

疎な全周囲画像列からの密な3次元形状モデルの生成

保田 和隆, 右田 剛史, 青山 正人, 椋木 雅之, 浅田 尚紀

広島市立大学 情報科学部

あらまし 物体の全周囲を撮影した数十枚の疎な全周囲画像列から数十万点で構成される密な3次元形状モデルを生成する手法について述べる。本手法ではまず、物体を撮影した全周囲画像列から特徴点に基づく手法を用いて形状とカメラパラメータの自動推定を行う。次に、推定されたカメラパラメータと部分画像列に対してマルチベースラインステレオ法を適用し、密な部分モデルを生成する。最後に複数の部分モデルを統合することで、密な全周囲の3次元形状モデルを生成する。本手法を用いて、実物体を撮影した疎な全周囲画像列から密な3次元形状モデルが生成できることを示す。

3-D Dense Model Generation from A Sparse Image Sequence

K. Yasuda, T. Migita, M. Aoyama, M. Mukunoki, and N. Asada

Department of Intelligent Systems, Hiroshima City University

abstract This paper describes a method for generating three-dimensional dense model from a sparse image sequence taken around an object. First, the shape recovery and camera parameter estimation are performed based on the feature point correspondences between images. Second, several partial dense models are reconstructed by using the multiple baseline stereo method. Lastly, the entire three-dimensional dense model is generated by integrating the partial models. Experimental results have shown that the proposed method works well with real image sequences.

1. はじめに

実物体の3次元モデル化は、仮想空間におけるリアルな物体表現として利用されるだけでなく、文化財のデジタルアーカイブなど多様な目的に用いられる重要な技術である。最近では、レーザレンジセンサを用いて高精細な3次元モデルを生成することが行われているが、機器が特殊で高価なだけでなく、大きさや表面特性などいくつかの撮影条件を満足する対象に限られるという性質がある。一方、従来からコンピュータビジョンでは、カメラで撮影された多視点画像から3次元モデルを生成する研究が行われている [1]~[8]。

形状復元では、視点の異なる複数の画像間で対応

する点や直線の探索を行う。対応が正確に求められれば、透視投影のモデルに基づき各点の3次元座標が推定可能である。しかし、点や直線の探索は見え方の変化や隠蔽、フレームアウト、繰り返しパターンなどにより誤対応を生じるので、安定で高精度な形状復元は一般に難しい問題である。例えば、Tomasiらの手法 [8] ではビデオカメラで撮影された視差の微小な画像間での対応点追跡は可能であるが、視差の大きな画像間では追跡することができない。また、対応点追跡の問題が解決しても、復元によって得られる3次元形状モデルは、数百点から数千点程度で構成される疎なモデルとなる。これに対して、数十万点からなる密な形状モデルを生成する手法として、

カメラの位置・姿勢(以下カメラパラメータ)を用いたマルチベースラインステレオ法[9]や距離推定[10], 多視点解析[11]などがある. 文献[2]~[5]では, これらの手法を段階的に用いることで密なモデルの生成を行っている. しかし数十枚の画像列から全周囲の3次元形状モデルを生成する研究は多くはない.

本論文では, 対象物体の形状に制約がなく, 全周囲の密な3次元形状モデルを生成する手法について述べる. 本手法は, カメラの運動に制約がなく, 対象物体の全周囲が数十枚で撮影された画像列からモデルを生成できるという特長を持つ. まず, 画像列から対象物体上の特徴点を検出・追跡し, 特徴点の3次元位置とカメラパラメータを求める. 次に, 求められたカメラパラメータと部分画像列に対してマルチベースラインステレオ法を適用し, 密な部分モデルを生成する. 最後に複数の部分画像列から得られた部分モデルを統合することで密な全周囲3次元モデルを生成する.

2. 疎な全周囲画像列からの形状復元

本章では, 対象物体の全周囲を数十枚という画像数で撮影した全周囲画像列から自動で形状復元を行う手法について述べる. まず各画像から特徴点を検出し, 残差2乗和(SSD)と大域的制約を組み合わせた方法を用いて画像間の特徴点を対応付ける. そして, その対応関係からカメラパラメータと特徴点の3次元座標を推定し, 形状復元を行う.

2.1 特徴点検出

対象物体を撮影した画像列を入力とする運動からの形状復元では, 画像間で対象物体の角などの特徴を表す点(特徴点)の対応付けを行う必要がある. この対応付けに用いる特徴点を本研究では, 物体の角などの特徴的な領域を選択するTomasi-Kanadeの手法[8]を用いて検出する.

この手法は対象画像内の各点 (u, v) を中心とする $n \times n$ 画素の小領域 Ω_{uv} に注目し, Ω_{uv} 内の輝度勾配ベクトル (I_u, I_v) の統計的性質を利用して特徴点を検出するものである. 具体的には, 次式で定義される行列 G_{uv} の固有値の大きさに注目する.

$$G_{uv} \equiv \int_{\Omega_{uv}} \begin{bmatrix} I_u^2 & I_u I_v \\ I_u I_v & I_v^2 \end{bmatrix} dA \quad (1)$$

ここで dA は, Ω_{uv} 内の微小領域である. 一般に, 固有値は Ω_{uv} 内で, 空間的1次微分成分が大きく, 様々な方向を向いているほど大きくなることが知られて

いる. このため, G_{uv} の最小固有値が極大になる小領域 Ω_{uv} の中心点 (u, v) を特徴点として検出する.

2.2 残差2乗和(SSD)

画像間の特徴点を対応付けるときに用いる類似度としてSSDを用いる. SSDは次式で定義され, この値が小さいほど, 点 P, Q の類似度が高いことを示す.

$$\text{SSD}(P, Q) := \sum_{i,j \in \Omega_I, u,v \in \Omega_{I'}} |P_{i,j} - Q_{u,v}|^2 \quad (2)$$

ここで $P_{i,j}, Q_{u,v}$ は, 異なる画像 I, I' 上の点 P, Q を中心とする $n \times n$ 画素の小領域 $\Omega_I, \Omega_{I'}$ 中の, 座標 $(i, j), (u, v)$ における輝度値である. ただし, m を正の整数とし, $n = 2m + 1, -m \leq i, u \leq m, -m \leq j, v \leq m$ とする.

2.3 アフィン変換を用いた特徴点の対応付け

SSDによる局所領域の類似度のみを用いた対応付けでは, 図1に示すように, 画像 I で検出された特徴点 P に対して, 画像 I' 中で類似度が最大になる特徴点 Q と対応付けてしまうという対応誤りを生じる.

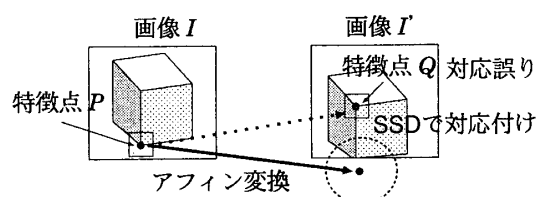


図1: 対応付け誤りの除去

そこで本研究では, 画像全体を対応付ける大域的な変形をアフィン変換で近似し, ある特徴点の対応点が存在する範囲を限定する. これにより, 画像 I 中の特徴点 P に対応する位置は, 画像 I' では画像外に存在することになる. そして, その周辺領域にSSDで対応付けられた特徴点が存在しなければ誤対応と見なし, その対応付けを除去した.

アフィン変換は 2×3 の行列 $A = \begin{bmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \end{bmatrix}$ によって記述され, 次式によって画像 I 上の座標 $[x, y]^T$ は, 画像 I' 上の座標 $[x', y']^T$ に移される.

$$\begin{bmatrix} x' & y' \end{bmatrix}^T = A \begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

ここで, 2画像を最適に対応させるアフィン変換行列 A は, 次式の非線形最適化によって求める.

$$\arg \min_A \sum_{(x,y)} |I(x,y) - I'(x',y')|^2 \quad (4)$$

なお、画像をあらかじめ平滑化することで、式(4)が局所解に陥る可能性を軽減している。

2.4 非線形最小2乗法による運動からの形状復元

画像列から対象物体の3次元形状を復元するためには、複数の画像で観測された物体上の特徴点が、各画像を撮影した位置から見て適切な位置にくるように、カメラパラメータ・特徴点の3次元位置を決定すればよい[12]。

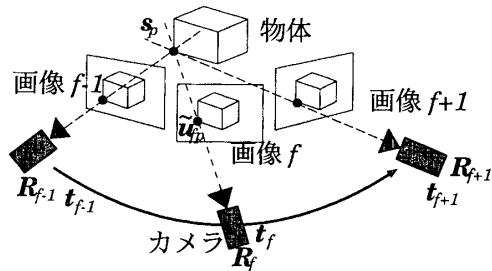


図2: 画像と特徴点の関係

前節までの手法を適用することによって画像中に存在する特徴点の対応付けが行われている。このとき、図2に示す第 f 画像で観測された第 p 特徴点の座標を、 $\tilde{u}_{fp} = (\tilde{u}_{fp}, \tilde{v}_{fp})$ と書く。第 p 特徴点の物体座標系における3次元座標を $s_p = (x_p, y_p, z_p)$ ($1 \leq p \leq P$)、第 f 画像のカメラパラメータを R_f, t_f とおくと、次式が得られる。

$$\arg \min_{R_f, s_p, t_f} \sum_{(f,p)} |\tilde{u}_{fp} - \mathcal{P}(R_f s_p + t_f)|^2 \quad (5)$$

ここで、 \mathcal{P} は透視投影を表す。特徴点の対応が分かっているため、式(5)を解くことにより、特徴点の3次元空間中の座標 s_p が復元されるとともに各画像のカメラパラメータ R_f, t_f が得られる。

3. 密な3次元形状モデルの生成

前章で得られたカメラパラメータを用いて、マルチベースラインステレオ法を適用することにより、画素毎の奥行きを推定し密な部分モデルを生成する。また、多方向の部分モデルを特徴点の3次元座標を用いて統合し、密な3次元形状モデルの生成を行う方法について述べる。

3.1 マルチベースラインステレオ法

マルチベースラインステレオ法[9]とは、画像対を用いるステレオ法を複数画像に拡張し、複数のベー

スラインの総合評価から各画素の奥行きを決定する手法である。

図3に示すように、第 k_s 番目から第 k_e 番目までの画像列を考える。ここで、カメラパラメータは前章で求められているので、既知とできる。この画像列の中で基準画像(第 k 番目($k_s \leq k \leq k_e$))を決定し、基準画像における各画素 (u, v) の奥行き値 λ を第 k_s 番目から第 k_e 番目までの画像列を用いて推定する。

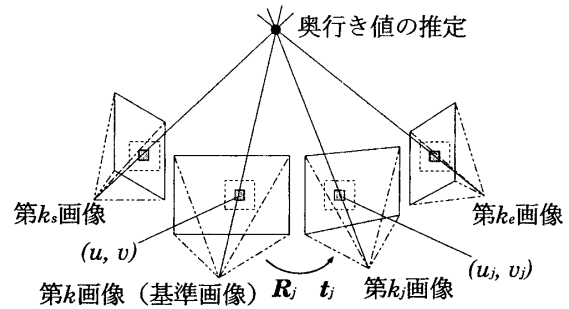


図3: マルチベースラインステレオ法

第 k_j 番目($k_s \leq k_j \leq k_e$, ただし $k_j \neq k$)の画像中における座標 (u_j, v_j) は、基準画像における座標 (u, v) を用いて次式で表せる。

$$\begin{bmatrix} u_j \\ v_j \end{bmatrix} = \mathcal{P} \left[R_j \lambda \begin{pmatrix} u \\ v \\ f \end{pmatrix} + t_j \right] \quad (6)$$

ここで、 f は焦点距離、 R_j, t_j は基準画像に対するカメラパラメータを表す。このとき、次式の最小化で得られる λ が最適な奥行き値である。

$$\arg \min_{\lambda} \sum_j \text{SSD}(Q_j, Q_{j+1}) \quad (7)$$

ここで、 Q_j は第 k_j 画像の画素 (u_j, v_j) を中心とするウィンドウ、 Q_{j+1} は第 k_{j+1} 画像の画素 (u_{j+1}, v_{j+1}) を中心とするウィンドウ、 $\text{SSD}(Q_j, Q_{j+1})$ は第 k_j 画像と第 k_{j+1} 画像間でのSSDを表す。ここで各SSDの総和は、SSSD(Sum of SSD)と呼ばれる。

ここで用いるカメラパラメータは運動からの形状復元で求められた推定値である。そのため、奥行き推定に用いるエピポーラ線には誤差が含まれている。また、本研究では疎な画像列を対象としているため、画像間の視差が大きく、マルチベースラインステレオ法に利用できる画像数は少数となる。このような状況は複数のベースラインの総合評価から奥行き値

を推定しているといえない。そこでエピポーラ線の推定誤差を軽減するため、次式のように画像の垂直軸方向に対してもウィンドウを移動してSSDの計算を行うこととした。

$$\arg \min_{\lambda, dv \in M} \sum_j \text{SSD}(Q_j, Q_{j+1}^{dv}) \quad (8)$$

ここで M は垂直軸方向の探索範囲を示しており、 Q^{dv} は垂直軸方向へ dv 画素移動させたウィンドウ領域を意味する。

3.2 多方向の距離画像の統合による全周モデル生成

マルチベースラインステレオ法で求めた部分モデルは、第 k_s 番目から第 k_e 番目までの部分画像列で共通に観測された対象物体の一部分を表現した密な3次元形状モデルである。このため対象物体の密な全周囲の3次元形状モデルを得るには、多方向の部分モデルを統合する必要がある。2章の手法で特徴点の3次元座標(以下、特徴点データ)、3.1節の手法で多方向の密な部分モデル(以下、部分モデル)が得られる。そして、部分モデルに含まれる特徴点データによって両者は対応付けられる。これらのデータを用いて全周囲モデルを生成する。ただし、復元対象でない画像の背景などはあらかじめ除かれているものとする。

特徴点データの座標を $x_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ 、部分モデルの3次元座標を $x'_i = [x'_i, y'_i, z'_i]^T$ とする。このとき、両者を対応付ける変形を、本研究では 3×4 の

$$3 \text{次元アフィン変換行列 } M = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & t_x \\ b_1 & b_2 & b_3 & t_y \\ c_1 & c_2 & c_3 & t_z \end{bmatrix}$$

とし、次式から求めた。

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x'_1 & y'_1 & z'_1 & 1 \\ x'_2 & y'_2 & z'_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x'_n & y'_n & z'_n & 1 \end{bmatrix}}_A M^T = \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n \end{bmatrix}}_B \quad (9)$$

この部分モデル中に含まれる特徴点データ A と特徴点データ B を対応付ける行列 M は、線形の最小2乗法により次のように解くことができる。

$$M^T = (A^T A)^{-1} (A^T B) \quad (10)$$

式(10)は、次式に示すQR分解により解く方法が数値的に安定である。

$$M^T = R^{-1}(Q^T B) \quad \text{ただし } A = QR \quad (11)$$

ここで Q は直交行列で R は上三角行列である。

以上の処理を、複数設定した基準画像から求めた各部分モデルに適用することで、行列 M をそれぞれ求める。その結果、各部分モデルを特徴点データ上に統合し密な全周囲の3次元形状モデルを生成する。

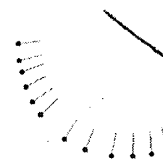
4. 実験

本手法の有効性を確認するために、実画像列を用いた評価実験を行った。対象物体の全周囲をデジタルカメラ(Canon EOS D30)を用いて撮影した。このとき焦点距離は一定とし、画像は256階調の濃淡画像を用いた。

4.1 特徴点追跡と垂直方向の探索の評価実験

特徴点の対応付けとマルチベースラインステレオ法の垂直軸方向への探索の有効性を確認するために、以下の画像を撮影した。

図4(a)に示すような模様をついた平面を多方向から12枚撮影した。画像の大きさは 200×160 画素である。この画像列に本手法を適用し、カメラパラ



(a) 実験に利用した画像 (b) 形状の復元結果

図4: 平面を用いた形状復元

メータと特徴点の3次元位置を推定した。復元結果を上から見たものを図4(b)に示す。図4(b)の左から下にかけて存在する点は3次元空間中のカメラ位置を表し、点からの線はカメラ光軸を表している。右上の線状の部分は、復元された特徴点の集合である。

図4(b)より、上から見た平面がほぼ直線状に復元されていることから、特徴点の3次元位置と、対応するカメラパラメータが適切に推定されていることが分かる。

この実験では、アフィン変換で移された特徴点の5画素以内の領域に対応点が存在しない対応付けを誤対応として除去した。なお、各画像において検出した特徴点数は100点である。SSDのみによる対応付けでは、2.3節で述べたように、類似度が高くても誤対応が含まれており、形状復元に悪影響を与えるという問題を持つ。それに対して、本手法で大局的制約として与えたアフィン変換により、SSDで対応付け可能な特徴点の約96.36%の特徴点が誤対応を

含むことなく頑健に対応付けることができた。

続いて、推定されたカメラパラメータを利用して、2, 3枚の部分画像列に対しマルチベースラインステレオ法を適用し、部分モデルを生成した。ここで、垂直軸方向に探索を行って生成した部分モデルを図5(a)に、行わずに生成した部分モデルを図5(b)に示す。



(a) 探索を行った場合 (b) 探索を行わない場合

図 5: 生成された部分モデル

生成された部分モデルの平面にどれだけの誤差が含まれるか、次の方法を用いて求めた。まず、2つの部分モデルから平面の法線を求める。法線ベクトル \mathbf{n} は次式によって求められる。

$$\arg \min_{|\mathbf{n}|=1} \sum_i \left| \mathbf{n}^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \right|^2 \quad (12)$$

ここで、 \mathbf{x}_i は復元された各点の3次元座標、 $\bar{\mathbf{x}}$ は全点の重心座標である。行列 A を次のようにおく。

$$A = \begin{bmatrix} x'_1 & y'_1 & z'_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x'_n & y'_n & z'_n \end{bmatrix} \quad \begin{pmatrix} x'_i \\ n & y'_i \\ z'_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i - \bar{x} \\ y_i - \bar{y} \\ z_i - \bar{z} \end{pmatrix}$$

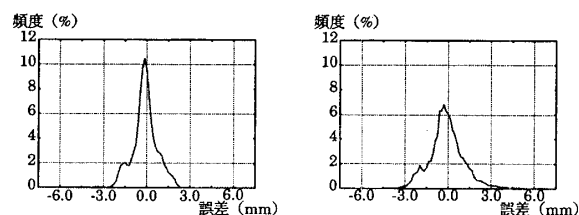
これを用いて式(12)は次式に変形できる。

$$\arg \min_{|\mathbf{n}|=1} \mathbf{n}^T (A^T A) \mathbf{n} \quad (13)$$

したがって、法線ベクトル \mathbf{n} は $A^T A$ の最小固有値に対応する固有ベクトルである。法線ベクトル \mathbf{n} を求めることで平面が求められるとともに、 $\mathbf{n}^T \mathbf{x}'_i$ を用いて平面からの距離を求めることができる。本研究では、この距離を誤差として評価に用いた。

垂直軸方向に探索を行ったとき(図5(a))の誤差ヒストグラムを図6(a)に、行わなかったとき(図5(b))の誤差ヒストグラムを図6(b)に示す。誤差がない場合は、誤差 0.0mm において頻度が100%になるはずである。図6(a)(b)を比較すると、垂直軸方向に探索を行わない場合の誤差は $\pm 3.0\text{mm}$ 程度の範囲に分布しているが、探索を行った場合は 0.0mm 付近の頻

度が増加するとともに $\pm 2.5\text{mm}$ 程度の範囲に分布幅も狭くなっていることが分かる。以上より、垂直軸

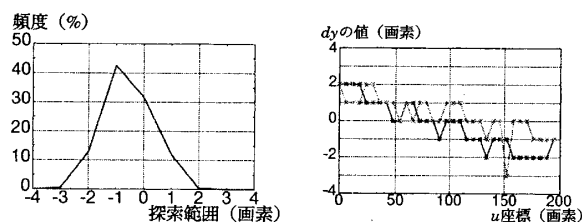


(a) 探索を行った場合 (b) 探索を行わない場合

図 6: 部分モデルの誤差ヒストグラム

方向への探索は部分モデルの誤差軽減に有効であることが実験的に確認できた。

また図7に、探索により各画素ごとに選択された dv 値を示す。図7(a)は、 dv 値の探索範囲を ± 4 画素としたとき実際に選択された dv 値の頻度を表している。また、図7(b)は幾つかの v 座標において u の変化に対する dv のプロファイルを示した。図7(a)



(a) 画像全体 (b) 抜き出した一部

図 7: 各画素で選択された dv 値

より、 $-3 \sim 2$ 画素程度の補正が dv によって行われていることが分かる。また、図7(b)より u 座標方向に対して選択される dv 値に減少傾向があるため、復元されたカメラパラメータに規則的な誤差が含まれていたと推測できる。この規則性をカメラパラメータの再推定に利用することについては、さらに検討を進める予定である。

以上のことから、本手法で用いた特徴点の対応付けとマルチベースラインステレオ法の垂直軸方向への探索の有効性が示された。

4.2 実験 1: 小型模型の3次元モデル

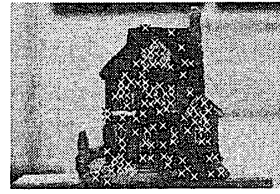
本節では全周囲画像列から密な3次元形状モデルを生成した結果を示す。前節と同様の方法で、大きさ約 $10 \times 8 \times 12\text{cm}$ の「レンガハウス」の模型を、図8を含む画像列35枚 (720×480 画素) のデータとして撮影した。ただし、実験では撮影した画像の背景



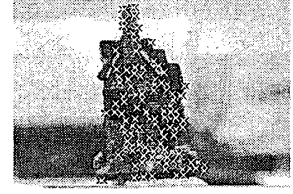
第 1 画像



第 9 画像



第 1 画像



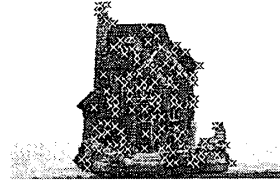
第 9 画像



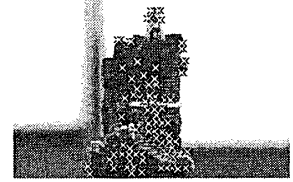
第 18 画像



第 27 画像



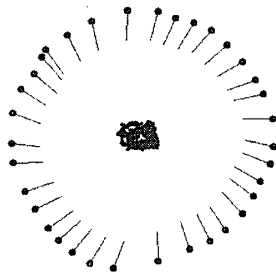
第 18 画像



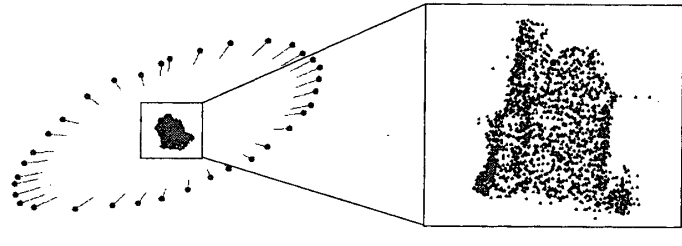
第 27 画像

図 8: 撮影した画像列の一例

図 9: 特徴点追跡を行った一例



上面図



正面図

拡大図

図 10: 特徴点の 3 次元座標とカメラパラメータ

部分は除去している。

図 9 に、対応付けを行った結果残った特徴点を示す。ここで、図 9 中の“x”が特徴点を表している。なお対応付けには 23 × 23 画素のテンプレートを利用しており、アフィン変換で移された特徴点の 15 画素以内の領域に存在しない特徴点を誤対応として除去した。

次にカメラパラメータと特徴点の 3 次元位置を推定した結果を図 10 に示す。図 10 の周囲の点と線は図 4(b) と同様、3 次元空間中のカメラの位置と光軸を表している。また中心の点群は特徴点の 3 次元位置を表している。この結果は、画像数が少ないにも関わらず、カメラパラメータが対象物体の全周囲を取り囲むように推定されていることを示している。厳密な評価はできないが、実際に撮影した状況と合致する結果が得られたといえる。

次にこれを用い、垂直軸方向の探索を行ったマルチベースラインステレオ法によって生成された部分

モデルの一例を図 11 に示す。



(a) 第 3,4 画像を使用 (b) 第 30~32 画像を使用

図 11: 生成された部分モデル

最後に、部分モデルを統合した結果を図 12 に示す。なお、アウトライアは手動で除去した。図 12 より、良好な全周囲の密な 3 次元形状モデルが生成されていることが分かる。

以上より、本手法は全周囲 35 枚という画像間の視差が比較的大きい画像列においても、頑健に特徴点の自動追跡を行うことが可能であり、密な全周囲の 3 次元形状モデルの生成が可能であることが確認さ

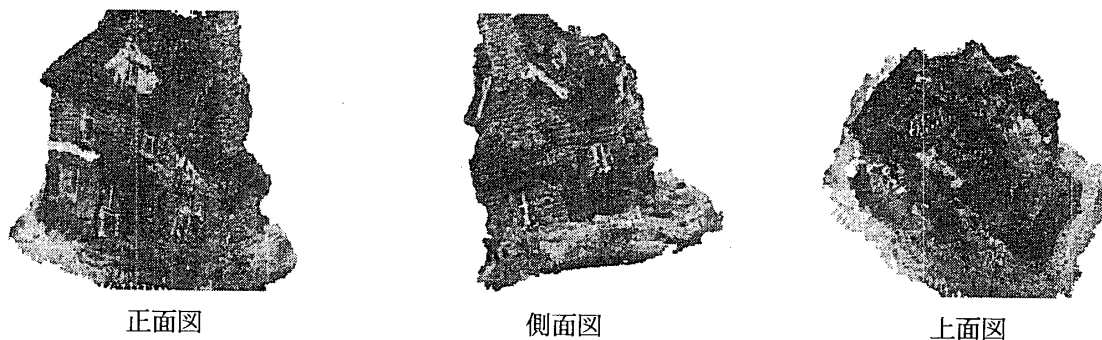


図 12: 密な 3次元形状モデル

れた。

4.3 実験 2: 石灯籠の 3次元モデル

本節では屋外で撮影した全周囲画像列から密な 3次元形状モデルを生成した結果を示す。前節と同様の方法で石灯籠を、図 13 を含む画像列 35 枚 (480×720 画素) のデータとして撮影した。ただし、実験では撮影した画像の背景部分は除去したものをを用いている。



第 1 画像 第 12 画像 第 25 画像

図 13: 撮影した画像列の一例



第 1 画像 第 12 画像 第 25 画像

図 14: 特徴点追跡を行った一例

このような野外環境では、第 25 画像 (図 13 右) のように物体の前に存在する障害物により、復元対象が隠蔽されることがある。このような画像の前後では、適切なアフィン変換パラメータが求められず、図 14 右に示すように隠蔽された部分の特徴点は、対応付けることができない。そのため、特徴点の 3次元

座標とカメラパラメータを適切に求めることが困難になる。実際、形状復元の結果を示した図 15 上面図において、下と右となりのカメラ位置に見られるように、推定されたカメラ位置の間隔が他の部分より広がっているという結果からも影響を受けていることが確認できる。しかし、図 16 に示すように、マルチベースラインステレオ法で dv を用いた補正を行う本手法により、密な 3次元形状モデルとしては、この影響が軽減されたモデルが生成できることが分かる。

5. おわりに

本論文では、対象物体の全周囲を数十枚という少数の画像で撮影した画像列から密な全周囲の 3次元形状モデルを生成する手法を示した。本手法は、はじめに粗い形状復元を行った後、マルチベースラインステレオ法を用いて密な 3次元形状モデル生成するという 2段階手法である。

実験より、本手法は画像間の視差が比較的大きい画像列においても、頑健に特徴点の自動追跡が行え、特徴点の 3次元座標とカメラパラメータの推定が行えることを確認した。さらに、マルチベースラインステレオ法で画像の垂直軸方向にも探索範囲を広げることによって、推定されたカメラパラメータの誤差を軽減できることも明らかにした。

今後は、3次元モデルの自動生成を行うため、対象物体以外の特徴点を自動的に排除する手法などを検討する予定である。

参考文献

- [1] P. Beardsley, P. Torr and A. Zisserman: "3D Model Acquisition from Extended Image Sequences," *ECCV'96*, vol. 2, pp. 683-695, 1996.
- [2] Reinhard Koch, Marc Pollefeys and Luc Van Gool: "Multi Viewpoint Stereo from Uncalibrated Video Sequences," *ECCV'98*, pp. 55-71, 1998.

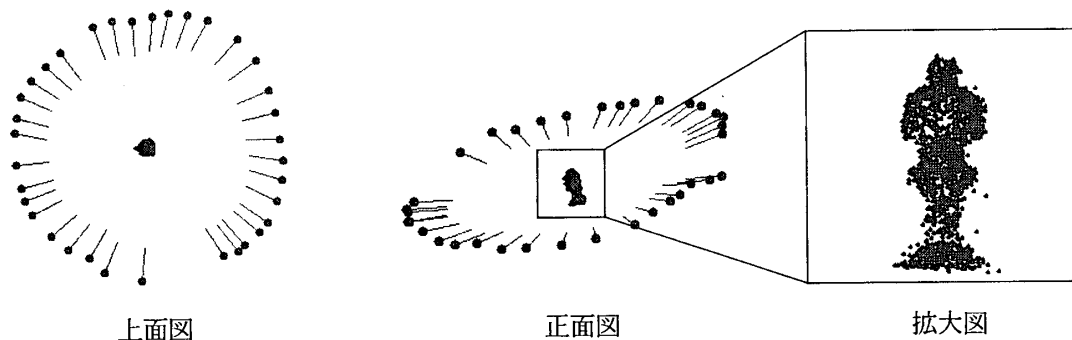


図 15: 特徴点の 3 次元座標とカメラパラメータ



図 16: 密な 3 次元形状モデル

- [3] 佐藤智和, 神原誠之, 横矢直和, 竹村治雄: “マルチベースライン法を利用した動画からの野外環境の三次元モデル化”, 信学技報, PRMU2001-233, pp. 1-8, 2002.
- [4] 中川雅朗, 斎藤英雄, 小沢慎治: “ハンディカメラを用いて撮影された画像列からの EPI の補正に基づく室内環境 3 次元再構築”, 信学論, Vol. J84-D-II, pp. 266-275, 2002.
- [5] M. Lhuillier and L. Quan: “Quasi-Dense Reconstruction from Image Sequence,” *ECCV'02*, pp. 119-139, 2002.
- [6] Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras and Q.-T. Luong: “A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry,” *Proc. 3rd Artif. Intell.*, 78, pp. 87-119, 1995.
- [7] 金澤靖, 金谷健一: “段階的マッチングによる画像モザイク生成”, 情処研報, 2002-CVIM-132, pp. 31-38, 2002.
- [8] C. Tomasi and T. Kanade: “Detection and Tracking of Point Features,” *CMU Tech. Rep. CMU-CS-91-132*, Apr. 1991.
- [9] M. Okutomi and T. Kanade: “A multiple-baseline stereo,” *IEEE Trans PAMI*, vol. 15, no. 4, pp. 353-363, 1993.
- [10] L. Matthies, T. Kanade and R. Szeliski: “Kalman filter-based algorithms for estimating depth from image sequences,” *IJCV*, vol. 3, pp. 209-239, 1989.
- [11] G. L. Gimel'farb and R. M. Haralick: “Terrain Reconstruction from Multiple Views,” *Proc. on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP'97)*, pp. 694-701, 1997.
- [12] A. Amano, T. Migita and N. Asada: “Stable Recovery of Shape and Motion from Partially Tracked Feature Points with Fast Nonlinear Optimization,” *Proc on Vision Interface*, pp. 244-251, 2002.