

移動行為認識システムの開発

上野 晃[†] 小川 均[‡] クリサノフ ビクター[‡]

立命館大学大学院情報理工学研究科[†] 立命館大学情報理工学部[‡]

1. はじめに

近年、情報技術の発達により、スマートフォンの普及は年々高まりを見せている。また、スマートフォンには様々なセンサが搭載されており、それらを利用したサービスが多数行われている。しかし、現在行われているサービスでは、スマートフォンがユーザの状況を判断し、自動で提供するサービスはあまり存在しない。Tao Fengらは、加速度センサから取得されたデータ、GPSセンサから取得されたデータからユーザの移動スピード、移動距離などの情報を使用することにより、歩き、走り、バス、バイク、自転車、電車などの移動行為を認識している[1]。しかし、GPSセンサは、ユーザの現在地、スマートフォンの所持位置によっては、電波を受信することができず、使用できない可能性がある。また、Siirtolaらは、特定位置のポケットに所持したスマートフォンの加速度センサを使用することで行動認識を行っている[2]。しかし、日常生活でスマートフォンを所持する位置は人により様々であり、常に同じポケットに所持しているとは限らず、日常使用していく上で、決して使い勝手が良いとは言えない。長谷川らは、加速度センサ、ジャイロセンサなどを使用し、歩行時における7箇所のスマートフォンの所持位置の認識を行っている[3]。しかし、ユーザの行動が歩行時に限定されているため、徒歩以外の日常の行動に使用することはできない。

本研究では、ユーザの移動行為、ユーザの所持位置に合わせたサービスを実現するため、かつ、自然な使用形態において計測を行うために、加速度センサを使用したスマートフォンの所持位置を含む移動行為の認識を行う。これにより、鞆にスマートフォンを所持し歩いている場合は、音声による通知、手にスマートフォンを所持している場合は、ディスプレイに表示することによる通知、ポケットにスマートフォンを所持している場合は、バイブレーションにより通知を行うなど、ユーザの状況に合わせた通知方法を可能とする。

A system for human activity and smartphone position recognition

[†]Akira Ueno, [‡]Hitoshi Ogawa, [‡]Victor Kryssanov

[†]Graduate school of information and engineering, Ritsumeikan University

[‡]College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

また、ユーザが電車内にいる場合は、バイブレーションによる通知を行うなどユーザの滞在する環境に合わせた通知も可能とする。

本研究では徒歩、走り、バス、エレベータ、電車の行動における識別を目的としているが、本稿においては、徒歩、走りを対象とし、行動の認識と同時に手、ポケット、鞆の3か所におけるスマートフォンの所持位置の認識を行う。

2. 特徴量の算出

徒歩、走りは、周期運動である。しかしながら、これらの行動の際に取得された加速度データは図1左に示すように非常に複雑な形状をしている。そのため、そのままの形状で機械学習に使用することは非常に困難である。そこで、周期運動であるという点に着目し、加速度データを1サイクルごとに分割を行っていく(図1右)。1サイクルとは、始点を決めておき、一定時間経過後に始点に最も近づいた点を終点とする。電車、バス、エレベータの加速度データは周期運動ではないため、時間によりデータの分割を行う。また、1サイクルに分割後、1サイクルの加速度データを囲むようにT-Cubeと呼ばれる直方体を生成する。1サイクルごとの加速度データからHOG特徴量の計算を行っていく。HOG特徴量(Histograms of Gradients)とは、一般的に画像処理において用いられる特徴量であり、画像の局所領域内の輝度勾配をヒストグラム化した特徴量である[4]。また、対象物の輪郭を表すことに優れているという特性を持っている。加速度データからHOG特徴量を算出する際には、輝度勾配の方向を加速度データの勾配の方向に置き換えて行う。加速度データをHOG特徴量に変換する手順は、以下の通りである。最初に、加速度データを $5 \times 5 \times 5$ (125)個のセルと呼ばれる局所領域に分割する。そして、分割されたセル内の加速度データの方向を、図2における原点を始点とし0から26(13を除く)の各点への方向、および加速度の存在しない中心(13)の27方向で表現する。各セルにおいて、加速度の最も強い方向をHOG特徴量として取得する。

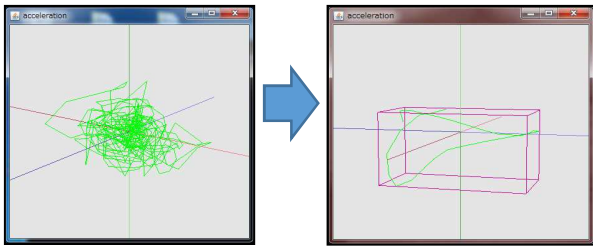


図 1 加速度データの正規化

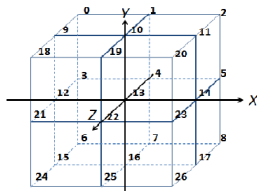


図 2 27方向の定義

3. Real AdaBoost を用いた学習システム

Real AdaBoost アルゴリズムを用いた学習システムにより、各行動の識別器の学習を行っていく。Real AdaBoost のアルゴリズムは以下の手順により識別器を作成する。弱識別器の候補内から、最も学習サンプルを正しく識別することが可能な弱識別器を選択する。その後、選択した弱識別器で正しく識別した学習データの重みを減少し、識別できなかった学習データの重みを増加する。そして、同様の処理を行い、弱識別器の選択を行う。選択を繰り返すことにより、精度の優れた強識別器を作成する。弱識別器の出力は確率密度分布に基づいており、連続値である。これにより、効果的な重みの更新が可能であり、少ない識別器で高精度の検出が可能となっている。

4. 評価実験

バス・電車・エレベータ、徒歩、走りなどの移動行為の加速度データの大きさは異なる。そこで、加速度データの大きさを考慮することで、移動行為の分類を行う。すると、図3のように5つのグループが作成される。②、④は複数の行動によりグループが構成されている。バス・電車・エレベータではユーザの行動がないため、スマートフォンの所持位置による加速度データの差がない。

加速度データの大きさによる移動行為の分類により作成された③徒歩のみのグループ、④徒歩、走りのグループ、⑤走りのみのグループの3つのグループについて Real AdaBoost を用いた学習システムにより作成した識別器を使用し、行動、スマートフォンの所持位置を認識する実験を行った。学習サンプルの数は、識別器ごとに2500個とした。また、検出に用いたデータは行動、行動の際の所持位置ごとに100個とした。

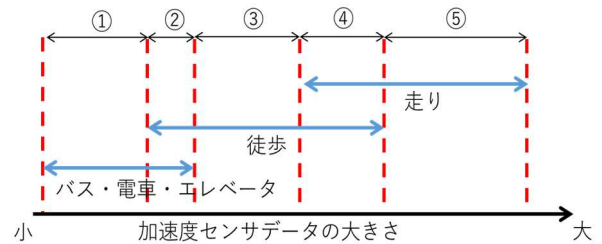


図 3 行動ごとの加速度データの大きさ

表 1 徒歩のみ

項目	認識率 (%)
徒歩 (手)	98
徒歩 (ポケット)	97
徒歩 (靴)	97

表 2 徒歩, 走り

項目	認識率 (%)
徒歩 (手)	98
徒歩 (ポケット)	86
徒歩 (靴)	91
走り (手)	89
走り (ポケット)	75
走り (靴)	87

表 3 走りのみ

項目	認識率 (%)
走り (手)	89
走り (ポケット)	93
走り (靴)	91

5. おわりに

本稿では加速度データから HOG 特徴量を算出し、加速度データの大きさによる移動行為をグループ化し、グループ毎に、Real AdaBoost 学習システムを用いて作成した識別器を使用する移動行為認識システムの提案を行った。徒歩の際のスマートフォンの所持位置は97%、徒歩、走りの行動、スマートフォンの所持位置は87%、走りの際のスマートフォンの所持位置は91%の精度で認識に成功した。

参考文献

- [1] Feng, T. and Timmermans, H. J.. Transportation mode recognition using GPS and accelerometer. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, vol. 37, p. 118-130.
- [2] Siirtola, P. and Röning, J.. Recognizing Human activities user-independently on smartphone based on accelerometer. IJMAI, 2012, vol. 1, no.5, p. 38-45.
- [3] 長谷川達人, 越野亮. 深層学習を用いた歩行時におけるスマートフォンの所持位置推定. 情報処理学会論文誌, 2016, vol. 57, no.10, p. 2186-2096.
- [4] 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亙. Boosting に基づく特徴量の共起表現による人検出. 電子情報通信学会論文誌 D, 2009, vol. J92-D, no.8, p. 1125-1134.