



Universitetet
i Stavanger

DET TEKNISK-NATURVITENSKAPELIGE FAKULTET

MASTEROPPGAVE

Studieprogram/spesialisering: Kybernetikk	Vårsemesteret, 2011 Åpen / Konfidensiell
Forfatter: Jon Brandal	<i>Jon Brandal</i> (signatur forfatter)
Fagansvarlig: Ivar Austvoll Veileder(e): Ivar Austvoll	
Tittel på masteroppgaven: Aktiv støydemping i hodetelefoner Engelsk tittel: Active noise reduction in headphones	
Studiepoeng: 30	
Emneord: Aktiv støydemping, adaptivt filter, filter, hodetelefoner, støydemping, LMS, filtered-x LMS, delayed-x LMS, støy, IIR, FIR	Sidetall:43..... + vedlegg/annet: ...7..... Stavanger, ...07.06.11..... dato/år



Universitetet i Stavanger

MASTEROPPGAVE

Teknisk-naturvitenskaplig fakultet

Institutt for data- og elektroteknikk

Av

JON BRANDAL

Aktiv støydemping i hodetelefoner

Veileder: Ivar AUSTVOLL

Utført ved Universitetet i Stavanger

Forord

Dette er den avsluttende prosjektoppgaven for masterstudiet til Jon Brandal ved Universitetet i Stavanger. Masteroppgaven tilsvarer 30 studiepoeng og dekker hele vårsemesteret. Oppgaven er skrevet ved Universitetet i Stavanger i løpet av våren 2011. Prosjektet har vært lærerikt, interessant og utfordrende. Valg av oppgave ble gjort ut fra interesse for de praktiske utfordringene med oppgaven, og generell interesse for lyd og signalbehandling.

En stor takk rettes til veileder Ivar Austvoll ved Universitetet i Stavanger for hyggelige samtaler, gode tilbakemeldinger og rettleiding underveis.

Abstrakt

Akustisk støy er i dag et økende problem i hverdagen for mange. Støy omgir oss i store deler av arbeidsdagen. Dette kan skape ubehag og bidra til hørselsskader. Spesielt i den industrielle sektoren kan maskinstøy være et problem. Passivt dempende hodetelefoner er ofte brukt for å skåne hørselen til arbeidere som er mye utsatt for støy. Passiv støydemping demper lyd ved at det blir satt opp en fysisk barriere som hindrer lyden i å passere. Disse passivt dempende hodesettene kan være tunge, upraktiske, og relativt kostbare. Et aktivt hodesett kan tillates å være lettere, fysisk mindre, og derfor mer portabelt. Aktiv støydemping introduseres ofte som et tillegg eller som en alternativ måte å minske støyproblemer på.

Rapporten går gjennom nødvendig teori for å konstruere et aktivt støydempende system, og det er utført simuleringer i Matlab. Resultater presenteres og diskuteres. Det konkluderes med at det simulerte systemet gir tilfredsstillende resultater, og det påpekes hvilke svakheter systemet har.

Innhold

1	Introduksjon	1
1.1	Fysisk utforming av aktivt støydempende systemer	1
1.2	Bruksområder	2
1.3	Overordnet prinsipp for aktiv støydemping	2
1.4	Aktiv støydemping i hodetelefoner	3
2	Teori	5
2.1	Grunnleggende prinsipper	7
2.2	Passiv demping	8
2.3	Primær og sekundær forplantningsvei	9
2.3.1	Primær forplantningsvei $P(z)$	9
2.3.2	Sekundær forplantningsvei $S(z)$	10
2.4	Tilbakekobling og foroverkobling	10
2.5	Akustisk tilbakekobling $F(z)$ [9]	12
2.6	Estimering av sekundær forplantningsvei $\hat{S}(z)$ [9]	15
2.6.1	Forenklet estimering av sekundær forplantningsvei [8]	17
2.7	Samplingsrate og prosesseringstid [9]	18
2.8	Valg av komponenter	18
2.9	Adaptive algoritmer	19
2.9.1	FIR-filter med bruk av filtrert-x LMS-algoritme [9]	19
2.9.2	IIR-filter med bruk av filtrert-u rekursiv LMS-algoritme [9]	23
3	Eksperimenter	28
3.1	Aktiv støydemping med bruk av filtrert-x LMS-algoritmen [6]	28
3.1.1	Primær og sekundær forplantningsvei	29
3.1.2	Estimering av den sekundære forplantningsvei	32
3.1.3	Støysignal	34
3.1.4	Filtering med FxLMS-algoritmen	35
3.1.5	Systemets respons på forskjellige støysignal	37
3.2	Aktiv støydemping med bruk av delayed-x LMS-algoritmen	39
4	Diskusjoner og konklusjon	41
4.1	Resultater	41
4.2	Diskusjon rundt fremgangsmåte	41
4.3	Tanker om implementasjon i DSP	42
4.4	Konklusjon	43
A	Appendix	44
A.1	Matlab-kode	44
	Bibliografi	50

Figurer

1.1	Sinuskansellering	3
2.1	Hodetelefon med aktiv støydemping	6
2.2	Multikanals ANC-system med flere aktuatorer og sensorer, [9]	7
2.3	Blokkskjema av aktiv støyreduksjon med adaptiv algoritme	7
2.4	Transferfunksjoner sett i sammenheng med hodesett	9
2.5	Primær forplantningsvei	10
2.6	Sekundær forplantningsvei	10
2.7	Blokkdiagram av et tilbakekoblet ANC-system, med bruk av en filtrert-x LMS algoritme (FXLMS), [1]	11
2.8	Blokkdiagram av et foroverkoblet ANC-system, med bruk av en filtrert-x LMS algoritme (FXLMS), [1]	12
2.9	Transferfunksjoner sett i sammenheng med hodesett	13
2.10	Blokkdiagram av ANC-system med akustisk tilbakekobling	13
2.11	Blokkdiagram av ANC-system med bruk av FxLMS-algoritmen og fast kansellering av akustisk tilbakekobling [3]	14
2.12	Et aktivt støydempende system med bruk av FxLMS-algoritmen og adaptiv online modellering av sekundær forplantningsvei, [9]	16
2.13	Widrow and Stearns, 1985 , [9]	17
2.14	Blokkdiagram av ANC-system med bruk av en adaptiv filtrert-X LMS algoritme	21
2.15	Delayed-x LMS-algoritme	23
2.16	Sammenligning mellom et adaptivt FIR-filter med kansellering av akustisk tilbakekobling og adaptivt IIR-filter. (a): FIR, (b): IIR-filter, [9]	25
2.17	Blokkskjema av et ANC-system med et adaptivt IIR-filter, [9]	26
2.18	Blokkskjema av et ANC-system med bruk av filtrert-u rekursiv LMS- algoritme, [9]	27
3.1	Impulsrespons av primær forplantningsvei, [6]	29
3.2	Frekvensrespons av primær forplantningsvei, [6]	30
3.3	Impulsrespons av sekundær forplantningsvei, [6]	30
3.4	Frekvensrespons av sekundær forplantningsvei, [6]	31
3.5	Estimering av sekundær forplantningsvei, normalisert LMS-filtrering, [6]	32
3.6	Sammenligning av reell og estimert sekundær forplantningsvei, [6]	33
3.7	Frekvensspektrum for støyen som ønskes kansellert, [6]	34
3.8	Aktiv støyreduksjon med bruk av adaptiv FxLMS-algoritme, [6]	35
3.9	Effektspekter av originalt støysignal og dempet støysignal, [6]	36
3.10	Systemets damping når støysignalet innehar frekvenser opp til 3KHz	37

3.11	Spektrum av filtrert støysignal og original støysignal når støysignalet innehar frekvenser opp til 3KHz	38
3.12	Impulsrespons av den estimerte sekundære forplantningsvei i delayed-x LMS-algoritmen	39
3.13	Aktiv støyreduksjon ved bruk av delayed-x LMS-algoritmen	40

Introduksjon

Aktiv støydemping har vært en del av moderne forskning siden 1930-tallet [7]. Etterhvert som teknologien har utviklet seg, har også aktiv støydemping blitt forbedret og nye metoder og innfallsvinkler til problemet har oppstått. Prinsippet er å innhente informasjon om støyen, manipulere støysignalet på ønsket vis, for så å summere det originale og det manipulererte støysignalet. På denne måten kan støydemping oppstå i det aktuelle domenet. Ofte blir aktiv støydemping forbundet med akustisk støy, men det finnes også mange andre områder hvor dette har noe for seg. Hydroakustikk og mekanisk vibrasjon er eksempler på dette. I denne rapporten blir det fokusert på aktiv støydemping innen akustisk støy, og det blir gjennomgått metoder og implementeringer for dette.

1.1 Fysisk utforming av aktivt støydempende systemer

Aktivt støydempende systemer består hovedsaklig av 4 deler; sensorer, aktuatorer, kontroller og base. Basen er det fysiske systemet hvor støy skal fjernes, som støy i en luftkanal eller støy rundt en hodetelefon. Sensorene er mikrofoner, akselerometere, bevegelsesmålere eller andre måleinstrumenter. Aktuatorene kan være høyttalere, og er den delen som faktisk bidrar til endring i systemet. Kontrolleren er "hjernen" i systemet og bruker informasjon innhentet fra sensorene til å styre aktuatoren til å oppnå støydemping. I denne oppgaven blir det fokusert på systemer til bruk i hodetelefoner, hvor støyen eksisterer på utsiden av hodetelefonen og kanselleres på innsiden. Målet med aktiv støydemping til hodetelefoner er da å fjerne uønsket ekstern støy når hodetelefonene brukes. Akustiske utfordringer knyttet til akustisk aktiv støyfjerning i fysiske rom blir ikke tatt hensyn til i oppgaven, da det antas at disse utfordringene er ikke-eksisterende i hodetelefoner. Det tas heller ikke hensyn til andre aktuatorpådrag enn selve antistøyen, som f.eks musikk eller stemmekommunikasjon i en hodetelefon.

1.2 Bruksområder

Aktiv støydemping er i dag i bruk innen en rekke områder. Hodetelefoner er et område hvor aktiv støydemping er stadig oftere å se, men det er ikke lenge siden aktiv støydemping var forbehold større og tyngre systemer. Et eksempel på et av de største systemer hvor aktiv støydemping er i bruk er stabilisering av skyskrapere. Store lodd i skyskraperen styres aktivt til å motvirke sidebevegeleser som kan oppstå på grunn av vind, jordskjelv og lignende. Dette kan karakteriseres som støydemping for vibrasjoner eller bevegelser, men deler grunntrekkene med akustisk aktiv støydemping. Akustikk er allikevel det mange forbinder med aktiv støydemping, og har mange bruksområder. Områder hvor systemene implementeres er: [9]

- Automotive kjøretøy

Personbiler, militærkjøretøy, industrielle kjøretøy, større lastebiler.

- Transport

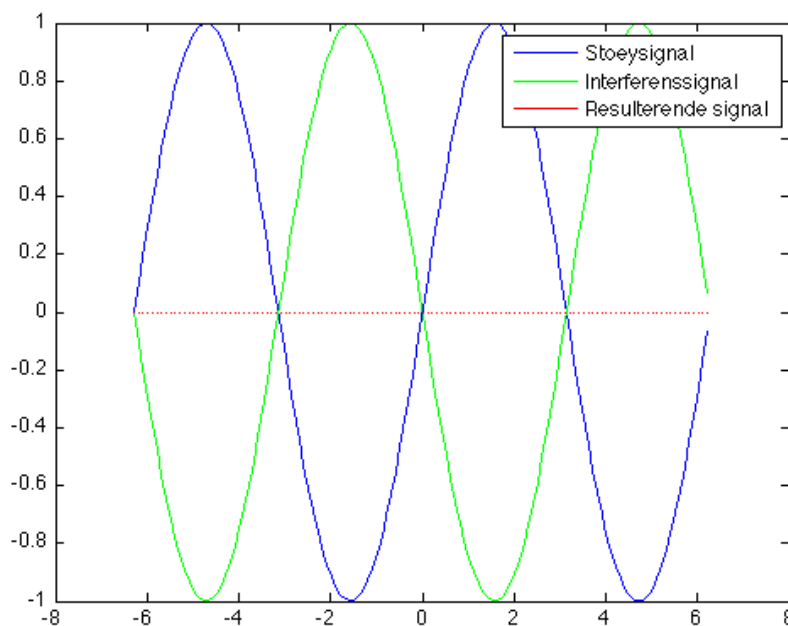
Fly, båter, helikoptere, motorsykler, tog.

- Hushold

Aircondition, kjøleskap, vaskemaskiner, luftfuktere, hodetelefoner.

1.3 Overordnet prinsipp for aktiv støydemping

Prinsippet som benyttes i aktiv støydemping er å legge en destruktiv interferens til det aktuelle støysignalet. Interferensen som lages er tilsvarende støysignalet, men med motsatt fase. På denne måten kanselleres signalene og vi sitter igjen med et dempet støysignal. Det enkleste tenkelige systemet når støyen er hørbar lyd er når støyen er en enkel sinusbølge. Interferenssignalet er da en sinusbølge med tilsvarende amplitude, men motsatt fase. Det resulterende signal har da verdi 0, og ingen lyd kan høres.



Figur 1.1: Sinuskansellering

Dette kan virke som en enkel operasjon, men i praksis er systemene adskillig mer kompliserte. Problemene som oppstår og de tilhørende løsninger blir det gjort et forsøk på å forklare i denne rapporten.

1.4 Aktiv støydemping i hodetelefoner

Rapporten er begrenset fra generell aktiv støydemping til aktiv akustisk støydemping i hodetelefoner. Dette er gjort for å kunne gå mer i dybden på problemet, og for å slippe mest mulig unna akustiske romproblemer forbundet med støykansellering i fysiske rom. Det antas også at det å bruke hodetelefoner istedetfor tenkte og mindre allmenn kjente system, skaper en lettere forståelse av utfordringene med faget for den som leser rapporten.

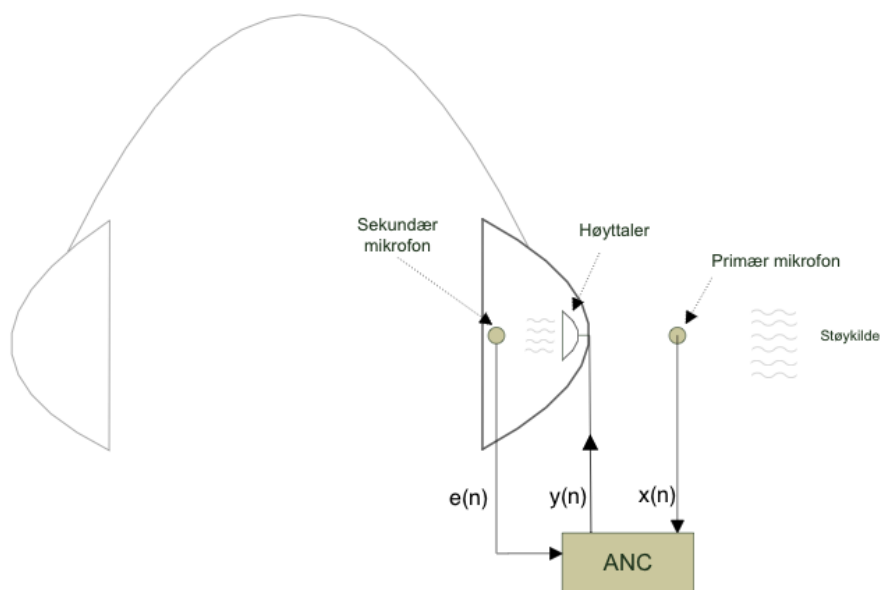
Formålet med oppgaven er å vise hvordan aktivt støydempende systemer brukes i dagens hodetelefoner for å dempe uønsket støy. Med denne oppgaven er det også ønskelig å bidra til å gi et oversiktlig og relativt grundig bilde av hvordan aktiv støydemping forstås generelt, med gjennomgang av utviklede algoritmer og metoder. Det er gjort mye forskning innen aktiv støydemping de siste 20-30 år, i mange forskjellige retninger. Selv om oppgaven er begrenset til systemer i hodetelefoner, har jeg sett at denne rapporten ikke vil kunne være innholdsrik nok til å samle alle algoritmer, metoder og innfallsvinkler til problemet som finnes

tilgjengelig i dag. Det er derfor gjort et utvalg av metoder og problemstillinger som antas å være viktige for å kunne forstå emnet. En generell forståelse for adaptive filtre, signalprosessering og transferfunksjoner kreves allikevel av leseren. For en dypere og bredere forståelse av faget anbefales det å lese utgivelsene til store bidragsytere som f.eks Sen M. Kuo og M. T Akhtar.

En vesentlig del av oppgaven vil være et praktisk eksempel, gjennomført i Matlab. I denne delen er det gjennomgått utvalgte deler av det teoretiske grunnlaget fra oppgavens teoridel. Den praktiske delen representerer et simulert eksempel av hvordan et aktivt støydempende system for hodetelefon kan implementeres i den fysiske verden.

I dette teorikapitlet blir det gått gjennom underbyggende teori for å kunne konstruere et velfungerende aktivt støydempende system for bruk i hodetelefoner. Det er gjort et utvalg fra eksisterende metoder og algoritmer som er aktuelle for denne spesifikke bruken.

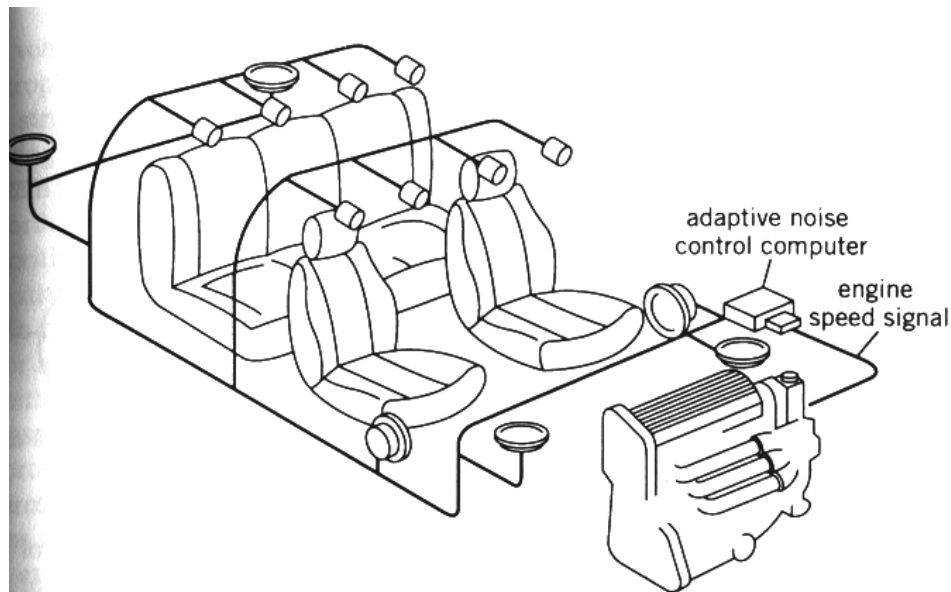
Figur 2.1 viser en hodetelefon med aktiv støyreduksjon. Figuren viser hvordan enhetene systemet består av plasseres i hodetelefonen. Det essensielle med enhetsplassering er at hver enhet plasseres hvor den er best egnet til å utføre sin oppgave. Primærmikrofonen plasseres utenfor den passivt dempede hodetelefonen for å kunne måle støyen på en reneest mulig måte. Sekundærmikrofonen fungerer som det menneskelige øret i systemet, og bør derfor plasseres slik at den måler det samme som øret hører når hodetelefonen brukes. Høytaleren plasseres på innsiden av hodetelefonen på den plasseringen som egner seg best for at den skal kunne produsere et effektivt motsignal til støyen. For å gjøre rapporten mer lettlest er det ofte valgt å bruke ANC (Active Noise Cancelling) som forkortelse for aktiv støyreduksjon. ANC-blokken i figuren er det aktivt støydempende systemet. Primær- og sekundærmikrofonen fungerer som inngangssignaler til ANC-blokken. Algoritmer i ANC-blokken produserer så et styresignal til høytaleren, for at den skal kunne kansellere bort den aktuelle støyen.



Figur 2.1: Hodetelefon med aktiv støydemping

Denne oppgaven presenterer ANC-systemer som enkanals(single channel)-systemer. Det vil si at i systemet opptrer det en referansesensor(mikrofon), en sekundærsensor(mikrofon) og en aktuator(høytaler). Det antas da at begge øreklokkene er like, og at støysignalet som ønskes kansellert kan ses på som et homogent felt som dekker begge øreklokkene. På denne måten kan aktuatorsignalet sendes til begge øreklokkene, og vi oppnår kansellering i begge øreklokkene. Om støyen ikke oppfattes lik i begge øreklokkene, kan et enkanals system implementeres i hver øreklokke.

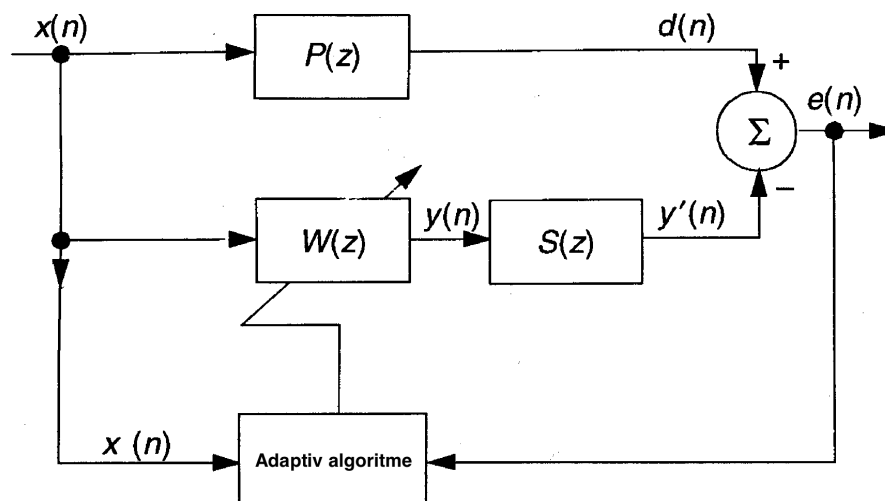
Multikanalssystemer er systemer med flere referansesensorer, sekundærsensorer og aktuatorer. Slike systemer blir ikke videre diskutert i rapporten. Multikanalssystemer kan finnes i biler, flykabiner eller lignende. Et multikanals ANC-system brukes der geometrien til støyfeltet er kompleks nok til at en aktuator og en referansmikrofon ikke holder for å kunne kansellere støy tilfredsstillende i et gitt volum. Figur 2.2 viser et hvordan et multikanals ANC-system kan se ut i en bil.



Figur 2.2: Multikanals ANC-system med flere aktuatorer og sensorer, [9]

2.1 Grunnleggende prinsipper

Figur 2.1 viser at signalene fra primærmikrofon, sekundærmikrofon og høyttaler er knyttet til en blokk som kalles "ANC". Der er i denne blokken den adaptive filteringen skjer, med mikrofonsignalene som inngang og høyttalersignalet som utgang. Figur 2.3 viser hvordan disse signalene håndteres i kontrolleren.



Figur 2.3: Blokkskjema av aktiv støyreduksjon med adaptiv algoritme

ANC-systemet i figuren bruker en adaptiv algoritme for å styre filteret $W(z)$ til å kontinuerlig tilpasse seg støysignalet. $x(n)$ er støysignalet som måles fra primærmikrofonen, $y(n)$ er signal inn til høyttaler, og $e(n)$ er et feilsignal som måles ved bruk av sekundærmikrofonen. Det elektriske signalet som påtrykkes høyttaleren og passerer gjennom $S(z)$, og støysignalet som passerer gjennom $P(z)$ summeres i sekundærmikrofonen. $P(z)$ og $S(z)$ er transferfunksjoner som forklares i kapittel 2.3. $\hat{S}(z)$ er en estimert transferfunksjon som forklares i kapittel 2.6. $W(z)$ er det adaptive filteret som styrer det støykansellerende signalet som sendes til høyttaleren.

Et adaptivt filter er generelt sett et filter som bruker en algoritme som tillater at filterkoeffisientene adapterer seg kontinuerlig etter signalet. På denne måten trenger ikke filterkarakteristikken være bestemt a priori, den endrer seg sammen med inngangssignalet. I et ANC-system vil signalet som filteret endrer seg etter være mikrofonensignalerne.

Det menneskelige øret responderer hovedsaklig på den gjennomsnittlige kvadrerte verdi av trykket som påtrykkes [7]. Feilsignalet $e(n)$ representerer lydsignalet som treffer øret. Hoveddelen av akustiske aktivt støydempende systemer er derfor designet for å minimere den gjennomsnittlige kvadrerte verdi av feilsignalet $e(n)$. Siden praktiske systemer vil ha komplekse bølgefrequenser, er problemet også mer komplekst enn kun å fasevende det målte signalet fra primærmikrofonen. I tillegg vil den reelle modellen være dynamisk, den vil endre seg over tid, og behovet melder seg derfor for bruk av adaptive filtre. Adaptive filtre evner å endre filterkoeffisientene sine dynamisk for å veie opp for den dynamiske egenskapen til systemet.

2.2 Passiv demping

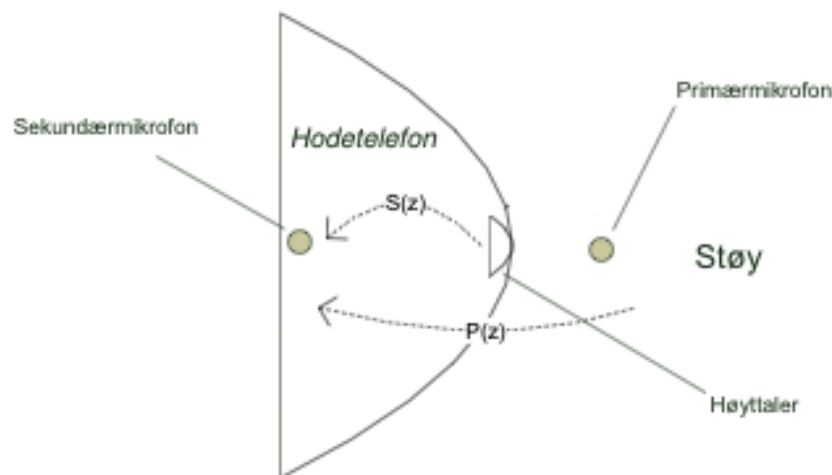
Et godt støydempende hodesett er avhengig av passiv demping i tillegg til aktiv. Lukkede hodesett med god passiv demping kan blokkere ekstern støy som har frekvenser helt ned til ca 500Hz på en effektiv måte [5]. Ved høye frekvenser kan et veldesignet passivt dempet hodesett dempe støy med så mye som 30 dB [5]. Den fysiske størrelse og tykkelse til barrieren er en avgjørende faktor for effekten av den passive dempingen. Hvor lukket hodetelefonen er, hvilke materialer som er brukt og den fysiske utformingen av selve øreklokkene er også faktorer som spiller inn. På grunn av lave frekvensers lange bølgelengder stilles det upraktisk store krav til barrieretykkelsen for å kunne dempe lave frekvenser på en passiv måte. Allikevel er passiv støydemping svært nyttig grunnet den store båndbredden, og størsteparten av frekvensområdet for hørbar lyd kan dekkes av passiv støydemping. I mange tilfeller vil vi også ha behov for å dempe lyder med frekvenser under det som er mulig å dempe med passiv demping. Her brukes aktiv støydemping (ANC). Aktiv støydemping har en øvre grense for hvilke frekvenser som kan dempes tilfredsstillende, på grunn av regnekapasiteten, og komplementerer derfor et passivt system godt.

I denne rapporten legges det ikke fram konkrete forslag til hvordan passiv dem-

ping i en hodetelefon kan eksistere. Denne rapporten omhandler aktiv støydempering, og det nevnes derfor bare de deler av passiv demping som kan relateres til den aktive dempingen.

2.3 Primær og sekundær forplantningsvei

Et godt konstruert ANC-system er avhengig av innhentet informasjon om komponentene i systemet. Det er viktig å vite nøyaktig hva som skjer med signalet når det for eksempel går fra det elektriske til det akustiske domenet, eller omvendt. Disse effektene som påtrykkes signalet tas hensyn til i den adaptive filtreringen slik at systemet kan gi et utgangssignal som så nøyaktig som mulig kansellerer bort den aktuelle støy. En transferfunksjon brukes for å oppsummere effektene. Figur 2.4 viser hvordan transferfunksjonene $P(z)$ og $S(z)$ kan forstås i forhold til hodetelefonen.



Figur 2.4: Transferfunksjoner sett i sammenheng med hodesett

2.3.1 Primær forplantningsvei $P(z)$

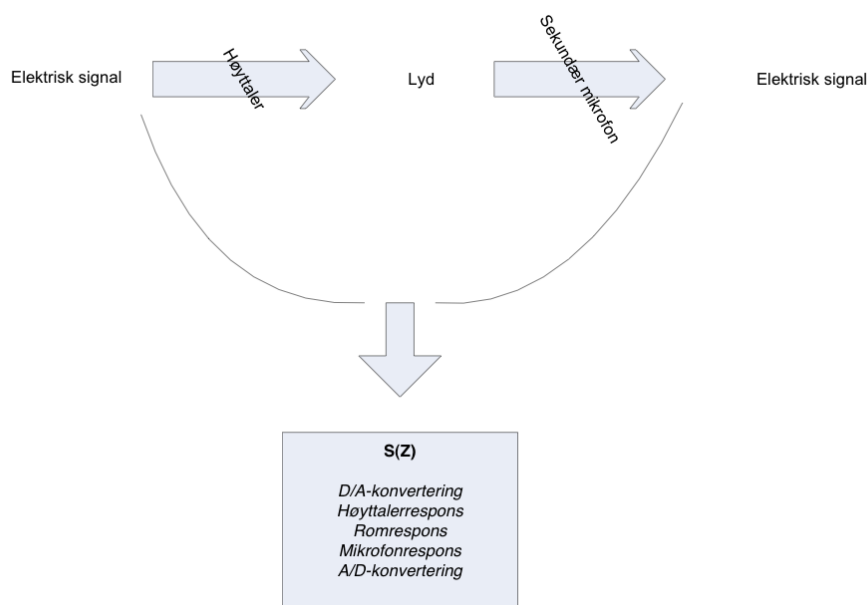
Den primære forplantningsvei er veien signalet tar fra den akustiske støy som skal kanselleres, til det elektriske signal som genereres av sekundærmikrofonen. Sekundærmikrofonen er mikrofonen som er plassert inni hodetelefonene, og som måler feilsignalet. Mikrofonens egenskaper og hodesettets passive demping vil i stor grad bestemme hvordan den primære forplantningsvei kan modelleres. Effekten av denne veien på signalet samles opp i transferfunksjonen $P(Z)$. Figur 2.5 viser $P(Z)$.



Figur 2.5: Primær forplantningsvei

2.3.2 Sekundær forplantningsvei $S(z)$

Den sekundære forplantningsvei er veien signalet tar mellom den kansellerende høyttaler og det elektriske signal som genereres av primærmikrofonen. A/D-konvertering, D/A-konvertering, høyttalerrespons, mikrofonrespons og romrespons er alle effekter som kan endre signalet. Disse effektene samles i en transferfunksjon, $S(Z)$, og denne transferfunksjonen brukes i algoritmen for å ta hensyn til disse effektene. Om ønskelig kan $S(Z)$ også deles opp i flere transferfunksjoner.



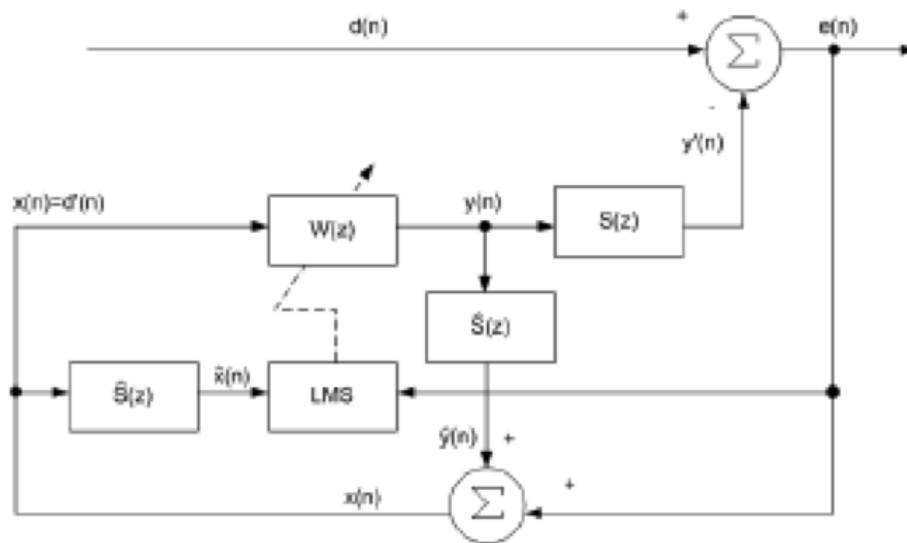
Figur 2.6: Sekundær forplantningsvei

2.4 Tilbakekobling og foroverkobling

Aktivt støydempende systemer baserer seg på enten tilbakekobling eller foroverkobling. I en foroverkobling måles støyen som skal kanselleres direkte av en mikrofon. Støyen måles på denne måten før den når hodetelefonen. En tilbakekobling har ikke

den fordel at primærstøyen kan måles direkte, og støyen må da estimeres. På grunn av dette er et foroverkoblet system generelt sett mer robust enn et tilbakekoblet system, spesielt om primærmikrofonen i det foroverkoblede systemet er isolert fra høyttaleren på innsiden av hodetelefonen. Om støysignalet kan måles, velges det ofte å bruke foroverkoblede systemer. Det antas at det alltid er mulig å måle støyen på utsiden av hodetelefonene. I dette prosjektet er det derfor lagt vekt på foroverkoblede systemer.

I en tilbakekobling blir primærstøyen blir estimert, og brukt som et referanse-signal for ANC-filteret. En tilbakekobling stiller ikke noen krav til passiv damping i hodesettet, fordi tilbakekoblingen ikke bruker en ren målingsstøy som inngang. En akustisk tilbakekobling fra høyttaler til støysignal kan derfor ikke oppstå. Med andre ord kan det sies at effekten til en ANC med tilbakekobling ikke avhenger av den passive dampingen i hodesettet. På grunn av dette kan det tenkes at et tilbakekoblet aktivt støydempende system er aktuelt i mindre og rimelige hodetelefoner hvor det ikke er lagt vekt på den passive dampingen. Tilbakekoblingen bruker en lineær prediktor til å generere sin egen inngang. Dette gjør at støyfjerningen blir lite effektiv når korreleasjonen mellom inngangssamplene til prediktoren er lav. [1]

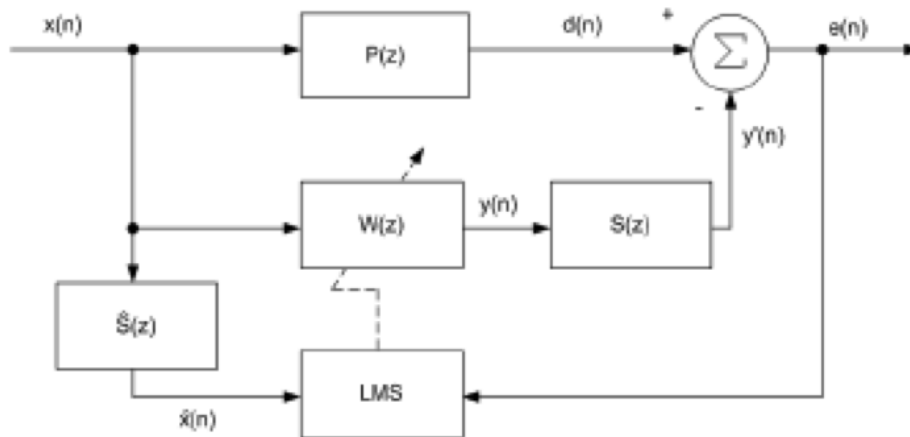


Figur 2.7: Blokkdiagram av et tilbakekoblet ANC-system, med bruk av en filtrert-x LMS algoritme (FXLMS), [1]

Som vi ser av figuren har vi kun ett inngangssignal hvor støysignalet blir estimert ut fra. Det vil her være svært viktig å kunne estimere mest mulig riktig transferfunksjon $S(Z)$, for å kunne oppnå et godt resultat.

Ved foroverkobling måles støyen direkte før den blir påvirket av sekundærkilden. Så lenge dette er mulig, gir dette ofte et bedre resultat enn ved bruk av til-

bakekobling. En foroverkobling vil for eksempel kunne håndtere både smalband- og bredbandsstøy. Om det kansellerende lydsignalet blir plukket opp av målingen til primærstøyen, vil dette gi en degradering av resultatet. Denne effekten kalles akustisk tilbakekobling. Om denne effekten inntreffer er det derfor en fordel om et system med foroverkobling i ANCen, også har en god passiv støydempering. Det finnes også muligheter for å eliminere dette problemet, se kapittel 2.5.



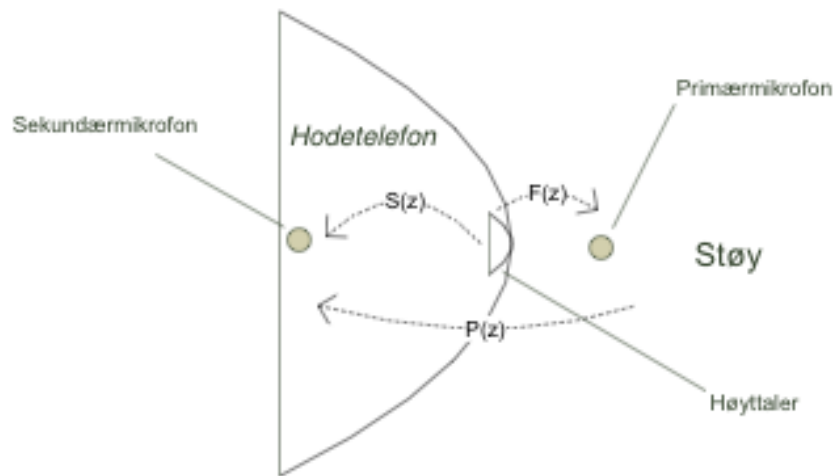
Figur 2.8: Blokkdiagram av et foroverkoblet ANC-system, med bruk av en filtrert-x LMS algoritme (FXLMS), [1]

Figur 2.8 viser hvordan et foroverkoblet system kan modelleres. Denne figuren implementerer bruk av en adaptiv algoritme som diskuteres videre i kapittel 2.9.1.

2.5 Akustisk tilbakekobling $F(z)$ [9]

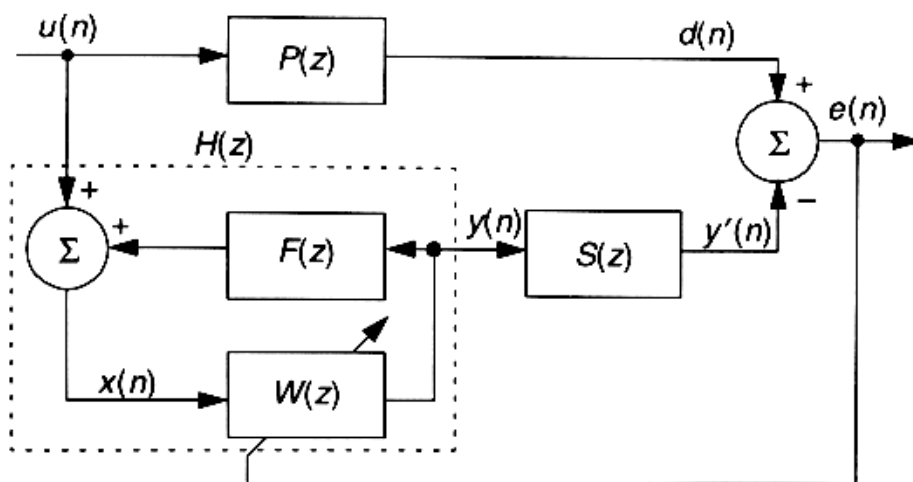
I mange algoritmer innen aktiv støydempering antas det at det ikke finnes en akustisk tilbakekobling mellom den kansellerende høyttaler og primærmikrofonen som måler referansestøyen på utsiden av hodetelefonene. Det antas at referansesignalet $x(n)$ inneholder kun den målte støy som ønskes kansellert bort. Om den passive dempingen i hodetelefonene slipper igjennom nok lyd til at referansmikrofonen plukker det opp, kan dette ha innvirkninger på effekten av støydemperingen og stabiliteten til systemet. En tregere konvergering oppstår raskt, og i verste fall kan systemet bli ustabil. I hodetelefoner hvor referansmikrofonen er plassert på utsiden av selve klokkene til hodetelefonen og dermed er direkte koblet mot høyttaleren gjennom hodetelefonene, er dette problemet ofte aktuelt. Akustisk tilbakekobling tilfører poler i responsen til systemet og systemet kan dermed bli ustabil om tilbakekoblingen er sterk nok.

Figur 2.9 viser hvordan den akustiske tilbakekoblingen $F(z)$ kan forstås i sammenheng med primær- og sekundær forplantningsvei, henholdsvis $P(z)$ og $S(z)$.



Figur 2.9: Transferfunksjoner sett i sammenheng med hodesett

Et enkelt aktivt støydempende system med akustisk tilbakekobling introdusert kan vises som i Figur 2.10. $u(n)$ er primær støykilde og $x(n)$ er signalet som måles av primærmikrofonen. Figuren viser at det oppstår en tilbakekobling fra utgangen på det adaptive filter $W(z)$ og denne tilbakekoblingen adderes til støysignalet $u(n)$. Denne adderingen danner så signalet $x(n)$ som måles av primærmikrofonen. $F(z)$ er transferfunksjonen til veien den akustiske tilbakekoblingen tar før den når primærmikrofonen. $F(z)$ inkluderer DAC, høyttalerforsterker, høyttaler, akustisk vei fra høyttaler til referansemikrofon m.m. Den estimerte sekundære forplantningsvei $\hat{S}(z)$ er ikke tatt med i figuren for enkelhets skyld.



Figur 2.10: Blokkdiagram av ANC-system med akustisk tilbakekobling

Når en modell av den estimerte akustiske tilbakekoblingen $\hat{F}(z)$ ikke er implementert i systemet, kan z-transformen for feilsignalet $E(z)$ vises: [3]

$$E(z) = P(z)U(z) - S(z)Y(z)$$

$$E(z) = P(z)U(z) - S(z)\frac{W(z)U(z)}{1 - W(z)F(z)} \quad (2.1)$$

I et ideelt tilfelle vet vi at $W(z)$ konvergerer mot $E(z) = 0$.

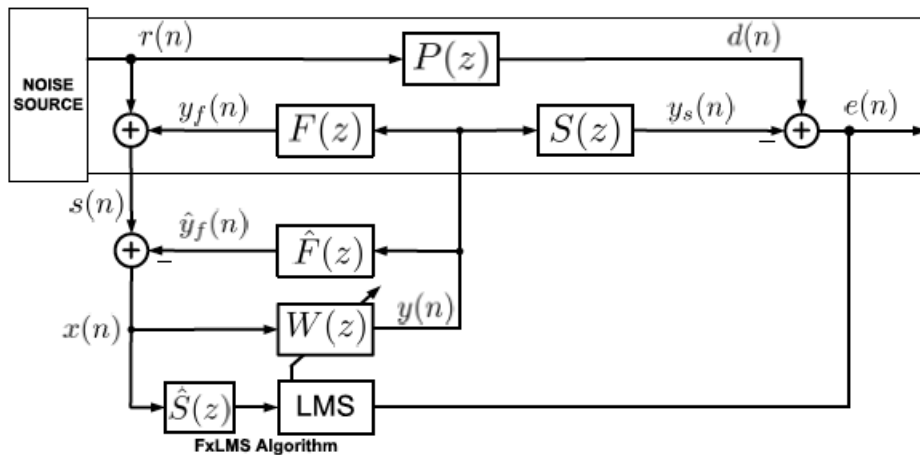
$$W(z)[S(z)U(z) + P(z)U(z)F(z)] = P(z)U(z)$$

$$W(z)[S(z) + P(z)F(z)] = P(z) \quad (2.2)$$

$$W(z) = \frac{P(z)}{S(z) + P(z)F(z)} \quad (2.3)$$

Ifølge utregningene 2.2 og 2.3 ser vi at på grunn av akustisk tilbakekobling $F(z)$ vil systemet være ustabil om koeffisientene til $W(z)$ er store nok til at $W(z)F(z) = 1$ ved noen frekvenser.

En slik akustisk tilbakekobling bør kanselleres. Figur 2.11 viser et blokkdiagram av et ANC-system hvor det er implementert en metode for å kunne kansellere en akustisk tilbakekobling. En estimert kopi av den akustiske tilbakekoblingen trekkes fra det elektriske signalet fra referansemikrofonen for å oppnå en kansellering av den akustiske tilbakekoblingen. $\hat{S}(z)$ er med i denne figuren, uten at den har direkte innvirkning på forståelsen av den akustiske tilbakekobling. Legg merke til at $r(n)$ i figur 2.11 tilsvarer $u(n)$ i figur 2.10.



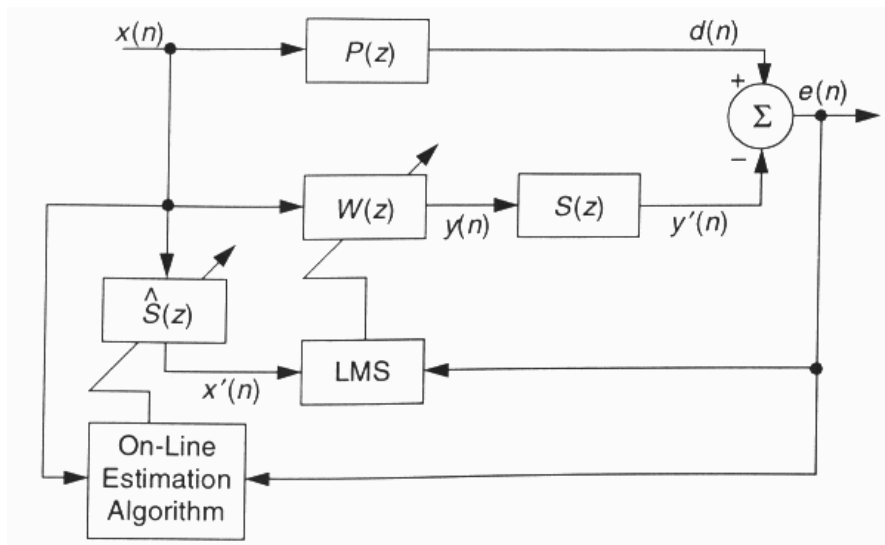
Figur 2.11: Blokkdiagram av ANC-system med bruk av FxLMS-algoritmen og fast kansellering av akustisk tilbakekobling [3]

I et ANC-system for hodetelefoner kan det tenkes at $\hat{F}(z)$ er estimert offline som i figur 2.11. For å kunne utføre en offline estimasjon der en syntetisk støy brukes under estimasjonen, kan ikke referansestøyen $r(n)$ eksistere. Dette kan gjøres under utvikling av hodesettet, gitt at $\hat{F}(z)$ er stabil. Det kan også tenkes at en offline estimasjon kan utføres med jevne mellomrom uten at referansemikrofonen brukes, for å sikre at $\hat{F}(z)$ er dynamisk representativ for $F(z)$.

2.6 Estimering av sekundær forplantningsvei $\hat{S}(z)$ [9]

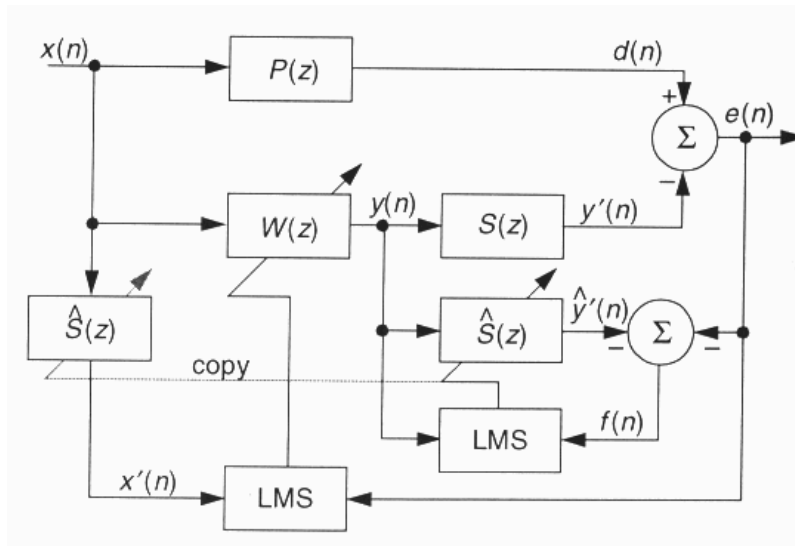
Som tidligere forklart er hovedideen bak aktiv støydemping at primærstøyen blir kansellert av en sekundær støy. Denne sekundære støyen blir generert av et adaptivt filter gjennom en sekundær forplantningsvei. For å oppnå en god konvergering mot den ønskede verdi for den sekundære støy, er det nødvendig å kunne kompensere for transferfunksjonen til den sekundære forplantningsvei. Ofte er denne transferfunksjonen ukjent, og må estimeres. En offline estimasjon kan utføres, før systemet blir tatt i bruk. En antakelse for den sekundære forplantningsvei om en offline estimasjon brukes er at transferfunksjonen til denne ikke endres over tid. Dette er en rimelig antakelse i mange aktivt støydempende systemer. Allikevel, i systemer hvor høyttalere og mikrofoner ofte endres, varierende samplerate eller store endringer i systemets omsluttende rom, kan denne transferfunksjonen endre seg nok til at en offline estimering ikke er god nok. For eksempel kan det være å foretrekke å endre samplraten, og dermed regnekompleksiteten, i et system som plutselig påtrykkes en støy med en annen grad av kompleksitet. Dette vil påvirke varianser som kvantiseringsfeilen, og innvirke på den reelle transferfunksjon til den sekundære forplantningsvei. En annen faktor som kan tenkes å påvirke den sekundære forplantningsvei er endring i rommet som høyttaleren påtrykker trykkendringer i. Dette vil påvirke det akustiske signal som mikrofonen "hører" i frekvens- og fase-rommet, og dermed påvirke transferfunksjonen til den sekundære forplantningsvei. I tilfeller hvor transferfunksjonen endres over tid, bør en online estimasjon utføres.

Figur 2.12 viser et generisk aktivt støydempende system som bruker FxLMS-algoritmen (2.9.1) og adaptiv online modellering av sekundær forplantningsvei. Koeffisientene til det adaptive filter $\hat{S}(z)$ justeres online for å oppnå en kontinuerlig modellering av den sekundære forplantningsvei mens systemet kjører.



Figur 2.12: Et aktivt støydempende system med bruk av FxLMS-algoritmen og adaptiv online modellering av sekundær forplantningsvei, [9]

En mer praktisk anvendelig teknikk for å modellere den sekundære forplantningsvei [Widrow and Stearns ,1985; [9]] bruker $\hat{S}(z)$ parallelkoblet med $S(z)$. På denne måten fungerer den filtrerte utgangen fra $W(z)$, $y(n)$, også som inngangssignal for modelleringen av den sekundære forplantningsvei. LMS-algoritmen som oppdaterer koeffisientene i $\hat{S}(z)$ minimerer $f(n)$. Referansekøysignalet $x(n)$ filtreres med en kopi av $\hat{S}(z)$, før det filtrerte referansesignal brukes til å oppdatere koeffisientene i $W(z)$. Denne metoden er en offline modellering. Det vil si at den er avhengig av at støyen som skal kanselleres ikke måles under estimering av den sekundære forplantningsvei. En figur av dette systemet vises i Figur 2.13.



Figur 2.13: Widrow and Stearns, 1985 , [9]

En transferfunksjon for $F(z)$ kan settes opp slik:

$$F(z) = -E(z) - \hat{S}(z) * Y(z) \quad (2.4)$$

$$F(z) = -[P(z)X(z) - S(z)Y(z)] - \hat{S}(z)Y(z) \quad (2.5)$$

$$F(z) = [S(z)W(z) - P(z) - \hat{S}(z)W(z)]X(z) \quad (2.6)$$

Det antas at $f(n)$ konvergerer mot null. Da kan det også antas at løsningen til $\hat{S}(z)$ etter litt tid er:

$$\hat{S}^0(z) = S(z) - \frac{P(z)}{W(z)} \quad (2.7)$$

Ut fra dette tydes at $P(z)$ (eller $d(n)$) må være lik null for at $S(z)$ skal kunne estimeres korrekt. Den eneste måten å gjøre $P(z)$ lik (eller nær) null på er å kansellere primærstøyen.

2.6.1 Forenklet estimering av sekundær forplantningsvei [8]

Det kan oppstå behov for å senke regnekompleksiteten i ANC-systemer. Når signalet som måles fra primærmikrofonen filtreres gjennom en estimert sekundær forplantningsvei, betyr dette en betydelig økt belastning på kontrolleren som utfører beregningene sammenlignet med en vanlig LMS-rutine. Krav til at beregningene skal

skje i sanntid, kan gjøre at systemet gjør en bedre jobb dersom regnekompleksiteten synker. Rapporter [8] viser at $\hat{S}(z)$ ikke nødvendigvis må ha en stor grad av nøyaktighet for at systemet skal kansellere støyen bort på en tilfredsstillende måte. For at $W(z)$ skal konvergere mot den ideelle løsning, er kravet kun at faseforskjellen mellom den reelle sekundære forplantningsvei og den estimerte er mindre enn 90° . Om konvergeringstiden kan tillates å være lang, kan $\hat{S}(z)$ forenkles. Ved relativt stabile støyer kan gjerne konvergeringstiden være lang uten at dette har mye å si på hvordan systemet fungerer, i og med at støyen sjelden forandrer seg. En måte å forenkle $\hat{S}(z)$ på er å representere den med kun to parametre; forsinkelse og forsterkning. Forsinkelsen er da konstant, og forsterkningen antas til å være lik for alle frekvenser. Ingen konvolusjon er da nødvendig, kun informasjon om tidligere sampler av $x(n)$. Den eksperimentelle delen av oppgaven viser at det er mulig å oppnå gode resultater selv med en så enkel estimasjon av den sekundære forplantningsvei.

2.7 Samplingsrate og prosesseringstid [9]

I et aktivt støydempende system hvor det foregår digital signalprosessering i sanntid er det en fordel å ha så lav prosesseringstid som mulig, uten at det går ut over den resulterende støykanselleringen. En lavere prosesseringstid muliggjør en høyere samplingsfrekvens. Det er et krav at prosesseringstiden T_p er lavere enn samplingsperioden til støyen i det digitale domenet T .

$$T_p < T = \frac{1}{f_s} \quad (2.8)$$

hvor f_s er samplingsraten til systemet. Samplingsraten bør igjen være minst dobbelt så høy som den høyeste frekvensen i det analoge støysignal som skal kanselleres f_{max} .

$$f_s \geq 2f_{max} \quad (2.9)$$

En høyere samplingfrekvens øker også den høyeste tillatte frekvens i støysignalet som skal kanselleres. Dette, i tillegg til algoritmekompleksiteten er med på å bestemme hvor høye frekvenser systemet kan håndtere. Det gjøres lurt i å lavpassfiltrere det målte støysignal slik at det ikke inneholder frekvenser over det som er tillatt, siden signalet fra primærmikrofonen ikke passerer gjennom en passiv demping som fungerer som et lavpassfilter.

2.8 Valg av komponenter

En del av utfordringen ved å lage et godt fungerende aktivt støydempende system er å velge passende komponenter. Et kompromiss mellom pris og kvalitet er nødvendig, spesielt når et kommersielt aktivt støydempende hodesett skal utvikles.

Mikrofoner velges ut etter lav impedanse, høyt signal-til-støy forhold (SNR), frekvensrespons, størrelse og høy sensitivitet.

Høytalere bør ha egenskaper som god frekvensrespons (spesielt ved lave frekvenser), mulighet til å et maksimalt lydtrykk høyere enn støykildens lydtrykk.

De fleste moderne aktivt støydempende systemer er avhengig av høy regnekapasitet. Dette kombinert med fornuftige algoritmer og et optimisert fysisk arrangement av komponentene kan gi et tilfredsstillende resultat. Den faktiske størrelsen på systemet spiller også stor rolle, spesielt i systemer utviklet for bruk i hodetelefoner. Det er ofte en praktisk fordel om hele systemet (med unntak av primær støy mikrofon) kan plasseres inne i klokkene til hodesettet. Dette gir også en kort transmisjonstid for de elektriske signalene og mindre fare for slitasje på systemet. Det kan observeres aktivt støydempende hodetelefoner på markedet i dag som har implementert støydempingssystemet eksternt i forhold til selve hodetelefonen. Det kan tenkes at dette gir en større frihet med tanke på muligheten til å bytte ut hodetelefonen og/eller mikrofoner om ønskelig. Om dette gjøres er det viktig å huske på at den primære- og sekundære forplantningsvei også endres. Dette må tas hensyn til, en måte å gjøre det på beskrives i kapittel 2.6.

2.9 Adaptive algoritmer

Adaptive algoritmer brukes for å styre referansesignalene som driver aktuatoren. Algoritmene kan deles i to hovedgrupper; adaptiv FIR (Finite Impulse Response) og adaptiv IIR (Infinite Impulse Response).

2.9.1 FIR-filter med bruk av filtrert-x LMS-algoritme [9]

FIR-filtre er vanligvis brukt i aktiv støydemping grunnet dets evne til å oppnå en god demping i impulsresponsen til systemet. FIR-filtre innehar også en lineær faserespons.

Utgangen på et adaptivt FIR-filter bestemmes av produktet av inngangsvektoren og filterkoeffisientvektoren.

$$y(n) = w^T(n)x(n) \quad (2.10)$$

hvor $x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T$ er inngangsvektoren til det adaptive filteret og $w(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T$ er den variable filterkoeffisientvektoren. Estimeringsfeilen $e(n)$ defineres av forskjellen mellom det ønskede signal $d(n)$ og det estimerte signal $y_e(n)$.

Filtrert-x LMS algoritmen er en vanlig algoritme for bruk innen aktiv støydemping. Den baserer seg på LMS-algoritmen, men med noen modifikasjoner. Ligning

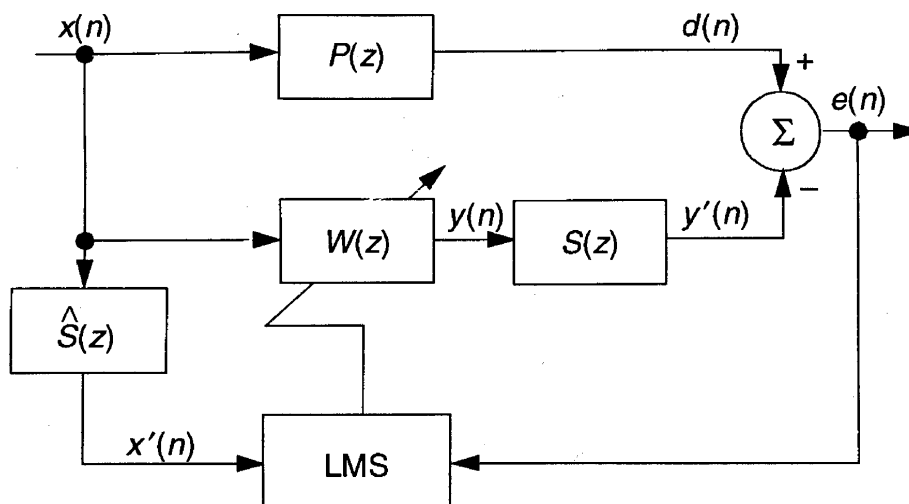
2.11 viser en generell LMS-algoritme. $\mathbf{w}(n+1)$ er neste stegs verdier for det adaptive filter $W(z)$, $\mathbf{w}(n)$ er nåverdier for $W(z)$, μ er stegstørrelsen i systemet, $\mathbf{x}(n)$ er inngangsvektoren fra primærmikrofonen og $e(n)$ er feilverdien i systemet.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.11)$$

LMS-algoritmen brukes til å justere filterkoeffisientene til det adaptive filteret for å kunne dempe de deler av støysignalet som er korrelert med et gitt referansesignal. I de fleste, om ikke alle tilfeller kan ikke støysignalet brukes direkte i et aktivt støtdempende system. Dette er fordi signalet fra det adaptive filteret passerer gjennom den sekundære forplantningsvei $S(Z)$, 2.3.2, som gir et faseskift i signalet. Dette degraderer effekten av filtreringen og kan igjen føre til et ustabil system.

For å kompensere for dette er filtrert-x LMS algoritmen (FxLMS) utviklet. Denne algoritmen filtrerer referansesignalet med et estimat av $S(Z)$, $\hat{S}(Z)$, før summeringen med det tilbakekoblede feilsignalet. Referansesignalet erstattes på så måte med den filtrerte versjonen av seg selv. Konvergeringsraten ved bruk av filtrert referansesignal er lavere enn ved bruk av en ren LMS-algoritme. Konvergeringsraten øker derimot når kompleksiteten (lengden) til det estimerte filteret minsker. I praktiske systemer vil ofte denne filterlengden kunne være kort nok til at konvergeringsraten er mer enn god nok.

Figur 2.14 presenterer ett blokkdiagram av et foroverkoblet ANC-system som bruker en filtrert-X LMS adaptiv algoritme. $P(Z)$ er den primære forplantningsvei (2.3.1), $S(Z)$ er den sekundære forplantningsvei (2.3.2), $\hat{S}(Z)$ er estimatet av den sekundære forplantningsvei og $W(z)$ er transferfunksjonen for det lineære adaptive filter. $x'(n)$ er det målte støysignal $x(n)$ etter filtrering av $\hat{S}(Z)$, $y(n)$ er utgangssignalet fra det adaptive filter og $y'(n)$ er $y(n)$ etter filtrering av $S(z)$.



Figur 2.14: Blokkdiagram av ANC-system med bruk av en adaptiv filtrert-X LMS algoritme

Feilsignalet $e(n)$ til systemet kan skrives som:

$$e(n) = d(n) - y'(n)$$

$$e(n) = d(n) - s(n) * y(n)$$

$$e(n) = d(n) - s(n) * [\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)] \quad (2.12)$$

hvor $s(n)$ er impulsresponsen til den sekundære forplantningsvei $S(z)$ ved tidsenhet n .

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \quad w_1(n) \quad \dots \quad w_{L-1}(n)]^T \quad (2.13)$$

er koeffisientvektoren til $W(z)$ ved tid n , og

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1)]^T \quad (2.14)$$

er signalvektoren ved tid n , og L er filterorden.

Målet til det adaptive filteret er å minimere $e^2(n)$. LMS-algoritmen brukes her, den oppdaterer koeffisientvektoren i negativ gradientretning med stegstørrelse μ .

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2} \nabla e^2(n) \quad (2.15)$$

hvor $\nabla e^2(n)$ er det momentante estimatet av MSE (Mean squared error) ved tid n , som kan skrives:

$$\nabla e^2(n) = 2[\nabla e(n)]e(n). \quad (2.16)$$

Fra ligning 2.12 kan vi se at

$$\nabla e(n) = -s(n) * \mathbf{x}(n) = -\mathbf{x}'(n) \quad (2.17)$$

hvor

$$\mathbf{x}'(n) = [x'(n) \quad x'(n-1) \quad \dots \quad x'(n-L+1)]^T \quad (2.18)$$

og

$$x'(n) = s(n) * x(n). \quad (2.19)$$

Gradienten $\nabla e^2(n)$ blir da:

$$\nabla e^2(n) = -2\mathbf{x}'(n)e(n) \quad (2.20)$$

Ligning 2.20 settes så inn i ligning 2.15 og vi ender opp med uttrykket for FxLMS-algoritmen

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}'(n)e(n). \quad (2.21)$$

En kan se av ligning 2.21 og figur 2.14 at det er den filtrerte versjon av $\mathbf{x}(n)$, $\mathbf{x}'(n)$, som brukes i FxLMS-algoritmen i tillegg til feilsignalet $e(n)$, for å gi neste sett med filterkoeffisienter $\mathbf{w}(n+1)$.

Den største koeffisient som kan oppstå i FxLMS-algoritmen bestemmes av:

$$\alpha_{max} = \frac{1}{\bar{r}^2(I + \delta)} \quad (2.22)$$

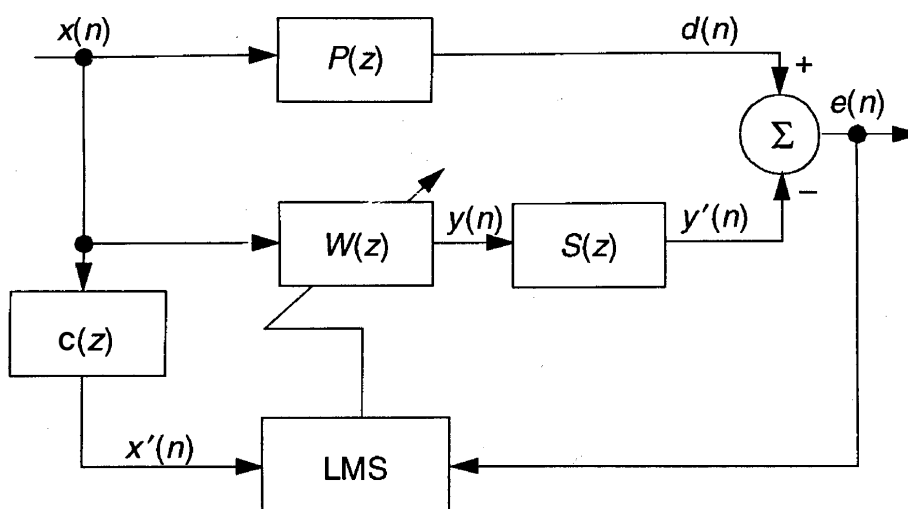
hvor \bar{r}^2 er den kvadrerte snittverdien til det filtrerte referansesignal, I er antall filterkoeffisienter, og δ er forsinkelse i den sekundære forplantningsvei målt i antall sampler.

Det kanskje viktigste stabilitetskriteriet i mange praktiske systemer for FxLMS-algoritmen er at impulsresponsen innehar en minst like stor forsinkelse som den sekundære forplantningsvei. I hodetelefonapplikasjoner er denne forsinkelsen svært liten. Det er også en stor fordel at $\hat{S}(z)$ er mest mulig lik den sanne $S(z)$ for å oppnå et stabilt og godt resultat. FxLMS er allikevel robust nok til å takle små forskjeller mellom $\hat{S}(z)$ og $S(z)$. Som nevnt tidligere kreves det kun en maksimal faseforskjell på 90 grader mellom estimert og reell sekundær forplantningsvei for at det adaptive filteret skal konvergere mot den ideelle løsning. En forenkling av $\hat{S}(z)$ kan gjøres ved kun å representere $S(z)$ med kun forsinkelse og forsterkning. En versjon av FxLMS-algoritmen med denne måten å representere $\hat{S}(z)$ på, kalles Delayed-x LMS

algoritmen [8]. Denne forenklete $\hat{S}(z)$ beskrives som transferfunksjonen $C(z)$. $C(z)$ erstatter $\hat{S}(z)$, og dette er dermed et alternativ til FxLMS-algoritmen.

$$C(z) = gz^{-\Delta} \quad (2.23)$$

Ligning 2.23 viser hvordan transferfunksjonen $C(z)$ kan skrives. g representerer forsterkning og Δ representerer forsinkelsen. En enkel måte å modellere $C(z)$ på i et simulert system, er ved hjelp av impulsresponsen til den reelle sekundære forplantningvei. Verdien til det absolutte toppunktet settes lik forsterkningen og tiden hvor toppunktet inntreffer settes til forsinkelsen.



Figur 2.15: Delayed-x LMS-algoritme

Figur 2.15 viser et blokkdiagram av delayed-x LMS-algoritmen, med $C(z)$ istedet for $\hat{S}(z)$.

Delayed-x LMS algoritmen har mye til felles med FxLMS-algoritmen, med noen unntak. Ved bruk av delayed-x LMS algoritmen endrer ligning 2.21 seg noe. Den forenkles grunnet et mindre komplekst estimat av den sekundære forplantningsvei.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu g \mathbf{x}(n - \Delta) e(n). \quad (2.24)$$

Ligning 2.24 viser ligningen for systemet om delayed-x LMS algoritmen anvendes. Det eneste som skiller dette fra vanlig LMS-rutine er forsinkelsen i $\mathbf{x}(n)$ og forsterkningen g . Dette gir en algoritme som ikke skiller seg mye fra LMS-rutinen i kompleksitet.

2.9.2 IIR-filter med bruk av filtrert-u rekursiv LMS-algoritme [9]

Når regnekompleksitet er noe som bør tas hensyn til, stiller IIR-filtre ofte bedre rustet enn FIR-filtre. Polene i et IIR-filter gjør det mulig å oppnå en tilfredsstillende

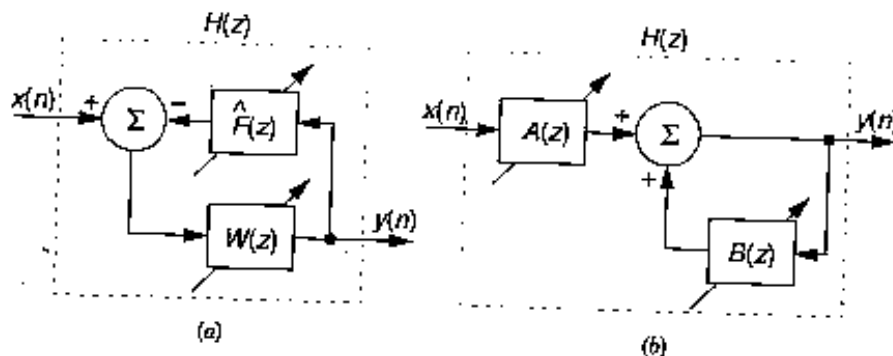
filterkarakteristikk med en lavere orden i filterstrukturen. Dette gjenspeiler seg i færre aritmetiske regneoperasjoner. Fordelene ved implementering av et IIR-filter i systemet kan listes opp som følger:

- Polene i IIR-filteret bidrar til at IIR-filteret kan oppnå samme effekt som et FIR-filter, men ved en lavere orden. Dette følger av tilbakekoblingen i IIR-filteret, som tillater en uendelig impulsrespons med et endelig antall filterkoeffisienter. Resultatet kan være mindre antall utregninger per sample ved bruk av IIR-filter.
- IIR-filtre med tilstrekkelig orden kan gi en eksakt kopi av poler i tillegg til nullpunktene til et fysisk system. Et FIR-filter kan aldri gi en eksakt kopi av polene til et fysisk system, kun en tilnærming.

Ulempene ved bruk av IIR-filter er også kjent:

- IIR-filtre er ikke alltid stabile. Ustabilitet kan oppstå om en eller flere av polene i filteret flytter seg utenfor enhets sirkelen mens systemet kjører. Monitorering av stabiliteten og det å velge en algoritme med god konvergering kan da være viktig.
- Det er mulighet for at filteret konvergerer mot et lokalt minimum. Dette er fordi $E[e^2(n)]$ i adaptive IIR-filtre generelt sett er ikke-kvadratisk.
- Adaptive IIR-filtre kan ha en relativt treg konvergering i noen tilfeller i forhold til FIR-filtre.

I systemer hvor en akustisk tilbakekobling eksisterer finnes det flere måter å korrigere denne på. For et adaptivt FIR-filter kreves det et system som fjerner den akustiske tilbakekoblingen før signalet når systemet som fjerner den aktuelle støy. Ligning 2.3 viser at når akustisk feedback $F(z)$ er tilstede, vil den optimale løsningen være oppnåelig ved bruk av et adaptivt IIR-filter med dets poler og nullpunkt. Forholdet mellom et adaptivt FIR-filter med korrigerende akustisk tilbakekobling og et adaptivt IIR-filter vises i figur 2.16.



Figur 2.16: Sammenligning mellom et adaptivt FIR-filter med kansellering av akustisk tilbakekobling og adaptivt IIR-filter. (a): FIR, (b): IIR-filter, [9]

I FxLMS-algoritmen er transferfunksjonen fra $x(n)$ til $y(n)$:

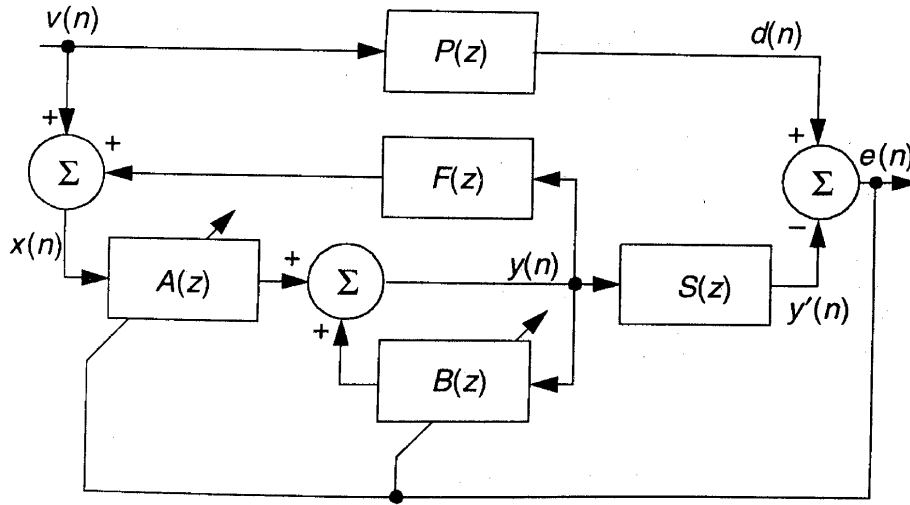
$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{W(z)}{1 + W(z)\hat{F}(z)} \quad (2.25)$$

Ved å definere $A(z) = W(z)$ og $B(z) = -\hat{F}(z)W(z)$ vil formel 2.25 bli til:

$$H(z) = \frac{A(z)}{1 - B(z)} \quad (2.26)$$

På denne måten kan figur 2.16 (a) bli til IIR-filteret 2.16 (b). Denne tilnærmingen til å fjerne uønsket støy adaptivt ser på den akustiske tilbakekoblingen som en del av systemet. IIR-algoritmen vil følge endringer i den sekundære forplantningsvei og i den akustiske tilbakekobling under kjøring. Av formel 2.3 kan en se at både $S(z)$ og $F(z)$ tilfører poler i systemet og et IIR-filter er derfor godt egnet til å håndtere disse polene.

Figur 2.17 viser et blokkskjema av et generelt ANC-system som bruker et adaptivt IIR-filter.



Figur 2.17: Blokkskjema av et ANC-system med et adaptivt IIR-filter, [9]

Tilsvarende som for FxLMS-algoritmen har vi her:

$$e(n) = d(n) - s(n) * y(n). \quad (2.27)$$

Utgangssignalet for IIR-filteret $y(n)$ kan skrives som

$$y(n) = \mathbf{a}^T(n)\mathbf{x}(n) + \mathbf{b}^T(n)\mathbf{y}(n-1) \quad (2.28)$$

hvor $\mathbf{x}(n)$ er definert som for FxLMS-algoritmen, $\mathbf{a}(n)$ er koeffisientvektoren til $A(z)$ og $\mathbf{b}(n)$ er koeffisientvektoren til $B(z)$.

$$\mathbf{a}(n) = [a_0(n) \quad a_1(n) \quad \dots \quad a_{L-1}(n)]^T \quad (2.29)$$

og koeffisientvektoren til $B(z)$ er tilsvarende

$$\mathbf{b}(n) = [b_1(n) \quad b_2(n) \quad \dots \quad b_M(n)]^T. \quad (2.30)$$

Utgangssignalvektoren forsinket med en sample er

$$\mathbf{y}(n-1) = [y(n-1) \quad y(n-2) \quad \dots \quad y(n-M)]^T. \quad (2.31)$$

Det defineres så

$$\mathbf{w}(n) \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{a}(n) \\ \mathbf{b}(n) \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

og

$$\mathbf{u}(n) \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ \mathbf{y}(n-1) \end{bmatrix}. \quad (2.33)$$

Ligning 2.28 kan nå omskrives til

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{u}(n). \quad (2.34)$$

Målet med dette adaptive systemet er å finne et optimalt sett med koeffisienter til \mathbf{a} og \mathbf{b} , for å kunne minimere MSE til $e(n)$. Etter noe utregninger [9] kan en så komme fram til en ligning for rekursiv LMS som vist:

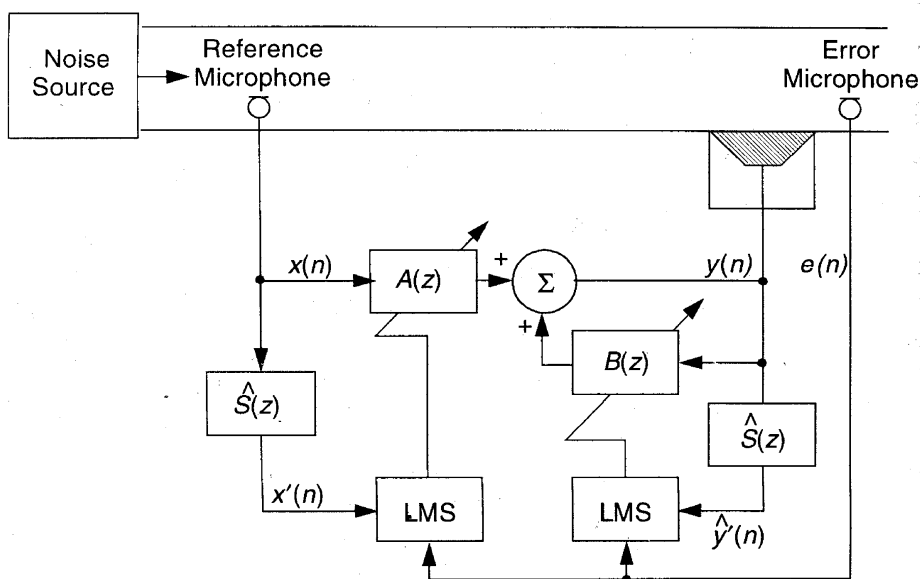
$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu[\hat{s}(n) * \mathbf{u}(n)]e(n)$$

$$\mathbf{u}'(n) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{u}'(n)e(n) \quad (2.35)$$

hvor

$$\mathbf{u}'(n) \equiv \hat{s}(n) * \mathbf{u}(n). \quad (2.36)$$

er den filtrerte $\mathbf{u}(n)$. $\hat{s}(n)$ er impulsresponsen til den estimerte sekundære forplantningsvei $\hat{S}(z)$. Figur 2.18 viser et ANC-system som bruker den rekursive filtrert-u algoritmen på et fysisk system som i praksis vil være tilsvarende et system sikttet mot støykansellering i hodesett.



Figur 2.18: Blokkskjema av et ANC-system med bruk av filtrert-u rekursiv LMS-algoritme, [9]

Eksperimenter

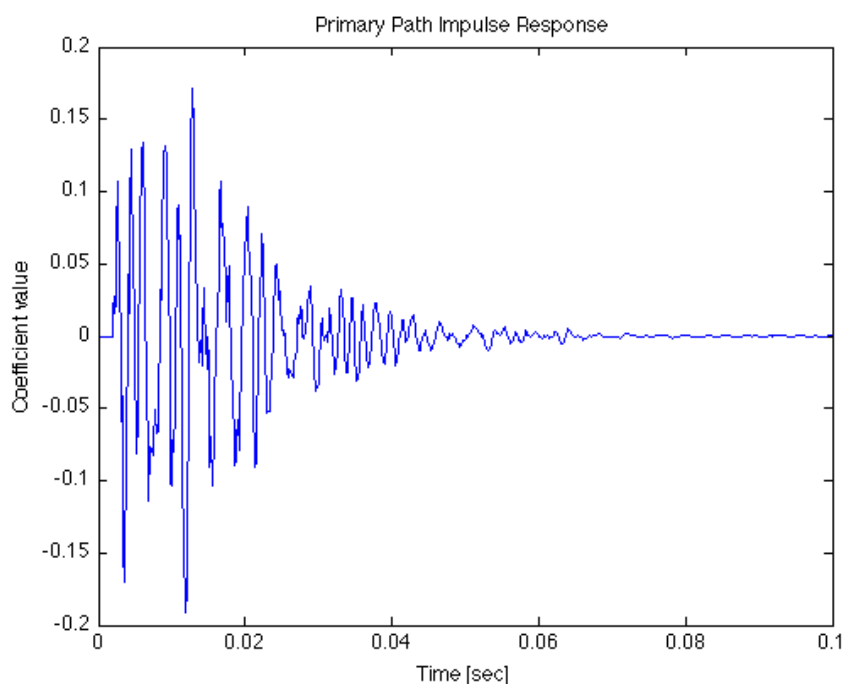
Den eksperimentelle del i rapporten er utført i Matlab.

3.1 Aktiv støydemping med bruk av filtrert-x LMS-algoritmen [6]

Dette kapitlet baseres på [6], og viser hvordan simulert støydemping kan oppnås ved bruk av en filtrert-x LMS algoritme. Det er generert impulsresponser for primær og sekundær forplantningsvei, og det er gjort en offline estimering av den sekundære forplantningsvei. Det er så generert et støysignal som imiterer en type støy som ofte er reell for ANC-systemer. Til slutt er det forsøkt en filtrert-x LMS filtrering av støysignalet i 7.5 sekunder. En eventuell akustisk tilbakekobling $F(z)$ er ikke tatt med i simuleringene.

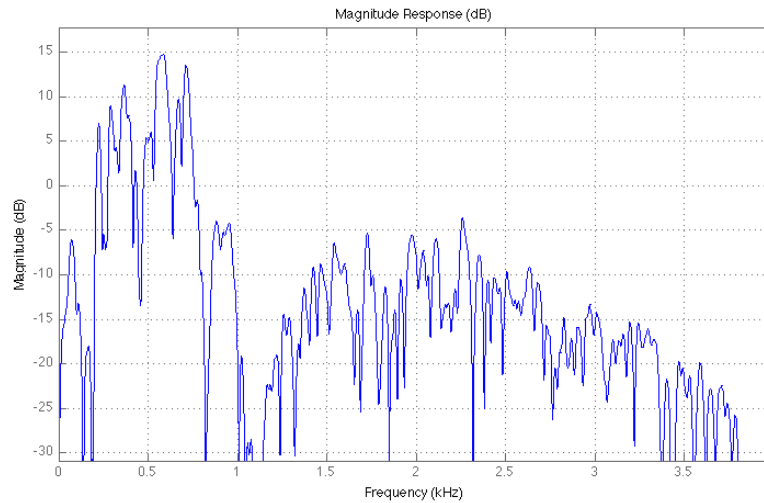
3.1.1 Primær og sekundær forplantningsvei

Det er konstruert en impulsrespons for den primære forplantningsvei $P(z)$ som er båndpassfiltrert slik at den inneholder frekvenser fra 200Hz til 800Hz. Figur 3.1 viser impulsresponsen til den primære forplantningsvei.



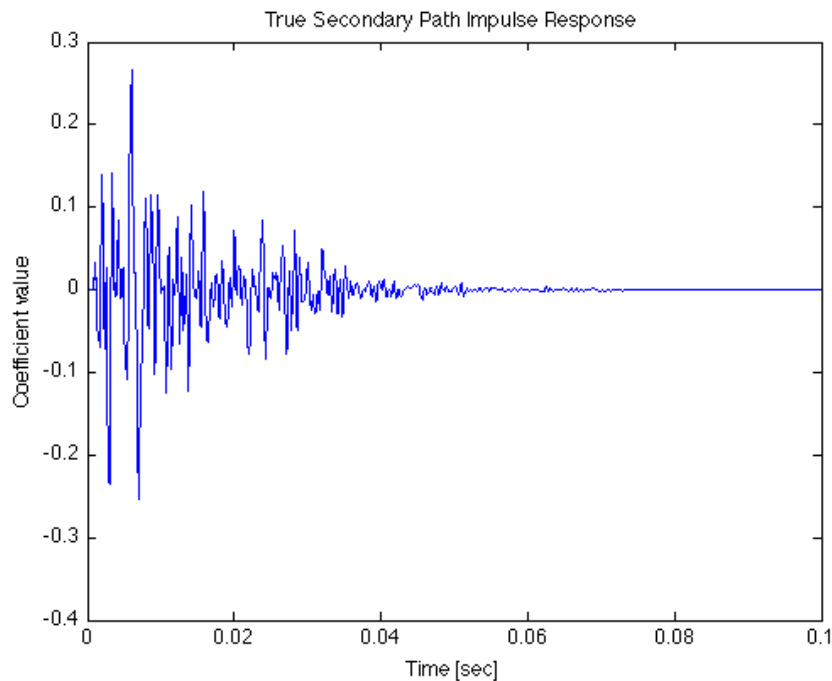
Figur 3.1: Impulsrespons av primær forplantningsvei, [6]

Ved hjelp av `fvtool`-kommandoen i Matlab er også frekvensresponsen til den primære forplantningsvei generert. Den primære forplantningsvei kan ses på som et filter, og frekvensresponsen viser hvordan filteret forsterker eller demper signalet etter hvilken frekvens signalet har. Det oppfører seg som et båndpassfilter som slipper igjennom frekvenser fra ca 200 til ca 800 Hz. I dette frekvensområdet oppstår det en forsterkning på opptil ca 15dB. Det observeres at båndpassfiltreringen allikevel slipper igjennom frekvenser over ca 1200Hz med begrenset dempefaktor (< -5 dB ca). Denne dempefaktoren representerer en passiv demping i hodetelefonen. Figur 3.2 viser frekvensresponsen til den primære forplantningsvei.



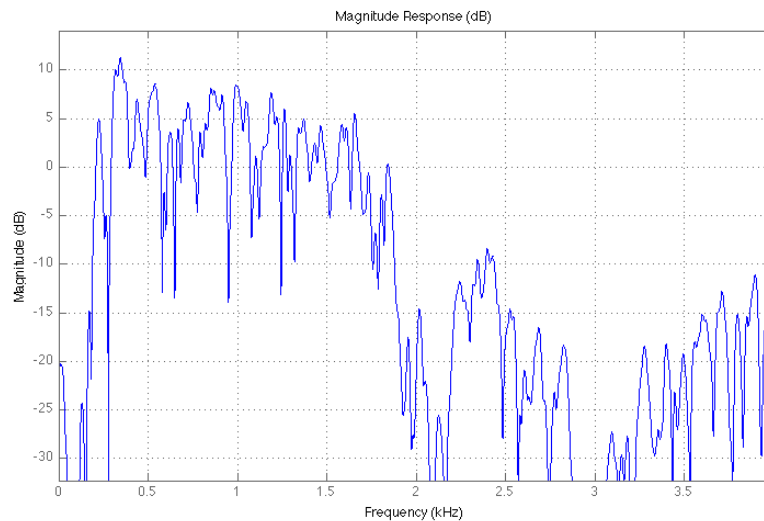
Figur 3.2: Frekvensrespons av primær forplantningsvei, [6]

Tilsvarende er gjort for den sekundære forplantningsvei. Figur 3.3 viser impulsresponsen til det som settes til å være den reelle sekundære forplantningsvei $S(z)$. Impulsresponsen er båndpassfiltrert slik at den inneholder frekvenser fra 160 til 2000 Hz. Det brukes en samplingsfrekvens på 8KHz, som tilfredsstiller Nyquists teorem.



Figur 3.3: Impulsrespons av sekundær forplantningsvei, [6]

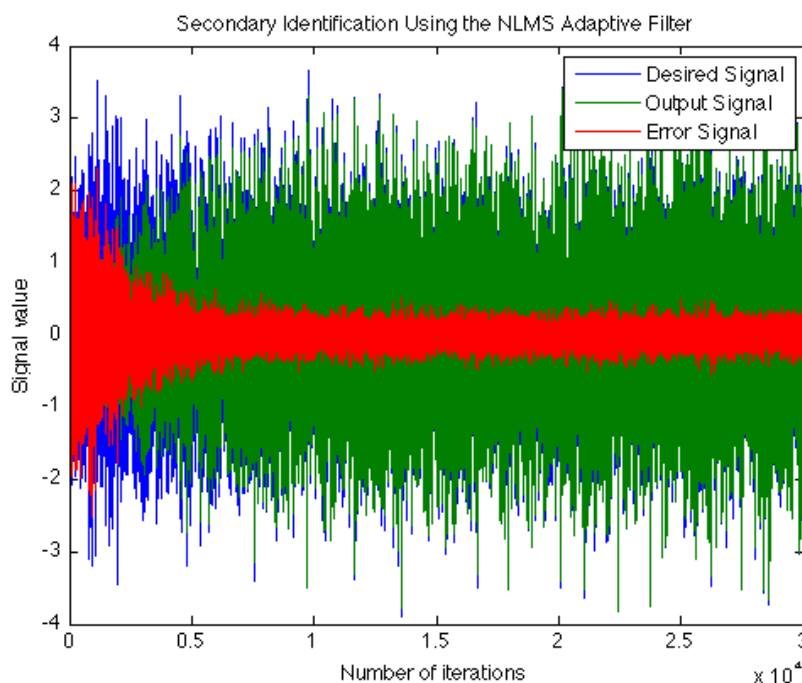
Frekvensresponsen er også funnet for den sekundære forplantningsvei. Figur 3.4 viser denne frekvensresponsen. Det vises at frekvenser mellom ca 160 Hz og 2 KHz beholdes uten stor påvirkning, mens frekvenser over 2KHz dempes relativt kraftig ($> -10\text{dB}$ ca). Frekvenser i båndpassbåndet beveger seg mellom den støykansellerende høyttaler og sekundærmikrofonen uten å forandres mye.



Figur 3.4: Frekvensrespons av sekundær forplantningsvei, [6]

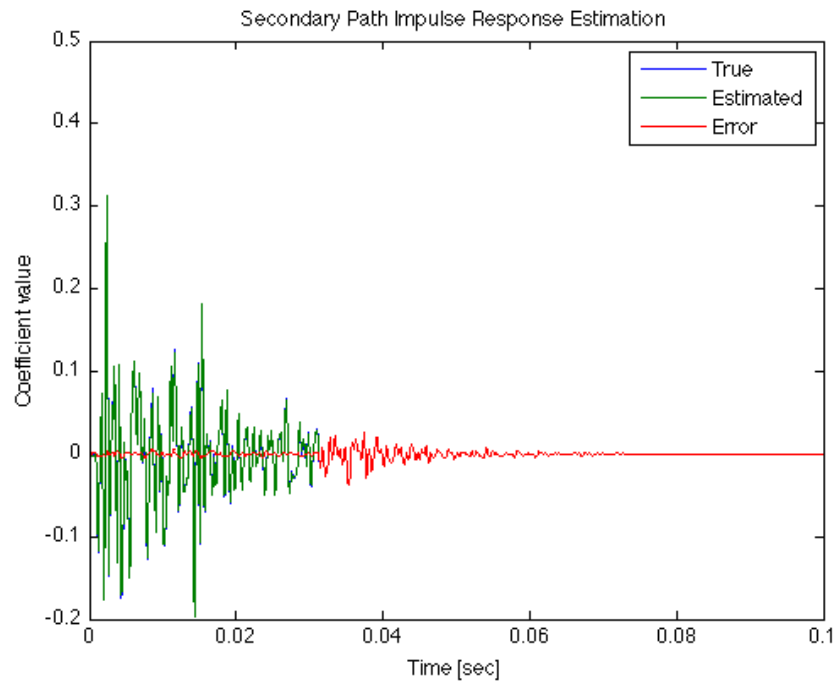
3.1.2 Estimering av den sekundære forplantningsvei

Som forklart i kapittel 2.6 er det viktig å kunne estimere den sekundære forplantningsvei $S(z)$. Dette er viktig for å motvirke den ødeleggende effekten $S(z)$ har på systemets kansellering. Det er simulert en offline-estimering av den sekundære forplantningsvei hvor støy ikke er tilstede. En syntetisk signal spilles gjennom systemet, og dette brukes til å estimere impulsresponsen til $S(z)$. En normalisert adaptivt LMS-algoritme brukes for å bestemme koeffisientene. Det syntetiske signalet spilles i 3.75 sekunder, dette er nok til at koeffisientene til den estimerte sekundære forplantningsvei $\hat{S}(z)$ konvergerer mot stasjonære verdier. Det grønne grafen i figur 3.5 viser hvordan $\hat{S}(z)$ utvikler seg over tid, og den røde grafen viser differansen mellom $S(z)$ og $\hat{S}(z)$. Figuren viser at etter rundt 10000 iterasjoner konvergerer algoritmen.



Figur 3.5: Estimering av sekundær forplantningsvei, normalisert LMS-filtrering, [6]

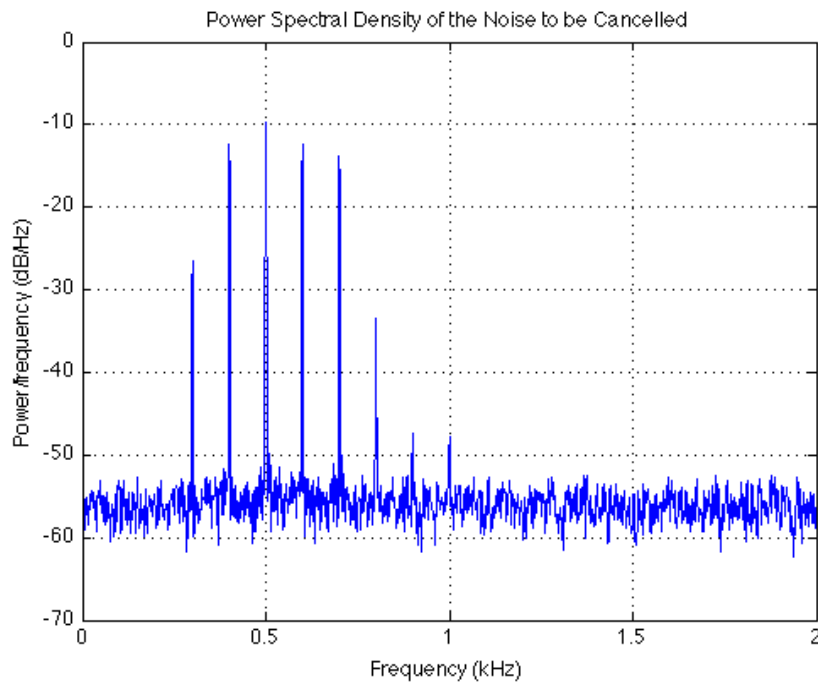
Den reelle og den estimerte sekundære forplantningsvei kan sammenlignes som et kvalitetsmål på hvor god estimeringen er. Figur 3.6 viser en sammenligning av de to impulsresponsene. Rød graf i figuren viser feilnivået for den estimerte impulsresponsen.



Figur 3.6: Sammenligning av reell og estimert sekundær forplantningsvei, [6]

3.1.3 Støysignal

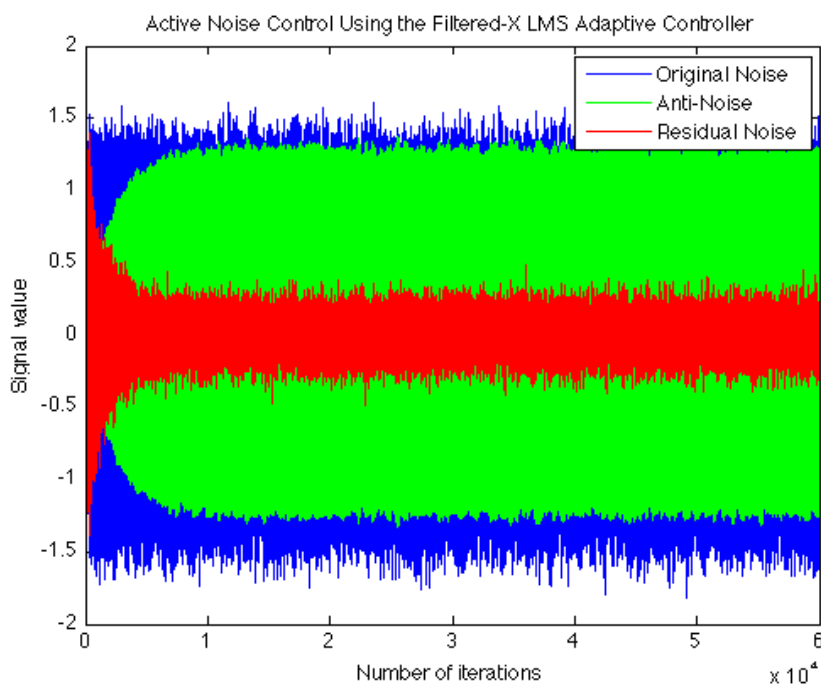
Det er blitt laget et repeterende støysignal som imiterer typisk støy avgitt av maskiner hvor aktiv støydemping er aktuelt. Støysignalet varer i 7.5 sekund og har et frekvensspekter som vist i figur 3.7. Støy med denne type frekvensspektrum, med frekvenser fra ca 300 Hz til rundt 1000 Hz, kan tenkes å være fra motorer, vindstøy eller lignende.



Figur 3.7: Frekvensspektrum for støyen som ønskes kansellert, [6]

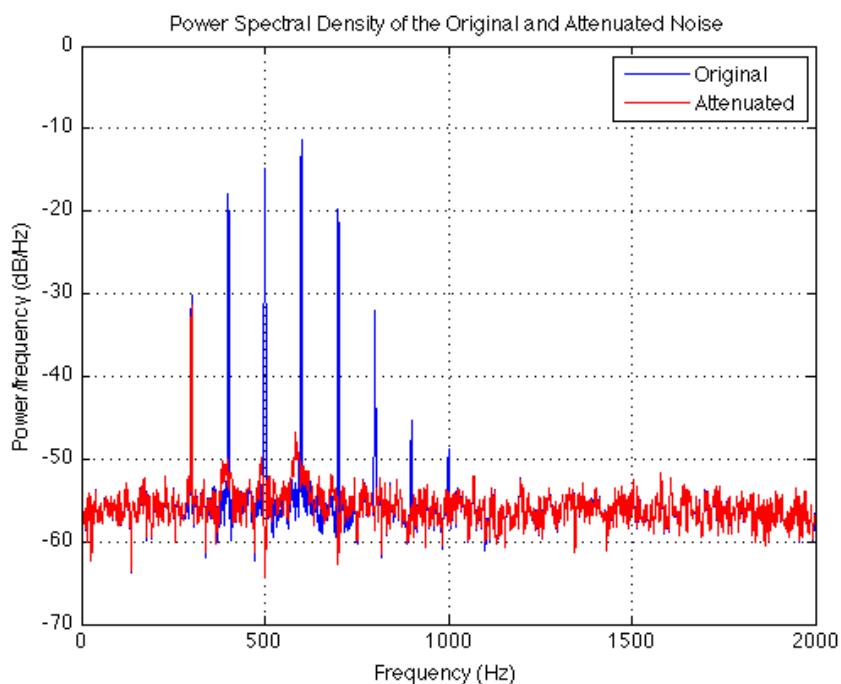
3.1.4 Filtring med FxLMS-algoritmen

Koeffisientene fra den estimerte sekundære forplantningsvei $\hat{S}(z)$ er her brukt til å filtere det målte signalet $x(n)$ fra primærmikrofonen for å oppnå $u(n)$. Det er så utført en LMS-filtrering som gjennomfører FxLMS-algoritmen. `adaptifilt.filtxms`-kommandoen i Matlab er her brukt. $u(n)$ er signalet fra primærmikrofonen etter det har blitt filtrert med $\hat{S}(z)$. Det er brukt en filterlengde på ca 44ms og en stegstørrelse på 0.0001 i denne filtreringen. Når det høres på det filtrerte signalet i forhold til støysignalet, kan det uten problemer høres at støysignalet er betydelig redusert. Figur 3.8 viser resultatet av FxLMS-algoritmen.



Figur 3.8: Aktiv støyreduksjon med bruk av adaptiv FxLMS-algoritme, [6]

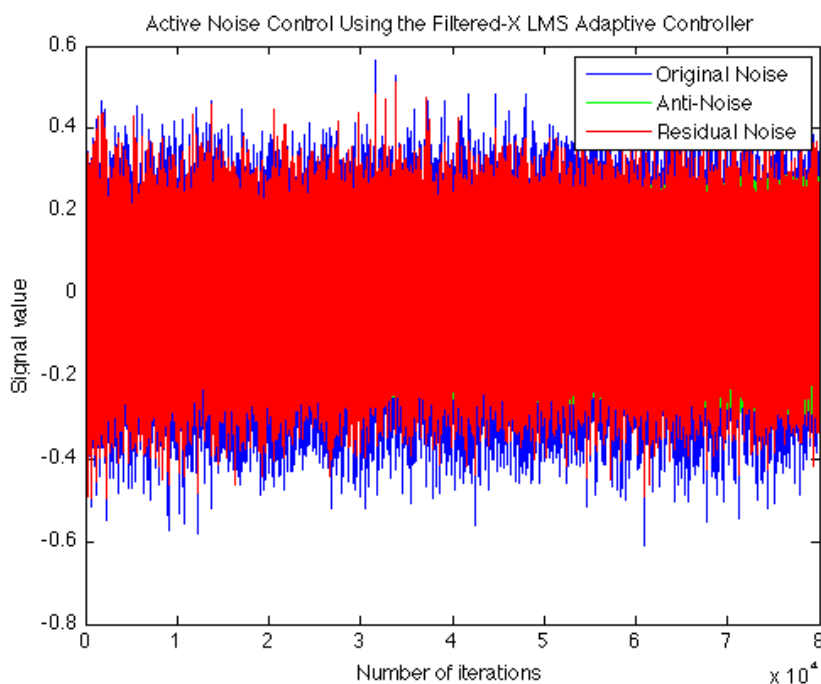
Figur 3.9 viser en sammenligning av filtrert støysignal og originalt støysignal. Den røde grafen viser det dempede signalet, og det oppnås god demping over stort sett hele frekvensspekteret. En demping opptil ca 40dB oppnås, noe som er et meget godt resultat. I et praktisk system vil en slik demping likevel neppe være oppnåelig grunnet en mer unøyaktig modellering av systemet.



Figur 3.9: Effektspekter av originalt støysignal og dempet støysignal, [6]

3.1.5 Systemets respons på forskjellige støysignal

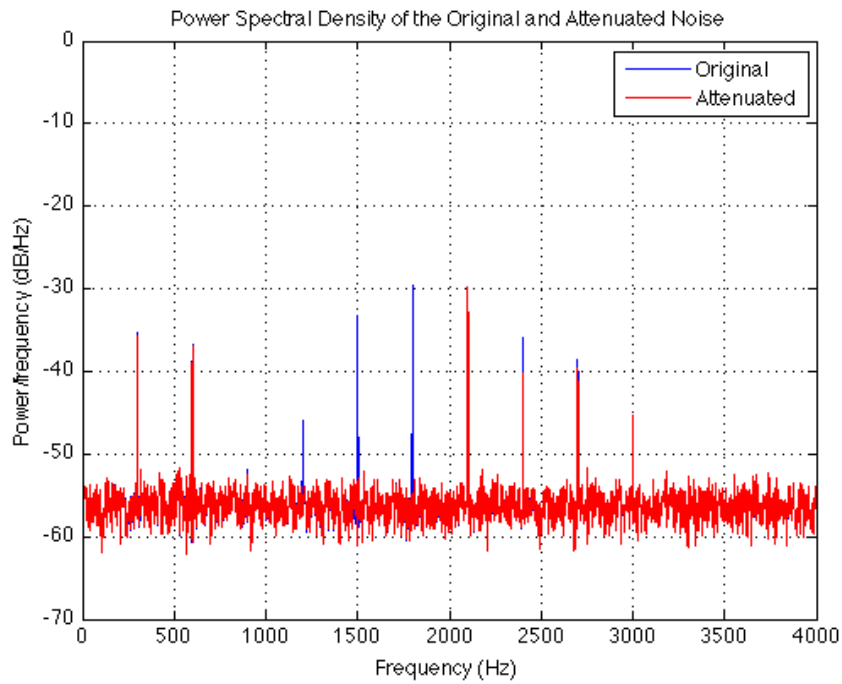
Når støysignalet består av høyere frekvenser, endres resultatet noe. Det er gjort forsøk med et støysignal som har frekvenser opp til 3KHz. Systemet oppnår nå en svakere demping av signalet, grunnet signalets store andel av høye frekvenser. Det gjøres oppmerksom på at grensen for hvor høye frekvenser systemet kan oppnå en tilfredstillende demping ved, bestemmes i stor grad av regnekapasiteten og samplefrekvensen til systemet. Denne øvre grensen vil derfor variere fra system til system, og vil i mange praktiske systemer være lavere enn den er i dette simulerte tilfellet. Figur 3.10 viser systemresponsen med endret støysignal.



Figur 3.10: Systemets demping når støysignalet innehar frekvenser opp til 3KHz

Hoveddelen av støysignalets frekvenskomponenter ligger nå mellom 1 KHz og 3 KHz. En lav demping oppnås.

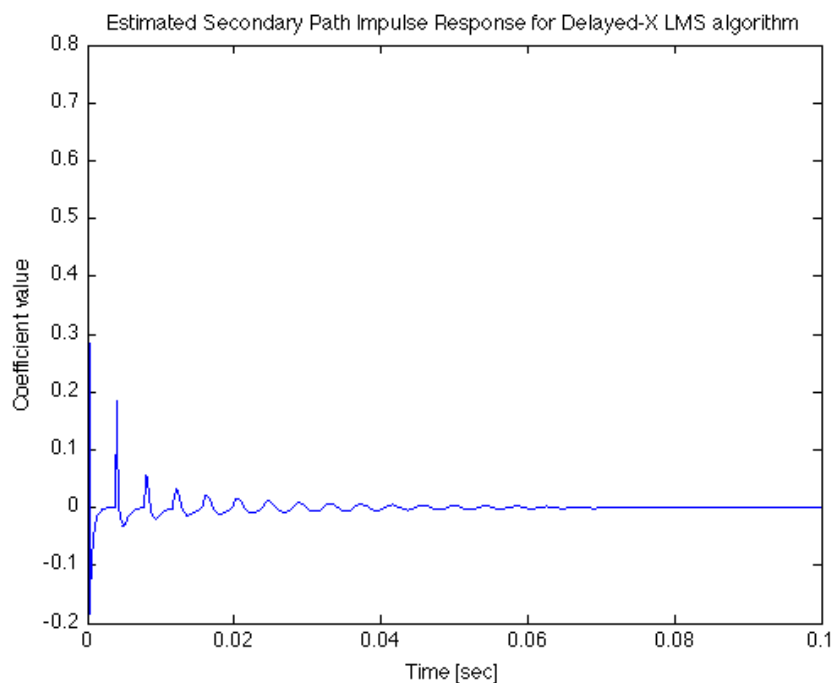
Figur 3.11 viser spektrum av både filtrert støysignal og originalt støysignal når støysignalet innehar frekvenser opp til 3 KHz. Frekvenser over 2KHz forblir nesten uberørt av det adaptive filteret.



Figur 3.11: Spektrum av filtrert støysignal og originalt støysignal når støysignalet innehar frekvenser opp til 3KHz

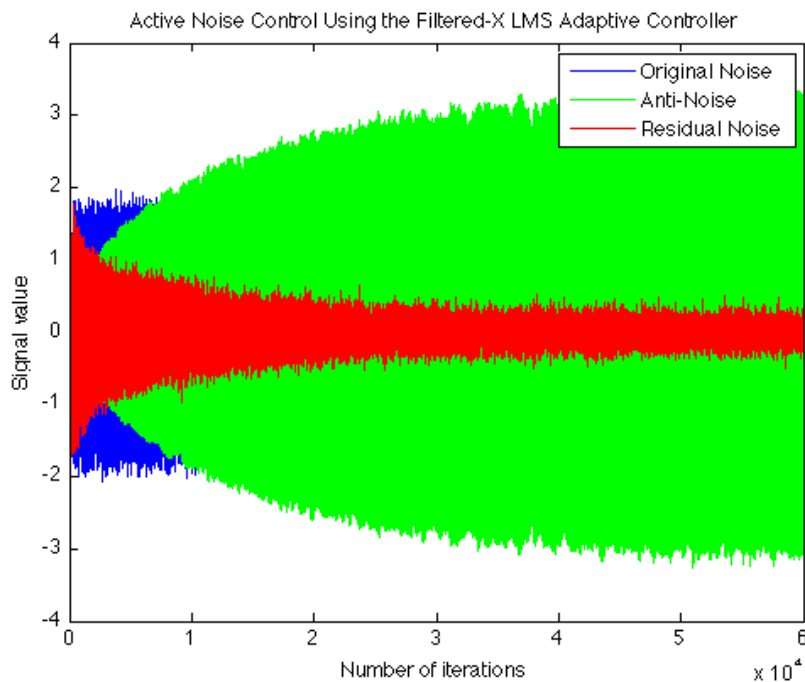
3.2 Aktiv støydemping med bruk av delayed-x LMS-algoritmen

Som et alternativ til FxLMS-algoritmen er det gjort simuleringer med bruk av delayed-x LMS-algoritmen. Her er det gjort en alternativ estimering av den sekundære forplantningsvei. Estimeringen er gjort enklere, kun ved bruk av forsinkelse og forsterkning. Forsterkningen er valgt til 0.32 og forsinkelsen 0.0038, noe som tilsvarer ca 30 sampler. Disse tallene er noe forskjellig på hva de hadde vært om figur 3.3 lå til grunn, dette er grunnet tilfeldig støy i prosessen. Det er generert en impulsrespons til denne som vises i figur 3.12. Denne impulsresponsen er det eneste som endres sammenlignet med FxLMS-algoritmen.



Figur 3.12: Impulsrespons av den estimerte sekundære forplantningsvei i delayed-x LMS-algoritmen

Figur 3.12 viser impulsresponsen til den estimerte sekundære forplantningsvei med bruk av delayed-x LMS-algoritmen. Sammenlignet med figur 3.3 er denne impulsresponsen mindre komplisert.



Figur 3.13: Aktiv støyreduksjon ved bruk av delayed-x LMS-algoritmen

Etter forenklingen av den sekundære forplantningsvei, kjøres systemet på tilsvarende måte som ved bruk av filtrert-x LMS algoritmen. Figur 3.13 viser systemresponsen etter estimatet av den sekundære forplantningsvei er forenklet ved bruk av delayed-x algoritmen. Systemet har en tregere konvergeringstid enn ved FxLMS-algoritmen, men oppnår tilsvarende kansellering etter ca 30 000 iterasjoner. Forskjellen i systemenes steady-state respons, antas å skyldes tilfeldig støy som er en del av prosessen når f.eks støysignalet genereres.

Diskusjoner og konklusjon

4.1 Resultater

Resultatene fra den eksperimentelle del av rapporten kan begrunnes i teoridelen. Systemet fungerer som forventet, og demper støysignal på en tilfredsstillende måte. Forventet var det også at støysignal med høye frekvenser (> 1 KHz) dempes mindre effektivt enn støysignal med lave frekvenser. Dette fremstår ikke som et problem, grunnet at disse frekvensene ofte kan bli dempet effektivt med en passiv demping. Det noteres at figur 3.9 viser en lav demping ved ca 300 Hz, som er den laveste betydelige frekvenskomponenten til støyen. Dette ser ut til å gå igjen i figur 3.11.

Ved introduksjon av en forenklet sekundær forplantningsvei, øker konvergeringstiden. Likevel oppnås en god demping, tilsvarende som når $\hat{S}(z)$ var den estimerte sekundære forplantningsvei. Metoden som ble brukt for å forenkle $\hat{S}(z)$ er forklart i kapittel 2.6.1 og i siste del av kapittel 2.9.1.

Det antas at konvergeringstiden i denne oppgaven er god nok for hodetelefonapplikasjoner. Systemet bruker ca 1 sekund på å nå sin steady-state respons (støysignalet varer 7.5 sekund), ved kjøring av normal filtrert-x LMS algoritme. Ved vanlige stabile støyer, holdes systemet på sin steady-state respons, og en god demping opprettholdes. På grunn av konvergeringstiden vil ikke systemet kunne dempe stikkstøy (ikke-stabil impulsstøy), men dette er ofte uønsket fordi dette er noe vi ønsker skal være urørt. Stemmer, bilhorn, skudd og alarmer er eksempler på lyder som det er en fordel å få med seg, og konvergeringstiden til systemet gjør at disse lydene ikke dempes særlig effektivt. Når et aktivt støydempende system skal lages, vil det i praksis ofte være begrensede regneressurser tilgjengelig. Det kan tenkes at systemet skal bruke så lite strøm som mulig grunnet batteridrift, og en strømgjerrigkontroller kan derfor være ønsket. En utfordring kan derfor være å opprettholde den korte konvergeringstiden i et praktisk system, istedetfor å hindre at den er for kort.

4.2 Diskusjon rundt fremgangsmåte

Fremgangsmåten i den eksperimentelle delen av oppgaven er begrunnet i den teoretiske delen. Simuleringer av et fysisk system er implementert i Matlab, og tilfredsstillende resultater er oppnådd. Det er viktig å vektlegge at resultatene bygger utelukkende på simuleringer, og fungerer kun som en pekepinn på hvordan et fysisk system hadde respondert. I en simulering kan mange av utfordringene knyttet

til aktiv støydemping håndteres isolert fra resten av systemet, noe som nødvendigvis ikke er gitt i et fysisk system. Unøyaktigheter i målinger av et fysisk system vil kunne gi feilbidrag og er en utfordring i seg selv. Programmering av en mikrokontroller/DSP tilfører også nye praktiske problemstillinger som ikke tas hensyn til ved programmering i Matlab. Den eksperimentelle delen av oppgaven bygger rundt FxLMS-algoritmen. Denne algoritmen er valgt grunnet dens sentrale rolle i ANC-litteraturen.

4.3 Tanker om implementasjon i DSP

Når et aktivt støydependende system skal konstrueres er det vanligvis en DSP-modul (Digital Signal Processor) som fungerer som hjernen i systemet. DSP-moduler velges ofte grunnet en rask og effektiv utregning av vanlige funksjoner, som konvolusjon og transformregning. Denne modulen kjøres all prosessering gjennom, og det adaptive filteret programmeres mot denne. Det er viktig å være klar over effekter som oppstår når en går fra teori til praksis i slike systemer. En åpenlys effekt kommer fra det faktum at nøyaktigheten alltid vil være begrenset. Når et signal går fra det analoge til det digitale domenet bestemmes nøyaktigheten av bredden på det digitale signalet. Størrelsen på forskjellen mellom det analoge signal og det digitale signal kalles ofte kvantiseringsfeil og eksisterer alltid. En annen unøyaktighet melder seg på grunn av de digitale filterkoeffisienters begrensede oppløsning. Dette gjør at filteret vil fungere som en tilnærming i større eller mindre grad, graden bestemmes av den tillatte bitbredden til filterkoeffisientene. Slike feilbidrag bør tas hensyn til under programmering av DSP-modulen, for å sikre en stabil og konvergerende algoritme under kjøring. Enhver elektrisk krets tilfører også støy til systemet, noe som vil gi utslag i systemdempingen. Denne tilførte støyen antas allikevel til å være så liten at den er ignorerbar i dagens DSP-moduler.

Når en DSP skal velges til systemet, kan en velge om DSP-modulen skal behandle dataene som flyttall (floating-point) eller heltall (fixed-point). Sammenlignet med heltallsystemet kan flyttallsystemet vise til en høyere nøyaktighet og et større dynamisk område. I dag er også DSP-moduler som baserer seg på flyttallsaritmetikk prismessig nesten på nivå med heltall DSPer. En rapport fra Texas Instruments ([2]) anbefaler generelt sett flyttallkalkulasjoner for lydapplikasjoner, grunnet det menneskelige ørets høye følsomhet for endringer og unøyaktigheter. En høy grad av nøyaktighet anbefales derfor, og flyttalskalkulasjoner kan være med på å tilføre dette til systemet.

Et aspekt ved implementering av systemet som ikke oppgaven tar hensyn til er forvrengninger som kan oppstå grunnet begrensninger i høyttaler eller mikrofoner. Det anbefales at signalet til høyttaleren begrenses til en maksimalverdi, y_{max} . Høyttaleren vil vrenge seg om den påtrykkes signaler over denne terskelverdien og dette vil skape ulineær støy som er vanskelig håndterbar. Mikrofonene kan også

tenkes å ha en øvre terskelverdi for det elektriske utgangsnivået, også dette for å unngå støyproblemer. Dette begrenser nivået støyen kan ha for at systemet skal kunne kjøres stabilt, men det antas at dette maksnivået ikke blir oppnådd under vanlig bruk.

Den kanskje viktigste problemstilling når et aktivt støydempende system skal implementeres i en DSP-modul er regnekapasitet. En tilstrekkelig regnekapasitet for å kunne kjøre systemets adaptive algoritme er helt essensielt i et fungerende aktivt støydempende system. Vanligvis vil det også være et krav at systemet skal kunne kjøres i sanntid og at det responderer raskt på endringer i støyen. Uten en rask nok DSP vil systemet da feile sin primære oppgave, nemlig å fjerne støyen som til enhver tid befinner seg rundt hodesettet. Valg av adaptiv algoritme bør derfor gjøres med tanke på hvilken kontroller systemet skal kjøre på. En forenklet estimert sekundær forplantningsvei for FxLMS-algoritmen er i teoridelen beskrevet som en måte å gjøre FxLMS-algoritmen mindre regnekrevende på, uten at dette går mye utover resultatet.

4.4 Konklusjon

Denne oppgaven viser hvordan aktiv støydemping fungerer i hodetelefonapplikasjoner. Vanlige problemstillinger er fremstilt, og løsninger er foreslått. Det er utført simuleringer som tar i bruk vanlige støydempingsalgoritmer, og resultatene er tilfredsstillende. Oppgaven bør være et godt utgangspunkt om det er ønskelig å lage et aktivt støydempende system for hodetelefonapplikasjoner. Resultatene i oppgaven viser hvordan aktiv støydemping har svakheter ved høye frekvenser. Passiv demping er derfor et nødvendig supplement om hele den audiblen frekvensskalaen ønskes dempet.

TILLEGG A

Appendix

A.1 Matlab-kode

Her følger en Matlab-kode for den eksperimentelle del av oppgaven. Mesteparten av koden er hentet fra [6]. Det er gjort noen endringer, spesielt gjelder det implementering av delayed-x LMS-algoritmen.

```
%% Active Noise Control Using a Filtered-X LMS FIR Adaptive Filter
% This demonstration illustrates the application of adaptive filters to the
% attenuation of acoustic noise via active noise control.

% Copyright 2004–2006 The MathWorks, Inc.
% $Revision: 1.1.6.11 $ $Date: 2008/06/13 15:19:05 $

%% Active Noise Control
% In active noise control, one attempts to reduce the volume of an unwanted
% noise propagating through the air using an electro-acoustic system using
% measurement sensors such as microphones and output actuators such as
% loudspeakers. The noise signal usually comes from some device, such as a
% rotating machine, so that it is possible to measure the noise near its
% source. The goal of the active noise control system is to produce an
% "anti-noise" that attenuates the unwanted noise in a desired quiet
% region using an adaptive filter. This problem differs from traditional
% adaptive noise cancellation in that:
%     - The desired response signal cannot be directly measured;
%       only the attenuated signal is available.
%     - The active noise control system must take into account the
%       secondary loudspeaker-to-microphone error path in its
%       adaptation.
%
% For more implementation details on active noise control tasks, see
% S.M. Kuo and D.R. Morgan, "Active Noise Control Systems: Algorithms
% and DSP Implementations", Wiley-Interscience, New York, 1996.

%% The Secondary Propagation Path
% The secondary propagation path is the path the anti-noise takes from
% the output loudspeaker to the error microphone within the quiet zone.
% The following commands generate a loudspeaker-to-error microphone
% impulse response that is bandlimited to the range 160 – 2000 Hz and
% with a filter length of 0.1 seconds. For this active noise control task,
% we shall use a sampling frequency of 8000 Hz.

Fs = 8000;
N = 800;
```

```

delayS = 7;
Fd = fdesign.bandpass('N,Fst1,Fst2,Ast',8,0.04,0.5,20);

Hd = design(Fd,'cheby2','FilterStructure','df2tsos');
H = filter(Hd,[zeros(1,delayS) log(0.99*rand(1,N-delayS)+0.01).* ...
    sign(randn(1,N-delayS)).*exp(-0.01*(1:N-delayS))]);
H = H/norm(H);
t = 1/Fs:1/Fs:N/Fs;
plot(t,H,'b');
xlabel('Time [sec]');
ylabel('Coefficient value');
title('True Secondary Path Impulse Response');
fvtool(H);

%%
gain=0.32;
z=TF('z', Fs);
H_test=gain/(z^-30 + 1);
num=[0 gain];
den=[1 zeros(1,30)];
[H,T]=impz(num,den,N,Fs);
plot(T,H);

%%
delaytid= 0.0038;
delay=floor(delaytid*(N/0.1));
gain=0.32;
z=TF('z', Fs);
[b,a]=(gain)/(z^(-delay));
[H,T]=impz(gain,z^(-delay),N,Fs);

H_test=gain/(z^-30 + 1);
plot(T,H);

%% Forenkling av estimatet til sekundær forplantningsvei

delaytid= 0.0038;
delay=floor(delaytid*(N/0.1));
gain=0.32;
imp=[1 zeros(1,799)];
b=1;
a=imp;

%a=imp(k-delay);
for k=1:length(imp)
    if k<(delay+1)
        a=a;
    else
        a(k)= gain*imp(k-delay);
    end
end

```

```

    end
end

h_test=filter(b,a,imp);
plot(t,h_test);
xlabel('Time [sec]');
ylabel('Coefficient value');
title('Estimated Secondary Path Impulse Response for Delayed-X LMS algorithm');
h=h_test;

%%

%% Estimating the Secondary Propagation Path
% The first task in active noise control is to estimate the impulse
% response of the secondary propagation path. This step is usually
% performed prior to noise control using a synthetic random signal played
% through the output loudspeaker while the unwanted noise is not present.
% The following commands generate 3.75 seconds of this random noise as well
% as the measured signal at the error microphone.

ntrS = 30000;
s = randn(1,ntrS);
dS = filter(H,1,s) + 0.01*randn(1,ntrS);

%% Designing the Secondary Propagation Path Estimate
% Typically, the length of the secondary path filter estimate is not as
% long as the actual secondary path and need not be for adequate control
% in most cases. We shall use a secondary path filter length of 250
% taps, corresponding to an impulse response length of 31 msec.
% While any adaptive FIR filtering algorithm could be used for this
% purpose, the normalized LMS algorithm is often used due to its
% simplicity and robustness. Plots of the output and error signals show
% that the algorithm converges after about 10000 iterations.

M = 250;
muS = 0.1; offsetS = 0.1;
h = adaptfilt.nlms(M,muS,1,offsetS);
[yS,eS] = filter(h,s,dS);

n = 1:ntrS;
plot(n,dS,n,yS,n,eS);
xlabel('Number of iterations');
ylabel('Signal value');
title('Secondary Identification Using the NLMS Adaptive Filter');
legend('Desired Signal','Output Signal','Error Signal');

%% Accuracy of the Secondary Path Estimate
% How accurate is the secondary path impulse response estimate? This
% plot shows the coefficients of both the true and estimated path.
% Only the tail of the true impulse response is not estimated

```

```

% accurately. This residual error does not significantly harm the
% performance of the active noise control system during its operation
% in the chosen task.

Hhat = h.Coefficients;
plot(t,H,t(1:M),Hhat,t,[H(1:M)-Hhat(1:M) H(M+1:N)]);
xlabel('Time [sec]');
ylabel('Coefficient value');
title('Secondary Path Impulse Response Estimation');
legend('True','Estimated','Error');

%% The Primary Propagation Path
% The propagation path of the noise to be cancelled can also be
% characterized by a linear filter. The following commands
% generate an input-to-error microphone impulse response that is
% bandlimited to the range 200 - 800 Hz and has a filter length of
% 0.1 seconds.

delayW = 15;
Fd2 = fdesign.bandpass('N,Fst1,Fst2,Ast',10,0.05,0.2,20);
Hd2 = design(Fd2,'cheby2','FilterStructure','df2tsos');
G = filter(Hd2,[zeros(1,delayW) log(0.99*rand(1,N-delayW)+0.01).*...
    sign(randn(1,N-delayW)).*exp(-0.01*(1:N-delayW))]);
G = G/norm(G);
plot(t,G,'b');
xlabel('Time [sec]');
ylabel('Coefficient value');
title('Primary Path Impulse Response');
%fvtool(G);

%% The Noise to be Cancelled
% Typical active noise control applications involve the sounds of
% rotating machinery due to their annoying characteristics. Here,
% we have synthetically generated 7.5 seconds of a noise that
% might come from a typical electric motor. Listening to its sound
% at the error microphone before cancellation, it has the characteristic
% industrial "whine" of such motors. The spectrum of the sound
% is also plotted.

ntrW = 80000;
F0 = 100;
n = 1:ntrW;
A = [0.01 0.01 0.02 0.2 0.3 0.4 0.3 0.2 0.1 0.07 0.02 0.01];
x = zeros(1,ntrW);
for k=1:length(A);
    x = x + A(k)*sin(2*pi*(F0*k/Fs*n+rand(1)));
end
d = filter(G,1,x) + 0.1*randn(1,ntrW);
Hp = spectrum.welch; Hp.SegmentLength = 4444;
Pd = psd(Hp,d(1:ntrW-20000:ntrW),'NFFT',8192,'Fs',Fs);
plot(Pd)
axis([0 2 -70 0]);
title('Power Spectral Density of the Noise to be Cancelled');
p8K = audioplayer(d/max(abs(d)),Fs);

```

```

playblocking(p8K);
%fvtool(d);
%hfile = 'stoey.wav';
%wavwrite(d, Fs, hfile)
%clear y Fs

%% Active Noise Control using the filtered-X LMS Algorithm
% The most popular adaptive algorithm for active noise control is
% the filtered-X LMS algorithm. This algorithm uses the secondary
% path estimate to calculate an output signal whose contribution
% at the error sensor destructively interferes with the undesired
% noise. The reference signal is a noisy version of the undesired
% sound measured near its source. We shall use a controller filter
% length of about 44 msec and a step size of 0.0001 for these
% signal statistics. The resulting algorithm converges after about
% 5 seconds of adaptation. Listening to the error signal, the
% annoying "whine" is reduced considerably.

xhat = x + 0.1*randn(1,ntrW);
L = 250;
muW = 0.0001;
h = adaptfilt.filtxllms(L,muW,1,Hhat);
[y,e] = filter(h,xhat,d);

plot(n,d,'b',n,y,'g',n,e,'r');
xlabel('Number of iterations');
ylabel('Signal value');
tstr = ['Active Noise Control Using', ...
       ' the Filtered-X LMS Adaptive Controller'];
title(tstr);
legend('Original Noise','Anti-Noise','Residual Noise');
p8K = audioplayer(e/max(abs(e)),Fs);
playblocking(p8K);

%% Residual Error Signal Spectrum
% Comparing the spectrum of the residual error signal with that of the
% original noise signal, we see that most of the periodic components
% have been attenuated considerably. The steady-state cancellation
% performance may not be uniform across all frequencies, however.
% Such is often the case for real-world systems applied to active noise
% control tasks.

Pe = psd(Hp,e(ntrW-20000:ntrW),'NFFT',8192,'Fs',Fs);
plot(Pd.Frequencies,10*log10(Pd.Data(:,1)),'b',...
     Pe.Frequencies,10*log10(Pe.Data(:,1)),'r');
axis([0 4000 -70 0]);
grid on
xlabel('Frequency (Hz)');
ylabel('Power/frequency (dB/Hz)');
tstr = ['Power Spectral Density of the', ...
       ' Original and Attenuated Noise'];
title(tstr);
legend('Original','Attenuated');

```

```
displayEndOfDemoMessage (mfilename)
```

Bibliografi

- [1] Enricue Cruz Mariko Nakano-Miyatake Hector Perez-Meana Edgar Lopez-Gaudana, Pablo Betancourt. A hybrid active noise cancelling with secondary path modelling. In *IEEE*, page 4. 2008. (Cited on pages iii, 11 and 12.)
- [2] Ray Simar Gene Frantz. Comparing fixed- and floating-point dsps. Technical report, Texas Instruments, unknown. Undertittel: Does your design need a fixed- or floating-point DSP? The application data set can tell you. (Cited on page 42.)
- [3] M. Abe M. Kawamat M.T Akthar, M. Tufail. Acoustic feedback neutralization in active control systems. *IEICE Electronics Express*, Vol.4, No.7, 221-226, April 2007. funnet på internett. (Cited on pages iii and 14.)
- [4] M. Kawamata M.T Akthar, M. Abe. Acoustic feedback path modeling in active noise control systems. *SICE Annual Conference 2005 in Okayama*, Okayama University, Japan, August 2005. funnet på internett, skrevet ved Graduate School of Engineering, Tohoku University, Sendai, Japan. (Not cited.)
- [5] N.Narahari. Noise cancellation in headphones. In *M.Tech credit seminar report, Electronic Systems Group, EE Dept, IIT Bombay*, page 12. November 2003. (Cited on page 8.)
- [6] Matlab R2009b. adaptfxlmsdemo.m. Active Noise Control Using a Filtered-X LMS FIR Adaptive Filter. (Cited on pages ii, iii, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38 and 44.)
- [7] Cristopher Rose. Active voice control: An implementation of active noise control for canceling speech. Master's thesis, unknown, 2007. (Cited on pages 1 and 8.)
- [8] H. s. Kim og Y. Park. Delayed-x lms algorithm: An efficient anc algorithm utilizing robustness of cancellation path model. *Journal of Sound and vibration*, page 13, 1998. (Cited on pages ii, 17, 18 and 23.)
- [9] Dennis R. Morgan Sen M. Kuo. *Active Noise Control Systems, Algorithms and DSP Implementations*. John Wiley and Sons Inc, 1996. (Cited on pages ii, iii, 2, 7, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 23, 25, 26 and 27.)