

## 論文

## 筋収縮様式変化時点の解析

正員 木竜 徹<sup>†</sup> 非会員 佐藤 均<sup>†</sup> 正員 齊藤 義明<sup>†</sup>

## Multivariate Analysis at Switching Points between Different Types of Muscle Contractions

Tohru KIRYU<sup>†</sup>, Member, Hitoshi SATOH<sup>†</sup>, Nonmember and Yoshiaki SAITOH<sup>†</sup>, Member

あらまし 生体信号では、解剖学的構造、計測方法、および解析方法の違いから、観測した信号のみで変化の特徴を見出すことができないことが多い。そこで、複数チャンネルで計測した生体信号から、あるいは一つの生体信号から推定した複数の評価パラメータから、総合的な生体の活動様式を求めることが重要となる。長時間生体信号解析の観点から考えると、生体の活動様式が変化する時点は、最も重要な指標の一つである。経済指標の分析、地震予知、気象予知などの分野でも、時系列データからトレンドの変化時点を予測することが行われてきた。本論文では、多次元時系列から生体の振舞いの変化する時点を予測することを最終的な目的とし、その準備として、変化時点での統計的性質を調べた。すなわち、前脛骨筋の表面筋電図から四つの評価パラメータを推定し、その後、KL 展開により多次元評価パラメータ時系列から固有値時系列を求めた。その結果、筋収縮様式変化時点では  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  の二つの固有値が互いに接近し、それ以外の位相では  $\lambda_1$  のみが大きな値を示した。また、合成変量の分布は変化時点で特徴的な変化を示した。この特徴は、被験者 10 名、各 5 回の試行で全体の約 55% に見られた。

キーワード 筋収縮様式変化時点, KL 展開, 筋電図, 筋張力, 固有値

## 1. まえがき

生体信号には、生体内部の情報が含まれているはずであると期待されている。しかし実際には、生体の解剖学的構造、計測方法、および解析方法の違いから、得られた信号を個々に観察しただけでは、生体内部の変化の特徴を見出せないことが多い。

個々の生体信号は、総合的な生体の振舞いの一部を表現していると考えるのが妥当である。更に、一つの生体信号を解析していくつかの評価パラメータに分解する場合も同様であって、個々の評価パラメータに目的とする情報が十分に含まれているとは限らない。そこで、複数チャンネルで計測した生体信号から、あるいは一つの生体信号から推定した複数の評価パラメータから、総合的な生体の振舞いを求めることが重要となる。特に、長時間生体信号解析の分野では、以上のような多次元時系列解析を議論することが多い。

生体信号の長時間多次元時系列解析では、生体信号各々の概日リズムや、生体信号(心拍数, 血圧, 呼吸数

等)間の相関を求めることがよく行われている<sup>(1)</sup>。長時間データ処理の観点から考えると、生体の活動様式が変化する時点(状態変化時点)は、最も重要な目印の一つである。時系列データからトレンドの変化時点を予測することは、経済指標の分析<sup>(2)</sup>、地震予知<sup>(3)</sup>、気象予知<sup>(4)</sup>などのさまざまな分野で行われてきている。時系列の位相を分析するセグメンテーションも変化時点予測の範中に含めて考えることができる。例えば、睡眠脳波分類<sup>(5),(6)</sup>での、区間分割時点は状態変化時点の候補となる。しかし、状態変化時点の予測はモデルや評価パラメータの選択に負うところが大きい。

本研究では、多次元時系列からの状態変化時点予測を最終目的とし、その準備として、状態変化時点での統計的性質を調べる。具体的には、一つの表面筋電図から多次元の評価パラメータを推定し、明らかに筋収縮様式が変化する時点で、多次元評価パラメータの統計的性質を解析する。すなわち、多次元評価パラメータ時系列を KL 展開し、筋収縮様式変化時点での固有値時系列と合成変量分布とを調べる。これまでの分析結果によれば、状態変化時点での統計的構造は比較的単純であり、将来の予測法開発への手掛りを得た。

なお、生体信号への KL 展開の応用はデータ圧縮や

<sup>†</sup> 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

判別分析などで数多くの報告がある。しかし、状態変化時点の解析に用いた例はない。

## 2. 筋収縮様式の評価モデル

筋収縮様式には二つの重要な生理的要因が関係する。ここでは、これらの要因と筋電図・筋張力との関係を概説し、筋収縮様式変化時点解析にかかわる研究の現状について述べる。

### 2.1 筋電図・筋張力と生理的要因

筋活動は、1本の運動神経に支配されるいくつかの筋線維による活動を一つの単位として起こる。この単位を、運動単位(MU: Moter Unit)と言う。運動神経の興奮は、神経インパルスとして、その運動神経が支配する筋線維の神経筋接合部(終板)に到達する。その後、神経筋接合部から筋線維の両端に向かって筋線維膜の電気的興奮が伝搬し、一つのMUによる筋張力が発生する。

表面筋電図は、通常、筋肉の皮膚上に貼付した電極によって観測され、各MUの電気的興奮が時間的・空間的に重ね合わせられたものである。ここで、筋線維や終板の分布等の解剖学的構造は計測結果に影響を与えるので注意が必要である<sup>(7)</sup>。一方、筋肉の作り出す力は個々のMUが発生する筋張力を合わせたものである。但し、実際に観測できる力は、いくつかの筋肉と骨格系の物理的構造の影響を受ける。

筋収縮様式の重要な生理的要因は、神経インパルス発火頻度とMUのリクルートメントである。筋張力が増大する位相では、神経インパルス発火頻度の増加とMUのリクルートメントが観察される。リクルートメントとは、神経インパルス発火頻度の増加だけでは目的とする筋張力が実現しきれなくなったときに、新たなMUが活動に参加することを言う。ここで、静的収縮状態であれば、表面筋電図から神経インパルス頻度やリクルートメントの概略を推定できる<sup>(8)~(10)</sup>。一方、筋張力から生理的要因の振舞いを推定することは、表面筋電図の場合より困難である。

実際の計測では、表面筋電図は、筋張力測定に比べ、電極と増幅器の手軽な組合せで計測できる長所がある。一方、筋張力の測定には、モーメントアームなどを考慮した特殊な装置が必要である。そのため、表面筋電図から筋張力を推定する種々の方法がこれまでに提案されてきた<sup>(11),(12)</sup>。

### 2.2 評価パラメータ

表面筋電図の評価パラメータ(神経筋活動の評価値)

を、振幅値情報と周波数情報から得る。

振幅値情報として、表面筋電図  $S(t)$  を絶対値処理した後に平均をとる平均化整流値(ARV: average rectified value)

$$ARV(t) = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T |S(t+\tau)| d\tau \quad (1)$$

と実効値(RMS: root-mean-square value)

$$RMS(t) = \frac{1}{2T} \sqrt{\int_{-T}^T S^2(t+\tau) d\tau} \quad (2)$$

を用いる。但し、 $2T$  は統計量推定に用いる区間長である。ARV は筋肉活動レベルを表現する指標として多用されており、筋張力が大きいほど大きな値をとる。しかし、ARV および RMS と筋張力との関係は、程度の差こそあれ、非線形である。これは、筋肉のサイズによって、MU の発火頻度やリクルートメント様式に違いがあるためと考えられている<sup>(13)</sup>。

神経インパルス頻度やリクルートメントの変化は、表面筋電図のパワースペクトル  $P(f)$  へも影響を与えることが予想できる。 $P(f)$  のおおまかな形状は主に活動しているMU活動電位波形のパワースペクトルを反映し、 $P(f)$  の低周波数域にわずかに神経インパルス頻度の影響が見られる<sup>(14)</sup>。しかし、 $P(f)$  とリクルートメントとの関係は明確ではない<sup>(15)</sup>。本研究では、分析区間ごとに  $S(t)$  から  $P(f)$  を推定し、その評価値として、平均周波数(MPF: mean power frequency)

$$f_{MPF} = \frac{\int_0^{\infty} fP(f) df}{\int_0^{\infty} P(f) df} \quad (3)$$

とメジアン周波数(MNF: median frequency)

$$\int_0^{f_{MNF}} P(f) df = \int_{f_{MNF}}^{\infty} P(f) df \quad (4)$$

とを用いる。 $P(f)$  の MPF と MNF の統計的性質は、MNFの方が周波数変化に敏感であると言われる<sup>(16)</sup>。

### 2.3 筋収縮様式変化時点での生理的振舞い

図1は、台形状に筋張力を変化させたときの、MU

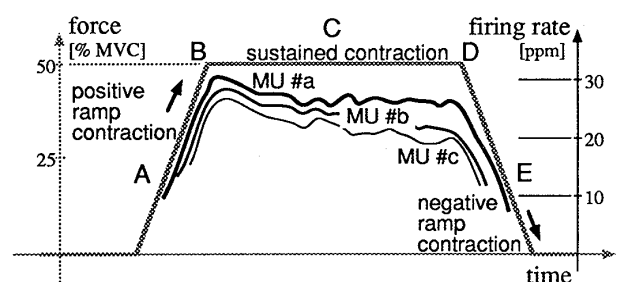


図1 台形状筋収縮時の筋活動様式モデル

Fig.1 Schematic model of the firing rate and the recruitment of MUs during a trapezoidal contraction.

活動様式のモデルである<sup>(17)</sup>。筋収縮様式変化時点 B を境に、図に示すように、神経インパルス発火頻度の増加が終了し、ゆっくりとした減少傾向を示し始める。また、筋収縮様式変化時点 B までに MU はリクルートメントを終了している。なお、一度リクルートされた MU は、持続収縮力が大幅に減少し始めるまで、活動状態を維持する。その結果、状態 A (正のランプ収縮時) ではインパルス頻度の増加とリクルートメントが生じている。状態 C (持続収縮) ではインパルス頻度を徐々に減少させながら、筋張力を一定に保持する。状態 E (負のランプ収縮時) では、ほぼ状態 A と逆の変化を示す。ここで、神経インパルス頻度やリクルートメントの振舞いを実際に表現するものは、筋電図であって、筋張力ではない点に注意が必要である。

#### 2.4 筋収縮様式変化時点解析にかかわる従来の方法

最も生理的に筋収縮様式変化時点を得る方法は、針電極により複数の MU 活動電位波形を分解する方法である<sup>(18),(19)</sup>。しかし、この方法は筋肉内での計測範囲の狭さや動的運動状態に向かない等の制約、およびパターン認識による波形分類が必要等、簡便な方法ではない。一方、最も利用が進んでいるスポーツ分野では、運動動作を分析するために、それに関与しているいくつかの筋肉から多チャンネル筋電図を計測し、視察によって個々の相関性を解析するにとどまっている。また、義手開発の研究では、複数チャンネルの筋電図に対して多次元 AR パラメータを推定し、線形判別処理<sup>(20)</sup>やニューラルネットワークの非線形判別処理を用いた動作識別法が報告されている<sup>(21)</sup>。しかし、動作の変化時点がどのような状態にあるのかは報告がない。更に、多チャンネル積分筋電図とニューラルネットワークによる調音器官筋骨格系ダイナミクスモデルで、運動軌跡決定にどの筋肉が作用しているかを解析した報告がある<sup>(22)</sup>。この際の神経回路モデルの荷重の解析は、状態変化時点の解析に役立つかもしれない。しかし、バイオメカニクス的な議論であり、生理的な考察は十分に取り入れられていない。

いずれにしても、従来の方法からのアプローチでは、モデルや評価パラメータの選択に依存する部分が多い。

### 3. 状態変化時点の解析法

生理的要因を考慮に入れた多次元の評価パラメータを用いて、特定のモデルに依存することなく、状態変

化時点の特徴を解析するため、KL (Karhunen-Loève) 展開<sup>(23)</sup>を用いた。

#### 3.1 KL 展開による方法

$q$  個の評価パラメータが既に推定されているものとする。また、個々の評価パラメータは単位が異なるため、すべての評価パラメータを平均 0、分散 1 に標準化しておく。評価パラメータの多変数分布は、 $q$  次元状態空間でも観察することができる。しかし、前述したように、特定の活動状態の変化の特徴は各評価パラメータに分散して含まれていると考えるのが妥当であり、ここでは KL 展開を用いて、より少ない  $p$  ( $p \leq q$ ) 次元の直交空間で、状態変化時点の統計的構造を解析する。なお、フレーム内では局所定常性を仮定する。

今、 $m$  番目のフレーム内の  $q$  個の評価パラメータを成分とする  $g \times 1$  の標準化ベクトルを

$$\mathbf{x}(m) = \{x_1(m), \dots, x_q(m)\}^T \quad (5)$$

とする。但し、 $^T$  は転置を表す。ここで、 $q \times 1$  の正規直交ベクトル  $\mathbf{v}_k(m)$  からなる  $q \times q$  の直交行列を

$$\mathbf{A}(m) = \{\mathbf{v}_1(m), \dots, \mathbf{v}_q(m)\} \quad (6)$$

とし、 $\mathbf{x}(m)$  を  $\mathbf{z}(m)$  へ展開することを考える。

$$\mathbf{x}_{(q)}(m) = \mathbf{A}(m)\mathbf{z}(m) = \sum_{k=1}^q z_k(m)\mathbf{v}_k(m) \quad (7)$$

ここで、実際にはより少ない  $p$  ( $p \leq q$ ) 次元に特徴が集約されているとして、以下のようにする。

$$\mathbf{x}_{(p)}(m) = \sum_{k=1}^p z_k(m)\mathbf{v}_k(m) + \sum_{k=p+1}^q y_k(m)\mathbf{v}_k(m) \quad (8)$$

但し、 $y_k(m)$  は任意の値である。この際、再構成誤差ベクトル  $\boldsymbol{\varepsilon}$  は、式(7)、(8)より

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{x}_{(q)}(m) - \mathbf{x}_{(p)}(m) \quad (9)$$

であり、 $m$  フレーム内での  $\boldsymbol{\varepsilon}$  の平均 2 乗誤差は、

$$E[\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}] = \sum_{k=p+1}^q \mathbf{v}_k^T(m) \mathbf{C}(m) \mathbf{v}_k(m) \quad (10)$$

となる。但し、 $E[\cdot]$  はフレーム内での期待値操作、 $\mathbf{C}(m)$  はフレーム内における  $\mathbf{x}_{(q)}(m)$  の共分散行列である。ここで、最適な直交展開  $\{\mathbf{v}_k(m)\}$  を得るために、

$$\mathbf{v}_k^T(m) \mathbf{v}_k(m) = 1 \quad (11)$$

の制約条件のもとに、式(10)を最小化する。これは、ラグランジュ乗数  $\lambda_k$  により、固有方程式

$$\mathbf{C}(m) \mathbf{v}_k(m) = \lambda_k(m) \mathbf{v}_k(m) \quad (12)$$

を解くことによって得られる。但し、固有ベクトル  $\mathbf{v}_k(m)$  と固有値  $\lambda_k(m)$  は、 $m$  フレーム内中央時点の特徴を表すものとする。

以上の結果、 $q$  次元の評価パラメータに分散していた情報は、より少ない  $p$  次元へと集約されることとなる。また、式(7)による合成変数  $z_k(m)$  は、以下のよ

うに与えられる。

$$z_k(m) = v_k^T(m)x(m) \quad (13)$$

そこで、状態変化時点の普遍的な特徴をとらえるため、固有値時系列による状態遷移の解析法と、合成変量の各位相での分布とを調べる。なお、合成変量分布とは、 $\{z_k(m) : k=1, \dots, p; m=1, \dots, M\}$  の標本分布を表示したものである(5.2参照)。

### 3.2 従来の方法の適用

従来の方法と比較するために、時系列位相の分割方法として AIC によるセグメンテーション法を、時系列トレンドを探る方法として直接近似法を用いた。

AIC によるセグメンテーション法<sup>(24)</sup>の応用では、表面筋電図に AR モデルをあてはめ<sup>(25)</sup>、区間ごとに最適な次数とその際の予測誤差とを AIC で評価する。すなわち、隣接する二つの区間を合わせて一つの AR モデルを当てはめたときの  $AIC_j$  と、区間ごとに別々に AR モデルを当てはめたときの二つの AIC の和 ( $AIC_s$ ) とを比較し、 $AIC_j > AIC_s$  のとき、区間分割時点(変化時点)ありとした。

直線近似法は、表面筋電図の ARV に対して、一定の誤差基準をもうけて、その包絡線を折れ線近似し、筋収縮様式変化時点が節点となるのか否かを調べる方法である。ここでは、画像データ圧縮で提案された方法<sup>(26)</sup>を用いる。

## 4. 実 験

図 2 に実験の様子を示す。被験者が筋張力計測装置(OG 技研製 GT-30)に腰掛けた状態で、4 線アレー電極(DEM 社製、電極間隔 1 cm)を前脛骨筋皮膚表面上にバンドで固定し、足の甲に力センサをあてがった。被験者には、かかとを台に付けたままつま先を身体に

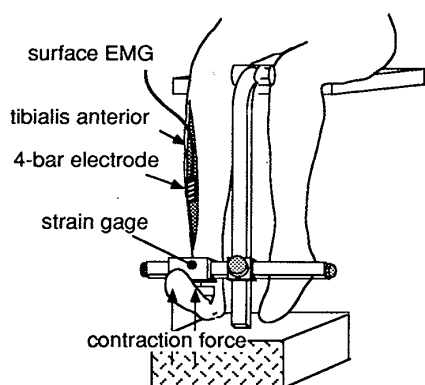


図 2 表面筋電図、筋張力の同時計測

Fig. 2 Experiment. Location of a surface electrode pasted on the tibialis anterior muscle and a force measurement instrument.

引き寄せる運動(等尺性収縮)を指示し、表面筋電図と筋張力とを同時に計測した。なお、電極は終板から約 3~5 cm 離して、筋線維と平行に貼付した。運動負荷は、始めの 2 秒間を約 25%MVC(Maximum Voluntary Contraction: 最大随意収縮)/s のランプ収縮区間とし、次の 5 秒間をほぼ 50%MVC の筋張力を維持する持続的収縮区間、最後の 2 秒間を約 -25%MVC/s の収縮力減小区間とした。被験者は健常な 20 代の男性 10 名で、各 5 回ずつ表面筋電図、および筋張力の計測を行った。なお、各試行ごとに約 1 分間の休息をおいた。

表面筋電図は周波数帯域 53~1000 Hz を利得 60 dB で計測した。その後、デジタルデータレコーダ(TEAC 社製 DR-F 1)にて量子化ビット数 14 bit、サンプリング周波数 5 kHz で収集した。評価パラメータは一定の時間間隔(シフト長)で時間軸上を移動する分析区間ごとに推定し、その時系列を得た。評価パラメータのうち、ARV, RMS の区間長  $2T$  は、100 ms、シフト長は 51.2 ms とした。また、MPF と MNF の算出では、 $P(f)$  を高速フーリエ変換で求める際の区間長を 204.8 ms、シフト長を 51.2 ms とし、窓関数はハミング窓を使用した。更に、評価パラメータ時系列を KL 展開する際のフレーム長(式(10)参照)は 1.2 s (24 サンプル)で、シフト長は 51.2 ms である。

## 5. 結 果

実験では、筋張力測定により明らかな筋収縮様式変化時点を知ることができる。これを目印として、表面筋電図から得た評価パラメータ時系列の解析を行う。ここでは、計測した 9 秒間のデータのうち最初の 1~8 s の解析結果を示す。

### 5.1 固有値時系列

実際に測定した表面筋電図の解析結果を図 3 に示す。図 3(a)は表面筋電図、図(b)は筋張力、図(c)は ARV、図(d)は RMS、図(e)は MPF、図(f)は MNF、そして図(g)は固有値時系列である。評価パラメータの経時変化を示した図(c)~(f)を見ると、ARV と RMS に筋張力と関連した変化は見られるが、状態変化時点の特徴はあいまいである。また、MPF, MNF ともに特徴がつかみにくく、変動は MNF の方が大きい。

一方、固有値時系列では筋張力が増加から持続収縮に落ち着く時点 B において、特に、 $\lambda_1, \lambda_2$  が接近した。また、筋張力が持続収縮状態から低下する時点 D にお

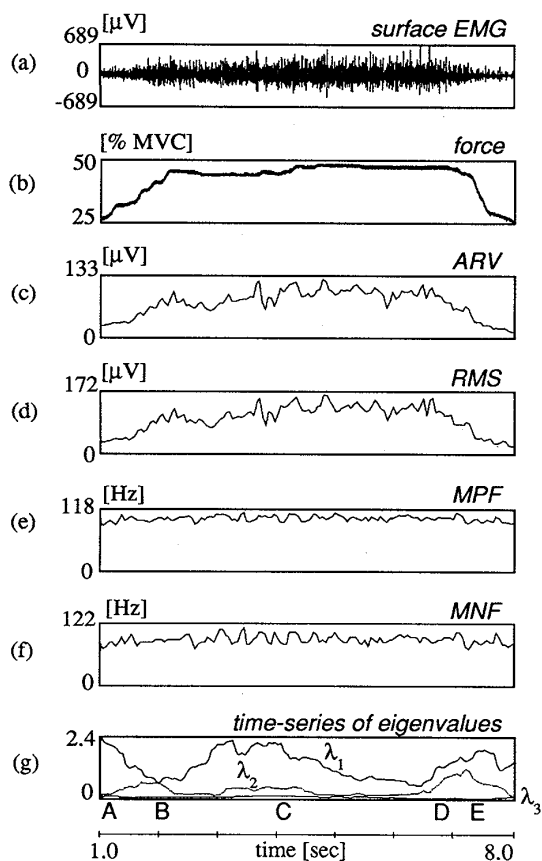


図 3 状態変化時点での解析結果

Fig. 3 Result of the KL expansion at switching points between two types of muscle contractions, ramp contractions and a sustained contraction : (a) surface myoelectric signal ; (b) force for reference ; (c) average rectified value ; (d) root mean square value ; (e) mean power frequency ; (f) median frequency ; (g) time-series of eigenvalues.

いては、その変化時点より以前に  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  が変化を開始しているのが見られた。

50 例の試行を解析し、目視による分類の結果、状態変化時点と固有値時系列の特徴が特定でき、時刻も一致している例は約 55% であった。一方、固有値時系列の特徴は特定できるが、状態 C で出現するなど時刻がずれているもの約 33%、 $\lambda_2$  の増加が見られず特徴、時刻とも不明なもの約 12% であった。

### 5.2 合成変量分布の遷移

あらかじめ筋張力の計測値を参考に、図 1 の定義にある状態ごとに合成変量分布を求めた。具体的には、状態 A 1.26 s, 状態 B 1.97 s, 状態 C 4.07 s, 状態 D 6.88 s, 状態 E 7.44 s を各状態の開始時刻とし、フレーム長 512 ms, 10 サンプル ( $M=10$ ) の評価パラメータに対して式 (13) を当てはめた。これを、5 回の試行に対して行い(合計 50 サンプル)、 $z_1, z_2, z_3$  を座標軸とする空間 ( $p=3$ ) 上に、合成変量分布の遷移を表した(図 4)。

図中 A, E では、分布状態が図中の  $z_1$  方向に伸びていることがわかる。一方、筋収縮状態変化時点である B, D では、分布状態が各軸方向にほぼ均等にばらついていていた。また、持続収縮区間 C では、B, D と同じ傾向にあるが、より原点から離れた分布を示した。

### 5.3 従来の方法の適用

AIC によるセグメンテーション(図 5(a))では、最小区間長を 400 ms とし、Burg 法により AR モデルパラメータを推定した。その後、区間ごとに AIC を比較し、分割点を求めた。その結果、AR モデルの次数を最高 15 次までとした範囲で、必要以上に多くの時点で分

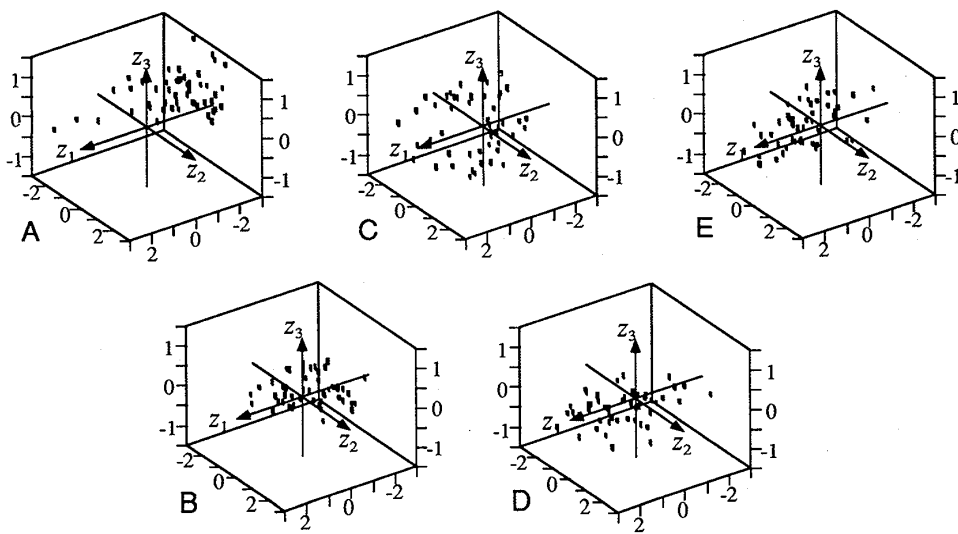


図 4 合成変量分布の推移

Fig. 4 Distribution of the liner combination values in the  $z_1 z_2 z_3$  space, at each phase.

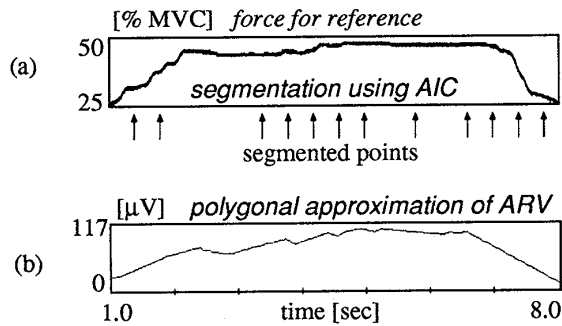


図 5 従来の方法による結果

Fig. 5 Estimation of switching points using conventional methods: (a) segmentation using the AIC; (b) polygonal approximation of an average rectified value.

割点が現れ、本質的な状態変化時点の推定は困難であった。

直線近似法(図 5(b))では、ARV を 7 点移動平均処理後、最大振幅の 0.26% を誤差基準として、折れ線と節点を求めた。その結果は、ARV 時系列から得られる判断と大差なかった。

## 6. 考 察

### 6.1 解析法

状態変化時点の予測では、状態変化時点を直接計測できない場面や、強い相関のある評価パラメータが見あたらないときがある。その際、実際に測定可能なくつかの評価パラメータを総合的に判断して、状態変化時点を予測できれば、非常に有効である。そこで、予測法開発への手掛りを得るため、状態変化時点の統計的構造を少ない次元で明確に表現できる KL 展開に着目した。

本研究では、筋収縮様式の切り換わる時点を研究対象に選んだ。状態変化時点の判断指標は筋張力、多次元評価パラメータは表面筋電図から得た振幅値情報と周波数情報である。ここで、あらかじめ筋張力と多次元評価パラメータとを重回帰分析で関係づけておけば、多次元評価パラメータの計測だけで筋収縮様式変化時点を予測できそうである。しかし、以下の理由で現実的ではない。すなわち、種々の場面を想定した重回帰分析を準備しておく必要があり、また、筋張力・評価パラメータ間の非線形性に配慮しなければならない。

従来の方法の適用に際し、AIC によるセグメンテーション法では周波数情報のみを用い、直線近似法では振幅値情報のみを対象とした。その結果、個々の評価

パラメータを分析しただけでは、状態変化時点の特徴はつかめなかった。これは、状態変化時点の情報が特定の評価パラメータに集中していないことを表す。

非正常信号に対する KL 展開に関しては、標本共分散行列を計算することなく、直接データ系列を扱う再帰的方法がある<sup>(27)</sup>。ここでは、フレーム内の局所定常性を仮定して解析を行ったが、時間分解能を高めるためには再帰的な方法の導入も必要と考える。

### 6.2 生理的要因との関係

KL 展開の結果は、四つの評価パラメータの情報が二つの固有値  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  に集約されることを示していた。固有値  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  が、振幅値情報と周波数情報の二つを指すのか、特定の生理的要因を指すのか、更に上位中枢の働きを指すのかは現時点では不明である。KL 展開は多変量解析での主成分分析に相当するので、各主成分(式(13)の合成変量)を因子分析によって何らかの生理的要因と関係づけられそうである。しかし、対象となる生理的要因を計測することは現実には難しい。筋収縮様式から判断すれば、神経インパルス頻度・リクルートメント様式の変化が、状態変化時点での固有値時系列の特徴を作り上げているものと考えている。但し、ARV と RMS(振幅値情報)、および MPF と MNF(周波数情報)とが互いに類似した時系列を示した点に関して、他の評価パラメータを加えた検討が必要であろう。例えば、神経インパルス頻度に関して  $P(f)$  の低域周波数成分<sup>(14)</sup>、リクルートメント様式に関して  $S(t)$  の 2 次、4 次モーメント<sup>(10)</sup>、更に生化学的要因に関して MU 活動電位波形の伝導速度<sup>(16)</sup>が考えられる。

固有値時系列の振舞いが筋張力の変化時点と一致しなかった場合に関して考察しておく。図 1 状態 C に示したように、生理的要因は、筋張力がほぼ一定であっても、時間につれ連続して変化する。また、2.2 で述べたように、ARV, RMS と筋張力との関係は非線形である。従って、固有値時系列の示した時点は生理的要因による状態変化時点であって、筋張力の変化時点と一致しない場合があるのかもしれない。今後は、KL 展開の時間分解能を上げると共に、他の評価パラメータを加えて、より多次元の評価パラメータを用いた解析が必要であろう。

## 7. む す び

本研究では、表面筋電図から得た多次元の評価パラメータを用い、筋収縮様式変化時点を統計的に解析してみた。具体的には、表面筋電図の振幅値情報、周波

数情報に関する四つの評価パラメータを KL 展開し、固有値時系列と合成変量分布を得た。

被験者 10 名、各 5 回の試行を解析した結果、全体の約 55% に、特徴的な変化が見られた。すなわち、筋収縮様式の特徴は固有値  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  に集約され、変化時点では  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  が互いに接近した。更に、統計的特徴を合成変量分布から検討した結果、ランプ収縮時で特定の方向性を見せていた分布が、筋収縮様式変化時点で消失する現象が見られた。このような単純な統計的構造が状態変化時点の特徴ならば、モデルの選択によらない状態変化時点の予測を可能にするであろう。

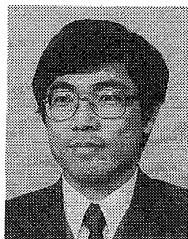
筋収縮様式変化時点の予測を必要とする範囲は広く、スポーツトレーニングメニューやリハビリテーションメニューの作成、機能的電気刺激での筋疲労対策等に及ぶ。今後は、提示する筋収縮様式の検討、他の評価パラメータの導入、提案した解析法による結果の蓄積等を踏まえて、一般的な場面での状態変化時点予測法の開発を進めていく予定である。

謝辞 本研究は、財団法人東電記念科学技術研究所の研究助成で進めてきている「誘発筋電図による任意時点筋疲労度推定に関する研究」の成果の一部である。ここに、感謝致します。

## 文 献

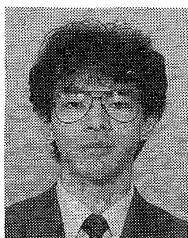
- (1) 市丸雄平, 多田清一, 片山宗一: “脳波  $\alpha$  帯域の変動と長周期心拍変動性”, 第 6 回生体生理工学シンポジウム, pp. 435-438(1991).
- (2) ジョン J マーフィー著, 日本興業銀行国際資金部訳: “先物市場のテクニカル分析”, きんざい, 第 3 章(1990).
- (3) 力武常次: “地震前兆現象”, 東京大学出版会(1986).
- (4) 増田善信: “数値予報”, 東京堂出版(1981).
- (5) Bodenstern G. and Praetorius H. M.: “Feature extraction from the electroencephalogram by adaptive segmentation”, Proc. IEEE, **65**, 5, pp. 642-652(1977).
- (6) 篠崎和弘, 井上 健, 矢ヶ崎明美: “自動脳波分析の試み—局所定常自己回帰モデルによる非定常脳波の区別”, 脳波と筋電図, **15**, 3, pp. 223-230(1987).
- (7) 金子秀和, 木竜 徹, 齊藤義明: “双極導出表面筋電図測定における神経支配帯の妨害およびその一低減法”, 信学論(D-II), **J74-D-II**, 3, pp. 426-433(1992-03).
- (8) Brody G. and Scott R. N.: “A model for myoelectric signal generation”, Medical and Biological Engineering, pp. 29-41(Jan. 1974).
- (9) 八名和夫, 斎藤陽一: “筋集合電位の確率モデル”, ME 誌, **15**, 3, pp. 164-169(1977).
- (10) 吉田正樹, 彼末一之, 赤沢堅造, 藤井克彦: “集合筋電位処理による運動単位数の推定”, ME 誌, **19**, 3, pp. 187-193(1980).
- (11) Sheriff M. H. and Greger R. J.: “Modeling myoelectric interference patterns during movement”, Med. & Biol. Eng. & Comput., **24**, pp. 2-9(1986).
- (12) 赤沢堅造, 林 義昭: “筋電義手開発のための筋運動制御系の動特性推定”, 信学論(D-II), **J73-D-II**, 2, pp. 257-265(1990-02).
- (13) Wood J. J. and Bigland-Ritchie B.: “Linear and non-linear surface EMG force relationships in human muscles”, Am. J. Phys. Med., **62**, pp. 287-299(1983).
- (14) Boxtel A. and Schomaker L. R. B.: “Motor unit firing rate during static contraction indicated by the surface EMG power spectrum”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-30**, 9, pp. 601-609(1983).
- (15) 木竜 徹: “ランプ収縮時の筋電図における AR 係数のふるまい”, 統計数理研究所共同研究レポート, **32**, pp. 103-110(1991-12).
- (16) Merletti R., Knaflitz M. and DeLuca C. J.: “Myoelectric manifestations of fatigue in voluntary and electrically elicited contractions”, J. Appl. Physiol., **69**, 5, pp. 1810-1820(1990).
- (17) DeLuca C. J., LeFever R. S., McCue M. P. and Xenakis A. P.: “Control scheme governing concurrently active human motor units during voluntary contractions”, J. Physiol., **329**, pp. 129-142(1982).
- (18) LeFever R. S. and DeLuca C. J.: “A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials —Part I: Techniques, theory, and implementation”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-29**, 3, pp. 149-157(1982).
- (19) McGill K. C., Cummins K. L. and Dorfman L. J.: “Automatic decomposition of the clinical electromyogram”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-32**, 7, pp. 470-477(1985).
- (20) 辻 敏夫, 伊藤宏司, 長町三生: “義手制御を目的とした多チャンネル EMG 動作識別法”, 信学論(D), **J70-D**, 1, pp. 207-215(1987-01).
- (21) 森大一郎, 辻 敏夫, 伊藤宏司: “ニューラルネットによる EMG パターン識別”, 信学技報, **BME91-164**(1991).
- (22) 平山 亮, エリック ベイツン, 川人光男, マイケル ジョーダン: “筋電信号を用いた調音器官筋骨格系ダイナミクスモデル”, 信学論(D-II), **J75-D-II**, 8, pp. 1430-1439(1992-08).
- (23) Cohen A.: “Biomedical Signal Processing”, CRC Press, Vol. II, Chap. 3, 3, pp. 66-69(1986).
- (24) Kitagawa G. and Akaike H.: “A procedure for the modeling of non-stationary time series”, Ann. Inst. Statist. Math., **30**, Part B, pp. 351-363(1978).
- (25) Kiryu T., Saitoh Y. and Ishioka K.: “Investigation on parametric analysis of dynamic EMG signals by a muscle-structured simulation model”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-39**, 3, pp. 280-288(1992).
- (26) Sklansky J. and Gonzalez V.: “Fast polygonal approximation of digitized curves”, Pattern Recognition, **1**, 12, pp. 327-331(1980).
- (27) エルッキ・オヤ著, 小川英光, 佐藤誠訳: “パターン認識と部分空間法”, 第 3 章, 産業図書(1986).

(平成 4 年 12 月 18 日受付, 5 年 3 月 19 日再受付)



**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。最近では，非正常生体信号処理を目的とし，動的運動時の表面筋電図計測，任意時点筋疲労度推定，音声遷移区間の解析等を進めている。日本ME学会，日本補綴歯科学会，IEEE各会員。



**佐藤 均**

平2新潟大・工・情報卒。平4，同大学院修士課程在学中，非正常生体信号の解析に従事。現在は，表面筋電図の筋活動様式の解明に関する研究を進めている。



**齊藤 義明**

昭38新潟大・工・電気卒。昭40北大学院修士課程了。同年より新潟大学に勤務。昭46同大助教授，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の測温・加温装置の実用化を目指している。医師，歯科医師との円滑な意志の伝達を心掛けている。日本ME学会評議員，日本ハイパーミア学会評議員，情報処理学会，日本人工臓器学会，日本補綴歯科学会，IEEE各会員。