

2-1 筋シナジー仮説に基づく生体機能の情報集約

2-1-1 ロボティクスの立場から

—筋シナジー仮説に基づく5指駆動形筋電義手のバイオミメティック制御—

In Terms of Robotics: Biomimetic Control of a Five-finger Myoelectric Prosthetic Hand Based on Muscle Synergy Hypothesis

辻 敏夫 古居 彬

Abstract

筋シナジー仮説とは、人間の複雑かつ多自由度な運動を筋シナジーという少数の機能単位の組合せによって説明しようとする理論のことである。近年、計測した筋電位信号から、機械学習技術に基づきこの筋シナジーを抽出しようという試みが行われており、臨床やスポーツ、ロボティクスなど幅広い分野での応用が進められている。本稿では、筋シナジー仮説とその応用に関するこれまでの研究について紹介するとともに、筆者らの研究グループで開発を進めている5指駆動形筋電義手とそのバイオミメティック制御について概説する。

キーワード：筋シナジー、筋電義手、バイオミメティック制御、確率ニューラルネットワーク、PID制御

1. はじめに

人間の皮膚表面から計測される筋電位信号は、筋収縮時に発生する生体電気信号の一種であり、力の入れ具合や運動意図の情報を含んでいる。そのため、筋電位信号から人間の内的情報を読み取ることができれば、機械装置や情報機器の制御信号として利用できる可能性がある。特に、筋電位信号を制御に用いたロボット義手である筋電義手に関する研究は古くから数多く試みられてきた。

当初の筋電義手は、単純に筋電位信号の強度に応じて関節の動作速度を比例的に調整するものしか存在せず、そのほとんどが手の握り／開きや手首の屈曲／伸展のような自由度が1の運動を対象としていた。その後、より多くの自由度を制御可能な義手の開発が期待されるようになり、複数の電極から筋電位信号の特徴パターンを抽出することで操作者の動作を識別しようとする試みが盛んに行われるようになった。

動作識別において、古くは線形判別分析や自己回帰モデルなど線形モデルに基づく方法が一般的であったが、ニューラルネットやサポートベクトルマシンなどの登場により、近年では筋電位信号の特徴パターンと動作意図との間の非線形写像を学習的に獲得するアプローチが主流である⁽¹⁾。しかし、これらの方法では操作対象となる全ての動作を事前に学習する必要があるため、手指の動きのような複雑かつ多自由度の制御問題の場合には操作者の負担が増大してしまうという問題があった。

一方、人間は身体運動という非常に多自由度な制御問題において、筋単位で制御を行うのではなく、筋シナジーと呼ばれる少数の機能単位を組み合わせることで実現しているという仮説がある⁽²⁾。この筋シナジー仮説に基づき、複雑な人間の動作をより単純な基本動作の組合せによって表現することで、多自由度制御問題を解決しようという試みが近年注目されている。

筆者らの研究グループにおいても、確率ニューラルネットを用いることで機械学習的に筋シナジーを獲得する手法を提案し、筋電義手の制御へと応用してきた⁽³⁾。本稿では、筋シナジー仮説とその応用に関するこれまでの研究を簡単に紹介するとともに、筆者らの研究グループで開発を進めている5指駆動形筋電義手とその制御法について概説する。

辻 敏夫 正員 広島大学大学院工学研究科システムサイバネティクス専攻
E-mail tsuji@bsys.hiroshima-u.ac.jp
古居 彬 広島大学大学院工学研究科システムサイバネティクス専攻
E-mail akirafurui@hiroshima-u.ac.jp
Toshio TSUJI, Member and Akira FURUI, Nonmember (Graduate School of Engineering, Hiroshima University, Higashihiroshima-shi, 739-8527 Japan).
電子情報通信学会誌 Vol.102 No.8 pp.768-771 2019年8月
©電子情報通信学会 2019

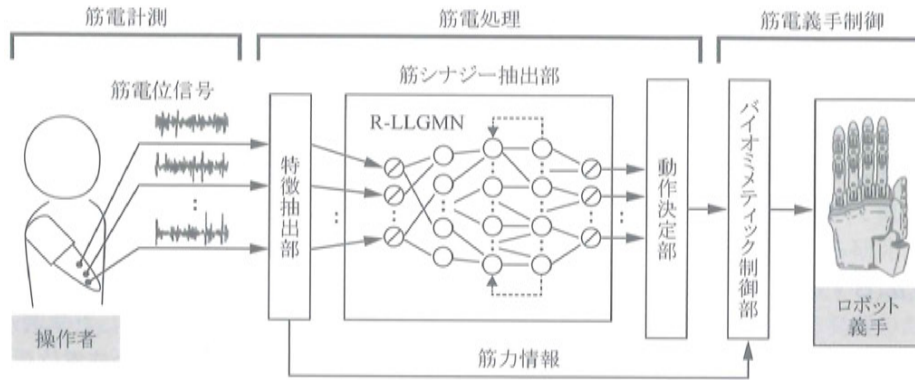


図1 筋電義手制御システムの概略図

2. 筋シナジー仮説とその応用

ある運動が、動員される筋の数より少ない機能単位から構成されているという発想自体は、1906年に Sherrington が提案した反射学の考え方が始まりであるとされている⁽⁴⁾。その後、20世紀半ばに Bernstein によって、人間の運動が筋シナジーという少数の機能単位の協調によって実現されるとする筋シナジー仮説が理論化された⁽²⁾。その後、数多くの研究者によって計測した筋電位信号から筋シナジーを抽出する試みが行われてきた^{(5),(6)}。例えば、Bizzi らは蛙の足の一連の動きの筋電位信号から複数の筋シナジーを抽出し、これらの組合せにより計測時の筋電位信号が再現可能であることを示した⁽⁵⁾。

近年になり、機械学習技術に基づいて筋電位信号から運動を構成する筋シナジーを獲得しようとする試みが活発に行われるようになった。特に、主成分分析やオートエンコーダ⁽⁷⁾といった次元圧縮/削減技術を用いて、多数の電極から得られた筋電位信号から潜在的な筋シナジーの情報を抽出しようという研究が例として挙げられる⁽⁶⁾。人の複雑な運動から得られた高次元のデータを、より低次元かつ基本的な機能単位へと学習的に変換することが可能となったことで、臨床だけでなくロボティクスやスポーツなど幅広い分野での応用が進められつつある。

用語解説

オートエンコーダ ニューラルネットワークを利用した非線形次元圧縮のためのアルゴリズム、自己符号化器とも呼ばれる。

バイオミメティック制御 生体の有する機能や特性を組み込むことで、生体を模倣するように人工物の制御を行う方法、生体模倣制御とも呼ばれる。

PID 制御 出力値と目標値との偏差に対して、比例演算、積分演算、そして微分演算の三つを組み合わせることで入力値を決定するフィードバック制御の一種。

3. 筋シナジー仮説に基づく筋電義手制御法

本章では、筆者らの研究グループで開発を進めている筋シナジー仮説を導入した5指駆動形筋電義手のバイオミメティック制御⁽⁷⁾について概説する⁽⁷⁾。図1に、5指駆動形筋電義手の制御システムの構成を示す。本システムは、特徴抽出部、筋シナジー抽出部、動作決定部、バイオミメティック制御部から構成されている。

3.1 特徴抽出部

まず L 対の電極から測定した筋電位信号をチャンネルごとに全波整流し、低域フィルタにより平滑化することで、時系列信号 $E_i(t) (i=1, 2, \dots, L)$ を得る。そして、 $E_i(t)$ に対して全チャンネルの和が1となるよう正規化を行い、動作識別に用いる筋電パターン $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_L(t)]^T \in \mathbb{R}^L$ を得る。また、 $E_i(t)$ の全チャンネルの平均値を筋力情報 $F_{EMG}(t)$ として定義し、動作の発生判定及びモータ制御に利用する。

3.2 筋シナジー抽出部

筋シナジー抽出部では、筋シナジー仮説の考え方にに基づき、筋電パターン $\mathbf{x}(t)$ に含まれる筋シナジーを抽出する。その後、抽出した筋シナジーの組合せにより、複雑な手指運動に対応する複合動作を識別する。

ここでは、5指それぞれの独立運動を手指の運動を構成する機能単位である単一動作（筋シナジー）と捉え、 C 個の単一動作に対応する筋シナジーパターンを C 次元ベクトル空間の正規直交基底ベクトルに変換し、複合動作を C 個の基底ベクトルの線形和として表現することを考える。各筋シナジーパターン $\mathbf{u}(t)$ は、筋電パターンの時系列 $\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}(t), \mathbf{x}(t-1), \dots, \mathbf{x}(t-T+1)] \in \mathbb{R}^{L \times T}$ から以下のように抽出される。

$$\mathbf{u}(t) = F^{\text{trans}}(\mathbf{X}(t)) \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{u}(t) = [u_1(t), \dots, u_c(t), \dots, u_C(t)]^T \in \mathbb{R}^C, \sum_{c=1}^C u_c(t)$

=1とする。また、 $F^{\text{trans}}(\cdot)$ は c 番目の単一動作時の時系列筋電パターン $X_c(t)$ を、 c 番目の要素に1をとる単位ベクトル $u_c(t)=F^{\text{trans}}(X_c(t))$ に変換する関数である。以上の変換に基づき、複合作時の $u(t)$ を C 個の単一動作の筋シナジーパターンの線形和と考え、次のように表現する。

$$u(t)=\sum_{c=1}^C \bar{a}_c u_c(t) \quad (2)$$

ここで、 \bar{a}_c は各単一動作に対する複合度を表す。 $u_c(t)$ は正規直交系を構成するため、結局、

$$u(t)=[\bar{a}_1, \dots, \bar{a}_c, \dots, \bar{a}_C]^T \quad (3)$$

となる。以上から、単一動作時の時系列筋電パターンを正規直交変換する関数 $F^{\text{trans}}(\cdot)$ を獲得できれば、複合作を構成する各単一動作の複合度 \bar{a}_c を求めることが可能となる。この関数 $F^{\text{trans}}(\cdot)$ には、Tsujiらによって提案されたりカレントニューラルネットワーク (R-LLGMN: Recurrent Log-Linearized Gaussian Mixture Network)⁽⁸⁾を用いる。R-LLGMNは混合正規分布を出力確率分布として持つ隠れマルコフモデルを内包しており、操作者の動作の時系列特性を考慮した学習が可能である。R-LLGMNを利用して操作者の筋電位信号と単一動作との関係を事前に学習することで、操作者の時系列筋電パターンからその運動に含まれる筋シナジーを抽出でき、単一動作を組み合わせた様々な複合作を識別可能となる。

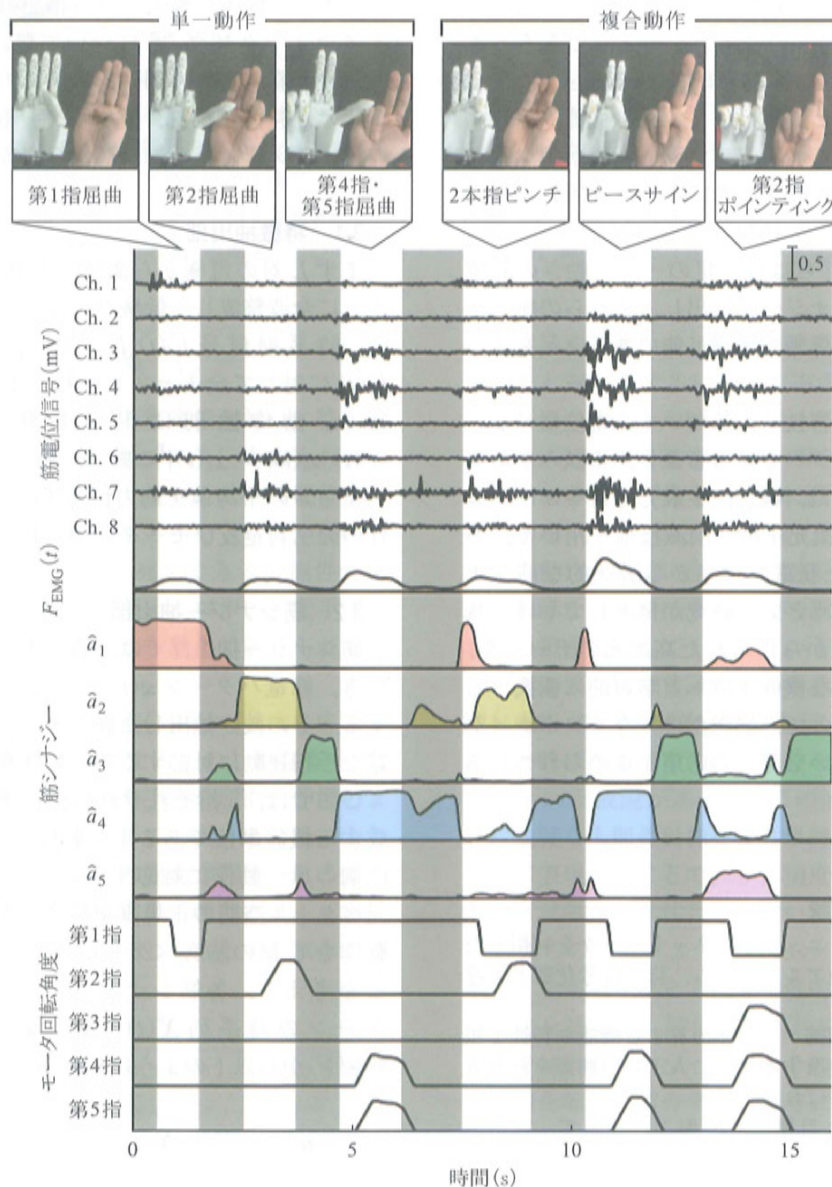


図2 制御結果の一例

3.3 動作決定部

操作者の動作は複数の筋シナジーが時系列に折り重なって発生するものであると考えることができる。そこで、抽出した筋シナジーの発生の履歴から目的とする動作を予測し、動作発生の経過に応じた修正ベクトルを出力することで識別の安定化を図る。

ここでは、動作間の遷移確率を事前にモデル化することにより、筋シナジーと動作間の推移可能性を遷移確率ベクトル $\gamma_c = [\gamma_{c1}, \gamma_{c2}, \dots, \gamma_{cG}]^T$ (G は識別対象の全動作数) として定義する。そして、筋電位から抽出した筋シナジーパターン $u(t)$ と事前に設定した基準パターンとの類似度を求め、これと γ_c を掛け合わせた修正類似度が最も高くなる動作を操作者の動作として決定する。

3.4 バイオミメティック制御部

義手の5指屈曲動作制御には人腕のインピーダンスモデル⁽⁹⁾を導入したバイオミメティック制御を用いることで、人間に近い滑らかな運動を実現している。動作決定部で識別された動作に基づき制御対象の指を決定した後、インピーダンスモデルに基づいて各指を制御するモータの目標回転角度を算出する。各モータはこの目標回転角度を用いてPID制御⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾される。

4. 5指駆動形義手の制御例

健康成人男性の右前腕部に8対の電極 ($L=8$) を装着し、5指駆動形義手の制御実験を行った。各電極対はできるだけ筋線維と平行に貼付し、電極数は多めに設定した。R-LLGMNにより動作識別に有効な電極を機械学習的に選定できるため、電極数を増やすことで義手の誤動作を抑制することが可能となる。事前学習が必要な単一動作は各指の屈曲及び握りの5動作、識別対象の動作は日常生活において使用頻度が高いと考えられる10動作(単一動作5動作、複合動作5動作)とした。なお、図2に、5指駆動形筋電義手の制御結果の一例を示す。この例では、単一動作として第1指屈曲、第2指屈曲、第4指・第5指屈曲を、複合動作として2本指ピンチ動作、ピースサイン、第2指によるポインティング動作を連続的に実行させている。なお、図中の陰影部分は筋力情報から判定した動作非発生区間を表す。図2から、単一動作実行時には対応する単一の筋シナジーが抽出されている一方で、複合動作実行時にはその動作を構成する複数の筋シナジーが時系列に重畳・遷移しながら抽出されていることが確認できる。また、筋シナジーの組合せによって決定された動作に基づき、各指のモータが滑らかに駆動し5指の屈曲動作が実現されていることが分かる。

5. ま と め

本稿では、ロボット義手制御の分野で注目されている筋シナジー仮説に焦点を当て、その研究動向と筆者らの研究グループで開発を進めている5指駆動形筋電義手のバイオミメティック制御について概説した。

筋電義手については古くから研究が活発に行われてきたが、人の手の巧みに匹敵するような操作性はいまだに実現されていない。更なる発展のためには、本稿で紹介した筋シナジー仮説やバイオミメティック制御のような人間の運動特性に基づく制御理論を、義手のハードウェアとソフトウェアの両面へと取り入れ相補的に活用していく必要があるだろう。

文 献

- (1) M.A. Oskoei and H. Hu, "Myoelectric control systems-A survey," Biomed. Signal Process. Control, vol. 2, no. 4, pp. 275-294, 2007.
- (2) N. Bernstein, The Coordination and Regulation of Movements, Pergamon, Oxford, 1967.
- (3) K. Shima and T. Tsuji, "Classification of combined motions in human joints through learning of individual motions based on muscle synergy theory," Proc. 2010 IEEE/SICE Int. Symp. Syst. Integr., pp. 323-328, Sendai, Japan, Dec. 2010.
- (4) C.S. Sherrington, The integrative action of the nervous system, Yale University Press, 1906.
- (5) A. d'Avella, P. Saltiel, and E. Bizzi, "Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior," Nat. Neurosci., vol. 6, no. 3, pp. 300-308, 2003.
- (6) M. Ison and P. Artemiadis, "The role of muscle synergies in myoelectric control: trends and challenges for simultaneous multifunction control," J. Neural Eng., vol. 11, no. 5, 051001, 2014.
- (7) A. Furui, S. Eto, K. Nakagaki, K. Shimada, G. Nakamura, A. Masuda, T. Chin, and T. Tsuji, "A myoelectric prosthetic hand with muscle synergy-based motion determination and impedance model-based biomimetic control," Science Robotics, vol. 4, no. 31, eaaw6339, 2019.
- (8) T. Tsuji, B. Nan, O. Fukuda, and M. Kaneko, "A recurrent log-linearized Gaussian mixture network," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 14, no. 2, pp. 304-316, 2003.
- (9) T. Tsuji, K. Shima, N. Bu, and O. Fukuda, "Biomimetic impedance control of an EMG-based robotic hand," in Robot Manipulator, A. Jimenez, ed., pp. 213-231, InTech, London, 2010.

(2019年2月21日受付 2019年3月17日最終受付)



つじ ともお
辻 敏夫 (正員)

1985 広島大学院工学研究科博士課程前期了。同年広島大・工・助手。1994 助教授を経て、2002 同大学院工学研究科教授。工博。サイバネティクス、医用電子工学、計算論的神経科学、生体感性モデリングなどの研究に従事。



ふるい あきら
古居 彬

2018 広島大学院工学研究科博士課程前期了。現在、同大学院工学研究科博士課程後期在学中。2018 から日本学術振興会特別研究員(DC1)。生体信号解析、確率モデリングなどの研究に従事。