

# Effects of whitening Nonstationnary Input Signal in Nonlinear Adaptive Filter

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2017-10-03 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: メールアドレス: 所属:
URL	<a href="http://hdl.handle.net/2297/18193">http://hdl.handle.net/2297/18193</a>

# 非線形適応フィルタにおける非定常入力信号 に対する白色化の効果

Effects of whitening Nonstationary Input Signal in Nonlinear Adaptive Filter

濱崎 高暢<sup>‡</sup>

中山 謙二<sup>†</sup>

平野 晃宏<sup>†</sup>

Takanobu Hamazaki

Kenji Nakayama

Akihiro Hirano

<sup>‡</sup> 金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報工学専攻

Division of Electronics and Computer Science

Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.

<sup>†</sup> 金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報科学専攻

Division of Electrical Engineering and Computer Science

Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.

E-mail: nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

## あらまし

ボルテラ関数を用いた非線形適応フィルタにおける非定常入力信号に対する白色化の効果を解析した。白色化の方法としては、ラチス形予測誤差フィルタを用いた。また、予測誤差フィルタの反射係数とフィルタ係数の更新を同期させる方式を採用している。2次ARモデルの極の位置を時間変化させる方式で生成される非定常信号と音声を対象とした。解析の結果、以下のことが明らかになった。固有値広がりに関しては、極の位置変化が速い部分で固有値広がりが小さいことがわかった。極の位置を三角関数で変化させた場合、周期が短いほど白色化の効果が得られなかった。学習初期に固有値広がりが小さい場合や、フィルタ次数が低い場合には白色化の効果が大きい。

## ABSTRACT

Convergence property of nonlinear adaptive filters for non-stationary colored signal is analyzed. An adaptive filter having a 2nd-order Volterra polynomial for nonlinearity and a lattice prediction error filter for whitening the input signal is taken into account. Two kinds of non-stationary signals, including signals generated by using a 2nd-order AR model with time varying pole position and voice, are used in simulation. Results of analysis are summarized as follows: Eigenvalue spread takes small values for fast time varying pole position, and large values for slow time varying pole position. The convergence speed is fast for slow time

varying pole position, that is weak non-stationarity, and vice versa. If the eigenvalue spread is small in early learning phase, then the convergence becomes fast.

## 1 まえがき

通信システムや音響システムはいろいろな非線形特性を有している。それらを遠隔会議システムやテレビ電話に用いると、非線形性を持ったエコーが生じるため、非線形性にも対応できるエコーキャンセラが重要になってくる。その非線形エコーキャンセラの中で提案されている一つとして、ラチス形予測誤差フィルタを用いる適応 Volterra フィルタがある。適応 Volterra フィルタはよく用いられる手法の一つで、一般的な非線形性を表現できる [1]-[3]。しかしながら入力信号が有色の場合、自己相関行列の固有値広がりが非常に大きくなり、勾配法において収束速度が非常に遅くなってしまふ。そこで、前段にラチス形予測誤差フィルタを用い、信号の白色化を行なうことで固有値広がりを抑え、収束特性を速くすることができる。更に、予測誤差フィルタの反射係数と適応フィルタの係数の更新を同期させる方法が線形および非線形適応フィルタに対して提案されている [6]-[9]。

一方、非定常性の強い信号や音声信号においては、白色化により高速化ができないという点も指摘されている。本稿では、まずラチス形予測誤差フィルタ付き適応 Volterra フィルタにおける収束特性の検証と、収束特性に影響を与えるといわれる固有値広がりについて解析を行なう。

## 2 ラチス予測誤差フィルタ付き適応 Volterra フィルタ (LP-AVF)

### 2.1 LP-AVF の構造

図 1 にラチス形予測誤差フィルタ付き適応 Volterra フィルタ (LP-AVF) のブロック図を示す．二次の非線形項までを用いた場合 Volterra フィルタの出力  $y(n)$  は式 (1),(2),(3) で表される．

$$\begin{aligned} b(n) &= [b_0(n), b_1(n) \cdots b_{L-1}(n)]^T \\ &= \mathbf{K}^H(n) \mathbf{x}(n) \end{aligned} \quad (1)$$

$$y(n) = y_1(n) + y_2(n) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{w}_1(n) b(n) + b(n)^T \mathbf{W}_2(n) b(n) \\ &= \sum_{m=0}^{L-1} w_m(n) b_m(n) \\ &\quad + \sum_{m_1=0}^{L-1} \sum_{m_2=0}^{L-1} w(n)_{m_1, m_2} b_{m_1}(n) b_{m_2}(n) \end{aligned} \quad (3)$$

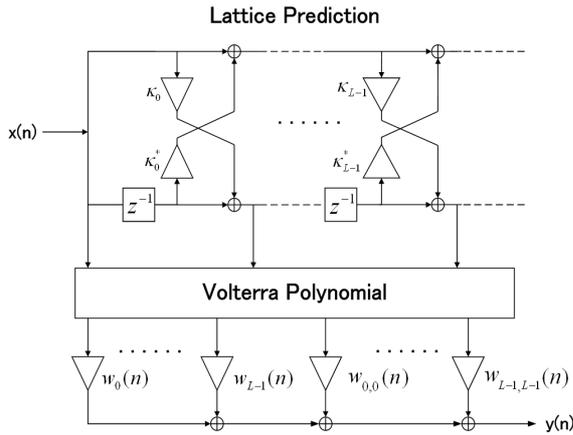


図 1: LP-AVF

ここでの  $\mathbf{K}(n)$  は、ラチス形予測誤差フィルタの反射係数から作られる行列であり、 $b(n)$  はラチス形予測誤差フィルタからの出力である． $w_1$  は適応 Volterra フィルタの線形部、 $\mathbf{W}_2$  は非線形部のフィルタ係数である．よって式 (2) の  $y_1(n)$  は Volterra フィルタの 1 次項で  $y_2(n)$  は 2 次項、つまり非線形性を有する項である．

### 2.2 同期更新

式 (4),(5) は Volterra フィルタの線形項の算出式である．適応 Volterra フィルタ  $w_1$  の係数は、現在のラチスフィルタ係数を前提に、誤差が最小になるように更新される．式 (4) の様に次の時刻の出力が導かれれば良い

が、実際には次の入力に対してラチスフィルタは即時更新されるため、次の時刻の出力は式 (5) となり、誤差が最小になるという保証がなくなる．

$$\hat{y}_1(n+1) = \hat{\mathbf{w}}^H(n+1) \mathbf{K}^H(n) \mathbf{x}(n+1) \quad (4)$$

$$y_1(n+1) = \mathbf{w}^H(n+1) \mathbf{K}^H(n+1) \mathbf{x}(n+1) \quad (5)$$

そこでこの更新のギャップを埋めるために同期更新の機能を付与することが提案されている [6]-[9]．その同期更新は式 (6),(7) によって行われ、式 (6) が線形部のフィルタに対して、式 (7) が非線形部のフィルタに対する同期更新式である．線形部の同期更新式 (6) は、式 (4),(5) の  $y_1(n+1)$  と  $\hat{y}_1(n+1)$  が等しくなることで得ることができる．非線形部の同期更新も出力を同じにする条件から求められる [7]-[9]．

$$\mathbf{K}(n+1) \hat{\mathbf{w}}_1(n+1) = \mathbf{K}(n) \mathbf{w}_1(n+1)$$

$$\hat{\mathbf{w}}_1(n+1) = \mathbf{K}(n+1)^{-1} \mathbf{K}(n) \mathbf{w}_1(n+1) \quad (6)$$

$$\mathbf{K}(n+1) \hat{\mathbf{W}}_2(n+1) \mathbf{K}(n+1) = \mathbf{K}(n) \mathbf{W}_2(n+1) \mathbf{K}(n)$$

$$\hat{\mathbf{W}}_2(n+1) = \mathbf{K}(n+1)^{-1} \mathbf{K}(n) \mathbf{W}_2(n+1) \mathbf{K}(n) \mathbf{K}(n+1)^{-1} \quad (7)$$

## 3 非定常信号の生成と固有値広がり

### 3.1 非定常信号の生成

非定常性は式 (8),(9) で表される様に、AR モデルの極を 0 から  $N$  サンプルで変化させて実現する．周期  $N$  は、5 万から 100 万まで変動させた．

$$\begin{aligned} y(n) &= x(n) + (2r \cos\{(1 + \theta) \frac{\pi}{2}\}) y(n-1) \\ &\quad - 2r^2 y(n-2) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\theta = a \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \quad \text{or} \quad a \sin\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \quad (9)$$

$$a = 1 \quad r = 0.9$$

### 3.2 固有値広がりの評価

LP-AVF では学習法に勾配法を用いている．そこで、収束特性に影響を与えるという信号の固有値広がりについて測定した．相関行列は 100 サンプル時間ごとに時平均を取るものとし、1 次の線形項のみから作る  $R_1$  と、1 次と 2 次の線形項と非線形項から作られる  $R_2$  の 2 種類で評価した．また、固有値広がりについては、数値データにばらつきが大きいので、固有値の標準偏差で評価した．

$$\mathbf{x}_1(n) = [x(n), x(n-1) \dots x(n-l+1)]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_1 = \frac{1}{100} \sum \mathbf{x}_1(n) \cdot \mathbf{x}_1^T(n) \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_2(n) = [x(n), x(n-1) \dots x(n-l+1), x(n)^2, x(n-1)^2, \dots x(n)x(n-1) \dots]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{R}_2 = \frac{1}{100} \sum \mathbf{x}_2(n) \cdot \mathbf{x}_2^T(n) \quad (13)$$

## 4 収束特性の解析

### 4.1 シミュレーションの条件

実際に信号を解析し、白色化の効果を検証した。線形部のみを持つ線形適応フィルタと、線形部と非線形部のフィルタをもつ適応 Volterra フィルタの2つのフィルタに対し、ラチス予測誤差フィルタによる白色化を行うか行わないかで比較を行った。評価は信号対雑音比 (SNR) によって行なう。フィルタ規模などは以下のように設定した。

また、入力の有色信号は2次のARモデルに白色雑音

表 1: シミュレーション条件

入力信号	非定常有色信号・音声信号
入力タップ数	線形部 50, 非線形部 50
学習アルゴリズム	NLMS
学習係数	0.1

を入力することで得た。エコーパスの特性は文献 [3] にて紹介されている特性を模したものを利用し、エコーパスの入力タップ数もフィルタと同規模のものとした。ここで  $l$  は 10 としたので、線形項のみの相関行列  $\mathbf{R}_1$  は 10 行 10 列、非線形項を含む相関行列  $\mathbf{R}_2$  は 65 行 65 列の行列となる。

### 4.2 固有値広がり

#### 4.2.1 定常・非定常有色信号の固有値広がり

図 2~5 は 2 次 AR モデルで生成した定常信号及び非定常有色信号を入力としたときの固有値広がりである。

定常有色信号の場合、白色化により固有値広がり低減していることがわかる。また非定常有色信号においてはいくつかの特徴が挙げられる。まず信号の極移動に連動して固有値広がり変動していることがわかる。極は余弦関数に従って移動を行なうが、極が  $\pm 1$  に近く、極の移動変化が少ない箇所では固有値は大きくな

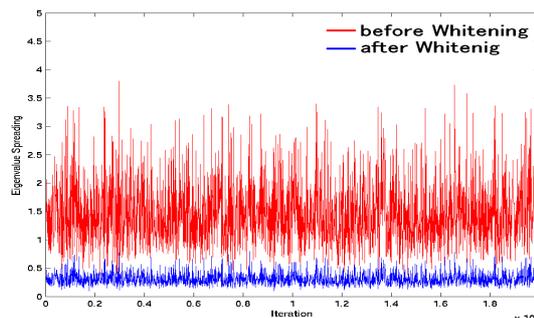


図 2: 定常有色信号に対する  $\mathbf{R}_1$  の固有値広がり

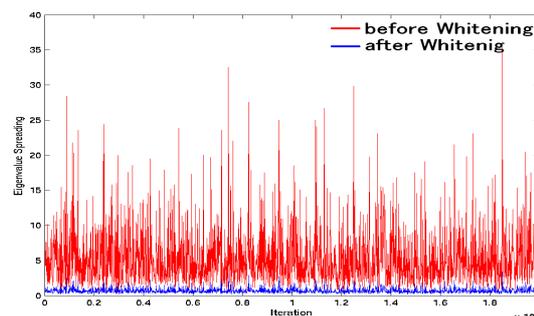


図 3: 定常有色信号に対する  $\mathbf{R}_2$  の固有値広がり

る。一方、その間を移動している、すなわち移動変化が大きい場合は、固有値広がり小さな値となっている。また相関行列  $\mathbf{R}_1$  と  $\mathbf{R}_2$  を比較すると、非線形項を含む  $\mathbf{R}_2$  の方が極めて大きな固有値を有することが分かる。

#### 4.2.2 音声信号の固有値広がり

音声信号の固有値広がりを図 6,7 に示す。総じて、白色化により固有値広がりが低減されていることが確認できる。

### 4.3 学習曲線

#### 4.3.1 定常・非定常有色信号

定常有色信号に対する学習曲線を図 8 に示す。白色化により収束が速くなっていることが分かる。この結果である。定常有色信号を入力とした場合では、LP-AVF は速い収束特性を示しており、入力信号の白色化による効果が十分に得られている。

非定常有色信号に対する学習曲線を図 9,10 に示す。非定常有色信号の場合、周期が短い場合においてはその効果は発揮されず、白色化を行わない場合の方が良い性能を示していることが解った。逆に周期が長く非定常性の

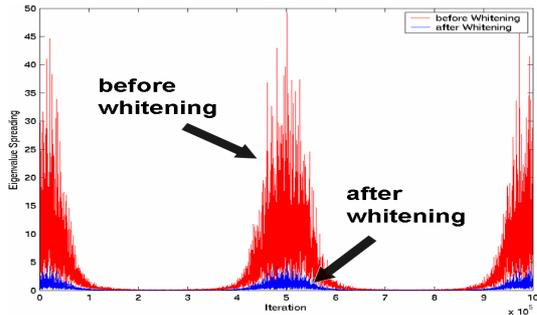


図 4: 非定常有色信号に対する  $R_1$  の固有値広がり

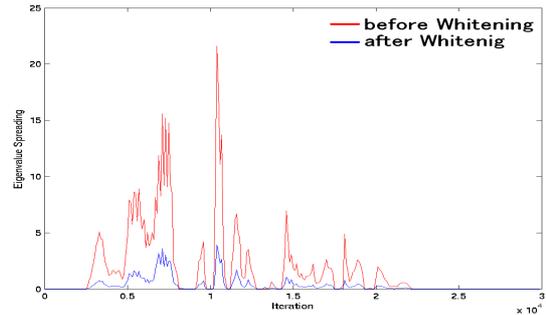


図 6: 音声信号に対する  $R_1$  の固有値広がり

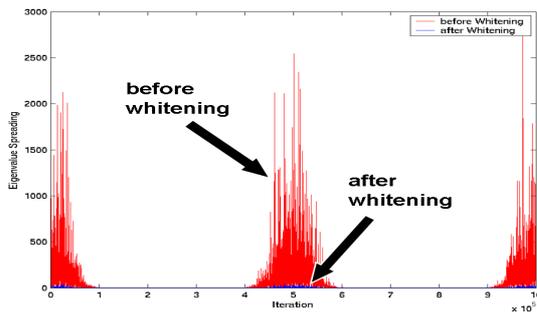


図 5: 非定常有色信号に対する  $R_2$  の固有値広がり

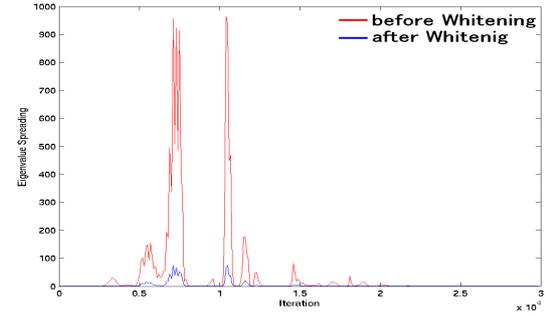


図 7: 音声信号に対する  $R_2$  の固有値広がり

穏やかな信号においては白色化の効果が認められる．極の周期  $N$  が 20 万程度において，白色化する場合しないと場合の収束特性がほぼ同程度となる．この傾向は，線形適応フィルタでは異なり，周期が短い非定常有色信号においても，白色化の効果はみとめられる．図 11 に周期 10 万の非定常有色信号を入力とした場合を示す．この場合も白色化を行なった方が速く収束している．

白色化により周期に関係なく固有値広がり低減される．しかし，周期が短い場合は固有値広がりそのものの値が非常に大きくなり，収束特性の改善に結びつかないものと考えられる．

#### 4.3.2 音声信号

音声信号を入力とした場合の収束結果を図 12,13 に示す．式 (1)~(3) にある次数  $L$  を 50 とした場合には，白色化を行なわない方が良好な収束性能を示していることがわかる．しかしながら，図 13 に示すように， $L = 10$  の場合は適応 Volterra フィルタに対しても，白色化を行なった場合の方が収束特性が向上する傾向がある．これは，白色化により固有値広がり低減されるが，固有値広がりそのものが非常に大きい場合は，白色化の効果が収束特性に反映されないものと思われる．

#### 4.4 極の位置変動による影響

前節より，非定常有色信号においては，固有値広がりが大きく変動することがわかった．そこで非定常信号の極変動を，余弦関数に基づいて行なっていたものを正弦関数に基づいて行なうようにさせた．これにより，学習初期においては固有値広がりが極めて小さい値となる．周期が 100 万の時の学習曲線を図 14 に示す．

この信号を用いて収束解析を行なったところ，幾つかの変化が確認された．最初の学習が余弦関数のものよりも速くなっていることがわかる．また，周期 10 万の非定常有色信号においては，図 10 で示しているように白色化を行なうと収束特性が悪くなったのに対し，正弦

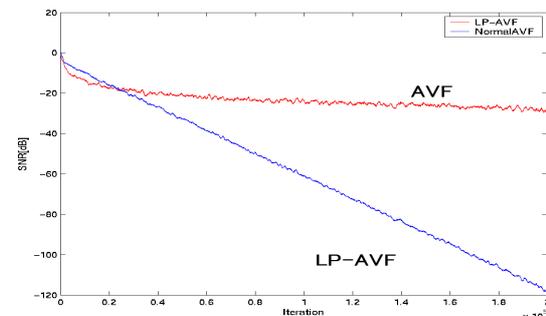


図 8: 定常有色信号に対する学習曲線

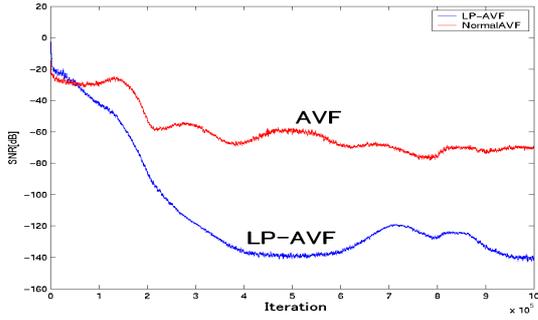


図 9: 非定常有色信号に対する学習曲線 (周期 100 万)

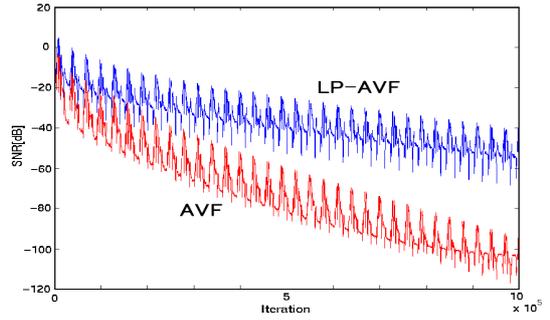


図 12: 音声信号に対する学習曲線 (L=50)

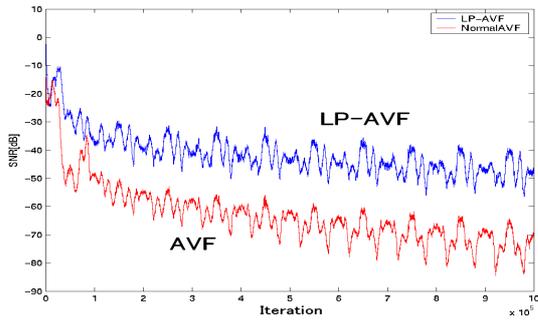


図 10: 非定常有色信号に対する学習曲線 (周期 10 万)

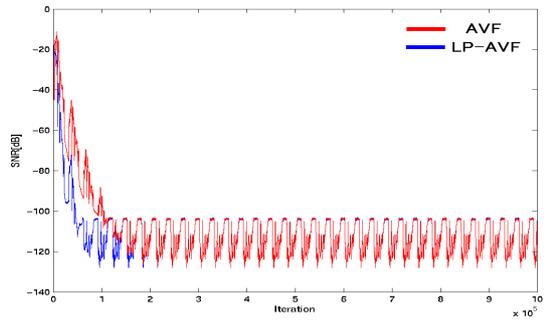


図 13: 音声信号に対する学習曲線 (L=10)

関数で極の移動を行なわせた場合，図 10 の結果と比較して  $-20dB$  ほど収束特性は向上していることがわかった。

学習初期の段階で固有値広がり小さく，白色化の効果が出る場合は，初期段階で学習が進むことにより，全体としても収束特性が改善されるものと考えられる。

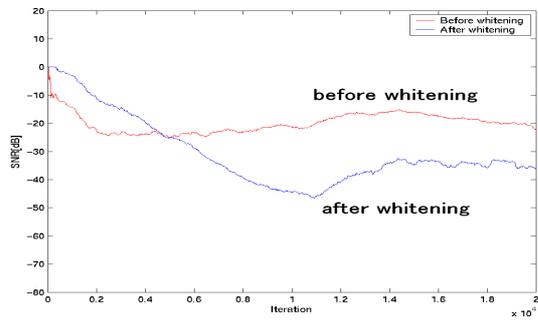


図 11: 非定常有色信号に対する線形フィルタの学習曲線 (周期 10 万)

## 5 まとめ

非定常有色信号に対する非線形適応フィルタの収束性における白色化の効果を解析した．非線形適応フィルタとしては 2 次ボルテラフィルタを用い，白色化はラチス形予測誤差フィルタで行った．さらに，予測誤差フィルタの反射係数と適応フィルタの係数の更新を同期する方法を用いた．非定常有色信号としては，2 次 AR の極の位置を変化させたモデルで生成したものと音声信号を用いた．

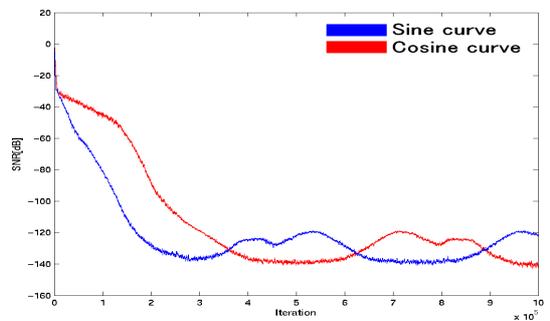


図 14: 極の位置変化を正弦関数と余弦関数で制御した時の学習曲線 (周期 100 万)

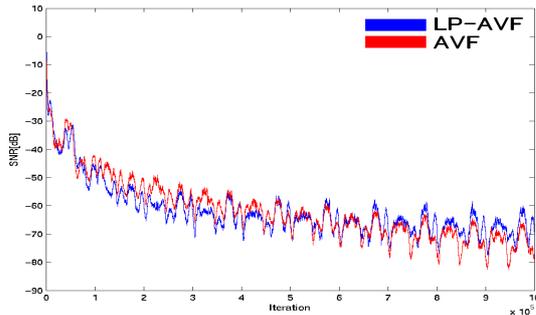


図 15: 非定常有色信号に対する学習曲線 (周期 10 万・正弦関数)

固有値広がり極の位置変化が速い箇所では小さく、緩やかな箇所では大きいことが分かった。線形適応フィルタでは定常・非定常に関係なく白色化の効果が見られた。非線形適応フィルタでは定常有色信号に対しては、白色化の効果があるが、非定常有色信号に対しては、信号の特性変化が緩やかな場合に白色化の効果が見られた。一方、2次ARの極変化が速い箇所では固有値広がりが小さいために、学習初期段階で極の位置変化が速い場合には収束が速くなるという現象も見られた。以上のことから、固有値広がりが非常に大きい場合は、白色化により固有値広がりが低減しても収束特性の改善には結びつかないことが分かる。

今後は、今回の解析結果に基づき、さらに非定常性の評価と非線形適応フィルタの収束性との関連性に関して解析を行う。

## 参考文献

- [1] 梶川嘉延, "適応 Volterra フィルタの現状と展望" 信学論, Vol. J82-A, No. 6, pp. 759-768, 1999-6
- [2] 高濱優里, 梶川嘉延, 野村康雄, "NLMS 法を用いた 2 次適応 Volterra フィルタの収束特性の定式化" 信学論, Vol. J82-A, No. 7, pp. 944-953, 1999-7
- [3] 加藤大典, 梶川嘉延, 野村康雄, "非線型エコーキャンセラの新しい構成の提案" 第 17 回デジタル信号処理シンポジウム C1-4 Nov. 2002
- [4] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory, 3rd ed.", Prentice Hall Inc, New York, 1996
- [5] B. Friedlander, "Lattice filter for adaptive filters: An analytical approach" Proc. IEEE, vol. 70, no. 8, pp. 829-867, Aug. 1982
- [6] 徳井直樹, 中山謙二, 平野晃宏: "ラチス形予測器を用いた直交変換形 LMS アルゴリズムの安定化法", 電子情報通信学会論文誌, Vol. J85-A, No. 11, pp. 1157-1167, 2002-11.
- [7] K. Nakayama, A. Hirano and H. Kashimoto, "A synchronized learning algorithm for nonlinear part in a lattice predictor based adaptive volterra filter", Proc., EUSIPCO2005, Antalya, Sept. 2005.
- [8] K. Nakayama, A. Hirano and H. Kashimoto, "A lattice predictor based adaptive Volterra filter and a synchronized learning algorithm", EUSIPCO2004, Vienna, pp. 1585-1588, Sept. 2004.
- [9] 柏本裕昭, 中山謙二, 平野晃宏, "ラチス形非線形適応フィルタにおける反射係数更新の影響", 第 19 回信号処理シンポジウム, ハケ岳, B1- 3, 2004.11.