

Mobile Robot Control through Real-Time Identification of Physical/Network Environment by Bayesian Inference

大阪大学 大学院情報科学研究科
情報ネットワーク学専攻 村田研究室
松田 拓己

2020年2月12日 情報ネットワーク学専攻 修士論文発表会

ロボットの遠隔操作

◆コントローラからネットワークを介して制御コマンドを送ることにより、ロボットを操作

◆一般的な操作の流れ：ネットワーク遅延を考慮した制御

1. ロボットの位置、角度に関する情報を取得
2. 制御コマンド到達時のロボットの状態を予測
3. 制御コマンドを計算した送出

制御コマンド到達時のロボットの状態予測が重要

遠隔制御機器の用途

◆例：工場内で複数のロボットが荷物を運搬

- コスト削減のため、ロボットの性能は最小限に設定
- コントローラは資源が豊富であり、複数のロボットを集中制御
- 適切な制御を実行し、安全に荷物を運ぶことが重要
 - ・荷物が崩れると、周囲に危険がおよぶ
 - ・制御の精度を保ちつつ、タスクを確実に実行することが必要

ロボットの動作環境の予測への影響

◆ネットワーク遅延の変動

- 遅延の変動が大きい場合、コマンド到達時刻が揺らぐ
→コマンド到達時のロボットの位置、角度の予測誤差が大きくなる

◆路面の状態、積載量の変動

- スリッパしやすい路面では、ロボットの予測誤差が大きくなる

ロボットの動作環境を把握しなければ、ロボットの状態を適切に予測ができない

研究目的・アプローチ

◆目的

- 遠隔制御ロボットにおいて、ロボットの動作環境を把握し、環境に応じた制御を行う手法の確立

◆アプローチ

- 生物は少ない経験で適切な認知が可能となるよう進化^[1]
 - ・観測情報を使用し、ベイズ推定を実行
 - ・発生しうる状況を認知するのに適切な事前分布を進化で獲得

遠隔制御機器に適用

[1] J. C. Ramirez and J. A. Marshall. "Can natural selection encode bayesian priors?." *Journal of Theoretical Biology*, Aug 2017.

ロボットの制御における環境同定

◆ベイズ推定により、現在の環境下で生じるコマンド到達時のロボットの状態の予測誤差の分布を推定

- ロボットの動作モデル（既知） $X_t = F(X_{t-1}, B_{t-1}, \epsilon_{t-1})$
- 推定対象： ϵ_{t-1} の分布

X_{t-1} : ロボットの状態
 B_{t-1} : 制御入力
 ϵ_{t-1} : 誤差項

◆推定手順

1. 制御とその制御の結果の対応をもとに ϵ_t を推定
2. 事前分布 $P(\epsilon)$ と ϵ_t の観測結果をもとに、予測誤差の確率分布を推定 $P(\epsilon|\epsilon_{t-n}, \dots, \epsilon_t) \propto P(\epsilon_{t-n}, \dots, \epsilon_t|\epsilon) P(\epsilon)$

同定された環境を用いた制御

同定された環境を用いることにより、

- ◆将来のロボットの状況を確率分布として把握
- ◆把握した確率分布をもとに、ロボットの状況が不確定になるリスクを抑えた制御を行う

制御方法

1. 観測値 A_t からロボットの状態 X_t を推定

$$P(X_t) \propto P(A_t|X_t)\hat{P}(X_t)$$
2. 時刻 $t+d$ におけるロボットの状態を予測
 以下の式を繰り返し用いて $\hat{P}(X_{t+d})$ を導出

$$\hat{P}(X_{t+1}) = \int_{X_t, \epsilon_t} P(X_{t+1}|X_t, B_t, \epsilon_t) \hat{P}(X_t) P(\epsilon_t|A_{t-K:t-1})$$
3. 予測の結果をもとに以下の式を満たす制御入力 B_{t+d} を決定

$$\text{Var}(X_{t+d+i}) < \lambda$$

7

環境認知の進化

- ◆様々な環境下でタスクを実行させながら、選択・交差・突然変異により、環境認知の能力を進化

1. 初期化: $p^{\text{prior}}(\epsilon)$ の分布を定めるパラメータをランダムに N 個生成
2. 評価: 各事前分布を持つコントローラを用いて制御を実行
 想定しうる環境下での制御をシミュレーションにより実行
 正確性、タスク完了までの時間を評価
3. 選択、交叉、突然変異: 評価値をもとに新たな個体を生成
4. 環境を変化させ、2.へ戻る

↓

進化の結果、生き残ったエージェントの事前分布を
実際のロボット制御に適用

8

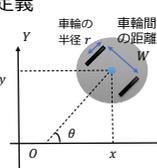
実験対象の移動ロボットモデル

- ◆対向二輪型移動ロボットを使用
- ◆ロボットの状態: 座標 (x, y) と向き θ で定義

$$\cdot X_t = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix}$$
- ◆制御入力: 左右の駆動輪の速度を指定

$$\cdot B_t = \begin{pmatrix} r_t \\ l_t \end{pmatrix} \quad (r_t, l_t: \text{左右の車輪の速度})$$
- ◆ロボットの移動
 - 簡単のため、移動は直線運動と回転運動に限定
 - 位置は速度、角度は各速度に比例した誤差が発生
 - 誤差の分布は正規分布であると仮定
$$\cdot X_{t+1} = X_t + \frac{1}{2}(r_t + l_t) \begin{pmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{pmatrix} + \epsilon_t^{XY} v_t \begin{pmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{pmatrix}$$

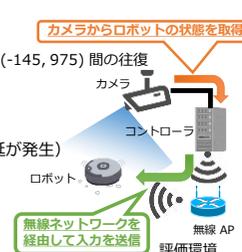
$$\cdot \theta_{t+1} = \theta_t + \frac{1}{W}(r_t - l_t) + \epsilon_t^\theta W_t$$



9

実機実験による評価

- ◆設定
 - 与えたタスク
 - ・2次元座標平面的点 $(-35, -865)$ と点 $(-145, 975)$ 間の往復
 - 制御間隔: 30ms
- ◆ネットワーク環境
 - 良好な環境 (遅延100ms以下)
 - 悪い環境 (400ms以上の突発的な遅延が発生)
- ◆評価指標
 - タスク完了までにかかる時間
 - 目標軌跡からのずれの最大値
- ◆比較手法



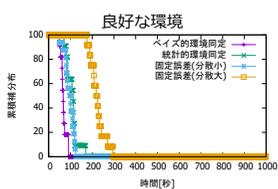
手法名	制御方法
ベイズ的環境同定 (提案手法)	取得した誤差を用いてベイズ推定による環境同定を行いながら制御 (事前分布は遺伝的アルゴリズムにより算出)
統計的環境同定	取得した誤差のみから環境同定を行いながら制御
誤差モデル同定	あらかじめ定義した誤差モデルを用いて制御 (誤差が大きいため想定した場合、誤差が小さいと想定した場合で制御を実行)

10

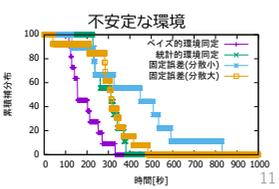
結果

- ◆ベイズ的環境同定 (提案手法) はタスク完了までの時間を短縮
 - 角度の調整にかかる時間を短縮
- ◆少ない観測結果でも環境に合わせて速度の抑制が可能
 - 現在のネットワーク環境を素早く同定
 - ネットワーク環境に合わせて適切な速度の抑制を実行

良好な環境



不安定な環境



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ベイズ推定し、制御の際に考慮
 - ・観測値が少ない時点でも、環境変動を考慮
 - ・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
 - 実際のロボットにおいてもタスク完了までの時間抑制が可能
- ◆今後の課題
 - 他の遠隔制御機器への手法の適用についての検討

12