E-001

音響エコーキャンセラにおける変動忘却係数を用いたECLMSアルゴリズム

ECLMS Algorithm with Variable Forgetting Factor for Acoustic Echo Cancellation

名取 隆廣* 田畑 雅崇 * 田邉 造 * 古川 利博†

Takahiro NATORI * Masataka TABATA * Nari TANABE * Toshihiro FURUKAWA †

1 はじめに

音響エコーを消去するには音響エコーキャンセラが効果的であり，スピーカーとマイクロホンを用いて通話を行う拡声通話系に対応した音響エコーキャンセラの様々な研究がなされている. [1]

本論文では，音響エコーキャンセラ (Acoustic Echo Canceller:AEC) における，エコー経路の特性変動に対しても良好にフィルタ係数更新可能な手法を提案する.

従来手法では ECLMS(Expanded Correlation LMS) アルゴリズム [2][3] を用いることにより，ダブルトーク状態においてフィルタ係数更新を続けながら効果的にエコー除去が可能である. しかし，エコー経路変動に対しては追従能力が低下するという問題を有する. そこで提案手法では，RLS アルゴリズムの忘却係数を時間変動させる手法 [4][5] を評価関数に応用することで，(i) エコー経路の特性変動に対しても良好な追従能力を持ち，(ii) 従来手法よりもエコー除去能力が向上するなど，従来手法における問題点を解決する手法である.

2 ECLMS アルゴリズムを用いた AEC[2]

本章では図 1 に示す ECLMS アルゴリズムを用いた AEC について述べる.

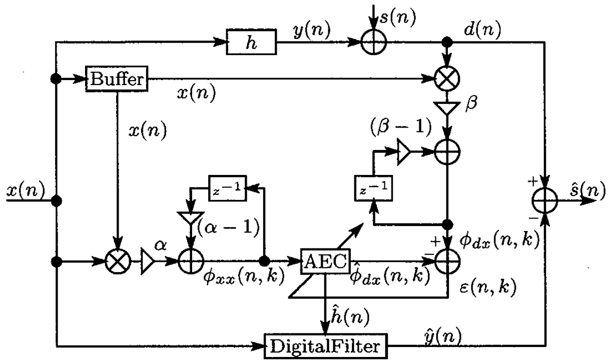
ECLMS アルゴリズムは，信号の相関値を用いるところに特徴があり，遠端話者信号の自己相関関数を $\phi_{xx}(n,k)$, 遠端話者信号と近端話者信号との相互相関関数を $\phi_{dx}(n,k)$ とすると

$$\phi_{xx}(n,k) = \sum_{j=0}^{n} x(j)x(j-k) \tag{1}$$

$$\phi_{dx}(n,k) = \sum_{j=0}^{n} d(j)x(j-k) \tag{2}$$

のように定義される. ここで k は時間差を表す.

* 諏訪東京理科大学
† 東京理科大学



$x(n)$：遠端話者信号　$\epsilon(n,k)$：出力誤差信号
$s(n)$：近端話者信号　α,β：忘却係数
$d(n)$：観測信号　n：時刻
$\boldsymbol{h}$：N 次のエコー経路インパルス応答
$\hat{\boldsymbol{h}}(n)$：N 次の推定システムのインパルス応答

図 1: ECLMS アルゴリズムを用いた AEC

AEC では $\phi_{dx}(n,k)$ と推定システムの出力 $\hat{\phi}_{dx}(n,k)$ との誤差 $\epsilon(n,k)$ が最小となるように，推定システムのインパルス応答を決定し，観測信号から近端話者信号を取り出すことを目的としている. そのため最小二乗平均誤差 MSE を評価関数とすると

$$MSE = E[\boldsymbol{\epsilon}^T(n)P_c\boldsymbol{\epsilon}(n)] \tag{3}$$

となる. ただし

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = [\epsilon(n,0), \epsilon(n,1), \cdots, \epsilon(n,N-1)]^T \tag{4}$$

とし，MSE に対する重みを

$$P_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \tag{5}$$

とする.

推定システムのインパルス応答を決定するために MSE をインパルス応答 $\hat{\boldsymbol{h}}(n)$ について偏微分し，最

急降下法に基づき係数更新式を導出すると以下のようになる.

$$\hat{\boldsymbol{h}}(n+1) = \hat{\boldsymbol{h}}(n) + \frac{2\mu \cdot \Psi_{xx}(n) P_c \boldsymbol{\epsilon}(n)}{[1 + trace\,[\Psi_{xx}(n) P_c \Psi_{xx}(n)]]} \quad (6)$$

ただし $\hat{\boldsymbol{h}}(n)$ は

$$\hat{\boldsymbol{h}}(n) = [\hat{h}_0(n), \hat{h}_1(n), \cdots, \hat{h}_{N-1}(n)]^T \quad (7)$$

μ はステップゲイン，右辺分母の 1 は ill condition を防ぐための定数である．また $\Psi_{xx}(n)$ は $x(n)$ の自己相関行列であり

$$\Psi_{xx}(n) = \begin{bmatrix} \phi_{xx}(n,0) & \phi_{xx}(n,1) & \cdots & \phi_{xx}(n,N-1) \\ \phi_{xx}(n,1) & \phi_{xx}(n,0) & \cdots & \phi_{xx}(n,N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{xx}(n,N-1) & \phi_{xx}(n,N-2) & \cdots & \phi_{xx}(n,0) \end{bmatrix}$$

である.

また，$x(n)$ の自己相関の再帰式，$x(n)$ と $d(n)$ との相互相関の再帰式を忘却係数 α と β を用いて

$$\phi_{xx}(n,i) = (1-\alpha)\phi_{xx}(n-1,i) + \alpha x(n)x(n-i) \quad (8)$$

$$\phi_{dx}(n,i) = (1-\beta)\phi_{dx}(n-1,i) + \beta d(n)x(n-i) \quad (9)$$

となる．ただし，$0 < \alpha < 1, 0 < \beta < 1$ とする.

3 提案手法

提案手法は時間変動する忘却係数 λ を用いて，2 章で述べた MSE に対する重み P_c を

$$P_p(n) = \begin{bmatrix} \lambda^1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda^{1/2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda^{1/N} \end{bmatrix} \quad (10)$$

と置き換えることによって，エコー経路の特性変動に対する追従能力を持たせることを考える．また，忘却係数 λ は文献 [5] の手法を応用して導出する．まず，出力誤差 $\boldsymbol{\epsilon}$ と事前出力誤差 $\boldsymbol{\xi}$ を次にように定義する．事前出力誤差 $\boldsymbol{\xi}$ は推定システムのフィルタ係数を 1 時刻前のものを使用して計算したものである.

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \boldsymbol{\phi_{dx}}(n) - \hat{\boldsymbol{\phi}}_{dx}(n) = \boldsymbol{\phi_{dx}}(n) - \Psi_{xx}(n)\hat{\boldsymbol{h}}(n) \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\xi}(n) = \boldsymbol{\phi_{dx}}(n) - \Psi_{xx}(n)\hat{\boldsymbol{h}}(n-1) \quad (12)$$

ただし，

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = [\epsilon(n,0)\epsilon(n,1), \cdots, \epsilon(n,N-1)]^T$$

$$\boldsymbol{\xi}(n) = [\xi(n,0)\xi(n,1), \cdots, \xi(n,N-1)]^T$$

$$\boldsymbol{\phi_{dx}}(n) = [\phi_{dx}(n,0)\phi_{dx}(n,1), \cdots, \phi_{dx}(n,N-1)]^T$$

$$\hat{\boldsymbol{\phi}}_{\boldsymbol{dx}}(n) = [\hat{\phi}_{dx}(n,0)\hat{\phi}_{dx}(n,1), \cdots, \hat{\phi}_{dx}(n,N-1)]^T$$

とする．出力誤差 $\boldsymbol{\epsilon}$ と事前出力誤差 $\boldsymbol{\xi}$ の誤差は

$$\boldsymbol{\xi}(n) - \boldsymbol{\epsilon}(n) = \Psi_{xx}(n)[\hat{\boldsymbol{h}}(n) - \hat{\boldsymbol{h}}(n-1)] \quad (13)$$

となる．1 時刻前の $\hat{\boldsymbol{h}}$ の更新式は式 (6) から次のように与えられる.

$$\hat{\boldsymbol{h}}(n) = \hat{\boldsymbol{h}}(n-1) + \frac{2\mu \cdot \Psi_{xx}(n-1) P_p(n) \boldsymbol{\epsilon}(n-1)}{[1 + trace\,[\Psi_{xx}(n-1) P_p(n) \Psi_{xx}(n-1)]]} \quad (14)$$

このとき，1 時刻前の出力誤差 $\boldsymbol{\epsilon}(n-1) = \boldsymbol{\phi_{dx}}(n-1) - \Psi_{xx}(n-1)\hat{\boldsymbol{h}}(n-1)$ と事前出力誤差 $\boldsymbol{\xi}(n) = \boldsymbol{\phi_{dx}}(n) - \Psi_{xx}(n)\hat{\boldsymbol{h}}(n-1)$ は $\boldsymbol{\phi_{dx}}$ と Ψ_{xx} において 1 時刻の差があるが，変化量としては大変小さいので $\boldsymbol{\epsilon}(n-1)$ を $\boldsymbol{\xi}(n)$ と近時して演算を行う．また，$2\mu/[1+trace[\Psi_{xx}(n-1)$ $P_p(n)\Psi_{xx}(n-1)]]$ を $a(n)$ とおく．これらから式 (19) は次にように表せる.

$$\hat{\boldsymbol{h}}(n) - \hat{\boldsymbol{h}}(n-1) = a(n)\Psi_{xx}(n-1)P_p(n)\boldsymbol{\xi}(n) \quad (15)$$

式 (13) と式 (15) より $\boldsymbol{\epsilon}(n)$ は

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \boldsymbol{\xi}(n) - \Psi_{xx}(n)[a(n)\Psi_{xx}(n-1)P_p(n)\boldsymbol{\xi}(n)] \quad (16)$$

となり，これをスカラー表記すると

$$\epsilon(n,k) = \xi(n,k)[1 - a(n)\lambda^{\frac{1}{k+1}} \boldsymbol{\phi_{xx}}(n,|k-i|)\boldsymbol{\phi_{xx}}(n-1,|k-i|)] \quad (17)$$

となる．このとき，$\boldsymbol{\phi_{xx}}(n,|k-i|)\boldsymbol{\phi_{xx}}(n-1,|k-i|)$ を $Q(n)$ とおく．ここでこの推定システムが最適となる理想的な状態は出力誤差信号 $\boldsymbol{\epsilon}(n)$ のパワーが 0，$E[\epsilon^2(n,k)] = 0$ となるように $\lambda(n)$ を設定してやればよい．したがって式 (17) は

$$E[\epsilon^2(n,k)] = E[1 - a(n)\lambda(n)Q(n)]^2 = 0 \quad (18)$$

表 1: 従来手法のアルゴリズム

[Initialization]

1. $0 < \alpha < 1$
2. $0 < \beta < 1$
3. $\hat{\boldsymbol{h}}(0) = 0$
4. $a(0) = 1$
5. $0 < \mu < 1$

[Iteration]

6. $\phi_{xx}(n,i) = (1-\alpha)\phi_{xx}(n-1,i) + \alpha x(n)x(n-i)$ $\quad (i = 0, 1, \cdots, N-1)$
7. $\phi_{dx}(n,i) = (1-\beta)\phi_{dx}(n-1,i) + \beta d(n)x(n-i)$ $\quad (i = 0, 1, \cdots, N-1)$
8. $\Psi_{xx}(n) = \begin{bmatrix} \phi_{xx}(n,0) & \phi_{xx}(n,1) & \cdots & \phi_{xx}(n,N-1) \\ \phi_{xx}(n,1) & \phi_{xx}(n,0) & \cdots & \phi_{xx}(n,N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{xx}(n,N-1) & \phi_{xx}(n,N-2) & \cdots & \phi_{xx}(n,0) \end{bmatrix}$
9. $\hat{\boldsymbol{\phi}}_{dx}(n) = \hat{\boldsymbol{h}}(n)\Psi_{xx}(n)$
10. $Q(n) = \Psi_{xx}(n)\Psi_{xx}(n-1)$
11. $\sigma_Q(n) = \sqrt{trace[Q(n)^T Q(n)]}$
12. $\lambda(n) = \frac{1}{a(n)\sigma_Q(n)+0.1}$
13. $P_p(n) = \begin{bmatrix} \lambda^1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda^{1/2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda^{1/N} \end{bmatrix}$
14. $a(n) = \frac{2\mu}{[1+trace[\Psi_{xx}(n-1)P_p(n)\Psi_{xx}(n-1)]]}$
15. $\epsilon(n) = \boldsymbol{\phi_{dx}}(n) - \hat{\boldsymbol{\phi}}_{\boldsymbol{dx}}(n)$
16. $\hat{\boldsymbol{h}}(n+1) = \hat{\boldsymbol{h}}(n) + \frac{2\mu\cdot\Psi_{xx}(n)P_c\boldsymbol{\epsilon}(n)}{[1+trace[\Psi_{xx}(n)P_c\Psi_{xx}(n)]]}$

$$1 - a(n)\lambda(n)E[Q^2(n)] = 0 \tag{19}$$

となる．$Q(n)$ のパワーはフロベニウスノルムを用いて，$E[Q^2(n)] = \sqrt{trace[Q(n)^T Q(n)]} = \sigma_Q(n)$ とする．

$$1 - a(n)\lambda(n)\sigma_Q(n) = 0 \tag{20}$$

これより，$\lambda(n)$ は

$$\lambda(n) = \frac{1}{a(n)\sigma_Q(n) + 0.1} \tag{21}$$

と与えられる．分母の 0.1 は ill condition を防ぐための値である．

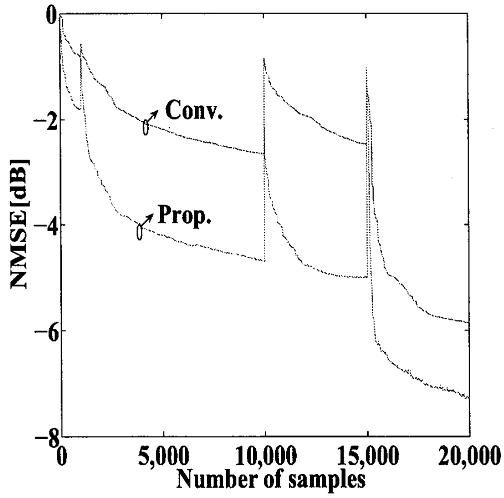


図 2: 従来手法と提案手法の比較 (1)

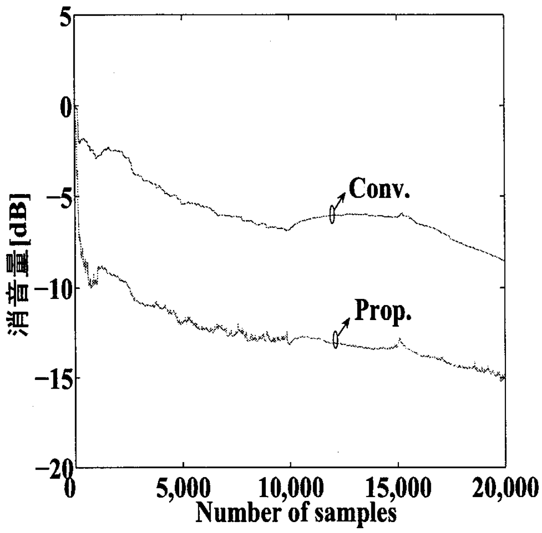


図 3: 従来手法と提案手法の比較 (2)

4　シミュレーション

提案手法の有効性を確認するために計算機シミュレーションを行った．シミュレーション条件はサンプル数を 20000，インパルス応答の次数 $N = 64$，エコー経路の特性変動を

$$\{h_i = [exp(-8i/N)] \times Randn\}_{i=1}^{N}[2] \tag{22}$$

とした．また，収束の評価関数には正規化平均二乗誤差 (Normalize MSE) を

$$NMSE[dB] = 10log_{10}\left[\frac{||\boldsymbol{h} - \hat{\boldsymbol{h}}||^2}{||\boldsymbol{h}||^2}\right] \tag{23}$$

また，消音量には

$$消音量\,[dB] = 10log_{10}\frac{E[[\boldsymbol{y}(n) - \hat{\boldsymbol{y}}(n)]^2]}{E[\boldsymbol{y}^2(n)]} \tag{24}$$

を用いた．遠端話者信号には平均零，分散 (1/12) の正規乱数を USASI(USA Standards Institute) で定められる以下のフィルタ $F_1(z)$ に通した擬似音声信号を，

$$F_1(z) = \frac{1 - z^{-2}}{1 - 1.70833z^{-1} + 0.71902z^{-2}} \tag{25}$$

近端話者信号には平均零，分散 (1/120) の正規乱数を USASI で定められる以下のフィルタ $F_2(z)$ に通した疑似信号をそれぞれ使用した．

$$F_2(z) = \frac{1 - z^{-2}}{1 - 1.60833z^{-1} + 0.61902z^{-2}} \tag{26}$$

また，ステップサイズパラメータ μ を 0.01，ダブルトーク時の忘却係数を $\alpha, \beta = 0.1$ とした．

図 2 に従来手法と提案手法をダブルトーク状態で起動したときの NMSE を示す．サンプル数 1000，10000，15000 のときにエコー経路変動が起っている．提案手法は従来手法に比べて，エコー経路変動が起った場合においても早く収束していることがわかる．また，収束精度も提案手法のほうが優れている．

図 3 では図 2 と同条件時の消音量を示す．こちらも従来手法は-5dB〜-8dB ほどの収束であるが，提案手法では-13dB〜-15dB ほどの収束を持っており，提案手法の有効性を確認できた．

5 まとめ

本論文では ECLMS アルゴリズムのエコー経路特性変動に対する追従能力の劣化が生じるという問題点を改善するために，ECLMS アルゴリズムに時間変動する忘却係数を導入する手法を提案した．提案手法の有効性は計算機シミュレーションにより確認した．以上より提案手法はエコー経路の特性変動に対しても良好にフィルタ係数更新可能な手法といえる．

参考文献

[1] 大谷昌幸，梶川嘉延，野村康雄，“サブ適応フィルタを用いた音響エコーキャンセラ”，電子情報通信学会論文誌，vol.J88-A,No.9,pp.1013-1025,2005.

[2] M.R. Asharif, H.Takahiro ,and Y.Katsumi, “Expanded CLMS Algorithm for Double-Talk Echo Cancelling”, IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, vol.1, pp.998-1002, Oct. 1999.

[3] 林隆広 ,and M.R. Asharif, “double-talk 状態でのエコーキャンセリングを行う相関 LMS アルゴリズムの提案”，琉球大学工学部紀要，第 57 号，1999.

[4] S.Haykin, 適応フィルタ理論，共訳（鈴木博，府川和彦，大鐘武雄，高田潤一，村田英一，真田幸俊），科学技術出版，2001.

[5] C.Paleologu, J.Benesty, S.Ciochina, “A Robust Variable Forgetting Factor Recursive Least-Squares Algorithm for System Identification”, IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, vol.15, pp.597-600, May 2008.