

加速度データの文字列表現に基づく 行動中の動き方に着目した人のグループ分け

島 孔介^{1,a)} 森山 甲一^{1,b)} 武藤 敦子^{1,c)} 犬塚 信博^{1,d)}

受付日 2017年1月30日, 再受付日 2017年3月21日,
採録日 2017年4月13日

概要: 人間の行動には、たとえば歩行には移動など目的に応じた動き方と、肩をゆするなど目的とは関係のない動きの双方がある。目的とは関係のない動き方が世代や文化などに基づいているならば、類似した動き方に基づいてグループを発見することで、人の動き方から人の持つ世代のような属性と動き方の関係を分析することができる。そこで本研究では、行動の中に異なる動き方のグループが存在することを確かめるため、手先の加速度データを用いて人のグループ分けを行う手法を提案する。本研究では人間の行動として、あらかじめ基本的な動き方が決められているラジオ体操を取り上げて分析を行い、決められた動き方の中にグループができることを確認した。

キーワード: 行動分析, ウェアラブルコンピューティング, 行動認識, 加速度センサ

Grouping People by Differences in Motions Based on String Representation of Accelerometer Values

KOSUKE SHIMA^{1,a)} KOICHI MORIYAMA^{1,b)} ATSUKO MUTOH^{1,c)} NOBUHIRO INUZUKA^{1,d)}

Received: January 30, 2017, Revised: March 21, 2017,
Accepted: April 13, 2017

Abstract: Human motions have two types: purpose-related and purpose-unrelated ones. For example, in walking, we have to move our legs alternately but do not have to sway our shoulder as some people do. If the purpose-unrelated motions are different based on some properties like generational and cultural backgrounds, we can categorize people according to such properties by finding groups in which they have similar motions. Categorizing people according to motion enables us to develop some additional services by observing usual activities. In this work, we propose a method to group people by using string representation of accelerometer values of moving hands. We investigate human motions in radio gymnastic exercises in which principal motions are predetermined and show that this proposal is able to find the groups from minor differences in motions.

Keywords: activity analysis, wearable computing, activity recognition, accelerometer

1. はじめに

近年、スマートフォンやウェアラブルデバイスの普及により、人の動きにともなう加速度などの物理量を用いた研

究が幅広く行われている。行動認識の分野では、人ごとに異なる歩行動作のテンプレートを記録し、マッチングを行うことで本人認証を行う研究 [1] や、手先に作用する加速度を計測し、食事内容を推定する研究 [2] のほか、ボールのリフティングの評価を行う研究 [3] など、様々な研究が行われている。また、ウェアラブルデバイスを用いた研究には、人の行動に関するものだけでなく、人が行動した際に生じた加速度を用いて都市の計測を行う研究も行われている [4]。

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

a) k.shima.214@nitech.jp

b) moriyama.koichi@nitech.ac.jp

c) atsuko@nitech.ac.jp

d) inuzuka@nitech.ac.jp

我々の日常生活は、歩行や階段昇降、物を手に取るなど様々な行動によって構成されている。これらの行動は、腕を振る、足を前に出すなど、様々な局所的な動きの組合せによって成り立っている。このような行動の素（行動素）となる動きを抽出することで、人間の行動を認識する研究が行われている [6], [7], [8]。人間の行動を構成する原子的な動きを抽出することは、人間行動における動きのメカニズムの解明や行動認識だけでなく、様々な応用が期待できる。

本稿では同じ行動を異なる人が行ったとき、人によって生じる動き方の違いを検討する。たとえば歩行行動では、腕を大きく振る、肩を揺するなど、同じ行動でも複数の動き方が存在する。このような動きの違いはその出身や体格、性格など、その人固有の何らかの原因によるかもしれない。その人固有の原因があるならば、異なり方はいろいろな行動を通じて現れるはずである。また類似した原因を持つ人があるならば、現れた動きの違いによってグループ分けも可能であろう。

そこで、加速度などの動きに関する情報から、このような動き方の違いについて、似た動き方をする人でグループ分けを行うことによって、人固有の動きが存在することを確認するのが我々の最終的な目的である。このための手段として行動素の技術を利用して人の行動に現れる頻出パターンやその共起関係および排他的関係を調べることによってグループ分けを確認し、行動の背景にある規則性を探求する方法を検討する。人や人のグループに固有の動き方を発見することは、出身や体格、性格などの特徴によって人が形成するグループと動き方の関係を分析するために有効であると考えられる。

これにより、人の動きを観察することで、人の特徴や身体的な状態を知ることが可能となり、出身や年齢に応じた付加的な情報を提示や、身体的な状態の変化の発見につながると思われる。

そこで本研究は行動素抽出に関する技術に基づき、人が行動したときに生じる手先の加速度を用いて、動き方の違いに基づく人のグループ分けを行う手法を提案し、人の動き方がグループを形成することを確かめる。本手法は、行動を行動素の列であると仮定し、加速度の時系列データを文字列として表現することで、文字列中に頻出する部分文字列を発見し、さらに部分文字列間の共起関係と排他的関係により、互いに排他的な人のグループを発見する。

人のグループ分けを行う対象として、本研究ではラジオ体操第1に着目する。ラジオ体操はあらかじめ決められた行動を音楽に合わせて行う対象であり、同一の行動中に現れる動き方の違いを分析するために良い対象である。上述の人の行動に対する応用を将来の目標として、本稿では以上の理由からラジオ体操第1を取り扱う。

上述のとおり、人の動きの違いが複数の行動を通じた動

き方として現れると考えることを確認するための目的であり、そのため行動素の技術と、文字列上のパターンマイニングの手法、またパターン間の共起関係と排他的関係に関する尺度を用いることを提案する。提案した方法によって人の行動にこれらの現象が見られることを実験によって確認する。

2. 関連研究

Husz らは行動を原子的に表記することは行動をモデリングすることにおいて重要であると述べている [7]。動きの原子的な表現を用いた人間の行動の認識として、植浦らはビデオデータを用いて人体の動きを局所的な動きの列として表現するモデルを提案し、行動認識に応用しており [6]、Moeslund らはクラスタリングにより行動を原子的に表記し、行動認識を行うモデルを提案している [5]。岩井らは人間が行動する状況の変化を認識するため、行動素を用いた行動認識と例外検出を行うモデルを提案している [8]。これらの研究は行動素を用いて行動認識を行うことを主な目的としており、行動認識モデルは主に隠れマルコフモデルを用いた行動素の遷移によって形成されている。

ラジオ体操は動きの研究素材として注目されている。Terumoto らはラジオ体操の運動効果を自動評価するため、3軸加速度センサによるデータを用いてラジオ体操における体の伸びを評価する手法を提案している [9]。また、Atiqur らは複雑な動作に対する認識手法として DMHI 法を提案し、複雑な動作を行う対象であるラジオ体操に適用している [10]。野々口らは Kinect を用いてラジオ体操中の手先を追跡し、ラジオ体操を正しく行っているかを評価する手法を提案した [11]。

3. 提案手法

図 1 に提案するモデルの概念図を示す。提案手法は時系列の加速度データから文字列を生成し、その中に頻出する部分文字列の共起関係と排他的関係によって人のグループ分けを行う。その手法を以下に示す。

- (1) ラジオ体操の動きにともなう加速度の時系列データを運動ごとに分割し、動きを文字列で表現する。ここで、文字は行動素を表している。
- (2) 文字列中に頻出する部分文字列を抽出する。ここで、部分文字列は局所的な加速度データと対応している。
- (3) 頻出な部分文字列間の共起関係と排他的関係を調べる。
- (4) 頻出な部分文字列について、互いに共起する文字列が同グループとなるようグループ分けを行う。

3.1 加速度データの文字列表現

ここでは、人間の行動が局所的な動作の連続であるとし、加速度の時系列データを文字列で表現する。本研究ではラジオ体操を対象として、以下の手順で加速度データを文字

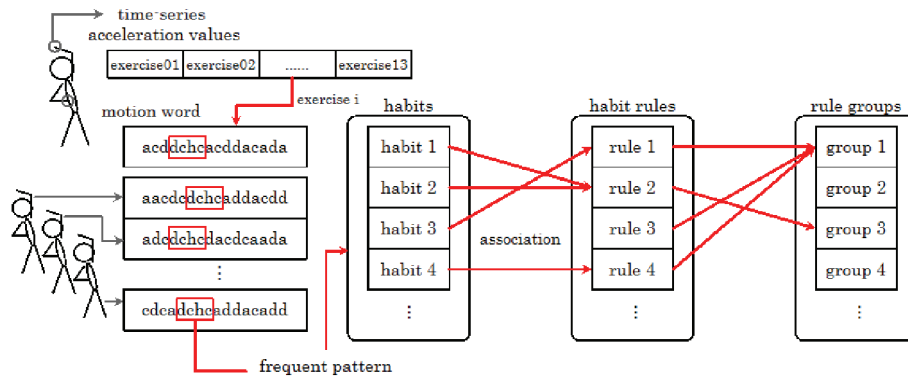


図 1 提案モデル

Fig. 1 Proposed model.

列として表現する。

- (1) ラジオ体操 1 回分の加速度データ系列 d_i を収集し、データセット $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ を用意する。ここで n はデータの個数である。
- (2) 各データをラジオ体操を構成する 13 の運動ごとに分割し、 $d_i = (e_1^i, e_2^i, \dots, e_{13}^i)$ とする。
- (3) 運動ごとの加速度データ $e_j^i = (c_1^{i,j}, c_2^{i,j}, \dots, c_m^{i,j})$ と定数個の窓に分割する。ここで m は窓の個数である。
- (4) 各窓データ $c_k^{i,j}$ について加速度の平均や躍度の平均などの特徴ベクトルを計算する。
- (5) すべての窓データ $C = \{c | c \in e, e \in d, d \in D\}$ を (4) の特徴ベクトルを用いてクラスタリングを行う。ここで、 $|C| = n \times 13 \times m$ である。また $c \in e, e \in d$ は c が e の分割の中に、 e が d の分割の中にあることをそれぞれ表す。クラスタ中心にはそれぞれアルファベットや記号など 1 文字で名前を与える。
- (6) 各窓データ $c_k^{i,j}$ について、その窓が属するクラスタの名前を与え、それを並べることにより運動データを文字列で表記する。

以上で得られた運動ごとの文字列を動作語と呼び、体操 1 回分のデータ d の運動 i における動作語を $w_i(d)$ と表す。

3.2 頻出部分文字列の発見

ここでは、前節の手法によって得られた動作語中に頻出する部分文字列を発見する。全データ中の運動 i の動作語 $W_i = \{w_i(d) | d \in D\}$ において、文字列 r が以下の条件を満たすとき、文字列 r は運動 i における癖であるということとし、 $i:r$ と書く。

- 文字列 r の W_i における出現頻度が閾値（これを $threshold_1$ とする）以上である。
- 文字列 r が文字列の包含関係において極大である。すなわち、文字列 r を部分文字列とする r' が W_i において頻出ではない。

3.3 癖の間のルール発見

異なる運動にそれぞれ現れる癖が多数のデータに共起するならば、そのような癖の組は単一の運動における動き方だけでなく、ラジオ体操全体の動き方を表現できる可能性があり、より人間の行動において強い癖であるといえる。

そこで本研究では以下の 2 つの条件によって異なる運動に現れる癖の組（ここでは $i:r$ と $j:r'$ とする）の共起関係と排他的関係について調べる。

条件 1 2 つの癖 $i:r$ と $j:r'$ が同時に現れやすい。

条件 2 癖の組 $i:r$ と $j:r'$ と排他的関係にある癖の組が存在する。

条件 1 を与えるため、2 つの癖 $h_1 = i:r$ と $h_2 = j:r'$ について、一方の癖が現れないデータにおいてもう一方が現れる確率と、2 つの癖がデータ中に共起する確率との比 $COC(h_1, h_2)$ を考える。

$$COC(h_1, h_2) = \frac{P_{d \in D}(r' \sim w_j(d) | r \sim w_i(d))}{P_{d \in D}(r' \sim w_j(d) | r \not\sim w_i(d))}$$

ここで $r \sim w_i(d)$ は、癖 $h_1 = i:r$ があるデータ d の運動 i における動作語 $w_i(d)$ 中に含まれていることを表している。すなわち、 $COC(h_1, h_2)$ は癖 h_1, h_2 が互いに独立であるときに 1 となり、1 よりも大きくなるにつれて共起関係が強いことを表す。

癖 $h_1 = i:r, h_2 = j:r'$ が次式の条件を満たす癖の組であるとき、 $i:r \rightarrow j:r'$ と表し、癖の擬似ルールと呼ぶ。

$$COC(h_1, h_2) \geq threshold_2 \quad (1)$$

条件 2 を考えるため、2 つの擬似ルール $R_1 = i:r \rightarrow j:r', R_2 = k:s \rightarrow l:s'$ について、あるデータが R_1 を満たしているとき、 R_2 を構成する癖の少なくとも 1 つを含む確率 $REL(R_1, R_2)$ を考える。

$$REL(R_1, R_2) = P_{d \in D}(s \sim w_k(d) \vee s' \sim w_l(d) | d \propto R_1)$$

$d \propto R_1$ はデータ d が擬似ルール $R_1 = i:r \rightarrow j:r'$ を満たすことを表しており、すなわち癖 $i:r$ と $j:r'$ 両方を

含むことを意味する。 $REL(R_1, R_2)$ は、擬似ルール R_1 が擬似ルール R_2 に対して完全に排他的なときに 0 となる。 $REL(R_1, R_2)$ を擬似ルール R_1, R_2 間の関係値と呼ぶこととする。

次の式 (2) のとおり、 $REL(R_1, R_2)$ が小さいことによって擬似ルール R_1 の R_2 に対する排他性について規定する。

$$\exists R_2, REL(R_1, R_2) \leq threshold_3 \quad (2)$$

式 (2) の条件を満たす 2 つの擬似ルールは上で述べた条件 1 および条件 2 を満たしている。 2 つの条件を満たす擬似ルールを真の癖のルールと呼ぶ。

真の癖のルールは、2 つの運動における癖が共起しており、また複数の行動を通して異なる動き方をしている人が存在することを示唆している。

3.4 癖のルールのグループ分け

これまでで述べた互いに排他的な 2 つの癖のルール R_1, R_2 は同一のデータに現れる確率が低く、2 つのルールを持つデータは異なる動き方を表している。そこで、得られた癖のルールをグループ分けすることにより、異なる動き方をしている人のグループがいくつ存在しているかを確かめる。

ここでは癖のルールが N 個のグループを形成すると仮定したときのルールのグループ分けを行うアルゴリズム $GR(N, \mathbb{R})$ を Algorithm 1 に示す。 $GR(N, \mathbb{R})$ は、真の癖のルール集合 \mathbb{R} のルールを N 個のグループに分けるものである。 2 行目から 12 行目では、式 (2) に示した条件を用

Algorithm 1 グループ分けアルゴリズム $GR(N, \mathbb{R})$

Input: N : 仮定するグループ数; \mathbb{R} : 真の癖のルールの集合;
Output: $\mathbb{G}_1, \mathbb{G}_2, \dots, \mathbb{G}_N$: 癖のルールのグループ;
 \mathbb{RC} : 中心ルールリスト; $\%RC$ は順序付きのリスト

- 1: $\mathbb{G}_1 \leftarrow \phi; \mathbb{G}_2 \leftarrow \phi; \dots, \mathbb{G}_N \leftarrow \phi;$
- 2: $R \leftarrow \mathbb{R}$ からルールを 1 つランダムに選択;
- 3: $\mathbb{RC} \leftarrow \{R\};$ $\%RC$ は 4 から 12 で求める中心ルールリスト
- 4: **for** $i = 2$ to N **do**
- 5: $\mathbb{T} \leftarrow \{S \in \mathbb{R} \mid REL(S, \mathbb{RC}) \leq threshold_3, \forall RC \in \mathbb{RC}\};$
- 6: **if** $\mathbb{T} \neq \phi$ **then**
- 7: $R' \leftarrow \mathbb{T}$ からルールを 1 つランダムに選択;
- 8: \mathbb{RC} の末尾に R' を追加;
- 9: **else**
- 10: **Fail** $\%$ グループ分けは失敗とする
- 11: **end if**
- 12: **end for** $\%RC$ は N 個の排他的なルールのリストとなる
- 13: $\mathbb{R} \leftarrow \mathbb{R} - \mathbb{RC}$ $\%$ ここでは \mathbb{RC} は集合として扱う
- 14: **for all** $R \in \mathbb{R}$ **do**
- 15: $j \leftarrow \operatorname{argmax}_{j=1, \dots, N} REL(\mathbb{RC}[j], R);$
 $\%RC[j]$ は \mathbb{RC} の j 番目の要素
- 16: $\mathbb{G}_j \leftarrow \mathbb{G}_j \cup \{R\};$
- 17: **end for**

$GR(N, \mathbb{R})$ を繰り返し、 $\sum_{j=1, \dots, N} \operatorname{average}_{R \in \mathbb{G}_j} REL(\mathbb{RC}[j], R)$ の値が最大となる $\mathbb{G}_1, \mathbb{G}_2, \dots, \mathbb{G}_N$ をグループ分け結果とする。

いて、互いに排他的関係にある N 個のルールを抽出し、中心ルールとする。 14 行目から 17 行目では、中心ルールを除くルール集合からルールを 1 つずつ取り出し、中心ルールとの関係値が最も大きくなるようグループ分けを行う。なお、本アルゴリズムは中心ルールの選択にランダム性を持つため、アルゴリズム $GR(N, \mathbb{R})$ は複数回繰り返す。 10 行目においてグループ分けが失敗となった場合を除き、グループ分けが成功した中で、グループ中心とルールとの関係値の平均が最も大きくなるグループ分けをグループ分け結果とする。

4. 実験と結果

本実験では、あらかじめ動きが決められた複数の行動を含むラジオ体操に対して提案手法を適用し、複数の行動を通じた動き方の違いや、それによる人のグループを発見する過程を確認する。なお、パラメータや特徴量は暫定的なものを用いることとした。

4.1 実験環境

実験では、21 歳から 25 歳までの名古屋工業大学の男子学生 36 人に両手に 1 つずつスマートフォンを図 2 のように保持してもらい、ラジオ体操を行う際の加速度データを取得した。加速度データは、1 度の体操で左右の手に対応する 2 件のデータを採取した。スマートフォンは Nexus 5 を用い、取得した加速度データはサンプリング周波数を一定にするために 50 Hz となるようダウンサンプリングを行った。36 人の参加者はそれぞれ 2 回ずつラジオ体操を行い、合計でラジオ体操 72 回分、144 件の加速度データを取得した。

動作語を生成するためのパラメータを以下のように設定した。ラジオ体操は音楽に合わせて 2 回から 8 回の周期的な運動を行うことから、1 周期を整数個に分割するため、窓分割数を 32 とした。なお、付録 A.1 の ex1: 背伸びの運動は、運動の長さが他の運動の半分のため、実験ではこれを除く 12 個の運動を分析対象とした。またクラスタ中心数は、クラスタ中心をアルファベットで表すために 26

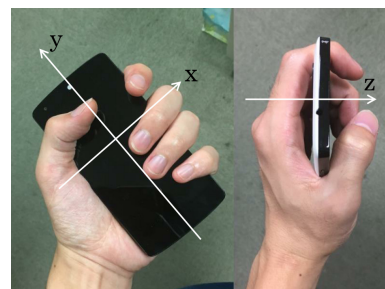


図 2 スマートフォンの持ち方と加速度の軸の方向

Fig. 2 How to grasp a smartphone and direction of accelerometer axis.

とした。クラスタリング手法は k-means 法を適用し、データ数 144×12 個の運動 \times 窓数 $32 = 55,296$ 個の窓を用いてクラスタリングを行った。

クラスタリングを行う際に用いる各窓の特徴ベクトルは以下の 4 つを用いた。

- 窓内の加速度のユークリッドノルムの平均
- 窓内の躍度のユークリッドノルムの平均
- 窓内での加速度の位相を表す量
- 窓内における支配的な加速度の向き

窓内での加速度の位相を表す量は、時系列データの窓をさらに時間で 2 等分し、窓後半の加速度のノルムの平均から、窓前半の加速度のノルムの平均を引いた値である。すなわち、スマートフォンの加速、減速、等速運動を示す値である。窓内における支配的な加速度の向きは、窓内の各軸の加速度の平均の絶対値を計算し、値が最も大きい軸の向きに応じて x 軸なら 0, y 軸なら 0.5, z 軸なら 1 を与えるものである。なお、加速度ノルムの平均、躍度ノルムの平均は $[0, 1]$, 位相は $[-1, 1]$ に正規化してクラスタリングに用いた。

次に、実験で用いた閾値について述べる。部分文字列を頻出とする閾値 $threshold_1$ は 15%, 式 (1) で示した癖 h_1 と h_2 の共起関係を表す $COC(h_1, h_2)$ の閾値 $threshold_2$ は 4.0, 式 (2) で示したルール R_1, R_2 の関係値 $REL(R_1, R_2)$ の閾値 $threshold_3$ は 0.25 とした。 $threshold_1 = 4.0$ は、癖 h_1 を含むデータが癖 h_2 も含む確率が、癖 h_1 を含まない場合の 4 倍であることを意味し、 $threshold_2 = 0.25$ は R_1 を満たすデータの 25% が R_2 を構成する 2 つの癖のうち少なくとも一方を持つことを許している。

4.2 実験結果

4.2.1 動作語の生成

提案手法により、データ数 144 個 \times 運動 12 個 $= 1,728$ 個の動作語が得られた。例として、表 1 にデータ 1 個分の動作語を示す。ここで、表 1 中の exe2 から exe13 は付録 A.1 に示すラジオ体操の運動を表している。

4.2.2 癖の発見

生成した動作語を用いて提案手法により発見した癖を表 2 に示す。

運動 2 と運動 12 はどちらも同じ動きをする運動であり、癖についても似たような癖が見られた。また、運動 5, 6 においても共通する癖が見られた。これらの運動はどちらも静止する部分を含んでおり、文字 p が並んだ癖は手先を静止させている癖と考えられる。

4.2.3 癖のルールの発見

次に、表 2 に示した癖について、共起関係と排他的関係を調べた。表 3 に得られた疑似ルールの一部を示す。

表 3 に示した疑似ルールを含めて、実験では 358 個の疑似ルールが得られた。これらの疑似ルールについて、式 (2)

表 1 得られた動作語の例

Table 1 Examples of motion words.

exc2	pxhpxhwbwbqoqoqoqoqowqoqoqonoqoq
exc3	tqkwiqowawqxhwaxmtwxhtqxmtqmxmxnx
exc4	nthtpwbtqxbwonbwbwontnooqotnthoq
exc5	ppppppppxovxwoqtqopppppponuwult
exc6	pppopoqppoppappppppopopoppppppppp
exc7	pxqwjjwwqvwyzwzgwpxgwxgwxjwgwgxp
exc8	wpgppitpwsbppitpxobppsowxpbhpihw
exc9	pppppppihopopbaboppppaipopopobq
exc10	pwhraowpiwpppoqpxhaabowbxnopiqpq
exc11	owbaxaxppqqpponononthxotpqptpwo
exc12	tpwsnthwiqrnoqtntntntntntnxptntp
exc13	onppppppxappoqppqoppoqponppppapp

表 2 発見された癖

Table 2 Habits discovered from motion words.

exc2	mun, noq, ntm, ntn, qrq, rqr, rvr, rvu, tnt, unt, vrv, vum, wbw, wrq, umumum
exc3	muv, mzm, umz, uvu, yaz, ylz, zlz, zmu, z mz, mumu
exc4	mul, ntm, ont, qtn, tnx, umz, unt, vum, mumu, ntnt, rmum, tntn, umum
exc5	aap, aax, apa, opp, pap, ppa, ppx, appp, paaa, qaaa, aaaaaaa, pppppppp, pppppppp, qppppppp
exc6	aaj, aja, alr, aop, ara, arl, lal, pal, pap, prl, raa, aaal, aaap, alaa, bbbb, laaa, lrla, lrlr, paaa, pppb, rlra, rlrl, opopp, popop, ppopo, aaaaaa, aapppp, ppopp, pppopp, ppppaa, pppp-pop, appppppp, oppppppp, pppppppp, pppppppa, pppppppp, pppppppp
exc7	gyy, vzq, www, wwy, wxv, wxy, wyy, xvz, xyy, yww, ywy, yyg, yyw, yyy, yzq, zqw
exc8	aag, aah, aai, aib, haa, qib, wqi, ibaa
exc9	aaj, aal, ajl, ajp, ala, alr, aop, apo, jap, jlr, lap, lja, lop, lrl, paa, paj, pal, pja, pol, ppr, prl, raa, rla, aaaa, aaap, aapp, ajaj, appo, appp, pppa, pppp, rlra, opopp, popop, poppp, ppopo, pppop
exc10	bpo, ojp, obo, opp, pao, pap, pbo, pbb, poj, pop, poq, pow, ppo, ppp
exc11	non, ntp, ptp, ppx, ntnt, ontnt
exc12	mtn, mun, ntm, num, nun, tmt, tnu, ulu, umt, unt, unu, vum, rmumu, umumul, ntntntn, mumumumu, umumumum
exc13	aol, aon, apa, apo, app, bpp, nop, oaa, ono, opa, pap, pon, pop, ppo, aaaa, aaaa, aaap, aaop, aopp, aoqa, naaa, onaa, oppp, paaa, paao, ppao

に示したルール間の排他的関係について調べた。358 個の疑似ルールを横軸を R_1 , 縦軸を R_2 として置き、交わるセルの色を関係値 $REL(R_1, R_2)$ によってヒートマップとして表したものを図 3 に示す。

図 3 に示したヒートマップは、縦軸、横軸の疑似ルールが交わるセルが排他的関係であるほど赤く、共起関係が強

表 3 擬似ルール (一部)

Table 3 Part of pseudo rules for radio gymnastic exercises.

2:noq →4:tnx	2:noq →12:ntntntn	2:ntm →12:ntm
2:ntn →4:tnx	2:qrq →11:ptp	2:rvr →3:mzm
2:rvr →3:zmu	2:rvr →4:rmum	2:rvr →12:vum
2:rvr →12:umumumum	2:rvu →12:umumumum	2:tnt →4:tnx
2:rvv →3:zlv	2:rvv →3:zmu	2:rvv →4:vum
2:rvv →4:rmum	2:rvv →9:ajl	2:rvv →12:vum
2:rvv →12:mumumumu	2:rvv →12:umumumum	2:vum →3:yaz
2:vum →3:zlv	2:vum →4:vum	2:vum →4:umum
2:vum →12:ulu	2:umumum →3:yaz	2:umumum →12:ulu
2:umumum →12:rmumu	2:umumum →12:umumul	3:mzm →2:rvr
3:mzm →4:rmum	3:umz →4:mumu	3:yaz →2:umumum
3:yaz →12:ulu	3:ylv →4:umum	3:ylv →7:yyg
3:ylv →12:rmumu	3:ylv →12:umumul	3:ylv →12:mumumumu
3:zlv →2:rvv	3:zlv →2:vum	3:zlv →4:vum
3:zlv →4:mumu	3:zlv →4:rmum	3:zlv →4:umum
3:zlv →12:ulu	3:zlv →12:mumumumu	3:zmu →2:rvr
3:zmu →2:rvv	3:zmu →4:mumu	3:zmu →4:rmum
3:zmu →4:umum	3:zmu →9:ajl	3:zmu →12:ulu

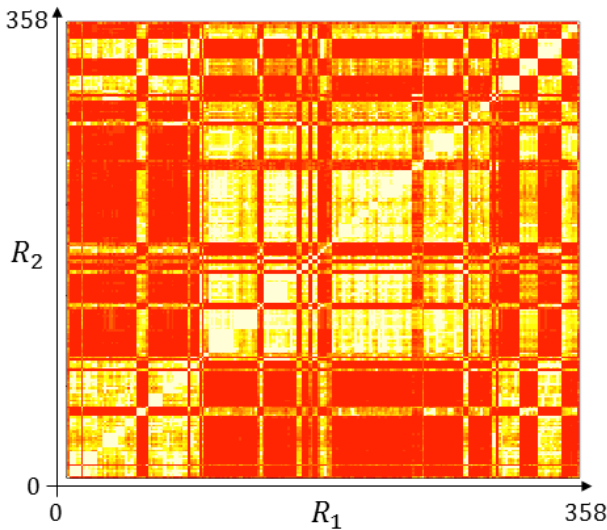


図 3 擬似ルール間の関係
Fig. 3 Relations between pseudo rules.

いほど白く表示されている。図から、各擬似ルールは少なくとも1つのルールと排他的関係にあり、すべてが真の癖のルールであることが分かる。

4.2.4 癖のルールのグループ分け

最後に、得られた癖のルールのグループ分けを行い、癖のルールがグループごとになるよう図3の縦軸および横軸をソートした。ここで、グループ分けアルゴリズム $GR(N, \mathbb{R})$ の繰り返し回数は100,000回とした。

まず、グループ数を2としたときの結果を図4に示す。図4に示した結果では、黄色くなっている部分が大小の2つに別れており、ラジオ体操における動き方には少なくとも2つの癖のグループがあることが分かる。ここで、図4における左下のグループから順にグループ1、グループ2と呼ぶこととする。グループ1、グループ2ともにまだグループ内に赤色の部分が残っており、グループ内のルールが排他的関係になっている部分があることから、さらにグ

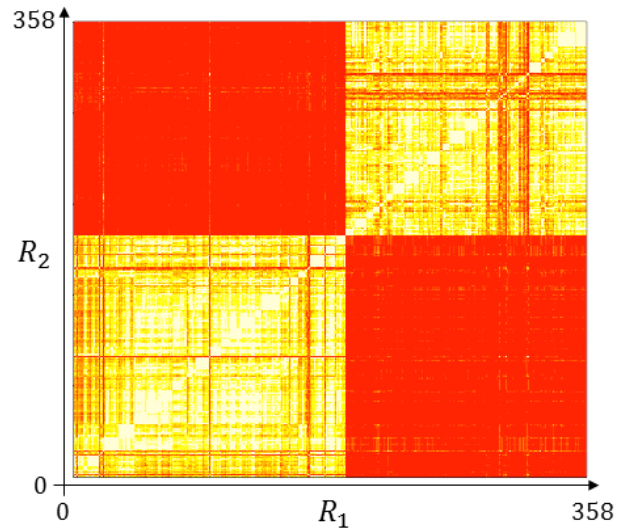


図 4 グループ数2の場合
Fig. 4 Result of $GR(2, \mathbb{R})$.

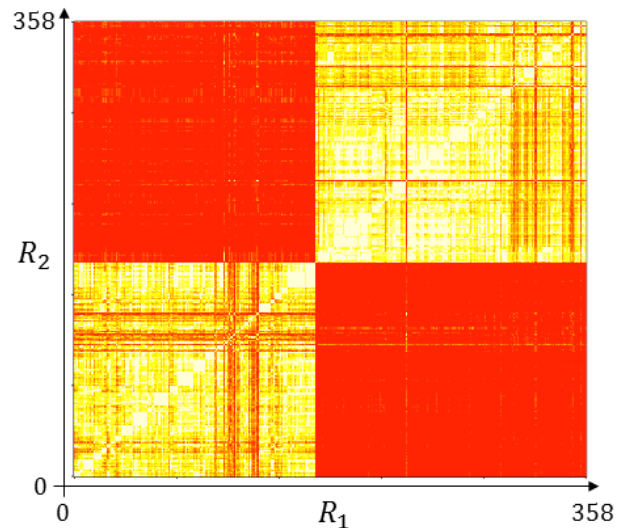


図 5 グループ数3の場合
Fig. 5 Result of $GR(3, \mathbb{R})$.

ループに分けられる可能性がある。

次に、グループ数が3の場合の結果を図5に示す。グループ数を3とした場合、図5ではグループ中心数は3としているが、グループが2つとなっている。したがって、2つのグループは共起していることが考えられる。

各グループにまだ赤い部分が残されていたことから、グループ数を4とした場合のグループ分けを行った。グループ分け結果を図6に示す。図6では、左下から順に4つのグループに分かれているが、グループ3はグループ1と排他的関係にないルールも含んでいることも見られた。

4.3 考察

図6に示した癖のルールのグループ分けについて、以下の手順で人とグループの関係を調べた。

- (1) 各データにおいて、データがグループ内の何割のルー

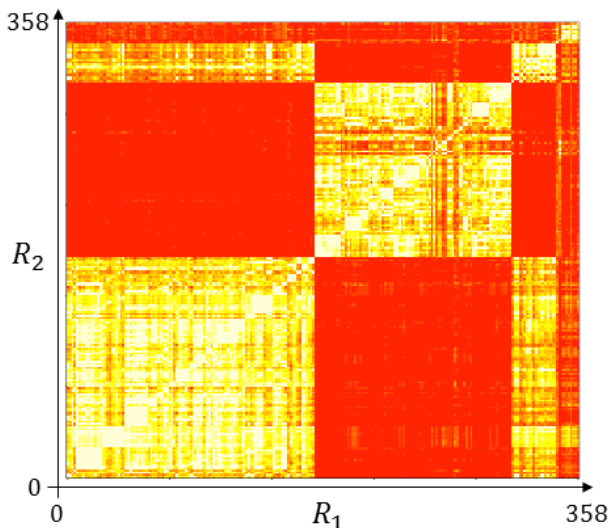


図 6 グループ数 4 の場合
Fig. 6 Result of $GR(4, \mathbb{R})$.

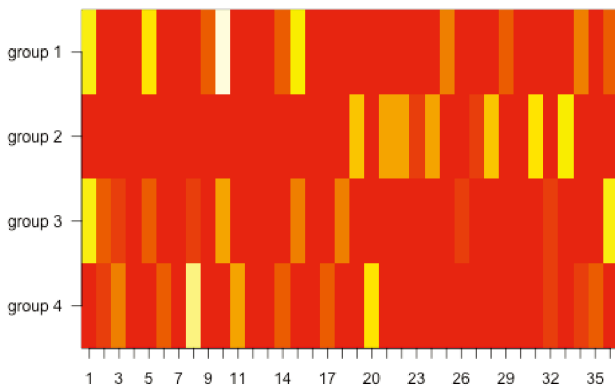


図 7 人とグループの関係
Fig. 7 Relations between humans and groups.

ルを満たしているかをグループごとに計算

(2) 同じ人のデータ 4 件が満たすグループごとのルールの割合の平均を計算

この手順により参加者ごとに各グループを何割満たしているかを算出し、ヒートマップとして表したものを図 7 に示す。図 7 は、横軸に参加者、縦軸に図 6 のグループを左下から順に 1 から 4 で表し、交わる点を参加者がグループ内のルールを何割満たしているかを表したものである。図の色は割合が 0 に近いほど赤、1 に近いほど白く表示されている。図 7 から、一部の例外を除くすべての参加者がいずれか 1 つのグループにのみ属していた。

5. おわりに

本稿では、決められた行動を異なる人間が行ったとき、複数の行動を通した動き方の違いが生じることを確認するため、人が行動したときに生じる手先の加速度を文字列として表現し、文字列中に頻出するパターンの共起関係および排他的関係を調べることで人のグループ分けを行う手法を提案した。実験では、実際のラジオ体操を行う際の加

速度に対して、複数の行動を通した動き方の違いによりグループを発見する過程を確認した。本稿においては暫定的なパラメータと特徴量を用いたが、その検討は今後の課題である。

本手法を用いることで、性格や体格による動き方の変化の分析や、世代に特有な動き方の発見などに用いることができ、様々な議論に有用であると考えられる。

謝辞 行動認識、行動分析に関する議論をはじめ、加速度取得用のソフトウェアを提供していただいた有限会社来栖川電算、特に山口氏と大矢氏に深く感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 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, 情報処理学会研究報告, MBL-74, No.25, pp.1-8 (2015).
- [2] 鍋谷俊輔, 岩本健嗣, 松本三千人: ウェアラブルデバイスによる食べる動作に着目した食事内容推定の研究, マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集 (5), pp.160-167 (2014).
- [3] 卯田駿介, 馬場哲晃, 申山久美子: スマートフォンを用いたボールリフティングスキル自動評価手法の検討, 情報処理学会研究報告, MIUS-106, No.15, pp.1-5 (2015).
- [4] 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, 情報処理学会研究報告, GN-93, No.9, pp.1-8 (2015).
- [5] Moeslund, T.B., Hilton, A., Kruger, V. and Sigal, L.: Learning Action Primitives, *Visual Analysis of Humans*, Springer, ch.17, pp.333-353 (2011).
- [6] 植浦総一郎, 岩井儀雄, 谷内田正彦: 準教師有リクラスタリングによる行動素抽出, 情報処理学会研究報告, CVIM-163, No.36, pp.29-36 (2008).
- [7] Huza, Z.L., Wallace, A.M. and Green, P.R.: Human activity recognition with action primitives, *Proc. 2007 IEEE Int'l Conf. Advanced Video and Signal-based Surveillance (AVSS 2007)*, pp.330-335 (2007).
- [8] 岩井儀雄, 青木康洋, 石黒 浩: 行動素の混合分布に基づく行動認識と例外行動の検出, 電気学会論文誌 C, Vol.130, No.4, pp.546-556 (2010).
- [9] Terumoto, A., Inoue, S. and Hattori, Y.: Benchmarking 'Radio Exercises' Recognition with a Tree-axis Accelerometer, *Proc. 2011 IEEE Int'l Conf. Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2011)*, pp.41-45 (2011).
- [10] Atiqur, A.R., Ogata, T., Tan, J.K., Kim, H.S. and Ishikawa, S.: 人の動作の分割と認識のための DMHI 法, 情報処理学会研究報告, AVM-58, No.96, pp.55-60 (2007).
- [11] 野々口誠人, 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).

付 録

A.1 ラジオ体操の構成

本研究で取り上げたラジオ体操第 1 は以下の 12 種類, 13 個の運動によって構成されている。

exc1: 背伸びの運動

exc2: 腕を振ってあしをまげのばす運動

- exc3: 腕をまわす運動
- exc4: 胸をそらす運動
- exc5: からだを横にまげる運動
- exc6: からだを前後にまげる運動
- exc7: からだをねじる運動
- exc8: 腕を上下にのばす運動
- exc9: からだを斜め下にまげ, 胸をそらす運動
- exc10: からだをまわす運動
- exc11: 両あしでとぶ運動
- exc12: 腕を振ってあしをまげのばす運動
- exc13: 深呼吸の運動



犬塚 信博 (正会員)

1987年名古屋工業大学工学部卒業。1992年同大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。同年同大学助手。2008年同大学大学院工学研究科教授、現在に至る。人工知能、特に帰納学習、知識発見、社会ネットワーク分析の研究に従事。人工知能の教育への応用等に興味を持つ。人工知能学会、電子情報通信学会、AAAI、ACM各会員。



島 孔介 (学生会員)

2014年名古屋工業大学工学部機械工学科卒業。2016年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年同大学院工学研究科博士後期課程。ウェアラブルコンピューティングと知識発見に興味を持つ。



森山 甲一

1998年東京工業大学工学部情報工学科卒業。2003年同大学大学院情報理工学研究科計算工学専攻博士課程修了。博士(工学)。同専攻助手、大阪大学産業科学研究所助手、助教、特任准教授を経て、現在、名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻准教授。人工知能、マルチエージェントシステム等の研究に従事。電子情報通信学会、人工知能学会各会員。



武藤 敦子 (正会員)

1998年名古屋工業大学工学部知能情報システム学科卒業。同年同大学文部科学技官、2004年同大学大学院工学研究科助手、2007年同助教、2016年同准教授、現在に至る。博士(工学)。人工知能、複雑系に関する研究に従事。第25回ファジィシステムシンポジウム優秀論文発表賞。IEEEシニア会員、人工知能学会、日本知能情報ファジィ学会、日本数理生物学会各会員。