

# 粒子群最適化法を用いた適応フィルタ

An Adaptive Filter Using Particle Swarm Optimization

長島映孝<sup>†</sup>                      木許雅則<sup>††</sup>                      古川利博<sup>†</sup>  
 Akitaka Nagashima<sup>†</sup>              Masanori Kimoto<sup>††</sup>              Toshihiro Furukawa<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 東京理科大学大学院工学研究科経営工学専攻

<sup>†</sup> Department of Management Science Engineering Major, Graduate School Tokyo University of Science

<sup>††</sup> 日本工業大学工学部電気電子工学科

<sup>††</sup> Department of Electrical and Electronics Engineering, Nippon Institute of Technology

## 1 はじめに

粒子群最適化法 (PSO: Particle Swarm Optimization) と適応フィルタの代表的なアルゴリズムである LMS (Least Mean Squares) の Hybrid 型アルゴリズムである PSO-LMS[1] では、観測雑音等が付加される実環境下での未知システムの推定精度が不足している。本稿では、これに適応型ステップゲインを導入した手法を提案し、その性能について報告する。

## 2 PSO-LMS を用いた FIR 型適応フィルタ

適応フィルタの構成を図 1 に示す。図 1 において、入力信号を  $x^{(t)}$ 、未知システム  $w$  と適応フィルタ  $h^{(t)}$  の出力信号の差 ( $d^{(t)} - y^{(t)}$ ) と雑音  $v^{(t)}$  が付加されたものを誤差信号  $e^{(t)}$  する。適応フィルタ  $h^{(t)}$  は誤差信号  $e^{(t)}$  を小さくすることで未知システム  $w$  を推定する。PSO

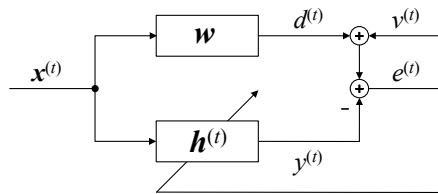


図 1 FIR 型適応フィルタの構成

は評価関数が単調減少するため、観測雑音の混入やシステムが時変する問題には適応できないことが確認されている。PSO-LMS は PSO の多様な探索、LMS の勾配情報と双方の利点を組み合わせることで効率的な探索を可能にしている。以下に、PSO-LMS の更新式を示す。

$$s_m^{(t+1)} = \omega s_m^{(t)} + \alpha_1 r_{1m}^{(t)} (gb^{(t)} - h_m^{(t)}) + \alpha_2 r_{2m}^{(t)} (pb_m^{(t)} - h_m^{(t)}) \quad (1)$$

$$h_m^{(t+1)} = h_m^{(t)} + \beta_1 s_m^{(t+1)} + \beta_2 \mu e^{(t)} x^{(t)} \quad (2)$$

ただし、 $\omega$ 、 $\alpha_i$ 、 $r_{im}^{(t)}$  は慣性係数、加速度係数および一様乱数 [0:1]、 $\beta_i$ 、 $\mu$  は混合係数およびステップゲイン、 $m$  は粒子番号、 $s_m$  は速度を表す。また、 $gb^{(t)}$  は群れの中で適合度が最も高いフィルタ係数を、 $pb_m^{(t)}$  は各粒子  $m$  が時刻  $t$  までに得た適合度が最も高いフィルタ係数を表す。

## 3 適応型ステップゲイン

PSO-LMS は速度と勾配が独立に作用するため粒子は常に動き回り、局所解へ収束しているかは不明である。そのため、本稿では群れ全体の探索効率に着目する。ある任意のサンプル幅  $r$  を 1 区間とし、 $T$  区間ごとに全粒子の  $gb^{(t)}$  と  $pb_m^{(t)}$  間の平均距離を算出する。前後区間の変動が誤差率  $\pm\xi$  以内のとき、 $gb^{(t)}$  あるいは  $pb_m^{(t)}$  の変化が小さく、探索効率が低いと判断し、 $\mu$  の値を非線形

的に小さくする。一般に LMS の  $\mu$  の大きさは、収束速度と推定精度のトレードオフの関係にある。 $\mu$  の値を小さくすることで、相対的に速度項が大きくなるため、推定精度向上と探索の多様化を実現できる。以下に  $\mu$  の算出式を示す。

$$T^{(l)} = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sqrt{(gb - pb_m^{(t)})^2} \quad (3)$$

$$\text{if}((1 - \xi)T^{(l-1)} \leq T^{(l)} \leq (1 + \xi)T^{(l-1)}) \quad \mu^{(l+1)} = (1 - \delta)\mu^{(l)} \quad (4)$$

$$\text{else} \quad \mu^{(l+1)} = \mu^{(l)} \quad (5)$$

## 4 シミュレーション

入力信号  $x$  は正規乱数 (平均値零、分散 1/48) を  $F(z) = 1/(1 - 0.99z^{-1})$  のフィルタに通した値を用い、付加雑音は SN 比 20[dB] に設定した白色信号。粒子数  $M$  を 20、 $\xi$  を 0.1、 $r$  を 10 に設定した。粒子の適合度を表す評価関数は  $J = \{e^{(t)}\}^2$  とし、性能評価は係数推定誤差  $NEE = 10 \log_{10} \{\|w - gb\|^2 / \|w\|^2\}$  で行う。結果は 100 回の試行を行い、その平均を示す。

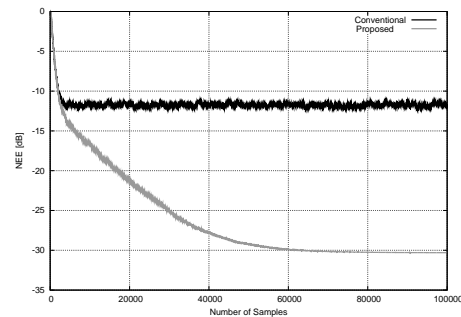


図 2 収束性能比較

両手法で共通するパラメータは同一のため初期収束に差異はないが、約 3,000 サンプルを境に従来法は収束し、提案法はそのまま精度が向上し、約 70,000 サンプルで従来法に比べ 18[dB] 程の向上が確認できた。

## 5 まとめ

本稿では、PSO-LMS を用いた FIR 型適応フィルタに対して、適応型ステップゲインを導入し、付加雑音に伴う環境下における推定精度の向上を実現した。今後は、適切なパラメータ設定値の検証とアクティブノイズコントローラへの応用を行う予定である。

## 参考文献

[1] D.J.Krusienski, W.K.Jenkins, "A Particle Swarm Optimization - Least Mean Squares Algorithm for Adaptive Filtering" IEEE Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers 2004, vol. 1, pp. 241-245, 2004.