

## 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

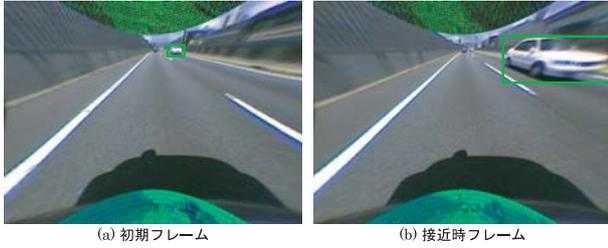


図 1 追跡対象の形状変化問題

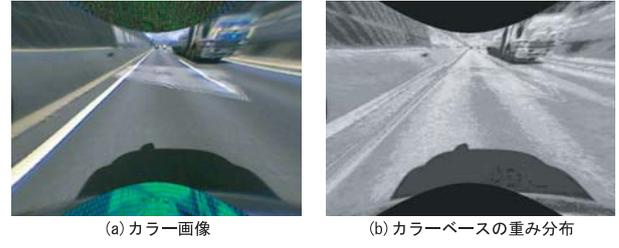


図 2 幾何変換差分の比較

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  $x$  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  $w(x)$  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  $K(x, \sigma)$  を重み  $w(x)$  に掛け合せて用いる。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  $\Delta_x$  は (1) 式により求められる。

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

追跡領域中心のシフトを移動量  $\Delta_x$  が閾値  $T_x$  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  $w(x)$  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  $x_0$  における正規化カラーヒストグラム  $p(x_0)$  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。

$$w(x) = \sum_{u=1}^m \delta [b(x) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(x_0)}} \quad (2)$$

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、 $b(x)$  はピクセル  $x$  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。

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

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。

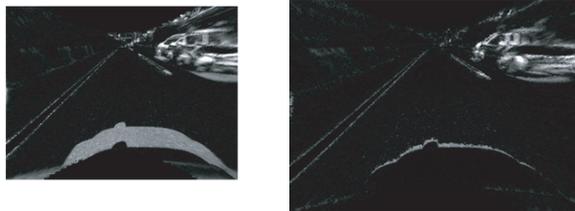
### 2.3 カラーベース重み分布の問題点

(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。

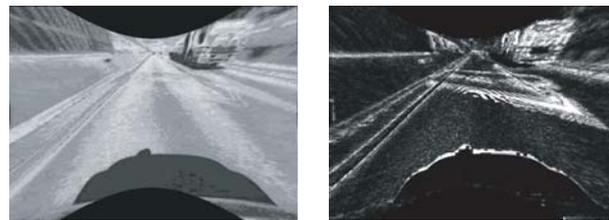
## 3. 協調的な複数のトラックによる移動体追跡

Mean-Shift の探索空間である重み分布への幾何変換差分の



(a) Affine変換を用いた幾何変換差分 (b) 本研究における幾何変換差分

図3 幾何変換差分の比較



(a) カラーベースの重み分布 (b) 幾何変換差分を適用した重み分布

図5 幾何変換差分の重み分布への適用

適用法および、複数の Mean-Shift トラッカを用いた協調的な追跡法について述べる。

### 3.1 幾何変換差分

走行中の車載カメラシーム中でフレーム間差分を用いた移動領域抽出を行うと、背景が常に変動するために画像全体を移動体として抽出してしまう。そこで、背景領域の変動を考慮して、フレーム間での幾何的な対応付け [2] を行い差分を得る幾何変換差分を利用することで背景領域の抽出を抑制する。

従来から最も用いられる幾何変換には、Affine 変換がある。一般に Affine 変換では、入力画像に対して一様に拡大・縮小を行うため、図 3(a) のように Affine 変換による対応付け後にフレーム間差分を行うと、縮小した領域の欠損があり、背景領域も多分に検出される。

本研究では、このような背景誤検出を抑制するために、オプティカルフローを用いた Warping により、自転車の動きを考慮した幾何変換差分を行う。

以下に、幾何変換差分の手順を示す (図 4 参照)。

Step1.  $t$  と  $t-1$  フレーム間のオプティカルフローの検出

Step2. フローの消失点方向への正規化

Step3. Warping 画像 ( $t-1 \rightarrow t$  方向) の生成

Step4.  $t$  フレーム画像と Warping 画像の差分計算

フローの正規化 オプティカルフローの推定には、主に勾配法 [3] とブロックマッチング法 [4] の 2 手法がある。本研究では、勾配法よりも雑音に頑健で、フローの誤差が少ないブロックマッチング法を用いる。

通常、オプティカルフローを求める際、フレーム間での対応を求めるが、開口問題等により対応がとれず、誤まったフローが発生する場合がある。本研究では、このようなアウトライアに対して、1) 映像中の背景領域のフローの方向が消失点方向に変化し、2) 消失点からの距離に応じてフローの長さが決まることに注目して、フローの正規化を行う。フローの正規化方法を以下に示す。

1. 画像中の消失点を求める [1]。
2. 全てのフローの向きを消失点方向に変更する。
3. フローの長さを消失点から同距離で消失点方向へ向いたフローの長さの中央値に揃える。

Warping 画像の生成 図 4(b) に示すように、正規化後のフローを用いて  $t-1$  フレームの画像から Warping 画像を生成する。入力画像  $I_{t-1}$  と目標画像  $I_t$  の 2 つの画像の対応から、出力画像に入力画像の再配列を行うことを Warping という。このとき、入力画像中のある点  $\mathbf{p}_{t-1}$  と対応した目標画像中の点

$\mathbf{p}_t$  とのフローを (4) 式で表す。

$$F_0(\mathbf{p}_{t-1}) = \{d_x^{t-1 \rightarrow t}(\mathbf{p}_{t-1}), d_y^{t-1 \rightarrow t}(\mathbf{p}_{t-1})\} \quad (4)$$

ただし、 $d_x^{t-1 \rightarrow t}$  をフローの水平方向の変化量、 $d_y^{t-1 \rightarrow t}$  をフローの垂直方向の変化量、 $F_{t-1}(\mathbf{p}_{t-1})$  を入力画像から目標画像へのフロー成分とする。これらを用いて、以下の (5) 式により目標の出力画像  $I_{t'}^{warped}$  を生成する。

$$W_{t-1}(\mathbf{p}_{t-1}, \alpha) = \mathbf{p}_{t-1} + \alpha F_{t-1}(\mathbf{p}_{t-1})$$

$$I_{t'}^{warped}(W_{t-1}(\mathbf{p}_{t-1}, \alpha)) = I_{t-1}(\mathbf{p}_{t-1}) \quad (5)$$

ただし、 $W_{t-1}$  を Warping による幾何変換後の成分とし、 $\alpha (0 < \alpha < 1)$  を入力画像と目標画像の対応において、その対応をどれだけ出力画像に反映するかを決定する定数とする。本論文では、自転車の動きを考慮したフレーム間の対応を行うため、 $\alpha = 1$  とする。

正規化されたフローにより  $t-1$  フレーム画像を  $t$  方向へ Warping した画像を図 4(c) に示す。

差分計算  $t$  フレーム画像と  $t-1$  フレームから生成した Warping 画像との正規化幾何変換差分値  $d(\mathbf{x})$  を次式により求める。

$$\delta_t(\mathbf{x}) = |I_{t'}^{warped}(\mathbf{x}) - I_t(\mathbf{x})| \quad (6)$$

$$d(\mathbf{x}) = \frac{\delta_t(\mathbf{x}) - \min(\delta_t)}{\max(\delta_t) - \min(\delta_t)} \quad (7)$$

(6) 式により得られた幾何変換差分結果を図 3(b) に示す。フローを用いた幾何変換差分では、対象領域内に強い差分値が得られ、背景領域の誤検出が抑制されていることがわかる。

### 3.2 幾何変換差分の重みへの適用

3.1 で求めた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と考えられる。ここで、差分適用重み  $w'(\mathbf{x})$  はカラーベースの重み  $w(\mathbf{x})$  に 0~1 の値に正規化した差分値  $d(\mathbf{x})$  をかけ合わせたものを加算することで求める。このように幾何変換差分値を重みに適用する。

$$w'(\mathbf{x}) = w(\mathbf{x}) + w(\mathbf{x})d(\mathbf{x}) \quad (8)$$

図 5 にカラーベースの重み  $w(\mathbf{x})$  と差分適用重み  $w'(\mathbf{x})$  を示す。幾何変換差分を重み分布へ適用した結果、カラーベースの重み分布に比べて、背景領域の重みが軽減され、移動体領域の重みが強調されていることが分かる。

### 3.3 複数 SMS トラッカの協調処理

追跡対象領域のサイズに急激な変化がある場合、SMS でもその変化に対して追従することが困難である。そこで、追跡物

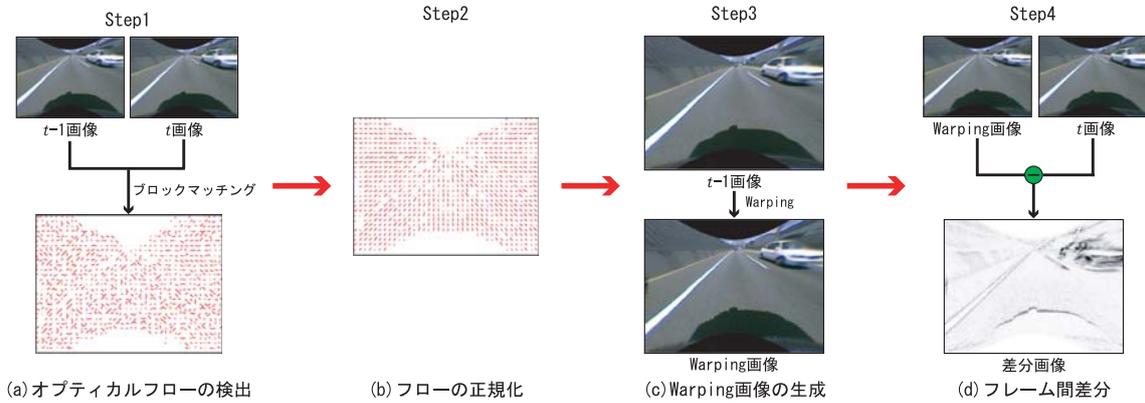


図 4 幾何変換差分の手順

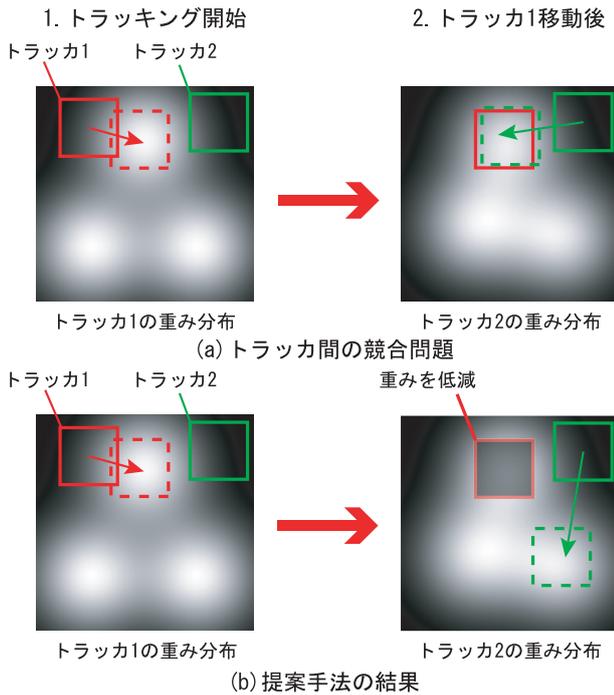


図 6 トラッカ間競合問題の緩和

体の複数の特徴点に対して、複数のトラッカにより協調的に追跡を行うことで、追跡性能の向上を目指す。トラッカ間の協調として以下の二つを提案する。

- 1) トラッカ間競合の緩和 追跡処理の結果、複数トラッカ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。このようなトラッカ間の競合問題を緩和するために、処理上で前順のトラッカの追跡領域内の重みを低減させ、後順のトラッカが前順の他トラッカの追跡領域外に収束するように促す。具体的には、図 6 に示す通り、処理上で最初のトラッカ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  $i$  番目のトラッカは前順のトラッカ群が収束した領域内の差分  $d(x_i)$  を 0 として重み分布  $w'(x)$  を求め、追跡処理を行う。
- 2) トラッカの位置修正 Mean-Shift では、一度対象領域外である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、追跡失敗したトラッカの位置を追跡対象領域の可能性が高い位置へ修正す

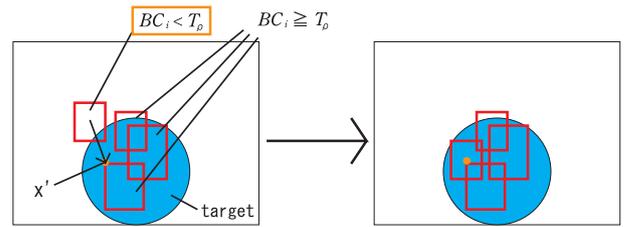


図 7 トラッカ位置の修正

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  $x$  における正規化色ヒストグラム、 $q$  を初期領域中の正規化色ヒストグラム、 $m$  を色階調数とすると、Bhattacharyya 係数は (9) 式のように求められる。

$$\rho(x) \equiv \rho[p(x), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(x)q_u} \quad (9)$$

$N_{track}$  個のトラッカ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  $T_\rho$  よりも小さい場合、(10) 式に従いトラッカ位置を各トラッカの Bhattacharyya 係数の値が高い位置  $x'_i$  へ移動させる。

$$x'_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_{track}} (BC_j * x_j)}{\sum_{j=1}^{N_{track}} BC_j} \quad (10)$$

$BC_i$  は各トラッカの追跡結果の信頼度とみることができるため、追跡失敗したトラッカを信頼度の高いトラッカの周辺へ移動することができる (図 7 参照)。

### 3.4 提案手法の概要

提案手法の処理手順を以下に述べる。

Step1: 初期フレームの対象初期追跡ウィンドウ内に対して、KLT 特徴点抽出 [12], [13] を施し、 $N_{track}$  個の特徴点を抽出する。各特徴点を中心とした一定サイズの小領域 ( $15 \times 15$ ) を初期追跡領域としてカラーヒストグラムを登録する。

Step2: 次フレームにおいて、各トラッカ毎のカラーヒストグラムベースの重み分布  $w_i (i = 1, \dots, N_{track})$  を (2) 式に従い求める。さらに、(8) 式により幾何変換差分を適用した重み分布  $w'_i$  を求める。

Step3: SMS 法により追跡対象領域の位置・サイズを探索する。

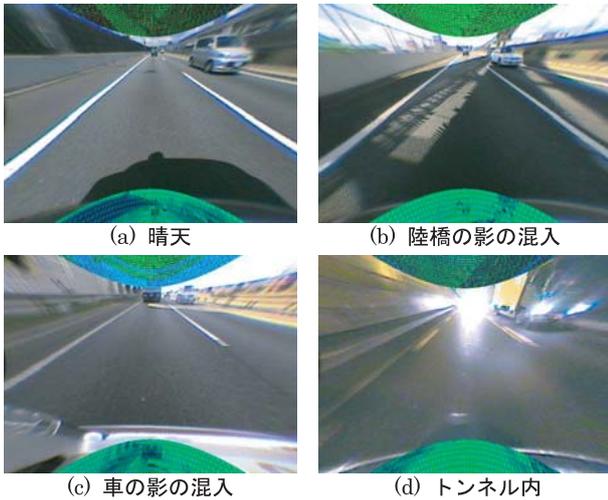


図8 撮影環境

Step4: SMSの結果、トラックが収束した領域内において、各トラックの重み分布  $w'_i$  を差分適用前のカラーヒストグラムベース重み  $w_i$  へ軽減する。

Step5: Step3,4を全トラックに対して行い、トラックがそれぞれ収束した領域における Bhattacharyya 係数  $BC_i$  を求める。 $BC_i$  が閾値  $T_p$  よりも小さい値である場合、(10)式に従いトラック  $i$  の位置を  $x'_i$  へ修正する。

各フレーム毎に Step2~5を繰り返し、移動体追跡を行う。

#### 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ことでトラッキング精度を評価する。

実験で比較する手法は以下の三つである。

手法1: カラーヒストグラムベース重み分布に対して、SMS法により移動体追跡を行う(文献[9]の手法)。

手法2: カラーヒストグラムベース重み分布に対して、複数のSMSトラックにより移動体追跡を行う。

手法3: 幾何変換差分を適用した重み分布に対して、複数(本実験では8個とする)のSMSトラックにより移動体追跡を行う。

提案手法: 幾何変換差分を適用した重み分布に対して、本論文で提案する協調アルゴリズムを実装した複数(8個)のSMSトラックにより移動体追跡を行う。

##### 4.1 撮影環境

実験に用いる画像シーケンスは、高速道路上で直進している際に、後方から自車を追い抜く自動車やバイクを撮影したものである。また、撮影環境として晴天や図8(b),(c),(d)に示す従来手法では特に追跡が困難である影の混入を含む7シーケンスを評価対象とする。

##### 4.2 評価方法

より正確な追跡性能を評価するために、領域の重なり率を用いる。追跡結果領域と正解矩形領域との重なり率は、正解と追跡結果の一致度を表し、追跡成功率を示す一指標である(図9参照)。重なり率は(11)式により求められる。

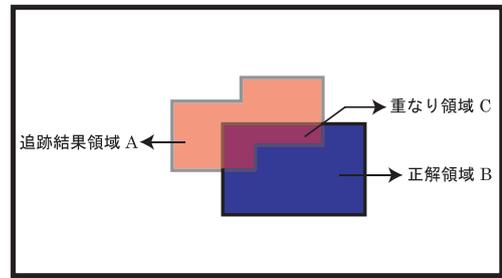


図9 重なり率

$$\text{重なり率 } r = \frac{\text{重なり領域 } C \times 2}{\text{追跡領域 } A + \text{正解領域 } B} \quad (11)$$

また、正解矩形領域は予め目視により求めたものである。

#### 4.3 実験結果

図10,11に晴天および陸橋の影の混入を含む撮影環境下での幾何変換差分と各手法による追跡結果を示す。複数のカラーベースSMSトラック(手法2)による追跡結果は、単一のSMSトラックにより得られる結果と比べて、追跡対象物体領域に対して大きな面積を占めることができているが、図10,11それぞれの(b),(c)に示す通り、時間が進むにつれてトラックが追跡対象から外れ、誤追跡が発生していることがわかる。幾何変換差分値を重み分布へ適用した複数トラック(手法3)では、図10(d)に示す通り、大きな差分値が得られる移動領域(図10(a)参照)にトラックを移動させることで誤追跡を抑制することができる。しかし、対象追跡物体領域に対してトラックが十分な大きさに広がっていない。また、図11(d)では追跡対象物体以外に建造物の影にも大きな差分値が抽出されるため、いくつかのトラックが対象物体領域外へ誤追跡してしまう。これに対して、提案手法ではトラック間の競合問題を緩和することで、図10(e)に示す通り追跡対象物体領域全体にトラックを広げることができる。さらに、他トラックの追跡結果信頼度(Bhattacharyya係数)を利用して誤追跡トラックの再配置を行うことにより、図11(e)のように追跡対象物体領域外で大きな差分値が得られる領域への誤追跡を抑制していることがわかる。

次に、追跡結果の推移と正解矩形領域の初期面積からの面積変化倍率を図12に示す。図12から、手法1は追跡対象が手前に近づくにつれ、領域サイズ探索が十分に追従することができず、面積の拡大に反比例して領域重なり率が低下していることがわかる。一方、提案手法ではシーケンス全体を通して、追跡物体領域に対して十分な重なり率が得られている。

表1に全7シーケンスの平均重なり率を示す。表1より、単一のトラックを利用する手法1に比べ、複数のトラックを利用する手法2がより高い重なり率が得られることがわかる。さらに、手法3のように幾何変換差分を重み分布へ適用することにより、トラックを移動体領域へと引き付けることができるといえる。しかし、追跡対象である移動体の領域外でも大きな差分値が得られるために誤追跡が発生する。これに対して提案する協調アルゴリズムを実装することで誤追跡を防ぐこととなり、さらに精度の高い重なり率が得られ、従来法である手法1に対して約27%向上させることができた。

## 5. ま と め

本稿では、自車の動きを考慮してフレーム間で幾何的な対応付けを行い差分を得る幾何変換差分を、ブロックマッチングに基づく Warping 画像を用いて求める方法を述べた。また、求められた幾何変換差分を Mean-Shift の探索空間である重み分布へ適用し、さらに、協調的な複数のトラッカを用いることでより正確な移動体追跡を行う方法を提案した。

提案手法は以下のような特性を持つ。

- 1) カラーベースの探索空間に対して幾何的な対応付けを行ったフレーム間差分(幾何変換差分)を適用しているため、影の混入などの照明条件の急激な変動に対して頑健である。
- 2) 複数のトラッカの追跡結果を相補的に利用することにより、誤追跡を抑制することができる。
- 3) トラッカ間競合問題を考慮して追跡することで、より正確な追跡物体領域を求めることができる。

また、従来手法では追跡が困難である影の混入を含む屋外環境下での実験を通して、提案手法の有効性を確認した。さらに本手法は複数のトラッカにより協調的に追跡を行うため、追跡対象が遮蔽により部分的に隠れた場合に対する頑健性の向上が期待できる。

今後は、複数のトラッカを利用することによる処理時間の増加を考慮して、処理の高速化を目指す。また、本研究では運転支援システムへの適用を目的としているため、運転者が後方車両を視認することが困難な状況(雨天や夜間など)に対する実験を行う予定である。

## 文 献

- [1] C. Coelho, M. Straforini and M. Campani, "Extraction of vanishing points from images of indoor and outdoor scenes," Vol.11, No.2, pp.91-99, Mar. 1993.
- [2] L. Wixson, J. Eledath, M. Hansen, R. Mandelbaum and D. Mishra, "Image Alignment For Precise Camera Fixation and Aim," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 594-600, 1998.
- [3] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artificial Intelligence*, 17:185-203, 1981.
- [4] M. Bierling, "Displacement estimation by hierarchical block matching," *Visual Communications and Image Processing, Proceedings of the SPIE*, 1001:942-951, 1988.
- [5] H.D. Crane and C.M. Steele, "Translation-tolerant mask matching using noncoherent reflective optics," in *Pattern Recognition*, Vol. 1, No. 2, pp. 129-136, 1968
- [6] I. Matthews, T. Ishikawa and S. Baker, "The Template Update Problem," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 6, pp. 810-815, June 2004.
- [7] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift analysis and applications," in *IEEE Int'l Conf. Comp. Vis.*, 1999, pp.1197-1203.
- [8] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift," in *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.II:142-149, 2000.
- [9] R. Collins, "Mean-shift Blob Tracking through Scale Space," in *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2003.
- [10] K. She, G. Bebis, H. Gu, R. Miller, "Vehicle Tracking Using On-Line Fusion of Color and Shape Features", in *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Oct. 2004.
- [11] 川中 大樹, 中島 平, 岡谷 貴之, 出口 光一郎, "平均値シフト法を用いた複数物体追跡の研究," *IPJS SIG Technical Report CVIM No.138(2)*, 2003.
- [12] C. Tomasi and T. Kanade, "Detection and Tracking of Point Features," *Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132*, April 1991.
- [13] J. Shi and C. Tomasi, "Good Features to Track," in *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.593-600, 1994.

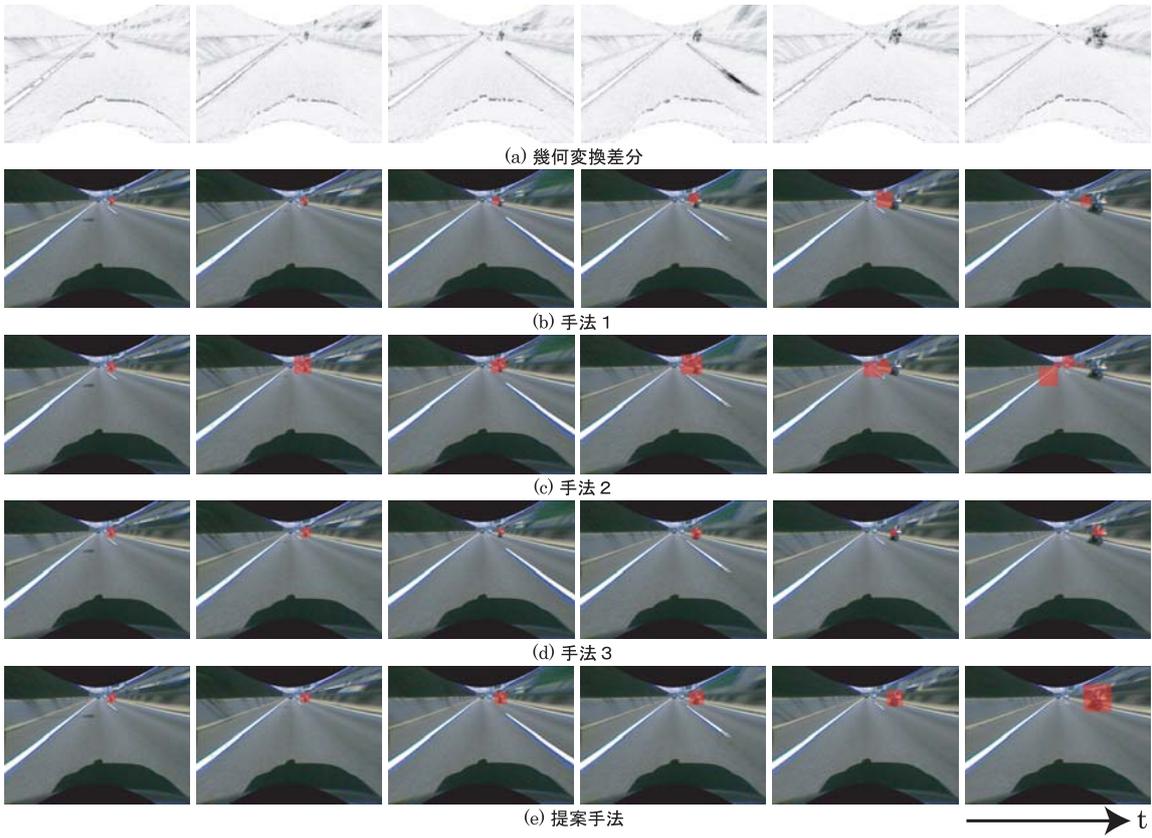


図 10 追跡結果 (晴天:バイク)

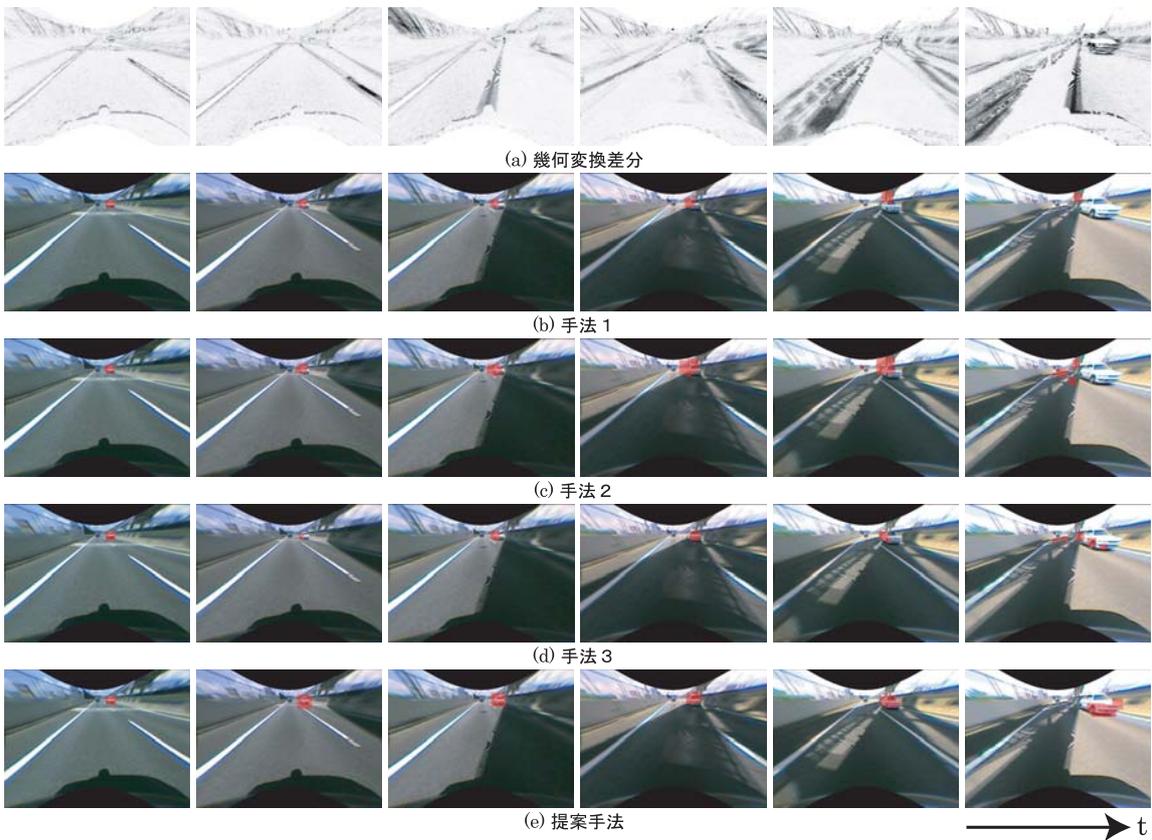


図 11 追跡結果 (陸橋の影の混入)

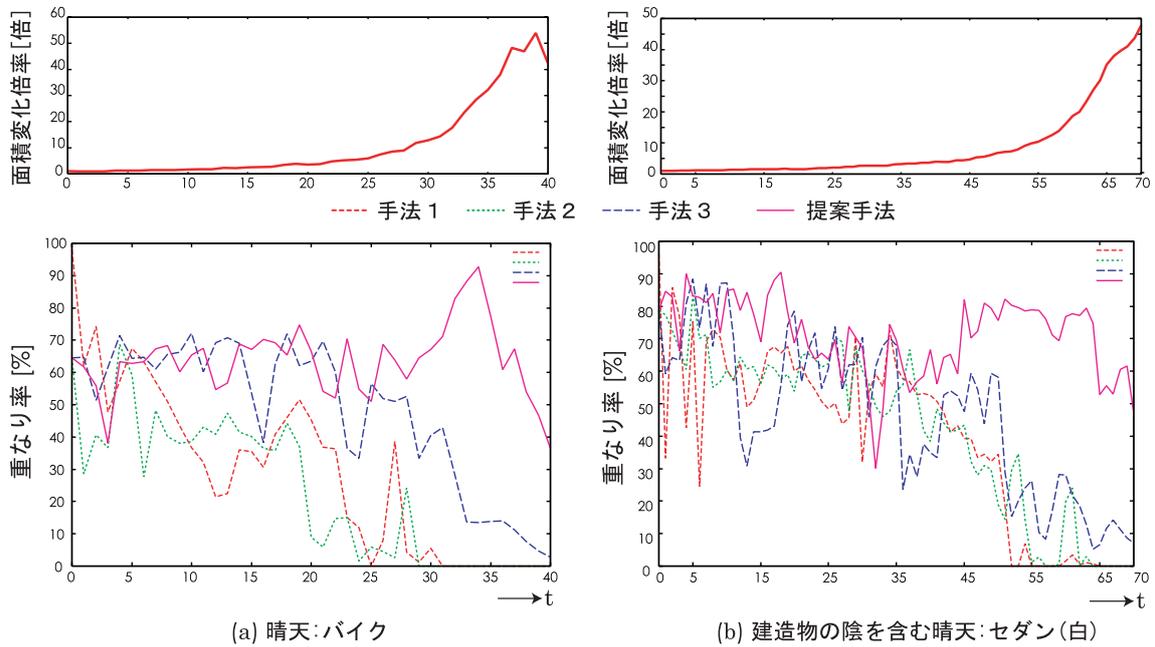


図 12 追跡結果の推移 (上段:正解領域の初期面積からの面積変化率, 下段:重なり率の推移)

表 1 実験結果:平均重なり率 [%]

環境	車両 (色)	手法 1	手法 2	手法 3	提案手法
晴天	トラック (白)	13.4	36.2	29.8	51.2
	セダン (白)	33.6	32.4	42.3	56.3
	バイク (黒)	28.7	22.9	48.0	63.8
	1BOX(白)	30.8	31.9	57.2	63.1
陸橋の影の混入	セダン (白)	39.8	42.1	46.4	71.2
車両の影の混入	軽自動車 (白)	21.3	23.3	28.3	31.8
トンネル内	トラック (黒)	20.6	21.3	22.9	40.8
平均	-	26.9	30.0	39.3	54.0