

表面筋電位の変化に対応した動作識別法の提案

Proposal of the Motion Recognition System
Corresponding to Surface EMG Changes奥村 大†
Dai Okumura田村 宏樹†
Hiroki Tamura淡野 公一†
Koichi Tanno

1. はじめに

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)を元にニューラルネットワークなどを用いて解析、識別を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かあまり検討されてきていないのではないかと著者らは考えている。

著者らは、表面筋電位に対しフーリエ変換の処理をすることない単純な動作識別方法を提案している。提案した識別方法は、フーリエ変換の処理を行った識別方法と比較して同等以上の性能を有する識別方法である[5]。しかし提案した識別方法では、義手義足などの長時間使用した際に生じる表面筋電位の変化に対応したシステムではない。

そこで本研究では著者らが提案した表面筋電位をフーリエ処理しないで動作識別する方法を利用し、表面筋電位の変化に対応する識別方法を提案する。本研究では提案方法の有効性を示すため、データを取得しながら実験を行うオンライン実験を指曲げ動作について行い、その実験結果から提案方法の有効性を検討する。

2. 表面筋電位の動作識別方法

2.1 表面筋電位の特徴量抽出方法

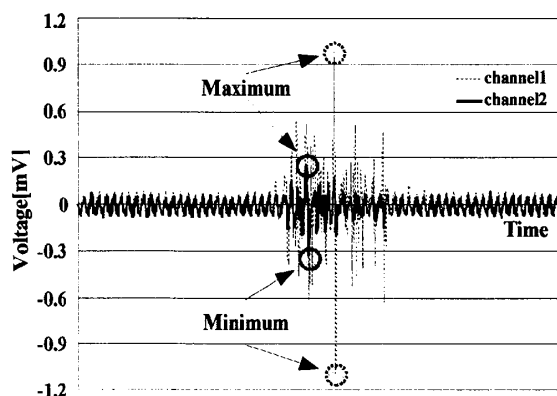


図1 表面筋電位の変化の様子

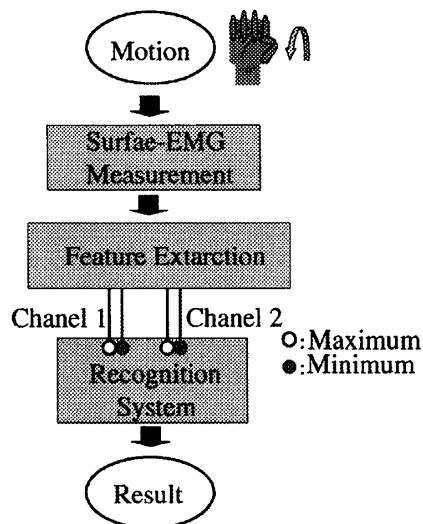


図2 表面筋電位の動作識別システム

著者ら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(図1参照)を利用する方法を提案している[5]。本研究ではその方法を利用し、まず各動作パターンの表面筋電位を Channel1, Channel2 の2つのセンサで計測し、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、表面筋電位を発生させた各動作パターンを推定するシステムである(図2参照)。推定するための識別手法として、本研究では表面筋電位の変化に対応可能な逐次調整型 Nearest Neighbor 法を提案する。逐次調整型 Nearest Neighbor 法の説明を次節で行う。

2.2 逐次調整型 Nearest Neighbor 法

まず事前に、推定したい各動作パターンを各5回ずつ計測し、各動作パターンごとに平均値を算出する。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。ただし表面筋電位の変化に応じて各動作の教師データを与え、(1)式に従って記憶パターンを変更している。

$$\bar{m} =: \bar{m} + a(\bar{x} - \bar{m}) \quad (1)$$

m は記憶パターン、 x は教師データである。教師データ x は計測された入力であり、それと同じ動作パターンと推定された記憶パターン m を(1)式で変更する。 a は正の定数である。本研究では、 a は 0.05 とする。 a の値は記憶パターンの変化が極端でなく、不適切な教師データによる改悪があまり起きない値を経験に選択した。

3. 実験方法

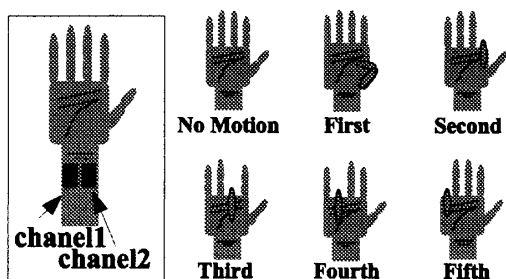


図3 指曲げ動作のイメージ図

本研究では、無動作状態、各指曲動作の計6パターンの異なる動作パターン(図3参照)を識別する指曲動作識別について、表面筋電位データを取得しながら実験するオンライン実験を行う。2つのセンサは手首内側に並列に取り付け、いずれかのセンサが、設定した閾電圧を超えた時点から256[ms]間のデータを計測し特徴量を抽出する。データのサンプリング周期は1000[Hz]である。

被験者はD.O, S.Kの2名とし、各動作5回ずつ動作パターンをとり記憶パターンとして利用する。識別方法は提案法である逐次調整型 Nearest Neighbor 法と比較用として記憶パターンの変更を行わない単純な Nearest Neighbor 法、ニューラルネットワークを用いている。ただしニューラルネットワークは記憶パターンを使用しバックプロパゲーション則で30000回学習を行い、評価用に準備したテストパターンの誤差が最小時のパラメータを利用している。

オンライン実験の方法は、最初に各動作の記憶パターンを取得後各動作20回の測定(識別率算出)を行う。その後15分間の識別結果をディスプレイで見ながらの訓練、各動作10回ずつの教師データの入力、各動作20回ずつの測定(識別率算出)を計10回繰り返し行う。実験時間は約4時間である。

4. 実験結果

本章では提案法を用いた実験結果について述べる。

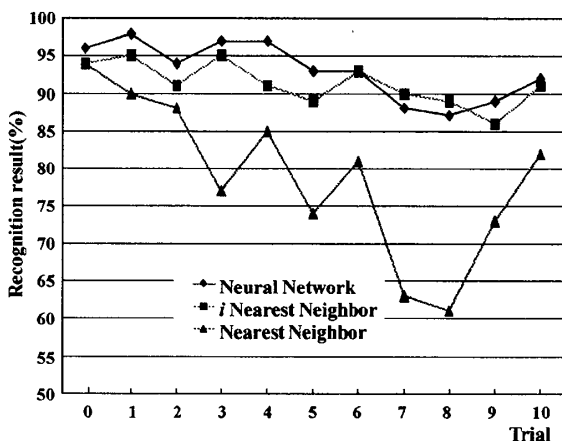


図4 D.O 指曲動作オンライン実験結果

図4は被験者D.Oの指曲げ動作実験結果である。図中のNeural Networkとはニューラルネットワーク、i Nearest Neighborとは逐次調整型 Nearest Neighbor 法である。計11回測定の結果、平均識別率が最も高いものはニューラルネットワークで平均93.1%であった。図4からわかるように被験者D.Oは初回からどの方法でも識別率が高く訓練による識別率の改善はみられない。しかし単純な Nearest Neighbor 法の識別率が大きく振動しているのに対し提案法の逐次調整型 Nearest Neighbor 法は常に安定した識別率を維持し、Trial6以降ではニューラルネットワークと同等の識別率が得られている。

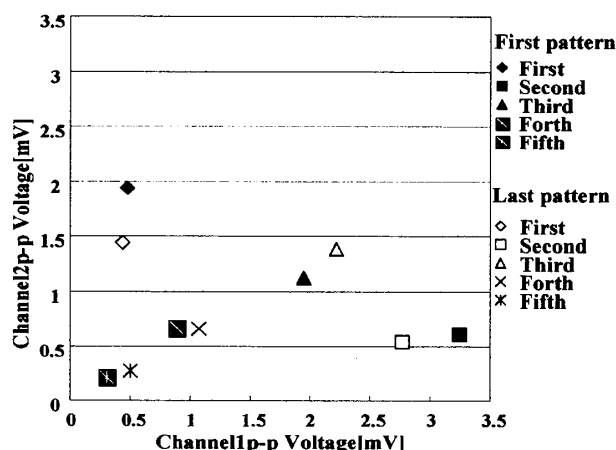


図5 D.O 記憶パターン変化図

図5は被験者D.Oの記憶パターンの変化を表した図である。横軸は表面筋電位を計測するセンサのChannel1の最大電位と最小電位の差であるVp-p値。縦軸は表面筋電位を計測するセンサのChannel2の最大電位と最小電位の差であるVp-p値である。黒く塗りつぶされたものが最初の計測時の記憶パターン、白いものが最後の計測後の記憶パターンである。図にあるように表面筋電位の変化に応じて記憶パターンが変更されていることがわかる。

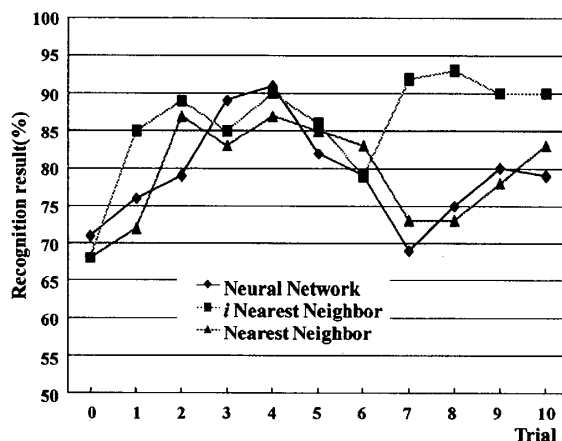


図6 S.K 指曲動作オンライン実験結果

図6は被験者S.Kの指曲げ動作実験結果である。計11回測定の結果、平均識別率が最も高いものは提案法の逐

次調整型 Nearest Neighbor 法で 86.1%であった。図 6 からわかるように被験者 S.K は途中訓練による識別率の向上がみられたが後半、単純な Nearest Neighbor 法とニューラルネットワークは識別率の低下がみられる。しかし提案法の逐次調整型 Nearest Neighbor 法は識別率の低下がみられず、初回と最後の測定では 20%程度の識別率向上が確認できる。

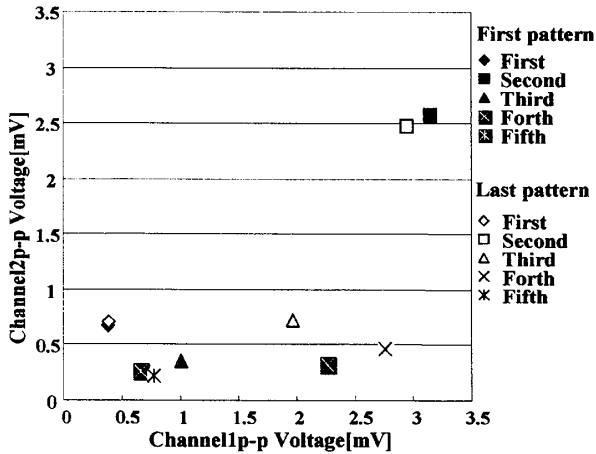


図 7 S.K 記憶パターン変化図

図 7 は被験者 S.K の記憶パターンの変化を表した図である。横軸は表面筋電位を計測するセンサの Channel1 の最大電位と最小電位の差である V_{p-p} 値。縦軸は表面筋電位を計測するセンサの Channel2 の最大電位と最小電位の差である V_{p-p} 値である。黒く塗りつぶされたものが最初の計測時の記憶パターン、白いものが最後の計測後の記憶パターンである。図にあるように表面筋電位の変化に応じて記憶パターンが変更されており、とくに初期段階では親指、中指、小指の記憶パターンが近く、誤識別の原因であったが、最終段階では各動作間のユークリッド距離が初期と比べ離れていることがわかる。

5. おわりに

本研究では、表面筋電位の変化に対応する識別方法を提案した。4 章で行った実験結果から本提案法は表面筋電位の変化に対応し、高い識別率を維持、または識別率の向上が確認できた。被験者 S.K については、西川ら[2]のおこなったオンライン学習法が 10%程度の識別率向上であるのに対し本提案法の逐次調整型 Nearest Neighbor 法では 22%の向上が確認できた。これは表面筋電位の特徴量が訓練により変化した可能性を示しており、本提案法は訓練により変化した表面筋電位にうまく対応していることがわかる。また本研究で紹介した実験以外にも被験者を追加して複数実験をおこなっており、それらの実験でも平均識別率が最も高いのは提案法である逐次調整型 Nearest Neighbor 法であった。このことから提案法はオンライン実験において多くの被験者に有効であると考えられる。

また、本研究で提案した表面筋電位の動作識別システムを用いて顔表面筋電位を計測し、顔の動き 6 パターンの動作識別に 90%以上の高い識別率を得ることができている。このことより顔の動作パターンだけで何らかの制御

(電動車椅子の制御など)が可能であり、下半身不随で顔の表情だけしか動かせない人に対してより便利なシステムを提供することができるのではないかと考えている。

今後の課題としては、他のいろいろな動作パターンでも本提案法が有効であるか追加実験することが挙げられる。

参考文献

- [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, Yu 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 II No.9 pp.1510-1519, (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 IEICE Technical Report, NC2005-77, pp.79-82, (2005-11)
- [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 IEICE Technical Report, CAS2005-81, pp.37-42, (2006-1)
- [5] 田村 宏樹, 奥村 大, 淡野 公一, “表面筋電位を FFT 処理しないで動作識別する方法の検討” 電子情報通信学会 D, Vol.J90-D, No.8, (Aug. 2007) (採録決定)