

手に保持された端末の加速度センサを用いた歩行状態推定

太田 麗二郎† 廣津 登志夫†
†法政大学大学院 情報科学研究科

1. はじめに

近年ユーザの活動記録であるライフログを用いてユーザに合わせたコンテンツを提供するサービスが進展している。ライフログにおいて加速度情報は人物の行動推定への応用に期待が高まっておりより多くの情報を把握するための研究が行われている。例えば加速度情報からユーザの移動手段や道路状況などを分析できれば位置情報と組み合わせることでより有効な避難経路の作成やユーザが利用しやすい導線設計が可能であると考えられる。

これまで人物の加速度情報取得には多様なウェアラブルセンサが用いられており、その装着場所も頭部から脚部[1]まで多く研究されてきた。しかしながら人物の行動の多様性や複雑さのために高精度の識別手法の確立には長時間の計測が必要とされている[2]ため実用的ではなかった。そこで普段から所持している携帯電話を用いて行動識別を行うことができれば別途センサを装着する手法に比べてユーザの負担を軽減させることができると考えられる。しかしながらスマートホンの加速度センサを用いた歩行者移動状態推定の研究においてもその多くは端末を体の一部に固定する必要がある。実際の利用形態などを考慮すると手に保持した状態での移動状態推定が必要になる。そこで本研究では端末を手に保持した状態で計測を行い取得した加速度情報からの歩行状態推定手法について実現可能性を示す。

2. 加速度情報からの歩行状態推定

本研究では加速度情報から歩行状態を識別するためにパターン認識技術を用いる。事前に取得したセンサの情報にケプストラム分析を用いることで得られる特徴量を学習データとして与え、テンプレートを作成、比較し評価する。歩行状態推定にケプストラムを用いている研究[3]では安定しない端末の姿勢による影響を軽減するためにセンサの情報に3軸加速度の合成成分を用いている。合成成分は以下のように定義する。

$$A = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (1)$$

しかしながら複数の行動パターンの特徴を抽出することを考慮するとこの手法は情報量の低下を招く恐れがある。歩行状態推定に特定の軸方向成分を使用している研究[4]もあることから推定に特に有効である軸が存在すると思われる。そこで加速度情報には3軸合成成分と各軸の成分を用いて精度を比較する。

2.1. ケプストラム分析

信号処理においてサウンドデータの音の高さを調べる手法としてケプストラム分析がある。入力信号を $x(t)$ とおいた時ケプストラムは短時間振幅スペクトル $X(f)$ の対数の逆フーリエ変換として定義され以下のように表される。

$$x(m) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \log|X(k)| \exp\left[\frac{j2\pi km}{N}\right] \quad (2)$$

ケプストラム分析では次のような有限インパルス応答(FIR)フィルタによって周期性を示す信号が生成されると仮定している。

$$x(n) = \sum_{k=0}^N x_e(k)x_p(n-k) \quad (3)$$

ここで $x_p(n)$ は信号の周期性を示す成分、 $x_e(k)$ は信号の周波数特性のおおまかな形状を表すスペクトル包絡成分である。式(3)はFIRフィルタそのものであることから、この周波数特性は以下になる。

$$X(f) = X_e(f)X_p(f) \quad (4)$$

ここで $X_e(f)$ は周期成分、 $X_p(f)$ はスペクトル包絡成分の周波数特性である。すなわちケプストラム分析では周期成分の周波数特性 $X_p(f)$ とスペクトル包絡成分の周波数特性 $X_e(f)$ を掛けあわせたものが周期性を示す信号の周波数特性 $X(f)$ になると仮定している。ここで $X(f)$ の対数変換は

$$\log|X(f)| = \log|X_e(f)| + \log|X_p(f)|$$

となる。このように対数処理を施すことによって周期成分とスペクトル包絡成分を乗算から加算の形式に分離することができる。以上よりケプストラムはフーリエ変換を F と表して

$$F^{-1}[\log|X(f)|] = F^{-1}[\log|X_e(f)|] + F^{-1}[\log|X_p(f)|] \quad (5)$$

となる。ケプストラムの性質として右辺第1項はスペクトル包絡成分、第2項は周期成分に対応する。これらを用いて歩行データの時間波形 $x(n)$ を2つの信号 $x_e(k)$ と $x_p(n)$ で表すことで歩行状態によって生じる特徴量を抽出する。

2.2. LPC ケプストラム

本研究で扱う加速度情報は m 個の過去の値

$$X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_{n-m}$$

を現在の X_n を線形予測するために観測できるデータとみなすことができる。予測は

$$\hat{X}_n = - \sum_{k=1}^m a_k X_{n-k} \quad (6)$$

で与えられる。ここで線形予測係数 a は自己相関行列 R_m と自己相関ベクトル v を用いて以下のように表される。

$$a = -R_m^{-1}v \quad (7)$$

線形予測係数の妥当性は標本値 X と線形予測値 \hat{X} 間の平均2乗誤差で評価され、最適化のためここでは直交性原理を用いている。LPCケプストラムで抽出されるスペクトル包絡はFFTケプストラムのものよりもスペクトルのピークを重視した形になることが知られている。スペクトル包絡は歩行データの時間波形における振幅情報を表すため、取得環境などの影響を受けづらいことから本研究ではLPCケプストラム分析による特徴量の抽出を行う。

2.3. ベクトル量子化

ベクトル量子化(VQ)とは実数の順序づけられた集合であるベクトルを量子化するためにスカラ量子化を一般化したものである。VQの出力は元の信号を圧縮したものであり、多くの場合、画像や音声の圧縮に用いられる。しかしそれのみでなくベクトルを用いることで部分的な入力

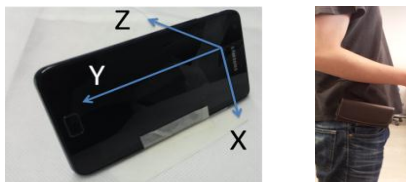


図 1. 端末の 3 軸方向と腰部装着の様子

信号が持つほとんどの形のパターンを記述することができるためパターン認識手法の 1 つとしても用いられている. VQ は入力ベクトルの各要素をコードブックと呼ばれる任意の数の代表点に近似することで行われる. 近似された値の集合 Q は以下のように表される.

$$Q(x_m) = c_n, \text{ if } x_m \in S_n \quad (8)$$

ここで x_m は入力ベクトル, c_n はコードブック, S_n は c_n に属する要素が分布する範囲を示している. 近似の信頼性は標本値と近似値の 2 乗誤差で表し以下のように定義する.

$$D_{ave} = \frac{1}{Mk} \sum_{m=1}^M ||x_m - Q(x_m)||^2 \quad (9)$$

これを 2 乗誤差ひずみ測度と呼ぶ. 識別器の最適化には LBG+splitting アルゴリズムを用いる. これは 2 乗誤差ひずみ測度が一定の閾値より小さくなるまで反復を繰り返す手法である. 本研究では予備実験で最適な解を示した分割数 4, 閾値を 0.001 とした. 識別段階では各学習データから作成されたコードブックに対して評価データを与え近似後, 各要素の 2 乗誤差ひずみ測度が最も小さい状態, つまり最もフィットする状態を現在の状態と判定する.

2.4. 3 軸成分

実験に使用した端末の 3 軸加速度成分方向を図 1 に示す. 図中の矢印方向を正, 逆方向を負の加速度として測定した. 腰部に固定した状態では進行方向が負の Y 軸方向, 進行方向に対して水平左方向が正の Z 軸方向, 垂直方向が正の X 軸方向に対応する. 手に保持した状態では進行方向が負の Y 軸方向, 進行方向に対して水平右方向が正の X 軸方向, 垂直方向が正の Z 軸方向に対応している. 加速度情報に 3 軸合成成分ではなく 3 軸各成分を用いることにより端末の姿勢による誤差が生じるが, スマートホンには加速度の他に地磁気, ジャイロスコープなどのセンサが搭載されておりこれらを用いることで姿勢及び加速度情報の補正が可能であることから本研究では 3 軸各成分に着目して実験を行う.

3. 評価概要

実験諸元を表 1 に示す. 本研究での識別対称は平地歩行, 階段昇り, 階段下りの 3 状態である. 階段は踊り場を 4 回経由しており 4 階層分の昇降で計測した. 計測には GalaxyS2 を用いた. サンプル周波数は端末の上限精度である 100Hz で計測した. 評価のための特徴量には LPC ケプストラムの低次の係数を用いる. ケプストラム分析のパラメータは既存手法で用いられているフレーム長 2.56 秒, シフト長 0.04 秒, 次元数は 5 で行う. 学習段階では 60 秒間の各状態データに対してケプストラム分析を行い抽出された各特徴量に対して LBG+Splitting アルゴリズムを用いたベクトル量子化を行う.

4. 評価結果・考察

腰部に固定した状態の正解率を表 2 に, 手に保持した状態の正解率を表 3 に示す. 表 2 より腰部に固定した状態での識別では合成成分及び Z 軸において特に平地歩行の場合に高い精度が出ている. これに対して階段の昇り, 降

表 1. 実験諸元

場所	法政大学 小金井キャンパス構内
データ数	6000
取得時間	各歩行状態につき60秒間
使用端末	Galaxy S2
サンプリング周波数	100Hz

表 2. 腰部固定状態での識別率

腰部固定	X軸	Y軸	Z軸	合成
平地歩行	50%	69%	96%	83%
階段降り	48%	54%	62%	64%
階段昇り	51%	61%	72%	71%
平均	50%	61%	77%	73%

表 3. 手持ち状態での識別率

手持ち	X軸	Y軸	Z軸	合成
平地歩行	24%	41%	60%	71%
階段降り	41%	33%	39%	40%
階段昇り	48%	24%	89%	55%
平均	38%	33%	63%	55%

りでは精度が低下している. そこで誤識別した割合をみると Z 軸の階段降りでは 24% が階段昇り, 階段昇りでは 15% が階段降りと評価されており, 合計はそれぞれ 86%, 87% である. 同様に合成成分では階段降りでは 11% が階段昇り, 階段昇りでは 16% が階段下りと評価されており合計はそれぞれ 75%, 87% である. このことから Z 軸を用いることで平地歩行と階段の昇降を識別できると考えられる. また, 今回の実験では階段の昇降において合計 7 回の折り返しがあり, 各折り返しにつき 2 秒ほどの平地歩行が行われているため, 精度の検証が困難であり階段のみを含むようなデータセットが必要である.

次に手で保持した状態の識別では表 3 より Z 軸の精度が高いものの全体として識別率が低下していることがわかる. 手持ち状態では端末が固定されないことで手振れなどの計測誤差が生じる. そのため各軸ケプストラムの低次成分の相関が強くなることで識別が困難になっているものと考えられる. また腰部固定時と共通して階段下りの識別率が低い事がわかる. 一般に階段の降りの方が昇りや平地歩行に対して生じる加速度が大きいため値が分散し, 識別率が低下していると考えられる.

5. まとめ

本研究では手に保持した端末の加速度情報からの移動状態推定において 3 軸各成分を用いることを提案し, 特に Z 軸成分を用いることで平地歩行と階段昇降は識別が可能であることを確認した. しかしながら階段昇りと下りの識別には別の指標が必要になると考えられる. 両者の分散に開きがあることから確率モデルに基づく識別などの有効性を検討したい.

参考文献

[1] Stephan Beauregard, Omnidirectional Pedestrian Navigation for First Responders, Positioning, Navigation and Communication, 2007. WPNC '07. 33-36, 2007-03-22.

[2] 田淵勝宏, 納屋太, 大村廉, 野間春生, 小暮潔, 岸野文郎, 加速度センサを用いた日常行動識別におけるデータ収集条件の識別性能への影響評価, 電子情報通信学会技術報告, PRMU, パターン認識・メディア理解, 106(73), 43-48, 2006-05-19

[3] 伊藤智則, 上原聡介, 笠原弘樹, 市野将嗣, 吉井英樹, 鶴丸和宏, 甲藤二郎, 小松尚久, 加速度センサを用いた歩行状態識別におけるケプストラム分析の有効性に関する一考察, 電子情報通信学会技術報告, ICM, 情報通信マネジメント 111(382), 39-44, 2012-01-12

[4] 上坂大輔, 村松茂雄, 岩本健嗣, 横山浩之, 手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案, 情報処理学会論文誌 52(2), 558-570, 2011-02-15