

平成 12 年度

学士学位論文

多入力音場再生システムにおける
信号補正法

Method for Correcting Signal by Multi Input System
in order to Reproducing Sound Field

1010362 秋山 由佳

指導教員 福本 昌弘

2001 年 2 月 5 日

高知工科大学 情報システム工学科

要 旨

多入力音場再生システムにおける 信号補正法

秋山 由佳

コンサートホールなどの空間で録音された音を異なる空間で再生するとき、再生された音には録音空間の音場が再現されることが要求される。このとき問題となることは、再現しようとする空間で室内伝達特性の影響を受けることによって、再生された信号が変化をしてしまうことである。

本研究では、室内伝達特性の影響を受けた信号を補正することにより、再現空間で録音空間の音場を再現することを目的とする。ここで、空間での信号伝達経路を線形モデルと仮定し、FIR ディジタルフィルタで構成された適応フィルタにより信号補正を行うことを考える。

本論文では、学習同定法によって適応フィルタのパラメータを更新することによって、信号を補正する方法を検討し、シミュレーションを行うことによってその有効性を示す。

キーワード FIR ディジタルフィルタ、適応フィルタ、学習同定法、音場再生

Abstract

Method for Correcting Signal by Multi Input System in order to Reproducing Sound Field

Yuka AKIYAMA

We require the sound reproduction in virtual reality space. But the sound don't transmit without transforming in the air. Because the sound is transformed into different sound which is influenced by the indoor transfer characteristic.

The purpose of this research reproduce the original sound field in reproduction space. Therefore the transformed sound must be corrected. Here, assuming that signal transfer route in space is linear model, I consider how to correct signal with adaptive filter which consisted of FIR digital filter.

In this paper, I make a study of method for correcting signal by renewing parameters of adaptive filter with NLMS algorithm. Then, I show the validity by performing a simulation.

key words FIR digital filter, Adaptive Filter, Normalized LMS, Sound Field Re-production

目次

第 1 章 序論	1
1.1 本研究の背景と目的	1
1.2 本論文の概要	2
第 2 章 ディジタル信号処理	3
2.1 まえがき	3
2.2 FIR ディジタルフィルタ	3
2.3 適応信号処理	5
2.3.1 適応フィルタ	5
2.3.2 適応アルゴリズム	7
2.3.3 LMS アルゴリズム	10
2.3.4 学習同定法	10
2.3.5 計算機によるシミュレーション	12
第 3 章 音場再生システム	16
3.1 まえがき	16
3.2 音響システム	17
3.3 音場再生技術	17
3.3.1 バイノーラルシステム	18
3.3.2 トランスオーラルシステム	18
3.3.3 問題点	20
第 4 章 多入力音場再生システムにおける信号補正法	21
4.1 まえがき	21
4.2 多入力音場再生システム	21

目次

4.2.1	信号補正方法	22
4.3	計算機シミュレーション	23
4.3.1	シミュレーション条件	23
4.3.2	シミュレーション結果	24
第 5 章 結論		27
5.1	本研究における評価	27
5.2	今後の課題	27
謝辞		29
参考文献		30
付録 A 適応信号処理の応用例		31
A.1	エコーピューリゼーション	31
A.2	ノイズキャンセラ	32

図目次

2.1 FIR ディジタルフィルタ	4
2.2 適応フィルタを用いたブロック図	5
2.3 入力信号	14
2.4 未知系パラメータ	14
2.5 未知系出力信号と推定信号	15
2.6 評価量に対する収束特性	15
3.1 バイノーラルシステムの模式図	18
3.2 トランスオーラルシステムの模式図	19
4.1 システムのブロック図	22
4.2 補正フィルタ内の信号処理手順	23
4.3 入力信号	25
4.4 右耳と左耳への未知系パラメータ	25
4.5 入力信号と観測信号	26
4.6 評価量に対する収束特性	26
A.1 エコーキャンセラ	31
A.2 ノイズキャンセラ	32

表目次

2.1 図 2.2 における変数の説明	6
2.2 代表的な適応アルゴリズムの特徴比較	9

第1章

序論

1.1 本研究の背景と目的

近年、デジタル技術の著しい進展によって、音声、映像、文字などのデータをインターネット網を通じて世界中に伝送することが可能となった。また、通信網、デジタル通信、信号処理、通信端末におけるハードウェア・ソフトウェア技術の著しい発展により情報流通社会へと進展した。こうした流れからマルチメディア時代を迎え、バーチャルリアリティへの要求が高まっている。バーチャルリアリティを実現するためには、臨場感のある立体再生が望まれる。例えば、音声のデジタル信号処理分野では、もとの空間での音場（原音場）を、音場の再現を要求する空間（再現空間）で実現することのできるシステムの構築が求められる。

現在の技術では、音の再現性を追求した場合、実際に体験することに勝る方法がない。そのため、受聴者は時間や場所に拘束されてしまうという結果を招いてしまう。したがって、時間や場所に左右されずに、異なった空間で音場再生を可能にしたシステムの開発が注目されている。

音場を再現することを目的として、過去に様々な音場再生技術に関する研究・開発がなされている。ところが、これらの技術ではいくつかの問題点が指摘されている。臨場感を伝えるためには、これらの問題点を解決し、より良い音場再生システムを構築しなければならない。

本研究では、現在指摘されている問題点を解決し、より良い音場再生システムを構築することを目的とする。そこで、所望信号に近付くように必要なパラメータを更新する学習機能

1.2 本論文の概要

を持った適応フィルタを利用することによる実現方法について検討する。

1.2 本論文の概要

ここで、本論文の概要について述べる。

第2章では、本研究のために用いるデジタル信号処理の基礎技術である、FIR デジタルフィルタと適応信号処理について述べる。適応信号処理では、信号処理を行う際に用いられる適応アルゴリズムのうち LMS アルゴリズムと学習同定法についての説明を行う。最後に、計算機シミュレーションにより、本研究で使用する適応アルゴリズムについて検討した結果を示す。

第3章では、本研究の目指す音場再生システムについて述べた後、既に研究されている例としてバイノーラルシステムとトランスオーラルシステムについて示し、その問題点の指摘を行う。

第4章では、本研究で検討する多入力音場再生システムにおける信号補正法についての説明を行う。次いで、本研究で検討した信号補正法を用いた場合の計算機シミュレーションによる結果を示す。

最後に、第5章では、本研究での計算機シミュレーション結果を評価し、問題点を指摘することで今後の課題を吟味する。

第 2 章

デジタル信号処理

2.1 まえがき

音楽、音声などの音響信号は連続的な量をもつアナログ信号である。このアナログ信号を離散的な値をもつデジタル信号に変換することで、コンピュータ上でデータの処理を行うことができる。

処理の対象となる観測信号は、入力されてから観測されるまでの間のシステムに関する何らかの情報を保持している。そこで、観測信号から目的とする信号成分を抽出する機能を持ったデジタルフィルタについて考える。

フィルタとは、入力にある処理を行い変形することによって、必要とする出力を得るためのものである。デジタルフィルタは、有限長の応答をもつ FIR(Finite Impulse Response) フィルタと、無限長の応答をもつ IIR(Infinte Impulse Response) フィルタに分類される [1][4][10]。本章では、本研究で用いるフィルタが有限長であることから、FIR デジタルフィルタについて述べた後、FIR デジタルフィルタを用いて未知のパラメータを推定する機能をもつ適応フィルタについての説明を行う。

2.2 FIR デジタルフィルタ

デジタルシステムでは、個々の信号を一時的に記憶するため、過去の信号を取り出すことが可能である。そこで、図 2.1 のように、単位遅延を示す z^{-1} を有限個用いたフィルタを考える。

2.2 FIR ディジタルフィルタ

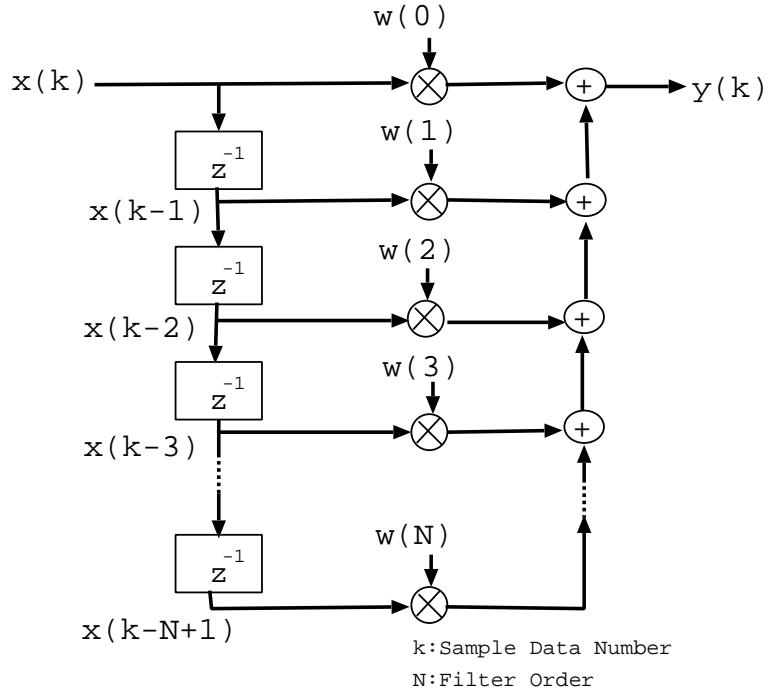


図 2.1 FIR ディジタルフィルタ

図 2.1 では、入力信号 $x(k)$ が各タップにおいてパラメータ（フィルタ係数）と乗せられ、それらが加算された結果 $y(k)$ が出力される。このフィルタの入出力関係は、

$$y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} w(i)x(k-i+1) \quad (2.1)$$

で与えられる。

このように、インパルス応答の長さが有限長となるようなディジタルフィルタのことを FIR(Finite Impulse Response) ディジタルフィルタと呼ぶ [1][4][10]。

式 (2.1) から、出力信号 $y(k)$ はパラメータ w_N に依存することがわかる。このことは、同一の入力信号を与えた場合でもパラメータが異なれば得られる結果も異なることを表している。ただし、パラメータ w_N とは、

$$\mathbf{w}_N = [w(0), w(1), \dots, w(N)]^T \quad T : \text{転置} \quad (2.2)$$

で表される。

2.3 適応信号処理

信号処理では、観測された信号にフィルタを作用させることによって、望ましい信号が outputされるように処理を行う。このとき、フィルタの特性を決めるパラメータが固定である場合は、時間の変化に関係なく処理を行うことが可能である。しかし、観測信号の統計的性質が時間と共に変化する場合には、固定的な処理では正確に対応できない。そこで、時間と共に変化する信号の性質に応じて、パラメータを更新することのできる適応フィルタを用いる。このような処理を行うために、Widrow の先駆的な研究により始められたのが適応信号処理 [2] である。

近年では、移動通信システムの分野の飛躍的な成長により、適応エコーフィルタ、適応ノイズキャンセラ、適応干渉キャンセラ、適応等化器などの適応信号処理技術が多く利用されている [2][6][8]。

2.3.1 適応フィルタ

次に、FIR 形で構成された未知システムのパラメータ（インパルス応答）を推定することを考える。図 2.2 にシステムのブロック図を示す。但し、図 2.2 における変数についての説明は表 2.1 に示す。

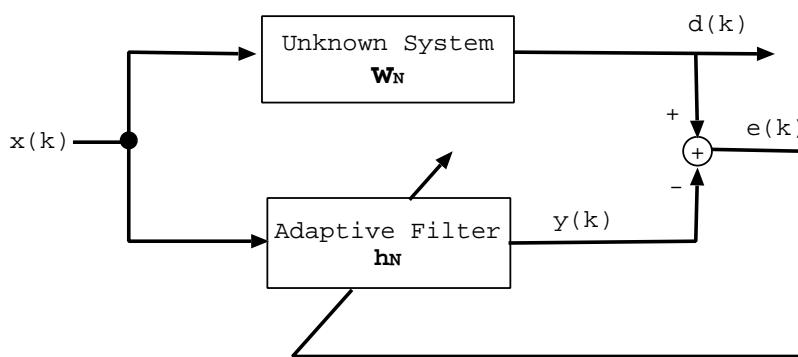


図 2.2 適応フィルタを用いたブロック図

2.3 適応信号処理

表 2.1 図 2.2 における変数の説明

k	時刻
N	インパルス応答長(フィルタタップ数)
$x(k)$	入力信号
\mathbf{w}_N	未知システムのフィルタ係数 $(\mathbf{w}_N = [w(0), w(1), \dots, w(N)]^T)$
\mathbf{h}_N	適応フィルタのフィルタ係数 $(\mathbf{h}_N = [h(0), h(1), \dots, h(N)]^T)$
$d(k)$	未知形の出力信号
$y(k)$	推定系の出力信号
$e(k)$	出力誤差

このとき、未知系出力信号 $d(k)$ と推定系の出力信号 $y(k)$ はそれぞれ、

$$d(k) = \sum_{i=0}^{N-1} w(i)x(k-i+1) \quad (2.3)$$

$$y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(k-i+1) \quad (2.4)$$

と表すことができる。また、出力誤差 $e(k)$ は、

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (2.5)$$

と表される。

式 (2.3), 式 (2.4) において、

$$w(i) = h(i) \quad ; \forall i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.6)$$

であれば、常に同じ出力を得ることができる。したがって、未知システムのインパルス応答長が有限で、その個数が既知であるならば、同一の入力信号に対して完全に等しい出力結果を与える FIR ディジタルフィルタを構成することが可能である。

しかし、一般に、未知システムのインパルス応答長は無限に続く。この場合、式 (2.6) のような仮定が成り立たないために、同一の入力信号に対して完全に等しい出力結果が得られるような FIR ディジタルフィルタを構成することはできない。

2.3 適応信号処理

そこで、室内音響系をはじめとする実際のシステムの多くのインパルス応答が、時間と共に減衰していくという性質を利用する。

すると、未知系システムのインパルス応答のうち最初の適当な N 個の値を推定することによって、推定系出力信号を未知系出力信号に近づけることが可能である。

このようにして、推定システムの出力 $y(k)$ が未知システムの出力 $d(k)$ に近づくように、推定システムのパラメータ \mathbf{h}_N を逐次的に推定する学習機能をもったフィルタのことを、適応フィルタという [1][2][6][9].

2.3.2 適応アルゴリズム

適応アルゴリズムとは、各時刻で観測される入力信号 $x(k)$ と出力誤差 $e(k)$ を用いて、パラメータを修正することによって最適解を求める計算手順のことである [1][2][8].

適応アルゴリズムは、1960 年に Widrow-Hoff の LMS アルゴリズムに始まり、1967 年にこれとは独立に、野田と南雲により学習同定法が発表された。また、その他にも RLS アルゴリズム、BLMS アルゴリズムなどが挙げられる。

図 2.2において、入力信号 $x(k)$ に対する未知系出力 $y(k)$ は、式 (2.7) のように与えられた。

$$y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(k-i+1) \quad (2.7)$$

式 (2.7) で表される $y(k)$ は、入力状態ベクトル $\mathbf{x}_N(k)$ および係数ベクトル \mathbf{h}_N の内積として、

$$y(k) = \mathbf{h}_N^T \mathbf{x}_N(k) \quad T; 転置 \quad (2.8)$$

と表すことができる。

但し、 \mathbf{x}_N 、 \mathbf{h}_N はそれぞれ、

$$\mathbf{h}_N = [h(0), h(1), h(2), \dots, h(N-1)]^T \quad (2.9)$$

$$\mathbf{x}_N = [x(1), x(2), x(3), \dots, x(N-1)]^T \quad (2.10)$$

2.3 適応信号処理

で定義される。

ここで、誤差の2乗平均値を評価量 J として、

$$\begin{aligned} J &= E[e^2(k)] \\ &= E[(d(k) - y(k))^2] \\ &= E[(d(k) - \mathbf{h}_N^T \mathbf{x}_N(k))^2] \end{aligned} \tag{2.11}$$

とする。但し、 $E[\cdot]$ は期待値を表す。

すると、図 2.2 では、未知系出力 $d(k)$ と推定系出力 $y(k)$ の差の2乗平均値が最小となるように、適応フィルタのパラメータが更新される。

次に、適応アルゴリズムの基本的なパラメータ更新方法についての手順を示す。

- (i) 時刻 $k = 0$ として、パラメータの初期値 \mathbf{h}_N を設定する（通常 $\mathbf{h}_N = 0$ ）。
- (ii) 時刻 k における出力 $y(k)$ と誤差 $e(k)$ を次式により計算する。

$$y(k) = \mathbf{h}_N^T \mathbf{x}_N(k) \tag{2.12}$$

$$e(k) = d(k) - y(k) \tag{2.13}$$

- (iii) $\mathbf{x}_N(k)$, $e(k)$ を用いて各種アルゴリズムで修正量 $\Delta\mathbf{h}_N(k)$ を計算し、次式によりパラメータ $\mathbf{h}_N(k)$ を修正して $\mathbf{h}_N(k+1)$ を得る。

$$\mathbf{h}_N(k+1) = \mathbf{h}_N(k) + \alpha \cdot \Delta\mathbf{h}_N(k) \quad \alpha; \text{ステップゲイン} \tag{2.14}$$

- (iv) k の値を1つ増やして上記 (ii), (iii) を繰り返す。

ただし、過程 (iii) のステップゲインとは、パラメータの修正量の大きさを制御し、収束速度を決定するものである。例えば、 $\alpha = 0$ のとき式 (2.14) は、

$$\mathbf{h}_N(k+1) = \mathbf{h}_N(k) \tag{2.15}$$

となり、まったくパラメータの更新が行われない。

2.3 適応信号処理

逆に $\alpha = 1$ のとき式 (2.14) は,

$$\mathbf{h}_N(k+1) = \mathbf{h}_N(k) + \Delta\mathbf{h}_N(k) \quad (2.16)$$

となり、算出された修正量分だけパラメータの更新を行う。

すなわち、 $\alpha = 1$ のときが最適であると言える。しかし、これはシステムが最良状態のときのみ有効で、雑音などの問題が生じることを考慮すると、必ずしも最適であるとは言えない。したがって、システムの状態にとって最適なステップゲインを選択する必要がある。

これらの手順のうち、過程 (iii) の具体的な修正量 $\Delta\mathbf{h}_N$ の算出方法が、各種アルゴリズムを特徴づける部分となる。

表 2.2 代表的な適応アルゴリズムの特徴比較

適応アルゴリズム	特徴	演算量
LMS アルゴリズム	<ul style="list-style-type: none"> ・安定性がある ・有色信号での収束特性の劣化 	$2N$
学習同定法	<ul style="list-style-type: none"> ・高速な収束特性 ・有色信号で収束特性が劣化 	$3N$
RLS アルゴリズム	<ul style="list-style-type: none"> ・パラメータが時不变ならば良好に収束 ・パラメータが変化すると不安定 	$2N^2$

ここで、代表的な適応アルゴリズムの特徴と、フィルタタップ数が N の場合の演算量を比較すると表 2.2 のようになる。

本研究では、時間的に変化するパラメータを扱う。したがって、パラメータが時間変化した場合も良好な収束特性を示すアルゴリズムが必要となる。また、実時間処理を要するため演算量もできるだけ少なく、高速な収束特性を有するものが好ましい。このような理由から、LMS アルゴリズムと学習同定法に的を絞って、本研究に用いる適応アルゴリズムを検討する。

2.3 適応信号処理

2.3.3 LMS アルゴリズム

LMS(Least Mean Square) アルゴリズム [2][6][7][8] は、最急降下法と密接な関係をもつ。ここで、推定のための評価量を、式 (2.11) における平均操作を省略した量 J_{LMS}

$$\begin{aligned} J_{LMS} &= [d(k) - y(k)]^2 \\ &= \mathbf{h}_N^T \mathbf{x}_N(k) \mathbf{x}_N(k)^T \mathbf{h}_N - 2\mathbf{h}_N^T \mathbf{x}_N(k) d(k) + d(k)^2 \end{aligned} \quad (2.17)$$

とする。 J_{LMS} を \mathbf{h}_N に関して偏微分すると、

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{LMS}}{\partial \mathbf{h}_N} &= 2 [\mathbf{x}_N(k) \mathbf{x}_N(k)^T \mathbf{h}_N - \mathbf{x}_N(k) d(k)] \\ &= -2\mathbf{x}_N(k) [d(k) - \mathbf{x}_N(k)^T \mathbf{h}_N] \\ &= -2\mathbf{x}_N(k) e(k) \end{aligned} \quad (2.18)$$

を得る。これは、パラメータ修正量を表し、式 (2.18) を式 (2.14) に代入することで LMS アルゴリズムは、

$$\mathbf{h}_N(k+1) = \mathbf{h}_N(k) + \alpha \cdot \mathbf{x}_N(k) e(k) \quad (2.19)$$

で与えられる。ここで α はステップゲインを表す (2.3.2 の 8 ページ参照)。

また、式 (2.19) から、LMS アルゴリズムでは時刻 k における $\mathbf{x}_N(k)$, $e(k)$ のみを用いており、演算量は $O(N)$ である。

2.3.4 学習同定法

学習同定法 [2][6][7][8] は、LMS アルゴリズムとは独立に導かれた適応アルゴリズムである。しかし、別名 NLMS(Normalized-LMS) アルゴリズムと呼ばれ、LMS アルゴリズムのパラメータ修正項をフィルタの状態ベクトルで正規化されたものとなっているため、LMS アルゴリズムの延長線上に位置づけられる。

ある時刻 k において、推定系出力 $y(k)$ が未知系出力 $d(k)$ に等しいとすると、

2.3 適応信号処理

$$d(k) = \mathbf{h}_N^T \mathbf{x}_N(k) \quad (2.20)$$

と表すことができる。

しかし、 $\mathbf{h}_N = \mathbf{w}_N$ を満たすためには、すべての入力信号 $x(k)$ に対して式 (2.20) が成り立たなければならない。

そこで、式 (2.20) を満たす解集合の代表ベクトルを $\mathbf{h}_N(k)$ とする。この解集合は、式 (2.20) より、入力ベクトル $\mathbf{x}_N(k)$ に直交しているといえる。更に、 \mathbf{w}_N はこの解集合に含まれているので、 $\mathbf{h}_N(k)$ はある点から $\mathbf{x}_N(k)$ 方向にパラメータ修正したとき、もっとも \mathbf{w}_N に近い点といえる。

したがって、 $\mathbf{h}_N(k)$ を \mathbf{w}_N に更に近づけるためには、適当に定めたある点よりも \mathbf{w}_N により近い $\mathbf{h}_N(k+1)$ を次の修正パラメータの初期値とすれば良い。

以上のことより、

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_N(k+1) &= \mathbf{h}_N(k) + (\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)) \\ &= \mathbf{h}_N(k) + \frac{(\mathbf{w}_N - \mathbf{h}_N(k))^T (\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k))}{\|\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)\|} \\ &\quad \cdot \frac{\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)}{\|\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)\|} \end{aligned} \quad (2.21)$$

となる。但し、 $\|\cdot\|$ はベクトルのユークリッドノルムを表し、要素の 2 乗和の平方根と定義する。また、式 (2.21)において、

$$\frac{(\mathbf{w}_N - \mathbf{h}_N(k))^T (\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k))}{\|\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)\|}$$

はパラメータの修正量を示し、

$$\frac{\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)}{\|\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)\|}$$

はパラメータの修正方向を示す。

ここで、

$$\frac{\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)}{\|\mathbf{h}_N(k+1) - \mathbf{h}_N(k)\|} = \frac{\mathbf{x}_N(k)}{\|\mathbf{x}_N(k)\|} \quad (2.22)$$

2.3 適応信号処理

$$\begin{aligned} (\mathbf{w}_N - \mathbf{h}_N(k))^T \mathbf{x}_N(k) &= d(k) - y(k) \\ &= e(k) \end{aligned} \quad (2.23)$$

が成立するので、式(2.21)は、

$$\mathbf{h}_N(k+1) = \mathbf{h}_N(k) + \frac{\mathbf{x}_N(k)}{\|\mathbf{x}_N(k)\|^2} e(k) \quad (2.24)$$

と変形できる。

学習同定法では、式(2.24)の修正ベクトルにステップゲイン(2.3.2の8ページ参照)を掛け、

$$\mathbf{h}_N(k+1) = \mathbf{h}_N(k) + \alpha \frac{\mathbf{x}_N(k)}{\|\mathbf{x}_N(k)\|^2} e(k) \quad (2.25)$$

で与えられる。

2.3.5 計算機によるシミュレーション

本研究で使用する適応アルゴリズムを決定することを目的として、以下の条件での計算機シミュレーションをLMSアルゴリズム、学習同定法を対象に行う。

- 入力信号(図2.3) :

$$-1 \leq r(k) \leq +1$$

- パラメータ(図2.4) :

$$h(i) = r(i)e^{-0.050i}$$

- 評価量 :

ERLE(Echo Return Loss Enhancement)

$$\text{ERLE} = 10 \log_{10} \frac{E[y^2(k)]}{E[e^2(k)]} \quad (2.26)$$

ただし、 $r(\cdot)$ は乱数を表す。

2.3 適応信号処理

その結果、どちらのアルゴリズムを利用した場合でも、推定系出力が未知系出力に近付く様子が図 2.5 により観測される。このとき、図 2.6 からわかるように、学習同定法の方が LMS アルゴリズムよりもより良い収束特性が得られることが分かった。

したがって、本研究でのシステム構築には学習同定法を利用することとする。

2.3 適応信号処理

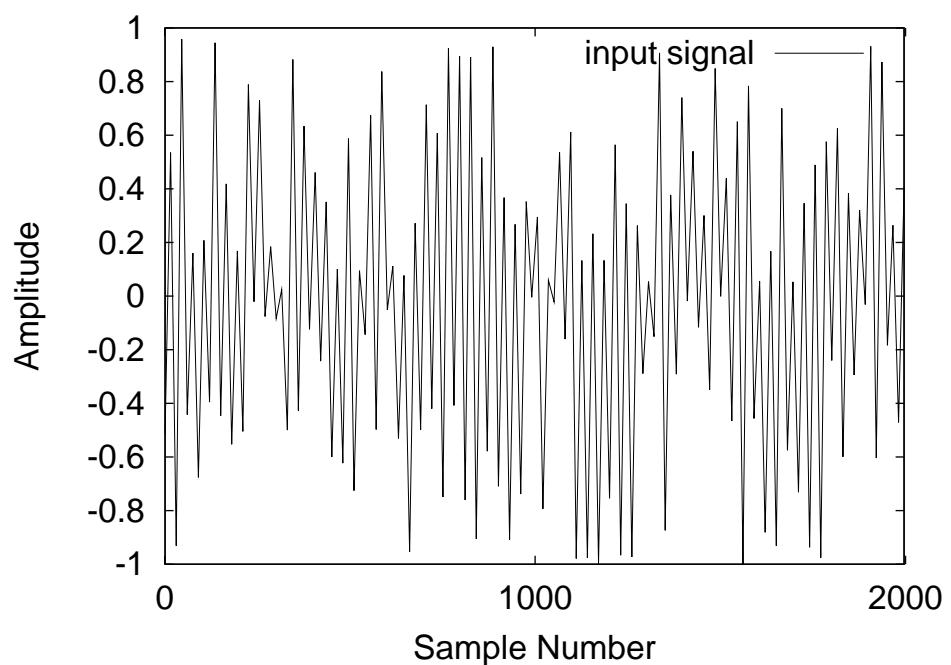


図 2.3 入力信号

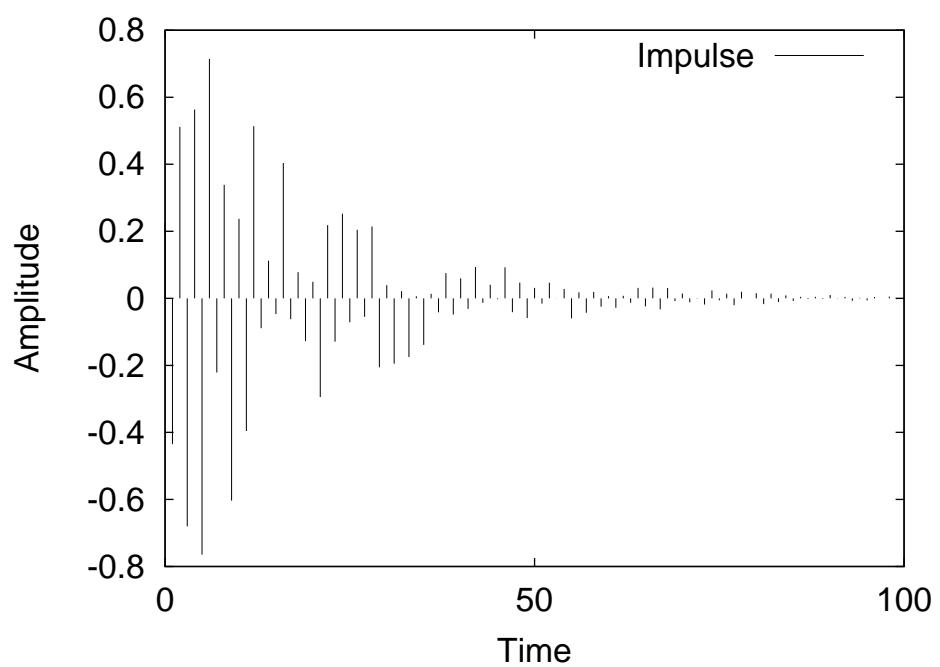


図 2.4 未知系パラメータ

2.3 適応信号処理

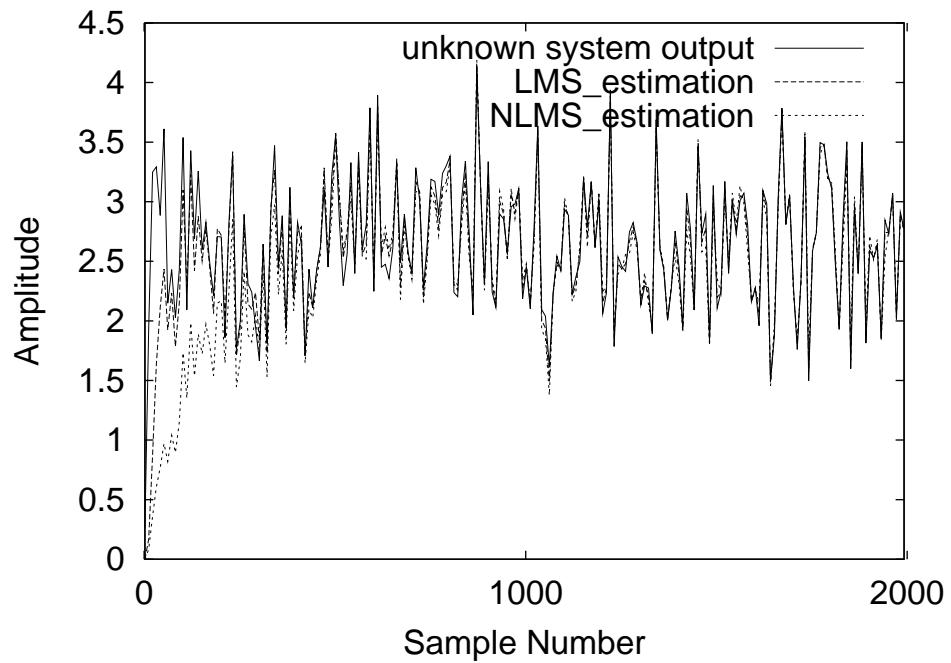


図 2.5 未知系出力信号と推定信号

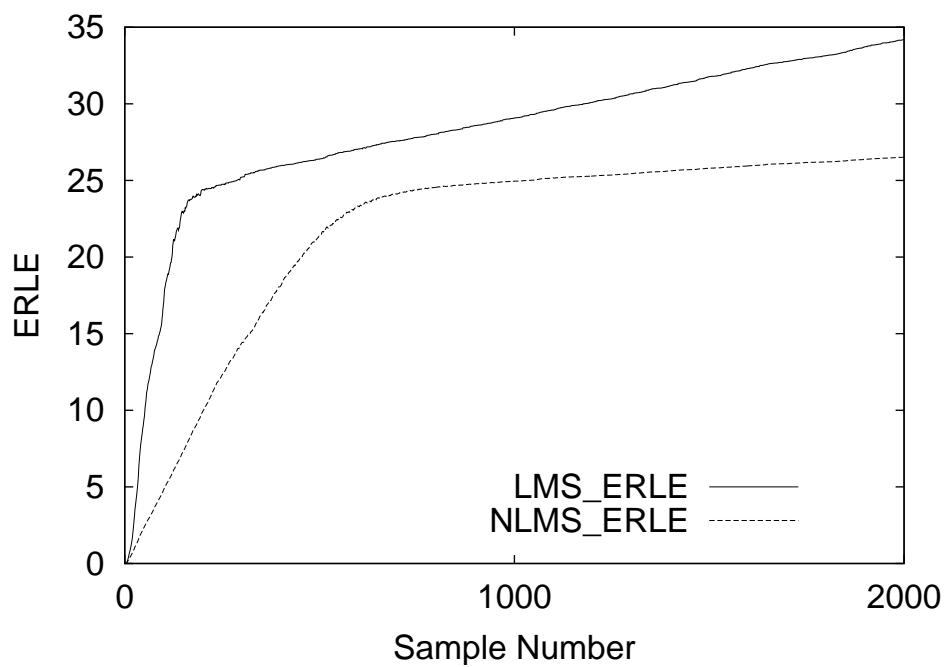


図 2.6 評価量に対する収束特性

第3章

音場再生システム

3.1 まえがき

一般に、室内での信号の伝達は、音源から直接到達する音(直接音)のほかに、壁などで反射された多数の音(反射音)により構成されている。

例えば、コンサートホールのステージで演奏された音は、壁、床、天井などに反射され直接音と共に人の耳に届けられる。この反射音の特性は、空間の違い、受聴位置の違い、空間状態の違いによって異なり、ホール音場の特徴を表す物理量として扱われる。

そこで、ホール音場を特徴づける物理量に注目をし、それを計算機で処理することによって、リスニングルームでコンサートホールの音場を再現することを目的とするシステムがある。それが音場再生システムである。

しかし、信号の伝達特性は、空間の変化や受聴者の移動に伴い変化をするために常に一定でない。また、信号の伝達特性のもつパラメータは未知であり、常に正確に表現することはできない。音場再生システムを実現するためには、これらの問題点を解決しなければならない。

そこで、このような問題点を解決し、音場再生システムを実現させるために、まず室内での音の伝達過程を表す音響システムについて述べる。次いで、音場再生するために既に考えられている技術について述べた後、それらの技術における問題点を指摘する。

3.2 音響システム

音声信号の伝達経路や処理系、または音場そのものを指して音響システムと呼ぶ [1]。以下、音場のインパルス応答長を十分長くとることにより、所望の信号に十分近似できることから、音響システムが FIR ディジタルフィルタ (2.2 参照) で構成されるような線形モデルであると仮定する。

ここで、入力信号 $x(k)$ 、室内伝達関数 g を z 変換したものをそれぞれ $X(z)$ 、 $G(z)$ として時不变性を仮定すると、出力信号 $Y(z)$ は、

$$Y(z) = G(z)X(z) \quad (3.1)$$

と表すことができる。但し、時刻 k とするディジタル信号 $x(k)$ の z 変換 $X(z)$ は、 z を複素変数として、

$$X(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)z^{-k} \quad (3.2)$$

と定義される。

しかし、一般には時系列信号の観測開始地点を原点として取り扱うので、 $k \geq 0$ の範囲の信号 $x(k)$ にのみに注目をし、

$$X(z) = \sum_{k=0}^{\infty} x(k)z^{-k} \quad (3.3)$$

と定義する。

よって、空間が屋外である場合の伝達関数 $G(z)$ は、反射をほぼ無視できるので主に音源からの距離のみに依存し、その距離を音が伝搬するのに要する伝搬遅延時間を表すものとなる。一方で、音場が室内の場合は、伝達特性は反射音を含んだ特性となる。

したがって、信号を観測する空間が異なれば、信号伝達のパラメータも異なるということになる。

3.3 音場再生技術

音場再生技術とは、ある音場で収録した音を、異なる音場で再生する技術のことである。

3.3 音場再生技術

例えば、現在では専用の LSI を用いた音場プロセッサ (Digital Sound Field Processor) の利用や、映画産業から派生した技術を家庭に適応させる音場再生、いわゆるホームシアターが一般家庭に普及し始めている。

このとき要求されることは、可能な限り所望の音場に近い音場を再生するということである。

それを実現するにあたって、以下に示すような技術が既に開発されている。

3.3.1 バイノーラルシステム

バイノーラルシステムとは、原音場における音場をヘッドホンを利用することによって再現する技術である [1][3]。

図 3.1 のように原音場にダミーヘッドを設置し、ダミーヘッドの左右の耳の位置にマイクロホンを設置して 2 チャンネル収音を行う。ダミーヘッドによって収音された音響信号は、ヘッドホンを用いて受聴者の耳元で再生される。

このことによって、受聴者は再現空間における室内の伝達特性の影響を受けることなく、原音場での音響信号を聞くことが可能である。

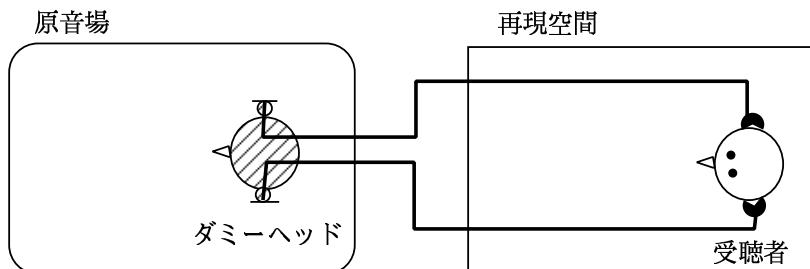


図 3.1 バイノーラルシステムの模式図

3.3.2 トランスオーラルシステム

トランスオーラルシステムとは、バイノーラルシステムと同様の効果を、スピーカーを用いて実現しようとする技術である [1][3]。

3.3 音場再生技術

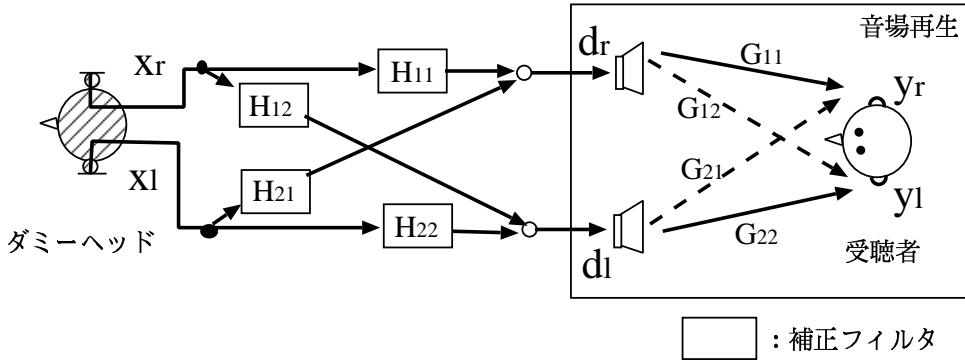


図 3.2 トランスポーラルシステムの模式図

図 3.2 にトランスポーラルシステムの模式図を示す。このシステムでは、バイノーラルシステムと同様に原音場に設置されたダミー・ヘッドで 2 チャンネル収音を行う。その後、収音された音は再生空間でスピーカーを用いて再生される。

このとき、バイノーラルシステムには存在しなかった再生空間での室内伝達特性の影響による問題が発生する。

図 3.2 の再生音と受音信号との関係は、

$$\begin{bmatrix} y_r(z) \\ y_l(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11}(z) & G_{12}(z) \\ G_{21}(z) & G_{22}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_r(z) \\ d_l(z) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

となる。

これは、本来は右耳(左耳)にだけ伝えられるべき音 $d_r(d_l)$ が、左耳(右耳)にも聞こえるという現象が生じることを意味する。この現象はクロストークと呼ばれ、原音場を再現するための妨害要因となる。

そこで、クロストークを除去するために、室内伝達特性を補正するために補正フィルタが用いられる。この補正フィルタは、

$$\mathbf{y}(z) = \begin{bmatrix} y_r(z) \\ y_l(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11}(z) & G_{12}(z) \\ G_{21}(z) & G_{22}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_r(z) \\ d_l(z) \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$= \begin{bmatrix} G_{11}(z) & G_{12}(z) \\ G_{21}(z) & G_{22}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11}(z) & H_{12}(z) \\ H_{21}(z) & H_{22}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ x_l \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$= \mathbf{G}(z) \mathbf{H}(z) \mathbf{x}(z) \quad (3.7)$$

3.3 音場再生技術

より、

$$G(z)H(z) = 1 \quad (3.8)$$

の関係を満たすように構成される。これにより、ダミーヘッドでの収音信号と受聴者の観測信号は一致する。

このように、トランスポーラルシステムでは、式(3.8)を満たすような補正フィルタを用いてクロストークの問題を解決することが考えられている。

3.3.3 問題点

これらのシステムには、それぞれ問題点がある。

バイノーラルシステムは、ヘッドホンを用いて再生されるため空間の伝達特性の影響を受けて、受聴者の耳元で再生することができる。しかし、この場合の問題点は、ダミーヘッドと受聴者の頭部の形状の違い、ヘッドホン特性の混入、ヘッドホン装着による違和感、長時間利用時の疲労といった問題が生じる。

また、トランスポーラルシステムは受音されるときに不必要的空間の伝達特性の影響を受けるために、それを除去するようなフィルタが設置される。しかし、良好な音声を受聴するためには、スピーカと受聴者との位置関係が正三角形である必要がある、また、補正フィルタはクロストーク問題を解決するためのものであり、室内伝達特性を補正するためのものではない。したがって、空間のあらゆる場所に適応できることから受聴範囲を限定してしまう。

本研究では、これらの問題点を解決することなどを目的として、多入力音場再生システムにおける信号補正法についての検討を行う。

第4章

多入力音場再生システムにおける信号補正法

4.1 まえがき

仮想空間で再生される映像や音声には、再現性が強く求められる。特に、音声に再現性を求める場合には、再現空間での音場再生が重要となる。この音場再生を実現するために、バイノーラルシステムやトランスオーラルシステム技術が既に研究されている。しかし、これらの音場再生技術にはいくつかの問題点が指摘されている（3.3.3 参照）。

本研究では、適応フィルタ（2.3.1 参照）により、室内伝達特性を補正することで伝達特性の影響を受けないバイノーラルシステムと同じ状態を生成し、受聴範囲の拡大を目指す。

以下では、本研究で用いられる音場再生システムの説明をした後、計算機シミュレーションによる結果を示す。

4.2 多入力音場再生システム

1つのスピーカから発せられた信号を左右の耳で受音するとき、2本の経路を経て伝達される。このような場合、室内伝達特性を補正するには、通常は2つの補正フィルタを必要とする。しかし、1つのスピーカでは1つの補正フィルタに対する処理しか行えないため、2本の信号伝達経路を制御することができない。また、2つのスピーカを用いると信号伝達経路が2倍になり複雑化するため、ここでは1つのスピーカについてのみ考える。

4.2 多入力音場再生システム

4.2.1 信号補正方法

本研究では、2本の信号伝達経路の関係に着目し、1つの補正フィルタにより受信信号を補正することを考える。図4.1に信号補正を行うためのシステムのブロック図を示す。

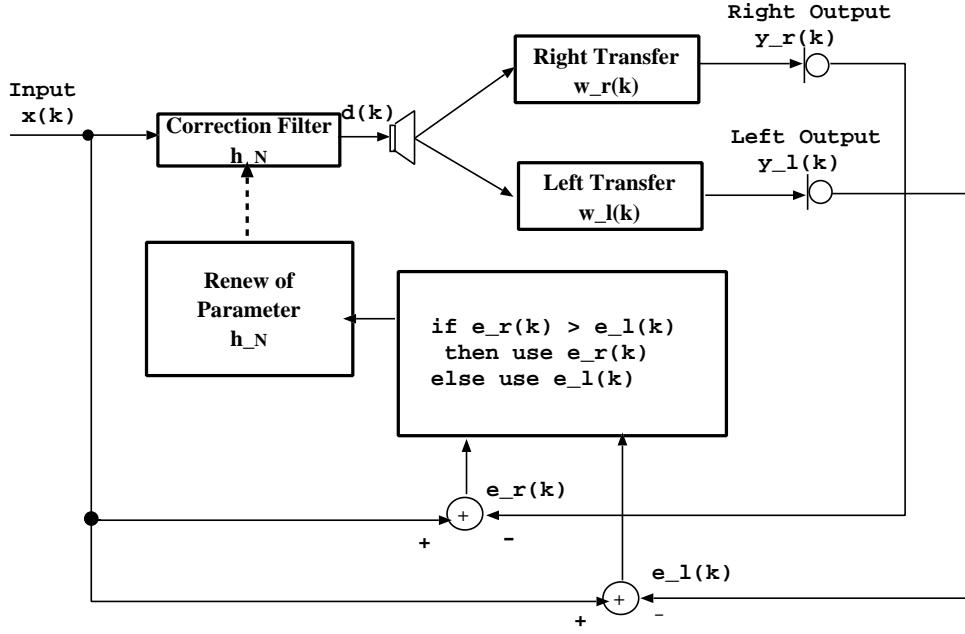


図4.1 システムのブロック図

図4.1において、補正フィルタのパラメータの初期値は、 $h_N(0) = 0.0$ と設定される。また、このシステムの補正フィルタは、室内伝達特性 w_r^T, w_l^T の逆特性となる必要がある。FIR ディジタルフィルタで構成されたフィルタを用いて室内伝達特性の逆特性となるパラメータを推定するためには、フィルタの各タップには信号が入力されている必要がある。したがって、補正フィルタに対する信号処理の手順は、図4.2で示される。

図4.2から、補正フィルタのタップ数分だけの入力信号が与えられなければ、パラメータの更新を行うことができない。つまり、入力信号 $x(k)$ と観測信号 $y_r(k), y_l(k)$ との誤差 $e_r(k), e_l(k)$ を求める場合には、観測信号の時刻 k から補正フィルタのフィルタ次数分だけ遅延させた入力信号 $x(k-n+1)$ との差を求めなければならない。誤差 $e_r(k), e_l(k)$ が求まったならば、図4.1に従って、誤差の絶対値の大小を判定する。次に、絶対値が大きいものを $e(k)$ として、式(2.25)で表される学習同定法にもとづき補正フィルタのパラメータの

4.3 計算機シミュレーション

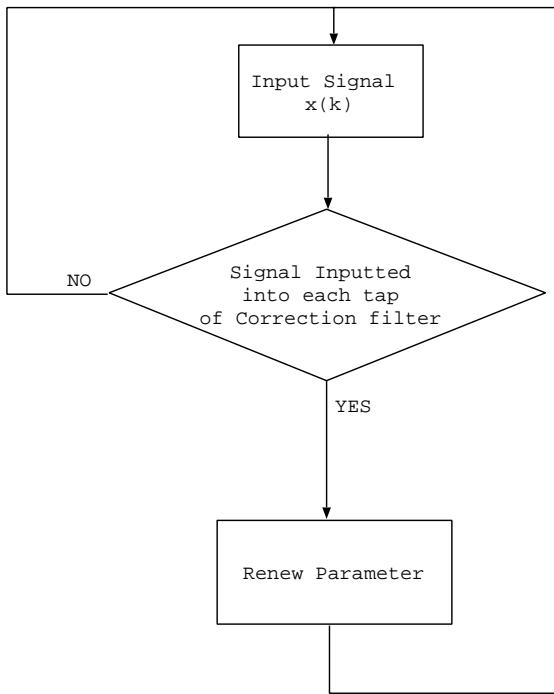


図 4.2 補正フィルタ内の信号処理手順

更新を行う。

以下同様に、入力信号 $x(k)$ と観測信号 $y_r(k)$, $y_l(k)$ との誤差 $e_r(k)$, $e_l(k)$ を求めた後、誤差の絶対値の大きいものを利用して学習同定法による補正フィルタのパラメータ更新を行う。

4.3 計算機シミュレーション

以下、本研究における信号補正法(図 4.1 参照)の検証を行うために、計算機シミュレーションを行う。

4.3.1 シミュレーション条件

計算機シミュレーションのために、以下の条件を与える。

- 入力信号(図 4.3 参照) :

4.3 計算機シミュレーション

$$-1 \leq r(k) \leq +1$$

- 未知系パラメータ (図 4.4 参照) :

$$w(i) = r(i)e^{-ti}$$

- フィルタ次数／タップ数 :

$$5 / N = 6$$

- ステップゲイン :

$$\alpha = 0.01$$

但し, $r(\cdot)$ はある時刻で発せられた乱数, t は指数関数を適当に減衰させるための定数である. 評価量としては, 式 (4.1) で示される ERLE(Echo Return Loss Enhancement) を用いた.

$$\text{ERLE} = 10 \log_{10} \frac{E[y^2(k)]}{E[e^2(k)]} \quad (4.1)$$

このとき, $y(k)$, $e(k)$ は左右での観測信号, 誤差をそれぞれ示す.

4.3.2 シミュレーション結果

図 4.5 には計算機シミュレーションの結果得られた入力信号 $x(k)$ と観測信号 $y_r(k)$, $y_l(k)$ の関係を示し, 図 4.6 には各観測結果での評価量に対する収束特性をそれぞれ示す.

図 4.5 から, 左右での観測信号 $y_r(k)$, $y_l(k)$ が入力信号 $x(k)$ に近似していく様子がわかる. また, 図 4.6 は, 入力信号 $x(k)$ と観測信号 $y_r(k)$, $y_l(k)$ との差が最小となるようにパラメータが更新されたことを示している.

4.3 計算機シミュレーション

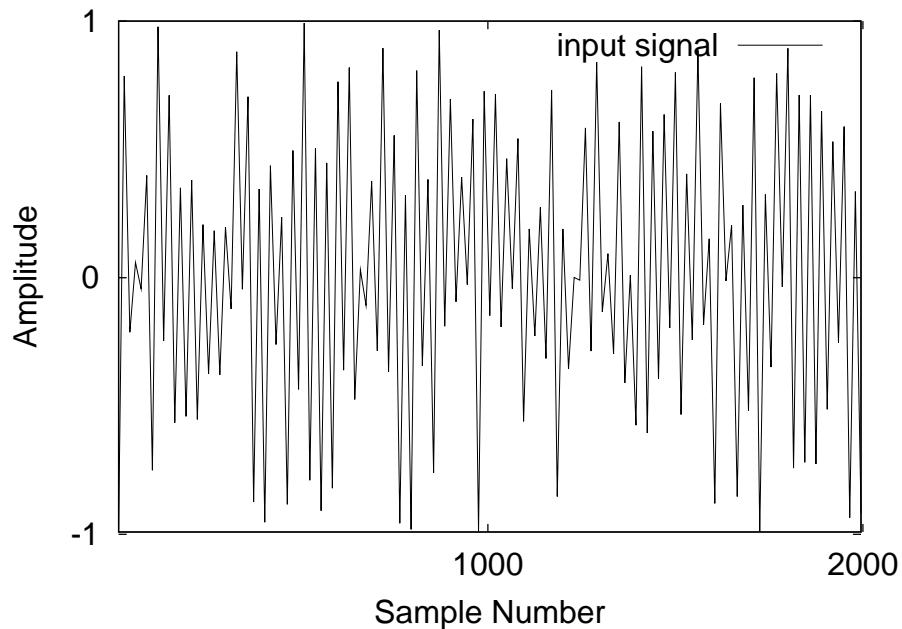


図 4.3 入力信号

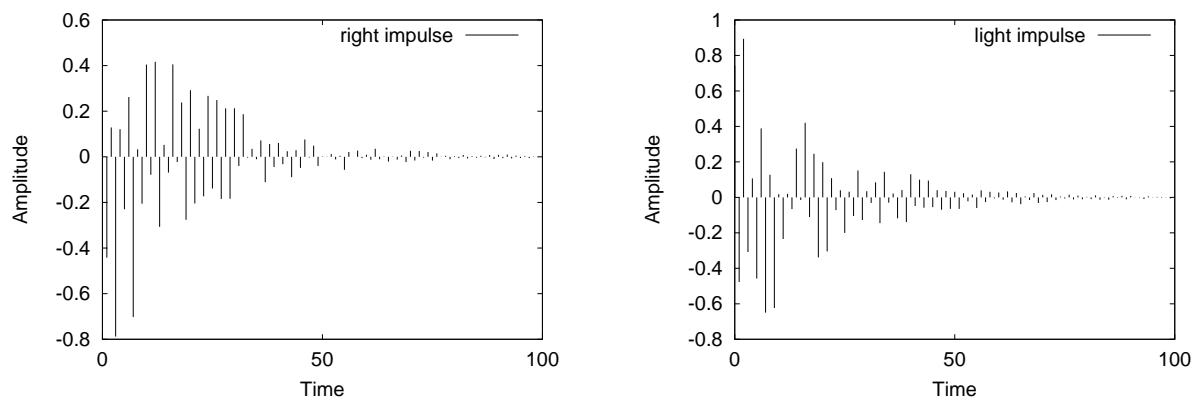


図 4.4 右耳と左耳への未知系パラメータ

4.3 計算機シミュレーション

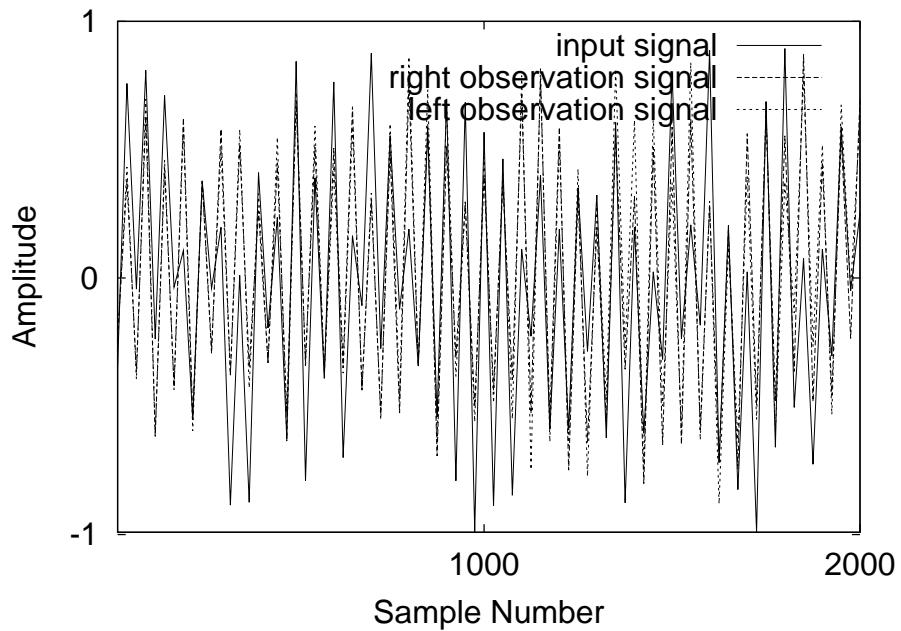


図 4.5 入力信号と観測信号

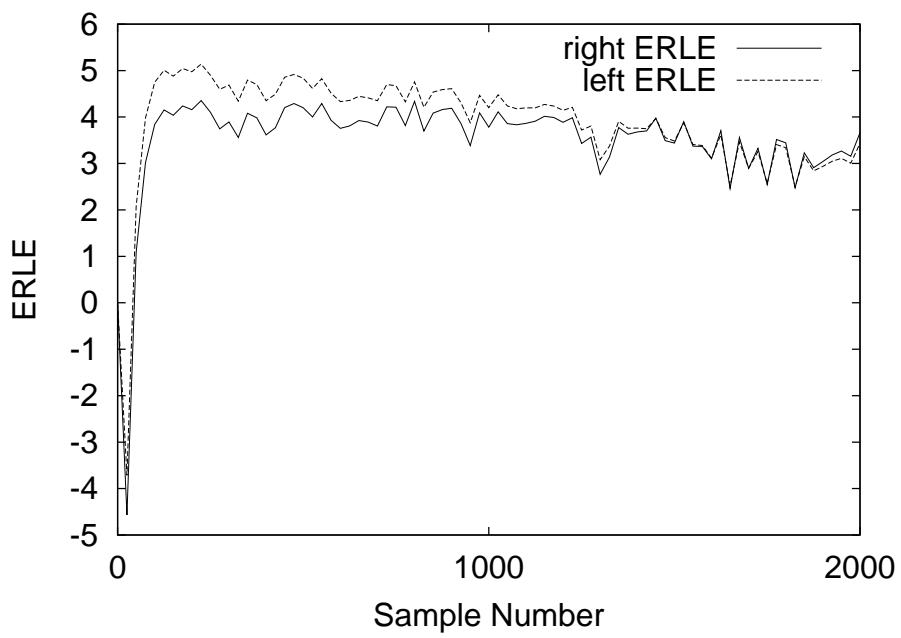


図 4.6 評価量に対する収束特性

第 5 章

結論

5.1 本研究における評価

計算機シミュレーションより、本研究の信号補正法（図 4.1 参照）を 4.3.1 の条件のもとで行うと、1 つの補正フィルタにより 2 本の伝達経路の処理を行うことが可能であるとわかった。

また、学習同定法を用いた適応フィルタにより信号の補正を行うことが、再現音場での音場再生に有効であることを示している。

5.2 今後の課題

本論文では、多入力音場再生システムにおける信号補正法の有効性を示した。しかし、これらは適当な条件のもとでの結果であり、必ずしもすべての信号に対して有効であるとは限らない。

例えば、ERLE 値が収束するためには、適当なステップゲインを与える必要がある。このことは、パラメータの修正量をどのように制御しなければならないかを意味する。

また、所望の信号に十分近似するためには、未知系のインパルス応答長を十分に長くとする必要があることから、補正フィルタのタップ数を十分大きくとらなければならない。これにより、推定する場合に必要とする入力信号が増加すると共に、推定時間も増加する。

その他に、受聴者の移動に伴う伝達特性の変化に対応することを想定していないため、固定された場所での適応性は得られても、移動に伴う適応性が得られない。したがって、一定

5.2 今後の課題

地点から受聴範囲を拡大することが不可能である。

これらの理由から、さらに効率の良いパラメータ更新のためのアルゴリズムを検討する必要がある。

謝辞

本研究を行うにあたって、御指導、御助言をして下さった高知工科大学 情報システム工学科の福本 昌弘講師に深く感謝をいたします。また、本論文の御審議してくださる島村 和典教授、菊池 豊助教授、及び情報システム工学科の先生方皆様に深謝致します。

そして、本論文を作成するための論文クラスファイルを作成してくださった大学院博士課程後期の橋本 学様、大学院博士課程前期の井上 富幸様、中平 拓司様に心より感謝致します。

最後に、研究、論文作成を行うにあたって御協力頂いた福本研究室の皆様に感謝します。

参考文献

- [1] 大賀寿郎, 山崎芳男, 金田豊, 音響システムとディジタル処理, 電子情報通信学会, 1995.
- [2] 辻井重男, 久保田一, 古川利博, 趙晉輝, 適応信号処理, 昭晃堂, 1995.
- [3] 北脇信彦, ディジタル音声・オーディオ技術, 電気通信協会, 1999.
- [4] 辻井重男, 鎌田一雄, ディジタル信号処理, 昭晃堂, 1997.
- [5] 日井支朗, 信号解析, オーム社, 1998.
- [6] 電子情報通信学会, ディジタル信号処理ハンドブック, オーム社, 1993.
- [7] 酒井英昭, 信号処理, オーム社, 1998.
- [8] 飯國洋二, 適応信号アルゴリズム, 培風館, 2000.
- [9] S. ヘイキン (武部幹 訳), 適応フィルタ入門, 現代工学社, 1994.
- [10] 久保田一, 大石邦夫, C 言語によるディジタル信号処理入門, コロナ社, 1999.

付録 A

適応信号処理の応用例

2.3 で述べた適応信号処理は、入力信号と出力信号の関係から未知システムのパラメータを推定することができることから、本研究で用いた他に、エコーチャンセラ、ノイズチャンセラなどに用いられる技術である [2][8].

A.1 エコーチャンセラ

電話回線において、回路の特性などによって送信された信号が再び送信者の元へ受信されることでエコーが生じる。エコーチャンセラ [1][2] では、このエコーを疑似的に生成することによって受信信号から疑似エコーを差し引くことでエコー除去を行う。

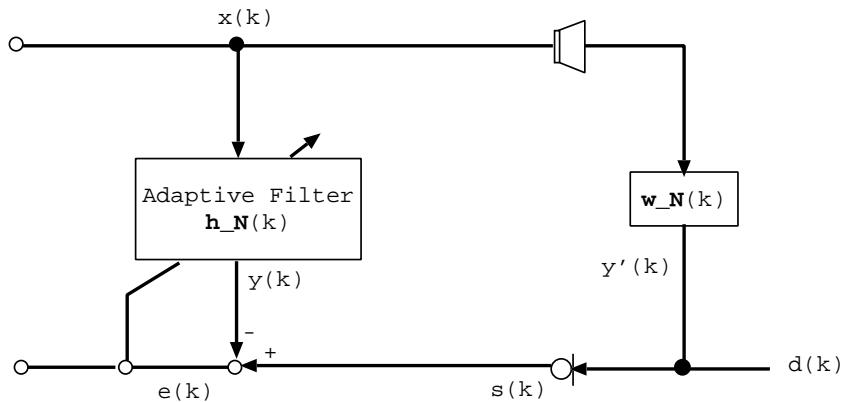


図 A.1 エコーチャンセラ

図 A.1 にエコーチャンセラのブロック図を示す。送話者のマイクロホンには、受話信号 $x(k)$ が $w_N(k)$ の影響を受けた $y'(k)$ と、送話信号 $d(k)$ が受信される。このとき、受信者には $y'(k)$ がエコーとして届けられる。そこで、適応フィルタを用いて疑似エコー $y(k)$ を

A.2 ノイズキャンセラ

生成し、受信信号 $s(k)$ から差し引く。適応フィルタのパラメータ $\mathbf{h}_N(k)$ は、送話信号 $s(k)$ と疑似エコー $y(k)$ との誤差 $e(k)$

$$e(k) = s(k) - y(k) \quad (\text{A.1})$$

が最小となるように適応アルゴリズム（2.3.2 参照）により更新される。

A.2 ノイズキャンセラ

ノイズキャンセラ [2][8] とは、受信信号に所望信号の他に雑音などが混入している場合に、適応フィルタを用いて雑音を消去し、所望信号を抽出する技術である。

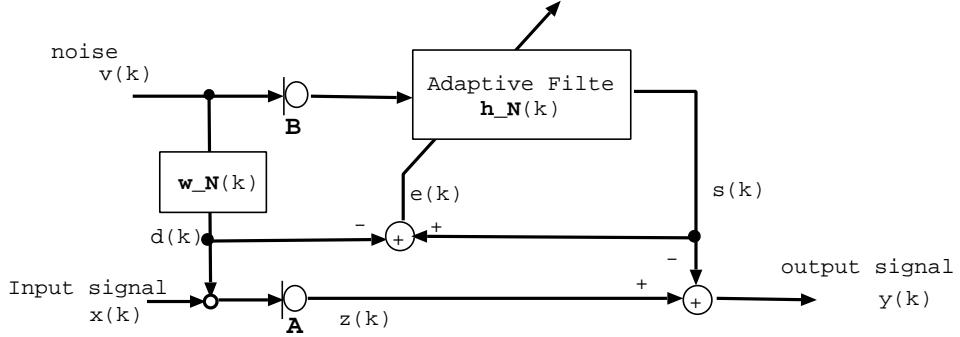


図 A.2 ノイズキャンセラ

図 A.2 にノイズキャンセラのブロック図を示す。入力信号 $x(k)$ を入力するために設置されたマイクロホン A に、雑音 $v(k)$ が混在したとする。このとき、雑音 $v(k)$ はマイクロホン A までの室内伝達特性の影響を受けているため、マイクロホン A では、

$$\begin{aligned} z(k) &= x(k) + \mathbf{w}_N^T(k)v(k) \\ &= x(k) + d(k) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

が観測される。そこで、雑音 $v(k)$ を入力するためのマイクロホン B を設置し、マイクロホン A までの室内伝達特性のパラメータ $\mathbf{w}_N(k)$ を推定する。このパラメータ $\mathbf{w}_N(k)$ は、

$$e(k) = s(k) - d(k) \quad (\text{A.3})$$

が最小となるように適応アルゴリズム（2.3.2 参照）により、適応フィルタのパラメータ

A.2 ノイズキャンセラ

$\mathbf{h}_N(k)$ を更新することによって得ることができる。ここで、

$$\mathbf{w}_N(k) = \mathbf{h}_N(k) \quad (\text{A.4})$$

であると仮定すると、

$$d(k) = s(k) \quad (\text{A.5})$$

を得ることができ、出力信号 $y(k)$ を

$$\begin{aligned} y(k) &= z(k) - s(k) \\ &= \{x(k) + d(k)\} - s(k) \\ &= \{x(k) + d(k)\} - d(k) \\ &= x(k) \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

とすることができます。