平成 17 年度

特別研究セミナー課題研究報告書

雑音の推定誤差が及ぼす BCGM-OR アルゴリズムの収束特性への影響

1060364 三角 晃司

指導教員 福本 昌弘

2006年3月10日

高知工科大学 情報システム工学科

要旨

雑音の推定誤差が及ぼす BCGM-OR

アルゴリズムの収束特性への影響

三角 晃司

ディジタル信号処理に用いられる適応フィルタを設計するための適応アルゴリズムでは有 色信号入力時においても高速な収束速度と低演算量が要求されている.これらの要求を満た すためにブロック処理の概念を用いたブロック直交射影アルゴリズム(BOP アルゴリズム) が提案されているが雑音の影響を受けやすい問題点が存在する.この問題に対し,共役勾配 法を適用した BOP アルゴリズムにおいて雑音の大きさから共役勾配法の繰り返し回数を最 適化する BCGM-OR アルゴリズムが提案されている.この BCGM-OR アルゴリズムを運 用するには雑音の分散が必要である.しかし,この雑音の分散は実際に正しい値を知ること ができないために推定値を用いることになる.

本論文では雑音の分散として用いた推定値が実際の値と差がある場合と雑音の大きさの 変化によって BCGM-OR アルゴリズムの収束特性にどのような影響があるかを計算機シ ミュレーションによって比較し,真値の収束特性に近い 10⁻¹~10 倍程度の誤差であれば BCGM-OR アルゴリズムの収束特性に問題がないという結果が得られた.

キーワード 適応アルゴリズム.共役勾配法, BCGM-OR アルゴリズム

目次

第1章	序論	1
1.1	背景	1
1.2	目的.....................................	2
1.3	概要....................................	2
第2章	システム同定	3
2.1	まえがき	3
2.2	パラメータ推定問題	3
2.3	まとめ	5
第3章	適応アルゴリズム	6
3.1	まえがき	6
3.2	ブロック適応アルゴリズム.............................	6
	3.2.1 アフィン射影算法	7
	3.2.2 BOP アルゴリズム	8
	3.2.3 CGM-BOP アルゴリズム	9
	3.2.4 BCGM-OR アルゴリズム	12
3.3	まとめ	13
第4章	雑音の分散の推定値が及ぼす収束特性への影響	14
4.1	まえがき	14
4.2	計算機シミュレーション	14
4.3	シミュレーション結果	17
4.4	まとめ	18

目次

第5章	結論	26
5.1	まとめと今後の課題	26
謝辞		27
参考文献		28

図目次

2.1	システム同定のモデル................................	4
3.1	BCGM-OR アルゴリズムの流れ図	12
4.1	入力信号 (音声信号)	16
4.2	観測雑音 (音声信号)	16
4.3	条件 1(真値, 10^{-2} , 10^2)....................................	19
4.4	条件 1 (真値 , 10 ⁻¹ , 10)	19
4.5	条件 2(真値, 10^{-2} , 10^2)	20
4.6	条件 2 (真値 , 10 ⁻¹ , 10)	20
4.7	条件 3(真値, 10^{-2} , 10^2)....................................	21
4.8	条件 3 (真値 , 10 ⁻¹ , 10)	21
4.9	条件 2 $(S/N = 0[dB])$	22
4.10	条件 2 $(S/N = 40[dB])$	22
4.11	条件 3 $(S/N = 0[dB])$	23
4.12	条件 3 $(S/N = 40[dB])$	23
4.13	条件 1	24
4.14	条件 2	24
4.15	条件 3	25

第1章

序論

1.1 背景

近年における半導体技術はめざましい発展を遂げており、その中で,半導体の集積度の向 上により, 高速且つ高精度の演算が可能となり, ディジタル信号処理技術はノイズキャンセ ラやノイズコントローラのようなリアルタイムな処理を必要とする信号処理において不可欠 なものとなっている.ディジタル信号処理の対象となる環境や情報は多種多様であり,信号 の統計的性質が変化するような場合,あるいは未知のシステムの特性が変化するような場合 など,固定係数フィルタによる信号処理では期待した結果が得られないということが多い. このような状況下において有効な信号処理が適応信号処理である [1]. 適応信号処理ではシ ステムの特性や時間的な変化に対応できる必要があり,その変化に対応できるものとして適 応フィルタが用いられている、適応フィルタは信号の先見的な情報が不十分であっても、入 力や出力の情報から未知のシステムの特性を逐次的に推定しており,環境に応じたシステム の推定が可能である.この適応フィルタの係数を更新する重要な部分は適応アルゴリズムと 呼ばれ,従来より様々な方式が提案されてきた[1].適応アルゴリズムは主に対象とする信 号に関係なく高速に収束することと,1サンプル当りの演算量が少ないという性能が要求さ れる.また,雑音がシステムのパラメータ推定に影響を及ぼす場合においても良好な推定精 度が得られることも要求されており,これらの要求を満たす効率よく運用させるアルゴリズ ムの提案が期待されている.

現在,入力信号が有色であった場合の収束速度の劣化が問題とされており.この問題に対して少数のデータを1つのブロックとして捉えて,そのブロックごとにフィルタ係数の修正

– 1 –

を行うブロック直交射影アルゴリズム (以下 BOP アルゴリズムと略記)[2] が提案されてい る.この BOP アルゴリズムの一提案法として共役勾配法を用いた BOP アルゴリズム (以 下 CGM-BOP アルゴリズムと略記)[3] がある.しかし,この CGM-BOP アルゴリズムは 雑音の影響を受けやすく,実際のシステムでの信号には雑音が含まれる場合が多いことから 実用が難しいと言える.この欠点を補うものとして,雑音の大きさから CGM-BOP に用い ている共役勾配法の繰り返し回数を最適化することで雑音の影響を軽減する BCGM-OR ア ルゴリズムが提案されている [4].

1.2 目的

雑音の影響を考慮した CGM-BOP アルゴリズムである BCGM-OR アルゴリズムを用 いるには,雑音の分散が必要となる.しかし,この値は一般的に未知量であるため,何 らかの方法を用いて推定し,その推定値を用いることになる.本研究では BCGM-OR ア ルゴリズムを運用するにあたり,分散の推定値が実際の分散と差が生じる場合,どの程度 BCGM-OR アルゴリズムの収束特性に影響を与えるかを比較した.

1.3 概要

ここで本論文の概要について述べる。

2 章で適応信号処理とその基礎とも言えるシステム同定とパラメータ推定問題について述 ベ,その問題を解決する為の適応アルゴリズムについて述べる.3 章では適応アルゴリズ ムの1つである BOP アルゴリズムについて述べ,BOP アルゴリズムの一提案法であり, BCGM-OR アルゴリズムの元でもある CGM-BOP アルゴリズムの係数修正手法の手順に ついて述べる.また,本研究の目的でもある BCGM-OR アルゴリズムの係数修正手順につ いても述べる.4 章では雑音の推定誤差と雑音自体の大きさの変化が BCGM-OR アルゴリ ズムの収束特性にどのような影響があるかを計算機シミュレートし,比較する.最後に6章 で本研究の評価を行い,今後の課題を提案する.

第2章

システム同定

2.1 まえがき

本章では適応信号処理の基本的概念であるパラメータ推定問題について述べ,その重要性 について述べる.以後の本論文中において $M \times N$ 行列 A を $A_{M,N}$, $M \times 1$ ベクトル b を b_M と表記する.また, ^T はベクトルの転置を表す.

2.2 パラメータ推定問題

入出力のデータからその未知のシステムの構造とパラメータを推定することはシステム同 定と呼ばれている [7].本論文では未知のシステムの構造を FIR(有限インパルス応答)型と 仮定し,パラメータ推定問題として扱う.

ここで,x(k),y(k),d(k)をそれぞれ時刻kにおける適応フィルタの入力信号,出力信号,所望信号とする.入力信号 {x(k), $-\infty < k < \infty$ }に対して,以下のモデル

$$d(k) = \sum_{i=0}^{N-1} w(i) \cdot x(k-i)$$
(2.1)

で定まる信号 $\{d(k), -\infty < k < \infty\}$ を出力する未知システムを考える.但し,Nはインパルス応答長である.また, $w(i)(i = 0, \cdots, N - 1)$ は推定すべきインパルス応答長であり,

$$W_N = [w(0), w(1), \cdots, w(N-1)]^T$$
(2.2)

と定義する.一方, FIR フィルタの入出力関係は,

$$y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)^{(k)} \cdot x(k-1)$$
(2.3)



図 2.1 システム同定のモデル

で与えられる. $h(i)^{(k)}$ は時刻kにおける適応フィルタの係数で,

$$h(i)^{(k)} = [h(0)^{(k)}, h(1)^{(k)}, \cdots, h(N-1)^{(k)}]^T$$
(2.4)

と定義する.また,出力誤差信号 *e*(*k*) は所望信号および m 推定システムの出力信号より と表される.ここで,入力信号をベクトルで表し,

$$x_N(k) = [x(k), x(k-1), \cdots, x(k-N+1)]^T$$
(2.5)

と定義すれば適応フィルタの出力信号は,

$$y(k) = h_N(k)^T \cdot x_N(k) \tag{2.6}$$

となる.

ここで,式(2.1)で表されているようにインパルス応答が有限である場合,FIRフィルタ と未知のシステムとの関係が,

$$w(i) = h(i)^{(k)}$$
 $(i = 0, 1, \dots, N-1)$ (2.7)

であれば出力は等しくなる.したがって,未知のシステムのインパルス応答長が無限に続く 場合,同じ入力に対して同一の出力を得る FIR フィルタを得ることはできない.しかしな がら,インパルス応答が時間とともに減衰する場合を考慮すると,インパルス応答の最初の N 個がわかればよい適用例は多い.また,N を限りなく大きくとれば,未知システムとの 入出力関係に非常に近い FIR フィルタを得ることができる.これらのことから,未知のシ ステムを FIR 型と過程する妥当性を得ることが可能である.このような未知システムに非 常に近い FIR フィルタは,後述する評価量を最小にすることにより得ることができる.

図 2.1 にシステム同定のモデルを示す.一般に係数を修正するためのアルゴリズムを適応 アルゴリズム,適応アルゴリズムを含む FIR フィルタを適応フィルタ,又は推定システムと 呼ぶ.

2.3 まとめ

本章で示したように,適応信号処理において未知のシステムのインパルス応答を推定する ことにより,必要となる信号を得ることが可能となる.この適応信号処理を実際のシステム で用いるためには,パラメータの時間的な変動に収束速度が速く,更に対象とする信号が有 色であるなどの場合においても収束の高速なアルゴリズムが必要である.以後の章では,パ ラメータの推定を行うために重要となる適応アルゴリズムについて,この有色信号に対する 収束速度の劣化を軽減するための手法について説明する.

第3章

適応アルゴリズム

3.1 まえがき

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.この時,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 理を適応信号処理を呼ぶ[1].

本章では,この適応信号処理に用いる適応フィルタを設計するのに用いられる適応アルゴリ ズムについて述べ,適応アルゴリズムの1つである BOP アルゴリズムについて述べる.ま た,BOP アルゴリズムの一提案手法である CGM-BOP アルゴリズムと CGM-BOP アル ゴリズムに用いられる共役勾配法の繰り返し回数を最適化する BCGM-OR アルゴリズムの 係数修正の手順を示す.

3.2 ブロック適応アルゴリズム

現在,適応アルゴリズムはLMSや学習同定法といった係数修正を行うのにその時刻にお ける入力信号ベクトルのみを用いた手法では有色信号入力信号に対して収束速度が著しく 劣化することが知られている[3].適応信号処理の応用例で使用されている多くの信号が有 色性であることを考慮すればこの種の信号に対する収束速度の高速化は当然の要求といえ る.そこでフィルタリングを効率的に行う方式としてブロック処理が提案されている.この ブロック処理の概念を適応信号処理に用いたブロック適応アルゴリズムが構築されている. ブロック適応アルゴリズムは入力信号と所望信号を有限個ずつブロック化し,そのデータブ ロックごとに1回だけ係数修正を行う.このデータブロックの長さをブロック長という.ブ ロック適応アルゴリズムは少ない演算量で有色信号入力時の収束速度の向上を目指すもの と,フィルタリングなどの計算を周波数領域で行うことにより,処理速度の高速化を目的と するものに大別される[1].本研究では前者の代表的なアルゴリズムであるブロック直交射 影アルゴリズム(BOP アルゴリズム)を対象とする.

3.2.1 アフィン射影算法

アフィン射影算法はデータのブロック化を行っている点ではブロック適応アルゴリズムと 同じであるが,1サンプルごとに係数を修正しているため.ブロック処理の範疇とはしない ものとする[2].しかし,BOP アルゴリズムはアフィン射影算法の演算量軽減を目的として 提案されているものであるため,ここでまず,アフィン射影算法について簡潔に説明を行う.

アフィン射影算法はフィルタ係数を修正する為に,時刻kにおける入力信号ベクトル $x_N(k)$ のみならず,適当な数の過去の入力信号ベクトルも加えた複数個の入力ベクトルを用いている.これらの係数修正手順は,

$$h_N(k+1) = h_N(k) + A_{L,N}(k)^+ \cdot e_l(k)$$
(3.1)

$$e_L(k) = d_L(k) - A_{L,N}(k) \cdot h_N(k)$$

= $A_{L,N}(k)[W_N - h_N(k)]$ (3.2)

で与えられる.なお,Lばブロック長を表す.ここで, $A_{L,N}(k)^+$ は $A_{L,N}(k)$ の Moorepenrose 型一般逆行列であり, $A_{L,N}(k)$ は,

$$A_{L,N}(k) = [x_N(k - L + 1), x_N(k - L + 2), \cdots, x_N(k)]^T$$
(3.3)

で定義される.ここで式(3.1),式(3.2)より

$$h_N(k+1) - h_N = A_{L,N}(k)^+ A_{L,N}(k) [W_N - h_N(k)]$$
(3.4)

が成り立つ、幾何学的な見地から考察すると式 (3.4) の右辺中の行列 $[A_{L,N}(k)^+A_{L,N}(k)]$ は $A_{L,N}(k)$ の張る部分空間 $S[A_{L,N}(k)^T]$ への直交射影行列である、したがって式 (3.4) は $h_n(k+1)$ が W_N を $S[A_{L,N}(k)^T]$ へ直交射影することによって得られる点であることを意味している [2].

このように係数修正を行うのに複数個の入力信号ベクトルを用いることにより有色信号入 力時にも収束特性の高速化が可能となる.しかしながら,式(3.4)からわかるように,この 方式は1サンプルごとに一般逆行列の計算を繰り返さなければならず,ブロック長が長大き くなるにつれてフィルタ係数の修正を行うための演算量は膨大なものになってしまう問題が ある[3].

3.2.2 BOP アルゴリズム

BOP(Block orthogonal projection) アルゴリズムはアフィン射影算法の演算量を軽減す るという観点から提案されたものである [2]. BOP アルゴリズムはブロックごとにフィルタ 係数の修正を行う方式であるため, k = (j+1)L - 1とおくことにより,

$$h_N\{(j+1)L\} = h_N(jL) + [A_{L,N}\{(j+1)L-1\}]^+ \cdot e_L\{(j+1)L-1\}$$
(3.5)

と表すことができる.但し,式 (3.5)の右辺第一項はk = jLとおいた.ここで,再度 BOP アルゴリズムのブロック jにおける入力状態行列 $A_{L,N}^{(j)}$,入力状態ベクトル $x_N^{(j)}$,所望ベクトル $d_L^{(j)}$,出力誤差ベクトル $e_L^{(j)}$ をそれぞれ,

$$A_{L,N}^{(j)} = [x_N(1)^{(j)}, x_N(2)^{(j)}, \cdots, x_N(L)^{(j)}]^T$$
(3.6)

$$x_N(i)^{(j)} = [x\{L(j-1)+i\}, x\{L(j-1)+i-1\}, \cdots, x\{L(j-1)+i-N+1\}]^T \qquad (i = 1, 2, \cdots, L)$$
(3.7)

$$d_L^{(j)} = A_{L,N}^{(j)} \cdot W_N \tag{3.8}$$

$$e_L = d_L^{(j)} - A_{L,N}^{(j)} \cdot e_L^{(j)}$$
(3.9)

と定義する.但し, $h_N^{(j)}$ はブロックjにおけるフィルタ係数である.これらの定義により,式 (3.5)は,

$$e_L = d_L^{(j)} - A_{L,N}^{(j)} \cdot e_L^{(j)}$$
(3.10)

となる.

さて , 式 (3.10) で与えられる $h_N^{(j+1)}$ は両辺に $A_{L,N}^{(J)}$ を乗じることにより ,

$$A_{L,N}^{(j)}h_N^{(j+1)} = d_L^{(j)} (3.11)$$

が成立し, $A_{L,N}^{(j)}$ における行ベクトルのそれぞれに対し,所望の出力を与える.このことから h_N を未知数としたとき, $A_{L,N}^{(j)}h_N^{(j+1)} = d_L^{(j)}$ 満足する式において, $\|h_N^{(j)} - h_N\|$ を最小にすることがわかる.また, $h_N^{(j+1)}$ は1ブロック内の誤差の2乗和 $J^{(j)}$

$$J^{(j)} = \| d_L^{(j)} - A_{L,N} \cdot h_N \|^2$$
(3.12)

を最小にすることから,ブロック内における部分空間への直交射影演算は誤差2乗和最小化 問題を解くことであることが理解できる.

この BOP アルゴリズムの計算を具体的に実現する方式の例として,共役勾配法を適用した方式を時節において説明を行う.

3.2.3 CGM-BOP アルゴリズム

BOP アルゴリズムの欠点である雑音の影響を考慮して,ブロック処理の概念を用いたブロック直行射影アルゴリズムである CGM-BOP アルゴリズムの係数修正の手順を示す.

時刻 k における入力信号 x(k) に対して,ブロック適応フィルタの入力状態行列ベクトルをそれぞれ,

$$X_{L,N}^{(j)} = \begin{bmatrix} x\{(j-1)L+1\}, & x\{(j-1)L\}, & \cdots, & x\{(j-1)L-N+2\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(jL-1), & x(jL-2), & \cdots, & x(jL-N) \\ x(jL), & x(jL-1) & \cdots, & x(jL-N+1) \end{bmatrix}$$
(3.13)

- 9 -

$$y_L^{(j)} = \left[y\{(j-1)L - 1\}, \cdots, y(jL - 1), y(jL) \right]^T$$
(3.14)

とする. ここで,N, L, j はそれぞれ, 適応フィルタのインパルス応答長, ブロック長, ブロック 番号である.

適応フィルタの係数ベクトルを $h_n^{(j)}$ とすると、入出力関係は

$$y_L^{(j)} = X_{L,N}^{(j)} h_N^{(j)} (3.15)$$

で与えられる. 一方, 所望信号ベクトルを

$$d_L^{(j)} = X_{L,N}^{(j)} W_n (3.16)$$

とすると、出力誤差ベクトルは

$$e_L^{(j)} = d_L^{(j)} - y_L^{(j)}$$
(3.17)

と表される.

係数更新手順を以下に示す.まず, j番目のブロックにおける初期値として

$$g_N(1)^{(j)} = X_{L,N}^{T(j)} X_{L,N}^{(j)} h_N^{(j)} - X_{L,N}^{T(j)} d_L^{(j)}$$
(3.18)

$$c_N(1)^{(j)} = -g_N(1)^{(j)} \tag{3.19}$$

$$\theta_N(1)^{(j+1)} = h_N^{(j)} \tag{3.20}$$

を用いる.次に、*i* = 1,...,*r* において

$$p_L(i)^{(j)} = X_{L,N}^{(j)} c_N(i)^{(j)}$$
(3.21)

$$p(i)^{(j)} = \| p_L(i)^{(j)} \|^2$$
(3.22)

$$\alpha = -\frac{g_N^T(i)^{(j)} c_N(i)^{(j)}}{p(i)^{(j)}}$$
(3.23)

$$\theta_N(i+1)^{(j+1)} = g_N^{(j+1)} + \alpha(i)^{(j)} c_N(i)^{(j)}$$
(3.24)

$$q_N(i)^{(j)} = X_{L,N}^{T(j)} X_{L,N}^{(j)} c_N(i)^{(j)}$$
(3.25)

$$g_N(i+1)^{(j)} = g_N(i)^{(j)} + \alpha(i)^{(j)} c_N(i)^{(j)}$$
(3.26)

$$\beta(i)^{(j)} = \frac{g_N^T (i+1)^{(j)} g_N(i)^{(j)}}{p(i)^{(j)}}$$
(3.27)

$$c_N(i+1)^{(j)} = -g_N(i+1)^{(j)} + \beta(i)^{(j)}c_N(i)^{(j)}$$
(3.28)

を繰り返す.ここで,rは繰り返し回数を表す.最後に,係数ベクトルを

$$h_N(i+1)^{(j+1)} = \theta_N(r+1)^{(j+1)}$$
(3.29)

とし,次のブロックに移る.ここで,rはブロック j における入力状態行列 $A_{L,N}^{(j)}$ の異な る特異値の数を示す.したがって,CGM-BOP アルゴリズムは,ブロック j において上 記手順を r 回繰り返すことにより,ブロックでの最適な係数ベクトルが得られる方式で ある [4].このアルゴリズムの特徴,および,実際の運用にあたって注意すべきことは, 計算更新手順中の $p_L(i)^{(j)}$ が零ベクトルに近い場合,アルゴリズムの特性が不安定にな た t り,場合によってはアルゴリズムが実行不可能になることも考えられる.そこでこ のような現象を避けるために小さい整数である δ を任意に設定し, $\| p_L(i)^{(j)} \|^2 \le \delta$ と なった時点でブロック内での係数修正を停止する.そしてそのステップまでに得られた係 数ベクトル $\theta_N(i)^{(j)}$ をそのブロックの最適係数ベクトルとし,これを次の j + 1 番目の ブロックにおける処理の初期値とする.以後,同様の操作をブロック毎に行う.このよう に途中にステップでアルゴリズムの計算が停止したり,アルゴリズムの信頼性が損なわ れるような状況でも,CGM-BOP アルゴリズムの真値ベクトルの収束は単調である.こ の性質は,実用上非常に有効であり,様々な分野への応用が考えられる.ただし, δ の設 定基準はこのアルゴリズムが使用される環境,あるいは推定精度により決定する必要がある.



図 3.1 BCGM-OR アルゴリズムの流れ図

3.2.4 BCGM-OR アルゴリズム

BCGM-OR アルゴリズムは CGM-BOP アルゴリズムの誤差解析結果に基づき,雑音の 大きさに応じた最適な共役勾配法の繰り返し回数によって雑音の影響を軽減する手法である [5].最適繰り返し回数を得るためにの基準値 ε を誤差解析結果から,計算するブロック長を L,システムのパラメータであるインパルス応答長を N,入力信号の分散を σ_x^2 ,観測雑音 の分散を σ_x^2 として

$$\varepsilon = LN\sigma_x^2 \sigma_v^2 \tag{3.30}$$

と与えることができる.L は収束値には影響せず,一方,高速な収束速度を実現するためには,L と N を等しくすることが望ましいため,ここでは L = N とする.

また,特に入力信号が非定常な場合,アルゴリズムの性能劣化を抑えるために、小さな入力 信号が続いた場合には,繰り返し回数 r=0 とする. 図 3.1 に BCGM-OR アルゴリズムの流れを示す.図 3.1 においてまず、式 $(3.15)^{-}$ (3.17)の初期値を計算した後、共役勾配法における修正量である勾配ベクトルの g_N を繰り返し打ち切りの判定として $\|g_N(i+1)^{(j)}\|^2$ と基準値である ε との比較を行い.

$$\|g_N(i+1)^{(j)}\|^2 \le \varepsilon$$
 (3.31)

となるまで,式 (3.18)~(3.25)で表される共役勾配法の手順を繰り返す.そして式 (3.29)を 満たすと,係数ベクトルを

$$h_N^{(j+1)} = \theta_N (i+1)^{(j+1)}$$
(3.32)

とし,次のブロックへ移る.

3.3 まとめ

本章では適応信号処理に用いられている適応信号アルゴリズムと本研究で用いた適応 アルゴリズムの計算手順を示した.以後の章からは雑音の推定誤差と雑音の大きさが, BCGM-OR アルゴリズムの収束特性にどのような影響があるかを比較する.

第4章

雑音の分散の推定値が及ぼす収束特 性への影響

4.1 まえがき

BCGM-OR アルゴリズムでは最適な繰り返し回数を得るために未知量である σ_v^2 を推定 しなくてはならない.この推定値が実際の分散の値と差がある場合,BCGM-OR アルゴリ ズムの収束特性にどのような影響があるかを評価するために計算機シミュレーションを行 う.また、雑音自体の大きさの変化によって BCGM-OR アルゴリズムの収束特性にどのよ うな変化があるかについて評価するために計算機シミュレーションを行う.

4.2 計算機シミュレーション

以下の条件で推定誤差と雑音の大きさの変化による BCGM-OR アルゴリズムの収束特性の比較を行う.

入力信号を x(k) として

- 1. 白色信号:平均が0の分散1/60の正規乱数
- 2. 音声信号: 無声区間を含む会話中の成人女性の声を 8kHz でサンプリングした分散 1/60 の信号 (図 4.1 参照)

の2種類の信号を用い,観測雑音 v(k) を

4.2 計算機シミュレーション

- 1. 白色信号:平均が0の分散1/60の正規乱数
- 2. 音声信号:入力信号として用いた音声信号とは独立な会話中の成人男性の声を 8kHz で サンプリングした信号(図 4.2 参照)

の2種類の信号として,条件を

条件1.入力信号:白色雑音,観測雑音:白色信号

条件2.入力信号:音声信号,観測雑音:白色信号

条件3.入力信号:音声信号,観測雑音:音声信号

とし,観測雑音の分散は全てのサンプル数を M とおいて,

$$\sigma_v^{2(j)} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (k)$$
(4.1)

と表す. 観測雑音の分散の実際の値である真値と推定した値を 10⁻² 倍, 10² 倍とした 3 つの値の収束特性と 10⁻¹ 倍と 10 倍の収束特性を比較する.

また, S/N を求める際には,入力信号,観測雑音に対してそれぞれ,

$$E[d^{2}(k)] = \frac{1}{M} \sum_{(k=1)}^{M} d^{2}(k)$$
(4.2)

$$E[v^{2}(k)] = \frac{1}{M} \sum_{(k=1)}^{M} v^{2}(k)$$
(4.3)

とし.

$$S/N = 10 \log_{10} \frac{E[d^2(k)]}{E[v^2(k)]} [\text{dB}]$$
(4.4)

とした.雑音の大きさの変化は S/N = 0[dB] とS/N = 40[dB] とし,推定した値を真値に 対して 10^{-3} 倍と 10^3 倍とした条件 2 ,条件 3 の収束特性を比較する.収束特性の評価量と しては, 所望信号ベクトル d(k) , 出力誤差 e(k) として

ERLE =
$$10 \log_{10} \frac{E[d^2(k)]}{E[e^2(k)]} [dB]$$
 (4.5)

を用いる.



図 4.2 観測雑音 (音声信号)

4.3 シミュレーション結果

条件1~3の推定誤差による収束特性の比較をそれぞれ図 4.3~4.8 に示す.

まず,条件1のBCGM-ORアルゴリズムの動作を確認するために,入力信号,観測雑音 をともに白色信号とした収束特性の比較を図4.3,4.4に示す.図4.3に比べて図4.4の方が 収束精度が安定していることがわかる.このことから雑音の推定誤差が小さい方が収束精度 が向上している.

条件2のBCGM-OR アルゴリズムが目的とする非定常な入力信号に対する収束特性を比較するために入力信号を音声信号とした収束特性の比較を図4.5,4.6に示す.図4.5より 推定値が真値よりも小さい場合,係数修正は頻繁に行われているが収束精度が劣化してし まう.一方,推定値が真値よりも大きくなる場合,係数修正の頻度が少ないことがわかる. 図4.5と図4.6を比較すると推定誤差の小さい方が真値に近い収束特性が得られることがわ かる.

条件3の入力信号,観測雑音がともに実際の利用環境に近い非定常な信号である音声信号 を用いた収束特性の比較を図4.7,4.8に示す.こちらは条件2の収束特性と同じ傾向がある が図4.7に比べて図4.8では収束精度が向上しており,比較的真値に近い収束特性が得られ ていることがわかる.

次に雑音の大きさの変化の収束特性の比較を図 4.9~4.13 に示す.

条件 2 での S/N = 0 [dB] の収束特性を図 4.9 に示す.図 4.9 より,推定誤差が小さい場合, ERLE の値が非常に落ち込んで収束精度が劣化する部分が見られる.また推定誤差が大 きくなる場合では全く更新されておらず, BCGM-OR アルゴリズムが機能していない事が わかる.

条件3での収束特性の比較を図4.11,4.12に示す.これらの収束特性は条件2の収束特性と全く同じ傾向が得られることがわかる.

次に条件 1 ~ 3の収束特性の真値との差と *S/N* の関係を図 4.13~ 4.15 に示す. S/N の 違いによって真値との差が見られない事から BCGM-OR アルゴリズムは S/N の大小に関 係なく同じような収束特性が得られていることがわかる.次に真値である1に対して誤差が 大きくなると真値と ERLE とに大きな差が生じることから,10⁻¹~10倍程度の小さい誤差 であれば BCGM-OR アルゴリズムは収束特性に影響がないと考えられる.

4.4 まとめ

雑音の分散として推定した値が実際の分散の値と差がある場合に BCGM-OR アルゴリズ ムの収束特性にどのような影響があるかを計算機シミュレーションを行い,評価した.雑音 の推定誤差が真値よりも小さい場合は係数修正が頻繁に行われているが雑音の影響を受けて 収束精度が劣化してしまう.逆に真値よりも大きい場合は係数修正が頻繁に行われないが収 束精度が向上している傾向がある.

雑音の大きさの変化による BCGM-OR アルゴリズムの収束特性の変化について計算機シ ミュレーションを行い,比較した.雑音と推定誤差が共に大きい場合では BCGM-OR アル ゴリズムが機能していないことがわかる.また,推定誤差が小さい場合では観測雑音が白色 信号である場合と実際の利用環境に近い音声信号であっても同じ収束特性の傾向が得られる ことがわかった.

シミュレーションの結果より. 雑音の分散として用いる値は真値に近い収束特性を得ることのできた 10⁻¹~10 倍程度が妥当ではないかと考察できる.



図 4.3 条件1(真值,10⁻²,10²)



図 4.4 条件 1 (真値, 10⁻¹, 10)



図 4.5 条件 2 (真値 , 10⁻² , 10²)







図 4.7 条件 3 (真値 , 10⁻² , 10²)





4.4 **まとめ**



図 4.10 条件 2 (S/N = 40[dB])



図 4.12 条件 3 (S/N = 40[dB])



図 4.14 条件 2



図 4.15 条件 3

第5章

結論

5.1 まとめと今後の課題

本研究では、雑音の分散として用いた値が実際の値と差がある場合に、BCGM-OR アル ゴリズムの収束特性にどのような影響があるかを比較し,評価した。また、雑音の大きさの 変化によって収束特性がどのように変化するかについても比較し、評価した。

BCGM-OR アルゴリズムは実際の利用環境に近い音声信号であっても推定誤差が小さけ れば実際の値に非常に近い収束特性が得られることがわかった.しかし,推定誤差が大きく なると係数修正が頻繁に行われないことから推定誤差が小さい場合での利用が必然となる. しかし,前述したように雑音の分散の値を決める手法が現在提案されていないために今後の 課題として雑音の推定誤差を実際の収束特性に近い10⁻¹~10倍程度に推定する手法の検討 が必要である。

謝辞

本研究を行うにあたり、日々の努力を怠っていた出来損ないの私に私生活を犠牲にしてま で御指導してくださった福本昌弘助教授には本当に心の底より感謝致します.また,本研究 の審議をして頂いた島村和典教授に深く感謝致します.

日々の研究活動で自身の研究活動があるにも関わらず,無知で無力な私に笑いと知識を提供してくださった佐伯幸郎様,福富英次様には大変お世話になりました.そして,苦という 言葉でしか表せないで研究室での時間を共に支え合い,駆け抜けた福本研究室のみんなには 言葉にできない程の感謝の気持ちが溢れています.

最後に,名前を挙げるとキリがありませんが私が産まれてから今日に至るまでお世話に なった全ての方々に感謝します.

参考文献

- [1] 辻井 重男, 久保田一、古川俊博、趙晋輝、適応信号処理, 昭晃堂, 1995.
- [2] 古川俊博、久保田一、辻井重男、ブロック適応信号処理における直交射影アルゴリズム とその諸性質、信学論 (A)、J71-A、12、pp.126-132、Dec1988.
- [3] 古川俊博、久保田一、辻井重男、高速なブロック適応アルゴリズムとその性能評価、信
 学論(A)、J71-A、7、pp.1069-1076、Jul1989.
- [4] 福本昌弘,久保田一,辻井重男,雑音の影響を考慮した共役こう配法によるブロック適応アルゴリズムの一提案とその性能評価,信学論(A)vol.J77-A, no.1, pp.16-23, Jan1994.
- [5] 福本昌弘、久保田一、辻井重男、雑音の影響を考慮した共役勾配法によるブロック 適応アルゴリズムにおける安定性の改善、信学論(A)、vol.81-A、no.3、pp318-327、 Mar1999.
- [6] 佐伯幸郎,福本昌弘,共役こう配法を用いたブロック適応アルゴリズムにおける収束精 度の改善法,第20回信号処理シンポジウム講演論文集,B5-2,Nov2005.
- [7] 相良節夫、秋月影雄、中溝高好、片山徹、システム同定、計測自動制御学会、1981