画像の一致度を考慮したサーフェスモデルの構築

栗原 祐介 * 日吉 久礎 * 金谷 健一 † 太田直哉 *

* 群馬大学工学部情報工学科 † 岡山大学工学部情報工学科

要約 ある物体を異なる地点から撮影した 2 枚の画像から, その物体の表面のモデルを構築する問題を考える. モデルは, 物体上に分布している特徴点を頂点とする三角形分割と, 各三角形に貼り付けられたテクスチャによって表される. このとき, モデルの構築問題は, モデルに貼りつけられたテクスチャと, 入力画像上のテクスチャとの差をコスト関数としたときの最小化問題に帰着される. 本研究では, 辺の交換と呼ばれる操作を用いた局所探索アルゴリズムによって最小化問題を解く. この定式化では, 光学的な値に基づいているので, コスト関数を定義するときに, 画像撮影時の照明条件や, 物体表面の反射の効果を考慮に入れなければならない. 本研究では, 計算実験を通して, どのようなコスト関数を用いたら良いかを考察する.

キーワード: 形状モデリング, サーフェスモデル, 三角形分割, 辺の交換, 画像のマッチング, 色情報.

Constructing Surface Models Based on the Consistency of the Images

Yusuke Kurihara*, Hisamoto Hiyoshi*,
Kenichi Kanatani† and Naoya Ohta*

* Department of Computer Science, Gunma University
† Department of Information Technology, Okayama University

Abstract. This paper considers how to construct a surface model of an object when two images of that object are given. A model is represented as a triangulation whose vertices are features of the object, and whose facets have texture defined. Under this modeling scheme, we can construct a surface model by minimizing the cost function that represents the difference between the texture of the model and that of the input images. This paper solves the minimization problem by a local search technique with edge swap operations. Since the algorithm highly depends on optical measurements, we must take the lighting condition and the reflectance of the object into consider when we define the cost function. Through computational experiments, this paper considers the way how to define the cost function.

Keywords: object shape modeling, surface model, triangulation, edge swapping, image registration, color information.

1 はじめに

従来の工学では, CAD/CAM システムを用いて製品を設計・製造するという工程が研究されてきたが, 近年, この逆の操作, すなわち実在の物体からその物体のモデルを計算機上に構築する工程 (リバースエンジニアリング) が研究されている. 通常この工程は以下の 2 つのステップから成る.

- 物体上に位置する点群の 3 次元座標を測定する.
- 測定された点群の位置を基に, 物体の表面を構成する曲面を復元する.

最初のステップである 3 次元点の位置情報の獲得には, レンジセンサによって直接的に計測する方法と, 画像を用いてステレオ画像処理などの 3 次元形状復元技術による方法がある. 一方, 第 2 番目のステップで用いられる物体の表面の表現は平面パッチを用いたポリゴン表現が一般的であるが, これを作成するには以下のようないくつかのアプローチがある.

- 3 次元点群の各点に対して法線を与え, 接平面を定義する. これらの接平面で符号が変化する関数を考え, それら関数の和の符号が変化する面を物体表面として, それを最も良く近似するようなポリゴン表現を構成する [3,5].
- 3 次元点群に対する Voronoi 図や Delaunay 図を用いて初期パッチを構成し, それを様々なヒューリスティックスにより修正し, ポリゴン表現を得る [1,4].
- 3 次元点群が撮影された画像上での 2 次元 Delaunay 図を, 画像情報を基に修正することで最終的なポリゴン表現とする [6,10].

このうち第 3 番目のアプローチは, 最初のステップで 3 次元点を得る手法として画像による手法を利用することを想定しており, パッチ生成の手法としては, 点群が疎であっても適用できるという利点がある. また, 最初のステップを画像を用いる手法で全体を構成した場合, デジタルカメラなどの一般に普及している装置を利用して 3 次元モデルが得られると言う利点もある. そこで本研究では, 2 枚の画像を用いた 3 次元復元技術 [9] によって 3 次元点群を得ることを想定した上で, この 3 番目のアプローチしたがって物体のポリゴンモデルを構築する方法を考察する.

一般に, 画像を用いてポリゴンモデルを生成する手法は次のような手順をふむ. まず画像上の点群に対する Delaunay 三角形分割を作成し, これを初期の三角形分割とする. ここで, 画像上の三角形は 3 次元空間中の三角形パッチに対応づけられるが, 初期の三角形分割は画像上での点群の配置を基に分割したために, 必ずしも 3 次元空間中で適切な平面分割になっているとは限らない. そこで, 入力として使用した 2 枚の画像上で, 各三角形パッチ内のテクスチャがより一致するように分割の修正 (三角形分割の辺の交換) を繰り返し, 物体の形状を反映した分割を得る. ここで画像テクスチャの一致度は基本的には画素の差で測られるが, 画像の撮影時の照明条件や物体の表面の反射率に影響されるため, 画素値が完全に一致することは少なく, これが誤った修正の原因となる. 本論文では色情報を適切に利用することによって, 物体形状をより正確に反映した三角形分割の手法を探究する.

以下では, まず三角形パッチによるサーフェスモデルを数学的に表現し, これを得るための三角形分割処理をコスト関数に対する最小化問題として定式化すると共に, これを解くためのアルゴリズムを示す. 次に, 本論文の主題である画像テクスチャの差をいかに定義するかと言う問題について議論し, 最後に実画像を用いた実験結果を示す.

2 最適三角形分割によるモデルの構築

2.1 モデルの定義と問題の定式化

2.1.1 三角形分割モデル

本研究では, ある物体 $\mathcal{O}$ を撮影した複数の画像から, 三角形パッチの集まりとして $\mathcal{O}$ のモデルを構築する問題を考える.

3 次元 scene における $\mathcal{O}$ の特徴点 $\boldsymbol{P}_1, \ldots, \boldsymbol{P}_n$ が与えられたとする. 点 $\boldsymbol{P}_1, \ldots, \boldsymbol{P}_n$ を頂点とするような三角形 $T_1, \ldots, T_N$ の和集合が (境界を持つ) 2 次元多様体をなすとき, $T_1, \ldots, T_N$ は物体 $\mathcal{O}$ の表面の一部を近似していると考えることができる. このとき, 物体 $\mathcal{O}$ を最も良く近似するモデル

$M = \{T_1, \ldots, T_N\}$ を構築したい. 本研究では, 文献 [6,10] と同様に, 物体 $\mathcal{O}$ を異なる地点から撮影した 2 数の画像 $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ を用いて, 良いモデル M を構築する手法を考える. ただし, $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ は, 同一のカメラで撮影されていなくても良いとする. 本研究では 2 枚の画像のみを用いるが, 一般に, k 枚の画像を用いるように手法を拡張することもできる [10].

3 次元 scene から画像 $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ への写像をそれぞれ ι, ι' と書くことにし,

$$\boldsymbol{p}_i = \iota(\boldsymbol{P}_i), \quad \boldsymbol{p}'_i = \iota'(\boldsymbol{P}_i), \quad i = 1, \ldots, n,$$

とする. 3 次元 scene における三角形 T_i, $i = 1, \ldots, N$, に対して, $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ における対応する三角形をそれぞれ t_i, t'_i と書くことにする. すなわち, T_i の頂点が $\boldsymbol{P}_j, \boldsymbol{P}_k, \boldsymbol{P}_l$ であるならば, $\boldsymbol{p}_j, \boldsymbol{p}_k, \boldsymbol{p}_l$ を頂点とする三角形が t_i, また $\boldsymbol{p}'_j, \boldsymbol{p}'_k, \boldsymbol{p}'_l$ を頂点とする三角形が t'_i である. $m = \{t_1, \ldots, t_N\}$, $m' = \{t'_1, \ldots, t'_N\}$ とする. 本研究では, $T_1, \ldots, T_N$ に含まれるすべての点が, $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ の双方に, 遮蔽されることなく撮影されているものとする.

2.1.2 2 枚の画像の間の点の対応

本研究では, モデル M のもとで, 3 次元 scene 中の点 $\boldsymbol{P}$ の画像 $\mathcal{I}_1$, $\mathcal{I}_2$ における像 $\boldsymbol{p} = \iota(P)$, $\boldsymbol{p}' = \iota'(P)$ の画素の違いの総和によって, モデル M の「正しさ」を表す.

写像 A_i, $i = 1, \ldots, N$, を, 任意の点 $\boldsymbol{P} \in T_i$, $i = 1, \ldots, N$, に対して

$$\boldsymbol{p}' = A_i(\boldsymbol{p}) \tag{1}$$

を満たすような写像として定義する. 三角形 T_i は, 3 次元 scene におけるある平面に含まれることから, 一般に, 写像 A_i は射影変換で表される. 射影変換 A_i は, $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ の間の基礎行列などの付加的な情報を用いることにより, 三角形 t および t' の頂点の間の対応関係によって決定することができる [6].

望遠レンズを用いているときなどのように, カメラがアフィンカメラによって近似できるとすると, A_i はアフィン変換によって近似することができる. アフィン変換は, 三角形 t および t' の頂点の間の対応関係のみによって決定される. したがって, このような状況では, $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ の間の基礎行列などの付加的な情報が必要なくなる.

2.1.3 コスト最小化問題による定式化

もしモデル M が物体 $\mathcal{O}$ に一致しているならば, すべての $\boldsymbol{P} \in T_1 \cup \cdots \cup T_N$ に対して, $\boldsymbol{p} = \iota(\boldsymbol{P})$ の画素値と $\boldsymbol{p}' = \iota'(\boldsymbol{P})$ の画素値は, 照明条件の違いや物体表面の反射特性などを考慮しなければ等しくなる. そこで, モデル M の「正しさ」(コスト) を, $\boldsymbol{p}$ の画素値と $\boldsymbol{p}'$ の画素値の「差」$\varphi(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}')$ の $\boldsymbol{P} \in T_1 \cup \cdots \cup T_N$ に関する総和として定義したい.

モデル M に含まれる三角形 T に対して, T のコストを

$$\varphi(T) = \sum_{\boldsymbol{p}_{ij} \in t} \varphi(\boldsymbol{p}_{ij}, \boldsymbol{p}'_{ij}) \tag{2}$$

のように定義する. ここで, $\boldsymbol{p}_{ij}$ は, 三角形 t に含まれる画素であり, $\boldsymbol{p}'_{ij}$ は, 変換 (1) によって得られる点である. 本研究では, 点 $\boldsymbol{p}'_{ij}$ における画素値を, 双線形補間 [12] によって表した.

モデル M のコストは,

$$\varphi(M) = \sum_{T \in M} \varphi(T) \tag{3}$$

によって表される. このようにして, 画像から $\mathcal{O}$ のモデルを構築する問題は, モデルのコスト関数を最小化する問題に帰着される.

ここで, $\boldsymbol{p}$ および $\boldsymbol{p}'$ が, 3 次元 scene 中の点 $\boldsymbol{P}$ の像であるとしても, 撮影時の照明条件, 物体表面の反射特性, カメラの特性の違いなどの影響によって, $\boldsymbol{p}$ および $\boldsymbol{p}'$ における画素値が等しくならない. したがって, 上に挙げた要因を考慮して, $\varphi(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}')$ を定義する必要がある. 本研究では, $\varphi(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}')$ としてどのような関数を用いたら良いかを特に考察した (2.3 節).

2.2 最適三角形分割の探索アルゴリズム

2.2.1 辺の交換

2 枚の画像 $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ が与えられたとする. また, 点 $\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_N \in \mathcal{I}$ および点 $\boldsymbol{p}'_1, \ldots, \boldsymbol{p}'_N \in \mathcal{I}'$ の座標が入力として与えられていて, かつ $\boldsymbol{p}_i$ と $\boldsymbol{p}'_i$ が同一の点を撮影したことがわかっているものと仮定する. また, 画像 $\mathcal{I}$ における点 $\boldsymbol{p}$ と, 画像 $\mathcal{I}'$ における対応点 $\boldsymbol{p}'$ の画素値の差を表す関数 $\varphi(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}')$ が与えられたとする.

本研究では, 点集合 $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$ の三角形分割 m に対応する M によって, 物体 $\mathcal{O}$ のモデルを表

す. 三角形分割 m に含まれる 2 つの隣り合う三角形 $\boldsymbol{abc}$ および $\boldsymbol{abd}$ は, 辺 $\boldsymbol{ab}$ を取り除き, 辺 $\boldsymbol{cd}$ を追加することにより, 三角形 $\boldsymbol{acd}$ および $\boldsymbol{bcd}$ に置き換えられる. このような操作によって, 新たに別の三角形分割を得る操作を, 辺の交換と呼ぶ. 本研究では, すべての三角形 $T_1, \ldots, T_N$ が, 遮蔽されることなく画像 $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ に撮影されていると仮定している. したがって, 四角形 $\boldsymbol{acbd}$ が凸でない場合の対角線の交換操作を考える必要がない. しかしながら, 一般に遮蔽を許す場合には, 凸でない四角形の対角線の交換操作も考慮する必要がある [10]. 三角形分割 m に対して, m に含まれる辺 e が, m の境界上の辺ではなく, かつ m を辺とする 2 つの三角形をあわせてできる四角形が凸であるとき, e は交換可能であると呼ぶ.

e を m_1 における交換可能な辺とし, m_2 を e を交換して得られる三角形分割とする. 関数

$$\psi(e) = \varphi(m_1) - \varphi(m_2) \tag{4}$$

を, e の優先度と呼ぶ. すなわち, $\psi(e) > 0$ ならば, e を交換することによって, よりコストの小さい三角形分割を得ることができる. e の端点を $\boldsymbol{a}$, $\boldsymbol{b}$ とし, e の両側の三角形を $\boldsymbol{abc}$, $\boldsymbol{abd}$ とする. m_2 は, m_1 に含まれる三角形のうち, $\boldsymbol{abc}$ および $\boldsymbol{abd}$ を $\boldsymbol{acd}$ および $\boldsymbol{bcd}$ に置き換えることによって得られる三角形分割なので,

$$\psi(e) = \varphi(\boldsymbol{abc}) + \varphi(\boldsymbol{abd}) - \varphi(\boldsymbol{acd}) - \varphi(\boldsymbol{bcd})$$

が成り立つ.

2.2.2 アルゴリズム

本研究では, Morris-Kanade [10] と同様に, 三角形分割の辺の交換を用いた局所探索によって, コスト最小化問題を解く:

1. 点集合 $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$ の Delaunay 三角形分割 [11] を求める. 求めた Delaunay 三角形分割を m とする.
2. m に含まれる交換可能な辺の中で, 優先度の最も高い辺を求め, e とする.
3. $\psi(e) \leq 0$ ならば, 終了する.
4. 辺 e を交換して得られる三角形分割を m とする.
5. 2 に戻る.

任意の三角形のコストは, それを含む三角形分割によらない. したがって, 一度計算した三角形のコストを記憶しておけば, その三角形のコストの再計算の必要がなくなる.

2.2.3 物体の像の輪郭線

点集合 $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$ の Delaunay 三角形分割は, $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$ の凸包 C を三角形に分割する. 物体 $\mathcal{O}$ の画像 $\mathcal{I}$ における像が凸図形でない場合, C の中に背景が含まれてしまい, 正しい三角形分割を得ることができない. もし, 何らかの前処理によって, 物体 $\mathcal{O}$ の画像 $\mathcal{I}$ における像の輪郭線が求まっている場合, 制約つき Delaunay 三角形分割 [11] を用いることで, このような困難を回避することができる. 制約つき Delaunay 三角形分割は, 点集合 $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$, および $\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n$ を端点とするような線分の集合 $\{e_1, \ldots, e_k\}$ に対する三角形分割である. 直観的にいえば, 制約つき Delaunay 三角形分割は, すべての $e_1, \ldots, e_k$ を辺として含む三角形分割の中で, 最も Delaunay 三角形分割に近い分割である.

点の集合 $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$ に加えて, $\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n$ を端点とする線分の集合 $\{e_1, \ldots, e_k\}$ が, 物体 $\mathcal{O}$ の画像 $\mathcal{I}$ における像の輪郭線として与えられているとする. 制約つき Delaunay 三角形分割を用いる場合, 2.2.2 節のアルゴリズムのステップ 1 は, 以下で置き換えられる.

1-a. 集合 $\{\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n\}$ および $\{e_1, \ldots, e_k\}$ に対する制約つき Delaunay 三角形分割を求める. 求めた三角形分割を m とする.

1-b. 三角形分割 m に含まれる三角形のうち, $e_1, \ldots, e_k$ の成す閉曲線の外側に位置する三角形を取り除く.

2.3 テクスチャの差の評価関数

モデル化する物体の形状に正しく対応した三角形分割を得るためには, 三角形の辺の交換を行う際に評価する画像テクスチャの差を表現する関数を, 実際の物体上の面に即した値を与えるように定義しなければならない. ここではこの問題を議論するが,

入力画像 $\mathcal{I}, \mathcal{I}'$ としてカラー画像を用いることとし, 各画素は RGB の値を持つものとする.

まず, 最も単純な評価関数としてには二つの画素の差を RGB 空間中の距離で画素の「差」を測ることが考えられ, Morris-Kanade [10] もこの差の定義を採用している. しかしこの評価関数が妥当であるためには, 以下の条件が成り立っていなければならない.

- 画像 $\mathcal{I}$ と $\mathcal{I}'$ が等しい照明条件で撮影されていること,
- 物体 $\mathcal{O}$ の表面における反射が Lambert モデルによって表されること, および
- 画像 $\mathcal{I}$ と $\mathcal{I}'$ を撮影したカメラの感度特性が等しいこと.

しかしこれらの条件は一般には成立しないので, この評価関数は誤った評価を与える場合がある. 物体上の同一点に対応する画素値の変化は主にその輝度に生じ, 色相の情報はこれらの要因に対して安定であろうと予想される. そこで本論文では, 色相の情報をより重要視した評価関数を検討する. まず, 最初の評価関数として YIQ 表色系における IQ 成分の二乗距離を利用したものを検討する. YIQ 表色系は RGB 表色系のに線形変換を適用したものであるので IQ 成分にも輝度の情報を含むが, 色相の情報がより強調されることが期待されるので, これを採用した. 次の評価関数は輝度の情報を全く使用しないものである. 具体的には RGB 座標系での色ベクトルの角度によって「差」を定義する. 3 番目の評価関数は, 注目している画像領域からそれらの画素間に成立する線形関係を推定し, それからのずれとして画素の「差」を定義するものである. この評価関数ではカメラの感度特性の差も吸収できる. 以下に従来法として比較対象とする RGB 空間での二乗距離を含め, 本論文で検討する評価関数の定義をまとめる.

RGB 空間での二乗距離. 画像 $\mathcal{I}$ における点 $\boldsymbol{p}$ の画素の値 $\boldsymbol{c} = (R, G, B)$ と画像 $\mathcal{I}'$ における点 $\boldsymbol{p}'$ の画素の値 $\boldsymbol{c}' = (R', G', B')$ の「差」を

$$\begin{aligned}&\varphi_{\mathrm{RGB}}(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}') \\ &= (R - R')^2 + (G - G')^2 + (B - B')^2 \end{aligned} \tag{5}$$

によって定義する.

YIQ 表色系における IQ 成分の二乗距離. YIQ 表色系 [12] は特定の一次変換によって (R, G, B) を (Y, I, Q) に変換して得られる表色系である. この変換は Y が明度を, I および Q は色相および彩度を表すように定められている. このうち I および Q 成分の距離を用いて「差」を定義する.

$$\varphi_{\mathrm{IQ}}(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}') = (I - I')^2 + (Q - Q')^2. \tag{6}$$

色ベクトルの角度. 色ベクトル $\boldsymbol{c}$ は, その大きさが明度に, 方向が色相および彩度を表す. 次のコスト関数は, ベクトル $\boldsymbol{c}$ および $\boldsymbol{c}'$ の成す角度によって「差」を定義する.

$$\varphi_{\mathrm{ANG}}(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}') = \cos^{-1}(\boldsymbol{c} \cdot \boldsymbol{c}' / \|\boldsymbol{c}\| \|\boldsymbol{c}'\|). \tag{7}$$

線形補正を用いた距離. モデル M に含まれる三角形 T のそれぞれに対して, 色ベクトル $\boldsymbol{c}$ および $\boldsymbol{c}'$ の間に,

$$\boldsymbol{c}' = \lambda_T(\boldsymbol{c}) := \mathbf{A}_T \boldsymbol{c} + \boldsymbol{b}_T$$

なる関係が成り立っていると仮定する. ここで

$$\mathbf{A}_T = \begin{pmatrix} a_T & 0 & 0 \\ 0 & b_T & 0 \\ 0 & 0 & c_T \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{b}_T = \begin{pmatrix} d_T \\ e_T \\ f_T \end{pmatrix}$$

である. まず注目する三角形内の画素値からパラメータ $\mathbf{A}_T$ および $\boldsymbol{b}_T$ を

$$S = \sum_{\boldsymbol{p}_{ij} \in t} \|\boldsymbol{c}' - \lambda_T(\boldsymbol{c})\|^2$$

を最小にするように定め, このパラメータを用いて, $\boldsymbol{p}$ と $\boldsymbol{p}'$ における画素値の差を

$$\varphi_{\mathrm{LSM}}(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{p}') = \|\boldsymbol{c}' - \lambda_T(\boldsymbol{c})\|^2 \tag{8}$$

によって定義する.

3 実験

本研究では, プログラム言語 C++ を用いてアルゴリズムを実装した. また, 点, 線分や三角形分割などの幾何オブジェクトを表現するのに, ライブラリ LEDA [8] を用いた. 特徴点 $\boldsymbol{p}_1, \ldots, \boldsymbol{p}_n$ および $\boldsymbol{p}'_1, \ldots, \boldsymbol{p}'_n$ の位置は, 人手によって決定した. また, 変換 (1) がアフィン変換で表されることを仮定した.

図 1. 実験に用いた 2 枚の画像

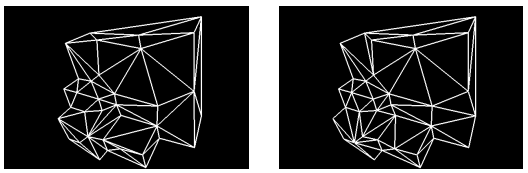
いくつかの画像の組を用いた実験結果によれば, 単純な形状を持つ物体のモデルは, 適切な照明条件や物体の表面の反射特性などのもとでは, どのコスト関数を用いても正しく構築することができた. 物体の表面が Lambert モデルに従わないような場合, あるいは照明条件を変えて 2 枚の画像を撮影した場合でも, 2.3 節の手法を導入した場合, 正しい結果が得られた. 全体的には, φ_{LSM}, φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{RGB} の順に, 良い結果を得ることができた. このことから, 2.3 節で導入したような, 色情報の補正手法が有効であったといえる.

図 1 は, 視点および明るさを変えて撮影された 2 枚の画像である. 図 1 に撮影されている物体は, 複数の直方体の和集合として表すことのできる, 多面体の形状を持つ. 直方体のすべての頂点, および面上の点をいくつか選んだ特徴点とした.

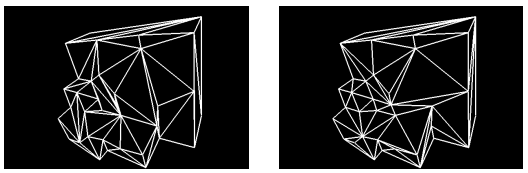
モデル構築の結果を図 2 に示す. (a) および (b) は, それぞれ, 人手により作成した正解, および制約つき Delaunay 三角形分割によって得られた初期三角形分割であり, (c), (d), (e), (f) は, それぞれ φ_{RGB}, φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{LSM} を用いたときに得られたモデルである.

この例における対象物体は, 多面体である. したがって, 正しいモデルに含まれる辺は, 多面体のいずれかの面の境界辺 (以下, このような辺を A 型であると呼ぶ) であるか, あるいはいずれかの面に含まれていて (以下 B 型), その他の辺 (以下 C 型) は含まない. つまり, 得られるモデルの良さは, C 型の辺の数の少なさによって測ることができる.

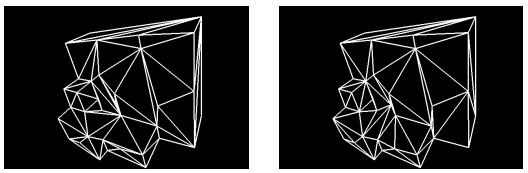
φ_{RGB}, φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{LSM} を用いたときの C 型の辺の数は, それぞれ 7, 2, 4, 2 であった. したがって, この例では, φ_{IQ} あるいは φ_{LSM} を用いるのが最も良く, φ_{RGB} を用いるのが最も悪い, ということができる. この結果は, φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{LSM} の定義が, 照明条件や表面の反射を考慮に入れていることを反映していると考えられる.



(a) 正しいモデル. (b) 初期三角形分割.



(c) φ_{RGB} によって作成したモデル. (d) φ_{IQ} によって作成したモデル.



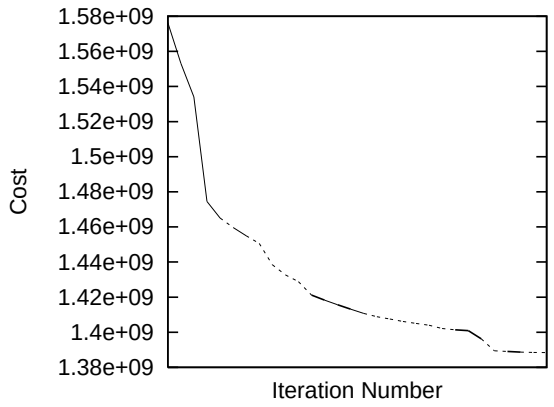
(e) φ_{ANG} によって作成したモデル. (f) φ_{LSM} によって作成したモデル.

図 2. 結果のワイヤーフレーム表示.

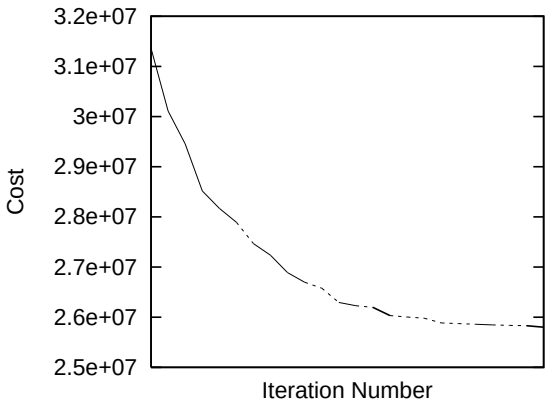
図 3 は, 2.2.2 節のアルゴリズムの各反復におけるコスト関数の値の変化を表すグラフである. 各反復の間のコスト関数の差は, 交換する辺の優先度 (4) に一致している.

図は, 折れ線グラフの各線分の太さや形状によって, 対応する辺の交換を分類している. 太い実線は A 型あるいは B 型の辺から C 型の辺への交換を, 細い破線は B 型の辺から B 型の辺への交換を, 細い実線はその他の辺の交換を表す. したがって, 太い実線は正しいモデルに含まれる辺をモデルから取り除くような交換であり, 誤ったモデルへ導いていることになる. φ_{RGB}, φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{LSM} のそれぞれに対して, A 型あるいは B 型の辺から C 型の辺への交換は, それぞれ 5 回, 2 回, 4 回, 1 回発生した.

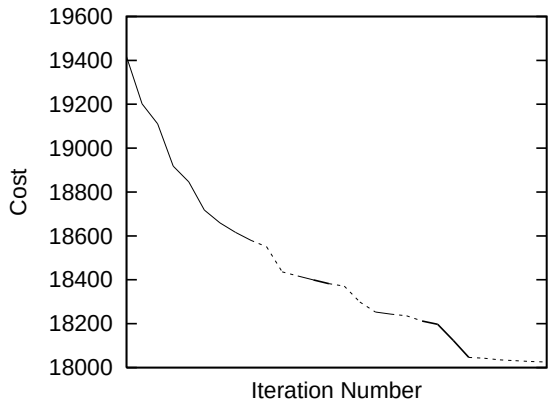
B 型の辺は, その辺を含む 2 つの三角形が同一平面上に存在するということを表す. したがって, B 型の辺から B 型の辺への交換によって, 理想的にはコスト関数の値が変化しないはずである. しかしながら, 図 3 によれば, どのコスト関数を用いても, B



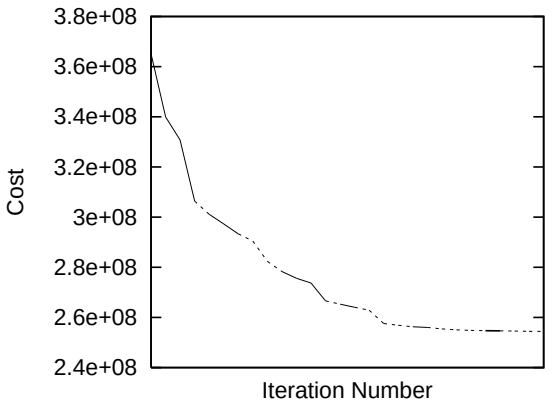
(a) φ_{RGB} についてのコスト関数の値.



(b) φ_{IQ} についてのコスト関数の値.



(c) φ_{ANG} についてのコスト関数の値.



(d) φ_{LSM} についてのコスト関数の値.

図 3. 各反復におけるコスト関数の値. 各反復の間のコスト関数の差は, 交換する辺の優先度に一致している.

型の辺から B 型の辺への交換によって, 実際にはコスト関数の値にかなり大きな変化が起こることがわかる. この原因としては, 以下が考えられる.

1. 特徴点の位置の指定を人手で決定しているので, 特徴点の位置に, 数画素単位の誤差が含まれていることがある. このため, (1) 式によって計算される $\boldsymbol{p}'$ の位置にも数画素単位で誤差が含まれることがある.

2. カメラモデルに透視効果を考慮していないため, (1) 式による $\boldsymbol{p}'$ の結果が真の値よりもずれている.

第 1 の要因は, 入力された特徴点を, 2.2.2 節のアルゴリズムの実行前に補正することによって, 取り除くことができる. また, 第 2 の要因は, 射影変換を用いることによって取り除くことができる [6].

4 まとめ

本研究では, ある物体を撮影した 2 枚の画像から, その物体のモデルを構築する問題を, コスト最小化問題として解くことを考えた. 本手法は, 光学的な測定値に基づくため, 撮影時の照明条件や物体の表面の反射特性などの効果を考える必要がある. 本研究では, このような効果を考慮したコスト関数 φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{LSM} を提案した. また, これらのコスト関数によるアルゴリズムの性能の向上を実験を通して観察した. 実験によれば, φ_{LSM}, φ_{IQ}, φ_{ANG}, φ_{RGB} の順に良い結果が得られた.

実験では, 入力した特徴点の座標に含まれる誤差や, 透視効果によって, コスト関数の値が不正確になっていることが観察された. 今後は, 座標の補正や射影変換を用いて, コスト関数の性能を向上する

ことを考えている.

本研究のアルゴリズムは, 辺の交換による局所探索アルゴリズムである. より良いモデルを構築するために, 辺の交換を拡張した辺の挿入 [2] を用いる, あるいは焼き鈍し法などのヒューリスティクス [7] を組み合わせるといった改良を考えている.

謝辞

本研究の一部は, 文部科学省科学研究費基盤研究 C (2) (No. 11680377) および群馬大学科学技術振興会によって助成されている.

参考文献

[1] N. Amenta, M. Bern and M. Kamvysselis, A new Voronoi-based surface reconstruction algorithm, *Computer Graphics*, **32**, 415–421, 1998.

[2] M. Bern, H. Edelsbrunner, D. Eppstein, S. Mitchell and T. S. Tan, Edge insertion for optimal triangulations, *Discrete and Computational Geometry*, **10**, 47–65, 1993.

[3] J. D. Boissonnat and F. Cazals, Smooth shape reconstruction via natural neighbor interpolation of distance functions, *Proceedings of 16th Annual Symposium on Computational Geometry*, Hong Kong, 2000, 223–232.

[4] H. Edelsbrunner and E. P. Mücke, Three-dimensional alpha shapes, *ACM Transactions on Graphics*, **13** (1), 43–72, 1994.

[5] H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald and W. Stuetzle, Surface reconstruction from unorganized points, *Computer Graphics*, **26** (2), 71–78, 1992.

[6] 飯田亮介, 出口光一郎, 平面を利用したステレオ画像からの任意視点画像の合成, 情報処理学会研究報告, 99-CVIM-114-10, 73–80, 1999.

[7] 久保幹雄, メタヒューリスティックス, 室田一雄編, 離散構造とアルゴリズム IV, 第 5 章, 近代科学社, 1995.

[8] K. Mehlhorn and S. Näher, *LEDA: a platform for combinatorial and geometric computing*, Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom, 1999.

[9] 三島等, 金谷健一, 未校正カメラによる 2 画像からの 3 次元復元とその信頼性評価, 情報処理学会研究報告, 2000-CVIM-121-4, 25–32, 2000.

[10] D. D. Morris and T. Kanade, Image-consistent surface triangulation, *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, Hilton Head, South Carolina, 332–338, 2000.

[11] A. Okabe, B. Boots and K. Sugihara, *Spatial Tessellations: concepts and applications of Voronoi diagrams*, John Wiley & Sons, Chichester, 1992.

[12] 高木幹雄, 下田陽久, 監修, 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 1991.