

1 はじめに

人間の行動には音声における音素のような原子的な記述があると仮定し、これを表現する研究が行われている [1, 2, 3]. 本研究ではラジオ体操を対象として人間の行動に現れる特徴的な動作について分析を行う。行動には同じ行動でも個人差があり、これを分析することは本人認証や健康状態推定に応用が期待できる。本稿ではラジオ体操を原子的な動作の組み合わせであると仮定して生成した文字列を用いて、個人差に関する特徴的な動作を発見し、その関係を分析する。

2 動作に対する定義と仮定

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：肘を曲げるなど不可分な体の動き
- 動作：原子的な動作の組み合わせであり、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、体の移動など物理的な意味を持つもの

日常的に現れやすい行動は人や状態によって時間幅が異なることが考えられる。また、行動中に現れる動作の認識を行う際には、認識された動作がどの行動に含まれるものかあらかじめ分かっていた方が評価を行う際に好ましい。そこで本稿では行動シーケンスがあらかじめ決められているラジオ体操に着目する。ラジオ体操における行動は 13 の運動から構成されており、体を伸ばす、特定の筋肉を使うなどそれぞれに物理的な意味を持つため、1 つの運動を 1 つの行動として考え、ラジオ体操を 13 の行動からなるものとする。

3 ラジオ体操の行い方の分析

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現する文字列として表現する。

1. 加速度や角速度など行動量の時系列データを d とし、ラジオ体操を m 回行うことでデータセット $\mathbf{D} = \{d_1, \dots, d_m\}$ 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、これを $\langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ とする。
4. 全ての窓の特徴 $U_i \cup_j \langle c_{i,1}^j, \dots, c_{i,n}^j \rangle$ の要素 $m \times 13 \times n$ 個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 動作語に共通するパターンの発見

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。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 における文字列 r 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
- その文字列が同じ運動における他の特徴的な動作に含まれず、飽和なパターンである

3.3 ラジオ体操における個人差の発見

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。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。

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

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。癖のルールはラジオ体操の行い方における癖であり、ここに排他的なものがあるならば、同一のデータには現れないラジオ体操の行い方があると考えられる。そこで、癖のルール間で排他的なものを個人差によるものと考え、ルール間の関係を調べる。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 (2) の条件を満たす

ならば、異なる運動を通しての相関があり、その相関が他の相関と排他的であることを意味し、これをラジオ体操の個人差とする。

4 特徴量の選定

ラジオ体操を行う際の手先の加速度を取得し、表 1 に示す特徴量 [4] から加速度と躍度の平均、分散を用いて提案手法を適用した結果を受け、特徴量間の関係を調べた。図 1、図 2 に示すグラフは表 2 の条件で特徴量を比較したものであり、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いる。分散が大きく躍度の平均が小さい点が見られず、また加速度の分散と躍度は共に加速度の変化を表すため、これらは冗長と考え、分散を特徴量から除くこととした。一方で、特徴量に窓を 2 分割し、前半の加速度の平均と後半の加速度の平均の差を位相を考慮した特徴量、式 (3) を向きを考慮した特徴量として追加した。

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

追加した特徴量は物理的な解釈を与えやすい特徴であり、これら特徴量の組み合わせにより動作語を構成する文字に物理的な解釈を与えることができる。

5 選定した特徴量による癖のルールの抽出

選定した特徴量により、表 3 に示す条件で癖のルールを抽出した。なお、ラジオ体操は周期的な運動を行うため、1 回の運動を 4 分割し、表 3 に示す窓分割数を 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] の乱数を用いる。この条件のもとで癖のルールを抽出したところ、表 4 に示すようなルールが得られた。また表 4 に示した癖のルールの関係を調べたところ、ルール群 {5:l111111→6:l1111, 5:l111111→6:l111111, 6:l1111→5:l111111, 9:l111→6:l111111, 9:l111→6:l111111} は他の癖のルールと排他的であり、またルール群の要素間は排他的でないという結果が得られた。このルール群に対して物理的な解釈を行ったところ、ルールを満たすグループは運動中にしっかりと腕を静止させていると考えられた。

6 まとめと今後の課題

本稿では行動を動作の連続と仮定し、ラジオ体操を動作列として表現し共通するパターンを発見した。また、パターン間の関係を調べることで排他的なルールとして、ラジオ体操における個人差を得た。ラジオ体操における個人差の要因となる身体的特徴や意欲など定性的評価との関係の評価は、今後の課題とする。

参考文献

[1] 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コンピュータビジョンとイメージメディア, 2008-CVIM-163, pp.29-36(2008).

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($\sum_{j=1}^N \frac{m_j^2}{N}$), 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 |

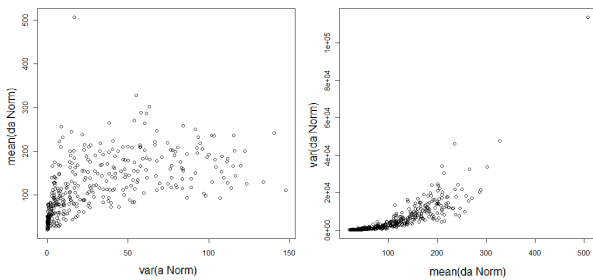


図 1: 条件 4 の関係

図 2: 条件 6 の関係

表 3: 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 |

表 4: 癖のルール

| | | |
|------------------|---------------------|------------------|
| 3:nsp→12:jfafafa | 5:l111111→6:l1111 | 9:l111→6:l111111 |
| 4:faf→7:nnn | 5:l111111→6:l111111 | 9:szg→6:zszs |
| 4:afa→12:afas | 6:gggz→7:cep | 12:jfafafa→3:nsp |
| 4:afa→12:afafafa | 6:ggsz→5:l1111 | 12:fas→4:afa |
| 4:afa→12:jfafafa | 6:l1111→5:l111111 | 12:fjf→4:faf |
| 4:faf→12:fjf | 7:nnn→4:afa | 12:afas→4:afa |
| 4:faf→12:afafafa | 7:nnn→4:faf | 12:afafafa→4:faf |
| 4:faf→12:fafafaf | 7:nyn→4:afa | 12:afafafa→4:fas |
| 4:faf→12:jfafafa | 7:cep→6:gggz | 12:fafafaf→4:faf |
| 4:fas→12:afafafa | 7:nnn→12:fjf | 12:jfafafa→4:afa |
| 4:fas→12:fafafaf | 7:nnn→12:jfafafa | 12:jfafafa→4:faf |
| 4:jfa→12:jfafafa | 9:l111→6:l111111 | 12:jfafafa→4:jfa |

[2] 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, 電子情報通信学会技術研究報告, 100 No.565, pp25-30(2001).

[3] 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講演論文集, 72 ネットワーク, pp.87-88(2010).

[4] 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).