

ブレイン・ボディ・マシン・インターフェースによる 身体拡張に向けた運動意図の抽出

Extraction of motor intention toward human augmentation using brain-body-machine interfaces

2181020



研究代表者
(助成金受領者)

長岡技術科学大学大学院
技学研究院

准教授 南部 功 夫

[研究の目的]

近年、通常の間人が持つ知覚・能力を補完・拡張する工学分野として、「人間拡張工学」が進展している [1]。例えば、ロボットスーツなどを用いて人間の身体運動を補助し、ユーザーの力を強化するようなものなどがその一例に挙げられる。このような技術により、高齢者や身体の不自由な方の身体運動のサポートだけでなく、健常者の身体を拡張させることも可能となり、複数作業の同時遂行や作業空間の拡大など、人間の身体と機械との融合による新たなシステムの普及が期待できる。

ロボットスーツ等で高齢者等を支援する人間拡張技術において、最も重要となるのが、様々な情報から「使用者の行動意図を予測する」ことである。従来研究では、使用者が実際に動いた情報（加速度、筋活動）を主に使用して意図予測を行うため、意図予測の遅れや支援時間のズレによるエラーならびに使用感（操作感）の欠如が問題であった。もし「事前に」行動意図を抽出できれば、システムがユーザの行動と同時にもしくは前に支援を開始することができるなど、多くのメリットがある。

そこで本研究では「事前」に意図を予測するシステムの開発を目指し、脳情報 (Electroencephalogram: EEG) および筋情報 (Electromyogram: EMG) の2つから運動意図を事前に予測できるかどうか調べることが目標とし、

特にヒトの腕到達運動時の EEG または EMG を計測する実験を実施し、運動情報の予測 (抽出) が可能かを検討した。

[研究の内容, 成果]

最初に、脳波 (EEG) を用いて運動情報の事前予測が可能かを腕の到達運動を課題とした実験により検討した (実験 1-3)。また筋活動 (EMG) を用いた筋活動の再構成についても検討した (実験 4)。

〈実験 1 運動精度 (難易度) の予測〉

最初に、運動精度 (難易度) の情報を運動前に予測できるか検討を行った。実験では健常な右利き男性 10 名の被験者に、前方 5 方向に表示される円状の目標範囲 (ターゲット) への腕到達運動を行ってもらった (図 1A)。目標点までの距離は 20 cm であり、目標は三種の半径サイズ (小: 35[mm], 中: 20[mm], 大: 5[mm]) の一つがディスプレイに表示 (target fixation, 図 1B) され、その 1 秒後に到達運動を開始する設定とした。この 1 方向への運動を 1 試行として、全部で 75 試行 (5 運動方向×3 ターゲット半径×5 回) を 1 セッションとし、合計 5 セッション実施した。EEG 計測には 64 チャンネルの脳波計 (ActiveTwo, Biosemi) を用い、三次元位置計測装置 (Optotrack, NDI) を用いて肩、肘、手先の軌道を計測した。解析に

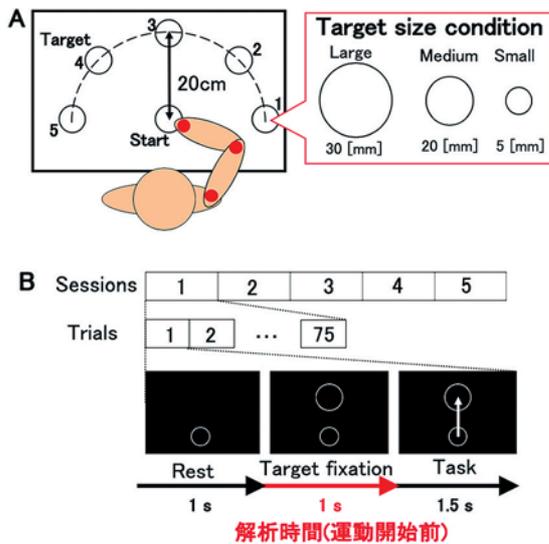


図1 到達運動課題と運動条件 (A) および実験設定 (B)

は目標表示から運動開始合図までの運動準備時(運動開始前)の EEG データを使用した(図 1B)。前処理として、目標表示時を 0[s] とした時の 0~1000[ms] の脳波に対して -500~0 [ms] の平均値を減算するベースライン補正, 1~50[Hz] の三次の Butterworth フィルタ処理, 独立成分分析による眼球アーティファクト除去, を行った。

その後、運動前の脳活動から運動精度(ターゲットサイズ)の単試行判別ができるかを検討した。特徴量については、判別に有効な次元を抽出することが先行研究で確認されている (1) バタチャリヤ距離 (BD) [2] と (2) Discriminant Power (DP) [3] の 2 つについて検討した。前者については、短時間フーリエ変換を用いて脳波データから事象関連スペクトル摂動 (ERSP: Event-related spectrum perturbation) を計算し、その後、BD を計算した。一方、後者では時系列データに対して直接 DP を適用した。判別器には関連ベクトルマシン (RVM) [4] を用いて運動精度の単試行判別を行った。精度は 4 分割交差検証により算出した。その結果、単試行データからの判別では 40% 程度 (BD: 39%; DP: 40%) となり、どちらの手法でも判別精度はチャンスレベル (33%) よりわずかに増加しただけであった(図 2A)。

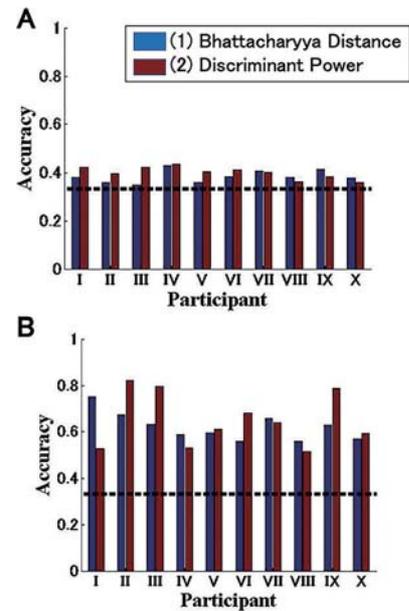


図2 運動精度の判別結果 (単試行: A, 加算データ: B)

次に、この脳活動データに運動精度の情報が含まれているかを検討するため、単試行データをブートストラップ解析により加算したデータを用いて同様の解析を行った。その結果、ノイズが減少したことから判別精度は上昇し、65%程度 (BD: 65%; DP: 62%) となった(図 2B)。このため、加算平均データを用いた検証ではあるが運動前の EEG データにはターゲットサイズの情報が含まれている、つまり運動情報の予測ができる可能性を示唆した。

最後に、3つのターゲットサイズの多クラス判別ではなく、2つの組み合わせに対する2クラス判別を行い、ターゲットサイズ間の関係について検討した。多クラスの時と同様の特徴量 (BD) について解析を行った。その結果、被験者平均判別精度については、大サイズと中サイズ (large vs Medium) については 55%, 中サイズと小サイズ (Medium vs Small) では 53%, 大サイズと小サイズ (Large vs Small) については 60% の結果が得られた (チャンスレベル 50%)。このことから、どの条件もわずかではあるがチャンスレベルよりも精度が高くなっていることと、運動精度(サイズ)の違いが大きい大サイズと小サイズの判別が最も大きな精度

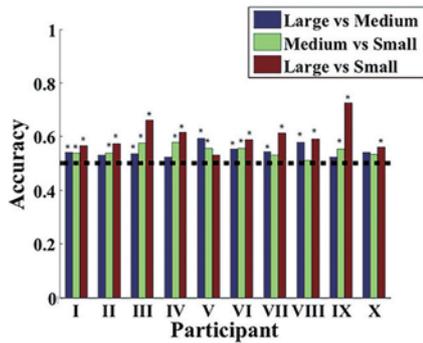


図3 運動精度の2クラス判別結果

となっていることが確認でき、要求された運動精度に応じた準備情報がEEGに含まれている可能性を示唆する結果となった。

〈実験2 運動方向の予測〉

次に、実験1と同様の到達運動時に、運動方向の予測が可能かを検証した。特に、先行研究[5]では随意運動課題において4方向の運動方向が予測できる可能を示されているため、本研究では運動方向を8方向とし、運動開始を示す手がかり（キュー）提示後に運動を開始する反応課題において予測ができるかを検討した。

予備実験では被験者3名を対象として8方向の到達運動を実施した。EEGデータは実験1と同様に64チャンネルを計測し、また筋活動（EMG, Delsys Trigno）も同様に計測し、運動開始のタイミングを算出した。EEGデータの解析には、運動開始タイミングの0.2~0秒前のデータを用いて単一試行判別を行った。特徴量には実験1で用いたDPを使い、判別には線形判別分析（LDA）を使用した。

その結果、運動方向が8方向の場合には約26%（チャンスレベル16%）、4方向の場合には上下左右4方向が43%、斜め4方向が41%（チャンスレベル25%）となり、どちらでも有意に判別できる結果が得られた。このことから、反応課題においても詳細な運動方向情報が運動前の脳活動から抽出できる可能性が示唆された。しかし、その精度は十分でなく、先行研究（4方向76%）と比較しても低いいため今後の詳細

な検討が必要である。

〈実験3 運動時の作業記憶の予測〉

次に、運動を実行する直前の運動準備情報だけでなく、提示された運動情報を保持する期間（作業記憶：Working Memory）時のEEGデータにどの程度の情報が含まれているのかを検証するため、実験1, 2と同様の到達運動時の運動方向の予測が可能かを検証した。また、この実験においては、作業記憶時に直後に実行される運動だけでなく、その次の運動や、運動系列が予測できるかを検証した。

実験では、指定されたターゲット方向に順番に到達運動を行う実験デザインを採用した。被験者が運動を行う前に、2つの運動ターゲット方向を順番に提示し、その後、運動開始のキューを提示した。それぞれの運動方向が提示されている時間を作業記憶の時間として、そのときのEEGデータから運動それぞれの運動方向の予測が可能かを検討した。EEGデータは前処理の後、高速フーリエ変換を用いてスペクトルと位相情報に変換され、その後、クラス間平均が大きく、総クラス内分散が小さくなるような指標（分離度）を用いて有効な特徴量を抽出した。この特徴量を3層のニューラルネットワークを用いて解析し、2つの作業記憶時間から、各ターゲット運動が予測できるかを検討した。

3名の被験者による予備実験データを用いた解析の結果、1つ目の作業記憶時間からは1つ目のターゲットが判別でき（2クラス60%以上）、この区間に情報が保持されていることを示すことができた。一方、2つ目の作業記憶時間での精度は減少した（55%程度）。実験課題が系列運動であったため、2つ目の作業記憶時間では複数の運動を組み合わせたものや別の情報が保持されていた可能性が考えられる。

〈実験4 筋シナジーによる筋活動の再構成〉

次に、筋活動（EMG）を用いた予測のための準備として、筋シナジーを用いた再構成が可

能かを検証した。筋シナジーとは複数の筋をまとめて制御するモジュールという概念であり、脳や脊髄では個々の筋を別々に制御するのではなく、筋シナジーを調節している可能性が示唆されている [6]。本実験では特に実験 1 と同様の運動精度（誤差）が異なる場合に筋シナジーの変化を調べることを目的とした。

実験では被験者に異なる運動時間で到達運動を実施してもらい、各試行のデータを運動誤差に応じて 3 つに分類した（エラー大，中，小）。その後、各分類のデータから非負値因子分析により筋シナジーを抽出し、誤差に応じたシナジーの変化を調査した。その結果、誤差の大きさが変化しても筋シナジーの数はほとんど変化せず、その波形も類似したものとなった。このことから、誤差が異なる運動についてもその筋活動パターン（筋シナジー）は同じであり、脳からの運動指令もしくは生体ノイズの影響により軌道の誤差が生じている可能性を示唆した。

[今後の研究の方向，課題]

本研究では、ユーザが運動する前に計測した脳波 (EEG)、筋活動 (EMG) を用いて、運動準備状態および運動意図を検出することを目的とした基礎検討を行った。その結果、EEG データからは様々な運動情報（運動精度、運動方向、作業記憶）が運動前に予測できる可能性を示唆したが、その精度はまだ十分なものではなかった。今後は、近年その精度の高さで注目を集める畳み込み深層ニューラルネットワークや、特徴量抽出の比較などを行い、その精度向上を目指す。また、今回の実験で用いた運動についても詳細な追加検討を行う。

また、今回は EMG に関しては、筋シナジーを用いた再構成やその比較を行うのみとなっており、十分な検討を行うことができていない。EMG による予測の可能性や、両者を組み合わせた手法の有効性についても検討することが今後の課題である。

[参考文献]

- [1] 稲見昌彦, スーパーヒューマン誕生! 人間は SF を超える, NHK 出版新書, 2016.
- [2] Morash, V., Bai, O., Furlani, S., Lin, P., and Hallett, M., "Classifying EEG signals preceding right hand, left hand, tongue, and right foot movements and motor imageries," in *Clin. Neurophysiol.* 119(11), pp. 2570-2578, 2008.
- [3] Galan, F., Ferrez, P. W., Oliva, F., Guardia, J., and Millan, J. d. R., "Feature extraction for multi-class BCI using canonical variates analysis," in *Intelligent Signal Processing, 2007. IEEE International Symposium on WISP 2007*, pp. 1-6, 2007.
- [4] Tipping, M. E., "Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine," in *J. Mach. Learn. Res.* 1, pp. 211-244, 2001.
- [5] Lew, E. Y. L., Chavarriaga, R., Silvoni, S., and Millan, J. d. R., "Single trial prediction of self-paced reaching directions from EEG signals," *Frontiers Neurosci.*, vol. 8, p. 222, Aug. 2014.
- [6] d'Avella, A., Portone, A., Fernandez, L., and Lacquaniti, F., "Control of fast-reaching movements by muscle synergy combinations," *J. Neuroscience*, 26(30), pp. 7791-7810, 2006.

[成果の発表，論文等]

- ・瀬本智貴, 南部功夫, 和田安弘, "腕運動前の脳活動と運動難易度の相関について", 電気電子情報通信学会 信越支部大会, 6A-3, 80, 2018
- ・伊瀬知教士, 武田美咲, 瀬本智貴, 南部功夫, 和田安弘, "要求精度の異なる到達運動時における筋シナジー調節に関する研究", 電子情報通信学会, 信越支部大会, 6B-1, p. 80, 2018
- ・瀬本智貴, 南部功夫, 和田安弘, "Decoding the movement difficulty from electroencephalogram before arm movements", 第 18 回日本神経学会全国大会 (JNNS2018), 2018
- ・Tomoki Semoto, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, "Relationship between the movement difficulty and brain activity before arm movements," *The International Conference on Neural Information Processing (ICONIP2018)*, LNCS 11307, pp. 522-529, 2018.
- ・Naoki Fukuda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, "Classification of Movement Direction From Electroencephalogram During Working Memory Time," *Annual International Conference of the IEEE EMBC 2019, 2019* (accepted).
- ・Koya Yoshino, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, "Prediction of Reaching Direction from EEG Signal in a Reaction Task," *Annual International Conference of the IEEE EMBC 2019, 2019* (accepted).