

対話型 UI 操作への手腕随意筋の電位計測利用の基礎的検討

東森拓磨¹ 片岡佑太¹ 柴田史久¹ 木村朝子¹

概要：Electromyography (EMG) を活用した筋電入力インタフェースが各種提案されている。EMG は、直観的にインタフェースとのインタラクションを可能にする技術として注目されており、ユーザが加えている力の強さを推定できる特徴が挙げられる。身体部位を利用した入力手段として様々な活用されている一方で、EMG によって目的の力の強さをどれほど正確に狙うことができるかは明らかでない。そこで、我々はこれまで、ユーザに指定した力を継続して狙わせる可視化システムを構築し、EMG による力の強さの入力精度を分析した。本研究では次なるステップとして、EMG から単一の力の強さを決定し、指定した目標値を狙わせる可視化システムを構築した。そして、これを用いて、力の強さを決定する手法ごとに、入力精度およびメンタルワークロードへ与える影響を分析した。実験の結果、決定手法や目標値となる力の強さの程度によって、異なる傾向が観察された。

キーワード：筋電入力インタフェース、筋電位、メンタルワークロード

1. はじめに

ユーザインタフェース (User Interface; UI) への多様な入力手段が提案されている。例えば、デバイスに慣性センサや光学センサを配置することでユーザの運動意図を入力する方法 [1][2] や、さらに近年では、生体信号を各種センサで計測し、UI への入力として活用する研究も行われている。中でも、筋収縮時の Electromyography (EMG) を利用した筋電インタフェースは、直観的な操作を実現する技術として注目されている。EMG は、皮膚表面で観測される活動電位を計測した情報である。そのため、身体に電極を貼付するのみで計測でき、大きな身体動作を行わずに入力できることが利点として挙げられる [3]。また、EMG 計測のためのウェアラブルデバイスも提案されており [4]、エンターテインメント・教育・医療・福祉など幅広い分野での利用が期待されている。

EMG を UI へ利用する方法の一つとして、ユーザが加えている力の強さそのものを推定し、UI 操作に活用する方法が考えられる。例えば Benko らは、スケッチ時の筆圧操作に EMG の大きさを活用することで、連続的な筆圧変化を可能にしたアプリケーションを開発した [5]。また Park らは、iPhone における 3D Touch 機能を、EMG 信号によって実現している [6]。さらに Becker らは、スマートフォン操作時のジェスチャと力の強さを EMG から推定し、UI への入力手段として用いることを提案している [7]。

しかし、これらの研究では、ユーザが加える力の強さを入力とした事例は提案されているものの、人が力の強さを正確に入力できるのかについて明らかにしていない。そこで我々は、ユーザがどの程度正確に力の強さをコントロールできるか、実験を通して確認することを目指している。まず、最初のステップとして、ユーザの加えた力の強さを

可視化するシステムを構築し、目標となる力の強さを連続的に入力する際に、正確に入力が行えるかについて分析を行った [8]。次なるステップとして、本発表では単一の力の強さを UI への入力として利用する場合に、どの程度、正確に力をコントロールできるかについて分析する。具体的には、EMG から力の強さを一意に決定する方法を複数設定した上で、手法ごとにユーザが指定した力を発揮できるか、その精度を実験によって明らかにする。さらに、上記の条件下におけるメンタルワークロードへの影響も併せて明らかにする。

2. 実験準備

2.1 システム

表面筋電位から推定した力の強さを、リアルタイムに表示する Unity システムを構築した (図 1, 2)。EMG の計測には、文献 [9] で使用された機器が用いられた。この機器で計測された EMG が、ウィンドウ上のゲージと数字に、0 ~ 100% の範囲で力の強さとして表示された。参加者には、これらの情報を見ながら、後に述べる力の強さの決定手法に基づき、指定された目標値を狙わせた。ウィンドウの右側には、実験中における参加者への指示が表示された。実験では、目標値に対する入力精度とメンタルワークロードが評価された。本システムは約 120fps で動作した。

2.2 EMG の処理

EMG 信号は、サンプリング周波数 1000Hz で測定され、ウィンドウ 100ms ごとに MAV (Mean Average Value) が算出された。5Hz のハイパスフィルタ、55~65Hz のバンドストップフィルタによりノイズが除去された。

全ての参加者は、実験前に MVC (Maximum Voluntary Contraction) が計測された。MAV を MVC で除した数値が %MAV として算出され、この値がシステム上に表示された。MVC は、ゲージの 100% の位置に対応付けられた。

EMG 計測のための電極は、参加者の利き腕の総指伸筋に皿電極が貼り付けられた (図 2)。

¹ 立命館大学大学院 情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Engineering,
Ritsumeikan University

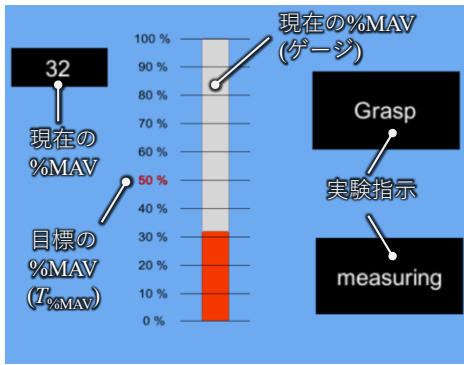


図1 入力精度の可視化システム

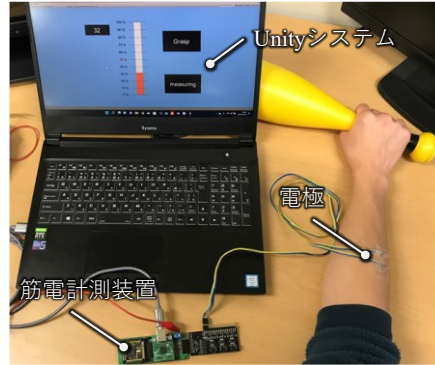


図2 実験の環境

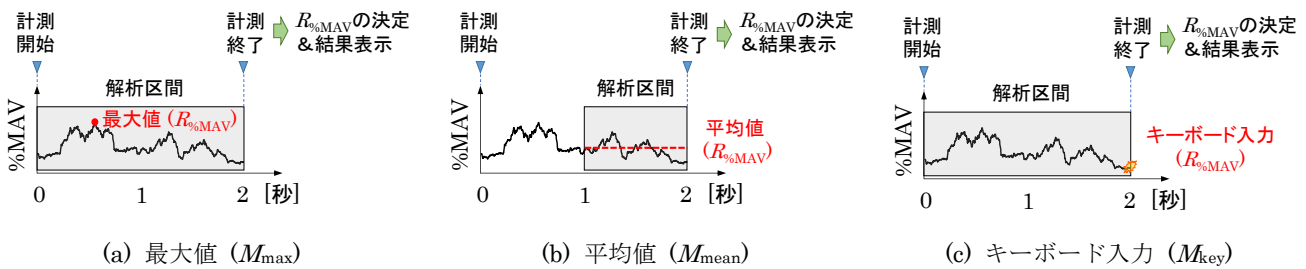


図3 単一の力の強さ決定手法

2.3 力の強さの決定

参加者は、力を入れることが指示された後、リアルタイムに変化する%MAVを見ながら、目標の%MAV ($T_{\%MAV}$) に向けて、最終的に決定される結果の%MAV ($R_{\%MAV}$) を一致させるタスクを行わせた。この時、3つの決定手法のいずれかに基づいて、 $R_{\%MAV}$ が決定された。異なる特性を持った決定手法を条件として設定し、手法ごとに精度やメンタルワークロードへの影響を分析した (図3)。

- M_{max} : 計測区間の%MAVの最大値から $R_{\%MAV}$ が決定された。計測開始後は、徐々に力を加えながら目標の数値に力の強さが調整された (図3(a))。一度でも目標値に到達すれば、その値が最終的な入力結果となるため、力を継続して入力する必要は無い
- M_{mean} : 計測区間の%MAVの平均値から $R_{\%MAV}$ が決定された。つまり、目標の数値となるように、その付近で継続して力の強さが調整された (図3(b))。計測開始直後は大きな筋力を瞬時に出すことが難しいため、解析区間は計測開始後の1~2秒として設定した
- M_{key} : 参加者がキーボードのスペースバーを押下することによって、 $R_{\%MAV}$ が決定された (図3(c))。力を込めている反対の手でキーボードが操作された。解析区間のEMGの傾向に基づいて結果が決定される手法 M_{max} , M_{mean} と異なり、参加者の任意のタイミングで力の強さが決定された

3. 実験

3.1 目的

力の強さの決定手法ごとに、参加者がどの程度、目標値

に対して正確に入力できるか分析する。また、タスク遂行において、手法ごとにメンタルワークロードへ与える影響も確認する。

3.2 内容

参加者は、入力している%MAVの値を見ながら、指定された決定手法に基づき、 $R_{\%MAV}$ が実験者に指定された $T_{\%MAV}$ の値となるよう、手に力を込めた。なお、 $T_{\%MAV}$ の値は9種類とし、目標とする力の強さごとに入力精度やメンタルワークロードの差異を評価するために、次の3群に分けられた。この群分けは目標とする力のレベルを反映している。

- 低群 G_{low} : $T_{\%MAV} = 10\%, 20\%, 30\%$
- 中群 G_{mid} : $T_{\%MAV} = 40\%, 50\%, 60\%$
- 高群 G_{high} : $T_{\%MAV} = 70\%, 80\%, 90\%$

メンタルワークロードの評価には、NASA-TLXが用いられた。EMGの解析区間や参加者への指示タイミングは図3に基づく。参加者は20代の13人(男:12人, 女:1人)で、全員が右利きだった。

3.3 手順

参加者には、筋電計測装置とPCが目の前に置かれた状態で椅子に着座させ、皿電極が貼り付けられた。そして、机の上に右腕を置かせ、直径3cmの筒を握らせて力を入れた。実験を開始する前には、参加者ごとにMVCが計測された。

図3に記載の各決定手法を十分に練習させた後に、ランダムに選ばれた1つの手法で、力のレベル G_{low} , G_{mid} , G_{high} を決定してタスクを行わせた。決定された各レベルにお

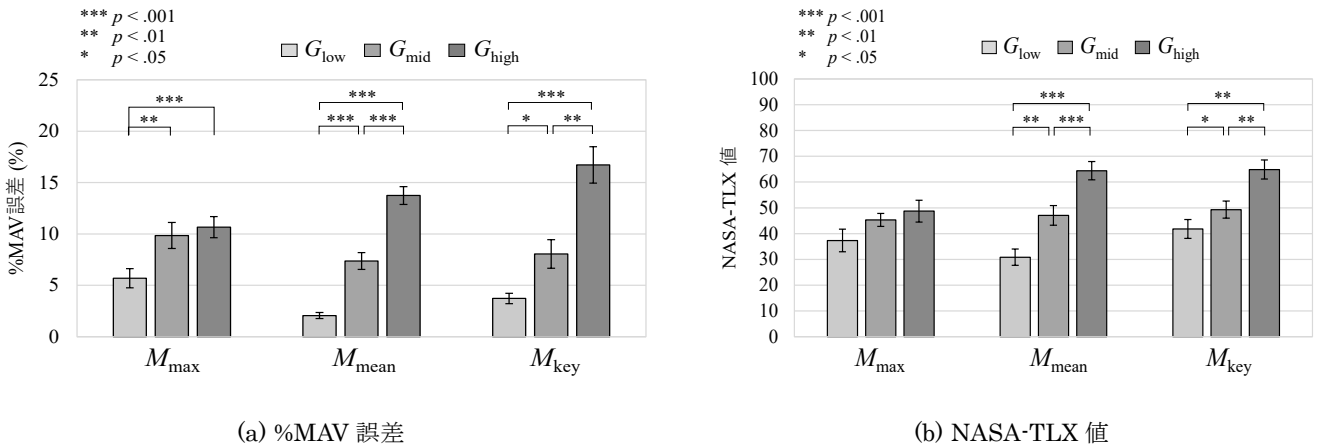


図 4 実験結果

る $T_{\%MAV}$ の値についても、ランダムに選択された。1 つの力のレベルにおける 3 回のタスクが終わった後は、その決定手法と力のレベルに対する、NASA-TLX アンケートを回答させた。そして、全ての手法と力のレベルの評価が終わるまで繰り返し試行を行わせた。実験終了後は、参加者から実験に対する意見を聴取した。

3.4 結果と考察

図 4 (a) は入力誤差の平均値を表す。縦軸は、値が大きければ誤差が大きい、つまり $T_{\%MAV}$ と $R_{\%MAV}$ の差異が大きいことを示す。エラーバーは標準誤差を表す。3 (力のレベル) \times 3 (手法) の参加者内 2 要因分散分析を行った結果、手法の主効果は有意で無かった ($F_{(2,24)}=1.763, p=0.193$)。力のレベルの主効果は有意であり ($F_{(2,24)}=107.115, p<0.001$)、交互作用も有意であった ($F_{(4,48)}=4.793, p=0.002$)。単純主効果検定の結果、手法の単純主効果は力のレベル G_{high} で有意であった ($F_{(2,24)}=6.762, p=0.014$)。しかし、多重比較を行った結果、どの水準でも有意差は見られなかった ($p>0.1$)。力のレベルの単純主効果は M_{max} ($F_{(24,24)}=10.37, p=0.002$)、 M_{mean} ($F_{(24,24)}=49.975, p<0.001$)、 M_{key} ($F_{(24,24)}=63.886, p<0.001$) の全ての手法で有意であった。各手法における、多重比較の検定結果をグラフに記載した。有意水準の補正には Holm 法を用いた。また、 $T_{\%MAV}$ を群に分けず、個別に入力誤差を算出した結果を付録に示す。

実験結果から、手法に関わらず目標とする力のレベルが大きければ、誤差が大きくなる傾向が見られた。強い力の入力では正確に入力ができなくなるという、野崎ら [8] の報告と類似した結果が得られた。手法による誤差に有意な差異は見られなかったが、手法 M_{max} の中でも G_{high} は、他の手法と比べて誤差が小さかった。この理由として、手法 M_{max} は他の手法と比べて、目標値に達した後は継続的に力の行使を行う必要が無かったことが要因として考えられる。また手法 M_{key} は、参加者が自らのタイミングで力の強さを決定できるにも関わらず、他の手法との有意な差が見られ

なかった。これは、強い力の入力が必要なタスクは、力の保持をすることが困難であることや、キーボード押下時に力が瞬間的に抜けて誤差が大きくなるのが参加者のコメントから推察された。

図 4 (b) に NASA-TLX の全項目の平均値を表す。縦軸は、値が大きければメンタルワークロードが大きかったことを示す。エラーバーは標準誤差を表す。入力誤差の分析と同様に、3 (力のレベル) \times 3 (手法) の参加者内 2 要因分散分析を行った。その結果、手法の主効果は有意傾向であった ($F_{(2,24)}=2.909, p=0.073$)。力のレベルの主効果は有意であり ($F_{(2,24)}=28.279, p=0.001$)、交互作用も有意であった ($F_{(4,48)}=5.657, p<0.001$)。単純主効果検定の結果、手法の単純主効果は、力のレベル G_{high} において有意傾向であった ($F_{(2,24)}=4.856, p=0.067$)。有意傾向ではあるものの、各手法の効果を確かめるために多重比較を行った。その結果、手法 M_{max} は他の 2 つの手法と比べて有意に誤差が小さかった ($ps=0.014$)。力のレベルの単純主効果は、手法 M_{mean} ($F_{(24,24)}=20.63, p<0.001$)、 M_{key} ($F_{(24,24)}=10.131, p=0.003$) で有意であった。各手法における、多重比較の検定結果をグラフに記載した。有意水準の補正には Holm 法を用いた。

実験結果から、力のレベルの上昇に伴い、メンタルワークロードも高くなった。また、 G_{high} の中でも手法 M_{max} が最も低い NASA-TLX 値を示した。よって、手法 M_{max} は高い負荷の入力において、入力精度だけではなく、メンタルワークロードの観点でも 3 つの手法の中で適していることが示唆された。一方で、低い負荷の入力タスクは、手法による有意な差異は示されなかった。

実験終了後に聴取したコメントでは、約半数の参加者から M_{max} の入力手法が最も好まれた。特に、瞬時的に力を発揮すれば良い条件のため、負荷が手法間の中で最も低いことが理由として考えられる。一方、手法 M_{key} は参加者自身で直接的に入力ができるものの、キーボードを入力するという別の操作が必要なことから否定的な意見が得られた。

4. むすび

本研究では、ユーザの EMG から単一の力の強さを算出するときに、その決定手法ごとの入力精度、およびメンタルワークロードへの影響を明らかにする実験を行った。具体的には、EMG から推定した力の強さ (%MAV) を可視化するシステムを構築し、目標の値を一意に狙わせるタスクを行わせた。力の強さを決定する方法として、一定区間の EMG の平均値と最大値、そしてキーボード入力によって決定する方法において、目標とする力のレベルごとに特性の違いを分析した。その結果、決定手法に関わらず、高い負荷の入力であるほど、入力誤差が大きくなり、メンタルワークロードも高くなる傾向が見られた。また、ユーザが徐々に力を入れながら目標値を狙う最大値の手法が、入力誤差およびメンタルワークロードの両方で小さかった。今後は、具体的な事例を用いて、手法毎の差異を比較・評価する予定である。

参考文献

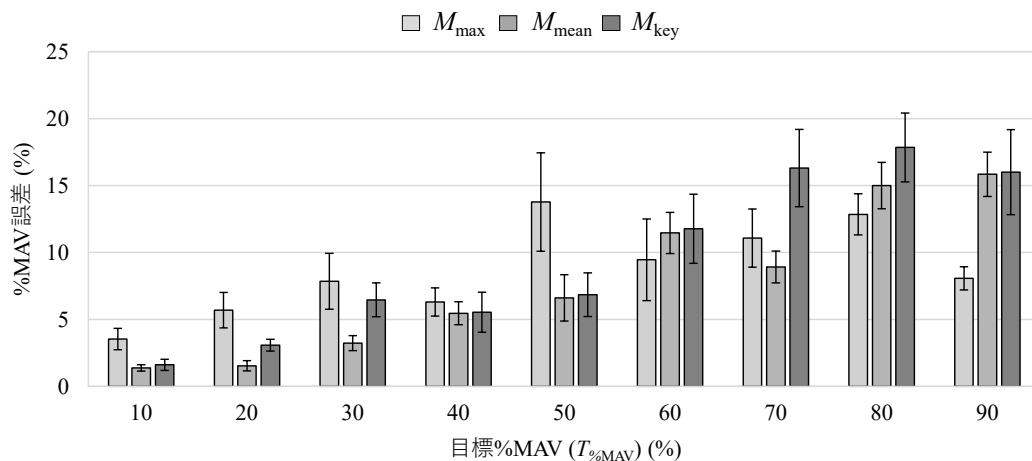
- [1] 任天堂: “Nintendo Switch”, <https://www.nintendo.co.jp/hardware/switch/>, 2022.2.17 access.
- [2] 古居なおみ, 坂本大介, 杉浦裕太: “クッション型インタフェースによる家電操作に向けたジェスチャ設計と認識”, 情報処理学会論文誌, Vol. 60, No. 10, pp. 1859 - 1868, 2019.
- [3] 辻敏夫, 古居彬, 中村豪: “筋電インタフェース技術とロボット義手”, 精密工学誌, Vol. 83, No. 11, pp. 1010 - 1013, 2016.
- [4] 河西奈保子, 小笠原隆行, 中島寛, 塚田信吾: “着るだけで生体情報計測を可能とする機能素材 hitoe の開発及び実用化”, 電子情報通信学会 通信ソサイエティマガジン, Vol. 11, No. 1, pp. 17 - 23, 2017.
- [5] H. Benko, T. S. Saponas, D. Morris, and D. Tan: “Enhancing input on and above the interactive surface with muscle sensing,” Proc. ACM Interactive Tabletops and Surfaces, pp. 93 - 100, 2009.
- [6] J. Park, Y. Seo, D. Shin, and C. Nam: “A 3D-touch interface by using EMG,” Proc. International Electronics Communication Conference, pp. 1 - 5, 2019.
- [7] V. Becker, P. Oldrati, L. Barrios, and G. Sörös: “Touchsense: classifying finger touches and measuring their force with an

electromyography armband,” Proc. ACM International Symposium on Wearable Computers, pp. 1 - 8, 2018.

- [8] 野崎颯人, 片岡佑太, 柴田史久, 木村朝子: “筋電位計測に基づくハンドジェスチャ入力精度特性分析”, インタラクション, 3D-06, 2022 (to be published).
- [9] K. Ishikawa, J. Akita, M. Toda, K. Kondo, S. Sakurazawa, and Y. Nakamura: “Robust finger motion classification using frequency characteristics of surface electromyogram signals,” Proc. International Conference on Biomedical Engineering pp. 362 - 367, 2012.

付録

$T_{\%MAV}$ を群に分けずに、入力誤差を力の強さの決定手法ごとに算出した結果を付録 A.1 に示す。横軸は $T_{\%MAV}$ の値、縦軸は入力誤差の平均値を表している。目標とする力のレベル ($T_{\%MAV}$) の上昇につれて、誤差が大きくなっている傾向にあることがわかる。



付録 A.1 全条件の%MAV 誤差