

周期性を考慮した加速度データの運動内容の 可視化と分析のための確率モデルの構築

間崎 崇博¹ 武藤 敦子¹ 森山 甲一¹ 犬塚 信博¹

概要: 行動量データを用いた行動認識や運動評価の研究は広く行われているが、運動内容の解釈に関する研究は見当たらない。行動量データと運動内容の関係の知見を得て、適切に動作を行うためのヒントを与えることができれば、運動を適切に行いやすくなると考えられる。そこで本稿では、行動量データと運動内容の関係の知見を得るため、加速度データの周期性を考慮した文字列表現の確率モデルを構築し、それを図示することで、運動内容の分析を行う。あらかじめ行う運動が決められており、音楽に合わせて行うラジオ体操に着目して、スマートフォンで取得する手先の加速度データを用いる。提案手法では、まず島らの手法を用いてラジオ体操の加速度データを文字列で表現する。次に、文字列を加速度データの周期性を考慮して表現しなおし、その部分文字列の出現確率をマルコフモデルで表し、それを図示する。しかし、この方法ではノードの特徴量が可視化されず、考察しにくい。そこで、特徴量が3次元以下の場合に限定されるが、ノードの特徴量を可視化できる方法も提案する。実験では、2次元の特徴量をxy平面の座標として、ノードの位置と対応させる。また、ビデオを用いた目視による運動評価を行い、運動評価が良いグループと悪いグループのネットワークを比較し、運動内容の違いを考察する。この考察により、動作の前半部分によって後半部分が決まりやすいという結果が出たため、動作の前半部分を工夫することが重要だと示唆された。また、加速度データの特徴量の波形と比較することにより、不安定だと思われる動作を発見できた。

Probabilistic modeling for visualization and analysis of acceleration value which is based on periodicity

1. はじめに

1.1 研究背景

近年、スマートフォンやウェアラブル端末の普及によって、場所を選ばずに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]。また、スマートフォンによって収集した行動量を用いたアプリケーションの開発も行われている [3]。

また、行動認識の対象となる人の行動には、日常的なもので歩行や階段昇降、食事、睡眠などがあるが、特に歩行のような全身を使う行動においては、肩を揺らす、腕を前に大きく振るといった個人差があり、これを分析することは本人認証や健康状態の推定など、様々な応用が考えられる。細井らは、健常者の日常生活における歩行と、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 [4]。杉本らは、スマートフォンで取得した加速度データを用いて、歩行者の酩酊状態を推定する手法を提案している [5]。

行動量を用いた行動認識のなかには、行動量を用いた行動認識による運動評価が行われている。檜原らは、スマートフォンによる歩行動作分析の評価手法を提案している [6]。Strohrmannらは、加速度データから熟練ランナーと非熟練ランナーを区別する手法を提案している [7]。

このように、行動量を用いた運動評価を行う研究は行われているが、運動内容の解釈を行う研究は見当たらない。運動評価が低い、つまり運動が適切に行えていないことが分かっても、実際に適切に運動を行うにはどうすれば良いのかが分からないことがある。そのため、適切な動作を行うためのヒントを与えることが重要だと考える。まずは、分析者が行動量データから運動内容を解釈し、動作と行動量データの関係性に関する知見を得る必要がある。その知

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology

見をもとに、ユーザが適切な動作を行うためのヒントを与えるのが良いと考える。動作と行動量データの関係性を考える上では、適切な動作が行動量でどのように表されているのか考える必要がある。

運動と行動量データの関係性に関する知見を得るためには、行動素を考えるのが良いと考える。行動素を抽出することで、人間の行動を分析する研究がおこなわれている [8][9][10]。行動素とは、原始的な動作のことである。原始的な動作とは、腕を上げる、膝を伸ばすなどの不可分な体の動きである。行動は、行動素の組み合わせによって構成されていると考える。行動素は、行動認識や運動と行動量データの関係性に関する知見を得るだけでなく、様々な応用が期待できる。

島らは、時系列の加速度データを用いてラジオ体操第1の動作分析を行っている [9]。ラジオ体操第1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を分析することを目的としている。島らの手法では、時系列の加速度データを窓に分割して特徴を計算し、特徴をクラスタリングしてそれに文字を割り当てることによって、動作を文字列で表現している。また、特徴に物理的解釈も与えている。さらに、ラジオ体操第1の動作の特徴的なパターン（癖と呼ぶ）を発見し、体操の行い方をグルーピングしている。

癖は、多くの人に共通して現れる原始的な動作列である。そのため、特定の行動において現れる回数が多い原始的な動作列や、ほとんどあるいは全く現れない原始的な動作列を発見できない。これらが発見することができれば、癖では発見できない運動と行動量データの関係性の知見を得ることができる。適切に行動しているデータにおいて現れる回数が多い原始的な動作列は、適切な動作列であると考えられる。また、ほとんどあるいはまったく現れない原始的な動作列は、不自然な動作であることが分かる。

本稿では、実行する行動があらかじめ決められており動作が容易に切り出すことができる対象としてラジオ体操第1に着目する。ラジオ体操には健康増進の効果があるが、適切な行い方がある。行動量を用いた分析対象として、ラジオ体操第1は以下の特徴を持っている。

- 13個の運動によって構成されており、それぞれの運動が多様な動作を含んでいる。
- 行う行動があらかじめ決められており、音楽に合わせて体操を行うため、行動を容易に切り出せる。
- 一般的によく知られた体操である。

その他、ラジオ体操を行う利点として、ラジオ体操はエネルギー消費量が多いため、近年社会問題となっている運動不足の改善が期待できると考える。ラジオ体操は、体の柔軟性や筋力の向上などの健康増進が期待される運動である。特に、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 [11]。また、

特にラジオ体操第1は国内において認知度が高く、運動の負担も高すぎないため、男女問わず幅広い年齢層の人が行うことができる。また、場所を選ばず、短時間で行うことができる手軽さも特徴である。

本稿で提案する手法が応用できるのは、行う行動があらかじめ決められており、音楽に合わせて体操を行うような運動である。例えば、ダンスがある。ダンスは中学校で必修化されている [12]。また、小学校では「表現リズム遊び」や「表現運動」が必修化されている [13]。これらは、リズムの特徴をとらえて踊ることが求められている。

1.2 研究目的

本稿では、運動内容を解釈して、運動と行動量データの関係性に関する知見を得ることを目的とする。行動量データはスマートフォンで取得する加速度データを用いる。スマートフォンは被験者に両手それぞれに1台ずつ持ってもらい、加速度データを取得する。近年スマートフォンは普及しているため、ラジオ体操の手軽さとの相性が良いと考える。本稿では、ラジオ体操第1を対象として、スマートフォンで取得する手先の加速度データを島らの手法を用いて文字列で表し、その文字の出現確率から確率モデルを構築し、それを図示する手法を提案する。これにより体操の運動内容が可視化され、解釈しやすくなる。考察として、「適切」なデータをまとめたグループと「不適切」なデータをまとめたグループにおいてそれぞれ運動内容を可視化、解釈し、比較することによって両者の特徴を議論する。

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。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を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始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 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。

- (1) 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。
- (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、 $d_i = \langle a_i^1, \dots, a_i^{13} \rangle$ 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。

- (3) 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。
- (4) 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。
- (5) 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。

2.2 特徴量と特徴量によって与える運動内容の解釈

島らの用いている特徴量のうち、本稿で用いるものに関して述べる。以下の 2 つの特徴量から運動内容を解釈する。

- 加速度のノルムの平均
- 加速度の位相

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変化量を表し、窓の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。

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である。位相を用いる理由は、加速度ノルム平均では窓内の加速度の変化を表現できないためである。

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定める。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。

3. ラジオ体操の動作の確率モデルの構築および図示の方法の提案

3.1 概要

動作文字の出現確率がマルコフ性を持つと仮定し、マルコフ過程で確率モデルを構築し、それを図示する方法を提案する。これにより、動作が可視化でき、解釈がしやすくなる。本稿で扱うラジオ体操の 2 番目の運動である運動 2

表 1 加速度ノルム平均と位相を用いた運動内容の解釈

Table 1 Explanation which is based on acceleration norms and phase value

	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

は長さ 2 の動作文字列が繰り返し現れるが、本手法はこのような運動に適用することができると思う。

- (1) 島らの手法を用いて動作語を生成
- (2) 動作文字の出現確率をマルコフモデルで構築
- (3) ノードを文字、エッジを出現確率とした有向グラフを生成

3.2 確率モデルの構築の方法

本手法では、動作文字の出現確率にマルコフ性を仮定し、次の動作文字の出現確率はその前の動作文字によってのみ決まると考える。動作文字 X の次に動作文字 Y が現れる確率を以下のように表す。

$$P(Y|X) = (\text{XY の出現回数}) / (\text{X の出現回数})$$

ただし、動作語の末尾の動作文字は次の動作文字がないため、数えない。また、 X の出現回数が 0 の場合、 $P(Y|X) = 0$ とする。具体的な算出方法を表 2 に表す。

3.3 確率モデルの図示の方法 1

3.2 節のようにして構築した確率モデルを図示する。ノードは文字、エッジとその添え字は動作文字の遷移確率を表す。動作の前半のある動作文字 $X1$ と動作の後半のある動作文字 $X2$ に関して、 $X1$ から $X2$ への遷移確率を $P(X2|X1)$ で表す。 $P(X2|X1)$ は青色のエッジで表し、 $P(X1|X2)$ は赤色のエッジで表す。エッジの太さとその添え字の数字の大きさは、添え字の確率が大きいほど大きくする。

この手法の問題点として、図を見ても動作文字のもつ特徴が分からず、別途参照する必要があるため、特徴量を含めた解釈がしにくい。この問題点を解決するための手法として、確率モデルの図示の方法 2 を提案する。

3.4 確率モデルの図示の方法 2

3.3 節の図に動作文字のもつ特徴が分かるように変更を行う。この手法は、特徴量が 1 次元～3 次元の場合にしか使えない。特徴量が 1 次元の場合は、ノードの文字の位置を特徴量の数値をもとに数直線上に図示する。2 次元の場合は、同様に一方のノードを x 軸、もう一方の特徴量を y 軸にして、座標平面上に図示する。3 次元の場合は、同様に 3 つ目の特徴量を z 軸にして、座標空間上に図示する。なお、本稿の実験では特徴量が 2 次元のものを扱う。

表 2 動作語“a1a2a1b2”の動作文字列の出現回数

Table 2 The frequencies of motion strings in motion words “a1a2a1b2”

文字列	出現回数	文字列	出現回数	文字列	出現回数
a1	2	a1a2	1	a2a1	1
a2	1	a1b2	1	a2b1	0
b1	0	b1a2	0	b2a1	0
b2	0	b1b2	0	b2b1	0

4. 実験

4.1 ビデオを用いた目視による判定によるグループ分け 動作の適切さの判定は、以下の手順で行う。

- (1) 運動において注目する箇所において、「適切」な動作であるか「不適切」な動作であるかを定める基準を設ける。
- (2) 注目する各箇所のそれぞれについて「適切」か「不適切」かを記録し、多数派をその動作の評価とする。同数で多数派がない場合は「判定不能」とする。

本稿では、図 1 のような運動 2 において動作 1 から動作 2 に移る瞬間に肘が肩の高さまで上がっているものを「適切」とし、そうでないものを「不適切」とする。実験では動作が安定しているものを対象とするために、判定が 6 回以上「適切」または「不適切」となったものを確率モデルの構築の対象とする。

4.2 実験条件

被験者 11 人、44 個のデータに対してビデオによる判定を行ったところ、判定が 6 回以上「適切」または「不適切」となったものは被験者 11 人、37 個のデータとなった。適切なデータは 16 個、不適切なデータは 21 個である。このデータに対して、確率モデルを構築する。窓分割数は 32、特徴量は加速度のノルムの平均を [0:1] に正規化したものと加速度の位相を [-1:1] に正規化したものを用い、クラスター中心数は 6 として動作語を生成する。これにより、動作の前半と後半にそれぞれ動作文字が 1 文字ずつ対応する。

4.3 実験結果

4.3.1 確率モデル

動作語を元に確率モデルを構築した結果を表 3 から表 7 に示す。表は、行の文字から列の文字への遷移確率を表している。適切なグループの遷移確率を表 3 と表 4 に示す。不適切なグループの遷移確率を表 5 と表 6 に示す。動作文字の特徴量とその解釈を表 7 に示す。

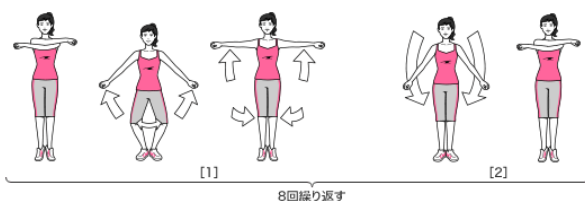


図 1 運動の行い方 [14]

Fig. 1 How to do Exercises 2 [14]

表 3 「適切」なグループの X1 から X2 への遷移確率

Table 3 The transition probabilities from X1 to X2 about the “proper” group

	a2	b2	c2	d2	e2	f2
a1	0.0%	0.0%	4.3%	13.8%	9.6%	72.3%
b1	0.0%	0.0%	27.9%	1.6%	47.5%	23.0%
c1	0.0%	0.0%	0.0%	50.0%	0.0%	50.0%
d1	0.0%	0.0%	8.6%	0.0%	89.7%	1.7%
e1	0.0%	11.1%	0.0%	88.9%	0.0%	0.0%
f1	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

表 4 「適切」なグループの X2 から X1 への遷移確率

Table 4 The transition probabilities from X2 to X1 about the “proper” group

	a1	b1	c1	d1	e1	f1
a2	0.0%	50.0%	0.0%	50.0%	0.0%	0.0%
b2	0.0%	0.0%	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%
c2	28.0%	40.0%	0.0%	24.0%	0.0%	8.0%
d2	16.7%	0.0%	58.3%	0.0%	25.0%	0.0%
e2	15.7%	27.7%	0.0%	56.6%	0.0%	0.0%
f2	60.2%	26.9%	8.6%	4.3%	0.0%	0.0%

表 5 「不適切」なグループの X1 から X2 への遷移確率

Table 5 The transition probabilities from X1 to X2 about the “improper” group

	a2	b2	c2	d2	e2	f2
a1	2.6%	0.0%	6.5%	6.5%	10.4%	74.0%
b1	0.0%	0.0%	17.9%	1.3%	57.7%	23.1%
c1	3.7%	14.8%	0.0%	25.9%	0.0%	55.6%
d1	4.0%	0.0%	20.2%	0.0%	74.7%	1.0%
e1	11.1%	22.2%	0.0%	50.0%	0.0%	16.7%
f1	59.5%	8.1%	21.6%	2.7%	5.4%	2.7%

表 6 「不適切」なグループの X2 から X1 への遷移確率

Table 6 The transition probabilities from X2 to X1 about the “improper” group

	a1	b1	c1	d1	e1	f1
a2	8.3%	0.0%	4.2%	25.0%	4.2%	58.3%
b2	20.0%	0.0%	50.0%	0.0%	20.0%	10.0%
c2	9.1%	18.2%	0.0%	38.6%	0.0%	34.1%
d2	26.1%	0.0%	34.8%	0.0%	34.8%	4.3%
e2	8.7%	36.2%	0.0%	52.0%	0.0%	3.1%
f2	50.6%	26.4%	10.3%	11.5%	0.0%	1.1%

表 7 動作文字の特徴量とその解釈

Table 7 Feature value and explanations of the motion word

文字	大きさ	変化量	解釈	文字	大きさ	変化量	解釈
a	0.286	-0.002	静止	d	0.519	0.529	加速
b	0.362	0.242	加速	e	0.519	-0.515	減速
c	0.387	-0.237	減速	f	0.671	0.083	円運動

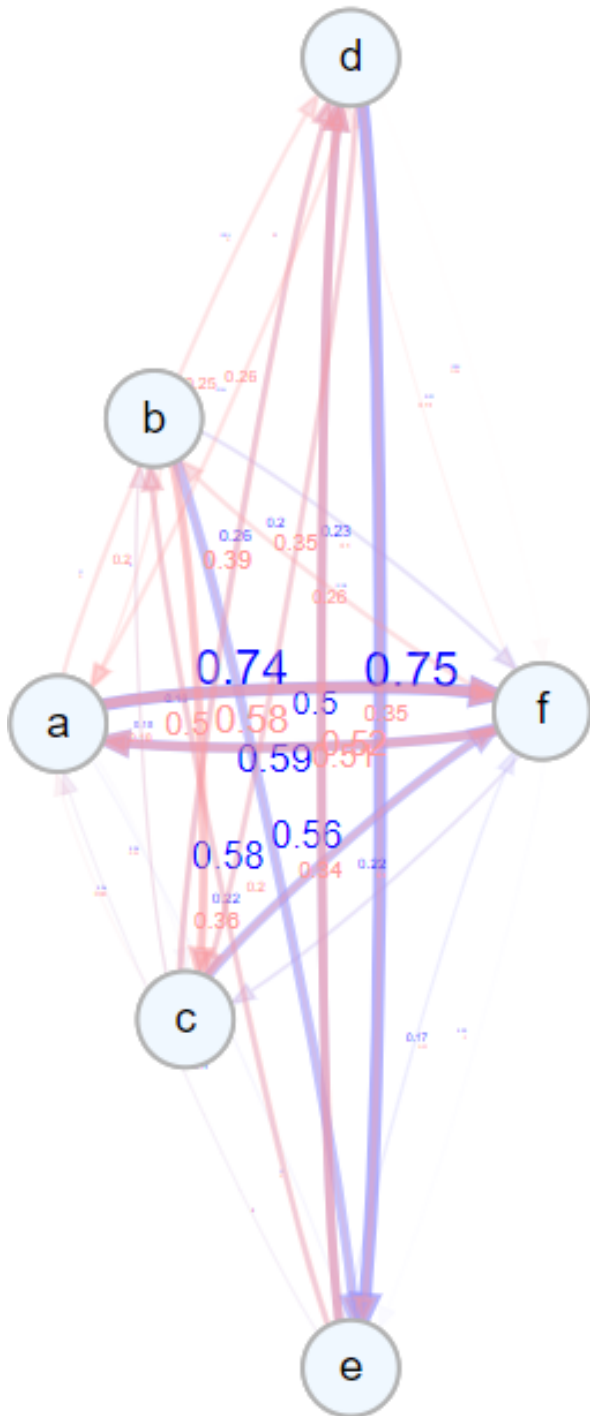


図 5 図示の方法 : 2, 評価 : 不適切
Fig. 5 Method : 2, evaluation : improper

が高いが、これらは動作の前半で手先を静止させており、動作の後半で手先に大きな力をかけ続けている。これは、大きな力をかけ続けたため、その勢いを吸収するために手先を静止させていると考えられる。また、 $a1f2$ は静止させた後に円運動していることから、加減速している $e1d2$ よりも手先の速度が速いことが示唆される。どちらが適切な動作を行う上でより好ましい動作であるかどうかは、同じ運動の他の局所的動作の評価基準を設けて同様に実験を行い、その結果をもとに議論する必要があると考えるが、

これは今後の課題とする。

以上から、適切に動作を行うためのヒントを考える。静止から円運動または加速から減速のどちらにすべきかは現段階では分からないが、静止から円運動の動作だと仮定すると、腕を素早く回すことだと言える。加速から減速の動作だと仮定すると、腕を折り返し地点で止めずに動かし続けることだと言える。

次に、遷移確率が極めて高いものに関して考察する。図 2 を見ると $f1$ から $a2$ への遷移確率と $b2$ から $c1$ への遷移確率は 1 になっているが、他の動作文字から $f1$ への遷移確率と他の動作文字から $b2$ への遷移確率は小さいので、このような遷移は稀であることが示唆される。実際に長さ 2 の動作文字列の出現回数を調べると、 $f1a2$ は 2 回で全体の 0.40%、 $b2c1$ は 1 回で全体の 0.15% であり、このような遷移が稀であることが分かる。このように、この手法は遷移確率が分かるものの、実際にその動作文字列の出現回数が多いことを反映するものではない。

以上より、適切に動作を行うためには腕を回す動作の前半の動作に注意すると良いという知見を得た。別の知見として、周期的な動作が 1 文字分ずれていることが示唆された。

4.4.2 運動 2 の確率モデルの図示 : 方法 2 の考察

ノードの位置すなわち特徴量を考慮して遷移確率を考察する。まず、適切なグループの図 4 と不適切なグループの図 5 の両方に共通するものについて考察する。 af 間と de 間の遷移確率が高い。1 つ 1 つの遷移確率を確認すると、遷移確率が高いのは $a1$ から $f2$ 、 $f2$ から $a1$ 、 $e1$ から $d2$ 、 $e1$ から $d2$ である。ノードの a と f 、 d と e ともに、 x 軸つまり加速度のノルムの平均は 0.5 付近、 y 軸つまり加速度の変化量は 0 付近になっている。この結果は、ある代表的な 1 つの「適切」な動作の加速度データの加速度のノルムの平均の波形を抽出した図 6 から考えると、妥当だと考える。図の横軸は時系列データの順番を表し、縦軸は加速度のノルムの平均を表す。連続したデータ 22 個が動作文字の 1 文字を表す。この結果は、運動 2 の腕を振る動作から予想される加速度のノルムの平均の波形から考えても妥当だと言える。以上のことから、適切に動作を行うためには、 $a1$ から $f2$ 、 $f2$ から $a1$ 、 $e1$ から $d2$ 、 $e1$ から $d2$ への動作を行うことが良いということが示唆される。これらを解釈すると、それぞれ静止から円運動、加速から減速、減速から加速の動作である。

次に、適切なグループの図に関して考察する。図 4 の拍の前半の動作文字から拍の後半の動作文字への遷移確率に着目すると、 $b1$ や $c1$ から他の動作文字への遷移確率は、 $a1$ や $d1$ や $e1$ の遷移確率と比べると低い。適切なグループにこの傾向が現れたことから、拍の前半の文字が $b1$ や $c1$ の場合、動作が不安定になってしまうことが示唆される。不適切なグループの図でもこの傾向は見られるが、適切な

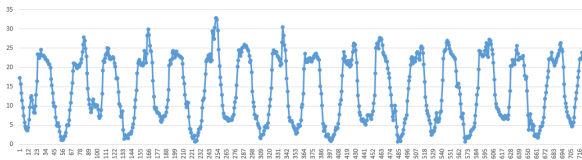


図 6 運動 2 の加速度のノルムの平均の代表的な波形

Fig. 6 A representative wave of acceleration norms

グループほど傾向は顕著ではない。拍の前半の動作文字が b1 や c1 の場合は動作が不安定になってしまうと仮定すると、不適切なグループの方が比較的動作が不安定であると言える。

以上より、不安定だと示唆される動作列を特徴量の考察から発見することができた。これについては、ビデオを用いて目視で確かめたり、加速度データを文字列として表現する前の個々の特徴量の波形を使って、実際に波が不安定になっているかどうか必要があるが、これらは今後の課題とする。

5. まとめと今後の課題

本稿では、島らの手法を用いてラジオ体操第 1 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、提案手法を用いて文字列を構成する動作文字の出現確率の確率モデルを構築し、それを図示する方法を提案した。また、図をもとにして確率モデルの考察を行った。実験結果を考察することにより、遷移確率が高いのは拍の前半の文字から拍の後半の文字の遷移確率であることから、拍の前半すなわち腕を回す動作の前半の動作が決まると、後半の動作が決まりやすいことが示唆された。つまり、適切に動作を行うためには腕を回す動作の前半の動作に注意すると良いことが示唆された。遷移確率が高い動作の特徴量を解釈すると、静止から円運動の動作、加速から減速の動作、減速から加速の動作だった。減速から加速の動作は動作が 1 文字分ずれていると考えられるため、今後はビデオから音楽のリズムとの整合性を見ることによって確かめたい。また、適切に動作を行う上で静止から円運動の動作と加速から減速の動作のどちらが好ましいかは分からなかったため、この検討は今後の課題とする。同じ運動の他の局所的動作の評価基準を設けて同様に実験を行い、その結果をもとに議論する必要があると考えている。以上のように、適切に動作を行うためのヒントとして、静止から円運動または加速から減速の動作のどちらかが候補として上がったが、どちらをヒントとすべきかは現段階では分からない。静止から円運動の動作だと仮定すると、腕を素早く回すことがヒントだと言える。加速から減速の動作だと仮定すると、腕を折り返し地点で止めずに動かし続けることがヒントだと言える。他には、文字の遷移を文字の特徴量を使って解釈することで、不安定だと思われる動作を発見することができた。

今後は、ビデオや文字列として表現する前の個々の特徴量の波形を使って、実際に波が不安定になっているかどうかを確認したい。以上のように、運動と行動量データの関係性の知見を得るという目標に対して、一部知ることができた。適切に動作を行うためのヒントを得るという目標に対しては、候補を得ることができたが、どれをヒントとすべきかは、さらなる検討が必要である。また、本稿で行った実験はラジオ体操第 1 の最も単純な動作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] 樋口雄大, 山口弘純, 東野輝夫; スマートフォン内臓センサを用いた鉄道乗車コンテキストの推定, 情処研報, Vol.75, No.35, pp.1-8(2015).
- [2] 大橋純, 須藤隆, 大内一成, 斉藤龍則; 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, Vol.160, No.10, pp.1-8(2014).
- [3] 来栖川電算: 毎朝体操, 来栖川電算(オンライン) 入手先 (<http://maiasa.jp/>) (参照 2019-01-18)
- [4] 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, Vol.2011, No.1, 297-298(2011).
- [5] 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, 情処研報, Vol.44, No.18, pp.1-7(2014).
- [6] 樫原裕大, 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, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム Vol.32, No.7, pp.1-8, (2011).
- [7] Christina, S., Holger, H. and Gerhard, T.: *What do sensors know about your running performance?*, IEEE ISWC, Vol.2011, No.21, pp.101-104(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).
- [9] 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).
- [10] 間崎崇博, 犬塚信博, 武藤敦子, 森山甲一; 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, 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2017(0), 2J43-2J43, 2017
- [11] 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).
- [12] 文部科学省: 中学校学習指導要領, 文部科学省(オンライン) 入手先 (http://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/new-cs/youryou/chu/hotai.htm) (参照 2019-01-18)
- [13] 文部科学省: 小学校学習指導要領, 文部科学省(オンライン) 入手先 (http://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/new-cs/youryou/syo/index.htm) (参照 2019-01-18)
- [14] 株式会社かんぽ生命保険: <図解>ラジオ体操第一, 株式会社かんぽ生命保険(オンライン) 入手先 (http://www.jp-life.japanpost.jp/aboutus/csr/radio/abt_csr_rdo_dai1.html) (参照 2019-01-18)