

赤外線カメラと再帰性反射マーカを用いた プライバシーに配慮した屋内位置推定に関する検討

山藤 浩明² 前川 卓也^{1,3,4} 松下 康之¹

概要：屋内位置推定技術は、独居高齢者の見守りや商業施設等でのユーザの動線分析といったアプリケーションで活用されることが期待されている。こうしたアプリケーションでは、ユーザの抵抗感を低減するためにプライバシーに配慮した屋内位置推定手法が求められる。本稿では、赤外線カメラと再帰性反射材を用い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配置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、マーカの遮蔽情報からマーカ方向における人物の存在の有無を推定する。提案手法では、これまでの Wi-Fi を用いた手法や可視光カメラを用いた手法に比べて、設置コストやプライバシーの問題が軽減されることが期待される。本稿では、機械学習に基づく手法と、マーカ添付位置を較正することによる幾何的な手法の 2 つのデバイスフリー屋内位置推定手法を提案し、推定精度の観点から比較検討する。

1. はじめに

近年、センサ技術の発展に伴い、様々なセンサを用いた屋内位置推定に関する研究が盛んに行われている。屋内位置推定技術は、商業施設等での動線分析や独居高齢者の見守り、ホームオートメーション、ライフログ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) を用いたものが挙げられる。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小さいが、センサ自体が高価であるという問題があり、高齢者

の見守りなどのアプリケーションへの適用は困難である。

また、スマートフォンの普及に伴って、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 の他に、超音波や Ultra Wide Band (UWB) 等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等の受信機を添付する必要があることが挙げられる。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常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り、受信機には電源を確保しなければならないことから設置コストが高い。

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 点が挙げられる。そこで本研究では、これらの問題を解決する新

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

² 大阪大学工学部電子情報工学科
School of Engineering Division of Electronic and Information Engineering, Osaka University

³ 国際電気通信基礎技術研究所
Advanced Telecommunications Research Institute International (ATR)

⁴ JST CREST

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オクルージョンを利用して検知する（図 1）．図ではマーカ A とカメラの間に人が存在するため，カメラはマーカ A のみを捉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．本稿では，環境に 2 台のデバイスを設置し，機械学習に基づく手法とマーカ添付位置校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，推定精度の比較検討を行う．

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がほとんど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非常に安価な点，(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，(5) 電波を用いた手法に対して光学的な手法を用いることで高精度な位置推定が行える点，(6) 幾何的な手法では事前に位置ラベル付きのトレーニングデータを収集する必要がない点などが挙げられる．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 [10], [11] 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．

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 [1] やカメラ [4], LRF [5] を用いた手法の他に，Wi-Fi [8], Bluetooth [15], 超音波 [12], UWB [6] 等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

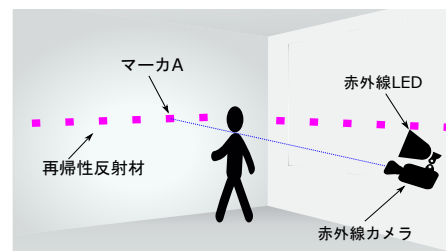


図 1 赤外線デバイスとマーカの設置例

よび移動方向の推定を行うモデルを提案している [1]．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，センサの検出範囲及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 [13]．Fleuret らは，目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 [1], [13]，(2) プライバシーの問題 [4]，(3) デバイスが高価であるという問題 [5] などがある．

また近年，スマートフォンの普及に伴って，Wi-Fi 等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 [8]．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．

本稿で提案する機械学習に基づく位置推定手法では各マーカ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．

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 等の電波を用いた一般的な屋内位置推定ではユーザが常に受信機を持ち歩く必要があるため，独居高齢者の

見守りのような常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 [7]．学習フェーズにおいて各参照点に人が居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 [11]．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 [10]、およそ 10 m 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 1.63 m の精度でユーザの位置が推定可能なことを示した．

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. 提案手法

本稿では機械学習に基づく手法と、マーカ添付位置校正による幾何的な手法の 2 つの位置推定手法を提案する．以降では、まず両手法で用いるセンシングデバイスの構成について説明した後、各手法について説明する．

3.1 プロトタイプデバイス

本研究では、市販の Web カメラを改造して安価に製作可能である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、本研究で開発した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、図 2 に示すように (1) 赤外線カメラ、(2) 赤外線 LED、(3) 赤外線 LED 制御ボードの 3 つの要素によって構成されており、それぞれについて以下で説明する．

赤外線カメラ

本研究では安価に入手可能な市販の 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赤外線カメラを製作した．使用した Web カメラは 2500 円程度で安価に入手可能で、画角は 120° あるものを用いたため一台で広範

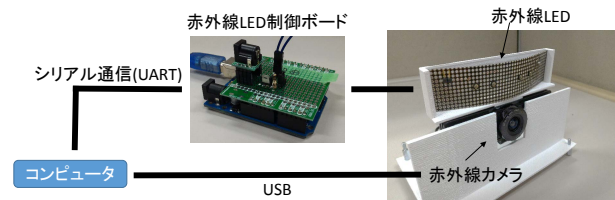


図 2 赤外線カメラデバイスの構成図

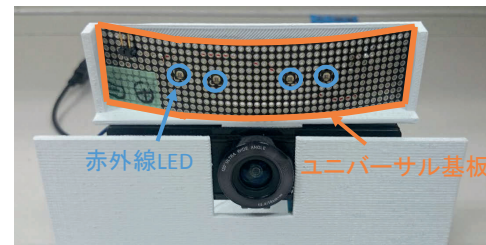


図 3 赤外線 LED モジュール

囲を撮影することができる．装着するフィルタには、波長 920 nm 以下の光を遮断する赤外線透過フィルタを用いた．Web カメラのフォーカスは手動で設定するものとし、露光時間は $\frac{1}{256}$ 秒とした．撮影する画像の解像度は 1280 × 720 である．ほぼ同じアングルで撮影した赤外線画像とカラー画像の例を図 4 に示す．

赤外線 LED

提案手法では、広範囲に赤外線を照射する必要がある．そこで照射角が 75 度の広範囲に照射可能な赤外線 LED を 4 つ使用し、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図 3 に示すように配置することで、さらに広範囲に照射できるような工夫を施した．また、赤外線 LED として入手性が高い 940 nm の波長をもつものを用いた．

赤外線 LED 制御ボード

赤外線カメラで撮影した画像には、太陽光からの赤外線や蛍光灯等も写り込んでしまう．そこで提案手法は、赤外線 LED を高速に点灯・消灯させた際にそれぞれ撮影した画像の差分を取ることでマーカのみを検出する．本研究では、Web カメラを改造した赤外線カメラを用いるためカメラ自体には外部光源を制御する機能を内蔵していない．そのため、マイコンボードである Arduino^{*1} を用いて、赤外線 LED 制御ボードを製作し、コンピュータから赤外線 LED の点灯・消灯を制御することで、カメラ画像を撮影するタイミングとの同期を取る．制御ボードとの通信処理の遅延や、コンピュータが Web カメラの画像を撮影しディスクに書き出すまでの遅延などの影響により、赤外線カメラデバイスのフレームレートはおおよそ 3 fps となっている．ここでのフレームレートとは、赤外線 LED の点灯時と消灯時 2 枚の画像を 1 組にして 1 フレームと数えたものである．

^{*1} <https://www.arduino.cc/>

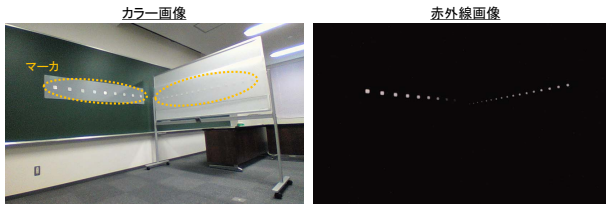


図 4 カラー画像と赤外線画像

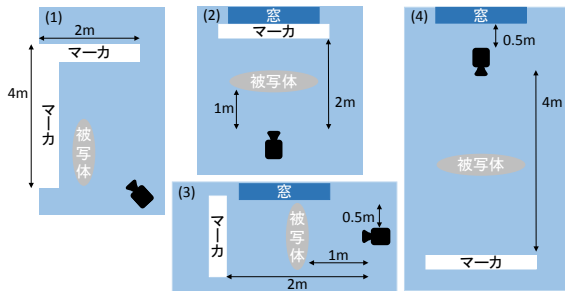


図 5 撮影環境

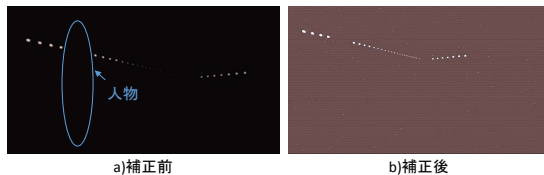


図 6 直射日光のない環境

赤外線画像の例

製作した赤外線カメラデバイスを用いて、図 5 に示す環境 (1) から (4) で撮影した画像の例を図 6 から 9 に示す。また、明るさ・コントラスト・ガンマ値を補正し、暗い画像の視認性を向上させたものも示している。

図 6 は図 5 の環境 (1) に示す窓が映り込まない環境で撮影した画像であり、人物によりマーカが遮蔽されていることが分かる。図 7 は環境 (2) で撮影した画像であり、窓枠の下にマーカを設置し、窓の方向にデバイスを向けている。窓及びマーカまでの距離が 2 m、被写体までが 1 m である。窓とマーカがカメラに対して同じ方向にあっても、カメラがマーカを捉えられていることが分かる。図 8 は環境 (3) で撮影した画像であり、窓に対して平行にデバイス・被写体・マーカが並んでいる。デバイスから窓までの距離は 0.5 m、マーカまでは 2 m、被写体までは 1 m である。上下に LED を点灯させた際の画像と消灯させた際の画像を示している。マーカが窓の近くに設置されていても、LED 消灯時にはマーカがカメラ画像に映り込んでいないことが分かる。図 9 は環境 (4) で撮影した画像であり、直射日光の入る窓を背にしてデバイスを設置、デバイスから 4 m の位置にマーカを設置し、被写体のデバイスからの距離を 1 m、2 m、3 m と変化させて撮影した。カメラの撮影方向と太陽光の方向がほぼ同じであっても、LED 消灯時にマーカがカメラ画像に映り込んでいないことが分かる。

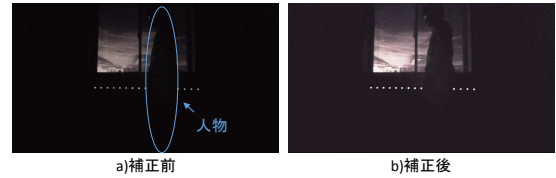


図 7 窓に向けてデバイスを設置した環境

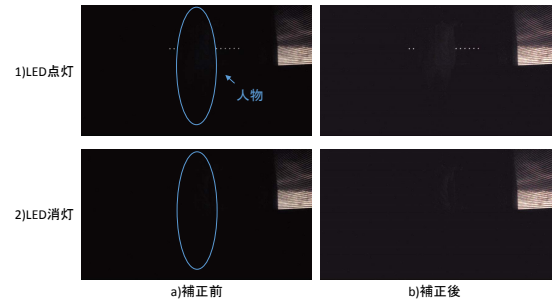


図 8 横から直射日光が当たる環境

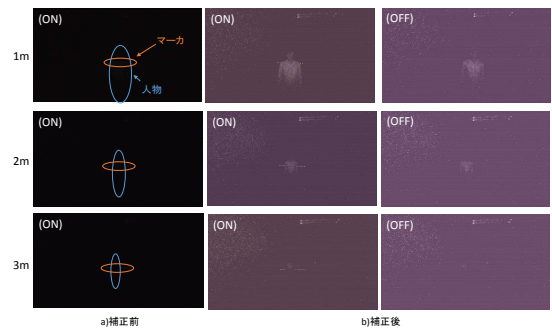


図 9 窓を背にデバイスを設置した環境

3.2 機械学習に基づく手法

ここでは、機械学習に基づく屋内位置推定手法について説明する。図 10 に学習フェーズとテストフェーズからなる機械学習に基づく位置推定手法の概要を示す。学習フェーズではまず、環境に再帰性反射材のマーカと赤外線カメラデバイスを設置し、無人の環境で画像を撮影したあと、各マーカ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居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量とし、各座標での特徴量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。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。
マーカ検出

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を検出するアルゴリズムについて説明する。マーカ検出アルゴリズムの手順を図 11 に示す。3.1 節で述べたように赤外線カメラデバイスからは、ほぼ同時刻に赤外線 LED を点灯して撮影した画像 (点灯画像) と消灯して撮影

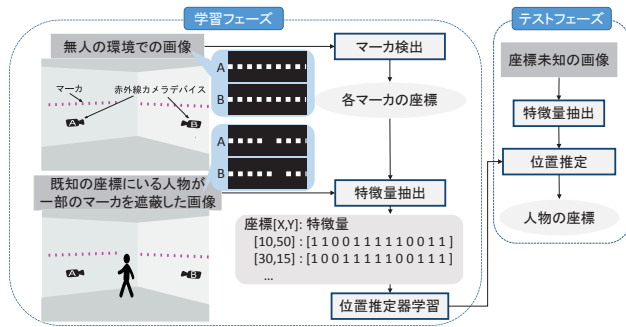


図 10 機械学習に基づく屋内位置推定手法の概要

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 11 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。点灯画像及び消灯画像を 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。本研究では鈴木ら [14] 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。本研究では Douglas-Peucker アルゴリズム [3] を用いる。今回の実装では元の輪郭線とポリゴン近似後の輪郭線のずれの許容誤差を 3 ピクセルとした。図 11-(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得る。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 2 次元点をすべて包含する最小の円のことであり、ひと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 11-(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。

5) ノイズに頑健なマーカ検出を行うため 1) から 4) までの処理を複数の画像ペアに適用する。まず無人の環境において撮影された複数枚の画像に 1) から 4) までの処理を適用し、各マーカの最小包含円を画像ペア数分だけ得る。これらに対して、同じマーカから検出された最小包含円の対応付けを行う。各画像で検出された最小包含円が図形的に

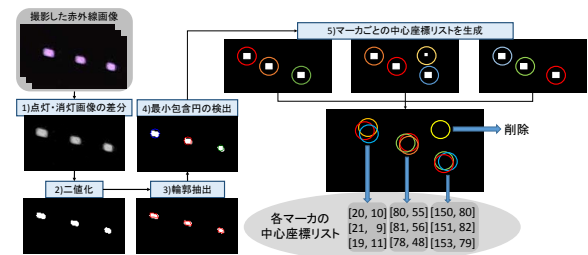


図 11 マーカ検出アルゴリズムの概要

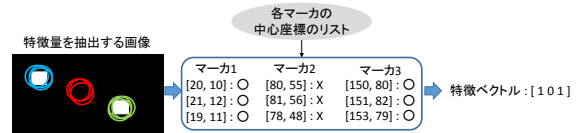


図 12 特徴量抽出アルゴリズムの概要

重なるものを同じマーカから検出された最小包含円であるとし、各マーカごとに最小包含円の中心座標のリストを生成する。このリストから、ノイズの影響を排除するため、マーカの中心座標が 1 つしか含まれない、すなわち 1 枚の画像からのみ検出されたマーカを削除する。

以上の処理によって、無人の環境で撮影された複数枚の画像から、各マーカの中心座標のリストを得ることができる。

特徴量抽出

マーカ抽出アルゴリズムによって各マーカの中心座標リストが得られる。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、マーカごとに保持している中心座標について、それぞれの座標ごとに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し、最終的には多数決によってそのマーカが遮蔽されているか否かを決定する。全マーカに対して同様の処理を行い、遮蔽されている場合は 0、遮蔽されていない場合は 1 の特徴量が抽出されるものとする。そして、全てのマーカの特徴量を連結して表した特徴ベクトルを生成する。提案手法では、マーカの遮蔽を判定する輝度の閾値としての 256 階調中の 100 を用いた。これは実際に撮影した画像を用いた事前実験により決定したものである。

環境に複数設置されているデバイスがそれぞれ撮影した画像に対して、特徴ベクトルの作成までの処理を独立して行い、それらの特徴ベクトルを連結することで 1 つのベクトルに統合する。この特徴ベクトルの次元数は、複数台のデバイスで撮影された画像に写っているマーカの延べ数である。以上のようにして作成された特徴ベクトルを、位置推定器の学習および、それを用いた位置推定に用いる。

機械学習による屋内位置推定

機械学習による屋内位置推定は、大きく位置推定器の学習と位置推定のフェーズに分けられる。学習フェーズでは、環境内の複数の座標が既知である様々な参照点に人が

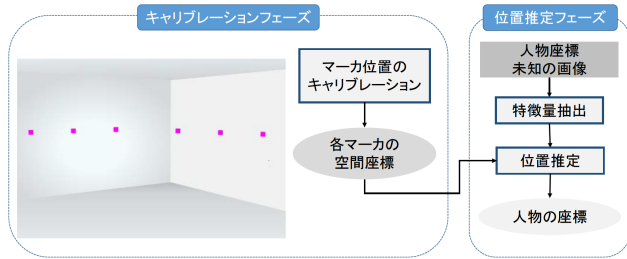


図 13 マーカ添付位置校正による幾何的な位置推定手法の概要

居るときの画像を撮影し、特徴ベクトルとそれに対応する位置座標のセットを取得する。このデータをトレーニングデータとして位置推定器を学習する。推定フェーズでは、人の座標が未知である画像から特徴ベクトルを抽出し、学習フェーズで学習した位置推定器を用いて座標を推定する。本研究では、最近傍法を位置推定器として用いた。

すなわち、まず学習フェーズにおいては、デバイスを設置した環境内を人が自由に歩行しデータを収集する。この際、人の歩行軌跡（座標）はカラー画像を撮影することで得る。こうして得られた画像に先に述べた特徴量抽出アルゴリズムを適用して、特徴ベクトルとそれに対応する位置座標のセットにしたフィンガープリントを生成する。

推定フェーズでは、座標未知のテストポイントに人が居るときの画像に対して、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それぞれ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ユークリッド距離を用いた。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テストポイントでの座標とする。

3.3 マーカ添付位置校正による幾何的な手法

ここではマーカ添付位置校正による幾何的な屋内位置推定手法について説明する。図 13 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校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ー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ーの空間座標と各マーカー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。

3.3.1 マーカ添付位置の校正

提案手法では、2 台のカメラを光軸が平行になるよう水平に設置し、ステレオマッチングを行うことでマーカーの空間座標を計算する。一般的なステレオマッチングでは、2 台のカメラで撮影された画像（ステレオ画像）に対して SIFT [9] や SURF [2] などの特徴量を抽出し、特徴点のマッチングを行う。しかし、本研究では同じ形状のマーカーを使用するため一般的な特徴量を用いる手法では正しくマッチ

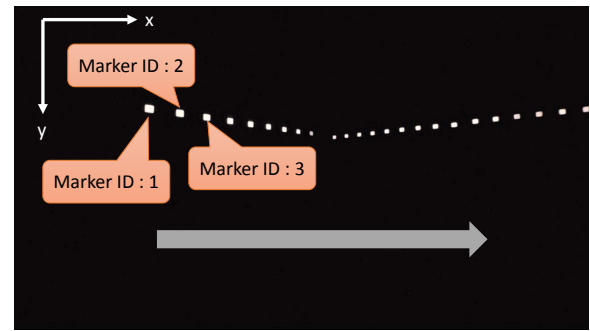


図 14 マーカマッチング

ングすることができない。そこで提案手法では、各マーカーを抽出し、マーカーごとにマッチングを行うことで正確なステレオマッチングを行う。以降では、マッチングの手順と、マーカーの座標推定の手順について説明する。

マーカマッチング

提案手法ではマーカーは図 1 で例示したように壁に一列に添付し、添付したすべてのマーカーが 2 台のカメラに写る環境を想定する。この場合、図 14 に示すように、画像を x 方向に探索し、検出したマーカーに順に番号を振ることで、物理的なマーカーと一意に対応するマーカー ID を決定できる。2 枚のステレオ画像に対して、それぞれ各マーカーのマーカー ID を決定することで、2 画像に写っているマーカーの対応を容易に求めることが可能である。各画像でのマーカー検出には、3.2 節で述べたマーカー検出アルゴリズムを用い、一組の画像ペアから各マーカーの最小包含円を計算し、その中心座標を各マーカーの画像内座標とする。

マーカーの空間座標推定

2 枚のステレオ画像それぞれにおける各マーカーの画像内座標から三角測量の原理を用いて各マーカー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 15 に 2 台のカメラと注目点との位置関係を示す。2 台のカメラ間の距離（ベースライン）と焦点距離は既知であり、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、注目点までの深度 Z (Z 座標) は、焦点距離 f 、ベースライン 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。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、注目点の画像内 x 座標 u を用いて $X = \frac{uZ}{f}$ 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 座標及び 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

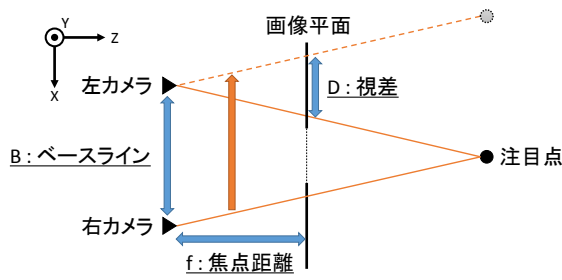


図 15 三角測量

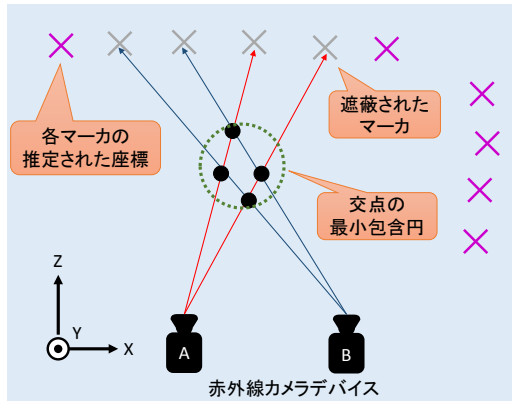


図 16 遮蔽情報から人物座標の推定

なる．なお使用した web カメラについて光軸中心を求めるために，事前実験としてキャリブレーションを行った結果ほぼ画像中心と一致したため，光軸中心として画像中心を用いた．

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．

3.3.2 幾何的な屋内位置推定

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 3.2 節で述べた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，各カメラから見て遮蔽されているマーカに対して線を引くと図 16 のように表せる．それぞれのカメラから引いた線の交点に遮蔽する物体が存在することが分かる．遮蔽する人物が円形であると仮定して，すべての交点を包含する最小包含円を計算し，その円の中心座標をその時刻における人物の座標とする．

4. 評価

図 17 に示す実験環境において評価実験を行った．およそ $3\text{m} \times 3\text{m}$ の実験環境に 50mm 四方のマーカを 100mm 間隔で 24 個添付し，2 台のカメラ (A デバイス，B デバイス) をベースラインが 100cm になるように，また添付したすべてのマーカが撮影できる位置に固定した．

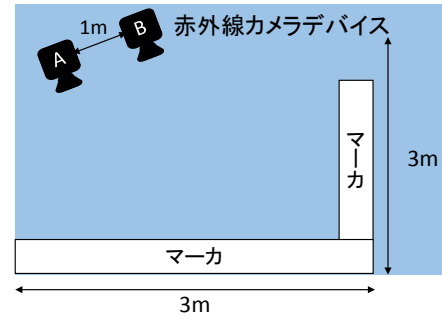


図 17 実験環境

表 1 各提案手法における平均絶対誤差

手法	平均絶対誤差 [m]
機械学習に基づく手法	0.340
幾何的な手法	0.227

データセット

図 17 に示す実験環境において 3 セッションの歩行データを撮影した．各セッションはおよそ 2 分間の歩行で，実験環境をランダムに歩行した．

評価手法

機械学習に基づく手法とマーカ添付位置校正による幾何的な手法の 2 つの位置推定手法について各々位置推定を行った．

機械学習に基づく手法については 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を行った．マーカ添付位置校正による幾何的な手法では，歩行データを撮影する前にマーカ添付位置の校正を行い，各セッションについて位置推定を行った．

評価結果

各手法における推定誤差の絶対値の平均である平均絶対誤差を表 1 に示す．また，累積分布関数を図 18 に示す．

機械学習に基づく手法では 0.340m ，マーカ添付位置校正による幾何的な手法では 0.227m と提案した両手法において高精度な位置推定が可能なが分かる．電波を用いた一般的なデバイスフリー屋内位置推定の精度は約 1.5m 程度であり，提案手法の優位性を示せた．また，マーカ添付位置校正による幾何的な手法では，トレーニングデータを用いて事前に学習する必要がなく，新たな環境への導入コストが低いといえる．

5. おわりに

本研究では，これまでの Wi-Fi 電波やカメラを用いた位置推定手法に比べて，可視光を撮影しない赤外線カメラと再帰性反射材を用いることで，設置コストが低く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した．本稿では，機械学習に基づく手法とマーカ添付位置校正に

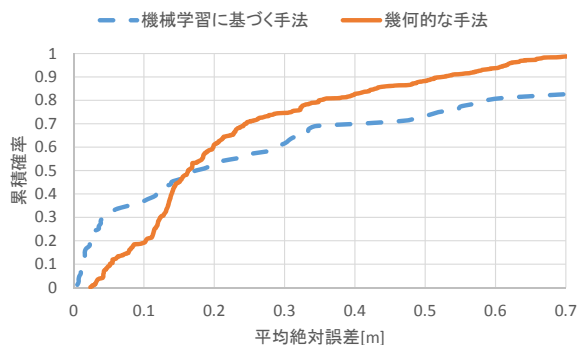


図 18 累積分布関数

より幾何的な手法を提案し、各々評価実験を行った結果、両手法ともに高精度な位置推定が可能であることを示した。

マーカ添付位置校正による幾何的な手法では、ステレオマッチングを用いマーカ添付位置を推定することで新たな環境への導入コストの低い屋内位置推定を実現した。今後は、より導入コストの低い屋内位置推定を実現するために、2台のカメラのベースラインを固定することなく自由に設置しマーカ位置を推定できる手法を検討する。

謝辞

本研究の一部は、JST CREST および JSPS 科研費 26730047 の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] Aslam, J., Butler, Z., Constantin, F., Crespi, V., Cybenko, G. and Rus, D.: Tracking a moving object with a binary sensor network, *Proceedings of the 1st international conference on Embedded networked sensor systems*, ACM, pp. 150–161 (2003).
- [2] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Van Gool, L.: Speeded-up robust features (SURF), *Computer vision and image understanding*, Vol. 110, No. 3, pp. 346–359 (2008).
- [3] 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).
- [4] Fleuret, F., Berclaz, J., Lengagne, R. and Fua, P.: Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map, *IEEE Transactions on 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, *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '02)*, Vol. 3, IEEE, pp. 3024–3029 (2002).
- [6] 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, *Signal Processing Magazine, IEEE*, Vol. 22, No. 4, pp. 70–84 (2005).
- [7] Kosba, A. E., Abdelkader, A. and Youssef, M.: Analysis of a device-free passive tracking system in typical wireless environments, *The 3rd International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*,

- IEEE, pp. 1–5 (2009).
- [8] 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, *Pervasive computing*, Springer, pp. 116–133 (2005).
- [9] Lowe, D. G.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *International journal of computer vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110 (2004).
- [10] Ohara, K., Maekawa, T., Kishino, Y., Shirai, Y. and Naya, F.: Transferring positioning model for device-free passive indoor localization, *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, ACM, pp. 885–896 (2015).
- [11] Paul, S. A., Wan, A. E., Adenwala, Fatema, Schafermeyer, Erich, Preiser, Nick, Kaye, Jeffrey, Jacobs and G, P.: MobileRF: A robust device-free tracking system based on a hybrid neural network HMM classifier, *the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp. 159–170 (2014).
- [12] Priyantha, N. B., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H.: The cricket location-support system, *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, ACM, pp. 32–43 (2000).
- [13] Shrivastava, N., Madhow, R. M. U. and Suri, S.: Target tracking with binary proximity sensors: fundamental limits, minimal descriptions, and algorithms, *Proceedings of the 4th international conference on Embedded networked sensor systems*, ACM, pp. 251–264 (2006).
- [14] Suzuki, S. et al.: Topological structural analysis of digitized binary images by border following, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 30, No. 1, pp. 32–46 (1985).
- [15] Wang, Y., Yang, X., Zhao, Y., Liu, Y. and Cuthbert, L.: Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods, *In 10th IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, IEEE, pp. 837–842 (2013).