

演算量を考慮した線形結合型アルゴリズムの提案

A Linear Combination Type Adaptive Algorithm with Low Complexity

長島映孝[†] 木許雅則^{††} 古川利博[†]
 Akitaka Nagashima[†] Masanori Kimoto^{††} Toshihiro Furukawa[†]

[†] 東京理科大学大学院工学研究科経営工学専攻

[†] Department of Management Science Engineering Major, Graduate School Tokyo University of Science

^{††} 日本工業大学工学部電気電子工学科

^{††} Department of Electrical and Electronics Engineering, Nippon Institute of Technology

1 はじめに

適応フィルタの代表的なアルゴリズムである APA (Affine Projection Algorithm) は射影次数 r の選定が収束速度と推定精度のバランスに影響する。本稿では、この関係および APA の雑音に関する問題を考慮し、異なる射影次数同士のそれを線形結合したアルゴリズムを提案する。EC (Echo canceller) に適用した具体例により、その性能について報告する。

2 線形結合型適応アルゴリズム

適応フィルタの構成を図 1 に示す。ここでは、入力信号を $x(k)$ 、未知システム w_N と適応フィルタ $h_N(k)$ の出力信号の差 ($d(k) - y(k)$) に雑音 $v(k)$ が付加されたものを誤差信号 $e(k)$ とする。

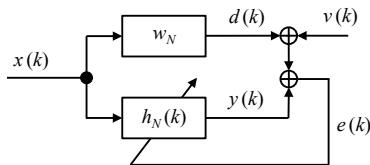


図 1 FIR 型適応フィルタの構成

APA は係数更新時に、複数の入力信号ベクトルと誤差信号を利用するため、誤差信号に含まれる雑音の影響で推定精度が劣化する。本項では、この雑音の影響を抑え、かつ低演算なアルゴリズムを導く。ここで、射影次数 r を 2 とし、ステップゲイン μ を 1.0 とした場合、APA の修正ベクトルは以下の、過去の誤差信号を利用しない形式で表せる。

$$\Delta_{APA}(k) = e(k) \frac{x_N(k) - \frac{r_1(k)}{r_0(k-1)} x_N(k-1)}{r_0(k)r_0(k-1) - r_1(k)^2} \quad (1)$$

ただし、 $r_0(k) = \|x_N(k)\|^2$ 、 $r_1(k) = x_N(k)^T x_N(k-1)$ である。提案手法は、式 (1) と以下の式 (2) ($r = 1$, 別称: NLMS) を混合係数 $\lambda[0:1]$ を用いて線形結合する。式 (3) に、提案手法の更新式を示す。

$$\Delta_{NLMS}(k) = e(k) \frac{x_N(k)}{r_0(k)} \quad (2)$$

$$h_N(k+1) = h_N(k) + \mu \cdot [\lambda \cdot \Delta_{APA}(k) + (1-\lambda) \cdot \Delta_{NLMS}(k)] \quad (3)$$

3 可変ステップゲイン

Shin らによって提案された可変ステップゲイン [1] は、ステップゲインの算出にあたり、雑音成分を含まない修正ベクトル $\Delta(k)$ のノルムを必要とする。しかし、実際に得られる誤差信号には雑音が含まれるため、以下の推定値を算出し、そのノルムを利用する。

$$p_N(k+1) = \alpha \cdot p_N(k) + (1-\alpha) \cdot \Delta(k) \quad (4)$$

しかし、その算出には多大な演算が必要となるため、提案法では、以下の近似により演算量を削減する。

$$\begin{aligned} \|p_N(k+1)\|^2 &\simeq \alpha^2 \cdot \|p_N(k)\|^2 + (1-\alpha)^2 \cdot \|\Delta(k)\|^2 \\ &\quad + (1-\alpha)\alpha \cdot e(k) \cdot es(k) \cdot \|\Delta(k)\|^2 \quad (5) \\ es(k+1) &= \alpha \cdot es(k) + (1-\alpha) \cdot e(k) \quad (6) \end{aligned}$$

ただし、 $\alpha[0:1]$ は平滑化係数を表す。以上より、可変ステップゲインは、次式で表せる。

$$\mu(k) = \frac{\beta \cdot \|p_N(k+1)\|^2}{\|p_N(k+1)\|^2 + c} \quad (7)$$

β は分子分母の差を補う項。 c は雑音に関する項である。

4 シミュレーション

入力信号 $x(k)$ は 8[kHz] でサンプリングした男性の音声。付加雑音は SN 比 30[dB] に設定した白色信号。フィルタ長 N を 256 次と設定した。また、係数の更新開始時から 5 秒後に経路を反転し、追従性の確認を行った。性能評価は係数推定誤差 NEE = $10\log_{10}\{\|w_N - h_N(k)\|^2 / \|w_N\|^2\}$ で行う。

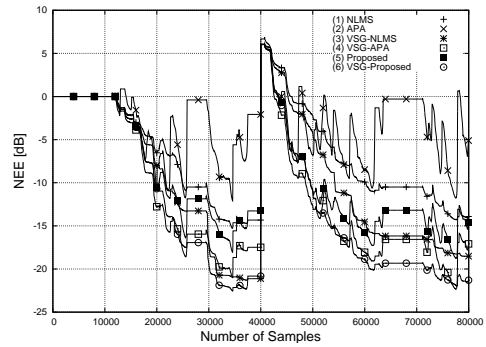


図 2 収束特性の比較

VSG-Proposed は、表 1 の通り低演算量であるものの、収束速度および推定精度ともに、最適な値を示すアルゴリズム (VSG-APA, VSG-NLMS) に対して同等以上の性能を示した。

表 1 演算量

	アルゴリズム			ステップゲイン	
	NLMS	APA	Proposed	VSG [1]	Proposed
加算	$2N + 2$	$2N + 11$	$2N + 7$	$2N + 2$	7
乗算	$2N + 3$	$2N + 16$	$2N + 14$	$3N + 7$	15

5 まとめ

本稿では、演算量を考慮した線形結合型適応アルゴリズムと可変ステップゲインを提案し、その有効性を示した。今後は、混合パラメータの設定とその時変化を行う予定である。

参考文献

- [1] H.C.Shin, S.J.Kong, W.J.Song, "Variable step-size NLMS and affine projection algorithm", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 11, pp. 132-135, 2004-2