

K-052

多機能筋電義手の利用者による対応動作選定を支援するための一手法 An approach to assist user of the multifunctional myoelectric forearm prosthesis in selecting motions

阿比留 卓也[†] 佐藤 弘明[†] 永井 秀利[†] 江島 俊朗[†]
木村 伸行[‡] 木原 由光[§]
Takuya Abiru Hiroaki Sato Hidetoshi Nagai Toshiaki Ejima
Nibuyuki Kimura Yoshimitsu Kihara

1. まえがき

我々は5指ロボットハンドを用いて多様な動作を可能とする筋電義手を開発している。この義手の制御には、利用者が随意的に可能な筋動作に対して義手動作を割り当てる方法を取る。この際、対応する筋動作の数を増やせば、より多くの種類の義手動作を実現できるが、一般的には動作判別精度の低下とのトレードオフとなる。どの程度の判別精度を得るか、どれだけの筋動作を対象にするかは利用者の要望に依存するため、その最終判断は利用者が納得の上で行うべきと言える。そこで本稿では、高度な知識を持たない利用者に動作判別能力の程度をわかりやすく提示し、対応動作の選定や訓練目標の理解を支援するための一手法を提案する。

2. Petal 構造

健常者およびチャンネル数が2つの筋電義手を利用している前腕切断者を対象に、前腕上部の4箇所にて電極を装着して表面筋電信号を計測した。サンプリング周波数は1000Hz、対象動作を「背屈、掌屈、開く、握る、静止」の5動作とする。得られた信号にwavelet解析を行い、認識単位の時間幅を64ms、チャンネルごとにレベル-6までのwavelet係数63個、4チャンネル合計で252個を一つのベクトルとして動作判別時のパラメータを得る。得られたベクトルは高次元であり学習および認識にかかるコストが大きいため、LFDAにより3次元まで次元圧縮を行う。サンプルデータを特徴空間上にマッピングすると図1のように静止データを起点として放射状の構造をとることがわかった。この構造が花弁のような構造をしていることから、我々はこの構造をPetal構造とよぶ[1]。

3. Petal 構造の極座標変換による分布円

Petal構造において、判別空間上で花弁が明確に分離されているほど動作間の特徴差が明確であると言えるため、高い動作判別精度を得ることが可能と判断できる。

花弁の伸びる方向は筋活動のバランスや特徴を表していると考えられるため、動作判別能力をみえる化するために判別空間の座標系をPetal構造の花弁の結末点を原点とするような極座標系に変換する。したがって、動作の特徴は極座標系の方位角に示され、方位角平面が動作の特徴平面となる。

静止データ群付近に存在する各動作のサンプルは、弱

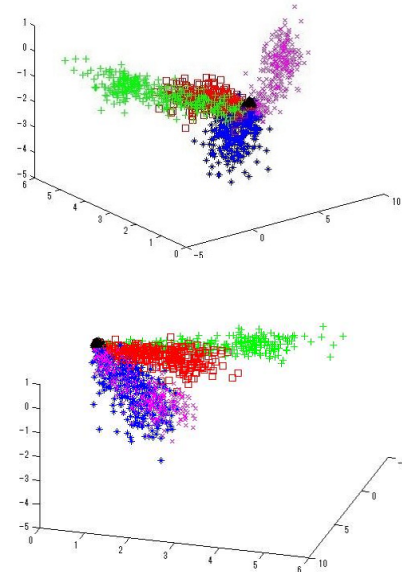


図1: 健常者におけるPetal構造の例(2つの図は同じ構造を異なる視点で表示したもの)

く不安定な筋活動であると考えられるため、原点から「静止」サンプルまでの距離の標準偏差の2倍以下の距離にあるサンプルは不安定データとして除外(静止扱い)する。

判別能力のみえる化には、特徴平面上に各動作のサンプルデータに基づいた分布円を描く。データには極端なサンプルも混入するため、分布円の中心には中央値を用いる。この中心を平均とみなして距離の標準偏差を計算し、それを半径とした円を図2のように描く[2],[3]。

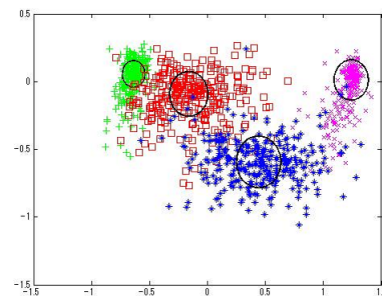


図2: 健常者における分布円の例

[†]九州工業大学

[‡]アクティブステイツ

[§]ロボフューチャー

4. 分布円を用いた困難な動作の選定法

円の重なり具合が動作判別能力を表し、重なりが大きいほど、2動作間の特徴差が不明確と言える。また、円が大きい動作は、動作が不安定であることを示しており、動作の識別率悪化の要因となっている可能性が高い。以上より、困難な動作の選定には、分布円の半径の大きさ、重なり数、重なり面積を用いる。

まず、各動作の中で他動作との重なり数最大のものを除外候補として選択する。同数の場合は、より不安定な動作と言える大きな分布円を持つ方を選択する。しかし、重なり数は少なくとも大きな分布円は他の動作の識別に大きく干渉している可能性があるため、その分布円を持つ動作は、除外対象としての優先度を高めるべきと言える。そこで、重なり数に基づく除外候補よりも大きな分布円を持つ動作が存在するならば、最大分布円の面積 S_{MAX} と対象の分布円の面積 S_i の比率を重みとした重なり面積 S_{over} の評価値 E を

$$E = \frac{S_i}{S_{MAX}} * S_{over} \quad (1)$$

の式で比較し、値の大きい方を除外候補として選定する。

このようにして選定された動作は、他動作の識別に影響を与える不安定な動作であると考えられるため、義手に対応させる動作からは除外する候補として選定する。

5. 実験

臨床実験により収集した前腕切断者のデータを用いて義手に対応させる動作を選定する。

5.1. 分布円のパラメータから見る困難な動作選定

前腕切断者の各動作データによる Petal 構造、分布円を図 3,4 に示す。被験者は事前訓練を行っていないため、使用中の筋電義手の操作に用いている掌屈と背屈以外については動作イメージが確立されておらず、各動作が明瞭に区別できていない様子が見て取れる。

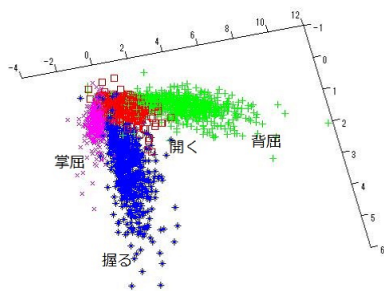


図 3: 前腕切断者の Petal 構造

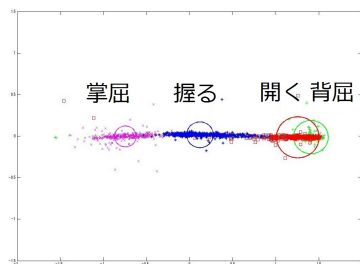


図 4: 前腕切断者の分布円

この Petal 構造と分布円に対し、分布円の半径の大きさ、重なり数、最大分布円の面積と対象の分布円の面積の比率を重みとした重なり面積の評価値 E の 3つのパラメータを表 1 に示す。

表 1: 各動作データの分布円のパラメータ

	背屈	掌屈	開く	握る
重なり数	1	0	1	0
半径	0.20	0.12	0.25	0.16
評価値 E	0.01	0.00	0.02	0.00

表 1 と 4 章で述べた選定法から、「開く」が困難な動作として考えられる。したがって、対応動作数を絞って判別精度向上を目指すのであれば、義手に対応させるべき動作は「背屈」・「掌屈」・「握る」の 3 動作となる。もし対応動作数をそのままとするのであれば、「開く」の円が「背屈」の円と大きく重なっていることから、「開く」動作と「背屈」動作との分布円の重なりを減少させるべく、二つの動作に対する筋動作を意識的に区別できるようにすることが訓練の最優先目標となる。

5.2. 適合率の算出

「開く」動作を困難な動作として選択して対応動作から除外した場合の動作適合率の変化を調べる。適合率の算出は、分布円において各動作の中央値から各サンプルデータまでの距離を円の半径を単位として計算し、距離が一番短いものをそのサンプルデータのクラスとして判別し、その正答数により算出した。表 2 に結果を示す。

表 2: 「開く」動作除外後における動作適合率

	背屈 [%]	掌屈 [%]	開く [%]	握る [%]
除外前	81.7	96.1	64.6	90.6
除外後	99.5	96.9	-	97.3

結果、「開く」動作を除外しても各動作の適合率は低下せず、向上したことがわかった。

この結果から、本手法は動作の安定性を増すための対応動作の絞り込みを適切に行えており、その有効性を示せたと言える。

6. まとめ

本稿は Petal 構造の極座標表現による分布円を用いて、対応動作の選定や訓練目標の理解を支援するための一手法を提案した。今後は本手法を用いた訓練システムの開発を行い、実際に前腕切断者や医療従事者にシステムを利用してもらい、手法の有効性を調べることを目指す。

参考文献

- [1] 濱田他, “筋電義手のための個人適応支援システム”, 火の国情報シンポジウム 2012, C-6-3 (2012)
- [2] 阿比留他, “筋電義手のための Petal 構造上での分離性評価による動作判別の最適化”, 第 65 回電気関係学会九州支部連合大会, 09-2P-02 (2012)
- [3] 阿比留他, “筋電義手のための動作判別時における表面筋電信号の Petal 構造に基づく外れ値評価”, ME とバイオサイバネティクス研究会, MBE2012-83 (2012)