表面筋電位を用いた前腕義手の複合動作識別

井 部 鮎 子*・郷 古 学**・伊 藤 宏 司**

Discrimination of Combined Motions for Prosthetic Hands Using Surface EMG Signals

Ayuko IBE*, Manabu GOUKO** and Koji ITO**

The present paper proposes a multiple step discrimination method to determine single and combined movements intended by an amputee from surface electromyogram (EMG) signals. Most previous approaches to the discrimination of movement using EMG signals have been restricted to single joint movements. Our approach enables the amputee's intended movement to be determined from among four single and two combined limb functions using an initial rise zone 125 msec long. Experiments with ten subjects and four electrodes demonstrated that our proposal determines six forearm movements at a discrimination rate exceeding than 90 %.

Key Words: electromyogram(EMG), combined motion, myoelectric hands, pattern discrimination

1. はじめに

手は人間の社会生活の中で多様な役割を果たしており、事故などで手を失った人は、日常生活に大きな支障をきたす。残存筋から取得した筋電信号を操作信号として用いる筋電義手は、利用者の意思を反映し、自然な感覚で操作可能であるとして注目されている。装飾義手やフック型能動義手と比較して、外観と機能を兼ね備えている点も魅力である。

筋電義手を自分の手と同等に操作できるようにするためには、手の動作とその動作時に発生する筋の写像関係を適切に近似することが重要となる。その方法には大きく分類すると、筋電から (1) 関節トルクなどを直接推定するタイプ¹⁾、(2) 一定数の動作パターンを識別するタイプの 2 種類がある。本研究は後者のタイプを扱う。

従来から、ニューラルネットワーク (Artificial Neural Networks, ANN) など、さまざまなパターン識別手法を用いた研究が報告されている。西川ら²⁾は 2 つの電極から計測した筋電信号に対して周波数解析を行ない、ANN を用いて前腕 10 動作の識別を試みている。Hugins ら³⁾は簡単な計算処理で得られる複数の特徴量を利用することで、識別精度の向上をはかった。平岩ら⁴⁾は 500msec の筋電信号のパワースペクトルから、5 指 10 関節の角度を推定することを試みている。Chu

らは、筋電信号に対してウェーブレット変換を行なった後、主成分分析と自己組織化マップを適用して次元を削減した特徴量に対して、ANN を使って手の 9 動作の識別を試みた。

ANN 以外のパターン識別を用いた動作識別法も多数報告されている。吉川ら⁵⁾は、音声認識などでよく用いられるケプストラム係数を特徴量として用い、サポートベクターマシンによって 7 動作の識別を行なった。そのほかにも、Fuzzy 推論^{6), 7)}や遺伝的アルゴリズム⁸⁾などを用いた識別法が提案されている。

動作開始直後の立ち上がり時の筋電信号は非定常である。そのため、これまでの研究では、(1) 立ち上がり後、筋電信号が定常になるまで待ってから動作識別を実行する、(2) 過去複数回の識別結果の多数決をとる⁹⁾、(3) 動作識別に用いる筋電信号のデータ長を長くする、などの方法によって、安定性の高い識別を実現してきた。しかし、定常信号を利用するこれらの方法では、筋電の立ち上がりから、実際に義手が動き出すまでに時間遅れが生じてしまう。これに対して、塚本ら¹⁰⁾は立ち上がり時の非定常な筋電信号のみを用いて、複数の ANN モジュールにより動作識別を行なうシステムを提案した。また、福田ら¹¹⁾は ANN に混合正規分布モデルや隠れマルコフモデルを組み込んだ R-LLGMN¹²⁾を用い、筋電信号の特徴抽出処理におけるパラメータを識別と同時に最適化することで、変動が激しい立ち上がり時に対しても高い精度で識別できるとしている。

さて、先行研究の多くは「手首を曲げる」「物をつかむ」のように 1 単位時間に 1 箇所関節のみを動かす単一動作を対象として識別を行なっている。ここでいう関節とは実際の手や指の関節ではなく、義手のモーター 1 つを指している。たとえば「物をつかむ」動作は複数の指の関節を動かすことで実現されるが、ほとんどの義手では指の付け根にあたるモー

* セコム株式会社 三鷹市下連雀 6-11-23

** 東京工業大学大学院総合理工学研究科 横浜市緑区長津田町 4259

* SECOM CO. LTD., 6-11-23 Shimorenjaku, Mitaka

** Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, 4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama

(Received March 5, 2009)

(Revised August 3, 2009)

Fig. 1 Target motions

Fig. 2 Proposed system

ターを動かして再現している。日常生活では「手首を曲げながら物をつかむ」などの、2箇所以上の関節を同時に動かす複合動作が必要となることも多く、複合動作の識別が実現できれば、実際の手の動きをより近似することが可能となり、義手の操作性向上につながると考えられる。村上ら¹³⁾は、個々の単一動作に対応するシナジーパターンを R-LLGMN¹²⁾で学習し、複合動作のシナジーパターンを単一動作の組み合わせで表現することで、単一動作の学習のみで複合動作を識別するシステムを提案した。しかし、複合動作の開始付近での識別誤りが多く発生した。これは、動作開始時に複合動作としての筋電パターンではなく、複合動作に含まれる単一動作の筋電パターンが強く出ていたためと考えられる。ここから、同一の複合動作であっても、片方の単一動作のみが先行するなど、その要素となる単一動作の組み合わせ方により、得られる筋電パターンが異なり、識別が困難になる可能性が示唆される。

以上の観点より、本研究では時間遅れなく複合動作を識別できるシステムの開発を目的とする。立ち上がり時の筋電信号から、複合動作を含む最終的な動作を決定することは困難である。しかし、複合動作の筋電パターンにはその要素となる単一動作の筋電パターンが含まれていると考えられる。そこで、まず立ち上がり時の筋電信号を用いて、単一動作のみの識別を行ない、その後に続いて得られる筋電信号から、その動作が単一動作のままなのか複合動作なのかを識別し最終的な動作を決定する2段階識別システムを提案する。このシステムは、立ち上がり時の筋電信号より得られる識別結果を用いて義手の動作を開始することができるため、時間遅れが

Fig. 3 EMG signals used for discrimination

小さい。また、比較的長い時間の筋電信号により最終動作の識別を行なうため、複合動作識別の精度向上も期待できる。

2. 提案システム

2.1 複合動作識別システムの設計

識別対象の動作を Fig. 1 に示す、4種類の単一動作 (1. 手首の屈曲 (Flexion), 2. 手首の伸展 (Extension), 3. 手の握り (Grasping), 4. 手の開き (Opening)) と、2種類の複合動作 (5. 手首の屈曲と手の握り (Flexion+Grasping), 6. 手首の伸展と手の開き (Extension+Opening)) の計6動作とする。「屈曲と開き」など、他の複合動作も考えられるが、物をつかむなどの日常生活での出現頻度を考え、先にあげた2種類の複合動作に限定する。

Fig. 2 に示す2層から構成される識別器を用いて、動作識別を行なう。まず立ち上がり時の筋電信号から得られる特徴量を用いて、第1層の識別器で単一動作識別を行なう。ここでは、開始した動作が4種類の単一動作のうち、どの動作に最も類似するかを出力する。

第2層では、単一動作か複合動作かの2クラス識別を行なう。4種類の単一動作に対応する4つの識別器をもち、第1層の結果から第2層で使用する識別器を選択する。たとえば、第1層の出力が「握り」の場合は、単一動作「握り」か複合動作「屈曲+握り」のどちらかを判定することになる。この層における識別では筋電信号の立ち上がり時を含め、時間をずらして取得した数区間分の筋電信号の特徴量を用いる。

2.2 筋電位からの特徴抽出

筋電信号をそのまま用いて識別を行なうことは困難で、識別を行なう前に振幅や周波数などの情報を含む特徴量に変換することが一般的である。フーリエ変換やウェーブレット変換などの周波数解析を行ない、特徴量を求める研究もある。しかし、今回は動作の立ち上がりを捉えて動作遅れのない識別を行なう必要があり、非定常な短い区間のデータに対して、周波数解析を行なうことは望ましくない。そこで、本研究では特徴量として、振幅情報である絶対平均値 (Mean Absolute Value: MAV) と、簡便な周波数情報である Zero Crossings を用いる。Fig. 3 に示すように、1回の識別に用いる EMG データ区間長は 62.5msec とし、動作開始から区間を半分 (31.25msec) ずつずらしながら、識別を行なう。筋電信号は筋収縮により関節が動き始めるよりも 100msec 程度先行

して観測される。したがって、それよりも短い区間長であれば遅れのない識別が可能であると考えられる。ただし、短すぎる区間長ではノイズに弱くなり、識別率の低下を招く。今回の区間長は、予備実験により決定した。

(1) 絶対平均値 (Mean Absolute Value:MAV)

振幅情報である絶対平均値 (MAV) は、以下の式により求められる。

$$MAV_i = \frac{1}{T_n} \sum_{t=1}^{T_n} |x_i(t)| \quad (1)$$

ただし、 $x_i(t)$ は電極 i の区間内 t 点目にあたる生筋電信号、 T_n は区間内に含まれるサンプリング点数である。

(2) Zero Crossings

周波数情報である Zero Crossings は、区間内で以下の条件

$$x_i(t) \cdot x_i(t+1) < 0 \quad \text{AND} \quad |x_i(t) - x_i(t+1)| > \varepsilon_{ZC} \\ (t = 1, 2, \dots, T_n - 1) \quad (2)$$

を満たした回数を数えたものである。端的に言えば、区間内で信号が原点を交叉した回数であり、閾値 ε_{ZC} は信号に含まれるノイズの影響を除くために設定する。

それぞれの特徴量は、各電極に対して、最大値と最小値を用いて、 $[0, 1]$ の範囲になるように正規化した。以上の結果、電極数 L に対して $2L$ 次元の特徴量ベクトルが抽出される。

また、動作開始判定は MAV を用いて行なう。閾値 ε_{ST} を用いて、

$$\sum_{i=1}^L MAV_i > \varepsilon_{ST} \quad (3)$$

となった区間を動作開始区間と定める。

2.3 2段階識別システム

Support Vector Machines(以下, SVM)¹⁴⁾を用いて識別器を構成する。SVMは2クラス分類を行なう識別器であり、学習時の初期値に依存せず、最適解を一意に求めることができる。

クラス χ_1 , または χ_2 に属する学習パターン $\mathbf{x}_n (n = 1, \dots, N)$ に対して、教師信号

$$y_n = \begin{cases} 1 & \mathbf{x}_n \in \chi_1 \\ -1 & \mathbf{x}_n \in \chi_2 \end{cases} \quad (4)$$

を定義する。SVMにおける学習は、

$$\min_{\mathbf{w}, b} G(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{n=1}^N \xi_n \\ \text{s.t.} \quad \forall_n, y_n \cdot (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_n) + b) - (1 - \xi_n) \geq 0 \\ \text{AND} \quad \forall_n, \xi_n \geq 0 \quad (5)$$

の解 $\mathbf{w}^*, b^*$ を求めることを行なう。ただし、 $C > 0$ は学習におけるパラメータであり、最適な値を決定する必要がある。非線形変換 $\phi(\cdot)$ によって、学習パターン $\mathbf{x}_n$ を高次元空間に変換している。

この最小化問題は、ラグランジュ乗数 $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda_1, \dots, \lambda_N)^T$ を用いると、最大化問題

$$\text{Max}_{\boldsymbol{\lambda}} F(\boldsymbol{\lambda}) = \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{1} - \frac{1}{2} \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{D} \boldsymbol{\lambda} \\ \text{s.t.} \quad \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{y} = 0 \quad 0 \leq \lambda \leq C \mathbf{1} \quad (6)$$

に帰着する。ただし、 $\mathbf{D}$ は $D_{mn} = y_m y_n K(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_n)$ である (M, N) 行列、 $K(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_n) \equiv \phi(\mathbf{x}_m)^T \phi(\mathbf{x}_n)$ は核関数である。

得られた λ_n から、未知のデータ $\mathbf{x}$ に対する識別関数は、

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w}^{*T} \phi(\mathbf{x}) + b^*) \\ = \text{sign} \left(\sum_{n=1}^N \lambda_n^* y_n \cdot \phi(\mathbf{x}_n)^T \phi(\mathbf{x}) + b^* \right) \quad (7)$$

と求まる。

本研究では、RBF(Radial basis function)

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\delta \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \quad (8)$$

を核関数として用いる。 δ は RBF に付随するパラメータである。

ただし、SVMは2クラス分類に対応した識別器なので、そのままでは3クラス以上の識別問題に対応できない。そのため、“one-against-one”法を用いて多クラス識別問題への拡張を行なう。学習時には、 M クラスのうち、異なる2クラスを選び、合計 $M(M-1)/2$ の識別境界を決定する。識別時に、投票制を用い、識別したいデータについて $M(M-1)/2$ 回の識別を行ない、識別された回数が最も多かったクラスを識別結果とする。2つ以上のクラスが同数となったときは、事前に定めた優先順序に従い識別結果を決定する。

3. 実験

3.1 実験の概要

提案システムの有用性を示すため、3つの実験を行なった。

まず実験1では、単一動作、複合動作それぞれの動作開始時の筋電信号を解析した。この結果から、2段階の識別器で複合動作を識別する手法が有用であることを示す。

また、提案システムでは複合動作の場合、まず一方の関節が動き出した後に、遅れてもう一方の関節が動き出す。しかし、2番目の動作開始の時間遅れが大きい場合、義手使用者が複合動作と認識せずに、個々の単一動作と感じてしまう。そこで実験2では、どの程度の時間差までならば、2関節が同時に動いていると感じるか、義手を実際に動かし調べた。

最後に実験3で、提案システムの動作識別性能を実際の識別率を用いて評価した。

被験者は健康な $N=10$ 名 (男性9名:A-I, 女性1名:J) とし、全員右利きである。右前腕部に Fig. 4 のように4対の乾式アンプ内臓表面電極 (Delsys 社製 DE-2.3) を貼り付け、筋電を計測した。内臓アンプにより、筋電は1000倍に増幅される。AD変換ボードを介して、2048Hz, 16bitの精度で

Fig. 4 Electrode position

Fig. 5 EMG signals in initial rise zone of motions(subject A)

PC 内に筋電信号を取得した。

3.2 実験 1：単一動作，複合動作の筋電位

3.2.1 各動作時の筋電位

それぞれの被験者から，先に述べた 6 動作（単一動作：4，複合動作：2）をそれぞれ 20 回行った際の筋電信号を計測した。一例として，各動作開始時の生筋電波形を Fig. 5 に示す。図中，各 ch 上段が単一動作，下段が複合動作の筋電である。単一動作は左列から「屈曲」「伸展」「握り」「開き」の順で，複合動作は左列から「屈曲+握り」「伸展+開き」「屈曲+握り」「伸展+開き」の順に示している。

複合動作では，単一動作と比較して途中で筋電のパターンが変化している。たとえば，「伸展+開き」の場合，2ch の立ち上がりが遅れて筋電が発生している。2ch は「伸展」時（左より 2 列目）には観測されず，「開き」（最右列）の場合に観測される電極である。したがって，この場合，動作開始時は「伸展」が先行し，その後「開き」の動作が追加され，複合動作へと移行している。

Fig. 6 Principal component analysis of single and combined motions(subject A)

3.2.2 主成分分析による動作間の関係解析

さらに詳細な各動作間の統計的性質を見るため，主成分分析を用いて特徴ベクトルの次元を落とし，可視化した。各動作に対して，動作開始から 10 区間分のデータを対象に，主成分分析を行なった。1 名の被験者から，10 区間×20 回×6 動作=1200 個の特徴ベクトルが得られる。分析対象となる動作ベクトルに対して，それぞれの次元の特徴量が平均 0，分散 1 となるように正規化した後，すべての特徴ベクトルに対して主成分分析を行ない，第 1 主成分と第 2 主成分を用いて 2 次元平面にプロットした。以下の図では，わかりやすくするため，該当する動作，区間の特徴ベクトルのみをプロットしている。

主成分分析は被験者 1 名ずつに対して行なった。全被験者の特徴ベクトルに対しての主成分分析も試みたが，被験者間の差が大きく，各動作間の分離が見られなかった。提案する識別システムは，被験者自身のデータを用いておの学習を行なうので，同じ動作における被験者間の特徴差が大きくても，その被験者個人内で異なる動作の特徴が分離可能であれば，識別を行なうことができる。

Fig. 6 は被験者 A に対する分析結果である。(a) は 4 種類の単一動作の動作開始時の特徴の分布を示している。両被験者ともそれぞれの動作に対して重複がなく，単一動作の識別が動作開始時の第 1 区間の筋電のみで識別可能であることが

推察される。

(b)-(e) は単一動作と複合動作の特徴の分布のようすを、動作開始時第1区間から第3区間まで、それぞれの区間に対して示している。動作開始時には単一動作と複合動作の集合が重複しており、分離が困難である。しかし、動作開始から時間を経るに従い、単一動作と複合動作の集合が分離していくようすが観察される。他の9名の被験者に関しても、同様の傾向が見られた。

よって、動作開始区間において単一動作のみの識別を行ない、その後の数区間の情報から単一動作か複合動作かを決定する提案システムが、複合動作識別において有用であることが示唆される。

3.3 実験2：複合動作時の第2動作遅れに対する認識

3.3.1 実験方法

被験者には、義手を見ながら指定した複合動作を行なうよう指示をする。被験者の前腕から計測した筋電信号の振幅値が一定値以上となったときに、義手が被験者に指定したものと同一の複合動作を開始する。手首(屈曲または伸展)と手先(握りまたは開き)の動作開始時間の差は最大156.25msecとし、31.25msecずつ変化させた。31.25msecは識別を行なう間隔と一致させており、156.25msecの遅れの場合は、動作開始から6回の識別を経て複合動作が始まることに等しい。

時間差の大きさはランダムに被験者に提示する。動作終了後、被験者には手首と手先のどちらの動作が早く始まったと感じたか、調査した。各動作に対して「-3：手先の動作のほうが明らかに早い」から「3：手首の動作のほうが明らかに早い」までの7段階の値で回答を得た。

これを「手首屈曲」→「手の握り」、「手首伸展」→「手の開き」およびその逆、計4種類の組み合わせで、時間差を変え2回ずつ、さらに義手の動作速度を変えて2回行なった。速度が速い場合は、この義手で実現できる最高速度を用い、遅い場合は、速い場合のおよそ7割程度の速度になるよう設定した。

3.3.2 結果と考察

全被験者の評価値の平均値を Fig. 7 に示す。ただし、縦棒は被験者間の分散である。グラフの横軸は、義手の手首の動きが手先に対してどれだけ先行していたかを表わしており、-156.25msec～-31.25msecでは手先が、31.25msec～156.25msecでは手首がそれぞれ先行して動いた場合を示している。(a) 義手の動作速度が遅い場合と比較して、(b) 動作速度が速い場合のほうが動作の遅れをより敏感に感じ取っていることが示される。また、全体的に手首の動作開始をより早く感じる傾向がある。これは手首の動きが手先に比べてより大きいため、動作開始がわかりやすくなっているからだと考えられる。

実験後に被験者への聞き取り調査を行なったところ、(a) の場合は手先の動きが156.25msec先行する場合以外は、どちらかの関節の動きが先行した場合でも、大半の被験者は動作

Fig. 7 Perception about delay of two joints movement (Range of motion: Wrist: 135deg., Finger: 125mm)

の差を感じる事ができなかった。一方 (b) の場合は、93.75-125msec以上の時間差がある場合、どちらの関節が早く動いたかを感じる被験者が多数であった。また、(b) の場合の評価値に対してt検定を行なった結果、-62.5msec～31.25msec間は、評価値平均の絶対値が1より有意に小さかった ($p < 0.05$)。ただし、手首の動きが多少先行して感じられるため、評価値がプラスにかたよることを考慮すると、62.5msec手首が先行している場合も、手首と手先を同時に動かした場合と同じように感じる可能性が高い。したがって、動作速度が速い場合でも、62.5msec以内に複合動作が開始できれば、一方の関節の動作が遅れても複合動作とみなされることが示唆される。本研究では最初の単一動作を決定する際に62.5msec分の筋電信号を使用しているため、125msecまで、すなわち3区間分までの筋電信号を使い、複合動作かどうかを決定する必要がある。

3.4 実験3：提案システムの動作識別率

3.4.1 実験方法

それぞれの被験者から、先に述べた6動作をそれぞれ20回行なった際の筋電信号を計測した。識別はすべてのデータの計測が終了した後、オフラインで行なった。計120回分(6動作×20回)の動作データを4分割し、学習データ：テストデータ=3:1として、学習データで識別器を学習させた後、テストデータを用いて識別率を算出した。学習データとテストデータを入れ替えた4回の平均識別率で評価を行なった。

なお、識別器であるSVMの学習・識別のアルゴリズムは、SVMのライブラリであるLIBSVM¹⁵⁾を利用して実装した。特徴抽出や学習にかかわるパラメータはTable 1に示す。

3.4.2 結果と考察

Table 2に提案手法における識別率を示す。“1st layer”

Table 1 Learning parameter

Subject	ϵ_{ST} ϵ_{TC}		1st layer		2nd layer	
	ϵ_{ST}	ϵ_{TC}	C	δ	C	δ
A	0.18	0.08	0.5	2	5	0.5
B	0.18	0.08	20	2	30	1
C	0.18	0.08	10	2	4	0.5
D	0.18	0.08	10	2	500	0.5
E	0.25	0.10	20	2	50	4
F	0.18	0.08	5	2	50	0.5
G	0.18	0.08	5	2	200	0.5
H	0.18	0.08	0.5	2	500	0.5
I	0.20	0.08	5	2	500	0.5
J	0.18	0.08	0.5	2	20	0.5

Table 2 Discrimination rate

Subject	1st layer		2nd layer		
	2frame	only 1	only 2	only 3	
Ave.	97.50	93.02	83.13	90.94	92.92
A	100.00	100.00	85.00	100.00	98.33
B	95.83	93.33	86.67	90.00	94.17
C	99.17	91.67	81.67	90.83	94.17
D	97.50	94.17	85.00	91.67	94.17
E	98.33	91.67	81.67	90.83	90.83
F	96.67	92.50	82.50	86.67	91.67
G	97.50	94.17	79.17	92.50	93.33
H	99.17	95.00	85.83	95.00	92.50
I	95.83	91.67	82.50	90.00	92.50
J	100.00	98.33	90.83	97.50	96.67

には、第1層での単一動作識別の結果を示している。複合動作の場合は、要素として含まれる単一動作のどちらか（「屈曲+握り」の場合は「屈曲」か「握り」）に分類された場合は正解として扱っている。平均98%と高い識別率が得られ、第1層での単一動作識別器として十分な性能が発揮されている。

“2nd layer”では複合動作を含めた6動作識別の正答率を示している。“only n”は動作開始後から第n区間を用いて単一動作か複合動作を識別した場合の正答率である。実験2において、立ち上がりから3区間分までの筋電信号を用いて複合動作かを識別することが必要なため、第3区間までの正答率を示した。

また、“2 frame”は先に2回識別された結果を最終動作として決定した場合の正答率を示している。この方法を用いると、第3区間までで必ず最終動作が決定し、かつ1つの区間のみを用いた場合よりも高い識別率を得ることができた。

さらに、“2 frame”の最終動作決定法を用いて、連続的に識別を行なったようすをFig. 8に示す。先に示した6動作を「屈曲、進展、握り、開き、屈曲+握り、進展+開き」の順に2回行なっている。動作終了判定は、閾値 $\epsilon_{END} = 0.11$ を用いて、

$$\sum_{i=1}^L MAV_i < \epsilon_{END} \quad (9)$$

となるまでは立ち上がり時に識別した動作が継続しているとした。複合動作の場合は、動作開始時に単一動作を識別し、その後複合動作を行なっている。また、6動作目では「伸展+開き」の動作を行なっているが、単一動作「開き」とする誤識別が起こっている。これは、「伸展」の動作が他の複合動作よりも多少遅れて始まったため、単一動作に識別してしまったと考えられる。このような誤識別を防ぐためには、識別が

Fig. 8 Continuous motion discrimination(subject J)

曖昧な場合はさらに多くの区間から最終動作を決定するなどの方法を取り入れることが有効と思われる。

4. おわりに

本研究では複合動作を動作開始地点で時間遅れなく識別することを目標に、2段階の動作識別システムを提案した。まず立ち上がり時の筋電信号を用いて、単一動作のみの識別を行ない、その後について得られる筋電信号から、その動作が単一動作のままなのか複合動作なのかを識別し最終的な動作を決定した。このシステムは、立ち上がり時の筋電信号による識別結果を用いて義手の動作を開始することができるため、時間遅れが小さい。また、比較的長い時間の筋電信号により最終動作の識別を行なうため、複合動作識別の精度向上も期待できる。

健康な10名の被験者に対して実験を行ない、提案システムの有効性を確認した。1つの関節の動作開始に対して遅れて別の関節が動作しても、遅れが62.5msec以下であれば2つの関節が同時に動作していると感じられることを確認した。また、動作識別実験により、提案システムが立ち上がり125msecまでの筋電信号を使い、約93%の精度で複合動作を含む6動作を識別可能であることを示した。

本研究では、「手首の屈曲+開き」のように相反する複合動作は、実生活において必要となる頻度が低い対象外とした。ただし、相反する動作の場合も、どちらかの単一動作が先行して起こる可能性は同様であるので、提案手法が有効であると予想される。

本研究では、筋電位の絶対平均値総和で動作開始、終了を定め、その開始時点のみで識別を行なっている。このため、途中で動作が変化して複合動作になる場合などの連続動作に対しても対応できるように識別方法を改良することが今後の課題である。さらに、最適な各種パラメータの決定方法や疲労などに対する識別の頑健性など、オンラインでの識別についてさらなる検証を重ねることも重要である。

参 考 文 献

- 1) 森田, 柴田, 鄭, 伊藤: ニューラルネットワークを用いた人間一筋電義手インタフェース, 電子情報通信学会技術研究報告, MBE, **99-688**, 37/42 (2000)
- 2) 西川, 兪, 横井, 嘉数: 表面筋電位からの動作識別システムにおけるオンライン型学習データ管理機構, 電気情報通信学会論文誌, **J84-D-II-12**, 2634/2643 (2001)
- 3) B. Hudgins, P. Parker and R.N. Scott: A new strategy for multifunction myoelectric control, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **40-1**, 82/94 (1993)
- 4) 平岩, 内田, 下原, 曾根原: 筋電操作ハンドの制御のための皮膚表面筋電信号のニューラルネットによる認識, 計測自動制御学会論文集, **30-2**, 216/224 (1994)
- 5) 吉川, 三河, 田中: 筋電位を利用したサポートベクターマシンによる手のリアルタイム動作識別, 電子情報通信学会論文誌, **J92-D-1**, 93/103 (2009)
- 6) A.B. Ajiboye and R.F. Weir: A heuristic fuzzy logic approach to emg pattern recognition for multifunctional prosthesis control, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, **13-3**, 280/291 (2005)
- 7) F.H.Y. Chan, Y.-S. Yang, F.K. Lam, Y.-T. Zhang and P.A. Parker: Fuzzy emg classification for prosthesis control, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, **8-3**, 305/311 (2000)
- 8) K.A. Farry, I.D. Walker and R.G. Baraniuk: Myoelectric tereoperation of a complex robotic hand, IEEE Transactions on Robotics and Automation, **12-5**, 775/788 (1996)
- 9) Y. Huang, K.B. Englehart, B. Hudgins and A.D.C. Chan: A gaussian mixture model based classification scheme for myoelectric control of powered upper limb prostheses, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **52-11**, 1801/1810 (2005)
- 10) 塚本, 近藤, 伊藤: 動作の立ち上がり時に着目した非定常 EMG による筋電義手制御, 電子情報通信学会技術研究報告, MBE, **105-577**, 41/44 (2006)
- 11) 福田, ト, 辻: 生 EMG 信号による電動義手の制御, 計測自動制御学会論文集, **40-11**, 1124/1131 (2004)
- 12) T. Tsuji, Nan Bu, O. Fukuda and M. Kaneko: A recurrent log-linearized gaussian mixture network, IEEE Transactions on Neural Networks, **14-2**, 304/316 (2003)
- 13) 村上, 杉山, 辻: 筋電位信号を利用したシナジーによる複合動作のパターン識別, 第 15 回計測自動制御学会中国支部学術講演会論文集, 240/241 (2006)
- 14) 前田英作: 痛快! サポートベクトルマシン: 古くて新しいパターン認識手法, 情報処理, **42-7**, 676/683 (2001)
- 15) C.-C. Chang and C.-J. Lin: Libsvm: A library for support vector machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

[著 者 紹 介]

井 部 鮎 子

2007 年筑波大学図書館情報専門学群卒。2009 年東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程修了。筋電義手の研究に従事。同年セコム株式会社に入社、現在に至る。

郷 古 学 (正会員)

1999 年山形大学工学部機械システム工学科卒。2001 年同大学院理工学研究科博士前期過程修了。同年株式会社富士通宮城エレクトロニクス(現、富士通インテグレートマイクロテクノロジー株式会社)入社。2006 年東北大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年より東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻助手。現在、助教。博士(工学)。ニューラルネットワーク、知識情報処理システムの研究に従事。IEEE、電子情報通信学会、日本ロボット学会会員。

伊 藤 宏 司 (正会員)

1969 年名古屋大学大学院工学研究科修士課程修了。70 年名古屋大学工学部自動制御研究施設助手。79 年広島大学工学部第 2 類(電気系)助教授。92 年豊橋技術科学大学情報工学系教授。93 年より理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センター、チームリーダー併任。96 年より東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻教授、現在に至る。生体運動制御、ロボティクス、ヒューマンインターフェースの研究に従事。電子情報通信学会、日本ロボット学会、IEEE などの会員。工学博士。