

非線形最適化による建物画像列からの 全周形状一括復元のための初期値設定法

椋木 雅之[†] 右田 剛史^{††}
青山 正人[†] 浅田 尚紀[†]

本論文では、建物のような屋外の大型の対象物を撮影した画像列から、対象物の全周形状を復元する問題を扱う。画像列からの形状復元は、一般に非線形最適化問題となるが、非線形最適化計算では、初期値設定により局所解に陥り、正解が得られないことが問題とされていた。それに対し、本論文では非線形最適化計算により直接解を求めるための、簡便な初期値設定法を提案する。この初期値設定は、全周復元の問題設定を反映したものであり、実場面において比較的広く適用できる。また、局所解に陥った場合に、解を修正することにより正しい形状復元を行う手法も提案する。最後に、画像数 30~90 枚、特徴点数 300~1,200 個規模のシミュレーションおよび実画像を用いた実験によって、本手法の有効性を示す。

Initialization Method for Batch Structure from Motion for Entire 3D Shape Recovery from a Building Image Sequence by Non-linear Optimization

MASAYUKI MUKUNOKI,[†] TSUYOSHI MIGITA,^{††} MASAHITO AOYAMA[†]
and NAOKI ASADA[†]

We propose a method of setting the initial values of shape and camera parameters for structure from motion based on non-linear optimization method. The initial values of the parameters in the optimization process is crucial in solving the problem. Thus the direct application of the non-linear optimization process has not been fully used in shape recovery. In this paper, first, we investigate an initialization method, which is very simple and relatively generic to the entire shape recovery problem. Then, we propose a method for restoring the optimization process from a local minimum. Experimental results using synthetic and real images have shown that our algorithm stably recover 3D shapes.

1. はじめに

物体の三次元形状を取得することは、CG モデルの生成や物体測定、3次元デジタルアーカイブなど多くの分野で必要とされている。小型の物体に対しては、レーザレンジセンサやステレオ画像計測器など、比較的簡便な装置が開発されており、形状取得が容易になりつつある。しかし、屋外の建物の全周形状のように、計測環境を制御できない場所にある大型物体に対しては、多くの人手をかけた、大がかりな装置を用いた

りした測量が必要であった。このような問題に対し、物体を撮影した画像列からその物体の3次元形状を復元する、画像列からの形状復元の手法は、大がかりな装置なしに形状復元が行えるため、さかんに研究されている。

画像列からの形状復元では、物体の形状は、物体上に設定した特徴点群によって表現される。形状復元問題は、各画像上の特徴点の2次元座標から、その特徴点の3次元座標と撮影したカメラの位置・姿勢を同時に求める問題として定式化できる。その解法の基本的な原理は、「画像上の特徴点と、その特徴点の推定した3次元座標を画像上に再投影した点との誤差が最小となるようパラメータ推定を行う」という再投影誤差最小化の考えに基づいている。

再投影誤差最小化は、正規分布の誤差を仮定した下での、最尤推定の考えに従った定式化である¹⁾。カメ

[†] 広島市立大学情報科学部知能情報システム工学科
Department of Intelligent Systems, Hiroshima City University

^{††} 岡山大学工学部情報工学科
Department of Information Technology, Okayama University

ラの投影モデルとして透視投影を仮定すると、この再投影誤差最小化は、非線形最適化問題となる²⁾。この非線形最適化問題を非線形最適化計算により直接解けば、最尤推定の意味で最適性が保証されるため、高精度な解が得られる。また、最適化の目的関数は、再投影誤差最小化の考えをそのまま利用したものとなる。その意味で、非線形最適化計算による解法は、単純かつ有効な方法といえる。

このような非線形解法は、バンドル調整 (bundle adjustment) と呼ばれ広く利用されている。バンドル調整は従来、他の手法で得られた復元結果の精度を向上させるための“補正処理”として主に利用されてきた^{1),3)}。これは、この非線形解法には高精度な形状復元を行えるという利点がある一方、以下の問題があるためと考えられる。

- 解析的な解法がなく、繰返し処理による解の反復改良が必要なため、処理速度が遅い。
- 反復改良の初期値の与え方により、求めたい正解以外の局所解が得られる場合がある。

このうち、処理速度については、高速化を目指した研究がなされており^{4)~6)}、計算機性能の向上と相まって、現状ではそれほど問題にならなくなっている。局所解については、対象とする問題のクラスを限定し、適切な初期値設定を行うことで回避可能であると考えられる。

そこで、本論文では、全周形状を画像列から復元するというクラスの問題に対し、非線形最適化を直接適用する際の簡便な初期値設定方法を提案し、その適用可能範囲について検討する。そのために、全特徴点のうち、画像列中の画像 1 枚に現れる点の割合を表す平均出現率に着目する。この値が一定以上であれば、ほとんどの場合、設定した初期値から正解に収束することを実験により示す。また、局所解に陥った場合に、解の修正操作により正解を得るための手法についても提案する。これにより、他の手法で得られた結果に対する“補正処理”と位置付けられていたバンドル調整 (非線形最適化計算による解法) が、全周復元の問題に対しては有効な解法であることを示す。

以下、2 章では、本論文で扱う全周形状の復元問題と形状復元に関する従来手法について述べる。3 章では、非線形最適化計算による解法について説明する。4 章では本論文で提案する全周復元のための簡便な初期値設定法と、局所解に陥った場合の解の修正法について述べる。5 章では、提案した初期値設定法の適用可能範囲について、実験を行う。6 章では結論と今後の課題について述べる。

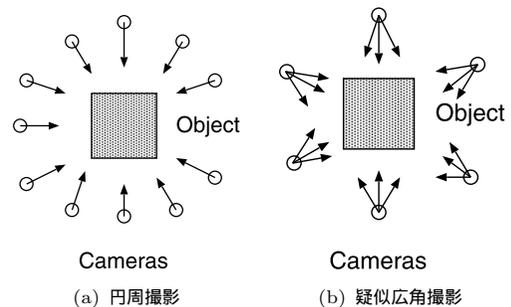


図 1 撮影モデル
Fig. 1 Model of taking pictures.

2. 画像列からの全周形状復元

2.1 全周復元問題

本論文では特に、対象物体である建物の近くから周囲 360 度を撮影した画像列を用いて、形状を一括復元する問題を扱う。図 1 に示すように、撮影モデルとして、「円周撮影」と「疑似広角撮影」の 2 つを導入する。図 1 (a) の「円周撮影」は、各カメラ位置で 1 枚の画像を撮影しながら円周上を 1 方向に移動するものである。一方、図 1 (b) の「疑似広角撮影」は、円周撮影と同様の移動をしながら、各カメラ位置でカメラ方向を変化させて複数の撮影を行うものであり、より広い画角範囲の情報を得ることができる。疑似広角撮影の有効性は、5 章で示す。

実際の撮影では、正確な円周上を移動するのではなく、建物の方向を向きながら全周を撮影するが、そのような場合も含めて「円周撮影」「疑似広角撮影」と呼ぶものとする。

実在する建物の撮影では、建物自体による隠蔽のため、1 枚の画像からは最大でも全周の半分程度の情報しか得られない。さらに、建物周辺に木立や他の建造物が存在するため、遠方から撮影できず、建物に近接した位置から撮影した画像列を使うことが多い。そのため、全特徴点のうち 1 枚の画像内に現れる点の数は少なくなる。画像内に現れない特徴点のことを隠れ点と呼ぶ。本論文で扱う全周復元問題は、隠れ点が多い問題設定である。このような場合、復元すべき情報に対して、利用できる情報が減るため、一般に復元が困難となる。

2.2 従来研究

画像列からの形状復元については、従来から多数の研究がなされている。

多数の画像を一括して扱い形状復元する手法として、因子分解法⁷⁾がある。因子分解法は、観測した特徴点をならべた計測行列が、特徴点の 3 次元位置成分とカ

メラの位置・姿勢成分に分離可能なことを利用している．以下の2つの制約が満たされている場合，特異値分解を用いて，一意の解を高速に求めることができる．

- (a) 全特徴点が全画像で観測されている．
- (b) カメラの投影がアフィン投影で近似できる．

再投影誤差最小化の観点からみると，この手法は，上記の制約の下での近似解法と見なすことができる．カメラと物体間の距離が十分離れている場合，この制約は満たされるが，建物の全周復元では一般にこれらの制約は満たされない．これらの制約を緩和することによって，より広範な画像列を対象に，安定な形状復元を目指す研究も多数行われている⁸⁾⁻¹²⁾が，隠れ点の多さや射影歪みの強さにより十分な精度が得られない，隠れ点と射影歪みに同時に対処することが難しいなど，全周復元への適用には不向きである．

別の方法として，数枚の画像からの形状復元結果をつなぎ合わせて近似解を得，それを初期値としてバンドル調整（非線形最適化）により，再投影誤差を最小化する方法³⁾もある．2または3枚の画像からの形状復元では，カメラの位置・姿勢の相対関係を線形化可能であり，探索を要しない閉じた形式の解が与えられる^{13),14)}．これらの結果を全周にわたって統合し，非線形最適化の初期値とすることにより，一意の解が得られる線形解法の利点と，高精度な解が得られる非線形手法の利点を兼ね備えた復元が行えることから，大規模な画像列を用いた形状復元を行う場合の1つの現実的方法といえる．線形化を行わない場合でも，画像を逐次的に増やしながらか非線形解法を適用することにより，初期値推定の問題を解決する試みがなされている^{4),15)}．しかし，部分画像列からの形状復元は全画像を用いた復元に比べ，解の精度が低くなる傾向がある¹⁶⁾．特に2枚の画像を使う場合，射影幾何学に基づく代数的操作が誤差を増幅することも指摘されている¹⁷⁾．さらに，多段階の手法では，手順も複雑となり，データ管理が繁雑になるうえ，誤差の蓄積により，適切な初期値推定が行えないことも考えられる．本論文では，全周復元を仮定した場合，このような複雑な初期値設定は必ずしも必要ないことを実験により示す．

本論文と同様に，再投影誤差の最小化を非線形最適化計算により直接解く方法もいくつか報告されている．文献2)は，近似解も要さず観測データのみから初期値を構成する方法によって非線形最適化により形状復元が行えることを示した．しかし，全周形状の一括復元は対象としておらず，また，具体的な問題での初期値の適用可能性についても，十分に検討されていない．

3. 再投影誤差最小化による形状復元

3.1 定式化

物体は P 個の特徴点で表現される．各特徴点は，物体とカメラに共通のある適当な座標系（世界座標系）上にあり，固有の3次元座標 s_p ($p = 1 \cdots P$) を持つ．これらの点は最大 F 枚の画像上に投影され観測される．第 f 画像 ($f = 1 \cdots F$) 上で観測された，第 p 特徴点の座標を u_{fp} とする．特徴点 p が画像 f で観測されていない場合 u_{fp} は定義されない．

各画像を撮影したカメラの位置・姿勢は，世界座標系における3次元の回転と並進 (R_f, t_f) で表される．カメラ位置は直接のパラメータではなく， $-R_f^T t_f$ の式で与えられる．投影モデルは透視投影とし，焦点距離は全画像を通じて共通の既知の値 l とする．

これらのパラメータを用いて，形状復元問題は次のように定式化される²⁾．

$$\arg \min_x E(x) \quad (1)$$

$$E(x) := \sum_{(f,p)} |P[R_f s_p + t_f] - u_{fp}|^2$$

$$x := (s_p, q_f, t_f \text{ を並べたベクトル})$$

$$\text{ただし, } P(x, y, z)^T := \frac{l}{z}(x, y)^T$$

ここで R_f は自由度3の回転行列であり， q_f は R_f のパラメータを並べたベクトルである．また，特徴点の画像座標とその画像間での対応 u_{fp} はあらかじめ与えられているものとする．

この式は，推定した形状 s_p を推定したカメラパラメータ R_f, t_f で投影した場合の投影座標 $P[\cdot]$ と，観測値 u_{fp} との誤差（これを再投影誤差と呼ぶ）の2次元ノルムの総和が最小となることを要求するものであり，観測座標に等方性正規分布の誤差を仮定した場合の最尤推定を与える式である．この式を最小化することにより，最尤推定の意味で最適な形状復元が行えることになる．

各特徴点は，2枚以上の画像で観測されていないければ，その位置を推定することができない．各カメラの位置・姿勢を求めるには，2画像以上で対応する特徴点が6点以上，または，3画像以上で対応する特徴点が4点以上観測されている必要がある．信頼できる推定のためには，これらの下限値よりも多くの画像で多くの特徴点が観測される必要がある．

3.2 最適化アルゴリズム

全周復元の問題に対して，式(1)を目的関数とする非線形最適化計算により，解を求める．一般に，非線形最適化では，繰返し処理により解を逐次更新する

反復法が用いられる．計算法としては，Levenberg-Marquardt 法などの任意の汎用非線形最適化手法が利用できるが，問題の規模が大きい場合，より計算量の少ない，前処理付き共役勾配法^{4),5)}が適している．前処理付き共役勾配法は，以下の式で表される．

$$\begin{aligned} x_0 &= \text{初期値} \\ d_0 &= C^{-1}g_0 \\ x_{i+1} &= x_i - \alpha_i d_i \\ d_{i+1} &= C^{-1}g_{i+1} + \beta_i d_i \\ \text{ただし } \alpha_i &= \arg \min_{\alpha} E(x_i - \alpha d_i) \\ \beta_i &= \frac{(C^{-1}g_{i+1})^T (g_{i+1} - g_i)}{g_i^T C^{-1}g_i} \\ g_i &= \nabla E(x_i) \end{aligned}$$

ここで， C は前処理行列であり，ヘッセ行列 ($\partial^2 E / \partial x_i \partial x_j$) の対角ブロック成分のみを残した帯行列を用い，16 反復ごとに再計算を行う．本論文で扱った問題では，画像数 $F = 30 \sim 90$ ，特徴点数 $P = 100 \sim 1200$ ，未知数が $1000 \sim 5000$ 程度となるが，この場合，計算時間は PentiumIII 1GHz の PC を用いて 0.1 ~ 10 秒程度となる．

4. 初期値と収束可能性

4.1 注視回転による初期値

建物画像列からの全周復元では，カメラはほぼ水平な平面上に位置し，建物方向を向いて移動しながら撮影が行われると考えられる．また，カメラは建物に対して，原則として 1 方向に移動しており，画像列は撮影順序に従って与えられるものとする．この撮影状況を物体上に設定した注目点を中心にカメラが等速円運動をしながら物体を観測する注視回転によりモデル化する (図 2)．ここで，カメラ位置と光軸はすべて同一平面 (水平面) 上にあるものとする．

初期値として必須の成分には，カメラの位置，姿勢情報と，復元対象の形状情報の 3 種類がある．このうち，形状情報は一般に未知であり，初期値として何らかの仮定を導入することは現実的でない．そこで，形状の初期値としては全特徴点が原点に位置するという縮退した状態を用いる．カメラの位置，姿勢情報については，注視回転を仮定して設定する．この初期値 (以下，注視回転による初期値と呼ぶ) を数式で表すと次式ようになる．

$$\begin{cases} R_f &= R_{\omega_f}^y \quad t_f = (0, 0, r)^T \quad \text{for all } f \\ s_p &= (0, 0, 0) \quad \text{for all } p \end{cases} \quad (2)$$

ここで， $R_{\omega_f}^y$ は， y 軸 (図 2 の紙面鉛直方向) 回り

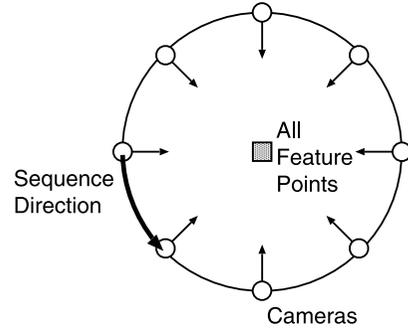


図 2 注視回転による初期値
Fig. 2 Initialization method.

の角度 ω_f の回転を表す行列とする．また， r はカメラの円軌道の半径であるが，計算空間の 3 次元座標系には物理単位が与えられていないため， $r = 1$ としてよい．したがって，撮影状況に応じて与えるべきパラメータは，全回転量 ωF (または，画像間の平均回転移動量 ω) のみとなる．全周復元では，撮影時のカメラ軌跡の方向 (ωF の符号) を考慮して， $\omega F = 360$ 度または $\omega F = -360$ 度のいずれかを選ぶ．

このような初期値設定により，どの範囲の問題を解くことができるかが重要であるが，非線形性のため，解析的な検討は困難である．経験的に得られた傾向を以下に列挙する．

- 対象物体の形状にはそれほど依存せず，1 点に縮退した初期値から正解を得ることができる．
- 対象物体に近接して撮影するほど局所解に陥りやすく，復元が失敗する可能性が高くなる．
- 図 1 (d) の疑似広角撮影では，各撮影点で仰角や方位角が大幅に変動するが，これに対しても，式 (2) を初期値として正解が得られる．また，疑似広角撮影の方が円周撮影よりも安定して解が得られる．
- 全回転量の大きさにもそれほど影響を受けない．実際の回転量が 270 度であっても 360 度を初期値として正解が得られる．
- カメラ軌跡の方向は重要で，撮影時と異なる設定をすると，局所解に陥る可能性が高い．

5 章の実験において，上記の点についてシミュレーションによる評価を行う．

4.2 平均出現率

ある与えられた形状復元問題が非線形最適化計算により解けるかどうかは，初期値の設定法だけでなく，カメラ-物体間距離や，物体形状の凹凸，利用する画像数，特徴点数など様々な要因に依存する．これらを総合的に表す指標として，特徴点の平均出現率を用い

る．平均出現率は，各特徴点が全画像のうち何%で観測されるかを表す量で，文献 7) で用いられている「観測行列の fill-ratio」と等価なものである．各特徴点が平均して全画像の $r\%$ で観測される場合，平均出現率は $r\%$ とする．これは，各画像に平均して全特徴点のうち $r\%$ が観測されると考えることもできる．すなわち，平均出現率は，画像間での特徴点の対応，あるいは観測された点の割合を表している．

カメラの画角が一定のままカメラ-物体間距離が縮まれば，画像内の特徴点数は減少し，平均出現率は低下する．同様に，物体形状の凹凸が多ければ，隠れ点を多く生じ，平均出現率は低下する．このように，平均出現率は，与えられた 2 次元情報からの形状復元の困難さを反映すると考えられる．

4.3 解の修正

注視回転による初期値は，多くの場合で正解を得ることができる．しかし，隠れ点が非常に多い画像列の場合には，局所解に陥ることがある．このような場合にも，式 (1) の枠組みの中で，特徴点の削除と再追加を繰り返すことにより，解を修正して，局所解から抜け出すことができる場合がある．そのために以下の手順をとる．

- (i) 少数の画像のみに現れる特徴点を除去する．
- (ii) 残った特徴点のみを用いて，形状と運動を再推定する．
- (iii) 除去した特徴点を再追加する．

以下，この手順について説明する．

式 (1) の目的関数において総和の範囲を限定した次式を導入する．

$$E(x, L) = \sum_{(f,p) \in S(L)} |P[R_f s_p + t_f] - u_{fp}|^2$$

ここで， $S(L)$ は考慮すべき添字の集合で， L は制御パラメータである．特徴点 p が L 枚以上の画像に現れる場合のみ $S(L)$ に (f, p) を含めるものとする．

理論上は，特徴点は 2 画像以上で観測されていれば ($L=2$) 復元可能であるが，少数の画像でしか現れない特徴点が誤った位置に推定されることによって，カメラ位置や姿勢が誤って推定され，局所解となる場合が多い．手順 (i) では， L を増加させることによって，局所解の原因となっているこのような特徴点 (群) をいったん除去する．手順 (ii) では，残った点を用いて，形状復元を行うことにより，カメラ位置，姿勢を推定しなおす．多数の画像で観測されている特徴点のみを用いると，カメラ位置，姿勢や形状を正しく推定できる傾向がある．手順 (iii) では，手順 (ii) で推定された正しい値をもとにして，除去した特徴点群を含めた

すべての特徴点を用いて式 (1) を最小化する．これによって，局所解から脱出する．1 回で解を修正しきれない場合， L の増加，減少を複数回繰り返すことで修正を行う．

一般に，局所解では， $E(x, L)$ の値が大きいのに対して，局所解の原因となっている特徴点が除去できると， $E(x, L)$ の値が急激に減少する． L の増加，減少は， $E(x, L)$ の値を参照しながら，基本的に手動により行うが，以下のアルゴリズムによって，自動的に決定することも考えられる．評価実験においては，下記のパラメータ L の自動設定法についても評価する．

[パラメータ L の自動設定法]

・最適化処理の中で一定の繰返し回数ごとに以下の判定を行う

(a) $L > 2$ であれば， L を 1 減らす．

(b) $L = 2$ であれば， $E(x, L')/E(x, 2) > T$ ($L' = 3, \dots, 9, T$ は閾値) となる最初の L' に L を更新する．条件を満たすものがなければ， $L = 2$ のままとする．

解の修正では，局所解に陥った際に， L を増やすことによって平均出現率の高い特徴点のみからなる部分問題を解いている．この部分問題は元の問題よりも容易な問題となっているため，正解が得られる可能性が高い．その結果を利用するため，局所解から抜け出すことができると解釈できる．この手順のみを用いて必ずしも局所解から抜け出せるわけではないが，パラメータ L を増加させても十分な数の特徴点が残る画像列では，正解が得られると期待できる．

5. 実 験

本章では，全周復元問題に対して，提案した初期値設定がどの程度有効であるか確かめるため，数値的に生成した疑似建造物を用いた模擬実験，ならびに，実画像での実験結果を示す．

5.1 シミュレーション画像による復元

凹凸のある建物を想定し，球を変形させた次式の曲面を対象物体とする．ただし， $x-z$ 平面を地面と考ええる．

$$D \begin{bmatrix} [1 - \nu + \mu \cos(\rho(\varphi - \pi/4))] \cdot \cos \theta \cos \varphi \\ [1 - \tau] \cdot \sin \theta \\ [1 - \nu + \mu \cos(\rho(\varphi - \pi/4))] \cdot \cos \theta \sin \varphi \end{bmatrix}$$

$$|\theta| \leq \pi/2, \quad |\varphi| \leq \pi$$

この曲面は θ - φ 表現を変形したもので， ν, τ は縦・横・奥行の比を決めるパラメータ， ρ は凹凸の数， μ は凹凸の深さ， D は物体の大きさを表し，対象物体に

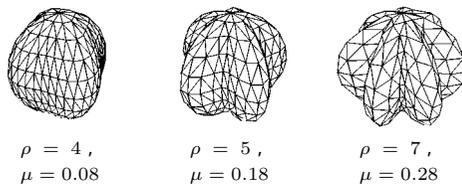


図3 対象物体 ($\nu = 0.2, \tau = D = 1.0$)
Fig. 3 Objects ($\nu = 0.2, \tau = D = 1.0$).

については $D = 1.0$ とする． $\nu = \tau = \mu = 0$ のときこの曲面は球となる．球面上で点密度がほぼ一定となるように特徴点を設定し，上の式に従って変形する．さらに，近接点を結んだ3角形群で曲面を構成し，特徴点の隠蔽判定に用いる．

真円からある程度離れたカメラ軌跡を生成するために，視点の決定にも上の曲面の式を用いる．対象物体とは異なるパラメータを用いて，対象物体よりも大きな曲面を作り， $\theta = 0$ で切った断面の曲線を上下に平行移動させたものに沿って視点を設定する．光軸方向は，この曲線の接線によって決めるものとする．このため，光軸方向は必ずしも物体中心を向いていない．

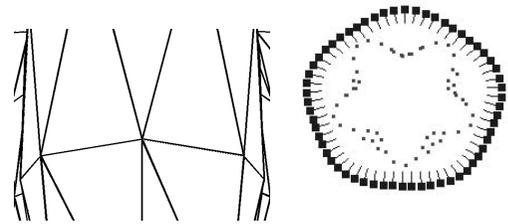
形状，画像数などを以下のように変化させ，135通りのサンプルを得た．このうち，画像間で復元に必要な数以上の特徴点对応が得られず理論的に一意な復元が不可能なサンプルを除いたもの（円周撮影 98 通り，疑似広角撮影 115 通り）について，復元の成功/失敗を調べた．

形状：図3に示す4角形，5角形，7角形を用いた．角数の増大とともに物体の凹凸も増加させたため，4角形の場合ほとんど凹凸はないが，7角形の場合，物体は深く凹んでおり隠蔽が起こりやすい．隠蔽が多いと特徴点对応は少なくなり，復元困難となる．

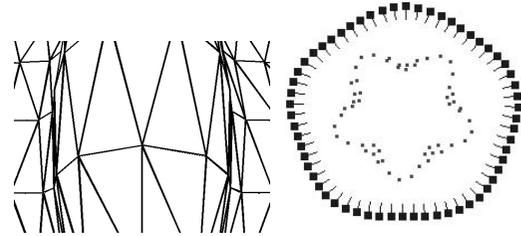
特徴点数：各形状につき 300, 600, 1200 と変化した．特徴点数が少ないほど隣接画像での対応数が減り，復元困難となる．

画像数：物体周囲を一回転する5角形 ($\rho = 5, \mu = 0.03, \nu = 0.1$) の軌跡に沿って 30, 60, 90 力所から，22.5 度見上げる角度で画像を作成した．各画像の大きさは 600×450 pixel で，焦点距離は画像の横幅と同じ（横画角が約 53° ）とした．画像数が少ないほど隣接画像間の対応が少なく復元困難となる．

カメラ-物体間距離：距離が遠い場合復元は容易で，カメラが物体に近づくにつれ隣接画像間での対応が減り復元困難となる．ここでは，復元成功率が大きく変化するような5段階 ($D = 1.45, 1.40, 1.35, 1.30, 1.25$) の距離を用いた．図4に画像および物体とカメラ軌跡の上面図の例を示す．5段階のうち最も遠い距



(a) 最近撮影 Nearest ($D=1.25$)



(b) 最遠撮影 Fareast ($D=1.45$)

図4 5角形を撮影した例

Fig. 4 Example of images for pentagon object.

離の場合でも，各画像には物体の一部しか入らないことが分かる．上面図において周辺部の線付の点はカメラ位置と光軸を表す．その内側の点の集合は物体の概形を表す特徴点である．なお，画像列の2画像以上に現れない特徴点は表示されていないため，特徴点は主に物体辺縁部に集中している．実際に復元される特徴点数は，57~427点となった．

復元には，全回転量が360度の注視回転を仮定した初期値を用いた．観測に誤差は加えず，復元結果の再投影誤差 RMS が 0.1 pixel 未満の場合を復元成功と判定した．復元結果の特徴点の3次元座標とシミュレーションにおける真の3次元座標が一致するように，3次元アフィン変換により復元結果を位置合わせしたところ，成功と判定した復元結果では，平均距離誤差が物体の大きさ ($D=1.0$) に対して1%以下であり，形状が正しく復元できていることを確認した．

図5は円周撮影法において，横軸を平均出現率，縦軸をカメラ-物体間距離としたときの復元成功/修正による成功/失敗の分布を示す．平均出現率が15%以上のすべての場合で注視回転の初期値から正解が得られた．カメラ-物体間距離が近くなるにつれて，平均出現率も低下してくるが，9%程度でも，解の修正により正解が得られる場合があった．また平均出現率が下がると復元成功率も下がる傾向があり，与えられた問題が解けるかどうかを表す指標として平均出現率が適切であることも確認できる．単純な比較はできないが，Tomasiらは，彼らの手法を16%の問題に適用してい

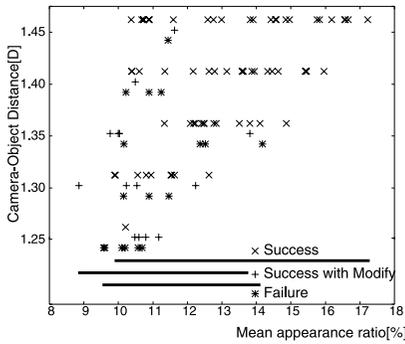


図 5 復元成功/修正による成功/失敗の分布 (円周撮影法)

Fig. 5 Distribution of success/success with modify/failure in reconstruction (circular shot).

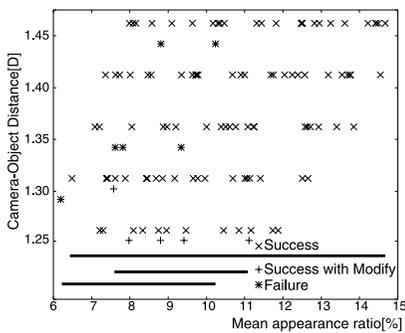


図 6 復元成功/修正による成功/失敗の分布 (疑似広角撮影法)

Fig. 6 Distribution of success/success with modify/failure in reconstruction (pseudo wide shot).

る⁷⁾．平均出現率の観点から本手法は，全周復元の比較的范围の問題に対して，設定した初期値から非線形最適化により正解を得られることが示された．

同様に図 6 に疑似広角撮影法における復元成功/修正による成功/失敗の分布を示す．画像数は 3×10 (10カ所から各 3 枚), 3×20 , 3×30 の 3 通り, 他のパラメータは前記実験と同じである．同一位置から複数の画像を撮影しているが, 定式化上は, この情報はまったく利用しておらず, 初期値も円周撮影と同じものを用いた．復元結果の上面図の一例を図 7 に示す．平均出現率が 12%以上のすべての場合に注視回転の初期値から正解が得られた．また, 平均出現率が 6%程度でも, 正解が得られる場合があった．円周撮影よりも疑似広角撮影の方が, 設定した初期値が正解からより離れた問題となっているが, 結果的には, 平均出現率が低く, カメラ-物体間距離が近い場合でも, 円周撮影の場合より成功率が高い．これは, 同じ平均出現率でも, 疑似広角撮影の方が同一位置からカメラが撮影する範囲の空間分布が広がるために生じる利点と

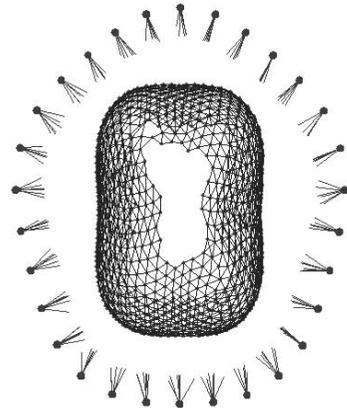


図 7 疑似広角撮影法による復元結果

Fig. 7 Reconstruction result (pseudo wide shot).

考えられる．

なお, ここでは用いなかったが, 疑似広角撮影では, 同一位置から撮影した複数の画像のカメラ位置に対して, カメラ位置が同一であることを利用して定式化することにより, 推定すべきパラメータ数が減少し, さらに容易かつ高精度に解が求まることが期待できる．このように, 全周復元に対しては, 円周撮影よりも疑似広角撮影の方が, より適切であると考えられる．

実験においては, 解の修正はパラメータ L の手動設定により行った．解の修正により正解が得られた例のうち, 4.3 節に示したパラメータ L の自動設定法のみにより正解が得られるものは, 円周撮影の場合 14 例中 2 例, 疑似広角撮影の場合 4 例中 0 例であった．この際, 閾値 $T=2.0$ と設定し, 前処理付き共役勾配法で前処理行列の再計算を行う 16 反復ごとに, 判定を行った．解の修正自体は, 局所解から抜け出すためにある程度有効と考えられるが, パラメータ L の自動設定法については, 今後より有効な手法を検討する必要がある．

次に, 注視回転による初期値と正解とのずれの大きさが復元の成功/失敗に与える影響を評価するために, 撮影において, 実際の回転量が 360 度以下の場合の復元実験を行った．特徴点数 600 点, カメラ位置 60 カ所, カメラ-物体間距離が 5 段階中の 3 番目 ($D=1.35$) の設定の下で, 復元に用いる画像数を $F=2, \dots, 60$ 枚の間で変化させ, 実際の全回転量を $360 \times F/60$ により設定し, 注視回転による初期値 (全回転量 360 度) から形状復元を行った．初期値と復元結果の例を図 8 に示す．復元に用いる画像数が 30 枚の場合, 初期値 (図 8 左) では, 30 台のカメラは円周上に等間隔に並んでいる．一方, 復元結果 (図 8 右) では, カメラは

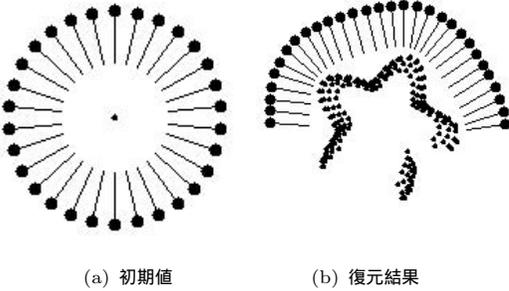


図 8 回転角 180 度の形状復元

Fig. 8 Reconstruction from images taken within 180 degrees.

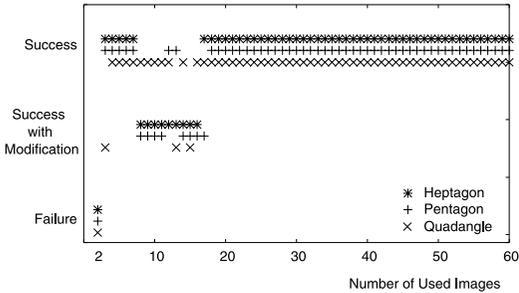


図 9 実際回転量と復元の成否の関係

Fig. 9 Relation between number of images and success/failure in reconstruction.

円周の半分に位置しており、初期値と正解との間には、円周中心に対して最大 81 度のずれがある。

4 角形、5 角形、7 角形それぞれの場合での、復元成功/修正による成功/失敗の分布を図 9 に示す。横軸は復元に使用した画像数である。いずれの場合でも、画像数 18 枚以上（初期値との誤差は最大 109 度）では成功している。また、17 枚以下でも、画像数が 3 枚以上（誤差は最大 114 度）の場合、解の修正により復元が成功している。すなわち、注視回転による初期値は、全周以下の復元問題の初期値としても比較的広い範囲に適用可能といえる。

全周復元問題に対する他の簡便な初期値の例としては、全特徴点が 1 点に縮退しており、かつ、カメラ位置も 1 点に縮退し、特徴点の初期値方向を向いているというものが考えられる。これは、注視回転による初期値において、カメラ移動の角速度を $\omega = 0$ と設定した場合に等しい。円周撮影のシミュレーション実験において、復元が成功した 82 例について、この初期値から復元をする実験を行ったが、解の修正を行っても復元が成功する例はなかった。同様に、実際のカメラの移動方向と注視回転による初期値の移動方向を逆に設定した場合も、復元が成功する例はなかった。これらの例では、初期値と正解のカメラ位置の誤差は円



図 10 原画像の例と復元結果

原爆ドーム ($P = 122, F = 29, r = 17\%$)

Fig. 10 Example of original images and reconstruction result — Atomic bomb dome ($P = 122, F = 29, r = 17\%$).

周中心に対して最大 180 度近くになるが、このような場合、復元が行えないことが多い。このことから、全周復元問題では、初期値を適切に設定することが重要であり、解の修正法は局所解から抜け出すための補助的な手段と位置付けられることが分かる。

カメラ間隔の偏り、物体位置の偏りなど、他の要因が復元の成否に与える影響については、今後さらに検討する必要がある。

5.2 実画像を用いた復元

ここでは、実画像列からの復元結果を 2 例示す。特徴点の抽出および対応付けは、手作業により行った。

図 10 に、原爆ドームを撮影した画像 29 枚中の 2 枚と復元結果の上面図を示す。この実験例では、建物から離れた位置から撮影を行っており、平均出現率 r は 17% と高いため、注視回転の初期値から局所解に陥ることなく目視により妥当な復元結果が得られ、解の修正は不要であった。復元結果における再投影誤差は、 $RMS=1.3$ 画素未満であった。

図 11 の例では、建物に近い位置から撮影しており、建物のごく一部しか撮影されていない画像を含む。そのため、平均出現率は 6% と低い。また、近距離から広範囲を撮影するため、光軸を上下左右に大きく動かしながら撮影しており、疑似広角撮影となっている。この例では、最適化計算において、再投影誤差が大きな値 ($RMS=67.8$ 画素) のまま減少しなくなり、局所解に陥ったと判断された (図 11 左下)。その後、手動

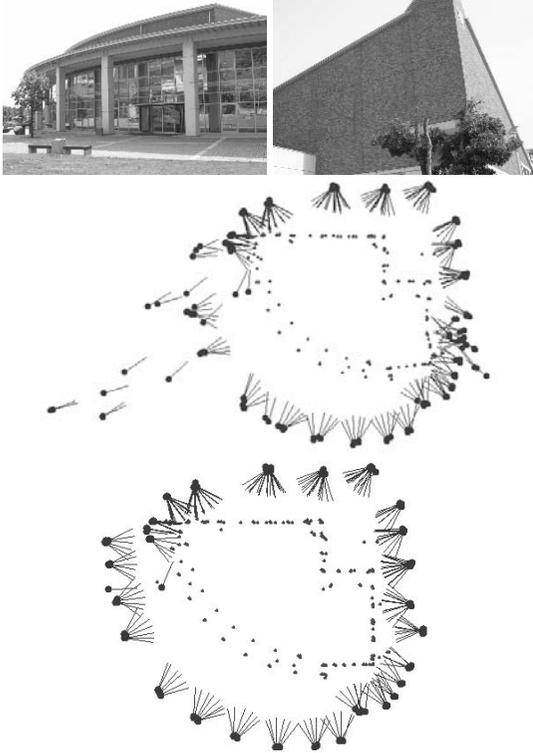


図 11 原画像の一部と中間結果，復元結果
講堂 ($P = 189, F = 280, r = 6\%$)

Fig.11 Example of original images and reconstruction result — Auditorium ($P = 189, F = 280, r = 6\%$).

で解の修正を行ったところ，図 11 右下の復元結果が得られた．このときの再投影誤差は $RMS=5.62$ 画素と，多少大きな値であるが，図右上方の建物の垂直な角が良好に復元されているなど，建物全体が良好に復元できていることが確認できる．

その他，100 枚以上からなる全周実画像列 5 例においても良好な復元結果が得られた．

6. おわりに

本論文では，建物画像列からの全周形状復元問題を再投影誤差最小化の考えに基づき，非線形最適化により直接解くために，注視回転という簡単なモデルを用いて撮影位置と姿勢の初期値を設定する手法を提案した．さらに，この方法だけでは正解が得られない場合を考慮して，解の修正により局所解から抜け出し正解を得る方法について述べた．

実験の結果，提案した初期値は，その仮定となる注視回転から離れた画像列に対しても，正解を得ることが可能であった．このとき，非線形最適化を適用する際に従来行われていた特徴点位置の初期推定処理は

まったく必要なかった．また，シミュレーション実験から，全周復元のような隠れ点の多い問題に対しても，全周の 12～15%程度が撮影された画像からなる画像列から形状復元が行えることが確認できた．このことは，簡便な初期値設定法が，全周復元の広い範囲の問題に適用可能であり，従来，非線形最適化計算の前提としていた複雑な初期値推定は，大幅に簡略化できる可能性があることを示している．

復元においては，円周撮影より，疑似広角撮影の方が，平均出現率が低くても形状復元が成功する傾向があり，全周復元に適していた．これは，後者の撮影法の方が，各特徴点を広範囲から撮影し，拘束が強いためである．本論文では，平均出現率を問題の難しさを表す指標として用いたが，カメラ間の位置関係や個々の画像ごとの特徴点の出現率の影響など他の指標も導入することにより，形状復元が正しく行える条件を明確にし，より良い撮影方法を検討していく必要がある．また，より大規模な実問題に本手法を適用すること，および，特徴点の抽出と対応付けを自動化することも今後の課題である．

参考文献

- 1) Triggs, B., McLauchlan, P.F., Hartley, R.I. and Fitzgibbon, A.W.: Bundle Adjustment — A Modern Synthesis, *Vision Algorithms: Theory and Practice*, LNCS 1883, pp.298–375, Springer (2000).
- 2) Szeliski, R. and Kang, S.B.: Recovering 3D Shape and Motion from Image Streams using Non-Linear Least Squares, *CVPR*, pp.752–753 (1993).
- 3) Pollefeys, M., Verbiest, F. and Gool, L.V.: Surviving Dominant Planes in Uncalibrated Structure and Motion Recovery, *7th ECCV*, pp.II-837–851 (2002).
- 4) 右田剛史，天野 晃，浅田尚紀：非線形最適化計算を用いた運動からの形状復元，画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2000) 論文集，pp.II-199–204 (2000).
- 5) 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).
- 6) McLauchlan, P.F.: A Batch/Recursive Algorithm for 3D Scene Reconstruction, *CVPR*, pp.738–743 (2000).
- 7) Tomasi, C. and Kanade, T.: Shape and Motion from Image Streams under Orthography: A Factorization Method, *IJCV*, Vol.9, No.2, pp.137–154 (1992).

- 8) Strum, P. and Triggs, B.: A Factorization Based Algorithm for Multi-Frame Projective Structure and Motion, *ECCV*, pp.709–720 (1996).
- 9) 植芝俊夫, 富田文明: 奥行きパラメータの逐次推定による多視点透視投影画像のための因子分解法, 信学論 (D-II), Vol.J81-D-II, No.8, pp.1718–1726 (1998).
- 10) 藤木 淳, 蔵田武志: 計量アフィン射影モデルの逐次型因子分解法, 信学論 (D-II), Vol.J84-D-II, No.8, pp.1663–1673 (2001).
- 11) Jacobs, D.: Linear fitting with missing data: Application to structure-from-motion and to characterizing intensity images, *CVPR*, pp.206–212 (1997).
- 12) Aanas, H., Fisker, R., Aström, K. and Carstensen, J.: Robust Factorization, *PAMI*, Vol.24, No.9, pp.1215–1225 (2002).
- 13) Longuet-Higgins, H.C.: A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections, *Nature*, Vol.293, pp.133–135 (1981).
- 14) Hartley, R.I.: Lines and Points in Three Views and Trifocal Tensor, *IJCV*, Vol.22, No.2, pp.125–140 (1997).
- 15) 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ステレオ法を利用した動画像からの屋外環境の三次元モデル化, パーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.7, No.2, pp.275–282 (2002).
- 16) Szeliski, R. and Kang, S.B.: Shape Ambiguities in Structure from Motion, *PAMI*, Vol.19, No.5, pp.506–512 (1997).
- 17) Weng, J., Ahuja, N. and Huang, T.S.: Optimal motion and structure estimation, *PAMI*, Vol.15, No.9, pp.864–884 (1993).

(平成 16 年 3 月 29 日受付)

(平成 16 年 9 月 11 日採録)

(担当編集委員 奥富 正敏)



椋木 雅之 (正会員)

1991 年京都大学工学部情報工学科卒業。1996 年同大学院博士課程修了。京都大学大学院工学研究科助手を経て 2002 年広島市立大学情報科学部助教授, 現在に至る。博士(工学)。画像認識, 画像検索, 映像メディア処理の研究に従事。電子情報通信学会, 日本バーチャルリアリティ学会各会員。



右田 剛史 (正会員)

1998 年広島市立大学情報科学部知能情報システム工学科卒業。2000 年同大学院修士課程修了。2004 年同大学院博士後期課程修了。2003 年岡山大学工学部情報工学科助手。コンピュータビジョン, 数値計算の高速アルゴリズムに興味を持つ。電子情報通信学会会員。



青山 正人 (正会員)

1991 年岡山大学工学部情報工学科卒業。1996 年同大学院博士課程修了。博士(工学)。同年広島市立大学情報科学部助手, 現在に至る。2000 年度シカゴ大学放射線科カーネギーメロン大学放射線研究所客員研究員(文部省在外研究員)。コンピュータ診断支援, 文書画像理解, コンピュータビジョンの研究に従事。電子情報通信学会会員。



浅田 尚紀 (正会員)

1979 年京都大学工学部電気工学科卒業。同大学院博士課程, 福井医科大学助手, 京都大学工学部助手, 岡山大学工学部助教授を経て, 1995 年から広島市立大学情報科学部教授, 現在に至る。1989 年シカゴ大学客員研究員。工学博士。コンピュータビジョン, コンピュータグラフィクス, 文書画像理解, 医用画像理解の研究に従事。1993 年情報処理学会論文賞。IEEE CS, ACM, 電子情報通信学会, 人工知能学会, 医用画像工学会各会員。