

筋電義手のための個人適応支援システム

濱田重孝^{†1} 知北大寛^{†1} 永井秀利^{†1}
木村伸行^{†2} 木原由光^{†3}
榎田修一^{†1} 江島俊朗^{†1}

事故や病気などの原因によって前腕を失った人のために、残された筋肉の活動電位によって操作する筋電義手が存在する。しかし、切断部分の筋肉は減退し易く、加齢による皮膚の状態変化などの要因と合わせて筋電義手の動作識別精度低下の原因となる。本研究では装着者自身が自分の状態に合わせて義手の設定を変更できるシステムの構築を目的とし、直感的でリアルタイム性に富んだ操作が可能なインターフェースの開発を行った。

The personal adaptation system for myoelectric hand

SHIGETAKA HAMADA,^{†1} MASAHIRO CHIKITA,^{†1}
HIDETOSHI NAGAI,^{†1} NOBUYUKI KIMURA,^{†1}
YOSHIMITSU KIHARA,^{†3} SHUICHI ENOKIDA^{†1}
and TOSHIAKI EJIMA^{†1}

The myoelectric hand is controlled by EMG signal. However, the skin situation change by the aging and/or muscle volume can cause the decline of recognition rate of motions. To deal with this situation, we have designed a interface to change the setting of myoelectric hand for the user's situation by user themselves. Our developed interface can be operated intuitively and in real time.

^{†1} 九州工業大学
Kyushu Institute of Technology

^{†2} (有) アクティブ ステイツ

^{†3} 木原鉄工所

1. はじめに

事故や病気などの原因により、前腕を失った人が利用する義手のうち、残った筋肉の筋電位信号を検出して動作する筋電義手というものが存在する。筋電義手の他にも、他の体の部分を使って任意の動作を行う能動義手や、特定の作業に特化した作業用義手などが存在するが、前述のとおり筋電義手は筋電位信号を検出して動作するため他の義手に比べ直感的な操作が可能である。一方で、筋電義手には重量をはじめとした装着感の問題や、筋電位信号の個人差によってオーダーメイドになってしまうため、高額になってしまうなどの問題があった。また、筋電位信号は同一の装着者のものであっても筋肉量の減退や皮膚の状態変化などの影響で変化するため定期的なメンテナンスが不可欠であるといえる。

本研究では、共同開発を行っている筋電義手について、装着者自身による個人適応を直感的かつ簡易に行えるシステムを構築した。以降、第2章で筋電義手の概略と筋電位信号の解析に用いる関連技術を紹介する。また、第3章で開発したシステムと、本システムを用いた場合と用いない場合の比較を、第4章でまとめを行う。

2. 関連技術

本章では本研究で対象とする筋電義手の関連技術について説明する。まず、本研究で対象とする筋電義手の概略に触れ、続いて筋電位信号のベクトル化に用いる Wavelet 変換について説明を行う。

2.1 本研究で対象とする筋電義手概略

本研究で対象とする筋電義手の開発は共同研究で行われている。以下の図1に開発中の義手を示す。繊細な作業動作を実現するロボットハンド機構の開発は木原鉄工所の木原由光氏が設計し、製作している。現在、健常者を被験者として実験を行っている段階で、ソケット内に取り付けた筋電センサーからの信号により義手の操作が可能となっている。ソケット内のセンサーの配置とセンサーを図2に示した。現在筋電位信号の取得性能としては2チャンネル、640Hzとなっており、識別可能な動作は握る、背屈、掌屈の3種類に限定されている。本研究では、この3動作に開くを加えた4動作の識別を行っている。

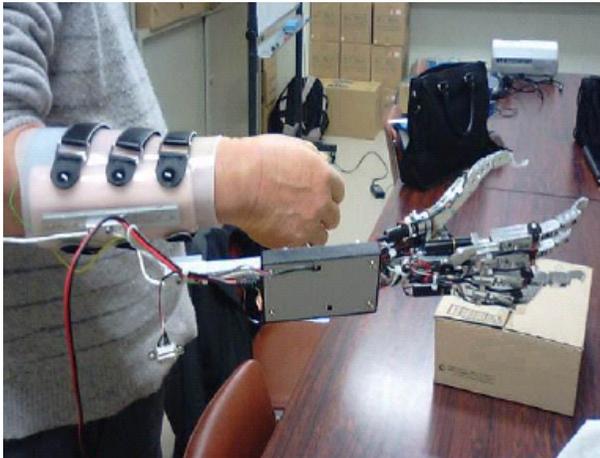


図 1 共同研究を行っている筋電義手（木原鉄工所製）

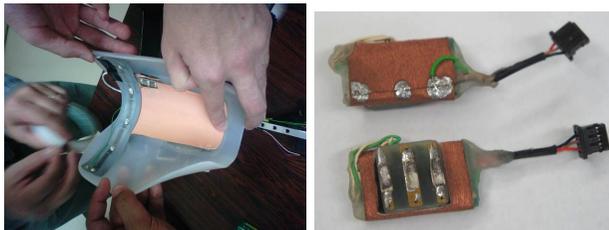


図 2 ソケット内の筋電センサー配置と筋電センサー

2.2 Wavelet 変換

Wavelet 変換とは時間周波数解析手法の一つで、Mother Wavelet と呼ばれる有限もしくは速やかに減衰する小波形を拡大・縮小、及び時間軸方向に平行移動を行うことで入力信号を近似し、その残差信号をさらに近似していく。従来、時間周波数解析ではフーリエ変換が主流であったが、フーリエ変換が周波数成分のみを局在化するのに対し、Wavelet 変換では周波数成分だけでなく時間成分に関しても局在化できるという特徴がある。フーリエ変換でも窓関数を用いて拡張した短時間フーリエ変換などでは時間成分の局在化が行えるが、局在

化する時間の幅が限定されることから分解能に問題があるといわれている。Mother Wavelet は Wavelet 変換のすべてを特徴づける重要な関数であり局在を表す。Mother Wavelet には逆変換が存在することと直流成分を持たない、すなわち振動的であるという条件を持つ。時間を x とし、Mother Wavelet 関数を $\Psi(x)$ とする。Mother Wavelet を横方向に拡大縮小し、さらに時間軸上で移動させることで局所的な周波数を切り出している。この拡大縮小・平行移動をスケールパラメータ a とシフトパラメータ b とし、元信号を $f(x)$ とすると連続 Wavelet 変換は逆変換可能 (1) 式で表現される。

$$G(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (1)$$

ここで $\frac{1}{a}$ は周波数、 b は横軸の平行移動であり実空間における Wavelet の中心位置となる。 $\frac{1}{\sqrt{a}}$ は各スケールパラメータにおいて同一のエネルギーとなるための正規化定数、 $G(b, a)$ は Mother Wavelet と元信号との相関の強さを表す Wavelet 係数である。しかし、広範囲のスケールで Wavelet 係数を計算することは、演算量が膨大となり大量のデータを作成することになる。そこで、2 の階乗をベースにスケールとシフトを選択し解析する離散 Wavelet 変換が考案された。

離散 Wavelet 変換では Mother Wavelet を拡大・縮小、平行移動した関数を (2) 式で表現する。

$$\Psi_{(j,k)}(x) = 2^{-\frac{j}{2}} \Psi(2^{-j}x - k) \quad (2)$$

j, k はそれぞれ a, b に対応した正数であり、 $a = 2^j, b = 2^j \times k$ となる。(1) 式に (2) 式をあてはめて、異なる種類のスケール関数と Mother Wavelet の関係性から得られる係数列を g_n, h_n, p_n, q_n とすると、次に示すアルゴリズムにより高速 Wavelet 変換を行うことが可能となる。

- 分解アルゴリズム

$$c_k^{N-1} = \frac{1}{2} \sum_l c_l^N g_{2k-l} \quad (3)$$

$$d_k^{N-1} = \frac{1}{2} \sum_l c_l^N h_{2k-l} \quad (4)$$

- 再合成アルゴリズム

$$c_k^N = \sum_l \{c_l^{N-1} p_{k-2l} + d_l^{N-1} q_{k-2l}\} \quad (5)$$

N は離散点の総数, c_k は近似係数, d_k は Wavelet 展開係数である. 近似係数は, 信号の高スケールである低周波数成分で, Wavelet 展開係数は, 低スケールである高周波数成分に対応する.

Mother Wavelet にはいくつかの種類があり, 入力信号を最適に解析するために, 用途に合わせた Mother Wavelet を選択する必要がある. 代表的な Mother Wavelet である Daubechies wavelet の種類を図 3 に示す. 本研究では Daubechies wavelet の中から 4 次の Daubechies wavelet を使用する.

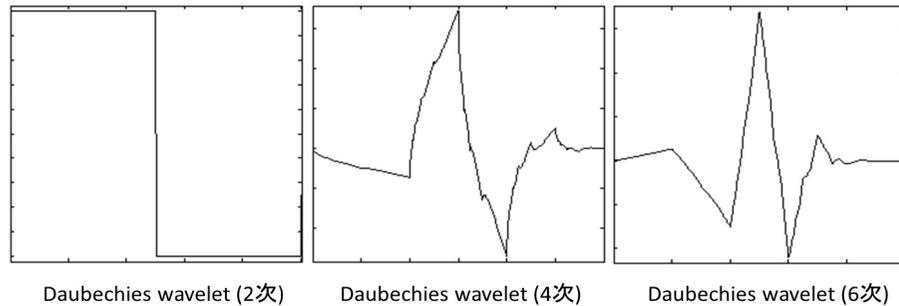


図 3 Mother Wavelet の例

Wavelet 変換を用いて 0.1 秒ごとに取得した筋電位信号を特徴ベクトル化する. 前述のとおり 4 次の Daubechies wavelet を用いてレベル 6 までの時間周波数解析を行う. これを用いて, 以下の図 3 に示すように各チャンネル 63 次元のデータまとめる. 筋電義手のセンサーは 2 チャンネルであることから, 合計 126 次元のベクトルができる. このベクトルに重みをつけ, 0.1 秒ごとに筋電位特徴ベクトルを生成する.

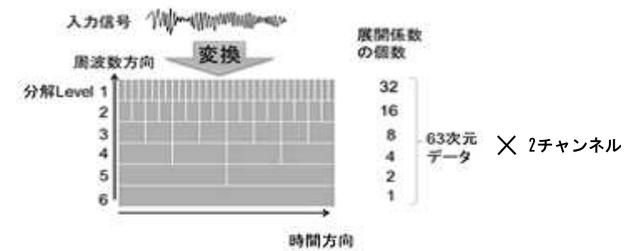


図 4 wavelet 展開係数の次元データ

2.3 次元圧縮

Wavelet 変換を用いて得られたベクトルは 1 チャンネル当たり 63 次元の高次元データとなる. 高次元データは処理が煩雑になり, 識別が非常に困難になる. そこで, 線形判別分析の一種である LFDA を用いて次元を圧縮する. LFDA は杉山らが提案する FDA の拡張である. クラス間の分散を最大に, クラス内分散を最小にする FDA の性質に加え同一クラス内でも, 元の空間で離れているサンプルは離れて, 近くにあるサンプルは近くに圧縮する性質がある. これを用いて 2 チャンネル 126 次元のデータを 3 次元に圧縮した結果として以下の図 1 のような構造を得た. この構造の 4 方向に広がる花弁のような特徴から, 本研究ではこれを Petal 構造と呼ぶ. この構造では, 点群が静止データ群を起点に各方向へ広がっていることから, 3 次元的な位置関係が動作識別の信頼性に繋がると考えられる.

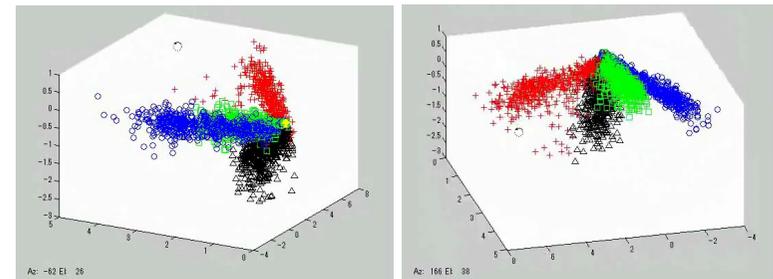


図 5 Petal 構造

2.4 動作切り出し

識別精度の向上のため、動作部分のみを切り出す。本研究では前述の Petal 構造の特徴を利用し、花卉の起点にあたる静止データの重心からのユークリッド距離を用いて閾値で処理し、閾値を超えた点に対応する動作データのみを動作信号とする。閾値は重心から最も離れた静止データの距離の 2 倍を初期値として与え、後述するシステムでユーザー自身が自分の感覚に合わせて調整できるようにした。

2.5 Nearest Neighbor

LFDA を用いて得られた識別空間中の動作識別には Nearest Neighbor を用いる。Nearest Neighbor とは名前のとおり学習データのうち最も近いサンプルのクラスに割り当てられる分類手法であり、その単純さから実装が簡易で処理速度が速い。本研究ではリアルタイム性の観点から Nearest Neighbor を用いて動作判別を行った。

3. 個人適応支援システム

本研究の成果物として、下の図 6 に示すような GUI を持つシステムを開発した。画面上部に筋電義手から得た 0.1 秒ごとの筋電位信号の取得状態を示す。画面左下に LFDA の識別空間を描画し、その空間中に学習データと 0.1 秒ごとのデータを圧縮し表示した。また、LFDA の空間に動作切り出しの閾値を表示し、画面右下に設けたスライダで装着者自身が調整できるようにした。

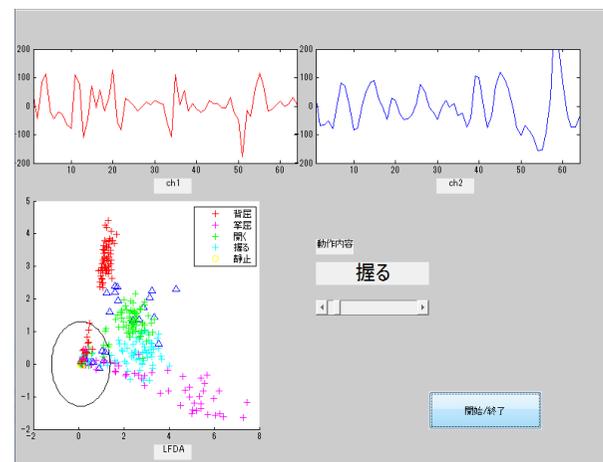


図 6 開発したシステムの GUI

以下にシステムの概要を説明する。まず、装着者の静止データを取得して予め用意された識別空間に圧縮する。これを元に閾値を設定し、続いて得られる数パターンの動作信号を切り出して学習サンプルとする。後に示す実験のとおり異なる装着者の識別空間での識別は十分な識別精度を持たないため、初めのデータを取得する際には装着自身が動作の内容を手動で設定する必要がある。これを一定回数繰り返した後に、得られた新しい学習サンプルのみから識別空間を構成する。以降はこの空間中に動作信号を圧縮して識別を行い、随時動作データを学習サンプルとして追加していく。このシステムによって装着者の状態に合わせた義手の調整を行う。

4. 実験

提案システムを用いて識別精度の検証を行った。A と B の 2 名の装着者から得た 5 動作各 10 サンプルの学習サンプルを用意した。皮膚の状態などによる影響を極力抑えるため、いずれの場合も筋電位信号の取得前にはアルコールを用いて電極取付位置を拭いた。筋電位信号はいずれも 2 チャンネル 640Hz で取得し、各サンプルの取得時間は動作の内容に関わらず 5 秒である。また、電極の取り付け位置が変わった場合を想定し、違う日に取得した B の筋電位信号を 5 動作各 10 サンプル用意した。

4.1 実験 1

異なる装着者の学習サンプルで生成した識別空間に逐次データをプロットし、nearest neighbor を用いて動作識別を行った。0.1 秒毎の識別結果を実際に行った動作と比較し、識別率を求めた結果を以下の表 1 に示す。表 1 段目は切り出しを行わずに、入力信号すべてに対して動作の判別を行った結果である。表 2 段目は静止データ群の重心と重心から最も離れた静止データの座標を用いて閾値を決め、閾値を上回った場合のみ識別対象とする、切り出しを行った結果である。なお、閾値には重心と、重心から最も遠い静止データのユークリッド距離の 2 倍を設定した。

装着者	切り出し	背屈	掌屈	開く	握る
A	なし	73.60	61.00	67.60	60.20
A	あり	89.01	79.11	84.27	81.70

表 1 切り出しを行った場合と行わなかった場合の識別結果

表 1 の結果から、切り出しは識別精度向上に有効であるといえる。

4.2 実験 2

以下の表 2 は A, B の 2 名の被験者について、各被験者から得た学習サンプルで識別空間を生成し、同じ装着者のデータを識別した結果である。

装着者	切り出し	背屈	掌屈	開く	握る
A	あり	89.00	79.11	84.27	81.70
B	あり	78.77	82.99	77.45	76.83

表 2 各装着者の識別結果

また、A, B の学習サンプルから生成した識別空間を以下の図 7 及び図 8 に示した。なお、図中赤色が背屈、マゼンタが掌屈、緑色が開く、水色が握る、黄色が静止の学習サンプルに対応している。

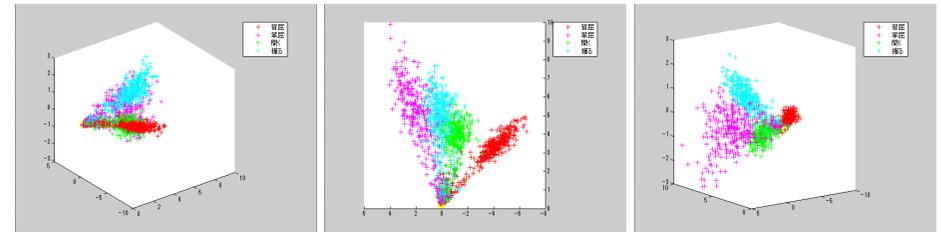


図 7 A の学習サンプルを元に生成した識別空間

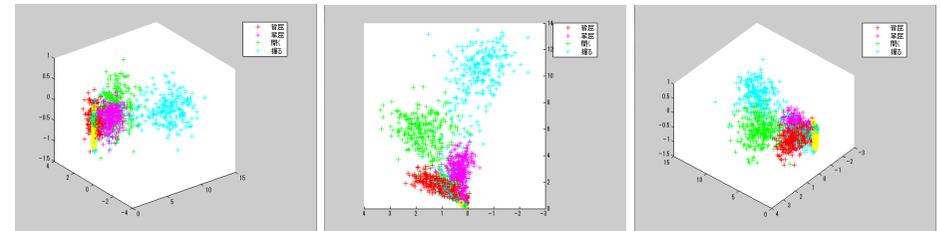


図 8 B の学習サンプルを元に生成した識別空間

4.3 実験 3

A の学習サンプル 5 状態各 10 動作で生成した識別空間に、B の動作サンプル 5 状態 10 動作を圧縮して識別を行った。

また、B の学習サンプル 5 状態各 10 動作で生成した識別空間に、A の動作サンプル 5 状態 10 動作を圧縮して識別を行った。その結果を以下の表 4 にまとめた。

装着者	切り出し	背屈	掌屈	開く	握る
A	あり	17.90	13.86	86.13	4.94
B	あり	34.11	55.78	28.97	11.21

表 3 異なる装着者の学習サンプルで生成した識別空間での識別結果

表 4 から、LFDA を用いた筋電義手は安定した動作識別を提供するものの、汎用性に乏しく、異なる装着者の学習サンプルを用いて生成した識別空間での識別結果は動作識別を行うのに十分ではない事が分かる。また、B の学習サンプルを元に生成した識別空間を用い

て、同じく B が別の日に取得した 5 動作各 10 サンプルの動作データの識別を行った。その結果を以下の表 3 にまとめる。

装着者	切り出し	背屈	掌屈	開く	握る
B	あり	44.56	21.00	0.00	31.22

表 4 別の日に取得した筋電位データの識別結果

これらの識別結果は、同一人物が同様の条件、2 チャンネル、640Hz で取得した 5 動作各 10 サンプルで取得した筋電位信号を用いている。したがって、識別率の差は電極の取り付け位置のズレなどの外的な要因によるものであると考えられる。こうした問題を解消する意味でも、自己の状態を視覚化できるシステムは有用であるといえる。

4.4 実験 4

A のデータの動作部分のみを切り出し、これを学習サンプルとして識別空間の再構成を行った。この空間に A の、識別に用いなかったデータを圧縮して識別を行ったのが以下の表 5 である。また、再構成を行う前の空間を図 9 に、再構成を行った後の識別空間を図 10 にそれぞれ示した。

装着者	再構成	背屈	掌屈	開く	握る
A	再構成前	17.90	13.86	86.13	4.94
A	再構成後	93.25	79.30	86.86	80.16

表 5 再構成を行った場合と行わなかった場合の比較

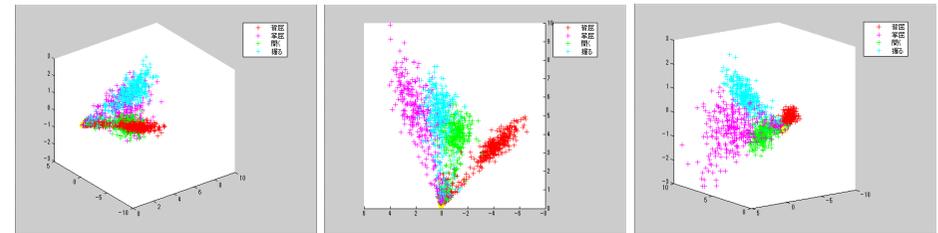


図 9 A の学習サンプルを元に生成した識別空間

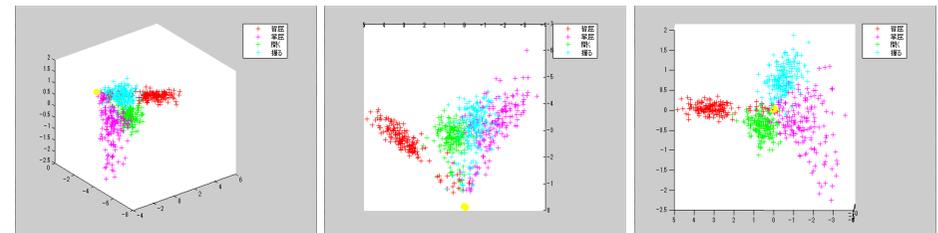


図 10 再構成した識別空間

表 5 から、切り出しを行って得られた動作部分のデータから識別空間を再構成することで、識別精度の向上に繋がることが分かる。

5. ま と め

本研究では LFDA を用いた筋電義手のための個人適応支援システムの開発を行った。このシステムでは 0.1 秒ごとに筋電義手から筋電位信号を取得し、装着者へ識別状態の提示と装着者に合った識別空間の再構成を行う。これにより、装着者の状態の変化に合わせて筋電義手の適応を支援する。このシステムを用いて、実際に学習データとは異なる装着者のデータを識別した結果、個人適応を行わない状態での識別に比べて個人適応を行った場合には高い識別率を得ることができた。また、本研究においてはリアルタイム性の観点から 0.1 秒後とに得られた逐次データを Nearest Neighbor を用いて識別したが、Petal 構造の静止データを起点として動作開始とともに遠ざかり、動作の終了に伴って静止データ周辺へ戻ってくる特徴から、時系列データを組み込むことで識別精度の向上が可能であると考えられる。また、今回は特定の装着者の筋電位信号を用いて生成した識別空間を用いているが、多数の装着者の学習サンプルを元に識別空間を生成した場合の識別についても検討していく必要があると考えられる。

6. 参 考 文 献

- [1] 吉川 雅博, 三河 正彦, 田中 和世, “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, Vol.J92-D No.1, pp93-103, 2009
- [2] Masashi Sugiyama, “Dimensionality Reduction of Multimodal Labeled Data by Local Fisher Discriminant Analysis ”, Journal of Machine Learning Research 8, 1027-1061, 2007.
- [3] 知北大寛, “筋電位信号を利用した手動作識別”, 九州工業大学修士論文.
- [4] 益田和樹, “Wavelet 特徴量を用いた筋電義手のための手指動作識別”, 九州工業大学修士論文.