

歩行状態の自動識別に関する検討 A Method for The Walking States Classification

吉田 慶介[†] 大山 実[†]
Keisuke Yoshida Ohyama Minoru

1. はじめに

ライフログや移動状態情報をもとにしたサービスの提供のためには、高い精度で移動状態を識別可能となることが望ましく、赤堀らは単一 3 軸加速度センサを胸に固定した状態で停止、歩行、階段昇り、階段降りの推定を行っている[1]。小林らは GPS やマイク、遺伝的アルゴリズムなどを用いた移動状態の識別に関する研究を行っている[2]。池谷らは 3 軸加速度センサのみを用いて 6 種移動状態(静止、歩行、走行、自転車、自動車、電車)を識別する研究を行っている[5]。移動状態としては歩行や走行、または自動車などが考えられるが、本研究では、まず人間が自らの足で移動している状態のみを識別することを目標とし、加速度センサと方位センサのみを用いて歩行状態識別手法の検討および実験を行った。実験には識別システムを実装した Android 端末を使用した。これは加速度センサと方位センサを比較的簡単に利用可能であり、誰でも簡単に入手することができるためである。以下、まず識別対象とする歩行状態の定義、識別手法について述べ、その後実験と結果、最後にまとめを述べる。

2. 歩行状態

識別対象とする歩行状態を表 1 に示す。

表 1. 識別対象とする歩行状態

歩行状態	定義
歩行	歩いている状態
走行	走っている状態
階段	階段を昇り降りしている状態
停止	停止している状態

3. 歩行状態識別手法

歩行状態を識別するにあたっての課題および識別手法について述べる。

3.1 識別における課題

モバイル端末上でユーザの歩行状態を識別するためには以下のような課題が挙げられる。

- ① 端末の保持位置などに依存せず識別可能であること
ユーザはモバイル端末を鞆やポケットなど様々な姿勢で保持する事が考えられる。このため端末の姿勢に影響される事無く識別が可能であることが必要である。
- ② ユーザによらない識別が可能であること
ユーザ毎に歩行速度などに違いが出るため、それらの違いがあるとしても歩行状態の識別が可能であることが必要である。
- ③ 低い消費電力で動作可能であること
ライフログなどのサービスを提供するためにはユーザが活動している間、長時間継続して識別可能であることが望ましい。そのためには可能な限り低い消費電力で動作する必要がある。
- ④ リアルタイムに識別が可能であること
ユーザの現在の状態に合わせたサービスを提供するためには、状態の識別をリアルタイムに行う必要がある。

3.2 識別手法

本研究では 3.1 節で述べた課題に留意し、歩行状態識別手法の検討を行った。加速度センサおよび方位センサから得られた値をもとに以下の手順で歩行状態を識別する。

- ① 3 軸加速度センサの時系列データを取得する。
- ② 方位センサから端末の傾きを取得し、回転行列を作成する。これを 3 軸加速度値に掛けることによって 3 軸加速度値を固定座標系に変換する。
- ③ 3 軸加速度値からそれぞれの軸の平均値および分散、Z 軸加速度振幅の周波数および最大周波数成分の強さ、Z 軸加速度値が $\pm 0.2[m/s^2]$ と $\pm 0.4[m/s^2]$ を振動する回数およびその差を算出する。
- ④ 上記③で算出された 8 パラメータを学習済みのニューラルネットワークによって分類する。
- ⑤ ニューラルネットワークの出力に対し補正を行い、識別結果とする。

3.2.1 3 軸加速度センサの時系列データ取得

加速度センサは Android 端末に搭載されている線形加速度センサを用い、重力加速度を含まない 3 軸加速度を取得

[†] 東京電機大学 Tokyo Denki University

する。実際に取得した Z 軸方向の加速度データと対応する歩行状態を図 1 に示す。

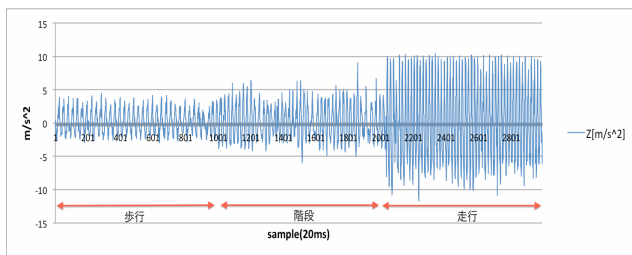


図 1. Z 軸加速度のデータ例と対応する歩行状態

図 1 から歩行, 階段, 走行の順に Z 軸加速度が大きくなることが確認出来る。

3.2.2 座標系の変換

Android 端末に搭載されている加速度センサは, 端末から見た座標系での X, Y, Z 軸方向の加速度を検出する。この値を用いる場合, 人間から見た X, Y, Z 軸に変換する必要がある。このため, Android 端末に搭載されている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。これと加速度センサから取得した 3 軸方向加速度との積を計算することにより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。

3.2.3 パラメータの算出

ニューラルネットワークの入力として以下の 8 パラメータを算出する。歩行状態のみを識別するのであればさらに少ないパラメータのみでも可能であるが, 今後他の移動手段(電車や自転車など)を識別する際にも利用する予定であるため, この 8 パラメータとした。これらのパラメータは経験則的に採用しているものである。

- ・ Z 軸加速度値の分散, X, Y 軸加速度値を合成した値の平均値および分散
- ・ Z 軸加速度振幅の周波数および最大周波数成分の強さ
- ・ Z 軸加速度値が $\pm 0.2[m/s^2]$ と $\pm 0.4[m/s^2]$ を振動する回数およびその差

これらのパラメータ例と対応する歩行状態を以下の図 2 ～図 9 に示す。

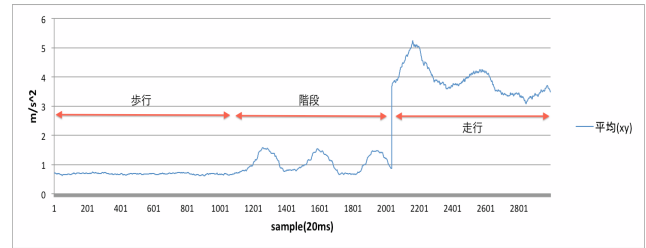


図 2. X, Y 軸加速度の平均と対応する歩行状態

図 2 の歩行状態が階段時において, X, Y 軸加速度の合成した値の平均値が低いときは歩行時の値と類似したものとなっているが, 走行とは大きな差が確認できる。

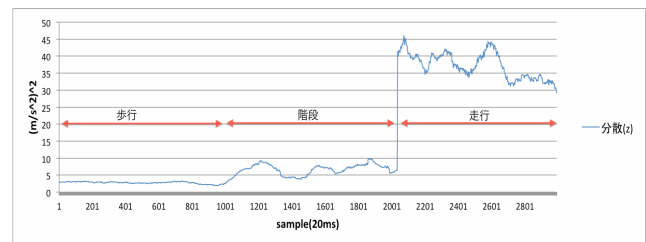


図 3. Z 軸加速度値の分散と対応する歩行状態

図 3 の歩行状態が階段時において, Z 軸加速度値の分散が初めは歩行とほぼ変わらないが, 後半は大きくなっている。これは階段を昇り降りする速度が変化したことが考えられる。

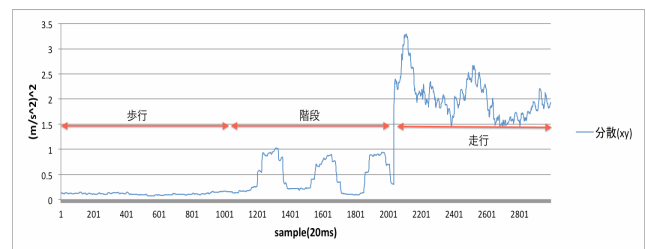


図 4. X, Y 軸加速度値の分散と対応する歩行状態

図 4 において階段時では, X, Y 軸加速度値を合成した値の分散が波打つような波形となっている。この値が大きくなっている部分は階段の踊り場と対応している。

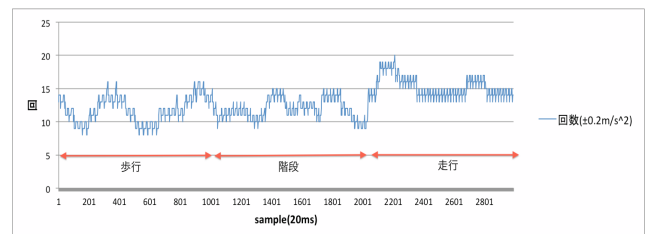


図 5. $\pm 0.2[m/s^2]$ を振動した回数と対応する歩行状態

図 5 において, 走行時には若干振動回数が増加しているように見て取れるが, 歩行時と階段時の値は類似している。

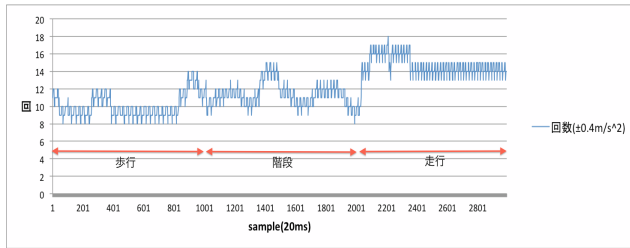


図6. $\pm 0.4[m/s^2]$ を振動した回数と対応する歩行状態

図6において、 $\pm 0.4[m/s^2]$ を振動する回数は歩行時に一定で大きな変化はなく、階段時には波打つような変化、走行時には常に高い振動回数で大きな変化が見られないような特徴がある。

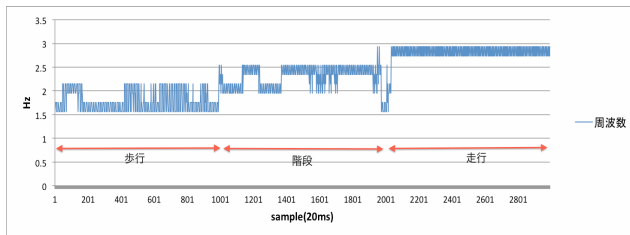


図7. Z軸加速度振幅の周波数と対応する歩行状態

図7は各歩行状態におけるZ軸加速度振幅の周波数をグラフにしているが、歩行、階段、走行の順に周波数が高くなる特徴が見て取れる。しかし階段を早く昇り降りした場合、走行時よりも高い周波数が記録されることが考えられる。

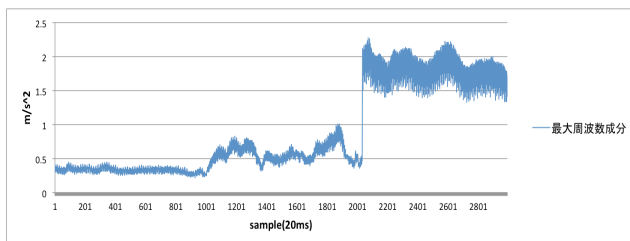


図8. 図7の最大周波数成分と対応する歩行状態

図8において歩行時には変化があまり見られないが、階段時および走行時には段階的に強さが上がり、波打つような波形が見られる。

3.2.4 ニューラルネットワークによる分類

算出した8パラメータを学習済みニューラルネットワークに入力し、歩行状態を分類する。分類には8パラメータに対して正解状態の確信度を1、それ以外を0としたベクトルを教師信号として誤差逆伝搬法によってあらかじめ学習した3層ニューラルネットワークを用いる。このニューラルネットワークは各歩行状態の確信度を出力するため、その中で最も高い確信度のものを現在の歩行状態とする。ニューラルネットワークの学習に必要な教師データは、被験者1名の各歩行状態のデータを用いた。

3.2.5 補正処理

ニューラルネットワークの出力結果には、歩行中であるのにも関わらず瞬間的に階段と分類されるような場合が見られた。これらをノイズと考え、1秒間での識別結果の多数決を取り、その1秒間の識別結果を最多であった状態に置換するといった補正処理を行う。これにより最低1秒間は同じ歩行状態が継続することとなる。識別結果の例と、それに対する補正処理結果の例をそれぞれ図9、図10として以下に示す。図9、図10の横軸はサンプル数、縦軸は歩行状態を表す(0:停止, 1:歩行, 2:階段, 3:走行)。

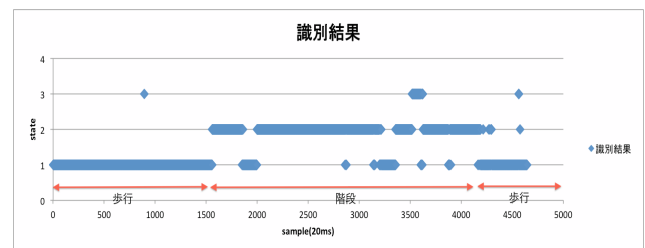


図9 識別結果の例

図9は歩行、階段、歩行の順に被験者が行動し、それに対する識別結果である。本来は歩行を示す1、階段を示す2のみ出力されるはずであるが、階段時に歩行と識別されることがや、稀に走行と識別されていることが分かる。

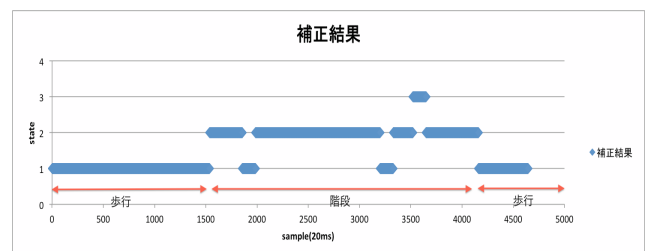


図10 補正結果の例

図10は図9の識別結果に対して、1秒間の多数決をとる補正を行ったものである。実際には階段である状態でも歩行や走行と誤判定しているものが見られるが、図9の補正無しの識別結果に比べて瞬間的に他の状態と識別されているものが無くなっている。補正による識別結果の変化については次章で述べる。

4. 実験

識別システムをAndroid端末上に実装し、歩行中に同システムを利用して実験を行った。実験は被験者5名(いずれも20代男性)がAndroid端末を右手に持ち、歩行、走行、階段、停止の歩行状態をこの順番で実際に行動することで行った。その補正処理を行わなかった場合の結果を表2に、補正処理を行った場合の識別率を表3に示す。

表2 実験結果(補正無し)

歩行状態	識別率
歩行	89%
走行	98%
階段	76%
停止	97%

表3 実験結果(補正有り)

歩行状態	識別率
歩行	91%
走行	98%
階段	78%
停止	98%

表2は補正無しの実験結果であるが、補正無しでも階段以外は高い識別率となった。階段のみ識別率が76%となっているが、補正有りにすると78%と2%向上した。

5. 考察

5.1 実験結果について

走行、停止については95%を上回る結果となった。走行と停止は他の歩行状態と比べて差異が大きいため識別率が高いと考えられる。一方、階段については補正無しで76%、補正有りで78%と比較的低い識別率となった。これは階段の踊り場での識別結果が歩行となることや、現在のパラメータでは十分に他の歩行状態との区別がついていないことが考えられる。しかし補正に関しては補正無しよりも補正有りの方が識別率が向上したため、補正の際に置換する秒数を変化させたときに現在よりも識別率が向上する事が考えられるが、時間を長く設定するほどに短い時間での歩行状態の変化に対応できなくなってしまう恐れがある。今回ニューラルネットワークへの入力として8パラメータを算出したが、他にも優れたパラメータが存在することが考えられるため、今後検討していきたい。また、現時点での識別手法ではユーザの行動を全て4状態に分類してしまう。よって今後は「その他」という状態を追加する予定である。補正手法に関しては、「1秒間で多数決をとる」としているが、歩行状態以外の状態(電車など)を識別する際にもこの補正方法が有効であるかどうかを検証する必要がある。消費電力に関してはサンプリング間隔を長くすることにより低下させることが可能であると考えられる。しかしそのことにより識別率が低下することも考えられるため、今後検証していく必要がある。

5.2 関連研究との比較

本研究のように加速度センサ等を用いてユーザの移動状態の識別を試みる研究は他にもある。これらの研究と3.1節で述べた課題の観点から比較した場合に本研究の特徴は以下のようなものである。

1. 加速度センサと方位センサのみによる歩行状態の識別
文献[2]と比較して、GPSなどを用いないことにより比較的低消費電力での動作を可能としている。
2. 端末を特定の部位に固定する事なく識別が可能である
文献[1]のように端末を特定の部位に固定せず、かつどのような姿勢で端末を保持していても識別を可能としている。しかし、足に近いような現在算出しているパラメータが大きく変化してしまうような箇所でも端末を保持している場合とそうでない場合では識別率が大きく変動する可能性がある。
3. ほぼリアルタイムに識別が可能(約1秒遅れ)である
補正無しのアルゴリズムの場合、ニューラルネットワークの出力がそのまま識別結果となるため、リアルタイムに識別が可能である。また今回の補正処理手法を採用する場合、約1秒間は状態の識別が遅れることとなる。

6. まとめ

本研究では歩行状態の4状態を定義し、それらの自動識別に関する検討および実験を行った。結果として歩行が91%、階段が78%、その他は98%前後と高い識別率で歩行状態を識別することが出来たが、本アルゴリズムでは3.1節において述べた課題③については解決していない。これについてはユーザが利用前にキャリブレーションを行うなどによる解決案を模索していく。さらに現時点では実験データが十分であるとは言えず、今後実験を追加することや識別アルゴリズムの改善、被験者を増やすなどして信頼性や精度を高めていきたい。また、現在は歩行状態に限った識別を行っているため、電車や自転車などの移動手段も含め高い精度で識別可能とすることが今後の課題である。

参考文献

- [1] 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 105(456), 49-52, 2005-12-02.
- [2] 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, pp.193-208, 2009.
- [3] Toshiaki Iso, “Personal Context Extractor with Multiple Sensor on a Cell Phone,” D. 2 C200525(2005).
- [4] Y. Kawahara, “A Context-Aware Content Delivery Service Using Off-the-shelf Sensors,” Mobisys2004.
- [5] 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.