



オノマトペを用いた脳波制御訓練手法による VR ロコモーションシステムの提案

平野怜旺¹⁾, 渡邊恵太²⁾

- 1) 明治大学 先端数理科学研究科 (〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1, cs242028@meiji.ac.jp)
2) 明治大学 先端メディアサイエンス学科 (〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1, keita_w@meiji.ac.jp)

概要: 本研究では、オノマトペを用いた脳波制御訓練手法による VR ロコモーションシステムを提案する。このシステムは、ブレイン-コンピュータインタフェース (BCI) 技術を活用し、ユーザの脳波信号を解析することで、バーチャル環境内 (VE) の移動を制御する。ユーザは歩行の運動イメージと「テクテク」や「トコトコ」などの歩行に関連するオノマトペによる発話イメージを同時に想起することにより、VE 内を歩行できる。このマルチモーダルなアプローチにより、安定した脳波パターンの生成を促進し、イメージに基づく直感的な移動操作を可能にする。本稿では、本手法の有効性を検証するため、オノマトペを用いた脳波訓練手法がユーザの歩行感覚やパフォーマンスに与える影響を調査する。

キーワード: ブレインコンピュータインタフェース, ロコモーション, 没入感, 歩行感覚

1. はじめに

バーチャルリアリティ (VR) コンテンツにおけるロコモーションは、ユーザの没入感や臨場感に大きな影響を与える。歩行は VR コンテンツにおいて基本的かつ自然な動作の 1 つであり、VR コンテンツで使用されるロコモーションシステムは、コンテンツのユーザ体験を大きく左右する [1]。そのため、ユーザにもっともらしい歩行感覚を提示できるかは、ユーザの没入感や臨場感の向上に直結する重要な問題である。

ジョイスティックベースやテレポーターションベースの手法は、バーチャル環境 (VE) における一般的なロコモーション手法である [2]。これらの手法は、コントローラに慣れているユーザにとっては使いやすいものの、適切な歩行感覚を提供することが難しく、不自然な移動感が生じる可能性がある [3]。特に、テレポーターションベースの手法は、高速で移動できるが、視覚的な「ジャンプ」による動きの不連続性から、ユーザの没入感や臨場感を損ないやすい [4]。

これらの課題に対し、ブレイン・コンピュータインタフェース (BCI) を用いて、運動イメージにより制御する VR ロコモーション手法が提案されている。Larrue らは、BCI を用いた VR ロコモーションが、空間認知能力の訓練や評価に有用であることを示した [5]。また、Alchalabi らは運動野のごく少数のチャンネルから、BCI を用いて VE 内の前進・後進を制御し、高い分類精度を達成した [6]。ただし、運動イメージによる BCI 制御はイメージ想起の難しさやユーザの認知的負担が大きい問題がある。

我々は、以前の研究でオノマトペを用いた脳波制御訓練手法を提案した [7]。オノマトペとは、言語の音によって物音や様子、心情などを表現した感覚表現である [8]。オノマトペには、構成する音と意味の間に密接な結びつきがある

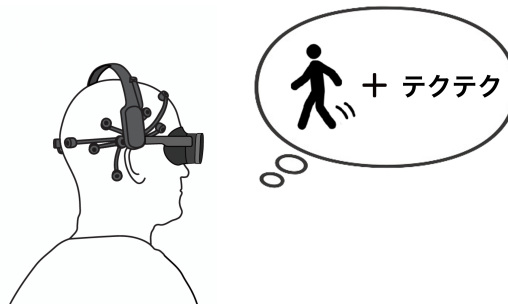


図 1: オノマトペを用いた脳波制御訓練手法による VR ロコモーションシステム。ユーザは歩行の運動イメージと、「テクテク」や「トコトコ」などの歩行に関連するオノマトペによる発話イメージを同時に想起することにより、VE 内を歩行できる。

音象徴性と呼ばれる性質があり、直感的な理解や感覚的なイメージを与えることができる [9]。この手法では、発話イメージをオノマトペで表現し、視覚イメージと発話イメージを同時に想起するマルチモーダルなアプローチにより、BCI パフォーマンスの向上と認知負荷軽減の可能性を示した。

本研究では、オノマトペを用いた脳波制御訓練手法による VR ロコモーションシステムを提案する (図 1)。このシステムは、BCI を用いてユーザの脳波信号を解析することにより、ユーザの心的イメージを推定する。ユーザは歩行の運動イメージと歩行に関連するオノマトペによる発話イメージを同時に想起することにより、VE 内を歩行できる。本稿では、VR ロコモーションにおいて、オノマトペを用いた脳波訓練手法がユーザの没入感や歩行感覚、BCI パフォーマンスに与える影響を調査した。

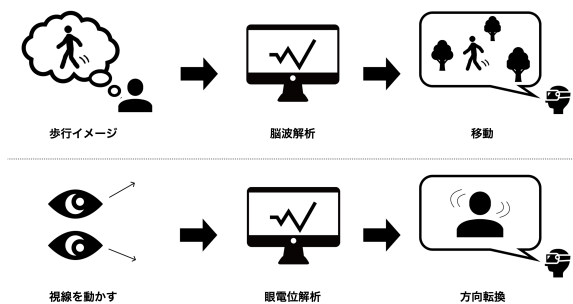


図 2: ロコモーションシステム。

2. システム

2.1 システム構成

本システムでは、EMOTIV EPOC X¹を用いて脳波計測を行い、同時に Meta Quest 3²を装着し、VE 内に没入した。EPOC X は、頭皮からの電気信号を記録する 16 個のセンサー（2 個はリファレンス）を搭載し、導電性を向上させるために生理食塩水に浸したフェルトを各センサーに取り付ける。本研究では、サンプリング周波数を 256Hz に設定し、計測した脳波データは USB 受信機を介してコンピューターに送信され、MATLAB を用いて脳波解析を行った。このデータに対して、前処理、特徴抽出、特徴分類の一連の処理をリアルタイムに解析し、分類した結果を UDP 通信により MATLAB から Unity に送信した。そして、Unity では、受信した分類結果に基づいてアプリケーションを制御するシステムを構築した。

2.2 BCI システム

2.2.1 前処理

本研究では、運動イメージや発話イメージ想起時に影響を受けやすい β 波を抽出するために、13-30Hz の範囲で有限インパルス応答フィルターを用いたバンドパスフィルタを設計した。このフィルタを実験で計測した生脳波データの各チャンネルに適用し、ノイズ成分を軽減した。フィルタリング後、脳の反応を正確に解析するために、脳波データを各刺激に対応するエポックに分割した。

2.2.2 特徴抽出

本システムでは、共通空間パターン（Common Spatial Pattern：CSP）アルゴリズムを用いて特徴抽出を行った。CSP は脳波データ解析において広く用いられる信号処理技術であり、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。CSP フィルターを作成し、前処理後の脳波データに適用した後、対数分散特徴量を抽出した。

本研究では、各エポックに対して一定の時間窓を設定し、この時間窓を移動することにより、元のデータから複数のサンプルを得た。時間窓を 2 秒間、オーバーラップを 50%（1 秒間）に設定し、元のデータから多様なサンプルを生成した。また、リアルタイムでの解析においても同様に、2 秒間

のリアルタイムの脳波データに対し、事前トレーニングで作成した CSP フィルターを適用することで特徴抽出を行った。

2.2.3 特徴分類

本システムでは、抽出した特徴量の分類にサポートベクターマシン（SVM）を用いた。SVM は、特徴空間内で異なるクラスを区分する最適な境界線、すなわち超平面を見つけるために設計された教師あり学習アルゴリズムである。また、SVM は線形分離可能でないデータセットに対しても効果的であり、元の特徴空間をより高次元の空間にマッピングすることで、線形分離を可能にする。

本研究では、ユーザの脳波データから特徴量を抽出し、SVM に学習させた。SVM で設定できるパラメータは、SVM の性能と精度を大きく左右するため、個人の脳波データに最適化したパラメータを設定し、分類器を作成した。そして、SVM による分類結果を毎秒出力し、その出力結果を用いて VE 内の歩行を制御できるように設計した。これにより、ユーザの脳波から抽出した特徴量に基づき、VE 内の動作をリアルタイムに制御できる。

2.3 ロコモーションシステム

本研究では、BCI を用いた心的イメージの推定と眼電位の検出により、VE 内の移動と方向転換を制御できるシステムを開発した（図 2）。ユーザーは歩行の運動イメージと「テクテク」や「トコトコ」などの歩行に関連するオノマトペによる発話イメージを同時に想起することにより、VE 内を歩行できる。さらに、リアルタイムのユーザの脳波データを解析し、特徴量を分類することで、分類結果に基づき VE 内の停止と歩行を制御するシステムを構築した。なお、EPOC X の眉の外側に位置するセンサー（F7, F8）は眼電位の影響を受けるため、これらのセンサーから取得した脳波データは解析から除外した。一方、これらのセンサーから取得した眼電位を解析し、ユーザの視線の方向を推定することにより、VE 内で方向転換できるシステムを開発した。例えば、ユーザが右に方向転換したい時は、視線を右に向けることで、VE 内での視点が 15 度回転する。同様に、左に方向転換したい時は、左に視線を向けることで VE 内の視点を制御できる。

3. 実験方法

3.1 参加者

実験参加者は、大学生および大学院生の計 6 名（男性 3 名、女性 3 名、平均年齢 21 歳）である。参加者のうち半数にあたる 3 名は、BCI の使用経験があった。一方、残りの 3 名は BCI を初めて使用した。VR の経験に関しては、日常的に VR を使用している参加者はおらず、半数の 3 名が未経験者、残りの 3 名がある程度の経験者であった。

3.2 実験条件

本実験では、VE 内での移動方法の違いが没入感や歩行感覚、操作パフォーマンスに与える影響を検証するために、コントローラ、運動イメージ、運動イメージとオノマトペによる発話イメージのマルチモーダルイメージの 3 つの条

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

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

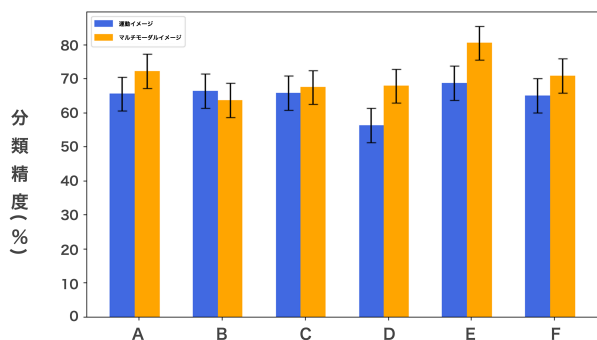


図 3: 両条件下における各参加者の分類精度。マルチモーダル条件は、分類精度が有意に向上する傾向があった ($p=0.09375$)。

件で実験を行った。各条件による入力の違いが VE 内の挙動に影響を与えないように、システムを実装した。コントローラ条件では、Meta Quest3 用のコントローラを両手で使用し、左スティックで移動、右スティックで方向転換を行う従来の操作方法を採用した。運動イメージ条件では、実際の身体運動を伴わずに、歩行の運動感覚を想起する。そして、マルチモーダル条件では、歩行の運動イメージに加えて、「テクテク」や「トコトコ」などの歩行に関連するオノマトペによる発話イメージを同時に想起する。

3.3 オノマトペの選定

本研究では、歩行イメージに最適なオノマトペを決定するために、日本語オノマトペ辞典から歩行に関するオノマトペを 5 つ選定し、イメージ想起に関する事前アンケート調査を行った。アンケートでは、参加者は歩行中の視点の動画を視聴しながら、歩行の運動イメージと同時にオノマトペによる発話イメージを想起した。各オノマトペについて、運動イメージの鮮明さ、想起のしやすさ、運動イメージとの一致度に関する評価を、5 段階リッカート尺度を用いて行った。アンケートには 20 人が回答し、取得したデータを分析した結果、歩行イメージに最適なオノマトペを「テクテク」に決定した。

3.4 実験手順

本実験では、参加者に対して実験全般の説明を行った後、実験を開始した。特に、参加者間の知識量の差や BCI 技術に対する不信感がパフォーマンスに影響を与える可能性があるため、脳波機器の説明や注意点を詳細に説明した。次に、BCI を用いた条件では、脳波データを取得するためのトレーニングを行った。参加者は VE 内で提示した指示に従いながら、安静と歩行イメージ想起を繰り返し行った。このトレーニングを 20 分間行い、各参加者の脳波データを取得した。トレーニング後、参加者は VE 内の森の中を開始地点から目的地点まで移動するタスクを 5 試行を行った。そして、タスク終了後、実験に関する主観評価アンケートと NASA-TLX アンケート、口頭でのインタビューを行った。また、これらの手順を 3 条件について繰り返し、参加者ごとに実験条件の順序をランダムに割り当てた。

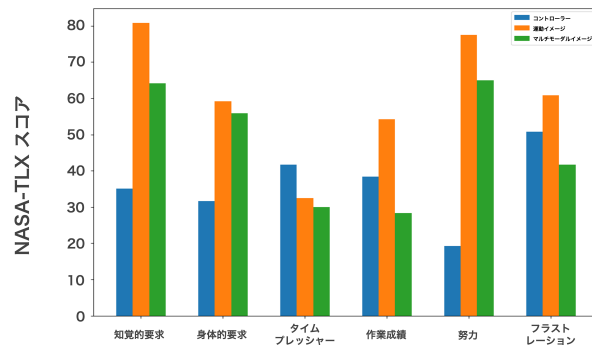


図 4: コントローラ条件、運動イメージ条件、マルチモーダル条件の 3 条件間で各参加者の NASA-TLX スコアの 6 項目の平均値を比較。

3.5 評価指標

本研究では、VR ロコモーションにおいてオノマトペを用いた脳波制御訓練手法の有用性を調査するため、分類精度、認知負荷、主観的体験について評価を行った。分類精度は、BCI システムがユーザのイメージを正確に分類できる能力の指標である。トレーニングで取得した脳波データから、80%を訓練用データ、20%をテスト用データに分け、分類精度を算出した。また、認知負荷は、NASA-TLX を用いて評価した。NASA-TLX は、主観的認知負荷評価ツールであり、知覚的要求、身体的要求、タイムプレッシャー、作業成績、努力、フラストレーションの 6 つの下位尺度で構成されている。各下位尺度は、100 点スケールで評価し、総合スコアは、各下位尺度の合計を計算した。さらに、主観的体験は、没入感、歩行感覚、操作性を評価するアンケートにより評価した。アンケートは 7 段階リッカート尺度を用いて、没入感に関する 4 つの質問項目、歩行感覚に関する 6 つの質問項目、操作性に関する 3 つの質問項目によりデータを取得した。

4. 結果

本研究では、VR ロコモーションにおいてオノマトペを用いた脳波制御訓練手法の有用性を調査するため、分類精度評価、認知負荷評価、主観的体験評価を行い、条件間で比較をした。

分類精度評価では、運動イメージ条件と運動イメージとオノマトペによる発話イメージのマルチモーダル条件の 2 条件間で、分類精度の比較を行った。各参加者の平均分類精度は、運動イメージ条件では 64.63%、マルチモーダル条件では 70.46%であり、ほぼ全ての参加者が、マルチモーダル条件の方が分類精度が高い結果となった (図 3)。さらに、ウィルコクソン符号順位検定を用いた統計分析により、マルチモーダル条件は、運動イメージ条件と比較して、分類精度が有意に向上する傾向があった ($p=0.09375$)。この結果は、オノマトペを用いた脳波制御訓練手法は、運動イメージと組み合わせた場合においても有効である可能性を示している。

認知負荷評価では、コントローラ条件、運動イメージ条件、マルチモーダル条件の3条件間でNASA-TLXスコアを比較した(図4)。各項目の合計スコアの平均値は、コントローラ条件で216.7、運動イメージ条件で365、マルチモーダル条件で287.5であった。フリードマン検定とウィルコクソン符合順位検定(ボンフェローニ補正あり)による統計分析の結果、コントローラ条件と運動イメージ条件の間にNASA-TLXスコアの有意な傾向があった($p=0.03125$)。一方、コントローラ条件とマルチモーダル条件($p=0.3125$)、運動イメージ条件とマルチモーダル条件($p=0.0625$)の間には有意差はなかった。これらの結果から、運動イメージ条件では参加者の認知的負担が大きく、コントローラ条件とマルチモーダル条件では認知的負担が小さいことを示唆した。

主観的体験評価では、没入感、歩行感覚、操作性に関するアンケートスコアの3条件間の比較を行った。没入感と歩行感覚に関しては、マルチモーダル条件がコントローラ条件と運動イメージ条件よりも高いスコアを示した。一方、操作性に関しては、コントローラ条件が他の2条件よりも高いスコアを示した。これらの結果から、本手法は、没入感と歩行感覚を向上させるが、操作性に関してはコントローラ条件に及ばないことを示唆した。

5. 議論

本研究は、オノマトペを用いた脳波制御訓練手法によるVRロコモーションシステムを提案し、その有用性を検証した。実験の結果、分類精度は、運動イメージ条件よりも本手法の方が高い結果となった。これは、運動イメージのみよりも、運動イメージとオノマトペによる発話イメージのマルチモーダルイメージにより、特定の脳波パターンを安定して生成しやすいことを示唆している。さらに、オノマトペの音象徴性の効果により、歩行イメージを促進し、イメージ想起がしやすくなった可能性がある。実験後のインタビューでは、全参加者がオノマトペを同時に内言することにより、イメージ生成がしやすくなったと回答している。

一方、運動イメージ条件では、ユーザの認知的負担が大きかったことがわかった。コントローラ条件と比較してBCI条件は、イメージ制御によりVE内を歩行するため、ユーザの認知的負担が大きくなる。しかし、本手法を用いることにより、認知負荷を軽減できる可能性を示唆した。本手法において、発話イメージをオノマトペで表現したことにより、認知負荷が軽減した可能性がある。

また、視線に基づく方向転換については、1人の参加者を除いて高い精度で制御を行い、移動と方向転換を同時に行った参加者もいた。ただし、「正確に制御するためには眼球の動きのコツが必要」とのフィードバックも得た。そのため、視線に基づく方向転換をスムーズに行うためには練習が必要であり、ユーザへのさらなるガイダンスやインストラクションを検討する必要がある。

本研究の成果は、VRロコモーションにおいて、運動イ

メージ制御が没入感や歩行感覚の向上に有益であること、さらに本手法を用いることにより、BCIパフォーマンスの向上と認知負荷軽減の可能性を明らかにしたことである。また、本研究では、ユーザの負担を減らし、トレーニング時間を少なくするために安静とイメージ想起の2値分類であったが、分類数を増やすことで、VE内のアクションの幅を広げることができる。今後の研究では、停止、歩行に加えてアクション数を増やし、方向転換やジャンプ動作もイメージ制御で行うことを検討する。

参考文献

- [1] Costas Boletsis and Jarl Erik Cedergren. Vr locomotion in the new era of virtual reality: an empirical comparison of prevalent techniques. *Advances in Human-Computer Interaction*, Vol. 2019, No. 1, p. 7420781, 2019.
- [2] Evren Bozgeyikli, Andrew Raji, Srinivas Katkooori, and Rajiv Dubey. Point & teleport locomotion technique for virtual reality. In *Proceedings of the 2016 Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play, CHI PLAY '16*, p. 205–216, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [3] Costas Boletsis. The new era of virtual reality locomotion: A systematic literature review of techniques and a proposed typology. *Multimodal Technologies and Interaction*, Vol. 1, No. 4, p. 24, Sep 2017.
- [4] Evren Bozgeyikli, Andrew Raji, Srinivas Katkooori, and Rajiv Dubey. Locomotion in virtual reality for individuals with autism spectrum disorder. SUI '16, p. 33–42, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [5] Florian Larrue, Hélène Sauzéon, Lioubov Aguilova, Fabien Lotte, Martin Hachet, and Bernard Nkaoua. Brain computer interface vs walking interface in vr: the impact of motor activity on spatial transfer. In *Proceedings of the 18th ACM symposium on Virtual reality software and technology*, pp. 113–120, 2012.
- [6] Bilal Alchalabi and Jocelyn Faubert. A comparison between bci simulation and neurofeedback for forward/backward navigation in virtual reality. *Computational intelligence and neuroscience*, Vol. 2019, No. 1, p. 2503431, 2019.
- [7] Reo Hirano and Keita Watanabe. Study of user training methods using onomatopoeia in brain computer interfaces based on mental imagery. In *Proceedings of the 29th ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology*, pp. 1–2, 2023.
- [8] 石黒圭. オノマトペとは(特集 おのまとペ). 国文学: 解釈と教材の研究, Vol. 53, No. 14, pp. 24–32, 10 2008.
- [9] Leanne Hinton, Johanna Nichols, and John J Ohala. *Sound symbolism*. Cambridge University Press, 2006.