

# 直進する車載カメラの動画像からの オプティカルフローを用いた環境の形状復元法の検討

安達 栄輔<sup>†</sup> 栗田多喜夫<sup>†</sup> 大津 展之<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 産業技術総合研究所 つくば中央第二 〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1 中央第二

E-mail: †{e-adachi,takio-kurita,otsu.n}@aist.go.jp

あらまし 直進する車載カメラで撮影した動画像のオプティカルフローから、カメラの運動と環境の形状を復元する方法について検討する。カメラ運動と環境の形状推定はオプティカルフローの精度に依存するため、オプティカルフローの良し悪しを評価する信頼度関数が必要となる。本稿では、従来の空間的輝度勾配から得られるオプティカルフローの信頼度関数に、時間的輝度勾配情報を考慮した信頼度関数を提案する。推定されたオプティカルフローを信頼度関数を用いて間引きする実験において、時間的輝度勾配情報を考慮することで信頼度関数の性能が上がることを示した。その後、カメラ運動があらかじめ知られている合成画像におけるオプティカルフローからカメラ運動を推定する実験を行い、信頼度関数による間引きが推定精度を改善することを確認した。

キーワード 形状復元, カメラ運動推定, オプティカルフロー, 車載カメラ

## A study for object's shape estimation method using optical flow in image sequence of a camera mounted on a car going straight ahead

Eisuke ADACHI<sup>†</sup>, Takio KURITA<sup>†</sup>, and Nobuyuki OTSU<sup>†</sup>

<sup>†</sup> National Institute of Advanced Industrial Science and Technology Tsukuba Central 2, Umezono 1-1-1  
Tsukuba Central 2, Tsukuba-shi, Ibaraki-ken, 305-8568 Japan

E-mail: †{e-adachi,takio-kurita,otsu.n}@aist.go.jp

**Abstract** We examine the method that restore the movement of the camera and the shape of the environment from optical flow estimated by the dynamic scene which is taken by the camera mounted on a car that goes straight. The reliability function that evaluates the quality of optical flow is needed because the accuracy of presumption of the camera movement and shape of environment is according to the accuracy of optical flow. In this text, it proposes the reliability function that considers time brightness inclination information to the reliability function of the optical flow obtained according to the past, spatial brightness inclination. When experimenting to thin out the presumed optical flow by using the reliability function, it was shown that the performance of the reliability function went up by considering time brightness inclination information. Afterwards, it is experimented that the camera movement is presumed from optical flow in a synthetic image to which the camera movement was known beforehand. Then, it is confirmed that thinning out by the reliability function improves the presumption accuracy.

**Key words** shape restoration, camera motion estimation, optical flow, car-mounted camera

### 1. ま え が き

車外環境の物体形状情報は、シーンの分類・分節や走行車両の検出のための手がかりになると考えられる。一方、コンピュータビジョンの分野では、時系列画像における動きのベクトル場であるオプティカルフローから物体形状とカメラ運動を推定する問題が知られている。この問題に対して、オプティカ

ルフローの信頼度を考慮した解法が提案されている[1]。この方法は、画像の空間的輝度値勾配から得られるオプティカルフローの信頼度が高いフロー程、物体形状とカメラ運動推定への寄与を高くすることで、推定精度を上げるという方策をとっている。本稿では、従来の画像の空間的輝度値勾配から得られる信頼度情報に加えて、動画像の時間的輝度値勾配情報を考慮したオプティカルフローの信頼度指標を提案する。そして、オブ

ティカルフローからの物体形状とカメラ運動推定に適用し、これが有効であることを示す。

## 2. オプティカルフローの信頼度

### 2.1 オプティカルフローの推定法

動画像の輝度値  $I(\mathbf{x}, t)$  が与えられたとき、オプティカルフロー  $\mathbf{v}(\mathbf{x}, t)$  は次式に示す正規方程式を解くことで得られる[3]。

$$A\mathbf{v} = \mathbf{b} \quad (1)$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{xx} & a_{xy} \\ a_{yx} & a_{yy} \end{bmatrix}, \mathbf{b} = - \begin{bmatrix} a_{xt} \\ a_{yt} \end{bmatrix}$$

但し、 $a_{pq}(p, q \in \{x, y, t\})$  は、時空間輝度勾配  $I_p$  から次式のように与えられる。

$$a_{pq}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{u} \in \Omega} w(\mathbf{u}) I_p(\mathbf{u} + \mathbf{x}) I_q(\mathbf{u} + \mathbf{x}) \quad (2)$$

ここで、 $w(\mathbf{u})$  は、 $\mathbf{u}$  が 0 で最大で  $|\mathbf{u}|$  が大きくなるほど小さくなるような正の重みを与える関数である。具体的には、 $w(\mathbf{u})$  として等方性の二次元ガウス関数を用いた。また、 $\Omega$  は画像内における局所領域を表す。

### 2.2 多重解像度解析によるオプティカルフロー推定

ここでは、多重解像度画像としてラプラシアンピラミッド[5]を用いる。ラプラシアンピラミッドの各層は、ある特定の周波数とその周辺の帯域を通すフィルタとなっており、画像の高周波成分と同時に低周波成分も除去するため、画像全体の時間的な照明変動のオプティカルフロー推定に与える悪影響を抑制する効果がある。ラプラシアンピラミッド  $I_l (l = 0, \dots, L)$  は、次のように表される。

$$I(\mathbf{x}) = \sum_{l=0}^L I_l(\mathbf{x}) \quad (3)$$

ここで、 $l$  はラプラシアンピラミッドの階層を表し、 $l$  が大きい程解像度が低いものとする。

多重解像度画像  $I_l$  を用いたオプティカルフロー推定は、次のように行う。まず、 $l = L$  とし、式(1)を解くことで、階層  $l$  でのオプティカルフロー  $\mathbf{v}_l(\mathbf{x})$  を求める。そして、 $l = l - 1$  とし、またオプティカルフローを推定するが、このとき時間方向の輝度勾配を次式を用いて計算する。

$$\hat{I}_{t,l}(\mathbf{x}, t, \mathbf{v}_{l+1}) = I_l(\mathbf{x} + \mathbf{v}_{l+1}(\mathbf{x}), t + 1) - I_l(\mathbf{x}, t) \quad (4)$$

これは、一段低い解像度でのオプティカルフローによって、現解像度における動画像を補正し、求めるオプティカルフローの大きさを小さくする効果がある。以上の手続きを  $l = 0$  まで行い、最終的に次式によって各階層で求めたオプティカルフローを統合する。

$$\mathbf{v} = \sum_{l=0}^L \mathbf{v}_l \quad (5)$$

### 2.3 オプティカルフローの信頼度

式(1)における  $A$  がオプティカルフローの共分散行列の逆行列と考えられ、信頼度評価関数として良い事が知られている[2]。しかし、この関数は、画像の空間的輝度勾配のみによるものである。実際には、時間方向の勾配もオプティカルフローの信頼度に関係してくると考えられる。そこで、次のようにして時間方向の勾配情報を信頼度関数に入れる。まず、次式に示す関数  $s(\mathbf{x})$  を定義する。

$$s(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{u} \in \Omega} w(\mathbf{u}) [I(\mathbf{x} + \mathbf{v}(\mathbf{x}), t + 1) - I(\mathbf{x}, t)]^2 \quad (6)$$

ここで、 $s(\mathbf{x})$  は時系列画像に加えられた雑音成分の時間差分の位置  $\mathbf{x}$  付近での分散に相当する。提案する信頼度  $r$  としては、次式のように  $A$  の最小固有値  $\lambda_2$  を式(6)に示す  $s$  で割った値を用いる。

$$r(\mathbf{x}) = \lambda_2(\mathbf{x})/s(\mathbf{x}) \quad (7)$$

## 3. オプティカルフローの信頼度の評価

オプティカルフローの信頼度として  $\lambda_2$  を用いた場合と  $\lambda_2/s$  を用いた場合を比較した。このとき、オプティカルフローは2.2節で説明した多重解像度法を用いた。

### 3.1 実験方法

まず、図1, 2に示すテスト動画像からオプティカルフローを推定し、各位置  $\mathbf{x}$  に対して次式に示す誤差測度  $\phi(\mathbf{x})$  を算出した。

$$\phi(\mathbf{x}) = \|\mathbf{v}_e(\mathbf{x}) - \mathbf{v}_c(\mathbf{x})\| \quad (8)$$

また、オプティカルフローの信頼度  $r(\mathbf{x})$  も算出した。その後、信頼度  $r(\mathbf{x})$  に対して、閾値  $r_{th}$  を設定し次式を満たす領域  $S$  を抽出した。

$$r(\mathbf{x}) > r_{th} \quad (9)$$

閾値  $r_{th}$  を変化させながら、領域  $S$  に対して次の二つの量を算出した。

$$\text{Average of } \phi = \frac{1}{N_S} \sum_{\mathbf{x} \in S} \phi(\mathbf{x}) \quad (10)$$

$$\text{Density} = \frac{N_S}{N} \quad (11)$$

但し、領域  $S$  の画素数を  $N_S$ 、画像全体の画素数を  $N$  とした。このとき、 $\lambda_2$ 、 $s$  の計算には、次に示す動画像  $I$  を用いた。

$$I = \sum_{l=0}^L I_l \quad (12)$$

### 3.2 実験結果

図3, 4は、それぞれ図1, 2に示した動画像における結果である。これらの図を見ると、Density が減少していくに従って  $\phi$  の平均値も減少していくのが分かる。これは、閾値  $r_{th}$  を0から上げていくと、式(9)を満たす領域  $S$  の面積が減少し

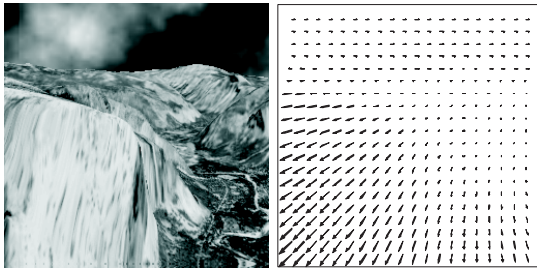


図 1 Yosemite  
Fig.1 Yosemite

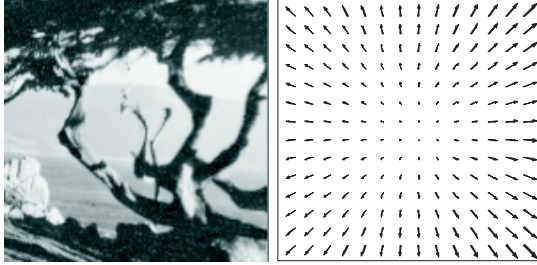


図 2 Diverging Tree  
Fig.2 Diverging Tree

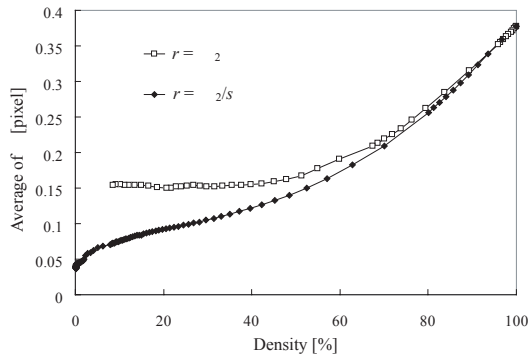


図 3 “Yosemite” に対する結果  
Fig.3 The result in “Yosemite”.

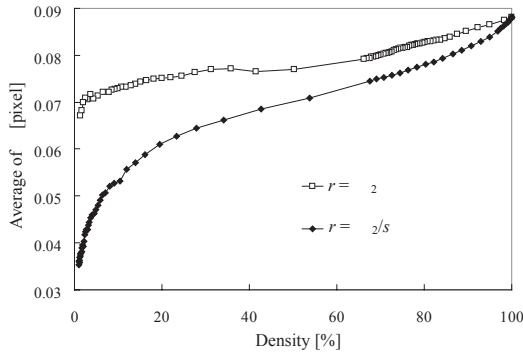


図 4 “Diverging Tree” に対する結果  
Fig.4 The result in “Diverging Tree”.

ていくため、Density が 100[%] から減少していくわけであるが、このとき、信頼度指標がオプティカルフローの精度を良く反映している場合、閾値を上げるに従って、誤差が大きいオプティカルフローから徐々に除去されていくためである。従って、

Density の減少に伴う誤差  $\phi$  の平均値の減少の割合が大きい程、信頼度指標がオプティカルフローの精度を良く反映していると考えられる。ここで、 $r = \lambda_2$  と  $r = \lambda_2/s$  で比べてみると、 $r = \lambda_2/s$  の方が早く  $\phi$  の平均値が減少しているのが分かる。従って、提案する信頼度指標  $r = \lambda_2/s$  の方が、良い指標であると言える。

#### 4. 物体形状とカメラ運動の推定への信頼度指標の適用

オプティカルフローから物体の形状とカメラ運動を推定する方法に対して提案した信頼度指標を適用しその有効性を評価する。また、他の移動物体が画像中に存在する場合を考慮し、主要なフローからカメラ運動を推定するために、ロバスト推定の一形態である M 推定を適用する。さらに、カメラ運動推定の簡単化・安定化のため、カメラの回転は無いものとする。

4.1 オプティカルフローからの物体形状とカメラ運動の推定  
与えられたオプティカルフローから物体形状とカメラ運動を推定する手法として、太田 [1] の方法を用いた。いま、カメラの並進運動ベクトルを  $\vec{T} = [t_x, t_y, t_z]^T$ 。また、物体の奥行きを逆数を  $p_i = 1/Z_i$  とする。このとき、画像平面上の一点  $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i]^T$  で観測されるオプティカルフロー  $\mathbf{v}_i = [u_i, v_i]^T$  は次式で表される。

$$\begin{aligned} u_i &= x_i p_i t_z - f p_i t_x \\ v_i &= y_i p_i t_z - f p_i t_y \end{aligned} \quad (13)$$

但し、 $f$  はカメラの焦点距離である。式 (13) で与えられるオプティカルフローのモデル  $\mathbf{u}_i(p_i, \vec{T})$  を、実際に推定されたオプティカルフロー  $\hat{\mathbf{u}}_i$  に、以下に示す  $J$  を最小にするように当てはめる事で物体形状  $p_i$  とカメラ運動  $\vec{T}$  を推定する。

$$J = \sum_{i=1}^N \epsilon_i^2 \quad (14)$$

$$\epsilon_i^2 = (\hat{\mathbf{u}}_i - \mathbf{u}_i)^T V_i^{-1} (\hat{\mathbf{u}}_i - \mathbf{u}_i) \quad (15)$$

このとき、カメラの並進運動  $\vec{T}$  は大きさに不定性があるため、 $\|\vec{T}\| = 1$  という条件の下で  $J$  の最小化を行う。ここで  $V_i^{-1}$  は位置  $\mathbf{x}_i$  で観測されたオプティカルフロー  $\hat{\mathbf{u}}_i$  の分散の逆行列を表しているが、太田は  $V_i^{-1}$  として、式 (1) に示したオプティカルフローの信頼度  $A$  を用いて計算する。

#### 4.2 提案する信頼度指標の適用

式 (7) で提案した信頼度指標をオプティカルフローからの物体形状とカメラ運動推定に適用する。式 (14) における残差  $\epsilon_i^2$  を式 (15) の代わりに次式を用いる。

$$\epsilon_i^2 = \Gamma(\mathbf{x}_i) [(\hat{\mathbf{u}}_i - \mathbf{u}_i)^T V_i^{-1} (\hat{\mathbf{u}}_i - \mathbf{u}_i)] \quad (16)$$

$$\Gamma(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} 1 & (r(\mathbf{x}_i) > r_{th}) \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

#### 4.3 M 推定の適用

M 推定は次式に示す重みつき最小二乗の繰り返し計算で行う。

$$J_M = \sum_{i=1}^N w(\epsilon_i^{(k-1)}) \epsilon_i^2 \quad (17)$$

但し、 $(k)$  は繰り返し回数を表す．また、初期重みは  $w = 1$  (最小二乗法と等価) とする．重み  $w$  は具体的には次式に示す Biweight 法によるものを用いた．

$$w(\epsilon_i) = \begin{cases} [1 - (\epsilon_i/cs)^2]^2 & (|\epsilon_i| < cs) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (18)$$

ここで、式 (18) におけるパラメータは  $c = 5$  から  $9$  が良いとされる．本稿では  $c = 7$  に設定した．また、 $s$  は前回の残差  $\epsilon_i^{(k-1)}$  から次式によって与えた．

$$s = \text{median}\{|\epsilon_i^{(k-1)}|\} \quad (19)$$

## 5. オプティカルフローからの物体形状とカメラ運動の推定実験

真のカメラ運動が分かっている動画像から得られたオプティカルフローを用いて、物体形状とカメラ運動を推定する実験を行い、提案手法の有効性を検証する．

### 5.1 実験方法

三次元空間内に複数の物体を置き、その中をカメラが直進 ( $\vec{T} = [0, 0, 1]^T$ ) したときの動画像を人工的に作成した．図 5 が全 80 フレームある中の 1 フレームの画像である．このテスト



図 5 テスト動画像

Fig.5 Test sequence.

動画像に対して、以下の条件でカメラ運動を推定した．

- 動画像の解像度を  $l = 0, 1, 2, 3$  の単解像度において計算したオプティカルフロー及び  $l = 0$  から  $3$  までの解像度を用いて多重解像度法によって計算したオプティカルフローを用いる．

- 式 (9) における閾値を  $r_{th} = 0, 4$  に設定する．

但し、カメラ運動は、初期値を  $\vec{T} = [0, 0, 1]^T$  とし、式 (14) を最小化することで推定した．

### 5.2 実験結果

表 1 に、各条件において推定されたカメラ運動の誤差  $\psi$  のフレーム全体での平均値を示す．但し、誤差  $\psi$  は、推定されたカメラ運動を  $\vec{T}_e$ 、真のカメラ運動を  $\vec{T}_c$  したとき次式によって算出した．

$$\psi = \arccos \vec{T}_e^T \vec{T}_c \quad (20)$$

表 1 カメラ運動推定誤差

Table 1 Camera motion estimation error.

Av. of $\psi$ [degree]		
$r_{th}$	0	4
$l = 0$	23.9	12.4
$l = 1$	10.1	11.4
$l = 2$	18.2	17.3
$l = 3$	26.9	41.0
Multi	16.9	9.78

表を見ると、単解像度 ( $l = 0, \dots, 3$ ) の場合、 $r_{th} = 0, 4$  とともに  $l = 1$  で推定されたオプティカルフローを用いた場合が最も誤差が少なかった．この場合、信頼度  $r$  によって閾値処理を行わない場合 ( $r_{th} = 0$ ) の方が誤差が少なくなっている．これが  $l = 0$  の場合を見ると、閾値処理を行わなかった場合 ( $r_{th} = 0$ )、 $l = 1$  の時よりも誤差が大きくなっているが、閾値処理を行う ( $r_{th} = 4$ ) 事によって精度の改善が見られた．多重解像度解析によるオプティカルフローを用いた場合かつ閾値処理を行った場合が最も誤差が少なかった．

## 6. 車載カメラ画像における物体形状とカメラ運動推定

車載カメラで撮影した動画像に対して物体形状とカメラ運動推定を行った．推定には、式 (17) を最小化する M 推定を用いた．図 6 が M 推定を併用した物体形状とカメラ運動推定を行った結果を示す．上から順に実画像、オプティカルフロー、オプティカルフローの信頼度、奥行きを表示している．オプティカルフローの信頼度は色が白いほど高いことを示している．また、奥行きを示した画像では、色が白いほど近くに物体表面が存在することを示している．奥行き画像を見てみると、対向車の存在する領域では、他の領域よりも近くなっていることが分かる．よって、この奥行き情報を時系列で観測することで、対向車の検出が可能と考えられる．

## 7. まとめ

空間的な画像の輝度勾配から得られるオプティカルフローの信頼度関数に、動画像の時間的輝度勾配に基づく要素を組み合わせた信頼度関数を提案した．実験により、信頼度関数に時間的輝度勾配を組み合わせることにより、信頼度の閾値処理によって「悪い」オプティカルフローを間引く性能が上がった．また、合成画像におけるオプティカルフローからのカメラ運動推定実験において、提案した信頼度を推定に適用することで推定結果が良くなった．実環境の動画像においては、他の移動物体が存在するため、M 推定により主要なフローのみからカメラ運動を推定する必要がある．M 推定によって除外された領域は、カメラ運動推定の後に追跡を行う．今後の課題としては、さらに推定結果を安定させるため、物体形状に正則化法を適用することを考えている．

## 文献

- [1] 太田直哉, 信頼性情報を持ったオプティカルフローからの形状復元とその移動物体検出への応用, 信学論 D-II, Vol.J76-D-II,

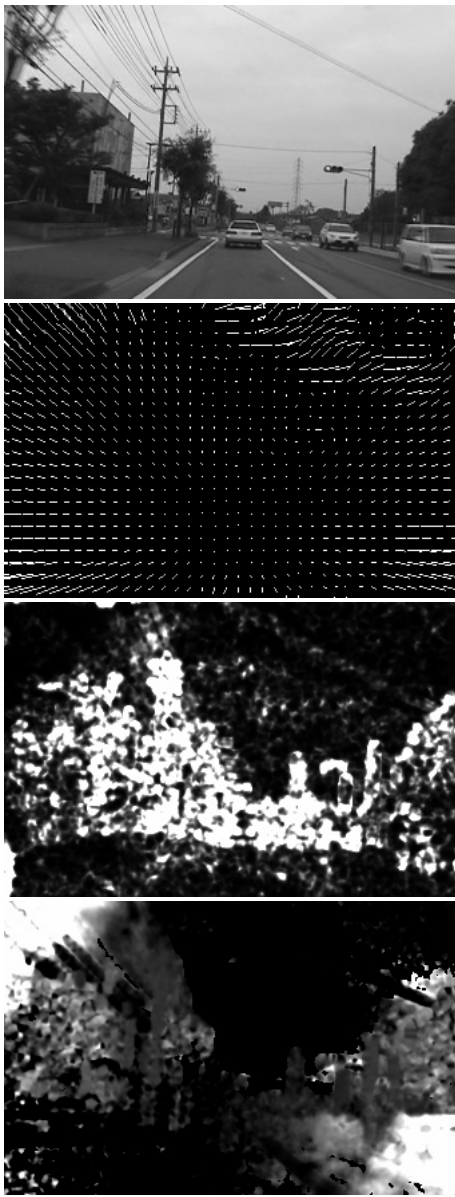


図 6 車載カメラ画像に対して物体形状及びカメラ運動推定を行った例．上から順に実画像，オプティカルフロー，オプティカルフローの信頼度，奥行きを表示している．

Fig.6 An example of object shape and camera motion estimation for image sequence mounted on a car. These images are real image, optical flow, reliability of optical flow and distance on sequentially.

- No.8, pp.1562-1571, 1993 .
- [2] 金澤靖, 金谷健一, 画像の特徴点に共分散行列は本当に必要か, 信学論 A, Vol.J85-A, No.2, pp.231-239, 2002 .
  - [3] J. L. Barron, D. J. Fleet and S. S. Beauchemin, Systems and experiment performance of optical flow techniques, Int. J. Comp. Vision, Vol.12, No.1, pp.43-77, 1994.
  - [4] W. J. Christmas, Filtering requirements for gradient-based optical flow measurement, IEEE Trans. Image Processing, Vol.9, No.10, pp.1817-1820, 2000 .
  - [5] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The laplacian pyramid as a compact image code," IEEE Transactions on communications, vol.31, no.4, pp.532-540, April 1983.