

令和元年6月12日現在

機関番号：12608

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2017～2018

課題番号：17K14933

研究課題名(和文)筋シナジーを調節する脳内メカニズムの解明～運動神経を良くする手法の開発に向けて～

研究課題名(英文)Computational motor control model for muscle synergy modulation

研究代表者

神原 裕行(Kambara, Hiroyuki)

東京工業大学・科学技術創成研究院・助教

研究者番号：50451993

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,100,000円

研究成果の概要(和文)：脳が身体を制御する際に、運動制御を簡単にする方策として筋シナジーという概念が存在する。近年、様々な運動中の筋活動パターンが数個の筋シナジーの線形和として再現できることが計測実験によって確かめられている。一方、脳が状況に応じて筋シナジーをどのように調節しているのかを説明する有力な仮説は提案されていない。本研究では、筋シナジーは強化学習と呼ばれる試行錯誤的な運動学習によって獲得されるという仮説を設け、その仮説に基づいた計算論的な運動学習モデルを構築した。さらに、構築したモデルを用いた計算機シミュレーションによって、いくつかの実験で観測されている運動学習の特徴が再現できることが確かめられた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

筋シナジーの学習は、その活動レベルの学習に比べて時間がかかることが過去の研究によって観測されてきた。この運動学習に関する特徴を説明する仮説として、両者の学習率の違いが提案されてきた。一方、本研究により、両者の学習速度の違いは学習率の違いによってではなく、学習アルゴリズムそのものが異なる可能性が示唆され、適切な運動を生成するための運動学習に関する脳内情報処理のメカニズムの解明に役立つと考えられる。また、筋シナジーは運動を作り出す筋活動の基底をなす要素であり、本研究で提案した運動学習モデルに基づいた効果的な運動トレーニング方法を開発につながることを期待できる。

研究成果の概要(英文)：Muscle synergy is one of the neural mechanism that makes complex movement easier for brain to control. Although recent studies showed that activity pattern of multiple muscles can be reconstructed by linear sum of fewer number of synergy components, it is still unknown how our brain modulate muscle synergies to control our body efficiently in various situations. In this study, we made a hypothesis that muscle synergies are modulated by reinforcement algorithm, and propose a motor control model which can learn muscle synergies, their activation level, and internal forward model of musculoskeletal system. By applying our model to motor control task so called virtual surgery task, we verified that our can reproduce qualitative results of the past virtual surgery task experiments. It is suggested that the reason that modulation of muscle synergies takes more time than that of synergy activation level may originated from the difference of learning algorithm adopted by our brain.

研究分野：計算論的神経科学

キーワード：運動学習 筋シナジー

1. 研究開始当初の背景

上肢運動には片腕だけでも二十個以上の筋肉が作用しており、腕の筋骨格系は複雑な特性を持つ制御対象である。その筋骨格系を巧みに動している脳の運動制御機構の全容は未解明である。近年、運動制御を簡単にする仕組みとして筋シナジーという概念が注目されている。筋シナジーとは、複数の筋肉の協調的な活動を示す言葉である。脳が、筋活動を一本一本独立に調節するのではなく、数個の筋シナジーを組み合わせることで身体運動を実現している可能性が古くから提案されている。また近年、様々な運動中の筋活動パターンが数個の筋シナジーの線形和として再現できることが、多くの計測実験によって観測されている。しかし、これまでの研究により筋シナジーの存在は示唆されているものの、脳が状況に応じて筋シナジーをどのように調節しているのかを説明する有力な仮説は提案されていない。

最近の Berger らの実験によって、筋シナジーの活動強度は短時間で適切に変更できるものの、筋シナジーそのものは短時間ではわずかにしか変更できないことが報告されている。d'Avella らは、筋シナジーと活動強度のそれぞれが、運動方向誤差を小さくするように値が改善される勾配法で調節されていると仮定した上で、Berger らの実験結果は筋シナジーの学習係数が活動強度の学習係数よりもはるかに小さいとすることで予言できるとしている。ただし、両者の学習係数を直接推定する研究は行われておらず、d'Avella らの仮説の真偽は検証されていない。

一方、筋シナジーと活動強度の変更量の違いは、学習係数ではなく、それぞれの調節に関する学習アルゴリズム自体に違いがある可能性も考えられる。例えば、強化学習と呼ばれる学習アルゴリズムは、勾配法よりも時間はかかるものの、運動方向誤差やその勾配に関する情報を用いずに、試行錯誤を通じて適切に筋シナジーを変更できる可能性がある。実際、強化学習を用いた運動学習の計算機シミュレーションにより、実験で観測された複数の筋肉の協調的な活動パターンの特徴を良く再現できることを示している。したがって、d'Avella らが主張する誤差勾配法だけでなく、強化学習を用いた運動学習モデルによって Berger らの実験結果を説明できる可能性はあると考えられる。そこで本研究では、強化学習を用いた運動学習モデルを用いて筋シナジーの獲得・調節過程を説明できるかを検証する。

2. 研究の目的

本研究の目的は、複数の筋肉の協調活動を規定する筋シナジーを、脳がどのように調節しているのかを数理的にモデル化することにある。具体的には、筋シナジーの調節は強化学習に基づいて行われるという仮説を立てる。この仮説を検証するために強化学習を用いた運動学習モデルを構築し、計算機シミュレーションによって計測実験で観測された運動の特徴や筋活動パターンを再現できるかを調べる。

3. 研究の方法

- (1) 筋活動が複数の筋シナジーとそれらの活動強度の線形和として形成されているという仮定のもと(式1)、筋シナジー (w_i) が強化学習の Actor-Critic 法によって、活動強度 (c_i) が勾配法によって学習される運動学習モデルを構築した(図1)。また、この運動学習モデルには、筋活動に関する情報をもとに力の方向を予測する順モデルが含まれている。この順モデルの学習は予測した力と実際の力の誤差を用いた教師あり学習の枠組みで行われるとともに、筋シナジーの活動強度 (c_i) の学習に必要な勾配の計算にも用いられる。以上の運動学習モデルを用いた計算機シミュレーションを行うためのコンピュータプログラムを、数値解析ソフトウェア MATLAB を用いて実装した。

$$\text{式(1)} \quad m = \sum_{i=1}^N c_i w_i \quad \left\{ \begin{array}{l} m : \text{筋活動} \\ N : \text{シナジーの個数} \\ w_i : i \text{ 番目のシナジー} \\ c_i : i \text{ 番目のシナジーの強度} \end{array} \right.$$

- (2) 運動学習モデルによって Berger ら仮想手術タスクに関する実験結果が再現できるかを検証する計算機シミュレーションを行なった。仮想手術タスクとは、腕の筋肉をバーチャルリアリティ技術を用いて仮想的に付け替えた状態で、様々な目標方向への力を発揮するようにトレーニングする運動タスクである。各筋肉の張り替え方、つまり筋肉が活動した際に発揮される手先力の方向を決定する筋モーメントアームは仮想的であるために自由に設定でき、活動強度 (c_i) のみを変化させるだけで任意の方向に力を発揮できる環境(以下、compatible 環境)や、筋シナジー (w_i) を変化させないと任意の方向に力を発揮できない環境(以下、incompatible 環境)を設計できる。
- (3) 仮想手術タスクに関する別の研究として、Barradas らが行なった仮想手術タスクに関する運動学習シミュレーションを行なった。彼らが行なった仮想手術タスクでは、筋肉のモーメントアームが通常値から少しずつ段階的に変化する条件と、一度に大きく変わる条件において、筋活動の変化にどのような違いが出るかを検証しており、本研究で構築した運動学習モデルによって、Barradas らが観測した筋活動の特徴が再現できるかを検証した。

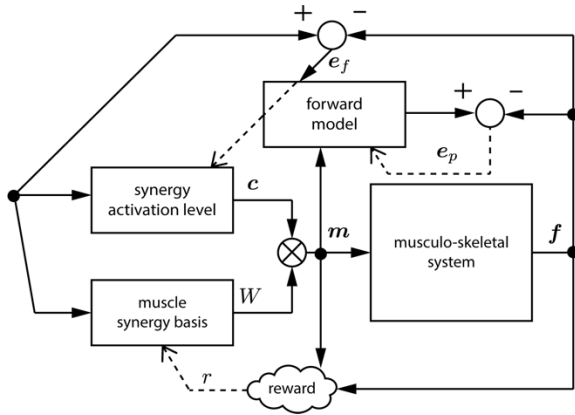


図1：強化学習を用いた運動学習モデル

4. 研究成果

- (1) 強化学習アルゴリズムを用いて構築した運動学習モデルを用いて、Berger らの仮想手術タスクの計算機シミュレーションを行なった。その結果、活動強度 (c) のみを変化させるだけで対応できる compatible 条件では適切な学習によって、仮想手術後にも任意の方向への力を正しく発揮できるように運動学習が進むことが確認できた。一方、筋シナジーを変化させなければいけない incompatible 条件においては、筋シナジーの若干の変化が見られるものの仮想手術後の状況に完全には適応できずに運動学習が不完全となることが確認できた。これらの結果は、いずれも Berger らの実験結果と同様の傾向であり、提案した運動学習モデルによってヒトの実験結果を定性的に再現できることが確認できた。また、incompatible 条件においては、仮想手術後にある範囲の方向にのみ手先の力を発揮できるようになることが計算機シミュレーションによって確認できた。この傾向も Berger らの実験結果と良く再現できている。以上の結果から、d'Avella らが仮定した筋シナジーと活動強度の学習係数の違いを設けなくても、Berger らの実験結果が、筋シナジーと活動強度の学習アルゴリズムの違いによって再現できることを確認できた。
- (2) 構築した運動学習モデルの妥当性をさらに検証するために、Barradas らが行った仮想手術課題にも着目し、筋肉のモーメントアームが突然大きく変わる実験条件と少しずつ段階的に変わる実験条件における筋活動の変化の特徴を再現することを強化学習アルゴリズムを用いた運動学習シミュレーションによって試みた。その結果、前者の条件に比べて後者の条件の方が筋シナジーの学習が進行し、ターゲット方向への力をより発揮できることが確かめられた。また、前者の条件では筋活動パターンの分布が非等方性に、また後者の条件では等方性に近い分布を保つという実験結果の特徴を再現できることを確かめた。以上の結果は、筋シナジーが強化学習と呼ばれる試行錯誤的な学習を通じて行えることを示唆しており、適切な運動を生成するための運動学習に関する脳内情報 処理のメカニズムの解明に役立つと考えられる。

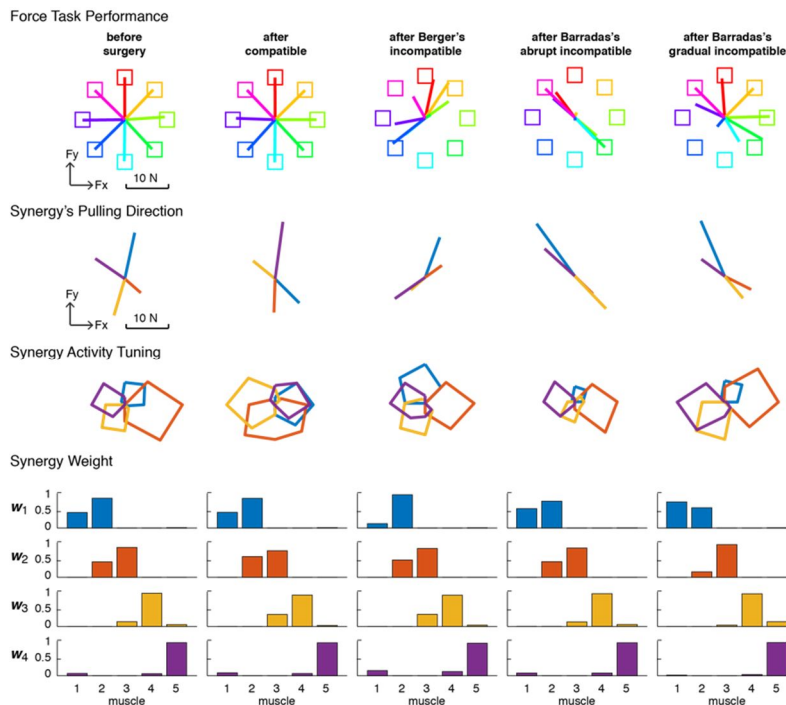


図2：仮想手術タスクの運動学習シミュレーション結果 . [一段目] 力発揮運動課題の結果 . [二段目] 各シナジーの力発揮方向 . [三段目] ターゲット方向に対する各シナジーの活動強度 . [四段目] 筋シナジー .

5 . 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計4件)

Yoshimura, N., Tsuda, H., Kawase, T., Kambara, H., Koike, Y., Decoding of finger movement in humans using synergy of EEG cortical current signals, Scientific Reports, 査読有, 7 巻, 2017, 1-11

DOI: 10.1038/s41598-017-09770-5

Shin, D., Kambara, H., Yoshimura, N., Koike, Y., Control of robot arm using decoded joint angles from electrocorticograms in primate, Computational Intelligence and Neuroscience, 2018 巻, 2018, 1-8

DOI: 10.1155/2018/2580165

Mejia Tobar, A., Hyoudou, R., Kita, K., Nakamura, T., Kambara, H., Ogata, Y., Hanakawa, T., Koike, Y., Yoshimura, N., Decoding of ankle flexion and extension from cortical current sources estimated from non-invasive brain activity recording methods, 査読有, 11 巻, 2018, 1-12

DOI: 10.3389/fnins.2017.00733

Takagi, A., Kambara, H., Koike, Y., Reduced effort does not imply slacking: responsiveness to error increases with robotics assistance, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 査読有, 26 巻, 2018, 1363-1370

DOI: 10.1109/TNSRE.2018.2836341

〔学会発表〕(計4件)

Kambara, H., Shimizu, H., Takagi, A., Kawase, T., Yoshimura, N., Koike, Y., Motor learning model adapting to velocity force-field reaching task, 第27回日本神経回路学会全国大会, 2017

Kawase, T., Nishimura, A., Nishimoto, F., Liu, F., Kim, Y.D., Kambara, H., Yoshimura, N., Koike, Y., Relationship between muscle synergies and physical performance in patients with hemiparesis. Neuroscinece Meeting 2017, 2017

Kambara, H., Shimizu, H., Kawase, T., Takagi, A., Yoshimura, N., Koike, Y., Reaching movements in force-fields simulated by a motor control-learning model without desired trajectory, Neuroscience Meeting 2018, 2018

神原裕行, 宮腰誠, 田中宏和, 香川高広, 吉村奈津江, 小池康晴, Scott Makeig, ジャグリングに関する脳身体運動イメージング, モーターコントロール研究会, 2018

〔図書〕(計1件)

神原裕行 他, 朝倉書店, 手の百科事典, 2017, 139

〔産業財産権〕

出願状況(計0件)

名称:
発明者:
権利者:
種類:
番号:
出願年:
国内外の別:

取得状況(計0件)

名称:
発明者:
権利者:
種類:
番号:
取得年:
国内外の別:

〔その他〕

ホームページ等

6 . 研究組織

(1)研究分担者

研究分担者氏名：

ローマ字氏名：

所属研究機関名：

部局名：

職名：

研究者番号（8桁）：

(2)研究協力者

研究協力者氏名：

ローマ字氏名：

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。