

Lattice形予測器を用いた直交変換形 LMS アルゴリズムの安定化法

徳井 直樹^{†*} 中山 謙二[†] 平野 晃宏[‡]

[†] 金沢大学 大学院自然科学研究科 [‡] 金沢大学工学部
〒 920-8667 金沢市小立野 2-40-20

TEL 076-234-4896 FAX 076-234-4900

e-mail: tokui@leo.ec.t.kanazawa-u.ac.jp

(* 石川工業高等専門学校)

入力信号を直交変換し適応フィルタの入力に用いる方法を 2-Stage Adaptive Filter という。入力信号の直交化法として Lattice 形予測誤差フィルタを用いた場合、その出力の後向き予測誤差信号は無相関化されている。しかし、予測誤差フィルタの反射係数が入力信号によって変動し、適応フィルタの重み係数の更新に影響を与え収束特性が不安定となる。本稿では、重み係数の学習における反射係数変動の影響を解析し、これに基づき重み係数更新を安定化する方法を提案した。正規化 LMS アルゴリズムに比べて演算量は増加するが、収束特性が大幅に改善できた。AR モデルを用いた有色信号と音声信号を用いてシミュレーションを行い有効性を確認した。

適応フィルタ, Lattice 形予測器, 直交変換, LMS, 反射係数, 重み係数

Stabilization of LMS Algorithm with Preceding Lattice Predictor Based Orthogonal Transformation

Naoki TOKUI^{†*} Kenji NAKAYAMA[†] Akihiro HIRANO[‡]

[†] Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa University

[‡] Faculty of Engineering, Kanazawa University

2-40-20, Kodatsuno, Kanazawa, 920-8667, Japan

TEL +81-76-234-4896 FAX +81-76-234-4900

e-mail: tokui@leo.ec.t.kanazawa-u.ac.jp

(* Ishikawa College of Technology)

An orthogonalization process is combined with adaptive filters adapted by a gradient method. When a lattice predictor is used for the orthogonalization process, reflection coefficients are deviated sample by sample following the input signal. This deviation causes unstable behavior in a convergence process. In this paper, the convergence process affected by the reflection coefficient deviation is analyzed. It is cleared that the filter coefficient update is one sample delayed to the reflection coefficient update, resulting in mismatch between them. A new filter coefficient adaptation algorithm is proposed, in which the above delay is compensated for by employing the modified filter coefficients. Simulation results, using colored signal and speech signal, demonstrate fast and stable convergence are achieved by the proposed method. Future works include computational complexity reduction in computing the modified filter coefficients.

Adaptive Filter, Lattice predictor, orthogonal transform, LMS, reflective coefficients, weight coefficients

1 はじめに

適応信号処理は広くエコーキャンセラ、ノイズキャンセラなどに用いられている。この適応信号処理に求められる機能として、有色信号入力時における収束速度の改善、計算量の軽減があげられる。比較的少ない計算量で実現できる点から、Normalized LMS(NLMS)などの勾配法がよく用いられる。ただし、この勾配法は入力信号の相関行列における固有値広がりの影響を受けやすく収束速度が悪化しやすい。これを改善するために Two-Stage Adaptive Filter[1]がある。Two-Stage Adaptive Filter は入力信号を直交変換で無相関化して適応フィルタに入力することにより、勾配法における固有値広がりの影響を低減している。第1ステージの直交変換には、予測誤差フィルタ、Discrete-Fourier Transform(DFT)[2]や、Discrete-Cosine Transform(DCT)[3]などを用いた方法がある。

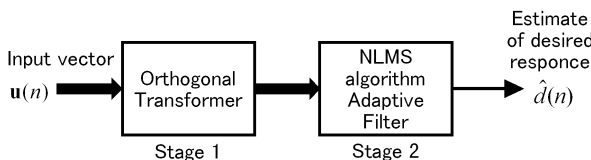


図 1: Two Stage Adaptive Filter

Lattice 形予測器を用いた直交変換形 LMS アルゴリズムは、第1ステージの予測誤差フィルタに Lattice 形予測器を用い入力信号を AR モデルとして推定し無相関化する。しかし、予測誤差フィルタの反射係数の計算を各サンプルごとに行う必要があることから、間接形 DCT など固定形直交化法に比べると計算手順が複雑で演算量も多い。また、予測誤差フィルタの反射係数は入力信号によって変動する。この反射係数の変動によって、第2ステージの適応フィルタの重み係数更新が不安定になる。

収束特性を安定化させるためには、予測誤差フィルタの反射係数の変動を抑える方法がある。これには、入力される信号から予め反射係数を計算して固定化する方法や、入力信号の特性により反射係数が前サンプルから変動する量を制限する方法などがある。前者は白色雑音や有色雑音など定常入力の場合は利用できるが、音声信号などの非定常入力の場合不可能である。後者は音声信号など非定常入力の場合でも対応可能である。ところが反射係数の変動の抑制量が大きいと入力信号の直交化が不完全なため、収束特性の改善は不十分である。逆に反射係数の変動の抑制量が小さいと重み係数更新に与える影響が大きくなるため、収束特性が不安定になる。

そこで、本稿では予測誤差フィルタの反射係数変動が適応フィルタの重み係数更新に与える影響を解析し、これに基づいて計算される反射係数変動を補正する重み係数を用いた安定化法を提案する。

2 Lattice 形予測器を使った適応フィルタ

第1ステージの Lattice 形予測器における予測誤差の更新は1段あたり、

$$f_m(n) = f_{m-1}(n) + \kappa_m^*(n)b_{m-1}(n-1) \quad (1)$$

$$b_m(n) = b_{m-1}(n-1) + \kappa_m(n)f_{m-1}(n) \quad (2)$$

$$m = 1, 2, \dots, M-1$$

$$f_0(n) = b_0(n) = u(n) \quad (3)$$

で表される。 κ_m は m 段目の反射係数である。構成を図2に示す。

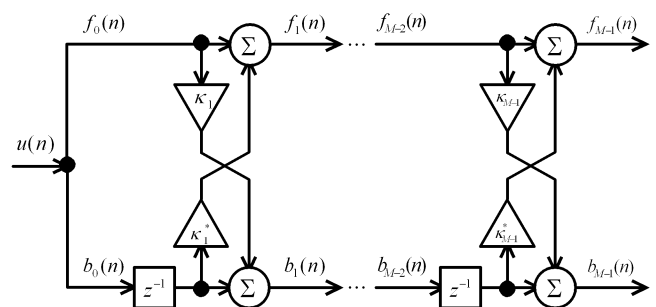


図 2: M 次の Lattice 形予測誤差フィルタ

反射係数 κ_m は、各段に入力される前向き予測誤差 $f_{m-1}(n)$ と後向き予測誤差 $b_{m-1}(n-1)$ から

$$\kappa_m(n) = -\frac{2E[b_{m-1}(n-1)f_{m-1}^*(n)]}{E[|f_{m-1}(n)|^2 + |b_{m-1}(n-1)|^2]} \quad (4)$$

で定義される。しかし、式(4)の構成では期待値の計算が必要であるから音声信号などの非定常入力信号の対応が難しい。さらに、反射係数を求めるために各予測誤差の記憶が必要である。そこで、次の巡回形方法を用いる。

$$\kappa_{N,m}(n) = \gamma\kappa_{N,m}(n-1) + b_{m-1}(n-1)f_{m-1}^*(n) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \kappa_{D,m}(n) &= \gamma\kappa_{D,m}(n-1) \\ &+ (|f_{m-1}(n)|^2 + |b_{m-1}(n-1)|^2) \quad (6) \end{aligned}$$

$$\kappa_m(n) = -2\frac{\kappa_{N,m}(n)}{\kappa_{D,m}(n)} \quad (7)$$

この Lattice 形予測器出力の後向き予測誤差 $b_m(n)$ は、入力信号を AR 過程としてその係数を推定することにより無相関化できる。

次に第2ステージの適応フィルタは、後向き予測誤差 $b(n)$,

$$b(n) = [b_0(n), \dots, b_{M-1}(n)]^t \quad (8)$$

を入力として用いる。これにより、重み係数

$$w(n) = [w_0(n), \dots, w_{M-1}(n)]^t \quad (9)$$

と、後向き予測誤差 $b(n)$ との内積がフィルタの出力 $y(n)$ となる。

$$y(n) = \mathbf{w}^H(n)\mathbf{b}(n) \quad (10)$$

構成図を図 3 に示す。

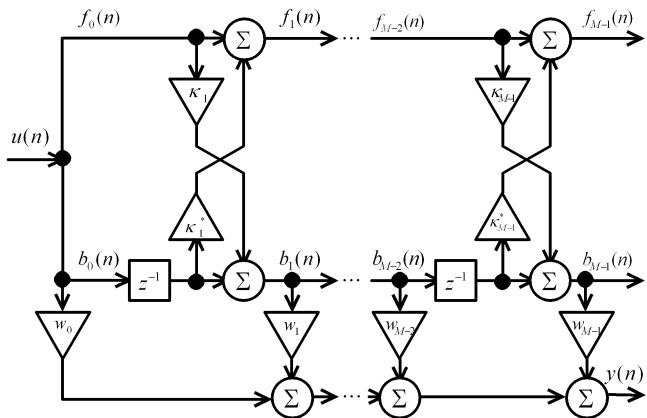


図 3: Lattice 形予測器を用いた直交変換形フィルタ構成

第 2 ステージの適応フィルタの重み係数 $w(n)$ 更新には正規化 LMS アルゴリズムを用いる。この Lattice 形予測器を用いた直交変換形 LMS アルゴリズムでは、NLMS アルゴリズムと同様に適応フィルタの各タップ入力である後向き予測誤差信号 $b(n)$ の自乗値を合計し、これにより正規化する。未知システムの出力 $d(n)$ と適応フィルタの出力 $y(n)$ より誤差は、

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (11)$$

である。これより適応フィルタの重み係数の更新は、

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\|\mathbf{b}(n)\|^2 + \delta} \mathbf{b}(n)e(n) \quad (12)$$

で行われる。

3 反射係数と収束特性

3.1 反射係数と重み係数の更新手順

図 3 の構成図に示されるフィルタ出力 $y(n)$ は式 (10) に示されるように、後向き予測誤差信号 $b(n)$ と重み係数 $w(n)$ によって得られる。後向き予測誤差信号 $b(n)$ は、入力信号 $u(n)$ と反射係数 $\kappa(n)$ によって得られる。次のサンプルで用いられる重み係数 $w(n+1)$ は、式 (11) と式 (12) に示されるように未知システムとの誤差 $e(n)$ と後向き予測誤差信号 $b(n)$ により更新される。

次の $n+1$ サンプル時の反射係数 $\kappa(n+1)$ は、入力信号 $u(n+1)$ と Lattice 形予測器の各段に入力される前向きおよび後向き予測誤差信号によって更新される。

そして、 $n+1$ サンプル時のフィルタ出力 $y(n+1)$ は前サンプルと同様に、後向き予測誤差信号 $b(n+1)$ と重み係

数 $w(n+1)$ によって得られ、後向き予測誤差信号 $b(n+1)$ は、入力信号 $u(n+1)$ と反射係数 $\kappa(n+1)$ によって得られる。

このように $n+1$ サンプル時で用いられる重み係数 $w(n+1)$ は、 n サンプル時の誤差 $e(n)$ と反射係数 $\kappa(n)$ によって得られる後向き予測誤差信号 $b(n)$ により更新されたものである。したがって、重み係数 $w(n+1)$ は 1 サンプル前の反射係数 $\kappa(n)$ に対して最適化されたものであり、反射係数 $\kappa(n+1)$ に対して最適ではない。

重み係数の最適化が常に 1 サンプル遅れていることから、サンプル間の反射係数が変動する大きさは、重み係数がずれる大きさに比例する。この重み係数がずれることにより、適応フィルタに入力される後向き予測誤差信号に対して適切ではなくなりフィルタ出力と未知システム出力の誤差が大きくなる。反射係数の変動は、Lattice 形予測器の遅延器によって予測器段数の間、後向き予測誤差信号に影響する。

反射係数が固定されている場合、重み係数の更新には反射係数の最適化に対するサンプル間のずれは起こらない。ただし反射係数が入力信号に最適でない場合、入力信号を Lattice 予測器により無相関化することができないため固有値広がりの影響を低減できない。しかし、適応フィルタの重み係数の学習によって収束は可能である。

3.2 シミュレーション

6 節のシミュレーションでも同様に用いるガウス性白色雑音を 2 次 AR 過程で有色化した信号を用いる。この有色信号がフィルタ長 $M = 50$ の Lattice 形予測器に入力されたときの反射係数 κ の推定過程を図 4 に示す。

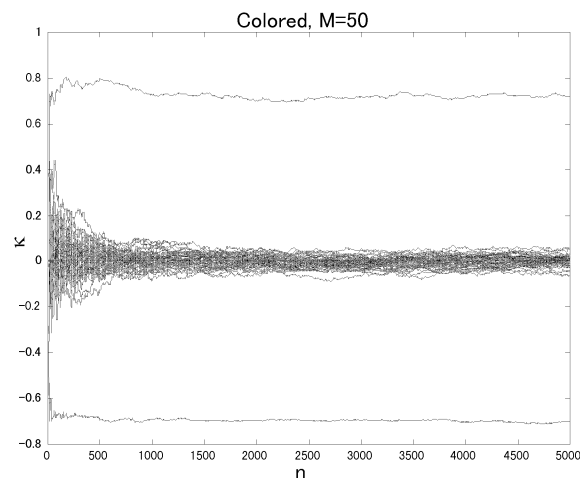


図 4: 有色雑音信号の反射係数推定

この図 4 の反射係数で推定した後向き予測誤差信号で、12 次の IIR-LPF を用いた未知システムを推定した。これを図 5 の “Original Lattice” と示した特性であらわす。

フィルタ長が $M = 50$ とした場合, 未知システムのインパルス応答を推定するために不足する部分によりに発生する誤差は約 -60dB 以下である. しかし, 図5の“Original Lattice”の誤差は約 -37dB 以下にはならない.

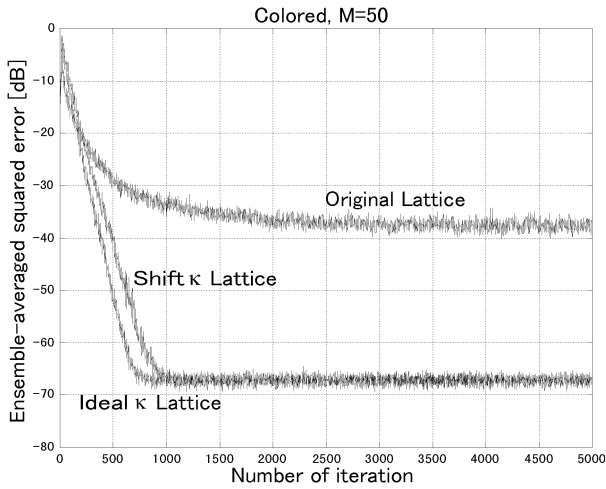


図 5: 有色雑音信号の収束特性

次に, 有色化に使用した 2 次 AR 過程から計算された理想反射係数 ($\kappa_{1i} = -0.69787$, $\kappa_{2i} = 0.7225$, κ_{3i} から κ_{49i} は 0) を Lattice 形予測器の反射係数として後向き方予測誤差信号を推定した. この理想反射係数の後向き予測誤差信号を適応フィルタで推定した特性を図5の“Ideal κ Lattice”に示す. さらに, 理想反射係数の κ_{1i} を 1.10 倍した反射係数を用いて後向き予測誤差信号を推定した. この理想反射係数からずれた後向き予測誤差信号を適応フィルタで推定した特性を図5の“Shift κ Lattice”に示す.

反射係数が入力信号の AR 過程を推定している理想反射係数を用いた特性は, 更新回数が約 700 回で収束し約 -67dB と安定している. ところが反射係数が入力信号の AR 過程を正しく推定していないずれた理想反射係数を用いた特性は, 更新回数が約 1000 回と遅くなるが収束し, 誤差量は理想反射係数の場合と変わらない. これは予測器の反射係数 κ が固定されていれば, 重み係数 w はずれないため収束できることをあらわしている.

反射係数の変動に対する重み係数のずれの影響を検証するために, 入力の有色信号に対して, 更新回数 $n = 2500$ までは理想反射係数 κ_{1i} を, それ以降は,

$$\kappa_{1c}(n) = \kappa_{1i} \left(1 + 0.01 \sin 2\pi \left(\frac{n - 2500}{2000} \right) \right) \quad (13)$$

により周期変動する予測器を用いた後向き予測誤差信号を作成した. これを第 2 ステージの適応フィルタで推定した特性を図 6 に示す.

この反射係数 κ_{1c} の周期変動期間における更新回数 1 回あたりの最大変動量は約 $3 \times 10^{-3}\%$ であるが, 図 6 では周期変動時に最大約 -43dB まで誤差量が上昇している. 周期変動している反射係数 κ_{1c} は更新回数 n が 2500

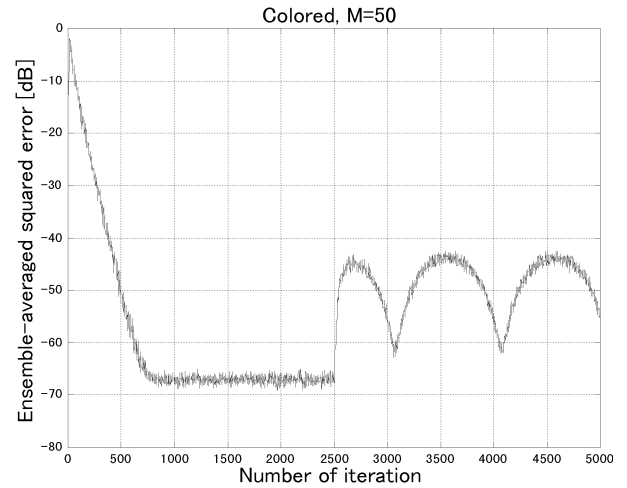


図 6: 周期変動する反射係数を使った収束特性

回, 3500 回と 4500 回で変化が大きく, 3000 回, 4000 回と 5000 回で変化が少なくなっている. この反射係数 κ_{1c} の変化量と誤差量は同期していることから, 3.1 節で述べたようにサンプル間の反射係数変動の大きさが重み係数のずれに影響を与えて誤差が大きくなることを示す. また, 誤差量の増減周期が反射係数 κ_{1c} の変化周期に比べ遅れていることから, 反射係数の変動と誤差量の変化には過渡応答があることを示している.

4 反射係数 κ と LMS アルゴリズムの安定化

図 3 のフィルタ出力信号 $y(n)$ は, 式 (10) より,

$$y(n) = w_0(n)b_0(n) + w_1(n)b_1(n) + \dots + w_{M-1}(n)b_{M-1}(n) \quad (14)$$

ここでそれぞれの後向き予測誤差は, 式 (1), 式 (2) および式 (3) より,

$$b_0(n) = u(n) \quad (15)$$

$$b_1(n) = \kappa_1(n)u(n) + u(n-1) \quad (16)$$

$$b_2(n) = \kappa_2(n)(u(n) + \kappa_1^*(n)u(n-1)) + (\kappa_1(n-1)u(n-1) + u(n-2)) \quad (17)$$

$$b_3(n) = \kappa_3(n)(u(n) + (\kappa_1^*(n) + \kappa_2^*(n)\kappa_1(n-1)) \times u(n-1) + \kappa_2^*(n)u(n-2)) + (\kappa_2(n-1)u(n-1) + (\kappa_2(n-1)\kappa_1^*(n-1) + \kappa_1(n-2)) \times u(n-2) + u(n-3)) \quad (18)$$

となる。これらの後向き予測誤差を式 (14) に代入すると、

$$\begin{aligned}
y(n) = & w_0(n)u(n) + w_1(n) (\kappa_1(n)u(n) + u(n-1)) \\
& + w_2(n) (\kappa_2(n) (u(n) + \kappa_1^*(n)u(n-1)) \\
& \quad + (\kappa_1(n-1)u(n-1) + u(n-2))) \\
& + w_3(n) (\kappa_3(n) (u(n) + (\kappa_1^*(n) \\
& \quad + \kappa_2^*(n)\kappa_1(n-1)) u(n-1) \\
& \quad + \kappa_2^*(n)u(n-2)) + (\kappa_2(n-1)u(n-1) \\
& \quad + (\kappa_2(n-1)\kappa_1^*(n-1) + \kappa_1(n-2)) \\
& \quad \times u(n-2) + u(n-3))) + \dots \quad (19)
\end{aligned}$$

ここで、入力信号 $u(n)$ は、

$$u(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)]^t \quad (20)$$

である。後向き予測誤差 $b(n)$ は入力信号と反射係数で構成されるため、

$$b(n) = \mathbf{K}^H(n)\mathbf{u}(n) \quad (21)$$

となる。ここで $\mathbf{K}(n)$ は、

$$\mathbf{K}(n) = \begin{bmatrix} 1 & K_{12}(n) & K_{13}(n) & \dots & K_{1M}(n) \\ 0 & 1 & K_{23}(n) & \dots & K_{2M}(n) \\ \vdots & \ddots & 1 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & K_{(M-1)M}(n) \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$K_{12}(n) = \kappa_1(n) \quad (23)$$

$$K_{13}(n) = \kappa_2(n) \quad (24)$$

$$K_{23}(n) = \kappa_2(n)\kappa_1^*(n) + \kappa_1(n-1) \quad (25)$$

$$K_{14}(n) = \kappa_3(n) \quad (26)$$

$$K_{24}(n) = \kappa_3(n)(\kappa_1^*(n) + \kappa_2^*(n)\kappa_1(n-1)) + \kappa_2(n-1) \quad (27)$$

$$K_{34}(n) = \kappa_3(n)\kappa_2^*(n) + \kappa_2(n-1)\kappa_1^*(n-1) + \kappa_1(n-2) \quad (28)$$

とあらわされる。この $\mathbf{K}(n)$ は Lattice 形予測誤差フィルタの反射係数から構成される行列で、対角要素が 1 である上三角行列になっている。

式 (10)、式 (19) と式 (22) よりフィルタ出力信号 $y(n)$ は、

$$y(n) = \mathbf{w}^H(n)\mathbf{K}^H(n)\mathbf{u}(n) \quad (29)$$

とあらわされる。

3 節で示したように、Lattice 形予測器を用いた直交変換形 LMS アルゴリズムは反射係数 κ が変動することによる誤差量の感度が大きい。また、この反射係数 κ の変動に対して誤差量の変化には過渡現象がある。そこで、予測器の反射係数 κ の変動を重み係数 w に追従させて誤差

の増加を抑える必要がある。式 (10)、式 (11) と式 (12) より n サンプル時の重み係数 $w(n)$ は、

$$y(n-1) = \mathbf{w}^H(n-1)\mathbf{K}^H(n-1)\mathbf{u}(n-1) \quad (30)$$

$$e(n-1) = d(n-1) - y(n-1) \quad (31)$$

から、

$$w(n) = w(n-1) + \frac{\alpha}{\|\mathbf{b}(n)\|^2 + \delta} \mathbf{b}(n-1)e(n-1) \quad (32)$$

により更新される。3.1 節でも述べたように、 n サンプル時の重み係数 $w(n)$ が $n-1$ サンプル時の後向き予測誤差信号 $b(n-1)$ と反射係数によって構成される行列 $\mathbf{K}(n-1)$ によって更新されることをあらわす。しかし、式 (29) のように $y(n)$ の計算では重み係数 $w(n)$ は $\mathbf{K}(n)$ と組み合わせられる。つまり、重み係数 $w(n)$ は行列 $\mathbf{K}(n)$ に対して常に 1 サンプル遅れることになり、 n サンプル時の重み係数 $w(n)$ は行列 $\mathbf{K}(n)$ にとっては最適な係数ではない。そのため、最適ではない重み係数 $w(n)$ によって未知システムを推定するため誤差が生じる。重み係数 $w(n)$ は反射係数 $\kappa(n)$ の変動に追従するように更新しなければならない。

$\mathbf{K}(n)$ に対する重み係数 $w(n)$ の 1 サンプル遅れを補正する方法として、行列 $\mathbf{K}(n-1)$ と行列 $\mathbf{K}(n)$ から補正された重み係数 $\hat{w}(n)$ を用いる方法を提案する。補正重み係数 $\hat{w}(n)$ を次のように設定する。

$$\mathbf{K}(n)\hat{w}(n) = \mathbf{K}(n-1)\mathbf{w}(n) \quad (33)$$

これは、式 (29) から分かるように、 $\mathbf{K}(n)$ に対する適応フィルタの出力が $\mathbf{K}(n-1)$ のときと同じになるように重み係数を補正したことに相当する。補正された重み係数 $\hat{w}(n)$ は、

$$\hat{w}(n) = \mathbf{K}(n)^{-1}\mathbf{K}(n-1)\mathbf{w}(n) \quad (34)$$

により計算できる。

$\hat{w}(n)$ による適応フィルタ出力信号 $\hat{y}(n)$ は、

$$\hat{y}(n) = \hat{w}^H(n)\mathbf{K}^H(n)\mathbf{u}(n) \quad (35)$$

である。未知システムの出力 $d(n)$ と適応フィルタの出力 $\hat{y}(n)$ より誤差は、

$$\hat{e}(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (36)$$

となり、重み係数は次のように更新される。

$$w(n+1) = \hat{w}(n) + \frac{\alpha}{\|\mathbf{b}(n)\|^2 + \delta} \mathbf{b}(n)\hat{e}(n) \quad (37)$$

この $n+1$ サンプル時の重み係数 $w(n+1)$ は n サンプル時の行列 $\mathbf{K}(n)$ により計算されたものであるため、再び $n+1$ サンプル時の行列 $\mathbf{K}(n+1)$ により補正重み係数

$\hat{w}(n+1)$ を式 (34) により計算し、次の重み係数更新に利用する。

この補正された重み係数 $\hat{w}(n)$ の導入により、Lattice 形予測器の予測係数 κ の変動に対して、誤差量の変動に対する感度を抑えることができる。この提案した補正方法により Lattice 形予測器を用いた直交変換形 LMS アルゴリズムを安定化させることが可能となる。

5 計算量の比較

Lattice 形予測器を用いた直交変換形 LMS, NLMS や RLS の計算量について比較を行う。フィルタ次数 M の時、必要な計算量は表 1 となる。

表 1 より、提案した反射係数 κ の変動を補正する方法は、乗算器と加算器の演算量が $2M^2$ だけ増加する。また、NLMS に比べて計算量は大幅に増加する。しかし、RLS の半分程度で実現できる。

この提案した補正法で遅延器の数が増加するが、これは補正に必要な反射係数によって構成される行列 $K(n-1)$ を記憶させるためである。

表 1: 次数 M の適応フィルタの計算量

	乗算器	加算器	遅延器
提案法	$2M^2 + 11M$	$2M^2 + 8M$	$M^2 + 6M$
非補正法	$11M$	$8M$	$6M$
NLMS	$5M$	$4M$	M
RLS	$5M^2 + 4M$	$4M^2 + 3M$	M

6 収束特性の比較

本稿で提案した重み係数補正法の有効性を確認するために、入力にガウス性白色雑音、それを 2 次 AR 過程で有色化した信号、および図 7 に示す日本音響学会編集の研究用連続音声データベースから作成した音声信号を用いてシミュレーションを行う。比較のため、NLMS と RLS の特性もシミュレーションを行う。未知システムは、インパルス応答を図 8 に、周波数特性を図 9 に示した 12 次の IIR-LPF である。適応フィルタのフィルタ長を $M = 50$ とした場合、図 8 のインパルス応答の推定に不足する部分のために発生する誤差は約 -60dB 以下である。この誤差を残留誤差とする。各適応フィルタのパラメータは、NLMS と Lattice 形予測器を使った 2-stage 形が $\alpha = 1$, $\delta = 0.001$, RLS が初期値 1, 忘却係数 0.95 である。

図 10 はガウス性白色信号、図 11 は有色信号を入力に用いて、それぞれ 100 回繰り返した自乗和平均値を未知システムの全出力の自乗平均値で正規化している。同様に

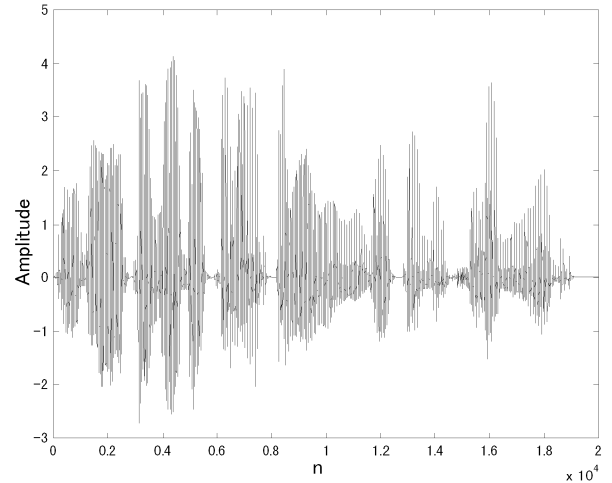


図 7: 音声信号

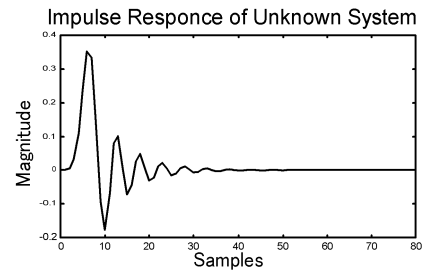


図 8: 未知システムのインパルス応答

図 12 は音声信号を入力に用い、未知システムの全出力の自乗平均値で正規化している。

Lattice 形予測器の反射係数 κ の変動を補正しない場合、白色信号と有色信号のどちらも残留誤差が約 -35dB 程度で収束する。また収束速度は他の方法に比べて遅いが信号の違いによる差はない。

提案した Lattice 形予測器の反射係数 κ の変動を補正する方法は、収束速度が改善され、また残留誤差も約 -60dB 以下まで減少する。白色信号では提案した補正法は NLMS に比べ収束速度が改善し RLS とほぼ同等の収束特性となっている。白色信号の NLMS は、白色信号の理想反射係数を使った場合と同等である。また、有色信号では 3.2 節の図 5 における理想反射係数を用いた “Ideal κ Lattice” の特性と比較しても収束速度が改善している。これは、信

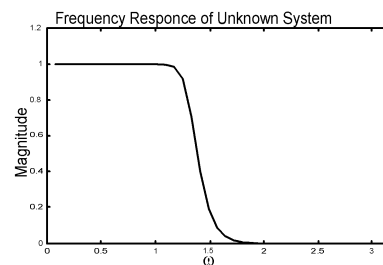


図 9: 未知システムの周波数特性

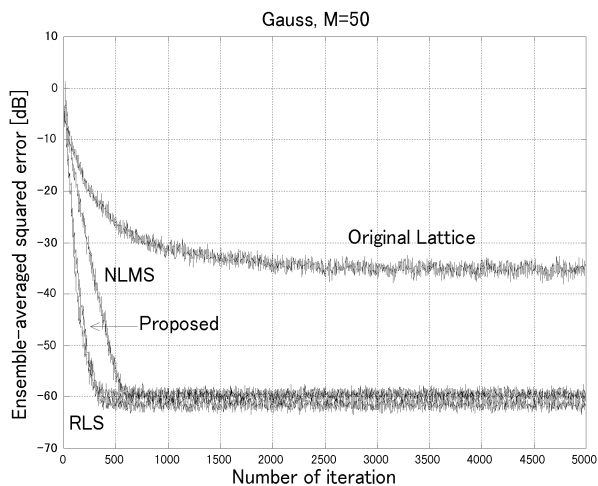


図 10: 白色信号入力による収束特性

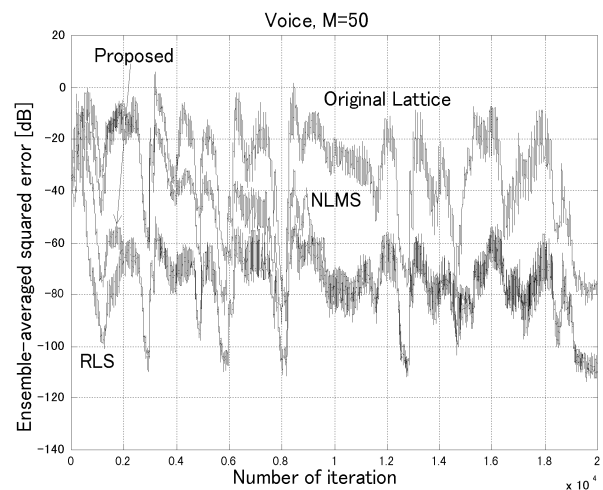


図 12: 音声信号入力による収束特性

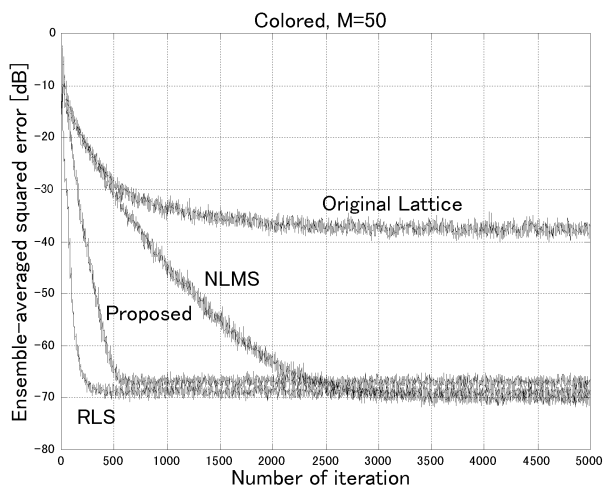


図 11: 有色信号入力による収束特性

反射係数 κ に対して常に 1 サンプル遅れるために、後向き予測誤差信号にとって最適化された値からずれることで誤差が発生することが分かった。そこで、この問題を解決するために、反射係数から構成される行列を用いて反射係数の変動を重み係数 w に追従させる補正重み係数 \hat{w} を用いる方法を提案した。変動する反射係数の Lattice 形予測器に白色信号、有色信号や音声信号を入力したシミュレーションにより本方法の有効性を確認した。提案した方法では、反射係数 κ の変動量を補正するためにフィルタ長 M の 2 乗値に比例した計算量が必要になることから、今後は計算量を軽減する改善が必要である。

参考文献

- [1] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory," PRENTICE-HALL, 3rd edition, 1996.
- [2] J. J. Shynk, "Frequency-domain and multirate adaptive filtering," IEEE SP MAGAZINE, pp.14-37, Jan., 1992.
- [3] F. Beaufays, "Transform-domain adaptive filters: An analytical approach," IEEE Trans. Signal Process., Vol. 43, No. 2, pp.422-431, Feb., 1995.
- [4] G. Mandyam and N. Ahmed, "The discrete laguerre transform: Derivation and applications," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 44, No. 12, pp.2925-2931, Dec., 1996.
- [5] A. Fertner, "Frequency-domain echo canceller with phase adjustment," IEEE Trans. Circuits and Systems — II, Vol. 44, No. 10, pp.835-841, Oct., 1997.

号の AR 過程から計算される理想的な反射係数を使った Lattice 形予測器で直交化された後向き予測誤差信号より、変動している反射係数を使った Lattice 形予測器では信号の瞬時値の状態に最適な直交化された後向き予測誤差信号が出力されているためと考えられる。これより、定常入力信号において反射係数の変動を補正する重み係数を用いる本補正法が収束特性の安定化と収束速度の改善に有効である。

さらに非定常入力信号である音声信号の場合、提案した補正法では更新回数が約 2000 回で RLS と同等に収束している。一方、NLMS が収束するには更新回数が約 10000 回必要であった。これより、非定常入力信号である音声信号に対しても本補正法は有効である。

7 まとめ

本稿では、入力信号による Lattice 形予測器の反射係数 κ の変動の影響を解析した。解析の結果、重み係数 w が

- [6] V. N. Parikh and A. Z. Baraniecki, "The use of the modified escalator algorithm to improve the performance of transform-domain lms adaptive filters," *IEEE Trans. Signal Process.*, Vol. 46, No. 3, pp.625-635, Mar., 1998.
- [7] T. Soni, J. R. Zeidler and W. H. Ku, "Behavior of the partial correlation coefficients of a least squares lattice filter in the presence of a nonstationary chirp input," *IEEE Trans. Signal Process.*, Vol. 43, No. 4, pp.852-863, Apr., 1995.
- [8] Z. Fejzo and H. Lev-Ari, "Adaptive laguerre-lattice filters, " *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 45, No. 12, pp.3006-3016, Dec., 1997.