



筋電位計測に基づく身体各部位における力強度入力の特徴分析

片岡 佑太^{*1} 野崎 颯人^{*2} 森 尚平^{*3} 中村 文彦^{*2} 柴田 史久^{*2} 木村 朝子^{*2}

Evaluation of Force Intensity Input in Various Body Parts Using Electromyography

Yuta Kataoka^{*1}, Hayato Nozaki^{*2}, Shohei Mori^{*3}, Fumihiko Nakamura^{*2},
Fumihisa Shibata^{*2} and Asako Kimura^{*2}

Abstract – Electromyography (EMG) interfaces are widely employed in Extended Reality technology for interaction with user interfaces. Previous studies have shown that EMG-based force input is preferred and provides better control performance compared to physical devices. However, it remains unclear how precisely users can control force input with EMG. This paper analyzes the impact of EMG-based force input on input accuracy and mental workload. We developed a pointer tracking application that inputs force strength. Input accuracy and mental workload were evaluated across multiple tracking patterns and body regions. Results showed that EMG-based input accuracy was highest for the forearms among the body regions. The mental workload was also lower for forearm control.

Keywords : Muscle-computer Interface, Electromyography, Force Input

1. はじめに

仮想現実感や拡張現実感などの Extended Reality (XR) 技術の発展に伴い、手や足などの身体部位を入力手段とした UI が広く普及している。Head Mounted Display (HMD) に装着された各種センサによって、タップやつまみといった多様なインタラクションが実現されている^[1]。コントローラや触覚デバイスを把持で制御する方法に加えて、新しい入力手法が各種提案されている。

中でも Electromyography (EMG) は、筋収縮に伴う筋電変化を計測する技術であり、物理的なデバイスや大きな身体動作を必要とせずに入力を行える。近年では、計測装置のウェアラブル化や計測精度の向上が進んでおり、XR 技術の中で重要な役割を果たしつつある。EMG は身体の状態を推定できるため、直感的なインタラクションを実現する入力手段として注目されている。既にアート&エンターテインメント、ヘルスケア、医療などの分野で活用が進んでおり、物理的なインタフェースの代替手段としての可能性が示されている^[2]。

EMG を入力インタフェースとして活用することを検討する上で、EMG による入力特性を明らかにする

ことは肝要である。その1つとして、EMG から推定される力を、ユーザがどれほど正確に制御できるかを検討する研究が行われている^[3]。物理的なデバイスによる入力と比較して、EMG による入力精度の高さや直感的な操作性が評価されている。しかし、身体どの部位や、どのような力の入れ方（例：強い力の維持／弱い力の維持）が、正確かつユーザへの負担が少ないかは明らかではない。

本研究では、ユーザに所定の力の強さを発揮させ、その入力精度を計測できるアプリケーションを構築した。力の強さや緩急を変えたパターンごとの入力精度を、全身の各部位で定量的に分析を行った。また、メンタルワークロードを評価するための定性アンケートも実施した。身体部位ごとに、力の制御性の差異をメンタルワークロードへの影響も含めて明らかにするものである。EMG を力の強さの入力として活用するための、基礎的知見として提供することが期待される。本論文の貢献は次の通りである。

- EMG による力の強さの入力が、身体各部位における入力精度とメンタルワークロードに与える影響を明らかにした
- 身体部位の中でも、前腕が最も高い精度と低い作業負荷であることを明らかにした
- 力の強さをコントロールしやすい入力パターンの特徴を明らかにした

なお本研究は、前腕を対象に入力精度を分析した我々の先行研究^[4]を基に、実験条件や分析方法を見直した上で、さらに身体各部位へ計測範囲を拡張したものである。

*1: 立命館大学 OIC 総合研究機構

*2: 立命館大学大学院 情報理工学研究科

*3: グラーツ工科大学

*1: Open Innovation & Collaboration Research Organization, Ritsumeikan University

*2: Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

*3: Graz University of Technology

2. 関連研究

本章では、筋電インタフェースの活用および本研究の基礎となる先行研究について述べる。また、EMG による力の入力精度を調査した研究に関しても言及し、本研究の新規性を明らかにする。

2.1 EMG のインタフェースへの活用

EMG は大きな体動を伴わずともリアルタイムで変化するため、特徴を抽出することで人体の状態を推定できる。この特性を利用し、機械学習を用いてジェスチャや行動などを推定する研究が行われている^[5]。筋肉は全身に存在するため、腕や顔などの部位で EMG が推定に活用されている^[6]。これらは、事前に学習させた EMG の特徴を用いて特定の動作を識別させている。

一方で、EMG から推定した力の強さを活用したアプリケーションも提案されている。Becker らは、EMG による力の強さを利用して、ランプの明るさを段階的に制御するアプリケーションを提案している^[7]。Benko らは、前腕の EMG からスケッチにおける段階的なブラシストロークを実現している^[8]。EMG から推定された力の強さをを用いてインタラクティブな操作を実現し、コンテンツへの高い主観的評価に繋がることも示されている。

さらに、力の強さはデバイス制御のトリガとしても利用されている。力の強さに一定の閾値を設定し、義手や電動車いすの制御に用いられている^[9]。このような事例に対して、ユーザが発揮できる力の正確性や主観的な負荷などの特性を明らかにすることは、種々の設計において重要である。

2.2 筋電インタフェースによる XR インタラクション

XR 環境では、仮想物体とのインタラクションに触覚提示デバイスや入出力デバイスを用いる場合が多い^[10]。そこで、新たなインタラクション方法として筋電インタフェースが広く活用されている。Ferrand らは、ユーザの二頭筋の収縮に合わせて VR アバタの外観を変えることで、筋収縮の感覚を変化させる手法を提案している^[11]。また、EMG に対応して仮想物体の様態を変えることで、体験の臨場感を向上させる手法も提案されている^{[12][13]}。

一方、先行研究の多くは特定の部位に焦点を当てており、全身の筋肉を対象とした入力制御性は包括的には検討されていない。本研究は様々な腕のポーズや全身の各部位における、EMG による入力精度とユーザへの負担を評価することを目的とし、身体各部位におけるインタラクションデザインの可能性を探る。

さらに XR 環境においても、力の強さがシステムへ

の入力のトリガとしても用いられている^[14]。本研究では力の強さや入力パターンが、入力精度への様な影響を与えるかを明らかにすることを目指す。

2.3 EMG による力入力のトラッキング精度

ユーザが直感的かつ少ない負担で目的の力を発揮できることは、UI とのインタラクションを検討する上で重要である。幾つかの研究では、前腕の EMG による力の入力精度がトラッキング精度に与える影響を調査している。Yamagami らは、力の制御性を分析するためのポインタ追跡タスクを実施し、EMG による入力が物理的なスライダーを用いた入力よりも高い精度を示すことを明らかにした^[3]。また、Lobo-Prat らは EMG、力覚センサ、ジョイスティックの入力手法間でのポインタ追跡タスクを実施し、EMG による入力精度の有意性を示している^[15]。Corbett らの研究においても、同様の傾向が示されている^[16]。一方 Guo らの研究では、表示された位置にカーソルを合わせにいくタスクにおいて、EMG より力覚センサによる入力の方が高い入力精度が得られている^[17]。

しかし、単一の身体部位や入力パターンで入力精度を分析した事例が多く、前腕のポーズによる精度の差や全身の部位間の差を、メンタルワークロードと共に比較することは行われていない。また、入力パターンの複雑さが与える影響も明確ではない。本研究は EMG による力の強さの、身体各部位における入力精度をメンタルワークロードと共に評価する。

3. 実験概要

各身体部位における、EMG に基づく力の入力精度とメンタルワークロードへの影響を明らかにするために、2つのユーザ実験を行った内容を要約する。また、各実験共通で適用された実験条件を述べる。

3.1 実験目的

実験 1 手における力の制御。前腕は、UI とのインタラクションに広く用いられている身体部位の 1 つである。実験 1 では、前腕の 6 種類のハンドポーズ間での比較を行った。参加者 (N=13) には、目標となる力の強さを発揮させるタスクを実行させて入力精度を算出した。また、ハンドポーズ毎にメンタルワークロードへの回答も求めた。これにより、代表的なハンドポーズ間での EMG による力入力の特性を比較する。

実験 2 全身における力の制御。実験 1 と同様のプロトコルで、入力精度とメンタルワークロードの評価を全身を対象に行った。頭部、背部、腹部、下肢の計 6 か所の部位における、参加者 (N=13) の入力精度とメンタルワークロードを計測した。実験 1 で行う前腕の結果を踏まえ、全身の代表的な部位間での EMG による力入力の特性を比較する。

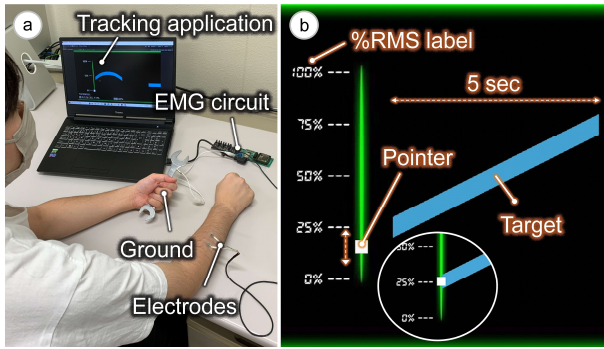


図1 実験のセットアップ：(a) 実験環境, (b) 力強度のトラッキングアプリケーション
Fig. 1 Experimental setup: (a) Experimental environment, (b) Tracking application

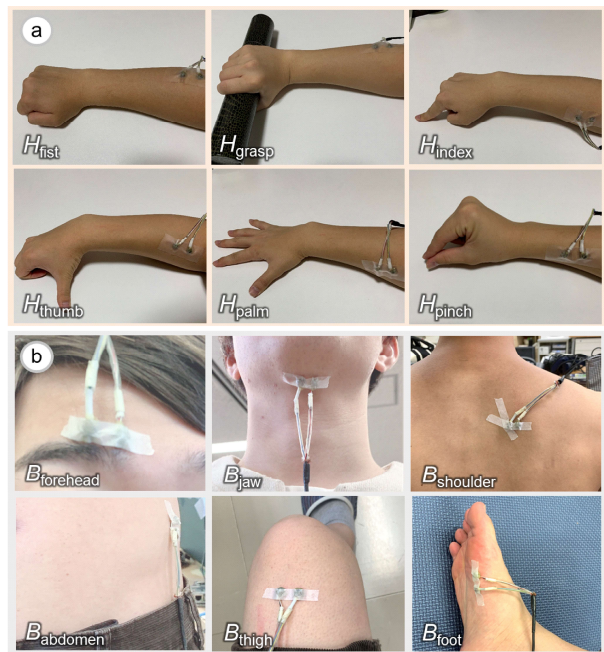


図2 計測した身体部位：(a) 実験1, (b) 実験2
Fig. 2 Measured body parts: (a) Experiment 1, (b) Experiment 2

3.2 共通設定

3.2.1 実験システム

EMG を利用し、加えられた力の強さを可視化・計測する Unity アプリケーション (Ver. 2020.3.15) を構築した。同アプリケーションでは、力の強さに応じて 0~100% の範囲で白色のポイントを上下に制御できる (図 1)。参加者ごとにキャリブレーションを行い、発揮できる最大の力である最大自発筋収縮 (Maximum Voluntary Contraction: MVC) に対する割合がポイントに表示された。参加者には、画面右側から左側に一定間隔で流れてくる青色の目標図形の領域内に、ポイントが収まるように追従させた。ディスプレイの解像度は 1920×1080 ピクセル、フレームレートは 120Hz で実行された。

EMG 計測には、Ishikawa らと同じ装置が用いられた [18]。計測の測定レンジは $-1.25 \sim +1.25$ mV で、信号を 1000 倍に増幅された上で A/D 変換が行われた。サンプリング周波数は 1000Hz で、シリアル通信を介してコンピュータに送信された。EMG の一般的な周波数範囲は 5~500Hz であるため [19]、5Hz のハイパスフィルタ、500Hz のローパスフィルタを用いた。また、電源由来のノイズ低減のため、60Hz のストップフィルタも適用した。筋活動の指標には %Root Mean Square (RMS) を用いた。%RMS は、計測された RMS を MVC で除したものを表す。MVC は実験開始前に各部位で計測された。%RMS を算出するためのウィンドウサイズは 300 ミリ秒で、スライディングは 10 ミリ秒であった。信号処理が行われた情報は、UDP 通信によって Unity アプリケーションに送信された。

EMG 計測の電極は、クロストークを避けるため、指定された身体の部位に約 20mm 離して 2 つ取り付けられた [20]。電極の取付け時は、筋肉の走行方向に沿って貼り付けた。また、基準電位を決めるためのアースとして、導体となるレンチを実験参加者に握らせた。

3.2.2 計測部位

前腕の 6 種類のポーズと、前腕を除いた 6 種類の身体部位におけるポーズを選定した。座った状態で対象部位を動かすことなく、静的に力の強さを調整できる部位を選定した。EMG 計測用の電極は、各ポーズに対応する筋肉の位置に貼付した。計測時は両腕を机の上に置き、肘を机につけた状態で、体重をかけた入力を避けるために背筋を地面と垂直に保つよう指示した。計測したポーズと計測筋は、以下の通りである。

実験 1 次のハンドポーズと対象筋を条件として採用した (図 2a)：「 H_{fist} 握り拳 (総指伸筋)」 「 H_{grasp} 物の握り込み (総指伸筋)」 「 H_{index} 人差し指の押し込み (橈側手根屈筋)」 「 H_{thumb} 親指の押し込み (橈側手根屈筋)」 「 H_{palm} 掌の押し込み (腕橈骨筋)」 「 H_{pinch} つまみ (長母指屈筋)」。動きを伴うハンドジェスチャ (スワイプ、スライド、タップ) とは異なり、手の位置を変えることなく静的に力を変化させられる。

実験 2 前腕を除いた次のポーズと対象筋を条件として採用した (図 2b)：「 B_{forehead} 眉を寄せる (前頭筋)」 「 B_{jaw} 舌を上口蓋に押し当てる (舌顎骨筋)」 「 B_{shoulder} 肩を強張らせる (僧帽筋)」 「 B_{abdomen} 腹部に力を入れる (外腹斜筋)」 「 B_{thigh} 地面を踏み込む (大腿直筋)」 「 B_{foot} 足先を窄める (母趾外転筋)」。これらの部位も、大きな体動を伴わず力を加えることができ、前腕以外の頭部から四肢までの部位をカバーするよう選出した。前頭筋以外の筋肉は、心拍が EMG のノイズとして取得されることを避けるため、右半身に電極を貼付した。

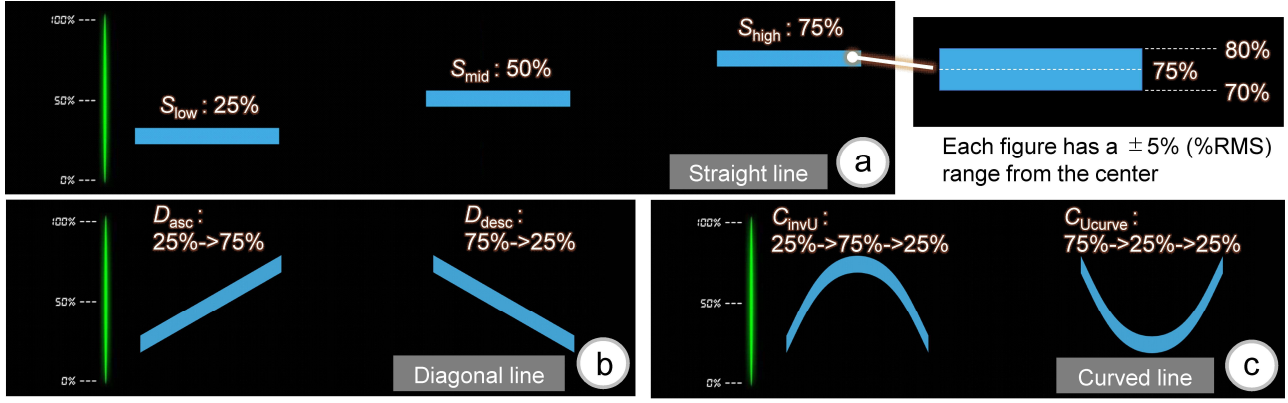


図3 目標図形の種類とレンジ：(a) 直線タスク, (b) 斜線タスク, (c) 曲線タスク

Fig.3 Types and ranges of target shapes: (a) Straight line task, (b) Diagonal line task, (c) Curved line task

3.2.3 タスク

参加者はアプリケーション上に表示された白色のポインタを制御し、画面の右側から移動してくる青い目標図形の領域内に、ポインタを留めさせるタスクを遂行した。ポインタは、%RMS に応じて 0～100% の範囲で垂直方向に移動した。力の加え方を示す目標図形は、以下の 7 種類の中からカウンターバランスを考慮した上でランダムな順番で表示された (図 3)。

- 直線 (S_{low} : 低, S_{mid} : 中, S_{high} : 高)
- 斜線 (D_{asc} : 上昇, D_{desc} : 下降)
- 曲線 (C_{invU} : 逆 U カープ, C_{Ucurve} : U カープ)

目標図形の中央値が y [%], 図形内の経過時間が t [s] ($0 \leq t \leq 5$) のとき、直線 S_{low} , S_{mid} , S_{high} は式 (1) に従い、一定の力を維持することを求めた (図 3a)。

$$y = \begin{cases} 25 & (S_{low}) \\ 50 & (S_{mid}) \\ 75 & (S_{high}) \end{cases} \quad (1)$$

斜線 D_{asc} , D_{desc} は式 (2) に従い、徐々に力を加える、または抜くことを求めた (図 3b)。

$$y = \begin{cases} 25 + 10t & (D_{asc}) \\ 75 - 10t & (D_{desc}) \end{cases} \quad (2)$$

曲線 C_{invU} , C_{Ucurve} は (3) に従い、逆 U 型、または U 型に力を調整することを求めた (図 3c)。

$$y = \begin{cases} 25 + 50 \sin\left(\frac{\theta t}{5}\right) & (C_{invU}) \\ 75 - 50 \sin\left(\frac{\theta t}{5}\right) & (C_{Ucurve}) \end{cases} \quad (3)$$

白色のポインタの中心が目標図形の内部に位置している場合に、正しく入力されていると見なされた。参加者は、各目標図形の中心から上下に ± 5% の範囲内にポインタを収めるよう求められた。この範囲をポイ

ンタの中心が逸脱した場合は、領域外として判定した。各図形の継続時間は 5 秒であり、7 種類の目標図形が 5 秒の間隔をおいてランダムに表示された。図形が通過する 5 秒間でカウントされるサンプル数を、領域内と判定されたサンプル数で除算した値を精度として算出した。1 試行に要する時間は (5 秒のトラッキング + 5 秒のインターバル) × 7 つの目標図形 = 70 秒であった。

4. 実験 1

4.1 実験デザイン

各ハンドポーズの入力精度を評価するため、参加者内反復測定デザインを採用した。独立変数はハンドポーズと目標図形、従属変数は入力精度とした。また、メンタルワークロードを評価するため、独立変数はハンドポーズ、従属変数は NASA-RTLX スコアとした。

4.2 参加者

実験参加者は 20～30 代の男性 13 名であった。各参加者はハンドポーズの数だけ試行を繰り返した (計 6 回)。全ての参加者は、HCI 関係のユーザ調査への参加経験を有していた。

4.3 実験手順

実験は説明セッションから始められた。参加者はまず、実験についての説明を受け、インフォームドコンセントに署名した。参加者は、モニターの前に置かれた椅子に座り、背筋を伸ばして前屈みにならないよう指示された。また、前腕をリラックスさせるため、肘をテーブルに置くよう求められた。実験場所には、ノイズを低減させるためのフロアマットが敷かれた。全てのハンドポーズにおいて、電極は参加者の利き腕に取り付けられ、反対側には導体としてレンチを握らせた。

説明セッション後、EMG のキャリブレーションが行われた。参加者は MVC を測定するように求められ、2 秒間対象のポーズで全力を発揮し、その平均 RMS を MVC として算出した。この測定を 6 つのハンドポーズ

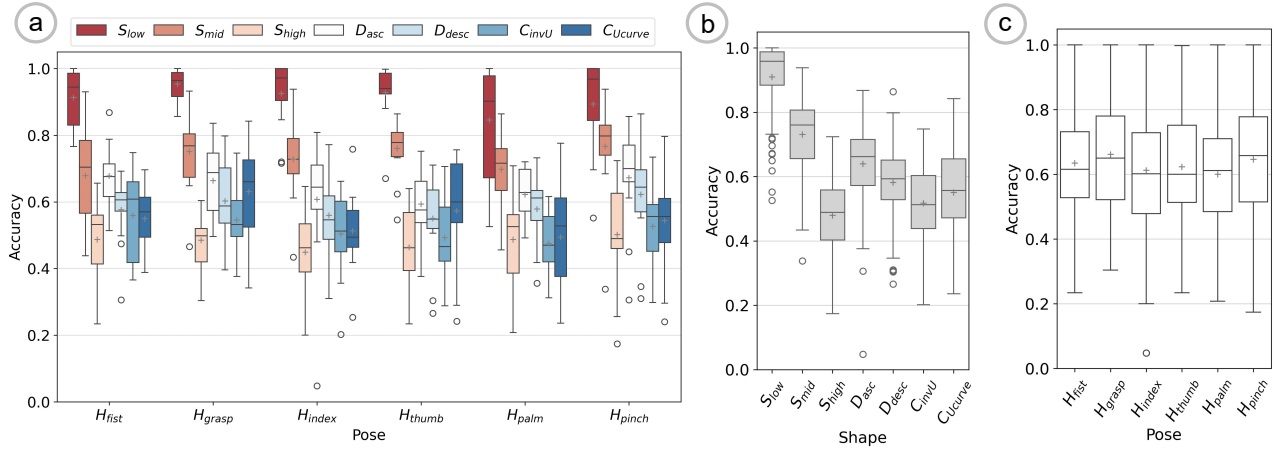


図4 実験1入力精度の結果：(a) 各ポーズと目標図形の組み合わせごとの精度, (b) 目標図形毎の全ポーズの精度, (c) ポーズ毎の全目標図形の精度

Fig. 4 Input accuracy results in Experiment 1: (a) Accuracy by hand pose and target shape, (b) Accuracy by target shape, (c) Accuracy by hand pose

表1 実験1目標図形間の入力精度の有意差

Table 1 The statistical results of the input accuracy in Experiment 1.

	S_{low}	S_{mid}	S_{high}	D_{asc}	D_{desc}	C_{invU}	C_{Ucurve}
S_{low}	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
S_{mid}	< 0.001***	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
S_{high}	< 0.001***	< 0.001***	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
D_{asc}	< 0.001***	< 0.001***	< 0.001***	N/A	N/A	N/A	N/A
D_{desc}	< 0.001***	< 0.001***	< 0.001***	0.005**	N/A	N/A	N/A
C_{invU}	< 0.001***	< 0.001***	0.245	< 0.001***	0.002**	N/A	N/A
C_{Ucurve}	< 0.001***	< 0.001***	0.002**	< 0.001***	0.245	0.116	N/A

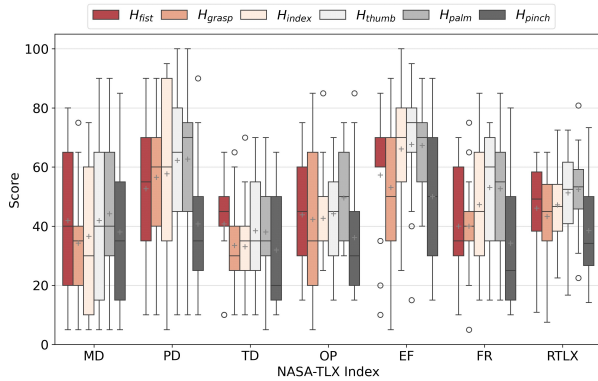


図5 実験1におけるNASA-RTLXの結果

Fig. 5 NASA-RTLX results in Experiment 1

ズについて繰り返した。測定されたMVCは、ポイントが動かせる範囲の100%に相当する。タスク終了後、参加者にはNASA-RTLXの質問票に回答させた^[21]。NASA-RTLXには、メンタルワークロードを評価する6つの質問が含まれる（MD：精神的要求，PD：身体的要求，TD：時間切迫感，OP：作業達成度，EF：努力，FR：不安）。この手順を、筋疲労を避けるために十分な休憩を挟みながら、全てのハンドポーズが評価されるまで繰り返した。条件の順番はカウンターバ

ランスを考慮した上でランダムに設定された。

最後に実験参加者へのインタビューを行い、ポーズや目標図形ごとの制御性や、実験全体に関する感想を聴取した。入力精度は546データ（13人×7目標図形×6ハンドポーズ）、NASA-RTLXスコアは78データ（13人×6ハンドポーズ）を収集した。実験に要した時間は約50分であった。

4.4 実験結果

4.4.1 精度

目標図形およびハンドポーズごとに、入力精度を算出したボックスプロットを図4に示す。実験データに正規性が認められなかったため、整列ランク変換^[22]を施したデータに対して2要因分散分析を行った。その結果、目標図形 ($F(6, 72) = 87.934, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.879$) のみに主効果が認められた。交互作用は非有意であった。下位検定としてHolm法で多重比較を行った結果、 C_{invU} と S_{high} 、 C_{Ucurve} と D_{desc} 、 C_{Ucurve} と C_{invU} の条件間以外で有意差が認められた（表1）。

4.4.2 メンタルワークロード

NASA-RTLXによって得られた、ハンドポーズごとの6項目のスコアと全評価項目の平均値（RTLX）のボックスプロットを図5に示す。実験データに正規性

が認められなかったため、Friedman 検定を行った。その結果、スコアに対する時間切迫感 (TD), 不安 (FR), RTLX の主効果が有意または有意傾向であった (TD: $\chi^2(5) = 9.987, p = 0.075$, FR: $\chi^2(5) = 14.632, p = 0.012$, RTLX: $\chi^2(5) = 9.630, p = 0.086$)。

主効果が有意なため、下位検定として Wilcoxon の符号順位検定を繰り返し行った。補正方法には Holm 法を用いた。TD, FR については、何れの条件間でも有意差は認められなかった。RTLX は、 H_{pinch} が D_{thumb} よりも有意に低かった ($p = 0.040$, Cohen's $r = 0.588$)。

4.5 議論

力の強さを維持する直線タスクにおいて、 S_{high} , S_{mid} , S_{low} の順に精度が有意に高い結果が得られた。これは、発揮する力の強さが低いほど、正確な力の維持ができることを示している。参加者のコメントでも「 S_{high} はポーズに関わらず難しく、 S_{low} はポーズに関わらず容易であった」と述べられている。力の強さを一定量ずつ変化させる斜線タスクでは、徐々に力を抜いていく D_{desc} に比べ、徐々に力を入れていく D_{asc} の方が高い精度を示した。一方で、力の強さに緩急が必要な曲線タスク同士では有意な差は見られなかった。ハンドポーズの主効果は有意ではなく、どのポーズも入力精度は似た傾向を示した。

ハンドポーズによる入力精度に差異が見られない一方で、参加者からはポーズによって力の入れやすさが異なるとの報告が得られた。例えば、手を握る H_{fist} および H_{grasp} では「日常的に最もよく行うポーズのためやりやすかった」「物を握る方が、より力の強さを調整しやすく感じた」とのコメントがあった。また、押し込みが必要な H_{index} および H_{palm} では「力の入れ方に慣れていない」という意見も見られた。

NASA-RTLX の結果では明確な有意差は見られなかったものの、 H_{pinch} が他のハンドポーズと比べて低いスコアであった。指先の小さな筋肉での制御となるため、全体的な筋肉の負担が小さいことが考えられる。また、物を取るような日常的な動作で頻繁に使われるため、特別な注意を必要としないことからスコアが小さくなったと考えられる。

5. 実験 2

5.1 実験デザイン

身体の各部位で入力精度とメンタルワークロードを評価するため、参加者内反復測定デザインを採用した。独立変数と従属変数の設定は実験 1 と同一である。

分析時は身体の各部位における独立変数の差異を明らかにするために、実験 1 で実施した H_{grasp} の条件を実験結果の比較対象に含めた。これは、VR の体験

時にコントローラやデバイスを握り込む状況が多いため、この条件を分析に取り入れた。

5.2 参加者

実験参加者は実験 1 と同一の 20~30 代の男性 13 名であった。各参加者は身体部位の数だけ試行を繰り返した (計 6 回)。

5.3 実験手順

実験 1 と同様の手順に従う。唯一の違いが、計測対象が 3.22 節で述べた 6 つの部位になったことである。入力精度は 546 データ (13 人 $\times$ 7 目標図形 $\times$ 6 部位), NASA-RTLX スコアは 78 データ (13 人 $\times$ 6 部位) を収集した。実験に要した時間は約 50 分であった。

5.4 実験結果

5.4.1 精度

目標図形および身体部位ごとに入力精度を算出したボックスプロットを図 6 に示す。実験データに正規性が認められなかったため、整列ランク変換^[22]を施したデータに対して 2 要因分散分析を行った。その結果、目標図形 ($F(6, 72) = 82.471, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.872$) と身体部位 ($F(6, 72) = 10.199, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.459$) に主効果が認められた。交互作用は非有意であった。下位検定として Holm 法を用いて目標図形間で多重比較を行った結果、 C_{invU} と S_{high} , D_{asc} と D_{desc} , C_{Ucurve} と D_{asc} , C_{Ucurve} と D_{desc} の条件間以外で有意差が認められた (表 2)。身体の部位間で同様に多重比較を行った結果、 H_{grasp} とその他の全ての条件で有意差が認められた ($p < 0.001$)。

5.4.2 メンタルワークロード

NASA-RTLX によって得られた、身体部位ごとの 6 項目のスコアと全評価項目の平均値 (RTLX) のボックスプロットを図 7 に示す。実験データに正規性が認められなかったため、Friedman 検定を行った。その結果、スコアに対する精神的要求 (MD), 身体的要求 (PD), 時間切迫感 (TD), 努力 (EF), 不安 (FR), RTLX の主効果が有意であった (MD: $\chi^2(6) = 15.869, p = 0.014$, PD: $\chi^2(6) = 20.356, p = 0.002$, TD: $\chi^2(6) = 17.349, p = 0.008$, EF: $\chi^2(6) = 18.762, p = 0.004$, FR: $\chi^2(6) = 18.850, p = 0.004$, RTLX: $\chi^2(6) = 17.884, p = 0.006$)。

主効果が有意なため、下位検定として Holm 法で補正しながら Wilcoxon の符号順位検定を繰り返し行った。MD は H_{grasp} が H_{forehead} , H_{abdomen} , H_{foot} よりも有意に低い傾向であった ($p < 0.1$)。PD は H_{abdomen} が H_{forehead} , H_{thigh} , H_{foot} よりも有意に高く ($p < 0.05$), H_{shoulder} よりも有意に高い傾向であった ($p < 0.1$)。EF は H_{abdomen} が H_{thigh} よりも有意に高く ($p < 0.05$), H_{forehead} , H_{shoulder} , H_{foot} よりも有意に高い傾向であった ($p < 0.1$)。FR は H_{grasp} が H_{forehead} よ

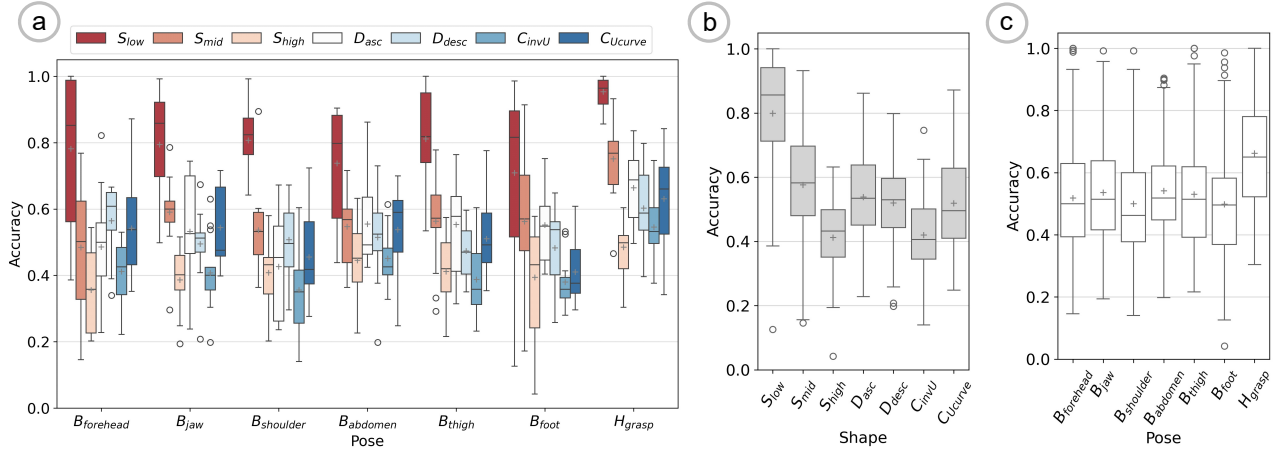


図6 実験2入力精度の結果：(a) 各ポーズと目標図形の組み合わせごとの精度, (b) 目標図形毎の全ポーズの精度, (c) ポーズ毎の全目標図形の精度

Fig. 6 Input accuracy results in Experiment 2: (a) Accuracy by hand pose and target shape, (b) Accuracy by target shape, (c) Accuracy by hand pose

表2 実験2 目標図形間の入力精度の有意差.

Table 2 The statistical results of the input accuracy in Experiment 2.

	S_{low}	S_{mid}	S_{high}	D_{asc}	D_{desc}	C_{invU}	C_{Ucurve}
S_{low}	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
S_{mid}	< 0.001***	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
S_{high}	< 0.001***	< 0.001***	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
D_{asc}	< 0.001***	0.039*	< 0.001***	N/A	N/A	N/A	N/A
D_{desc}	< 0.001***	0.013*	< 0.001***	1.000	N/A	N/A	N/A
C_{invU}	< 0.001***	< 0.001***	1.000	< 0.001***	< 0.001***	N/A	N/A
C_{Ucurve}	< 0.001***	0.002**	< 0.001***	1.000	1.000	< 0.001***	N/A

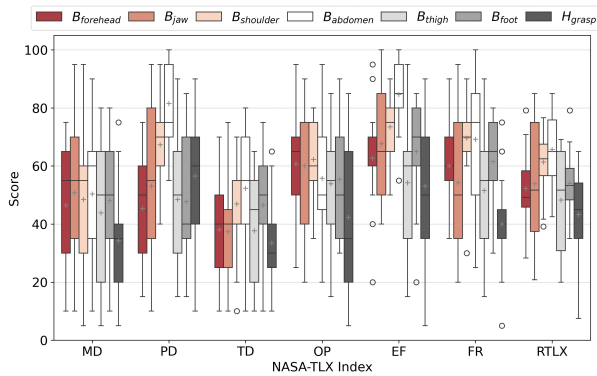


図7 実験2におけるNASA-RTLXの結果

Fig. 7 NASA-RTLX results in Experiment 2

りも有意に低い傾向であった ($p < 0.1$). RTLX は $H_{abdomen}$ が H_{grasp} , H_{thigh} よりも有意に低い傾向であった ($p < 0.1$). TD は有意差が見られなかった.

6. 議論

力の強さを維持させる直線タスクでは, 実験1と同様に S_{high} , S_{mid} , S_{low} の順に精度が有意に高かった. しかし, 全身の部位における結果は, 全体的に入力精度が低下していた. 参加者のコメントでは「部位に関わらず, 日常的に強い力を入れる機会が少なく制御に

慣れなかった」との意見が得られた. 一方で, S_{low} の強さでは全身の部位で入力精度が平均 70%を超えており, 力が低ければ高い精度が確認できた. D_{asc} や C_{invU} の入力精度はハンドポーズの平均結果と比べると大きく低下しており, 全身の部位では力を入れ始めることが難しい傾向が見られた.

部位ごとの差異では, H_{grasp} が最も高い精度を示した. 手よりも操作性が高いと感じた部位を報告する参加者もいる中で, 手がどの目標図形においても他の部位と比べて高い精度を示した. これは, 日常的な習熟度の差異によるものと考えられる.

NASA-RTLX の結果からは, H_{grasp} が他の部位と比べて低いスコアを示した. また, $B_{abdomen}$ は PD や EF のような肉体的負荷のスコアが高かった. これは「力を入れることが大変で, 5 秒間の入力維持するのが精一杯だった」という意見がスコアに反映された結果と考えられる. ただし, B_{thigh} のような大きな筋肉の部位だからといって高い負荷は示されなかった.

7. まとめ

本研究では, EMG による力強度入力制御性とメンタルワークロードを身体各部位で計測し, インタラ

クシオンデザインへの応用のための基礎検討を行った。指定の強さでポインタをトラッキングするアプリケーションを構築し、7種類の入力パターンに合わせて力を調整するタスクを行わせた。実験1では6種類のハンドポーズ、実験2では前腕を除いた6種類の身体部位ごとに、入力精度とNASA-RTLXによるメンタルワークロードを計測した。実験を通して(1)EMGに基づく入力精度は入力パターンに影響される。具体的には(2)力の強さが低いほど入力精度が高い(3)前腕では力を抜いていくより、力を入れていく方が入力精度が高い(4)全身の入力部位のうち前腕が最も高い入力精度を示すが、ハンドポーズ間での入力精度に差は無い(5)メンタルワークロードは前腕のスコアが低く、中でもつまみポーズが特に低いことが分かった。今後は、特定のポーズや入力パターンで差異が見られることを踏まえ、これらの知見を基にしたインタフェース設計を検討する予定である。

参考文献

- [1] Q. Tong, W. Wei, Y. Zhang *et al.*, “Survey on hand-based haptic interaction for virtual reality,” *IEEE Trans. on Haptics*, vol. 16, no. 2, pp. 154–170, 2023.
- [2] M. Lin, J. Huang, J. Fu *et al.*, “A vr-based motor imagery training system with emg-based real-time feedback for post-stroke rehabilitation,” *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 1–10, 2022.
- [3] M. Yamagami, K. M. Steele, and S. A. Burden, “Decoding intent with control theory: comparing muscle versus manual interface performance,” in *Proc. of the CHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*, 2020, pp. 1–12.
- [4] H. Nozaki, Y. Kataoka, C. Arzate Cruz *et al.*, “Analysis and considerations of the controllability of emg-based force input,” in *Intl. Conf. on Human-Computer Interaction*. Springer, 2023, pp. 563–572.
- [5] U. Cote-Allard, G. Gagnon-Turcotte, A. Phinyomark *et al.*, “A transferable adaptive domain adversarial neural network for virtual reality augmented emg-based gesture recognition,” *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 29, pp. 546–555, 2021.
- [6] J. Lou, Y. Wang, C. Nduka *et al.*, “Realistic facial expression reconstruction for vr hmd users,” *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 22, no. 3, pp. 730–743, 2019.
- [7] V. Becker, P. Oldrati, L. Barrios *et al.*, “Touchsense: classifying finger touches and measuring their force with an electromyography armband,” in *Proceedings of the 2018 ACM Intl. Symp. on Wearable Computers*, 2018, pp. 1–8.
- [8] H. Benko, T. S. Saponas, D. Morris *et al.*, “Enhancing input on and above the interactive surface with muscle sensing,” in *Proc. of the ACM Intl. Conf. on Interactive Tabletops and Surfaces*, 2009, pp. 93–100.
- [9] G. Jang, J. Kim, S. Lee *et al.*, “Emg-based continuous control scheme with simple classifier for electric-powered wheelchair,” *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 6, pp. 3695–3705, 2016.
- [10] Q. Zou, H. Bai, L. Gao *et al.*, “Asymmetric interfaces with stylus and gesture for vr sketching,” in *IEEE Conf. on Virtual Reality and 3D User Interfaces Abstracts and Workshops*, 2022, pp. 968–969.
- [11] E. Ferrand, A. Verhulst, M. Inami *et al.*, “Exploring a dynamic change of muscle perception in vr, based on muscle electrical activity and/or joint angle,” in *Proc. of the Augmented Humans Intl. Conf.*, 2021, pp. 298–300.
- [12] M. Rietzler, G. Haas, T. Dreja *et al.*, “Virtual muscle force: Communicating kinesthetic forces through pseudo-haptic feedback and muscle input,” in *Proc. of the 32nd Annual ACM Symp. on User Interface Software and Technology*, 2019, pp. 913–922.
- [13] Y. Zhang, B. Liang, B. Chen *et al.*, “Force-aware interface via electromyography for natural vr/ar interaction,” *ACM Trans. on Graphics*, vol. 41, no. 6, pp. 1–18, 2022.
- [14] K. Biswas, O. Mazumder, and A. S. Kundu, “Multichannel fused emg based biofeedback system with virtual reality for gait rehabilitation,” in *4th Intl. Conf. on Intelligent Human Computer Interaction*, 2012, pp. 1–6.
- [15] J. Lobo-Prat, A. Q. Keemink, A. H. Stienen *et al.*, “Evaluation of emg, force and joystick as control interfaces for active arm supports,” *Jour. of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 11, pp. 1–13, 2014.
- [16] E. A. Corbett, E. J. Perreault, and T. A. Kuiken, “Comparison of electromyography and force as interfaces for prosthetic control,” *Jour. of rehabilitation research and development*, vol. 48, no. 6, p. 629, 2011.
- [17] J.-Y. Guo, Y.-P. Zheng, L. P. Kenney *et al.*, “A comparative evaluation of sonomyography, electromyography, force, and wrist angle in a discrete tracking task,” *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 37, no. 6, pp. 884–891, 2011.
- [18] K. Ishikawa, J. Akita, M. Toda *et al.*, “Robust finger motion classification using frequency characteristics of surface electromyogram signals,” in *Intl. Conf. on Biomedical Engineering*, 2012, pp. 362–367.
- [19] M. A. Ozdemir, D. H. Kisa, O. Guren *et al.*, “Emg based hand gesture recognition using deep learning,” in *Medical Technologies Congress*, 2020, pp. 1–4.
- [20] C. Jensen, O. Vasseljen, and R. H. Westgaard, “The influence of electrode position on bipolar surface electromyogram recordings of the upper trapezius muscle,” *European Jour. of Applied Physiology and Occupational Physiology*, vol. 67, pp. 266–273, 1993.
- [21] S. G. Hart and L. E. Staveland, “Development of nasa-tlx (task load index): Results of empirical and theoretical research,” in *Advances in psychology*. Elsevier, 1988, vol. 52, pp. 139–183.
- [22] J. O. Wobbrock, L. Findlater, D. Gergle *et al.*, “The aligned rank transform for nonparametric factorial analyses using only anova procedures,” in *Proc. of the SIGCHI conf. on human factors in computing systems*, 2011, pp. 143–146.