

# 適応ケプストラム分析——ケプストラムを係数とする 適応フィルタ——

正員 徳田 恵一<sup>†\*</sup>

正員 小林 隆夫<sup>†</sup>

正員 塩本 祥司<sup>†\*\*</sup>

正員 今井 聖<sup>†</sup>

## Adaptive Cepstral Analysis —— Adaptive Filtering Based on Cepstral Representation ——

Keiichi TOKUDA<sup>†\*</sup>, Takao KOBAYASHI<sup>†</sup>, Shoji SHIOMOTO<sup>†\*\*</sup>  
and Satoshi IMAI<sup>†</sup>, *Members*

あらまし 対数スペクトルの不偏推定法は、ケプストラム法をスペクトル推定の観点から厳密化した方法である。本論文では、対数スペクトルの不偏推定法における最小化問題を解く際に、LMS アルゴリズムと同様の瞬時的なこう配の推定値を用いることにより、適応ケプストラム分析アルゴリズムを導き、その性質、特徴について述べる。提案する適応分析法は、LMA (対数振幅近似) フィルタによって実現される指数形伝達関数をもつ適応フィルタであり、従来の LMS アルゴリズムがフィルタの入力ベクトルと出力から係数を更新しているのに対し、出力ベクトルのみから係数が更新されるという特徴をもつ。係数更新、および LMA フィルタの演算量は、分析次数を  $M$  として  $O(M)$  である。合成信号の分析によって、本アルゴリズムの収束性を示すと共に、自然音声分析への適用例によって本方法の有効性を示す。

### 1. ま え が き

最近、LMS アルゴリズム<sup>(1)</sup>に代表される適応フィルタリングの研究が盛んに行われている。このような適応信号処理法は、システムが時間的に変化するような場合、あるいは実時間処理が要求される場合などに有効となり、音声分析などで応用が期待される。これらの中で、線形予測形の LMS アルゴリズム<sup>(2)</sup>は、線形予測法を適応化した方法と考えることができ、全極形の未知系を推定する場合に有効である。しかし、全極形のスペクトルモデルを用いる線形予測形の LMS アルゴリズムでは、スペクトルの零を表現することができず、極零分析をするためには、入力を同時に推定する形の適応アルゴリズム<sup>(3)</sup>などが必要となる。

一方、ケプストラムをパラメータとすれば、極と零との違いは、ケプストラム係数の符号の違いとしての

み現れるため、極と零とを区別なく扱うことができる。従って、ケプストラムは極零スペクトルの表現に適したパラメータであると言うことができ、ケプストラムをパラメータとする適応分析法が開発できれば、極零スペクトルの適応分析に有効となることが予想される。

ところで、ケプストラムをパラメータとするスペクトル推定法に、対数スペクトルの不偏推定法<sup>(4)</sup>があるが、これはケプストラム法をスペクトル推定の観点から厳密化した方法とみることができる。本論文では、対数スペクトルの不偏推定法における最小化問題を解く際に、LMS アルゴリズムと同様の瞬時的なこう配の推定値を用いることにより、適応ケプストラム分析アルゴリズムを導き、その性質、特徴について議論する。

従来の LMS アルゴリズムに基づく適応フィルタは FIR 形を基本としているが、提案する適応分析系は、指数形の伝達関数をもつ適応フィルタとなり、信号の性質、収束の状態などによらず、フィルタの安定性が保証される。また、従来の LMS アルゴリズムが、フィルタの入力ベクトルと出力から係数を更新しているの

<sup>†</sup> 東京工業大学精密工学研究所, 横浜市  
Research Laboratory of Precision Machinery and Electronics,  
Tokyo Institute of Technology, Yokohama-shi, 227 Japan

\* 現在, 東京工業大学電気電子工学科

\*\* 現在, ソニー株式会社

に対し、本アルゴリズムでは、出力ベクトルのみから係数が更新され、線形予測形の LMS アルゴリズムに比べ、収束が速く、得られる係数の分散が小さいという特徴があることが示される。更に、本分析法では、指数形伝達関数を LMA フィルタによって実現しているが、係数更新および LMA フィルタの演算量は、次数を  $M$  として  $O(M)$  であり、汎用 DSP (Digital Signal Processor) により実時間処理系が容易に実現可能である。合成信号の分析例により、本適応分析法の収束性、特徴などについて検討した上で、実際に、32 bit 浮動小数点 DSP を用いて実現した実時間適応ケプストラム分析系によって自然音声进行分析し、本適応分析法の有効性を示す。

## 2. 適応ケプストラム分析アルゴリズム

### 2.1 対数スペクトルの不偏推定法

対数スペクトルの不偏推定法<sup>(4)</sup>は、ピリオドグラムの対数変換と非線形平滑化によって、相対値の意味で不偏なパワースペクトルの推定値を得る方法であり、ケプストラム法を厳密化した方法とみることができる。ここでは、信号のスペクトルのモデルを

$$H(z) = \exp \sum_{m=0}^M c(m) z^{-m} \quad (1)$$

と、ケプストラム係数  $c(m)$  によって表現し、対数スペクトルの不偏推定法を適用すること、すなわち次の評価関数

$$E = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} [\exp R(\omega) - R(\omega) - 1] d\omega \quad (2)$$

を最小化する  $c(m)$  を求めることを考える。ここで、

$$R(\omega) = \log I_N(\omega) - \log |H(e^{j\omega})|^2 \quad (3)$$

であり、 $I_N(\omega)$  は弱定常過程  $x(n)$  の変形ピリオドグラムとする。

$H(z)$  からゲイン  $K = \exp c(0)$  を除いた伝達関数

$$D(z) = \exp \sum_{m=1}^M c(m) z^{-m} \quad (4)$$

を考えれば、

$$\mathbf{c} = [c(1), c(2), \dots, c(M)]^T \quad (5)$$

に関する式(2)の最小化問題は、

$$\varepsilon = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{I_N(\omega)}{|D(e^{j\omega})|^2} d\omega \quad (6)$$

の最小化と等価となることが示される<sup>(5)</sup>。

ここで、適応分析アルゴリズムを導くために、便宜的に  $I_N(\omega)$  を信号  $x(n)$  のパワースペクトル  $|X(e^{j\omega})|^2$  と考えることにする。このときの問題は、図1のように、逆フィルタ  $1/D(z)$  の出力を  $e(n)$  として、 $e(n)$  の平均

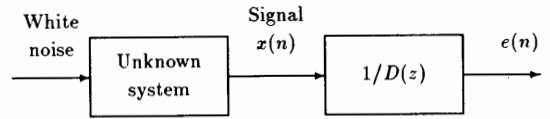


図1 対数スペクトルの不偏推定のブロック図  
Fig. 1 Block diagram of the unbiased estimation of log spectrum.

### 2 乗誤差

$$\varepsilon = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{|X(e^{j\omega})|^2}{|D(e^{j\omega})|^2} d\omega \quad (7)$$

の最小化となる。

また、式(2)を最小化する  $K$  は、式(2)において、 $\partial E / \partial K^2 = 0$  とおけば、 $\mathbf{c}$  に関して最小化された  $\varepsilon$  の値  $\varepsilon_{\min}$  によって、

$$K = \sqrt{\varepsilon_{\min}} \quad (8)$$

と与えられる。

### 2.2 最急降下法

$\varepsilon$  は  $\mathbf{c}$  に関して凸であることが示される<sup>(5)</sup>ので、 $\varepsilon$  の極小点は唯一存在し、

$$\nabla \varepsilon = \left[ \frac{\partial \varepsilon}{\partial c(1)}, \frac{\partial \varepsilon}{\partial c(2)}, \dots, \frac{\partial \varepsilon}{\partial c(M)} \right]^T = 0 \quad (9)$$

を満たす  $\mathbf{c}$  によって与えられる。評価関数が凸関数である場合には、適当なステップ幅  $\mu$  を用いれば、最急降下法によって大域的な最小点を見つけることが可能である。つまり、 $i$  番目の近似値を  $\mathbf{c}^{(i)}$  として、次の近似値  $\mathbf{c}^{(i+1)}$  を

$$\mathbf{c}^{(i+1)} = \mathbf{c}^{(i)} - \mu [\nabla \varepsilon]_{\mathbf{c}=\mathbf{c}^{(i)}} \quad (10)$$

とする操作を繰り返すことにより解を得る。

式(7)を  $\mathbf{c}$  に関して微分すれば、 $\nabla \varepsilon$  は、逆フィルタ出力  $e(n)$  の自己相関ベクトル

$$\mathbf{r} = [r(1), r(2), \dots, r(M)]^T \quad (11)$$

$$r(k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{|X(e^{j\omega})|^2}{|D(e^{j\omega})|^2} e^{j\omega k} d\omega \quad (12)$$

によって、

$$\nabla \varepsilon = -2 \cdot \mathbf{r} \quad (13)$$

と与えられるので、式(10)は、

$$\mathbf{c}^{(i+1)} = \mathbf{c}^{(i)} + 2\mu \mathbf{r}^{(i)} \quad (14)$$

と書くことができる。但し、 $\mathbf{r}^{(i)}$  は、 $\mathbf{c} = \mathbf{c}^{(i)}$  における  $\mathbf{r}$  の値とする。

一般に、収束のためのステップ幅  $\mu$  の理論的な条件を導くことは困難であるが、ここでは評価関数がなめらかな凸関数であることから、最小点の周りの比較的広い範囲にわたって、Hesse 行列

$$\mathbf{H} = \left[ \frac{\partial^2 \varepsilon}{\partial c(i) \partial c(j)} \right]_{M \times M} \quad (15)$$

をもつ2次関数で近似できると考え、ステップ幅のおおまかな収束条件を導いておくことにする。但し、 $\mathbf{H}$ は、式(7)より、逆フィルタ出力  $e(n)$  の自己相関を要素とする行列

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r(0) & r(1) & \cdots & r(M-1) \\ r(1) & r(0) & \cdots & r(M-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(M-1) & r(M-2) & \cdots & r(0) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} r(2) & r(3) & \cdots & r(M+1) \\ r(3) & r(4) & \cdots & r(M+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(M+1) & r(M+2) & \cdots & r(2M) \end{bmatrix} \quad (17)$$

によって

$$\mathbf{H} = 2(\mathbf{R} + \mathbf{Q}) \quad (18)$$

と与えられる。 $\mathbf{H}$ は、 $\varepsilon$ が $\mathbf{c}$ に関して凸であることから、 $\mathbf{c}$ の値によらず正値となり、 $\mathbf{H}$ の固有値はすべて正となる。このとき、最急降下法が収束する $\mu$ の範囲は、 $\mathbf{H}$ の最大固有値を $\lambda_{\max}$ として、

$$0 < \mu < 2/\lambda_{\max} \quad (19)$$

である<sup>(6)</sup>。 $\lambda_{\max}$ の値を知ることは簡単ではないが、

$$\lambda_{\max} \leq \text{tr} \mathbf{H} \quad (20)$$

の関係を式(19)に用いることにより、式(21)の $\varepsilon$ を2次関数で近似して考えたときの最急降下法の収束条件は、

$$0 < \mu < 2/\text{tr} \mathbf{H} \quad (21)$$

と与えることができる。

### 2.3 ケプストラム分析の適応化<sup>(7),(8)</sup>

以上で述べた最急降下法から、ケプストラム法に基づく適応アルゴリズムを導くため、こう配 $\nabla \varepsilon$ の時刻 $n$ における瞬時的な推定値 $\hat{\nabla} \varepsilon$ として

$$\hat{\nabla} \varepsilon = -2e(n)e^{(n)} \quad (22)$$

但し、

$$\mathbf{e}^{(n)} = [e(n-1), e(n-2), \dots, e(n-M)]^T \quad (23)$$

を考える。式(13)より、こう配 $\nabla \varepsilon$ は $e(n)$ の自己相関ベクトル $\mathbf{r}$ で与えられるので、 $\mathbf{c}$ をある一定の値とすると、 $\hat{\nabla} \varepsilon$ の期待値は-

$$\begin{aligned} E[\hat{\nabla} \varepsilon] &= -2E[e(n)e^{(n)}] \\ &= -2\mathbf{r} \end{aligned} \quad (24)$$

となり、 $\nabla \varepsilon$ そのものとなる。こう配の推定値 $\hat{\nabla} \varepsilon$ を用いれば、 $\mathbf{c}$ の時刻 $n$ から $n+1$ への係数更新アルゴリズムは、

$$\mathbf{c}^{(n+1)} = \mathbf{c}^{(n)} + 2\mu e(n)\mathbf{e}^{(n)} \quad (25)$$

となる。

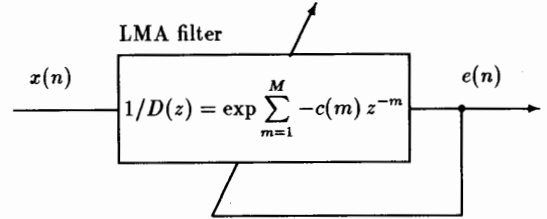


図2 適応ケプストラム分析のブロック図  
Fig. 2 Block diagram of the adaptive cepstral analysis.

ベクトル $\mathbf{c}$ が変化している場合にも、 $-2E[e(n)e^{(n)}]$ が $\nabla \varepsilon|_{\mathbf{c}=E[\mathbf{c}^{(n)}]}$ のよい近似を与えていると仮定すれば、式(25)の期待値をとることによって、 $E[\mathbf{c}^{(n+1)}] = E[\mathbf{c}^{(n)}] - \mu \nabla \varepsilon|_{\mathbf{c}=E[\mathbf{c}^{(n)}]}$  (26) となり、 $\mathbf{c}$ は期待値の意味で通常の最急降下法と同様に収束することになる。

LMS アルゴリズムでは、係数ベクトル

$$\mathbf{a} = [a(1), a(2), \dots, a(M)]^T \quad (27)$$

の時刻 $n$ から $n+1$ への更新は、入力ベクトルを

$$\mathbf{x}^{(n)} = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-M)]^T \quad (28)$$

として、

$$\mathbf{a}^{(n+1)} = \mathbf{a}^{(n)} + 2\mu e(n)\mathbf{x}^{(n)} \quad (29)$$

で行われる<sup>(1)</sup>。すなわち、LMS アルゴリズムでは、入力ベクトル $\mathbf{x}^{(n)}$ と出力 $e(n)$ から係数を更新しているのに対して、式(25)の適応ケプストラム分析アルゴリズムでは、逆フィルタの出力ベクトル $\mathbf{e}^{(n)}$ と出力 $e(n)$ から係数が更新されるのが特徴的な点である。

式(25)より、分析系は、図2に示すように、逆フィルタ出力 $e(n)$ によって係数 $c(m)$ が更新される指数形伝達関数をもつ適応フィルタとなる。 $1/D(z)$ は原理的に最小位相であるため、常に安定であるが、非有理式の伝達関数であり、そのままでは実現できない。逆フィルタ $1/D(z)$ のLMA フィルタ<sup>(9)</sup>による実現と安定性については、3.1で述べる。

本適応アルゴリズムの1回の係数更新に必要な演算は $O(M)$ であり、またLMA フィルタの演算も $O(M)$ であるため、適応ケプストラム分析系の1サンプル当りの演算量は $O(M)$ となる。

### 2.4 適応アルゴリズムの収束性に関する検討

本分析法における最小化問題は非線形であるため、アルゴリズムの収束性、収束時の誤調整などに関する厳密な議論は容易ではない。しかし、 $\mathbf{c}$ が $\varepsilon$ の最小点付近にあって、 $\varepsilon$ を2次関数で近似できるときには、Hesse 行列によって、LMS アルゴリズムと同様の議

論を行うことができる。

LMS アルゴリズムでは、Hesse 行列の最小、最大固有値を  $\lambda_{\min}$ ,  $\lambda_{\max}$  とすれば、 $\lambda_{\min}$  によって収束速度が制限され、 $\lambda_{\max}$  によって誤調整が決められる<sup>(1)</sup>。従って、Hesse 行列の固有値がすべて同じ値をとるとき、つまり、Hesse 行列を作る入力ベクトルが無相関であるとき、最も優れた性能を示すことが知られている。このため、ラティスフィルタによって、入力ベクトルを無相関化した上で、LMS アルゴリズムを適用する形のアルゴリズム<sup>(10)</sup>などが提案されている。

これに対して、適応ケプストラム分析における Hesse 行列は式(18)で与えられるが、 $\varepsilon$  の最小点では  $r=0$  であり、更に式(1)のケプストラムの次数が未知系の次数に等しいか、あるいは大きければ、 $n > M$  でも  $r(n)=0$  となる。このとき、Hesse 行列は、

$$H=2 \begin{bmatrix} r(0) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & r(0) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & r(0) \end{bmatrix} \quad (30)$$

のような対角行列となり、Hesse 行列の固有値はすべて同じ値  $2r(0)$  となる。従って、 $c$  が最小点付近に追従し続ければ、本アルゴリズムは、LMS アルゴリズムが理想的に動作した場合の収束特性を示す。

また、適応ケプストラム分析における Hesse 行列は、初期値を  $c^{(0)}=0$  とすれば、入力  $x(n)$  の自己相関を要素とする行列で与えられるが、適応が進み  $c$  が  $\varepsilon$  の最小点に達したときには無相関化された出力信号  $e(n)$  の自己相関を要素とする行列となる。従って、本アルゴリズムでは、文献(10)などにおける入力ベクトル無相関化のプロセスが、適応アルゴリズム自体の中に組み込まれているとみなすこともできる。

### 3. 適応ケプストラム分析系の構成

#### 3.1 指数形伝達関数の実現

実際に適応ケプストラム分析を行うには、図2に示すように、指数形の伝達関数をもつ逆フィルタ  $1/D(z)$  が必要となる。ここでは、この逆フィルタを LMA フィルタ<sup>(9)</sup>により実現する。式(4)の指数形伝達関数の複素指数関数部分は、

$$\exp w \cong R_L(w) = \frac{1 + \sum_{l=1}^L A_{L,l} w^l}{1 + \sum_{l=1}^L A_{L,l} (-w)^l} \quad (31)$$

の形の  $L$  次有理式により近似することができる。従っ

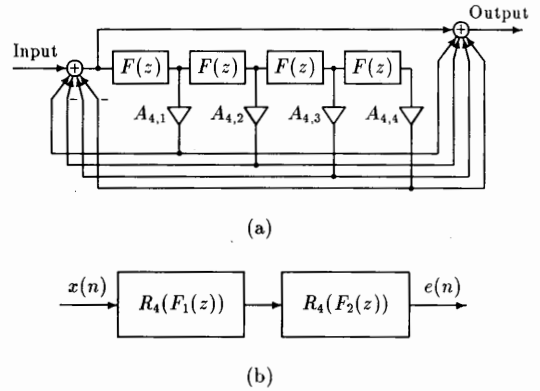


図 3(a)  $R_L(F(z)) \cong 1/D(z)$

(b) 2 段縦接続構成

Fig. 3(a)  $R_L(F(z)) \cong 1/D(z)$   
(b) Two-stage cascade structure.

表 1 有理近似式の係数  $A_{4,l}$  の値

$l$	$A_{4,l}$
1	$4.999273 \times 10^{-1}$
2	$1.067005 \times 10^{-1}$
3	$1.170221 \times 10^{-2}$
4	$5.656279 \times 10^{-4}$

て、次式の FIR フィルタ

$$F(z) = \sum_{m=1}^M -c(m)z^{-m} \quad (32)$$

を基礎フィルタとして、

$$R_L(F(z)) \cong \exp F(z) = 1/D(z) \quad (33)$$

により指数形の逆フィルタ  $1/D(z)$  が近似的に実現できる。  $L=4$  としたときの LMA フィルタ  $R_L(F(z))$  の構成を図 3(a) に示しておく。

ところで、 $c(m)$  が有限の値をとるならば、 $F(z)$ ,  $|z| \geq 1$  の値も有限であり、

$$|F(z)| \leq r, \quad |z| \geq 1 \quad (34)$$

となるような定数  $r$  を選ぶことができる。そこで、近似の範囲を  $|w| \leq r$  として、対数目盛り上での誤差

$$|E_L(w)| = |\log(\exp w) - \log(R_L(w))| \quad (35)$$

の最大値  $\max_{|w| \leq r} |E_L(w)|$  を最小にするように係数  $A_{L,l}$  を定めることにする。  $L=4$ ,  $r=4.5$  として、複素チェビシェフ近似法<sup>(11)</sup>を用いて得られた係数  $A_{L,l}$  の値を表 1 に示す。

このときの  $R_L(w)$  の  $w$  平面上の極・零配置は、図 4(a) のようになり、 $R_L(w)$  は  $|w| \leq r_{\max} = 6.2$  の領域には極も零も含んでいない。従って、

$$|F(z)| \leq r_{\max}, \quad |z| \geq 1 \quad (36)$$

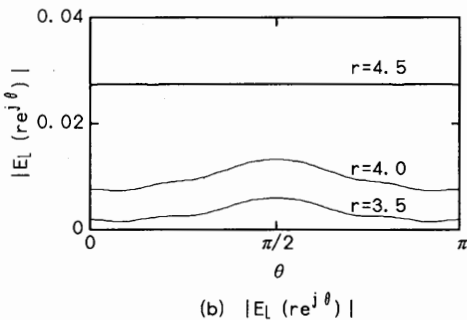
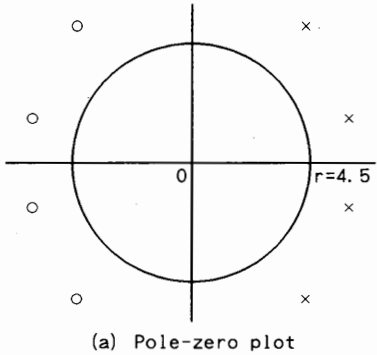


図4  $R_L(w)$ の極・零配置と近似誤差 ( $L=4$ )  
Fig. 4 Pole-zero plot for  $R_L(w)$  and error  $E_L(r e^{j\theta})$  ( $L=4$ ).

のとき、 $R_4(F(z))$ は $|z| \geq 1$ の領域に極も零ももたず、最小位相となる。ところで、 $|F(z)| \leq r$ となるように $r$ を選んでおり、 $r < r_{\max}$ であることから、実現される近似指数形伝達関数 $R_4(F(z))$ は最小位相、つまり安定である。

また、表1の係数を用いたときの近似誤差 $|E_L(r e^{j\theta})|$ は、図4(b)のようになり、 $|w|=4.5$ における近似誤差 $|E_L(r e^{j\theta})|$ の最大値は0.028(0.24 dB)である。一方、最大値の原理により、 $|w| \leq 4.5$ における $|E_L(w)|$ の最大値は、 $|w|=4.5$ に現れることから、実現した指数形伝達関数 $R_4(F(z))$ の理想的な逆フィルタ $1/D(z)$ に対する近似誤差 $|\log(1/D(e^{j\omega})) - \log R_4(F(e^{j\omega}))|$ は、式(34)のもとで、0.24 dB以下となる。

ところで、基礎フィルタの伝達関数 $F(z)$ が、
$$F(z) = F_1(z) + F_2(z) \quad (37)$$

と和の形に分解できる場合には、指数形伝達関数を
$$1/D(z) = \exp(F(z)) = \exp F_1(z) \cdot \exp F_2(z) \\ \cong R_L(F_1(z)) \cdot R_L(F_2(z)) \quad (38)$$

と縦続接続構成とすることができ、 $|z| \geq 1$ における $|F_1(z)|$ 、 $|F_2(z)|$ の最大値 $r_1$ 、 $r_2$ がそれぞれ $|F(z)|$ の最

大値より小さければ、近似の精度を更に上げることができる。以下で述べる分析例では、

$$F_1(z) = -c(1)z^{-1} \quad (39)$$

$$F_2(z) = -\sum_{m=2}^M c(m)z^{-m} \quad (40)$$

として逆フィルタを実現しており、このときのフィルタの構成は図3(b)のようになる。なお、同様の分割法で、 $L=5$ 、 $r_1=r_2=6$ として構成した適応ケプストラム分析系でも、ほとんど同じ分析結果が得られることが実験的に確かめられていることから、 $L=4$ 、 $r_1=r_2=4.5$ で指数形伝達関数は十分よく近似されていると考えられる。

### 3.2 ゲインの推定

音声信号などのように、パワーが時間的に変化する信号を分析する際には、 $c(0)$ あるいは $K$ を推定する必要があるが、式(8)より、 $K$ は逆フィルタ出力 $e(n)$ の最小平均2乗誤差 $\epsilon_{\min}$ 、つまり $\epsilon$ が最小化されたときの $r(0)$ から得られるので、時刻 $n$ の $\epsilon_{\min}$ を

$$r^{(n)}(0) = (1-\lambda) \sum_{i=-\infty}^n \lambda^{n-i} e^2(i) \quad (41)$$

で推定することにする。但し、 $\lambda$ は $0 < \lambda < 1$ の定数である。このような $r^{(n)}(0)$ は、時刻 $n-1$ における $r(0)$ の推定値 $r^{(n-1)}(0)$ から

$$r^{(n)}(0) = \lambda r^{(n-1)}(0) + (1-\lambda)e^2(n) \quad (42)$$

で得ることができる。

また、 $r(0)$ の値が $r(k)$ 、 $k \geq 1$ に対して比較的大きいと仮定した場合における式(21)の収束条件より、時刻 $n$ の $\mu$ の値を

$$\mu^{(n)} = \frac{\alpha}{Mr^{(n)}(0)} \quad (43)$$

と $r(0)$ 、つまりゲインによって正規化することにする。ここで、 $\alpha$ は適当な定数とする。

## 4. 分析例

### 4.1 合成信号の分析

本方法の収束性を確認するため、合成信号の分析を行った。合成信号は、図5のように、8次のLMAフィルタを分散1の白色ガウス雑音、およびインパルス列で励振した出力を用い、LMAフィルタの係数には、男性話者により発声された/e/の分析によって得られたケプストラム係数を与えた。標準化周波数は10 kHzであり、LMAフィルタによって作られる未知系の特性は図6のようである。インパルス列の周期は1.6 ms、分析次数は $M=8$ とし、初期値は $c^{(0)}=0$ としている。この例では、3.2で述べたゲインの推定は行ってい

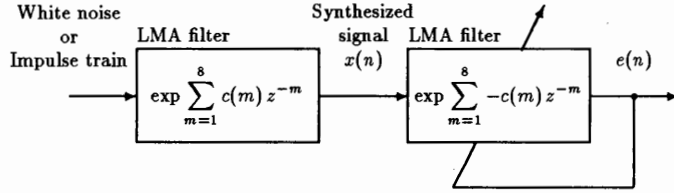


図 5 シミュレーションの構成  
Fig. 5 Block diagram of the simulation

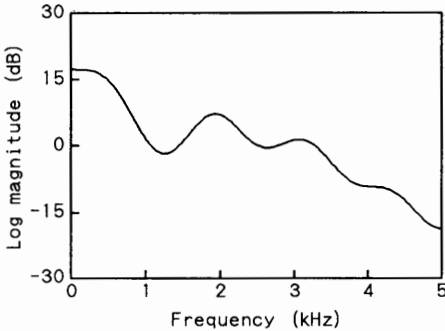
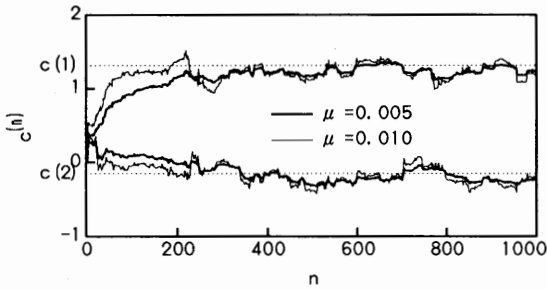
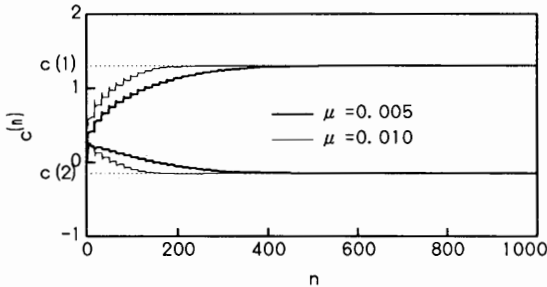


図 6 未知系の対数振幅特性  
Fig. 6 Log magnitude response of the unknown system.



(a) White noise



(b) Impulse train

図 7 ケプストラム係数  $c^{(n)}(1)$ ,  $c^{(n)}(2)$  の収束の様子  
Fig. 7 Convergence of cepstral coefficients  $c^{(n)}(1)$  and  $c^{(n)}(2)$ .

ない。

結果は図 7 に示すとおりである。従来の線形予測形の LMS アルゴリズムによって同じ信号を分析した場合、1,000 サンプル以上の繰返しを必要とするのに比べ、非常に速く収束しており、収束時の係数の分散も小さいことがわかる。特に、未知系の励振信号がパルス列のときには、係数はほぼ真値に収束し、ほとんど変動しないという特徴を示しているが、これは以下のような理由による。

式(25)より、ある時刻  $n$  における  $m$  次の係数  $c^{(n)}(m)$  は、 $m$  点離れた二つの逆フィルタ出力である  $e(n)$  と  $e(n-m)$  の積で更新される。従って、係数が真値に収束したなら、 $e(n)$  は未知系の励振信号であるインパルス列となるため、分析次数  $M$  がインパルス列の周期より小さければ、 $e(n)$  と  $e(n-m)$  のいずれかは零であり、係数は全く変動しないことになる。

#### 4.2 音声の実時間分析例

4.1 のシミュレーション結果から、適応ケプストラム分析アルゴリズムは、音声信号などにも十分追従できる収束特性をもつと考えられる。そこで、ここでは、DSP により実現した適応ケプストラム分析系によって自然音声の分析を行った結果を図 8 に示す。

信号は男性話者が発声した「南部では東の風」で、標準化周波数は 10 kHz である(図 8 (a))。分析次数  $M=25$ ,  $\alpha=0.15$ ,  $\lambda=0.98$  とし、推定されたケプストラム係数から得られる対数振幅スペクトルを 100 サンプルごとにプロットしたのが図 8 (c) である。比較のため、図 8 (b) に対数スペクトルの不偏推定法によって得られた対数振幅スペクトルを示してある。不偏推定法による分析は、25.6 ms のブラックマン窓を用いて行った。図 8 (d) は、1 次から 4 次までのケプストラム係数  $c(1) \sim c(4)$  の時間変化を不偏推定法と適応分析法で比較したものである。不偏推定法は波形に窓かけを行い、ブロック処理をしているのに対し、適応分析では波形に窓かけがされていないこと、 $e(n)$  の自己

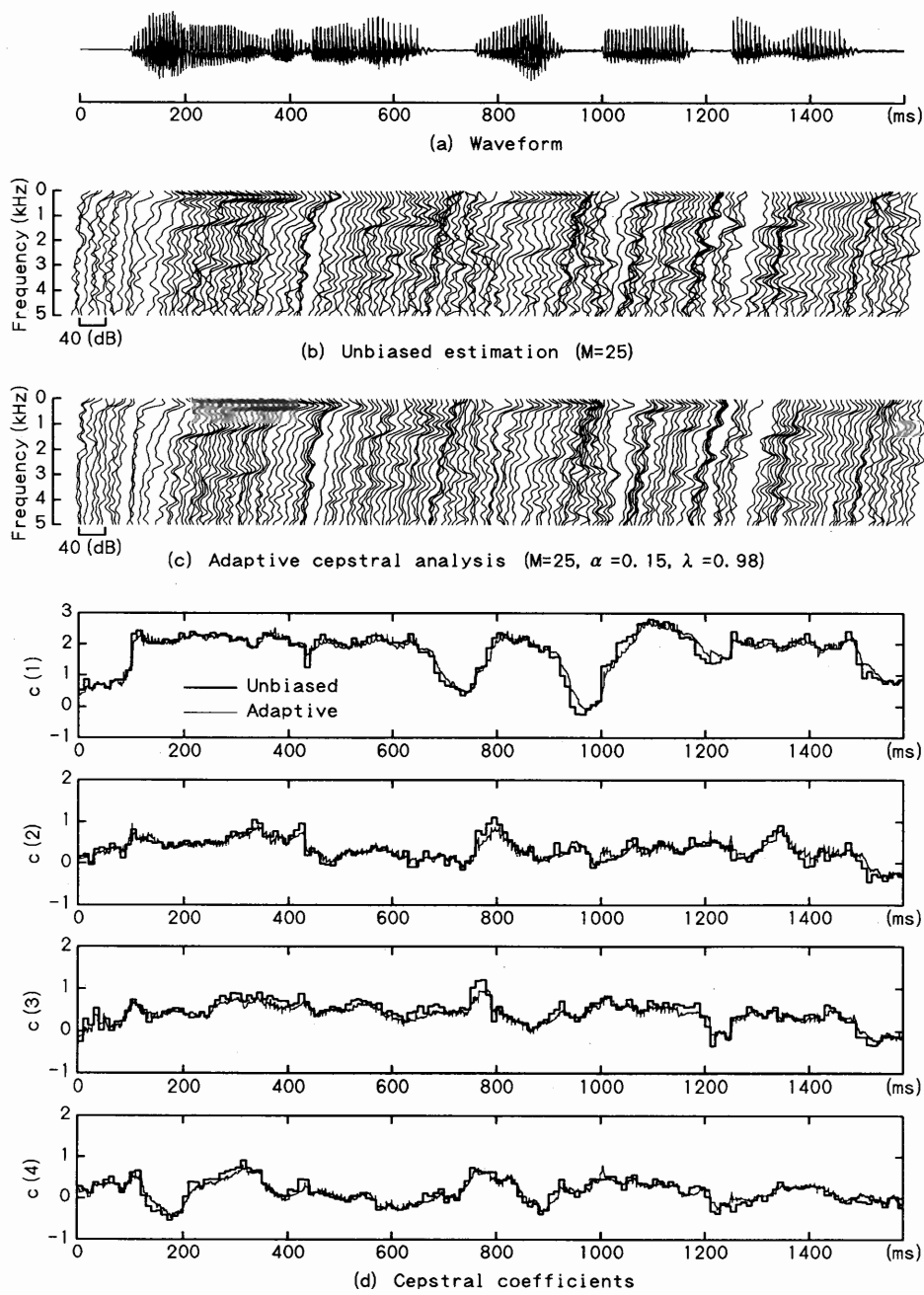


図 8 「南部では東の風」の分析結果 ( $M=25$ )  
Fig. 8 An example of the adaptive cepstral analysis for natural speech ( $M=25$ ).

相関ベクトルの瞬時推定値を用いていることなどの点が異なるため、ケプストラム係数の値そのものについて少し差異が見られるが、ケプストラム係数の時間変化を比較すると、よく一致していることがわかる。

ここで用いた適応ケプストラム分析系は、32 bit 浮動小数点 DSP (NEC  $\mu$  PD77230)<sup>(12)</sup> によって実現されている。1 サンプル当りの処理時間は、ゲインの推定およびケプストラム係数の更新に約 29  $\mu$ s, LMA フ

フィルタに約 30  $\mu$ s, 合計約 59  $\mu$ s であり, サンプルング周期 100  $\mu$ s (標準化周波数 10 kHz) に対しても十分余裕がある. なお, 計算機上での浮動小数点演算を用いた分析と, 実現した実時間分析系は, 計算精度の範囲内で同一の結果が得られることが確かめられている.

## 5. む す び

適応ケプストラム分析アルゴリズムを提案し, その特徴, 性質について述べた. 提案する適応分析系は, 指数形の伝達関数をもつ IIR 形の適応フィルタとなり, フィルタの安定性が保証されること, 線形予測形の LMS アルゴリズムに比べ, 収束が速く, 得られる係数の分散が小さいことなどの特徴をもつ. 少ない演算量 ( $O(M)$ ) で, 各標本点ごとのケプストラム係数を得ることができ, 音声の符号化, 認識などでその有用性が期待される. また, 新しい形の適応フィルタとして, 適応等化器, エコーキャンセラなどにも応用が可能であると考えられる.

本論文では, LMA フィルタを 2 段縦続構成としたが, その他の多段構成, あるいは指数関数の有理式近似を多項式近似に置き換えた構成などを用いることもできる. このようなフィルタの構造の違いにより, 分析結果は若干異なってくることがわかっているが, 詳しい解析のためには LMA フィルタの動的システムとしての取扱いが必要と考えられ, これは今後の課題である.

また, 本論文では, ケプストラムをパラメータとする場合についてのみ述べたが, 一般化ケプストラムを係数とするデジタルフィルタ<sup>(13),(14)</sup>, あるいは MLSA フィルタ<sup>(15)</sup>を用いることにより, 一般化ケプストラム, メルケプストラムをパラメータとする適応分析が可能であり, このような点については, 稿を改めて報告の予定である.

## 文 献

- (1) B. Widrow and S.D. Stearns: "Adaptive Signal Processing", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N. J. (1985).
- (2) S.T. Alexander: "Adaptive Signal Processing", Springer-Verlag, New York (1986).
- (3) 宮永喜一, 三木信弘, 永井信夫: "自己回帰移動平均係数の短時間最適推定", 信学論(A), **J66-A**, 1, pp. 1-8 (昭 58-01).
- (4) 今井 聖, 古市千枝子: "対数スペクトルの不偏推定", 信学論(A), **J70-A**, 3, pp. 471-480 (昭 62-03).
- (5) 徳田恵一, 小林隆夫, 山本竜太郎, 今井 聖: "一般化ケプストラムをパラメータとする音声のスペクトル推定",

信学論(A), **J72-A**, 3, pp. 457-465 (平 01-03).

- (6) S. L. S. Jacoby, J. S. Kowalik, J. T. Pizzo 著, 関根訳: "非線形最適化問題の反復解法", 培風館(昭 51).
- (7) 徳田恵一, 小林隆夫, 塩本祥司, 今井 聖: "適応ケプストラム分析の検討", 信学技報, **SP88-53**, **DSP88-23** (1988-09).
- (8) 塩本祥司, 小林隆夫, 徳田恵一, 今井 聖: "適応ケプストラム分析を用いる音声信号処理", 第 3 回デジタル信号処理シンポジウム講義集 (1988-12).
- (9) 今井 聖: "対数振幅近似(LMA)フィルタ", 信学論(A), **J63-A**, 12, pp. 886-893 (昭 55-12).
- (10) L.J. Griffiths: "An adaptive lattice structure for noise-canceling applications", Proc. ICASSP-78, pp. 87-90 (April 1978).
- (11) 小林隆夫, 今井 聖: "IIR デジタルフィルタの対数振幅・位相特性の複素チェビシェフ近似", 信学技報, **DSP89-4** (1989-04).
- (12) 日本電気: " $\mu$ PD77230 ユーザーズ・マニュアル", (1988).
- (13) 小林隆夫, 今井 聖: "一般化ケプストラムによる音声の合成", 信学論(A), **J65-A**, 3, pp. 245-252 (昭 57-03).
- (14) 徳田恵一, 小林隆夫, 今井 聖: "一般化ケプストラムをパラメータとする音声合成", 昭 63 信学春季全大, A-34, 1-34.
- (15) 今井 聖, 住田一男, 古市千枝子: "音声合成のためのメル対数スペクトル近似(MLSA)フィルタ", 信学論(A), **J66-A**, 2, pp. 122-129 (昭 58-02).

(平成元年 10 月 26 日受付, 2 年 1 月 29 日再受付)



徳田 恵一

昭 59 名工大・工・電子卒, 平 1 東工大大学院博士課程了. 同年東工大電気電子工学科助手, 工博. デジタル信号処理, 音声情報処理の研究に従事. IEEE 会員.



小林 隆夫

昭 52 東工大・工・電気卒, 昭 57 同大大学院博士課程了. 同年東工大精密工学研究所助手, 現在, 同助教教授, 工博, デジタル信号処理, 音声情報処理の研究に従事, 日本音響学会, IEEE 各会員.





**塩本 祥司**

昭 62 東工大・工・情報卒。平 1 同太大学  
院修士課程了。在学中、適応信号処理、音  
声情報処理の研究に従事。現在、ソニー株  
式会社勤務。



**今井 聖**

昭 34 東工大・工・電気卒。昭 39 同太大学  
院博士課程了。同年東工大・精密工学研  
究所助手。昭 43 同大助教授。昭 54 同大教  
授。工博。デジタル信号処理、音声の合  
成および認識の研究に従事。45 年度精機学  
会論文賞受賞。著書「デジタル信号処理」

など。計測自動制御学会、日本音響学会、IEEE、ASA 各会員。