

ユーザ状況推定技術を応用した乗換案内アプリケーションの実装と評価 Implementation and Evaluation of Transfer Guide Application based on Human Context Recognizer

岡本 雄三[†] 長 健太[†] 池谷 直紀[†] 瀬戸口 久雄[†] 服部 正典[†]
Yuzo Okamoto Kenta Cho Naoki Iketani Hisao Setoguchi Masanori Hattori

1. はじめに

モバイル機器上のセンサを用いて、ユーザの状況や置かれている環境を推定することで、状況に応じた情報を自動的に提示でき、ユーザは操作することなく必要な情報を入手できる。PCなどと比較して入力が困難なモバイル機器では、操作の回数を減らすことが使いやすいアプリケーションを実現する上で重要である。

我々は、加速度センサからユーザの移動状況（静止、乗車、歩行、走行）を推定する技術を開発した[1]。移動状況、GPSから得られる位置、時間を組み合わせることで、ユーザが勤務中か、通勤中に最寄り駅に向かって歩いているか、電車の中かなどの、ユーザの日常生活における状況を推定できる。

本技術の応用として、ユーザの操作無しに乗換案内情報を自動的に提示する乗換案内アプリケーションの開発を行った[2]。開発にあたっては、次の2つの課題が存在した。

● 課題1 ユーザが次に利用する路線の正確な推定

自動的に乗換案内を行うには、ユーザがこれからどの路線でどこに行くかを推定する必要がある。GPSを利用して近くの駅を乗車駅と推定することは可能であるが、目的地を推定することは難しい。我々がとったアプローチでは、ユーザが普段利用している路線の乗降区間を自動に検出し、履歴として蓄積し、それに基づいてユーザがこれから利用する路線を推定する。

● 課題2 ユーザが実際に利用した路線の正確な検出

正確な履歴を蓄積するためには、ユーザの利用している乗降区間を正確に検出する必要がある。ユーザの移動経路をGPSによって取得することで乗降区間を検出することは可能であるが、大きなターミナル駅など屋内においてはGPSを利用できない場合が多い。そこで、本技術で推定したユーザの移動状況を利用することで、乗降位置の補正を行い、正確な乗降区間の検出を行う。

我々は、携帯電話上のセンサを用いて、ユーザの実際の生活におけるセンサデータの収集を行い、それらセンサデータを用いて、提案手法の評価を行った。評価の結果、ユーザが実際に利用した路線を69%の精度で検出し、ユーザが次に利用する路線を58%の精度で推定可能であることを確認した。

以下、本稿では第2章で開発した乗換案内アプリケーションの動作概要について述べ、第3章では移動状況の推定、乗降区間の検出、および次乗降区間の推定手法について述べる。第4章では評価について述べ、第5章で関連研究を紹介し、最後に第6章でまとめを行う。

[†]株式会社 東芝 研究開発センター 知識メディアラボ
トリー

Toshiba Corporation, Corporate Research & Development
Center, Knowledge Media Laboratory

2. 乗換案内アプリケーションの概要

本章では、状況推定技術を応用して開発した乗換案内アプリケーションの概要について述べる。

本アプリケーションは、OSとしてWindows Mobileを搭載し、GPSと加速度センサを備えたスマートフォンで動作する。本アプリケーションのメイン画面を図1に示す。



図1 アプリケーションメイン画面

画面中央部には、ユーザがこれから乗る電車に対応する時刻表が表示される。画面上部には、加速度センサに基づき推定されたユーザの移動状況、およびGPSの位置情報に基づき検出された最寄り駅が表示される。

ユーザが普段の通勤・出張などの移動の際に本アプリケーションを利用することで、ユーザが利用している路線の乗降区間を自動で検出し、履歴が蓄積されていく。蓄積した履歴とユーザが直前に利用した区間に基づいて、ユーザが次に利用する区間を推定し、対応する区間の時刻表を自動的に表示する(図2)。

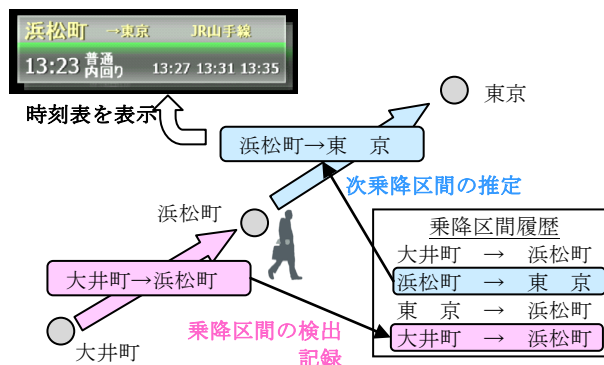


図2 アプリケーション動作概要

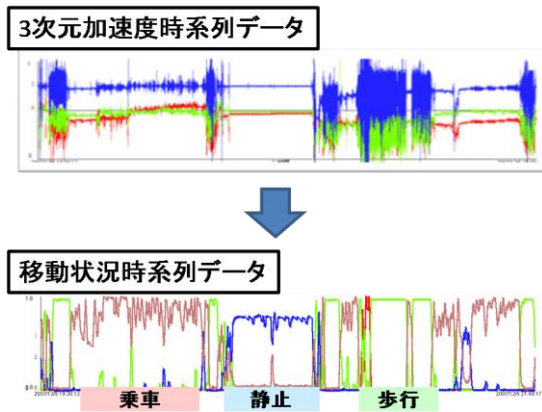


図3 移動状況の推定

3. 状況推定方法

本章では、当アプリケーションにおいてユーザがこれから乗る電車を推定する際に必要となる、移動状況の推定、乗降区間の検出、および次乗降区間の推定手法について述べる。

3.1 移動状況の推定

我々はこれまで、加速度センサからユーザの移動状況を推定する技術の開発を行ってきた[1]。本節では、文献[1]で提案している時系列の加速度データを用いて、ユーザが静止しているか、電車やバスに乗車しているか、歩行しているか、走っているか、を表すユーザの移動状況を推定する手法について概要を述べる。移動状況の推定は、次の手順で行う(図3)。

1. 加速度センサから時系列の加速度データを取得
3軸加速度センサから、XYZ軸の3次元の時系列加速度データを取得する。
2. デバイスの向き（重力方向）の推定
一定時間内の加速度の平均を重力方向として推定する。
3. 加速度ノイズの除去
ユーザの端末取り出し、姿勢変更、端末操作を判定する特徴量に基づきノイズを除去する。端末取り出し特徴量は、端末の方向変化から、姿勢変更特徴量は短時間に発生する衝撃から、端末操作特徴量はOSの操作イベント検出から、それぞれ生成される。また、歩行ペースを検出し、歩行の衝撃はノイズと判定しないようにする[3]。
4. デバイスの向きに依存しない特徴量生成
重力成分を除去したベクトル長、重力成分との内積・外積の3次元特徴量を算出する。
5. 一定時間幅の統計量生成
上記3次元特徴量を入力とし、一定時間幅における統計量を生成する。統計量は、平均、分散、最大値、最小値などから構成される。
6. ニューラルネットワークによる移動状況への分類
ニューラルネットワーク(NN)を用い、上記統計量を静止、乗車、歩行、走行の4状態へ分類する。各状態について、0~1の数値で表される確信度が出力される。時系列加速度データに、それぞれの

データが4状態いずれの状態かを示す正解データを付加し、学習を行ったNNを用いる。

7. 移動状況の平滑化

移動状況が頻繁に変化することを抑制するために、NNから出力される移動状況を平滑化する。たとえば、乗車中に発生した短い時間の停車は、電車やバスの一時的な停止とみなし、乗車中とする。

本手法は、加速度センサを備えた携帯電話などのモバイル機器上で動作可能であり、取得される加速度をリアルタイムに判定し、ユーザの移動状況を推定できる。また、端末の向きに非依存な特徴量に基づき推定するため、保持位置によらず推定可能である。加速度ノイズの除去を行わない場合、移動状況の推定精度(F値)は0.86であったが、ノイズ除去を行うことで精度が0.91まで向上できることを確認した[3]。

3.2 乗降区間の検出

本節では、加速度センサから推定されるユーザの移動状況、およびGPSから得られる位置情報を用いてユーザの乗降区間を検出する手法について述べる。検出した乗降区間を履歴として蓄積することで、ユーザが普段どのような路線を良く利用するか分かるようになる。

本手法は、以下の手順で乗降区間の検出を行う(図4)。

1. 加速度センサを用いてユーザの移動状況を検出する
2. 移動状況から乗車、降車のタイミングを検出し、GPSを用いて乗降駅を検出する
3. 乗降駅の組から構成される乗降区間履歴を作成する

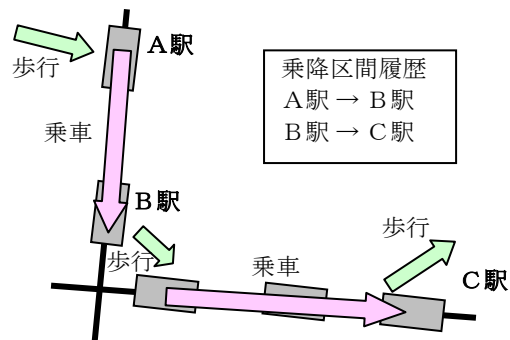


図4 乗降区間検出

ユーザの乗車、降車の瞬間にGPSを用いて位置情報を取得し、駅POI(Point of Interest/地図上の施設情報)を参照し、位置情報と最も近い駅を乗車/降車駅とすることで、ユーザの乗降駅および乗車路線の判定を行う。駅POIには、駅、バス停ごとの位置(緯度、経度)、駅名、路線名が含まれている。乗降駅の検出は、以下の手順で行う(図5)。

1. 加速度センサを用いてユーザの歩行状態および乗車状態を推定し、歩行状態から乗車状態への切り替わりを乗車、乗車状態から歩行状態への切り替わりを降車として判定する。
2. 乗車/降車のタイミングでGPSを用いて位置データを取得し、取得した位置と駅POIデータを照合することで、乗降駅、乗車路線を判定する。

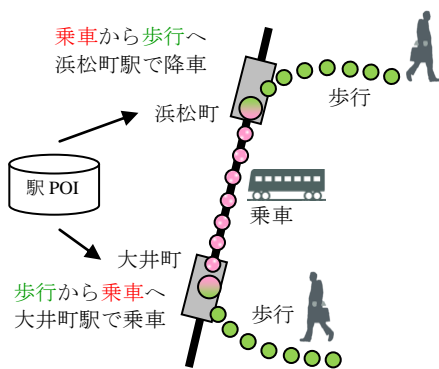


図5 乗降駅検出

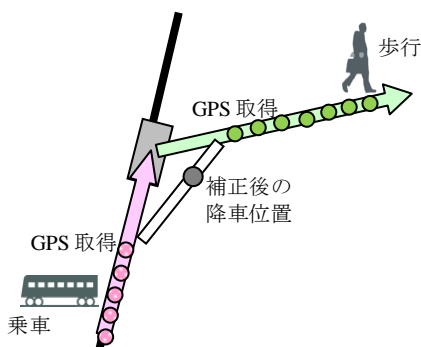


図6 乗降位置補正

また、乗降区間検出精度を向上させるため、以下の補正を行う。

- 乗降位置補正
乗車・歩行中に定期的に位置情報を取得し、移動状況を用いて乗降前の測位位置から乗降位置、乗降位置から乗降後の測位位置までの距離を推定し、それら距離と乗降前後の位置情報から乗降位置を補正する(図6)。
- 同一路線補正
乗車駅と降車駅が同じ路線になるように補正する。
- 乗換駅補正
短時間での乗り換え時に、乗換前の路線と乗換後の路線を考慮したうえで、最も近い駅を乗換前と乗換後の駅とする。

歩行中・乗車中という移動状況が把握できることによって、乗降位置補正が可能となる。この補正は、乗降位置が屋内のターミナル駅などで、GPSから位置測位が行えない場合に有効である。

3.3 次乗降区間の推定

本節では、検出された乗降区間の履歴を用いてユーザの次の乗降区間を推定する手法について述べる。推定した結果を利用して、ユーザが次に乗るであろう路線の時刻表を自動的に提示することが可能になる。

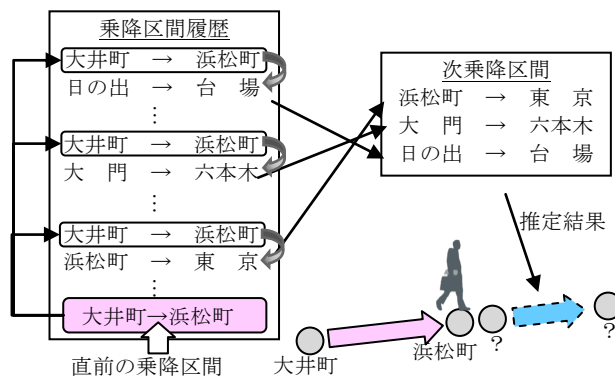


図7 次乗降区間の推定

本手法は、以下の手順で次の乗降区間の推定を行う(図7)。

1. 乗降区間履歴中の最後の乗降区間を、ユーザの直前の乗降区間とする。
2. 乗降区間履歴の中から直前の乗降区間と一致する乗降区間を日時が新しい順にリストアップする。
3. 一致した乗降区間の次の路線を次の乗降区間としてリストアップし、対応する時刻表を表示する。

直前の乗降区間と完全一致する履歴だけで推定を行うだけでは、履歴の蓄積が十分でない場合や、普段と少し違う経路を使っただけでも推定不能となってしまう。そこで、直前の乗降区間以外にも、現在地と履歴に基づく推定や、部分一致する履歴に基づく推定なども行い、それら複数の推定結果に基づき時刻表の表示を行う。また、乗車中の場合は、現在の乗降区間と一致する区間を乗降区間履歴から日時が新しい順にリストアップし、一致した乗降区間の次の路線を次の乗降区間として推定を行っている。

乗降区間履歴に類似する区間が全くない場合でも、直前に利用した区間の逆方向や、単純に近い駅の時刻表を出すことによって、なるべくユーザが操作しなくても所望の時刻表が確認できるようにしている。

上記の手順によって推定された乗降区間に基づき、現在位置と乗車駅までの距離を考慮した上で、時刻表の表示を行っている。ユーザの移動状況に応じて、適宜推定を行い、表示する時刻表の更新を行うことで、ユーザは操作することなく、適切な時刻表を確認できる。

4. 評価

第1章で述べた課題に対して、本稿で提案した手法が有効であるか確認するため、本章では乗降区間検出および次乗降区間推定の精度評価について述べる。

4.1 評価方法

第2章で述べた乗換案内アプリケーションを搭載したモバイル機器を被験者ユーザに持ち歩いてもらい、実際に普通の通勤時などで利用してもらった。アプリケーションが起動されている間、加速度データ、位置(緯度・経度)データ、ユーザの移動状況の推定データの収集を行った。

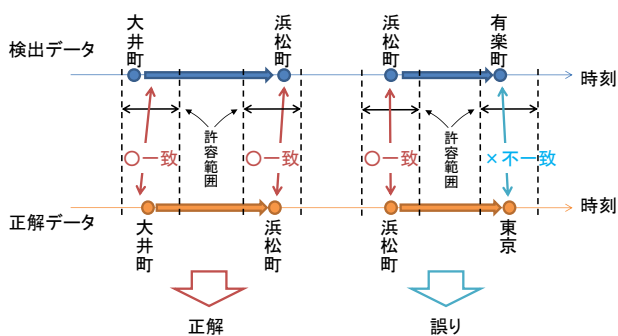


図8 乗降区間の正解判定方法

収集した加速度データ・位置データおよびユーザからのヒアリングに基づき、実際にユーザが利用した区間を、乗車駅・降車駅の時系列データとして正解データの作成を行った。

収集した上記データに対して、第3章で述べた乗降区間検出および次乗降区間推定の手法を適用し、検出された区間と正解データとの F 値、および推定された区間と正解データとの適合率の算出を行った。モバイル機器として、株式会社 NTT ドコモ 向けスマートフォン 東芝 T-01A を利用した。

収集したデータの詳細は以下の通りである。

- 被験者ユーザ数：8名
- 評価日数：延べ32日
- 乗降区間数：延べ113区間

4.2 評価結果

本節では、評価方法の詳細および評価結果について述べる。

4.2.1 乗降区間検出精度

本評価では、以下の2つのデータを用いて、乗降区間検出精度の F 値を算出した。

- 乗降区間検出データ
T-01A 上で収集した位置データ、ユーザの移動状況の推定データ、および駅/バス停 POI データをもとに、3.2節の手法によって検出したユーザの乗降区間検出データ。
- 乗降区間正解データ
ユーザが実際に利用した乗降区間の乗車駅・降車駅の組を時系列に列挙した正解データ。

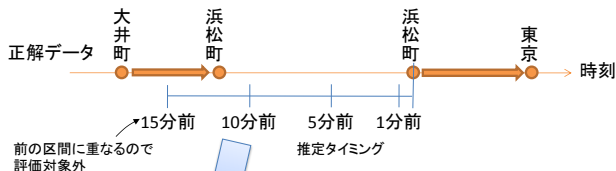
乗降区間検出データの各々の乗車駅・降車駅の組について、乗降区間正解データの中から同一の乗車駅・降車駅を持つデータを走査し、乗車/降車時刻の誤差があらかじめ決めた許容範囲内であれば、そのデータは正しく検出された(正解)とみなしている(図8)。

全ユーザの乗降区間検出データについて正解データと一致するかどうかを判定し、乗車駅が一致する、降車駅が一致する、乗車駅降車駅ともに一致する、のそれぞれの場合について適合率および再現率を求め、最終的に F 値の算出を行った。

また、加速度センサからの移動状況推定に基づいた本手法の区間検出との比較のために、GPS の位置情報のみを用いた乗降区間検出の精度についても算出を行った。

表1 乗降区間検出精度(F値)

	移動状況利用	GPSのみ
乗車駅一致	0.80	0.56
降車駅一致	0.80	0.60
乗降車駅一致	0.69	0.40



● 推定結果(10分前)

1. 日の出 → 新橋
2. 大門 → 六本木
3. 浜松町 → 東京
4. 浜松町 → 大井町
5. 浜松町 → 新橋
- ...

- 1路線目までで一致 → ×
- 2路線目までで一致 → ×
- 3路線目までで一致 → ○
- 4路線目までで一致 → ○
- 5路線目までで一致 → ○

図9 次乗降区間推定の正解判定方法

位置情報の時系列データから、移動速度を求め、時速5km以下である場合は歩行、15km以上であれば乗車と判断し、歩行・乗車の変化点から乗車・降車を検出して乗降区間を検出する。両手法での評価結果を表1に示す。

表1より、GPSのみによる乗降区間検出の精度に比べて、加速度センサからの移動状況推定に基づく本手法の精度の方が高く、本手法が課題2に対して有効であることが確認できた。移動状況を用いることで乗降タイミングを検知することができ、またGPSが取得できない場合でも乗降位置補正を行うことで、GPSのみに比べて、より正確に区間を検出できている。

4.2.2 次乗降区間推定精度

次乗降区間推定精度について、次のように評価を行った。

1. 初期乗降区間履歴データとして、ユーザが日常、通勤で利用する路線の、「往路→復路→往路」となる乗降区間の履歴を登録する。
2. 乗降区間検出データを生成し、それを乗降区間履歴として蓄積を行う。
3. 乗降区間履歴および位置データに基づき、3.3節の手法で推定した乗降区間推定データを生成する。
4. 乗降区間正解データのそれぞれに対して、乗車時刻の15分前、10分前、5分前、1分前でのタイミングにおける乗降区間推定データを走査し(推定タイミングが前の乗降区間に重なる場合は評価対象から除外)、次の乗降区間正解データと一致するか判定を行い、その適合率の算出を行った。

判定の際は、推定結果の上位5路線に対して、N路線目までに一致するデータが含まれるかを1~5路線についてそれぞれ判定した(図9)。また、乗車駅降車駅がともに一致する、乗車駅が一致する、のそれぞれの場合について判定を行った。結果を図10に示す。

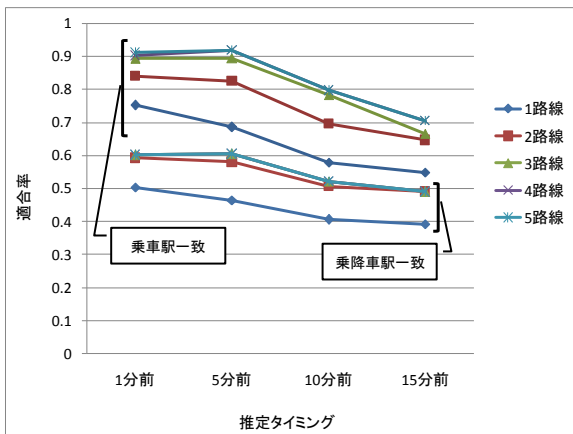


図 10 次乗降区間推定精度

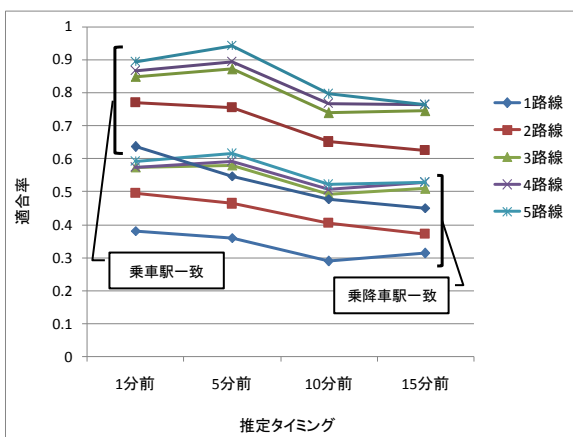


図 11 GPS のみによる次乗降区間推定精度

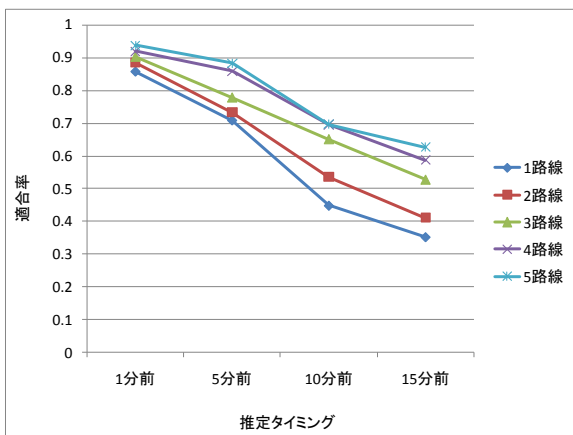


図 12 近い駅のみによる次乗降区間推定精度(乗車駅一致)

表 2 各手法における次乗降区間推定精度 (推定タイミング 5分前, 2路線目まで)

	本手法	GPSのみ	近い駅のみ
乗降車駅一致	0.58	0.47	—
乗車駅一致	0.83	0.76	0.73

推定タイミング 5分前, 2路線目までで一致という条件では, 乗車降車駅がともに一致する精度は 0.58, 乗車駅が一致する精度は 0.83 となった. 図 10より, 推定路線数を 1路線から 2路線に増やすことで精度が大きく向上する

ことが分かるが, 2路線から 3~5路線までに増やしても, それほど向上しないことが分かった.

また, 比較のために GPS からの位置情報のみによる区間検出結果の履歴に基づく区間推定, および, 単純に現在位置から近い駅を乗車駅として推定する手法のそれぞれについても適合率の算出を行った. 結果を図 11, 図 12 に示す.

比較として 3つの手法における, 推定タイミング 5分前, 2路線目までで一致する精度について表 2にまとめた. GPS のみ・近い駅のみを利用する手法に比べて, 本手法による推定精度の方が高く, 本手法が課題 1 に対して有効であることが確認できた. 乗車駅一致の推定精度については, 推定タイミング 1分前の場合のみ, 近い駅のみを利用した手法の方が高くなっているが, タイミングが早くなると急激に精度が悪くなる. 履歴に基づく本手法による推定では, 推定タイミング 15分前でも推定路線を 2路線とすることで, 0.65の精度を出すことができ, 単純に次の乗車駅を推定する場合でも, 履歴を用いた方が精度は高くなることが確認できた.

4.3 考察

4.3.1 乗降区間検出精度について

評価結果より本手法による乗降区間検出精度は, 乗車降車駅がともに一致する精度が 0.69 となることが確認できた. 乗降区間の検出を誤るパターンとしては以下のようなものがあつた.

- 乗車駅(または降車駅)が同一路線上で数駅前(または先)にずれる
- 乗車駅(または降車駅)が別の路線の駅にずれる
- 乗降区間がまったく検出されない
- 列車を利用していないのに区間検出される
- 2つの区間が合体して 1区間として検出される
- 途中で降車したものととして検出される

検出を誤る要因を調べてみると, 大きく以下の 3つに分けることができる.

1. GPS データの取得不能・異常値
長時間 GPS データが取得できない場合や, 取得は出来たが正しい位置が返されなかった場合に, 乗降駅がずれてしまっている.
2. 移動状況推定の誤り
移動状況が誤って推定されることで, 乗降を正しく検知しなかったり, 逆に正しくない場所で乗降を検知したりして, 誤った区間検出がされてしまっている.
3. 区間検出時の補正誤り
3.2節で記述したとおり, 乗降区間検出の際には各種補正を行って, 区間検出の精度向上を図っているが, 逆に補正によって乗降駅がずれてしまうこともあつた.

上記の 3つの要因のおおよその割合は, 1:5:4 となっており, 区間検出の精度を向上させるためには, 特に移動状況の推定精度の向上, および補正ロジックの改善が必要である. また, GPS データの取得不能については, WiFi や基地局による測位などを組み合わせることで, 測位性能を向上する必要がある.

4.3.2 次乗降区間推定精度について

評価結果より、次乗降区間推定精度は、推定タイミング5分前、上位2路線までで一致する適合率は、乗車駅降車駅ともに一致の場合は0.58、乗車駅が一致する場合は0.82となった。

次乗降区間推定について、乗車駅降車駅の推定が一致しない要因としては、区間検出の場合と同様に、GPSデータの取得不能/データの異常値や、移動状況推定の誤りに起因するものがあり、推定誤りの要因のおよそ1割がこれに当てはまる。割合としては小さいものの、GPSデータ取得不能についてはアプリ起動直後に起こることが多く、見たいタイミングで時刻表を見られないため、使い勝手の観点からも改善すべき点であるといえる。

また、区間検出の検出誤りや、ユーザの非定常経路(普段の通勤で利用している以外の経路)利用によって蓄積された履歴に起因するものがあり、推定誤りの要因のおよそ3割がこれに当てはまる。3.3節で述べた通り、次乗降区間推定は日時が新しい乗降履歴が優先されて利用されるため、その履歴がそもそも誤りである場合や非定常経路を利用した場合だと推定が誤ってしまうことがある。これら为了避免するためには、その区間の利用頻度を考慮して、利用頻度の低い区間の履歴については推定に利用しないなどが考えられる。

また、そもそも直前に利用した区間と同一の履歴がない場合は、推定を行うことが不可能であり、推定誤りの要因の6割はこれに当てはまる。より詳細に分析したところ、外出先からの帰宅・帰社などがこのパターンに含まれているため、外部の乗換経路探索のAPIなどが利用可能であれば、直近駅から自宅・会社最寄り駅までの経路を推定結果として出すことで精度向上が図れると考えられる。また、スケジューラとの連携によって目的地を推定する方法も考えられる。

5. 関連研究

ユーザの状況を推定する技術として、小林ら[4]の釈迦では、携帯電話上のGPS、加速度センサ、マイクを複合的に用いて、停止・歩行・走行・自転車・自動車・バス・電車の7つの移動状況を推定している。加速度センサにより歩行・歩行・停止・自転車状態を、マイクにより自動車を、GPSによる平均時速により電車とバスの乗車状態を推定している。上記の7つの移動状態をF値で0.8以上の精度で推定が可能である。SiewiorekらのSenSay[5]では、加速度センサ、照度センサ、マイクを用いてユーザの状況をuninterruptable, idle, active, normalの4つのモードに分類する手法を提案している。モードに応じて着信音やバイブレータのON/OFFを制御したり、着信があった場合はidleモード時にユーザに通知したりする。また、スケジューラの情報を合わせて利用しているが、本稿の手法においてもスケジューラに登録されている行先情報を活用することで、次乗降区間の推定精度を向上させることが可能である。上記2つの手法と本稿の提案手法では利用しているセンサが異なる。我々の提案手法では一般的な携帯電話に搭載され利用可能なセンサであり、かつ電力消費の観点から、加速度センサおよびGPSのみを利用している。

また、ユーザの次の行動を推定する技術として、Pattersonら[6]は、GPSにより取得した位置情報からユーザの行動パターンを学習し、行動モード(バス、車、歩行)や移動場所を予測する手法提案している。モデルの構築にはBayesian Network, Particle Filterが、パラメータの学習としてEMアルゴリズムが利用されている。田中ら[7]は、GPSによる走行履歴と運転状況を用いて目的地予測を行うカーナビゲーションシステムを提案している。走行履歴に基づく予測と、運転状況として時間帯・曜日・乗員数などの状態変数を持つBayesian Networkによる予測を合成した手法により、正しい目的地が上位1位に入る割合が約0.6の精度で予測が行えている。上記2つの手法では、ユーザの次の行動の推定としてBayesian Networkを利用しているが、本稿の次乗降区間推定においても、時間帯や曜日を考慮したモデルを構築して推定に利用することで、精度の向上が期待できる。

6. まとめ

加速度センサおよびGPSを用いた移動状況、乗降区間の検出を行う状況推定技術を開発し、その応用としてユーザに交通情報を自動的に提示する乗換案内アプリケーションの実装を行った。

スマートフォンT-01A上に搭載した乗換案内アプリケーションを用いて、実機評価を行った結果、ユーザの乗降区間を約69%の精度で検出が可能であり、列車に乗車する5分前に次の乗降区間を推定した場合に推定結果上位2路線目までに正解が含まれる確率は約58%となった。

今後は、WiFi測位などGPS以外の測位方式との組み合わせなどにより乗降区間検出精度の向上を図り、また、次乗降区間推定方式の改良などによる次乗降区間推定精度の向上を図って、よりユーザに適切な情報を提供できるアプリケーションの実現を目指す。

参考文献

- [1]池谷直紀, 菊池匡晃, 長健太, 服部正典, “3軸加速度センサを用いた移動状況推定方式”, 信学技報, vol.108, no.138, USN2008-24, pp. 75-80 (2008).
- [2]長健太, 池谷直紀, 岡本雄三, 瀬戸口久雄, 服部正典, “センサを用いたモバイル機器向けユーザ状況推定技術の実装と評価”, 情報処理学会 モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会, 第52回研究発表会 (2010).
- [3]瀬戸口久雄, 池谷直紀, 長健太, 服部正典, “モバイル機器の日常的な利用シーンを考慮した加速度ノイズ対応方式”, 情報処理学会 ユビキタスコンピューティングシステム研究会, 第25回研究発表会(2010).
- [4]小林亜介, 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).
- [5]Daniel Siewiorek, Asim Smailagic, Junichi Furukawa, Andreas Krause, Neema Moraveji, Kathryn Reiger, Jeremy Shaffer, Fei Lung Wong, “SenSay: A Context-Aware Mobile Phone”, iswc, pp.248, Seventh IEEE International Symposium on Wearable Computers (2003)
- [6]D. Patterson, L. Liao, D. Fox, and H. Kautz. “Inferring High-Level Behavior from Low-Level Sensors.” Proceedings of The Fifth International Conference on Ubiquitous Computing (2003).
- [7]田中宏平, 岸野泰恵, 寺田努, 西尾章治郎, “カーナビゲーションシステムのための走行履歴と運転状況を考慮した目的地予測手法”, 電子情報通信学会データ工学ワークショップ(DEWS 2008)論文集 (2008).