

# 複雑形状環境における二輪移動ロボット群の持続被覆制御

東京都立大学大学院 機械システム工学域 M2 菅原颯 (児島研究室)

## 1. はじめに

### 研究背景

- ・ **持続被覆制御**は、複数の移動ロボットを用いて環境情報を効率的に取得する手法としてよく知られている<sup>[1]</sup>.
- ・ 従来手法では、1) センサ範囲の**異方性**が考慮されておらず、2) 複雑な形状の環境で用いると探索効率が低下。

### 研究目的

- ・ 制御バリア関数に基づく手法<sup>[1]</sup>を移動ロボットの**回転**と**機構特性**を考慮したものに一般化する。
- ・ 局所的な持続被覆制御と**モンテカルロ木探索(MCTS)**<sup>[2]</sup>を用いたエリア間移動の計画を統合したアルゴリズムを提案。

## 2. 可視領域の異方性を考慮した持続被覆制御

以下のモデルで表される $n$ 台の移動ロボットを用い、領域 $Q$ を**モニタリング**する問題を考える。

### 移動ロボットモデル

$$\dot{z}_i = f(\theta_i)u_i$$

$$f(\theta_i) = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -a \sin \theta_i \\ \sin \theta_i & a \cos \theta_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

状態:  $z_i = \begin{bmatrix} p_i \\ \theta_i \end{bmatrix}$     入力:  $u_i = \begin{bmatrix} v_i \\ \omega_i \end{bmatrix}$

- ・ 可視領域が重複した場合、分割を行いセンサ範囲  $S_i$  を定める。  
 $S_i := \{q \in \tilde{B}_i \mid \|q - p_i\| \leq \|q - p_j\|, \text{ for all } p_j \in \tilde{\mathcal{P}}(q)\}$

### 評価関数

$$\mathcal{H}(z, t) := -\sum_{i=1}^n \int_{S_i} \|q - p_i\|^2 \phi(q, t) dq + b \int_{Q \setminus \cup_{i=1}^n S_i} \phi(q, t) dq$$

→ 領域  $Q$  内の**被覆度**を評価。

### $\phi(q, t)$ : 時変重要度関数

$$\frac{d\phi(q, t)}{dt} = -\sum_{i=1}^n \{\Delta_i \delta_1 g_1(\theta_{iq}) g_2(\|q - p_i\|) \phi(q, t)\} + \delta_4 (1 - \phi(q, t))$$

$$g_1(x) = -\left(\frac{x}{\psi}\right)^{\delta_2} + 1, \quad g_2(x) = e^{-x^{\delta_3} \sqrt{-x^2 + Rx}}, \quad \Delta_i = \begin{cases} 1 & q \in S_i \\ 0 & q \notin S_i \end{cases}$$

→ **可視領域外**の重要度が高くなる。

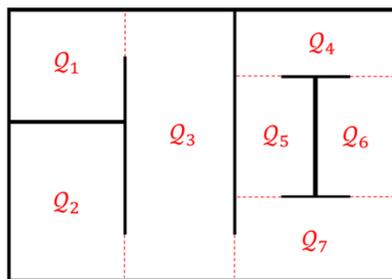
ロボットの**回転・直進**に対する勾配を考慮した以下の制約を満たす入力を与えることで、評価関数を $\gamma$ 以上に維持。

$$\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \mathcal{H}(z, t)}{\partial z_i}\right)^T f(\theta_i)u_i + \frac{\partial \mathcal{H}(z, t)}{\partial t} + \tau(\mathcal{H}(z, t) - \gamma) \geq 0$$

## 3. 複雑形状領域への拡張

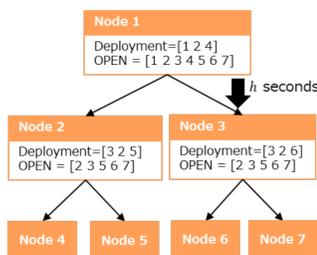
### エリア分割

対象環境を $Q_1 \sim Q_m$ の $m$ 個の凸領域に分割し、探索済みエリアを**CLOSED**、未探索を**OPEN**と定義。



### エリア移動計画

- ・ 各時刻におけるロボット・エリア状態を**探索木**で表現。
- ・ **MCTS**を用いて、最短時間で全エリアを**CLOSED**にするルートを探る。



## モンテカルロ木探索(MCTS)

- ・ 複数回の**乱数シミュレーション**から各ノードの期待値を推定し、**有望なノード**を優先的に探索するアルゴリズム<sup>[2]</sup>.
- ・ 少ない計算コストで最適に近い方策を見つける事が可能。

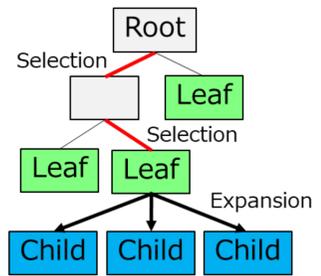
### 選択

葉ノードまで次式を最大化する子ノードを再帰的に選択。

$$\bar{X}_k + c \sqrt{\frac{2 \log N}{N_k}}$$

期待値     $\bar{X}_k$ : ノード $k$ の期待値  
 $N_k$ : ノード $k$ の探索回数  
 $N$ : 全体の探索回数  
 $c$ : 任意定数

バイアス



### 展開

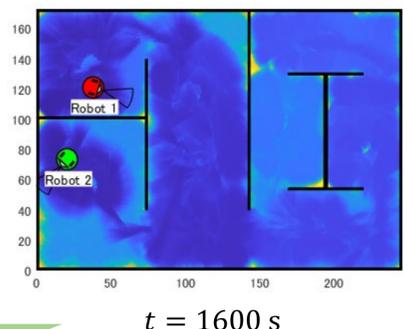
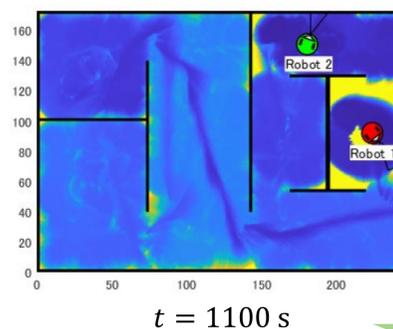
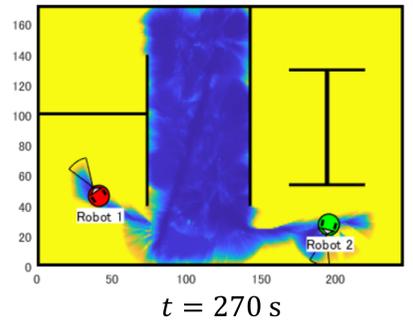
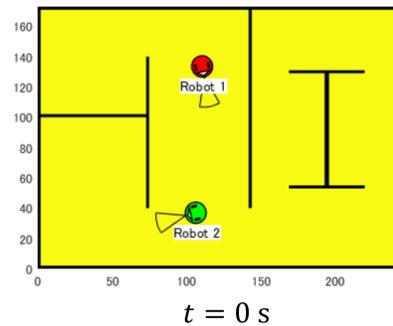
葉ノード $k$ の選択回数 $N_k$ が閾値に達した場合、展開し木を成長させる。

### ロールアウト・期待値の更新

- ・ 葉ノードから先を**ランダムシミュレーション**で計算。
  - ・ 全エリアCLOSEDにするまでの**所要時間**で期待値を更新。
- $N_{itr}$ 回繰り返した後、選択回数最大のノードを実行。

## 4. 実機実験

2台の**Khepera IV**を用いた実験を行い、提案手法を検証。



- ・ 実機においても全エリアの**持続的な被覆**を確認。
- ・ 二手に分かれて探索を進める様子が複数回確認される。

## 5. まとめ

- ・ センサ範囲の異方性を考慮した**持続被覆制御則**を導いた。
- ・ **複雑な形状**の環境下において持続被覆を達成する階層的な制御手法を提案し、**MCTS**を用いて移動計画を生成した。
- ・ 実機実験を通して提案手法の有効性を検証した。

## 6. 参考文献

[1] H. Dan, T. Hatanaka, J. Yamauchi, T. Shimizu and M. Fujita: Persistent Object Search and Surveillance Control With Safety Certificates for Drone Networks Based on Control Barrier Functions, *Frontiers in Robotics and AI*, 8 (2021)

[2] C. B. Browne, E. Powley, D. Whitehouse, S. Lucas, P. I. Cowling, P. Rohlfshagen, S. Tavener, D. Perez, S. Samothrakis and S. Colton: A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods, *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 4-1, 1/43 (2012)

