

生体信号を用いた筋電義手トレーニング中の感情推定

Emotion Estimation Using Biosignals during Myoelectric Prosthesis Training

早志 英朗¹⁾ 辻 敏夫²⁾

抄録：上肢切断者が筋電義手を日常生活で使用できるようになるためには、筋電制御訓練や作業訓練を通常数か月にわたって行う必要がある。この訓練を効率良くかつ患者に過度の精神的負担を感じさせることなく継続するためには、各訓練課題の達成度評価だけでなく患者の心理状態や感情を生体信号のような客観的で定量的な情報を用いて把握し、状況に応じて適切な処置やアドバイスを与えることが有用である。本稿では、生体信号を用いた感情推定に関する従来研究について紹介するとともに、筆者らが近年取り組んでいる筋電義手トレーニング中の感情推定法について概説する。

Key words: 筋電義手トレーニング、感情推定、生体信号

1. はじめに

上肢切断者（以下、切断者と略記）の生活支援の一環として用いられる筋電義手は、断端部の残存筋の収縮情報を含む筋電位（Electromyogram：以下、EMG）信号から使用者の意図を読み取ることで随意的な制御を可能とする。随意的な筋電義手制御の実現には、切断者自身がEMG信号を適切に制御する能力を身につけることが重要である。そのため、筋電義手を切断者に処方する際には、EMG信号の制御を目的とした訓練を実施した後、義手を用いた作業訓練を通常数か月にわたって行う必要がある¹⁾。

そこで従来、効率的にEMG信号制御や義手作業訓練を行うためのシステムが提案されてきた²⁻⁵⁾。例えば、竹内ら⁴⁾は仮想空間上に構築した義手を用いて物体の把持動作訓練を行うシステムを提案している。筆者らの研究グループでも、EMG信号を随意的に発生させるための筋収縮訓練や複数の筋の協調制御や筋収縮のタイミ

ング訓練が可能なシステムを提案している²⁾。このシステムでは、訓練者のEMG制御能力に合わせて難易度を調整可能である。

しかしながら、これらのシステムはEMG信号制御や義手操作の巧拙のみの評価に止まっており、訓練者の心理状態や感情など内部状態の評価までには踏み込んでいない。医療現場における筋電義手トレーニングでは、療法士が患者の発言や態度から主観的に患者の状態を判断することで、休憩のタイミングやタスクの内容の調整を行っている¹⁾。このとき、患者が自らの状態を隠そうとした場合には適切な判断を下すことが困難であるため、生体信号のような客観的で定量的な情報を用いて患者の心理状態や感情を評価できれば有用である。

そこで本稿では、生体信号を用いた感情推定に関する従来研究について紹介するとともに、筆者らが近年取り組んでいる筋電義手トレーニング中の感情推定法について概説する。筆者らの方法では、筋電義手トレーニング中に計測した生体信号から抽出される特徴量に対してPartial Least Squares Regression (PLSR)⁶⁾を適用することにより、生体信号から感情を推定する。また、PLSRの学習において、アンケートとそれに対する因子分析に基づき目的変数を選択することで、少数の総合的な指標からの感情評価を可能としている。

1) 九州大学大学院 システム情報科学研究院
Faculty of Information Science and Electrical Engineering,
Kyushu University

Hideaki HAYASHI (Dr, Eng)

2) 広島大学大学院 工学研究科

Faculty of Engineering, Hiroshima University

Toshio TSUJI (Dr, Eng)

(受理日 2018年8月1日)

2. 生体信号を用いた感情推定

生体信号と感情との関連性については古くから指摘がなされており、さまざまな調査が行われてきた⁷⁻¹²⁾。Minら⁷⁾は、被験者に快適な状態や不快な状態を想像させた時の脳波や心電図、皮膚温度等を計測し、定量的に評価している。これらの調査により、例えば、不安のようなネガティブな感情は心拍数の増加と心拍変動の減少をもたらす¹³⁾などといった定量的な関係性が明らかになっている。

そのため、生体信号から統計的あるいは機械学習的な手法に基づき感情を推定する試みがなされてきた¹⁴⁻²⁰⁾。例えば、Takahashiら¹³⁾は脳波、心拍数、脈波に対してNeural Network (NN) や Support Vector Machine (SVM) を用いることで快と不快の識別を約60%の精度で実現している。Selvarajら¹⁵⁾のレビュー論文では、生体信号を用いた感情識別の精度は、識別される感情の種類数に応じてそれぞれ2種類で86%、4種類で70%、9種類で50%あったことが報告されている。また、Omataら¹⁶⁾は、脳波、脳血流、血圧容積脈波、呼吸、皮膚抵抗に対して多変量適応回帰スプラインを用いることで、0.66の寄与率で感情価との回帰モデルを実現している。近年では、Andersonら¹⁹⁾による、感情を誘発した要因を生体信号と機械学習に基づいて識別する研究や、Ikedaら²⁰⁾によるロボットインタラクションを目的とした脳波や心拍数による感情推定の研究が行われている。

これら生体信号を用いた感情推定は一般的に、生体信号計測、特徴量抽出、感情推定の手順で行われる。生体信号計測では、脳波や心電図、指尖光電容積脈波、皮膚電気活動などの生体信号を計測する。これらは推定される感情の種類や感情を誘発するタスクに応じて選択される。次に、特徴量抽出では、計測信号から感情推定を行いやすくするための特徴量を信号処理に基づいて抽出する。例えば心電図の場合、心拍数や心拍1拍ごとの間

隔を示すRR間隔 (RR interval) や周波数特徴などがよく用いられる。感情推定では、抽出した特徴量に対し多変量解析や回帰分析などの統計モデル、またはNNやSVMなどの機械学習を用いて、あらかじめ定義した感情のうちどれが誘発されているかを推定する。感情の種類としては、快・不快の2種類、喜び・悲しみ・怒り・幸福・絶望・恐れ²¹⁾の6種類、Russelの円環モデルによる定義²¹⁾などがよく用いられる。また、統計モデルや機械学習モデルを学習させるための教師信号としては、Visual Analog Scale (VAS) などによる主観評価アンケートが用いられる。

従来研究の多くは特定の感情を誘発するような音刺激や視覚刺激を与えたうえでの静的な条件下での試みであり、筋電義手トレーニング中のような能動的かつ動的に変化する条件下での感情推定はまだあまり行われていない。次章では、筆者らのグループが近年取り組んでいる筋電義手トレーニング中の感情推定の試みについて述べる。

3. 筋電義手トレーニング中の感情推定法

図1に、筆者らが提案する感情推定法の概略図を示す。提案法は信号計測部、特徴抽出部、感情推定部の3つより構成される。

3-1. 信号計測部

信号計測部では、筋電義手トレーニング中の心電図 (LRR-03、アームエレクトロニクス)、指尖光電容積脈波 (OLV-3100、日本光電)、非観血連続血圧 (BP-608 Evolution II CS、オムロンコーリン) を同時計測する。心電図は胸部3点誘導により、指尖光電容積脈波は左手第2指より、非観血連続血圧は左腕橈骨動脈より計測した信号にA/D変換 (サンプリング周波数: 1,000 Hz、分解能: 16 bit) を施したのち、PCに保存する。

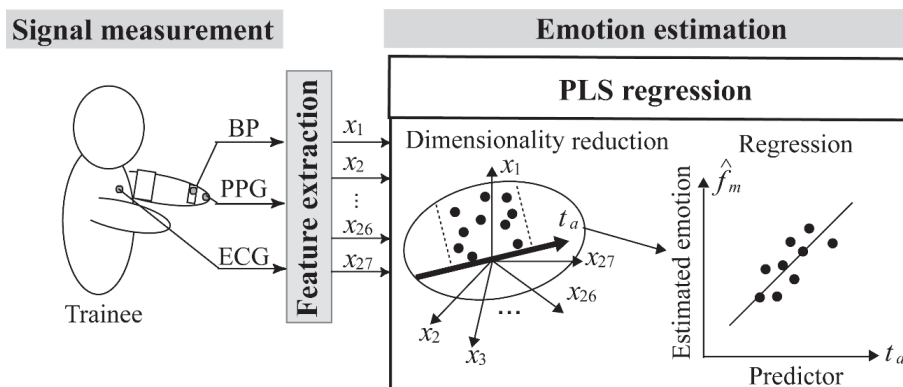


図1 PLSRに基づく感情推定法の概略図

3-2. 特徴抽出部

特徴抽出部では、計測した3つの生体信号から27種類の特徴量を算出する。心電図からは、心拍1拍ごとの間隔を示すRR間隔や瞬時心拍数 (Instantaneous heart rate : IHR) などの6つの指標に加え、心拍変動解析²²⁾に基づき自律神経活動を反映するとされる7つの指標を算出する。指尖光電容積脈波からは、交感神経活動の亢進による末梢血管収縮の抽出を目的として、振幅値やその標準偏差などの6指標、非観血連続血圧からは収縮期および拡張期血圧やそれらの標準偏差など8つの指標を算出する。

3-3. 感情推定部

感情推定部では、抽出した特徴量 $x = [x_1, \dots, x_{27}]$ を入力ベクトルとし、PLSRに基づき感情ベクトル $f = [f_1, \dots, f_M]$ を推定する。PLSRでは入力変数を部分空間 $t = \{t_a\} (a=1, \dots, A)$ に写像し、 t への線形回帰に基づき目的変数を推定する。以下、 x および f は標準化されているものとする。

まず、 x を重みベクトル $W = \{w_{ka}\} \in \mathbb{R}^{27 \times A} (k=1, \dots, 27, A \leq 27)$ との線形和に基づき t に写像する。

$$t_a = \sum_{k=1}^{27} w_{ka} x_k$$

次に、 t を説明変数として、感情ベクトルの推定値 \hat{f} を以下の線形回帰モデルに基づき算出する。

$$\hat{f}_m = \sum_{a=1}^A c_{ma} t_a$$

ここで、 $c_{ma} (m=1, \dots, M)$ は回帰係数である。

ある m に対する W および c_{ma} は、学習データセット $\{X, F_m\} (X \in \mathbb{R}^{N \times 27})$, F_m は $F \in \mathbb{R}^{N \times M}$ の第 m 列ベクトル、 N は学習サンプル数) に対し、 t の各次元が互いに直交かつ t と F_m の共分散が最大となるよう繰り返し計算によって求められる⁶⁾。また、提案法では F を学習データ取得時に実施したアンケート結果 $Y \in \mathbb{R}^{N \times L}$ (L はアンケート項目数) に因子分析を実施することで算出した第 M 因子までの因子得点として定義する。

以上より、計測した生体信号から算出した特徴量とPLSRに基づき感情ベクトル f の推定値 \hat{f} を算出することが可能である。

4. 感情推定実験

4-1. 実験条件

提案法を用いて筋電義手トレーニング中の感情推定実験を行った。被験者は健康男性10名 (Sub. A-J、平均年齢: 23.3歳、標準偏差: 0.96歳) とし、筆者らが提案しているEMG信号を用いた筋電義手操作訓練システム²⁾の筋収縮トレーニング (以下、タスクと記載) を実施し

た。EMG信号は4対の電極から計測した信号をA/D変換し、チャンネルごとに全波整流後、2次のデジタルバタワースローパスフィルタ (カットオフ周波数: 1 Hz) により平滑化処理を施した。そして、時刻 t における整流平滑化信号の最大筋収縮時に対する割合を筋収縮情報 $\alpha(t)$ とする。タスクでは、 $\alpha(t)$ を利用し、被験者に目標とする動作・筋収縮レベルを一定時間持続させ、その達成度合いを100点満点のタスクスコアで評価した。図2に実験風景を示す。図2のディスプレイ上の白い帯状の領域が目標の筋収縮レベルを示しており、この領域内にできるだけ維持するように指示した。動作は実際の筋電義手トレーニングを考慮し手関節背屈とした。

計測では、初期安静 (3分)、アンケート (1分) を実施した後に、タスク (1分)・アンケート (1分)・安静 (1分) を1セットとし計5セット実施した。このうち後半3セットはタスクに失敗した場合 (タスクスコア90点未満)、トレーニングを1セット増加することで被験者に緊張感を与えた。なお、安静中は目を閉じるように指示し、タスクやアンケートは目標の得点、時間内に達成できるようにあらかじめ練習を行わせた。

アンケートは快適、不快、活性、イライラ、リラククス、退屈、わくわく、筋疲労、緊張、集中の10項目 ($L=10$) とし、VASを用いて回答させた。不快度を例とすると、VASは長さ100mmの線上において、左端を「不快ではない」、右端を「想像できる最高の不快」として、線上に印をつけることで表現する方法である。実験では左端を0、右端を100として101段階で被験者の状態を評価した。

特徴抽出には初期安静およびタスク時の後半20秒間のデータを用い、それぞれにおける平均値を指標1サンプルとした。各被験者のサンプル数は6に統一した。また、指標は各被験者で初期安静3分間のうち60秒から120秒のデータの平均値を用いて正規化した。

モデル化能力の検証として、被験者10名のアンケー

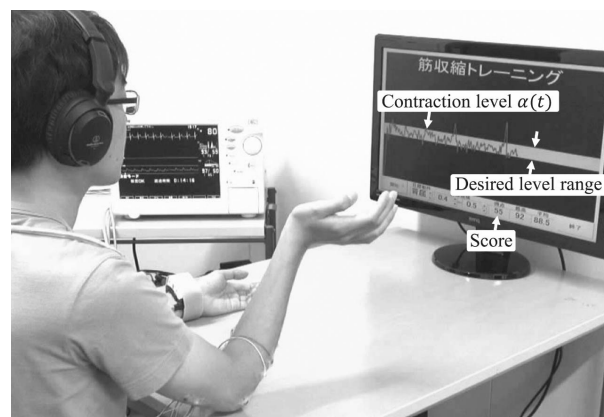


図2 筋電義手トレーニング中の実験風景

ト結果から算出した感情指標と特徴量に対するモデル化を行い、決定係数を算出した。このとき、PLSRにおける説明変数の次元数 A は $A=1, \dots, 27$ のうち交差検証において誤差が最小となる値とし、因子数はカイザー基準に基づき固有値が1以上となる因子の数として設定した。なお比較として、アンケート、特徴量それぞれに対して主成分分析 (PCA) を施し、主成分得点同士に対して重回帰分析 (MRA) を行った場合 (PCA+MRA)、同様の方法でPCAの代わりに因子分析 (FA) を用いた場合 (FA+MRA) の2手法で同様に決定係数を算出した。各比較手法のMRAにおける目的変数の数は提案手法と一致させ、説明変数の数は交差検証において誤差が最小となる値とした。また、それぞれの被験者に対する感情の推定精度を検証するために、アンケートより求めた感情の計測値と特徴量より求めた推定値の比較を行った。

4.2. 結果と考察

図3 (a) に Sub. A から計測した心電図 (ECG)、指尖光電容積脈波 (PPG)、非観血連続血圧 (BP) の波形を、図3 (b) に心電図から抽出した特徴量の1例 (RR interval、HF、LF/HF) をそれぞれ示す。図中のグレーの領域はタスク区間を示している。また、アンケート結果と特徴量の関係の一例として、図4 (a) に活性とIHRの関係、および図4 (b) に“わくわく”とHFの関係を表す散布図をそれぞれ示す。図5 (a) に被験者10名

のデータを利用してモデル化を行った際の感情の計測値と推定値の散布図を、提案法と比較手法それぞれについて示す。このとき、目的変数の数はカイザー基準より3となり、固有ベクトルの値に基づき第1目的変数から順に「活性度」、「快適度」、「憂鬱度」と定義した。また、各散布図に対する線形回帰分析の結果として、回帰直線、決定係数ならびに p 値を併記している。図5 (b) に、図5 (a) で算出した決定係数の比較を示す。図6に Sub. A、Sub. J の第1目的変数 (活性度) と第3目的変数 (憂鬱度) について、計測値と提案法により求めた推定値を比較した結果を示す。

図3 (b) より、5タスクのうち前半2タスクと比較して後半3タスクにおいて、RRIとHFは減少、LF/HFは増加傾向にあることが読み取れる。これは、被験者が後半3タスクにおいてタスクに失敗した場合のペナルティーを意識し、緊張感が増加したためと考えられる。また、図4より、活性とIHRに正の相関、“わくわく”とHFに負の相関がそれぞれあることがわかる。これは、活発時に心拍数が上昇、気持ちの向上 (興奮) 時に副交感神経活動が抑制されることを示唆している。このことから、筋電義手トレーニングにおいて被験者の心理状態が生体指標に反映されることを確認した。

図5 (b) の決定係数の比較では、提案法が第1、第2目的変数に関して最大となることを確認した。また、提案法では全ての目的変数において有意な回帰傾向を確認

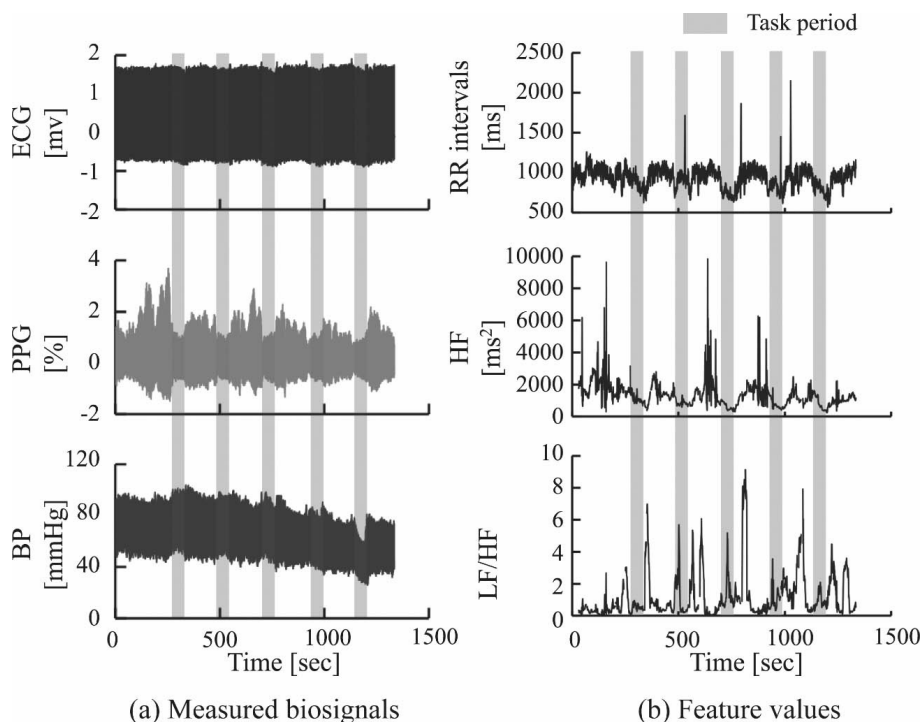


図3 (a) 計測した心電図 (ECG)、指尖光電容積脈波 (PPG)、非観血連続血圧 (BP) の波形と (b) ECG から抽出した特徴量 (RR interval、HF、LF/HF) の一例

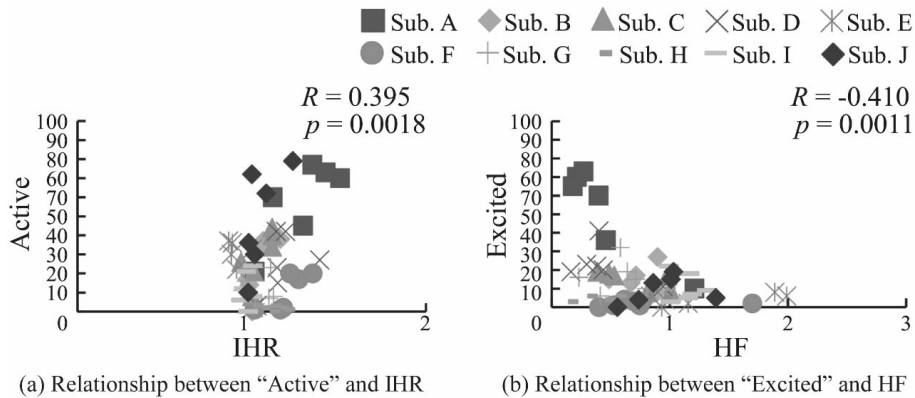


図4 アンケート結果と特徴量の関係を表す散布図の一例
(a) 活性 (active) と Instantaneous heart rate (IHR) の関係、(b) わくわく (excited) と HF の関係。

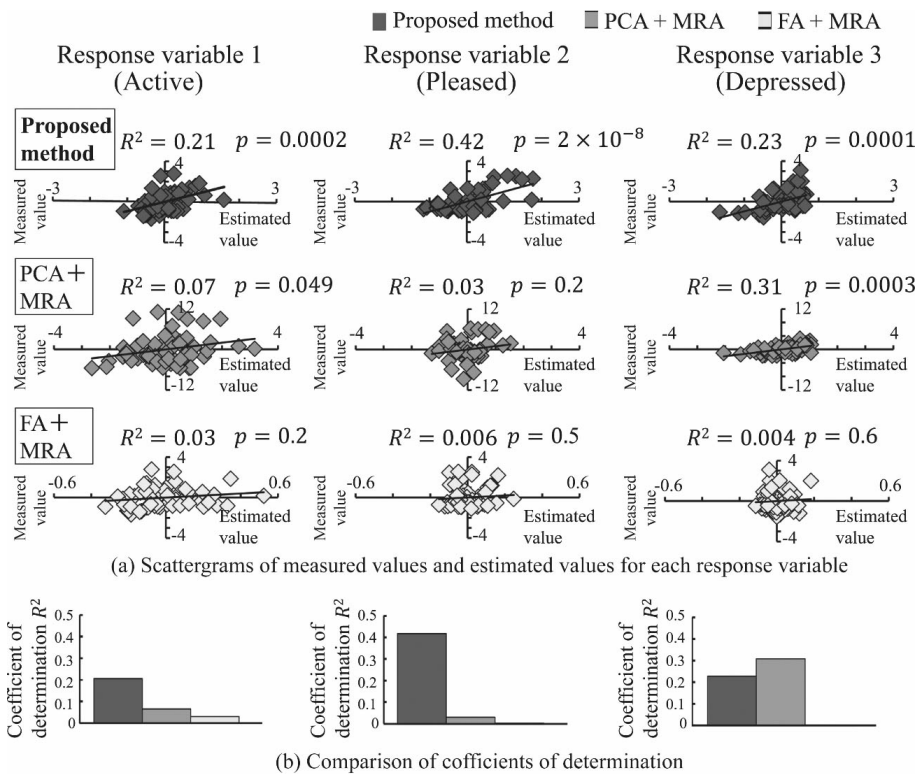


図5 各目的変数 (感情) に対する (a) 感情の計測値と推定値の散布図、(b) 決定係数の比較

できた (図5 (a)) ことから、提案法を用いることで感情と特徴量の関係をモデル化できる可能性が示唆された。

図6より、Sub. Aでは感情を精度よく推定できていることを確認した。Sub. Aは被験者10名の平均的な感情の挙動に近い感情変化が起きているため、推定精度が高くなったと考えられる。一方、Sub. Jは計測値の変動が大きいのに推定値の変動は非常に小さなものとなっている。この原因として、Sub. Jは他の被験者と比べ特徴量の変動に対して感情の変化が大きいため、10

人の平均的な感情モデルでは対応できなかったことが考えられる。

以上より、提案法を用いることで筋電義手トレーニング中の被験者の感情の平均的な挙動をモデル化できる可能性を示唆した。しかしながら、個人差を考慮した感情評価は難しく、個人の性格を考慮したモデル化の必要性やアンケート方法に改善の余地があることが明らかになった。

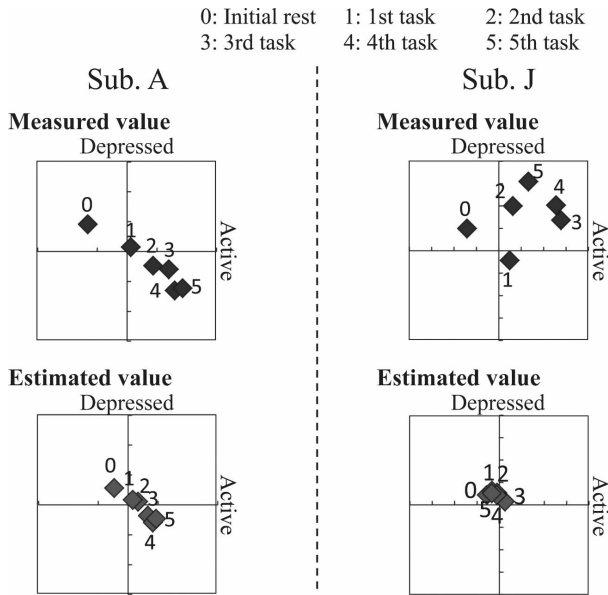


図6 Sub. AとSub. Jにおける感情の計測値と推定値の時間的推移の比較

5. まとめ

本稿では、生体信号を用いた感情推定の従来研究について紹介するとともに、筆者らが近年取り組んでいる筋電義手トレーニング中の感情推定法について概説した。筆者らの方法により、筋電義手トレーニング中に計測した生体信号から抽出される特徴量に対してPLSRを適用することで、被験者群全体の平均的な感情の挙動をモデル化できる可能性を示した。

このような生体信号を用いた感情推定を実用レベルまで発展させることができれば、人の内部状態を客観的に評価することができ、義手トレーニングのみならずさまざまな分野での応用が期待できる。しかしながら、本稿の実験結果で示した通り、個人差に伴う感情の多様性の問題が存在し、十分な推定精度は実現できていない。この問題を解決するためには、計測する生体信号の選定や計測装置、信号処理方法などの改善のみならず、事前の性格検査に基づく分類やストレスに対する耐性度などの個人的な特徴を事前情報として利用する必要がある。また、近年発展の著しい深層学習といった最新の機械学習技術の適用も有効と考えられる。

謝辞 本研究に熱心に取り組んでくれた広島大学大学院工学研究科修了生の渡橋史典君をはじめ、すべての関係者の皆様に深く感謝いたします。

- 1) 陳 隆明：筋電義手訓練マニュアル，全日本病院出版会，2006.
- 2) 辻 敏夫ほか：義手制御を目的とした筋電操作トレーニングシステム．電子情報通信学会論文誌 D，83(10)，2030-2039，2000.
- 3) A. Soares, et al.: The development of a virtual myoelectric prosthesis controlled by an emg pattern recognition system based on neural networks, J Intell Info Syst, 21(2), 127-141, 2003.
- 4) 竹内豊計ほか：仮想環境を用いた筋電義手訓練システムにおけるタスク難易度調整の効果，ライフサポート，23(3)，101-107，2011.
- 5) G. Nakamura, et al.: A virtual myoelectric prosthesis training system capable of providing instructions on hand operations, Int J Adv Robotic Syst, 14(5), 2017.
- 6) S. Wold, et al.: PLS-regression: A basic tool of chemometrics, Chemom Intell Lab Syst, 58(2), 109-130, 2001.
- 7) Y. K. Min, et al.: Physiological evaluation on emotional change induced by imagination, Appl Psychophysiol Biofeedback, 30(2), 137-150, 2005.
- 8) O. Pollatos, et al.: Heart rate response after emotional picture presentation is modulated by interoceptive awareness, Int J Psychophysiol, 63, 117-124, 2007.
- 9) I. Korhonen and A. Yli-Hankala: Photoplethysmography and nociception, Acta Anaesthesiol Scand, 53, 975-985, 2009.
- 10) G. Vloed and J. Berentsen: Measuring emotional wellbeing with a non-intrusive bed sensor, IFIP Conference on Human-Computer Interaction, Springer, 908-911, 2009.
- 11) M. Yanagi, et al.: Differences in heartbeat modulation between excited and relaxed kawaii feelings during photograph observation, Int J Affec Engineering, 15(2), 189-193, 2016.
- 12) 伊藤弘大ほか：生理指標を用いた車載機器の情報提示による「わくわく感」の評価，日本感性工学会論文誌，16(3)，321-331，2017.
- 13) K. Takahashi: Comparison of emotion recognition methods from bio-potential signals, J Ergonomics, 40(2), 90-98, 2003.
- 14) C. T. Yuen, et al.: Classification of human emotions from eeg signals using statistical features and neural network, J Integrated Engineering, 1(3), 1-6, 2010.
- 15) J. Selvaraj, et al.: Physiological signals based human emotion recognition: A review, IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications, 410-415, 2011.
- 16) M. Omata, et al.: Emotion estimation from biological signals and its application to an emotional painting tool, International Conference on Cyberworlds, 240-246, 2013.
- 17) D. Shin, et al.: Development of emotion recognition interface using complex EEG/ECG Bio-signal for interactive contents, Multimedia Tools Appl, 76(9), 11449-11470, 2017.

- 18) G. Yoo, et al.: Emotion extraction based on multi bio-signal using back-propagation neural network, *Multimedia Tools Appl*, 77(4), 4925-4937, 2018.
- 19) A. Anderson, et al.: Classification of emotional arousal during multimedia exposure, *Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, ACM, 2017.
- 20) Y. Ikeda, et al.: Estimating emotion with biological information for robot interaction, *Procedia Comput Sci*, 112, 1589-1600, 2017.
- 21) J. A. Russell: A Circumplex model of affect, *J Pers Soc Psychol*, 39(6), 1161-1178, 1980.
- 22) S. Akselrod, et al.: Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: A quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control, *Science*, 213(4504), 220-222, 1981.