

複数センサを利用した移動状態の推定手法に関する検討

A study on moving state estimation using smartphone built-in sensors

吉田 慶介† 小栗 悠生† 松野 省吾† 大山 実†
Keisuke Yoshida Yuki Oguri Shogo Matsuno Minoru Ohyama

1. はじめに

日常的に持ち歩く情報端末に搭載されたセンサから取得可能な情報を用いて人間の移動状態を認識しようという試みが活発に行われている。移動状態の推定は GPS やマイクを用いた方法^[1]や、単一 3 軸加速度センサなどのセンサ類を用いた方法^{[2][3][4][5][6]}が提案されている。ユーザの移動状態を高い精度で推定できれば、ライフログやユーザの状態に基づいた各種情報の提案が可能となる。

移動状態推定の対象状態としては歩行や走行、乗り物での移動など、さまざまなケースが考えられる。本研究では、スマートフォンのようなモバイル端末に搭載されている各種センサ(加速度, 気圧)を用い、人間が自らの足で移動している状態の推定をモバイル端末単独で行う方法について検討している。気圧センサを用いる手法についても先行研究^[7]において議論がなされているが、実験の環境が限定的であることや被験者数が 1 名と少ないことが課題であった。本稿では気圧センサを用いた階段上り下り状態の分類手法の検討およびモバイル端末単独で移動状態推定に必要なデータ収集・推定を可能にするアプリケーションを開発し被験者 10 名による実験を行ったので報告する。

2. 移動状態推定手法

推定対象となる移動状態を表 1 に示す。このとき、階段の踊り場も階段状態に含める。

表 1. 移動状態推定対象

停止	停止している状態
歩行	歩いている状態
走行	ジョギング程度の走っている状態
階段上り	踊り場を含む階段を上っている状態
階段下り	踊り場を含む階段を下っている状態

移動状態推定は学習フェーズと推定フェーズからなる。どちらのフェーズもまず 20ms 間隔で取得した加速度センサから得られた生データから特徴量を算出する。学習フェーズでは算出した特徴量を元に学習器によるモデルデータを生成する。次に、推定フェーズでは生成したモデルデータに基づき算出した特徴量から現在の移動状態を推定する。機械学習による推定結果が「歩行または階段下りまたは階段上り」であった場合には気圧センサの値を用いて各状態に詳細に分類する。学習器にはオンライン学習アルゴリズムである AROW^[8]を使用した。

2. 1 特徴量の算出

端末の加速度センサは端末から見た座標系で X, Y, Z 軸方向の加速度を検出するため、人間から見た座標系に変換する必要がある。座標系の変換はまず、端末の方位センサから端末の角度を求め、その値から回転行列を作成する。この回転行列と加速度センサから取得した 3 軸方向加速度との積を求めることで人間から見た座標系での 3 軸加速度値が求められる。3 次元空間での回転行列式は、端末の角度 θ のとき、

$$R_x(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$R_y(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$R_z(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

となる。ここで R_x, R_y, R_z は x, y, z 軸に対する回転行列を示す。次に上記で変換した加速度値から特徴量を算出する。特徴量は文献^{[1][2][3][6]}等を参考に以下の 6 特徴量を用いる。図 1 に歩行、階段、走行状態と対応する Z 軸加速度値の分散の一例を示す。

1. X, Y 軸加速度値の分散
2. Z 軸加速度値の分散
3. Z 軸加速度振幅の最大周波数成分の強さ
4. Z 軸加速度振幅の周波数
5. Z 軸加速度値の尖度
6. Z 軸加速度値の歪度

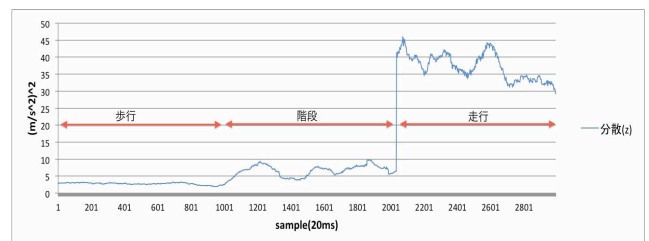


図 1. Z 軸加速度値の分散と対応する移動状態

2. 2 機械学習による学習および推定

算出した特徴量を元に AROW による学習及び推定を行う。学習は学習フェーズにおいて算出された特徴量を随時 AROW に入力し学習モデルを更新する。推定フェーズでは算出さ

れた特徴量を AROW に入力し「停止」, 「走行」, 「歩行」または階段下りまたは階段上り」の 3 状態に分類する. 停止または走行状態と分類された場合はその結果を現在の移動状態として決定し, 「歩行または階段下りまたは階段上り」であった場合には次に気圧センサの値による再分類を行う.

2. 3 気圧センサによる再分類

歩行, 階段下り, 階段上り状態の分類は先に述べた 6 特徴量のみでは比較的難しく, 予備実験では十分な推定精度でなかった. そこで一定時間あたりの気圧センサ変化量に応じて最終的な移動状態を決定する. 今回は被験者 3 名の予備実験より約 2.5 秒間の気圧変化量が $\pm 0.05\text{hPa}$ の範囲内であれば歩行, +側に超えていけば階段下り, -側に超えていけば階段上りとする閾値を設定した. 図 2 におよそ 30 秒間階段を下った場合に Android 端末上の気圧センサから取得した気圧変化を示す.

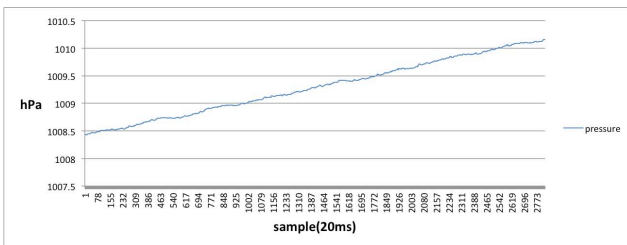


図 2. 階段下り時の気圧変化

3. 移動状態推定実験

20 代男性の被験者 10 名に対して移動状態推定実験を行った. 実験には開発した移動状態推定アプリケーションを利用する. このアプリケーションはセンサデータから特徴量の算出, 学習, 推定を行う. 学習に必要なセンサデータは, 被験者に対して次に記録する移動状態を音声による指示を出すことで収集する. 実験は被験者に上記の移動状態推定アプリケーションが動作する Android スマートフォンを普段通りズボン右または左前ポケットに保持してもらい, 音声指示に従って各移動状態を行うよう指示したのち学習フェーズと推定フェーズにより学習データ収集および推定精度を算出した. 全被験者の平均推定精度を表 2 に示す. 行ラベルは実際の正解, 列ラベルは識別結果を表す. 結果として停止, 歩行, 走行に関しては高い精度で推定可能であった. 階段状態においてもある程度高い精度で推定が可能であったが階段を上り下りする速度には個人差があり, 一定時間の気圧変化量では十分に分類が出来ていないことが挙げられる. そのため歩行速度や歩行時の加速度振の幅周波数に着目し, 気圧変化量を算出する時間を可変にすることでより推定精度を増すことが出来ると考える.

表 2. 実験結果[%]

	停止	歩行	走行	上り	下り
停止	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
歩行	0.0	96.7	0.7	1.4	1.8
走行	0.0	0.2	99.6	0.0	0.0
上り	0.0	5.3	0.0	94.7	0.0
下り	0.0	17.3	4.4	0.0	77.9

4. まとめ

本稿では Android スマートフォンに搭載されている加速度センサ, 気圧センサと実用性を意識した Android スマートフォン単体で動作する移動状態推定システムを用いて, ユーザの移動状態推定手法について検討および実験を行った. 今後は歩行速度や歩行時の Z 軸加速度振幅の周波数に着目し, 気圧変化量を算出する間隔を可変にする手法を検討したい. また, ライフログ等に応用するためには長時間の実験においても高い精度が出ることや人間が自らの足で移動する状態以外にも車や電車に乗っている等の異なる状態の推定も可能となることが望ましい. 今後, これらについても検討および実験を行いたい.

参考文献

- [1] 小林亜令, 岩本健嗣, 西山智, “釈迦: 携帯電話を用いたユーザ移動状態推定方式”, 情報処理学会論文誌, Vol. 50, No. 1, pp193-208 (2009).
- [2] 赤堀顕光, 岸本圭史, 小栗宏次, “単一 3 軸加速度センサを用いた行動推定”, 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, ME とバイオサイバネティクス Vol. 105, No. 456, pp. 49-52 (2005).
- [3] 倉沢央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀, “センサ装着場所を考慮した 3 軸加速度センサを用いた姿勢推定手法”, 情報処理学会研究報告, UBI, Vol. 54, pp. 15-22 (2006).
- [4] Toshiki Iso, “Personal Context Extractor with Multiple Sensor on a Cell Phone” D. 2C200525 (2005).
- [5] Y. Kawahara, “A Context-Aware Content Delivery Service Using Off-the-shelf Sensors”, “Mobisys2004.
- [6] 池谷直紀, 長健太, 岡本雄三, 瀬戸口久雄, 服部正典, “3 軸加速度センサに基づく 6 種移動状態識別方式” DEIM Forum 2010.
- [7] 渡邊孝文, 上坂大輔, 村松茂樹, 小林亜令, 横山浩, “気圧センサを利用した昇降状態を含む移動状態推定”, 電子情報通信学会技術研究報告, MoMuC, モバイルマルチメディア通信, 111(296), pp. 19-23 (2011).
- [8] Koby Crammer, Alex Kulesza, Mark Dredze, “Adaptive Regularization Of Weight Vectors”, Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 414-422 (2009).

† 東京電機大学, Tokyo Denki University

‡ 電気通信大学, The University of Electro-Communications