

ドアを用いたパーティクルフィルタによる移動ロボットの自己位置推定の精度評価

○景山祉織（中央大学） 秋庭啓吾（中央大学） 田所功（中央大学） 鈴木龍紀（中央大学） 池 勇勳（JAIST） Sarthak Pathak（中央大学） 梅田和昇（中央大学）

1. 序論

現在、移動ロボットにおける自律ナビゲーションはその汎用性の広さから様々な分野で利用されており、今後も期待される技術の1つである。この自律移動ロボットは、環境地図を基に自律走行を行うが、これを実施する上で自己位置推定が必要不可欠である。自己位置推定に関する研究は

現在盛んに行われており、近年では、自己位置推定にパーティクルフィルタを用いた手法である Monte Carlo Localization (MCL) [1]が主流となる。しかし、従来のパーティクルフィルタを用いた自己位置推定[2]では、自律移動ロボットが一直線な廊下など形状特性が乏しい環境で走行する際、自己位置推定に用いる目印が乏しく、正確な自己位置推定が難しい。またGPSを用いた手法も存在する。山崎ら[3]は、三次元地形情報を用いて衛星の可視性を判別し、位置推定精度を向上する手法を提案した。しかし、高い障害物がある環境下においては、衛星からの電波がマルチパスや回折を起こすことで測位精度が大きく低下し、屋内でGPSによる有効な観測値を継続的に入力することが困難となり、正確な自己位置推定が難しい。

そこで本研究では、自律移動ロボットの室内走行を想定し、廊下に普遍的に存在するドアに着目した。末松ら[4]は巾木を用い、LRFを用いて環境中の壁や障害物の位置を表す環境形状を取得し、ドアの位置を検出する手法を提案したが、角の近くなど特定の場所では巾木を認識することが出来ず、ドアの検出が不可能であった。そこで今回、YOLOで識別したドアを特徴量としてパーティクルフィルタに用いることで、一般的な自己位置推定と比較し、高精度な自己位置推定を提案する。

2. 手法概要

本研究では、自己位置推定に主に使用されるパーティクルフィルタに基づく手法を提案する。本論文では、Dellaertらにより提案された従来のパーティクルフィルタ[1]による手法を基に、ドアの特徴量を考慮した新しいパーティクルフィルタによる手法を提案し、高精度な自己位置推定を図る。

本提案手法の概要を、図1に示す。まず、距離画像センサを用いて RGB-D 画像と点群情報を取得する。この取得した情報に対し、深層学習による高速な物体検出アルゴリズムである YOLO[5]を適用し、特徴量として使用するドアの検出及び識別を行う。この識別結果を従来のパーティクルフィルタ内の尤度計算の部分に適応し、特徴量を考慮した尤度

計算として、従来手法の代わりに用いる。

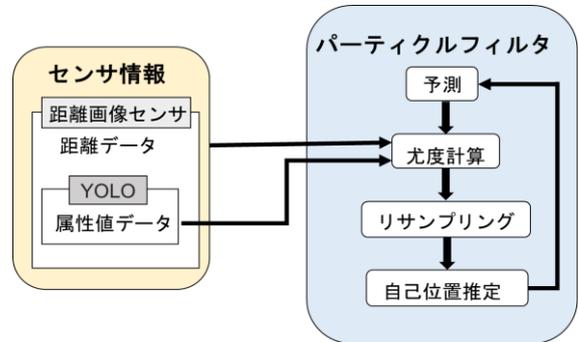


図1 手法全体のフローチャート

3. 提案手法

3.1 特徴量抽出

本実験では、ドアの認識かつ識別に YOLO[5]を用いる。ドアを特徴量としてパーティクルフィルタによる自己位置推定に使用する際、ドアに属する点群情報が必要である。したがって図2に示す通り、Solid State 式 LiDAR 深度カメラである intel 社の RealSense 距離センサから取得した RGB-D 画像に YOLO を適用することで、まずドア領域のみを求める。また、図3に示すように、YOLOにより識別したドア領域に属する点群を抽出する。

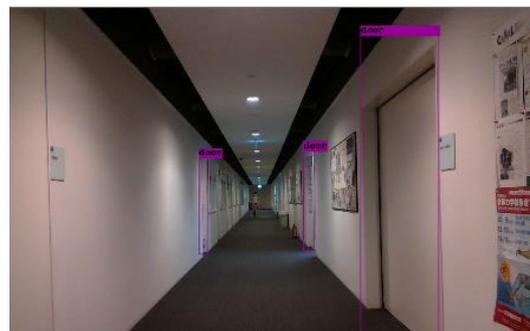


図2 YOLOによるドアの検出結果

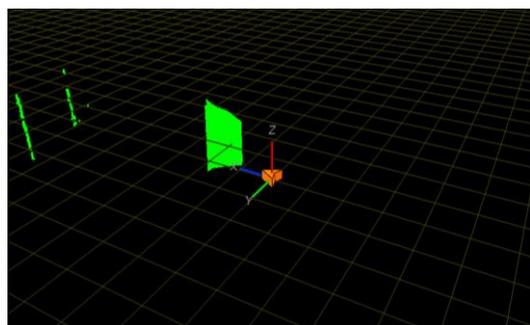


図3 ドアに属する点群抽出

3.2 パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタ[1]は、時系列フィルタリングの一種であり、過去の状態から未来の状態を逐次的に推定できる手法である。パーティクルフィルタにおける計算処理は、予測、尤度計算、リサンプリング、自己位置推定の大まかな4つに分かれており、これを逐次的に繰り返すことで自己位置推定を行う。

3.2.1 特徴量を考慮したパーティクルフィルタ

本研究で提案するパーティクルフィルタは、通常のパーティクルフィルタに特徴量としてドアを考慮した手法であるため、その尤度計算の部分に着目する。

まず、通常のパーティクルフィルタにおける尤度計算について述べる。まず、ロボットが t フレーム目の姿勢で距離センサを用いて周囲の状態を観測した際の j 番目の距離値を $\mu_t(j)$ とする。またパーティクルが、 t フレーム目の姿勢 $r_t^{(i)}$ で地図を用いてレイトレースした時の距離値を $p_t^{(i)}(j)$ とする。 σ_g^2 を距離値の分散としたときの光線1本分の距離値における尤度関数 $g(p, u)$ を次式に示す。

$$g(p, \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_g^2}} \exp\left\{-\frac{(p_t^{(i)}(j) - \mu_t(j))^2}{2\sigma_g^2}\right\} \quad (1)$$

また、 t フレーム目のロボット位置における属性値を $\lambda_t(j)$ 、姿勢 $r_t^{(i)}$ でレイトレーシングした際の属性値を $q_t^{(i)}(j)$ とする。 σ_h^2 を属性値の分散としたときの光線1本分の属性値から求められる尤度関数 $h(q, \lambda)$ を次式に示す。

$$h(q, \lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_h^2}} \exp\left\{-\frac{(q_t^{(i)}(j) - \lambda_t(j))^2}{2\sigma_h^2}\right\} \quad (2)$$

式(1)と式(2)の尤度を掛け合わせた、光線1本分の距離値と属性値から求められる尤度を $f(p, u, q, \lambda)$ とする。次式のように、 n 本の光線が放射するセンサを使用した場合、1本から n 本までの全光線1本分の距離値における尤度関数 $g(p, u)$ を全て足し合わせることで、各パーティクルの尤度 $\omega_t^{(i)}$ を算出する。

$$f(p, \mu, q, \lambda) = g(p, \mu)h(q, \lambda) \quad (3)$$

$$\omega_t^{(i)} = \sum_{j=0}^n f(p, \mu, q, \lambda) \quad (4)$$

したがって、求めた尤度 $\omega_t^{(i)}$ は、距離値と属性値がそれぞれ一致する場合に大きい値をとる。この新しい尤度 $\omega_t^{(i)}$ を使用したパーティクルフィルタを活用することで、自己位置推定の精度を向上させる。

4. 実験

4.1 実験概要

本実験では、移動ロボットが形状特性の乏しい環境でも正確に自己位置推定を行えるか検証するため、従来手法と提案手法におけるパーティクルフィルタのそれぞれで自己位置推定を実施し、提案手法による高精度化の検証を行った。

4.2 実験環境

中央大学理工学部後楽園キャンパス2号館7階の廊下を実験場所(図4)で、移動ロボット遠隔操作で1m間隔毎に動かし、ドアを含めた廊下全体の写真をRealSenseにより計30フレーム撮影した。

また図5に示す実験場所の形状情報から生成した2次元格子地図を用い、精度評価を行った。この地図全体の大きさは、縦約20m、横約70mであり、格子状の1つのセルが縦、横共に1mの正方形である。ロボットの初期位置を(55m, 5m)とし、初期位置から30mロボットを走行させ、結果を出力させた。またドアとドア以外の部分を、属性値を用いて2値で表した。



図4 実験実環境

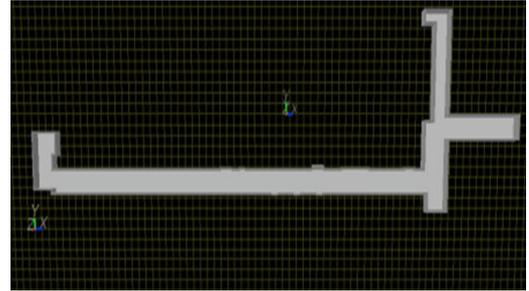


図5 実験環境における2次元格子地図

4.3 実験機器

本実験では、移動ロボットにAdept Mobile Robots製のPioneer-3DX、距離画像センサにintel製RealSense LiDAR Camera L515を用いた。

図6に示すように、移動ロボットの上に距離画像センサを固定した。



図6 移動ロボット

4.4 実験結果

従来手法と提案手法のロボット位置の推定値と真値のユークリッド距離を誤差とし、フレームごとに計算した結果を図7に示す。黒色、赤色のグラフは、それぞれ従来手法、提案手法における自己位置推定のユークリッド誤差を示す。また縦軸はユークリッド距離の誤差、横軸はフレーム数を表し、今回30フレーム撮影を行ったため、横軸は30までとなる。

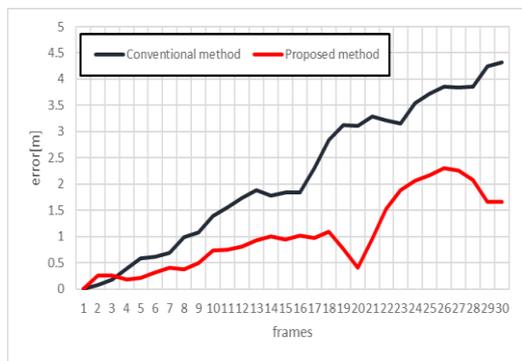


図7 自己位置推定の推定誤差

図8より、提案手法を用いて自己位置推定を行った場合、約30mの走行で誤差を2.3m以内に抑えることが可能であった。また全フレームにおいて、同フレーム間での従来手法と提案手法での誤差を比較した際、全体で半分近く誤差が減少し最大で誤差を2.7m減少させることが可能であった。

しかし、1~4フレーム間では、従来手法が提案手法より誤差が小さいという結果が出力された。図8にフレーム1~4間での自己位置推定におけるロボットの軌跡を示し、青線は提案手法における自己位置推定の軌跡、赤線は従来手法におけるロボットの軌跡、緑線はロボットの位置を表す。フレーム1~4間に特徴量となるドアが1つしか存在しないため、自己位置推定に用いる特徴量の不足により、従来手法における誤差が、提案手法における誤差を下回るという結果につながったと推測する。

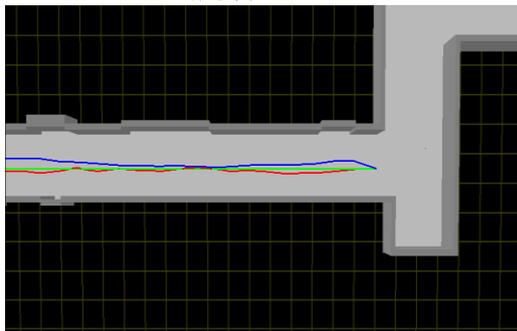


図8 フレーム1~4間のロボット軌跡

また図9に、フレーム5~30間での自己位置推定におけるロボットの軌跡を示す。フレーム5~30間での自律走行は、約25mの直線の廊下の形状特性が乏しい環境での走行を表すため、形状特性のみを考慮する従来手法では、逐次的に誤差が増加した。一方、

フレーム5~30間にはドアが断続的に計7つ存在するため、形状特性かつ属性情報を考慮する提案手法では、逐次的な誤差を減少させ、自己位置推定の精度向上に繋げることが可能であった。したがって、形状特性が乏しい環境でも、特徴量としてドアを利用することで、誤差を減少させることが可能であった。

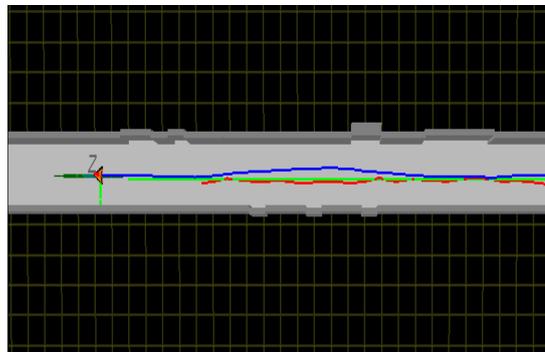


図9 フレーム5~30間のロボット軌跡

4. 結論

本研究では、パーティクルフィルタの尤度関数において、形状情報の尤度と、特徴量となるドアの属性情報の尤度を掛け合わせることで、新たな尤度関数をパーティクルフィルタに適用し、自己位置推定の精度向上を可能とした。

今後の展望として、YOLOでの物体検出の対象の拡張が挙げられる。廊下に普遍的に存在する照明などの新たな特徴量を組み合わせることで、自己位置推定の精度をさらに向上させることを目指す。

参考文献

- [1] Frank Dellaert, Dieter Fox, Wolfram Burgard, and Sebastian Thrun, "Monte Carlo localization for mobile robots," In Proc. of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA1999), pp. 1322-1328, 1999.
- [2] 富沢 哲雄, 村松 聡, 平井 雅尊, 佐藤 晶則, 工藤 俊亮, 末廣 尚士, "グリッドマップのマッチングに基づく未知障害物にロボスタな自己位置推定," 日本ロボット学会誌, vol. 30, no. 3, pp.280-286, 2012
- [3] 山崎 将史, 竹内 栄二郎, 大野 和則, 田所 論, "三次元地形情報およびGPSを用いたパーティクルフィルタによるマルチパスを考慮した自己位置推定," 日本ロボット学会誌, vol. 29, no. 8, pp. 702-709, 2011.
- [4] 村上雅, Prernachandra CHINTHAKA, 加藤清敬, "巾木を用いた自己位置推定における認識能力の向上", The Japan Society of Mechanical Engineer.
- [5] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi: "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," In Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 779-788, 2016.