

プッシュアップバーに取り付けた圧力センサによる プッシュアップフォーム識別デバイスの設計と実装

三重孝雄¹ 大西鮎美¹ 寺田 努¹ 塚本昌彦¹

概要: 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。しかし、既存製品や研究は、筋力トレーニングの種目および回数の記録にとどまっており、筆者らが知る限りどの筋肉がどれほど鍛えられているかを記録できない。本研究では、代表的な筋力トレーニングの一つである腕立て伏せ (以下プッシュアップ) に着目し、プッシュアップを行った際の鍛えられた筋肉の部位および使用量を推定するシステムを提案する。提案システムでは、プッシュアップで使用される器具であるプッシュアップバーの底面 4 点に圧力センサを設置し、異なるフォームのプッシュアップを行った時のセンサ値からあらかじめ取得した正解筋電値を推定し、記録する。筋電位推定は、圧力センサ値から直接筋電位を推定する直接推定手法と、圧力センサ値からフォームを識別し、そのフォームの代表的な筋電位値を推定値として出力する間接推定手法の 2 手法を比較した。評価実験の結果、間接推定手法の方が推定精度が高く、プッシュアップを行った際の筋肉の使用量推定に適していることを確認した。

1. はじめに

筋力トレーニングは幅広い世代で人気があり、熱心に筋力トレーニングを行う人はトレーニング後にトレーニングの種目や回数などを記録している、記録をとることは物事が上達するための有効な方法であり、堀野は、記録を行うことは「記憶の定着と忘却の防止」や「現状分析と目標の再設定」などの利点があると述べている [1]。また、村木が行った陸上部を被験者とした筋力トレーニングの合理化に関する研究では集中的な筋力トレーニングによる競技技能の向上を目指したが、筋力トレーニングを過剰に行うことは過剰筋肥大を引き起こし、効果的ではなかったと述べている [2]。このことから技能の向上を目指すための筋力トレーニングにおいて無計画にトレーニングを行うのではなく、記録をすることにより適切に現状をとらえ、目標を再設定してトレーニングを管理する必要がある。

筋力トレーニングを記録することの重要性は既に広く知られており、最近では筋力トレーニングを記録するウェアラブルデバイスも数多く開発されている。Everyday Olympian 社は重量挙げのトレーニングの際に使用されるグローブに加速度センサや圧力センサを搭載し、このグローブを用いてダンベルアームカールを行うことでダンベルの重量や回

数を自動的に記録するデバイスを開発した [3]。記録されたデータはスマートフォンに送信可能であり、ユーザは手軽に記録を行うことができる。しかし、既存製品や研究は、筋力トレーニングの種目および回数の記録にとどまっており、どの筋肉がどれほど鍛えられているかを記録できない。筋力トレーニングを行った際に自動的に鍛えた筋肉を推定することができればユーザは手動で記録を行う必要がなく、鍛えたい筋肉を鍛えたつもりが鍛えられていなかったり、また鍛えたくない筋肉ばかり鍛えてしまったりすることを防ぎ、バランスよく筋力トレーニングを行うことができると考えられる。

そこで本研究では、代表的な筋力トレーニングであるプッシュアップにおいて使用される筋力トレーニング用器具であるプッシュアップバーに着目し、プッシュアップバーに取り付けた圧力センサ値から、プッシュアップによって鍛えられた筋肉とその使用量の推定、記録を行う。本論文では、プッシュアップを行なった際に圧力センサ値からそのプッシュアップフォームを識別し、そのフォームごとに個別に学習した鍛えられる筋肉とその使用量を推定する間接推定手法と、圧力センサ値から直接鍛えられた筋肉とその使用量を推定する直接推定手法についてどちらがより高い精度で鍛えられた筋肉推定ができるかを検証した。

本論文では以降、2 章で関連研究を紹介し、3 章では提案システムについて述べる。4 章で提案システムを用いた

¹ 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University

筋肉の使用量推定の評価実験について述べ、5章で議論点について述べ、6章で本論文をまとめる。

2. 関連研究

2.1 筋力トレーニング支援デバイスに関する製品

筋力トレーニングを支援するデバイスやアプリケーションは数多く開発されている。Samsung は CES2020 にて、AR を用いたフィットネスシステムを発表した [4]。このシステムでは下半身に取り付けたトラッキングデバイスにより、ユーザーのエクササイズフォームを認識する。そして AR グラスに映ったインストラクターが体勢を矯正するために適切なアドバイスを行う。この AR グラスを用いることにより初心者がエクササイズを行うとき、いつでも正しいアドバイスが得られる。また、CES2017 では ICAROS 社が全身フィットネスマシン ICAROS を発表した [5]。このマシンは VR を用いてフィットネスとゲームを融合させたものであり、ユーザーはゲームのクリアを目指すことで自然にフィットネスを行うことができる。これらの製品のようによく楽しく筋力トレーニングを行わせることも重要だが、より効果的な筋力トレーニングを行う上では画面などを見ずに使用している筋肉を意識したり正しいフォームを維持したりすることが重要であると考えられる。したがって、トレーニング自体を阻害しない方法が求められる。

筋力トレーニング用スマートフォンアプリケーション GenkiFit では、ユーザーごとに異なる筋力トレーニングの限界値を自動で計算する機能がある [6]。また、FOSSIL 社が開発した時計型ウェアラブルデバイス Sport Smartwatch は、エクササイズを開始するというボタンを押すだけでプッシュアップやスクワットなどの種目を自動検知し、さらにその回数まで記録する [7]。これらのデータはリンクされたスマートフォンに送信されるため、ユーザーはボタンひとつで記録を行えるようになる。Sport Smartwatch のような筋力トレーニングを記録するウェアラブルデバイスは数多く存在する。しかし、ウェアラブルデバイスを身に付けると慣れないうちは違和感が生じて筋力トレーニングに集中できなったり、重心のずれが生じて思わぬ怪我につながったりすることも考えられる。そのようなユーザーの筋力トレーニングへの負担を軽減するため、器具に取り付けたセンサにより筋力トレーニングを支援するデバイスの開発が求められる。また、GenkiFit のような最新アプリケーションや Sport Smartwatch のようなウェアラブルデバイスは高性能ではあるが、これらのデバイスではどの筋肉がどれくらい使われているのかまでは分からない。そのため筋力トレーニングを行った際に具体的な使用筋肉とその使用率を記録するシステムの開発が求められる。

2.2 筋力トレーニング支援システムに関する研究

Zhou らはスポーツサポートバンドに取り付けた圧力セン

サにより、レッグプレスやレッグエクステンションといった行ったトレーニングの種類や休憩、移動などの行動認識を行うシステムを提案した [8]。各行動が正しく分類されているか確かめる評価実験では、平均認識率が 0.94 であった。Lim らはトレーニング中に身体にかかる負荷を検出するための器具はユーザーの動きを制限することを問題視し、SVR やランダムフォレスト回帰などの回帰モデルにより筋電位センサ値を推定するシステムを作成した [9]。Elvitigala らは足裏インソールに設置した圧力センサでスクワットやデッドリフトを行った際の足の中心圧力のフィードバックを行うことで体位が大幅に改善されると述べており [10]、Pan らはトレーニングを行った際のフォーム矯正を促すフィードバックについて、パフォーマンスに応じた段階的でポジティブなフィードバックが有効であると述べている [11]。本研究で提案するシステムでは、実際のトレーニングに支障をきたさない方法で鍛えられた筋肉の使用量を推定する。

2.3 筋力トレーニングのフォーム分析に関する研究

筋力トレーニングのフォーム分析に関する研究も、数多く行われている。McCaw らはマシンとフリーウェイトの 2 種類のベンチプレスを行った際の大胸筋、上腕三頭筋、三角筋の筋肉使用率を確かめるために筋電センサを用いて筋肉の使用率を計測した [12]。また、Signorile らはラットブルダウンを行った際に使用される広背筋、大胸筋、上腕三頭筋長頭、大円筋および三角筋後部に関して筋電図による使用筋肉量の解析を行っている [13]。このように筋力トレーニング成果を定量的に検証する際には筋電図が用いられることが多い。しかし、筋電位センサは高価であり、装着にも時間がかかることやトレーニング中の行動を制限するといった問題点がある。そのため、一般的な筋力トレーニングに必要な筋電センサなどを用いることなく、どの筋肉がどれくらい鍛えられたかを記録できることが望ましい。

同一の種類の筋力トレーニングを行った際の使用筋肉の割合を検証した実験も数多く存在する。Caterisano らは屈む深さを三段階に分けたスクワットを行った際に使用する筋肉である内側広筋、外側広筋、大腿二頭筋、大殿筋の筋電位を測定し、大殿筋を基準としたその他の筋の相対値を比較した [14]。その結果、深く屈むスクワットを行った際にすべての筋の筋活動が大きくなったことにより、スクワットに関しては深く屈んだほうが筋力トレーニング効果が高いことが分かった。Paoli らはスクワットを行った際の足の幅によって鍛えられた筋肉の使用量に差があるのか検証した結果、大殿筋は足の幅を大きくするほど使用率が大きくなったと述べた [15]。日本パワーリフティング協会はプッシュアップはフォームによって鍛えることができる筋肉が違う [16] と述べており、同一の筋力トレーニング

でもフォームの違いによって鍛えている筋肉やその使用量は変化することがある。これらの研究より、十分に習熟しフォームが安定していればフォーム識別により鍛えられた筋肉とその使用量を推定できると予想される。

3. 提案システム

本研究ではプッシュアップを行った際に鍛えられた筋肉の使用量を推定することを目的とする。本章では、プッシュアップバーに取り付けた圧力センサ値からプッシュアップ時に鍛えられた筋肉の使用量を推定する提案システムについて述べる。

3.1 想定環境

提案システムはトレーニングジムや自宅での使用を想定しているため、身体に直接センサを取り付けることによってトレーニングに支障をきたすことや、実際のトレーニングでは使わない器具を用いることによってユーザに違和感を感じさせないようにすることが望ましい。よって、提案システムは、鍛えられた筋肉の部位と使用推定できることに加えて以下の要件を満たすように設計する。

- センサを直接身体に取り付けない。
- 実際のトレーニングに使われる器具を使用する。
- 器具の使用感を変化させない。

3.2 予備実験: 異なるプッシュアップを行った際の使用筋肉の筋電位の調査

Gouvali らはプッシュアップはフォームによって鍛えられる筋肉には一貫性があると述べている [17]。そのため、プッシュアップのフォームを識別することで鍛えられた筋肉を推定することが可能であると考えた。しかし、フォームが未熟であったり間違ったフォームでプッシュアップを行ったりした場合、鍛えられる筋肉が異なるといった事態が起こりえる。そこで本予備実験では、筋電位センサを用いて各プッシュアップを行った際に鍛えられた筋肉の使用量を測定し、各プッシュアップと鍛えられた筋肉の使用量の関係を調査した。

3.2.1 実験内容

本研究で対象とする 4 種類のプッシュアップであるノーマルプッシュアップ、ワイドプッシュアップ、ナロープッシュアップ、パイクプッシュアップを行っている様子を図 1 に示す。ノーマルプッシュアップは肩幅の広さ、ワイドプッシュアップは肩幅の約 1.5 倍の広さ、ナロープッシュアップは肩幅の約 0.5 倍の広さに手を開き、頭から足まで一直線になる体勢で行う。パイクプッシュアップは肩幅の広さに手を広げ、つま先の位置をノーマルプッシュアップにおける膝の位置に設置し可能な限り腰を高く上げた体勢で行う。パイクプッシュアップ以外の 3 種類のプッシュアップは Gouvali らが行ったプッシュアップの定義に従っ

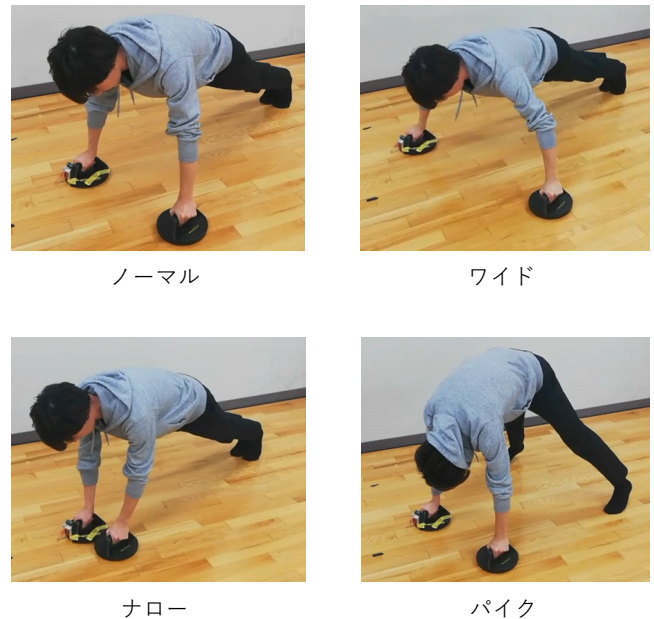


図 1: 4 種類のプッシュアップフォーム



図 2: 筋電位計測箇所

ている。パイクプッシュアップは日本パワーリフティング協会の定義に従った [18]。本実験では、プッシュアップ中の手首への負担を軽減したり、プッシュアップの負荷を上げたりするために使用される筋力トレーニング器具であるプッシュアップバー [19] を用いて各プッシュアップを行った。筋電位は、ATR-Promotions 社の小型無線多機能センサ (TSND151)[20] に生体信号計測用アンプ (AMP-151)[21] を接続して取得した。筋電位センサは図 2 のように、被験者の大胸筋の中心、三角筋の前部、上腕三頭筋の中央に取り付けた。電極間距離は 2cm、サンプリング周波数は 50Hz とした。各プッシュアップ間には筋肉の疲労を避けるために 3 分間の休憩を取った。分析時の確認用に、実験の様子はビデオカメラで撮影した。被験者は著者を含む 20 代の男性 6 名である。また、プッシュアップの経験度合いの違いによる影響を調査するため実験後には被験者に直近 1 年以内で 4 種類のプッシュアップをそれぞれ 10 回以上行ったことがあるかアンケートをとった。

3.2.2 結果と考察

取得した筋電値から整流処理を行った後の振幅平均を

筋肉使用量とする． T_1 をプッシュアップ開始時刻， T_2 をプッシュアップ終了時刻， $f(t)$ を取得した筋電位とし，鍛えられた筋肉の使用量 A を以下の式で算出する．

$$A = \frac{1}{T_2 - T_1} \int_{T_1}^{T_2} |f(t)| dt$$

ノーマル，ワイド，ナロー，パイクのそれぞれのプッシュアップを行った際の筋電位センサ値の一試行ごとの平均振幅を被験者ごとに表 1 にまとめた．筋肉の使用量が大きいほど濃い色で表した．また，各プッシュアップを 1 年以内に 10 回以上行ったかどうかを調査したアンケートの結果を表 2 に示す．

プッシュアップを行った際の被験者ごとの鍛えられた筋肉の使用量について分析を行う．表 1b, 1c, 1e, 1f からワイドプッシュアップを行った際に，被験者 B, C, E, F は他のプッシュアップに比べて大胸筋の筋電図の振幅が最も大きくなっているが，被験者 D は上腕三頭筋と三角筋を用いていたことが分かる．また，ナロープッシュアップを行った際は被験者 A, B, E は他のプッシュアップに比べて上腕三頭筋の振幅が大きくなった．しかし，被験者 D はナロープッシュアップを行った際に他のプッシュアップに比べて大胸筋の値が最も大きくなっており，大胸筋を用いてナロープッシュアップを行ったことが分かる．パイクプッシュアップを行った際は被験者 A, B, D, F は三角筋の振幅が大きくなったが，被験者 C, E は上腕三頭筋の値が大きくなっていた．これは，柔軟性の問題から腰を高く上げることができずに三角筋を上手く使えていなかったからであると思われる．表 1b の 4 種類のプッシュアップ，表 1d のノーマル，ワイド，ナロープッシュアップや，表 1c, 1e, 1f のノーマルプッシュアップを見ると，鍛えられた筋肉の使用量が 1 回目から 3 回目までを通して近い値となっている．表 1 と表 2 をあわせて考察すると，過去に経験したことがあるプッシュアップフォームを行った際は各プッシュアップフォームにおけるそれぞれの鍛えられた筋肉の使用量が近い値となったが，未経験のプッシュアップフォームを行った際は鍛えられた筋肉の使用量に若干のばらつきが生じた．このことから，鍛えられた筋肉の使用量の推定を行うためにはある程度のプッシュアップフォームの経験が必要だと思われる．実験結果より，同じプッシュアップを行った場合でも被験者によって鍛えることができる筋肉やその使用量が異なるが，個人内では過去に経験したことがあるプッシュアップフォームにおいて鍛えることができる筋肉やその使用量に一貫性があることが分かった．この結果をもとに個人差を考慮したシステムの設計を行う．

3.3 提案システム

予備実験の結果より，個人内では経験したことのあるプッシュアップフォームであれば，フォームによって鍛えられた筋肉の使用量に一貫性があることが分かった．また，

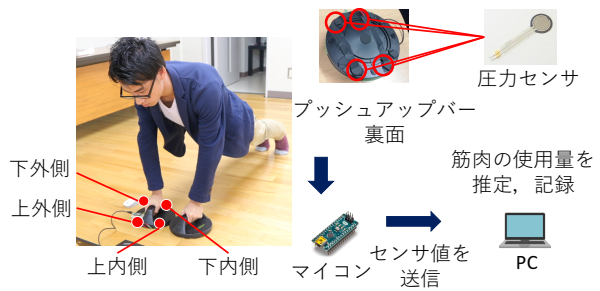


図 3: 提案システム

プッシュアップバーにかかる力によってプッシュアップのフォームを識別できるのではないかと考えた．よって，あらかじめユーザの筋電位のパターンを計測してシステムに記録しておき，フォームを識別できれば記録した筋電位の情報を各フォームに対応づけられるため，そのときに鍛えられている筋肉やその使用量は推定できると考えた．そこで，筋力トレーニングで実際に使用される器具であるプッシュアップバーに着目し，プッシュアップバー底面に取り付けた圧力センサによりプッシュアップを行った際の圧力値を PC に送信，筋肉の使用量の推定，記録を行うシステムを実装した．システム構成を図 3 に示す．Interlink 社の圧力センサ (FSR402[22]) を BODYMAKER 社のプッシュアップバーの底面 4 箇所に取り付け，有線で Arduino 社のマイコン (Arduino Nano[23]) に接続した．圧力センサは右手のプッシュアップバーの底面 4 箇所に取り付けられており，センサの位置はユーザから見て上外側，下外側，上内側，下内側である．異なるプッシュアップを行うと 4 個の圧力センサからそれぞれ圧力値が出力される．マイコンで取得した圧力センサ値は PC に有線で送信される．受信したセンサ値は processing[24] で処理し，リアルタイムでグラフ化する．

本論文では，圧力センサ値から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間接推定手法と，圧力センサ値から直接鍛えられた筋肉を推定する直接推定手法を比較した．

3.4 筋肉使用量推定手法

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際に圧力センサ値からフォームを識別し，そのフォームで鍛えられる筋肉を推定する．フォーム識別は，あらかじめ提案システムを用いて取得したユーザ自身の各プッシュアップ時の圧力データを学習データとして学習器を作成し，分類を行う．学習には Random Forest[25] を利用した．Random Forest は Breiman により，2001 年に提案された機械学習手法であり，大規模なデータベースにも比較的高速・高精度に学習を行えることが知られている．本研究では，上記の認識方法をデータマイニングツール WEKA[26] を用いて行う．

表 1: プッシュアップフォームごとの筋肉使用量

(a)被験者A				
		大胸筋[μV]	上腕三頭筋[μV]	三角筋[μV]
ノーマル	1回目	12.53	14.87	15.13
	2回目	8.76	16.68	16.92
	3回目	9.35	13.83	17.29
ワイド	1回目	5.1	12.86	13.99
	2回目	8.54	15.17	15.42
	3回目	9.94	13.75	18.36
ナロー	1回目	13.9	41.84	29.82
	2回目	6.3	40.18	33.62
	3回目	7.34	23.23	37.1
バイク	1回目	3.16	20.07	41.77
	2回目	4.21	22.17	43.85
	3回目	4.26	21.77	42.8
(b)被験者B				
		大胸筋[μV]	上腕三頭筋[μV]	三角筋[μV]
ノーマル	1回目	15.85	20.16	20.55
	2回目	12.72	28.16	20.01
	3回目	10.11	23.14	24.32
ワイド	1回目	25.44	17.12	65.88
	2回目	28.28	15.77	64.25
	3回目	24.93	17.34	66.03
ナロー	1回目	11.26	78.73	29.63
	2回目	11.67	79.76	29.35
	3回目	11	83.92	28.15
バイク	1回目	2.52	33.42	114.54
	2回目	2.01	37.24	109.07
	3回目	2.36	42.6	117.21
(c)被験者C				
		大胸筋[μV]	上腕三頭筋[μV]	三角筋[μV]
ノーマル	1回目	1.28	14.09	24.08
	2回目	1.51	15.28	24.29
	3回目	2.08	15.79	25.4
ワイド	1回目	2.3	15.03	28.51
	2回目	2.1	17.78	31.88
	3回目	2.46	12.67	26.22
ナロー	1回目	1.72	13.11	22.58
	2回目	1.63	13.65	29.04
	3回目	1.32	14.48	25.1
バイク	1回目	0.62	17.46	26.14
	2回目	1.08	18.88	29.59
	3回目	1.49	20.9	28.43
(d)被験者D				
		大胸筋[μV]	上腕三頭筋[μV]	三角筋[μV]
ノーマル	1回目	2.97	16.71	9.04
	2回目	3.72	15.58	8.25
	3回目	4.56	15.61	8.39
ワイド	1回目	2.08	20.54	10.05
	2回目	5.41	17.16	11.24
	3回目	3.95	19.49	10.23
ナロー	1回目	5.37	17.9	9.95
	2回目	5.28	19.01	11.9
	3回目	6.22	18.81	8.71
バイク	1回目	3.02	30.06	24.42
	2回目	4.14	28.23	33
	3回目	5.26	26.83	27.77
(e)被験者E				
		大胸筋[μV]	上腕三頭筋[μV]	三角筋[μV]
ノーマル	1回目	11.87	17.98	23.75
	2回目	18.24	17.76	26.4
	3回目	18.11	21.06	27.9
ワイド	1回目	70.36	14.72	17.28
	2回目	86.87	14.75	21.64
	3回目	73.75	16.06	19.16
ナロー	1回目	9.31	27.12	31.95
	2回目	10.91	24.61	36.26
	3回目	6.74	27.28	31.07
バイク	1回目	1.12	19.88	21.63
	2回目	1.87	20.05	29.23
	3回目	2.53	21.24	26.48
(f)被験者F				
		大胸筋[μV]	上腕三頭筋[μV]	三角筋[μV]
ノーマル	1回目	6.55	13.08	12.51
	2回目	6.89	11.72	11.66
	3回目	6.11	14.54	12.72
ワイド	1回目	8.97	13.25	12.28
	2回目	10.52	14.61	10.12
	3回目	10.2	13.75	9.27
ナロー	1回目	2.81	13.67	12.84
	2回目	3.15	13.06	11.86
	3回目	3.94	13.61	12.66
バイク	1回目	2.28	15.17	22.58
	2回目	2.73	17.38	28.46
	3回目	1.76	18.45	27.11

表 2: 被験者の各プッシュアップの経験

	被験者 A	被験者 B	被験者 C	被験者 D	被験者 E	被験者 F
ノーマル	無	有	有	有	有	有
ワイド	無	有	無	有	無	無
ナロー	無	有	無	有	無	無
バイク	無	有	無	無	無	無

特徴量には、提案システムの圧力センサから取得する 4 個のセンサデータと、ウィンドウサイズ 1.00 秒で算出した各センサデータの平均値、分散値を加えた合計 12 個を用いる。

直接推定手法

直接推定手法では、筋電位を SVR[27] を用いて回帰的に推定する。SVR とは、Vapnik が考案したパターン分類の方法であるサポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine)[28] を回帰分析に適用したものである。

SVM は、無限に存在する超平面の中から、最も良いグループ分けを実現する平面をマージン最大の基準で求める。この SVR を用いて、センサから取得する 4 個のセンサデータと、ウィンドウサイズ 1.00 秒で算出した各センサデータの平均値、分散値を加えた合計 12 個を特徴量とし、SVR モデルを構築する。得られた SVR モデルにより、目的変数の推定値を算出する。テストデータとして、100 サンプル分の圧力センサデータ、正解筋電位値を使用した。

4. 評価実験

本章では、直接推定手法と間接推定手法のどちらがより筋肉の使用量推定に適しているかを比較し、評価する。

評価の指標として次式により算出される平均絶対誤差 (MAE: Mean Absolute Error) と二乗平均平方根誤差 (RMSE: Root Mean Squared Error) を用いた。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{obs,i} - y_{pred,i}|$$

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (|y_{obs,i} - y_{pred,i}|)^2}$$

ただし、 n は取得したサンプル数、 y_{obs} は正解値、 y_{pred} は推定値とする。MAE と RMSE は値が大きいほど、推定値と正解値の差が大きいことを表す。

4.1 実験内容

各プッシュアップを行った際の圧力センサ値と筋電位を取得した。プッシュアップはそれぞれ3回ずつ行い、各プッシュアップ間には筋肉の疲労を避けるために3分間の休憩をとった。実験の様子はビデオカメラによって撮影した。被験者はB, D, Eの3名であり、あらかじめ各プッシュアップの練習を行いフォームが安定していることを確認した。また、練習後には30分程度の休憩をとった後に実験を開始した。

4.2 間接推定手法による評価

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、4種類のプッシュアップのそれぞれ2試行分のデータを学習データとし、残りの1試行分を学習データとしてフォームの認識精度を評価する。これを3回繰り返して認識精度を得る。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鍛えられた筋肉の使用量として出力する。

被験者3名分のフォーム識別結果のConfusion Matrixを図4に示す。各セルはその動作の試行回数を示しており、対角線上の行と列に示されたラベルが一致しているセルが正しく認識されたときのものである。Confusion Matrixより、被験者3名のフォームの認識精度は0.84, 0.91, 0.81であった。被験者3名の各筋肉における正解筋電位と推定筋電位の相関関係を図5に示す。赤線は正解筋電位と推定筋電位が同じ値の箇所を示す。

また、被験者3名の各筋肉における正解筋電位と推定筋電位の比較を図6に示す。間接推定手法では、筋肉に負荷がかかり正解値が大きくなる際には推定値も同様に大きくなっているため、負荷がかかった時刻とその時の筋肉の使用量の推定が可能である。被験者Bの上腕三頭筋の筋電位推定で誤差が大きくなったことに関しては、今回の実験では筋電位のトレーニングデータが少なかったことが原因と考えられる。表3より、MAEは計測した筋電位の範囲の6分の1程度であり、その程度の誤差であれば実際にトレーニングを行った際に違和感無く使用できると考えられる。また間接推定手法では、筋電位のトレーニングデータ

		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

(a) 被験者 B

		Prediction				Recall
		a	b	c	d	
Actual	a=ノーマル	101	0	0	0	1.00
	b=ワイド	0	601	0	0	1.00
	c=ナロー	0	0	343	158	0.68
	d=パイク	0	0	4	497	0.99
Precision		1.00	1.00	0.99	0.80	0.91

(b) 被験者 D

		Prediction				Recall
		a	b	c	d	
Actual	a=ノーマル	422	2	0	127	0.76
	b=ワイド	26	256	3	96	0.68
	c=ナロー	0	0	1065	45	0.95
	d=パイク	85	29	31	456	0.75
Precision		0.84	0.82	0.97	0.67	0.81

(c) 被験者 E

図 4: 被験者 3 名の Confusion Matrix

を増やすことにより推定精度の向上が見込める。

4.3 直接推定手法による評価

被験者3名の正解筋電位と推定筋電位の相関図を図7に示す。また、直接推定結果の比較を図8に示す。直接推定手法では、負荷がかかっていない状態では推定値が正解値と近くなったが、負荷がかかった際には推定値は大きく外れた。直接推定手法では推定は難しいと考えられる。

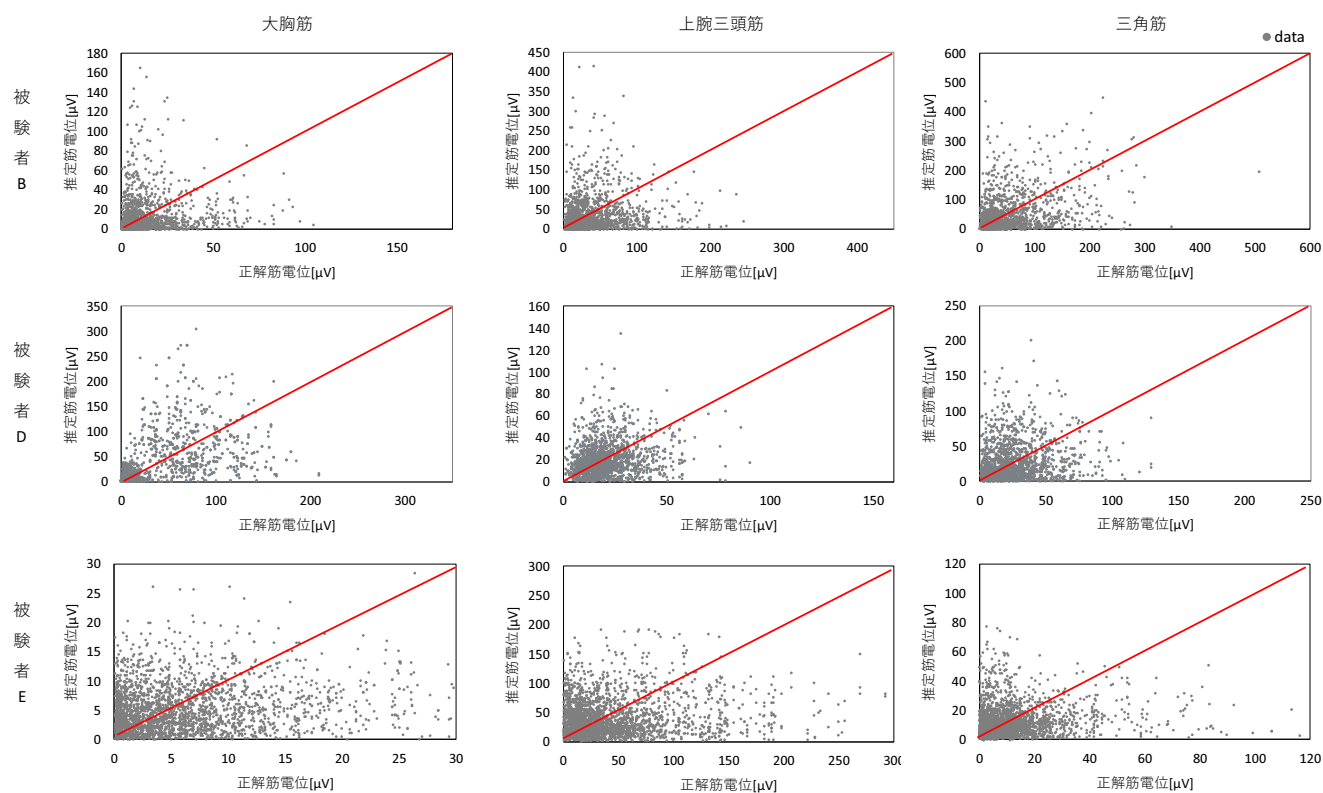


図 5: 被験者 3 名の間接推定結果の相関図

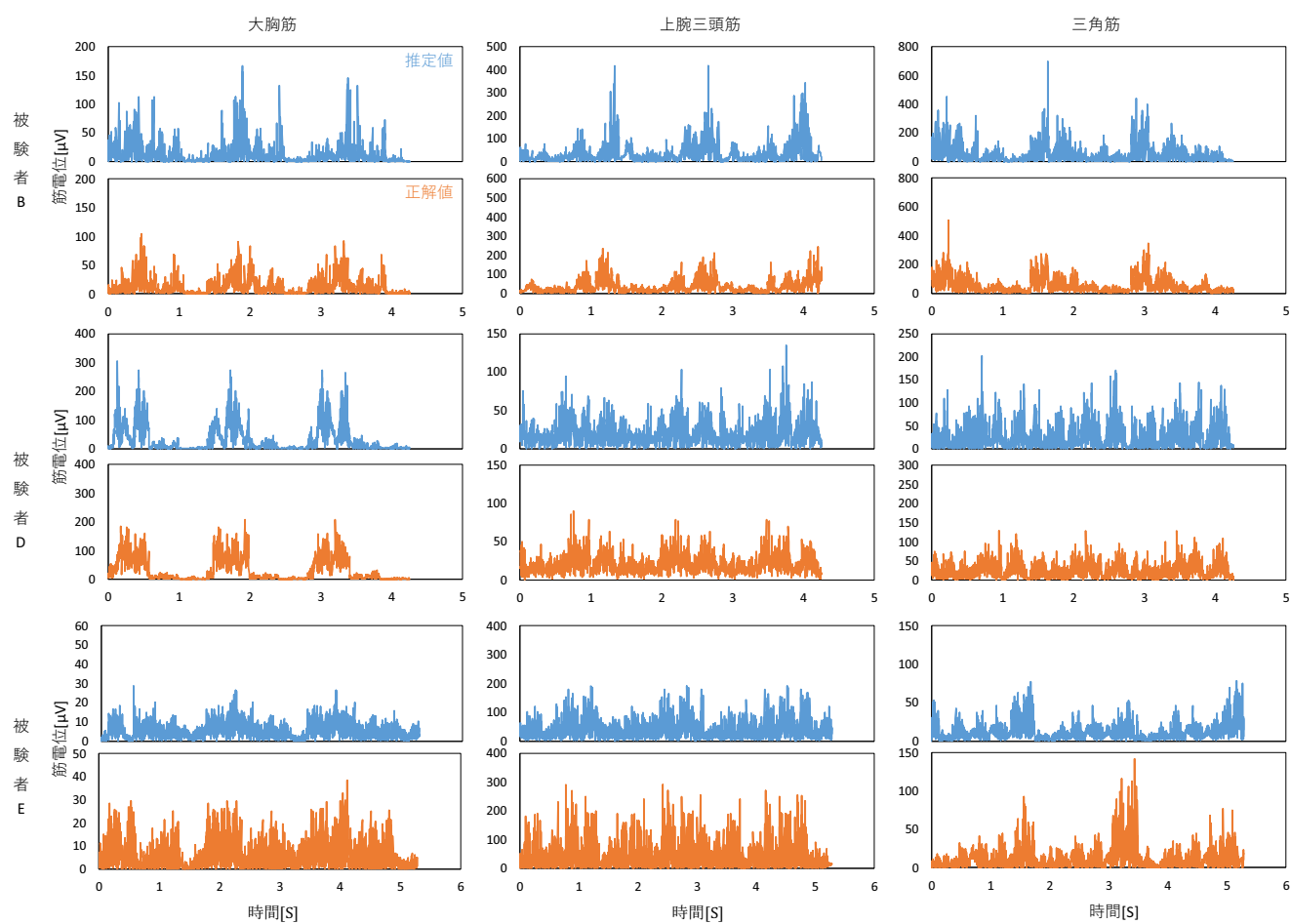


図 6: 被験者 3 名の間接推定結果の比較

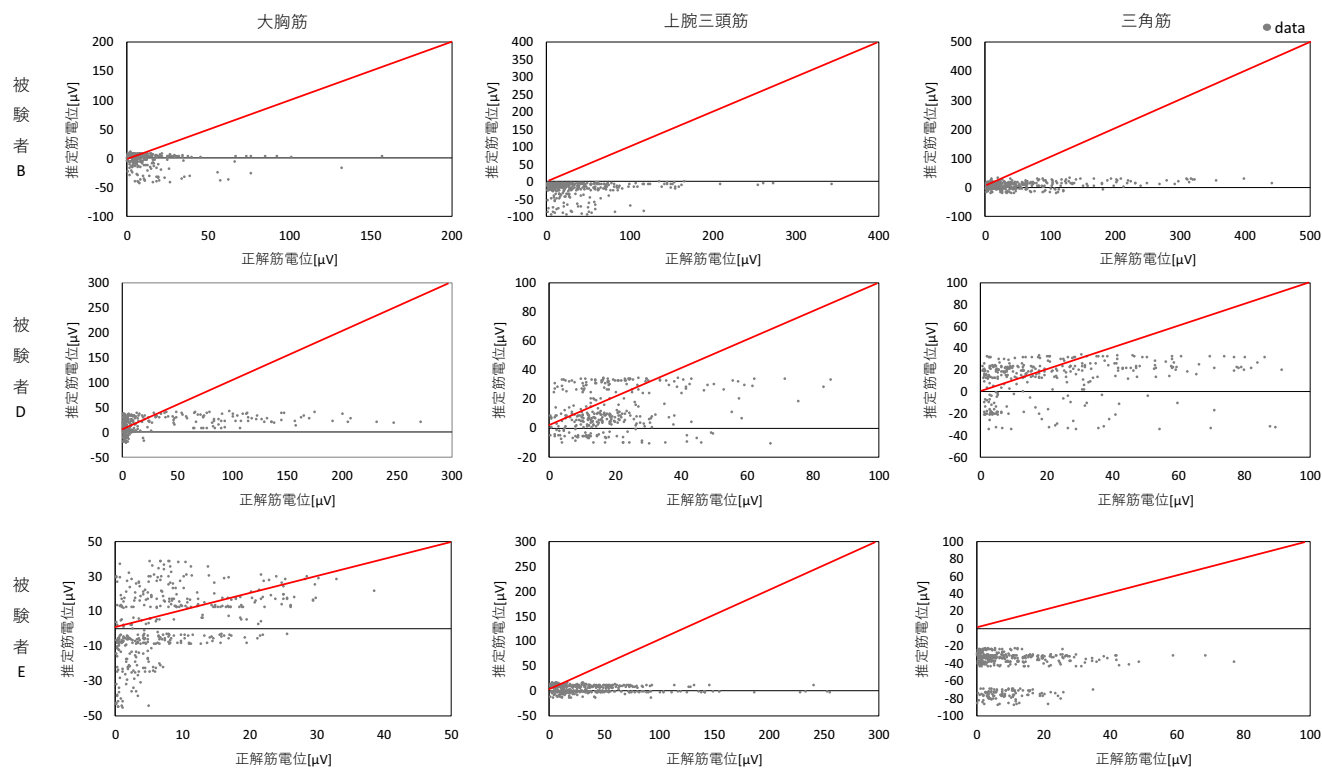


図 7: 被験者 3 名の直接推定結果の相関図

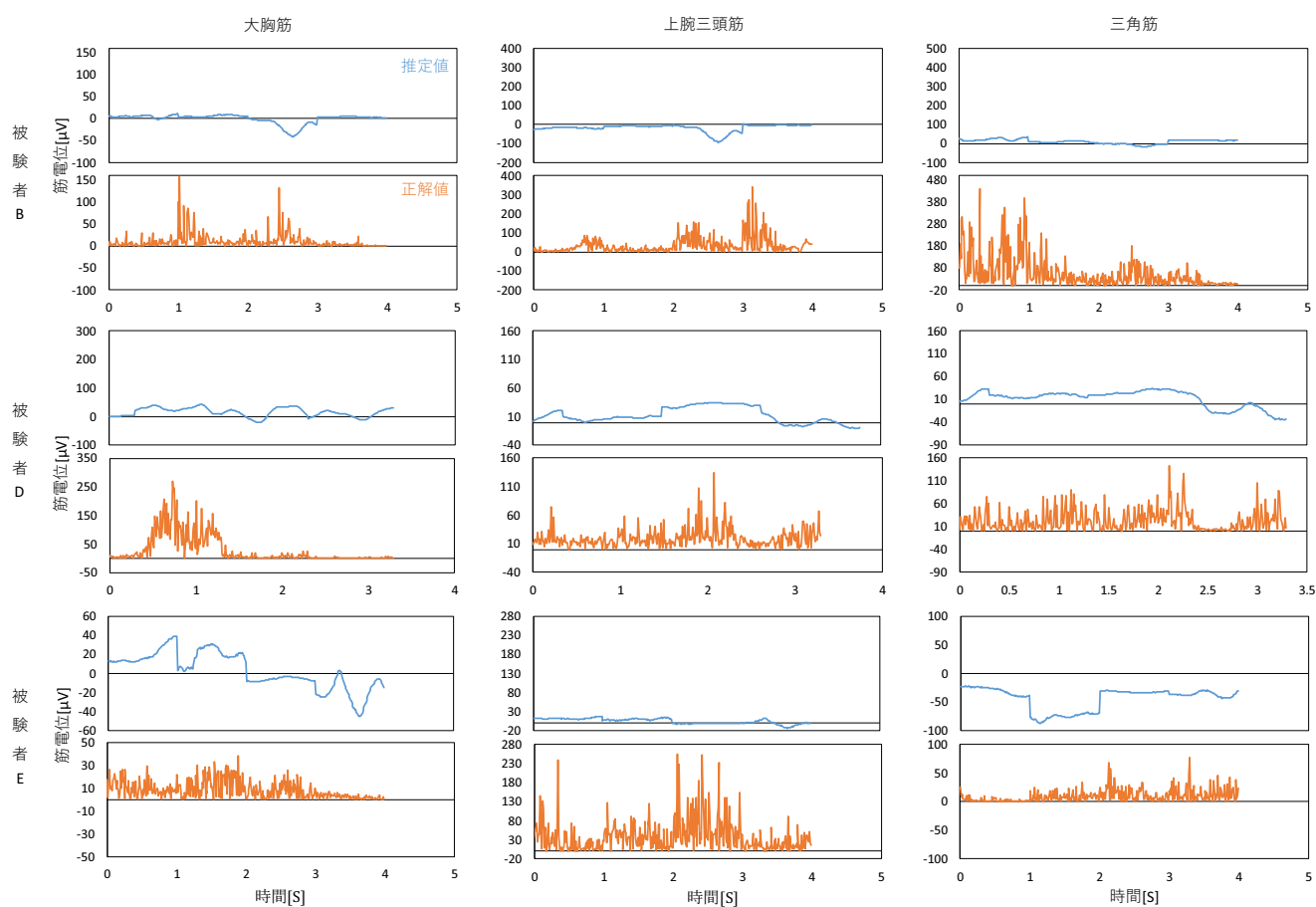


図 8: 被験者 3 名の直接推定結果の比較

表 3: 被験者 3 名の筋電位の推定誤差

		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
被験者B	MAE	29	86	84	16	43	62
	RMSE	40	103	123	25	63	90
被験者D	MAE	62	14	21	46	14	21
	RMSE	82	19	30	62	19	30
被験者E	MAE	14	53	59	5	36	13
	RMSE	17	75	63	6	51	20

4.4 評価のまとめ

被験者 3 名の MAE と RMSE を表 3 に示す。すべての被験者において間接推定手法が直接推定手法よりも MAE, RMSE とともに小さい値となった。間接推定手法では, MAE が計測した筋電位の 6 分の 1 程度であった。6 分の 1 程度の誤差であれば実際にトレーニングを行った際に違和感無く使用できると考えられる。また, トレーニングデータを増やすことにより推定精度の向上が見込めるため, 本システムは実用可能であると考えられる。

5. 議論

今回は健康な 20 代男性を対象として認識精度を評価した。プッシュアップ時の筋電位は個人差が大きく, また体格によっても変わることが予備実験から確認できたので, 他の年齢層や女性など体格の異なる被験者についても, 認識精度を評価していく予定である。

実際の筋力トレーニングでは, 疲労によりフォームが崩れ鍛えられる筋肉の使用量に変化が生じることがある。そのため, フォームが崩れた際には矯正するアドバイスを行うフィードバックを実装予定である。

今回の実験で計測した筋肉は大胸筋, 上腕三頭筋, 三角筋の 3 箇所であり, これらの筋肉はプッシュアップで主に鍛えられる筋肉である。しかし, 補助的にその他の筋肉も鍛えることができると考えられるため, 今後の課題として, 計測する筋肉の箇所を増やし, それらの筋肉の使用量も推定することを目指す。

6. まとめ

本論文では, プッシュアップを行う際に用いられる筋力トレーニング用器具であるプッシュアップバーに取り付けた圧力センサ値に基づいて, ユーザがプッシュアップを行った際に鍛えられた筋肉の使用量を推定, 記録するシステムを提案した。Random Forest でフォーム識別をしたのち, 各フォームの平均筋電位を出力する間接推定手法と, SVR による筋電位の直接推定手法を比較した結果, すべての被験者において間接推定手法の方が MAE, RMSE 共に小さい値となった。また, 間接推定手法ではトレーニングデータを増やすことで推定精度を上げることが可能であると考えられるため, 筋肉の使用量推定には間接推定手法が適していると考えられる。

今後の課題として, 間接推定手法における被験者のトレーニングデータをより多く収集し推定精度を上げることや, プッシュアップを行った際に行っているプッシュアップフォームとフォーム矯正のアドバイスをフィードバックするアプリケーションの開発を目指す。

7. 謝辞

本成果の一部は, JST CREST(JPMJCR18A3) および国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の支援によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 堀野博幸: 羽生結弦の強さの秘訣 “発明ノート” とは? 〜トップアスリートが実践するメンタル・メソッドの効果, https://yab.yomiuri.co.jp/adv/wol/opinion/sports_160112.html.
- [2] 村木 征人: 上級ジャンパーのトレーニングの合理化 —筋力集中方式トレーニングの理論と実際—, *Japanese Journal of Sports Sciences*, Vol. 4, No. 11, pp. 797–802 (Nov. 1985).
- [3] Everyday Olympian Inc.: Delta Groves, <http://www.purecarbon.co/>.
- [4] SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD.: Samsung Electronics Declares “Age of Experience” at CES 2020, <https://news.samsung.com/us/samsung-age-of-experience-keynote-ces-2020/>.
- [5] ICAROS GmbH: ICAROS, <https://www.icaros.com/en/>.
- [6] T. Torii: GenkiFit - Workout ExerciseLog, <https://apps.apple.com/app/id1128417675>.
- [7] FOSSIL GROUP, INC.: Sport Smartwatch, <https://www.fossil.com/us/en/wearable-technology/smartwatches/sport-smartwatches-learn-more.html>.
- [8] B. Zhou, M. Sundholm, J. Cheng, H. Cruz, P. Lukowicz: Never Skip Leg Day: A Novel Wearable Approach to Monitoring Gym Leg Exercises, 2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), pp. 1–9 (Apr. 2016)
- [9] C. G. Lim, C. Y. Tsai, M. Y. Chen: MuscleSense: Exploring Weight Sensing using Wearable Surface Electromyography (sEMG), Proceedings of the Fourteenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction, pp. 255–263 (Feb. 2020)
- [10] D. S. Elvitigala, D. J. C. Matthies, L. David, C. Weerasinghe, S. Nanayakkara: GymSoles: Improving Squats and Dead-Lifts by Visualizing the User’s Center of Pressure, Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, No. 174, pp. 1–12 (May 2019)
- [11] M. Pan, S. Salvi, E. Brady: Designing Auditory Feedback from Wearable Weightlifting Devices, CHI EA’18: Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, No. LBW561, pp. 1–6 (Apr. 2018)
- [12] S. T. McCaw and J. J. Friday: A Comparison of Muscle Activity Between a Free Weight and Machine Bench Press, *Journal of the Strength and Conditioning Research*, Vol. 8, No. 4, pp. 259–264 (Nov. 1994).
- [13] J. F. Signorile, A. J. Zink, and S. P. Szwed: A Compar-

ative Electromyographical Investigation of Muscle Utilization Patterns Using Various Hand Positions During the Lat Pull-down, *Journal of the Strength and Conditioning Research*, Vol. 16, No. 4, pp. 538–546 (Nov. 2002).

- [14] A. Caterisano, R. F. Moss, T. K. Pellingier, K. Woodruff, V. C. Lewis, W. Booth, and T. Khadra: The Effect of Back Squat Depth on the Emg Activity of 4 Superficial Hip and Thigh Muscles, *Journal of the Strength and Conditioning Research*, Vol. 16, No. 3, pp. 428–432 (Aug. 2002).
- [15] A. Paoli, G. Marcolin, and N. Petrone: The Effect of Stance Width on the Electromyographical Activity of Eight Superficial Thigh Muscles during Back Squat with Different Bar Loads, *Journal of the Strength and Conditioning Research*, Vol. 23, No. 1, pp. 246–250 (Jan. 2009).
- [16] 公益社団法人 日本パワーリフティング協会: 腕立て伏せの種類とやり方, <https://www.jpa-powerlifting.or.jp/pushup>.
- [17] M. K. Gouvali and K. Boudolos: Dynamic and Electromyographical Analysis in Variants of Push-Up Exercise, *Journal of the Strength and Conditioning Research*, Vol. 19, No. 1, pp. 146–151 (Feb. 2005).
- [18] 公益社団法人 日本パワーリフティング協会: パイクプッシュアップ【種目解説 | 男女共用】三角筋の自重トレーニング, <https://www.jpa-powerlifting.or.jp/pikepupshup>.
- [19] BODYMAKER 社: ローリングプッシュバー, <https://www.bodysmaker.jp/shop/g/GRPUSHBKYE/>.
- [20] ATR-Promotions Inc.: TSND151, <https://www.atr-p.com/products/TSND121.html>.
- [21] ATR-Promotions Inc.: AMP151, <https://www.atr-p.com/products/AMP-151.html>.
- [22] Interlink Electronics, Inc.: FSR 402, <https://www.interlinkelectronics.com/fsr-402>.
- [23] Arduino Holdings: Arduino Nano Every-Pack, <https://store.arduino.cc/usa/nano-every-pack>.
- [24] Processing.org: Processing, <https://processing.org/>.
- [25] L. Breiman: Random Forests, *Journal of Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32 (Oct. 2001).
- [26] WEKA, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.
- [27] H. Drucker, C. J. C. Burges, L. Kaufman, A. Smola, and V. Vapnik: Support Vector Regression Machines, *Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 9, pp. 155–161 (1997).
- [28] V. Vapnik, I. Guyon, and T. Hastie: Support vector machines, *Journal of Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297 (1995).