
54 Xt=permute(X, [1 3 2]);
55 vt=permute(v, [3 1 2]);
56 dik=sqrt(sum(abs(Xt(:,ones(1,c),:))
57             - vt(ones(1,R),:,:)).^2,3));
58
59 for i = 1:c
60     td(i,:)=sum((repmat(dik(:,i),1,c) ./ dik).^mpower,2)';
61 end
62
63 U = 1./td;
64 Endring = max(sqrt(sum((GammelU-U).^2,2)));

```

```

65     if Endring<1e-5
66         break      %Konvergens er nådd
67     end
68     GammelU = U;
69 end
70
71 for i = 1:c
72     sumUi=sum(U(i,:));
73     for j=1:ndim
74         v(i,j)=sum(U(i,:) .*X(:,j)')/sumUi;
75     end
76 end
77
78 [styrke ,klasse] = max(U);
79 sentre = v;
80 feil = sum((U.^m).*(dik.^2)',1);

```

Program 5: mCode/pca.m

```

1  % Dimensjon Reduksjon (Principle Components Analysis)
2  % -----
3  % Kilde:
4  % [2009][Shlens] A TutorialOnPrincipalComponentAnalysis
5
6  function [signaler ,PC,V] = pca(data)
7
8  % pca: Utfører PCA ved bruk av kovarians.
9  % data – MxN matrise med inngangsdata
10 % (M dimensjoner , N stier)
11 % signaler – MxN matrise av projektert data
12 % PC – hver kolonne er en PC
13 % V – Mx1 matrise med varianser
14 [M,N] = size(data);
15 % Trekker fra middelverdien for hver dimensjon
16 mn     = mean(data,2);
17 data   = data – repmat(mn,1,N);
18 % Beregn kovarians matrisen
19 kovarians = 1 / (N-1) * data * data';
20 % Finner egenvektorene og egenverdiene
21 [PC, V] = eig(covariance);
22 % Trekker ut diagonalen av matrisen som en vektor
23 V = diag(V);
24 % Sorterer variansene i avtakende orden
25 [soppel , rindices] = sort(-1*V);
26 V = V(rindices);
27 PC = PC(:,rindices);
28 % Projekterer det originale data settet
29 signaler = PC' * data;

```

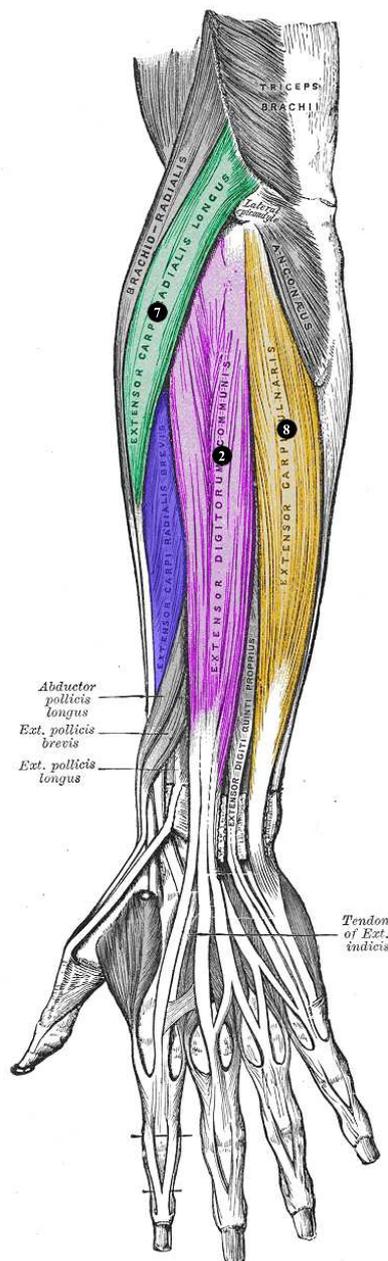
Appendiks B CD

Vedlagt med denne rapporten vil du finne en CD. Denne inneholder alle filer og en rekke artikler som er svært interessante for denne oppgaven. Dette er artikler som omtaler/viser forsøk/forskning på aktuelle enkeltmetoder, eller komplette tilnærminger til multifunksjonell kontroll og generell protesekontroll. Litteraturen er i form av PDF dokumenter og filnavnet er bygd opp på følgende måte; [*Årstall*][*Etternavn*]*Artikkeloverskrift*. Tabellen under gir en innholdsfortegnelse til det du vil finne.

Innholdsfortegnelse CD	
[Forskning]Artikler	[Klassifikator] Bayes [Klassifikator] Crisp Soft [Klassifikator] Nevralt nettverk [Klassifikator] Wavelet [Metode] Andre [Metode] Fuzzy [Metode] PCA
[Kristian]Figurer	[Forside]
[Kristian]Plan progresjon	
[Kristian]Rapport	PDF [Lest]
[Kristian]MatLab	MatLab-filer
[NTNU]Fra Øyvind Stavdahl	CD Dubrovnik meetings Hogan Muzumdar kap 2 og 3
[NTNU]Tidligere Masteroppgaver	
DataArk LEGO Komponenter	

Tabell 8.1: Innholdsfortegnelse CD

Appendiks C Elektrodeplassering



Figur 8.1: Elektrodeplassering overside underarm, venstre arm (Ytterste muskellag, Gray 1918)

