

推薦論文

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,a)} 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 下條 真司²

受付日 2015年3月5日, 採録日 2015年10月2日

概要: 本論文では、レーザ測域スキャナ (LRS) によるトラッキングと、スマートフォン等のモバイル端末による歩行者デッドレコニング (PDR) を用いて、歩行者の位置を高精度に推定する手法を提案する。LRS を用いて対象領域内の歩行者群をトラッキングし、匿名の歩行者軌跡群を得るとともに、各歩行者の保持するモバイル端末に搭載されているモーションセンサの計測情報をもとに、その歩行者の移動距離と移動方向の変化量 (PDR 情報) を推定する。PDR 情報と 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を特定し、LRS から得られた高精度な位置情報を端末保持者にフィードバックする。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移動軌跡を高い正解率で特定できることが分かった。

キーワード: 屋内位置推定, レーザレンジスキャナ, 歩行者デッドレコニング

Indoor Localization Utilizing Tracking Scanners and Motion Sensors

TAKUMI TAKAFUJI^{1,a)} KAZUHISA FUJITA¹ TAKAMASA HIGUCHI¹ AKIHITO HIROMORI¹
HIROZUMI YAMAGUCHI¹ TERUO HIGASHINO¹ SHINJI SHIMOJO²

Received: March 5, 2015, Accepted: October 2, 2015

Abstract: This paper presents a new method for accurate indoor mobile phone positioning using infrastructure-based tracking sensors and pedestrian dead reckoning (PDR) on mobile phones. Each mobile phone continuously obtains readings from accelerometers and gyro sensors to detect moving distance and change in direction, while the phone user is accurately tracked anonymously by the tracking sensors. Such PDR information, which forms a partial, relative trajectory in each time window, is sent to the infrastructure, and our system finds the best-matched one in the set of anonymous (but accurate) tracking results with absolute coordinates. Then the matched trajectory is given to the identified mobile phone user so that he/she can utilize it as his/her accurate trajectory on the phone. Through experiments using real tracking sensors and Android smartphones, we confirmed that the proposed method can identify the trajectories of each mobile phone user from a set of tracking-sensor-based trajectories in almost all the cases.

Keywords: indoor localization, tracking sensor, pedestrian dead reckoning

1. はじめに

センサ技術の発展にともない、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

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, Japan

² 大阪大学サイバーメディアセンター
Cybermedia Center, Osaka University, Toyonaka, Osaka,
Japan

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

本論文の内容は 2014 年 7 月のマルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2014) シンポジウムにて報告され、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催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。

や商業施設、イベントスペース等、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等、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、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 [1]、RFID タグ [2]、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 [3], [4], [5] 等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、精度等の点で課題がある。

これらに対し、レーザ測域スキャナ (LRS) による歩行者の計測が注目を集めている。LRS は、周囲の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 は領域内の人の移動を匿名の軌跡として把握するため、端末の位置特定ができず、ナビゲーション等、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 [6]。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端末間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、LRS による軌跡群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、十分な端末密度を前提としており、たと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等、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。

そこで本論文では、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、ステップ検出間隔から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とらえることができる。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の変化量を、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位置基準局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 [7]。こうした技術を活用したシステムとして Ubisense [8] 等がある。また、ActiveBat [9] や Cricket [10], [11] 等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 [3], [4], [12], [13]。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、スマートフォン等、市販の携帯電話端末上での動作を前提とした手法 [3], [4], [5] 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 [4], [12], [13] 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アプローチも検討されつつある [14], [15]。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とを編集距離 [16] や Dynamic Time Warping [17] といった類似度指標に基づき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、類似した LRS 軌跡が複数存在する場合に、PDR 軌跡に対応する正しい LRS 軌跡との類似度が必ずしも最大とならず、頻繁にマッチングに失敗することが、予備実験等を通じて確認された。これに対し、本論文では、事前実験によって得られた PDR の誤差モデルに基づいて、直近数秒間の LRS 軌跡群に対するマッチング尤度を連続的に算出して時間平均化するという手法を用いることで、移動距離や移動方向の差異の大きさに応じて比較対象の軌跡間の乖離度が増えるような指標を実現し、マッチング精度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 [6], [18]。また、センサ周辺を通行する人の体でレーザー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 [19]。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 [2] 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 リーダを環境内に多数配置する必要があるが、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 [6]。しかし、この手法は、パーティ会場等、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 [1] 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プ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する可能性がある。

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。

スマートフォン等、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 [2] の手法のように、LRS のほかに 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

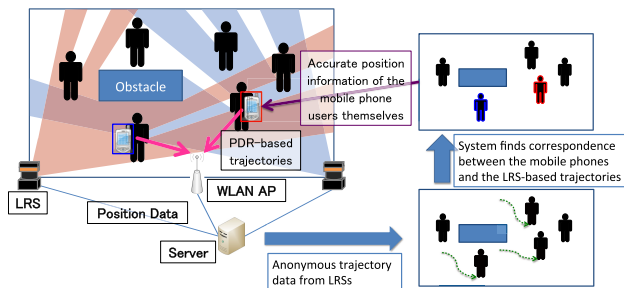


図 1 提案システムのアーキテクチャ
Fig. 1 System architecture.

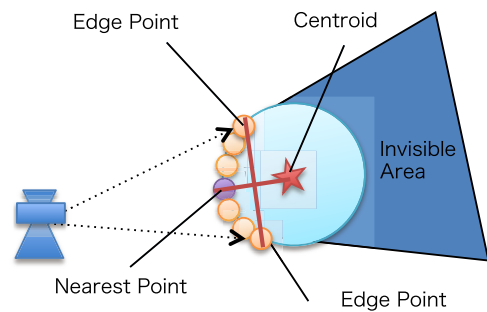


図 2 輪郭と体中心点
Fig. 2 Outline and centroid for a pedestrian.

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 [6] 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 [1] 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とら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 [1] 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、それらに加えて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。

環境内には、前述した各端末のデータ送受信のために Wi-Fi AP が複数設置されており、マッチングの対象となりうる歩行者は Wi-Fi の範囲内にいる人に限定される。また、Wi-Fi を用いた測位技術は、5~10m 程度の精度で位置を推定できることが知られている。こうした Wi-Fi 測位技術を併用することで、ユーザが LRS の計測領域内に入ったことを推定できる。Wi-Fi AP は既存のインフラを再利用できるため、追加のインフラ敷設を必要としないという点からも有用性の高い手法であると考えられる。

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

本論文では、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。まず、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呼ぶ）の集合を取得し、各方位角の計測点から背景計測点を除外することで、環境内の歩行者を体表計測点の集合として抽出する（図 2）。

次に同一歩行者の体表計測点の集合から、LRS から見た、歩行者の体中心点を得る。体中心点は、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れたところに歩行者の体中心点があると想定する（図 2）。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、同一歩行者の体中心点を時系列でつなげることで、歩行者の移動軌跡を推定する。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 つの体中心点間の距離は非常に小さい。したがって、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見なし、軌跡としてつなぎ合わせる。新たな体中心

点が検出された場合は、新たに出現した歩行者と見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、一般的に、ステップ間隔と歩幅には相関関係があり、この性質を用いて歩幅を推定する手法が提案されている。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とらえることが可能である。実環境においては、歩行者がモバイル端末の保持方法を変えることが想定されるため、端末保持方法の分類手法 [20] を併用し、移動方向の変化と端末保持方法の変化によって生じるセンサの計測値を区別する必要がある。

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とらえ、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。以降の項では、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3に破線で示す。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移動平均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。

フィルタ適用後のデータを図3に実線で示す。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とら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。

一般に、歩行時の歩幅は歩行ステップの周期に反比例することが知られている [21]。そこで提案手法では、歩行ステップごとの移動距離（歩幅） l を、過去5歩分のステップ検出間隔の平均値 T_{mean} を用いて、式(1)により推定する。

$$l = \frac{k}{T_{mean}} + \alpha \quad (1)$$

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、

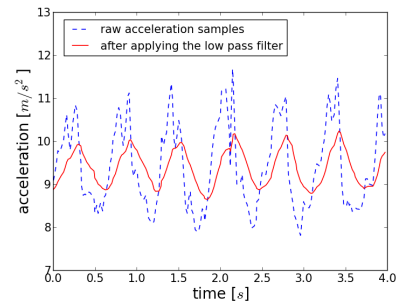


図3 歩行時の鉛直方向加速度

Fig. 3 Vertical acceleration while walking.

事前のキャリブレーションによって決定する。

新たなステップが検出されるたび、式(1)から歩幅を推定し、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。

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(2)で表される。

$$\Delta\theta_i(t', t) = \int_{t'}^t \omega(t) dt \quad (2)$$

ただし、角速度データの計測タイミングは離散的であるため、実際には、式(3)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。

$$\Delta\theta_i(t', t) \approx \sum_{t' < t_i < t} \omega(t_i)(t_i - t_{i-1}) \quad (3)$$

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 項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(3)の計算を行うことで、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 5 名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、各被験者に対して低速、中速、および高速の 3 通りの歩行速度で歩行するように指示し、歩行速度は各被験者に委任した。各速度で 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。同時に、各実験ごとに歩数をカウント

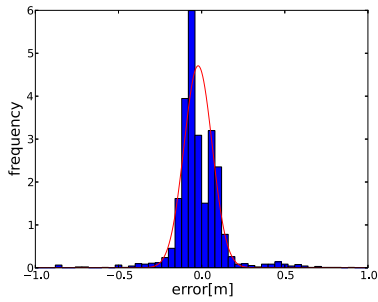


図 4 歩幅推定の誤差分布

Fig. 4 Distribution of distance estimation errors.

し、40[m] を歩数で割った値を歩幅として各実験ごとの被験者の歩幅として記録した。以上の実験により得られた各被験者の加速度データおよび歩幅を式 (1) の推定モデルにあてはめ、線形回帰を行うことで、各被験者のモデルパラメータ k および α を算出した。

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 4 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 -0.02 [m]、標準偏差は 0.08 [m]、絶対誤差の平均値は 0.10 [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、6 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。

歩行者が 1 歩で急激に進行方向を変えることは稀で、数歩をかけて滑らかに進行方向を変化させるのが一般的である。 $-90^\circ \sim 90^\circ$ (15° 刻み) の方向転換を含む経路上を複数の被験者が歩行する事前実験を行った結果、歩行時の方向転換は多くの場合 5 歩以内に完了するという知見が得られた。この知見から本実験では、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、 $-90^\circ \sim 90^\circ$ (15° 刻み) とし、それぞれの変化量に対して 20 回 (計 240 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 5 に示す。この結果から、移動方向の変化量の誤差も、おおむ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 0.04 [rad] (約 2.3°)、 0.18 [rad] (約 10°) 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

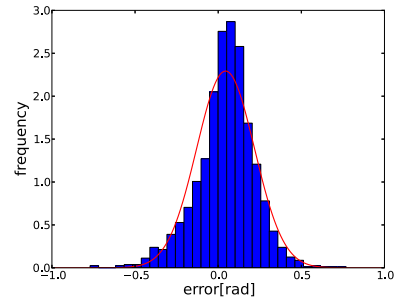


図 5 進行方向推定の誤差分布

Fig. 5 Distribution of direction estimation errors.

合を $U(t)$ 、LRS の計測実行間隔を τ とする (UTM-30LX の場合 $\tau = 25$ 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 (1) および式 (2) 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 (4) により定義される。

$$d_i(t_{k-1}, t_k) = \sum_{s=\lfloor (t-t_k)/\tau \rfloor}^{\lfloor (t-t_{k-1})/\tau \rfloor} \|\mathbf{p}_i^{t-s\tau} - \mathbf{p}_i^{t-(s+1)\tau}\| \quad (4)$$

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、 $d_i(t_{k-1}, t_k)$ が低速歩行時の歩幅に相当する

0.5 m 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、3.3.4 項の事前実験で作成した移動方向変化量推定の誤差モデルに基づき、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 項の予備実験の結果から、歩幅推定の誤差は、正規分布 $\mathcal{N}(\mu_l, \sigma_l^2)$ ($\mu_l = -0.02$ [m], $\sigma_l = 0.08$ [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 $u_i \in U'(t)$ から、式 (5) 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。

$$\tilde{l}_{k:k-4} = \sum_{k'=k-4}^k \|\mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k'})/\tau\rfloor\tau} - \mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k'-1})/\tau\rfloor\tau}\| \quad (5)$$

$\tilde{l}_{k:k-4}$ 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 $l_{k:k-4}$ とする尤度 $\mathcal{L}_i^{dist}(l_{k:k-4})$ は、前述の移動距離推定の誤差モデルに基づき式 (6) により与えられる。

$$\mathcal{L}_i^{dist}(l_{k:k-4}) = \frac{1}{\sqrt{10\pi\sigma_l^2}} \exp\left\{-\frac{((l_{k:k-4} - \tilde{l}_{k:k-4}) - 5\mu_l)^2}{10\sigma_l^2}\right\} \quad (6)$$

$\tilde{l}_{k:k-4}$ 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 (7))。

$$\mathcal{L}_i^{dist} = \frac{\sum_{t_{k'} > t - n\tau} \mathcal{L}_i^{dist}(l_{k':k'-4})}{k - k_{min} + 1} \quad (7)$$

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 項の予備実験の結果より、正規分布 $\mathcal{N}(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$ ($\mu_\theta = 0.04$ [rad], $\sigma_\theta = 0.18$ [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 (8) 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。

$$\Delta\tilde{\theta}_{k:k-4} = \arg(\mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_k)/\tau\rfloor\tau} - \mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_k+0.5)/\tau\rfloor\tau}) - \arg(\mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k-4})/\tau\rfloor\tau} - \mathbf{p}_i^{t-\lfloor(t-t_{k-4}+0.5)/\tau\rfloor\tau}) \quad (8)$$

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 項) を用いることで、 $\Delta\theta_{k:k-4}$ に対しても、移動距離と同様に、尤度を定義することができる (式 (9))。

$$\mathcal{L}_i^{dir}(\Delta\theta_{k:k-4}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}} \exp\left\{-\frac{((\Delta\theta_{k:k-4} - \Delta\tilde{\theta}_{k:k-4}) - \mu_\theta)^2}{2\sigma_\theta^2}\right\} \quad (9)$$

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 (9) により尤度を算出し、歩行者軌跡 $u_i \in U'(t)$ が出現し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、本論文では、3.3.4 項の予備実験の結果に基づき $\Theta = 0.11$ [rad] とする。

$$\mathcal{L}_i^{dir} = \frac{\sum_{t_{k'} > t - n\tau} \delta(\Delta\theta_{k':k'-4}) \mathcal{L}_i^{dir}(\Delta\theta_{k':k'-4})}{\sum_{t_{k'} > t - n\tau} \delta(\Delta\theta_{k':k'-4})} \quad (10)$$

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、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} を用いて式 (11) のように定義する。

$$\mathcal{L}_i = \mathcal{L}_i^{dist} \cdot (\mathcal{L}_i^{dir})^2 \quad (11)$$

移動方向の変化量に差異があるときに、マッチング尤度が大きく減少するように、移動方向変化量に基づく尤度を二乗した値をマッチング尤度に利用する。

$U'(t)$ 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

オクルージョンによって軌跡が分断される影響やPDRにおける個人差の影響を排除し、純粋に移動速度・進行方

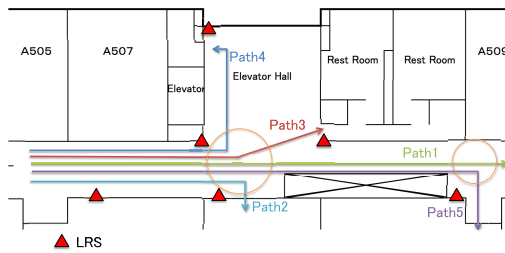


図 6 実験マップ

Fig. 6 Experimental map.

向の差によってどの程度マッチング尤度に差が生じるかを基礎検証するため、Android 端末 (Nexus S) および実機 LRS (UTM-30LX [22]) を用いて、下記のようなフィールド実験を行った。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 6) において、三角印で表された 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、経路や歩行速度を変えながら繰り返し歩行した。歩行経路は図 6 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。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 15 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、マッチング尤度の特性を評価した。

なお、提案方式では、ショッピングセンター等、群集密度が比較的低く、LRS から取得される移動軌跡が頻りに途切れない環境を想定している。この前提が成り立つ環境においては、本章の実験結果と同等のマッチング精度の実現が期待できる。

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、15 通りの実験データを用いて、移動経路の違いがマッチング尤度に与える影響を検証した。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 1~5 を歩行した場合に観測された LRS の 5 つの歩行者軌跡と照合し、ステップごとのマッチング尤度を算出した結果を図 7 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チ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 6 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りに生じているが、1 度、移動経路に違いが出た後は、約 90% 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、15 通りの実験データを用いて、歩行速度の違いがマッチ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チング尤度を算出した結果を図 8 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チング尤度が、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チングへ有効に寄与していることが確認できる。

5.3 考察

本実験の結果から、歩行者間の移動速度および進行方向の変化量に十分な差異が生じれば、高い精度でマッチングを行えるという知見が得られた。また本実験では、進行方向の変化が 1 回のみの場合にも高い精度が得られたため、進行方向の変化が多く発生することが想定されるような環境においては、より高精度なマッチングが期待できる。また本実験では、移動距離が比較的短かったが、高い精度でマッチングに成功していたため、オクルージョンによって軌跡が一時的に途切れた場合にも、短時間で再び正しいマッチング結果へと収束することが期待され、より広く群衆密度が高い環境にも適用が可能であると考えられる。

6. 議論

6.1 マッチング尤度の閾値

提案手法のマッチングアルゴリズムでは、マッチング尤度 \mathcal{L}_i が最大の軌跡を端末保持者に対応する軌跡と推定するが、オクルージョン等の影響で端末保持者の軌跡が LRS によって計測されていない際には、誤った軌跡がマッチングの推定結果として出力される場合がある。

マッチング尤度 \mathcal{L}_i がどの程度高ければ個人と特定して

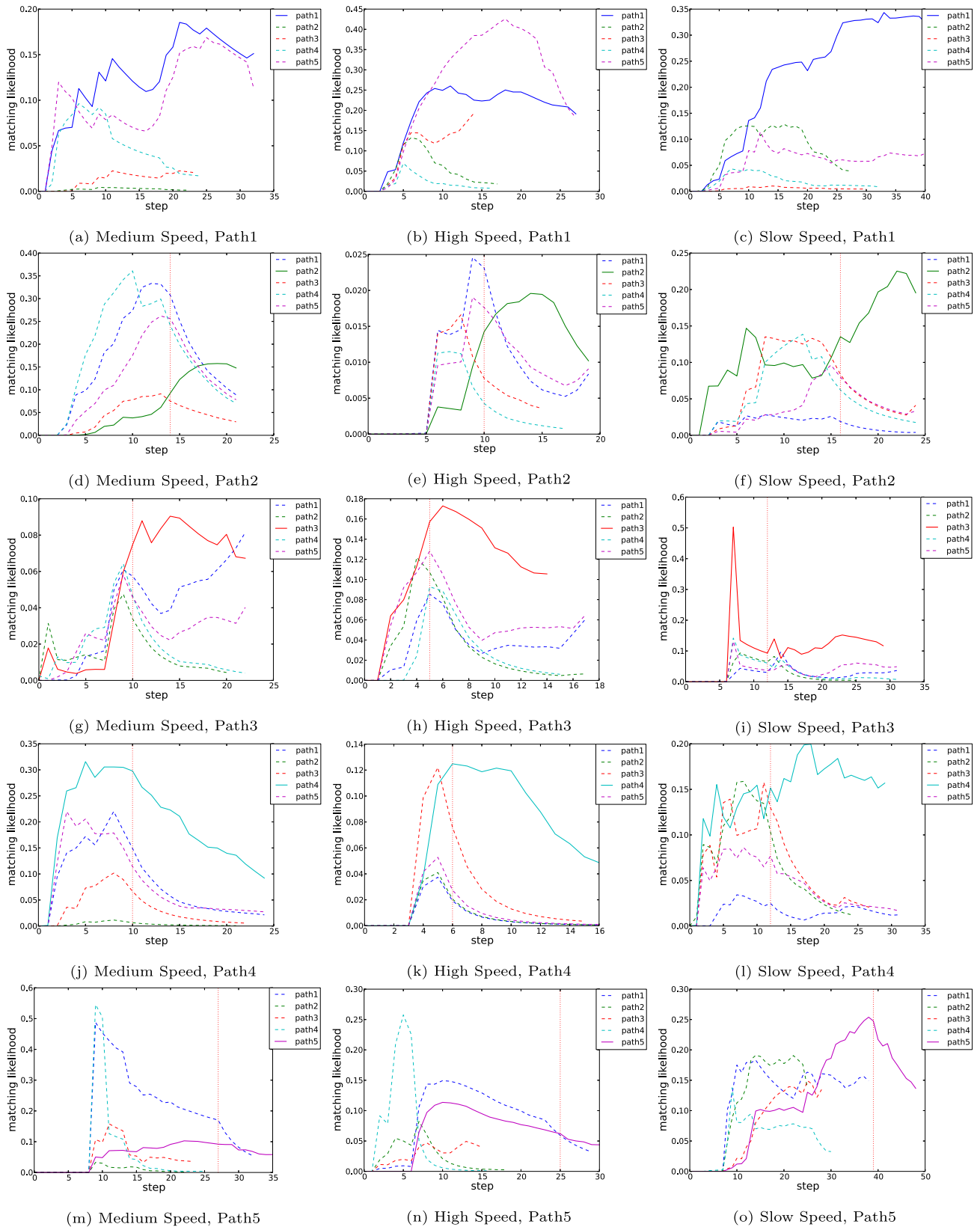


図 7 移動経路 1~5 における低速, 中速, 高速時のマッチング尤度

Fig. 7 The result of calculating matching likelihood on a variety of walking paths.

よいかを検証するため, 5.1 節で計測した 15 通りの PDR の軌跡データの移動距離・進行方向の変化量に対して, 事前実験で作成した誤差モデルに基づくランダムな値を加

えた類似軌跡を多数生成し, ノイズを加える前の軌跡とのマッチング尤度を評価した. 評価結果を図 9 に示す. 図 9 は, 生成した軌跡と元の軌跡とのマッチング尤度と, それ

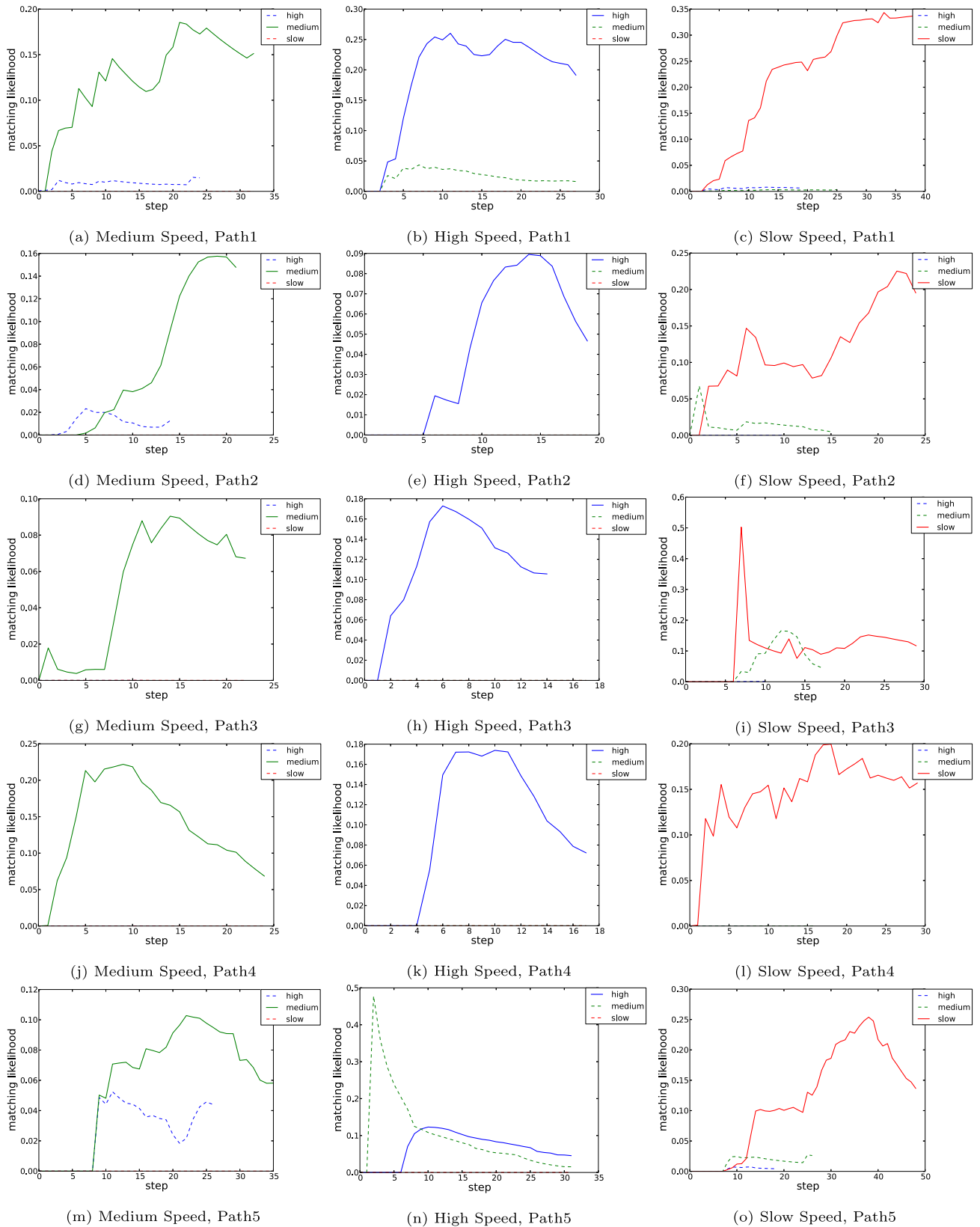


図 8 歩行者群の移動速度に差異がある場合のマッチング尤度

Fig. 8 The result of calculating matching likelihood on a variety of moving speeds.

以外の軌跡とのマッチング尤度の累積分布を表している。
 この結果からマッチング尤度 \mathcal{L}_i が 0.1 以上となる移動軌
 跡を端末保持者と対応付けることで、高精度なマッチング

を実現できることが分かる。

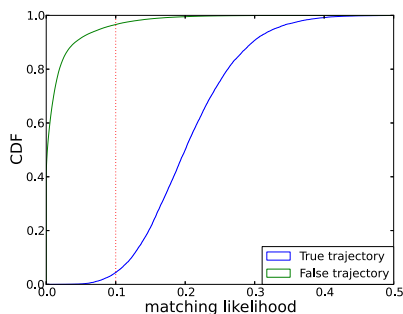


図 9 マッチング尤度の累積分布

Fig. 9 CDF of matching likelihoods.

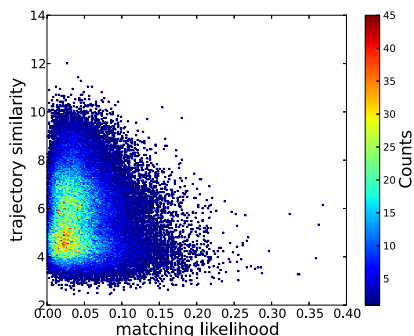


図 10 マッチング尤度と軌跡形状の類似度

Fig. 10 The relation between matching likelihood and trajectory similarity.

6.2 マッチングの性能限界

提案手法のマッチング精度は、マッチング候補 $U'(t)$ に含まれる歩行者軌跡 u_i の類似度に依存する。本節では、軌跡間の形状の類似度とマッチング尤度の関係を検証し、マッチングの性能限界について検討する。

マッチングアルゴリズムの性能限界を評価するため、5.1 節で計測した軌跡データのステップごとの移動距離と進行方向の変化量に対して、PDR の軌跡推定で想定される誤差よりも十分に大きいランダムな値を加え、元の軌跡とのマッチング尤度および軌跡の類似度を評価した。

本実験では、軌跡の類似度として式 (12) で定義される指標を用いた。

$$D(R, S) = \sum_{i=1}^n \text{dist}(r_i, s_i) \quad (12)$$

ここで R, S は比較するステップごとの相対ベクトルの系列、 n は R, S に含まれる要素数、 $\text{dist}(r, s)$ はベクトル r, s 間のユークリッド距離を表す。

15 通りの軌跡に対してシミュレーションを実施した結果を図 10 に示す。6.1 節において、マッチング尤度が \mathcal{L}_i が 0.1 以上の場合には、移動軌跡を高い確率で端末保持者に対応付けることができるという結果が得られたが、図 10 から、軌跡の類似度が高い場合においても、多くの場合マッチング尤度 \mathcal{L}_i が 0.1 未満になることが確認できる。この結果から、提案手法は軌跡形状の類似度では区別できない軌

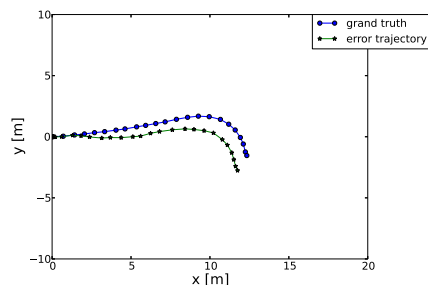


図 11 識別できない例

Fig. 11 A case where matching algorithm cannot identify the true trajectory.

跡間の微小な差異を区別できることが分かる。一方、異なる歩行者の移動軌跡であるにもかかわらず、マッチング尤度 \mathcal{L}_i が 0.1 以上となる場合も少数ではあるものの発生している。この場合には、誤った軌跡に対するマッチング尤度が正しい軌跡よりも大きくなり、マッチングに失敗する可能性が高い。正しい端末保持者との対応付けに失敗する可能性が高い (マッチング尤度 \mathcal{L} が 0.3 を超える) 例を図 11 に示す。このように軌跡の形状がきわめて類似しており、ステップごとの移動距離・進行方向の変化量の差異も小さい場合には提案方式による高精度な識別は困難となる。

7. おわりに

本論文では、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験実験を通じて、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軌跡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あげられる。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ともなって、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。

謝辞 本研究は、文部科学省国家課題対応型研究開発推

進事業一次世代 IT 基盤構築のための研究開発—「社会システム・サービスの最適化のための IT 統合システムの構築」(2012 年度～2016 年度) ならびに JSPS 科研費 26220001, 15H02690, 15K15980 の助成を受けたものです。

参考文献

[1] Teixeira, T., Jung, D. and Savvides, A.: Tasking networked CCTV cameras and mobile phones to identify and localize multiple people, *Proc. 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '10)*, pp.213–222 (2010).

[2] Schulz, D., Fox, D. and Hightower, J.: People tracking with anonymous and ID-sensors using Rao-Blackwellised particle filters, *Proc. 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI '03)*, pp.921–926 (2003).

[3] Steinhoff, U. and Schiele, B.: Dead reckoning from the pocket – An experimental study, *Proc. 8th International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '10)*, pp.162–170 (2010).

[4] 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. 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp.421–430 (2012).

[5] Constandache, I., Choudhury, R.R. and Rhee, I.: Towards mobile phone localization without war-driving, *Proc. 29th International Conference on Computer Communications (INFOCOM '10)*, pp.1–9 (2010).

[6] Wada, Y., Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Accurate Positioning of Mobile Phones in a Crowd using Laser Range Scanners, *Proc. 9th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communication (WiMob '13)* (2013).

[7] Molisch, A., Cassioli, D., Chong, C.-C., Emami, S., Fort, A., Kannan, B., Karedal, J., Kunisch, J., Schantz, H., Siwiak, K. and Win, M.: A Comprehensive Standardized Model for Ultrawideband Propagation Channels, *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, Vol.54, No.11, pp.3151–3166 (2006).

[8] Ubisense: *Ubisense*, available from <http://www.ubisense.net/>.

[9] Harter, A., Hopper, A., Steggle, P., Ward, A. and Webster, P.: The anatomy of a context-aware application, *Wireless Networks*, Vol.8, No.2, pp.187–197 (2002).

[10] Priyantha, N., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H.: The Cricket location-support system, *Proc. 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '00)*, pp.32–43 (2000).

[11] Hazas, M. and Hopper, A.: Broadband ultrasonic location systems for improved indoor positioning, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.5, No.5, pp.536–547 (2006).

[12] Krach, B. and Robertson, P.: Integration of foot-mounted inertial sensors into a Bayesian location estimation framework, *Proc. 5th International Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC '08)*, pp.55–61 (2008).

[13] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian localisation for indoor environments, *Proc. 10th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '08)*, pp.114–123 (2008).

[14] Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Clear-

ing a crowd: Cotext-supported neighbor positioning for people-centric navigation, *Proc. 10th International Conference on Pervasive Computing (Pervasive '12)*, pp.325–342 (2012).

[15] Kloch, K., Lukowicz, P. and Fischer, C.: Collaborative PDR localisation with mobile phones, *Proc. 15th International Symposium on Wearable Computers (ISWC '11)*, pp.37–40 (2011).

[16] Chen, L., Özsu, M.T. and Oria, V.: Robust and Fast Similarity Search for Moving Object Trajectories, *Proc. 24th International Conference on Management of Data (SIGMOD '05)* (2005).

[17] Yi, B.-K., Jagadish, H. and Faloutso, C.: Efficient retrieval of similar time sequences under time warping, *Proc. 14th International Conference on Data Engineering (ICDE 1998)*, pp.201–208 (1998).

[18] Fod, A., Howard, A. and Mataric, M.J.: Laser-Based People Tracking, *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '02)*, pp.3024–3029 (2002).

[19] Zhao, H. and Shibasaki, R.: A Novel System for Tracking Pedestrians Using Multiple Single-Row Laser-Range Scanners, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, Vol.35, No.2, pp.283–291 (2005).

[20] Park, J.-G., Patel, A., Curtis, D., Teller, S. and Ledlie, J.: Online Pose Classification and Walking Speed Estimation Using Handheld Devices, *Proc. 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp.113–122 (2012).

[21] Renaudin, Valerie, S.M.L.G.: Step Length Estimation Using Handheld Inertial Sensors, *Sensors*, Vol.12, No.4, pp.8507–8525 (2012).

[22] Hokuyo Automatic Co., LTD.: Scanning range finder, UTM-30LX.

推薦文

端末のセンサ情報をもとに、レーザ測域スキャナ (LRS) により計測された複数の歩行者軌跡の中から、端末保持者を特定する手法を提案しています。実機実験を通して有用性についての検証をしっかりと行っており、情報処理学会論文誌にふさわしい論文として推薦いたします。

(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 渡邊 晃)



高藤 巧 (学生会員)

平成 26 年大阪大学基礎工学部情報科学科卒業。同年同大学大学院情報科学研究科博士前期課程進学。モバイル端末の位置推定に関する研究に従事。



藤田 和久 (学生会員)

平成 25 年大阪大学基礎工学部情報科学学科中退. 平成 27 年大阪大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了. 在学中, 群衆トラッキングに関する研究に従事.



樋口 雄大 (正会員)

平成 22 年大阪大学基礎工学部情報科学学科卒業. 平成 26 年同大学大学院情報科学研究科博士後期課程修了. 同年より同大学院情報科学研究科特任助教. 博士 (情報科学). モバイル/パ

研究に従事. IEEE 会員.



廣森 聡仁 (正会員)

平成 16 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了. 平成 17 年株式会社エヌ・ティ・ティ・ドコモ入社. 平成 20 年より大阪大学大学院情報科学研究科助教. 平成 25 年より同大学

未来戦略機構講師. 博士 (工学). モバイルアプリケーションやモバイルネットワークの設計および性能評価に関する研究に従事. IEEE 会員.



山口 弘純 (正会員)

平成 6 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業. 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 (正会員)

昭和 54 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業. 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. 本会フェロー.



下條 真司 (正会員)

大阪大学大学院基礎工学研究科後期課程, 昭和 61 年 3 月修了. 昭和 61 年大阪大学助手. 平成元年同大学大型計算機センター講師. 平成 3 年 4 月同助教

授, 平成 10 年 4 月同教授, 平成 12 年 4 月同大学サイバーメディアセンター副センター長, 平成 17 年 8 月同センター長, 平成 19 年 8 月同副センター長, 平成 20 年 4 月から 3 年間情報通信研究機構大手町ネットワーク研究統括センターセンター長/上席研究員. 平成 23 年 4 月サイバーメディアセンター教授. 情報通信研究機構テストベッド研究開発推進センターセンター長を兼任. 現在に至る. 本会フェロー.