

# プッシュアップ時の部位別筋電位推定システムの提案

三重孝雄<sup>1</sup> 大西鮎美<sup>1</sup> 寺田 努<sup>1,a)</sup> 塚本昌彦<sup>1</sup>

**概要：**筋力トレーニングの成果を記録するデバイスは数多く開発されているが、それらはどの筋肉をどれくらい鍛えることができたのかを記録できない。そこで本研究では、代表的な筋力トレーニングとして腕立て伏せ（以下プッシュアップ）に着目し、プッシュアップ時に使用した筋肉の筋電位を推定し、記録するシステムを提案する。提案システムではプッシュアップバーの底面に取り付けた圧力センサによって地面にかかる力を計測し、PC上で使用筋肉の筋電位を推定する。提案システムを用いた筋電位推定手法である間接推定手法と直接推定手法の推定精度を評価した結果、間接推定手法の方が推定精度が高いことを確認した。

## 1. はじめに

筋力トレーニングを記録することは、効率的な筋力トレーニングを行う上で有効であり、記録を支援するシステムは数多く開発されている [1][2]。しかし、既存の製品や研究は、筋力トレーニングの種目及び回数の記録に留まっており、どの筋肉がどの程度鍛えられているかを記録できない。そこで本研究では、代表的な筋力トレーニングである腕立て伏せ（以下プッシュアップ）に着目し、プッシュアップを行った時の使用筋肉の筋電位を記録するシステムの構築を目指す。

プッシュアップはフォームによって鍛えられる筋肉に一貫性があるといわれている [3]。プッシュアップ時に地面にかかる力によってプッシュアップフォームの識別が可能であれば、あらかじめユーザの筋電位パターンを計測してシステムに記録しておき、フォームを識別して記録した筋電位を各フォームに対応づけることで、筋電位を推定可能と考え、システムを設計、実装する。

## 2. 提案システム

提案システムの構成を図1に示す。筋肉への負荷を上げるために手に持って使用されるプッシュアップバーの底面の4箇所（図1参照）に圧力センサを取り付け、圧力センサ値をマイコンで取得し、PCに送信する。受信したセンサ値からフォームを識別し、そのフォームを過去に行ったときの筋電位を推定値とする。対象とする筋肉は一般的にプッシュアップで鍛えることができるといわれている大胸筋、上腕三頭筋、三角筋とした。このフォーム推定に基づく筋電位推定手法



図1 システム構成

を間接推定手法とする。また、フォーム識別の必要性を確かめるため、フォーム識別を行わずに筋電位を推定する手法を直接推定手法とし、両手法による筋電位の推定精度を評価する実験を行う。以下、推定手法の詳細を述べる。

### 間接推定手法

間接推定手法では、プッシュアップを行った時に圧力センサ値から機械学習によりフォームを識別し、そのフォームで鍛えられる筋肉を推定する。識別するプッシュアップフォームは手を肩幅の間隔で行うノーマル、手の間隔を広くして行うワイド、手の間隔を狭くして行うナロー、手は肩幅の間隔で腰を高く上げて行うパイクの4種類とした。フォーム識別に用いる特徴量は4個の圧力センサ値の瞬時値および過去1秒間の平均値、分散値を加えた合計12個とした。学習にはRandom Forestを使用し、プッシュアップフォームを識別した後にユーザの学習データから同じ時系列の筋電位センサ値の平均値を推定筋電位として出力する。

### 直接推定手法

直接推定手法では、圧力センサ値からSVRにより回帰的に筋電位を推定する。間接推定手法と同じ12個の特徴

<sup>1</sup> 神戸大学大学院工学研究科

<sup>a)</sup> tsutomu@eedept.kobe-u.ac.jp

量を用いてあらかじめ取得した正解データである筋電位から学習器を作成し、得られた学習器により筋電位の推定値を算出する。

### 3. 評価実験

2つの提案手法の筋電位推定精度を確認するために評価実験を行った。各プッシュアップをそれぞれ3試行ずつ行った時の圧力センサ値と、大胸筋と上腕三頭筋、三角筋の筋電位を取得する。各試行間には疲労を避けるために3分間の休憩時間を設ける。被験者は20代男性3名である。平均絶対誤差 (MAE) と二乗平均平方根誤差 (RMSE) のそれぞれが最大随意収縮時筋電位 (MVE) に占める割合を評価指標とした。

間接推定手法におけるプッシュアップフォーム認識精度の評価は、WEKAを用いて Leave-one-out 交差検証で行う。今回は実験において各プッシュアップの試行数が3回であるため、3分割交差検証により認識精度を得る。プッシュアップフォームを識別した後に過去の筋電位センサ値の平均値を推定筋電位として出力し、正解筋電位と比較する。

直接推定手法の評価では、作成した学習器により算出した推定筋電位と正解筋電位を比較する。4種類のプッシュアップの各試行数が3回であるため、プッシュアップ1試行分の圧力センサの瞬時値、平均値、分散値をテストデータとし、残りの11試行分の圧力センサの瞬時値、平均値、分散値と正解筋電位を学習データとする。

### 4. 結果と考察

被験者3名の筋電位を推定した時の MAE と RMSE を表1に示す。直接推定手法では MAE の平均%MVE が 20.6%であったが、間接推定手法では MAE の平均%MVE は 8.4%だった。よって、間接推定手法で筋電位が高精度で推定可能ことが確認できた。被験者1名の Confusion Matrix を図2に示し、ノーマル1試行分の正解筋電位と推定筋電位の比較を図3に示す。図2より、フォーム推定の平均 F 値は 0.84 だった。また、図3より、間接推定手法では正解筋電位と推定筋電位は似た波形となっているが、直接推定手法では推定筋電位が正解筋電位から大きく外れている。

間接推定手法ではフォーム識別後に蓄積したプッシュアップのデータのうち同じフォームの同時刻の筋電位をそのままを推定筋電位として出力するが、直接推定手法では、SVR モデルから推定筋電位を算出する。直接推定手法において誤差が大きかったのは、フォーム識別を行わなかったこと、過去の筋電位を推定筋電位として出力しなかったことの2点が原因として考えられ、再考の余地がある。また、間接推定手法はユーザのプッシュアップ速度は一定であるという前提で設計しているため、プッシュアップ速度の変化に対応できるよう改善する必要がある。

表 1 各手法の筋電位推定結果 [%MVE]

被験者		直接推定手法			間接推定手法		
		大胸筋	上腕三頭筋	三角筋	大胸筋	上腕三頭筋	三角筋
A	MAE	17	20	12	7	7	6
	RMSE	24	24	17	10	9	8
B	MAE	20	10	10	6	9	10
	RMSE	27	14	15	8	12	14
C	MAE	37	18	41	14	11	6
	RMSE	46	25	44	18	15	8

		Prediction				Recall
		a	b	c	d	
Actual	a=ノーマル	270	10	21	0	0.89
	b=ワイド	138	363	0	0	0.72
	c=ナロー	0	0	497	4	0.99
	d=パイク	0	0	69	332	0.83
Precision		0.78	0.98	0.85	0.98	0.84

図 2 被験者 A の Confusion Matrix

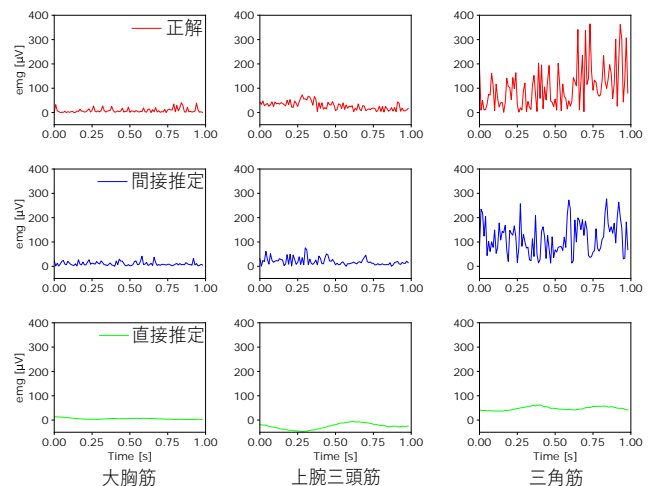


図 3 被験者 A のノーマル 1 試行分の筋電位推定結果

### 5. まとめと今後の課題

本研究ではプッシュアップバーに取り付けた圧力センサの値から、プッシュアップを行った時の使用筋肉の筋電位を推定するシステムを実装した。今後は、直接推定手法において誤差が大きかった原因を解明し、プッシュアップ速度に影響を受けない間接推定手法の設計を目指す。

#### 参考文献

- [1] Everyday Olympian Inc.: Delta Groves, <http://www.purecarbon.co/>.
- [2] FOSSIL GROUP, INC.: Sport Smartwatch, <https://www.fossil.com/us/en/wearable-technology/smartwatches/sport-smartwatches-learn-more.html>.
- [3] M. K. Gouvali and K. Boudolos: Dynamic and Electromyographical Analysis in Variants of Push-up Exercise, *Journal of Strength and Conditioning Research*, Vol. 19, No. 1, pp. 146–151 (Feb. 2005).