

# ちびチャレ2019 成果報告

B 班 (深津蓮, 島田航太, 吉内航, 土屋一朗)

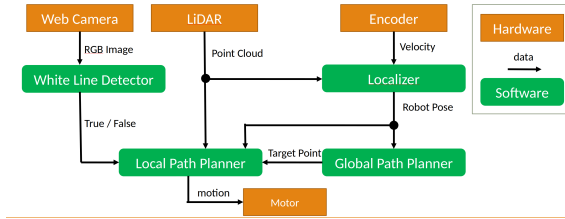


Fig. 1: システム図

## 1 緒言

近年, 自動運転車をはじめとする自律移動ロボットの研究開発が盛んに行われている. これらのロボットが自律移動を行うためには, 自己位置推定, 大域経路計画, 局所経路計画, 環境認識などが非常に重要である. これらの技術は ROS の navigation stack<sup>1)</sup> などのオープンソースソフトウェアを用いて容易に実装可能である. しかし, 今回はオープンソースソフトウェアを使用せずにそれらの技術を自ら実装することで, コーディング技術と基礎的なロボット技術を学ぶことを目的とする. 本稿では, 明治大学生田キャンパス第二校舎 D 館 1 階を 1 周する過程で障害物を避け, 白線を検知したら一時停止しすることを課題とした.

## 2 提案手法

本章では, 提案システムにおける自己位置推定, 大域経路計画, 局所経路計画, 白線検知について述べる. ただし自己位置推定及び大域経路計画で用いる地図については, オープンソースソフトウェアの gmapping<sup>2)</sup> を用いて作成した. システム図を Fig. 1 に示す.

### 2.1 自己位置推定

自己位置推定には Augmented Monte Carlo Localization (AMCL)<sup>3)</sup> を用いた. 走行中に想定されるノイズに対して頑強な自己位置推定を行うためにノイズモデルを想定する. 観測モデルのノイズとして, 正しい計測時の局所的な計測ノイズ, 事前地図の中に存在しない物体による計測ノイズ, レーザがガラスなどを透過したことによる計測ノイズ, ランダムに発生する計測ノイズの 4 種類の観測ノイズを想定した. また, 位置推定誤差からの復帰ができるようにするために, Eq.1 に示す全パーティクルの平均に比例する確率  $p$  でランダムパーティクルを追加する. ここで,  $\omega_{fast}$ ,  $\omega_{slow}$  はそれぞれ尤度の短期および長期の平均値である. パーティクルの  $xy$  座標および  $yaw$  角の分散が閾値以下になった場合は, 最新の推定位置の周りにパーティクルを初期化する.

$$p = \max(0.0, 1 - \frac{\omega_{fast}}{\omega_{slow}}) \quad (1)$$

### 2.2 大域経路計画

大域経路計画には, A\*アルゴリズムを用いた. この経路計画において, 地図はセルの集合として扱う. 開

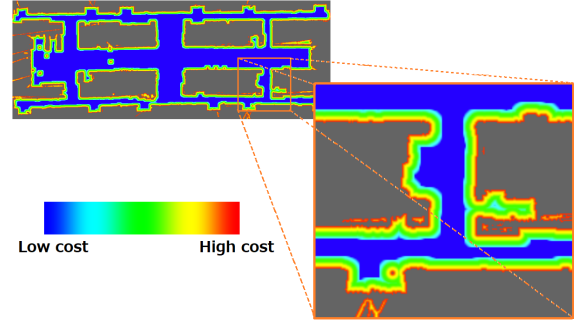


Fig. 2:  $w$  値のヒートマップ

始地点のセルから経路探索を始め, そのセルに到達するための最小コスト  $g$  と目標地点からの距離のヒューリスティック値  $h$  の和が最小のセルを選択して探索を進めていく. これにより, 全経路を探索することなく最短経路を導き出すことができる. しかし, このままでは経路が壁に沿ってしまう. そこで,  $h$  値と  $g$  値に壁からの距離に基づく  $w$  値を足した値を  $f$  とすることで壁から一定距離の間隔を保つような経路を選択するようにした.  $w$  値は壁を最大とし, 壁から一定の距離の中では, 距離に応じて線形的に減少するように設定した. 壁からの距離が一定の距離以上の場合の  $w$  値は 0 とした. Fig.2 に  $w$  値の地図上での分布を示す. 値最終的な  $f$  の値は Eq.2 のようになる.

$$f = g + h + w \quad (2)$$

### 2.3 局所経路計画

局所経路計画には Dynamic Window Approach を用いる. Dynamic Window 内の速度  $v$ , 角速度  $\omega$  をサンプリングし経路を算出する. Eq.3 に示す評価関数を用いてコストを計算し, コストが最小となる速度  $v$ , 角速度  $\omega$  を出力値とする.

$$G(v, \omega) = \alpha obs(v, \omega) + \beta dis(v, \omega) + \gamma heading(v, \omega) + \delta vel(v, \omega) \quad (3)$$

ここで, 評価関数には算出された各経路と障害物までの最短距離である  $obs(v, \omega)$ , 算出された最終位置から目標地点までの距離である  $dis(v, \omega)$ , 目標位置に対する機体の向きである  $heading(v, \omega)$ , 最高速度との差である  $vel(v, \omega)$  を用いる.  $\alpha, \beta, \gamma, \delta$  は係数である. 算出された経路が障害物に当たる場合, コストを無限大に大きくすることでその経路を選択しないようにした. Fig.4 に局所経路計画の評価のイメージを示す.

### 2.4 白線検知

白線検知にはオープンソースソフトウェアの OpenCV<sup>4)</sup> を用いて作成した. WEBCAM から取得した RGB 画像を, グレー化, ぼかし, 二値化, 境界線の取得, 面積によるフィルタリング, 形状判断を行い, 白線を検出した. 以下に詳しく記述する. まず,

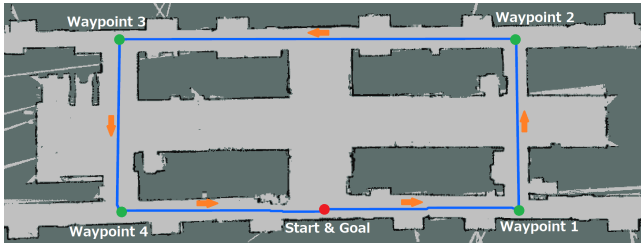


Fig. 3: 大域経路

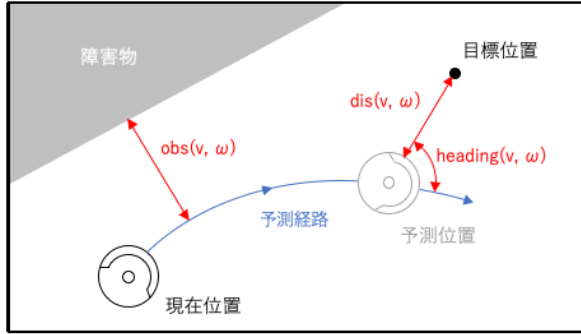


Fig. 4: 局所経路計画における評価

WEBCAM から RGB 画像を取得し、Eq.4 を用いてグレースケール画像を作成した．

$$gray = 0.299Red + 0.587Green + 0.114Blue \quad (4)$$

そのグレースケール画像に対してガウシアンフィルタをかけ、二値化の際に画像が煩雑にならないようにした．また二値化は白線のみ反応するように、閾値を調整して行った．今回の手法では黒い背景に白い物体がある想定で物体の輪郭を検出した．その後、その物体の輪郭から画像上の面積を取得して、大きすぎるものと小さすぎるものは除く処理を行った．また、画像の上半分は白線があると想定される床以外が写ることが多いため、上半分にある輪郭は除く処理を行った．最後に、取得した輪郭を矩形で囲み、輪郭の面積  $S_{contours}$  と矩形の面積  $S_{rectangle}$  が Eq.5 を満たすものだけに絞ることで四角形の判断を行い、白線を検出した．

$$S_{contours} > 0.8S_{rectangle} \quad (5)$$

### 3 実験

今回実装した自己位置推定、大域経路計画、局所経路計画、白線検知の評価のために、以下の3つの実験を行った．ハードウェアとしては、Roomba<sup>5)</sup> と 2D-LiDAR の UTM-30LX<sup>6)</sup>、Raspberry PI Model B+<sup>7)</sup>、C270 HD WEBCAM<sup>8)</sup>、ノート PC(CPU:4 コア/2.80GHz、メモリ:8GB) を用いる．

#### 3.1 周回実験

本実験では、明治大学生田キャンパスの D 館 1 階を 1 周させる実験を 10 回行った．Fig.3 にスタート地点・ゴール地点及び経由点を 4 点与えた時の 1 周の大域経路 (青色) を示す．実験を行った結果、10 回とも完走することができた．1 周の平均走行時間は 6 分 6 秒だった．自己推定位置は PC のディスプレイに地図上の矢印として映し出し確認を行った．開けた場所に位置する時や事前地図にない障害物を検知した時に多少の誤

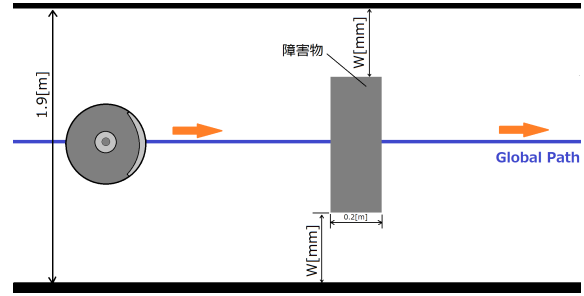


Fig. 5: 障害物回避実験

差が発生したが、走行を続けると、短時間で復帰できることが確認できた．また、局所経路計画では、大域経路を沿うようにして走行し、壁や障害物に近づいた場合は避けることが確認できた．

#### 3.2 障害物回避実験

本実験では、障害物の回避性能を評価するため、Fig.5 に示すような回避実験を行った． $W$  は障害物と壁の間の幅である． $W = 0.6, 0.7, 0.8[m]$  とし、各条件で回避し通過可能かどうかをそれぞれ 5 回走行させた．実験の結果を Table. 1 に示す．壁と障害物の隙間が  $0.7[m]$  以下であると回避して通過する割合が下がり、 $0.6[m]$  以下になると通過することが全くできなかった．どの通過できなかった場合も、壁の前でその場で回転し続けるという挙動を示した．これは目標地点に近づきつつ障害物を避ける経路が探索できなかったためと考えられる．

Table 1: 障害物回避実験結果

壁と障害物の距離 $W[m]$	0.8	0.7	0.6
回避成功の割合 [%]	100	80	20

#### 3.3 白線認識実験

本実験では、周回実験の経路上に  $0.5[cm]$  の長さの白線を配置し、走行中に白線が検知できるかを確認した．白線を検知した場合 5 秒間停止するようにした．白線は各経由点 4 点とその間の 3 点の計 7 点に配置した．この実験結果を Table. 2 に示す．経由点間の白線検知は平均 93[%] の割合で検知し、経由点の白線は平均 65[%] の割合で検知した．検知できなかった原因は機体が経路上からそれてしまい、カメラに白線の一部しか映らなかったことであり、カメラに白線の大部分が写っていた場合は検知することが確認できた．

Table 2: 白線検知実験結果

	1 回目	2 回目	3 回目	4 回目	5 回目
Waypoint 上の白線	75%	25%	75%	50%	100%
Waypoint 間の白線	100%	100%	66%	100%	100%

### 4 結言

本研修では Roomba に 2D-LiDAR とカメラを搭載し、自律移動プログラムを実装した．実際に走行実験を行うことで、システムが有用であることを確認できた．本研修を通じて自律移動ロボットの基礎となる知識と技術を身につけることができ、git を用いたチームでの開発の経験を積むことができた．これらは今後の研究を行っていくための基礎的な力となった．

## 参考文献

- 1) <http://wiki.ros.org/navigation>
- 2) <http://wiki.ros.org/gmapping>
- 3) Sebastian Thrun , Wolfram Burgard , and Dieter Fox 著, 上田 隆一 訳, 確率ロボティクス, 2007
- 4) <https://opencv.org>
- 5) <https://www.irobot-jp.com>
- 6) <https://www.hokuyo-aut.co.jp/search/single.php?serial=21>
- 7) <https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-3-model-b-plus/>
- 8) <https://www.logicool.co.jp/ja-jp/product/hd-webcam-c270>