

Mekanoelektrisk respons i overflate- EMG-målinger

Simen Andreas Farstad

Master i teknisk kybernetikk
Oppgaven levert: Desember 2009
Hovedveileder: Øyvind Stavadahl, ITK

Oppgavetekst

I forbindelse med måling av elektromyografiske (EMG-) signaler på hudoverflaten, vil bevegelser og varierende kontaktkraft mellom elektroder og hud gi forstyrrelser i det registrerte elektriske signalet. Det er flere årsaker til dette fenomenet, blant annet variasjon i den kapasitive og resistive koblingen mellom huden elektrodene, samt forskyvinger av ioneløsninger i vevet. Forstyrrelsene omtales gjerne som "motion artifacts", eller "bevegelsesartefakter". Lite er publisert om de kvalitative og kvantitative egenskapene til disse artifaktene. I denne oppgaven skal du foreta målinger og analysere disse for å fremskaffe slik viten.

1. Gjør en utredning om de faktorene som forårsaker bevegelsesartefakter i overflate-EMG (fysiologiske, elektriske, kjemiske og mekaniske forhold).
2. Utarbeid protokoll for, og gjennomfør, innsamling av data som kan belyse den foreliggende problemstillingen.
3. Påvis eventuelle systematiske sammenhenger mellom kontaktkraft og artefakt, og foreta så langt det er mulig en matematisk modellering/parameteridentifikasjon for disse sammenhengene.

Oppgaven gitt: 19. august 2009
Hovedveileder: Øyvind Stavadahl, ITK

Sammendrag

Det er blitt utviklet en elektrode for samtidig måling av overflateelektromyografi og kontaktkraften mellom elektroden og huden. Forsøk er gjort med kontraksjon av flexor carpi radialis samtidig som ekstern kraft er påført EMG-elektroden for å framprovosere bevegelsesartefakter i målingen.

De teoretiske sammenhengene mellom økt kontaktkraft og bevegelsesartefakter er utredet.

Det er benyttet lineære- og kvadratiske mappingfunksjoner i tillegg til et flerlags perseptronnettverk og genetisk programmering for å undersøke sammenhenger mellom påtrykt kraft og målt bevegelsesartefakt ved å estimere den reelle muskelkraften.

Det er funnet en bedring av estimert muskelkraft når både EMG og kontaktkraftmålingen er benyttet (RMSE-verdier redusert med opp til 30%) i forhold til tilfellet med kun EMG. Dette tyder på at det er funnet sterke sammenhenger mellom kontaktkraft og bevegelsesartefakt.

Høypassfiltrering av det målte EMG-signalet på 20Hz fjerner det meste av bidraget fra artefaktene og lineære mappingfunksjoner gir gode resultater. På mindre filtrert data gir metodene høyere RMSE-verdier og genetisk programmering gir de minste RMSE-verdiene (halvparten av førsteordens mappingfunksjoner) mens maksimalt avvik er noe høyere enn andre metoder.

Ingen av metodene benyttet fjerner hele bidraget fra bevegelsesartefaktene, men resultatene viser at det er sammenhenger mellom målt kontaktkraft og bevegelsesartefakter og at denne sammenhengen kan utnyttes til å bedre muskelkraftestimat.

Forord

Denne oppgaven er skrevet som avsluttende oppgave på sivilingeniørstudiet ved Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet (NTNU) på institutt for teknisk kybernetikk.

Jeg vil benytte anledningen til å takke veilederen min Øyvind Stavadahl for inspirasjon og veiledning gjennom hele oppgaven. Jeg vil også takke Christian Sesseng for hjelp til korrekturlesing og min samboer, Kari Ellen Hansen, for moralsk støtte og for hjelp med de mer biologiske aspektene av oppgaven.

Innhold

1	Innledning	3
1.1	Proteser og protesestyring	3
1.2	Elektromyografi	3
1.3	Denne oppgaven	4
1.4	Oppgavens oppbygging	4
2	Teori	6
2.1	Muskler/nervesystem	6
2.1.1	Det somatisk motoriske nervesystem	6
2.1.2	Skjelettmuskulatur	7
2.2	Elektromyografi	9
2.2.1	Elektroder	11
2.2.1.1	Underhudselektroder	11
2.2.1.2	Overflateelektroder	11
2.2.1.3	Elektrodekonfigurasjon	12
2.2.2	Støy	12
2.2.2.1	Bevegelsesartefakter	13
2.2.2.2	Kobling mellom elektrode og hud	13
2.2.2.3	Elektromagnetisk støy	16
2.3	Mønsterkjenningsmetoder	17
2.3.1	Lineær regresjon	17
2.3.2	Kvadratisk regresjon	17
2.3.3	Kunstige nevralt nettverk	17
2.3.4	Genetisk programmering	19
2.3.4.1	Symbolisk regresjon	23
2.3.5	Feilmål	24
3	Mål med studien	26
4	Utvikling av myoelektrode	27
4.1	Valg av EMG-sensor	27
4.2	Valg av kraftmåler	28

5	Forsøksprotokoll	30
5.1	Laboppsett	30
5.2	Forsøk	30
5.2.1	Valg av elektrodeplassering	30
5.2.2	Måleoppsett	31
5.2.3	Forsøksprotokoll	31
6	Metode og implementering	34
6.1	Overflate-EMG prosessering	34
6.1.1	Valg av EMG-egenskaper	35
6.2	Muskelkraftestimering	35
6.2.1	Lineær mappingfunksjon	35
6.2.2	Kvadratisk mappingfunksjon	35
6.2.3	Nevrale nett	36
6.2.4	Genetisk programmering	36
7	Resultater	38
7.1	Kraftestimering med mye filtrert data	38
7.2	Kraftestimering med lite filtrert data	42
7.3	Feilmål	44
7.3.1	Kraftestimering med filtrert data.	45
7.3.2	Kraftestimering med mindre filtrert data	45
8	Diskusjon	47
8.1	Eksperimentell elektrode	47
8.2	Metoder	48
8.2.1	Det mye filtrerte settet	48
8.2.2	Det lite filtrerte settet	49
8.3	Genetisk Programmering	49
9	Konklusjoner	51
	Bibliografi	53
A	firstOrderEstimation.m	57
B	secondOrderEstimation.m	58
C	neuralNetwork.m	60
D	runGP.m	63

Kapittel 1

Innledning

1.1 Protoser og protesestyring

Utvikling av proteser har kommet langt siden de først ble tatt i bruk for tusener av år siden. Der sjørøverne før hadde de karakteristiske trebeinene kan et menneske som mangler et bein i dag velge mellom mange ulike typer benproteser og dermed selv kunne velge noen av benenes egenskaper. Dessverre er ikke utviklingen av armproteser kommet like langt. Der sjørøverne bar en krok som hånd er dette fortsatt virkeligheten for mange i dag. Til tross for utvikling av avanserte aktive underarmsproteser er det fortsatt et problem for brukeren å gripe ting og å gjøre naturlige bevegelser. Et av hovedproblemene er styring.

For å styre underarmsproteser har det tradisjonelt vært brukt et system med strikk og tråder¹. Et eksempel er “Trautman Hook” som har en stor tilhengerskare til tross for at den er ute av produksjon². Eksempelvis kan man bruke motstående skulder for å styre åpning og lukking av hånden. Dette lar brukeren styre én av 21 frihetsgrader i armen. Det var ikke før på 1940-tallet at man begynte å lage aktive proteser som kunne ta andre styresignal.

1.2 Elektromyografi

Elektromyogram (EMG), et elektrisk mål på muskelens aktivitet, er et lovende og mye brukt styresignal. Målinger av elektrisk aktivitet i gjenværende muskler kan brukes direkte til å styre en aktiv protese. Denne strategien har i teorien mulighet til å la brukeren styre sitt nye kunstige lem på samme måte som det ekte lemmet ble styrt. Elektromyografiske signaler kan enkelt

¹Alle de store proteseprodusentene produserer fortsatt mekaniske terminaler[3, 2, 1]

²The Open Prosthetics Project [4] forsøker å utvikle en fri versjon av denne terminalen for produksjon av funksjonelle lavkostproteser.

måles og behandles ved hjelp av tørre overhudselektroder og mikroprosessorer. Dessverre er EMG-signaler i stor grad heftet med støy og artefakter³. Kontrollstrategien må derfor utvikles til å være svært robust for å ikke påvirkes av støy. I praksis betyr dette at EMG i de fleste anvendelser brukes til å styre enkle bevegelser, eksempelvis kan en kraftig muskelkontraksjon lukke hånden og en svak kontraksjon åpne den.

Det kan tenkes at ved å eliminere støy og artefakter fra det målte signalet kan dette brukes direkte i proporsjonal kontroll av protesen. Dette kan bli gjort ved å forbedre elektroden, eller ved å forbedre signalprosesseringen. Ved å bruke engangselektroder med ledende gel kan mengden artefakter reduseres betraktelig. Våte elektroder egner seg uheldigvis ikke til bruk i proteser blant annet fordi de ikke er robuste nok. Problemet må derfor løses med signalbehandling.

Parret med haptisk tilbakekobling fra protesen kan elektromyografisk proporsjonal kontroll la brukeren styre det kunstige lemmet med stor presisjon på en intuitiv måte.

1.3 Denne oppgaven

Årsakene til at bevegelsesartefakter oppstår i overflate EMG-målinger er utredet. Videre er det utviklet en overflate-EMG-elektrode, egnet til bruk i proteser, som i tillegg til å måle EMG-signaler også måler kontaktkraft mellom elektrode og hud. Grunnet elektrodens kobling til huden kan kontaktkraftmålingen være korrelert med målte bevegelsesartefakter. Det er i laboratorieforsøk tatt opp data fra elektroden og kontaktkraft målt samtidig som reell muskelkraft er registrert. Videre er det benyttet signalbehandlingsteknikker, statistisk regresjon, nevralt nettverk og genetisk programmering for å undersøke sammenhenger mellom EMG-signal, kontaktkraft og reell muskelkraft, med mål å kunne fjerne alle målte artefakter.

1.4 Oppgavens oppbygging

Kapittel 2 Gir det teoretiske grunnlaget for elektromyografi og bevegelsesartefakter. Introducerer signalbehandlingsmetodene som benyttes.

Kapittel 3 Presenterer mål med studien.

Kapittel 4 Presenterer utvikling av en ny overflate-EMG-elektrode med integrert kontaktkraftmåling

Kapittel 5 Forsøksprotokoll for innsamling av data i laboratorieforsøk

³Et artefakt er et signal eller feilmål som ikke stammer fra prosessen man måler.

Kapittel 6 Anvender signalbehandlingsmetodene introdusert i kapittel 2 på de innsamlede data.

Kapittel 7 Resultater

Kapittel 8 Diskusjon

Kapittel 9 Konklusjoner

Kapittel 2

Teori

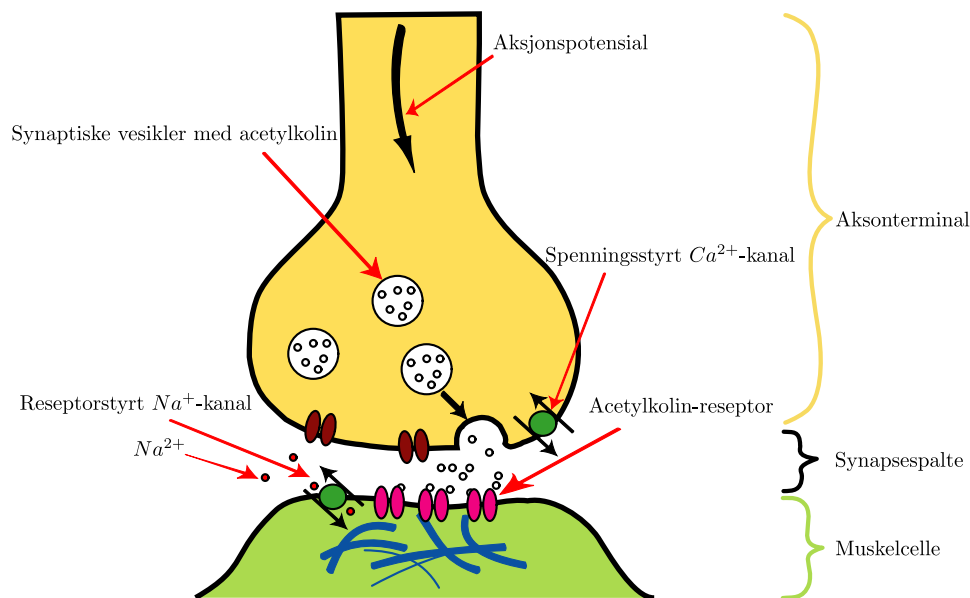
I dette kapittelet vil grunnlaget for overflateelektromyografi bli introdusert, deriblant en kort innføring i hvordan menneskets muskler er bygd opp. Videre vil fysiologiske, elektriske, kjemiske og mekaniske forhold som gir opphav til bevegelsesartefakter i overflate-EMG-målinger undersøkes. Til slutt vil matematikken bak egenskapsekstraksjon fra EMG-signalet og mønstergjenkjenningmetoder introduseres.

2.1 Muskler/nervesystem

Dette kapittelet gir en svært kort innføring i hvordan mennesket frivillig beveger kroppen. Dette inkluderer nervesystem og muskler, men tar ikke for seg hvordan mennesket bestemmer seg for å bevege seg. Formålet er å gi leseren et godt nok innblikk til å forstå opphavet til EMG-signaler. Det blir derfor kun sett på det somatiske motoriske nervesystemet som kontrollerer frivillig bevegelse, samt skjelettmuskulatur. Dette betyr at glatt muskulatur og hjertemuskulatur utelates. Der ikke annet er nevnt er [31] benyttet som kilde. For et dypere innblikk i biologien bak muskelkontraksjoner oppfordres leseren å lese denne.

2.1.1 Det somatiske motoriske nervesystem

Det somatiske motoriske nervesystem er det nervesystemet som brukes til frivillig kontroll av muskler, og dermed kroppens bevegelse. Nerveceller skiller seg fra andre celler ved at de har en tynn utløper, et akson, som er godt egnet til å raskt lede aksjonspotensialer til cellene den er i kontakt med, målceller. I det somatiske motoriske system er aksonenes målceller skjelettmuskelceller. Figur 2.1 viser en nerveende (synapse) og en målcelle samt mekanismene for signaloverføring. Cellekroppen til motoriske nerveceller ligger i ryggmargen eller i den nederste delen av hjernen. En bunt med mange aksoner kalles ofte en nerve.



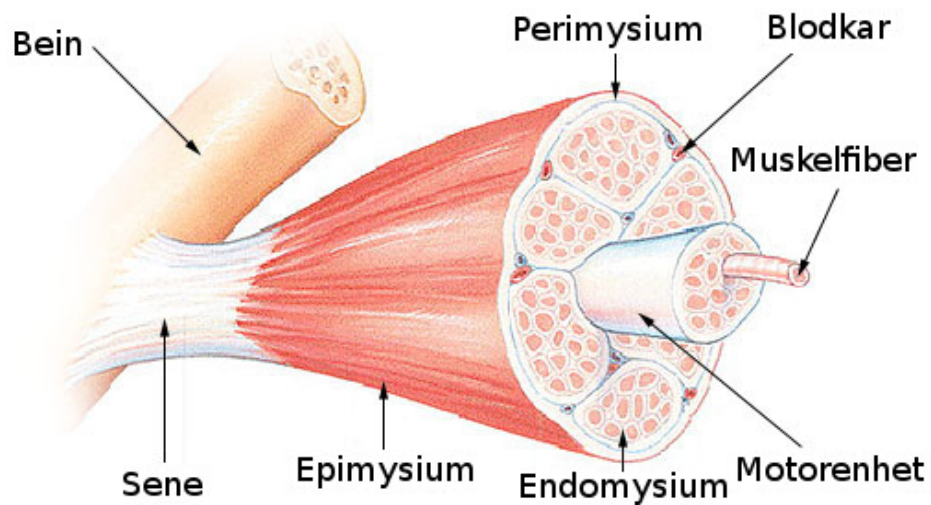
Figur 2.1: Nevromuskulær synapse. Modifisert fra [26]

Når en nerveimpuls kommer til en nerveende, frigjøres signalmolekyler til synapsespalten, en smal spalte som skiller nerveenden fra målcellen. Signalmolekylene tas imot av reseptorer i målcellen. Det er dermed ingen elektrisk ledning av den elektriske impulsen over synapsespalten. Signalmolekylene åpner ionekanaler (Na^{2+}) i målcellens membran slik at ioner strømmer inn og membranpotensialet forandres. Denne forandringen kalles et synapsepotensial og vil føre til en stimulering eller hemming av den elektriske aktiviteten i målcellen.

Spesielt for motoriske nerveceller er at signalmolekylene som sendes ut av nervecellen er acetylkinolin. Muskelcellen har acetylkinolinreseptorer som i tur åpner en Na^{2+} -kanal slik at ioner strømmer inn i cellen. Na^{2+} er positivt ladet og fører til en depolarisering av muskelcellen. Når membranspenningen i muskelcellen kommer under et visst nivå utløses et aksjonspotensial i muskelcellen, som i tur fører til en muskelsammentrekking.

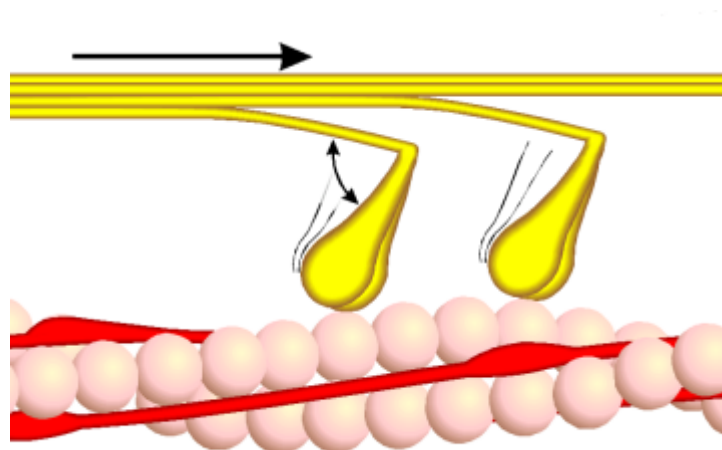
2.1.2 Skjelettmuskulatur

For å bevege kroppen brukes muskler som er festet til skjelettet. Enten direkte, eller via sener. Hver muskel består av en samling muskelceller også kalt muskelfibre. Flere muskelfibre ligger samlet i muskelfiberbunter. En nerve styrer flere muskelfibre, men en muskelfiber styres kun av en nerve. Samlingen muskelfibre som styres av en nerve kalles en motorenhet. Figur 2.2 viser oppbyggingen av en muskel.



Figur 2.2: En skjelettmuskel. Figur fornorsket fra [19].

Som beskrevet tidligere styres frivillig muskelkontraksjon av det somatiske motoriske nervesystem. Spesifikt er det en depolarisering av muskelcellen som følger av et signal fra en nerve som skaper et aksjonspotensial i muskelen. Aksjonspotensialet i muskelen ledes raskt gjennom hele muskelcellen via t-rør-systemet. Dette fører til at Ca^{2+} utløses og bindingssteder for myosinhoder på aktinfilamentene blottlegges. Myosinhodene binder seg til aktinfilamentene og forskyves gjennom en serie "åretak". Dette fører til at muskelfiberen kontraheres. Dette er illustrert i figur 2.3.



Figur 2.3: Myosinhoder (gult) binder seg til aktinfilamentene (rosa) og forskyves. Figuren er hentet fra [26].

Styrken på en muskelkontraksjon bestemmes av to faktorer, antall motorenheter som aktiveres (og hvor mange muskelfibre hver motorenhet består av), samt fyringsrate, hvor ofte de aktiveres. Fyringsraten vil vanligvis være så høy at en muskelfiber ikke rekker å slappe av mellom hver kontraksjon, dette fører til at muskelen strammes mer. Det er vanlig at de minste motorenhetene aktiveres først, dette gir finkornet kontroll ved svake bevegelser. Om mer kraft trengs aktiveres større og større motorenheter til ønsket kraft er oppnådd, eller alle er aktiverte. Dette er årsaken til at det er vanskelig å gjennomføre finmotoriske bevegelser med høy kraft.

2.2 Elektromyografi

Som vist over er det elektriske potensial (aksjonspotensial) i muskelen som forårsaker muskelkontraksjoner. Ved å måle membranpotensialet i muskelceller er det dermed mulig å anslå hvor aktiv muskelcellen er. Uheldigvis er det svært vanskelig å måle membranpotensialet i hver enkelt muskelcelle. Cellene er små og å utstyre et levende menneske med pipetteprober koblet inn i hver muskelfiber ville vært både praktisk umulig og svært ubehagelig for pasienten.

Istedenfor å måle cellepotensialet direkte er det mulig å måle spredningen av aksjonspotensialet gjennom cellen. Dette kan gjøres med enkle nåleelektroder, eller til og med med overflate-elektroder gjennom huden. Aksjonspotensialene i muskelcellene er svært små (μV). Det er derfor nødvendig å forsterke signalene. En elektromyograf består av elektroder, samt en forsterker. Resultatet fra en elektromyograf kalles et elektromyogram. Om elektromyogrammet stammer fra overflateelektroder kalles det et overflateelektromyogram.

Det ubehandlede elektromyogrammet vil vanligvis se ut som støy. Aksjonspotensialene forandrer seg raskt, og om det brukes overflateelektroder vil signalet bli ytterligere filtrert og redusert. Ulike metoder er brukt for å trekke informasjon ut fra elektromyogrammet. Boostani og Moradi sammenlignet i [7] flere slike metoder med hensyn på feilestimat og beregningstid og konkluderte med at cepstrum koeffisienter¹ og energien i wavelet koeffisienter ga best resultat. Til tross for dette er de mest brukte metodene:

- *Gjennomsnittlig absoluttverdi* (Averaged Absolut Value, AAV) AAV er den mest brukte elektromyogramegenskapen innen protesekontroll. Den er rask å beregne og lett å implementere, men amplituden vil være avhengig av faktorer som varierer fra dag til dag, som hudens ledningsevne og nøyaktig plassering av elektroden.

$$AAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.1)$$

¹En egenskap mye brukt ved talegjenkjenning.

- *Varians (VAR)* er en statistisk egenskap som måler både effekten i signalet og variasjon. Variansen, som definert i 2.2 kan beregnes enkelt og raskt.

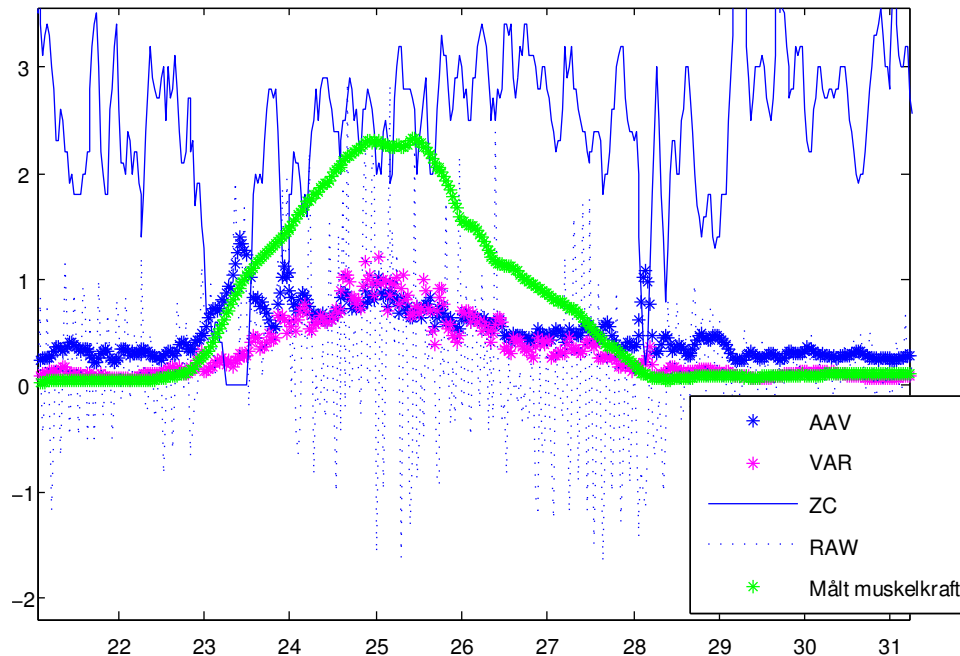
$$\text{VAR} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (2.2)$$

- *Antall Nullpasseringer (Zero Crossings, ZC)* Å måle antall ganger i løpet av en tidsperiode signalet krysser 0 vil gi et frekvensavhengig signal uavhengig av elektromyogramets amplitude. Dette gjør det mer robust enn metodene nevnt over i forhold til dagsvariasjoner som kan føre til amplitudeforskjeller. Det er viktig å høypassfiltrere signalet før man måler ZC, for å fjerne eventuell bias fra signalet.

$$\text{ZC} = \sum_{i=1}^N \text{tresh}(-x_{i-1} \cdot x_i) \quad (2.3)$$

$$\text{tresh}(x) = \begin{cases} 1 & \text{hvis } x \geq 0 \\ 0 & \text{ellers} \end{cases} \quad (2.4)$$

Resultat fra de ulike metodene er illustrert i figur (2.4)



Figur 2.4: Ulike metoder for informasjonsekstraksjon i EMG-signal, $N=100$, EMG samplet på 1000Hz.

Det er vanlig å høypassfiltrere EMG-signalet før informasjon ekstraheres. Dette for å fjerne bias (høypass-filtrering på 1Hz) og artefakter (høypass på mellom 5-20Hz), som vanligvis ligger på et lavt frekvensområde. EMG-signalet inneholder lite informasjon i disse spektrene. Etter at informasjonen er hentet fra signalet med metodene nevnt over jevnes ofte signalet med et enkelt glidende-gjennomsnitts-filter (Moving Average). Det er vist at SNR øker med lengden av vinduet i dette filteret[8], men ved å sette det for stort vil det kunne bli problemer med tidsforsinkelser, eller beregningstid. Det er foreslått adaptive metoder for å sette vinduslengden.

Clancy viste i [9] en formel for optimal vindusseleksjon, avhengig av gjennomsnittlig absoluttverdi av EMG-signalet (S_{AVG}^2), gjennomsnittlig absoluttverdi av den førstederiverte av EMG-signalet \dot{S}_{AVG}^2 , samplingsfrekvens f og en eksperimentelt funnet faktor g , avhengig av hvilke informasjons-ekstraksjonsmetoder som er benyttet og antall måleelektroder[33]. Optimalt jevningsvindu i det kausale tilfellet er gitt ved

$$\frac{N_{causal}}{f} = \frac{1}{g^{\frac{1}{3}}} \left[\frac{S_{AVG}^2}{\dot{S}_{AVG}^2} \right]^{\frac{1}{3}} \quad (2.5)$$

2.2.1 Elektroder

Det er lagt mye innsats inn i utvikling av gode elektroder for måling av elektromyografiske signaler. Elektrodene deles inn i to hovedgrupper, underhuds- og overflateelektroder. Overflateelektrodene kan igjen deles i tørre og våte elektroder. For å styre proteser er kun tørre overflateelektroder aktuelt å bruke grunnet robusthet og at underhudselektroder kan oppleves ubehagelig.

2.2.1.1 Underhudselektroder

Underhudselektroder, gjerne kalt nålelektroder, måler EMG-signalet svært nært muskelen. Ved god plassering av elektrodene kan man skille signaler både fra enkeltmuskler, til og med mellom ulike motorenheter. Underhudselektroder gir dermed en svært god måling av muskelaktivitet.

Ettersom elektrodene må plasseres av helsepersonell og at det er ubehagelig å ha nåler og ledninger stikkende inn i kroppen brukes disse kun til forskning og diagnostisering av sykdom.

2.2.1.2 Overflateelektroder

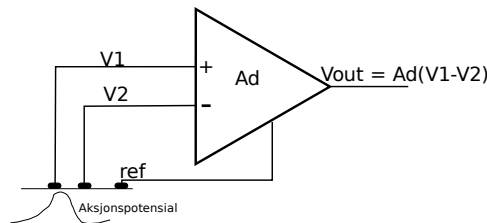
Overflateelektroder måler muskelaktiviteten ved hjelp av elektroder plassert utenpå huden. Grunnet vevets filteregenskaper blir det målte signalet både redusert (lavere amplitude) og smurt i i frekvensplanet i forhold til målinger gjort med underhudselektroder. Det er ikke mulig å skille mellom enkelte motorenheter og det kan være vanskelig å måle enkeltmuskler uten kryssnakk

fra muskler i nærheten. Dyptliggende muskler blir også en utfordring å måle da disse ofte ligger under andre muskler som vil dominere målingen. Overflateelektromyogram modelleres ofte som en gaussisk prosess med middelverdi 0 og varierende varians[32].

Etttersom signalet som måles har svært liten amplitude blir det lett heftet med støy med lik eller større amplitude som målingene.

2.2.1.3 Elektrodekonfigurasjon

Det er i teorien nok med en enkelt elektrode, i tillegg til en jordelektrode for å måle EMG. På grunn av effekter som forklares under er det vanlig å bruke to elektroder til en bipolar måling. Ved å måle med to elektroder, koblet til en differensialforsterker vil signaler som måles ved begge elektrodene trekkes fra hverandre før målingen forsterkes. Forsterkerens evne til å fjerne signal som framtrer likt på begge inngangene omtales som forsterkerens fellesmodus-dempningsforhold (eng. *common mode rejection ratio*, CMRR). CMRR oppgis i forsterkerens datablad. En bipolar elektrodekonfigurasjon



Figur 2.5: En bipolar elektrodekonfigurasjon koblet til en differensialforsterker. Differansen mellom V_1 og V_2 forsterkes med en faktor på A_d , bestemt av forsterkeren

sammen med en standard differensialforsterker er vist i figur 2.5. Forsterknin-gen, A_d , har typisk har en verdi på 1000 for måling av EMG.

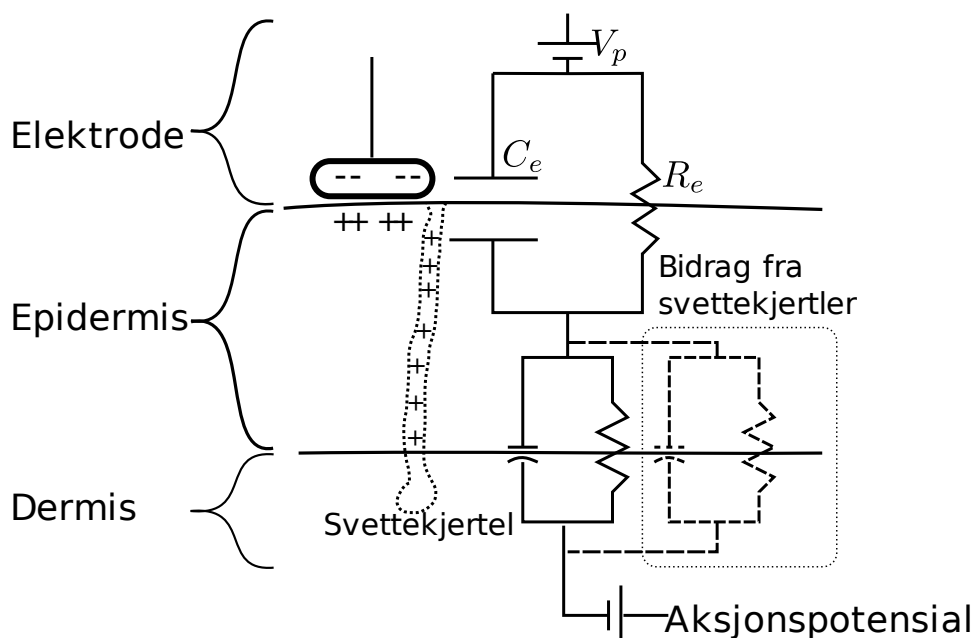
Andre elektrodekonfigurasjoner er benyttet i forskning, men er ikke i utstrakt klinisk bruk [24].

2.2.2 Støy

Grunnet EMG-signalets lave amplitude er det svært utsatt for støy. Støy kan komme både som elektronisk støy fra omgivelsene og artefakter som stammer fra bevegelse, både mellom elektrode og hud og bevegelse i kablene. Disse artefaktene kalles bevegelsesartefakter.

2.2.2.1 Bevegelsesartefakter

Et stort problem under måling av elektromyografiske signaler med overflateelektroder er bevegelsesartefakter. Dette er feilmålinger som oppstår på grunn av bevegelse av elektroden i forhold til huden. Dette er et spesielt stort problem for protesebrukere da elektroden vanligvis er festet direkte i protesen. Variasjon i belastning på protesen vil kunne føre til at elektroden trykkes mot, løftes av, eller beveges i forhold til huden. Bevegelsesartefakter kan forveksles med virkelige signaler og kan i verste fall, om brukt til protesestyring, gjøre at protesen får redusert presisjon eller “lever sitt eget liv”. Det er derfor viktig å kunne redusere bevegelsesartefakter så mye som mulig ved å tilpasse måleredskap og målingene, men også med signalbehandling.



Figur 2.6: Modell av hud-elektrode sammenkoblingen, samt en ekvivalent elektrisk modell. Bidraget fra forskjellen i ionsammensetning i svettekanalene og vevet (stiplet) kan vanligvis neglisjeres. Figuren er en modifisert fra [25] for å bedre illustrere tørre elektroder.

2.2.2.2 Kobling mellom elektrode og hud

For å forstå opphavet til bevegelsesartefakter er det viktig å forstå hvordan elektroden er elektrisk koblet med kroppen. Våte og tørre elektroder er koblet ulikt. Våte elektroder (primært $Ag/AgCl$) kobles til huden ved hjelp av en elektrisk ledende gel. Koblingen vil derfor bestå av elektrodens

kobling til gelen, samt gelens kobling til huden. Fra elektrokjemien er det kjent at det oppstår et halvcellepotensial (E^0) i elektrode-elektrolytt koblingen. E^0 vil være avhengig av hvilket metall elektroden er lagd av. I tillegg til halvcellepotensialet kommer effekter fra polarisering av elektroden. Går strøm fra elektroden til elektrolytten vil den ohmske motstanden føre til et spenningsfall (V_r). Også konsentrasjonen av ioner rundt elektrode-elektrolytt overgangen påvirkes av strøm og gir et ekstra spenningsbidrag (V_c). Alle effektene summeres og fører til et totalt polariseringspotensial på

$$V_p = E^0 + V_r + V_e \quad (2.6)$$

Hvor V_r og V_e er avhengige av hvor mye strøm som går fra elektrode til elektrolytt[25]. Våte *AG/AGCL*-elektroder er tilnærmet upolariserbare, dette betyr at strøm kan passere fra elektrode til gel med lav motstand. Koblingen mellom elektrode og gel blir derfor tilnærmet ohmsk og $V_p = E^0$. Relatert til modellen i figur 2.6 betyr dette at R_e blir liten og bidraget fra C_e blir neglisjerbart.

Tørre elektroder har direkte kontakt med huden. Elektrodene er tilnærmet perfekt polariserbare. Dette betyr at nesten ingen strøm går fra elektroden til huden, og den lille strømmen som går har høy motstand. Dette betyr at koblingen er nesten rent kapasitiv, men at det kan oppstå store bidrag fra V_r og V_c .

En modell av huden, samt en elektronisk ekvivalentkrets finnes i figur 2.6. Modellen er en lett modifisert versjon av en modell hentet fra [25]. Modellen er modifisert for å bedre illustrere tørre elektroder framfor våte. For gode, tørre elektroder som er tilnærmet perfekt polariserbare er motstanden R_e svært stor og elektroden får en tilnærmet kapasitiv kobling. Det er derfor vanlig å modellere koblingen mellom tørre elektroder og huden rent kapasitivt.

Strekking av huden gir også et bidrag til det målte bevegelsesartefaktet. For tørre elektroder er dette relativt lite i forhold til elektrodebevegelse, mens hos våte er hud-strekk den dominerende faktoren.

Det totale målte bevegelsesartefaktet V_{mot} blir dermed gitt som[36]

$$V_{mot} = V_p + V_{hudstrekk} \quad (2.7)$$

Bevegelse av elektroden relativt til huden For en tørr elektrode hvor koblingen til huden primært er kapasitiv vil bevegelse av elektroden gi det største bidraget til bevegelsesartefakter. Bevegelsesartefaktene oppstår på grunn av tre ulike årsaker.

Ved å la R_e bli svært høy vil den kapasitive effekten bli dominerende. Dette er tilfellet med tørre elektroder. Dermed kan bevegelsesartefakter som oppstår når elektroden presses ned i huden forklares. Kapasitansen C i en platekondensator er gitt ved $C = \epsilon_0 \cdot \epsilon \cdot \frac{A}{d}$, hvor A er arealet av platene,

mens d er avstanden mellom de. ϵ_0 og ϵ er mål på henholdsvis vakumets- og dielektrumets permittivitet. Dielektrumet er i dette tilfellet vevet som ligger mellom muskelen hvor aksjonspotensialet genereres og elektroden på overflaten. Når elektroden blir påtrykt en kraft minker distansen mellom elektrodeplatene (se figur 2.6) og kapasitansen øker. Dette fører til et målbar artefakt.

Ettersom koblingen til huden ikke er rent kapasitiv, men også tillater at det går strøm (i praksis kryptstrøm fra forsterkeren) vil ionesammensetningen i huden under elektroden forandres og elektrodens halvcellepotensial endre seg med tiden. Dette stabiliserer seg vanligvis ganske fort, men om elektroden beveges vil elektroden ligge over en annen del av huden hvor ionesammensetningen er annerledes. Om elektroden presses mot huden vil en tilsvarende endring skje. Dette fører til en momentan forandring i halvcellepotensialet som vil måles som et artefakt.

Det er vanlig å bruke to elektroder i en bipolar konfigurasjon. Om en elektrode beveger seg og halvcellepotensialet endrer seg, mens den andre står tilnærmet i ro vil artefaktet forsterkes som signal. I ekstreme tilfeller kan den ene elektroden helt miste kontakt med huden. Forsterkeren har dermed ingen mulighet til å fjerne CM-signal som elektrisk støy og denne vil ofte overdøve det ønskede signalet helt.

Hudstrekk I våte elektroder, som er tilnærmet perfekt upolariserbare, gir strekking av huden det største bidraget til bevegelsesartefakter[27] (relativ elektrodebevegelse gir kun små artefakter). Tørre elektroder påvirkes i like stor grad, men bevegelsesartefakter som stammer fra hudstrekk er relativt små i forhold til de som stammer fra relativ elektrodebevegelse. Å eliminere bidragene fra hudstrekk har derfor vært tema for flere studier[10, 28, 22, 12]. Fra figur 2.6 kommer det fram at epidermis elektrisk fungerer som en motstand koblet i parallell med en kondensator. Dette fører til en demping og filtrering av signalet avhengig av størrelsen på epidermis. Strekkes huden vil motstanden og kapasitansen i ekvivalentkretsen forandres og gi et målbar artefakt i størrelsesorden 5-10mV [23]. For å motvirke dette anbefales det å fjerne det øverste hudlaget ved hjelp av skrubbing, risting eller skraping [10]. Dette medfører ubehag for pasienten. I tillegg vil kroppen ha restituert i løpet av 24 timer og prosessen må gjentas om nye målinger ønskes. Dette gjør disse metodene uegnet for bruk til protesekontroll.

Det er lett å forestille seg at huden blir strekt når kontaktkraft mellom elektrode og huden øker. Det er derfor grunn til å tro at forandring i kontaktkraft vil være korrelert med artefakter som stammer fra hudstrekk.

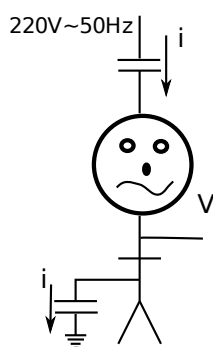
Svetting Ved svetting dannes det et lag med svette på hudens overflate. Ray og Guha viste i [29] at svetting i varierende grad kortslutter elektrodene i en bipolar måling (ikke vist på figur 2.6), slik at inngangsimpedansen på

forsterkeren minker. Amplituden på det målte EMG-signalet kan synke med så mye som 40% etter at forsøkspersonen har oppholdt seg i 35 grader i 100 minutter.

Svetten som blir produsert i det subkutane laget (under dermis) har en annen ionesammensetning en dermis. Det gjør at det er en spenningsforskjell mellom svettekanalene og hudlagene rundt. Dette bidrar svært lite til EMG-måling og tas vanligvis kun hensyn til under måling av galvanisk hudrespons[25].

2.2.2.3 Elektromagnetisk støy

Pasienten vil bestandig være kapasitivt bundet til de elektriske omgivelsene sine gjennom luften. Dette fører til en svak strøm gjennom pasienten som er jordet til bakken som vist i figur 2.7.



Figur 2.7: Kroppens elektriske kobling til omverden. Modifisert versjon av figur fra [23].

Etter Ohms lov fører dette til en spenning som kan måles på pasientens hud (størrelsesorden 5-15V) når pasienten er i nærheten av vanlige 220-Volts anlegg[23]. Det elektriske feltet som settes opp av 220-voltsanlegget varierer med 50Hz som fører til at også spenningen som måles på pasienten vil variere med samme frekvens. Ved måling av biopotensialer i størrelsesorden μV vil en 50Hz spenning på 5-15V være svært ødeleggende.

En bipolar elektrodekonfigurasjon sammen med en differensialforsterker brukes for å motvirke dette. Spenningen som oppstår grunnet den kapasitive koblingen til omverden vil være tilnærmet lik ved begge elektrodene og så lenge differensialforsterkeren har høy CMRR vil denne i hovedsak bli fjernet.

En annen strategi er å bruke et notch-filter for å filtrere ut 50Hz. Ulemper med dette inkluderer at deler av EMG-spekteret fjernes og filteret må byttes om brukeren reiser til et sted hvor det benyttes en annen frekvens på strømnettet.

Et annet problem er spenninger som induseres i kablene mellom elek-

trode og forsterker. For å unngå dette kan det brukes skjermede kabler i tillegg til å minimere kabellengden. Det er også lagd aktive elektroder hvor forsterkeren sitter på selve elektroden[6].

2.3 Mønster-gjenkjenningsmetoder

2.3.1 Lineær regresjon

Lineær regresjon med minste kvadraters metode er en av de enkleste metodene for å tilpasse en funksjon et sett målinger. Metoden approksimerer målingene med en generell lineær funksjon (2.8), der X og y er målinger mens koeffisientene β og konstantene ϵ i funksjonen finnes ved å minimere det kvadrerte avviket fra målingen (2.10) hvor X og β er utvidet til å inneholde ϵ (2.9).

$$y = X\beta + \epsilon \quad (2.8)$$

$$\hat{y} = X\beta \quad (2.9)$$

$$\underset{\beta}{\operatorname{argmin}}(y - X\beta)^2 \quad (2.10)$$

Løsningen på problemet er vist å være[37]

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (2.11)$$

2.3.2 Kvadratisk regresjon

På tilsvarende måte som ved lineær regresjon kan et sett målinger approksimeres med en kvadratisk funksjon.

$$y = X^T \beta_1 X + \beta_2^T X + \epsilon_0 \quad (2.12)$$

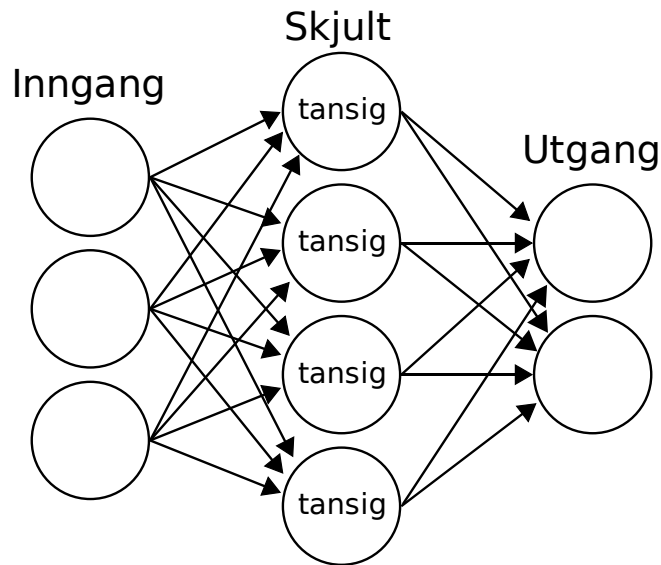
Hvor β_1, β_2 og ϵ_0 finnes med minste kvadraters metode (2.10).

2.3.3 Kunstige nevralt nettverk

Denne korte innføringen i kunstige nevralt nettverk er i stor grad basert på Gardner og Dorling [14].

Kunstige nevralt nettverk består, i likhet med sine biologiske motparter, av en mengde sammenkoblede noder. Nodenes sammenkobling vektet ulikt ved læring og lar nettverket lære oppførsel. Mens et biologisk nevralt nettverk (menneskehjernen) består av et svært stort antall noder består kunstige av kun noen få. Kunstige nevralt nettverk deles ofte i to grupper, fremoverkoblede og rekurrente/bakoverkoblede nettverk.

Flerlags perseptronnettverk (multi layer perceptron networks, MLP) er et fremoverkoblet kunstig nevralt nett som ofte benyttes for prediksjon, eller som et alternativ til statistisk regresjon. Nettverket består av ett inngangslag, et eller flere skjulte lag hvor mesteparten av læringen og prosesseringen pågår, og ett utgangslag hvor utgangen fra nettverket kan hentes. I det vanligste tilfellet er alle nodene i et lag koblet til alle nodene i det foregående og det etterfølgende laget. Figur 2.8 viser koblingen mellom nodene i et MLP. Merk at koblingene kun går framover til neste lag.



Figur 2.8: Et flerlags perseptronnettverk

Mesteparten av beregningen i et MLP skjer i det skjulte laget. Hver node vektet alle inngangene før utgangssignalet fra nodens transferfunksjon beregnes. Brukeren står fritt til å velge transferfunksjoner i alle nodene. Om kun lineære funksjoner velges, vil kun lineære funksjoner kunne approksimere Kropers elektriske kobling til omverden. Modifisert versjon av figur fra imeres med nettverket. Velges det derimot ulineære funksjoner vil en hvilken som helst bundet og kontinuerlig, ulineær funksjon kunne approksimeres² med vilkårlig presisjon. Grunnet måten MLP ofte trenes på er det vanlig å velge kontinuerlig deriverbare funksjoner. Den logistiske funksjonen *tansig* (2.13) er ofte brukt ettersom den deriverte er enkel å beregne (2.14), men også andre logistiske funksjoner benyttes.

$$tansig(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (2.13)$$

²Det kreves to skjulte lag for å approksimere alle ulineære funksjoner.

$$\frac{d}{dx} \text{tansig}(x) = \frac{4e^{-2x}}{(e^{-2x} + 1)} \quad (2.14)$$

Inngang- og utgangslaget bestemmes av hvor mange inngangsvariabler man har til rådighet og hvor mange man ønsker å estimere. Antall noder i det skjulte laget kan brukeren velge selv. Velges det for få noder vil nettverkets treningsalgoritme muligens aldri konvergere, velges det for mange er risikoen at nettverket kan bli overtrent (fungere svært bra på treningsettet, men dårlig i bruk).

Et kunstig nevralt nettverk kan trenes på tre ulike måter. Overvåket læring (eng. *supervised learning*), uovervåket læring (eng. *unsupervised learning*) og forsterkende læring (eng. *reinforcement learning*). Her fokuseres det på overvåket læring.

Ved overvåket læring mates nettverket med inngangsdata fra et treningsett, samt ønsket utgangsdata. Vektingen mellom nodene initialiseres tilfeldig og nettverkets utgangssignal sammenlignes med det ønskede signalet. Feilen sendes så tilbake gjennom nettverket hvor vektingene endres ved hjelp av gradientsøk for å gi en bedre tilpassing. Dette gjentas til tilpassingen er god nok. For å sikre seg mot overtrening er det vanlig å benytte et eget datasett for validering. Treningen stoppes da når feilen i treningsettet og valideringsettet divergerer (feilen minker i treningsettet, men øker i valideringsettet).

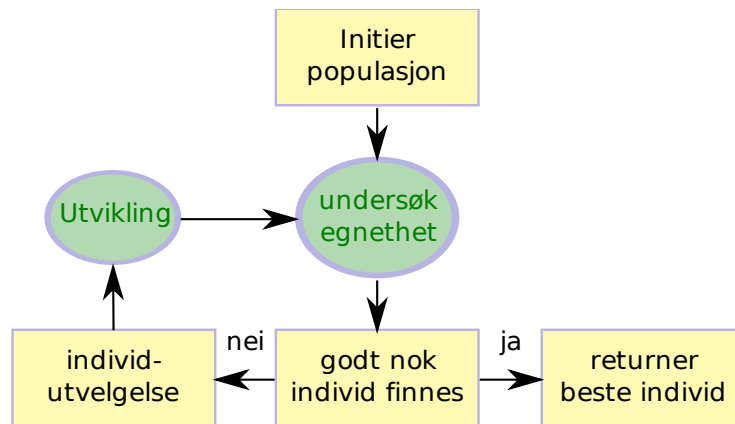
2.3.4 Genetisk programmering

Denne innføringen i genetisk programmering er i hovedsak basert på [21] og [11].

Genetisk programmering (GP) lar deg løse et hvilket som helst problem ved å sammenligne en tilfeldig valgt løsning med den ønskede løsningen, så endre løsningen ved hjelp av evolusjon til den er god nok. I denne seksjonen gis en kort innføring i emnet samt noen få eksempler på hvor det er brukt.

I kunstig intelligens har genetiske algoritmer, algoritmer som oppdaterer seg basert på evolusjon, vært i bruk lenge. GP kan sies å være den logiske videreføringen av slike evolusjonære algoritmer og ble først introdusert i Genetic Programming av John R. Koza³ så sent som i 1992[21]. I motsetning til genetiske algoritmer representeres svaret på GP ikke som et sett optimale konstanter til en forhåndsdefinert struktur, men som et kjørbart program med vilkårlig struktur.

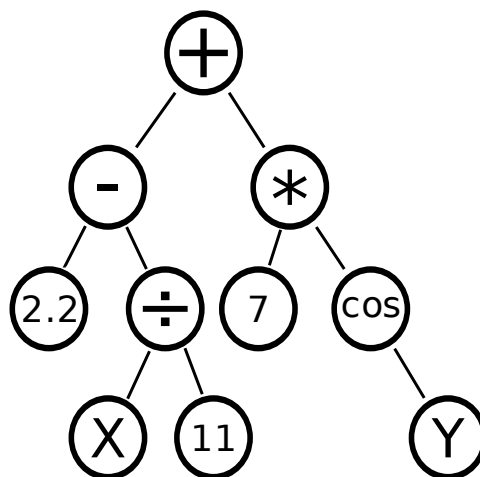
³Koza var den første som introduserte GP med trebasert struktur.



Figur 2.9: Flytdiagram for genetisk programmering.

Prinsippet bak GP er i utgangspunktet svært enkelt. Det defineres et sett funksjoner og terminaler (input), en egnethetsfunksjon som på et eller annet vis undersøker hvor egnet en løsning er og et sett med genetiske operasjoner som står for utvikling. I figur 2.9 vises hvordan optimeringen av programmet utføres.

De genetiske programmene i GP representeres ofte i trestrukturer (se figur 2.10) bestående av terminaler og funksjoner. Dette gjør at programmet kan innta en hvilken som helst form (ingen begrensning på tredybde eller antall noder i treet). Trestrukturen gjør det også enklere å foreta genetiske operasjoner som kryssing og mutasjon. Strukturen leses nedenfra og opp. Figur 2.10 viser en funksjon representert på treform.



Figur 2.10: Programmet $(2.2 - \frac{X}{11}) + 7 \cdot \cos(Y)$ representert på treform

Funksjonene kan være hvilke som helst funksjoner som operer med 0,

en, eller flere av terminalene som input. Terminalene og funksjonene må velges ut fra hvilken oppgave som ønskes optimert og begrenser det mulige utfallsrommet. Ønsker man et program som kan fargelegge noe rødt, men kun definerer en funksjon som kan farge noe svart er det vanskelig å forestille seg at en løsning finnes.

Søkes det etter et program som kan la en robot bevege seg uten å støte i hinder kan terminalene være målinger fra avstandssensorer, mens funksjonene kan være logiske funksjoner (hvis hvisikke og så videre), eller funksjoner som styrer roboten (gå rett fram, snu mot venstre). Ønsker man å finne en funksjon som approksimerer et sett med målinger optimalt (regresjon) vil terminalene kunne være målingene, mens funksjonene kan være algebraiske, trigonometriske og så videre.

Figur 2.9 viser fire oppgaver som er nødvendig for å optimere et genetisk program. Hvordan oppgavene defineres vil til en viss grad bestemme hvordan det endelige programmet ser ut. Disse fire oppgavene er: initialisering av den opprinnelige populasjonen, undersøkelse av et individs egnethet, utvelgning av individ for parring og utvikling.

INITIALISERING Den initielle populasjonen med programmer velges vanligvis tilfeldig. Før initialiseringen er det vanlig å bestemme en maksimal tredybde som tillates i første generasjon, dette for å motvirke uendelig lange funksjoner. Det benyttes vanligvis en av tre strategier for å generere den tilfeldige populasjonen.

FULL Her fylles treet med tilfeldige funksjoner til maksimal tredybde er nådd, deretter velges terminaler i enden av treet. Alle programmene i den initielle populasjonen får samme dybde. Dette er ressurskrevende, men gir mer komplekse funksjoner. De ulike trærne i den initielle populasjonen har ofte relativt lik struktur.

GROW Ulikt metoden over velges det tilfeldig blant funksjoner og terminaler i alle noder under genereringen av treet. Det er derfor ikke garantert at treet vil få maksimal dybde. Dette gir en større diversitet mellom trærne og mindre komplekse trær som er raskere å behandle.

RAMPED-HALF-AND-HALF Kombinerer Full og Grow i samme populasjon. Vanligvis vil halve populasjonen genereres med Full og halve generes med Grow. Den maksimale tredybden forandres som en rampefunksjon mens initialiseringen foregår. Dette gjør at den initielle populasjonen får en stor diversitet, både i dybde og kompleksitet.

EGNETHETSFUNKSJONEN (Eng. *fitness function*) For å måle hvor egnet et program er, testes det mot et ønsket resultat ved hjelp av en egnethetsfunksjon. Hvordan denne egnethetsfunksjonen defineres vil til syvende og sist bestemme hvordan programmet som evolveres fram vil oppføre seg. Det er derfor viktig at det velges en god egnethetsfunksjon. For kurvetilpassing vil egnethetsfunksjonen gjerne være sum av avvik fra kurven, men om formålet er å evolvere ganglag for en robot vil egnethetsfunksjonen eksempelvis måle hvor langt roboten kom seg før den falt.

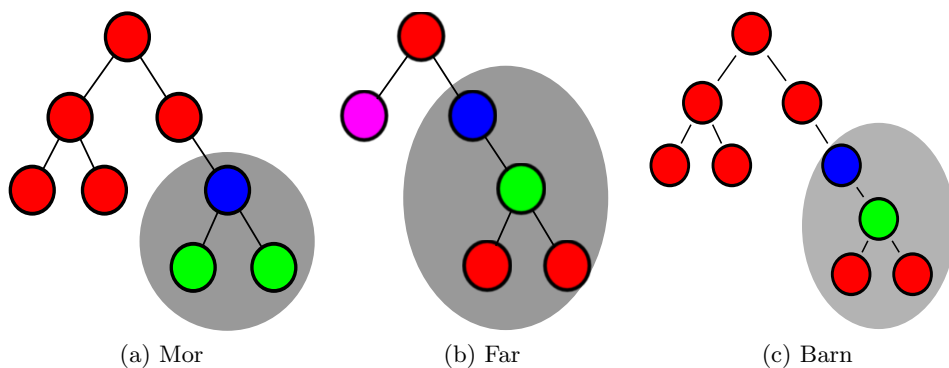
INDIVIDUTVELGELSE I biologien er det funnet at det ikke kun er “den sterkeste rett” som gjelder. Det er like viktig å ha et stort genetisk mangfold for å kunne tilpasse seg endret miljø. I GP er dette like viktig, primært for at evolusjonen ikke skal låse seg i et lokalt optimum. Det finnes flere strategier for utvelgelse av individ som skal overleve til neste generasjon. De vanligste brukte metodene for individutvelgelse er konkurranse, der et antall individer velges tilfeldig og den mest egnede overlever og en metode der sannsynligheten for at et individ velges er proporsjonalt med egnetheten.

EVOLUSJON For at programmet skal kunne utvikles til å bli bedre egnet må det forandres. Inspirert av biologisk evolusjon er det definert ulike genetiske operasjoner som modifierer treets struktur. Koza [21] argumenterer at kryssing er den eneste operasjonen som trengs, men definerer samtidig en del andre genetiske operasjoner, som inkluderer, men ikke er begrenset til de mest brukte:

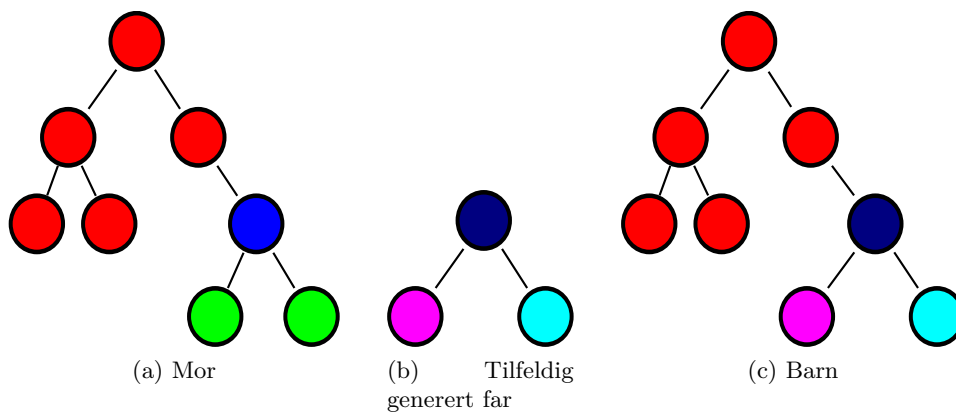
KRYSSING Kan sammenlignes med seksuell reproduksjon. Det velges et morstre og et farstre. Videre velges vilkårlig en gren fra morstreet som blir byttet ut med en vilkårlig valgt gren fra farstreet. Dette er illustrert i figur 2.11.

MUTASJONER I likhet med biologisk mutasjon er dette en forandring i arvematerialet til programmet. Mutasjon foregår på samme måte som kryssing, men det genereres det et vilkårlig farstre som blir krysset med morstreet. Dette vises i 2.12.

KOMBINASJON Ved å kombinere mors- og farstreet under en ny vilkårlig generert node får man den genetiske operatoren kryssing. Dette er illustrert i figur 2.13. Forfatteren kjenner ikke til noen biologisk analogi til denne operasjonen.



Figur 2.11: Den genetiske operatoren kryssing

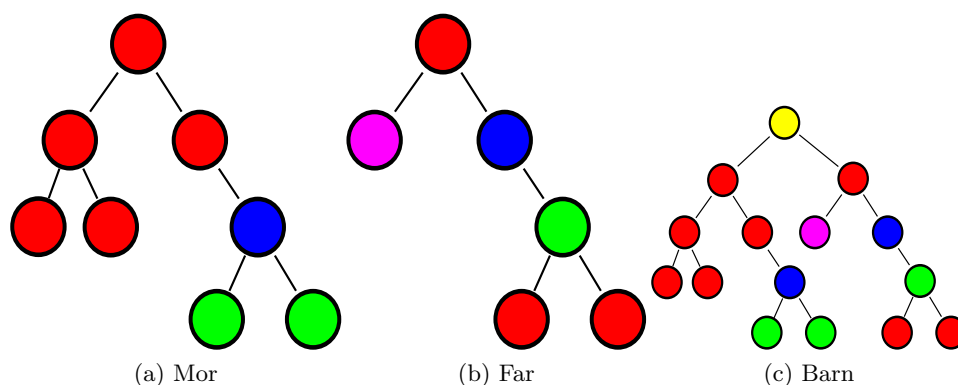


Figur 2.12: Den genetiske operatoren mutasjon

2.3.4.1 Symbolsk regresjon

En av de vanligste brukene for genetisk programmering er symbolsk regresjon. GP brukes da til å finne en funksjon som kan tilpasse en linje til et datasett. Fordelene med å bruke GP til dette er at formen på funksjonen ikke defineres på forhånd, slik den gjøres i alle andre typer regresjon og andre maskinlæringsmetoder som nevralt nettverk. Symbolsk regresjon med GP har dermed den fordelen å kunne ikke bare optimere parametre, men også form. For å kunne bruke GP til symbolsk regresjon må det defineres en fornuftig egnethetsfunksjon, et sett funksjoner og terminaler.

Den mest brukte egnethetsfunksjonen sammenligner den estimerte funksjonen med de kjente punktene og beregner RMS-avvik. Det kan også være fornuftig å straffe høy kompleksitet ved å for eksempel legge utregningstiden, eller en funksjon av denne, til egnethetsverdien. Dette straffer programmer som er har høy beregningskompleksitet uten å være mye bedre egnet.



Figur 2.13: Den genetiske operatoren kombinasjon

En typisk egnethetsfunksjon for symbolsk regresjon er vist i (2.15), der K settes til en faktor for å vekte betydningen av funksjonens størrelse. Størrelsesmålet kan byttes ut med et mål på beregningstid for funksjonen. Egnethetsverdien går fra 0 til 1 hvor 1 er best.

$$\text{egnethet} = \frac{1}{1 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y - f(x))^2 + K \cdot \text{size}(f(x))} \quad (2.15)$$

Avhengig av hvilke egenskaper man tror den estimerte linjen kommer til å ha kan det benyttes algebraiske funksjoner ($+$, $-$, $*$, $/$), trigonometriske (\sin , \cos , \tan), power, hyperbolske funksjoner (\tanh , \sinh) og så videre. For å unngå problemer med deling på null og andre udefinerte tilstander er det vanlig å benytte beskyttede funksjoner for funksjoner som ikke er veldefinerte. Eksempelvis brukes det en delingsfunksjon som returnerer 0 ved deling på 0. Dette gjør at programmet kan kjøres uavhengig av input.

Terminalene bør bestå av målingene man ønsker å benytte til regresjon i tillegg til noen tilfeldig valgte konstanter.

2.3.5 Feilmål

For å undersøke hvor god en modell er i forhold til virkeligheten er det nødvendig å definere noen feilmål.

MSE Et mye brukt mål på feilen er gjennomsnittet av det kvadrerte avviket (eng. *mean square error*, MSE) mellom modellen og virkeligheten. MSE er gitt i likning (2.16) hvor $e_i = x - \hat{x}$.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2.16)$$

Ulempene med MSE er at utliggerer tenderer til å vektes mye ettersom feilene kvadreres i tillegg til at MSE representeres i målets enhet i andre. For en estimator uten bias er MSE lik variansen.

RMSE Et mye brukt mål på feilen er roten av gjennomsnittet av det kvadrerte avviket (eng. *root mean square error*, RMSE) mellom modellen og virkeligheten. RMSE er gitt ved

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2} \quad (2.17)$$

Ulempene med RMSE er at utliggerer tenderer til å vektes mye ettersom feilene kvadreres. Fordelen ligger i at RMSE representeres i samme enhet som det opprinnelige målet. For en estimator uten bias er RSME lik standardfeilen. Det er vanlig å normalisere RMSE (NRMSE) og oppgi det i prosent av målingens omfang ($X_{max} - X_{min}$). Dette tallet sier da noe om hvor god eller dårlig modellen er, hvor et lavere tall er bedre og 0 er optimalt.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{X_{max} - X_{min}} \quad (2.18)$$

MAE Gjennomsnittlig absoluttverdi av avviket (eng. *mean absolute error*, MAE) kan brukes som et feilmål som ikke vekter alle likt. Utliggerer blir ikke straffet mer enn andre verdier slik de blir i MSE og RMSE. MAE er gitt ved

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e_i| \quad (2.19)$$

Kapittel 3

Mål med studien

Formålet med studien er finne sammenhenger mellom kontaktkraft mellom elektrode og hud og bevegelsesartefakter for å bedre muligheten til å bruke EMG til proporsjonal kontroll av en aktiv underarmsprotese. Dette gjøres ved å utvikle en ny type EMG-elektrode som i tillegg til å måle EMG-signaler måler kontaktkraft mellom huden og elektroden. Et forsøk skal utføres med den nyutviklede elektroden og bidraget til de målte bevegelsesartefaktene fra varierende kontaktkraft skal undersøkes ved hjelp av maskinlæringsmetoder.

Kapittel 4

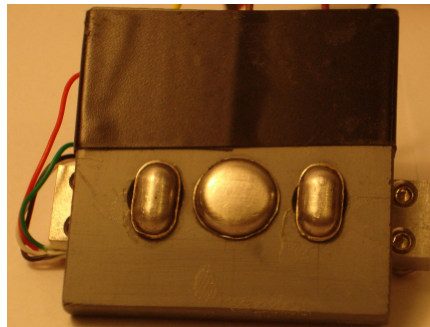
Utvikling av elektrode med integrert kontaktkraftmåling

For å samtidig kunne måle overflate-EMG-signaler og kontaktkraft mellom hud og elektrode, ble det utviklet en overflate-EMG-elektrode med innebygd kraftsensor. Sensoren er sterkt inspirert av [30] og [15] som utviklet lignende sensorer basert på henholdsvis kraft-sensitive resistorer og strekkklapper. Den utviklede sensoren er basert på EMG-sensoren fra [30] og kraftmåleprinsippet fra [15].

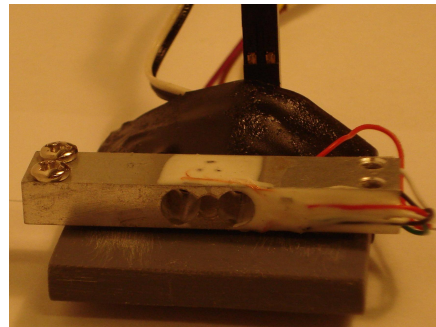
4.1 Valg av EMG-sensor

Hovedformålet med forsøket var å bedre måling av elektromyografiske signaler for protesebrukere. Ettersom det utelukkende brukes tørre overflate-EMG-elektroder i proteser ble det brukt en overflate-EMG-elektrode som var tilgjengelig fra tidligere forsøk ([30]), Otto Bock 13E125[6] elektrode med modifisert hus. Elektroden består av to signalelektroder samt en større referanseelektrode plassert mellom de to signalelektrodenes og brukes til bipolar måling (se kapittel 2.2.1.3). Avstand mellom signalelektrodenes (senter til senter) er 20mm, og det er 10mm fra senter av signalelektrodenes til jordelektroden. Elektrodenes antas å være lagd av en ukjent rustfritt stål-legering.

Elektroden med det modifiserte huset ble vesentlig større enn elektroder som brukes i proteser, men for eksperimentelt bruk var størrelsen akseptabel. Elektroden kan enkelt byttes ut med en fysisk mindre, eller brukes i sin opprinnelige form, for implementering i en protese. Dette vil dog sette større krav til miniatyrisering av kraftmålerne.



(a) Elektroden sett undenfra



(b) Elektroden sett fra siden med målebrosen festet rett over elektrodene

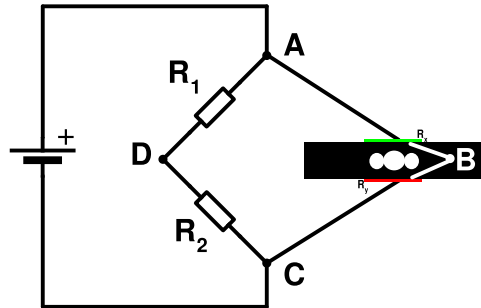
Figur 4.1: Foto av den eksperimentelle elektroden med innbygd kraftmåler

4.2 Valg av kraftmåler

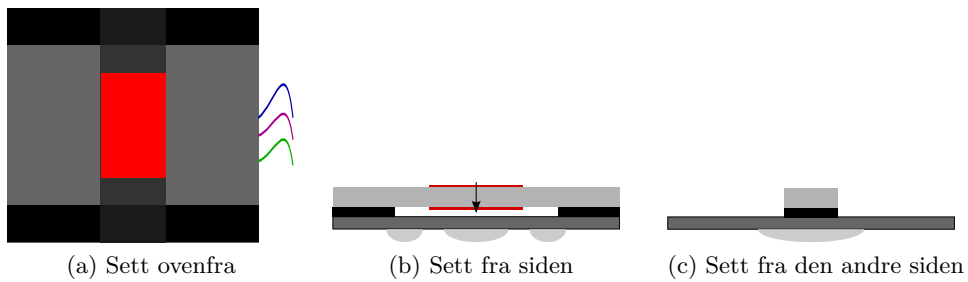
Gomez viste i [15] at strekkklapper kan egne seg godt til å måle kontaktkrefter mellom elektrode og hud. Strekkklapper finnes i et utall størrelser og former og kan dermed lett implementeres også i mindre elektroder. Til den eksperimentelle sensoren ble det grunnet tids- og budsjettspørsmål benyttet en ferdig strekkklappbasert målebro hentet fra en brevvekt. Utprøving viste at målebrosen var tilstrekkelig lineær til kunne benyttes direkte.

Plassering av kraftmåleren på EMG-elektroden ble utredet og det ble blant annet foreslått å legge strekkklapper i gummitappene som vanligvis fester elektroden i protesen (figur 4.4a) eller å støype en strekkklapp inn i en gummiplate elektroden kunne hvile på (figur 4.4b). Det ble bestemt at for dette eksperimentet, og med det tilgjengelige utstyret, var det akseptabelt å feste målebrosen direkte på elektroden. Denne festemetoden krever at påtrykt kraft kommer normalt på midten av elektroden for at festeordningen ikke skal påvirke den målte kraften. Dette ble tatt hensyn til under gjennomføring av forsøket.

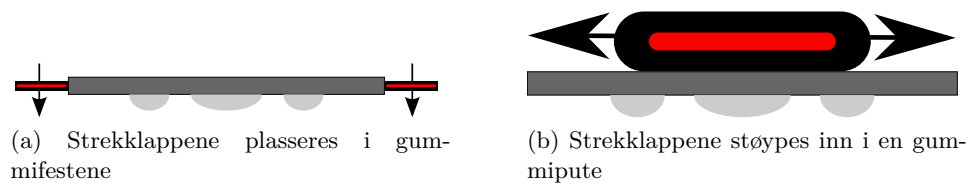
For å forsterke signalet fra strekkklappbroen ble det benyttet en instrumenteringsforsterker rekvirert fra Omega Verksted (TI INA126P). Forsterkeren ble drevet med to ordinære AA-batterier og ga sammen med strekkklappbroen et lineært signal fra -1, 1 volt på 1000 ganger forsterking.



Figur 4.2: Målebro for kraftmåling med strekkklapper. Signalet måles mellom D og B gjennom en instrumenteringsforsterker.



Figur 4.3: Den egenutviklede overflate-EMG-elektroden fra ulike sider.



Figur 4.4: Alternative plasseringer av kraftmåler

Kapittel 5

Forsøksprotokoll

Det ble gjennomført et forsøk for å identifisere sammenhenger mellom målt overflate-EMG, kontaktkraft mellom elektrode og hud og målt muskelkraft. Dette kapitlet definerer forsøksprotokollen og beskriver laboppsettet.

5.1 Laboppsett

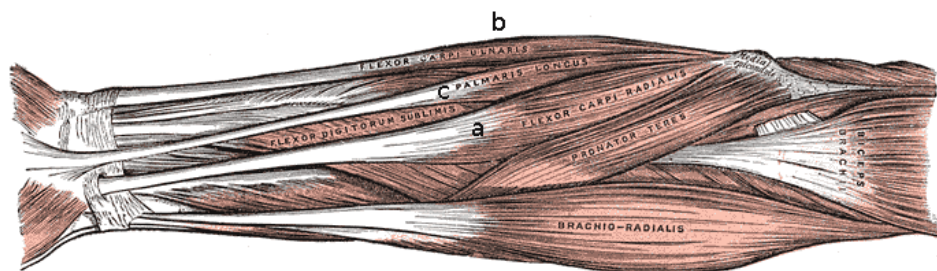
Følgende utstyr ble benyttet til å samle inn data.

- Digitimer Ltd NL844 Pre-amplifier
- Digitimer NeuroLog. NL900AD
- Digitimer NL820A isolator
- BNC-2090 National Instruments
- PCI6251, DAQ kort
- Instrumenteringsforsterker TI INA126 med 1000x forsterkning
- Egenutviklet EMG-elektrode (se kapittel 4)
- HBM Waagezelle Z6FC3 for måling av muskelkraft

5.2 Forsøk

5.2.1 Valg av elektrodeplassering

Hovedbruksområdet for en elektrode med innbygd kraftmåler for å måle kontaktkraft vil være i proteser, spesielt underarmsproteser. Dagens underarmsproteser inneholder allerede EMG-elektroder som måler en eller flere muskler i underarmen.



Figur 5.1: Underarmens anatomi. Figur hentet fra [16].

Det ble derfor valgt å undersøke fleksjon av håndledd. Det er hovedsakelig tre muskler som bidrar til denne bevegelsen.

- Flexor Carpi Radialis (fig 5.1a)
- Flexor Carpi Ulnaris (fig 5.1b)
- Palmaris Longus (fig 5.1c)

Etttersom Palmaris Longus ikke finnes hos 17% av befolkningen [35], ble denne muskelen utelukket som kandidat. Forsøk viste at måling av Flexor Carpi Radialis ga best resultater og ble derfor valgt.

Måling ble foretatt på testpersonens ikke-dominante hånd. Dette fordi det viser seg at amputerte nesten alltid skifter dominant hånd til den uskadete siden[20]. (En høyrehendt med amputert høyre hånd vil bli venstrehendt og protesen vil følgelig alltid bæres på den ikke-dominante hånden.)

Anbefalingene fra SENIAM [17] om elektrodeplassering ble fulgt og elektrodene følgelig plassert mellom innervasjonsområdet og senen.

5.2.2 Måleoppsett

Målingen fra EMG-elektroden ble forsterket gjennom NL844, rutet gjennom NL82A før den ble filtrert på 500Hz og samlet på 1000Hz (Nyquist-teoremet). De andre signalene (kontaktkraft, kraftcelle) hadde mye lavere båndbredde og var allerede forsterket. De ble derfor koblet utenfor NL844, men ble for enkelthets skyld samlet og filtrert på samme frekvens som EMG-signalet.

Signalene ble samlet i Labview [5] og ble skrevet til fil for videre behandling i Matlab [18].

5.2.3 Forsøksprotokoll

Protokollen er sterkt inspirert av [30].

Forsøket har som hensikt å måle overflate-EMG ved fleksjon av håndleddet samtidig som kraft påføres overflateelektroden. En kraftcelle måler hvor kraftig fleksjon av håndleddet forsøkspersonen utfører.

Det ble brukt isometrisk kontraksjon for å hindre at elektroden skulle bevege seg i forhold til hudens overflate. For å påtrykke nødvendige forstyrrelser i form av økt kontaktkraft ble det brukt en penn for å påføre kraft perpendikulært på elektroden. Kraften ble påført midt på elektroden for å sikre at kraftmåleren skulle fange opp alle bidrag.

Forsøkspersonen ble plassert sittende ved et bord hvor kraftcellen var montert. Elektroden ble teipet på plass over flexor carpi radialis slik at kontaktkraften mellom elektrode og hud, som stammet fra teipen, ble fanget opp av strekkklappene. Håndleddet ble støttet opp foran kraftcellen og kraftcellen montert rundt hånden med en stropp. For å forhindre at målingene ble forurenset av aktivitet fra andre muskler, primært fingerbøyerne ble forsøkspersonen instruert om å slappe helt av i fingrene. Et bilde av oppsettet finnes i figur 5.2.



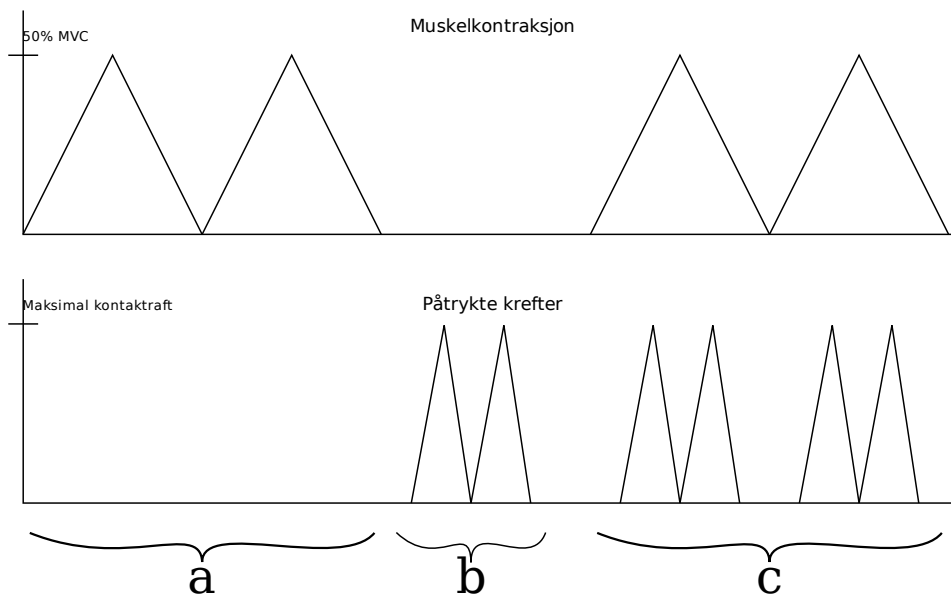
Figur 5.2: Forsøkspersonen med elektrode montert over flexor carpi radialis og hånden festet på kraftcellen

Forsøkspersonen ble instruert til å utføre et utvalg kontraksjoner for å muliggjøre kalibrering og dekke de målingene som var nødvendige samtidig som det ble påført kraft på elektroden ved hjelp av en penn. Bevegelsene som ble utført finnes i tabell 5.1. Figur 5.3 viser hvordan det er ønskelig at målingene skal se ut.

Alle bevegelsene ble tatt opp tre ganger og det opptaket som så best ut (ingen av signalene i metning, testpersonen slappet tilstrekkelig av når han skulle) ble valgt. Forsøket ble gjentatt tre ganger for å sikre at målingene var generelle nok. Elektroden ble tatt av og reapplikert mellom hvert forsøk, da elektrodeplassering vil kunne påvirke målingen. Dette ga nok data til å kunne ha et trenings-sett, et testsett og et validerings-sett.

Bevegelse	Med forstyrrelse	Uten forstyrrelse
0% MVC	X	X
100% MVC	-	X
50% MVC	-	X
2 kontraksjoner til 50% MVC	X	X

Tabell 5.1: Målte bevegelser



Figur 5.3: Ønskede målinger. a) 2·50% MVC uten forstyrrelse b) 0% MVC med forstyrrelse c) 2·50% MVC med forstyrrelse

Kapittel 6

Metode og implementering

For å belyse problemstillingen ble det valgt å estimere reell muskelkraft basert på målinger av overflate-EMG, samt kontaktkraft. Det ble benyttet en kraftcelle for å måle reell muskellkraft. Oppgaven kan sies å være vellykket om en estimering med grunnlag i både overflate-EMG-måling og kontaktkraft viser seg å være bedre enn estimering med kun overflate-EMG. Det brukes statistiske- og maskinlæringsmetoder, introdusert tidligere i oppgaven, til å foreta estimeringene.

All matlabkode brukt i implementering, samt rådata fra forsøket, finnes som elektronisk vedlegg.

6.1 Overflate-EMG prosessering

Det rå overflate-EMG-signalet ble lagret til fil fra Labview under forsøket og ble deretter importert i Matlab. Bevegelsesartefakter har et frekvensområde på $<20\text{Hz}$ [8]. Ved å høypassfiltrere EMG-signalet ved 20Hz før egenskapsekstraksjon kan mesteparten av bidraget fra disse fjernes, samtidig som mesteparten av frekvensinnholdet til EMG-signalet ikke påvirkes. Ettersom formålet med denne oppgaven er å finne sammenhenger mellom kontaktkraft og overflate-EMG-signal ble det valgt å behandle signalet på to ulike måter.

Signalet høypassfiltreres på 20Hz med et 4-ordens butterworth-filter før egenskapsekstraksjon, for å fjerne mesteparten av bevegelsesartefaktene. Det er dermed mulig å bruke kontaktkraftmålingen til å redusere bidragene fra bevegelsesartefakter som overlever filtreringen. Det kan argumenteres at det er disse artefaktene som er vanskeligst å filtrere bort uten å miste mye av EMG-spekteret og som har størst behov for å bli fjernet gjennom en kontaktkraftmåling.

I det andre tilfellet høypassfiltreres signalet på 1Hz før egenskapsekstraksjon, for å fjerne eventuell bias. Tilnærmet alle bidrag fra bevegelsesartefaktene blir beholdt og forhold mellom kontaktkrefter og bevegelsesartefakter kan undersøkes.

6.1.1 Valg av EMG-egenskaper

De tre egenskapene introdusert i kapittel 2.2 ble benyttet (AAV, VAR, ZC). Både lineær og kvadratisk mapping ble forsøkt med alle egenskapene for seg selv, samt en kombinasjon av alle trekkene og kontaktkraftmålingen. Maskinlæringsmetodene (nevralt nett og GP) ble kun kjørt med alle trekkene samt kontaktkraftmåling som input, da metodene i teorien burde velge de målingene som er best egnet. For å redusere beregningstiden ble signalet nedsamplet etter egenskapsekstraksjon var gjennomført. Ettersom håndleddets dynamikk ligger godt innenfor 20Hz ble signalet nedsamplet til 40Hz (Nyquistfrekvens 20Hz).

6.2 Muskelkraftestimering

6.2.1 Lineær mappingfunksjon

Det ble benyttet en lineær mappingfunksjon som mapper de elektromyografiske målingene til et muskelkraftestimat. Funksjonen kommer direkte fra 2.8.

$$f(X) = W^T X + \omega_0 \quad (6.1)$$

$$f(X) : X \rightarrow F_m \mid \min_{F_m} (F_m - \hat{F}_m)^2 \quad (6.2)$$

$$F_m = \hat{g}(f(X)) \quad (6.3)$$

Optimale parametre for W og ω_0 ble funnet med minste kvadraters metode. Funksjonen `firstOrderEstimation.m` fra [13] (se appendiks A) implementerer dette i Matlab. Optimal W ble beregnet med data fra treningssettet og F_m estimert for test- og valideringssettet.

6.2.2 Kvadratisk mappingfunksjon

På samme måte som over benyttes en kvadratisk mappingfunksjon.

$$f(X) = X^T W_1 X + W_2^T X + \omega_0 \quad (6.4)$$

Optimale parametre for W_1 , W_2 og ω_0 ble funnet med minste kvadraters metode. Funksjonen `SecondorderEstimation.m` fra [13] (se vedlegg B) implementerer dette i Matlab. Optimale W_1 , W_2 ble beregnet med data fra treningssettet og F_m estimert for test- og valideringssettet.

6.2.3 Nevrale nett

Et nevralt nettverk med ett skjult lag med fire noder ble implementert i Matlab ved hjelp av Matlab Neural Network Toolbox. Det ble benyttet et feed-forward-nettverk med bakpropagerende læring. Inngangslaget hadde fire noder, for å kunne ta inn de tre ulike EMG-signalene i tillegg til kontaktkraftmålingen. Det ble benyttet ett skjult lag med fire noder hvor tansig ble valgt som transferfunksjoner i alle nodene. I utgangslaget ble det valgt lineære funksjoner.

Nettverket ble trent med data fra trenings-settet og testet med data fra test-settet. Til slutt ble det ferdige nettverket benyttet til å kalkulere F_m for alle de tre settene.

Grunnet det nevrale nettets stokastiske egenskaper ble nettverket trent 50 ganger. Det nettverket som hadde minst RMS-avvik fra trenings-settet ble valgt.

Matlab-koden for implementering av nettverket kan finnes i appendiks C og er en lett modifisert versjon av metoden benyttet i [13].

6.2.4 Genetisk programmering

Det ble benyttet genetisk programmering for symbolsk regresjon for å finne en optimal mappingfunksjon uavhengig av orden og linearitet. Dette ble implementert med GPLAB[38], en fri og åpen toolbox til Matlab for genetisk programmering. GPLAB er svært modulært og inkluderer kode for de mest brukte evolusjonære metoder, noen ferdige egnethetsfunksjoner for blant annet symbolsk regresjon, et vell av ulike funksjoner som kan benyttes i de genetiske programmene og ulike metoder for å generere den initielle populasjonen.

Til tross for at kode for et komplett funksjonssett er inkludert i GPLAB er det enkelt å bygge den ut med for eksempel nye egnethetsfunksjoner og funksjoner som kan benyttes i de genetiske programmene.

Funksjoner	tan,mylog,mydivide,mypower,plus,custom_tf, myle,sin,cos,mysqrt,mytansig,abs minus,times,sin,cos,mysqrt,mytansig,abs
Populasjon	400
Generasjoner	2600
Initialisering	Ramped-half-and-half
Egnethetsfunksjon	egnethet = $\text{RMSE}(y - \hat{y}) + 32 \cdot \text{antall noder} + K$ hvis treet ikke inneholder kontaktkraftmåling

Tabell 6.1: GPLAB-parametre

Til forsøkene ble det benyttet en egnethetsfunksjon basert på minimering

av RMSE. I tillegg til å minimere RSME ble svært store individer straffet for å unngå at funksjoner skulle vokse uten at egnetheten ble veldig mye bedre. Det ble også innført straff for å ikke bruke kontaktkraftmålingen for å styre evolusjonen i en retning hvor denne ble brukt. I dette tilfellet var høyere egnethet bedre og individutvelgelse ble følgelig basert på høyest egnethetsverdi istedenfor laveste.

Funksjonene ble valgt til et bredt spekter av lineære og ulineære funksjoner, samt en transferfunksjon for å forsøke å fange både lineær og ulineær dynamikk, i tillegg til å få optimalisert filtreringen av signalene. Funksjonene er i stor grad standardfunksjoner fra Matlab, samt beskyttede versjoner av disse. Alle funksjoner med my-prefiks tilsvarer funksjonene uten my-prefiks, men er modifisert til å aldri returnere Inf eller NaN. Mytansig er en approksimasjon av tansig. Funksjonen "custom_tf" er en funksjon som tar inn poler i en andreordens transferfunksjon og en måleserie. En simulering av måleserien som input på den resulterende transferfunksjonen returneres. Om funksjonen blir kjørt med to skalare som input returnerer den 0.

For å velge egnede individer ble turneringsalgoritmen benyttet. Denne sikrer et stort genetisk utvalg, samtidig som de beste individene overlever. I tillegg blir det beste individet fra generasjonen klonet til neste generasjon.

Den genetiske algoritmen ble kjørt med data fra både treningssettet og testsettet. For hver iterasjon ble egnethet regnet for begge datasettene. Grunnet lang beregningstid ble kjøringen stoppet etter 2600 generasjoner.

Det optimale programmet ble til slutt benyttet til å estimere F_m med alle tre datasettene.

Matlabkoden å for kjøre det genetiske programmet finnes i tillegg D.

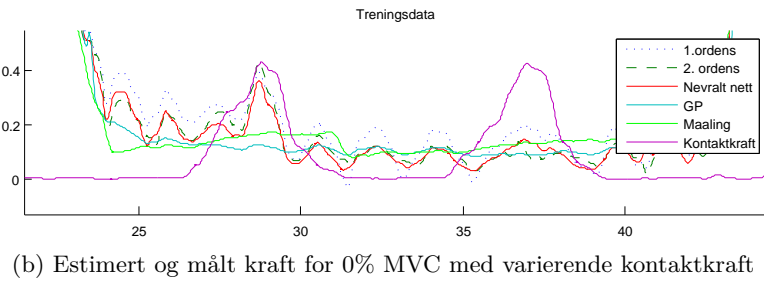
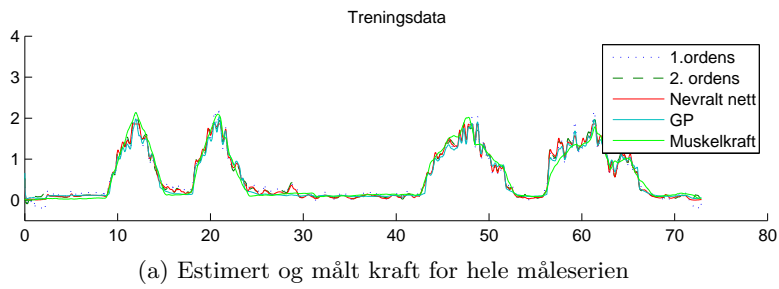
Kapittel 7

Resultater

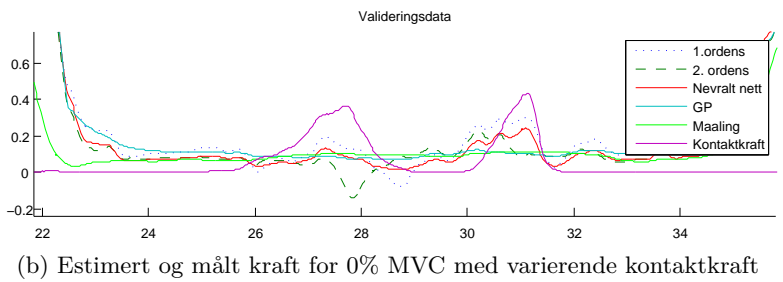
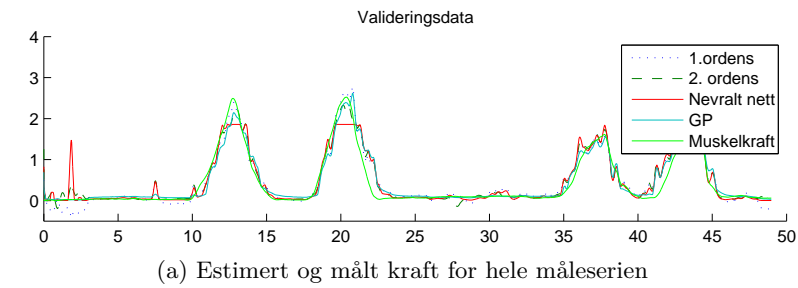
De kvadratiske og lineære mappingfunksjonene ble evaluert med EMG-trekkene hver for seg, samt alle trekkene i tillegg til kontaktkraft. Det nevralt nettverket, samt den genetiske programmeringen ble kun kjørt med alle tilgjengelige input da disse i teorien skal kunne plukke ut de trekkene som er gunstige å bruke.

7.1 Kraftestimering med mye filtrert data

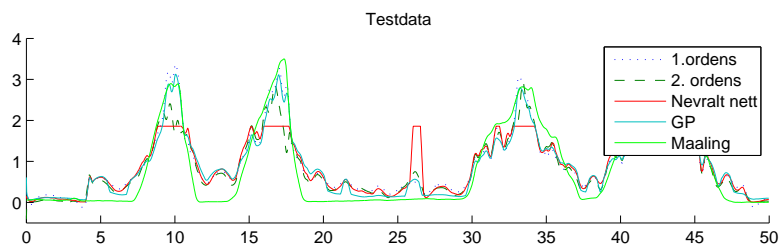
Målt F_m er plottet mot \hat{F}_m estimert med de ulike metodene. For 1. og 2. ordens mappingfunksjoner er kun tilfellet hvor all data er benyttet i estimeringen vist. Det er gjort utsnitt av måleserien hvor testpersonen har holdt muskelen avslappet, mens kontaktkraften er variert, for å visualisere hvor godt estimatene følger F_m under vanskelige forhold.



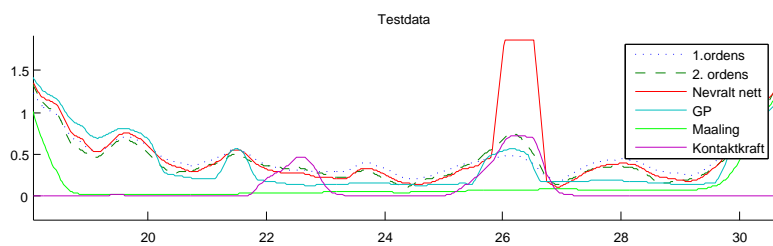
Figur 7.1: Treningsdata



Figur 7.2: Valideringsdata



(a) Estimert og målt kraft for hele måleserien



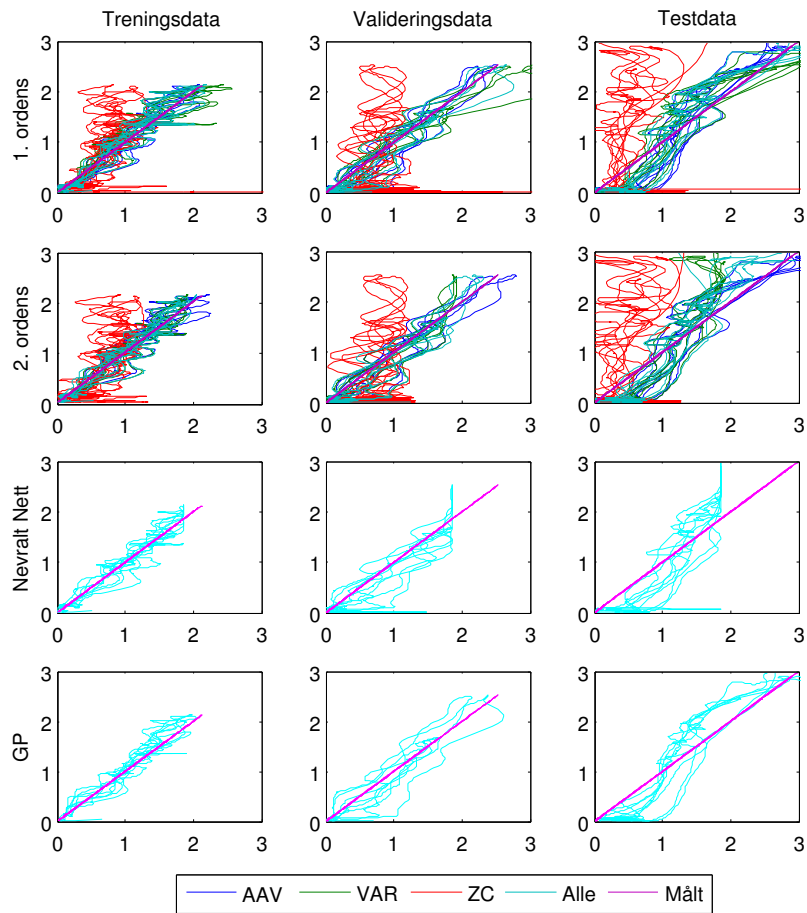
(b) Estimert og målt kraft for 0 %MVC med varierende kontaktkraft

Figur 7.3: Testdata

For både treningsdata (figur 7.1) og valideringsdata (figur 7.2) følger alle metodene F_m godt. Det nevrale nettverket viser tendenser til å være overtrent da det klipper ved 2V i testsettet. Til tross for dette følger estimering med nevral nett F_m godt gjennom partiene hvor kontaktkraften varierer.

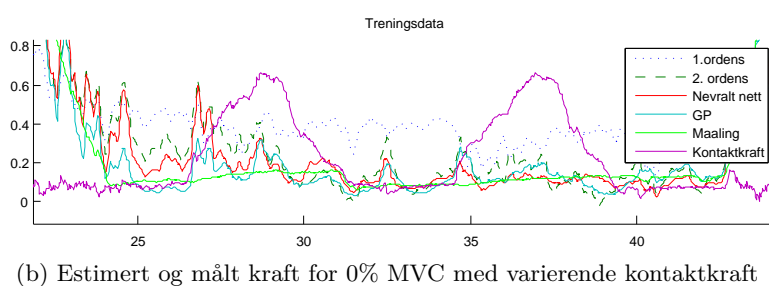
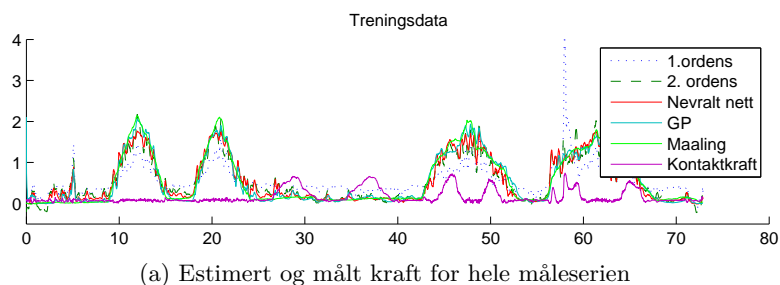
I testdatasettet vises igjen at det nevrale nettverket er overtrent. Kraftes-
 timatet klipper igjen på 2V og ved 25 sekunder gir det et kraftig utslag på
 varierende kontaktkraft.

Figur 7.4 viser estimert kraft plottet mot målt kraft. Det er ønskelig
 med et så lineært resultat som mulig. Her kommer det ennå klarere fram at
 det nevrale nettet klipper ved ca 2V. For første og andreordens mapping-
 funksjonene kommer det tydelig fram at estimatet som inkluderte kontak-
 tkraften er å foretrekke. Estimering med GP ser ut til å følge alle settene
 svært bra.

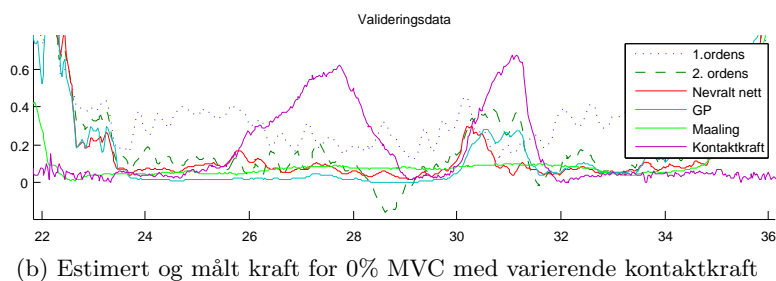
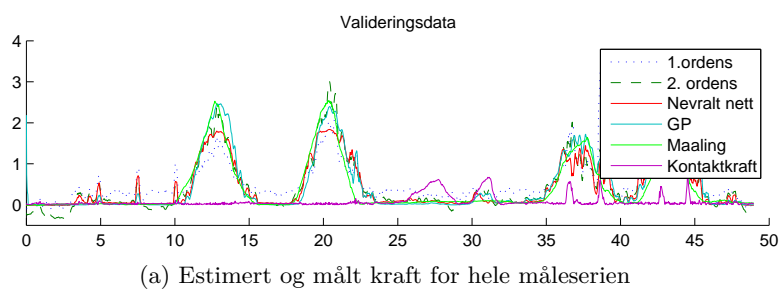


Figur 7.4: Målt muskelkraft (x-aksen) plottet mot estimert muskelkraft (y-aksen) for alle metoder.

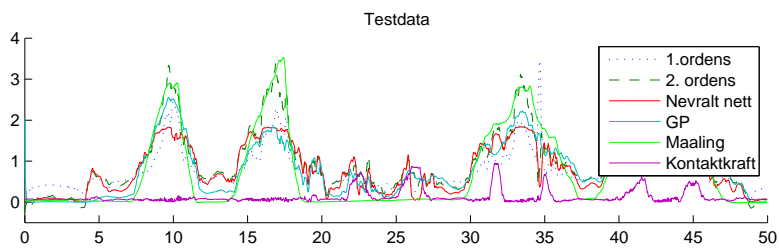
7.2 Kraftestimering med lite filtrert data



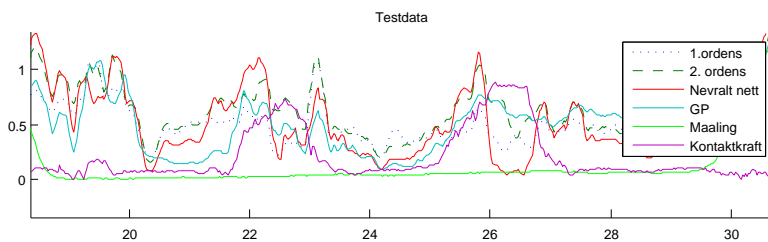
Figur 7.5: Treningsdata



Figur 7.6: Valideringsdata



(a) Estimert og målt kraft for hele måleserien

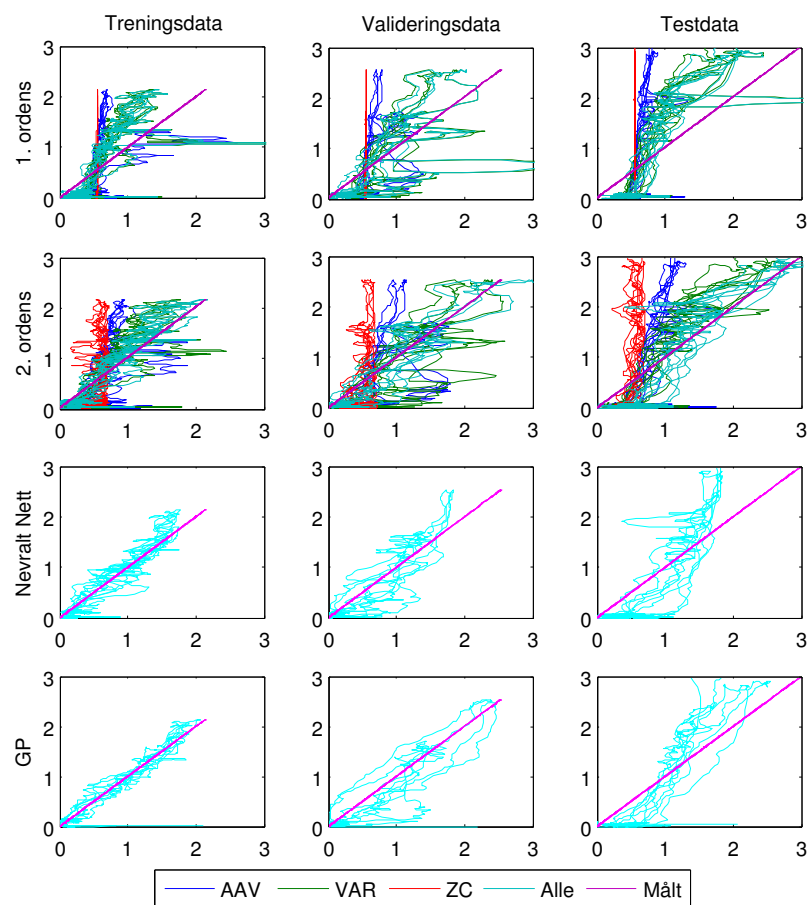


(b) Estimert og målt kraft for 0% MVC med varierende kontaktkraft

Figur 7.7: Testdata

I forhold til det mer filtrerte datasettet er estimatene for dette mer preget av støy. Kraftestimatene følger målingene godt i trenings og valideringssettet, med unntak av 1.ordens estimatet som overestimerer kraften kraftig når kontaktkraften økes ved ca 37 sekunder i testsettet og 56 sekunder i treningssettet. Kraften overestimeres også i hele perioden hvor testpersonen slapper av.

I testsettet følger estimatene i stor grad variasjonen av kontaktkraft. Ved første øyekast ser 2. ordens mappingfunksjonen til å gi minst avvikende estimater.



Figur 7.8: Målt muskelkraft (x-aksen) plottet mot estimert muskelkraft (y-aksen) for alle metoder.

Fra figur 7.8 kommer det tydelig fram at førsteordens estimering ikke er godt nok i dette tilfellet, da estimert kraft i liten grad følger reell kraft. Det nevrale nettverket viser samme oppførsel som ved tilfellet med mer filtrert data, klipping ved ca 2V. Likevel følger det både trenings- og testsettet godt. GP har et stort utslag ved 0V, men følger ellers godt.

7.3 Feilmål

Ved å beregne RMSE for de ulike estimatene kan metodenes nøyaktighet til å estimere F_m sammenliknes. Det benyttes NRSME og alle tallene er oppgitt i prosent av MVC. NRMSE er oppgitt for 1. og 2. ordens mappingfunksjoner for estimat med hver enkelt EMG-egenskap, samt estimat basert på alle egenskapene i tillegg til kontaktkraftmålingen.

I tillegg til NRMSE er maksimalt avvik oppgitt for estimering basert på alle trekk og kontaktkraft. En metode med lav NRMSE, men høyt maksimalt avvik vil ikke være akseptabel for bruk i protesestyring.

7.3.1 Kraftestimering med filtrert data.

Feilmålene bekrefter observasjonene over. Det ser ut til at GP gjør det marginalt bedre enn andreordens mapping-funksjonen på alle datasettene. Førsteordens mappingfunksjonen yter jevnt svært godt både med tanke på NRMSE og maksimal feilestimat for alle settene. Det nevralt nett yter gir dårligst resultat både i validerings- og treningssettet.

NRMSE reduseres betraktelig for 1. og 2. ordens funksjoner når det tas hensyn til kontaktkraften.

	AAV	MVAR	ZC	Alle	max(avvik) for "Alle"
1. ordens	3,2	3,25	8,74	2,89	12.1
2. ordens	3,09	2,74	8,08	2,36	12.13
Nevralt nett	-	-	-	2,35	11.21
GP	-	-	-	2,36	11.43

(a) RMS-avvik i % av MVC for treningsdata

	AAV	MVAR	ZC	Alle	max(avvik) for "Alle"
1. ordens	3,99	3,55	12,76	3,34	14,52
2. ordens	3,55	3,65	11,91	3,32	22,21
Nevralt nett	-	-	-	3,97	25,87
GP	-	-	-	3,30	16,75

(b) RMS-avvik i % av MVC for valideringsdata

	AAV	MVAR	ZC	Alle	max(avvik) for "Alle"
1. ordens	7,58	7,04	17,56	6,76	16,52
2. ordens	7,05	9,33	17,49	7,27	19,24
Nevralt nett	-	-	-	9,1	31,87
GP	-	-	-	6,92	18,92

(c) RMS-avvik i % av MVC for testdata

Tabell 7.1: RMS-avvik for filtrert data

7.3.2 Kraftestimering med mindre filtrert data

Med mindre filtrerte data er det største målte avviket for de ulike metodene mye større enn for tilfellet med mer filtrert data. Førsteordens mapping-funksjonen har mer enn firedoblet maksimalt feilestimat i forhold til tilfellet med mer filtrert data. Det nevralt nett og andreordens mappingfunksjonen yter tilnærmet likt på alle datasettene. Til tross for at GP leverer et

lavt NRMSE i alle datasettene er maksimal feil opp til dobbelt så stor som for andreordens mappingfunksjonen.

NRMSE for 2. ordens mappingfunksjonen halveres når det tas hensyn til kraftmålingen i treningssettet, mens forskjellen er mye mindre i testsettet.

	AAV	MVAR	ZC	Alle	max(avvik) for "Alle"
1. ordens	9,91	7,31	10,88	7,17	54,97
2. ordens	8,71	5,34	10,37	3,78	19,24
Nevralt nett	-	-	-	2,99	15,49
GP	-	-	-	2,24	37,47

(a) RMS-avvik i % av MVC for treningsdata

	AAV	MVAR	ZC	Alle	max(avvik) for "Alle"
1. ordens	10,18	7,69	11,70	6,93	46,55
2. ordens	9,11	6,46	11,71	4,45	17,01
Nevralt nett	-	-	-	4,31	17,52
GP	-	-	-	4,48	38,14

(b) RMS-avvik i % av MVC for valideringsdata

	AAV	MVAR	ZC	Alle	max(avvik) for "Alle"
1. ordens	16,6	10,86	17,90	10,69	34,12
2. ordens	14,11	8,31	17,51	8,24	28,05
Nevralt nett	-	-	-	9,54	31,87
GP	-	-	-	4,48	39,2

(c) RMS-avvik i % av MVC for testdata

Tabell 7.2: RMS-avvik for ufiltrert data

Kapittel 8

Diskusjon

Fra kapitlet om elektromyografi og bevegelsesartefakter kommer det klart fram at kontaktkraften mellom elektrode og hud vil påvirke det målte bevegelsesartefaktet. Det er ikke forsøkt å utvikle en modell som kan beskrive størrelsen på det målte bevegelsesartefaktet ut fra endring i kontaktkraft da dette er en svært omfattende oppgave.

For å undersøke forhold mellom kontaktkraft og bevegelsesartefakt er det derfor estimert reell muskelkraft hvor både overflate-EMG-målingen og kontaktkraften er benyttet som likeverdige signaler. Det er vist at estimering hvor det er tatt hensyn til kontaktkraften estimerer mer nøyaktig (lavere NRMSE) og med lavere maksimal feil enn estimering hvor det ikke er tatt hensyn til kontaktkraften. Genetisk programmering virker lovende og gir resultater som kan konkurrere med og i noen tilfeller være bedre enn både mappingfunksjonene og nevralt nettverk.

8.1 Eksperimentell elektrode

Den eksperimentelle elektroden med innebygd kontaktkraftmåler, diskutert i kapittel 4, fungerte godt til det enkle eksperimentet som ble utført. Til bruk i protesestyring kommer dagens design til kort på flere punkter. Kraftmåleren er avhengig av at elektroden blir påtrykt kraft normalt, midt på elektroden, for at den skal registrere riktige verdier. Videre er elektroden for stor til å få plass i en standard protese. Dette løses svært enkelt ved å benytte elektroden i sin opprinnelige form.

For å løse problemet med kraftmåleren er det anbefalt to alternative plasseringer av strekkklappene (figur 4.4), som fysisk får plass i en ordinær EMG-elektrode til protesebruk. Alternativene løser også problemet med at kraften må komme normalt på elektroden for å bli målt korrekt. De alternative plasseringene er ikke forsøkt implementert.

8.2 Metoder

Det ble valgt å behandle den rå EMG-målingen på to ulike måter for å sammenlikne maskinlæringsmetodene som ble benyttet. Den mest brukte metoden for å fjerne bevegelsesartefakter er å høypassfiltrere EMG-signalet på 20Hz. Dette fjerner mesteparten av bidraget fra bevegelsesartefaktene. Signalet ble derfor filtrert på 20Hz før maskinlæringsteknikkene ble brukt for å estimere virkelig muskelkraft. Målet var å finne sammenhenger mellom målt kontaktkraft og artefakter for å bedre muskelkraftestimatet.

I det andre tilfellet ble EMG-signalet filtrert så lite som mulig for å beholde hele bidraget fra bevegelsesartefaktene. Om det finnes en sammenheng mellom kontaktkraft og artefakt burde størrelsen på bevegelsesartefaktene bli kraftig redusert ved hjelp av maskinlæringsmetodene. Om maskinlæringsmetodene ikke klarer å redusere bidraget kraftig viser dette enten at metodene er for dårlige, det er andre faktorer som også bidrar til bevegelsesartefakter eller at det er liten korrelasjon mellom artefaktene og kontaktkraften.

Tidligere forskning på området har benyttet seg av maskinlæringsmetoder, [30], eller rent teoretiske framgangsmåter som modeller av elektrodehud-kobling (se for eksempel [34] og kapittel 2.2.2.2). I denne oppgaven er det i tillegg til metodene benyttet i [30] benyttet genetisk programmering for symbolsk regresjon. Første og annenordens mappingfunksjonene som ble benyttet er i teorien et undermengde av utfallsrommet til det genetiske programmet. Om overtrening unngås og programmet får kjøre lenge nok burde symbolsk regresjon derfor yte bedre enn disse metodene. Det samme kan sies om nevralt nettverk.

8.2.1 Det mye filtrerte settet

Tabell 7.1 viser at førsteordens mappingfunksjon yter svært godt i forhold til andre metoder for datasettet som har blitt filtrert mye. Førsteordens mappingfunksjonen skårer svært godt på nøyaktighet (NRMSE) og har minst maksimalt avvik i alle settene. På testsettet er førsteordensfunksjonen desidert best. Dette tyder på at de andre metodene er overtrente. GP yter tilnærmet likt med annenordensfunksjonen på det filtrerte datasettet, mens det nevralt nettet oppnår de dårligste resultatene på testsettet.

Ved å studere figur 7.3 og 7.4 kommer det tydelig fram at det nevralt nettet er overtrent ettersom det klipper på 2V. Dette betyr enten at feil antall noder i det skjulte laget er valgt, eller at treningsdataen ikke er representativ nok. I dette tilfellet ser det ut til å være en kombinasjon. Treningsdataen inneholder få kraftmålinger over 2V og det nevralt nettet har dermed lært seg å ikke gi ut mer enn dette. Grunnet nettets stokastiske læringsprosess kan dette motvirkes ved å trene nettet på nytt med samme data, eller å mate det mer representativ data. Eksempelvis hadde det kunne vært fordelaktig å sy

sammen et treningsett bestående av deler av test, trening og valideringsettet.

Fra tabell 7.1 kommer det fram at ved å benytte kontaktkraftmålingen i tillegg til de rene EMG-egenskapene for estimering av kraft reduseres NRMSE med 10% og 14% for henholdsvis første og andreordens mapping-funksjoner i testsettet. Tilsvarende reduksjoner ble funnet i de andre settene. Dette tyder på at det er en sammenheng mellom det som er igjen av artefaktene etter filtrering og den målte kontaktkraften.

8.2.2 Det lite filtrerte settet

Når størsteparten av bidraget fra bevegelsesartefakter ikke ble filtrert bort økte maksimalt avvik for alle metodene til omtrent det dobbelte av tilfellet med mer filtrering. Dette tyder på at et større bidrag fra bevegelsesartefaktene overlever prosessering, noe som er å forvente ettersom det mye filtrerte settet inneholder et mye mindre bidrag fra artefakter.

Førsteordens mappingfunksjonen pekte seg ut som den klart dårligste metoden for å estimere kraft, med jevnt over dobbelt så høyt maksimalt avvik og NRMSE som de beste metodene i alle settene bortsett fra testsettet. I testsettet presterte fortsatt førsteordensfunksjonen dårlig i forhold til de andre metodene, men relativt sett bedre enn i de to andre settene. Dette tyder på at sammenhengene mellom kontaktkraft og artefakt ikke kan approksimeres tilstrekkelig med en lineær funksjon. Dette står i sterk kontrast til tilfellet med mye filtrert data. Resultatene viser at artefakter med et frekvensinnhold på mindre enn 20Hz er vanskeligere å approksimere med en lineær funksjon, enn artefaktene som gjenstår etter filtrering.

Genetisk programmering gir gode resultater i form av lav NRMSE, men har et høyt maksimalt avvik. Dette tyder på resultatet fra den genetiske programmeringen med fordel kunne fått trent mere og at maksimalt avvik burde vært inkludert i egnethetsfunksjonen.

Fra tabell 7.2 kommer det fram at ved å benytte kontaktkraftmålingen i tillegg til de rene EMG-egenskapene for estimering av kraft reduserer NRMSE med 2% og 30% for henholdsvis første og andreordens mapping-funksjoner i testsettet. Tilsvarende reduksjoner ble funnet i de andre settene. Dette viser, igjen, sammen med kraftplottet i figur 7.5 at førsteordensfunksjonen ikke burde brukes i dette tilfellet.

En reduksjon av NRMSE med 30% med andreordens mappingfunksjonen når det tas hensyn til kontaktkraftmålingen tyder på at det finnes en sterk sammenheng mellom kontaktkraft og artefakt.

8.3 Genetisk Programmering

I teorien burde genetisk programmering, brukt til symbolsk regresjon, yte bedre enn de andre metodene. Dette betinger derimot et svært godt datasett for trening og uendelig kjøretid. Toolboxen som ble brukt til å implementere

den genetiske algoritmen i denne oppgaven, GPLAB, viste seg å være svært ineffektiv og krevde uforholdsmessig lang beregningstid i forhold til annen liknede programvare. På grunn av fordelene med å benytte GPLAB, tilgang til Matlabs store mangfold av funksjoner, og svært enkel implementering ble det likevel benyttet.

Til å evaluere det genetiske programmet ble det valgt en egnethetsfunksjon som straffet størrelse og RMSE, i tillegg til at den krevde at kontaktkraftmålingen måtte tas hensyn til. Resultatene tilsier at det i tillegg til å benytte RMSE til evaluering burde det bli tatt hensyn til maksimal feil. Etersom bevegelsesartefaktene har kort varighet vil en løsning som følger målingen svært bra, bortsett fra ved bevegelsesartefakter, kunne skåre en lav RMSE verdi og bedømmes som godt egnet.

Grunnet svært lang beregningstid for genetisk programmering er det lite sannsynlig at protesestyring ved hjelp av GP skal kunne trenes online. Dette er en stor ulempe om brukeren ønsker å rekalkibrere protesen grunnet forandringer som kan påvirke målingene. I det ideelle tilfellet ville protesen blitt trent offline før den ble tatt i bruk og resultatet av GP ville vært generisk nok til å fungere under alle forhold. Resultatene i denne oppgaven viser at mer forskning på området er påkrevd før dette blir en reell mulighet.

Kapittel 9

Konklusjoner

Årsakene til bevegelsesartefakter i EMG-målinger er utredet og det er vist at kontaktkraft mellom hud og elektrode kan være korrelert med størrelsen på det målte bevegelsesartefaktet både gjennom at huden strekkes, at ionekonsentrasjonen under elektrode forandres og ved elektrodelføtt.

Ved hjelp av et forsøk med en egenutviklet elektrode for samtidig måling av EMG og kontaktkraft er det funnet sammenhenger mellom kontaktkraft og størrelse på det målte bevegelsesartefaktet. Ved estimering av reell muskelkraft er det funnet opp til 30% reduksjon av NRMSE i tilfeller hvor kontaktkraften er brukt i tillegg til EMG for estimering.

Det er tilstrekkelig å benytte en lineær mappingfunksjon for å estimere reell muskelkraft om EMG-målingene er høypassfiltrert på 20Hz for å fjerne mesteparten av bidraget fra bevegelsesartefakter. Genetisk programmering og kvadratisk mappingfunksjon gir best resultat i det mindre filtrerte tilfellet.

Symbolisk regresjon med genetisk programmering gir tilsvarende eller lavere NRMSE som det nevrale nettet for alle datasett som har blitt filtrert mye, samtidig som det leverte vesentlig lavere maksimalt avvik i testsettet. I tilfellet med lite filtrert data leverer genetisk programmering en halvering av NRMSE i forhold til den nest beste metoden, men gir samtidig det høyeste maksimale avviket.

Genetisk programmering gir lovende resultater og med et mer generelt datasett for trening, en egnethetsfunksjon som inkluderer minimering av maksimalt avvik, samt lengre kjøretid, vil resultatene ytterligere forbedres.

Bibliografi

- [1] Adult grip prehensors. Online: Accessed 20091312. http://www.oandp.com/products/trs/adults/grip_prehensors.asp. 3
- [2] Cable-controlled arm prostheses. Online: Accessed 20091312. http://www.ottobock.com/cps/rde/xchg/ob_com_en/hs.xsl/1940.html. 3
- [3] Hosmer hooks. Online: Accessed 2009.12.13. <http://www.hosmer.com/products/hooks/index.html>. 3
- [4] The open prosthetics project. Online: Accessed 20091312. <http://openprosthetics.org/>. 3
- [5] Labview 8.6, 2006. Software. 31
- [6] Otto bockman. Online: Accessed 20091312, 11 2009. <http://www.ottobock.com>. 17, 27
- [7] R Boostani and M H Moradi. Evaluation of the forearm emg signal features for the control of a prosthetic hand. *Physiological Measurement*, 24(2):309–319, 2003. 9
- [8] E. A. Morin E. L. Merletti R. Clancy. Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography., 2002. 11, 34
- [9] E.A. Clancy and K.A. Farry. Emg amplitude estimation using adaptive whitening. In *[Engineering in Medicine and Biology, 1999. 21st Annual Conf. and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Soc.] BMES/EMBS Conference, 1999. Proceedings of the First Joint*, volume 1, pages 572 vol.1–, 1999. 11
- [10] H de Talhouet and J G Webster. The origin of skin-stretch-caused motion artifacts under electrodes. *Physiol Meas*, 17(2):81–93, May 1996. 15
- [11] Kevin Dolan. Genetic programming source. Online: Accessed 20091312. <http://www.geneticprogramming.us/>. 19

- [12] Dario Farina and Alberto Rainoldi. Compensation of the effect of subcutaneous tissue layers on surface emg: a simulation study. *Medical Engineering & Physics*, 21(6-7):487–497, 1999. 15
- [13] Ander Lyngvi Fougner. Proportional myoelectrical control of a multi-function upper-limb prosthesis. Master’s thesis, NTNU, June 2007. 35, 36
- [14] M. W. Gardner and S. R. Dorling. Artificial neural networks (the multi-layer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*, 32(14-15):2627–2636, 1998. 17
- [15] José Francisco Mainou Gómez. Design of a multi-modal prosthesis input device. Bachelor Thesis, 2009. 27, 28
- [16] Henry Gray. *Anatomy of the human body*, 2000. 31
- [17] Hermie J. Hermens. *European Recommendations for Surface Electromyography: Results of the Seniam Project (SENIAM)*. Roessingh Research and Development, 1999. 31
- [18] The MathWorks Inc. Matlab version 2009b. Natick, Massachusetts, 2009. 31
- [19] National Cancer institute. *muscle_sstructure*, 12 2009. Online: Accessed 20091201 http://training.seer.cancer.gov/images/anatomy/muscular/muscle_structure.jpg. 8
- [20] S. Kestner. Defining the relationship between prosthetic wrist function and its use in performing work tasks and activities of daily living. *Journal of Prosthetics and Orthotics*, 18(3):80–86, 2006. 31
- [21] John R. Koza. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. MIT Press, 1992. 19, 22
- [22] Yan Liu and Michael G Pecht. Reduction of skin stretch induced motion artifacts in electrocardiogram monitoring using adaptive filtering. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, 1:6045–8, 2006. 15
- [23] D.F. Lovely. *Powered Upper Limb Prostheses: Control, Implementation and Clinical Application*. Springer, 2004. 15, 16
- [24] Roberto Merletti and Phillip Parker, editors. *Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications (IEEE Press Series on Biomedical Engineering)*, chapter 5. IEEE Press Series on Biomedical Engineering. Wiley-IEEE Press, 2004. 12
- [25] M. R. Neuman. *Handbook of Biomedical Engineering*, volume 1, chapter Biopotential Electrodes. CRC Press, 1995. 13, 14, 16

- [26] Nrets. Synapse illustration2 tweaked.svg. Online: Accessed 20091312. http://en.wikipedia.org/wiki/File:Synapse_Illustration2_tweaked.svg Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0. 7, 8
- [27] S Odman and P A Oberg. Movement-induced potentials in surface electrodes. *Med Biol Eng Comput*, 20(2):159–66, March 1982. 15
- [28] T Okamoto, H Tsutsumi, Y Goto, and P D Andrew. A simple procedure to attenuate artifacts in surface electrode recordings by painlessly lowering skin impedance. *Electromyogr Clin Neurophysiol*, 27(3):173–6, 1987. 15
- [29] G C Ray and S K Guha. Equivalent electrical representation of the sweat layer and gain compensation of the emg amplifier. *IEEE Trans Biomed Eng*, 30(2):130–2, February 1983. 15
- [30] Marthe Sæther. Practical artifact cancellation for myoelectric control. Master’s thesis, NTNU, 2008. 27, 31, 48
- [31] Olav Sand, Øystein V. Sjaastad, Egil Haug, NewAuthor4, and NewAuthor5. *Menneskekroppen - Fysiologi og anatomi*. Gyldendal Forlag, 2006. 6
- [32] Edward Shwedyk, R. Balasubramanian, and R. N. Scott. A nonstationary model for the electromyogram. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, BME-24(5):417–424, Sept. 1977. 12
- [33] Y St-Amant, D Rancourt, and E A Clancy. Influence of smoothing window length on electromyogram amplitude estimates. *IEEE Trans Biomed Eng*, 45(6):795–800, June 1998. 11
- [34] Dick F. Stegeman, Joleen H. Blok, Hermie J. Hermens, and Karin Roeleveld. Surface emg models: properties and applications. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 10(5):313–326, 2000. 48
- [35] N W Thompson, B J Mockford, and G W Cran. Absence of the palmaris longus muscle: a population study. *Ulster Med J*, 70(1):22–4, May 2001. 31
- [36] Emil S Valchinov and Nicolas E Pallikarakis. An active electrode for biopotential recording from small localized bio-sources. *Biomed Eng Online*, 3(1):25, July 2004. 14
- [37] Ronald E. Walpole, Raymond H. Myers, Sharon L. Myers, and Keying Ye. *Probability & Statistics for Engineers & Scientists*. Prentice Hall, 2002. 17

- [38] E. William and J. Northern. Genetic programming lab (gplab) tool set version 3.0. In *Region 5 Conference, 2008 IEEE*, pages 1–6, April 2008.

Tillegg A

firstOrderEstimation.m

Listing A.1: Descriptive Caption Text

```
1 function [F_e, Fval_e, Ftest_e] = FirstOrderEstimation
   (Tdata, Tval, Ttest, N, Xdata, Fdata, Xvaldata, Fvaldata,
   Xtestdata, Ftestdata)
2 %Pad X for w_o
3 X = [ones(1, Tdata)' Xdata];
4 %Calculate optimal W
5 W=X\Fdata;
6
7 %Estimate F_e
8 F_e = X*W;
9 Xval = [ones(1, Tval)' Xvaldata];
10 Fval_e = Xval*W;
11
12 Xtest = [ones(1, Ttest)' Xtestdata];
13 Ftest_e = Xtest*W;
```

Tillegg B

secondOrderEstimation.m

Listing B.1: Descriptive Caption Text

```
1 function [F_e,Fval_e,Ftest_e] = secondOrderEstimation(  
    Tdata ,Tval ,Ttest ,N,Xdata ,Fdata ,Xvaldata ,Fvaldata ,  
    Xtestdata ,Ftestdata)  
2 % function [F_e,Fval_e,Ftest_e] =  
    secondOrderEstimation(Tdata ,Tval ,Ttest ,N,Xdata ,  
    Fdata ,Xvaldata ,Fvaldata ,Xtestdata ,Ftestdata)  
3  
4 % Tdata , Tval ,Ttse = length of each vector  
5 % N, number of inputs  
6 % Xdata input data  
7 % Fdata output data  
8  
9 %Find optimal W by least squares  
10 %expand for w_0=const  
11 X = [ones(1,Tdata)];  
12  
13 X = [X; Xdata];  
14  
15  
16 for k=N:-1:1  
17     X = [X ;(Xdata(1:k,1:Tdata).*Xdata(N-k+1:N,1:Tdata  
        ))];  
18 end  
19 W = X'\Fdata';  
20 % Calculate F_e(X), the estimate of F(x)  
21 F_e = W*X;  
22  
23 %%%%%% Simulate using validation data  
24 Xval=[ones(1,Tval)];
```

```

25 Xval = [Xval ; Xvaldata];
26
27 for k=N:-1:1
28 Xval = [Xval ;( Xvaldata(1:k,1:Tval).*Xvaldata(N-k+1:N
    ,1:Tval))];
29 end
30
31 Fval_e = W*Xval;
32
33 %%%%%%%%% Simulate using testdata
34 Xtest=[ones(1,Ttest)];
35 Xtest = [Xtest ; Xtestdata];
36
37 for k=N:-1:1
38 Xtest = [Xtest ;( Xtestdata(1:k,1:Ttest).*Xtestdata(N-k
    +1:N,1:Ttest))];
39 end
40
41 Ftest_e = W*Xtest;

```

Tillegg C

neuralNetwork.m

Listing C.1: Descriptive Caption Text

```
1 function [F_e,Fval_e,Ftest_e,net] = neuralNetwork(  
    Tdata ,Tval ,Ttest ,Nx,Nf ,Xdata ,Fdata ,Xvaldata ,  
    Fvaldata ,TfChoice ,HiddenNodes ,Xtestdata ,Ftestdata ,  
    testNet)  
2 % neuralNetwork Uses neural network theory to find a  
    relation  
3 % between a signal matrix X (for N signals and T time  
    steps) and a function  
4 % matrix F.  
5 %Nx number of Nx signals  
6 %Nf Nf output signals  
7 %Hiddennodes _nr of hidden nodes_  
8 % tfchoice -> 'tansig ', 'logsig ', 'purelin ');  
9 % run = 50  
10 % nodes = 10  
11 %Then it generates an estimate F_e of the function  
    matrix F, using the  
12 % neural net.  
13 %  
14 % Finally, the function returns F_e, which is the  
    estimate of F, and  
15 % according results for validation and test sets.  
16 %  
17 %  
18 % See also MAKEDATA, FIRSTORDERESTIMATION,  
    SECONDORDERESTIMATION  
19  
20 % Anders Fougner, anderfo@stud.ntnu.no  
21 % $Revision: 2.0 $Date: 2007/05/20 22:13:00 $
```

```

22 % Modified 2009/12/1 Simen Farstad simenaf@stud.ntnu.
    no
23
24 %get NX and NF
25 Nx = size(Xdata,1);
26 Nf = size(Fdata,1);
27
28 % "Normalization/standardization" of output data
29 [Fdata2,FdataS] = mapminmax(Fdata);
30 [Fvaldata2,FvaldataS] = mapminmax(Fvaldata);
31 [Ftestdata2,FtestdataS] = mapminmax(Ftestdata);
32
33 % Choice of transfer function in the nodes/synapses of
    the NN
34
35 Tfs(1:HiddenNodes,1:Nf) = {TfChoice}; % tansig is
    default
36 disp(['Using ', num2str(HiddenNodes) ' nodes in the
    hidden layer.']);
37
38
39 % Generate a neural network
40
41 net = newff(minmax(Xdata),minmax(Fdata),[
    HiddenNodes Nf],Tfs);
42
43 % Make validation and testing structures
44 VV.P = Xvaldata;
45 VV.T = Fvaldata2;
46
47
48 TV.P = Xtestdata;
49 TV.T = Ftestdata2;
50
51
52 % Train the neural network, but do not print error
    messages
53 net.trainParam.showWindow = false;
54 net.trainParam.show = 1;
55 %[net,tr]=train(net,Xdata,Fdata2,[],[],VV,TV);
56 net = train(net,Xdata,Fdata);
57 % Simulate Xdata and Xvaldata in the NN to
    estimate F and Fval
58 F_e = sim(net,Xdata);

```

```
59     Fval_e = sim(net, Xvaldata);  
60     Ftest_e = sim(net, Xtestdata);  
61 if testNet  
62     net = testNet;  
63 end
```

Tillegg D

runGP.m

Listing D.1: Descriptive Caption Text

```
1 %% rungp.m
2 %This file will run a symbolic regression problem
3 % Simen Farstad 2009/01/12
4
5 %Set all gp parameters
6 p=resetparams;
7 p.savetofile='every10';
8 p.savename = sprintf('%d',k);
9 p=setoperators(p, 'crossover',2,2, 'mutation',1,1);
10 p.operatorprobstype='variable';
11 p.minprob=0;
12 p.hits = [100 10];
13 if verb == 0
14     p.output = 'silent';
15 end
16
17 % Define the functions and terminals
18 p = setterminals(p, 'rand', '0.1', '0.2', '0.3', '0.4', '0.5',
19     '0.6', '0.7', '0.8', '.9', '1', '1.1', '1.2')
20
21 p = setfunctions(p, 'tan',1, 'mylog',1, 'mydivide',2, '
22     mypower',2, 'plus',2, 'minus',2, 'times',2, 'sin',1, '
23     cos',1, 'mysqrt',1, 'mytansig',1, 'abs',1, 'custom_tf',
24     ,2, 'myle',2);
25
26 p.sampling = 'tournament';
27 p.keepvalsize = '1500';
28
29 p.datafilex='inndata_2_3';
30 p.datafiley='utdata_2_3';
```

```
26 p.usetestdata=1;
27 p.testdatafilex='inndata_3_3';
28 p.testdatafiley='utdata_3_3';
29 p.calccomplexity=0;
30 p.depthnodes='2';
31 p.dynamiclevel='2';
32 p.lowerisbetter='1';
33 p.calcfitness='regfitness';
34 p.adjustfitness='linearppp';
35 p.calccomplexity=0;
36
37 % Run the problem
38 [v,b]=gplab(gen,nodes,p);
39
40 %%Save results
41 save(filenamev,'v')
42 end
```