

赤外光の再帰性反射を用いたプライバシーに配慮した デバイスフリー屋内位置推定

山藤 浩明^{1,a)} 前川 卓也^{1,b)} 松下 康之^{1,c)}

受付日 2017年4月10日, 採録日 2017年10月3日

概要: 屋内位置推定技術は、高齢者の見守りやホームオートメーションといったアプリケーションに活用されることが期待される。本研究では、赤外線カメラと再帰性反射材を用いたプライバシーに配慮したデバイスフリー屋内位置推定手法を提案する。提案手法では環境内に添付した再帰性反射材によるマーカを、赤外線 LED を搭載した赤外カメラで観察し、人物によるマーカの遮蔽情報からカメラとマーカ間の人物を追跡する。提案手法では、環境に添付したマーカの遮蔽情報を用いることから、追跡のためのタグやデバイスなどを人物に添付する必要がない。また、可視光を撮影しない赤外線カメラを用いることで、人物の外観を記録することなく推定を行うことが可能である。本研究では、実環境において評価実験を行い、平均誤差がおよそ 0.3m と高精度な推定が可能であることを示した。

キーワード: 屋内位置推定, デバイスフリー

Device-free and Privacy Preserving Indoor Positioning with Infrared Retro-reflection

HIROAKI SANTO^{1,a)} TAKUYA MAEKAWA^{1,b)} YASUYUKI MATSUSHITA^{1,c)}

Received: April 10, 2017, Accepted: October 3, 2017

Abstract: Indoor positioning is a basic technology for indoor daily life applications such as elderly care and home automation. In this study, we present a new device-free and privacy preserving indoor positioning method using infrared (IR) cameras and retroreflectors. The proposed method employs IR cameras equipped with IR LEDs to capture retroreflections from markers attached to walls in the environment, and detects a person who passes between the camera and a marker by observing the occlusion. Because our method employs occlusion of markers, it can track a person without attaching tags to the person. In addition, to preserve privacy of the person, our camera device enables us to filter out visible light and thus the appearance of the person is not recorded. Our evaluation in real environments showed that our method achieved an average positioning error of about 0.3m meters.

Keywords: indoor positioning, device-free

1. はじめに

近年、センサ技術の発展にともない、様々なセンサを用いた屋内位置推定に関する研究がさかんに行われている。屋内位置推定技術は、独居高齢者の見守りやホームオート

メーション、ライフロギングなどに活用されることが期待されている。

一般的な屋内位置推定手法としては、人感センサやカメラ、Laser Range Finder (LRF) を用いたものがあげられる。しかし、人感センサを用いた手法では、建屋内に設置する多数のセンサごとに電源を確保しなければならず、設置コストが高いという問題がある。カメラを用いた手法では、1台のカメラで広範囲を監視することが可能であるため設置台数が少なく済むという利点があるが、カメラによって屋内環境を画像として記録することはプライバシーの

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

a) santo.hiroaki@ist.osaka-u.ac.jp

b) maekawa@ist.osaka-u.ac.jp

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

観点で問題がある。LRF を用いた手法は、1 台で広範囲を観測可能で、検出範囲内に存在する物体までの距離情報のみを出力するセンサであるためプライバシーの問題も少ないが、センサ自体が高価であるという問題がある。

また、スマートフォンの普及にともなって、Wi-Fi などの電波を用いた手法の研究も多く行われている。これらの手法は、アクセスポイントから発せられる電波が距離に応じて減衰する原理を用いて位置推定を行う。Wi-Fi のほかに、超音波や Ultra Wide Band (UWB) などの電波を用いた手法も存在するが、これらの手法に共通した問題点として、位置推定対象のユーザにスマートフォンなどの受信機を添付する必要があることがあげられる。このような手法はデバイスバウンド (device-bound) 屋内位置推定と呼ばれており、高齢者の見守りや、ホームオートメーションなどの、つねにユーザの位置を補足し続けるアプリケーションにおいてユーザに与える負担が大きい。近年、この負担を軽減する手法として、ユーザに受信機を持たせる必要のない、デバイスフリー (device-free) 屋内位置推定の研究が注目されている。Wi-Fi 電波を用いたデバイスフリー屋内位置推定手法では、アクセスポイントと Wi-Fi 電波受信機間を人が通過するとき、人体によって電波が反射吸収される現象を用いて位置推定を行う。しかし、この手法を用いてロバストで高精度な位置推定を行うには多数の受信機を設置する必要があるが、受信機にも電源の確保が必要であるため設置コストが高い。

ここで、既存の屋内位置推定手法の問題点をまとめると、プライバシー、センサ自体の価格、デバイスを環境に設置するコスト、ユーザがデバイスを身につける負担の 4 点があげられる。そこで本研究では、これらの問題を解決する新しい屋内位置推定手法を提案する。提案手法では、赤外線カメラデバイスと再帰性反射材を組み合わせることでデバイスフリー屋内位置推定を実現する。ここで、赤外線カメラデバイスとは、赤外線カメラと赤外線 LED からなる装置であり、赤外線 LED が照射する方向を赤外線カメラで撮影する。再帰性反射材とは、入射光を入射した方向と同じ方向に反射する素材であり、光源と同じ位置に設置したカメラで光源の発した光の反射光をとらえることができる。提案手法では、環境内の壁などに複数添付した再帰性反射材を赤外線カメラデバイスで撮影し、デバイスと反射材の間を人が通過したことを反射材の遮蔽情報を利用して検知する (図 1)。たとえば図ではマーカ A とカメラの間人が存在するため、カメラはマーカ A のみをとらえることができない。これにより、人がカメラとマーカ A の間に存在することが分かる。既存研究のデバイスフリー Wi-Fi 屋内位置推定では、電波の受信機と発信機の間を人が通過したことを検知するが、本研究では赤外線カメラデバイスと電源が不要な再帰性反射材の間を人が通過したことを検知することを特徴とする。

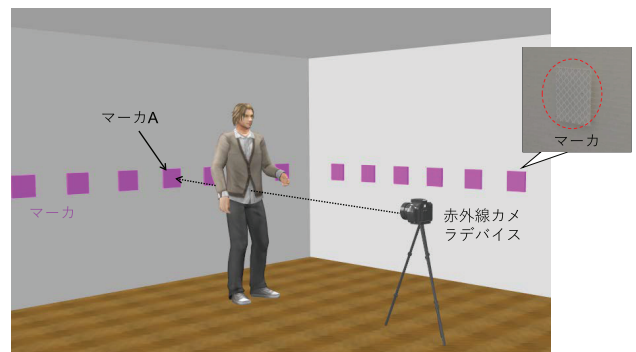


図 1 赤外線デバイスとマーカの設置例

Fig. 1 Principle of operation of proposed method.

本論文では、環境に 2 台のデバイスを設置し、フィンガープリンティングによる手法とマーカ添付位置較正による幾何的な手法の 2 つの異なる位置推定手法を用いて人物の 2 次元位置を推定し、環境への導入に関するコストと推定精度の観点から比較検討を行う。本研究で提案する位置推定手法の利点としては、(1) 可視光ではなく赤外光を撮影しておりカメラ画像に人の外観が映り込むことがなく、プライバシー侵害度が低い点、(2) 使用する赤外線カメラは市販の Web カメラを改造することで製作可能であり安価な点、(3) 電波を用いたデバイスフリー位置推定手法において電波の受信機の役割を担う再帰性反射材のマーカには電源が不要であるため設置コストが低い点、(4) 半透明な再帰性反射材を用いることで屋内環境の美観を損ねることがない点などがあげられる。赤外線カメラデバイスについては各部屋に 2 台設置する必要があるが、最新の Wi-Fi 電波を用いたデバイスフリー屋内位置推定に関する研究でも、1 から 4 部屋からなる各環境に 10 個の送受信機を設置 [1], [2] しており、提案手法は既存手法と比較して少ない数の電源が必要なデバイスで高精度な位置推定が可能である。さらに、1 台の赤外線カメラデバイスのみでの位置推定を実現する手法の提案も行う。

2. 関連研究

2.1 屋内位置推定技術

屋内位置推定は、人感センサ [3] やカメラ [4], LRF [5] を用いた手法のほかに、Wi-Fi [6], Bluetooth [7], 超音波 [8], UWB [9] などの電波を用いた手法が一般的である。

Aslam らは、人の接近または離脱を検知する 2 種類の人感センサを環境内に複数配置することで人の移動の検知および移動方向の推定を行うモデルを提案している [3]。また Shrivastava らは、注目する領域内の物体の有無を検出するセンサを用いて位置推定を行う際の、センサの検出範囲およびセンサの設置密度と推定誤差との関係を考察している [10]。Fleuret らは、視線程度の高さに設置した複数台のカメラで撮影した画像から、背景差分を用いることで人物の位置を推定し、存在確率マップを用いて 3 次元軌跡を

推定する手法を提案している [4]. Fod らは, LRF を腰の高さに設置し, カルマンフィルタとパーティクルフィルタを用いて人物を追跡する手法を提案している [5]. これらの手法は, いずれもデバイスフリーの屋内値推定手法であるが, (1) 多数のセンサを設置するコストの問題 [3], [10], (2) プライバシの問題 [4], (3) デバイスが高価であるという問題 [5] などがある.

また Wi-Fi などの電波を用いた屋内位置推定手法も多く提案されている. 複数の電波発信機が設置された環境において, 受信機が受信する各発信機からの電波強度は受信機の位置によって異なる. そのため, この受信電波強度のセットは, ユーザの各位置におけるフィンガープリント (固有情報) となる. このようなフィンガープリントを用いてユーザの位置を推定する手法をフィンガープリンティング位置推定と呼ぶ [6]. フィンガープリンティング位置推定は, オフラインで行われる学習フェーズとオンラインで行われる推定フェーズに分けられる. 学習フェーズでは, 環境内の座標が既知である複数の参照点において, アクセスポイントからの Wi-Fi の受信電波強度情報 (フィンガープリント) を収集する. 推定フェーズでは, 座標が未知のテストポイントにおける受信電波強度情報を, 各参照点において収集したフィンガープリントと比較することでテストポイントの座標を推定する.

本論文では各メーカーが人体により遮蔽されているか否かの情報を, ユーザの位置に固有のフィンガープリントとして位置推定を行う手法を提案する.

2.2 電波を用いたデバイスフリー屋内位置推定技術

Wi-Fi などの電波を用いた一般的な屋内位置推定ではユーザがつねに受信機を持ち歩く必要があるため, 独居高齢者の見守りのようなつねにユーザの位置を捕捉し続けるようなアプリケーションには向いていない. そのため, 近年, デバイスフリー屋内位置推定の研究が注目されている.

Youssef らは, Wi-Fi 電波の送受信機が複数設置された環境において, Wi-Fi の受信電波強度を用いてデバイスフリー屋内位置推定を行う手法を提案している [11]. 学習フェーズにおいて各参照点に人がいる際の電波強度を環境内に固定された複数の受信機によって収集する. 推定フェーズでは, ある電波強度のベクトル s が与えられたときにベイズの定理 $P(l | s) = P(s | l) \frac{P(l)}{P(s)}$ を用いて条件付き確率 $P(l | s)$ が最大となるように人の位置 l を推定する.

最新の研究においては, 受信電波強度情報をそのまま用いる代わりに受信電波強度の分散値を用いることで環境の変化に対応する手法が提案されている [1]. この研究では, 9 台のアクセスポイントと 1 台のハブを設置した 4 部屋からなる環境を 7 つのエリアに分割し, その中からユーザのいるエリアを推定する実験を行った結果, 90%以上の精度でエリアの推定が可能であることを示した. また, Ohara らは,

分散値を用いた屋内位置推定の学習フェーズにおいて, 環境ごとに受信電波強度情報を収集する負担を軽減するために, 他環境で収集した受信電波強度情報を用いて推定を行う手法を提案しており [2], およそ 10m 四方の 1 から 3 部屋からなる 4 環境において実験を行い, 平均誤差 1.63m の精度でユーザの位置が推定可能であることを示した.

本研究では, 環境内の各部屋に 2 台のデバイスを設置し, 光学的手法を用いることで高精度なデバイスフリー屋内位置推定を試みる.

3. プロトタイプ赤外線カメラデバイス

本研究では, 市販の Web カメラを改造して安価に製作可能な赤外線カメラデバイスを用いて屋内位置推定を行う. ここでは, 図 2 に示す赤外線カメラデバイスの構成について説明する. 赤外線カメラデバイスは大きく赤外線カメラと赤外線 LED からなる.

赤外線カメラは市販の Web カメラに, 可視光を遮断するフィルタを装着することで製作した. Web カメラにはおよそ 2,500 円と安価に入手可能な Buffalo BSW20KM11BK を用いた. 画角が 120° と広角であるため 1 台で広範囲を撮影することができる. なお撮影する画像の解像度は $1,920 \times 1,080$ ピクセルである. 可視光を遮断するフィルタには, 波長 920 nm 以下の光を遮断する赤外線透過フィルタ (FUJIFILM IR 76 7.5X) を用いた. このフィルタはシート 1 枚 ($75 \text{ mm} \times 75 \text{ mm}$) あたりおよそ 1,000 円で入手可能である. 一般にカラーカメラには可視光のみを撮影するために赤外線を遮断するフィルタが装着されており, 本研究で用いた BSW20KM11BK においても赤外光を遮断する可視光透過フィルタが装着されていたため, あらかじめ除去したうえで可視光遮断フィルタを装着した.

赤外線 LED は広範囲に赤外線を照射するため, 照射角が 75° の広範囲に照射可能な赤外線 LED を 4 つ使用した. それらを, 自在に曲げることのできるフレキシブルユニバーサル基板上に配置することで, 図 2 に示すようにさらに広範囲に照射できるような工夫を施した. 赤外線 LED は入手性が高い 940 nm の波長を持つものを用いた.

赤外線カメラで撮影した画像には, マーカからの反射光のほかに, 太陽光からの赤外線や蛍光灯なども写り込んでしまう (図 3 (a)). そこで提案手法は, 赤外線 LED を高

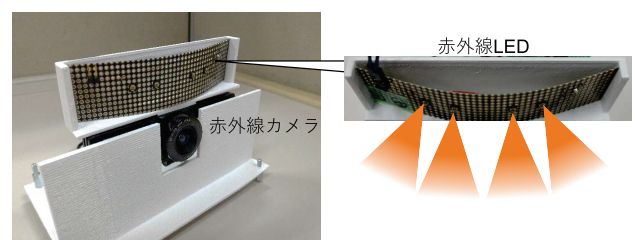


図 2 プロトタイプ赤外線カメラデバイス
Fig. 2 Our prototype IR camera device.



図 3 (a), (b) 赤外線 LED を点灯および消灯して撮影した画像。(c) 撮影した画像から計算した差分画像

Fig. 3 Captured IR images when IR LEDs are on and off, and differential image computed from them.

速に点灯・消灯させた際にそれぞれ撮影した画像の差分をとることでマーカーのみを検出する。図 3 (b) は赤外線 LED を消灯して撮影した画像であり、マーカーが撮影されていないことが分かる。この 2 枚の画像の差分画像 (図 3 (c)) を計算することでマーカーの検出を行う。赤外線カメラデバイスはマイコンボード (Arduino UNO^{*1}) を用いて赤外線 LED を制御することで、赤外線 LED 点灯時の画像と消灯時の画像を撮影する。なお、開発した赤外線カメラデバイスのフレームレートはおよそ 10Hz である。評価実験においては、赤外線カメラおよびマイコンボードを USB ケーブルによってノート PC に接続して撮影を行い、収集したデータをオフラインで解析した。

4. フィンガープリンティングによる手法

本章では、フィンガープリンティングによる屋内位置推定手法について説明する。フィンガープリンティングによる手法では、事前に収集したトレーニングデータによって学習したフィンガープリントデータベースを用いて位置推定を行う。

次章において、マーカー添付位置較正による幾何的な手法について説明する。

4.1 概要

本手法では、人物の二次元座標を推定するために、2 台の赤外線カメラデバイスを環境に設置する。2 台のカメラを用いることで、複眼生物と同様にデバイスから人物までの距離に関する情報を得ることができる。図 4 に学習フェーズと推定フェーズからなるフィンガープリンティングによる位置推定手法の概要を示す。学習フェーズではまず、環境に設置した 2 台の赤外線カメラデバイスによって無人の環境を撮影し、各マーカーの画像内の座標を計算する。次に、環境内の複数の座標既知である参照点に人がいるときの画像を撮影する。撮影した各画像において各マーカーが隠蔽されているか否かを判定し、この情報を各座標での特徴ベクトルとし、各座標での特徴ベクトルを各座標固有のフィンガープリントとして位置推定器を学習する。図 5 の例は環

*1 Arduino: <https://www.arduino.cc/>

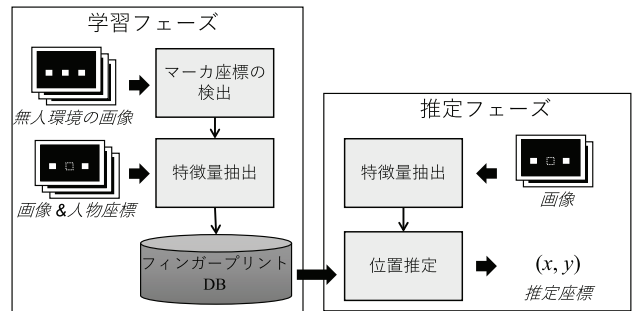


図 4 フィンガープリンティングによる手法の概要

Fig. 4 Overview of fingerprinting-based approach.

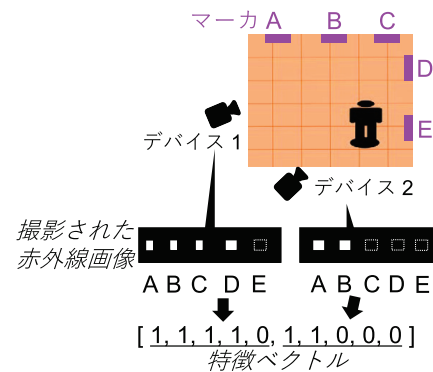


図 5 特徴ベクトルの抽出

Fig. 5 Computing feature vector from IR images.

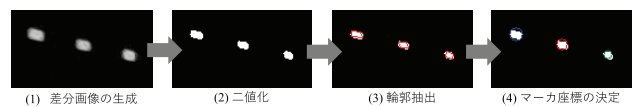


図 6 マーカーの画像内座標の決定

Fig. 6 Computing the coordinates of markers from a pair of IR images.

境内に人物が存在し、デバイス 1, 2 から撮影している状況である。人物によって遮蔽されることで、デバイス 1 で撮影した画像においてはマーカー E が、デバイス 2 で撮影した画像においてはマーカー C, D および E が観測できない。これらのマーカーに対応する特徴量を 0、その他の特徴量を 1 とし、特徴ベクトルを生成する。テストフェーズでは、得られた画像から学習フェーズと同様に特徴量を抽出し、位置推定器によりユーザの座標を推定する。

以降では、提案手法の各手順について詳細に説明する。

4.2 学習フェーズ

マーカーの画像内座標の決定

まず、デバイスによって撮影した無人環境での画像からマーカーを検出するアルゴリズムについて説明する。マーカー検出アルゴリズムの手順を図 6 に示す。前節で述べたように赤外線カメラデバイスからは、ほぼ同時に赤外線 LED を点灯して撮影した画像 (点灯画像) と消灯して撮影した画像 (消灯画像) の 2 枚のペアが得られる。このアルゴリ

ズムは、これらの画像から各マーカの中心座標を出力する。図 6 に沿ってアルゴリズムを説明する。

1) 赤外線 LED の反射光のみの画像を得るために、点灯画像と消灯画像の差分画像を生成する。点灯画像および消灯画像を RGB 画像からグレースケール画像に変換したのち、各ピクセルの輝度の差を計算する。

2) 差分画像に対して二値化処理を施す。ここでは画像内の最大輝度の $\frac{1}{2}$ の値を二値化の閾値とする。

3) 二値化画像から輪郭の抽出を行う。輪郭の抽出とは、二値画像に対して連続する同一画素値の領域の輪郭線を抽出する処理である。提案手法では鈴木ら [12] のアルゴリズムを用いる。輪郭線によって分割されている各同一画素値の領域が各マーカに対応する。次に、各輪郭線のポリゴン近似を行う。ここでポリゴン近似とは、ある許容誤差の範囲で多角形に近似して表現する処理である。提案手法では Douglas-Peucker アルゴリズム [13] を用いる。図 6(3) の画像にポリゴン近似後の輪郭線を赤色で示している。

4) 抽出した輪郭情報からマーカの中心座標を計算する。提案手法では正方形のマーカを添付しているが、デバイスとマーカの距離、角度によっては抽出した輪郭線は三角形や五角形になりうる。このような輪郭情報からマーカの中心座標を求めるために、最小包含円検出アルゴリズムを用いる。最小包含円とは、与えられた二次元点をすべて包含する最小の円のことであり、1つのマーカの輪郭線上のすべての頂点を包含する最小の円を計算する。この円の中心座標をマーカの中心座標とする。図 6(4) の画像にマーカごとの最小包含円を青・赤・緑色の線で示している。

特徴ベクトルの抽出およびフィンガープリントデータベースの構築

マーカ抽出アルゴリズムによって各マーカの中心座標が得られる。この中心座標を用いて各マーカが遮蔽されている否かを判定し、特徴量を計算する。特徴量を抽出する画像に対して、各マーカの中心座標について、その輝度値が閾値を超えているか否か、すなわち遮蔽されているか否かを判定する。遮蔽されていると判定された場合、そのマーカに対応する特徴量は 0、遮蔽されていないと判定された場合の特徴量を 1 とする。ただし本手法ではロバストなマーカ検出を行うために、前節で述べたマーカの画像内座標の決定を事前に撮影した n_{mk} 枚の画像に対して適用し、マーカごとに n_{mk} 個の中心座標を計算する。前述の遮蔽判定を n_{mk} 個の中心座標に関して行い、その多数決によって最終的な特徴量を決定する。すべてのマーカの特徴量を連結したものを特徴ベクトルとする。

座標既知の参照点に人物がいるときに撮影した画像から特徴ベクトルを抽出し、特徴ベクトルと対応する人物座標を組にしたデータ（フィンガープリント）を収集する。収集したデータによってフィンガープリントデータベースを構築する。

4.3 推定フェーズ

時刻 t における人物座標を推定することを考える。まず、時刻 t に観測された画像から特徴ベクトルを抽出し、その特徴ベクトルと、学習フェーズで構築したフィンガープリントデータベース内の特徴ベクトルとの距離を計算する。提案手法では、特徴ベクトル間の距離としてハミング距離 [14] を用いた。テストポイントでの特徴ベクトルとの距離が最も小さい参照点を探索し、その参照点の座標を時刻 t の推定座標とする。時刻 t に観測された画像において、どのマーカも遮蔽されていない場合、環境に人物は存在しないものとし、推定座標は出力しない。

パーティクルフィルタによる追跡

実際の生活環境においては、環境内のすべての壁にマーカを密に添付することは困難である。たとえば、開閉操作によってマーカの遮蔽状況が変化してしまうためドアなどには添付することができない。そのため、提案手法ではそのような家具の周辺にいる人物の座標を推定することができない。この問題に対処するために、非線形システムにおける状態推定に用いられるパーティクルフィルタ [15] による追跡を行う。本研究で用いるパーティクルフィルタでは、各パーティクルが人物の座標、移動方向および移動量を表す。パーティクルフィルタによる追跡は、サンプリング、重み計算、リサンプリングの 3つのステップによって構成される。

サンプリング

前時刻 $t-1$ におけるパーティクルから新しいパーティクルを生成し、移動モデルに基づいて移動させる。時刻 $t-1$ における i 番目のパーティクルが、時刻 t において座標 x^t に移動する確率は二変量ガウス分布によって次のように計算される。

$$p(x^t | p_i^{t-1}) = \mathcal{N}(x^t | p_i^{t-1} + v_e(p_i^{t-1})\Delta t, \Sigma_i^{t-1}) \quad (1)$$

ここで、 p_i^{t-1} が時刻 $t-1$ における i 番目のパーティクルの座標を表し、 $v_e(p_i^{t-1})$ は時刻 $t-1$ における i 番目のパーティクルの移動を表すベクトルである。また、 Σ_i^{t-1} は二変量ガウス分布における共分散行列である。分布の平均は、時刻 $t-1$ におけるパーティクルの座標、移動量および移動方向から計算された時刻 t における推定座標に対応する。分布に従って、時刻 $t-1$ におけるパーティクルごとに s 個の新たなパーティクルをサンプリングする。なお、時刻 $t-1$ におけるパーティクルの移動方向は $\overline{p_i^{t-2} p_i^{t-1}}$ とする。

重み計算

時刻 t における観測を用いてパーティクルの重みを計算する。ここで観測とは、前述した最近傍探索によって求めた推定座標に対応する。 i 番目のパーティクルの重みは、時刻 t における観測 m^t を平均とする二変量ガウス分布の確率密度関数から $w_i = \mathcal{N}(p_i^t | m^t)$ と計算される。ここで、遮蔽されているマーカが 1 つも存在しないなど時刻 t にお

ける観測が得られない場合はその時刻の重みは定数値を用いる。すなわち、時刻 t における推定座標は、時刻 $t-1$ における情報からのみ推定される。

リサンプリング

時刻 t におけるパーティクルから r 個のパーティクルのリサンプリングを行う。ここで、各パーティクルがリサンプリングされる確率は、各パーティクルの重みに基づいて決定される。時刻 t における事後推定座標は r 個のパーティクルの重み付き平均である。

4.4 単眼カメラによる追跡

ここではデバイスの導入コストを削減するために、1台のデバイスのみを用いた手法について説明する。フィンガープリンティングによる手法は、フィンガープリントデータベースの最近傍探索によって推定を行うため、2台のデバイスを用いる手法を修正することなく1台のデバイスのみを設置した状況に適用可能である。すなわち、環境に1台のカメラデバイスを設置し、1枚の画像から抽出した特徴ベクトルを用いて推定を行う。後述するように、人物によって遮蔽されるマーカの数と、人物とデバイス間の距離は関連があるため、1台のカメラのみを用いて人物の二次元座標を推定することが可能である。

5. マーカ添付位置較正による幾何的な手法

5.1 概要

ここではマーカ添付位置較正による幾何的な屋内位置推定手法について説明する。本手法では、遮蔽されたマーカと赤外線カメラデバイスの空間座標の幾何的關係を用いて人物座標を推定する。環境に設置した2台のカメラから観測し、人物までの距離に応じて視差が生じることを利用して人物の二次元座標を推定することができる。図7では、デバイス1によって撮影された画像においてマーカDおよびEが遮蔽されており、デバイス1とそれらのマーカ間に人物が存在することが分かる。同様に、デバイス2によって撮影された画像においてマーカBおよびCが遮蔽され

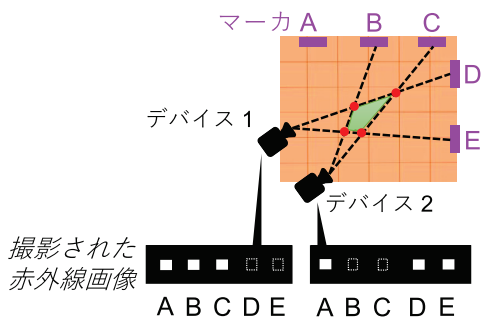


図7 幾何的な位置推定. 緑色の領域が人物の存在する領域を表す
Fig. 7 Estimating user position using geometry-based approach. The green colored area shows the estimated position of the user.

ているため、デバイス2とそれらのマーカ間に人物が存在することが分かる。このことから、緑で示す領域に人物が存在することが分かる。

しかし、このような推定を行うためには、環境に貼付した各マーカの位置を計測する必要があり、導入コストが高いという課題がある。そこで提案手法では、ステレオビジョンの原理を用いて自動的に各マーカの貼付座標推定する(キャリブレーションフェーズ)。キャリブレーションフェーズでは、環境に導入した2台のカメラデバイスを用いて各マーカの空間座標を計算する。

図8にキャリブレーションフェーズと位置推定フェーズからなるマーカ添付位置較正による幾何的な位置推定手法の概要を示す。キャリブレーションフェーズでは環境に複数添付したマーカの空間座標を計算する。まず、環境に貼付したマーカを2台のカメラで撮影する。たとえば、あるマーカ P が1台目のカメラで撮影した画像と2台目のカメラで撮影した画像から検出されたとする。2枚の画像からそれぞれ検出したマーカ P の対応付けを行い、この情報からマーカの空間座標を計算する。位置推定フェーズでは添付したマーカの空間座標と各マーカの遮蔽情報から遮蔽している人物の位置を推定する。

以降では、提案手法の各手順について説明する。

5.2 キャリブレーションフェーズ

提案手法ではまずフィンガープリンティングによる手法で用いたマーカ検出アルゴリズムを用いて、赤外線画像から各マーカの画像内座標を求める。求めた各マーカの画像内座標を用いて、マーカマッチングを行い、マーカの空間座標の推定を行う。以降では、マーカマッチングの手順とマーカの空間座標の推定について説明する。

5.2.1 マーカマッチング

環境内に設置した1台目のカメラ(右カメラ)画像内で検出されたマーカと、2台目のカメラ(左カメラ)画像内で検出された同一のマーカとの対応付けを行う。提案手法ではマーカは図1で例示したように壁に一行に添付し、添付したすべてのマーカが2台のカメラに写る環境を想定する。このとき検出されたマーカを x 方向に探索して順に番号を振ることで、物理的なマーカと一意に対応するマーカIDを決定できる。右カメラ画像と左カメラ画像の2枚の

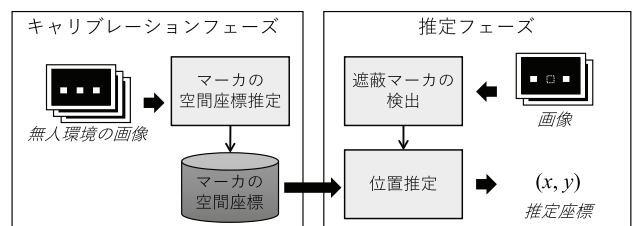


図8 マーカ添付位置較正による幾何的な位置推定手法の概要
Fig. 8 Overview of geometry-based approach.

画像（ステレオ画像）に対して、それぞれ各マーカのマーカ ID を決定することで、2枚の画像に写っているマーカの対応を容易に求めることが可能である。各画像でのマーカ検出には、フィンガープリンティングによる手法と同様のマーカ検出アルゴリズムを用いて、各マーカの画像内座標を計算する。

なおここでは簡単のために、添付したすべてのマーカが2台のカメラに写る環境を想定したが、カメラ間で1つ以上共通のマーカが写っていて、かつそのマーカが特定できる状況であれば本手法は適用可能である。共通のマーカを同定する手法としては、たとえばある1つのマーカをリファレンスマーカとして識別できるように形状に工夫を加えるといった手法や、各カメラに写っているマーカの対応を一部手動で与えるといった手法が考えられる。これらのマーカを起点とすることで前述の手法と同様に物理的なマーカと一意に対応するマーカ ID を決定することができる。ただし、1台のカメラのみに写るマーカについては、次項で述べるような三角測量の原理を用いて空間座標を推定することができないため、6章で後述する単眼カメラを用いた手法と組み合わせて用いる必要がある。また1台のカメラのみに写るマーカを遮蔽する位置に人物がいる状況では、単眼カメラを用いた手法と同程度に推定精度が低下する。

5.2.2 マーカの空間座標推定

2枚のステレオ画像それぞれにおける各マーカの画像内座標から三角測量の原理を用いて各マーカの空間座標を計算する。1台のカメラを原点とし、地面に水平な方向を X 軸、光軸方向に Z 軸をとる。図 9 に2台のカメラと注目するマーカ P との位置関係を示す。左カメラと右カメラによる P の投影点をそれぞれ Q_L , Q_R とする。また、右カメラの画像平面を左カメラの画像平面に射影し、射影された投影点 Q_R を Q'_R とする。2台のカメラ間の距離 b （ベースライン）と焦点距離 f は既知であり、また2台のカメラは同一の製品を使用しているため焦点距離を同一と見なすことができる。このとき、 $\triangle LQ'_RQ_L$ と $\triangle LP'P$ の関係から注目点 P までの深度 Z（Z 座標）は、焦点距離 f 、ベ-

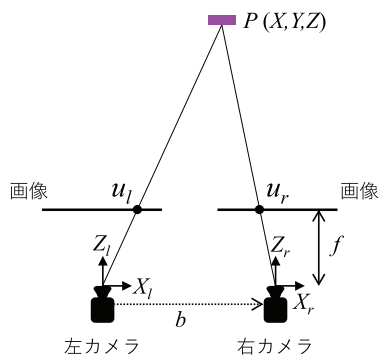


図 9 三角測量によるマーカ座標推定

Fig. 9 Stereo vision setup for estimating coordinates of marker.

スライン b 、注目点のステレオ画像間での視差 D を用いて $Z = \frac{fb}{D}$ と表せる [16]。焦点距離 f はキャリブレーションにより求めた。視差 D は、2台のカメラが水平に、光軸が並行になるよう設置されていることを仮定し、注目点について左画像内の座標を (u_1, v_1) 、右画像内の座標を (u_2, v_2) としたとき $D = \sqrt{(u_1 - u_2)^2 + (v_1 - v_2)^2}$ とした。また、注目点の水平方向の距離 X （X 座標）は焦点距離 f 、注目点の Z 座標、注目点 P の画像内 x 座標 u を用いて $X = \frac{uf}{Z}$ と表せる。ここで画像内座標 u は光軸中心を原点とした座標であり、2枚のステレオ画像いずれかを選択して計算するもので、注目点の X 座標および Z 座標は選択した画像を撮影したカメラの位置を原点とした座標系となる。なお事前実験では光軸中心と画像中心はほぼ一致したため、画像中心を光軸中心として用いる。

この XZ 平面は環境を俯瞰したマップに対応しており、この座標系において人物座標を推定する。なお人物座標の推定に Y 座標、すなわちマーカの高さに関する情報は使用しない。

5.3 推定フェーズ

添付した各マーカの遮蔽情報と、各マーカの空間座標を用いて遮蔽している人物座標を推定する。まず、ある時刻で撮影した画像についてフィンガープリンティングによる手法における特徴量抽出アルゴリズムを用い、各マーカの遮蔽情報を得る。この遮蔽情報から、図 7 に示すようにそれぞれのカメラから見て遮蔽されているマーカに対して線を引き、引いた線の交点（赤点）を計算する。これらの交点によって構成される多角形領域（緑）に人物が存在すると推定することができる。提案手法では交点の重心をその時刻における人物の座標とする。ここでこの多角形領域は2台のカメラ間の視差が大きいほど小さくなり、推定誤差も小さくなることが期待される。逆に視差が十分に得られない場合、2台のカメラ間で同じマーカが遮蔽される状況になるため、多角形領域がカメラとマーカを結ぶ細長い形状になってしまう。この場合、多角形領域の重心を推定座標とする提案手法では推定精度が低下する。これはフィンガープリンティングによる手法においても同様である。2台のカメラ間の視差 D は前節で述べたように、対象までの距離 Z に反比例、2台のカメラ間の距離（ベースライン） b に比例する関係にある。このことから、たとえば広い環境においてマーカとデバイス間の距離が大きい場合、原理的に推定精度が低下することが分かる。この問題には、2台のカメラ間のベースラインを大きくすることで対処可能である。しかし、2台のカメラを離して配置することは設置コストを増加させるため、推定精度と設置コストとのトレードオフの関係である。

推定座標を実際のアプリケーションで利用するためには、推定で用いる1台のカメラを原点とする座標系（推定

座標系) から, ユーザから与えられた環境マップの座標系 (環境マップ座標系) に射影する必要がある. そこで提案手法では 2 次元平面間の射影を表すホモグラフィ変換 [17] を用いる. ホモグラフィ変換では, 2 平面 (推定座標系と環境マップ座標系) 間の対応点を最低 4 点以上用いて射影行列を計算する. 提案手法では, 赤外線カメラデバイスの設置座標および一部のマーカの貼付座標を入力することで射影行列を求め.

本手法においても, フィンガープリンティングによる手法と同様にパーティクルフィルタを用いた追跡を行う.

6. 単眼カメラデバイスを用いたマーカ添付位置較正による幾何的な手法

6.1 概要

前章では 2 台の赤外線カメラデバイスを用いて人物位置を推定する手法について述べた. マーカ添付位置較正による幾何的な手法では, 事前に人物座標と特徴ベクトルをセットにしたトレーニングデータを収集する必要がなく環境への導入コストの低い手法であるといえる. ここでは導入コストをさらに削減するために, 1 台の赤外線カメラデバイスのみを用いた手法について述べる. 2 台のカメラを用いた手法では, 2 視点から環境を観測し, 人物までの距離に応じて視差が生まれることを利用して人物の位置を推定した. 1 台のカメラを用いた手法では, 人物によって遮蔽されるマーカの数と, 人物とカメラ間の距離の関係をj用いて人物の位置を推定する. たとえば人物がカメラの近くに存在する場合, 遠くに存在する場合に比べて人物の体によって多くのマーカが遮蔽される.

本手法は, 図 8 で示す 2 台のデバイスを用いる手法と同様に, キャリブレーションフェーズと推定フェーズからなる. 以降では図 8 に沿って各手順について説明する.

6.2 キャリブレーションフェーズ

2 台のカメラを用いた手法と同様に, ステレオマッチングの原理を用いて環境に添付した各マーカの空間座標を計算する. 図 10 に本手法で用いる赤外線カメラデバイスを示す. このデバイスは図に示すように, 搭載する赤外線カメラおよび赤外線 LED を上下にスライドできるような構造になっている. 2 台のカメラを用いるかわりに, 上にスライドした状態で撮影した画像と, 下にスライドした状態で撮影した画像を用いることでステレオマッチングの原理を用いて各マーカの座標を計算することができる.

6.3 推定フェーズ

人物によって遮蔽されたマーカの個数の情報を用いて, デバイスと人物間の距離を推定する. ここで, 遮蔽されるマーカの個数は, デバイスと人物間の距離だけでなく, 人物の向く方向によっても変化する. たとえば人物が同じ場

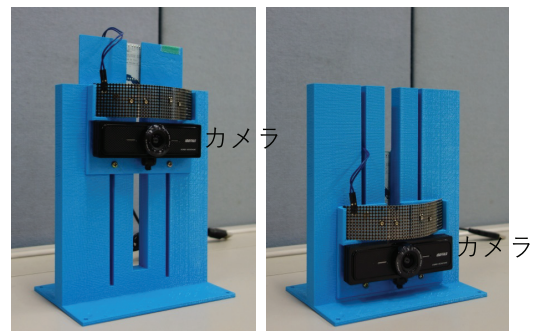


図 10 改良した赤外線カメラデバイス. カメラを上下に可動させることで 2 視点から撮影する

Fig. 10 Our handcrafted device for vertically moving the camera.

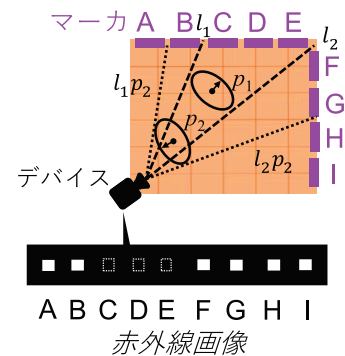


図 11 単眼カメラによる幾何的な位置推定. 楕円が人物座標を, 矢印が進行方向を表す

Fig. 11 Estimating user position using geometrybased approach using a single camera. Each ellipse shows an estimated position of a person. An arrow in the ellipse shows the moving direction.

所に立っていたとしても, 人物がカメラに正対する方向を向いている場合と, カメラに対して横方向を向いている場合では, 遮蔽されるマーカの個数が異なると考えられる. そこで, 本手法ではパーティクルフィルタを用いて, 人物の座標および進行方向を推定する.

パーティクルフィルタによる追跡

フィンガープリンティングによる手法におけるパーティクルフィルタと同様の手法を用いて人物の追跡を行う. ここでは, フィンガープリンティングによる手法との違いのみ述べる.

初期化

時刻 0 では, パーティクルを遮蔽領域内でランダムな位置および方向に配置する. 図 11 では, マーカ C, D および E が遮蔽されている. これらを 1 つの遮蔽マーカの集合と見なし, l_1 と l_2 に囲まれる領域を遮蔽領域と呼び, この領域内にパーティクルをランダムに配置する.

重み計算

時刻 t における観測を用いて, 各パーティクルの重みを計算する. パーティクルの重みを計算するために, 人物を円, または楕円形としてモデル化する. このモデルを人体

モデルと呼び、評価実験では円および楕円形の2つの人体モデルについて比較検討を行う。円形の人体モデルに関しては、楕円を単純化したモデルであるため、ここでは楕円形の人体モデルを用いる場合についてのみ述べる。図 11 においてマーカ C, D および E が遮蔽されたとき、破線 l_1 と l_2 に囲まれる領域が遮蔽領域である。このとき、 p_1 のようにパーティクルの座標が実際の人物座標とほぼ一致する場合、楕円（パーティクル）は l_1 と l_2 に接するように位置されなければならない。提案手法では、パーティクルによって遮蔽されるマーカをシュミレーションし、パーティクルの位置に人物が存在したときに観測されると期待される疑似特徴ベクトルを生成する。この疑似特徴ベクトルと実際の観測から得られた特徴ベクトルとの比較を行い、パーティクルの重みを決定する。疑似特徴ベクトルが実際の特徴ベクトルと一致するパーティクルの重みは 1 とし、一致しないパーティクルの重みは 0 とする。図 11 において、パーティクル p_2 に対する重みを計算する際はまず楕円 p_2 の、カメラデバイスの座標を通る接線を求める（点線 l_{1p_2} と l_{2p_2} ）。点線 l_{1p_2} と l_{2p_2} に囲まれる領域が p_2 の遮蔽領域であり、遮蔽されるマーカは B から G である。このときの疑似特徴ベクトルはマーカ B から G に対応する特徴量が 0 となるベクトルである。この疑似特徴ベクトルは、観測された特徴ベクトルと一致しないため、パーティクル p_2 の重みは 0 となる。これに対して、 p_1 のように、実際の人物座標に近いパーティクルでは、疑似特徴ベクトルが観測した特徴ベクトルと一致しているため、重みは 1 となる。

7. 評価

7.1 データセット

図 12 に示す 3 つの実験環境において評価実験を行った。50 mm 四方のマーカを環境の壁などに 50 mm 間隔で添付した。提案手法の基本的な推定精度の検証を行うために、環境 1 には家具などはいっさい設置されていない。環境 2, 3 は、実際の生活環境を想定した環境であり、環境 2

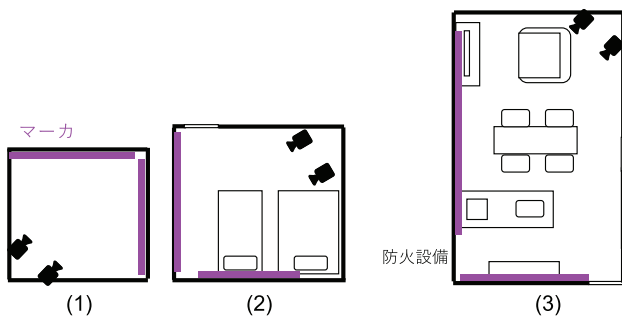


図 12 実験環境。環境 1, 2, 3 の広さはそれぞれ 3 m × 3 m, 4 m × 5.5 m, 4 m × 7 m である

Fig. 12 Experimental environments. The sizes of our environments 1, 2, and 3 are 3 m × 3 m, 4 m × 5.5 m, 4 m × 7 m, respectively.

はベッドが設置されたベッドルーム、環境 3 はキッチンやテーブルなどが設置されたリビングルームである。また、扉や防火設備など設置環境の制約上、マーカを添付することのできない領域が存在する。

3 つの環境においてそれぞれ 5 セッションの歩行データを収集した。なお歩行した被験者はすべてのセッションで同一である。1 セッションはおよそ 5 分間の歩行で、ランダムに次の移動先を決定し最短パスで移動する“Random waypoint model”に従って歩行した。被験者には目的地に到着するごとに所持する携帯端末によって次の移動先が指示される。次の移動先は環境マップ上に一様分布するようランダムに決定される。被験者は次の移動先を確認後、ただちに移動を開始する。また被験者には最短経路を自然に歩行するように指示しており、その速度はおよそ 1.5 m/s であった。開発した赤外線カメラデバイスによる観測はおよそ 10 Hz であり、1 セッション（5 分間）はおよそ 3,000 点の観測からなる。人物座標の真値は、環境全体を撮影したカラー画像から取得した。具体的には環境の床に格子状に参照用のマーカを設置し、カラー画像から目視で座標を入力した。なお、カラー画像は赤外線画像と同一のタイミングで取得している。

7.2 評価手法

提案手法の有効性を検証するために次の 5 つの手法に関して評価を行った。

FP：2 台のカメラを用いたフィンガープリンティングによる手法

FP-S：1 台のカメラを用いたフィンガープリンティングによる手法

GM：2 台のカメラを用いた幾何的な手法

GM-SE：1 台のカメラを用いた幾何的な手法（人体モデル：楕円形）

GM-SC：1 台のカメラを用いた幾何的な手法（人体モデル：円形）

Naive：環境の中心座標を推定座標とする単純な手法

フィンガープリンティングによる手法では、1 セッションをテストデータとし、残りのセッションをトレーニングデータとする交差検定により評価を行った。*GM-SC* で用いる円形のモデルの直径は被験者の肩幅から、*GM-SE* で用いる楕円形のモデルの長径と短径は被験者の胸囲および肩幅から決定した。各手法は、推定誤差の平均である平均絶対誤差により評価する。1 台のカメラのみを用いる手法においては、環境に設置した 2 台のカメラのうち右側に設置したカメラによって撮影した画像のみを用いた。評価に用いたパラメータについては、マーカの画像内座標の決定に用いた画像の枚数 $n_{mk} = 10$ 、サンプリングで生成するパーティクルの個数 $s = 5$ 、リサンプリングするパーティクルの個数 $r = 250$ とした。また、2 台のカメラを用いる

手法においてカメラ間のベースライン $b = 1$ [m], 1 台のみのカメラを用いる手法では $b = 0.1$ [m] である.

7.3 結果

7.3.1 位置推定精度

各手法での平均絶対誤差を図 13 に示す. また図 14 に環境 1 における各手法の絶対誤差の累積分布関数 (Cumulative Distribution Function, CDF) を示す. まず環境内に障害物などが存在しない環境 1 では, 2 台のカメラを用いたフィンガープリンティングによる手法 (FP) と幾何的な手法 (GM) は, およそ 0.3 m とほぼ同等の精度で高精度に位置推定が可能なが分かる. 図 14 に示す CDF から, 推定点のおよそ 90% が誤差 0.6 m 以内に収まっていることが分かる. この精度は, Wi-Fi 電波を用いたデバイスフリー位置推定手法の精度 (0.6 m から 5 m) に比べて十分高精度な結果である. また, UWB を用いた手法*2や

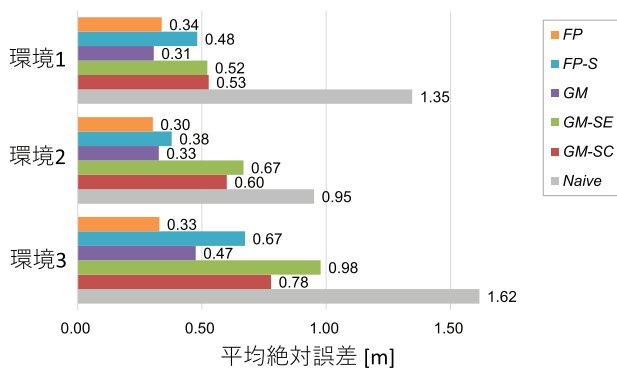


図 13 各手法の平均絶対誤差

Fig. 13 Positioning performances of methods.

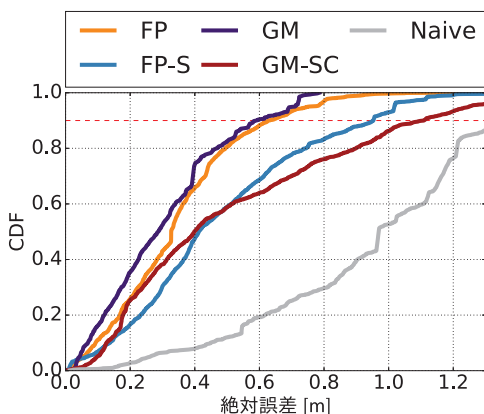


図 14 環境 1 における各手法の推定絶対誤差の累積密度関数 (Cumulative Distribution Function, CDF). 赤色の点線は累積確率 0.9 を表す

Fig. 14 Cumulative Distribution Function (CDF) of methods. The red dotted line represents the cumulative probability of 0.9.

*2 Microsoft Indoor Localization Competition@IPSN 2016: <https://www.microsoft.com/en-us/research/event/microsoft-indoorlocalization-competition-ipsn-2016/>

IR LED を用いた手法など最新のデバイスバウンドの手法に比べると精度は劣るものの, 提案手法では対象の人物に受信機などのデバイスを持たせる必要がないという利点がある. また, 1 台のカメラのみを用いた手法では, 2 台のカメラを用いた手法に比べると精度が落ちるものの 0.5 m 程度の精度で推定可能である. 図 14 に示す CDF から, FP-S に比べて GM-SC の推定精度が低下していることが分かる. 推定結果に関して検証したところ, 図 12(1) に示す環境マップの右上の領域において特に GM-SC の精度が低下していた. これは, GM-SC では, 人物の進行方向も同時に推定し, パーティクルフィルタによって追跡を行っているためであると考えられる. 前述の領域は部屋の角に相当するため, その領域で人物が方向転換をする. 提案手法におけるパーティクルフィルタでは移動モデルとして等速直線運動を仮定しているため方向転換直後の推定精度が低下するものと考えられる. 一方でフィンガープリンティングによる手法では, 収集したトレーニングデータを用いて推定を行う. トレーニングデータにはテスト時と同様に方向転換を行う際のフィンガープリントが収集されているため, 推定精度が低下しないものと考えられる.

環境 2 については, 2 台のデバイスを用いた場合は環境 1 と同様の結果となっているが, 1 台のデバイスのみを用いた手法では, フィンガープリンティングによる手法 (FP-S) が幾何的な手法 (GM-SE, GM-SC) に比べて精度の低下を抑えられていることが分かる. この傾向は環境 3 の 2 台のデバイスを用いた手法においても確認できるが, これは実生活を想定した環境の影響であると考えられる. 環境 2, 3 のように実際の生活環境では, 家具などの障害物の影響で人物が歩行できる位置に制約がある. たとえば, 机やキッチンカウンタの上を人が歩くことはないため, フィンガープリンティングによる手法で用いられるトレーニングデータにはそのような位置で得られたデータは存在しない. フィンガープリンティングによる手法はトレーニングデータに含まれないような位置座標を出力しないが, 幾何的な手法では起こりえないような位置座標を計算結果として出力する場合があるため, そのような環境において幾何的な手法の精度が低下した.

なお, 環境 2 は環境 1 よりも広い環境であるにもかかわらず, Naive 手法において環境 2 の方が平均絶対誤差が小さくなっている. これは, 環境 2 ではベッドなどの家具が設置されている影響で, 人物の歩行軌跡が一様に分布しないためである.

環境 3 においては, 環境 1, 2 に比べて平均絶対誤差が大きくなっている. この原因としては, 環境は 3 が環境 1, 2 に比べて広い環境であるということがあげられる. 本実験ではデバイスのベースラインを固定して観測を行っているため, 5.3 節で述べたようにマーカとデバイス間の距離が大きくなることによって視差が減少し推定精度が低下す

る。また、環境3では左下の壁に防火設備が設置されていたためマーカを添付することができなかった。一部の壁にマーカが添付できなかったことで、その部分とカメラとの間に人物が存在した場合に平均絶対誤差が大きくなったものと考えられる。環境内の人物位置と平均絶対誤差の関係に関する詳細な議論については文献 [18] を参照されたい。

$GM-SE$ と $GM-SC$ を比較すると、 $GM-SC$ の推定精度が上回っている。胴体の断面の形状を考えると楕円形であるが、人は歩行するときに腕を動かしており、腕によってもマーカが遮蔽される。このことにより、人物がカメラに対して正面を向いている場合でも、横を向いている場合でも遮蔽されるマーカの数に変化がなく、円形のモデルを用いた $GM-SC$ のほうが精度が良かったものと考えられる。

7.3.2 マーカ添付位置の推定精度

幾何的な手法ではステレオマッチングによって環境に添付したマーカの空間座標を推定する。推定された各マーカの座標を用いて人物座標を推定するため、各マーカの座標の推定精度が人物座標の推定精度に大きな影響を与えると考えられる。ここでは各マーカの座標の推定精度について評価を行うとともに、各マーカの座標の真値を用いた場合の人物座標の推定精度について検証する。

マーカ推定座標の平均絶対誤差は2台のカメラを用いた場合が0.44 m、1台のカメラを用いた場合が0.36 mであった。2台のカメラを用いた場合に比べて1台のカメラを用いた方が高精度にマーカの貼付座標を推定できていることが分かる。これは、2台のカメラをそれぞれ設置する場合に比べて、図10に示したデバイスを用いることで、より厳密にベースライン b を計測できたためと考えられる。この結果からは、厳密なマーカ座標は推定できていないことが分かるが、この誤差が位置推定精度にどの程度影響するか検証するために、マーカの貼付座標の真値を実測し、その値を用いて人物座標の推定を行った。真値を用いた場合の平均時絶対誤差 $GM (manual)$ を図15に示す。この結果からは実測したマーカ座標の真値を用いることによって推定精度がわずかに向上しているが、その影響は小さいということが分かる。

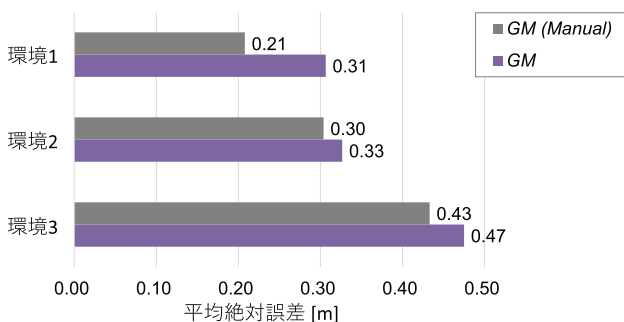


図15 実測したマーカ座標を用いた場合の推定精度 ($GM (manual)$)
Fig. 15 Positioning performances of GM when we use the 3D coordinates of markers that are measured manually ($GM (manual)$).

7.3.3 学習に用いるトレーニングデータ量の影響

フィンガープリンティングによる手法では、フィンガープリントデータベースによって推定するため、推定精度はトレーニングデータの量に依存する。図16にトレーニングデータの量を変化させたときの推定精度の推移を示す。この結果から、トレーニングデータの量を増やしても推定誤差の大幅な減少は見られず、2, 3セッションのデータを収集することで、十分高精度に推定可能なことが分かる。評価実験においては、1セッションおよそ5分間の歩行としてデータを収集したため、およそ10から15分のデータを収集すれば十分であるということが分かる。

7.3.4 特徴量抽出の頑健性に関する検証

提案手法では環境に貼付したマーカの遮蔽情報から特徴ベクトルを構築する。各マーカの遮蔽状況を判定する際に、ノイズなどの影響により誤判定が発生する可能性がある。また、マーカが剥がれたり、人物とは関係のない遮蔽物が置かれたりした場合にも誤判定が発生する。このような誤判定に対する頑健性を検証するために、特徴ベクトルの一部を書き換えて擬似的に誤判定が発生した状況を想定し、推定精度の検証を行った。環境1におけるデータセットを用いて、誤判定の影響を受けやすいと考えられる FP および $FP-S$ に関して検証を行った。実験では推定を行う際に、特徴ベクトルからランダムに n_{rmv} 個の特徴量を選択し、特徴値を0に置き換えた。図17にランダムに書き換える特徴量の個数 n_{rmv} と推定誤差の関係を示す。この結果からは、 n_{rmv} を大きくしても推定精度の低下が抑えられていることが分かる。これは推定に用いた特徴ベクトルの次元数が n_{rmv} に比べて十分に大きいためであると考えられる。この結果から、提案手法は一部のマーカにおける誤判定に対して頑健であることが分かる。

7.3.5 フィンガープリンティングにおける人物の体格差による影響に関する検証

7.1節での評価実験では、すべて同一の人物に対してデータの収集を行った。フィンガープリンティングによる手法では、収集したデータによってデータベースを構築し推定

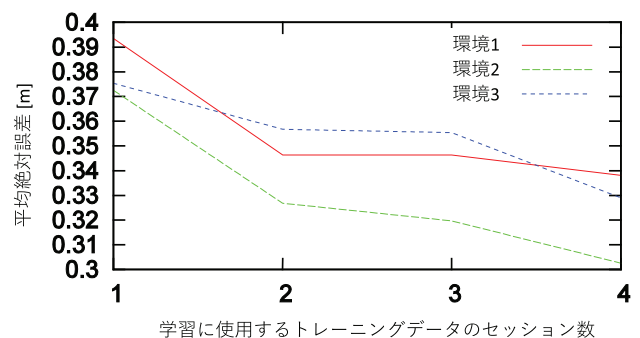


図16 トレーニングデータの量を変化させたときの推定精度の推移 (FP)
Fig. 16 Error distances with changing the number of training data.

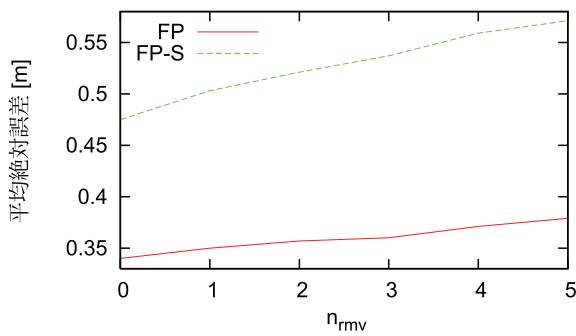


図 17 ランダムに書き換える特徴量の個数 n_{rmv} を変化させたときの環境 1 における推定精度の推移 (FP, FP-S)

Fig. 17 Error distances when we cover randomly selected markers.

表 1 被験者の体格差による遮蔽されるマーカ数の変化

Table 1 The number of occluded markers for each participants with changing the distance between the participants and the device.

	0.5 m	1.0 m	1.5 m	2.0 m	2.5 m
A	6	8	10	12	22
B	5	6	9	11	20
C	6	7	12	13	22
D	6	7	9	11	20
E	6	7	10	13	23
F	6	7	10	12	22
G	6	8	11	13	23
H	6	7	9	11	20

表 2 被験者 A から H の体格に関する情報

Table 2 Physical attributes of participants.

	身長 [cm]	体重 [kg]	肩幅 [cm]	ウエスト [cm]
A	165	65	46	85
B	158	無回答	38	65
C	159	54	44	73
D	161.6	56.8	45	76
E	167	59	46	77
F	170	58	46	71
G	176.7	74.1	46	86
H	178	61.2	45	71

を行う。実運用においては、データベースを構築するためにデータを収集する人物と、推定の対象となる人物が異なるケースが想定される。そこで本項では、人物の体格差が観測されるフィンガープリントに与える影響について検証する。

体格差の影響を検証するために、8名の被験者（7.1節での評価実験の被験者を含む）に対して同一地点に立った場合に遮蔽されるマーカの比較を行った。環境 1 を想定し、マーカから 3m の場所にカメラを設置した。マーカと被験者間の距離が 0.5m, 1.0m, 1.5m, 2.0m, 2.5m となる 5 地点において、被験者がカメラに対して正対するように静止した状態で観測した。被験者ごとの遮蔽したマーカの個数および各被験者の体格に関する情報を表 1 および表 2

に示す。なお、体格に関する情報は任意で回答を求めたため一部が無回答となっている。また、7.1 節での評価実験における被験者は被験者 A である。この結果から、体格差が遮蔽されるマーカの個数に与える影響は、最大でも 3 個程度ということが分かる。これはマーカを離散的に貼付しているため、遮蔽される領域の幅の変化に影響されにくいためであると考えられる。本実験では被験者が測定地点で静止して計測したが、歩行時には腕の動きなどによって同一地点であっても 3 個以上のマーカの遮蔽状況が変化する。このことから、体格の違いによる推定精度の影響は小さいと考えられる。また、前項の特徴量抽出の頑健性に関する検証においても、少数の特徴量を書き換えて推定した場合に大きく精度低下することはないことが示されている。

8. 議論

環境内に存在する金属やガラス製の物体は赤外光を反射するため、提案する赤外線カメラデバイスがその反射を撮影してしまう可能性がある。しかし、提案手法ではキャリブレーションフェーズにおいて事前に画像内にマーカが存在する領域のみを検出し、特徴量抽出を行うため、こうした物体による反射の影響を受けない。ただし、キャリブレーションフェーズにおいてはこのような物体をあらかじめ取り除いておく必要がある。

評価実験においては、人物が環境内を歩行する場合を想定してデータを収集した。しかし、たとえば環境内で人物が座った場合、どのマーカも遮蔽されない状況となる。提案手法では遮蔽されたマーカが存在しない場合、パーティクル（推定位置）は単純な移動モデルに従って移動してしまう。この課題に対しては、たとえば、長時間マーカの遮蔽が観測されない場合、最後に遮蔽が観測された時刻での人物座標を現在の座標とするといった対処が考えられる。

また、提案手法では赤外線カメラを用いるため、図 3 に示すように人物の外観を撮影しない。しかし、たとえば太陽光が強く当たる環境では、太陽光に含まれる赤外線に居住者が照らされることによってプライバシーが侵害される可能性がある。本研究ではプライバシーの侵害度を調査するためのアンケート調査を行っているが、その詳細については文献 [18] を参照されたい。

9. おわりに

本論文では、フィンガープリンティングによる手法とマーカ添付位置較正による幾何的な手法の 2 つの屋内位置推定手法に関して評価を行った。生活環境を想定した評価実験においては、フィンガープリンティングによる手法がマーカ添付位置較正による幾何的な手法を上回る精度で推定可能なことを示した。このことから、十分なトレーニングデータを収集できる環境においては、フィンガープリンティングによる手法が有効であるといえる。一方で、ト

レーニングデータを必要としないマーカー添付位置較正による幾何的な手法においても、十分高精度な推定が可能であることを示した。

今後の課題としては、提案手法で用いる赤外線カメラデバイスの外観が通常のカラーカメラと変わらないという課題があり、実際のユーザに受け入れられるか検証を行う必要がある。また、たとえばL字型など複雑なレイアウトで、多くの家具が設置されたより生活環境に近い環境で実験を行う予定である。さらに、本研究においては事前に収集したデータに対してオフラインで推定処理を行ったが、実運用ではリアルタイムでの推定が求められる。リアルタイム性を確保するための高速化については今後の課題としたい。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST JPMJCR15E2 および JSPS 科研費 JP26730047 の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] Paul, S.A., Wan, E.A., Adenwala, F., Schafermeyer, E., Preiser, N., Kaye, J. and Jacobs, P.G.: MobileRF: A robust device-free tracking system based on a hybrid neural network HMM classifier, *Proc. 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp.159–170 (2014).
- [2] Ohara, K., Maekawa, T., Kishino, Y., Shirai, Y. and Naya, F.: Transferring positioning model for device-free passive indoor localization, *Proc. 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp.885–896 (2015).
- [3] Aslam, J., Butler, Z., Constantin, F., Crespi, V., Cybenko, G. and Rus, D.: Tracking a moving object with a binary sensor network, *Proc. 1st International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.150–161 (2003).
- [4] Fleuret, F., Berclaz, J., Lengagne, R. and Fua, P.: Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.30, No.2, pp.267–282 (2008).
- [5] Fod, A., Howard, A. and Mataric, M.J.: A laser-based people tracker, *Proc. 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '02)*, Vol.3, pp.3024–3029 (2002).
- [6] LaMarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., Hightower, J., Smith, I., Scott, J., Sohn, T., Howard, J., Hughes, J., Potter, F., et al.: Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild, *Proc. Pervasive Computing*, pp.116–133, Springer (2005).
- [7] Wang, Y., Yang, X., Zhao, Y., Liu, Y. and Cuthbert, L.: Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods, *Proc. 10th IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pp.837–842 (2013).
- [8] Priyantha, N.B., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H.: The cricket location-support system, *Proc. 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.32–43 (2000).
- [9] 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).
- [10] Shrivastava, N., Madhoo, R.M.U. and Suri, S.: Target tracking with binary proximity sensors: fundamental limits, minimal descriptions, and algorithms, *Proc. 4th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.251–264 (2006).
- [11] Kosba, A.E., Abdelkader, A. and Youssef, M.: Analysis of a device-free passive tracking system in typical wireless environments, *Proc. 3rd International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*, pp.1–5 (2009).
- [12] Suzuki, S.: Topological structural analysis of digitized binary images by border following, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol.30, No.1, pp.32–46 (1985).
- [13] Douglas, D.H. and Peucker, T.K.: Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature, *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, Vol.10, No.2, pp.112–122 (1973).
- [14] Hamming, R.W.: Error detecting and error correcting codes, *Bell System Technical Journal*, Vol.29, No.2, pp.147–160 (1950).
- [15] Crisan, D. and Doucet, A.: A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.50, No.3, pp.736–746 (2002).
- [16] Szeliski, R.: *Computer vision: Algorithms and applications*, Springer Science & Business Media (2010).
- [17] Hartley, R. and Zisserman, A.: *Multiple view geometry in computer vision*, Cambridge University Press (2003).
- [18] Santo, H., Maekawa, T. and Matsushita, Y.: Device-free and Privacy Preserving Indoor Positioning using Infrared Retro-reflection Imaging, *Proc. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp.141–152 (2017).



山藤 浩明 (学生会員)

平成 28 年大阪大学工学部電子情報工学科卒業。同大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻博士前期課程入学。コンピュータビジョンに関する研究に従事。



前川 卓也 (正会員)

平成 15 年大阪大学工学部電子情報エネルギー工学科卒業。平成 18 年同大学大学院情報科学研究科博士後期課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。平成 24 年 4 月より大阪大学大学院情報科学研究科准教授。平成 25 年 8~10 月スイス連邦工科大学ローザンヌ校招聘教授。博士(情報科学)。本会平成 22 年度山下記念研究賞, 日本データベース学会平成 25 年度上林奨励賞等受賞。ACM, IEEE, 電気学会, 日本データベース学会各会員。



松下 康之

1998 年東京大学工学部卒業。2003 年同大学大学院工学系研究科電子情報工学博士後期課程修了。同年 Microsoft Corp. に入社し Microsoft Research Asia の Visual Computing Group に研究員として勤務。2015 年 4 月より大阪大学大学院情報科学研究科教授, 現在に至る。コンピュータビジョン・機械学習・最適化の研究に興味を持つ。