

色分布を用いた動的輪郭モデルによる実時間移動体追跡

Object Tracking Using Color Distribution Based on Active Contour Model

田中良平 † 山内仁 ‡ 金川明弘 ‡
 Ryohei Tanaka Hitoshi Yamauchi Akihiro Kanagawa

1 はじめに

カメラより得られる連続時系列画像内に存在する移動体を検出・追跡する技術は、様々な分野で基礎的で重要な技術である。本稿では、色相値による重み分布に基づき、複雑な背景下において動的輪郭モデル (ACM: Active Contour Model) による実時間移動体追跡を行った。

2 ACM による移動体追跡

ACM は、閉じた領域を安定して抽出でき、滑らかな閉曲線を得られることに加えて、対象の形状等の特徴をエネルギー関数として処理に埋め込むことができるという優れた特徴を持つため、物体抽出においてよく用いられている。この ACM にはいくつかの種類があるが、その代表的な手法の一つとして Kass らによって Snakes 法が提案されている [1]。

従来の Snakes 法で移動体追跡を行う場合、初期閉曲線の位置や制御数によっては膨大な計算量となり、また、抽出に高精度を求める場合は、エネルギー関数の各制御パラメータの設定が困難である。ここでは、対象のエッジ情報に加えて色情報を用いると共に、スケール値により制御点数を変化させて抽出精度を向上させる。また、追跡処理においては対象の近傍領域において局所的に探索を行うことにより実時間で対象を追跡する。

3 Snakes 法の原理

Snakes とは、制御点の集合として表される閉曲線 $\mathbf{v}(s)$ 上で、形状エネルギー E_{int} と画像エネルギー E_{image} の線形和として式 (1) で表されるエネルギー関数 E_{snakes} を定義し、それが最小となるように閉曲線の形状を順次修正し、対象の抽出を行うモデルである。

$$E_{snakes} = \int_0^1 \{E_{int}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s))\} ds \quad (1)$$

$$E_{int}(\mathbf{v}(s)) = \alpha |\mathbf{v}_s(s)|^2 + \beta |\mathbf{v}_{ss}(s)|^2 \quad (2)$$

$$E_{image}(\mathbf{v}(s)) = \gamma |\nabla I(\mathbf{v}(s))|^2 \quad (3)$$

4 色分布に基づく追跡対象領域のシフト

色情報を用いた領域ベースの移動物体追跡法の一つとして Mean-Shift 法が提案されている [2]。この手法は色情報が類似していれば探索可能なため、追跡対象の形状変化などに対して頑健であり、局所的な重み分布に対して計算を行うため高速な処理が可能である等の特徴がある。

本稿では、Snakes を構成する閉曲線の重心座標を中心とする近傍領域において、拡張した Mean-Shift 法を適用し、閉曲線重心座標の移動ベクトルと領域のスケール変化率を求める。

4.1 色分布画像の作成

HSV 画像において、各画素が持つ色相 H の、ヒストグラムにおける出現頻度を輝度値とした重み分布画像を作成する。

$$L_h = k \frac{F_h}{F_{max}} \quad (k = 255) \quad (4)$$

ただし、 L_h は重み分布画像における輝度値、 F_h はヒストグラムにおける各色相値の出現頻度、 F_{max} はヒストグラムのピーク値とする。ここで、照明変動の影響を軽減するため彩度 S 及び輝度 V にしきい値を設け、このしきい値以下の画素の重みを 0 とする。

$$L_h = \begin{cases} L_h & S > T_S \text{ and } V > T_V \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

ただし、 T_S 、 T_V は S および V に対するしきい値とする。

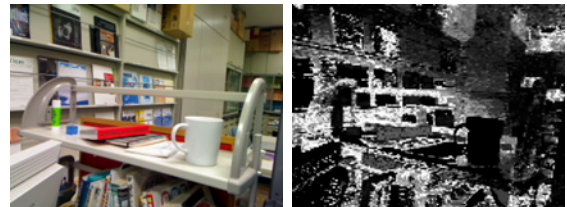


図1 色分布画像例。

4.2 Mean-Shift 法

移動体追跡における Mean-Shift 法では、初期位置 \mathbf{x} を中心とした追跡対象領域内の色情報より各画素の持つ重み $w(\mathbf{x})$ を求め、領域内により多くの重みが含まれるように領域の中心を移動させる。また、1 フレーム前の追跡対象領域周辺に着目し

† 岡山県立大学大学院 情報系工学研究科。

‡ 岡山県立大学 情報工学部。

た探索を行うために、ガウス分布等のカーネル関数 $K(x, \sigma)$ を重み $w(x)$ に掛け合わせて用いる。追跡対象領域の中心を x_0 、その周辺画素を a とすると、追跡領域の移動ベクトル Δx はカーネルによる加重平均を用いて式 (6) のように定義される。

$$\Delta x = \frac{\sum_a K(a - x_0, \sigma_{xy}) w(a) (a - x_0)}{\sum_a |K(a - x_0, \sigma_{xy}) w(a)|} \quad (6)$$

$$K = \exp\left(\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma_{xy}^2}\right) \quad (7)$$

また、スケールの異なるガウス分布の差により求められるカーネル関数 K_s を利用してスケール空間に対する移動量を求める。基準となる参照スケールを s とするとスケール変化率 s' は式 (8) のように定義される。

$$s' = \frac{\sum_s \sum_x K_s(x, \sigma_s) w(x) s}{\sum_s \sum_x |K_s(x, \sigma_s) w(x)|} \quad (8)$$

これを追跡対象領域中心のシフトをしきい値よりも小さくなるまで、または一定回数繰り返すことにより対象の推定移動位置を求める。

4.3 制御点数の決定

スケール値から Snakes の制御点数を決定する。Snakes の形状は毎フレーム変化するため、物体の位置に変化がなくてもスケール値にはぶれが出てしまう問題が出てくる。そこで適当なしきい値 T_{scale} を用いて、スケール変化量がしきい値以上の時のみ制御点数を変化させる。スケール変化量を Δs とすると、時刻 t における制御点数 n_t を式 (9) のように決定する。

$$n_t = \begin{cases} n_{t-1} + k\Delta s & |\Delta s| > T_{scale} \quad (k \text{ は定数}) \\ n_{t-1} & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

4.4 色相勾配の導入

輝度勾配のみを用いる従来の Snakes では、色相の変化のみによって定義される輪郭を検知することができない。また、移動体にぶれがある場合はエッジが不鮮明になってしまい、閉曲線がつぶれてしまうといった問題も出てくる。そこで、色相勾配を導入することで Snakes の画像エネルギー項を式 (10) のように拡張し、抽出精度を確保する。

$$E_{image}(v(s)) = \gamma |\nabla I(v(s))|^2 + (1-\gamma) |\nabla H(v(s))|^2 \quad (0 < \gamma < 1) \quad (10)$$

$$|\nabla H(x)| = \sqrt{|H_x(x)|^2 + |H_y(x)|^2} \quad (11)$$

ただし、画素 x の色相値を $H(x)$ としたときの色相値の x 軸方向の微分、 y 軸方向の微分をそれぞれ $H_x(x)$ 、 $H_y(x)$ とする。

4.5 ノイズ除去

重み分布画像を作成した場合、複雑な背景部分や照明変動など様々な要因でノイズが発生してしまうため、追跡を開始する前にノイズ除去を行っておく。ここでは、対象のエッジ情報なるべく損なわないようにメディアンフィルタを用いた。

5 検証実験

入力画像サイズは 320×240 [pixel] とし、追跡対象領域は初期フレームから手動で指定する。また、一度の更新における各制御点の探索領域のサイズは 5×5 [pixel]、更新回数は毎フレーム最大 10 回として実験を行った。なお、計算機は Intel Pentium4 2.2GHz, 1GB RAM を使用した。出力結果を図 2 に示す。また、200 フレームの追跡に要した処理時間は 13.52 秒であった。



(a) ぶれがある場合

図 2 物体追跡結果。

6 まとめ

複雑な背景下において移動体追跡を行うにあたり、追跡対象付近の領域に対して局所的に探索を行うことで追跡処理を高速化した。また、制御点数を変化させると共に色情報も用いることで、形状およびスケール変化に伴う抽出精度低下を改善することができた。また、本手法では背景を固定する必要がないため、パン・チルト動作を伴うアクティブカメラにも応用できることが利点として挙げられる。

参考文献

- [1] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," International Journal of Computer Vision, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, 1988.
- [2] R. Collins, "Mean-shift Blob Tracking through Scale Space," in IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.