

平成 23 年度

学士学位論文

アクティブノイズコントロールを用いた 環境雑音の低減

Reduction of ambient noise using active noise control

1110275 平田 雄一

指導教員 福本 昌弘

2012 年 3 月 1 日

高知工科大学 情報システム工学科

要 旨

アクティブノイズコントロールを用いた 環境雑音の低減

平田 雄一

雑音を除去する方法として適応フィルタを用いたノイズキャンセラがある．しかしスパース特性を持つ空間では，一般的に使用される学習同定法ではノイズキャンセラの性能が低下してしまうことが知られている．そこで本研究では，音響特性のスパース性という特徴に着目し，スパース性を考慮した適応アルゴリズムを用いることでノイズキャンセラの性能の向上を図る．提案システムでは結合係数比例型学習同定法というスパース性を考慮した適応アルゴリズムの中でも，事前の情報が不要である適応アルゴリズムを用いる．提案したシステムの計算機シミュレーションを行うことで従来の学習同定法と比べて雑音が十分に消去されていることを確認している．

キーワード ノイズキャンセラ 結合係数比例型学習同定法 環境雑音 スパース性

Abstract

Reduction of ambient noise using active noise control

Yuichi Hirata

The noise canceller with the adaptive filter is used to remove the noise. This method is suitable for the space with sparse characteristics, but not suitable for the commonly used case of learning identification, because for this case it results in a low performance of noise-canceling.

Therefore, in this research, by using an adaptation algorithm for the feature of the sparseness character of an acoustic feature in consideration of the sparseness nature which pays attention aims at the improvement in the performance of noise canceller.

In a proposal system, the adaptation algorithm which does not need prior information is used also in the adaptation algorithm in consideration sparseness nature called DPAPNLMS.

It is confirming that noise is removed completely by performing computer simulation the proposed system as compared with the conventional learning identification method.

key words NoiseCanceller DPAPNLMS(Dynamic Parameter Adjust CtPNLMS) Ambient-noise Sparseness

目次

第 1 章	序論	1
1.1	本研究の背景と目的	1
1.2	本論文の構成	2
第 2 章	ノイズキャンセラ技術	3
2.1	ノイズキャンセラの仕組み	3
2.2	アダプティブノイズキャンセラ	4
2.2.1	原理	5
2.2.2	適応フィルタ	6
2.2.3	適応アルゴリズム	6
2.2.4	学習同定法	7
第 3 章	システムのスパース性に基づく適応信号処理	9
3.1	システムのスパース性	9
3.2	係数比例型 NLMS アルゴリズム	10
3.2.1	PNLMS アルゴリズム	11
3.3	結合係数比例型 NLMS アルゴリズム	12
3.3.1	CtPNLMS アルゴリズム	12
3.4	動的に結合量を調整する CtPNLMS アルゴリズム	13
3.5	まとめ	15
第 4 章	計算機シミュレーション	16
4.1	シミュレーション条件	16
4.2	シミュレーション結果	17

目次

第 5 章	結論	21
5.1	本研究のまとめ	21
5.2	今後の課題	21
	謝辞	22
	参考文献	23

図目次

2.1	騒音下での通話問題	3
2.2	図 2.1 のシステムモデル	4
2.3	伝達関数を通る図 2.2 のシステムモデル	5
2.4	ノイズキャンセラ構成図	6
4.1	パチンコ店 スパースな音響特性	17
4.2	所望信号	18
4.3	雑音+所望信号	19
4.4	NLMS	19
4.5	DPAPNLMS	20
4.6	消去量	20

表目次

3.1	DPAPPNLMS	14
4.1	録音環境	16
4.2	シミュレーション環境	17

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景と目的

駅のホーム・パチンコ屋の店内など周囲の音が大きな環境で携帯電話で通話をする場合、通話相手には通話音声に周囲の大きな雑音が届いてしまい聞き取りにくい、もしくは通話困難となる場合がある。このような状況下では予め雑音を取り除き通話相手に届けるノイズキャンセラを用いることで通話品質を向上することができる。またこのような場合以外でも、電車や飛行機の中など周囲の雑音が大きな環境で音楽を聴きたいといった場合などにも使われている。一方、雑音に埋もれた信号から目的とする音声のみを抽出するという考え方は、携帯電話をアプリケーションとして考えた場合、通話者がいる周囲の環境を通話相手に知られないようにするという考え方も出来る。自分の居場所が周辺の音から容易に特定ができるような場合において、通話者がそこにいることを隠したい場合、例えば勤務時間中にパチンコ屋でさぼっているサラリーマンが取引先から電話がかかってくる、などといった場合ノイズキャンセラは自分の周辺環境の音を消してくれるシステムとして利用できる。いずれの目的においても、ノイズキャンセラをリアルタイムに用いたい場合、周囲の伝達特性は時々刻々と変化していくため、環境に合わせた最適なフィルタを逐次構成してくれるシステムが必要となる。このような要求に対する技術として、適応信号処理を用いたアダプティブノイズキャンセラという技術がある。しかし、一般的なパチンコ店の内装はガラス張り、タイル張り、コンクリート打ちっ放しになっており、このような反響しやすい素材が多用されている空間ではノイズキャンセラの性能が低下することが知られている。本研究では、このような環境における音響特性のスパース性という特徴に着目し、スパース性を考慮した適応アル

1.2 本論文の構成

ゴリズムを用いることでノイズキャンセラの性能の向上を図る．

1.2 本論文の構成

本論文の構成について述べる．第 2 章では，本研究で想定するノイズキャンセラのモデルを用いてノイズキャンセラ技術の説明を行い，そのノイズキャンセラがどのような原理で動くかを説明し，ノイズキャンセラで用いられる適応フィルタの説明を行い，その適応フィルタで用いる適応アルゴリズムの説明を行い，最後に一般的に使用される適応アルゴリズムである学習同定法について説明する．次の章では，今回の雑音環境下でのシステムのスパース性に基づく適応信号処理について説明を行い，過去に提案された動的に結合量を調整する結合係数比例型学習同定法の説明を行う．次の章では，実際にパチンコ店内で録音したデータを用いて計算機シミュレーションと実験により性能を評価を行うために，初めにシミュレーション条件の説明を行い，次に学習同定法と DPAPNLMS のノイズキャンセラの性能を比較した結果を記す．第 5 章では，本論文の結論と今後の展開を述べる．

第 2 章

ノイズキャンセラ技術

2.1 ノイズキャンセラの仕組み

携帯電話を用いた通話をする際，周囲に雑音が存在する環境下では相手通話者には図 2.1 に示すように通話音声と共に周囲の雑音も同時に届く．周囲の雑音が通話者の音量に対し非常に大きい場合，通話相手には雑音の影響で通話の明瞭度が低下してしまうという問題がある．図 2.1 をシステムモデルとして表した場合，図 2.2 となる．ここで x は所望信号 z は周囲の雑音である．入力信号を含まず，雑音のみを観測することが出来れば，出力信号 $x + y$ から雑音の逆位相の信号を足し合わすことで，入力信号のみを出力信号として得ることが

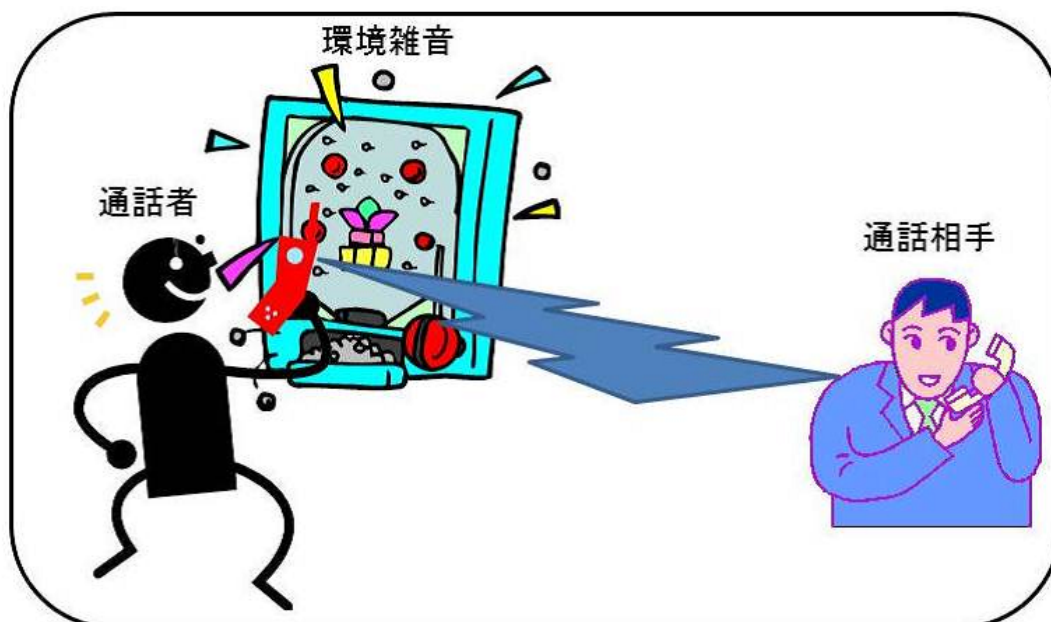


図 2.1 騒音下での通話問題

2.2 アダプティブノイズキャンセラ

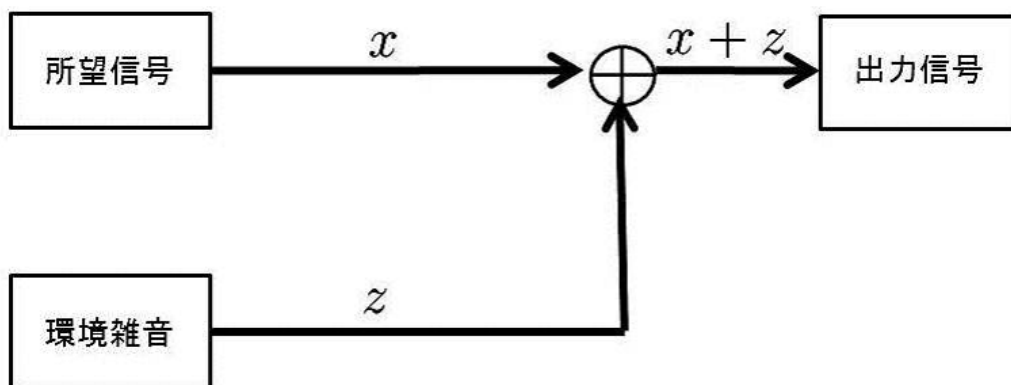


図 2.2 図 2.1 のシステムモデル

出来る．例えば，近年盛んに使われているノイズキャンセラつきヘッドホンなどで，ヘッドホン外部に周囲の雑音を観測するマイクを取り付け，また入力信号はヘッドホン内部のスピーカーからのみ流し，外部には影響がないという前述した理想的なモデルに近いので，ヘッドホン外部で観測した音を入力信号から予め減算しておくことで実現している．

2.2 アダプティブノイズキャンセラ

入力信号と雑音の分離が困難である場合，ノイズキャンセラはそのままでは構成することができなくなる．しかしながら，雑音源に対し雑音のみを観測可能な場合，適応ノイズキャンセラを用いることで雑音の消去を行うことができる．図 2.3 に入力信号と雑音が観測点がり異なりそれぞれ独立に観測できる場合の図を示す．図 2.2 と比較すると，雑音が入力信号の観測点に到達するまでに，伝達特性 ω を通り z' となり伝わっている．そのため，観測した雑音を雑音が混在した入力信号から減算すると雑音が伝達特性 ω の影響を受け変化しているため，雑音の除去が行えないことが分かる．ここで，伝達関数 ω を推定することができれば，雑音を除去し通話相手に雑音のない音声を伝えることができる．

2.2 アダプティブノイズキャンセラ

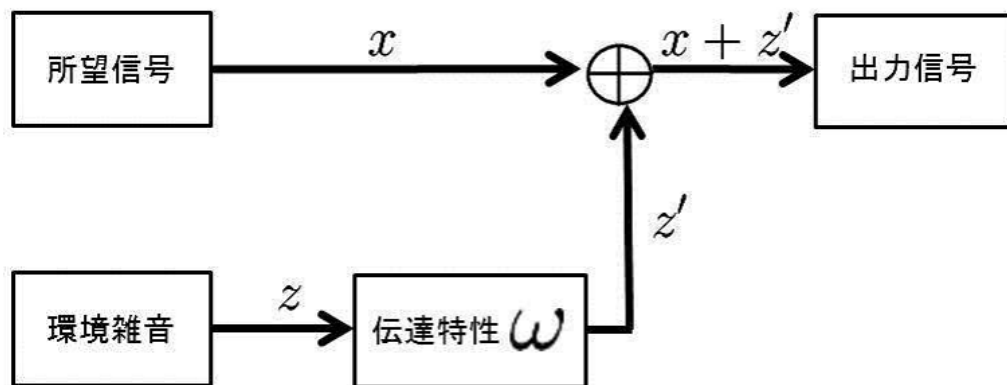


図 2.3 伝達関数を通る図 2.2 のシステムモデル

2.2.1 原理

室内で携帯電話用いた通話をする際、周囲に雑音が存在する環境下では相手通話者には図 2.3 に示すように通話音声と共に周囲の雑音も同時に届く。しかし図 2.2 と異なり、音響空間の伝達特性を通してしまう為雑音の逆位相の信号を足し合わすだけでは、雑音を消去することができない。ノイズキャンセラにおいて減算を行う対象である雑音が、雑音源での観測が出来、かつ所望信号と足し合わさる混合点においては音響特性などの伝達特性を経て到達している場合、観測された雑音に対し、伝達特性を掛け合わせた信号の減算を行うことで雑音の除去を行うことができる。そのため、雑音の観測点での信号と、混合点での雑音から伝達特性の推定が行えれば、ノイズキャンセルは可能であることが分かる。このような問題はパラメータ推定問題と呼ばれ、適応信号処理を用いることで解決が可能であることが知られている。この適応信号処理を用いたノイズキャンセラはアダプティブノイズキャンセラと呼ばれ、図 2.4 で示される構成となる。ここで、伝達特性の推定を行い観測雑音に対し推定した伝達特性を与えるフィルタを適応フィルタと呼ぶ。以下に適応信号処理及び適応フィルタの説明を行い、適応フィルタを構成するアルゴリズムである適応アルゴリズムについて代表的な学習同定法を用い説明を行う。

2.2 アダプティブノイズキャンセラ

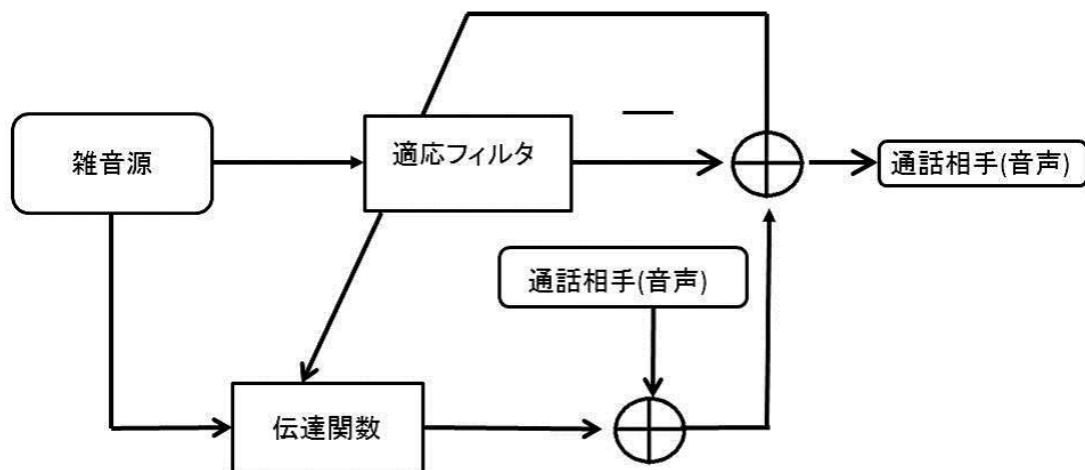


図 2.4 ノイズキャンセラ構成図

2.2.2 適応フィルタ

ノイズキャンセラ，等化器，エコーキャンセラなどデジタル信号処理で扱う問題の中には対象とする事象（雑音・経路）などが未知であり，また時間的変動を伴うような場合がある．これらの問題は，固定的な特性を有したデジタルフィルタでは対応が困難，または不可能な場合が多々ある．このような場合，対象システムへの入出力信号などからフィルタの特性を目的とする，例えば雑音を抑制する，といった特性に自動的に構成してくれることが望ましい．このような要求にこたえることが出来るものが適応フィルタであり，適応フィルタを用いた信号処理を適応信号処理と呼ぶ．

2.2.3 適応アルゴリズム

LMS アルゴリズムは，2 乗平均誤差を最急降下に基づいて最小にする方式で，安定感があり，演算量が少ないという特徴から代表的な適応アルゴリズムとなっている．一方，1967 年に野田と南雲が，学習同定法を開発した．これは，先に述べた LMS アルゴリズムに比べると複雑ではあるが，収束速度が入力信号の大きさに依存しないという特徴を持っており，実用的にも優れた適応アルゴリズムといえる．これらのアルゴリズムは，推定すべきパラ

2.2 アダプティブノイズキャンセラ

メータの変化にある程度追従できる特徴がある．しかし，入力信号が有色である場合，収束速度が著しく劣化するといった欠点もある．また，1960 年，Kalman により離散時間カルマンフィルタが提案された．カルマンフィルタにおいて，状態変数を推定すべき未知パラメータとし，このパラメータが時間的に変動しないと仮定すると，このカルマンフィルタはよく知られた逐次最小 2 乗アルゴリズム (RLS) アルゴリズムと一致する．RLS アルゴリズムは，推定すべきパラメータの個数を N とすると，1 サンプルあたり N^2 に比例する回数の乗算を必要とする．LMS アルゴリズムや学習同定法の乗算回数が N に比例するのと比較すれば，RLS アルゴリズムは演算量からリアルタイム処理は困難といえる．

2.2.4 学習同定法

学習同定法について説明する．学習同定法は，NormalizedLMS 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入力状態ベクトルで正規化されたものとみなすことができる．時刻 t における適応フィルタの出力 $y(t)$ が未知システムの出力 $d(t)$ に等しいとすると，

$$d(t) = h_N^T x_N(t) \quad (2.1)$$

と表すことができる．しかし， $h_N = \omega_N$ を満たすためには，すべての入力信号 $x(t)$ に対して式 2.1 が成り立たなければならない．そこで式 2.1 を満たす解集合の代表ベクトルを $h_N(t)$ とする．この解集合は式 2.1 より，入力ベクトル $x_N(t)$ に直交しているといえる．さらに， ω_N はこの解集合に含まれているので， $h_N(t)$ はある点から $x_N(t)$ 方向にパラメータ修正したとき，最も ω_N に近い点といえる．したがって， $h_N(t)$ を $\omega_N(t)$ に更に近付けるためには，適当に定めたある点よりも ω_N に近い $h_N(t+1)$ 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，

2.2 アダプティブノイズキャンセラ

$$h_N(t+1) = h_N(t) + \{h_N(t+1) - h_N(t)\} \quad (2.2)$$

$$= h_N(t) + \frac{\{w_N - h_N(t)\}^T \{h_N(t+1) - h_N(t)\}}{\|h_N(t+1) - h_N(t)\|} \times \frac{h_N(t+1) - h_N(t)}{\|h_N(t+1) - h_N(t)\|} \quad (2.3)$$

となる．ただし， $\|\cdot\|$ 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．ここで，

$$\frac{h_N(t+1) - h_N(t)}{\|h_N(t+1) - h_N(t)\|} = \frac{x_N(t)}{\|x_N(t)\|} \quad (2.4)$$

$$\{w_N - h_N(t)\}^T x_N(t) = d(t) - y(t) \quad (2.5)$$

$$= e(t) \quad (2.6)$$

が成立するので，式 2.6 は

$$h_N(t+1) = h_N(t) + \frac{x_N(t)}{\|x_N(t)\|^2} e(t) \quad (2.7)$$

のように変形できる．学習同定法は，式 2.7 の修正ベクトルにステップゲインを掛け

$$h_N(t+1) = h_N(t) + \alpha \frac{x_N(t)}{\|x_N(t)\|^2} e(t) \quad (2.8)$$

で与えられる．

第 3 章

システムのスパース性に基づく適応 信号処理

前章において述べた学習同定法は，適応フィルタのフィルタ長が増加するに従い，収束速度の低下が起こる．即ち，推定の対象とするインパルス応答長が長いほど適応アルゴリズムの収束速度は低くなる．幸いなことに，実際の必要とするインパルス応答長が大きなシステムでもその構造はインパルス応答の大部分が 0 や非常に小さな値で占められているスパースなシステムであることが多い．この事実を元に，スパース構造を持つ長いインパルス応答長をもつシステムに対する収束速度の向上を目的とする適応アルゴリズムがいくつか提案された．係数比例型 (Proportionate Type) の適応アルゴリズムはこのような背景から近年研究され始めたものであり，既存の収束速度向上法のように事前にアクティブなタップを設定する必要がなく，かつ動的に適応フィルタのタップ毎に異なるステップサイズを与えることができるアルゴリズムである．本章では，はじめに PtNLMS アルゴリズムの収束特性を決定する大きな要因である，システムのスパース性について説明を行う．次いで，係数比例型の適応アルゴリズムのなかで NLMS を基礎とした手法について述べる．

3.1 システムのスパース性

システムのスパース性とはシステム全体のインパルス応答に対し，振幅の大きい部分がどの程度集結しているかを表す．インパルス応答が一箇所に集中しているような場合，そのシステムは高いスパース性を有するという．インパルス応答がデルタ関数であるシステム，す

3.2 係数比例型 NLMS アルゴリズム

なわち遅延のみのシステムは完全にスパースなシステムである．システム w のスパース性を評価する指標 $\xi(w)$ として本論文では [2] で提案されている

$$\xi(w) = \frac{L}{L - \sqrt{L}} \left(1 - \frac{\|w\|_1}{\sqrt{L}\|w\|_2} \right) \quad (3.1)$$

がある．ただし L は 2 以上であるシステムの応答長で $\|w\|_1$, $\|w\|_2$ はそれぞれ

$$\|w\|_1 = \sum_{n=0}^{L-1} |w(n)| \quad (3.2)$$

$$\|w\|_2 = \sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} w^2(n)} \quad (3.3)$$

で計算される L_1 , L_2 ノルムを表す． $\xi(w)$ はスパース性が高いシステムほど 1 へ , またスパース性が低下するごとに 0 へと近づく．

3.2 係数比例型 NLMS アルゴリズム

LMS アルゴリズムの係数更新式に対し , 適応フィルタの各係数に対してステップサイズを適用できるステップサイズ行列 G_{NN} を適用すると

$$\mathbf{h}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha G_{NN} \mathbf{x}_N(i) e(i) \quad (3.4)$$

となる．ただし , G_{NN} は

$$G_{NN}(i) = \text{diag}\{g_0(i), g_1(i), \dots, g_{N-1}(i)\} \quad (3.5)$$

で表される対角行列である．式 (3.4) に対し NLMS アルゴリズムと同様に入力信号のノルムで正規化を行うことで最初期に提案された最初の PNLMS アルゴリズムである

$$\mathbf{h}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha G_{NN}(i) \frac{\mathbf{x}_N(i)}{\|\mathbf{x}_N\|^2} e(i) \quad (3.6)$$

となる．しかしながら , インパルス性の高い入力信号に対してアルゴリズムが不安定になるという問題が指摘されている [3] . そこで , 現在提案されている PtNLMS アルゴリズムは分母にステップサイズ行列で重みを付けたノルム $[\mathbf{x}_N^T(i) G_{NN} \mathbf{x}_N(i)]$ に置き換えた係数更新式

$$\mathbf{h}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \rho \frac{e(i) G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i)}{\mathbf{x}_N^T(i) G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i)} \quad (3.7)$$

3.2 係数比例型 NLMS アルゴリズム

を基礎としている．ただし， ρ は係数全体に作用するステップサイズである．なお，PtNLMS によっては右辺第 2 項の分母に正規化パラメータである δ が加えられているものもあるが，これは推定開始直後における安定性や小さな入力に対するアルゴリズムの安定性を向上させるものであり，議論を簡単化するため本論文では考慮しない．式 (3.7)，と前章で示した学習同定法の係数更新式を比較すると PtNLMS アルゴリズムでは NLMS アルゴリズムに対しステップサイズ行列 G_{NN} が存在するという違いがある．

式 (3.7) を元に， G_{NN} の算出法の違いから様々な PtNLMS アルゴリズムが提案されている．代表的な PtNLMS アルゴリズムを以降説明する．

3.2.1 PNLMS アルゴリズム

PNLMS アルゴリズムのステップサイズ行列算出は

$$\gamma_n(i) = \max[|h_n(i)|, \eta \max\{\delta_\eta, |h_0(i)|, \dots, |h_{N-1}(i)|\}] \quad (3.8)$$

$$g_n(i) = \frac{\gamma_n(i)}{\sum_{n=0}^{N-1} |\gamma_n(i)|} \quad (3.9)$$

である [4]．ただし， δ_η は推定開始時における安定性を与えるパラメータであり， η は非常に小さな値をもつフィルタ係数の更新により起こるアルゴリズムの発散を回避するためのパラメータである．PNLMS アルゴリズムの基本的な考え方は，現在までに推定されているフィルタ係数の大小関係から係数更新時における，タップごとのステップサイズを決定するということである．PNLMS は対象とするシステムがスパースな場合には NLMS よりも高速な収束を実現できる．しかしながら，対象とするシステムが非スパースなシステムであった場合には，収束速度が NLMS より劣る場合があることが明らかになっている．また，推定の初期における収束後は NLMS よりも大幅に収束速度が劣化してしまうという問題もある．

3.3 結合係数比例型 NLMS アルゴリズム

係数比例型 NLMS アルゴリズムの収束速度向上効果はスパース性が高いシステムにはより効果的に、スパース性が低いシステムの場合は効果が低い、若しくは通常の学習同定法よりも収束速度が低くなるといった対象システムのスパース性に大きく依存していることが既に明らかになっている。実アプリケーションでの運用において、対象システムのスパース性があらかじめ保証できる場合には問題は無いが、環境の変化や時間変動等様々な要因で対象システムの特性が大きく変化するような状況下では、スパース性への依存が問題となる。結合係数比例型適応アルゴリズムでは結合パラメータを用い、係数比例型・非比例型それぞれの割合を調整し係数更新を行うことで、非スパースなシステムにおいて収束速度が悪化してしまう問題に対処しながら、収束速度の向上効果も期待できるアルゴリズムである。以下に Combined-Type PNLMS(CtPNLMS) アルゴリズムについて説明を行う。

3.3.1 CtPNLMS アルゴリズム

CtPNLMS アルゴリズムにおける係数更新は

$$\mathbf{h}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha \frac{e(i)G_{NN}(i)\mathbf{x}_N(i)}{\mathbf{x}_N^T(i)G_{NN}(i)\mathbf{x}_N(i)} \quad (3.10)$$

である。ただし

$$g_n(i) = \frac{1-\beta}{2N} + \frac{(1+\beta)}{2} \cdot \text{PNLMS} \quad (3.11)$$

であり、 β は結合割合を調整するパラメータで $-1 < \beta < 1$ である。ここで、式 (3.11) における PNLMS は第 3 章において述べたものであり、

$$\text{PNLMS} = \frac{|h_n(i)|}{\|\mathbf{h}_N\|_1} \quad (3.12)$$

とすると、PNLMS に基づいた IPNLMS アルゴリズムに、

$$\text{PNLMS} = \frac{F(|h_n(i)|)}{F(\|\mathbf{h}_N(i)\|)} \quad (3.13)$$

ただし、

$$F(|h_n(i)|) = \ln(1 + \mu|h_n(i)|) \quad (3.14)$$

とすると、MPNLMS に基づいた [5] で提案されている IMPNLMS アルゴリズムとなる。

3.4 動的に結合量を調整する CtPNLMS アルゴリズム

CtPNLMS アルゴリズムの結合パラメータの決定に対し，動的に結合量を調整する CtPNLMS アルゴリズム (Dynamic Parameter Adjust CtPNLMS(DPAPNLMS)) が，[1] で提案されている．この手法では，結合量 β を動的に算出することで，事前の情報を利用せず結合量を設定することが出来る．以下に DPAPNLMS アルゴリズムの係数更新について述べる．

時刻 i における所望信号 $d(i)$ を

$$d(i) = \mathbf{w}_N \mathbf{x}_N(i) \quad (3.15)$$

とする．NLMS アルゴリズムと PtNLMS アルゴリズムで構成された二つの適応フィルタからの出力をそれぞれ

$$y_{\text{NLMS}}(i) = \hat{\mathbf{h}}_N(i) \mathbf{x}_N(i) \quad (3.16)$$

$$y_{\text{PNLMS}}(i) = \check{\mathbf{h}}_N(i) \mathbf{x}_N(i) \quad (3.17)$$

とし，所望信号との誤差信号をそれぞれ

$$e_{\text{NLMS}}(i) = d(i) - y_{\text{NLMS}}(i) \quad (3.18)$$

$$e_{\text{PNLMS}}(i) = d(i) - y_{\text{PNLMS}}(i) \quad (3.19)$$

と定義する．この誤差信号を基にパラメータ $\beta(i)$ を

$$\beta(i) = \begin{cases} \beta(i-1) - \psi, & |e_{\text{NLMS}}(i)| > |e_{\text{PNLMS}}(i)| \quad \wedge \quad \beta(i-1) - \psi \geq -1.0 \\ \beta(i-1) + \psi, & |e_{\text{NLMS}}(i)| < |e_{\text{PNLMS}}(i)| \quad \wedge \quad \beta(i-1) + \psi \leq 1.0 \\ \beta(i-1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.20)$$

と更新する．これは，学習同定法と PtNLMS アルゴリズムの推定結果を誤差信号の絶対値の大きさからそれぞれのアルゴリズムにおける収束量を比較し，より適した結合度に近づけていく方式である．ただし， ψ は更新量を決定するパラメータであり， $0 < \psi \leq 2$ である． ψ が大きいほど，精度は低いが早く最適な結合度に近づく，また ψ が小さいほど最適な結合度への調整には時間がかかるが，精度は高くなる．

最後に，更新された結合パラメータを用い，適応フィルタの更新を行う．

$$\mathbf{h}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha \frac{e(i) \mathbf{G}_{\text{NN}}(i) \mathbf{x}_N(i)}{\mathbf{x}_N^T(i) \mathbf{G}_{\text{NN}}(i) \mathbf{x}_N(i)} \quad (3.21)$$

3.4 動的に結合量を調整する CtPNLMS アルゴリズム

表 3.1 DPAPPNLMS

Initialization:

$$\mathbf{h}_N(0) = \mathbf{0}; \dot{\mathbf{h}}_N(0) = \mathbf{0}; \ddot{\mathbf{h}}_N(0) = \mathbf{0}; \beta(0) = any$$

For all i :

$$d(i) = \mathbf{w}_N \mathbf{x}_N(i)$$

$$y(i) = \mathbf{h}_N(i) \mathbf{x}_N(i)$$

$$y_{NLMS}(i) = \dot{\mathbf{h}}_N(i) \mathbf{x}_N(i)$$

$$y_{PNLMS}(i) = \ddot{\mathbf{h}}_N(i) \mathbf{x}_N(i)$$

$$e(i) = d(i) - y(i)$$

$$e_{NLMS}(i) = d(i) - y_{NLMS}(i)$$

$$e_{PNLMS}(i) = d(i) - y_{PNLMS}(i)$$

$$\beta(i) = \begin{cases} \beta(i-1) - \psi, & |e_{NLMS}(i)| > |e_{PNLMS}(i)| \quad \wedge \quad \beta(i-1) - \psi \geq -1.0 \\ \beta(i-1) + \psi, & |e_{NLMS}(i)| < |e_{PNLMS}(i)| \quad \wedge \quad \beta(i-1) + \psi \leq 1.0 \\ \beta(i-1), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\dot{\mathbf{h}}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha \mathbf{x}_N(i) [\|\mathbf{x}_N(i)\|^2]^{-1} e_{NLMS}(i)$$

Calculation by Selected PtNLMS Algorithm

$$\ddot{\mathbf{h}}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i) [\mathbf{x}_N^T(i) G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i)]^{-1} e_{PNLMS}(i)$$

$$g_n(i) = \{1 - \beta(i)\}/2N + \{1 + \beta(i)\}/2 \cdot \text{PNLMS}$$

$$G(i) = \text{diag}\{g_0(i), g_1(i), \dots, g_{N-1}(i)\}$$

$$\mathbf{h}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i) [\mathbf{x}_N^T(i) G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i)]^{-1} e(i)$$

$$g_n(i) = \frac{1 - \beta(i)}{2N} + \frac{(1 + \beta(i))}{2} \cdot \text{PNLMS} \quad (3.22)$$

$$\dot{\mathbf{h}}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha \frac{\mathbf{x}_N(i)}{\|\mathbf{x}_N(i)\|^2} e_{NLMS}(i) \quad (3.23)$$

$$\ddot{\mathbf{h}}_N(i+1) = \mathbf{h}_N(i) + \alpha \frac{G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i)}{\mathbf{x}_N^T(i) G_{NN}(i) \mathbf{x}_N(i)} e_{PNLMS}(i) \quad (3.24)$$

DPAPPNLMS アルゴリズムをまとめると , 表 3.1 となる .

3.5 まとめ

本章では，スパースなシステムに対する収束速度向上法であり，学習同定法に基づいた係数比例型適応アルゴリズムである，係数比例型学習同定法について，その枠組みの算出過程を述べ，アルゴリズムの主要な部分であるステップサイズ行列の算出手法についてこれまで提案されているいくつかのアルゴリズムについて紹介を行った．同時に，これらのアルゴリズムの収束特性を決定付ける重要な要因であるシステムのスパース性について，その定義および，スパース性の尺度を計算する手法について紹介を行った．また，PtNLMS アルゴリズムが本質的に抱えるスパース性が低いシステムに対する収束速度低下という問題に対し提案されている NLMS アルゴリズムと PtNLMS アルゴリズムの結合手法を CtPNLMS アルゴリズムとして定義を行い，それぞれのアルゴリズムの結合量を調整する結合パラメータを動的に調整する DPAPNLMS アルゴリズムの説明を行った．

第 4 章

計算機シミュレーション

4.1 シミュレーション条件

ノイズキャンセラに用いる適応アルゴリズムを比較するため，代表的な適応アルゴリズムである学習同定法と比較を行う．原音である所望信号 $x(t)$ として，高知工科大学の学生歌「FlyingFish」を与える．原音の波形を図 4.2 で示す．環境雑音として，実際のパチンコ店で台を打っている状態で録音した音を，パチンコ店を想定した図 4.1 で示されるスパースな音響特性を与えた物を用いる．図 4.1 は縦軸が振幅を表し，横軸が時間を表している．なぜなら一般的なパチンコ店の内装はガラス張り，タイル張り，コンクリート打ちっ放しになっており反響しやすい素材が多用されている．このような空間では音響特性のスパース性があるという特徴が言えるのでパチンコ店を想定した図 4.1 を用いた．録音環境を表 4.1 に示す

表 4.1 録音環境

IC レコーダー	TASCAM DR-05
実施店舗	パチンコ店
実施台	CRA スーパー海物語 IN 沖縄 2SAKS

録音状況は実際にパチンコ屋の店内で台を打っている状態で，店内の音と台の電子音と所望信号が録音され図 4.3 のようになっている．適応フィルタのインパルス応答長 N は 512 とし，入力信号には所望信号と環境雑音の電力比を 20dB として合わせたものを用いる．入力信号の波形は図 4.3 に示したようになる．学習同定法と DPAPNLMS アルゴリズムそれぞれ

4.2 シミュレーション結果

表 4.2 シミュレーション環境

SN 比	20dB
適応フィルタのインパルス応答長	512
学習同定法 , DPAPNLMS アルゴリズムのステップゲイン	0.1

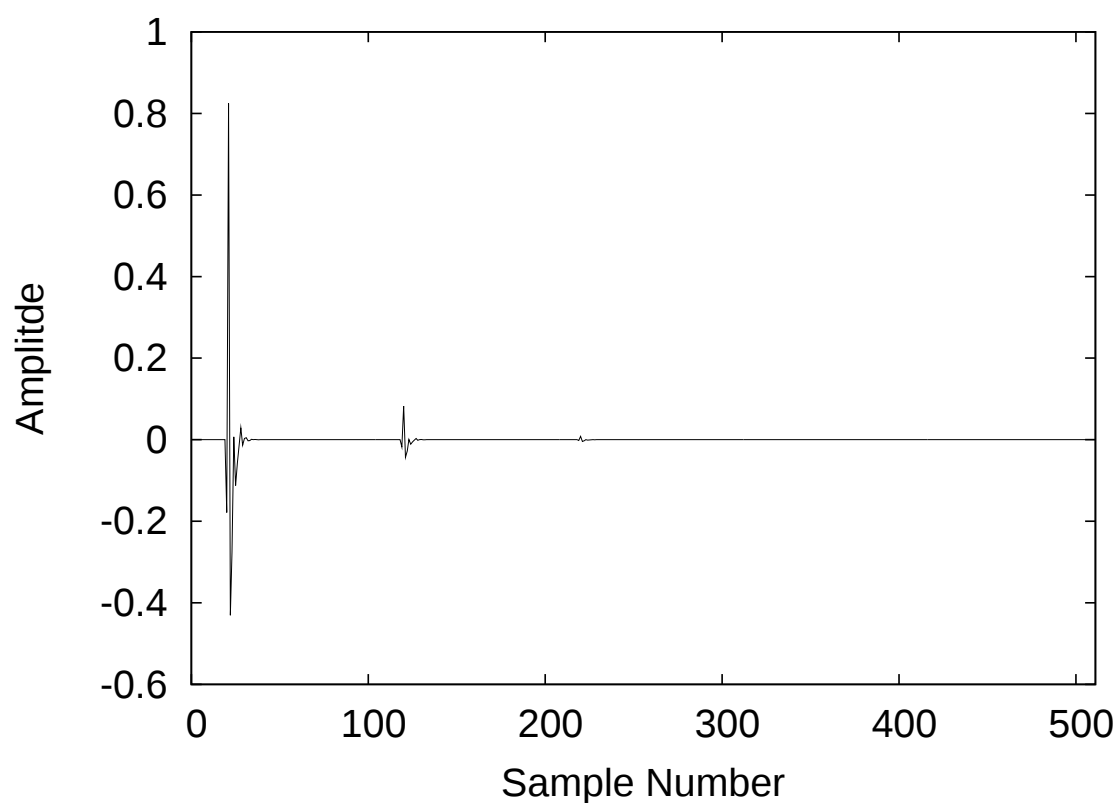


図 4.1 パチンコ店 スパースな音響特性

れに用いるステップゲインは 0.1 とし , DPAPNLMS アルゴリズムの結合係数 $\beta = 0$ とする . シミュレーション環境をまとめると表 2.3a2 に表している .

4.2 シミュレーション結果

学習同定法と DPAPNLMS アルゴリズムそれぞれを用いたノイズキャンセラを適用した結果を図 4.4 , 図 4.5 に示す . 図 4.4 を聞いた結果 , 雑音が小さくなり所望信号が「Flyingfish」

4.2 シミュレーション結果

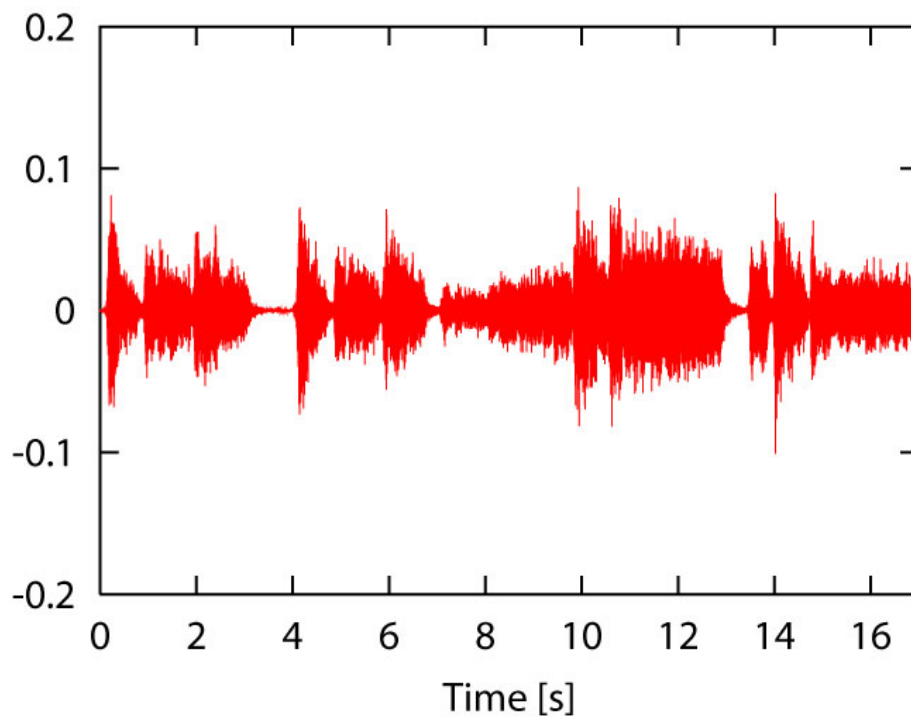


図 4.2 所望信号

であることが分かった．しかし周りの雑音は居場所の特定を防げるほど十分には消えていなかった．図 4.5 のグラフを見ただけでは分からないので実際に音声を聞いた結果，図 4.4 と比べ，明らかにフライングフィッシュがよく聞こえ雑音が消えていることが分かった．また，それぞれの公式に対して環境雑音の消去量を比較した結果を図 4.6 に示す．この図 4.6 は雑音がどれだけ消えたかを示すもので縦軸が消去量を示し，横軸が時間を示している．消去量がマイナスになるほど，雑音が消えている．この図 4.6 から DPAPNLMS の方が学習同定法より消去量が大きいため雑音が消去されていることが分かる．

4.2 シミュレーション結果

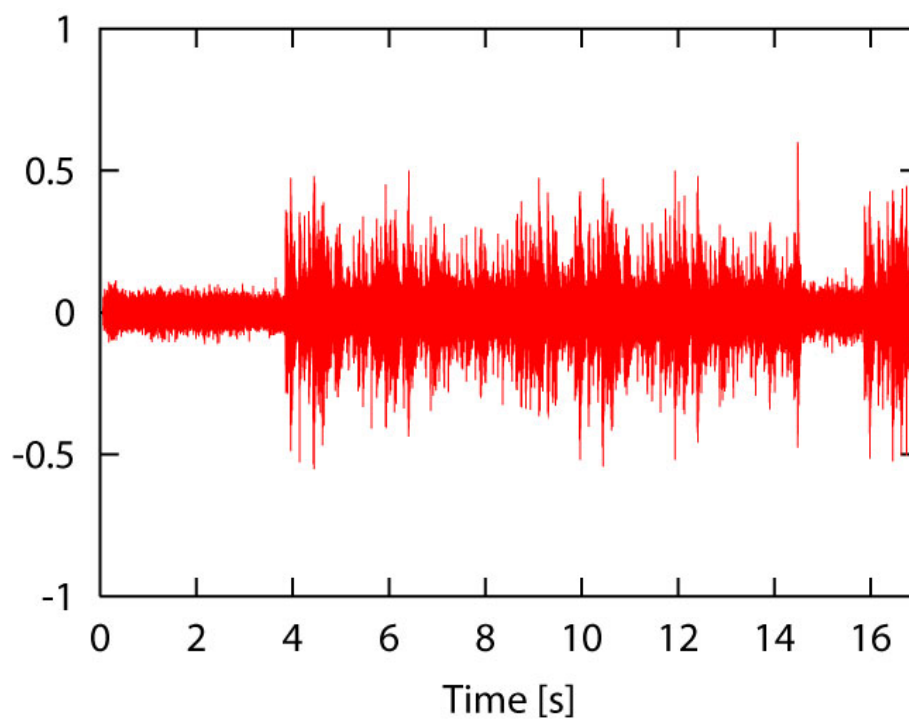


図 4.3 雑音+所望信号

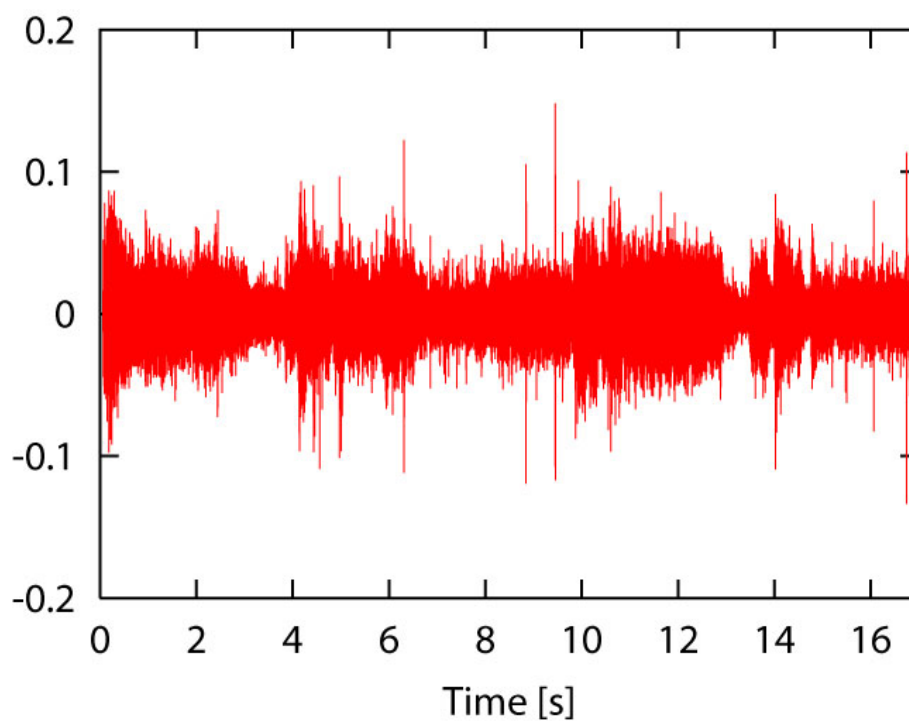


図 4.4 NLMS

4.2 シミュレーション結果

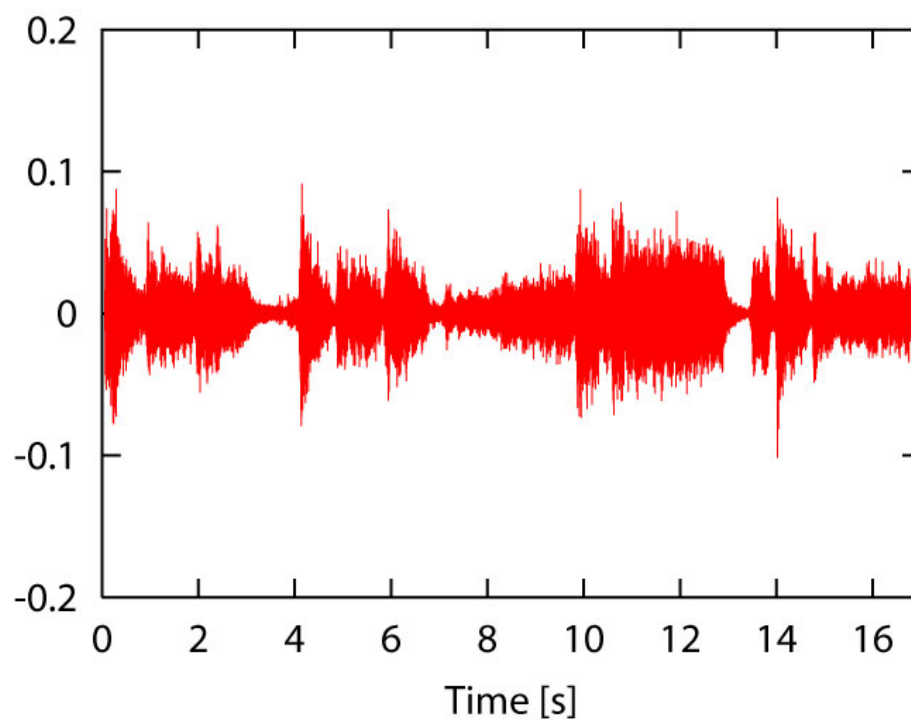


図 4.5 DPAPNLMS

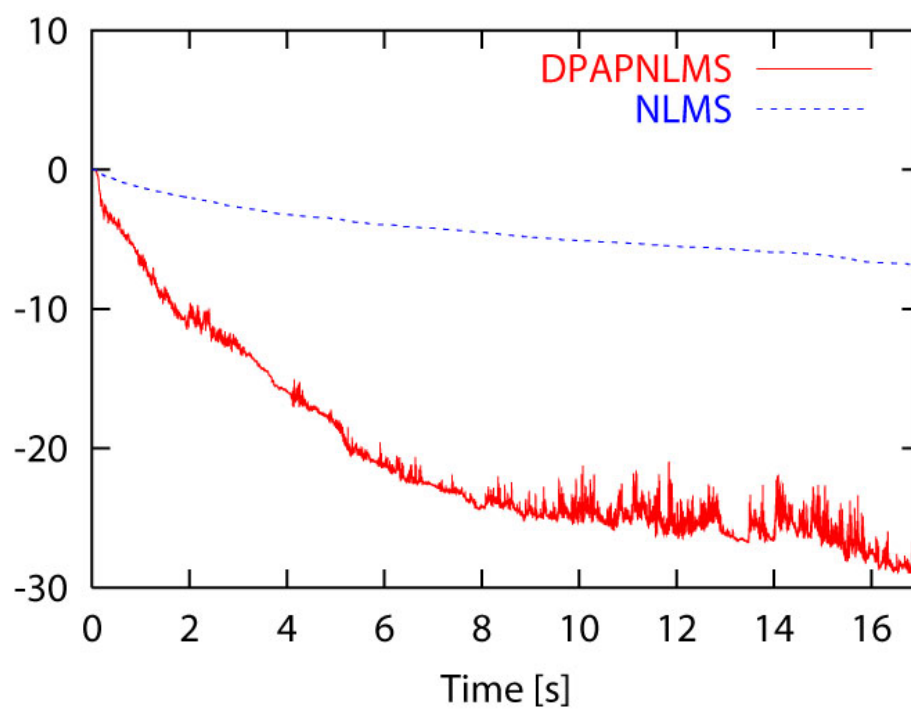


図 4.6 消去量

第 5 章

結論

5.1 本研究のまとめ

駅のホームやパチンコ店など騒音環境下で通話を行う場合、通話困難な状況になるだけでなく通話相手に居場所を特定される可能性がある。本研究ではノイズキャンセラを用いて雑音の消去を行った。しかし、一般的に用いられる学習同定法ではスパースな音響特性がある空間では、十分に雑音を消去することができなかった。本研究では過去に提案された、動的に結合量を調整する結合係数比例型学習同定法を用い雑音の消去を行った。学習同定法と結合係数比例型学習同定法の雑音の消去量の比較を行った結果、スパースな音響特性がある空間では結合係数比例型学習同定法の方が消去量が大きいため雑音が消去されていることが確認できた。

5.2 今後の課題

本研究はパチンコ店に特化した結合係数比例型学習同定法のモデリングを行った。パチンコ店以外の雑音環境でこのシステムを使用した場合、今後の課題として、競馬場や駅のホームなど他の特殊な環境雑音下を想定したモデリングを行い切り替えができるように本システムに組み込み、ノイズキャンセラの性能向上を図りたい。また実際にこのシステムを組み込む場合は、携帯電話の外側に指向性の高いマイクを組み込みこのシステムを作成したい。‘そのマイクにも自分の音声が入ることもあるが雑音だけを入力することが可能となる。

謝辞

本研究を行うにあたり、厳しく最後まで見捨てることなくご指導して頂いた福本昌弘教授には心から感謝致します。また、本研究の副査をして頂きました坂本明雄学群長、吉田真一講師に感謝致します、梗概の提出が遅れたり色々にご迷惑をお掛けしました。福本先生には、逃げてばかりだった私を見捨てることなく時に厳しく時に優しく指導していただき感謝しています。途中何度も挫けそうになった私に優しく手を差し伸べ卒業まで導いてくださり有難うございました。人の言ったことを直ぐ忘れてしまう私に何度も助言をして頂いた佐伯幸郎助教にも心からお礼申し上げます。研究についてや、発表練習に夜遅くまで指導していただきありがとうございました。自信を持って答えられることが、パチンコやパチスロの知識だけですいませんでした。出来の悪い私に対して分かりやすいように指導していただいた福富英次助手にも心からお礼申し上げます。いつも意味不明な質問ばかりして大変ご迷惑をお掛けしました。同学年の泰地君にも感謝致します。私の方が1年長くいるにも係わらず質問ばかりで邪魔をしてしまい、すいませんでした。何事にも前向きに取り組む姿勢にいつも励まされました。最後に、私の大学生活を支えてくださった全ての方々に感謝致します。

参考文献

- [1] 佐伯幸郎, 福本昌弘, “動的に結合量を調整する結合係数比例型 NLMS アルゴリズム”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J93-A, No. 10, pp. 677–680, Oct. 2010.
- [2] P.O. Hoyer, “ Non-negative matrix factorization with sparseness constraints, ” J. Mach. Learn. Res., vol.5, pp.1457–1469, 2004.
- [3] S. Gay, “ An efficient, fast converging adaptive filter for network echo cancellation, ”Proc. of the 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, (ACSSC '98), Pacific Grove, Calif, USA, pp.394–398, Nov 1998.
- [4] D.L. Duttweiler, “ Proportionate normalized least-mean-squares adaptation in echo cancelers, ” IEEE Trans. Speech Audio Processing, vol.8, no.5, pp.508–518, Sept. 2000.
- [5] Ligang Liu, Masahiro FUKUMOTO, and Sachio SAIKI, “ An improved mu-law proportionate NLMS algorithm ”, Proc. IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP2008), pp.2997-3000, Las Vegas, USA, Mar. 2008