

研究速報

表面筋電位を FFT 処理しないで動作識別する方法の検討

田村 宏樹[†](正員) 奥村 大[†]
 淡野 公一[†](正員)

A Study of Motion Recognition without FFT from Surface-EMG
 Hiroki TAMURA[†], Member, Dai OKUMURA[†], Nonmember,
 and Koichi TANNO[†], Member

[†] 宮崎大学工学部, 宮崎市

Faculty of Engineering, University of Miyazaki, Miyazaki-shi,
 889-2192 Japan

あらまし 表面筋電位の情報を用いて義手義足などを開発する多くの研究が行われてきている。それらの多くの研究は計測された表面筋電位をフーリエ変換し、フーリエ変換された情報をもとに解析や識別を行っている。本研究では、表面筋電位をフーリエ変換することなく識別する方法を提案する。提案方法の有効性を検証するため、提案方法とフーリエ変換を用いた表面筋電位の識別方法の評価実験を行う。評価実験結果から、提案方法は従来のフーリエ変換を用いた識別方法と同等かそれ以上の識別能力があることを示す。

キーワード 表面筋電位, 高速フーリエ変換, k -NN 法, 三層パーセプトロン

1. まえがき

筋電位 (electromyogram: 以降は EMG と呼ぶ) は中枢からの運動指令を受けて筋肉が収縮する際に、筋膜表面から発生する電位を計測したものである [1]。皮膚表面で計測される表面筋電位は複数の筋群から発生した EMG が重なった信号である。その表面筋電位を解析することで、動いた筋肉の推定が可能であり、その結果を用いた電動義手義足などの開発が行われてきている。

現在の表面筋電位を解析する主な方法として、計測された表面筋電位をフーリエ変換し、フーリエ変換された情報 (パワースペクトル) をもとにニューラルネットワークなどを用いて解析、識別する方法が挙げられる [2]~[4]。しかし、フーリエ変換の処理が本当に必要なのかあまり検討されてきていないのではないかと筆者らは考えている。表面筋電位を扱った例ではないが、フーリエ変換の処理を行わないで生体信号を解析・識別した実験として、1999 年の Birbaumer らの実験がある。Birbaumer らは、頭皮上の 2 箇所

可能であると報告している [5]。このことから、表面筋電位をフーリエ変換しなくてもある程度の動作識別ができるのではないかと考えられる。

そこで、本研究では、表面筋電位をフーリエ変換することなく識別する方法を提案する。本研究では提案方法の有効性を示すため、提案方法とフーリエ変換を用いた表面筋電位の識別方法の評価実験を行う。評価実験として、6 種類の手首動作識別と指曲げ動作識別の二つの実験を行い、それらの実験結果から提案方法の有効性を検討する。

2. 提案方法

本研究では、図 1 に示すような表面筋電位を識別するシステムを用いる。まず、センサを用いて EMG を計測し、まず各動作パターンの EMG を計測し、データを一時的に保持する。そしてその EMG 信号の最大値と最小値を算出する。本研究では EMG 計測のセンサは 2 個使用して実験を行うので、EMG 計測の結果各センサから最大値と最小値の 2 個ずつ計 4 個の情報を抽出する。抽出された情報を識別器に入力として与え、EMG を発生させた各動作パターンを推定する。本実験での計測データのサンプリング周波数は 1 kHz であり、帯域は 0 Hz から 500 Hz である。

本研究では、表面筋電位から特徴量を抽出する方法として、動作時に発生する表面筋電位の最大電位と最小電位の情報に注目している。図 2 に示すように、人の瞬発的な動作によって表面筋電位は大きく変化する。

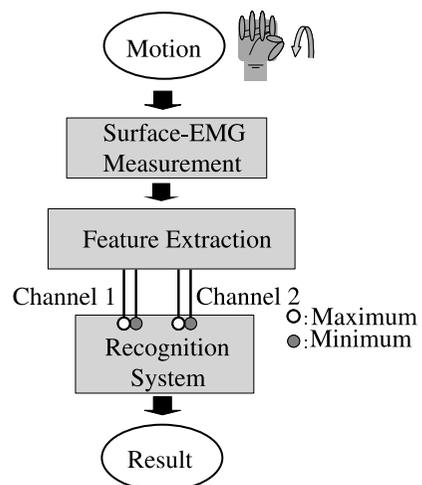


図 1 提案システム

Fig. 1 Proposal system.

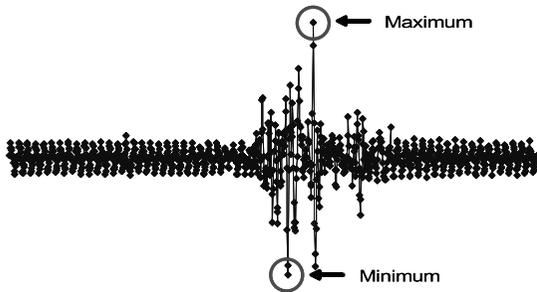


図 2 表面筋電位の変化
Fig. 2 Transition of surface-EMG.

その際、表面筋電位に規則性のある振幅は観測されていない。また、動作時に発生する表面筋電位の最大電位と最小電位は、動作パターンが異なると特徴に違いが生じることが確認されている。その一例として図 3 に手首動作と指曲げ動作における V_{p-p} 値の分布を示す。手首動作、指曲げ動作の設定については 3. で具体的に述べる。図 3 の横軸は EMG を計測するセンサの Channel 1 の V_{p-p} 値、縦軸が Channel 2 の V_{p-p} 値である。図 3 は 1 名の被験者に各動作を 5 回ずつ行ってもらった各動作の V_{p-p} 値の分布である。図 3 (a) が手首動作 6 パターンの分布であり、(b) が指曲げ動作 5 パターンと無動作状態の分布である。図 3 より、 V_{p-p} 値が近い動作パターンも存在するが、各動作で V_{p-p} 値にある程度の違いがあることが分かる。

推定するための識別器として、本研究では Nearest Neighbor 法、 k -NN 法とニューラルネットワークを使用する [6]。各識別器の説明を以下に述べる。

- Nearest Neighbor 法

まず事前に、推定したい各動作パターンを各 N 回ずつ計測し、各動作パターンごとに平均化をし、それを各動作パターンの記憶パターンとする。次に、計測された入力と記憶パターンの誤差（二乗誤差）の総和を各記憶パターンで算出する。計測された入力は算出された誤差が最も小さい記憶パターンの動作パターンと同じであると推定する方法である。

- k -NN 法

まず事前に、推定したい各動作パターンを各 N 回ずつ計測し、それらすべてを記憶パターンとする。次に、計測された入力と記憶パターンの誤差（二乗誤差）の総和を各記憶パターンで算出する。ここで、誤差が小さい順から k 個の記憶パターンを選択する。選択された k 個の記憶パターンの中で最も多い動作パターン

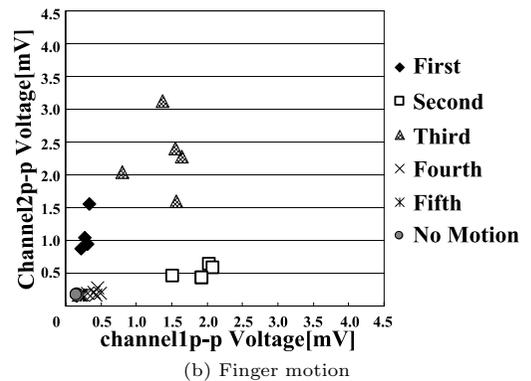
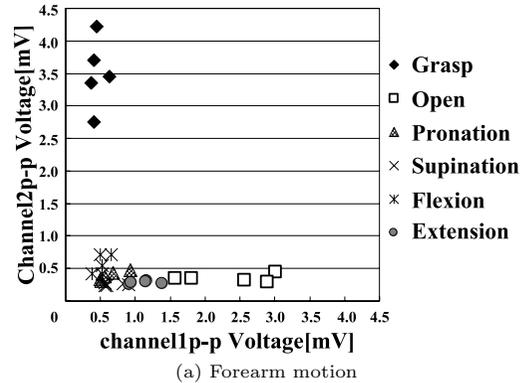


図 3 手首動作・指曲げにおける V_{p-p} 値 (a) 手首動作識別、(b) 指曲げ動作識別

Fig. 3 Value of V_{p-p} from forearm motion and finger motion. (a) Forearm motion, (b) Finger motion.

と計測された入力と同じ動作パターンであると推定する方法である。

- ニューラルネットワーク

まず事前に、推定したい各動作パターンを各 N 回ずつ計測し、それらを訓練データとする。ニューラルネットワークの代表的なモデルである三層パーセプトロン (Multilayer Perceptron: 以降は MLP と呼ぶ) を用い、入力層は EMG から抽出された四つの情報となる。また、出力層の数は推定したい動作パターンの数となる。MLP は Back-Propagation 学習則を用いて訓練データを 30,000 回学習する。学習後の MLP に計測された入力を入力として与え、MLP の出力結果から動作パターンを推定する方法である。

本研究では、これら三つの識別器を用いて EMG 計測から得られた最大電位と最小電位の情報を用いて各動作パターンが識別可能か検討を行う。

3. 評価実験

本章では、前章で述べた EMG の特徴量抽出と識別器でどの程度の動作パターンの識別が可能なのか実験を行う。本研究では、手首動作識別、指曲げ動作識別の二つの異なる動作パターンを識別する実験を行う。被験者は、20 代の健康者で体格の似通った男性 3 名 D.O, Y.K(1), Y.K(2) とした。手首動作は、握り、開き、回内、回外、下曲、上曲の 6 動作とし、センサ位置は腕中間部の内側に Channel 1 を、外側に Channel 2 を取り付けした (図 4 参照)。指曲げ動作は、無状態、親指、人差し指、中指、薬指、小指曲げの 6 動作とし、センサ位置は手首に、Channel 1, Channel 2 とともに並列に取り付けた (図 5 参照)。各手法とも一つの動作パターンに対し、10 回表面筋電位を計測し特徴量を抽出する。そして最初の 5 回を記憶用データ ($N = 5$)、残りの 5 回をテスト用データとする。なお、すべての手法に対し同一のデータを使用する。

比較として高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform: 以降は FFT と呼ぶ) 処理を使用した Nearest Neighbor 法、 k -NN 法とニューラルネットワークによる識別方法の実験を行う。FFT 処理を使用した Nearest Neighbor 法 [4]、 k -NN 法 [7] は、入力パターンを 0 Hz から 500 Hz までのパワースペクトル値を 4 Hz

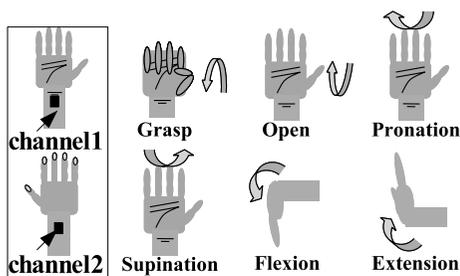


図 4 手首動作イメージ図
Fig. 4 Image figure of forearm motion.

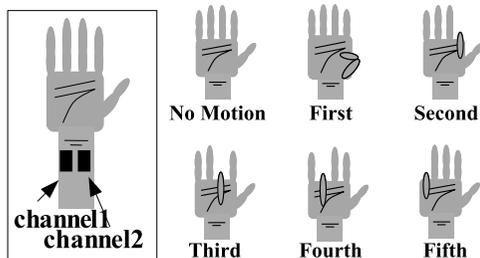


図 5 指曲げ動作イメージ図
Fig. 5 Image figure of finger motion.

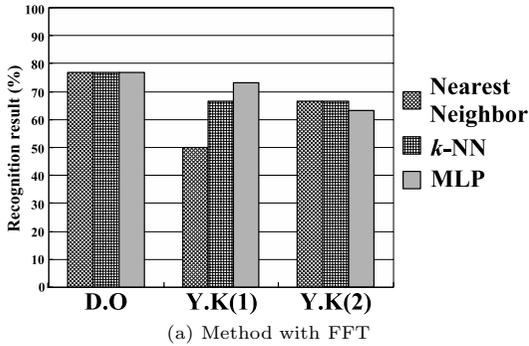
刻みの 125 個とするが、それ以外は 2. で述べた方法と同様である。FFT 処理を利用したニューラルネットワークによる識別方法は、以下に述べる方法で実験を行う。

- FFT 処理を用いたニューラルネットワーク

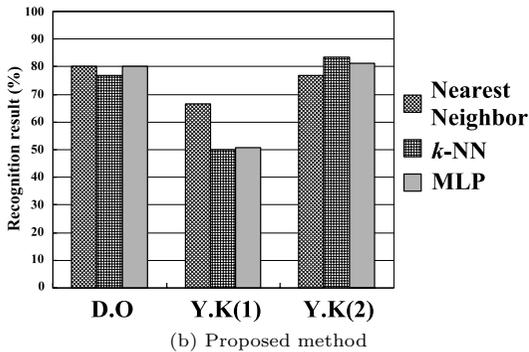
事前に、推定したい各動作パターンを各 5 回ずつ計測し、計測された EMG に FFT 処理を行い 0 Hz から 500 Hz までを 4 Hz 刻みの 125 個のパワースペクトルを得る。得られたパワースペクトルを各動作パターンごとに平均化をし、それを各動作パターンの記憶パターンとする。次に、事前に計測された動作パターンと各記憶パターンの誤差 (二乗誤差) の総和を算出する。算出された誤差は識別対象の動作パターン数 \times 5 回分が得られ、それを訓練データとする。訓練データの要素は、識別対象の動作パターン数 \times センサの数となる。その訓練データを MLP で Back-Propagation 学習則を用いて 30,000 回学習する。新たに計測された入力から各記憶パターンとの誤差の総和を算出し、その誤差を学習後の MLP に入力として与え、MLP の出力結果から動作パターンを推定する方法である。この方法は、パワースペクトル値を直接 MLP に与える方法よりも同等かそれ以上の識別率が得られる [7]。

手首動作識別の実験結果を図 6 に示す。図 6 は手首動作の識別率を、被験者ごとに各手法を比較したものである。図 6 の上図は、FFT 処理を利用した識別手法による結果であり、下図は、提案方法による結果である。各手法の平均識別率は、FFT 処理を利用した識別手法では、Nearest Neighbor 法は 64.5% k -NN 法は 70.0% MLP は 71.1% であり、提案方法では Nearest Neighbor 法は 74.5% k -NN 法は 70.0% MLP は 70.7% となった。平均識別率は提案方法の Nearest Neighbor 法が最も良い結果となり、提案方法は FFT 処理を利用した識別手法と比べ同等以上の結果が得られた。しかし、被験者 D.O, Y.K(2) に関して三つの提案方法は FFT 処理を利用した識別手法と同等以上の性能があることが分かるが、Y.K(1) については提案方法が FFT 処理を利用した MLP より明らかに改悪している。このことから、手首動作の識別実験では性能に個人差が見られる結果となった。

指曲げ動作識別の実験結果を図 7 に示す。図 7 は指曲げ動作の識別率を、被験者ごとに各手法を比較したものである。図 7 (a) は、FFT 処理を利用した識別手法による結果であり、(b) は、提案方法による結果である。各手法の平均識別率は、FFT 処理を利



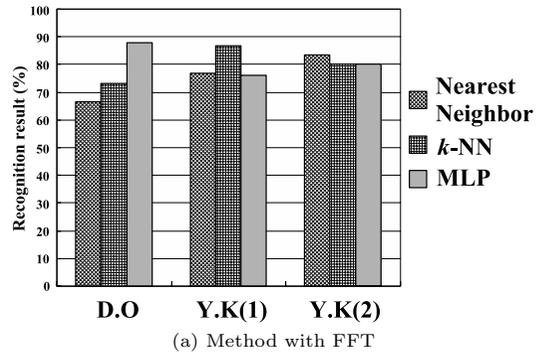
(a) Method with FFT



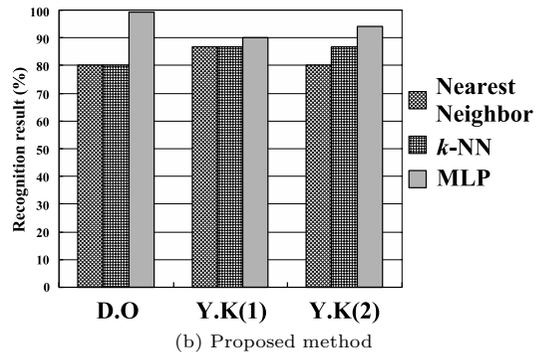
(b) Proposed method

図 6 手首動作実験結果 (a) FFT 処理を利用した識別手法, (b) 提案方法

Fig. 6 Simulation results (forearm motion). (a) Method with FFT, (b) Proposed method.



(a) Method with FFT



(b) Proposed method

図 7 指曲げ動作実験結果 (a) FFT 処理を利用した識別手法, (b) 提案方法

Fig. 7 Simulation results (finger motion). (a) Method with FFT, (b) Proposed method.

用した識別手法では, Nearest Neighbor 法は 75.6% k -NN 法は 80.0% MLP は 81.3%であり, 提案方法では Nearest Neighbor 法は 82.2% k -NN 法は 84.5% MLP は 94.4%となった. 指曲げ動作に関して三つの提案方法は FFT 処理を利用した識別手法と同等以上の性能があり, 特に提案方法の MLP は他法と比べ良い結果が得られ, どの被験者にも有効であるといえる.

4. む す び

本研究では, 表面筋電位をフーリエ変換することなく識別する方法を提案した. 3. で行った評価実験結果から, 提案方法は従来のフーリエ変換を用いた識別方法と同等かそれ以上の識別能力があるといえる. 本研究で行ったように, フーリエ変換の処理を行わないで表面筋電位を解析・識別可能な方法を構築できれば, 応用・ハードウェア化が従来よりも容易になる.

今後の課題としては, 手首動作識別の結果のように個人によって提案方法の識別率が大きく変わる問題を解決することが挙げられる.

文 献

- [1] 木塚朝博, 木 竜 徹, 増田 正, 佐渡山亜兵, 表面筋電図, 東京電機大学出版局, 2006.
- [2] 西川大亮, Y. Wenwei, 横井浩史, 嘉数侑昇, “電動義手制御のためのオンライン学習法,” 信学論 (D-II), vol. J82-D-II, no. 9, pp.1510–1519, Sept. 1999.
- [3] 村上真史, 末松 悟, 横井博一, “表面筋電位から多様な動作を生成できる多指筋電義手,” 信学技報, NC2005-77, Nov. 2005.
- [4] 中村智史, 橋口敬司, 外山貴子, 淡野公一, “表面筋電位を用いた指の動き推定システムの構築,” 信学技報, CAS2005-81, Jan. 2006.
- [5] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger, I. Iversen, B. Kotchoubey, A. Kubler, J. Perelmouter, E. Taub, and H. Flor, “A spelling device for the paralysed,” Nature, vol. 398, pp.297–298, 1999.
- [6] 石井健一郎, 前田英作, 上田修功, 村瀬 洋, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.
- [7] 中村智史, 淡野公一, 田村宏樹, 外山貴子, 石塚興彦, “ k -NN 法を用いた表面筋電位による指動作識別,” 第 20 回多値論理とその応用研究会, pp.70–74, Jan. 2007.
(平成 18 年 12 月 14 日受付, 19 年 3 月 9 日再受付)