

## 特徴点の抽出・追跡の一手法と3次元形状の復元

尾曲 大悟† 大石 邦夫†

† 東京工科大学大学院 バイオ・情報メディア研究科 コンピュータサイエンス専攻  
〒192-0982 東京都八王子市片倉町 1404-1  
E-mail: †f031008f@css.teu.ac.jp, ††kohishi@cc.teu.ac.jp

**あらまし** 3次元形状復元の方法として因子分解法がある。因子分解法は、画像列の特徴点同士の対応した座標データが必要となる。本研究では、画像からの特徴点の抽出・追跡についておこなう。画像からの特徴点の抽出ではガボールフィルタを用いた手法を提案する。更に特徴点の追跡では、よく使われる手法にテンプレートマッチングにガボールフィルタを組み合わせたものを提案する。特徴点の追跡に用いられるテンプレートマッチングだけでは、特徴点がずれてしまうことをガボールフィルタと組み合わせることによってずれにくく追跡できるようになった。このことをシミュレーションを通して示す。

**キーワード** ガボールフィルタ, 特徴点, 追跡

## Three Dimensional Reconstruction from Image Sequence with a Tracking Algorithm and Hyper Surface

Daigo OMAGARI† and Kunio OISHI†

† Graduate School of Bionics, Computer and Media Sciences, Tokyo University of Technology  
Katakura-cho 1404-1, Hachioji-shi, Tokyo, 192-0982 Japan  
E-mail: †f031008f@css.teu.ac.jp, ††kohishi@cc.teu.ac.jp

**Abstract** Factorization Method has recovered shape from image sequence. It needs information of feature points on image. We propose that Gabor filter extracts feature points and template matching is used to track feature points. Gabor filter is advantageous to seek the corresponding feature point on the next frame.

**Key words** Gabor Filter, feature point, track feature points

### 1. はじめに

コンピュータグラフィックスを用いた技術による情報伝達は、テレビや医療関係など日常的になっている。そのため、今では、コンピュータグラフィックスを用いた技術はとても重要である。3次元復元とは、3次元空間にある物体をカメラなどで撮影した際に2次元空間(2次元ベクトル)に射影される。このとき、物体の幅と高さの情報が残り、奥行き情報が消失する。「3次元情報の復元」とは、消失した奥行き情報を復元することである。3次元復元についての研究は、長くされてきて応用する範囲も広くある。3次元復元に用いられる方法として、レーザーを用いたもの、ステレオカメラを用いたものがある。今回用いる因子分解法を手法は、一つのカメラで3次元復元することができる。そのため、レーザーを用いた手法など高価な機材を必要としなく身近にあるカメラやビデオカメラを持ちいることで対象物の3次元復元することができる。

3次元復元に用いられる因子分解法[1]が必要とするデータは、時系列画像データの対象とする物体の特徴点を時系列ごとに追跡した座標が必要となる。この追跡した特徴点の座標をま

とめた計測行列を運動行列と形状行列の二つに分解することによって3次元形状を復元することができる。本研究では、因子分解法に必要な特徴点の抽出と追跡を行う。

今回、特徴点の抽出と追跡にガボールフィルタを用いた手法を提案する。ガボールフィルタは人間の脳の視覚に近い処理モデルに似ているフィルタである。ガボールフィルタは、画像の任意の方向の空間周波数成分を抽出することができる。このことを利用して、対象物の角となる部分には複数の方向の成分を含んでいるので、複数のガボールフィルタをかけたときに複数の方向の成分が検出できたら特徴点とする。特徴点の追跡にはガボールフィルタとテンプレートマッチングを組み合わせたものを提案する。テンプレートマッチングだけの特徴点の追跡では、カメラが移動して撮影されたとき対象物の写り方が変わってしまうことに対応できないため、ガボールフィルタを用いて次の特徴点の位置をある程度絞ることによって特徴点がずれることなく追跡する。

シミュレーションによってガボールフィルタによって効率的に特徴点を抽出・追跡できることを示す。

## 2. 因子分解法

因子分解法では、対象物に対して相対運動するカメラで  $F$  枚の時系列画像データを撮影する。撮影した時系列画像データの第 1 フレームからフレームごとに物体の角など特徴点を  $P$  点抽出する。抽出した特徴点を順次追跡し特徴点  $p$  の  $f$  フレーム目の画像上の座標を  $(x_{fp}, y_{fp})$  とし、次の行列を定義する。

$$W = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1P} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2P} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{F1} & x_{F2} & \cdots & x_{FP} \\ y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1P} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2P} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ y_{F1} & y_{F2} & \cdots & y_{FP} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$W$  は  $2F \times P$  行列で、特徴点の  $x$  座標を行列の上半分、特徴点の  $y$  座標を行列の下半分要素とした行列である。 $W$  の列の要素は、ある特徴点  $p$  を追跡したのになり、各行は 1 フレームにある全特徴点の  $x, y$  座標と対応する。

次に、 $W$  の各行の平均値を求める。

$$\bar{x}_f = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P x_{fp}, \quad \bar{y}_f = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P y_{fp} \quad (2)$$

次に  $W$  の各要素から行の平均値を差し引いた行列  $W'$  を作成する。

$$W' = W - \begin{pmatrix} \bar{x}_1 & \cdots & \bar{x}_F & \bar{y}_1 & \cdots & \bar{y}_F \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{x}_1 & \cdots & \bar{x}_F & \bar{y}_1 & \cdots & \bar{y}_F \end{pmatrix}^T \quad (3)$$

よって  $W'$  の要素は、

$$x'_{fp} = x_{fp} - \bar{x}_f, \quad y'_{fp} = y_{fp} - \bar{y}_f \quad (4)$$

となり、特徴点の座標を、そのフレームでの特徴点の重心からの相対位置で表したことになる。この行列  $W'$  を計測行列と呼ぶ。求めた計測行列からカメラ運動と物体形状の復元を因子分解法により行う。

### 2.1 正射影モデル

図 1 のようにある特徴点  $p$  のワールド座標系に対する 3 次元座標を

$$s_p = [s_{px}, s_{py}, s_{pz}]^T \quad (5)$$

とする。 $t_f$  は、ワールド座標系の原点からカメラの中心へのベクトルである。また、カメラの姿勢をワールド座標系における 3 つの正規直行基底を

$$i_f = [i_{fx}, i_{fy}, i_{fz}]^T, j_f = [j_{fx}, j_{fy}, j_{fz}]^T, k_f = [k_{fx}, k_{fy}, k_{fz}]^T \quad (6)$$

とする。ここで  $i_f, j_f$  を画像の  $x$  座標,  $y$  座標に沿って定義する。 $k_f$  は、カメラの光軸に沿って定義する。図 1 の world origin は、ワールド座標系の原点である。ワールド座標系の原

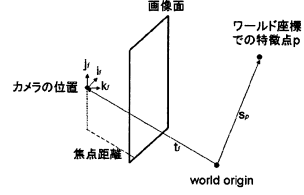


図 1 座標系の定義

点は、任意に決めることができる点である。 $f$  フレーム目の画像上での座標  $(x_{fp}, y_{fp})$  は、次式によって 3 次元座標のワールド座標から画像の 2 次元座標に射影される。

$$x_{fp} = i_f^T (s_p - t_f), \quad y_{fp} = j_f^T (s_p - t_f) \quad (7)$$

ここで (7), (7) を次のように書き換える

$$x_{fp} = i_f^T (s_p - t_f) = i_f^T s_p - i_f^T t_f = m_f^T s_p + c x_f \quad (8)$$

$$y_{fp} = j_f^T (s_p - t_f) = j_f^T s_p - j_f^T t_f = n_f^T s_p + c y_f \quad (9)$$

ただし、

$$c x_f = -i_f^T t_f, \quad c y_f = -j_f^T t_f \quad (10)$$

$$m_f = i_f, \quad n_f = j_f \quad (11)$$

ここで、ワールド座標の原点を対象物の重心におくと式 (2), (8) は、

$$\begin{aligned} \bar{x}_f &= \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P x_{fp} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (m_f^T s_p + c x_f) \\ &= \frac{1}{P} m_f^T \sum_{p=1}^P s_p + c x_f = c x_f \end{aligned} \quad (12)$$

となり、重心の位置  $x$  座標と  $c x_f$  が一致する。 $c y_f$  についても同様である。これらより、計測行列  $W'$  の要素を二つのベクトルの内積のみで表せるので、

$$W' = \begin{pmatrix} m_1^T s_1 & \cdots & m_1^T s_P \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_F^T s_1 & \cdots & m_F^T s_P \\ n_1^T s_1 & \cdots & n_1^T s_P \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ n_F^T s_1 & \cdots & n_F^T s_P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_1^T \\ \vdots \\ m_F^T \\ n_1^T \\ \vdots \\ n_F^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_P \end{pmatrix} = MS \quad (13)$$

と二つの行列積に分解できる。ここで、 $M$  は  $2F \times 3$  の行列、 $S$  は  $3 \times P$  の行列を表す。また、 $M$  には、カメラの回転運動情報だけが、また  $S$  には物体の形状情報だけが含まれている。このように行列を分けることを因子分解という。また、 $W'$  は  $2F \times 3$  と  $3 \times P$  の行列の積なので階数は 3 以下である。計測行列  $W'$  を式 (13) のように因子分解する手法として、特異値分解を用いる。特異値分解を用いると、任意の  $2F \times P$  の行列  $W'$  は、

$$W' = U \Sigma V^T \quad (14)$$

と 3 つの行列に分解できる。ここで、 $U$  は  $2F \times P$  の直行行

列,  $\Sigma$  は  $P \times P$  の対角行列,  $V_Z$  は  $P \times P$  の直交行列である。  $\Sigma$  の対角要素は,

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3 \geq \dots \geq \sigma_P \geq 0 \quad (15)$$

の降順に並んでいる。このとき,  $W'$  の階数が 3 であれば  $\sigma^4$  以降は 0 となる。したがって  $W'$  は,  $U$  の最初の 3 列である  $2F \times P$  行列  $U'$ ,  $3 \times 3$  行列  $\Sigma'$ ,  $V^T$  の最初の 3 行である  $3 \times P$  行列  $V'^T$  の積に等しく

$$\begin{aligned} W' &= U' \Sigma' V'^T = \hat{M} \hat{S} \\ \hat{M} &= U', \quad \hat{S} = \Sigma' V'^T \end{aligned} \quad (16)$$

が得られる。また,  $W'$  にはノイズが含まれるため, 階数は必ずしも 3 とはならない。しかし, その場合でも,  $\sigma^4$  以降の特異値は極めて小さいので 0 として扱ってしまえば近似解を得ることができる。

特異値分解を用いて式 (16) を得るには拘束条件として,

$$\mathbf{m}_f^T \mathbf{m}_f = \mathbf{n}_f^T \mathbf{n}_f = 1, \quad \mathbf{m}_f^T \mathbf{n}_f = 0 \quad (17)$$

が必要である。この条件がないと特異値分解で一意に分解できなくなってしまうからである。また, この拘束条件は, 正射影モデルの場合である。Scaled Orthographics Projection の場合は,

$$x_{fp} = \frac{1}{z_f} \mathbf{i}_f^T (\mathbf{s}_p - \mathbf{t}_f), \quad y_{fp} = \frac{1}{z_f} \mathbf{j}_f^T (\mathbf{s}_p - \mathbf{t}_f) \quad (18)$$

とする。ただし,  $z_f$  はカメラ中心から重心までの奥行き

$$z_f = \mathbf{k}_f^T (\mathbf{c} - \mathbf{t}_f) \quad (19)$$

である。式 (18) は, 式 (7) を  $z_f$  でスケールしたものととなり, スケール効果を表すことができる。同じようにワールド座標系を対象物の原点にとれば  $\mathbf{c} = \mathbf{0}$  となり, 式 (18) を

$$x_{fp} = \mathbf{m}_f^T \mathbf{s}_p + cx_f, \quad y_{fp} = \mathbf{n}_f^T \mathbf{s}_p + cy_f \quad (20)$$

と書き直す。ただし,

$$z_f = -\mathbf{k}_f^T \mathbf{t}_f, \quad cx_f = -\frac{\mathbf{i}_f^T \mathbf{t}_f}{z_f}, \quad cy_f = -\frac{\mathbf{j}_f^T \mathbf{t}_f}{z_f} \quad (21)$$

$$\mathbf{m}_f = \frac{\mathbf{i}_f}{z_f}, \quad \mathbf{n}_f = \frac{\mathbf{j}_f}{z_f} \quad (22)$$

とする。式 (20) は, 式 (8) と各変数の定義は違うが同じ形をしているので, 計測行列  $W'$  を特異値分解を用いれば因子分解できる。また, このときの拘束条件は,

$$\mathbf{m}_f^T \mathbf{m}_f = \mathbf{n}_f^T \mathbf{n}_f = \frac{1}{z_f^2}, \quad \mathbf{m}_f^T \mathbf{n}_f = 0 \quad (23)$$

となる。paraperspective projection の場合は,

$$x_{fp} = \frac{1}{z_f} \left\{ \left[ \mathbf{i}_f + \frac{\mathbf{i}_f^T \mathbf{t}_f}{z_f} \mathbf{k}_f \right]^T \mathbf{s}_p - \mathbf{i}_f^T \mathbf{t}_f \right\} \quad (24)$$

$$y_{fp} = \frac{1}{z_f} \left\{ \left[ \mathbf{j}_f + \frac{\mathbf{j}_f^T \mathbf{t}_f}{z_f} \mathbf{k}_f \right]^T \mathbf{s}_p - \mathbf{j}_f^T \mathbf{t}_f \right\} \quad (25)$$

となる。ただし,

$$z_f = \mathbf{k}_f^T (\mathbf{c} - \mathbf{t}_f) \quad (26)$$

また, 書き換えると

$$x_{fp} = \mathbf{m}_f^T \mathbf{s}_p + cx_f, \quad y_{fp} = \mathbf{n}_f^T \mathbf{s}_p + cy_f \quad (27)$$

$$z_f = -\mathbf{k}_f^T \mathbf{t}_f, \quad cx_f = -\frac{\mathbf{i}_f^T \mathbf{t}_f}{z_f}, \quad cy_f = -\frac{\mathbf{j}_f^T \mathbf{t}_f}{z_f} \quad (28)$$

$$\mathbf{m}_f = \frac{\mathbf{i}_f - cx_f \mathbf{k}_f}{z_f}, \quad \mathbf{n}_f = \frac{\mathbf{j}_f - cy_f \mathbf{k}_f}{z_f} \quad (29)$$

となり。式 (27), (28) は, 式 (8), (9) と各変数の定義は違うが同じ形をしているので, 計測行列  $W'$  を特異値分解を用いると因子分解できる。また, このときの拘束条件は,

$$\frac{\mathbf{m}_f^T \mathbf{m}_f}{1 + cx_f^2} = \frac{\mathbf{n}_f^T \mathbf{n}_f}{1 + cy_f^2} = \frac{1}{z_f^2}, \quad \frac{\mathbf{m}_f^T \mathbf{n}_f}{cx_f cy_f} = \frac{1}{z_f^2} \quad (30)$$

となる。

### 3. 特徴点抽出

#### 3.1 ガボールフィルタ

特徴点は物体の角やロゴなど物体の特徴となる部分を表す点のことである。この特徴点の画像での座標が因子分解法を用いて 3 次元復元するための情報となる。特徴点を抽出するためにガボールフィルタを用いた方法を提案する。ガボールフィルタは, 任意の空間周波数成分の方向を抽出することができる。そのため, 特徴点を抽出する前処理としてガボールフィルタを用いる。復元する対象物が建物などの人工物であるなら, 直線の成分がある。その直線の成分をガボールフィルタを用いて抽出してあげればよい。また直線もいくつも方向があるのでガボールフィルタを複数用意する必要がある。また, 特徴点は物体の角等であるから直線が交わる部分, つまり複数の方向成分を持っている部分をガボールフィルタ複数用意し組み合わせることによって角などの特徴的な部分を抽出してあげればよい。

#### 2次元ガボールフィルタ

$$\psi(x, y) = g_\sigma(x, y) \left[ e^{iu_0 x} - e^{-(u_0 \sigma)^2} \right] \quad (31)$$

$$g_\sigma(x, y) = \frac{1}{4\pi\sigma} e^{-\frac{1}{4\sigma^2}(x^2+y^2)} \quad (32)$$

のように定義されている。  $u_0$  は, 角周波数を表し, ガボールフィルタにより取り出したい空間の角周波数成分を決定する  $\sigma$  はガウス窓の大きさを表す。  $e^{-(u_0 \sigma)^2}$  は直流成分を 0 にするためである。提案手法では, このガボールフィルタを対象画像に対して, いくつもの方向のガボールフィルタをかけることによって, 特徴点を抽出する際に物体の角や特徴的な部分を抽出させる。ガボールフィルタを原点周りに回転させる方法は,

$$\psi_\theta(x, y) = \psi(\hat{x}, \hat{y}) \quad (33)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (34)$$

である。添え字の  $\theta$  は角度を表す。これを用いて対象とする画像に対して, 任意の  $\theta_r$  の方向の空間周波数成分を取り出すことができる。角や特徴的な部分は複数の空間周波数成分を持っているので, 複数の方向の成分を持っているところから特徴点を抽出すればよい。ただし, ガボールフィルタをかけることによって虚数部と実数部に分かれるため式 (35) のように実

数部と虚数部の大きさを用いる。

$$|I_{\psi_\theta}(x, y)| = \sqrt{\text{Re}(I_{\psi_\theta}(x, y))^2 + \text{Im}(I_{\psi_\theta}(x, y))^2} \quad (35)$$

ここで  $I_{\psi_\theta}(x, y)$  は対象画像に角度  $\theta$  のガボールフィルタをかけた画像の座標  $(x, y)$  の空間周波数の成分をあらわす。

### 3.2 特徴点の抽出

ガボールフィルタによって作成されたいくつかの方向の成分を抽出した画像から一定以上の大きさをもった2方向以上の成分をもった部分を特徴点の候補とする。候補部分から次のとおりに特徴点を決定する。

画像の着目画素(特徴点候補)  $(i, j)$  画素  $p$  を中心とする一定の大きさの正方形  $N_p$  とする。  $(i, j)$  画素の輝度値を  $I(i, j)$  とし領域  $N_p$  の自己残差次に定義する。

$$J(x, y) = \frac{1}{2} \sum_{(x, y) \in N_p} w_{xy}(I(i+x, j+y) - I(i, j))^2 \quad (36)$$

$x, y$  は実数,  $w(i, j)$  は重み関数である。画像の輝度値  $I(i, j)$  を適当な補間によって連続関数とみなす。  $J(x, y)$  は,  $x = y = 0$  で最小値をとる非負の関数であるから, これを原点  $(0, 0)$  の近傍  $\chi$  において次の形の2次関数で近似する。

$$\begin{aligned} g(x, y) &= \frac{1}{2}(n_1 x^2 + 2n_2 xy + n_3 y^2) \\ &= \frac{1}{2} \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} n_1 & n_2 \\ n_2 & n_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{2} \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} \mathbf{H} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (37)$$

ここで, ヘッセ行列  $\mathbf{H}$  を

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} n_1 & n_2 \\ n_2 & n_3 \end{pmatrix} \quad (38)$$

この  $\mathbf{H}$  の行列式が全曲率となり特徴点の特徴量として扱う。この要素  $n_1, n_2, n_3$  は最小2乗法によって,

$$f(i, j) = \iint_{\chi} w(x, y)(J(x, y) - g(x, y))^2 dx dy \quad (39)$$

が最小になるように決定する。重み関数は次の重みがある

$$w(x, y) = e^{-(x^2+y^2)/\sigma^2} \quad (40)$$

$$w(x, y) = e^{-J(x, y)(x^2+y^2)/\sigma^2} \quad (41)$$

式(40)はガウス型重み式(41)はギブス型重み,  $\sigma^2$  は分散である。次に  $n_1, n_2, n_3$  について偏微分シベクトル化すると偏微分した結果をベクトル化すると

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \frac{\partial f(i, j)}{\partial n_1} \\ \frac{\partial f(i, j)}{\partial n_2} \\ \frac{\partial f(i, j)}{\partial n_3} \end{pmatrix} &= \iint_{\chi} -m(x, y)w(x, y)J(x, y) dx dy \\ &+ \frac{1}{2} \iint_{\chi} m(x, y)w(x, y)m(x, y)^T \mathbf{n} dx dy \\ m(x, y) &= \begin{pmatrix} -x^2 & -2xy & -y^2 \end{pmatrix}^T \\ \mathbf{n} &= \begin{pmatrix} n_1 & n_2 & n_3 \end{pmatrix}^T \end{aligned} \quad (42) \quad (43)$$

ここで

$$A = \frac{1}{2} \iint_{\chi} m(x, y)w(x, y)m(x, y)^T dx dy \quad (44)$$

$$b = \iint_{\chi} m(x, y)w(x, y)J(x, y) dx dy \quad (45)$$

とおく。誤差が最小になるのは  $42$  が  $0$  のときであるから

$$\mathbf{n} = 2A^{-1}b \quad (46)$$

を解くことによって  $\mathbf{H}$  の要素が求まる。ただし, 扱う画像はデジタル画像であるから積分は領域  $\chi$  内をサンプルして離散散的に評価する。

得られたヘッセ行列は, 着目画素の近傍の輝度値の変化を関数であらわしたものであるから,

$$\det(\mathbf{H}) = n_1 \times n_3 - n_2 \times n_2 \quad (47)$$

の全曲率が大きいと輝度値の変化が大きいといえる。また,  $\det(\mathbf{H})$  は角にくるほど大きくなるので, 着目画素の  $\det(\mathbf{H})$  が周りより大きければ特徴点とした。また,  $\det(\mathbf{H})$  は負の場合もあるので絶対値を用いている。

## 4. 特徴点追跡

### 4.1 テンプレートマッチング

特徴点の追跡方法として用いられるテンプレートマッチングについて説明する。この時点では特徴点の一つ前のフレームにすでに振られていて, 一つ前のフレームから現在のフレームでの特徴点の位置をテンプレートマッチングを用いて決定する。テンプレートマッチングは, 図2に示すように一つ前の特徴点の座標を中心としたウィンドウの部分の画像を切り出す。切り出した部分と一致する部分を現在のフレームから探します方法である。一致した部分が次の特徴点となる。時系列画像を扱うので一つ前の画像と現在のフレームの画像では大きく変わらないので一つ前の特徴点があった座標付近を現在のフレームから探せばよい。一つ前のフレームのある特徴点を  $p(x, y)$  とし,

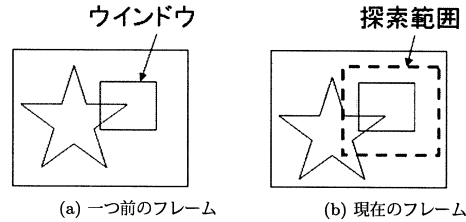


図2 テンプレートマッチングの例

その周囲のウィンドウサイズを  $k, l$  とすると。現在の画像の探索範囲を  $M, N$  とすると式(48)が最も小さくなる場所を探す。

$$\sum_{(k, l) \in \Gamma} (p(x, y) - p'(x+M, y+N))^2 \quad (48)$$

式(48)が最小になったところを一つ前の特徴点  $p$  の現在のフレームでの特徴点の位置に決定する。  $\Gamma$  はウィンドウの領域である。これによって, 最初のフレームで抽出した特徴点を最終フレームまで追跡する。

#### 4.2 ガボールフィルタを用いた特徴点追跡

テンプレートマッチングを用いた方法では、カメラが移動した際に対象とした物体の写り方が変化したり、照明等の光のあたり方によって特徴点の位置がずれてしまう問題がある。提案する手法では、特徴点の位置がずれないようにするためにガボールフィルタを用いる。ガボールフィルタを用いて特徴点を抽出したようにいくつもの方向のガボールフィルタを現在のフレームの画像に対してかける。図3にガボールフィルタによる処理の例を示す。図3(a)に対して、角周波数が $\pi/2, \sigma = 5$ の

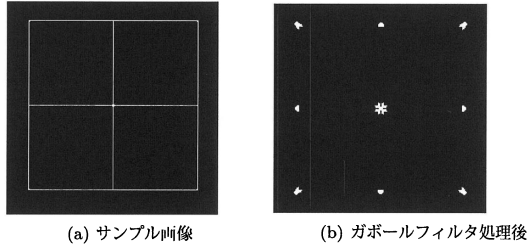


図3 ガボールフィルタによる処理

ガボールフィルタを $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ の4方向にかけ、式(35)の大きさがある程度大きかったもの(ここでは、10以上)部分が2個以上あった部分を白く表したものを(b)に示す。図3(b)を見るとわかるように(a)の角の部分と交わっている部分が抽出されているのがわかる。図3のように特徴となる部分を抽出するため、現在のフレームに対して複数のガボールフィルタをかけることによって現在のフレームで特徴点となる部分を絞っておく。その後テンプレートマッチングによって探索範囲内にある絞った部分から特徴点になる場所を探すことによって、特徴点をずれにくくする。ここでは、閾値を10としたが、閾値を大きくすれば図3(b)の白い部分は狭まり、より特徴点となる部分を絞ることができる。また、窓の大きさを決める $\sigma$ によっても変化する。 $\sigma$ の値を大きくすれば特徴点となる部分は大きくなり、逆に小さくすると特徴点となる部分は小さくなる。

#### 5. シミュレーション

シミュレーションに用いたの物を以下に示す。

- カメラ
  - Panasonic LUMIX DMC-TZ3
  - 焦点距離 4.3mm
- 特徴点抽出の窓サイズ 21×21
- 特徴点の全曲率の閾値 100
- 重み関数 ガウス窓
- 重み関数の分散 2
- テンプレートマッチングの探索範囲 101×101

今回用いたガボールフィルタは4種類で $\theta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ の方向成分を抽出するものを用いる。カメラの動きは水平方向に動く。模型を使った追跡には23フレーム、研究室を使った場合は50フレームを使用した。特徴点を抽出と追跡する際には、ガボールフィルタの窓の大きさは $\sigma = 3$ 、角周波数は $u_0 = 2\pi/3$ 、空間周波数の方向を $\theta = 0, 2\pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ を使用した。式(35)の閾値となる値は1以上とした。模型を用い

たときのカメラの解像度は1280×960である。研究室の部屋を用いたときのカメラの解像度は、3072×2304である。模型での特徴点の抽出を図6に示し、研究室の特徴点を図14示す。また、模型を用いて形状復元を行ったものを図16に示す。今回、特徴点は十文字の印で表している。この十文字の交わる部分が抽出および追跡した特徴点の位置となる。模型を使っ

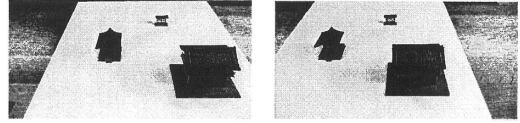


図4 模型の初期フレーム 図5 模型の最終フレーム

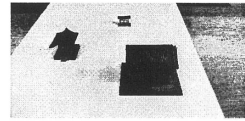


図6 模型の初期フレーム特徴点抽出結果

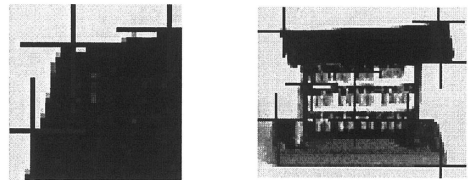


図7 模型の特徴点抽出結果拡大

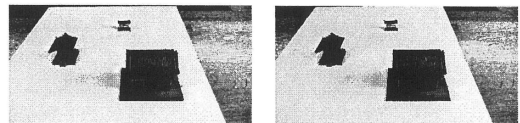


図8 模型の追跡結果

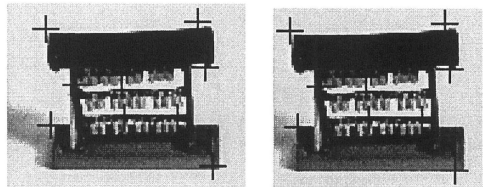
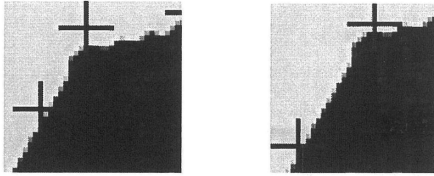


図9 模型の追跡結果絵馬の拡大

た場合のシミュレーション結果、ガボールフィルタを用いた特徴点の抽出を図6に示す。また、図7に鐘樓の屋根の部分と絵馬の特徴点の拡大したものを示す、全体的に特徴的な部分が抽出できた。特徴点の追跡結果は、テンプレートマッチングと大きく差は無くほぼ図7と同じ場所にある、しかし図8(b)



(a) ガボールフィルタなし (b) ガボールフィルタあり  
図 10 模型の最終フレーム 鐘樓の屋根拡大

の方が (a) と比べて左下の特徴点がずれがずれなく追跡でき、図 10(b)の方が (a) と比べて左上の特徴点のずれが少なく、ガボールフィルタを用いたほうがいい結果であった。

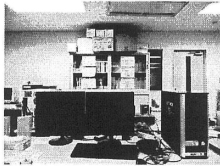
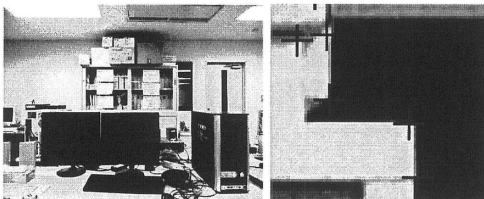


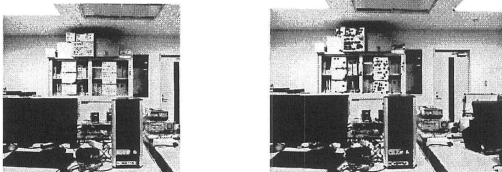
図 11 研究室の初期フレーム



図 12 研究室の最終フレーム



(a) 特徴点抽出結果全体 (b) 書棚の角の拡大  
図 13 研究室特徴点抽出結果



(a) ガボールフィルタなし (b) ガボールフィルタあり  
図 14 研究室の追跡結果



(a) テンプレートマッチング (b) ガボールフィルタ  
図 15 研究室の追跡結果書棚の角拡大

研究室の画像を使った場合のシミュレーション結果、ガボールフィルタを用いた特徴点抽出結果を図 14 に示す。こちらでも特徴点の抽出は、全体的に特徴的な部分が抽出できた。図 14(b)は、奥にある書棚の右上部分の角を拡大したものである。特徴

点の追跡結果は、テンプレートマッチングよりいい結果であった。図 15 にあるのは、後ろの方にある書棚の右上の部分の拡大したものである。図 15(b)の方が (a) と比べて特徴点のずれが少なく追跡できたと言える。図 16 は今回用いた模型をガ

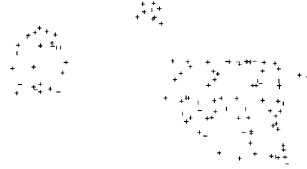


図 16 模型の復元結果

ボールフィルタを用いて特徴点の抽出・追跡した結果を因子分解法により 3 次元復元した結果である。復元した結果を x 軸に対して 20 度傾けて、特徴点の部分のみ表示した結果である。

## 6. む す び

今回提案する特徴点の抽出方法は、任意の方向の空間周波数を抽出するに優れたガボールフィルタを用いて複数の方向性を効率よく抽出できることが確認できた。また、特徴点の追跡方法に関してもガボールフィルタを組み合わせることで、テンプレートマッチングのみの特徴点の追跡よりもずれを少なく追跡することがシミュレーションより確認できた。特徴点の抽出する際のガボールフィルタの窓の大きさ  $\sigma$  が小さいとノイズの影響が出てしまう。ノイズの影響を小さくするためにガボールフィルタの窓の大きさを決める  $\sigma$  は大きい方がいい結果であった。また、特徴点追跡のときも  $\sigma$  や閾値などのパラメータを決めるのにいろいろと試行錯誤する部分があった。特徴点追跡では、角周波数は、高いほうがいい結果であった。なぜなら、エッジや角には、高い周波数成分が含まれているためである。しかし、高い周波数成分は含まれている部分はあまり大きくない場合が多い、そのため、ガボールフィルタの出力の大きさが閾値を超えることができず追跡できなくなってしまう特徴点がある。そのため閾値を小さくすると図 3(b) のように絞り込む際の範囲が広くってしまい。図 9 のようにテンプレートマッチングと同じようなずれの原因になったと考えられる。閾値の範囲はだいたい 1 から 2 くらいがいい結果であった。そのため画像または、特徴点ごとに閾値を最適に決めるようにしていくことが今後の課題と考えられる。

## 文 献

- [1] 金出 武雄, コンラッドポールマン, 森田 俊彦, “因子分解法による物体形状とカメラ運動の復元” 電子情報通信学会 D-II, vol. J76-D-II No. 8 pp. 1497-1505 1993 年 8 月
- [2] 金谷 健一, 菅谷 保之 “因子分解法の完全レシピ”, 信学技法, Vol. 103 No. 391, pp. 19-24 NC2003-49, 2003 年 1 月
- [3] 金沢 靖, 金谷 健一 “画像の特徴点に共分散行列は必要か” 電子情報通信学会論文誌, A Vol. J85-A No. 2, pp. 231-239, 2002 年 2 月
- [4] 中野 宏毅, 山本 顕勇, 吉田 靖夫 “ウェブレットによる信号処理と画像処理” 共立出版社, 2000 年 3 月初版
- [5] 徐 剛, 辻 三郎 “3 次元ビジョン” 共立出版社, 2001 年 3 月 10 日