

piezo素子を用いた 筋力トレーニング支援システムのための基礎検討

雨坂 宇宙¹ 渡邊 拓貴^{2,3} 杉本 雅則² 志築 文太郎¹

概要: 筋力トレーニング（以降、筋トレ）は一人でできる運動であり、多くの嗜好者がいる。筋トレ時にユーザを支援する機能としてこれまでトレーニングの自動記録、ジェスチャ認識による周辺機器の操作、フィードバックによる適切なトレーニングの支援などが実現されているが、これらの機能を同一の素子で実現する手法として、我々は piezo素子を用いた筋トレ支援システムを提案する。piezo素子を用いることで音響センシングとユーザへの音声・振動提示を同時に実現できる。音響センシングは、物体や身体にマイクとスピーカを配置し、音波を測定信号として伝播させ、その応答を解析することにより状態を推定するアクティブ音響センシングと、何らかのアクションで発生する音を解析することにより、そのアクションを推定するパッシブ音響センシングに分かれる。提案システムでは、前者を用いて人体の筋肉の動きを認識し、トレーニング記録を行う。一方、後者を用いて衣服をつまむ・なぞる等の動作時に生じる衣擦れ音を認識し、これをタッチジェスチャとして利用する。また、信号を可聴域や低周波に設定することにより音声・振動としてユーザへの情報提示も可能となる。本論文では上記のうち、詳しく調査が行われていなかった、アクティブ音響センシングによるトレーニング記録に着目し、基礎調査として前腕部に装着した piezo素子を用いてダンベル運動時の種目認識、回数推定、負荷重量推定を行った。実験の結果、10種のダンベル運動において種目認識と試行回数推定の精度がそれぞれ 61.1%、92.5%であり、負荷重量推定の誤差が ± 0.75 kg であることを確認した。

Basic Study for Weight Training Support System Based on Piezoelectric Device

Takashi Amesaka¹ Hiroki Watanabe^{2,3} Masanori Sugimoto² Buntarou Shizuki¹

1. 序論

筋力トレーニング（以降、筋トレ）は一人でできる運動であり、自宅でもできるため嗜好者が多い。トレーニングの成果を得るためには継続・管理することが重要であるため、日々のトレーニングを記録するユーザも多い。しかし、トレーニングの手動記録は煩雑であり、モチベーション低下や記録を忘れてしまうなどのデメリットがあり、トレーニング内容を自動で記録できるデバイスが求められている。この実現のためにカメラ/スマートスピーカー型デバイスなど [1], [2] の設置型デバイスと、慣性センサや筋電センサを搭載したスマートウォッチ/リストバンド型デバ

イスなど [3], [4] の研究が行われてきた。また、トレーニングのモチベーション維持のために、音楽や映像を鑑賞しながら筋トレを行うユーザも多い。したがって、トレーニング記録を行うデバイスを用いて、ユーザが利用している周辺機器を操作可能なジェスチャ認識システムが構築できれば、ユーザの快適なトレーニングを支援できると考えられる。これらのトレーニング記録/ジェスチャ入力機能に加えて、筋トレ時にはユーザが効率よくトレーニングを行うためにトレーニングの休憩や区切り、終了タイミングなどを提示するアシスタント機能も求められている。また、Radhakrishnan ら [5] の調査によるとフィードバックには音声・振動が好まれることが分かっている。

以上で述べたトレーニング記録や、ジェスチャによる周辺機器の操作、トレーニングの音声・振動フィードバック

¹ 筑波大学/University of Tsukuba

² 北海道大学/Hokkaido University

³ 科学技術振興機構さきがけ/JST PRESTO

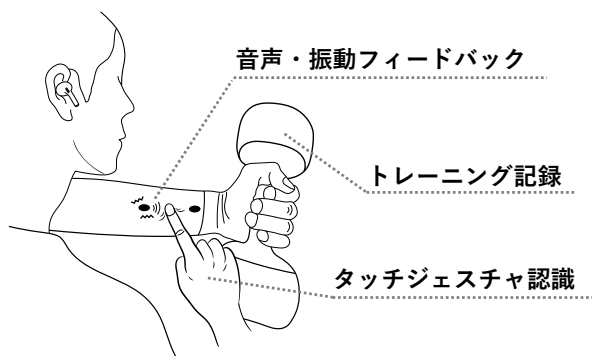


図 1 提案システム概要

を同一の素子で実現する手法として、我々は piezo 素子を用いた筋トレ支援システムを提案する。piezo 素子を用いることで音響センシングとユーザへの音声・振動提示を同時に実現できる。音響センシングは、物体や身体にマイクとスピーカを配置し、超音波を測定信号として伝播させ、その応答を解析することにより状態を推定するアクティブ音響センシングと、何らかのアクションで発生する自然発生音を解析することにより、そのアクションを推定するパッシブ音響センシングに分かれる。提案システムでは、アクティブ音響センシングを用いて人体の筋肉の動きを認識し、トレーニング記録を行う。一方、パッシブ音響センシングを用いて衣服をつまむ・なぞる等の動作時に生じる衣擦れ音を認識し、これをタッチジェスチャとして利用する。また、信号を可聴域や低周波に設定することにより音声・振動としてユーザへの情報提示も可能となる(図 1)。

これらのトレーニング記録、タッチジェスチャ認識、音声・振動フィードバックのうち、タッチジェスチャ認識は著者らのこれまでの研究 [6] より実現可能であることを確認している。また、音声・振動フィードバックは実際にスマートウォッチ [7] などで実用化されているため、実現は容易であると考えられる。一方で、アクティブ音響センシングを用いた筋トレ記録に関する詳しい調査は行われていなかった。

今回我々は、アクティブ音響センシングを用いた筋トレ記録システム開発における基礎調査として、前腕部に装着した piezo 素子を用いたダンベル運動時の種目認識、試行回数推定、負荷重量推定実験を行った。実験の結果、10 種のダンベル運動において種目認識と試行回数推定の精度がそれぞれ 61.1%、92.5% であり、負荷重量推定の誤差が ± 0.75 kg であることを確認した。

2. 関連研究

本研究ではアクティブ音響センシングを用いた筋トレ記録システムを開発し、性能評価を行う。本章ではこれまでの筋トレ記録に関する研究とアクティブ音響センシングを人体に適用する研究について説明する。

2.1 筋トレ記録に関する研究

筋トレ記録に関する研究は主に、種目認識・試行回数推定・器具の負荷重量推定を、単体または複数同時に実現する手法が提案されてきた。Morris ら [3] は前腕に装着した慣性センサを用いて 13 種の筋トレ種目を 96.0% の精度で認識することに成功している。Bian ら [8] は手首に装着した筋電センサを用いて 7 種の筋トレ種目を 63.8% で認識することに成功している。また、91.6% の精度で試行回数の推定にも成功している。Khurana ら [1] は固定カメラを用いた複数人の運動種目認識と試行回数測定を行うシステムを提案した。実験の結果、5 種の運動を 93.6% の精度で認識し、18 種の運動から得られた合計 528 回の試行データを誤差 ± 1.7 回の精度で推定することに成功している。Fu ら [9] はスマートフォンを用いて超音波のドップラー効果を測定し、スマートフォン上部で行う 3 種の運動を 92.0% の精度で認識することに成功している。Xie ら [2] はスマートスピーカ型デバイスを用いて複数のマイクで超音波信号の反射を測定し、デバイス周辺で行う 10 種の運動を 96.0% の精度で認識することに成功している。Ding ら [10] は RFID タグを搭載したダンベルを用いて 10 種のダンベル運動を 90.0% の精度で認識することに成功している。Lim ら [4] は腕に装着した筋電センサを用いて把持しているダンベルの重量を推定し、推定誤差 (0.68 kg) が一般的なダンベル重量の間隔 (2.6 kg) 内に収まっていることを示した。

上述した既存研究で用いるデバイスはカメラ/RFID/マイク・スピーカを用いた設置型デバイスと慣性センサ/筋電センサを用いた装着型デバイスに分かれる。前者はユーザへの装着負担は軽減されるが、プライバシーの問題やオクルージョンによる精度低下、認識できる範囲が固定されている。一方、後者はユーザにデバイスを装着する必要があるが、設置型デバイスの上記の問題は解消される。本手法では身体へ超音波信号を伝播させ、その応答を解析し筋肉の動きを認識するアクティブ音響センシングを用いて慣性センサ・筋電センサと同様の運動認識を行う。

2.2 人体へアクティブ音響センシングを適用した研究

Watanabe ら [11] は腕と足に一对の piezo 素子を装着し、スピーカ・マイクとして利用することで人体内部を伝播する音の変化の取得し、21 種類の身体状態を認識することに成功している。Mujibiya ら [12] は皮膚を伝播する超音波を用いて体接触やハンドジェスチャの認識を行った。また、Takemura ら [13] は骨伝導マイクを用いて指のタップ位置検出と肘の角度推定を行っている。Iravantchi [14] らは複数の超音波素子による音響干渉を用いて身体の動きを認識し、ジェスチャを推定するシステムを提案した。また、ダンベルを把持した時の重量推定を補足的に調査している。

上述した既存研究は人体内部を伝播する音波を利用して装着部位周辺の状態や動きを認識し、ライフログやジェス

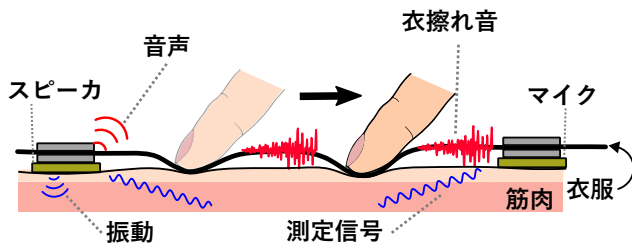


図2 提案システム認識原理

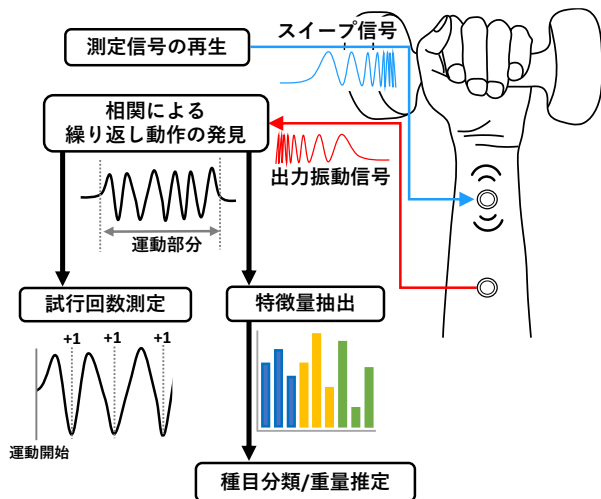


図3 筋トレ記録システムの流れ

チャ入力として利用する手法である。一方で、筋トレに着目し、種目認識・試行回数推定・器具の負荷重量推定を試みる研究は行われておらず、補足的に Iravantchi ら [14] が行っているのみに留まっている。本研究では、Watanabe ら [11] と同様に piezo素子をスピーカ・マイクとして利用し、前腕部に超音波の測定信号を伝播させ、その応答を解析することにより、ユーザのダンベル運動時の種目認識・試行回数推定・器具の負荷重量推定に関する実験を行う。

3. ピエゾ素子を用いた筋トレ支援システム

本章では 3.1 節で提案システムの認識原理を述べる。その後、3.2 節以降にて、本研究で詳しい調査を進める筋トレ記録システムの詳細を述べる。

3.1 システム構成

本システムの認識原理を図2に示す。本システムは筋トレ記録、タッチジェスチャ認識、音声・振動フィードバックを piezo素子で実現する。システムは一对の piezo素子で構成され、一つをスピーカ、もう一方をマイクとして利用する。スピーカはアクティブ音響センシングのための測定信号と、フィードバックのための音声・振動の再生に用いる。マイクは人体を伝播した測定信号と、タッチジェスチャ時に発生する衣擦れ音の録音に用いる。

3.2 筋トレ記録システム

筋トレ記録システムの流れを図3にまとめた。システムはユーザに piezo素子を体表面に一对装着し、一つをスピーカ、もう一方をマイクとして利用する。周波数が一定間隔で遷移するチャープ信号を測定信号としてスピーカ側から繰り返し再生し、人体内部へと伝播させる。その伝播した音をマイク側から録音する。得られる音響信号は筋トレ中の筋肉の収縮や伸展に伴う筋密度の変化によって変化する。この音響変化パターンをそれぞれの筋トレ種目にて取得し、特徴量抽出・学習を行うことにより現在の筋トレ種目を認識する分類モデルを作成する。同様に、音響信号の変化パターンをそれぞれのダンベル重量にて取得し、特徴量抽出・学習を行い把持しているダンベルの重量を推定する回帰モデルを作成する。また、波形の自己相関を計算することで音響信号の繰り返し部分を抽出し、試行回数の推定を試みる。本研究では、周波数が超音波帯域で遷移するチャープ信号を用いることで、ユーザへの聴覚への影響と、可聴域に多く分布する騒音などの外部ノイズの影響を減らす。

3.2.1 運動部分の抽出

最初に、システムは得られる音響信号よりユーザが運動を行っているかどうかを判定する必要がある。図4に音響信号の相関を用いた運動部分抽出の流れを示す。筋トレは数回以上同じ動作を繰り返すため、得られる音響信号に対して、特定の音響信号との相関を計算することで繰り返し部分が抽出できると考えられる。本システムでは、最初に事前に録音していたユーザの静止状態の音響信号と、得られる音響信号との相互相関と極値を計算する。この相互相関の値に一定以上の繰り返しが続いた場合、運動状態であると判定し、繰り返し部分の最初の極大値に該当する音響信号を新たな基準として、改めて得られる音響信号との自己相関を計算する。得られる自己相関の推移の繰り返し部分を運動部分として抽出し、種目認識・試行回数推定・器具の負荷重量推定を行う。

3.2.2 種目認識

取得した音響信号を用いて運動種目をクラスとする分類モデルを作成する。事前処理として特徴量抽出を行う。本研究では 3.2.1 節で計算した自己相関値の極大値部分とその後続く極小値部分の音響信号を抽出し、それぞれの音響信号のフーリエ変換の差分 (DiffFFT) を周波数データから得られる特徴量として用いる。また、自己相関の推移からも種目ごとの特徴が表れるため、極大値から極小値へ遷移するまでに要した時間 (Time) と、極大値と極小値の変化量 (Var) を特徴量として用いる (図5)。これらの特徴量を極大/極小値の繰り返しごとに抽出する。学習モデルには予備実験にて最も精度の高かった勾配ブースティング決定木 (GBDT: Gradient Boosting Decision Tree) を用いる。

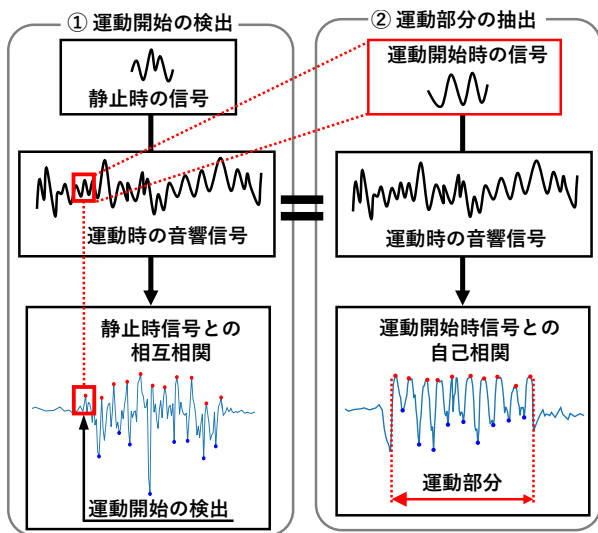


図 4 運動部分の抽出の流れ

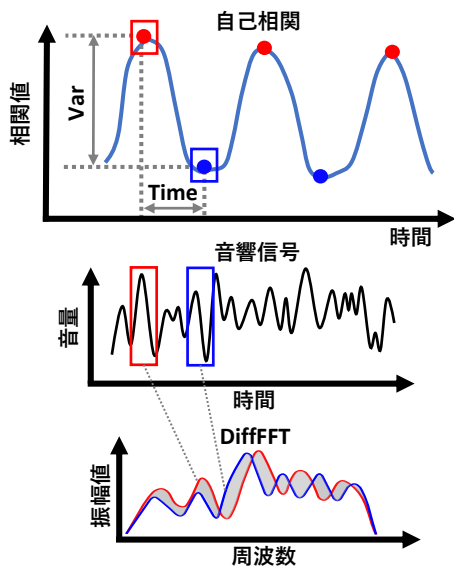


図 5 利用する特徴量

3.2.3 試行回数推定

取得した音響信号を用いて運動の試行回数を推定する。本研究では 3.2.1 節で計算した自己相関値の極大値と極小値が連続して対になっている組み合わせを 1 試行として、運動状態中の音響信号より試行回数を測定する。

3.2.4 重量推定

取得した音響信号を用いて把持している器具の重量を推定する回帰モデルを作成する。本研究では 3.2.2 節と同じ特徴量を用いる。学習モデルには予備実験にて最も精度の高かったサポートベクタ回帰 (SVR: Support Vector Regression) を用いる。

4. 実装

提案システムは人体へと音響信号を伝播させ、その伝播音を取得するためのハードウェア実装と筋トレの種目認識・試行回数推定・器具の負荷重量推定のソフトウェア実

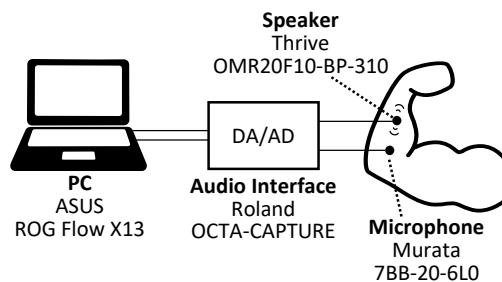


図 6 デバイス構成

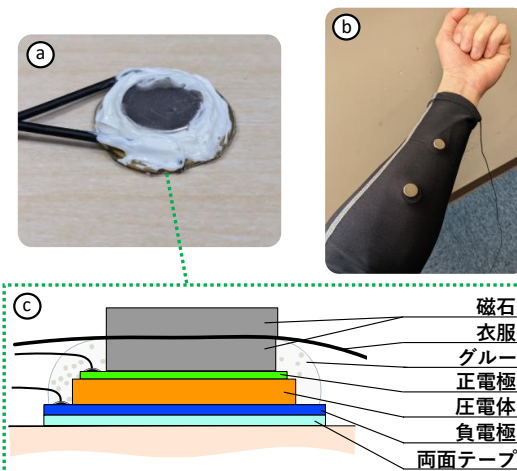


図 7 実験デバイスと装着方法。a: 実験デバイス, b: 装着時, c: 実験デバイスの構造詳細

装に分かれる。以下でそれぞれの実装の詳細を述べる。

4.1 ハードウェア

再生・録音デバイスの構成を図 6 にまとめた。人体内部へと測定信号を伝播させるために piezoelectric 素子を用いる。piezoelectric 素子とは圧電効果を利用することで振動を電圧に変換して検知、また、逆圧電効果を利用することで電圧を振動に変換できる素子である。実験で用いたデバイスとその構造詳細を図 7 に示す。人体内部と piezoelectric 素子間の信号送受信を効率よく行うためには、人体と音響インピーダンスの差が小さいゲルなどを挟んで piezoelectric 素子を装着する必要がある。今回は装着時の利便性などを考慮して、皮膚への貼り直しが可能な医療用両面テープ (innovect 社製 SH 2477P-S) を素子振動面に貼り付けた。piezoelectric 素子にはマイクに Murata 社製 7BB-20-6L0、スピーカに Thrive 社製 OMR20F10-BP-310 を利用した。音響信号入出力時の DA/AD 変換にオーディオインタフェース (Roland 社製 OCTA-CAPTURE) を介し、ラップトップパソコン (ASUS 社製 ROG Flow X13) へとデータの送受信を行った。再生、録音ともにサンプリングレートは 96 kHz で行う。

4.2 ソフトウェア

本研究で使用するチャープ信号は 18 kHz から 48 kHz のアップスイープ信号 (8,192 サンプル/約 0.085 秒) を用い



図 8 実験環境と測定の様子

る。相関の計算には、各音響信号のフーリエ変換を用いる。利用するチャープ信号の周期を考慮して窓関数のサイズは 32,768 サンプルとし、ハミング窓を用いた。ナイキスト定理より有効なサンプル数は半分の 16,384 サンプルとなる。また、18 kHz より低い周波数帯域は利用しないので、利用する帯域幅は 30 kHz となる。したがって、利用するフーリエ変換のサンプル数は $10,240 = 16,384 \times 30 \div 48$ サンプルとなる。更に、10 サンプルごとの移動平均を計算することで、1,024 サンプルまでサイズ圧縮を行った。

特徴量抽出における DiffFFT の抽出時にも上記と同様のサイズ圧縮を行った。したがって、特徴量の次元数は Time と Var の 2 次元を加えて合計で 1,026 次元となる。

5. 評価実験

本章では実験環境や実験手順などを説明し、その後、種目認識・試行回数推定・器具の負荷重量推定の実験結果を述べる。

5.1 実験概要

実験は 21-27 歳の 5 名のボランティア (男: 4 名, 女: 1 名) に参加してもらった。データ測定は室内で行い、周囲に人がいない静かな環境で行った。まず、実験参加者にデバイスを装着してもらった。タッチジェスチャ認識に関する著者らの既存研究 [6] が前腕内側にデバイスを装着し、評価実験を行ったため、本研究も前腕内側をデバイス装着位置とする (図 7b)。ピエゾ素子同士の間隔は 5 cm とし、肘側にマイク、手首側にスピーカを装着してもらった。また、タッチジェスチャ認識では衣服を着る必要があるためスリーブ型のスポーツウェアを着てもらい、デバイスと磁石で衣服を固定した。実験時の様子を図 8 に示す。

本研究は提案システムの有効性を調査する基礎的な研究であるため、測定するダンベル運動は Ding ら [10] の研究を参考に、デバイス装着部位周辺の様々な運動を選定した (図 9)。測定手順は、実験参加者に運動の開始態勢になっ

表 1 実験参加者ごとの種目認識・試行回数推定・重量推定の結果

参加者	種目認識 [%]	試行回数推定 [%]	重量推定 [kg]
P1	59.8	88.1	±0.77
P2	76.6	91.0	±0.79
P3	56.5	99.9	±0.74
P4	56.1	88.0	±0.74
P5	55.6	95.5	±0.73
平均	61.1	92.5	±0.75

てもらったことを確認し、測定信号の再生と録音を開始する。測定開始後、10 回運動を繰り返してもらい、終了後は開始態勢に戻ってもらい、録音を停止する。これを 1.0 kg, 1.5 kg, 2.0 kg, 3.0 kg の 4 種の重量で測定する。これを 10 種すべてのダンベル運動で測定したものを 1 ラウンドとして、ラウンドごとにデバイスの脱着を行い、合計 3 ラウンド行ってもらう。したがって、実験参加者 1 名あたりに取得するデータ数は合計で 1,200 個 (10 試行 × 4 重量 × 10 種目 × 3 ラウンド) となる。種目の測定順はランダムに行う。

5.2 実験結果

評価実験で取得したデータを使用して認識精度を確かめた。本研究の種目認識と重量推定では各実験参加者ごとの測定データを用いて、各実験参加者ごとに分類/回帰モデルを作成して、その性能を確かめる。機械学習は Leave-One-Round-Out-CrossValidation で行った。訓練データはさらに 5 分割の交差検証を行い F 値に基づくハイパーパラメータを求めた。

5.3 種目認識性能

種目認識ではダンベル重量の差異は考慮せず、同一種目の音響信号データは同一のラベルとして認識を行う。また、筋トレは同じ動作が繰り返されるため、本研究では 10 試行分の音響データごとに 1 度の種目予測を行う。具体的には、得られた 1 つの運動部分の音響データに対して各試行ごとにクラス分類を行い、各ラベルへの予測値を取得する。この予測値を試行ごとに加算していき、各ラベルごとの予測値の合算値を導く。この合算値にて最も大きい値を保持するラベルを予測ラベルとして認識精度を評価する。各実験参加者ごとの認識精度を表 1 にまとめた。全体平均は 61.1% で、最も精度が高い実験参加者の F 値は 76.6%、低い実験参加者の F 値は 55.6% であった。各種目ごとの認識精度を混同行列にまとめた (図 10)。最も認識精度の高い種目は「B: ダンベルワックス」で F 値は 80.0%、低い種目は「H: チェストフライ」で F 値は 41.8% であった。

5.4 試行回数推定性能

各実験参加者ごとの試行回数推定精度を表 1 にまとめた。推定精度はシステムによって推定された回数を推定

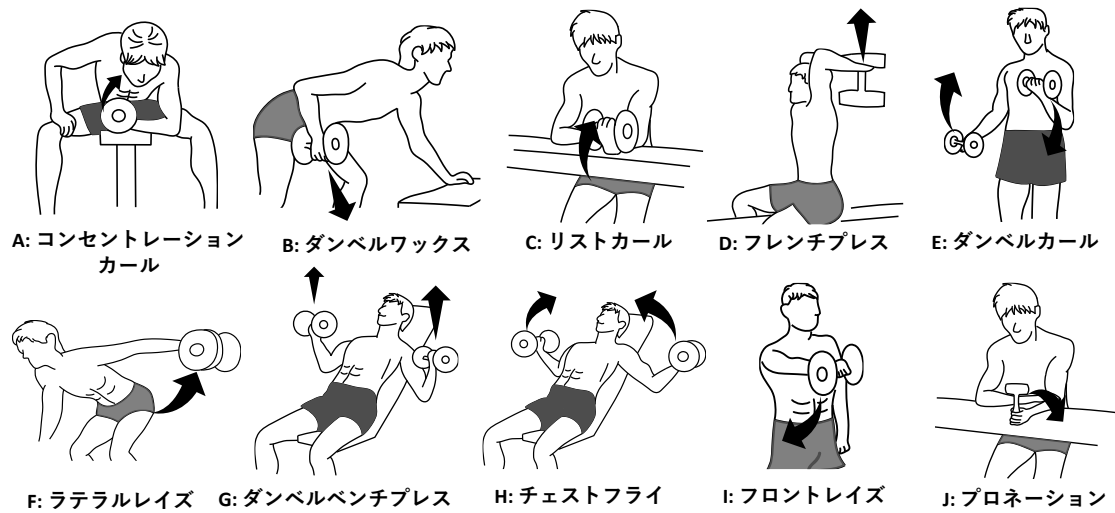


図 9 測定するダンベル運動

		正解ラベル										F値 [%]
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
予測ラベル	A	33	1	2	0	19	0	0	3	0	2	55.0
	B	1	50	0	0	5	1	3	0	0	0	80.0
	C	4	3	21	6	3	3	3	10	0	7	42.0
	D	0	2	4	38	3	1	3	4	1	4	67.3
	E	15	2	0	1	31	0	3	2	1	5	48.4
	F	0	2	1	1	3	33	0	11	6	3	58.4
	G	0	0	3	5	2	0	45	2	1	2	74.4
	H	4	2	4	0	2	6	2	27	10	3	41.8
	I	0	0	2	0	0	8	1	2	45	2	72.0
	J	3	3	3	2	0	1	1	8	1	38	60.3

図 10 種目認識の混同行列

表 2 種目ごとの試行回数推定・重量推定の結果

種目	試行回数推定 [%]	重量推定 [kg]
コンセントレーションカール	88.8	±0.74
ダンベルワックス	89.0	±0.78
リストカール	84.7	±0.75
フレンチプレス	95.2	±0.79
ダンベルカール	99.9	±0.78
ラテラルレイズ	91.0	±0.75
ダンベルベンチプレス	95.2	±0.71
チェストフライ	102.3	±0.75
フロントレイズ	83.5	±0.78
プロネーション	95.5	±0.72

数、実験で取得したデータ数を取得データ数として、(推定数)÷(取得データ数)×100[%]の百分率で示す。精度の全体平均は92.5%で、最も精度の高い実験参加者の精度は99.9%、低い実験参加者の精度は88.0%であった。各種目ごとの試行回数推定の精度を表2にまとめた。最も精度の高い種目は「E: ダンベルカール」で精度は99.9%、低い種目は「I: フロントレイズ」で精度は83.5%であった。

5.5 器具の負荷重量推定性能

器具の負荷重量推定も種目認識と同様に、10 試行分の音響データに対して把持しているダンベル重量を推定する。各種目ごとに音響データを分け、重量を目的変数とし、3.2.4 節で述べた回帰モデルを作成する。得られた回帰モデルを用いて、各試行ごとに重量予測値を取得し、加算平均していく。各実験参加者ごとの重量推定の平均誤差を表1にまとめた。誤差の全体平均は±0.75 kgで、最も誤差の小さい実験参加者の誤差は±0.73 kgで、大きい実験参加者の誤差は±0.79 kgであった。各種目ごとの重量推定の平均誤差を表2にまとめた。最も誤差の小さい種目は「G: ダンベルベンチプレス」で誤差は±0.71 kg、大きい種目は「D: フレンチプレス」で誤差は±0.79 kgであった。

6. 考察と今後の課題

6.1 種目認識性能

図10から確認すると、コンセントレーションカールとダンベルカール同士の混同が多いことがわかった。この要因は、これらの種目がダンベルを上げる方向が異なるのみで、その他の動作が同じであり、得られる音響特性が似ていたためであると考えられる。その他の種目は認識精度の高い種目(B, D, G, I)と低い種目(C, F, H, J)に分かれていたが、精度の高い種目のうち、B, D, Gは肘の曲げ伸ばしが90度以上行われる運動であった。一方、精度の低い種目(C, F, H, J)は肘の曲げ伸ばしが20度以下の種目であった。これはデバイスの装着部分が前腕の内側であり、肘の曲げ伸ばしに対する筋肉の動きを鋭敏に測定できたためであると考えられる。しかし、フロントレイズはまったく肘の曲げ伸ばしがない運動であるにもかかわらず認識精度は高かった。これは今回の種目のなかでフロントレイズが唯一、肩のみを動かす運動であり、その他の運動と得られ

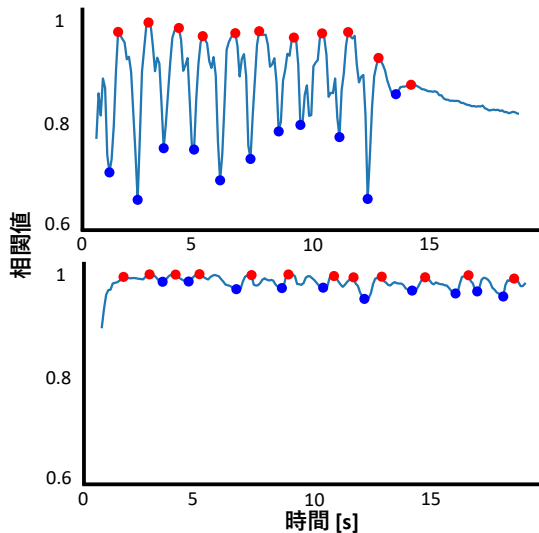


図 11 相関値の推移 (上: ダンベルカール, 下: フロントレイズ)

る特徴量が大きく異なったためであると考えている。今後は認識精度と種目の関係性を筋肉動作などの解剖学的な観点から解明することにより認識精度を向上させる必要がある。

6.2 試行回数推定性能

図 11 は、試行回数推定精度が最も高かったダンベルカールと、最も低かったフロントレイズの相関値の推移を示したものである。ダンベルカールは相関値の範囲が 0.6 から 1.0 の範囲まで変動している。一方、フロントレイズは相関値の変動が小さい。したがって、極値の導出が機能しなかった部分が多く存在し、試行回数の推定数が真値より少なくなってしまうと考えられる。今後は、種目認識と組み合わせることで種目ごとに試行回数の測定値を補正するなどの工夫で推定精度を向上させる必要がある。

6.3 器具の負荷重量推定性能

図 12 は全種目の重量ごとの推定結果をプロットした散布図であるが、推定値が広く分布しており、重量推定が機能していないことがわかった。実用を考慮した場合も、推定精度に 0.75 kg の誤差がある場合、1.5 kg のダンベルを利用した時に 1.0 kg や 2.0 kg の重量に推定される可能性は高く、現在の精度での正しい重量推定は困難であると考えられる。今後は回帰モデルや特徴量の改良を進めることにより推定精度を向上させる必要がある。

6.4 システムの改善

本研究の結果では、特に種目認識と重量推定の精度は十分とはいえ今後の改良が必要である。これらの認識・推定には機械学習手法を用いているが今後はより多くのデータを収集し、深層学習などの新しい学習モデルなどを適用し、精度向上を目指す必要がある。また、筋トレの種目に

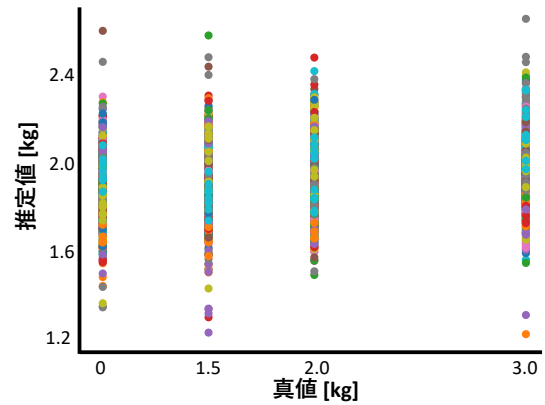


図 12 各ダンベル重量ごとの重量推定値

よって変動が大きい筋肉は異なるため、デバイス装着位置によっても認識性能は変化すると考えられる。本研究では前腕の内側にデバイスを装着したが、上腕などの他の部位に装着した場合の提案システムの認識性能も調査し、最適なデバイス位置の検討を進める必要がある。

本研究では種目認識・試行回数推定・重量推定を行ったが、筋トレでは適切なフォームでのトレーニングも重要な要素である。今後の発展として、提案システムがフォームチェックに利用可能であるかなどの検討を進める予定である。

7. まとめ

本研究では、ピエゾ素子を用いた筋トレ支援システムを提案し、詳しく調査の行われていなかった筋トレ記録に関する基礎調査として、前腕内側に装着したピエゾ素子型デバイスを用いて 10 種のダンベル運動の種目認識・試行回数推定・ダンベル重量推定を行った。評価実験の結果、種目認識と試行回数推定の精度がそれぞれ 61.1%, 92.5% であり、重量推定の誤差が ± 0.75 kg であることを確認した。

謝辞 本研究は公益財団法人立石科学技術振興財団の 2021 年度研究助成 (C) を一部受けたものである。

参考文献

- [1] 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 (online), available from <https://doi.org/10.1145/3287063> (2018).
- [2] Xie, Y., Li, F., Wu, Y. and Wang, Y.: HearFit: Fitness Monitoring on Smart Speakers via Active Acoustic Sensing, *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*, INFOCOM '21, IEEE, pp. 1-10 (online), available from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9488811> (2021).
- [3] 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*, CHI '14, ACM, pp. 3225–3234 (online), available from (<https://doi.org/10.1145/2556288.2557116>) (2014).
- [4] Lim, C. G., Tsai, C. Y. and Chen, M. Y.: MuscleSense: Exploring Weight Sensing Using Wearable Surface Electromyography (SEMG), *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, TEI '20, ACM, pp. 255–263 (online), available from (<https://doi.org/10.1145/3374920.3374943>) (2020).
- [5] Radhakrishnan, M., Misra, A., Balan, R. K. and Lee, Y.: Gym Usage Behavior & Desired Digital Interventions: An Empirical Study, *Proceedings of the 14th EAI International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, PervasiveHealth '20, ACM, pp. 97–107 (online), available from (<https://doi.org/10.1145/3421937.3422023>) (2020).
- [6] Amesaka, T., Watanabe, H., Sugimoto, M. and Shizuki, B.: Gesture Recognition Method Using Acoustic Sensing on Usual Garment, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 6, No. 3 (2022, to appear).
- [7] swimmo: SwimmoInc., <https://www.swimmo.jp/media/> (2022).
- [8] Bian, S., Rey, V. F., Hevesi, P. and Lukowicz, P.: Passive Capacitive based Approach for Full Body Gym Workout Recognition and Counting, *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, PerCom '19, IEEE, pp. 1–10 (online), available from (<https://ieeexplore.ieee.org/document/8767393>) (2019).
- [9] Fu, B., Kirchbuchner, F., Kuijper, A., Braun, A. and Vaithyalingham Gangatharan, D.: Fitness Activity Recognition on Smartphones Using Doppler Measurements, *Informatics*, Vol. 5 (online), available from (<https://www.mdpi.com/2227-9709/5/2/24>) (2018).
- [10] Ding, H., Shangguan, L., Yang, Z., Han, J., Zhou, Z., Yang, P., Xi, W. and Zhao, J.: FEMO: A Platform for Free-Weight Exercise Monitoring with RFIDs, *Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, SenSys '15, ACM, pp. 141–154 (online), available from (<https://doi.org/10.1145/2809695.2809708>) (2015).
- [11] Watanabe, H., Terada, T. and Tsukamoto, M.: Gesture Recognition Method Utilizing Ultrasonic Active Acoustic Sensing, *Journal of Information Processing*, Vol. 25, pp. 331–340 (online), available from (<https://doi.org/10.2197/ipsjip.25.331>) (2017).
- [12] Mujibiya, A., Cao, X., Tan, D. S., Morris, D., Patel, S. N. and Rekimoto, J.: The Sound of Touch: On-body Touch and Gesture Sensing Based on Transdermal Ultrasound Propagation, *Proceedings of the 2013 ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, ITS '13, pp. 189–198 (2013).
- [13] Takemura, K., Ito, A., Takamatsu, J. and Ogasawara, T.: Active Bone-conducted Sound Sensing for Wearable Interfaces, *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium Adjunct on User Interface Software and Technology*, UIST '11 Adjunct, ACM, pp. 53–54 (online), available from (<http://doi.acm.org/10.1145/2046396.2046419>) (2011).
- [14] Iravantchi, Y., Zhang, Y., Bernitsas, E., Goel, M. and Harrison, C.: Interferi: Gesture Sensing Using On-Body Acoustic Interferometry, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, ACM, pp. 1–13 (online), available from (<https://doi.org/10.1145/3290605.3300506>) (2019).