

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 武藤 敦子¹ 犬塚 信博^{1,b)}

概要：人間の行動には、例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。

KOSUKE SHIMA^{1,a)} KOICHI MORIYAMA¹ ATSUKO MUTOH¹ NOBUHIRO INUZUKA^{1,b)}

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、人の動きに伴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おこなわれている [4]。

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み合わ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複数人が行ったとき、人によって生じる動き方の違いを分析する。例えば歩行行動では、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。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が可能である。人の動きを行動素によって表現し、局所的に共通する行動素の列を発見することは、世代や文化など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。

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する。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と排他により、互いに排他的な動き方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一に着目する。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。被験者に実際にラジオ体操を行ってもらい、収集した加速度データに対して提案手法を適用したところ、被験者の動き方が複数のグループに分れることが確認できた。

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

a) k.shima.214@nitech.jp

b) inuzuka@nitech.ac.jp

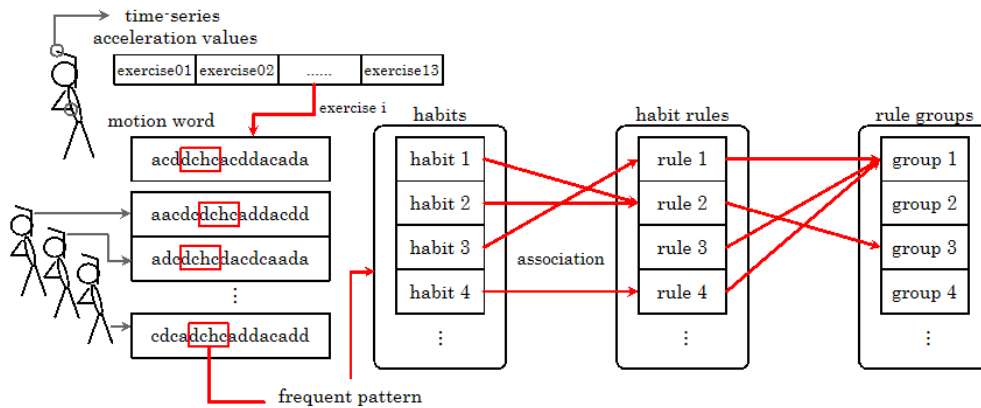


図 1 提案モデル

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 [5]. 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 [7]. 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. 照元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、Ahad 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]. 野々村らは 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と排他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伴う加速度の時系列データを運動毎に分割し、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と排他を調べる.
- (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、運動データ集合 $d_i = \{e_1^i, e_2^i, \dots, e_{13}^i\}$ とする.
- (3) 運動ごとの加速度データを定数個の窓に分割し、各運動データについて窓データ集合 $e_j^i = \{c_1^{i,j}, c_2^{i,j}, \dots, c_m^{i,j}\}$ とする. 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) 全ての窓データ $C = \{c | c \in e, e \in d, d \in D\}$ 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. 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、それを並べることで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し、 $i:r$ と書く。

- 文字列 r の W_i における出現頻度が閾値以上である。
- 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言える。

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共起と排他について調べる。

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 $j:r'$ が少なくとも1つの他の癖の組と排他的である。

条件1は次の指標によって、2つの癖 $i:r$, $j:r'$ 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として考える。

$$\frac{P_{d \in D}(r' \sim w_j(d) | r \sim w_i(d))}{P_{d \in D}(r' \sim w_j(d) | r \not\sim w_i(d))} \geq \text{threshold}_1 \quad (1)$$

ここで $r \sim w_i(d)$ は、癖 $i:r$ 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、式(1)は癖 $i:r$, $j:r'$ が互いに独立であるときに1となり、1よりも大きいとき、大きくなるにつれて共起が強いことを表す。癖 $i:r$, $j:r'$ が式(1)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。

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、あるデータが一方の擬似ルールを満たしているとき、もう一方の擬似ルールを構成する癖を少なくとも1つ含んでいる確率を考える。次の指標はこの確率が小さいことによって擬似ルール R_1, R_2 間の排他性について規定する。

$$P_{d \in D}(s \sim w_k(d) \vee s' \sim w_l(d) | d \propto R_1) \leq \text{threshold}_2(2)$$

$d \propto R_1$ はデータ d が擬似ルール R_1 を満たしていることを表しており、癖 $i:r$, $j:r'$ のどちらも含んでいることを意味する。式(2)の左辺は、擬似ルール $R_1 = i:r \rightarrow j:r'$ が擬似ルール $R_2 = k:s \rightarrow l:s'$ に対して完全に排他的なときに0となる。式(2)の条件を満たす2つの擬似ル

ルは上で述べた条件1及び条件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。このとき、式(2)の左辺の値を癖のルール R_1, R_2 間の関係値と呼ぶこととする。

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、異なる動き方をする人のグループがいくつ存在しているかを確かめることができる。

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、以下の手法によって癖のルールのグループ分けを行う。

- (1) 中心ルールのリスト R_c を空リストとし、以下で得られる N 個の中心ルールに対応する癖のルールのグループ $G_j (j = 1, 2, \dots, N)$ を全て空集合として定義する。
- (2) 前節までの手法で得られる全ての癖のルールからランダムにルールを1つ選択し、中心ルールリスト R_c に加える。
- (3) 中心ルールリスト R_c の要素全てに対して排他的な癖のルールから、癖のルールをランダムに1つ選択し、中心ルールリスト R_c に加える。 R_c に互いに排他的な N 個の中心ルールが決定するまでこれを繰り返す。中心ルールリスト R_c の要素全てに対して排他的な癖のルールが存在しないとき、グループ分けは失敗とする。
- (4) 癖のルール R とリスト R_c の各中心ルールとの関係値を計算する。ルール R との関係値が最大となる中心ルールが R_c の j 番目のルールするとき、グループ G_j に癖のルール R を加える。
- (5) 全てのグループにおいて、中心ルール R_{c_j} とグループ G_j の各要素との関係値の平均を計算する。
- (6) (1) から (5) を任意の回数繰り返し、(5) で計算した平均が最も大きくなるものをグループ分け結果とする。

以上の手法により、グループ数を N 個と仮定してグループ分けが成功するとき、行動中には N 種類の動き方が存在している。

4. 実験と結果

前章で述べた提案手法を実際のラジオ体操を行った際に生じた手先の加速度に対して適用した。

4.1 実験環境

実験では、41人の参加者に両手に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、一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ブ

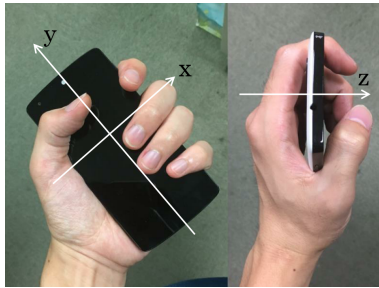


図 2 スマートフォンの持ち方と加速度の軸の方向

リング周波数を一定にするために 50Hz となるようダウンサンプリングを行った。41 人の参加者はそれぞれ複数回ラジオ体操を行い、合計でラジオ体操 168 回分、336 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。またクラスタ中心数は、クラスタ中心をアルファベットの表すために 26 とした。クラスタリング手法は k-means 法を適用し、データ数 336×13 個の運動 \times 窓数 32 = 141,024 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。

- 窓内の加速度のノルムの平均
- 窓内の躍度のノルムの平均
- 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は、運動 i における全動作語の 15% が文字列 r を含んでいるとき、文字列 r は頻出であるとした。式 (1) で示した癖の共起における閾値は 4.0 とした。式 (1) は 2 つの癖が互いに独立なとき 1 となり、共起する確率が高いほど 1 よりも大きくなる式である。閾値が 4.0 であることは、2 つの癖 $i:r, j:r'$ において、癖 $i:r$ を含むデータが癖 $j:r'$ も含んでいる確率が、癖 $i:r$ を含まないデータの 4 倍存在することを意味している。式 (2) で示したルール間の排他に関する閾値は 0.25 とした。式 (2) は 2 つの

表 1 得られた動作語の例

| | |
|-------|-----------------------------------|
| exc1 | dnjeaaajccddnaaaanhaadkcbdnnaadh |
| exc2 | avkvavkneyehdqhdhhdhdhqqghqhqh |
| exc3 | thlyihdybyhvkbyvftvotgvfthvfvvgv |
| exc4 | gtotjyjetjveyqgeyendgtgdhghtgtodh |
| exc5 | aaaaaaaaavdxvydhtjdaaaaadgrjygrpq |
| exc6 | ajdadjaadaabaaaadadadjaaaaaaad |
| exc7 | avhnmnyhyxmyzywynvknhvwywmywvwyj |
| exc8 | nakajiqnnskajitnvdkajsqnvakkaion |
| exc9 | aadjdaaiaoqjaebkdaaaabijdaqadej |
| exc10 | aykcbdyjiyjaaqhjvobenyevgdaihaj |
| exc11 | dnevbvbadjhaqagdgqgtkvnqjhatand |
| exc12 | tjysgtkhehrdhtgtgtgtgtgtvjtqgj |
| exc13 | dgaaaqjanbaaqjaaajdaaqjadgdaabdaa |

ルールが完全に排他的なとき 0 となる式であり、この閾値は 2 つのルール R_1, R_2 において、 R_1 を満たすデータの 25% がルール R_2 に含まれる 2 つの癖のうち少なくとも片方のルールを持っていることを許している。

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 336 個 \times 運動 13 個 = 4368 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 exe1 はラジオ体操第一における 13 の運動のうち、最初の運動を示している。各運動の内容については本稿の最後の付録にて記載する。

運動 5 のからだを横にまげる運動では、腕を大きく動かす部分と止める部分が 2 回ずつ存在し、それぞれ文字 a が続く部分とそれ以外の部分で別れていることが見られた。

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 a 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、共起と排他を調べた。表 3 に得られた擬似ルールの一部を示す。

表 3 に示した擬似ルールを含めて、実験では 461 個の擬似ルールが得られた。これらの擬似ルールについて、式 (2) に示したルール間の排他について調べた。縦軸、横軸に 461 個の擬似ルールを置き、交わるセルの色を式 (2) の左辺の値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であるほど赤く、共起しやすいほど白く表示されている。図から、各疑似ルールは少なくと

表 2 発見された癖

| | |
|-------|--|
| exc1 | aab, aad, abb, adn, bad, bba, bdn, cbb, daa, dab, dnj, dnn, jda, naa, nja, aaaa, bbbd, bbbbb |
| exc2 | fug, gtf, gtg, rfr, tgt, xrf, rfuf, fufufu, ufufuf |
| exc3 | fux, puf, pzp, tfu, ufz, xrx, zfu, zpu, zpz, fufu, ufuf |
| exc4 | fuf, fup, gqg, gtf, gtg, gtj, hqg, htg, qgt, rfu, tgt, ufu |
| exc5 | aab, baa, bab, bba, daa, jaa, abbb, bbcb, bcbb, haaa, aaaad, bbbbc, aaaaaa, bbbbbb |
| exc6 | abb, acb, bda, cba, dad, jaa, adjd, bbbb, bbcb, bbcb, bcpc, cbbb, cpcb, cpcp, pcpc, aaada, aaadj, bbaaa, cbcbb, aaaaab, adaaaa, cbcpcb, jdaaaa, aaaaaac, daaaaaa, aaaaaaaa, aaaaaaad, baaaaaaa |
| exc7 | mzh, vxz, wxz, xnz, xzh, xzx, xzy, xzz, yxz, zhv, zyy |
| exc8 | bbi, bik, ikb, ikc, kcb |
| exc9 | aab, aac, aaj, abb, acp, baa, bba, bda, cba, jaa, jda, aaaa, aaad, aada, acbc, adad, adjd, bbbb, bbcb, bbcb, bcpc, cbbb, cpcb, adaaa, bcpcb, cbcbb |
| exc10 | adn |
| exc11 | gqg, gtg, qgt, tgt, gtjt |
| exc12 | ftg, fug, gqg, gtf, guf, qgt, uft, ugt, upu, upz, xrf, gtgtgt, rfufuf, ufufup, fufufuf |
| exc13 | aaa, aab, abb, aqj, baa, bba, bbb, bbd, bbq, bdj, cbb, daa, dab, jaa, jbb, naa, qja |

表 3 擬似ルール (一部)

| | | |
|------------------|-------------------|------------------|
| 1:cbb→6:cbcbcb | 1:naa→9:adjd | 1:naa→13:jaa |
| 1:naa→13:naa | 1:nja→9:adaaa | 1:aaaa→6:dad |
| 1:aaaa→9:adad | 1:aaaa→9:adjd | 1:aaaa→9:adaaa |
| 1:aaaa→12:gtgtgt | 1:aaaa→13:aqj | 1:aaaa→13:jaa |
| 1:aaaa→13:naa | 1:aaaa→13:qja | 1:bbbb→13:jbb |
| 2:gtg→4:htg | 2:gtg→5:haaa | 2:gtg→6:dad |
| 2:gtg→6:adjd | 2:gtg→6:aaadj | 2:gtg→6:jdaaaa |
| 2:gtg→6:aaaaaaad | 2:gtg→9:aaaa | 2:gtg→9:adad |
| 2:gtg→9:adaaa | 2:gtg→12:gqg | 2:gtg→12:qgt |
| 2:gtg→13:aqj | 2:gtg→13:jaa | 2:gtg→13:naa |
| 2:gtg→13:qja | 2:rfr→12:ufufup | 2:rfr→12:fufufuf |
| 2:tgt→5:haaa | 2:tgt→12:gqg | 2:tgt→12:qgt |
| 2:xrf→12:upz | 2:xrf→12:xrf | 2:xrf→12:rfufuf |
| 2:xrf→12:ufufup | 2:xrf→12:fufufuf | 2:rfuf→3:pzp |
| 2:rfuf→4:rfu | 2:rfuf→4:ufu | 2:rfuf→12:upu |
| 2:rfuf→12:upz | 2:rfuf→12:xrf | 2:rfuf→12:rfufuf |
| 2:rfuf→12:ufufup | 2:rfuf→12:fufufuf | |

も 1 つのルールと排他的な関係にあり、すべてが真の癖のルールであることがわかる。

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。

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

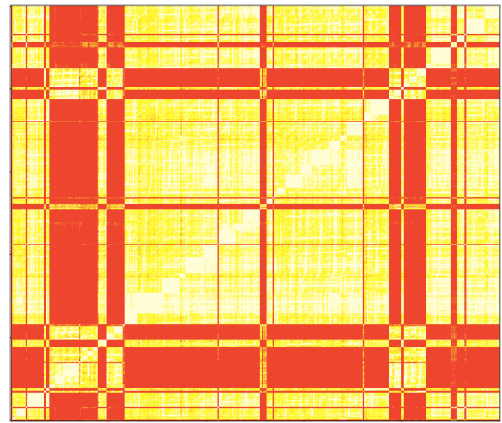


図 3 擬似ルール間の関係

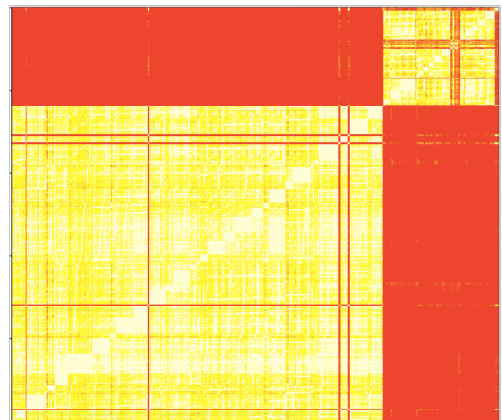


図 4 グループ数 2 の場合

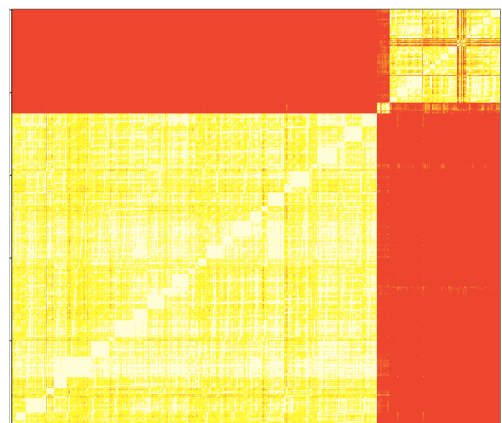


図 5 グループ数 3 の場合

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わかる。ここで、大きい方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。しかし、グループ 1, グループ 2 共にまだ赤色になっている部分があり、グループ分けが完全には行われていないことがわかる。

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 4 におけるグループ 1 から赤い部分が無く、新しいグループが得られていることがわかる。

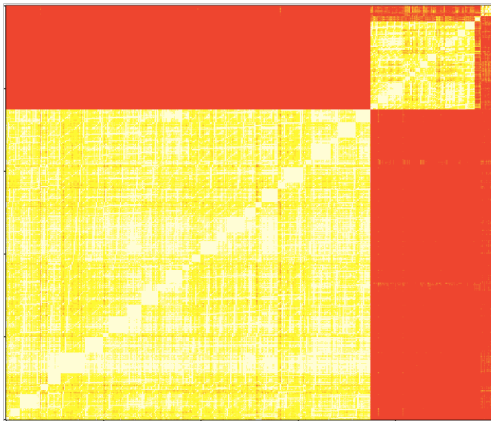


図 6 グループ数 4 の場合

グループ 2 には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、全てのグループにおいて、その中に赤色となっている部分が存在しておらず、グループ内で全ての癖のルールが共起しており、また他のグループとは排他的となるグループ分けが得られた。このことから、グループ数を 4 とした場合のグループ分けが最も適切であると考えられる。

図 6 のグループ 1 について、含まれる癖のルールを調べたところ、文字 a で構成された癖が多く見られた。4.2.2 節から文字 a で構成された癖は静止を表しており、癖のルールの多くを占めるグループ 1 はラジオ体操の各所において手先を静止させる人の動き方を表している。一方、グループ 2 に属する癖のルールには、12:fufuf などの 2 文字の繰り返しによって構成された癖が多く見られた。ここで文字は行動素であり、2 種類の行動素が交互に現れていることから、周期運動をしていると考えられる。

ラジオ体操は音楽に合わせて周期的な運動をすることや、各所で腰に手を当てて手先を静止させる部分があることから、グループ 1, 2 に含まれる癖はどちらも正しくラジオ体操を行なっていることが考えられるが、これらは同じ人には現れないことが分かった。

5. おわりに

本稿では、加速度の時系列データを文字列として表現し、頻出する部分文字列の共起と排他によって人の動き方のグループ分けを行う手法を提案した。実験では、336 個のラジオ体操の加速度データに対して提案手法を適用し、人の動き方が 4 つのグループに分かれることを確認した。今後の課題として、グループ分けを行なった癖のルールについて、それぞれのルールがどのような動きを行なっているかを可視化する必要があること、各グループと文化的、世代的な差との関係を調べる必要があることなどが挙げられる。

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一は以下の 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

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, 情処研報, 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, 串山久美子; 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, 情処研報, MUS-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, 情処研報, GN-93 No.9, pp.1-8(2015).
- [5] T. B. Moeslund, A. Hilton, V. Kruger, L. Sigal, "Learning Action Primitives," in *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, 情処研報, CVIM-163, pp.29-36(2008).
- [7] Z. L. Huza, A. M. Wallace, P. R. Green, "Human activity recognition with action primitives", AVSS, 2007 IEEE Conference on, 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., Hattori, Y.: Benchmarking 'Radio Exercises' Recognition with a Tree-axis Accelerometer, Systems, Man, and Cybernetics(SMC 2011), IEEE, pp.41-45(2011).
- [10] 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).
- [11] 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).