

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

島 孔介^{1,a)} 犬塚 信博^{1,b)} 山口 陽平²

概要: 人間の日常生活は歩行や走行, 階段昇降などの様々な行動によって行われており, 日常的に現れやすい行動のコンテキストの分類が広く研究されている. この中で, 行動を行動素により記述することで行動モデルを構築する研究や, 上半身動作と下半身動作を分割してテンプレートを生成し, テンプレートの組み合わせにより行動を分類する研究が行われている. 本研究では人間の行動シーケンスがあらかじめ決定されており, さらにさまざまな動作を含むラジオ体操を対象とし, ラジオ体操を構成する各運動を行動素として記述することで, 運動に現れる特徴的なパターンを発見し, これを分析する. ラジオ体操を構成する各運動をそれぞれ行動とし, 行動中に多数の人に共通して現れる特徴的な動作と, 特徴的な動作間の関連を調べることで, 異なる行動中に同様の動作の組み合わせを持つグループが存在することを確認する.

Analysis of Characteristic Motions of Radio Gymnastic Exercises and their Relations

SHIMA KOSUKE^{1,a)} INUZUKA NOBUHIRO^{1,b)} YAMAGUCHI YOUHEI²

1. はじめに

近年のスマートフォンやウェアラブルデバイスの普及により, 場所を選ばず収集できる行動量を用いた行動認識が広く研究されている [1][2][3]. また, 行動には個人差があり, 健康状態推定や本人認証など様々な利用が研究されている. 個人差に関する研究は, 個人差の要因が分かっている, ユーザが要因を持っているかを分類する研究 [4] や, 個人差があるデータについて本人認証を行う研究が行われている [5]. これらの研究は歩行などの日常行動を対象としているが, 本研究では行動分析の対象としてラジオ体操に注目する.

ラジオ体操は日常生活で表れにくい多様な動きを含んでおり, 例として腕を大きく回す動きや体を後ろにそらす動きなどがある. またラジオ体操は行うべき行動があらかじめ決められており, 行動が切り出しやすく, また個人差が

現れる機会が均等であることが考えられるため行動の分析に良い対象である. ラジオ体操の行い方には, 人ごとに腕を止めるとき必ず腰に手を当てるなどの癖があり, これは習った場所の影響や運動の得意不得意などの差が考えられる. このような癖の分析は健康状態推定や本人認証への応用のほか, 行動に現れる癖が地域により異なるなど文化的な傾向の分析への応用も期待できる. そこで本稿では, ラジオ体操第一を対象として癖の分析を行う.

関連する研究として, 個人差に関する研究では, 建部は歩行者が男性であるか女性であるかといったメタデータと歩行軌道上の障害物回避特性の関係を分析しており [6], 細井らは日常生活における歩行について, 健常者の歩行とがに股歩行における足の甲の加速度の違いを分析している [7]. 人間の健康状態による個人差の分析では, スマートフォンにより取得した加速度を用いて, 歩行者の酩酊状態を推定する手法が研究されている [4].

人間の行動に関する分析として, 植浦らは行動中のビデオデータを時間分割し, 準教師有りクラスタリングにより行動の素となるものを抽出する手法を提案しており [8], また樹木らはジェスチャをシンボル化して表現し, HMMを用いてジェスチャを認識する手法を述べている [9]. また,

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology, Nagoya 466-8555, Japan

² 有限会社来栖川電算
Kurusugawa Computer, Inc., Nagoya 464-0856, Japan

a) k.shima.214@nitech.jp

b) inuzuka@nitech.ac.jp

上半身動作と下半身動作のテンプレートをそれぞれ作成し、対象の行動と DTW 法によって類似度が高いとされた上半身動作と下半身動作のテンプレートの組み合わせにより行動を認識する手法が岡らにより提案されている [10].

ラジオ体操を対象としたものでは、ビデオデータを複数方向に分割することで動作認識を行う研究が行われている [11]. またラジオ体操を対象としたものは分類だけでなく、評価を目的としたものもあり、Kinect によりラジオ体操中の手先を追跡して評価する研究 [12] や、スマートフォンにより 3 軸加速度を取得し、ラジオ体操を行う際の体の伸びを推定することで運動効果を評価する研究 [13] が行われているほか、スマートフォンを手にとってラジオ体操を行うことで点数を評価するアプリケーションも実用化されている [14].

本稿ではラジオ体操に含まれる各運動を原子的に記述した文字列を用いて、多数の人に共通して現れる動作を癖と定義し、癖の連関と排他により個人差を定義する。また、行動量を用いてラジオ体操の各運動を原子的に表記する際に適した特徴量を提案する。定義した癖を実際のラジオ体操を行った際の加速度において調べたところ、ラジオ体操を構成する運動のうち 3 種類の運動において手先を静止させるグループが存在することが確かめられた。

2. 動作に関する定義と仮定

2.1 行動認識における認識対象

人間の行動や動作という用語について、本稿では以下の意味で用いる。

- 原子的な動作：肘を曲げる、膝を伸ばすなどの不可分な体の動き
- 動作：原子的な動作の組み合わせであり、腕を振るなど、そのみでは意味を持たないもの
- 行動：動作の組み合わせであり、歩行など体の移動や物体の移動、変形など物理的な意味を持つもの

すなわち、例として歩行という行動は目的地まで自身を移動させる意味を持ち、腕の振りや足の振りなどの動作から構成され、また腕や足の振りは肘や膝を曲げ伸ばす原子的な動作により構成されている。

2.2 ラジオ体操における行動の定義

ここではラジオ体操の構成を述べ、ラジオ体操における行動について位置付けを行う。ラジオ体操第 1 は以下の 13 個の体操から構成される。

- (1) 背伸びの運動
- (2) 腕を振ってあしをまげのばす運動
- (3) 腕をまわす運動
- (4) 胸をそらす運動
- (5) からだを横にまげる運動
- (6) からだを前後にまげる運動

- (7) からだをねじる運動
- (8) 腕を上下にのばす運動
- (9) からだを斜め下にまげ、胸をそらす運動
- (10) からだをまわす運動
- (11) 両あしでとぶ運動
- (12) 腕を振ってあしをまげのばす運動
- (13) 深呼吸の運動

ラジオ体操を構成するこれらの運動は、体の特定の部位を伸ばす、特定の筋肉を使うなど、運動ごとの意味を持つため、1 つの運動を 1 つの行動として考える。すなわち、ラジオ体操は 13 の行動により構成されている。

ラジオ体操を構成する各運動には、腕を振り上げる動作や上体を倒す動作、身体を上下させる動作などが含まれている。これらの動作は、腕の動きに限って見ても、手先を加速させる動作や手先を固定する動作、腕を回す動作などの原子的な動作に分けられる。

特徴的な動作を認識する際には、その前に動作が含まれる行動を認識する必要があるが、日常的に現れやすい行動は人や状況により窓幅が異なることが考えられるため正確に切り出すことが難しい。一方で、ラジオ体操は音楽に合わせて運動を行うため人や状況による窓幅の変化が無く、また行うべき行動シーケンスがあらかじめ決まっているため行動を認識する必要がなく、特徴的な動作の認識のみを行うことができる。

2.3 原子的な動作に対する仮定

人間の体は各所に関節があり、特に腕を例とすると手先の自由度は 7 であることが知られている。本稿では原子的な動作を不可分な動作としており、人間の関節の動きがそれ以上分割できない体の動きと考え、原子的な動作とする。

原子的な動作には独立した動作と背反した動作があると考えられる。関節は同時に異なる関節を動かすことができることから、例えば肘を伸ばす動作と膝を曲げる動作は独立している。一方で、膝を曲げる動作と膝を伸ばす動作は同時に行うことができず、これらの動作は背反する動作と考えられる。また、関節の可動範囲には限りがあり、同じ関節を同じ方向に動かし続けることはできないことから、背反する原子的な動作は間欠的に繰り返すと考えられる。以上から、原子的な動作による動作の構成には次の 2 種類があると考えられる。

- 腕の振り上げと体の上下など異なる独立した原子的な動作の加算による構成
- 腕を上げる、腕を下げるなど原子的な動作による時系列的な連続による構成

本稿では動作の構成を原子的な動作による時系列的な連続による構成であると仮定し、ラジオ体操を構成する運動を文字列により表現する。

3. ラジオ体操に現れる個人差の抽出

3.1 運動の文字列による表現

ラジオ体操の13の運動を以下の手法により動作列であることを表す文字列として記述する。

- (1) ラジオ体操を m 回行い、加速度や角速度など行動量の時系列データセット $\mathbf{D} = \{d_1, \dots, d_m\}$ を得る。
- (2) 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、 $d_i = \langle \mathbf{a}_i^1, \dots, \mathbf{a}_i^{13} \rangle$ とする。さらに、運動毎のデータ \mathbf{a}_i^j を n 個の窓に分割し、 $\mathbf{a}_i^j = \langle a_{i,1}^j, \dots, a_{i,n}^j \rangle$ とする。
- (3) 窓 $\mathbf{a}_i^j = \langle a_{i,1}^j, \dots, a_{i,n}^j \rangle$ の各要素ごとに特徴を計算し、特徴列 $\langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ とする。
- (4) 特徴列 $\langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ について、全ての窓の特徴 $\cup_j \cup_i \{c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j\}$ をクラスタリングする。
- (5) クラスタ名を長さ1の文字として特徴 c に文字を当て、データ d_i の体操 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。

生成される長さ n の文字列を動作語と呼び、データ d_i の運動 j を表す動作語を $w_j(d_i)$ と書く。

3.2 特徴的な動作の発見

ここでは行動中に現れる特徴的な動作として、同じ行動中に多数の人に共通して現れる動作を考える。文字列 r を特徴的な動作の候補とし、運動 i の動作語 $\{w_i(d_1), \dots, w_i(d_n)\}$ の中で、文字列 r を少なくとも1回含む動作語を数え上げ、これを運動 i における候補の頻度とする。このとき、文字列 r が以下の性質を持つならば、文字列 r を運動 i における特徴的な動作として癖と呼び、 $i:r$ と書く。

- 頻度が閾値以上である
- 文字列 r が運動 i における他の癖の候補に対して、文字列の包含関係において極大である

3.3 個人差を表すルールの抽出

発見された癖は単一の行動中に現れる特徴的な動作であり、異なる行動の列を通して現れる個人差を表していない。本稿では個人差の分析を目的としているため、身体的特徴や意欲などによる個人差を発見したい。そこで、ここでは異なる2つの運動に現れる癖の組について、次のような性質を調べる。

- 異なる運動間において、互いの癖が現れる頻度に関係なく同時に現れやすい癖の組である
- 他の癖の組と排他的な癖の組である

この性質を持つ癖の組は、それぞれの癖を持つデータが少なくとも癖の閾値以上に存在し、かつ他の癖の組と同時に現れない癖の組であることから、これを本稿では個人差とし、以下でこの性質の指標を述べる。

表1 行動認識で一般的に用いられる特徴量

時系列分割	Mean($\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$), Magnitude($\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$), Variance{ $var(x), var(y), var(z)$ }, Covariance{ $cov(x, y), cov(y, z), cov(z, x)$ }
周波数分割	Energy($\frac{\sum_{j=1}^N m_j^2 }{N}$), m_j is FFT component Entropy($-\sum_{j=1}^n (p_j * \log(p_j))$), p_j is FFT histogram

表2 特徴量の比較条件

条件	横軸	縦軸	条件	横軸	縦軸
1	加速度/ノルム平均	加速度/ノルム分散	4	加速度/ノルム分散	躍度/ノルム平均
2	加速度/ノルム平均	躍度/ノルム平均	5	加速度/ノルム分散	躍度/ノルム分散
3	加速度/ノルム平均	躍度/ノルム分散	6	躍度/ノルム平均	躍度/ノルム分散

まず、異なる運動間で同時に表れやすい癖の指標には、運動 i に癖 $i:r$ を含む動作語を持つデータが運動 j の動作語に癖 $j:r'$ を含む条件付き確率を用いる。

$$Assoc_{r \rightarrow r'}^{i \rightarrow j} = \frac{P_{d \in \mathbf{D}}(r' \sim w_j(d) | r \sim w_i(d))}{P_{d \in \mathbf{D}}(r' \sim w_j(d) | r \not\sim w_i(d))} \quad (1)$$

ここで、 $r \sim w_i(d)$ は癖 r が運動 i におけるデータ d の動作語 $w_i(d)$ に少なくとも1回含まれることを表す。式(1)が閾値を超えた場合、癖 $i:r$ と癖 $j:r'$ の間には相関があるとして $R = i:r \rightarrow j:r'$ と書き、癖のルールとする。データ d が癖 $i:r$ と癖 $j:r'$ を同時に持つならばルール R を満たすとし、 $d \propto R$ と書く。

次に、得られた癖のルールから、他のルールに対して排他的な癖のルールを調べる指標を述べる。ルール $R_1 = i:r \rightarrow j:r'$ を満たすデータ d の多数がルール $R_2 = k:s \rightarrow l:s'$ を満たさないとき、ルール R_1 とルール R_2 は排他的であるとし、次式を癖のルール間の関係の指標とする。

$$P_{d \in \mathbf{D}}(s \sim w_k(d) \vee s' \sim w_l(d) | d \propto R_1) \leq \text{閾値} \quad (2)$$

式(2)は、ルール R_1 を満たすデータ d がルール R_2 の癖 s, s' の少なくとも一方を持っている条件付き確率が閾値以下かどうかを表す。

式(1)が閾値以上となる癖の組には連関があり、他の癖のルールに対して式(2)を満たし排他的なら、これをラジオ体操の個人差とする。

4. 特徴量の選定

4.1 冗長な特徴量の特定

ここでは、表1に示す行動認識において一般的に用いられる特徴量 [15] を用いて、動作語による表現において適した特徴量を選定する。ラジオ体操は周期的に運動を行うが、動作語による表現では1つの運動を窓に分割する。分割数によっては運動の1周期が窓に含まれないことがあるため、本稿では時系列分割のみを用いる。

本研究では行動量として、スマートフォンにより取得した手先の加速度を用いることとした。加速度から容易に取

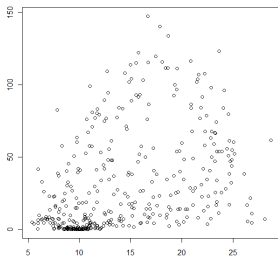


図 1 条件 1 の関係

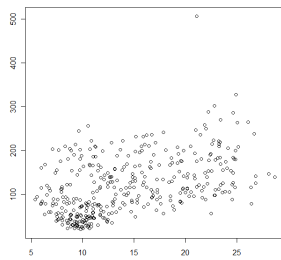


図 2 条件 2 の関係

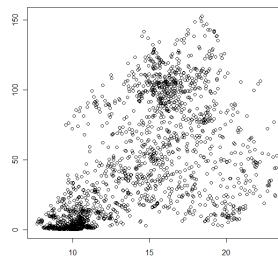


図 7 固定長窓, 条件 1

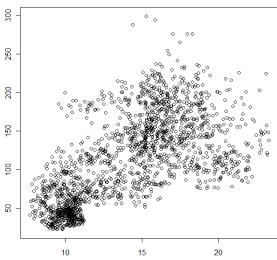


図 8 固定長窓, 条件 2

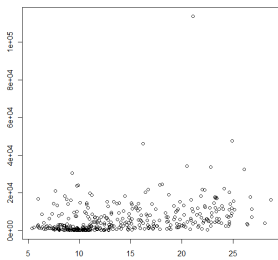


図 3 条件 3 の関係

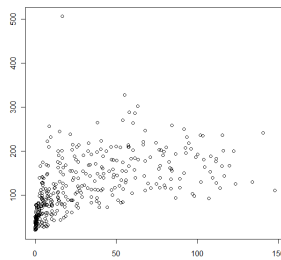


図 4 条件 4 の関係

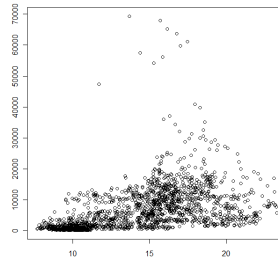


図 9 固定長窓, 条件 3

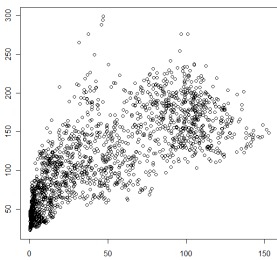


図 10 固定長窓, 条件 4

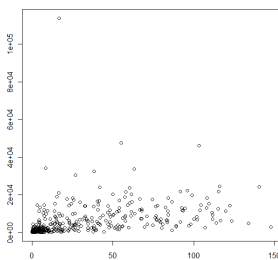


図 5 条件 5 の関係

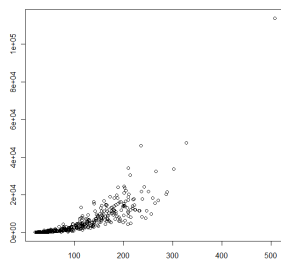


図 6 条件 6 の関係

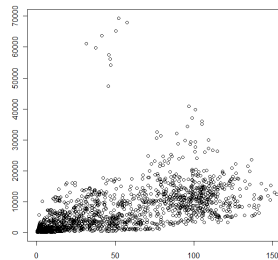


図 11 固定長窓, 条件 5

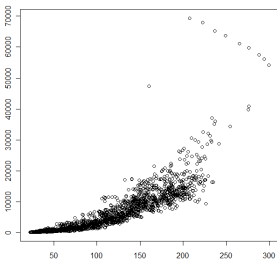


図 12 固定長窓, 条件 6

り出せる物理的なデータとして躍度を計算し、表 2 に示す条件で特徴量の比較を行った。なお、運動の窓分割数は 32 とした。

表 1 から 6 はラジオ体操 1 回分の加速度を分割した全ての窓をデータ点として比較したグラフである。図 4、図 6 から、分散の値が大きく、躍度の平均の値が小さい点が多く、また加速度の分散と躍度の平均はどちらも窓内で加速度に変化があった時に大きくなる値であり、冗長な情報を含んでいると考えられる。一方で、図 2 から、加速度の平均が大きく、躍度の平均が小さい点が見られないが、加速度と躍度では物理的な意味が異なり、加速度が大きい点では一定にならないことを表している。また、図 1 では加速度の平均が大きく、分散が小さい点があるため、加速度が大きい点では加速度は振動していることが考えられる。

本稿の手法ではラジオ体操を運動毎に切り出して定数個の窓に分割しているため、運動の長さによって窓幅が異なる。そこで、固定長窓により同様に特徴量を比較し、窓幅による影響も調べた。図 7 から図 12 に示すグラフは、窓幅は 1 秒として 0.1 秒ずつ窓をずらすことでラジオ体操 1 回

分の加速度を切り出した際の全ての窓をデータ点とした。図 1 と図 7 を比較すると、加速度と躍度の平均は値域が異なり、窓幅の影響を受けることが見られた。また、躍度の分散の値域は図 5 では $[0, 1.2 \times 10^5]$ 、図 11 では $[0, 7 \times 10^3]$ となっており、躍度の分散は窓幅の影響を非常に大きく受けることが見られた。

以上のことから、加速度の分散は躍度の平均と物理的な意味が似ており、また躍度の分散は窓幅の違いによる影響を非常に大きく受けることから、本稿では加速度と躍度の分散を特徴量から取り除くこととした。

4.2 物理的な解釈に基づく特徴量

行動認識において一般的に用いられる特徴量について関係を考察し、分散成分を特徴量から取り除いた。一方で、本稿では以下に示す物理的な解釈に基づく特徴を追加した。

- 加速度の位相を考慮した特徴量
- 支配的な加速度の向きを考慮した特徴量

まず、位相を考慮した特徴量について述べる。位相を考慮した特徴量は、窓内での加速度の増加、減少を表す特徴量

表 3 加速度ノルムの平均と位相の関係

	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

であり、窓を2分割して前半の加速度ノルムの平均と後半の加速度ノルムの平均の差を特徴量とする。位相を考慮した特徴量は加速度の平均との組み合わせにより表3に示す物理的な解釈を与えることができる。

加速度ノルムの平均が小さく、位相の絶対値も小さいとき、加速度センサが静止していると考えられる。特に、加速度ノルムの平均が約9.807であり、位相の絶対値が0に近いならば、加速度センサには重力加速度のみが作用している。位相の絶対値も大きいならば、位相の符号により、加速度センサが加速または減速し続けているとする。

加速度ノルムの平均が大きく、位相の絶対値が小さいならば、大きな加速度が作用し続けていることが考えられる。しかし、ここで用いたデータはラジオ体操の加速度であり、人間がその場から移動することなく加速度センサに2G以上の加速度をかけ続けることは難しい。この要因として、ラジオ体操には腕を回す運動など、手先を円運動させる動作があり、加速度センサには円運動における向心加速度が作用していることが考えられる。加速度と力は比例関係であることがわかっており、また加速度センサは錘に作用する力を加速度として測定する。そのため、加速度センサは向心力を受けるスマートフォンが錘に向心力を伝える際の反作用を加速度として測定していると考えられる。以上から、加速度が大きく位相が小さいならば、手先が円運動をしているとする。

次に、支配的な加速度の向きを考慮した特徴量について述べる。本稿では加速度のノルムを用いて表1に示す特徴量を比較したが、加速度のノルムは向きに関する情報が失われるため、向きの考慮として次式を特徴量に加えた。

$$c_{i,k}^j = \begin{cases} 0 & (\operatorname{argmax}(|\operatorname{ave}(a_{i,k}^j)|) = x) \\ 0.5 & (\operatorname{argmax}(|\operatorname{ave}(a_{i,k}^j)|) = y) \\ 1 & (\operatorname{argmax}(|\operatorname{ave}(a_{i,k}^j)|) = z) \end{cases} \quad (3)$$

なお、向きを考慮した特徴量も、加速度の平均と位相により物理的な解釈を与えることができる。表3に示した関係が静止ならば、向きを考慮した特徴量は重力加速度の向きを示しており、一方で関係が加減速ならば、加減速している向きを表す。また、円運動を行っている場合、向きを考慮した特徴量は向心加速度の逆向きを示す。

5. 提案手法のラジオ体操への適用

5.1 実験概要

ここでは、選定した特徴量を用いて、ラジオ体操を行った際の行動量に対して提案手法を適用する。本稿では行動量として、手で保持したスマートフォンにより取得した手

表 4 実験条件

データセット	被験者数	スマートフォン	サンプリング	データ数
	25	Nexus5	50Hz	89
動作語	窓分割数	クラスタリング	距離	クラスタ中心数
	32	k-means	ユークリッド	26
ルール	最小支持度	長さ閾値	ルール閾値	排他ルール閾値
	20	3以上	4.0	0.20

先の加速度を用いる。データセットの条件や動作語の生成条件、ルールを調べる際の閾値などを表4に示す。

加速度の収集は25人の被験者に両手にスマートフォンを持った状態でラジオ体操を2回行ってもらい、右手50個、左手50個の計100個のデータを取得した。この中からデータが破損しているものを取り除き、89個のデータを50Hzにダウンサンプリングし、データセットとした。

動作語の生成においては、ラジオ体操は運動によるが2回から8回の周期的な運動を行うため、1周期を4分割するため、窓分割数は32とした。クラスタリングを行う際には、特徴量の重みを等しくするため、特徴量は[0,1]に正規化し、クラスタ中心の初期値は[0,1]の乱数とした。なお、位相を考慮した特徴量のみ非負でない特徴量のため、位相のみ値域は[-1,1]となるようにし、位相成分のクラスタ中心の初期値も[-1,1]の乱数とした。

動作語に含まれる文字列が特徴的な動作であることを示す条件として、データ数の約25%を超えるならば頻出であるとして閾値を20とした。なお、癖は特徴的な動作を表す文字列であるため、長さ閾値を3以上とし、長さ3以上の特徴的な動作を表す文字列を癖として抽出した。表4に示すルール閾値は癖の組に連関があるとする指標の閾値であり、排他ルール閾値は癖の組が他の癖の組に対して排他的であるとする指標の閾値である。

5.2 動作語に共通するパターンの発見

選定した特徴量によりラジオ体操を構成する各運動を動作語により表現し、得られた癖に現れた文字の解釈を表5に示す。文字b, l, z, gは加速度のノルムの平均、位相共に小さいことから、静止を表す文字である。文字c, j, a, sは加速度ノルムの平均が中程度、位相が中程度または大きいことから、加減速を表す文字である。文字y, p, e, f, nは加速度ノルムの平均が大きい、位相の大小が分かれた。位相が中程度または大きい文字p, e, fは加速度が大きい状態での加速、減速を表しており、一方で文字y, nは位相が小さいことから窓内の加速度が大きい状態で一定であることから向心力の影響が大きく、円運動を表している。

次に、動作語から得られた癖を表6に示す。表5に示した文字の解釈をもとに、例として運動3に現れた癖について癖の解釈を行う。運動3の癖“faf”は減速、加速、減速を表しており、癖“nsp”は円運動、減速、加速を表してい

表 9 癖 6:lblml と癖 6:gggz の比較

6:lblml を含む動作語	6:gggz を含む動作語
lmlblml "lblml" lmlblmlmlmlmlml	gzgzszsglml "gggz" gjgzlglglgw
lmlml "lblml" lmlbl "lblml" lml	zszszsglml "gggz" gzgzlmlbmgggb
mlmlml "lblml" lmlblmlmlmlml	mlgz "gggz" lmlmlmlzszgzglmlml
lzgz "lblml" zgglgzszgzglmlzgz	llgz "gggz" lmlmlmlzszgzglmlml
gzgzg "lblml" lglglgzgzgzglmlml	gg "gggz" ggblmlmlbzszgzgkvvvllw
llgggg "lblml" glmlblmlmlvllvllv	ul "gggz" ggblmlmlgzmlzszgzglmlml
ubmlmlmlmlmlmlmlmlmlml "lblml" lx	mzszszszwggvvgvzszszsgvv "gggz"
sbmlmlmlmlmlmlmlmlml "lblml" lx	hzgz "gggz" ggllmlmlzszgzglmlml
mlgzgggz "lblml" llzszgzglmlml	lz "gggz" gzglmlmlzszgzglmlml
llgzgggz "lblml" llzszgzglmlml	mzszszgzgggz "gggz" gjszgzggvllgw
llzszgzgmbmlmlmlgzszs "lblml" ll	lzzszgzgzlllmggzszg "gggz" llllg
lzgzgzgzlvgggglgzgz "lblml" l	gzgzszszwgggz "gggz" gjgzszglmlgw
lbgzgzgz "lblml" llzszgzgmbmlml	gzgzszsztggglv "gggz" gjgzszglmlv
gzszszgz "lblml" blzszgzgmbmlml	kggzszszgmlmlvz "gggz" szotklmlz
ggzgggzglmlglgzgzgz "lblml" lb	lzlzszszwgggz "gggz" szorvllv
llk "lblml" lmlblmlmlmlmlmlml	lgz "gggz" gzkllmlbzszgzggblmlml
lggzszszgblmlmlmlzgzszs "lblml" g	lgzgz "gggz" lmlmlgzszgzggblmlml
hblglgl "lblml" vglmlglmlmlv	mzszs "gggz" lmlmlzszszglmlvllv
lbgllmlmlmlmlzgzblml "lblml" z	gzszs "gggz" lmlmlzszszglmlml
klmlmlmlmlmlvll "lblml" llvg	gzgzgzgzbbgggzvkgz "gggz" gblmlml
lmlml "lblml" lmlmlmlglmlv	gggzgzgzglmlglmlzszgzglmlml
	gggzszszblmlvllzgzszszllvllml
	g "gggz" gzgblmlmlmggzszgzgblvllv

と、長さが7であるため、窓7つの間を静止していたと取ることができる。運動6のからだを前後にまげる運動は約14秒間行う体操であり、1つの運動を32分割して窓としていることから、約2.8秒間腕を静止していると言える。

表7で得られたルールに含まれる癖には、ルール6:gggz→7:cepに含まれる癖6:gggzも表5の解釈では癖6:lblmlと同じく静止である。そこで、癖6:lblmlを持つ動作語と癖6:gggzを持つ動作語の比較を行うため、表9にそれぞれの動作語を示す。表9から、癖6:lblmlと6:gggzや、文字lやb, g, zは同じ場所に現れることが多いことが分かる。表5の解釈では文字l, bはx方向の重力加速度が支配的であり、文字g, zはy方向の重力加速度が支配的となっている。このことから、癖6:lblmlでは腕を静止する際にスマートフォンを横向きに持ち、癖6:gggzでは腕を静止する際にスマートフォンを縦向きに持っていることが分かる。

6. まとめ

本稿ではラジオ体操の時系列データから動作語を抽出し、動作語中の頻出パターンとして癖を定義した。また、異なる行動中に現れる癖に連関があるとき癖のルールとし、他のルールに対して排他的な癖のルールとして個人差を定義した。実際のラジオ体操における加速度を用いて癖を調べ、類似した動作をもつ運動には癖のルールが現れやすいことを確認した。得られた癖のルールについて排他的かを調べたところ、他と排他的であり、また互いに排他的でない癖のルールのグループが得られ、ラジオ体操には2種類の動きがあることを確認した。

今後の課題として、年齢や所属など多様な属性を含む

データによる実験を行い、年齢などの属性と癖のグループの関係を分析する必要がある。

参考文献

- [1] 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, 情処研報, MBL-75 No.35, pp.1-8(2015).
- [2] 大橋純, 須藤隆, 大内一成, 齊藤龍則; ウェアラブル端末・スマートフォンを利用した生活行動認識の分散処理方式, 情処研報, UBI-160 No.10, pp.1-8(2014).
- [3] 佐藤匠, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫; 靴型ウェアラブルセンサによる通行路状況推定手法の提案, 情処研報, GN-93 No.9, pp.1-8(2015).
- [4] 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酔酔状態の歩行検出に関する検討, 情処研報, UBI-44 No.18, pp.1-7(2014).
- [5] 今野慎介, 中村嘉隆, 白石陽, 高橋修; 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検討, 情処研報, MBL-74 No.25, pp.1-8(2015).
- [6] 建部謙治; 歩行者の属性による回避行動特性, 人間・環境学会誌, 3 No.2, pp.23-29(1997).
- [7] 細井悠貴, 松下宗一郎; 日常生活における特徴的歩行分析に関する研究, 情報処理学会全国大会論文集, 2011 No.1, 297-298(2011).
- [8] 植浦総一郎, 岩井儀雄, 谷内田正彦; 準教師有りクラスターリングによる行動素抽出, 情処研報, CVIM-163, pp.29-36(2008).
- [9] 樹木義道, 岩井儀雄, 谷内田正彦; HMMを利用した実時間ジェスチャー認識, 信学技報, 100 No.565, pp.25-30(2001).
- [10] 重岡正, 糸川剛, 北須賀輝明, 有次正義; DTW法を用いた単純行動の認識を組み合わせた日常行動の認識方法の検討, 情報処理学会全国大会論文集, 72 ネットワーク, pp.87-88(2010).
- [11] Ahad R. Atiqur, 緒方健人, Tan J. K., 金亨蔓, 石川聖二; 人の動作の分割と認識のためのDMHI法, 情処研報, AVM-58, pp.55-60(2007).
- [12] 野々村誠人, 田中雅博; Kinectを用いたラジオ体操自動評価システムにおける手の追跡, ロボティクス・メカトロニクス講演概要集, 3P1-J02(1), 2014.
- [13] Terumoto, A., Inoue, S., Hattori, Y.; Benchmarking 'Radio Exercises' Recognition with a Tree-axis Accelerometer, Systems, Man, and Cybernetics(SMC 2011), pp.41-45, IEEE(2011).
- [14] 来栖川電算 teamR; 毎朝体操, [http://maiasa.jp/].
- [15] Yan, Z., Subbaraju, V., Chakraborty, D., Misra, A., Aberer, K.; Energy-Efficient Continuous Activity Recognition on Mobile Phones: An Activity-Adaptive Approach, Wearable Computers(ISWC), 2012 16th International Symposium on, pp.17-24, DOI:10.1109/ISWC.2012.23, IEEE(2012).