

局所準定常処理による運動時咀嚼筋筋電図の特徴づけ*

木竜 徹**, 飯島泰蔵***, 斉藤義明**, 石岡 靖†

1. はじめに

従来の生体信号処理では、生体機能の時間的変化を比較的緩やかなものと考え、定常解析で十分とする立場をとっていた。これに対し本論文では、従来無視されがちな一過性の非定常現象（したがって、持続時間が短い）に注目する。非定常区間は定常区間の間の過渡的な区間にあたり、従来対象とされてきた定常区間に劣らず診断上重要な区間と考えられるが、生理的機能の解明は進んでいない。そこで、非定常区間の特性を臨床診断に活用することを目的に、その1つの段階として、時変性パラメータの経時変化による特徴づけを試みる。

咀嚼筋筋電図をみると、咀嚼運動時のように随意的な運動の記録では、対象とする筋活動が時間領域で局所的に定常（時不変）といえる場合や、そうともいえない非定常的（時変）な場合とが混在している。この中で、筋活動の開始・終了期や誘発筋電図は非定常信号の典型的な例である。時間領域での波形の解析法は、まず波形の形状等から判断して異なる区間ごとに筋電図を分割し、つぎにその区間の代表値として持続時間・振幅値等を評価したり、積分値・パワースペクトル等定常的な評価量を用いたりするものであった¹⁾。一方、誘発筋電図では確率過程モデルでモーメント量の時変性を評価することが一般的であった。しかし、非定常区間の一例ともいえる運動時の動的筋活動を評価するには、従来の解析法は有効な方法とはいえなかった。その問題点は以下のとおりである。

- (1) 従来の信号処理では、時間領域での定常エルゴード性を仮定するものであった。しかし、非定常信号ではこの仮定は本質的に成立しない。その結果、時変性パラメータを十分に推定しきれない。
- (2) 誘発筋電図では、確率過程としての処理法によ

りモーメント量の非定常性（時変性）が求められる。しかし、標本領域の多数サンプルを必要とするので、運動時のような一過性の現象の評価には使えない。

著者らは前回²⁾、パターン認識的立場から定常区間を基準とした非定常区間の特徴づけを行ってきた。本論文では、もう1つの非定常解析の立場として、システム関数モデルによるパラメトリックな解析を試みた。この解析法は、モデルのパラメータが時間的に変化していく特徴（時変特性と名付ける）に、診断的意義を見出そうとするものである。

モデルは、前回と同様に表面筋電図の概周期的性質に着目して、AR（自己回帰；auto-regressive）モデルを用いた。また、時変性パラメータの推定法としては、局所定常性を仮定しない短区間の推定法として、既に提案した局所準定常処理³⁾を用いた。

同類の解析法は脳波の短区間パワースペクトル解析等にもみられるが⁴⁻⁷⁾、区間内の局所定常性を仮定する処理にとどまっている。筋電図でも状況は同じであり、短区間パワースペクトルによる筋疲労解析⁸⁾や時変性システムモデルによる運動単位活動電位のパラメータ推定⁹⁾等がその例である。しかし、表面筋電図の時変性ARモデルパラメータを本格的に非定常解析で求めた例はない。この立場は、音声解析のフォルマント周波数処理で数例みられたにすぎない^{10,11)}。

2. 運動時咀嚼筋筋電図の非定常性

第1図は、咀嚼運動時における右側咬筋での表面筋電図(a)と、中切歯部下顎運動軌跡の垂直方向での記録(b)とを経時変化で比較したものである。咀嚼という動的な筋活動により開閉口運動(open-close)が引き起こされており、この場合の筋電図は、下顎運動軌跡の動的変化からも明らかに非定常信号であるものと考えられる。

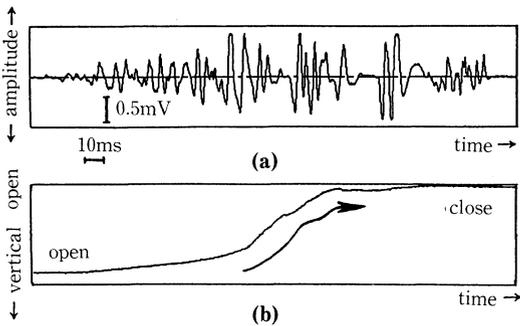
咀嚼筋筋電図からは、下顎運動軌跡のような形態的な情報とは異なり、神経筋機構の制御系に関する機能的な情報が得られる。この場合、モデルの設定としては、咀嚼筋筋電図発生機構を歯根膜や筋紡錘などの受

* 昭和61年12月5日受付、昭和62年5月25日改訂

** 新潟大学工学部情報工学科

*** 東京工科大学工学部情報工学科

† 新潟大学歯学部補綴学第1教室



第1図 咀嚼運動時の記録

Fig. 1 Records during mastication
Sampling frequency is 5 kHz.
(a) Surface EMG
(b) Vertical movement of lower jaw

容器からのランダムな神経インパルス系列を入力とし、皮膚表面の表面筋電図を出力とするシステムを考えればよい。したがって、非定常解析は表面筋電図発生機構に含まれる神経系・筋活動系の機能的な時間的変化を解析することになる。以下では歯科臨床応用を考慮し、表面筋電図を対象とする。

3. ARモデルパラメータの局所準定常処理

ここでは、ARモデルパラメータと筋活動との対応を検討した後、局所準定常処理の概要について述べる。

3.1 ARモデルパラメータと筋活動

現在までのところ、ARモデルのパラメータに関して、筋電図の生理的要因がどのように関与するかはまだ明らかにされていない。本論文では、表面筋電図の概周期的な性質に診断的意義を認め、ARモデルパラメータがこの特徴を強調して評価できる点と、非定常信号でもパワースペクトルの意味をもつ点に注目した。

ARモデルの直接的なパラメータはモデルの次数 p 、線形予測係数 $\{\alpha_i^{(p)}\}$ 、極 $\{u_i\}$ および反射係数 $\{K^{(l)}\}$ である。ARモデルは入力信号を白色雑音とし、信号形成フィルタを全極型フィルタ $1/A(z)$ として、以下のように表される。

$$A(z) = 1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i^{(p)} z^{-i} \tag{1}$$

$$= \prod_{i=1}^p (1 - u_i z^{-1}) \tag{2}$$

ただし、 z^{-1} はデジタル信号処理における z 変換を表し、線形予測理論では1サンプルの時間遅れを表す。式(1),(2)を比較すれば、線形予測係数と極とは、

$$\alpha_i^{(p)} = \sum_{j=1}^p u_j \tag{3}$$

.....

$$\alpha^{(p)} = \prod_{i=1}^p u_i = K^{(p)} \tag{4}$$

で示す非線形の関係がある。なお、反射係数は、

$$\alpha_i^{(l)} = K^{(l)} \tag{5}$$

で与えられるものとする。非定常解析では、これらのパラメータを時間 t の関数として処理する。

さて、パワースペクトル $P(\omega)$ は、

$$P(\omega) = \frac{1}{\left| \prod_{i=1}^p (1 - u_i z^{-1}) \right|^2} \tag{6}$$

となる。ここで、 ω は角周波数、 $z = \exp(j\omega)$ である。

非定常信号では定常エルゴード性が成立せず、過去・現在・未来にわたる周期成分を解析するスペクトル解析は本来定義されない。したがって、非定常信号での $P(\omega)$ は意味が曖昧である。しかし、時変性パラメータ $\{u_i(t)\}$ を式(6)に代入すれば、形式上 $P(\omega; t)$ が求まってくる。このように、非定常的なパワースペクトル成分に似た成分を、時変性のARモデルパラメータから評価することは可能である。ここでは、さらに時変性パラメータを精度よく推定するために、局所準定常処理を用いる。

3.2 局所準定常処理³⁾

時変性パラメータの推定にはブロック処理とリカーシブ処理とがある。リカーシブ処理は非定常性を意識して作られた逐次アルゴリズムであるのに対し、ブロック処理は定常解析の延長として、局所定常解析の連続で非定常信号に対応しようとするものである。すなわち、ブロック(分析区間)を時間軸方向に順次シフトして、ブロックごとに時系列的に得られたパラメータから非定常性を探る処理法である。局所準定常処理は、ブロック処理を非定常信号解析により適合させる目的で開発した。ここでは、その概要について述べる。

いま、観測信号値の任意の時点で設定されたブロック内で、 $\alpha^{(p)}$ の推定を考える。従来のブロック処理(局所定常処理)では、 $\alpha^{(p)}$ はブロック内の至るところで一定な値と考えた。局所準定常処理では、 $\alpha^{(p)}$ をブロック内の中央時点 (N_c とする) の代表値と考え、それ以外の時点 n での $\alpha^{(p)}(n)$ は局所的に線形な時間変化をするものと仮定する。すなわち、 $\alpha^{(p)}(n)$ は、

$$\alpha^{(p)}(n) = \alpha^{(p)} + (n - N_c) \cdot \Delta \alpha^{(p)} \tag{7}$$

となる。ここで、 $\Delta \alpha^{(p)}$ は1サンプルごとの $\alpha^{(p)}$ の時間変化量である。いま、任意のブロック内での時刻を $n = p, \dots, N$ として、観測信号 s_n の線形予測を考える。局所準定常処理でのブロック内の線形予測は、 $\alpha^{(p)}$ と $\Delta \alpha^{(p)}$ の $2p$ 次元に拡張され、次のように行列とベクトルで表される。

$$\begin{bmatrix} S_p \\ \vdots \\ S_{N_c} \\ \vdots \\ S_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{p-1} \cdots S_0 & -MS_{p-1} \cdots -MS_0 \\ \vdots & \vdots \\ S_{N_c-1} \cdots S_{N_c-p} & 0 \cdots 0 \\ \vdots & \vdots \\ S_{N-1} \cdots S_{N-p} & MS_{N-1} \cdots MS_{N-p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha^{(p)} \\ \vdots \\ \alpha^{(p)} \\ \Delta \alpha^{(p)} \\ \vdots \\ \Delta \alpha^{(p)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

ただし、 M は(ブロック長-1)/2である。式(8)を解く正規方程式の解法には幾つかの方法がある。本論文では、非定常解析であるため直接逆行列を解くこととし、さらに次数変化への対応を考え特異値分解法を採用した。以上の方法で、時変性パラメータ $\alpha^{(p)}(n)$ を推定する。さらに $\{K^{(i)}\}$ は式(5)より、また $\{u_i\}$ は式(2)の高次代数方程式から求められる。

4. 分析結果

ここでは、従来の方法との比較により局所準定常処理の特徴を明らかにし、さらに臨床応用への可能性をさぐる。

筋電図測定は双極表面電極で咬筋から導出した。サンプリング周波数は、短時間の状態変化をみるために、定常的な筋電図(咬筋で500 Hz くらいまで周波数成分が認められる)より遙かに高い5 kHzとした。ブロック長は時変特性から誘発筋電図解析では10 ms、運動時筋電図解析では30 msとした。

4.1 次数

次数はモデル全体の形式を決定づけるものである。ここで、一定咬みしめの静的運動時の筋電図に対して、従来の定常解析で次数を推定した結果を示す。第1表は、正常者10名、顎機能異常者群14名の分析結果である。従来の次数推定法(AIC, HAN, RIS)¹²⁾によれば、群間の変化は少なく3~6であった。以下の解析で

第1表 筋電図のARモデルの次数推定結果

Table 1 Results of the estimated order for EMG signals by the three methods¹²⁾ (AIC, HAN, RIS) The order is almost between 3 and 6 regardless of the patients.

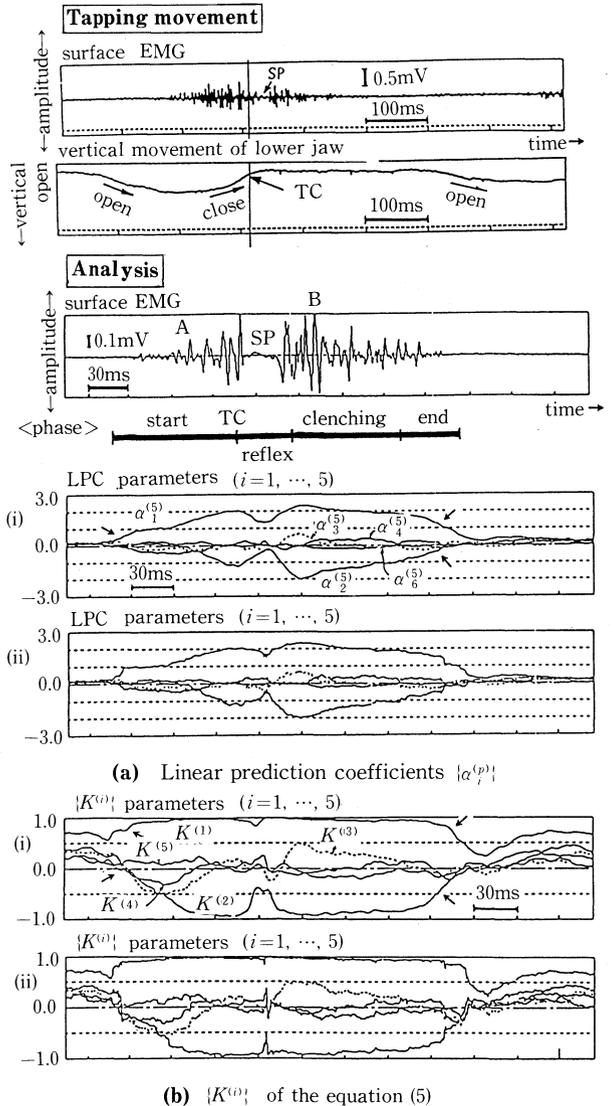
対象群/推定法	AIC	HAN	RIS	備考
正常者(normal)	6	4	4	10名, 26ストロークの平均
歯槽膿漏患者(perio)	6	4	3	5名, 14ストロークの平均
顎関節症患者(TMJ)	6	3	4	4名, 14ストロークの平均
総義歯装着者(FD)	6	3	3	5名, 14ストロークの平均

は、表面筋電図の導出法と筋電図の概周期性、さらに筋電図で通常みられるスペクトルパターンとから、次数を奇数次の5として進めていく。

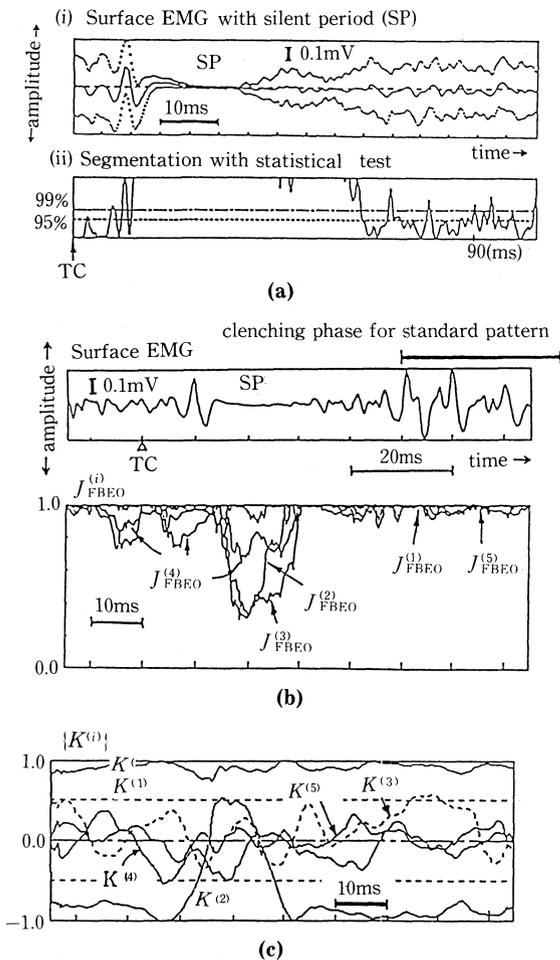
4.2 パラメータの時変特性

現在までに著者らは、約90波形、9名のパラメータの時変特性を解析してきた。以下では、これらの分析結果から得られた特徴について述べる。

第2図は、急速開閉口(tapping)運動時の分析結果である。筋活動の開始とともに閉口運動(close)が起



第2図 急速開閉口運動時の分析結果
Fig. 2 Analyzed results of AR parameters during tapping movement
The order is 5. (i) locally quasi-stationary processing, (ii) locally stationary processing



第3図 誘発筋電図の分析結果

Fig. 3 Analyzed results of the evoked EMG

- (a) Results of the stochastic wave analysis
 - (i) Time-varying sample mean (solid line) with standard deviation (broken line). Number of sample is 84. (ii) SP interval was segmented by the statistical test.
- (b) Results of the FBEO $\{J_{FBEO}^{(i)}\}$ ($i=1, \dots, 5$)
Gradual increase of the order towards clenching phase was showed by the FBEO analysis.
- (c) Results of the locally quasi-stationary processing $\{K^{(i)}\}$ ($i=1, \dots, 5$)
 $K^{(2)}$ moved in SP interval.

こり、歯列の咬合接触 (TC; tooth contact) によって誘発波 (reflex), さらに筋活動休止区間 (SP; silent period) が引き起こされている。その後、開口運動 (open) に向けて筋活動は終了する。分析結果によると、筋活動の開始・終了期および SP を含めた誘発波の区間が非正常区間であることがわかる。パラメータは $\{\alpha^{(p)}\}$, $\{K^{(i)}\}$ とした。局所準定常処理では、筋活動の変化に応じて滑らかな時変特性を示した (図中矢

印)。

一方、局所定常処理 (共分散法) ではパラメータは段階状に変化した。そこで、前回²⁾ の分析結果を基に、この区間で想定された非正常性 (次数変化) の合成信号を両処理法で推定し、比較検討してみた³⁾。その結果、局所準定常処理のパラメータの推定値が真値に近いものと類推できた。なお、一定咬みしめ時の区間 (clenching) では、両処理法とも同じ結果が得られている。

誘発波の後半はその背景活動に向けて徐々に筋活動様式が変化していく過程である。ここでは、その一例として SP 後半に注目した。誘発筋電図では確率過程としての取扱いも可能である。第3図 (a) は、統計的波形分析法¹³⁾ による SP 前後の分析結果である。統計的波形分析法は、標本平均波形と標準偏差波形による統計的評価量で各時刻の統計量を検定し、誘発区間を特徴づける方法である。しかし、SP 後半の筋活動の詳細な変化過程は不明であった。

一方、パターン認識の立場に立った非正常解析法である誤差次数直交性²⁾ (以下、FBEO; geometrical orthogonal relation of Forward-Backward prediction Error vectors in each Order) によれば、一定咬みしめ時の定常区間を基準 (standard pattern) とした結果、SP 後半でも筋活動開始期でみられたような次数変化が起きているものと考えられた (図3 (b))。この区間を局所準定常処理による $\{K^{(i)}\}$ で推定すると、図3 (c) のようになる。確かに、パラメータの時変特性はみられるが、次数変化との関連性は FBEO ほど明確でない。

第4図は、義歯の治療経過でみられた筋活動開始・終了期での $\{K^{(i)}\}$ の時変特性を、数回重ね書きしたものである。分析結果によれば、立ち上がり・立ち下がり時変特性が診断に使えるようである。すなわち、正常者では $K^{(1)}, K^{(2)}$ において、その値が零付近からそれぞれ 1, -1 との間で短時間にスムーズに移行する (図2 (b) 参照)。この特徴に着目すれば、治療に伴う顎口腔系機能の改善につれて、 $\{K^{(i)}\}$ の時変特性は正常者パターンに近づいていくことがわかる。

4.3 極軌跡

局所準定常処理の特徴は、時間につれて極 $\{u_i\}$ が変化していく経路である極軌跡で一層はっきりとしている。筋活動開始区間での極軌跡の特徴は極 P_2 に現れている。この極の位置から、式 (6) によりパワースペクトルの状態が類推できる。

第5図によると、極 P_2 は筋活動休止時の円周から離れた位置から、活発な筋活動時には円周に急接近し

5. 考 察

生体信号の非定常性を意識したと思われる従来の研究では、その主眼を分類やシステム同定においていることが多い。ここでは、咀嚼筋筋電図の分析結果から、局所準定常処理による非定常解析の必要性について考察してみたい。

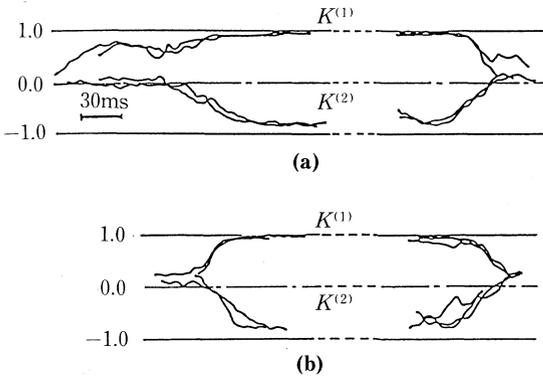
5.1 局所定常処理で十分な場合

下顎運動との対比により第2図の閉口運動時Aと咬みしめ時Bとでは、おのおの高周波成分および低周波成分で代表される筋活動が主導的に機能しており、この現象は局所定常解析でとらえることができる¹⁴⁾。一般に、生体信号の局所定常→非定常→局所定常的な時間変化の中でも、局所定常区間のみ注目する場合には従来の方法で十分である。また、筋疲労解析など比較的ゆっくりとした現象では、局所定常処理で十分に対応できると考える。

5.2 局所準定常処理が必要な場合

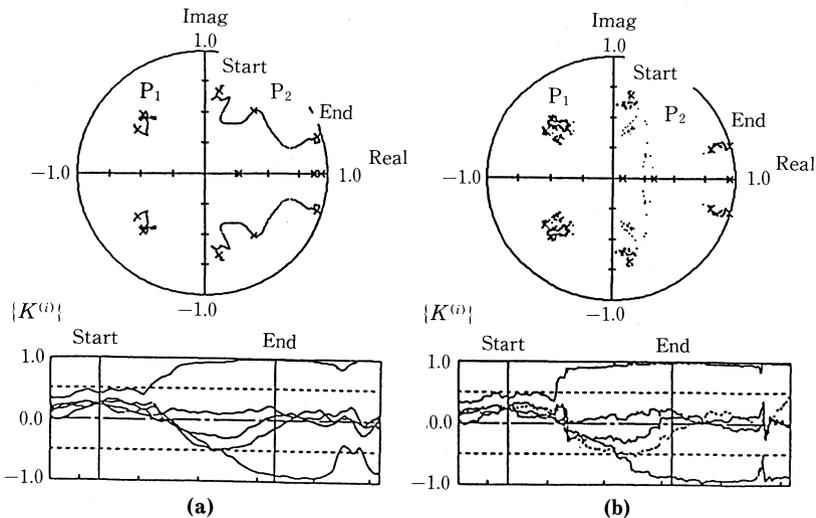
動的運動時での概略的な特徴は局所定常処理でも得られるが、筋活動開始・終了区間、およびSP付近のように本質的に非定常な区間では、その特徴は局所準定常処理でなければ得られない。また、筋活動開始での極の移動軌跡でも明らかにように、局所定常処理では非定常的な状態遷移区間での時間的変化を十分に推定しきれていない(第5図参照)。

このように、非定常性を意識した局所準定常処理に



第4図 義歯の治療経過における $\{K^{(i)}\}$ の時変特性
 Fig. 4 Time-varying characteristics of $\{K^{(i)}\}$ ($i=1, 2$) during treatment for new denture
 A few cycles are superimposed.
 (a) Just insertion (b) After 4 months

た。局所定常処理でも開始・終了時の位置は同じであるが、極軌跡に明らかな違いがみられた。ここで、下顎運動軌跡からいって、局所定常処理でみられた急な変化は考え難い。また、局所準定常処理によれば、実際の極軌跡は前回の極移動モデル²⁾のように単純に原点から円周への直線的变化ではなく、もう少し複雑であるように思われる。すなわち、開始・終了区間の筋活動様式を基本的にはARモデルの次数変化とするものの、その周波数・帯域の変化も無視できないものと思われる。



第5図 急速開閉口運動時での極軌跡の比較
 Fig. 5 Locus of the poles in the onset interval of EMG during tapping movement
 (a) Locally quasi-stationary processing (b) Locally stationary processing

よれば、従来の解析法の精度の向上により、動的筋活動の生理的機能の解明に役立つ新たな情報が得られるものと考えられる。

5.3 局所準定常処理の問題点

ブロック処理では、定常解析の条件に加えて、非定常性を評価する時間軸スケールと現象の時間変化の特徴(時変特性)から、サンプリング周波数とブロック長とを各々検討し直さなければならない。一般に、ブロック処理では、区間長を短くすれば推定値の分散が大きくなり、長くすれば分散は抑えられるもののバイアスが大きくなる。ここでは、筋活動量と $\{K^{(i)}\}$ との分析結果¹⁵⁾をもとに経験的に決定したが、まだ決定的な方法はない。また、 $\{a_i^{(p)}\}$ や $\{K^{(i)}\}$ の時変特性からは、FBEO から得られていた次数変化の様子がわかりにくい。これは、式(4)の非線形性の影響と零付近の値の推定が悪いためと考えられる。最後に、局所準定常処理の処理時間は、従来の局所定常処理(共分散法)に比べて約1.6倍程度長いといった問題点があるが、アルゴリズムの改善で対処できる余地がある。

6. ま と め

非定常解析法には幾つかの方法が開発されてきているが、定常解析の延長であることが多い。しかし、本質的に非定常な場面では時変特性などシステムの時間変化のモデル化を意識した処理が重要になってくるものと考えられる。

今回は、時変性ARモデルパラメータの局所準定常処理による推定結果から、咀嚼筋筋電図の運動時筋活動様式の時変特性のモデル化とそれによる臨床診断への可能性を示した。本法は、非定常的なスペクトル解析法の一つであり、波形の形状からでは得られない情報が得られる特徴がある。

今後、 $\{a_i^{(p)}\}$ 、 $\{u_i\}$ 、 $\{K^{(i)}\}$ のうちのいずれのパラメータを臨床診断で用いるべきか、また時変特性と症状との関連はいかなるものかについて、診断上だけでなく生理的機能との対比から、症例検討を進める予定である。

なお、本研究の一部は文部省科学研究費補助金奨励

研究(A)(61750324)の援助の下に行われた。

文 献

- 1) 日本 ME 学会専門別研究会下顎運動機能と EMG 研究会(編): 下顎運動機能と EMG 論文集, Vol.1 (1982), Vol.2 (1983), Vol.3 (1984), Vol.4 (1985)
- 2) 木竜 徹, 飯島泰蔵, 斉藤義明, 山鹿卓郎, 石岡 靖: 予測誤差の幾何学的関係による表面筋電図解析, 医用電子と生体工学, **24**, 80/85 (1986)
- 3) 木竜 徹, 飯島泰蔵: 局所定常性を仮定しない時変性パラメータの推定, 電子通信学会論文誌(A), **J68-A**, 937/944 (1985)
- 4) T. Bohlin: Analysis of EEG-signals with changing spectra, IBM Nordic-Laboratory, Sweden, Tech. Rep. TP 18.212 (1971)
- 5) B. H. Jansen, J. R. Bourne & J. W. Ward: Autoregressive estimation of short segment spectra for computerized EEG analysis, IEEE Trans. Biomed. Eng., **28**, 630/638 (1981)
- 6) G. Bodenstern & H. M. Praetorius: Feature extraction from the electroencephalogram by the adaptive segmentation, Proc. IEEE, **65**, 642/652 (1977)
- 7) 方野健次, 石井直宏, 岩田 彰, 鈴木宣夫, 寺島正義: 脳波の自己回帰モデルを用いた睡眠ステージの自動判別, 医用電子と生体工学, **20**, 73/79 (1982)
- 8) F. B. Stulen & C. J. Luca: Muscle fatigue monitor: A noninvasive device for measuring localized muscular fatigue, IEEE Trans. Biomed. Eng., **29**, 760/768 (1982)
- 9) R. M. Studer, R. J. P. Figueiredo & G. S. Moschytz: An algorithm for sequential signal estimation and system identification for EMG signals, IEEE Trans. Biomed. Eng., **31**, 285/295 (1984)
- 10) 赤木正人, 飯島泰蔵: 極変動追従フィルタの一構成法, 電子通信学会論文誌(A), **J67-A**, 133/140 (1984)
- 11) G. Rigoll: A new algorithm for estimation of format trajectories directly from the speech signal based on an extended Kalman-filter, Proc. ICASSP-86, **2**, 1229/1232 (1986)
- 12) H. W. Steinberg, T. Gasser & J. Franke: Fitting autoregressive models to EEG time series—An empirical comparison of estimates of the order, IEEE Trans. Biomed. Eng., **33**, 143/150 (1985)
- 13) 木竜 徹, 山鹿卓郎, 斉藤義明, 石岡 靖: 筋電図の自動解析 第4報 統計的波形分析法による Silent Period 前後の咀嚼筋筋電図の解析, 日本補綴歯科学会雑誌, **26**, 50/73 (1983)
- 14) 永田 晟, 室 増男: 表面筋電パワースペクトルのパターン分類—静的・動的運動様式との関係—, 人間工学, **18**, 35/42 (1982)
- 15) 大久保直樹, 木竜 徹, 牧野秀夫, 斉藤義明: 咀嚼運動時の EMG における時変性反射係数の推定, 電子通信学会技術研究報告, **MBE-86**, 37/44 (1986)

Characterization of Masticatory EMG during Movement by a Locally Quasi-Stationary Processing*

Thoru KIRYU**, Taizo IJIMA***, Yoshiaki SAITOH**, Kiyoshi ISHIOKA†

It is of interest to characterize a dynamic function of muscle during movement, which is a non-stationary case, from surface EMG signals. This paper presents a new approach. This is based on a block algorithm in which a signal is divided in time into blocks and time-varying parameters are estimated in each block. A locally quasi-stationary

processing, which is proposed here, is the method to estimate the parameters of an AR (autoregressive) model more precisely. It is assumed that an AR model represents a surface EMG generation system.

There have been many methods for the non-stationary analysis, for example, the synchronous averaging in stochastic approaches and the estimation methods of short-time power spectrum and system function by a locally stationary processing. However, the synchronous averaging method is restricted to the evoked responses of EEG or EMG and the locally stationary processing is not sufficient for essentially non-stationary signals.

In this paper, AR parameters were estimated from the surface EMG of masseter muscle by the locally quasi-stationary processing and the results were compared with the parameters by the conventional locally stationary processing. There are non-stationary intervals around evoked response or onset of masticatory EMG. AR parameters are linear prediction coefficients, reflection coefficients and poles.

As the results, the estimated characteristics of the time-varying parameters were reasonable in relation to the locus of lower jaw movement and the significant differences were showed in the non-stationary intervals.

* Received on Dec. 5th 1986, Revised on May 25th 1987

** Department of Information Engineering, Faculty of Engineering, Niigata University, Niigata

*** Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Tokyo Engineering University, Tokyo

† First Department of Prosthodontics, School of Dentistry, Niigata University, Niigata