連結性を考慮したグラフカットによる多視点画像からの３次元形状復元

津田　佳行†　　延原　章平†　　松山　隆司†

† 京都大学情報学研究科　〒 606-8501 京都市左京区吉田本町
E-mail: †{tsuda,nob,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし　本論文では, グラフカットによる連結性を考慮した多視点画像からの 3 次元形状復元手法を提案する．グラフカットによる 3 次元形状復元には大域最適解が多項式時間で求まるという長所がある一方で，最適化可能な評価関数の形に制限があるため，従来の手法では対象形状に関する事前知識を制約条件として最適化問題を解くことが困難であった．これに対して本研究では，グラフカットを反復的に用いることで対象形状の連結性を明示的に保証するアルゴリズムを提案する．具体的には入力多視点画像中のエッジ特徴や投影像の輪郭線から存在が十分確からしい点を求め, これらが互いに連結するという制約のもとでの形状復元手法を提案する．実験によって特に従来法では扱うことが困難であった細く・長いといったクラスの形状が，提案手法によって復元可能となったことを定量的に示した．
キーワード　3 次元形状復元, 多視点画像, グラフカット

Connectivity Prior for Graph-cut Based 3D Shape Reconstruction from Multi-viewpoint Images

Yoshiyuki TSUDA†, Shouhei NOBUHARA†, and Takashi MATSUYAMA†

† Graduate School of Informatics, Kyoto University　Yoshida-Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501 Japan
E-mail: †{tsuda,nob,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract　We propose a method for 3D shape reconstruction from multi-viewpoint images using graph-cut which guarantees connectivity. While graph-cut based algorithms have realized estimation of the 3D shape which exactly minimizes the object function, it is difficult to introduce priors on the object shape into the object function due to the limitation of graph-cut. In this paper we propose an algorithm which explicitly guarantees connectivity of the object shape. Our algorithm iteratively solves min-cut problems each of which guarantees connectivity between two 3D points given by robust wide baseline stereo. The proposed algorithm performs better than conventional methods especially against thin and long shape. Some experiments using synthesized and real images quantitatively demonstrate our advantages against conventional methods.
Key words　3D shape reconstruction, Multi-viewpoint images, Graph-cut

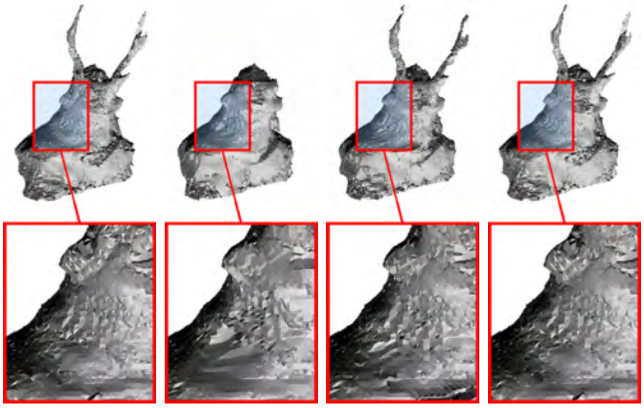
1. はじめに

本論文ではコンピュータビジョンにおける根源的な問題の 1 つである多視点画像からの 3 次元形状復元に取り組む．特に本論文では，奥行き情報，つまり 2.5 次元形状を推定するのではなく，多視点画像から直接 3 次元形状を復元する問題に取り組むこととし，この問題を，復元された 3 次元表面形状を S としたとき，S 上の各点 X を観測視点に投影して得られる輝度値の相違度 $\rho(X)$ の和が最小になる，つまり

$$E(S) = \int_S \rho(X) dS \qquad (1)$$

を最小にするような S を求める問題であると定式化する．この式を最小化する S を求める方法としてメッシュ変形 [1]～[3]，belief propagation [4]，graph-cut [5]～[9] など様々な手法が提案されてきたが，本論文では特に大域最適解が多項式時間で求まること，および初期形状が持つトポロジーへの依存性が低いことを考慮して，graph-cut によるアプローチを採用する．

graph-cut によるアプローチでは空間を単位体積に分割してそれぞれを物体側・空間側のいずれかに分類する二値のラベル付け問題として定式化するが [5]～[9]，式 (1) を単純に離散化して最適なラベリングを求めようとすると，この式は自明な解として $S = \phi$ のとき，つまり対象は存在しないとした際に最小値 0 を取るため，このままでは対象形状を推定することができない．そのためこの式に対象の体積 V に比例するバルーニング項を加



(a) visual hull　(b) バルーニング小　(c) バルーニング中　(d) バルーニング大

図 1　均一なバルーニング項の影響．バルーニングが小さいと細長い部位が復元されず，大きいと逆に凹領域が失われる．

えて

$$E(S) = \int_S \rho(X)ds - \lambda \int_V w dV \qquad (2)$$

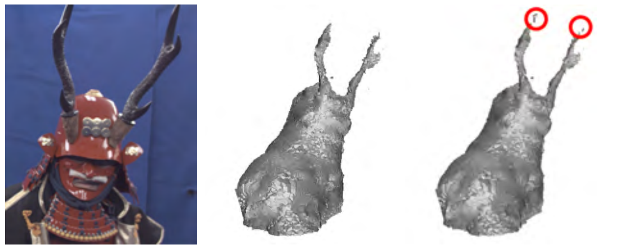
と $E(S)$ を定義し直し，これを最小化するアプローチが一般的である．この式に対して，空間を構成する単位体積をグラフのノード，単位体積間の境界面を X，ノード間をつなぐ辺の重みを $\rho(X)$，ソース s と各ノードをつなぐ辺の重みを $-\lambda w$，シンク t と各ノードをつなぐ辺の重みを 0 としてグラフを構成すると，その最小カットが式 (2) の最小値となるため，ソース側とされたノード集合をもって対象形状とする．

しかしこの方法では，バルーニング項は体積あたりにかかるのに対してテクスチャ相違度の項は表面積あたりにかかるため, 部位の表面積と体積の割合によってバルーニング項の効果が異なる．このため, 事前知識なしで一様なバルーニングを用いる場合, 図 1 に示すようにバルーニングが小さいときには角などの細い部位が欠損し, バルーニングを大きくし細い部位を復元したときには本来何もない空間に過剰なボリュームが復元されという問題がある．

この問題に対して本研究では, 多視点画像に含まれるテクスチャ情報・シルエット情報を元に対象表面である可能性が高い疎な 3 次元点群をまず推定し，これらが互いに連結するという制約の下で 3 次元形状復元を行うことで解決を図る．

2. 関 連 研 究

従来の graph-cut を用いた 3 次元形状復元手法は，前述のようなバルーニング項に関する解決法という観点から (1) 特定の点を強制的に物体または空間側とする制約（強制項）を導入するアプローチと，(2) バルーニング項の大きさを部位によって適応的に与えるものに分類される．



(a) 入力画像　(b) 強制項無　(c) 強制項有

図 2　強制項が孤立点として復元される例．(c) の赤丸で囲まれた部分が強制項として与えられた点．

強制項を用いるものとして, Starck ら [6] や Tran ら [7] はエッジ特徴やシルエット特徴から存在する可能性が極めて高い点を求め, それらの点を強制項とする手法を提案した．また, Sinha ら [10] は復元した形状の投影像とシルエットとが一致しない部分に対して強制的に物体または空間とする制約を与える手法を提案した．しかしこれらの手法では, 強制項として与えた点は確実に対象形状に含まれるものの，それらが孤立点として復元される可能性がある（図 2）．

また適応的なバルーニング項を用いるものとして Hernandez ら [9] は, 確率的な観測可能性に基づいてバルーニングの値を設定することで上記の問題を解決する手法を提案した．この手法においても復元形状の連結性については明示的に保証していない．

一方, 連結性という観点では，グラフカットを用いた他の応用にも同様の問題が存在する．Vicente ら [11] は, 2 次元画像のセグメンテーションにおいて手動で与えた画素同士が連結するという制約を満たすような強制項の系列を求める手法を提案した．この手法では, 一方の画素から他方の画素へ至る経路上に存在する画素を強制項系列とし, 経路を求める問題を Dijkstra 法による最短経路探索問題として解いた．

これらを踏まえて，本研究では真の対象表面上に存在する可能性が十分高い点（基点）を画像から自動的に推定し，これを必ず含み, かつ基点同士が連結した 1 つの表面上にあるような 3 次元形状を復元する手法を提案する．そのポイントは，基点同士を連結させる強制項の系列を求めるという問題を, [11] と同様にある基点から別の基点への最短経路探索問題として解くことである．

3. 連結性を考慮した 3 次元形状復元

本節では，本論文が提案するグラフカットによる 3 次元形状復元の定式化と基点間の連結性を保証するためのアルゴリズムについて述べる．我々のアルゴリズムでは校正済みのカメラ群で撮影された対象多視点画像と，そ

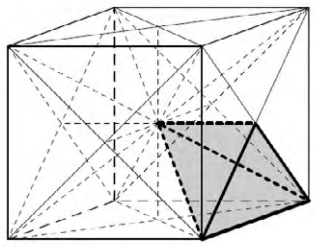


図 3　CW-complex

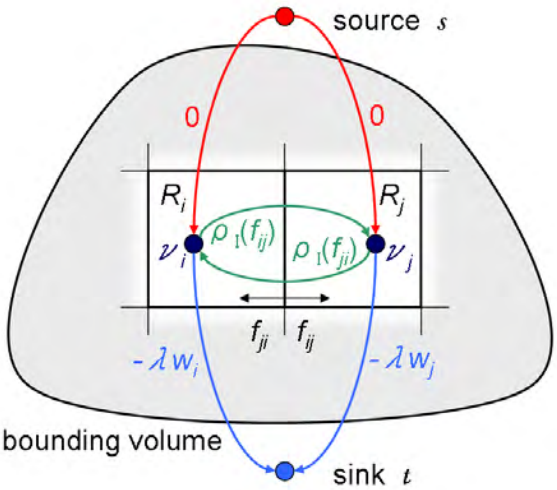


図 4　グラフ構造

れぞれの画像から抽出された多視点シルエットを入力として用いる．

3.1　グラフ構造

3 次元空間の単位領域表現としてボクセル（立方体）が広く用いられているが，法線方向の解像度が低くテクスチャ相違度の計算誤差が大きい．そこで本研究では，ボクセルをさらに 6 平面で分割した CW-complex [8] と呼ばれる四面体を単位領域とし，単位四面体の集合 M として 3 次元ボリュームを表す．隣接する単位四面体 R_i と R_j の境界面のうち，R_i から R_j へ向かう法線を持つ面パッチを f_{ij} とする．このとき，M の表面における評価値 $E(M)$ は式 (3) のようになる．

$$E(M) = \sum_{R_i \in M, R_j \in \overline{M}} \rho_I(f_{ij}) - \lambda \sum_{R_i \in M} w_i \tag{3}$$

式 (3) の最適化問題をグラフカットで解くため，図 4 に示すグラフ $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ を以下のように構成する．

（1） visual hull を bounding box とし，bounding box 内部の全ての単位四面体 R_i にノード ν_i を対応させ，これらにソース s, シンク t を加えて V とする．

（2） 互いに隣接する四面体 R_i,R_j に対応するノード ν_i,ν_j に対し容量 $\rho_I(f_{ij})$ のエッジ (ν_i, ν_j) および容量 $\rho_I(f_{ji})$ のエッジ (ν_j, ν_i) を加える (n-link)．ここで $\rho_I(f_{ji})$ はテクスチャの相違度であるため，その計算には法線方向と可視判定が必要となるが，本論文では [8] と同様に oriented visibility を採用する．

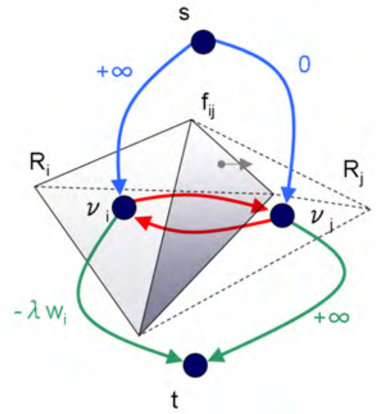


図 5　グラフでの強制項の表現

（3） 全ての $\nu_i \in \mathcal{V}$ に対し容量 0 のエッジ (s, ν_i) および容量 $-\lambda w_i$ のエッジ (ν_i, t) を加え (t-link), n-link と t-link を合わせて $\mathcal{E}$ とする．ただし，初期状態では $\forall i, w_i = w(\text{const})$ とする．

このとき，ある s-t カット $\mathcal{C} \in \mathcal{E}$ のコストは式 (3) の評価値と一致するため，最小カット $\mathcal{C}_{\min}$ を求めることにより式 (3) の大域解が得られる．最小カットの計算には Boykov ら [12] の手法を用いる．この計算の複雑度は最小カットのコストを $|C|$ としたとき，最悪で $O(|\mathcal{E}||\mathcal{V}|^2|C|)$ である [12]．

さらにノードに対応する単位領域に物体が存在することを示す強制項は，ソース s からのエッジ容量を $+\infty$ とすることで，物体が存在しないことを示す強制項はシンク t へのエッジ容量を $+\infty$ とすることで表現する．また，ν_i をソース側の強制項，ν_j をシンク側の強制項とすることで，エッジ (ν_i, ν_j) を必ず s-t カットに含む，すなわち面 f_{ij} が必ず存在することを示す強制項を表現できる（図 5）．

3.2　基点の獲得

本研究では，多視点画像 I から得られるテクスチャ情報およびシルエット情報から真の対象表面上に存在する可能性が高い点を法線方向とともに求め，探索の基点として用いる．

3.2.1　テクスチャ情報による基点

テクスチャ情報による基点として，視点間で一意にテクスチャが一致する点をカメラペア毎に以下の手順で求める．このアルゴリズムは Furukawa らの手法 [13] に一意性の制約を入れたものである．

（1） 2 つのカメラ C と C' について撮影画像それぞれにおいてエッジ検出を行う．

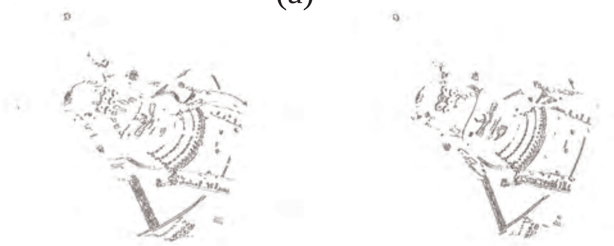
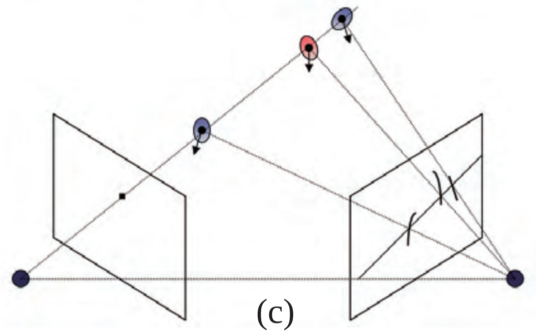

(a)

(b)

(c)

図 6　テクスチャ情報による基点．(a) 平行化された画像対，(b) エピポーラ線と交差するエッジ成分，(c) 法線の最適化を伴うテクスチャ不一致度の計算．

（2）　このエッジ画像からエピポーラ線と交差するエッジ成分以外を除去する．こうして得られた画像を I_E，I'_E とする（図 6(b)）．この段階で I_E に含まれるエッジ上の点 e に対して，C' のエピポーラ上には複数のエッジが交差する．この交点の集合を $E' = \{e'_j | j = 1, \ldots, n\}$ とする．

（3）　e とそれに対応する $e'_j \in E'$ について，n 個の組み合わせでそれぞれテクスチャの相違度を計算する．このとき [13] と同様に法線方向の最適化も行う．こうして 1 つの e に対して n 個の相違度が求まる．ここで最も低い相違度を与えた E' の要素を $\hat{e}'_j$ とすると，e と $\hat{e}'_j$ の間の相違度が，2 番目に低い相違度に対して十分小さいとき，e と $\hat{e}'_j$ から得られた 3 次元位置と法線方向を基点として採用する（図 6(c)）．これを I_E に含まれる全てのエッジ点について行う．

3.2.2　シルエット情報による基点

次にシルエット情報による基点として，frontier point [14] を用いる（図 7）．frontier point はその定義から対象表面上に存在する点であるが，法線方向は自明ではない．そこで frontier point から定義される epipolar plane の法線を初期値として，先のテクスチャ情報の場合と同様にテクスチャ相違度を最小化する法線方向を求める．なお可視判定に関してはここでも oriented visibility を用いる．

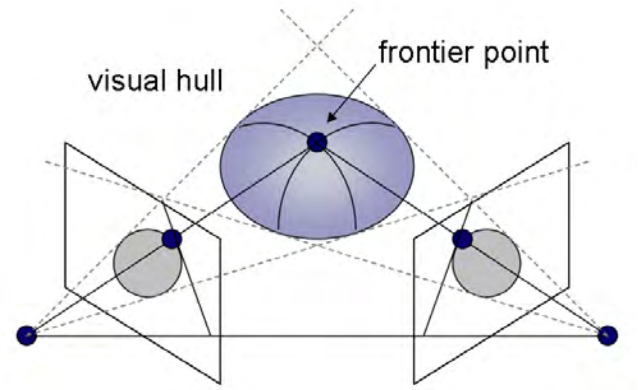


図 7　frontier point

3.2.3　基点集合の定義

こうしてテクスチャおよびシルエット情報から求められた基点は，それぞれ図 3 に示した単位四面体を構成する最も近い面によって近似して使用する．つまり最終的には

$$F = \{f_{ij}\} \tag{4}$$

のように，単位四面体の境界面パッチの集合として基点集合 F を定義する．

3.3　連結性を考慮した 3 次元形状復元

前節で求めた基点集合 F の要素間が互いに連結するという制約の下で式 (3) を最小化する 3 次元表面形状 S を求めることが本論文の目的である．ただし形状表面 S において面パッチ f_{ij} から $f_{i'j'}$ へと辺を共有する面パッチを辿って到達する路が存在するとき，f_{ij} と $f_{i'j'}$ が連結していると定義する．

しかし一般に基点集合 F について連結するような S の最適解を求めるという問題は, NP 困難である [11]．そこで [11] と同様に，まず第 3.2 節の方法で求めた基点集合 F を強制項として復元し，この形状で F の要素が全て連結していなければ, 連結していない要素 $f_{ij}, f_{i'j'}$ を順に連結させるような必要最低限の追加強制項集合 $\mathcal{V}_s$ を探索するというアプローチを採る．

まず基点 F の要素数を n とする．本研究では, F の要素のうち 2 個について連結する形状を求める処理を, 組み合わせを変えて $n-1$ 回繰り返すことで F について連結する形状を得る（図 8）．このようにしたとき, 得られる解は組み合わせを選ぶ順番に依存するが, ここではユークリッド距離が最も近い組み合わせから順に選ぶ．以下 $F = \{f_{ij}, f_{pq}\}$ の場合について考える．

基本的な考え方は，bounding box 内の全ての四面体

$\{R\}$ に対応するノード集合 $\mathcal{V}$ の各ノード v に対して，f_{ij} に対応するノード ν_i からの "最小コスト" $d(v)$ を Dijkstra 法で順次計算することである．ここで最短コストとは，ν_i からそのノードに至る経路をすべて追加強制項 $\mathcal{V}_s$ として用いた場合の式 (3) の最小値，つまり形状復元を行った際の式 (3) の値である．このために各ノード ν に親ノードを指す Parent ポインタを記録しておき, ν_i を根とした木構造を構築し，ν から ν_i までのノード系列として $\mathcal{V}_s$ を定義する．こうして f_{ij} から f_{pq} に至る最小コストが得られたとき，その最小コストを与えた $\mathcal{V}_s$ を最終的な追加強制項，またその際の復元形状を，f_{ij} と f_{pq} の間の連結性を満たした復元結果とする．

ただしこのままでは $\mathcal{V}_s$ の周囲においてバルーニング項の影響が弱いという性質は残るため, F の要素を細い針金上のボリュームによって連結した形状が最適解となるという問題がある．このため $\mathcal{V}_s$ から距離 r までのノード集合 $\mathcal{V}_b$ のバルーニング項 $-\lambda w$ を $-\lambda W$, $(W > w)$ とする．

以上を踏まえて探索処理を以下のように定義する．

a） 初　期　化

$\mathcal{V}_s = \{\nu_i, \nu_p\}$, $\mathcal{V}_t = \{\nu_j, \nu_q\}$, $\mathcal{V}_b = \phi$ とし, $d(\nu) = +\infty$ とする．リスト L の要素を ν_i とする．

b） 連結性の検査

L のうち d が最小の要素 ν_x から得られる追加強制項 $\mathcal{V}'_s(\nu_x)$, $\mathcal{V}'_b(\nu_x)$ によって求めた形状 $S(\nu_x)$ が F について連結しているか検査する．この処理は, $S(\nu_x)$ に含まれる面のうち f_{ij} から隣接する要素を順に辿り, f_{pq} に到達することが可能かどうかを調べることによって行う．連結していれば $S(\nu_x)$ を出力して終了し, 連結していなければ候補の追加を行う．

c） 候補の追加

Parent ポインタを用いて ν_x から ν_i に至るノード系列を $\mathrm{Path}(\nu_x)$ とすると，ν_x に隣接し，$\mathrm{Path}(\nu_x)$ および $\mathcal{V}_t$ に属さないボリューム $\{\nu_{x+1}\}$ が新たな候補となる． その際，$\mathrm{Path}(\nu_x)$ から得られる追加強制項 $\mathcal{V}'_s(\nu_{x+1})$,$\mathcal{V}'_b(\nu_{x+1})$ を制約に加えたときの 3 次元形状 $S(\nu_{x+1})$ の評価値 $E(S(\nu_{x+1}))$ が $d(\nu_{x+1})$ よりも小さければ $d(\nu_{x+1})$=$E(S(\nu_{x+1}))$, $\mathrm{Parent}(\nu_{x+1})$=$\nu_x$ とする．これらの処理を，F について連結した形状が得られるまで繰り返す．以上のアルゴリズムをまとめると表 1 のようになる．

4. 実　　験

提案手法の有効性を確認するため, CG モデルによる定量評価と実画像による定性評価を行った．実装は C++ で行い, 復元処理は Intel Core2Duo 3.00GHz の計算機にて行った．

4.1 撮 影 環 境

16 台のカメラ (解像度 1600×1200pixels) を図 9 のように配置し多視点同期撮影を行った．CG による実験においても同様の構成を用いた．

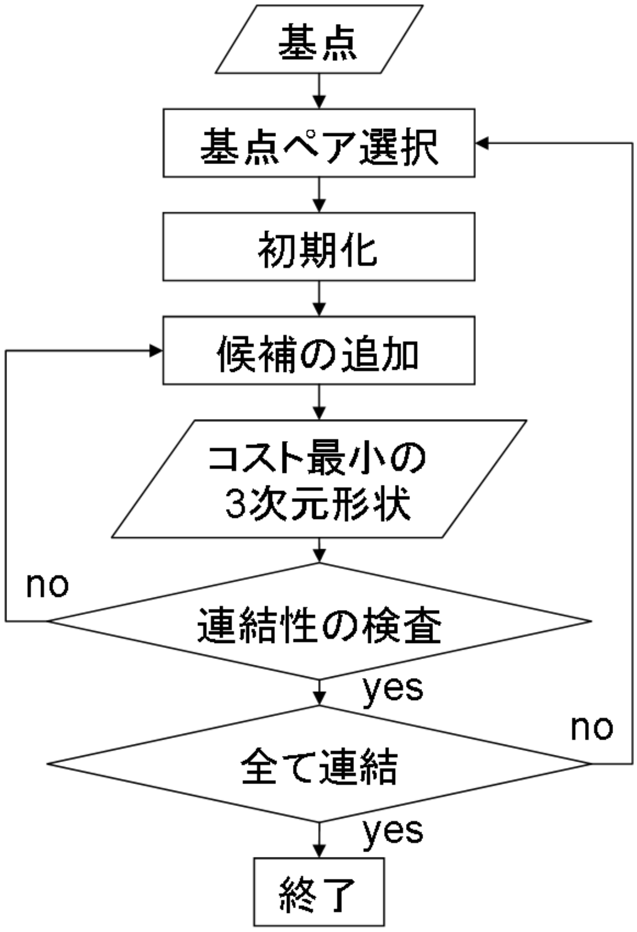


図 8　探索の流れ

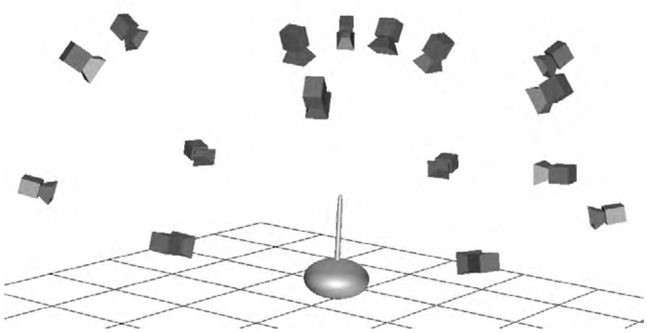


図 9　撮 影 環 境

4.2 CG モデル

図 10 に入力画像の一部を示す．同図 (a) 示す CG モデル 1 の大きさはおよそ 50cm×50cm×50cm, 同図 (b) の CG モデル 2 はおよそ 50cm×50cm×70cm である．3.2 節の手法によって求めた基点の分布を図 11(a), (b) に, 復元結果を図 13, 図??に示す．ただし図 13 および図??はそれぞれ (a)visual hull, (b) 強制項を用いずに復元した結果, (c) 基点による強制項のみを用いて復元した結果, (d) 提案手法によって復元した結果を表す．いずれもバ

入力	多視点画像 I
出力	3 次元形状 S
初期化	I から基点の集合 F およびソース s 側の強制項 $\mathcal{V}_s$, シンク t 側の強制項 $\mathcal{V}_t$ を求め, バルーニング項を $-\lambda W$ とするノード $\mathcal{V}_b = \phi$ とする.
・	$f_{ij}, f_{i'j'} \in F$ について以下を行う.

- $\mathcal{V}'_s(\nu_i) = \mathcal{V}_s, \mathcal{V}'_b = \mathcal{V}_b$ とし, $I, \mathcal{V}'_s, \mathcal{V}_t, \mathcal{V}'_b$ を用いてグラフ $G(\nu_i)$ を構築する.
- $G(\nu_i)$ の最小カット $\mathcal{C}_{\min}(\nu_i)$ を求め, 対応する 3 次元形状 $S(\nu_i)$ およびコスト $E(\nu_i)$ を得る.
- $d(\nu_i) = E(\nu_i), d(\nu \in \mathcal{V} - \nu_i) = +\infty$ とする.
- ノードのリスト $L = \{\nu_i\}$ とし, $L \neq \phi$ である限り以下を繰り返す.
  - L の先頭要素 ν_x について, $S(\nu_x)$ において f_{ij} と $f_{i'j'}$ が連結していれば $\mathcal{V}_s = \mathcal{V}'_s, \mathcal{V}_b = \mathcal{V}'_b$, $S = S(\nu_x)$ として終了.
  - 連結していなければ, ν_x に隣接しており $\mathcal{V}'_s$ および $\mathcal{V}_t$ に属さないノード ν_y について以下を行う.
    - $I, \mathcal{V}'_s(\nu_y), \mathcal{V}_t, \mathcal{V}'_b(\nu_y)$ を用いてグラフ $G(\nu_y)$ を構築する.
    - $G(\nu_y)$ の最小カット $\mathcal{C}_{\min}(\nu_y)$ を求め, 対応する 3 次元形状 $S(\nu_y)$ およびコスト $E(\nu_y)$ を得る.
    - $E(\nu_y) < d(\nu_y)$ なら $d(\nu_y) = E(\nu_y)$, $\mathrm{Parent}(\nu_y) = \nu_x$ とする.
    - $\nu_y \notin L$ なら L の要素に ν_y を追加する.
    - L を $d(\nu)$ によって昇順にソートする.

・ S を出力する.

表 1　提案手法のアルゴリズム

ルーニング項 $-\lambda w$ はある共通の値を使用し，復元に要した処理時間はそれぞれ約 20 時間, 約 60 時間で終了した．図 13(b) および図??(b) を見ると，突起部分が復元できていない．また (c) においては強制項として加えた点（図中赤丸で囲まれた点）だけが孤立点として復元され，やはり突起部が復元できていないことが確認できる．これに対して提案手法では (d) に示すように突起部を含めて形状を復元できていることが定性的に確認できる．

復元精度を定量的に評価するため，復元結果の誤差評価を行った結果を図 14 および図 15 に示す．横軸は初期のバルーニング項の大きさであり, 縦軸は復元表面形状と真の表面形状の間の平均距離，つまり復元誤差を表す．図中の紫色の直線は visual hull の誤差を示す．これらの結果より, 提案手法が画一的なバルーニングでは達成できない精度を実現していることがわかる．

4.3 実　画　像

次に実画像を用いた評価として図 16 のような突起部を含む対象形状の復元を行った．基点の分布を図 17 に, 復元結果を図 18 に示す．ただし図 18 はそれぞれ (a)visual hull, (b) 強制項を用いずに復元した結果, (c) 基点による強制項を用いて復元した結果, (d) 提案手法を用いて復元した結果である．ここでは突起部を含む上半身のみを復元範囲として設定するために Bounding Box の大きさは 70cm×70cm×85cm とし, 計算は約 15 時間で終了した．図 18(b) から，やはり CG の場合と同様に強制項を用いない場合では突起部の復元を行うことができず，同図 (c) のように基点のみを用いた場合では赤丸で囲まれた部分のように基点が孤立点として復元されるだけでやはり突起部の復元ができないことが確認できる．これに対して

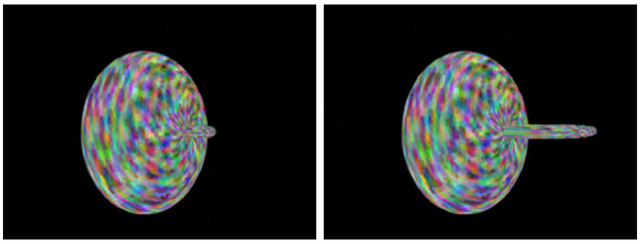


図 10　入力 (a)CG モデル 1 (b)CG モデル 2

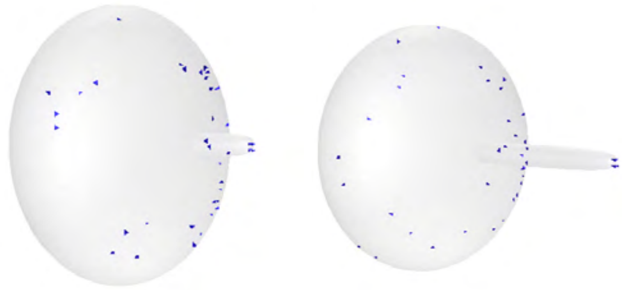


図 11　基点の分布 (a)CG モデル 1 (b)CG モデル 2

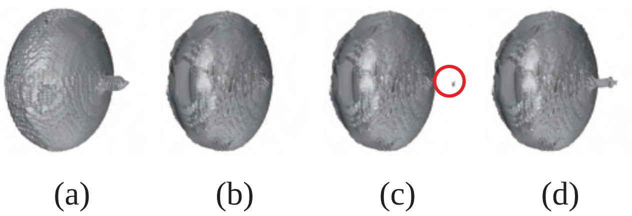


図 12　結果:CG モデル 1 (a)visual hull (b) 強制項なし (c) 基点のみ (d) 連結性

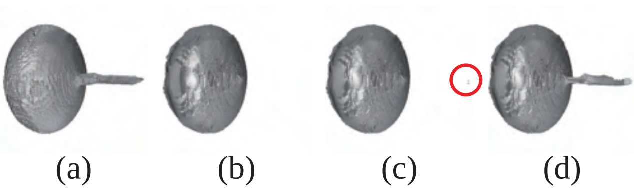


図 13　結果:CG モデル 2 (a)visual hull (b) 強制項なし (c) 基点のみ (d) 連結性

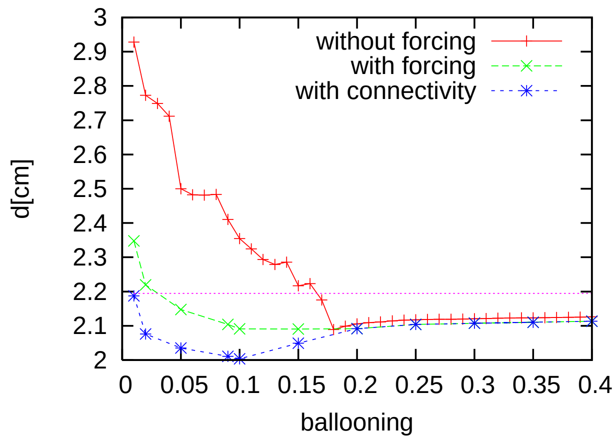


図 14　誤差評価:CG モデル 1

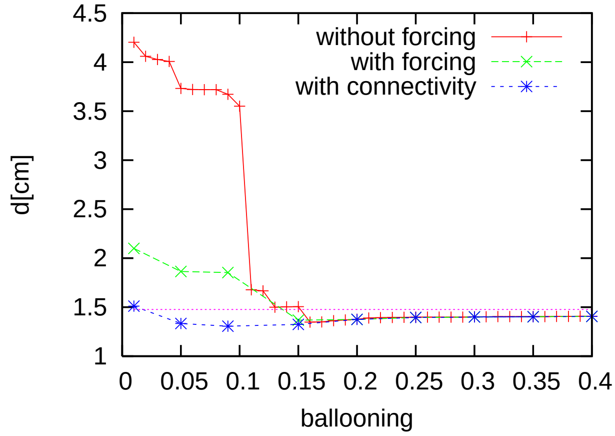


図 15　誤差評価:CG モデル 2

図 16　入力：実画像（全 16 視点中の 4 視点）

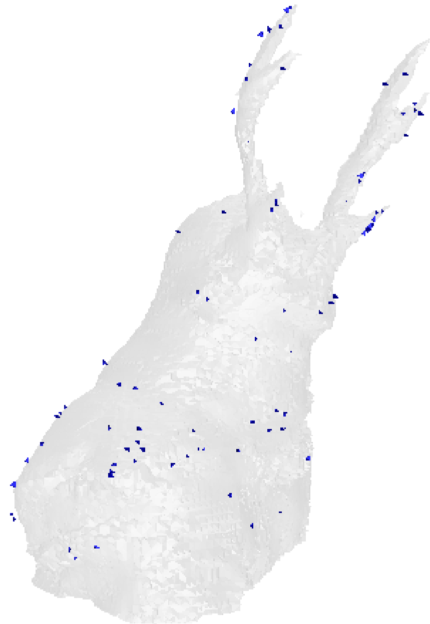
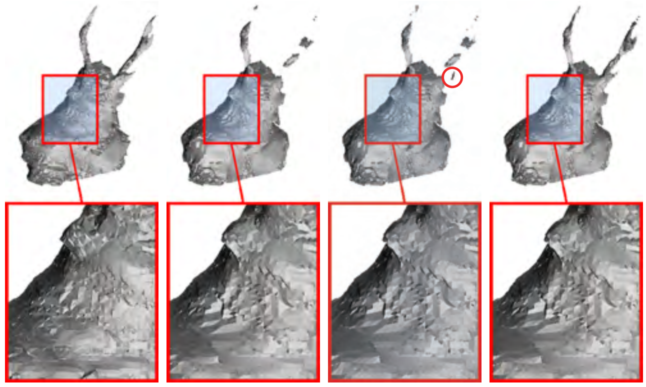


図 17　基点の分布:実画像



(a)　(b)　(c)　(d)

図 18　結果:実画像 (a)visual hull (b) 強制項なし (c) 基点のみ (d) 連結性

同図 (d) から，提案手法では突起部を含めて全体が復元できていることがわかる．

5. 考　　察

5.1 計算量と停止性

候補の追加には実際に最小カットを求めて 3 次元形状を復元する必要があるため $O(|\mathcal{E}||\mathcal{V}|^2|C|)$ の計算量がかかり，連結性の検査は $O(|\mathcal{V}|)$ となる．この 2 つの処理に対し，最悪でノード数 $|\mathcal{V}|$ に等しい繰り返しが発生するため，ひとつの基点ペアにつき $O(|\mathcal{E}||\mathcal{V}|^3|C|)$ の計算量となる．この探索を n 個の基点が全て連結するまで繰り返すため，全体の計算量は $O(n|\mathcal{E}||\mathcal{V}|^3|C|)$ となる．

本アルゴリズムでは，強制項を増やす処理のみを行うため，Bounding Box が有限である限り処理は終了する．

5.2 基点の分布による影響

提案手法では連結性の検査と候補の追加をノード数の分だけ繰り返す．このため，概ね探索には基点同士のユークリッド距離の三乗に比例する時間がかかるが，実際に探索が行われるのは細い部位のみであるため，実用上は基点同士の距離にほぼ比例する．

また本研究では基点同士の連結性のみを保証するため，

基点が得られない部位，つまりテクスチャ情報に乏しく，また frontier point にも該当しない箇所に対しては機能しない.

6. 結　　論

本論文では, グラフカットによる多視点画像からの 3 次元形状復元について連結性を明示的に保証する形状を復元する手法を提案し, CG および実画像による実験でその有効性を定性的・定量的に確認した.

しかし, 基点が得られないような部位については適切なバルーニング項を与えられないという問題がある. 今後はそのような部位に対して visual hull から対象形状の特徴を推定し，バルーニング項を設定することでより頑健な 3 次元形状復元手法の実現が考えられる.

文　　献

[1] J. Isidoro and S. Sclaroff: “Stochastic mesh-based multiview reconstruction”, pp. 568–577 (2002).
[2] G. Vogiatzis, P. Torr and R. Cipolla: “Bayesian stochastic mesh optimisation for 3d reconstruction”, Proc. of BMVC, pp. 711–718 (2003).
[3] T. Matsuyama, X. Wu, T. Takai and S. Nobuhara: “Real-time 3d shape reconstruction, dynamic 3d mesh deformation and high fidelity visualization for 3d video”, CVIU, **96**, pp. 393–434 (2004).
[4] G. Vogiatzis, P. Torr, S. M. Seitz and R. Cipolla: “Reconstructing relief surfaces”, Proc. of BMVC, pp. 117–126 (2004).
[5] G. Vogiatzis, P. H. S. Torr and R. Cipolla: “Multi-view stereo via volumetric graph-cuts”, Proc. of CVPR, pp. 391–398 (2005).
[6] J. Starck, A. Hilton and G. Miller: “Volumetric stereo with silhouette and feature constraints”, Proc. of BMVC (2006).
[7] S. Tran and L. S. Davis: “3d surface reconstruction using graph cuts with surface constraints”, Proc. of ECCV, pp. 218?–231 (2006).
[8] V. Lempitsky, Y. Boykov and D. Ivanov: “Oriented visibility for multiview reconstruction”, Proc. of ECCV, pp. 226–238 (2006).
[9] C. Hernandez, G. Vogiatzis and R. Cipolla: “Probabilistic visibility for multi-view stereo”, Proc. of CVPR, pp. 1–8 (2007).
[10] S. N. Sinha, P. Mordohai and M. Pollefeys: “Multi-view stereo via graph cuts on the dual of an adaptive tetrahedral mesh”, Proc. of ICCV, pp. 1–8 (2007).
[11] S. Vicente, V. Kolmogorov and C. Rother: “Graph cut based image segmentation with connectivity priors”, Proc. of CVPR, pp. 1–8 (2008).
[12] Y. Boykov and V. Kolmogorov: “An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision”, PAMI, **26**, pp. 359–374 (2004).
[13] Y. Furukawa and J. Ponce: “Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis”, Proc. of CVPR, pp. 1–8 (2007).
[14] R. Cipolla and P. Giblin: “Visual motion of curves and surfaces”, Cambridge University Press, New York, NY, USA (2000).