

B4-8 パーティクルフィルタを用いた自律移動ロボットの行動予測制御

福井大学 工学部 知能システム工学科 進化ロボット研究室

羽生直矢 (指導教員：前田 陽一郎)

1. 緒言

複雑な環境下のもとで適切に動作する自律移動ロボットの研究は昔から多くの研究が行われている。例えば家庭、工場、病院とあらゆる作業空間内で人間の代わりに活躍する様々な自律移動ロボットの開発が行われている。しかしながら、動的環境下における自律移動ロボットを人間のように行動させることは容易ではない。我々人間はどのような環境下でも作業する際、周囲の環境の変化を予測し、それに合わせた行動を選択している。複雑な環境下では正確な作業を実現するには予測は重要である。これは自律移動ロボットにおいても同様である。近年ではパーティクルフィルタを用いて予測制御を行っている。

本研究では、パーティクルフィルタを用いて RoboCup 中型リーグ規格の全方向移動機構を有するサッカーロボットを対象としてパーティクルフィルタを用いたロボットの行動予測手法を提案する。

2. パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタとは、モンテカルロ法を利用した時系列フィルタの一種である。一般状態空間モデルにおける高次元の状態ベクトルの時系列ベイズ推定手法として提案され、どのような非線形・非ガウスモデルにも対応が可能である。さらにアルゴリズム、計算機への実装の容易さから、急速に様々な分野へ利用されつつある [1]。パーティクルフィルタは他に粒子フィルタ、モンテカルロフィルタ、ブートストラップフィルタと様々な呼ばれ方があり、主に物体追跡や位置推定、画像解析、自己位置同定の研究に使われている。

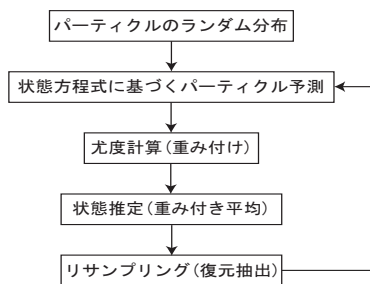


図1 パーティクルフィルタの概略アルゴリズム

2.1 状態モデル (状態遷移確率)

時刻 t のときロボットがとった行動を a_t としたとき、ロボットの状態は式 (1) のように確率的に遷移すると仮定する。この確率密度関数は時刻 $t-1$ において状態 x_{t-1} のロボットが行動 a_{t-1} を取ったときに、状態 x_t に遷移する確率を表している。状態遷移モデル (状態遷

移確率) は一般に時不変と仮定され、ロボットの動力学や運動力学によっては大まかに近似され定義される。

$$P(x_t|x_{t-1}, a_{t-1}) \quad (1)$$

2.2 観測モデル (尤度計算)

状態が x_t であるとき、センサの出力が y_t (観測値) である確率は式 (2) と表現される。これは観測モデルと呼ばれ、状態遷移モデルと同様に時不変とする。但し、状態遷移モデルと異なり、観測ベクトルの次元が高くなるため計算するのは困難である。例として、 128×120 ピクセルのカメラを使用した場合、観測ベクトルの次元は $128 \times 120 = 15360$ となり、確率密度関数の計算が膨大になるためである。そのため低次元の特徴ベクトルを作り出す手法などが提案されている [2]。観測モデルに基づく時刻 t における尤度 (粒子重み) は一般に以下の式 (2) で得られる。

$$P(y_t|x_t) \quad (2)$$

2.3 アルゴリズム

パーティクルフィルタの基本的アイデアは、得られた観測値を条件付分布から多数の実現値に近似表現することである。近似表現された実現値 (パーティクル: 粒子) を状態方程式に基づき予測し、もっともらしいパーティクルに重み付け (尤度計算) を行う。尤度計算で大きく重み付けされたパーティクルは分裂し、新しいパーティクルが発生し、重み付けが小さかったパーティクルは消滅する。図1にアルゴリズムの概略図を示す。

時刻 t までの観測値の集合を $y_{1:t}$ とすると、予測分布による近似式 (時系列 t における対象の事前確率) は式 (3) となる。これを用いて、時刻 t における事後確率はベイズの法則より尤度 $P(y_t|x_t)$ と事前確率 $P(x_t|y_{1:t-1})$ より式 (4) のように表される。対象の追跡はこの事後確率 $P(x_t|y_t)$ の期待値を逐次計算することにより実現できる。観測値を式 (5) の実現値 (パーティクル) で近似する。

$$P(x_t|y_{1:t-1}) = \int P(x_t|x_{t-1})P(x_{t-1}|y_{1:t-1})dx_{t-1} \quad (3)$$

$$P(x_t|y_{1:t}) \propto P(y_t|x_t)P(x_t|y_{1:t-1}) \quad (4)$$

$$P(x_t|y_{1:t-1}) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_{t|t-1}^{(i)}) \quad (5)$$

N はパーティクル数、 $\delta(\cdot)$ はデルタ関数、 $x_{t|t-1}^{(i)}$ をパー

ティクルと呼ぶ。これらのパーティクル集団 $X_{t|t-1}$ は以下のアルゴリズムにより逐次的に求められる。

- (1) $i=1, \dots, N$ について k 次元の乱数 $x_{t|t-1}^{(i)} \sim p_0(x)$ を生成する。ただし $p_0(x)$ は、 x の時刻 $t=0$ における分布 (初期分布) を表す。
- (2) $t=1, \dots, T$ について以下の (a),(b),(c) のステップを実行する。
 - (a) 各 $i(i=1, \dots, T)$ について i),ii),iii) を実行する。
 - i) l 次元の乱数 $v_t^{(i)}$ を生成する。
 - ii) $x_{t|t-1}^{(i)} = F_t(x_{t-1|t-1}^{(i)}, v_t^{(i)})$ を計算する。
 - iii) $w_t^{(i)} = R_t(y_t|x_{t|t-1}^{(i)})$ を計算する。
 - (b) $W_t = \sum_{i=1}^N w_t$ を求める。
 - (c) $X_{t|t-1} = x_{t|t-1}^{(1)}, \dots, x_{t|t-1}^{(N)}$ からそれぞれ $x_{t|t-1}^{(i)}$ を $\tilde{w}_t^{(i)} = w_t^{(i)} / W_t$ の確率で復元抽出し、新たな $X_{t|t-1} = x_{t|t-1}^{(1)}, \dots, x_{t|t-1}^{(N)}$ を生成する。

ここで F_t は $k \times k$ 次元の行列、 $w_t^{(i)}$ は尤度、 $W_t^{(i)}$ は $w_t^{(i)}$ の総数 (1 とすることが多い)、 R_t は状態 x_{t-1} と x_t が与えられた時の条件付分布を表し、式 (4) の $P(y_t|x_t)$ と同等である。

3. ボール位置予測実験

本研究では RoboCup 中型ロボットリーグのサッカーロボットを対象とし、ロボットにとって最も重要となる移動対象物 (ボール) の位置予測実験を行った。ここではボールの予測位置座標と観測位置座標の誤差を求め、ボールの予測位置座標が、どれほどの精度で得られるか評価する。図 2 のような環境において、サッカーロボットを静止した状態でボールを転がし、サッカーロボットのカメラによるセンサ情報からボールの観測位置座標 (x, y) を得て、提案手法を用いてボールの予測位置座標 (x', y') を求める実験を行った。ボールの距離、相対角度、観測位置座標をもとにして、ボールの進む方向 (上下、左右、斜め、静止の 9 方向) をパーティクルに近似したので、パーティクル数 N は 9 である。センサ情報から得たボールの観測位置座標を図 3、提案手法により求めたボールの予測位置座標を図 4 にグラフでまとめた。予測位置と実際のボール位置はほぼ

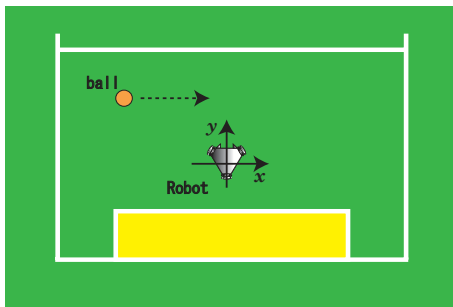


図 2 ボール位置予測実験

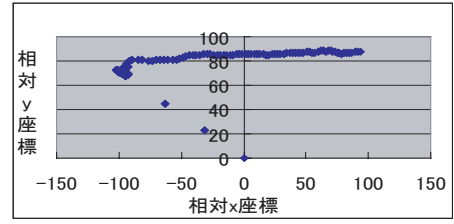


図 3 ボール位置観測結果

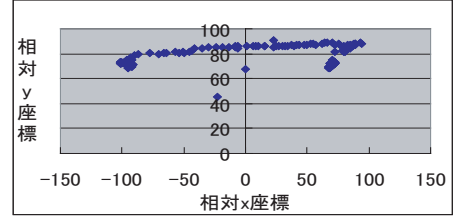


図 4 ボール位置予測結果

一致し、ボールの位置をある程度正しく予測できたが、一部僅かな誤差が観測された。これは観測座標を元にボールの位置を予測しているため、センサ測定に誤差が生じこのことから予測座標にもその影響が出たものと思われる。センサの観測誤差が予測性能を左右することも分かった。

4. 結言

パーティクルフィルタは状態の確率分布をパーティクルに見立てて位置と重み付けを行っている。そのため、ノイズが非ガウス分布である環境や、システムの動力学や観測を線形モデルにモデル化できない問題にも応用できる。さらに、真の状態となる確率の高い状態を複数保持することができるので、初期状態が未知の問題にも適用することができる。だがパーティクルフィルタは、パーティクルの数が少ないと予測精度が低くなり正確に予測を行うことができない。パーティクルの数を増やせばその数に比例し計算量も増加してしまうという点もある。

今回の実験結果ではある程度正しく予測が行えたが、センサからの情報に誤差が生じると間違ったことも明らかになった。問題が複雑になると計算量が多くなり時間がかかる問題点も存在する。計算量をなるべく抑さえ、なおかつ精度のよい手法の開発が今後の課題である。

参考文献

- [1] 樋口知之, "粒子フィルタ," 電子情報通信学会誌, Vol.88, No.12, pp.989-994 (2005)
- [2] S.Thrun, "Bayesian landmark learning for mobile robot localization," Machine Learning, Vol.33, No.1, pp.41-76 (1998)