

### 障害物のオクルージョン領域を考慮した自律 移動ロボットの経路計画

刈谷, 啓伸 / KARIYA, Hironobu

---

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学・工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

56

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2015-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00011291>

# 障害物のオクルージョン領域を考慮した 自律移動ロボットの経路計画法

DEVELOPMENT OF SAFE PATH PLANNING METHOD WITH OCCLUDED REGION  
OF OBSTACLES FOR MOBILE ROBOT

刈谷啓伸

Hironobu KARIYA

指導教員 小林一行

法政大学大学院理工学研究科システム工学専攻修士課程

This paper describes the development of a potential-field-based path planning method that considers an occluded region induced by light detection and ranging (LIDAR). Herein, LIDAR-induced occluded region is considered because only the surface of obstacles that causes the existence of occluded regions is detected by LIDAR. Especially at a T-junction/blind corner, the occluded region may cause inappropriate path generation when the potential-field-based path planning method is employed. To overcome the negative effect of the occluded region, we propose an occluded-region aware potential-field-based path planning method. In the proposed method, we introduce a new occluded-region repulsive potential field. The validity of the proposed occluded-region aware potential-field-based path planning method is confirmed by both simulation and an actual experiment using a mobile robot at the indoor T-junction.

**Key Words** : LIDAR, Path planning, Occluded region, Mobile robot

## 1. はじめに

人と共存できる自律移動ロボットの開発は、米国はもちろん、我が国日本においても、現在盛んに行われている研究の一つである。特に実環境での技術チャレンジは、トピックとして注目されており、日本では、つくばチャレンジ [1]、米国では、Intelligent Ground Vehicle Competition(IGVC) [2]などが開催され、自律移動ロボットのための技術開発および実証実験の場となっている。

移動ロボットが自律走行する場合、大きく分けて、2つのパターンが考えられる。(1)既知コースでの走行、(2)未知コースでの走行である。(1)のパターンは、つくばチャレンジがそれに該当し、あらかじめコースが決められ、自律走行前に試走が認められている。これに対し、(2)のパターンに該当する IGVC では、コース上に描かれた白線認識による自律走行と与えられた緯度経度座標をもとに自律走行するミックスした競技となっている。事前走行は認められていないが、複数回のチャレンジができ、一度走行したところまでの場所を参考にする走行が認められている。

一度走行学習した場所を自律的に走行する Teaching-Playback 方式は、(1),(2)のパターンいずれにおいても有効である。Teaching 部分では、目標位置までのコースを走

行し環境地図[3][11]を学習させ、経路生成する[4][5]。Playback 部分では、この環境地図と生成した経路をもとに安全に走行する必要がある。しかし、これらは、有用な情報として使えるが、100%信頼おける情報とはいえない。そのため移動ロボットが安全に走行するためには、経路を再計画しながら走行する必要がある。

Table.1 に IGVC およびつくばチャレンジの参加レポートから LIDAR の使用率を示した表を示す。このように移動ロボットでは、環境認識センサとして LIDAR を使用することが一般的であると言える。

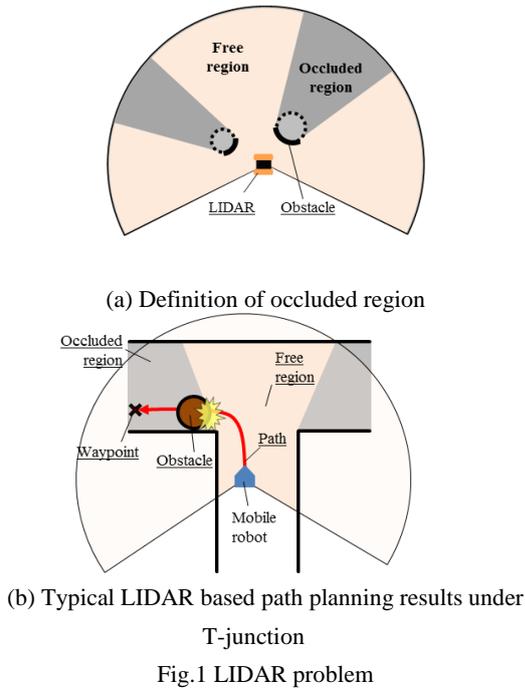
Table 1 LIDAR utilization in Robot competition

Robot competition	Number of teams	LIDAR Utilization [%]
Tsukuba Challenge2014	44	100 (44/44)
IGVC2014	33	90 (30/33)

Fig.1(a)に示すように、LIDAR はレーザー光の反射により観測するため、障害物の表面は観測できるが、裏側やその背後の部分、いわゆるオクルージョン領域が、死角となってしまう。特に Fig.1(b)のような T 字路では、左右の壁によるオクルージョンにより曲がり角先の通路状態が曲がる直前までわからない。極端な例ではあるが、もし、曲がり角先に障害物がある場合、オクルージョンに

より隠れていた障害物が急に検出されるため、回避は難しくなる。

そこで本研究では、LIDAR で障害物を観測する場合に生じるオクルージョン領域に着目し、オクルージョン領域の安全面を考慮した経路計画法を提案する。提案する経路計画法を説明した後に、実機実験より有用性を検証する。



## 2. システムと問題の記述

### (1) LIDAR を搭載した移動ロボットの Teaching-Playback ナビゲーション

LIDAR を搭載した移動ロボットの Teaching-Playback 走行ナビゲーションは、Teaching 部分と Playback 部分で構成される。

Teaching 部分では、いわゆる、Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)問題として考えLIDAR の情報と自己位置の情報を融合し、環境地図(占有格子地図)を生成[3][11]する。移動ロボットは、生成された占有格子地図から、安定した同じような走行ができるように複数点のWaypoint を生成する[4][5]。

Playback 部分では、複数点のWaypoint で構成した走行経路を生成し、それに沿ったナビゲーションを行う。

(1) Teaching 部分で生成した占有格子地図と Waypoint

(2) 走行中の自己位置と LIDAR から得られる観測情報との対応から、走行経路上に障害物が検出されたとき、障害物回避のための経路計画を行う。提案されている経路計画法は、例えば、RRT(Rapidly-exploring Random Tree) [6]や Elastic band 法[7]、ポテンシャル法[8]などが有名である。いずれの方法も、検出した障害物のみに着目した経路計画法であり、LIDAR と障害物の位置関係により生じたオクルージョン領域については、考慮されていない。

### (2) オクルージョン問題

Fig.2 に示す LIDAR を搭載した移動ロボットが、Fig.3(a) に示す T 字通路での曲がり角を走行する場合(この場合、左曲がり)、曲がり角先の通路の状態(障害物の有無など)が分からない。このような場所で目標位置まで経路計画を行うと、Fig.3(b)に示すようなオクルージョン領域の状態を考慮しない最短距離を移動する経路が生成されてしまう。

そこで本研究では、オクルージョン領域を考慮した経路計画法について述べる。経路計画法には、さまざまな実装例があるが、リアルタイム性に優れた D.H.Kim によって提案されたポテンシャル法[8]をベースとしてオクルージョン領域を考慮した拡張を行う。

以下に、オクルージョンに関する問題を検討する。

(P1) どのように、オクルージョン領域を検出するか。

(P2) どのように、オクルージョン領域を考慮した経路を生成するか。

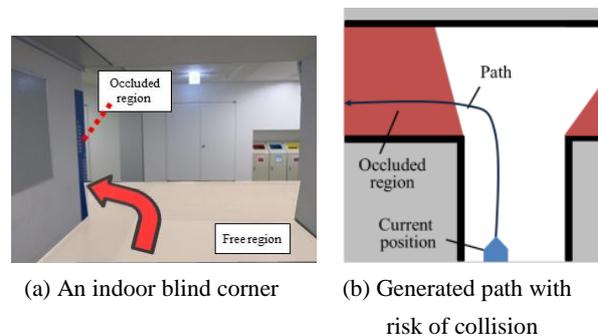
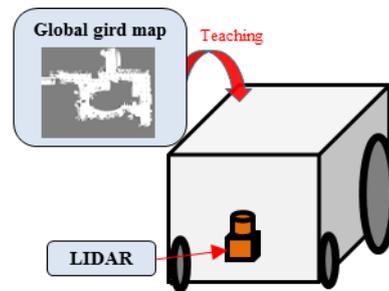


Fig.3 An indoor blind corner, which is invisible region the mobile robot

## 3. オクルージョン領域を考慮した経路計画法

Fig.4 に提案するオクルージョン領域を考慮したポテンシャル法の概要を示す。LIDAR を搭載した移動ロボットは、その地点に対応した事前占有格子地図(以後、事前地図と呼ぶ)と LIDAR 情報から生成した現在地図との論理和をとり、通路内のオクルージョン領域を表すオクルージョンマップを検出する。このオクルージョンマップの大きさに応じて、斥力ポテンシャル場を発生させることで、オクルージョン領域に対してより安全な走行を行う。

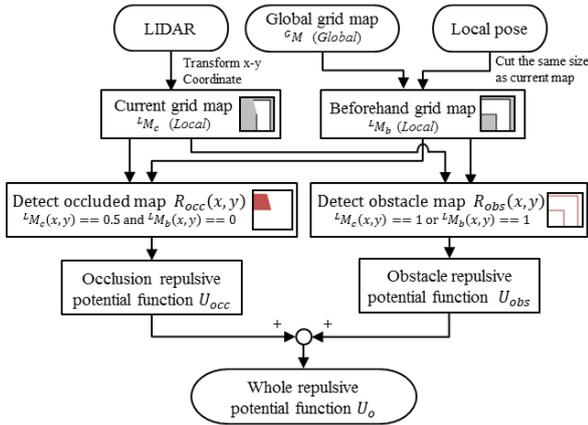


Fig.4 Proposed method

以降で、オクルージョン領域の検出方法と、オクルージョン領域を考慮したポテンシャル法について述べる。

#### (1) 占有格子地図を用いたオクルージョン領域の検出

オクルージョン情報は、LIDAR 情報から生成した現在地図と事前地図の 2 つの占有格子地図の重ね合わせを比較することで検出する。Fig.5 に示すように、現在地図と事前地図は、占有空間/自由空間/未知空間の 3 パターンに分類する。3 パターンに分類した現在地図  $L^M_c$  の値を(1)式に示す。

$$L^M_c(x, y) = \begin{cases} 1 & (\text{occupied}) \\ 0.5 & (\text{unknown}) \\ 0 & (\text{free}) \end{cases} \quad (1)$$

ここで、現在地図  $L^M_c$  と事前地図  $L^M_b$  のサイズは  $H_L \times W_L$  [pixel] とし、 $L^M_c(x, y)$ ,  $L^M_b(x, y)$  ( $1 \leq x \leq H_L, 1 \leq y \leq W_L$ ) とする。事前生成した全体の占有格子地図  $G^M$  のサイズは  $H_G \times W_G$  [pixel] とする。( $H_G > H_L, W_G > W_L$ )

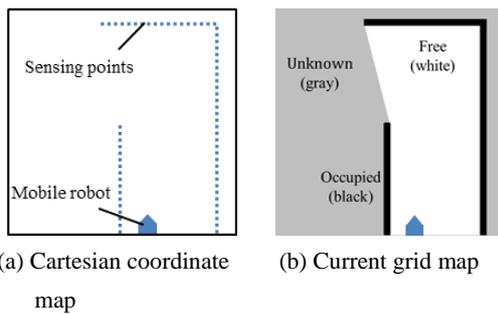


Fig.5 LIDAR data

(2)式に示すように、オクルージョンマップ  $R_{occ}$  は、現在地図  $L^M_c$  の未知空間(灰)と事前地図  $L^M_b$  の自由空間(白)の論理和をとり検出する。

$$R_{occ}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (L^M_c(x, y) = 0.5 \cap L^M_b(x, y) = 0) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

同様に、(3)式に示すように、障害物マップ  $R_{obs}$  (未知障害物と既知障害物を含む) は、現在地図  $L^M_c$  の占有空間(黒)と事前地図  $L^M_b$  の占有空間(黒)の論理積をとり検出する。

$$R_{obs}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (L^M_c(x, y) = 1 \cup L^M_b(x, y) = 1) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

Fig.6 にオクルージョンマップを検出する様子を示す。Fig.6(a)は LIDAR から得られた観測情報を変換した現在地図、Fig.6(b)は事前地図、Fig.6(c)に検出したオクルージョンマップと障害物マップを示している。

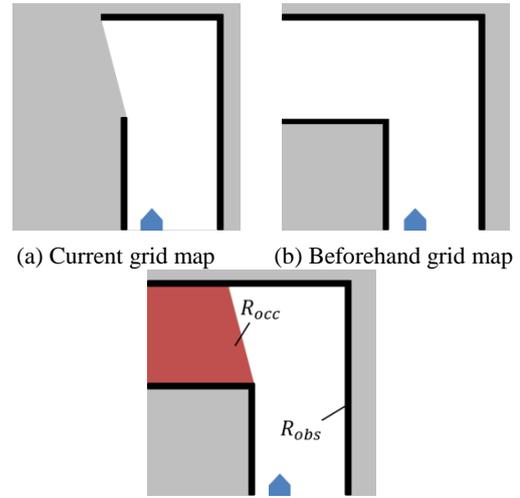


Fig.6 Occluded region detection

#### (2) オクルージョン領域を考慮したポテンシャル法

ポテンシャル法[8]に基づき、オクルージョン領域を考慮した拡張を行う。この方法は、目標位置に対して引き寄せる引力ポテンシャル関数、障害物に対して遠ざけようとする斥力ポテンシャル関数を定義し、これら関数を重ね合わせたポテンシャル場の勾配方向を探索し経路計画する。3.1節で検出したオクルージョンマップと障害物マップを用いて、全体の斥力ポテンシャル関数を作成する。以下に提案する斥力ポテンシャル関数を示す。

(4),(5)式に示すように、オクルージョンマップ  $R_{occ}$  を用いて生成する斥力ポテンシャル  $U_{occ}$ 、障害物マップ  $R_{obs}$  を用いて生成する斥力ポテンシャル  $U_{obs}$  をそれぞれ計算する。

$$U_{occ} = \sum_{i \in N_{occ}} c_{occ} \left( e^{-\frac{x_i^2 + y_i^2}{l_{occ}^2}} \right) \cdot R_{occ}(x_i, y_i) \quad (4)$$

$$U_{obs} = \sum_{j \in N_{obs}} c_{obs} \left( e^{-\frac{x_j^2 + y_j^2}{l_{obs}^2}} \right) \cdot R_{obs}(x_j, y_j) \quad (5)$$

ここで、移動ロボットを直交座標系の原点とし、 $(x_i, y_i)$  は  $i$  番目のオクルージョンマップ  $R_{occ}$  の位置座標、 $(x_j, y_j)$  は  $j$  番目の障害物マップ  $R_{obs}$  の位置座標を表す。 $N_{occ}, N_{obs}$  はそれぞれ  $R_{occ}, R_{obs}$  の点群集合の個数を表す。 $c_{occ}, l_{occ}$  はオクルージョンのポテンシャル関数のパラメータでそれぞれ大きさと拡がりをも意味する。 $c_{obs}, l_{obs}$  は同様に障害物のパラメータを表す。

(6)式に示すように、算出した  $U_{occ}$  と  $U_{obs}$  の加重和から全体の斥力ポテンシャル関数  $U_o$  を計算する。

$$U_o = U_{occ} + U_{obs} \quad (6)$$

この生成した斥力ポテンシャル関数と、引力ポテンシャル関数を合成し全体ポテンシャル場を求め、この全体ポテンシャル場に対して最急降下法[12]を行うことで経路計画する。Fig.7 に示すように、提案手法により経路生成の様子を示す。オクルージョン領域の大きさに応じて斥力ポテンシャル場を発生させることで、オクルージョン領域に対してより安全な移動を行う。

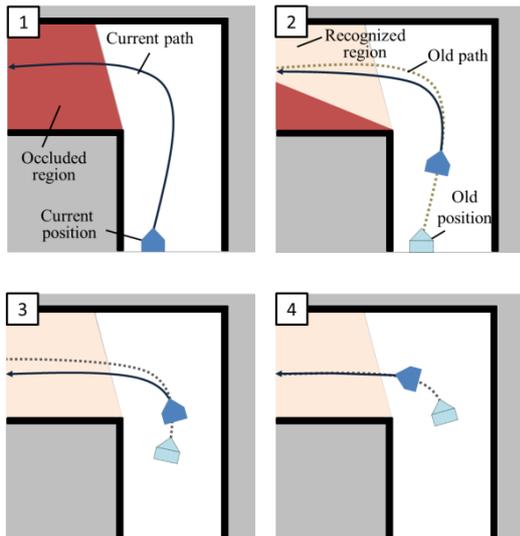


Fig.7 Illustrate of path planning based on occluded region

#### 4. 実機実験

本研究では、LIDAR を用いて生じるオクルージョン問題が生じやすい環境での実機実験を行う。Teaching 部分における事前占有格子地図は、参考文献[3]を用い生成し、Playback 部分における、占有格子地図に対応する自己位置推定は、参考文献[10]を用いた。

Fig.8 に実験で使用した自律移動ロボットを示す。この自律移動ロボットは電動車椅子(JW:アクティブ ヤマハ発動機製)をベースとしたものであり、角度センサとして光ファイバジャイロ(JG-35FD:日本航空電子製)、速度センサとして2つの車輪速度計を搭載している。障害物検出に必要なLIDAR(UTM-30LX:北陽電機製)は、移動ロボット前方の高さ0.25mに設置した。自律移動ロボットの計測制御には、Core-i5-2524M 2.60Ghz, 8GB RAM のス

ペックのPCを使用し、制御周期は300msとした。



Fig.8 Experimental mobile robot platform

実機実験は法政大学小金井キャンパス構内の建物内で行った。実験における斥力ポテンシャルパラメータ  $c_{obs}, l_{obs}, c_{occ}, l_{occ}$  はそれぞれ 20, 2, 4, 10 とした。目的位置に対する引力ポテンシャル関数のパラメータ  $c_g, l_g$  はそれぞれ 100, 40 とした。

提案する経路計画手法を検証するため、2つの実機実験を行った。

実験1:オクルージョン領域を考慮した経路生成の検証実験

実験2:提案手法の自律移動実験

比較には、

- ・オクルージョン領域と障害物領域を考慮した場合 (Proposed method)
  - ・障害物領域のみを考慮した場合 (Obstacle method)
- の2種類の方法で行った。

#### (1) オクルージョン領域を考慮した経路生成の検証実験 (実験1)

Fig.9 に示すように、オクルージョンにより走行する通路先が見えない曲がり付近において、走行する領域内のオクルージョン領域を検出し、オクルージョン領域を考慮した経路生成ができるかを確認した。

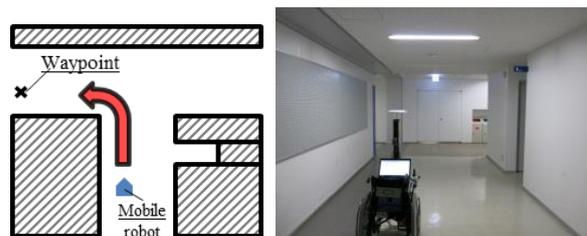


Fig.9 Experiment environment

Fig.10 にオクルージョンマップの検出結果を示す。Fig.10(a)はその地点で観測したローカルマップ、Fig.10(b)は事前占有格子地図のその地点に対応した事前地図、Fig.10(c)は生成した障害物マップ、Fig.10(d)は生成したオクルージョンマップを示している。Fig.10(d)より、通路内のオクルージョン領域を検出できたことが確認できた。

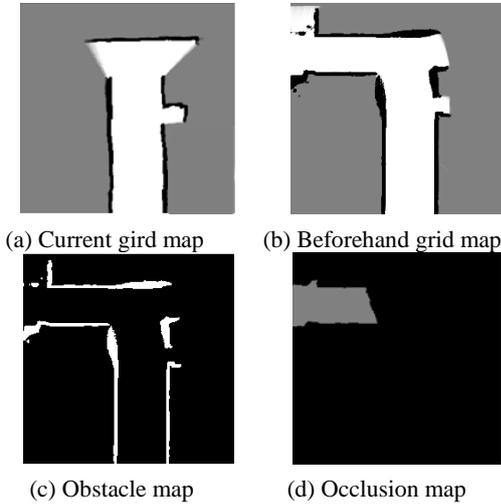


Fig.10 Detection result of occlusion map and obstacle map

Fig.11 に経路生成結果を示す。Fig.11 の o マークは提案手法による生成経路、x マークは障害物だけを考慮した生成経路を示している。提案手法は、オクルージョン領域に対して膨らみを持つ経路が生成され、オクルージョン領域に障害物が存在することを予測した経路が生成された。これに対し、障害物だけを考慮した場合だと曲がり角に沿った最短経路が生成された。この実験結果より、提案する手法はオクルージョン領域に障害物があることを想定して経路生成ができることが確認できた。

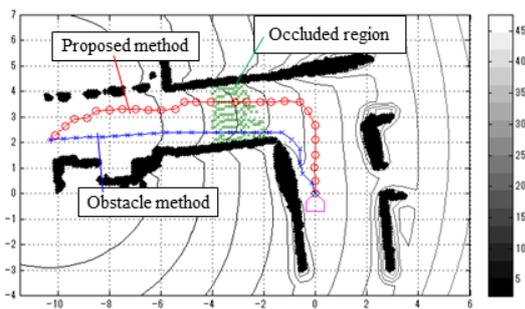


Fig.11 Experiment result

## (2) 提案手法の自律移動実験 (実験 2)

提案する経路計画法の有用性を確認するために、自律移動実験を行い、生成された移動経路を追従した移動軌跡より検証する。Fig.12 に事前占有格子地図で表したコース環境を示す。コースは全長約 100m で、2 か所の曲がり角(A 地点(20m), B 地点(80m))が存在する。通路内を移動するために、大域的な位置情報を示す waypoint を 4 地

点(約 20,40,60,80m 地点)用意した。移動ロボットは約 3.0km/h で移動した。

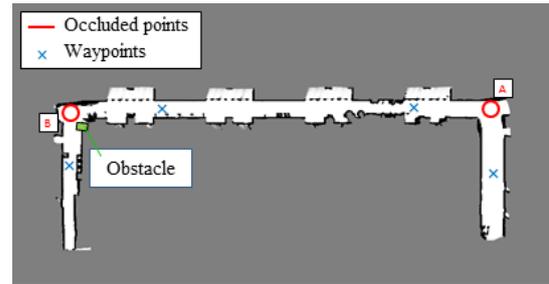


Fig.12 Global grid map and occluded points

Fig.13 に、それぞれの経路計画手法を実装し、自律移動をした後の移動軌跡を示す。実線は提案手法、点線は障害物だけを考慮した経路計画法の自己位置を表している。A, B 地点において、障害物だけを考慮した手法はオクルージョン領域が発生するショートカットした移動軌跡が得られたのに対し、提案手法はオクルージョン領域を迂回するような移動軌跡が得られた。また提案手法は、オクルージョン領域が発生しない場所において、障害物だけを考慮した場合と同様の移動軌跡が得られた。この実験結果より、提案手法は、オクルージョンが生じやすい環境で、より安全に移動できることが確認できた。

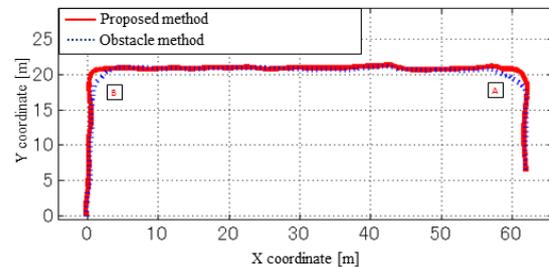


Fig.13 Comparison result between proposed method and obstacle method

## 5. おわりに

本研究は、オクルージョンの影響が生じる実環境を想定し、オクルージョンの影響で観測できない障害物を考慮したポテンシャル法を提案した。オクルージョンに関する情報は、事前地図と LIDAR 情報から生成した現在地図との論理和をとり、オクルージョン領域の大きさを表すオクルージョンマップを生成した。この生成したオクルージョンマップを斥力ポテンシャル関数に追加して、オクルージョン領域の安全を考慮した経路生成を提案した。提案手法の有用性を検証するため、オクルージョンが生じやすい通路内の曲がり角で実機実験を行い、オクルージョン領域を考慮した経路生成ができることを確認した。

## 参考文献

- 1) S. Yuta, M. Mizukawa, H. Hashimoto and H. Tashir : An open experiment of mobile robot autonomous navigation at the pedestrian streets in the city — Tsukuba Challenge, Proc. of the 2011 IEEE Int. Conf. on Mechatronics and Automation, pp. 904-909, August, 2011
- 2) IGVC– Intelligent Ground Vehicle Competition Website, <http://www.igvc.org/>
- 3) J. Miura, Y. Negishi, and Y. Shirai : Mobile robot map generation by integrating omnidirectional stereo and laser range finder, Proc. of the 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Vol. 1, pp. 250-255, 2001
- 4) K. Nagatani, Y. Iwai and Y. Tanaka : Sensor based navigation for car-like mobile robots based on generalized voronoi graph, Proc. of the 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Vol. 2, pp. 1017-1022, October, 2001
- 5) H. Choset and K. Nagatani : Topological simultaneous localization and mapping (SLAM): toward exact localization without explicit localization, IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 17, pp. 125-137, April, 2001
- 6) D. Ferguson, N. Kalra and A. Stentz : Replanning with RRTs, Proc. 2006 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1243-1248, May, 2006
- 7) O. Brock and O. Khatib : A framework for motion generation in human environments, Int. J. of Robotics Research, Vol. 21, No. 12, pp. 1031-1052, December, 2002
- 8) D. H. Kim and S. Shin : Local path planning using a new artificial potential function configuration and its analytical design guidelines, Advanced Robotic, Vol. 20, pp. 115-135, 2006
- 9) E. Takeuchi, K. Ohno and S. Tadokoro : Robust localization method based on free-space observation model using 3D-map, Proc. of the 2010 IEEE Int. Conf. on Robotics and Biomimetics, pp. 973–979, December, 2010
- 10) S. Bouraine, A.O. Djekoune and O. Azouaoui : Hybrid localization approach of a bi-steerable mobile robot based on grids matching and extended Kalman filter, Proc. of the 11th Int. IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp. 1136-1141, October, 2008
- 11) D.M. Cole and P.M. Newman : Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments, Proc. of the 2006 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1556-1563, May, 2006
- 12) S.J. Assero : Terrain following/terrain avoidance path optimization using the method of steepest descent, Proc. of the IEEE 1988 Nat. Conf. on Aerospace and Electronics, Vol. 3, pp.1128-1136, May, 1988