

2重モデルに基づくパーティクルフィルタにおけるモデルの割当て法に関する研究

Allocation of model in particle filter based on multiple transition models

林 大地 木下 浩二 村上 研二 一色 正晴
Daichi Hayashi Koji Kinoshita Kenji Murakami Masaharu Isshiki

愛媛大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ehime University

Currently, tracking of moving objects based on particle filter has been applied in various fields. The movement of the particles is determined by the only one irregular moving object. We prepare multiple transition models and investigate how to allocate them.

1. はじめに

物体追跡は、監視カメラや入退場者管理、更にはスポーツシーンなどの分野にまで広く応用されている。物体追跡を実現するためのアルゴリズムとして、Mean-Shift, SIFT, パーティクルフィルタ, SURF Tracking などがあり、それぞれに特徴が存在する。これらを用いれば、物体追跡は実現できるが、追跡対象物と背景が同系色であると安定した追跡が困難になる場合がある。

パーティクルフィルタは多数の粒子を用いた予測に基づく手法であり、ロバストな物体追跡アルゴリズムとして様々な応用がなされている。不規則運動物体の追跡に関しては、2つの状態遷移モデルを用いて、N個ある粒子のうち、半分ずつそれぞれのモデルで粒子を遷移させる手法が提案されている。しかし、この割当て法の比率を変更することで、物体追跡の精度を向上させること、更にはその関係性を研究するため、モデルの割当て法を提案する。

2. 2重モデルに基づくパーティクルフィルタ

2.1 アルゴリズム

Step1 初期化 …… 初期分布 (ここでは一様乱数) に基づいて粒子の集団 $\{X_0^{(0)}, X_0^{(1)}, \dots, X_0^{(N)}\}$ を生成する。

Step2 予測 …… 以下の (a), (b) により粒子を遷移させる。

(a) ガウス分布に従って乱数 $v_k^{(i)}$ を生成する。(以下この乱数をシステムノイズとする)

(b) 状態遷移モデルに基づいて (a) で生成したシステムノイズを付加し、次の時刻における粒子の状態を予測する。

$$\hat{X}_k^{(i)} = F(X_{k-1}^{(i)}, v_k^{(i)}) \quad (1)$$

ここで、 $F(\cdot)$ は状態予測モデルを表す。

Step3 尤度推定 …… 生成した各粒子について重み $\pi_k^{(i)}$ を次式により決定する。

$$\pi_k^{(i)} = H(\hat{X}_k^{(i)}, w_k^{(i)}) \quad (2)$$

連絡先: 林 大地, 愛媛大学大学院理工学研究科電子情報工学専攻情報工学コース, 愛媛県, 080-6389-8025, w535049b@mails.cc.ehime-u.ac.jp

ここで、 $H(\cdot)$ は観測モデルを、 w は観測ノイズを表す。

Step4 フィルタ …… 尤度推定にて算出された重みに比例して粒子を N 個復元抽出を行う。具体的には、全粒子の中出 i 番目の粒子の重みが占める割合を、

$$\hat{\pi}_k^{(i)} = \frac{\pi_k^{(i)}}{\sum_i \pi_k^{(i)}} \quad (3)$$

で求め、粒子の集団 $\{\hat{X}_k^{(0)}, \hat{X}_k^{(1)}, \dots, \hat{X}_k^{(N)}\}$ から $\hat{X}_k^{(i)}$ を $\hat{\pi}_k^{(i)}$ の割合で復元抽出する。

Step5 時刻を更新し、Step2 に戻る。

Step2 から Step5 までを繰り返し、物体追跡行う。

2.2 2つの状態遷移モデル

2.2.1 GWM(ガウス窓モデル)

GWM は非常に単純なモデルである。このモデルを用いると、ガウス分布に基づいた乱数によって追跡対象の周囲に粒子が遷移される。具体的な式は式 (2.1) のようになる [1]。

$$X_k = X_{k-1} + N(0, \sigma_1^2) \quad (4)$$

ここで、 X_k は時刻 k での粒子の予測位置、 X_{k-1} は時刻 $k-1$ での粒子の位置を表している。 $N(0, \sigma_1^2)$ は平均 0、分散 σ_1^2 のガウス分布に基づく乱数である。分散を調整することで、粒子の遷移範囲を調節することができる。

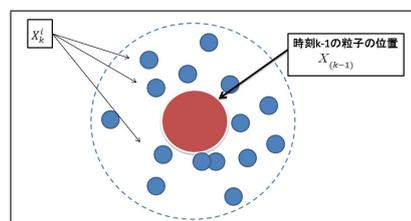


図 1: GWM の概念

図 1 は、GWM の概念を図で表したものである。ガウス乱数を用いることで時刻 $k-1$ の粒子の周辺に粒子を遷移させ、追跡対象物が急な方向転換をしても安定した追跡が可能である。

2.2.2 2次 ARDM(2次自己回帰力学モデル)

2次 ARDM は、時系列解析に用いられる自己回帰モデルを、物理系の物体の運動に適用したものである。時系列とは、時間の流れとともに変動する現象をその時間とともに記録した並びのことである。過去と現在のデータを用いて次の値を予測することを可能にしている。

次数は次位置の予測に用いるデータの数を表しており、2次の場合、過去2つのデータを利用することになる。具体的な式は式(2.2)のように表される [1]。

$$X_k - X_0 = A_2(X_{k-2} - X_0) + A_1(X_{k-1} - X_0) + N(0, \sigma_2^2) \quad (5)$$

ここで、 X_k は予測された時刻 k での粒子の予測位置、 X_{k-1} 、 X_{k-2} はそれぞれ時刻 $k-1, k-2$ での粒子の予測位置を表している。また、 X_0 は追跡対象の初期位置、 A_1, A_2 はそれぞれ定数係数である。

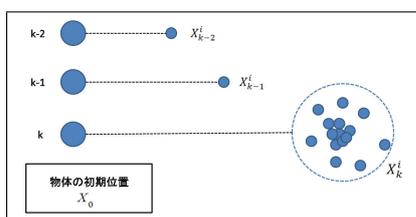


図 2: 2次 ARDM の概念

図 2 は、2次 ARDM の概念を図で表したものである。ガウス乱数を用いることで予測された次位置の周辺に多くの粒子を遷移させることが出来る。

3. 尤度推定

最大の尤度を持つ粒子を、追跡対象として決定する。従って、この尤度の決め方が最も大切なポイントの一つであるといえる。本実験では、RGB ヒストグラムを用いて尤度推定を行っている。尤度の値を決定する式は次のように表される。

$$L_k^i = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(1 - \text{Bhat}^i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

ここで、 σ は分散を表し、 L_k^i は時刻 k での i 番目の粒子、 Bhat^i は i 番目の粒子の Bhattacharyya 係数を表している。以下には、二つのヒストグラムの類似度を求める方法である Bhattacharyya 係数について述べる。

3.1 Bhattacharyya 係数

Bhattacharyya 係数は、粒子による追跡候補領域と、事前に算出しておいた追跡領域の RGB ヒストグラムとの類似度を 0~1 の値で表したものである。

$$\begin{cases} \text{Bhat} = \sum_{u=1}^m \sqrt{p^{(u)}q^{(u)}} \\ p = \{p^{(u)}\}_{u=1, \dots, m}, \quad q = \{q^{(u)}\}_{u=1, \dots, m} \end{cases} \quad (7)$$

ただし、 p と q はヒストグラムを表しており、ヒストグラムは正規化したものを使用している。2つのヒストグラムの対応するピンを掛け合わせ、その平方根の合計値が Bhattacharyya 係数である。

この値が 1 に近いほど 2つのヒストグラムの類似度は高いといえる。逆に、0 に近いほど類似度は低いといえる。

4. 実験

今回の検証動画サイズは 720×480 の AVCHD であり、fps は 30 である。また、追跡精度に大きな影響を与える粒子数は全体で 100 個としている。本論文では、粒子の割当て数を変化させて、追跡できるか否かを調べた。手でボールを持って複雑にボールを動かしていくシーンを取り上げる。実験成功か否かの検証には以下の式を用いる。

$$\text{error} = \sqrt{(x - x_g)^2 + (y - y_g)^2} \quad (8)$$

ここで、 x, y は目視で求めた追跡対象物の実際の位置であり、 x_g, y_g は最大尤度を持つ粒子の位置である。

以下に提案した割当て法の割合によるそれぞれの真値とのずれである error の値のグラフを示す。

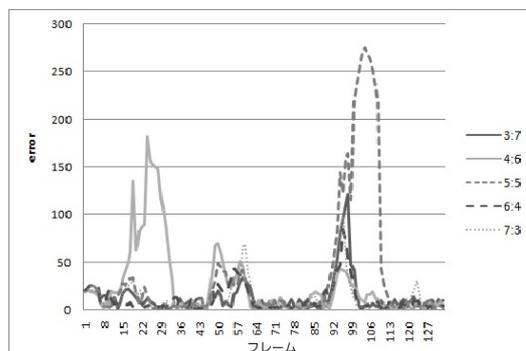


図 3: モデルの割合によるそれぞれの error の値

図 3 を見ると、Frame15 から Frame29 までの間は error の値が大きくなってしまっているものの、他の Frame では 4:6 で割り当てた結果は安定しているといえる。5:5 で割り当てた結果は追跡が困難であった。error の値の合計も 5 つの中で最大であった。6:4 の結果は、Frame92 から Frame108 まで著しく error の値が大きくなっているが、それ以外のところでは最も安定した追跡が出来ている。Frame92 から Frame99 までの間はどの割り当て法も error の値が大きくなっている。

5. 結論

本論文では、粒子の割当て数を変化させて追跡できるか否かを調べた。今回用いた動画では、2つの遷移に均等に粒子を割当てるよりも、割当てに偏りを持たせた方が追跡精度は向上した。今後は、追跡対象の状況に応じて、割当て数を自動調整する方法などの検討が必要である。

参考文献

- [1] 椎名 雄飛, 池永 剛: "2重モデルに基づくパーティクルフィルタを用いた不規則運動物体の追跡", 画像電子学会誌, 第 40 巻, 第 5 号, 2011.
- [2] 樋口 知之: "粒子フィルタ", 電子情報通信学会誌, Vol.88, No.12, 2005, p.p.989-994.