

加速度センサーを用いた ラジオ体操の局所的動作についての分析

Analysis of local motion in Radio Exercise with a 3-axis acceleration sensor

間崎 崇博*1 武藤 敦子*1 森山 甲一*1 犬塚 信博*1
Takahiro Mazaki Atsuko Mutoh Koichi Moriyama Nobuhiro Inuzuka

*1名古屋工業大学 大学院工学研究科情報工学専攻

Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

Radio Exercise is popular in Japan, which is performed with music. In this paper, we propose four methods for recognizing local actions in the Radio Exercise with a smart phone equipped with a 3-axis acceleration sensor. We get acceleration data and describe the data in a string in which a letter corresponds to an atomic short period of local actions. In the methods, actions are recognized by interpreting the letter as motion. We propose four methods which vary with which the letter to use. We performed three types of experiment which vary with how the data to describe as a string. We examine recognizing the 3-axis direction of a hand in actions by using the methods and evaluate the prediction accuracy in each methods. The Prediction accuracy is 56.7% in the best method.

1. はじめに

近年、スマートフォンやウェアラブル端末の普及により、行動量を用いた行動認識が広く研究されている [1][2]。この中で、行動量を用いた行動認識による、歩行や走行などの運動評価を行う研究がある。杉本らは、歩行中の行動量から酩酊状態を検出している [3]。Strohrmann らは、走行中の行動量から熟練ランナーと非熟練ランナーの区別を行っている [4]。

我々は、加速度データからラジオ体操の運動評価を行うことを最終目的とする。ラジオ体操の運動評価を行う利点として、ラジオ体操には健康増進の効果があるが、適切に行わないと効果が下がってしまう。ラジオ体操の健康増進の効果については、例として、高齢者がラジオ体操を行うと、上肢の運動性・柔軟性の向上・歩行能力の向上が期待されるとの報告がある。[5]。ラジオ体操に限らないが、関節の可動域や運動中の姿勢といった運動の行い方の違いは、体の柔軟性や筋力、体の使い方によって現れる。

そこで本稿では、ラジオ体操の行い方を加速度データから推定することを目標とする。これにあたり、以下の2つの検討内容が考えられる。一つ目は、関節の可動域を加速度データから推定することである。二つ目は、運動中の姿勢を加速度データから推定することである。本稿では、二つ目の検討内容の運動中の姿勢のうち、手先の向きに着目する。手先の向きが異なると、運動に必要な力や使われる筋肉が変わる。本稿では、ラジオ体操第一の特定の運動の動作中の手先の向きを手先の加速度データから推定する方法を提案し、提案手法を用いて実験を行い、予測精度を評価する。

手先の加速度データを用いて、後述する島らの提案したラジオ体操の動作分析の手法を用いて運動内容を解釈し、その解釈をもとにして提案手法を用いて手先の向きを予測する。

2. 島らのラジオ体操の動作分析の手法

まず、島らのラジオ体操の動作分析の手法の概要について説明する [7]。島らの手法では、時系列の手先の加速度データを用いて動作分析を行い、ラジオ体操の特徴的な行

い方で分けられたグループと、年齢や所属などの属性との関係の分析を目的としている。動作分析では、まず、時系列の加速度データを原子的な動作を単位とした窓に分割して特徴を計算し、特徴をクラスタリングして文字を割り当てる。原子的な動作は、肘を曲げる、膝を伸ばすなどの人間の不可分な体の動きだとしている。次に、ラジオ体操の行い方を原子的な動作を表す文字列から、行い方の特徴的なパターンを分析し、最後に体操の行い方をグループ分けをする。なお、動作はラジオ体操の曲のリズムに合わせて行われると仮定している。

2.1 節で島らの加速度データの文字列による記述方法、2.2 節で島らの用いている特徴量と、特徴量によって与える運動内容の解釈について説明する。

2.1 加速度データの文字列による記述方法

加速度データの文字列による記述方法を以下に示す。

加速度データの文字列による記述方法

- ラジオ体操 m 回分の x, y, z の 3 軸加速度の時系列データセット $\mathbf{D} = \{d_1, \dots, d_m\}$ を得る。
- 時系列データ d をそれぞれの運動を行う時間で 13 個の運動に分割し、 $d_i = \langle a_i^1, \dots, a_i^{13} \rangle$ とする。さらに、各運動のデータ a_i^j を n 個の窓に分割し、 $a_i^j = \langle a_{i,1}^j, \dots, a_{i,n}^j \rangle$ とする。
- 窓 $a_i^j = \langle a_{i,1}^j, \dots, a_{i,n}^j \rangle$ の各要素に対して特徴を計算し、特徴列 $\langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ とする。
- 特徴列 $\langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ の全ての窓の特徴 $\bigcup_i \bigcup_j \{c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j\}$ をクラスタリングする。
- クラスタ名を長さ 1 の文字として特徴 c にクラスタ中心と対応するアルファベット l 種類の文字を割り当て、データ d_i の運動 j の特徴列 $\langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ を長さ n の文字列で表す。

このようにして生成される長さ n の特徴列の文字列を動作語と呼ぶ。また、 k 番目の窓での特徴 $c_{i,k}^j$ を動作文字と呼び、長さ 2 以上 n 未満の特徴列を動作文字列と呼ぶ。

表 1: 加速度ノルム平均と位相を用いた運動内容の解釈

| | 加速度小 | 加速度大 |
|-----|------|------|
| 位相小 | 静止 | 円運動 |
| 位相大 | 加減速 | 加減速 |

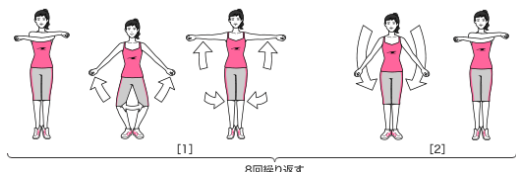


図 1: 運動の行い方 [6]

2.2 特徴量と特徴量によって与える運動内容の解釈

以下の3つの特徴量から運動内容の解釈を与える。

- 加速度のノルムの平均
- 加速度の位相
- 支配的な加速度の向き

加速度のノルムの平均は加速度の大きさを表す。加速度の位相は窓内での加速度の増加または減少を表し、窓を2分割した前半の加速度ノルム平均と後半の加速度ノルム平均の差である。支配的な加速度の向きは窓内で加速度の平均値の絶対値が最も大きい方向を表す。

加速度ノルム平均は、行動分析において一般的に用いられている特徴量の一つである。位相を用いる理由は、加速度ノルム平均では腕を動かし始める動作のような窓内の加速度の変化を表現できないためである。向きを用いる理由は、加速度ノルム平均からは向きが分からないである。

加速度ノルム平均と位相を組み合わせて表1のように運動内容の解釈を与える。加速度ノルム平均が約9.807で位相が0の場合、重力加速度のみが作用していると考えられるため、静止していると解釈する。位相が大きい場合は、加速しているか減速しているかのどちらかだと考えられ、位相の符号で加速か減速のどちらかを決定する。位相が正で大きい場合は加速していると解釈し、位相が負で大きい場合は減速していると解釈する。静止している場合は支配的な加速度の向きは重力加速度の向きを表しており、加減速をしている場合は加減速をしている向きを表すと考える。また、本稿では加速度と位相を組み合わせた表1の解釈の後ろに向きを付け加えて解釈を記述したものをを用いる。

3. ラジオ体操の動作の分析法の提案

本稿で提案するラジオ体操の動作の分析法では、各データについて図1に示す運動の動作1から動作2に移る瞬間の手先の向きを加速度データから推定することを目的とする。図1の動作1と動作2はそれぞれ1拍の動作である。以下に予測の手順を示す。

手先の向きの予測の手順

1. 各データについて、動作語から、注目するタイミングに対応する動作文字列を切り出す
2. 切り出した動作文字列のうち、「静止」または「減速」と解釈される動作文字の向きから、手先の向きを予測する
 - 向きがそれぞれ何文字分含まれるかをそれぞれ数え、最も多い向きを手先の向きとする
 - 最も多い向きが複数あった場合、予測不能とする
3. 手順2で予測不能となったデータに対して、その際用いなかった方の解釈の動作文字を用いて再度手順2と同様の方法で予測を行う

表 2: 実験条件

| 動画 | 回数 | 位置 | フレームレート | 手先の向きの判定 |
|--------|-----------|---------|---------|----------|
| | 1 | 正面 | 29fps | 目視 |
| データセット | 被験者数 | データ数 | スマートフォン | サンプリング |
| | 11 | 60 | Nexus5 | 50Hz |
| 動作語 | 窓分割数 | クラスタリング | 距離 | クラスタ中心数 |
| | 64 or 128 | k-means | ユークリッド | 24 |

手順1について、例として、動作1と動作2をそれぞれ4分割してそれぞれに動作文字を割り当て、注目するタイミングの前後の動作文字2つを切り出す場合を考える。切り出す2つの動作文字は、注目するタイミングの直前の動作文字である動作1の最後の動作文字と、注目するタイミングの直後の動作文字である動作2の最初の動作文字である。動作は8回繰り返すので、合計16個の動作文字列を得る。ただし、動作の繰り返しの1回目と2回目は被験者の動作が安定していないため、手先の向きを予測する際に用いない。手順2では、本稿の実験で注目するタイミングの直前では手先は「減速」しており直後では「静止」していると考えられるので、この解釈を用いる。

このような「手先の向きの予測の流れ」を用いた予測方法を以下に示す。予測方法1,2では、手順3による予測精度の向上を考察するため、手順3をスキップしている。

予測方法

- 予測方法1: 「静止のみ」
 - 手順2で「静止」の向きを数える
 - 手順3はスキップする
- 予測方法2: 「減速のみ」
 - 手順2で「減速」の向きを数える
 - 手順3はスキップする
- 予測方法3: 「静止+減速」
 - 手順2で「静止」の向きを数える
- 予測方法4: 「減速+静止」
 - 手順2で「減速」の向きを数える

4. 実験

4.1 実験条件

実験条件を表2に示す。動画は被験者の正面に固定したビデオ1台によって録画した。ビデオはラジオ体操を一通り行っても画面内に被験者が完全におさまるように配置した。被験者は名古屋工業大学の学生（男性）11名である。被験者に統一した持ち方で両手にスマートフォンを持った状態でラジオ体操を行ってもらい、右手30個、左手30個の計60個のデータを取得した。スマートフォンの加速度センサーの3軸の各方向は、図2のようである。画面の長辺に垂直な軸がx軸、短辺に垂直な軸がy軸、画面に垂直な軸がz軸である。

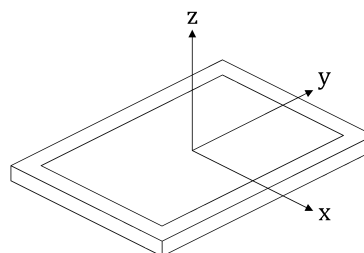


図 2: スマートフォンで取得する加速度の軸

窓分割数については、窓分割数が 64 の場合ラジオ体操の 1 拍は 4 分割され、窓分割数が 128 の場合 1 拍は 8 分割される。以下に実験方法を示す。

実験方法

- 窓分割数 64 の場合：
 - － 実験 1：動作 1 の最後の動作文字と動作 2 の最初の動作文字を切り出す
- 窓分割数 128 の場合：
 - － 実験 2：動作 1 の最後の 2 つの動作文字と動作 2 の最初の 2 つの動作文字を切り出す
 - － 実験 3：動作 1 の最後の動作文字と動作 2 の最初の動作文字を切り出す

4.2 予測方法の評価方法

予測が合っているかどうかは、動画で手先の向きを目視で判定した。ビデオによる判定では、運動において注目する地点でのスマートフォンの加速度センサーの 3 軸のそれぞれの方向が地面と水平な面とのなす角のうち、最も小さい角をなす軸の方向を手先の向きとする。そして、目視で判定した手先の向きと加速度データを用いて予測した手先の向きが一致しているかどうかを調べ、予測精度を計算する。また、予測不能と出たデータの割合と、「静止」と「減速」の動作文字が切り出した動作文字列に含まれる割合も計算する。予測不能と「静止」と「減速」の動作文字が切り出した動作文字列に含まれる割合からは、動作のタイミングのずれが分かる。

4.3 実験結果と考察

提案手法による手先の向きの予測精度を 4.3.1 項に示す。また、予測不能と出たデータの割合、「静止」と「減速」の動作文字が切り出した動作文字列に含まれる割合をそれぞれ 4.3.2 項と 4.3.3 項に示す。

4.3.1 予測精度

予測精度の一覧を表 3 に示す。表 3 から、予測精度は一番高いものでも、手先の向きから被験者の動作の行い方の違いを考えるには十分とは言えないと考える。

予測精度が最も高くなったのは、窓分割数 128、窓 8 番目と 9 番目を切り出したときに「減速+静止」で予測した場合で、一致率は 56.7%であった。したがって、窓分割数 128 として、「減速」の動作文字を予測に用いる方法が他の予測方法より有効だと示唆される。

4.3.2 予測不能となったデータの割合

予測不能と出たデータの割合を表 4 に示す。「減速+静止」や「静止+減速」の予測方法を用いることで、予測不能のデータの割合を十分に下げることができていると考える。

4.3.3 「静止」と「減速」の動作文字が動作文字列に含まれる割合

動作のタイミングのずれを、「静止」と「減速」の動作文字が切り出した動作文字列に含まれる割合として表 5 に示す。「静止」または「減速」と解釈される動作文字の割合は、実験 2 で最も低くなっている。これは、動作のタイミングがずれている場合があり、加速や円運動の動作文字が含まれていることがあるためだと考える。その場合、手先の向きの予測に用いる情報が欠落してしまう。

表 3: 予測精度

| 予測方法 | 実験 1 | 実験 2 | 実験 3 |
|---------|-------|-------|--------------|
| 1 静止のみ | 41.7% | 26.7% | 28.3% |
| 2 減速のみ | 38.3% | 40.0% | 50.0% |
| 3 静止+減速 | 51.7% | 33.3% | 41.7% |
| 4 減速+静止 | 46.7% | 43.3% | 56.7% |

表 4: 予測不能の割合

| 予測方法 | 実験 1 | 実験 2 | 実験 3 |
|---------|-------|-------|-------|
| 1 静止のみ | 26.7% | 13.3% | 23.3% |
| 2 減速のみ | 16.7% | 8.3% | 18.3% |
| 3 静止+減速 | 5.0% | 1.7% | 3.3% |
| 4 減速+静止 | 5.0% | 1.7% | 3.3% |

表 5: 静止または減速と解釈される動作文字の割合

| | 実験 1 | 実験 2 | 実験 3 |
|-------------|-------|-------|-------|
| 静止 or 減速の割合 | 75.8% | 67.4% | 76.3% |

4.4 実験ごとの結果の考察

各実験においての各予測方法での目視での手先の向きの判定と加速度データからの予測精度について考察する。

表 3 の一致率について、各予測方法についてどの軸が他のどの軸に誤認識されていたかを考察する。表 6・表 8・表 10 に、目視で判定した手先の向きそれぞれに対して、加速度データから予測された向きそれぞれの回数を示す。表 7・表 9・表 11 に、目視で判定した手先の向きそれぞれについての予測精度を示す。なお、ここでは予測不能となった場合の個数はカウントしていない。

4.4.1 実験 1 の考察

表 7 から、「静止のみ」では z 軸の精度が高いが x 軸と y 軸の精度が悪くなっていることが分かる。表 6 から、特に、 y 軸を x 軸と誤認識していることが多くなっていることが分かる。逆に、表 7 から、「減速のみ」では x 軸と y 軸の精度が比較的高いが、 z 軸の精度が悪くなっていることが分かる。表 6 から、こちらも y 軸を x 軸と誤認識していることが多くなっていることが分かる。このことから、各動作を窓で 4 分割した場合、「静止」による z 軸の予測精度が高いので、動作を折り返した後も z 軸方向の手先の向きを維持している傾向にあることが示唆される。逆に、 x 軸と y 軸は「減速」による予測精度が比較的高いため、動作を折り返す前の手先の向きを動作を折り返す際に維持しており、折り返した後はその向きを維持していない傾向にあることが示唆される。

また、表 7 から、「静止+減速」についても「静止のみ」と同様の傾向が見られる。個々の予測精度は落ちているが精度の高い z 軸の判定対象が増えたため、全体としては、表 3 から分かるように精度が高くなっている。「減速+静止」の z 軸の精度は、「静止」での判定が行われているため、「減速のみ」より上がっている。

4.4.2 実験 2 の考察

表 8 から、窓分割数 64 の場合と比べて予測精度が下がっている場合があることが分かる。しかし、窓分割数を増やしたため、動作の折り返し地点の前後の窓の支配的な加速度の向きがスマートフォンの向きが折り返し地点でのそれと近くなっていくため、予測精度は高くなるはずである。それにも関わらず予測精度が落ちた原因は、一つには、窓分割数が増えたことによって折り返しのタイミングのずれの影響が大きくなったためであると考えられる。また、例として

「減速」している区間が2分割されてそれらの支配加速度の向きが異なっていたというような場合に、折り返し地点から遠い方の動作文字、すなわち折り返し地点での手先の向きと異なる向きである可能性が高い方の動作文字の支配加速度の向きを、近い方の動作文字のそれと同様に数え上げてしまったというようなことが起こってしまうことも原因として考えられる。これらに対しては、動作文字1文字単位ではなく、その遷移を考慮することによって予測精度を上げられるのではないかと考えている。

4.4.3 実験3の考察

表10から、全体的に実験2(窓7番目から10番目を切り出した場合)よりも予測精度が上がっていることが分かる。実験1では、「静止」によるz軸の予測精度が高く、「減速」によるx軸とy軸の予測精度が高かったが、実験3でもおおむね同様の傾向が見られる。

5. まとめと今後の課題

本稿では、ラジオ体操第一の特定の運動を原子的な動作を表す文字列として表現し、文字列を構成する動作文字の特徴量から与えた運動内容の解釈から、動作の折り返し地点での手先の向きの予測をする実験を行い、予測精度を比較した。さらに、どの程度判定不能となったか、「減速」と「静止」が切り出した動作文字列に含まれる割合から分かる動作のタイミングのずれ、各実験においての各予測方法での判定結果と予測精度について考察した。実験結果から、窓分割数128として、「減速」の動作文字を予測に用いる方法が他の予測方法より有効だと示唆された。予測精度は、最も高い予測方法でも手先の向きから被験者の動作の行い方の違いを考えるには十分とは言えないが、改善の余地は残されていると考える。

提案手法では、被験者の動作のタイミングのずれが許容できておらず、これが予測精度が高くない原因の一つであると考えられる。これに対しては、動作文字1文字単位ではなく、その遷移を考慮することによって予測精度を上げられるのではないかと考えている。また、本稿で行った実験はラジオ体操第一の最も単純な動作の一部について行ったものであり、他の運動についても同様の手法を用いて実験を行う必要がある。

参考文献

- [1] 梶原裕大, 清水裕基, 三好健文, 吉永努, 入江英嗣; スマートフォンを用いた歩行動作改善ツールの開発, 情報処理学会研究報告, UBI-32 No.7(2011).
- [2] 樋口雄大, 山口弘純, 東野輝夫; スマートフォン内蔵センサを用いた鉄道乗車コンテキストの推定(モバイルネットワークとアプリケーション), 電子情報通信学会技術研究報告: 信学技報, 115(61), 235-242(2015).
- [3] 杉本広大, 平嶋崇大, 前川卓也; スマートフォン慣性センサを用いた酩酊状態の歩行検出に関する検討, ヒューマンコンピュータインタラクション, HCI-160(18), 1-7, 一般社団法人情報処理学会 (2014).
- [4] Christina Strohrmann, Holger Harms, and Gerhard Troster, "What do sensors know about your running performance?", IEEE International Symposium on Wearable Computers, pp.101-104(2011).
- [5] ラジオ体操の実施効果に関する調査研究: 概要版: 平成25年度ラジオ体操事業調査研究, 簡易保険加入者協会 (2014).
- [6] 株式会社かんぽ生命保険, [http://www.jp-life.japanpost.jp/aboutus/csr/radio/abt_csr_rdo_dail.html].
- [7] 島孔介, 犬塚信博, 山口陽平; ラジオ体操に現れる特徴的動作の発見とその関係の分析, 情報処理学会研究報告, ICS-183 No.20(2016).
- [8] 中村隆一, 斉藤宏著, "基礎運動学", 医歯薬出版株式会社 (1976).

表6: 実験1: 予測方法1,2,3,4

| ビデオによる判定 | データからの予測 | 予測方法 | | | |
|----------|----------|------|----|----|----|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| x | x | 1 | 2 | 1 | 3 |
| | y | 3 | 2 | 3 | 2 |
| | z | 2 | 0 | 2 | 1 |
| y | x | 10 | 11 | 15 | 12 |
| | y | 10 | 17 | 13 | 18 |
| | z | 2 | 0 | 2 | 0 |
| z | x | 0 | 7 | 1 | 7 |
| | y | 2 | 7 | 3 | 7 |
| | z | 14 | 4 | 17 | 7 |

表7: 実験1: 予測方法1,2,3,4の予測精度

| ビデオによる判定 | 予測方法 | | | |
|----------|-------|-------|-------|-------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 |
| x | 16.7% | 50.0% | 16.7% | 50.0% |
| y | 45.5% | 60.7% | 43.3% | 60.0% |
| z | 87.5% | 22.2% | 81.0% | 33.3% |

表8: 実験2: 予測方法1,2,3,4

| ビデオによる判定 | データからの予測 | 予測方法 | | | |
|----------|----------|------|----|----|----|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| x | x | 1 | 3 | 2 | 3 |
| | y | 2 | 3 | 3 | 4 |
| | z | 2 | 0 | 2 | 0 |
| y | x | 18 | 6 | 18 | 7 |
| | y | 4 | 17 | 6 | 17 |
| | z | 7 | 7 | 7 | 7 |
| z | x | 1 | 10 | 1 | 10 |
| | y | 6 | 5 | 8 | 5 |
| | z | 11 | 4 | 12 | 6 |

表9: 実験2: 予測方法1,2,3,4の予測精度

| ビデオによる判定 | 予測方法 | | | |
|----------|-------|-------|-------|-------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 |
| x | 20.0% | 50.0% | 28.6% | 42.9% |
| y | 13.8% | 56.7% | 19.4% | 54.8% |
| z | 61.1% | 21.1% | 57.1% | 28.6% |

表10: 実験3: 予測方法1,2,3,4

| ビデオによる判定 | データからの予測 | 予測方法 | | | |
|----------|----------|------|----|----|----|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| x | x | 2 | 3 | 3 | 3 |
| | y | 1 | 3 | 1 | 4 |
| | z | 3 | 0 | 3 | 0 |
| y | x | 9 | 3 | 9 | 4 |
| | y | 4 | 19 | 10 | 20 |
| | z | 11 | 4 | 12 | 7 |
| z | x | 1 | 6 | 3 | 6 |
| | y | 4 | 3 | 5 | 3 |
| | z | 11 | 8 | 12 | 11 |

表11: 実験3: 予測方法1,2,3,4の予測精度

| ビデオによる判定 | 予測方法 | | | |
|----------|-------|-------|-------|-------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 |
| x | 33.3% | 50.0% | 42.9% | 42.9% |
| y | 16.7% | 73.1% | 32.3% | 64.5% |
| z | 68.8% | 47.1% | 60.0% | 55.0% |