筋電図のピーク計数による運動単位活動電位数の推定法

A Method of Estimating the Number of Motor Unit Action Potentials by Peak Counting Method in Electromyogram

今泉 一哉(正会員) 戸川 達男*(正会員), 比企 静雄**(正会員)

Kazuya IMAIZUMI, Tatsuo TOGAWA* and Shizuo HIKI**

Abstract

Electromyogram (EMG) is interference waveform of motor unit action potentials (MUAPs) within the detection area. We assumed that value obtained by detecting and counting peaks of the EMG corresponds to number of MUAP included in the EMG. In the previous study, it was known that increase of peak number becomes smaller and the number becomes saturated as muscle contraction level becomes higher. Therefore, we modeled and formulated relationship between numbers of peaks and MUAPs in the EMG and proposed an estimation method using them. For this purpose, the method was applied to simulated and real surface EMGs and the utility was discussed. As the result, in the simulated EMG at eight muscle contraction levels, the estimated value approximated the actual number and the error decreased from 37% to 11% at the maximum contraction levels. In the real surface EMG, the relationship between muscle contraction level and estimated value showed the same tendency as the simulated EMG. Therefore, it was suggested that possibility of estimating the number of MUAP in the EMG by using the method.

Key Words

Electromyogram, Motor unit action potential, Peak counting, Modeling, Estimation method

1. はじめに

筋電図は、筋の収縮における電氣的な活動を観測した信号で、使用する電極の種類により、針筋電図と表面筋電図に大別される。表面筋電図は皮膚表面上の電極を用いて非侵襲に観測できるため、スポーツ科学、人間工学、バイオメカニクス、リハビリテーションなどの分野で主に用いられる¹⁾。針筋電図は、筋内の電位変化を直接観測できるため、神経筋疾患の診断などの臨床分野で用いられる^{1) 2)}。針筋電図の問題点として、筋内に針を挿入するため侵襲性が高く、対象者の身体的な負担が大きいことが挙げられる¹⁾。したがって、表面筋

電図によってこれらの診断や検査が可能な情報が得られれば有用であると考えられる。

筋電図は運動単位活動電位 (motor unit action potential; MUAP) の干渉波形である。運動単位は、1 つの運動ニューロンと支配された複数の筋線維で構成され、筋収縮は運動単位の発火頻度と動員される運動単位の数によって調節される。このため、筋電図をもとの運動単位活動電位列に分解する方法 (デコンポジション) が開発され、多くの研究が行われてきた³⁻⁹⁾。しかし、表面筋電図においては、様々な制約により分解できる運動単位の数や筋収縮レベルが限られる¹⁰⁻¹³⁾。

一般に表面電極で観測した MUAP は 2 つ以上のピークを持ったパルス波形と考えられるので^{14, 15)}、平均的にはその干渉波形をピーク検出し、一定区間で計数した値は、区間に含まれる MUAP の数に対応すると考えた。この MUAP 数の推定は、筋電図を運動単位活動電位列に分解しないので、運動単位の動員や発火頻度の情報を直接的に推定できないが、筋全体の平均的な運動単位発火頻度に対応するため、神経筋疾患の診断などに利用できる可能性がある。

従来、筋電図のピーク数と MUAP 数との関係についてはあまり多くの研究がされていないが、筋電図のピーク数は、筋収縮が大きくなると飽和することが報告されている^{15, 16)}。Fuglsang-Frederiksen は、

2008 年 1 月 8 日受理

2008 年 4 月 8 日最終原稿受理

東京医療保健大学 医療保健学部 医療情報学科, 東京都世田谷区世田谷 3-11-3

*早稲田大学 人間科学学術院, 埼玉県所沢市三ヶ島 3-579-15

**早稲田大学, 埼玉県所沢市三ヶ島 3-579-15

Division of Healthcare Informatics, Faculty of Healthcare, Tokyo Healthcare University, 3-11-3 Setagaya Setagaya-ku Tokyo.

*Faculty of Human Sciences, Waseda University, 2-579-15 Mikajima Saitama.

**Waseda University, 2-579-15 Mikajima Saitama.

筋張力の増加に伴って MUAP 数は増加するが、MUAP 数が増えるほど、ピーク数が飽和する代表的な原因に挙げている¹⁶⁾。Zhouらは、様々な筋収縮レベルでシミュレートした表面筋電図について、MUAP 数と筋電図から検出したピーク数とを比較し、収縮レベルが高くなるほど、ピーク数は MUAP 数と対応しなくなることを定量的に示し、筋収縮レベルが高くなると、MUAP 数を推定することは難しいとした¹⁵⁾。

これらの先行研究に対して、著者らは、ピーク数と MUAP 数の関係を確率的な事象としてモデル化・定式化できると考えた。このモデル化・定式化によって、筋収縮レベルが高い場合でも、筋電図のピーク数の関係から MUAP 数を推定できる可能性がある。また、ピーク数と筋張力との関係は、筋電義肢のような筋電信号の工学的利用の場面においても有用な可能性があると考えた。

本研究では、筋電図に含まれる MUAP 数と検出ピーク数との関係をモデル化し、これを用いて検出ピーク数から MUAP 数を推定することを試みる。

2. 方法

2.1 検出ピーク数と MUAP 数の関係のモデル化

検出ピーク数と MUAP 数の関係のモデルと MUAP 数推定法およびパラメータの設定方法について述べる。次に、筋電図のシミュレーションを行う。最後に、実筋電図にも適用を試みる。

筋電図のピーク検出・計数において、検出ピーク数と MUAP 数の関係を以下のようにモデル化した。まず、MUAP のピークが検出できない状況を以下のように想定した。2 つの運動単位について考えると、これらの発火時刻が近い場合、重畳波形からそれぞれのピークを分離して検出するのが難しい。2 つの発火の時間的な位置がある一定の範囲以上離れると、各運動単位のピークを分離して検出することが可能になると考える。したがって、各運動単位の発火が相互に独立事象として起こると仮定すれば、2 運動単位の同時発火の確率から、検出できない確率を求めることが可能となると考える。

通常、表面筋電図では 3 つ以上の運動単位から構成されると考えられ、不検出の確率には、3 運動単位以上の同時発火による不検出の確率が加算されていると考えられるが、モデルの単純化のため、筋電図に含まれる全ての運動単位のうち、2 運動単位の組み合わせを取り扱う。

このようなピークの不検出の確率を計算するために、運動単位の発火を以下のように単純化した。

- 1) 各運動単位は独立事象としてランダムに発火とした。
- 2) 各運動単位の発火時刻の間隔は平均±50%の範囲で、一様に分布しているとした。

このような条件において、運動単位の発火時刻の間隔より十分に細かい単位時間を設定し、この単位時間あたりの運動単位の発火数を発火確率と定義した。

1)については、運動単位間の相互の発火時刻には関連性が低いという生理学的知見にもとづく¹⁴⁾。一部の運動単位間において、発火時刻が近くなる同期現象も知られているが¹⁷⁾、不検出の確率を算出するために、運動単位間の発火は相互に独立事象であると単純化し

た。

2) については、1 つの運動単位に関して、発揮力一定下において、発火間隔が一定ではなくばらつきがあるという生理学的な現象を示す¹⁸⁾。詳細には、この発火間隔は正規分布するとされるが¹⁸⁾、本研究では、発火確率を算出するために、分布の偏りは扱わず一様分布として単純化した。

このようなモデルにおいて、ある収縮レベルにおける、筋電図に含まれる運動単位の数 m 、いずれかの運動単位が発火する確率 P とすると、1 運動単位あたりの平均発火確率は P/m となる。各運動単位がこの平均の確率で発火すると単純化すると、MUAP のピークが検出できない確率 Q は以下の式で表現される。

$$Q = \left(\frac{P}{m} \right)^2 \cdot R \cdot m \cdot C_2 \quad (1)$$

ただし、 R はピークが検出できない時間的な範囲である。

確率 P は、ピーク検出によって得られるみかけ上の MUAP のピーク出現確率 P' と、不検出確率の和で表現される。

$$\begin{aligned} P &= P' + Q \\ &= P' + P^2 \cdot R \cdot \frac{(m-1)}{2 \cdot m} \end{aligned} \quad (2)$$

ただし P, P' は以下の範囲である。

$$P' \leq \frac{m}{2 \cdot R \cdot (m-1)} \quad (3)$$

$$P \leq \frac{m}{R \cdot (m-1)} \quad (4)$$

式(3)で示した条件は、式(2)の方程式において P が解を持つ範囲、式(4)で示した条件は、 P が P' に応じて増加する範囲である。したがって、方程式(2)を解くことによって、 P は P', m, R から算出できる。

P は発火間隔より細かい単位時間あたりの数であるので、1s あたりの数に変換したものを、ここでは MUAP 数と定義する。

また今回は、単位時間として表面筋電図のサンプリング間隔を用いて後の計算を行う。

このような条件において、運動単位の発火は一定間隔でなくばらつきをもつため、運動単位の発火時刻の間隔より十分に細かい単位時間を設定し、この単位時間あたりの運動単位の発火数を発火確率と定義した。

2.2 パラメータ設定

式(2)のパラメータ m, R を設定するために、 P と筋張力 F との関係以下のように仮定した。

$$\frac{P}{m} = k \cdot F \quad (5)$$

これを式(2)に代入して整理すると以下の式が得られる。

$$P' = -\frac{k^2 \cdot m \cdot (m-1) \cdot R}{2} \cdot F^2 + k \cdot m \cdot F \quad (6)$$

P と F は実測できるので、式(6)を目的関数として、理論値と実測値の残差最小の条件でシンプレックス法により最適化計算し、パラメータ k, m, R を推定する。

2.3 筋電図のシミュレーション

2.3.1 運動単位の発火活動のモデル

先に述べた検出ピーク数と MUAP 数の関係のモデルを検証するために、筋電図のシミュレーションを行った。シミュレーションの構成は、筋収縮レベルの入力と運動単位の動員と発火頻度の調節、MUAP 標準波形の指定と適用、減衰の指定、MUAP の重ね合わせとした。

シミュレーションの入力として、目標とする筋収縮レベルを設定した。値の範囲は 0 から 1.0 までの範囲で指定した。この値は、一つの筋を支配する全運動単位に共通に入力されるとした^{18,19)}。

入力に応じて活動させる運動単位の数と、それらの平均の発火頻度を算出した。活動している運動単位の数と発火頻度は、筋収縮レベルの増加に応じて増加することが知られているので²⁰⁻²³⁾、筋収縮レベルの 1/2 乗に比例するように簡単化し²⁴⁾、活動している運動単位の発火頻度の合計が入力と比例するようにした。平均発火頻度の最大値は 20Hz、観測範囲にある運動単位の数を 18 とした^{19,25)}。

各運動単位個々の発火頻度は、平均から一定の範囲で一様に分布すると仮定した。この際、ある収縮レベルで活動している運動単位のうち、動員閾値が低いものほど、発火頻度が高くなるようにした。また、収縮レベルが最大の区間では、全運動単位が同じ最大発火頻度になるとした¹⁹⁾。

シミュレーションの入力は、200msec の持続時間で、0.125 から 1 まで 0.125 ずつ階段状に上昇させた。シミュレーションは 8 回行った。今回の入力 (Input) の条件と得られた運動単位数 (Motor unit number; MU number)、平均発火頻度 (Firing Rate; FR)、MUAP 数 (MUAP number) を表 1 に示した。これらの値の設定は、先行研究を参照して設定した。

Table1 Parameters used for EMG simulation and MUAP number.

Input	MU number	FR [Hz]	MUAP number
0.125	6	7.07	49
0.25	9	10	99
0.375	11	12.25	145
0.5	12	14.14	194
0.625	14	15.81	230
0.75	15	17.32	281
0.875	16	18.71	322
1	18	20	358

2.3.2 表面筋電図の観測モデル

1) MUAP の生成

MUAP 生成の方法として、先行研究において、三角波のような簡単なものから、筋線維の細胞外活動電位を生成し、伝導体の減衰特性および、運動単位毎の生理学的・形態学的な詳細な差異を考慮して、属する筋線維の活動電位ごとに加算する方法など様々である^{17, 18, 26)}。

本研究では、筋全体の平均的な発火に注目して筋電図のピーク数と、そこに含まれる運動単位全体の発火数である MUAP 数との対応を扱っているため、運動単位の個々のばらつきを扱っていない。したがって、1 つの標準的な MUAP の波形を用い、観測条件として、筋内の運動単位と電極との距離による減衰効果を掛け合わせて MUAP 波形を生成した。

標準波形には、Yao らの研究¹⁷⁾において生成された MUAP 波形を用いた (Fig. 1)。Yao らのシミュレーションでは、筋線維の長さや直径、電気伝導度などの、生理学的・解剖学的パラメータが多数設定されている。シミュレーションの基本的な条件として、双極電極が筋線維方向と平行に配置され、電極間距離が 15 mm であるので、1 相目と 2 相目のピークの時間差から、筋線維伝導速度は、4.6 m/s 程度であると推測された。この値は生理学的に妥当な値であり、モデルで指定された伝導速度の範囲内の値であった。

なお、本研究のシミュレーションでは、表面筋電図のサンプリング周波数を 4 kHz に設定し、振幅の量子化レベルは、標準波形の第 1 相のピーク値が 500 レベルになるようにした。

Fig. 1 Standard waveform of MUAP

2) 運動単位の分布および振幅の減衰の指定

一般に、MUAP が電極で観測されるまでに、電極から運動単位までの深さ方向の距離に応じて、MUAP の振幅は減少する。また、同じ距離にある運動単位数は多くなると考えられる。

減衰の程度は生理学的・実験条件によって異なり、距離との関係は、比例、二乗に比例などと報告されている²⁷⁾。

本研究では、観測される活動電位の振幅は、運動単位の中心が電極から n 離れるごとに $1/2^n$ だけ減衰するとし、表面筋電図には、振幅が $1/8$ 以下に減衰した MUAP は含まれないと設定した。距離と運動単位数については、1 チャンネルの筋電図に含まれる 18 運動単位のうち、最も近い距離 ($n=1$) に 4 運動単位、次に離れた距離に 6 運動単位、その次 ($n=3$) の $1/4$ に減衰した 8 運動単位を割り当てた。

3) MUAP 列の合成と足し合わせ

各運動単位の発火時点に、MUAP の標準波形をあてはめ、指定された減衰を適用して MUAP 列を合成した。最後に、観測範囲の運動単位の MUAP 列を足し合わせて表面筋電図の波形とした。Fig. 2 は収縮レベル 0.75 のときの干渉波形である。

Fig.2 An example of simulated EMG

2.3.3 ピーク検出および推定式の適用

筋電図からピークを検出するための前処理として、Zhou らの研究と同様に、元の波形を微分した^{15, 28)}。今回のシミュレーションで用いた MUAP の微分波形は 3 相性になり、微分した表面筋電図から正負両方のピークを検出・計数した。

ピークの判定は、前後 1 サンプル時点との振幅の差(傾き)とピークの振幅で閾値を設けた。シミュレートした筋電図では、量子化レベル 2 レベル以上の上昇・下降かつ、ピーク振幅が 2 レベル以上のピークを検出した。計数は 80ms の矩形の移動時間窓を用いた。この際に、1 つの MUAP 微分波形に 3 つのピークがあるので、計数した値を 3 で割って MUAP 数との対応を取った。

次に、入力を指定した 200ms の各区間のピーク数の平均値を用いて、8 段階の各収縮レベルの P を算出した。次に、収縮レベルを F として、 P と F を式(6)に代入して、先に述べた方法によってパラメータ k , m , R を設定した。なお、最適化計算における k , m , R の初期値は、シミュレーションにならって、それぞれ $k=0$, $m=2$, $R=1$ とした。

ここで求めたパラメータを式(2)に設定し MUAP 数を推定した。推定値と実数との誤差は、収縮レベル 1 のときの実数を 100%として評価した。

2.4 実際の筋電図への適用

2.4.1 実験方法

ここまで述べたモデルおよび推定法について、実筋電図における有用性を検証するため実験を行った。本実験では、健康な成人男性 1 名を被験者として、肘関節等尺性収縮時の屈曲トルクと上腕二頭筋の表面筋電図を同時に記録した。トルクの計測と表示には、米国 Biodex 社製の Biodex System 3 を用いた。

被験者には事前に研究の趣旨、内容、個人情報の保護について十分に説明し、理解した上で実験に協力する旨の同意を得た。

被験者は付属のアタッチメントで体幹および上肢を固定し、発揮トルクの曲線を見ながら、設定した目標トルクで約 3 秒間維持させた。目標値は事前に計測した最大随意収縮時(Maximum Voluntary Contraction: MVC)のトルクを 100%として正規化し、20%, 40%, 60%, 80%, 100%の 5 段階、3 回ずつとした。各試行の前に適切な練習試行を行い、また試行間には十分な休息をとった。

表面筋電図の計測には、銀・塩化銀の皿電極(NM-315S, 日本光

電社製)を用いて双極誘導し、差動増幅した。双極の電極は筋線維の走行方向と平行に、神経支配帯のある筋腹をはずして貼付した(電極間距離: 15mm)。増幅器(日本光電社製, AM601G)のゲインは 60 dB, 時定数は 0.1s, 高域遮断周波数は 3kHz であった。増幅した信号は AD 変換カード(National Instrument 社製, DAQ Card-1024)を通じて PC に取り込んだ。サンプリング周波数は 10kHz, 量子化レベルは 12 bit とした。

2.4.2 データ処理

取り込んだデータを視覚的に確認し、各試行の中からトルクと筋電図が最も安定している 1 秒間を分析対象とした。

ピーク検出は、シミュレーションと同様に、前処理として筋電図波形を微分し、ピーク振幅および、傾きの閾値を設けて行った。ピーク振幅の閾値は、雑音区間のピーク振幅の平均値の 2 倍とした。傾きの閾値は、シミュレーションと同様に量子化レベルの 2 倍とした。

ピーク計数は、100ms の移動時間窓で計数した後、1 秒間の平均値をピーク数とし、これを用いて P を算出した。なお、ここでもシミュレーションと同様に 3 相性の MUAP 微分波形を想定し、計数の値を 3 で割って対応をとった。

次に、 P と F を式(6)に代入し、先に述べた方法によってパラメータ k , m , R を設定した。なお、最適化計算における k , m , R の初期値は、それぞれ $k=0$, $m=2$, $R=1$ とした。

最後に、このパラメータを式(2)に設定し、 P および MUAP 数を推定した。

3. 結果

3.1 シミュレーションによる検証

3.1.1 パラメータ設定

パラメータ推定のための最適化計算の結果を Fig. 3 に示す。図の横軸は 8 段階の筋収縮レベル(Muscle contraction level), 縦軸はピーク検出による見かけ上の MUAP の出現確率 P を示す。図の○は観測値(Detected), 実線は最適化計算によって理論的に求めた近似値(Theoretical)である。ここでの観測値とは、ピーク検出して得られた P であり、近似値は式(6)が観測値に最もフィットする P である。

観測値と近似値の関係は、収縮レベル 0.125 で観測値が 0.025 に対して近似値が 0.024, 収縮レベル 0.25 では、観測値 0.047 に対して近似値が 0.044, 収縮レベル 0.375 では、観測値 0.064 に対して近似値 0.062, 収縮レベル 0.5 では、観測値 0.076 に対して近似値 0.077, 収縮レベル 0.625 では、観測値 0.087 に対して近似値 0.089, 収縮レベル 0.75 では、観測値 0.098 に対して近似値 0.099, 収縮レベル 0.875 では、観測値 0.105 に対して近似値 0.105, 収縮レベル 1 では、観測値 0.110 に対して近似値 0.109 であった。このように近似値と観測値はよく一致した。

このときの式(6)におけるパラメータは、 $k=0.024$, $m=8.269$, $R=5.179$ であった。

Fig. 3 P obtained by peak counting and the approximate value derived by optimization calculation in the simulated EMG.

3.1.2 検出ピーク数と MUAP 数の関係

シミュレートした筋電図における検出ピーク数と MUAP 数の実数、推定数の関係を Fig. 4 の上のグラフに示す。

シミュレーションによって発生した真の MUAP 数 (図中の $\times$, Generated) は、収縮レベルの増加に伴ってほぼ比例的に増加した。これに対して、筋電図でピークを検出・計数した数 (図中の $\circ$, Peaks) は、筋収縮レベルが高くなると、上昇が緩やかになった。検出ピーク数は、各区間の平均で、収縮レベル 0.125 で 52 個、0.25 で 96 個、0.375 で 130 個、0.5 で 156 個、0.625 で 178 個、0.75 で 201 個、0.875 で 214 個、1.0 で 226 個であった。

一方、MUAP 数の推定結果は、全体的な傾向として、推定値 (図中の $\bullet$, Estimated) は実数と全区間においてほぼ一致した。つまり、筋収縮レベルが高くなっても、推定値は飽和せずに、ほぼ比例的な関係になった。これらの値は、収縮レベル 0.125 から 1.0 までの区間平均でそれぞれ、55, 109, 158, 200, 245, 303, 352, 397 個であった。

Fig. 4 の下のグラフは、収縮レベル 1 のときの真の MUAP 数を 100% として、ピーク数および推定数の誤差を絶対値で示した。

ピーク数と真の MUAP 数との誤差 (図中の $\circ$, Peaks) は、収縮レベルの低い 0.125 から 0.375 までは、1%~4% であり、収縮レベルの中程度の 0.5 と 0.625 でそれぞれ 11%~14% と段階的に大きくなった。収縮レベルの高い 0.75 から 1.0 の区間では、誤差はさらに大きくなり、それぞれ、22%, 30%, 37% となった。

MUAP 数においては、推定式を用いた場合 (図中の $\bullet$, Estimated), 収縮レベルが 0.125 から 0.75 までは、誤差は 1% から 4% の間にあり、収縮レベル 0.875 で 8%, 1.0 で 11% となった。

誤差を検出ピーク数と比較すると、収縮レベルが 0.125 から 0.375 までの区間では、誤差はどちらも 1% から 4% であった。しかし、それ以上の区間になると、推定式を用いたことによって収縮レベル 0.5 で 11% から 2%, 0.625 で 15% から 4%, 0.75 で 22% から 6%, 0.875 で 30% から 8%, 1.0 では 37% から 11% のように真の値に近づいた。

Fig. 4 Numbers of detecting peak, true MUAP and estimated one in the simulated EMG (upper), and the errors (lower).

3.2 実筋電図への適用

実測した上腕二頭筋の筋電図についてのピーク計数の結果について述べる。Fig. 5 は、収縮レベル F と P の観測値および最適化計算による近似値の関係を示す。白丸が実測値 (Measured), 実線が近似値 (Theoretical) である。

収縮レベル 20%MVC では、観測値が 0.127, 近似値が 0.088 となり、40%MVC では、観測値が 0.143, 近似値が 0.147, 60%MVC では、観測値が 0.163, 近似値が 0.175, 80%MVC では、観測値が 0.159, 近似値が 0.173, 100%MVC では、観測値が 0.155, 近似値が 0.142 となった。実測値、近似値ともに収縮レベルが高くなるにつれて上昇の度合いが小さくなり、80%MVC 程度で完全に飽和した。このときのパラメータ k , m , R は、 $k=0.042$, $m=12.17$, $R=3.05$ であった。

Fig. 6 は実測した上腕二頭筋の筋電図について、収縮レベルと検出ピーク数および MUAP 数の推定値との関係を示す。図の $\circ$ が検出ピーク数 (Peaks), $\bullet$ が推定した MUAP 数 (Estimated by Eq. 2) を示す。

実筋電図においては、真の MUAP 数がわからないので、式(5)でしたように、MUAP 数が収縮レベルに比例すると仮定した場合を Δ (Estimated by Eq. 5) で示した。これを基準とすると、収縮レベル 20%MVC においては、MUAP 数よりもピーク数が近いが、40%MVC 以上では、いずれも MUAP 数の推定値に近い。

また、80%MVC においては、ピーク数自体が 60%MVC よりも小さいため、MUAP 数推定値も小さくなった。

Fig. 5 P' obtained by peak counting and the approximate value derived by optimization calculation in the real surface EMG.

Fig. 6 Numbers of detecting peaks and estimated MUAP in the real surface EMG.

4. 考察

4.1 モデルと推定法の評価

本研究では、筋電図をピーク検出・計数することによって得られるピーク数に着目し、これが生理学的な情報として筋電図に含まれるMUAP数と対応すると考えて、二者の関係をモデル化・定式化した。従来、筋収縮レベルが高くなるにつれて、ピーク数はMUAP数に追従して上昇せずに飽和するという現象が知られている^{15, 16)}。このため、ピーク数からMUAP数を推定すると、過小評価するという問題点があった¹⁵⁾。これに対して、本研究では、さきのモデルに基づいて、MUAP数を推定する方法を提案した。シミュレーションおよび実際の表面筋電図に提案手法を適用してその有用性を検討した。

まず、モデル化・定式化については、Fig. 3に示したように、シミュレートした筋電図において、ピーク検出による P' に対して、最適化計算によってカーブフィットした近似値は、収縮レベルにかかわらずよく一致した。上腕二頭筋の表面筋電図においても、とくに60%MVC程度まで、シミュレーションの場合と同様の傾向が見られた。これは先行研究と同様の傾向であり、本研究における検出ピーク数とMUAP数の関係のモデルは、実際の筋電図計測および電気生理学的な現象を適切に表していると考えられる。

次に、モデルを用いたMUAPの推定法については、シミュレーションにおいて、ピーク検出だけの場合と誤差を比較した。その結果、Fig. 4に示すように、MUAP数の推定値と真の値はよく一致し、最大の収縮レベルにおいて、誤差は最大で37%から11%に減少した。

実筋電図においては、MUAP数が収縮レベル(力)と比例すると仮定した場合、40%MVC以上において、推定法が有効であったと考えられた。80%MVC以上では、ピーク数自体が完全に飽和したものの、推定値はピーク数による過小評価を改善できたと考える。

本手法によって、検出したピーク数から、提案法を用いてMUAP数を推定できる可能性が示唆された。つまり、検出ピーク数とMUAP数の関係のモデル化・定式化および推定法の有効性が示された。

Fig. 4に示したシミュレーションの推定結果において、推定値が実MUAP数をわずかに上回った。これはシミュレーションにおける実MUAP数が、収縮レベルが高い場合に比例よりも若干少ない傾向にあったこと、2) 推定法において、式(5)のように P と F の比例関係を仮定したことの影響が考えられるが、その誤差自体は小さく推定の精度は改善した。また、定式化において、3運動単位以上の同時発火による不検出の確率を考慮せずに簡単化したが、シミュレーションにもとづいてこれらの確率を計算すると、2運動単位の確率の1/100程度となり、無視しても推定結果には影響を与えないと考える。

一方、Fig. 6に示した実筋電図の推定結果においては、60%MVC程度を境に推定値の上昇が頭打ちになった。この原因としては、式(4)で示すように、推定式(2)は P' が P に応じて増加する範囲を対象としているが、 P' はFig. 5に示すように60%MVCから80%MVCの間で完全に飽和し、100%MVCで減少したことが考えられる。しかし、誤差自体は減少しており、このような場合においても推定法は有効であると考えられる。

さらなる改善策として、 P' が下降局面にならないようにする方が有効であり、観測範囲の狭い電極を用いて筋電図に含まれる運動単位数を減らし、MUAPの干渉を抑えることが考えられる。ただし、運動単位数を減らすことは、筋の情報を減らすことになるので、さらなる検討が必要である。

4.2 動員特性

一般的に動員されている運動単位の数は収縮レベルに応じて増加することが知られている^{22, 23)}。したがって、筋電図のシミュレーションにおいては、運動単位の動員は収縮レベルの関数とした。これに対して、MUAP数の推定式のパラメータ同定においては、 m を定数として簡単化した。これは、一般的な生理学的な知見とは一致していないものの、MUAP数の推定自体はほぼ正しく行われていると考えられる。ある P に対して、 m が実際に動員された m より大きい場合、式(1)において $(Pm)^2$ で示される任意の運動単位の同時発火の確率は小さくなるが、組み合わせ数 ${}_m C_n$ は大きくなるため、これらの積の Q にはあまり誤差が現れない。逆に、 m が小さくなった場合、同時発火の確率が大きくなるが、組み合わせ数が小さくなるため、 Q の誤差もあまり大きくならない。シミュレーションにおいて得られる P を式(1)に代入し、 m を変化させたときの Q との関係を見たと、 Q はほとんど変化しなかった。また、Zhouらの研究²⁸⁾において、 P の推定式に運動

単位の動員と発火頻度の特性を変化させて筋電図をシミュレーションしても、MUAP 数の推定結果にはあまり影響しなかったとしている。したがって、このモデルおよび推定式については、 m を一定にしても問題ないと考ええる。

4.3 ピーク検出

筋電図から MUAP の特徴点を検出する方法としては、ピーク検出以外にも、ゼロクロス検出、テンプレートマッチングなどが考えられる^{13, 29)}。先行研究において、これらの手法はピーク検出した場合と同様の傾向をとることが言われている。したがって、本研究で用いたモデルおよび推定式は、ピーク検出以外の特徴点を計数する手法においても適用できると考える。

ピーク検出において、正負両方のピークを検出した。その理由は、MUAP のいずれかの相のピークを選択的に検出することは難しく、むしろピークが多いほど手がかりが増えると考えたからである。本研究では MUAP 間の違いはあるものの、それらを同じと見なしても、ばらつきがそれぞれ相殺されて近似の結果が得られたと考える。

4.4 手法の特徴

MUAP 数は、参加している運動単位の数と平均の発火頻度の積とみることができる。したがって、従来の平均振幅や周波数分析による指標に比べて、運動単位の活動が詳細にわかり、筋制御において中枢神経系からの指令がより直接的に反映される可能性がある^{13, 15, 29, 30)}。このため、近年 MUAP 数の推定法が注目され始めている。

本研究で提案した手法の利点として、簡単なアルゴリズムだけで構成されているため、ソフトウェアとして実装しやすく、実時間に近い処理が見込める点が挙げられる。

以上のことから、本研究で提案手法は、神経筋疾患の診断などの臨床分野において有益な情報を得る MUAP 推定法に発展する可能性がある。

なお、本手法を臨床現場で使用する際の課題として、疾患と検査目的に応じた筋の選択、各筋の生理学的特性を考慮した評価基準の選択、パラメータ設定のための力計測の簡便化もしくは代用手段の開発が必要であると考ええる。

5. まとめ

本研究では、筋電図をピーク検出・計数することによって得られるピーク数に着目し、MUAP 数との関係をモデル化・定式化した。従来、検出ピーク数は、筋収縮レベルが高くなると飽和するという現象が知られており、ピーク数による MUAP 数の推定は、過小評価になるという問題点があった。これに対して本研究では、モデルを用いて検出ピーク数から筋電図に含まれる MUAP 数を推定することを提案し、シミュレーションおよび実際の表面筋電図に適用した。その結果、以下のことが明らかになった。

1. 本研究で提案した筋電図のピーク数と MUAP 数のモデルおよび定式化を適用した結果、シミュレーション、実筋電図とも、検出値と理論値がよく一致し、先行研究と同様の傾向を示した。
2. 本研究における検出ピーク数と MUAP 数の関係のモデルは、

実際の筋電図計測および電気生理学的な現象を適切に表していると考ええる。

3. 筋電図から MUAP 数を推定する方法を提案し、ピーク計数だけの場合よりも MUAP 数に対する誤差が減少すると考えられた。
4. 本手法が、シミュレーションだけでなく、実際の筋電図に適用できることを示した。
5. 本手法によって、筋電図における MUAP 数を推定できる可能性が示唆された。

引用文献

- 1) 木塚朝博, 増田正, 木竜徹, 佐渡山亜兵. 表面筋電図, 初版, 東京: 東京電機大学出版局, 2006.
- 2) 木村淳, 幸原伸夫. 神経伝導検査と筋電図を学ぶ人のために, 東京: 医学書院, 2003.
- 3) Fang J, Agarwal GC, Shahani BT. Decomposition of multiunit electromyographic signals. IEEE Trans Biomed Eng. 1999; 46: 685-697.
- 4) Gerber A, Studer RM, de Figueiredo RJ, Moschytz GS. A new framework and computer program for quantitative EMG signal analysis. IEEE Trans Biomed Eng. 1984; 31: 857-863.
- 5) Gut R, Moschytz GS. High-precision EMG signal decomposition using communication techniques, IEEE Transactions on Signal Processing 2000; 48: 2487-2494.
- 6) Le Fever R S and De Luca C J. A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials—Part I. Technique, theory, and implementation IEEE Trans. Biomed. Eng. 1982; 29: 149-157.
- 7) Lefever R S, Xenakis A P and De Luca C J, A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials—Part II: Execution and test for accuracy. IEEE Trans Biomed Eng. 1982; 29: 158-164.
- 8) Stashuk D, EMG signal decomposition: how can it be accomplished and used?, Journal of Electromyography and Kinesiology 2001; 11(3): 151-173.
- 9) McGill KC, Cummins KL, Dorfman LJ. Automatic decomposition of the clinical electromyogram. IEEE Trans Biomed Eng. 1985; 32: 470-477.
- 10) Chauvet E, Fokapu O, Hogrel JY, Gamet D, Duchêne J, Automatic identification of motor unit action potential trains from electromyographic signals using fuzzy techniques. Med Biol Eng Comput. 2003; 41: 646-653.
- 11) Xu Z Q, Xiao S J and Chi Z R. ART2 neural network for surface EMG decomposition Neural Comput. Appl. 2001; 10: 29-38.
- 12) Kallenberg LA, Hermens HJ. Behaviour of motor unit action potential rate, estimated from surface EMG, as a measure of muscle activation level. J Neuroengineering

Rehabil. 2006; 17 (3): 15.

13) Zhou P, Rymer WZ. MUAP number estimates in surface EMG: Template-matching methods and their performance boundaries, *Annals of Biomedical Engineering*, 2004; 32(7): 1007-1015.

14) Enoka R. *Neuromechanical Basis of Kinesiology*, second edition, Champaign, IL: Human Kinetics Pub, 1994.

15) Zhou P, Rymer WZ, An evaluation of the utility and limitations of counting motor unit action potentials in the surface electromyogram, *Journal of Neural Engineering* 2004; 1(4): 238-245.

16) Fuglsang-Frederiksen A., Electrical activity and force during voluntary contraction of normal and diseased muscle. *Acta Neurologica Scandinavica* 1981; 63 (suppl 83): 1-60.

17) Yao, A. J. Fuglevand, and R. M. Enoka, "Motor-unit synchronization increases EMG amplitude and decreases force steadiness of simulated contractions," *J Neurophysiol.* 2000; 83: 441-452.

18) Fuglevand AJ, Winter DA, Patla AE, Models of recruitment and rate coding organization in motor-unit pools, *Journal of Neurophysiology*, 1993; 70(6): 2470-2488.

19) Erim Z, De Luca CJ, Mineo K, Aoki T, Rank-ordered regulation of motor units, *Muscle & Nerve* 1996; 19(5): 563-573.

20) Kernell D, High-frequency repetitive firing of cat lumbosacral motoneurons stimulated by long-lasting injected currents, *Acta Physiologica Scandinavica* 1965; 65: 74-86.

21) Schwindt PC, Grill WE, Membrane properties of cat spinal motoneurons. In: Pandolf RA editor. *Hand Book of the Spinal Cord, Anatomy and Physiology*, 2 and 3, New York: Dekker, 1984: 199-242.

22) De Luca CJ, LeFever RS, McCue MP, Xenakis AP, Control scheme governing concurrently active human motor units during voluntary contractions. *The Journal of Physiology* 1982;

329: 129-142.

23) Milner-Brown HS, Stein RB, Yemm R, The orderly recruitment of human motor units during voluntary isometric contractions, *The Journal of Physiology* 1973; 230(2): 359-370.

24) Kazuya Imaizumi and Shizuo Hiki, Assessment of the accuracy of extraction of the motor command through the pulse density demodulation processing utilizing synthetic electromyogram, *Proceedings of The XVth Congress of the International Society of Electrophysiology and Kinesiology (ISEK2004)* 2004: 82.

25) Enoka RM, Fuglevand AJ, Motor unit physiology: Some unresolved issues, *Muscle & Nerve* 2001; 24(1): 4-17.

26) Merletti R, Lo Conte L, Avignone E, Guglielminotti P, Modeling of surface myoelectric signals--Part I: Model implementation. *IEEE Trans Biomed Eng* 1999; 46(7): 810-820.

27) Enoka, R., The electromyogram is not a measure of the neural drive to motor neurons, in *Exercise, Nutrition, and Environmental Stress*, Vol. 3, International Sports Science Network Forum, Nagano, 2001, ed. H. Nose, G. W. Mack and K. Imaizumi, Traverse City, MI: Cooper Publishing Group, LLC, 2003: 1-17.

28) Usui S and Amidror I, Digital low-pass differentiation for biological signal processing *IEEE Trans Biomed Eng* 1982; 29: 686-693.

29) Zhou P, Rymer W Z, Can standard surface EMG processing parameters be used to estimate motor unit global firing rate? *Journal of Neural Engineering* 2004; 1(2): 99-110.

30) Kallenberg LA, Hermens HJ, Behaviour of a surface EMG based measure for motor control: Motor unit action potential rate in relation to force and muscle fatigue. *J Electromyogr Kinesiol.* 2007.