

オノマトペの内言における語形の違いがBCIパフォーマンスに与える影響

関井 汐織^{*†} 平野 怜旺^{*‡} 渡邊 恵太[†]

概要. メンタルタスクベースのブレインコンピュータインターフェース (MT-BCI) は、特定の思考やメンタルイメージを用いて外部機器を制御できる。MT-BCIを制御するために、ユーザトレーニングが重要であり、ユーザは特定の脳波パターンを安定して生成する能力が必要である。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。この手法は、発話イメージをオノマトペで表現し、ユーザがこれを内言することで脳波制御を行う。本研究では、オノマトペの内言における語形の違いがBCIパフォーマンスに与える影響を調査した。本稿では、5種類のオノマトペの語形を内言した時の脳波データを計測する実験を行った。その結果、オノマトペの語形がBCIパフォーマンスに影響を与える可能性を示唆した。さらに、各オノマトペの語形において、反復型が最もイメージ想起しやすいことを示した。

1 はじめに

脳波ベースの非侵襲型ブレインコンピュータインターフェース (BCI) は、脳と外部機器との直接通信を可能にする技術である [18]。特に、メンタルタスクベースのBCI (MT-BCI) は、特定の思考やメンタルイメージを利用して外部機器を制御する手法であり [22]、リハビリテーション [4, 21] や車椅子制御 [25]、ロボット操作 [10]、コミュニケーション支援 [5] などの医療用途から、ビデオゲーム [19] やバーチャルリアリティ (VR) [15, 26] などの非医療用途まで幅広い分野への応用が期待できる。

しかし、MT-BCIは研究室以外での使用には十分な信頼性がないのが現状である [13, 1]。ユーザのメンタルコマンドの分類精度には高いエラー率があり [1]、BCIユーザの10%~30%は現在のMT-BCIアプリケーションを全く制御できないと推定されている [2]。この現象はBCI非識字と呼ばれ、BCIシステムがユーザの脳波パターンを正確に解釈できない場合やユーザが自身の脳波を制御できない場合に発生する [27]。現状のBCI技術は、BCIパフォーマンスの向上のために機械学習アプローチが主流である [14]。事前に収集したユーザデータとトレーニング過程で学習した分類器に依存するため [28]、MT-BCIを制御するためにはユーザトレーニングが重要であり、ユーザは特定の脳波パターンを安定して生成し、再現する能力が必要である。

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 [8]。視覚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なアプロ

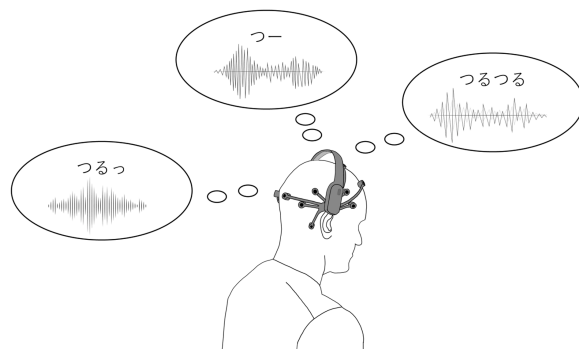


図 1. オノマトペの内言における語形の違いがBCIパフォーマンスに与える影響を調査した。オノマトペには反復型、長音型、促音型、撥音型、リ型の5つの語形があり、それぞれ異なる特徴を持つ。

チにより、BCIパフォーマンスの向上と認知負荷の軽減の可能性を示した。この手法は、発話イメージをオノマトペで表現し、ユーザがこれを内言することで脳波制御を行うものである。例えば、歩く動作を「てくてく」と表現し、これを内言し繰り返すことで、ユーザは脳波制御によりキャラクターを歩行させることができる。さらに、この手法は応用可能性が広く、UI操作においてはスクロール (すいすい) や選択 (かちっ) 操作を、ビデオゲームにおいては炎の魔法の生成 (めらめら) やキャラクター制御 (てくてく、ぴょん) を実現できる可能性を持つ [35]。

ただし、本手法では、5種類あるオノマトペの語形のうち反復型に限定して調査したため、オノマトペの各語形が脳波パターンの生成にどのような影響を与えるかについては未だ明らかにされていない。オノマトペには反復型、長音型、促音型、撥音型、リ型の5つの語形があり、それぞれ異なる特徴を持

Copyright is held by the author(s). This paper is non-refereed and non-archival. Hence it may later appear in any journals, conferences, symposia, etc.

* 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

つ [32, 31]. 反復型と長音型は繰り返しや継続を示す語形であるのに対し、促音型、撥音型、リ型は動作の終了までを表す語形である。

1. 反復型: 同じ言葉を繰り返す語形. 「くるくる」「てくてく」など
2. 長音型: 語末が長音符の語形. 「さー」「ぎゅー」など
3. 促音型: 語末が「っ」の語形. 「かちっ」「さくっ」など
4. 撥音型: 語末が「ん」の語形. 「ぱたん」「がたん」など
5. リ型: 語末が「り」の語形. 「ぴたり」「くるり」など

本研究では、オノマトペの内言における語形の違いが BCI パフォーマンスに与える影響を調査した (図 1). これを明らかにすることにより、脳波制御に最適なオノマトペの選定基準となる可能性があり、BCI パフォーマンスの向上と応用可能性の拡大が期待できる。また、語形ごとの特徴を活かすことで、ユーザ体験の向上も期待できる。例えば、継続的な動作には反復型や長音型を、瞬間的な動作には促音型や撥音型を用いるなど、語形を使い分けることで、より没入感の高い BCI 制御が実現できる可能性がある。

本稿では、オノマトペの内言において、各語形が BCI パフォーマンスやユーザのイメージ想起のしやすさに与える影響を調査するため、5 種類のオノマトペの語形を内言した時の脳波を計測する実験を行った。その結果、オノマトペの語形が BCI パフォーマンスに影響を与える可能性を示唆した。オフライン分類精度解析により BCI パフォーマンスを評価したところ、個人ごとに高いパフォーマンスを示す語形が異なることが明らかになった。また、イメージ想起のしやすさについては、6 項目からなる 7 段階のリッカート尺度を用いたアンケートの結果、反復型が最も高い数値を示し、イメージ想起しやすいことを明らかにした。

2 関連研究

2.1 オノマトペと語形

オノマトペとは、擬音語と擬態語の総称であり、物事の音や様子、心情を描写する言語表現である [33]. 特に、日本語においては、オノマトペ表現が豊富であり、臨場感のある表現をするために重要な要素である。

オノマトペは感覚的な表現であるが、音韻・形態的側面においては体系的な構造を持ち、その語形は反復型、長音型、促音型、撥音型、リ型の 5 種類に大きく分類できる [32]. これらの語形は、動作や状

況の継続性や瞬間性、結果の残存性などを表現する機能を持つ。例えば、反復型は動作の継続や繰り返しを表し、長音型は動作がある程度続くものを表す。一方、促音型は動作が瞬間的な区切りがつくこと、撥音型は動作が終わった後に結果が残ることを表し、リ型は動作や状況をひとまとまりのものとして表現する。

日本語オノマトペは、一部の例外を除いて 1 音節または 2 音節の基本形を持ち、この基本形に対して語形の特徴が付加された形である [31]. これらの語形が派生した形には「かーっ」「かーん」「ぱたんぱたん」などがあり、このような派生形はそれぞれ促音型、撥音型、反復型と関係がある場合が多い。特に、語末に接尾辞がつく促音型・撥音型・リ型に注目すると、促音型の単語が最も多く存在し、これはオノマトペの音韻構造の特異性のひとつである [34].

本研究では、オノマトペの内言における語形の違いに着目し、それが BCI パフォーマンスに与える影響を調査する。反復型、長音型、促音型、撥音型、リ型の 5 種類の語形について、ユーザのイメージ想起のしやすさと BCI パフォーマンスへの影響を定量的に評価する。これにより、オノマトペの語形と BCI パフォーマンスの関係性を明らかにし、オノマトペを用いた BCI システムの設計指針を提供することを目指す。

2.2 オノマトペと脳活動

オノマトペの脳内処理メカニズムに関する先行研究について概観する。Kanero らは、オノマトペの内言により右後上側頭溝が活性化することを示した [11]. この研究では、実験参加者が動画を視聴しながらオノマトペを内言したとき、動画内での視覚的特徴とオノマトペの意味がより類似している場合、特に顕著に活性化の様子が確認された。これは、右後上側頭溝の領域がオノマトペの処理に関与していることを示唆した。

オノマトペと一般的な単語の聴覚刺激に対する事象関連電位 (ERP) の違いを調査した研究では、実験参加者にオノマトペと一般的な単語の計 8 つの単語の聴覚刺激を与え、それに対する脳波を計測した [6]. その結果、刺激開始後 200ms から 900ms の間で、オノマトペの方が後期陽性複合 (LPC) の振幅が小さくなることが明らかになった。これは、オノマトペがより低い認知負荷で処理されていることを示唆した。さらに、英語のオノマトペに関する研究では、視覚刺激で提示された任意の一般の単語と、音声刺激で提示されたターゲット単語との関連性について判断するタスクを行った。その結果、オノマトペが意味的に無関連な単語ペアにおいて、他の単語よりも強く N400 成分が活性化した [29]. これらの研究結果は、オノマトペが通常の単語とは異なる認知処理がなされていることを示している。

オノマトペを用いた脳波制御訓練手法では、オノマトペを用いることにより、ユーザに直感的な理解や感覚的なイメージを与える。さらに、操作に関連するオノマトペを用いることで、特徴的な脳活動が誘発され、特定の脳波パターンの生成を促す可能性がある。本研究では、異なる語形のオノマトペの内言により、脳活動がどのように変化するかを明らかにする。

2.3 発話イメージを用いた脳波制御訓練手法

発話イメージとは、実際の発声を伴わないが内的に発声を想像することである。これは、脳の言語処理領域を活性化させるプロセスであり、ウェルニッケ野やブローカ野などの言語中枢における脳波活動を誘発し、特定の脳波パターンを生成することが知られている [23]。Sarmientoらは、開口母音 (/a/, /o/)、中間母音 (/e/)、閉口母音 (/i/, /u/) に関する発話イメージ想起時の脳波データに対し、サポートベクターマシン (SVM) を用いた分類に成功した。これは、母音の発話イメージがそれぞれ異なる脳波パターンを生じることが示している。

この研究を基礎として、Minらは学習装置に極限学習機械 (ELM) を使用して、/a/, /e/, /i/, /o/, /u/ の5種類の分類が高精度でできることを示した [16]。ELMは、学習速度が速く、少ないデータでも高い精度を実現できる学習装置である [9]。そのため、Minらはリアルタイム処理が要求される脳波制御システムにおける応用可能性を示した。

発話イメージと他のメンタルイメージを組み合わせた研究も存在する。Chenらは運動イメージに中国語の文字を用いた発話イメージを組み合わせることで、操作の種類を増やした場合の分類精度が向上することを明らかにした [30]。運動イメージのみの場合、BCIにおける操作次元の最大数は4次元に制限されているが [17]、発話イメージを組み合わせることでさらに大きな次元に対応できるようになる。この研究は、発話イメージと他のメンタルイメージを組み合わせることで、より複雑なデバイス制御を実現できる可能性を示す。

3 実験

本章では、オノマトペの内言における語形の違いがBCIパフォーマンスに与える影響を調査するために、5種類の各語形のオノマトペを内言する実験を行った。この実験では、オノマトペを構成するモーラが類似した「つるつる」「つー」「つるり」「つるん」「つるっ」の5種類のオノマトペについて、内言している時の脳波データの取得とイメージ想起のしやすさに関する主観評価アンケートを行った。

3.1 機材

本実験では、参加者の脳波を取得するためにEMOTIV EPOC X¹のワイヤレスヘッドセットを使用した。EPOC Xは、研究者・開発者・消費者向けの脳波機器であり、安価でモバイル性に優れている。このデバイスは、頭皮からの電気信号を記録するために、2個のリファレンスを含む16個のセンサーを搭載している。これらのセンサーに、生理食塩水に浸したフェルトを取り付けることで、導電性を向上させている。センサー位置は国際的な10-20システムに準拠する (センサー構成: 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。ヘッドセットで収集した情報は、USB受信器またはBluetoothによってコンピュータに送信され、EMOTIVソフトウェアによってデータを可視化できる。

3.2 参加者

参加者は大学生および大学院生の計15名 (男性6名、女性9名、年齢:18-25) である。参加者のうち5名はBCIの使用経験があり、10名はBCIを初めて使用した。また、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。参加者のデータは研究者の間でのみ共有され、それ以外の第三者とは共有されなかった。

3.3 オノマトペの選定

本実験では、語形の異なる5種類のオノマトペを選定するために、日本語オノマトペ辞典からオノマトペを選定した。オノマトペがユーザに与える印象が近いものを選択するため、オノマトペを構成するモーラが類似していることを考慮し、「つるつる」「つー」「つるり」「つるん」「つるっ」の5種類に決定した。

3.4 実験手順

本実験では、参加者に実験全体の説明を行った後に実験を開始した。参加者は実験に関する説明を受けた後、EPOC Xを装着した。装着した後にセンサーの接触を確認し、必要に応じて調整を行った。その後指定されたタスクを行い、最後に実験に関するアンケートに回答した。

3.5 実験タスク

本実験では、参加者は5種類のオノマトペを内言するタスクを行った。参加者は、画面に表示されたイメージの指示に従い、指定された期間で内言を行った。実験開始後、参加者の安静状態を示すため、何も表示されない時間が3秒間続いた。続いて、イメージの指示を1秒間、合図を表す十字を1秒間表

¹ <https://www.emotiv.com/epoc-x/>

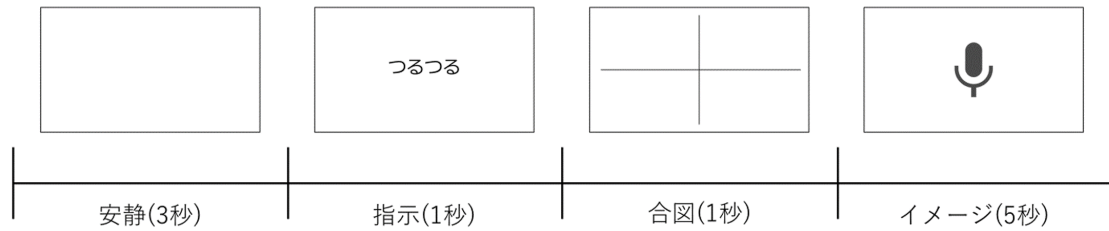


図 2. 参加者は、画面に表示されたイメージの指示に従い、指定された期間で内言を行った。安静 3 秒間、指示 1 秒間、合図 1 秒間、イメージ想起 5 秒間の試行を繰り返し行った。

示した。その後、特定の刺激を 5 秒間表示し、参加者は画面に表示された刺激を 5 秒間想起する。この安静 3 秒間、指示 1 秒間、合図 1 秒間、イメージ想起 5 秒間の計 10 秒間を 1 試行とする (図 2)。この試行を 30 回繰り返した 5 分間の動画を 10 回視聴した。指示は文字で表示され、5 種類のオノマトペの対象群として「安静」を加えた 6 種類をそれぞれ 5 回ずつランダムに提示した。また、このタスクを行った後参加者はアンケートに回答した。

3.6 評価指標

3.6.1 オフライン分類精度

本研究では、オノマトペの語形と分類精度の関係を分析するため、実験で取得した脳波データを解析した。分類精度とは、システムがユーザのイメージを正しく分類する能力の指標である。分類結果が高く出た場合、システムがユーザの脳波パターンを正しく分類したことから、ユーザが同じ脳波パターンを安定して生成できていたことを示す。実験で取得した脳波データのうち、80%を訓練用データ、20%をテスト用データに分割した。このデータに対し、データの前処理、特徴抽出、特徴分類の一連の処理をすることで分類精度を算出した。

データの前処理では、MATLAB を用いて取得した脳波データの前処理を行った。実験で計測した生脳波データに対し、1-40Hz の範囲で有限インパルス応答フィルタを用いたバンドパスフィルタを適用した。これは、脳波研究で一般的に使用される重要な周波数帯域を全てカバーしており、生脳波データからノイズ成分を軽減して解析対象の周波数帯域を明確にするために重要である。次に、各オノマトペのイメージ想起開始時刻から 5 秒後までのエポックを作成した。このエポック分割は、刺激に対する脳の反応を正確に捉えるために不可欠である。

特徴抽出には、共通空間パターン (CSP) アルゴリズムを採用した。CSP は脳波データ解析に広く用いる手法であり、2 つの異なるクラス間の差異を強調することで、脳波の変動を最大限に分離する空間フィルタを生成できる [3]。前処理された脳波デー

タに対し、作成した CSP フィルタを適用した後、対数分散特徴量を抽出した [20]。

CSP を用いて抽出した特徴量の分類には、サポートベクターマシン (SVM) を用いて分類を行った。SVM は、特徴空間内で異なるクラスを最適に分ける境界線、すなわち超平面を見つけることを目的とした教師あり学習アルゴリズムである [7]。さらに、SVM は非線形な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。最終的に、SVM によって算出された分類精度の結果は、BCI システムの性能を評価するための重要な指標となる [24]。

3.6.2 主観評価アンケート

実験タスク終了後、参加者はオノマトペのイメージ想起に関するアンケートに回答した。アンケート項目は各オノマトペについて 6 項目の質問からなり、7 段階のリッカート尺度に基づき回答した。質問項目は表 1 に示す通りである。これらの質問は、対象のオノマトペをイメージ想起する上での主観的な負荷を評価することを目的とした。その後、参加者は実験全体について口頭での自由記述のインタビューを行った。

4 結果と考察

4.1 BCI パフォーマンス

本研究では、オノマトペの語形と脳波パターンの関係を調査するため、各オノマトペと安静状態の 2 クラス分類精度を比較した。実験で取得した脳波データから、各参加者の分類精度を算出した。各オノマトペと安静状態の分類精度の中央値と平均値について、図 3 に示す。

分析の結果、「つつつ」と安静の組み合わせが、中央値と平均値において最も高い値を示した。しかし、「つつつ」は参加者全体の分類精度に関して、データのばらつきが大きく、最高値と最低値の差が顕著であった。対照的に、「つつり」や「つつん」は、データのばらつきが少なく、最高値と最低値の差も小さかった。また、フリードマン検定の結果、統計的に

表 1. イメージ想起のしやすさに関するアンケートの質問項目. 質問項目は 6 項目の質問からなり, 各オノマトペについて 7 段階のリッカートスケールに基づき回答した.

Q1	このオノマトペの発話をイメージすることは, どの程度容易でしたか?
Q2	発話をイメージしたとき, どの程度鮮明に思い浮かべることができましたか?
Q3	オノマトペを見てから, 発話イメージが浮かぶまでの速さはどうでしたか?
Q4	発話イメージを一定時間持続させることは, どの程度容易でしたか?
Q5	頭の中で, オノマトペの音をどの程度正確に再現できましたか?
Q6	オノマトペの意味と発話イメージがどの程度結びついていましたか?

表 2. イメージ想起のしやすさに関する主観評価アンケート結果. イメージ想起の容易さ, 鮮明さ, 速さ, 持続, 再現, 意味の 6 項目で構成され, 7 段階リッカート尺度を用いて評価した.

	容易さ	鮮明さ	速さ	持続	再現	意味
つるつる	5.73	5.47	5.8	5.27	5.67	5.20
つー	4.20	4.33	4.93	3.60	4.73	4.27
つるん	4.93	5.13	5.27	4.47	4.93	5.00
つるり	4.20	4.20	4.57	4.33	4.73	4.93
つるっ	4.53	4.80	5.20	4.53	5.27	4.73

有意な差はなかった ($p=0.516$).

脳波データは個人差が大きいので, 各参加者に対して分析を行い, 各オノマトペの分類精度を比較した. その結果, 5 種類のオノマトペにおいて, 分類精度が最も高い語形と低い語形が参加者によって異なることが分かった. 「つるっ」が最も高い精度を示す参加者が半数だったが, 2 名の参加者においては最も低い精度を示した. また, 6 名の参加者が「つー」において最も低い分類精度を示した. 一方, 「つるん」の分類精度が最も低くなった参加者はいなかった. 全ての参加者において, 分類精度が最も高い語形と最も低い語形の差は約 4-11%であった.

本実験の結果, 分類精度に有意差は見られなかった. これは, 分類精度が高い語形が参加者によって異なることが原因の可能性もある. また, 最も分類精度が高い語形と低い語形で分類精度に 4-11%程度の差が見られたことから, 個人差はあるものの, オノマトペの語形の違いが BCI パフォーマンスに与える影響はあると推察する. 特に, 「つるり」「つるん」は共に分類精度の参加者内のばらつきが少なかったことから, 参加者に一貫したイメージ想起を促しや

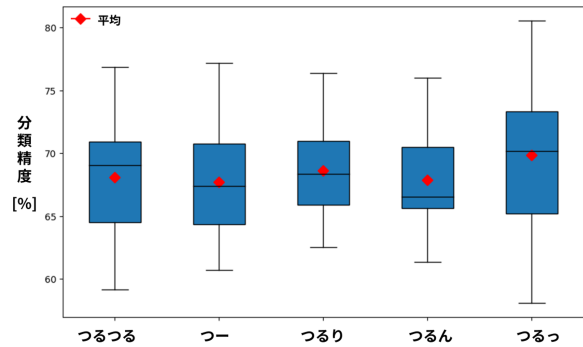


図 3. 各オノマトペと安静状態の分類精度. フリードマン検定の結果, 統計的に有意な差はなかった ($p=0.516$).

すい可能性がある.

本実験では, オノマトペによる発話イメージのみを用いて実験を行った. その結果, 参加者全体の平均分類精度が 70%程度であり, 分類精度が低い結果であった. 一方, MT-BCI において, マルチモーダルイメージは BCI パフォーマンスを高める可能性がある. Kitahara らは, 足の背屈運動イメージにおいて, 視覚イメージと聴覚イメージのマルチモーダルなイメージにより, 分類精度が向上することを示した [12]. そのため, オノマトペを用いた脳波制御訓練手法において, 運動イメージや視覚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, BCI パフォーマンスが向上する可能性が高い. 今後の研究では, マルチモーダルイメージにおいて, オノマトペの語形が BCI パフォーマンスに与える影響を調査する必要がある.

4.2 イメージ想起のしやすさ

本研究では, 5 種類のオノマトペに対するイメージ想起に関するアンケート調査を実施した. アンケートは, イメージ想起の容易さ, 鮮明さ, 速さ, 持続, 再現, 意味の 6 項目で構成され, 7 段階リッカート尺度を用いて評価した. 表 2 に示した各項目の平均値を比較した結果, 「つるつる」が全ての項目で最も高い評価を得た. 一方, 「つー」は「持続」と「意味」の項目において最も低い評価となり, 特に「持続」の項目では他のオノマトペと比較して著しく低い値を示した.

アンケートの結果から, 「つるつる」は多くの人にとって唱えやすく, イメージ想起をしやすい語形である可能性を示唆した. また, 「つー」については, 伸ばし続けるのが難しかったという意見が多く, 実際には声を出していないのに息が持たなくなるような感覚がしたという意見もあった. このことが, 「つー」の「持続」や「容易さ」の項目における低い評価に関連している可能性がある. 「つるん」と「つ

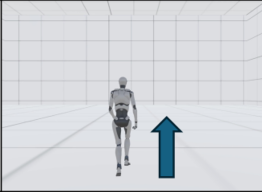
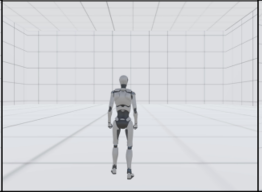
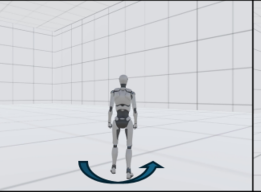
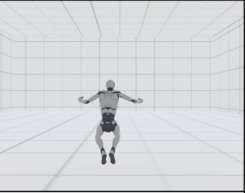
				
オノマトペ	てくてく	びたり	くるっ	ぴょん
操作	前進	停止	回転	ジャンプ

図 4. キャラクター操作アプリケーション。ユーザは、各オノマトペの語形を使い分け、内言することでキャラクターを操作する。「てくてく」により前進、「びたり」により停止、「くるっ」により回転、「ぴょん」によりジャンプの操作を行うことができる。

るり」は分類精度が近い値を示しているにもかかわらず、アンケートの結果では「つるん」がより高い評価を得た。さらに、日常で使わないオノマトペは内言が困難だったという意見も見られた。

本実験では、「つるつる」「つー」「つるり」「つるん」「つるっ」の限られたオノマトペを用いて実験を行ったため、得られた結果には実験で使用したオノマトペ特有の影響が含まれている可能性がある。今後の研究では、他のオノマトペについても検証を行い、より一般化可能な知見を得る必要がある。

5 ユーザスタディ

オノマトペを用いた脳波制御訓練手法において、各語形の効果によりアプリケーションを操作できるかを検証するために、2名の大学生（男性1名、女性1名、年齢:20, 平均年齢 20.0 歳）を対象としたユーザスタディを実施した。ユーザスタディでは、4種類のオノマトペを用いてキャラクター操作を行った。反復型の「てくてく」で前進、リ型の「びたり」で停止、促音型の「くるっ」で回転、撥音型の「ぴょん」でジャンプをするキャラクター操作アプリケーションを開発した（図4）。

実験手順は、動画を用いて20分間のトレーニングを行い、オノマトペを内言した時の脳波データを計測し、そのデータを基に分類器を開発した。次に、画面上部の指示通りにキャラクターを制御するタスクを行った。タスク終了後、運動主体間と各オノマトペのイメージ想起のしやすさについて、自由記述インタビューを実施した。

運動主体感に関して、参加者はキャラクターを意図通りに操作することが難しかったと述べた。この要因として、トレーニング時間の短さが影響した可能性がある。また、運動イメージや視覚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、制御パフォーマンスが向上する可能

性がある。実際、参加者からオノマトペの内言のみでは、各オノマトペのイメージ想起に違いを感じなかったという意見を得た。オノマトペの内言のみでは、特定の脳波パターンを生成しづらく、分類が難しかったと考察する。

イメージ想起のしやすさについては、リ型と促音型のオノマトペが他の語形と比較して想起しにくいという結果を得た。特に、「くるっ」は段階的な回転のイメージを与えるため、アプリケーションにおける連続的な視点移動とのずれが生じていた。この結果は、主観アンケートの結果とも一致しており、リアルタイムの制御においても、オノマトペの語形によってイメージ想起の容易さに差異が生じる可能性を示した。

オノマトペを用いた脳波制御訓練手法において、アプリケーションの特性に合わせて語形の特徴を生かしたインターフェース設計をすることは、ユーザ体験の向上につながる可能性を示唆した。また、本研究では、全ての参加者が共通のオノマトペを用いて実験を行ったが、各ユーザの特性に合わせてオノマトペの語形をカスタマイズすることで、個人に最適化したインタフェースを設計できる可能性がある。

6 おわりに

本研究では、オノマトペの内言における語形の違いがBCIパフォーマンスに与える影響を調査した。5種類のオノマトペを用いて、各オノマトペを内言した時の脳波データを計測し、脳波解析することにより分類精度を算出した。その結果、各オノマトペと安静状態との分類精度に有意差はなかったが、参加者ごとに分類精度が高い語形と低い語形で差が見られた。また、各オノマトペの語形において、反復型が最もイメージ想起しやすいことを示した。この結果は、脳波制御におけるオノマトペの応用可能性について新たな知見を示した。

参考文献

- [1] M. Ahn and S. C. Jun. Performance variation in motor imagery brain-computer interface: a brief review. *Journal of neuroscience methods*, 243:103–110, 2015.
- [2] B. Z. Allison and C. Neuper. Could anyone use a BCI? *Brain-computer interfaces: Applying our minds to human-computer interaction*, pp. 35–54, 2010.
- [3] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K.-R. Müller. Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis. *IEEE Signal processing magazine*, 25(1):41–56, 2007.
- [4] M. A. Cervera, S. R. Soekadar, J. Ushiba, J. R. Millán, M. Liu, N. Birbaumer, and G. Garipelli. Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: a meta-analysis. *Ann Clin Transl Neurol*, 5(5):651–663, May 2018.
- [5] U. Chaudhary, N. Birbaumer, and A. Ramos-Murguialday. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation. *Nature Reviews Neurology*, 12(9):513–525, 2016.
- [6] Y. Egashira, D. Choi, M. Motoi, T. Nishimura, S. Watanuki, et al. Differences in Event-Related Potential responses to Japanese onomatopoeias and common words. *Psychology*, 6(13):1653, 2015.
- [7] 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.
- [8] R. Hirano and K. 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.
- [9] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew. Extreme learning machine: Theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1):489–501, 2006. Neural Networks.
- [10] E. Iáñez, J. M. Azorín, A. Úbeda, J. M. Ferrández, and E. Fernández. Mental task-based brain-robot interface. *Robotics and Autonomous Systems*, 58(12):1238–1245, 2010.
- [11] J. Kanero, M. Imai, J. Okuda, H. Okada, and T. Matsuda. How Sound Symbolism Is Processed in the Brain: A Study on Japanese Mimetic Words. *PLOS ONE*, 9(5):1–8, 05 2014.
- [12] K. Kitahara, Y. Hayashi, T. Kondo, and S. Yano. Sound imagery contributes to foot Mi-based BCI even through it does not influence on the sensorimotor rhythms. In *2016 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA)*, pp. 1–6. IEEE, 2016.
- [13] S. M. Kosslyn, G. Ganis, and W. L. Thompson. Neural foundations of imagery. *Nature reviews neuroscience*, 2(9):635–642, 2001.
- [14] F. Lotte, L. Bougrain, A. Cichocki, M. Clerc, M. Congedo, A. Rakotomamonjy, and F. Yger. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update. *Journal of neural engineering*, 15(3):031005, 2018.
- [15] F. Lotte, J. Faller, C. Guger, Y. Renard, G. Pfurtscheller, A. Léculyer, 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.
- [16] B. Min, J. Kim, H.-j. Park, and B. Lee. Vowel imagery decoding toward silent speech BCI using extreme learning machine with electroencephalogram. *BioMed research international*, 2016(1):2618265, 2016.
- [17] M. Naeem, C. Brunner, R. Leeb, B. Graimann, and G. Pfurtscheller. Separability of four-class motor imagery data using independent components analysis. *Journal of neural engineering*, 3(3):208, 2006.
- [18] C. S. Nam, A. Nijholt, and F. Lotte. *Brain-computer interfaces handbook: technological and theoretical advances*. CRC Press, 2018.
- [19] A. Nijholt, D. Tan, B. Allison, J. del R. Milan, and B. Graimann. Brain-Computer Interfaces for Hci and Games. In *CHI '08 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '08, p. 3925–3928, New York, NY, USA, 2008. Association for Computing Machinery.
- [20] Y. Park and W. Chung. Optimal channel selection using correlation coefficient for CSP based EEG classification. *IEEE Access*, 8:111514–111521, 2020.
- [21] G. Pfurtscheller, G. R. Müller-Putz, R. Scherer, and C. Neuper. Rehabilitation with brain-computer interface systems. *Computer*, 41(10):58–65, 2008.
- [22] G. Pfurtscheller and C. Neuper. Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proceedings of the IEEE*, 89(7):1123–1134, 2001.
- [23] L. C. Sarmiento, P. Lorenzana, C. J. Cortes, W. J. Arcos, J. A. Bacca, and A. Tovar. Brain computer interface (BCI) with EEG signals for automatic vowel recognition based on articulation mode. In *5th ISSNIP-IEEE Biosignals and Biorobotics Conference (2014): Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC)*, pp. 1–4, 2014.
- [24] S. Selim, M. M. Tantawi, H. A. Shedeed, and A. Badr. A csp\am-ba-svm approach for motor imagery bci system. *Ieee Access*, 6:49192–49208, 2018.
- [25] S. K. Swee, K. D. T. Kiang, and L. Z. You. EEG controlled wheelchair. In *MATEC web of conferences*, Vol. 51, p. 02011. EDP Sciences, 2016.

- [26] H. Touyama and M. Sakuda. Online control of a virtual object with collaborative SSVEP. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 21(7):1291–1297, 2017.
- [27] C. Vidaurre, C. Sannelli, K.-R. Müller, and B. Blankertz. Machine-learning-based coadaptive calibration for brain-computer interfaces. *Neural computation*, 23(3):791–816, 2011.
- [28] C. Vidaurre, A. Schlogl, R. Cabeza, R. Scherer, and G. Pfurtscheller. A fully on-line adaptive BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(6):1214–1219, 2006.
- [29] G. Vigliocco, Y. Zhang, N. Del Maschio, R. Todd, and J. Tuomainen. Electrophysiological signatures of English onomatopoeia. *Language and Cognition*, 12(1):15–35, 2020.
- [30] L. Wang, X. Zhang, and Y. Zhang. Extending motor imagery by speech imagery for brain-computer interface. In *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 7056–7059, 2013.
- [31] 田守 育啓. 日本語オノマトペ：多様な音と様態の表現. *日本音響学会誌*, 54(3):215–222, 1998.
- [32] 小野正弘. 日本語オノマトペ辞典: 擬音語・擬態語 4500. (*No Title*), 2007.
- [33] 清水祐一郎, 土斐崎龍一, 坂本真樹. オノマトペごとの微細な印象を推定するシステム. *人工知能学会論文誌*, 29(1):41–52, 2014.
- [34] 那須昭夫. オノマトペの語末促音 (i 特集, j 促音). *音声研究*, 11(1):47–57, 2007.
- [35] 平野怜旺, 岸駿斗, 和栗真花, 山田紗妃, 渡邊恵太. BCIxD: ブレインコンピュータインタラクションデザイン. In *WISS 2023 Proceedings*, 2023.