

## 協調的な複数の Mean-Shift トラッカによる後方車両追跡

小関 亮介<sup>†</sup> 箕浦 良文<sup>††</sup> 藤吉 弘亘<sup>††</sup> 秋田 時彦<sup>†††</sup> 柿並 俊明<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 愛知県立大学大学院情報科学研究科 〒 480-1198 愛知県愛知郡長久手町大字熊張字茨ヶ廻間 1522-3

<sup>††</sup> 中部大学工学部情報工学科 〒 487-8501 愛知県春日井市松本町 1200

<sup>†††</sup> アイシン精機株式会社 〒 448-8650 愛知県刈谷市朝日町 2 丁目 1 番地

E-mail: <sup>†</sup>{oz,mino,hf}@vision.cs.chubu.ac.jp, <sup>††</sup>{akita,kakinami}@rd.aisin.co.jp

あらまし 安価な車載カメラから得られる映像には、歪みや雑音が多く含まれているため、追跡開始時の追跡対象の色情報モデルを基に探索するテンプレートマッチングや Mean-Shift といった従来手法では、正確な移動体追跡が困難である。本論文では、自車の動きを考慮したフレーム間の幾何変換差分を利用して Mean-Shift 追跡を行うことにより、環境変化や追跡対象の変形に対する頑健性の向上を目指す。また、協調的な複数トラッカを使用することで誤追跡を軽減し、より正確な追跡対象物体領域を求める手法を提案する。従来法である色ベースの Mean-Shift と提案する幾何変換差分を利用した協調的な複数トラッカによる移動体追跡の比較実験を行い、正解領域との重なり率が平均 27% 向上する結果が得られた。これにより、本手法が環境変化や追跡対象の変形に対して頑健であることを確認した。

キーワード 車載カメラ, 幾何変換, Mean-Shift, 車両追跡, ITS

## Vehicle Tracking using Cooperative Multiple Scalable Mean-Shift Trackers

Ryosuke OZEKI<sup>†</sup>, Yoshifumi MINOURA<sup>††</sup>, Hironobu FUJIYOSHI<sup>††</sup>, Tokihiko AKITA<sup>†††</sup>, and

Toshiaki KAKINAMI<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural Univ. 1522-3 Ibaragabasama, Kumabari, Nagakute-cho, Aichi-gun, Aichi, 480-1198, Japan

<sup>††</sup> Dept. of Computer Science, College of Engineering, Chubu Univ. 1200 Matsumoto, Kasugai, Aichi, 487-8501 Japan

<sup>†††</sup> AISIN SEIKI Co., Ltd. 2-1 Asahi-machi, Kariya, 448-8650 Japan

E-mail: <sup>†</sup>{oz,mino,hf}@vision.cs.chubu.ac.jp, <sup>††</sup>{akita,kakinami}@rd.aisin.co.jp

**Abstract** General tracking algorithm based on “adaptive template matching” or “mean-shift” does not work well in cheap in-vehicle camera, because of its lens distortion and noise. This paper presents a method for tracking a vehicle by applying subtraction based on geometrical transformation, calculated from the vehicle motion, to color-based weight map used for mean-shift algorithm. Our approach uses multiple mean-shift trackers to improve robustness by cooperative behavior. Experimental results shows that the proposed method has 27% higher tracking performance than general method in over-lapping ratio.

**Key words** in-vehicle camera, geometric transformation, Mean-Shift, vehicle tracking, ITS

### 1. はじめに

現在, ITS(Intelligent Transport Systems: 高度道路交通システム)において, 運転者の運転支援・危機回避を目的とした研究が盛んに行われている。特に, 後方を走行する車両の検出・追跡は, 追突や追い越し時の接触事故といった危険の警告や回避に必要不可欠である。

従来, 移動体追跡には, 更新テンプレートマッチング [5] や

Mean-Shift [7], [8], [11] を用いた手法が提案されている。テンプレートマッチングは, 予め登録しておいたテンプレートとの類似度を求める際に, 追跡対象の形状変化を考慮するために, テンプレートを適応的に更新しなければならない [6]。

Mean-Shift 法は, 追跡対象のカラーヒストグラムから, ヒストグラム間類似度関数に従い求められる各ピクセルの重みの分布に対して探索を行うため, 追跡対象の形状変化や部分的なオクルージョン問題に対して頑健である。また, 局所的な重み

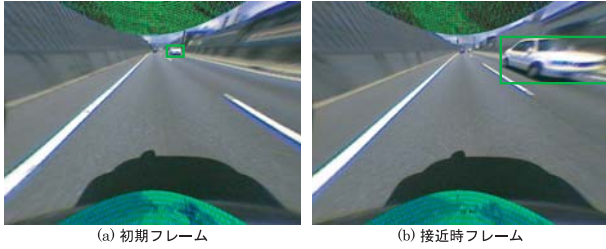


図 1 追跡対象の形状変化問題

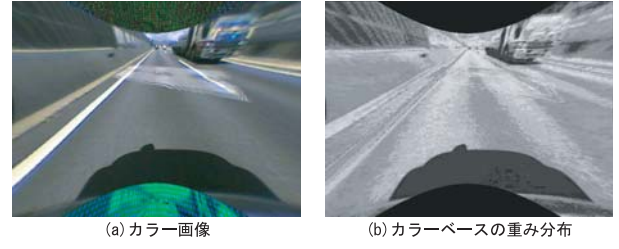


図 2 幾何変換差分の比較

分布に対する山登り計算であるため、高速な処理が可能である。

しかし、安価な車載カメラでは映像に歪みや雑音を多く含むため、カラーヒストグラムベースである Mean-Shift 法では正確な追跡が困難な状況が発生する。この問題に対して、文献 [10] では色特徴以外に形状特徴として三方向のエッジを手がかりにそれぞれ Mean-Shift を用いた結果を統合した移動体追跡法を提案している。しかし、図 1 に示すように追跡開始時からカメラ手前に接近した際に物体の形状が大きく変化する場合、正確な追跡が困難となる。文献 [11] では頑健性を考慮して背景差分により抽出した移動領域に対して Mean-Shift を行う複数対象追跡法を提案しているが、車載カメラ映像のような屋外を対象とし、背景状況が常に変動する場合には適用することができない。また、フレーム間差分を利用する場合も同様に、移動体と背景が共に変動するため、移動体のみを抽出することは困難である。

本研究では、このような問題に対して、Mean-Shift に用いる重み分布の信頼性を高めるために、自車の動きを考慮した幾何変換差分を利用した追跡手法を提案する。また、誤追跡を軽減し、より正確な追跡対象物体領域を求めるために、協調的複数トラックを用いた追跡を行う手法を提案する。

## 2. Mean-Shift による移動体追跡

移動体追跡の従来法である Mean-Shift 法による移動位置探索および、最適追跡領域サイズ探索について述べる。

### 2.1 Mean-Shift 法

移動体追跡の一手法として Mean-Shift 法が用いられている。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、初期位置  $\mathbf{x}$  を中心とした追跡領域内の色情報より各ピクセルの持つ重み  $w(\mathbf{x})$  を求め、領域内により多くの重みが含まれるように追跡領域中心を移動させる。また、1 フレーム前の追跡領域周辺に注目した探索を行うために、正規分布等のカーネル関数  $K(\mathbf{x}, \sigma)$  を重み  $w(\mathbf{x})$  に掛け合せて用いる。追跡領域の中心を  $\mathbf{x}_0$ 、その周辺のピクセルを  $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, N)$  とすると、追跡領域の移動ベクトル  $\Delta_{\mathbf{x}}$  は (1) 式により求められる。

$$\Delta_{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^N K(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0, \sigma) w(\mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)}{\sum_{i=1}^N |K(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0, \sigma) w(\mathbf{x}_i)|} \quad (1)$$

追跡領域中心のシフトを移動量  $\Delta_{\mathbf{x}}$  が閾値  $T_{\mathbf{x}}$  よりも小さく

なるまで繰り返し行うことで追跡対象の推定移動位置を求める。

重み  $w(\mathbf{x})$  はヒストグラム間類似度関数に従い、追跡領域の現在位置  $\mathbf{x}_0$  における正規化カラーヒストグラム  $p(\mathbf{x}_0)$  と追跡対象の初期正規化カラーヒストグラム  $q$  を用いて (2) 式のように求めることができる。

$$w(\mathbf{x}) = \sum_{u=1}^m \delta [b(\mathbf{x}) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{x}_0)}} \quad (2)$$

ここで、 $\delta$  は Kronecker のデルタ関数、 $m$  はカラーヒストグラムの色階調数、 $b(\mathbf{x})$  はピクセル  $\mathbf{x}$  のカラーヒストグラム特徴量を表している。

### 2.2 スケール空間に対する Mean-Shift

車載カメラシーン中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。このような問題に対して文献 [9] では、(3) 式のように、スケールの異なる正規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して Mean-Shift を行うことにより、スケール変化量  $s'$  を求める方法が提案されている。

$$s' = \frac{\sum_s \sum_{\mathbf{x}} K_s(\mathbf{x}, \sigma_s) w(\mathbf{x}) s}{\sum_s \sum_{\mathbf{x}} K_s(\mathbf{x}, \sigma_s) w(\mathbf{x})} \quad (3)$$

求められた  $s'$  により、現在の追跡領域サイズ  $\sigma_0$  を新たな追跡領域サイズ  $\sigma_{s'} = \sigma_0 \times 1.1^{s'}$  として更新する。これをスケール変化量  $s'$  が閾値  $T_s$  よりも小さくなるまで繰り返し行うことで、最適追跡領域サイズを求める。このように追跡対象のスケール変化に適応した Mean-Shift 法を本稿では Scalable Mean-Shift (SMS) 法と呼ぶ。

### 2.3 カラーベース重み分布の問題点

(2) 式により求められるカラーヒストグラムベースの重み分布では、図 2(b) のように背景領域が移動体領域とほぼ同等の重みとなる場合がある。このような重み分布では SMS による探索が不安定になり、正確な移動体追跡が困難となる。

このような問題に対して、本アプローチではフレーム間で幾何的な対応付けをした画像間での差分 (幾何変換差分) を重み分布へ適用することで、空間的移動領域の重みを強化し、背景領域の重みを低減した重み分布を求める。また、複数のトラックの Mean-Shift による収束点が重み分布の強い位置に収束する問題に対して、協調的な複数のトラックを利用することで追跡精度を向上し、より正確な追跡物体領域を求める。

## 3. 協調的な複数のトラックによる移動体追跡

Mean-Shift の探索空間である重み分布への幾何変換差分の











