

平成 16 年度
学士学位論文

高速信号処理に適した適応アルゴリズム

Adaptive Algorithm Matched for
High-Speed Signal Processing

1050317 久保 忠之

指導教員 福本 昌弘

2005 年 3 月 11 日

高知工科大学 情報システム工学科

要 旨

高速信号処理に適した適応アルゴリズム

久保 忠之

適応信号処理を実時間上で行うことは演算量が多くなることにより困難である．そのため，先行研究においてフィルタ係数の更新頻度を減少させることにより演算回数を減らす手法が提案されている．しかしながらその手法ではパラメータ推定の収束速度が遅くなる問題がある．これはフィルタ係数を更新していない間は入力信号の情報が用いられないため入力信号の情報欠落が起こるためである．本論文では，収束速度の低下を抑えるためにフィルタ係数の更新を行っていない状態でも分散の推定を行うことにより，入力信号の全ての情報を用いるアルゴリズムを提案し，パラメータ推定速度の低下を抑えられることを検証している．

キーワード 実時間 フィルタ係数 収束速度

Abstract

Adaptive Algorithm Matched for High-Speed Signal Processing

Tadayuki Kubo

It is difficult to do adaptive signal processing in real time because operations become increased. So It has proposed the method which decrease frequency of parameter of filter to decrease operation. But the method has problem which is presumption of parameter convergence speed become slowly. Because input signal's infomation is not using when it do not update parameter of filter, so the infomation misses. In this paper, propose an algorithm to suppresses convergence speed become slowly which by all input signal's infomation which made by always presumes variance, and show the effectiveness by computer simulation. Then proposed algorithm suppresses convergence speed become slowly.

key words Real time Parameter of filter Convergence speed

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景と目的	1
1.2	概要	2
第 2 章	適応信号処理	3
2.1	まえがき	3
2.2	適応信号処理	3
2.2.1	適応アルゴリズム	4
2.2.2	適応フィルタ	5
2.3	計算機シミュレーション	7
2.3.1	シミュレーション条件	7
2.3.2	シミュレーション結果	8
2.4	まとめ	8
第 3 章	フィルタ係数の更新頻度を減少させるアルゴリズム	10
3.1	まえがき	10
3.2	実時間実行の問題点	10
3.3	フィルタ係数の更新頻度を減少させるアルゴリズム	11
3.4	計算機シミュレーション	12
3.4.1	パラメータ推定精度の評価	12
3.4.2	計算機シミュレーション条件	13
3.4.3	計算機シミュレーション結果	13
3.4.4	計算機シミュレーションのまとめ	14
3.5	まとめ	14

第 4 章	入力信号の情報を全てを用いるアルゴリズム	16
4.1	まえがき	16
4.2	パラメータ更新頻度を減少させる手法の問題点	16
4.3	入力信号の情報を全て用いる手法の提案	17
4.4	計算機シミュレーション	18
4.4.1	シミュレーション条件	19
4.4.2	計算機シミュレーション結果	20
4.5	まとめ	20
第 5 章	入力信号による提案手法の有効性の差異の原因	23
5.1	まえがき	23
5.2	分散の推定	23
5.3	計算機シミュレーション	23
5.4	計算機シミュレーション結果	24
5.5	まとめ	25
第 6 章	結論	26
6.1	まとめ	26
6.2	今後の課題	26
謝辞		27
参考文献		28

目次

2.1	パラメータ推定の表現	7
2.2	入力信号	8
2.3	未知系インパルス応答	9
2.4	正規化ノルム 2 乗誤差	9
3.1	従来 of アルゴリズム	11
3.2	提案したアルゴリズム	12
3.3	入力信号として白色雑音を用いた場合 of 正規化ノルム 2 乗誤差	14
3.4	入力信号として音声信号を用いた場合 of 正規化ノルム 2 乗誤差	15
4.1	従来 of アルゴリズム of フローチャート	18
4.2	提案するアルゴリズム of フローチャート	19
4.3	白色雑音での正規化ノルム 2 乗誤差	21
4.4	有色信号での正規化ノルム 2 乗誤差	21
4.5	音声信号での正規化ノルム 2 乗誤差	22
5.1	入力信号として白色雑音, 有色信号を用いた場合 of 分散	24
5.2	入力信号として音声信号を用いた場合 of 分散	25

表目次

2.1 代表的な適応アルゴリズムの特徴	6
-------------------------------	---

第 1 章

序論

1.1 背景と目的

近年，適応アルゴリズムを用いた様々なアプリケーションが実用化に向かっている．等化器に用いられる適応アルゴリズムとして演算量が少なくハードウェア構成が比較的容易である LMS アルゴリズム，学習同定法が挙げられるが，入力信号が高サンプリングレートであった場合，現在の DSP 処理能力では不十分な場合があり，実時間実行が困難となる．この問題に対し，先行研究ではフィルタ係数の更新頻度を減少させることにより演算量を減少させる手法が提案されている．しかし，この手法では更新間隔を広げるにつれ収束速度が遅くなっていく問題がある [1]．本論文では収束速度を向上するための手法の提案を行い，その有効性を計算機シミュレーションにより示す．

1.2 概要

本稿の概要について述べる.

第2章では, 適応信号処理について述べ, 主に用いられている適応アルゴリズムの説明を行う. また, 適応フィルタについて述べ, その有効性を示す.

第3章では適応信号処理を実時間上で行う上での問題点を示し, その問題を解決する手法を示す.

第4章では, フィルタ係数の更新頻度を減少させる手法の問題点を指摘し, その問題の解決手法を示す.

第5章では, 4章で提案する手法が入力信号によって有効性に差異が生じたため, その原因を検証する.

最後に, 第6章では本研究の評価を行い, 今後の課題を吟味する.

第 2 章

適応信号処理

2.1 まえがき

本章では、適応信号処理について述べる。その中で、現在提案されている代表的なアルゴリズムの特徴を述べ、適応フィルタの性質について説明する。また、計算機によるシミュレーションより適応信号処理の有効性を示す。

2.2 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、望ましい信号が出力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、つまり、観測信号の統計的性質が時間と共に変化しない場合は、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。このように適応フィルタを用いた信号処理を適応信号処理とよぶ [2]。適応フィルタの応用範囲は、広範囲となっており、エコーキャンセラ、自動等化器、ノイズキャンセラ、アダプティブノイズコントローラなどに用いられている。

2.2.1 適応アルゴリズム

現在，提案されている様々な適応アルゴリズムの基本となる構造は，4つに分類できる．まず，この4つの適応アルゴリズムについての特徴を述べることにする．

LMS アルゴリズムは，広い意味で，二乗平均誤差を最急降下法に基づいて最小にする方式で，安定性があり，演算量が少ないという理点から，現在でも代表的な適応アルゴリズムとしての地位を占めている．すなわち，実用段階に入った適応信号処理を支える代表的な適応アルゴリズムということができる．

一方，これとは独立に，1967年に野田と南雲は，学習同定法を発表した．学習同定法は，アルゴリズムとしては，先に述べた LMS アルゴリズムに比べてやや複雑であるが，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つ．この学習同定法は，別名 NLMS (Normalized LMS) アルゴリズムとも呼ばれるように，LMS アルゴリズムの係数修正項をフィルタの状態ベクトルノルムで正規化した形となっている．しかし，LMS アルゴリズム，学習同定法共，入力信号が有色の場合，収束速度（特に，推定すべきパラメータの収束速度）が著しく劣化するという欠点をもつことが指摘されている．

RLS (Recursive Least Square) アルゴリズムは，1950年に Plackett により初めて導かれた．Mulleller は，適応等価器への RLS アルゴリズムの適用に関連して，RLS アルゴリズムの収束理論を初めて示した．RLS アルゴリズムは，カルマンフィルタ理論と密接な関係にある．Godrad は，最初にカルマンフィルタ理論を適応タップ付き遅延線フィルタに適用した．その結果は，本質的には RLS アルゴリズムと同じであった．RLS アルゴリズムは，入力信号が有色の場合，他のアルゴリズムに比べて収束速度がそれ程遅くはないという特徴を持つ．しかし，LMS アルゴリズムでは，乗算回数が適応フィルタのタップ数 N に比例するだけであるのに対して，RLS アルゴリズムでは， N の 2 乗に比例して増えるという欠点をもつ．そのため，演算量の削減を図った高速 RLS アルゴリズムも検討されているが，それでもなお， $7N$ 以上の積和演算が必要であるという問題がある．また，この高速 RLS アルゴリズムは，倍精度浮動小数点演算を行うことが必要であり，かつ，それでも安定性が

よくないという問題がある。

この他にも、推定性能が LMS アルゴリズムと RLS アルゴリズムの中間的なアルゴリズムである射影法がある。アフィン射影アルゴリズムとも呼ばれる射影法は、適応フィルタのタップ数を N として、 N 以下の過去 p 個の入出力関係を利用する方法であり、有色信号に対して収束速度を改善することができる。射影法では、一般的に、次数 p が大きくなるほど収束速度が速くなるが、演算量も増加する。なお、学習同定法は、 $p=1$ とした射影法と解釈することができる。

RLS アルゴリズムでは、演算量が極めて多く、あるいは倍精度浮動小数点演算が必要であるという問題が生じるため、現在のデジタル信号処理装置 (Digital Signal Processor : DSP) では実装が困難である。また、インパルス応答が時間的に変化しない場合、RLS アルゴリズムの平均二乗誤差は、 $t=2N \sim 3N$ 程度でほぼ収束する。この収束速度は、学習同定法に比べて 1 桁程度早い。一方、系のインパルス応答が時間的に変化する場合には、この量的関係は必ずしも成立しない。 $t=0$ 付近の初期収束部を除けば、入力信号が白色雑音の場合の RLS アルゴリズムの収束速度は、学習同定法や射影法とほぼ同じになる [2]。

代表的な適応アルゴリズムの特徴と演算量を表 2.1 に示す。ここでの演算量は積和のみである

2.2.2 適応フィルタ

適応フィルタは加算器、乗算器、遅延器で構成される [5]。ここで、FIR 形で構成された未知システムのシステム同定を考える。図 2.1 に適応フィルタの構成を示す。図 2.1 においては入力信号 $x(t)$ と出力誤差 $e(k)$ を用いて、 $e(t)$ に関するなんらかの評価量を最小にするようパラメータを書き換える。このとき、推定系の出力信号 $y(t)$ と未知系の出力信号 $d(t)$ は、

$$y(t) = \sum_{i=1}^{N-1} h(i)x(t-i) \quad (2.1)$$

$$d(t) = \sum_{i=1}^{N-1} \omega(i)x(t-i) \quad (2.2)$$

表 2.1 代表的な適応アルゴリズムの特徴

アルゴリズム	特徴	演算量 (N :フィルタタップ数)
LMS アルゴリズム	計算式が単純 入力信号のパワーの変化が収束速度に影響 有色信号で収束特性が劣化 条件によっては学習同定法と同じ収束特性	$2N$
学習同定法	入力信号に依存しない収束特性 有色信号で収束特性が劣化	$3N$
射影法	有色信号では高速な収束特性 1 次の射影法 = 学習同定法	$4N$ (2 次の場合)
RLS アルゴリズム	収束速度が最速 インパルス応答が変化する場合, 収束速度低下	$2N^2$

で示される。ただし、 $x(t)$ 、 $y(t)$ はそれぞれ時刻 t におけるフィルタの入力信号、出力信号であり、 $\omega(i)$ はインパルス応答である。ここでの $h(i)$ は i 番目のフィルタ係数、 N はフィルタ係数の個数である。また、入力誤差 $e(t)$ は

$$e(t) = x(t) - y(t) \quad (2.3)$$

で表される。このとき、FIR デジタルフィルタとインパルス応答 $\omega(i)$ を有する未知システムは、

$$\omega(i) = h(i); i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.4)$$

であれば、常に同じ出力となる。したがって、未知システムのインパルス応答長が有限で、その個数がわかっているならば、同じ入力信号に対し完全に等しい出力を与える FIR デジタルフィルタを得ることができる。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ものである。この場合、式 (2.3) のような仮定が成り立たないために、同一の入力信号

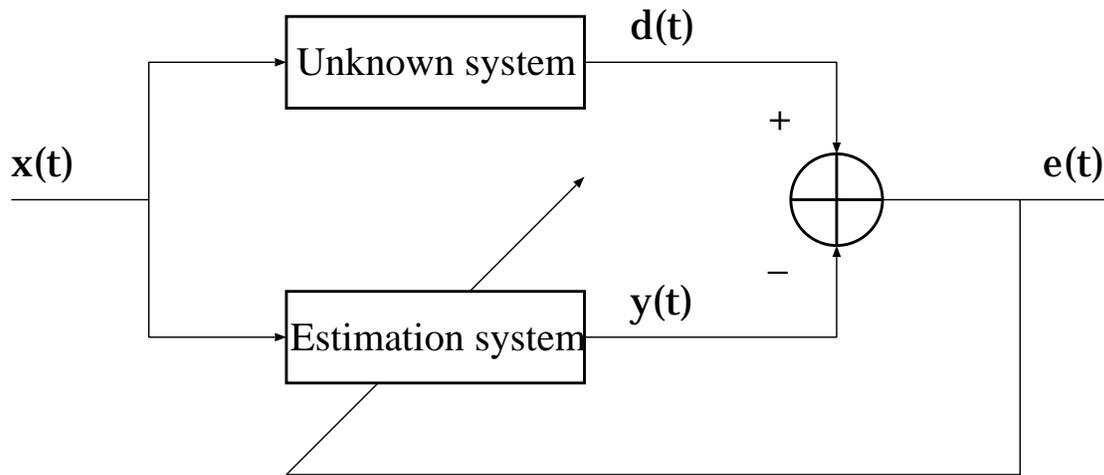


図 2.1 パラメータ推定の表現

に対して完全に等しい出力結果が得られるような FIR デジタルフィルタを構成することはできない。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付けることが可能となる。 $(N - 1)$ 次の FIR デジタルフィルタの係数は、入力信号 $x(t)$ 、フィルタの出力信号 $y(t)$ 、および未知システムの出力信号 $d(t)$ を使って修正される。適応アルゴリズムを含む FIR フィルタは適応フィルタと呼ばれる [4]。

2.3 計算機シミュレーション

適応信号処理の有効性を示すために計算機によるシミュレーションを行う。

2.3.1 シミュレーション条件

入力信号として図 2.2 で示す白色雑音を用いる。ここでは伝送路での雑音はないものとし、適応フィルタのインパルス応答長を 256、修正率を示すステップゲインを 1、図 2.3 に示す伝送路のインパルス応答長 512 の伝送路特性を用いる。この適応フィルタのパラメータ推定精度を正規化ノルム 2 乗誤差を用いて評価を行う。

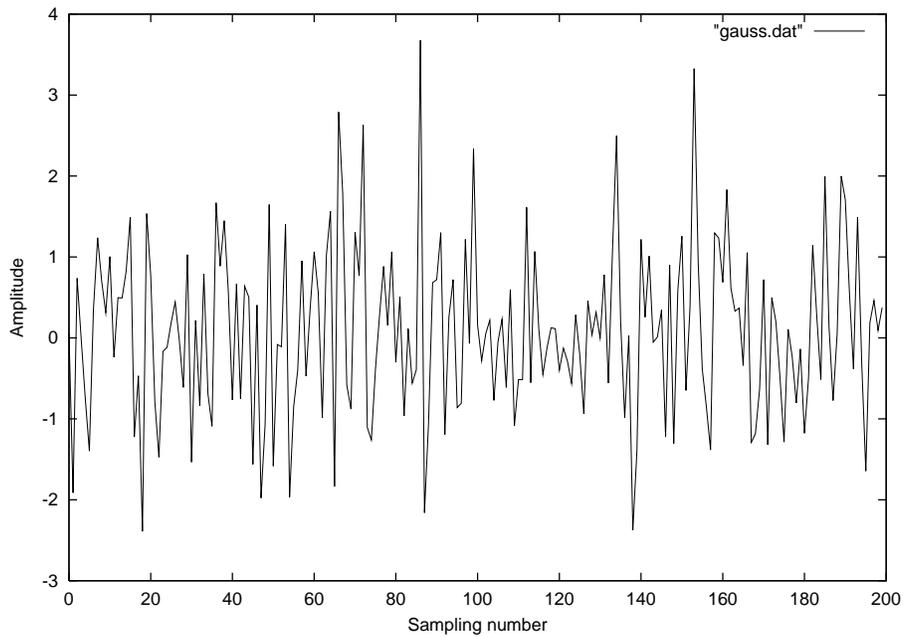


図 2.2 入力信号

2.3.2 シミュレーション結果

正規化ノルム 2 乗誤差で評価を行ったものを図 2.4 に示す．この結果より適応フィルタは誤差を最小にする推定 ($e=0$ に近付いていく推定) を行っていることがわかる．この結果から適応信号処理は有効であることがわかる．

2.4 まとめ

本章では、適応信号処理について述べ、現在用いられている適応アルゴリズムと適応フィルタについて示した．また、計算機シミュレーションにより、適応信号処理の有効性を示した．

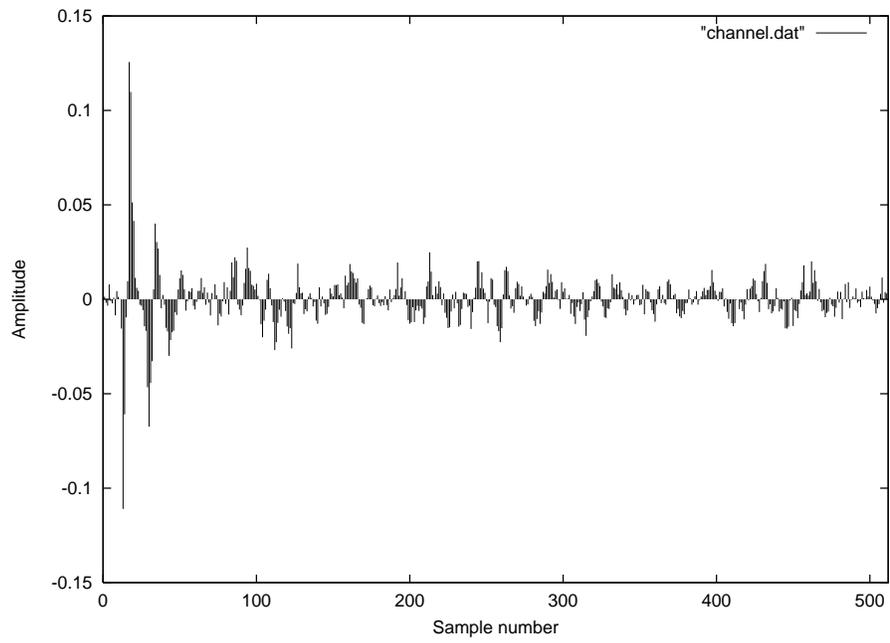


図 2.3 未知系インパルス応答

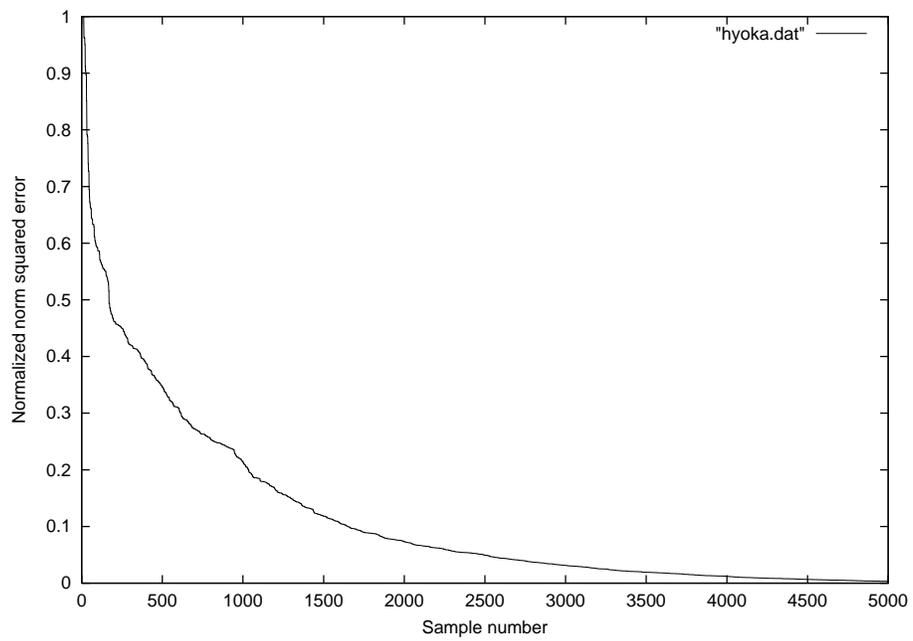


図 2.4 正規化ノルム 2 乗誤差

第 3 章

フィルタ係数の更新頻度を減少させるアルゴリズム

3.1 まえがき

本章では、前章で述べた適応信号処理の実時間実行を考え、適応信号処理を実時間上で行う際の問題点の指摘とその解決法を示す。

3.2 実時間実行の問題点

適応アルゴリズムを実時間で用いる場合に問題となることはその演算量の多さからくる演算時間によるリアルタイム性が確保できないことである。ここで高速な収束特性を持ち、演算量の少ない学習同定法を用いたアルゴリズムの場合の演算量を示す。学習同定法の演算量は 1 サンプルの入力に対してフィルタタップ数が N であれば $3N$ 必要である。これは積和が $2N$ 、積が N 、除算は 1 である。また、最も理想的な並列状態を仮定し、一度に複数の演算を行えるとしても 3 ステップの演算時間が必要となる。そのため、演算時間は少なくとも $3 / (\text{DSP の駆動周波数})$ の時間が必要となる。そのため、入力信号が高サンプリングレートになるほど次入力までの演算終了が困難となり、適応フィルタ自体のパラメータ更新に遅延が発生するため、運用時の問題となる。

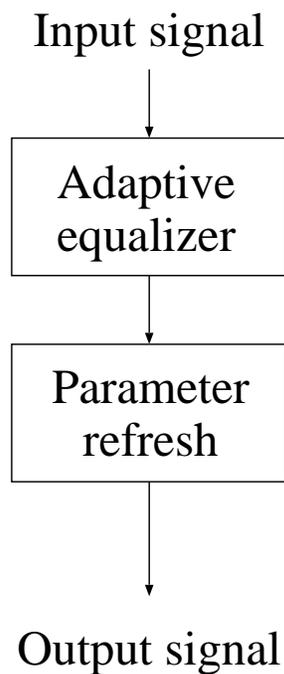


図 3.1 従来のアルゴリズム

3.3 フィルタ係数の更新頻度を減少させるアルゴリズム

適応信号処理を実時間上で行えるようにするためには、個々の演算量を減らして全体の演算量を減らす、もしくはフィルタ係数の更新頻度を減少させ、フィルタ係数更新の演算回数を減らす必要がある。このうち前者の方法は現在の学習同定法アルゴリズムでは、解を求めるための演算の減少を行う方法は無く、不可能である。そこでフィルタ係数の更新頻度を減少させる手法を用いる。この手法はフィルタ係数の更新頻度を減少させることにより、フィルタ係数更新の演算回数を減少させ、結果的に演算時間の短縮をはかるものである。適応等化器でこの手法を用いる場合、フィルタ係数の更新を毎回行わないこととなるが、更新のタイミングは少なくとも伝送路の時間適変化よりも短い間隔である必要がある。図 3.1、図 3.2 に従来のアルゴリズムと提案するアルゴリズムのフローチャートを示す。図中において入力信号は、それまでにパラメータが推定されている適応等化器を通過する。その後、パラメータ更新頻度を決定し、更新タイミングであればパラメータの更新を行う。

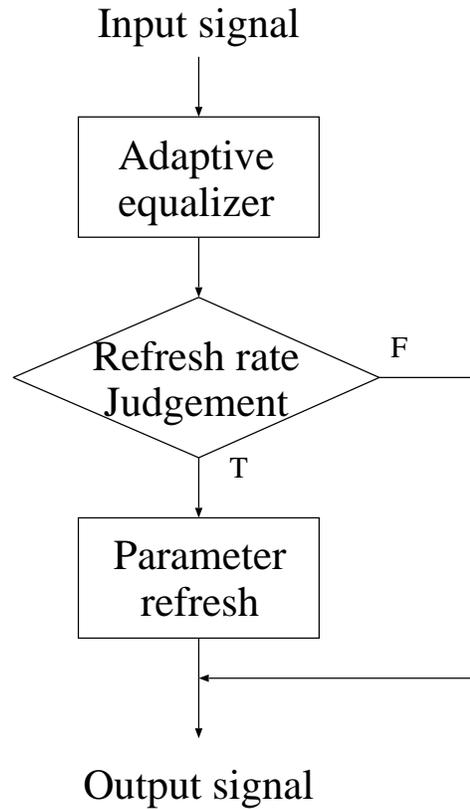


図 3.2 提案したアルゴリズム

3.4 計算機シミュレーション

フィルタ係数の更新頻度を減少させるアルゴリズムの有効性を確認するために提案したアルゴリズムを用いて計算機シミュレーションを行う。

3.4.1 パラメータ推定精度の評価

パラメータ推定精度の評価を行うために正規化ノルム 2 乗誤差を用いる。これは伝送路の特性を適応フィルタの次数 N で表した際のインパルス応答 $r(n)$ と適応フィルタが推定をしたパラメータ $a(n)$ とのそれぞれの誤差を取り 2 乗平均誤差を取ったものであり、式 3.1 で

示される．

$$e = \frac{\sum_{n=1}^N (r_{(n)} - a_{(n)})^2}{\sum_{n=1}^N r_{(n)}^2} \quad (3.1)$$

3.4.2 計算機シミュレーション条件

実時間実行を考慮したアルゴリズムを用いた適応フィルタを構成し，以下の条件で計算機によるシミュレーションを行う．また，パラメータの推定精度を正規化ノルム 2 乗誤差を用いて行う．

- シミュレーション条件 1

入力信号として白色雑音を用いる．未知系インパルス応答は 2 章で用いたインパルス応答を用いる．また，修正率を示すステップゲインを 1 とし，パラメータの更新頻度を 1, 1/2, 1/3 とする

- シミュレーション条件 2

入力信号として分散 0.81 の音声信号を用いる．他の条件はシミュレーション条件 1 に準ずる．

3.4.3 計算機シミュレーション結果

シミュレーション条件 1 の正規化ノルム 2 乗誤差を図 3.3 に，シミュレーション条件 2 の正規化ノルム 2 乗誤差を図 3.4 に示す．シミュレーション条件 1，シミュレーション条件 2 とともにパラメータ更新頻度を減少させることにより収束速度が低下していることがわかる．これはパラメータ更新頻度をさげることによりパラメータ推定に時間がよりかかるようになるためである．しかし，更新頻度を下げた状態であってもパラメータ推定は正常に行われていることがわかる．

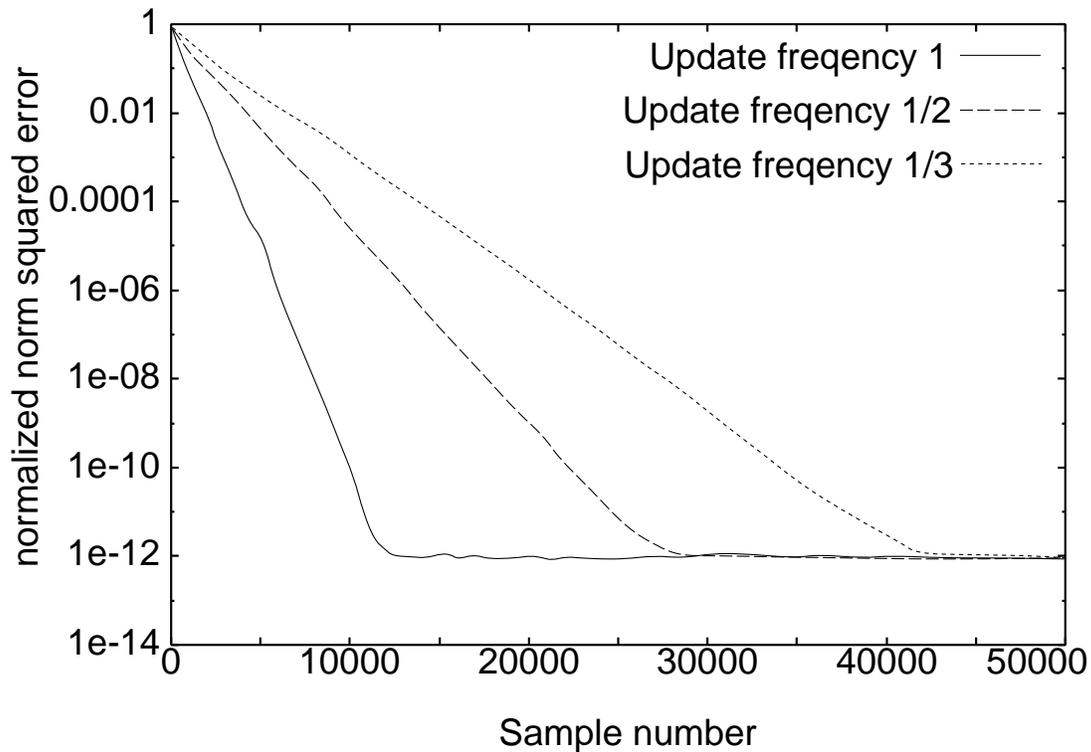


図 3.3 入力信号として白色雑音を用いた場合の正規化ノルム 2 乗誤差

3.4.4 計算機シミュレーションのまとめ

本シミュレーションにより，入力信号が白色雑音であっても音声信号であってもパラメータ更新頻度を減少させればさせるほど収束速度が低下していくことがわかった．このような問題が起こったのは，パラメータを更新していない間は入力信号の情報が用いられずに正しい値を推定できていないためだと考えられる．

3.5 まとめ

本章では，演算量の多さによる実時間実行の困難さに述べ，その問題を改善する手法の提案を行った．しかしながらこの手法ではパラメータ更新頻度を減少させると演算量は少なくなるものの，収束速度が低下する問題が起こった．そのため，収束速度の低下を抑える必要性がある．

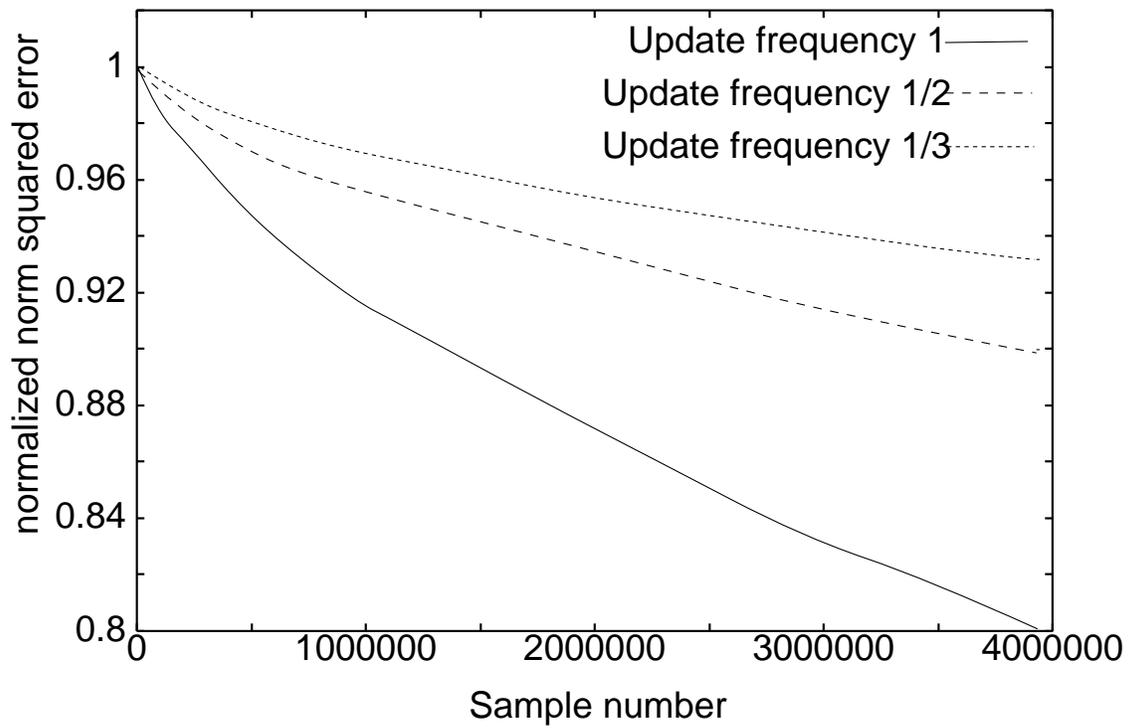


図 3.4 入力信号として音声信号を用いた場合の正規化ノルム 2 乗誤差

第4章

入力信号の情報を全てを用いるアルゴリズム

4.1 まえがき

適応信号処理を実時間乗で実行するために、前章において適応アルゴリズムのパラメータ更新頻度を減少させる手法を用い、演算量を減少させ、その有効性を示した。しかしながらパラメータ更新間隔を広げるにつれ、パラメータの収束速度が遅くなることがわかった。これは、パラメータ更新を行っていない間の情報が用いられないため、収束速度の低下につながっていることが考えられる。本章ではその問題に対する解決手法を検討する。

4.2 パラメータ更新頻度を減少させる手法の問題点

ここでパラメータ更新頻度を減少させる手法の問題点を考える。学習同定法の時間 t でのフィルタ係数の更新式は

$$\omega_{t+1} = \omega_t + \alpha \frac{\phi_t}{\|\phi_t\|^2} e_t \quad (4.1)$$

で示される。ただし、入力信号を x_t 、フィルタタップ数を p とすると $\phi_t = [x_t, \dots, x_{t-p+1}]$ 、 ω_t はフィルタ係数、 α はステップゲイン ($0 < \alpha \leq 1$)、 e_t は推定出力と所望信号の誤差である。式 (3.1) で示されるように学習同定法ではフィルタ入力信号の2乗平均で算出し、情報として用いる。そのため、パラメータ更新頻度を減少させることにより、その情報量の推定回数も減るために、収束速度の低下の原因となることが分かる。したがって学習同定法の

構造上、これ以上の改善が不可能であることがわかる。

4.3 入力信号の情報を全て用いる手法の提案

ここで適応アルゴリズムとして NLMS アルゴリズムを用いることを考える。NLMS アルゴリズムは所望の収束特性を得るために分散 σ_x^2 を逐次推定し、ステップサイズを自動調節するアルゴリズムである。また、パラメータの設定を行えば学習同定法と等価にもなる性質を持つ。NLMS アルゴリズムのフィルタ係数の更新式は

$$\omega_{t+1} = \omega_t + \frac{2\mu}{\sigma_x^2} \phi_t e_t \quad (4.2)$$

で示される。ただし、入力信号を x_t 、フィルタタップ数を p とすると $\phi_t = [x_t, \dots, x_{t-p+1}]$ 、 ω_t はフィルタ係数、 μ はステップゲイン ($0 < \mu < 1/3p$)、 e_t は推定出力と所望信号の誤差である。また、分散の推定を行う式は

$$\sigma_t^2 = \lambda \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda) x_t^2 \quad (4.3)$$

で示す。ただし、 λ ($\lambda > 0$) は忘却定数とよばれる正定数である。この方法では、1次点前の推定値 σ_{t-1}^2 に対して大きな重み λ を、 x_t^2 に対して小さな重み $(1 - \lambda)$ を掛けることで、逐次的に分散を推定している。そして、初期値を $\sigma_{-1}^2 = 0$ とすると、この漸化式の一般項は、

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=0}^t \lambda^i x_{t-i}^2 \quad (4.4)$$

となり、過去のデータの影響を指数的に減衰させる重み λ^i を x_{t-i}^2 に掛けながら、 x_t^2 の時間平均を計算する [3]。

NLMS アルゴリズムでは分散の推定はフィルタ係数更新時にもともに行われるため、フィルタ係数の更新頻度を少なくすると、分散の推定回数も少なくなるため、パラメータ推定速度が遅くなる。そこで、フィルタ係数を更新しない状態であっても分散の推定を行うアルゴリズムを提案する。図 4.1、図 4.2 に従来のアルゴリズム、提案するアルゴリズムのフローチャートを示す。図 4.1 の示す従来法ではパラメータ更新頻度を決定し、パラメータ更新タイミングが合ったときにのみ分散の推定を行い、分散が一定値以上であればパラメータの更

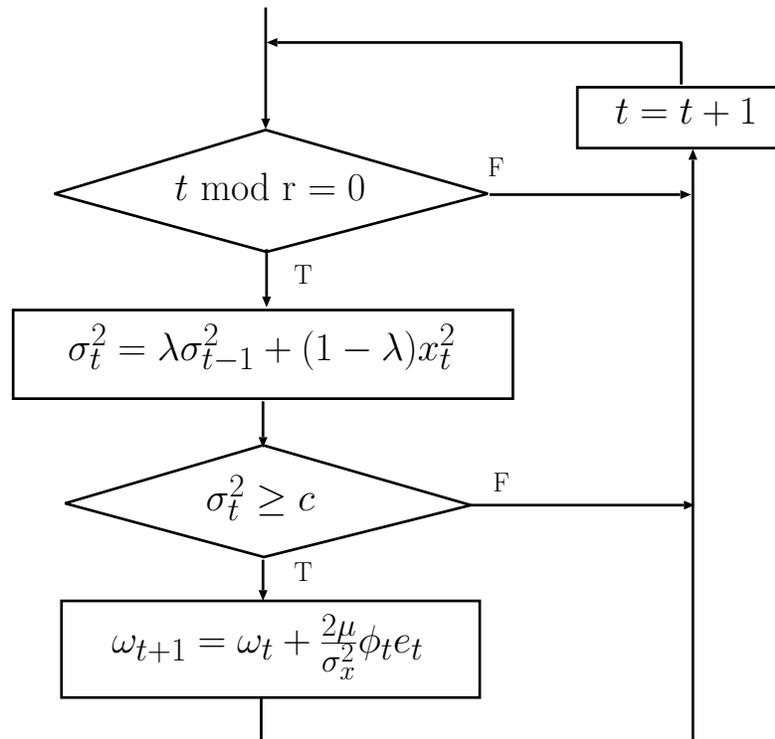


図 4.1 従来のアルゴリズムのフローチャート

新を行う．そのため分散の推定回数が少なくなり，前章で用いた学習同定法と同じく入力信号の情報量不足に陥る．しかしながら，図 4.2 に示す提案手法では分散の推定を行った後に，パラメータ更新頻度を決め，パラメータ更新タイミングが合えば，分散が一定値以上であればパラメータ更新を行う．そのため常に入力信号の分散の推定が行われるため，入力信号のすべての情報が用いられる．そのため，パラメータ推定速度の減少を従来手法より抑えることができると思う．

4.4 計算機シミュレーション

提案するアルゴリズムの有効性を確認するために計算機によるシミュレーションを行う．

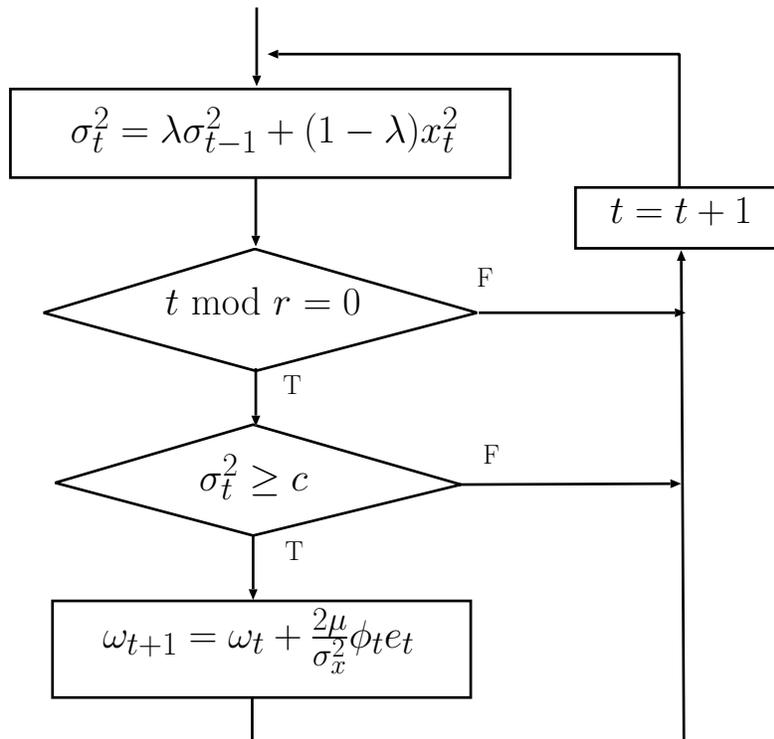


図 4.2 提案するアルゴリズムのフローチャート

4.4.1 シミュレーション条件

分散の推定をフィルタ係数更新時のみ行うアルゴリズムと提案するアルゴリズムの比較を行う。また，収束速度の低下度合を示すためにフィルタ係数を毎回行うアルゴリズムを比較対象として示す。ここでインパルス応答長は 512，パラメータ更新頻度を 1/10 とする。また入力信号によって提案手法に差が生じるか確認を行うために入力信号を 3 種類用いる。以下に入力信号ごとのシミュレーション条件を示す。

- シミュレーション条件 1

入力信号として白色雑音を用い，修正率を示すステップゲインを 0.00062 とし，1 次点前の推定値に重みを与える忘却係数を 0.98 とする。

- シミュレーション条件 2

入力信号として有色信号を用い，ステップゲインを 0.00062 とし，忘却係数を 0.98 と

する。

- シミュレーション条件 3

入力信号として分散 0.81 の音声信号を用い，ステップゲイン:0.00000001 とし，忘却係数を 0.5 とする。

ただし，ここでのステップゲイン及び，忘却係数は事前研究において最適な値を用いる。

4.4.2 計算機シミュレーション結果

白色雑音を入力信号として用いた場合のノルム 2 乗誤差を図 4.3，有色信号を入力信号として用いた場合のノルム 2 乗誤差を図 4.4，音声信号を入力信号として用いた場合のノルム 2 乗誤差を図 4.5 に示す。ただし，図中の nlms はパラメータ更新を毎回行う学習同定法，nlms2 はパラメータ更新頻度を 1/10 にした NLMS アルゴリズム，proposed_algorithm はパラメータ更新頻度を 1/10 にし，フィルタ係数を更新しない状態であっても分散の推定を行う提案手法を用いたものを示す。また，各手法は演算量が異なるため，演算量が同等となるように調節した。このような結果より，入力信号として白色雑音，有色信号を用いた際には提案する手法は従来の方法とパラメータ推定速度はほとんど変わらなかった。しかしながら，入力信号として音声信号を用いた際には提案手法は従来法に比べて比較的パラメータ推定速度の減少を抑えることができた。

4.5 まとめ

本章では適応アルゴリズムとして NLMS アルゴリズムを基にフィルタ係数を更新しない状態であっても分散の推定を行うアルゴリズムを提案した。そして，提案するアルゴリズムの有効性を 3 種の入力信号を用いた計算機シミュレーションを行うことにより示した。しかしながら入力信号によって提案手法の有効性に差異が生じたため，その原因を考える必要がある。

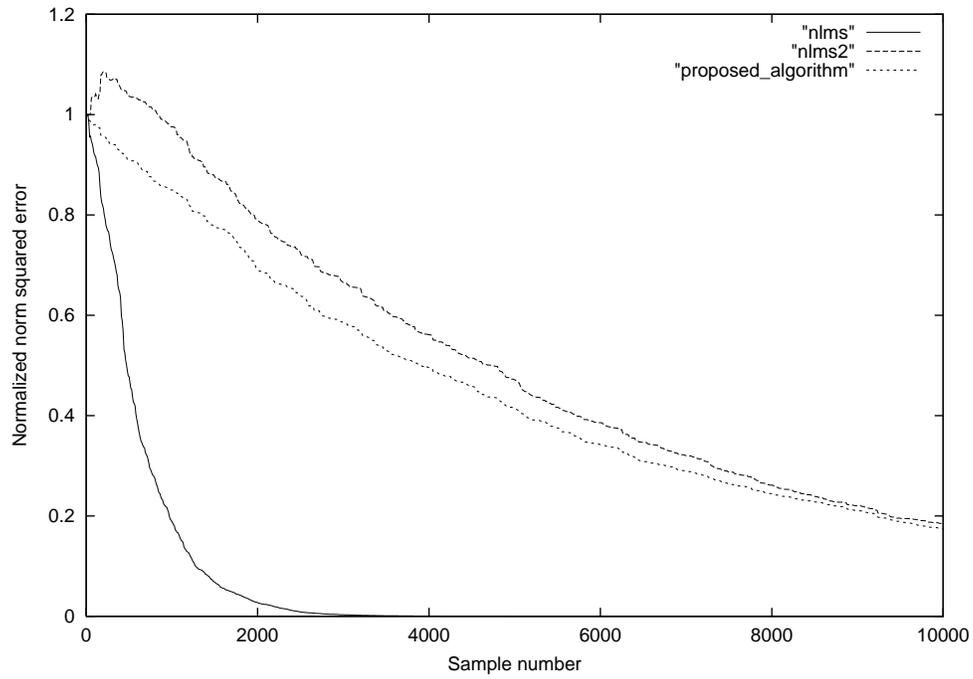


図 4.3 白色雑音での正規化ノルム 2 乗誤差

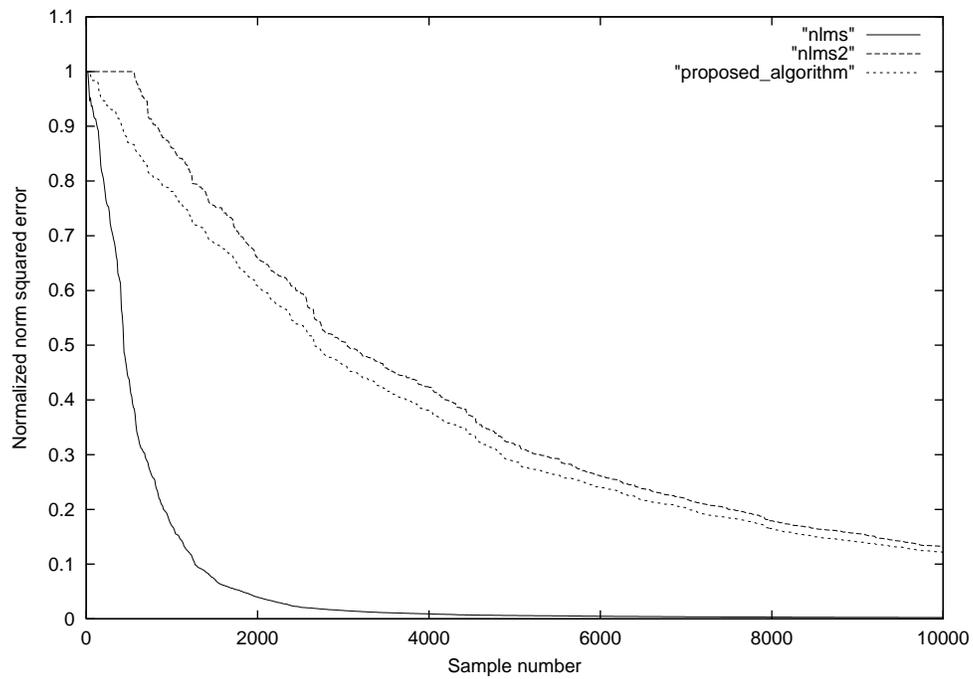


図 4.4 有色信号での正規化ノルム 2 乗誤差

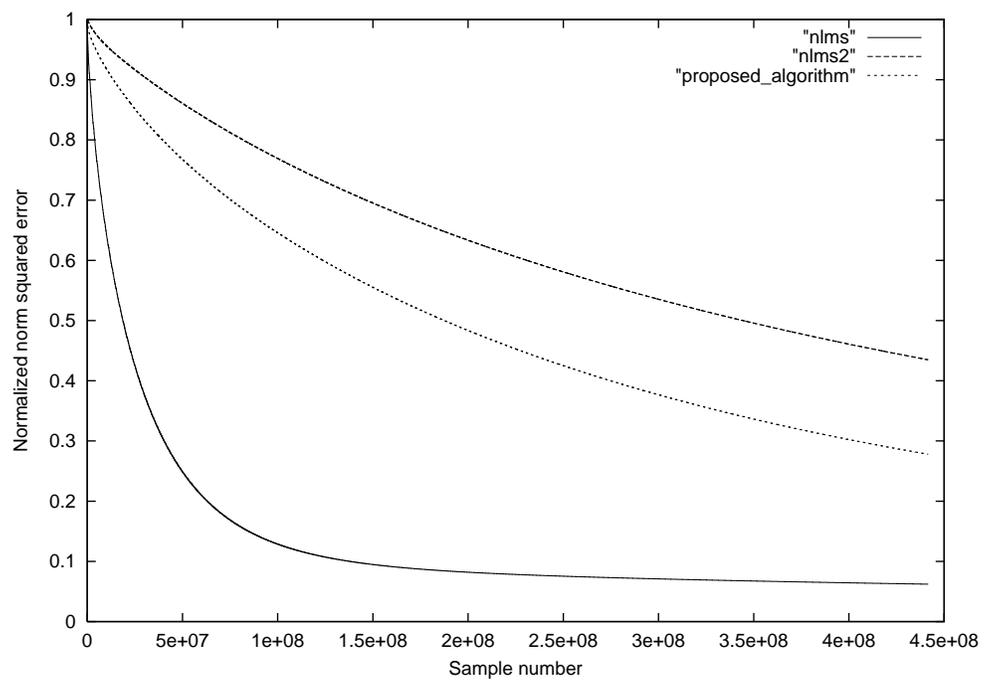


図 4.5 音声信号での正規化ノルム 2 乗誤差

第 5 章

入力信号による提案手法の有効性の 差異の原因

5.1 まえがき

前章の結果から，提案する手法を用いることにより収束速度低下を抑えることができたが，入力信号によりその有効性に差異があった．本章ではどのような要因でこのような結果になったのか検証する．

5.2 分散の推定

前章までの結果より，パラメータ推定速度は NLMS アルゴリズムを用いた場合にはパラメータ更新頻度と分散の推定回数により変動することがわかった．そのため，白色雑音，有色信号を入力信号として用いた際に提案する手法の効果が低く，音声信号を入力信号として用いた際に提案する手法の効果が高かったのは入力信号の分散量の違いが原因だと推測する．

5.3 計算機シミュレーション

分散の推定の変動を調べるために計算機によるシミュレーションを行った．計算機シミュレーションの条件は 4 章の計算機シミュレーション条件に準ずる．

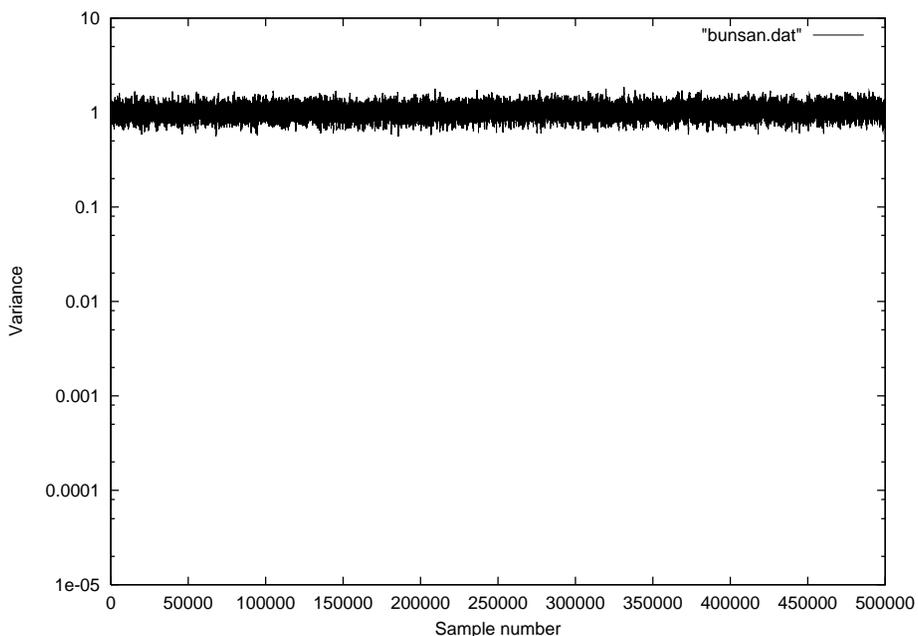


図 5.1 入力信号として白色雑音，有色信号を用いた場合の分散

5.4 計算機シミュレーション結果

有色信号は白色雑音と同様の分散をもつため，白色雑音を有色信号を入力信号とした際の分散の変動を図 5.1 に，音声信号を入力信号とした際の分散の変動を図 5.2 に示す．このように，提案する手法では効果の薄かった白色雑音，有色信号を入力信号とした場合には分散の変動が小さく，入力信号として音声信号を用いた際には分散量が大きいことがわかる．このように，分散の変動が大きいほど提案手法の効果は高く，分散の変動が小さいほど効果が薄いことが分かる．したがって前章で入力信号として白色雑音，有色信号を用いた際に提案手法の効果が薄かった理由としてフィルタでの分散の推定の変動が非常に小さいため，分散の推定回数が増えてもパラメータ収束速度にさほど関係がないことが考えられる．また入力信号として音声信号を用いた際に効果が高かったのは分散の変動が大きいいため，分散の推定回数が増えることにより，正しいパラメータ推定が行われるためである．そのためにパラメータ収束速度の低下が抑えられる．

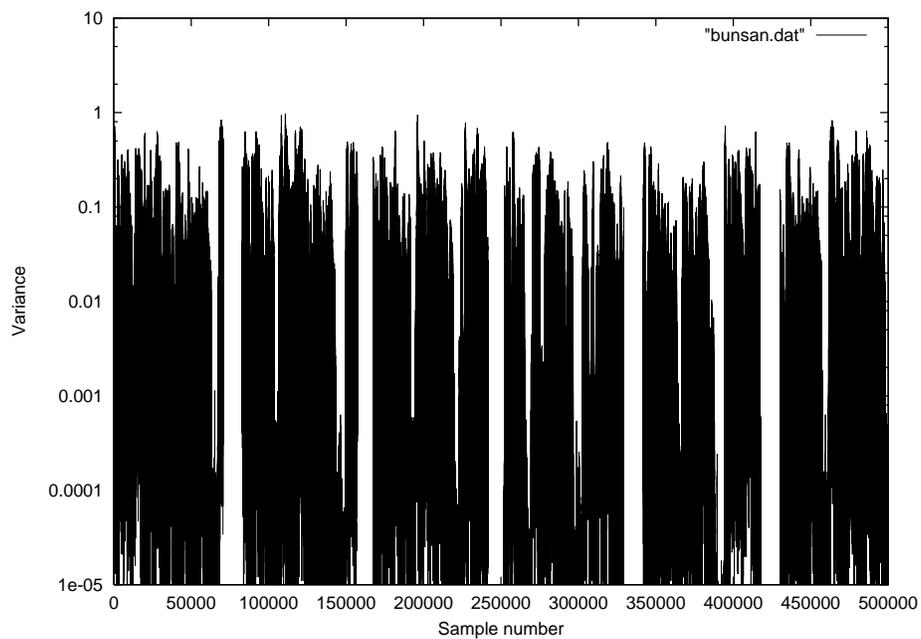


図 5.2 入力信号として音声信号を用いた場合の分散

5.5 まとめ

本章では入力信号によって有効性の差異が起こった原因を考察し，計算機シミュレーションによりその原因を示した．

第 6 章

結論

6.1 まとめ

本論文では 適応信号処理を用いた等化器の有効性を計算機シミュレーションにより示した。また、適応信号処理を実時間上で行う際の問題点を指摘し、その問題を解決する手法の提案を行った。その後、パラメータ推定の収束速度低下を抑えるアルゴリズムの提案を行い、計算機シミュレーションによりその有効性を示した。また、入力信号により収束特性が異なることも示した。

6.2 今後の課題

本研究では雑音の影響を考慮しない状態であったため、今後は雑音を考慮しつつ、収束速度の高速化を進めていく必要がある。また、実際に DSP に実装して実用的であるかどうかを検証することが今後の課題である。

謝辞

本研究を行うにあたり，日々の御指導を頂きました福本昌弘助教授に感謝致します．また，本研研究の審議をして頂いた浜村昌則講師，妻鳥貴彦講師に深く感謝致します．日々の研究活動で，無知な私に指導をして頂いた浜崎真二さん，佐伯幸郎さんには非常にお世話になりました．また，効率のよい物事の進め方，食糧の大切さを一緒に学んだ研究室の一同に感謝致します．

参考文献

- [1] 佐伯幸郎, “高速通信に適した適応等化器,” 高知工科大学卒業研究論文 2003 .
- [2] 辻井重男, 適応信号処理, 昭晃堂, 1995 .
- [3] 飯國洋二, 適応信号処理アルゴリズム, 培風館, 2000 .
- [4] R.W.Hamming, デジタル・フィルタ, 科学技術出版社, 1980.
- [5] 久保田一, 大石邦夫, C 言語によるデジタル信号処理入門, コロナ社, 1999.