

過去の時変特性を考慮した非定常信号の block 処理

正 員 木 竜 徹[†] 正 員 飯 島 泰 蔵^{††} 正 員 斉 藤 義 明[†]

A Block Processing of Non-stationary Signals Regarding the Prior Estimated Time-Varying Characteristics

Tohru KIRYU[†], Taizo IJIMA^{††} and Yoshiaki SAITOH[†], Members

あらまし 非定常信号を block (分析区間) ごとに解析する場合、従来の処理法では区間長を長くするほど推定誤差の分散は抑えられるがバイアスは大きいままである。この問題は、区間内での時変性パラメータの特徴(時変特性)をいかにモデル(非定常モデル)化するにかかっている。本論文では、非定常モデルとして、過去の推定結果を現時点の分析区間内での時変特性として組み込む非線形非定常モデルを提案する。非線形非定常モデルでは、現時点での時変性パラメータを過去からの延長線上で考える。また、これによる推定法では観測信号を時変特性で補償する。その結果、局所準定常処理での区間内線形な時変特性モデルに代わって、時変特性の非線形性をモデル化できる。また、時変特性を関数近似した従来の非定常モデルによる推定法に比べて、推定すべきパラメータの数も次数分で抑えられる。具体的には、過去の推定結果を現時点の観測信号に合わせるための参照値 β_i (分析区間内時不変) が必要である。 β_i として真値を与え、時変特性を完全にモデル化したときのシミュレーション実験によれば、区間長を長くしても従来の非定常モデルよりバイアスをかなり低減できた。今後、実用的な推定法とするには β_i の本質的な役割などを検討する必要がある。

1. ま え が き

時変性パラメータを処理する場合、アダプティブ的な recursive 処理と分析区間のシフトによる厳密な block 処理とがある⁽¹⁾。本論文では、block 処理の立場から非定常信号における区間 (block) 長の問題点を踏まえて、時変特性(時変性パラメータが時間変化して行く特徴)のモデル化によるバイアスの少ない時変性パラメータ推定法について検討する。

区間長は統計的にはサンプル数に相当し、その面からの検討は定常信号では既に行われている。非定常信号における特殊性は、区間内におけるパラメータが時不変ではなく時変パラメータである点にある。実際に脳波や筋電図等の生体信号で見られる非定常性は、滑らかな時変特性やモデル次数の時間的変化を伴う。この場合、音声のようなピッチは存在しない。従って、分析区間長の設定は経験的に分散を抑えるだけの基準

しかなく、バイアスに関しては非常にあいまいとならざるをえなかった⁽²⁾。すなわち、長過ぎた区間長に対するバイアス増加の事実を正確に知る手だてはなかった。このような問題は、信号処理に限らず画像処理でも対象を変えて同様に現れる話題である。しかし、以上の分野では区間長を推定誤差の観点から積極的に議論したものは見当たらない。

従来の区間長に関する推定誤差問題は、区間内での時変特性を無視あるいは意識していなかったことに起因していると考えられる。すなわち音声⁽³⁾や脳波⁽⁴⁾の局所定常処理では、区間長を短く設定するか可変長区間長とすることで、時変特性を区間内時不変と仮定する対処療法的な立場であった。一方、時変特性を関数近似でモデル化しようとした試みは、T. Rao⁽⁵⁾に始まり Y. Grenier⁽⁶⁾によってより発展した方法として提案された。また、局所準定常処理⁽⁷⁾は時変パラメータの1次変動で局所的な時変特性をモデル化し、バイアスの少ない結果を示した。これらは、分析区間内での時変特性を意識した処理法である。

以上の考察から、著者らは時変特性を更にうまくモデル化できれば、区間長に関する推定誤差の問題も解決するものと考えた。具体的には、分析区間内の時変

[†] 新潟大学工学部情報工学科, 新潟市
Faculty of Engineering, Niigata University, Niigata-shi, 950-21 Japan

^{††} 東京工科大学工学部情報工学科, 八王子市
Faculty of Engineering, Tokyo Engineering University, Hachioji-shi, 192 Japan

特性を非線形的にモデル化する非線形非定常モデルを提案する。非線形非定常モデルでは、新たに分析区間内で推定すべきパラメータを過去からの時変特性の延長線上にあるものとする。非線形非定常モデルによれば、区間長を長くしてもバイアスを小さく抑えられる可能性が示された。

2. 非定常モデル

非定常信号での分析区間内 n ($n=1, \dots, N$) 時点における線形予測式を、 p 次の時変性パラメータ $\alpha(n)_i$ で

$$s_n = \sum_{i=1}^p \alpha(n)_i s_{n-i} + \varepsilon_n \quad (1)$$

と仮定する。但し、 s_n は分析区間内 n 時点の観測信号値、 ε_n は正規白色雑音で表される予測誤差である。

block 処理では、観測系の絶対時間と分析区間内で設定される相対時間が存在し、分析区間を絶対時間軸上でシフトさせながら処理が進められる。従来、処理は分析区間ごとに独立しており、個々の分析結果を絶対時間軸上に並べていた。2.2 で提案する新しい非定常モデルは、過去に得られた絶対時間軸上の時変特性を分析区間内の相対時間軸上に組み込むものである。

2.1 従来のモデル

分析区間内での時変性パラメータ $\alpha(n)_i$ の非定常モデル $\tilde{\alpha}(n)_i$ には、大きく分けて1次のマルコフ過程によるものと関数近似によるものがある。

逐次的な処理である1次のマルコフ過程による場合、絶対時間軸上で時変特性は以下のようにモデル化された⁽⁸⁾⁻⁽¹⁰⁾。

$$a_{m,i} = a_{m-1,i} + \varepsilon_{m-1,i} \cdot q_i \quad (2)$$

但し、 $a_{m,i}$ は m 番目のフレームでの推定値、 $\varepsilon_{m-1,i}$ は正規白色雑音、 q_i は $a_{m,i}$ の時間変化の速さを決定するパラメータである。

一方、関数近似による場合、 $\tilde{\alpha}(n)_i$ は

$$\tilde{\alpha}(n)_i \equiv \sum_{j=1}^q a_{ij} \Phi(n)_j \quad (3)$$

とモデル化された^{(6),(11),(12)}。但し、 a_{ij} は時間に依存しない係数、 $\Phi(n)_j$ は時変特性を線形結合でモデル化するための基底関数である。

block 処理での局所準定常処理では、任意の時刻における時変特性を局所的には1次変動でモデル化できると考えた。すなわち、時変特性を

$$\tilde{\alpha}(n)_i \equiv a_i + w(n) \cdot \Delta a_i \quad (4)$$

とした^{(7),(13),(14)}。 a_i は区間内代表値、 Δa_i はその1次変

動成分である。 $w(n)$ は、時変特性を表す1次関数であり、 $\tilde{\alpha}(n)_i = a_i$ とする時刻で零とする。また、区間内すべての時刻で、 $w(n) = 0$ とすれば、式(4)は局所定常処理での非定常モデルとなる。なお、 Δa_i が次数に関係し、 $w(n)$ は次数に無関係である。

2.2 今回のモデル

いま、式(1)で仮定した $\alpha(n)_i$ を区間内で推定される代表値と非線形関数による時変特性との和で、改めて

$$\alpha(n)_i \equiv a_i + v(n)_i \quad (5)$$

と仮定する。ここで、時変特性 $v(n)_i$ は各次数ごとに別々に考慮し、 $\alpha(n)_i = a_i$ とする時刻で零とする。

具体的には、新たな非定常モデル、

$$\tilde{\alpha}(n)_i \equiv a_i + (a_{m(n),i} - \beta_i) \quad (6)$$

を考える。但し、 $a_{m(n),i}$ は現時点より過去の絶対時間軸上 m 番目の区間で得られた推定結果であり、現在の分析区間内では相対時間軸上で n 時点の時変特性として取り扱われる。また、 β_i は別途与える推定時刻での a_i に関連した一種の参照値である。 β_i は相対時間軸上では時不変の一定値として与えるが、絶対時間軸上では観測信号の時変性に応じて変化させる。

新しい非定常モデルによれば、現時点の分析区間での a_i の推定に、過去の推定結果 $a_{m(n),i}$ を β_i でレベルシフトした時変特性が使われている。従って、時変特性に現れる非線形的な特徴をも直接モデルに含めることが可能である。以下、このモデルを非線形非定常モデルと名づける。

3. 時変特性の検討

3.1 推定誤差への影響

推定誤差に与える時変特性の影響について、非定常モデルごとに、最小2乗推定の予測誤差の観点から検討する。具体的には、局所定常処理、局所準定常処理、更に非線形非定常モデルによる方法を比較した。

いま、局所定常処理の場合の線形予測式を区間内の信号にあてはめ、ベクトル $(s, \alpha^{(p)}, \xi)$ と行列 $(H_{1,p})$ で、以下のように表す⁽⁷⁾。

$$s = H_{1,p} \alpha^{(p)} + \xi \quad (7)$$

但し、 s は信号、 $H_{1,p} \alpha^{(p)}$ は推定値、 ξ は予測残差である。 $\alpha^{(p)}$ の最小2乗推定は一般逆行列の形式で

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}^{(p)} &= (H_{1,p}^T H_{1,p})^{-1} H_{1,p}^T s \\ &= (H_{1,p}^T H_{1,p})^{-1} (H_{1,p}^T H_{1,p}) \alpha^{(p)} \\ &\quad + (H_{1,p}^T H_{1,p})^{-1} H_{1,p}^T \xi \\ &= \alpha^{(p)} + (H_{1,p}^T H_{1,p})^{-1} H_{1,p}^T \xi \end{aligned} \quad (8)$$

となる。すなわち、 $\hat{a}^{(p)}$ の推定誤差の分散およびバイアスは、残差 ξ の時間領域での特徴の影響を受けることがわかる。以下ではこの残差について検討する。

最小 2 乗推定でパラメータを推定する場合、式(1)の予測誤差に関して

$$E_t[\varepsilon_n] = 0 \quad (9)$$

$$E_t\{[\varepsilon_n - E_t[\varepsilon_n]]^2\} = E_t[\varepsilon_n^2] = \sigma^2 \rightarrow \min \quad (10)$$

となれば、バイアスのない分散の小さな推定が可能である。但し、 $E_t[\cdot]$ は、区間内での時刻 $n=1, \dots, N$ におけるサンプルの時間領域の期待値操作を表す。

いま、式(1)での $\alpha(n)_i$ に対し非定常モデル $\hat{\alpha}(n)_i$ で線形予測式を立てると、残差 ξ_n は

$$\xi_n = s_n - \sum_{i=1}^p \hat{\alpha}(n)_i s_{n-i} \quad (11)$$

$$= \sum_{i=1}^p (\alpha(n)_i - \hat{\alpha}(n)_i) s_{n-i} + \varepsilon_n \quad (12)$$

となる。 ε_n は式(9)、(10)を満たす予測誤差である。残差 ξ_n に対して、最小 2 乗推定を適用する場合、その平均値と分散は、

$$\begin{aligned} E_t[\xi_n] &= E_t\left[\sum_{i=1}^p (\alpha(n)_i - \hat{\alpha}(n)_i) s_{n-i}\right] + E_t[\varepsilon_n] \\ &= E_t\left[\sum_{i=1}^p (\alpha(n)_i - \hat{\alpha}(n)_i) s_{n-i}\right] \quad (13) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E_t\{[\xi_n - E_t[\xi_n]]^2\} &= E_t\left\{\left[\sum_{i=1}^p (\alpha(n)_i - \hat{\alpha}(n)_i) s_{n-i} + \varepsilon_n - E_t[\xi_n]\right]^2\right\} \\ & \quad (14) \end{aligned}$$

となる。式(13)はバイアスの存在を示している。非定常モデル $\hat{\alpha}(n)_i$ が完全に正しければ、式(13)、(14)は式(9)、(10)と等しくなり、最小 2 乗推定はバイアスのない最小分散での推定結果を与える。以下、このような観点から各処理法について吟味する。

[局所定常処理] 局所定常処理では、式(1)は以下のように展開され、

$$s_n = \sum_{i=1}^p a_i s_{n-i} + \sum_{i=1}^p (\alpha(n)_i - a_i) s_{n-i} + \varepsilon_n \quad (15)$$

右辺第 2、3 項を残差とみなして最小 2 乗推定により a_i を推定する。局所定常処理では時変特性を時不変としているため、非定常信号での右辺第 2 項の誤差が大きく、推定値のバイアスも大きいものと予想される。

[局所準定常処理] いま、式(4)での従来の局所準定常処理との対応を考えて、 $\alpha(n)_i$ を改めて以下のように仮定する。

$$\alpha(n)_i = a_i + f(n)_i \Delta a_i \quad (16)$$

但し、 $f(n)_i$ は次数 i での時変特性を表し、分析区間

内で真値 a_i が推定される時刻で $f(n)_i = 0$ とする。また、 Δa_i は局所準定常処理での推定値であり、これに伴う定数倍の項は $f(n)_i$ に含めるものとする。

式(4)の $\hat{\alpha}(n)_i$ と式(16)の $\alpha(n)_i$ を考慮して、式(1)を展開すると以下のようなになる。

$$\begin{aligned} s_n &= \sum_{i=1}^p a_i s_{n-i} + w(n) \cdot \sum_{i=1}^p \Delta a_i s_{n-i} \\ &+ \sum_{i=1}^p (f(n)_i - w(n)) \Delta a_i s_{n-i} \\ &+ \sum_{i=1}^p (a_i - a_i) s_{n-i} + \varepsilon_n \quad (17) \end{aligned}$$

局所準定常処理では a_i と Δa_i を推定し、右辺第 3 ~ 5 項は残差である。特に、右辺第 3 項は時変特性の誤差、第 4 項は真値との誤差である。これを局所定常処理と比較すると、式(15)の残差のうち式(17)では、 $w(n) \cdot \Delta a_i$ 成分による右辺第 2 項が新たにモデル化され残差から除かれている。

[非線形非定常モデル] 非線形非定常モデルで過去の推定結果を有効に使うため、 N 時点の a_i を推定することを考える。すなわち、式(6)の $(a_{m(n),i} - \beta_i)$ を推定すべき最終時点 (N) で零として線形予測式を表すと

$$s_N = \sum_{i=1}^p a_i s_{N-i} + \xi_N \quad (18)$$

・ $n < N$ 時点では

$$s_n = \sum_{i=1}^p a_i s_{n-i} + \sum_{i=1}^p (a_{m(n),i} - \beta_i) s_{n-i} + \xi_n \quad (19)$$

となる。これを式(15)の局所定常処理と比較すると、式(19)では時変特性 $(a_{m(n),i} - \beta_i)$ による右辺第 2 項が新たにモデル化され、残差から除かれている。

N 時点では残差は式(15)のように表される。 $n < N$ 時点では、式(5)の $\alpha(n)_i$ と式(6)の $\hat{\alpha}(n)_i$ を考慮し、式(19)を式(1)に合わせて展開すると

$$\begin{aligned} s_n &= \sum_{i=1}^p (a_{m(n),i} - \beta_i) s_{n-i} \\ &= \sum_{i=1}^p a_i s_{n-i} + \sum_{i=1}^p \{(v(n)_i - (a_{m(n),i} - \beta_i)) \\ &+ (a_i - a_i)\} s_{n-i} + \varepsilon_n \quad (20) \end{aligned}$$

となる。 a_i は推定すべきパラメータ、右辺第 2 項は時変特性の誤差と真値からの誤差との和である。形式的には従来の局所準定常処理と同様であるが、観測信号 s_n を時変特性で補償して、 a_i のみを推定しようとする点が異なる。いま、 β_i として a_i (真値) を代入すると、右辺第 2 項は以下のようになり、

$$\sum_{i=1}^p \{(v(n)_i - (a_{m(n),i} - a_i)) + (a_i - a_i)\} s_{n-i} \quad (21)$$

時変特性 ($a_{m(n),i} - a_i$) が $v(n)_i$ にほとんど近くなって残差は減少する。従って、過去の推定結果で得られた非線形な時変特性 $a_{m(n),i}$ と真値に近い β_i を与えれば、区間長が長いときでの残差の増加を抑えることができると思われる。

3.2 非線形非定常モデルによる一推定法

式(21)のように、 β_i に真値を与えることは実際的ではない。以下では、共分散法による推定結果を β_i とする一推定法について述べる。但し、 $a_{m(n),i}$ の m は現在の分析区間を絶対時間軸上 l 番目として、

$$m = l - (N - n) \quad (22)$$

とする。例えば第1分析区間内 $N-1$ 時点では ($l=1, n=N-1$), $m=0$ での $a_{m(n),i}$ を次数分だけ用意する。

[推定法のアルゴリズム]

(a) 分析区間をシフトしながら、あらかじめ共分散法で過去の時変特性 $\{a_{m(n),i}, m=2-N, \dots, 0\}$ を求め第1分析区間での初期値とする。

(b) 現時点 l 番目の分析区間内で、推定する時点 ($n=N$) での仮の推定値を共分散法で求める。

(c) (b) で求めた仮の推定値を β_i とし、 $N-1$ 時点までの過去の時変特性 $\{a_{m(n),i}, m=l-(N-1), \dots, l-1\}$ を用いて、式(20)のように観測信号を補償する。

(d) 正規方程式を解き、新たな推定値 a_i を得る。

(e) a_i を $m=l$ での値として時変特性に加え、次

の分析区間の $\{a_{m(n),i}, m=l-(N-2), \dots, l\}$ を作成する。分析区間を絶対時間軸方向にシフト ($l \rightarrow l+1$) して(b)へ戻る。以上、(b)~(e)の処理を繰り返す。

3.3 シミュレーション結果

非線形非定常モデルを用いる場合は2通りの推定を行う。第1に、分散とバイアスを分離して評価するため、式(20)の β_i として a_i (真値) を与える。この場合、時変特性はほぼ完全にモデル化されたことになる。第2に、3.2のアルゴリズムを用い β_i として共分散法で求めた推定値を与える。但し、 $a_{m(n),i}$ にはこれらの方法によって推定された過去の推定値を用いる。

図1(a)は、生体信号(筋電図)で見られた非定常信号をモデル化して合成したものである⁽⁷⁾。実際には、次数の変化を伴った非定常信号であり、合成時の反射係数 ($K^{(i)}$; i 次, i 番目の線形予測係数) のうち、 $K^{(1)}$, $K^{(2)}$ での滑らかな時変特性や $K^{(3)} \sim K^{(5)}$ での零に近い値の推定結果を評価する上で適している。

図1(c)~(f)は各々の非定常モデルによる推定結果である。特に、図1(b)の矢印の時間付近では非線形非定常モデル (β_i は真値; 図1(e)) が他のモデルに比べて明らかにバイアスを抑え、 $K^{(1)}$ と $K^{(2)}$ の真値に見られる滑らかな時変特性が得られた。また、3.2のアルゴリズムによる推定結果(図1(f)) は共分散法の結果(図1(c))に近い。なお、 β_i の設定に要する

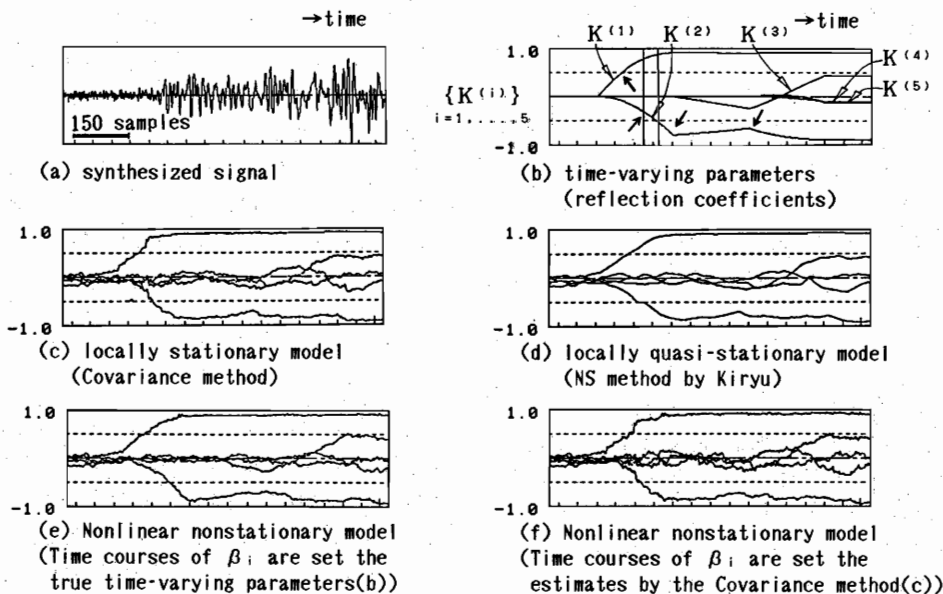


図1 非定常モデルに対する推定結果 (区間長=150 サンプル)
 Fig.1 Estimated results of time-varying parameters by each nonstationary time course model. A finite length is 150 samples.

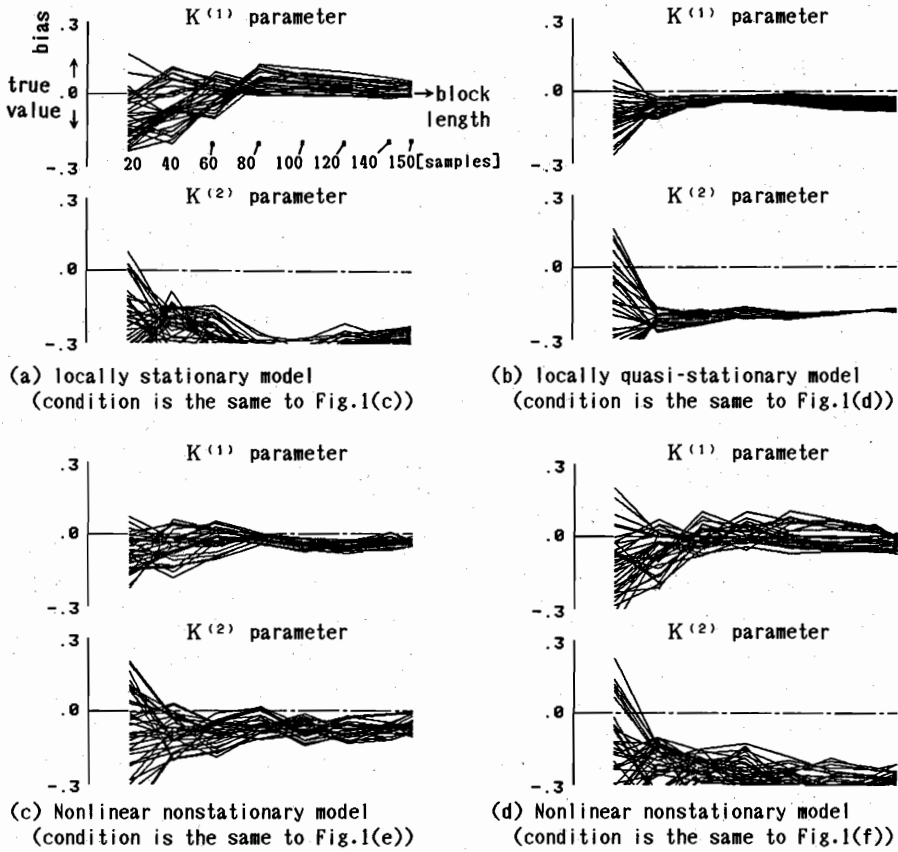


図2 推定値と区間長に関する誤差解析
 Fig.2 Evaluation of the error of estimates with each block length by each non-stationary model. Superimposed lines are the estimates at each time position of the interval showed with the parallel lines in Fig.1(b).

時間を除けば、計算時間は共分散法と同程度であった。
 図2はこれらを数値的に表したもので、縦軸はバイアスを表し(理論値と等しければ零)横軸は区間長(20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, 150 サンプル)を表している。折れ線は、図1(b)の縦線で囲まれた区間で、推定時点を1サンプルごとにシフトした時の推定結果を重ね書きしたものである。この区間は最も時変特性が変化している区間である。処理の結果、従来経験的にいわれてきたように、全般に区間長が短いほど分散が大きかった。また、バイアスは β_i を真値とする非線形非定常モデルで最も小さかった(図2(c))。すなわち、非線形非定常モデルでは、区間長を長くしてもバイアスが小さくならず、区間長を長くすることによる分散の低減効果が有効に働いた。これは、全く定常信号での統計的な性質と同じと考えられる。一方、3.2のアルゴリズム(図2(d))では共分散法(図2(a))

に比べて多少分散は大きい。これは、 β_i として与えた時変特性が滑らかではなかったことも影響していると思われる。しかし、 $K^{(2)}$ で見られるようにバイアスは多少抑えられる傾向にある。なお、周波数変化・帯域変化の非定常信号に対しても同程度の結果が得られた⁽¹⁵⁾。

最後に、式(7)の $H_{1,p}$ の信号として図1(a)と同じものを用い、 β_i としてその信号を合成した時変特性パラメータとは全く異なる時不変な定常値を与えた場合の推定結果を図3に示す。この結果は、過去の推定結果を現在のblock処理に組み込む際に、 $H_{1,p}$ を構成する信号に十分対応した β_i による時変特性で観測信号を補償しなければ、推定結果が悪くなることを示している。

以上のように、時変特性をモデル化することにより非定常信号をある程度補償すれば、バイアスの少ない

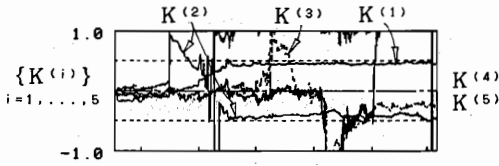


図3 β_i として時不変のパラメータを与えた場合の分析結果 ($\{K^{(i)}\}$ の真値=0.94, -0.89, 0.48, -0.12, -0.02に対して β_i を設定)

Fig. 3 Estimated results by the nonlinear non-stationary model in condition of time-invariant $\{\beta_i\}$.

パラメータが推定できそうである。

4. 考 察

従来の方に対する非線形非定常モデルの推定法としての特徴を、最小2乗推定における幾何学的関係と時変特性の具体的な取扱いの観点から比較する。

4.1 最小2乗推定における幾何学的関係

局所定常処理での正規方程式は式(7)より、

$$H_{1,p}^T s = (H_{1,p}^T H_{1,p}) a^{(p)} \quad (23)$$

となる。このとき、幾何学的には $a^{(p)}$ の最小2乗推定は信号ベクトル s を信号系列の張る推定空間 $S(H_{1,p})$ 上へ正射影することに相当する。また、予測残差ベクトル ξ はノルム最小となっている。しかし、 ξ のノルム最小は推定誤差のバイアス零 (ξ のノルム零) を意味するものではない。この点は、2.で述べた非定常モデルの設計と、最小2乗推定でどのような s および $S(H_{1,p})$ を設定するかにかかわってくる (図3参照)。

s および $S(H_{1,p})$ の設定に関して、大きく分けて次の二つの立場が考えられる。

(1) 線形予測式を拡張してそれに合うように推定空間を変形し ($S(H_{1,p}) \rightarrow S(L)$)、信号ベクトルは変形しない。時変特性の非線形性は推定空間上にモデル化 (図4(a))。推定値ベクトル $L\gamma$ されるため、推定される時変性パラメータ γ の成分数はモデル次数の整数倍となる。時変特性は既知の関数や局所的な1次変動で近似される。また、推定空間を信号以外の成分で構成することもできる⁽¹⁴⁾。しかし、推定空間の次元が大きくなりすぎるため、推定精度や計算時間等に欠点がある。

式(3)、式(17)の従来の方が(1)に相当する。例えば、式(7)に対して式(17)は以下のようになり⁽⁷⁾、

$$s = (H_{1,p} a^{(p)} + M_{1,p} \Delta a^{(p)}) + \xi \quad (24)$$

$(H_{1,p} a^{(p)} + M_{1,p} \Delta a^{(p)})$ が $L\gamma$ である。

(2) 推定空間は変形せずに、信号ベクトルを時変

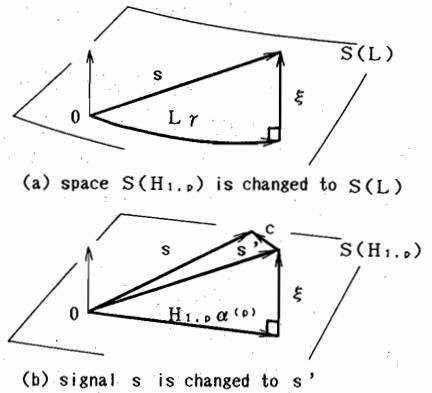


図4 非定常モデルに対する最小2乗推定の幾何学的表現
Fig. 4 Geometrical representation of least-squares estimation for the two types of nonstationary models.

特性に応じて変形する ($s \rightarrow s'$)。時変特性の非線形性は s' に吸収 (図4(b)) されるため、推定される時変性パラメータの数はモデル次数の数で済み、推定空間を小さく抑えられる利点がある。しかし、推定精度を高くするには s の十分な補償が必要である。

本論文で提案した式(20)の方法が(2)に相当する。式(7)に対しては、式(20)は以下のように表される。
 $s' \equiv s - c = H_{1,p} a^{(p)} + \xi$ (25)

ここで、 c は式(20)左辺第2項を成分とする。中島ら⁽¹³⁾、赤木ら⁽¹⁴⁾の局所準定常処理的な推定法では、推定空間を(1)のように拡張した後、信号ベクトルを(2)のように変形し変動成分のみを推定する方法と考えられる⁽¹⁵⁾。

非線形非定常モデルでは、時変特性の参照値 β_i と推定空間の信号とを独立に与えることができそうである。しかし、図3の結果は β_i (結果的には、 s') と推定空間 $S(H_{1,p})$ との対応が十分でなければ推定結果が悪くなることを示していた。

4.2 時変特性の具体的な取扱い

T. Rao⁽⁵⁾は基底関数として、 $1, t, t^2/2$ (t は時間)を、更に Y. Grenier⁽⁶⁾は直交関数系の Legendre 多項式と prolate spheroidal 関数を用いパラメータの時変特性を表した。関数近似は時変特性パターンをモデル化したアプローチとして評価できる。しかし、本来不明な時変特性を関数近似するため、その基底関数の選択に不安が残る。局所準定常処理は、全体の時変特性が不明であっても、局所的な時変特性が1次変動でモデル化できれば有効な方法である。しかし、長区間長では1次変動で必ずしも十分でない場合がある。

非線形非定常モデルによる推定法の特徴は、非線形的な時変特性を過去の推定結果 $a_{m(n),i}$ と参照値 β_i から与えている点にある。これにより、従来の分析区間ごとに独立していた処理に対し、過去からの時変特性の延長線上に現時点での block 処理を捉えることができた。3.2 で提案した方法は、非線形非定常モデルを用いた一推定法であり、従来の推定法に比べて複雑な処理ではない。そのアルゴリズムの中での共分散法の使用は本質的なものではなく、他に適当な β_i の与え方があるものと予想できる。しかし、現在までのところ理論的な検討は十分ではない。

ほかに関連した研究としては、4.1(1)の形式で生体信号でのインパルスレスポンスの時変特性をモデル化した研究⁽¹⁶⁾、更に、非線形性を既知関数で近似した非線形非定常確率システムモデリングの研究⁽¹⁷⁾、また、recursive 処理では忘却係数による可変区間長の研究⁽¹⁸⁾、および Y. Grenier の方法の応用⁽¹²⁾がある。

5. むすび

非定常解析における区間長の推定誤差問題を踏まえて、新たに非線形非定常モデルによるバイアスの小さな推定法の可能性を示した。

非線形非定常モデルは、過去の時変特性の延長線上に現時点での block 処理推定値を考えるものである。これによる推定法では、過去に得られた時変特性で観測信号を補償し、バイアスの小さな推定値を得ることで、区間長を長くすることによる分散抑制効果を有効なものとする。また、非線形非定常モデルは局所準定常処理とは異なり区間内時変特性の非線形的な変化もモデル化でき、更に時変特性の関数近似による従来の推定法に比べ、推定すべきパラメータは次数の数だけで済む利点がある。

推定法で問題となるのは、過去の時変特性を現時点の分析区間に適合させる参照値 β_i である。 β_i として真値を与えればバイアスはほとんどないといつてよい。本論文では、共分散法の推定結果を β_i とする一推定法を示した。しかし、今後より実用的な推定法とするには、 β_i の設定および信号ベクトルと推定空間との関係などを、非線形処理の立場から検討する必要がある。

非線形非定常モデルは時変性パラメータの推定に留まらず、動的筋活動様式の解明⁽¹⁹⁾、遷移情報による音声の識別^{(20),(21)}など、応用範囲は広いと考える。また、この分野ではアダプティブ的な recursive 処理とは異

なる新たな展開を期待している。

なお、本研究の一部は昭和 61 年度文部省科学研究費補助金奨励研究(A)(61750324)によった。

文 献

- (1) M. Honig and D. Messerschmitt: "Adaptive Filters, Structures, Algorithms and Applications", Kluwer Academic Publishers(1984).
- (2) 大久保, 木竜, 牧野, 斉藤: "咀嚼運動時の EMG における時変性反射係数の推定", 信学技報, **MBE86-12** (1986-05).
- (3) 溝口, 柳田, 谷口, 角所: "一般逆行列を用いた選択的線形予測分析", 信学論(A), **J66-A**, 1, pp. 56-63(昭 58-01).
- (4) G. Bodenstern and H. M. Praetorius: "Feature extraction from the electroencephalogram by adaptive segmentation", Proc. IEEE, **65**, 5, pp. 642-652(May 1977).
- (5) T. S. Rao: "The fitting of nonstationary time-series models with time-dependent parameters", J. Royal Statist. Soc. Series B, **32**, 2, pp. 312-322(1970).
- (6) Y. Grenier: "Time-dependent ARMA modeling of nonstationary signals", IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process, **ASSP-31**, 4, pp. 899-911(Aug. 1983).
- (7) 木竜, 飯島: "局所定常性を仮定しない時変性パラメータの推定", 信学論(A), **J68-A**, 9, pp. 937-944(昭 60-09).
- (8) T. Bohlin: "Four cases of identification of changing systems", System Identification, ed. Mehra et al., Academic Press(1976).
- (9) 松澤, 石井, 岩田, 鈴木: "時間的に可変な時系列モデルによる適応的同定", 信学論(A), **J61-A**, 2, pp. 143-150(昭 53-02).
- (10) 宮永, 三木, 永井, 羽島: "時変 ARMA パラメータの適応的同時推定", 信学論(A), **J64-A**, 4, pp. 308-315(昭 56-04).
- (11) 宮崎, 山下, 柳田, 角所: "非定常標本選択予測法による有声破裂音の識別", 音響学会音声研資, **S84-54**(1984-11).
- (12) G. Alengrin, M. Barland and J. Menez: "Unbiased parameter estimation of nonstationary signals in noise", IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process, **ASSP-34**, 5, pp. 1319-1322(Oct. 1986).
- (13) 中島, 鈴木: "動的特徴強調効果を有する非定常音声分析法", 音響学会音声研資, **S81-01**(1981-04).
- (14) 赤木, 飯島: "極変動追従フィルタの一構成法", 信学論(A), **J67-A**, 2, pp. 133-140(昭 59-02).
- (15) 木竜, 飯島, 斉藤: "非定常解析における区間長と推定誤差との関係", 信学技報, **PRU87-25**(1987-06).
- (16) K. B. Yu and C. D. McGillem: "Optimum filters for estimating evoked potential waveforms", IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-30**, 11, pp. 730-737(Nov. 1983).
- (17) 砂原, 福田, 重左: "非線形非定常システムモデリングの方法", 計測自動制御学会論文集, **19**, 10, pp. 780-786(昭 58-10).
- (18) D. Lee, M. Morf and B. Friedlander: "Recursive least squares ladder estimation algorithm", IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process, **ASSP-29**, 3, pp. 627-641(June 1981).
- (19) 木竜, 飯島, 斉藤, 石岡: "局所準定常処理による運動時咀

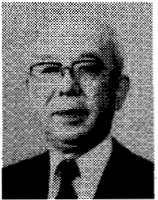
- 嚼筋筋電図の特徴づけ”, ME 誌, 25, 3, pp. 185-191 (1987-09).
- (20) S. Furui: “Speaker-independent isolated word recognition using dynamic features of speech spectrum”, IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process, ASSP-34, 1, pp. 52-59 (Feb. 1986).
- (21) 山下, 柳田, 溝口, 角所: “音響パラメータの回帰直線近似を用いた有声破裂音の識別”, 信学論(A), J69-A, 2, pp. 282-290 (昭61-02).

(昭和62年6月24日受付, 8月26日再受付)



木電 徹

昭50新潟大・工・電子卒。昭52同大大学院修士課程了。同年同大・歯学部・助手。下顎運動測定装置, 咀嚼筋電図自動診断の研究に従事。昭54同大・工・情報助手, 昭58同講師を経て, 昭61同助教授, 現在に至る。工博。非正常生体信号処理を目的とし, 非正常性の特徴分類, 時変性パラメータ推定等の研究に従事。最近では, 動的筋活動の解析を進めている。日本ME学会, 日本補綴歯科学会, 日本脳波・筋電図学会, IEEE各会員。



飯島 泰蔵

昭23東工大・電気卒。同年電気試験所入所, 以来, 電磁界解析, パターン認識, 画像処理, 波形解析の研究, OCRの開発などに従事。昭47東工大教授。同61東工大名誉教授。現在, 東京工科大教授。本会編集・調査・庶務各幹事, 監事, 評議員, 東京支部長を歴任。元パターン認識研専委員長。現本会副会長。本会論文賞4回, 著述賞1回各受賞のほか51年度業績賞受賞。工博。



斉藤 義明

昭38新潟大・工・電気卒。昭40北大大学院修士課程了。同年より新潟大学に勤務。昭46同助教授, 現在, 同教授。工博。この間, 半導体電子回路, 情報処理, ME機器について研究。最近では生体の各種臓器の高感度計測, 安全刺激およびハイパーミアに興味をもっている。医師, 歯科医師および獣医との円滑な意思の伝達をめざしている。日本ME学会評議員, 日本ハイパーミア学会理事。日本ME学会, 情報処理学会, 日本人工臓器学会, IEEE各会員。