

Portable Smart Gym : センシングデバイスを用いた持ち運び可能な筋力トレーニング種目推定

本田 悠貴^{1,a)} 井尻 敬¹

概要: トレーニング中のユーザの動きをセンサにより計測し、実施種目の自動記録や適切なガイド提示を行うスマートジムが研究されている。既存のスマートジムではウェアラブルセンサが多く利用されるが、ウェアラブルセンサには、センサが運動の妨げになる・センサの位置によっては動作の解析が難しいという問題がある。そこで本研究では、運動を妨げにくいスマートジムの実現を目的とし、トレーニング器具に取り付けて利用する Portable Smart Gym を提案する。提案手法は、慣性センサと気圧センサにより構成されるデバイスを、ダンベル・バーベル・ウェイトマシン等に取り付けて得られる情報から、トレーニング種目と回数を自動で推定し記録する。また、提案デバイスは器具間で付け替え可能であり、小型デバイス一つで多様な種目のトレーニング動作を計測できる。提案手法の精度評価のため、10名の実験協力者が9種の筋力トレーニングを実施したデータを収集し、Leave-One-Out 交差検証を行った。提案手法の平均正解率は 90.75%、F1 スコアは 89.30%であり、高い識別精度が確認された。

1. はじめに

筋力トレーニングの継続には、ストレスの解消や病気の予防など多様な利点があることが知られる [1]。一方、トレーニングに対するモチベーションの維持や正しい姿勢でトレーニングを行うことはとても難しい [2], [3]。これらの課題を解決するため、トレーニング中のユーザの動きをセンサにより取得・推定し、適切な姿勢のガイドやトレーニング内容の自動記録を行うスマートジムに関する研究が広く行われている。

既存のスマートジムに関する研究では、慣性計測ユニット (IMU) センサや表面筋電位 (EMG) センサなどを身体に装着するウェアラブルな手法が多く利用される [4], [5], [6], [7], [8]。このウェアラブルな手法には低コストかつ利用可能な空間の制約が存在しないという利点がある一方で、センサの装着位置によっては動作情報の取得が難しいという課題がある。この課題を解決する方法として四肢などの複数部位にセンサを装着する手法 [9], [10] が提案されているが、これらの方法では身に着けたセンサが運動動作の妨げになることがある。

そこで本研究では運動動作を妨げにくいスマートジムの実現を目的として、トレーニング器具に取り付けて利用するスマートジムシステム Portable Smart Gym (図 1) を

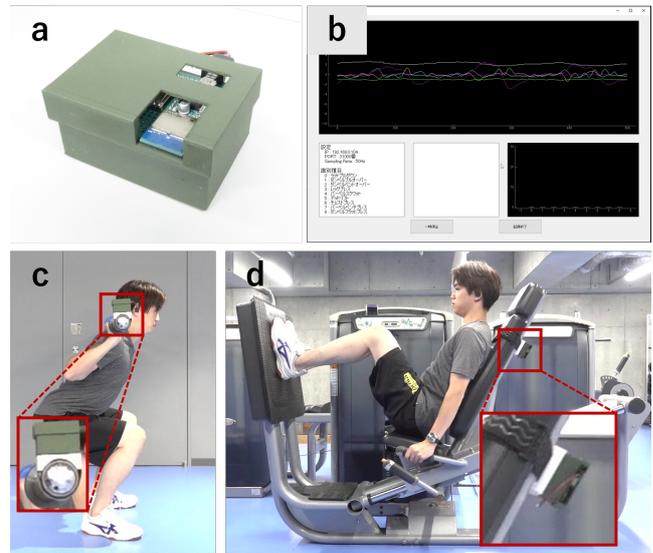


図 1 Portable Smart Gym システム。IMU センサと気圧センサを搭載したデバイス (a) を、トレーニング器具 (c, d) に取り付けることで運動に関する時系列データ (b) を取得し、実施種目と実施回数を推定する。

提案する。具体的には、トレーニング器具間で自由に付け替え可能なデバイスにより運動情報を取得し、実施中のトレーニング種目と回数を推定・記録する手法を提案する。提案手法は、センシングデバイスを器具に取り付けるため、ウェアラブルな手法に比べて運動の邪魔になりにくい。ユーザは、デバイスをジム内で持ち運び、利用するトレーニング器具に取り付けて使うため、一つのデバイスで多様

¹ 芝浦工業大学
Shibaura Institute of Technology
^{a)} ma22125@shibaura-it.ac.jp

なトレーニングの記録が可能である。

提案デバイス（図 1a）は IMU センサと高精度気圧センサを搭載し、3 軸方向の加速度・3 軸回りの角速度・気圧を 7 次元時系列データとして取得する（図 1b）。トレーニング中の時系列データが得られると、提案手法は、3 軸方向の加速度と気圧の中で最も周期性の高いパラメータを自己相関を用いて選択し、ゼロクロス法に基づく周期検出によりトレーニング回数を推定する。さらにセンサから得られる時系列データから 564 次元の統計的特徴を算出し、サポートベクターマシン（SVM）へ入力することでトレーニング種目を識別する。

提案手法の精度評価のため、10 名の実験参加者が 9 種目の筋力トレーニングを実施したデータを収集し、Leave-One-Out 交差検証により、提案手法の種目識別精度を検証した。その結果、正解率は 91.75%、F1 スコアは 89.30%であった。また、提案手法の有用性を確認するため、トレーニング種目と回数を自動記録するアプリケーションを作成し、実環境における回数のカウント精度と種目の識別精度を確認するユーザスタディも実施した。結果、一部の種目を除き、非常に高い種目識別精度を確認した。

2. 関連研究

多様なセンサを用いてユーザの動きを計測し、トレーニング種目や回数を推定・記録するスマートジムに関する研究が広く行われている。ここでは、センサを身体に直接身につけることで計測を行うウェアラブルな手法と、器具や周辺環境にセンサを設置する非ウェアラブルな手法について紹介する。

2.1 ウェアラブルセンサによるスマートジム

ユーザが身につけたセンシングデバイスにより取得した情報からトレーニング動作の解析を行う手法が研究されている。Hannan ら [4] は、ジャイロセンサと EMG センサを組み込んだベスト型のセンシングデバイス Smart Fitness Suite を提案し、これを用いて 2 種目の筋力トレーニングに対する姿勢誘導を行った。Aslam ら [5] は、93 個の圧力センサが組み込まれた Smart Gloves を開発し、これを利用して種目識別・回数計測・両手の重量不均衡の定量化を行った。Hussain ら [6] は、42 種目の筋力トレーニングの様子を胸部に装着した 3 軸加速度センサにより計測し、大規模データセットを作成した。さらに、このデータセットを用いて、LSTM を利用したニューラルネットワークを訓練し、種目識別を行った。

運動以外の目的においてもウェアラブルセンサを用いた行動識別手法が提案されている。Anguita ら [7] は、立つ・座る・歩くなどの 6 種類の日常的な動作を腰に装着したスマートフォンの IMU センサにより計測し、行動識別のためのデータセットを作成した。さらに、このデータセットに

SVM を適用することで行動識別を行った。Mahmud ら [8] は、自己注意機構を持つ畳み込みニューラルネットワークを利用することで、ウェアラブルセンサにより取得した時系列データから 4 種類の日常動作識別を行った。

ウェアラブルセンサによるスマートジムには、低コストかつ場所を選ばずに利用できるという利点がある。しかし、トレーニング種目によってはセンサが動作の妨げになることがある。また、多くの既存研究では上半身のみセンサを装着しており、そのような手法では下半身を対象としたトレーニングへの対応が難しいという課題もある。

2.2 非ウェアラブルセンサによるスマートジム

汎用的なトレーニング器具や空間全体に対してセンサを組み込み、それにより取得した情報からトレーニング動作の解析を行う手法が研究されている。Shiao ら [11] は、ダンベル側面に IMU センサを装着し、得られた時系列データに SVM を適用することで、6 種目の筋力トレーニングを識別できる手法を提案した。Sundholm ら [12] は、トレーニングマットに布製圧力センサを 1 cm 間隔で組み込み、得られる圧力分布データを用いて 10 種目のマット運動の種目識別と回数のカウントを行った。また、Khurana ら [13] は、トレーニングジム内に設置したカメラにより得られる映像データから、種目識別と反復回数計測を行う手法を提案した。

これらの非ウェアラブルなセンサを用いた手法には、センサを意識せず運動できるという利点がある。一方、センサを器具に設置する既存手法の多くは 1 つの器具を対象にしているため、対応できる種目が限られるという課題がある。我々の提案手法も非ウェアラブルセンサを用いる手法に分類される。提案手法は、小さなデバイスを様々なトレーニング器具に付け替えて利用できるため、より多様なトレーニング種目に対応できる可能性を有する。

3. Portable Smart Gym システム

3.1 システム概要

本研究では、運動の邪魔になりにくいスマートジムの実現を目的とし、トレーニング器具に取り付けて利用する Portable Smart Gym システムを提案する。提案手法の全体像を図 2 に示す。ユーザは、センシングデバイスをダンベルやバーベル、チェストプレスなどのトレーニング器具に装着しトレーニングを実施する。トレーニング中の動作情報は時系列データとして Wi-Fi 通信により、LAN ルーターを経由して計算機に送信される。計算機は受信した時系列データからトレーニング種目とその回数を推定し、トレーニングの記録として保存する。

3.2 センシングデバイス

本研究の目的の実現のためには、トレーニング器具間で

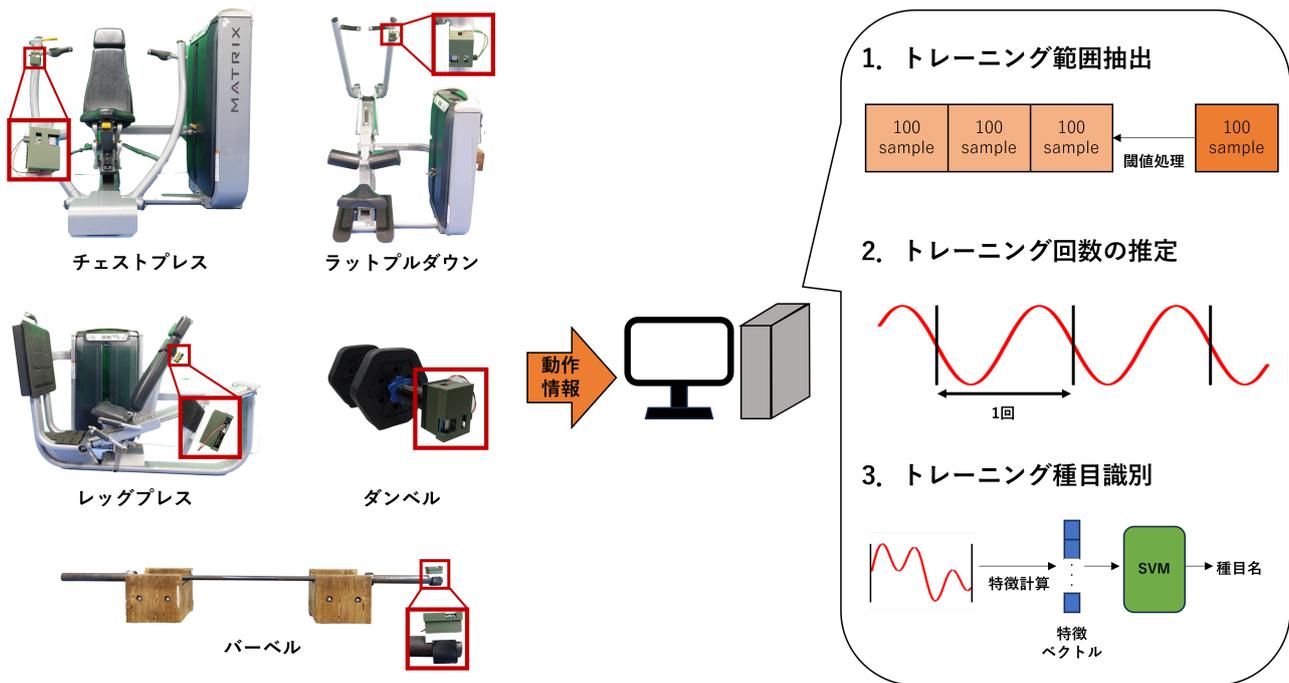


図 2 提案システムの全体像。センシングデバイスを装着したトレーニング器具（左）から動作情報を計算機へ送信し、トレーニング種目とその回数を推定（右）する。

手軽に付け替え可能なセンシングデバイスの開発が必要となる。具体的には、以下の3条件を満たすようにデバイスを設計する。

- 器具に取り付けることで、反復回数推定・種目識別のための時系列データを取得できる。
- 取得データを無線通信で計算機へ送信できる。
- トレーニング器具への取り付けや取り外し、ジム内での持ち運びが容易である。

上記条件を満たすように設計したセンシングデバイスを図 3a に示す。このデバイスは、Wi-Fi 接続可能なマイコンボード、IMU センサ、高精度気圧センサ、電池より構成される。IMU センサは、センシングデバイスの3軸方向の加速度と3軸回りの角速度を計測するためのものである。高精度気圧センサは、高度差による気圧変化を計測することでセンシングデバイスの垂直方向の動きを取得するためのものである。この2種類のセンサはマイコンボードで制御され、計測データはWi-Fi 通信により計算機へ送信される。

これらのモジュールは3D プリンタで作成したケースに収められる(図 3b)。このデバイスの大きさは7.5×5.5×4.2 cm、重さは電池を含めて約180 g であり、容易に持ち運びできる。ケース底面には、このデバイスをトレーニング器具に取り付けるための2本の棒磁石を設置する。また、我々は、デバイスを取り付けるためのアダプタも3D プリンタにて作成し、トレーニング器具の動きの大きい位置にあらかじめ固定する(図 3c)。このアダプタにも2本の棒

磁石が取り付けられており、センシングデバイスをアダプタに対して決まった方向で固定することが可能である。

3.3 反復動作の周期推定

本研究が対象とする筋力トレーニングの多くは反復運動である。我々は、反復回数を自動記録するため、センシングデバイスより得られた時系列データから、反復運動における各繰り返しの始点と終点を推定する。本手法では、3軸方向の加速度と気圧の4データのうち最も周期性が現れているものを選択し、それを利用して周期推定を実施する。

まず、反復動作における大域的な動きを抽出するため、4種の時系列データ(図 4a)にバンドパスフィルタを適用し、特定の周波数領域のみを抽出する(図 4b)。本研究では0.1 - 0.35 Hz の周波数領域を抽出する(周期 2.86 - 10 s)。続いて、4データのうち最も周期性が表れるもの1つを選択するため、フィルタ処理された4データの自己相関関数を求める。この4データの自己相関関数において、95%信頼区間の外にある極大値・極小値の数が最も多いデータを、周期性がよく表れているものとして選択する(図 4c)。最後に、選択された時系列データに対して、ゼロクロス法を適用して各繰り返しの始点と終点を推定する(図 4d)。ゼロクロス法は、データの平均値を0に揃えた後、関数がゼロ地点を下から上、または上から下に通過する時間を繰り返しの境目とする推定法である。

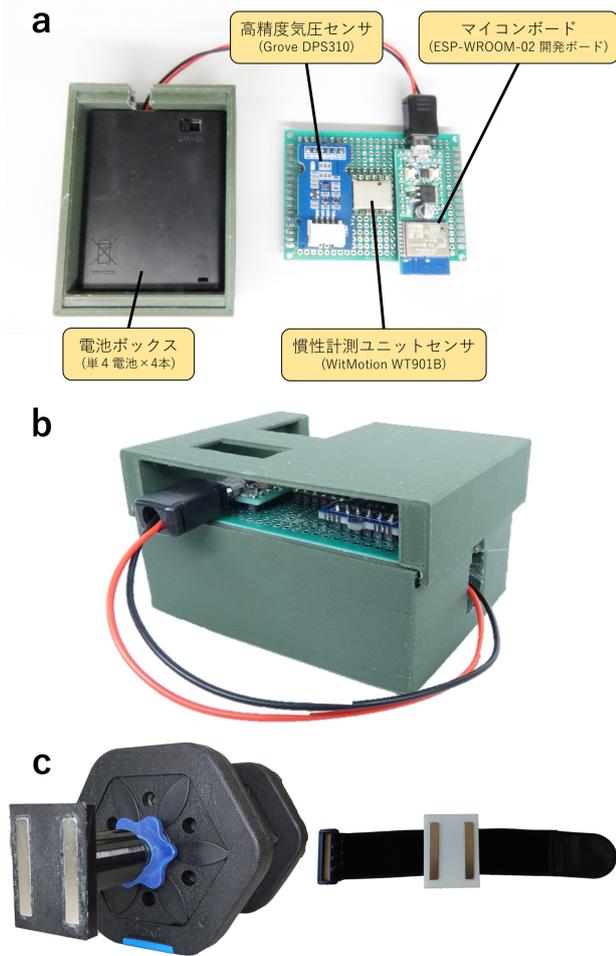


図 3 センシングデバイス. (a) センシングデバイスの構成. (b) モジュールをケースに収めた様子. (c) アダプタの例.

3.4 トレーニング種目の識別

我々は、反復回数だけでなく、実施した種目も自動記録する。本研究では、前述の周期推定より得られる動作 1 回分の 7 種の時系列データを特徴ベクトルに変換し、これをサポートベクターマシン (SVM) に掛けることで種目を識別する。

特徴抽出. 動作 1 回分の 7 種の時系列データを、既存研究 [7] の手法を利用して、564 次元の特徴ベクトルに変換する。本稿では、概要のみ紹介する。

動作 1 回分の 7 種の時系列データが入力されると、まず、時間方向のサンプリング数が N となるように、再サンプリングする。次に、7 種の時系列データのうち気圧を除く 6 種の時系列データから、既存研究と同様に統計的な特徴を算出する。ただし、我々の手法では『エントロピー』を除く 528 個の特徴についてのみ算出した。また本手法では、気圧データを利用することで新たに 36 個の特徴を算出する。気圧の時系列データから『平均』『標準偏差』『絶対中央値』『最大値』『最小値』『信号の面積』『信号のパワー』『四分位範囲』『自己回帰係数』を、気圧の周波数データから『平均』『標準偏差』『絶対中央値』『最大値』『最小値』『信

号のパワー』『四分位範囲』『最大周波数成分』『周波数成分の加重平均』『歪度』『尖度』『周波数区間エネルギー』をそれぞれ算出する。詳細は文献 [7] を参照してほしい。最後にこれらを組み合わせた 564 次元ベクトルを特徴ベクトルとする。

種目識別. 種目が既知であるデータを収集して SVM を訓練し、これを用いて未知データより種目を識別する。本研究では、3 次元多項式カーネルを用いた SVM を利用した。

結果の通知. 提案手法は、計測した運動データを利用して、リアルタイムに反復回数推定と種目識別を行い、その結果をユーザにフィードバックする。我々のプロトタイプシステムは、PC だけでなくスマートフォンでも動作する。図 5 に、スマートフォンのスクリーンショットを示す。

4. 学習データ収集と精度評価実験

種目識別器を訓練するためのデータセットを構築し、これを用いて提案手法の精度評価を実施した。

4.1 データセットの構築

21~24 歳の男性 10 名の実験参加者に筋力トレーニングを行ってもらい、その様子をセンシングデバイスを用いて記録した。実験参加者に筋力トレーニングの経験を聞いたところ、頻繁に実施すると答えた参加者が 1 名、たまに実施すると答えた参加者が 6 名、ほぼ行っていないと答えた参加者が 3 名であった。各実験参加者には、表 1 に示す 9 種の筋力トレーニングそれぞれについて、1 セット 10 回を 3 セットずつ実施してもらい、その際の 3 軸方向の加速度・3 軸回りの角速度・気圧を、サンプリングレート 100 Hz で記録した。なお、フリーウェイト種目については、器具を動かす方向や角度を可能な限り統一した。

表 1 データ収集を行ったトレーニング種目一覧.

種目名	対象部位	利用器具
チェストプレス	胸	ウェイトマシン
ダンベルフラットプレス	胸	ダンベル
バーベルベンチプレス	胸	バーベル
ラットプルダウン	背中	ウェイトマシン
ダンベルプルオーバー	背中	ダンベル
ダンベルベントオーバー	背中	ダンベル
デッドリフト	背中・脚	バーベル
レッグプレス	脚	ウェイトマシン
バーベルスクワット	脚	バーベル

各種目の 1 セット分のデータについて、50Hz にダウンサンプリングし、前述の周期推定を適用することで動作 1 回ごとの時系列データに分割した。本節の目的は、種目識別器を訓練するための正解データの構築である。そのため、動作の開始・終了が正確に推定できていないデータや途中で途切れてしまったデータ等、不適切なデータを目視で確

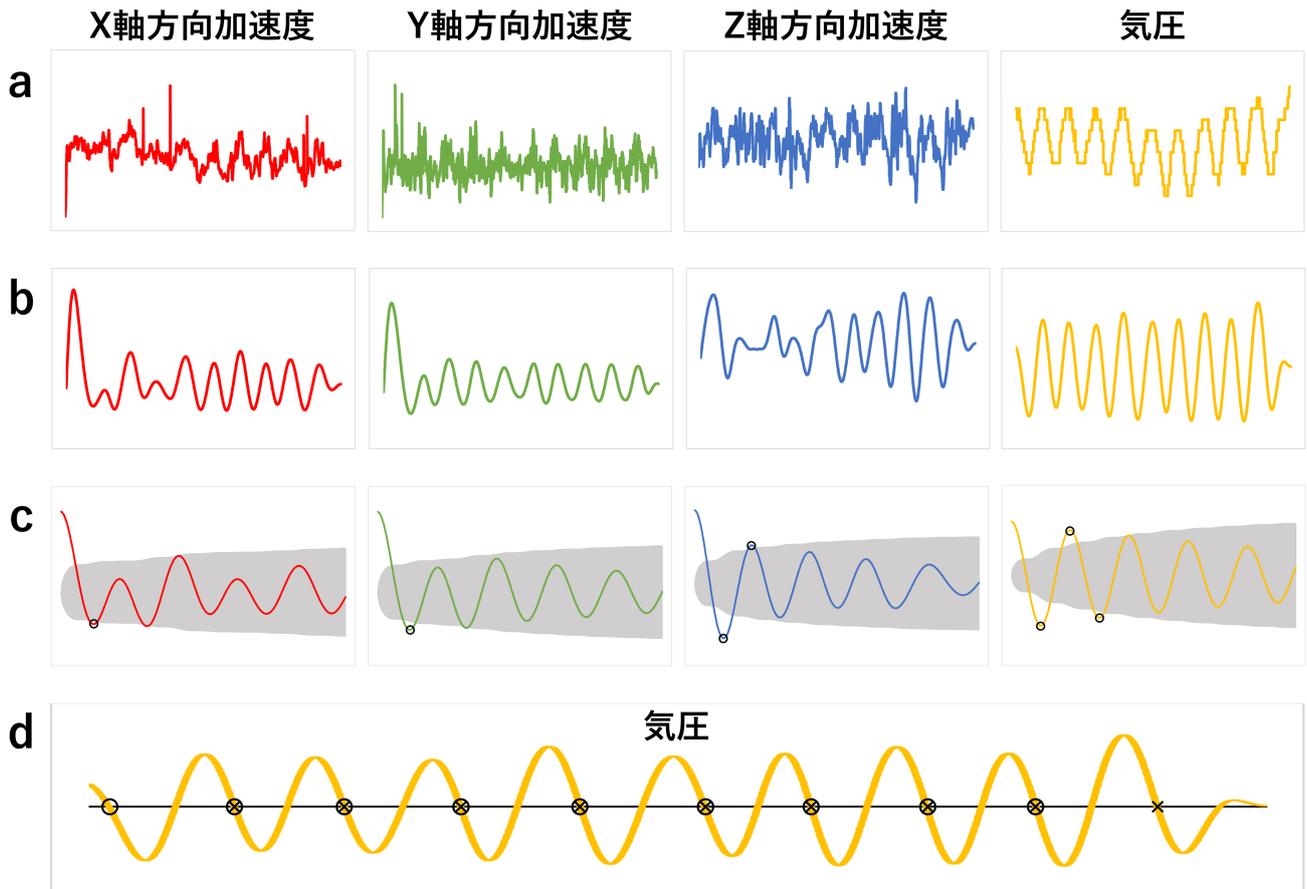


図 4 周期推定処理. (a) 入力信号. (b) バンドパスフィルタによるノイズ除去. (c) コレログラムと信頼性区間. (d) ゼロクロス法による周期の位置推定. ○が繰り返しの始点, ×が終点を表す.



図 5 スマートフォンで動作するプロトタイプシステム. (a) 通信設定画面と (b) X 軸加速度データと推定結果の可視化画面.

認し削除した.

最終的に得られたデータ数を表 2 に示す. 一つのデータが, 対象種目を 1 回分だけ行った際の 7 種の時系列データ

に対応する. 特に, ユーザ F のバーベルベンチプレスについては, 反復運動が速すぎたため, 周期推定がうまく働かずデータが得られなかった. このような, 速すぎる反復運動に対しても堅固に動作する周期推定法の実現は我々の将来課題である. また, ユーザ H のバーベルベンチプレスについては, ユーザ都合により, データ収集の段階で 1 セット分のデータしか収集できなかった.

4.2 精度評価

トレーニング種目識別器の精度評価のために Leave-One-Out 交差検証を行う. つまり, 収集した 10 名分のデータのうち 9 名のデータを学習データとして識別器を訓練し, 残りの 1 名のデータをテストデータとして, 識別器の精度を検証する. 評価指標には, 正解率と F1 スコアを利用する. また, 気圧情報を利用する効果を確認するため, 気圧を含まない 6 種の時系列データから計算された 528 次元特徴ベクトルを利用する場合と, 気圧を含む 7 種の時系列データから計算された 564 次元の特徴ベクトルを利用した場合の精度を確認する.

表 2 収集したデータの総数.

ユーザ ID	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	合計
チェストプレス	30	20	30	28	29	29	30	27	27	29	279
ダンベルフラットプレス	27	28	25	22	29	27	27	28	26	20	259
バーベルベンチプレス	30	27	30	27	29	0	27	9	25	18	222
ラットプルダウン	29	30	30	28	27	27	27	27	27	25	277
ダンベルプルオーバー	28	12	26	27	28	28	27	27	27	27	257
ダンベルベントオーバー	30	28	30	28	27	28	26	28	26	27	278
デッドリフト	30	29	28	27	27	27	28	27	26	29	278
レッグプレス	29	30	30	30	29	27	30	30	29	28	292
バーベルスクワット	29	30	30	27	29	27	27	27	28	27	281
合計	262	234	259	244	254	220	249	230	241	230	2423

4.3 結果と考察

各実験参加者より得られたデータそれぞれをテストデータとして利用した場合の正解率・F1 スコアデータを表 3 に示す. 提案手法の平均正解率は 90.75%, F1 スコアでは 89.30% であり, これは, トレーニング種目を自動記録するという提案手法の応用においては十分高い精度だと考えられる. また, 実際のトレーニングでは同じ種目を連続して実施するのが一般的である. 今回は, 動作 1 回分の各データに対して種目識別を行ったが, 連続する動作の識別結果の多数決をとることで, 識別精度向上が可能だと考えられる.

気圧データを利用する場合と利用しない場合で識別精度を比較すると, 気圧データを利用する場合に多少の識別精度向上が見られる. これは, センシングデバイスの取り付け方向に関わらず, 気圧変化によりデバイスの上下方向の変位を測定できる気圧センサが識別精度向上に寄与したためだと考えられる.

ユーザ個別の精度を確認すると, ほぼすべてのユーザの正解率が 85% を超えているのに対して, ユーザ E の正解率 80% 以下であった. これは, ユーザ E が実験参加者で唯一トレーニングを頻繁に実施する熟練者であり, 他の実験参加者と異なる洗練された運動をしていたためだと考えられる.

次に, 識別結果の混同行列を図 6 に示す. すべての種目においておおむね良好な識別結果が得られたことが確認できる. 一方, ダンベルフラットプレスがダンベルベントオーバーに分類されるなど, 同じ器具を使う種目で誤分類が発生していることがわかる. また, 気圧データを利用する場合と利用しない場合を比較すると, 気圧データを利用した場合に, バーベルベンチプレスとデッドリフトの正解数が増加していることがわかる. バーベルを扱う 3 種目 (バーベルベンチプレス, デッドリフト, バーベルスクワット) は, バーベルを上下に動かす類似した動作を行うものであるため, 加速度と角速度だけでは分類が難しく, 気圧データ (高度データ) の利用が正しい分類に寄与したと考えられる.

表 3 ユーザごとの種目識別手法の精度. ユーザは, テストデータとしたユーザ ID を示す.

ユーザ ID	Accuracy (気圧なし)	Accuracy (気圧あり)	F1 Score (気圧なし)	F1 Score (気圧あり)
ユーザ A	92.75 %	93.89 %	92.61 %	93.89 %
ユーザ B	90.60 %	94.02 %	91.20 %	94.37 %
ユーザ C	92.66 %	91.12 %	92.30 %	90.53 %
ユーザ D	88.11 %	93.44 %	88.11 %	93.37 %
ユーザ E	78.35 %	78.74 %	77.46 %	77.70 %
ユーザ F	90.00 %	89.55 %	81.96 %	81.28 %
ユーザ G	93.17 %	93.98 %	93.07 %	93.94 %
ユーザ H	88.70 %	90.87 %	84.41 %	88.45 %
ユーザ I	97.10 %	95.85 %	97.05 %	95.67 %
ユーザ J	83.48 %	86.09 %	80.15 %	83.84 %
平均	89.49 %	90.75 %	87.83 %	89.30 %

5. 実環境における精度検証

提案手法の有用性を確認するため, 実環境における反復回数推定と種目識別に関して精度検証を行う.

5.1 タスク

実験参加者は, 実際のトレーニングと同様にトレーニングジムにて提案手法を利用して筋力トレーニングを実施する. トレーニング種目は, データセットにある 9 種目 (表 1) とし, 各種目について 10 回を 3 セット実施する. トレーニングジムの器具にセンシングデバイスのアダプタをあらかじめ取り付けておき, トレーニング種目を切り替えるタイミングでセンシングデバイスを付け替えて運動を計測する. 提案手法により, 反復回数推定と種目識別を実施し, その精度を確認する.

5.2 結果と考察

著者の研究室に所属する男性 4 名に前述のタスクを実施してもらった. 参加者 4 名のうち, 筋力トレーニングの経験者が 2 名, 初心者が 2 名であった. 各種目における, 反復回数推定の平均絶対誤差と, 種目識別の正解率を表 4 に示す. ここで, 反復回数推定の平均絶対誤差は,

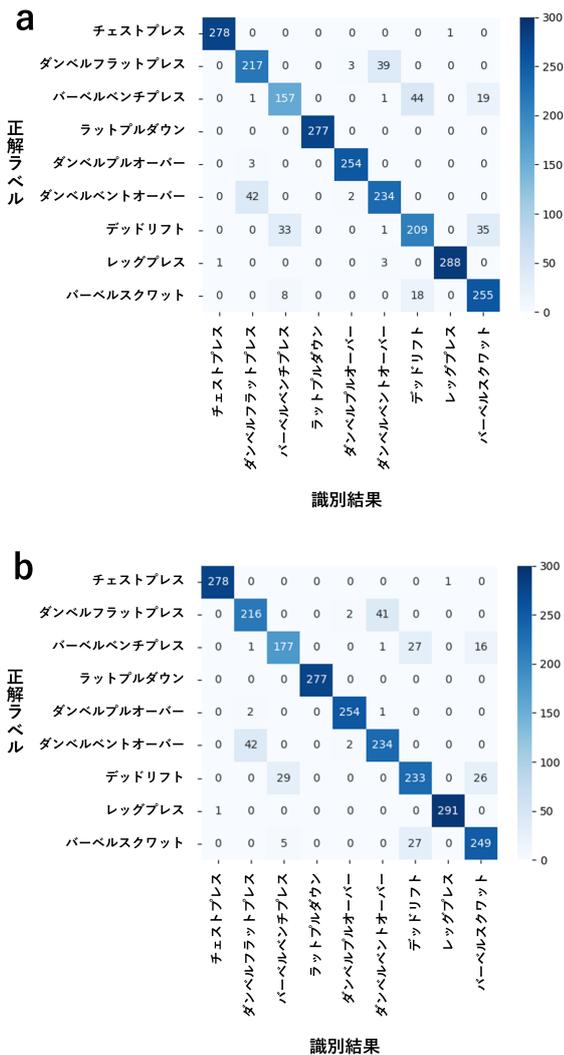


図 6 種目識別の混同行列. (a) 気圧データを利用しなかったものと (b) 気圧データを利用したものと.

$C = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |c_k - 10|$, と計算した. ただし, N はセット数 (今回は $N = 3$), c_k は k 番目のセットにおける反復回数推定値である.

まず反復回数推定の平均絶対誤差は 1.64 回であった. 種目別に確認すると, チェストプレスとラットプルダウンが 1 回未満の誤差であるのに対して, バーベル種目やダンベルプルオーバーでは, 平均よりも大きな誤差が確認できる. これらの種目では, トレーニング開始時に器具を持ち上げる動作がカウントされてしまうことと, 疲労による震えが発生しやすいことが誤差の原因になったと考えられる. 次に種目識別の正解率について見ると, 平均 91.67% であり, これは前述の正解データを用いた交差検証の結果とほぼ一致している. 一方, 各種目を確認すると, ダンベルフラットプレスの識別精度のみが低いことがわかる. これは, ダンベルフラットプレスの動作は他種目と比較して自由度が高くダンベルの角度や下げる位置の個人差が大きかったためであると考えられる.

表 4 ユーザスタディにおける種目別精度一覧

種目名	平均絶対誤差 回数	Accuracy 種目識別
チェストプレス	0.42 回	100 %
ダンベルフラットプレス	1.42 回	41.67 %
バーベルベンチプレス	1.83 回	91.67 %
ラットプルダウン	0.75 回	100 %
ダンベルプルオーバー	2.75 回	91.67 %
ダンベルベントオーバー	1.08 回	100 %
デッドリフト	2.33 回	100 %
レッグプレス	1.58 回	100 %
バーベルスクワット	2.58 回	100 %
平均	1.64 回	91.67%

以上の結果より, 提案手法は実際のトレーニング環境においても, 比較的高い精度で反復回数と種目を推定できることがわかる. 一方, 今後改善すべき課題が 2 つ考えられる. 1 つ目は, より堅固な反復回数推定手法の実現である. トレーニング開始時の器具の持ち上げ動作や, 疲労による震えの影響を考慮した反復回数推定法の実現が必要である. 2 つ目は, 動きの自由度が高いフリーウェイト種目に対する種目識別精度の向上である. このためには, 性別・筋力トレーニングの習熟度などが異なる多様なユーザの動きのデータセットを構築し, 識別器を訓練する必要があると考えられる.

6. まとめ

本研究では, 運動動作を妨げにくいスマートジムの実現を目的として, 筋力トレーニング器具に取り付けて利用するスマートジムシステム Portable Smart Gym を提案した. Portable Smart Gym では, センシングデバイスを器具に装着するため, トレーニング中にユーザの動きを妨げずに反復回数推定と種目識別を行える. また, 複数のトレーニング器具間で手軽に付け替えられるため, ジム内で行う多様なトレーニングに応用できる可能性を有する. 提案手法の種目識別精度を確認するため, 9 種の筋力トレーニングに関するデータセットを構築し, 種目識別器の学習と精度評価を行った. その結果, 平均で 90.75% の正解率と, 89.30% の F1 スコアを達成した. また, 提案手法の有用性を確認するため, 実際のトレーニングジムにて, 9 種のトレーニングの反復回数推定と種目識別を行った. その結果, 反復回数推定の平均絶対誤差は 1.64 回, 種目識別の平均正解率は 91.67% であり, 実際トレーニング環境においても, 比較的高い推定精度を達成した.

謝辞 実験参加者の皆様に感謝の意を表する.

参考文献

- [1] Fleshner, M.: Physical Activity and Stress Resistance: Sympathetic Nervous System Adaptations Prevent Stress-Induced Immunosuppression, *Exercise and*

- sport sciences reviews*, Vol. 33, No. 3, pp. 102–126 (2005).
- [2] 深山元良: 体育・スポーツにおける動機づけ研究の展望, 城西国際大学紀要, Vol. 21, No. 2, pp. 127–143 (2013).
 - [3] 岡 未来: 筋力トレーニングのリアルタイム視覚フィードバック用拡張現実感システム, 大学院研究年報理工学研究科編, Vol. 51 (2021).
 - [4] Hannan, A., Shafiq, M. Z., Hussain, F. and Pires, I. M.: A Portable Smart Fitness Suite for Real-Time Exercise Monitoring and Posture Correction, *Sensors*, Vol. 21, No. 19 (2021).
 - [5] Aslam, M. W., Liang, Z., Xu, G., Deng, W., Ying, Q. and Cheng, J.: Gym Exercises Monitoring with Smart Gloves: Exercise Recognition, Repetition Counting, and Imbalance Quantification, *Proceedings of the 2023 15th International Conference on Machine Learning and Computing* (2023).
 - [6] Hussain, A., Zafar, K., Baig, A. R., Almakki, R., Al-Suwaidan, L. and Khan, S.: Sensor-Based Gym Physical Exercise Recognition: Data Acquisition and Experiments, *Sensors*, Vol. 22, No. 7 (2022).
 - [7] Anguita, D., Ghio, A., Oneto, L., Parra, X. and Reyes-Ortiz, J. L.: A public domain dataset for human activity recognition using smartphones, *European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence And Machine Learning* (2013).
 - [8] Mahmud, S., Tonmoy, M. T. H., Bhaumik, K. K., Rahman, A. M., Amin, M. A., Shoyaib, M., Khan, M. A. H. and Ali, A.: Human Activity Recognition from Wearable Sensor Data Using Self-Attention, *ECAI 2020 - 24th European Conference on Artificial Intelligence, 29 August-8 September 2020, Santiago de Compostela, Spain* (2020).
 - [9] Soro, A., Brunner, G., Tanner, S. and Wattenhofer, R.: Recognition and Repetition Counting for Complex Physical Exercises with Deep Learning, *Sensors*, Vol. 19, No. 3 (2019).
 - [10] Khan, U. A., Khan, I. A., Din, A., Jadoon, W., Jadoon, R. N., Khan, M. A., Khan, F. G. and Khan, A. N.: Towards a Complete Set of Gym Exercises Detection Using Smartphone Sensors, *Scientific Programming*, Vol. 2020, pp. 1–12 (2020).
 - [11] Shiao, Y., Hoang, T. and Chang, P.-Y.: Real-Time Exercise Mode Identification with an Inertial Measurement Unit for Smart Dumbbells, *Sensors*, Vol. 11, No. 23 (2021).
 - [12] Sundholm, M., Cheng, J., Zhou, B., Sethi, A. and Lukowicz, P.: Smart-Mat: Recognizing and Counting Gym Exercises with Low-Cost Resistive Pressure Sensing Matrix, *Proceedings of the 2014 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing* (2014).
 - [13] Khurana, R., Ahuja, K., Yu, Z., Mankoff, J., Harrison, C. and Goel, M.: GymCam: Detecting, Recognizing and Tracking Simultaneous Exercises in Unconstrained Scenes, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2, No. 4 (2018).