

効果的なパーソナルワークアウトに向けたウェアラブルデバイスによる 種別認識の検討

Type Recognition by Wearable Devices for Effective Personal Workout

高田 将志[†] 荒川 豊[†] 安本 慶一[†]
Takata Masashi Yutaka Arakawa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

近年、我が国の高齢化率は著しく増加し続け、65歳以上の高齢者人口と高齢化率は3469万人(27.7%)まで達し、2050年には35.5%に至ると推計されている[1][2]。また、要介護認定者は600万人を超えおり、今後も高齢化が深刻化することが見込まれる[3]。

高齢化が深刻化すると、経済成長の弱体化、社会保障の負担増大、医療や介護サービスの不足など、様々な問題が引き起こされる。それらの問題の解決策として、高齢者になっても健康な体で自立した生活を続けられることが挙げられる。なぜなら、自立した生活を送ることで、介護の必要がなくなり、さらには労働力として社会貢献することに繋がるためである。そのため、健康寿命を延伸させ、できる限り要支援・要介護状態にならず、重度化しないようにするための介護予防の取組みを推進させることは重要といえる。

厚生労働省は、健康増進のための主眼として「運動」の習慣化を呼びかけている。一般的に、健康・体力づくりに有効な運動には、有酸素運動、レジスタンス運動などがある。1970年代頃からメタボリックシンドロームの危険因子である肥満や高血圧、高血糖などに対する運動療法として、様々な運動方法が提案されてきた。そして世界高血圧連盟の治療指針(1992年)においてQOLを損なわない望ましい運動として、最大酸素摂取量の50%程度の有酸素運動、いわゆる「ニコニコペース」が推奨された。それらの研究を通して得られたエビデンスは、日本の健康増進施策に取り入れられ、有酸素運動は現在に至っても健康づくり運動の要として取り扱われている。

一方、筋力トレーニング、すなわちワークアウトに関する研究も多く行われている。Fronteraら[4]は60-72歳の高齢者を対象に長期間、ワークアウトを行った結果、筋力・筋断面積の増加が見られたことを報告している。これらは若齢者に見られる値と同等であり、筋や血管系の構造が加齢に伴い変化している高齢者においてもワークアウトの効果が得られることを明らかにした。さらに、これまで加齢変化と思われてきた筋力低下の背景にはワークアウト不足による廃用があるとの指摘がなされ

ている。この指摘は、生活スタイルが加齢とともに非活動的になった結果、廃用による筋力低下が惹起されるとの指摘でもあり、活動的な生活を取り戻し廃用を防ぐ手段、さらには、サルコペニア(加齢による筋肉量減少)の予防・改善、ひいては高齢者のQOLの維持・向上には、日常に積極的にワークアウトを取り入れることが大事と考えられている[5][6]。

次に、ワークアウトの習慣化という点に目を向けると、Connellyら[7]はワークアウト中止から1年後には獲得された筋力が68.3%失われたと指摘している。岡山ら[8]は高齢者を対象に運動を4年間継続した者と途中で中止した者を対象に体力や生活状況の追跡調査を行っている。その結果、「運動・スポーツの継続は体力の低下を抑制するだけでなく情緒を安定させ、社会的活動に対して積極的になることを明らかにしている。またその習慣化に対する支援が必要であることがうかがえる。

我が国では、既に高齢者の筋力維持・向上に関する取り組みが全国的に行われている。例えば、「貯筋運動プログラム」[9]が挙げられる。これは、QOLを高く長く保つことを目指し、ワークアウトを高齢者に継続して行ってもらうためのプロジェクトであり、ワークアウト量を「貯筋」という表現を用いて、通帳にログを取るデザインにしている。この方法によりモチベーションを高めることができることが期待されている。一方、実施者個人に任せるのではなく、専門的な知識を持ったトレーナーが介入して行うべきとの指摘もある。しかし、高齢者に対してトレーナーが不足していること、効果的なワークアウトを継続、管理するための手法が確立されていないことなどが問題として考えられる。

本研究では、一人でも効果的なワークアウトを継続的に実施できるようにすることを目標とし、ウェアラブルデバイスから得られるワークアウト中の様々なデータを収集、分析、応用することでワークアウトの定量的な評価、管理、そしてユーザーの目的に対応したワークアウトメニューを自動作成するシステムの実現を目指す。このシステムにより、トレーナー不在でも効果的なワークアウトを行えるようになり、結果としてモチベーションの向上さらには継続に繋がると考える。その第一歩として、本稿ではウェアラブルデバイスを装着した状態で

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

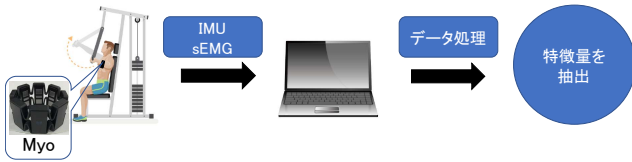


図 1: 提案システムの概要

ワークアウトを行い、得られるセンサ値から運動時か非運動時かを判別し、さらにワークアウトの種類による特徴量を抽出する。

以降、2章でウェアラブルデバイスによる種別認識に関する既存研究について述べる。3章で提案システムの概要及び使用機器について述べたのち、4章でウェアラブルデバイスを用いたワークアウト実験について述べ、最後に5章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

本章では、本研究に関連する既存研究について述べる。まず、種別認識に関する研究について述べる。次に、既存商品について述べる。

Christian ら [10] は3軸加速度センサを搭載したスマートフォンを上腕、太もも、胸、手首の4箇所に装着し、ワークアウト中の種別認識及び自動カウントを行なった。オフライン上で16種類のワークアウトメニューにおいて92%の認識率であった。また自動カウント精度は97%であった。しかし、身体に取り付けるセンサが多いため、ワークアウト時に障害になり得ると考えられる。さらに、運動時か非運動時かの判別までは行っていない。

Dan Morris ら [11] は6軸慣性センサを腕に装着し、ワークアウト中の種別認識及び自動カウント、そして運動時か非運動時かの判別を行なった。オフラインで13種類のワークアウトメニューにおいて96%の認識率であり、自動カウント精度は97%、また運動時期の判別は95%の精度であった。しかし、疲労によるペースダウンやスローペースで行うワークアウトに関しては認識、自動カウントができないことを問題とし、さらにレッグプレスなどの脚に関するワークアウトも認識できず、デバイスの追加が必要とした。

次に、既存商品としてGARMIN社のバンド型ウェアラブルデバイスであるvivosmart3[12]がある。これにより計測された加速度値はBluetoothを通じてスマートフォンに送信され、スマートフォンの専用アプリケーション内で種別認識及び自動カウントを行う。しかし、上記の課題と同様に、疲労によるペースダウンやフォーム崩れ、スローペースで行うワークアウト、デバイスを装着している腕以外の運動に関しては認識、自動カウントが



図 2: Myo



(i) 着座



(ii) 移動



(iii) ショルダープレス



(iv) ラットプルダウン



(v) バタフライ



(vi) レッグプレス

図 3: 行動パターン

できない。さらに、運動時か非運動時かの判別は手動で切り替え設定をする必要がある。また手首の向きが同じ種類のワークアウトは同種類と認識される問題も挙げられる。

3. 提案システム

本章では提案システムの概要及び実験に用いる使用機器について述べる。

3.1 提案システムの概要

図1に提案システムの概要を示す。ユーザーはウェアラブルデバイスを腕に装着した状態でワークアウトを行う。その時、ワークアウト中におけるIMU(加速度、角速度)とsEMG(表面筋電図)を計測する。そして得られたセンサ値をBluetoothを通じてPCに送信する。そし



図 4: 装着の様子

て PC 上で MatLab を用いてデータを分析し、ワークアウトの種類による特徴量を抽出する。ここで sEMG は筋肉の活動電位の変化を表しており、sEMG を計測することで筋肉にどれくらい負荷がかかったかを知ることができる。

3.2 使用機器

データ取得のため Myo[13] を用いる。Myo は Thalmic Labs 社によって開発されたアームバンド型のウェアラブルデバイスである。図 2 に Myo と各電極に対するチャンネル番号を示す。8 個のチャンネルから構成され、各チャンネルは EMG センサを装備している。LED ライトが点灯する電極がチャンネル 4 であり、そこから左にチャンネル番号が小さくなり、右にチャンネル番号が大きくなる。チャンネル 4 には、Bluetooth 低エネルギーハードウェアモジュールと 3 軸加速度センサ、3 軸角速度センサ、3 軸磁力センサを含む高感度 9 軸 IMU (Inertial Measurement Unit) が搭載されており、Bluetooth を通じてスマートフォンや PC にこれらのセンサ値を送信できる。よって本研究では Myo を用いることで、ワークアウト中における IMU と sEMG を計測する。

Myo を用いた研究として、Alvaro ら [14] は Myo を装着した状態でピアノとバイオリンの演奏を行い、演奏中における複雑な腕の動きを明らかにした。これにより、新たな演奏練習方法の確立を示唆している。Bo-Jhang Ho ら [15] は腕に Myo を装着した状態で、バーベルカールを行い、どれくらいの重量なのかを推定した。

4. 実験

本章では、Myo を装着した状態でのジム内における行動認識実験について述べる。実験は研究室内の 1 人の被験者 (22 歳の大学院生、男性、右利き、運動歴 15 年) を対象とした。なお、図 4 のように Myo は中指から一直線上に沿った肘近くの右前腕に装着し、実験場所は本学内のジムで実施した、実験内容は、4 種類のマシンワークアウトをレップ数 10 回として行い、さらに低負荷 (18kg) と高負荷 (36kg) の 2 パターンで実施した。またこの時、各行動区間のラップ数をストップウォッチによりタイム

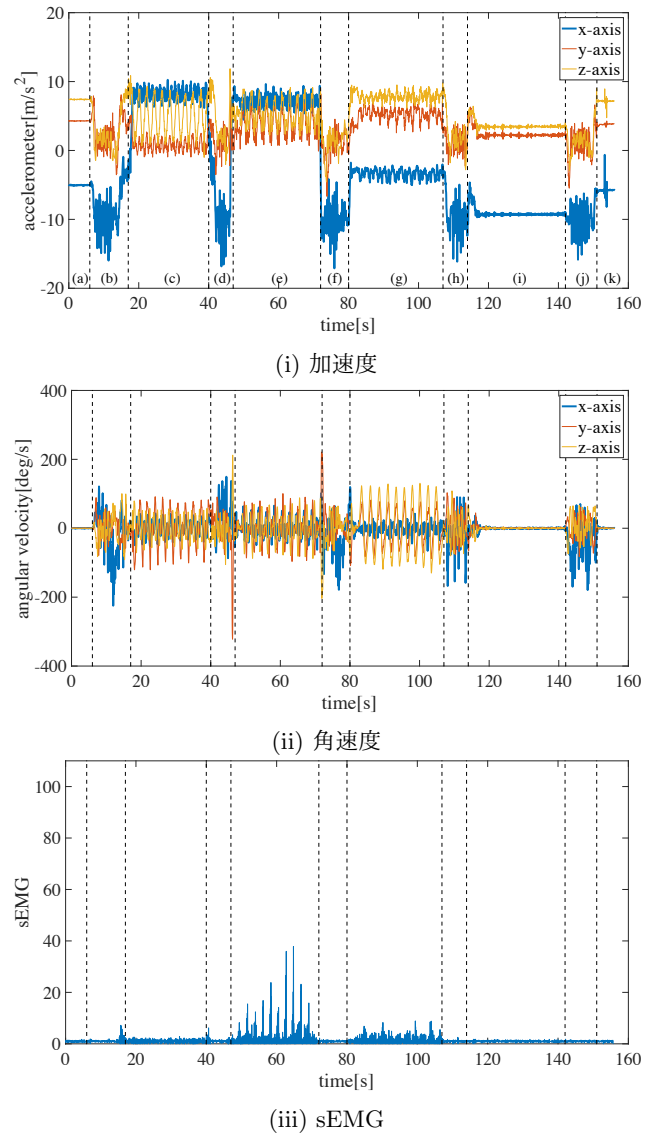


図 5: 計測結果 (低負荷時)

ログとして取った。被験者のジム内における行動は以下の手順で行うように指示した。椅子に 5 秒間着座する → 移動する → ショルダープレス を 10 回する → 移動する → ラットプルダウン を 10 回する → 移動する → バタフライ を 10 回する → 移動する → レッグプレス を 10 回する → 移動 → 椅子に 5 秒間着座する。なお、図 3 に行動パターンを示す。

4.1 データ処理

Myo から得られる IMU のサンプリング周波数は 50Hz、sEMG は 200Hz と設定されている。手ブレなどのノイズを除去するため、9Hz のローパスフィルタをかけた。また Myo から得られる sEMG は -128 から 127 までのデジタル値として出力される。今回は得られた生データに対して全波整流化を行い、絶対値として出力させた。

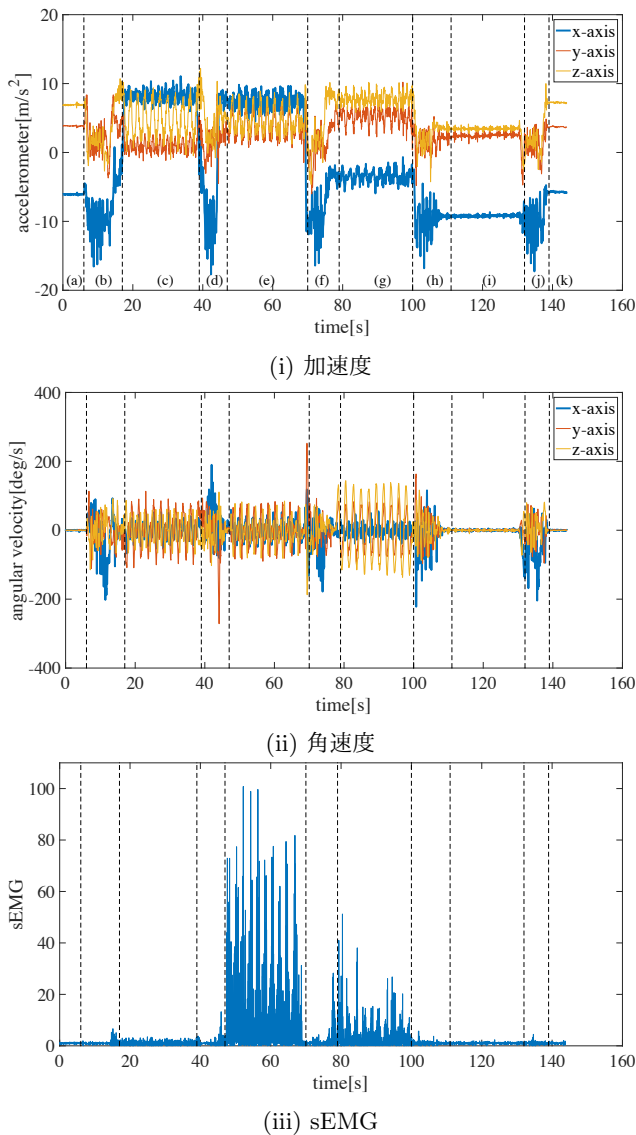


図 6: 計測結果 (高負荷時)

4.2 実験結果と考察

図 5 には低負荷時, 図 6 には高負荷における計測結果を示す. (i) は加速度, (ii) は角速度, (iii) は sEMG (2 チャンネル) を表しており, それぞれ横軸は時間, 縦軸は各パラメータ値である. さらに破線により (a)~(k) の行動を分割している. なお, (a), (k) は着座, (b), (d), (h) は移動, (c) ショルダープレス, (e) ラットプルダウン, (g) バタフライ, (i) レッグプレスを示す.

(c) ショルダープレスでは z 軸方向の加速度と y 軸方向の角速度が大きく振れていることがわかる. (e) ラットプルダウンでは y, z 軸方向の加速度と y 軸方向の角速度が大きく振れていることがわかる. (g) バタフライでは y, z 軸方向の角速度大きく振れていることがわかる. (i) レッグプレスでは腕を固定して行うため, 角速度と sEMG の変化は見られなかったが, x 軸方向の加速度は

常に負の一定値を取った. これは重力加速度の影響のためと考えられる. これらの傾向は低負荷, 高負荷どちらのパターンにおいても同様に見られた. 一方で, sEMG を見ると, (e) ラットプルダウン, (g) バタフライに関しては, 高負荷時の出力の方が大きい結果となった. これは重量が重い分, より筋肉を使ったためと考えられる. よって sEMG から低負荷か高負荷かを区別できると考えられる. また, 座位時は IMU, sEMG の変化は見られなかった. 移動中は加速度と角速度に変化は見られたが, 筋肉を使っていないため, sEMG の変化は見られなかった.

5. まとめ

本研究では, 一人でも効果的なワークアウトを継続的に実施できるシステムの実現を最終目標とし, その第一歩として, Myo を装着した状態でワークアウトを行い, 得られるセンサ値から運動時か非運動時を判別し, さらに種別による特徴量を抽出するシステムを提案した. 実験は 4 種類のマシンワークアウトを行い, その時の IMU と sEMG を計測した. その結果, 種別ごとに特徴量を抽出することができ, センサ値から運動時か非運動時の判別も可能と考えられる.

今後の展開として, ジムや自宅で行われる, マシンワークアウト, 自重ワークアウト, 有酸素運動を分類し, 機械学習を用いてその種別認識を検討しておく. さらにジム内での様々な行動 (水分を取るなど) の認識も検討していく. 以上から, 一人でも効果的なワークアウトを継続的に実施できるようにワークアウトの定量的な評価, 管理, そしてユーザーの目的に対応したワークアウトメニューを自動作成するシステムを構築していく.

参考文献

- [1] 総務省. 人口推計. <http://www.stat.go.jp/data/jinsui/pdf/201706.pdf>, 2017.
- [2] 国立社会保障・人口問題研究所. 人口統計資料集. <http://www.ipss.go.jp>, 2017.
- [3] 厚生労働省. 介護保険事業報告書. <http://www.mhlw.go.jp/topics/kaigo/osirase/jigyom17/dl/1704a.pdf>, 2017.
- [4] Frontera WR, Meredith CN, O'Reilly KP, Knuttgen HG, and Evans WJ. "Strength conditioning in older men: skeletal muscle hypertrophy and improved function". *Applied Physiology*, Vol. 64, pp. 1038-1044, 1988.

- [5] Fiatarone MA. "Exercise, Nutrition and the Older Woman: Wellness for Women Over Fifty", pp. 3–36. CRC press, 2000.
- [6] 柳田昌彦. "介護予防に効果的な運動処方 of 質を考える". 日本体力医学会, Vol. 66, No. 1, pp. 21–24, 2017.
- [7] Connelly DM, Vandervoort AA, and Denise M. Effects of detraining on knee extensor strength and functional mobility in a group of elderly women. *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy*, Vol. 26, No. 6, pp. 340–346, 1997.
- [8] 岡山寧子, 木村みさか, 田中靖人, 奥野直, 永井由香, 森本武利. "高齢者における継続的な運動・スポーツが体力・情緒に及ぼす影響 (4年間継続群と中止群との比較より)". 日本体力医学会, Vol. 48, No. 6, p. 770, 1999.
- [9] 財団法人健康・体力づくり事業財団. 貯筋運動プロジェクト. http://www.health-net.or.jp/tyousa/houkoku/pdf/h22_tyokin.pdf.
- [10] Christian Seeger, Alejandro Buchmann, and Kristof Van Laerhoven. "myHealthAssistant: A Phone-based Body Sensor Network that Captures the Wearer's Exercises throughout the Day". *ACM Body Area Networks*, pp. 1–7, 2011.
- [11] Dan Morris, T. Scott Saponas, Andrew Guillory, and Ilya Kelner. "RecoFit: Using a Wearable Sensor to Find, Recognize, and Count Repetitive Exercises". *ACM CHI*, pp. 3225–3234, 2014.
- [12] GARMIN vivosmart3. <http://www.garmin.co.jp/products/intosports/vivosmart-3-black/>.
- [13] Thalmic Labs Myo. <https://www.myo.com/>.
- [14] Alvaro Sarasua, Baptiste Caramiaux, Atsu Tanaka, and Miguel Ortiz. "Datasets for the Analysis of Expressive Musical Gestures". *ACM MOCO*, No. 13, 2017.
- [15] Bo-Jhang Ho, Renju Liu, Hsiao-Yun Tseng, and Mani Srivastava. "MyoBuddy: Detecting Barbell Weight Using Electromyogram Sensors". *ACM MobiSys*, Vol. 169, No. 9, pp. 27–32, 2017.