

# 家庭環境における移動ロボットの能動的地図生成と場所概念形成

## Active SLAM and Spatial Concepts Formation for a Mobile Robot in Home Environment

田淵 義基 \*1

Yoshiki Tabuchi

谷口 彰 \*1

Akira Taniguchi

萩原 良信 \*1

Yoshinobu Hagiwara

谷口 忠大 \*1

Tadahiro Taniguchi

\*1立命館大学

Ritsumeikan University

In order for robots to communicate with users in daily environment, it is important for robots to learn spatial concepts. Although passive learning of spatial concepts has been studied, these researches have a problem that the time burden on users is large for the work that the robot learn spatial concepts. Therefore, we propose a method to reduce the time burden on users by actively operating the robot. In the experiment, we show that our method is effective for reducing the time burden on users.

### 1. はじめに

近年、ユーザとコミュニケーションを取りながら共同で生活する生活支援ロボットの需要が増加し、開発されている。そのようなロボットがマルチモーダルな観測情報から場所のカテゴリ分類を行う場所概念形成は、ユーザとコミュニケーションを取るうえで重要である。そして、ユーザによるロボットの操作を介してロボットに受動的に場所概念を形成させる研究が行われている [Kostavelis 13, Taniguchi 16, Taniguchi 17]。場所概念を形成することによって、例えばユーザの「キッチンからコップを取ってきて」という指示に対し、ロボットは「キッチン」という語彙からその場所を推測し、「キッチン」に移動することが可能となる。

Taniguchi らは、ユーザがロボットを操作しながら環境を移動し、地図生成及び場所概念形成を行う手法を提案している [Taniguchi 17]。この手法において、ロボットの操作に慣れていないユーザへの時間的負担について議論されていないことが課題として挙げられる。例えば、ユーザが生活する家庭環境においてロボットが地図生成と場所概念形成を行うためには、ユーザがロボットを操作しながら共に環境内を移動する必要がある。しかし、この作業はユーザへの時間的負担が大きいという課題がある。

そこで、本稿ではロボットが家庭環境を能動的に移動しながら地図生成と場所概念形成を同時に行う手法を提案し、ユーザへの時間的負担の軽減における提案手法の有用性を検証する。

### 2. 提案手法

提案手法の概要図を図 1 に示す。提案手法は、Stachniss らの能動的地図生成手法 [Stachniss 05] と Taniguchi らの場所概念形成手法 SpCoSLAM [Taniguchi 17] を統合したものである。これらの手法は、Grid-based FastSLAM2.0 [Grisetti 07] を拡張している手法であるため、容易に統合することができる。これによりロボットは能動的に環境を移動しながら地図生成を行い、ユーザが場所の名前を発話すると、そのときの位置情報・画像情報から逐次的に場所概念の形成を行う。次節以降で統合する 2 つの手法について詳しく述べる。

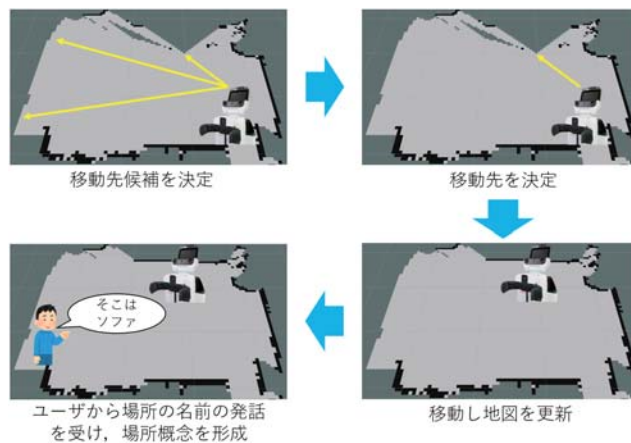


図 1: 提案手法概要図

#### 2.1 能動的地図生成手法

Stachniss らは、ロボットが能動的に環境内を移動して環境の地図を生成する手法として、自己位置と地図の事後確率についてのエントロピーを最小化するようにロボットの動作を決定する手法を提案した。この手法では、Grisetti らの Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) 手法 Grid-based FastSLAM2.0 を拡張している。

##### 2.1.1 Grid-based FastSLAM2.0

Grid-based FastSLAM2.0 では、Rao-Blackwellized パーティクルフィルタとして知られるパーティクルフィルタを用いている [Doucet 00]。これにより SLAM における目標である、時刻  $t$  での自己位置と地図の事後確率を以下のように定式化し、因子分解することができる。

$$p(x_{1:t}, m \mid z_{1:t}, u_{0:t-1}) = p(m \mid x_{1:t}, z_{1:t}) p(x_{1:t} \mid z_{1:t}, u_{0:t-1}) \quad (1)$$

ここで式 (1) において、 $x$  はロボットの自己位置、 $m$  は地図、 $z$  は観測値、そして  $u$  は制御値を表す。因子分解した式中の  $p(m \mid x_{1:t}, z_{1:t})$  は、 $x_{1:t}$  と  $z_{1:t}$  が求まれば解析的に求めることができる。また、 $p(x_{1:t} \mid z_{1:t}, u_{0:t-1})$  を求めるためには、Rao-Blackwellized パーティクルフィルタを使用する。このパーティクルフィルタは、各パーティクルがロボットの自己位置を表現

連絡先: 田淵義基, 立命館大学情報理工学研究所,  
yoshiki.tabuchi@em.ci.ritsumei.ac.jp

しており、また地図を持っている。各パーティクルが持っている地図は、対応するパーティクルによって表現される観測値  $z_{1:t}$  と自己位置  $x_{1:t}$  とを与えられることによって構築される。そして、各パーティクルは  $p(z_t | m, x_t)$  に比例した重み  $\omega$  でサンプリングされる。 $p(z_t | m, x_t)$  は、各パーティクルに関連付けられた地図  $m$  と自己位置  $x_t$  が与えられたときの観測値  $z_t$  の尤度である。

### 2.1.2 エントロピーの求め方

Stachniss らが提案している能動的地図生成の目標は、ロボットの自己位置と地図の不確かさ、つまり式 (1) のエントロピー  $H(p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{0:t}))$  を最小限に抑えることである。ここで、 $z_{1:t}, u_{0:t-1}$  を  $d_t$  とおくと、このエントロピーは以下のように 2 つの成分に分解することができる。

$$H(p(x_{1:t}, m | d_t) = H(p(x_{1:t} | d_t)) + \int_{x_{1:t}} p(x_{1:t} | d_t) H(p(m | x_{1:t}, d_t)) dx_{1:t} \quad (2)$$

そして重みづけされたパーティクルを用いることで以下のように近似される。

$$H(p(m, x_{1:t} | d_t) \approx H(p(x_{1:t} | d_t)) + \sum_{i=1}^{\#particles} \omega_t^{[i]} H(p(m^{[i]} | x_{1:t}^{[i]}, d_t)) dx_{1:t} \quad (3)$$

### 2.1.3 情報利得の期待値の求め方

式 (3) に示したエントロピーの近似式は、ロボットの現在地におけるエントロピーである。能動的地図生成を実現するためには、ロボットがある動作をした後のエントロピーが最小となるような動作、つまりエントロピーの変化量が最大となる動作を実行して自律移動する必要がある。エントロピーの変化量を表す情報利得は以下の式で示される。ここで、予測動作を  $a_t = \hat{u}_{1:T-1}$ 、予測自己位置を  $\hat{x} = \hat{x}_{t+1:T}$ 、そして予測観測を  $\hat{z} = \hat{z}_{t+1:T}$  とおく。

$$I(\hat{z}, a_t) = H(p(m, x_{1:t} | d_t)) - H(p(m, x_{1:t}, \hat{x} | d_t, a_t, \hat{z})) \quad (4)$$

しかし、予測観測  $\hat{z}$  は実際に次の動作を実行しなければ分からないため、式 (4) について  $\hat{z}$  で積分する必要がある。すると、情報利得の期待値は、次のように表される。

$$E[I(a_t)] = \int_{\hat{z}} p(\hat{z} | a_t, d_t) \cdot I(\hat{z}, a_t) d\hat{z} \quad (5)$$

そして、式 (5) は次のように近似される。

$$p(\hat{z} | a_t, d_t) \approx \sum_{i=1}^{\#particles} p(\hat{z} | a_t, m^{[i]}, x_{1:t}^{[i]}, d_t) \cdot \omega_t^{[i]} p(m^{[i]} | x_{1:t}^{[i]}, d_t) \quad (6)$$

近似式 (6) を式 (5) に代入し、情報利得の期待値を計算することは可能ではあるが、大量の計算資源を必要とする。そこで、パーティクルの集合から重みに比例する確率に従ってサンプリングしたパーティクル  $v$  によって予測観測  $\hat{z}$  を近似する。すると以下のように情報利得の期待値を表すことができる。これにより計算の複雑さは軽減され、リアルタイムで能動的地図生成を行うことができる。

$$E[I(a_t)] \approx I(\hat{z}(v), a_t) \quad (7)$$



図 2: 能動的地図生成における動作候補及び最適な動作 [Stachniss 05]

図 2: 能動的地図生成における動作候補及び最適な動作 [Stachniss 05]

### 2.1.4 最適な動作の決定方法

ロボットが最適な動作を選択する際に、考慮しなければならないのは情報利得の期待値だけではない。考慮しなければならないもう一つの点は、移動コストである。動作  $a_t$  を実行したときの移動コストを  $cost(a_t)$ 、 $\alpha$  を任意の係数とすると、動作  $a_t$  の有用性は以下のように定義される。

$$E[U(a_t)] = E[I(a_t)] - \alpha \cdot cost(a_t) \quad (8)$$

このように定義することで、情報利得の期待値と移動コストをトレードオフに扱うことができる。そして式 (8) で表される有用性が最大のものが最適な動作として選択される。それは以下のように表される。

$$a_t^* = \operatorname{argmax}_{a_t} E[U(a_t)] \quad (9)$$

### 2.1.5 最適動作候補の決定方法

ここまで最適動作の決定方法を説明してきたが、環境内で実行することのできる動作の数は膨大であり、それらすべてについて、式 (9) を評価することは難しい。そこで、最適な動作を決定するために、ロボットの動作を探索動作と再訪問動作の 2 種類に分ける。探索動作は、地図の事後確率のエントロピーを低減する動作であり、Yamauchi らのフロンティアアプローチを適用する [Yamauchi 98]。再訪問動作は、ロボットが既知の場所を再び訪れることで、自己位置の事後確率エントロピーを低減する動作である。これらの動作を候補とすることで、効率良く最適な動作を決定することができる。その例が図 2 である。図 2(a) に示す動作 1 および 3 は探索動作であり、動作 2 は再訪問動作である。式 (9) により評価した結果、最適な動作は動作 3 となりロボットは図 2(b) に示されるように自律移動をする。

### 2.1.6 フロンティアアプローチ

Yamauchi らのフロンティアアプローチは、能動的地図生成において生成途中の占有格子地図のオープンスペースと未知領域の境界を動作候補とする手法である [Yamauchi 98]。その概要を図 3 に示す。図 3(a) の白色の格子で表される部分がオープンスペースと定義され、障害物がなくロボットが移動可能なスペースである。次に、黒色の格子で表される部分が壁や障害物に占有されており、ロボットが移動不可能なスペースである。そして、灰色の格子で表される部分が未知領域と定義され、ロボットが未観測のスペースである。図 3(a) の占有格子地図からオープンスペースと未知領域の境界を検出したものをフロンティアエッジと定義し、示したものが図 3(b) である。そして隣接するフロンティアエッジを一つのフロンティア

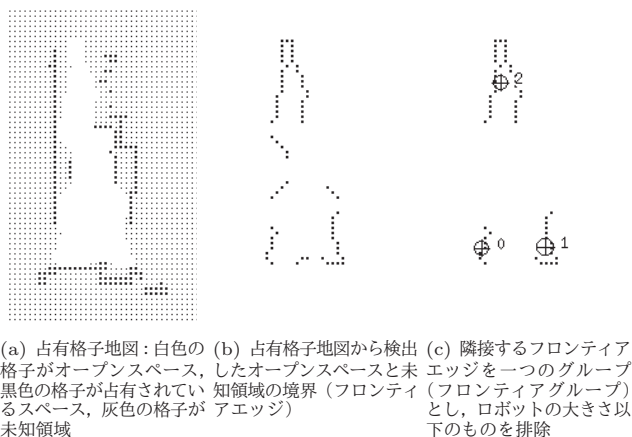


図 3: フロンティアアプローチの概要図 [Yamauchi 98]

アグループとし, ロボットの大きさ以下のものを排除して示したものが図 3(c) である. ロボットの大きさ以下のフロンティアグループを排除する理由は, その場所にロボットが移動することは不可能だからである. このようにして図 3(c) の例では, 3つのフロンティアグループがロボットの探索動作の候補となる.

## 2.2 場所概念形成手法

Taniguchi らは, ロボットが地図生成を行っている既知環境において場所の名前と位置情報から場所概念を形成する non-parametric Bayesian spatial concept acquisition method (SpCoA) を提案した [Taniguchi 16]. また, SpCoA と Grid-based FastSLAM2.0 をベイズ生成モデルの枠組みで統合することで, ロボットが地図生成を行っていない未知環境においてユーザがロボットを操作して行う地図生成, および場所の名前・位置情報・画像情報から場所概念の形成を逐次的に行う Online Spatial Concept and Lexical Acquisition with Simultaneous Localization and Mapping (SpCoSLAM) を提案した [Taniguchi 17]. SpCoSLAM では, 場所のカテゴリゼーションと教師なし語彙獲得, および地図生成を一つのモデルとして表現することにより, 互いの情報の不確実性を相互に補完することが可能となっている.

## 3. 実験

### 3.1 実験目的

本実験では, 図 4 に示す実験環境において 3つの手法による地図生成と場所概念形成を行う. 3つの手法とは, 提案手法, ユーザの操作によりロボットが移動する SpCoSLAM (User Operating), そしてロボットが不規則に自律移動する SpCoSLAM (Random Movement) である. 3つの手法における被験者の作業時間を被験者への時間的負担の指標として比較し, 提案手法のユーザへの時間的負担軽減への妥当性を検証する.

### 3.2 実験条件

実験には, 図 5 に示すロボットを用いた. カメラはロボットの前方の画像情報のみを取得するように取り付けた. PC の OS は Ubuntu 14.04 であり, Robot Operation System (ROS) indigo によりロボットを制御した. 能動的地図生成は, Grid-based FastSLAM2.0 [Grisetti 07] が実装されている ROS の gmapping パッケージと turtlebot\_navigation パッケージを拡

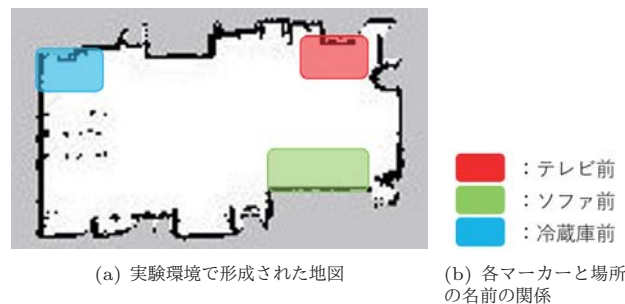


図 4: 実験環境で形成された地図と場所の名前の関係



図 5: 実験に用いたロボット

張することで実装し, レーザレンジファインダの最大測定距離は 2.6 m とした. 実験環境は, 図 4(a) に実験環境において形成された占有格子地図を示す. 実験環境の大きさは 6.7 m × 4.0 m である. 被験者数は 4 名であり, この実験環境において被験者は, ロボットが図 4(b) に示す 3つの場所に位置する時に場所の名前の発話を各々 1 回行う. 本実験における被験者の作業には, ロボットの操作, ロボットへの場所の名前の発話が含まれる. 実験終了条件は, 3つの場所の名前の発話を完了し, かつ実験環境内の地図生成が完了した場合である.

### 3.3 実験結果

表 1 に, 各被験者が 3つの手法によりロボットに場所概念形成を行わせた際に要した被験者の平均作業時間とロボットの平均稼働時間を示す. また, 図 6 に 3つの手法により形成した場所概念の一例を示す.

表 1 より提案手法と SpCoSLAM (Random Movement) は, 被験者の平均作業時間が 3 秒台であるが, SpCoSLAM (User Operating) は被験者の平均作業時間が 1 分を超えていることが分かる. この要因は, 提案手法と SpCoSLAM (Random Movement) には被験者がロボットを操作する必要がないためである. また, 提案手法のロボットの平均稼働時間は, SpCoSLAM (User Operating) の 220%, SpCoSLAM (Random Movement) の 70% であることが分かる. 提案手法のロボットの平均稼働時間が SpCoSLAM (User Operating) より長くなった要因としては, ロボットが自律移動する際に各時刻において移動先までの経路生成に多くの時間を要したと考えられる. そして, 提案手法のロボットの平均稼働時間が SpCoSLAM (Random Movement) より短くなった要因としては, 第 2.1 節で説明した手法によりロボットが環境内を自律移動することで, ロボットが環境内を不規則に自律移動するよりも効率的に地図生成を行うことができたと考えられる.

図 6(a) より SpCoSLAM (User Operating) では, 実験環



表 1: 被験者の平均作業時間とロボットの平均稼働時間

	SpCoSLAM (User Operating)	SpCoSLAM (Random Movement)	提案手法
被験者の平均作業時間	1 分 12 秒 6	3 秒 8	3 秒 6
ロボットの平均稼働時間	1 分 12 秒 6	3 分 39 秒 2	2 分 43 秒 3

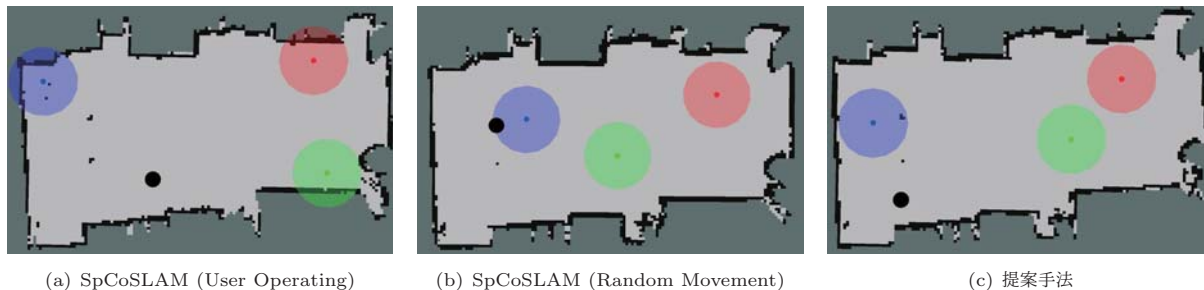


図 6: 各手法による場所概念形成結果

境に近い場所概念を形成させることができた。しかし図 6(b)と図 6(c)より SpCoSLAM (Random Movement) と提案手法では、実験環境に近い場所概念を形成すること困難であった。SpCoSLAM (User Operating) では被験者がロボットを操作するため任意の位置で場所の名前を発話することができるが、提案手法と SpCoSLAM (Random Movement) では、ロボットが自律移動するため任意の位置で場所の名前を発話することができないからであると考えられる。

#### 4. おわりに

本稿では、能動的地図生成手法と場所概念形成手法を統合することで、ロボットが能動的に環境を移動しながら地図生成を行い、ユーザから場所の名前を発話されるとそのときの位置情報・画像情報から逐次的に場所概念の形成を行う手法を提案した。次に、ユーザがロボットに場所概念形成を行わせる作業におけるユーザの時間的負担について従来手法と比較することで、ユーザによるロボットの操作が不必要になったことによる時間的負担軽減への妥当性を示した。一方、従来手法ではユーザがロボットを操作するためユーザの意思通りにロボットに場所概念形成を行わせることができるが、提案手法ではロボットは能動的地図生成手法に基づいて環境内を自律移動するため、ユーザの意思通りにロボットに場所概念形成を行わせることができなかった。

今後の展望として、ロボットに場所概念形成を行わせる作業におけるユーザの時間的負担をさらに軽減していくことが求められる。具体的には、ロボットが場所概念を形成すべき場所を能動的に知覚し、ユーザに場所の名前の発話を促すことで、ユーザが常にロボットの位置を把握しておく必要がなくなり、ユーザの時間的負担軽減につながると考えられる。また、ユーザの意思通りにロボットに場所概念形成を行わせるために、ロボットの最適な動作の決定方法を場所概念形成手法に適応させていくことも求められる。

#### 参考文献

[Kostavelis 13] I. Kostavelis and A. Gasteratos, "Learning spatially semantic representations for cognitive robot

navigation," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 61, issue. 12, 2013, pp. 1460-1475

[Taniguchi 16] A. Taniguchi, T. Taniguchi and T. Inamura, "Spatial Concept Acquisition for a Mobile Robot That Integrates Self-Localization and Unsupervised Word Discovery From Spoken Sentences," *Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, vol. 8, no. 4, 2017, pp. 285-297

[Taniguchi 17] A. Taniguchi, Y. Hagiwara, T. Taniguchi and T. Inamura, "Online Spatial Concept and Lexical Acquisition with Simultaneous Localization and Mapping," *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2017, pp. 811-818

[Stachniss 05] C. Stachniss, G. Grisetti and W. Burgard, "Information gain-based exploration using Rao-Blackwellized particle filters," *RSS*, 2005, pp. 65-72

[Grisetti 07] G. Grisetti, C. Stachniss and W. Burgard, "Improved Techniques for Grid Mapping With Rao-Blackwellized Particle Filters," *Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 1, 2007, pp. 34-46

[Doucet 00] A. Doucet, N. de Freitas, K. Murphy and S. Russell, "Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks," in *Proceedings of the Sixteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, pp. 176-183, Morgan Kaufmann Publishers Inc. (2000)

[Yamauchi 98] B. Yamauchi, "Frontier-based Exploration Using Multiple Robots," *Proceedings of the Second International Conference on Autonomous Agents*, 1998, pp. 47-53