

# 加速度センサを利用したスマートダンベルによる トレーニング種目とユーザの推定

本田 悠貴<sup>1,a)</sup> 齊藤 翼<sup>1</sup> 井尻 敬<sup>1</sup>

**概要：**筋力トレーニングには筋肉量の増加や病気の予防などの利点がある一方で、モチベーション維持が難しいという課題がある。そこで本研究では、筋力トレーニングのモチベーションを維持することを目的として、トレーニング種目とユーザを自動的に推定できる、加速度センサを利用したスマートダンベルを提案する。このダンベルを小規模なグループで共有しトレーニングすることで、トレーニング種目・トレーニング回数・利用したユーザが自動的に推定・可視化され、グループ内でのモチベーション維持が期待できる。

## 1. はじめに

筋力トレーニングの継続には、ストレス解消や病気の予防、筋肉量の増加など様々な利点がある [1], [3], [4]。通常、筋力トレーニングの効果はすぐに実感しにくいもので、また、多くの競技者にとってトレーニングはつらいものであるため、モチベーションを維持し長期間トレーニングを継続することは難しい。トレーニングの継続のためには、トレーニング内容や食事、体重などを日常的に記録することが効果的だという報告がある [6], [9]。これは、感覚的には実感しにくい筋力トレーニングの効果も、日々の記録から客観的な数値で確認できるためである。

トレーニング用の器具や体にセンサを装着することで、トレーニングの様子を自動的に検出・記録する手法が提案されている。難波ら [10] は、懸垂マシンに加速度センサを装着することで 4 種類の筋力トレーニング種目の推定を行った。また、Dan ら [2] は、加速度センサを腕に装着することで筋力トレーニングや柔軟体操などの反復運動を自動検出できる RecoFit を提案した。しかし、これらの研究では利用するユーザの推定は行われないため、トレーニング器具をグループで共有する状況では、トレーニング内容と利用者の両方を記録するのは難しい。一方、歩容認証の分野において、体に装着したセンサーから個人を認証する試みが発表されている。例えば、脚部や腰部に装着した加速度センサ [7] やスマートフォンの加速度センサ [8] を用いて歩行に伴う加速度・角速度を取得し、これを用いて本人認証を行う手法が提案されている。この考え方を活用す



図 1 ダンベル側面に装着した 9 軸加速度センサによりトレーニング種目と利用者を自動推定するスマートダンベル。

ると、筋力トレーニングに伴う繰り返し運動からユーザを推定できると考えられる。

本研究では、筋力トレーニングのモチベーション維持を目的として、トレーニング種目・トレーニング回数・ユーザを自動的に推定し記録できる、加速度センサを搭載したスマートダンベルを提案する (図 1)。提案手法は、5 名程度のグループでダンベルを共有する状況を想定する。グループ内の各ユーザは、最初に一度、ダンベルを利用して 5 回程度トレーニングを行いユーザ登録を行う。登録後は、自由にトレーニングを行うと、トレーニング種目・トレーニング回数・ユーザが自動的に記録される。

本研究にて提案するスマートダンベルでは、カメラ等のデバイスを必要とせず、通常と同様の環境でトレーニングを行うだけで記録が可能となる。また、グループ内で記録が共有されるため、ユーザ同士が競い合い、より活発にトレーニングを行うような効果も期待できる。

<sup>1</sup> 芝浦工業大学

<sup>a)</sup> ma22125@shibaura-it.ac.jp



図 2 ダンベルに対する軸の向き.

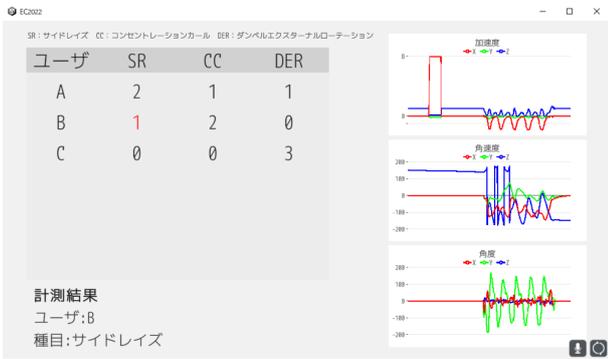


図 3 提案手法の可視化画面.

## 2. デバイスの構成

本研究にて提案するスマートダンベルは、ダンベル、9軸加速度センサ、計算機により構成される。本研究では、9軸加速度センサとして『WT901BLECL』を利用する。このセンサは、3Dプリンタで造形した固定具によりダンベル側面に装着され(図1)、9軸の加速度データを計算機へBluetooth通信にて送信する。9軸の加速度データは、XYZ軸方向の加速度、XYZ軸周りの角速度、および、XYZ軸周りの角度より構成される(図2)。

トレーニングが行われると、計算機は、加速度データよりトレーニング種目・回数・ユーザーを推定し記録する。現在のプロトタイプシステムでは、コンセントレーションカール(CC)、サイドレイズ(SR)、ダンベルエクスターナルローテーション(DER)の三種目に対応している。図3に提案手法の可視化画面を示す。各ユーザーが実施した種目の回数(左上)、現在のセンサ情報(右)、および、現在実施中のトレーニングに対する推定結果(左下)が可視化される。

## 3. 加速度センサによる種目とユーザーの推定

本章では、加速度データからトレーニング種目とユーザーを推定する手法について説明する。各ユーザーが各トレーニング種目を5回実施した加速度データが登録されており、未知のユーザーが未知の種目を複数回行ったデータが入力された際に、そのデータに最も適合する種目とユーザーを推定する。

ダンベルによる筋力トレーニングの多くは反復動作であるため、加速度センサから得られるデータは周期的なもの

となる。我々は、登録時の加速度データを反復運動の1周期分のデータに分割し記録しておく。推論時、未知データについても1周期分のデータに分割し、分割されたデータに対して最も近い登録データを探索することでユーザーと種目を推定する。

### 3.1 反復動作の周期分割

本研究では、ダンベルによる反復動作の影響が表れやすいX軸方向加速度に着目し、反復運動に関するデータから一周期分のタイミングを算出する。続いて、算出したタイミングを利用して、9軸分のデータを切り出す。図4aにサイドレイズを5回実施した際のX軸加速度のグラフを示す。このグラフより、1周期は、"X軸加速度の大きさ"が極大になる(図4aでは、負方向に振れているため極小になる)時点を中心としていることがわかる。これを踏まえて、Yingらの歩行周期分割手法[5]と同様に、時系列データの大きさの極大値を利用し一周期分の切り出しを行う。

筋力トレーニング複数回を実施した一連の加速度データが入力されると、まず、X軸方向の加速度に対して、ローパスフィルタに通し、加速度の正の成分を0にして負の成分のみを残す(図4b)。その後、移動平均フィルタによって信号の平滑化を行い(図4c)、データの値を2乗する(図4d)。この処理により、極大値が近接せず、極大値部分が強調された波形が得られる。最後に、得られた波形の極大値を中心として、その極大値が存在する波の半値幅の2倍を取り出し1周期とする(図4e)。

### 3.2 1周期分の信号の相違度計算

推論時、1周期分に切り出された未知データに最も近い登録データを探索する。ここで、切り出した信号の長さはそれぞれ異なるため、本研究ではDynamic Time Warping(DTW)を利用する。DTWは、2つの時系列データに対して、データ点間の距離の総和が最も小さくなるようなデータ点間の対応付けを計算する手法である(図5)。本研究では、DTWにより時系列データ間の対応付けとの距離を計算し、その距離を相違度として利用する。最後に、加速度センサから得られる9軸の加速度データの相違度 $d_i$ の総和 $I_d = \sum_{i=1}^9 d_i$ 、を切り出したデータ間の相違度とする。

## 4. 評価実験

提案手法の種目推定およびユーザー推定の精度を評価するため実験を行った。7名の実験協力者に3種目のトレーニングをそれぞれ5回3セットずつ行ってもらいデータを取得した。3種目の内訳は、コンセントレーションカール(CC)・サイドレイズ(SR)・ダンベルエクスターナルローテーション(DER)である(図6)。取得したデータのうち1セット分をユーザーの登録データとし、残りの2セットについて推定を行い精度を評価した。ここで、9軸加速度

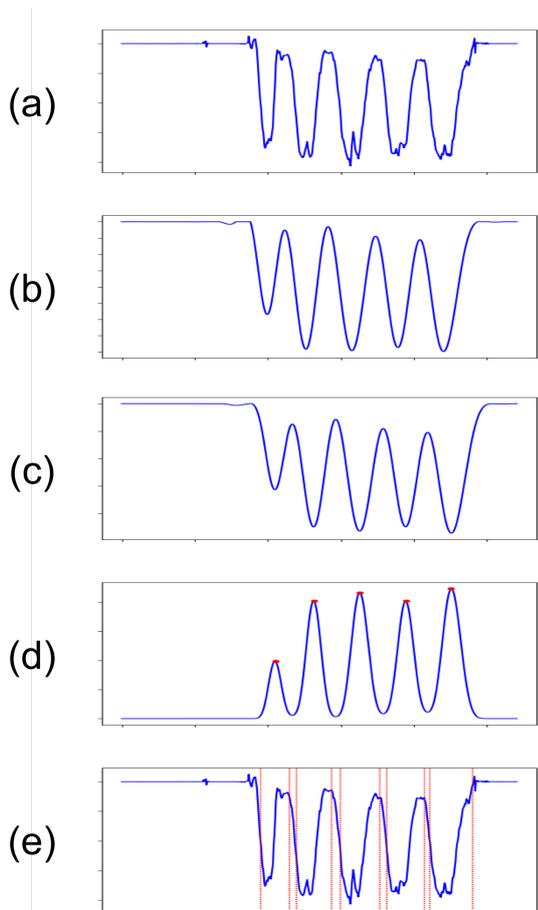


図 4 サイドレイズを 5 回実施した際の X 軸方向加速度データに対して周期分割処理を施した例。

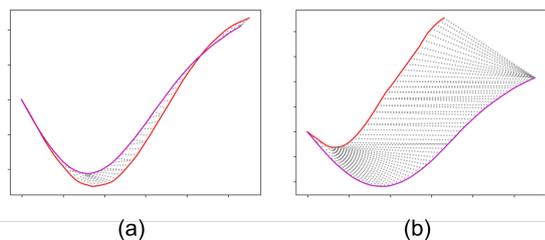


図 5 入力データ (赤) と登録データ (紫) 間の DTW による距離計算, 同一人物 (a) と他人同士 (b) の例。

センサは右手のダンベルに装着し、サンプリングレートは 20Hz に設定した。

種目推定の結果を表 1 に示す。種目推定ではどの種目においても高い割合で正しい推定結果が得られていることがわかる。また、コンセントレーションカールは他の種目と比較して推定精度が 10% 以上高くなっている。これは、他の 2 種目が手の甲を上に向けてダンベルを上げ下げするのに対し、コンセントレーションカールでは手の甲を下に向けてダンベルを上げ下げするため、明確な違いが表れたのだと考えられる。

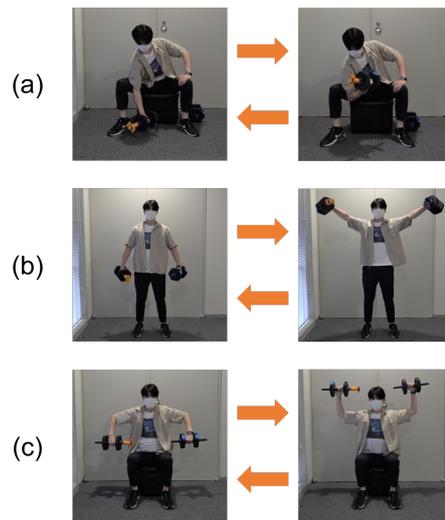


図 6 実験で行う種目, (a) コンセントレーションカール, (b) サイドレイズ, (c) ダンベルエクスターナルローテーション。

表 1 種目の推定結果。

	CC	SR	DER	推定精度 (%)
種目 CC	67	3	0	95.7
種目 SR	10	60	0	85.7
種目 DER	1	11	58	82.9
総合				88.1

表 2 ユーザの推定結果。

	A	B	C	D	E	F	G	推定精度 (%)
ユーザ A	29	1	0	0	0	0	0	96.7
ユーザ B	6	24	0	0	0	0	0	80.0
ユーザ C	0	0	23	5	2	0	0	76.7
ユーザ D	0	0	0	23	1	6	0	76.7
ユーザ E	0	0	0	5	24	1	0	80.0
ユーザ F	0	0	0	3	4	22	1	73.3
ユーザ G	0	0	1	1	3	0	25	83.3
総合								80.1

ユーザ推定の結果を表 2 に示す。ユーザ推定は種目推定と比較すると推定精度がわずかに劣るが、比較的高い精度でユーザの推定が行えていることがわかる。この結果から種目推定と同様に、提案手法によってユーザ推定も可能であると考えられる。また、多くのユーザに対する推定精度が 70~80% 程度である中でユーザ A は約 96% の推定精度を達成している。これは、普段の運動習慣やトレーニングの習熟度が関連していると考えられる。

## 5. まとめと今後の展望

本研究では、筋力トレーニングの自動記録によるモチベーション維持を目的として、種目とユーザを自動的に推定・記録できるスマートダンベルを提案した。提案手法では、ダンベルに装着した 9 軸加速度センサより得られる時系列データを、1 周期分のデータに分割し、登録されたデータと比較することで種目とユーザを推定する。また小規模

な評価実験を行い，トレーニング種目とユーザの推定が可能であることを確認した。

我々の重要な将来課題のひとつは，さらなる推定精度の向上である．そのため，9軸センサより得られる9つの時系列データに種目に依存した重みづけを行うことや，推定部分に深層学習機を導入することを検討している．実用性向上のために，電源消費の少なく，精度やサンプリングレートの高いセンサの導入も検討している．また，提案手法をグループ内で一定期間利用し，詳細なユーザビリティを調査することや，提案手法のモチベーション維持への寄与について調査することも計画している．

## 参考文献

- [1] Fleshner, F.: Physical activity and stress resistance: sympathetic nervous system adaptations prevent stress-induced immunosuppression, *Exercise and sport sciences reviews*, Vol. 33, No. 3, pp. 120–126 (2005).
- [2] Morris, D., Saponas, T. S., Guillory, A. and Kelner, I.: RecoFit: using a wearable sensor to find, recognize, and count repetitive exercises, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 3225–3234 (2014).
- [3] O'Donovan, G., Blazeovich, A., Boreham, C., Cooper, A., Crank, H., Ekelund, U., Fox, K., Gately, P., Giles-Corti, B., Gill, J., Hamer, M., McDermott, I., Murphy, M., Mutrie, N., Reilly, J., Saxton, J. and Stamatatakis, E.: The ABC of Physical Activity for Health: a consensus statement from the British Association of Sport and Exercise Sciences, *Journal of sports sciences*, Vol. 28, No. 6, pp. 573–591 (2010).
- [4] Scully, D., Kremer, J., Meade, M. M., Graham, R. and Dudgeon, K.: Physical exercise and psychological well being: a critical review., *British journal of sports medicine*, Vol. 32, No. 2, pp. 111–120 (1998).
- [5] Ying, H., Silex, C., Schnitzer, A., Leonhardt, S. and Schiek, M.: Automatic step detection in the accelerometer signal, *4th international workshop on wearable and implantable body sensor networks(BSN 2007)*, Springer, pp. 80–85 (2007).
- [6] 今津真也, 水本旭洋, 孫為華, 柴田直樹, 安本慶一, 伊藤実: ユーザのアクティビティと体重変化履歴に基づいた継続性の高い健康支援手法の提案, 研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL), Vol. 2011, No. 5, pp. 1–8 (2011).
- [7] 今野慎介, 中村嘉隆, 白石陽, 高橋修: 複数のウェアラブルセンサを用いた歩行動作による本人認証法の精度向上, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 1, pp. 109–122 (2016).
- [8] 佐藤悠祐, 神山剛, 福田晃, 小口正人, 山口実靖: 加速度センサによるスマートフォンユーザの推定に関する考察, 研究報告コンシューマ・デバイス& システム (CDS), Vol. 2019, No. 2, pp. 1–6 (2019).
- [9] 渡辺直紀: 運動の「記録」が運動習慣の継続に及ぼす影響の検証, 日本行動計量学会大会抄録集 47, 日本行動計量学会, pp. 223–223 (2019).
- [10] 難波洸也, 中村優吾, 荒川豊: 懸垂マシンを用いた筋トレにおけるデバイスフリー種目推定, 第29回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp. 252–256 (2021).