

運動イメージベースのBCIを用いたVR環境における四本腕制御システム

笠原 雅仁*† 平野 怜旺*‡ 渡邊 恵太†

概要. 本研究は、運動イメージベースのブレインコンピュータインタフェース (MI-BCI) を用いた余剰肢 (SLs) の制御手法を提案する。SLs は人間の運動機能を拡張し、作業効率を向上させることができる。ユーザーは、SLs を自然に制御することで、それを身体の一部であるかのように知覚する。SLs の自然な制御には、SLs への身体化感覚 (SoE) が重要であり、MI-BCI による制御は、SLs 制御において高い SoE を提示する可能性がある。本手法は、脳波データを計測し、解析することで、ユーザーのイメージによる四本腕の制御を可能にする。これにより、ユーザーに自然な SLs の制御を提供する可能性がある。本稿では、VR 環境内で指定された腕を制御するタスクを行い、本手法による制御の可能性と SLs への SoE を評価した。実験結果は、本手法による制御がユーザーに高い SoE を提示し、自然な制御を提供したことを示す。

1 はじめに

余剰肢 (Supernumerary Limbs, SLs) は、通常の身体パーツに追加される人工的な手足を指し、脚や腕、指などを拡張する [21, 22, 36, 41]。SLs は、歩行時のバランス補助 [30] や日常動作の補助 [16, 28]、航空機の組立作業の補佐 [29] などに利用され、幅広い用途をもつ。これらの技術は、作業効率の向上に寄与しており、人間の運動機能の拡張において大きな利点を提供している [43]。さらに、SLs の自然な制御は、ユーザーの身体周辺の空間知覚を変化させ、SLs を身体の一部であるかのように知覚することを可能にする [3]。

SLs の自然な制御には、身体化感覚 (Sense of Embodiment, SoE) が重要である。SoE とは、外部の対象が自身の生物学的身体の一部であるかのように知覚する感覚である [19]。SLs に対する高い SoE は、ユーザーの制御パフォーマンスを向上させ [37]、より自然な制御を可能にする。これにより、制御への認知負荷が低減し、ユーザーの疲労を最小限に抑制する [3, 43]。

ブレインコンピュータインタフェース (BCI) は、SLs の制御において、SoE を向上させる可能性がある。BCI は、ユーザーの脳波を利用して、アプリケーションやデバイスを制御する技術である [32]。特に、運動イメージベースの BCI (MI-BCI) [12] は、ユーザーの運動イメージによる制御を可能にし、制御デバイスに対する高い SoE を提供する [2, 27]。MI-BCI による SLs の制御は、高い SoE を提供し、より自然な制御を実現する可能性がある。

本研究では、MI-BCI を用いた VR 環境 (VE) における四本腕制御システムを提案する。本システム



図 1. MI-BCI を用いた VR 環境における四本腕制御システムの様子。ユーザーは各腕を動かすイメージにより四本腕を制御する。ヘッドマウントディスプレイは BCI 機器との干渉を防ぐために三脚に固定した。

は、生来の腕に対する運動イメージと、両肩から拡張された二本の腕を動かすイメージにより、四本腕の制御を可能にする (図 1)。本稿では、本手法による制御の可能性とその制御が SoE に与える影響を評価することで、本手法による制御がユーザーにとって、どの程度自然であったかを検証した。実験結果は、本手法による制御がユーザーに高い SoE を提示し、自然な制御を提供したことを示す。さらに、オフライン解析によるユーザーのイメージの分類精度は 81.77% であり、生来の腕への運動イメージと SLs を動かすイメージを明確に区別して想起したことを示唆する。

Copyright is held by the author(s).

* Authors contributed equally

† 明治大学総合数理学部

‡ 明治大学大学院先端数理科学研究科

2 関連研究

2.1 SLs 制御手法

SLs の制御手法は、間接制御と直接制御に大別される。間接制御は、ユーザーが明示的な指令を発することなく、SLs がユーザーの動作に基づいて自律的に動作を生成する制御方式である。Bonilla らは、肩に装着された SLs を、リアルタイム協調動作制御により、従来は 2 人で行っていた天井パネルの設置作業を 1 人で行えることを示した [5]。また、Parietti らは、SLs を作業環境に応じて自律的に姿勢を制御することで、ユーザーへの身体的負荷を軽減した。[31]。これらの制御手法は、SLs が自律的に動作を行うことで、ユーザーの活動領域を拡張するが、作業シナリオが限定されるという課題がある。

直接制御は、ユーザーが筋電位や動作などの明示的な指令を発して SLs を制御する手法である。直接制御は、ユーザーが SLs の動作を直接調整できるため、動作が予測可能であり、柔軟性が高いという特徴がある。Hussain らは、SLs の動作と剛性を制御するための新しい筋電計インタフェースを提案し、健康な手の機能拡張および麻痺した手の補助において有用性を示した [17]。また、Meraz らは、外耳筋から取得した筋電信号を利用して SLs を制御するインタフェースを開発し、その操作性を評価した [26]。これらの SLs は、ユーザーに直感的な制御体験を提供するが、制御に一部の身体を用いるため、ユーザーの自由度を低減させる可能性がある。

本研究では、SLs の制御手法として MI-BCI を用いたイメージによる制御を提案する。本手法では、ユーザーのイメージに基づいた SLs の制御を実現することで、SLs の自然な制御体験の提供を目指す。

2.2 MI-BCI による制御

MI-BCI は腕、脚、舌などの生来の身体に対する運動イメージを利用し、脳の感覚運動皮質で生成される脳波を使用する技術である [45]。運動イメージは、行動理解、認知的精神的操作、および運動などのさまざまな認知および運動行動の基礎となっている [15]。運動イメージが想起されると、 μ 帯域と β 帯域の振幅の増減が生じ、これは事象関連同期/脱同期として知られている [18]。これらのパワー変化は、EEG ベースの BCI システムにおいて異なる制御信号として解釈され、運動イメージの分類に用いられる。

MI-BCI は神経リハビリテーション [7, 24]、義肢や外骨格の制御による失われたまたは障害された四肢機能の回復 [1, 40]、歩行不能者の歩行機能のロボット車椅子による代替 [39]、およびスペラーとカーソルの制御 [8, 10] などの医療用途から、仮想オブジェクトの 3 次元操作 [11] やロボットやロボットアームの制御 [9, 40]、VR [25] などの非医療用途まで多く

の用途で使用される。

本研究では、MI-BCI による SLs の制御を提案する。本手法では、SLs を動かすイメージと、生来の身体への運動イメージを用いることで四本腕の制御を行う。さらに、オンライン、オフラインでの分類精度を検証することで、本手法による制御の有用性を検討する。

2.3 身体化感覚

身体化感覚 (Sense of Embodiment, SoE) は、身体の特徴が自分自身の生物学的な身体の特徴であるかのように処理されるときに生じる感覚である [23, 33]。SoE は身体所有感、行為主体感、自己位置感覚の 3 つのサブコンポーネントによって構成される [19]。Roth らは、それらを「意識的な自己同一性の経験 (身体所有感)、自分の身体の動きを制御すること (行為主体性)、環境における自分の身体の位置に位置すること (自己位置感覚)」と定義した。

SoE に関する研究は、ゴムの手を身体の一部として認識するゴムの手錯覚 [6] から始まり、VE 内や SLs に対する研究へと発展した。Arai らは、VE において、視覚と触覚の同期が SLs に対する高い SoE を引き起こし、SLs が新たな身体部位として認識される可能性を示した [3]。また、Sakurada らは、SLs がユーザーの胴体を基準として制御されることで、より高い SoE が得られることを示した [35]。これらの研究は、SoE が SLs に対しても提示され、ユーザーが SLs を身体の一部として認識する可能性を示唆する。

MI-BCI による制御は、ユーザーのイメージによる制御を可能にし、制御対象に対して高い SoE を提示する。Alimardani らは、MI-BCI を用いたロボットアームの制御における SoE について調査し、視覚フィードバックと運動イメージの一致のみで高い SoE が生じることを示した [2]。さらに、Nierula らは、他の BCI パラダイムと比較して、MI-BCI による制御がより高い行為主体感を提示することを示した [27]。これらの研究は、MI-BCI を用いた制御が SoE の向上に有効であることを示した。

本研究では、MI-BCI を用いた VE 内における四本腕の制御がユーザーの SoE に与える影響について調査する。SoE の評価は、実験後に実施した主観評価アンケートにより行う。これにより、ユーザーの SoE に与える影響を定量的に評価し、本手法による制御がどの程度自然であったかを検証する。

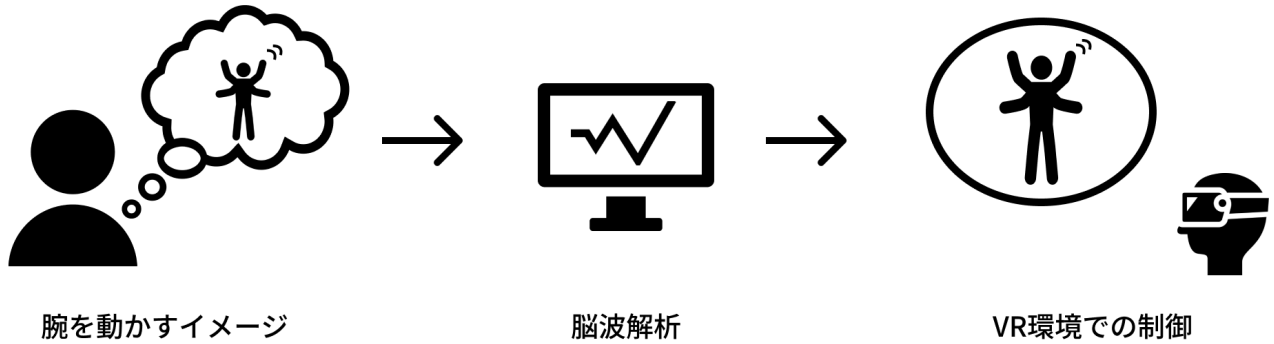


図 2. ユーザーは腕を動かすイメージを想起することで VR 環境内で四本腕の制御を行う。イメージ想起中の脳波データを取得し、前処理、データ拡張、特徴抽出、特徴分類の一連の処理を施す。その後、分類結果に基づいて、VR 環境内で四本腕の制御を行う。

3 システム

3.1 システム構成

本システムは、EPOC X¹、Meta Quest 3²を用いた。EPOC X は、頭皮からの電気信号を記録するために 16 個のセンサを搭載し、USB 受信機により記録したデータをコンピュータに送信する。また、センサ位置は国際的な 10-20 システムに準拠する (センサ構成：AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4)。サンプリング周波数は 256Hz に設定した。さらに、Meta Quest3 と Unity(2022.3.28f1) を用いて VE を構築した。Meta Quest3 の装着部と EPOC X の干渉を防ぐために、Meta Quest3 を三脚に固定し、ユーザーはそれをのぞき込むことで、VE 内で制御を行った。

3.2 BCI システム

3.2.1 前処理

本手法では、MATLAB を用いて脳波データの解析を行った。まず、取得した脳波データに対して前処理を行った。本実験では、1-40Hz の範囲でバンドパスフィルタを脳波データに適用し、脳波データからノイズ成分を軽減した。フィルタリング後、各刺激に対応するエポックに分割し、刺激に対する脳の反応を特定し、収集した脳波データを解析した。

3.2.2 データ拡張

本手法では、トレーニングデータの堅牢性を向上させるためにデータ拡張を行った。データ拡張とは、既存のデータに特定の処理を施すことで、人工的に新たなデータを生成し、学習モデルの汎化性能を向上させる手法である。本実験では、トレーニングデータに対して、時間シフト [34]、周波数変調 [25]、およびノイズ付加 [44] を行うことでデータを拡張した。

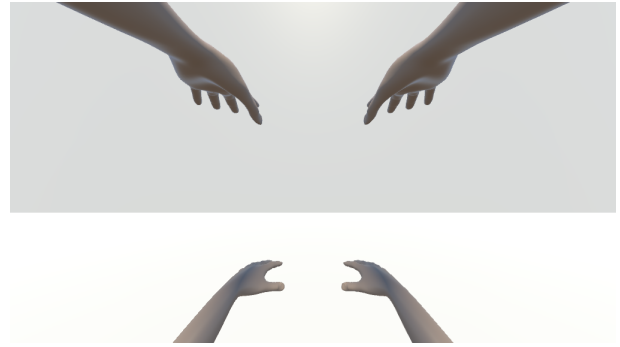


図 3. 本実験で使用した四本腕のアバターの一人称視点。ユーザーは一人称視点で四本腕を制御することで、VE 内のアバターへの SoE が向上する。これにより、ユーザーに自然な制御体験を提供する。

3.2.3 特徴抽出

本手法では、共通空間パターン (CSP) アルゴリズムを用いて特徴抽出を行った。CSP アルゴリズムは、2 つの異なるクラス間の差異を強調し、脳波の変動を最大限に分離する空間フィルターを作成できる [4]。本実験では、収集した脳波データに、CSP フィルターを適用することにより、特徴量を抽出した。

3.2.4 特徴分類

本手法では、抽出した特徴量をサポートベクターマシン (SVM) を用いて特徴分類を行った。SVM は、異なるクラスを分類するための超平面を見つけることで、データの分類を行うアルゴリズムである [14]。本実験では、SVM を用いることで、ユーザーの脳波データを分類した。

3.3 SLs 制御システム

本システムは、特定の腕を動かすイメージ想起中の脳波を計測し、解析することで、VE 内において四本腕の制御を行う (図 2)。まず、イメージ想起中

¹ EPOC X <https://www.emotiv.com/epoc-x/>

² Meta Quest 3 <https://www.meta.com/quest-3/>

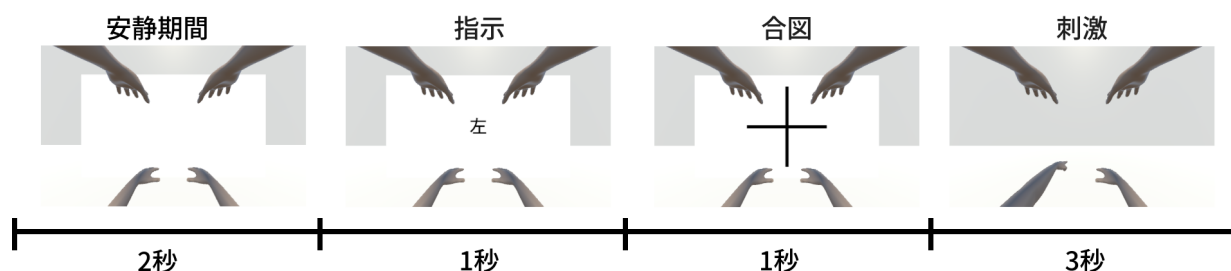


図 4. トレーニングにおける刺激提示手順。「安静期間」「指示」「合図」「刺激」の順で提示される。刺激提示時の脳波データを収集し、特定の処理を施したのち、分類器を作成する。

の脳波データを EPOC X により計測し、USB 通信により PC に送信する。取得した脳波データを MATLAB(2020b: MathWorks) 上で解析し、ユーザーの脳波データを分類する。分類結果は、UDP 通信により Unity に送信した。Unity では、VE を設計し、ユーザーにより高い SoE を与えるために、VE 内の四本腕アバターの一人称視点になるようにカメラの位置を設定した(図 3)。さらに、MATLAB から受信した分類結果に基づき、四本腕を動作させるシステムを設計した。これにより、ユーザーは四本腕をリアルタイムで制御し、VE 内において視覚フィードバックを受け取った。

4 実験

本実験では、MI-BCI を用いたユーザーのイメージによる四本腕の制御の可能性と本手法による制御がユーザーの SoE に与える影響を調査する。

4.1 実験参加者

参加者は 4 名(男性 3 名, 女性 1 名)の大学生であり(年齢:19-21, 平均年齢:20.0 才)参加者全員が、脳波機器と VR 機器の装着経験があった。実験では、参加者のプライバシーを最大限に尊重し、全ての個人情報匿名化して保管した。

4.2 実験手順

本研究では、実験の信頼性と参加者の理解を確保するために、実験全般の詳細な説明を行った。実験は、参加者に EPOC X を装着し、脳波の品質を確認した後、トレーニングから開始した。トレーニングは、参加者の脳波データの収集とユーザトレーニングのための期間である。トレーニング後、参加者は、VE 内で指定された腕を動かすイメージにより、四本腕を制御するタスクに取り組んだ。実験終了後、主観評価アンケート、口頭でのインタビューを実施し、参加者の主観的な意見を収集した。

4.3 トレーニング

トレーニングセッションでは、参加者は四本の腕のいずれか一本の動作を視聴しながら、その動作を

イメージするトレーニングを行った(図 3)。トレーニングでは、参加者が想起するイメージの指示を表示し、参加者はそれに従ったイメージを想起した。イメージの指示や合図は、VE 内で参加者の目線の先に生成されたウィンドウに表示した。トレーニングは、安静期間が 2 秒、刺激の指示が 1 秒、準備の合図として十字が 1 秒表示された後、刺激が 3 秒提示された(図 4)。刺激は、「安静」「拡張左腕」「拡張右腕」「生来の左腕」「生来の右腕」の 5 種であった。この一連の試行(7 秒)を各刺激に対して 10 回ずつ行った。これを 1 セット(5 分 50 秒)として 4 セット行った。

トレーニングにおいて、刺激を提示している期間の実験参加者の脳波データを収集した。トレーニング終了後、収集した脳波データをもとに、SVM 分類器を作成した。

4.4 タスク

トレーニング後、指定された腕を伸ばすイメージにより四本腕を制御するタスクを行った。タスクでは、参加者の脳波データとトレーニングで作成した分類器に基づき、VE 内で四本腕のいずれかが 1 段階伸びる。タスクは、指定された腕を 2 段階伸ばすことで完了し、1 セット 20 試行として 3 セット行った。このとき、タスク完了までの時間を計測した。

また、タスクに要した時間が 15 秒を過ぎると、分類器の結果に依らず、指定された腕が伸びるように設定した。これにより、タスクが終わらない事態を回避し、参加者のモチベーションの低下を防いだ。このタスクにより、参加者の BCI パフォーマンスを定量的に評価した。タスク成功までの時間と、タスク中の分類精度は、参加者の四本腕の操作の正確性を示す指標となる。

4.5 主観評価アンケート

タスク後、参加者は主観評価として SoE についてのアンケートに回答した。アンケートは、SLs に対する SoE を定量的に評価するために行った [3, 13]。

アンケートではユーザーの SoE に対する質問項目を設けた。Q1, 2 は身体所有感, Q3 は過剰腕錯覚,

表 1. MI-BCI による四本腕の制御が SoE に与える影響を評価するための主観評価アンケートの質問内容と結果. 本実験では, 7 段階のリッカート尺度によるアンケートで評価を行った.

項目	質問内容	中央値	平均値
身体所有感	VE 内の腕が自分の体の一部であるように感じた.	5	5
	VE 内の腕がまるで誰かのものであるかのように感じた.	2.5	2.5
過剰腕錯覚	2 本より多い腕を持っているように感じた.	5.5	5.75
行為主体感	VE 内の腕をまるで自分の腕であるかのようにコントロールできるような気がした.	4.5	4.75
	VE 内の腕の動きは自分よって引き起こされていると感じた.	5	5
	VE 内の追加の腕の動きが自分に影響を与えているように感じた.	4	3.75
	VE 内の腕が勝手に動いているように感じた.	5	5.25
自己位置感覚	VE 内の腕を見たところに自分の腕があるように感じた.	5.5	5.25
	自分の体から抜け出たように感じた.	2.5	2.5
外観	まるで自分の実際の体が四本腕に変わっているように感じた.	4.5	4.25
	ある時点で自分の実際の体が, 自分が見た VE 内の体の姿勢や形を取り始めたように感じた.	3	3.5
	ある時点で VE 内の腕は形, 肌の色, その他の視覚的特徴の点で, 自分の実際の腕に似ているように感じた.	3	3.25
	実験を開始する前と服装が違うような気がした.	2	1.75
応答	自分の体が VE 内の腕によって影響を受ける可能性があると感じた.	5	4.5

Q4-7 は行為主体感, Q8, 9 は自己位置感覚, Q10-13 は VE 内の身体の外観, Q14 は VE 内の身体との応答に関する質問項目である. 評価には「全くそう思わない」から「強くそう思う」までの 7 段階リッカート尺度 (1-7) を用いた. これらの質問項目によりユーザーの SoE を定量的に評価する.

表 1 にアンケート項目を示す.

5 結果

5.1 分類精度

本研究では SLs に対する MI を用いた制御が BCI パフォーマンスに与える影響について調査した. BCI パフォーマンスの評価指標として, オフライン解析による「拡張左腕」「拡張右腕」「生来の左腕」「生来の右腕」の 4 クラスの分類精度と, タスクにおけるオンラインでの分類精度を用いた.

実験の結果, オフライン解析による分類精度は 81.77% であり, オンラインでの分類精度は「拡張左腕」で 39.20%, 「拡張右腕」で 31.45%, 「左腕」で 42.52%, 「右腕」で 31.01% であった. これらの結果は, ユーザーが SLs を動かすイメージと, 生来の身体に対する運動イメージを明確に区別して想起したことを示唆し, イメージによる四本腕の制御を行ったことを示す.

5.2 身体化感覚

本研究では, MI-BCI による SLs の制御が, SoE に対して与える影響について調査した. SoE の評価は, VE 内の腕に対する SoE についての主観評価ア

ンケートにより行った. 主観評価アンケートは, VE 内の身体に対する SoE を定量的に図ることを目的とした.

アンケート結果は, 特に身体所有感と過剰腕錯覚の項目で高い評価を示し, 本システムによる制御が, VE 内の腕に対して高い SoE を提示したことを示唆する.

また, 実験後のインタビューでは, 四本腕の制御の難易度や, 疲労感を調査した. インタビューでは, 以下のような回答を得た.

- 3, 4 本目の腕を動かすイメージのほうが生来の腕を動かすイメージより想起しやすかった.
- うまく操作できた際に, 自分が 4 本腕になったかのような感覚になった.
- 自分の活動領域が増えたような気がした.

これらの回答は, 本手法が, VE 内の四本腕に対して高い SoE を提示することを示す. 特に, 高い制御精度が SLs への SoE を向上させる可能性がある. これらの結果は, 本手法による制御がユーザーに高い SoE を提示し, 自然な四本腕の制御体験を提供したことを示す.

5.3 タスクスコア

本研究では, 本手法による制御のパフォーマンスをタスクスコアにより評価した. タスクスコアは, 1 試行のタスクの開始から終了までの所要時間の平均であり, 各腕について算出した. また, 15 秒以内にタスクを成功できない場合はタスク失敗として扱い, 失敗率はタスク失敗の割合として算出した.

実験の結果、タスクスコアは拡張左腕で 8.61 秒、拡張右腕で 9.39 秒、左腕で 7.66 秒、右腕で 9.86 秒であった。また、タスク失敗率は 27.5% であった。これらの結果は、本手法により、ユーザーのイメージに基づく四本腕の制御を可能にしたことを示す。

6 議論

6.1 MI-BCI を用いた SLs 制御

本研究では、SLs を動かすイメージと生来の腕への運動イメージを用いた MI-BCI による SLs の制御の可能性を調査した。実験の結果は、本手法がリアルタイムの SLs 制御を可能にすることを示す。さらに、口頭の自由記述では、「本当に四本の腕がある感覚になった」という回答を得た。これは、本手法による SLs の制御が、ユーザーにとって自然であったことを示唆する。

また、VE 内における視覚フィードバックがユーザーの運動イメージの想起のしやすさを向上させた可能性がある。Sweeney らは、没入感のある環境で、MI-BCI のパフォーマンスが向上することを示した [38]。本研究では、VE 内で SLs の制御を行い、ユーザーは没入感のある環境で、視覚フィードバックを受け取った。これにより、SLs を動かすイメージと生来の腕への運動イメージの想起を容易にした可能性がある。

一方で、制御がイメージ通りにならず、制御対象ではない腕が動いた際に、ストレスを感じたという回答も得られた。これは、本手法が 4 クラス分類による制御を行った点と、EPOC X が非侵襲の脳波計測器であり、脳波データの計測に限界があったことに起因すると推察する。

今後の研究では、MI-BCI の分類精度を向上させる手法について検討することが必要である。これにより、正確な SLs の制御をユーザーに提供し、より自然な SLs の制御体験を与える可能性がある。

6.2 SLs に対する身体化感覚

本研究では、MI-BCI による SLs の制御が SoE に与える影響について調査した。主観評価アンケートの結果は、本システムが、ユーザーに高い身体所有感と過剰腕錯覚を提示したことを示す。これらの結果は、MI-BCI による SLs の制御がユーザーに高い SoE を与え、より自然な制御体験を提供したことを示す。

本実験では、ユーザーの四本腕を動かすイメージと VE 内における視覚フィードバックが一致したことが高い SoE を引き起こしたと推察する。Alimardani らは、ユーザーの運動イメージと視覚フィードバックが一致することで高い SoE を与えることを示した [2]。さらに、実験後に行ったインタビューでは、「3,4 本目の腕を動かすイメージのほうが生来の腕を

動かすイメージより想起しやすかった」という意見を得た。これは、ユーザーが SLs を動かすイメージを明確に想起できたことを示唆する。また、Nierula らは、MI-BCI による制御が他の BCI パラダイムと比較して、高い SoE をユーザーに与えることを示した [27]。これらの研究は、本手法を用いたイメージによる四本腕の制御が、ユーザーに対して高い SoE を提示した可能性を示す。

本手法において、ユーザーのイメージと VE 内での視覚フィードバックの一致が、ユーザーに高い SoE を提示する上で重要であったと推察する。今後の研究では、MI-BCI を用いたイメージによる制御と、筋電位や身体動作による制御などを比較することで、本手法による制御の有用性を検証する必要がある。

6.3 拡張身体部位への MI-BCI 制御

本研究では、四本の腕を動かすイメージにより、VE 内において四本腕のアバターを制御した。本手法は、ユーザーに対して高い SoE を提示し、四本腕を生来の身体であるかのように知覚した。この結果は、MI-BCI を用いた制御により、人間が拡張身体部位を身体の一部として自然に制御できる可能性を示す。

拡張身体部位は、ユーザーの運動機能を拡張する可能性や、意思表示の幅を広げる可能性がある。Xie らは、サーボモーターを用いて尻尾の動きを制御し、心拍センサーから得られたデータに基づいて、ユーザーの感情を推定して表現するとともに、尻尾の関節を固定することで体重を支える機能を実現した [42]。また、Kimura らは、眉の上下動によって猫耳型デバイスを制御し、その動きが喜びや悲しみといった感情表現の幅を拡張することを示した [20]。これらの拡張身体部位は、ユーザーの能力を拡張させるが、MI-BCI を用いた制御により、従来の制御手法より自然な制御体験をユーザーに提供する可能性がある。

今後の研究では、四本腕以外の拡張身体部位について、MI-BCI を用いた制御を検討していく必要がある。これにより、拡張身体部位の制御において、ユーザーにより自然な制御を提供することを目指す。

7 おわりに

本稿では、MI-BCI を用いた SLs の制御が SoE に与える影響を評価し、本手法がユーザーに高い SoE を提供することを示した。この結果は、本手法による制御がユーザーに自然な制御体験を提供したことを示す。さらに、本システムにおいて、ユーザーは拡張された二本の腕を身体の一部として知覚した。これは、拡張身体を本手法を用いた制御により、身体の一部として扱うことができる可能性を示す。

参考文献

- [1] M. S. Al-Quraishi, I. Elamvazuthi, S. A. Daud, S. Parasuraman, and A. Borboni. EEG-based control for upper and lower limb exoskeletons and prostheses: A systematic review. *Sensors*, 18(10):3342, 2018.
- [2] M. Alimardani, S. Nishio, and H. Ishiguro. Humanlike robot hands controlled by brain activity arouse illusion of ownership in operators. *Scientific reports*, 3(1):2396, 2013.
- [3] K. Arai, H. Saito, M. Fukuoka, S. Ueda, M. Sugimoto, M. Kitazaki, and M. Inami. Embodiment of supernumerary robotic limbs in virtual reality. *Scientific reports*, 12(1):9769, 2022.
- [4] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K.-R. Muller. Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis. *IEEE Signal processing magazine*, 25(1):41–56, 2007.
- [5] B. L. Bonilla and H. H. Asada. A robot on the shoulder: Coordinated human-wearable robot control using coloured petri nets and partial least squares predictions. In *2014 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, pp. 119–125. IEEE, 2014.
- [6] M. Botvinick and J. Cohen. Rubber hands ‘feel’ touch that eyes see. *Nature*, 391(6669):756–756, 1998.
- [7] J. Cantillo-Negrete, R. I. Carino-Escobar, P. Carrillo-Mora, D. Elias-Vinas, and J. Gutierrez-Martinez. Motor Imagery-Based Brain-Computer Interface Coupled to a Robotic Hand Orthosis Aimed for Neurorehabilitation of Stroke Patients. *Journal of healthcare engineering*, 2018(1):1624637, 2018.
- [8] L. Cao, B. Xia, O. Maysam, J. Li, H. Xie, and N. Birbaumer. A synchronous motor imagery based neural physiological paradigm for brain computer interface speller. *Frontiers in human neuroscience*, 11:274, 2017.
- [9] Y. Chae, J. Jeong, and S. Jo. Toward brain-actuated humanoid robots: asynchronous direct control using an EEG-based BCI. *IEEE Transactions on Robotics*, 28(5):1131–1144, 2012.
- [10] D. D. Chakladar and S. Chakraborty. Multi-target way of cursor movement in brain computer interface using unsupervised learning. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 25:88–100, 2018.
- [11] A. J. Doud, J. P. Lucas, M. T. Pisansky, and B. He. Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer interface. *PLoS one*, 6(10):e26322, 2011.
- [12] M. I. Garry, G. Kamen, and M. A. Nordstrom. Hemispheric differences in the relationship between corticomotor excitability changes following a fine-motor task and motor learning. *Journal of neurophysiology*, 91(4):1570–1578, 2004.
- [13] M. Gonzalez-Franco and T. C. Peck. Avatar embodiment. towards a standardized questionnaire. *Frontiers in Robotics and AI*, 5:74, 2018.
- [14] I. Guler and E. D. Ubeyli. Multiclass support vector machines for EEG-signals classification. *IEEE transactions on information technology in biomedicine*, 11(2):117–126, 2007.
- [15] T. Hanakawa, M. Honda, T. Okada, H. Fukuyama, and H. Shibasaki. Neural correlates underlying mental calculation in abacus experts: a functional magnetic resonance imaging study. *Neuroimage*, 19(2):296–307, 2003.
- [16] I. Hussain, L. Meli, C. Pacchierotti, G. Salvietti, D. Prattichizzo, et al. Vibrotactile haptic feedback for intuitive control of robotic extra fingers. In *World Haptics*, pp. 394–399, 2015.
- [17] I. Hussain, G. Spagnoletti, G. Salvietti, and D. Prattichizzo. An EMG interface for the control of motion and compliance of a supernumerary robotic finger. *Frontiers in neurorobotics*, 10:18, 2016.
- [18] Y. Jeon, C. S. Nam, Y.-J. Kim, and M. C. Whang. Event-related (De) synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: Implications for brain-computer interfaces. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 41(5):428–436, 2011.
- [19] K. Kilteni, R. Groten, and M. Slater. The sense of embodiment in virtual reality. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 21(4):373–387, 2012.
- [20] S. KIMURA, A. FUJII, K. MIYATA, T. SAKUMA, and S. KATO. Facial Expression Enhancement Using a Waggle Ear-type Device Linked to Eyebrows: Evaluation of Impressions and Conveying Emotions. *International Journal of Affective Engineering*, 21(2):127–136, 2022.
- [21] S.-w. Leigh and P. Maes. Body integrated programmable joints interface. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 6053–6057, 2016.
- [22] B. Llorens-Bonilla, F. Parietti, and H. H. Asada. based control of supernumerary robotic limbs. In *2012 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems*, pp. 3936–3942. IEEE, 2012.
- [23] M. R. Longo, F. Schüür, M. P. Kammers, M. Tsakiris, and P. Haggard. What is embodiment? A psychometric approach. *Cognition*, 107(3):978–998, 2008.
- [24] E. López-Larraz, A. Sarasola-Sanz, N. Irastorza-Landa, N. Birbaumer, and A. Ramos-Murguialday. Brain-machine interfaces for rehabilitation in stroke: a review. *NeuroRehabilitation*, 43(1):77–97, 2018.
- [25] F. Lotte, J. Faller, C. Guger, Y. Renard, G. Pfurtscheller, A. Lécuyer, and R. Leeb. Combining BCI with virtual reality: towards new

- applications and improved BCI. *Towards Practical Brain-Computer Interfaces: Bridging the Gap from Research to Real-World Applications*, pp. 197–220, 2013.
- [26] N. S. Meraz, H. Shikida, and Y. Hasegawa. Auricularis muscles based control interface for robotic extra thumb. In *2017 International Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS)*, pp. 1–3. IEEE, 2017.
- [27] B. Nierula, B. Spanlang, M. Martini, M. Borrell, V. V. Nikulin, and M. V. Sanchez-Vives. Agency and responsibility over virtual movements controlled through different paradigms of brain-computer interface. *The Journal of Physiology*, 599(9):2419–2434, 2021.
- [28] T. Ort, F. Wu, N. C. Hensel, and H. H. Asada. Supernumerary robotic fingers as a therapeutic device for hemiparetic patients. In *Dynamic Systems and Control Conference*, Vol. 57250, p. V002T27A010. American Society of Mechanical Engineers, 2015.
- [29] F. Parietti and H. H. Asada. Supernumerary robotic limbs for aircraft fuselage assembly: body stabilization and guidance by bracing. In *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1176–1183. IEEE, 2014.
- [30] F. Parietti and H. H. Asada. Independent, voluntary control of extra robotic limbs. In *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 5954–5961. IEEE, 2017.
- [31] F. Parietti, K. Chan, and H. H. Asada. Bracing the human body with supernumerary robotic limbs for physical assistance and load reduction. In *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 141–148. IEEE, 2014.
- [32] R. J. Rak, M. Kołodziej, and A. Majkowski. Brain-computer interface as measurement and control system the review paper. *Metrology and Measurement Systems*, pp. 427–444, 2012.
- [33] D. Roth and M. E. Latoschik. Construction of the virtual embodiment questionnaire (veq). *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 26(12):3546–3556, 2020.
- [34] A. Sakai, Y. Minoda, and K. Morikawa. Data augmentation methods for machine-learning-based classification of bio-signals. In *2017 10th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)*, pp. 1–4. IEEE, 2017.
- [35] K. Sakurada, R. Kondo, F. Nakamura, M. Fukuoka, M. Kitazaki, and M. Sugimoto. The reference frame of robotic limbs contributes to the sense of embodiment and motor control process. In *Proceedings of the Augmented Humans International Conference 2022*, pp. 104–115, 2022.
- [36] M. Y. Saraji, T. Sasaki, K. Kunze, K. Minamizawa, and M. Inami. Metaarms: Body remapping using feet-controlled artificial arms. In *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 65–74, 2018.
- [37] M. Sobajima, Y. Sato, W. Xufeng, and Y. Hasegawa. Improvement of operability of extra robotic thumb using tactile feedback by electrical stimulation. In *2015 International Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS)*, pp. 1–3. IEEE, 2015.
- [38] K. T. Sweeney, T. E. Ward, and S. F. McLoone. Artifact removal in physiological signals—Practices and possibilities. *IEEE transactions on information technology in biomedicine*, 16(3):488–500, 2012.
- [39] X. Tang, W. Li, X. Li, W. Ma, and X. Dang. Motor imagery EEG recognition based on conditional optimization empirical mode decomposition and multi-scale convolutional neural network. *Expert Systems with Applications*, 149:113285, 2020.
- [40] Z. Tayeb, J. Fedjaev, N. Ghaboosi, C. Richter, L. Everding, X. Qu, Y. Wu, G. Cheng, and J. Conradt. Validating deep neural networks for online decoding of motor imagery movements from EEG signals. *Sensors*, 19(1):210, 2019.
- [41] L. Treers, R. Lo, M. Cheung, A. Guy, J. Guggenheim, F. Parietti, and H. Asada. Design and control of lightweight supernumerary robotic limbs for sitting/standing assistance. In *2016 International Symposium on Experimental Robotics*, pp. 299–308. Springer, 2017.
- [42] H. Xie, K. Mitsuhashi, and T. Torii. Augmenting human with a tail. In *Proceedings of the 10th Augmented Human International Conference 2019*, pp. 1–7, 2019.
- [43] B. Yang, J. Huang, X. Chen, C. Xiong, and Y. Hasegawa. Supernumerary robotic limbs: A review and future outlook. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, 3(3):623–639, 2021.
- [44] Z. Yin and J. Zhang. Cross-subject recognition of operator functional states via EEG and switching deep belief networks with adaptive weights. *Neurocomputing*, 260:349–366, 2017.
- [45] J. Zhou, M. Meng, Y. Gao, Y. Ma, and Q. Zhang. Classification of motor imagery EEG using wavelet envelope analysis and LSTM networks. In *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, pp. 5600–5605. IEEE, 2018.