

線形成成分の分離学習によるKNLMSアルゴリズムの収束特性の改善法

Improvement of Convergence Performance of KNLMS Algorithm by Learning with Separating Linear Component

中里裕哉

Hiroya NAKAZATO

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学域

Department of Information and Communications Systems Engineering, Tokyo Metropolitan University

1 まえがき

線形適応フィルタを用いて非線形なシステムを学習を行う手法として、カーネル適応アルゴリズムが提案されている [1]。本稿では線形成成分の分離学習を行うことにより、カーネル適応アルゴリズムである Kernel Normalized Least Mean Square (KNLMS) アルゴリズムの収束特性を改善する手法を提案する。

2 従来法

カーネル関数を用いて高次の特徴空間へと写像した入力ベクトルに対して NLMS アルゴリズムを適用することで、非線形なシステムの学習を可能とする KNLMS アルゴリズムが提案されている [2]。KNLMS アルゴリズムは以下の式で学習を行う。

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(n) &= [\kappa(\mathbf{x}(n), \mathbf{y}_1) \cdots \kappa(\mathbf{x}(n), \mathbf{y}_m)]^T \\ e_K(n) &= d_K(n) - \mathbf{h}^T(n) \mathbf{a}(n-1) \\ \mathbf{a}(n) &= \mathbf{a}(n-1) + \frac{\eta}{\beta + \|\mathbf{h}(n)\|^2} e(n) \mathbf{h}(n) \end{aligned}$$

ここで、 $\mathbf{x}(n)$ は入力ベクトル、 $d_K(n)$ は所望信号、 $e_K(n)$ は誤差信号、 η はステップサイズパラメータ、 β は安定化パラメータ、 $\mathbf{h}(n)$ は KNLMS の入力ベクトル、 $\mathbf{a}(n)$ はフィルタ係数ベクトル、 \mathbf{y} はトレーニングベクトル、 m は \mathbf{y} の個数、 κ はカーネル関数である。

3 提案法

本稿では、NLMS による学習と KNLMS による学習を組み合わせることで収束特性の改善を検討する。提案する構成を図 1 に示す。NLMS のフィルタ係数ベクトルを $\mathbf{w}(n)$ 、誤差信号を $e_L(n)$ 、所望信号を $d(n)$ とする。提案法では、まず NLMS での学習を行い、 $\mathbf{w}(n)$ と $\mathbf{x}(n)$ を用いて $d_K(n)$ を作成し、KNLMS での学習を行う。提案法の更新式を次に示す。

提案法の更新式

```

Iterate for  $n = 1$  to  $N$ 
 $e_L(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1)$ 
 $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\eta_L}{\beta + \|\mathbf{x}(n)\|^2} e_L(n) \mathbf{x}(n)$ 
 $d_K(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n)$ 
 $\mathbf{h}(n) = [\kappa(\mathbf{x}(n), \mathbf{y}_1) \cdots \kappa(\mathbf{x}(n), \mathbf{y}_m)]$ 
 $e_K(n) = d_K(n) - \mathbf{h}(n)^T \mathbf{a}(n-1)$ 
 $\mathbf{a}(n) = \mathbf{a}(n-1) + \frac{\eta_K}{\beta + \|\mathbf{h}(n)\|^2} e_K(n) \mathbf{h}(n)$ 
end

```

ここで、 η_L η_K はそれぞれ、NLMS 部分、KNLMS 部分のステップサイズパラメータである。

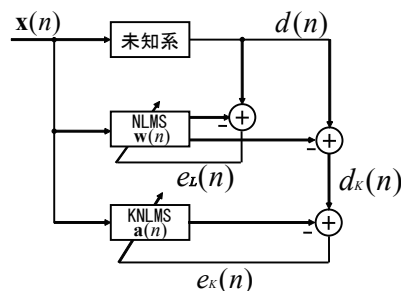


図 1 提案法の構成

4 シミュレーション

前方予測のシミュレーションにより、提案法の有効性を示す。以下のシステムを未知系とし、フィルタ長を 2 タップとした。

$$\begin{aligned} d(n) &= (0.8 - 0.5 \exp(-d(n-1)^2)) d(n-1) \\ &\quad - (0.3 + 0.9 \exp(-d(n-1)^2)) d(n-2) \\ &\quad + 0.1 \sin(d(n-1)\pi) \end{aligned}$$

初期値として $d(-1)$ 、 $d(0)$ をランダムに与え、雑音は加法性白色ガウス雑音 (SN 比 40[dB]) を使用した。提案法のパラメータとして、 $\eta_L = 0.5$ 、 $\eta_K = 1$ とし、 $\beta = 0.01$ と設定した。カーネル関数はガウシアンカーネルを用い、 $\kappa(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-3.73 \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2)$ とした。提案法と従来法である NLMS ($\eta = 1$)、KNLMS ($\eta = 1$) との比較を行う。図 2 より、提案法を用いることにより、従来法よりも予測誤差が減少し、収束速度が改善されることがわかる。

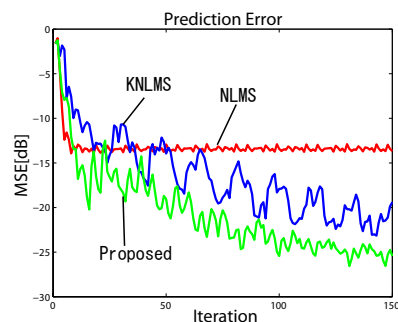


図 2 シミュレーション結果

参考文献

- [1] Weifeng Liu, José C. Príncipe, Simon Haykin “Kernel Adaptive Filtering” WILEY, 2010.
- [2] Cédric Richard, José Carlos M. Bermudez, Paul Honeine “Online Prediction of Time Series Data With Kernels” IEEE, 2009.