

3 軸加速度センサを用いた歩行状態識別に 有効な特徴量に関する一検討

A Study on Effective Features for Activity Classification with 3-axis Accelerometers

伊吹真俊[†]
Masatoshi Ibuki

宮城茂幸[†]
Shigeyuki Miyagi

1 はじめに

近年、加速度センサやジャイロセンサなどの各種センサを用いた人間の行動理解を目的とする研究が活発に行われている [1][2]。個人の行動認識が可能になれば、様々なコンテキストウェアコンピューティングの提供が可能になる。具体的には、状況に応じた情報の推薦や介護支援などである。

人の歩行状態は行動認識のための基本行動であり、床反力計 [3]、モーションキャプチャー [4] や複数の加速度センサを用いる [5] といった手法が提案されている。実験室内環境では、これらの手法を用いて高い行動認識率を得ることができる。しかし実環境においては、これらの手法に用いられている測定系を直接利用することは現実的でない。近年、スマートフォンの普及が進んでおり、加速度センサを含む種々のセンサがほとんどの機種で標準搭載されている。スマートフォンは日常的に携帯されるので、実環境における行動にかかわるセンサデータを収集するための有効な機器である。また、被験者が意識することなくデータを集めることができるという特徴もある。以上のことから、スマートフォンにより収集されたセンサ情報から、行動推定を行う研究がさかに行われている。

本研究では、スマートフォンの加速度センサによって得られたデータから静止、歩行、走行、スキップ、階段上り、階段下りの 6 種類の行動認識を行う。これまでに加速度センサを用いた歩行状態の識別をテーマにした研究は多数行われている [6][7]。これらの研究ではすでに様々な特徴量が提案されている。それらの特徴量に加え、本論文ではフラクタル次元特徴量を導入し、認識率の向上を計るとともに、効果の高い特徴量の組み合わせに関する検討を行う。

2 行動認識手法の概要

ここでは行動認識手法の概要および本論文で検討する特徴量について述べる。

2.1 処理概要

図 1 に本研究における識別アルゴリズムの処理概要図を示す。まず学習過程では、定められた時間幅、およびサンプリングレートにより 6 種類の行動のセンサ信号を切り出し、学習データとして使用する。それらの学習データより特徴量を抽出し、その特徴量に対して機械学

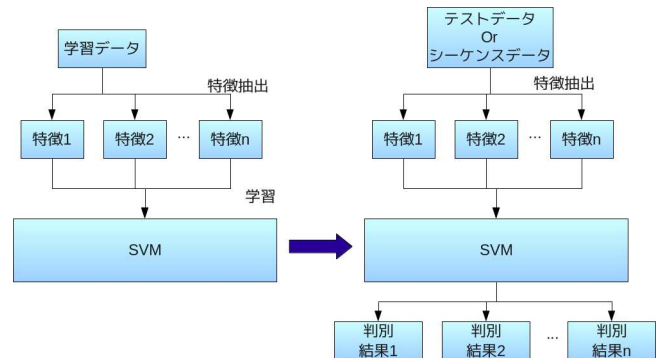


図 1 処理概要図

習を適用しモデルを作成する。本論文では機械学習として SVM (Support Vector Machine) を用いた。

実際のセンサ信号から行動認識を行うためには、あらかじめ定めた時間幅でセンサ信号を切り出し、それより特徴量を抽出する。そして学習から得られたモデルと照らし合わせることで、6 種類の行動のいずれに該当するか判定を行う。

2.2 特徴量

筆者らは文献 [13] において平均、分散、歪度、尖度、信号パワー、零交差数、最大ピーク周波数といった 7 種類の特徴量を用いた。本節ではこれらの特徴量についての概要を述べる。

サンプリングされたセンサ信号を x_i で表し、 N 個の信号からなる信号列を $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ と記述する。

● 平均

平均は基本的統計量の 1 つである。信号列 X の平均 $\bar{x}$ は次式で表される。

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

● 分散

分散は平均と同じく基本統計量の 1 つで、信号列がその平均値からどれだけ離れているかを示す尺度である。信号列 X の分散 σ^2 は次式で表される。

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2)$$

[†] 滋賀県立大学大学院工学研究科

- 歪度

歪度は信号列の分布の非対称性を表す 3 次モーメントに基づく統計量で、次式で表される [14].

$$\beta_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \quad (3)$$

ここで、歪度 β_1 は $\beta_1 = 0$ のとき正規分布、 $\beta_1 > 0$ のとき右裾広がり分布、 $\beta_1 < 0$ のとき左裾広がり分布を示す。

- 尖度

尖度は信号列の分布の尖り具合を表す 4 次モーメントに基づく統計量で、次式で表される [14].

$$\beta_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (4)$$

ここで、尖度 β_2 は $\beta_2 = 3$ のとき正規分布、 $\beta_2 > 3$ のときは鋭いピークを持った裾広がり分布、 $\beta_2 < 3$ のときは丸みがあったピークを持った裾の狭い分布を示す。

- 信号パワー

一般に、時間軸信号の大きさは 2 乗平均値で定義され、それを信号のパワーと呼ぶ。信号パワーは次式で表される。

$$\overline{x^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (5)$$

- 零交差数

零交差数とは、一定時間の間に信号が零レベルと交わる回数のことである。

- 最大ピーク周波数

加速度データをフーリエ変換した際に得られるパワースペクトルにおいて、そのピークが最大となる周波数が最大ピーク周波数である。

2.3 フラクタル特徴量

本研究では、フラクタル次元が特徴量として有効であるかどうかを検討する。一般の時系列信号に対しフラクタル次元を厳密に求めることは難しい。そこで近似的に求める方法を用いた。

本研究では Higuchi 法 [15] を用いてフラクタル次元を求めた。まず、信号列 X に対して、 k で粗視化した時系列のセットを k 個構成する。

$$X_{m,k} = \{x_m, x_{m+k}, x_{m+2k}, \dots, x_{m+[(N-m)/k] \cdot k}\} \quad (m = 1, 2, \dots, k) \quad (6)$$

ここで、 $[\]$ はガウス記号である。各 $X_{m,k}$ に対して長さ $L_{m,k}$

$$L_{m,k} = \left\{ \left(\sum_{i=1}^{[(N-m)/k]} |x_{m+ik} - x_{m+(i-1) \cdot k}| \right) \frac{N-1}{[(N-m)/k] \cdot k} \right\} / k \quad (m = 1, 2, \dots, k) \quad (7)$$

を求める。最後に k で粗視化された際の時系列の長さ $\langle L_k \rangle$ を、式 (7) で求めた k 個の $L_{m,k}$ の算術平均

$$\langle L_k \rangle = \frac{\sum_{m=1}^k L_{m,k}}{k} \quad (8)$$

により計算する。

さまざまな k で粗視化した時系列の長さ $\langle L_k \rangle$ を k に対して両対数でプロットし、グラフが一直線を示すとき、この信号列 X はフラクタル性をもつとされる。 $(\log k, \log \langle L_k \rangle)$ のグラフは通常右肩下がりであるため、傾きを $-D$ とすると、フラクタル次元は D である。また、データ数 N に対して信頼の置ける結果を与える k の範囲は、最小時間間隔 1 から $N/20 \sim N/10$ までの内側にある必要がある。本研究では、データ数 250 に対して、 k を 9 に設定した。

2.4 SVM の概要

本研究では歩行状態の識別にパターン認識器の 1 つである SVM を用いた。SVM は、1963 年に Vapnik らによって発表された教師あり学習を用いるパターン認識器の 1 つである [8]。また、SVM はその認識能力の高さと応用の柔軟性から、様々な分野での分類への応用が進められている [10][11]。

後述の実験では台湾国立大学の Lin らによって作成された LIBSVM ライブラリ [9] を用いた。

3 評価実験

3.1 使用する歩行データ

「人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築」を目指し活動を行っている団体 HASC (Human Activity Sensing Consortium) [12] から、前述の 6 種類の行動データを含む 86 人分のデータの提供を受けた。このデータを用いて歩行状態に対する機械学習を行う。HASC から提供されたデータは、データを提供した人物の端末環境によってサンプリングレートが異なっている。そのため、評価を行う前に全データのサンプリングレートを 50Hz にリサンプリングする処理を行った。また、評価に用いるデータは、各データの 5 秒間の区間のみとした。加速度の取得に使用するのはスマートフォンに搭載されている 3 軸加速度センサで、X、Y、Z 軸の加速度が取得できる。取得した X、Y、Z 軸それぞれの加速度を a_X 、 a_Y 、 a_Z とし、3 軸合成加速度データを a とすると、 a は以下の式で計算できる。

$$a = \sqrt{a_X^2 + a_Y^2 + a_Z^2} \quad (9)$$

3 軸合成加速度を用いるのは、スマートフォン端末の向きや装着位置に関わらず行動の特徴を得るためである。

3.2 評価方法

86 人の被験者から提供を受けた 432 個の加速度データを半分の 216 個に分け、それぞれを学習データ、テス

トデータとした。これらのデータに対し、2.2、2.3節で挙げた特徴量を抽出する。本研究では8個の特徴量を使用するため、最大8次元の特徴ベクトルが得られる。学習データから作成した特徴ベクトル群と、行動の種類を表すラベルをモデルファイルとして作成しておき、テストデータから作成した特徴ベクトルとモデルファイルの特徴ベクトルを比較することでラベルを出力する。出力されたラベルとテストデータのラベルが一致していれば正解とした。

4 実験結果および考察

4.1 各特徴量の効果

本研究で用いる特徴量がどの行動に対して効果があるのかを検証する。まず、平均、分散、尖度、歪度の特徴量を基本特徴量として定義し、基本特徴量における識別率を算出する。次に基本特徴量と信号パワー、零交差数、最大ピーク周波数、フラクタル次元をそれぞれ組み合わせて識別率を算出し、基本特徴量における識別率と比べることで各特徴量がどの行動の識別に有効なのかを推測する。表1より各行動に対して考察を行う。「静止」に関

表1 各特徴量における識別率

特徴量の組み合わせ	識別率 (%)					
	静止	歩行	ジョギング	スキップ	階段上り	階段下り
基本特徴量のみ	98.6	57.5	61.7	86.0	59.8	71.5
基本特徴量 +信号パワー	99.1	57.0	84.1	99.1	61.7	68.7
基本特徴量 +零交差数	99.1	60.7	81.8	92.1	64.5	69.6
基本特徴量 +最大ピーク周波数	97.2	61.7	81.3	88.8	57.5	72.0
基本特徴量 +フラクタル次元	99.1	68.7	84.6	89.7	66.4	77.1

しては、基本特徴量のみを用いた場合でも高精度の識別が可能であった。「静止」の行動では加速度の変化がほとんどないため識別は容易であると考えられる。「歩行」と「階段上り」の行動は、相互に誤認識が起きやすい行動であり、基本特徴量と組み合わせて大きく識別率を伸ばしたのはフラクタル次元だけであった。このことから、フラクタル次元は「歩行」と「階段上り」の識別に有効である可能性がある。「ジョギング」については、基本特徴量と組み合わせたどの特徴量においても識別率が大きく向上した。「ジョギング」の行動は周期が短く、運動のエネルギーも大きくなりがちであるため、組み合わせた特徴量が有効であったのだと推測できる。「スキップ」の行動は他の行動と比べて特殊であるため、基本特徴量のみの場合においても高精度な識別が可能であったが、信号パワーを組み合わせたことでほぼ完全に識別を行うことができた。信号パワーはエネルギーの時間平均値であるため、複雑で激しい行動であるスキップに対して有効だったのだと考えられる。「階段下り」の行動では、識別率が大きく向上したのはフラクタル次元を組み合わせた場合だけであった。

4.2 従来研究との比較

文献[13]では、平均、分散、歪度、尖度、信号パワー、零交差数、最大ピーク周波数の7つの特徴量を用いていた。本研究では、フラクタル特徴量を加え識別率がどの程度向上するかを調べた。得られた識別率を表2、3に示す。表2、3は、テストデータをどのクラスに識別したかを百分率で表している。縦軸がテストデータのクラス、横軸が識別結果のクラスである。例えば、2行2列目の数値は、静止のテストデータを与えたときに静止と識別した結果を示している。表2、3から、本研究では

表2 文献[13]における7つの特徴量を用いたときの識別率

—	識別率 (%)					
	静止	歩行	ジョギング	スキップ	階段上り	階段下り
静止	92.5	0.5	0	0	7	0
歩行	1.4	65.0	0	0	20.1	13.6
ジョギング	3.7	3.7	84.1	0	0.5	7.9
スキップ	0	0	0	98.6	0	1.4
階段上り	3.7	22.0	0.5	0	60.3	13.6
階段下り	3.7	5.1	0	0	19.2	72

表3 フラクタル特徴量を加えたときの識別率

—	識別率 (%)					
	静止	歩行	ジョギング	スキップ	階段上り	階段下り
静止	97.7	0.5	0	0	1.9	0
歩行	1.4	69.6	0	0	15.4	13.6
ジョギング	2.3	4.2	83.2	0	0	10.3
スキップ	0	0	0	99.1	0.5	0.5
階段上り	1.9	16.8	0.9	0	69.2	11.2
階段下り	1.9	5.6	0	0	15	77.6

「歩行」と「階段上り」間の誤認識が減少していることが分かる。

4.3 歩行・階段上りにおけるフラクタル次元

4.2節から、フラクタル次元を特徴量に適用することによって「歩行」、「階段上り」の行動の識別率が向上していることが分かる。ここで、86人分のデータに対してフラクタル次元のヒストグラムを作成し、図2に示す。

「歩行」と「階段上り」のヒストグラムが重なっている部分があるものの、それぞれは別の特性を持っていると推察できる。「歩行」と「階段上り」の行動における加速度は非常に良く似た特徴を持っているが、フラクタル次元を特徴量とすることで両行動間で異なる特性を抽出し、識別率を向上させることができたのだと考えられる。

5 おわりに

本研究では、スマートフォンに搭載された3軸加速度センサの使用を想定し、被験者やセンサの装着位置の変化に対して頑強な特徴量の適用を提案し、評価結果について述べた。6種類の行動について、被験者86人分のデータを用いて評価を行った結果、約83%の精度で歩行状態の識別が可能であることを確認した。また、評価結

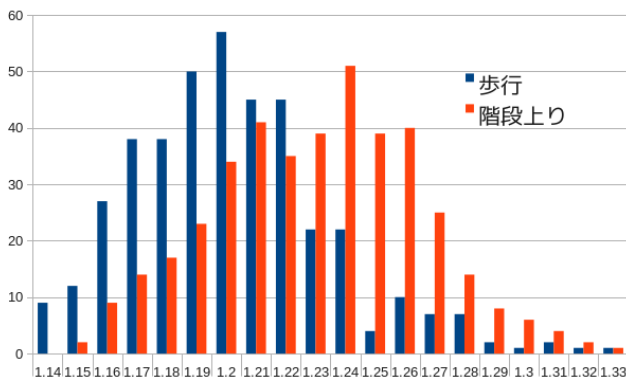


図2 「歩行」と「階段上り」のフラクタル次元

果から、本研究で提案したフラクタル次元は従来研究での課題であった「歩行」と「階段上り」の識別に対して有効な特徴量であることを定量的に示した。

今回、フラクタル次元を用いた歩行状態識別によっていずれの行動においても約70%以上の識別率を実現することができた。しかしながら、高精度なコンテキストウェアコンピューティングを実現するためにはさらなる識別率の向上が必要である。そのために、フラクタル次元以外の「歩行」と「階段上り」の識別に有効な特徴量を検討していきたい。

参考文献

- [1] Šprager Sebastijan, Zazula Damjan : A cumulant-based method for gait identification using accelerometer data with principal component analysis and support vector machine, *WSEAS Transactions on Signal Processing*, 5(11), pp.369-378, 2009-11.
- [2] 興梠正克, 大隈隆史, 蔵田武志: 歩行者ナビのための自蔵センサモジュールを用いた 屋内測位システムとその評価, シンポジウムモバイル研究論文集, 2008, pp.151-156, 2008.
- [3] 木村昭彦, 高田一: 床反力計による歩行能力測定システムの開発, 山梨講演会講演論文集, 2004, pp.7-8, 2004-10-23.
- [4] 崔雄, 関口博之, 鶴田清也, 八村広三郎: モーションキャプチャを用いた日本伝統芸能における歩行動作の特徴量抽出, 全国大会講演論文集 第71回平成21年(4), pp.“4-393”-“4-394”, 2009-03-10.
- [5] 熊井満喜, 終幸伸: 3軸加速度センサによる動作分析の可能性, 埼玉理学療法, 12(1), pp.33-38, 2005.
- [6] 千葉雄樹, 宮崎陽司: センサ装着位置の差異に頑強な加速度による移動行動の推定, 電子情報通信学会技術研究報告, 110(454), pp.215-221, 2011-03-07.
- [7] 笠原弘樹, 伊藤智則, 吉井英樹, 鶴丸和宏, 小松尚久: 加速度データの周期性に着目した歩行状態の識別に関する一考察, 電子情報通信学会技術 LOIS, 111(50), pp.21-26, 2011-05-12.
- [8] Vladimir N.Vapnik : The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, 1995.
- [9] Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin : LIBSVM – A Library for Support Vector Machines, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, 2013-06-27.
- [10] 青木空真, 佐藤憲一, 星憲司, 川上準子, 森弘毅, 齋藤芳彦, 吉田克彦: 医療データ解析へのサポートベクトルマシン (SVM) の応用, 東北薬科大学研究誌, 56, pp.67-74, 2009-12-00.
- [11] 佐々木裕, 磯崎秀樹, 鈴木潤, 国領弘治, 平尾努, 賀沢秀人: SVM を用いた学習型質問応答システム SAIQA-II(自然言語), 情報処理学会論文誌, 45(2), pp.635-646, 2004-02-15.
- [12] 河川信夫: HASC, <http://hasc.jp/>, 2013-06-27.
- [13] 伊吹真俊, 宮城茂幸: はじめての HASC Challenge 1 -スキップの識別に有効な特徴量はあるのか-?, HASC Challenge 2012 シンポジウム, 2012-12.
- [14] 磯村太郎, 野村祐基, 坂井陽俊, 安川博: 屋内環境下における歩行足音の検出手法に関する一検討, 電子情報通信学会技術研究報告, 107(548), pp.1-6, 2008-03-07.
- [15] 樋口知之: 時系列のフラクタル解析, 統計数理, 37(2), pp.212-233, 1989.