

1. はじめに

近年、ITS(Intelligent Transport Systems:高度道路交通システム)において、運転者の危機回避・運転支援を目的とした車載カメラによる移動体検出・追跡の研究が盛んに行われている。既に、初期追跡領域内の色情報を手掛りとした Mean-Shift 法による移動体追跡法が提案されている。しかし、屋外では照明条件が一定ではなく、安価な車載カメラから得られる映像には雑音が多く含まれるため、頑健性に乏しい。本研究では、幾何変換差分を適用した重み分布を利用した協調的な複数の Mean-Shift トラックによる移動体追跡法を提案する。

2. Mean-Shift 法

移動体追跡の一手法として Mean-Shift 法がある。Mean-Shift 法は関数 $f(x)$ の初期値周辺のある区間の傾きより、 $f(x)$ の値が大きくなる方向へ区間中心をシフトさせていくことで、 $f(x)$ が極大となる位置を求める方法である。移動体追跡における Mean-Shift 法では、初期追跡領域内の色情報より各ピクセルの持つ重み $w(x)$ を求め、領域内により多くの重みが含まれるように追跡領域中心を移動させる。また、直前の追跡領域周辺に注目して探索を行うために、正規分布等のカーネル関数 $K(x, \sigma)$ を併せて用いる。追跡領域の中心を x_0 、その周辺のピクセルを $x_i (i = 1, \dots, N)$ とすると、追跡領域の移動ベクトル Δx は (1) 式のように求められる。

$$\Delta x = \frac{\sum_{i=1}^N K(x_i - x_0, \sigma) w(x_i) (x_i - x_0)}{\sum_{i=1}^N |K(x_i - x_0, \sigma) w(x_i)|} \quad (1)$$

スケール変化に適応した Mean-Shift 車載カメラシーンにおける移動体の大きさは、移動体とカメラ間の距離により変化するため、物体を囲む最適な領域サイズを探索する必要がある。(2) 式のようにスケール空間に対して Mean-Shift を行うことで、スケール変化量 s' を求める。これを収束するまで繰り返し、最適な領域サイズを求める。

$$s' = \frac{\sum_s \sum_x K_s(x, \sigma_s) w(x) s}{\sum_s \sum_x K_s(x, \sigma_s) w(x)} \quad (2)$$

このようにスケール変化へ適応した Mean-Shift 法を本稿では Scalable Mean-Shift (SMS) 法と呼ぶこととする。

幾何変換差分の利用 車載カメラから得られる移動シーン中では、フレーム間で幾何変換差分を求めることにより、後方車両移動ピクセルを検出できる。この差分結果を重み分布へ反映させることにより、より正確な移動体追跡が可能となる。正規化幾何変換差分値を $d(x)$ とした時、差分適用重みを $w'(x) = w(x) \times (1 + d(x))$ とすると、差分適用重み分布は図 1 のようになる。

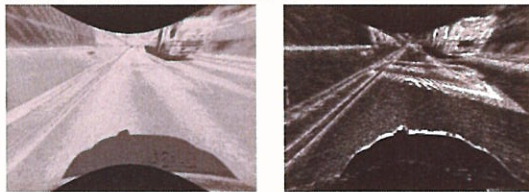


図 1: 幾何変換差分の重み分布への適用

3. 複数の SMS トラックによる移動体追跡

追跡物体の複数の特徴点に対して、複数のトラックにより協調的に追跡を行うことで、追跡性能向上を目指す。トラック間の競合問題 追跡処理の結果、複数トラックの追跡結果がほぼ同位置・同サイズに収束する場合がある。このようなトラック間の競合問題を解決するために、前順のトラックの追跡領域内の重みを低減させ、後順のトラックが他トラックの追跡領域外に収束するように促す。具体的には、処理上で最初のトラックは幾何変換差分適用重み分布において Mean-Shift 探索を行い、次以降の i 番目のトラックは前順のトラック群が収束した領域内の差分 $d(x_i)$ を 0 とし重み分布 $w'(x)$ を求め、追跡処理を行う。

トラックの位置修正 Mean-Shift では、ローカルミニマに収束すると対象領域の追跡が以降も続けて失敗することが多い。これを回避するために、追跡失敗時にトラックの位置を追跡物体領域の可能性が高い領域へ修正する。追跡結果の成否の判断基準は、二つの正規化ヒストグラム間の類似度を表す Bhattacharyya 係数を用いる。 $p(x)$ を現在の追跡領域位置 x における正規化ヒストグラム、 q を初期領域中の正規化ヒストグラム、 m を色階調数とすると、Bhattacharyya 係数は (3) 式のように求められる。

$$\rho(x) \equiv \rho[p(x), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(x) q_u} \quad (3)$$

M 個のトラックそれぞれの追跡領域について Bhattacharyya 係数 $BC_i = \rho_i(x_i) (i = 1, \dots, M)$ を求める。 BC_i が閾値 T_ρ よりも小さい場合、(4) 式に従いトラック位置を x'_i へ移動し、その座標を初期位置として追跡処理を再開する。

$$x'_i = \frac{\sum_{j=1}^M (BC_j * x_j)}{\sum_{j=1}^M BC_j} \quad (4)$$

4. 評価実験

車載カメラで高速道路上の後方車両を撮影した動画像に対して、予め求めた移動体の正解矩形領域と追跡領域の重なり率を求めることでトラック精度を評価する。

重なり率 追跡結果領域と正解矩形領域との重なり率は、(5) 式により求められる。

$$\text{重なり率 } r = \frac{\text{重なり領域 } C \times 2}{\text{追跡領域 } A + \text{正解領域 } B} \quad (5)$$

結果 図 2 に車両後方から近付くバイクを撮影したシーケンスにおける三手法での追跡結果を示す。



図 2: トラックング結果 (バイク frame#520)

図中の緑枠は正解領域、赤枠は追跡領域をそれぞれ示している。提案手法では他の二手法に比べて物体領域に対して追跡領域が十分に広がり、追跡に失敗したトラックが存在しないことがわかる。

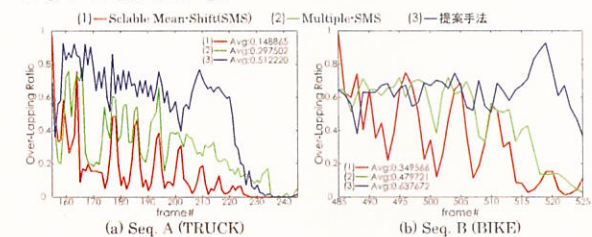


図 3: 重なり率の推移

表 1: 各手法における重なり率の比較 [%]

手法	Seq.A	Seq.B	...	Total
SMS	14.9	35.0	...	16.0
Multiple-SMS	29.8	48.0	...	30.1
提案手法	51.2	63.8	...	44.3

図 3 はトラックとバイクのシーケンスにおけるフレーム毎の重なり率の推移を示している。表 1 は平均重なり率を示す。また、Total は Seq.A,B 以外に雨天・トンネル・夜間等を含む全 15 シーケンスに対する結果である。シーケンス全体を通して、提案手法が他の二手法よりも高い重なり率が得られていることがわかる。

5. おわりに

本研究では、幾何変換差分を用いたスケール変化に適応した複数の Mean-Shift トラックによる協調的追跡法について提案し、正解領域との重なり率による評価によりその有効性を示した。今後は、複数トラックを使用することによる計算量の増加について検討する必要がある。