

無線通信端末とクラウドサーバーを活用した公共交通機関の混雑度センシング技術

代表研究者 山口 弘 純 大阪大学 大学院情報科学研究科 准教授

1 はじめに

電車の乗客が保持するスマートフォン（高機能無線通信端末）、3G 回線ならびにクラウドサーバーを活用し、電車の各車両や駅のプラットフォームに、どの程度の乗車客や待ち乗客が存在するかといった「混雑度情報」を高精度かつ低コストにセンシングする技術を開発する。日本の電車の過密度は高い人口密度と経済活動のために世界有数レベルであり、ラッシュアワー以外でも特定路線が一時的なイベントで混雑したり、特定の車両が混雑したりすることが多い。そのような環境での車両やプラットフォーム混雑度分布（車両全体が混雑している、中央付近の車両に乗客が集中している、プラットフォームの待ち乗客が階段付近に多い、などの情報）がセンシングできれば、乗車待ちが少ない待ち位置への誘導、空席がありそうな車両や降車駅の待ち乗客が少なくスムーズな移動が可能な車両のレコメンデーション、といった柔軟なナビゲーションが期待でき、幼児連れや障害者、高齢者、一般乗客の移動負担軽減や快適性向上に大きく役立つ。また待ち乗客の集中を避けることでホーム転落防止などの安全効果も期待できる。しかしプラットフォームや車内などでの GPS 測位や無線 LAN 測位の誤差は数十mから百m（2～5 両分程度）に達するため、なんらかの補正情報を活用する必要がある。カメラ画像や人感センサによる検出には車内やプラットフォームへの多数の機器設置を要することから現実的でない。これに対し本研究では爆発的に普及したスマートフォンを活用する。各乗客には Bluetooth 通信情報および加速度センサ情報を 3G 回線経由でクラウドサーバーに提供してもらい、集約データから乗客同士の近接性や行動類似性を解析し、同一車両内や近隣位置での待ち乗客などの「グループ」をダイナミックに検出する。このグループ情報をもとに位置推定を行い混雑度情報を推定する技術を開発している。

2 開発した技術

2-1 概要

(1) システムアーキテクチャ

スマートフォンなどのユーザ端末上で動作するクライアントは、加速度センサと電子コンパスの計測値から推定した歩数および移動方向と、身長から概算した歩幅から、1 歩ごとの移動ベクトル（ステップベクトル）を推定する。また、Bluetooth のデバイス検出機能を用いて、近隣端末からの RSS を収集する。ステップベクトルおよび RSS は、3G/WiFi を経由して定期的にサーバへ送信され、サーバ上でクライアント間の相対位置関係が算出される。これらの位置推定結果をクライアントへフィードバックする。

RSS に基づく測距と、PDR による軌跡推定の精度を検証するため、Android 端末を用いた予備実験を行った。6.5m×21m の屋内環境において、2 台の端末(Nexus S)を 1m から 16m の距離で配置し、端末間で Bluetooth RSS を収集した。なお、端末は手に把持することを想定し、2 台の端末の高さはいずれも床から 1m とした。この結果、電波のマルチパス伝搬等の影響で、同じ距離でも RSS は大きくばらついており、端末間の距離を正確に推定することは難しいことがわかっている。一方、強い RSS が観測される頻度は端末間の距離が離れるにつれて低くなり、距離が 6m を超えると、-70dBm 以上の RSS は観測されなかった。この性質を利用すれば、近傍にいる端末とそうでない端末を比較的高い精度で判別することが可能である。

次に、一般に知られる自律航法アルゴリズムを Android アプリケーションとして実装し、軌跡推定の精度を検証した。歩行時には、ステップのタイミングに同期して、加速度が鉛直方向に大きく変動する。そこで、鉛直方向の加速度があらかじめ定めた閾値を超えるたびに歩数をカウントするとともに、電子コンパスの計測値をもとに、ステップ時の移動方向を推定した。5m×10m の矩形のコースを 2 周した時の軌跡推定結果を測定したところ、30m 歩行した後は位置誤差が平均 5.16m にまで増大することがわかった。このように、

センサノイズや端末の保持方法といった要因によって大きな誤差が蓄積されるため、PDR 単独で端末の絶対位置を高精度に推定することは難しい。一方、Bluetooth RSS から得られる端末間の距離情報等を活用して定期的に補正を行えば、ユーザ間の相対的な位置関係は比較的高い精度で推定できる可能性がある。ここでは簡単のため、端末を手に保持することを想定した PDR アルゴリズムを用いるが、異なる端末保持方法への対応やノイズに対するロバスト性の向上を実現した高度な PDR アルゴリズムも提案されている。PDR の実装をそうした手法に置き換えることで、さらなる精度向上も期待できる。

(2) グループの定義

アルゴリズムで用いるグループをここで定義する。クライアントの集合を S とする。2 つのクライアント A_i, A_j の距離が過去 T 秒間にわたり常に λ 未満である時、 A_i と A_j の間にグループ関係があるという。 T と λ はユーザの移動特性に依存して決まるパラメータであり、性能評価実験では $T=60$ 秒、 $\lambda=3.0m$ としている。また、各クライアント A_i について、 A_i とグループ関係があるクライアントの集合を A_i が属するグループと呼ぶ。

(3) グループ内の移動軌跡の類似性

同一のグループに属するユーザ群の移動軌跡の類似性を検証するため、前述の PDR アプリケーションを用いた予備実験を行った。15 名の被験者が端末を手に把持し、3-4 名のグループで、 $10m \times 10m$ のフィールドを 30 分間歩行した。フィールド内には座標を印刷したマーカを 2m 間隔で配置し、被験者がマーカを動画で撮影しながら歩行することにより、正しい位置トレースを取得した。実験によって得られた推定軌跡のログを 2 秒ごとの部分軌跡に分割し、各時刻において、グループごとに移動方向の平均値を算出した。この結果、異なるグループに属する被験者の移動方向との差は 0 から 180 度の範囲でほぼ一様に分布しているのに対し、同じグループに属する被験者の移動方向は、80%以上の割合で、グループの平均値からのばらつきが 30 度未満となった。前述のように、PDR による各ユーザの推定軌跡には大きな誤差が含まれるが、同一のグループに属するユーザ間では、推定軌跡に高い類似性が見られる。

(4) 位置推定プロセス

これらをもとに、位置推定は 3 つのプロセスから構成される。まず、センサノイズや RSS のばらつきに起因する位置推定誤差を補正するための手がかりとして、各時刻におけるユーザ群のグループ関係を推定する。ユーザ群の推定軌跡と RSS の過去一定期間の履歴からグループらしさを表す特徴量を抽出し、それをもとに、クライアントのペアごとに同一のグループに属する確率(グループ尤度)を算出することでグループ関係を導く。過去一定期間にわたって類似した移動の振る舞いをしてきたユーザ群は、次の時刻においても同様に互いに類似した振る舞いをとることが期待される。提案手法ではこの仮定に基づき、クライアントから収集した推定軌跡を、想定される誤差の範囲内でグループの平均的な振る舞いに近づくようヒューリスティックに補正する。これにより、センサノイズ等によって生じるステップベクトルのふらつきや、端末の保持方法に依存した移動方向の推定誤差、ステップの誤検出や検出漏れによる移動距離の推定誤差など、様々な要因で生じる個々のユーザの軌跡推定誤差が相対位置推定の精度に与える影響を軽減する効果が期待される。最後に、補正後の推定軌跡間の距離を Bluetooth RSS に基づき修正することで、クライアント間の相対的な位置関係を求める。前節で示した通り、RSS の観測値は同じ距離でも大きくばらつくため、距離の推定精度には限りがある。こうしたノイズの大きい観測値のもとで可能な限り位置推定精度を高めるため、クライアント間で観測された RSS から距離を推定する際に、それらのクライアントのグループ関係に応じて 2 通りの距離推定モデルを使い分ける。クライアントが同じグループに属すると推定される場合には、RSS に対して想定されるばらつきの範囲内で、距離を通常より短く推定することで、周囲の人や物体による電波の減衰・反射等に起因する測距結果の不確かさが位置推定精度に与える影響の軽減を図る。

2-2 システム詳細設計

(1) Bluetooth による近接センシング

クライアントは Bluetooth のデバイス検出 (スキャン) 機能を利用して、近隣クライアントからの RSS を定期的に収集する。この方法は、リンク確立を行うことなく端末間の RSS を収集できるという利点があるが、モバイル端末の位置推定に利用する場合には 2 つの課題がある。まず、周波数を高速で切り替えながら通信を行う Bluetooth スキャンの特性上、複数の端末が同時にスキャンを実行した場合には互いの検出率が著しく低下する。このため、各端末が連続的にスキャンを実行すると、RSS の収集率が極端に低くなる。さらに、スキャンには通常 10 秒以上の時間を要するため、RSS の取得頻度が厳しく制限されるため、スキャンを 5 秒間で中断するというアプローチをとる。Bluetooth スキャンは、無線範囲内にあるすべての端末を確実に検出できるように設計されているが、近接センシングでは、マルチパス伝搬や干渉による通信エラーが発生しやすい遠距離の端末を確実に検出するよりも、短時間で検出できる近隣端末からの RSS を可能な限り高速に

収集することが望ましい。予備実験により、端末間距離が 5m 以内の場合、スキャン中断によって RSS の取得頻度を大幅に向上しつつ、デバイス検出率の低下は 10%未満に抑えられることを確認している。また、スキャンの同時実行による検出率の低下を防ぐため、スキャンの実行タイミングを確率的に決定する。各クライアントは確率 p でスキャンを開始し、 $1-p$ の確率で、一定期間待機する。 p は経験的に 0.5 とし、待機時間は 2.5~7.5 秒の範囲からランダムに決定する。以上のように、Bluetooth の特性を考慮して近接センシングのプロトコルを設計することで、検出率の改善を図る。

(2) グループ推定

各クライアント A_i は、ステップベクトルの系列と近隣クライアントからの Bluetooth RSS を定期的にサーバへ送信する。ここで、 A_i が時刻 $(t-\tau, t]$ に観測したステップベクトルの系列の総和を、時刻 t における A_i の移動ベクトルと定義する。また、サーバは、Bluetooth RSS および移動ベクトルの過去一定期間の履歴をもとに、ユーザ群のグループ関係を推定する。なお、本研究では時間ステップとウィンドウサイズをそれぞれ 2 秒および 30 とする。このもとで、ユーザ間のグループらしさを次の 2 つの特徴量により定量化する。

近接性: クライアント A_i, A_j 間で過去 N_τ 秒間に一定閾値以上の RSS が観測された回数

軌跡類似性: 過去 N_τ 秒間の移動ベクトルの系列の間の編集距離

クライアント間の近接性を判定する際の閾値は、前述の実験結果に基づき -70dBm とする。一般に、2 つの系列 U, V の編集距離は、 U を V に変換するために必要な最小の挿入、削除、置換操作の回数によって定義される。本研究では置換に比べて挿入・削除のペナルティを小さくすることで、グループ内のユーザ間の行動のタイムラグが軌跡類似性の評価値に与える影響を軽減する。グループ推定を行うためには、まず、すべてのクライアントのペア A_i, A_j について、RSS および移動ベクトルの履歴から近接性と軌跡類似性を求め、グループ推定モデルに従って、グループ尤度を求める。このもとで、クライアント A_i とのグループ尤度が閾値を超えるクライアントの集合 G_i を、 A_i が属するグループと推定する。グループ推定は、過去 N_τ 秒間のステップベクトルと RSS に基づき τ 秒ごとに実行する。

(3) グループ情報に基づく移動軌跡の補正

過去一定期間にわたって類似した移動の振る舞いをしてきたユーザ群は、次の時刻 (τ 秒後) においても、同様に互いに類似した振る舞いをとることが期待される。提案手法では、この仮定に基づき、各クライアント A_i の最新の移動ベクトルを、想定される誤差の範囲内で、 A_i が属するグループ G_i の平均的な振る舞いに近づくようヒューリスティックに補正する。まず、PDR による軌跡推定誤差のモデル化と、移動ベクトルの誤差分布の導出方法について述べる。次に、グループ内における移動軌跡の類似性をモデル化する。最後に、移動ベクトルの誤差分布とグループ内の軌跡類似性のモデルに基づき移動ベクトルを補正する方法を説明する。

移動ベクトルの誤差分布を求めるため、PDR による個々のユーザの移動軌跡の推定誤差を次のようにモデル化する。PDR による軌跡推定の誤差要因としては、主として、ステップ時の歩幅の推定誤差、ステップ時の移動方向の推定誤差、およびステップの誤検出/検出漏れによる誤差、の 3 つが考えられる。このうち歩幅誤差と方向誤差は、ステップ毎に発生し、移動ベクトルに蓄積される誤差であり、ステップベクトルに依存して決まる。また、予備実験の結果より、歩幅および移動方向の推定誤差は、概ね正規分布に従うことを確認しているため、これらを正規分布に基づきモデル化する。一方、検出失敗誤差は、端末の不規則な動き等によるノイズの影響でユーザの移動の有無とは無関係に発生し得る誤差であり、上記のステップレベルの誤差とは独立に扱う。上記の誤差分布をステップごとに逐次的に更新することにより、移動ベクトルの誤差分布を求める。

次に、グループ内における移動軌跡の類似性のモデル化のため、同じグループに属するユーザ間の移動軌跡のばらつきを、予備実験に基づきモデル化する。まず、各クライアント A_i について、 A_i が属すると推定されるグループ G_i のメンバの平均的な振る舞い(グループ平均)を定義する。 G_i の中には、端末の不規則な動き等に起因する誤差により、最新の移動ベクトルが他のメンバと大きく乖離したクライアントが含まれている場合がある。一部のメンバが持つ誤差の影響で A_i の軌跡推定精度が悪化することを防ぐため、提案手法では、距離ベースの外れ値検出アルゴリズムを用いて、 G_i からこうした外れ値を除外する。外れ値検出では、クライアント A_j の移動ベクトルに対し、 G_i のメンバの移動ベクトルのうちユークリッド距離が一定値以上のものの割合が一定以上であるとき、クライアント A_j の移動ベクトルを外れ値と判定する。外れ値検出によってグループ内の半数以上の移動ベクトルが外れ値と判定された場合には、割合を大きくして上記のプロセスを繰り返す。

最後に移動ベクトルの補正を行う。グループ内の軌跡のばらつきの経験的モデルと移動ベクトルの誤差分布を統合することで、各クライアント A_i の最新の移動ベクトルを、想定される誤差の範囲内で、グループ平

均に近づくように補正する。

(4) RSSに基づく軌跡マッピング

補正後の移動ベクトルをもとにクライアント間の相対位置の推定値を更新する。時刻 t において、 A_i と A_j の間で一定値以上の RSS が観測された場合、 A_i と A_j が遭遇したと判定する。このとき、 A_i から見た A_j の相対位置は、実際には、 A_i を中心とするある推定距離を半径とする円周上と推定される。その後は、 τ 秒ごとに、補正後の移動ベクトルを用いて推定値が更新される。

2-3. 実環境実験

(1) 実験環境

27m×40m のイベント会場にてスマートフォン Nexus S を用いたデータ取得実験を行った。実験では、20名の被験者が端末を保持し、展示ブースを4人ずつの集団で巡回した。端末上ではPDRおよび近接センシングを実装した実験用アプリケーションを動作させ、移動軌跡およびRSSのログを取得した。歩行中は端末を体の前方で把持し、手の振りなどの動作は原則として行わないものとした。それぞれの被験者は、会場入口から同時に会場内へ入り、約30分間で6~12箇所の展示ブースを巡回した後、会場出口へ向かう。各被験者はスタート地点で実験用アプリケーションを起動するものとし、クライアントの初期位置は既知とする。また、グループごとに1名ずつ記録員が同行し、各ブースにおける被験者の正しい位置と到着・出発時刻をフロアマップ上に記録するとともに、一定時間毎に被験者の写真を撮影することで、位置情報の正解データを収集した。以上の実験を3回行うことにより、延べ約1,800分間(90min.×20名)のログを取得した。なお、各グループのメンバは、いずれの実験においても同一としている。以降の性能評価では、3回の実験データのうち2回分をグループ推定モデルを構築するための学習用データ、残りの1回分をテスト用データとして利用した。

(2) 性能評価結果

構築したモデルを用いてグループ推定を行い、すべてのクライアントのペアについて、それらが同一のグループに属しているかどうかを正しいグループ情報と照合したときの正解率(グループ推定精度)を得た。実験全体を通じたグループ推定精度の平均は98%となり、誤差の大きいセンサ情報のもとで、ユーザ群のグループを高い精度で検出できることが確認された。次に、提案手法の位置推定精度を、各クライアントを起点とする近隣ユーザ群との相対位置誤差によって評価した。提案手法の相対位置誤差を、グループ情報に基づく補正を行わない既存のアプローチと比較した。既存アプローチでは、Bluetoothのデバイス探索によって検出された近隣クライアントとの間で互いの推定位置が一致するように補正を行う。一方、提案手法において移動ベクトルの補正と推定距離の補正を行わない(補正無し手法)ものも比較対象としている。Bluetoothの電波到達距離は10~15m程度と比較的長いため、2つのクライアントが互いの通信範囲に入った時点で相対位置の推定値をリセットする既存手法では、10mを超える大きな相対位置誤差が継続的に生じている。これに対し、補正無し手法では、Bluetooth RSSをもとに端末間の距離を調整することで、既存アプローチと比べて誤差が軽減されている。提案手法では、グループ情報に基づく補正によって、端末を保持する手の動き等に起因するPDRの軌跡推定誤差や、周囲の群衆の体で電波が減衰することによって生じる距離推定誤差の影響が軽減され、位置推定精度のさらなる向上が実現されている。提案手法による位置推定誤差の中央値は3.01mとなり、既存アプローチと比べて68%、補正無し手法と比べて28%の精度改善を達成している。

2.4 シミュレーション実験による評価

(1) シミュレーション環境

提案手法の性能は、グループの大きさや流動性といったユーザ群の移動特性に依存するため、シミュレーション実験により、様々な条件の下でその有効性を検証した。ユーザ群のグループモビリティを再現するため、次のような移動モデルを定義する。まず、Reference Point Group Mobilityモデルと同様、各グループの平均的な振る舞いを表すいくつかの参照点を作成する。それぞれの参照点は、Random Waypointモデルに従ってフィールド内を独立に移動する。移動先のwaypointはフィールド内からランダムに選択され、参照点は目的地に向かって一定の速度で移動するが、移動速度は一定範囲の一様分布で決定する。目的地のwaypointに到着すると、確率 p で次の目的地へと移動を開始し、確率 $(1-p)$ で10秒間その場に静止する。特に指定のない限り、最小速度を0.5m/s、最大速度を1.5m/s、 $p=0.5$ とした。グループの参照点が次の目的地を選択すると、そのグループに属するクライアントは、参照点を選択したwaypointを中心とする半径1.5mの領域内から自身の行き先waypointをランダムに選択する。以上により、各クライアントは、グループの参照点を中心として、集団的に振る舞う。また、クライアントは追従する参照点を動的に変更できるものとする。

る。ここで、グループの標準サイズ N_s とグループ変化率 p_g という 2 つのパラメータを導入する。 τ 秒ごとの各時間ステップにおいて、クライアントは現在のグループを確率 p_g で離脱する。このとき、サイズが小さいグループほど次の追従先として選択される確率を高くすることで、グループのサイズをほぼ一定に維持する。また、シミュレーションにおけるクライアントの総数は $N_g N_s$ とする。上記のモビリティモデルに基づき生成された各クライアントの移動軌跡を 2 秒ごとのセグメントに分割することで、移動ベクトルの正解データが得られる。さらに、それぞれの移動ベクトルに対して PDR 誤差モデルに基づく誤差を加えることで、クライアントからサーバへ収集される推定軌跡を生成する。Bluetooth Scan では、各近隣クライアントからの RSS を確率 0.5 で収集できると仮定し、前述の距離と RSS 関数に基づき、 $\pm 10\text{dBm}$ の範囲で様に変動させる。以上の想定環境の下でシミュレーション実験を行い、PDR による推定軌跡と RSS のログを生成した。シミュレーション時間はいずれも 3,600sec. としている。

(2) シミュレーション結果

位置誤差の補正に影響を与え得る要因の 1 つとして、グループの大きさが挙げられる。グループサイズが大きくなるほど、ランダムなセンサノイズに起因する軌跡推定誤差を効果的に軽減できるほか、一時的に他のグループメンバとは異なる振る舞いをしているクライアントを外れ値検出アルゴリズムによってより確実に検出し、グループ内の他のユーザの軌跡推定精度の悪化を防ぐ効果が期待される。グループサイズ N_s を 2 ~ 9 の間で変化させた場合の軌跡推定精度を評価した。なおいずれの場合もグループ数は $N_g=5$ とし、グループのサイズを一定とするため、グループの変化は発生しないものとした。PDR による軌跡推定はクライアントごとに独立に行われるため、補正前の移動ベクトルの平均誤差はグループサイズによらずほぼ一定である。グループ情報に基づく補正の効果は、グループのサイズが大きくなるほど高まっており、 $N_s=9$ の場合には、移動ベクトルの平均誤差は 0.61m から 0.34m へと 44%減少している。また、 $N_s=2$ の場合でも、軌跡推定誤差は 24%減少しており、グループのサイズが小さい場合にも一定の精度改善効果が確認できる。

次に、ユーザ群のグループ関係の変化に対する位置・軌跡推定精度の特性を検証した。グループ変化率をそれぞれ $p_g=0.02, 0.01, 0.005, 0.0025, 0$ とした場合の移動ベクトルと相対位置の推定誤差の平均値を測定した。なお、グループ推定時のウインドウサイズは、 $N=30$ と $N=10$ の 2 通りで評価している。各時間ステップの長さが 2 秒であることから、ユーザが同一のグループに滞在する時間の期待値は、100 秒 ($p_g=0.02$) ~ 800 秒 ($p_g=0.0025$) となる。 $p_g=0$ の場合には、グループの変化は発生せず、クライアントはシミュレーション全体を通して同じグループで行動する。クライアントが推定軌跡の補正を受けられるのは他のクライアントと共に行動している期間のみであり、異なるグループの間を単独で移動している時には、通常、PDR による推定軌跡がそのまま最終的な移動ベクトルの推定結果へと反映される。このため、グループ変化の頻度が小さいほどグループ情報に基づく軌跡補正の効果が高くなり、グループ変化が全く発生しない場合 ($p_g=0$) には、補正の前後で移動ベクトルの誤差が 35%軽減された。また、相対位置関係の推定精度にも同様の傾向が見られ、グループ情報に基づく補正により、最大で 28%の精度改善が実現された。一方、各クライアントが短い周期で他のグループへの移動を繰り返す環境においては、補正の前後で位置推定誤差が平均的に増加してしまう場合もある ($N=30, p_g=0.02$ の場合)。位置推定誤差を増大させる主な要因は、ユーザがグループから離脱する際に一時的に生じる、グループ推定の誤りである。

提案手法は、センサノイズ等に起因する軌跡推定誤差や、電波のマルチパス伝搬による RSS のばらつき等の影響を受けにくいロバストなグループ推定を実現するため、過去 $N\tau$ 秒間にクライアントから収集した移動ベクトルと RSS をすべて考慮してユーザ間のグループ関係を推定している。このため、グループで行動していたユーザが他のメンバと異なる振る舞いを始めてから、そのグループ関係の変化が検出されるまでの間には、一定の遅延が生じる。グループ尤度が閾値を下回るまでの間は、もとのグループ情報に基づいて移動ベクトルおよび距離の補正が適用され続けるため、推定位置の更新精度が一時的に悪化する場合がある。グループ関係の変化をより迅速に検出するためには、グループ推定のウインドウサイズ N を小さな値に設定すればよい。一方、グループの変化への即応性とグループ推定のロバスト性は互いにトレードオフの関係にある。このため、グループが頻繁に変化する環境では N を小さくし、反対に、展示会場のように、ユーザ群がほぼ一定のグループで移動すると想定される場合には N を大きくするなど、グループ内の軌跡のばらつきやユーザ群のグループの流動性に応じて、適切なウインドウサイズを決定することが望ましいといえる。なお、グループが構成されず、ユーザ群が独立に移動する環境では、PDR と Bluetooth RSS に基づく従来の相対位置推定と同等の精度に収束する。

2.5 混雑度センシングへの活用

スマートフォンなどのモバイル端末の爆発的な普及により、Google Maps の Walking Navigation やゼンリン

のいつもNAVIなどGPS等を用いた歩行者を対象とするナビゲーションサービスが多数提供されるようになってきている。渋滞情報を取得するVICS等の路側機や車両プローブ情報などが利用可能な車両ナビゲーションとは異なり、歩行者のナビゲーションには他の歩行者の存在情報は反映されていない。しかし、特に列車などの公共交通機関については、車両や駅プラットフォームなどでの混雑の程度を詳細に把握することで、例えば身体的障害を抱える乗客、また大きな荷物やベビーカーを運んだり幼児や児童を同伴し移動に負担が伴う乗客らに、より空いている路線、車両、駅出口を案内するといったように、負担が少なくより安全な移動方法を提示できる可能性がある。最近では、ジョルダンライブ!のように、ユーザ参加型で列車の運行状況や混雑状況を共有するサービスも現れており、「座れる」「つり革に掴まれる」といった車内状況がリアルタイムで把握できる環境も整いつつある。これに対し、駅のプラットフォーム上の乗客がどの付近でどの程度列車待ちをしているかといったプラットフォーム混雑情報の共有は依然として容易でない。この理由としては列車といった特定しやすい単位での位置情報取得および混雑状況レポートとは異なり、プラットフォーム上では位置特定方法や特定のための目安も少なく、待ち人数分布などの混雑状況表現も様々であることがあげられる。一方で、本研究ではスマートフォンに搭載された加速度センサや電子コンパスなどのセンサからPDR技術によって端末の移動軌跡（位置トレース）を高精度に推定する研究を行い、プラットフォーム上でも継続的な位置トラッキングが可能になると考えられる。これに加え、乗客がプラットフォームの混雑に直面した際にどのような行動をとるかある程度モデル化できれば、一部の参加ユーザがプラットフォーム上での位置トレース情報を得た場合に、どのあたりの列が混雑しているか、あるいは混雑していないかも推測できる可能性がある。例えば、階段からプラットフォームに進入した乗客は、そこから目的とする乗車口までの最短経路を選択するケースが多いが、不自然に湾曲した移動経路が検出された場合、想定される最短経路上は混雑しており、それを迂回した結果であると想定される。この知見に基づき、前述のグループに基づくPDR技術を活用し、駅プラットフォームにおいて形成される乗車待ち行列の混雑状況を推定する手法を開発している。提案手法では、システムに参加する乗客（クライアント）のスマートフォンに搭載された加速度センサやコンパスから、PDR技術によってクライアントの一步ごとの移動方向と移動距離（ステップベクトル）を取得する。プラットフォーム情報（移動可能な経路と乗車位置情報）は予め得られるものとし、駅構内の改札の通過情報や階段の昇り降りの行動認識といったコンテキスト情報からプラットフォーム進入時の初期位置を取得できると仮定する。このもとで、プラットフォーム上でのクライアントの移動軌跡とステップベクトルから混雑時に観測される乗客の行動を認識し、混雑を検出する。なお、混雑時の乗客の行動として混雑箇所の迂回や移動速度の低下に着目し、これらの行動を認識することで全乗客に対するクライアントの割合が低い場合でも混雑状況推定を可能とする方法としている。大阪駅のあるプラットフォームの一部に着目したモビリティモデルを生成し、シミュレーション実験を行った結果、乗車待ち列の混雑推定結果に基づき、20%の端末がシステムに参加する環境で車両単位での混雑状況を約24秒の遅延で推定できることが分かっている。

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
デッドレコニングとBluetoothの受信電波強度を用いたスマートフォンユーザ間の位置関係認識	情報処理学会論文誌	採録決定
UPL: Opportunistic Localization in Urban Districts	IEEE Transactions on Mobile Computing	2013年5月
スマートフォンを用いた駅ホームにおける混雑推定の一検討	電子情報通信学会技術研究報告	2013年1月
Trajectory Estimation Algorithm for Mobile Nodes using Encounter Information and Geographical Information	Elsevier Pervasive and Mobile Computing	2012年4月