

歩行者群の近接関係の時系列データに基づく モバイル端末の移動軌跡同定

樋口 雄大^{1,a)} 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要：本稿では、レーザ測域スキャナによる歩行者の匿名トラッキングと、Bluetooth によるモバイル端末間の無線アドホック通信とを組み合わせた高精度なモバイル端末向け屋内測位手法を提案する。提案システムでは、レーザ測域スキャナにより計測された複数の歩行者の移動軌跡間の距離と、Bluetooth の受信電波強度に基づくモバイル端末間の近接関係の検出結果との整合性をもとに、個々のモバイル端末に対応する移動軌跡を同定し、モバイル端末に対してレーザ測距に基づく高精度な位置情報を提供する。モバイル端末と移動軌跡との対応関係を確率変数とみなし、確率伝搬法を用いてその分布を逐次的に推定することで、Bluetooth による近接関係の計測 (近接センシング) に参加しない歩行者が存在する場合に移動軌跡の同定精度が著しく低下する従来方式の課題を解決している。シミュレーション実験および実機センサを用いたフィールド実験により、近接センシングに参加する歩行者の割合が 20% の場合にも、各モバイル端末に対応する移動軌跡を 80% 以上の精度で同定できることを示した。

1. はじめに

ナビゲーションやソーシャルメディア上でのチェックイン、移動履歴に基づく行動推薦等、スマートフォン上で動作するモバイルアプリケーションの多くは、ユーザの位置情報を活用することで利便性の高いサービスを実現している。モバイル端末の測位は、こうした従来の位置情報サービスの根幹をなす要素技術であるのみならず、ウェアラブル機器を用いたヘルスケア、O2O (Online to Offline) によるマーケティングといった、今後さらなる普及が見込まれる応用分野においても、重要な役割を果たすことが期待されている。屋外環境においては、高層ビルが林立する都市部等の例外を除き、GPS によって概ね誤差数 m の高精度な測位を実現可能である。一方、GPS による測位が困難な屋内環境では、Wi-Fi 基地局からの受信電波強度に基づく測位方式 [1], [2], [3] や、加速度センサ・電子コンパス等の端末内蔵センサの計測値をもとに端末保持者の歩行軌跡を推定する歩行者自律航法 [4], [5] 等の代替手段が用いられる。前者は無線信号のマルチパス伝搬等の影響により最大数十 m 程度の誤差が発生し、また後者は歩行時に端末に加わる動きノイズや周囲の磁性体による地磁気の歪み等により、経過時間および端末保持者の移動距離が増えるにつ

れ位置推定誤差が急速に蓄積するという問題があり、いずれも精度が十分でない。超音波や超広帯域 (UWB) 無線を用いて、建物内に設置された位置基準デバイスとモバイル端末との間の距離を測定することで、誤差数十 cm の高精度な屋内測位を実現することも技術的には可能であるものの、モバイル端末側にも専用のハードウェアを必要とする等、普及には困難が伴う。

これに対し、我々の研究グループでは、レーザ測域スキャナによる高精度な歩行者トラッキングと、Bluetooth によるモバイル端末間の無線アドホック通信とを組み合わせた屋内測位システムを開発している [6]。本システムでは、近隣のモバイル端末間で観測される Bluetooth の受信電波強度に基づき端末同士の近接関係をセンシングし、これらとレーザ測域スキャナにより計測された複数の歩行者の移動軌跡間の距離との整合性をもとに、個々のモバイル端末に対応する移動軌跡を同定する。これにより、レーザ測距に基づく誤差数十 cm の高精度な位置情報を、モバイル端末に対してフィードバックすることを可能にする。文献 [6] の方式では、Bluetooth による近接関係の計測 (近接センシング) に参加しない歩行者が存在する場合に、移動軌跡の同定精度が著しく低下するという課題があった。本システムが想定するイベント会場等の環境においては、すべての歩行者に対して近接センシングへの参加を求めることが難しい場合も多いため、低い参加率のもとでも、各ユーザの移動軌跡を安定して高精度に同定できることが望

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

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

ましい。そこで本稿では、モバイル端末と移動軌跡との対応関係を確率変数とみなし、確率伝搬法を用いてその分布を逐次的に推定することで、一部の歩行者が持つモバイル端末上で観測された断片的な近接センシング情報をもとに、高精度な移動軌跡同定を実現する手法を提案する。直近の観測情報のみならず、過去に観測されたすべての近接関係の整合性もとに軌跡同定を行うことで、推定のロバスト性を高めることができる。また、Bluetooth の通信履歴をシステムには提供しないものの、近隣のモバイル端末から検出可能な Bluetooth デバイスを保持している歩行者がいる場合には、これらのデバイスとの近接関係の検出結果を移動軌跡の同定に活用することで、近接性の検出機会の向上を図る。シミュレーション実験および実機センサを用いたフィールド実験により、近接センシングへの参加率が 20% の場合にも、各モバイル端末に対応する移動軌跡を 80% 以上の精度で同定できることを確認している。

2. 関連研究

スマートフォンなど市販のモバイル端末向けの屋内測位技術としては、Wi-Fi フィンガープリントに基づく手法が広く利用されている。RADAR [1] や Horus [2] は、あらかじめ、建物内の各地点でアクセスポイントからの受信電波強度を計測し、位置と電波の受信状況 (フィンガープリント) との対応関係をデータベース化しておく。モバイル端末上で観測された受信電波強度をデータベース内のフィンガープリントとマッチングすることで、端末の位置特定が可能になる。Wi-Fi フィンガープリントは、既存のインフラを流用して低コストに屋内測位を実現できるという利点がある。一方、モバイル端末上で観測される受信電波強度は、歩行者の体による電波の減衰や信号のマルチパス伝搬等の影響で、同じ位置でも時間の経過とともに大きく変動するため、数十 m ~ 百 m 程度の大きな誤差が生じる場合も多い。歩行者自律航法は、加速度センサ、電子コンパス、およびジャイロセンサを用いて端末保持者の歩行ステップや移動方向を検出することで、初期位置からの歩行軌跡を推定する技術である。現在位置を知るためには、あらかじめ何らかの方法で端末の初期位置を与える必要があるものの、その後は、インフラに依存せず、端末単独でユーザの歩行経路をトラッキングできる [4], [5], [7]。歩行者自律航法では、端末に加わる加速度のピーク値を検出することで歩行時のステップ数を推定するアプローチが一般的である。しかし、モバイル端末には、歩行動作に起因する加速度だけでなく、端末を持つ手の動きやポケット内での端末の不規則な振動といった様々な動きノイズが加わるため、時間の経過とともにステップの検出漏れや誤検出による位置推定誤差が歩行軌跡の推定結果に蓄積される。また、建物の構造物に含まれる金属や端末周辺の電子機器による地磁気の歪みにより、移動方向の推定結果にも一般に大きな

誤差が含まれる。このように、市販のモバイル端末の標準的な機能のみを用いて屋内測位を実現しようとする場合には、位置情報の精度に制約が生じる。

レーザ測域スキャナを利用した歩行者トラッキング技術は、誤差数十 cm の高精度な位置検出が可能であり、防犯システム等の用途で既に商用利用も進められている [8]。距離情報のみを用いて歩行者の位置を検出するため、映像ベースのシステムに比べてプライバシー侵害の恐れが少なく、個人情報やプライバシーの保護が社会問題になるつつある近年、特に高い注目を集めている。最も一般的なアプローチは、センサを歩行者の腰の高さに合わせて地面と水平に設置し、あらかじめ登録した背景情報 (建物の構造物や障害物の表面までの距離) と各時刻の測距値との差分をもとに、歩行者の移動軌跡を抽出する方式である [9]。また、センサ周辺を通行する歩行者の体等によってレーザ光が遮蔽されること (オクルージョン) によって、センサから遠い位置にいる歩行者の検出率が低下することを可能な限り避けるため、オクルージョンの影響を受けにくい、人の足首の高さにセンサを設置する方式も検討されている [10]。しかし、これらのシステムで得られる移動軌跡情報は特定の個人やモバイル端末とは対応付けられていないため、レーザ測域スキャナ単独で特定のモバイル端末の位置を検出し、歩行者ナビゲーション等の用途に供することは難しい。

これに対し、建物内に設置したセンサで計測された歩行者群の移動軌跡の中から、各モバイル端末に対応する軌跡を同定する手法が、近年、検討されはじめている。文献 [11] では、モバイル端末に内蔵された加速度センサおよびジャイロセンサを用いて端末保持者の移動の有無および方向転換のタイミングを検出し、これらの特徴量を、防犯カメラの映像解析により得られた移動軌跡とマッチングすることで、モバイル端末に対応する軌跡を同定している。文献 [12] は、床面に敷き詰めたマット状の静電容量センサを用いて歩行者の移動軌跡を推定している。この過程で計測される歩行ステップのタイミングと、モバイル端末に内蔵された加速度センサのピーク値のタイミングを比較することで、端末と移動軌跡との対応関係を推定する。我々の先行研究 [6] では、Bluetooth の受信電波強度に基づきモバイル端末間の近接関係を検出し、近接デバイス数ならびにその増減を、レーザ測域スキャナにより計測された移動軌跡と比較することで、各モバイル端末に対応する移動軌跡を同定する。これらの手法では、センサの計測領域内に存在する歩行者の数が増えるほど歩行者間の特徴量の差が小さくなるため、移動軌跡の同定精度が低下する。また、文献 [6] の手法で、近接センシングに参加しない歩行者が存在する場合には、無線通信により検出された近接デバイス数と、センサで計測された近接歩行者数との間に乖離が発生するため、特に著しい精度低下が生じる。

これに対し、提案手法は、端末 (移動軌跡) のペア毎の

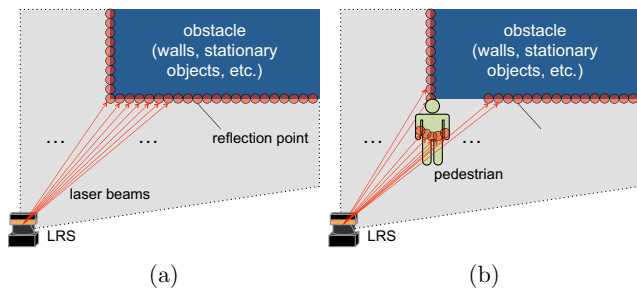


図 1 歩行者検出

近接関係の有無（どの端末とどの端末が近接関係にあるのか）を、移動軌跡の同定に直接利用する。特定の端末のペア間の通信の可否は、近接デバイス数や移動の有無、歩行ステップのタイミングといった従来方式の特徴量と比較して、時間的・空間的な局所性が高い。このため、歩行者の数が多く場合でも、各歩行者の近接関係の時間的な履歴は、移動軌跡の同定に足る十分な多様性を持つことが期待される。さらに、確率伝搬法によって、過去の近接関係の検出結果をすべて考慮して端末と移動軌跡の対応関係の確率分布を求めることで、パケットロス等の誤差要因に対するロバスト性を高めている。また、シミュレーション実験および実機センサを用いたフィールド実験を通じて、近接センシングに参加する歩行者の割合が極端に低い場合でも、高い軌跡同定性能を実現できることを示している。

3. 歩行者トラッキング

レーザ測域スキャナは、レーザ光の送受信部を回転させながら周囲の物体からの反射光の伝搬遅延時間を計測することで、各方向に存在する物体との距離を数 cm の精度で検出可能な測距センサである。本稿では、レーザ測域スキャナを約 1m の高さで地面と水平に設置し、歩行者の腰の位置を計測することを想定する。一般的な市販センサ (UTM-30LX [13]) の場合、1 台のセンサで距離 30m、中心角 270° の扇形領域を計測でき、計測頻度は 40Hz、方位角の分解能は 0.25° である。センサの設置位置および設置角、ならびに計測によって得られた各方位の物体の距離より、レーザ光が反射した地点（反射点）の 2 次元座標を求めることができる。

センサの計測領域内に歩行者が存在しない場合、センサから発信されたレーザ光は、図 1 (a) のように、壁や障害物といった静止物体の表面で反射する。提案システムでは、これらの静止物体上に形成される反射点を事前に計測し、背景距離としてサーバ上で保持する。トラッキング時には、センサにより計測された距離と背景距離を比較し、これらの差が閾値以下となるような反射点を取り除くことで、歩行者の体の表面に形成された反射点のみを抽出する。

一般に、センサの計測領域内に存在する各歩行者の体の表面には、図 1 (b) のように複数の反射点が形成される。

そこで、提案システムでは、前述の背景差分アルゴリズムで抽出された反射点に対して次のようなクラスタリングを行い、反射点を歩行者ごとに集約する。まず、抽出された各反射点からなるサイズ 1 のクラスタ群を生成する。これらのクラスタの各ペアに対して、クラスタの重心間の距離（クラスタ間距離）を算出し、クラスタ間距離が最小となるような 2 つのクラスタをマージする。最小クラスタ間距離があらかじめ定めた閾値を上回るまで上記のマージ処理を繰り返すことで、反射点をクラスタに分類する。なお、クラスタリングの終了条件は、経験的に 0.8m としている。最後に、10 個以上の反射点を含むクラスタを歩行者とみなし、クラスタ内の反射点の重心をその歩行者の推定位置とする。以上のアルゴリズムにより、UTM-30LX の場合、25ms 毎に歩行者の位置が検出・更新される。25ms の間に歩行者が移動可能な距離は高々 10cm 程度であり、他の歩行者との距離に比べて、一般に十分小さいため、現時刻の歩行者位置の計測結果を前時刻の結果と比較し、最も距離が近い歩行者位置のペアをつなぎ合わせることで、各歩行者の移動軌跡を推定することができる。

4. 提案手法

4.1 問題の定式化

3 章の歩行者トラッキングアルゴリズムにより、レーザ測域スキャナの計測領域内に存在する歩行者群の移動軌跡の集合が得られる。提案手法は、これらの移動軌跡間の距離と、Bluetooth の受信電波強度をもとに計測したモバイル端末間の近接関係の時系列データの整合性をもとに、各モバイル端末に対応する移動軌跡を特定する。ここで、計測領域内に存在する歩行者の集合を A 、時刻 t にセンサにより計測された移動軌跡の集合を $\mathcal{T}^{(t)}$ とする。

本稿では、 A に含まれる一部の歩行者が、Bluetooth による近距離無線通信機能を有するモバイル端末を保持している環境を想定する。これらのモバイル端末のうち、提案システムのクライアントアプリケーションが動作している端末をアクティブ端末と呼ぶ。アクティブ端末は、他の Bluetooth 端末から検出可能な状態を維持し、デバイス探索機能を用いて近隣の端末間で無線ビーコンを送受信することで、端末同士の近接関係を検出する。一方、Bluetooth 機能は有効にしているもののクライアントアプリケーションは動作していないモバイル端末をパッシブ端末と呼ぶ。提案手法では、パッシブ端末との近接関係も移動軌跡の同定に活用することで、アクティブ端末の保持率が低い環境での性能の低下を軽減する。以降では、アクティブ端末の集合を \mathcal{P}_a 、パッシブ端末の集合を \mathcal{P}_p と表し、すべての Bluetooth 端末の集合を $\mathcal{P} = \mathcal{P}_a \cup \mathcal{P}_p$ とする。

提案手法の目的は、各アクティブ端末 $p \in \mathcal{P}_a$ に対応する移動軌跡 $x \in \mathcal{T}^{(t)}$ を求めるマッチング関数 $M^{(t)}: \mathcal{P}_a \rightarrow \mathcal{T}^{(t)}$ を導出することである。

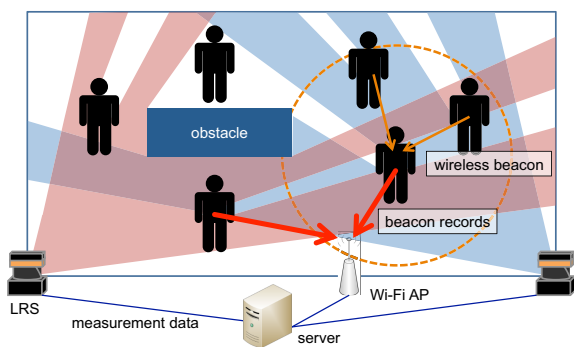


図 2 システムアーキテクチャ

4.2 アーキテクチャ

提案システムのアーキテクチャを図 2 に示す．レーザ測域スキャナの計測データは，ローカルなネットワークを介してサーバへ送信される．サーバは，3 章のアルゴリズムを用いてこれらの計測データを解析することで，センサの計測領域内に存在する歩行者の移動軌跡を推定する．また，アクティブ端末は，Bluetooth 通信によりパッシブ端末を含む近隣のモバイル端末との近接関係をセンシングし，Wi-Fi ネットワーク等を介してその結果 (beacon record) をサーバへ定期的に送信する．サーバは，Bluetooth の受信電波強度に基づくモバイル端末間の近接関係の時系列データと，レーザ測域スキャナにより計測された歩行者群の移動軌跡間の距離の時系列データとの整合性をもとに，時間ステップ τ 毎にマッチング関数 $M^{(t)}$ を更新する．このマッチング関数 $M^{(t)}$ を用いて各アクティブ端末に対応する移動軌跡を同定し，前述の Wi-Fi ネットワークを通じて，ユーザ自身の位置情報をフィードバックする．

4.3 近接センシング

アクティブ端末は，Bluetooth のデバイス探索機能を利用し，定期的に Inquiry メッセージをブロードキャストする．これに対し，Inquiry メッセージを受信した近隣のアクティブ端末およびパッシブ端末は，Inquiry Response メッセージを返信する．アクティブ端末は，この過程で得られる近隣の Bluetooth 端末の MAC アドレスならびに受信電波強度を，Wi-Fi ネットワークを介してサーバへ送信する．

サーバは，これらの情報をもとに，モバイル端末間の近接性を推定する．図 3 は，様々な距離で配置した 2 台の Android 端末 (Nexus S) 間で観測された受信電波強度の特性である．なお，グラフ内の誤差範囲は受信電波強度の標準偏差を表している．無線信号のマルチパス伝搬等の影響により，距離が同一でも観測される受信電波強度は大きくばらついているものの，距離が 6m を超えると， -70 dBm を超える受信電波強度は一度も観測されていない．この特性に基づき，提案手法では，端末間で -70 dBm 以上の受信電波強度が観測された場合に，これらの端末が近接関係にあると判定する．

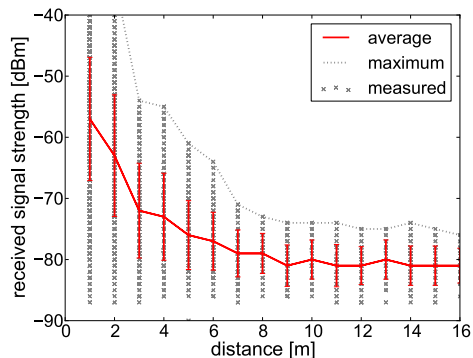


図 3 Bluetooth 受信電波強度と距離の関係 [7]

4.4 軌跡同定アルゴリズム

提案手法では，モバイル端末 $p_i \in \mathcal{P}$ に対応する移動軌跡を確率変数とみなし， x_i と表す．また，各モバイル端末に対応する移動軌跡を要素とするベクトル $X^{(t)} = [x_1, x_2, \dots, x_{|\mathcal{P}|}]$ を割当てベクトルと呼ぶ．なお，割当てベクトルには，アクティブ端末だけでなく，パッシブ端末に対応する移動軌跡も要素として加え，推定の対象とする．これにより，アクティブ端末を持つ歩行者の割合が低い場合にも，移動軌跡の同定精度の低下を抑えることができる．なお，モバイル端末 p_i を持つ歩行者が，オクルージョンの影響でセンサから計測されていない場合には， $x_i = \phi$ とする．

サーバは，アクティブ端末から収集した Bluetooth の受信電波強度情報をもとに，観測ベクトル $C^{(t)} = [c_{ij}^{(t)}]_{p_i \in \mathcal{P}_a, p_j \in \mathcal{P} \setminus \{p_i\}}$ を定義する．観測ベクトルの各要素 $c_{ij}^{(t)}$ は，2 台のモバイル端末 $p_i \in \mathcal{P}_a, p_j \in \mathcal{P}$ 間で時刻 t において -70 dBm 以上の受信電波強度が観測された場合 $c_{ij}^{(t)} = 1$ ，それ以外の場合 $c_{ij}^{(t)} = 0$ となる二値変数とする．サーバは，時間ステップ毎に得られる観測ベクトルをもとに，割当てベクトルの確率分布 $P(X^{(t)})$ を算出する．

初期状態においては，アクティブ端末と $\mathcal{T}^{(t)}$ 内の移動軌跡との対応関係は未知である．したがって，割当てベクトルの確率分布 $P(X^{(t)})$ を， $\mathcal{T}^{(t)}$ 内のすべての移動軌跡に対する一様分布で初期化する．

$$P(X^{(0)}) = \prod_{i=1}^{|\mathcal{P}|} P(x_i^{(0)}) = \left(\frac{1}{|\mathcal{T}^{(0)}|} \right)^{|\mathcal{P}|}. \quad (1)$$

なお，1 名の歩行者が複数のモバイル端末を保持している場合には，複数の端末に対して同一の移動軌跡が対応付けられる．こうしたケースに対応するため，提案手法では，各モバイル端末に対する移動軌跡の割当ては，他の端末に対する移動軌跡の割当て結果とは独立であると考えられる．

3 章で述べた通り，レーザ測域スキャナによる歩行者トラッキングでは，各時刻に計測された歩行者位置を距離に応じてつなぎ合わせることで，歩行者毎の移動軌跡を推定している．したがって，現時刻 t における割当てベクトル

$X^{(t)}$ は、前時刻 $(t-1)$ の割当てベクトル $X^{(t-1)}$ にもみ依存し、それより前の時刻の割当てベクトルや観測ベクトルには非依存であると考えることができる。

$$P(X^{(t)}|C^{(1:t-1)}, X^{(1:t-1)}) = P(X^{(t)}|X^{(t-1)}). \quad (2)$$

また、歩行者はレーザ測域スキャナによってそれぞれ独立に計測・トラッキングされているため、各モバイル端末に割当てられる移動軌跡は、端末ごとに互いに独立であるといえる。

$$P(X^{(t)}|X^{(t-1)}) = \prod_{i=1}^{|P|} P(x_i^{(t)}|x_i^{(t-1)}) \quad (3)$$

オクルージョンが発生せず、つねに連続な移動軌跡が得られるような場合には、各モバイル端末に割当てられる移動軌跡は時間によらず一定であり、 $P(x_i^{(t)}|x_i^{(t-1)}) = P(x_i^{(t-1)})$ と考えられる。しかし、実環境においては、障害物や他の歩行者によるオクルージョンの影響により、一部の歩行者がレーザ測域スキャナの視界から消え、一定の時間後に、新しい移動軌跡として再び計測される場合が頻繁に発生する。こうした移動軌跡の分断に対応するため、提案手法では割当てベクトルの遷移モデルを式 (4) により定義する。

$$P(x_i^{(t)}|x_i^{(t-1)}) = \begin{cases} (1-\alpha)P(x_i^{(t-1)}) + \alpha/|\mathcal{T}^{(t)}| & \text{if } x_i^{(t)} = x_i^{(t-1)} \\ \alpha/|\mathcal{T}^{(t)}| & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 α ($0 < \alpha < 1$) はオクルージョンの発生頻度に応じたパラメータであり、オクルージョンが高頻度で発生する環境ほど大きな値を設定する。

また、本稿では、モバイル端末間の無線通信の接続性が時間毎に独立で、端末同士の距離のみに依存すると仮定する。なお、モバイル端末に対する移動軌跡の割当てが定まれば、移動軌跡同士の距離から、端末間の距離の推定値を求めることが可能である。この仮定に基づき、観測ベクトル $C^{(t)}$ の分布を、現時刻 t における割当てベクトル $X^{(t)}$ をもとに、式 (5) により定める。

$$P(C^{(t)}|C^{(1:t-1)}, X^{(1:t)}) = P(C^{(t)}|X^{(t)}) \quad (5)$$

同様に、ある時刻 t においてアクティブ端末が近隣のモバイル端末から Inquiry Response メッセージを受信する確率は近隣端末毎に独立であり、端末間の距離のみに依存すると仮定する。

$$P(C^{(t)}|X^{(t)}) = \prod_{p_i \in \mathcal{P}_a} \prod_{p_j \in \mathcal{P} \setminus \{p_i\}} P(c_{ij}^{(t)}|x_i^{(t)}, x_j^{(t)}) \quad (6)$$

提案手法では、Bluetooth に基づく近接センシングの特性を、Inquiry Response メッセージの受信確率 β_{com} 、および 2 台のモバイル端末 $p_i \in \mathcal{P}_a, p_j \in \mathcal{P}$ 間の距離

$dist(x_i^{(t)}, x_j^{(t)})$ をパラメータとする受信電波強度 r の分布 $P(r|dist(x_i^{(t)}, x_j^{(t)}))$ によりモデル化する。受信電波強度のモデル $P(r|dist(x_i^{(t)}, x_j^{(t)}))$ には、事前実験により得られた経験的な分布 (図 3) を用いる。このとき、 p_i, p_j 間で -70 dBm 以上の RSS が観測される確率は次式により算出される。

$$\beta_{ij}^{(t)} = \beta_{com} \cdot P(r > -70 \text{ dBm} | dist(x_i^{(t)}, x_j^{(t)})) \quad (7)$$

すべてのアクティブ端末で観測された Bluetooth の受信電波強度情報は、Wi-Fi ネットワークを介してサーバへ収集されるため、観測ベクトル $C^{(t)}$ の分布は式 (8) のように定義することができ、一般に、 $\beta_{ij}^{(t)} = \beta_{ji}^{(t)}$ が成り立つ。

$$P(c_{ij}^{(t)} = 1 | x_i^{(t)}, x_j^{(t)}) = \begin{cases} 1 - (1 - \beta_{ij}^{(t)})^2 & \text{if } p_i, p_j \in \mathcal{P}_a \\ \beta_{ij}^{(t)} & \text{if } p_i \in \mathcal{P}_a, p_j \in \mathcal{P}_p \text{ or } p_i \in \mathcal{P}_p, p_j \in \mathcal{P}_a \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式 (2) および式 (5) より、 $X^{(t)}$ の分布を次のように求めることができる。

$$\begin{aligned} P(X^{(t)}|C^{(1:t)}) &= P(X^{(t)}|C^{(t)}, C^{(1:t-1)}) \\ &\propto P(X^{(t)}, C^{(t)}|C^{(1:t-1)}) \\ &= P(C^{(t)}|X^{(t)}, C^{(1:t-1)})P(X^{(t)}|C^{(1:t-1)}) \\ &= P(C^{(t)}|X^{(t)})P(X^{(t)}|C^{(1:t-1)}) \end{aligned} \quad (9)$$

ここで、 $P(X^{(t)}|C^{(1:t-1)})$ は次式により与えられる。

$$\begin{aligned} P(X^{(t)}|C^{(1:t-1)}) &= \sum_{X^{(t-1)}} P(X^{(t)}, X^{(t-1)}|C^{(1:t-1)}) \\ &= \sum_{X^{(t-1)}} P(X^{(t)}|X^{(t-1)}, C^{(1:t-1)})P(X^{(t-1)}|C^{(1:t-1)}) \\ &= \sum_{X^{(t-1)}} P(X^{(t)}|X^{(t-1)})P(X^{(t-1)}|C^{(1:t-1)}) \end{aligned} \quad (10)$$

以上の議論に基づく移動軌跡同定アルゴリズムを Algorithm 1 に示す。各時刻 t において、サーバはアクティブ端末から Bluetooth の受信電波強度情報を収集し、観測ベクトル $C^{(t)}$ を生成する。この観測ベクトルおよび式 (9), (10) をもとに、サーバは割当てベクトルの確率分布 $P(X^{(t)}|C^{(1:t)})$ を更新する (3-5 行目)。最後に、 $P(\tilde{X}^{(t)}|C^{(1:t)})$ が最大となるような割当てベクトル $\tilde{X}^{(t)}$ を、現時刻 t における移動軌跡割当ての推定結果とする (7-8 行目)：

$$\tilde{X}^{(t)} = \arg \max_{X^{(t)}} P(X^{(t)}|C^{(1:t)}). \quad (11)$$

また、式 (9) の確率分布より、各アクティブ端末 $p_i \in \mathcal{P}_a$ に割り当てべき移動軌跡の周辺分布を算出することができる。周辺分布 $P(x_i^{(t)}|C^{(1:t)})$ があらかじめ定めた閾値 θ よりも小さい場合には、端末 p_i の保持者がオクルージョン等の影響によりレーザ測域スキャナに計測されていないとみなし、 $x_i = \phi$ とする (12 行目)。

Algorithm 1 移動軌跡同定アルゴリズム

```

1: Initialize  $P(\mathbf{X}^{(0)})$  by Eq. (1)
2: for each time slot  $t$  do
3:   Predict probability distribution of the current assign-
      ment (i.e.,  $P(\mathbf{X}^{(t)}|\mathcal{C}^{(1:t-1)})$ ) by Eq. (10) based on the
      previous assignment and the transition model in Eq. (4).
4:   Calculate likelihood of each possible assignment vec-
      tor (i.e.,  $P(\mathcal{C}^{(t)}|\mathbf{X}^{(t)})$ ) by Eq. (6) based on the beacon
      records at the current time slot  $t$ 
5:   Correct the predicted distribution by Eq. (9) based
      on the likelihood, and normalize the resulting distribution
       $P(\mathbf{X}^{(t)}|\mathcal{C}^{(1:t)})$  so that it becomes a valid probability dis-
      tribution
6:   for each  $p_i \in \mathcal{P}_a$  do
7:     Calculate the marginal distribution  $P(x_i^{(t)}|\mathcal{C}^{(1:t)})$ 
      over  $P(\mathbf{X}^{(t)}|\mathcal{C}^{(1:t)})$ , where  $x_i^{(t)}$  is an element in  $\mathbf{X}^{(t)}$ ,
      which corresponds to the active phone  $p_i$ 
8:      $\tilde{x}_i^{(t)} \leftarrow$  a trajectory in  $\mathcal{T}^{(t)}$  that maximizes  $P(x_i^{(t)} =$ 
       $\tilde{x}_i^{(t)}|\mathcal{C}^{(1:t)})$ 
9:     if  $P(x_i^{(t)} = \tilde{x}_i^{(t)}|\mathcal{C}^{(1:t)}) > \Theta$  then
10:      Output  $\tilde{x}_i^{(t)}$  as the estimated trajectory assignment
      for  $p_i$ 
11:     else
12:      Output  $\phi$ , assuming that  $p_i$  is not detected by the
      sensors
13:     end if
14:   end for
15: end for

```

4.5 アンカ端末の活用

レーザ測域スキャナの計測領域内に固定のアンカ端末を設置することで、軌跡同定の精度を高めることも可能である。アンカ端末は移動することのないパッシブ端末として動作し、近隣のアクティブ端末からの Inquiry メッセージに対して応答メッセージを返す。計測領域内に存在するモバイル端末の数が極端に少ない場合には、アンカ端末との近接関係を活用して不足した近接センシング情報を補うことで、軌跡同定精度の低下を抑える効果が期待できる。

5. シミュレーション実験

5.1 シミュレータの実装と評価シナリオ

提案手法の性能を評価するため、歩行者のモビリティ、レーザ測域スキャナの計測値、ならびにモバイル端末間の無線通信を再現するシミュレータを実装し、シミュレーション実験を行った。歩行者の体は半径 0.12m の円でモデル化し、レーザ測域スキャナから送信されるレーザ光の軌跡とこれらの円との交差点を求めることで、レーザ測域スキャナから得られる測距値を求める。これらの計測データに対して 3 章の歩行者トラッキングアルゴリズムを適用

することで、オクルージョンの影響を反映した歩行者群の移動軌跡の計測結果を擬似的に生成する。

シミュレーション実験においては、30m×30m の正方形の領域を想定し、それぞれの境界の中点にレーザ測域スキャナを配置する。それぞれのセンサは領域の中央に向けて配置されているものとし、センサの計測範囲は、半径 15m、中心角 180° の扇形領域とする。センサは 100 ms 毎に計測領域内の物体との距離を計測するものとし、測距時の方位角の分解能は 0.25° とする。また、センサと同じ位置に、それぞれ 1 台ずつアンカ端末を配置する。

歩行者は、次のようなモビリティモデルにしたがってフィールド内をランダムに移動する。各歩行者はフィールド内のランダムな地点を目的地として選択し、その目的地に向って一定の速度で移動する。移動速度は、0.7 m/s ~ 1.3 m/s の範囲からランダムに決定する。目的地に到着すると、歩行者はその地点で最大 3 秒間静止した後、次の目的地への移動を開始する。特に指定のない限り、歩行者数は 90 とし、そのうち 50% の歩行者がアクティブ端末を保持していると想定する ($|\mathcal{A}| = 90$, $|\mathcal{P}_a| = 45$, $|\mathcal{P}_p| = 0$)。

近接センシングにおける Bluetooth の Inquiry Response メッセージの受信確率 β_{com} は 0.8 とし、近隣端末との間で観測される受信電波強度は、各端末との距離 d をパラメータとする正規分布 $\mathcal{N}(\mu(d), \sigma^2(d))$ に従うものとする。平均 $\mu(d)$ および標準偏差 $\sigma(d)$ は、事前実験により得られた図 3 の特性に基づき決定する。特に指定のない限り、アクティブ端末は 15 秒毎に Inquiry メッセージをブロードキャストして近隣端末の探索を行うものとし ($\tau = 15$ 秒)、式 (4) におけるパラメータ α および軌跡同定結果の周辺確率の閾値 Θ は、それぞれ、0.2 および 0.7 とする。

以上の想定環境および実験シナリオのもとで 180 秒間のシミュレーションを行い、対応する移動軌跡を正しく同定できたアクティブ端末の割合 (マッチング成功率)、ならびに各アクティブ端末の位置推定誤差を評価した。特に指定のない限り、次節では移動軌跡の同定結果が収束する 60 ~ 180 秒後の平均性能を評価の対象とする。また、シミュレーションはそれぞれのパラメータ設定のもとで 50 回ずつ行い、その平均性能を示す。

5.2 シミュレーション結果

5.2.1 基本性能

近接センシングの実行頻度を $\tau = 15$ 秒および $\tau = 30$ 秒とした場合のマッチング成功率の時間変化を図 4 に示す。いずれの設定においても、最初の数回の近接センシングでマッチングの成功率が急激に上昇し、その後はほぼ一定値に収束していることが分かる。60 秒以降の平均マッチング成功率は、それぞれ、91% および 83% となった。また、各アクティブ端末の位置推定誤差の時間変化を図 5 に示す。マッチング成功率の上昇に伴って位置推定誤差は

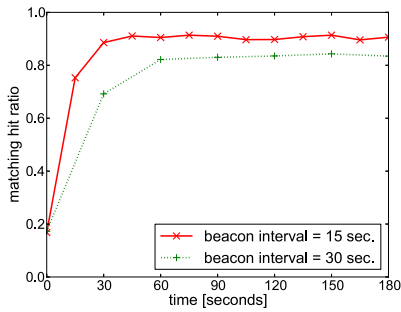


図 4 マッチング正解率

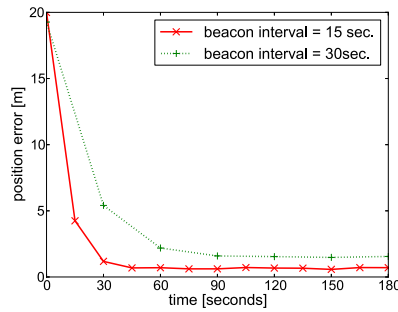


図 5 位置推定誤差

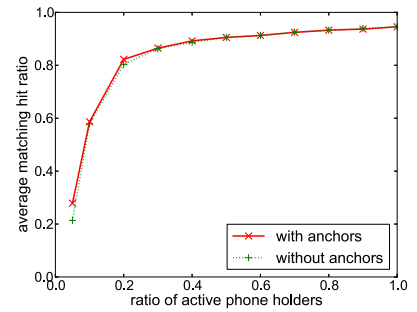


図 6 端末保持率の影響

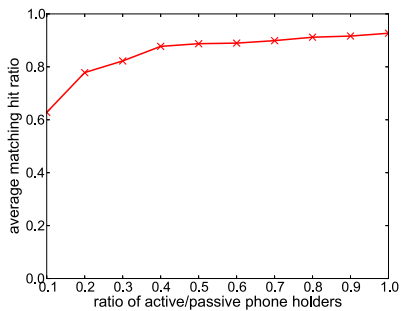


図 7 パッシブ端末の影響

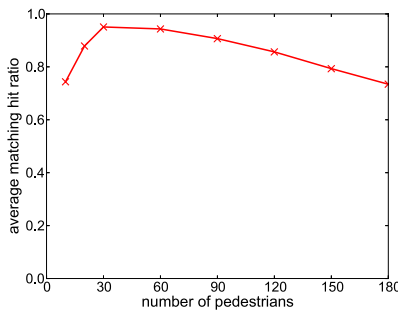


図 8 歩行者密度とマッチング正解率の関係

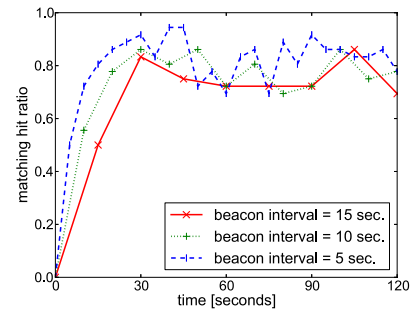


図 9 マッチング正解率 (フィールド実験)

急速に減少し、平均誤差はそれぞれ 0.67m, 1.67m となっている。近接センシングの実行間隔を短くするほど、オクルージョンによって移動軌跡が分断してから再び正しい対応関係が得られるまでの遅延時間が短くなるため、マッチング成功率および位置推定精度の平均値が改善している。一方で、近接センシングの実行頻度を高くするほど、モバイル端末のバッテリー消費量も大きくなるため、想定されるオクルージョンの発生頻度に応じて、パラメータに適切な値を設定することが望ましい。

5.2.2 端末保持率の影響

モバイル端末の保持率が提案システムの軌跡同定性能に与える影響を明らかにするため、90名の歩行者のうち、アクティブ端末を保持している歩行者の数を 5 ~ 90 の間で変化させ、マッチング成功率を評価した。それぞれのパラメータ設定のもとでのマッチング成功率を図 6 に示す。アクティブ端末の保持率が高いほど、モバイル端末間の近接関係を検出できる機会が増えるため、マッチング成功率が改善している。本実験シナリオにおいては、20%以上の歩行者がアクティブ端末を保持していれば、80%を超えるマッチング成功率が実現できていることが分かる。

5.2.3 アンカの有効性

図 6 のグラフには、アンカ端末を設置しなかった場合のマッチング成功率も併せてプロットしている。アクティブ端末を持つ歩行者の数が 10 以上の場合には、アンカ端末の有無に関わらず、ほぼ同等のマッチング正解率が実現されている。これに対し、アクティブ端末の保持率が 10%

未満の場合には、アンカ端末を配置することにより、近接関係の検出頻度が補われ、マッチング正解率の低下が軽減されていることが確認できる。

5.2.4 パッシブ端末の影響

提案手法では、近隣のモバイル端末との近接関係を定期的にセンシングし、システムから自身の位置情報の提供を受けるアクティブ端末に加えて、Bluetooth による無線通信機能のみを有効にしたパッシブ端末との通信履歴も活用することで、アクティブ端末の保持率が低い環境における軌跡同定性能の向上を図っている。アクティブ端末を持つ歩行者の割合を 10% に固定したまま、パッシブ端末を持つ歩行者の割合を 0 ~ 90% の範囲で変化させた場合のマッチング正解率を図 7 に示す。パッシブ端末が擬似的なアンカ端末の役割を果たすことで、パッシブ端末の保持率が高くなるほどマッチング正解率は向上しており、20%の歩行者が Bluetooth 機能を有効にしたモバイル端末を保持していれば、アクティブ端末の保持率が 10% の場合でも、平均 82% のマッチング正解率を実現できている。

5.2.5 歩行者密度と性能の関係

最後に、歩行者密度と軌跡同定性能の関係を明らかにするため、アクティブ端末の保持率を 50% に固定したまま、歩行者の総数を 10 ~ 180 の間で変化させ、マッチング正解率を評価した。それぞれの歩行者数のもとでの平均マッチング正解率を図 8 に示す。歩行者数が 30 よりも少ない場合には、歩行者の数が増加し、モバイル端末間の近接センシングの機会が増えるにつれ、マッチング正解率が改善

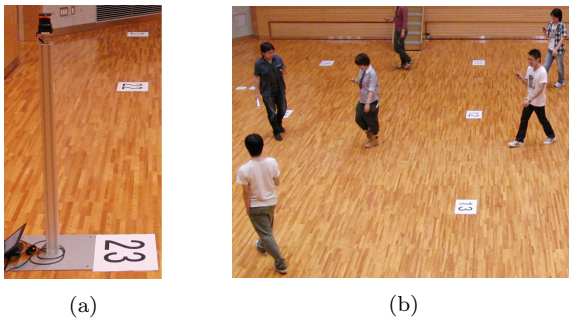


図 10 フィールド実験

している．一方で，歩行者数が 30 を超えると，オクルージョンによる移動軌跡の分断に起因して，マッチング正解率は再び緩やかな減少に転じる．オクルージョンが頻繁に発生する高密度な環境においては，近接センシングの実行頻度を高め，割当てベクトルの確率分布を高頻度で更新することが望ましいといえる．

6. フィールド実験

より現実的な環境における軌跡同定精度を評価するため，実機センサを用いたフィールド実験を行った．本実験では，15m×15m の正方形領域の 2 地点 ((0m, 7.5m), (15m, 7.5m)) にレーザ測域スキャナ UTM-30LX を設置した．センサは，図 10 (a) のような金属製の設置器具を利用し，地面から 1.1m の高さに固定した．フィールド内には 3m 間隔で歩行者の通過点 (ウェイポイント) を設定し，それぞれ異なる番号が印刷されたマーカを配置した．このフィールド内を，12 名の被験者が 120 秒間にわたって自由に歩行し，レーザ測域センサの計測データを収集した (図 10 (b))．このとき，各被験者は Android 端末を体の前方で把持し，内蔵カメラを用いて足元のマーカを撮影しながら移動するものとした．この映像を解析することにより，各歩行者の移動軌跡の正解データを取得した．モバイル端末間の Bluetooth による通信履歴は，近接センシングの実行頻度等のパラメータを柔軟に調整するため，5 章のシミュレータを用いて擬似的に生成した．以上の実験を 3 セット行い，マッチング正解率の時間変化 (3 回の実験の平均値) を評価した．近接センシングの実行頻度を $\tau = 5$ 秒， $\tau = 10$ 秒， $\tau = 15$ 秒とした場合のマッチング正解率を図 9 に示す．オクルージョン等の影響によってマッチング正解率が一時的に低下する場合があるものの，それぞれ，83%，79%，76% と高い軌跡同定精度が実現されていることが分かる．

7. おわりに

本稿では，レーザ測域スキャナによる歩行者トラッキングと，Bluetooth によるモバイル端末間の近距離無線通信を併用した高精度な屋内測位システムを提案した．提案システムでは，レーザ測域スキャナにより計測された複数の

歩行者の移動軌跡間の距離と，Bluetooth の受信電波強度に基づくモバイル端末間の近接関係の検出結果との整合性をもとに，個々のモバイル端末に対応する移動軌跡を同定し，モバイル端末に対してレーザ測距に基づく高精度な位置情報をフィードバックする．モバイル端末と移動軌跡との対応関係を確率変数とみなし，確率伝搬法を用いてその分布を逐次的に推定することで，近接センシングに参加しない歩行者が存在する場合に移動軌跡の同定精度が著しく低下する従来方式の課題を解決している．シミュレーション実験および実機センサを用いたフィールド実験により，近接センシングに参加する歩行者の割合が 20% の場合にも，各モバイル端末に対応する移動軌跡を 80% 以上の精度で同定できることを示した．

参考文献

- [1] Bahl, P. and Padmanabhan, V. N.: RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system, *Proc. INFOCOM*, pp. 775–784 (2000).
- [2] Youssef, M. and Agrawala, A.: The Horus WLAN location determination system, *Proc. MobiSys*, pp. 205–218 (2005).
- [3] Chintalapudi, K., Padmanabha Iyer, A. and Padmanabhan, V. N.: Indoor localization without the pain, *Proc. MobiCom*, pp. 173–184 (2010).
- [4] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian Localisation for Indoor Environments, *Proc. UbiComp*, pp. 114–123 (2008).
- [5] 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*, pp. 421–430 (2012).
- [6] Wada, Y., Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Accurate Positioning of Mobile Phones in a Crowd using Laser Range Scanners, *Proc. WiMob* (2013).
- [7] Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Context-Supported Local Crowd Mapping via Collaborative Sensing with Mobile Phones, *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 13, pp. 26–51 (2014).
- [8] 日立情報通信エンジニアリング：レーザ・センシングシステム LaserRadarvisionII.
- [9] Fod, A., Howard, A. and Mataric, M. J.: Laser-based people tracking, *Proc. ICRA*, pp. 3024–3029 (2002).
- [10] Zhao, H. and Shibasaki, R.: A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, Vol. 35, No. 2, pp. 283–291 (2005).
- [11] Teixeira, T., Jung, D. and Savvides, A.: Tasking Networked CCTV Cameras and Mobile Phones to Identify and Localize Multiple People, *Proc. UbiComp*, pp. 213–222 (2010).
- [12] Sousa, M., Techmer, A., Steinhage, A., Lauterbach, C. and Lukowicz, P.: Human tracking and identification using a sensitive floor and wearable accelerometers, *Proc. PerCom*, pp. 166–171 (2013).
- [13] Hokuyo Automatic Co., LTD.: Scanning range finder, UTM-30LX.