

3次元距離センサと無線LANを用いた 屋内位置推定

伊藤 誠悟¹

概要：本論文では，3次元距離センサ付きスマートフォンを携帯して，屋内環境を移動する状況を想定し，ランドマーク，フロアプランおよび無線LANを用いた位置推定手法を提案する．提案手法による位置推定では，無線LANを用いた位置推定により数メートル程度の精度で位置推定を実施した後，3次元距離センサから抽出するランドマークとビジュアルオドメトリを用いて更に精度の高い位置推定を行う．実屋内環境において提案手法の評価実験を実施し，無線LANおよび3次元距離センサをそれぞれ個別に用いた場合の位置推定手法より位置推定精度が向上することを確認した．

Indoor Global Localization using WiFi and Depth Camera

ITO SEIGO¹

1. はじめに

近年，屋外環境ではGPS，携帯電話基地局，無線LAN基地局等を利用した測位技術が広く利用されている．一方，屋内環境では様々な位置推定技術が提案されてきたが，広く一般に利用されている技術は少ない．主な原因として，位置推定のためにセンサを環境側に設置する必要があることや屋内環境地図が広く整備されていないことが挙げられる．

屋内位置推定として，無線LANは既存の設備をそのまま活用でき，市中において受信電波強度が観測できない場所は少ないため[1]屋内位置推定における有力な手段のひとつである．しかし，無線LAN受信電波強度の距離特性等の原因から，推定手法および受信電波強度地図の改良を実施した場合においても，数メートル以上の位置推定精度を得ることは難しい[2]．このため更なる精度向上が必要な場合には，新たな手段との組み合わせが必要である．

センサ技術の進歩により安価な3次元距離センサが登場し，屋内環境における高精度な3次元距離計測が非常に身近になってきた．さらに，超小型3次元距離センサの登場

により，今後はスマートフォン，タブレットといった小型端末やウェアラブル端末に小型3次元距離センサが搭載されるようになると我々は考える．さらに，Project Tangoでは[3]，3次元距離センサを搭載したスマートフォンの開発が進められている．

屋内環境地図に関してはGoogle Indoor Map[4]等で少しずつ3次元のフロアプランが整備されつつあるがまだ十分ではない．現時点でもっとも利用可能な屋内地図は2次元のフロアプランであるため，3次元および2次元のフロアプラン双方に適用可能な手法を考える必要である．

本論文では以上の点を踏まえ，無線LAN，3次元距離センサ，およびフロアプランを用いた位置推定手法を提案する．提案手法では無線LANにより数メートルの範囲で位置推定を行い，3次元距離センサとフロアプランを用いて更に精度の高い位置推定を行う．提案手法により屋内環境の位置推定において，無線LAN，3次元距離センサそれぞれを個別に用いた場合の位置推定より推定精度が向上した．

本論文の構成は以下である．2節では提案手法について，ランドマーク抽出，ビジュアルオドメトリ推定，位置推定に分けて説明する．3節では屋内環境における提案手法評価結果について示す．4節では関連研究について述べ，最後に5節でまとめる．

¹ 株式会社 豊田中央研究所 システム・エレクトロニクス1部
41-1, Yokomichi, Nagakute, Aichi 480-1192, Japan

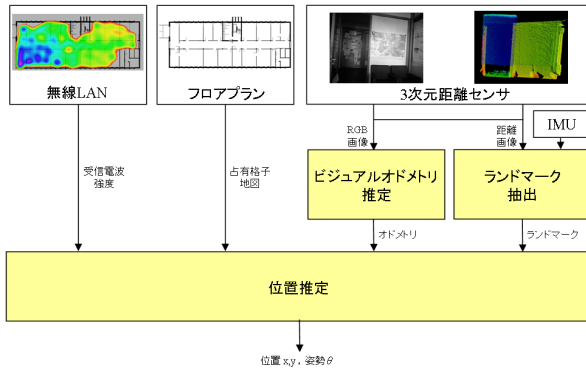


図 1 提案手法全体構成

2. 提案手法

2.1 全体構成

提案手法はランドマーク抽出 (2.2 節), ビジュアルオドメトリ推定 (2.3 節), 位置推定 (2.4 節) の 3 つのプログラムより構成される (図 1)。

ランドマーク抽出では, フロアプラン上で位置推定するためのランドマークを距離画像から抽出する. ランドマークを抽出する際に重要な課題は, フロアプランと合致するランドマークを距離画像から高速に抽出することである. 2.2 節ではランドマークを高速に抽出する手法について述べる.

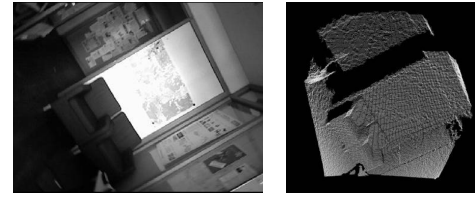
ビジュアルオドメトリ推定では, 距離画像と RGB 画像から 6 次元 ($x, y, z, roll, pitch, yaw$) のオドメトリを推定する手法について述べる. ビジュアルオドメトリ推定における重要な課題は, RGB 画像から検出されたキーポイントのフレーム間の正確な対応付けにある. 2.3 節では RANSAC を用いたロバストなビジュアルオドメトリ推定手法について述べる.

位置推定では, フロアプラン上での位置を推定する. 2.4 節ではランドマーク, オドメトリ, フロアプラン, 無線 LAN 受信電波強度を用いてパーティクルフィルタにより位置推定する手法について述べる. 屋内位置推定における重要な課題は, 推定結果の曖昧性を排除しながら正確に位置推定を行うことである. 提案手法では無線 LAN 受信電波強度で数メートル程度の範囲で位置推定を行い, 次にランドマークを用いてより正確な位置推定を行う.

2.2 ランドマーク抽出

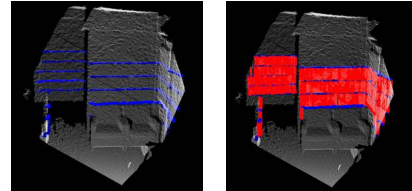
ランドマーク抽出では, フロアプラン (図 11) 上で位置推定するためのランドマークを距離画像より抽出する. フロアプランでは主に壁, ドア, 窓等が記述されている. この中で提案手法では壁を含む平面を位置推定のためのランドマークとして用いる.

距離画像から壁などの平面ランドマークを抽出する代表的な手法としては, PCL[5] (Point Cloud Library) で実装



(a) 参考画像

(b) 距離画像



(c) 直線抽出

(d) 接続性確認

図 2 ランドマーク抽出例

されている RANSAC[6] による平面抽出がある. しかし, データ数が数十万点とある距離画像に対して RANSAC を用いることは非常に計算負荷が高い. 距離画像に対しボクセルグリッドフィルタを適用後 RANSAC を適用する方法もあるが, ボクセルグリッドフィルタでは代表点がボクセルグリッド内すべてのデータの平均値となるため, フィルタ後の平面ランドマークの形状が環境の実際の形状と少し異なる.

本節では従来手法より高速に距離画像からランドマークを抽出する手法を提案する. 図 2 に提案手法によるランドマーク抽出手順を示す. 入力である距離画像は 3 次元距離センサの姿勢により傾いているため (図 2(b)), IMU のデータを用いて姿勢を補正する (図 2(c)). 次に, 複数の高さにおいて水平方向のデータを抽出する (図 2(c)). 最後に抽出された水平方向のデータに対してデータの連続性を確認する (図 2(d)). ここでデータの連続性について図 3 を用いて説明する. 例えば図 3 中の点 a_2 に注目した場合, a_1, a_3 との垂直方向の傾きを計算し閾値以内ならば連続性があるとする. 例では a_3 とは連続性があるが a_1 とは連続性がないと判定されている. 水平方向にも同様に行い, すべての点に対して周囲の点との連続性を確認する. 図 3 における点線は連続性ありと判定された箇所である.

本手法では最終的に 2 次元のフロアプラン上で位置推定するため, 抽出したランドマークを式 (1) を用いて 2 次元平面へ投影する. h_* はデータ接続性が確認できたすべての点. $step$ は垂直方向の各ステップである. 各ステップに対して距離が最大の点を組み合わせて最終的なランドマークとする.

$$combined_scan = \operatorname{argmax}(h_*, step) \quad (1)$$

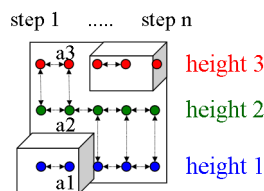


図 3 各高さにおけるデータの連続性確認

2.3 ビジュアルオドメトリ推定

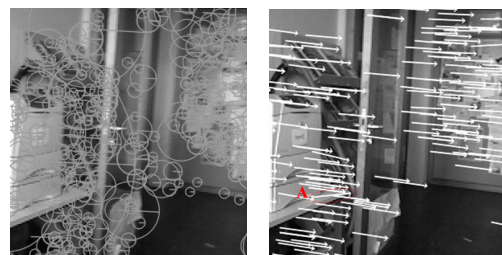
ビジュアルオドメトリ推定 [7] では、距離画像と RGB 画像から 6 次元（位置 3 次元，姿勢 3 次元）のオドメトリを推定する．ビジュアルオドメトリ推定アルゴリズム以下に示す．

まずはじめに，画像より SURF，SIFT，ORB 等のキーポイントの検出を行う．図 4(a) に SIFT キーポイント抽出例を示す．図 4(a) 中の円が描かれている箇所が抽出された SIFT キーポイントである．キーポイント検出には OpenCV[8] を用いる．次に，距離画像から，検出したキーポイントの中心と対応する位置取得する．これをフィーチャーの 3 次元位置とする．その後，2 つの RGB 画像間での対応付けを行い，Umeyama らの手法 [9] によりビジュアルオドメトリを推定する．図 4(b) はビジュアルオドメトリ推定結果例である．各矢印が，2 つのフレーム間で対応付けされたビジュアルフィーチャーから計算されたビジュアルオドメトリ推定結果を示す．

しかし，実際にはキーポイントの誤検出や未検出などにより，画像間でビジュアルフィーチャーの正しい対応付けがなされない場合がある．さらに，3 次元距離センサによる距離計測対象が物体の凹凸部付近であった場合にフィーチャーの位置と実際の位置の対応付けを間違え，その結果，誤ったビジュアルオドメトリを推定する場合がある．例えば，図 4(b) 内 A の箇所におけるビジュアルオドメトリ推定結果は他のビジュアルフィーチャーから推定されたビジュアルオドメトリの推定結果と比べ異なる結果となっている．これは前述の原因による誤ったビジュアルオドメトリ推定結果であると考えられる．

このため，ビジュアルオドメトリ推定におけるアウト라이어除去として Random Sample Consensus (RANSAC) を用いる．画像間でのビジュアルフィーチャー対応付け後に，ランダムに 3 組の対応付けされたビジュアルフィーチャーを選択する．ビジュアルフィーチャーを 3 組選択する理由は，ビジュアルオドメトリを推定する際に最低限必要な数のためである．選択した 3 組のビジュアルフィーチャーからビジュアルオドメトリを推定し，RANSAC によりアウト라이어除去を行いながら，最終的なビジュアルオドメトリ推定結果を得る．これによりよりロバストなビジュアルオドメトリ推定が可能となる．

本論文ではスマートフォン等を持つユーザーを想定して



(a) 検出された SIFT キーポイント (b) 推定されたビジュアルオドメトリ

図 4 キーポイント検出例とビジュアルオドメトリ推定例

オドメトリとしてビジュアルオドメトリを適用した構成例を示しているが，例えば，車輪型移動体上において提案手法を適用する際は，ビジュアルオドメトリの代わりにロータリーエンコーダーから計測できるオドメトリの適用も可能である．図 1 に示すように出力は汎用的なオドメトリ型のデータとなっているためビジュアルオドメトリを代替するプログラムが適用可能な場合は出力データをオドメトリ型に合わせれば提案手法に組み込み可能である．

2.4 位置推定

2.4.1 概要

位置推定では，ランドマーク，ビジュアルオドメトリ，フロアプラン，無線 LAN 受信電波強度を用いてパーティクルフィルタにより位置推定を行う．一般的なパーティクルフィルタと同様に処理手順として初期化，動作更新，観測更新，リサンプリングの 4 段階から構成される（図 5）．パーティクルフィルタにおいて各仮説で推定する状態量は，フロアプラン上における 3 次元の位置姿勢（位置 2 次元，姿勢 1 次元）である．

初期化ではフロアプラン上における各仮説の推定状態初期化を行う．後述する無線 LAN 受信電波強度地図が利用可能な場合は，ある時点で観測できる無線 LAN 受信電波強度に応じて仮説を初期化する．そうでない場合はフロアプラン全体に一様分布で初期化する．初期化については 2.4.2 節で詳説する．

動作更新では，各仮説の推定状態を 2.3 節にて推定したビジュアルオドメトリに従って更新する．ビジュアルオドメトリには推定誤差があるため，各仮説にビジュアルオドメトリを適用する際にはオドメトリモデルに応じて並進移動および回転移動それぞれに確率的な誤差を付与する [10]．動作更新については 2.4.3 節で詳説する．

観測更新では，2.2 節で抽出したランドマークとフロアプランを用いて各仮説の重みを計算する．各仮説の位置姿勢で観測できるフロアプラン上の形状と，実際に観測したランドマークの形状に近いほど重みが高くなる．観測更新については 2.4.4 節で詳説する．

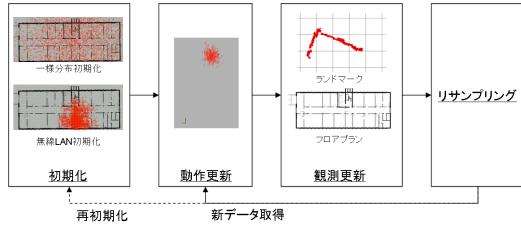


図 5 位置推定全体概要

リサンプリングでは、観測更新で計算した各仮説の重みに応じて新たな仮説を再生成する。

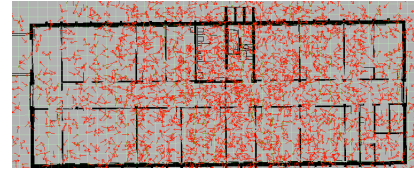
2.4.2 初期化

初期化では対象環境における仮説の初期状態を決定する。本手法では仮説の初期化に関して、従来手法である一様分布による初期化に加えて無線 LAN 位置推定を用いた初期化を提供する。

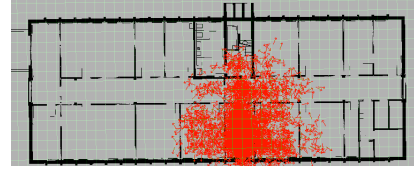
一様分布による初期化 (図 6(a)) では、位置推定の対象となる環境全体へランダムに仮説を配置する。図 6(a) 中の矢印は各仮説の推定状態を表す。しかし、一様分布による初期化では環境によっては位置推定のために非常に多数の仮説を必要とする。さらに、図 11 のような同様の形状をした場所が多い環境においてはある程度の距離を移動しないと推定対象の位置を一意に特定できないという問題点がある。この問題はナビゲーションの際に非常に不便である。

無線 LAN 位置推定を用いた初期化 (図 6(b)) では、対象となる環境の無線 LAN 受信電波強度地図 (図 7) が利用可能な場合に用いる。無線 LAN 受信電波強度地図とは、対象環境の各位置において観測できる受信電波強度を記した地図である。無線 LAN 受信電波強度地図の生成方法としては、逆距離加重法を用いた方法、Gaussian Mixture Models を用いた方法 [11]、Gaussian Process [12] を用いた方法 [2] などがある。図 7 は Gaussian Process を用いた無線 LAN 受信電波強度地図である。図 7 中の青い箇所ほど強い受信電波強度が観測できることを示している。初期化時には、現在の位置で観測できる受信電波強度と無線 LAN 受信電波強度地図を用いて各位置の尤度を計算し、尤度に応じて初期仮説を配置する。尤度の高い場所は多くの仮説が配置され、尤度が低い場所は少しの仮説のみ配置される。無線 LAN 位置推定を用いた初期化により一様分布で初期化した場合と比べて、位置推定に必要な仮説が少なくさらに、移動してない場合でもある程度の位置を把握できる。Gaussian Process による無線 LAN 受信電波強度地図を用いた場合、各位置における尤度 w は以下の式により計算する。

$$w = \prod_{i=1}^n \bar{w}_i \quad (2)$$



(a) 一様分布による初期化



(b) 無線 LAN による初期化

図 6 パーティクルフィルタにおける 2 種類の初期化方法

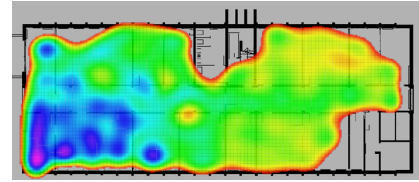


図 7 あるアクセスポイントに対する Gaussian Process による無線 LAN 受信電波強度地図

n はアクセスポイントの数である。 $\bar{w}_i$ は各アクセスポイントから得られる受信電波強度に対する尤度で以下の式により計算する。

$$\bar{w}_i = PDF(ss_i; GP_\mu(x, D_i), GP_\Sigma(x, D_i)) \quad (3)$$

$$PDF(ss_i; GP_\mu, GP_\Sigma) := \frac{1}{(2\pi)^{\frac{k}{2}} |GP_\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(ss_i - GP_\mu) GP_\Sigma^{-1} (ss_i - GP_\mu)} \quad (4)$$

PDF は各アクセスポイントから得られる受信電波強度 ss_i を入力とする確率密度関数である。また、PDF は Gaussian Process の平均 GP_μ および分散 GP_Σ によって表される多変量正規分布である。 D_i は Gaussian Process によって表された無線 LAN の受信電波強度地図である。

提案手法では上記の無線 LAN による位置推定はパーティクルフィルタにおける初期化時及び誘拐ロボット問題 [13] 確認のための再初期化時にのみ利用する設計としている。従来手法のようにパーティクルフィルタの観測更新時に無線 LAN 受信電波強度を利用し位置推定する方法もあるが、後述する本手法のランドマークによる位置推定は、無線 LAN 受信電波強度による位置推定より推定精度が高いため観測更新時に、無線 LAN による位置推定と尤度を組み合わせたととしても大きく推定結果に影響しない。

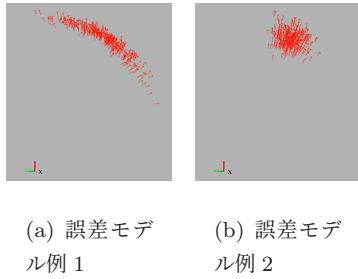


図 8 オドメトリ誤差モデル

加えて、ランドマークによる位置推定は $30Hz$ 程度で高速に動作するのに対して、無線 LAN 受信電波強度による位置推定は無線 LAN デバイスドライバ等の影響により低速でしか動作しない。このため移動時の正確な位置推定にはランドマークによる位置推定のほうが適している。このため、無線 LAN による位置推定は初期化時の利用後は誘拐ロボット問題等による大域的な推定誤りのチェックのためだけにバックグラウンドで動作させ、誘拐ロボット問題が発生したと判定したときのみ再初期化を発生させる設計とされている。

2.4.3 動作更新

動作更新では、2.3 節で推定したビジュアルオドメトリを用いて各仮説の推定位置を更新する。例えば図 8(a) において、ある時刻 t におけるある仮説の推定状態を x とする。この時ビジュアルオドメトリ推定によって推定した移動量を x に適用する。しかしビジュアルオドメトリ推定には誤差があるため実際の位置と異なる可能性がある。このため、動作更新時にはビジュアルオドメトリ推定結果をそのまま適用するのではなく、オドメトリ誤差モデルを考慮して推定結果を更新する。例えば、並進移動に誤差が少なく回転移動に誤差が多いオドメトリモデルの場合は 8(a) 中の矢印で示された状態が確率的に選択される。これは同軸 2 輪の移動体で多く用いられるモデルである。並進移動および回転移動の誤差モデルが同程度の場合は 8(b) に示すモデルとなる。本論文では後者を適用する。

2.4.4 観測更新

観測更新では 2.2 節で抽出したランドマーク、フロアプラン、および各仮説の位置姿勢を用いて各仮説の重みを計算する。

重み計算方法について図 9 を用いて説明する。図 9 の青円および青矢印はある一つの仮説の推定状態である位置姿勢 x を示す。赤点は距離画像より抽出されたランドマーク、緑点は仮説の位置姿勢とフロアプランからレイキャスティングを用いて計算したランドマークが計測されるべき場所である。抽出されたランドマークの点数は n とする。赤い点と緑の点が一致していないのは、対象としている仮説の推定結果が正しい位置姿勢と異なるためである。重み計算の例として、観測されたランドマーク中の点 p および、

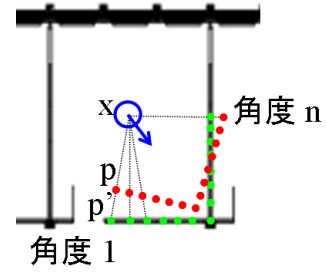


図 9 観測したランドマークの距離とレイトレースで算出した距離の比較による重み計算

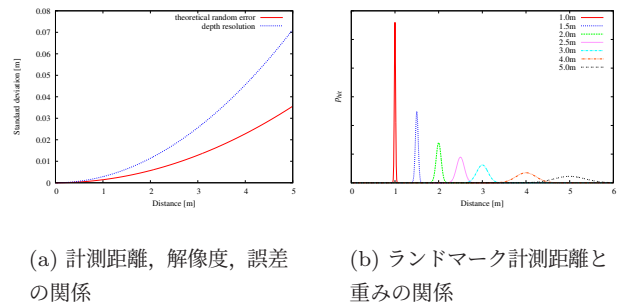


図 10 3次元距離センサの計測距離に応じた重みの設計

レイキャスティングにより計算した点 p' を考える。推定位置から点 p' までの距離を pr' 、点 p までの距離を pr とした場合、実際に観測した距離とレイキャスティングによる距離の差 z を計算する。

$$z = pr - pr' \quad (5)$$

次に、 z を用いて点 p に対する仮説の重みを式 (6) で定義する。

$$p_{hit1} = e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

σ は観測したランドマークの分散である。式 (6) では p と p' の距離が近いほど p_{hit1} が大きくなる。

今回利用する 3 次元距離センサはアクティブステレオ型のセンサであるため、計測距離の誤差は距離が長くなるほど大きくなる。例えば、図 10(a) に Khoshelham らのモデル [14] によるアクティブステレオ型センサの計測距離と誤差、解像度の関係を示す。図 10(a) において計測距離が 1.0m と 5.0m の場合では、解像度が 0.29cm および 7.10cm、誤差が 0.14cm および 3.55cm と大きく異なる。このため提案手法では、Khoshelham らのモデル [14] に基づき、ランドマークが計測された距離に応じて分散 σ が変化するよう設計した。各距離における p_{hit} の例を図 10(b) に示す。図 10(b) では計測距離が長くなるにつれて重み p_{hit} が低くなり分散が大きくなっている。

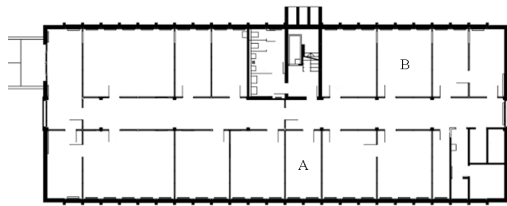


図 11 実験環境フロアプラン

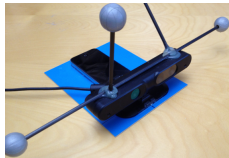


図 12 3次元距離センサとスマートフォンによる実験ハードウェア

上記の式 (6) の処理を，ランドマーク中の n 個すべての点に対して適用した式 (7) を最終的な各仮説の重みとする．

$$p_{hit} = \sum_{i=1}^n e^{-\frac{z_i^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

3. 評価

提案手法を実装し実験環境にて評価実験を実施した．提案手法はミドルウェア ROS[15] 上のソフトウェアとして実装し，位置推定プログラムは Gerkey らの手法 [16] に入力ランドマーク拡張，無線 LAN 受信電波強度地図との連携拡張を実施した．評価は位置推定精度およびランドマーク抽出時間に関して実施した．加えて，図 11 中の A 地点から B 地点まで移動した際の従来手法及び提案手法による全パーティクルの軌跡例を示す．

3.1 実験環境

図 11 に実験環境のフロアプランを示す．実験においてフロアプランの縮尺は既知であるとする．実験環境は同形状の部屋が非常に多い環境となっている．図 12 に評価実験に使用したハードウェアを示す．3次元距離センサは ASUS Xtion Pro Live，スマートフォンは iPhone 4S 内蔵センサより 3次元姿勢データを取得する．3次元距離センサはプログラム実行用のノート PC に接続されている．

3.2 位置推定精度

位置推定精度評価は 2.4.2 節で述べた提案手法による位置推定及び従来手法である一様分布による初期化を用いた位置推定に関して評価した．3次元距離センサのみを用いた位置推定の場合と異なり移動が少なくても正しく位置推定が可能であることを評価するため，評価では図 11 中の各部屋の既知の位置で停止したまま 3 回転した際の位置推定結果をまとめた．

図 13 に位置推定結果を示す．横軸は正しい位置からの

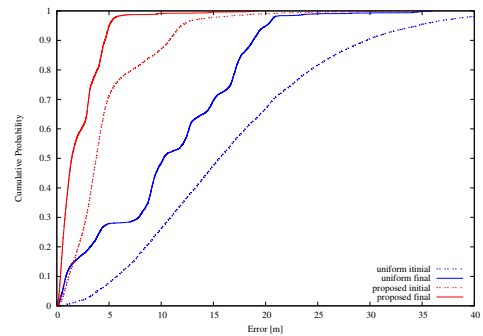


図 13 位置推定結果

距離，縦軸は全実験の全仮説に対する累積確率を示す．図 13 において，青点線は一様分布を用いた場合の初期状態，青実線は一様分布を用いた際の最終推定結果，赤点線は提案手法による初期状態，赤実線は提案手法による最終推定結果である．

図 13 青点線は一様分布による初期化時の結果であるので環境全体に仮説が存在している．位置推定後，青実線の結果では少しだけ改善しているが大きくは改善していない．これは図 17(a) のような例が発生しているためである．図 17(a) は図 11 中の A の部屋において位置推定した際の最終結果である．A の部屋と同様の形状をした部屋が多数存在するため，動きが少ない場合ランドマークによる位置推定だけでは位置を特定しきれていない．他の部屋の実験においても同様の事例が発生したため図 13 青実線の結果となった．また，青実線は 3次元距離センサのみを用いた場合の最終位置推定結果とみなすことができる．

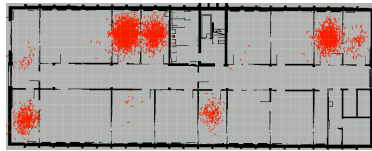
図 13 赤点線は提案手法による初期化時の結果であり仮説の配置例としては図 6(b) 右のようになっている．この時点では無線 LAN の受信電波強度のみを利用し 3次元距離センサからのランドマークを利用していないため，無線 LAN のみを用いた場合の最終位置推定結果とみなすことができる．上記結果と比較し図 13 赤実線で示した提案手法による位置推定結果は最も良い結果を得られた．これは赤点線で大まかに推定した結果に対し，ランドマークを用いてさらに精度高く位置推定を行っているためである．さらに，17(a) に示した失敗例の部屋における実験においても 17(b) に示すように正しく位置推定できている．

3.2.1 ランドマーク抽出時間

ランドマーク抽出時間評価は 2.2 節で述べた手法及び従来手法である Point Cloud Library[5] による平面検出をもちいたランドマーク抽出に関して実施した．Point Cloud Library を用いた手法では平面検出後，検出された全平面を 2次元へ投影しランドマークとした．

3次元距離センサが計測した距離データによりランドマーク抽出時間は変化するため，図 11 中の複数の部屋および廊下を移動した際のランドマーク抽出時間を評価した．

図 15 に抽出時間結果を示す．図 15 より Point Cloud



(a) 一様分布による失敗例



(b) 提案手法による成功例

図 14 従来手法による失敗例および提案手法による成功例

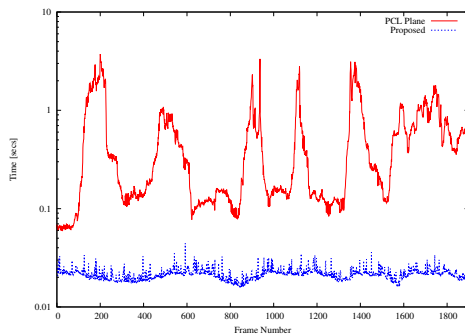


図 15 ランドマーク抽出時間

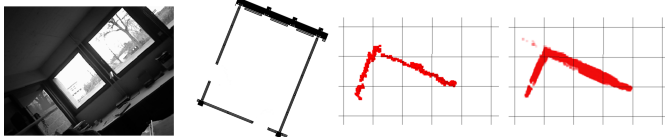
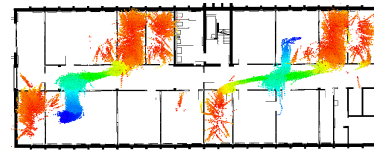


図 16 ある場面における抽出ランドマークの違い（左：参考画像，中左：フロアプラン，中右：提案手法によるランドマーク，右：PCL 平面検出によるランドマーク）

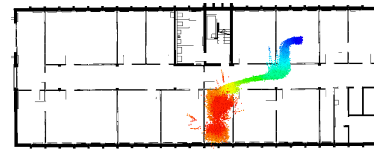
Library による平面検出を用いたランドマーク抽出は環境によっては 1 秒以上処理時間がかかっているのに対して提案手法は約 0.02 秒程度である．実験環境を移動したどの場面においても従来手法より高速にランドマークを抽出できた．加えて，実験場面全体において従来手法および提案手法により抽出したランドマークに大きな違いは見られなかった．図 16 にある場面における提案手法および Point Cloud Library による平面抽出によるランドマーク抽出結果例を示す．

3.2.2 移動時における位置推定軌跡例

最後に，従来手法および提案手法における移動時の位置推定軌跡例について図 17 に示す．図 17 の実験では，図 11 中の A 地点から B 地点まで移動した際の全パーティクルの位置推定軌跡を示している．図において軌跡は時刻により



(a) 従来手法による軌跡



(b) 提案手法による軌跡

図 17 移動実験における全パーティクルの軌跡例

色分けされている．初期状態から最終状態まで全パーティクルの軌跡を示した場合，従来手法での軌跡が見難くなる．このため，図 11 中 A 地点の部屋から移動し廊下へ向かい始める瞬間から最終状態までの各手法における全パーティクルの移動軌跡を示した．

従来手法（図 17(a)）では A 地点の部屋を出るまでに複数の部屋に存在する仮説を絞りきれていない．さらに廊下に出て B 地点まで移動しても最終的に仮説を絞りきれていない．このため推定結果の軌跡が複数示されている．このような推定結果では正確なナビゲーションを行うのは非常に困難である．一方，提案手法（図 17(b)）による軌跡では A 地点の部屋を出る際に，仮説が部屋内の全方向へ移動しているがその後は正しく最終地点まで位置姿勢を推定できている．

4. 関連研究

従来の無線 LAN を用いた位置推定 [11][17][18][19][20] は，基地局からの距離と受信電波強度に関するモデルを用いて三角測量により位置推定を行う手法（Triangulation）と対象環境内の受信電波強度を実際に観測し地図を作成する手法（Scene Analysis）に大別できる．屋内環境では様々な障害物等が多数あり正確な受信電波強度モデルを構築するのが困難であり，また Scene Analysis 手法は Triangulation 手法に比べ推定精度が良い場合が多いため，本手法では Scene Analysis 手法による地図を採用している．Scene Analysis 手法を用いた無線 LAN 位置推定として，藤田および梶らの手法 [11][17] では，無線 LAN 受信電波強度の地図を GMM（Gaussian Mixture Model）で表現し，それらの情報を基に位置推定を行う．本論文では Gaussian Process で無線 LAN 受信電波強度の地図を表現しており，事前観測の有無による地図の不確かさを考慮できる点で異なる．Brian および Jonathan らの手法 [19][20] では地図を Gaussian Process で表現しパーティクルフィルタにより位

位置推定を行っているが、本論文で示した3次元距離センサとの組み合わせによる位置推定精度向上については考慮されていない。

3次元距離センサを用いた位置推定 [21][22][23] としてはRGB画像もしくは距離画像より特徴量を抽出しそれらをフレーム間で対応付け位置推定する手法が主に用いられている。Fallonらの手法 [21] では、3次元距離センサのデータからRANSACによる平面抽出を行い環境の平面モデルを作成する。位置推定時は3次元距離センサの計測データと平面モデルから尤度を計算し位置推定を行う。Henryらの手法では、特徴量を抽出後RANSACおよびICP (iterated closest point) を用いて位置推定を行っている。Fioraioらの手法では [23]、画像より抽出した特徴量の制約とICPを組み合わせて、3次元距離センサによる高速な位置推定を実現している。上記手法と比べた場合、本論文では3次元距離センサによる位置推定に加えて無線LANによる初期化および最初期化との組み合わせにより大域位置推定における曖昧さを減らしている点で異なる。

5. まとめ

本論文では、3次元距離センサから抽出するランドマーク、ビジュアルオドメトリおよび無線LANを用いた位置推定手法を提案した。加えて、高速なランドマーク抽出手法FLEを提案した。提案手法により3次元距離センサと無線LANを個別に用いた場合の位置推定手法より高い性能が得られた。

今後の課題として無線LAN以外のグローバルな位置推定との組み合わせを挙げる。グローバル位置推定において曖昧性を減らす手法として画像による位置推定手法が有効な手段の一つである。今後組み合わせを検討し、よりロバストな位置推定システムの構築を目指す。

謝辞

本研究に際し、ご協力頂いたUniversity of Freiburg, Wolfram Burgard 先生, Cyrill Stachniss 先生, Autonomous Intelligent System 研究室の皆様へ感謝します。

参考文献

- [1] 伊藤誠悟, 吉田廣志, 河口信夫.: 無線 LAN を用いた広域位置情報システム構築に関する検討, 情報処理学会論文誌, Vol.47(12), pp.3124-3136 (2006).
- [2] 伊藤誠悟.: Gaussian Process Particle Filter を用いた無線 LAN 位置推定手法, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集 (2011).
- [3] Project Tango (online), available from <http://www.google.com/atap/projecttango/> (accessed 2014-05-01)
- [4] Indoor Google Map(online), available from <http://maps.google.com/help/maps/indoormap/> (accessed 2014-05-01).
- [5] R. B. Rusu, and S. Cousins.: 3D is here: Point Cloud

- Library (PCL), *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2011).
- [6] M.A. Fischler, and R.C. Bolles.: Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM*, 24(6), pp.381-395 (1981).
- [7] F. Endres, J. Hess, N. Engelhard, J. Sturm, D. Cremers, and W. Burgard.: An Evaluation of the RGB-D SLAM System, *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2012).
- [8] G. Bradski and A. Kaehler.: Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library. *O'Reilly Media* (2008).
- [9] S. Umeyama.: Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.4, pp.376-380 (1991).
- [10] S. Thrun, W. Burgard, D. Fox.: Probabilistic robotics, *The MIT Press* (2005).
- [11] 藤田迪, 梶克彦, 河口信夫.: Gaussian Mixture Model を用いた無線 LAN 位置推定手法, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.3, pp.1069-1081 (2011).
- [12] C. E. Rasmussen, and C. K. I. Williams.: Gaussian Process for machine learning, *MIT Press* (2005).
- [13] 上田隆一, 新井民夫, 浅沼和範, 梅田和昇, 大隅久.: パーティクルフィルタを利用した自己位置推定に生じる致命的な推定誤りからの回復法, 日本ロボット学会論文誌, Vol.23 No.4, pp.466-473 (2005).
- [14] K. Khoshelham, and S. O. Elberink.: Accuracy and Resolution of Kinect Depth Data for Indoor Mapping Applications, *Journal on the science and technology of sensors and biosensors*, pp.1437-1454 (2012).
- [15] M. Quigley, B. Gerkey, K. Conley, et al.: ROS: an open-source Robot Operating System, *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation Workshops* (2009).
- [16] B. P. Gerkey: A probabilistic localization system for a robot, ROS wiki(online), available from <http://www.ros.org/wiki/amcl> (accessed 2014-05-01).
- [17] 梶克彦, 河口信夫, indoor.Locky: UGC を利用した無線 LAN 屋内位置情報基盤, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.12, pp.3263-3273 (2011).
- [18] 暦本純一, 塩野崎敦, 末吉隆彦, 味八木崇: PlaceEngine: 実世界集合知に基づく WiFi 位置情報基盤, インターネットコンファレンス, pp.95-104 (2006).
- [19] B. Ferris, D. Fox, N. Lawrence.: WiFi-SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Models, *Proc. of the 20th International Joint International Joint Conference on Artificial Intelligence*, (2007).
- [20] J. Ko, and D. Fox.: GP-Bayes Filters: Bayesian Filtering Using Gaussian Process Prediction and Observation Models, *Autonomous Robots Journal*, Vol.27, No.1, pp.75-90 (2009).
- [21] M. F. Fallon, H. Johanson, J. J. Leonard.: Efficient Scene Simulation for Robust Monte Carlo Localization using an RGB-D Camera, *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2012).
- [22] P. Henry, M. Krainin, E. Herbst, et al.: RGB-D mapping: Using depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments. *Proc. of the International Symposium on Experimental Robotics*, (2010).
- [23] N. Fioraio and K. Konolige.: Realtime visual and point cloud slam. In *Proc. of the RGB-D Workshop on Advanced Reasoning with Depth Cameras, Robotics: Science and Systems Conference*, (2011).