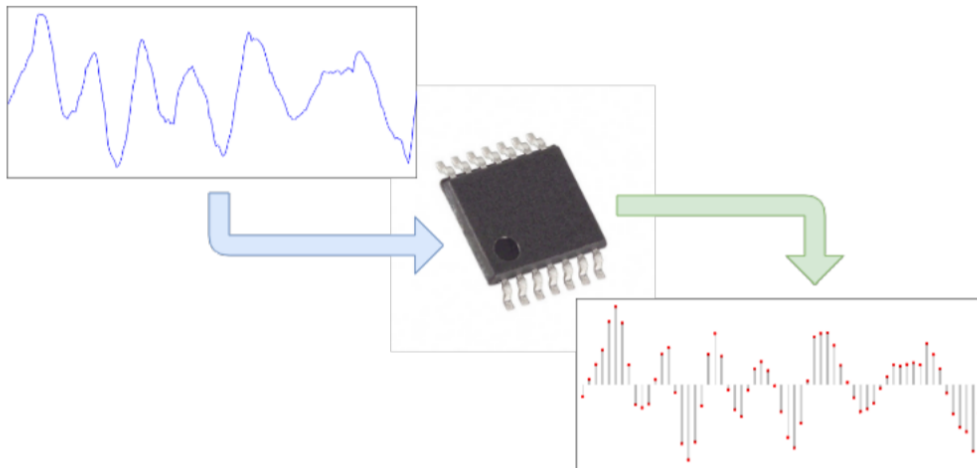




CHALMERS
UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



Jämförelse av två Analoga Front-Ends för Myoelektrisk Mönsterigenkänning

En jämförelsestudie mellan ADS1299 från Texas Instruments
och AD7124 från Analog Devices

Kandidatarbete inom Elektroteknik

Oskar Claeson, Oskar Leander & Joakim Lönn

KANDIDATARBETE EENX15-19-05

Jämförelse av två Analoga Front-Ends för Myoelektrisk Mönsterigenkänning

En jämförelsestudie mellan ADS1299 från Texas Instruments och AD7124 från
Analog Devices

Oskar Claeson, Oskar Leander & Joakim Lönn

Institutionen för Elektroteknik
Forskargruppen Medicinska Signaler och System
Biomechatronics & Neurorehabilitation Laboratory
CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA
Göteborg, Sweden 2019

Jämförelse av två Analoga Front-Ends för Myoelektrisk Mönsterigenkänning
En jämförelsestudie mellan ADS1299 från Texas Instruments och AD7124 från Analog Devices
Oskar Claeson, Oskar Leander & Joakim Lönn

© Oskar Claeson, Oskar Leander & Joakim Lönn, 2019.

Supervisor: Adam Naber, Forskargruppen Medicinska Signaler och System
Examiner: Max J. Ortiz-Catalan, Forskargruppen Medicinska Signaler och System

Kandidatarbete EENX15-19-05
Institutionen för Elektroteknik
Forskargruppen Medicinska Signaler och System
Biomechatronics & Neurorehabilitation Laboratory
Chalmers Tekniska Högskola
SE-412 96 Göteborg
Sweden
Telefon +46 31 772 1000

Omslag: Illustration av en EMG-signals väg genom en Analog Front-End. Återgiven med
tillstånd

Tryckt av []
Göteborg, Sweden 2019

Jämförelse av två Analoga Front-Ends för Myoelektrisk Mönsterigenkänning
En jämförelsestudie mellan ADS1299 från Texas Instruments och AD7124 från Analog Devices
Oskar Claeson, Oskar Leander & Joakim Lönn
Institutionen för Elektroteknik
Chalmers Tekniska Högskola

Abstract

This project is an experimental comparison of two different Analog Front Ends (AFE:s), namely the ADS1299 from Texas Instruments and the AD7124 from Analog Devices. The purpose of the paper is to determine whether the cheaper model AD7124 is suitable for use in portable solutions of electromyographic (EMG) signal acquisition. The comparison was made through measurements of Common Mode Rejection Ratio (CMRR), Input Referred Noise (IRN), Signal-to-Noise Ratio (SNR) and Myoelectric Pattern Recognition (MPR). The EMG signals were detected using a special made wristlet consisting of a silver textrode band, along with one silver/silver-chloride electrode used as reference. The MPR was performed on three different subjects and was made using the software program BioPatRec. Although the AD7124 is considerably cheaper than the ADS1299, it turned out that it is probably not a suitable AFE to use in a prosthesis nor for the treatment method phantom motor execution. As the results from this study implies, the values of the CMRR, IRN, SNR and MPR for the AD7124 simply are not good enough.

This report is written in swedish.

Keywords: AFE, EMG, MPR, BioPatRec, ADS1299, AD7124.

Acknowledgements

We would like to give our thanks to Adam Naber, the supervisor of this project. Thank you Adam for all the help and guidance you provided during the project. We would also like to thank our classmate Johan Nilsson for requesting, and Chalmers University of Technology for founding, this work.

Oskar Claeson, Oskar Leander & Joakim Lönn, Göteborg, Maj 2019

Innehållsförteckning

1	Inledning	1
1.1	Bakgrund	1
1.2	Syfte	1
1.3	Förkortningar	2
2	Teori	3
2.1	Insignaler	3
2.1.1	EMG-signaler	3
2.1.2	Signalupptagning med Elektroder	4
2.1.2a	Kontaktyta	4
2.1.2b	Storlek	4
2.1.2c	Brus och störningar	4
2.1.2d	Crosstalk	5
2.2	Analoga front ends	5
2.2.1	Ingångsimpedans	5
2.2.2	Instrumentförstärkare	5
2.2.3	Sampling	6
2.2.4	AD-omvandlare	6
2.2.5	Flerkanaliga AFE:s	8
2.2.6	Datablad AD7124 och ADS1299	9
2.2.7	Microcontroller Unit	9
2.3	Mjukvaran BioPatRec	9
2.3.1	Digital Signalbehandling	10
2.3.2	Myoelektrisk mönsterigenkänning	11
2.3.2a	Features och Klasser	11
2.3.2b	Övervakad klassificering	12
2.3.2c	Klassificeringsalgoritmen	12
3	Metod och Genomförande	14
3.1	Common Mode Rejection Ratio	14
3.1.1	Mätmetod	14
3.1.2	Genomförande	15
3.2	Input Referred Noise	16
3.2.1	Mätmetod	16
3.2.2	Genomförande	16
3.3	Klassspecifik Träffsäkerhet med MPR	17

3.3.1	Mätmetod	17
3.3.2	Genomförande	17
3.4	Signal-Brusförhållande	17
3.4.1	Mätmetod	17
3.4.2	Genomförande	18
4	Resultat och diskussion	19
4.1	CMRR	19
4.2	IRN	20
4.3	MPR	21
4.4	SNR	22
4.5	Generell Diskussion	24
5	Slutsats	26
	Referenser	27

1

Inledning

1.1 Bakgrund

I naturen finns mängder av djur- och växtarter med olika sorters förmågor. En förmåga vissa djur besitter är att växa ut avlägsnade lemmar [1]. Människan besitter inte denna förmåga, vilket har lett till att man under senare århundraden har utvecklat proteser. Tidiga varianter av dessa består exempelvis av träben. Mer moderna varianter använder sig av faktumet att kroppen kommunicerar med elektriska signaler och att hjärnan fortfarande kan sända ut signaler med intentionen att nå avlägsnade lemmar. Funktionen för protesen bygger på att en EMG-signal, vilken representerar en viss rörelse, avläses och skickas till en styrenhet. Denna enhet reglerar därefter elektriska motorer för att på så vis imitera den avsiktliga rörelsen [2].

När en människa blivit av med en lem finns det problem utöver det faktum att sagd lem inte åter växer ut. Ett av dessa problem är så kallade fantomsmärtor. Dessa smärtor beskrivs som att hjärnan uppfattar signaler från den lem, vilken har blivit avlägsnad. Det vill säga att individen upplever känsel från en icke-existerande kroppsdel. Enligt en studie med 255 deltagande har det visats att upp mot 80 % av individer, vilka har amputerat en lem, upplever symptom av fantomkänsl där majoriteten av dessa är smärtsamma fall [3]. I och med utvecklingen av Virtual Reality (VR) eller Augmented Reality (AR) har ett behandlingssätt kallat Phantom Motor Execution för dessa fantomsmärtor visats vara framgångsrikt [4]. Denna behandling består av att en patient kan styra en virtuell lem, vilken ska representera den amputerade. Detta kan åstadkommas med hjälp av en metod kallad Myoelectric Pattern Recognition (MPR), vilken har på senare år blivit mer uppmärksammas. Metoden handlar om att utnyttja mönster, vilka uppvisas i de bioelektriska signalerna associerade med en viss rörelse. En viktig komponent i denna metod är en så kallad Analog Front End (AFE) vars funktion är att erhålla de bioelektriska signalerna från kroppen, förstärka och därefter digitalisera dem.

1.2 Syfte

Detta projekt syftar till att genom en experimentell undersökning jämföra två olika AFE:er som i dagsläget finns på marknaden, ADS1299 från Texas Instruments och AD7124 från Analog Devices. Detta för att dessa två AFE:er har stor prisskillnad, ADS1299 kostar ca 500 kr på marknaden idag och AD7124 kostar ca 100kr. På så vis syftar projektet även till att avgöra om en mer ekonomisk variant kan väljas för att öka tillgängligheten till behandlingar av fantomsmärtor.

För att avgöra kvalitén och lämpligheten för dessa AFE:er har detta arbete tagit avstamp

i tidigare studier från Chalmers Tekniska Högskola [2],[5], [6] och bedömt att undersökningar av Common Mode Rejection Ratio (CMRR), Input Referred Noise (IRN), Signal-to-Noise Ratio (SNR) och klassspecifik träffsäkerhet med myoelektrisk Mönsterigenkänning (MPR) bör utföras.

1.3 Förkortningar

ADC - Analog to Digital Converter
AFE - Analog Front End
ASIC - Application Specific Integrated Circuit
CMRR - Common Mode Rejection Ratio
EMG - Elektromyografi
INA - Instrumentation Amplifier
IRN - Input Referred Noise
LSB - Least Significant Bit
MCU - Microcontroller Unit
MPR - Myoelectric Pattern Recognition
PGA - Programmable Gain Amplifier
RMS - Root Mean Square
SNR - Signal to Noise Ratio
SPS - Samples Per Second

2

Teori

2.1 Insignaler

För att sätta AFE:n i ett sammanhang ges här en beskrivning av karaktäristiken för insignalerna, elektroderna och huden som signalerna plockas upp ifrån.

2.1.1 EMG-signaler

Studien av musklernas elektriska signaler benämns som Elektromyografi (EMG). En EMG-signal är en bioelektrisk signal, alltså en signal med ursprung i något av kroppens organ, bestående av elektriska strömmar som genererats av musklernas sammandragningar [7]. Aktiviteten i musklerna kontrolleras av nervsystemet, därav är EMG-signalen en komplex signal som kontrolleras av nervsystemet och är beroende av musklernas anatomiska och fysiologiska egenskaper [8].

Uppmätta EMG-signaler har potentialer från 50 μV till 20 mV beroende på vilken typ av muskel som undersöks. Signalens frekvens ligger mellan 0 och 400 Hz [9]. En matematisk modell av en EMG-signal som har ursprung i, och utbreder sig längs, en muskelfiber visas i ekvation (2.1) nedan:

$$i(x_{l0}, t) = \frac{d}{dx_{l0}} [\Psi(x_{l0} - x_{l0_i} - vt)p_{L_1}(x_{l0} - x_{l0_i} - \frac{L_1}{2}) - \Psi(-x_{l0} + x_{l0_i} - vt)p_{L_2}(x_{l0} - x_{l0_i} + \frac{L_2}{2})] \quad (2.1)$$

där $i(x_{l0}, t)$ är den modellerade EMG-signalen (strömkällan), t är tidskoordinaten, v är utbredningshastigheten, $\Psi(x_{l0})$ är första derivatan av $V_m(-x_{l0})$ (där $V_m(x_{l0})$ representerar potentialen inom muskelcellen), $p_L(x_{l0})$ är en funktion som antar värdet 1 då $-\frac{L}{2} \leq x_{l0} \leq \frac{L}{2}$ och 0 i övrigt, x_{l0_i} är ändplattans position (den del av muskelcellen som gränsar till den motoriska nervfibern), slutligen är L_1 och L_2 avstånden från ändplattan till den högra respektive den vänstra senan [10, p.6-7].

I proteser är analysen av EMG-signaler beroende av patientens förmåga att generera muskelsammandragningar som är möjliga att repetera och att förutsäga. En effektiv apparat för signalbehandling behöver unik information om lemmarnas rörelse och bör vara minimalt känslig för faktorer som kan förändra EMG-signalerna. Exempel på sådana faktorer är skifte av elektroder, utmattning i musklerna och den aktuella lemmens position [11].

2.1.2 Signalupptagning med Elektroder

EMG-signaler kan detekteras med hjälp av elektroder som appliceras direkt på huden. Avståndet mellan källan till den aktuella signalen och detekteringspunkten är av stor vikt och även placeringen av elektroderna är högst relevant.

2.1.2a Kontaktyta

Kontaktytan mellan hud och elektrod kan vara torr (ingen gel eller annat ledande material används) eller våt (gel används). Den här ytan kan ha väldigt varierande impedans beroende på elektrodens storlek och material samt gelens och hudens skick. Vid 50 Hz och med våt kontaktyta varierar impedansen mellan 856 och 2804 k Ω för ett elektrodpar med stora elektroder (380 mm²) och mellan 78 och 147 k Ω för ett elektrodpar med små elektroder (5 mm²) [12, p. 55-56]. Det är viktigt att säkerställa att impedanserna har liknande värden och att värdena är mycket mindre än ingångsimpedansen till biopotential-förstärkaren. Anledningen är att minska effekten av common mode-spänningar och därmed åstadkomma mindre störningssignaler och högre CMRR. Det finns ett antal metoder för att minska värdet på kontaktytans impedans. Några exempel är att skrubba huden med etanol eller abrasivmedel, tejpa huden med häftplåster eller tvätta huden med tvål i minst 30 sekunder [12, p. 64].

2.1.2b Storlek

Elektrodernas storlek påverkar också den detekterade EMG-signalen. När impedansen mellan elektroden och huden är jämt fördelad och när den är låg i jämförelse med ingångsimpedansen till förstärkaren, men hög i jämförelse med impedansen inom muskelfävnaden, så är potentialen som mäts av en elektrod approximativt lika stor som genomsnittsvärdet av potentialen som fördelas över huden under elektroden. Det här får som konsekvens att påverkan av elektrodernas storlek kan beskrivas som ett lågpasfilter där storleken på elektroderna påverkar filtrets form. Storlekens påverkan beror också starkt på strukturen i källan, som exempelvis muskelfibrernas riktning i förhållande till elektrodens längd eller bredd och muskelfibrernas ledningshastighet [12, p. 40].

2.1.2c Brus och störningar

Alla anordningar som emitterar elektromagnetiska vågor skapar brus som kan störa elektroderna. För att minimera utomstående störningar från exempelvis elektriska ledningar så detekteras signalerna vanligtvis som en linjärkombination av de signaler som har registrerats av mer än en elektrod. Det enklaste exemplet är två elektroder (+ och -) som fästs med kort avstånd till varandra (1–3 cm) och i samma riktning som muskelfibrerna [12, p. 38-39].

Brus genereras också vid kontaktytan mellan elektroden och huden. Där kan två typer av brus uppstå: DC som orsakas av antingen impedansskillnaden mellan hud och elektrod, eller (om gel används) kemiska reaktioner som sker vid kontakten av elektrod och gel. Det andra typen av brus är AC som orsakas av variationer i impedansen mellan elektrod och hud. En effektiv metod för att minska impedansens bruseffekter är att använda elektroder av typen Ag-AgCl, det vill säga elektroder som består av en silverpläterad metall yta med ett tunt lager av silverklorid [13, p. 4].

2.1.2d Crosstalk

EMG-signalerna som detekteras av elektroden representerar inte alltid enbart den elektriska aktivitet som avges av den muskel som ligger precis under elektroden. Elektrodena även detektera signaler från en eller flera av de närliggande musklerna, ett fenomen som kallas crosstalk. Det här kan undvikas genom att välja lämplig storlek på elektrodena och lämpligt avstånd mellan dem. Mindre elektroder innebär att signalerna som detekteras finns på närmare avstånd till elektroden. På liknande sätt innebär kortare avstånd mellan elektrodena att avståndet till den detekterade signalen minskar och signalens bandbredd skiftas till högre frekvenser [13, p. 6-7].

2.2 Analoga front ends

För att göra EMG-signalerna lämpliga för digital signalbehandling, MPR och protesreglering behöver de förstärkas och AD-omvandlas. Hårdvaran som krävs för detta samlas ofta på ett applikationsspecifikt integrerat kretskort (ASIC) som benämns analog front end. Några av de egenskaper som krävs av ett sådant kretskort förutom tidigare nämnda CMRR och IRN är: flera kanalingångar, hög ingångsimpedans, konstant och stabil förstärkning, faslinjäritet och programmerbar samplingsfrekvens [12, p. 75]. I följande stycken beskrivs dessa punkter i mer detalj i signalkedjan för en kanalingång.

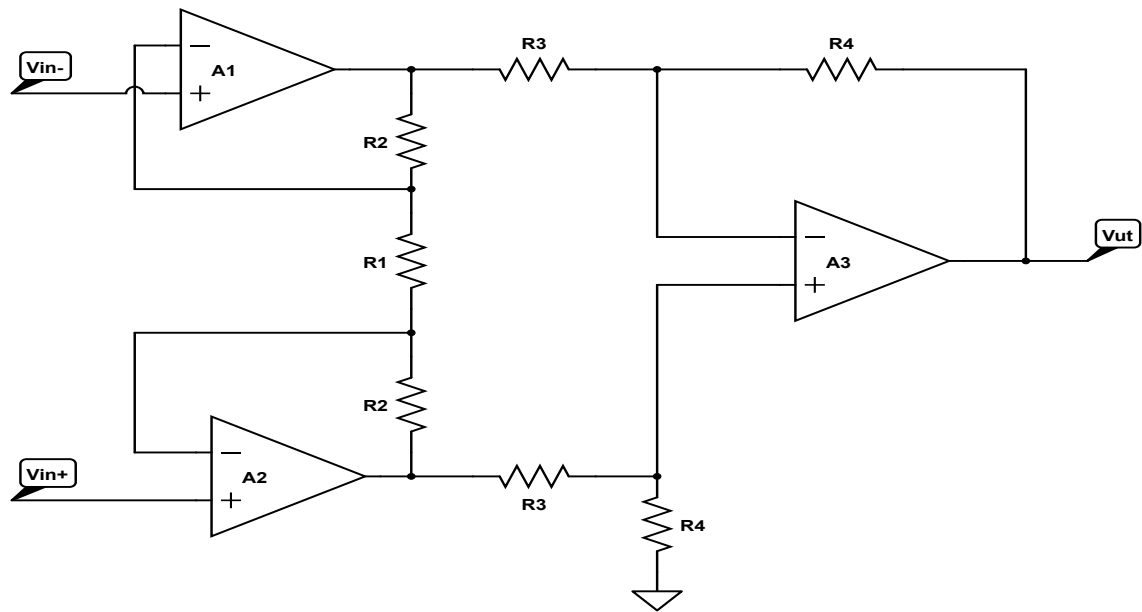
2.2.1 Ingångsimpedans

Som tidigare nämnts vill man inte att kretsen påverkar signalerna som mäts på, vilket innebär att hög ingångsimpedans för AFE:n är önskvärt. Impedansen på människokroppen är starkt varierande och för en högkvalitativ biopotential-förstärkare bör ingångsimpedansen vara minst 100 M Ω [12, p. 75]. Det mest grundläggande kravet är annars att skydda människan från möjlig skada och ytterligare ett skäl till att ha hög ingångsimpedans är således att begränsa den möjliga ingångsströmmen. [14, p. 242].

2.2.2 Instrumentförstärkare

Eftersom amplituderna på EMG-signaler är relativt låga kan de behöva förstärkas för att vara lämpliga för vidarebehandling av den inbyggda elektroniken i en AFE [12, p. 82]. På kretskortet sitter en instrumentförstärkare (INA) vilket är en sorts differentialförstärkare med högimpediva ingångar [14, p. 100]. En kretsmodell av en INA visas i figur 2.1. DM-förstärkningen beror på motståndsvärdena och ges av ekvation (2.2). Man kan även visa att CM-förstärkningen i det ideala fallet är noll. För en INA är det önskvärt att förstärkningen är välkalibrerad och därmed varierar med mindre än 1% [12, p. 74]. Då motståndsvärdena kan ändras digitalt benämns förstärkaren ibland Programmable Gain Amplifier (PGA).

Instrumentförstärkaren måste dessutom ha en tillräcklig bandbredd för att kunna förstärka alla aktuella EMG-signaler, samt att inte orsaka någon gruppfördröjning för dem. I mer detalj innebär detta att magnituden av frekvenssvaret bör vara konstant och att fasen är linjär i frekvensbandet för EMG-spektrumet [12, p. 75,242].



Figur 2.1: Kretsschema för en allmän instrumentförstärkare, skapad i Circuitlab.com

$$A_{DM} = \frac{2R_2 + R_1}{R_1} \frac{R_4}{R_3} \quad (2.2)$$

2.2.3 Sampling

För att omvandla en analog signal till en digital samplas den vid diskreta tidpunkter och tilldelas diskreta amplituder. Enligt Nyquist-Shannonkriteriet behöver en bandbegränsad signal samplas minst dubbelt så ofta som periodtiden för den högst förekommande frekvenskomponenten för att ingen information ska gå förlorad.

Eftersom EMG-signaler kan innehålla frekvenskomponenter upp till 400 Hz bör samplingsfrekvensen enligt detta resonemang vara minst 800 Hz. Forskning på senare år har dock visat att en något lägre samplingstakt inte påverkar precisionen på mönsterigenkänningen i någon högre grad [15]. Denna forskning visade 2010 att mönsterigenkänningens träffsäkerhet bara var 2,2 % sämre på amputerade patienter med samplingsfrekvensen 500 Hz jämfört med 1000 Hz.

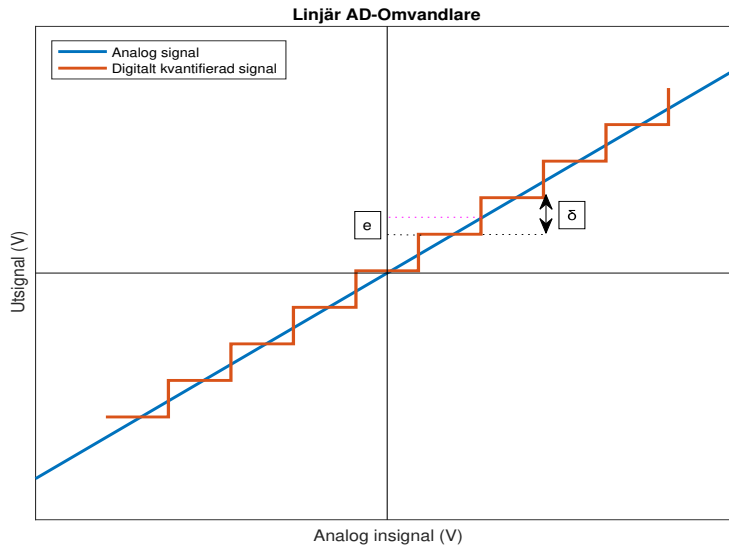
2.2.4 AD-omvandlare

En AD-omvandlare (ADC) kan specificeras med hjälp av följande parametrar:

- Upplösning
- Kvantiseringsbrus
- Dynamiskt Arbetsområde
- Signal brusförhållande

Upplösningen anger i bits hur många signalnivåer som teoretiskt kan representeras i det dynamiska området. Både ADS1299 och AD7124 har 24 bitars upplösningar, vilket innebär att en analog signal kan delas upp i $2^{24} = 16777216$ olika diskreta amplituder. I figur 2.2 visas hur analoga signalnivåer avbildas i ett sådant arbetsområde i en ADC. Det dynamiska området för en AFE ges av ekvation: (2.3).

$$\text{Dynamiskt område} = \frac{V_{ref}}{G_{AFE}} \quad (2.3)$$



Figur 2.2: Möjliga signalnivåer i en linjär AD-omvandlares arbetsområde. Plottad i MATLAB.

Nivåskillnaden mellan varje amplitud betecknas δ och kallas ibland Least Significant Bit (LSB) och ges av ekvation: (2.4).

$$\delta = \text{LSB} = \frac{\text{arbetsområde}}{\text{upplösning}} = \frac{V_{ref}}{G_{AFE} \times 2^N} \quad (2.4)$$

På grund av diskretiseringen uppkommer ett kvantiseringsfel som i figur 2.2 benämns e . För varje sampel tillkommer ett fel vars belopp uppgår till maximalt en halv δ [16]. Med många bitar modelleras kvantiseringsfelen som en stokastisk process och benämns kvantiseringsbrus. Det går att visa att bruset är normalfördelat med medelvärdet noll och har standardavvikelsen angiven i ekvation (2.5) [16]:

$$\sigma_{ADC} = \frac{\delta}{\sqrt{12}} \quad (2.5)$$

I ekvation (2.6) ges signal-brusförhållandet för en N-bitars ADC [12, p.83].

$$SNR_{ADC} = 20 \log \left(\frac{V_{RMS}}{\sigma_{ADC}} \right) \quad (2.6)$$

Delta-Sigma omvandlare kallas en viss typ AD-omvandlare som används i både AD7124 och ADS1299. Principen bygger på översampling och brusförändring. Översampling innebär att sampling sker på en frekvens som är högre än Nyquist-Shannon kriteriet kräver. Syftet med detta är att förbättra brusegenskaperna. Detta kan ske eftersom det totala kvantiseringsbruset beror på upplösningen och storleken av δ enligt ekvation (2.5). Sammantaget är bruseffekten konstant då samplingstakten ökas men istället sprids den över ett större frekvensband. Om man tittar på ett mindre frekvensområde minskar därför brusets spektraltäthet och med ett lämpligt valt lågpassfilter kan bruset reduceras [17, ch. 2]. SNR ökar enligt ekvation (2.7) [12, p.83].

$$SNR_{ADC}^{\Delta\Sigma} = SNR_{ADC} + 10\log\left(\frac{f_{\text{översampling}}}{2BW}\right) \quad (2.7)$$

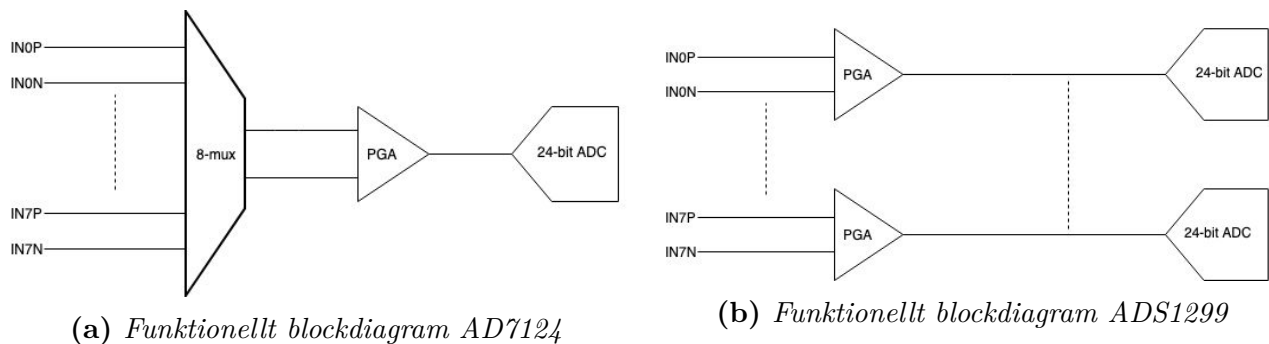
Där BW är den maximalt tillåtna bandbredden för en EMG-signal. Lågpassfiltret i en Delta-Sigma omvandlare kallas även decimationsfilter. Förhållandet $\frac{f_{\text{översampling}}}{2BW}$ benämns fortsättningsvis översamlingsförhållande. Ur ekvation (2.7) kan man se att SNR ökar med 10 dB per dekad i översamlingsförhållandet.

2.2.5 Flerkanaliga AFE:s

Det finns två principiellt olika metoder för systemdesign av analoga front ends med flera kanalingångar. Den ena går ut på att varje kanal har en egen AD-omvandlare, vilket kallas för simultan sampling. Den andra metoden går ut på att en multiplexer kopplar en kanal åt gången till förstärkaren och AD-omvandlaren. Detta kallas sekventiell sampling [18]. Fördelen med den sistnämnda metoden är att den minskar mängden hårdvara på kretskortet och därmed komponentkostnaden. I gengäld krävs att AD-omvandlaren samplar en kanal åt gången och en nyckelparameter för sekventiell sampling är således återställningstiden för AFE:n mellan varje kanalbyte [18].

ADS1299 från Texas Instruments använder sig av simultan sampling, vilket illustreras i figur 2.3b och AD7124 från Analog Devices använder sekventiell sampling vilket illustreras i figur 2.3a. Båda metoderna är väl beprövade för bioelektriska signaler [2], [12, p. 84], [18] men det som särskiljer AD7124 är att kanalerna bara har en gemensam förstärkare som kommer efter kanalmultiplexern i signalkedjan. Detta har tidigare undviks i valet av AFE:s för just EMG-s signaler eftersom såpass låga signalnivåer som inte blivit förstärkta tenderar att starkt påverkas av störningar från multiplexern [12, p. 82].

För AD7124 är återställningstiden 205,1 μs mellan varje kanalbyte [19, p. 58]. Tiden mellan varje sampel insamlade på en kanal är således $8 \times 205,1 \mu\text{s} = 1,6408 \text{ ms}$. Den reella samplingshastigheten per kanal är således 609,5 Hz för AD7124. För ADS1299 valdes hårdvarans samplingshastighet till 2 kHz för varje kanal [20].



Figur 2.3: AD7124 och ADS1299 med två differentiella kanalingångar, skapad i Draw.io

2.2.6 Datablad AD7124 och ADS1299

Tabell 2.1: Sammanfattning av databladen till AD7124 och ADS1299.

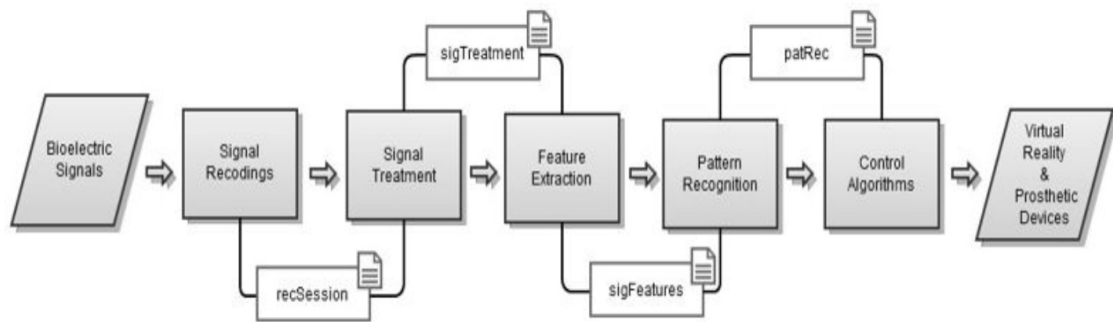
	AD7124	ADS1299
Antal kanalingångar	8	8
Förstärkning	1,2,4,8,16,32,64,128	1,2,4,6,8,12,24
Upplösning ADC [bitar]	24	24
Referensspänning ADC [V]	2,5	4,5
Samplingsfrekvens hårdvara [Hz]	2000	609,5
IRN [μV_{pp}]	57-390	2,79
CMRR [dB]	ingen data	120

2.2.7 Microcontroller Unit

För att överföra data mellan den AFE som utvärderas och användargränssnittet i MATLAB används en Tiva C-series TM4C123GXL launchpad som skapar en USB virtuell COM port. Dessa Tiva launchpads är relativt billiga Micro Controller Units (MCU) vars mjukvara överförs via Code Composer Studio.

2.3 Mjukvaran BioPatRec

BioPatRec är en plattform med öppen källkod för forskning på proteser med MPR och utvecklades ursprungligen av Max J. Ortiz Catalan, Richard Brånemark och Bo Håkansson [21]. BioPatRec implementeras i MATLAB och i figur 2.4 visas ett flödesschema över hur mjukvaran interagerar med hårdvaran genom att ta emot EMG-signalerna. Sedan utför den digital signalbehandling, beräknar så kallade features, utför mönsterigenkänning och implementerar regleralgoritmer.



Figur 2.4: Flödesdiagram över BioPatRec. Från [21]. Återgiven med tillstånd

I avsnitt 2.3.1 och 2.3.2 nedan beskrivs hur signalbehandlingen och mönsterigenkänningen utförs i BioPatRec.

2.3.1 Digital Signalbehandling

Under EMG-signalavläsningen ska en analog signal förstärkas och digitaliseras av AFE:n och slutligen sammanfattas i 4 signalmått för varje tidsfönster. Därmed är det av största vikt att kvaliteten på signalen är så hög som möjligt och att störningar minimeras. För att förbättra signalkvaliteten utförs olika former av signalbehandling, vilka realiserar både av hårdvaran i AFE:n och av mjukvaran BioPatRec.

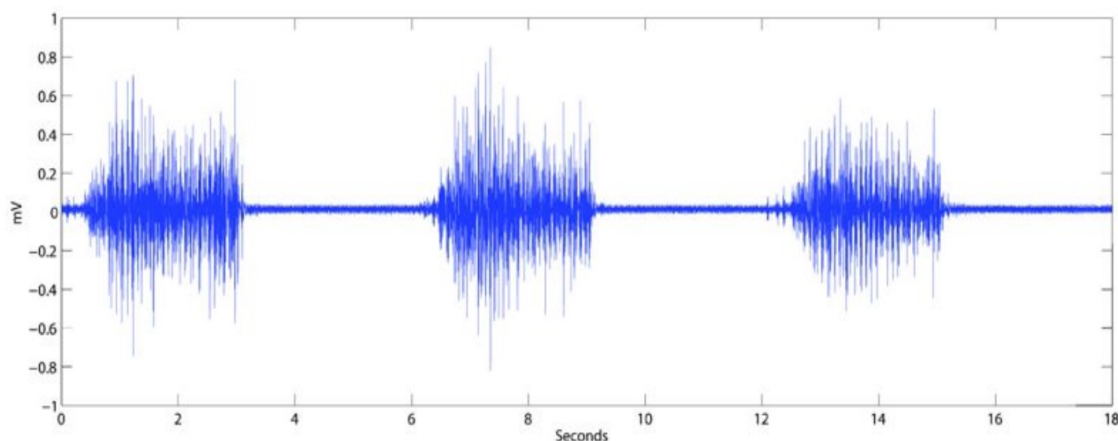
Det finns två olika typer av brussignaler, vilka är inre och yttre brus. En av de större yttre störmoment härstammar från de kraftledningarna som levererar elektriciteten till infrastrukturen. Dessa kraftledningar påverkar apparater med en brussignal, vilken i Europa har frekvensinnehåll vid 50 Hz eftersom kraftledningarna är konstruerade att leverera spänning vid 50 Hz. Dessa kraftledningar påverkar ytterligare med övertoner av denna typ av störsignal med frekvensinnehåll vid heltalsmultipler av 50 Hz [22]. Under rörelse uppstår yttre störsignaler från kontakt med hud eller kablar, detta kallas för artefakter och dessa störsignaler är ofta kring DC nivå upp till 20 Hz [23]. För ett utvärderingstest av AFE:er är det bland annat störsignalers påverkan som avgör dess kvalitet. De tre stora störsignalsmätningar som är av betydelse inom utvärderingen är CMRR, IRN och SNR. Hur testerna av dessa tre mätvärden utförs diskuteras senare i kapitel 3.

De filter som används är vanliga lågpass- och högpasfilter, vilka tillsammans agerar som ett bandpassfilter. Notchfilter används även för specifik frekvensfiltrering, ett notchfilter är ett specialfall av ett bandstopfilter där det idealt sett filtrerar bort innehållet i endast den specifika frekvensen som önskas filtreras bort. Detta är användbart i fallet för att minska påverkan från kraftledningarna. Filtren som används är av typen butterworth då dessa inte orsakar rippel som förändrar amplituden hos det innehåll av signalen som undersöks, vilket kan leda till att signalen ser annorlunda ut och därav leder till sämre prestanda för mönsterigenkänningen. För att reducera störmomenten från artefakter används en lägre brytfrekvens vid 20 Hz. En högre brytfrekvens vid 400 Hz är rimligt att använda då innehållet från en EMG-signal med högre frekvenser än 400 Hz har lägre energi än energin i brussignaler vid dessa frekvenser. På grund av att den maximala samplingsfrekvensen som kunde användas för AD7124 var 600 Hz,

valdes dock denna brytfrekvens till 300 Hz för att undvika vikning. För ADS1299 användes samplingsfrekvensen 500 Hz vilket på motsvarande vis gav den övre brytfrekvensen 250 Hz.

2.3.2 Myoelektrisk mönsterigenkänning

En signalupptagning i BioPatRec från en serie handrörelser sker enligt standardmetodiken med 3 sekunders muskelsammandragning följt av 3 sekunders vila. Detta illustreras i figur: 2.5



Figur 2.5: 3 sekunders handrörelse följt av 3 sekunders vila. Från [21] återgiven med tillstånd.

Som tidigare nämnts uppvisar EMG-signalerna för olika muskelrörelser olika mönster. Mer specifikt är dessa mönster kombinationer av olika mätbara signalegenskaper. Huvudidén med MPR är sedan att låta speciella algoritmer tränas till att kunna känna igen olika kombinationer av signalmått och associera dem till olika rörelser [24].

2.3.2a Features och Klasser

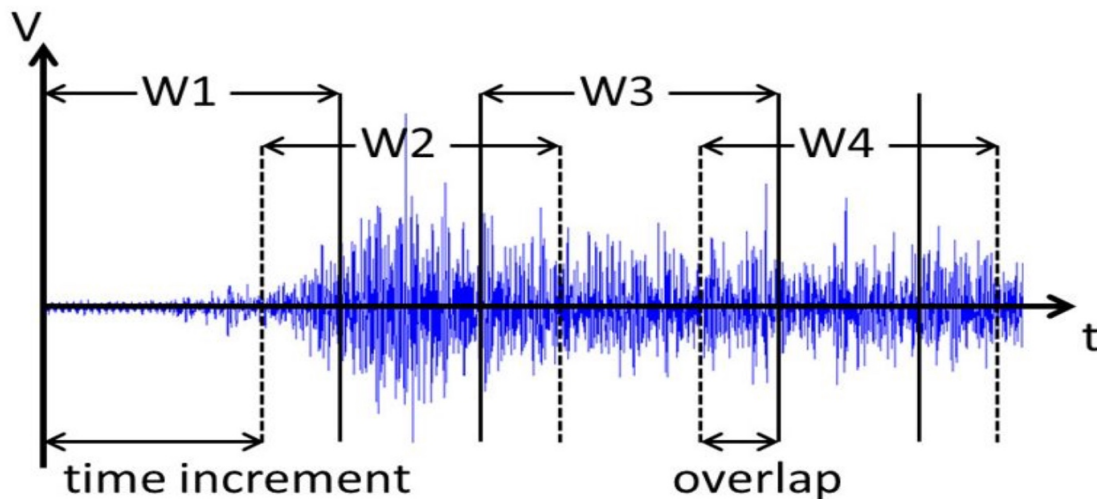
Inom terminologin för mönsterigenkänning och maskininlärning kallas signalmåtten för features och rörelserna för klasser. I tidigare studier har följande features ofta används för klassificering av just EMG-signaler [25]:

- Absolut medelvärde: $MAV = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k|$, där N är antal sampel och x_k är sampel nummer k .
- Vågformens kumulativa längd: $WaveLen = \sum_{k=1}^N \Delta x$ där $\Delta x = x_k - x_{k-1}$
- Antal teckenförändringar för signalen
- Antal teckenförändringar för signalens tidsderivata

Mjukvaran BioPatRec stödjer 24 olika arm- och handrörelser [21]. MPR-Testet under detta projekt valdes att begränsas till 10 olika rörelser. Dessa är: Open Hand (OH), Close Hand (CH), Flex Hand (FH), Extend Hand (EH), Pronation (PR), Supination (SU), Side Grip (SG), Fine Grip (FG), Agree (AG) and Pointer (PT).

Algoritmen som används för att skapa en avbildning mellan en linjärkombination av features

och en klass kallas för klassificerare. Detta är i grunden en statistisk metod och för att få ett tillräckligt stort underlag för att kunna klassificera måste signalen i enighet med figur 2.6 delas upp i mindre tidsfönster. Ur dessa fönster kan sedan featuresen beräknas och placeras som element i olika vektorer.



Figur 2.6: Överlappande tidsfönster. Från [21]. Återgiven med tillstånd

Standardlängden för ett tidsfönster är 200ms och med 50 ms överlapp mellan varje fönster resulterar en 3 sekunders kontraktion i $\frac{3000}{200-50} = 20$ st featurevektorer.

2.3.2b Övervakad klassificering

En ouppkopplad testomgång i BioPatRec innebär att en försöksperson får följa instruktioner på en skärm om en serie handrörelser som ska utföras. Principen för övervakad klassificering är sedan att signaler läses av och flertalet featurevektorer skapas ur detta. Dessa vektorer delas slumpmässigt upp i tre olika mängder. En andel blir träningsmängd, en annan valideringsmängd och den sista kallas testmängd [21]. I BioPatRec är standarden att 40% av vektorerna blir träningsmängd, 20% valideringsmängd och 40% blir testmängd.

Till träningsmängden behövs informationen om vilken klass featurevektorn är associerad med. Med detta som underlag används klassificeringsalgoritmen för att finna den linjärkombination av features som bäst beskriver en viss klass [12, p.543].

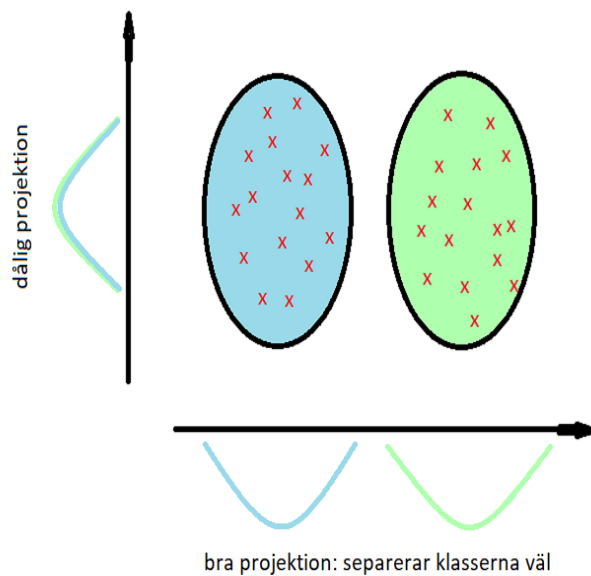
Klassificeraren provas sedan mot testmängden och utvärderas sedan statistiskt.

2.3.2c Klassificeringsalgoritmen

En vanlig metod för att klassificera och analysera EMG-signaler och den metod som kommer att användas i det här projektet är Linear Discriminant Analysis (LDA). Den huvudsakliga anledningen till att LDA används för just EMG-signaler är att metoden ger en bra balans mellan klassificeringsprestanda och beräkningseffektivitet [11]. LDA är en teknik som försöker hitta en projektion som minimerar skillnaderna inom samma klass samtidigt som skillnaderna mellan olika klasser maximeras. Användning av LDA gör det möjligt att skapa ett underrum

av låg dimension där de överlappande klasserna är minimal. I ett sådant rum är det lättare att klassificera signalerna [26].

Det enklaste exemplet som kan användas för att illustrera LDA är 2 klasser av 2 dimensioner, då blir projektionen en linje. Ett sådant exempel visas i figur 2.7 nedan. I figuren illustreras 2 olika projektioner: en bra (den horisontella) som tydligt separerar klasserna och en dålig (den vertikala) som inte separerar klasserna alls.



Figur 2.7: Illustration av LDA skapad i Paint. 2 klasser (blå och grön) och exempel på 2 olika projektioner (de räta linjerna med pil). De röda kryssen representerar featurevektorer.

3

Metod och Genomförande

I detta kapitel ges en kortfattad teoretisk beskrivning av de olika mätmetoderna som används i projektet, varför de är relevanta och tillvägagångssättet. En sammanfattning av konfigurationen för respektive AFE under testomgångarna ges i 3.1.

Tabell 3.1: *Konfiguration vid mätningar.*

AFE	ADS1299	AD7124
Antal kanalingångar	8/4	8/4
Förstärkning	1	16
Dynamiskt område ADC [V]	$\pm 2,25$	$\pm 0,078$
Samplingsfrekvens hårdvara [Hz]	2000	609,5
Samplingsfrekvens BioPatRec [Hz]	500	600

3.1 Common Mode Rejection Ratio

3.1.1 Mätmetod

Kroppens kontakt med omgivningen ger upphov till störssignaler. En vanlig sådan är artefakter från elförsörjningen. De 50 Hz strömmar, vilka flödar genom ledningar runtomkring mätuppsättningen inducerar magnetfält. Dessa leder till att det induceras spänningar i den slutna slingan, vilken i detta fall representerar AFE:n [14, p. 12]. Dessa signaler förekommer på båda ingångarna och benämns CM-spänningar och är motsatsen till DM-spänningar. Eftersom de två undersökta AFE:er använder differentialförstärkare bör, enligt teorin, inte dessa störssignaler förstärkas.

Ingen biopotentialförstärkare tar bort CM-signaler fullständigt. Måttet som används för att kvantifiera förmågan att filtrera bort dessa signaler kallas CMRR och definieras som kvoten mellan förstärkarens förmåga att förstärka DM-signaler och CM-signaler. CMRR uttrycks enligt standard i decibel. För en högkvalitativ biopotentialförstärkare brukar CMRR oftast överstiga 80 dB [14, p. 98].

$$CMRR_{dB} = 20 \log \left(\frac{A_{DM}}{A_{CM}} \right) \quad (3.1)$$

Tillvägagångssättet för att mäta CMRR är att ansluta en signalkälla till AFE:n och välja en sinussignal med en frekvens i det aktuella frekvensområde samt en lämplig amplitud till

kanalingången. Då AFE:n har ett notchfilter på 50 Hz är just den frekvensen olämplig att använda.

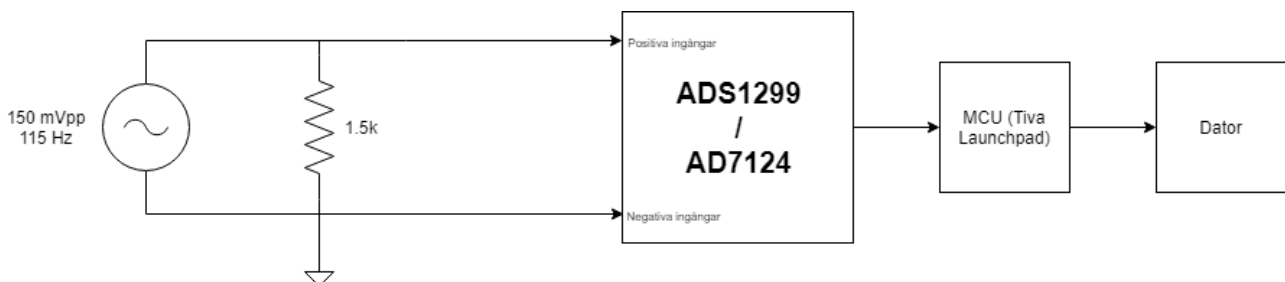
3.1.2 Genomförande

För att beräkna CMRR uppmättes först hur hög förstärkning som uppvisades av respektive AFE vid en Common Mode (CM) inkopplad och en Differential Mode (DM) inkopplad insignal. Testerna utfördes på alla kanaler samtidigt och beräkningen av CMRR för AFE:n utfördes sedan enligt (3.1), där A_{DM} och A_{CM} är medelvärdet av den uppmätta DM- respektive CM-förstärkningen. PGA-förstärkningen var satt till 1 för ADS1299 och till 16 för AD7124.

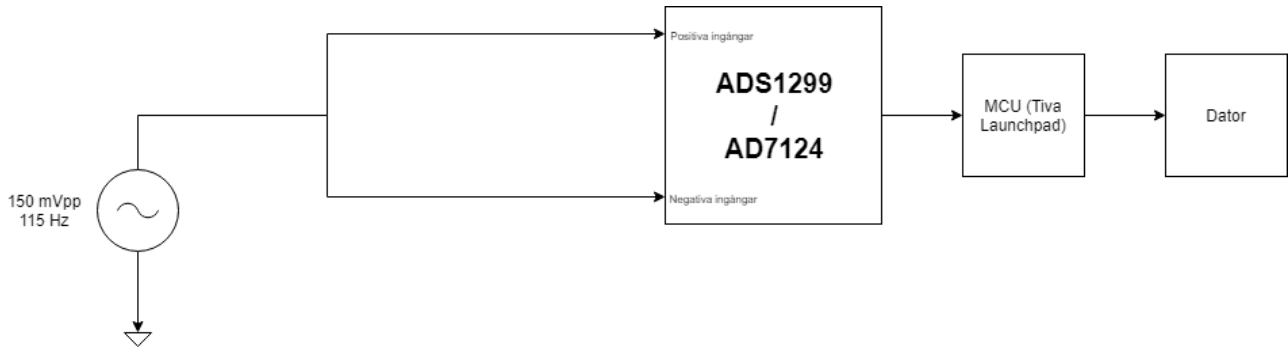
DM-testet utfördes genom att koppla alla de positiva kanalingångarna till en gemensam punkt och alla de negativa kanalingångarna till en annan punkt. Mellan dessa kopplades en Keysight 22310A funktionsgenerator, med signalstyrkan 150 mV Peak-to-Peak och frekvensen 115 Hz, in till den positiva kanalingångspunkten med ena kontakten och den andra till den negativa kanalingångspunkten. Uppkopplingskretsen visas i figur 3.1. På grund av differentialförstärkarens höga ingångsimpedans placerades ett motstånd på 1,5 k Ω mellan punkterna så att en ström kunde gå och hålla upp spänningen mellan dem.

Med denna insignal samlades data in på alla 8-kanaler samtidigt under 10 sekunder. Samplingstakten var 500 sampel per sekund (SPS) för ADS1299 och 600 SPS för AD7124. Eftersom signalen digitaliserats bestod själva mätningen av att i MATLAB dela upp den samplade signalen i antalet perioder per 10 sekunders inspelning. Varje period tilldelades sedan ett RMS-värde och därefter beräknades medelvärdet av varje RMS-värde per period under dessa 10 sekunder. Förfarandet repeterades för varje kanal och sedan beräknades medelvärdet av den samplade signalens RMS-värden för alla kanaler. Detta värde dividerades slutligen med insignalens RMS-värde för att bestämma DM-förstärkningen.

CM-testet utfördes på ett likartat sätt som DM-testet men med båda kanalingångar sammankopplade och anslutna till den ena utgången på signalkällan och andra med jorden på AFE:n, vilket illustreras i figur 3.2. Signalstyrkan var återigen 150 mV Peak-to-Peak och frekvensen 115 Hz. På samma sätt som tidigare beräknades den samplade signalen RMS-värde och dividerades därefter med ingångsspänningen för att bestämma den totala CM-förstärkningen.



Figur 3.1: Kretsschema över DM-uppkopplingen, skapad i draw.io



Figur 3.2: Kretsschema över CM-uppkopplingen, skapad i draw.io

3.2 Input Referred Noise

3.2.1 Mätmetod

Inom varje halvledarövergång, exempelvis transistorer, genereras brus signaler vilket begränsar avläsningar av småsignaler. Denna undersökning består delvis av just avläsningar av bioelektriska signaler vilka är av småsignalskaraktär. I mätuppsättningen ingår ett par operationsförstärkare som innehåller transistorer vilka i sin tur bidrar till brus som närvarar vid undersökningen. Det tillkommer både ström- och spänningsbrus men endast spänningsbruset är av betydelse då det kan ses som seriekopplat med själva insignalen [14, p. 113]. Bruset är av slumpartad karaktär och beror av frekvensen, vid låga frekvenser påverkas det av ett så kallat flimmerbrus med en spektraltäthet som avtar enligt $\frac{1}{f}$ från förstärkarna (transistorerna), vilket gör att EMG-signaler som har låg frekvens inte märker av detta brus.

Även AD-omvandlaren utsätter signalerna för brus, kallat kvantiseringsbrus. Detta är ett fel som uppstår på grund av hur kvantiseringen utförs i omvandlaren, vilket förklarades tidigare i avsnitt 2.2.4. För att beräkna förhållandet mellan bruset och den förstärkning som sker i kretsen kopplas kretsens ingångar till jord och därefter mäts spänningen från utgången, notera att det är Peak-to-Peak värdet av spänningen som uppmäts. Den uppmätta brusspänningen $V_{Noise,pp}$ divideras sedan med den totala förstärkningen i kretsen för att på så sätt få fram mätetalet IRN i (3.2).

$$IRN = \frac{V_{Noise,pp}}{Gain} \quad (3.2)$$

3.2.2 Genomförande

Vid IRN-mätningarna kopplades både de positiva och negativa ingångarna samt jord till varje kanal, till samma punkt för att kortsluta kretsen. Därefter avlästes utgångsspänningen i MATLAB med hjälp av programmet BioPatRec. Förstärkningen som användes för ADS1299 var 1 och för AD7124 var den 16. Vid första testet som utfördes för AD7124 användes en förstärkning på 1. Lite senare i undersökningen ändrades denna till 16. Detta ledde till att det utfördes en ny mätning eftersom förstärkningen påverkar IRN-resultaten enligt (3.2). All data från varje kanal sparades i en matris där dessa data över utgångsspänningar sedan dividerades med kretsens förstärkning. För att sedan beräkna Peak-to-Peak spänningen av det intrinsiska

bruset subtraherades det mest negativa värdet med det mest positiva värdet för varje kanal och sedan beräknades ett medelvärde av dessa.

3.3 Klassspecifik Träffsäkerhet med MPR

3.3.1 Mätmetod

För att mäta systemets förmåga att med LDA klassificera mönsterna i EMG-signaler från en serie handrörelser, används måttet klassspecifik träffsäkerhet. Som tidigare nämnts delar mjukvaran BioPatRec upp den uppsamlade signalen i ett antal tidsfönster och beräknar de features som beskrevs i 2.3.2a. Efter att en LDA-klassificerare har tränats upp med data ur tränings- och valideringsmängden utvärderas den med testmängden [21]. Måttet definieras i ekvation (3.3).

$$\text{Träffsäkerhet} = \frac{\text{Antal korrekt klassificerade featurevektorer}}{\text{antal featurevektorer i testmängden}} 100\% \quad (3.3)$$

LDA-klassificerarens prestanda utvärderas alltså genom att mäta antalet gånger den lyckas associera signalmåtten i ett tidsfönster med rätt utförd rörelse. Antalet rörelser som algoritmen kan välja mellan är i det här fallet 11 eftersom även vila räknas med.

3.3.2 Genomförande

MPR-testet utfördes på respektive AFE med författarna som försökspersoner. Tillvägagångssättet var att 4 par elektroder av silverfiber blandad med bomull som sytts fast på ett specialdesignat armband fästes långt upp på armen nära armbågen. Innan armbandet tagits på av testpersonen blötgjordes varje elektrod i armbandet med lite vatten för att öka konduktiviteten. En Ag-AgCl elektrod fästes på armbågsspetsen som referens. Försökspersonen satte sig bekvämt och fick se instruktioner på en skärm om hur armen skulle röras. Enligt standardmetodiken ska varje rörelse starta från ett neutralt handläge och sedan hållas under 3 sekunder följt av 3 sekunders vila. Förfarandet upprepades totalt 9 gånger per handrörelse. Innan mätningarna utfördes ordentligt genomfördes en testrunda för att försökspersonen skulle bli bekväm med proceduren. De 10 förvalda rörelserna utfördes enligt tidigare beskriven genomgång. För varje rörelse avlästes muskelsignalen och lagrades i datorn. Därefter behandlades samtliga signaler digitalt med MATLAB och analyserades i programmet BioPatRec för att mäta träffsäkerheten vid varje rörelse med LDA-algoritmen.

3.4 Signal-Brusförhållande

3.4.1 Mätmetod

Till skillnad från IRN och CMRR mäts SNR med verkliga EMG-signaler som har genomgått AFE:n och filtrering med mjukvaran BioPatRec. Som tidigare nämnts utförs varje rörelse under 3 sekunder följt av 3 sekunders vila med 3 repetitioner, vilket illustrerades i figur 2.5. Signalen antas i det här fallet vara RMS-värdet från kanalen med mest aktivitet som AFE:n tar upp under de 3 sekunder då rörelsen utförs. Bruset antas på motsvarande vis vara det upptagna

RMS-värdet i den följande viloperioden från samma kanal som signalen togs upp på. Signalen och bruset för en rörelse under en inspelning lagrades i en matris och SNR är förhållandet mellan RMS-värdena för dessa angivna i decibel. Beräkningen visas i ekvation (3.4)

$$SNR_{dB} = 10\log_{10} \frac{(S_{RMS})^2}{(N_{RMS})^2} = 20\log_{10} \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n S_i^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n N_i^2}} \quad (3.4)$$

3.4.2 Genomförande

Samma data användes som samlades in i avsnitt 3.3.2. För varje inspelning beräknades 3 SNR-värden per rörelse. Då totalt 3 försökspersoner utförde 3 inspelningar uppgick datamängden till 81 mätvärden per handrörelse. Resultaten utvärderades sedan statistiskt.

4

Resultat och diskussion

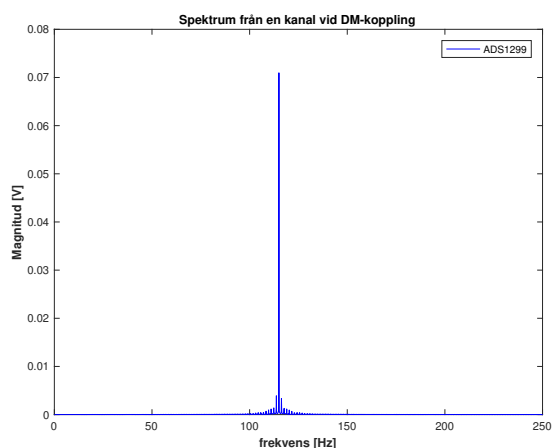
4.1 CMRR

Resultaten från mätningarna av CMRR för de två AFE:erna sammanfattas nedanför i tabell 4.1. Medelvärde av CMRR var 86,2 dB för ADS1299, och 59,4 dB för AD7124. I figur 4.1 och 4.2 visas spektrumen för utsignalerna vid DM- respektive CM-koppling.

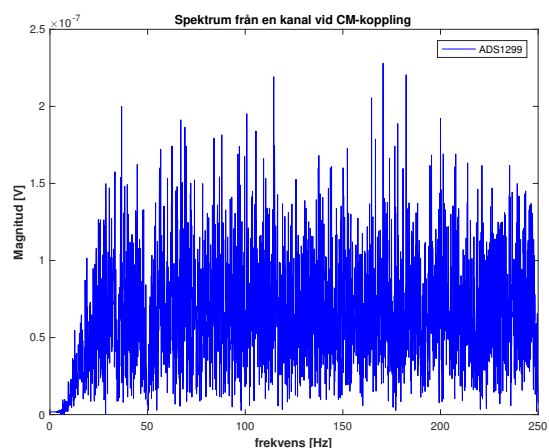
Typ av AFE	A_{DM}	A_{CM}	CMRR [dB]
ADS1299	0,951	$4,65 \times 10^{-5}$	86,2
AD7124	14,5	$15,6 \times 10^{-3}$	59,4

Tabell 4.1: RMS-Resultaten givna av CMRR-testet för de två AFE:erna

Som nämnt tidigare bör en AFE för medicinska sammanhang uppnå en CMRR på minst 80 dB, vilket AD7124 i detta test inte uppnår. Man ser även i spektrumen för CM-mätningarna i figur 4.1b och 4.2b hur notchfilter appliceras på 50 Hz.

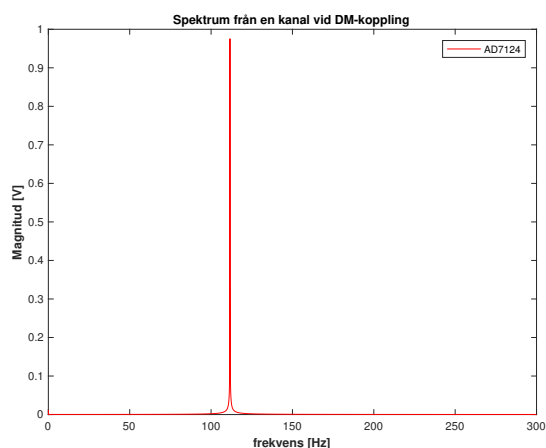


(a) ADS1299 utsignalsspektrum DM

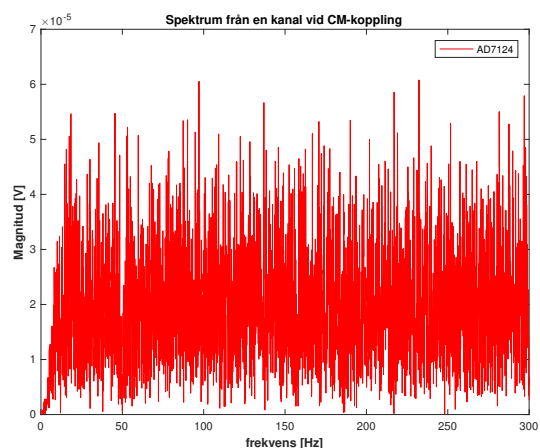


(b) ADS1299 utsignalsspektrum CM

Figur 4.1: Utsignalerna från en kanal på ADS1299 vid en sinusformad insignal. $V_{pp} = 150$ mV och $f = 115$ Hz



(a) AD7124 utsignalsspektrum DM

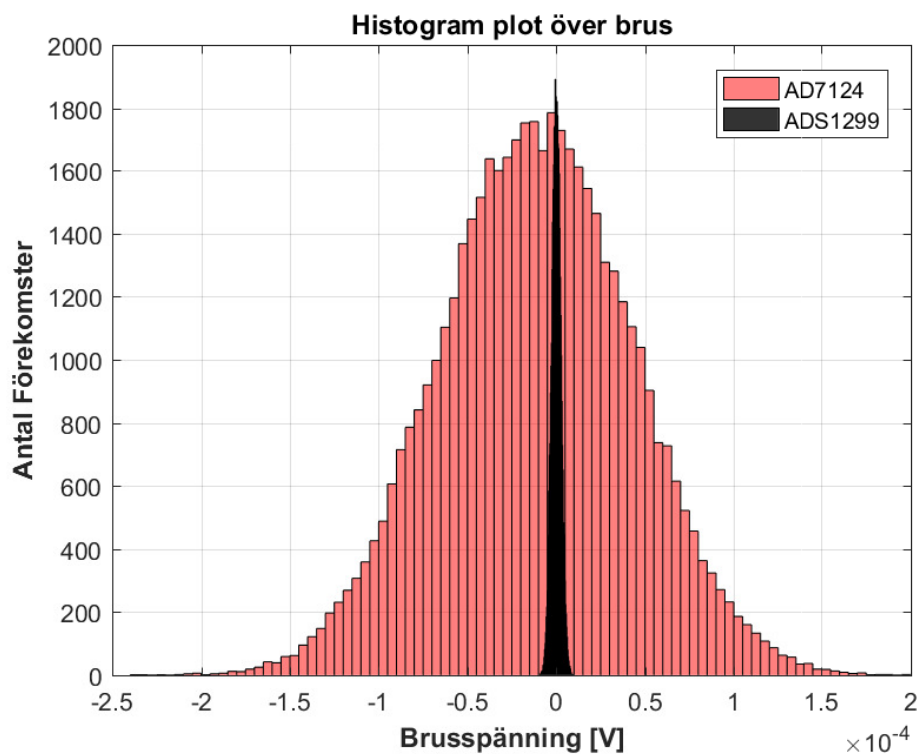


(b) AD7124 utsignalsspektrum CM

Figur 4.2: Utsignalerna från en kanal på ADS1299 vid en sinusformad insignal. $V_{pp} = 150$ mV och $f = 115$ Hz

4.2 IRN

Resultaten från mätningarna över IRN för de två AFE:erna plottades i ett histogram med hjälp av MATLAB och visas i figur 4.3. I tabell 4.2 visas dessa resultat i Peak-to-Peak värden, vilka resulterade i 18,1 μ Vpp och 395,2 μ Vpp för ADS1299 respektive AD7124.



Figur 4.3: Histogramplot i MATLAB över resultat för inre brus

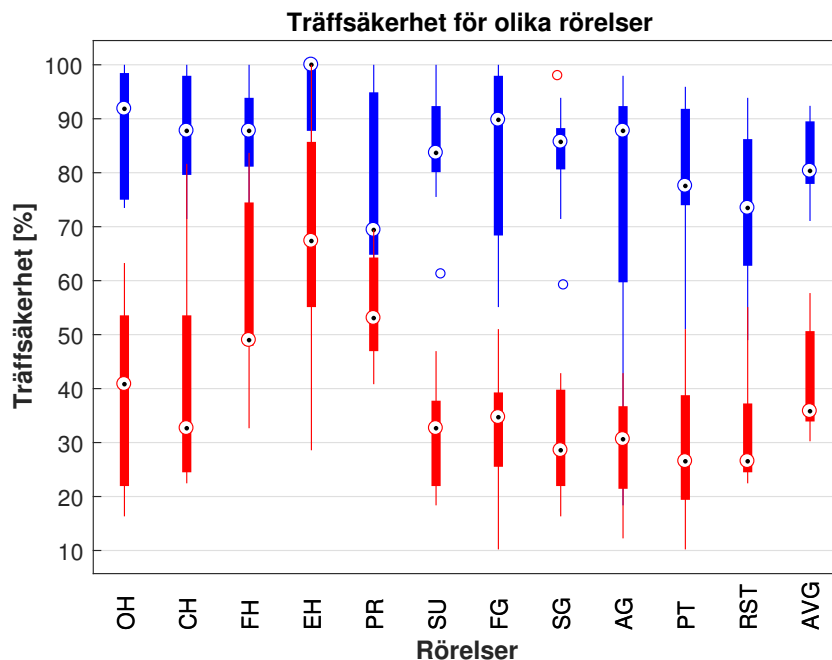
Typ av AFE	Voltage (Peak-to-Peak)
ADS1299	18,1 [μV_{pp}]
AD7124	395,2 [μV_{pp}]

Tabell 4.2: Tabell över IRN-värden för de två AFE:erna

I dessa resultat syns det tydligt att AD7124 har betydligt sämre hantering av internt brus. Då detta är en jämförelsestudie kan det konstateras att AD7124 inte uppfyller acceptabla värden i jämförelse med ADS1299 då det skiljer sig med en faktor ≈ 22 . I båda datablad för ADS1299 [20] och i tidigare utförda studier [2] har det visats att IRN för ADS1299 har ett värde kring $2,8 \mu\text{V}$ vilket är mycket lägre än det uppmätta i denna undersökning. Med det i åtanke är det fortfarande ett mycket högt värde för AD7124. Samtidigt om man utgår från värden från datablad för AD7124 [19] så finns det inget konkret värde för IRN med de inställningar som använts under studien. Men det ska maximalt sett vara $390 \mu\text{V}_{pp}$ vilket visserligen inte skiljer sig mycket från det uppmätta värdet.

4.3 MPR

Den klassspecifika träffsäkerheten som beräknades fram från MPR-testerna i labbet för de två AFE:erna visas nedanför i figur 4.4, där varje enskild rörelses träffsäkerhet är markerat med sitt medianvärde och där lådornas övre och nedre kanter representerar de 25:e samt 75:e percentilen. Några punkter är markerade långt utanför lådorna som egna värden, detta på grund av de avviker från resten av mätdata. Det genomsnittliga värdet av medelvärden för alla testomgångar beräknades fram i MATLAB och presenteras i tabell 4.3



Figur 4.4: Låddiagram i MATLAB över träffsäkerheter för ADS1299 (blå) och AD7124 (röd)

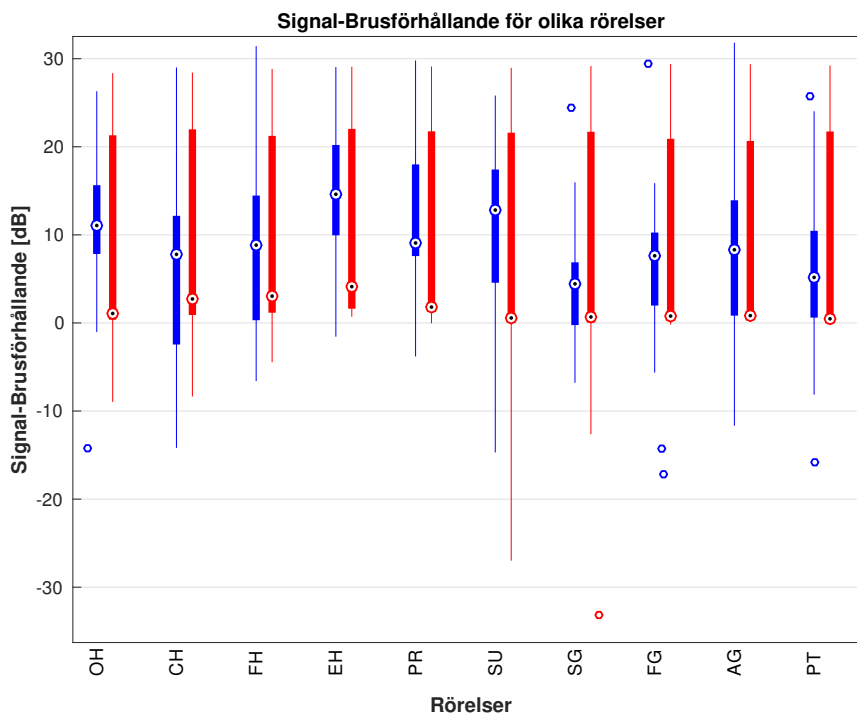
Typ av AFE	Genomsnittlig träffsäkerhet
ADS1299	82,81
AD7124	41,02

Tabell 4.3: *Genomsnittlig träffsäkerhet för alla rörelser*

Även här syns en klar skillnad mellan de två AFE:erna där AD7124 i de flesta rörelserna har ett medianvärde för träffsäkerheten under 50% och ett medelvärde på 41%, vilket inte är acceptabelt för en protes i vardaglig användning. Inte heller är det särskilt användbart i fallet för att behandla patienter med fantomsmärtor genom VR. Värdena för ADS1299 är heller inte acceptabla i detta fall då man vill att träffsäkerheten som minst ska vara omkring 90%. Dock har det i tidigare studier visats att ADS1299 uppnår detta krav.

4.4 SNR

Statistiken för SNR visas i ett låddiagram i figur 4.5 och sammanfattas i tabell 4.4. Som tidigare nämnts är medelvärdet i centrum av varje box och pricken representerar medianvärdet. Lådornas övre och nedre kanter representerar på motsvarande vis den 25:e respektive 75:e percentilen. I tabellen visas det genomsnittliga medelvärdet av SNR för varje rörelse samt den genomsnittliga medianen. Som man kan se är medelvärdena för ADS1299 och AD7124 snarlika i detta fall medan medianen skiljer sig betydligt. I figur 4.5 kan det tydas att medianen ligger kring 0 dB för vissa rörelser hos AD7124.

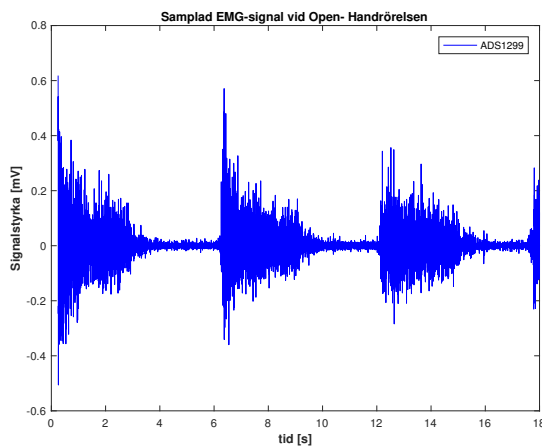


Figur 4.5: *Låddiagram i MATLAB över SNR för ADS1299 (blå) och AD7124 (röd)*

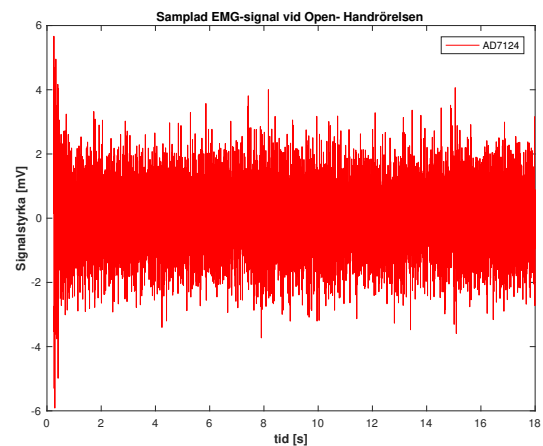
Typ av AFE	Medelvärde SNR [dB]	Medianvärde SNR [dB]
ADS1299	8,76	8,97
AD7124	8,1	1,61

Tabell 4.4: *Sammanfattade SNR för alla rörelser*

Figur 4.6 är ett exempel på inspelningar av open hand-rörelser från samma försöksperson och här ser man tydligt hur EMG-signalen döljs av brus för AD7124 medan man tydligt ser skillnad på muskelaktivitet och vila för ADS1299. Det som antagligen gör att medelvärdet för SNR ändå kan vara såpass högt för AD7124 kan bero på den transient som ständigt observerades i början på en ny inspelning, vilken kan skymtas under den första sekunden i figur 4.6b.



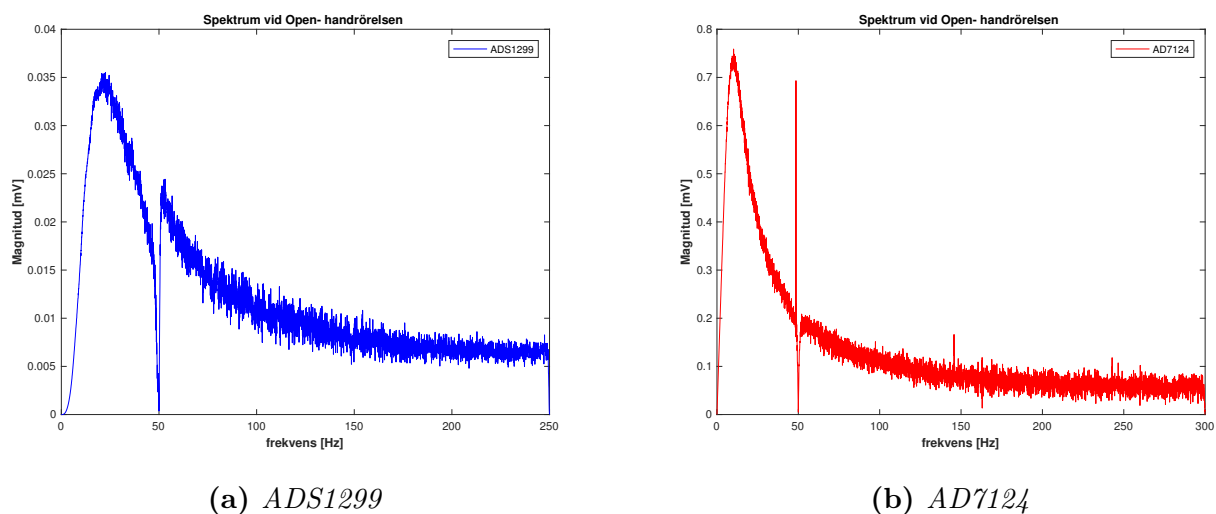
(a) *ADS1299*



(b) *AD7124*

Figur 4.6: MATLAB plot över open hand-rörelse i tidsdomän

Spektrumen i figur 4.7 är från samma open hand-rörelse som diskuterades ovan. Som man ser är bandbredden på notchfiltret inte tillräcklig för att få bort 50 Hz störningarna för AD7124. Den stora skillnaden mellan dessa två inspelningar verkar annars vara att energiinnehållet relativt sett minskar betydligt snabbare för AD7124 vid ökande frekvens. Detta skulle kunna vara en indikation på att hårdvaran överlag inte har tillräcklig bandbredd för att hantera signaler vid högre frekvenser. Eftersom mätvärdena kommer från olika inspelningar är det dock svårt att dra generella slutsatser från dessa två diagram. Ett test av hårdvarans generella bandbredd, genom att göra ett frekvenssvep vid en låg signalnivå och mäta 3dB-frekvensen, är rekommenderat vid fortsatta studier. En metod för att kunna dra mer generella slutsatser ur data från specifika inspelningar vore om båda AFE:erna hade undersökts parallellt, det vill säga om de hade varit anslutna till varsin dator men med samma försöksperson.



Figur 4.7: MATLAB *plot* över open hand-rörelse i frekvensdomän

Om hypotesen att bandbredden för AD7124 är för låg stämmer, får det stora konsekvenser för mönsterigenkänningen. I synnerhet eftersom hälften av de valda featuresen i någon mån är baserade på signalens frekvensinnehåll, dvs antal teckenförändringar per tidsfönster och antal teckenförändringar för dess derivata. Då är det även tänkbart att andra features möjligen skulle förbättra MPR-resultatet något.

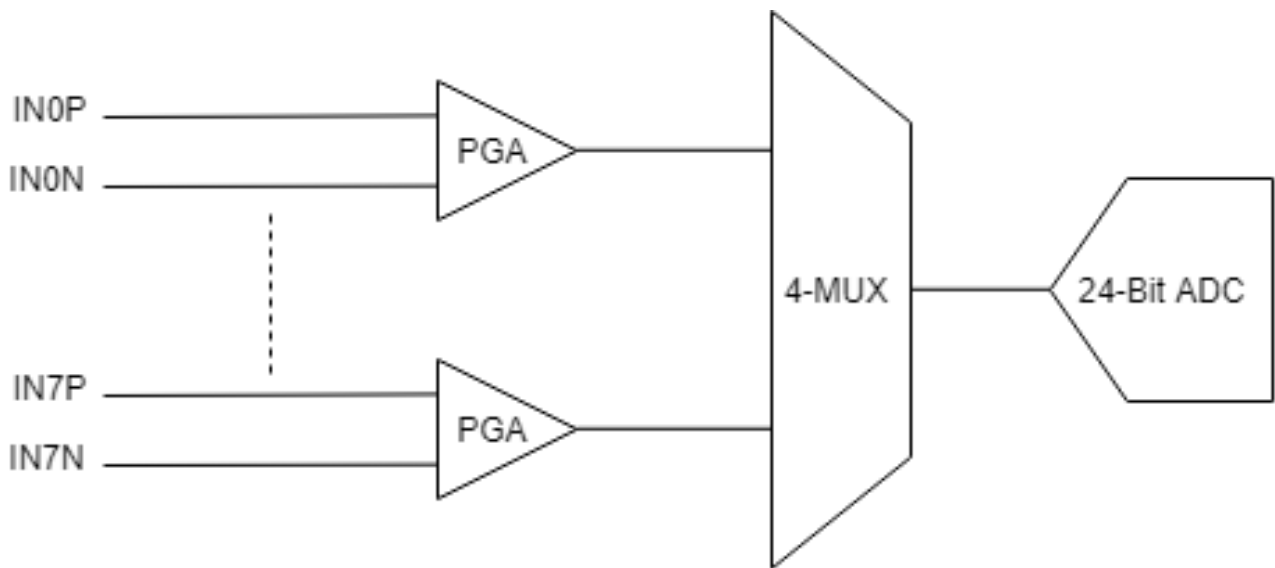
4.5 Generell Diskussion

En tänkbar orsak till varför resultaten för ADS1299 i denna rapport skiljer sig något från tidigare studier kan vara det faktum att elektroderna som användes vid MPR- och SNR-testerna inte var av lika god kvalitet som i de tidigare testerna. När testerna planerades var tanken att använda 4 st Ag/AgCl-elektroder fästa på armen vid specificerade punkter, likt genomförandet i tidigare jämförelsestudier. På grund av materialbrist användes istället det armband som beskrevs tidigare i avsnitt 3.3.2. Detta ledde till att elektroderna fästes på ospecificerade punkter på armen istället eftersom armbandet var uppbyggt så att elektroderna var fästa parvis med jämna intervall. Dessutom orsakar troligen de insydda silverelektroderna mer brus än vad motsvarande Ag/AgCl-elektroder gör vilket rimligtvis kan försämra mätvärdena något. Dessutom användes endast vatten och ingen gel eller annat ledande material vilket troligen hade resulterat i något bättre värden. De här faktorerna orsakar dock skillnader endast för MPR- och SNR-värdena. Dessutom utnyttjades inte hela det dynamiska området i ADC:n och upplösningen kunde därför ha varit högre ifall en högre förstärkning hade använts.

Varför IRN-värdena inte visar liknande resultat som för tidigare studier kan möjligen bero på hur datan överförs till den dator som utför mätningen. I detta fall syftar det på USB-kopplingen som användes. Det kan vara så att den USB-kabel som användes i denna studie orsakar ett störmoment, vilket då ökar värdena. Detta har dock inte testats utan är en hypotes. Ett annat skäl kan vara platsen som testerna utfördes på. Mätningarna utfördes i Biomechatronics & Neurorehabilitation Laboratorys labbsal på Chalmers Johanneberg där AFE:n och mät datorn var placerade på en jordad matta. Vid misstanke om att detta påverkade resultaten utfördes ett

snabbtest på en byrålåda istället i samma labbsal. Då detta inte ändrade själva Peak-to-Peak värdet med relevant skillnad fortsattes inte denna undersökning.

Vad gäller AD7124 och varför dess värden inte uppnår tillräckligt god kvalitet misstänker vi har med, förutom bandbredden, även topologin hos AFE:n att göra. När multiplexern hos AD7124 är placerad innan differentialförstärkaren så orsakas ett störmoment som tenderar att påverka låga signalnivåer, vilket beskrevs i avsnitt 2.2.5. I figur 4.8 har vi föreslagit en topologi som förvisso inte tar bort problemet med multiplexern men som inte förstärker denna störning. Detta är såklart en mer kostsam topologi ur ett komponentperspektiv, men fortfarande billigare än ADS1299. Denna topologi har dessutom tidigare visats vara användbar för biomedicinska applikationer.



Figur 4.8: Föreslagen topologi för billigare modell av AFE, skapad i Draw.io

5

Slutsats

Genom att tyda de resultat som är återgivna i tabell 5.1 kan det konstateras att AD7124 varken hanterar extrinsiska eller intrinsiska störsignaler särskilt väl. CMRR för AD7124 är lägre än de medicinska kraven tillåter och IRN var betydligt högre än för ADS1299, som tidigare visats vara väl fungerande. Å andra sidan kan det argumenteras för att AD7124 potentiellt sett kan användas för behandlingar i mer isolerade miljöer tillsammans med åtgärderna som presenterades tidigare. Exempelvis kan träffsäkerheten förmodligen förbättras vid användning av mer högkvalitativa elektroder. För att helt kunna utesluta AD7124 från medicinskt bruk rekommenderas det att bygga vidare på denna studie och undersöka just dessa diskussionsaspekter.

Mätetal	ADS1299	AD7124
CMRR [dB]	86,2	59,4
IRN [μV_{pp}]	18,1	395,2
Klassspecifik träffsäkerhet [%]	82,81	41,02
SNR [dB]	8,97	1,61

Tabell 5.1: *Sammanfattade resultat*

För att sammanfatta, AD7124 är med förhållandena i denna studie inte användbar i ett portabelt EMG-signalavläsningssystem. Dock finns det möjligheter att utöka studien då det är av intresse att finna ett mer ekonomiskt alternativ till ADS1299 som visats vara användbar i dagsläget.

Referenser

- [1] G. Dunlap, “Regeneration: What the axolotl can teach us about regrowing human limbs,” 2018. [ONLINE]. tillgänglig: <http://sitn.hms.harvard.edu/flash/2018/regeneration-axolotl-can-teach-us-regrowing-human-limbs/>, hämtad: 2019-04-09.
- [2] E. Mastinu, M. Ortiz-Catalan, and B. Håkansson, “Analog front-ends comparison in the way of a portable, low-power and low-cost emg controller based on pattern recognition,” in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 2111–2114, Milan, Italien, 2015. doi:10.1109/EMBC.2015.7318805, [ONLINE]. tillgänglig: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7318805>, hämtad: 2019-04-09.
- [3] D. M. Ehde et al., “Chronic phantom sensations, phantom pain, residual limb pain, and other regional pain after lower limb amputation,” *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 81, no. 8, pp. 1039 – 1044, 2000. doi:10.1053/apmr.2000.7583, [ONLINE] tillgänglig: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003999300677663>, hämtad: 2019-05-10.
- [4] E. Lendaro, I. Rignér, and M. Ortiz-Catalan, “Phantom motor execution in the lower limb aided by myoelectric pattern recognition and virtual reality: a case study on a chronic phantom limb pain sufferer,” in *XVI World Congress of the International Society for Prosthetics and Orthotics (ISPO)*, Kapstaden, Sydafrika, Maj, 2017. [ONLINE]. tillgänglig: <https://research.chalmers.se/publication/253291>, hämtad: 2019-05-13.
- [5] P. Förstberg and G. Josefsson, “Evaluation of commercial analog front ends for pattern recognition based control of robotic prostheses.” examensarbete för mastersexamen, Institutionen för signaler och system, Chalmers Tekniska Högskola, Göteborg, Sverige, 2011. [ONLINE]. tillgänglig: <http://publications.lib.chalmers.se/records/fulltext/146425.pdf>, hämtad: 2019-05-09.
- [6] M. Ortiz-Catalan, F. Rouhani, R. Brånemark, and B. Håkansson, “Offline accuracy: A potentially misleading metric in myoelectric pattern recognition for prosthetic control,” in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 1140–1143, Milan, Italien, Aug, 2015. doi: 10.1109/EMBC.2015.7318567, [ONLINE]. tillgänglig: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7318567>, hämtad: 2019-05-13.
- [7] F. Sadikoglu, C. Kavalcioglu, and B. Dagman, “Electromyogram (emg) signal detection, classification of emg signals and diagnosis of neuropathy muscle disease,” *Procedia Computer Science*, vol. 120, pp. 422–429, Dec, 2017. doi:10.1016/j.procs.2017.11.259, [ONLINE]. tillgänglig: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050917324717>, hämtad: 2019-04-09.

- [8] M. B. I. Raez, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, "Techniques of emg signal analysis: detection, processing, classification and applications," *Biological procedures online*, vol. 8, pp. 11–35, Mars, 2006. doi:10.1251/bpo115, [ONLINE]. tillgänglig: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/PMC1455479/>, hämtad: 2019-04-09.
- [9] R. Kaur, M. Singh, and J. S. Bhatia, "An approach for acquiring eeg/emg data using afe," in *2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement*, pp. 589–593, Katra, Indien, 2013. doi:10.1109/ICMIRA.2013.123, [ONLINE]. tillgänglig: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6918900>, hämtad: 2019-04-09.
- [10] D. Farina, L. Mesin, S. Martina, and R. Merletti, "A surface emg generation model with multilayer cylindrical description of the volume conductor," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, pp. 415–426, Mars 2004. doi:10.1109/TBME.2003.820998, [ONLINE]. tillgänglig: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1268212>, hämtad: 2019-05-13.
- [11] A. A. Adewuyi, L. J. Hargrove, and T. A. Kuiken, "Evaluating emg feature and classifier selection for application to partial-hand prosthesis control," *Front Neurobot*, vol. 10, p. 15, Okt, 2016. doi:10.3389/fnbot.2016.00015, [ONLINE]. tillgänglig: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnbot.2016.00015/full>, hämtad: 2019-04-09.
- [12] R. Merletti and D. Farina, *Surface electromyography: Physiology, engineering, and applications*. IEEE Press Series on Biomedical Engineering, NJ, USA: Wiley-IEEE Press, 2016, Maj.
- [13] S. Day, "Important factors in surface emg measurement," *Bortec Biomedical Ltd Publishers*, pp. 1–17, 01 2002. [ONLINE]. tillgänglig: https://www.researchgate.net/publication/308365391_Important_factors_in_surface_EMG_measurement, hämtad: 2019-05-13.
- [14] J. G. Webster and J. W. Clark, *Medical instrumentation : application and design, fourth edition*. NJ, USA: John Wiley & Sons, 2010.
- [15] G. Li, Y. Li, Z. Zhang, Y. Geng, and R. Zhou, "Selection of sampling rate for emg pattern recognition based prosthesis control," in *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 5058–5061, Buenos Aires, Argentina, 2010. doi:10.1109/IEMBS.2010.5626224, [ONLINE]. tillgänglig: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5626224>, hämtad: 2019-04-09.
- [16] B. Morley Urbauer. Föreläsning, Kurs: *Signals and Systems Laboratory ESE488*, Washington University in St.Luis, Okt. 24, 2016, [ONLINE]. tillgänglig: https://classes.engineering.wustl.edu/ese488/Lectures/Lecture5a_QNoise.pdf, hämtad: 2019-05-09.
- [17] E. Janssen and A. van Roermund, *Look-Ahead Based Sigma-Delta Modulation*. Dordrecht, Nederländerna, Springer, 2011. [ONLINE]. tillgänglig: https://doi.org/10.1007/978-94-007-1387-1_2, hämtad 2019-04-09.
- [18] K. Soundarapandian and M. Beraducci, *Analog Front-End Design for ECG Systems Using Delta-Sigma ADCs*, Apr 2010. [ONLINE]. tillgänglig: <https://www.ti.com/general/docs/litabsmultiplefilelist.tsp?literatureNumber=sbaa160a>, hämtad: 2019-04-09.
- [19] Analog Devices, "8-channel, low noise, low power, 24-bit, sigma-delta adc with pga and reference." AD7124-8 datasheet, Apr, 2015, [Reviderad Apr 2018], [ONLINE]. tillgänglig: <https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/ad7124-8.pdf>, hämtad: 2019-05-10.

- [20] Texas Instruments, “Ads1299-x low-noise, 4-, 6-, 8-channel, 24-bit, analog-to-digital converter for eeg and biopotential measurements.” SBAS499C datasheet, Juli 2012, [Reviderad Jan. 2017], [ONLINE] tillgänglig: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ads1299.pdf>, hämtad: 2019-05-10.
- [21] M. Ortiz-Catalan and B. Brånemark, R. and Håkansson, “Biopatrec: A modular research platform for the control of artificial limbs based on pattern recognition algorithms,” *Source Code for Biology and Medicine*, vol. 8, no. 11, p. 18, Apr, 2013. doi:10.1186/1743-0003-7-21, [ONLINE]. tillgänglig: <https://doi.org/10.1186/1751-0473-8-11>, hämtad: 2019-04-10.
- [22] S. Akwei-Sekyere, “Powerline noise elimination in biomedical signals via blind source separation and wavelet analysis,” *PeerJ*, vol. 3, p. e1086, 2015. doi:10.7717/peerj.1086, [ONLINE]. tillgänglig: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/PMC4493666/>, hämtad: 2019-04-09.
- [23] C. J. D. Luca, L. D. Gilmore, M. Kuznetsov, and S. H. Roy, “Filtering the surface emg signal: Movement artifact and baseline noise contamination,” *Journal of Biomechanics*, vol. 43, no. 8, pp. 1573 – 1579, 2010. doi:10.1016/j.jbiomech.2010.01.027, [ONLINE]. tillgänglig: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929010000631>, hämtad: 2019-04-09.
- [24] N. Nilsson and M. Ortiz-Catalan, “Estimates of classification complexity for myoelectric pattern recognition,” in *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 2682–2687, Cancun, Mexico, 2016. doi:10.1109/ICPR.2016.7900040, [ONLINE]. tillgänglig: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7900040>, hämtad: 2019-04-09.
- [25] D. Tkach, H. Huang, and T. A. Kuiken, “Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 7, no. 1, p. 21, Maj, 2010. doi:10.1186/1743-0003-7-21, [ONLINE]. tillgänglig: <https://doi.org/10.1186/1743-0003-7-21>, hämtad: 2019-04-09.
- [26] A. V. Mokeev and V. V. Mokeev, “Pattern recognition by means of linear discriminant analysis and the principal components analysis,” *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 25, no. 4, pp. 685–691, Dec, 2015. doi: 10.1134/S1054661815040185, [ONLINE]. tillgänglig: <https://link.springer.com/article/10.1134%2FS1054661815040185>, hämtad: 2019-04-09.