

相関関数推定を用いた 方程式誤差アルゴリズムの収束速度改善に関する検討

金川 龍一¹ 笹岡 直人¹ 久野 英治² ジェームス オケロ³

伊藤 良生¹ 小林 正樹⁴ 立木 純夫¹

¹鳥取大学大学院工学研究科 〒680-8552 鳥取市湖山町南 4-101

²職業能力開発総合大学校 〒229-1196 神奈川県相模原市橋本台 4-1-1

³日本電気システム IP コア研究所 〒211-8666 川崎市中原区下沼部 1753

⁴中部大学工学部 〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200

E-mail: kanagawa@dacm2.ele.tottori-u.ac.jp

あらまし IIR(Infinite Impulse Response)型 ADF(Adaptive Digital Filter)を用いた未知システムの推定について、方程式誤差を用いた場合、外乱により推定パラメータにバイアスが発生する。この問題を解決するために、我々は実環境において入力信号と外乱が統計確率的に独立であることを利用した方程式誤差法について提案を行った。相関関数を用いた方程式誤差法では、所望信号と未知システムの入力信号の相互相関関数を推定し、タップ入力として用いることで外乱成分を抑圧し、バイアスの影響を低減した未知システムの推定を行っている。しかしながら、この手法ではタップ係数の収束速度が遅いという問題点がある。この問題を解決するため、本提案法ではタップ係数の更新回数を増加させる手法について検討を行った。

キーワード IIR 型 ADF, 方程式誤差法, 相関関数, バイアス

A Study on Improvement in Convergence Speed of Equation Error Algorithm with Estimation of Correlation

Ryuichi Kanagawa¹ Naoto Sasaoka¹ Eiji Kuno² James Okello³

Yoshio Itoh¹ Masaki Kobayashi⁴ and Sumio Tsuiki¹

¹Graduate school of Engineering, Tottori University 4-101 Koyama-minami, Tottori, 680-8552 Japan

²Department of Information System Engineering, Polytechnic University

4-1-1 Hashimoto-dai, Sagamihara, Kanagawa, 229-1196 Japan

³System IP Core Research Laboratories, NEC Corporation

1753 Shimonumabe, Nakahara-ku, Kawasaki, 211-8666 Japan

⁴College of Engineering, Chubu University 1200 Matsumoto-cho, Kasugai-shi, Aichi, 487-8501 Japan

E-mail: kanagawa@dacm2.ele.tottori-u.ac.jp

Abstract We have proposed an equation error adaptive algorithm (EQ-E) based on correlation for an infinite impulse response (IIR) adaptive digital filter (ADF). In the presence of a disturbance signal, the coefficients of the equation error based an ADF converge to solutions with bias. In order to solve the problem, EQ-E based on correlation function assumes that a disturbance signal is independent from an input signal in a practical situation. In this paper, we propose EQ-E based on correlation function to increase the convergence speed.

Keyword IIR adaptive digital filter, equation error algorithm, bias free, correlation function

1. はじめに

適応信号処理において、FIR(Finite Impulse Response)型 ADF(Adaptive Digital Filter)が幅広く利用されている。しかしながら、FIR フィルタをエコーチャンセラなどへ適応した場合、タップ次数が高次になる問題が

生じる。それゆえ、少ないタップ数で FIR フィルタと同等の性能が実現可能な IIR(Infinite Impulse Response)型 ADF が注目されている。

IIR 型 ADF による未知システムの推定法として、様々な手法が提案されている[1],[2]。ただし、未知シ

システムの推定に出力誤差法を用いた場合、システムの安定性の保証なしに局所最小点へ収束する可能性がある[2]。そのため、方程式誤差法が盛んに研究されてきた[3]-[6]。しかしながら、この方式では方程式誤差の2乗平均を勾配法により直接最小化するため、外乱が存在するときに推定パラメータにバイアスが発生する[1],[2]。

ところで、方程式誤差 IIR 型 ADF は 2 つのマイクロホンを用いたノイズキャンセラなどに用いられる[7]。マイクロホンのひとつは話者の近くに、もう一方のマイクロホンは、話者の音声信号をほとんど検出できない、雑音のみを検出する場所に配置される。つまり、2 つのマイクロホンは雑音の到来方向に死角を有するマイクロホンを構成することになる。しかしながら、このノイズキャンセラにおいても、従来の方程式誤差アルゴリズムと同じ問題を抱えている[3]-[6],[8]。

方程式誤差アルゴリズムに生じるバイアスの問題を解決するため、いくつかの手法が提案されている[3]-[6],[8]。これらの手法は、外乱として白色雑音を仮定している。しかし、実環境において外乱が常に白色雑音であるとは限らない。したがって、外乱が有色雑音である場合はバイアスが発生する、そこで、前段に白色化フィルタを用いる手法が検討されている[3,6]。これらの手法は、観測信号に含まれる外乱を白色化するものである。しかしながら、白色化に用いる予測フィルタ係数の振動により、推定精度の劣化が懸念される。この問題は、ラティス型予測フィルタに基づく FIR 型 ADF においても生じる[9]。

IIR 型 ADF において外乱が有色雑音の場合にも有効な方程式誤差アルゴリズムとして、相関関数を用いた手法が提案されている[10]。この手法は、実環境において外乱と入力信号が統計確率において独立であることを利用している。所望信号と未知システムの入力信号の相互相関関数をタップ入力信号として用いることにより、外乱が抑圧され、バイアスの影響を低減した推定が可能となる。しかし、この手法ではタップ係数への入力信号が一定となってしまう。入力信号が一定になるのを防ぐため、相関関数推定に可変遅延を導入している。しかしながら、この手法は相関関数の算出にブロック処理を用いており、各ブロックにつき、タップ係数が 1 回更新されるため、タップ係数の収束速度が遅いという問題点がある。

そこで本稿では、相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズムにおいて収束速度の改善を行う。本手法では、タップ係数更新に必要な相関関数推定の算出回数を増加し、タップ係数更新回数を増やすことにより収束速度の改善を行っている。

本論文の構成は下記のとおりである。まず第 2 章に

おいて、方程式誤差 IIR 型 ADF について説明する。次に第 3 章において、相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズム並びに本提案法である収束速度の改善手法について説明する。第 4 章において、有効性を確認するためのシミュレーション実験結果について述べる。最後に第 5 章において本稿をまとめる。

2. 方程式誤差 IIR 型 ADF

図 1 に方程式誤差 IIR 型 ADF を示す。ここで、未知システムを IIR 型線形フィルタとする。また、このフィルタの伝達関数 $H(z)$ は、

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

となる。ここで、

$$A(z) = a_0 + a_1 z^{-1} + \dots + a_N z^{-N}$$

$$B(z) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_N z^{-N}$$

であり、 $a_0=1$ とする。また、分子並びに分母多項式の次数を同一とする。従って、未知システムのタップ係数ベクトル \mathbf{a} 並びに \mathbf{b} を、

$$\mathbf{a} = [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_N]^T$$

$$\mathbf{b} = [b_0 \ b_1 \ \dots \ b_N]^T \quad (2)$$

と表す。ここで、 T は転置である。

同様にして、IIR 型 ADF の推定モデルの伝達関数を

$$\hat{H}(z) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)} \quad (3)$$

とする。ここで、

$$\hat{A}(z) = \hat{a}_0(n) + \hat{a}_1(n)z^{-1} + \dots + \hat{a}_N(n)z^{-N}$$

$$\hat{B}(z) = \hat{b}_0(n) + \hat{b}_1(n)z^{-1} + \dots + \hat{b}_N(n)z^{-N}$$

であり、 $\hat{a}_0(n)=1$ とする。また、雑音の重畠した所望信号 $d(n)$ は次式で与えられる。

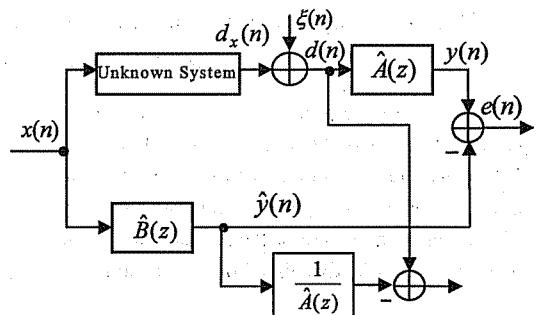


図 1 方程式誤差 IIR システム同定モデル

$$d(n) = d_x(n) + \xi(n) \quad (4)$$

ここで、 $d_x(n)$ は未知システムの出力、 $\xi(n)$ は平均を零とする外乱である。ただし、外乱 $\xi(n)$ は入力信号 $x(n)$ と独立であると仮定する。さらに、外乱が分散 σ_s^2 の白色雑音であると仮定すると、方程式誤差法に基づく ADF の誤差信号は次式で定義される。

$$\begin{aligned} e(n) &= \mathbf{d}^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{b}}(n) \\ &= \mathbf{d}_x^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n) + \xi^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{b}}(n) \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \mathbf{d}(n) &= [d(n) \quad d(n-1) \quad \cdots \quad d(n-N)]^T \\ \mathbf{d}_x(n) &= [d_x(n) \quad d_x(n-1) \quad \cdots \quad d_x(n-N)]^T \\ \mathbf{x}(n) &= [x(n) \quad x(n-1) \quad \cdots \quad x(n-N)]^T \\ \xi(n) &= [\xi(n) \quad \xi(n-1) \quad \cdots \quad \xi(n-N)]^T \\ \hat{\mathbf{a}}(n) &= [\hat{a}_0(n) \quad \hat{a}_1(n-1) \quad \cdots \quad \hat{a}_N(n-N)]^T \\ \hat{\mathbf{b}}(n) &= [\hat{b}_0(n) \quad \hat{b}_1(n-1) \quad \cdots \quad \hat{b}_N(n-N)]^T \end{aligned}$$

である。

推定誤差の 2 乗平均値 $E[e^2(n)]$ は、

$$\begin{aligned} E[e^2(n)] &= E[(\mathbf{d}_x^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{b}}(n))^2] \\ &\quad + \hat{\mathbf{a}}^T(n)E[\mathbf{s}(n)\mathbf{s}^T(n)]\hat{\mathbf{a}}(n) \\ &= E[(\mathbf{d}_x^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{b}}(n))^2] + \sigma_s^2\hat{\mathbf{a}}^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n) \end{aligned} \quad (6)$$

となる。ここで、 $E[\cdot]$ は期待値を表す。

式(6)において、 $E[\mathbf{s}(n)\mathbf{s}^T(n)] = \sigma_s^2\mathbf{I}$ とした。ここで \mathbf{I} は単位行列である。しかしながら、この仮定は外乱が白色信号である場合のみ有効である。また、2 乗平均誤差が $\hat{\mathbf{a}}(n)$ と $\hat{\mathbf{b}}(n)$ の下に凸な関数であることが知られている[2]。しかしながら、勾配法により直接 2 乗平均誤差を最小化したとき、式(6)の第 2 項 $\sigma_s^2\hat{\mathbf{a}}^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n)$ は推定パラメータのバイアスの原因となる。

従来から式(6)の第 2 項の影響を提言するために、単位ノルムを抑える方程式誤差法が提案されている[3],[6]。文献[3]による手法は、 $\hat{\mathbf{a}}^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n)$ が 1 となるように ADF のすべての係数が更新される。しかしながら、外乱が有色信号であるとき、この手法は動作しない。文献[6]は、雑音の分散 $\lambda = \sigma_s^2$ を間接的に推定することで、 $E[e^2(n)] - \lambda\hat{\mathbf{a}}^T(n)\hat{\mathbf{a}}(n)$ を最小とする手法である。

3. 相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズム

3.1. 相関関数を用いた手法の原理

相関関数推定を用いた方程式誤差アルゴリズムの構成を図 2 に示す[10]。ここで、IIR 型 ADF のタップ係数を更新するための誤差信号を $e'(n)$ とする。また、騒音の重畠した所望信号を $d(n)$ としており、そのベクトルを式(5)に示す $\mathbf{d}(n)$ とする。同様に入力信号ベクトル $\mathbf{x}(n)$ も式(5)によって定義されている。信号 $x(n-\tau_{n'})$

は、任意のサンプル数 $\tau_{n'}$ だけ遅延を持つ入力信号であり、 $\tau_{n'}$ は区間 n' 、つまり $n-L$ から n において一定の値となる。区間 n' と時刻 n の関係は次式で与えられる。

$$n' = \text{div}(n, (L+1)) \quad (7)$$

ここで、 $\text{div}(v, w)$ は v/w と等しいか、それより小さな整数の最も大きな値を算出する。

$\mathbf{x}(n)$ 及び $\mathbf{d}(n)$ に関する相互相関関数 $R_{xd}(n, l - \tau_{n'})$ 並びに $R_{xx}(n, l - \tau_{n'})$ を、

$$R_{xd}(n, l - \tau_{n'}) = E[x(n - \tau_{n'})d(n - l)] \quad (8)$$

$$R_{xx}(n, l - \tau_{n'}) = E[x(n - \tau_{n'})x(n - l)] \quad (9)$$

とする。式(8)において、入力信号 $x(n)$ と外乱 $\xi(n)$ は互いに独立であるため、

$$\begin{aligned} R_{xd}(n, l - \tau_{n'}) &= E[x(n - \tau_{n'})\{d_x(n - l) + \xi(n)\}] \\ &= E[x(n - \tau_{n'})d_x(n - l)] \end{aligned} \quad (10)$$

となる。また、 $\mathbf{d}'(n)$ 及び $\mathbf{x}'(n)$ を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \mathbf{d}'(n) &\approx [R_{xd}(n, -\tau_{n'}) \quad R_{xd}(n, 1 - \tau_{n'}) \quad \cdots \quad R_{xd}(n, N - \tau_{n'})]^T \\ &\approx [R_{xd}(n, -\tau_{n'}) \quad R'_{xd}(n, \tau_{n'})^T]^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(n) &\approx [R_{xx}(n, -\tau_{n'}) \quad R_{xx}(n, 1 - \tau_{n'}) \\ &\quad \cdots \quad R_{xx}(n, N - \tau_{n'})]^T \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、

$$R'_{xd}(n, \tau_{n'}) = [R_{xd}(n, 1 - \tau_{n'}) \quad \cdots \quad R_{xd}(n, N - \tau_{n'})] \quad (12)$$

と表される。また、 $R_{xx}(n, \tau_{n'}) = R_{xx}(n, -\tau_{n'})$ である。

なお、相関関数を算出するために、乗算器並びに LPF (Low Pass Filter) を用いており、その算出式を、

$$\begin{aligned} \mathbf{d}'(n) &= \alpha \mathbf{d}'(n-1) + \{x(n - \tau_{n'})\mathbf{d}(n)\} \\ &\quad - \alpha^L \{x(n - \tau_{n'} - L - 1)\mathbf{d}(n - L - 1)\} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}'(n) &= \alpha \mathbf{x}'(n-1) + \{x(n - \tau_{n'})\mathbf{x}(n)\} \\ &\quad - \alpha^L \{x(n - \tau_{n'} - L - 1)\mathbf{x}(n - L - 1)\} \end{aligned} \quad (14)$$

とする。ここで、 α は忘却係数である[11],[12]。また、相関関数は $L+1$ サンプル毎に初期化を行う。

タップ係数の更新に用いる評価関数は次式に示す誤差関数 $e'(n)$ に基づくものである。

$$\begin{aligned} e'(n) &= \mathbf{d}'(n)^T \hat{\mathbf{a}}(n) - \mathbf{x}'(n)^T \hat{\mathbf{b}}(n) \\ &\approx R_{xd}(n, -\tau_{n'}) + R'_{xd}(n, \tau_{n'})^T \hat{\mathbf{a}}'(n) - \mathbf{x}'(n)^T \hat{\mathbf{b}}(n) \end{aligned} \quad (15)$$

ここで、 $a'_0(n) = 1$ であり、 $\hat{\mathbf{a}}'(n)$ は次式で表されるベクトルの要素である。

$$\hat{\mathbf{a}}(n) = [1 \quad \hat{\mathbf{a}}'(n)^T]^T \quad (16)$$

また、式(15)より、

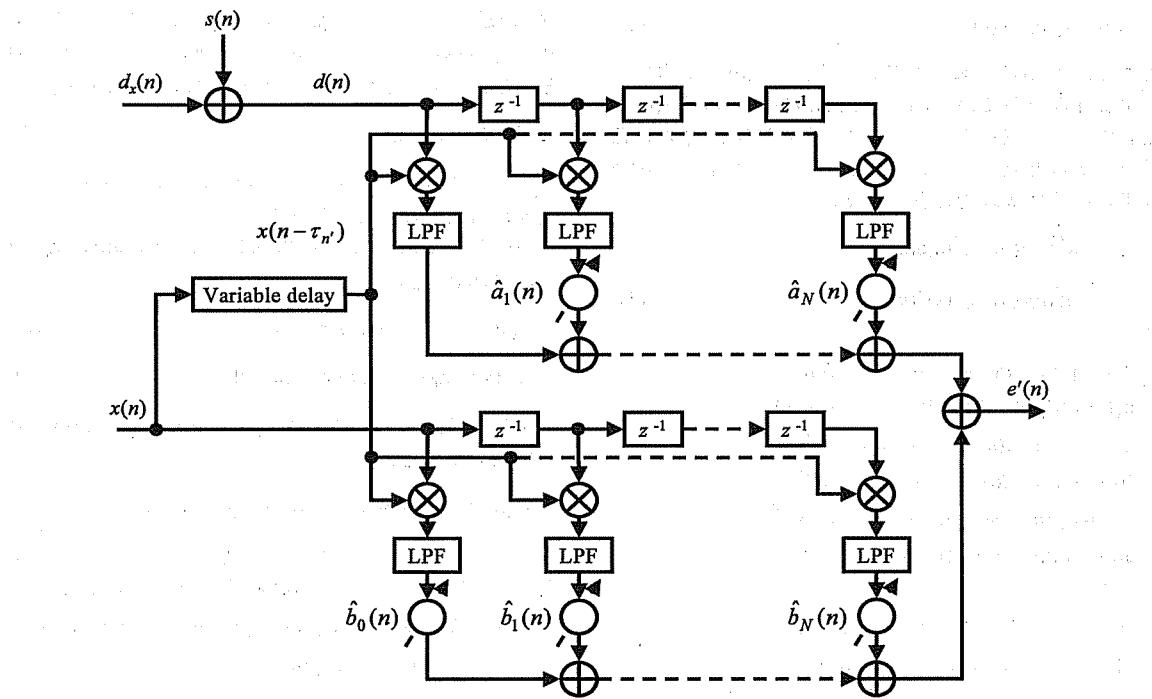


図2 相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズム構成

$$e'(n) \approx R_{xd}(n, -\tau_n) - \mathbf{u}^T(n) \hat{\mathbf{h}}(n) \quad (17)$$

ここで、

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = [\hat{\mathbf{a}}'(n)^T \quad \hat{\mathbf{b}}(n)^T]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{u}(n) = [-\mathbf{R}'_{xd}(n, \tau_n)^T \quad \mathbf{x}'(n)^T]^T \quad (19)$$

とする。式(10)より、 $R_{xd}(n, -\tau_n)$ は

$$\begin{aligned} R_{xd}(n, -\tau_n) &= E[x(n - \tau_n) d_x(n)] \\ &= E[x(n - \tau_n) \{ \mathbf{x}(n)^T \mathbf{b} - \mathbf{d}_x'(n)^T \} \mathbf{a}'] \\ &= \mathbf{x}'(n)^T \mathbf{b} - \mathbf{R}'_{xd}(n, \tau_n)^T \mathbf{a}' \\ &= \mathbf{u}(n)^T \mathbf{h} \end{aligned} \quad (20)$$

となる。また、 $\mathbf{d}_x'(n)$ 及び \mathbf{a}' は未知システムの出力ベクトル $\mathbf{d}_x(n)$ 及びタップ係数ベクトル \mathbf{a} の要素であり、

$$\mathbf{d}_x(n) = [d_x(n) \quad \mathbf{d}_x'(n)^T]^T \quad (21)$$

$$\mathbf{a} = [\mathbf{a} \quad \mathbf{a}^T]^T \quad (22)$$

$$\mathbf{h} = [\mathbf{a}^T \quad \mathbf{b}^T]^T \quad (23)$$

である。式(20)を式(17)に代入することにより、次式が得られる。

$$e'(n) \approx \mathbf{u}^T(n) \{ \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}(n) \} \quad (24)$$

したがって、未知システムの入力信号 $x(n)$ と外乱 $\xi(n)$ が独立であるため、外乱によるバイアスが生じないこ

とが確認される。

タップ係数の更新には、以下に示す NLMS アルゴリズムを用いる。

$$\hat{\mathbf{h}}(n'+1) = \hat{\mathbf{h}}(n') + \mu \frac{\mathbf{u}(n') e'(n')}{\mathbf{u}^T(n') \mathbf{u}(n')} \quad (25)$$

ここで、 μ はステップサイズであり、

$$0 < \mu < 2 \quad (26)$$

で与えられる。また、 n' は方程式誤差 IIR フィルタの係数が連続的に更新されないことを示している。また、RLS アルゴリズムを用いたタップ係数更新式は、

$$\hat{\mathbf{h}}(n'+1) = \hat{\mathbf{h}}(n') + \mu \frac{\hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n') \mathbf{u}(n') e'(n')}{\mathbf{u}^T(n') \hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n') \mathbf{u}(n')} \quad (27)$$

である。ここで、

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n') &= \lambda^{-1} \hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n'-1) \\ &\quad - \frac{\hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n'-1) \mathbf{u}^T(n') \mathbf{u}(n') \hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n'-1)}{\lambda(\lambda + \mathbf{u}^T(n') \hat{\mathbf{R}}_{uu}^{-1}(n'-1) \mathbf{u}(n'))} \end{aligned} \quad (28)$$

である。また、 λ は忘却係数であり、 $\hat{\mathbf{R}}_{uu}(n')$ は $\mathbf{R}_{uu}(n')$ の推定値である。ここで、

$$\mathbf{R}_{uu}(n') = E[\mathbf{u}(n') \mathbf{u}^T(n')] \quad (29)$$

である。

また、外乱が定常過程の場合、相関ベクトル $\mathbf{u}(n)$ が

一定となってしまい、 $\mathbf{R}_{uu}(n)$ は正則行列にならず、逆行列が存在しない。相関ベクトル $\mathbf{u}(n)$ が一定になると为了避免するため、遅延 $\tau_{n'}$ を区間 n' 毎に変動させる。遅延 $\tau_{n'}$ は次式で与えられる。

$$\tau_{n'} = \text{mod}(\text{div}(n, D_1), D_2) \quad (30)$$

ここで、 $\text{mod}(y, w)$ は y を w により除算にしたときの剰余を表す。また、 D_1 は更新区間を決定する整数であり、 D_2 は最大遅延数を表す。しかしながら、この手法では相関関数の算出が L サンプル毎、つまりタップ係数の更新が L サンプル毎に行われるため、タップ係数の収束速度が遅いという問題点がある。

3.2. 収束速度改善法

前節で述べた問題を解決するため、相関関数の算出回数を増加させる手法について検討を行う。図 3 に相関関数法を用いた方程式誤差アルゴリズムと本提案法のタップ係数更新の構成を示す。ここで、従来法では区間 n' 、つまり、 L サンプルごとに相関関数が算出され、タップ係数が更新される。一方、提案法では相関関数を算出するために過去 L サンプルを用いる。また、タップ係数の更新は $L/2$ サンプル毎に行う。これにより、相関関数の推定精度を維持しつつ、更新回数を増加させることができる。

4. シミュレーション実験

本提案法の有効性を確認するため、シミュレーション実験を行った。シミュレーション条件として、未知システムは分母多項式 $A(z)$ 、分子多項式 $B(z)$ を持つ 4 次 IIR フィルタを用いる。それぞれの多項式は次式で与えられる。

$$A(z) = 1 + 0.9025z^{-2} + 0.8145z^{-4} \quad (31)$$

$$B(z) = 1 + 0.9z^{-1} + 0.81z^{-2} + 0.729z^{-3} + 0.6561z^{-4} \quad (32)$$

また、外乱として白色雑音並びに有色雑音を用いた。白色雑音は平均が零であり、有色雑音は以下に示す伝達関数 $H_c(z)$ に白色雑音を通過させて発生させた。

$$H_c(z) = \frac{1}{1 + 0.95z^{-1}} \quad (33)$$

なお、外乱に用いる白色雑音は入力信号とは互いに独立である。

未知システムの推定精度を評価するため、次式に定義する正規化ベクトル誤差 $V_e(n)$ を用いる。

$$V_e(n) = 10 \log_{10} E \left[\frac{\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}(n)\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2} \right] [\text{dB}] \quad (34)$$

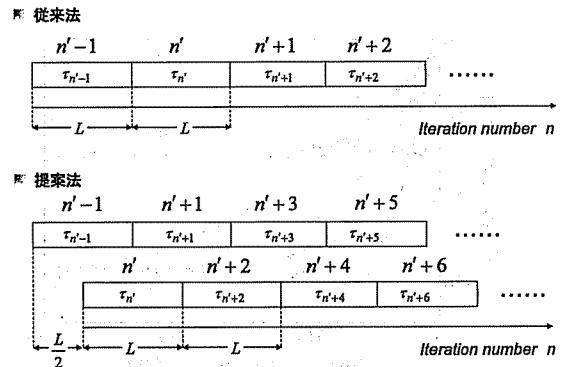


図 3 タップ係数更新の構成

ここで、集合平均を取るため、すべてのシミュレーションにおいて 200 回の独立なシミュレーションを行った。また、本シミュレーションにおいて SNR(Signal to Noise Ratio)を次式で定義し、SNR を 10dB とする。

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{E[d_x^2(n)]}{E[\xi^2(n)]} [\text{dB}] \quad (35)$$

また、 $D_1 = 800$ とし、 $D_2 = 10$ とした。さらに、本提案法と比較するため、従来法として方程式誤差 IIR 型 ADF での NLMS アルゴリズム[11]及び RLS アルゴリズム[11]、相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズムでの NLMS アルゴリズム[10]及び RLS アルゴリズム[10]を用いた。

図 4 に外乱が白色雑音の場合でのシミュレーション結果を示す。図 4(a)及び図 4(b)は、それぞれ方程式誤差 IIR 型 ADF における NLMS アルゴリズム及び RLS アルゴリズムの結果、図 4(c)及び図 4(d)は、それぞれ相関関数法を用いた NLMS アルゴリズム及び RLS アルゴリズムの結果、図 4(e)及び図 4(f)は、それぞれ提案法における NLMS アルゴリズム及び RLS アルゴリズムの結果を示す。方程式誤差 IIR 型 ADF と比較して、提案法の推定精度は約 15dB 程度改善している。また、相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズムと比較して、提案法の収束にかかる時間が約半分となっており、推定精度を維持しつつ収束速度を改善したことが確認できる。また、図 5 に外乱が有色雑音の場合のシミュレーション結果を示す。図 5(a)及び図 5(b)は、それぞれ方程式誤差 IIR 型 ADF における NLMS アルゴリズム及び RLS アルゴリズムの結果、図 5(c)及び図 5(d)は、それぞれ相関関数法を用いた NLMS アルゴリズム及び RLS アルゴリズムの結果、図 5(e)及び図 5(f)は、それぞれ提案法における NLMS アルゴリズム及び RLS アルゴリズムの結果を示す。方程式誤差 IIR 型 ADF と比較して、提案法の推定精度は約 17dB 程度改善している。

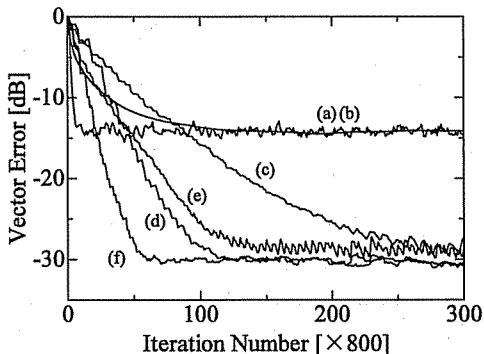


図 4 各アルゴリズムの推定精度(白色雑音環境)
(a) 方程式誤差 IIR 型 ADF (NLMS アルゴリズム)
(b) 方程式誤差 IIR 型 ADF (RLS アルゴリズム)
(c) 相関関数法 (NLMS アルゴリズム)
(d) 相関関数法 (RLS アルゴリズム)
(e) 提案法 (NLMS アルゴリズム)
(f) 提案法 (RLS アルゴリズム)

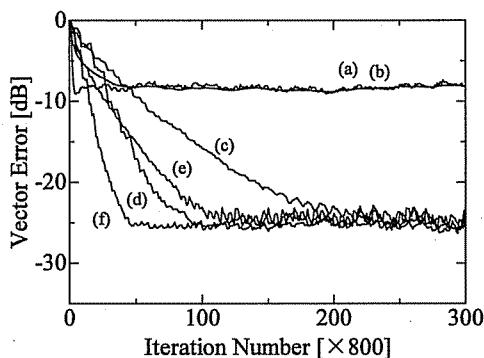


図 5 各アルゴリズムの推定精度(有色雑音環境)
(a) 方程式誤差 IIR 型 ADF (NLMS アルゴリズム)
(b) 方程式誤差 IIR 型 ADF (RLS アルゴリズム)
(c) 相関関数法 (NLMS アルゴリズム)
(d) 相関関数法 (RLS アルゴリズム)
(e) 提案法 (NLMS アルゴリズム)
(f) 提案法 (RLS アルゴリズム)

また、相関関数を用いた方程式誤差アルゴリズムと比較して、提案法の収束時間が約半分となっており、推定精度を維持しつつ収束速度を改善したことが確認できる。これらのシミュレーション結果から、本手法を用いることにより、未知システムの推定精度を維持しつつ収束速度の改善が可能であることが確認された。

5. まとめ

本稿では、相関関数推定を用いた方程式誤差アルゴリズムにおいて、収束速度の改善手法を提案した。本提案法は、相関関数の算出式を 2 系統用意し、それぞれにおいて、常に異なる遅延に対する相関値を推定することにより、タップ係数更新回数を増加させている。シミュレーション実験より、提案法を用いることによって未知システムの推定精度を維持しつつ収束速度の改善が可能であることが確認された。

文 献

- [1] J.J. Shynk: Adaptive IIR Filtering, IEEE Account., Speech and Signal Processing Magazine, Vol. 6, pp. 4-21, 1989.
- [2] P.R. Regalia: Adaptive IIR Filtering in Signal Processing and Control, Mercel Dekker, 1995.
- [3] K.C. Ho. and Y.T. Chan: Bias Removal in Equation-Error IIR Filters, IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 43. No. 1, pp. 51-62, 1995.
- [4] P.R. Regalia: An unbiased equation error identifier and reduced-order approximations, IEEE Trans. Signal Processing, Vol.42. No.6, pp. 1397-1412, 1994.
- [5] H. Kim and W. Song: Unbiased Equation-Error Adaptive IIR filtering Based on Monic Normalization, IEEE Signal Processing letter, Vol. 6, No. 2, pp. 35-37, 1999.
- [6] W. Song and H. Shin: Bias Free Adaptive IIR Filtering, Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal, Vol. 1, pp. 364-367, 2000.
- [7] J. Okello, Y. Kinugasa, Y. Itoh, Y. Fukui and M. Kobayashi: A New Unbiased Equation Error Algorithm and Its Application to ALE, Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal, Vol. 6, pp. 3737-3740, 2001.
- [8] 辻井重男: 適応信号処理, 照晃堂, 1987.
- [9] B. Farhang-Boroujeny: Adaptive Filters: Theory and Applications, John Wiley, 1998.
- [10] 笹岡直人, 金川龍一, 久野英治, ジェームスオケロ, 伊藤良生, 小林正樹, “可変遅延を用いた相関関数推定による雑音にロバストな方程式誤差アルゴリズムに関する検討,” 信学技報, SIS2008-06, Jun.2008.
- [11] B. Widrow and S.D. Stearns: Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, 1985.
- [12] J. Okello, S. Arita, Y. Itoh, Y. Fukui and M. Kobayashi: A New Method for Implementing Pipelined FIR and IIR ADF," Proc. IEEE DSP Workshop 2000, 2000.