



Fredrik Bajersvej 7 ■ DK-9220 Aalborg Øst

Telefon 96 35 87 76

TITEL: Waveletanalyse af nervesignaler til
tids-fiberdiameterrepræsentation af aktionspotentialer
TEMA: Biomedicinske signaler og systemer
PROJEKTPERIODE: 8. semester, foråret 2004
PROJEKTGRUPPE: 857

DELTAGERE:
Yvonne Damgaard
Thomas Bork Hardahl
Jens Krog Vistisen

VEJLEDER:
Lotte Andreassen Struijk

OPLAGSTAL: 6
SIDEANTAL: 111
TILLÆG: CD-ROM
AFSLUTTET: 2. juni 2004

Synopsis

I rehabiliteringsprocessen af lammede eller delvis lammede personer bruges Funktionel Elektrisk Stimulation (FES). I brugen af FES systemer ønsker man at anvende sensorisk information fra afferente nerver som feedback, for at kunne kontrollere stimulationen af forskellige muskler. Det afgørende i et feedback er aktiviteten af de enkelte fiberdiametere.

Den første metode, der er undersøgt, er at bruge 'Single Fiber Action Potentials', SFAPs, som baser i en filterbank, med henblik på en tid-/fiberdiameter repræsentation af et ENG.

Den anden metode, der er undersøgt, er at bruge kendte wavelets som baser i en filterbank, for at lave en tids-fiberdiameter repræsentation.

Første metode viste sig at være en tidskrævende opgave, der ikke kunne løses indenfor projektperioden.

Anden metode detekterer modellerede SFAPs under gode SNR-forhold.

Waveletform har betydning for kvaliteten af filterbanken og at anvende SFAPs som baser i en filterbank, vil derfor være en mulighed, der kan forbedre nuværende metoder.

Temaet for 8. semester Sundhedsteknologi, speciale i medicinske systemer og signaler er:
Biomedicinske signaler og systemer.

Projektet omhandler detektion af aktionspotentialer i et nervesignal. Tilgangsvinklen er at anvende wavelet- og filterbankteori til at detektere enkelte aktionspotentialer. Problemstillingen er en kobling mellem fysiologiske egenskaber for nervesignaler og teoretisk og praktisk opbygning af en filterbank, der benytter sig af disse egenskaber.

Rapporten henvender sig primært til vejleder og censor samt medstuderende med interesse for emnet. Derfor forudsætter udbytterig læsning samme faglige grundlag som projektgruppen.

Vi takker

Anders La Cour, Adjunkt på institut for process-control Aalborg Universitet, for kyndig vejledning omkring wavelet og filterbankteori i forhold til problemstillingen i projektet.

Claus Graff, Sundhedsteknologi 8. semester, for inspiration og gode råd i programmeringsfasen.

Lotte N.S. Struijk, vejleder og Adjunkt på SMI Aalborg Universitet, for vejledning gennem hele projektperioden.

Aalborg den 02. juni 2004, udarbejdet af:

Yvonne Damgaard Nielsen

Jens Krog Vistisen

Thomas Bork Hardahl

Rapporten er opdelt i 4 hoveddele: Indledning, Analyse, Metode I og Metode II. Den overordnede opbygning af denne rapport kan ses på figur 1.

Indledning

Rapporten starter med en indledning, der introducerer problembaggrunden for dette projekt. Indledningen afgrænser det område, der ønskes at arbejde med i projektet, og afsluttes med en målsætning, bl.a. om at anvende fysiologiske nervesignaler som wavelets i en filterbank.

Analyse

Herefter laves en analyse af de aspekter, der skal undersøges for at opfylde målsætningen, hvor det er nervefysiologi og wavelets i en filterbank, der er i fokus. Specielt ønskes de aktionspotentialer, der kan måles med manchetelektroder, grundigt analyseret, for at undersøge om nervesignalets egenskaber kan sammenlignes med - og anvendes i - som baser i en filterbank.

Metode & Resultat I

Efter analysen beskrives de metoder, der er anvendt i forsøget på at opnå målet for projektet. I sammenhæng med metoderne beskrives det resultat som metoden gav anledning til. Resultatet var desværre, at metoden ikke kunne opfylde målet indenfor den afgrænsede projektperiode. En kort delkonklusion opsummerer de vigtigste aspekter i rapporten indtil videre.

Dette gav anledning til at undersøge en alternativ løsningsmodel for den resterende projekttid. Målet var uændret, men nu med fokus på kendte wavelets.

Metode & Resultat II

Her beskrives de metoder, der anvendes for at opfylde den nye målsætning. Umiddelbart efter beskrivelse af metoderne, fremvises og beskrives de resultater, der fremkom ved at anvende

metoden til opfyldelse af den nye målsætning. I dette tilfælde opfyldes målsætningen delvist, idet de udviklede programmer har begrænsninger, som også beskrives her. En kort delkonklusion opsummerer de vigtigste aspekter i rapporten efter den nye målsætning.

Konklusion

Før den endelige konklusion, diskuteres de forskellige problemstillinger, metoder og resultater for projektet, både for den første målsætning og for den nye målsætning. Konklusionen fremhæver de vigtigste aspekter fra hele rapporten.

Appendix

Figur 1 viser ikke appendiks og bilag, men disse følger umiddelbart efter konklusionen. Appendiks indeholder diverse uddybninger om forskellige emner, såsom generel fysiologi, waveletteori, og et afsnit der tager udgangspunkt i kurset "Innovation og Entrepreneurship", der har været en del af semesterets kursusindhold. Her opridses de muligheder og tiltag, der skal foretages, hvis man ønsker, at projektets resultater skal føre til etablering af en virksomhed.

Bilag er en CD-ROM med kildekode til de programmer, der er lavet i projektet. Der er kommentarer i et vist omfang, og CD-ROM er vedlagt på rapportens bagside.

Figurer, diagrammer og tabeller er nummereret fortløbende gennem kapitlerne, ligesom litteraturhenvisninger angives med fortløbende numre i firkantede parenteser. En samlet litteraturliste findes bagerst i rapporten.

Forkortelser angives i parentes første gang de bliver nævnt, og vil efterfølgende blive anvendt.

INDLEDNING

ANALYSE:

-En analyse af
nervefysiologi, wavelets
og filterbank teori.

METODE & RESULTAT I:

-Forsøg på at anvende
specifikke fysiologiske
nervesignaler som
baser/wavelets i en
filterbank.

METODE & RESULTAT II:

-Wavelettransformation,
med kendte wavelets,
der giver
tids-fiberdiameter-
repræsentation af signal.

KONKLUSION:

Diskussion og konklusion af
Metode & Resultat I og II.

Figur 1: På figuren ses en overordnet struktur for denne rapport.

1	Indledning	3
1.1	Funktionel elektrisk stimulation - FES	3
1.2	Signalrepræsentation	3
1.3	Nervesignaler	5
1.4	Mål	6
I	ANALYSE	7
2	Nervesignalet	9
2.1	Nervens fysiologi	9
2.2	Single Fiber Action Potential - (SFAP)	10
2.3	Vægtfunktion	11
3	Baser og Wavelets	15
3.1	Ortogonale og biortogonale baser	15
3.2	Baser i filterbank	16
3.3	Wavelets	16
3.4	Wavelets som baser	17
4	Filterbank	22
4.1	Filterbankteori	22
4.2	Perfekt rekonstruktion	23
4.3	Opsummering	26

II	METODE & RESULTAT I	27
5	Metode for modellering af SFAPs	29
5.1	Modellering af SFAPs	29
5.2	Resampling	29
5.3	Foldning	31
5.4	Op- og nedsampling i forhold til fiberdiameter	31
6	Metode for filterbankstruktur	34
6.1	Filterbankstruktur	34
6.2	Filtre i filterbanken	35
6.3	Filterbankstruktur i forhold til rekonstruktionsfilter	37
7	Resultat for SFAPs som baser i en filterbank	40
7.1	Eksempel	41
7.2	Krav til filterbanken	43
7.3	Afprøvede metoder	44
7.4	Metodevalg	47
7.5	Delkonklusion	47
III	METODE & RESULTAT II	49
8	Metode for Wavelet transformation	51
8.1	Delmål III	51
8.2	Metode	51
9	Resultat for wavelet transformation	58
9.1	Generering af støj	58
9.2	Fastsættelse af grænseværdier	59
9.3	Anvendelsesmuligheder og begrænsninger	61
10	Vurdering af metode for wavelet transformation	65
10.1	Short Time Fourier Transformation	65
10.2	Sammenligning med anden wavelet transformationsmetode	66
10.3	Betydning af waveletform	67
10.4	Delkonklusion	70

IV	KONKLUSION	71
11	Diskussion	73
12	Konklusion	76
V	APPENDIKS	79
A	Nervefysiologi	81
A.1	Opbygning af nervesystemet	81
A.2	Klassificering af neuroner	82
A.3	Det sensoriske system	82
A.4	Stimuli af receptorer	83
A.5	Potentialer	84
B	Opsamling af nervesignal	88
B.1	Manchet-elektrode	88
C	Nervefiber	91
C.1	Nervediameter, Ranvierknuder og ledningshastighed	91
C.2	Transmembran aktionspotentiale	93
D	Ortogonalitet og biortogonalitet	94
D.1	Perfekt rekonstruktion	94
D.2	Ortogonalitet	95
D.3	Biortogonalitet	95
E	Waveletanalyse	97
E.1	Waveleten	97
E.2	Wavelet transformen	97
F	Lifting	103
F.1	Definition	103
G	Perspektivering, virksomhedsopstart og innovation	106
	Litteraturliste	111

INDLEDNING

1.1 Funktionel elektrisk stimulation - FES

Som et led i en rehabiliteringsproces kan der anvendes Funktionel Elektrisk Stimulation (FES) [1]. Denne metode omfatter elektrisk stimulation af delvis eller total lammede muskler. På denne måde kan der genskabes bevægelse i den legemsdel, der ellers er paralyseret. Problemet med FES er at kontrollere de bevægelser, der fremprovokeres ved hjælp af elektrisk stimulation.

Hvis man fx vil have en patient med en lammet arm til at række ud efter et plastickrus og løfte det med intention om at drikke fra det, er der flere bevægelser, der skal kontrolleres nøje.

Først og fremmest skal armen og hånden føres hen mod kruset, håndfladen skal være åben for senere at omslutte kruset. Når hånden omslutter kruset er det vigtigt, at sammenklemningen af hånden kontrolleres, så hånden stopper med at klemme idet der haves et blødt, men solidt greb om kruset. Hvis hånden fortsætter med at klemme sammen om kruset vil det til sidst gå i stykker. Når hånden har omsluttet kruset skal det føres op til munden, og helst præcist og uden for mange rystelser.

For på sigt at kunne kontrollere og finjustere alle disse bevægelser ved hjælp af elektrisk stimulation i et "closed loop" system, er det essentielt at have sensorisk information fra de naturlige sensorer i huden og musklerne som feedback til sit system [2]. På denne måde kan man tilpasse graden af stimulation og derved forbedre kontrollen af bevægelser. En måde hvorpå man kan opnå sensorisk information fra kroppens sensorer, er ved at måle på de afferente nerver, der bærer informationen fra de implicerede sensorer til det centrale nervesystem (CNS).

Måling af nervesignaler kan bl.a. foretages med manchetelektroder, der anses for velegnede til langtidsoptagelse af perifere nerver [3].

Et nervesignal målt fra en nerve er en repræsentation af den elektriske aktivitet i nerven, og et nervesignal refereres til som et elektroneurogram (ENG).

1.2 Signalrepræsentation

Et ENG er oftest repræsenteret i tidsdomænet, dvs. amplitude som funktion af den tid, der er målt over.

Et af problemerne ved måling af nervesignaler er, at de har meget små amplituder, og de har derved tendens til at "drukne" i støj som fx muskelsignaler.

Et generelt problem for repræsentation af signaler i tidsdomænet er, at informationen, der fås i tidsdomænet, ikke altid er tilstrækkelig til, at der kan laves en endegyldig konklusion om, hvad

signalet indeholder af forskellige informationer. Det er ofte nødvendigt også at se på signalet i frekvensdomænet, da givne informationer først optræder klart i en frekvensrepræsentation. Dette kan gøres ved at transformere signalet over i frekvensdomænet ved hjælp af en Fourier transformation. Her bliver en ren tidsbeskrivelse af signalet til en ren frekvensbeskrivelse [4].

I analysen af biologiske signaler er det imidlertid ofte ønskeligt, at frekvenskomponenterne sammenkædes med tiden, så man kan se til hvilket tidspunkt forskellige hændelser indtræffer.

Fourier-transformationen, giver kun frekvenskomponenterne uden at relatere disse i tid. Dette sker da Fourier transformation er en integration over alle tider, og derfor giver det ingen mening at bruge sådanne transformationer på ikke-stationære signaler, hvor der er tids-varierende frekvenser.

I stedet kan en Short Time Fourier Transformation (STFT) benyttes. Her inddeles signalet af et vindue, og der foretages en Fourier transformation på de enkelte inddelinger af signalet. På den måde opnås en tids/frekvens repræsentation af signalet, der dog har sine begrænsninger, når der ønskes høj opløsning i både tid og frekvens, hvilket skyldes, at det anvendte vindue er det samme for alle inddelinger i tids/frekvens-planet [5]. Således kan der opnås høj frekvensopløsning, men det betyder en forringet tidsopløsning.

En waveletanalyse undersøger ligeledes et signal i både tid og frekvens dvs., hvilke frekvenser signalet indeholder til hvilke tider [4]. Dette sker ved at neddele et signal i flere frekvenskomponenter, som giver mulighed for at frasortere støjkomponenter på forskellige niveauer.

I forhold til STFT, giver waveletanalysen mulighed for at opnå god tidsopløsning for de høje frekvenser, og god frekvensopløsning for de lave frekvenser.

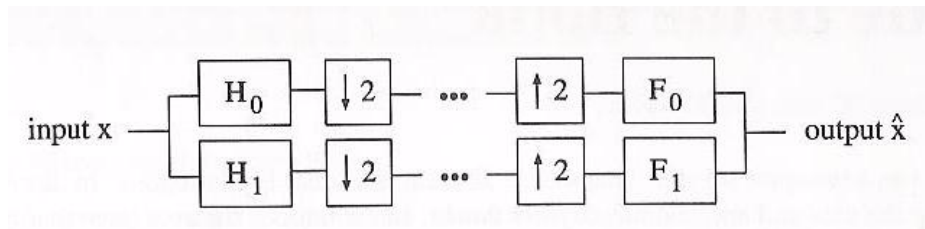
Waveletanalyse på diskrete signaler kan foretages ved konstruktion af en filterbank [4]. I en filterbank inddeles et signal i forskellige frekvensspektre, og man kan behandle signalet, fx støjreducere i de enkelte inddelinger af signalet [4].

Det altafgørende moment i opbygningen af en filterbank er at vælge en god base. En god base skal være repræsentativ for det signal man ønsker af behandle, og kan fx være sinusbølger eller cosinusbølger, som det er tilfældet i en Fouriertransformation. Hvis der ønskes basis-funktioner, der i modsætning til sinus og cosinusfunktioner, er endelige i tid og frekvens, vælges en wavelet. En wavelet er en afgrænset bølge i tid og frekvens, hvor formen af bølgen vælges afhængig af applikationen. Ved at strække og kontrahere en "mother-wavelet" i forhold til det signal, der behandles, kan waveletten benyttes til at finde de frekvenskomponenter, som ønskes [4] [6].

En simpel illustration af en filterbank kan ses på figur 1.1.

Den venstre side af filterbanken kaldes analysedelen eller dekompositionen. Her inddeles signalet i to frekvensspektre via højpasfiltrering og lavpasfiltrering med filtrene H_1 og H_0 , hvorefter signalerne nedsamples med en faktor 2.

Den højre side af filterbanken benævnes syntesedelen eller rekonstruktionsdelen. Her opsamples signalerne med en faktor 2, hvorefter de gennem højpas- og lavpasfiltrene F_1 og F_0 samles til et outputsignal. Mellem analysedelen og syntesedelen kan signalprocessering, som fx støjreducering, foretages på de individuelle frekvensbånd.



Figur 1.1: *Simpel illustration af en filterbank [4].*

Opbygningen og egenskaberne for filterbanken afhænger af de baser, der vælges - bl.a. om baserne opfylder ortogonalitet eller biortogonalitet [4].

1.3 Nervesignaler

Afhængigt af hvilken sensorisk information der sendes tilbage til CNS varierer fiberdiameteren. Der er fire hovedgrupper, gruppe I-IV, hvor afferente fibre fra muskelspindler og sener har større diameter end fx de fibre, der giver information om temperatur og smerte [7].

Myelinerede nervesignaler har den specielle egenskab, at frekvens og amplitude for et målt nervesignal afhænger af nervefibrens diameter. Der er altså lineær afhængighed mellem nervefibrens diameter og hastigheden, hvormed informationen føres gennem nerven. Dermed bør der være mulighed for at lave en tids-fiberdiameter repræsentation af aktiviteten i en nervefiber, således at der kan fås tidsafhængige informationer om, hvilke afferente fibre, der sender information til CNS.

Hvis det lykkes at klassificere de enkelte komponenter i et ENG fra de afferente fibre, kan det bestemmes hvilke dele af kroppen, der sender informationer til CNS. Dette kan benyttes til at hjælpe patienter med skader på CNS, der har medført, at de ikke kan benytte afferente input i deres korrigerende bevægelser.

Ved at benytte informationen fra de afferente fibre som feedback til FES-systemer, kan der ved hjælp af elektrisk stimulation gives en øgning eller reducere af aktivitet i de respektive muskler.

For at alt dette kan lade sig gøre, skal der laves en grundig waveletanalyse af nervesignaler, og dette skal som tidligere nævnt gøres ved konstruktion af en filterbank.

For at konstruere en filterbank, der kan anvendes til analyse af nervesignaler, er der flere aspekter, der skal undersøges.

- Der skal foretages en analyse af opbygning af filterbanken i forhold til de fysiologiske nervesignalers egenskaber.
- Valget af en god base skal undersøges grundigt, da det altafgørende at vælge en god base, f.eks en wavelet, der bedst mulig vil kunne repræsentere signalet.
- Denne, eller disse wavelets, skal undersøges i forhold til krav til baser i en filterbank.

Ovenstående punkter skal føre til opfyldelse af dette projekts mål.

1.4 Mål

Målet med dette projekt er at konstruere en filterbank, der kan benyttes til bestemmelse af tids- og frekvensindhold i et ENG, og den opnåede viden og forståelse skal på sigt benyttes til bestemmelse af hvilke nervefibre, der er aktive til et givent tidspunkt. Denne information kan benyttes til funktionel elektrisk stimulation af muskler hos patienter med skader på CNS, der bevirker, at de ikke selv er i stand til at styre de specifikke muskler.

Del I: Første del af projektet er en teoretisk/analytisk del, hvor det ønskes at undersøge og analysere forudsætningerne for en filterbank, der forbinder fysiologiske aspekter omkring nervesignaler med opbygningen af en filterbank, hvor vi ønsker at anvende 'singel fiber action potential' SFAPs som baser i filterbanken.

Del II: Anden del er en konstruktion og implementation af en filterbank med SFAPs som baser, der, med udgangspunkt i fysiologien for et nervesignal, skal opdele et nervesignal i frekvensintervaller, der indeholder frekvensspektre for forskellige nervefibres diameter.

Del III: Alternativt, vil en løsningsmodel være med velkendte waveletmetoder blive undersøgt - igen med henblik på at finde placering i tid og form af de forskellige aktionspotentialer, og samtidig undersøge om metoderne kan anvendes på støjfyldte signaler.

Del I

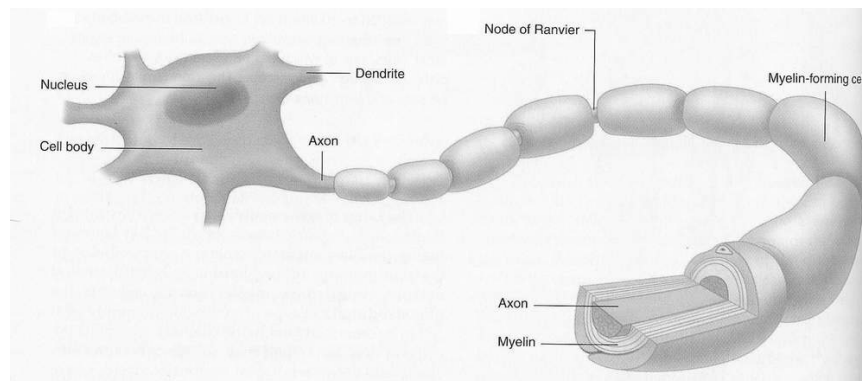
ANALYSE

Vi ønsker at undersøge mulighederne for at måle og registrere den elektriske information, der sendes fra afferente fibre til centralnervesystemet (CNS). Dette kapitel er tænkt som en introduktion til fysiologien bag nervens elektriske signal - ENG'et, specielt med fokus på de "single fiber action potentials" (SFAPs), man kan måle med en manchetelektrode. Ud over dette kapitel er der i appendiks A og B yderligere uddybninger af nervesystemets fysiologi og opsamling af nervesignaler.

2.1 Nervens fysiologi

En nerve består af et bundt af nervefibre. Hovedfunktionen for en nervefiber er at transmittere information fra én nervecelle til den næste, eller til effektor-cellerne¹, der deltager i bl.a. udførelse af muskelsammentrækninger. Informationen i nerverne flyttes i form af korte elektriske impulser, aktionspotentialer [8].

Nogle af nervefibrene er dækket af en myelinskede. Myelin består af specielle gliaceller (Schwann celler), der former myelinskeden omkring nervefibrene, og hovedbestandelen i myelinet er lipider og proteiner. Myelinskeden er ikke kontinuerlig, dvs. den er afbrudt i regulære intervaller [9], og de steder, hvor myelinet ikke dækker nervefibren, og derved er i direkte kontakt med den extracellulære væske, kaldes Ranvierknuder, se figur 2.1 [8].



Figur 2.1: På figuren ses en nervefiber med myelinskede. De steder, hvor myelinskeden er afbrudt kaldes Ranvierknuder ("Node of Ranvier" på figuren) [8].

Hastigheden hvormed der ledes aktionspotentialer, er hurtigere i myelinerede nervefibre end i

¹Effektorceller kan være muskelceller eller glandceller.

umyelinerede nervefibre [9], og ledningshastigheden for myelinerede nervefibre stiger proportionalt med fiberdiameteren [10].

I myelinerede nervefibre er afstanden L mellem de enkelte Ranvierknuder proportional med fiberdiameteren D , svarende til $L=100 D$, dvs. en afstand på ca. 1-2 mm [11]. Se appendiks C for yderligere beskrivelse af en myelineret nervefiber.

Afstanden mellem Ranvierknuderne har dermed direkte indflydelse på ledningshastigheden, og det antages, at ledningshastigheden for en nervefiber er proportional med nervefiberdiameteren med en proportionalitetskonstant k_2 , ($4 \cdot 10^6 < k_2 < 6 \cdot 10^6 s^{-1}$) [11].

På denne baggrund kan det fastslås, at der er sammenhæng mellem nervefiberdiameter og frekvensindhold i nervefiberens elektriske aktivitet.

2.2 Single Fiber Action Potential - (SFAP)

Information i en sensorisk nerve ledes fra receptorer i enden af nervefibren gennem nervefibren til centralnervesystemet. Informationen føres gennem nervefibren som et elektrisk signal -et aktionspotential, se appendiks A.

Når der opsamles data fra en nerve med en manchetelektrode (se appendiks B), måler man sammensatte aktionspotentialer ('compound action potentials') [12]. Det vil sige, at det er en sum af alle de aktionspotentialer, der løber henover de enkelte nervefibre. Helt nøjagtigt er det aktionspotential, der måles, en vægtet sum af aktionspotentialer med tidsforsinkelser.

I dette projekt er det de aktionspotentialer, der løber over den enkelte nervefiber (SFAPs), der har interesse.

Det interessante er at kunne skille de enkelte fibres aktionspotentialer fra hinanden, for herved at kunne aflæse hvilke af fibre, der er aktive. Det er denne teknik man ønsker at anvende til feedback ved Funktionel Elektrisk Stimulation (FES), så man herfra kan bedømme stimuleringsgraden til nerven.

SFAPs har den egenskab, at de varierer i amplitude og form, bl.a. afhængig af fiberdiameteren. Dette skyldes, at afstanden mellem Ranvierknuder i en myelineret fiber øges proportionalt med fiberdiameteren. På denne måde er det muligt at registrere hvilke nervefibre (diametertørrelse), der er aktive. Det kræver dog, at man kender form og amplitude på det SFAP man leder efter.

2.2.1 Amplitude og form af SFAP

Størrelsen af SFAP-amplituden afhænger som nævnt af nervefiberdiameteren, men også målemetoden, herunder egenskaber og placering af målelektrode, se evt. appendiks B.

Elektroden og målemetoden har indflydelse på aktionspotentialets amplitude og form. Dette er dog ikke faktorer, som vi kan regulere på, da vi arbejder med modellerede signaler, og med en vægtfunktion fra en forsøgsopstilling fra tidligere studier [10].

Første del af dette afsnit vil handle om den matematiske beskrivelse af SFAPs. Det næste afsnit vil omhandle vægtfunktionen fra den manchetelektrode der måles med, og til sidst vil der opsummeres omkring form og amplitude af SFAPs, specielt i forhold til vægtfunktionen.

2.2.2 Matematisk beskrivelse af SFAP

Et ENG ($f(t, x)$) optaget med en elektrode langs en nerve, kan udtrykkes som en superposition af N antal SFAPs [11]:

$$f(t, x) = \sum_{n=0}^{N-1} s_n(t, x) \quad (2.1)$$

hvor $s_n(t, x)$ er det n 'te SFAP til tiden t og positionen x .

For en myeliniseret fiber, er et SFAP en superposition af bidragene for hver af dets Ranvierknuder, som i ligning 2.2 [11]:

$$s_n(t, x) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} s_{n,m}(t, x) \quad (2.2)$$

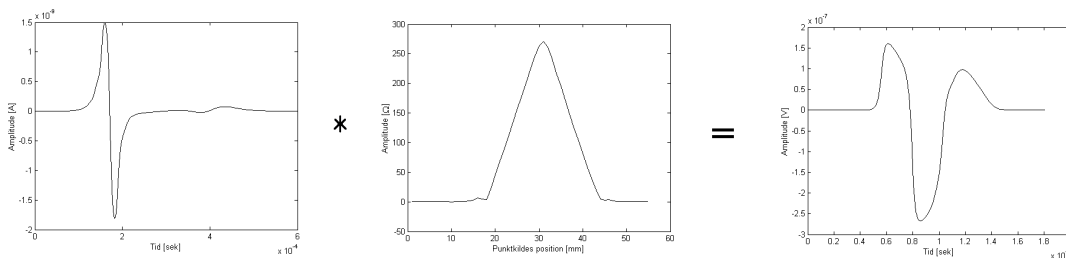
hvor $s_{n,m}(t, x)$ er bidraget fra knude m , til SFAP n , ved målestedet x til tiden t .

Hvis knude m genererer en aktionsstrøm, $i_{n,m}(t)$, så kan $s_{n,m}(t, x)$ skrives som [11].

$$s_{n,m}(t, x) = W_{n,m}(x) \cdot i_{n,m}(t) \quad (2.3)$$

hvor $W_{n,m}(x)$ er en vægtfunktion, der er afhængig af elektrodens egenskaber.

Dette betyder, at et ENG er en sum af SFAPs, der igen er foldninger mellem vægtfunktionen for den elektrode, der måles med og aktionsstrømmen, der genereres i de enkelte Ranvierknuder, se figur 2.2. Aktionsstrømmen er den samme i alle Ranvierknuder for en nervefiber, dog er aktionsstrømmen forsinket med den tid det tager at overføre aktionsstrømmen fra en Ranvierknude til den næste [13]. Aktionsstrømmens hastighed gennem nervefibren fordobles hvis fiberdiametere fordobles. Dette skyldes, at antallet af Ranvierknuder i manchetelektroden halveres.



Figur 2.2: På figuren ses, at en aktionsstrøm foldet med vægtfunktionen for manchetelektroden giver et SFAP. Eksemplet er for en $10\mu\text{m}$ nervefiber.

Ledningshastigheden for aktionsstrømmen er antaget til at være $5,58 \cdot 10^6 \text{ D/sek}$ [11], hvor D er fiberdiametere.

2.3 Vægtfunktion

Vægtfunktionen for manchetelektroden beskriver forholdet mellem input og output for aktionsstrømmen og manchetelektroden, og den er formet som en trekant, som vist på figur 2.3.

Dette skyldes måden manchetelektroden måler på. Manchetelektroden er en cylinderisk formet elektrode, der fastgøres uden om den nerve der måles på.

Med den anvendte elektrodekonfiguration (tripolær, se appendiks B) betyder dette, at signalet måles bedst i midten af manchetten, mens det ude i enderne måles knap så tydeligt.

En vægtfunktion for en manchetelektrode kan enten måles eller modelleres [10] [11]. Hvis vægtfunktionen måles, kan det gøres ved at sende en punktkilde ind gennem manchetelektroden og måle signalet mens punktkilden flyttes med små intervaller med konstant hastighed gennem manchetten. Fysiologisk svarer punktkilden til en aktionsstrøm for en enkelt Ranvierknode i en nervefiber [10].

Når manchetelektroden måler på en nerve, og derved også på nervefibre, har hver Ranvierknode i nervefibren en forskellig position i manchetten, og derfor en forskellig vægt i forhold til vægtfunktionen.

Et SFAP er summen af alle bidrag fra aktive Ranvierknuder i manchetelektroden, og derfor kan et SFAP skrives som en foldning af aktionsstrømmen og vægtfunktionen som i ligning 2.4 [13].

$$SFAP(t) = \sum_{n=1}^{\#Ranvierknuder} i_{AC}(t - \frac{nL}{v}) \cdot w(nL) \quad (2.4)$$

På figur 2.3 ses en illustration af vægtfunktionen for en manchetelektrode. Vægtfunktionen kan også beskrives som modstand i manchetten, hvor modstanden er lavest i enderne og højest i midten.

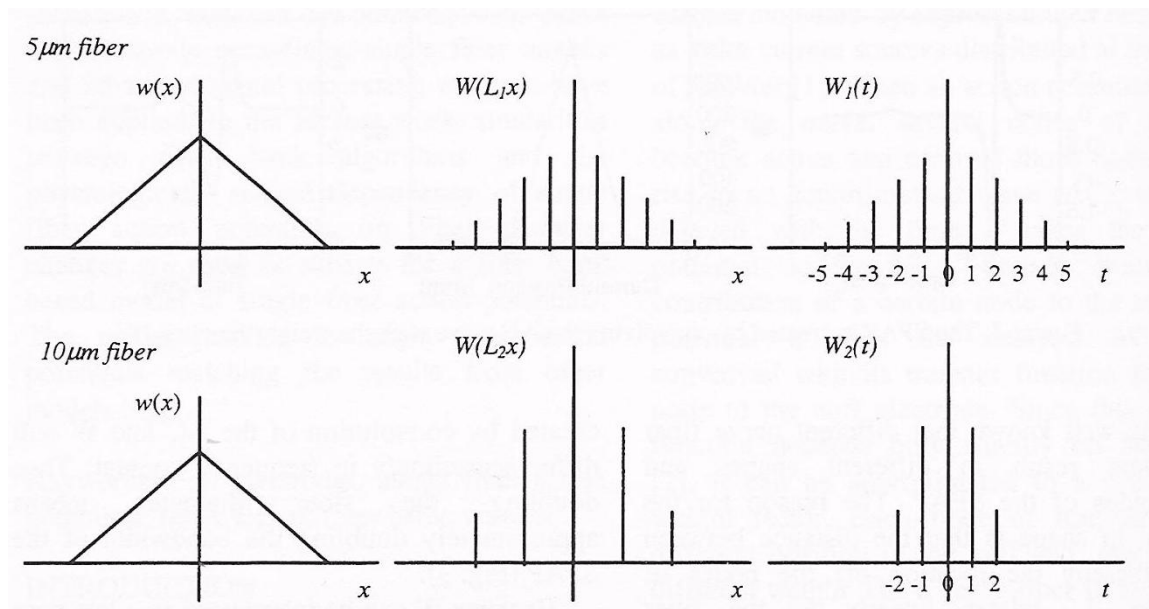
Den kontinuerlige vægtfunktion ses på figurerne længst til venstre. I midten ses den samlede vægtfunktion, hvor samplingen svarer til de steder, hvor Ranvierknuder er placeret i manchetten. Man skal her huske, at jo større nervefiberdiameter, jo længere afstand mellem Ranvierkunderne i nervefibren. Dette er årsagen til, at den diskrete vægtfunktion i nederste figur har færre samples end i den øverste. Den nederste figur repræsenterer samplingen for en 10 μm nervefiber, mens den øverste figur repræsenterer samplingen for en 5 μm nervefiber.

Det er vigtigt at bemærke, at tidsintervallet mellem de samples, som er vist på figurerne længst til højre, er det samme uanset fiberdiameter. Dette skyldes, at et aktionspotentiale 'løber' langs en nervefiber med et konstant antal Ranvierknuder per sekund [8] [10]. Dette, sammen med det faktum, at der er dobbelt afstand mellem Ranvierknuderne i en nervefiber med dobbelt diameter er årsagen til, at ledningshastigheden for en tykkere nervefiber er højere end ledningshastigheden for en tyndere nervefiber.

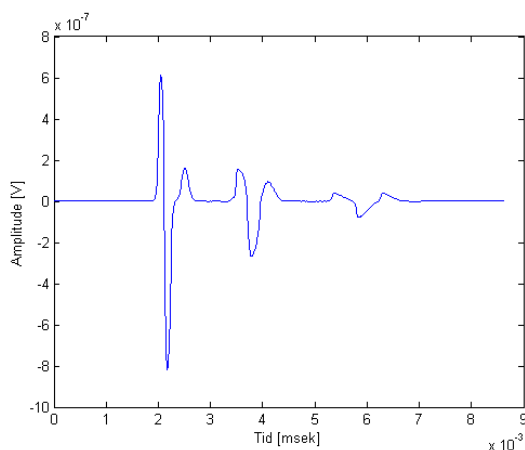
2.3.1 Amplitude og form af SFAPs

Det vigtigste i dette projekt er nervefiberdiameterens indflydelse på form og amplitude af SFAPs. Aktionsstrømmen har forskellig amplitude afhængig af fiberdiameteren [11], og vægtfunktionens udseende ændres i forhold til fiberdiameteren. Da et SFAP er en foldning af disse to signaler, vil der være forskel i udseende, amplitude og form på SFAPs for forskellige nervefiberdiametre. SFAPs anvendt i dette projekt kan ses i figur 2.4, der viser 3 SFAPs ved samme skalering i tid, og i figur 2.5 hvor amplitude og form er tydeligere.

Konstruktion af SFAPs m.m er nærmere beskrevet i kapitel 5.



Figur 2.3: På figuren ses øverst fra venstre vægtfunktionen for den anvendte manchete, dvs. modstanden i manchetten som funktion af den aksiale position i manchetten, i midten ses vægtfunktionen samlet i forhold til placeringen af Ranvierknuder i den nervefiber, der måles på og til højre ses impulsresponsen, som er den samlede vægtfunktion som funktion af tid, alt sammen for en $5 \mu\text{m}$ nervefiber. Nederst ses de samme illustrationer, dog for en nervefiber med dobbelt diameter, $10 \mu\text{m}$ [13].

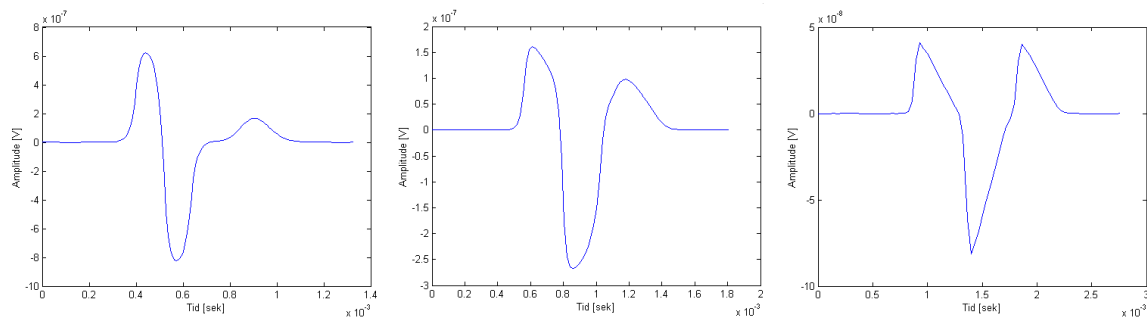


Figur 2.4: Figuren viser de 3 modellerede SFAPs for fiberdiametre på hhv. 20 , 10 og $5 \mu\text{m}$, som er konstrueret ved at folde aktionsstrøm og vægtfunktion.

2.3.2 Frekvensindhold af SFAP

De forskellige SFAPs er skabt ud fra foldning af aktionsstrøm og vægtfunktion, hvor vægtfunktionen kan betragtes som et lavpasfilter og aktionsstrømmen som et højpasfilter. De indbyrdes forhold mellem aktionsstrøm og vægtfunktion ændres, når fiberdiameteren ændres, idet vægtfunktionens båndbredde fordobles når fiberdiameteren fordobles.

Dette skyldes, at en fordobling af fiberdiameteren medfører en halvering af antallet af Ranvierknuder, der er til stede i manchetelektroden. Eftersom den tid det tager for aktionsstrømmen at



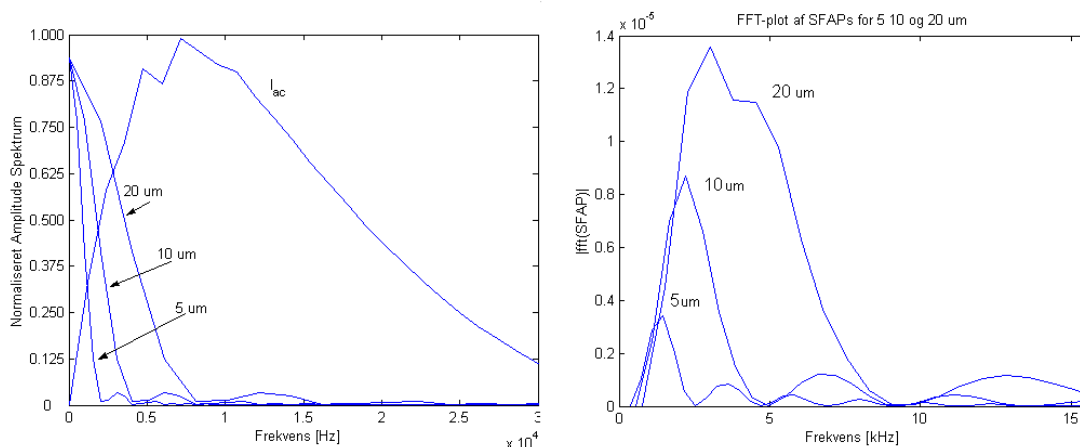
Figur 2.5: Figuren viser modellerede SFAPs for fiberdiametre på hhv. 20, 10 og 5 μm . Bemærk, at for at illustrere formen bedre end i figur 2.4, er de 3 SFAPs skaleret forskelligt i tid og amplitude.

flytte fra en Ranvierknode til den næste er konstant, vil en fordobling af fiberdiametren således fordoble hastigheden og dermed båndbredden i signalet [13].

Aktionsstrømmen ændrer kun amplitude ved ændring af fiberdiameteren, og båndbredden for denne er derfor konstant.

De forskellige signalers frekvensindhold er illustreret i figur 2.6, hvor der til venstre er plottet frekvensplot for de 3 vægtfunktioner og aktionsstrømmen.

Foldningen mellem vægtfunktion og aktionsstrøm giver de SFAPs, der er vist i figur 2.4 og 2.5, og deres frekvensindhold er plottet til højre i figur 2.6. Figuren viser, at frekvensindholdet fra SFAPs fra større fiberdiametre fuldstændigt overlapper frekvenskomponenter fra SFAPs fra tyndere fiberdiametre.



Figur 2.6: Figuren viser til venstre frekvensplot for de 3 forskellige vægtfunktioner og for aktionsstrømmen. Til højre er frekvensplot for SFAPs for hhv. 5, 10 og 20 μm fibrediametre plottet.

Idet form, amplitude og frekvensindhold for SFAPs fra forskellige fiberdiametre er forskellige, er det tanken, at dette kan anvendes i forsøget på at udtrække disse fra et ENG-signal.

Et ENG kan betragtes som superposition af SFAPs, og det er nøjagtig placering og form af SFAPs, der ønskes bestemt, ved anvendelse af FES. Når et signal skal opslittes, er det afgørende at vælge en god base, og derfor vil det være oplagt at undersøge om SFAPs kan anvendes som baser i en analyse af ENG-signaler.

For at konstruere en filterbank, der bygger på waveletanalyse, og som kan anvende fysiologiske signalers egenskaber, undersøges hvorledes de matematiske opstillinger og krav for wavelets matcher de fysiologiske egenskaber for et nervesignal.

Vi ønsker at undersøge om SFAPs, kan anvendes som baser i en filterbank, således filterbanken kan dekomponere og rekonstruere et målt nervesignal med mulighed for processering af signalet inden rekonstruktion, dvs. mulighed for støjreducering.

3.1 Ortogonale og biortogonale baser

Den vigtigste del ved konstruktion af en filterbank, er valg af en god base. Når man transformerer et signal, er det ofte for at præsentere signalet på en anden og bedre måde. Transformationen ændrer signalet til en ny base - dvs. en ny repræsentation af signalet. For eksempel giver en Fourier transformation, hvor man transformerer et signal til komplekse sinus og cosinusfunktioner, en ny base, hvor signalets frekvensindhold bliver tydeligere [4]. De baser man vælger skal gøre det lettere at tyde og forstå signalet, selvfølgelig afhængig af, hvilke informationer man ønsker fra sit signal.

Indenfor wavelets og filterbanke findes der to forskellige typer af baser:

- Ortogonale baser
- Biortogonale baser

Ortogonale baser betyder, at de vektorer, der repræsenterer signalet ikke ændres i forhold til hinanden, men at de ved en transformation blot mappes over i et andet domæne. Biortogonale baser derimod, kan ved transformation, som i en filterbank, ændre både længde og vinkler i forhold til hinanden [4], se appendiks D.

For at baser er ortogonale skal det indre produkt være nul. Da vi anvender MATLAB, foretrækkes at betragte det indre produkt for matricer/vektorer.

Hvis \mathbf{u} og \mathbf{v} er vektorer i rummet, R^n , kan de betragtes som $n \cdot 1$ matricer. Det indre produkt er herved defineret som [14]:

$$\mathbf{u}^T \mathbf{v}$$

hvor T er den transponerede matrix. Dette kan også skrives som $\mathbf{u} \bullet \mathbf{v}$ og refereres hertil som prik-produktet.

3.2 Baser i filterbank

En base er et sæt af lineært uafhængige funktioner, som kan bruges til at konstruere alle tilladelige funktioner $f(t)$ [4]. Dette kan ske ved at tidsforskyde og skalere sin basisfunktion k :

$$f(t) = \textit{kombination af basisfunktioner} = \sum_{a,b} k_{ab} \cdot w_{ab}(t) \quad (3.1)$$

hvor b står for antal tidsforskydninger (translationer) og a for antal kompressioner (skalering).

Der eksisterer en base til både analysedelen (dekompositionen) og syntesedelen (rekonstruktionen) i en filterbank. Afhængig af, om filterbanken er ortogonal eller biortogonal, er der forskellig sammenhæng mellem baser i analysedelen og syntesedelen.

Da det indre produkt for SFAPs ikke er nul, er SFAPs ikke ortogonale [15], og derfor tages der udgangspunkt i, at SFAPs skal behandles som biortogonale baser.

3.2.1 SFAP som base i en filterbank

I dette projekt er det formålet at undersøge om SFAPs kan anvendes som baser i en filterbank. Grunden til at dette er interessant er, at der er flere ligheder mellem opbygningen af en filterbank, og hvordan SFAPs for forskellige fiberdiametre bliver konstrueret.

I en filterbank høj- og lavpasfiltreres inputsignalet ved en foldning mellem inputsignalet og filterene. Efterfølgende nedsamples signalet til det halve antal samples gennem hvert niveau [4].

Når SFAPs modelleres, sker det ligeledes ved at folde vægtfunktionen og aktionsstrømmen.

For at modellere SFAPs fra andre fiberdiametre skal forholdet mellem vægtfunktionen og aktionsstrømmen ændres - fx vil en nedsampling af vægtfunktion med en faktor 2 betyde, at resultatet af foldningen mellem den nedsamplede vægtfunktion og aktionsstrømmen, vil svare til en SFAP fra en fiber med dobbelt diameter.

Denne egenskab, at SFAPs fra forskellige fiberdiametre kan skabes ved at ændre forholdet mellem vægtfunktion og aktionsstrøm, minder meget om de egenskaber, der benyttes til skalering i en filterbank. Derfor er ideen, at en filterbank med SFAPs som baser, vil give en tids/fiberdiameter repræsentation af et ENG-signal.

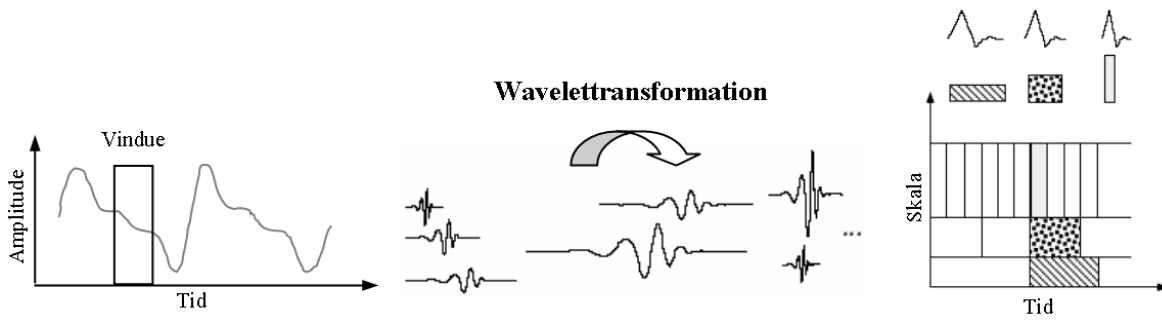
3.3 Wavelets

Waveletanalyse er en teknik, der kan anvendes til at analysere et signal i tids- og frekvensdomænet. Waveletanalyse anvender skalerede og translaterede "mother wavelets" som basisfunktioner til at beregne koefficienter. Disse basisfunktioner kan være meget forskellige afhængigt af anvendelsesområdet, og waveletkoefficienterne fås ved summen af alle skalerede og translaterede wavelets multipliceret med signalet, se ligning 3.2.

$$\textit{Koefficienter}_{ab} = \sum x(n) \psi_{ab}(n) \quad (3.2)$$

hvor $x(n)$ er signalet og $\psi_{ab}(n)$ er den skalerede (a) og translaterede (b) wavelet.

Figur 3.1 illustrerer princippet i waveletanalysen, der resulterer i en tids/skaleringsrepræsentation af det analyserede signal. I appendiks E er waveletteorien yderligere beskrevet.



Figur 3.1: Det generelle princip for beregning af wavelet koefficienter er som følger: 1) Sammenlign en wavelet med et stykke af signalet. 2) beregn hvor god korrelation der er mellem wavelet og signalet 3) translater waveletten og gentag 1-2 indtil hele signalet er dækket 4) Skaler (stræk) waveletten og gentag 1-3. Yderst til højre er skalaen (frekvensindholdet) for transformationen angivet. Jo mindre strukket waveletten er des kortere del af signalet dækkes og derfor kan finere strukturer analyseres i signalet, dette er essensen i sammenhængen mellem skala og frekvens.

3.4 Wavelets som baser

Den kontinuerte wavelet basisfunktion er defineret ved [4]:

$$X_w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \cdot x(t)dt, \quad a \in \mathbb{R}^+, b \in \mathbb{R} \quad (3.3)$$

hvor a er et udtryk for skalering og b er et udtryk for translation. Store værdier for a giver en mere udstrakt basisfunktion.

I dette projekt arbejder vi med et diskret signal, og derfor anvendes i stedet basisfunktion den diskrete wavelet. For en dyadisk wavelet, er $a = 2^m$ og $b = n2^m$, hvor m, n er heltal og det betyder, at translationen afhænger af skaleringen.

Den diskrete wavelet transformation er defineret ved [16]:

$$x_w(2^m, 2^m n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k \psi\left(\frac{k-n}{2^m}\right) \cdot x(k) = \langle \psi_{mn}(k), x(k) \rangle \quad (3.4)$$

hvor $m, n \in \mathbb{Z}$ og $\langle \psi_{mn}(k), x(k) \rangle$ er det indre produkt mellem ψ_{mn} og $x(k)$.

For biortogonale wavelets kan et signal rekonstrueres ved følgende formel [16]:

$$x(k) = \sum_{mn} \langle \tilde{\psi}_{mn}(k), x(k) \rangle \psi_{mn}(k) = \sum_{mn} \langle \psi_{mn}(k), x(k) \rangle \tilde{\psi}_{mn}(k) \quad (3.5)$$

hvor $\tilde{\psi}$ er den duale wavelet, dvs. den wavelet, der i dekompositionsdelen svarer til den biortogonale wavelet for rekonstruktionsdelen i en filterbank.

Når der benyttes diskrete wavelets kan et signal repræsenteres ved multiresolution, hvilket kan implementeres ved at bruge en filterbank [4].

Wavelets i en filterbank konstrueres ved at højpasfiltrere en nedsamplet udgave af skaleringsfunktionen $\phi(x)$, hvor waveletten $\psi(x)$ og skaleringsfunktion $\phi(x)$ er defineret som følger [4]:

$$\psi(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{1n} \phi(2x - n) \quad (3.6)$$

$$\phi(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{0n} \phi(2x - n) \quad (3.7)$$

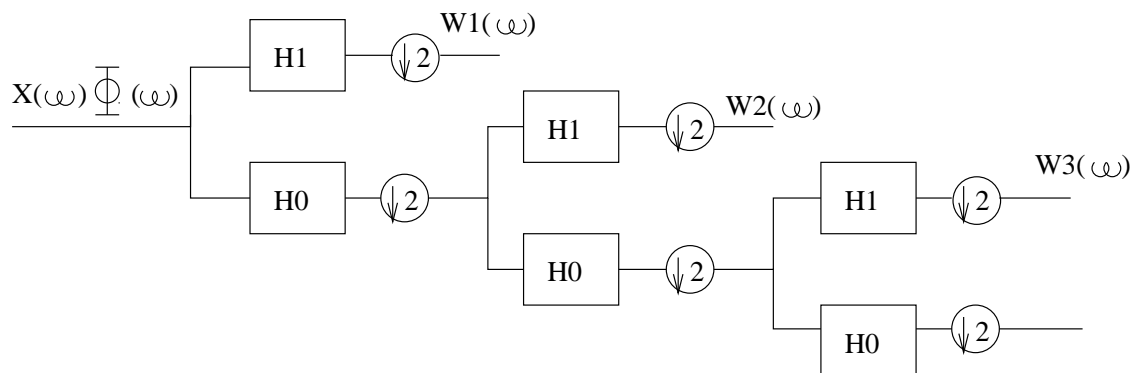
hvor h_1 er et højpasfilter og h_0 et lavpasfilter.

I Fourier domænet svarer dette til [4] [17]:

$$\Psi(\omega) = H_1\left(\frac{\omega}{2}\right)\Phi\left(\frac{\omega}{2}\right) \quad (3.8)$$

$$\Phi(\omega) = H_0\left(\frac{\omega}{2}\right)\phi\left(\frac{\omega}{2}\right) \quad (3.9)$$

En implementation af wavelets i en filterbank ses på figur 3.2.



Figur 3.2: På figuren ses en illustration af wavelets i en filterbank. $X(\omega)$ er inputsignalet, $\Phi(\omega)$ er skaleringsfunktionen, H_1 er et højpasfilter, H_0 er et lavpasfilter, $W(\omega)$ er basen og $\downarrow 2$ betyder nedsampling med en faktor 2.

Initialisering af filterbanken sker ved at folde skaleringsfunktionen med en impulsrespons, og benytte dette som inputsignal [13]. Herefter opdeles signalet i to, en højpasdel og en lavpasdel. Den første højpasdel er den første wavelet, mens lavpasdelen nedsamples med en faktor 2, hvorefter signalet igen deles i yderligere en højpasdel og en lavpasdel. Den 'nye' højpasdel nedsamples igen med en faktor 2 for at konstruere den anden wavelet. Sådan fortsætter filterbanken gennem antallet af niveauer.

Når outputsignalet fra filteret nedsamples med en faktor 2, som vist på figur 3.2, fordobles båndbredden af signalet [4] [18].

Denne del af filterbanken svarer normalt til en dekomposition af signalet, hvorefter signalet kan rekonstrueres. I rekonstruktion delen vender figuren omvendt, og der opsamples i stedet for ned-sampling, se kapitel 4.

Aktionsstrømmen, I_{AC} , vælges som højpasfilter og vægtfunktionen, W , som skaleringsfunktion, dette kan indskrives i waveletligningen og ligningen for skaleringsfunktionen.

Indskrivning af aktionsstrømmen og vægtfunktionen i ovenstående ligninger giver resultater som i ligning 3.10 og 3.11 [13].

$$\psi(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{1n} \phi(2x - n) = SFAP(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} I_{jACn} W(2x - n) \quad (3.10)$$

hvor j er ned-samlingsraten for højpasfiltret.

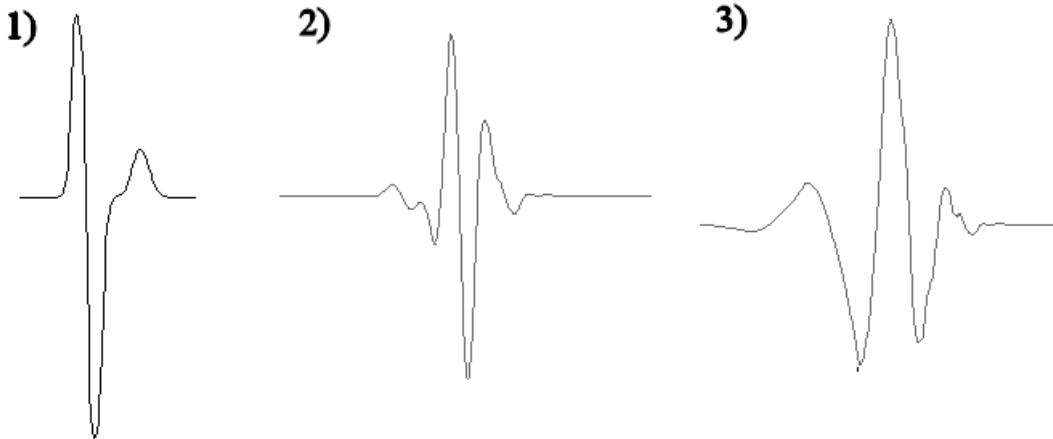
$$\phi(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{0n} \phi(2x - n) = w(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{0n} W(2x - n) \quad (3.11)$$

Det er i denne implementation af en filterbank, at vi ønsker at anvende SFAPs som baser, dvs. som wavelets. Vi ønsker altså at transformere vores inputsignal over i et domæne bestående af SFAPs.

3.4.1 SFAPs som wavelets

I dette projekt er det ønskeligt at konstruere en base ud fra SFAPs, og dette vil blive forsøgt ved at betragte SFAPs som wavelets.

Der er en bemærkelsesværdig lighed mellem forskellige wavelets og SFAPs, hvilket ses i figur 3.3



Figur 3.3: Figuren viser en SFAP for 1) en 20 μm fiber sammenlignet med en 2) Symlet 7 wavelet og en 3) Daubechies 4 wavelet [19].

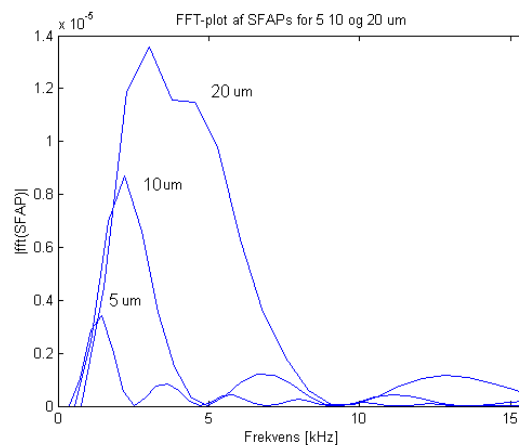
For wavelets gælder det, at wavelets er bølger med endelig længde og energi, der integrerer til 0 [4]. Dette er også tilfældet for SFAPs, der er endelige i tid og energi, se figur 3.3 og 3.4. Det er i MATLAB desuden verificeret at de anvendte SFAPs i dette projekt integrerer til 0.

Ligning 3.6 viser formelen for en wavelet, hvor waveletten dannes ved en foldning mellem højpasfilteret h_{1n} og skaleringsfunktionen $\phi(2x - n)$. Ved at lade højpasfilteret være aktionsstrømmen og skaleringsfunktionen være vægtfunktionen, forventes det, at en filterbankstruktur vil kunne skabe SFAPs for de ønskede fiberdiametre ved, gennem filterbankens niveauer, at ændre på forholdet mellem aktionsstrømmen og vægtfunktionen. Dette vil blive beskrevet i kapitel 5.

På trods af, at der er flere ligheder mellem filterbanken og SFAPs, er der en række forskelle, der skal overvejes nøje.

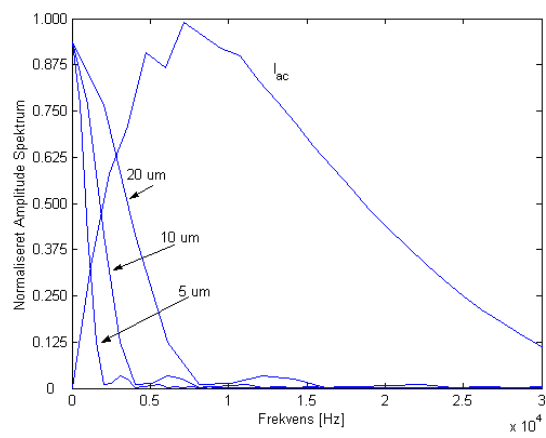
Tre vigtige faktorer, der adskiller SFAPs fra regulære wavelets, der normalt genererer en base i filterbanken [4], er [13]:

1. Frekvensindholdet i et SFAP for en større fiberdiameter overlapper fuldstændig frekvensindholdet for en SFAP med mindre fiberdiameter, se figur 3.4 og 3.5
2. Båndbredden på højpasfiltret, som i vores tilfælde er aktionsstrømmen, er konstant, hvor båndbredden i regulære wavelets ændres som følge af skalering.
3. Filtrene skal have fast knæfrekvens, eftersom et SFAP har fast båndbredde. Regulære wavelets er halvbånd-filtre.



Figur 3.4: På figuren ses hvordan frekvensindholdet i SFAPs fra en større fiberdiameter overlapper frekvensindholdet i en SFAP fra en mindre fiberdiameter. De forskellige SFAPs er dannet ud fra en foldning af vægtfunktionen og aktionsstrømmen.

Grunden til at båndbredden på højpasfiltret skal holdes konstant, trods niveau-skift i filterbanken, er at vi anvender aktionsstrømmen som højpasfilter. Aktionsstrømmens form, og båndbredde, er ens for alle fiberdiametre, det er kun amplituden, der ændres proportionalt med fiberdiameteren [13].

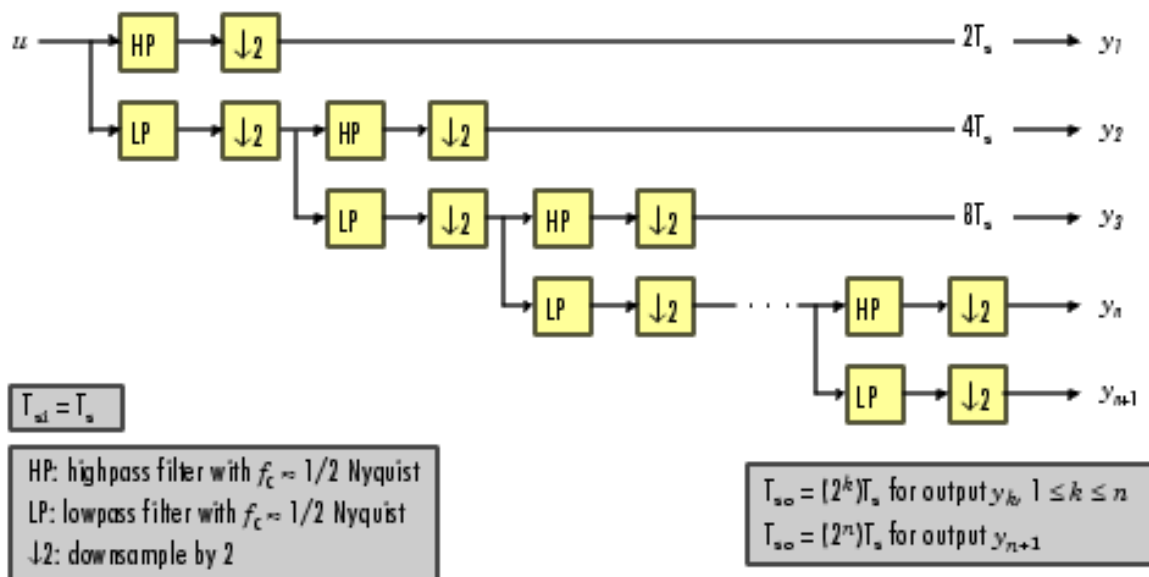


Figur 3.5: På figuren ses frekvensindholdet i aktionsstrømmen I_{ac} og vægtfunktionen for forskellige fiberdiametre.

Ideen bag en filterbank er at opdele et signal, der indeholder en lang række forskellige frekvenser ind i en mængde mere frekvensspecifikke komponenter, så der kan foretages eventuel støjreduktion, komprimering el.lign. Herefter skal signalet kunne genskabes.

4.1 Filterbankteori

Oftest visualiseres en filterbank som vist i figur 4.1 og 4.2.



Figur 4.1: Analysedelen af en asymmetrisk 2-kanals filterbank. HP er højpasfilter, mens LP er lavpasfilter. ↓2 betyder nedsampling med en faktor 2 [19].

Filterbanken består af to filtre - et lavpasfilter $H_0(x)$, på figuren LP, og et højpasfilter $H_1(x)$, på figuren HP, der adskiller inputsignalet i en høj- og lavfrekvent del.

4.1.1 Analysebank

Opdelingen giver 2 nye signaler, der sammen repræsenterer de høj- og lavfrekvente dele af det oprindelige signal. Opdelingen i 2 komponenter betyder, at antallet af samples er fordoblet. For

at undgå øget mængde data nedsamples indholdet af både det lav- og højfrekvente signal til det halve antal samples, hvilket illustreres ved $\downarrow 2$. Det betyder, at antallet af samples er det samme som det oprindelige signal, og denne nedsampling foregår ved at fjerne de “ulige” samples - dvs.

$$(\downarrow 2)y = (\dots y(-4), y(-2), y(0), y(2), y(4)\dots) \quad (4.1)$$

For hvert niveau bliver den lavfrekvente del af signalet igen opdelt i to komponenter af høje og lave frekvenser, og denne iteration fortsættes indtil den ønskede neddeling er nået. Ideen er, at signalets højfrekvente dele beskrives med relativt mange samples i forhold til de lavfrekvente dele, der beskrives med færre og færre samples.

Træstrukturen, som er vist i figur 4.1 har $n+1$ outputs, hvor n er antallet af iterationer. Efter at hver anden sample er fjernet bliver samplingsfrekvensen og båndbredden af det øverste output y_1 det halve af det oprindelige signal u . Samplingsfrekvens og båndbredde for hver efterfølgende komponent er således også halveret i forhold til komponenten fra det forrige niveau.

4.1.2 Syntesebank

Ud over muligheden for at neddele signalet er det lige så vigtigt at være i stand til at genskabe det oprindelige signal. Derfor er en filterbank opdelt i en analysebank og en syntesebank.

Syntesebanken, der er vist i figur 4.2, er det komplementære eller inverse af analysebanken. Syntesebanken opsamler ($\uparrow 2$) og filtrerer komponenterne tilbage til det oprindelige signal.

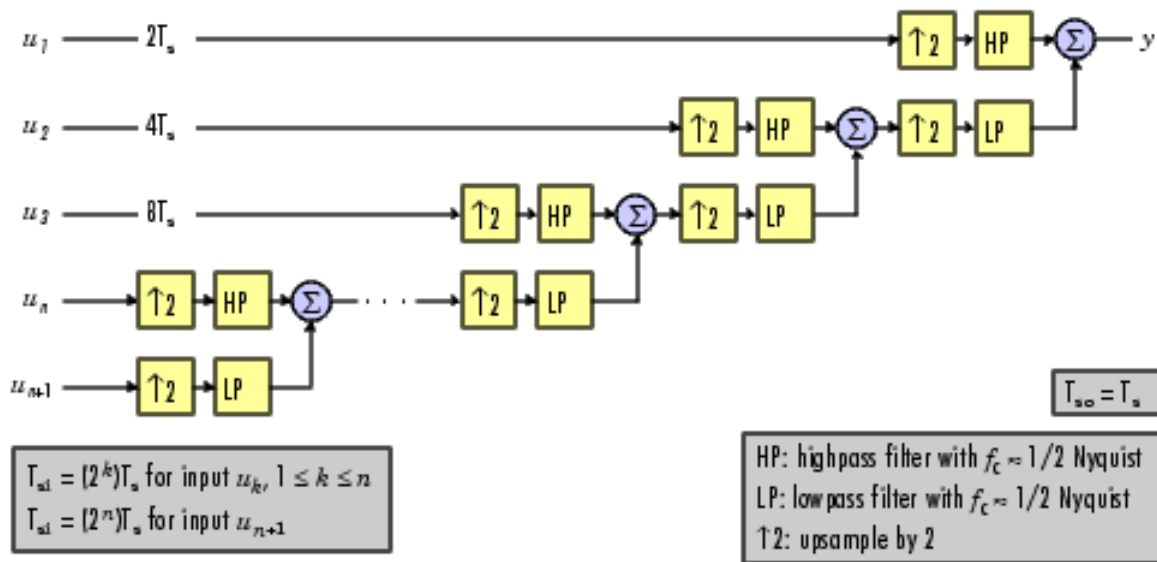
Hvor analysebanken nedsamplede signalet ved at fjerne de “ulige” komponenter, så opsamler syntesebanken ved at indsætte 0'er på de disse pladser (som i ligning 4.2), filtrerer og samler de høj- og lavfrekvente dele til det oprindelige signal.

$$(\uparrow 2)y = (\dots y(-4), 0, y(-2), 0, y(0), 0, y(2), 0, y(4)\dots) \quad (4.2)$$

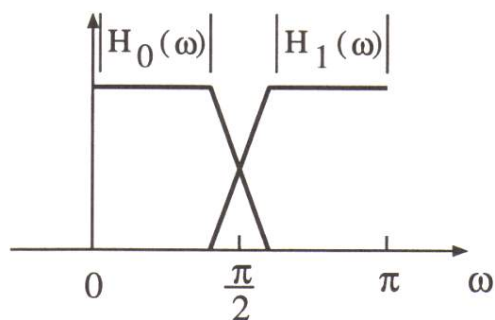
4.2 Perfekt rekonstruktion

H_0 og H_1 , er hhv. et lav og et højpasfilter, og deres frekvensrespons er skitseret i figur 4.3. Som det ses af figuren er de to filtre ikke ideelle filtre - de overlapper hinanden og introducerer derfor aliasing. For at undgå aliasing, amplitude og fase-forvrængning i rekonstruktionsdelen er det nødvendigt at vælge syntesefiltrene F_0 og F_1 med omhu for at skabe bedst mulig rekonstruktion.

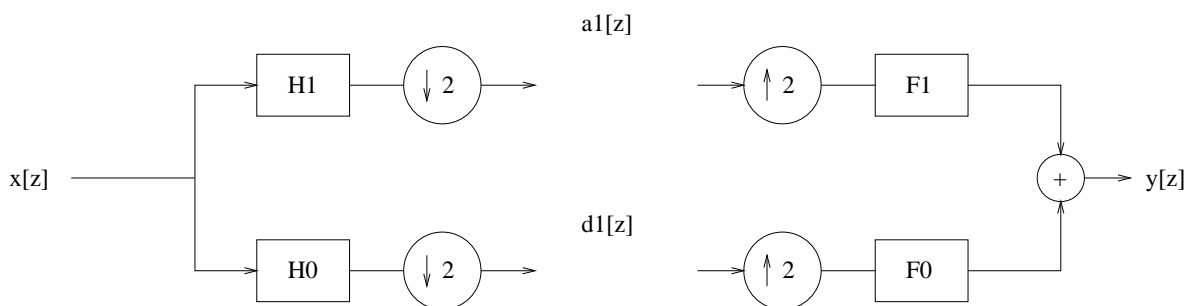
I rekonstruktionen af en filterbank er det ønskeligt at opfylde krav om perfekt rekonstruktion. Perfekt rekonstruktion betyder, at inputsignalet til filterbanken er lig outputsignalet fra filterbanken. Denne egenskab gør det nemt at verificere funktionen af en filterbank. Verifikationen skal foregå inden der foretages en behandling af signalet, såsom støjreducering. Hvis input og output ikke er lig hinanden betyder det, at filterbanken påvirker signalet, dvs. fjerner eller forvrænger information i signalet. Ved perfekt rekonstruktion er al information i signalet bevaret.



Figur 4.2: Syntesedelen af en asymmetrisk 2-kanals filterbank [19].



Figur 4.3: Figuren skitserer frekvensrespons for høj- og lavpasfiltrene i en filterbank [4]



Figur 4.4: På figuren ses en to-kanals filterbank med højpasfiltret H_1 og lavpasfiltret H_0 , som opdeler signalet $x[z]$ i en approximationsdel, $a1[z]$ og detaljedel, $d1[z]$ inden det bliver samlet til et outputsignal, $y[z]$, i rekonstruktionsfiltrene, hvor F_1 er højpasfilter og F_0 er lavpasfilter.

Skitsen i figur 4.4, der viser en to-kanals filterbank, med en analyse og syntesedel, opfylder

kravene for perfekt rekonstruktion når $X[z] = Y[z]$ for alle tænkelige $X[z]$ [4].

Analysedelen af filterbanken nedbryder signalet i de skaleringer/frekvenskomponenter der ønskes, afhængig af hvor mange niveauer filterbanken har.

De fire filtre, H_0 og H_1 fra analysedelen og F_0 F_1 fra syntesedelen, skal opfylde specifikke krav for at systemet kan opfylde det overordnede krav om perfekt rekonstruktion.

I det følgende beskrives outputet fra analysefiltrene, dvs. $a_1(z)$ og $d_1(z)$. Betragtningen foretages i z -transform repræsentationen. Der kigges først på den nedsampling, som kan udtrykkes på følgende måde [18]:

$$X_{2\downarrow}(z) = \sum_n x[2n]z^{-n}X_{2\downarrow}(z) = \frac{1}{2}(X(z^{\frac{1}{2}}) + X(-z^{\frac{1}{2}})) \quad (4.3)$$

Filtrering med analysefiltrene H_0 og H_1 vil transformere $X(z)$ til henholdsvis $H_0(z)X(z)$ og $H_1(z)X(z)$, hvilket kombineret med 4.3, giver følgende output for approksimationen, a, og detaljen, d [18]:

$$a_1(z) = \frac{1}{2}(H_0(z^{\frac{1}{2}})X(z^{\frac{1}{2}}) + H_0(-z^{\frac{1}{2}})X(-z^{\frac{1}{2}})) \quad (4.4)$$

$$d_1(z) = \frac{1}{2}(H_1(z^{\frac{1}{2}})X(z^{\frac{1}{2}}) + H_1(-z^{\frac{1}{2}})X(-z^{\frac{1}{2}})) \quad (4.5)$$

I syntesedelen foregår der først en opsampling, som er givet ved følgende [18]:

$$Y_{2\uparrow} = \sum_n y_{2\uparrow}[n]z^{-n} = Y(z^2) \quad (4.6)$$

Efter opsamlingen af henholdsvis approximationsdelen, $a_1(z)$, og detaljedelen, $d_1(z)$, sker der en filtrering med de to filtre F_0 og F_1 , hvorefter de to dele samles til det endelige output $Y(z)$ fra filterbanken. Dette giver følgende:

$$Y(z) = F_0(z)a_1(z^2) + F_1(z)a_1(z^2) \quad (4.7)$$

$$Y(z) = \frac{1}{2}[F_0(z)H_0(z) + F_1(z)H_1(z)]X(z) + \frac{1}{2}[F_0(z)H_0(-z) + F_1(z)H_1(-z)]X(-z) \quad (4.8)$$

Følgende være opfyldt for, at perfekt rekonstruktion kan finde sted [4]:

$$F_0(z)H_0(z) + F_1(z)H_1(z) = 2 \quad (4.9)$$

$$F_0(z)H_0(-z) + F_1(z)H_1(-z) = 0 \quad (4.10)$$

Perfekt rekonstruktion skal opfylde $X(z) = Y(z)$, hvilket ikke afslører introduktionen af den tidsforsinkelse, der opstår. I tidsdomænet betyder dette, at filterbanken skal opfylde $X(n) = Y(n - 1)$ for at opfylde perfekt rekonstruktion. Udtrykket fra ligning 4.9 bliver herved til følgende [4]:

$$F_0(z)H_0(z) + F_1(z)H_1(z) = 2z^{-1} \quad (4.11)$$

Hvis ligning 4.11 er opfyldt, sker der ikke en forvrængning af signalet, og hvis ligning 4.10 er opfyldt, vil der ikke opstå aliasing i det endelige output $Y(z)$.

Op- og nedsampling er ikke en tidsvariant operation, hvilket har følgende betydning. Nedsamlingen fjerner alle de ulige komponenter i vores signal, se ligning 4.1. Ved opsamlingen indsættes der nuller på disse pladser, se ligning 4.2. Vi kigger nu kun på lavpaskanalen: efter op- og nedsampling har vi kun de lige komponenter af $H_0(z)X(z)$, samt nuller. I rekonstruktionsfiltrene får disse nuller en værdi på baggrund af de lige komponenter, hvormed der bliver indført aliasing. Samplingsoperatorene giver følgende transform [4]:

$$(\downarrow 2)(\uparrow 2)H_0x = \frac{1}{2}(H_0(z)X(z) + H_0(-z)X(-z)) \quad (4.12)$$

Dette introducerer $H_0(-z)X(-z)$, hvilket betyder at der nu pga. op- og nedsamlingen er indført aliasing. Det samme sker i højpaskanalen hvor aliastermen $H_1(-z)X(-z)$ bliver introduceret. I rekonstruktionsdelen bliver de to aliastermer multipliceret med henholdsvis lavpasfiltret $F_0(z)$ og højpasfiltret $F_1(z)$. Det er disse, der bliver taget højde for i aliastermen givet i 4.10 [4].

4.3 Opsummering

Filterbankanalysen afslutter analysen. Først i analysen blev nervesignalet analyseret, og det blev defineret, at et ENG består af en sum af SFAPs fra de forskellige nervefibre i en nerve. De enkelte SFAPs har forskellig amplitude, frekvens og form afhængig af fiberens diameter.

Efterfølgende blev baser og wavelets analyseret i forhold til at anvende SFAPs som baser i form af wavelets. Det blev her fastslået, at der er flere lighedspunkter mellem SFAPs og wavelets, hvilket antyder, at de kan anvendes som baser i en filterbank. Det blev imidlertid også fastslået, at der var forskelligheder mellem SFAPs og wavelets, hvilket indikerer, at man ikke umiddelbart kan implementere SFAPs som baser i en filterbank.

Efter at have analyseret filterbankteorien, vil den kommende del af rapporten beskrive de metoder vi anvender for at løse opgaven om SFAPs som baser i en filterbank, og hvad resultatet af dette er.

Del II

METODE & RESULTAT I

Da det i projektet er tiltænkt at anvende SFAPs som base i en filterbank, er det indledningsvist nødvendigt at skabe de SFAPs, det ønskes at arbejde med. Fiberdiametre vælges til 5, 10 og 20 μm . Årsagen til, at det netop er disse, der er valgt skyldes sammenhængen mellem diameterstørrelse, afstand mellem Ranvierknuder og antallet af disse i manchetelektroden samt sampling af vægtfunktionen. Sammenhængen mellem en 20 μm fiber og en 10 μm fiber er, at antallet af Ranvierknuder er fordoblet i manchetelektroden for 10 μm i forhold til 20 μm , se kapitel 2. Dette skyldes, at afstanden mellem Ranvierknuderne er lineært afhængig af fiberdiameteren. Det betyder, at der er dobbelt så mange inputsignaler til manchetelektroden, når en aktionsstrøm løber gennem en 10 μm fiber i forhold til en 20 μm fiber. Det samme er tilfældet mellem 10 μm og 5 μm fiber.

Denne fysiologiske egenskab ønsker vi at anvende som led i opbygningen af en filterbank. I en filterbank halveres antallet samples i signalet ned gennem hvert step i filterbanken. Denne analogi kan sammenholdes med den halvering af antal Ranvierknuder, der tilsvarende en fordobling af fiberdiameteren. Derfor er det en stor fordel, at de fiberdiametre vi arbejder med er en fordobling/halvering af hinanden, som 20, 10 og 5.

5.1 Modellering af SFAPs

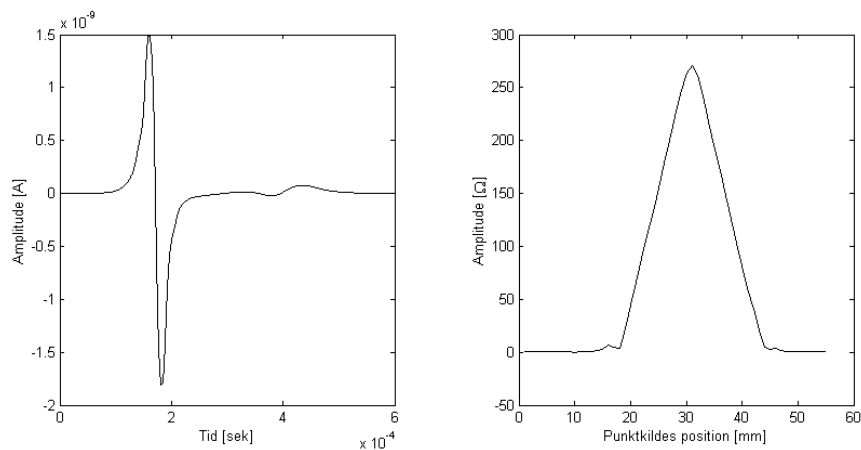
Til modellering af SFAP haves en template for en ion-strøm (aktionsstrøm i en enkelt Ranvierknude), svarende til en nervefiberdiameter på 10 μm , og en vægtfunktion for den anvendte manchetelektrode, se figur 5.1 [11]. Begge indlæses i MATLAB for her at skabe en SFAP, som er en foldning af aktionsstrømmen og vægtfunktionen.

Der er flere justeringer, der skal foretages før dette er muligt, og før det vil give det korrekte resultat. Disse justeringer er beskrevet i de følgende afsnit.

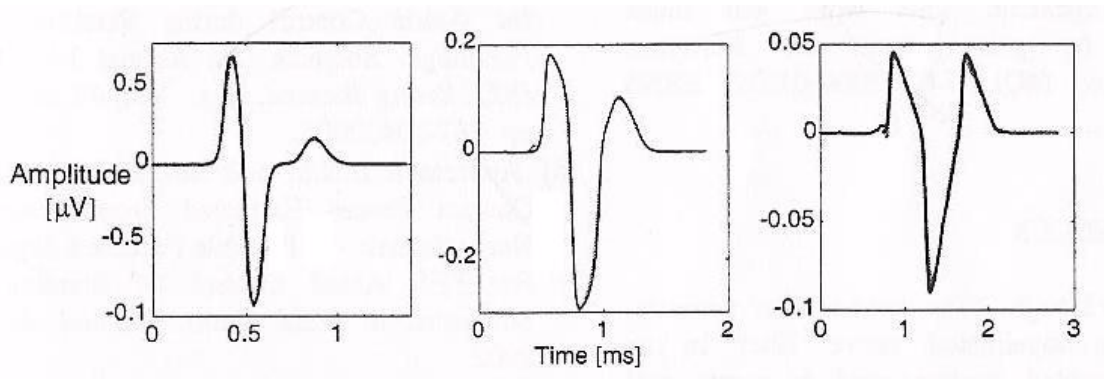
Resultatet kendes fra en tidligere fremstilling af samme signaler, og det vides derfor hvilke SFAPs vi ønsker at ende ud med, se figur 5.2.

5.2 Resampling

De givne signaler, aktionsstrømmen og vægtfunktionen, er ikke samplet med samme samplingsfrekvens, og da det ene signal skal foldes på det andet, er det nødvendigt at resample et af



Figur 5.1: Figur, der til venstre viser den anvendte aktionsstrøm fra en kanin. Aktionsstrømmen er skaleret med en faktor 1.4 for at tilpasse til menneskets fysiologi. Til højre er vægtfunktionen for den anvendte manchetelektrode illustreret.



Figur 5.2: På figuren ses tre SFAPs for henholdsvis $20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $5\mu\text{m}$. Disse er lavet i et tidligere studie [13], og vi ønsker at danne tilsvarende SFAPs.

signalerne, så de har samme samplingsfrekvens.

Det er oplyst, at aktionsstrømmen er samplet med en samplingsfrekvens på 10 MHz.

Den anvendte template for aktionsstrømmen er fra en kanin, og det vides, at for at tilpasse denne til mennesker, skal ion-strømmen ganges med en faktor 1.4 [20] [11].

Det vides fra litteraturen [13], at afstanden mellem Ranvierknuderne i en nervefiber er $100 \cdot D$, hvor D er fiberdiameteren, og at ledningshastigheden er $5,58 \cdot 10^6 D/s$. For en $10\mu\text{m}$ fiber svarer det til en hastighed på 55,8 m/s.

Ranvierknuderne i nervefibren kan betrages som punktkilder i manchetelektroden. Det betyder, at vægtfunktionen samples i forhold til antallet af Ranvierknuder i manchetten [13]. Hastigheden afhænger af, hvor lang tid aktionsstrømmen er om at løbe fra en Ranvierknude til den næste. Samplingsfrekvensen for manchetelektroden udregnes som følger:

- Tid det tager for aktionsstrømmen at løbe fra en Ranvierknude til den næste i en $10\mu\text{m}$

fiber:

$$\frac{100 \cdot D}{5,58 \cdot 10^6 \cdot D} = \frac{1 \cdot 10^{-3} m}{55,8 \text{ m/s}} = \frac{1}{55800} s \quad (5.1)$$

Det giver en samplingsfrekvens på 55.800 Hz. Herefter udregnes forholdet mellem de to samplingsfrekvenser:

- Forhold mellem samplingsfrekvens på aktionsstrøm og vægtfunktion:

$$\frac{10MHz}{55,8 \cdot 10^3 \text{ s}^{-1}} = 179 \quad (5.2)$$

Som før nævnt skal samplingsintervallet øges med en faktor 1.4, dvs. samplingsfrekvensen for aktionsstrømmen skal neddeles med 1.4, for at få det rigtige resultat:

- Forhold mellem samplingsfrekvenser på aktionsstrøm og vægtfunktion:

$$\frac{\frac{10MHz}{1.4}}{55,8 \cdot 10^3 \text{ s}^{-1}} = 128 \quad (5.3)$$

Ud fra dette vides, at det ene signal, aktionsstrømmen, som udgangspunkt skal nedsamples med en faktor 128 for at tidsopløsningen er den samme. I det følgende vil aktionsstrømmen være den oprindelige aktionsstrøm nedsamlet med en faktor 128.

5.3 Foldning

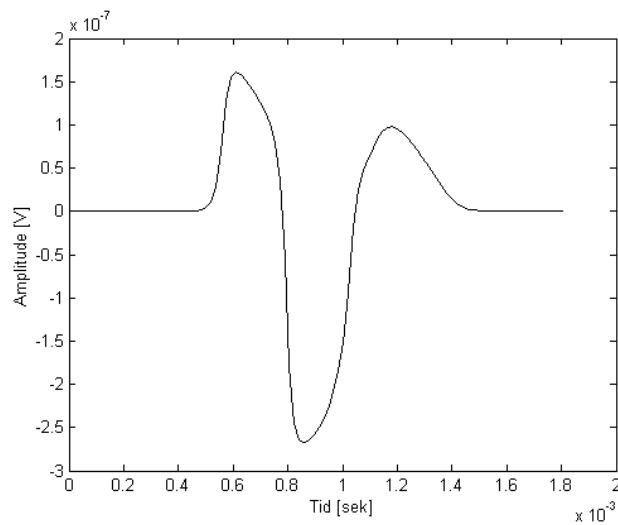
Det vides, at et SFAP er en foldning mellem aktionsstrømmen i nervefibren og vægtfunktionen for den manchetelektrode, nervesignalet er målt med. Derfor foldes aktionsstrømmen med den givne vægtfunktion for manchetten. SFAPet plottes i MATLAB, se figur 5.3.

5.4 Op- og nedsampling i forhold til fiberdiameter

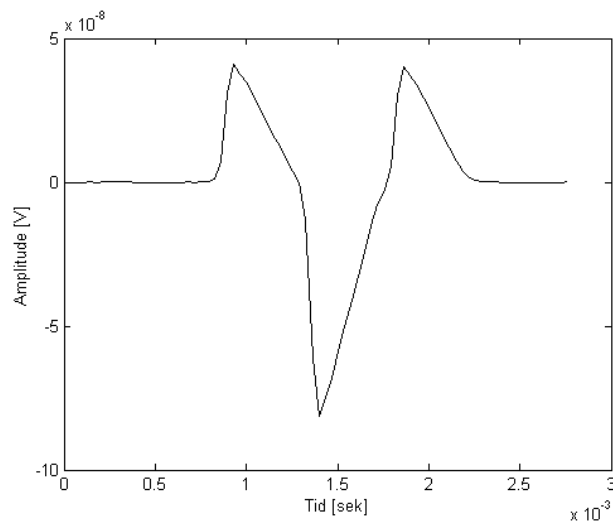
For at skabe de SFAPs, der svarer til en fiberdiameter på henholdsvis $5\mu\text{m}$ og $20\mu\text{m}$, skal vægtfunktionen fra templatens svarende til en $10\mu\text{m}$ henholdsvis op- og nedsamples med en faktor 2 [13]. Dette er for at ændre forholdet mellem vægtfunktionen og aktionsstrømmen, da det er forholdet mellem disse, der bestemmer SFAPets form.

Fysiologisk har aktionsstrømmen konstant båndbredde, uafhængig af fiberdiameteren, hvorimod vægtfunktionen ændrer båndbredde for forskellige fiberdiametre. Forskellige SFAPs skabes som sagt ved at vægtfunktionen ændrer båndbredde, men man kan også ændre aktionsstrømmen i stedet for at ændre vægtfunktionen. Dette giver den samme ændring i forholdet mellem de to, og vil give samme SFAP som output.

Denne fremgangsmåde har vi valgt, da det lettest lod sig implementere at ændre på aktionsstrømmen i stedet for vægtfunktionen.



Figur 5.3: SFAP, der er fremkommet ved foldning af aktionsstrømmen og vægtfunktionen for en $10\mu\text{m}$ nervefiber.



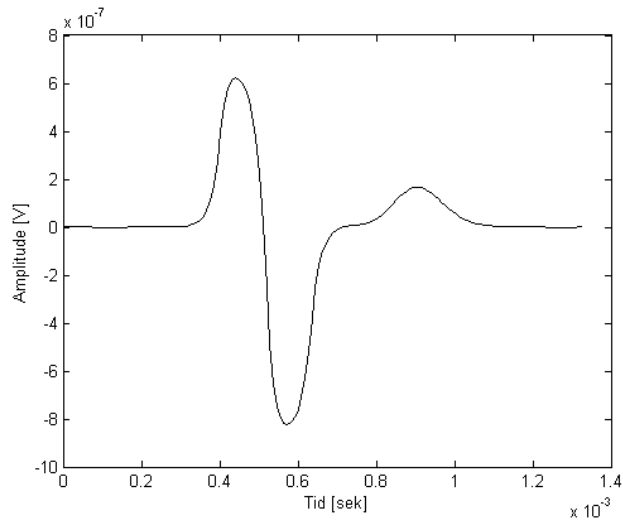
Figur 5.4: SFAP, der er fremkommet ved foldning af aktionsstrømmen og vægtfunktionen for en $5\mu\text{m}$ nervefiber.

For at skabe SFAPs fra fibre med $5\mu\text{m}$ diameter, opsamples aktionsstrømmen fra en $10\mu\text{m}$ fiber med 2 og aktionsstrømmen foldes herefter med vægtfunktionen. Det giver SFAPet på figur 5.4.

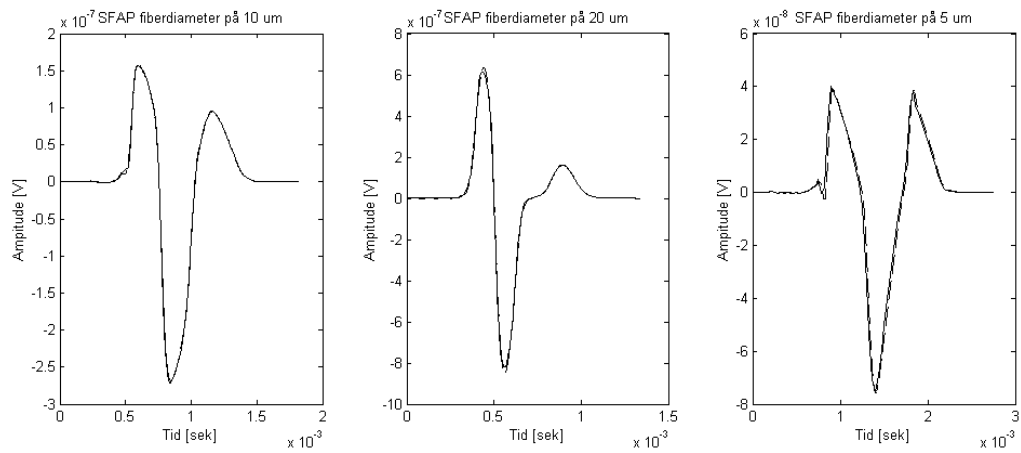
For $20\mu\text{m}$ fiberdiameteren er SFAPet skabt ved at nedsample aktionsstrømmen med 2 og folde den med vægtfunktionen. SFAPs fra fibre med en diameter på $20\mu\text{m}$ ser ud som på figur 5.5.

På denne måde er tre SFAPs modelleret svarende til tre fiberdiameterstørrelser. For at verificere om de fremkomne resultater er korrekte, er de plottet i MATLAB sammen med de allerede kendte resultater [13] fra figur 5.2. Dette plot ses på figur 5.6.

Det ses af figur 5.6, at de modellerede SFAPs er genskabt med stor nøjagtighed.



Figur 5.5: SFAP, der er fremkommet ved foldning af aktionsstrømmen og vægtfunktionen for en $20\mu\text{m}$ nervefiber.



Figur 5.6: På figuren ses de tre SFAP-plot for henholdsvis $20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $5\mu\text{m}$ nervefiber. I samme figurer er plottet SFAPene fra figur 5.2 som kontrol for, at de modellerede SFAPs er korrekte.

Vi ønsker at konstruere en filterbank, hvor SFAPs er baser, og hvor outputtet er lig inputtet, i henhold til perfekt rekonstruktion, se kapitel 4.

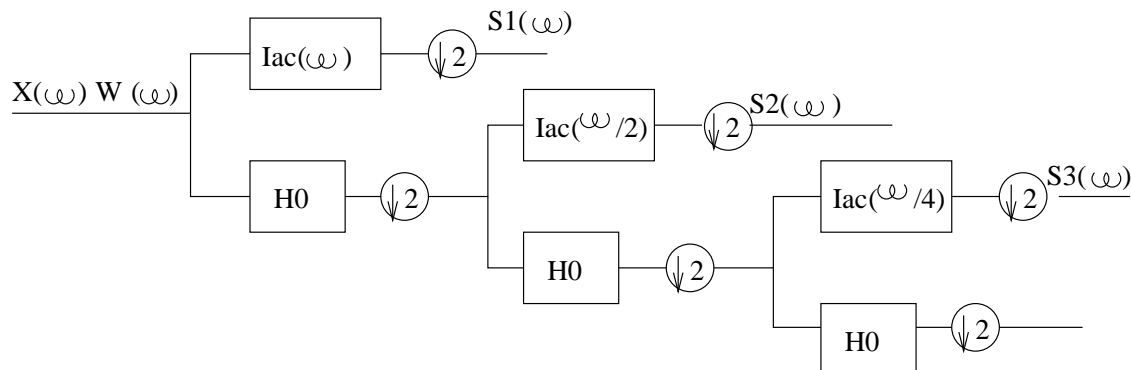
Vi vil gerne starte opbygningen af filterbanken ved at konstruere rekonstruktionsdelen. Dette forsøges ved at anvende den fysiologiske viden omkring skabelsen af SFAPs i forhold til opbyggelsen af en filterbank. En filterbankstruktur opbygges ud fra denne viden.

6.1 Filterbankstruktur

Der er udviklet et MATLAB-program, som modellerer SFAPs for fibre på hhv. 5, 10 og 20 μm . Programmet er opbygget som strukturen på en analysefilterbank, hvor inputsignalet gennem lavpasfiltrering og højpasfiltrering deles i en approksimationsdel og en detaljedel. Herefter ned-samples outputtet fra filtrene med en faktor 2 og approksimationsdelen sendes videre til en ny deling, hvor signalet igen høj- og lavpasfiltreres osv.

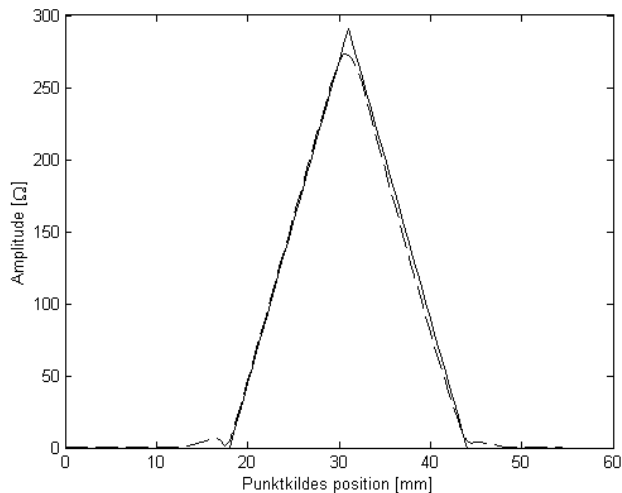
Filterbanken er konstrueret således, at første output for en initialiseret impuls som input, vil være en SFAP for en 20 μm fiber, og de efterfølgende to output er SFAPs fra henholdsvis 10 og 5 μm fibre. Initialiseringsfaktoren er vægtfunktionen.

Opbygningen af filterbanken er skitseret i figur 6.1, hvor inputtet $X(\omega)W(\omega)$ er en foldning mellem manchetelektrodens vægtfunktion, $W(\omega)$, og en enhedsimpulsrespons, $X(\omega)$.



Figur 6.1: Filterbank i 3 niveauer. $X(\omega)$ er inputsignalet. $W(\omega)$ er vægtfunktionen, der ganges på inputsignalet for initialisering. $S1(\omega)$, $S2(\omega)$ og $S3(\omega)$ er baser for de tre niveauer i filterbanken, når $X(\omega)$ er en impuls. \downarrow er nedsampling med en faktor 2.

Den anvendte vægtfunktion, se afsnit 2.3 i kapitel 2, kan passende approksimeres for at undgå, at støjfactorer akkumulerer gennem filterbanken. Den approksimerede vægtfunktion findes ud fra den udleverede vægtfunktion [13], og approksimeres til en trekant-funktion, hvor hældningen på de to flanker er fundet til 11.2, se figur 6.2.



Figur 6.2: Den approksimerede vægtfunktion (fuldt optrukne linie) plottet sammen med den oprindelige vægtfunktion (stiplede linie). De to plot ligger oven i hinanden, kun i toppen er approksimationen mere spids end den oprindelige vægtfunktion.

6.2 Filtre i filterbanken

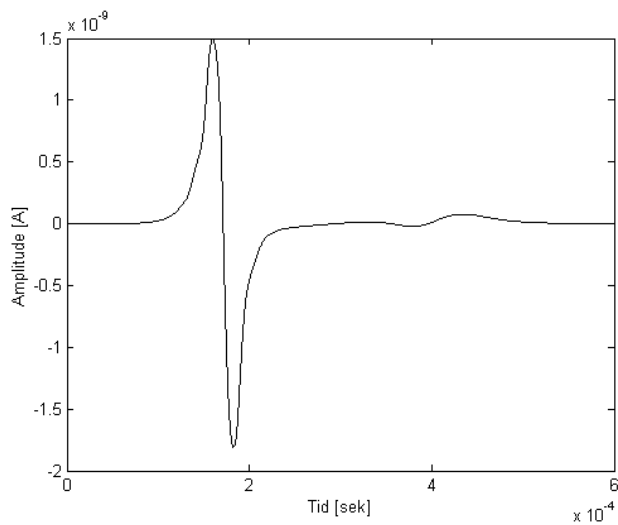
Filterbankens højpasfilter $H_1(x)$ er valgt til at være aktionsstrømmen i en enkelt Ranvierknode, se figur 6.3. Lavpasfilteret $H_0(x)$ skal vælges således, at filteret er i stand til at genskabe vægtfunktionen W fra en nedsamlet version af W . Dette kan fx gøres ved at designe filteret med impulserne $1/2$, 1 og $1/2$. De to impulser på $1/2$ er placeret i de punkter, hvor den approksimerede vægtfunktionens flanker starter og slutter. Impulsen på 1 er placeret i vægtfunktionens maksimale amplitude (spidsen), se figur 6.4.

Ved at lade lavpasfilteret bestå af lige så mange samples som vægtfunktionen - ud over $1/2$, 1 og $1/2$ er resten sat til 0 - vil en foldning mellem den approksimerede vægtfunktion og filteret give et resultat, der indeholder det dobbelte antal samples (minus 1).

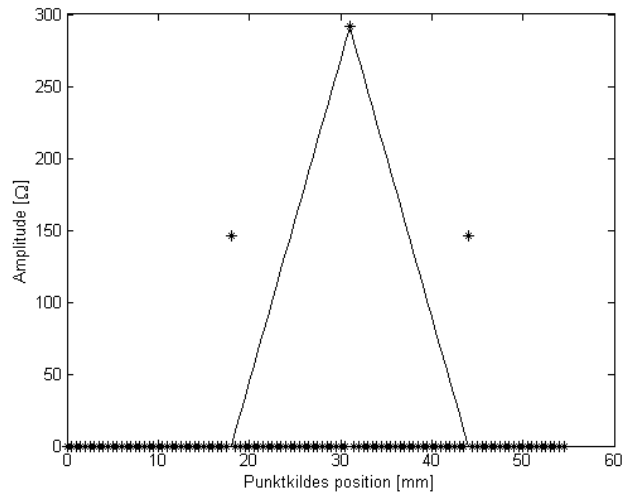
Output-signalet består af summen af 3 udgaver af inputsignalet, se figur 6.4 og 6.5. Når de 3 output fra koefficienterne summeres, giver det et resultat, der er identisk med den oprindelige vægtfunktion - nu blot med det dobbelte antal samples.

Filterbankens efterfølgende nedsampling sørger for at outputsignalet nedsamples, og således kan W genskabes fra en nedsamlet version af W .

Vægtfunktionen holdes, som det lige er beskrevet, konstant gennem filterbanken, men når fiberdiameteren ændres vil tidsopløsningen på vægtfunktionen, relativt til inputdata, også ændres. Hvis fiberdiameteren halveres, vil antallet af Ranvierknuder være fordoblet, hvilket vil sige at



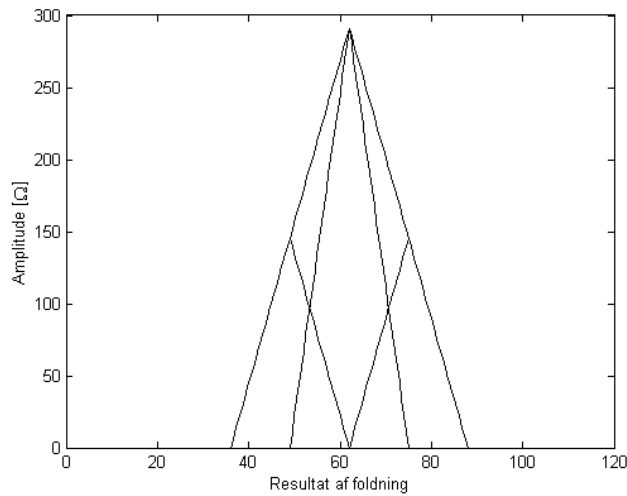
Figur 6.3: Et plot af aktionsstrømmen for 10 μ m fiberdiameter.



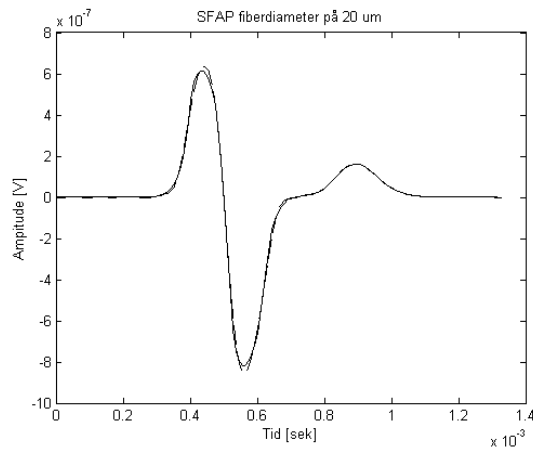
Figur 6.4: Et plot af $h_0(x)$ filteret (krydser) og vægtfunktionen (trekant-funktion). Filteret er skaleret med en faktor 292 for at illustrere princippet

aktionsstrømmen er dobbelt så lang tid om at løbe gennem manchetelektroden og dermed er tidsforbruget fordoblet. For at få tidsopløsningen mellem vægtfunktion og aktionsstrøm til at passe, er der i denne implementation valgt at nedsample aktionsstrømmen til det halve for hvert skridt gennem filterbanken, som det ses i figur 6.1.

Disse punkter er skridt for skridt implementeret og har givet følgende impulsrespons (wavelets) plottet i figur 6.6, 6.7 og 6.8. Disse er samtidig sammenlignet med SFAPs fundet med model fra [13].



Figur 6.5: Resultat af foldning mellem vægtfunktion og $h_0(x)$ filter. De to mindre trekanter er foldning mellem vægtfunktionen og to impulser på $1/2$. Den høje, smalle trekant er foldningen mellem vægtfunktionen og impulsen 1. Den høje, brede trekant er summen af de to små og den høje, smalle trekant. Antallet af samples er fordoblet i forhold til vægtfunktionen.



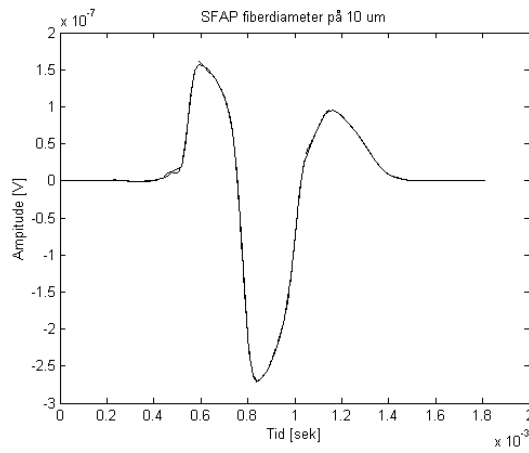
Figur 6.6: SFAPs for $20 \mu\text{m}$ fiber (stiplede linie) genereret med filterbanken og sammenlignet med SFAP fra model [13].

6.3 Filterbankstruktur i forhold til rekonstruktionsfilter

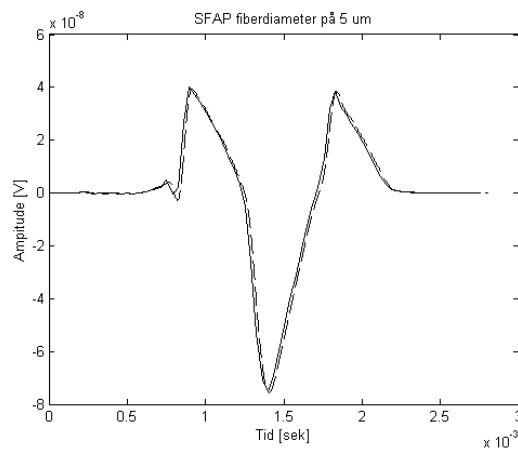
På denne måde er der skabt en filterbankstruktur, hvor outputtet fra hvert niveau for et impulsinput er de ønskede SFAPs.

Det er ønskeligt, med udgangspunkt i denne struktur, at skabe et rekonstruktionsfilter, dvs. anvende den viden vi har opnået gennem opbygningen af filterbankstrukturen til at konstruere rekonstruktionsdelen til en filterbank.

Rekonstruktionsfilterbanken skal vende 'omvendt', dvs. den skal have inputs på de pladser, hvor SFAPsene findes på den nuværende struktur, og den skal ende i et samlet output efter opsampling og filtrering af input-signalerne. På figur 6.9 ses en illustration af den rekonstruktionsfilterbank,



Figur 6.7: SFAPs for 10 μm fiber (stiplede linie) genereret med filterbanken og sammenlignet med SFAP fra model [13].

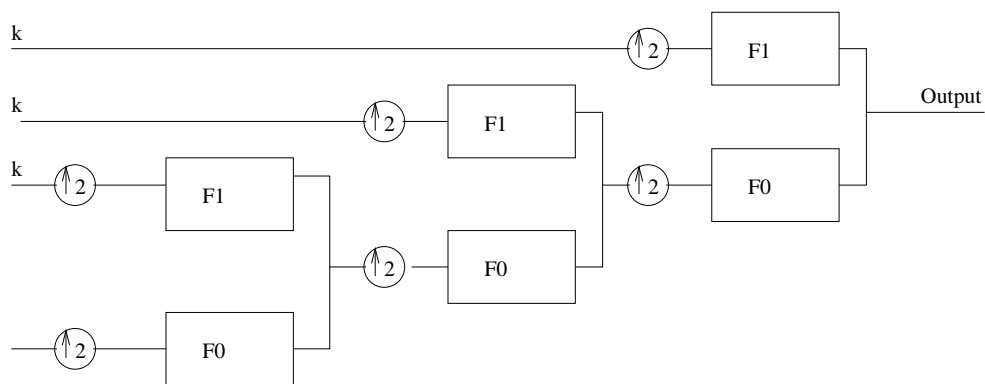


Figur 6.8: SFAPs for 5 μm fiber (stiplede linie) genereret med filterbanken og sammenlignet med SFAP fra model [13].

det ønskes at opbygge.

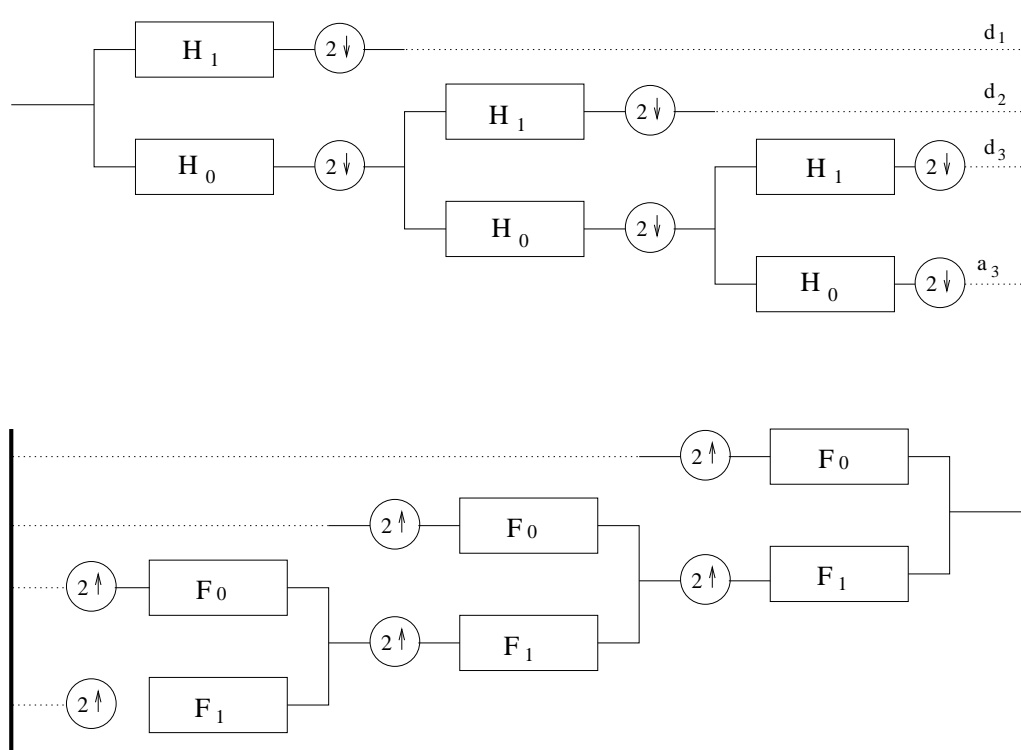
Det ønskes som før nævnt, at få SFAPs som output-signal ved et impuls som input, k er koefficienter, der kommer fra dekompositionsdelen - disse giver information om hvilke SFAPs der er til stede i signalet.

Opgaven for opbygning af rekonstruktionsdelen bliver at finde filtre, F_1 og F_0 , se figur 6.9, der ved foldning med koefficienterne fra dekompositionsdelen (opsamlet) giver det ønskede outputsignal, der tilsvare inputsignalet. Disse filtre skal desuden opfylde kravene for sammenhængen mellem analyse- og syntesefiltre.



Figur 6.9: På figuren ses en illustration af rekonstruktionsdelen til en filterbank. Det ønskes i dette projekt at få SFAPs som output. k er koefficienter, der kommer fra dekompositionsdelen, og som giver information om hvilke SFAPs der er tilstede i signalet. Filtrene er ukendte, og det er dem, der skal findes for at filterbanken kan konstrueres.

Filterbankstrukturen, der er beskrevet i kapitel 6, er grundlaget for at kunne skabe vores rekonstruktionsdel af filterbanken. Design og implementation af rekonstruktionsdelen er herefter grundlaget for at skabe dekompositionsdelen af filterbanken, som ses på figur 7.1.



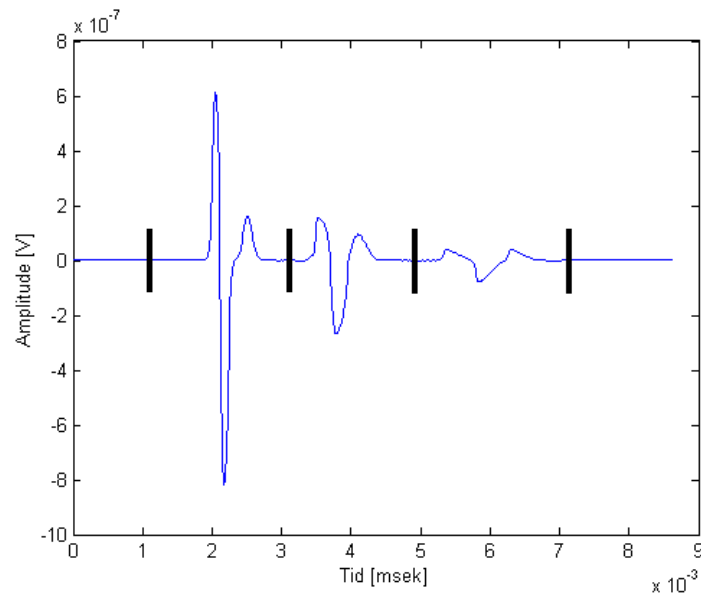
Figur 7.1: Figuren viser en klassisk filterbank opbygning, med en analysedel og en syntesedel. Filterbanken har 3 niveauer, et for hver af de 3 SFAPs vi vil undersøge ENG-signalet for. H_1 og H_0 er henholdsvis høj- og lavpasfiltre på analysedelen, mens F_1 og F_0 er høj- og lavpasfiltre på syntesedelen. d_1 , d_2 og d_3 er detaljekoefficienterne fra de tre niveauer, mens a_3 er approksimationskoefficienterne fra sidste niveau.

Den overordnede idé er at tage et ENG-signal som input og opdele det i de 4 komponenter, d_1 , d_2 , d_3 og a_3 , skitseret i figur 7.1, der repræsenterer SFAPs fra fibre på henholdsvis 20, 10 og 5 μm og alt det i signalet, der ikke har at gøre med aktivitet fra en af de respektive fiberdiametre. Dermed vil et inputsignal, der indeholder aktivitet fra en 10 μm fiber og ingen støj, give udslag i et output fra dekompositionshøjpasfilteret på niveau 2 i form af en række koefficienter til bestemte tider.

Et ENG-signal bestående af aktivitet fra flere fiberdiametre samt støj, vil give output i form af koefficienter til forskellige tider fra filtrene i analysedelen.

7.1 Eksempel

Som inputsignal benyttes et modelleret signal, der er en samling af de 3 SFAPs for henholdsvis 20, 10 og 5 μm . I hver ende af signalet er der ingen form for nerveaktivitet, og der er ikke noget støj på signalet, se figur 7.2.



Figur 7.2: Figuren viser et modelleret signal opdelt i 5 perioder, markeret ved brede lodrette streger. I starten er der ikke aktivitet fra nogle nervefibre, i anden periode er der aktivitet fra en 20 μm fiber, i 3. periode fra en 10 μm fiber, i 4. periode fra en 5 μm fiber og i 5. periode igen ingen aktivitet. Signalet er desuden støjfrit.

Analysedelen af filterbanken skal adskille signalet, som vist i figur 7.2, i fire signaler som vist i figur 7.3.

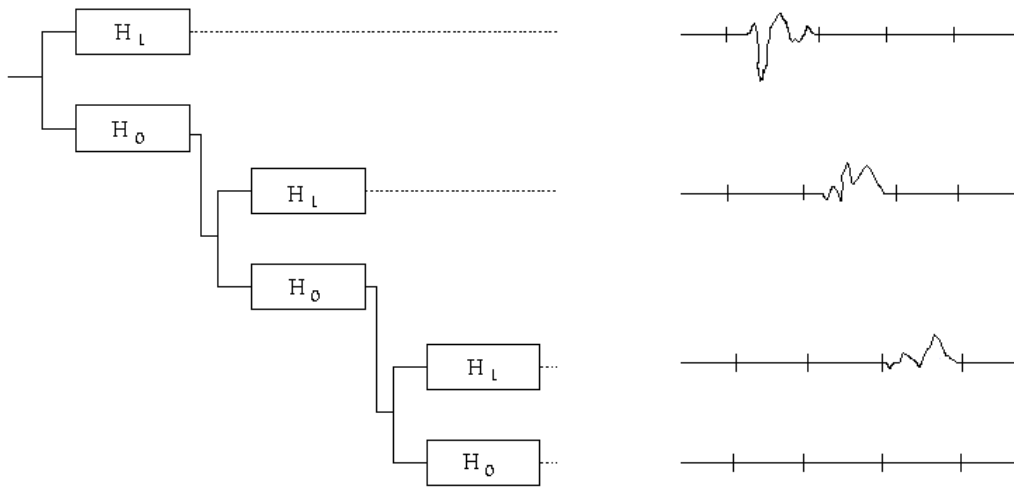
Der haves nu 4 komponenter, 3 fra højpasfiltrene, H_1 , og en enkelt fra lavpasfiltret H_0 . De 4 komponenter er alle inddelt i 5 perioder. Årsagen til denne inddeling vil der blive redegjort for i det følgende.

Der er ikke aktivitet i nogle af perioderne på den komponent, der kommer fra lavpasfiltret. Komponenterne fra de 3 højpasfiltre har hver især aktivitet i én periode. Hvis alle outputs betragtes som binære repræsentationer, altså et 1 tal for aktivitet og 0 for ingen aktivitet, kan det illustreres som vist i figur 7.4.

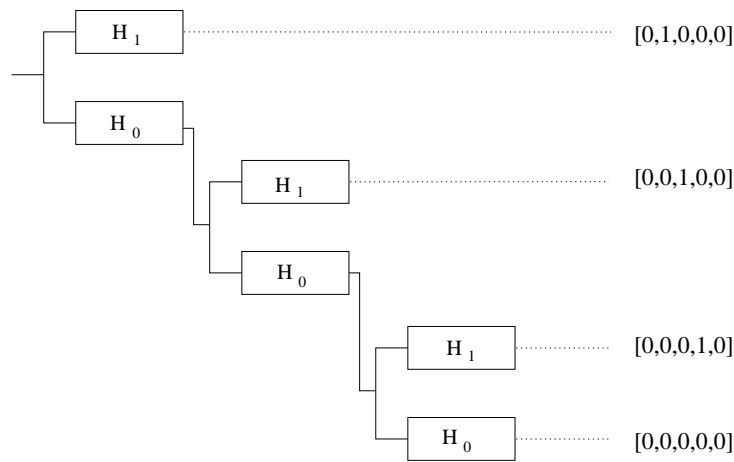
Figur 7.4 viser, at analysefiltrene giver outputs i form af koefficienter til forskellige tidspunkter, afhængigt af, hvornår der er aktivitet fra de forskellige fiberdiametre.

Den binære repræsentation er valgt for at simplificere forklaringen, da aktivitet fra en enkelt fiberdiameter i virkeligheden vil være en række på hinanden følgende koefficienter, der beskriver den respektive komponent.

Eksemplet leder frem til, at der til forskellige tider står forskellige koefficienter på indgangene til



Figur 7.3: Figuren viser, hvordan det benyttede signal skal adskilles i 4 fire komponenter i analysefilterbanken. De 4 udslag til højre på figuren demonstrerer, at analysedelen vil detektere en aktivitet, der efterfølgende beskrives ved koefficienter, som bliver input til syntesedelen. Der er her ikke taget højde for nedsampling.

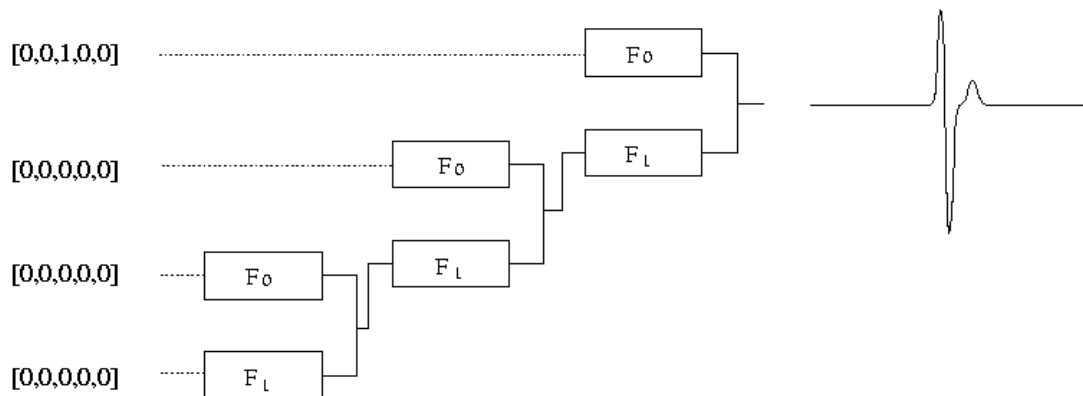


Figur 7.4: Figuren viser princippet i dekompositionsdelen i en filterbank. Fra de forskellige filtre står 0 eller 1 afhængigt af, om der aktivitet til den givne periode. Med andre ord, om der er signal fra den givne fiberdiameter til det givne tidspunkt. Den binære repræsentation er anvendt for at tydeliggøre eksemplet.

rekonstruktionsfiltrene i filterbanken, se figur 7.5.

Hvis der kun står koefficienter på indgangen til højpasfilteret på niveau 1 i syntesedelen, som det er vist i figur 7.5, så vil outputtet fra filterbanken blive i form af en SFAP på $20 \mu\text{m}$.

Dekompositionsfiltrene skal skabes på baggrund af rekonstruktionsfiltrene, som skal skabes på baggrund af den viden vi har fra filterbankstrukturen, der er beskrevet i kapitel 6. Eksemplet ovenfor viser, at et design af rekonstruktionsfiltrene skal tage højde for hvilke koefficienter, der kommer som input fra dekompositionsdelen. Problemet bliver så, at vi skal bruge koefficienterne fra dekompositionsdelen til at skabe rekonstruktionsdelen, men disse kan ikke skabes før vi har koefficienterne.



Figur 7.5: Figuren viser princippet i rekonstruktionsdelen i en filterbank. Der står koefficienter på forskellige tidspunkter på indgangen til rekonstruktionsfiltrene. Når der kun er koefficienter i det øverste input i 3. periode, betyder det, at der er registreret en SFAP for 20 μm til dette tidspunkt.

De krav, der bliver stillet til rekonstruktionsdelen afgør, hvordan dekompositionsfiltrene skal være, for at der kan opnås perfekt rekonstruktion.

Filterbanken i figur 7.1 er opbygget ud fra teorien om sammenhængen mellem filterbanke og wavelets. Dette er gjort for at undersøge om SFAPs kan betragtes som wavelets og dermed bruges i en filterbank til at dekomponere og rekonstruere et ENG-signal. Dette stiller krav til perfekt rekonstruktion for filterbanken som helhed, og derfor også krav til filtrene indbyrdes og dermed vores baser/SFAPs, hvilket i det følgende vil blive analyseret.

7.2 Krav til filterbanken

Perfekt rekonstruktion i en filterbank kræver, at filterbanken er biortogonal. Dette stiller visse krav til den filterbank, som er skitseret i figur 7.1. Kravene er følgende:

$$F_0(z)H_0(-z) + F_1(z)H_1(-z) = 0 \quad (7.1)$$

$$F_0(z)H_0(z) + F_1(z)H_1(z) = 2z^{-l} \quad (7.2)$$

De to ovenstående krav er de overordnede krav til sammenhængen mellem filtrene i en filterbank med perfekt rekonstruktion [4].

Idet begge af disse krav skal være opfyldt for at give perfekt rekonstruktion, medfører dette forholdsvis strenge krav til sammenhængen mellem de 4 filtre F_0 , F_1 , H_0 og H_1 .

De wavelets, der skal bruges til at skabe vores filtre er ikke kendte fra teorien, men er skabt ud fra en fysiologisk viden om sammenhængen mellem nervesignaler og fiberdiameter af disse. Det betyder, at der ingen garanti er for at de opfylder kravene, som stilles til filtrene i en filterbank med perfekt rekonstruktion.

Kravene opstillet i 7.1 og 7.2 for perfekt rekonstruktion kan individuelt opnås efter en del tilpasning, men skal begge krav opfyldes bliver ligningssystemet sværere at opfylde, hvis overhovedet

muligt [21].

Design af filtre, der opfylder kravene for perfekt rekonstruktion, gøres ofte ved at skabe et såkaldt produktfilter for høj- og lavpasdelen, givet ved $P_0(z) = F_0(z)H_0(z)$ for lavpasproduktfiltret og $P_1(z) = F_1(z)H_1(z)$ for højpasdelen [4]. I ligning 7.2 er betingelsen for at undgå aliasing givet, hvilket medfører følgende:

$$F_0(z) = H_1(-z) \quad (7.3)$$

$$F_1(z) = -H_0(-z) \quad (7.4)$$

Dermed kan ligning 7.2 skrives på følgende måde:

$$P_1(z) = -H_0(-z)H_1(z) \quad (7.5)$$

$$P_1(z) = -H_0(-z)F_0(z) \quad (7.6)$$

$$P_1(z) = -P_0(-z) \quad (7.7)$$

$$P_0(z) - P_0(-z) = 2z^{-1} \quad (7.8)$$

Kravet i ligning 7.8 skal opfyldes, når lavpasfiltret i $P_0(z)$ designes, hvorefter ligning 7.5 og ligning 7.6 kan bruges til at finde H_1 og F_1 filtrene.

7.3 Afprøvede metoder

Første metode, der blev undersøgt var, at bruge den dekompositionsfilterbank, der er beskrevet i kapitel 6 og dermed lave rekonstruktionsdelen ved at bruge sammenhængen mellem rekonstruktions- og dekompositionsfiltrene beskrevet i afsnit 7.2.

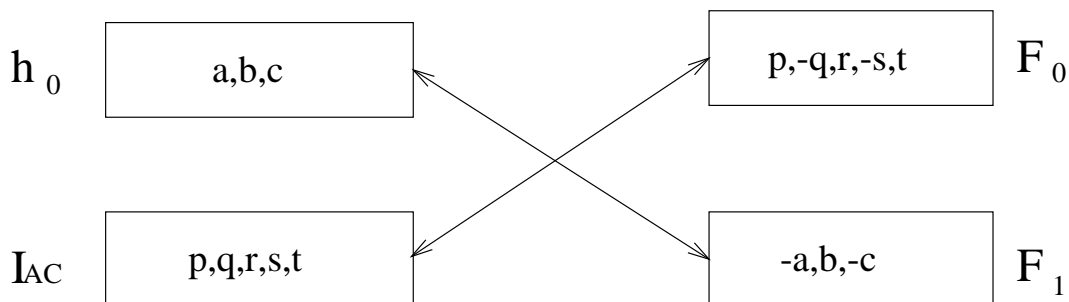
Udtages et enkelt niveau af vores dekompositionsfilterbank, og bruges sammenhængen for bi-ortogonale filterbanke på dette, så vil sammenhængen for koefficienterne være som skitseret på figur 7.6.

Filterforholdet skitseret på figur 7.6, kan beskrives på følgende måde [4]:

$$F_0(z) = I_{AC}(-z) \quad (7.9)$$

$$F_1(z) = -h_0(-z) \quad (7.10)$$

Der er flere problemer i denne tilgang. Det største problem er, at dekompositionsfiltrene skitseret i figur 7.1, skal skabes ud fra forholdet mellem høj- og lavpasfiltrene på hver side af filterbanken. Idet rekonstruktionsfiltrene skabes ud fra filterkonstruktionen fra kapitel 6, der har aktionsstrømmen I_{AC} som højpasfilter og h_0 som lavpasfilter i dekompositionsdelen, vil de ønskede dekompositionsfiltre blive de samme som dem beskrevet i kapitel 6, på grund af forholdene givet i ligning 7.9 og 7.10.

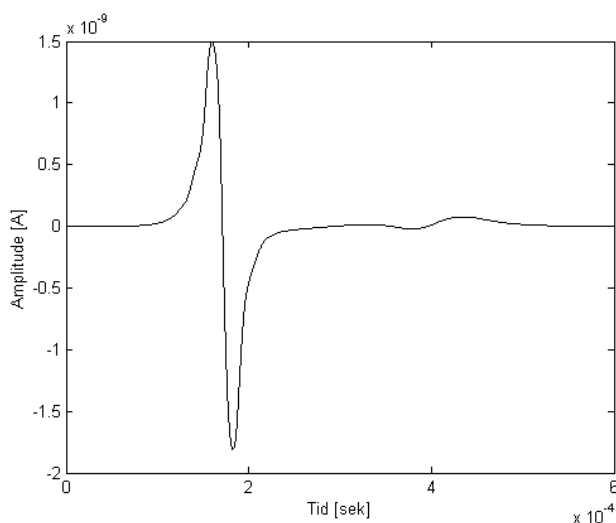


Figur 7.6: Figuren viser hvordan sammenhængen af koefficienterne er mellem de to filtre på dekompositionsdelen, h_0 og I_{AC} , og de to filtre fra rekonstruktionsdelen, F_0 og F_1 . Dette er sammenhængen for en biortogonal filterbank.

Det blev alligevel søgt at skabe rekonstruktionsfiltrene på baggrund af teorien om perfekt rekonstruktion, dvs. biortogonale filterbanke, med forventning om at det kunne give nogle indikationer af, hvordan filtrene i rekonstruktionsdelen skulle designes.

Konstruktion af syntesiltrene på denne måde gav problemer bl.a. på grund af de filtre, der var i filterbankkonstruktionen. Det vides, at biortogonalitet er givet ved inverse matricer, det vil sige at rækkerne af T og kolonerne af T^{-1} er defineret som biortogonale baser [4].

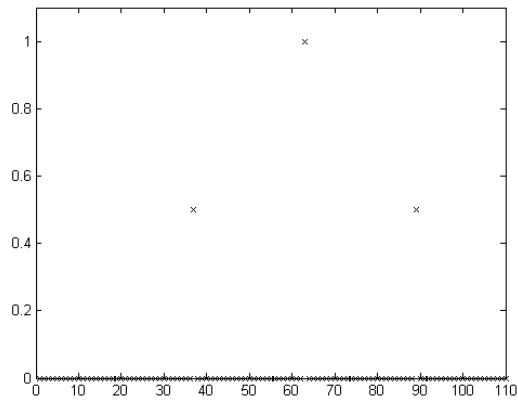
Derfor blev det forsøgt at inverttere matricerne fra vores filtre i filterbankkonstruktionen, for at se hvilke filtre det kunne give i rekonstruktionsdelen. Filtrene i filterbankstrukturen bestod af højpasfiltret givet ved aktionsstrømmen i_{AC} der er givet ved en 1·47 matrice, se figur 7.7.



Figur 7.7: Figuren viser et plot af aktionsstrømmen, der fungerer som højpasfilter i 'dekompositionsfiltrene

Lavpasfiltret h_0 består af 3 impulser, på henholdsvis $\frac{1}{2}$, 1 og $\frac{1}{2}$. Placeringen af disse i forhold til hinanden er givet ud fra vægtfunktionen for manchetelektroden, se kapitel 6. Dette er en 1·110 matrice, se figur 7.8.

Lav- og højpasfiltrene skal begge laves om til square-matricer, før de kan invertteres. Dette gjorde, at vi måtte skære lidt i filtrene for at kunne få det til at passe med square-matricer. Dvs. en



Figur 7.8: Denne figur viser lavpasfiltret for h_0 , der er 3 impulser baseret på manchetelektrodens vægtfunktion.

10·10 matrice for lavpasfiltret og en 6·6 matrice for højpasfiltret.

Matricen for lavpasfilteret kan ikke inverteres, da det er en singular matrice. Det vil sige, at vores matrice ikke er rækkeækvivalent, da der ikke er 6 pivot positioner. Det skal der være i en 6·6 matrice for at den er singular og dermed invertibel [14].

Dette skyldes bl.a., at filteret er opbygget af en lang række nuller samt 3 koefficienter. Nuller er ikke tilladt i filtre i en filterbank, hvis de skal opfylde kravene for biortogonalitet [21].

Denne metode gav desværre ikke nye informationer, der kunne bruges i skabelsen af rekonstruktionsfiltrene.

Den viden, der haves fra filterbankstrukturen beskrevet i kapitel 6, skal som sagt bruges til at konstruere filtrene i filterbanken skitseret i figur 7.1. Samtidig skal rekonstruktionsfiltrene opfylde, at når der kommer en række koefficienter som input, så skal der skabes et SFAP for den respektive kanal, som beskrevet i eksemplet i afsnit 7.1.

Dermed er filtrene F_0 og F_1 fastsat til at skulle opfylde bestemte krav, hvilket sætter en begrænsning for valg af H_0 og H_1 , som kan opfylde ligning 7.1 og 7.2. Dette gør det endnu vanskeligere at bestemme de fire filtre som filterbanken skal opbygges af.

Gennem personlig kontakt til Anders La Cour-Harbo [21] angående løsning af problemet, blev det vurderet at det var en meget lang proces, som vi i projektgruppen ikke ville kunne nå at løse i løbet af projektperioden. Han mente, at problemstillingen bestod i, at de forskellige wavelets var fremstillet med udgangspunkt i fysiologi, og ikke waveletteori.

Dette vil gøre det meget svært at få wavelets til at passe på filterbankteorien. Daubechies var flere år om at udvikle wavelet-teorien inden teorien kunne anvendes, og det er i princippet de samme trin vi skal igennem - at forsøge at få det hele til at passe. Derfor havde Anders la Cour-Harbo ingen umiddelbare forslag til, hvordan vi skulle gribe problemstillingen an. Han foreslog i stedet at undersøge om der var andre muligheder, der kunne finde SFAPs i ENG-signalet.

Muligheden for at tilpasse sig disse filtre, anses derfor ikke muligt i dette projekt, bl.a. på grund af tidsmæssige perspektiver. Derfor er en anden tilgangsvinkel til problemstillingen valgt, som er beskrevet i Del III.

7.4 Metodevalg

Ideen om at konstruere en filterbank med SFAPs som baser, og med perfekt, eller tilnærmelsesvis perfekt rekonstruktion, menes ikke at være muligt indenfor den aktuelle projektperiode.

Vi har derfor valgt at arbejde videre med delmål III og herunder anvende velkendte metoder.

Metoden er at lave en wavelettransformation, der anvender kendte wavelets, som fx Daubechies, Symlet eller Coiflet. Det er meningen, at denne wavelettransformation skal kunne detektere SFAPs og repræsentere tilstedeværelsen af et SFAP som funktion af tid, altså en tids-fiberdiameterrepræsentation. Det er også ønskeligt, at wavelettransformationen skal kunne detektere SFAPs i et støjfyldt signal.

7.5 Delkonklusion

Målet med Del I og II var i første omgang at undersøge, om de modellerede SFAPs kan bruges som baser i en filterbank implementation. Ideen med dette var at dekomponere et ENG-signal til signaler (aktionspotentialer) fra enkelte nervefibre.

Analysen har først taget udgangspunkt i de fysiologiske faktorer, der har indflydelse på skabelsen af SFAPs, samt at vurdere om disse kunne bruges som wavelets. I analysen er kravene til at konstruere en filterbank med perfekt rekonstruktion også inddraget.

Det at bruge SFAPs som wavelets, og dermed som baser i en filterbank, er undersøgt ved at se på, om SFAPs opfylder de generelle krav for wavelets.

Der er flere ligheder mellem SFAPs og regulære wavelets, men der er også forskelle, der gør, at det ikke kan konkluderes, om SFAPs kan anvendes som baser i en filterbank ligesom regulære wavelets kan.

I analysen betragtes også kravene til filtrene i en filterbank. Tilgangsvinklen var at lave en filterbankstruktur, hvor fysiologien for nervesignalet bruges som grundlag for at skabe SFAPs som output når en impuls sendes ind i filterbankstrukturen. Denne filterbankstruktur skulle danne et vidensgrundlag for, hvordan en filterbank eventuelt kunne opbygges med SFAPs som baser. Det ville dog kræve kreativitet og tilpasning, som blev skønnet for tidskrævende for dette projekt.

Wavelets, der er skabt på baggrund af andre forudsætninger end teorien for perfekt rekonstruktion, bliver meget svære at få til at passe på teorien.

Dette har medført, at der i stedet er ønsket at forfølge delmål III for projektet. I stedet for at bruge fysiologiske parametre til at skabe vores baser, anvendes velkendte wavelets til at analysere vores signal.

Del III

METODE & RESULTAT II

Da vi har konkluderet, at konstruktionen af en filterbank, hvor SFAPs anvendes som baser ikke kan lade sig gøre inden for tidsrammen af dette projekt, se kapitel 7 og delkonklusionen 7.5, forsøger vi derfor at foretage en anden form for detektion af SFAPs.

8.1 Delmål III

Det er igen formålet at nå frem til en tids-diameter repræsentation af et signal bestående af modellerede SFAPs fra fibre med diametre på henholdsvis $5\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $20\mu\text{m}$. SFAPs vil være placeret i tilfældig rækkefølge og tilfældige antal af hver, og signalet vil senere blive tilsat hvid støj i forskellige mængder, for at undersøge hvor god metoden er til at detektere SFAPs under forskellige støjforhold.

Waveletanalysen skal kunne separere SFAPs fra forskellige fiberdiametre og repræsentere dem som funktion af tid.

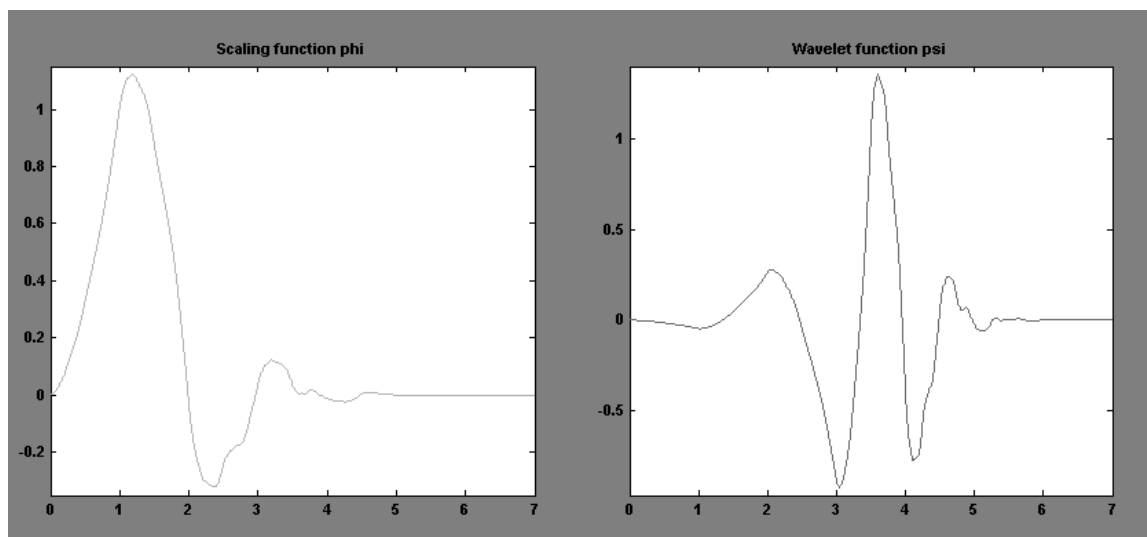
Waveletanalysen danner blot grundlag for en idé om at anvende kendte wavelets i en filterbank for at opnå tids/fiberdiameter repræsentation af et nervesignal, og det er i første omgang ikke tanken at waveletanalysen vil kunne anvendes på et ENG-signal, da forskellige nervefibre her kan være aktive på samme tid. Endvidere vil et ENG-signal bestå af langt flere nervefiberdiameterstørrelser, hvilket der ikke er taget højde for i dette projekt.

8.2 Metode

Metoden er waveletanalyse, hvor der anvendes velkendte wavelets og teknikken er lifting, se appendiks F. Som wavelet anvendes den velkendte wavelet Daubechies, hvor vi bruger Daubechies 4 i 6 niveauer (db4). Waveletten og skaleringsfunktionen er vist i figur 8.1.

Der kunne være anvendt andre kendte wavelets, som fx Symlets, Coifflets, el.lign, hvor specifikke ordener ligner de enkelte SFAPs meget. Diedrich et al. [22] anvender en Symlet af 7 til detektion af aktionspotentialer i et ENG. Dette gøres ud fra argumentet om, at denne ligner et aktionspotential mest. Deres målinger er dog foretaget med nåleelektroder, hvilket betyder, at deres aktionspotentialer er ikke identiske med vores. Diedrich et al. [22] foreslår desuden anvendelse af Daubechies 4, som en god kandidat til wavelet for detektion af aktionspotentialer.

Daubechies blev ligeledes valgt, fordi den matematiske formel var let at implementere [18]. Desu-



Figur 8.1: På figuren ses en Daubechies 4 skaleringsfunktion og wavelet [19].

den vurderede vi, at Daubechies 4 (db4) har en rimelig lighed med kurvebølgerne i vores SFAPs, se figur 3.3. Programmet bygger på stationær wavelet transform, som også er metoden, der anvendes i MATLAB WAVELET TOOLBOX (MWT). Dette beskrives kort i følgende afsnit.

8.2.1 Stationær wavelet transformation

MWT anvender metoden stationær wavelet transformation, også betegnet “non-decimated” wavelet transformation eller “translation invariant” wavelet transformation [6] [23] [24]. Ideen er at foretage wavelet transformation - ikke kun på den originale sekvens - men på alle mulige “shiftede” sekvenser af signalet [24]. Derfor udelades nedsamlingen af signalet ved inddeling i approksimations og detaljedel i stationær wavelet transformation.

Det betyder, at approksimationsdelen (lavpas) og detaljedelen (højpas) begge har lige så mange koefficienter (samples) som det oprindelige signal, hvilket giver, at detaljedelen i alle niveauer har information om signalet til ethvert tidspunkt. Dette giver bl.a transformationen en større modstandsdygtighed mod støj [6].

Denne metode er også anvendt i vores program ved at lave et shift. Den første del, er derfor en transformation af signalet fra 1. sample til enden signalet. Den anden del er en transformation af signalet fra sample 2 til enden af signalet, hvor der lægges nuller til for ikke at ændre signallængden.

Nogle fordele ved stationær wavelet transform er følgende [6]:

- Den er translationsinvariant.
- Den kan umiddelbart udvides til ikke-dyadiske inputs.

Disse er ikke af stor betydning i dette projekt, men da vi bl.a. benytter MWT til at sætte grænseværdier, og i øvrigt til læring i processen, er det praktisk, at programmet er bygget på samme metoder som MWT.

8.2.2 Programbeskrivelse

Programkode til waveletanalyse består af et hovedprogram og 3 funktioner (Daubechies transformation og Daubechies invers transformation samt en lille hjælpefunktion *cpv* (forkortelse af "Cyclic Permutation of a Vector"), der foretager permutation (ombytning) af de behandlede vektorer.)

Kildekoden kan findes på vedlagte CD-ROM, hvor der er kommentarer i et vist omfang.

En illustration af hovedprogrammet ses på figur 8.2. På figuren er der vist 3 levels, men programmet består i virkeligheden af 6 levels, de sidste 3 levels er udeladt på figuren for overskuelighedens skyld.

Transformationen til første level sker ved at signalet indlæses og der foretages en db4-transformation af hele signalet.

Resultat er approksimationsdelen og detaljedelen, der indlæses på hver anden plads i et nyt array (*a1*), hvor approksimationsdelen indlæses i den første halvdel af arrayet, og detaljedelen i den sidste halvdel.

En normal db4 transformation ville give en approksimationsdel og en detaljedel med det halve antal af samples i hver del i forhold til inputsignalet. Da resultatet indlæses på hver anden plads har det array (*a1*), hvor resultatet af transformationen indlæses i, dobbelt længde sammenlignet med inputsignalet.

Herefter foretages igen en db4transformation af det oprindelige signal, men nu med start fra det 2. sample i signalet - et "shift". Resultatet af denne transformation indlæses på de tomme pladser i det array (*a1*), der netop er blevet oprettet, se figur 8.2 under SIGNAL.

Således haves approksimationsdelen og detaljedelen til første niveau i wavelettransformationen, og approksimationsdelen og detaljedelen har hver især det samme antal samples som det oprindelige signal.

Herefter foretages igen en db4 transformation, men nu på den første del af arrayet (*a1*), der indeholder approksimationsdelen fra forrige db4 transformation.

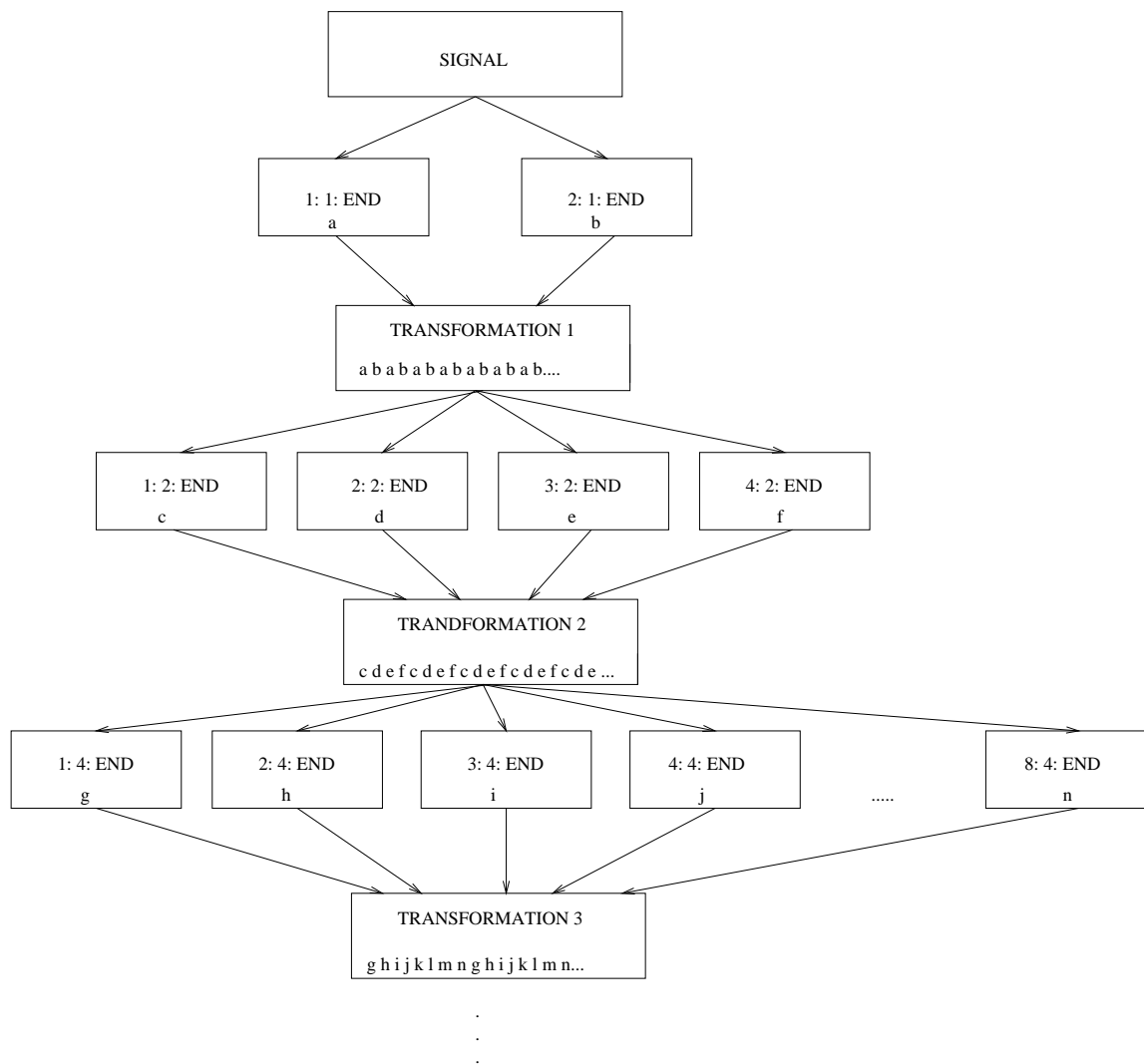
For at tage transformationen til alle "shiftede" sekvenser, foretages transformationen i 4 trin. Fra første sample, og til enden af approksimationsdelen i arrayet (*a1*) tages hvert andet sample og transformeres. Resultatet indlæses i et nyt array (*a2*) på hver 4. plads.

Herefter tages fra 2. sample, og til enden af approksimationsdelen af (*a1*) db4 transformationen db4transformationen af hvert andet sample, og resultatet indlæses på hver 4. plads i arrayet (*a2*). Det samme gøres for 3. og 4. sample i (*a1*) og efterfølgende hvert andet sample, se figur 8.2 under TRANSFORMATION 1.

Det samme foretages igen under TRANSFORMATION 2 - 6, og resulterer i 6 detaljedele og en approksimationsdel.

Når neddeling og transformation af signalet, som er illustreret i figur 8.2, er fuldført, kan signalet samles igen. Dette sker ved en invers transformation. I figur 8.2 vil dette beskrives ved at gå fra bunden til toppen, og for hver gang, der før blev foretaget transformation, vil der i stedet blive foretaget en invers transformation. Dette resulterer i en rekonstruktion af signalet.

Inden den inverse transformation, kan der foretages støjreducering eller komprimering af signalet.



Figur 8.2: Figuren beskriver strukturen i programmet til wavelettransformationen. Figuren stopper efter 3. level, men programmet fortsætter til 6. level, hvor signalet inddeles i 64 dele (2^6). Selve transformationen sker, hver gang signalet neddeles i henholdsvis 2,4,8,16,32 og 64 dele. De små bogstaver a,b,c,d... består af en række af samme bogstav (fx a_1, a_2, a_3, \dots), hvor antallet svarer til samples af det signal, der transformeres. Udtrykket '1:1:END' betyder, at man starter ved 1. sample, tager hver sample til enden af signalet. '2:1:END' betyder, at man starter ved anden sample, tager hver sample til enden af signalet. Dette skift skyldes, at der anvendes stationær wavelet transform. Udtrykket '1:2:END' betyder, at man starter ved 1.sample, tager hver anden sample til enden af approximationsdelen af signalet. Approximationsdelen er placeret i den første halvdel af det array, der skabes efter hver transformation. Efter transformation samles resultaterne (illustreret ved TRANSFORMATION 1,2,3.), hvor de flettes i et array.

I vores tilfælde er det detektion af de enkelte SFAPs, der er målet - dvs. at få en repræsentation af aktive SFAPs i forhold til tid.

8.2.3 Detektion

På figur 8.3 er det illustreret, hvordan detektionen af de enkelte SFAPs foretages i programmet. Et signal, bestående af et tilfældigt antal SFAPs for forskellige nervefiberdiametre i tilfældig

rækkefølge indlæses i programmet.

Først gennemløbes en løkke, hvor grænseværdier er sat for et SFAP fra en $20\mu\text{m}$ fiberdiameter. Grænseværdierne er valgt således, at kun der hvor en $20\mu\text{m}$ SFAP er tilstede vil grænseværdien overskrides. På denne måde kan resten af signalet sættes til nul. Grænseværdierne er fundet ved iterativt at prøve sig frem i MWT.

De tidspunkter, hvor en $20\mu\text{m}$ SFAP er tilstede indlæses i array, hvorefter de steder, hvor de $20\mu\text{m}$ SFAP er tilstede trækkes fra det originale signal. På denne måde haves et signal, hvor kun $10\mu\text{m}$ SFAPs og $5\mu\text{m}$ SFAPs er tilstede.

Herefter gennemløbes en løkke, hvor grænseværdierne er sat til kun at detektere en $10\mu\text{m}$ SFAP. Her er det på samme måde som for $20\mu\text{m}$ SFAPen MWT, der er anvendt til at fastsætte grænseværdier.

De tidspunkter, hvor en $10\mu\text{m}$ SFAP er tilstede indlæses i array, hvorefter de steder, hvor de $10\mu\text{m}$ SFAP er tilstede trækkes fra det originale signal, hvor også de $20\mu\text{m}$ SFAPs er trukket fra. På denne måde haves et signal, hvor kun $5\mu\text{m}$ SFAPs er tilstede.

Det samme, som for $20\mu\text{m}$ og $10\mu\text{m}$ SFAP, gøres for $5\mu\text{m}$ SFAP.

De tre udlæsninger om placeringen af henholdsvis 5, 10 og $20\mu\text{m}$ SFAPs plottes som i en tidsfiberdiameterdigram.

8.2.4 Funktioner i programmet

Hovedprogrammet kalder tre funktioner: db4 transformation og db4 invers transformation. db4 transformationen anvendes, som det er vist i figur 8.2, ved hver neddeling af signalet til 2,4,8... skaleringer.

db4 transformation tager udgangspunkt i Daubechies ligninger [18]:

$$[h]s^{(1)}[n] = S[2n] + \sqrt{3}S[2n + 1], \quad (8.1)$$

$$[h]d^{(1)}[n] = S[2n + 1] - \frac{1}{4}\sqrt{3}s^{(1)}[n] - \frac{1}{4}(\sqrt{3} - 2)s^{(1)}[n - 1], \quad (8.2)$$

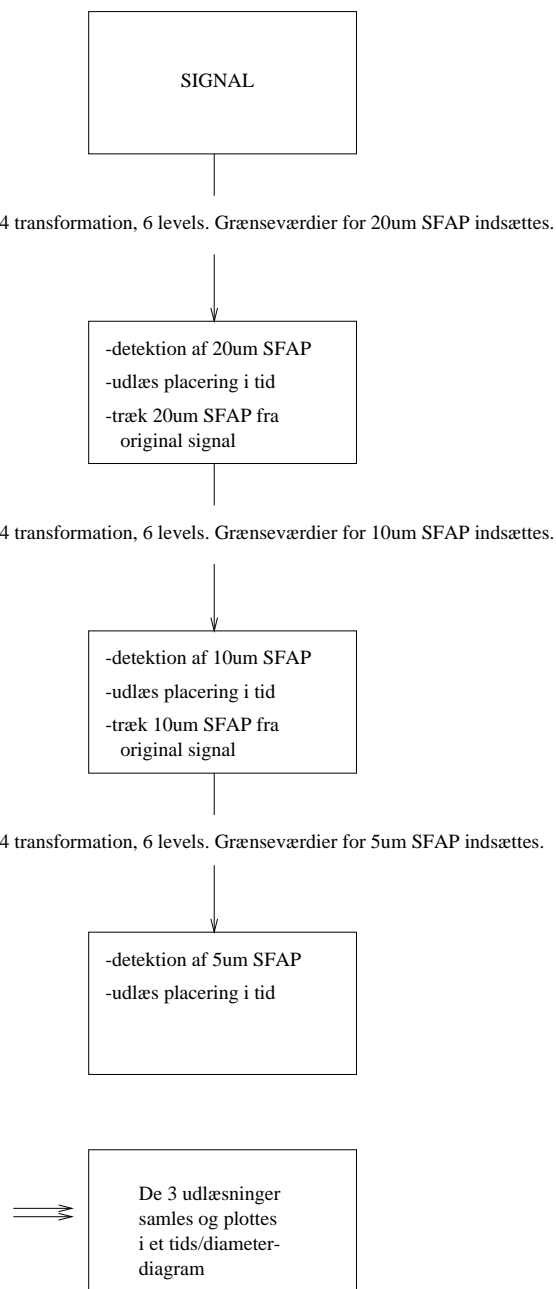
$$[h]s^{(2)}[n] = s^{(1)}[n] - d^{(1)}[n + 1], \quad (8.3)$$

$$[h]s[n] = \frac{\sqrt{3} - 1}{\sqrt{2}}s^{(2)}[n] \quad (8.4)$$

$$[h]d[n] = \frac{\sqrt{3} + 1}{\sqrt{2}}d^{(1)}[n] \quad (8.5)$$

hvor $s[n]$ er approksimationen for den n 'te sample og $d[n]$ er detaljen for den n 'te sample. Den opløftede parentes fortæller hvilken sample af signalet, der arbejdes med. S er signalet [18].

Ligninger 8.1-8.5 er implementeret i MATLAB som funktionen db4transform. Funktionen kaldes for hvert level i hovedprogrammet. Dvs., der foretages en db4 transformation for hvert lifting



Figur 8.3: *Figuren beskriver detektionen af de enkelte SFAPs, og hvordan dette leder til en tids/diameterrepræsentation af signalet.*

step.

Når signalet skal samles igen anvendes en invers db4 transformation.

Ved **db4 invers transformation** gennemløbes ligningerne 8.1-8.5 i modsat rækkefølge og variable til venstre for lighedstegnet er nu placeret på højre side og omvendt [18].

Disse ligninger er implementeret i MATLAB som funktionen db4 invers transformation, der kaldes for hvert level ved rekonstruktion af signalet.

cpv er en hjælpefunktion, der under transformationen, vender de vektorer der behandles i db4trans og db4invtrans.

8.2.5 Signaler behandlet i programmet

Det signal, der sendes gennem programmet skal have en længde svarende til 2^x , hvor x er et heltal. For at overholde dette er der i programmet indsat en funktion, der sætter nuller på et signal, hvis det ikke har en rigtig længde.

Når et signal sendes gennem programmet, bliver det dekomponeret ved brug af wavelet transformation. Her detekteres de enkelte SFAPs ved at sætte grænseværdier, der kun tillader én type SFAP ($20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$, eller $5\mu\text{m}$) at blive registreret. Det registreres løbende i tid, hvornår en specifik SFAP er til stede. Dette er den ønskede information.

Resultaterne, som fremkommer ved at sende et signal bestående af et tilfældigt antal SFAPs i tilfældig rækkefølge gennem programmet, kan ses i kapitel 9.

8.2.6 Behandling af støjfyldte signalet

Under opsamling af ENG-signaler er det uundgåeligt, at der samtidig opsamles en stor mængde uønsket støj. Oftest stammer denne støj fra aktivitet i omkringliggende muskler. Muskernes elektriske aktivitet er i størrelsesordenen DC-10.000 Hz og amplituder mellem 0,1 og 5 mV målt med nåleelektroder [25], men man kan under målinger med manchetelektroder i tripolær elektrodokonfiguration og ideel manchetulking, forvente $\frac{EMG}{Nerve\ signal\ peak}$ -forhold under 10:1 [26]. Desuden ligger størstedelen af EMG's energispektrum i lavere frekvensområder end nervesignalerne.

Hvid støj kan forventes i hele frekvensspektret, men er amplitudemæssigt - under gode forsøgsopstillinger - mindre end nervesignalerne. Derfor vil det være oplagt at simulere, at signaler indeholder EMG-støj, for at undersøge om db4-metoden kan anvendes på et optaget ENG.

“Stationary Wavelet Transform De-noising 1-D” (SWTD) giver mulighed for at indstille grænseværdier på de forskellige detalje-koefficienter, men ikke mulighed for at indstille på approksimeringskoefficienterne. Dette viste sig at være et problem i SWTD, når støj blev påtrykt signalet, da støj i approksimationsdelen stadig var så dominerende, at detektion ikke kunne lade sig gøre.

I det designede program, er der derfor mulighed for at sætte grænseværdier for approksimationsdelen, således lavfrekvent støj enkelt kan fjernes.

Litteraturstudier i bl.a Diedrich et al. [22] og Nakatani et al. [27] viste, at wavelettransformation kan anvendes til støjreducering af et ENG-signal og efterfølgende detektion af signalets aktionspotentialer. De anvendte teknikker var Symlet 7 wavelet transformation [22] og Cubic Cardinal B-spline [27].

MWT gav mulighed for hurtigt at anvende både Daubechies og Symlet wavelets i SWTD, se figur 9.1.

I SWTD blev et modelleret signal bestående af forskellige SFAPs indlæst, og ved at indtaste forskellige grænseværdier kunne SFAPs lokaliseres.

Da de indledende forsøg med SWTD var lovende, blev et MATLAB-program opbygget, der foretog samme databehandling som en Daubechies 4 (db4) i 6 levels gjorde i SWTD.

Med vores program blev der mulighed for en mere fleksibel databehandling, idet grænseværdierne kunne indstilles mere præcist, det var lettere at indlæse og behandle signaler, og der var kontrol over hvordan signalerne blev behandlet.

Et modelleret signal med SFAPs fra forskellige fiberdiametre blev indlæst i programmet. Målet var at lokalisere de forskellige SFAPs i tid og samtidig bestemme hvilken fiberdiameter de stammede fra.

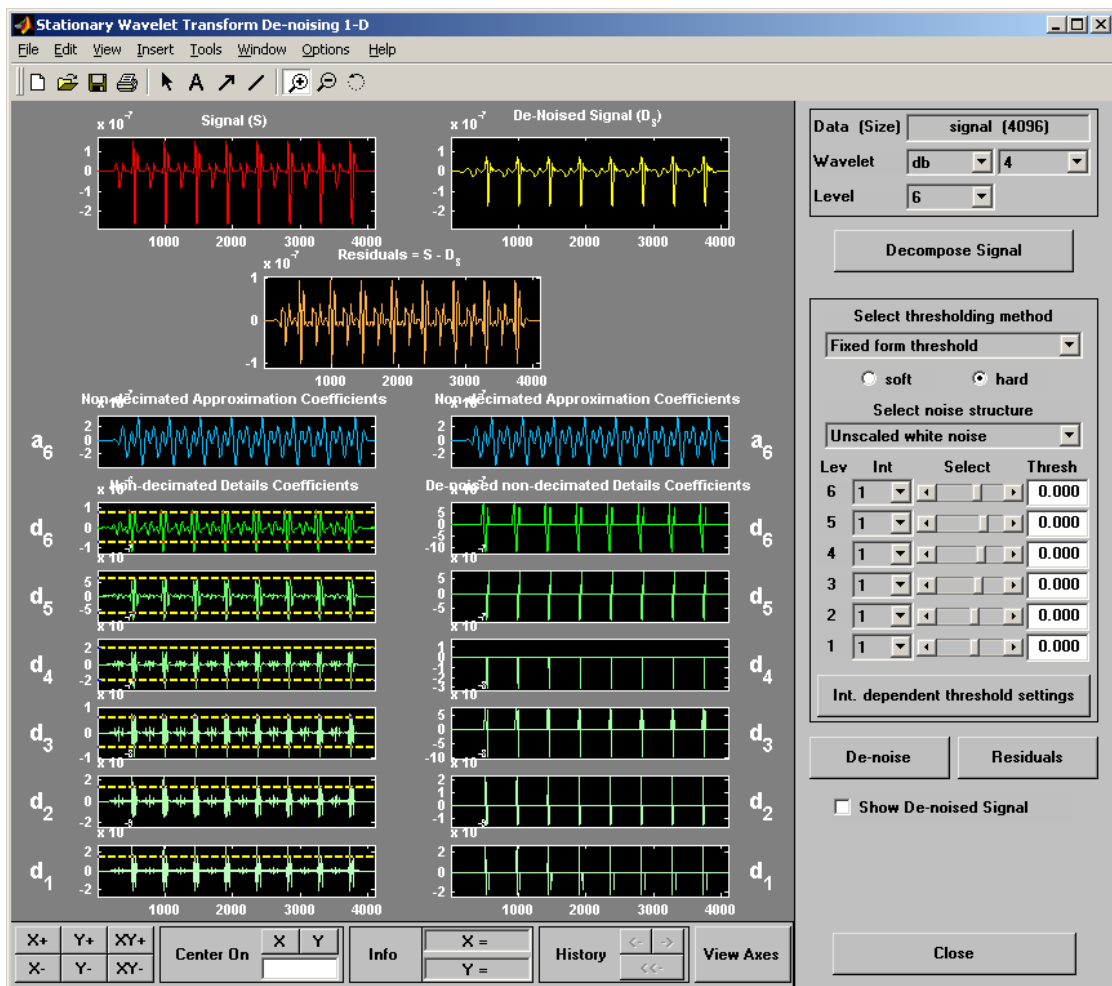
Arbejdet med SWTD havde allerede givet foreløbige grænseværdier, og ved først at bestemme placering af SFAPs for 20 μm fibre, indlæse dette i et array, fjerne dem fra signalet, og derefter bestemme placering af SFAPs fra 10 μm fibre, indlæse i et array fjerne disse osv., kunne en simpel tids-fiberdiameter repræsentation fremstilles, se figur 9.2.

9.1 Generering af støj

MATLAB-funktion AWGN (Add White Gaussian Noise) blev anvendt til at skabe hvid støj, der blev påtrykt signalet. Støjen blev lavpasfiltreret med et 8. ordens butterworth-filter med en knækfrekvens på 1000 Hz, idet det antages, at den største aktivitet fra EMG-støj ligger i dette spectrum [28].

For at beregne signal/støj-forholdet (SNR), benyttes samme metode som Diedrich et al. [22], der beregner SNR som kvadratroden på forholdet mellem aktionspotentiallets amplitude kvadreret og variansen af støjen, se ligning 9.1

$$SNR = \sqrt{\frac{SFAPamplitude^2}{Varians\ af\ støj}} \quad (9.1)$$

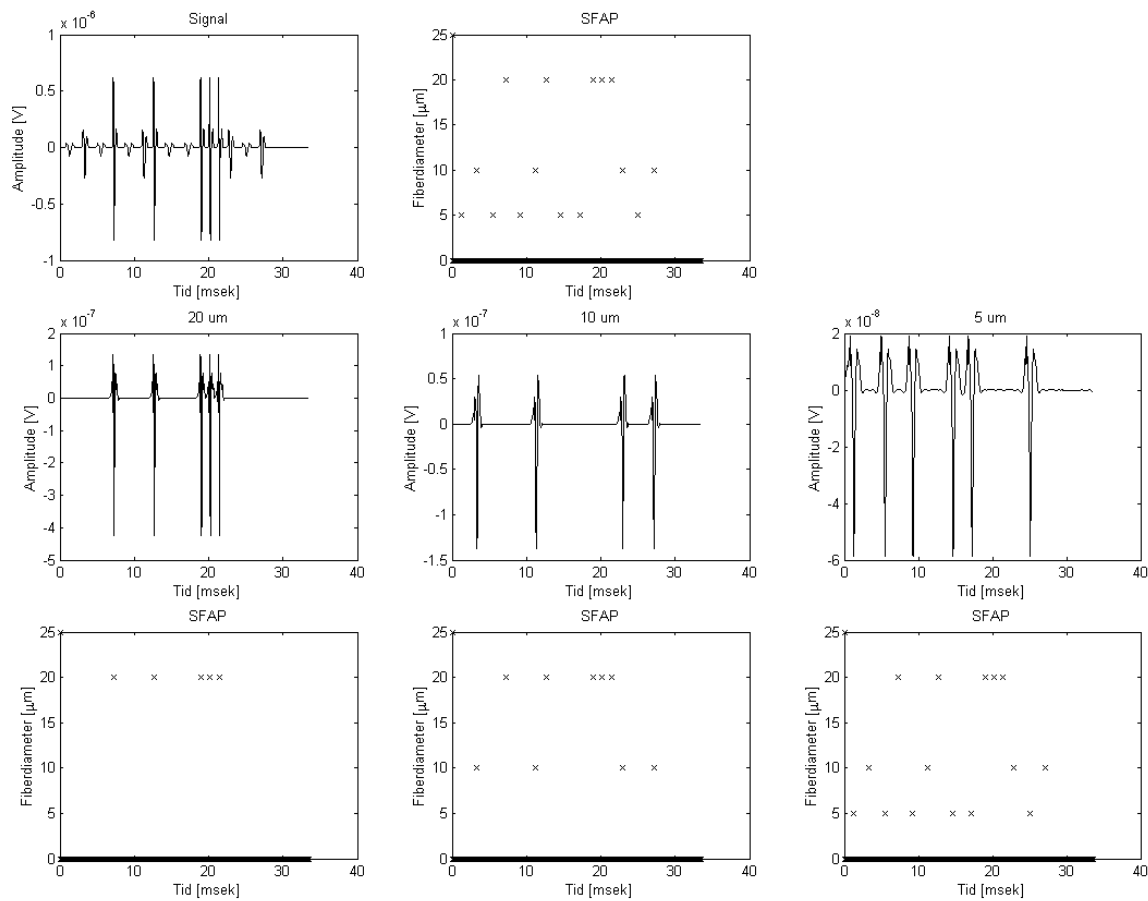


Figur 9.1: Screenshot fra MATLABs wavelet toolbox af Stationary Wavelet Transform De-noising 1-D. [19] Øverst til venstre ses det indlæste signal. Til højre vælges hvilken wavelet man vil anvende, samt antallet af levels. Desuden er der mulighed for at vælge mellem "Soft" eller "Hard thresholding" samt indtaste grænseværdier i de forskellige levels. a_6 , d_6 - d_1 til venstre viser signalerne i de forskellige levels, samt grænseværdien (de stiplede linier). Umiddelbart til højre herfor vises resultatet i de forskellige levels.

Der blev genereret 3 signaler bestående af flere SFAPs fra samme fiberdiameter, og disse blev påtrykt støj i 3 forskellige niveauer på hhv. -5 dB, 0 dB og 5 dB. Amplituden på den påtrykte støj var ved 5 dB en faktor 3 større end amplituden for SFAPs, ved 0 dB ca. en faktor 5 større og ved -5 dB ca 8 gange større.

9.2 Fastsættelse af grænseværdier

Diedrich et al. [22] præsenterer en metode til analyse af et ENG, hvor der anvendes wavelet transformation. Hele teknikken består af et idealt båndpasfilter, der filtrerer de rå ENG, en modificeret wavelet støjfiltreringsprocedure, der som SWTD, ved hjælp af grænseværdier yderligere filtrerer ENG-signalet og en aktionspotentiale-detektor, der samtidig kan detektere aktionspotentialets form.



Figur 9.2: Figuren viser, hvordan et modelleret støjfrit signal bestående af SFAPs fra forskellige fiberdiametre, bliver behandlet gennem et matlab-program. Ved at indstille passende grænseværdier i en db4-transformation af signalet, kan SFAPs for 20 μm bestemmes, herefter fjernes de fra signalet og SFAPs for 10 μm og efterfølgende 5 μm findes. I øverste række vises hele signalet og det endelige resultat. I anden række er resultatet af db4-transformationen vist. Den første figur, viser hvordan SFAPs fra en 20 μm fiber bliver fundet. Disse fjernes herefter fra signalet, og i den næste figur er SFAPs fra 10 μm fibre fundet osv. I 3 række er placeringen af de fundne SFAPs vist i et tids/fiberdiameter plot.

Metoden kan detektere aktionspotentialer i et signal med signal-støjforhold på 6 dB, jvf. ligning 9.1. De kan desuden detektere formen af et aktionspotentiale i et rimeligt omfang.

Som wavelet er valgt en Symlet 7, dog var Daubechies 4 også kandidat. Diedrich et al. har målt nervesignalerne med nålelektroder, hvilket giver nogle SFAPs med andre bølgeforme end dem i vores projekt. De ønsker dog også at detektere disse forme, hvilket lykkedes i ca. 80% af tilfældene med 8 forskellige bølgeforme.

Aktionspotentialerne detekteres ved at sætte grænseværdier, som også er gjort i dette projekt. Diedrich et al. har en specifik formel for grænseværdien (T):

$$T = k \cdot \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \quad (9.2)$$

hvor σ er spredningen for hvid Gaussisk støj, N er antal samples i signalet og k er en korrektionsfaktor på 0,8 i forhold til andre lignende metoder beskrevet af Donoho [29]. Diedrich et al. anvender hård 'thresholding', se ligning 9.3, hvor Donoho anvender blød 'thresholding', se ligning

$$\text{Hard threshold: } y = \begin{cases} x & \text{hvis } |x| > T \\ 0 & \text{hvis } |x| \leq T \end{cases} \quad (9.3)$$

$$\text{Soft threshold: } y = \begin{cases} \text{sign}(x)(|x| - T) & \text{hvis } |x| > T \\ 0 & \text{hvis } |x| \leq T \end{cases} \quad (9.4)$$

Den modificerede metode (Diedrich et al.) med korrektionsfaktoren er bedre til at detektere aktionspotentialer end den regulære metode (Donoho) [22].

I den indledende fase, hvor signalet var støjfrit, blev koefficienterne til grænseværdierne fundet empirisk fra MATLABs SWTD, men med udgangspunkt i erfaringerne i [22] og [29], blev koefficienter fundet ud fra formel 9.2, der blev anvendt hård "thresholding" og der blev desuden anvendt grænseværdier på approximationsdelen. Lige som det var tilfældet i [22], fandt vi, at en korrektionsfaktor på 0,8 gav de bedste resultater.

9.2.1 Resultater

Der er lavet forsøg under forskellige signal/støjforhold, for at se hvordan programmet håndterer dette. I figur 9.3-9.5 er resultaterne vist efter at signaler bestående af SFAPs fra samme fiberdiameter er tilført støj og herefter behandlet af programmet.

I figur 9.3, er det vist, hvordan modellerede signaler, der indeholder SFAPs fra forskellige fiberdiametre, bliver påtrykt støj med SNR på 0 dB. Det designede program er i stand til at udtrække parametre fra signalet, der lokaliserer placeringen af SFAPsene, hvilket ses i højre række af figuren.

I figur 9.4 og 9.5 er det samme foretaget - blot med et SNR-forhold på 5 db.

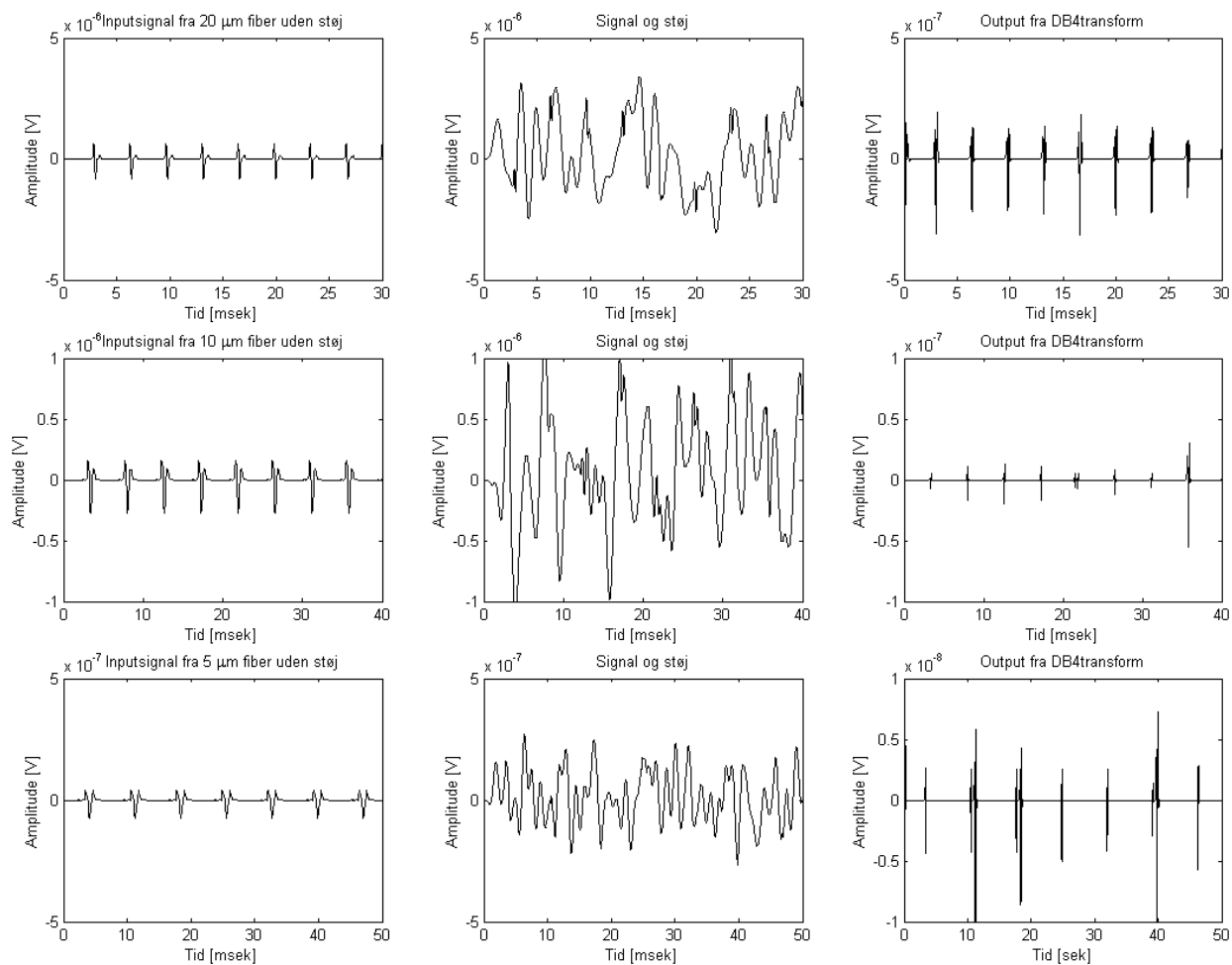
Af tidsmæssige årsager, har der ikke været mulighed for at undersøge, om forskellige SFAPs kunne findes og klassificeres samtidig, ligesom det ville have været ønskeligt at undersøge, hvordan støj under forskellige SNR-værdier, har indflydelse på detektion af SFAPs.

I figur 9.4 ses resultatet af et SNR-værdier på 5 dB, og i figur 9.5 er resultatet for SNR-værdier på -5 dB vist.

9.3 Anvendelsesmuligheder og begrænsninger

Disse indledende metoder, viser at der, ved at anvende velkendte wavelets, kan være mulighed for at foretage filtrering af et ENG-signal.

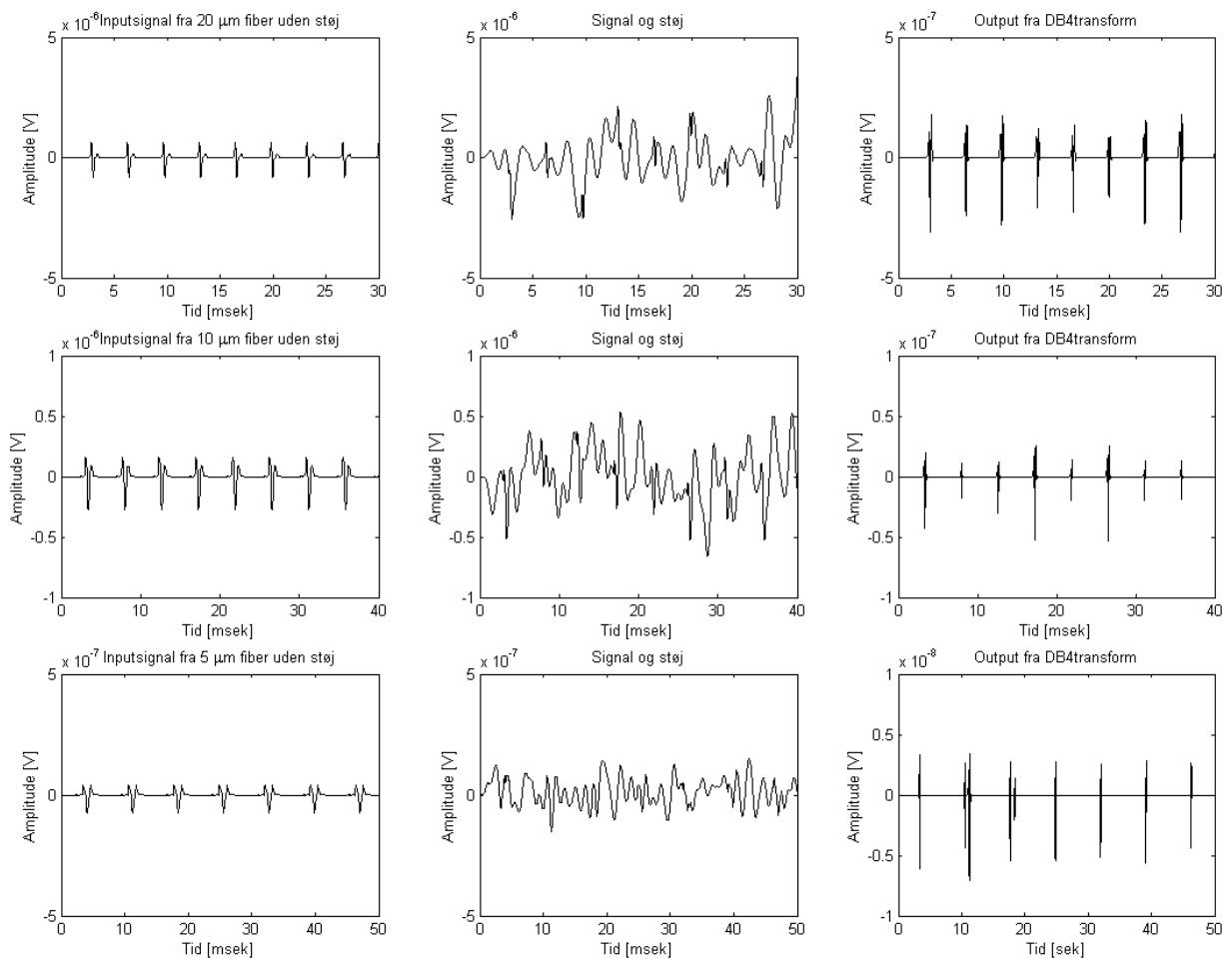
Programmet er designet i forsøget på - i løbet af kort tid - at få et indblik i, hvordan eksisterende wavelets, kan anvendes i forsøget på at detektere og klassificere forskellige aktionspotentialer. Resultaterne i figur 9.3 - 9.5 indikerer, ligesom resultaterne fra [22] og [27], at wavelets er en



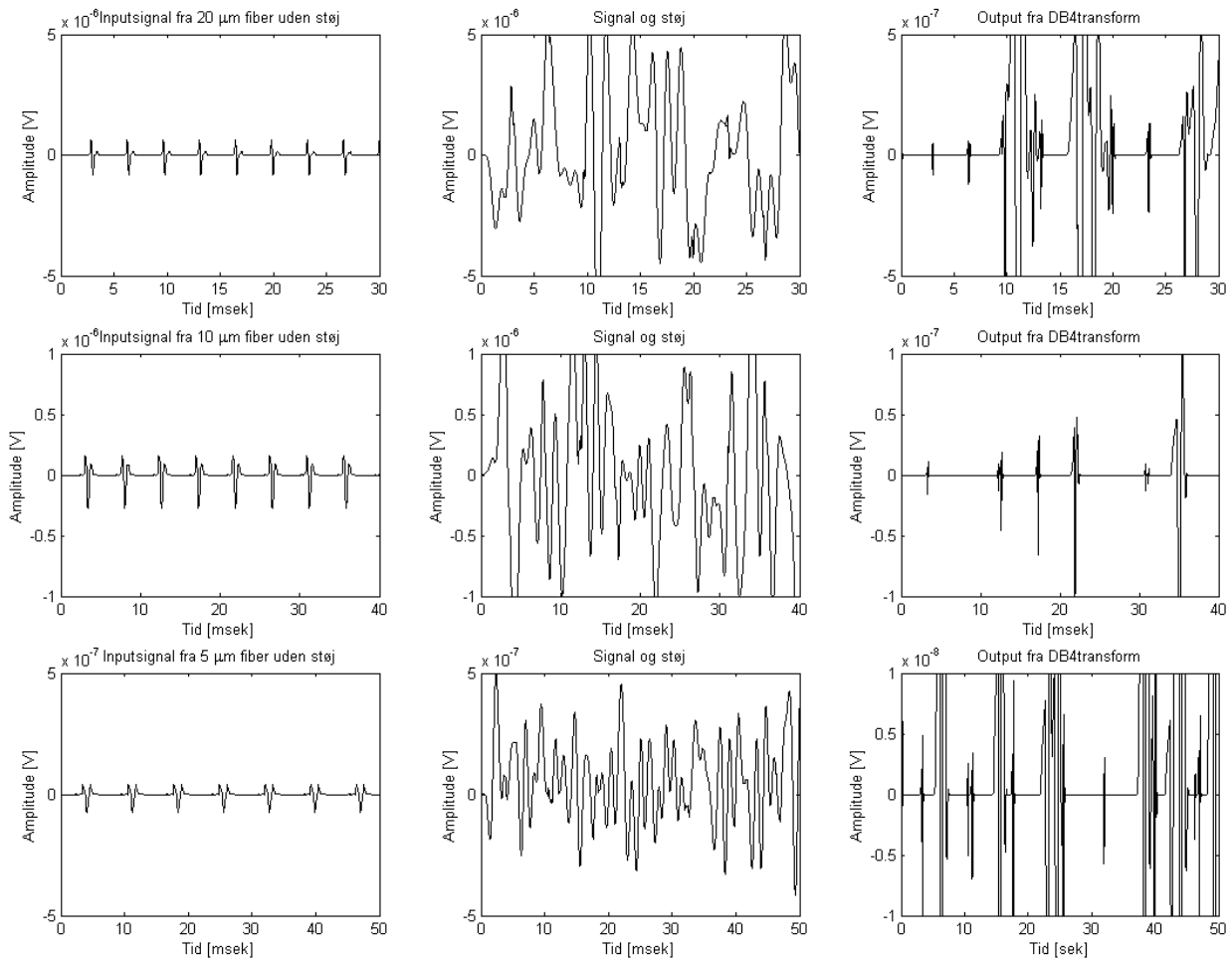
Figur 9.3: Figuren viser, hvordan signaler med modellerede SFAPs i venstre kolonne bliver påtrykt hvid støj - SNR 0 dB - i frekvensspektret 0-1000 Hz - midterste kolonne. Ved at anvende det designede program er det muligt at finde placeringen af SFAPs i det støjfyldte signal, kolonnen til højre. Øverste række er SFAPs fra 20 μm fibre, i midten 10 og nederst 5.

mulighed i forsøget på at måle ENG-signaler mere præcist.

Programmet er ikke færdigudviklet, og erfaringerne fra [27] viser, at det er vanskeligt at finde SFAPs fra ENG-optagelser med manchetelektroder.



Figur 9.4: Figuren viser, hvordan signaler med modellerede SFAPs i venstre kolonne bliver påtrykt hvid støj - SNR 5 dB - i frekvensspektret 0-1000 Hz - midterste kolonne. Ved at anvende det designede program er det igen muligt at finde placeringen af SFAPs i det støjfyldte signal, kolonnen til højre. Øverste række er SFAPs fra 20 μm fibre, i midten 10 og nederst 5.



Figur 9.5: Figuren viser, hvordan signaler med modellerede SFAPs i venstre kolonne bliver påtrykt hvid støj - SNR -5 dB - i frekvensspektret 0-1000 Hz - midterste kolonne. Ved dette SNR-niveau bliver det et problem at finde de forskellige SFAPs. Øverste række er SFAPs fra 20 μm fibre, i midten 10 og nederst 5.

Vi forsøger her at vurdere funktionen af vores program. Vores program er begrænset pga. tid, men vi vil gerne argumentere for, at selve metoden er værd at arbejde videre med for at optimere repræsentationen af et nervesignal.

10.1 Short Time Fourier Transformation

En almindelig Fourier-transformation giver information om frekvensindholdet i signalet, men ikke noget information om tiden. Her kan man i stedet benytte Short Time Fourier Transformation (STFT). Ved denne metode opdeler man signalet i mindre dele, hvorefter hver enkel del antages at være et stationært signal [30]. Et tilpasset vindue flyttes med en bestemt tidskonstant henover signalet. For hver gang vinduet står over et stykke af signalet ganges det på signalet, og der laves en Fourier transformation. På denne måde fås en tids-frekvensrepræsentation. STFT er defineret som i ligning 10.1.

$$STFT(t', f) = \int_t [x(t) \cdot w^*(t - t')] \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (10.1)$$

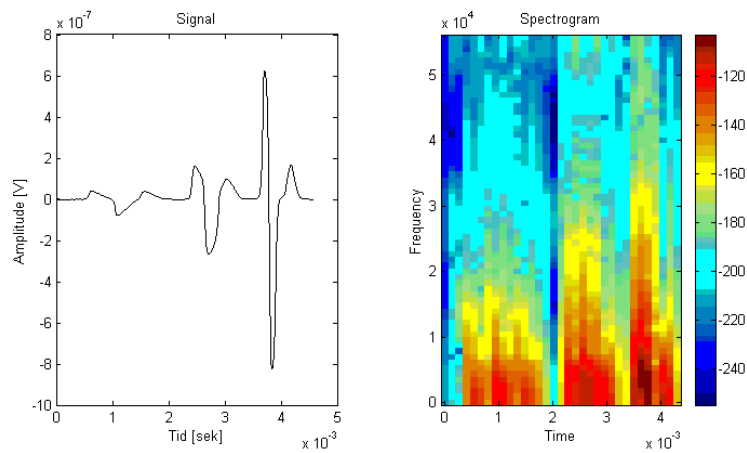
hvor x er signalet, w er vinduefunktionen, $*$ er den kompleks konjugerede. STFT af et signal er Fourier Transformationen af signalet ganget med en vinduefunktion [30].

Tidsrepræsentationen for en STFT er ikke eksakt. Tiden er kun repræsenteret i intervaller, der afhænger af vinduets størrelse. Hvis vinduet er smalt fås en god tidsopløsning, men tilgængæld fås en dårlig frekvensopløsning. Hvis vinduet er bredt fås en god frekvensopløsning, men en dårlig tidsopløsning.

Vi har lavet en STFT af et signal sammensat af de tre SFAPs for $20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $5\mu\text{m}$. Resultatet kan ses på figur 10.1.

Det er nogenlunde tydeligt at se, at de tre SFAPs til venstre i figuren er repræsenteret i frekvens til højre i figuren i med rød farve. Vi ved fra kapitel 2, at frekvensindholdet for de tre SFAPs ($20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $5\mu\text{m}$) overlapper hinanden. Derfor ses det på figur 10.1 til højre, at den sidste søjle, der repræsenterer $20\mu\text{m}$ SFAPen, foruden nogle højere frekvenser, også indeholder de samme frekvenser som de to første søjler. Dette gælder også for den midterste søjle i forhold til den første søjle.

På denne måde kan man få en tids-frekvensrepræsentation af et signal, men der er som nævnt



Figur 10.1: På figuren til venstre ses et signal sammensat af de tre SFAPs for henholdsvis $5\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $20\mu\text{m}$. Til højre i figuren ses et STFT-plot af signalet til venstre. De tre søjler repræsenterer frekvensindholdet af de tre SFAPs i forhold til tiden. Skalering af farver er fastsat automatisk i matlab.

begrænsninger for kvaliteten af opløsningen af tid og frekvens i forhold til hinanden.

Wavelet transformationen benyttes ofte i stedet for STFT, og denne giver en bedre opløsning af tid i forhold til frekvens [30]. Dette var bl.a. årsagen til, at vi fravalgte STFT, og i stedet valgte, at anvende wavelet transformation. For en uddybning af wavelets, se appendiks E.

10.2 Sammenligning med anden wavelet transformationsmetode

Vores program er langt fra at kunne benyttes på samme måde som wavelet transformationen fra Diedrich et al. [22]

Først og fremmest kan vores program ikke klare støj i et samme omfang. Vores program kan heller ikke detektere formen på SFAPs direkte. Det kan kun skelne mellem SFAPs for $20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $5\mu\text{m}$ fiber, fordi der er stor forskel i amplitude for de tre SFAPs.

Vores program viser dog muligheden for at anvende velkendte wavelets til at detektere tilstedeværelsen af et aktionspotentiale for en enkel nervefiber. Det viser også, at man kan få en god tids/fiberdiameter repræsentation af et signal bestående af SFAPs ved at anvende wavelet transformation.

På grund af tidsmangel er det egenskaberne for programmet på nuværende tidspunkt, men sammenlignet med resultaterne fra Diedrich et al. og andre [27] vil en videreudvikling af vores program, med henblik på støjreducering og detektion af formen på aktionspotentialet, med stor sandsynlighed kunne realiseres.

Diedrich et al. har anvendt Symlet wavelet. Dette skyldes, at de har valgt den wavelet, der ligner deres aktionspotentiale bedst [22]. Vi har i vores projekt valgt at bruge en Daubechies 4 wavelet, mest fordi den var nem at implementere i MATLAB, da implementeringen var beskrevet i [18], men også fordi vi vurderede, at den lignede bølgerne i vores SFAPs tilstrækkeligt. Det kunne dog tænkes, at en anden waveletform ville passe bedre, hvis programmet eventuel skulle videreudvikles til bedre støjreducering og detektion af formen af SFAPs.

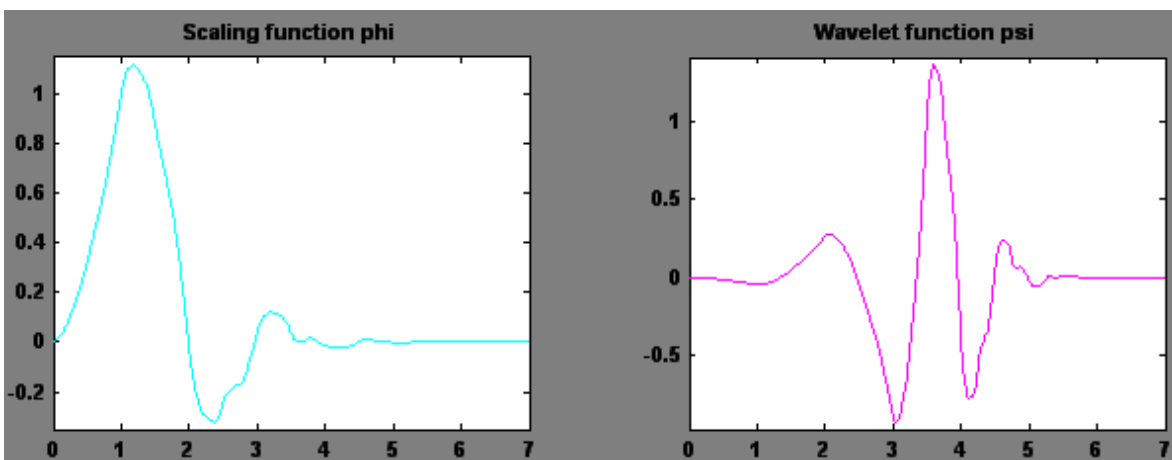
10.3 Betydning af waveletform

Vi har i vores program anvendt en Daubechies 4 wavelet, bl.a. fordi vi mener, at formen passer nogenlunde til formen på de SFAPs vi vil lede efter i signalet. Diedrich et al. anvender en Symlet 7, ligeledes fordi de vurderer, at den ligner deres aktionspotentiale godt.

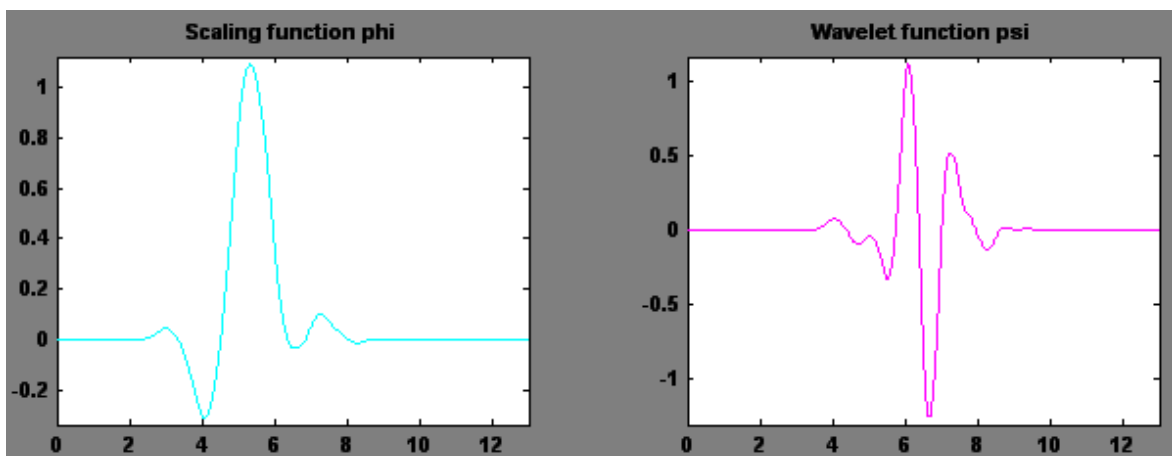
Det er interessant, at se på, om det har stor betydning hvilket waveletform man vælger. Ville det fx have betydning for vores signal, hvis vi i stedet for en Daubechies 4 brugte en Symlet 7, eller en helt anden wavelet?

På grund af tidsmangel bliver der ikke tid til at implementere andre wavelets i vores program, men vi benytter SWTD til at se, om det ville have betydning for detektionen af SFAPs i et støjfyldt signal at anvende andre wavelets.

Vi vælger at undersøge følgende wavelets: Symlet 7, Coiflet 2, Haar og diskret Meyer wavelet. Disse wavelets kan ses på figur 10.2 - 10.6. Til sammenligning kan formen for de tre SFAPs ses i figur 10.7.

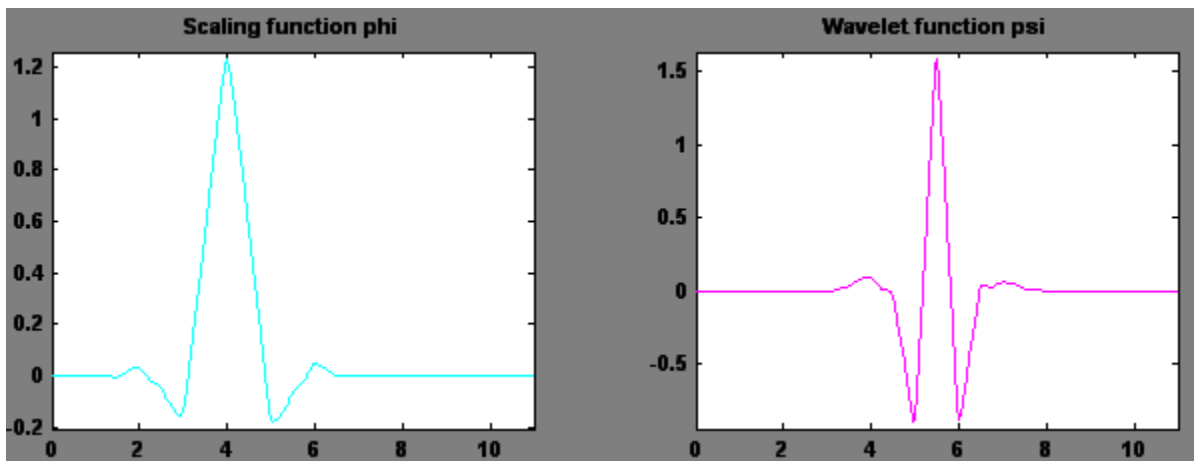


Figur 10.2: Figuren viser en Daubechies 4 wavelet og den tilhørende skaleringsfunktion

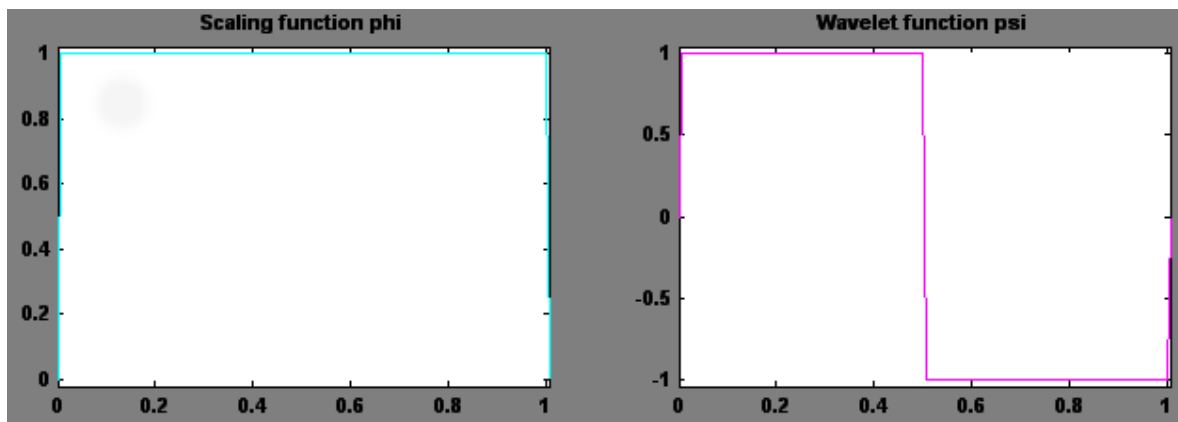


Figur 10.3: Figuren viser en Symlet 7 wavelet og den tilhørende skaleringsfunktion

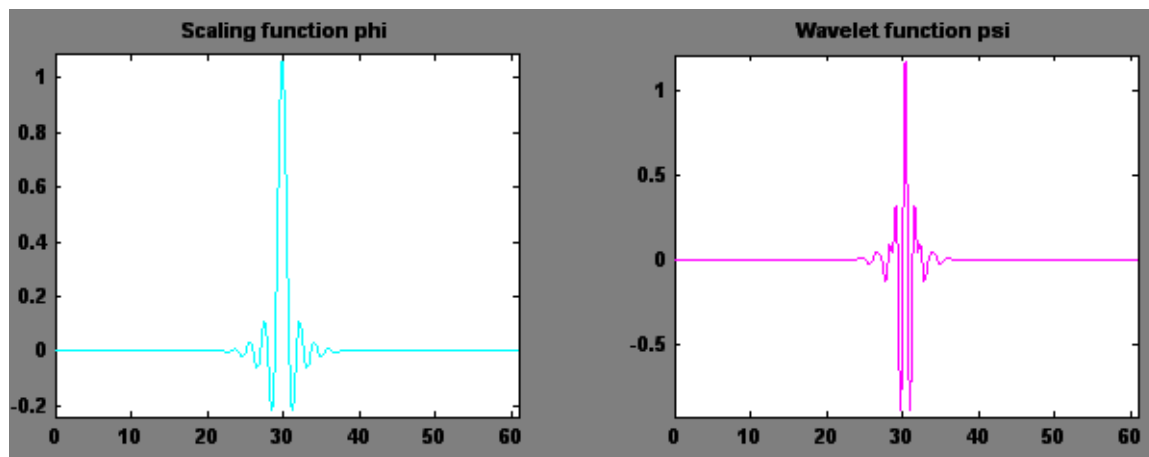
Den første wavelet på figur 10.2 er Daubechies 4, som vi anvender i projektet. De to næste fi-



Figur 10.4: Figuren viser en Coiflet 2 wavelet og den tilhørende skaleringsfunktion

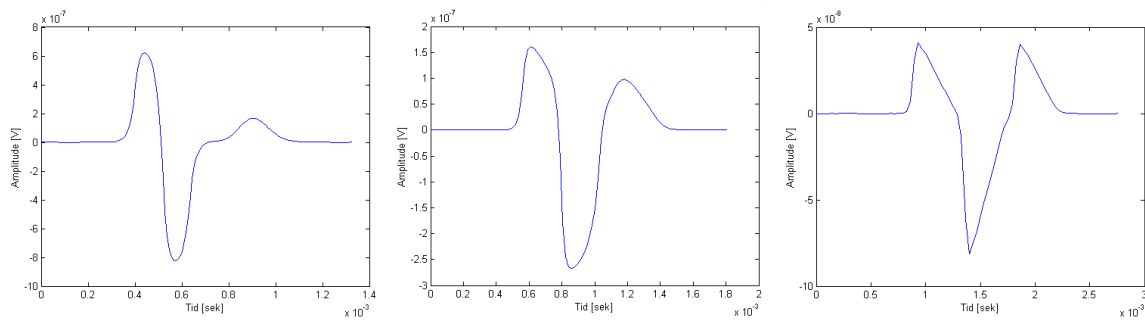


Figur 10.5: Figuren viser en Haar wavelet og den tilhørende skaleringsfunktion. Plottet af skaleringsfunktionen kan være en smule svær at se, idet funktion er i randområdet af vinduet.



Figur 10.6: Figuren viser en diskret Meyer wavelet og den tilhørende skaleringsfunktion

gurer, Symlet 7 10.3 og Coiflet 2 10.4, anser vi for også at ligne bølgeformen på vores SFAPs i



Figur 10.7: De tre SFAPs for $20\mu\text{m}$, $10\mu\text{m}$ og $5\mu\text{m}$ fibre.

et vist omfang. Haar, figur 10.5 og diskret Meyer wavelet, figur 10.6 anser vi for at være vidt forskellige fra vores SFAPs. Alle disse wavelets afprøver vi i en wavelet transformation i MWT, hvor signalet er et støjfyldt signal af sammensatte SFAPs.

I MWT bestemmer vi, at antallet niveauer af wavelet transformationen skal være 6. Det giver en opdeling af signalet i 7 niveauer - 6 detalje-dele og en apporxsimationsdel. På de enkelte niveauer kan vi se hvilken del af signalet der resterer efter filtrering med waveletten. På de niveauer, hvor det er tydeligt, hvor SFAPene befinder sig, kan der indsættes grænseværdier for at detektere SFAPene i signalet.

Daubechies 4

For Daubechies 4 waveletten er det muligt at indsætte grænseværdier til og med 3. niveau. Efter 3. niveau er signalet så støjfyldt, at vi ikke kan skelne placeringen af SFAPs.

Symlet 7

For Symlet 7 waveletten kan vi indsætte grænseværdier til og med 4. niveau. Efter 4. niveau er der for meget støj til at detektere SFAPs.

Coiflet 2

For Coiflet 2 waveletten kan vi ligeledes indsætte grænseværdier til og med 4. niveau. Efter 4. niveau er der for meget støj til at detektere SFAPs.

Haar

For Haar waveletten er det ikke muligt at indsætte grænser på nogen niveauer. Der er for meget støj på alle niveauer til at detektere SFAPs.

Diskret Meyer wavelet

For den diskrete Meyer wavelet kan der ikke indsættes grænser på 1. niveau, men der kan indsættes grænser fra niveau 2 til 5.

Ud fra ovenstående ses, at bølgeformen for waveletten har stor betydning for detektionen af SFAPs. Umiddelbart ser det ud til, at Symlet 7 eller Coiflet 2 vil være de bedste til at detektere vores SFAPs i et støjfyldt signal. Herefter vil Daubechies 4 være et muligt alternativ. Wavelets som ikke minder om SFAPs i bølgeform vil ikke kunne bruges til detektion. Haar giver ikke noget resultat overhovedet, og den diskrete Meyer wavelet er ikke anvendelig i 1. niveau af filtreringen. Dette skyldes, at korrelationen mellem de signaler vi leder efter - SFAPs - og den anvendte wavelet, er så lav, at waveletten ikke er i stand til at finde signalet.

Fordi vi har tre forskellige SFAPs, der har forskellige forme, er det svært at sige hvilken wavelet,

der ligner mest. Hvis vi havde haft mere tid i projektet kunne vi have implementeret Symlet 7 i vores program, og testet om denne ville kunne klare detektioner betydeligt bedre end Daubechies 4, ved at tilsætte mere støj end hvad Daubechies 4 transformationen kan klare. Desuden vil det være oplagt at undersøge korrelationen mellem SFAPs og de forskellige wavelets, men af tidsmæssige årsager, er dette ikke foretaget.

10.4 Delkonklusion

Målet med denne del af projektet var at lave en wavelet transformation, hvor vi anvender velkendte wavelets til at detektere SFAPs. Vi valgte at implementere en Daubechies 4 wavelet. Målet var at lave en tids-diameterrepræsentation af, hvornår forskellige SFAPs for forskellige fiberdiametre var tilstede i signalet. Dette blev gjort med en simpel metode, der bestod i at detektere amplituden af signalet, og derved bestemme, hvilken fiberdiameter et SFAP tilhørte på støjfri signalet.

MWT blev anvendt som værktøj, bl.a. til fastsætte grænseværdier for amplituden for de forskellige SFAPs.

Vi udviklede et MATLAB-program, der har samme egenskaber som MWT. Dette blev gjort, fordi toolboxen ikke tillader manipulation af approximeringsdelen i en wavelet transformation. Denne egenskab blev tillagt programmet.

For at teste om programmet ville egne sig til detektering af SFAPs fra et ENG-signal, tilsatte vi støj til signalet. Vi anvendte her metoder beskrevet i tidligere studier for wavelet transformation til fastsættelse af grænseværdier. Programmet viste sig at klare dette i et tilfredsstillende omfang tidsperioden taget i betragtning.

I forhold til de studier, der tidligere er foretaget indenfor brugen af wavelet transformation til støjreducering og detektering af aktionspotentialer i et ENG-signal, skal vores program udvikles og tilpasses bedre. Vi ser dog potentialet, og betragter idéen som et grundlag, der er værd at arbejde videre på.

Vi lavede til sidst en sammenligning af effekten af forskellige wavelets i wavelet transformationen, bl.a. Symlet 7 og Coiflet 2 i forhold til den anvendte Daubechies 4. Sammenligningen viste, at der var forskel i detektionen afhængig af waveletform. Symlet 7 og Coiflet 2 ser ud til at være bedre kandidater end Daubechies 4 i en wavelet transformation til detektion og støjreducering af en ENG-signal.

Del IV

KONKLUSION

Diskussionen er delt i to afsnit, hvor der diskuteres ud fra henholdsvis DEL II og DEL III i rapporten. Det første afsnit omhandler SFAPs som baser i en filterbank. Den andet afsnit omhandler wavelet transformation med Daubechies 4 wavelet.

SFAP som baser i en filterbank

Årsagen til, at vi undersøgte muligheden for at anvende SFAPs som baser i en filterbank, er at det i signalbehandling er ønskeligt at anvende baser, der minder om det signal man ønsker at finde.

Desuden er der en umiddelbar sammenhæng mellem baser, wavelets og egenskaber for SFAPs. Det vil være fordelagtig, hvis dette kunne udnyttes i opbyggelsen af en filterbank, hvor det er essentielt at vælge en god base, der passer til det signal, der skal analyseres.

Når der måles på en nerve, er dette signal en kombination af mange aktionspotentialer fra de enkelte nervefibre i nerven. Idéen med at anvende SFAPs som baser er, at hvis man ved hvilken nervefibers aktivitet (aktionspotentiale) man leder efter i et signal, så vil det være oplagt at bruge dette specifikke aktionspotentiale som base. Kort sagt vil man lede efter et signal med signalet selv som detektor. Dette vil sikre en fysiologisk sammenhæng med signalbehandlingen.

Problemet omkring anvendelsen af SFAP som baser, i form af en waveletimplementation i en filterbank, var bl.a. at SFAPs ikke har præcis samme egenskaber som wavelets. Der er en række ligheder, men også afvigelser. Yderligere blev opbygningen af filterbanken kompliceret af, at den fysiologiske generering af SFAPs ikke stemmer overens med den teoretiske opbygning af en filterbank, trods flere lignende funktioner. Det betyder, at man ved opbygning af en filterbank med SFAPs som baser ikke kan følge teorien slavisk. I stedet skal man prøve sig frem, approksimere, "fitte" osv., uden en egentlig metodebeskrivelse. Det vil ikke være muligt på forhånd at sige, hvor lang tid det vil tage, eller om det vil lykkes. Hvis en approksimering af filtrene i filterbanken lykkes, er det igen uforudsigeligt, hvilken kvalitet filterbanken vil have. Dog kan man forvente, at en filterbank til analyse af et aktionspotential i et nervesignal, med aktionspotentialerne som base vil etablere en god detekteringsmetode, især fordi modellen i dette tilfælde er så tæt på virkeligheden som muligt. Metoden vil være ny i forhold til de metoder, der anvendes til analyse af nervesignaler i dag, og blot et nogenlunde resultat af en filterbank med disse egenskaber vil skabe grundlag for yderligere forskning af metoden.

Efterhånden som projektgruppen tilegnede sig viden omkring fysiologiske egenskaber for et nervesignal og filterbankteori, blev det klart, at kravene for perfekt rekonstruktion i en filterbank

ikke umiddelbart kunne opfyldes for en filterbank med SFAPs som baser. I det mindste ikke indenfor den afgrænsede projektperiode. Når der ændres på én parameter i en filterbank ændrer andre parametre sig i forhold til denne, hvis perfekt rekonstruktion skal overholdes. En approksimering af parametrene for filterbanken, vil kræve et større overblik og forståelse af wavelet- og filterbankteori, end projektgruppen har haft mulighed for at tilegne sig på dette semester.

Wavelet transformation med Daubechies 4 wavelet

Det lykkedes ikke at gennemføre metoden, hvor vi tilstræbte at anvende SFAPs som baser i en filterbank. I stedet valgte vi at anvende en mere regulær metode, hvor vi anvender velkendte wavelets i en filterbank.

En wavelet transformation af et ENG-signal med en regulær wavelet vil ikke være banebrydende på samme måde som en implementation af SFAPs som baser i en filterbank. Flere studier beskriver samme teknik, dog med forskellige variationer af wavelets og specifikke metoder [22], [27]. Alligevel valgte vi at implementere en wavelet transformation, hvor der anvendes en Daubechies 4 wavelet. Dette skyldes flere ting, bl.a. projektgruppens ønske om at gennemføre en implementation af en wavelet transformation, og ikke bare foretage analyse og teoretiske undersøgelser af en metode. Den regulære wavelet transform var beskrevet i både studier og litteratur, og var derfor mulig at tilgå, den resterende projekttid taget i betragtning.

Det program, der blev implementeret i projektet er en udvidet udgave af MATLABs WAVELET TOOLBOX. Det er bygget på lifting-metoden, og det er en stationær wavelet transform. Det tillader indsættelse af grænseværdier i både detalje-niveauer og approksimationsniveauer i filterbanken. Dette har den fordel i forhold til toolboxen, at lavfrekvente komponenter også kan frafiltres. Grænseværdier kan indsættes manuelt, eller de kan udregnes ved samme formel som Diedrich et al. Programmet kan detektere tilstedeværelsen af SFAPs i et signal bestående af SFAP og støj i et vist omfang. Programmet kan dog ikke detektere formen på den tilstedeværende SFAP. Programmet kan heller ikke håndtere et virkeligt ENG-signal, da aktionspotentialerne til tider vil ligge oven i hinanden. Programmet kan på nuværende tidspunkt kun detektere det SFAP, der er størst i amplitude og dermed ignoreres de SFAP, der ligger "gemt" under denne.

Vores program har begrænsninger i forhold til støjreducering og detektion af form af de SFAPs, der detekteres. Dette skyldes først og fremmest mangel på tid. Diedrich et al. [22] beskriver en bølgeforms-detektor, der detekterer formen på de aktionspotentialer, der findes i signalet. Det vil være nødvendigt, at vores program også har denne funktion, hvis det skal anvendes i praksis. Det vil dog kræve analyse og tid at implementere denne funktion.

Mere tid vil give mulighed for at optimere programmet, men der vil formentlig stadig være begrænsninger hvad angår optimal støjreduktion og detektion af SFAPs. Diedrich et al. skriver, at det er en stor udfordring at detektere lav-amplitude aktionspotentialer i et ENG med høj baggrundsstøj. Mange andre forskere har desuden arbejdet indenfor området i årevis, uden at finde en tilfredsstillende metode [13], [27], [31].

For at programmet får anvendelsesmæssig betydning kræves det, at det kan håndtere støj. Når der måles på en nerve vil andre signaler også blive opfanget af den elektrode, der måles med, bl.a. muskelsignaler. Et nervesignal har meget lille amplitude, mellem $1-10\mu V$. Støjen i signalet

stammer hovedsageligt fra muskler, der har betydelig større amplitude. Derfor skal et program til støjreducering på nervesignaler være i stand til at frasortere store mængder af støj, uden at miste information omkring nervesignalet.

En vigtig ting at tage i betragtning i det implementerede program, er valg af wavelet. Som vi viste i afsnit 10.3 har waveletten betydning for kvaliteten af filterbanken.

For at verificere, at den wavelet vi benytter minder om de SFAPs vi søger efter i signalet, kan der laves en korrelationsanalyse af de to bølger. En høj korrelation vil betyde, at der er stor lighed mellem waveletten og SFAPen. En lav korrelation vil betyde, at der ikke er lighed mellem waveletten og SFAPen. En korrelationsundersøgelse vil være oplagt ved videreudvikling af programmet, hvorved der vælges den wavelet, der har størst korrelation med SFAPs.

Det kan her få betydning, at vi arbejder med tre forskellige SFAPs, der alle har forskellig form. Det vil formentlig være svært at finde én wavelet, der har stor korrelation med alle SFAPs. I et virkeligt ENG er der endnu flere forskellige SFAPs, hvilket vil komplicere valget af wavelet endnu mere.

Det har af tidsmæssige årsager ikke været muligt at foretage en sammenligning med andre filtreringsmetoder for nervesignaler målt med manchetelektroder. For en videre undersøgelse ville det være relevant at undersøge støjfiltreringen med wavelet transformationen i forhold til filtrering med fx Butterworth filter, Chebyshev filter el.lign. Her haves en fast knækfrens for filtrering af støj, især muskelstøj, og knækfrevensen sættes derfor mellem 700-1000 Hz [28] [32] [33]. Der kan også benyttes båndpas filtrering, hvor knækfrevenserne er mellem 500 Hz og 5000 Hz [34]. Det vil være interessant at forsøge disse metoder på vores signaler og sammenligne dem med resultatet for wavelet transformationen.

Hvis forbedret støjreduktionen, håndtering af sammenfaldende SFAPs samt detektion af form af SFAP blev implementeret i vores program, vil det sandsynligvis kunne anvendes til analyse af ENG-signaler. Om metoden vil være effektiv og bedre end eksisterende analysemetoder, vil blive en undersøgelse i sig selv.

Da undersøgelsen, om betydning af wavelet-form i forhold til kvaliteten af filterbanken viste, at der er stor sammenhæng mellem disse, vil det være oplagt at vende tilbage til den første målsætning for projektet. Her er det intentionen, at signaler selv (SFAPs) anvendes som base i filterbanken. Dette må anses for den optimale base, med henblik på sammenhæng mellem bølgeform og kvalitet af filterbanken. Det, at teorien om filterbankopbygning med perfekt rekonstruktion ikke kan opfyldes, og at metoden vil kræve approksimering og kreativitet, vil formentlig reducere effektiviteten af filterbanken med SFAPs som baser, men som udgangspunkt er ideen god.

Mål

Del I: Første del af projektet er en teoretisk/analytisk del, hvor det ønskes at undersøge og analysere forudsætningerne for en filterbank, der forbinder fysiologiske aspekter omkring nervesignaler med opbygningen af en filterbank, hvor vi ønsker at anvende SFAPs som baser i filterbanken.

Del II: Anden del er en konstruktion og implementation af en filterbank med SFAPs som baser, der, med udgangspunkt i fysiologien for et nervesignal, skal opdele et nervesignal i frekvensintervaller, der indeholder frekvensspektre for forskellige nervefibres diameter.

Del III: Alternativt, hvis ovenstående ikke kan lade sig gøre, vil løsningsmodeller med velkendte waveletmetoder blive undersøgt - igen med henblik på at finde placering i tid og form af de forskellige aktionspotentialer.

SFAPs som baser i en filterbank

Konklusion for delmål I

Vi fandt mange sammenhænge og lighedspunkter mellem fysiologiske aspekter omkring nervesignaler og opbygningen af en filterbank. Når et nervesignal er målt med en manchetelektrode, kan aktionspotentialerne fra de enkelte nervefibre (SFAP) defineres som en foldning mellem aktionsstrømmen i nervefibren og vægtfunktionen for manchetelektroden. Når diameteren for nervefibren er fordoblet, er antallet af Ranvierknuder i manchetelektroden halveret. Det svarer til en halvering af inputs til vægtfunktionen (samples). Det betyder, at man kan nedsample vægtfunktionen med en faktor 2, og derved svarer dette til en fordobling af fiberdiameteren. I en filterbank er princippet netop at folde to signaler og nedsample for hvert niveau i filterbanken. Det synes derfor oplagt, at forsøge en opbygning af en filterbank, hvor hvert niveau vil tilsvare én fiberdiameter, og niveauskiftet i filterbanken vil betyde fordobling eller halvering af fiberdiameter.

Kombinationen af fysiologien og filterbanken betød, at vi gerne ville anvende SFAPs som baser i filterbanken. For at dette skulle lade sig gøre, var det nødvendigt at sammenholde med en teoretisk løsning. Wavelets kan være baser i en filterbank, og vi undersøgte om der var sammenhæng mellem wavelets og SFAPs. Der var flere ligheder mellem SFAPs og regulære wavelets, såsom at de integrerer til nul, har endelig energi og den afgrænsede bølgeform. Der var dog også forskelle, såsom at et SFAP har fast båndbredde, hvor regulære wavelets er halvbånd-filtre. Dette har betydning for filterbanken.

Konklusion for delmål II

Efter analysen undersøgte det, om det er muligt at konstruere en filterbank med SFAPs som baser. Tilgangsvinklen var at lave en filterbankstruktur, hvor fysiologien for nervesignalet blev brugt som grundlag for at skabe SFAPs som output når en impuls sendes ind i filterbankstrukturen. Aktionsstrømmen valgtes som højpasfilter, en approksimeret vægtfunktion som lavpasfilter og vægtfunktionen initialiserer inputsignalet, som er en impuls. Ved foldning og nedsampling ned gennem niveauerne i filterbankstrukturen fremkommer herved SFAPs for tre nervefiberdiametre. På denne måde haves der en filterbankstruktur, hvor SFAPs er baser. Denne filterbankstruktur skulle danne et vidensgrundlag for, hvordan en filterbank eventuelt kunne opbygges med SFAPs som baser.

Det viste sig i løbet af projektperioden, at teorien for opbygning af en filterbank og filterbankstrukturen ikke kunne forenes. Daubechies, Coiflet og andre wavelets er skabt med henblik på opbygning af en filterbank med perfekt rekonstruktion. Derfor ville det være nødvendigt at forsøge at approksimere og prøve sig frem til en løsning, hvis SFAPs skulle anvendes som baser i en filterbank. En specialist i waveletteori [21] vurderede, at tilpasningen af SFAPs som baser i en filterbank og den iterative proces med 'prøve sig frem' metoden, ville blive en langsommelig proces, der ikke ville kunne nås indenfor den afgrænsede projektperiode. Delmål II fuldførtes derfor ikke, men i stedet valgtes vi at tilstræbe en løsning af delmål III.

Wavelet transformation med Daubechies 4 wavelet

Konklusion for delmål III

Vi valgte at implementere en wavelet transformation med en Daubechies 4 wavelet. Målet var at lave en tids-diameterrepræsentation af, hvornår forskellige SFAPs for forskellige fiberdiametre var tilstede i signalet ud fra en wavelet transformation med en velkendt wavelet. Detektionen blev foretaget med en simpel metode, der bestod i at detektere amplituden af signalet, og derved bestemme, hvilken fiberdiameter et SFAP tilhørte.

Programmet tillader manipulation af både detalje og approksimationskomponenterne i filterbanken, dvs. mulighed for 'thresholding' i forhold til støj og uønskede dele af signalet i det enkelte niveau i af filterbanken. For at teste om programmet ville egne sig til detektering af SFAPs fra et ENG-signal, lagde vi støj til signalet. Vi anvendte en bestemt metode, beskrevet i tidligere studier af wavelet transformation [22], til fastsættelse af grænseværdier. Programmet kunne detektere SFAPs på støjfyldte signaler ned til signal/støjforhold på 0 dB, dog er det ikke muligt at adskille et støjfyldt signal af sammensatte SFAP for forskellige fiberdiametre. En vigtig faktor for eventuel videreudvikling af programmet er detektion af form for et registreret SFAP.

Vi lavede en sammenligning af effekten af forskellige wavelets i en wavelet transformation, bl.a. Symlet 7 og Coiflet 2 i forhold til den anvendte Daubechies 4. Sammenligningen viste, at der var forskel i detektionen afhængig af waveletform. Symlet 7 og Coiflet 2 ser ud til at være bedre kandidater end Daubechies 4 i en wavelet transformation til detektion og støjreducering af en ENG-signal.

Vi ser potentiale i idéen om at anvende kendte wavelets til detektion af aktionspotentialer i et nervesignal, men det at bølgeformen har stor betydning for kvaliteten af filterbanken understøt-

ter dog idéen om at anvende fysiologiske signaler (aktionspotentialer) som baser i en filterbank. Både resultaterne for delmål II og delmål III betragtes som et grundlag for projekter, der er værd at arbejde videre på i forhold til støjreducering og detektion af SFAPs i et nervesignal.

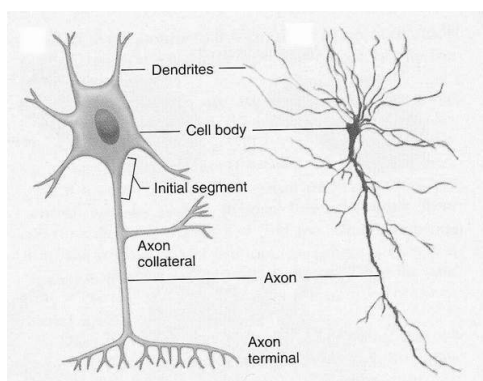
I henhold til studieordningen for dette semester, perspektiveres der i forhold til kurset “Virksomhedsopstart og innovation” for eventuel virksomhedsopstart, med baggrund i dette projekt. Vi vælger at fokusere på udviklingen af en filterbank med SFAPs som baser, idet denne idé er den mest innovative. Perspektiveringen tager udgangspunkt i, at idéen er brugbar og at filterbanken kan anvendes til støjreducering og SFAP-detektering i et FES system. Perspektiveringen kan findes i appendiks G.

Del V

APPENDIKS

A.1 Opbygning af nervesystemet

Nervesystemet består af en masse individuelle nerveceller, også kaldet neuroner. Nervecellerne genererer elektriske signaler, der løber fra ét sted i cellen til et andet sted i samme celle, og ved at udløse kemiske stoffer - neurotransmittere - kan cellen kommunikere med andre celler. En nervecelle består af en cellekrop, dendritter, et axon og axonterminaler, se figur A.1 [8].



Figur A.1: På figuren ses et neuron. Til venstre en tegning, til højre et forstørret billede [8].

Cellekroppen indeholder bl.a. cellekernen og ribosomer, og indeholder genetisk information. Dendritterne er en masse forgreninger, der udgår fra cellekroppen. Dendritterne, og i mindre grad cellekroppen, modtager størstedelen af inputs fra andre neuroner.

Axonet, også kaldet nervefibren, er en lang streng, der går fra cellekroppen og ud til targetcellerne. Axoner kan variere i længde fra få mikrometer til en meter. Det elektriske signal genereres oftest i den del af axonet, der ligger tættest på cellekroppen.

Et axon kan have co-laterale axoner, der udgår fra forskellige steder på axonet. Jo flere forgreninger et axon og dets co-laterale axoner har, jo større indflydelse har cellen på dens omgivelser. Hver forgrening i axonet ender i en axon terminal, der er ansvarlig for at frigøre neurotransmittere, så neuronet kan kommunikere med andre neuroner.

	Diameter
Gruppe I:	$13\mu m$
Gruppe II:	$9\mu m$
Gruppe III:	$3\mu m$
Gruppe IV:	$< 1\mu m$

Tabel A.1: Tabellen viser opdelingen af neuroner i gruppe I-IV og den tilhørende diameter.

A.1.1 Myelineret nervefiber

Myelinerede nervefibre inddeles i gruppe I, II og III afhængig af diameteren for nervefibren og umyelinerede fibre udgør gruppe IV, se tabel A.1. Tilstedeværelsen af myelin samt diameteren for en nervefiber er nemlig afgørende for, hvor stor hastigheden er for overførsel af information (aktionspotentiale) gennem nerven. For myelinerede nervefibre gælder det, at jo større afstand mellem Ranvierknuder jo større overførselshastighed. Og afstanden mellem Ranvierknuder er proportional med fiberdiameteren [9].

Myelinskeden øger den hastighed, hvormed et elektrisk signal passerer langs et neuron, dvs. myelinerede nervefibre leder information hurtigere end i ikke-myelinerede nervefibre.

Hastigheden for overførsel af information er altså størst for gruppe I og mindst for gruppe IV. [9].

A.2 Klassificering af neuroner

Neuroner kan inddeles i tre funktionelle klasser.

1. Afferente neuroner
2. Efferente neuroner
3. Interneuroner

Afferente neuroner leder information fra væv og organer ind til centralnervesystemet.

Efferente neuroner transmitterer elektriske signaler fra centralnervesystemet ud til effector-celler, fx i musklerne.

Interneuroner forbinder neuroner i centralnervesystemet.

For hver afferent neuron, der leder ind i centralnervesystemet, er der ca. 10 efferente neuroner og ca. 200.000 interneuroner [8].

A.3 Det sensoriske system

De dele af nervesystemet, der modtager signaler fra omgivelserne og fra kroppens indre og leder og processerer disse signaler, kaldes det sensoriske system.

I den perifere ende af en afferent neuron er der sensoriske receptorer, som responderer på forskellige fysiske eller kemiske forandringer. Responset er at skabe et elektrisk signal i neuronet. Receptorregionen kan være specialiseret plasmamembran eller en separat celle, der er tæt knyttet til neuronenden.

Afferente neuroner fører elektriske signaler fra receptorerne op til hjernen eller til rygmarven. Afferente neuroner er atypiske idet de kun har en enkelt streng, axonet. Ikke langt fra cellekroppen deler axonet sig i to. Den ene forgrening ender ved receptorerne, den anden (den centrale proces) går ind i centralnervesystemet, hvor den forbindes med andre neuroner.

Både cellekroppen og den lange perifere streng af axonet for afferente neuroner befinder sig udenfor centralnervesystemet. Kun en del af den centrale proces går ind i hjernen eller rygmarven.

Det er vigtigt at huske at et enkelt axon omtales en nervefiber, mens en nerve er et bundt af axoner, der er bundet sammen af bindingsvæv [8].

A.4 Stimuli af receptorer

En receptor er en specialiseret nervecelle. Den signalerer om forholdene, eller ændringer i forholdene, i et specifikt område til centralnervesystemet. Omgivelsernes tilstand og deres ændringer, som påvirker receptorerne, kaldes stimuli. Stimuli er målbare størrelser, som fx mekanisk deformation af huden, temperatur og elektromagnetisk stråling (fx lys).

Fysiologiske studier har påvist, at hver enkelt receptor responderer specielt på én type stimuli. Denne egenskab kaldes receptorspecificitet. Hver enkelt receptor er altså i stand til at overføre information om et enkelt aspekt eller en enkelt dimension af omgivelserne til centralnervesystemet.

Sensoriske receptorer sidder i huden, muskler og led. De er som nævnt følsomme overfor forskellige påvirkninger afhængig af hvilken type receptor, der er tale om. Receptorerne kan groft inddeles i fire kategorier [35]:

1. Mekano-receptorer
2. Termo-receptorer
3. Kemo-receptorer
4. Foto-receptorer

Indenfor hver kategori kan der yderligere være receptorer, der er specialiseret i forskellige former for påvirkning.

Mekano-receptorer er påvirkelige overfor bl.a. stræk (i fx huden), vibration eller tryk.

Termo-receptorer er sensitive overfor temperatur.

Kemo-receptorer er sensitive overfor kemiske ændringer.

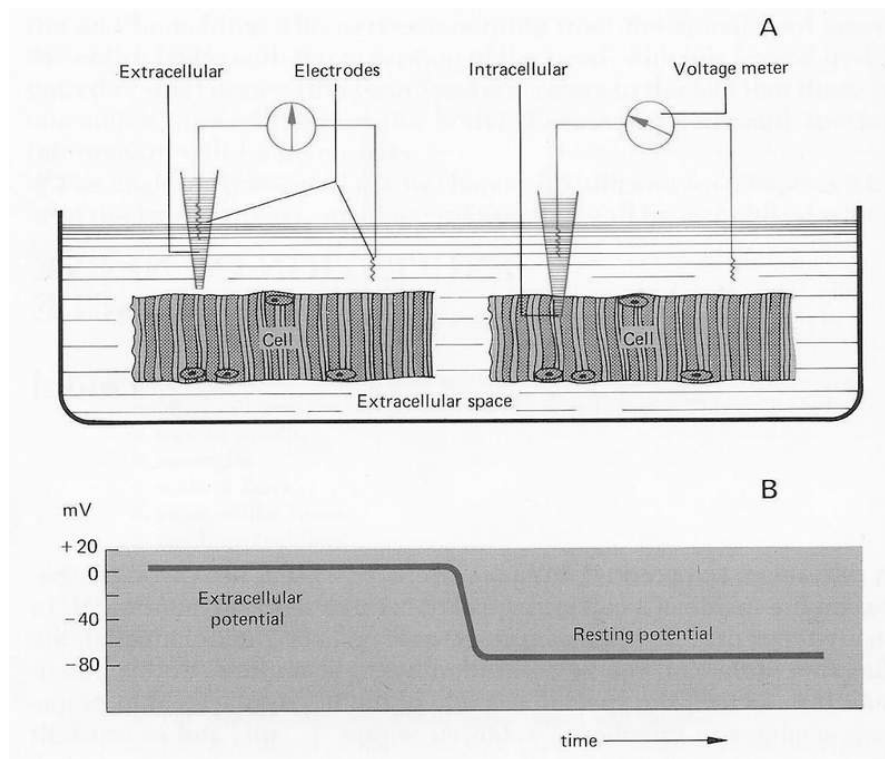
Foto-receptorer er sensitive overfor lys af forskellige bølgelængder [35].

A.5 Potentialer

A.5.1 Membranpotential

Alle celler, også nerveceller, har i hvile en potentiale forskel over plasma membranen. Indersiden af cellen er negativt ladet i forhold til ydersiden af cellen. Dette potentiale kaldes hvilemembran potentialet, og varierer fra ca. -5 til -100 mV afhængig af celletypen. For nerveceller er potentialet oftest mellem -40 til -70 mV [35].

På figur A.2 ses en måling af hvilemembranpotentialet i forhold til den extracellulære væske.



Figur A.2: På figuren er vist en intracellulær måling af membranpotentialet. Den øverste del af figuren viser et diagram over målemetoden. Den nederste del af figuren viser potentialet før og efter indføring af måleelektrode i cellen [9].

Cellemembranen vil forblive i hviletstand indtil den forstyrres. Dette kan ske som følge af eksterne påvirkninger, som fx stimulationselektroder eller påvirkning af receptorer i cellemembranen. Sådanne forstyrrelser kan give anledning til lokale potentialer, som passivt udbredes i cellemembranen (Kilde-note om aktionspotentialer). Et lokalt potentiale er en ændring i membranpotentialet, der kun sker i en lille del af plasmamembranen, og dør ud i en afstand af ca. 1-2 mm fra oprindelsesstedet. Lokale potentialer kan derfor kun fungere som signaler over meget korte afstande. Alligevel er lokale potentialer den eneste måde, hvorpå nogle neuroner kommunikerer, og lokale potentialer spiller også en rolle i initialiseringen og integreringen af lang-distance signaler fra neuroner [36].

Cellemembranen kan ses som en elektrisk kondensator, hvori to ledende medier, den intracellulære og den extracellulære væske, er separeret fra hinanden af et ikke-ledende lag, membranen.

Ubalancen i fordeling af ladninger i og udenfor cellemembranen er ikke stor, men alligevel er denne ubalance basis for hvilemembranpotentialer og endvidere funktionen af hele nervesystemet. Det er hovedsageligt fordelingen af kalium-ioner (K^+), natrium-ioner (Na^+) og clorid-ioner (Cl^-) i cellen og i den extracellulære væske, der forårsager membranpotentialer. Der er dog også nogle protein-anioner tilstede i cellen [8].

A.5.2 Aktionspotentialer

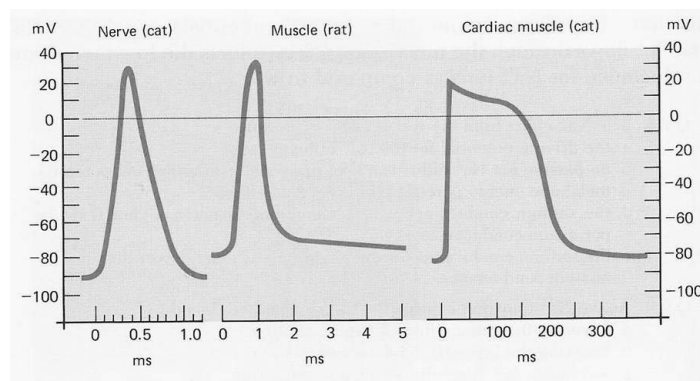
Det er en nervecelles opgave at opsamle information, transmittere information gennem kroppen og at koordinere og integrere informationen.

Når nerveceller er aktive opstår der en lille positiv ændring i membranpotentialer. Disse ændringer kaldes aktionspotentialer (også kaldet nerveimpulser eller spikes) [9].

Aktionspotentialer er anderledes end lokale potentialer. De er hurtige og kan forårsage ændringer i membranpotentialer på op til 100 mV, dvs. fra hvilemembranpotentialer på ca. -70 mV til potentialer på +30 mV, hvorefter der sker en repolarisering til hvilemembranpotentialer. [36]

Det er ikke alle type celler, der kan generere et aktionspotentialer. Nerveceller er en af de type celler, der kan generere et aktionspotentialer. Dette skyldes at cellemembranen er excitabel. Aktionspotentialer anvendes af nervesystemet som kommunikationsmiddel over store afstande [8].

Aktionspotentialer kan måles i nerver og muskler med intracellulære elektroder. Aktionspotentialer kan variere alt efter hvilken celle der er tale om. Et eksempel på et aktionspotentialer kan ses på figur A.3.

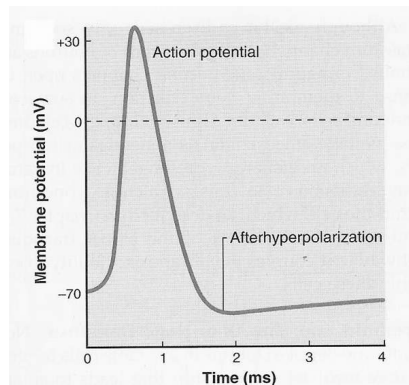


Figur A.3: På figuren ses tre forskellige eksempler på aktionspotentialer. Fra venstre er det et nerveaktionspotentialer fra en kat, et muskelaktionspotentialer fra en rotte og til højre et hjertemuskelaktionspotentialer fra en kat [9].

Fra hvilemembranpotentialer (ca. -80 mV) til toppen af aktionspotentialer (ca. +30 mV) er depolarisering. Fra toppen af aktionspotentialer tilbage til hvilemembranpotentialer kaldes repolarisering.

Aktionspotentialer genereres når membranen, der starter med en potentialer på ca. -70 til -80 mV, depolariseres til ca. -50 mV. Det potentialer hvorfra aktionspotentialer starter kaldes grænseværdi (threshold) [9].

En anden illustration af et aktionspotentiale kan ses på figur A.4.



Figur A.4: På figuren ses et aktionspotentiale [8].

På figur A.4 ses, at cellen depolariseres fra dens hvilemembranpotentiale på ca. -70 mV til et potentiale på ca. +30 mV. Kort efter sker der dog en repolarisering og cellemembranen returnerer til dens hviletilstand. Før dette sker der dog ofte en efterhyperpolarisering, hvor membranpotentialet er lavere end dens hvilepotentiale [8].

Hastigheden hvormed et aktionspotentiale bevæger sig henover en nervefiber varierer mellem 1 m/s til 100 m/s. Hastigheden afhænger af karakteristika for nervefibren.

Det er karakteristisk for ledning af aktionspotentialer, at signalet ikke svækkes af processen. Dette betyder, at ledningen ikke kun er resultatet af en strøm, der går fra et exciteret område til et ikke-exciteret område. Dette ville medføre at signalet (potentialet) ville svækkes jo større afstanden blev fra det sted hvor potentialet opstod. Amplituden for aktionspotentialet forbliver konstant langs overførselsstien fordi excitation opstår på ethvert punkt på membranen -lokale respons, der opfylder alt eller intet -loven [9].

A.5.3 Receptorpotentiale

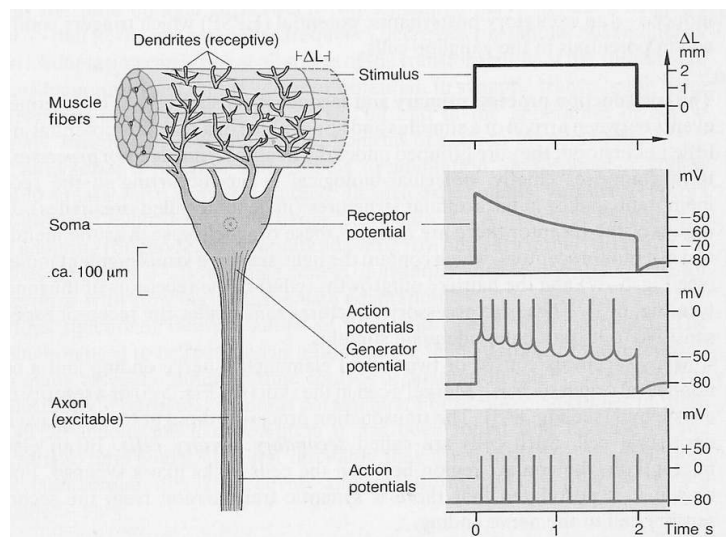
Når en receptor udsættes for tilstrækkelig stimuli resulterer dette i genereringen af et aktionspotentiale i den afferente nervefiber.

Et eksempel på stimulus for en stræk-mekanoreceptor i musklen er vist på figur A.5.

Det øverste diagram viser den konstante stimuli over en bestemt tidsperiode. Det ses fra det andet diagram, at receptorpotentialet stiger fra hvilepotentialet (ca. -80 mV) til en noget højere værdi. Potentialet aftager dog trods den konstante stimuli. Dette fænomen kaldes adaptation. I det tredje diagram fjernes stimuli og receptorpotentialet returnerer til hvilepotentialet.

Receptorpotentialeændringen udløser aktionspotentialer, hvilket ses af det tredje diagram. Aktionspotentialerne fyres indtil receptorpotentialet returnerer til hvilepotentialet som følge af ophørt stimuli, hvorefter nervecellernes membraner returnerer til hvilemembranpotentialet.

På det sidste diagram i figuren ses, at alle aktionspotentialer når samme værdi (ca. +50 mV) og at de ophører ved endt stimuli [35].



Figur A.5: Figuren viser til venstre en illustration af receptor, der inerverer et muskelfiberbundet. Til højre ses en række diagrammer, der illustrerer stimulus (1.diagram), receptorpotentialet og dets adaption (2.diagram), firing af aktionspotentialer (3.diagram) og aktionspotentialer i den afferente axon, der er konstante under stimulus (4.diagram) [35].

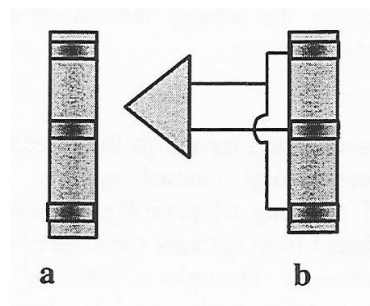
Ved måling af nervesignaler kan der anvendes en manchetelektrode, som ses på figur B.1. Målinger foretaget med manchetelektroder kan give information om tryk, berøring og stræk fra bl.a. sensoriske nerver, der indeholder afferente fibre fra mekanoreceptorer i huden og proprioceptorer i musklerne [1].

Med en manchetelektrode kan man altså opfange information fra en nervefiber i form af aktionspotentialer. Et aktionspotential fra en enkelt nervefiber kaldes et 'single fiber action potential' (SFAP). Et ENG-signal er sammensat af mange SFAPs.

Form og amplitude af et SFAP afhænger af nervefibrens diameter, men også af målemetoden.

B.1 Manchetelektrode

En manchetelektrode er designet som på figur B.1. Manchetten er en cylinderisk formet elektrode, der lukkes omkring den nerve den skal måle på.



Figur B.1: Til venstre på figuren ses en manchetelektrode, til højre ses en manchetelektrode i en tripolær elektrodekonfiguration [2].

Manchetelektroder er som regel lavet af silikone-rør med 3 indlejrede elektroder lavet af Pt-foil [37]. Inde i manchetelektroden sidder der en elektrode i hver ende og en i midten.

Forskellige parametre kan ændres ved måling med en manchetelektrode, bl.a. diameteren på manchetten, længden og elektrodekonfigurationen. Alt sammen har indflydelse på det nervesignal, der måles på [10], [11]. Også lukkemetoden, og hvor godt tilsluttet manchetten er omkring nerven har betydning for signalets amplitude [10].

Nervesignaler har en meget lav amplitude, måles i nano-ampere, og derfor er det vigtigt at være opmærksom på de omtalte parametres påvirkning af signalet. Endvidere er der også fysiologiske parametre, der her betyder for signalets størrelse, form osv. Alt sammen skal tages i betragt-

ning ved behandling af nervesignaler.

I dette projekt har gruppen fået udleveret en template med en aktionsstrøm og en vægtfunktion, der ved forskellig signalbehandling tilsammen danner 'single fiber action potentials' (SFAPs). Vægtfunktionen er modelleret fra en manchetelektrode, og denne afhænger som nævnt af elektrodens udformning og målekonfigurationen.

For at maksimere amplituden af signalet skal manchetelektroden passe til nerven og være omtrent lige så lang som bølgelængden for aktionspotentialer [1].

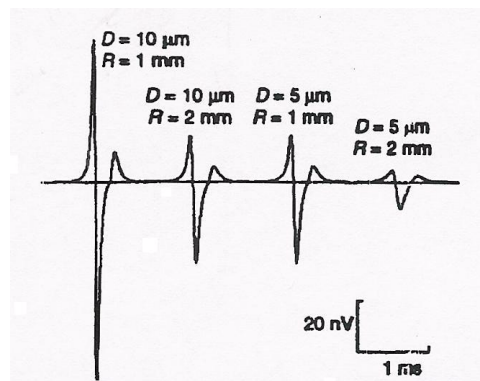
B.1.1 Tripolær elektrodekonfiguration

For at opnå de bedste signal-støjforhold benyttes i vores tilfælde en tripolær elektrodekonfiguration som vist i figur B.1b.

Oprindeligt mente man, at den tripolære konfigurations gode støjdæmpning skyldtes kortslutningen mellem de to ydre elektroder. Kortslutningen skulle modvirke at strømme kunne løbe gennem manchetelektroden ved at reducere potentialforskelle mellem de ydre kontakter [31]. Dette er imidlertid ikke tilfældet. I stedet skaber denne konfiguration en terminal, der giver det gennemsnitlige potentiale af de to ydre kontakter, så længe impedansen i dem er den samme. Det samme potentiale bliver også målt med den midterste kontakt under de forudsætninger, at manchetelektroden er lukket perfekt og har en lille diameter i forhold til dens længde. Desuden skal det gælde at den midterste kontakt er placeret præcist midt imellem de to ydre kontakter og at vævsimpedansen inde i manchetten er symmetrisk [31]. Det betyder, at man kan fjerne potentialforskelle mellem de to ydre kontakter [31].

B.1.2 Elektrodens indflydelse på amplitude

På figur B.2 ses, hvordan nervediametere og afstanden mellem manchetelektrode og nervefiber har indflydelse på amplituden for SFAP.

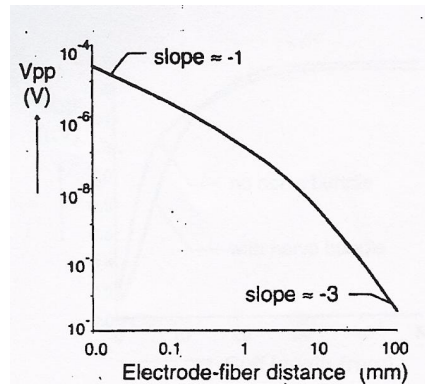


Figur B.2: På figuren ses, hvordan nervediameter, D , og afstand mellem nervefiber og målelektrode (manchet), R , påvirker amplituden for SFAP. Det ses ligeledes, at amplituden for $D=10\mu\text{m}$ og $R=2\text{mm}$ er den samme som for $D=5\mu\text{m}$ og $R=1\text{mm}$. Dette kaldes for 'principle of corresponding states' [11].

SFAP udregnes altså som funktion af fiberdiameter, D , for forskellige nervefiber-elektrode af-

stande, R , og som funktion af R for et given D .

På figur B.3 ses et eksempel på, hvordan peak-peak amplituden for en $10\mu\text{m}$ fiberdiameter aftager som følge af øget nervefiber-elektrode afstand.



Figur B.3: Peak-peak amplitude for SFAP, for nervefiber med diameter $10\mu\text{m}$, aftager som funktion af stigende afstand mellem elektrode og nervefiber. Hældningen, 'slope', er vist for en stor og en lille elektrode-nervefiber-afstand [11].

Det er ikke kun amplituden af SFAP, der påvirkes ved ændring af forskellige måleparametre. Form af SFAP kan også ændres som følge af målesituation [10].

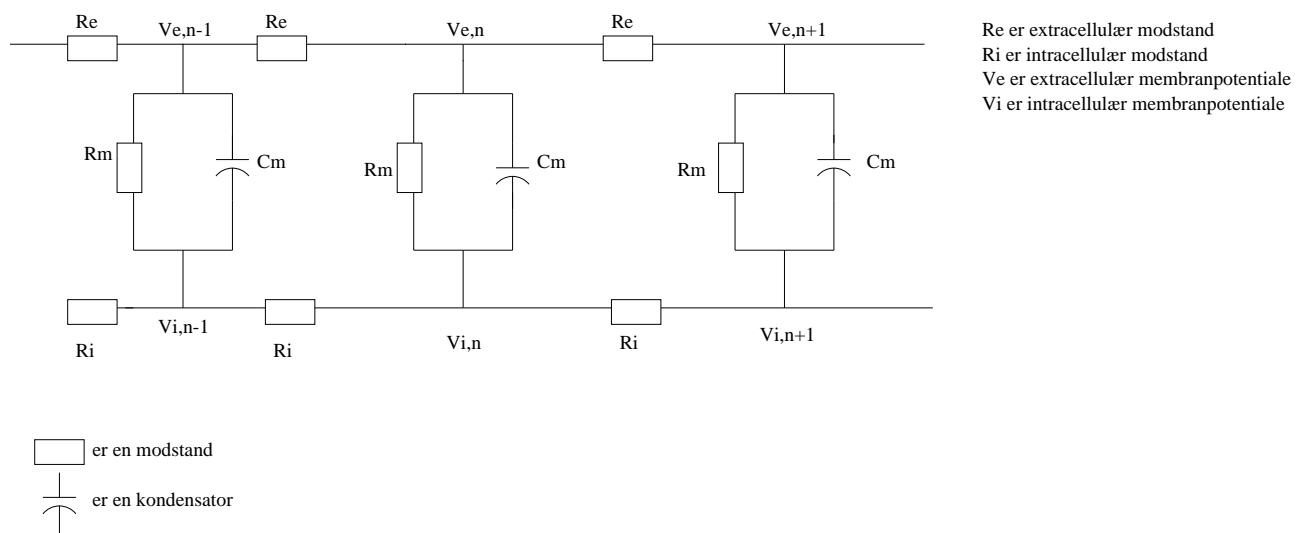
Amplituden af et SFAP er afhængig af lukningen af manchetelektroden. Hvis manchetten ikke er lukket ordentlig under målingen, kan dette medføre reduktion af signalets amplitude [10].

C.1 Nervediameter, Ranvierkuder og ledningshastighed

C.1.1 Myelineret nervefiber

I dette projekt arbejdes der kun med målinger og beregninger af myelinerede nervefibre.

En myelineret nervefiber kan modelleres ved at betragte Ranvierkuderne langs nervefibren som enkelte diskrete RC-netværk. Den myelinerede axon-del mellem hver Ranvierkude betragtes som en enkelt modstand, og ligeledes gør det extracellulære rum mellem hver Ranvierkude, se figur C.1 for illustration af RC-modelleret myelineret nervefiber.



Figur C.1: Figuren viser en række RC-netværk, der beskriver en myelineret nervefiber. Hvert enkelt RC-netværk repræsenterer en Ranvierkude.

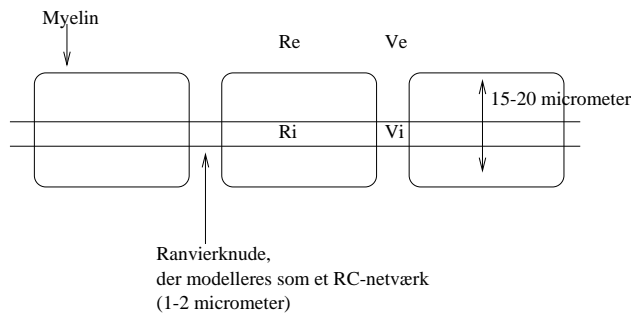
Til sammenligning viser figur C.2 en illustration af en fysiologisk nervefiber.

Membranpotentialet, $V_{m,n}(t)$, for Ranvierkude n kan skrives som [15]:

$$-\lambda^2(V_{m,n-1} - 2 * V_{m,n} + V_{m,n+1}) + \tau_m \frac{\partial V_{m,n}}{\partial t} + V_{m,n} = 0 \quad (\text{C.1})$$

hvor λ er en længdekonstant og τ er en membran-tidskonstant.

Alt dette, både figur C.1 og formel C.1, gælder dog hvis vi antager, at [15]

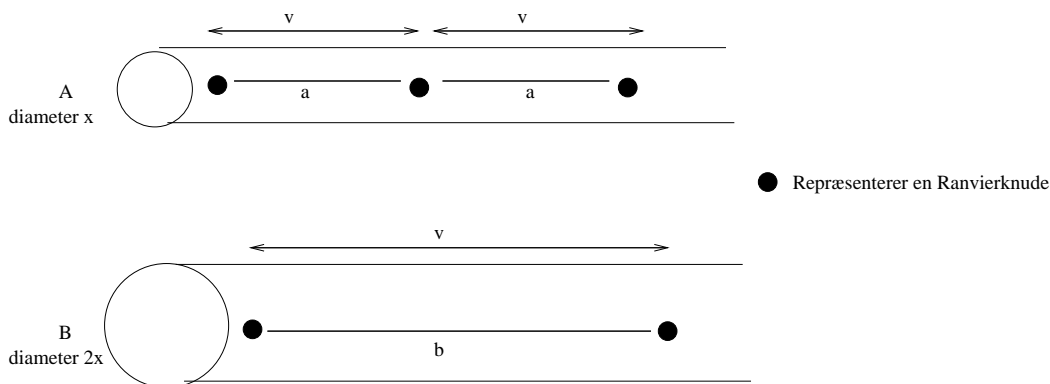


Figur C.2: På figuren ses en tegning af en fysiologisk myelineret nervefiber. Figuren er beregnet som fysiologisk sammenligning med figur C.1.

1. Længden af Ranvierknode ($1-2\mu$) er uafhængig af fiberdiameter.
2. Afstand mellem Ranvierknuder er proportional med fiberdiameteren. Proportionalitetskonstanten er ca. 100.

C.1.2 Ledningshastighed, myelineret nervefiber

Ledningshastigheden for et aktionspotentiale langs en myelineret nervefiber er mellem 20m/s og 150m/s [38]. Ledningshastigheden er afhængig af nervefibrens diameter. Jo større diameter jo større hastighed. Dette skyldes, at afstanden mellem Ranvierknuder i nervefibren stiger proportional med diameteren, og tiden det tager for et aktionspotentiale at nå fra en Ranvierknode til en anden antages at være den samme uanset længden imellem dem [10]. Se figur C.3 for en simpel illustration.



Figur C.3: Figuren er en simplificeret tegning af to nervefibre. Nervefiber A med afstand a mellem Ranvierknuder, og nervefiber B, der har den dobbelte diameter af nervefiber A og afstanden b mellem Ranvierknuder. Hastigheden for ledningen af et aktionspotentiale, v , er dobbelt så stor for nervefiber B pga. afstanden mellem Ranvierknuder.

C.2 Transmembran aktionspotentiale

Det er altså aktionsstrømmen gennem en nervefiber, over Ranvierknuderne der måles på ved måling af et nervesignal. Aktionsstrømmen $i_m(t)$ ved Ranvierknode m , kan skrives som andenordens differens af det transmembrane aktionspotentiale [15]:

$$i_m(t) = G_a * (V_{m-1}(t) - 2V_m(t) + V_{m+1}(t)) \quad (\text{C.2})$$

hvor G_a er den intra-axonale konduktans mellem Ranvierknuderne, og $V_m(t)$ er det transmembrane potentiale ved Ranvierknode m [15].

Denne aktionsstrøm er essentiel for dannelse af det aktionspotentiale, der repræsenterer nervefibrens aktionspotentiale målt med en specifik cuff-elektrode.

I en filterbank er der forskellig sammenhæng mellem analysefiltre og syntesefiltre, afhængig af om transformationen i filterbanken er ortogonal eller biortogonal.

Der er tre former for transformation:

- Tabsløs transformation (ortogonal, enhedsmatricer)
- Invertibel transformation (biortogonal, invertible matricer)
- Tabsfulde transformationer

En ortogonal transformation er som en rotation. Det transformerede signal har samme længde som det originale signal og akserne for det nye domæne er vinkelrette.

Ved biortogonal transformation kan længden af signalet være ændret i forhold til det originale signal. Vinklerne kan også være ændret, idet akserne for det nye domæne ikke nødvendigvis er vinkelrette. Der er dog ikke tabt information ved en biortogonal transformation [4].

Tabfulde transformationer er uinteressante, idet dette er uønsket.

Ortogonale wavelets giver ortogonale matricer og enheds-transformationer. Biortogonale wavelets giver invertible matricer og perfekt rekonstruktion. Ingen af disse transformationer fjerner information, eller støj, de flytter blot rundt på elementer i signalet, for at muliggøre en separation af støjelementer [4]. Det betyder, at begge transformationer giver mulighed for opfyldelse af perfekt rekonstruktion, hvor inputsignalet til en filterbank er lig outputsignalet.

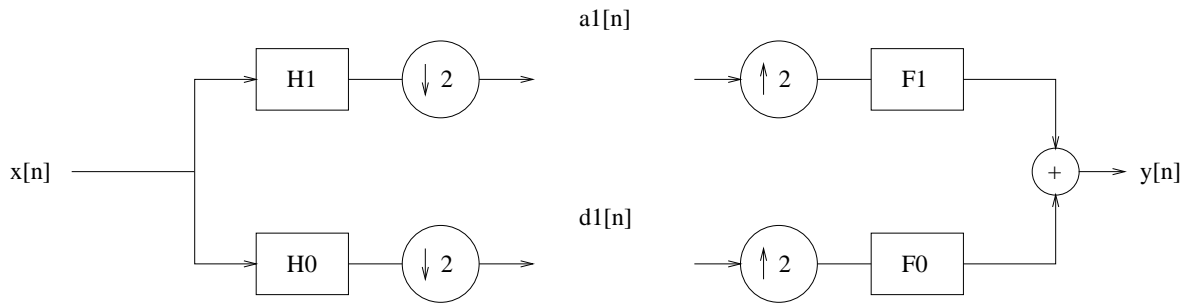
I de følgende afsnit opridses kravene til perfekt rekonstruktion og wavelets i forhold til opfyldelse af ortogonalitet og biortogonalitet.

D.1 Perfekt rekonstruktion

I signalbehandling er det ønskeligt at kunne nedbryde sit signal i flere komponenter, fx forskellige frekvenser. Derved kan man arbejde på de enkelte komponenter og fjerne evt. støj-artefakter, der findes i bestemte frekvenskomponenter. Det er ønskeligt at kunne rekonstruere signalet igen, uden at der er sket tab af information. Dette begreb kaldes perfekt rekonstruktion.

Der skal gælde følgende for at perfekt rekonstruktion er opfyldt:

$$a_2[n] = a_0$$



Figur D.1: På figuren ses en dyadisk filterbank med højpasfiltret $g_1[n] = g[-n]$ og lavpasfiltret $h_1[n] = h[-n]$, som opdeler signalet $a_0[n]$ i en approximations- og detaljedel, inden det igen bliver samlet i rekonstruktionsfiltrene.

D.2 Ortogonalitet

Hvis en wavelet udtrykkes ved hjælp af sin skaleringsparameter og sin translationsparameter vil en typisk wavelet se ud på følgende måde:

$$\omega_{jk}(t) = \omega(2^j t - k) \quad (\text{D.1})$$

Hvor skalerings- og translationsparametrene er følgende:

$$\omega_{j0} = \omega(2^j t) \quad (\text{D.2})$$

$$\omega_{0k}(t) = \omega(t - k) \quad (\text{D.3})$$

Fra lineær algebra vides det, at for at to vektorer er orthogonale, så skal deres indre produkt være lig med nul.

$$\langle v, u \rangle = 0 \quad (\text{D.4})$$

Det samme gælder for to funktioner, hvis deres indre produkt er lig nul. Hvis der haves to wavelets ω_{jk} og ω_{JK} skal følgende gælde for at opfylde betingelserne for orthogonalitet.

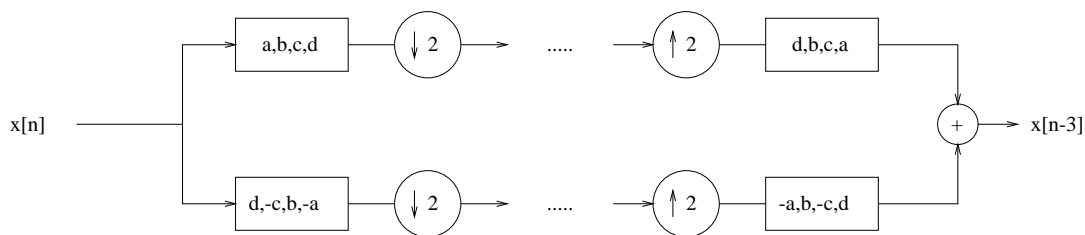
$$\langle \omega_{jk}, \omega_{JK} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \omega_{jk}(t) \omega_{JK}(t) dt = 0 \quad (\text{D.5})$$

Det vil sige at i en filterbank, hvor matricerne for høj- og lavpasfiltrene i den ene del (fx analysedelen) er givet, kan filtrene til den anden del (syntesedelen) af filterbanken findes. For ortogonale matricer gælder det, at transponering er lig invertering, dvs. $\mathbf{u}^t = \mathbf{u}^{-1}$.

På figur D.2 ses sammenhængen mellem koefficienterne for analysedelen og syntesedelen i en orthogonal filterbank.

D.3 Biortogonalitet

For en matrice, T , er sammenhængen mellem biortogonale baser i en filterbank følgende:



Figur D.2: På figuren ses sammenhængen mellem koefficienterne i henholdsvis analyse- og syntesedelen af en ortogonal filterbank.

Biortogonale baser	
Base	Duale base
kolonner af T^{-1}	rækker af T

Tabel D.1: Tabellen viser forholdet mellem biortogonale baser i en filterbank. T^{-1} betyder den inverse matrix. Dette er for biortogonale baser ikke det samme som den transponerede matrix.

Det er vigtig at understrege, at T^{-1} ikke er det samme som den transponerede af T . Det ville det være i tilfælde af ortogonalitet, men for biortogonalitet er det den inverse, dvs. den matrice, der ganget sammen med den originale matrice giver enhedsmatricen, så [4]:

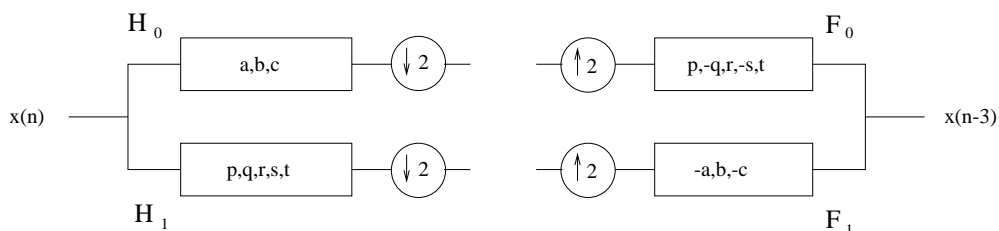
$$T * T^{-1} = I$$

Basen kan beskrives som impulsresponsen fra syntesefiltrene, mens den duale base kan beskrives som impulsresponsen fra analysefiltrene. En definition på biortogonalitet er:

- Biortogonalitet er automatisk opfyldt med inverse matricer.
- Rækkerne for en 2×2 matrice og kolonnerne fra dens inverse er

Hvis baser i filterbanken er biortogonale, sikres opfyldelse af kravene for *Perfekt Rekonstruktion*. [4]

På figur D.3 ses sammenhængen mellem koefficienterne for analysedelen og syntesedelen i en biortogonal filterbank.



Figur D.3: På figuren ses sammenhængen mellem koefficienterne for analyse- og syntesedelen i en biortogonal filterbank.

I følgende vil der blive beskrevet teorien bag waveletanalyse.

E.1 Waveleten

Udførelsen af en wavelet transformation på et givent signal, tager udgangspunkt i, at vi har en given wavelet. En wavelet kan tænkes på som en lille bølge, eller måske bedre som en lokal bølgelignende funktion. Givne matematiske kriterier skal opfyldes for, at en bølge kan blive klassificeret som en wavelet. Disse kriterier er følgende: [16]

1. Wavelets har en endelig energi

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (\text{E.1})$$

2. Hvis $\hat{\psi}$ er Fourier transformen for wavelet ψ ,

$$\hat{\psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i(2f)t} dt \quad (\text{E.2})$$

må følgende gælde:

$$C_g = \int_0^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(t)|^2}{f} df \quad (\text{E.3})$$

Dvs. at waveleten skal have zero mean.

Hvis de ovenstående betingelser er opfyldt, haves en wavelet som kan bruges til i en wavelet transformation. Waveleten, der er beskrevet ved $\psi(t)$ er 'mother waveleten', som dilateres og translateres så signalet kan undersøges.

E.2 Wavelet transformen

Teorien og ideen bag wavelet transformation vil blive givet ud fra den kontinuerte wavelet transform (CWT). Der vil blive redegjort for den diskrete wavelet transform (DWT) til sidst i dette afsnit.

E.2.1 Den kontinuerte wavelet transform

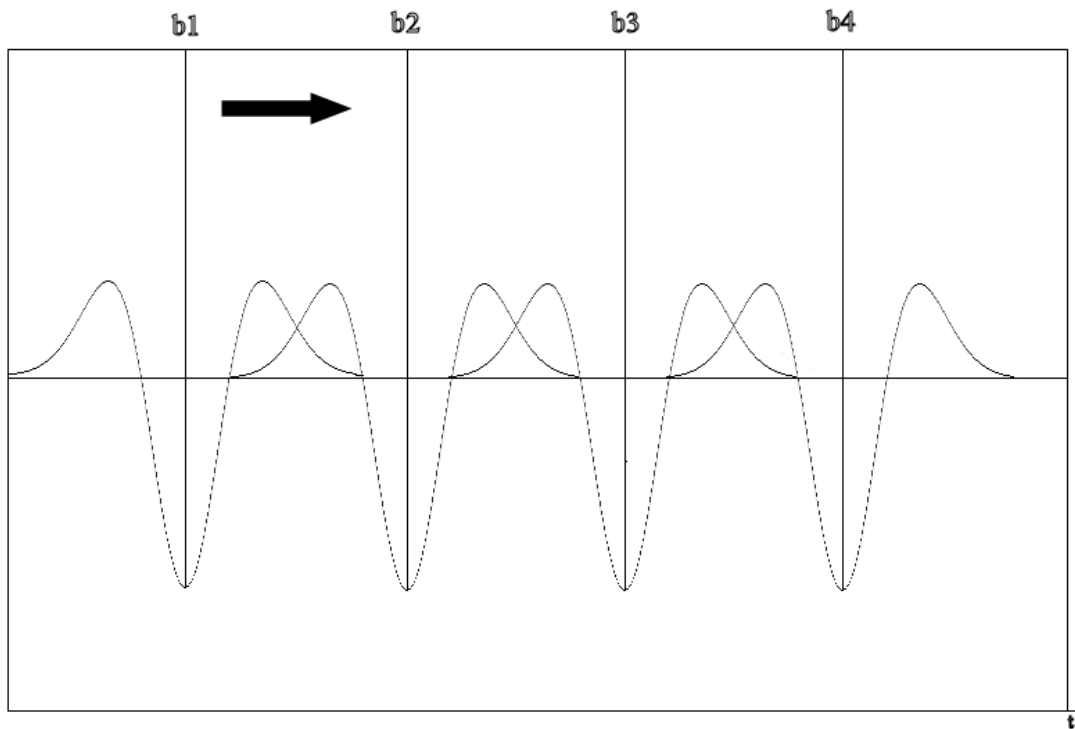
Definitionen på CWT er følgende [16]:

$$CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{E.4})$$

Den normaliserede wavelet er dermed ofte beskrevet ved [16]:

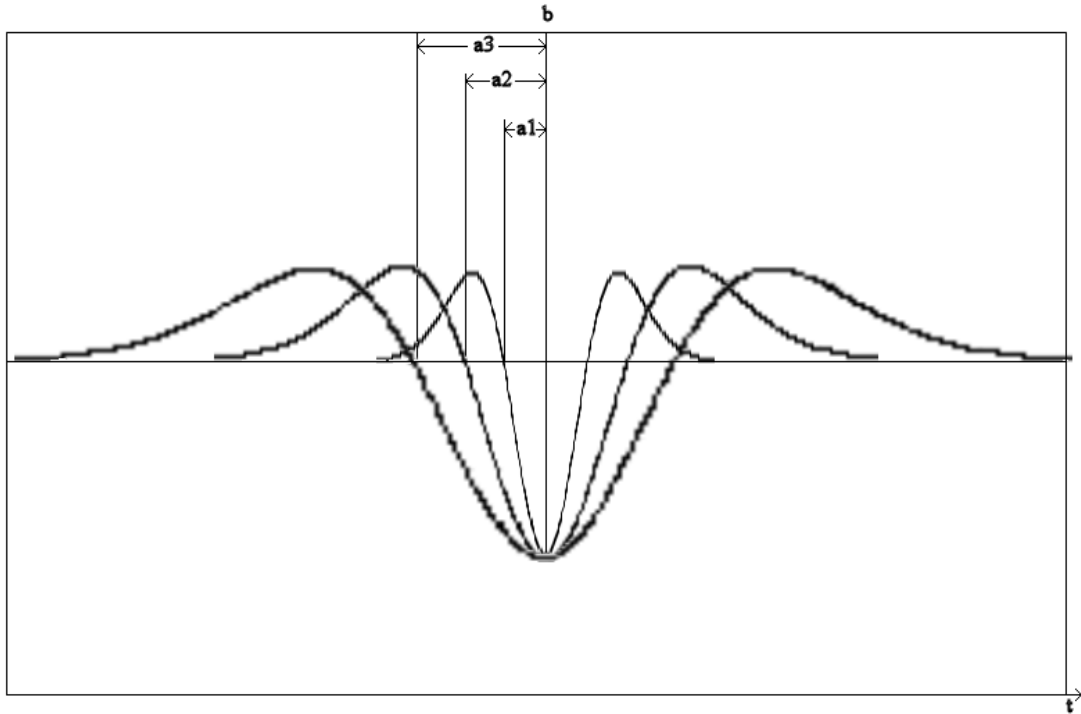
$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{E.5})$$

I CWT definitionen er ψ^* vores 'mother wavelet', som beskrevet i ligning E.1. Parametren b er translationsparameteren og a er skaleringsfaktoren. Translationsparameteren bruges til at forskyde 'mother waveleten' henover vores signal $x(t)$, dvs. translationen giver lokaliteten af waveletten hvilket er tidsinformationen i signalet, se figur E.1.



Figur E.1: Figuren viser en mexican hat wavelet (vendt på hovedet), hvor b_1, b_2 og b_3 er translationsparameteren. Waveleten er først placeret i b_1 og flyttes derefter i pilens retning til de næste placeringer, dette er translation.

Skaleringsfaktoren også kaldet dilationsparameteren, giver os frekvensoplysninger om signalet. Idet mother waveletten skales op eller ned kan de forskellige frekvenskomponenter, findes i signalet, se figur E.2.



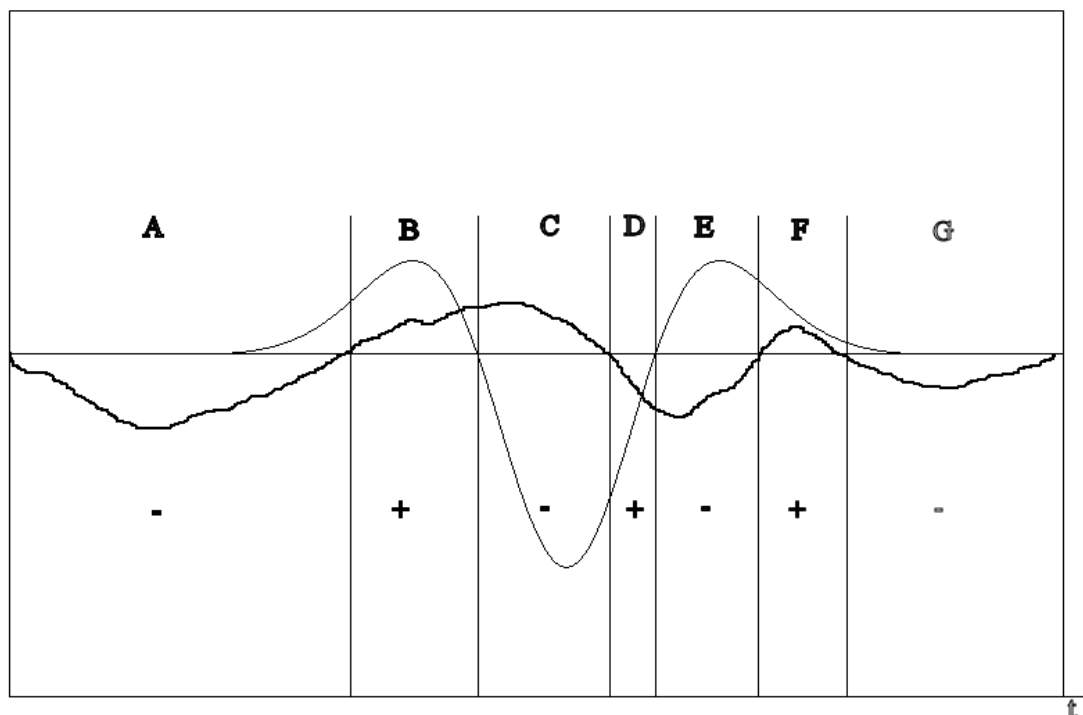
Figur E.2: På figuren dilateres en mexican hat (vendt på hovedet) wavelet. Parameteren b er placeringen af waveleten i forhold til tiden, $a1$, $a2$ og $a3$ er dilationsparameteren der betegner afstanden fra b til ud til waveletens første skæring med tids-aksen.

Outputtet fra vores CWT giver et mål for hvor god korrelation der er mellem mother waveleten med en given skaleringsfaktor a , på en given lokalisation b og signalet der undersøges. Hvis outputtet fra CWT er 0 er der ingen korrelation mellem signalet og den dilaterede og translaterede wavelet, for værdierne a og b . En høj værdi for CWT betyder en god korrelation. Da det er CWT, skal a og b inkrementeres kontinuert, så alle output for alle skaleringer på alle lokalisationer af signalet fås, se figur E.3.

Repræsentationen af vores originale signal i tids-domænet er en 2D angivelse, hvilket efter wavelet transformationen vil give en 3D repræsentation, da vi har en skaleringsfaktor a , en translationsparameter b og outputtet fra CWT, som giver en amplitude for korrelationen signalet og waveleten imellem. Det originale tidsdomæne-signal kan genskabes fra sin wavelet transformation, ved brug af den inverse wavelet transformation [16].

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} CWT(a, b) \psi(t) \frac{dad b}{a^2} \quad (\text{E.6})$$

I praksis vil CWT være meget omfattende at bruge, da kontinuerte integraller vil give en lang beregningstid, hvilket ikke vil kunne accepteres i mange applikationer, da der skal gives feedback indenfor få millisekunder. Diskret wavelet transformation (DWT) er en hurtigere måde, da der



Figur E.3: Figuren viser hvordan waveletten med en givet dilation a og givet b translation korrelerer med signalet. I del A af signalet er der negativ bidrag til integralet givet i E.5, hvorimod i del B er der positivt bidrag.

bruges diskrete wavelet koefficienter, i stedet for kontinuerte integraler. Ideen bag DWT er den samme som for den kontinuerte wavelet transform.

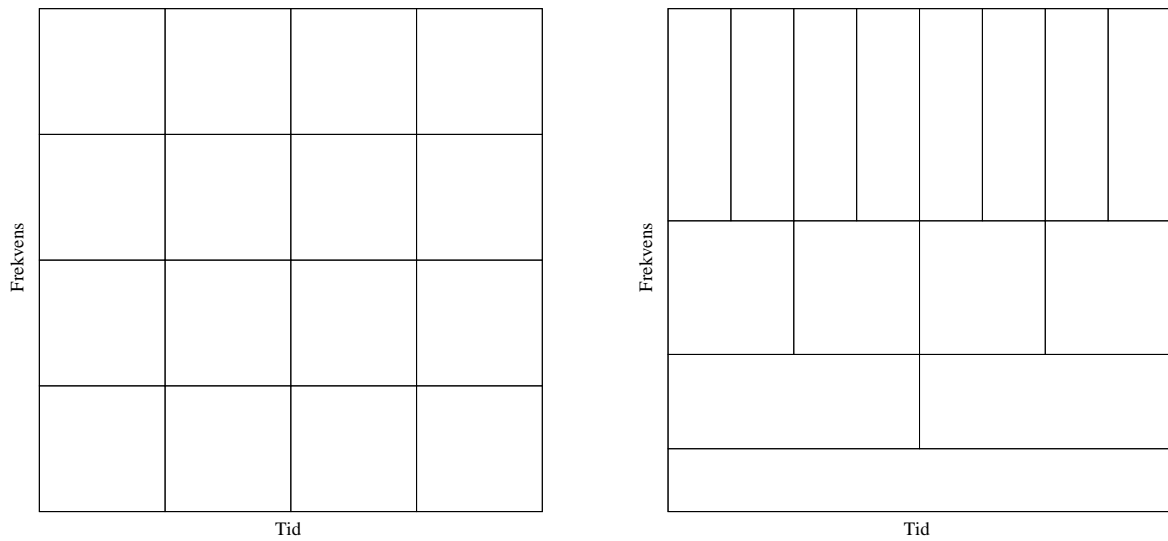
E.2.2 Tids-frekvens begrænsninger

I en tids-frekvens analyse skal Heisenbergs usikkerheds-realtioner overvejes, da sammenhængen mellem tids- og frekvensopløsningen er nøglen til en god tids-frekvens repræsentation. Heisenberg sagde i 1927 "Desto mere præcis positionen bliver bestemt, desto mindre præcist bliver momentet bestemt og vice versa". Det sammen gælder for bestemmelsen af tid og frekvens. For at kunne bestemme en frekvens skal vi have et signal der oscillerer, desto langsommere oscillationen foregår desto større tidsvindue, dvs. mindre præcision i tid og vice versa.

Derfor, for at forstå hvordan wavelet transformationen prøver at takle dette problem, kan det stilles op imod hvilke problemer short time fourier transformen(STFT) har.

E.2.3 Den diskrete wavelet transform

Idet vores signaler er opsamlede og dermed angivet ved et givent antal samples pr. sekund(Hz), arbejder vi i det diskrete tidsdomæne. Den kontinuerte wavelet transform ville kræve en masse regnekraft og skabe en masse data. Derfor hvis vi vælger vores position b og skala a som dyadiske,



Figur E.4: På figuren til venstre ses hvordan man i en STFT vælger én opløsning, som gælder for hele signalet. Wavelet analysen giver derimod en god frekvens opløsning, men en dårlig tidsopløsning for lave frekvenser, men omvendt ved høje frekvenser

dvs. 2^m (kvadratet), gør vi brug af den diskrete wavelet transform.

DWT kan give os en lige så præcis analyse som CWT, vi kan bare udføre den med mindre regnekraft og derved hurtigere.

Princippet i DWT er den samme som for CWT beskrevet i det foregående afsnit E.2.1. Den normaliseret wavelet funktion var her defineret ud fra sin skala a og position b , se ligning E.5. Hvis vi skal diskretisere waveleten givet i E.2.1, så vi betragter et kontinuert signal ved vores samlede a og b parametre, kan det skrives på flg. måde [16].

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (\text{E.7})$$

Valgene af a_0 og b_0 vælges ofte ud til henholdsvis 1 og 2. Dette følger den kvadratisk logaritmiske skalering af både dilations- og translations- trinene, hvilket kaldes det dyadiske gitter arrangement. [16] Hvis $a_0 = 2$ og $b_0 = 1$ indsættes i E.2.3, fås [16]:

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi\left(\frac{t - n2^m}{2^m}\right) \quad (\text{E.8})$$

Den diskrete wavelet transform er givet ved det indre produkt $T_{m,n} = \langle x, \psi_{m,n} \rangle$ [16]. Derved kan den diskrete wavelet transform skrives, på flg. måde [16] :

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}(t) dt \quad (\text{E.9})$$

Den inverse diskrete wavelet transform, til genskabelse af det originale signal kan skrives som [16]:

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (\text{E.10})$$

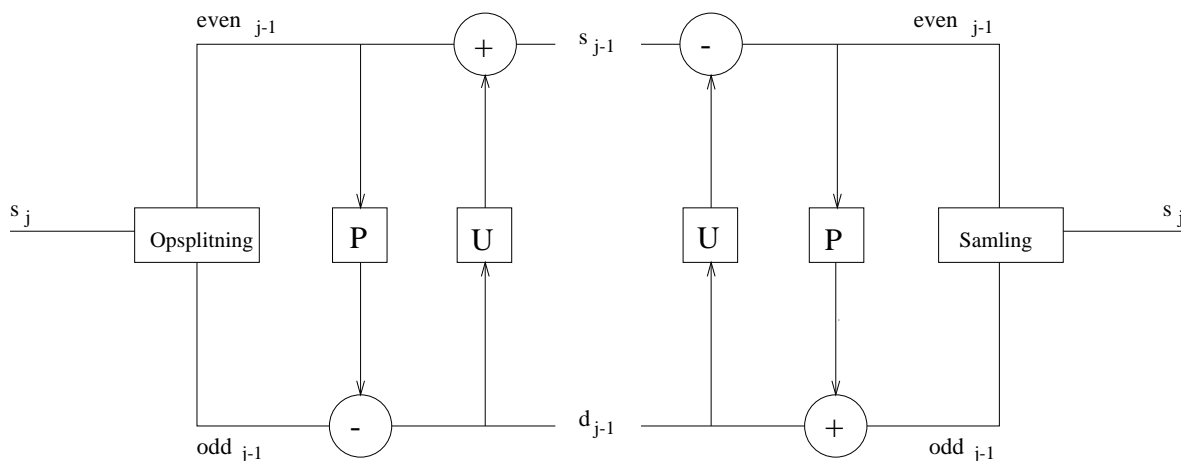
Ligning E.10 kan også skrives som [16],

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \langle x, \psi_{m,n} \rangle \psi_{m,n}(t) \quad (\text{E.11})$$

Lifting er en procedure der bruges i den diskrete wavelet transform og kan dermed bruges i dekomprimeringen af signaler. Derved kan der bruges *thresholding* eller anden teknik til behandling af signalet, så støj eller uønskede dele af signalet kan fjernes fra det originale signal.

F.1 Definition

Lifting består i al sin enkelthed af to procedure, *prediction* og *update*. Inden forklaringen af disse to procedurer, er det vigtigt at gøre sig klar hvad det er man kigger efter i signalet. I signalbehandling har man ofte et input-signal, hvor der er støj-artefakter eller andre signaler der ligger hen over en bestemt signalstruktur man ønsker at udtrække. Hvis der er en bestemt struktur i et signal, må korrelation mellem de enkelte samples i signalet være et udtryk for denne struktur. F.eks vil en stor korrelation, dvs. lille differens mellem to punkter være et udtryk for, at signalværdien ikke ændrer sig meget fra en sample til den næste. De to lifting procedure kan illustreres på følgende måde:



Figur F.1: På figuren ses den overordnede struktur for lifting også kaldet et lifting block. Opsplitningen og de to første trin er analyseblokken i lifting, hvorimod de to sidste trin samt samlingen af de lige og ulige komponenter er syntesedelen. Opbygningen er som en filterbankopbygning, hvor signalet kan komprimeres og der kan laves *thresholding* for at fjerne støj, inden det samles igen i syntesedelen

En illustration af lifting på figur F.1, dvs. de to procedurer *update* og *lifting*, foregår bedst ved at se på et simpelt eksempel, der har samme struktur som figuren i F.1. Tabellerne i F.2 viser et simpelt eksempel, hvor vores *prediction* er, at signalet er konstant, dvs. at værdien for sample

nummer $2n$ og $2n+1$ er den samme. Dette kan undersøges ved at tage differensen mellem de to samples $2n$ og $2n+1$, hvor der forventes en vis korrelation mellem de to nabo-samples, hvis den prediction der er taget er rigtig. Dermed er en lav differens et udtryk for stor korrelation mellem de to samples. Det diskrete signal $x[n] = [40, 38, 36, 42, 40, 52, 40, 40]$ er vores input-signal til vores lifting procedure.

40	38	36	42	40	52	40	40
39	39	46	40	1	-3	-6	0
39	43	0	3	1	-3	-6	0
41	-2	0	3	1	-3	-6	0

a)

41	41	38	43	38	50	38	38
41	41	44	38	0	-3	-6	0
41	41	0	3	0	-3	-6	0
41	0	0	3	0	-3	-6	0

b)

Figur F.2: Tabel a) viser analysedelen, skitseret i figur F.1, af det diskrete inputsignal x der bliver udsat for lifting. Tabel b) viser den inverse lifting procedure, efter at der er sat en grænseværdi på 2

Update proceduren består i eksemplet i at tage middelværdien mellem de to nabopar, hvilket gør at selv om *prediction* trinnet komprimerer signalet, så beholder vi stadig information om signalets struktur. Med andre ord, vi ønsker at komprimere signalet, men samtidig beholde information nok til at kunne genskabe signalet, dette er *update* skridtets formål.

Det ses i tabel F.2, at der er lavet en thresholding på 2 inden den inverse lifting er foretaget på signalet. Dette skaber et signal, der er mere konstant som vores prediction procedure forudsatte. Hvilken grænseværdi, der skal sættes er selvfølgelig afhængigt af applikationen. *Prediction* og *update* skridtene kan sagtens være mere komplekse end en simpel differens og middelværdi, som der er brugt i det ovenstående eksempel. Dette afhænger igen af, hvad det er man leder efter i signalet.

Lifting proceduren generelt [18]:

$$d_{j-1} = odd_{j-1} - P(even_{j-1}) \quad (F.1)$$

$$s_{j-1} = \text{even}_{j-1} + U(d_{j-1}) \quad (\text{F.2})$$

Hvilket ved en simpel omskrivning kan give den inverse lifting procedure [18]:

$$\text{odd}_{j-1} = d_{j-1} + P(\text{even}_{j-1}) \quad (\text{F.3})$$

$$\text{even}_{j-1} = s_{j-1} - U(d_{j-1}) \quad (\text{F.4})$$

Hvilket er de trin der er brugt i eksemplet ovenfor og skitseret i F.1.

I henhold til studieordningen for 8. semester er der udarbejdet et forslag til, hvordan et produkt kunne markedsføres indenfor det sundhedsteknologiske område. Der tages udgangspunkt i kurset 'virksomhedsopstart og innovation', der er fulgt i løbet af semestret.

I closed-loop FES systemer er feedback altafgørende for, at systemet kan stimulere de rigtige muskler, samt at sørge for at der ikke overstimuleres eller understimuleres. Derfor måles på de afferente nervefibre, der giver CNS information om, om der skal skrues op eller ned for stimulationen.

Hvis et bundt af nervefibre kunne afkodes til de enkelte fiberdiametre, ville man kunne give et feedback til FES systemet, der ville kunne styre stimulering af musklerne i lighed med den normale funktion af kroppen.

I del II af projektet tilstræbes det at modellere wavelets ud fra de fysiologiske forhold om nervefibre for at kunne adskille de enkelte fiberdiametre på bedst mulig måde. Hvis dette kunne lykkes, vil det skabe et stort potentiale, da man så ville kunne skabe et FES-system, der ville være en god model af virkeligheden.

Dette kunne på sigt skabe grundlag for virksomhedsopstart indenfor FES-systemer, eller patentsøgning af metoden. Dette patent ville eventuelt kunne sælges.

Det er vigtigt at vurdere, hvordan omgivelserne indenfor et givent område er, før man bestemmer sig for, om man vil starte en virksomhed op, eller sælge et patent til en allerede etableret virksomhed på markedet.

Hvis vi kigger på forholdene for opstart af virksomhed indenfor dette felt, så er medikotekniske felter, hvor der skal produceres hardware, ofte høj-investerings områder. Dette skyldes, at der skal bruges en del udstyr, såsom oscilloskoper og andet teknisk udstyr for at udvikle hardwaren. Indenfor medikoteknik stilles der en masse krav til CE-mærkning og sikkerhed, da udstyret kommer i kontakt med mennesker. Disse krav er ikke billige at efterkomme. Opstart af virksomhed kræver derfor en større investering, ofte et millionbeløb i startkapital. Der er flere muligheder for at anskaffe et startkapital, bl.a. et banklån, venture kapital, investeringsfirmaer, udviklingsmiljøer, som Novi innovation, private investorer o.s.v. Anskaffelse af et startkapital er ofte en meget stor opgave, hvilket mange opfindere ikke magter, da dette er en helt anden verden, hvor man skal besidde evnerne til at lave en god forretningsplan, beskrive teknologien i generelle termer og se de forretningsmæssige perspektiver. Dette kræves af både private investorer, venture kapitalister og udviklingsmiljøer, da de ofte kun er med i projektet for at tjene penge. Der er en meget stor forskel på entrepenører og opfindere, hvor opfinderen ofte ikke har stor kendskab til det forretningsmæssige.

I en forretningsplan skal man ud og lave bl.a. en markedsanalyse, der ser på hvor stor markedet er, antal mulige aftagere og hvor stor konkurrencen er på markedet. Der skal ses på hvilke produkter, der er på markedet, hvilke distributionskanaler der findes og om disse sætter begrænsninger. Kan det produkt man tilbyder, tilbyde kunden noget nyt. Dvs. er der konkurrenceparametre at tage i betragtning, o.s.v. Hvis der er stor konkurrence på markedet bliver udfordringen om at erobre markedsandel endnu større.

En anden tilgangsvinkel, som der er knap så store investeringer forbundet med, er at tage patent på en metode. Dette patent kan sælges til en af de firmaer, der allerede er på markedet. Denne tilgangsvinkel er at foretrække i vores tilfælde, da vores produkt er en metode, der kan laves i software. Med denne tilgangsvinkel undgås alt produktion af hardware, dvs. der skal ikke investeres i dyrt udviklingsudstyr.

Der er flere ting, der skal tages højde for, når man skal søge et patent, og der er også en del udgifter forbundet med dette. Princippet i patentansøgning er, at man indgiver en patentansøgning, hvor metoden ofte ønskes beskrevet bredt, samt en bred beskrivelse af anvendelsesområdet. Den brede beskrivelse sikrer, at man har et patent med en mere potentiel værdi. Produktet kunne tænkes at have mere end én funktion. Desuden kunne det tænkes, at metoden kunne forbedres eller udbygges, hvilket er vigtigt at beskytte i patentet.

Efter indsendelse af patentansøgningen ligger den i en hemmeligholdelsesfase i 18 måneder, hvorefter den endelige konkrete patentansøgning skal indgives. Hvis andre søger efter patenter indenfor det område man har søgt patent på, vil de kunne se en overordnet beskrivelse af ens patentansøgning, men de vil ikke kunne se detaljerne før efter den 18 måneders lange periode udløber.

De 18 måneder, hvor patentet ligger i denne hemmeligholdelsesfase, er den deadline man i princippet har til at få afsat patentet til et firma. Det kan selvfølgelig sælges efter de 18 måneder, men salgsprisen vil være lavere, da alle interesserede nu kan se, hvad patentet præcist omfatter og dermed omgå det, så de får samme resultat ved brug af andre lignende metoder.

Et firma, der har et FES system, vil derfor være interesseret i at købe patentet indenfor de 18 måneder, så de har et forspring i forhold til konkurrenterne. Den første virksomhed på markedet med et produkt bliver ofte den største på markedet.

Den første patentansøgning, hvor man har 18 måneder inden patentet skal konkretiseres koster ikke så meget, hvorimod det koster en del at tage det endelige konkrete patent. Det sidste beløb, der skal bruges på at få det konkrete patent, vil firmaet man sælger patentet til ofte stå for. Dette er endnu en grund til at få solgt inden for de 18 måneder.

I søgningen på en aftager af patentet, skal man gøre sig klart, hvad man ønsker. Der er ofte mange producenter på markedet, men hvis man vil have den højeste pris for sit patent, skal man ofte have kontakt til den største af disse. Her kommer det næste problem, da denne proces reelt drejer sig om netværk. Det er af stor betydning, at man har kontakt til beslutningstagerne i det rette firma. Dette er ofte svært ved store firmaer, da de får mange henvendelser, som de er nødt til at sortere i, hvis de ikke ville bruge alt deres tid på møder med udviklere, der mener at have en god idé. Derfor er netværk altafgørende og mange gange en bremseklods for en god ide.

En anden ting man skal være klar over er, at det er svært at søge patent på software, da det er en

undefinerbar størrelse. Der er mange måder at kode en funktion, der udfører en bestemt handling. Der vil ofte blive givet afslag på patentansøgninger, der omhandler, at det er kodningen der er det essentielle. Derfor skal det være en bestemt metode man tager patent, for eksempel at bruge SFAPs som baser i en filterbank, og dermed bruge dette til at finde ud af hvilke fibrediameterer der aktive til hvilke tider. Kan denne ide lykkes vil det klart være en god mulighed for at tage patent og få solgt det til et firma, der laver FES systemer.

Der mangler dog en del for at denne ide kan lykkes, samt en del af disse ideer er allerede offentliggjort i Ph.D afhandling osv, hvilket sætter begrænsninger for patentansøgning.

- [1] D.B. Popovic og R.B. Stein et al. Sensory nerve recording for closed-loop control to restore motor functions. *Transactions on biomedical engineering, IEEE*, Vol. 40, NO. 19, 1993.
- [2] Lotte N.S. Andreasen. The nerve cuff electrode and cutaneous sensory feedback, chapter 1. *Ph.D Thesis, SMI Aalborg Universitet*, 2002.
- [3] T. Gordon et al. Long term effects of axotomy on neural activity during cat locomotion. *J. Physiology*, Vol. 303, 1980.
- [4] Gilbert Strang og Truong Nguyen. *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley-Cambridge Press ISBN: 0-9614088-7-1, 1997.
- [5] Martin Vetterli. Wavelets and filter banks: Theory and design. *Transactions on signal processing, IEEE*, Vol. 40, NO 9, 1992.
- [6] *Wavelets with applications in signal and image processing*. <http://www.cs.kuleuven.ac.be/~ade/.WWW/WAVE/contents.html>, 24.maj 2004.
- [7] Color atlas of physiology, 4th edition.
- [8] Vander et al. *Human Physiology*. McGraw-Hill Higher education ISBN: 0-07-290801-7, 2001.
- [9] Robert F. Schmidt et al. *Fundamentals of Neurophysiology*. Springer-Verlag ISBN: 0-387-96147-X, 1985.
- [10] Lotte N.S Andreasen et al. Measurement of the performance of nerve cuff electrodes for recording. *Medical and biological engineering and computing*, Vol. 38, 2000.
- [11] Johannes J. Struijk. The extracellular potential of a myelinated nerve fiber in an unbounded medium and in nerve cuff models. *Biophysical journal*, Vol. 72, 2457-2469, 1997.
- [12] G. Morita et al. Estimation of the conduction velocity of human sensory nerve fibers. *Journal of electromyography and kinesiology*, vol. 12, 2002.

- [13] Lotte N.S. Andreasen et al. The single fiber action potential and the filter bank -an approach to single fiber action potential modelling and processing. *Biomedical Engineering, IEEE*.
- [14] David C. Lay. *Linear algebra and its applications*. Addison-Wesley ISBN: 0-201-34774-1, 2000.
- [15] Lotte N.S Andreasen. Internal report on sfap-decomposition study.
- [16] Paul S. Addison. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook*. Institute of Physics Publishing ISBN: 0-7503-0692-0, 2002.
- [17] Stephane G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition:the wavelet representation. *Transactions on pattern analysis and machine intelligence, IEEE*, Vol. 11, no.7, 1989.
- [18] Arne Jensen og Anders La Cour. *Ripples in Mathematics - The Discrete Wavelet Transform*. Springer ISBN: 3-540-41662-5, 2001.
- [19] *MATLAB 6.5*.
- [20] *Personal reference: Johannes J. Struijk. Author on : 'The extracellular potential of a myelinated nerve fiber in an unbounded medium and in nerve cuff models', Biophysical Journal, Vol. 72, 2457-2469, april 2004.*
- [21] *Personal reference: Anders La cour. M.Sc. in mathematics and aignal processing, Ph.D in signal processing, asisstant professor Aalborg Universitet, expert in wavelets, author on:'Ripples in mathematics', maj 2004.*
- [22] André Diedrich et al. Analysis of raw microneurographic recordings based on wavelet denoising technique and classification algorithm:wavelet analysis in microneurography. *Transactions on biomedical engineering, IEEE*, Vol. 50, 2003.
- [23] Roger Claypoole et al. Adaptive wavelet transform via lifting. *Submitted to:Transactions on signal processing, IEEE*, 1999.
- [24] Veronique Delouille. *Nonparametric Stochastic Regression Using Design-Adapted Wavelets*. Universite Catholique De Louvain, Institute De Statistique, 2002.
- [25] J. G. Webster. *Medical instrmentation - Application and design*. Wiley ISBN:0-471-15368-0, 3 edition, 1998.
- [26] *Ph.D thesis: Barry Madsen Upshaw, Real-Time Digital Processing Algorithms and Systems for The Application of Human Sensory Nerve Signals in Neuralprosthesis. Aalborg University., 1998.*
- [27] H. Nakatani et al. Detection of nerve action potentials under low signal to noise ratio condition. *Transactions on biomedical engineering, IEEE*, Vol. 48 no. 8, 2001.
- [28] *Ph.D thesis: Morten Haugland, Natural Sensory Feedback for closed-loop control of paralysed muscles. Aalborg University., 1998.*

- [29] D. Donoho. De-noising by soft-thresholding. *Transactions on inform. theory, IEEE*, Vol. 41, 1995.
- [30] *Wavelet Tutorial*. <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTpart2.html>, 25.maj. 2004.
- [31] Johannes J. Struijk. Cuff electrodes for long-term recording of natural sensory information. *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, Vol. 18, Issue3, 91-98, 1999.
- [32] *Ph.D thesis: M. Hansen, Machine learning techniques for control of functional electrical stimulation using natural sensors. Aalborg University.*, 1994.
- [33] *Ph.D thesis: Andreas Lickel, Restoration of lateral hand grasp in a tetraplegic patient applying natural sensory feedback. Aalborg University.*, 1998.
- [34] W. Jensen. Effect of initial joint position on nerve-cuff recordings of muscle afferents in rabbits. *IEEE, Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, Vol. 9, No. 3, 2001.
- [35] Robert F. Schmidt et al. *Fundamentals of Sensory Physiology*. Springer-Verlag ISBN: 3-540-15870-7, 1986.
- [36] *Aktionspotentialet*. <http://www.dfh.dk/kursushjemmesider/B15/uffes%20hjemmeside/aktpot.htm>, 17.februar 2004.
- [37] M. Haugland. A flexible method for fabrication of nerve cuff electrodes. *IEEE, Med. Biol. Soc.*, 1996.
- [38] Johannes J. Struijk. Subthreshold phenomena. *Notes, Bioelectric modelling*, 2004.