

無線ネットワークを経由した 移動ロボットの遠隔操作のための ベイズ推定を用いた 環境同定手法の提案と実装

大阪大学 基礎工学部 情報科学科 村田研究室
松田 拓己

ロボットの遠隔操作

- ◆ネットワークを介して、遠隔地から操作が可能
 - ◆作業領域に人が立ち入ることなく作業が可能であり、様々な応用が期待
 - ◆例：ドローン、災害救助ロボット、無人搬送車, etc...
- ◆ネットワークの遅延への対応が大きな課題
 - ◆コントローラは、ロボットの現在の状況を把握することができない
 - ◆コントローラが送った制御コマンドが実際に実行されるのは、遅延時間ほど後

制御コマンドがロボットに到着する際の状況を予測して、予測された状態にあわせて制御コマンドを決めることが必要

ロボットの遠隔制御の課題

同じ制御コマンドを投入した場合であっても、ロボットが到達する状況は環境により異なる

- 移動ロボットにおける環境
 - ・ネットワークの遅延のゆらぎ
 - ・スリップすることによる車輪の速度の誤差

↓

ロボットが動作している環境を同定し、環境に合わせた推定・予測モデルを利用することが必要

- 実際にタスクを行いながら、コントローラからロボットへ送った制御コマンド、ロボットから通知された制御後に到達するロボットの状態を記憶
- ロボットへ送った制御コマンド、ロボットから通知された状態をもとに、ロボットが動作している環境を同定
- 同定された環境に合わせた推定・予測モデルを用いて制御

研究目的・アプローチ

コントローラ側で、ロボットが動作している環境を同定し、遠隔からの制御に活用することができる技術の構築

要件：

- タスクを行っている初期段階で、現在の環境が同定できること
- 環境同定を行うのに十分な試行結果が得られていない時点であっても、不適切な制御を行わないこと


アプローチ：

少ない経験で、適切な認知を行う生物のしくみに着目
生物の思考をベイズ推定でモデル化し、適切な認知を行うのに適した事前分布を進化によって獲得できる可能性を示唆^[1]

- ベイズ推定による認知：自身が経験していない事象にも備えた認知が可能
- 進化による事前分布の獲得：生き残るのに適切な認知を行うことができた個体が生存することにより、適切な事前分布の獲得

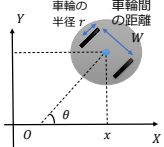
[1] J. C. Ramirez and J. A. Marshall, "Can natural selection encode bayesian priors?," *Journal of Theoretical Biology*, Aug 2017.⁴

本研究で用いる移動ロボット



対向二輪型移動ロボット：

- ◆ロボットの状態：座標 (x, y) と向き θ で定義
 - $X_t = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix}$
- ◆制御入力：左右の駆動輪の速度を指定
 - $B_t = \begin{pmatrix} v_l \\ v_r \end{pmatrix}$
 - (v_l, v_r : 左右の車輪の速度)
- ◆ロボットの移動：左右の車輪の移動距離に環境によって変わる誤差が入る
 - $X_{t+1} = X_t + \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{W} & -\frac{1}{W} \end{pmatrix} l_t \begin{pmatrix} 1 - \epsilon_l \\ 1 - \epsilon_r \end{pmatrix}$ (環境により変化する誤差)
 - (W : 車輪間の距離)



ベイズ推定による環境同定

ロボットを制御しながら、得られるロボットの状態 $X_{0:t-d}$ をもとに $P(\epsilon | X_{0:t-d})$ を逐次ベイズ推定により求める

事前分布 $P(\epsilon | X_{0:t-d})$ をベイズ推定により更新

$$P(\epsilon | X_{0:t-d}) \propto P(X_{t-d} | \epsilon) P(\epsilon | X_{0:t-d-1}) \propto P(\epsilon_l, \epsilon_r | \epsilon) P(\epsilon | X_{0:t-d-1})$$

同定された環境を考慮した制御

ロボットの状態の予測:
 $P(\epsilon|X_{0:t-d})$ に従う誤差が入るとして、予測

$$P(X_{t+d}) = \int P(X_{t+d}|\epsilon_t, \epsilon_r, B_{t+1:t+d-1}) P(\epsilon_t|X_{0:t-d}) P(\epsilon_r|X_{0:t-d}) d\epsilon_t d\epsilon_r$$

誤差を考慮したロボットの制御:
 ロボットの状態が不確定にならないように速度を抑制しつつ、目標地点に近づくように制御

- 目標地点に到達するようにロボットの入力 B_t を決定

$$B_t = \begin{pmatrix} \frac{v}{r} \\ \frac{\omega}{r} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} K \\ 2AK \end{pmatrix}$$

ただし、 $A = \text{sign}(\epsilon_x) \frac{v}{2r}$ 、 $K = \text{sign}(\epsilon_x) \frac{v}{1+|A|}$ 、 $\begin{pmatrix} \epsilon_x \\ \epsilon_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} (X_t^{\text{target}} - X_t)$

- 誤差を考慮して、ロボットの状態の不確実性が閾値以下となるようにロボットの入力をスケール

Maximize $|B_t|$
 s.t. $VX_{t+d+1}^T X_{t+d+1}^T \in [X_{t+d+1}|P(X_{t+d+1}|B_t) > p]; |X_{t+d+1}^x - X_{t+d+1}^y| < D$
 $B_t = \alpha B_t^*$
 $\alpha \in (0,1)$

7

遺伝的アルゴリズムによる適切な事前分布の獲得

事前分布 $P(\epsilon)$ は、 $P(\epsilon|X_{0:t-d})$ の収束の速さ、観測数が少ない時点でのロボットの制御に大きく影響
 →さまざまな環境でのタスクを行うのに適した事前分布 $P(\epsilon)$ の設定が必要

アプローチ:
 タスクの実行結果をもとに選択・淘汰を行う進化により、事前分布を決定

初期化: 事前分布のパラメータランダムに決定

評価:
 各事前分布を持つコントローラにより、ロボットを制御するタスクを実行。実行結果をもとに評価

評価値 = $\alpha_T \frac{1}{T_i - M^T} + \alpha_E \frac{1}{E_i + 1}$ (α_1, α_2 : 定数)

T_i : 制御にかかる時間
 M^T : タスク完了までの時間に対する閾値
 E_i : 目標軌跡からのずれの最大値
 M^E : 目標軌跡からのずれの閾値

選択・淘汰・交叉:
 評価値をもとに選択・淘汰を行うとともに、交叉により新たなパラメータの事前分布を生成

シミュレーションによる評価の環境

- ◆シミュレーション設定
 - ネットワーク遅延: 100ms
 - 制御間隔: 10ms
 - 与えたタスク:
 - ・2次元座標平面における点 (0, 0) から点 (5000, 0) への移動
 - ・目標軌跡: $y=0$
 - 誤差
 - ・ロボットに入る誤差: 正規分布 (誤差が大きい環境: $\sigma=0.2$, 誤差が小さい環境: $\sigma=0.05$)
 - ・コントローラの前分布: 逆ガンマ分布
- ◆評価指標
 - タスク完了までにかかる時間
 - 目標軌跡 $y=0$ からのずれの最大値
- ◆比較手法

手法名	制御方法
ベイズ的環境同定	取得した誤差を用いてベイズ推定による環境同定を行いながら制御 (事前分布は遺伝的アルゴリズムより算出)
統計的環境同定	取得した誤差のみから環境同定を行いながら制御
誤差モデル固定	あらかじめ定義した誤差モデルを用いて制御

目標軌跡からのずれ

- ◆統計的手法では、目標軌跡からのずれが大きくなる
- ◆ベイズ推定による手法、固定誤差で大きな誤差を想定する場合では、誤差が大きい場合でも目標軌跡からのずれを抑えることが可能
- ベイズ推定による手法は、現在の環境の誤差を把握するのに必要な観測情報が不十分な状況でも、事前分布を用いることにより、目標軌跡からのずれが大きくなるような制御を避けることが可能
- 統計的手法では、十分な観測状況が得られない際に、大きなずれが生じようとする制御を行うこともある

誤差の標準偏差=0.05

誤差の標準偏差=0.2

タスク完了までの時間

- ◆固定誤差で大きな誤差を想定した手法では、制御完了までの時間が長い
- ◆ベイズ推定による手法は、誤差が小さい場合はより早くタスクを終了
- 観測された誤差をもとに、逐次ベイズ推定を行うことにより、誤差が小さい環境下では、一定数観測結果が得られると、誤差が小さいということを把握可能
 →誤差を考慮しても、高速にロボットを移動させることが可能

誤差の標準偏差=0.05

誤差の標準偏差=0.2

11

まとめと今後の課題

- ◆まとめ
 - 移動ロボットが動作する環境をベイズ推定により同定し、同定された環境での誤差を考慮してロボットを制御する手法を提案
 - 環境下で生じる誤差の大きさを逐次ベイズ推定し、制御の際に考慮に入れることにより、
 - ・観測値が少ない時点でも、目標軌跡から大きくずれる可能性のある制御を避けることが可能
 - ・観測値が十分に得られた際には、実際に生じている誤差の大きさに合わせた制御を行うことが可能
- ◆今後の課題
 - 実機実験による提案手法の有効性を検証
 - 移動ロボット以外の制御における手法の評価

12