

## オプティカルフローの再検出による高精度な形状復元

齋藤佳明 太田 直哉

群馬大学 工学部 情報工学科

〒 376 群馬県桐生市天神町 1-5-1

静止環境によって生じたオプティカルフローを解析し、カメラの運動と物体の形状情報を得る structure from motion (ego-motion) の処理は、オプティカルフロー検出処理と、それを解析する処理の2段階の処理で構成されるのが一般的である。第1段階の処理では画像パターンの2次元的な対応付けによってオプティカルフローが決定されるが、ego-motion の問題では環境の剛体性が仮定されており、本来はフローに2次元の自由度は無い。ところが第2段階の処理でカメラの運動パラメータが決定される前には内在する制約が利用できないので、2次元探索を行わざるを得ない。そこで本研究では運動パラメータが決定された後に、フローに課せられた制約を考慮して再度オプティカルフローを計算することにより、高精度な物体形状の復元を試みる。

## Precise shape reconstruction with optical flow re-detection process

Yoshiaki Saito Naoya Ohta

Department of Computer Science, Gunma University

1-5-1 Tenjin-cho, Kiryu 376 Gunma, Japan

Algorithms for the structure-from-motion (ego-motion) problem usually consist of two processes, optical flow detection as the first stage and camera motion computation as the second stage. At the first stage, the optical flow is computed by two dimensional registration of image pattern. The optical flow does not originally have two dimensional freedom because of the rigidity assumption of the environment. However, we cannot use the constraint at the first stage because an explicit representation of it is available only after the camera motion computation. In this research, the optical flow is re-detected after the camera motion computation to obtain more precise depth information.

## 1 はじめに

オプティカルフローの解析によりカメラの運動パラメータと物体の形状を計算する処理は structure from motion (ego-motion) と呼ばれ、古くから研究が行なわれている。この処理は、一般にオプティカルフローを検出する処理と、それを解析してカメラの運動パラメータおよび物体形状を計算する処理の2段階で構成される。第1段階のオプティカルフロー検出処理では、動画像を構成する2枚の画像上の各点で、画像パターンの対応付けによってフローが決定されるが、画像の移動は2次的であるので、対応付けのための探索も2次的に行なわれる。しかし ego-motion の問題では環境の剛体性が仮定されており、そのことから本来は各フローに2次元の自由度は無い。ところが、フローの制約はカメラの運動パラメータに関するエドポラ拘束として表現されるので、第2段階の処理で運動パラメータが決定される前では制約が利用できず、上述のような2次的探索を行わざるを得ない<sup>1</sup>。そこで本研究では、運動パラメータが決定された後にその制約を用いて再度オプティカルフローの検出を行ない、より良い形状情報を得ることを試みる(図1参照)。

運動パラメータが既知であれば、オプティカルフローを検出する際の制約はその運動パラメータに対するエドポラ拘束によって陽に表現される。したがって、オプティカルフローの検出問題はステレオ画像の対応点探索と本質的に同一になり、画像上の1次元探索で決定される。本手法はオプティカルフローの解析により運動パラメータを得た後、その運動パラメータによるステレオ画像解析処理を付加することによって高精度な形状復元を目指すものである。

オプティカルフローの再検出処理の付加によって、期待される利点は次の2点である。

### 1. フロー検出のミスマッチの減少:

- (a) オプティカルフローを検出する際の対応点探索が直線上に制限されるため、近傍に存在する似ているが誤ったパターンに対応してしまう可能性が減少する。
- (b) カメラの運動の回転成分が大きい場合、回転成分のフローによって画像上の対応点間に大きな距離が生じる。フローの再検出処理での対応点探索は回転成分のフローをキャンセルした

<sup>1</sup>アприオリな知識を用いて物体形状をパラメータ化すれば、内在する制約をフローを検出する段階から用いることができる。このような手法は直接法と呼ばれるが、平面などの単純な物体形状以外では適用が難しい。

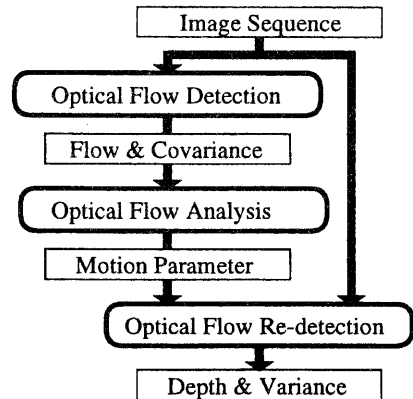


図1: 処理の構成

点から開始されるので、対応点間の距離が縮まり、ミスマッチの減少が期待される。

### 2. 復元形状の解像度の向上:

対応点探索の自由度が1次元であるため、アパーチャ問題が発生しない。このため、結果的にマッチングのためのウィンドウの大きさが小さくでき、得られる物体形状の解像度が向上する。

以下、全体を構成する各処理について簡単に述べ、次に本研究の中心であるオプティカルフローの再検出処理について詳しく述べる。最後に、実験によって本手法の効果を検証する。

## 2 処理の全体構成

全体の処理の構成を図1に示す。動画像はまずオプティカルフロー検出処理 (Optical Flow Detection) に入力され、画像の各部分において2次元探索によってフローが決定されると共に、その共分散行列が計算される。これらの情報はオプティカルフロー解析処理 (Optical Flow Analysis) に入力され、最尤推定によってカメラの運動パラメータが計算される。オプティカルフロー再検出処理 (Optical Flow Re-detection) ではこの運動パラメータを基に動画像から1次元探索によってフローを計算し、物体までの距離情報とその分散を推定する。

オプティカルフロー検出処理には文献[3]の手法を用いた。画像上の位置  $(x_i, y_i)$  の勾配を  $(E_{xi}, E_{yi}, E_{ti})$  とすると、画像の点  $\alpha$  でのフロー  $\mathbf{u}_\alpha^* = (u_\alpha \ v_\alpha)^T$  とその共分散行列  $V[\mathbf{u}_\alpha^*]$  は次式で計算される(文献[5]の Appendix 参照)。

$$\mathbf{u}_\alpha^* = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b} \quad (1)$$

$$V[\mathbf{u}_\alpha^*] = (A^T A)^{-1} \quad (2)$$

$$A = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots \\ w_i E_{xi} & w_i E_{yi} \\ \vdots & \vdots \end{pmatrix}, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} \vdots \\ -w_i E_{ti} \\ \vdots \end{pmatrix}. \quad (3)$$

ここで  $w_i$  はフローの計算点  $\alpha$  を中心に空間的な広がりを持った重みである。本研究では重み  $w_i$  に標準偏差3画素のガウシアンを用いた。また、フローを計算する過程において反復推定 [2] を行っている。

オプティカルフロー解析処理では、画像上の  $n$  個の点で検出されたフロー  $\mathbf{u}_\alpha^* (\alpha = 1, \dots, n)$  とその共分散行列  $V[\mathbf{u}_\alpha^*]$  を用いて、カメラの運動パラメータ  $(\mathbf{v}, \boldsymbol{\omega})$  を計算する。ここで、 $\mathbf{v} = (v_x \ v_y \ v_z)^T$  はカメラの並進速度、 $\boldsymbol{\omega} = (\omega_x \ \omega_y \ \omega_z)^T$  はカメラの回転速度を示すベクトルである。運動パラメータの最尤推定値は次式の  $J$  を最小にする  $(\mathbf{v}, \boldsymbol{\omega})$  として得られる [1, 4]。

$$J = \sum_{\alpha=1}^n \frac{|\mathbf{x}_\alpha, \mathbf{u}_\alpha + \mathbf{v} + \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{x}_\alpha, \mathbf{v}|^2}{(\mathbf{v} \times \mathbf{x}_\alpha, V[\mathbf{u}_\alpha^*](\mathbf{v} \times \mathbf{x}_\alpha))} \quad (4)$$

上式において  $\mathbf{x}_\alpha = (x_\alpha \ y_\alpha \ 1)^T$  はフローの計算点  $\alpha$  の座標  $(x_\alpha, y_\alpha)$  の3次元ベクトル表現、 $\mathbf{u}_\alpha = (u_\alpha \ v_\alpha \ 0)^T$  はフロー  $\mathbf{u}_\alpha^*$  の3次元ベクトル表現であり、 $V[\mathbf{u}_\alpha^*]$  は左上の  $2 \times 2$  の部分を  $V[\mathbf{u}_\alpha^*]$  とし、残りの要素を0とした  $3 \times 3$  の行列である。また、記号  $(\cdot, \cdot)$ 、 $\times$  および  $|\cdot, \cdot, \cdot|$  はそれぞれベクトルのスカラー積、ベクトル積およびベクトル3重積を表す [1]。評価関数  $J$  の最小化はPowell法 [6] による数値探索で行っている。

オプティカルフロー再検出処理では、運動パラメータ  $(\mathbf{v}, \boldsymbol{\omega})$  のエピポーラ拘束を利用した1次元探索によりフローを計算する。この処理は本研究の中心的部分であるので、章を改めて詳しく述べる。

### 3 オプティカルフロー再検出処理

#### 3.1 1次元探索の原理

オプティカルフロー再検出処理では、瞬間的な運動パラメータ  $(\mathbf{v}, \boldsymbol{\omega})$  を有限運動の運動パラメータ  $(\mathbf{h}, R)$  に変換してエピポーラ拘束を得る。ここで、 $\mathbf{h}$  および  $R$  はカメラの並進ベクトルおよび回転行列である。上記の変換は次式によって行われる。

$$\mathbf{h} = \mathbf{v} \quad (5)$$

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta + l_1^2(1 - \cos \theta) \\ l_2 l_1(1 - \cos \theta) + l_3 \sin \theta \\ l_3 l_1(1 - \cos \theta) - l_2 \sin \theta \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} l_1 l_2(1 - \cos \theta) - l_3 \sin \theta \\ \cos \theta + l_2^2(1 - \cos \theta) \\ \cos \theta + l_3^2(1 - \cos \theta) \\ l_1 l_3(1 - \cos \theta) + l_2 \sin \theta \\ l_2 l_3(1 - \cos \theta) - l_1 \sin \theta \\ l_3 l_2(1 - \cos \theta) + l_1 \sin \theta \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$(l_1 \ l_2 \ l_3)^T = \boldsymbol{\omega} / \|\boldsymbol{\omega}\|, \theta = \|\boldsymbol{\omega}\|. \quad (7)$$

動画を構成する2枚のフレームの最初のフレームを第1画像、次のフレームを第2画像とすると、問題は以上の変換により運動パラメータ  $(\mathbf{h}, R)$  で関係付けられた第1および第2画像によるステレオ画像解析となる。第1画像面上の点  $p_0$  の第2画像面上での対応点はそのエピポーラ線上に存在する。さらに、並進速度ベクトル  $\mathbf{h}$  が第1画像の画像面を貫く点(出現点:FOE)を  $x_{FOE}$  とすると、点  $p_0$  と点  $x_{FOE}$  で指定される直線(これをFOE線と名付ける)の上の点は、第2画像ではすべて同一のエピポーラ線上に存在する点に対応する。このことにより、2つの画像間の対応点の探索は第1画像のFOE線上のパターンと第2画像上のエピポーラ線上のパターンの1次元のマッチング問題になる。点  $p_0$  の座標を  $(p_{0x}, p_{0y})$  とし、その3次元ベクトルによる表現を  $\mathbf{p}_0 = (p_{0x} \ p_{0y} \ 1)^T$  とするとFOE線は次式で表される(図2参照)。

$$(\mathbf{p}_0 \times \mathbf{h}) = 0 \quad (8)$$

一方、エピポーラ線は次式で表現される。

$$(\mathbf{x}', R^T(\mathbf{p}_0 \times \mathbf{h})) = 0 \quad (9)$$

ここで、 $\mathbf{x} = (x \ y \ 1)^T$  および  $\mathbf{x}' = (x' \ y' \ 1)^T$  はそれぞれ第1および第2画像上の位置  $(x, y)$  および  $(x', y')$  の3次元ベクトルによる表現である。

#### 3.2 マッチングのための画像の生成

エピポーラ線とFOE線上の点の対応はそれぞれの直線に沿った画像パターンのマッチングによって決定する。この画像パターンは画像のリサンプリングによって生成されるが、以下これらの処理について述べる。

出現点  $x_{FOE}$  の3次元ベクトルによる表現  $\mathbf{x}_{FOE} = (x_{FOE} \ y_{FOE} \ 1)^T$  は次式で表される。

$$\mathbf{x}_{FOE} = \frac{\mathbf{h}}{(\mathbf{h}, \mathbf{k})} \quad (10)$$

ここに、 $\mathbf{k} = (0 \ 0 \ 1)^T$  である。一方、並進ベクトル  $\mathbf{h}$  が第2画像の画像面と交わる点として第2画像上の出

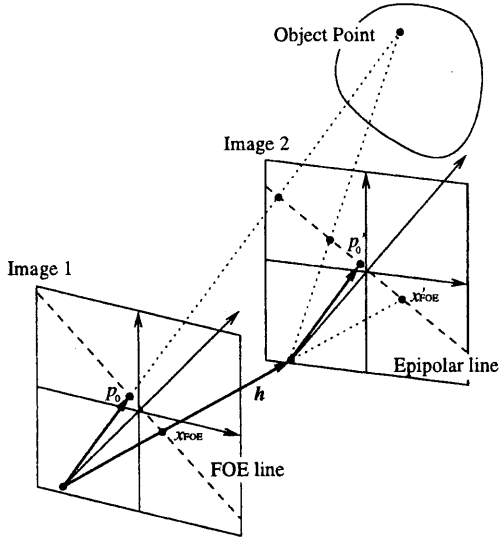


図 2: 2つの画像の幾何学的関係

現点  $x'_{FOE}$  を定義することができ、この3次元ベクトル表現  $x'_{FOE} = (x'_{FOE} \ y'_{FOE} \ 1)^T$  は次式となる。

$$x'_{FOE} = \frac{R^T h}{(R^T h, k)} \quad (11)$$

さらに、ベクトル  $p_0$  が第2画像の画像面と交わる点として点  $p'_0$  を定義すると、その3次元ベクトル表現  $p'_0 = (x'_0 \ y'_0 \ 1)^T$  は次式で与えられる。

$$p'_0 = \frac{R^T p_0}{(R^T p_0, k)} \quad (12)$$

以上で定義した点により、FOE線は点  $p_0$  と点  $x_{FOE}$  を通る直線、エピポーラ線は点  $p'_0$  と点  $x'_{FOE}$  を通る直線となるので、それぞれの直線の方向を示す単位ベクトル  $e_1$  および  $e'_1$  は次式となる。

$$e_1 = \frac{x_{FOE} - p_0}{\|x_{FOE} - p_0\|}, \quad e'_1 = \frac{x'_{FOE} - p'_0}{\|x'_{FOE} - p'_0\|}. \quad (13)$$

一方、それぞれの直線に直交する単位ベクトル  $e_2$  および  $e'_2$  は  $e_1$  および  $e'_1$  を画像面内で  $90^\circ$  回転させることで得られる。したがって、FOE線に沿った格子点  $(i, j)$  の座標  $p(i, j)$  およびエピポーラ線に沿った格子点  $(i, j)$  の座標  $p'(i, j)$  は次式で得られる。

$$\begin{aligned} p(i, j) &= p_0 + i e_1 + j e_2 \\ p'(i, j) &= p'_0 + i e'_1 + j e'_2 \end{aligned} \quad (14)$$

第1画像を位置  $p(i, j)$  でリサンプリングした画像を  $I(i, j)$ 、第2画像を位置  $p'(i, j)$  でリサンプリングした

画像を  $I'(i, j)$  とすると、画像パターンのマッチングはこれらの画像の  $i$  方向の照合によって行われる。なお、リサンプリングに伴う補間は cubic convolution 法によった。このマッチングによって画像  $I(i, j)$  の原点を中心とする輝度パターンが画像  $I'(i + d, j)$  の輝度パターンと対応したとすると、位置  $p_0$  での再検出フロー  $u = (u_x \ u_y \ 0)^T$  は次式で計算される。

$$u = p'_0 - p_0 + d e'_1 \quad (15)$$

### 3.3 画像のマッチング

勾配法を用いて画像  $I(i, j)$  と  $I'(i, j)$  の  $i$  方向に関するマッチングを行なう。画像の位置  $(i, j)$  での  $i$  方向の微分値を  $I_i(i, j)$ 、時間  $(t)$  方向の(真の)微分値を  $\bar{I}_t(i, j)$  とする。その点での移動を  $d$  とし、勾配拘束は次式で表される。

$$I_i(i, j)d + \bar{I}_t(i, j) = 0 \quad (16)$$

しかし、実際に画像から計算される微分値は上式で完全には満たさない。そこで、観測される時間微分値  $I_t(i, j)$  には分散  $\sigma^2$  のガウスノイズ  $\delta I_t(i, j)$  が混入しているものとする。

$$I_t(i, j) = \bar{I}_t(i, j) + \delta I_t(i, j) \quad (17)$$

この誤差モデルの下に、画像上の領域  $S$  で移動が一定と仮定すると、移動の最尤推定量  $d$  と分散  $V[d]$  は次式で与えられる。

$$d = \frac{-\sum_{i,j} w_{[i,j]}^2 I_i(i, j) I_t(i, j)}{\sum_{i,j} w_{[i,j]}^2 I_i^2(i, j)} \quad (18)$$

$$V[d] = \frac{\sigma^2}{\sum_{i,j} w_{[i,j]}^2 I_i^2(i, j)} \quad (19)$$

ここで、画像の微分値  $I_i(i, j)$  および  $I_t(i, j)$  は次式で計算される。

$$I_i(i, j) = I(i + 1, j) - I(i, j) \quad (20)$$

$$I_t(i, j) = I'(i, j) - I(i, j) \quad (21)$$

式(18)および(19)において、 $w_{[i,j]}$  は本来は移動が一定と仮定する領域  $S$  で1、それ以外で0をとる関数である。しかし、現実には領域  $S$  で移動が一定であることはほとんど無く、その場合には移動を計算しようとする点での勾配拘束をより良く満たし、その点から離れるにしたがって勾配拘束の影響を少なくすることが望ましい。これを実現するために  $w_{[i,j]}$  を以下に示すガウシアン状の重み関数とする。

$$w_{[i,j]} = \exp\left(\frac{-i^2}{2s_i^2} + \frac{-j^2}{2s_j^2}\right) \quad (22)$$

このことは、時間微分値に混入するノイズ  $\delta I_t(i, j)$  の分散を位置に依存する量として  $\sigma^2/w_{[i,j]}^2$  と置いたと見なすこともできる。なお、 $w_{[i,j]}$  の広がりをも司る定数に関しては  $s_i = 3, s_j = 2$  とした。また、大きな移動に対応するために移動の反復推定 [2, 7] を行なっている。

### 3.4 距離の計算とその信頼性

式 (18) で計算される移動  $d$  を式 (15) 代入することによって再検出フロー  $\mathbf{u}$  が計算される。カメラの運動パラメータが  $(\mathbf{v}, \omega)$  のとき、画像上の点  $\mathbf{x}_\alpha$  でのオプティカルフロー  $\mathbf{u}_\alpha$  と物体までの距離  $Z_\alpha$  との関係は次式で表される。

$$\mathbf{u}_\alpha = -Q_\alpha(\mathbf{r}_\alpha \mathbf{v} + \omega \times \mathbf{x}_\alpha) \quad (23)$$

$$Q_\alpha = I - \mathbf{x}_\alpha \mathbf{k}^\top \quad (24)$$

ここでは距離の情報として逆距離  $r_\alpha = 1/Z_\alpha$  を用いている。なお、 $I$  は単位行列、 $\mathbf{k} = (0 \ 0 \ 1)^\top$  である。再検出フロー  $\mathbf{u}$  は上式を満たす<sup>2</sup>ので、逆距離  $r_\alpha$  は以下のように計算できる。まず、式 (23) を変形すると次式となる。

$$\mathbf{r}_\alpha Q_\alpha \mathbf{v} = -\mathbf{u}_\alpha - Q_\alpha(\omega \times \mathbf{x}_\alpha) \quad (25)$$

上式と  $Q_\alpha \mathbf{v}$  との内積をとり、 $r_\alpha$  について整理すると次式となる。

$$r_\alpha = -\frac{(\mathbf{u}_\alpha, Q_\alpha \mathbf{v}) + |\omega, \mathbf{x}_\alpha, S_\alpha \mathbf{v}|}{\|Q_\alpha \mathbf{v}\|^2} \quad (26)$$

ただし  $S_\alpha = Q_\alpha^\top Q_\alpha$  であり、次の関係式を用いた。

$$\begin{aligned} (Q_\alpha(\omega \times \mathbf{x}_\alpha), Q_\alpha \mathbf{v}) &= ((\omega \times \mathbf{x}_\alpha), Q_\alpha^\top Q_\alpha \mathbf{v}) \\ &= ((\omega \times \mathbf{x}_\alpha), S_\alpha \mathbf{v}) \\ &= |\omega, \mathbf{x}_\alpha, S_\alpha \mathbf{v}| \end{aligned} \quad (27)$$

逆距離  $r_\alpha$  は、再検出フローを  $\mathbf{u}_\alpha$  として式 (26) によって計算される。

次に運動パラメータ  $(\mathbf{v}, \omega)$  に誤差はないとして、逆距離  $r_\alpha$  の分散  $V[r_\alpha]$  を計算する。式 (23) の両辺の変分をとると

$$\Delta \mathbf{u}_\alpha = -Q_\alpha \mathbf{v} \Delta r_\alpha \quad (28)$$

となり、これからフローの分散  $V[\mathbf{u}_\alpha]$  と  $V[r_\alpha]$  との関係は以下となる。

$$V[\mathbf{u}_\alpha] = E[\Delta \mathbf{u}_\alpha \Delta \mathbf{u}_\alpha^\top] = (Q_\alpha \mathbf{v})(Q_\alpha \mathbf{v})^\top V[r_\alpha] \quad (29)$$

<sup>2</sup>再検出フローは有限運動を仮定しているため、式 (23) を厳密には満たさないが、その差は実際には無視できる。

ここで  $E[\cdot]$  は期待値を表す。一方  $V[\mathbf{u}_\alpha]$  と、点  $\alpha$  における 1 次元マッチングによって得られた移動  $d_\alpha$  の分散  $V[d_\alpha]$  の関係は次式で表される。

$$V[\mathbf{u}_\alpha] = (N[Q_\alpha \mathbf{v}]) (N[Q_\alpha \mathbf{v}])^\top V[d_\alpha] \quad (30)$$

ここで  $N[\cdot]$  はベクトルの大きさを 1 にする正規化作用素である。式 (29) および (30) を連立させ、

$$(Q_\alpha \mathbf{v})(Q_\alpha \mathbf{v})^\top = \|Q_\alpha \mathbf{v}\|^2 (N[Q_\alpha \mathbf{v}]) (N[Q_\alpha \mathbf{v}])^\top \quad (31)$$

の関係を用いると、逆距離の分散  $V[r_\alpha]$  は次式となる。

$$V[r_\alpha] = \frac{V[d_\alpha]}{\|Q_\alpha \mathbf{v}\|^2} \quad (32)$$

なお、 $V[d_\alpha]$  は式 (19) によって計算される。

## 4 実験

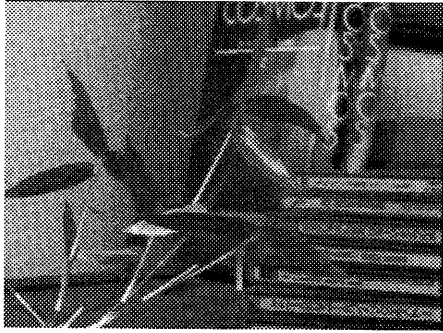
実験は以下の条件で行った。320×240 画素の大きさの画像を入力画像として用い、オプティカルフロー検出処理ではその 2 枚のフレームを用いて、画像上に格子状に配置された 56×40 の点でフローを計算する。オプティカルフロー解析処理ではこれらのフローから運動パラメータを計算する。オプティカルフロー再検出処理ではこの運動パラメータをもとに入力画像の画素ごとフローを再検出し、距離情報を求めると共にその分散を計算する。

以上の処理により距離情報は画素ごとに得られるが、本手法の結果を比較するための対象として、最初に計算したフローを用いたのでは粗い解像度の距離情報しか得られない。この解像度の差は原理的なものではなく、比較対象として不公平である。そこで最初に実行するオプティカルフロー検出処理と同じアルゴリズムによって全画素についてフローを再計算し、それから距離情報を復元する処理を従来法として比較対象とした。このときの距離情報とその分散の計算には文献 [4] に述べられている計算法を用いる。

実験に使用した画像の 1 つのフレームを図 4(a) に示す。画面中央の本が最も遠く、次に CD のケース、植物 (笹) が最も手前にある。カメラは光軸を前として右後ろの方向に直線的に移動している。すなわち、真の運動パラメータは

$$\mathbf{v} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0.707 \\ -0.707 \end{pmatrix}, \quad \omega = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (33)$$

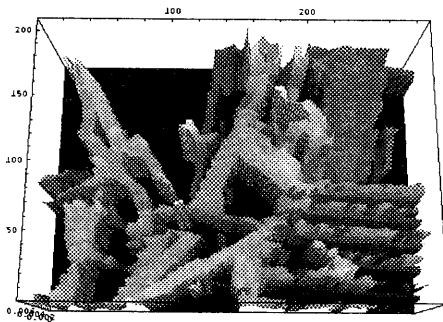
である。これに対しオプティカルフロー解析処理で推



(a) 原画像



(b) 従来法による復元結果



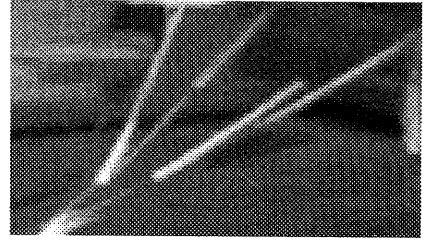
(c) 提案手法による復元結果

図3: 画像1と復元された距離情報

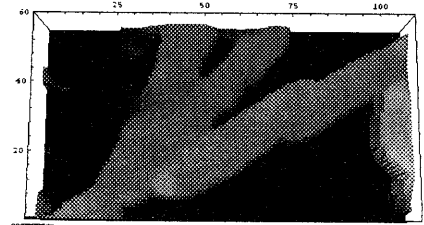
定された運動パラメータは

$$v = \begin{pmatrix} 0.047 \\ 0.623 \\ -0.781 \end{pmatrix}, \omega = \begin{pmatrix} -0.00019 \\ -0.00020 \\ -0.00017 \end{pmatrix} \quad (34)$$

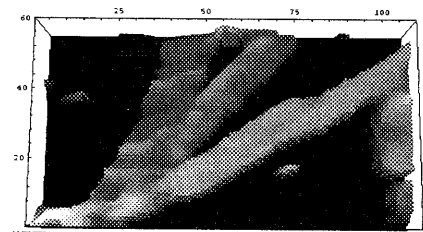
であり、妥当な値が計算されている。この運動パラメータをもとに従来法および提案手法によって逆距離  $r_\alpha$  を計算し、その分散  $V[r_\alpha]$  がしきい値よりも大きい部分を削除する。しきい値は削除される部分の割合が全画素の50%になるように調節した。この結果を図示



(a) 原画像



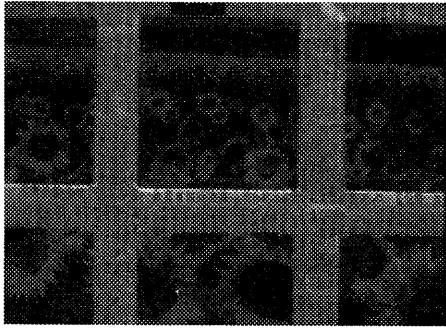
(b) 従来法による復元結果



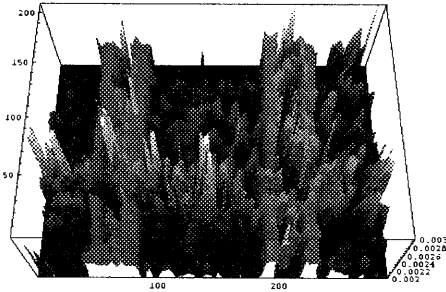
(c) 提案手法による復元結果

図4: 画像1と復元された距離情報(拡大表示)

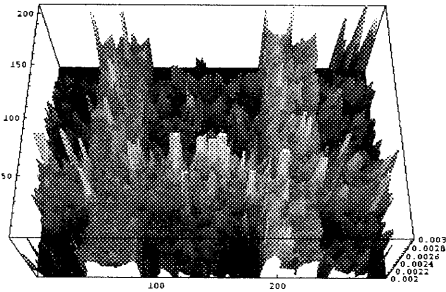
したのが図4(b)および(c)であり、それぞれ従来法と提案手法による結果である。これらの図では近い部分が明るく、遠い部分が暗く表示されている。従来法による結果は全体的に滑らかであるので一見安定した印象があるが、詳細に比較すると提案手法の方が物体の微細な構造まで復元されており、またそれぞれの物体の位置関係も明瞭になっているのが分る。例えば提案手法ではCDのケースの直線的な形状が再現されているが、従来法では凹凸がある。また本やCDケースと植物の境界部分は提案手法の方はより鮮明になっている。図4は図4の中央下の植物の枝が分岐している部分を拡大して表示したものである。この3本の枝の位置関係は、左の枝が最も速く、中央、右の順に近くなっている。復元結果の明度に注目すると分る通り、従来法による結果では3つの枝はほぼ同じ距離に復元されている一方、提案手法ではこれらの位置関係が再現されている。また右側の枝は中央部分に小さな分岐があるが、提案手法ではこの分岐が分る。



(a) 原画像



(b) 従来法による復元結果



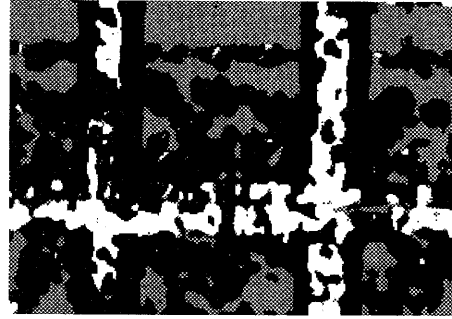
(c) 提案手法による復元結果

図5: 画像2と復元された距離情報

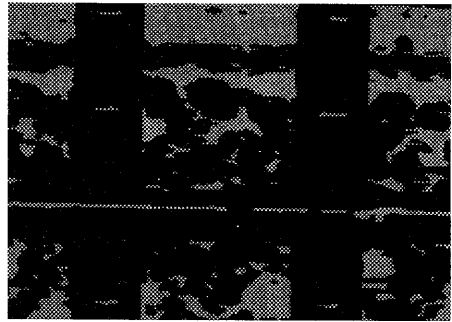
次に本手法によって、画像の対応点探索における誤り(ミスマッチ)が減少した例を示す。図4(a)が原画像の1つのフレームである。背景にはひまわりの描かれたポスターがあり、手前には新聞紙が貼られた格子がある。カメラは画像の右方向に移動しており、真の運動パラメータは

$$v = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \omega = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (35)$$

である。推定された運動パラメータは



(a) 従来法による結果



(b) 提案手法による結果

図6: 距離の値が負に計算された領域

$$v = \begin{pmatrix} -0.018 \\ 0.994 \\ -0.106 \end{pmatrix}, \omega = \begin{pmatrix} -0.00255 \\ -0.00019 \\ -0.00036 \end{pmatrix} \quad (36)$$

であり、ほぼ妥当な値であるが、本来0であるはずの回転速度の $x$ 成分が若干生じている。これは画像面と平行する並進によるオプティカルフローと、画像面に平行する回転軸を持つ回転によるオプティカルフローとの区別がつきにくいため、並進成分の一部が回転運動として解釈されたためである。従来法と提案手法によって復元された距離情報をそれぞれ図4(b)および(c)に示す。画像1と同様、逆距離の分散 $V[r_\alpha]$ によるしきい値処理を行ったが、今回は削除される部分の割合を全画素の25%とした。両者を比較すると、従来法では格子の中心部分が帯状に抜け落ちているのが分る。これは新聞紙の文字が繰り返しの画像パターンを構成しており、このためオプティカルフローの検出において、画像の対応付けが誤ったためである。この部分では実際の画像の移動と逆方向のフローが計算されており、復元された距離は現実にはあり得ない負の値を示している。従来法および提案手法による結果において、距離が負の値に計算された部分を示したのがそれぞれ図4(a)および(b)であり、負の距離の

部分が白い領域として表示されている。従来法では格子の中心の広い部分に渡って負の距離となっているのに比べ、提案手法では負の距離の部分が全く無いのが分かる。なお、これらの図において灰色の部分は分散  $V[r_\alpha]$  に関するしきい値処理によって削除された部分である。

## 5 まとめ

本論文ではオブティカルフローからカメラの運動パラメータと物体の形状を計算する structure from motion の処理において、カメラの運動パラメータを計算した後、それを基にオブティカルフローを再検出することによって精度の良い物体形状を復元する手法を提案した。本手法により期待される効果は、(1) 画像パターンの誤対応による誤った距離情報の減少、(2) より小さなウィンドウを用いた1次元探索による距離情報の解像度の向上である。実験によりこれらの効果を確認した。

将来の課題としては処理速度の向上が挙げられる。オブティカルフローの再検出を行う際に画像のリサンプリングを行っているが、これに多くの処理時間が費されている。1次元探索の方向への画像の微分値は、画像の勾配からリサンプリング行わずに計算できるので、これにより処理時間の短縮が可能である。また本手法で計算される距離情報は、画像の1次元探索の方向と直交する方向には高い解像度を持つが、1次元探索の方向の解像度は従来法と比較して大きな改善はない。これは大きなフローに対応するために、1次元探索の方向にはある程度広い広がりを持ったウィンドウを用いる必要があるためであるが、この方向の広がりを小さくしながら coarse-to-fine の対応付けを行うことでさらに解像度の良い距離情報が得られると考えられる。これも将来の課題としたい。

## 参考文献

- [1] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [2] Lucas, B., and Kanade, T., An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *Proceedings of 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vancouver, Canada, 1981, pp. 674-679.
- [3] Ohta, N., Image movement detection with reliability indices, *IEICE Transactions*, E74, 10, Oct. 1991, pp. 3379-3388.
- [4] Ohta, N., and Kanatani, K., Optimal structure-form-motion algorithm for optical flow, *IEICE Transactions on Information & Systems*, E78-D, 12, Dec. 1995, pp. 1559-1566.
- [5] Ohta, N., Optical flow detection using a general noise model, *IEICE Transactions on Information & Systems*, E79-D, 7, July 1996, pp. 951-957.
- [6] Press, H.P., Fannery, B.P., Teukolsky, S.A. and Vetterling, W.T., "Numerical Recipes in C," Cambridge University Press, Cambridge, 1988.
- [7] 和田 正裕, 山口 博久, 反復勾配法による動画像信号の動き量検出, 電子通信学会論文誌, J68-D, 4, 1985, pp. 663-670.