

ダミー変数型特徴量に基づく筋電義手の高精度動作識別

High Precision Motion Discrimination for Myoelectric Hand Based on Dummy Variable Feature

関弘和 (千葉工大) 鈴木一茂 (千葉工大)

Hirokazu SEKI, Chiba Institute of Technology
Kazushige SUZUKI, Chiba Institute of Technology

Abstract: Electromyogram (EMG) pattern recognition is essential for myoelectric hand control. This study describes a high precision motion discrimination system based on dummy variable features. The proposed method generates feature vectors with several dummy variables in order to improve the data distribution of six motions. Dummy variables are designed particularly for some motion pairs with high false recognition rate to improve the discrimination precision. Some experiments are performed to verify the effectiveness of the proposed motion discrimination method.

Key Words: EMG signal, myoelectric hand, motion discrimination, dummy variable

1. はじめに

交通事故や災害などによって腕を失った人の日常生活動作 (ADL) を行い易くするため, 失われた腕と同等の機能をもち自分の動かしたいタイミングに意思通りに動く義手として, 筋電図を制御信号として用いる筋電義手が注目されており, これまで数多くの研究・開発が行われている.

筋電図とは, 筋線維が運動指令を受けたときに発生する筋電位を記録・表示したものであり, 運動指令情報を含んでいる. 筋電位信号から切断者の運動意思を推定し制御するには, 高精度のパターン解析処理が必要になる. また, 個人差や環境に左右されないロバストな信号処理を実現するには高い認識能力が必要になり, これまで多くの研究がなされてきた. 例えば, 周波数情報の誤差逆伝播法によるニューラルネット⁽¹⁾, 統計構造に基づくニューラルネット⁽²⁾, 筋電信号の平均値と標準偏差を用いた適応型ファジィ推論⁽³⁾, 隠れマルコフモデル⁽⁴⁾などにより動作識別が行われてきた.

実用的な筋電義手を実現するために必要な技術要素の一つとして, 前腕部動作識別の精度向上が挙げられる. これまで検討されてきた手法の多くは複雑な計算過程を伴うものであるが, 実際に筋電義手をシステム化することを考えれば高性能な CPU を搭載することは難しく, 四則演算等のできるだけ計算量の少ない動作識別アルゴリズムが求められる. そこで本研究では, 特徴量ベクトル自体にいくつかのダミー変数を要素として追加し, より識別精度が向上するような特徴分布に変化させる手法を検討する.

2. 筋電位測定と特徴量抽出

2-1 筋電位の測定

表面筋電図法を用いて測定する様子を Fig.1 に示す. 測定位置は右前腕部周りの 45 度間隔の 8CH 分とする. これは手のひらや手首の動作が, 主に手首から肘の間にある総指伸筋, 浅指屈筋, 橈側手根屈筋, 尺側手根屈筋, 腕橈骨筋などを使用するためである. また識別対象動作は, 従来研究でよく採用されている, 「握る」, 「開く」, 「掌屈」, 「背屈」, 「回内」, 「回外」の 6 動作とする.

ここで, 実際の筋電義手の使用にあたっては少数の電極数での実現が望まれることから, 識別に有効な電極位置をウィルクス 統計量に基づく判別分析を用いて, 被験者ごとに 8CH の中から統計的に 3 つ選択し⁽⁵⁾, その 3CH のデータのみを用いて動作識別を行うものとする.

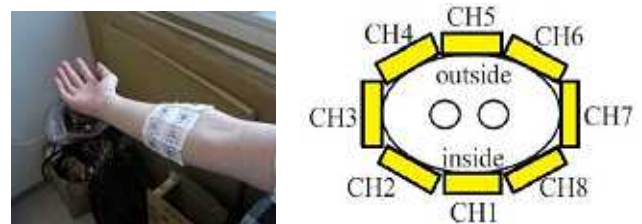


Fig. 1 Measurement position.

2-2 特徴量の抽出

抽出する特徴量としては全波整流や積分法などいくつか考えられるが, 本研究では実効値を用いる. 実効値とは一定時間内の筋電位信号を二乗した範囲内の平均の平方根であり, 筋肉の放電量及び放電のタイミングから何処の筋肉がどの時点でどのくらい活動していたのかわかる. センサで 500 倍のゲインをもつものの, それでも実効値の値は小さいためさらに 100 倍に増幅して算出する. 本研究では 70ms 毎に 1 個の実効値を算出する. これは, 筋電位が発生してから筋肉に力が発生するまでに約 100ms の遅延が存在し, この時間内に動作識別等の処理を終わらせることで筋電義手の操作者に時間遅れを感じさせないためであり, 識別処理の計算時間を考慮して差し引き, 70ms とする. 式(1)に実効値の算出式を示す.

$$R(t) = \sqrt{\frac{1}{2T} \int_{-T}^{+T} e^2(t+\tau) d\tau} \quad (1)$$

3. ダミー変数型特徴量に基づく動作認識法

本研究では電極数分の実効値が得られたとし, これを特徴量としたとき, Fig.2 の例 (4CH の場合) のように, これに新たな変数要素を追加して動作間の特徴分布を変化させる手法を考える. この追加される変数をダミー変数とよぶこととする. ダミー変数型特徴量として, 先の研究では Fig.2 に示すように, 電極数分のダミー変数を追加し, 実効値が最大または最小となるチャンネルの変数にそれぞれ符号の異なる値を, それ以外をゼロに設定する手法を検討し, 認識率の向上を確認した⁽⁶⁾. しかし, 被験者によっては効果が見られない場合もあり, ダミー変数の設計法を再考する必要がある.

実効値				ダミー変数			
1CH	2CH	3CH	4CH				
3.811	10.59	15.02	6.916	-X	0	X	0
3.346	6.125	9.295	6.571	-X	0	X	0
3.628	7.927	7.486	6.609	-X	X	0	0
2.515	6.791	10.84	5.196	-X	0	X	0
5.503	7.031	11.35	4.024	0	0	X	-X
3.397	7.027	10.41	6.125	-X	0	X	0

Fig. 2 Dummy variable type features of conventional study⁽⁶⁾.

本研究では、Fig.2 の従来手法とは異なり、6 動作の識別において、より誤認識をしやすいいくつかの動作対に着目し、それらのデータ分布が離れるようなダミー変数を1つ追加設計していく手法を検討する。

まず最初に、取得した3CHの筋電位の実効値データ群を、学習用データとテスト用データの二つに分ける。これらを用いて各動作ごとの認識率をあらかじめ確認し、誤認識しやすいいくつかの動作対を見つける。今回の動作識別においてはユークリッド距離を用い、各動作の特徴量ベクトルの平均点への距離が最小となるものを認識動作とする。

Fig.3 は、後述の実験におけるある被験者について、実効値のみによる動作識別において誤認識をした数を示す。例えばこの場合では、「回内」を「回外」と誤認識、「開く」を「掌屈」と誤認識、「背屈」を「回外」と誤認識した数などが多いことがわかる。

握る⇒	開く	回内	回外	掌屈	背屈
握る⇒	0	0	0	0	0
開く⇒	0	0	0	0	8
回内⇒	0	0	0	24	0
回外⇒	0	1	0	4	0
掌屈⇒	0	1	0	0	0
背屈⇒	4	1	0	0	0
	0	0	0	0	8

Fig. 3 Analysis of false recognition.

このように誤認識しやすいいくつかの動作対に注目して、これらに対して改善を図るためのダミー変数設計を行う。そのために、その動作対において実効値がより区別できるCHに注目し、適切な閾値を設定し、閾値以上であれば+X、以下であれば-Xというダミー変数を4次以降の要素として追加する手法を検討する。

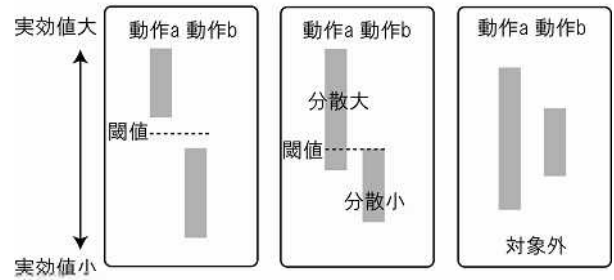
最初に学習データの各動作ごと、各CHごとで平均値、最大値、最小値を求めておく。あるCHにおける実効値の分布を動作対で比較すれば、Fig.4 上に示すように完全に分離されるか、一部が重なっているか、全てが重なっているかのいずれかである。完全に分離されている場合は簡単であり、その中間値に閾値を設ける。次に一部が重なっている場合、両者の分散値を求め、小さいほうに閾値を決定する。最後に、全てが重なっている場合はそもそも区別できないため着目しないこととする。

例えば Fig.4 下は、「回内」と「回外」を動作対として注目した際の一例である。平均値の差の絶対値が最大であるのはCH2であるが、前述の全てが重なっている場合に相当するため、除外する。次にCH1に注目すると、一部が重なっている場合に相当する。それぞれの分散値を計算すると「回内」のほうが大きいため、「回外」の最大値を閾値

と設定する。

このように閾値を設け、+X あるいは-X というダミー変数を追加する。Xの値は今回は試行錯誤的に設計する。

データ分布のパターン



(例)

回内	1ch	2ch	3ch
平均	17.77	49.66	54.56
最大	26.22	67.37	65.60
最小	12.61	38.96	38.92

回外	1ch	2ch	3ch
平均	14.69	53.70	56.40
最大	21.80	72.40	77.95
最小	10.49	35.28	44.69

平均の差	1ch	2ch	3ch
	3.08	-4.04	-1.84

Fig. 4 Example of dummy variable design.

以上のような提案手法をまとめると、以下ようになる。

- [Step1] 学習用データとテスト用データにより動作ごとの認識率を出す。
- [Step2] 誤認識率が最も大きい動作対を選択する。
- [Step3] その動作対に対し、各CHにおける平均値を求め、動作間での差が最大となるCHを求め、これをダミー変数設計の対象CHとする。
- [Step4] Step3で指定したCHにおいて、数値が完全に重なる場合には対象CHとはせずStep3に戻る。
- [Step5] 閾値を設定する。
- [Step6] ダミー変数値Xを0.1から2.0の範囲で変化させ、最も認識率が高くなる

このようなダミー変数の追加設計前後での特徴量データ分布の一例を Fig.5, Fig.6 に示す。なおダミー変数型特徴量は3次元以上のデータであるため、主成分分析により3次元に低次元化し可視化している。追加設計の前後を比較して、各動作群が区別されやすい分布に変化していることがわかる。

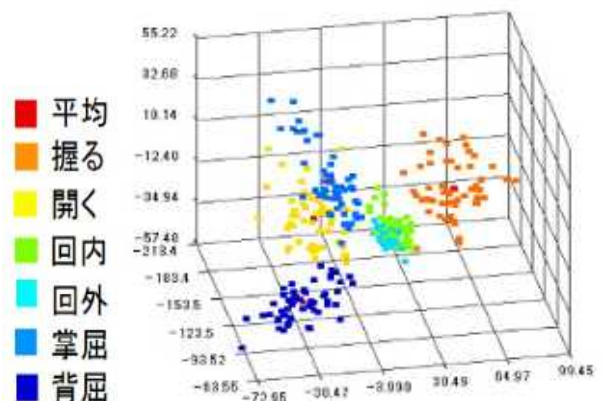


Fig. 5 Data distribution without dummy variables.

また、追加設計するダミー変数の増加に対する認識率の変化を Fig.8 に示す．認識率が向上していく様子は個人ごとに異なる様子がわかるが、4、5 個程度までのダミー変数設計で十分であると考えられる．

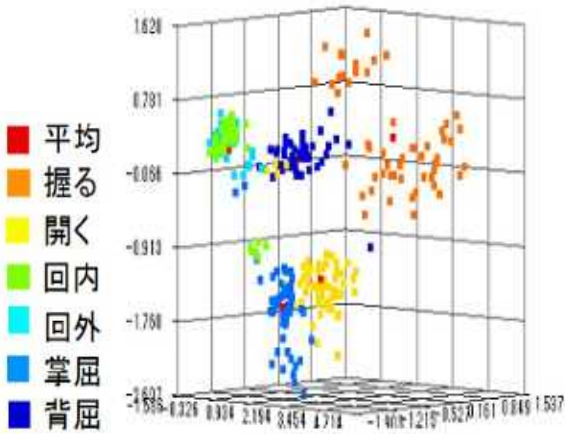


Fig. 6 Data distribution with dummy variables.

動作識別の際には、あらかじめ決めた個人ごとのダミー変数設計指針に基づき、閾値との比較による特徴量生成を行い、ユークリッド距離などによる一般的な識別処理を行うこととなる．

4. 実験による検証

提案手法の有効性を示すための実験検証を行う．今回、被験者は 20 代男性健常者 3 名として実験を行う．なお実験を始める前に、全被験者に研究の主旨を説明し、協力の了承を得た上で実験を行った．

動作を識別する手法としては前述のように様々なものがあるが、今回は純粋にダミー変数によるデータ分布の変化を検証するために、ユークリッド距離を用い、各動作の特徴量ベクトルの平均点への距離が最小となるものを認識動作とする．

Table 1 と Fig.7 に 3 名それぞれの動作識別の実験結果を示す．いずれの被験者についてもダミー変数の追加設計によって認識率が向上していることがわかる．特に、認識率の低い、筋電操作に不慣れである可能性のある被験者においては、大きく認識率が向上している．

Table 1 Results of discrimination rate.

	実効値のみ	ダミー追加	ダミーの値数
被験者1	89.88	91.07	1
被験者2	73.21	87.50	4
被験者3	87.50	89.29	2

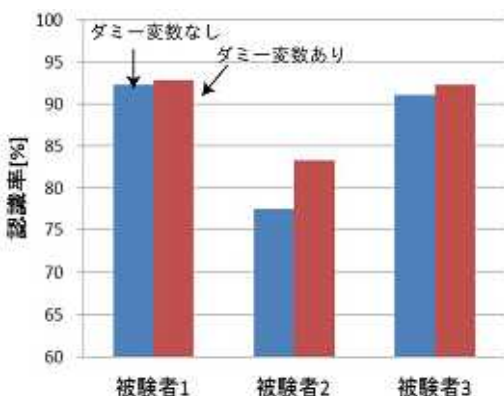


Fig. 7 Results of discrimination rate.

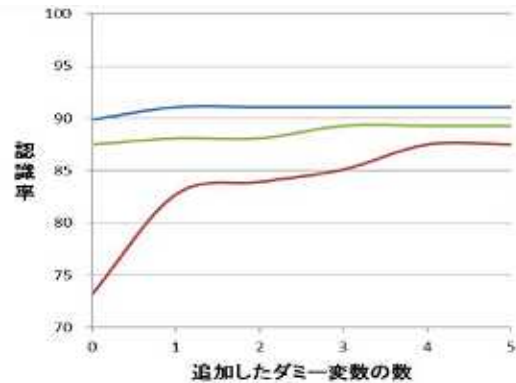


Fig. 8 Change of discrimination rate.

Fig.9 は、Fig.3 に示したダミー変数追加前の誤認識数に対し、追加後に誤認識数がどれほど減少したかを示す．Fig.3 の追加前と比較して、それぞれ誤認識数が大幅に減っていることがわかる．ただし、「回外」を「回内」と誤認識した数がわずかに1回ではあるが増加している．これは「回外」と「回内」の動作対に対するダミー変数設計においては、データ分布が一部重なっており、「回外」の一部のデータが閾値をまたぐこととなったためと考えられる．

握る⇒	開く	回内	回外	掌屈	背屈	0
開く⇒	握る	回内	回外	掌屈	背屈	0
回内⇒	握る	開く	回外	掌屈	背屈	0
回外⇒	握る	開く	回内	掌屈	背屈	0
掌屈⇒	握る	開く	回内	回外	背屈	0
背屈⇒	握る	開く	回内	回外	掌屈	0

Fig. 9 Change of false recognition.

5. おわりに

本稿では、ダミー変数型特徴量に基づく前腕部動作の識別手法を提案し、被験者数は少ないものの実験検証によりその有効性を示した．本手法は単に閾値との比較により数個の特徴量ベクトル要素を追加するのみであるため、計算量も少なく実現が容易である．動作識別には簡易なユークリッド距離を用いたが、従来提案されているニューラルネットやファジィ推論などにこのダミー変数型特徴量を適用することも可能と考えられる．

今後は、肩や肘の姿勢変動の考慮、トレーニングによる習熟度向上の考慮、実際の切断者による検証などを行う必要がある．

本研究は、日本学術振興会科学研究費補助金（課題番号 23760393：若手研究（B）, および課題番号 25420449：基盤研究（C））によって行われたことを記すとともに、関係者各位に謝意を表す．

参考文献

- (1) 平岩明, 内田典佳, 曾根原登, 下原勝憲, 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, vol. 30, no. 2, pp. 216-224, 1994.
- (2) 辻敏夫, 森大一郎, 伊藤宏司, 統計的構造を組み込んだニューラルネットによる EMG 動作識別法, 電気学会論文誌 C, vol. 112, no. 8, pp. 465-473, 1992.
- (3) 木曾淳, 関弘和, 適応型ファジィ推論を用いた筋電位信号に基づく前腕部動作識別, 電気学会論文誌 D, vol. 130, no. 11, pp. 1272-1278, 2010.
- (4) A. D. C. Chan, and K. B. Englehart, Continuous myoelectric control for powered prostheses using hidden markov models, IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 52, no. 1, pp. 121-124, 2005.
- (5) 木曾淳, 谷口悠, 関弘和, ウィルクス に基づいた判別分析による前腕部筋電位信号の最適測定位置推定, 電気学会論文誌 D, vol. 132, no. 3, pp. 411-417, 2012.
- (6) 鈴木一茂, 関弘和, 筋電義手の高精度動作識別のためのダミー変数の最適設計, 日本福祉工学会第16回学術講演会, 306, 2012.