

推薦論文

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

樋口 雄大^{1,2,a)} 山口 弘純^{1,b)} 東野 輝夫^{1,c)}

受付日 2012年11月28日, 採録日 2013年5月18日

概要: 本論文では, スマートフォンユーザ群の端末から収集したセンサ情報のみを利用して, イベント会場等多くの人々が集まる環境で, ユーザ間の相対的な位置関係を認識する手法を提案する. デッドレコニングにより推定したユーザの歩行軌跡と, 端末間で観測された Bluetooth の受信電波強度をサーバ上へ集約し, ユーザ同士が遭遇したと推定される地点でこれらの軌跡を重ね合わせることで, 相対位置を導く. このとき, ユーザ間の移動パターンの類似性をもとに推定位置をヒューリスティックに補正することで, センサノイズ等に起因する位置推定誤差の軽減を図る. 展示会場において Android 端末を用いたフィールド実験を行い, 従来のアプローチと比較して, 位置推定精度を 28%改善できることを示した. また, シミュレーション実験を通じて, ユーザ群の移動特性が提案手法の性能に与える影響を検証した.

キーワード: 相対位置推定, デッドレコニング, Bluetooth

Relative Position Estimation Using Dead Reckoning and Received Signal Strength of Bluetooth

TAKAMASA HIGUCHI^{1,2,a)} HIROZUMI YAMAGUCHI^{1,b)} TERUO HIGASHINO^{1,c)}

Received: November 28, 2012, Accepted: May 18, 2013

Abstract: This paper presents a novel method for estimating relative position between mobile phone users. For this purpose, it effectively combines walking trace estimation by dead reckoning (using accelerometers and digital compasses which are both available in commercial mobile phones) and relative distance estimation based on received signal strength of Bluetooth. Exploiting common patterns in trajectories of the users, we correct errors in estimated positions to improve accuracy. Through a field experiment using Android smartphones, we have shown that our method enhances positioning accuracy compared to a previous approach. Also, simulation results identify the impact of users' mobility characteristics on the positioning performance.

Keywords: relative positioning, pedestrian dead reckoning, Bluetooth

1. はじめに

スマートフォンによるセンシングとモバイルクラウドとの連携により, ユーザの振舞いや周辺状況に応じたきめ細

かいユビキタスサービスが実現されつつある. 行動予測やそれに基づく情報推薦, 訪れた場所や行動の記録を残すライフログ, 現在の場所や状況を友人間でリアルタイムに共有するモバイルソーシャルアプリケーション等, 様々な応用システムが活発に検討されており, 商用サービスの提供も広がっている. こうしたモバイルサービスを実現するうえで重要な手がかりとなるのが, ユーザの位置情報である. 携帯電話網の基地局を利用した測位技術 [1], [2], [3] は, 既

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan

² 日本学術振興会特別研究員 DC
JSPS Research Fellow

a) t-higuti@ist.osaka-u.ac.jp

b) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

c) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

本論文の内容は 2012 年 3 月のモバイルコンピューティングとユビキタス通信研究発表会にて報告され, 同研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

存のインフラを活用して数百 m レベルの測位精度を低コストに提供できる。また、建物単位の高精度な位置情報が求められるアプリケーションでは、GPS による測位が広く用いられている。一方、ユーザにとってより身近で利便性の高いサービスを提供するためには、GPS の利用が困難な屋内向けの測位技術も欠かせない。従来の屋内位置情報サービスは、歩行者ナビゲーションや、移動履歴に基づくユーザの嗜好分析等、個々のユーザを対象としたものが中心であった。一方、近年では、これらに加えて、自身の近辺にいる友人等「ソーシャルな」関係を持つ他ユーザとのつながりをモバイル端末を通じて支援するサービスが注目され始めている。例として、図 1 のような懇親会会場を考えてみる。会場は多くの参加者で混雑しており、図 2 のように、周囲の人々によってたびたび視界が遮られるため、たとえ探している相手が近くにいることが分かっているとしても、人混みの中からその相手を見つけ出すことは難しい。こうした状況では、ユーザ間の相対位置の推定結果に基づき知人のいる場所までユーザを導くモバイルソーシャルナビゲーション（図 3）が有用と考えられる。図 3 の例では、ユーザの前方にいる 3 人組の向こう側で立ち止まっている 3 人の中に、探している相手がいることが分かる。こうしたアプリケーションでは、屋内環境において高精度でユーザ群の位置を認識することが求められる。



図 1 懇親会会場

Fig. 1 A scene of a party.



図 2 周囲の人々との位置関係の把握

Fig. 2 Finding a person in a crowd.



図 3 モバイルソーシャルナビゲーション

Fig. 3 Mobile social navigation.

屋内向けの測位技術としては、超音波や赤外線、RFID タグ等を用いたインフラベースの方式がこれまで数多く提案されてきた。しかし、正確な位置情報を設定した基準局をあらかじめ環境内に多数配置する必要があるほか、精度を高めるためにユーザ端末側にも専用のデバイスを要求するものが多く、普及が進んでいないのが現状である。また、WiFi アクセスポイントからの受信電波強度を利用したフィンガープリント方式の測位手法 [4], [5], [6], [7] も活発に研究されているが、環境内の各地点のフィンガープリント情報を収集するために膨大な事前学習が必要になるといった課題がある。位置情報サービスの利便性を高めるためには、こうした測位インフラや事前のキャリブレーションに可能な限り依存せず、市販のモバイル端末上で低コストに測位を実現できることが望ましい。

本論文では、スマートフォンから収集可能なセンサ情報のみを用いて、屋内環境で周囲の人々との相対的な位置関係を認識するための手法を提案する。提案手法 PCN (People-centric Navigation) は、pedestrian dead reckoning (PDR) による移動軌跡推定と近隣端末間で観測された Bluetooth の受信電波強度 (RSS) をもとに、各ユーザの推定軌跡をユーザ同士が遭遇した地点で重ね合わせることで、ユーザ間の相対位置関係を推定する。提案手法では PDR および Bluetooth による遭遇判定を基本とするため、センサノイズ等による軌跡推定誤差や電波のマルチパス伝搬による RSS のゆらぎに起因する測距誤差の影響をいかに抑えるかが課題である。これに対し本論文では、位置推定誤差を軽減するための手がかりとして、近隣ユーザ群の移動パターンの類似性に着目する。イベント会場等多くの人々が集まる環境では、一般に、友人や家族といった知人同士のまとまりや、同じ目的地へ向かう人の流れ等、ある一定の期間にわたって互いに類似した移動の振舞いをとる集団が存在する。PCN は、こうした集団をグループと定義し、加速度センサ・電子コンパスの計測値と Bluetooth RSS の過去一定期間の履歴から、ユーザ群のグループ関係を検出する。そのうえで、新たに収集されたセンサ情報と Bluetooth RSS をもとにユーザ群の推定位置を更新する際、センサノイズ等によって生じる位置誤差を、位置や振舞いの類似性といったグループの特性を活用してヒューリスティックに補正することで精度の向上を図る。イベント会場における実証実験により、前述のモバイルソーシャルナビゲーション等に供するに足る相対位置精度（誤差 3.01 m）が実現できることを示している。

2. 関連研究

屋内向けのモバイル端末測位技術としては、正しい位置情報を設定した基準局（アンカ）を利用する手法が数多く提案されてきた。Active Bat [8] や Cricket [9] は、電波と超音波の到達時間差 (TDoA) を利用して、天井や壁に設

置された複数のアンカとの距離を測定することで、ユーザ端末の位置を最高数 cm の精度で推定できる。また、UWB (Ultra-Wide Band) 無線信号の伝搬遅延に基づく測距技術 [10], [11] でも、同様に cm 単位の精度が実現可能である。ただし、いずれの手法においても、測位を行うためにはアンカを数 m 間隔で配置する必要がある、システムの導入や運用に多くのコストを要するという課題がある。

屋内測位におけるもう 1 つの典型的なアプローチが、フィンガープリントに基づく測位手法である。なかでも WiFi を利用する手法 [4], [5], [6], [7] は、既存のインフラを活用できるという利点から、活発に研究が進められている。この方式では、建物内の各地点において WiFi アクセスポイントからの受信電波強度を測定し、あらかじめ環境内の電波強度マップを作成しておく。モバイル端末で観測された受信電波強度のシグネチャと電波強度マップとのマッチングを行うことで、端末の現在位置を数 m～数十 m の精度で推定する。また、GSM 通信波 [12] や FM 放送波 [13] を利用するものや、SurroundSense [14] のように携帯電話端末で収集した環境音、加速度、色、光といった環境情報をフィンガープリントとして利用する方法等もある。フィンガープリント方式は、市販のモバイル端末上で測位を実現できるという利点があるが、事前学習に多くの労力を要したり、シグネチャの変動に弱いといった課題がある。

インフラやキャリブレーションへの依存を抑えた低コストな測位方式として、無線アドホック通信に基づく協調型の位置推定手法も知られている。たとえば、Virtual Compass [15] は、モバイル端末間で WiFi および Bluetooth による無線通信を行い、受信電波強度に基づき端末間の距離を推定することで、端末どうしの相対的な位置関係を求める。また、音波等によるモバイル端末間の測距技術を想定し、一時的に静止している近隣端末の位置情報を仮想的な基準点として用いることにより、測位に必要なアンカの数やコストを軽減する手法も提案されている [16]。しかし、電波や音波の伝搬は、人や物体による減衰・反射等によって大きな影響を受けるため、単体での高精度測位は現実的ではない。

加速度センサや電子コンパスといったセンサを用いて歩行者の移動軌跡を推定する PDR 技術も活発に研究されている [17], [18], [19], [20]。従来の PDR 手法の多くは専用のセンサを体の特定の部位に取り付けることを想定しているが、近年では、市販の携帯電話端末上での動作を前提とした手法 [18], [20], [21] も数多く提案されている。ただし、端末の不規則な動き等によるノイズの影響で、PDR 単独で高い位置推定精度を実現することは一般に難しい。CompAcc [21] では、Google マップから移動可能な経路を抽出し、PDR による推定軌跡をこれらの経路とマッチングすることによって位置推定精度を維持している。文献 [17], [19], [20] は、パーティクルフィルタを用いて推定軌跡をフロアマッ

プとマッチングすることで、屋内環境において高精度な位置推定を可能にしている。このように、地図情報を活用することで PDR の精度を効果的に高めることができるが、展示会や懇親会の会場といった自由空間では、地図情報に基づく補正の効果が十分に得られない。一方、文献 [22] では、Bluetooth の通信範囲内にいる近隣のモバイル端末を検出し、互いの位置が一致するように PDR の推定軌跡を補正することで、位置推定誤差を軽減している。文献 [22] の手法は、端末間の近接情報を利用して PDR の精度向上を図っているという点で提案手法と共通する部分もあるが、Bluetooth の通信距離は一般に 10～15 m であり、前述の補正を行った場合にも平均 20～30 m 程度の位置推定誤差が生じる。これに対し、提案手法では、グループの移動特性を活用した位置推定誤差の補正や、Bluetooth を用いて端末間の近接性をよりロバストに検出するための工夫によって相対位置推定の精度を高め、周囲の人々との位置関係の認識を可能にしている。また、Escort [23] は、音声ビーコンによって端末どうしの遭遇を検出し、各端末の推定軌跡を遭遇地点で重ね合わせることによって、どのような経路をたどればユーザ同士が出会えるかを検出する。提案手法でも同様に、PDR による軌跡推定と端末間の遭遇判定を基本としてモバイル端末の相対位置推定を実現しているが、Escort が建物内におけるユーザ間の大まかな経路の特定を主な目的としているのに対し、提案手法は周囲のユーザとの相対的な位置関係を数 m の精度で把握することを目指しており、想定するスケールや精度が本質的に異なる。

PCN では、過去一定期間のセンサ情報の履歴をもとに、イベント会場といった多くの人が集まる環境で構成されるグループを検出し、同一のグループに属する人々の位置や振舞いの類似性に基づき位置推定誤差をヒューリスティックに補正することで、測位インフラに依存することなく、センサノイズ等の影響を軽減する。提案手法のように、グループの移動特性を活用して位置推定精度を向上させる手法は、我々の知る限りこれまでに提案されていない。また、提案システムを Android 端末上に実装し、フィールド実験を通じて実環境における有用性を示すとともに、シミュレーション実験により、グループの規模や流動性に対する位置推定性能の特性を明らかにしている。

3. システムの概要と予備実験

3.1 アーキテクチャ

PCN のシステムの概要を図 4 に示す。スマートフォン等のユーザ端末上で動作する PCN 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

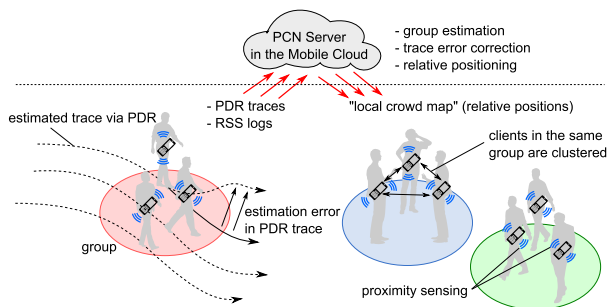


図 4 PCN システムの概要

Fig. 4 PCN system overview.

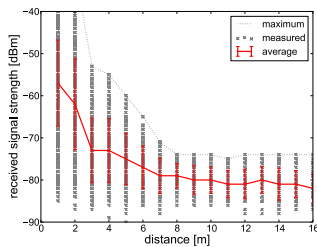


図 5 端末間距離と RSS の関係

Fig. 5 Relationship between distance and Bluetooth RSS.

由して定期的に PCN 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ことで、リアルタイムな位置情報サービスを実現する。

3.2 センシング誤差の影響

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。

6.5 m × 21 m の屋内環境において、2 台の端末 (Nexus S) を 1~16 m の距離で配置し、端末間で Bluetooth RSS を収集した結果を図 5 に示す。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 1 m とした。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といえる。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 6 m を超えると、-70 dBm 以上の RSS は観測されていない。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、PDR 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。図 6 は、室内において、5 m × 10 m の矩形のコースを 2 周したときの軌跡推定結果である。点線で囲まれた場所はそれぞれ同一の地点であり、30 m 歩行した後に

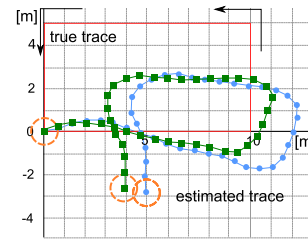


図 6 PDR による軌跡推定

Fig. 6 Trajectory estimation by PDR.

は位置誤差が平均 5.16 m にまで増大している。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。本論文では、議論の簡単のため、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 [18], [20]。PDR の実装をこ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。

3.3 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。PCN クライアントの集合を S とする。2 つのクライアント $A_i, A_j \in S$ の距離が過去 T 秒間にわたりつねに λ 未満であるとき、 A_i と A_j の間にグループ関係があるといい、 $A_i \sim A_j$ で表す。 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、 $\lambda = 3.0$ m としている。

また、各クライアント $A_i \in S$ 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 $\{A_j | A_j \in S, A_i \sim A_j\}$ を A_i が属するグループと呼ぶ。

3.4 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、10 m × 10 m のフィールドを 30 分間歩行した。フィールド内には図 7 のように座標を印刷したマークを 2 m 間隔で配置し、被験者がマーク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。ここで、グループごとの移動方向の平均値と各被験者の移動方向との差の累積分布を図 8 に示す。異なるグループに属する被験者の移動方向との差は $0^\circ \sim 180^\circ$ の範囲ではほぼ一様に分布しているのに対し、同



図 7 予備実験

Fig. 7 Preliminary experiment.

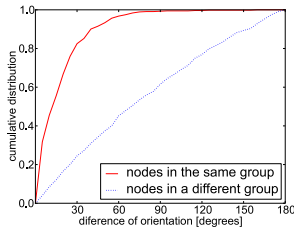


図 8 移動方向のばらつき

Fig. 8 Deviation of walking directions.

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° 未満となっている。3.2 節で示したように、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。

3.5 PCN の位置推定プロセス

PCN による位置推定は 3 つのプロセスからなる。

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。グループ推定の詳細については、4.2 節で述べる。

過去一定期間にわたって類似した移動の振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等、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。推定軌跡の補正方法については、4.3.3 項で説明する。

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。前節で示したとおり、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。

4. システムの設計

4.1 Bluetooth による近接センシング

PCN 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 [15]。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。

そこで、PCN の実装では、スキャンを 5 秒間で中断するというアプローチをとっている。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 5 m 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させつつ、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_{scan} でスキャンを開始し、 $(1 - p_{scan})$ の確率で、一定期間待機する。 p_{scan} 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。

4.2 グループ推定

各クライアント $A_i \in S$ 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 PCN 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を $\langle s_1, s_2, \dots, s_m \rangle$ とし、それらの総和 $u_{i,t} = \sum_{k=1}^m s_k$ を、時刻 t における A_i の移動ベ

クトルと定義する．また，時刻 $(t - \tau, t]$ においてクライアント A_i, A_j 間で観測された RSS の平均値を $r_{ij,t}$ と表す．

PCN 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．ここで，時刻 t における，クライアント A_i, A_j 間の RSS の観測履歴を $R_{ij}(t) = \langle r_{ij,t-(N-1)\tau}, r_{ij,t-(N-2)\tau}, \dots, r_{ij,t} \rangle$ ，移動ベクトルの履歴を $U_i(t) = \langle \mathbf{u}_{i,t-(N-1)\tau}, \mathbf{u}_{i,t-(N-2)\tau}, \dots, \mathbf{u}_{i,t} \rangle$ とする．なお，本論文では，時間ステップとウィンドウサイズを，それぞれ $\tau = 2 \text{ sec.}$ ， $N = 30$ 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．

(i) 近接性：クライアント A_i, A_j 間で過去 $N\tau$ 秒間に閾値 Θ_{prox} 以上の RSS が観測された回数 $n_{ij}(t)$ ：

$$n_{ij}(t) = |\{r_{ij,t'} | r_{ij,t'} \in R_{ij}(t), r_{ij,t'} \geq \Theta_{prox}\}| \quad (1)$$

(ii) 軌跡類似性：過去 $N\tau$ 秒間の移動ベクトルの系列 $U_i(t), U_j(t)$ の間の編集距離 $d_{ij}(t)$ [24]：

$$d_{ij}(t) = ED(U_i(t), U_j(t)) \quad (2)$$

クライアント間の近接性を判定する際の閾値 Θ_{prox} は，3.2 節の実験結果に基づき -70 dBm とする．

一般に，2つの系列 U, V の編集距離 $ED(U, V)$ 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．提案手法では，移動ベクトル \mathbf{u}, \mathbf{v} が $\|\mathbf{u}\| - \|\mathbf{v}\| < \Theta_l$ ， $|\arg(\mathbf{u}) - \arg(\mathbf{v})| < \Theta_\theta$ をともに満たすとき，これらが一致していると判定する． Θ_l と Θ_θ は，それぞれベクトル長と偏角に関するマッチングの閾値であり，本論文では $\Theta_l = 1.0 \text{ m}$ ， $\Theta_\theta = 30^\circ$ とする．このもとで，2つの移動ベクトルの系列 U, V の編集距離 $ED(U, V)$ を次の再帰式により定義する．

$$ED(U, V) = \begin{cases} n \cdot w & \text{if } m = 0 \\ m \cdot w & \text{if } n = 0 \\ \min\{ED(\text{Rest}(U), \text{Rest}(V)) + c, \\ \quad ED(\text{Rest}(U), V) + w, \\ \quad ED(U, \text{Rest}(V)) + w\} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

n, m は U, V に含まれる移動ベクトルの数， $\text{Rest}(U)$ は U から先頭要素を取り除いた系列を表す． c は U, V の先頭要素が一致しているとき 0，そうでないとき 1 となる関数であり，置換操作のペナルティを表す．一方，挿入・削除操作は，移動ベクトルの時刻をシフトすることに相当する． w は挿入・削除操作のペナルティであり，本論文では $w = 0.5$ とする．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させている．

ここで，2つのクライアント A_i, A_j の間のグループ関係の有無を確率変数 G_{ij} で表し， $A_i \sim A_j$ のとき $G_{ij} = 1$ ，

そうでないとき $G_{ij} = 0$ とする．また，特に指定しない限り， $n_{ij}(t)$ ， $d_{ij}(t)$ をそれぞれ n_{ij} ， d_{ij} と略記する．

ベイズの定理より， n_{ij} と d_{ij} が与えられたときの G_{ij} の分布 $P(G_{ij} | n_{ij}, d_{ij})$ は，

$$P(G_{ij} | n_{ij}, d_{ij}) = \frac{P(n_{ij}, d_{ij} | G_{ij}) \cdot P(G_{ij})}{\sum_{G_{ij}=0}^1 P(n_{ij}, d_{ij} | G_{ij}) \cdot P(G_{ij})} \quad (4)$$

のように表せる．簡単のため， n_{ij} と d_{ij} が G_{ij} のもとで独立であると仮定すると，

$$P(n_{ij}, d_{ij} | G_{ij}) = P(n_{ij} | G_{ij}) \cdot P(d_{ij} | G_{ij}) \quad (5)$$

さらに， A_i と A_j のグループ関係について事前情報が無いとすると， $P(G_{ij} = 0) = P(G_{ij} = 1) = 0.5$ となり，式 (4) は次のように簡単化できる．

$$P(G_{ij} | n_{ij}, d_{ij}) = \frac{P(n_{ij} | G_{ij}) \cdot P(d_{ij} | G_{ij})}{\sum_{G_{ij}=0}^1 P(n_{ij} | G_{ij}) \cdot P(d_{ij} | G_{ij})} \quad (6)$$

$P(n_{ij} | G_{ij})$ と $P(d_{ij} | G_{ij})$ は，任意の2つのクライアント間で観測される特徴量 n_{ij} ， d_{ij} の確率分布である．

提案手法では，同じグループに属するクライアント間 ($G_{ij} = 1$) と異なるグループに属するクライアント間 ($G_{ij} = 0$) で観測される特徴量の分布を，それぞれ事前実験に基づきモデル化する．なお， n_{ij} と d_{ij} の分布は，2つのクライアントが同じグループに属しているかどうかのみに依存し，特定のクライアントの組合せには依存しないと仮定する．

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 n_{ij} ， d_{ij} を算出する．次に，式 (6) のグループ推定モデルに従って， $A_i \sim A_j$ である確率（グループ尤度） $P(G_{ij} = 1 | n_{ij}, d_{ij})$ を求める．このもとで，各クライアント A_i とのグループ尤度が閾値 Θ_{group} 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：

$$G_i = \{A_i\} \cup \{A_j | A_j \in S, P(G_{ij}=1 | n_{ij}, d_{ij}) > \Theta_{group}\}. \quad (7)$$

グループ推定は，過去 $N\tau$ 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．なお，本論文では経験的に $\Theta_{group} = 0.8$ とする．

4.3 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 の平均的な振舞いに近づくようヒューリスティックに補正する．まず，4.3.1 項で，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

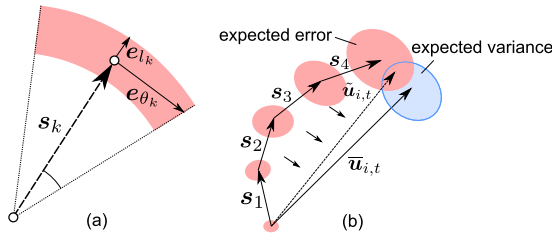


図 9 PDR の誤差モデルと移動ベクトルの補正

Fig. 9 Error correction of PDR traces.

て述べる．次に，4.3.2 項で，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，4.3.3 項で，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．

4.3.1 移動ベクトルの誤差分布の推定

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 i) ステップ時の歩幅の推定誤差，ii) ステップ時の移動方向の推定誤差，および iii) 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 i) と ii) はステップごとに発生し，移動ベクトルに蓄積される誤差である．i) によって生じる位置誤差を e_{l_k} ，ii) に起因する位置誤差を e_{θ_k} とすると，ステップ s_k において新たに蓄積される誤差は $e_k = e_{l_k} + e_{\theta_k}$ と表せる． e_{l_k} と e_{θ_k} の分布は，図 9(a) に示すように，ステップベクトル s_k 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，おおむね正規分布に従うことを確認している．そこで，提案手法では， e_{l_k} は s_k と同じ向きのベクトルとし，長さは正規分布 $\mathcal{N}(0, \sigma_l^2)$ でモデル化する．また，方位誤差 $\Delta\theta$ を正規分布 $\mathcal{N}(0, \sigma_\theta^2)$ でモデル化し， e_{θ_k} は， s_k と直交する長さ $\|s_k\| \cdot \Delta\theta$ のベクトルで近似する．本論文では，予備実験の結果に基づき， $\sigma_l = 0.5 \text{ m}$ ， $\sigma_\theta = 30^\circ$ とする．

一方，iii) による位置誤差 e_0 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うる誤差であり，上記のステップレベルの誤差とは独立に扱う．提案手法では， e_0 の分布を $P(e_0) = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_0^2 \mathbf{I})$ のように正規分布でモデル化する．ここで， σ_0 はステップ検出の精度に依存するパラメータ， \mathbf{I} は 2 次元の単位行列である．なお，本論文では，経験的に $\sigma_0 = 1.0 \text{ m}$ とする．

次に，上記のステップレベルの誤差予測モデルに基づき，移動ベクトルの誤差分布を導出する．ここで， k 歩目までのステップベクトルを $s_{1:k}$ ，それらの総和を u'_k と表す．ステップの誤検出/検出漏れに起因する誤差 e_0 は過去 τ 秒間のステップ数に依存しないため， e_0 の分布を 0 ステップ目の誤差分布 $P(u'_0)$ と定義する (式 (8))．

$$P(u'_0) = P(e_0) \quad (8)$$

以降，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． u'_{k-1} と u'_k との関係は，

$$u'_k = u'_{k-1} + s_k + e_k \quad (9)$$

となる．この漸化式より， k ステップ目の誤差分布 $P(u'_k | s_{1:k})$ は， $k-1$ ステップ目の誤差分布 $P(u'_{k-1} | s_{1:k-1})$ とステップレベルの誤差予測モデル $P(e_k | s_k)$ を用いて次のように推定される．

$$P(u'_k | s_{1:k}) = \int \left\{ \int P(u'_k | s_k, e_k, u'_{k-1}) \cdot P(u'_{k-1} | s_{1:k-1}) du'_{k-1} \right\} \cdot P(e_k | s_k) de_k \quad (10)$$

ここで， $P(u'_{k-1} | s_{1:k-1})$ から N_p 個の点 $u'_{k-1}^{(j)}$ ($j = 1, 2, \dots, N_p$) をサンプリングし，それら N_p 個の粒子によって $P(u'_{k-1} | s_{1:k-1})$ をモンテカルロ近似する (式 (11))．

$$P(u'_{k-1} | s_{1:k-1}) \simeq \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \delta(u'_{k-1} - u'_{k-1}^{(j)}) \quad (11)$$

上記のモンテカルロ表現を用いると，式 (10) の更新式は次のように書き換えられる．

$$P(u'_k | s_{1:k}) = \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \left[\int P(u'_k | s_k, e_k, u'_{k-1}^{(j)}) \cdot P(e_k | s_k) de_k \right] \quad (12)$$

さらに，各粒子 $u'_{k-1}^{(j)}$ に対して，誤差分布 $P(e_k | s_k)$ から 1 つずつ誤差のサンプル値 $e_k^{(j)}$ を生成し， $P(e_k | s_k)$ を次のように近似する．

$$P(e_k | s_k) \simeq \delta(e_k - e_k^{(j)}) \quad (13)$$

粒子の数は N_p 個であるため，全体としては N_p 個のノイズサンプルが抽出され， $P(e_k | s_k)$ を十分に近似することができる．上記の近似により，式 (12) は次のように表せる．

$$P(u'_k | s_{1:k}) \simeq \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \left[\int P(u'_k | s_k, e_k, u'_{k-1}^{(j)}) \cdot \delta(e_k - e_k^{(j)}) de_k \right] = \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \left[\delta(u'_k - (u'_{k-1}^{(j)} + s_k + e_k^{(j)})) \right] \quad (14)$$

以上の議論に基づき，PCN では移動ベクトルの誤差分布を次のように予測する．まず，式 (8) で定義される初期分布 $P(u'_0)$ から N_p 個の粒子 $u'_{k-1}^{(j)}$ ($j = 1, 2, \dots, N_p$) を生成する．次に，それぞれの粒子 $u'_{k-1}^{(j)}$ に対して，ステップベクトル s_k およびステップレベルの誤差予測モデル $P(e_k | s_k)$ から生成した誤差サンプル $e_k^{(j)}$ を加える．これをすべてのステップに対して逐次的に行うことで，移動ベクトルの誤差分布 $P(u_{i,t}) = P(u'_m | s_{1:m})$ が得られる．なお，本論文では $N_p = 500$ とする．

4.3.2 グループ内における移動軌跡の類似性のモデル化

提案手法では、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 [25] 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 $A_j \in G_i$ の移動ベクトル $\mathbf{u}_{j,t}$ に対し、 G_i のメンバの移動ベクトルのうち $\mathbf{u}_{j,t}$ とのユークリッド距離が \bar{D} よりも大きいものの割合が p 以上であるとき、 $\mathbf{u}_{j,t}$ を外れ値と判定する。本論文では $p = 0.5$ とし、 \bar{D} は G_i に含まれる移動ベクトル間のユークリッド距離の平均値とする。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、 p の値を大きくして上記のプロセスを繰り返す。外れ値を除外した後のメンバ集合 $G'_i \subseteq G_i$ に対し、 $\bar{\mathbf{u}}_{i,t} = \frac{1}{|G'_i|} \sum_{A_j \in G'_i} \mathbf{u}_{j,t}$ を G_i のグループ平均と定義する。

このもとで、 $A_j \in G_i$ の移動ベクトル $\mathbf{u}_{j,t}$ について、 $(\|\mathbf{u}_{j,t}\| - \|\bar{\mathbf{u}}_{i,t}\|) / \|\bar{\mathbf{u}}_{i,t}\|$ を正規分布 $\mathcal{N}(0, \sigma_{g_l}^2)$ 、移動方向の差 $(\arg(\mathbf{u}_{j,t}) - \arg(\bar{\mathbf{u}}_{i,t}))$ を $\mathcal{N}(0, \sigma_{g_\theta}^2)$ でモデル化し、これらの積によって、グループ平均からの移動ベクトルのばらつきのモデル $P(\mathbf{u}_{j,t} | \bar{\mathbf{u}}_{i,t})$ を定義する。本論文では、予備実験の結果に基づき、 $\sigma_{g_l} = 0.5$ 、 $\sigma_{g_\theta} = 30.0^\circ$ とする。

4.3.3 移動ベクトルの補正

最後に、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、図 9(b) のように、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。4.3.1 項で導出した移動ベクトルの誤差分布を構成するそれぞれの粒子 $\mathbf{u}_k^{(j)}$ を、4.3.2 項でモデル化したグループ内の移動軌跡の類似性に関する経験的な分布 $P(\mathbf{u}_{i,t}^{(j)} | \bar{\mathbf{u}}_{i,t})$ によって重み付けし、式 (15) により期待値ベクトルを再計算することで、補正後の移動ベクトル $\tilde{\mathbf{u}}_{i,t}$ が得られる。

$$\tilde{\mathbf{u}}_{i,t} = \sum_{j=1}^{N_p} \mathbf{u}_{i,t}^{(j)} \cdot \frac{P(\mathbf{u}_{i,t}^{(j)} | \bar{\mathbf{u}}_{i,t})}{\sum_{k=1}^{N_p} P(\mathbf{u}_{i,t}^{(k)} | \bar{\mathbf{u}}_{i,t})} \quad (15)$$

4.4 RSS に基づく軌跡マッピング

最後に、補正後の移動ベクトル $\{\tilde{\mathbf{u}}_{i,t} | A_i \in S\}$ および Bluetooth RSS $\{r_{ij,t} | A_i, A_j \in S\}$ 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。

ここで、時刻 t において、クライアント A_i から見た A_j の相対位置の推定値を $\mathbf{p}_{ij,t}$ 、その不確かさを $\delta_{ij,t}$ で表す。また、初期状態では、すべてのクライアント間の相対位置

は未知とする。時刻 t において、 A_i と A_j の間で Θ_{prox} より大きい RSS が観測された場合、PCN は A_i と A_j が遭遇したと判定する。この時点で A_i と A_j の相対位置が未知であれば、 $\mathbf{p}_{ij,t}$ を $(0, 0)$ で初期化する。このとき、 A_i 、 A_j 間の RSS に基づく距離の推定値を $D_{ij,t}$ とすると、 A_i から見た A_j の相対位置は、実際には、 A_i を中心とする半径 $D_{ij,t}$ の円周上と推定される。ここでは、推定位置とこの円周との距離の最大値を推定位置の不確かさと定義し、 $\delta_{ij,t} = D_{ij,t}$ とする。

その後は、 τ sec. 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（式 (16)）。

$$\mathbf{p}_{ij,t} = \mathbf{p}_{ij,t-\tau} - \tilde{\mathbf{u}}_{i,t} + \tilde{\mathbf{u}}_{j,t}. \quad (16)$$

同時に、それぞれの移動ベクトルの誤差分布の標準偏差の和を $\delta_{ij,t}$ に加えることで推定位置の不確かさを更新する。

一方、 A_i と A_j が過去にすでに遭遇しており、互いの相対位置の推定値が PCN によって保持されている場合には、 $r_{ij,t}$ を利用してクライアント間の相対距離を補正する。事前実験により構築した距離推定モデルをもとに、 $r_{ij,t}$ からクライアント間の距離 $D_{ij,t}$ を推定し、 $\|\mathbf{p}_{ij,t}\| > D_{ij,t}$ となる場合には、式 (17) により $\mathbf{p}_{ij,t}$ を補正する。

$$\mathbf{p}'_{ij,t} = \mathbf{p}_{ij,t} \cdot \frac{D_{ij,t}}{\|\mathbf{p}_{ij,t}\|} \quad (\|\mathbf{p}_{ij,t}\| > D_{ij,t}) \quad (17)$$

このとき、補正後の推定位置の不確かさは $\delta_{ij,t} = \min(\delta_{ij,t-\tau}, 2D_{ij,t})$ とする。

誤差の大きい距離情報のもとで可能な限り位置推定精度を高めるため、提案手法では、過去一定期間にわたり類似した移動の振舞いをしてきたユーザ群は、次の時刻においても互いに近くにいるという仮定のもと、ユーザ間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。3 章の予備実験において、距離 d で観測された RSS のサンプル値の集合の中で u 番目に大きいものを $r_u(d)$ 、 l 番目に大きいものを $r_l(d)$ ($u < l$) とする。このもとで、RSS に基づく距離推定モデルを式 (18) により定める。

$$D_{ij,t} = \begin{cases} d_0 & \text{s.t. } r_{ij,t} = r_u(d_0) \text{ if } G_{ij} = 0 \\ d_1 & \text{s.t. } r_{ij,t} = r_l(d_1) \text{ if } G_{ij} = 1 \end{cases} \quad (18)$$

このように、対象のクライアントが同一の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、相対距離を短く推定する。これにより、周囲の人や物体による遮蔽や電波のマルチパス伝搬による RSS のばらつきが位置推定精度に与える影響の軽減を図っている。それぞれの距離ごとの RSS サンプル数を N_r とするとき、本論文では、 $u = 0.25N_r$ 、 $l = 0.75N_r$ と定める。

ここで、3 つのクライアント A_1, A_2, A_3 に対し、 A_1 – A_3 間の相対位置が未知である場合を考える。このとき、 A_1 – A_2 間および A_2 – A_3 間の相対位置が既知であれば、これらの推

定位置を加え合わせることで、 A_1 と A_3 の相対位置を大まかに見積もることができる。PCN では、不確かさ $\delta_{ij,t}$ の総和が最小となるように既知の相対位置をたどることで、こうした未知の相対位置の推論を行う。

5. フィールド実験

実環境におけるセンサログおよび通信ログを取得するため、2011 年 8 月に大阪で開催された産学連携イベント Knowledge Capital Trial 2011 (<http://www.kmo-jp.com/>) の見本市会場において、Nexus S を用いたフィールド実験を行った。見本市では、図 10 のような $27\text{m} \times 40\text{m}$ の会場において、16 の大学・企業が展示ブースを出展し、延べ数千人が来場した。実験では、20 名の被験者が端末を保持し、展示ブースを 4 名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、手の振り等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（図 10 の A 地点）から同時に会場内へ入り、約 30 分間で 6～12 か所の展示ブースを巡回した後、会場出口（同図 B 地点）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、一定時間ごと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 ($90\text{min.} \times 20\text{名}$) 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。

5.1 グループ推定モデルの構築

5.1.1 近接性モデル

まず、学習用データから近接性の指標となる n_{ij} （式 (1)）を算出し、その分布を求めた。図 11 は、同一グループに

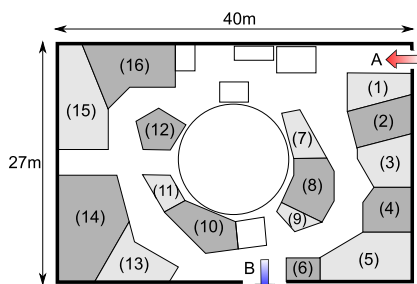


図 10 フロアマップ

Fig. 10 Floor map.

属するクライアント間 ($G_{ij} = 1$) および異なるグループに属するクライアント間 ($G_{ij} = 0$) における n_{ij} の分布を表している。 $G_{ij} = 0$ の場合にはおよそ 90% の確率で $n_{ij} \leq 1$ となっているのに対し、 $G_{ij} = 1$ の場合には 90% 以上が $n_{ij} \geq 2$ となっており、グループ関係の有無によって分布に大きな差が見られる。

5.1.2 軌跡類似性モデル

次に、学習用データから、移動軌跡の編集距離 d_{ij} の分布を算出した。学習の結果得られた分布を図 12 に示す。見本市という実験環境の特性上、ユーザが各ブースを見学するために立ち止まっている時間の割合が比較的に長く、 $G_{ij} = 0$ の場合にも d_{ij} が 0 となる時間の割合が大きくなっている。一方、 d_{ij} が 5 以上となる確率は、 $G_{ij} = 1$ の場合には約 10% であるのに対し、 $G_{ij} = 0$ では 40% 以上となっており、ブース間の移動中には、グループ間で移動軌跡に大きな差が生じていることが分かる。

5.1.3 グループ推定モデル

最後に、近接性モデルと軌跡類似性モデルを式 (6) により統合することで、グループ推定モデルを構成した。統合後のグループ推定モデルを図 13 に示す。 $n_{ij} \geq 2$ となる場合にも、移動軌跡間の編集距離 d_{ij} が大きければ、グループ尤度は低くなっている。これにより、複数のグループが同じ地点ですれ違うような場合にも、グループどうしを適切に分離することが可能となる。このように、提案手法では、近接性モデルと軌跡類似性モデルが互いに補完し合うことにより、グループ推定の精度を高める。

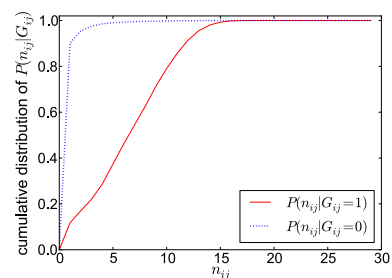


図 11 n_{ij} の分布

Fig. 11 Distribution of n_{ij} .

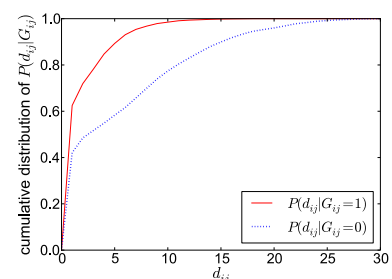


図 12 d_{ij} の分布

Fig. 12 Distribution of d_{ij} .

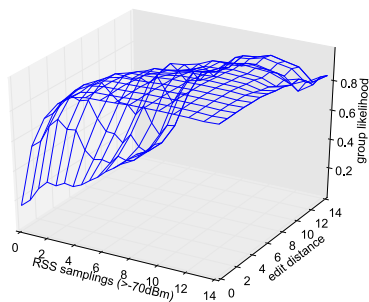


図 13 グループ推定モデル

Fig. 13 Group estimation model.

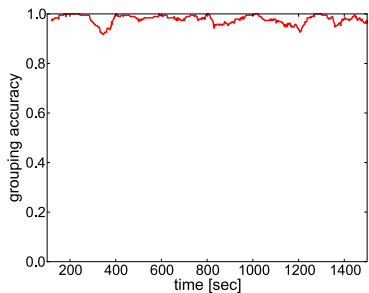


図 14 グループ推定精度

Fig. 14 Accuracy of group estimation.

5.2 性能評価結果

5.2.1 グループ推定精度

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）を図 14 に示す。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。

5.2.2 位置推定精度

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。ここで、各時刻 $t = k\tau$ ($k = 0, 1, 2, \dots$) において、クライアント A_i から見た近隣クライアント A_j ($i \neq j$) の正しい相対位置を $\tilde{\mathbf{p}}_{ij,t}$ 、その推定値を $\mathbf{p}_{ij,t}$ とする。また、時刻 t において、ノード A_i から距離 10m 以内にあるノードの集合を $S_i(t)$ と表す。このもとで、近隣クライアント間の相対位置誤差 $\bar{E}(t)$ を式 (19) によって定義する。

$$\bar{E}(t) = \frac{1}{|S|} \sum_{A_i \in S} \left(\frac{1}{|S_i(t)|} \sum_{A_j \in S_i(t)} \|\mathbf{p}_{ij,t} - \tilde{\mathbf{p}}_{ij,t}\| \right) \quad (19)$$

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結果を図 15 に示す。encounter-based では、文献 [22] の手法に基づき、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、without correction では、4.3 節で示した移動

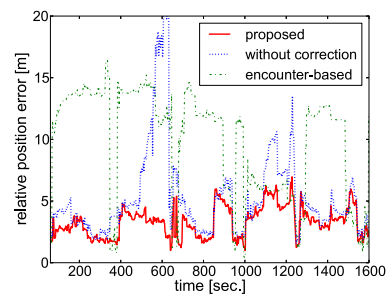


図 15 相対位置誤差

Fig. 15 Relative position error.

ベクトルの補正と、式 (18) で示した推定距離の補正を行わない点を除いて、提案手法と同様のアルゴリズムを用いている。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 (0, 0) にリセットする encounter-based 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、without correction では、Bluetooth RSS をもとに端末間の距離を調整することで、encounter-based 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、encounter-based と比べて 68%、without correction と比べて 28% の精度改善が確認された。

6. シミュレーション

PCN 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。本章では、シミュレーション実験により、様々な条件の下で PCN の有効性を検証する。

6.1 シミュレーション環境

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 [26] と同様、各グループの平均的な振舞いを表す N_g 個の参照点を作成する。ここで、 N_g はグループの最大数を表すパラメータである。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。このとき、移動速度は (v_{min}, v_{max}) の一様分布からサンプリングする。 v_{min} , v_{max} はそれぞれユーザの最小・最大速度であり、パラメータとして与える。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。本論文では、特に指定のない限り、 $v_{min} = 0.5 \text{ m/s}$, $v_{max} = 1.5 \text{ m/s}$,

$p = 0.5$ とする．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 1.5 m 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．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 4.3.3 項で構成した 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 PCN サーバへ収集される推定軌跡を生成する．

Bluetooth Scan のタイミングは，4.1 節で述べた近接センシングのプロトコルに基づき決定する．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する．距離が d m 離れたクライアントからの RSS は $\bar{r}(d) \pm 10$ dBm の一様分布に従うとする．ここで， $\bar{r}(d)$ は，3.2 節の予備実験において，クライアント間の距離を d m とした場合に観測された RSS の平均値を表す．

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．次節では，シミュレーションによる評価結果を通じて，様々なシナリオの下での PCN の有効性を明らかにする．なお，シミュレーション時間はいずれも 3,600 sec. とする．

6.2 シミュレーション結果

6.2.1 グループサイズの影響

位置誤差の補正に影響を与えうる要因の 1 つとして，グループの大きさがあげられる．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ーとは異なる振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の評価結果を図 16 に示す．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

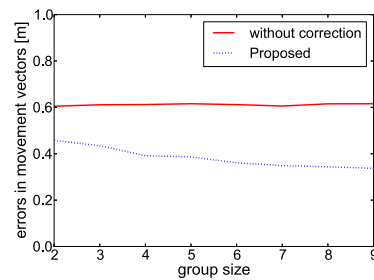


図 16 グループサイズと軌跡推定精度

Fig. 16 Impact of group size on trace estimation error.

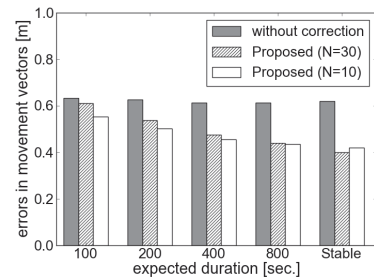


図 17 グループ変化と軌跡推定精度

Fig. 17 Trace estimation error (simulation).

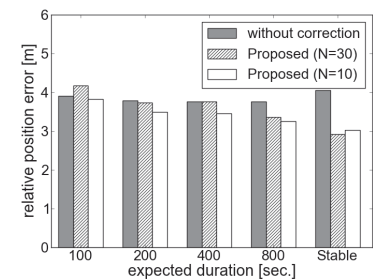


図 18 グループ変化と位置推定精度

Fig. 18 Relative position error (simulation).

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 0.61 m から 0.34 m 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．

6.2.2 グループ変化の影響

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する．図 17 および図 18 に，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示す．なお，グループ推定時のウィンドウサイズは， $N = 30$ と $N = 10$ の 2 通りで評価を行った．各時間ステップの長さが $\tau = 2$ sec. 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 sec. ($p_g = 0.02$) ～ 800 sec. ($p_g = 0.0025$) 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とも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ときには、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、図 17 では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っており、グループ変化がまったく発生しない場合 ($p_g = 0$) には、補正の前後で移動ベクトルの誤差が 35% 軽減されている ($N = 30$ の場合)。また、図 18 の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ている。

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_T 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、グループ推定のウィンドウサイズ N を小さな値に設定すればよい。図 17, 図 18 の結果から、 $N = 10$ とすることで、グループ変化率 p_g が大きい場合の位置・軌跡精度が改善されていることが確認できる。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、懇親会会場のように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 を大きくする等、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、適切なウィンドウサイズを決定することが望ましい。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。

7. おわりに

本論文では、混雑した環境で周囲の人々との位置関係を認識するための手法を提案した。提案手法では、ユーザ群

のグループを検出し、グループ内における移動軌跡の類似性や近接性の仮定に基づきセンサノイズ等に起因する誤差をヒューリスティックに補正することで、位置推定精度を高める。フィールド実験による性能評価の結果、ユーザ群のグループを 98% の精度で検出するとともに、グループ情報に基づく位置補正により、測位インフラ等に依存することなく、位置推定精度を 28% 改善できることを示した。さらに、シミュレーション実験を通じて、ユーザ群の移動特性が提案手法の性能に与える影響を明らかにした。

本論文では、懇親会や展示会の会場といったローカルな場所での相対位置関係の認識に着目してきたが、人々の移動パターンの類似性を活用して位置誤差の軽減を図るという PCN の本質的なアイデアは、ショッピングモールやラッシュアワーの駅構内といった、より大規模かつパブリックな環境にも応用することができると考えられる。また、環境フィンガープリントに基づく位置推定手法 [14] を併用し、建物の入口等環境内のいくつかの地点においてユーザの絶対位置を求めることができれば、それらのユーザを起点として本論文の相対位置推定アルゴリズムを適用することで、ユーザ群の絶対位置や、展示会場の中でどのブースにいるかといった情報 (logical location) の推定も可能になる。端末の消費電力の軽減や分散処理によるスケーラビリティの向上といった課題の解決を図りつつ、提案手法の実環境への適用性を高めていくことが今後の課題である。

参考文献

- [1] Mika, K.L., Raento, M. and Toivonen, H.: Adaptive on-device location recognition, *Proc. Pervasive '04*, pp.287–304 (2004).
- [2] LaMarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., Hightower, J., Smith, I., Scott, J., Sohn, T., Howard, J., Hughes, J., Potter, F., Tabert, J., Powledge, P., Borriello, G. and Schilit, B.: Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild, *Proc. Pervasive '05*, pp.116–133 (2005).
- [3] Varshavsky, A., Pankratov, D., Krumm, J. and de Lara, E.: Calibree: Calibration-free localization using relative distance estimations, *Proc. Pervasive '08*, pp.146–161 (2008).
- [4] Bahl, P. and Padmanabhan, V.: RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system, *Proc. INFOCOM '00*, Vol.2, pp.775–784 (2000).
- [5] Chintalapudi, K.K., Iyer, A.P. and Padmanabhan, V.: Indoor localization without the pain, *Proc. MobiCom '10*, pp.173–184 (2010).
- [6] Yin, J., Yang, Q. and Ni, L.M.: Learning adaptive temporal radio maps for signal-strength-based location estimation, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.7, No.7, pp.869–883 (2008).
- [7] Youssef, M. and Agrawala, A.: The Horus WLAN location determination system, *Proc. MobiSys '05*, pp.205–218 (2005).
- [8] Harter, A., Hopper, A., Steggles, P., Ward, A. and Webster, P.: The anatomy of a context-aware application, *Proc. MobiCom '99*, pp.59–68 (1999).

- [9] Priyantha, N., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H.: The cricket location-support system, *Proc. MobiCom '00*, pp.32–43 (2000).
- [10] Gezici, S., Tian, Z., Giannakis, G.B., Kobayashi, H., Molisch, A.F., Poor, H.V. and Sahinoglu, Z.: Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.22, No.4, pp.70–84 (2005).
- [11] Fontana, R., Richley, E. and Barney, J.: Commercialization of an ultra wideband precision asset location system, *Proc. UWBST '03*, pp.369–373 (2003).
- [12] Varshavsky, A., de Lara, E., Hightower, J., LaMarca, A. and Otsason, V.: GSM indoor localization, *Pervasive and Mobile Computing*, Vol.3, No.6, pp.698–720 (2007).
- [13] Chen, Y., Lymberopoulos, D., Liu, J. and Priyantha, B.: FM-based indoor localization, *Proc. MobiSys '12*, pp.169–182 (2012).
- [14] Azizyan, M., Constandache, I. and Choudhury, R.R.: SurroundSense: Mobile phone localization via ambience fingerprinting, *Proc. MobiCom '09*, pp.261–272 (2009).
- [15] Banerjee, N., Agarwal, S., Bahl, P., Chandra, R., Wolman, A. and Corner, M.: Virtual Compass: Relative positioning to sense mobile social interactions, *Proc. Pervasive '10*, pp.1–21 (2010).
- [16] Higuchi, T., Fujii, S., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: An efficient localization algorithm focusing on stop-and-go behavior of mobile nodes, *Proc. PerCom '11*, pp.205–212 (2011).
- [17] Krach, B. and Robertson, P.: Integration of foot-mounted inertial sensors into a Bayesian location estimation framework, *Proc. WPNC '08*, pp.55–61 (2008).
- [18] Steinhoff, U. and Schiele, B.: Dead reckoning from the pocket — An experimental study, *Proc. PerCom '10*, pp.162–170 (2010).
- [19] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian localisation for indoor environments, *Proc. UbiComp '08*, pp.114–123 (2008).
- [20] Li, F., Zhao, C., Ding, G., Gong, J., Liu, C. and Zhao, F.: A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors, *Proc. UbiComp '12*, pp.421–430 (2012).
- [21] Constandache, I., Choudhury, R.R. and Rhee, I.: Towards mobile phone localization without war-driving, *Proc. INFOCOM '10*, pp.1–9 (2010).
- [22] Kloch, K., Lukowicz, P. and Fischer, C.: Collaborative PDR localisation with mobile phones, *Proc. ISWC '11*, pp.37–40 (2011).
- [23] Constandache, I., Bao, X., Azizyan, M. and Choudhury, R.R.: Did you see Bob?: Human localization using mobile phones, *Proc. MobiCom '10*, pp.149–160 (2010).
- [24] Chen, L., Özsu, M.T. and Oria, V.: Robust and fast similarity search for moving object trajectories, *Proc. SIGMOD '05* (2005).
- [25] Knorr, E.M., Ng, R.T. and Tucakov, V.: Distance-based outliers: Algorithms and applications, *The VLDB Journal*, Vol.8, No.3-4, pp.237–253 (2000).
- [26] Hong, X., Gerla, M., Pei, G. and Chiang, C.-C.: A group mobility model for ad hoc wireless networks, *Proc. MSWiM '99*, pp.53–60 (1999).

推薦文

本論文は、周囲の人々との位置関係を直感的に認識するためのソーシャルナビゲーションフレームワークを提案し

ている。提案手法は携帯電話端末に搭載された機能のみを用いており、特別な追加機能を必要とすることなく、ユーザ群のグループ行動から位置補正を行い、位置推定精度の改善を実現している。屋内位置情報の精度改善、高精度化に寄与する有用性の高い技術であり、推薦論文としてふさわしい。

(モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会
主査 竹下 敦)



樋口 雄大 (学生会員)

平成 22 年大阪大学基礎工学部情報科学学科卒業。平成 24 年同大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。同年同大学院情報科学研究科博士後期課程進学。平成 24 年より日本学術振興会特別研究員。アドホックネットワークやモバイルセンシングに関する研究に従事。



山口 弘純 (正会員)

平成 6 年大阪大学基礎工学部情報科学学科卒業。平成 10 年同大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年オタワ大学客員研究員。平成 11 年大阪大学大学院基礎工学研究科助手。平成 14 年同大学院情報科学研究科助手。平成 19 年より同大学院情報科学研究科准教授。博士 (工学)。モバイルコンピューティング等に関する研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会各会員。



東野 輝夫 (フェロー)

昭和 54 年大阪大学基礎工学部情報科学学科卒業。昭和 59 年同大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年同大学助手。現在、同大学大学院情報科学研究科教授。博士 (工学)。分散システム、通信プロトコル、モバイルコンピューティング等の研究に従事。電子情報通信学会、ACM 各会員。IEEE Senior Member。