

前腕義手制御のための筋電位信号の解析

青木 秀彰*・長尾 秀行**・小金澤 鋼 —***

Analysis of EMG Signals for Controlling Forearm Prosthesis

Hideaki AOKI*, Hideyuki NAGAO** and Koichi KOGANEZAWA***

In this paper, we propose a method to discriminate fingers activity and wrist activity from electromyogram (EMG) picked up from surface electrode. Generally it is difficult to pick up the EMG that comes from muscle fibers of the finger flexors because they are located at the substantially deep layer of the forearm. We focus on difference between the EMG that comes from the muscle fibers located in the deep layer and the shallow layer in two fold. One is the difference of frequency distribution, and the other is the difference of their EMG amplitude due to whether it is picked up by the wide distance differential electrodes or by the narrow distance ones. We introduce the *Recursive Running DFT* to discriminate on the first feature on real-time, and we also develop a *double surface differential electrode* to pick up two channels EMG with different length of electrodes simultaneously to find the second feature. We found the combination of these features allows us to discriminate a fingers activity, a wrist activity and their combined activity. The experiments with five subjects revealed the effectiveness of the proposed method. The method is calculated so fast that it is expected to serve it for real-time control of multi-functional forearm prosthesis.

Key Words: EMG, forearm prosthesis, surface electrode, Recursive Running DFT, real-time operation

1. はじめに

医療技術が発達し安全管理が重要視される今日でも、世界では肢体不自由者の数は未だ増加の傾向にある。日本国内においても増加率は減少傾向であるものの、肢体不自由者の総数は増加している。肢体不自由者の多くは、労働災害や交通事故などによる後天的な例が多く、平成 20 年度の厚生労働省の調査では、18 歳以上の肢体不自由者数は国内だけで 176 万人と決して少なくない¹⁾。このうち障害程度等級が 1 級・2 級とされる重度の障害者数は 76 万 1 千人と約半数 (43.2%) に上り、一上肢の機能全廃などの障害により日常生活が著しく制限され、介護なくしての生活が困難となる場合が多い¹⁾。このような要介護者の QOL (Quality Of Life) 向上には、自律的な生活を支援するための福祉ロボットの存在が重要であり、上肢切断者の多くが日常生活で義手を使用している。

義手には主に装飾義手、能動義手、筋電義手がある。装飾

義手は人の手と見分けがつかないほど再現性が高い代わりに装着者の意思によって操作することができない。能動義手はハーネスなどを用いて手指の開閉を任意に行なえるが、手や頭の上にもってくるなどの姿勢において動作ができなくなるなどの制限がある。これらに対して、筋電義手は筋活動時に発生する筋電位信号を皮膚表面で記録し、それを制御入力とするため、姿勢制限が少なく、その構造上、装飾義手と同様の外見を再現することも可能である。

このような理由から、筋電義手は QOL 向上のための生活支援に非常に有効であるといえるが、現在開発されている筋電義手の多くは、手指動作の制御に手首動作時に発生する筋電位信号を用いて制御し、手首動作の制御を考慮していない^{2)~4)}。しかし、日常生活における基本動作の多くは、ドアの開閉時のように手首の屈曲・伸展、撓屈・尺屈や前腕の内回・回外動作が複合されているため、前述したような筋電義手では日常生活において多用する手指と手首の複合動作の再現ができず、生活支援には不十分であると考えられる。

近年、義手としての使用を目的とした多自由度ハンドの開発が行なわれている^{5)~9)}。これらのハードウェア開発では、指のシナジー動作を機構的に実現することでハンド全体の DOA (Degrees of Actuation) を減少させ (1~6 DOA)、多チャネル表面電極から得られた筋電位のパターン識別により動作識別を試みている^{10)~14)}。これらの研究の多くは、手指の動作を識別するために手首駆動筋の活動を利用しているか、教示信号として指を運動させたときの筋電位を用いている場合で

* 東海大学大学院工学研究科 平塚市北金目 4-1-1

** 東海大学大学院 総合理工学研究科 平塚市北金目 4-1-1

*** 東海大学工学部 平塚市北金目 4-1-1

* Graduate School of Engineering, Tokai University, 4-1-1 Kitakaname, Hiratsuka

** Graduate School of Science and Technology, Tokai University, 4-1-1 Kitakaname, Hiratsuka

*** School of Engineering, Tokai University, 4-1-1 Kitakaname, Hiratsuka

(Received April 3, 2013)

(Revised November 18, 2013)

も、純粋に手指駆動筋からの信号なのか、あるいは手指と手首駆動筋を同時に収縮させたときのものか判然としない。

手首動作も可能な前腕筋電義手における日常生活における基本動作の再現のためには、制御入力として制御動作に対応した筋からの筋電位信号を用いることが望ましい。しかし、ここで問題となるのが、複数の筋、とりわけ手指動作の筋と手首動作の筋が同時に活動している場合、表面電極貼付部の下にあるすべての筋活動の筋電位信号を計測するため、それぞれの筋からの信号の分離が困難なことである。この問題に対して多くの研究では、複数の皮膚表面部位から採取した筋電位の整流積分値 (IEMG)、あるいはフーリエ変換値、ウェーブレット変換値などを用いて特徴量を抽出し、PCA (Principal Component Analysis) などを用いて次元縮小をした後、NN (Neural Network)、LDA (Linear discriminant analysis)、SVM (Support Vector Machine)、などの学習的パターン識別法を用い、分離せずにパターンで識別する方法がとられているが^{5), 10)~17)}、手指動作と手首動作が同時に生じている場合の識別性能についての検証はなされておらず、もし十分な精度で手指動作と手首動作およびそれらの複合動作の実時間識別ができれば、手首関節を有する前腕筋電義手の実用可能性が向上する¹⁰⁾。特徴量として短時間フーリエ変換、ウェーブレット変換、ウェーブレットパケット変換^{15)~17)}、あるいは、実時間処理を考慮してゼロクロス数、波形長さ、波形傾斜符号の変化数など周波数に依存する量を用いる試み¹⁰⁾も行なわれているが、整流積分値やAR (Auto Regressive) 係数に比べ優れた性能をもたらすとはいえない¹⁵⁾。多自由度動力義手あるいはロボットハンドを筋電位で実際に制御する試みにおいては、実時間処理の必要性から筋電位の特徴量として整流積分値を用いる例がほとんどである^{11)~14)}。

そこで本論文では、手指ならびに手首関節を有する前腕筋電義手あるいは筋電制御ロボットハンドの制御のための制御信号生成過程の前段階において筋電位信号から手指動作と手首動作を識別するための手法を提案する。日常生活における基本動作に用いる主要筋は、手指動作と手首動作とでそれぞれ深層と表層に分かれて配置されていることに着目し、皮下組織における電位伝達のフィルタ特性による筋電位信号の周波数スペクトルの偏りと、差動電極の電極間隔と筋の深度による筋電位増幅度の違いにより、表層筋と深層筋の活動を識別することができることを示す。

本論文で提案する手法を、従来から行なわれている多チャンネル電極を用いた種々のパターン識別法の前段階で用いることにより、手指動作を司る前腕深層筋の活動と、手首動作を司る浅層筋の活動の識別が可能となり、多チャンネル筋電位を用いた動作パターン識別の精度が向上することが期待できる。

本論文の構成は以下のとおりである。次節では、提案する手法の物理的背景と動作識別法の概要について述べる。第3節では実験方法および計算処理方法について述べる。第4節は実験結果とその考察について述べる。第5節において、まとめの考察を行なう。

2. 理論概要

2.1 前腕の解剖学的構造と特性

前腕部には多数の筋が存在し、それぞれの筋が前腕の回内・回外運動、手首の掌屈・背屈・橈屈・尺屈運動、手指の屈曲・伸展・内転・外転運動のいずれか、もしくは複数の運動を引き起こす。各筋は複雑に重なり合っていて、長掌筋 (Palmaris long)、尺側手根屈筋 (Flex. Carpi uln)、橈側手根屈筋 (Flex. carpi radialis) などの手首動作にかかわる主要筋は前腕の皮膚に近い表層 (Fig. 1) に、浅指屈筋 (Flex. dig. superficialis)、深指屈筋 (Flex. dig. profundus)、長母指屈筋 (Flex. pol. long) などの手指屈曲動作にかかわる主要筋は前腕の骨に近い深層 (Fig. 2) に配置されている¹⁸⁾。

また、表面筋電図は表層の筋活動ほど多くの情報が反映されており、皮下組織の信号伝達上の特性は皮膚からの深さ方向に時定数が増大するLPF (Low-Pass Filter) 特性を有するため、皮膚表面から深い筋活動ほど低周波数成分が強調される

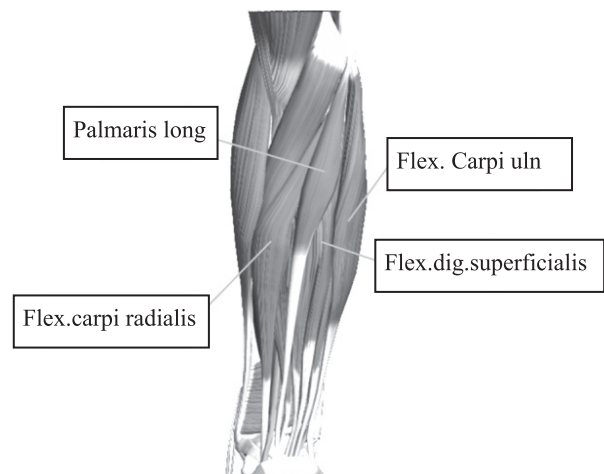


Fig. 1 Muscles in the shallow layer of a forearm (from teamLabBody¹⁸⁾)

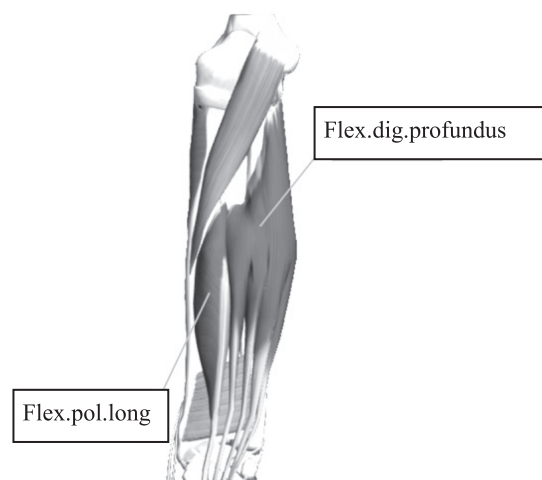


Fig. 2 Muscles in the deep layer of a forearm (from teamLabBody¹⁸⁾)

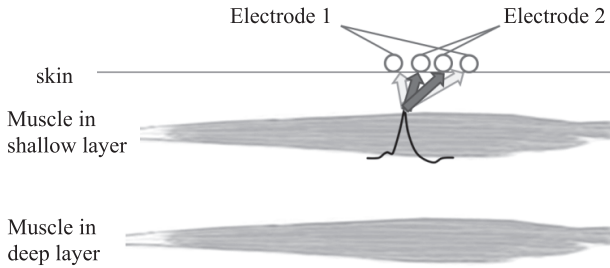


Fig. 3 EMG transmitted from muscle fibers in a shallow layer. The difference voltage is largely affected by the distance between the differential electrodes

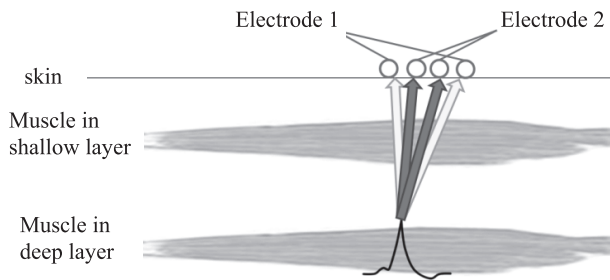


Fig. 4 EMG transmitted from muscle fibers in a deep layer. The difference voltage is *not* largely affected by the distance between the differential electrodes

形で表面電極に到達する^{19)~21)}。つまり、手指動作にかかわる筋活動は手首動作にかかわる筋活動に比べて高域周波数成分が減衰され、低域周波数成分が強調される形で計測される。

よって、EMGの周波数スペクトルの分布が低域周波数帯に偏る場合を深層の筋活動（手指動作、複合動作）とし、広域の周波数分布の場合を表層の筋活動（手首動作）とすることで動作識別を行なう。

2.2 差動電極の電極間距離と2極間の電位差

差動電極では、神経筋接合部からの脱分極帯の伝播を2極で測定し、その電位差を表面筋電図として記録するため、その伝播速度と電極間の距離により、記録できる筋電位の振幅が変化する。1つの脱分極帯の伝播を考えた場合、理想とされる電極中心間隔帯では電極間距離の広がりに伴い、2極間の電位差は大きくなる^{21), 22)}。

ここで、各筋繊維から電極までの伝達速度を一定とした場合、筋繊維から皮膚表面までの距離によって2極間の電位差に変化が生じる。皮膚表面に近い表層筋では、筋繊維から各電極への伝達時間に差が出るため2極間の電位差は比較的大きくなるが、骨に近い深層筋では、筋繊維から皮膚表面まで距離があるため各電極への伝達時間の差が小さくなる。このため、**Fig. 3**に筋繊維からの活動電位が双極電極へ到達するまでの時間を矢印で示すように、表層筋の活動では電極間隔による2極間の電位差の差が大きくなり、**Fig. 4**に同様に示すように深層筋の活動では電極間隔による2極間の電位差の差は小さくなる。よって、算出した電位差の差が大きい場合を表層の筋活動（手首動作、複合動作）とし、電位差が小さい場合を深層の筋活動（手指動作）とすることで動作識別を行なう。

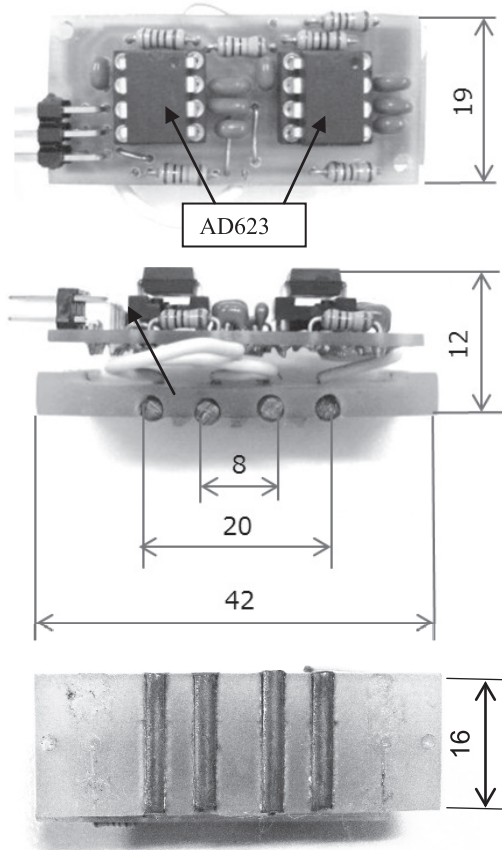


Fig. 5 Double surface electrode

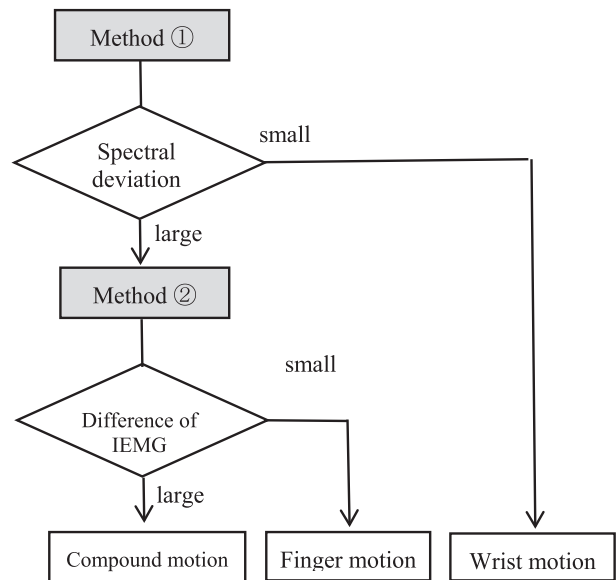


Fig. 6 Flow chart of the motion discrimination

2.3 ダブル表面差動電極

前節での2極間の電位差の差を算出するため、同一部位で2チャンネルの表面筋電位を計測できる新型表面差動電極を製作した(**Fig. 5**)。基板はガラスエポキシを用いている。皮膚接触部には直径3mm、長さ16mmの銅棒を電極間距離が8mm、20mmとなるように取り付け、ケーブルの揺れによ

る低周波ノイズ防止のために電極上に計装アンプ (AD623) を双極電極それぞれに搭載している。電極間距離は上記 2.1, 2.2 節で述べた識別方法において明瞭な違いが現れるように、種々試みた結果選定した。

2.4 動作識別方法

本研究では、2.1 節で述べた、①皮下組織のフィルタ特性による周波数スペクトルの偏り (method①) と、2.2 節で述べた、②筋深度による電極間隔と 2 極間の電位差の変化を観測する (method ②) ことで、手首動作、手指動作、これら 2 つの複合動作の動作識別を行なう手法を提案する。これらの手法による動作識別手順を Fig. 6 に示す。

3. 実験

3.1 実験条件および方法

被験者は 21 歳～24 歳の健常成人男女 5 名とし、東海大学の倫理委員会の認可を得て、被験者の同意のもとに実験を行なった。計測部は電極と皮膚との接触抵抗の低下のため、皮膚前処理を行なった後、電極ペーストを塗付し、長掌筋、尺側手根屈筋上の皮膚表面に筋繊維に沿う形でダブル差動電極を貼付する (Fig. 7)。ダブル差動電極には二基のプリアンプ (AD623; アナログデバイス社) が搭載されており、Fig. 8 に示すように電極間距離 8 mm と 20 mm の差動電位が 1000 倍の増幅後出力され、自作のフィルタ回路 (50 Hz BEF, 5 Hz HPF, 400 Hz LPF, 最終ゲイン調整: 最大 35 倍) を通過後 (EMG8 と EMG20), A/D 変換 (サンプリング周波数: 1000 Hz) されコンピュータに送られる。

被験者は右腕前腕部を水平な台に掌を上にして置き脱力した状態から、指先には力を入れず手首のみに一定時間力を入れ掌屈させた場合と、手首には力を入れず第 2 指～第 5 指のみに一定時間力を入れ屈曲させた場合と、これら 2 つの動作を複合した動作の場合の 3 通りの EMG を計測し検証実験を行なう (Fig. 9)。

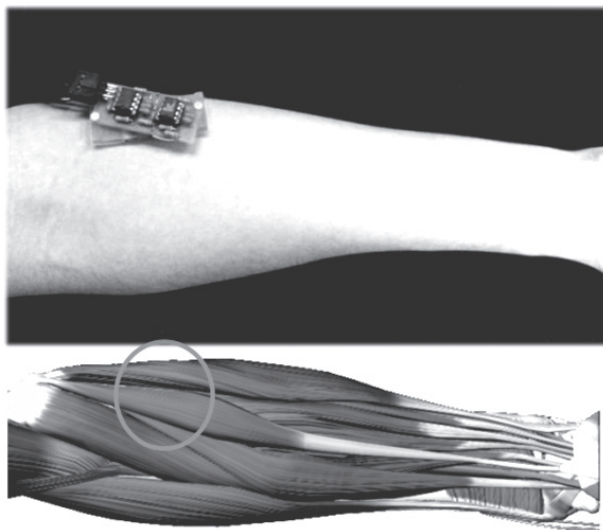


Fig. 7 Pick-up location of the electrode (from teamLabBody¹⁸⁾)

3.2 巡回型ランニング DFT (RRDFT)

計測した表面筋電図データの周波数分解には、以下に示す巡回型ランニング DFT (Recursive Running Discrete Fourier Transform) を用いる^{23),24)}。特徴として、ランニング DFT を巡回的に計算することで高速計算とメモリ消費の低減を可能とし、必要な周波数範囲、あるいはいくつかのスポット周波数のみの計算が可能であるため、必要な周波数点が少なければ通常の DFT に比べ高速計算になること、周波数成分の変化を時系列で得られるなどの利点が挙げられる。したがって

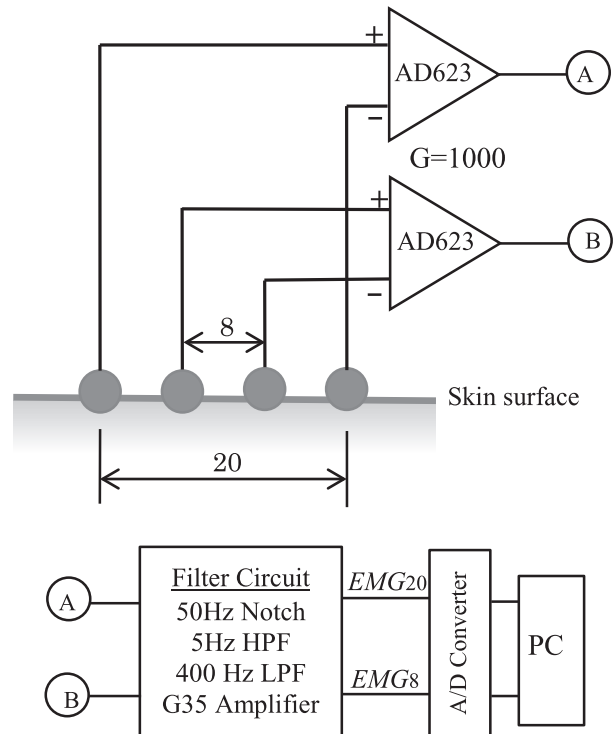
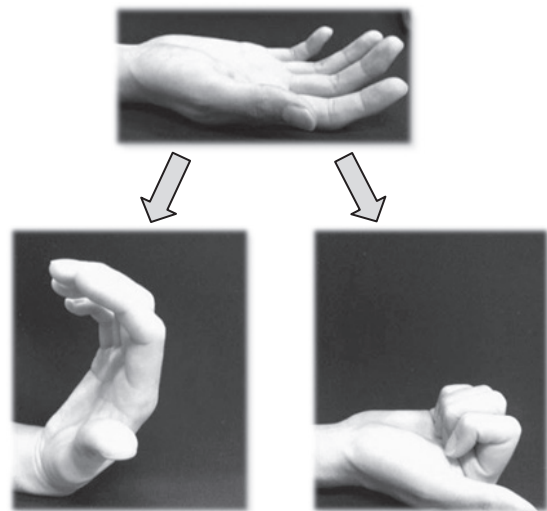


Fig. 8 Circuit of the pre-amplifier on the double EMG differential electrode



(a) Wrist motion

(b) finger motion

Fig. 9 Wrist motion and finger motion

実時間処理が可能である。次式が RRDFFT の計算式である。

$$s_n[\omega] = \rho e^{-i\omega T_s} s_{n-1}[\omega] + EMG[n] \quad (1)$$

ここで、 $s_n[\omega]$ は時系列 n 番目の ω [Hz] での複素数周波数スペクトル、 ρ は忘却係数 ($0 < \rho < 1$)、 ω は角周波数 [rad/s]、 T_s はサンプリング周期 [sec]、 $EMG[n]$ は n 番目の EMG の振幅値 [V] である。 $\rho e^{-i\omega T_s}$ はあらかじめ計算しておくことができるので、(1) 式の計算は事実上 4 回のかかけ算で構成される。 ρ の値が大きいかほど計算結果の積分の度合いが大きくなる。

3.3 IEMG

EMG の整流積分平滑値 IEMG は以下の式で時系列的に算出する。

$$IEMG[n] = \rho IEMG[n-1] + |EMG[n]| \quad (2)$$

ここで、 $IEMG[n]$ は n 番目の減衰を伴う 2 極間の電位差積分値、 ρ は忘却係数 ($0 < \rho < 1$)、 $EMG[n]$ は n 番目の EMG の振幅値 [V] である。忘却係数 ρ は RRDFFT のものと同様の意味合いをもつが、同じ値である必要はない。

3.4 統計処理

各動作による周波数スペクトルの偏差および電位差の違いの検定には、一元配置の分散分析 (analysis of variance: ANOVA) を用いた。有意差が認められた場合には、Bonferroni 法による多重比較検定 (Post Hoc Test) を行なった。なお、有意水準は危険率 5%未満とした。

4. 実験結果および考察

4.1 深層の筋活動の検出

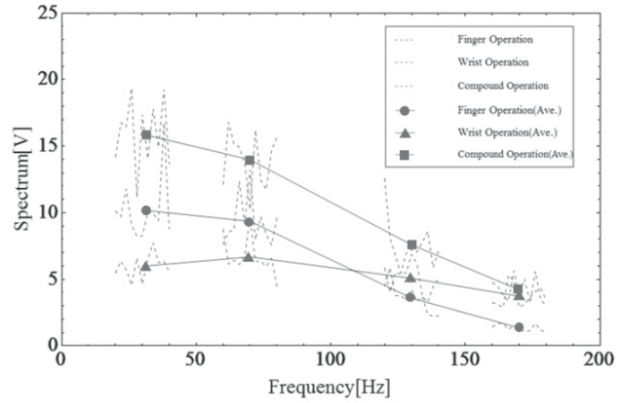
Fig. 10 に手法①による EMG の RRDFFT を用いた周波数解析結果 (3 例) を示す。計測したデータについて、時刻 t [s] まで 20~40 Hz, 60~80 Hz, 120~140 Hz, 160~180 Hz の範囲を 2 Hz 間隔、合計 44 点の RRDFFT 計算 ((1) 式) を行ない、以下の値でそれぞれの平均値を計算した。

$$s_{ave}[t, f] = \sum_{i=-5}^5 |s_{t/T_s}[2\pi(f+2i)]| / 11 \quad (3)$$

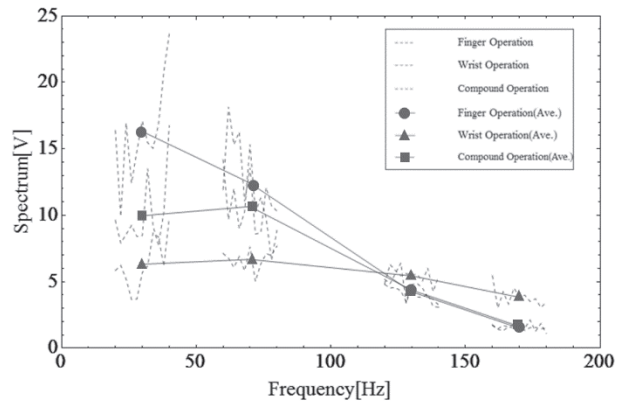
破線グラフが $t = 2$ s の時刻における $|s_{t/T_s}[2\pi f]|$ の結果であり、プロットおよび実線は各周波数帯の平均値 ((3) 式) である。ただし、電極中心間隔を 20 mm, RRDFFT の忘却係数 ρ を 0.997 としている。

深層筋が活動する手指動作および複合作では、LPF の影響を強く受け高域周波数帯が減衰されることで、低域周波数帯が強調され周波数スペクトルの低域への大きな偏りが確認できる。また、表層筋が活動する手首動作では LPF の影響をあまり受けなため、高域周波数帯は減衰されず、周波数スペクトルの偏りは顕著に表われない。同様の実験を 21 歳~24 歳の健常成人男女 5 名に対して行なった結果、個人差はあるが周波数スペクトルの偏りに同様の傾向が見られた。

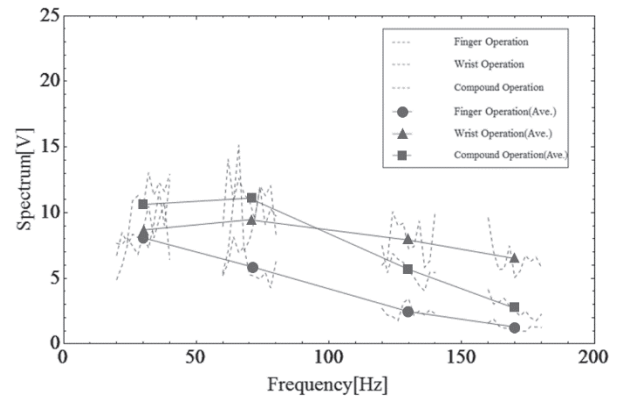
また、Fig. 11 には 5 人の被験者による各動作の多重比較検定結果を示す。縦軸は次式の計算結果であり、時刻 2 s に



(a) 24 years old male



(b) 21 years old male



(c) 20 years old female

Fig. 10 The results of RRDFFT (3 subjects)

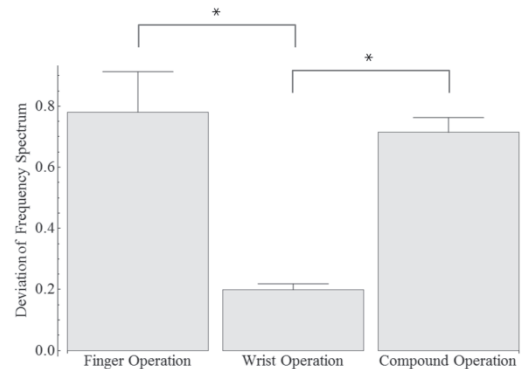


Fig. 11 ANOVA test of the spectrum deviation (5 subjects)
* $p < 0.01$

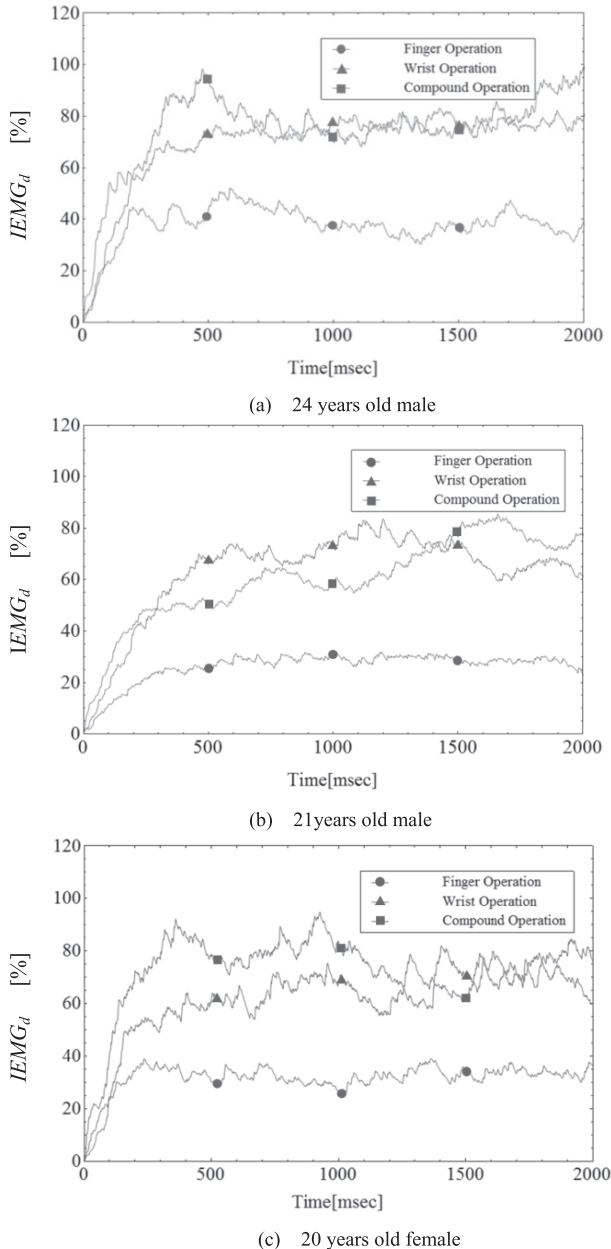


Fig. 12 Difference of IEMG magnitude due to electrode distance (3 subjects)

における周波数スペクトルの偏差をその平均値で除算した値である。

$$s_d = \frac{2(s[2, 170] + s[2, 130] - s[2, 70] - s[2, 30])}{s[2, 170] + s[2, 130] + s[2, 70] + s[2, 30]}$$

これより、深層筋と表層筋の活動には周波数スペクトルの偏差において有意差が認められる。以上より、提案した深層筋の筋活動の検出法は有効であるといえるが、Fig. 10, Fig. 11の結果からわかるように、手指動作と複合動作の識別が困難であることがわかる。

4.2 表層の筋活動の検出

Fig. 12 に手法②による電極間隔ごとの 2 極間の IEMG の差をとったもの 3 例を示す。計測は電極間距離 20 mm と

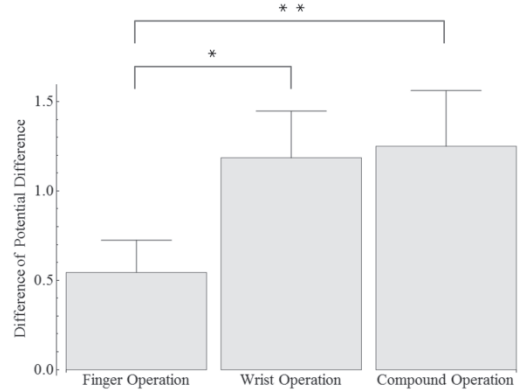


Fig. 13 ANOVA test of difference of IEMG magnitude (5 subjects). * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

8 mm で行ない、それぞれの電極での出力の時刻 t [s] における IEMG を (2) 式より算出する ($IEMG_{20}[t/T_s]$, $IEMG_8[t/T_s]$ とする)。その後、次式の計算を施した結果が Fig. 12 である。ただし、(2) 式における忘却係数 ρ は 0.995 としている。

$$IEMG_d[t] = \frac{IEMG_{20}[t/T_s] - IEMG_8[t/T_s]}{IEMG_{20}[t/T_s]} \times 100 [\%]$$

表層筋が活動する手首動作および複合動作では、筋繊維と電極とが近く 2 極の電位に差が生じやすいため、電極間距離の違いによる IEMG の差が大きくなっているのが確認できる。また、深層筋が活動する手指動作では筋繊維と電極とが遠いため 2 極の電位に差が生じにくくなるため、IEMG の差は小さくなる。手法②でも同様の実験を 21 歳～24 歳の健康成人男女 5 名に対して行なった結果、個人差はあるが 2 極間の IEMG の差には同様の傾向が見られた。

また、Fig. 13 には 5 人の被験者による各動作の多重比較検定結果を示す。縦軸は時刻 2 s における IEMG の差をその平均値で除算した値、

$$2 \frac{IEMG_{20}[t/T_s] - IEMG_8[t/T_s]}{IEMG_{20}[t/T_s] + IEMG_8[t/T_s]}, \quad t = 2$$

とする。これより、深層筋と表層筋の活動には IEMG の差において有意差が認められる。

以上より、手法①と手法②を用い、Fig. 6 に示す手順で識別を行なうことにより、手指動作、手首動作、そしてそれらの複合動作の識別が可能である。

5. まとめ

日常生活における基本動作の再現のためには、多自由度筋電義手による手首動作と手指動作の識別が必要不可欠である。しかしながら、現在開発されている筋電義手の多くは指動作の再現を重視し、手首動作を考慮していないものが多い。そこで本研究では、1 つの筋電位採取部位から得られた 2 チャンネルの筋電位を用いて深層筋の活動と浅層筋の活動、およびその複合活動を識別する方法を提案した。

人の前腕部の筋構造は、手首動作に用いる筋が腕の外側である表層に位置しているのに対し、手指動作に用いる筋は腕の

内側である深層に位置している。この筋配置に着目し、さらにヒトの皮下組織のLPF特性が皮膚からの深さ方向に展開していること、差動電極特有の計測方法により2極間のIEMGの差が筋繊維からの距離により変化することを利用することで、表層筋、深層筋の活動を検出できることを示した。

(1) 式のRRDFTの算出および(2)式のIEMGの算出は高速計算が可能で時系列で結果が得られる。さらにそれらを用いて計算する提案した動作識別法は非常に簡単であるため、実時間での動作識別が可能であると考えられる。

今後は、この手法を用いた多自由度義手の操作実験による有用性の検証を行なうとともに、より安定した計測のために、電極材質をより伝導率の良いものに変更、超音波振動装置などで前腕筋の厚みを測定し、アレイ電極を用いて被験者ごとの最適電極間隔を決定するなどの改善が必要である。また、開発したダブル表面差動電極を複数用いた深層筋の活動と浅層筋の活動を分離した後に、何らかのパターン識別法を用いることにより、手首動作ならびに複数の指の動作識別の精度向上が期待されるので、この検証を行なう。

参 考 文 献

- 1) 厚生労働省社会・援護局障害保健福祉部企画課：平成18年度身体障害児・者実態調査結果，厚生労働省（2008）
- 2) 原田電子工業（株）：SH-2，<http://www.h-e-i.co.jp/>
- 3) touch bionics: i-limb，<http://www.touchbionics.com/>
- 4) Otto Bock: MYOBOCK Arm Components 2007, Otto Bock (2007)
- 5) 辻，芝，島，高木，大塚，陳：5指駆動型筋電義手と筋シナジーモデルに基づく制御法，日本義肢装具学会誌，**26-2**，91/96（2010）
- 6) M.C. Carrozza, G. Cappiello, S. Micera, B.B. Edin, L. Beccai and C. Cipriani: Design of a cybernetic hand for perception and action, *Biol. Cybern.*, **95-6**, 629/644 (2006)
- 7) H. Huang, L. Jiang, Y. Liu, L. Hou, H. Cai and H. Liu: The Mechanical Design and Experiments of HIT/DLR, *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Biomimetics*, 896/901 (2006)
- 8) Y. Kamikawa and T. Maeno: Underactuated Five-Finger Prosthetic Hand Inspired by Grasping Force Distribution of Humans, 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 717/722 (2008)
- 9) T.E. Wiste, S.A. Dalley, T.J. Withrow and M. Goldfarb: Design of a Multifunctional Anthro- pomorphic Prosthetic Hand with Extrinsic Actuation, *Proc. of IEEE 11th International Conf. on Rehabilitation Robotics*, 675/681 (2009)
- 10) K. Englehart and B. Hudgins: A Robust, Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, **50-7**, 848/854 (2003)
- 11) Jun-Uk Chu, J.U., I. Moon, S.K. Kim and M.S. Mun: Control of Multifunction Myoelectric Hand using a Real-Time EMG Pattern Recognition, *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst.*, 3511/3516 (2005)
- 12) P. Shenoy, K.J. Miller, B. Crawford and R.P.N. Rao: Online Electromyographic Control of a Robotic Prosthesis, *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, **55-3**, 1128/1135 (2008)
- 13) C. Cipriani, C. Antfolk, M. Controzzi, G. Lundborg, B. Rosén, M.C. Carrozza and F. Sebelius: Online Myoelectric Control of a Dexterous Hand Prosthesis by Transradial Amputees, *IEEE Trans. Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, **19-3**, 260/270 (2011)
- 14) G.C. Matrone, C. Cipriani, M.C. Carrozza and G. Magenes: Real-time myoelectric control of a multi-fingered hand prosthesis using principal components analysis, *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, **9-40**, ●/● (2012)
- 15) E. Scheme and K. Englehart: Electromyogram Pattern Recognition for Control of Powered Upper-Limb Prostheses: State of the Art and Challenges for Clinical Use, *Journal of Rehabilitation Research & Development*, **48-6**, 643/659 (2011)
- 16) K. Englehart, B. Hudgins, P.A. Parker and M. Stevenson: Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations, *Medical Engineering & Physics*, 431/438 (1999)
- 17) X. Hu, Y. Gao and W.-X. Liu: Pattern recognition of surface electromyography signal based on wavelet coefficient entropy, *Health*, **1-2**, 121/126 (2009)
- 18) teamLabBody-3D Motion Anatomy, <http://www.teamlabbody.com/3dnote-jp/index.html>
- 19) C.J. De Luca: Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, **26-6**, 313/325 (1979)
- 20) D. Farina and R. Merletti: A Novel Approach for Precise Simulation of the EMG Signal Detected by Surface Electrodes, *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, **48-6**, 637/646 (2001)
- 21) L.H. Lindstrom and R.I. Magnusson: Interpretation of myoelectric power spectra: A model and its applications, *Proc. IEEE*, **65-5**, 653/662 (1977)
- 22) 才原，原田，吉田：筋電信号差動増幅における信号誘導範囲の検討，電子情報通信学会技術研究報告，**107-541**，97/100（2008）
- 23) A. バポーリス：アナログとデジタルの信号解析，167/170，現代工学社（1982）
- 24) 小金澤鋼一：入力に未知のむだ時間をもつ連続時間システムのオンラインパラメータ推定法，計測自動制御学会論文集，**29-11**，1283/1292（1993）

[著者紹介]

青木 秀彰



2011年東海大学工学部機械工学科卒業。2013年東海大学大学院工学研究科機械工学専攻修了。在学中，筋電位信号の解析に従事。

長尾 秀行



2010年東海大学大学院体育学研究科修了。同年同大学博士課程院総合理工学研究科総合理工学専攻機械・航空宇宙コースに入学し現在に至る。主としてスポーツバイオメカニクスの研究に従事。バイオメカニクス学会，日本バイオメカニクス学会，日本体力医学会，日本体育学会，日本ロボット学会の会員。

