

# スプライン曲面を用いたステレオ形状復元法の改良

高田 潤<sup>†1</sup> 右田 剛 史<sup>†1</sup> 尺 長 健<sup>†1</sup>

本稿では、人間の顔のように形状が滑らかな物体を対象としたステレオ形状復元を扱う。各画素に対する距離値は少数の格子点における距離値をスプライン補間することで表す。この距離値とカメラパラメータから2画像間の対応関係を求める。ここで、キャリブレーションによって得られるカメラパラメータには誤差が含まれるため、距離値の推定と同時にカメラパラメータを補正することで復元精度を向上させることができる。また、この手法より、キャリブレーションの簡略化も期待できる。

## Improvement of Stereoscopic Reconstruction with a Spline Surface

JUN TAKADA,<sup>†1</sup> TSUYOSHI MIGITA<sup>†1</sup>  
and TAKESHI SHAKUNAGA<sup>†1</sup>

This paper describes a method for stereoscopic shape reconstruction that handles a smooth surface, such as a human face. Since depths for each pixel is expressed by a spline interpolation between a set of grid points, correspondences between two images are generated by the depths and camera parameters. The reconstruction accuracy is improved by correcting camera parameters to reduce the calibration errors. This method also simplifies camera calibration required for the 3d reconstruction.

### 1. はじめに

3次元形状復元を行う手法としてステレオ画像を用いた3次元復元手法が広く知られている<sup>1)</sup>。この手法において、同一の3次元点を投影した異なる画像上の点を対応付ける処理が

重要であり、エピポーラ拘束に従って対応点の座標を探索する方法が広く知られている。この対応付けはカメラから対応点までの距離を探索することでも可能である<sup>2)</sup>。

顔などの表面が滑らかな物体が復元対象である場合、隣接する画素に対するカメラからの距離が滑らかに変化するため、復元対象の画像座標とカメラからの距離の関係を滑らかな関数(曲面)で表すことができる。永井ら<sup>3)</sup>はスプライン曲面を用いたステレオ形状復元法として、ステレオ画像対が最適に一致するような距離画像を推定することで3次元形状復元を行っている。この曲面を表すパラメータは少数の格子点におけるカメラからの距離の逆数( $\beta$ 値と呼ぶ)であり、格子点間の $\beta$ 値をスプライン補間することで復元対象全体の距離画像を推定できる。本稿では、このスプライン曲面を用いたステレオ形状復元法を改良することで、形状復元の精度向上とキャリブレーションの簡略化を行う方法について説明し、実画像で検証する。

### 2. スプライン曲面を用いた形状復元

ステレオ画像を用いた3次元形状復元における2画像間の対応付けの手法として、永井ら<sup>3)</sup>は距離画像のスプライン表現による対応付けを提案している。この章ではその方法について述べる。

#### 2.1 2画像間の対応関係

入力した2枚の画像(ステレオ画像)を第1画像、第2画像と呼び、それぞれの画像上の点を同次座標で表したものを $\mathbf{u}$ 、 $\mathbf{u}'$ とする。この2点が対応している場合、 $4 \times 3$ の射影行列を用いると以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \lambda \mathbf{u} &= [\mathbf{P} \ \mathbf{q}] \mathbf{X} \\ \lambda' \mathbf{u}' &= [\mathbf{P}' \ \mathbf{q}'] \mathbf{X} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{X}$ は3次元点の同次座標、 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{P}'$ は $3 \times 3$ の行列、 $\mathbf{q}$ 、 $\mathbf{q}'$ は3次元ベクトルである。この2式から対応点 $\mathbf{u} \leftrightarrow \mathbf{u}'$ の関係を表す $3 \times 3$ 行列を求めることができる。

$$\begin{aligned} \frac{\lambda'}{\lambda} \mathbf{u}' &= \mathbf{P}' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{u} + \frac{1}{\lambda} (\mathbf{q}' - \mathbf{P}' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{q}) [0 \ 0 \ 1] \mathbf{u} \\ &= [\mathbf{H}_0 + \beta \mathbf{H}_1] \mathbf{u} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{H}_0 = \mathbf{P}' \mathbf{P}^{-1}$ 、 $\mathbf{H}_1 = (\mathbf{q}' - \mathbf{P}' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{q}) [0 \ 0 \ 1]$ である。 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{P}'$ 、 $\mathbf{q}$ 、 $\mathbf{q}'$ が既知ならば、 $\beta$ の探索を行うことで点 $\mathbf{u}$ の対応点 $\mathbf{u}'$ を求めることができる。 $\beta$ を変更していくと式(2)から得られる点 $\mathbf{u}'$ は点 $\mathbf{u}$ に対するエピポーラ線を描くため、 $\beta$ による探索はエピポーラ拘束に従う1次元探索と等価である。

<sup>†1</sup> 岡山大学  
Okayama University

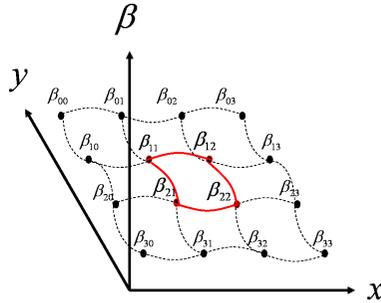


図1 スプライン曲面

## 2.2 スプライン曲面による $\beta$ の探索

人間の顔のように、 $z$  値 ( $1/\beta$ ) が隣接点間で極端に変化しない滑らかな物体の形状を復元する場合、形状は曲面の式で表すことができる。そこで、復元領域を格子で区切り、各区間の曲面をつないで1つのスプライン曲面として  $\beta$  値を表す。図1のように4つの格子点  $\beta_{11}, \beta_{12}, \beta_{21}, \beta_{22}$  で囲まれた曲面  $\beta = f(x, y)$  はその近傍16点 ( $\beta_{00}, \dots, \beta_{33}$ ) を用いて、以下の式で表すことができる。

$$f(x, y) = \mathbf{y}^\top \mathbf{A} \begin{bmatrix} \beta_{00} & \beta_{01} & \beta_{02} & \beta_{03} \\ \beta_{10} & \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} \\ \beta_{20} & \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} \\ \beta_{30} & \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} \end{bmatrix} \mathbf{A}^\top \mathbf{x} \quad (3)$$

$$\text{ここで、} \mathbf{A} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 2 & -5 & 4 & -1 \\ -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ x \\ x^2 \\ x^3 \end{bmatrix}, \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 \\ y \\ y^2 \\ y^3 \end{bmatrix} \text{である。}$$

この関数を使って、復元領域全体の画素値の差が最小となる  $\beta$  を探索する。式(2)から点  $\mathbf{u}$  の対応点  $\mathbf{u}'$  が得られる。 $\mathbf{u}' = \xi(\mathbf{u})$  と表すと、格子点が縦  $m$  点、横  $n$  点あるとき、各対応点間の画素値の差は、

$$r(\mathbf{u}, \beta_{00}, \dots, \beta_{m-1, n-1}) = I(\mathbf{u}) - I'(\xi(\mathbf{u})) \quad (4)$$

となる。ここで、第1画像上の点  $\mathbf{u}$  の画素値を  $I(\mathbf{u})$ 、第2画像上の点  $\mathbf{u}'$  の画素値を  $I'(\mathbf{u}')$  とする。次式を最小化する  $(\beta_{00}, \dots, \beta_{m-1, n-1})$  を探索することで最適な形状が得られる。

$$E = \sum (I(\mathbf{u}) - I'(\xi(\mathbf{u})))^2 \quad (5)$$

$\beta_{ij}$  が  $\Delta\beta_{ij}$  だけ変化した場合、以下の式が得られる。

$$r(\mathbf{u}, \dots, \beta_{ij} + \Delta\beta_{ij}, \dots) = (I(\mathbf{u}) - I'(\xi(\mathbf{u}))) - \Delta\beta_{ij} \frac{\partial r}{\partial \beta_{ij}} \quad (6)$$

$\beta_{ij}$  が変化することによって対応関係が変わる全ての画素において、対応する点同士の画素値の差が最小になることが望ましいため、以下のベクトルノルムを最小化する。

$$\begin{bmatrix} r(\mathbf{u}, \beta_{00}, \dots) \\ \vdots \end{bmatrix} - \Delta\beta_{ij} \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial \beta_{ij}} \\ \vdots \end{bmatrix} = \mathbf{r} - \Delta\beta_{ij} \mathbf{J}_{ij} \quad (7)$$

この式より、 $\beta_{ij}$  の最適な変化量は

$$\Delta\beta_{ij} = \frac{\mathbf{J}_{ij}^\top \mathbf{r}}{\mathbf{J}_{ij}^\top \mathbf{J}_{ij}} \quad (8)$$

である。各格子点  $(\beta_{00}, \dots, \beta_{m-1, n-1})$  に  $\beta$  の初期値を与え、 $\beta_{ij}$  の値の変化を繰り返し行うことで徐々に正しい曲面へ近似していく。最適化には  $\mathbf{J}_{ij}^\top \mathbf{J}_{ij}$  を対角要素とする前処理行列を用いた BDCG 法<sup>4)</sup> を用いる。これは初期探索点では  $E$  の勾配

$$\mathbf{g}_0 = \nabla E = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{00}^\top \mathbf{r} \\ \vdots \\ \mathbf{J}_{m-1, n-1}^\top \mathbf{r} \end{bmatrix} \quad (9)$$

と、次のブロック対角行列

$$\ddot{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{00}^\top \mathbf{J}_{00} & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & \mathbf{J}_{m-1, n-1}^\top \mathbf{J}_{m-1, n-1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

を前処理行列として探索方向  $\mathbf{d}_0 = \ddot{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{g}_0$  を求め、2回目以降は次式で探索方向を決定する前処理付き共役勾配法である。

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_k &= \ddot{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{g}_k + \alpha_k \mathbf{d}_{k-1} \\ \alpha_k &= \frac{(\ddot{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{g}_k)^\top (\mathbf{g}_k - \mathbf{g}_{k-1})}{\mathbf{g}_{k-1}^\top \ddot{\mathbf{H}} \mathbf{g}_{k-1}} \end{aligned} \quad (11)$$

また、対応付けの際には形状格子の細分化を行う。形状格子の細分化とは、局所解を避け

るために粗い格子から始め、格子点を増やしながらか段階的に曲面の最適化を行う方法である。具体的には、まず縦  $m$  点、横  $n$  点の合計  $m \times n$  点で対応付けを行う。次に、格子点を  $(m+1) \times (n+1)$  点に増やして再配置し、 $m \times n$  点での対応付けで得た曲面から新たな格子点の  $\beta$  値の初期値を算出し、再び対応付けを行う。その後も同様に繰り返すことで徐々に正確な曲面へと近似していく。

### 3. 対応付けの高精度化とキャリブレーションの簡略化

#### 3.1 カメラパラメータの自動補正による対応付けの精度向上

前章では対応点の画素値の差を最小にすることで、曲面全体を最適化する  $\beta$  の値を求める方法を述べた。通常、キャリブレーション結果には誤差が含まれているので、先ほど得た  $\beta$  の値を用いてカメラパラメータを補正することができれば、対応付けを改善できると考えられる。これは、式 (2) の  $\mathbf{H}_0, \mathbf{H}_1$  を補正することによって実行できる。ここで、 $\mathbf{H}_0, \mathbf{H}_1$  の非零要素を変数として加えた場合の、対応点間の画素値の差を表す式は

$$r(\mathbf{u}, \beta, h_{00}^0, \dots, h_{22}^0, h_{02}^1, h_{12}^1, h_{22}^1) = I(\mathbf{u}) - I'(\xi(\mathbf{u})) \quad (12)$$

となる。なお、 $\mathbf{H}_0$  の各要素を  $h_{00}^0, h_{01}^0, \dots, h_{22}^0$ 、 $\mathbf{H}_1$  の 3 列目の各要素を  $h_{02}^1, h_{12}^1, h_{22}^1$  とした。このとき、各要素  $h_{ij}^k$  を  $\Delta h_{ij}^k$  変化させた場合、以下の式が得られる。

$$r(\mathbf{u}, \beta, h_{00}^0 + \Delta h_{00}^0, \dots, h_{22}^0 + \Delta h_{22}^0) = (I(\mathbf{u}) - I'(\xi(\mathbf{u}))) - \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial h_{00}^0} & \dots & \frac{\partial r}{\partial h_{22}^1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta h_{00}^0 \\ \vdots \\ \Delta h_{22}^1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

ちなみに、 $\frac{\partial r}{\partial h_{ij}^k}$  は  $\hat{\mathbf{u}}' = (X/Z, Y/Z)$ 、 $(X, Y, Z) = (\mathbf{H}_0 + \beta \mathbf{H}_1)\mathbf{u}$  とすると、

$$\frac{\partial r}{\partial h_{ij}^k} = \frac{\partial \mathbf{u}'}{\partial h_{ij}^k} \cdot \frac{\partial \hat{\mathbf{u}}'}{\partial \mathbf{u}'} \cdot \frac{\partial r}{\partial \hat{\mathbf{u}}'} = \frac{\partial \mathbf{u}'}{\partial h_{ij}^k} \cdot \frac{1}{Z} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -X & -Y \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{\partial I'}{\partial x} \\ \frac{\partial I'}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (14)$$

という鎖則で求まる。対応点の探索範囲内の全ての点において、式 (13) が最小になることが望ましい。そこで、式 (13) の左辺を 0 とおき、以下のようにまとめる。

$$\mathbf{0} = \begin{bmatrix} r(\mathbf{u}, \beta, h_{00}^0, \dots, h_{22}^1) \\ \vdots \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial h_{00}^0} & \dots & \frac{\partial r}{\partial h_{22}^1} \\ \vdots & & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta h_{00}^0 \\ \vdots \\ \Delta h_{22}^1 \end{bmatrix} = \mathbf{r} - \mathbf{J}_h \Delta \mathbf{h} \quad (15)$$

よって、最適な変化量  $\Delta \mathbf{h}$  は

$$\Delta \mathbf{h} = (\mathbf{J}_h^\top \mathbf{J}_h)^{-1} \mathbf{J}_h^\top \mathbf{r} \quad (16)$$

で得られる。

初期値からベクトル  $\mathbf{h}$  の各要素の変化を繰り返し行うことで徐々に正しい  $\mathbf{H}_0, \mathbf{H}_1$  へと修正していく。実験では  $\beta$  の探索と同様に BDCG 法を用いて最適化を行い、 $\beta$  の探索とカメラパラメータの補正を交互に行うことで  $\beta$  と  $\mathbf{h}$  を最適値へと近似していく。

#### 3.2 キャリブレーションの簡略化

永井ら<sup>3)</sup> は  $\mathbf{P}, \mathbf{P}', \mathbf{q}, \mathbf{q}'$  を求めるために、ルービックキューブを用いたキャリブレーションを行っている。しかし、この方法では入力画像と同一の撮影環境でルービックキューブのような格子点のある立方体を撮影し、自動または手動で得られた対応点を使って  $\mathbf{P}, \mathbf{P}', \mathbf{q}, \mathbf{q}'$  を計算しなければならない。本稿ではこのようなキャリブレーション画像を用いず、復元対象画像を見ただけでわかる定性的情報のみを与え、カメラパラメータの補正を行うことでキャリブレーションの簡略化を検討する。

##### 3.2.1 焦点距離と回転行列による 2 画像間の対応関係

第 1 画像の撮影位置を基準位置とし、第 2 画像の撮影位置・姿勢を基準位置からの回転  $\mathbf{R}$  と並進  $\mathbf{t}$  で表すことで、式 (1) を以下のように書き直すことができる。

$$\begin{aligned} \lambda \mathbf{u} &= \mathbf{K}[\mathbf{I} \ \mathbf{0}] \mathbf{X} \\ \lambda' \mathbf{u}' &= \mathbf{K}'[\mathbf{R} \ \mathbf{t}] \mathbf{X} \end{aligned} \quad (17)$$

ここで、 $\mathbf{K}, \mathbf{K}'$  はそれぞれ第 1 カメラ、第 2 カメラの内部パラメータである。式 (17) を使って、式 (2) を次のように書き換えることができる。

$$\begin{aligned} \frac{\lambda'}{\lambda} \mathbf{u}' &= [\mathbf{H}'_0 + \beta \mathbf{H}'_1] \mathbf{u} \\ \mathbf{H}'_0 &= \mathbf{K}' \mathbf{R} \mathbf{K}, \quad \mathbf{H}'_1 = \mathbf{K}' \mathbf{t} [0 \ 0 \ 1] \end{aligned} \quad (18)$$

さらに、入力画像のサイズが  $a \times b$  ならば画像中心を  $(a/2, b/2)$  と置くことで内部パラメータ  $\mathbf{K}, \mathbf{K}'$  は

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f & 0 & a/2 \\ 0 & f & b/2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{K}' = \begin{bmatrix} f' & 0 & a/2 \\ 0 & f' & b/2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

と表すことができる<sup>5)</sup>。また、回転行列  $\mathbf{R}$  は四元数  $(l, x, y, z)$  を用いて表す。

$$\mathbf{R}(l, x, y, z) = \begin{bmatrix} l^2 + x^2 - y^2 - z^2 & 2(xy - lz) & 2(xz + ly) \\ 2(xy + lz) & l^2 - x^2 + y^2 - z^2 & 2(yz - lx) \\ 2(xz - ly) & 2(yz + lx) & l^2 - x^2 - y^2 + z^2 \end{bmatrix} \quad (20)$$

なお、式 (18) はスケールの不定性があるため、四元数のノルム  $(l^2 + x^2 + y^2 + z^2)$  を 1 にするなどの制約は不要である。また、 $\mathbf{t} = (t_0, t_1, t_2)$  とする。

これにより、対応関係の補正において最適化するパラメータの自由度を 10 から 7 に減らすことができ、式 (13) を

$$r(\mathbf{u}, \beta, f + \Delta f, f' + \Delta f', l + \Delta l, \dots, t_2 + \Delta t_2) = (I(\mathbf{u}) - I'(\xi'(\mathbf{u}))) - \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial f} & \dots & \frac{\partial r}{\partial t_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta f \\ \vdots \\ \Delta t_2 \end{bmatrix} \quad (21)$$

と書き換えることができる。ここで、 $\xi'(\mathbf{u})$  は式 (18) から点  $\mathbf{u}$  の対応点  $\mathbf{u}'$  を得る変換である。式 (13) と同様に、式 (21) も対応点の探索範囲内すべての点において、最小になることが望ましい。よって、左辺を 0 とおいてまとめると、

$$\mathbf{0} = \begin{bmatrix} r(\mathbf{u}, \beta, f, \dots, t_2) \\ \vdots \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial f} & \dots & \frac{\partial r}{\partial t_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta f \\ \vdots \\ \Delta t_2 \end{bmatrix} \\ = \mathbf{r} - \mathbf{J}_c \Delta \mathbf{h}_c \quad (22)$$

以上より、対応点の画素値の差を最小にする最適な変化量  $\Delta \mathbf{h}_c$  は

$$\Delta \mathbf{h}_c = (\mathbf{J}_c^\top \mathbf{J}_c)^{-1} \mathbf{J}_c^\top \mathbf{r} \quad (23)$$

により得られる。



第 1 画像 第 2 画像  
図 2 実験 1 の入力画像

### 3.2.2 カメラパラメータの初期値の自動探索

$\beta$  の探索と  $\mathbf{H}_0 \cdot \mathbf{H}_1$  の補正を行うためにはカメラパラメータの未知の要素 (焦点距離  $f$ ,  $f'$ , スケール回転行列  $\mathbf{R}$ , 並進ベクトル  $\mathbf{t}$ ) に大まかな初期値を与える必要がある。まず、入力画像が図 2 のような場合、カメラはほぼ横に並んでいるということがわかる。このように画像が横並びの場合、カメラが真横に並び、回転が  $y$  軸回りのみである単純な配置を考え、次のパラメータで表す。

$$\mathbf{R}(l, x, y, z) = \mathbf{R}(\cos(\theta/2), 0, \sin(\theta/2), 0) \\ \mathbf{t} = [1 \ 0 \ 0]^\top \quad (24)$$

次に  $y$  軸回りの回転角  $\theta$  の初期値を決める。 $0 \leq \theta \leq \pi/2$  の範囲で  $\beta$  の探索を行い、値が収束したときの復元する領域内にある対応点間の画素値の RMS 誤差

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (I(\mathbf{u}_i) - I'(\mathbf{u}'_i))^2} \quad (25)$$

が最小になる  $\theta$  を採用する。ここで、 $N$  は復元する領域の点数である。

実際には  $y$  軸だけでなく  $x$  軸や  $z$  軸の回転も含まれるため、 $\theta$  と同様に、 $-0.05 \leq x, z \leq 0.05$  の範囲の様々な回転で  $\beta$  の探索を行い、値が収束したときの式 (25) が最小となる値を採用する。

最後に、焦点距離  $f, f'$  については値を変えても RMS 誤差に大きな差が生じないため、焦点距離のみは事前にキャリブレーションで得る必要がある。

### 3.3 輝度値の変化への対応

撮影環境による輝度値の変化に対応するため、画像にはフィルタをかけて照明の影響を受

けない情報をもとに対応付けを行う．永井ら<sup>3)</sup>はラプラシアン・ガウシアンフィルタ(以下 LoG フィルタ)を用いているが, Hirschmuller ら<sup>6)</sup>は対応付けに適したフィルタとして, LoG フィルタ, BilSub フィルタ, Census フィルタを挙げている．本稿では, 微分可能なフィルタは LoG フィルタと BilSub フィルタを使用する．

LoG フィルタは以下の式で定義される．

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left( \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} - 2 \right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (26)$$

次に, BilSub フィルタは bilateral フィルタをかけた画像と原画像との差分が画素値にあるように変換するもので, 画像上の点  $\mathbf{p}$  において,

$$I_{BilSub}(\mathbf{p}) = I(\mathbf{p}) - I_{bilateral}(\mathbf{p}) \quad (27)$$

となるフィルタである．bilateral フィルタとは, エッジ以外の部分を平滑化するフィルタであり, 以下の式で定義される．

$$I_{bilateral}(\mathbf{p}) = \frac{\sum_{\mathbf{q} \in S_p} I(\mathbf{q}) e^s e^r}{\sum_{\mathbf{q} \in S_p} e^s e^r} \quad (28)$$

$$s = -\frac{(\mathbf{q} - \mathbf{p})^2}{2\sigma_s^2}, r = -\frac{(I(\mathbf{q}) - I(\mathbf{p}))^2}{2\sigma_r^2}$$

このとき,  $\sigma_s, \sigma_r$  は標準偏差,  $S_p$  は点  $\mathbf{p}$  の周辺画素集合である．以降では, 第 1 画像上の点  $\mathbf{u}$  および第 2 画像上の点  $\mathbf{u}'$  の画素値  $I(\mathbf{u}), I'(\mathbf{u}')$  はフィルタをかけた画像の画素値とする．

## 4. 実験

### 4.1 対応付けに用いるフィルタの検討

画像にかけるフィルタを変えて従来法で形状復元を行った結果を比較し, 対応付けに適したフィルタを検討する．LoG フィルタ, BilSub フィルタ, 2つのフィルタの併用の3種類で試す．ここで, 2つのフィルタの併用とは形状格子の細分化を行う過程で, 粗い形状格子のうち LoG フィルタを用い, 形状格子が細かくなったときに BilSub フィルタに切り替えることである．

実験には人間の顔の実画像を用いる．対応付けは  $3 \times 3$  点から  $15 \times 15$  点まで形状格子の細分化を行う．LoG フィルタと BilSub フィルタの併用では,  $8 \times 8$  点までは LoG フィルタ, 以降は  $15 \times 15$  まで BilSub フィルタを用いる．

#### ● 実験 1

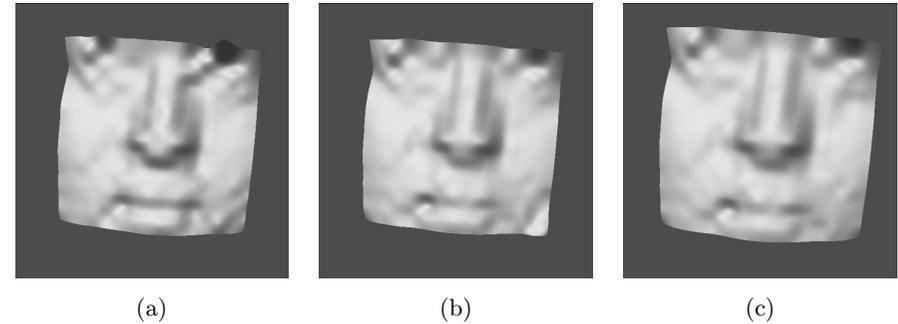


図 3 用いるフィルタによる復元結果の違い．(a)LoG フィルタ, (b)BilSub フィルタ, (c) 併用

図 2 を入力画像とし, 図 3 が各フィルタを用いた形状復元の結果である．図 3(a) が LoG フィルタでの復元結果, 図 3(b) が BilSub フィルタでの復元結果, 図 3(c) が 2つのフィルタを併用した復元結果である．

(a) の LoG フィルタは口はよく復元できているが, 鼻がつぶれ, 左目上部の凹凸が目立つ．一方, (b) の BilSub フィルタは目や鼻はいいが, 口がきれいに復元できていない．また, (a)・(b) ともに左頬の復元がうまくいっていない．(c) の併用は (b) にほぼ同じだが, 左頬の復元がきれいになっている．

### 4.2 カメラパラメータ補正の評価

2章で述べた従来法と, 従来法に3章で述べたカメラパラメータ補正を加えた提案法で形状復元を行った結果を比較し, 復元精度が向上しているかを検討する．

実験には人間の顔の実画像を用いる．実験 1 と同様に, 対応付けは  $3 \times 3$  点からはじめ,  $15 \times 15$  点まで形状格子の細分化を行い, フィルタは  $8 \times 8$  まで LoG フィルタ, 以降は BilSub フィルタを用いる．

#### ● 実験 2

図 2 を入力画像とし, 図 4 の (a) が従来法, (b) が提案法での復元結果である．

(a) と比べて (b) では口がよりはっきりと復元されているのがわかる．さらに, (a) にある左目上端の凹みが改善されている．この例では提案法によって復元精度が向上している．

#### ● 実験 3

隠れの問題があった例で実験した結果を示す．入力図 5, 復元結果は図 6 である．

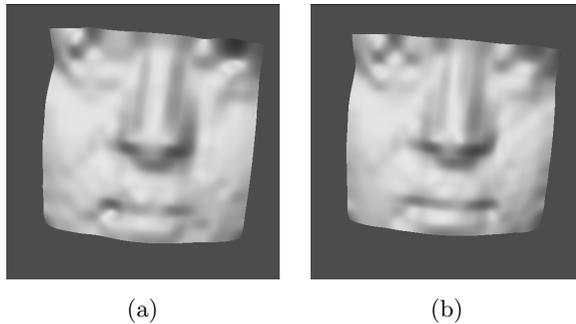


図4 図2の復元結果。(a)従来法,(b)提案法

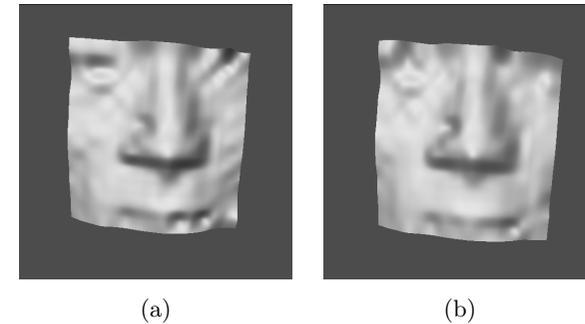


図6 図5の復元結果。(a)従来法,(b)提案法



第1画像 第2画像

図5 実験3の入力画像

(a) と比べ、(b) では頬両側の波打った部分が改善され、左目上部の大きな凹みも軽減されている。口元は実験1のようにはっきりとは改善されていないが、(a)において途中で途切れている部分が(b)ではつながっている。しかし、隠れによる鼻右側の凹みは改善されていない。

以上2つの実験より、カメラパラメータ補正によって形状復元の精度は向上していると言える。しかし、隠れに関しては対処できないことがわかった。

#### 4.3 キャリブレーション簡略化の評価

前節ではカメラパラメータ補正が形状復元に及ぼす効果を検証してきた。この節ではカメラパラメータ補正を用いることで、キャリブレーションをより簡単に行えないかを調べる。まず、キャリブレーション用の画像からできるだけ正確にとっていた点をもっと大まかに取

れるようになるかどうかを調べる。次に、キャリブレーション用画像なしでの形状復元を試みる。

##### 4.3.1 誤差を与えたキャリブレーションでの復元実験

従来法では3.2節で述べたように入力画像と同一環境(カメラの位置や角度)で撮影したルービックキューブの格子点を1画素単位で正確にとり、キャリブレーションに用いている。ここで、誤差を与えた点を用いてキャリブレーションを行い、そこで得たカメラパラメータを補正しながら対応付けすることで、より大まかにキャリブレーション用の点を取っても復元がうまくいくかどうかを実画像実験によって検証する。

##### ● 実験4

入力画像は図2を用いた。キャリブレーションに用いる各点には平均0、標準偏差3または5の正規分布に従う誤差を与える。復元結果をそれぞれ図7に示す。(a)が標準偏差3の誤差を与えた点でキャリブレーションを行い形状復元したもので、(b)が標準偏差5の誤差を与えた点でキャリブレーションを行い形状復元したものである。

(a)のように標準偏差3程度の誤差では、誤差を加えない復元(図4(b))と同等の復元精度となった。標準偏差5の誤差を与えた(b)では、右目のまぶたが飛び出してしまい、精度が落ちているのがわかる。しかし、口元や鼻などを考慮すると誤差を与えない従来法(図4(a))よりは全体として本人に近い復元結果となっている。

実験4の結果から、提案法では従来法ほど正確にキャリブレーション用の点を取らなくてもよいと言える。

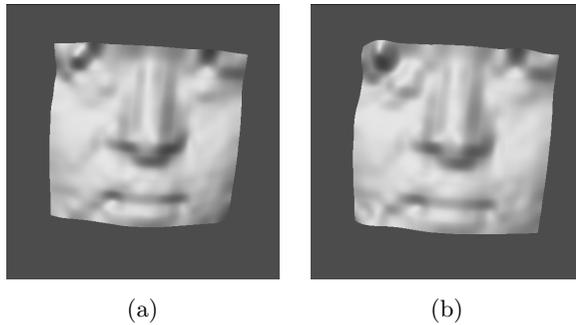


図 7 誤差を与えたカメラパラメータでの図 2 の復元結果 . (a) 誤差あり (標準偏差 3), (b) 誤差あり (標準偏差 5)



図 8 キャリブレーション用画像を用いない図 2 の形状復元結果 .

#### 4.3.2 キャリブレーション用画像を用いない形状復元実験

3.2 節で述べた方法でキャリブレーション用の画像を用いずに形状復元を行う . カメラパラメータは 3.2.2 で述べた自動探索で決定する .

##### • 実験 5

入力画像は図 2 , 形状復元の結果を図 8 に示す .

キャリブレーション用画像を用いて提案法で復元した場合 ( 図 4(b) ) と比べると , 左目や右頬に小さな凹凸ができ , 口が少しはっきりしなくなったが , 従来法で復元した場合 ( 図 4(a) ) より精度のよい復元結果となった .

この実験では ,  $\beta$  の初期値によって自動探索で得られる R の値が変わり , 対応付けの精度に大きく影響を及ぼすこともわかった .

## 5. ま と め

本論文では , スプライン曲面を用いた顔のステレオ形状復元法の改良を施し , 復元精度の向上とキャリブレーションの簡略化を行った . 具体的には , カメラパラメータ補正を行う方法について説明し , 実験を通して , 精度の向上とキャリブレーションの簡略化の効果を確認した .

今後の課題として , 隠れへの対処 , キャリブレーション用画像を用いない形状復元の  $\beta$  の初期値の効率のよい探索法の検討が挙げられる .

本研究の一部は文部科学省科学研究費若手研究 (B 22700181) の助成によった .

## 参 考 文 献

- 1) M . Okutomi , Y . Katayama , S . Oka : A Simple Stereo Algorithm to Recover Precise Object Boundaries and Smooth Surfaces, *International Journal of Computer Vision*, Vol.47, No.1-3, pp.261-273 (2002).
- 2) M . Okutomi , T . Kanade : A multiple-baseline stereo, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.4, pp.353-363 (1993).
- 3) 永井雄大 , 右田剛史 , 尺長 健 : スプライン曲面を用いた顔のステレオ形状復元手法 , *PRMU2009-264*, pp.181-186 (2010).
- 4) 右田剛史 , 天野 晃 , 浅田尚紀 : 3 次元形状・運動復元のための高速非線形最適化計算法 , *情報処理学会論文誌* , Vol.44, No.11, pp.2864-2872 (2003).
- 5) R . Hartley , A . Zisserman : *Multiple View Geometry in computer vision*, Cambridge University Press (2004).
- 6) H . Hirschmuller , D . Scharstein : Evaluation of stereo matching costs on image with radiometric differences, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.31, No.9, pp.1582-1599 (2009).