

# 屋内物体探索における3次元未観測領域推定に基づく視点計画

○三明優介 三浦純（豊橋技術科学大学）

## 1. はじめに

### 1.1 研究背景

日本では少子高齢化が社会問題となってきた[1]。また、それに伴う介護福祉士不足も深刻な問題である。この問題を解決する方法の一つとして、ロボットによる支援が考えられる。それを目的としたロボットとして、トヨタ自動車のHSR（Human Support Robot）がある[2]。

図1にHSRの外観を示す。HSRは人の代わりに片付けや運搬、引き出しやレンジの開け閉めなどの様々なタスクに対応するために開発されたロボットである。これらのタスクの実行には物体認識や位置推定を行い、その情報を基に視点計画を行う必要がある。頼まれた物を探索するタスクを例にすると、ある机の上を見て、探索対象がなければ別の机を見るという行動を生成する部分が視点計画にあたる。このような視点計画は、一般的に家具の配置や机の大きさなどの事前知識を必要とする。本研究では、そういった事前知識のない状態での視点計画問題を扱う。

### 1.2 関連研究

事前知識のない屋内環境で効率よく移動ロボットがタスクを遂行するには、環境の地図を作成・利用する必要がある。地図の生成を効率よく行うための視点計画に関する様々な手法があるが、大別するとフロンティアに基づく手法[3]と視点によって得られる情報量の見積もりに基づく手法[4]がある。

前者では、地図上の未知領域と隣接する通行可能な領域をフロンティアと定義し、常にフロンティアにロボットを移動させることで未知領域を効率よく削減していく。この手法は近くのフロンティアから順番に観測するという単純な実装でも効率良く探索することが可能である。後者では、観測可能な未知領域の大きさを推定し、どの視点で最も地図が効率よく更新できるかを算出する。また、RRTに基づく経路生成を利用し、フロンティアの検出と移動経路の算出を同時に行い、付近の未知領域の面積によって検出したフロンティアを重み付けする手法や[5]、フロンティアと隣接する未知領域の大きさを推定することで視点計画を行う手法もある[6]。

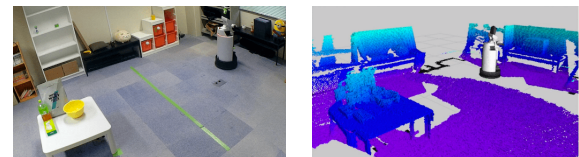
## 2. 物体探索手法

### 2.1 手法概要

本研究の視点計画では、机の上や棚などの様々な場所と高さにある未知領域を把握するために図2のような3次元のボクセル地図を作成しながら物体探索を行う。図3に本研究の物体探索手法をアクティビティ図で示す。



図1 HSRの外観



(a) 探索空間

(b) ボクセル地図

図2 ボクセル地図の生成例

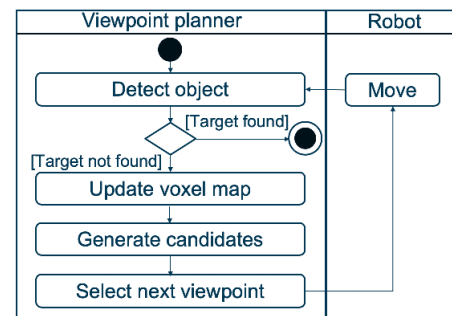


図3 物体探索手法

物体探索を開始すると、まずはその場でHSRの頭部に取り付けられているRGB-Dセンサを用いて物体検出を行い、探索対象が見つければ探索を終了する。もし探索対象が見つからなければ、視点評価をするためのボクセル地図の更新を行う。その後、視点候補を生成し、ボクセル地図を基に各視点候補の評価値を算出することで次の視点を決定し、そこに移動してもう一度物体検出を行う。探索対象が見つかるまでこれらを繰り返す。なお、本研究では移動中には物体検出とボクセル地図の更新は行わない。

### 2.2 地図生成

3次元ボクセル地図と通行可能領域を把握するための二次元占有格子地図を生成する。占有格子地図はレーザ測域センサを用いてGMappingを用いて生成する[7]。

この地図からコストマップを生成し、ロボットのナビゲーションに用いる。

視点評価に用いるボクセル地図は RGB-D センサで取得した点群を入力として、生成および更新を行う。本研究では、OctoMap [8] を用いてボクセルデータを取り扱う。OctoMap は八分木のデータ構造で情報を管理し、単純な三次元配列で空間を表現するよりもデータサイズが小さくなるというメリットがある。その空間が占有されている確率は占有確率と呼ばれ、OctoMap における占有確率は式 (1) で算出する。

$$P(n|z_{1:t}) = \left[ 1 + \frac{1 - P(n|z_t)}{P(n|z_t)} \frac{1 - P(n|z_{1:t-1})}{P(n|z_{1:t-1})} \frac{P(n)}{1 - P(n)} \right]^{-1} \quad (1)$$

$z_t$  は現在時刻  $t$  における計測データ、 $P(n|z_{1:t})$  は葉ノード  $n$  における現在までの占有確率、 $P(n|z_{1:t-1})$  は現在の計測データを得る直前までの占有確率、 $P(n)$  は初期占有確率である。 $P(n|z_t)$  は逆センサモデルから算出する。本研究では  $P(n) = 0.5$  とした。占有確率を対数オッズ  $L(n|z_{1:t})$  で表すと、次式のようになる。

$$L(n|z_{1:t}) = L(n|z_{1:t-1}) + L(n|z_t) \quad (2)$$

また、逆センサモデルを次式に示す。

$$L(n|z_t) = \begin{cases} l_{occ} & \text{ボリュームでレイが反射した時} \\ l_{free} & \text{ボリュームをレイが通過した時} \end{cases} \quad (3)$$

ボクセルは占有確率によって、占有ボクセル、非占有ボクセル、未知ボクセルの三種類に分類する。占有ボクセルは点群が観測されたことにより、占有確率が初期値より大きいボクセルであり、非占有ボクセルは占有確率が初期値未満のボクセルである。未知ボクセルは占有確率が初期値のボクセルである。占有確率は観測することで上下するため、占有ボクセルと非占有ボクセルの空間は観測済みの空間である。

### 2.3 視点計画

本研究における視点候補  $P$  は、占有格子地図の通行可能領域（非占有領域）に一定間隔で格子状に生成する。視点  $p \in P$  が持つ情報を以下に示す。

- 占有格子地図上での  $x, y$  座標
- 頭部の高さと向き
- 現在地点からその視点候補までの経路長

視点  $p$  への経路長はダイクストラ法により求める。視点  $p$  の評価値  $f(p)$  は次式で算出する [9]。

$$f(p) = A(M, p) \exp(-\lambda L(p)) \quad (4)$$

$A(M, p)$  はボクセル地図  $M$  における視点  $p$  から新規に観測できると推定される未知ボクセルの個数である。 $L(p)$  はロボットの現在地点から視点  $p$  までの経路長  $L(p)$  である。 $A(M, p)$  はレイキャストによるシミュレーションで推定する。レイキャストとは、図 4 のように地図上で視点（観測地点）から仮想の光線（レイ）を飛ばすことで、その視点からの可視領域と観測可能

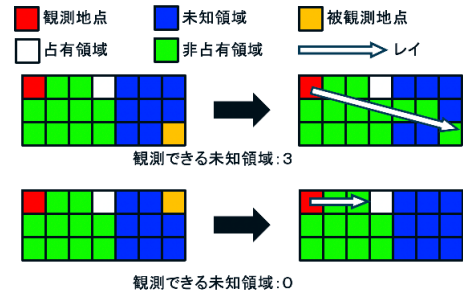


図 4 レイキャストの例

な未知ボクセル数を推定する手法である。 $A(M, p)$  を計算する際は、視点  $p$  に RGB-D センサがあると仮定してレイキャストすることで、観測できる未知ボクセル数を推定する。重み  $\lambda$  は正の定数であり、 $\lambda$  を 0 に近づけるほど、移動コストが視点計画に与える影響は小さくなり、観測可能な未知ボクセル数を優先するようになる。

視野角および測距範囲の制限があるため、一度に観測可能な未知ボクセル数  $A_{max}$  には上限がある。経路長  $L(p)$  はすでに算出しているため、視点  $p$  における評価値  $f(p)$  の最大値  $f_{max}(p)$  は、レイキャストを行う前に次式で算出可能である。

$$f_{max}(p) = A_{max} \exp(-\lambda L(p)) \quad (5)$$

各視点候補の評価を行う際に、観測可能な未知ボクセル数を算出する前の視点  $p$  の評価値の最大値  $f_{max}(p)$  が、他の視点候補の算出済みの評価値を下回る場合は、その視点候補でレイキャストを行わないようにする。

## 3. 実験

### 3.1 実装

実験はシミュレーションで行った。ソフトウェアは全て Docker コンテナ上で実行し、ミドルウェアとして ROS(Robot Operating System) [10]、シミュレータには gazebo [11] を用いた。ロボットの自律移動には move\_base [12]、SLAM には GMapping の ROS ラッパーである slam\_gmapping [13] を用いた。また、RGB-D センサで点群を取得し、ボクセル地図を生成するために PCL (Point Cloud Library) [14] と Octomap [8] および octomap\_server [15] を用いた。物体検出は YOLO [16] の ROS ラッパーである darknet\_ros を用いた [17]。センサとして HSR の頭部に取り付けられている RGB-D センサ (Xtion PRO LIVE) と台車に取り付けられているレーザ測域センサ (UST-20LX) を用いた。

### 3.2 実験方法

シミュレーションにおける実験環境を図 5 に示す。実験環境は gazebo 用に作成された 3DGEMS [18] のモデルを用いて作成した。物体探索のタスクについては、探索対象（ボール）を実験環境に一つ配置し、それを制限時間内に YOLO で検出することが出来た場合に成功とする。人の操作で実験環境全体のボクセル地図を作成するのに約 12 分かかったため、制限時間は 12 分とした。ロボットの初期位置・姿勢は固定とし、探索対象の配置場所は 28 か所とした。図 5 に具体的な配置場所

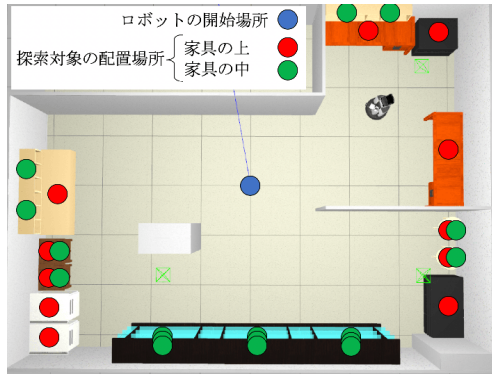


図5 実験環境

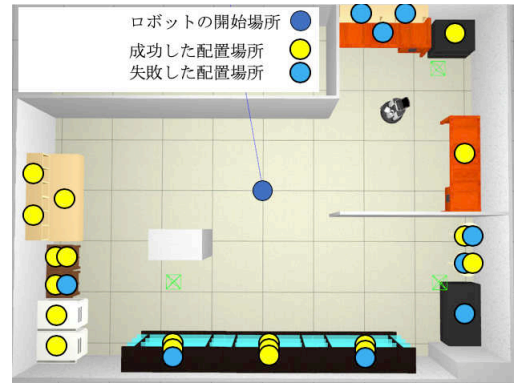


図6 制限時間内に成功した探索対象の配置場所

を示す．各配置場所で1回ずつ物体探索を行った．占有格子地図とボクセル地図は探索開始時に初期化する． $\lambda$ は0.2とし，ボクセルサイズは0.05[m]とした．また，Intel Core i7-7820HK 2.9GHz，メモリが32GB，GPUが GeForce GTX 1080 のPCを用いた．視点評価はOpenMPを用いて8並列で行った．

### 3.3 実験結果と考察

シミュレーションにおいて，制限時間内に成功した探索対象の配置場所を図6，実験結果を表1に示す．表1の成功率以外の項目については，探索成功時の平均値である．また，物体探索行動の例を図7に示す．探索に成功した場合，図7のように未観測領域を削減しながら物体検出を行い，探索対象を発見することができた．

また，図8に探索対象を置かずに18回移動したときの各移動前における視点候補数とレイキャストを行った視点候補数を示す．探索開始時は占有格子地図上の通行可能領域が少ないため視点候補が少なく，探索が進むごとに視点候補数が増えていき，部屋全体の通行可能領域を概ね把握した6回目の移動以降，ほぼ一定になっている．探索開始当初は視点候補数に対するレイキャストを行った視点候補数が少ない．これは，探索開始時は周囲に未知領域が多いため，近くの視点候補  $p$  で  $A_{max}$  と  $A(M, p)$  が近い値となり，多くの視点でレイキャストを行う必要がないためである．また，7回目の移動前もレイキャストを行った視点候補数が少ないのは，図7(h)のように，既知領域と被らないように斜め上を見ることで， $A(M, p)$  が大きくなる視点がロボットの近くに存在するためである．それ以降は，部屋全体で未知領域が少なくなっているため，レイキャストを行った視点候補数が視点候補数とほぼ等しくなった．

成功率は67.9[%]であった．計測範囲内に探索対象が存在するときに物体検出に失敗する場合すると探索に失敗する．探索対象までの距離がセンサの測距範囲を下回っていたとしても，物体の大きさや見え方によっては検出できない場合があり，その場合，その部分は未知ボクセルから占有もしくは非占有ボクセルになるため，再度その場所を観測しない可能性が高い．

表1 実験結果

評価項目	結果
成功率 [%]	67.9
総探索時間 [sec]	224.6
移動回数 [回]	5.0
1回あたりの視点計画時間 [sec]	6.5
総探索時間における視点計画時間の割合 [%]	16.8

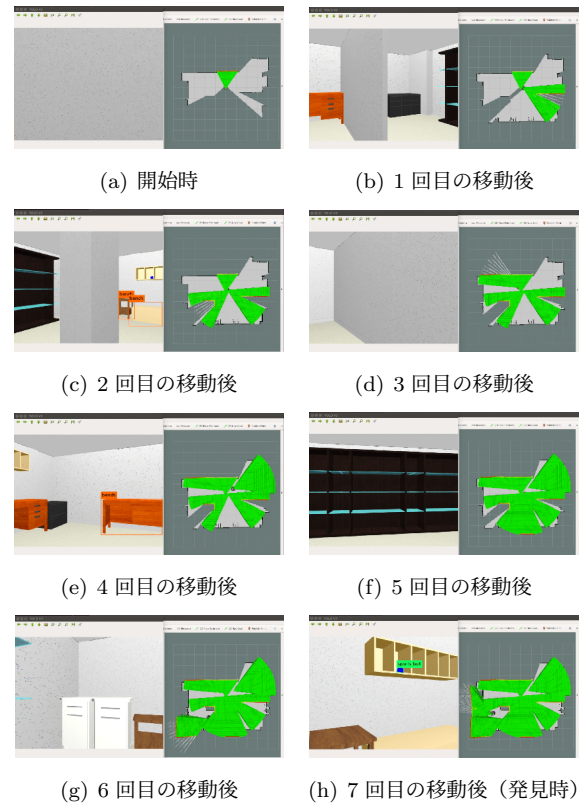


図7 物体探索行動の例

## 4. おわりに

本研究では，ボクセル地図によって屋内の未観測領域を三次元的に推定し，さらに高さ方向の視点移動も考慮した上で，各視点をレイキャストによるシミュレーションで評価することで物体探索を行う手法を示した．これにより，様々な高さの机や棚の中にある探索対象



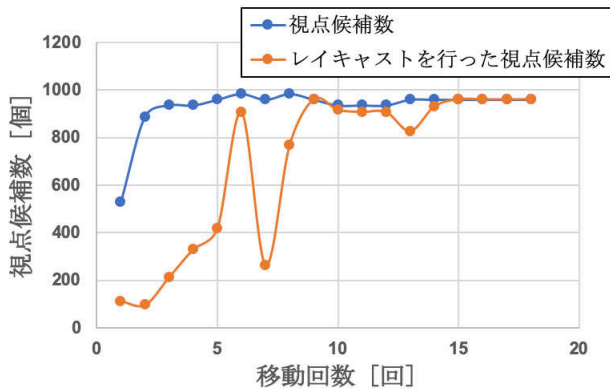


図8 視点候補数とレイキャストを行った視点候補数

がある場合についても物体探索が可能であることを示した。

今後の課題として、探索対象の見え方と次視点以外の視点の考慮することが挙げられる。本研究では、観測できた計測範囲内の領域を全て既知領域として地図を更新するが、探索対象によっては近くに移動したり、異なる角度から観測する必要がある。よって、探索の成功率を上げるには、探索対象の見え方を考慮した視点計画をすべきである。また、本研究は次視点のみを考慮した視点計画である。移動経路上の視点や次回の視点も考慮に入れることで、より効率の良い物体探索が行えると考えられる。

## 謝辞

HSR を貸与いただきましたトヨタ自動車株式会社に感謝いたします。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省, “平成 28 年版厚生労働白書 -人口高齢化を乗り越える社会モデルを考える-”, 平成 27 年度厚生労働行政年次報告, 2016.
- [2] T. Yamamoto et al, “Development of Human Support Robot as the research platform of a domestic mobile manipulator”, ROBOMECH Journal, Volume 6, No.4, 2019.
- [3] B. Yamauchi, “A Frontier-Based Approach for Autonomous Exploration”, In Proceedings of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 1997.
- [4] F.Bourgault et al, “Information Based Adaptive Robotic Exploration”, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Volume 1, 2002.
- [5] H. Umari and S. Mukhopadhyay, “Autonomous Robotic Exploration Based on Multiple Rapidly-exploring Randomized Trees”, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2017.
- [6] R. Shrestha et al, “Learned Map Prediction for Enhanced Mobile Robot Exploration”, International Conference on Robotics and Automation, 2019.
- [7] G. Grisetti et al, “Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters”, IEEE Transactions on Robotics, Volume 23, 2007.

- [8] Kai M. Wurm et al, “OctoMap: an efficient probabilistic 3D mapping framework based on octree”, Autonomous Robots, April 2013, Volume 34, 2013.
- [9] H. H. González-Banos and J. C. Latombe, “Navigation strategies for exploring indoor environments”, The International Journal of Robotics Research, Volume 21, 2002.
- [10] Robot Operating System, <http://wiki.ros.org/>
- [11] N. Koenig and A. Howard, “Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator”, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Volume 3, 2004.
- [12] move\_base, [http://wiki.ros.org/move\\_base/](http://wiki.ros.org/move_base/)
- [13] gmapping, <http://wiki.ros.org/gmapping>
- [14] R. B. Rusu and S. Cousins, “3D is here: Point Cloud Library (PCL)”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011.
- [15] octomap\_server, [http://wiki.ros.org/octomap\\_server](http://wiki.ros.org/octomap_server)
- [16] R. Joseph and F. Ali, “YOLOv3: An Incremental Improvement”, arXiv:1804.02767, 2018.
- [17] M. Bjelonic, “YOLO ROS: Real-Time Object Detection for ROS”, [https://github.com/leggedrobotics/darknet\\_ros](https://github.com/leggedrobotics/darknet_ros), 2018.
- [18] A. Rasouli and J.K. Tsotsos, “The Effect of Color Space Selection on Detectability and Discriminability of Colored Objects.”, arXiv:1702.05421, 2017.