

小型移動ロボット e-puck を用いた統計的な自己位置推定法

コース

基盤科学コース

学籍番号

果 090452

氏名

坪井広樹

指導教員

ルジェロ・ミケレット

Odometry is used as a general method of self-localization of an autonomous mobile robot. The method estimates the position of the robot based on the rotation of the wheel. However, the method has a problem that error due to wheel slip is accumulated over time. In this paper, we suggested a modification of error using a particle filter.

1. 研究背景と目的

近年、我々人間の生活をする環境において、人や物の間を自律的に移動し、周囲の環境探索などの作業を行うロボットの登場が期待されている。自律移動するには、ロボットが周囲の環境変化を正確に把握し、ロボットが周囲の対象物の動作を予測する必要がある。そのためには、ロボット自身の自己位置推定の機能が不可欠である。現在、車輪を用いて移動するロボットにおいて、一般的に車輪の回転量から自己位置及び姿勢を推定するオドメトリを用いることが多い。しかし、オドメトリの問題点として、車輪の滑り等の走行に伴う誤差が走行時間に応じて累積していくことが挙げられる。

そこで、本研究では屋内環境を対象にあらかじめ周囲の環境地図と、その地図上におけるロボットの初期位置を把握している場合を想定し、小型移動ロボット e-puck に搭載された IR センサで取得した距離データによる既知の環境地図のマッチングとパーティクルフィルタを用いてオドメトリによる自己位置推定の誤差修正を検証した。

2. 実験方法

図 1 のような実験環境を設置し、壁の形状と初期位置を既知とした e-puck を走行させた。e-puck の初期位置を x 、 y 座標の原点として、1 秒ごとのリアルタイム更新による自己位置推定を行った。実際に e-puck が走行した位置座標を実測値とし、

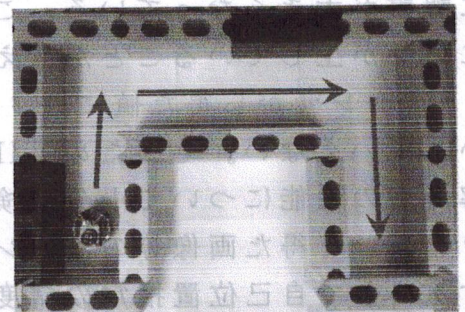


図 1 実験環境と走行経路

オドメトリによって算出された推定値とパーティクルフィルタによって修正された推定値を比較した。

3. 実験結果

オドメトリによる推定値とパーティクルフィルタによって修正された推定値と実測値が描く軌道を以下の図 2 に示す。また、図 3 に走行時間による推定値と実測値の差分を散布図にまとめて示した。

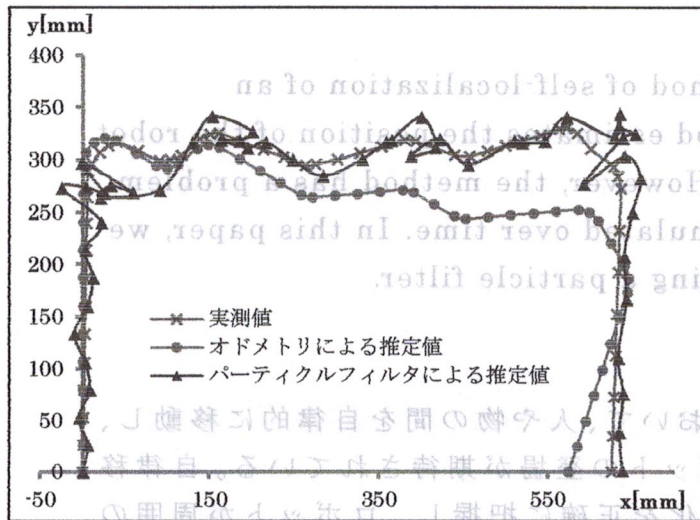


図 2 推定値と実測値の走行軌跡

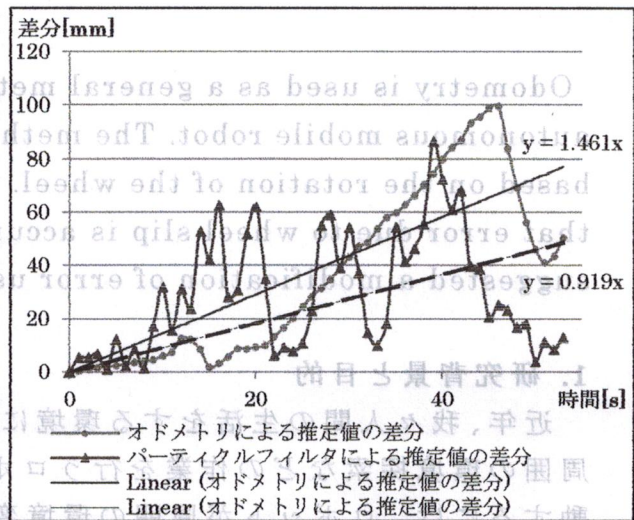


図 3 推定値と実測値の差分

4. 結論

図 2 より、推定値と実測値が描く走行軌跡は近似しており、オドメトリと同様にパーティクルフィルタによる自己位置推定も正常に働いているといえる。また、図 3 より、オドメトリによる推定値では走行時間に応じて誤差が徐々に累積しているのに対し、パーティクルフィルタでは、定期的に誤差を修正していることが見てとれる。

以上から、オドメトリによる推定値よりもパーティクルフィルタによって修正された推定値の方が精度向上しているといえる。しかし、パーティクルフィルタの場合では、e-puck が右左折するときや曲がり角を走行するとき誤差が大きくなっている。この原因として、IR センサにより求めた距離にズレが生じていることが考えられる。

IR センサから得た値にはノイズが含まれ、測定した距離が必ずしも正しいとはいえない。そのため、IR センサの最大計測距離、計測誤差、角度分解能等の性能について十分に検証を行い、補正する必要がある。また、カメラを用いて得た画像等の他センサ情報との比較により、測定した距離を補正することで自己位置推定の精度がさらに向上すると考えられる。

目 次
<卒業論文>

「小型移動ロボット e-puck を用いた統計的な自己位置推定法」	章 1 節
この目次	1.1
題目と背景説明	1.2
半導体のイッパロ	章 2 節
小型半導体のイッパロの構造と動作	2.1
半導体を用いた自己位置推定法	2.2
e-puck への自己位置推定の適用	章 3 節
e-puck について	3.1
1 節	3.2
1.3.1 節	1.3.1
1.3.2 節	1.3.2
1.3.3 節	1.3.3
1.3.4 節	1.3.4
自己位置推定法を用いた自己位置推定法	章 4 節
自己位置推定法を用いた自己位置推定法	4.1
自己位置推定法を用いた自己位置推定法	4.2
2 節	4.3
1.4.1 節	1.4.1
1.4.2 節	1.4.2
1.4.3 節	1.4.3

横浜市立大学 国際総合科学部 国際総合科学科 基盤科学コース

ルジェロ・ミケレット 研究室 論議 章 5 節

坪井 広樹

執筆

論文等参

目次

<文論業卒>

第 1 章 序論

- 1.1 はじめに
- 1.2 研究背景と目的

第 2 章 ロボットの運動学

- 2.1 車輪型移動ロボットの運動モデル
- 2.2 オドメトリによる自己位置推定

第 3 章 e-puck へのオドメトリの実装

- 3.1 e-puck について
- 3.2 実験 1
 - 3.2.1 実験準備
 - 3.2.2 実験方法
 - 3.2.3 実験結果
 - 3.2.4 考察

第 4 章 パーティクルフィルタを用いた自己位置推定法

- 4.1 パーティクルフィルタについて
- 4.2 パーティクルフィルタを用いた自己位置推定法
- 4.3 実験 2
 - 4.3.1 実験準備
 - 4.3.2 実験方法
 - 4.3.3 実験結果

-4.3.4 考察

第 5 章 結論

謝辞

謝辞

参考文献

第 1 章 序論

1.1 はじめに

近年、我々人間の生活をする環境において、人や物の間を自律的に移動し、周囲の環境探索などの作業を行うロボットの登場が期待されている。自律移動するには、ロボットが周囲の環境変化を正確に把握し、ロボットが周囲の対象物の動作を予測する必要がある。そのためには、ロボット自身の自己位置推定の機能が不可欠である。

現在、車輪駆動台車を用いる移動機構ロボットにおいては、一般的に車輪の回転量から自己位置及び姿勢を推定するオドメトリという手法を用いることが多い。しかし、オドメトリの問題点として、車輪の滑り等の走行に伴う誤差が走行時間に応じて累積していくことが挙げられる。

この問題を解決するため、他の機能やセンサを用いて誤差を修正し、より精度の高い自己位置推定を行う方法が検討されている。また、位置認識の手掛かりとなるランドマーク等の環境側に取り付けられたセンサの情報を用いた修正手法の研究も多く行われている。しかし、自律移動ロボットの実用化を考慮すれば、ロボットに搭載されたセンサのみを用いて自己位置推定を行うことが重要な課題である。

よって、本研究では自律移動ロボットに搭載されたセンサ情報のみを用いて、オドメトリの誤差を修正し、様々な自律移動ロボットで適用可能である自律移動システムの構築を目指し研究を行う。

1.2 研究背景と目標

ロボットのパフォーマンス向上のために、ロボットが自律移動することは必須である。そのためには、ロボット自身がその環境を理解し、移動するために必要な情報を収集し、行動に反映させ、改善を行う必要がある。この場合に必要な情報としてロボットの姿勢があり、この情報をもとに自己位置推定や走行経路の地図の作成等を行う。自己位置推定と環境地図の作成を同時に行う手法を一般的に **Simultaneous Localization And Mapping** (以下 **SLAM**) と呼び、研究が行われている。

前述したように車輪型移動ロボットの自己位置推定に用いられるオドメトリは誤差が累積するため、オドメトリのみを用いて精度の高い自己位置推定と環境地図の作成を行うのは困難である。

そこで、本研究では屋内環境を対象にあらかじめ周囲の環境地図とその地図上におけるロボットの初期位置を把握している場合を想定し、小型移動ロボット e-puck に搭載された近接距離センサ（以下 IR センサ）で取得した距離データによる既知の環境地図のマッチングとパーティクルフィルタを組み合わせることで、オドメトリによる自己位置推定の誤差の修正を目的とする。

本稿では、まず 2 章で車輪型移動ロボットの運動学やオドメトリについて述べ、3 章でオドメトリの誤差を検証する実験について、4 章で既知の環境地図とのマップマッチングとパーティクルフィルタによる誤差修正法について述べる。5 章で修正法の実験示し考察を行い、6 章で結論を述べる。

2.1 研究背景と題目

ロボットの世界には、ロボットが自己位置推定を行う際に、オドメトリによる誤差が蓄積する。この誤差を修正するために、外部からの情報を取り入れる必要がある。この外部からの情報は、GPS、カメラ、LiDAR、IMU、加速度センサ、位置推定などである。このうち、LiDAR と IMU は、自己位置推定の精度を向上させるのに有効である。LiDAR は、環境の形状を正確に把握し、自己位置推定の精度を向上させるのに有効である。IMU は、ロボットの姿勢や位置の変化を正確に把握し、自己位置推定の精度を向上させるのに有効である。LiDAR と IMU を組み合わせて自己位置推定を行うことで、自己位置推定の精度を大幅に向上させることができる。本研究では、LiDAR と IMU を組み合わせて自己位置推定を行うことで、自己位置推定の精度を大幅に向上させることを目指す。

2.1 車輪型移動ロボットの運動モデル

車輪型移動ロボットは、自動車と違い慣性が問題となるほど早くは動かないため、加速度を考慮しなくてもよい。また、車輪の駆動速度は瞬時に変化させることができるとしてよい。以上の前提をもとに車輪型移動ロボットの運動モデルを定式化する。以下にロボットの運動モデルの概観と各パラメータを示す。

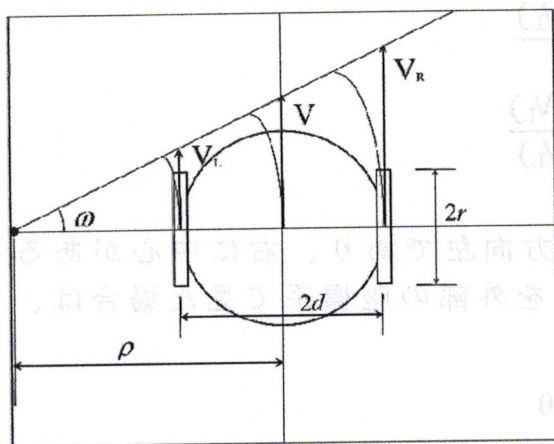


図 1. ロボットの各パラメータ

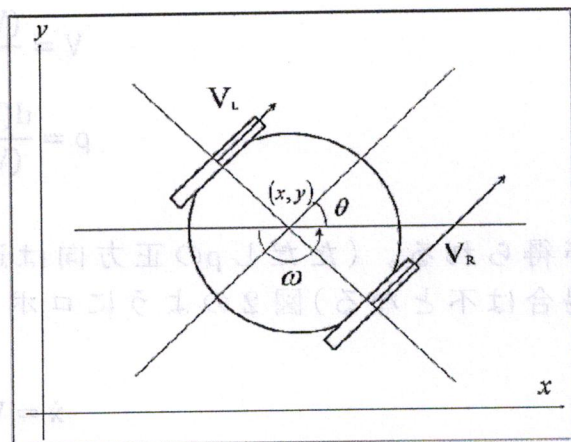


図 2. 外部座標系でのロボットの位置

図 1 のようにロボットの各パラメータを定める。左右各々の車輪の回転角度を ω_R 、 ω_L とすると、車輪の接地点での速度 V_R 、 V_L は、車輪の半径を r として、

$$V_R = r \frac{d\omega_R}{dt}$$

$$V_L = r \frac{d\omega_L}{dt}$$

で得られる。ここで、旋回中心回りの運動を考える。ロボットの旋回角速度を ω 、ロボットの中心の速度を V 、旋回半径を ρ とすると、

$$V = \rho \omega$$

一方、中心から車輪までの距離を d とすると、それぞれの車輪の旋回半径は d だけ増減するため、

$$V_R = (\rho + d)\omega$$

$$V_L = (\rho - d)\omega$$

となる。この式を解いて、

$$\omega = \frac{(V_R - V_L)}{2d}$$

$$V = \frac{(V_R + V_L)}{2d}$$

$$\rho = \frac{d(V_R + V_L)}{(V_R - V_L)}$$

が得られる。(ただし ρ の正方向は進行方向左であり、右に中心がある場合は不となる) 図 2 のようにロボットを外部の座標系で見た場合は、

$$\dot{x} = V \cos \theta$$

$$\dot{y} = V \sin \theta$$

$$\dot{\theta} = \omega = \frac{(V_R - V_L)}{2d}$$

となり、ロボットの運動が両輪の回転速度をもとに記述できる。

$$\frac{d\theta}{dt} = \omega = \frac{V_R - V_L}{2d}$$

$$\frac{dx}{dt} = V \cos \theta$$

$$\omega q = V$$

2.2 オドメトリによる自己位置推定

オドメトリによる更新式を車輪型移動ロボットの運動モデルから求める。上記で得られた式を積分することで x, y, θ を得ることができる。

しかし、実際の車輪の回転角速度の観測は走行制御に用いたパルス状の指令値により、離散時間間隔で測定される。よって、 \dot{x} 、 \dot{y} 、 $\dot{\theta}$ をそれぞれ離散時間系で表現することが望ましい。

ロボットの現在位置 $P(x, y)$ 、姿勢 θ 、微小時間 Δt について、

$$\Delta x = V \cos \theta \cdot \Delta t$$

$$\Delta y = V \sin \theta \cdot \Delta t$$

$$\Delta \theta = \omega \cdot \Delta t = \frac{(V_R - V_L)}{2d} \cdot \Delta t$$

と近似する。サンプル時刻 $k\Delta t$ でのロボットの位置・姿勢を

$$P_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix}$$

と置き、時刻 $k+1$ の位置・姿勢の状態は次式で求まる。

$$P_{k+1} = P_k + \Delta t \begin{bmatrix} V_k \cos \theta_k \\ V_k \sin \theta_k \\ \omega_k \end{bmatrix}$$

図 2-8 車輪型移動ロボットに用いるオドメトリ更新式

第 3 章 e-puck へのオドメトリの実装

3.1 e-puck について

本研究では、スイス連邦工科大学ローザンヌ校(EPFL)で開発された二輪駆動の小型移動ロボット e-puck (図 3) を使用している。研究開発及び基礎技術の取得・技術者育成の為のロボットであり、ステッピングモーター、IR センサ、カメラ、bluetooth など多様なセンサ及び機能を有しており、教育用や研究用、ロボット開発のベースとして、様々な機関で採用されている。

一般的な SLAM や、その他ロボットナビゲーションに関する研究では、カメラ、IR センサ、GPS など複数のセンサやオドメトリを組み合わせる場合が多い。しかし本研究では、e-puck に搭載された IR センサのみを用いて自己位置推定を行う。

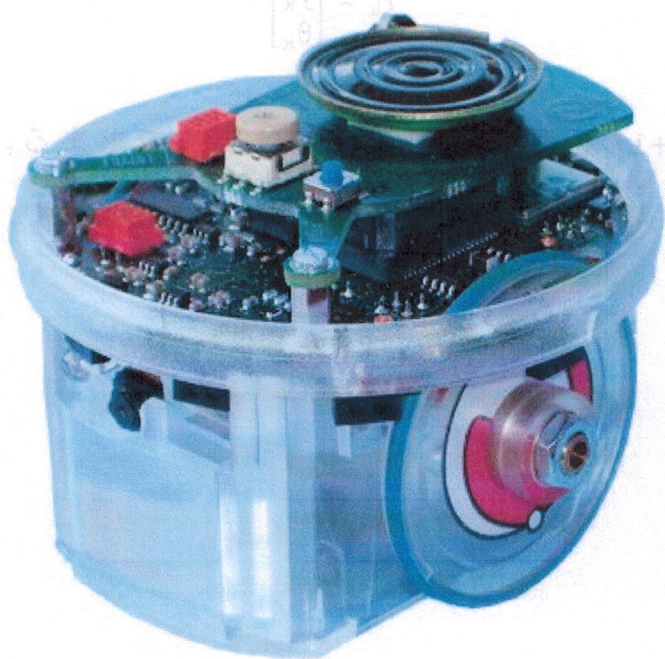


図 3 実験に使用した小型移動ロボット e-puck

3.2 実験 1

3.2.1 実験準備

本実験で使用する e-puck は前述したように、ステッピングモーターを搭載している。モーターの性能は、1 回転あたり 20 ステップ、ギア比 50:1 のリダクションギアである。よって、車輪が 1 回転すると 1000 ステップ進むことになる。

進んだ距離 L の算出方法は、車輪の直径 R を用いて、

$$L = \frac{\text{ステップ数}}{1000} \cdot \pi R$$

となる。

e-puck の車輪の直径は 41.5mm であった。このとき、車輪の直径はノギスを用いて計測した。上記の式を用いて算出される推定値の精度を検証するため、直線走行における推定値と実測値の差分を比較した。その結果、推定値と実測値の差分は $\pm 0.1\text{mm}$ 以内であった。よってステッピングモーターの精度は信頼できる。

3.2.2 実験方法

表面が平らな板を用意し、その上に方眼紙を貼り合わせ、板との滑りが生じないように固定した。

図 4 のような実験環境 1 を設置し、二本の柱の間を e-puck が八の字を描くように走行させた。

e-puck の初期位置を x 、 y 座標の原点として、1 秒ごとのリアルタイム更新によるオドメトリによって算出された値を推定値とする。また、実際に e-puck が走行した位置座標を実測値とした。

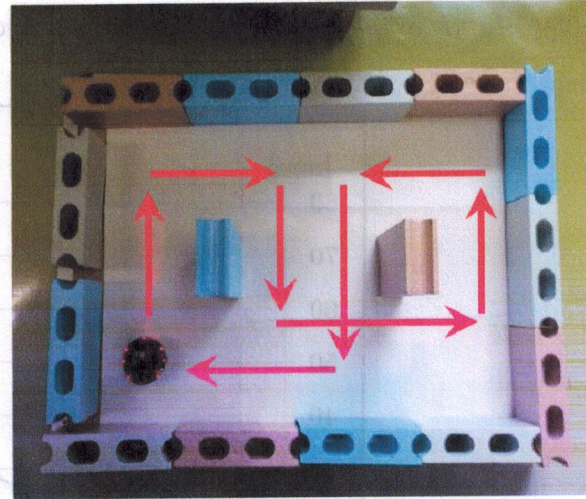


図 4 実験環境 1 と e-puck の走行経路

3.2.3 実験結果

推定値と実測値が描く軌道を以下の図 5 に示す。数値の単位は mm であり、横軸が x 座標、縦軸が y 座標である。

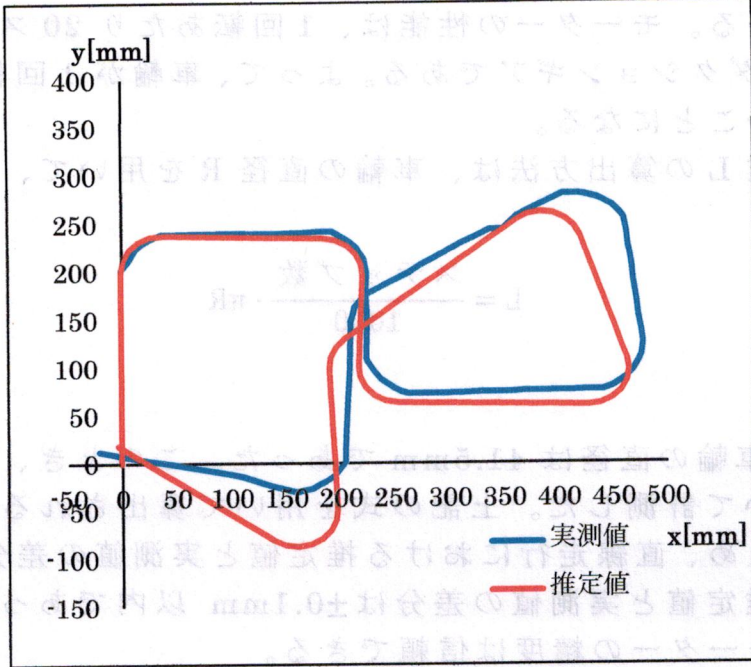


図 5 実験 1 の推定値と実測値の走行軌跡

また、1 秒ごとの推定値と実測値の差分を図 6 に示す。横軸が走行時間、縦軸が差分である。走行時間の単位は秒とする。

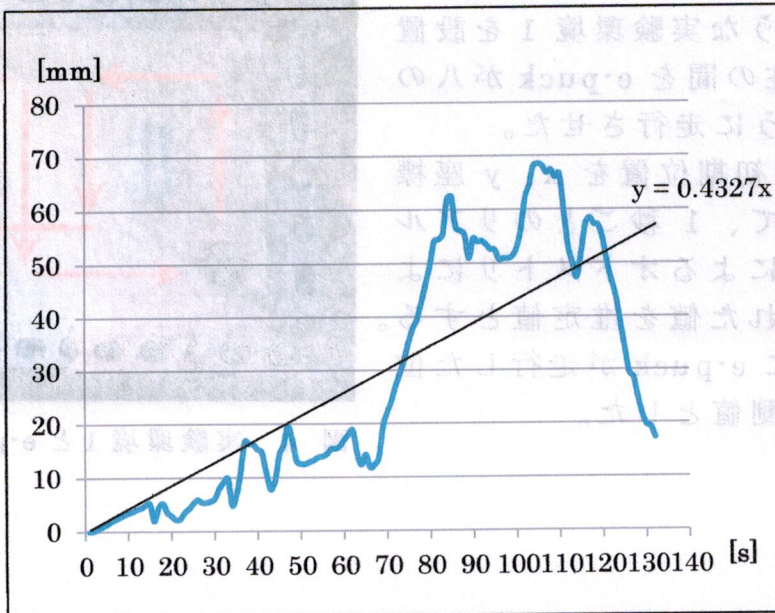


図 6 実験 1 の推定値と実測値の差分

3.2.4 考察

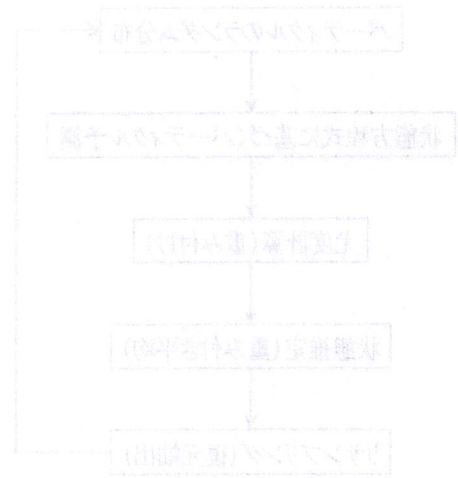
上記で得られた実験結果より、推定値と実測値が描く走行軌跡は近似しておりオドメトリによる自己位置推定が正常に働いているといえる。しかし、実際のロボットの動きは推定値の軌道から逸れていることが図5から見てとれる。この原因として2つの理由が考えられる。

ひとつは、e-puckに搭載されたステッピングモーターにズレが生じていることが原因であると考えられる。設定した速度よりも遅く、もしくは速い速度で車輪が回転している可能性がある。そのため、ステッピングモーターの制御能力についても十分に検証する必要がある。

次に、ロボットの走行時に車輪がスリップしてしまっている場合が挙げられる。車輪の回転角速度の情報だけではスリップを検出することができないため、スリップの補正が必要である。

また、図6より、ロボットの走行時間に応じて差分が徐々に大きくなっており、オドメトリの問題である誤差の累積を確認することができた。

以上のことから、自己位置推定の精度を向上させるには、カメラ、GPS、IRセンサ等の情報を用いて、オドメトリの誤差が累積して大きくなる前に定期的に誤差を修正するシステムが必要であるといえる。



オドメトリによる自己位置推定は、モーターの回転数と車輪の半径から算出される。しかし、モーターの回転数と実際の車輪の回転数にはズレが生じる可能性がある。このズレを補正するために、カメラやGPSなどの外部センサからの位置情報を取得し、オドメトリによる推定値と比較する。比較の結果、誤差を算出し、それを補正することで、より正確な自己位置推定値を出力することができる。

図6 オドメトリによる自己位置推定の精度向上のためのシステム

4.1 パーティクルフィルタについて

パーティクルフィルタとは、モンテカルロ法を利用した時系列フィルタの一種である。一般状態空間モデルにおける高次元の状態ベクトルの時系列ベイズ推定手法として提案され、どのような非線形・非ガウスモデルにも対応が可能である。さらにアルゴリズム、計算機への実装の容易さから、急速に様々な分野へ利用されつつある。パーティクルフィルタは他に粒子フィルタ、モンテカルロフィルタ、ブートストラップフィルタと様々な呼ばれ方があり、主に物体追跡や位置推定、画像解析、自己位置同定の研究に使われている。

時刻 t のときのロボットがとった行動を a_t としたとき、ロボットの状態は $P(x_t | x_{t-1}, a_{t-1})$ のように確率的に遷移すると仮定する。この確率密度関数は時刻 $t-1$ において状態 x_{t-1} のロボットが行動 a_{t-1} をとったときに、状態 x_t に遷移する確率を表している。状態遷移モデル(状態遷移確率)は一般に時不変と仮定され、ロボットの動力学や運動力学によっては大まかに近似され定義される。状態が x_t であるとき、センサの出力が y_t (観測値) である確率は観測モデルと呼ばれ、状態遷移モデルと同様に時不変とする。但し、状態遷移モデルと異なり、観測ベクトルの次元が高くなるため計算するのは困難である。観測モデルに基づく時刻 t における尤度(粒子重み)は一般に $P(y_t | x_t)$ で得られる。

パーティクルフィルタの基本的アイデアは、得られた観測値を条件付分布から多数の実現値に近似表現することである。近似表現された実現値(パーティクル：粒子)を状態方程式に基づき予測し、もっともらしいパーティクルに重み付け(尤度計算)を行う。尤度計算で大きく重み付けされたパーティクルは分裂し、新しいパーティクルが発生し、重み付けが小さかったパーティクルは消滅する。図 7 にアルゴリズムの概略図を示す。

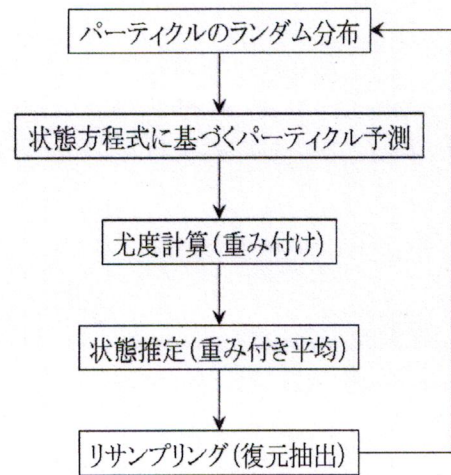


図 7 パーティクルフィルタのアルゴリズム概略図

時刻 t までの観測値の集合を $y_{1:t}$ とすると、予測分布による近似式(時系列 t における対象の事前確率)は、

$$P(x_t | y_{1:t-1}) = \int P(x_t | x_{t-1}) P(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1}$$

となる。これを用いて、時刻 t における事後確率はベイズの法則より尤度 $P(y_t | x_t)$ と事前確率 $P(x_t | y_{1:t-1})$ より、

$$P(x_t | y_{1:t-1}) \propto P(y_t | x_t) P(x_{t-1} | y_{1:t-1})$$

のように表される。対象の追跡はこの事後確率 $P(x_t | y_t)$ の期待値を逐次計算することにより実現できる。観測値を

$$P(x_t | y_{1:t-1}) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_{t|t-1}^{(i)})$$

の実現値(パーティクル)で近似する。

4.2 パーティクルフィルタを用いた自己位置推定法

センサからの観測値 y_t が得られた時、事後の条件付確率分布 $P(x_t | y_t)$ は次式で再帰的に推定できる。

$$P(x_t | y_t) = \alpha \cdot P(y_t | x_t) \int P(x_t | x_{t-1}) P(x_{t-1} | y_{t-1}) dx_{t-1}$$

ここで $P(y_t | x_t)$ は観測モデルであり、観測値 y_t は同時刻の状態 x_t のみに依存するという性質を持つ。 $P(x_t | x_{t-1})$ は運動モデルであり、状態 x_t は直前の状態 x_{t-1} のみに依存するという性質を持つ。 α は正規化するための係数である。

パーティクル集合内で i 番目のものを

$$x^i = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}$$

と定義する。

実装手順は以下の通りである。

- (1) 初期パーティクル集合の生成
- (2) 予測ステップ: 次式の車両運動モデルに従って各パーティクルを移動させる。

$$\dot{P} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V \cos \theta \\ V \sin \theta \\ \omega \end{bmatrix}$$

- (3) 観測モデルに基づき、各パーティクルの尤度を計算する。本研究では、観測モデルをマップマッチングとする。事前に実験環境の地図を

- 用意し、地図内で定義される壁を見つける。壁までの距離と各パーティクル x^i 目線での地図とを比較して x^i の尤度とする。
- (4) 尤度の高い領域でサンプル数が多く、低い領域で少なくなるようパーティクルを選択する。
 - (5) 選択されたパーティクル集合をもとに、乱数によるノイズを加えて新たな集合を生成する。
 - (6) (2)~(5)を繰り返す。

図 8 に処理のイメージを示す。

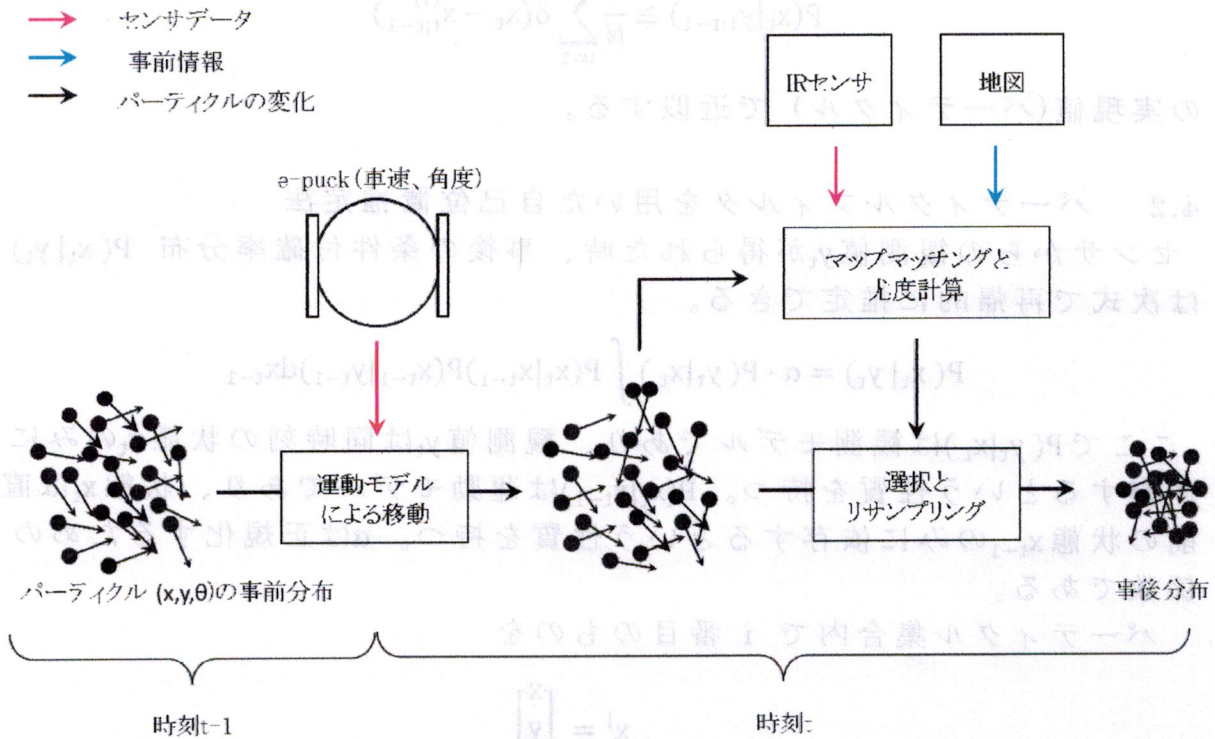


図 8 パーティクルフィルタを用いた自己位置推定の流れ

$$\begin{bmatrix} \omega \cos \theta \\ \omega \sin \theta \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} = q$$

4.3 実験 2

4.3.1 実験準備

e-puck の IR センサから得られる値は赤外線強度であるため、距離に変換する必要がある。e-puck から対象物体までの距離を 1mm ごとに測定し、赤外線強度と測定距離の関係を検証した。その結果を図 9 に示す。

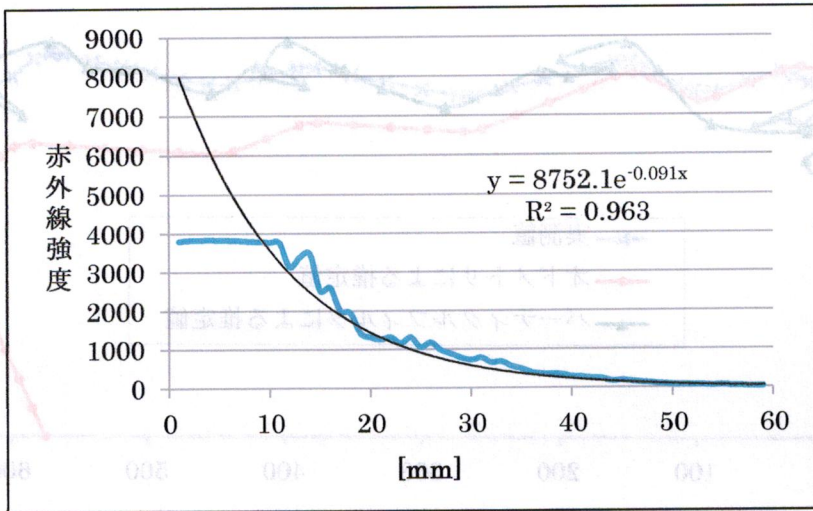


図 9 IR センサの赤外線強度と計測距離の関係

以上により、IR センサから得られる赤外線強度を y とすると、対象物体までの距離 R は次式から求まる。

$$R = -\log_e \left(\frac{y}{8752.1} \right)$$

4.3.2 実験方法

本実験で使用する e-puck は、前面と側面に合わせて 6 個の IR センサを用いて、前方 180 度の範囲の距離の測定ができる。図 10 のような実験環境 2 を設置し、壁の形状と初期位置を既知とした e-puck を走行させ、オドメトリによって算出された推定値とパーティクルフィルタによって修正された推定値を比較した。なお、使用したパーティクル数は 100 である。

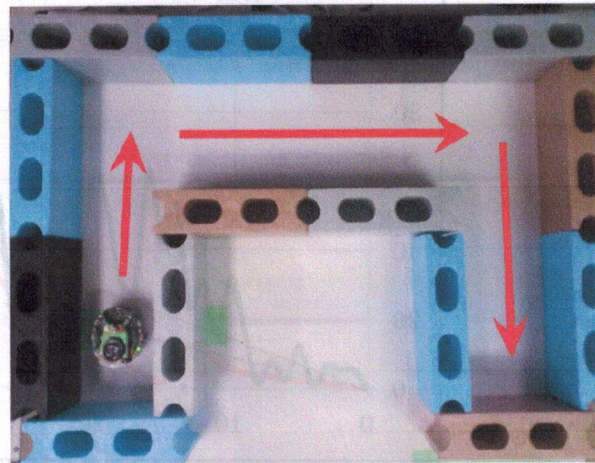


図 10 実験環境 2 と e-puck の走行経

4.3.3 実験結果

オドメトリの推定値とパーティクルフィルタによって修正された推定値と実測値が描く軌道を以下の図 11 に示す。数値の単位は mm であり、横軸が x 座標、縦軸が y 座標である。

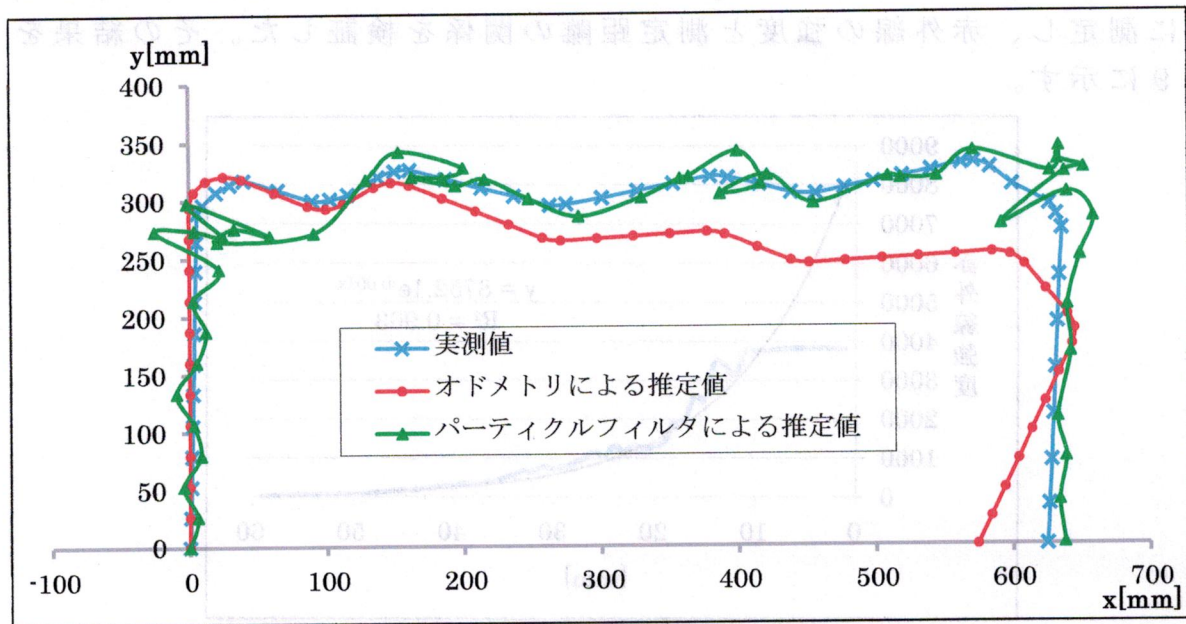


図 11 実験 2 の推定値と実測値の走行軌跡

次に、1 秒ごとのオドメトリの推定値と実測値の差分とパーティクルフィルタによる推定値と実測値の差分を図 12 に示す。横軸が走行時間、縦軸が差分である。走行時間の単位は秒とする。

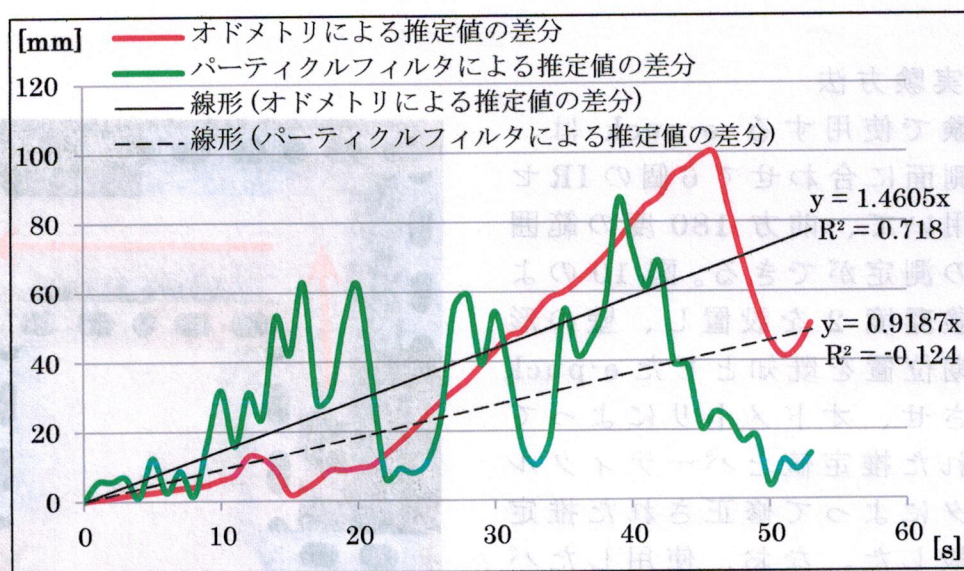


図 12 実験 2 の推定値と実測値の差分

4.3.4 考察

図 11 より、推定値と実測値が描く走行軌跡は近似しておりオドメトリと同様に、パーティクルフィルタによる自己位置推定も正常に働いているといえる。また、図 12 より、オドメトリによる推定値では、走行時間に応じて差分が徐々に大きくなり、誤差が累積している。しかし、パーティクルフィルタでは、定期的に誤差を修正していることが見てとれる。以上のことから、オドメトリによる推定値よりもパーティクルフィルタによる推定値の方が精度向上しているといえる。

しかし、パーティクルフィルタの場合では、**e-puck** が右左折するときや曲がり角を走行しているときに誤差が大きくなっていることが図 11 から見てとれる。この原因として 2 つの理由が考えられる。

ひとつは、**e-puck** に搭載された IR センサにより求めた距離にズレが生じていることが原因であると考えられる。IR センサから得た値にはノイズが含まれ、赤外線強度を距離に変換する計算式も必ずしも正しいとはいえない。そのため、IR センサの最大計測距離、計測誤差、角度分解能等の性能について十分に検証する必要がある。

次に、パーティクルの数、重み付け、パーティクルを生成する際の乱数等のパーティクルフィルタのパラメータに改善の余地があると考えられる。オドメトリのように誤差が累積して大きくなるのではなく、突発的に大きい誤差がパーティクルフィルタでは起きている。適切なパラメータに設定すれば、自己位置推定の精度がさらに向上すると考えられる。

第 5 章 結論

本研究では、パーティクルフィルタを用いたオドメトリによる自己位置推定の誤差修正を示した。結論として、パーティクルフィルタを用いて修正した自己位置推定はオドメトリよりも精度良く自己位置推定ができたと考えられる。また、ある程度のノイズが IR センサに含まれている場合や、環境地図とのマッチングがある程度粗くても対応できると考えられる。

課題として特徴点の少ない環境や IR センサの測定範囲外の環境にロボットが走行する場合でも、提案手法を用いて自己位置推定することが挙げられる。具体的な解決策として、IR センサの最大計測距離、計測誤差、角度分解能等の性能について十分に検証を行い、プログラムで補正する必要がある。カメラを用いて得た画像等の他センサ情報との比較により、測定した距離の補正の検討も考えられる。また、パーティクルフィルタに用いるパラメータの設定を見直すことで自己位置推定の精度がさらに向上すると考えられる。

今後の展望としては、既知環境の自己位置推定だけでなく、未知環境での自己位置推定を行うと同時に環境地図作成などへの利用を検討していきたい。

謝辞

本研究を行うにあたり、終始懇切なご指導を頂きましたルジェロ・ミケレット教授に謹んで深謝します。また、ご自身の活動が忙しいにも関わらず、私の研究に親身になって相談などに協力して頂いた同研究室 OB の及川虎太郎さんに厚く御礼申し上げます。次に本研究を進めるにあたり多大な協力とアドバイスを頂きました同研究室内の岸野嵩久さんに心から感謝致します。

最後に、親身になってアドバイスして頂ける教授、先輩方、同輩がいる環境の中で研究生活を送ることができたことに対し、感謝の意を申し上げて、本論文の結びとさせていただきます。

[1] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[2] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[3] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[4] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[5] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[6] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[7] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

[8] 藤野 虎太郎 著、岩波書店、1935年

- [1] 「詳説 ロボットの運動学」
オーム社 / 著 高野政晴
- [2] 「岩波講座ロボット学 1 「ロボット学創生」」
岩波書店 / 著 井上博広、金井武雄、安西祐一郎、瀬名秀明
- [3] 「移動ロボットのための遡及的現在位置推定法・処理時間を要する
外界センサデータの利用」
日本ロボット学会誌 / 著 前山、大矢、油田
- [4] 「確率ロボティクス」
毎日コミュニケーションズ / 著 Sebastian Thrun
- [5] 「自律移動ロボットにおける処理時間と推定精度を考慮したモン
テカルロ位置推定法」
社団法人 人工知能学会 / 著 石原 悠、鈴木 崇文
- [6] 「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」
日本ロボット学会誌 / 著 上田 隆一、新井 民夫、
浅沼 和範、梅田 和昇、大隅 久
- [7] 「移動ロボットのための確率的な自己位置推定と環境地図作成」
日本ロボット学会誌 / 著 友納 正裕
- [8] 「移動ロボットのための確率的な自己位置推定と環境地図作成」
日本ロボット学会誌 / 著 友納 正裕