

エコーキャンセラの室内音場における適応特性の改善について

正員 牧野 昭二[†] 正員 小泉 宣夫[†]

Improvement on Adaptation of an Echo Canceller in a Room
Shoji MAKINO[†] and Nobuo KOIZUMI[†], Members

[†] NTT ヒューマンインターフェース研究所、武藏野市
NTT Human Interface Laboratories, Musashino-shi, 180 Japan

あらまし 室内音場のインパルス応答の変動特性について検討し、これらの特性に共通に見られる性質を明らかにした。これをもとに、学習同定法における逐次修正ベクトルの大きさと方向に修正を加えることによりエコーキャンセラの適応特性を改善する方法を提案する。

1. まえがき

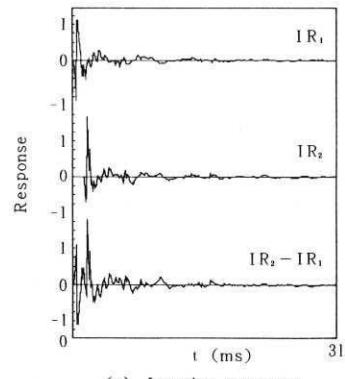
音響エコーキャンセラが適用される音場の特性は人の移動などにより複雑に変動し、これにより音響エコーキャンセラのエコー消去量は大きく低下する^{(1)~(3)}。音場の変動特性に合致した適応アルゴリズムが得られれば適応特性の改善が期待できるため、まず室内音場のインパルス応答の変動特性について検討した。更に学習同定法における逐次修正ベクトルの大きさと方向に上記変動特性を考慮した修正を加えることにより、適応特性の改善を試みた。ここでは、本手法の特徴と適応特性の改善効果について述べる。

2. インパルス応答の変動と適応アルゴリズム

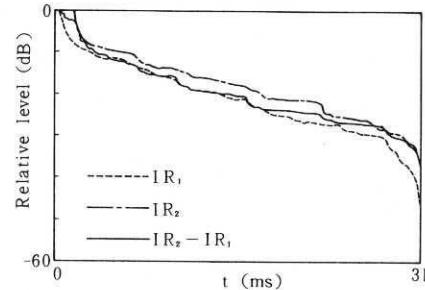
室内音場のインパルス応答は様々な理由により変動すると考えられるが、ここでは簡単のため、スピーカ・マイク距離が変化した場合について考える。会議室(残響時間(500 Hz)160 ms)にスピーカとマイクロホンを設置し、その距離を変えて測定した二つのインパルス応答 IR_1 (スピーカ・マイク 0.6 m), IR_2 (スピーカ・マイク 1 m)とこれらの差($IR_2 - IR_1$)を図 1(a)に、また、インパルス応答を自乗積分することによってエネルギー減衰波形の集合平均を求めるシェレーダ法⁽⁴⁾を用いて算出した IR_1 , IR_2 , $IR_2 - IR_1$ のエネルギー減衰波形を図 1(b)に示す。図 1 から音場のインパルス応答 IR_1 , IR_2 は指數減衰し、これらのインパルス応答の変動量と考えられる両者の差($IR_2 - IR_1$)もまた同じ減衰率で指數減衰することが分かる。そこで、音場のインパルス応答 $\mathbf{h}(k)$ の変動を次のように表す。

$$\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k) + \mathbf{A} \xi(k) \quad (1)$$

但し、



(a) Impulse response



(b) Reverberant decay curve

図 1 インパルス応答とエネルギー減衰波形 IR_1 , IR_2 : インパルス応答

Fig. 1 Impulse response and reverberant decay curve. IR_1 and IR_2 are impulse responses for loudspeaker-microphone distance 0.6 m and 1 m respectively.

$$\mathbf{h}(k) = (h_1(k), h_2(k), \dots, h_N(k))^T$$

$$\mathbf{A} = \text{diag}[a_1, a_2, \dots, a_N]$$

$$a_i = \exp(-6.9(i-1)T_s/T_r)$$

$$(i=1, 2, \dots, N)$$

k : 離散化時刻 T_s : サンプリング周期

N : タップ数 T_r : 残響時間

T : ベクトルの転置

$$\xi(k) = (\xi_1(k), \xi_2(k), \dots, \xi_N(k))^T$$

$\xi_1(k), \xi_2(k), \dots, \xi_N(k)$: 平均 0, 分散 σ^2 の

不規則変動量

従来の学習同定法⁽⁵⁾を用いれば、音場のインパルス応答 $\mathbf{h}(k)$ を模擬するエコーキャンセラのタップ係数 $\hat{\mathbf{h}}(k)$ は、以下の式(2)に従って推定誤差 $e(k) = (\mathbf{h}(k) - \hat{\mathbf{h}}(k)) \cdot \mathbf{X}(k)$ と相手話者からの受話入力 $\mathbf{X}(k)$ から推定される平均自乗誤差曲面のグラジェント方向に逐次修正される。

$$\hat{\mathbf{h}}(k+1) = \hat{\mathbf{h}}(k) + \alpha \frac{e(k)}{\|\mathbf{X}(k)\|^2} \mathbf{X}(k) \quad (2)$$

a : ステップゲイン (スカラ量, $0 < a < 2$)

$\|X\|$: X のノルム

ここで、最適解 $\hat{h}(k+1)$ と現在の推定値 $\hat{h}(k)$ の関係があらかじめわかっている場合には、誤差の大きさ (指数減衰) に応じて、誤差の大きい係数は大きなステップで、誤差の小さい係数は小さなステップで修正することにより収束が早まる。また、すべての係数を大きなステップ修正する場合に比べて誤調整は小さい。そこで、従来の学習同定法ではスカラ量として与えられていたステップゲイン a を対角行列に拡張したステップゲイン行列 α

$$\alpha = \text{diag}[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N] \quad (3)$$

但し、

$$\alpha_i = (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \exp(-6.9(i-1) \times T_s / T_R) + \alpha_{\min} \quad (i=1, 2, \dots, N)$$

を新たに導入する。この結果、逐次修正ベクトルの大

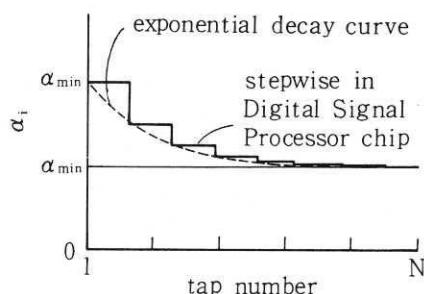
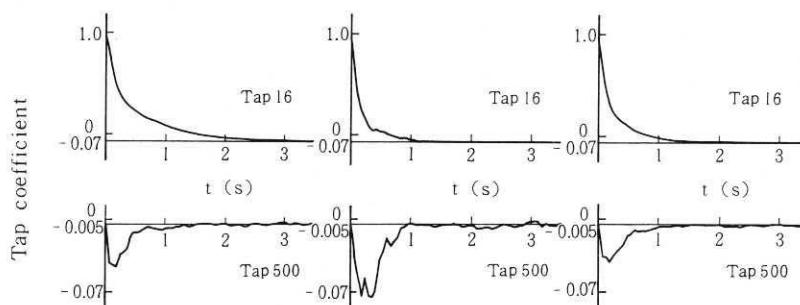


図2 ステップゲイン行列の対角成分 α_i (式(3)) (Digital Sdgnal Prosessor 単位に階段状に与える場合)

Fig. 2 Diagonal component α_i in Eq. (3) of step gain matrix (in the case of α_i changes stepwise in Digital Signal Processor Chip).



(a) Learning Identification
method ($\alpha = 0.5$ in Eq.(2))

(b) Learning Identification
method ($\alpha = 1.0$ in Eq.(2))

(c) Proposed method
 $\left(\begin{array}{l} \text{step gain matrix } \alpha \\ \text{where } \alpha_{\max} = 1.0, \\ \alpha_{\min} = 0.5 \text{ in Eq.(3)} \end{array} \right)$

図4 タップ係数の収束過程
Fig. 4 Convergence process of tap cohefficients.

きさと方向は従来法とは異なったものとなっている。

本手法の演算量は $O(3N)$ であるが、Digital Signal Processorなどを用いてハードウェアを構成する場合には式(3)の α_i を図2に示すようにチップ単位に階段状に与えることにより、従来法と同一の演算量と記憶容量で本手法の効果を得ることができる(図3)。

本手法の収束条件は式(3)の α_i の相加平均値 \bar{a} を用いて $0 < \bar{a} < 2$ であり、 $\bar{a}=1$ のときに収束速度が最大となる。また、定常消去量(dB)は

$$\text{定常消去量} = S - N + 10 \log(2/\bar{a} - 1)$$

但し、

S, N : エコー信号 S および雑音 N のレベルとなる。

本手法におけるステップゲイン行列は時不变であるため、時間とともにステップゲイン (スカラ量) を変

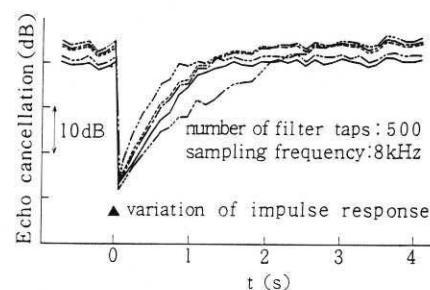


図3 収束特性

Fig. 3 Convergence performance. $\alpha = 0.5$ (---) and $\alpha = 1.0$ (—) in learning identification algorithm. Step gain matrix with $\alpha_{\max} = 1.0$, $\alpha_{\min} = 0.5$ (— · —), $\alpha_{\max} = 2.52$, $\alpha_{\min} = 0.5$ (— · · —) and α_i changes stepwise in Digital Signal Prosessor Chip from $\alpha_{\max} = 1.0$, $\alpha_{\min} = 0.5$ (— — —) in proposed method.

化させる方法などに比べて、複雑な制御が一切不要である。

3. シミュレーション

音場のインパルス応答 \mathbf{h} が IR_1 から IR_2 に変動した場合の収束特性を図 3 に示す。受話入力には音声の自己相関の影響を模擬するため、白色信号に 1 次の再帰フィルタ（フィルタ係数 0.8）をかけた信号を用いた。従来法では $\alpha=1.0$ で収束速度が最大であり、 α が 1.0 より小さくなるに従い収束速度が遅くなり定常消去量が大きくなることが知られている⁽⁶⁾。本手法において式(3)の $\alpha_{\max}=1.0$, $\alpha_{\min}=0.5$ としたステップゲイン行列 $\boldsymbol{\alpha}$ を用いた場合には、従来法において $\alpha=1.0$ とした場合の収束速度と $\alpha=0.5$ とした場合の定常消去量を兼ね備えており、従来法での最大収束速度を保ちながら定常消去量を約 4 dB 向上させることができる。

また、本手法において式(3)の $\alpha_{\max}=2.52$, $\alpha_{\min}=0.5$ としたステップゲイン行列 $\boldsymbol{\alpha}$ を用いた場合には、従来法において $\alpha=1.0$ とした場合の収束速度および定常消去量をともに上回ることができる。

従来法と本手法を用いた場合のタップ係数の収束過程の一例（エコーキャセラの 16 番目のタップおよび 500 番目のタップ）を図 4 に示す。本手法では、変動の大きいインパルス応答の初期の係数に対しては従来法において $\alpha=1.0$ とした場合と同程度に収束が早く（図 4 (b)(c) 上図）、変動の小さい後期の係数に対しては

従来法において $\alpha=0.5$ とした場合と同程度に誤調整が少ない（図 4 (a)(c) 下図）。

4. む す び

音場のインパルス応答の変動量が指数減衰することに着目し、従来グラジェント方向に向いていた逐次修正ベクトルの大きさと方向に修正を加えた。本手法を用いることにより、収束速度と定常消去量の向上を同時に実現できることを室内で実測したインパルス応答データを用いたシミュレーションにより示した。

謝辞 本研究を進めるに際し種々御討論頂いた当所宮田主任研究員に深謝する。

文 献

- (1) 牧野昭二, 小泉宣夫：“直方体ブース内の障害物によるインパルス応答の変動について”，音講論, p. 295(1987-03).
- (2) 牧野昭二, 小泉宣夫：“音響エコーキャンセラの室内環境における消去特性について”，信学技報, EA87-43(1987-08).
- (3) 金千徳, 安倍正人, 城戸健一：“波形打消しによるハウリング防止に関する二三の検討”，信学技報, EA83-4(1983).
- (4) M. R. Schoeder：“New Method of Measuring Reverberation Time”, J. Acoust. Soc. Am., 37, pp. 409-412 (1965).
- (5) 野田淳彦, 南雲仁一：“システムの学習的同定法”，計測と制御, 7, 9, pp. 597-605(1968).
- (6) 板倉秀清, 西川禪一：“学習同定法を用いたエコーキャンセラのエコー消去特性について”，信学論(A), J60-A, 11, pp. 1015-1022(昭 52).

(昭和 63 年 7 月 13 日受付)