

局所定常性を仮定しない時変性パラメータの推定

正員 木竜 徹[†] 正員 飯島 泰蔵^{††}

Estimation of Time Varying Parameters without Assuming Local Stationarity

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

あらまし 非定常信号の解析法として、非定常性を強調した特徴強調空間上に最小二乗法で推定値を定義する局所準定常処理 (NS法) を提案し、この方法による時変性パラメータ (p 次元) の推定を行なった。ここで特徴強調空間とは、非定常性による区間内のパラメータの代表値とその変動成分で推定値を定義し、この推定値が存在すると仮定した $2p$ 次元の空間である。NS法は確定的手法でパラメータの代表値と変動成分を同時に推定するため、局所的に見て定常な信号だけでなく、本質的な非定常性を含むような信号に対しても十分対処できる推定法である。

本論文ではNS法について述べるとともに、シミュレーション実験により、NS法と従来の非定常パラメータ推定法を比較した。その結果、NS法では信号の非定常性が的確に推定できたのに対し、変動成分のみを推定する従来の局所準定常処理 (CN法) では非定常区間の特徴が多少瞬昧となり、共分散法では非定常性が的確に推定されなかった。また、忘却係数を導入したLeeの高速アルゴリズムでは、忘却係数が本質的に非定常性を考慮したものでないため、NS法に比べ十分な推定値を得ることが困難であった。

1. ま え が き

時変性システムで観察される非定常信号の解析では、必然的に、有限長区間毎の時間領域の処理となる。この時、デジタル信号処理を行なうために切り取られた有限長区間内の信号を、あたかも定常信号から一部抽出してきた信号とみなす処理法は、局所定常処理と呼ばれている。この場合、区間内のパラメータは変化せず一定と見なされる。従来より、局所定常処理が各分野で広く活用されている理由には

- ① MEMスペクトル等、短区間のスペクトル解析法が開発され、容易に実行できること⁽¹⁾。
- ② 音声や脳波の解析においては、幾つかの定常区間 (局所的にみて) が交互に出現すると仮定したおおまかなモデルで、ある程度の成果が得られていること⁽²⁾。
- ③ 局所的にみて区間内でパラメータが変化するとした、局所準定常処理が十分に開発されていないこと。

などが考えられる。

しかし局所定常処理は、本来局所的にみても非定常な区間では成立しえない方法である。これに対し、音声の子音認識や脳波、筋電図の分析では、局所準定常処理がむしろ積極的に必要になってきているように思われる。

これまで、局所準定常処理に類するものは幾つか報告されている。本論文では、区間内のパラメータ (p 次元) の一次変動を考慮し、その変動成分を推定する中島ら⁽³⁾、赤木ら⁽⁴⁾の従来の局所準定常処理の報告をふまえ、新たに $2p$ 次元の特徴強調空間を定義して局所準定常処理 (NS法) を論じている。NS法では、特徴強調空間を局所定常処理での推定値の張る空間と、この空間に変動成分を強調する window を操作した空間の、直和からなると定義した。このとき、特徴強調空間への推定値の最小二乗推定を最適値と考え、区間内パラメータの代表値と変動成分を同時に求めた。最小二乗推定には定常・非定常の概念は含まれておらず、この意味で非定常解析に適していると考えられる。

本論文ではNS法について述べるとともに、従来の非定常パラメータの推定法との関係を、予測誤差をもちいて具体的に示した。さらに、シミュレーション実験と筋電図の非定常区間に対して、具体的に時変性パラメータを推定し、分析結果を比較した。また本理論

[†]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

^{††}東京工業大学工学部情報工学科, 東京都
Faculty of Engineering, Tokyo Institute of Technology,
Tokyo, 152 Japan

の分析法としての問題点についても考察した。

2. 局所準定常モデル

2.1 準備

一般に非定常解析では、有限長区間毎に処理を進める。いま、対象とする観測信号を等間隔時点でサンプリングし観測値とする。この時、分析区間内の観測値を成分とする信号ベクトル $s_0 = (s_0, \dots, s_N)^T$ に関して、 p 次元の自己回帰モデルを推定値 $H_{1,p} \alpha^{(p)}$ 、および前向き予測誤差ベクトル $f_0^{(p)}$ で定式化すると

$$f_0^{(p)} = s_0 - H_{1,p} \alpha^{(p)} \quad (1)$$

となる。ただし $H_{1,p}$ は、 s_0 を予測するための過去の信号ベクトル $s_{-i} = (0, \dots, s_0, \dots, s_{N-i})$ を列ベクトルとする次の行列

$$H_{1,p} = (s_{-1}, \dots, s_{-p}) \quad (2)$$

であり、 $\alpha^{(p)}$ は p 次元での前向き線形予測係数 (LPC) である。

ここで式(1)は、 s_0 を区間内一定の $\alpha^{(p)}$ で推定するものであり、この意味で局所準定常モデルと言える。しかし、有限長区間長の決定法の瞬時さから、必然的に非定常成分を含む恐れのある場合は、区間内のパラメータを一定にすることに問題があるように思われる。

本章では、分析区間内でもパラメータが時間につれて変動する場合があることを考慮して、新たに局所準定常モデルを提案する。

2.2 パラメータ変化と特徴強調空間

自己回帰 (AR) モデルのパラメータには前向き・後向き LPC、反射係数、極などがあるが、ここではよく知られた $\alpha^{(p)}$ で局所準定常モデルを説明する。

いま、区間内の非定常性が、時変性パラメータの一次変動で主に説明づけられると考えれば、区間内 n 時点の $\alpha^{(p)}(n)$ は

$$\alpha^{(p)}(n) = \alpha^{(p)} + w(n) \Delta \alpha^{(p)} \quad (3)$$

となる。ただし、 $\alpha^{(p)}$ は区間内の代表値、 $\Delta \alpha^{(p)}$ は非定常性による変動成分である。また、 $w(n)$ は、 n 時点の非定常性を表わす重みである。これは、変動成分

を考慮に加えるための、非定常性を強調する window と考えてもよい。本論文では、非定常性の時間的変化を表わす $w(n)$ として、図1のような関数で十分であると考えられる。例えば、図1(a)では中央時点で $w(n_c) = 0$ となり、

$$w(n) = -N/2, \dots, 0, \dots, N/2 \quad (4)$$

とすればよい。なお図1(b)は赤木らが、図1(c)は中島らが既に報告した従来の局所準定常処理での重みである。図1と式(3)からわかるように、パラメータの代表値は非定常性を強調する重み $w(n)$ が零となる時点での値である。

式(3)による、 n 時点の推定値は、

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^p \alpha_i^{(p)}(n) s_{n-i} \\ &= \sum_{i=1}^p \alpha_i^{(p)} s_{n-i} + \sum_{i=1}^p w(n) \Delta \alpha_i^{(p)} s_{n-i} \end{aligned} \quad (5)$$

となるが、 $w(n)$ は次元 i に無関係であるから、局所準定常性を考慮したときの推定値 $M'_{1,p} \alpha^{(p)'}$ は、

$$M'_{1,p} \alpha^{(p)'} \equiv (H_{1,p}, M_{1,p}) \begin{pmatrix} \alpha^{(p)} \\ \Delta \alpha^{(p)} \end{pmatrix} \quad (6)$$

とすることが適当と考えられる。ただし、

$$M_{1,p} \equiv W_N H_{1,p} \quad (7)$$

で、 W_N は $w(n)$ を対角成分とする $(N+1)$ 次元の対角行列である。

このように局所準定常性を考慮したときに推定値の張る空間 $S(M'_{1,p})$ を、非定常性の強調された $2p$ 次元の空間として、特徴強調空間と呼ぶことにする。すなわち、 $S(M'_{1,p})$ は次の2つの空間の直和として

$$S(M'_{1,p}) = S(H_{1,p}) \oplus S(M_{1,p}) \quad (8)$$

となる。以上の結果、局所準定常モデルは

$$f_0^{(p)} = s_0 - M'_{1,p} \alpha^{(p)'} \quad (9)$$

と表わされる。

本研究では、有限長区間内のパラメータ変化 (変動成分) を本質的に含めた定式化による処理法を局所準定常処理と考え、区間内一定の代表値を前提とする処理法を局所準定常処理に含めないことにする。

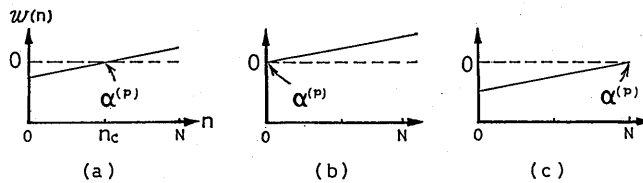


図1 有限長区間内の非定常性を強調する重み $w(n)$
Fig.1 Weight to emphasize non-stationarity in a finite interval.

3. 局所準定常モデルによる推定法

式(9)の局所準定常モデルから、LPCを推定する新たな方法を提案する。さらに、従来の局所定常・局所準定常処理との関係について述べる。

3.1 NS法

局所定常処理では、非定常信号に対して共分散法による最小二乗推定が使われることが多い。この理由は、最小二乗推定に定常・非定常の制約が入っていないからであった。

本論文では、局所準定常モデルから最小二乗推定により、次の正規方程式

$$(M'_{1,p} M'_{1,p}) \alpha^{(p)'} = M'_{1,p}{}^T s_0 \quad (10)$$

を解いて得られるLPCを最適と考え、この新たな推定法を添字NSをつけてNS (locally Non-Stationary) 法と呼ぶことにする。式(10)は、 $2p$ 次元の特徴強調空間 $S(M'_{1,p})$ 上で、区間内の代表値 ($\alpha_{NS}^{(p)}$) と変動成分 ($\Delta \alpha_{NS}^{(p)}$) を同時に直接求めることになる。この時、最適予測誤差を $f_{0,NS}^{(p)}$ として、式(10)の $\alpha_{NS}^{(p)'$ に対しては最小二乗推定による幾何学的正射影関係が成立する(図2)。さらに、本質的に局所定常な信号では、図1(a)の $w(n)$ に対して推定される変動成分は理論的に零となり、共分散法と同じ結果をもたらす。この意味で、NS法は共分散法の拡張と考えられる。

NS法では、さらに最小二乗推定によるものと考えられる推定値の分散を抑えるため、 m 番目の分析区間(フレーム)で推定された $\Delta \alpha_{NS,m}^{(p)}$ を有効に利用して、 $\alpha_{NS,m}^{(p)}$ に次の平均化処理を行ない、なめらかな推定値の経時変化 $\alpha_{NS}^{(p)}[m]$ を求めることができる。すなわち、 m フレームの近傍の l フレームのパラメータは、式(3)により

$$\alpha_{NS,l}^{(p)} = \{ \alpha_{NS,m}^{(p)} + w(l-m) \Delta \alpha_{NS,m}^{(p)} \} \quad (11)$$

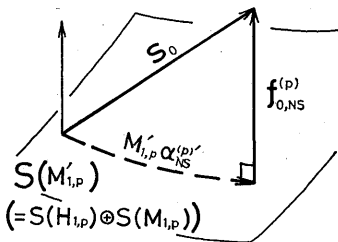


図2 NS法での特徴強調空間への最小二乗推定
Fig.2 Least squares estimate onto the non-stationary emphasized space $S(M'_{1,p})$ by the NS method.

と予測されることを利用し、 $w(n)$ を図1(a)(式(4))として、

$$\alpha_{NS}^{(p)}[m] = \left\{ \sum_{j=1}^k (\alpha_{NS,m-j}^{(p)} + j \cdot \Delta \alpha_{NS,m-j}^{(p)}) + \alpha_{NS,m}^{(p)} + \sum_{j=1}^l (\alpha_{NS,m+j}^{(p)} - j \cdot \Delta \alpha_{NS,m+j}^{(p)}) \right\} / (k+l+1) \quad (12)$$

とすればよい。これにより、データは単純に平滑化されることなく、信号の非定常性をより明確に表わすことが可能となる。NS法での重みは、パラメータの代表値と変動成分の関係からして図1(a)が最適である。

3.2 従来の局所準定常処理

従来の局所準定常処理では、連続するフレームの間でパラメータをなめらかに推定するため、直接的には変動成分だけを推定していた。この方法を添字CNをつけてCN法と呼ぶことにする。いま、 m フレームでの代表値を $\alpha_{CN,m}^{(p)}$ とすると、式(9)は

$$f_{0,m}^{(p)} = (s_{0,m} - H_{1,p,m} \alpha_{CN,m}^{(p)}) - M_{1,p,m} \Delta \alpha_{CN,m}^{(p)} \quad (13)$$

となる。CN法では、重みとして図1(b),(c)を使い、前フレームから $\alpha_{CN,m}^{(p)}$ が得られているとして、図3の幾何学的関係を満足させるように、 p 次元の $S(M_{1,p,m})$ 上で $\Delta \alpha_{CN,m}^{(p)}$ を最小二乗推定した。この時、 $m+1$ フレームの $\alpha_{CN,m+1}^{(p)}$ は、1ステップ前後(すなわち、式(3)の n 時点から見た $n \pm 1$ 時点に相当する)での $w(n)$ を ± 1 として、 $\Delta \alpha_{CN,m}^{(p)}$ により

$$\alpha_{CN,m \pm 1}^{(p)} = \alpha_{CN,m}^{(p)} \pm \Delta \alpha_{CN,m}^{(p)} \quad (14)$$

から求められた。実際には式(13)と式(14)を順次繰り返し、時変性パラメータを推定する。ただし、式(14)の+は $w(n)$ を図1(b)とし、時間軸方向にフレームを移動させる場合であり、-は $w(n)$ を図1(c)とし、過去に向かう時間軸方向にフレームを移動する場合である。なお、今回の実験的結果よりCN法では図1(a)の重みは適していないことが明らかとなっている。

分析区間長にもよるが、一般に変動成分は代表値よ

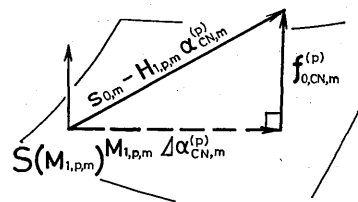


図3 CN法での変動成分 $\Delta \alpha_{CN}^{(p)}$ の推定
Fig.3 Estimation of deviation $\Delta \alpha_{CN}^{(p)}$ by the CN method.

りもかなり小さく、その結果、式(14)の $\alpha_{CN}^{(p)}$ はなめらかに変化したと考えられる。しかし、 W_H に対する代表値と変動成分の関係は満たしているものの、式(14)で求まる代表値が図2の意味での最適値である保証はない。したがって、ひとたび推定が十分でない、真の値からのバイアス的なズレが生じるものと考えられる。この点を、NS法と比較するため予測誤差の関係式で表わすと

$$f_{0,CN}^{(p)} = s_0 - (H_{1,p} \alpha_{CN}^{(p)} + M_{1,p} \Delta \alpha_{CN}^{(p)}) - M_{1,p}' \alpha_{NS}^{(p)} + M_{1,p}' \alpha_{NS}^{(p)} \quad (15)$$

$$= f_{0,NS}^{(p)} + H_{1,p} (\alpha_{NS}^{(p)} - \alpha_{CN}^{(p)}) + M_{1,p} (\Delta \alpha_{NS}^{(p)} - \Delta \alpha_{CN}^{(p)}) \quad (16)$$

となる。ここで、式(16)右辺第2項がバイアス的な誤差である。本研究では、この誤差に直接関係する変動成分に事実上の分散があるため、変動成分を最大に許容する変動幅とその際の設定変動幅を導入し、

$$\text{最大変動幅} \geq \text{設定変動幅} \quad (17)$$

の範囲で、変動成分を制限する改良を加える。最大変動幅は推定値の不確実性を制限するためのものであり、設定変動幅は、 $\Delta \alpha_{CN}^{(p)}$ が最大変動幅を越えた時に置き換える値として、あらかじめ決めておく変動幅である。物理的にこれ以上は変動しないとする値がわかれば、その値を設定変動幅とすればよい。

以上のように、局所準定常モデルによる時変性パラメータ推定法としては、 $\{\alpha_{NS}^{(i)}, \Delta \alpha_{NS}^{(i)}\}$ を同時に直接推定するNS法と、 $\{\Delta \alpha_{CN,m}^{(i)}\}$ を推定し式(14)で $\{\alpha_{CN,m+1}^{(i)}\}$ を求めるCN法が考えられる。推定誤差の点では、新たに提案したNS法がバイアス的なズレもなく、CN法より優れていると考えられる。

3.3 NS法の反射係数、極への適用

局所準定常モデルは容易に後向きLPCにも適用できる⁽⁶⁾。ここではさらに反射係数、極への適用について検討する。

[反射係数の場合] 前向き予測での反射係数 $K_f^{(i)}$ は、次の再帰式

$$f_0^{(i)} = f_0^{(i-1)} + K_f^{(i)} b_{-1}^{(i-1)} \quad i=1, \dots, p \quad (18)$$

で前向き・後向き予測誤差ベクトル $\{f_0^{(i)}\}$, $\{b_{-1}^{(i-1)}\}$ を関係づけている値である。いま式(18)を $f_0^{(0)} = s_0$ まで展開していくと、式(1)と同様な形式で

$$f_0^{(p)} = s_0 + B^{(p)} k^{(p)} \quad (19)$$

と表わせる。推定値 $B^{(p)} k^{(p)}$ のうち $B^{(p)}$ は

$$B^{(p)} = (b_{-1}^{(0)}, \dots, b_{-1}^{(p-1)}) \quad (20)$$

であり、 $k^{(p)}$ は $(K_f^{(1)}, \dots, K_f^{(p)})$ を成分とする列ベクトルである。ただし、 $B^{(p)}$ は式(1)の $H_{1,p}$ と性質が異な

り、 $k^{(p)}$ の関数である。すなわち、 $B^{(p)}$ は式(18)を $b_{-1}^{(i-1)}$ について解くなどして求められる行列である。

いま、 $k^{(p)}$ に関する局所準定常モデルを定式化するため、 W_H を加えた推定値 $B^{(p)} k^{(p)}$ の微小変化を考える

$$B^{(p)} k^{(p)} + W_H \Delta (B^{(p)} k^{(p)}) = (B^{(p)} + W_H \Delta B^{(p)}) k^{(p)} + W_H B^{(p)} \Delta k^{(p)} \quad (21)$$

となる。ここで

$$B^{(p)'} = (B^{(p)} + W_H \Delta B^{(p)}) \quad (22)$$

とし、微小変化を考慮した推定値を

$$G^{(p)'} k^{(p)'} \equiv (B^{(p)'}, G^{(p)}) \begin{pmatrix} k^{(p)} \\ \Delta k^{(p)} \end{pmatrix} \quad (23)$$

とすれば、式(19)に対する局所準定常モデルは

$$f_0^{(p)} = s_0 + G^{(p)'} k^{(p)'} \quad (24)$$

と表わされる。ここで、 $G^{(p)'}$ は特徴強調空間である。また $G^{(p)}$ は $W_B B^{(p)'}$ であり、 W_B は式(7)の W_H とは異なる。後向き反射係数 $K_b^{(i)}$ の場合は、式(18)の代わりに $b_{-1}^{(i)} = b_{-1}^{(i-1)} + K_b^{(i)} f_{-1}^{(i-1)}$ $i=1, \dots, p$ (25) を使えばよい。

実際には、求めたい $k^{(p)}$ に対して $k^{(p)}$ の関数である $B^{(p)}$ を使うことになり、十分な解法とは言えない。しかし、CN法のように変動成分 $\Delta k^{(p)}$ だけを求めるとか、なんらかの仮定の下で式(18), (25)に $w(n)$ を加えた漸化式を逐次的に解く方法などが考えられる。

[極の場合] 極を $\{u_i\}$ とすれば定常状態の白色化フィルタ $A_{SR}(z)$ は

$$A_{SR}(z) = \prod_{i=1}^p (1 - u_i z^{-1}) \quad (26)$$

となる。赤木らは、 n 時点での極の微小変化を Δu_i として

$$A(z) = \prod_{i=1}^p \{1 - (u_i + w(n) \Delta u_i) z^{-1}\} \quad (27)$$

$$= A_{SR}(z) - A'(z) + O(\|\Delta u\|^2) \quad (28)$$

と表わした。ただし

$$A'(z) = \sum_{i=1}^p w(n) \Delta u_i z^{-1} A_{SR}(z) / (1 - u_i z^{-1}) \quad (29)$$

である。実際には、変動の高次項 $O(\|\Delta u\|^2)$ を無視できるものとして、式(28)右辺第1, 2項のみを考える。この時、これらのフィルタに s_0 を入力して、その予測誤差の関係式を求めると

$$f_0^{(p)} = f_{0,SR}^{(p)} - W_V V^{(p)} \Delta u^{(p)} \quad (30)$$

$$\equiv f_{0,SR}^{(p)} - U^{(p)} \Delta u^{(p)} \quad (31)$$

となる。ただし、 $V^{(p)}$ は式(28)で

$$A''(z) = \sum_{i=1}^p w(n) \Delta u_i A''(z) \quad (32)$$

とした時の、 $A''(z)$ からの出力ベクトルを成分とする行列である。

式31)の $f_{0,SR}^{(p)}$ は s_0 と推定値に分解できるが、式26)から明らかのように、式6)の推定値 $M_{1,p} \alpha^{(p)}$ は極 $u^{(p)}$ の線形結合とはならない。すなわち、 $S(M_{1,p})$ ような特徴強調空間を設定することはできない。しかし、変動成分のみの p 次元の $S(U^{(p)})$ を定義しなおし、 $f_{0,SR}^{(p)}$ の最小二乗推定値 $U^{(p)} \Delta u^{(p)}$ を求めることで、CN法により変動成分 $\Delta u^{(p)}$ を推定することが可能である。実際、 $A''(z)$ は区間内の代表値 $u^{(p)}$ から求まるので、 $U^{(p)}$ を容易に求めることができる。ここで W_V は W_H と等しく、代表値と変動成分の関係(式3)を満足している。

以上のように、特徴強調空間によってモデル化された局所準定常処理は、反射係数、極などのパラメータ推定においても制限つきで適用できるのである。

3.4 局所定常処理との比較

局所定常処理として共分散法と、Burg法を例にとり、NS法と比較する。

共分散法(添字LS)は、最小二乗推定という意味ではNS法と同じ考え方にたつ。予測誤差 $f_{0,LS}^{(p)}$ は

$$f_{0,LS}^{(p)} = f_{0,NS}^{(p)} + H_{1,p} (\alpha_{NS}^{(p)} - \alpha_{LS}^{(p)}) + M_{1,p} \Delta \alpha_{NS}^{(p)} \quad (33)$$

となり、 $f_{0,NS}^{(p)}$ との間に差が生じている。しかし、 $w(n)$ を図1(a)とした場合、非定常性が極端でない限りにおいて $\alpha_{NS}^{(p)} \approx \alpha_{LS}^{(p)}$ となることが予想される(4.の分析結果では示さないが、このような結果を得ている⁶⁾)。この時、式33)は

$$f_{0,LS}^{(p)} \approx f_{0,NS}^{(p)} + M_{1,p} \Delta \alpha_{NS}^{(p)} \quad (34)$$

となり、 $\Delta \alpha_{NS}^{(p)}$ 相当量がある程度推定できる。すなわち共分散法で $\alpha_{LS}^{(p)}$ を求めた後、 $f_{0,LS}^{(p)}$ を $S(M_{1,p})$ に正射影した成分が $M_{1,p} \Delta \alpha_{NS}^{(p)}$ となるように、 p 次元の $S(M_{1,p})$ 上で最小二乗推定すればよい。

Burg法は、短区間の s_0 から安定なパラメータを推定する目的で、数多くの場面に活用されている。その方法は、 $\|f_{0,BG}^{(p)}\|^2 + \|b_{0,BG}^{(p)}\|^2$ の期待値を最小とするように反射係数を決定するものであり、時間平均操作が含まれている。この意味で、本質的に推定値を s_0 にあてはめる最小二乗推定とは異なる。予測誤差 $f_{0,BG}^{(p)}$ は式33)と同じ展開で表わされるが、式34)のような関係は成立しない。

3.5 Leeのアルゴリズム⁶⁾との関係

Leeのラティスフィルタのアルゴリズム(添字LEE)

は、非定常信号のPARCOR係数を推定する方法として注目されてきている。その特徴は、最小二乗推定における幾何学的な処理の厳密さと、逐次的処理による高速アルゴリズムを実現した点にある。すなわち、予測誤差と反射係数の次数更新での再帰式(式18, 25)に時間更新の再帰式を組み入れ、逐次的高速アルゴリズムを実現した。さらに現時点の観測値に重点を置く指数関数的な忘却係数を導入し、非定常信号を意識したものとなっている。しかし、忘却係数は処理上の技術的なものと考えられ、忘却係数とパラメータの間には、局所準定常モデルのような明確な関係(式3)はない。この点でNS法は、より非定常信号に側した処理法と考える。

4. 分析結果

本章では合成信号と、咀嚼筋筋電図の筋活動開始期を分析した結果を示し、各方法を比較する。

4.1 方法

シミュレーション実験に用いた合成信号は、 z 平面内の原点から円周に向けて極を順に移動させたものである。実際には、入力信号を $N(0, 1)$ の白色雑音とし、PARCOR法で合成した。この合成信号(図4, SW:OG)は、生体信号発生期のモデルとして考えているものである。ただし極は、Iの201~400 pointでは P_1 (複素共役な極。最終位置 $0.826 \pm j0.350$)、IIの401~600 pointでは P_2 (実軸上の極。最終位置 -0.312)、IIIの601~800 pointでは P_3 (複素共役な極。最終位置 $0.411 \pm j0.474$) を、それぞれ1 point毎に各区間内で、半径方向に最終位置まで移動させた。その前後の S_1 (0次)、 S_2 (5次)では極の移動はない。NS法、CN法、共分散法では有限長区間を150 pointsとし、これを1 point毎に順次時間軸方向に移動して反射係数を推定した(実際には、 $\{\alpha^{(i)}, \Delta \alpha^{(i)}\}$ を推定し、そのうち $\{\alpha_i^{(i)}, \Delta \alpha_i^{(i)}\}$ を $\{K^{(i)}, \Delta K^{(i)}\}$ とした)。NS法、CN法では、行列のrank落ち(次数変化の非定常性⁷⁾)を考慮して、式10, 13)を特異値分解法⁶⁾で解いた。また、NS法では式12)の k, l を5 pointsとし、CN法では最大変動幅、設定変動幅ともにSW:OGで0.05、筋電図で0.1とした。また、重み $w(n)$ はNS法で図1(a)、CN法で図1(b)とした。一方、Leeのアルゴリズムでは忘却係数を0.9~1.0の間で変化させた結果、SW:OG、筋電図とも0.98とした。

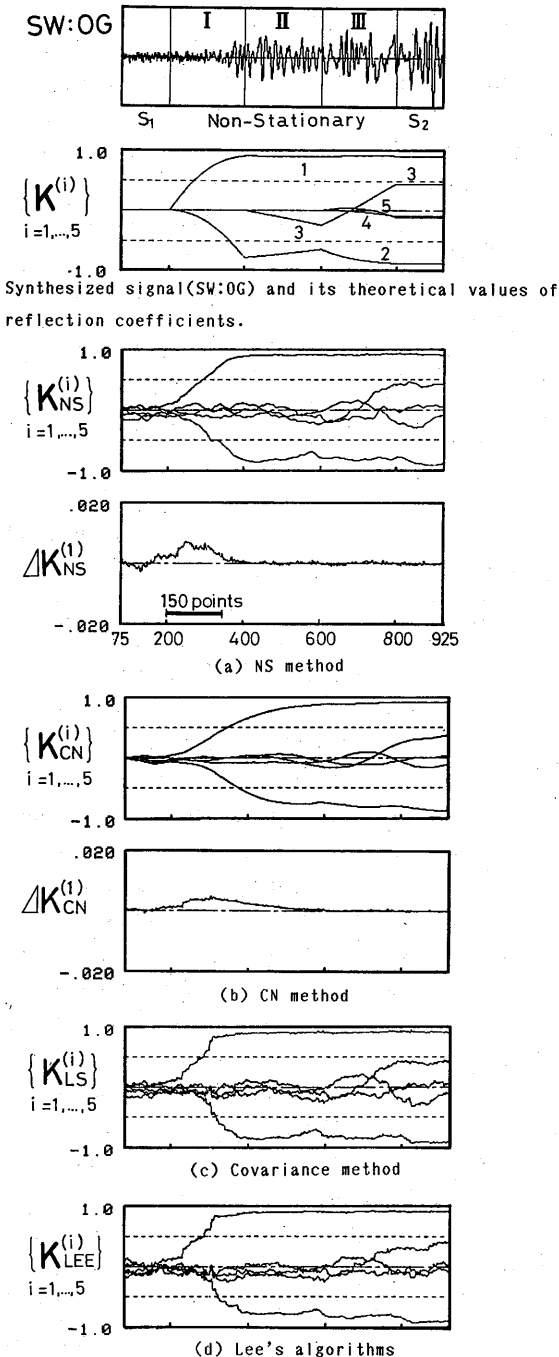


図4 各方法によるSW:OGの分析結果
Fig.4 Analyzed results of SW:OG by the each method.

4.2 分析結果の比較

ここでは、反射係数の経時変化を各方法で推定した

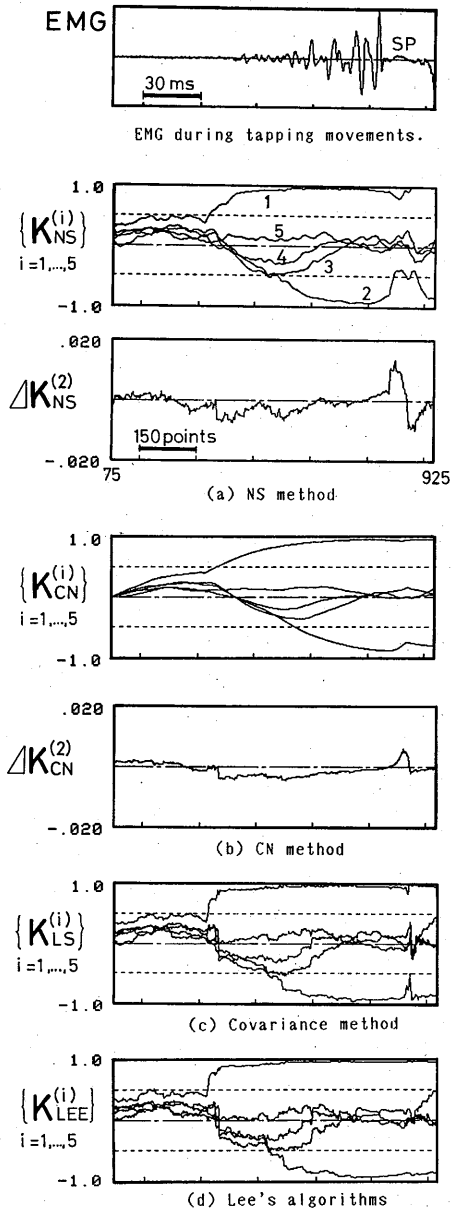


図5 咀嚼筋筋電図開始期の分析結果
Fig.5 Analyzed results of the onset phase of masticatory EMG.

結果を比較する。図4はSW:OG, 図5は筋電図の分析結果である。

NS法(a)では、シミュレーション実験で $K_{NS}^{(i)}$ の立ち上がり、およびその時点での $\Delta K_{NS}^{(i)}$ の変化が的確に推定されており、他の方法にくらべて非定常性の特徴を十分にとらえている。この特長は、筋電図での $K_{NS}^{(i)}$ が

筋活動休止区間(図中SP; 他の方法で, 開始期と同様な非定常区間であることがわかっている⁽⁷⁾)を推定していることからいえる。また変動成分による式(12)の効果は推定値の分散を有効に抑え, 非定常区間の特徴を覆い隠してしまうことはなかった。この特徴は,むしろ有限長区間長の影響を受け, 区間長を長くしすぎると非定常性が見失われる例がみられた。

CN法(b)では変動成分のみを推定するため, 非定常区間の特徴が多少瞬昧となっているようである。このことは, $\Delta K_{NS}^{(1)}$ が $\Delta K_{NS}^{(2)}$ にくらべ緩やかな変化を示すことから明らかである。また, 推定値のバイアス的な誤差も他の例ではみられた。

共分散法(c)は, 有限長区間毎の局所定常処理であるため, 局所定常処理にくらべ推定値の分散は大きく, 非定常性の特徴も的確に現われているとは言い難い。特に, SW:OGの $K_{LS}^{(1)}$ の立ち上がり, 筋電図でのSP区間の推定が不十分である。また, ここでは示さないが, Burg法も同様であった。

一方, Leeのアルゴリズム(d)では忘却係数の設定が重要であった。すなわち, 非定常的な変化の速度がある程度同じ(SW:OGの $K_{LE}^{(1)}$, $K_{LE}^{(2)}$ 場合)であれば, 一律の忘却係数で非定常性の推定は可能であるが, その速度が異なる場合(例えば, 図5の筋電図の立ち上りの $K_{LE}^{(1)}$ とSP付近の $K_{LE}^{(2)}$)には, 個々の非定常区間で最適な値を選択する必要がある。図5(d)は筋活動の開始期に忘却係数を合わせた場合である。一般に, 忘却係数を小さくすれば推定値の速い変化も追従するが, 全体的に分散がかなり大きいものとなった。

なお処理時間は長い順にNS法, CN法, 共分散法, Burg法, Leeのアルゴリズムであった。

5. 考 察

5.1 適応的処理との関係

適応的(アダプティブ)処理⁽⁹⁾では, 初期の目的から言って“制御”に重点が置かれており, 本質的に未知パラメータを求める“分析”とは考え方が異なるようである。この分野で代表的なものは1960年に発表されたKalmanおよびWidrowの方法である。これらは設定したモデルに違いはあるが, 区間毎にシステムの状態変動成分を推定して, それ以前のパラメータを変化させていくものである。また, 逐次的に誤差を減少させていく実時間処理となっており, その意味で適応型と呼ばれている。Kalmanは, システムの状態変化を信号発生過程までも含めて合理的にモデル化し,

このなかで変動成分を推定した。一方, Widrowは最急勾配法を導入し, 微分によって高次項も含めたパラメータ変動成分を求めた。しかし, これらの方法では統計的な操作が含まれており, 急激な変化に追従するには, なんらかの工夫を必要としている。

これに対しNS法は, あらかじめ局所定常モデルをパラメータ変化の一次変動を含むように設定し, 確定的に時変性パラメータを推定できる利点がある。

Leeのアルゴリズムは適応型に近いが, 最小二乗推定による確定的手法である。しかし, 本質的に非定常性を意識したものではないと思われる。さらに, NS法との間に3.5や4.2で述べたような違いがある。

5.2 分析上の検討事項

[有限長区間長] 従来デジタル信号処理では, 必然的に有限長区間内の信号データを対象とするため, 推定誤差の意味でその区間長の決定が問題であった。定常信号では, 統計的に安定な推定値を求めるため, 例えば自己相関関数なら最大ラグの10倍以上のデータ数を区間長とした。一方, 非定常信号では信号そのものの物理的現象の変化から, この区間長を決定しなければならない。一般に非定常信号の処理では, 波形から判断できる信号の周期性や, 一定状態の持続時間から有限長区間を決定し, 局所定常処理を行なった。この時の有限長区間長は, 定常的な処理が可能な範囲内に局所的なパラメータ変化を抑えるため, 短い区間長であった。一方局所定常処理では, 非定常性の特徴を有効に引き出すために, パラメータの一次変動モデルが十分に成立する範囲で, ある程度長い区間長を必要とする。Leeのアルゴリズムでは, 区間毎の処理ではないが, 信号の非定常性を意識して忘却係数が導入され, 事実上の分析区間を形作っている。

しかし, 現状では非定常現象の理解が十分に進んでおらず, 確かな方法はまだない。

[重み $w(n)$ の選択] NS法では, 図1(a)の重み $w(n)$ (フレームの中央時点で $w(n)=0$)が適当であった。この理由は式(10)の正規方程式を解く場合, $(M_{1,p}^T, M_{1,p}')$ が図1(a)ではほぼ対角行列に近くなるのに対し, 図1(b), (c)では対称行列のままであるためと思われる。また, NS法の代表値が有限長区間内の中央時点を代表しているとの考え方に無理はない。

CN法の場合, 図1(b), (c)が適当であった。この理由は, $\{\Delta\alpha_{CN}^{(2)}\}$ を求める行列演算(式(13))で, 行列 $(M_{1,p,m}^T, M_{1,p,m})$ の性質が強く関与しているものと思われるが, 明確なところは不明である。

重み $w(n)$ の選択は有限長区間との関係から、信号の非正常性を意識した設計が望ましい。すなわち、有限長区間の長さによっては、パラメータの変動を一次変動とする仮定が危うくなる場合が考えられるからである。この重みの設計は非正常性の分類とも関係しており、今後の研究課題の一つと考えている。

6. むすび

有限長区間毎の処理法として、局所準定常モデルによる最小二乗推定 (NS 法) を提案し、従来の方法と比較した。局所準定常モデルとは、区間内のパラメータの時変性を一次変動と仮定し、定常・非定常に関わりなく任意の信号を取り扱える、より一般的なモデルである。NS 法では、局所準定常モデルの推定値を特徴強調空間 ($2p$ 次元) 上に定義し、時変性パラメータの代表値と変動成分を、最小二乗推定による確定的手法で同時に求める。この時、特徴強調空間は代表値の空間 (p 次元) と、変動成分によりフレーム中央時点を零とし前後に均等な非正常性を強調するように重みづけられた空間 (p 次元) の直和からなる。

NS 法は、局所準定常モデルでの最小二乗推定という意味で、局所定常のみの処理法である共分散法の拡張と考えられる。NS 法では、代表値と変動成分を有効に利用することにより推定値の分散は抑えられ、また真値とのバイアス的なズレはみられなかった。しかし、処理時間の点で実時間処理には向いていない。また、分析区間長は信号の性質を表わす最小のセグメントであるが、非正常性の時間変化の特徴とも関係し、重み $w(n)$ の最適化も含めて今後とも注意深い検討が必要である。

以上のように NS 法は、処理時間、有限長区間長の決定などに不十分な点がみられるが、局所準定常性を考慮した非正常信号の本質的な解析法のひとつと考えられる。また、本方法を反射係数や極の直接的な推定に適用するには、幾つかの制限を受けることが明かとなった。今後、NS 法の不十分な点について検討を進めていく予定である。さらに、局所準定常処理の特徴は変動成分の有効利用にあり、式(12)以外に非正常区間の検出にも利用可能と思われる。

文 献

- (1) 添田, 中溝, 大松: "信号処理の基礎と応用", 日新出版(昭54).
- (2) G. Bodenstern and H.M. Praetorius: "Feature Extraction from the Electroencephalogram by Adaptive Segmentation", Proc. of IEEE, 65,

pp. 692-652 (1977).

- (3) 中島, 鈴木: "動的特徴強調効果を有する非定常態音声分析法", 音声研資, S81-01, pp. 1-8 (1981).
- (4) 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).
- (5) 木竜, 飯島: "局所非正常処理の検討について", 信学技報, PRL84-12 (1984-05).
- (6) D. Lee, M. Morf and B. Fridlander: "Recursive Least Squares Ladder Estimation Algorithm", IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process., ASSP-29, pp. 627-641 (1981).
- (7) 木竜, 飯島: "予測誤差の幾何学的関係による非正常性の特徴分類", 信学論(A), J68-A, 4, pp. 388-395 (昭60-04).
- (8) B. Grabow, et al.: "Matrix Eigensystem Routines-EISPACK Guide Extension", Springer Verlag, pp. 175-185 (1977).
- (9) "Joint special issue on adaptive signal processing", IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process., ASSP-29, part 3, 3, pp. 625-777 (1981).

(昭和60年3月27日受付)



木竜 徹

昭50新潟大・工・電子卒。昭52同大学院修士課程了。同年同大・歯学部・助手。下顎運動測定装置、咀嚼筋筋電図自動診断の研究に従事。昭54同大・工・情報助手を経て、昭58同講師、現在に至る。最近は、非正常生体信号処理を目的に、非正常性の分類や時変性パラメータの推定の研究に従事。日本ME学会、日本補綴歯科学会、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。本会編集・調査・庶務各幹事、監事、評議員を歴任。元パターン認識と学習研専委員長。現東京支部長。本会論文賞4回、著述賞1回を各受賞のほか51年度業績賞受賞。工博。