

琉球大学学術リポジトリ

直交ECLMSアルゴリズムを用いたエコーキャンセラーの設計

メタデータ	言語: 出版者: 琉球大学工学部 公開日: 2007-08-23 キーワード (Ja): キーワード (En): Echo canceller, FIR filter, LMS algorithm, ECLMS algorithm, Lattice structure 作成者: 島袋, 敦, 山下, 勝己, アシャリフ, モハマッドレザー, Shimabukuro, Atsushi, Yamashita, Katsumi, Asharif, Mohammad Reza メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/20.500.12000/1487

直交 ECLMS アルゴリズムを用いたエコーキャンセラーの設計

島袋 敦* 山下 勝己** M. R. Asharif***

Method of Designing Echo Canceller with Orthogonal ECLMS Algorithm

Atsushi SHIMABUKURO*, Katsumi YAMASHITA** and M. R. ASHARIF***

Abstract

In the echo cancellation, the double-talk situation when both the near-end signal and far-end signal are presented degrades the performance of echo cancellation using the LMS algorithm or the NLMS algorithm. The ECLMS algorithm has been proposed to solve the double-talk problem. The characteristics of the ECLMS algorithm is using the correlation function of the input signal itself. On the other hand, the lattice structure has a attractive characteristics that the backward residuals are orthogonal to each other. The purpose of this paper is to derive an Orthogonal-ECLMS algorithm utilizing the backward residuals of lattice structure.

Key Words: Echo canceller, FIR filter, LMS algorithm, ECLMS algorithm, Lattice structure

1. まえがき

ハンドフリーの携帯電話やテレビ会議などにおいて問題になるのは、スピーカから拡声された音声が入力に拾われることで生じるエコーである。このエコーの影響により、通信音声が悪化し、スムーズな会話ができなくなってしまう。この時エコーを取り除くために、適応フィルタなどを利用したエコーキャンセラーを用いるのが普通である。この場合、適応フィルタでは近端話者側のインパルス応答を推定することにより、フィルタから疑似エコーを発生させ、これをマイクロフォン信号から差し引くことで、エコーを取り除く。

この適応フィルタで、近端話者側のインパルス応答を推定するのに用いられるのは、LMS (Least-Mean-Square) アルゴリズムや NLMS (Normalized-LMS) アルゴリズムなどの適応アルゴリズムである [1]。しかしながら、これらのアルゴリズムは遠端話者側からの音声信号のみがある状態 (シングルトーク状態) では、スムーズにインパルス応答の推定を行えるが、遠端話者側の音声信号と近端話者側の音声信号が同時に存在するダブルトーク状態では、インパルス応答を推定するのは困難になる。従来法ではダブルトーク状態になったとき、適応アルゴリズムのタップ更新を停止させることにより対応していた。しかし、これでは更新スピードを遅らせるばかりでなく、ダブルトーク問題の解決策としては消極的である。エコーキャンセラーにおける、

ダブルトーク問題を解決するための方法がいくつか提案されているが [2],[3],[4], 決定的な解決法には至っていない。

このダブルトーク問題を解決するために、相関関数を用いた CLMS (Correlation-LMS) アルゴリズム [5],[6] およびその拡張形である ECLMS (Exanded-CLMS) アルゴリズム [7] が提案された。これは入力信号自身ではなく入力信号の相関関数を用いている点の特徴であり、ダブルトーク状態においても、タップ更新を止めることなくインパルス応答を推定することが可能である。なお、CLMS アルゴリズムでは入力信号と所望信号との相互相関関数においてラグを零としていたのに対し、ECLMS アルゴリズムでは相互相関関数においてフィルタのタップの長さ分だけのラグを考慮しているため、CLMS アルゴリズムよりも正確にインパルス応答を推定できる。しかしながら、ECLMS アルゴリズムには、収束速度が遅いと言う欠点がある。

本論文では、ECLMS アルゴリズムの欠点であった収束速度を改善するために、格子形フィルタを用いて入力信号を直交化させ、そして得られた信号の相関関数をフィルタの入力信号とする OECLMS (Orthogonal-ECLMS) アルゴリズムを導出する。格子形 (Lattice) フィルタは格子形構造を有するフィルタであり、定係数感度特性、高速演算性、次数可変や安定判別が容易等のさまざまな優れた特性を有する。また格子形フィルタで得られた後向き予測誤差信号は互いに直交していることから、入力信号を格子形フィルタにより直交化させ、それを適応フィルタの入力信号として用いる結合過程推定器が提案されている [1]。この OECLMS アルゴリズムは、ダブルトーク状態においてもインパルス応答の推定が可能であり、ECLMS アルゴリズムに比べても高速に収束することができる。これはシミュレーション

受理: 1999年12月6日

本論文の一部は IEEE SMC'99において平成11年10月発表済
*大学院理工学部研究科 電気電子工学専攻

(Graduate Student, Electrical and Electronic Engineering)

**工学部電気電子工学科

(Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Fac. of Eng.)

***工学部情報工学科

(Dept. of Information Engineering, Fac. of Eng.)

結果において示す。

2. エコーキャンセラー

図1のようなテレビ会議システムを考えてみる。近端話者側のスピーカで拡声された音声はマイクに拾われ、これがエコーとなって遠端話者側のスピーカに流れてしまう。これを防ぐために、適応 FIR フィルタで近端話者側の部屋のインパルス応答を推定し疑似エコーを発生させ、これをマイクロフォン信号から差し引く必要がある。一般にインパルス応答を推定するために、LMS アルゴリズムや NLMS アルゴリズムなどが用いられる。遠端話者側の音声信号を

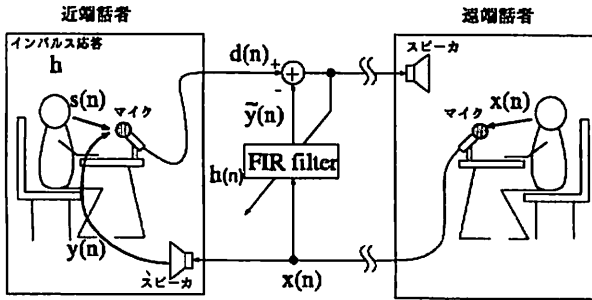


Fig. 1. テレビ会議システム

$x(n)$, FIR フィルタのタップ係数を $h_i(n)$ と表現すると, FIR フィルタで生成される疑似エコーは次のように表すことができる。

$$\tilde{y}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n)x(n-i) \quad (1)$$

ここで N はフィルタの長さであり, インパルス応答の長さと同じとする。この疑似エコーと近端話者側のマイクロフォン信号 (所望信号) $d(n)$ との誤差は次のように表される。

$$e(n) = d(n) - \tilde{y}(n) \quad (2)$$

この誤差 $e(n)$ は, LMS アルゴリズムや NLMS アルゴリズムなどの適応アルゴリズムにおいてタップ係数の更新に使われ, $e(n)$ の 2 乗平均が小さくなるようにタップ係数は更新される。NLMS アルゴリズムにおけるタップ係数更新式は次のように表される。

$$h_i(n+1) = h_i(n) + \frac{2\mu}{1 + \|\mathbf{X}(n)\|^2} e(n)x(n-i) \quad (3)$$

ここで $\|\cdot\|$ はノルムを表し, μ は $0 < \mu < 1$ で制限されるステップサイズパラメータである。また $\mathbf{X}(n)$ は入力信号を成分に持つベクトルであり次のように表される。

$$\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$$

ダブルトーク状態というのは, 遠端話者と近端話者が同時に言葉を発している状態をいう。よってマイクロフォン信号 $d(n)$ にはエコー信号の他に, 近端話者の音声信号も含まれる。よって次式のように表される。

$$d(n) = s(n) + y(n) \quad (4)$$

ここで $s(n)$ は近端話者の音声信号, $y(n)$ はエコー信号で

あり次のように表される。

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i x(n-i) = \mathbf{h}^T \mathbf{X}(n) \quad (5)$$

ここで

$$\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{N-1}]^T$$

式 (5) で h_i は部屋のインパルス応答を表す。よって式 (2) に式 (4) を代入すると

$$e(n) = s(n) + y(n) - \tilde{y}(n) \quad (6)$$

となり, 誤差 $e(n)$ に入力信号とは関係の無い信号が含まれるので, インパルス応答を推定するための正確な勾配が求められない。よって, ダブルトーク状態での LMS アルゴリズムはあまり適していない。これは後のシミュレーションでも示す。

この問題を解決するために, CLMS アルゴリズムやその拡張形である ECLMS アルゴリズム等が提案されている。このアルゴリズムではダブルトーク状態においても, タップ更新を止めることなくインパルス応答を推定することができる。次に ECLMS アルゴリズムの説明を行う。

3. ECLMS アルゴリズム

このアルゴリズムの特徴は, フィルタの入力信号に入力信号の相関関数を用いていることである。入力信号の自己相関関数は次のように表される。

$$\phi_{xx}(n, k) = \sum_{i=0}^n x(i)x(k-i) \quad k=0, \dots, N-1 \quad (7)$$

またマイクロフォン信号 $d(n)$ と入力信号 $x(n)$ との相互相関関数は次のように表される。

$$\phi_{dx}(n, k) = \sum_{i=0}^n d(i)x(k-i) \quad k=0, \dots, N-1 \quad (8)$$

ここで, 式 (7) および式 (8) における k は, 相関関数のラグを表している。しかし, マイクロフォン信号 $d(n)$ はエコー信号と近端話者信号により構成されているため, 式 (8) は次のようになる。

$$\begin{aligned} \phi_{dx}(n, k) &= \sum_{j=0}^n [d(j) + s(j)] s(k-j) \\ &= \sum_{j=0}^n s(j)x(k-j) + \sum_{j=0}^n d(j)x(k-j) \\ &= \phi_{sx}(n, k) + \sum_{j=0}^n y(j)x(k-j) \end{aligned} \quad (9)$$

ここで $\phi_{sx}(n, k)$ は近端話者信号と遠端話者信号との相互相関関数である。また $y(n)$ はエコー信号であるため式 (5) を代入すると次のようになる。

$$\phi_{dx}(n, k) = \phi_{sx}(n, k) + \sum_{i=0}^{N-1} h_i \phi_{xx}(n, k-i) \quad (10)$$

ここで, 近端話者信号と遠端話者信号は互いに独立した信

号であるため, 式 (10) における $\phi_{sx}(n, k)$ は零である [8].
よって $d(n)$ と $x(n)$ との相互相関関数は次のようになる.

$$\phi_{dx}(n, k) \simeq \sum_{i=0}^{N-1} h_i \phi_{xx}(n, k-i) \quad (11)$$

式 (11) を推定するために, フィルタの入力信号が入力信号の相関関数とする適応フィルタを次のように定義する.

$$\tilde{\phi}_{dx}(n, k) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \phi_{xx}(n, k-i) \quad (12)$$

ここで, $h_i(n)$ はフィルタのタップ係数であり, $\tilde{\phi}_{dx}(n, k)$ は $\phi_{dx}(n, k)$ の推定値である. $\phi_{dx}(n, k)$ と $\tilde{\phi}_{dx}(n, k)$ の誤差は次のように定義する.

$$\begin{aligned} e(n, k) &= \phi_{dx}(n, k) - \tilde{\phi}_{dx}(n, k) \\ &= \phi_{dx}(n, k) - \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \phi_{xx}(n, k-i) \end{aligned} \quad (13)$$

最適なフィルタのタップ係数を求めるために, 評価関数である最小 2 乗誤差 (MSE) を定義し最急降下法を用いる. ECLMS アルゴリズムにおける MSE は次のように定義する.

$$MSE = J = E \left[\sum_{i=0}^{N-1} p_k e^2(n, i) \right] \quad (14)$$

ここで, $E[\cdot]$ は期待値演算子を表し, また p_k は $e(n, k)^2$ に対する重み係数を表す. また式 (14) を行列表現すると

$$J = E \left[\mathbf{e}^T(n) \mathbf{P} \mathbf{e}(n) \right] \quad (15)$$

となる. ここで, \mathbf{P} は重み係数を要素に持つ重み行列であり, 次のように表される.

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & p_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & p_{N-1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

また, 式 (15) における $\mathbf{e}(n)$ は誤差ベクトルであり次のように表される.

$$\mathbf{e}(n) = [e(n, 0), e(n, 1), \dots, e(n, N-1)]^T \quad (17)$$

式 (17) は次のように表すこともできる.

$$\begin{aligned} \mathbf{e}(n) &= \begin{bmatrix} e(n, 0) \\ e(n, 1) \\ \vdots \\ e(n, N-1) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \phi_{dx}(n, 0) \\ \phi_{dx}(n, 1) \\ \vdots \\ \phi_{dx}(n, N-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \phi_{xx}(n, i) \\ \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \phi_{xx}(n, i-1) \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \phi_{xx}(n, i-N+1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (18)$$

$$= \Phi_{dx}(n) - \Psi_{xx}(n) \mathbf{h}(n)$$

ここで

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

$$\mathbf{h}(n) = [h_0(n), h_1(n), \dots, h_{N-1}(n)]^T$$

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

勾配ベクトルを求めるために, 式 (15) をタップ係数ベクトル $\mathbf{h}(n)$ に関して微分する.

$$\hat{\nabla} J = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{h}(n)} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{h}(n)} E \left[\mathbf{e}^T(n) \mathbf{P} \mathbf{e}(n) \right] \quad (19)$$

$$= -2E \left[\Psi_{xx}(n) \mathbf{P} \mathbf{e}(n) \right]$$

式 (19) の勾配ベクトルより, 最急降下法による係数更新式は次のようになる.

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) - \mu \hat{\nabla} J \quad (20)$$

$$= \mathbf{h}(n) + 2\mu E \left[\Psi_{xx}(n) \mathbf{P} \mathbf{e}(n) \right]$$

式 (20) において, 期待値演算子のかわりに瞬時勾配を用い, さらに正規化すると ECLMS アルゴリズムの係数更新式が得られる.

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \frac{2\mu}{1 + \text{tr}[\chi(n)]} \Psi_{xx}(n) \mathbf{P} \mathbf{e}(n) \quad (21)$$

ここで

$$\chi(n) = \Psi_{xx}(n) \mathbf{P} \Psi_{xx}(n)$$

であり, $\text{tr}[\cdot]$ はトレース演算を表す. また, μ はステップサイズパラメータを表し $0 < \mu < 1$ で制限される. ECLMS アルゴリズムのシステム図を図 2 に示す.

ECLMS アルゴリズムはダブルトーク状態においても, 係数更新を止めることなくインパルス応答を推定することが可能であり, CLMS アルゴリズムよりも収束特性がよい.

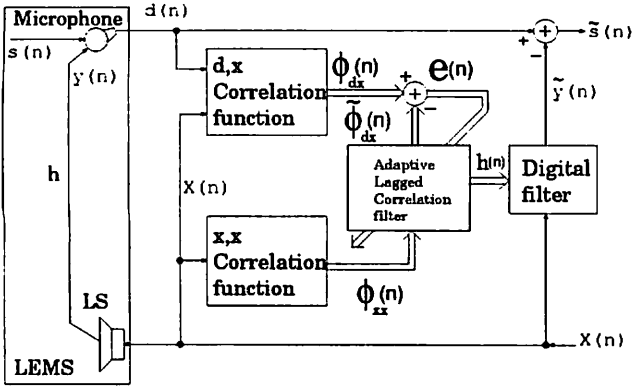


Fig. 2. ECLMS アルゴリズム

しかしながら収束速度が遅いと言う問題が残されている。次に収束速度を高速化することができる格子形フィルタの説明を行う。

4. 格子形フィルタ

ここでは、適応フィルタに入力する信号を互いに直交しあう後向き予測誤差に変換するために、格子形フィルタを導入する。格子形フィルタは図3のような構造をもつ。格

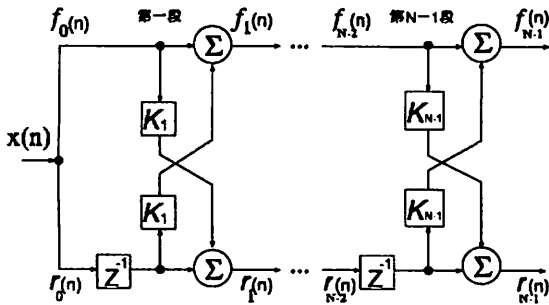


Fig. 3. 格子形フィルタ

子形フィルタにより得られる、前向きおよび後向き予測誤差は、次のように表される。

$$\begin{bmatrix} f_i(n) \\ r_i(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_i & 1 \\ 1 & K_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{i-1}(n) \\ r_{i-1}(n-1) \end{bmatrix} \quad (22)$$

式(22)における添字 i は格子形構造における段を表し、また K_i は反射係数と呼ばれる係数で、次のように表される。

$$K_i = -\frac{E[f_{i-1}(n)r_{i-1}(n-1)]}{E[r_{i-1}^2(n-1)]} \quad (23)$$

格子形フィルタでの初期条件は

$$f_0(n) = r_0(n) = x(n)$$

である。ここで格子形フィルタで重要な性質は、格段での後向き予測誤差が互いに直交していることである。また入力信号の時系列 $x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)$ と後向き予測誤差列 $r_0(n), r_1(n), \dots, r_{N-1}(n)$ とは1対1の対応がある。よって次に入力信号の代わりに後向き予測誤差信号

を用いて、OECLMSアルゴリズムを導出する。

5. OECLMS アルゴリズム

格子形フィルタを用いて入力信号 $x(n)$ (遠端話者の音声信号) を互いに直交した後向き予測誤差信号に変換し、その信号を $r(n)$ とすると、 $x(n)$ と $r(n)$ との間には次のような関係がある。

$$r(n) = L(n)X(n) \quad (24)$$

ここで、

$$\begin{aligned} r(n) &= [r_0(n), r_1(n), \dots, r_{N-1}(n)]^T \\ X(n) &= [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T \\ L(n) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ b_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ b_2 & b_1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{N-1} & b_{N-2} & b_{N-3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

L は後向き予測誤差係数を要素にもつ $N \times N$ の下三角行列であり、その要素の b_i は後向き予測誤差係数である。また、 $r_i(n)$ は格子形フィルタの i 段目の後向き予測誤差信号である。よって、式(5)におけるエコーは式(24)を用いて次のようにも表すことができる。

$$\begin{aligned} y(n) &= h^T X(n) = h^T L^{-1} r(n) \\ &= \tilde{h}^T r(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{h}_i r_i(n) \end{aligned} \quad (25)$$

ここで

$$\tilde{h}^T = h^T L^{-1}$$

である。次に i 段目の後向き予測誤差信号の相関関数を次のように定義する。

$$\phi_{rr}(n, i) = \sum_{k=0}^n r_i^2(k) \quad i = 0, \dots, N-1 \quad (26)$$

また i 段目の後向き予測誤差信号と所望信号 $d(n)$ との相互相関関数を次のように定義する。

$$\phi_{dr}(n, i) = \sum_{k=0}^n d(k)r_i(k) \quad i = 0, \dots, N-1 \quad (27)$$

ここでは、ダブルトーク状態を仮定しているので式(4)を式(27)に代入し、式(25)を用いると

$$\begin{aligned} \phi_{dr}(n, i) &= \sum_{k=0}^n [s(k) + y(k)] r_i(k) \\ &= \sum_{k=0}^n \left[s(k) + \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{h}_j r_j(k) \right] r_i(k) \\ &= \sum_{k=0}^n s(k)r_i(k) + \sum_{k=0}^n \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{h}_j r_j(k)r_i(k) \end{aligned} \quad (28)$$

となり、また $s(n)$ と $r_i(n)$ とは無相関であり、後向き予測

誤差は互いに直交していることから, 上式は

$$\phi_{dr}(n, i) = \sum_{k=0}^n \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{h}_j r_j(k) r_i(k) = \tilde{h}_i \phi_{rr}(n, i) \quad (29)$$

となる. よって, 式 (29) の $\phi_{dr}(n, i)$ を推定する FIR フィルタは次のように定義できる.

$$\tilde{\phi}_{dr}(n, i) = \tilde{h}_i(n) \phi_{rr}(n, i) \quad i = 0, \dots, N-1 \quad (30)$$

式 (30) において最適なタップ係数を得るために, 評価関数を定義する.

$$J = E \left[\sum_{i=0}^{N-1} e^2(n, i) \right] \quad (31)$$

ここで $e(n, i)$ は

$$e(n, i) = \phi_{dr}(n, i) - \tilde{\phi}_{dr}(n, i)$$

である. 式 (31) を各 $\tilde{h}_i, i = 0, \dots, N-1$ に関して偏微分し勾配を求めると, OECLMS アルゴリズムのタップ係数更新式を得ることができる.

$$\tilde{h}_i(n+1) = \tilde{h}_i(n) + 2\mu e(n, i) \phi_{rr}(n, i) \quad (32)$$

式 (32) をベクトル表現し正規化すると

$$\tilde{\mathbf{h}}(n+1) = \tilde{\mathbf{h}}(n) + \frac{2\mu}{1 + \text{tr}[\Phi_{rr}^2(n)]} \Phi_{rr}(n) \mathbf{e}(n) \quad (33)$$

となる. ここで $\tilde{\mathbf{h}}(n), \mathbf{e}(n), \Phi_{rr}(n)$ はそれぞれ

$$\tilde{\mathbf{h}}(n) = [\tilde{h}_0(n), \tilde{h}_1(n), \dots, \tilde{h}_{N-1}(n)]^T$$

$$\mathbf{e}(n) = [e(n, 0), e(n, 1), \dots, e(n, N-1)]^T$$

$$\Phi_{rr}(n) = \begin{bmatrix} \phi_{rr}(n, 0) & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{rr}(n, 1) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \phi_{rr}(n, N-1) \end{bmatrix}$$

であり, また μ はステップサイズパラメータで $0 < \mu < 1$ で制限される. OECLMS アルゴリズムのシステム図を図 4 に示す.

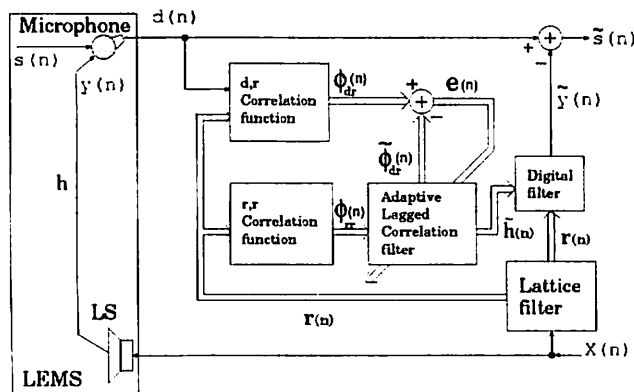


Fig. 4. OECLMS アルゴリズム

6. シミュレーション

提案法の有効性を検証するために, NLMS アルゴリズム [1], ECLMS アルゴリズム [7], OECLMS アルゴリズムの 3つのアルゴリズムについて, エコーの推定精度の比較を行った. なお, この比較は matlab による計算機シミュレーションにより行なわれた. 推定する部屋のインパルス応答には次式を用いた.

$$h_i = \text{Randn}[\exp(-8i/N)] \quad (34)$$

次に, 有効性を検証するための評価関数に次式を用いた.

$$D(n) = 10 \log_{10} \left[\frac{E[|y(n) - \tilde{y}(n)|^2]}{E[|y(n)|^2]} \right] \quad (35)$$

ここで $\tilde{y}(n)$ は $y(n)$ の推定値であり, OECLMS アルゴリズムにおける $\tilde{y}(n)$ は次式に表す.

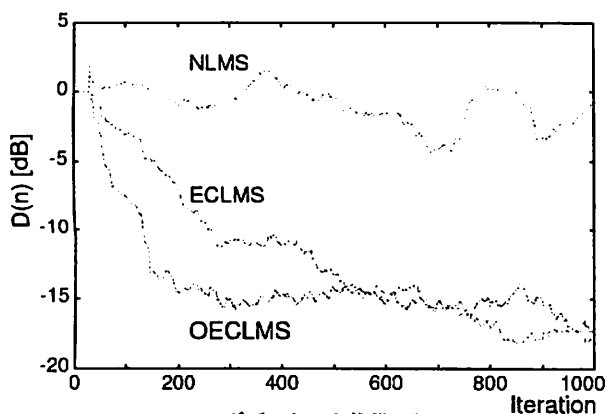
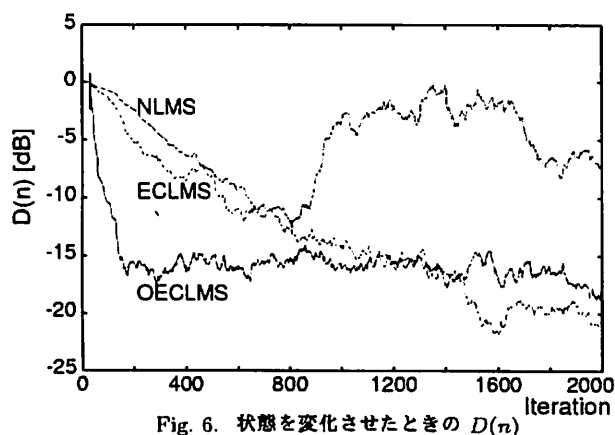
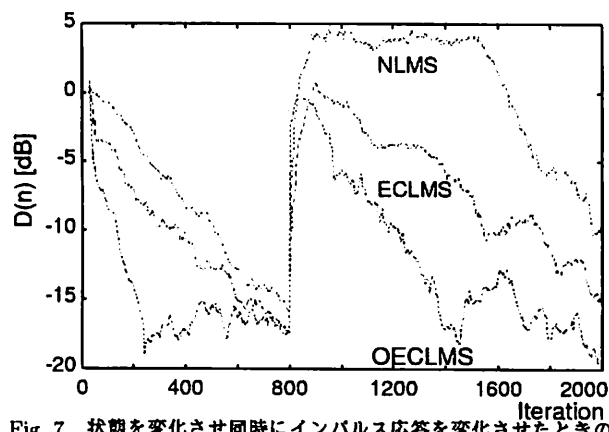
$$\tilde{y}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{h}_i(n) r_i(n) \quad (36)$$

図 5 では, ダブルトーク状態におけるそれぞれのアルゴリズムの $D(n)$ を比較をしている. NLMS アルゴリズムはダブルトーク状態においてほとんどエコーの推定をしていないにもかかわらず, ECLMS アルゴリズムと OECLMS アルゴリズムは, ダブルトーク状態でも $D(n)$ が減衰しており, エコーを推定しているのが分かる. また OECLMS アルゴリズムは ECLMS アルゴリズムに比べて高速に収束しているのがわかる.

図 6 では, 最初はシングルトーク状態で始まり, 繰り返し回数が 800 になった時にダブルトーク状態にし, 繰り返し回数が 1500 になったときシングルトーク状態に戻した. このシミュレーションでは, 最初のシングルトーク状態において, 3つアルゴリズムの $D(n)$ は減衰をしている. しかし, ダブルトーク状態になった時, NLMS アルゴリズムの $D(n)$ は 0dB 付近まであがってしまう. 一方, ECLMS アルゴリズムおよび OECLMS アルゴリズムは, ほとんどダブルトーク状態の影響を受けておらず, またここでも OECLMS アルゴリズムは, ECLMS アルゴリズムに比べ高速に収束しているのが分かる.

図 7 では最初はシングルトーク状態で始まり, 繰り返し回数が 800 になった時にダブルトーク状態にし, 同時にインパルス応答も変化させた. そして繰り返し回数が 1500 のシングルトーク状態に戻した. NLMS アルゴリズムではダブルトーク状態になったとき不正確な疑似エコーを出力させないように, タップ係数の更新を止めている. しかしながら, NLMS アルゴリズムはタップ係数の更新を止めているにもかかわらず, $D(n)$ が 5dB 付近まであがってしまった. ECLMS アルゴリズムもダブルトーク状態になった瞬間に $D(n)$ が 0dB 付近まであがるが, その後また減衰し始める. OECLMS アルゴリズムも同様に, ダブルトーク状態になった瞬間に $D(n)$ が 0dB 付近まであがるが, その後は高速に減衰しているのが分かる.

このシミュレーション結果により, NLMS アルゴリズムはダブルトーク状態において不適切なアルゴリズムであることがわかる, また提案法は ECLMS アルゴリズムの特徴

Fig. 5. ダブルトーク状態における $D(n)$ Fig. 6. 状態を変化させたときの $D(n)$ Fig. 7. 状態を変化させ同時にインパルス応答を変化させたときの $D(n)$

である, ダブルトーク状態での推定能力を備え, またさらに高速収束を実現しているのが分かる.

7. あとがき

本論文では, ECLMS アルゴリズムの欠点であった収束速度を改善するために, 従来の ECLMS アルゴリズムに格子形フィルタを組み合わせた OECLMS アルゴリズムを提案した. 最後に提案法の有効性を検証するために, エコーキャンセラーの計算機シミュレーションを行った. 提案法はダブルトーク状態においてもインパルス応答の推定を行うことができ, NLMS アルゴリズムのようにタップ係数の更新を停止させる必要がないことをシミュレーション結果の図 6, 7 において示した. また, ECLMS アルゴリズムと比べても高速に収束していることがシミュレーション結果の

図 5, 6, 7 により確認した.

謝辞

本論文の一部は文部省科学研究費補助金一般研究の援助によって行われた.

文献

- [1] S.Haykin, 'Adaptive filter theory,' Prentice Hall 1991
- [2] P.Heitkamper, An adaptation control for acoustic echo canceller, IEEE Signal Processing Letters, vol 4, No.6, June 1997, pp.170-172.
- [3] T.Gansler, A double-talk resistant subband echo canceller, Elsevier Signal Processing 65, April 1997, pp.89-101.
- [4] H.Ezzaidi, I.Bourmeyster, J.Rouat, A new algorithm for double talk detection and separation in the context of digital mobile radio telephone, Proceedings IEEE International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing ICASSP, vol. 3, 1997, pp.1897-1900.
- [5] M.R.Asharif, T.Hayashi, K.Yamashita, 'Correlation LMS algorithm and its application to double-talk echo cancelling,' Electron. Lett., 1999, 35, (3), pp.194-195
- [6] M.R.Asharif, T.Hayashi, 'Correlation LMS for Double-talk Echo Canceling,' Proceedings of the IASTED International Conference, Modelling and Simulation (MS'99), Philadelphia, PA (Cherry Hill, New Jersey) USA, pp.249-253, May 1999.
- [7] M.R.Asharif, A.Shimabukuro, T.Hayashi, K.Yamashita, 'Expanded CLMS Algorithm for Double-talk Echo Cancelling', Proc. IEEE SMC'99, Japan, October, 1999,
- [8] A.Papoulis, Probability, random variables, and stochastic process, Mc. Grow Hill International Editions Third Edition, 1997.