

時間周波数解析を用いた筋電信号からの動作変容の検知

渡邊 真樹* 右田 雅裕** 戸田 真志** 近藤 一晃*** 櫻沢 繁**** 秋田純一***** 中村裕一***

*熊本大学大学院自然科学研究科 〒860-8555 熊本市中央区黒髪 2-39-1

**熊本大学総合情報統括センター 〒860-8555 熊本市中央区黒髪 2-39-1

***京都大学 〒606-8501 京都市左京区吉田本町 36-1

****公立ほこだて未来大学 〒041-0803 北海道函館市亀田中野町 116-2

*****金沢大学 〒920-1192 金沢市角間町

E-mail: *watamasa@st.cs.kumamoto-u.ac.jp, **{migita, toda}@cc.kumamoto-u.ac.jp,

{kondo, nakamura}@media.kyoto-u.ac.jp, *sakura@fun.ac.jp, *****akita@is.t.kanazawa-u.ac.jp

あらまし 我々は筋電信号から人の動作に含まれる認知状態や感情を検知するための研究を行っている。これまでの研究では筋電の振幅や周波数成分からそれらを調べようとしたが、特徴を上手く抽出することができなかった。本著では今までの特徴成分よりもより詳細な特徴抽出するために時間周波数解析を用いた。また時間周波数成分を利用して動作の識別や動作の安定性を調べる Petal 構造という手法を用いて、動作の筋電信号からある動作の細かい変容を調べ、動作に含まれる認知状態や感情を検知することを試みる。Petal 構造では入力である筋電信号をウェーブレット変換し高次元の特徴ベクトル化する。その後、特徴ベクトルを次元圧縮することで3次元空間に落とし込み動作の識別をする手法である。

キーワード 筋電信号, 時間周波数解析, Petal 構造, 認知状態

Prediction of Behavior Modification from the EMG Signals based on Time Frequency Analysis

Masaki WATANABE* Masahiro MIGITA** Masashi TODA** Kazuaki KONDO***

Shigeru SAKURAZAWA**** Junichi AKITA***** and Yuichi NAKAMURA**

*Graduate School of Science and Technology, Kumamoto Univ. 2-39-1 Kurokami, Chuo-ku, Kumamoto, 860-8555

**Center for Management of Information Technologies, Kumamoto Univ. 2-39-1 Kurokami, Chuo-ku, Kumamoto, 860-8555

***Kyoto University, 36-1 Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501

****Future University Hakodate, 116-2 Kamedanakocho, Hakodate, Hokkaido

*****Kanazawa University, Kakumamachi, Ishikawa, Kanazawa

E-mail: *watamasa@st.cs.kumamoto-u.ac.jp, **{migita, toda}@cc.kumamoto-u.ac.jp,

{kondo, nakamura}@media.kyoto-u.ac.jp, *sakura@fun.ac.jp, *****akita@is.t.kanazawa-u.ac.jp

Abstract: In Recent years, the research of estimation for user's cognitive states is area of active research. We focus on the research of estimating user's cognitive states on grasping behavior for recognizing user's feelings. Then, our purpose is applying EMG signals to estimation method of user's cognitive states. In this paper, we introduce the method for a myoelectric forearm prosthesis to predict cognitive states from EMG. The method represents how a controller in a prosthesis. It was called "Petal structure". A Petal structure is made from EMG signals, wavelet transform and reduction of dimension. A Petal structure can determine unstable action setting outliers. In future works, we have to measure EMG signals and do experiment.

Keywords EMG, Time Frequency Analysis, Petal Structure, Cognitive States

1. はじめに

画像処理や音声処理が発展した近年では、ある程度の精度で画像や声から人間の動作を判断できるようになった。しかし人間は、画像や音だけでは簡単には分からない認知状況下で動作を行っている。人間の細かな認知状態を識別し推定することができれば、より詳細な情報をインタフェースとして応用可能である。また近年、生体信号の一つである表面筋電信号がインタフェースとして注目されている。表面筋電信号

は筋肉が収縮する際に発生する活動電位を皮膚表面で計測したものであり、運動の意思や力の大きさなどの情報を含む。筋電信号を用いることで、これまで解析することができなかった人間の動作や状態について識別可能であると期待されている。本研究では対象の動作変容を検知する手法として、表面筋電信号を入力とし時間周波数解析であるウェーブレット変換[1]を利用した Petal 構造[2][3]の応用を考える。動作変容を調べることで認知状態推定に繋がると考える。

2. 背景

Holk によると人間の身体動作にはそのユーザーの認知状態が内在する[4]という。認知状態とは、簡単に言うと感情や気持ちのことである。そして近年、特定の身体動作に内在するユーザーの認知状態を識別し推定する研究が行われている。例として、人の動きから迷いを検知する研究を挙げる[5]。店内の客の動きをカメラで撮影し、また接触センサによって商品に対する動きを記録し、客の動作が「迷い状態」の特徴に合えばその客が迷っていると識別する。この研究では、客がある棚の前を何度も行き来したり、同じ種類の商品を何度も手に取ったりしたときに「迷い状態」と判断される。

これまで身体動作から認知状態を推定する研究は行われてきた。しかし、上記の例にあるように、従来の認知状態の研究ではスケールの大きい動作の認知状態しか推定することができず、細かい動きには対応できていない。普段の生活の中では、体全体を使った大きな動作よりも部分的な小さい動作の方が多く、その細かい動きから認知状態を推定することは重要である。そこで、より細かな動作から認知状態を推定するために表面筋電信号を用いる。表面筋電信号は筋肉が収縮する際に発生する電気信号で、カメラやマイクなどでは測ることができない微妙な力加減や動作の種類を表すことができる。人間が動くときに必ず筋肉が収縮し、筋肉が収縮する際には必ず筋電信号が発生する。動作に伴った表面電気信号を解析することで、その身体動作の細かな変化を調べ内在する認知状態を推定することを本研究の目的とする。

3. 研究の指針

我々は以前、把持動作から人間の認知状態を識別する研究[6]に注目した。把持動作は普段の生活でもよく使われる動作であり、このような基礎的な動作に内在する認知状態を推定することは、人間の動作に内在する認知状態への理解につながると考えられる。この研究ではコップを把持する手指の角度とコップの位置情報から動作の大きさを求め、動作の大きさに認知状態を識別した。我々はこの研究に対して、腕の筋電信号から手指角を推定し同様の結果が得られないか試みた。しかし、元の研究では手指の角度測定にデータグローブを用いており、筋電から推定する手指の角度では精度が足りなかった。

そこで今回は、筋電義手使用者のために動作の種類を分かりやすく識別し可視化する手法である Petal 構造の応用を提案する。4 章では Petal 構造について説明し、5 章では Petal 構造を用いた認知状態推定の可能性について述べる。

4. Petal 構造

4.1. 概要

Petal 構造とは、筋電義手を扱う人のために濱田らが開発した動作識別手法のことである[2]。筋電義手とは、手を切断した人のために手を動かす前腕の筋肉の筋電信号から操作する義手のことである。筋電義手を扱うとき、誤動作または反応しないことがある。筋肉をうまく使うことができず、不安定な操作になった場合に起こるものだ。そのような状態をできるだけ防ぐために筋電義手のトレーニングは必要であり、トレーニングの際に筋肉の動きや動作が正しいかどうかを可視化できれば使用者の負担を減らすことができる。そこで、筋電義手の動きを可視化し動作を判別するために Petal 構造は開発された。Petal 構造はウェーブレット変換を用いることで筋電義手から得た表面筋電信号を高次元の特徴ベクトル

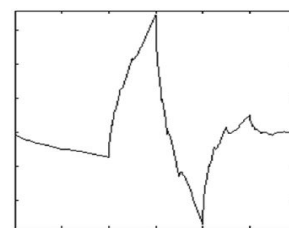
に変換し、高次元な特徴ベクトルを 3 次元まで次元削減することで構成される。以下に Petal 構造の詳細な内容について述べる。

4.2. ウェーブレット変換

ウェーブレット変換とは、時間信号を時間周波数領域に変換する手法のことである。表面筋電信号は複数の筋肉からの電気信号で成り立っているため、周波数領域の方が特徴を抽出しやすい。しかし、一般的な周波数変換であるフーリエ変換は、定常的な信号をに適用することを前提としており、動作に伴い時間的に変化する表面筋電信号の特徴抽出には向いていない。そこでウェーブレット変換を用いて筋電信号の特徴ベクトル化する。ウェーブレット変換ではマザーウェーブレット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、時間軸方向に平行移動することで入力信号を近似し、その残差信号をさらに近似する。フーリエ変換では正弦波を用いて同様に入力信号を近似するが、正弦波の波が局所化していないため時間成分を残すことができない。

ウェーブレット変換ではマザーウェーブレットを横方向に拡大・縮小、さらに時間軸上で平行移動させることで局所的な周波数を切り出す。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 、元信号を $f(x)$ として連続ウェーブレット変換は(1)式で表される。ウェーブレット変換では連続量を扱う連続ウェーブレット変換を用いるのが基本だが、演算量が膨大となり計算機上では扱うことが難しい。そこで、Petal 構造では一般的な 4 次のドベシーのマザーウェーブレット (図 1) を用いた離散ウェーブレット変換を適用する。離散ウェーブレット変換は連続ウェーブレット変換に比べて解析の緻密性には欠けるが、より少ない係数で元信号を再現することができる。ここで、ドベシーのマザーウェーブレットを用いる理由として、その形が発火する筋電信号の形と似ているということが考えられる。

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



Daubechies wavelet (4次)

図 1: 4 次のドベシーマザーウェーブレット

Petal 構造では離散ウェーブレット変換を用いて、0.1 秒ごとに取得した表面筋電信号を特徴ベクトル化する。4 次のドベシーウェーブレットで分解レベル 6 までの時間周波数解析を行う。以上の操作により 63 次元×測定筋電数のデータにまとめ、特徴ベクトルを生成する。

4.3. 次元削減

ウェーブレット変換を用いて得られた特徴ベクトルは、1 チャンネル当たり 63 次元の高次元データとなる。高次元データの処理は煩雑となり識別が非常に困難となる。俗に言う次元の呪いである。そこで線形判別分析の一種である局所フィッシャー判別分析 (LFDA) [7]を用いて、高次元の特徴

ベクトルを次元圧縮する。LFDA は杉山らが提案する FDA の拡張であり、外れ値や分布の多峰性などによる判別性能の低下を緩和する。また、クラス間分散を最大に、クラス内分散を最小にする FDA の性能に加え、同一サンプル内でも元の空間で離れているサンプルは離し、近くにあるサンプルは近くに圧縮する性質がある。

入力する信号を X 、その X の各要素の所属クラスを示すインデックスの集合 Y を考える。 X と Y は d_x 次元及び d_y 次元の多次元列ベクトルで構成されており、その数はそれぞれ N 個である。

$$X = \{x_1, \dots, x_N\}, Y = \{y_1, \dots, y_N\} \quad (2)$$

LFDA のポイントは、サンプル間類似度行列 Q を考慮したクラス間分散 $S^{(lb)}$ とクラス内分散 $S^{(lw)}$ の計算にある ((3)式)。ここで、添え字の lb はクラス間(local between-class)、 lw はクラス内(local within-class)を表す。

$$S_Q^{(lb)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Q_{i,j}^{(lb)} (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T$$

$$S_Q^{(lw)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N Q_{i,j}^{(lw)} (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T \quad (3)$$

行列 Q の各要素は以下の式によって計算される。

$$Q_{i,j}^{(lb)} = \begin{cases} A_{i,j}(1/N - 1/N_{y_j}) & \text{if } y_i = y_j, \\ 1/N & \text{if } y_i \neq y_j, \end{cases}$$

$$Q_{i,j}^{(lw)} = \begin{cases} A_{i,j}/N_{y_j} & \text{if } y_i = y_j, \\ 0 & \text{if } y_i \neq y_j. \end{cases} \quad (4)$$

(4)式から分かるように、クラス間分散ではクラスが同じであれば小さく、クラスが異なれば大きくなる。クラス内分散では、クラスが違うときは 0 としてその影響を消している。さらに類似度行列 A は近くにある点群同士の類似度を大きく、遠くにある点群同士の類似度を小さくする。

$$A_{i,j} = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{\sigma_i \sigma_j}\right) \quad (5)$$

$$\sigma_n = \|x_n - x_n^{(k)}\| \quad x_n^{(k)}: x_n \text{ の第 } k \text{ 近傍サンプル}$$

そして、LFDA によって次元削減する際の変換行列は以下の式によって求まる。

$$T_{LFDA} = \max_T [\text{tr}(T^T S^{(lb)} T (T^T S^{(lw)} T)^{-1})] \quad (6)$$

この式は多変量解析の一般式であり[8]、この式が最大となる T が LFDA における変換行列となる。(6)式から一般化固有値問題を解き、得られた固有値を大きい順に並べたものが変換行列 T である。削減したあとの次元数を R とするとき、固有値問題とその解 T は式(7)、(8)のように表される。ここで求めた変換行列 T を用いてウェーブレット変換によって得た特徴ベクトルを次元削減する。図 2 に LFDA による二次元(点群)から一次元(直線)への次元削減例を示す。図 2 か

ら分かるように、赤いクラスと青いクラス間は大きく、各クラス間は小さくなっている。また、元の信号が離れている赤いクラス同士は、次元削減後もその距離が保たれている。

$$S^{(lb)} \varphi = \lambda S^{(lw)} \varphi \quad (7)$$

$$T_{LFDA} = (\tilde{\varphi}_1 | \tilde{\varphi}_2 | \dots | \tilde{\varphi}_R) \quad (8)$$

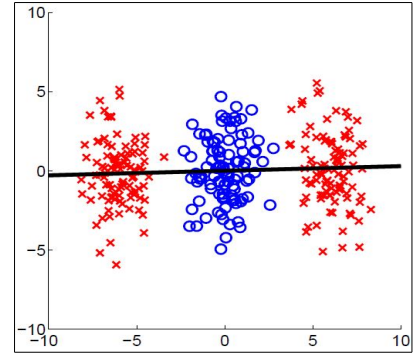


図 2: LFDA の次元削減例

求めた変換行列で 63 次元の特徴ベクトルを次元削減した結果、図 3 のような構造を得る。この構造を **Petal** 構造と呼ぶ。**Petal** とは花卉を意味し、ある点から各クラス毎に方向が伸びている様子から名づけられた。**Petal** 構造では、静止データ群を起点に静止以外の点群が各色毎にある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つながると考えられている。

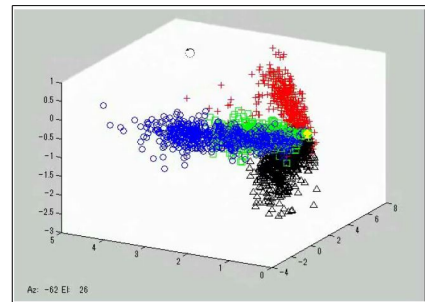


図 3: Petal 構造の例

4.4. 外れ値評価

Petal 構造では動作の種類を識別できるが、そこからさらに動作の安定性を調べるために外れ値評価を行う。外れ値評価では **Petal** 構造を **Petal** 構造内の静止点群の重心を原点とした極座標系に変換する。静止点群の重心座標と、他動作の各点の座標を用いて三角関数を利用することで各点の方位角と仰角を求める。動作の特徴はこの座標系の方位角に現れるため方位角-仰角平面が動作の特徴平面(図 4)となる。方位角-仰角平面上での各動作毎の中央値を中心として標準偏差とその二倍値を計算し、それらを半径とした分布円を描く。この円から外れた点が外れ値であり、この外れ値が多い動作ほど不安定な動作とみなす。また、分布円自体が大きい動作も不安定な動作と考える。外れ値は随意かどうかにかかわらず対象外の動作をした場合や、動作中の筋力調整による一時的な不安定化などによって生じる。この外れ値評価を行うことは、

筋電義手の使用者に安定した義手の動作を行う際のトレーニングとして有用である。安定性を調べることで動作変容を詳しく識別できると考えた。

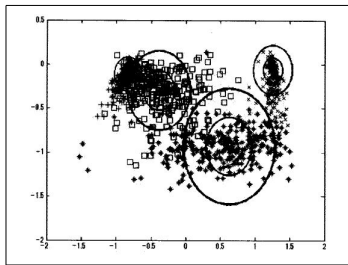


図 4: 外れ値評価図の例

4.5. 実験

Petal 構造の検証として実験を行った。今回の実験で扱う動作は手の動きである掌屈（手を掌側に曲げる動作）と背屈（手を手の甲側に曲げる動作）である。これに静止を加えた3種類の動作識別を行った。測定した筋肉は総指伸筋と浅指屈筋の二つである。測定する際の動作として、まず静止の計測としてまっすぐ腕を伸ばした状態から、手を動かさずに5秒間維持する。掌屈（背屈）の実験として、静止の状態から2秒間かけてゆっくりと力をかけて掌屈（背屈）し、1秒間最大力で掌屈（背屈）を維持し、2秒間かけてゆっくりと力を抜き静止の状態に戻す、という流れで行った。この実験を掌屈、背屈ともに10回行った。10回の内精度よく計測できた2回分の結果を基に Petal 構造を作った。図より掌屈と背屈が静止を結束点として分かれていることが分かる。赤い点群が掌屈、青い点群が背屈、黒い点群が静止である。

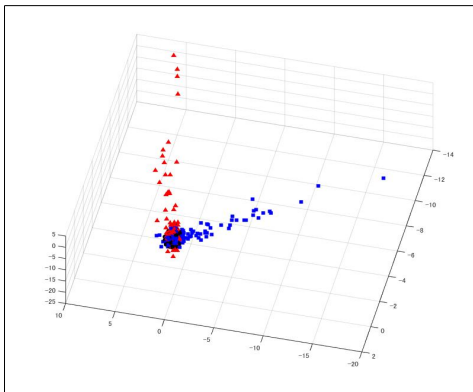


図 5: 実験結果

5. 提案手法

5.1. 外れ値評価による動作変容検知

我々は、筋電義手のトレーニングために開発された Petal 構造及び外れ値評価が、我々が設定している対象動作での認知状態推定に応用できると考えた。

5.2. 対象動作

対象動作として、水が入ったコップの把持動作を設定した。

一杯に水が入ったコップに蓋がついている場合と蓋がついていない場合を用意する。蓋がついている場合は、コップを把持して動かしても水がこぼれる心配はなくその動作は安定した動きとなる。しかし、蓋がついていない場合は、同じように動かすと水がこぼれる可能性があるため、人は無意識に水がこぼれないよう筋肉を微調整し、その動きは不安定なものとなるはずである。これら二つの状態を認知状態として考え、Petal 構造の外れ値評価が応用できると考えた。Petal 構造での外れ値は、不随意的対象外の動作や、一時的な筋力の不安定化によるものである。蓋がついていないコップを動かす場合、意識していなくても人間の動きは水がこぼれないように調整するので、その動きは蓋がついていない場合と比べて外れ値が多いと予想される。例えば4章の実験のように、コップを持った手で掌屈と背屈を行ったときの Petal 構造から外れ値評価を行うことで動作の細かな違いを見つけ、認知状態に結びつけられると考える。

6. おわりに

本研究では筋電信号からの認知状態推定として、筋電義手使用者のために開発された Petal 構造を用いた動作変容の検知手法を提案した。従来での筋電信号からの認知状態推定のアプローチとして、筋電信号の振幅や、周波数成分の解析があった。しかし、このような単純な特徴な解析では細かい動きの違いを特徴として捉えることができなかった。Petal 構造は入力を表面筋電信号としながら、動作の種類を判別でき、さらに動作の安定さも測ることができる手法であるため、認知状態推定への応用を考えた。今後の課題として、実際に筋電信号を計測し Petal 構造と外れ値評価で対象動作の特徴を見出すことが挙げられる。我々が対象とする動作は基本的な動きは同じなので、Petal 構造では差が出ないと思われる。しかし、蓋がついていない動作では不安定さが検知されると考えられるので、Petal 構造の外れ値評価を中心に研究を進めていきたい。

文 献

- [1] 金谷 健一, 『これなら分かる応用数学教室』, 共立出版, p231, 2003
- [2] 濱田 重孝 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, C-6-3, 2012
- [3] 阿比留 卓也 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, 112(417), 55-59, 2013
- [4] Cruse and Holk, 『The Evolution of Cognition - a Hypothesis』, Cognitive Science: A Multidisciplinary Journal, 27:1, ppt135-155, 2003
- [5] 荒木貴好 他, 『実店舗における商品購買時の迷い検出システムの構築』, 情報処理学会全国大会講演論文集, 71号, 2009
- [6] 萩野恒太郎 他, 『把持動作から認知状態を識別するための信号処理手法の検討』, 電子情報通信学会, CQ2009-57, 2009
- [7] Masashi Sugiyama, 『Dimensionality Reduction of Multimodal Labeled Data by Local Fisher Discriminant Analysis』, Journal of Machine Learning Research 8, 1027-1061, 2007
- [8] 木村 昭悟 他, 『拡張ペアワイズ表現を用いた一般化多変量解析』, 画像の認識・理解シンポジウム, MIRU2011, 2011