

6L-07

ユーザの移動状態と周囲の人の滞留・流動を捉えた行動履歴の半自動生成

松原 輝志† 河野 恭之†

関西学院大学大学院理工学研究科†

1.はじめに

本研究は携帯端末で取得できるセンサデータ及びGPSデータと周囲に遍在する携帯端末が無線LANアクセスポイント探索時に発信するProbeRequest(以下PR)の検出履歴を解析することにより、ユーザの移動状態と周囲の人の滞留・流動を捉えて日常行動を反映した行動履歴の半自動生成を目指す。行動履歴とはユーザが何らかのイベントに関わっていた時間帯(イベント区間)とイベント内容、イベントからイベントへの移動手段が記されたものである。本研究でイベントとは日常生活を分節化した時の1つの要素であり、講義や食事など10分以上継続されるものを指す。牛越ら[1]はBluetooth(以下BT)の検出履歴を解析して周囲の人の滞留・流動を捉え、ユーザに関わった非日常的なイベント情報を抽出して日記を生成する手法を提案した。しかし近年検出可能なBTデバイスは減少している。また携帯端末のGPSデータからライフログを自動で取得するアプリにMoves[2]がある。しかし過去の行動を地図にプロットしてあるだけの情報を提供するためユーザにとって利用しづらい問題がある。そこで本研究ではセンサデータ及びGPSデータとPRの検出履歴を解析して、イベント内容とその時刻、また移動手段が記された詳細な行動履歴を半自動で生成することを目指す。

2.行動履歴の半自動生成手法

本研究ではユーザが常に鞆の中に入れて持ち運んでいる携帯端末から取得した3軸加速度、3軸地磁気、GPSのデータとユーザ周囲のPRの検出履歴を解析し、ユーザが何らかのイベントに関わっていた時間帯とイベント内容、イベントからイベントへの移動手段を半自動で行動履歴に記す。図1に行動履歴作成の流れを示す。

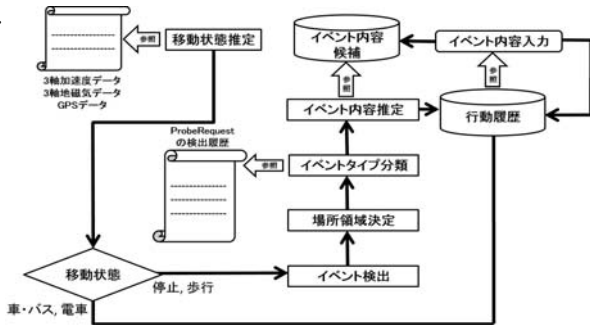


図1 システム概要

まず携帯端末から取得できるセンサデータとGPSデータを用いてユーザの日常を移動状態ごとに分割する。移動状態は生活の中で頻繁に出現すると考えられる「停止」「歩行」「車・バス」「電車」の4つに分類する。車・バス移動又は電車移動の区間は移動手段として行動履歴に記す。停止又は歩行の状態が10分以上継続している区間ではユーザが何らかのイベント

に関わっていると考えられるためその区間をイベント区間とする。初めて訪れるイベントではユーザにイベント内容の正解を入力してもらい、イベント内容候補データベースにそのイベント内容と場所領域とイベントタイプを格納する。場所領域とイベントタイプについては2.2節で詳しく説明する。2度目以降訪れるイベントではイベント内容候補データベースを参照することでイベント内容を自動で生成する。

2.1 イベント区間の推定

本研究ではユーザの日常を移動状態ごとに分割することによってイベント区間を推定する。携帯端末の3軸加速度センサ及び3軸地磁気センサ、GPSから取得したデータを解析し、ユーザの移動状態を「停止」「歩行」「車・バス」「電車」の4つに分類する。携帯端末は常に鞆の中に入れてあることを前提とする。移動状態推定の流れを図2に示す。

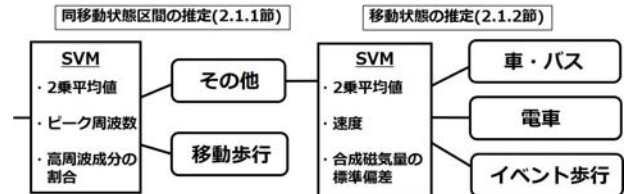


図2 移動状態推定の過程とパラメータ

2.1.1 加速度を用いた同移動区間の分割

移動状態推定を行うために重力成分除去を行った3軸加速度データを解析してユーザが移動している区間を同移動状態ごとに分割する。3軸加速度ベクトル長の変化量がセンサを置いている状態の閾値を下回ればユーザが停止していると仮定し、停止状態から初めて変化量が閾値を超えた時刻を移動区間の開始時刻とする。また移動の開始から3秒間変化量の値が閾値を超えなければユーザが停止したと判断し、その時刻を移動区間の終了時刻の候補とする。この時、同移動状態であっても3秒間の停止が認められると移動区間の区切りとなってしまいうため、特に車・バス移動と電車移動の推定の精度が低下する。そのため乗車前と降車後には必ず歩行移動が存在することを利用し、歩行移動を検出することで車・バス移動と電車移動の開始時刻と終了時刻を正確に取得する。歩行移動は車・バス移動や電車移動比べて重力方向に対する運動が大きい。また歩行のような周期的な動作はピーク周波数がおおよそ一定であり歩行の場合は約1.9Hzである。よって重力方向ベクトルと重力成分を除去した加速度ベクトルの内積の2乗平均値、ピーク周波数、高周波成分の割合を特徴量に用いてSVMによる教師あり学習を行うことでユーザの移動状態を歩行移動と他移動に分類する。他移動と推定されれば3秒間の停止が認められて区切られた区間でも同じ車・バス移動又は電車移動が継続していると判断し、歩行移動を検出した時はユーザが降車したと判断しその時刻を終了時刻とする。

2.1.2 分割した区間での移動状態推定

前節で分割した移動区間で移動状態の推定を行う。他移動と推定された区間では車・バス移動、電車移動、

Semi-automatic logging of user behavior that uses the state of the user and surrounding people

† Teruyuki Matsubara, Yasuyuki Kono

Graduate School of Science and Engineering, Kwansei Gakuin University

ショッピングなどの穏やかな歩行の3つが考えられる。移動状態の推定には加速度データに加えてGPSデータと3軸地磁気データを用いる。まずGPSで取得した2地点の緯度経度から速度を求めてそれを特徴量とする。前節で速度を利用しなかったのはGPSデータの欠落による移動区間の分割ミスをなくすためである。次に3軸地磁気データを用いる。電車移動では架線一車両一線を流れる電流ループからの磁界の影響により3軸合成地磁気量が歩行移動や車・バス移動よりも大きくなる。また地磁気データの分析により電車の速度に比例して3軸合成地磁気量が大きくなるがわかっている。前節で同移動状態ごとに区間を分割したのはこの性質を利用するためである。したがって3軸合成地磁気量の標準偏差を特徴量とする。さらに前節でも用いた重力方向ベクトルとの内積の2乗平均値を加えた3つの特徴量でSVMによる教師あり学習を行う。

2.2 イベント内容の推定

ユーザの状態が停止又は歩行と推定され、その状態が10分以上継続する区間では何らかのイベントに関わっていると仮定しイベント内容の推定を行う。イベント内容候補データベースを構成するための場所領域の決定手法とイベントタイプの決定手法を以下に示す。

2.2.1 場所領域の決定

初めにイベント区間で取得されたGPSデータでスミルノフ・グラブス検定を行い外れ値を除去する。外れ値を除去したGPSデータの重心を求め、その重心と重心から最も離れている座標の距離を半径とする円をそのイベントの場所領域とする。イベント区間で全くGPSデータが取得できていない場合はイベント開始以前とイベント終了以降でGPSデータを走査し、イベント開始以前で取得できた10秒間のGPSデータとイベント終了以降で取得できた10秒間のGPSデータから求めた領域をそのイベントの場所領域とする。

2.2.2 PRの検出特徴

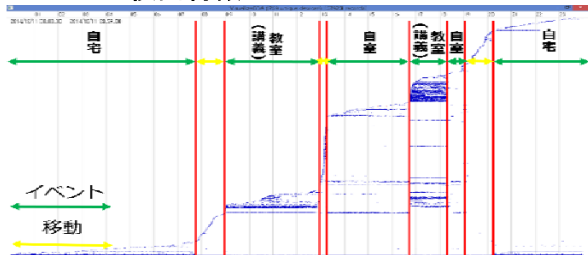


図3 ProbeRequestの検出履歴

PRの検出履歴を可視化したものを図3に示す。横軸は時刻を示し、縦軸は検出された個々のデバイスIDを示している。同じ端末を継続的に検出すると端末情報は水平に表示され、新しい端末を検出すると端末情報は斜め上にプロットされる。図3から講義の時間には多数のPRデバイスがユーザ周囲に滞在していることや移動中には新しく検出したPRデバイスが多いことなどがわかり、PRの検出履歴が人の滞在・流動を捉えていることがわかる。

2.2.3 イベントタイプの分類

イベント内容の推定精度を上げるためにあらかじめ推定したいイベントをタイプ別に分類する。タイプは以下の2つの条件から構成されるものとする。

- ① ユーザの状態(停止 or 歩行)
- ② 周囲の人の流れ(滞留 or 流動)

2.1節で推定したユーザの移動状態により、イベント

を停止イベントと歩行を含む歩行イベントに分類する。またPRの検出履歴を解析することで周囲の人の流れを考慮し、イベントを周囲滞留型と周囲流動型に分類する。これによりイベントが周囲滞留型歩行イベント、周囲滞留型停止イベント、周囲流動型歩行イベント、周囲流動型停止イベントの4つのタイプに分類される。

2.2.4 PRを用いたイベントタイプの分類手法

PRの検出履歴を解析することでイベントを周囲滞留型と周囲流動型に分類する。タイプの分類はイベント区間で検出された滞留デバイスと流動デバイスの数によって決定する。滞留デバイスとはイベント区間で検出されたデバイスのうち10分以上に渡って検出されたデバイスを指す。これはイベントの発生時間を10分以上と定義していることから、10分以上滞在したデバイスはユーザの周囲でイベントに関わったと考えられるためである。また滞留デバイス以外のデバイスを流動デバイスとする。イベント区間で検出されたデバイスのうち、滞留デバイスが過半数を超えればそのイベントを周囲滞留型のイベントと分類する。

3. 評価実験

イベント区間推定の要となるユーザの移動状態推定の精度を検証する。被験者は大学教員1人で、実験で使用するのは2014年7月30日～9月7日に取得した17日間のデータである。表1に移動状態推定の結果を示す。停止状態においては省略する。

表1 移動状態推定結果

結果 \ 正解(%)	歩行	電車	車・バス
歩行	100	0	0
電車	0	90	10
車・バス	2.6	5.3	92.1

以下に考察を述べる。歩行移動の推定精度は100%であった。速度を特徴量に用いたことが要因であると考えられる。また電車移動の推定精度は正解10個中9個で90%であった。1個は移動区間の分割ミスにより車・バス移動であると誤推定された。電車の乗車前で3秒以上の停止が認められず、乗車前の歩行移動と電車移動が混合した移動区間で3軸合成地磁気量の標準偏差を計算したため、教師データの電車移動よりも地磁気量が小さくなってしまった。また車・バス移動の推定精度は正解38個中35個で92.1%であった。誤推定の1個は分割された移動区間でGPSデータが全く取得できなかったため歩行移動と誤推定された。残りの2個はどちらも電車移動と誤推定され、原因は3軸地磁気センサのノイズであった。これらの区間では突発的で大きな地磁気が複数回検出され、3軸合成地磁気量の平均値が教師データの車・バス移動よりも大幅に大きくなったために電車移動と誤推定された。

4. まとめ

本稿では携帯端末で取得できるセンサデータ及びGPSデータとPRの検出履歴を解析することで、ユーザの日常行動を反映した行動履歴を自動生成する手法を提案した。ユーザの移動状態推定の評価実験では歩行移動が100%、電車移動が90%、車・バス移動が92.1%で推定できた。今後は推定されたイベント区間でイベント内容推定の評価実験を行ってゆく。

参考文献

- [1] 牛越達也, 河野恭之. "AirDiary: Bluetooth デバイス検出履歴を用いた半自動日記生成ツール", 情報処理学会研究報告, Vol. 2011-HCI-142(7), Mar 2011.
- [2] Moves< <https://www.moves-app.com/>>(2016/1/05 アクセス)