

# スパースな系に対する ERLS-DCD 適応フィルタの追従特性改善法

Improvement of tracking performance of ERLS-DCD adaptive algorithm for sparse systems

長谷川 絢也  
Junya HASEGAWA

西川 清史  
Kiyoshi NISHIKAWA

首都大学東京大学院システムデザイン研究科情報通信システム工学専修  
Department of Information and Communications Systems Engineering, Tokyo Metropolitan University

## 1 まえがき

RLS 適応フィルタは、収束速度は高速であるが、演算量が多く数値安定性が低いという欠点がある。これらの欠点を改善するアルゴリズムとして ERLS-DCD (Exponentially weighted RLS - Dichotomous Coordinate Descent) が提案されているが、非定常環境では収束速度が劣化する [1]。本稿では、スパースな系を対象とした際に、非定常環境下での ERLS-DCD の追従特性を改善する手法を提案する。

## 2 ERLS-DCD アルゴリズム [1]

RLS アルゴリズムは、フィルタ係数の更新に  $O(M^2)$  ( $M$  はフィルタタップ数) の演算量が必要となる。これに対して、ERLS-DCD アルゴリズムは  $O(M)$  の演算量での係数更新を可能とする。ERLS-DCD アルゴリズムでは正規方程式

$$\mathbf{R}(n)\mathbf{h}(n) = \beta(n) \quad (1)$$

を直接解くかわりに、 $\mathbf{h}$  の近似解  $\hat{\mathbf{h}}$ 、各項の差分  $\Delta\mathbf{R}(n) = \mathbf{R}(n) - \mathbf{R}(n-1)$ 、 $\Delta\beta(n) = \beta(n) - \beta(n-1)$ 、 $\Delta\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n) - \hat{\mathbf{h}}(n-1)$  を用いて

$$\mathbf{R}(n)\Delta\mathbf{h}(n) = \beta_0(n) \quad (2)$$

$$\beta_0(n) = \mathbf{r}(n-1) + \Delta\beta(n) - \Delta\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{h}}(n-1) \quad (3)$$

$$\mathbf{r}(n-1) = \beta(n-1) - \mathbf{R}(n-1)\hat{\mathbf{h}}(n-1) \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \Delta\hat{\mathbf{h}}(n) \quad (5)$$

により更新を行う。ここで  $\mathbf{R}$  は正定値の対称行列、 $\mathbf{h}$  は未知システムのインパルス応答である。また  $\mathbf{R}$  の対称性を利用することで演算量を削減し、式 (2) の解法には乗算のない DCD アルゴリズムが用いられる。しかし、ERLS-DCD アルゴリズムは非定常環境での収束特性が RLS よりも劣化することが報告されている。

## 3 提案法

提案法では、未知システムがスパースであることを想定する。未知システムの係数がゼロ値となるタップ位置を推定し、適応フィルタの対応する係数タップに重み付けを行うことで、収束特性の改善を検討する。また、未知システムの変化に応じて、重みを調整することで、適応フィルタの係数タップの追従特性を改善し、非定常環境での追従特性を改善可能であることを示す。

提案法では、まずフィルタ係数  $\hat{\mathbf{h}}$  を  $L$  個の区間に分割し、区間内のタップ係数値の絶対値和  $\hat{H}_i$  を求める。

$$\hat{\mathbf{h}}_i = [h_{1+\frac{M}{L}(i-1)}, \dots, h_{\frac{M}{L}i}] \quad i = 1, \dots, L \quad (6)$$

$$\hat{H}_i = \sum |\hat{\mathbf{h}}_i| \quad i = 1, \dots, L \quad (7)$$

そして、 $\hat{\mathbf{h}}$  の平均値を閾値とし、 $\hat{H}_i$  が閾値以下のとき  $\hat{\mathbf{h}}_i$  に式 (8) の様に重み付けを行う。

$$\hat{\mathbf{h}}_i = \hat{\mathbf{h}}_i * w_1 \quad \text{if } \hat{H}_i < \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M h_k \quad i = 1, \dots, L \quad (8)$$

また、閾値以上の  $\hat{H}_i$  に対し、 $\Delta n$  回更新毎の  $\hat{H}_i$  の変化量  $\Delta\hat{H}_i$  を計算し、その正負により、 $\hat{H}_i$  の増減を判別す

る。あらかじめ閾値  $\gamma$  を設定しておき、 $\Delta\hat{H}_i$  が  $\gamma$  以上の場合には、 $\hat{H}_i$  が縮小傾向にあると判断し、 $\hat{\mathbf{h}}_i$  に重み付けを行うことで、タップ係数値の縮小を促進する。

$$\Delta\hat{H}_i = \hat{H}_i(n) - \hat{H}_i(n + \Delta n) \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{h}}_i = \hat{\mathbf{h}}_i * w_2 \quad \text{if } \Delta\hat{H}_i > \gamma \quad i = 1, \dots, L \quad (10)$$

ここで  $w_1, w_2$  はそれぞれ重み係数で定数とする ( $0 < w_1, w_2 < 1$ )。  $w_1$  は更新毎に重み付けし、 $w_2$  は  $\Delta n$  回更新毎に重み付けを行う。ここでは、 $w_2$  として  $w_1$  に比べて小さい値を設定することとする。

## 4 シミュレーション

システム同定のシミュレーションにより、提案法の効果を示す。未知システムとして 1000 タップ (非ゼロ部分は 100 タップ程度) の FIR フィルタを用い、適応フィルタのタップ数も同様とした。また、 $M_u = 16, L = 20, \gamma = 0.025, \Delta n = 100, w_1 = 0.996, w_2 = 0.7$ 、未知システム変化点は 3000、入力はサンプリング周波数  $8\text{kHz}$  の音声信号、付加雑音として白色ガウス雑音を使用した。  $M_u$  は DCD アルゴリズムでの更新回数である。 RLS, NLMS, PNLMS [2], ERLS-DCD を従来法として比較する。表 1 に各アルゴリズムの演算量を示す。提案法は PNLMS と同等の演算量での更新を実現していることがわかる。また図 1 より、システム変化後の追従特性が ERLS-DCD と比べ改善されていることが分かる。

表 1 演算量比較

|          | 乗算             | 加算           | 除算      |
|----------|----------------|--------------|---------|
| Proposed | $4M$           | $2MM_u + 7M$ | 1       |
| ERLS-DCD | $3M$           | $2MM_u + 6M$ | -       |
| RLS      | $M^2 + 5M + 1$ | $M^2 + 3M$   | 1       |
| NLMS     | $2M + 3$       | $2M + 3$     | 1       |
| PNLMS    | $4M + 4$       | $2M + 3$     | $M + 2$ |

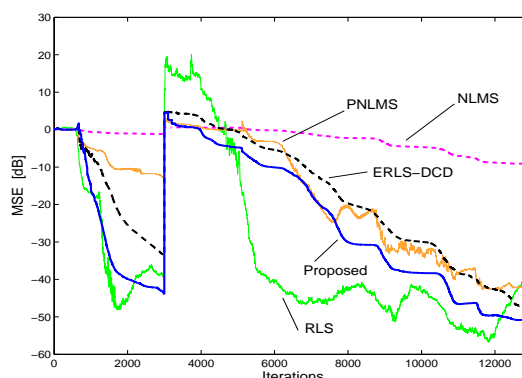


図 1 シミュレーション結果

## 参考文献

- [1] Zakharov et al, IEEE Trans. Signal Process., VOL. 56, NO.7, July 2008
- [2] Dolal L. Duttweiler et al, IEEE Trans. audio processing., VOL.8, NO.5, pp.508-511 September 2000.