

回帰法を利用した色ヒストグラムに基づく物体追跡法

A Color-histogram Based Object Tracking with Regression

荒田 礼治 †
Reiji Arata

末松 伸朗 ‡
Nobuo Suematsu

林 朗 †
Akira Hayashi

1 はじめに

粒子フィルタを用いた色ヒストグラムに基づく物体追跡法を提案する。目標とするシステムは、動画像の初期のフレームで追跡する任意の物体領域を含む枠を手動で選択すると、その後、雑多な背景中でも対象物体を追跡し続けてくれるものである。雑多な背景では物体の存在確率が多峰的になり、可能性を一つにしぼることができないため、離散近似により多様な確率分布が表現可能な粒子フィルタを用いる。また、任意物体の追跡を行いたいので物体モデルは利用できない。そこで、領域を指定するだけで得られ、並進やスケールに関して不変性がある色ヒストグラムを画像特徴量として用いる。しかし、単純に利用すると特徴ベクトルの次元が大きくなり十分な識別能力を示さない。従来、色ヒストグラムのとり方や距離の定義にアドホックな工夫を行いこの問題に対処してきた。

本稿では、対象を指定する画像データを、対象と背景を適切に区別するための学習データとして利用する方法を提案する。実際のデータを利用することで、背景と対象の判別の難しさなどに適応した頑健な追跡システムの構築が期待できる。学習法としては、サポートベクターマシン (SVM) に基づく回帰法を利用する。粒子フィルタでは、ある対象物体領域の観測データに対する尤度が必要となる。この尤度関数を近似するものを得るのである。

2 粒子フィルタによる物体追跡

粒子フィルタを利用した物体追跡法の概要を示す。

得たいのは対象物体が占める領域であるが、移動情報なども得るために状態ベクトルとして時刻 $t-1$ と t の対象領域情報を含む状態ベクトル \mathbf{x}_t を考える。フレーム t において観測される特徴を z_t とすると、粒子フィルタによる追跡は時刻 t における状態ベクトルの確率密度 $p(\mathbf{x}_t | z_1, \dots, z_t)$ を構築することである。

粒子フィルタは多数の重み付きサンプル集合 $\{\mathbf{x}^{(i)}, \pi^{(i)}\}$ で確率分布を離散近似する。粒子フィルタではサンプリング、遷移、観測の3つのステップが繰り返される。

サンプリング 時刻 $t-1$ における事後確率を離散近似した重み付きサンプル集合 $\{\mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \pi_{t-1}^{(i)}\}$ が既知であるとき、重み

の比に従って、 M 個のサンプルをとり、 $\{\tilde{\mathbf{x}}_{t-1}^{(i)}\}$ とする。
遷移 全てのサンプルをダイナミックモデルに適応し、時刻 t における仮サンプル $\{\tilde{\mathbf{x}}_t^{(i)}\}$ を得る。ここでは、ダイナミックモデルは時間的マルコフ連鎖であるとする。つまり、1時刻前の状態のみに依存する。

観測 観測では時刻 t でのすべてのサンプルについて、時刻 t の観測画像から重みを測定し、時刻 t の新しいサンプル集合 $\{\mathbf{x}_t^{(i)}, \pi_t^{(i)}\}$ を得る。ここで重みは尤度に比例している。

実際に対象領域の推定を行うには、モードをとったり、平均をとったりすることになる。

観測で用いる尤度は色ヒストグラムに基づいて計算される。本稿で提案するのは尤度関数を学習により得る方法である。

次節では従来法による尤度の計算法について説明する。4節で提案する学習に基づく尤度の計算法を説明する。

3 従来手法

文献 [1] では色ヒストグラムが高次元になりすぎるのを防ぐために色ヒストグラムを以下のように工夫している。

- HSV 色空間を用い、あるピクセルの彩度と明度が共に閾値以上なら色相と彩度の2次元ヒストグラムに入れる。
- そうでなければ、明度のみの1次元ヒストグラムに入れる。

そのため、色相、彩度、明度のビン数をそれぞれ N_h, N_s, N_v とすると、ヒストグラムの次元数 N は $N = N_h \times N_s + N_v$ になる。

そして、窓領域の尤度を

$$p(\mathbf{q}(\mathbf{x}_t^m) | \mathbf{x}_t^m) \propto \exp\left(\sum_{n=1}^N \lambda \sqrt{q_n^* q_n(\mathbf{x}_t^m)}\right) \quad (1)$$

として粒子フィルタを実行した。ここで、 \mathbf{q}^* は手動で選んだ対象領域の色ヒストグラム、 $\mathbf{q}(\mathbf{x})$ は窓領域 \mathbf{x} のヒストグラム、 \mathbf{x}_t^m は t フレームの m 番目の粒子の示す窓領域である。

4 提案手法

4.1 色ヒストグラム

提案手法では尤度関数に単純な関数を選ぶのではなく、SVM を用いて、物体領域と背景をうまく識別できるような関数を学習させる。高次元のヒストグラムを直接利用するため、色ヒストグラムのとり方にアドホックな工夫を用いない。そのため、色相、彩度、明度のそれぞれのビン数を N_h, N_s, N_v とするとヒストグラムの次元 N は $N = N_h \times N_s \times N_v$ となる。

† 広島市立大学大学院情報科学研究科 〒731-3194 広島市安佐南区大塚東 3-4-1
Email: arata@robotics.im.hiroshima-cu.ac.jp
‡ 広島市立大学 〒731-3194 広島市安佐南区大塚東 3-4-1
Email: suematsu@robotics.im.hiroshima-cu.ac.jp

4.2 SVMに基づく回帰関数

SVMはカーネル関数の選び方により性能が左右されることが知られている。文献[2]によると、SVMのカーネルが

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^n |x_i - z_i|}{\sigma^2}\right) \quad (2)$$

のとき、画像分類の性能が良かった。よって、本研究でも式2をカーネルに使用する。

ただし、ここでは回帰問題を考える。それは、提案手法では色ヒストグラムから尤度を求めなければならないためである。そこで、初期に対象領域を選択したとき、対象領域で1、そこから離れるにつれ小さくなり、ある程度以上離れた領域を背景と見なして、そこで最小値0になるような値を教師データとして設定し、回帰関数をSVMで学習した。ただし、非負となるような制約付きの学習には困難がともなうので、教師データをロジット変換したものを用い、尤度の計算には得られた値を逆ロジット変換した。

5 評価実験

学習により、ad hocに定めた方法より望ましい尤度が得られるのかを実際の画像で調べた。

1,2フレーム目で学習したデータに対して72フレーム目での各画素を中心とした窓領域の尤度を求めた。ここでは人物の顔を追跡対象の領域として選んだ。

窓領域の大きさは72フレーム目で目視により顔領域と判断した領域の大きさを使い、その窓領域を画像中の全ての可能な位置へ配置し、得られたヒストグラムに対して尤度を計算した。色ヒストグラムのピン数は従来手法は $N = N_h \times N_s + N_v = 10 \times 10 + 10 = 110$ 、提案手法は $N = N_h \times N_s \times N_v = 10 \times 10 \times 10 = 1000$ とした。

もとの画像は図1であり、従来手法の結果は図2、提案手法は図3、また、ピン数を $N = N_h \times N_s \times N_v = 10 \times 10 \times 10 = 1000$ にして単純にヒストグラムをとり、尤度を式1で計算した場合の結果は図4である。また、粒子フィルタでは尤度は相対的な値が重要なのでそれぞれ最大が1になるように規格化した。



図1 もとの72フレーム目

図2を見ると[1]の方法では正解付近に尤度のピークがあるが、正解でない場所にもかなり高いピークがあることが分かる。それは、建物のレンガ色の部分で、対象領域と比較的似た色をしているためである。図4は単純に色ヒストグラムをとった場合で、顔領域でない部分だけにピークを持つ。そして、図3の提案手法では正解付近以外は低い尤度となっており、期待した

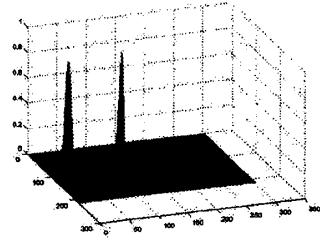


図2 従来手法

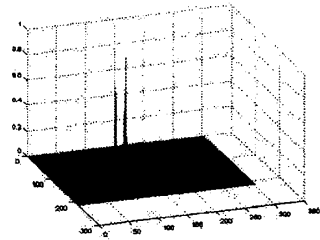


図3 提案手法

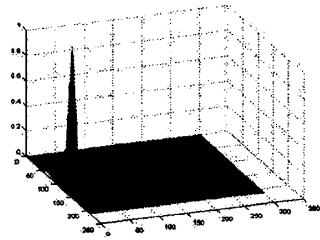


図4 ヒストグラムを単純にとった場合

通りの学習結果が得られていることが分かる。

6 まとめ

粒子フィルタを用いた色ヒストグラムに基づく物体追跡法において、学習により尤度関数の近似物を得る方法を提案した。そして、実画像による評価で、ナイーブに色ヒストグラムを用いると追跡対象以外にピークを持つ尤度関数となってしまうが、学習した尤度関数では対象領域にのみピークを持つことを確認した。

今後、さまざまな条件の動画における物体追跡の実験を行い提案手法の性能を詳しく検証したい。

参考文献

- [1] P. Pérez, J. Vermaak, and M. Gangnet, "Color-Based Probabilistic Tracker", ECCV, 2002
- [2] Olivier Chapelle, Patrick Haffner and Vladimir Vapnik, "SVMs for histogram-Based Image Classification", IEEE Transactions on Neural Networks, 1999