

音響エコー経路の変動特性を反映させた RLS 適応アルゴリズム*

牧野昭二・金田 豊**

(NTT ヒューマンインタフェース研究所)

(平成 5 年 5 月 7 日受付)

内容梗概 本論文は、従来の適応アルゴリズムの中で収束速度が最も速い RLS アルゴリズムに比べて、収束速度が約 2 倍の、新しい適応アルゴリズム (ES-RLS アルゴリズム) を提案するものである。本論文では、RLS アルゴリズムに物理的意味付けを与えるカルマンフィルタに立ち返って検討し、音響エコー経路のインパルス応答の変化分が指数減衰するという性質を RLS アルゴリズムに反映させて、本手法を導出した。更に、本手法は、筆者らが先に提案した ES (NLMS) アルゴリズムおよび ES 射影アルゴリズムを包含する適応アルゴリズムであることを示した。

キーワード エコーキャンセラ, 音響, 適応アルゴリズム, 適応フィルタ, デジタル信号処理
Echo canceller, Acoustics, Adaptive algorithm, Adaptive filter, Digital signal processing

1. ま え が き

テレビ会議システムをはじめとした拡声通話系 (スピーカとマイクロホンにより通話を行うシステム) において、ハウリングやエコーを防止し自然な通話を実現するために、音響エコーキャンセラの利用が進められている。音響エコーキャンセラは、スピーカとマイクロホンの間の伝達特性を適応的に推定して、擬似エコーを作成し、真のエコーから差し引いて除去するものである。

音響エコーキャンセラで使用する適応アルゴリズムには、少ない演算量、優れた収束特性が要求される。LMS (Least-mean-squares) アルゴリズム¹⁾は、安定で演算量が少ない。NLMS (normalized LMS: 学習同定法) アルゴリズム²⁾は安定で演算量が少なく、かつ、収束速度が入力信号の大きさに依存しないため、商用の音響エコーキャンセラ³⁾に広く用いられている。(アフィン) 射影アルゴリズム⁴⁾は、入力信号を白色化することにより、音声入力に対する収束速度を、NLMS アルゴリズムに比べて約 2 倍に改善することができる⁵⁾。RLS (recursive least-squares: 逐次最小 2 乗法) アルゴリズム⁶⁾は、収束特性が入力信号の性質

に依存せず、現在知られている適応アルゴリズムの中で収束速度が最も速い。この RLS アルゴリズムには、他のアルゴリズムに比べて演算量が多いという欠点がある。しかし、現在、演算量低減化の研究が盛んに進められており⁷⁾、将来の音響エコーキャンセラ用の適応アルゴリズムとして有望視されている。

筆者らは先に、音響エコーキャンセラが推定すべき未知系 (音響エコー経路のインパルス応答) の変動特性を明らかにした⁸⁾。そして、この特性を NLMS アルゴリズムおよび射影アルゴリズムに反映させて、ES (exponentially weighted stepsize NLMS) アルゴリズム⁹⁾及び ES 射影 (exponentially weighted stepsize projection) アルゴリズム⁹⁾を提案した。その基本的考え方は、従来の適応アルゴリズムではスカラー量として扱われてきたステップサイズパラメータを、対角要素が指数減衰する対角行列に置き換えて、変動の大きな係数は大きなステップで、変動の小さな係数は小さなステップで修正するというものである。ES(NLMS)アルゴリズム及び ES 射影アルゴリズムにより、従来の NLMS アルゴリズム及び射影アルゴリズムの収束速度を、それぞれ、約 2 倍に改善することができた。

本論文では、従来の適応アルゴリズムの中で収束速度が最も速い RLS アルゴリズムに対して、音響エコー経路の変動特性を反映させることにより、よりいっそう収束速度の速い適応アルゴリズムの開発を目指した。RLS アルゴリズムは、NLMS アルゴリズムや射影

* A new RLS adaptive algorithm based on the variation characteristics of a room impulse response.

** Shoji Makino and Yutaka Kaneda (NTT Human Interface Laboratories, Musashino, 180)

アルゴリズムのように、ステップサイズパラメータを持たないため、音響エコー経路の変動特性を直接的に反映させることができない。そこで、本論文では、まず、RLS アルゴリズムに物理的意味付けを与えるカルマンフィルタ⁶⁾に立ち返って検討を加える。そして、音響エコー経路の変動特性を反映させた新しいES-RLS (exponentially weighted stepsize RLS) アルゴリズムを提案する。最後に、本手法は、従来のRLS アルゴリズムに比べて、収束速度を約2倍に改善できることを、計算機シミュレーションにより示す。

2. 音響エコーキャンセラの構成と従来のRLS アルゴリズム

2.1 音響エコーキャンセラの構成

拡声電話系と音響エコーキャンセラの構成を図-1に示す。拡声電話系において、自分(図中左端)の声が相手側(図中右端)のスピーカ・室内音響系・マイクロホンを通して時間遅れが付加され、再び自分の側のスピーカから再生され、“こだま”のように知覚される現象を、音響エコーと呼ぶ。この音響エコーにより、自分の声を少し遅れて自分で聞くことになり、大変話しづらくなる。また、音響エコーが回線の両端で発生すると、通信網を介して閉ループが形成され、ループ利得が1を越え位相が一致する場合には、発振現象(ハウリング)を起こし、通信不能に陥る。

音響エコーキャンセラは、音響エコー経路の伝達特性、すなわち、スピーカ・マイクロホン間のインパルス応答 $h(k)$ を推定して、擬似エコー $y(k)$ を作成し、真のエコー $y(k)$ から差し引いて消去するものである。ただし、 $h(k)$ は、時間 k におけるインパルス応答 $h_1(k)$, $h_2(k)$, $h_3(k)$, ...を要素としたベクトル $[h_1(k), h_2(k), h_3(k), \dots]^T$ である。^Tはベクトルの転置を表す。イン

パルス応答 $h(k)$ は、人の移動や周囲環境の変化に伴って変化するために、 $h(k)$ の推定には適応フィルタが使用される。通常、適応フィルタとしては、安定な実時間動作が可能である、多くの適応アルゴリズムが利用できる、などの理由から、トランスバーサル形FIRフィルタが用いられている(以後、単にFIRフィルタとも呼ぶ)。音響エコーキャンセラをFIRフィルタで構成する場合には、そのフィルタ係数 $\hat{h}(k)$ は、音響エコー経路のインパルス応答 $h(k)$ を直接模擬したものとなっている。

図-1において、擬似エコー $\hat{y}(k)$ は真のエコー $y(k)$ から差し引かれ、誤差 $e(k) = y(k) - \hat{y}(k) + n(k)$ が生成される。ここで、 $n(k)$ は周囲騒音である。適応フィルタは、誤差のパワーが小さくなるように、サンプリングごとに係数 $\hat{h}(k)$ を逐次修正する。係数の修正を行う適応アルゴリズムには、実時間動作、速い収束速度、高い定常エコー消去量が要求される。

2.2 従来のRLS アルゴリズム

RLS アルゴリズムは、従来の適応アルゴリズムの中で最も収束速度の速いアルゴリズムである。一方、このアルゴリズムの欠点は、演算量が多いことで、FIRフィルタのタップ数を L とすると、 $O(L^2)$ の積和演算を必要とする(NLMS アルゴリズムでは $2L$)。しかし、最近では、この積和演算量を、安定性を保ちながら $8L$ にまで削減した高速RLS アルゴリズム⁷⁾が提案され、実時間動作の可能性が開かれた。また、サブバンドエコーキャンセラの試作機に使用されるなど¹⁰⁾、音響エコーキャンセラへの適用も検討され始めている。

以下、RLS アルゴリズムの概要について述べる。

まず、音響エコー経路に対する入力と出力の関係 $[x(k), y(k)]$, $[x(k-1), y(k-1)]$, ..., $[x(0), y(0)]$ が得られているものとする。ただし、 $x(k)$ は、受話入力 $x(k)$, $x(k-1)$, ..., $x(k-L+1)$ を要素としたベクトル $[x(k), x(k-1), \dots, x(k-L+1)]^T$ である。

この時、RLS (recursive least-squares: 逐次最小2乗法) アルゴリズムは、フィルタ係数 $\hat{h}_1(k+1)$, $\hat{h}_2(k+1)$, ..., $\hat{h}_L(k+1)$ を要素としたフィルタ係数ベクトル $\hat{h}(k+1)$ が、過去の全入出力関係

$$\hat{h}(k+1)^T x(k) = y(k) \quad (1)$$

$$\hat{h}(k+1)^T x(k-1) = y(k-1) \quad (2)$$

$$\hat{h}(k+1)^T x(k-2) = y(k-2) \quad (3)$$

...

$$\hat{h}(k+1)^T x(0) = y(0) \quad (4)$$

を最小2乗誤差で近似するように計算される。なお、式(1)は、 $x(k)$ を入力としたとき、係数 $\hat{h}(k+1)$ を持

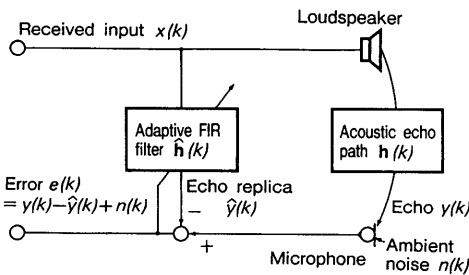


図-1 音響エコーキャンセラの構成

音響エコーキャンセラは、音響エコー経路のインパルス応答 $h(k)$ を、適応フィルタ $\hat{h}(k)$ により推定して、擬似エコー $\hat{y}(k)$ を作成し、真のエコー $y(k)$ から差し引くことにより、エコー $y(k)$ を消去する。

フィルタは $y(k)$ を出力するという関係を表しており、式(2)~(4)についても同様である。

式(1)~(4)から分かるように、時刻が一つ進むと、最新の入力出力関係式が一つ追加されるだけである。RLS アルゴリズムは、この特徴を利用し、逆行列演算を行わずに $\hat{\mathbf{h}}(k+1)$ を計算することを可能にした適応アルゴリズムである。

時刻 k と共に増加する多数の方程式を利用することは、長時間のデータに基づいてフィルタ係数ベクトルを決定していくことを意味しており、真のインパルス応答 \mathbf{h} が時間的に変化しない場合には、制度の高い推定が期待できる。しかし、その反面、真のインパルス応答 \mathbf{h} が時間的に変化する場合には、 $k=0$ からの古い入出力関係を利用することは、かえって悪影響を及ぼしてしまう。そこで、忘却係数 (forgetting factor) ν ($0 < \nu \leq 1$) を導入して、2乗誤差に指数重みを付ける。この結果、古い入出力関係の影響を軽減することができる。

以上の結果、RLS アルゴリズムの修正式は、次のように表される⁶⁾。

$$\hat{\mathbf{h}}(k+1) = \hat{\mathbf{h}}(k) + \mathbf{k}(k) e(k) \tag{5}$$

$$\mathbf{k}(k) = \frac{\nu^{-1} \mathbf{P}(k) \mathbf{x}(k)}{1 + \nu^{-1} \mathbf{x}(k)^T \mathbf{P}(k) \mathbf{x}(k)} \tag{6}$$

$$\mathbf{P}(k+1) = \nu^{-1} \mathbf{P}(k) - \nu^{-1} \mathbf{k}(k) \mathbf{x}(k)^T \mathbf{P}(k) \tag{7}$$

$$e(k) = y(k) - \hat{\mathbf{h}}(k)^T \mathbf{x}(k) + n(k) \tag{8}$$

ただし、

$\mathbf{k}(k)$: L 次元ゲインベクトル、

$\mathbf{P}(k)$: 入力信号の共分散行列 $\sum_{i=0}^k \nu^{k-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}(i)^T$

の逆行列 ($L \times L$ 行列)。

3. カルマンフィルタとRLSアルゴリズム

システム同定の基本的な手法として、カルマンフィルタが知られている。カルマンフィルタを動作させるためには後述するようないくつかの条件が必要であるが、現実的には、これらの条件を満たすことは困難である。そのため、カルマンフィルタを、直接、音響エコーキャンセラに利用することは難しい。しかし、(a) RLS アルゴリズムは、カルマンフィルタの特殊な形態と見なせる、(b) カルマンフィルタではアルゴリズムのパラメータの物理的意味が明確である、などの理由から、本論文では、カルマンフィルタに立ち返って、RLS アルゴリズムを見直してみる。

3.1 カルマンフィルタ

カルマンフィルタを適応フィルタとして用いたとき、フィルタ係数ベクトル $\hat{\mathbf{h}}(k)$ の逐次修正式は、次のように表される⁶⁾。

$$\hat{\mathbf{h}}(k+1) = \hat{\mathbf{h}}(k) + \mathbf{k}(k) e(k) \tag{9}$$

$$\mathbf{k}(k) = \frac{\mathbf{P}_K(k) \mathbf{x}(k)}{R(k) + \mathbf{x}(k)^T \mathbf{P}_K(k) \mathbf{x}(k)} \tag{10}$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_K(k) = \mathbf{P}_K(k) - \mathbf{k}(k) \mathbf{x}(k)^T \mathbf{P}_K(k) \tag{11}$$

$$\mathbf{P}_K(k+1) = \tilde{\mathbf{P}}_K(k) + \mathbf{Q}(k) \tag{12}$$

$$e(k) = y(k) - \hat{\mathbf{h}}(k)^T \mathbf{x}(k) + n(k) \tag{13}$$

ただし、

$\mathbf{k}(k)$: L 次元カルマンゲインベクトル

$\mathbf{P}_K(k) = E\{[\mathbf{h}(k) - \hat{\mathbf{h}}(k)]\{\mathbf{h}(k) - \hat{\mathbf{h}}(k)\}^T]$:

$L \times L$ 予測誤差共分散行列

$\tilde{\mathbf{P}}_K(k) = E\{[\mathbf{h}(k) - \hat{\mathbf{h}}(k+1)]\{\mathbf{h}(k) - \hat{\mathbf{h}}(k+1)\}^T]$: $L \times L$ 推定誤差共分散行列

$\mathbf{Q}(k) = E[\Delta \mathbf{h}(k) \Delta \mathbf{h}(k)^T]$: 時刻 k におけるインパルス応答の変化分 $\Delta \mathbf{h}(k)$ の共分散行列

$\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k) + \Delta \mathbf{h}(k)$ と表される

$R(k) = E[n(k)^2]$: 周囲騒音 $n(k)$ のパワー

$E[\cdot]$: 期待値

式(11)における $\tilde{\mathbf{P}}_K(k)$ 及び $\mathbf{P}_K(k)$ は、ともに、真のインパルス応答 \mathbf{h} とその推定値 (適応フィルタ係数値) $\hat{\mathbf{h}}$ との誤差 $\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}$ の共分散行列であって、推定誤差の大きさに対応した量である。ただし、 $\mathbf{P}_K(k)$ は、時刻 k における修正(式(9))を行う前の推定値 $\hat{\mathbf{h}}(k)$ と $\mathbf{h}(k)$ との間の誤差共分散行列であり、また、 $\tilde{\mathbf{P}}_K(k)$ は修正を行った後の推定値 $\hat{\mathbf{h}}(k+1)$ と $\mathbf{h}(k)$ との間の誤差共分散行列である。

式(11)は、 $\mathbf{P}_K(k)$ と $\tilde{\mathbf{P}}_K(k)$ の関係を表す式であり、式(9)による修正の結果、誤差共分散行列 $\mathbf{P}_K(k)$ が減少して $\tilde{\mathbf{P}}_K(k)$ になることを示している。一方、 $\mathbf{P}_K(k+1)$ は $\mathbf{h}(k+1)$ と $\hat{\mathbf{h}}(k+1)$ との間の誤差共分散行列であり、式(12)は、真のインパルス応答が $\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k) + \Delta \mathbf{h}(k)$ と変化する場合に、 $\tilde{\mathbf{P}}_K(k)$ に $\Delta \mathbf{h}(k)$ の共分散行列 $\mathbf{Q}(k)$ が加算されて誤差が増加して $\mathbf{P}_K(k+1)$ になることを示している。

カルマンフィルタでは、1時刻前にこのようにして求めた誤差共分散行列 $\mathbf{P}_K(k)$ を用いて、式(10)に従ってカルマンゲイン $\mathbf{k}(k)$ を求め、これを使って、式(9)により、フィルタ係数ベクトル $\hat{\mathbf{h}}(k)$ を修正していく。このように修正を行うことにより、時刻 $k+1$ における係数誤差の2乗和の期待値 $E\{[\mathbf{h}(k+1) - \hat{\mathbf{h}}(k+1)]^T \cdot \{\mathbf{h}(k+1) - \hat{\mathbf{h}}(k+1)\}]$ を最小にする推定値 $\hat{\mathbf{h}}(k+1)$ を得ることができる。

以上のように、カルマンフィルタによる適応処理では、真のインパルス応答の変化分 $\Delta \mathbf{h}(k)$ の共分散行列 $\mathbf{Q}(k)$ は既知であることが前提となっている。また、同様に、周囲騒音 $n(k)$ のパワー $R(k)$ も既知であることが前提となっている。しかし、現実的には、 $\mathbf{Q}(k)$ や $R(k)$ を知ることは困難であるため、カルマンフィルタを、直接、音響エコーキャンセラに適用することは難しい。

3.2 カルマンフィルタとRLSアルゴリズムの関係

RLSアルゴリズムは、2.2節で説明したように、最小2乗法の問題を再帰的に解くアルゴリズムとして導かれたもので、カルマンフィルタとは、本来、独立なものである。ところが、RLSアルゴリズムは、カルマンフィルタの式(9)~(13)を、次のように変形することによって導くことができる¹¹⁾。

まず、式(12)における $\mathbf{Q}(k)$ が、次式のように表されるものと仮定する。

$$\mathbf{Q}(k) = (\nu^{-1} - 1) \bar{\mathbf{P}}_K(k) \quad (14)$$

ただし、 $0 < \nu \leq 1$ である。式(14)を式(12)に代入すれば、

$$\mathbf{P}_K(k+1) = (\nu^{-1}) \bar{\mathbf{P}}_K(k) \quad (15)$$

となる。従って式(14)の仮定は、真のインパルス応答が変化することによって、誤差共分散行列 $\bar{\mathbf{P}}_K(k)$ は ν^{-1} (≥ 1)倍に増加することを意味している。

次に、周囲騒音 $n(k)$ が定常であり、そのパワーは時間によらず一定値、すなわち、 $R(k) \equiv R$ であると仮定する。そして、誤差共分散行列 $\mathbf{P}_K(k)$ と次式のような定数倍の関係を持つ行列 $\mathbf{P}(k)$ を導入する。

$$\mathbf{P}_K(k) = \nu^{-1} \mathbf{R} \mathbf{P}(k) \quad (16)$$

式(11)、(14)を式(12)に代入し、更に、式(16)を式(10)、(12)に代入すれば、RLSアルゴリズムによる $\hat{\mathbf{h}}(k)$ の逐次修正式、式(5)~(8)が導かれる。

以上のように、カルマンフィルタにおいて、真のインパルス応答の変化分の情報 $\mathbf{Q}(k)$ として式(14)を仮定し、更に、周囲騒音 $n(k)$ が定常であることを仮定することによって、RLSアルゴリズムを導くことができる。

4. 提案する適応アルゴリズム

4.1 音響エコー経路の変動特性

従来の適応アルゴリズムは、推定すべき未知系(音響エコー経路のインパルス応答)の特性には特別な仮定を置いていない。しかし、音響エコー経路のインパルス応答の性質を反映した適応アルゴリズムが得られ

ば、収束特性を向上させることが期待できる。

音響エコー経路のインパルス応答は、インパルス応答波形の微細構造は異なっているものの、必ず、時間の経過と共に指数的に減衰してゆく。更に重要なことに、人や物が移動したり室内の温度が変化した場合のインパルス応答の変化分もまた、インパルス応答と同じ減衰率で指数減衰する⁸⁾。このことを式で表すと、インパルス応答の変化分 $\Delta \mathbf{h}(k) = [\Delta h_1(k), \Delta h_2(k), \Delta h_3(k), \dots]^T$ の各要素の2乗期待値が

$$E[\Delta h_i(k)^2] = \alpha_0(k) \gamma^{i-1} \quad (i=1, \dots, L) \quad (17)$$

となる。ただし、 γ ($0 < \gamma \leq 1$)は、音響エコー経路のインパルス応答のパワーの指数減衰率であり、室内の音響条件(部屋の寸法や吸音率、残響時間)によって決まる値である。従って、同一室内のインパルス応答であれば時間、場所によらず一定値となる。

4.2 ES-RLSアルゴリズム

提案するES-RLSアルゴリズムは、カルマンフィルタに以下の仮定を導入することによって導かれる。

まず、インパルス応答の変化分 $\Delta \mathbf{h}(k)$ は、各要素がランダムな変化をするものと仮定する。このことより、 $\Delta \mathbf{h}(k)$ の共分散行列 $\mathbf{Q}(k)$ の非対角要素は零となる。また、 $\mathbf{Q}(k)$ の対角成分、すなわち、 $E[\Delta h_i(k)^2]$ の値は、音響エコー経路の変動特性を反映させた式(17)を用いる。ただし、変化の時間情報は未知であるため、変化の大きさを表す $\alpha_0(k)$ は時間によらず一定値 α_0 であるものと仮定する。以上の仮定より

$$\mathbf{Q}(k) \equiv \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \alpha_1 & & & 0 \\ & \alpha_2 & & \\ & & \dots & \\ 0 & & & \alpha_L \end{pmatrix} \quad (18)$$

$$\alpha_i = \alpha_0 \gamma^{i-1} \quad (i=1, \dots, L)$$

となる。行列 \mathbf{A} の対角要素 α_i は時不変で、 α_1 から α_L までインパルス応答 $\mathbf{h}(k)$ のパワーと同じ減衰率 γ で指数減衰するように設定されている。ここで、行列 \mathbf{A} の要素の大きさを表すパラメータとして、各要素の平均値

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \alpha_i = \frac{\alpha_0}{L} \frac{1-\gamma^L}{1-\gamma} \quad (19)$$

を定義しておく。

次に、周囲騒音 $n(k)$ が定常 $[R(k) = R]$ であることを仮定する。そして、カルマンフィルタの予測誤差共分散行列 $\mathbf{P}_K(k)$ を $1/R$ 倍した行列 $\mathbf{P}_{ES}(k)$ を導入する。すなわち、 $\mathbf{P}_K(k)$ と $\mathbf{P}_{ES}(k)$ の関係は

$$\mathbf{P}_K(k) = \mathbf{R} \mathbf{P}_{ES}(k) \quad (20)$$

と表される。 $R(k) \equiv R$ の関係と式(20)を式(10)に代

入し、更に、式(11)、(18)、(20)を式(12)に代入すれば、以下に示す ES-RLS アルゴリズムが得られる。

$$\hat{\mathbf{h}}(k+1) = \hat{\mathbf{h}}(k) + \mathbf{k}(k)e(k) \quad (21)$$

$$\mathbf{k}(k) = \frac{\mathbf{P}_{\text{ES}}(k)\mathbf{x}(k)}{1 + \mathbf{x}(k)^\top \mathbf{P}_{\text{ES}}(k)\mathbf{x}(k)} \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{\text{ES}}(k+1) = \mathbf{P}_{\text{ES}}(k) - \mathbf{k}(k)\mathbf{x}(k)^\top \mathbf{P}_{\text{ES}}(k) + \frac{\mathbf{A}}{R} \quad (23)$$

$$e(k) = y(k) - \hat{\mathbf{h}}(k)^\top \mathbf{x}(k) + n(k) \quad (24)$$

ただし、

$\mathbf{P}_{\text{ES}}(k)$: $L \times L$ 行列、

\mathbf{A} : ステップサイズ行列。

行列 \mathbf{A} の要素 $[a_1, a_2, \dots, a_L]$ はステップサイズではないが、5.2 節で述べるように、この要素がステップサイズと同様の働きをすること、及び、先に提案した ES アルゴリズム⁸⁾及び ES 射影アルゴリズム⁹⁾との関係から、便宜上、 \mathbf{A} をステップサイズ行列と呼ぶことにする。

一方、ステップサイズは忘却係数と関係付けられることが知られている¹²⁾。実際、 \mathbf{A}/R の値が $\mathbf{P}_{\text{ES}}(k)$ に比べて大きい場合には、式(23)より、 $\mathbf{P}_{\text{ES}}(k+1)$ に占める $\mathbf{P}_{\text{ES}}(k)$ の割合が小さくなる。言い替えると、過去の情報を忘却する速度が速くなる。従って、式(19)で示した行列 \mathbf{A} の要素の大きさ \bar{a} は、従来の RLS アルゴリズムにおける忘却係数 ν と同様の役割を果たすことになる。

式(12)では、真のインパルス応答の変化分の共分散行列 $\mathbf{Q}(k)$ が加算されているのに対して、式(23)では、常時、時不変の \mathbf{A}/R が加算されている。言い替えれば、行列 $\mathbf{P}_{\text{ES}}(k)$ の対角成分には、常に、音響エコー経路のインパルス応答と同じ減衰率で指数減衰するバイアスが加えられていることになる。その結果、式(22)では、ゲインベクトル $\mathbf{k}(k)$ が指数減衰することになり、式(21)では、フィルタ係数ベクトル $\hat{\mathbf{h}}(k)$ が、指数減衰する修正ベクトルで修正されることになる。結局、本手法により、誤差の大きな係数は大きなステップで、誤差の小さな係数は小さなステップで修正されることになる。

4.3 従来の適応アルゴリズムとの関係

$\mathbf{A}=0$ のときには、本手法は、従来の RLS アルゴリズム、式(5)~(8)において、忘却係数 ν を 1 と置いた場合と一致する。

次に、 $c(k)$ を

$$c(k) = \frac{\mathbf{x}(k-1)^\top \mathbf{x}(k)}{\mathbf{x}(k-1)^\top \mathbf{x}(k-1)} \quad (25)$$

と定義する。更に $\mathbf{u}(k)$ を

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(k) &= \mathbf{x}(k) - c(k)\mathbf{x}(k-1) \\ &= \left[\mathbf{I} - \frac{\mathbf{x}(k-1)\mathbf{x}(k-1)^\top}{\mathbf{x}(k-1)^\top \mathbf{x}(k-1)} \right] \mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (26)$$

と定義する。ここで、 \mathbf{I} は単位行列である。式(26)の第2項は、 $\mathbf{x}(k)$ の $\mathbf{x}(k-1)$ への射影を表している。従って、 $\mathbf{x}(k)$ のうち $\mathbf{x}(k-1)$ と相関のある成分は取り除かれている。その結果、 $\mathbf{u}(k)$ は $\mathbf{x}(k-1)$ に直交している。ここで、

$$\mathbf{P}_{\text{ES}}(k) = \frac{\mathbf{A}}{R} \left[\mathbf{I} - \frac{\mathbf{x}(k-1)\mathbf{x}(k-1)^\top}{\mathbf{x}(k-1)^\top \mathbf{x}(k-1)} \right] \quad (27)$$

の場合には、式(22)、(26)、(27)を式(21)に代入して、

$$\hat{\mathbf{h}}(k+1) = \hat{\mathbf{h}}(k) + \frac{\mathbf{A}\mathbf{u}(k)}{R + \mathbf{x}(k)^\top \mathbf{A}\mathbf{u}(k)} e(k) \quad (28)$$

となる。式(28)は、文献⁷⁾で提案した2次の ES 射影アルゴリズムの修正式において、定数 μ を 1 とし、右辺第2項の分母に R を加えたものになる。更に、 $\mathbf{A}=\mathbf{I}$ とすれば、従来の射影アルゴリズムが得られる。

次に、射影アルゴリズムの次数が1次の場合には、

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{x}(k) \quad (29)$$

となる。このとき式(28)は、

$$\hat{\mathbf{h}}(k+1) = \hat{\mathbf{h}}(k) + \frac{\mathbf{A}\mathbf{x}(k)}{R + \mathbf{x}(k)^\top \mathbf{A}\mathbf{x}(k)} e(k) \quad (30)$$

となる。式(30)は、文献⁸⁾で提案した ES アルゴリズムの修正式において、右辺第2項の分母に R を加え、 $\|\mathbf{x}(k)\|^2 = \mathbf{x}(k)^\top \mathbf{x}(k)$ の代りに $\mathbf{x}(k)^\top \mathbf{A}\mathbf{x}(k)$ を用いた正規化 ES (NLMS) アルゴリズム^{13),14)}になる。また、式(30)は、式(21)、(22)において、 $\mathbf{P}_{\text{ES}}(k) = \mathbf{A}/R$ と置いても得ることができる。更に、 $\mathbf{A}=\mathbf{I}$ とすれば、従来の NLMS アルゴリズムが得られる。

NLMS アルゴリズムでは、フィルタ係数ベクトル $\hat{\mathbf{h}}(k)$ は、受話入力信号ベクトル $\mathbf{x}(k)$ の方向にのみ修正される。そのため、収束速度が入力信号 $x(k)$ の性質に依存する。すなわち、入力信号が音声のように有色で、隣り合う入力信号ベクトル $\mathbf{x}(k)$ 、 $\mathbf{x}(k-1)$ の相関が大きい場合には、 $\hat{\mathbf{h}}(k)$ はほとんど修正されなくなってしまう。その結果、音声入力に対しては、白色雑音入力のときに比べて、約5倍程度収束速度が遅くなる⁹⁾。

ES アルゴリズムでは、音響エコー経路の変動特性を利用することにより、NLMS アルゴリズムに比べて、収束速度を約2倍に改善することができる⁹⁾。

射影アルゴリズムでは、入力信号は射影の次数に応じて白色化されている。そのため、フィルタ係数ベクトル $\hat{\mathbf{h}}(k)$ は、射影の次数に応じて白色化されたベクトル $\mathbf{u}(k)$ の方向へ修正される。2次の射影アルゴリズム

により、NLMS アルゴリズムに比べて、音声入力に対する収束速度を約 2 倍に改善することができる⁵⁾。

ES 射影アルゴリズムでは、音響エコー経路の変動特性と入力信号の白色化を共に利用することにより、音声入力に対する収束速度を NLMS アルゴリズムに比べて約 4 倍に改善することができる⁹⁾。

RLS アルゴリズムでは、入力信号は完全に白色化されている。そのため、収束速度が入力信号の性質に依存せず、すべての入力信号に対して白色雑音と同程度の速い収束速度を持つ。

RS-RLS アルゴリズムでは、音響エコー経路の変動特性を利用することにより、RLS アルゴリズムに比べてさらに収束速度を改善することができる。また、先に説明したように、NLMS アルゴリズム、ES(NLMS) アルゴリズム、射影アルゴリズム、ES 射影アルゴリズム及び RLS アルゴリズムは、RS-RLS アルゴリズムを簡略化したものであるとも見なすことができる。

5. 計算機シミュレーション

指数減衰するインパルス応答 (64 タップ) を計算機で作成して、収束特性の計算機シミュレーションを行った。エコー信号には、SN 比が 17 dB になるように周囲騒音 (白色雑音) を加えた。インパルス応答は、時刻 $k=1,000$ で変化させた。エコー消去量 (ERLE: echo return loss enhancement= p_y/p_e) を計算するのに必要なエコーのパワー p_y と残留エコーのパワー p_e は、白色雑音に対しては 10 サンプル、音声に対しては 256 サンプルの 2 乗平均から求めた。収束曲線は 50 回の試行の平均値である。

5.1 カルマンフィルタの収束特性

カルマンフィルタを用いた場合のエコー消去量の収束特性の計算機シミュレーション結果を、図-2 に示す。受話入力には、白色雑音を用いた。図-2 から、カルマンフィルタは、定常エコー消去量が大きく、インパルス応答の変化にも素早く追従していることが分かる。このように、カルマンフィルタの収束特性は非常に優れており、適応フィルタが実現し得る収束特性の上限を表わすものと考えられる。しかし、このようなカルマンフィルタの優れた特性を得るためには、真のインパルス応答の変化分の情報 $Q(k)$ と周囲騒音のパワー $R(k)$ を既知として与えなければならず、現実的には、この手法を音響エコーキャンセラに適用することは難しい。

5.2 提案手法の収束特性

本手法では、常時、行列 $P_{ES}(k)$ に A/R が加算され

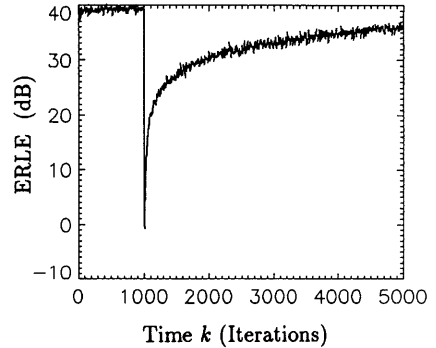


図-2 カルマンフィルタの収束特性の計算機シミュレーション結果

音響エコー経路の変化分 $\Delta h(k)$ の共分散行列 $Q(k)$ と周囲騒音のパワー $R(k)$ が既知という前提であるため、定常エコー消去量が大きく、インパルス応答の変化にも素早く追従できる。タップ数: 64, 受話入力: 白色雑音, SN 比: 17 dB, インパルス応答は時刻 $k=1,000$ で変化。

ている。このことは、音響エコー経路が変化する場合には、変化分の期待値が反映されることになるため、収束速度を速める結果になる。しかし、音響エコー経路が変化しない場合には、本来不必要な変化分 (雑音) を加算していることに相当する。このため、この雑音の影響により、定常エコー消去量が劣化する。このような効果はステップサイズ行列 A の要素の大きさ (平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$) が大きいほど、顕著に現れることが予想される。すなわち、 $\bar{\alpha}$ の値が大きければ変化に対する追従は速いが定常エコー消去量が小さく、逆に、 $\bar{\alpha}$ の値が小さければ変化に対する追従は遅いが定常エコー消去量が大きくなることが予想される。このことを確認するために、平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$ を R で除した値 $\bar{\alpha}/R$ をパラメータとして変化させて計算機シミュレーションを行い、その結果のエコー消去量の収束特性を、図-3 に示す。受話入力には、白色雑音を用いた。 $\bar{\alpha}$ が大きいときには、収束速度が速く、定常エコー消去量が小さいのに対して、 $\bar{\alpha}$ が小さくなるに従い、収束速度が遅く、定常エコー消去量が大きくなる様子が分かる。このように、平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$ は、NLMS アルゴリズムおよび射影アルゴリズムにおけるステップサイズパラメータと同様の機能を持ち、収束速度と定常エコー消去量のトレードオフの関係を制御することが分かる。

次に、本手法を従来の RLS アルゴリズムと比較した場合の、エコー消去量の収束特性の計算機シミュレーション結果を、図-4(a)(b) に示す。ここでは、定常エコー消去量が 30 dB になるように、RLS アルゴリ

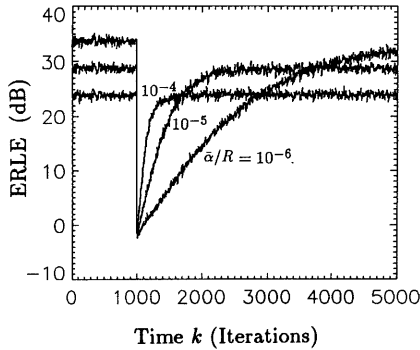
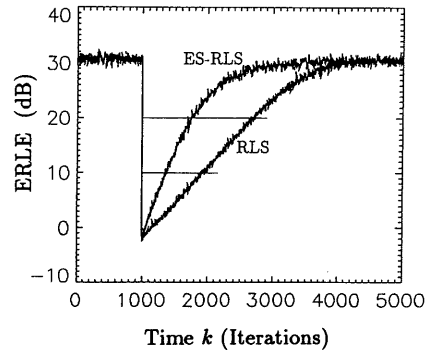


図-3 ES-RLS アルゴリズムの収束特性の計算機シミュレーション結果 (平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$ を変化させた場合) 平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$ で、収束速度と定常エコー消去量のトレードオフの関係を制御できる。タップ数: 64, 受話入力: 白色雑音, SN 比: 17 dB, インパルス応答は時刻 $k=1,000$ で変化。

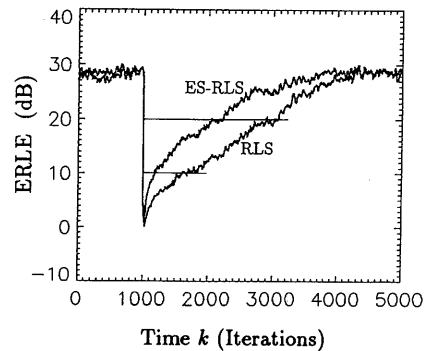
ズムの忘却係数を $\nu=0.998$ に設定した。本手法では、従来法と定常エコー消去量が等しくなるように、平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$ を設定した。入力信号として白色雑音を用いた場合 [図-4(a)] には、エコー消去量 20 dB に達する収束速度は、従来の RLS アルゴリズムの約 2 倍になることが分かる。また、入力信号として音声信号を用いた場合 [図-4(b)] にも、エコー消去量 20 dB に達する収束速度は、従来の RLS アルゴリズムの約 2 倍になることが分かる。

ES-RLS アルゴリズムは、カルマンフィルタにおけるインパルス応答変化分の共分散行列 $Q(k)$ を、時間的に一定値を持つ指数減衰対角行列 A で置き換えたものである。このことは、インパルス応答が継続的に A という大きさの変化をするということを仮定したものである。ところが、本シミュレーションでは、インパルス応答は、時刻 $k=1,000$ で断続的に変化しており、ES-RLS アルゴリズムにおける変化の仮定とは大きく異なったものとなっている。そのため、時刻 $k=1,000$ での断続的な変化を情報として利用しているカルマンフィルタの収束特性 (図-2) に比べて、図-3,4 に示した ES-RLS アルゴリズムの収束速度は遅いものとなっている。

しかし、音響エコーキャンセラでの使用を考えた場合には、 $Q(k)$ を知ることはできない。そこで、本論文では、 $Q(k)$ が未知という同一の条件で動作する RLS アルゴリズムと比較を行ってきた。その結果、音響エコー経路の変動特性を反映させた ES-RLS アルゴリズムは、従来の RLS アルゴリズムに比べて、約 2 倍の収束速度を有することが確認された。



(a) 白色雑音入力



(b) 音声入力

図-4 ES-RLS アルゴリズムの収束特性の計算機シミュレーション結果 (RLS アルゴリズムとの比較) ES-RLS アルゴリズムの収束速度は、RLS アルゴリズムの約 2 倍である。タップ数: 64, SN 比: 17 dB, インパルス応答は時刻 $k=1,000$ で変化。定常エコー消去量が 30 dB になるように、RLS アルゴリズムの忘却係数 ν と ES-RLS アルゴリズムの平均ステップサイズ $\bar{\alpha}$ を設定。

6. まとめ

本論文では、従来の適応アルゴリズムの中で収束速度が最も速い RLS アルゴリズムに、音響エコー経路の変動特性を反映させた。そして、従来の RLS アルゴリズムに比べて収束速度が約 2 倍の、新しい適応アルゴリズム、ES-RLS (exponentially weighted stepsize RLS) アルゴリズムを提案した。

音響エコー経路のインパルス応答の変化分の期待値は、インパルス応答と同じ減衰率で指数減衰する。本手法では、RLS アルゴリズムに物理的意味付けを与えるカルマンフィルタに立ち返って検討を加え、音響エコー経路の変動特性を係数誤差共分散行列の修正演算に反映させた。すなわち、係数誤差共分散行列に対角行列 (ステップサイズ行列) を加算した。このステップサイズ行列は時不変で、その対角成分は、インパル

ス応答の変化分の期待値に比例して指数的に重み付けられている。

次に、本手法において、ステップサイズ行列の要素の大きさ(平均ステップサイズ)は、収束速度と定常エコー消去量のトレードオフの関係を制御する量となっていることを明らかにした。更に、本手法は、先に提案したESアルゴリズム及びES射影アルゴリズムを包含する適応アルゴリズムであることを示した。最後に、本手法は従来のRLSアルゴリズムに比べて、約2倍の収束速度を有することを、計算機シミュレーションにより示した。

文 献

- 1) B. Widrow and S. Stearns, *Adaptive Signal Processing* (Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1985).
- 2) 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, 597-605 (1968).
- 3) H. Oikawa, S. Minami and T. Saeki, “A new echo canceller realized by high performance digital signal processor,” Proc. ISCAS 88, 1329-1332 (1988).
- 4) 尾関和彦, 梅田哲夫, “アフィン部分空間への直交射影を用いた適応フィルタ・アルゴリズムとその諸性質,” 信学論(A) J 67-A, 126-132 (1984).
- 5) 田中雅史, 牧野昭二, 金田 豊, “音声入力に対する射影法の次数と収束特性について,” 音講論集 1-4-14, 489-490 (1992.10).
- 6) S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 2nd ed. (Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1991).
- 7) A. Benallal and A. Gilloire, “A new method to stabilize fast RLS algorithms based on a first-order model of the propagation of numerical errors,” Proc. ICASSP 88, 1373-1376 (1988).
- 8) S. Makino, Y. Kaneda and N. Koizumi, “Exponentially weighted stepsize NLMS adaptive filter based on the statistics of a room impulse response,” IEEE Trans. Speech and Audio 1, 101-108 (1993).

- 9) S. Makino and Y. Kaneda, “Exponentially weighted stepsize projection algorithm for acoustic echo cancellers,” Trans. IEICE Jpn. E 75-A, 1500-1508 (1992).
- 10) B. Hatty, “Recursive least squares algorithms using multirate systems for cancellation of acoustic echoes,” Proc. ICASSP 90, 1145-1148 (1990).
- 11) G. C. Goodwin and R. L. Payne, *Dynamic System Identification: Experiment Design and Data Analysis* (Academic Press, New York, 1977).
- 12) 金田 豊, “白色雑音入力時におけるRLSアルゴリズムと学習同定法の等価性について,” 信学全大, A-88, 1-88 (1992.9).
- 13) 丸山唯介, “重み付け適応制御を用いたエコーキャンセラの一検討,” 信学全大, B-557, 3-263 (1989.3).
- 14) 牧野昭二, 金田 豊, “室内インパルス応答の変動特性を反映させたES-RLSアルゴリズム,” 音講論集 2-4-19, 547-548 (1992.10).

牧野 昭二



昭54年東北大・工・機械卒。昭56同大大学院修士課程了。同年日本電信電話公社(現NTT)入社。以来、NTT研究所において、電気音響変換器、拡声電話機、及び、音響エコーキャンセラなどの音響信号処理の研究に従事。現在、NTTヒューマンインタフェース研究所音声情報研究部主任研究員。工博。IEEE、日本音響学会、電子情報通信学会各会員。

金田 豊



昭50名大・工・電気卒。昭52同大大学院修士課程了。同年日本電信電話公社(現NTT)入社。以来、NTT研究所において、マイクロホンアレー信号処理、音場制御、音響エコーキャンセラ、音源方向検出などの音響信号処理の研究に従事。現在、NTTヒューマンインタフェース研究所音声情報研究部主幹研究員。工博。米国音響学会、電子情報通信学会、IEEE各会員。