

# 動的環境を考慮した移動ロボットの経路計画

## Path Planning of a Mobile Robot in Dynamic Environment

○学 平瀬 祐貴 (中部大) 三輪 颯太郎 (中部大)  
山内 悠嗣 (中部大)

Yuki HIRASE, Chubu University, er16067-9445@sti.chubu.ac.jp  
Kentaro MIWA, Chubu University  
Yuji YAMAUCHI, Chubu University, yuu@isc.chubu.ac.jp

An autonomous mobile robot in a dynamic environment needs to avoid static obstacles and also needs to perform path planning while considering dynamic obstacles. In this paper, a path planning method is proposed for avoiding encounters with moving objects by incorporating an abundance map that represents the possibility of existence of previously observed moving objects. The proposed method can generate a path that avoids areas with high human traffic, which reduces the probability of obstacle encounters and path re-planning. Results of the evaluation experiment indicate that compared to conventional method, the proposed method can generate a shorter path in a dynamic environment having high human traffic.

**Key Words:** Mobile Robot, Path Planning, Dynamic Environment, Abundance map

### 1 はじめに

サービスの自動化と労働力不足に伴い、人間に対してサービスを提供するサービスロボットの需要が高まっている。サービスロボットは、人間と環境を共有するため、周囲環境を理解して障害物への衝突を避けるだけでなく、人間の行動に対して干渉しない動きが要求される。

サービスロボットの最も基本的な機能の一つである自律移動は、事前に作成した環境地図を用いて、現在地から目標位置まで障害物に衝突することなくロボットが移動する技術である。自律移動は、自己位置推定、環境地図作成、経路計画、経路追従等の技術から構成されている。本稿では、現在地と目標位置が与えられた際の最適な経路を求める経路計画問題に焦点を当てる。

経路計画法は現在までに様々な手法が提案され、自律移動ロボットや自動車の自動運転技術に導入されている [1]。提案されている多数の経路計画法は、空間中を移動する物体が存在しないと仮定した静的な環境下で経路を計画する。多数の人が行き交うような動的な環境下においても経路を計画することができるが、ロボットが移動している最中に動的な障害物を発見した場合には、障害物を回避する運動もしくは障害物を避けるために大幅な遠回りが必要となる。そのため、経路が長くなることでロボットが走行する時間を要する他に、複数回にわたって経路を計画する問題がある。

そこで、本研究では動的な物体が存在する確率を表した Abundance map を事前に作成し、Abundance map に基づいて動的な物体を考慮した経路計画法を提案する。経路を計画する際に人が行き交うような場所を避けて経路を計画することで、動的な物体を回避する行動や経路を再計画する等のリスクを軽減する。

### 2 関連研究

#### 2.1 静的な環境下における経路計画法

自律移動を実現するための経路計画法に関する研究は精力的に行われてきた。経路計画法の性質から幾つかに分類できる。

##### ポテンシャルベース

障害物と目標位置からポテンシャル場を作成し、目標位置が最小値ポテンシャルとなる勾配ベクトルより経路生成を行うポテンシャルベースの手法 [2, 3] が提案されている。この方法は、障害物回避と目標位置までの経路の生成を同時に行うことができる。ポテンシャル法では、関数のローカルミニマムにおいてデッドロックと呼ばれる停留現象が生じる可能性がある。この問題を回避するための手法 [4] が提案されているが、多くの手法はポテンシャル場の計算に時間を要する問題を抱えている。

##### ランダムサンプリングベース

ロボットの走行空間においてランダムでノードをサンプリングし、ノード間を結ぶことで経路を探索するランダムサンプリングベースの手法が提案されている。代表的な手法として、Probabilistic Road Map (PRM) [5] や Rapidly-exploring Random Tree (RRT) [6] がある。PRM は、事前に空間中のランダムな位置にノードをサンプリングし、ノード間を結ぶグラフを形成する。そして、グラフ探索により現在位置から目標位置までの経路を計画する。RRT では、ランダムにノードをサンプリングする点は PRM と同じであるが、PRM は事前にノードをサンプリングするのに対して RRT では逐次的にノードをサンプリングする。サンプリングされたノードを最も近いノードと結ぶことでグラフ (ツリー) を構成し、目標位置に到達するまで逐次的にツリーを成長させる。RRT はシンプルかつ比較的高速に経路を生成できることから、RRT に経路最適化を導入した RRT\* [7] や拡張した多くの手法 [8, 9, 10] が提案された。また、RRT は高次元空間でも効率的に探索することが可能であるため、多軸ロボットの運動計画にも利用されている。

##### 学習ベース

経路計画法に機械学習を導入した手法 [11, 12, 13, 14] が提案されている。Gladius らは Neural Network により経路を計画する手法 [11] を提案した。最近では、Neural Network より多層のネットワークを持つ Deep Neural Network や強化学習を導入した手法 [14] も提案されている。これらの手法はモデルを学習するためのデータを大量に必要とする問題がある一方、環境地図がない場合でも動作する利点がある。

これらの静的な環境下における経路計画法の多くは、事前に作成した地図と現在地と目標位置を結ぶ経路を求め、生成した経路をロボットが追従するよう制御する。追従中に地図作成時には観測しなかった障害物を検知すると、その障害物を回避するように経路を修正する必要がある。経路の微小な修正では避けきれず、障害物を迂回するような場合には改めて経路を再計画する必要があり、結果的にロボットが走行する経路が長くなる問題がある。

#### 2.2 動的な環境下における経路計画法

自律移動型ロボットの实用化への期待が高まるにつれ、最近では動的な環境に対応した経路計画法が提案されている。Leven らは、ロードマップ法により計画した経路を動的な障害物に考慮して再計画する手法 [15] を提案した。同様のアイデアで RRT で計画した経路を修正する方法 [16] が提案されている。

近年ではより動的な環境に対応するだけでなく、人間の行動に干渉しないような経路を計画するために人間の歩行規則や機械学習を導入した手法が提案されている。熊原らは、人の歩行の動き

を参考に歩行者流への追従・回避するような経路を計画する方法を提案した [17]. Chen らは、ロボット周辺の移動物体の速度や軌跡を考慮するよう強化学習により経路を計画した [18]. この手法の特徴は、強化学習により学習する際に社会的な規範 (人の追い抜き方や、追従の仕方) までを取り入れて学習した点である. 両者の手法に共通する点は、人間の歩行動作・社会的な規範という知識を利用した点であるが、有効範囲はロボットに搭載されたセンサで観測した領域に限定される.

また、本研究ではロボットが走行する空間全体を考慮しているのに対し、上記の方法はセンサで観測可能なロボット周辺の環境を考慮して経路を計画している点である.

### 2.3 提案手法の概要

本稿では、動的な物体が存在する可能性を表した Abundance map に基づいた動的な物体を考慮した経路計画法を提案する. Abundance map は動的な物体が存在する可能性を表現する. Abundance map を考慮することで多数の人が行き交うような場所を避けた経路を計画することができる. 経路計画自体は高速かつ経路最適化が行える RRT\*[7] をベースとする. これにより RRT\* の利点を生かしながら、動的な物体を回避する行動や改めて経路を計画する等のリスクを軽減する.

## 3 RRT 及び RRT\* による経路計画法

提案手法のベースとなる RRT 及び RRT\* について述べる.

### 3.1 問題設定

経路計画問題は状態空間内  $Z \in \mathbb{R}^2$  (経路計画問題では  $xy$  の 2 次元空間) で最適な経路を探索する. 障害物によって占められている探索空間の領域は  $Z_{obj} \in Z$ , 障害物を含まない領域は  $Z_{free} = Z/Z_{obj}$  により表現される. ロボットの初期位置は  $z_{init} \in Z_{free}$ , 目標位置は  $z_{goal} \in Z_{free}$  で表され, これら 2 点は経路探索アルゴリズムに入力される. 経路探索問題は, 初期位置  $z_{init}$  から障害物を含まない領域  $Z_{free}$  を通じて目標位置  $z_{goal}$  を結ぶ最小コストとなる経路を探索することである.

### 3.2 経路探索

RRT は  $xy$  空間内でランダムにノード  $z_{rand} = (x, y)$  をサンプリングしてツリーを構築する. ツリーのルートはロボットの初期位置  $z_{init}$  となり, 目標位置  $z_{goal}$  への経路を探索するために,  $xy$  空間内  $Z$  からランダムに点  $z_{rand}$  が繰り返しサンプリングされることでツリーが成長する. 点  $z_{rand}$  が障害物ではない領域  $Z_{free}$  に存在する場合, ツリーを構成するノードから最も近い距離が近いノード  $z_{nearest}$  を選ぶ. そして,  $z_{rand} - z_{nearest} < \epsilon$  であれば 2 点を接続し, そうでない場合には点  $z_{nearest}$  から点  $z_{rand}$  方向に  $\epsilon$  だけ伸長する. 伸長した先の点  $z_{new}$  と  $z_{nearest}$  の間に障害物が存在するかチェックすることで, 障害物に衝突しない経路を探索できる.

上記の方法にて初期位置  $z_{init}$  と目標位置  $z_{goal}$  を結ぶ経路を求めることができるが, 滑らかでなく冗長性を含む経路となる. そこで, RRT\* では近傍探索処理とノード再接続処理により経路を最適化する. 近傍探索処理では点  $z_{new}$  をツリーに加える前に, 点  $z_{new}$  の近傍ノード群  $z_{near}$  から式 (1) で表れる最もコストが小さいノードを選び, 点  $z_{new}$  の親ノードとする.

$$cost_{dist} = \|z_{new} - z_{near}\|_2 \quad (1)$$

ここで, 近傍ノード群は点  $z_{new}$  の半径  $r$  内に含まれるノードである.

$$r = \gamma \left( \frac{\log(n)}{n} \right)^{1/d} \quad (2)$$

ここで,  $d$  は探索空間の次元数 (経路計画問題では  $xy$  空間であるため  $d = 2$ ),  $\gamma$  はパラメータ,  $n$  はツリーを構築するノード数を表す. この処理が終わった後にノード再接続処理を行う. 半径  $r$  内に含まれる残りの近接ノード群の各ノードにおいて, 新しいノードを親ノードとする場合にコストが小さくなる場合には, ノードの親ノードを新しいノードとする. これらにより, 近接するノード間のコストが小さくなるようツリーが最適化される.

## 4 提案手法

提案手法は 2 つの処理から構成される. 1 つ目は, 動的な物体が存在する確率を表した Abundance map の作成である. Abundance map は経路を計画する際に使用するため, 事前に用意する必要がある. 2 つ目は Abundance map を考慮した経路計画である.

### 4.1 Abundance map

ロボットは, 例えば人のように移動する物体が多いエリアはスムーズに走行することが難しいため, 移動体を避けるように走行する, もしくは通過する経路を変更して大回りするような経路を選択する必要がある. このような問題を解決するため, 提案手法は事前に移動体の交通量が多いエリアを避けるように経路を計画する. そのために, Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) [19, 20] 等で作成する環境地図の他に, 事前に動的な物体が存在する可能性を表した Abundance map を作成する.

Abundance map を作成する方法は幾つか考えられる. 例えば, 空間に埋め込まれた RFID やカメラ, センサを用いて人の活動内容や空間の状況を認識する研究が報告されている [21]. 本研究においても同様の考え方で Abundance map を作成する. 提案手法の有効性を検証するため, 不確実性を含むセンサ情報から移動体を認識する処理は行わず, 確実に経路が得られると想定した上で Abundance map を作成する. 今回は SLAM で作成された環境地図, ロボットの初期・目標位置の 20 シーケンスを 7 名の被験者に提示し, 各々が通過する経路を記録し, この情報から人手で Abundance map を作成した. 環境地図には ROS の stage\_ros パッケージに含まれる willow\_garage\_full を利用した.

被験者の歩行経路と作成した Abundance map を図 1 に示す. 図 1(a) は被験者 7 名の歩行経路を表している. 図 1(b) は, 作成した Abundance map を表しており, 画像の白色がロボットの走行可能領域, 灰色が未観測領域, 黒色が障害物, 赤色が移動物体が存在する可能性があることを表している. 赤色が強いほど移動物体が存在する可能性が高いため, その領域をロボットが走行する際には移動体に遭遇する可能性が高いことを意味する.

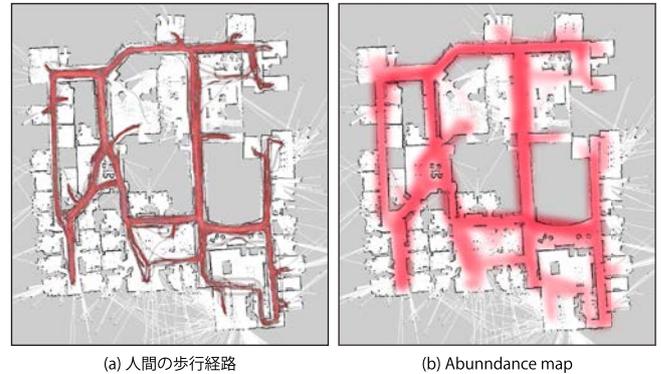


Fig.1 Walking paths and abundance map.

### 4.2 動的障害物を考慮した経路計画

提案手法では上記の RRT\* をベースとし, Abundance Map を用いて移動物体を考慮した経路を計画する. 図 2 に RRT\* と提案手法の違いを示す. RRT\* では, ランダムにサンプリングされた  $z_{rand}$  に最も近いノードを選択し,  $z_{rand}$  から一定距離離れた点を  $z_{new}$  としてツリーに加えた<sup>1</sup>. 一方, 提案手法では空間的な距離に加えて Abundance Map も考慮する. そのため, 必ずしも近いノードが選択されるとは限らず, Abundance Map の値が高い領域を避けるようなノードが選択される.

RRT\* では式 (1) により計算される空間的なコストを採用しているが, 提案手法では空間的なコストに加え, 式 (3) のように移動物体に遭遇するコストを考慮する.

$$cost = cost_{dist} + \alpha \cdot cost_{encounter} \quad (3)$$

<sup>1</sup>近傍探索処理を含むため, 近傍ノード群から親ノードを選定する.

Table 1 Summary of results.

シーケンス	平均ユークリッド距離				平均処理時間 [sec]				目標位置への到達 (動的障害物への衝突数)			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
RRT*[7]	—	—	—	—	92.3	84.1	92.5	89.2	× (5/5)	× (5/5)	× (5/5)	× (5/5)
RRT*[7] +replanning	126.0	269.1	131.8	245.1	160.9	136.0	174.8	120.7	○ (3/5)	○ (3/5)	○ (5/5)	○ (2/5)
提案手法	110.6	218.9	123.5	226.1	97.8	107.5	94.3	113.0	○ (0/5)	○ (0/5)	○ (0/5)	○ (0/5)

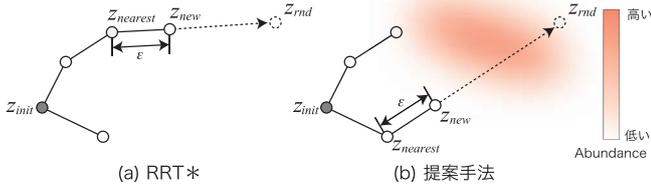


Fig.2 A comparison of RRT\* and the proposed method.

ここで,  $cost_{encounter}$  は Abundance map におけるノード  $z_{new}$  が持つ移動体に遭遇する可能性,  $\alpha$  は 2 項をコントロールするパラメータである.

図 3 に  $\alpha$  を変化させた時の経路計画の違いを示す. 図 3(a) が Abundance Map, (b) - (e) が  $\alpha$  を変えた時の結果である. 緑色の線はツリーを表し, 赤色の線は最終的に出力される経路を表す.  $\alpha = 0.0$  は Abundance Map を全く考慮しないため RRT\* と同じ結果が得られ, ツリーの中で最短となる経路が出力される.  $\alpha$  を大きくすると移動物体に遭遇しないように大回りするような経路が計画される. また,  $\alpha$  を大きくすると, その領域にはノードそのものがサンプリングされなくなり, 経路探索問題の範囲を限定する効果があることがわかる.

## 5 評価実験

提案手法の有効性を確認するために評価実験を行う.

### 5.1 実験概要

定量的な実験を行うためにシミュレータにより実験する. 環境地図には ROS の stage\_ros パッケージに含まれる willow\_garage\_full を利用し, ロボットの初期, 目標位置を変えた 4 シーケンスについて実験する. なお, 各シーケンスにはロボットが走行可能な領域に動的な障害物を設置した. 動的な障害物が存在する領域はロボットが走行することができないこととする. 本評価実験では下記の 3 手法について比較する.

**RRT\*[7]**: RRT\* により経路を計画する. 動的な障害物上を走行するような経路が計画された場合には, 目標位置に到達することができないこととする.

**RRT\*[7]+replanning**: RRT\* により経路を計画する. 動的な障害物上を走行するような経路が計画された場合には, 初期位置から動的な障害物までは走行し, 障害物手前で改めて経路計画をすることとする.

**提案手法**: 4 章にて述べた提案手法により経路を計画する. 動的な障害物上を走行するような経路が計画された場合には, 初期位置から動的な障害物までは走行し, 障害物手前で改めて経路計画をすることとする.

定量的な評価を行うために, 経路のユークリッド距離及び処理時間を比較する. ランダム性を含む手法を比較するため, 今回はシーケンス毎に 5 回試行し, その平均ユークリッド距離と平均処理時間を比較する.

### 5.2 実験結果

提案手法と従来法の比較結果を表 1 に示す. まずは平均ユークリッド距離を比較する. RRT\* は途中まで経路が計画されるも

の, 動的な障害物に衝突して目標位置まで到達することができなかった. RRT\* に経路を再計画する仕組みを加えた RRT\* + replanning と提案手法は, 目標位置に到達することができた. しかしながら, RRT\* + replanning は 1 度目の経路計画にて動的障害物を考慮しないで経路を計画し, 動的な障害物に衝突した時点で経路を再計画するため, 動的障害物を迂回するような経路が出力される. そのため, 提案手法に比べ RRT\* + replanning は長い経路が計画された.

次に平均処理時間を比較する. 最も高速に経路を計画できる手法は RRT\* であるが, この手法では目標位置に到達することができない. RRT\* + replanning は動的障害物に遭遇した際に再計画するため目標位置に到達可能であるが, 複数回にわたって経路を計画するため処理時間を要する. 一方, 提案手法は RRT\* よりも若干計算時間を要するが, RRT\* + replanning よりも高速に処理可能である.

3 手法による経路計画の例を図 4 に示す. RRT\* は動的な障害物に遭遇しているため, 目標位置に辿り着くことができなかった. 一方, RRT\* + replanning と提案手法は目標位置に辿り着くことができていくことがわかる. しかしながら, RRT\* + replanning は動的障害物に遭遇してから経路を再計画しているため, 不要な経路を含んでいる. 提案手法は動的障害物の可能性を考慮しているため, より最適な経路を計画できていることがわかる.

## 6 おわりに

本稿では, 動的な物体が存在する可能性を表した Abundance map に基づいた動的な物体を考慮した経路計画法を提案した. Abundance map は動的な物体が存在する可能性を表現するため, 経路を計画する際に人が行き交うような場所を避けた経路を計画することができた. これにより, 動的な物体を回避する行動や改めて経路を計画する等のリスクを軽減する. 評価実験より, 提案手法は RRT\* や RRT\* + replanning と比較して短い経路で目標位置に到達することが可能であることを確認した. また, 多くのシーケンスでは提案手法の処理時間が短いことを確認した. 今後は Abundance Map を自動的に生成する方法について検討する予定である.

## 参考文献

- [1] David González, Joshué Pérez, Vicente Milanés, and Fawzi Nashashibi. A Review of Motion Planning Techniques for Automated Vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 17, No. 4, pp. 1135–1145, 2015.
- [2] Oussama Khatib. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots. *International Journal of Robotics Research*, Vol. 5, pp. 90–98, 1986.
- [3] Yoram Koren and Johann Borenstein. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1398–1404, 1991.
- [4] 佐藤圭祐. 極小点のないポテンシャル場を用いたロボットの動作計画. *日本ロボット学会誌*, Vol. 11, No. 5, pp. 102–109, 1993.
- [5] Lydia E. Kavraki, Petr Svestka, Jean-Claude Latombe, and Mark H. Overmars. Probabilistic Roadmaps for Path Planning in High-Dimensional Configuration Spaces. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 12, pp. 566–580, 1996.

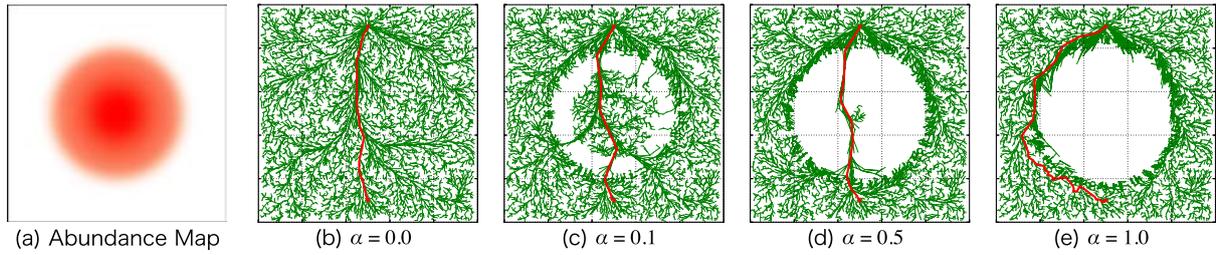


Fig.3 Difference in results by parameter  $\alpha$ .

- [6] Steven M. Lavalle. Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning. Technical report, 1998.
- [7] Sertac Karaman and Emilio Frazzoli. Sampling-based Algorithms for Optimal Motion Planning. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 30, pp. 846–894, 2011.
- [8] Iram Noreen, Amna Khan, and Zulfiqar Habib. A Comparison of RRT, RRT\* and RRT\*-Smart Path Planning Algorithms. *International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 16, No. 10, 2016.
- [9] James Kuffner and Steven M. LaValle. RRT-connect: An Efficient Approach to Single-Query Path Planning. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 995–1001, 2000.
- [10] Jonathan D. Gammell, Siddhartha S. Srinivasa, and Timothy D. Barfoot. Informed RRT\*: Optimal Sampling-based Path Planning Focused via Direct Sampling of an Admissible Ellipsoidal Heuristic. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2997–3004, 2014.
- [11] Roy Glasius, Andrzej Komoda, and Stan CAM Gielen. Neural Network Dynamics for Path Planning and Obstacle Avoidance. *Neural Networks*, Vol. 8, No. 1, pp. 125–133, 1995.
- [12] Genci Capi, Shinichiro Kaneko, and Bin Hua. Neural Network based Guide Robot Navigation: An Evolutionary Approach. In *IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors*, 2015.
- [13] 山下貴大, 井上聖也, 西田健. リカレント型ニューラルネットワークと Rapidly-exploring Random Tree による環境変化に適応可能なパスプランニング. ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2018.
- [14] Mayur J. Bency Ahmed H. Qureshi and Michael C. Yip. Motion Planning Networks. In *arXiv:1806.05767*, 2018.
- [15] Peter Leven and Seth Hutchinson. A Framework for Real-time Path Planning in Changing Environments. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 21, No. 12, pp. 999–1030, 2002.
- [16] Dave Ferguson, Nidhi Kalra, and Anthony Stentz. Replanning with RRTs. In *In proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2006.
- [17] Wataru Kumahara, Gakuto Masuyama, Yusuke Tamura, Atsushi Yamashita, and Hajime Asama. Navigation System for Mobile Robot Based on Pedestrian Flow under Dynamic Environment. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 50, No. 1, pp. 58–67, 2014.
- [18] Yu Fan Chen, Michael Everett, Miao Liu, and Jonathan How. Socially Aware Motion Planning with Deep Reinforcement Learning. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2017.
- [19] Michael Montemerlo, Sebastian Thrun, Daphne Koller, and Ben Wegbreit. FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem. In *In Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 593–598, 2002.
- [20] 友納正裕. 移動ロボットの環境認識：地図構築と自己位置推定(「不確実性に挑むロボティクス」特集号). システム・制御・情報 = Systems, control and information : システム制御情報学会誌, Vol. 60, No. 12, pp. 509–514, 2016.
- [21] 新妻実保子, 橋本洋志, 橋本秀紀. 空間メモリ：知識活用を支援する空間知能化. 計測自動制御学会論文誌, Vol. 42, No. 4, pp. 367–375, 2006.

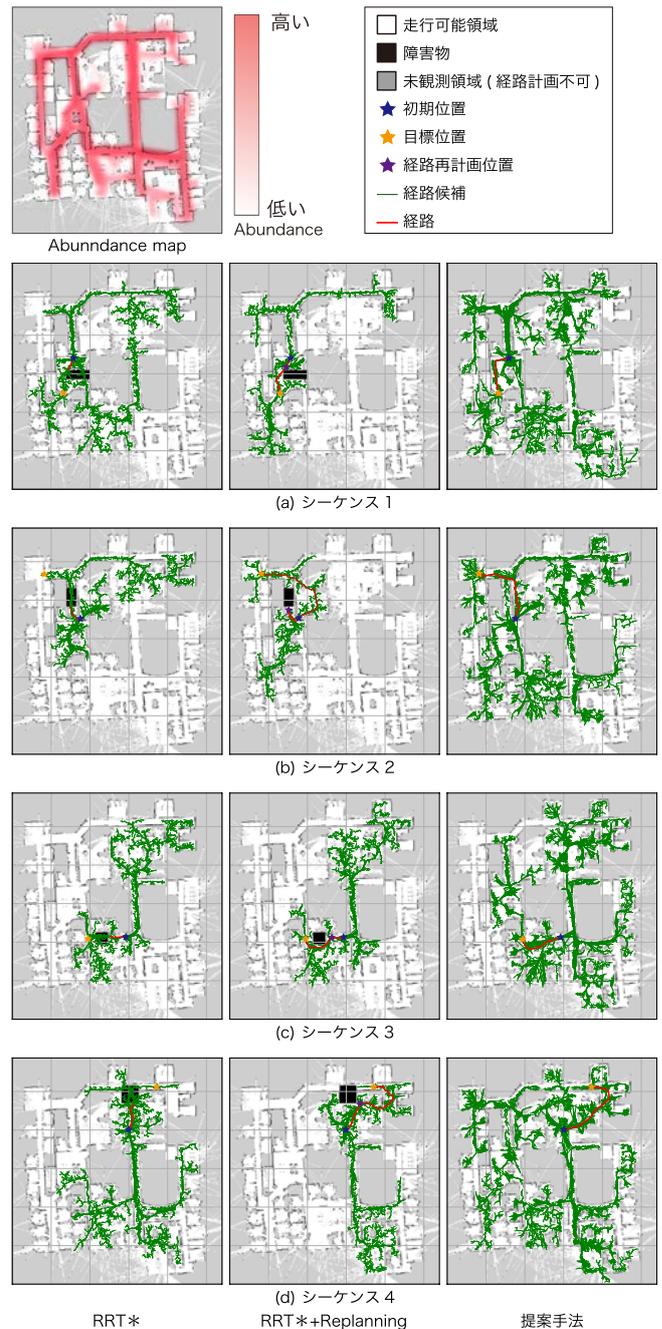


Fig.4 Examples of path planning in each method.