

トラッキングスキャナとモーションセンサを用いた 高精度屋内位置推定手法の提案

高藤 巧¹ 藤田 和久¹ 樋口 雄大¹ 廣森 聡仁¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要:

建物内における人の数や行動を正確に把握するための手段として、レーザ測域スキャナ (LRS) による群衆トラッキング技術が注目を集めている。LRS は、計測の正確さやカバレッジの広さ、プライバシー性の高さといった利点がある一方で、取得可能な情報が領域内の各地点における人の存在の有無のみに限定されるため、ナビゲーションなど個々人の位置に依存するサービスへの活用が難しいという課題がある。そこで本稿では、スマートフォン等のモバイル端末に標準搭載されているモーションセンサの計測情報をもとに、LRS により計測された複数の歩行者軌跡の中から、端末保持者に対応する軌跡を特定する手法を提案する。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距離および移動方向の変化量を検出し、これらと LRS から得られる歩行者軌跡との整合性をもとに、対応する軌跡の候補を絞り込む。LRS および Android スマートフォンを用いた実機実験の結果、LRS から得られる歩行者軌跡群の中から、端末保持者に対応する軌跡情報を高い正解率で特定できることが分かった。

Indoor Localization utilizing Tracking Scanners and Motion Sensors

TAKUMI TAKAFUJI¹ KAZUHISA FUJITA¹ TAKAMASA HIGUCHI¹ AKIHITO HIROMORI¹
HIROZUMI YAMAGUCHI¹ TERUO HIGASHINO¹

1. はじめに

センサ技術の発展に伴い、人の行動データに基づく次世代システムが高い注目を集めている。特に、オフィスや商業施設、イベントスペースなど、一定の閉空間を歩き回る人々の正確な位置情報は、群衆の移動履歴情報に基づくマーケティング調査、スマートホームやスマートビルディングといったエネルギー管理システム、商業施設や博物館・美術館等におけるパーソナルナビゲーションなど、多くのサービスへの応用が期待されている。

スマートフォンをはじめとするモバイル端末の測位技術としては、現在、GPS が広く利用されているが、地下や屋内では衛星からの電波を受信することができず、正しい測位が行えないという問題がある。屋内向けには、カメラ、RFID タグ、モバイル端末に搭載された加速度センサ

やジャイロセンサを用いる方法などが提案されているが、いずれの方法もプライバシー、計測領域サイズ、精度などの点で課題がある。

これらに対し、レーザ測域スキャナ (LRS) による人の計測が注目を集めている。LRS は、物体までの距離を正確に計測することができるセンサで、広範囲 (たとえば市販されている LRS の走査範囲は 30m 程度、視野角 270 度程度の扇形領域である) を高速にスキャンすることが可能である。センサの計測データはセンサから見た方位角と距離で表される計測対象の位置情報のみであるため、計測対象となる歩行者のプライバシーを侵害するおそれが少なく、記録されることへの抵抗感も小さい。一方で、LRS は領域内の人の存在を群衆として把握するため、スマートフォンなどを持つ被検出者への位置のフィードバックができず、ナビゲーションなど個々人の位置に依存するサービスへの活用が難しいという課題がある。

これに対し、我々の研究グループでは、屋内環境における各歩行者の位置・移動軌跡を正確に推定することを目標

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

とし、LRS とモバイル端末の WPAN 通信を活用した移動軌跡推定手法を提案している [1]。この手法では、各モバイル端末が Bluetooth のような信号到達距離が比較的短い (10m 程度) デバイスを用いて定期的にメッセージを送信しているとし、各モバイル端末はその受信メッセージを記録する。通信記録から得られるネットワークポロジ情報と、物理的な位置集合の整合性を最大化するよう、モバイル端末と位置との対応を決定することで、各モバイル端末の位置情報を推定することができる。しかし、この手法は、パーティ会場など十分な端末密度があり、LRS が対象領域のほぼ全域をスキャンできる環境において、それらの領域内を移動し続ける端末の位置を推定する方法であり、例えばオフィスビルのフロアやブースが並ぶ展示会場、大型のショッピングモールなど、居住者や来訪者が単独あるいは少人数で行き交うような環境は想定していない。このような環境では十分な近接端末数が得られず、端末を区別するに足る十分な近接性特徴量が得られない可能性が高い。

そこで本稿では、スマートフォン等のモバイル端末に標準搭載されているモーションセンサの計測情報をもとに、LRS により計測された複数の歩行者軌跡の中から、端末保持者に対応する軌跡を特定する手法を提案する。提案手法では、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、端末保持者の移動距離および移動方向の変化量を検出する。歩行中には、歩行ステップに同期して、鉛直方向の加速度が大きく変動するため、この鉛直加速度がピークとなる時刻を検出することで、歩行ステップのタイミングを推定することができる。これと同時に、文献 [2] で提案されているアルゴリズムを用いて、鉛直加速度の振幅をもとに、歩行時の歩幅を推定する。ステップ数と歩幅の検出結果を組み合わせることで、端末保持者の移動距離を推定することが可能となる。また、歩行者による端末の保持方法が一定であると仮定すると、ジャイロセンサの計測値をもとに、端末保持者の移動方向の変化量を捉えることができる。提案手法では、モバイル端末上で推定された端末保持者の移動距離および移動方向変化量を、LRS により計測された各歩行者軌跡と照合し、それらの整合性をもとに、その歩行者軌跡が端末保持者のものである尤度を算出する。尤度が最大となる歩行者軌跡を、その端末保持者に対応する軌跡としてモバイル端末へフィードバックすることで、歩行者ナビゲーション等の位置情報サービスへの活用を可能にしている。

LRS および Android スマートフォンを用いた実機実験の結果、LRS から得られる歩行者軌跡群の中から、端末保持者に対応する軌跡情報を高い正解率で特定できることを確認している。

2. 関連研究

2.1 屋内向けモバイル端末測位技術

屋内環境におけるモバイル端末の高精度な測位を目的として、正確な位置情報を設定したアンカと呼ばれる基準デバイスを環境内に多数設置し、アンカとモバイル端末との間で送受信される電波、光、超音波等の信号伝搬特性をもとに端末の位置を推定するアプローチがこれまで数多く提案されている。一般に、測位精度は、アンカとの間で送受信される信号の種類に依存する。UWB 無線は、信号受信時刻を高い分解能で検出できることから、構造物等による反射波をフィルタリングし、精度の高い測距を行えるという特長がある [3]。こうした技術を活用したシステムとして Ubisense [4] などがある。また、ActiveBat [5] や Cricket [6,7] などの超音波ベースのシステムも比較的高精度な測距が可能である。しかし、これらの方式は原則として見通し通信を必要とすることから、屋内での運用は 10m 以下の比較的短距離に限られる場合も多く、広域での運用では多数のアンカあるいは測距機器の設置が必要となる。

一方、インフラへの依存を抑えた低コストな測位方式として、加速度センサや電子コンパスといったモーション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 [8-11]。従来の PDR 手法の多くは専用のセンサを腰や足といった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、スマートフォンなど市販の携帯電話端末上での動作を前提とした手法 [9, 11, 12] も数多く提案されている。ただし、歩行動作とは無関係な端末の動きやセンサノイズ等の影響で、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。文献 [8, 10, 11] では、PDR による推定軌跡をパーティクルフィルタを用いてフロアマップとマッチングすることで、位置推定精度の向上を図っている。また、近年では、複数のモバイル端末を協調させて誤差を軽減するというアプローチも検討されつつある [13, 14]。しかし、こうした誤差補正の仕組みを用いた場合にも、アンカの設置や高精度な測距を前提とする手法と同等の位置推定精度を実現することは困難である。提案手法は、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を検出しているという点で、これらの PDR 技術と関連が深い。PDR によって推定した端末保持者の移動軌跡と、LRS により検出された歩行者軌跡の形状を直接比較することで前述のマッチングを行うことも可能ではあるものの、PDR の推定軌跡が含む大きな誤差がマッチングの精度に影響を及ぼす可能性が高い。提案手法では、移動距離および移動方向の変化量という、比較的高精度な検出が可能な特徴量をマッチングに用いることで、センサノイズや周辺環境に対するロバスト性の向上を図っている。

2.2 LRSを用いた群衆トラッキング

誤差数十 cm の高精度な測位が実現できることや、1台のセンサで半径数十 m の領域をカバーできるといったインフラ構築の容易性から、LRSを用いた群衆トラッキング技術が、近年、高い注目を集めている。最も一般的なアプローチは、LRSを人の腰の高さに合わせて地面と水平に設置し、各時刻の計測情報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 [1, 15, 16]。また、センサ周辺を通行する人の体でレーザ光が遮られることによって歩行者の検出率が低下するオクルージョンの問題を軽減するために、人の足首の高さに LRSを設置し、歩行者の歩行リズムを検出することで移動軌跡を抽出する手法も検討されている [17, 18]。ただし、LRSを用いた群衆トラッキングで推定できるのは、環境内の各地点における人の存在情報のみであり、これらのシステム単独で、モバイル端末を保持した個人の位置を特定することは難しい。

2.3 群衆の移動軌跡情報とモバイル端末との対応付け

LRSの計測値やカメラ画像から推定された群衆の高精度な移動軌跡情報を、歩行者ナビゲーションをはじめとするモバイル端末向けの位置情報サービスに応用することを目指して、複数の歩行者の移動軌跡情報と、歩行者群が保持するモバイル端末との対応関係を推定する手法も研究されている。文献 [19] は、LRSと装着型のRFIDタグを併用したアプローチを提案している。LRSを用いて歩行者の位置をトラッキングするとともに、RFIDタグを保持した歩行者が、環境内に配置されたRFIDリーダーの近傍を通過した際に、移動軌跡とRFIDタグとの対応付けを行う。移動軌跡と歩行者とを高い精度でマッチングするためには、RFIDリーダーを環境内に多数配置する必要がある、インフラの敷設コストが課題となる。また、我々の研究グループでは、LRSから得られる群衆の移動軌跡情報と、歩行者が保持する携帯電話端末間の近距離無線通信のログから、歩行者間の近接性に基づく特徴量をそれぞれ抽出し、それらの整合性をもとに、移動軌跡と端末との対応関係を高い精度で推定する手法を提案している [1]。しかし、この手法は、パーティ会場など十分な端末密度があり、LRSが対象領域のほぼ全域をスキャンできる環境において、それらの領域内を移動し続ける端末の位置を推定することを想定している。歩行者群が比較的少人数で行き交うような環境においては、十分な近接性特徴量が得られない可能性が高い。文献 [20] では、歩行者が保持する携帯電話端末に搭載された加速度センサおよびジャイロセンサの計測値から歩行者の動きの特徴を抽出し、それらをカメラ画像から得られる群衆の移動軌跡とマッチングすることで、軌跡と携帯電話端末との対応付けを実現している。しかし、歩行者の移動状態（移動または静止）および移動方向の変化量というシン

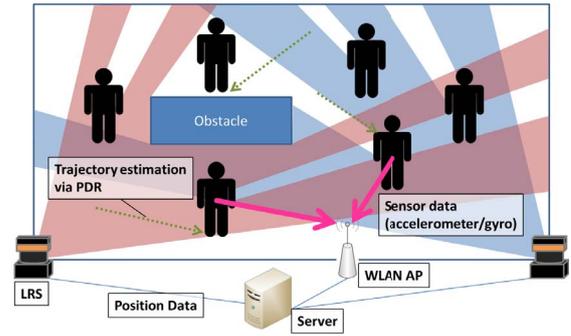


図 1 提案システムのアーキテクチャ

ブルな特徴量を用いてマッチングを行っていることから、多数の歩行者が存在する環境においては、複数の携帯電話端末が類似した特徴量を有する状況が頻繁に発生し、対応関係の推定精度が低下する可能性が高い。

2.4 提案手法の位置づけ

提案手法は、LRSから得られる群衆の移動軌跡情報と、モバイル端末のモーションセンサの計測値に基づく各端末保持者の移動の特徴を統合することで、個々のモバイル端末の位置情報を高い精度で推定するこれまでにないアプローチである。

スマートフォンなど市販の端末に内蔵されたセンサの計測値のみを用いて群衆の移動軌跡情報と歩行者との対応付けを行うことから、文献 [19] の手法のように、RFIDリーダ等の追加のインフラを敷設する必要がないという利点がある。また、提案手法では、歩行者が保持するモバイル端末上で端末保持者の移動距離および移動方向の変化量を検出し、これらとLRSから得られる歩行者軌跡との整合性をもとに、対応する軌跡の候補を絞り込むため、文献 [1] の手法とは異なり、端末密度が低い場合にもマッチング精度の低下が生じにくい。

文献 [20] の手法は、モーションセンサの計測値をもとに歩行者の動きの特徴を捉えているという点で、提案手法との関連性が特に高いといえるが、文献 [20] の手法では、端末保持者の移動状態および移動方向の変化量のみを特徴量として利用しているのに対し、提案手法では、歩行者の移動距離も考慮してマッチングを行うため、対象領域内の歩行者数が多い場合にも、対応関係の識別性の低下を抑えることができる。

3. 想定環境と予備実験

3.1 提案システムの概要

提案システムのアーキテクチャを図1に示す。環境内には、LRSが複数台設置されており、定期的にスキャン領域内の物体との距離が計測されるものとする。これらの計測値を、ネットワークを介して定期的にサーバへ収集し、サーバ上でリアルタイムに分析することで、歩行者群の位

置座標および移動軌跡を推定する。

また、環境内の一部の歩行者は加速度センサおよびジャイロセンサを内蔵したスマートフォンのようなモバイル端末を保持しており、センサの計測データに対してPDR アルゴリズムを適用することで、各端末保持者の移動距離および移動方向の変化量を推定する。これらの情報は、Wi-Fi ネットワークを介して、定期的にサーバへ送信されるものとする。

最後に、LRS により計測された歩行者群の移動軌跡（歩行者軌跡）とモーションセンサによる端末保持者の移動距離/移動方向の検出結果をサーバ上で照合することで、各端末保持者に対応する歩行者軌跡を特定する。以上により得られる各端末保持者の高精度な移動軌跡情報をモバイル端末へフィードバックすることにより、歩行者ナビゲーション等の位置情報サービスに活用することを想定している。

以降の3.2節および3.3節では、それぞれ、LRSを用いた歩行者計測手法およびモーションセンサを用いた移動距離/移動方向検出手法の詳細について述べる。これらのデータをマッチングし、各端末保持者に対応する移動軌跡情報を特定するアルゴリズムについては、4章で説明する。

3.2 LRS を用いた歩行者計測

3.2.1 概要

本稿では、腰の高さの位置に地面と水平に設置した複数のLRSによって環境内の歩行者トラッキングを行うことを想定する。このため、事前に無人状態において取得した静止物体上の計測点（これを背景計測点とよぶ）の集合を取得しておくものとする。このもとの、各時刻におけるLRSの測距結果を座標平面に集約し、人物または静止物体の表面上のレーザ反射点（これを計測点とよぶ）の集合を求める。以下では、各LRSを中心とした座標系における、レーザの照射先にある物体の位置を $(m_x, m_y) = (r \cos(\theta), r \sin(\theta))$ で表す。ここで、 θ および r は、それぞれLRSの方向および物体までの検出距離を表し、例えばUTM-30LX [21] では $\theta \in [0^\circ, 270^\circ]$ (0.25° 刻み) である。また、ある時刻 t においてLRS i から見た角度 θ で得られた計測点を $m_i(\theta, t)$ と表す。

人物の検出においては、各方位角の計測点から背景計測点を除外することで、人の体表のレーザ反射点（これを体表計測点とよぶ）と思われる点集合を抽出する。

次に、各LRSが検出した体表計測点のうち、同一の歩行者と想定される点群をグループ化し、それらの位置関係から、その歩行者の体の中心点（体中心点）を推定する。ここで、LRSはステップ角 $\delta\theta$ で各方位の距離を離散計測するものとする。このもとの、隣り合う方位角 θ 、 $\theta + \delta\theta$ の計測値 $r(\theta)$ および $r(\theta + \delta\theta)$ の関係を考える。角 θ および角 $\theta + \delta\theta$ 方向に同一の物体が存在する場合、それぞれの方位角の測定距離は近い値になることが予想される。そこ

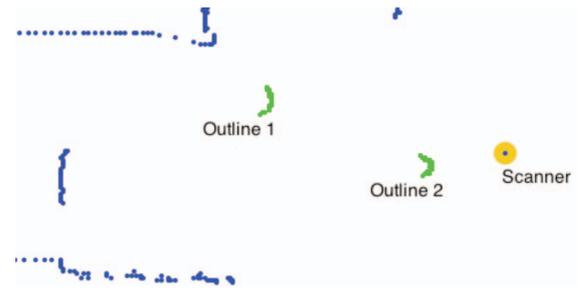


図 2 2 歩行者の輪郭の例

で、互いの距離が一定の閾値以下である体表計測点をつなぎ合わせることで、同一歩行者の体表計測点の集合を取得し、これを輪郭とよぶ。図2は2人の輪郭が抽出されている様子を示している。この輪郭に属する点をもとに、LRS i から見た、ある歩行者の体中心点を得る。なお、単一の歩行者に対し、複数のスキャナから別々の体中心点を得られる可能性もあるが、これらのうち同一の歩行者の体中心点と思われる点群をグループ化し、その重心をとることで最終的にその歩行者の体中心点とする。

最後に、同じ歩行者の体中心点を時系列でつなぐことで、その歩行者の移動軌跡を推定する。

3.2.2 背景計測点の登録

前節では、空間に存在する移動物体は歩行者のみであると仮定したが、イベント会場等では、看板などが設置されたり、展示物の配置が変えられることも頻繁に生じるため、歩行者を検出できない（偽陰性）あるいは歩行者でない物体を検出する（偽陽性）といった問題につながる。これに対し、我々のシステムでは、背景計測点を自動で更新するアルゴリズムを実装している。一般に、歩行者が数分以上にわたって同一地点に滞留し続ける可能性は低いと考えられる。一方で、新たに設置された看板等は、しばらくその場所に設置され続ける場合が多い。そこで、検出点が30分程度変化しない場合は、それを背景検出点をみなすようにすることで、背景情報の自動更新を実現している。なお、LRSの測距誤差は高々50mm程度であることから、ある角度に対する異なる時刻の測定距離の差がこの値の2倍（100mm）の範囲内である場合、それらは同じ物体を検出したものとみなす。

3.2.3 体中心点の推定

それぞれのLRSは独立に測距を行うため、同一歩行者が複数のLRSに捉えられることも多い。複数のLRSが同一の歩行者を観測するとき、LRSと歩行者の位置関係によっては歩行者の体を別方向から観測することとなり、体表の形状の違いから図3のように輪郭が異なる場合もある。従って、複数の輪郭が同じ歩行者のものか否かの判断は容易でない。

ここでは、LRSに最も近い体表検出点 a から輪郭の両端点を結ぶ線分に向かう垂線上で、 a から想定体半径分離

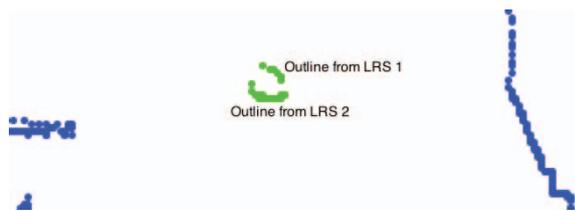


図 3 複数の LRS による単一步行者の輪郭

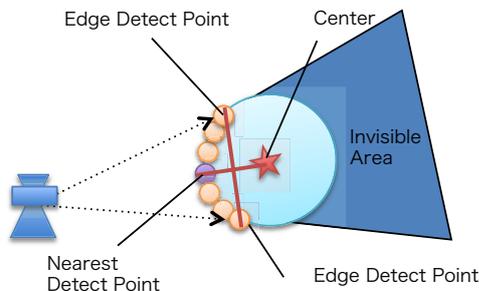


図 4 輪郭と体中心点

れたところに歩行者の体中心点があると想定する(図 4)。したがって、 a が体側面なのか体前面(あるいは後面)なのかで本来体半径が異なり、その分が誤差となることが、複数の同一步行者の輪郭の同一性判定を困難にする要因となっている。これに対し我々のシステムでは、各輪郭の体中心点間の距離をもとにクラスタリングを行うことで、同一步行者の複数の体中心点を単一化している。クラスタリングには Ward 法を用い、ある距離以下の点同士を同一步行者の体中心点とみなしている。最後に同一步行者の体中心点群の重心を、その歩行者の体中心点とする。

3.2.4 体中心点からの軌跡導出

LRS は距離計測の実行頻度が高いため、時間的に連続する 2 つの計測間の歩行者の動きは非常に小さい。したがって、それらの計測によって得られる(時間的に連続する 2 つの)体中心点間の距離が、他のどの組と比較しても最小である場合、それらを同一の歩行者とみなし、軌跡としてつなぎ合わせる。どの軌跡にも結合されない体中心点は、新たに出てきた歩行者とみなして、新しい軌跡を形成する。

3.3 モーションセンサを用いた移動距離・移動方向変化量の推定

3.3.1 概要

モバイル端末上では、加速度センサおよびジャイロセンサの計測値をもとに、端末保持者の移動距離ならびに移動方向の変化量を検出する。

歩行中には、歩行ステップに同期して、鉛直方向の加速度が大きく変動する。提案システムでは、この性質を利用することで、各歩行者のステップのタイミングを検出する。また、文献 [2] では、鉛直加速度のピーク値をもとに、歩行時の歩幅を推定する手法が提案されている。ステップ数

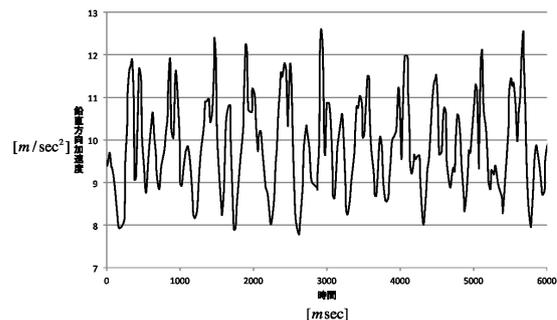


図 5 歩行時の鉛直方向加速度

と歩幅の検出結果を組み合わせることで、端末保持者の移動距離を推定することが可能となる。

また、歩行者による端末の保持方法が一定であると仮定すると、ジャイロセンサの計測値をもとに、端末保持者の移動方向の変化量を捉えることが可能である。

提案手法では、これら 2 つの特徴量を用いて端末保持者の動きの性質を捉え、LRS から得られる移動軌跡情報と端末との対応付けを実現している。以降の節では、移動距離および移動方向変化量の推定方法の詳細とその精度について述べる。

3.3.2 移動距離の推定

端末を体の前方で把持して歩行した場合の鉛直成分加速度の時間変化を図 5 に示す。歩行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している一方で、ステップ以外の要因によって発生したノイズが多く含まれることが確認できる。

そこで、提案手法では、加速度センサの鉛直方向成分に対してローパスフィルタを適用することで、こうしたノイズの軽減を図る。加速度センサで i 番目に取得したデータ x_i とすると、フィルタ適用後のデータ X_i は漸化式 (1) で定義される。

$$X_i = \begin{cases} wx_i + (1-w)X_{i-1} & \text{if } i > 0 \\ wx_0 & \text{if } i = 0 \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 w は $0 < w < 1$ を満たす定数である。

このように、新しいデータが取得されるたびに、新しいデータと 1 つ前の出力データを重み付け平均した値を出力データとする。なお、本稿では、経験的に $w = 0.1$ とする。ここで、図 5 の加速度データに対して上記のフィルタを適用した結果を図 6 に示す。フィルタ適用前に見られた高周波ノイズが軽減され、歩行ステップに起因する加速度の変動をより明確に捉えることが可能になっている。

提案手法では、フィルタ適用後のデータから極大値を検出することで歩行時のステップを検出する。このとき、ステップの誤検出を防ぐため、検出された極大値が重力加速度 g を上回っている場合にのみステップとして認識する。また、ステップを検出した後、計測値が再び g を下回るま

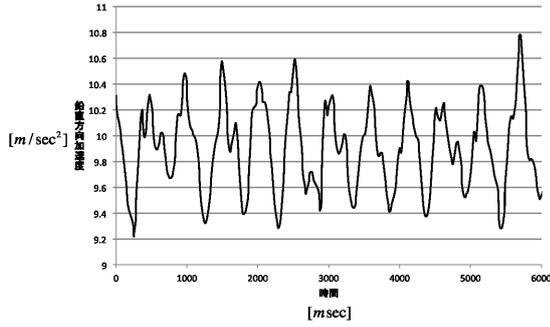


図 6 フィルタ適用後の鉛直方向加速度

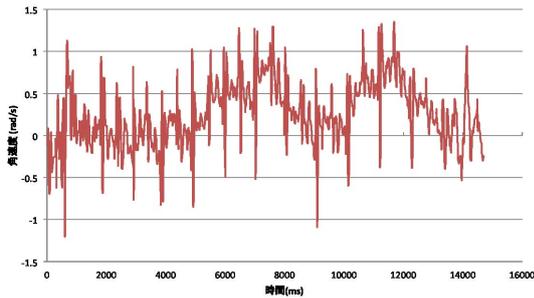


図 7 歩行時の鉛直方向を軸とする角速度

での間は、ステップの検出を停止する。以上の処理により、端末保持者の歩行ステップのタイミングを検出することができる。

歩行ステップごとの移動距離（歩幅） l は、最後にステップが検出されてから新たなステップが検出されるまでの間に観測された鉛直成分加速度の最大値 a_{max} および最小値 a_{min} を用いて、式 (2) により推定することができる [2]。

$$l = k \cdot \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} + \alpha \quad (2)$$

ここで、 k および α は個人ごとに異なるパラメータであり、事前実験に基づき決定する。

新たなステップが検出されるたび、式 (2) によって歩幅を推定し、その結果を積算することで、端末保持者の移動距離を推定することができる。

3.3.3 移動方向変化量の推定

次に、ジャイロセンサによって計測されたモバイル端末の角速度データから、歩行ステップ時の移動方向の変化量を検出する方法について述べる。

端末を体の前方で把持して歩行した場合の、鉛直方向を軸とする角速度の時間変化を図 7 に示す。時刻 t においてジャイロセンサから取得される角速度データを $\omega(t)$ とすると、時刻 t' ($< t$) から現時刻 t までの間の歩行者 A_i の移動方向の変化量 $\Delta\theta_i(t', t)$ は、式 (3) で表される。

$$\Delta\theta_i(t', t) = \int_{t'}^t \omega(t) dt \quad (3)$$

ただし、角速度データの計測タイミングは離散的であ

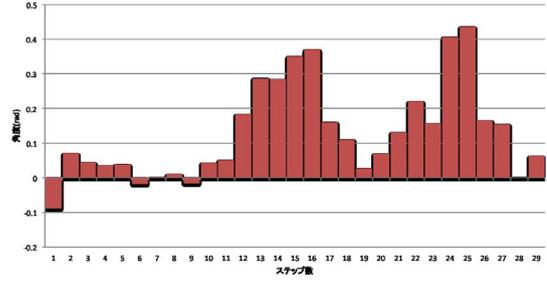


図 8 ステップごとの進行方向の変化量

るため、実際には、式 (4) のように、区分求積法によって $\Delta\theta_i(t', t)$ を近似的に算出する必要がある。

$$\Delta\theta_i(t', t) \approx \sum_{t' < t_i < t} \omega(t_i)(t_i - t_{i-1}) \quad (4)$$

ここで、 t_i はジャイロセンサからの計測値の取得タイミングを表す。3.3.2 節のアルゴリズムによって新たなステップが検出されるごとに式 (4) の計算を行うことで、図 8 のようにステップごとの移動方向の変化量を算出することができる。

3.3.4 移動距離/移動方向変化量の推定精度

モーションセンサによる移動距離/移動方向変化量の推定精度を明らかにするため、Android 端末 (Nexus S) を用いて、以下のような実機実験を実施した。

まず、歩幅の推定モデルを構成するため、スマートフォン端末を体の前方で把持し、長さ 40[m] の直線路を同一の被験者が繰り返し歩行する事前実験を行った。一般に、移動速度が速いほど歩幅は大きくなることから、0.6[m/s] (低速)、1.1[m/s] (中速)、および 1.6[m/s] (高速) の 3 通りの歩行速度で、それぞれ 10 回ずつ歩行し、端末に内蔵された加速度センサの計測値を収集した。以上の実験により得られたすべての加速度データを式 (2) の推定モデルに当てはめ、線形回帰を行うことで、モデルパラメータ k および α を算出した結果、 $k = 1.454$ 、 $\alpha = -1.397$ となった。

次に、上記と同様の実験を、各歩行速度についてさらに 3 回ずつ実施し、歩行ステップごとに前述のモデルを用いて歩幅を推定することで、その精度を検証した。本実験で得られた歩幅の推定誤差の分布を図 9 に示す。同図内の曲線は、前述の誤差分布を正規分布で近似したものである。この結果から、歩幅推定の誤差は、ほぼ正規分布に従っていることが分かる。なお、推定誤差の平均は 0.03[m]、標準偏差は 0.01[m] となった。

また、ジャイロセンサによる移動方向の変化量の推定精度を検証するため、以下のような実験を行った。歩幅推定の実験と同様に、1 名の被験者がスマートフォン端末を体の前方で把持した状態で繰り返し歩行し、端末に内蔵されたジャイロセンサの計測値を収集する。このとき、被験者は、実験開始から 5 歩移動する間に、あらかじめ定められ

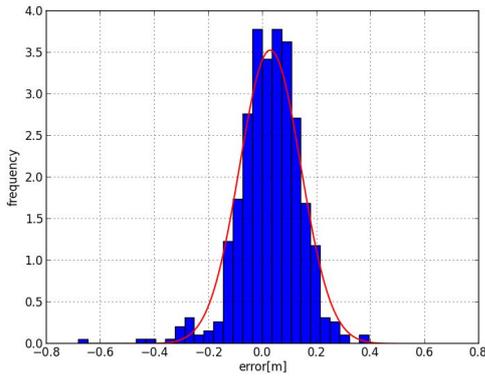


図 9 歩幅推定の誤差分布

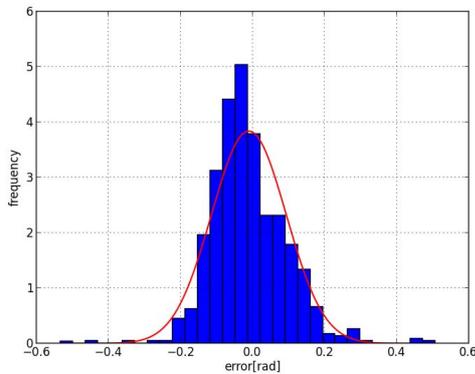


図 10 移動方向変化量の推定誤差

た角度だけ移動方向を変えるものとした。移動方向の変化量は、 $15^\circ \sim 90^\circ$ (15° 刻み) とし、それぞれの変化量に対して 100 回 (計 600 回) の実験を行った。5 歩移動する前後の移動方向の変化量の誤差分布を図 10 に示す。この結果から、移動方向の変化量の誤差も、概ね正規分布に従っていることが確認できる。推定誤差の平均および標準偏差は、それぞれ $0.01[\text{rad}]$ (約 0.6°)、 $0.11[\text{rad}]$ (約 6°) となった。

4. マッチングアルゴリズム

4.1 概要

時刻 t において LRS により検出された歩行者軌跡の集合を $U(t)$ 、LRS の計測実行間隔を τ とする (UTM-30LX の場合 $\tau = 25 \text{ ms}$)。各歩行者軌跡 $u_i \in U(t)$ は、LRS がスキャンを行うたびに更新される歩行者位置の系列であり、 $u_i = \langle \mathbf{p}_i^{t-n\tau}, \dots, \mathbf{p}_i^{t-2\tau}, \mathbf{p}_i^{t-\tau}, \mathbf{p}_i^t \rangle$ で表される。ここで、 $t - n\tau$ は、歩行者軌跡 $u_i \in U(t)$ が初めて検出された時刻である。

提案手法では、モバイル端末上で推定された端末保持者の移動距離および移動方向変化量を、LRS により計測された各歩行者軌跡 $u_i \in U(t)$ と照合し、その中で最も整合性の高いものを、その端末保持者の移動軌跡と推定する。

ここで、モバイル端末上で k 番目のステップが観測され

た時刻を t_k とする。また、このステップに対する歩幅の推定値を l_k 、 $k-1$ 番目のステップから k 番目のステップまでの移動方向の変化量の推定値を $\Delta\theta_k$ で表す。 l_k および $\Delta\theta_k$ 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の計測値をもとに、それぞれ式 (2) ~ 式 (3) で推定される。

提案手法では、(1) 移動の有無に基づくフィルタリングと、(2) 過去 5 歩分の移動距離および移動方向変化量の一致度に基づく尤度計算という 2 段階のプロセスで、端末保持者に対応する歩行者軌跡の推定を行う。以降の節では、上記の 2 つのプロセスの詳細を説明する。

4.2 移動の有無に基づくフィルタリング

モバイル端末上で $k-1$ 番目のステップが観測されてから、 k 番目のステップが観測されるまでの経過時間 $\Delta t_k = t_k - t_{k-1}$ が閾値 T を超えた場合、その期間を端末保持者の静止期間と定義する。提案手法では、各静止期間 $\{(t_{k-1}, t_k) | t_k - t_{k-1} > T\}$ における歩行者軌跡 $u_i \in U(t)$ の総移動距離をもとに、 $U(t)$ に含まれる歩行者軌跡群のフィルタリングを行う。静止期間 (t_{k-1}, t_k) における u_i の総移動距離 $d_i(t_{k-1}, t_k)$ は、式 (5) により定義される。

$$d_i(t_{k-1}, t_k) = \sum_{s=\lfloor (t-t_k)/\tau \rfloor}^{\lfloor (t-t_{k-1})/\tau \rfloor} \|\mathbf{p}_i^{t-s\tau} - \mathbf{p}_i^{t-(s+1)\tau}\| \quad (5)$$

歩行者軌跡 $u_i \in U(t)$ の出現時刻以降に観測された静止期間のうち、 $d_i(t_{k-1}, t_k)$ が 0.5m を超えるような期間が 1 つでも存在する場合には、 u_i を端末保持者に対応する歩行者軌跡の候補から除外する。

4.3 マッチング尤度に基づくランク付け

$U(t)$ から、4.2 節のフィルタリングで除外された歩行者軌跡を取り除いた部分集合を $U'(t) \subseteq U(t)$ とする。提案手法では、過去 5 歩分の移動距離および移動方向変化量の推定結果をもとに、各歩行者軌跡 $u_i \in U'(t)$ が端末保持者に対応する軌跡である尤度 (マッチング尤度) を定義する。複数のステップで観測された移動距離および移動方向変化量の総和をもとに尤度を算出することで、これらの推定値が持つ微小なばらつきがマッチングの精度に与える影響の軽減を図っている。

3.3.4 節の予備実験の結果から、歩幅推定の誤差は、正規分布 $\mathcal{N}(\mu_l, \sigma_l^2)$ ($\mu_l = 0.03[\text{m}]$, $\sigma_l = 0.01[\text{m}]$) に従うことが分かっている。ここで、各歩行ステップにおける歩幅推定の誤差がそれぞれ独立であると仮定すると、過去 5 歩分の総移動距離 $l_{k:k-4} = l_k + l_{k-1} + \dots + l_{k-4}$ の推定誤差の分布は $\mathcal{N}(5\mu_l, 5\sigma_l^2)$ で表される。また同様に、歩行者軌跡 u_i からも、式 (6) により過去 5 歩分の移動距離 $\tilde{l}_{k:k-4}$ を推定することができる。

$$\tilde{l}_{k:k-4} = \sum_{k'=k-4}^k \|\mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k'})/\tau\rfloor\tau} - \mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k'-1})/\tau\rfloor\tau}\| \quad (6)$$

$\tilde{l}_{k:k-4}$ は、LRS の高精度な測距情報に基づく推定値であるため、その誤差は、 $l_{k:k-4}$ に含まれる誤差に比べて無視できる程度に小さいと考えられる。ここで、歩行者軌跡 $u_i \in U'(t)$ が端末保持者に対応する軌跡であると仮定すると、加速度データに基づく移動距離の推定結果が $l_{k:k-4}$ となる尤度 $\mathcal{L}_i^{dist}(l_{k:k-4})$ は、前述の移動距離推定の誤差モデルに基づき式 (7) により与えられる。

$$\mathcal{L}_i^{dist}(l_{k:k-4}) = \frac{1}{\sqrt{10\pi\sigma_l^2}} \exp\left\{-\frac{((l_{k:k-4} - \tilde{l}_{k:k-4}) - 5\mu_l)^2}{10\sigma_l^2}\right\} \quad (7)$$

$\tilde{l}_{k:k-4}$ は、モバイル端末上で新たな歩行ステップが検出されるたびに算出される。歩行者軌跡 $u_i \in U'(t)$ の出現時刻以降に検出されたすべてのステップに対する尤度の平均を、 u_i の移動距離に基づくマッチング尤度 \mathcal{L}_i^{dist} と定義する (式 (8))。

$$\mathcal{L}_i^{dist} = \frac{\sum_{t_{k'} > t - n\tau} \mathcal{L}_i^{dist}(l_{k':k'-4})}{k - k_{min} + 1} \quad (8)$$

ここで、 k はモバイル端末上で観測された最新の歩行ステップ、 k_{min} は歩行者軌跡 u_i の出現後に観測された最初の歩行ステップである。

次に、移動方向の変化量に基づく尤度を考える。ジャイロセンサの計測値に基づく過去 5 歩分の移動方向の変化量 $\Delta\theta_{k:k-4}$ は、3.3.4 節の予備実験の結果より、正規分布 $\mathcal{N}(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$ ($\mu_\theta = 0.01[\text{rad}]$, $\sigma_\theta = 0.11[\text{rad}]$) に従うことが分かっている。また、歩行者軌跡 u_i から、式 (9) により過去 5 歩分の移動方向の変化量 $\Delta\tilde{\theta}_{k:k-4}$ を推定することができる。

$$\Delta\tilde{\theta}_{k:k-4} = \arg(\mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_k)/\tau\rfloor\tau} - \mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k+0.5})/\tau\rfloor\tau}) - \arg(\mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k-4})/\tau\rfloor\tau} - \mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k-4+0.5})/\tau\rfloor\tau}) \quad (9)$$

ここでは、最新のステップ k および 4 つ前のステップ $k-4$ が検出される直前の 0.5 秒間の移動方向を、そのステップにおける移動方向の推定値としている。

ジャイロセンサの計測値に基づく移動方向変化量の推定誤差モデル (3.3.4 節) を用いることで、 $\Delta\theta_{k:k-4}$ に対して、移動距離と同様に、尤度を定義することができる (式 (10))。

$$\mathcal{L}_i^{dir}(\Delta\theta_{k:k-4}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}} \exp\left\{-\frac{((\Delta\theta_{k:k-4} - \Delta\tilde{\theta}_{k:k-4}) - \mu_\theta)^2}{2\sigma_\theta^2}\right\} \quad (10)$$

モバイル端末上で一定の閾値 Θ を超える移動方向変化量 $\Delta\tilde{\theta}_{k:k-4}$ が観測されたすべての歩行ステップについて、

式 (10) により尤度を算出し、歩行者軌跡 $u_i \in U'(t)$ が出現してからの尤度の平均値を u_i の移動方向変化量に基づく尤度 \mathcal{L}_i^{dir} と定義する。なお、本稿では、3.3.4 節の予備実験の結果に基づき $\Theta = 0.11[\text{rad}]$ とする。

$$\mathcal{L}_i^{dir} = \frac{\sum_{t_{k'} > t - n\tau} \delta(\Delta\theta_{k':k'-4}) \mathcal{L}_i^{dir}(\Delta\theta_{k':k'-4})}{\sum_{t_{k'} > t - n\tau} \delta(\Delta\theta_{k':k'-4})} \quad (11)$$

ここで、 $\delta(\Delta\theta_{k':k'-4})$ は、 $\Delta\theta_{k':k'-4} > \Theta$ の場合 1、それ以外の場合 0 となる関数とする。

歩行者軌跡 u_i のマッチング尤度 \mathcal{L}_i は、式 (12) のように、移動軌跡に基づく尤度 \mathcal{L}_i^{dist} と移動方向変化量に基づく尤度 \mathcal{L}_i^{dir} の積で定義する。

$$\mathcal{L}_i = \mathcal{L}_i^{dist} \cdot \mathcal{L}_i^{dir} \quad (12)$$

$U'(t)$ に含まれるすべての歩行者軌跡 u_i に対してマッチング尤度 \mathcal{L}_i を算出し、その尤度が最大となる歩行者軌跡を、端末保持者に対応する軌跡と推定する。

5. 性能評価

5.1 実験方法

提案手法の性能を評価するため、Android 端末 (Nexus S) および実機 LRS (UTM-30LX [21]) を用いた評価実験を実施した。本実験では、大阪大学情報科学研究科棟の A 棟 5 階フロア (図 11) において、丸印で表された 6 地点に LRS を設置した。このフロア内において、1 名の被験者が、Android 端末を体の前方で把持し、経路や歩行特性を変えながら繰り返し歩行した。歩行経路は図 12 に示した 5 通りとし、それぞれの経路について、0.6[m/s] (低速)、1.1[m/s] (中速)、1.6[m/s] (高速) の 3 通りの歩行速度で 1 度ずつ実験を行った。また、これらとは別に、図 12 の経路 1 に沿って、断続的に移動と静止を繰り返しながら歩行する実験を実施した。被験者の保持する Android 端末では実験用のアプリケーションが動作しており、端末の加速度センサおよびジャイロセンサの計測値に対して、3.3 節の移動距離/移動方向変化量推定アルゴリズムを適用することで、端末保持者の移動の特徴量が継続的に検出・記録される。なお、被験者は、LRS スキャン領域内に入る瞬間に、端末上でログの取得を開始するものとした。また、同時刻の LRS の計測値に対して 3.2 節のアルゴリズムを適用することで、歩行者軌跡を抽出した。

以上の実験で得られた計 16 通りの加速度/ジャイロセンサの計測情報および LRS による歩行者軌跡のタイムスタンプにオフセット値を加え、すべての実験の開始時刻を仮想的に揃えることで、対象領域内に同時に存在する複数の端末保持者に対する計測データを再現した。

このもとで、Android 端末上で観測された移動距離および移動方向変化量の推定値と、LRS により検出された歩行

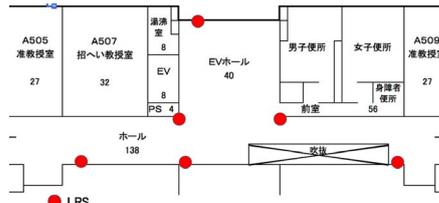


図 11 LRS の配置

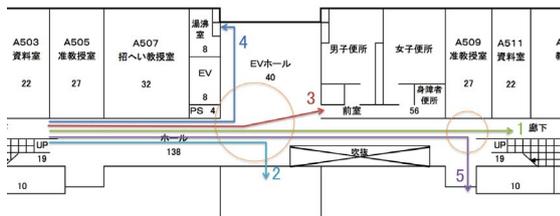


図 12 フィールド実験における移動経路

者軌跡に対して 4 章のマッチングアルゴリズムを適用し、マッピング尤度の特性を評価した。

5.2 評価結果

5.2.1 歩行者群の移動経路に差異がある場合

はじめに、移動・静止を繰り返すシナリオを除く 15 通りの実験データを用いて、移動経路の違いがマッピング尤度に与える影響を検証した。各実験においてモバイル端末上で推定された移動距離および移動方向変化量を、同じ速度で経路 1～経路 5 を歩行した場合に観測された LRS の歩行者軌跡 (計 5 通り) と照合し、ステップごとのマッピング尤度を算出した結果を図 13 に示す。なお、同図内の実線は、端末保持者に対応する LRS の歩行者軌跡とのマッピング尤度を表している。また、歩行者間で移動方向に変化が生じる地点 (図 12 において丸印で示した領域) を通過した時刻を赤色の点線で示している。歩行者間で移動経路に変化が生じるまでは、誤った歩行者軌跡との尤度が最大になる状況が頻繁に生じているが、一度、移動経路に違いが出た後は、ほぼすべてのケースにおいて、端末保持者に対応する歩行者軌跡との尤度が他の歩行者軌跡と比べて最も大きくなっており、端末保持者と歩行者軌跡を適切に対応付けることが可能であることが分かる。

5.2.2 歩行者群の移動速度に差異がある場合

次に、移動・静止を繰り返すシナリオを除く 15 通りの実験データを用いて、歩行速度の違いがマッピング尤度に与える影響を検証した。

各実験においてモバイル端末上で推定された移動距離および移動方向変化量を、同じ経路を低速、中速および高速で歩行した場合に観測された LRS の歩行者軌跡 (計 3 通り) と照合し、ステップごとのマッピング尤度を算出した結果を図 14 に示す。いずれのケースにおいても、端末保持者に対応する LRS の歩行者軌跡とのマッピング尤度が、

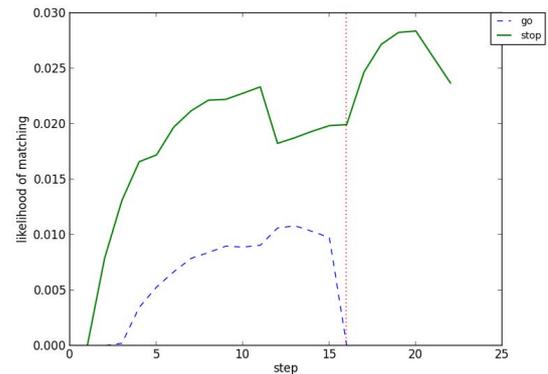


図 15 移動タイミングに差異がある場合のマッピング尤度

他の歩行者軌跡に比べて大幅に大きな値をとっており、移動距離推定に基づく尤度が端末と歩行者軌跡とのマッピングへ有効に寄与していることが確認できる。

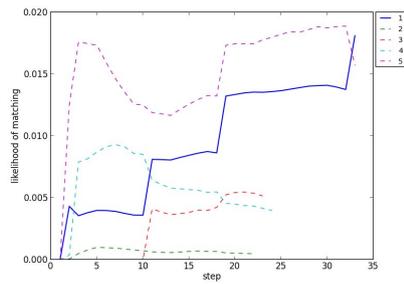
5.2.3 歩行者群に静止・移動の差異がある場合

最後に、断続的に移動と静止を繰り返しながら経路 1 を歩行した場合にモバイル端末上で観測された移動距離および移動方向変化量を、これと対応する LRS の歩行者軌跡、ならびに経路 1 を静止することなく中速で歩行した場合の LRS の歩行者軌跡と照合した場合のマッピング尤度を図 15 に示す。同図では、歩行中に立ち止まった時刻を、赤色の点線で示している。移動の有無に基づくフィルタリングにより、一方の歩行者が立ち止まった時点で、マッピングの尤度は 0 となっている。このように、移動状態の検出結果に応じて、誤った歩行者軌跡をマッピングの対象から確実に除外することで、マッピングのロバスト性の向上を実現している。

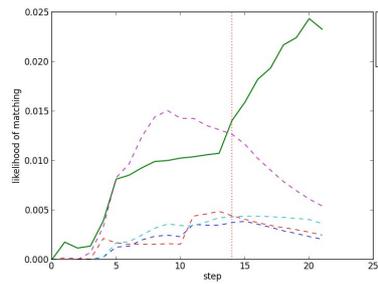
6. おわりに

本稿では、スマートフォン等のモバイル端末に標準搭載されているモーションセンサの計測情報をもとに、LRS により計測された複数の歩行者軌跡の中から、端末保持者に対応する軌跡を特定する手法を提案した。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距離および移動方向の変化量を検出し、これらと LRS から得られる歩行者軌跡との整合性をもとに、対応する軌跡の候補を絞り込む。LRS および Android スマートフォンを用いた実機実験を通じて、LRS から得られる歩行者軌跡群の中から、端末保持者に対応する軌跡情報を高い正解率で特定できることを示した。

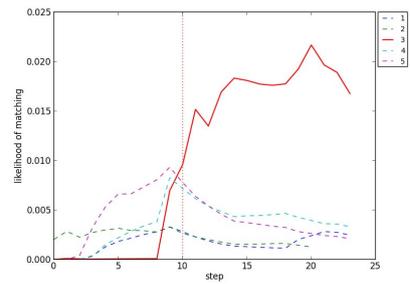
今後の課題の 1 つとして、歩行者の密度が高い環境への対応が挙げられる。一般に、歩行者密度が高まるにつれ、オクルージョンの発生頻度が増加するため、LRS の計測結果から得られる歩行者群の移動軌跡はより不連続になる。また、対象領域内の歩行者数の増大に伴って、LRS により類似した軌跡が複数計測される可能性が高まるため、端



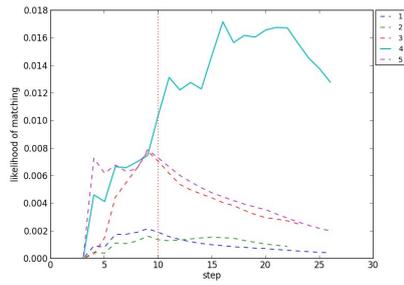
(a) 中速・経路 1



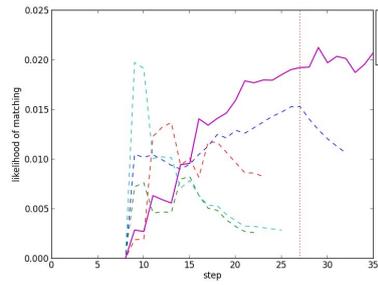
(b) 中速・経路 2



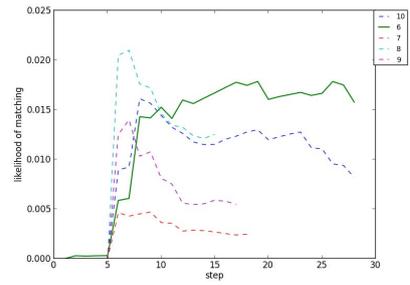
(c) 中速・経路 3



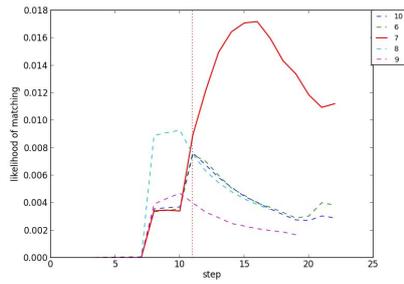
(d) 中速・経路 4



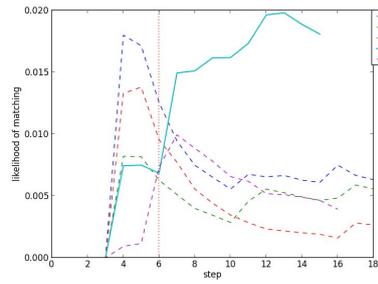
(e) 中速・経路 5



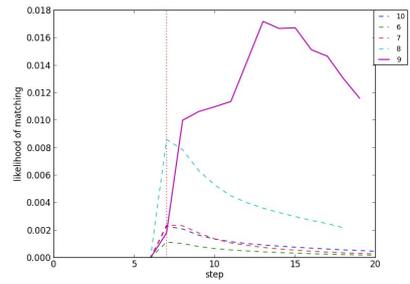
(f) 高速・経路 1



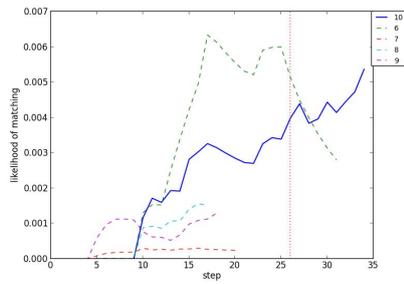
(g) 高速・経路 2



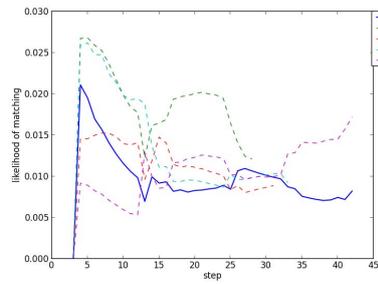
(h) 高速・経路 3



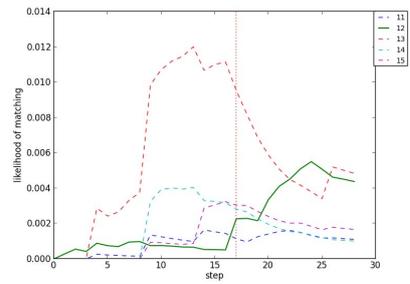
(i) 高速・経路 4



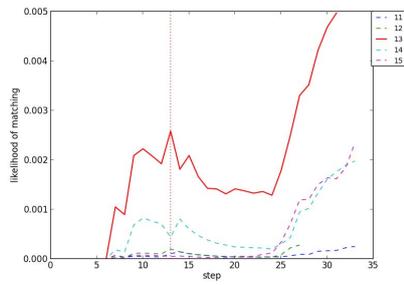
(j) 高速・経路 5



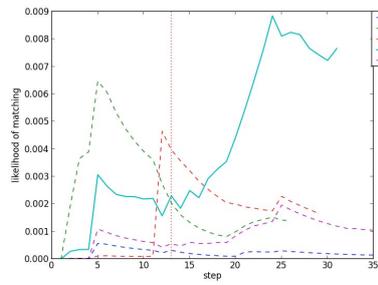
(k) 低速・経路 1



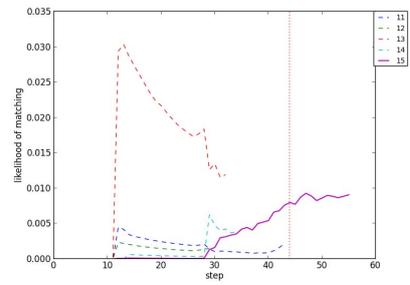
(l) 低速・経路 2



(m) 低速・経路 3

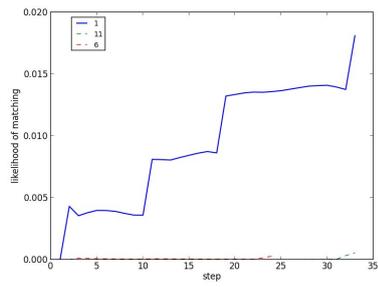


(n) 低速・経路 4

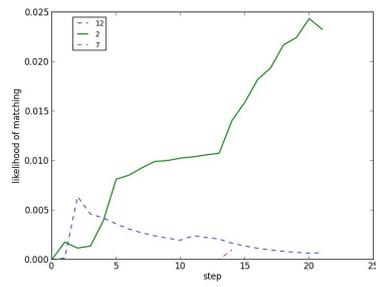


(o) 低速・経路 5

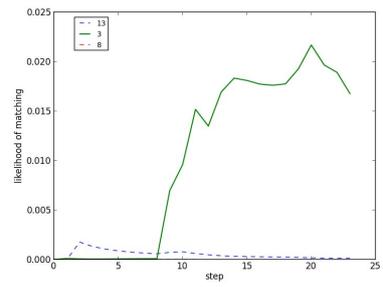
図 13 移動経路に差異がある場合のマッチング尤度



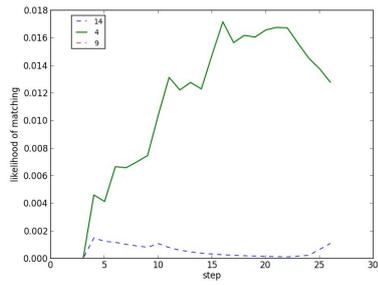
(a) 中速・経路 1



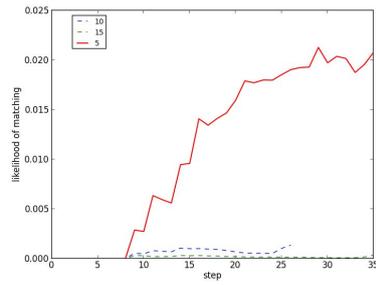
(b) 中速・経路 2



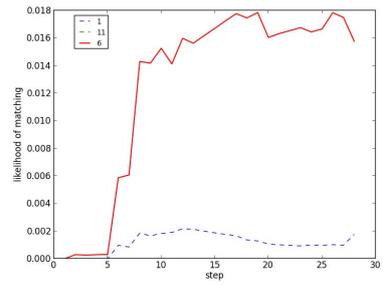
(c) 中速・経路 3



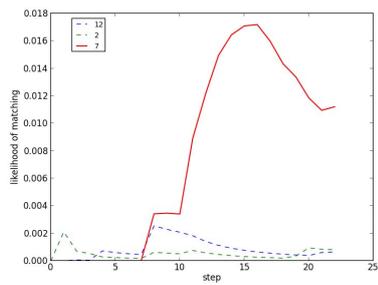
(d) 中速・経路 4



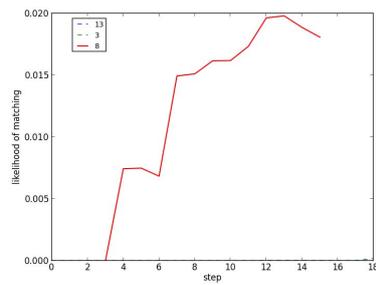
(e) 中速・経路 5



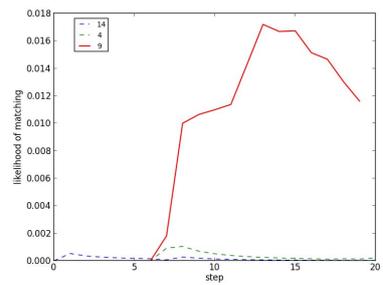
(f) 高速・経路 1



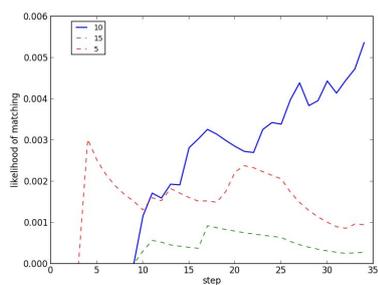
(g) 高速・経路 2



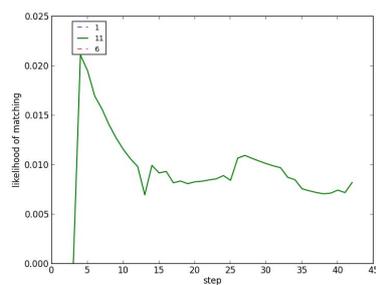
(h) 高速・経路 3



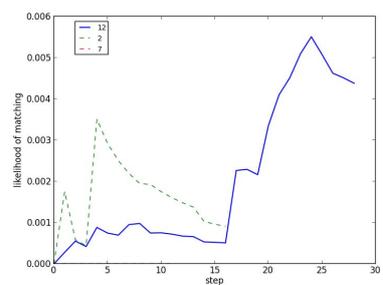
(i) 高速・経路 4



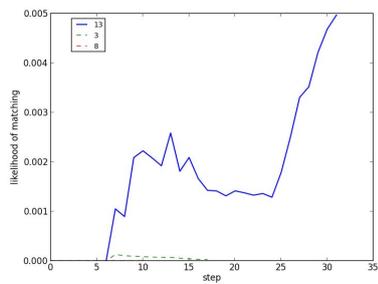
(j) 高速・経路 5



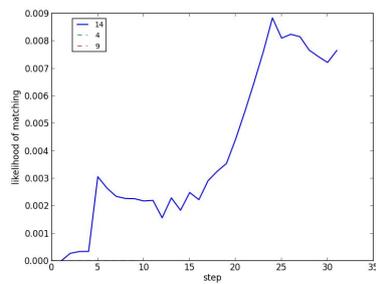
(k) 低速・経路 1



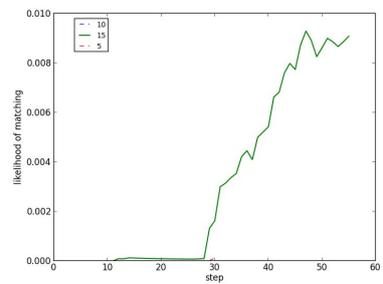
(l) 低速・経路 2



(m) 低速・経路 3



(n) 低速・経路 4



(o) 低速・経路 5

図 14 歩行者群の移動速度に差異がある場合のマッチング尤度

末保持者に対応する歩行者軌跡を一意に特定することが難しくなる。Wi-Fi 測位によるマッチング候補の絞り込みやマッチングアルゴリズムそのものの改善によって、こうした環境においてもロバストなマッチングを実現することを目指す。また、計算機シミュレーション等を併用することで、様々な環境における提案手法の性能を詳細に分析していく予定である。

参考文献

- [1] Yusuke Wada, Takamasa Higuchi, Hirozumi Yamaguchi, and Teruo Higashino. Accurate positioning of mobile phones in a crowd using laser range scanners. In *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communication (WiMob '13)*, 2013.
- [2] H. Weinberg. Using the adxl202 in pedometer and personal navigation applications. *Technical Report AN-602, Analog Devices*, 2002.
- [3] A.F. Molisch, D. Cassioli, Chia-Chin Chong, S. Emami, A. Fort, B. Kannan, J. Karedal, J. Kunisch, H.G. Schantz, K. Siwiak, and M.Z. Win. A comprehensive standardized model for ultrawideband propagation channels. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 54, No. 11, pp. 3151–3166, 2006.
- [4] *Ubisense*. <http://www.ubisense.net/>.
- [5] A. Harter, A. Hopper, P. Steggles, A. Ward, and P. Webster. The anatomy of a context-aware application. *Wireless Networks*, Vol. 8, No. 2, pp. 187–197, 2002.
- [6] N.B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan. The Cricket location-support system. In *Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '00)*, pp. 32–43, 2000.
- [7] M. Hazas and A. Hopper. Broadband ultrasonic location systems for improved indoor positioning. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 5, No. 5, pp. 536–547, 2006.
- [8] B. Krach and P. Robertson. Integration of foot-mounted inertial sensors into a bayesian location estimation framework. In *Proceedings of the 5th International Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC '08)*, pp. 55–61, 2008.
- [9] Ulrich Steinhoff and Bernt Schiele. Dead reckoning from the pocket — an experimental study. In *Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '10)*, pp. 162–170, 2010.
- [10] Oliver Woodman and Robert Harle. Pedestrian localisation for indoor environments. In *Proceedings of the 10th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '08)*, pp. 114–123, 2008.
- [11] Fan Li, Chunshui Zhao, Guanzhong Ding, Jian Gong, Chenxing Liu, and Feng Zhao. A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors. In *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp. 421–430, 2012.
- [12] Ionut Constandache, Romit Roy Choudhury, and Injong Rhee. Towards mobile phone localization without war-driving. In *Proceedings of the 29th International Conference on Computer Communications (INFOCOM '10)*, pp. 1–9, 2010.
- [13] Takamasa Higuchi, Hirozumi Yamaguchi, and Teruo Higashino. Clearing a crowd: Cotext-supported neighbor positioning for people-centric navigation. In *Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Computing (Pervasive '12)*, pp. 325–342, 2012.
- [14] K. Kloch, P. Lukowicz, and C. Fischer. Collaborative PDR localisation with mobile phones. In *Proceedings of the 15th International Symposium on Wearable Computers (ISWC '11)*, pp. 37–40, 2011.
- [15] Ajo Fod, Andrew Howard, and Maja J Mataric. Laser-based people tracking. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '02)*, pp. 3024–3029, 2002.
- [16] 李在勲, 金容植, 川田浩彦, 大矢晃久, 油田信一. 測域センサを用いたセキュリティーシステムの開発—人物追跡・計数アルゴリズム—. 第24回日本ロボット学会学術講演会論文集, 2006.
- [17] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴木尚毅. 複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価. 電子情報通信学会論文誌, Vol. 88, No. 7, pp. 1143–1152, 2005.
- [18] H. Zhao and R. Shibasaki. A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, Vol. 35, No. 2, pp. 283–291, 2005.
- [19] Dirk Schulz, Dieter Fox, and Jeffrey Hightower. People tracking with anonymous and id-sensors using rao-blackwellised particle filters. In *Proceedings of the 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI '03)*, pp. 921–926, 2003.
- [20] Thiago Teixeira, Deokwoo Jung, and Andreas Savvides. Tasking networked CCTV cameras and mobile phones to identify and localize multiple people. In *Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (Ubicomp '10)*, pp. 213–222, 2010.
- [21] Hokuyo Automatic Co., LTD. Scanning range finder, UTM-30LX.