2005－CVIM－150（12）
2005／9／6

任意曲面への3次元物体メッシュモデルの写像法

諸 岡 健 一† 長 橋 宏†

本論文では，任意の曲面上にある点データを使って，その曲面へ3次元物体メッシュモデルを写像する新たな手法を提案する．この写像は，コンピュータビジョンやコンピュータグラフィックスの要素技術の一つであり，それを具体化した方法として，平面や球面など単純な形状を持つプリミティブな物体面にメッシュモデルを投影する方法や，逆に，プリミティブな物体の三角メッシュモデルを変形させ，そのモデルを対象物の点データに当てはめる方法がある．しかし，前者の場合，従来の手法では特定の写像面のみを対象としており，もし写像面が適切でない場合，メッシュモデルが写像面にうまく投影されない可能性がある．一方，後者の方法には，復元に要する計算コストと，得られたモデルの形状復元精度が，メッシュモデルの初期設定に依存する問題がある．これらの問題を解決するために，本論文では，競合学習の考えを導入した可変モデル Self-organizing Deformable Model(SDM) を提案する．まず，競合学習に基づいて SDM を変形することで，写像面の大まかな形状モデル生成する．次に，エネルギー最小化によって SDM による形状復元精度を向上させる．

A Method for Projecting Mesh Model of 3D Object Onto Arbitrary Surface

Ken'ichi Morooka † and HiroshiNagahashi†

This paper presents a new method for projecting a mesh model of a source object onto a surface of an arbitrary target object. A deformable model, called Self-organizing Deformable Model(SDM), is deformed so that the shape of the model is fitted to points on the target object. Then, we introduce the idea of combining a competitive learning and an energy minimization into the SDM deformation. Our method is a powerful tool in the areas of computer vision and computer graphics. For example, it enables to map mesh models onto various kinds of target surfaces compared with traditional methods for a surface parameterization, which have only focused on specified target surface. Also the SDM can reconstruct shapes of target objects similar with general deformable models.

1. まえがき

近年，高性能のグラフィック処理能力を備えた廉価な計算機の普及や，計測装置の精度向上に伴い，物体表面上の点データからなる3次元物体モデルを扱う機会が増えつつある．物体モデルの使用目的として，単にコンピュータグラフィックス (CG) で表示するだけでなく，それを加工，編集することで，新たな物体モデルを生成したり，モデルに動作データを付与することで，アニメーションを作成するなど，様々な物体モデルの用途が挙げられる．このような3次元物体モデルを扱うための要素技術の一つとして，ある曲面上の点データの集合に対し，物体の三角メッシュモデル (以後，単にメッシュモデルと呼ぶ) を当てはめる処理がある．この当てはめ処理は，コンピュータビジョンや CG において重要な研究課題の一つであり，今まで様々な手法が提案されている．

この当てはめ処理の例として，物体のメッシュモデルを，平面や球面など単純な形状を持つプリミティブな物体面に投影するパラメータ化[3),6)] と呼ばれる技術がある．一方，パラメータ化処理とは逆に，プリミティブな物体面のメッシュモデルの形状を，対象物の表面上の点データに当てはめるように変形させながら，最終的にその対象物の表面形状を復元する手法がある[1),2),5),8)13),15)]．後者で用いられるプリミティブな物体のメッシュモデルは，一般に，可変モデルと呼ばれる．

これらのメッシュモデルの当てはめ処理は，基本的に，単純な形状のプリミティブな物体と，複雑な形状

† 東京工業大学大学院 理工学研究科，〒 226-8503 横浜市緑区長津田町 4259，E-mail:{morooka, longb}@isl.titech.ac.jp
Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, 4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama, 226–8503, Japan

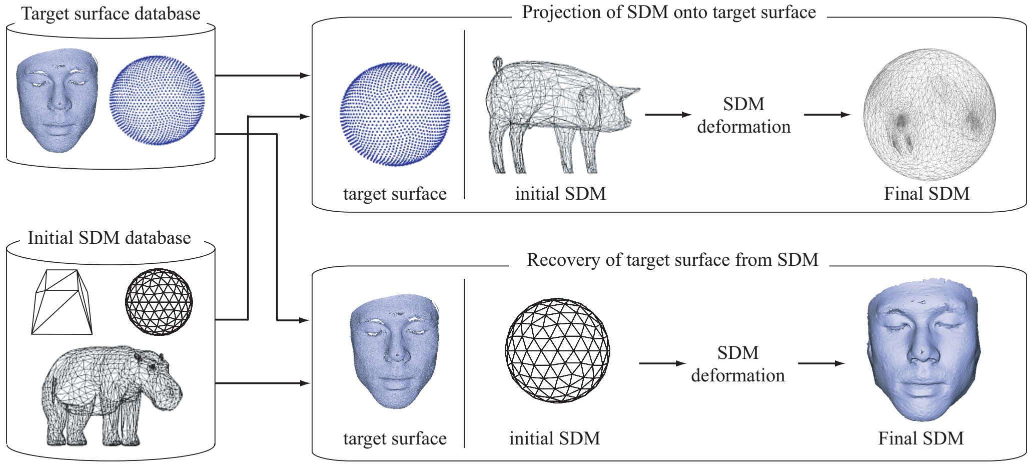

図 1 提案手法の流れ

を持つ対象物を関係付けている．そのため，テクスチャマッピングなどのメッシュモデルに施す様々な処理を，プリミティブな物体への適用に置き換えることで，膨大な数の点データからなる対象物のモデルを直接扱う必要がなくなり，メッシュモデルを用いた処理に要する計算コストを大幅に削減できる．また，対象物のモデルを，同一の構造を持つプリミティブにより統一的に記述することができるため，モデル間の対応関係が比較的求め易い．したがって，可変モデルやパラメータ化の技術は，テクスチャマッピング，多重解像度モデル生成，物体認識[10]，モーフィング[11),13)] など幅広い分野で応用されている．

しかし，従来のメッシュモデルの当てはめ手法には，以下に挙げる問題がある．パラメータ化では，一般に，写像面として主に平面や球面などが用いられるが，従来の手法では，特定の写像面のみを対象としている．もし写像面が適切でない場合，メッシュモデルが写像面にうまく投影されない可能性がある．一方，点データ群への可変モデルの当てはめは，エネルギー関数の最小化問題として定式化される．対象物のデータや可変モデルの頂点の数，および頂点移動の自由度の高さから，探索空間は非常に広く，且つその空間には多くの局所解が存在する．したがって，物体表面復元に膨大な処理時間を要する．更に，ユーザが意図する頂点移動を実装することは非常に難しく，移動量が不適切な場合，モデルの自己交差が起こる可能性がある．そのため，ユーザは，頂点の移動法などの設定を試行錯誤的に行う必要があり，時間的，労力的コストを要する作業を避けられない．

本論文では，自己組織化可変モデル (SDM:Self-organizing Deformable Model) を用いて，メッシュモデルを曲面へ写像するための新たな手法を提案する．まず，競合学習の概念を導入した方法によって，SDM により写像曲面の大まかな形状復元を行う．次に，エネルギー最小化に基づいて SDM を変形することで，SDM による形状復元の精度を向上する．

2. Self-organizing Deformable Model

2.1 SDM の定義

Self-organizing Deformable Model(SDM) は，曲面を表す三角メッシュモデルであり，一方，写像先である対象曲面は多数の点集合で表される．SDM の初期形状と，対象曲面の形状は任意である．例えば，図 1 に示すように，SDM の形状は，平面や球のような単純なものから，四本足動物のような複雑なものまで含まれる．そして，これらを組み合わせることで，SDM を対象曲面へ投影したり，あるいは，SDM によって対象曲面を復元することが可能となる．ただし，SDM と対象曲面は同じ種数であるとする．

文献 9) の表記を用いると，SDM $\boldsymbol{\mathcal{M}}$ は，二つの集合の集合体と考えられる:

$$\boldsymbol{\mathcal{M}} = (\boldsymbol{\mathcal{V}}, \boldsymbol{\mathcal{K}}). \tag{1}$$

$\boldsymbol{\mathcal{V}}$ は，N_v 個の頂点 i の 3 次元座標 $\boldsymbol{v}_i$ $(1 \leq i \leq N_v)$ の集合である．$\boldsymbol{\mathcal{K}}$ は，抽象的単体複体 (abstract simplicial complex) であり，$\boldsymbol{\mathcal{M}}$ に含まれる全ての位相情報を持つ．$\boldsymbol{\mathcal{K}}$ は，三種類の単体 (simplex) の部分集合から構成される．その種類は，頂点 $i \in \boldsymbol{\mathcal{K}}_v$，エッジ $e = \{i, j\} \in \boldsymbol{\mathcal{K}}_e$，パッチ $f = \{i, j, k\} \in \boldsymbol{\mathcal{K}}_f$ である．したがって，$\boldsymbol{\mathcal{K}} = \boldsymbol{\mathcal{K}}_v \cup \boldsymbol{\mathcal{K}}_e \cup \boldsymbol{\mathcal{K}}_f$．このうち，エッジの表記は可換である．例えば，図 2 の場合，頂点 i_3,

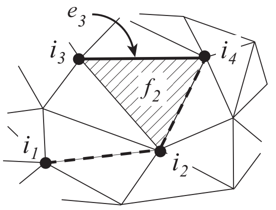

図 2　SDM における表記例

$i_4 \in \boldsymbol{\mathcal{V}}$ から構成されるエッジ e_3 は,

$$e_3 = \{i_3, i_4\} = \{i_4, i_3\} \tag{2}$$

と記述する．一方，パッチの表記は，それを構成する 1 つの頂点を基準として，反時計回りに頂点を記述する．図 2 の例では，パッチ f_2 は,

$$f_2 = \{i_2, i_4, i_3\} = \{i_4, i_3, i_2\} = \{i_3, i_2, i_4\} \tag{3}$$

と表される．

SDM の 2 頂点が 1 本のエッジで連結されているなら，それら頂点はお互いに近傍であるという．また，図 2 が示すように，2 頂点 i_1，i_4 が与えられると，エッジに沿って i_1 から i_4 へ移動するパスを考えることができる．複数のパスが存在するなら，最小のエッジ数で構成されるパスを最短パスとする．この時，i_1 から i_4 への位相的距離 $L(i_1, i_4)$ は，i_1 から i_4 への最短パスのエッジ数とする．また，その逆方向のパスである，i_4 から i_1 への位相的距離 $L(i_4, i_1)$ は，$L(i_1, i_4)$ と等しい．図 2 の例では，点線で示されるパス $(i_1 \to i_2 \to i_4)$ が，i_1 から i_4 への最短パスとなり，$L(i_1, i_4) = L(i_4, i_1) = 2$ である．

2.2　SDM 変形問題の定式化

写像先の対象曲面 Ψ が与えられると，この曲面へ近付けるように SDM を変形する．式 (1) の表記を用いると，SDM の変形は，位相情報 $\boldsymbol{\mathcal{K}}$ を保持したまま，頂点の位置情報 $\boldsymbol{\mathcal{V}}$ のみを変えて，SDM を Ψ へ写像することと考えられる．この写像は，位相保存写像と呼ばれる．初期 SDM を $\boldsymbol{\mathcal{M}}^s$，変形後の SDM を $\boldsymbol{\mathcal{M}}^d$ とすると，これらの SDM の関係は，位相保存写像関数 Φ によって

$$\Phi : \boldsymbol{\mathcal{M}}^s = (\boldsymbol{\mathcal{V}}^s, \boldsymbol{\mathcal{K}}) \longmapsto \boldsymbol{\mathcal{M}}^d = (\boldsymbol{\mathcal{V}}^d, \boldsymbol{\mathcal{K}}) \tag{4}$$

と表される．

一方，SDM $\boldsymbol{\mathcal{M}}$ の目的は，$\boldsymbol{\mathcal{M}}$ の変形によって，曲面 Ψ を復元することである．この $\boldsymbol{\mathcal{M}}$ による Ψ の復元誤差を，$\boldsymbol{\mathcal{M}}$ と Ψ の距離 $D(\boldsymbol{\mathcal{M}}, \Psi)$ によって定量化し，D が最小となるよう SDM を変形する．ここで，距離 D を以下のように定義する．Ψ 上の点 $\boldsymbol{p}_u \in \Psi$ を，Ψ の制御点と呼ぶ．各制御点 $\boldsymbol{p}_u$ について，$\boldsymbol{p}_u$ とのユークリッド距離が最小となる SDM の頂点を，$\boldsymbol{p_u}$

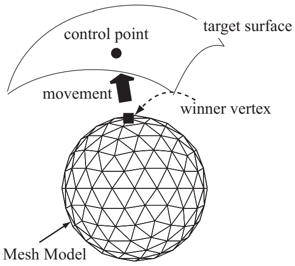

図 3　SDM の変形.

の対応頂点とする．全制御点について対応頂点を決定した後，頂点 i に対応する制御点の集合 $\boldsymbol{\Omega}_i$ を求める．これより，$\boldsymbol{\mathcal{M}}$ と Ψ の距離 $D(\boldsymbol{\mathcal{M}}, \Psi)$ を式 (5) と定義する:

$$D(\boldsymbol{\mathcal{M}}, \Psi) = \frac{1}{3}\frac{1}{|\boldsymbol{\Gamma}_i||\boldsymbol{\Omega}_i|}\sum_{i \in \boldsymbol{\mathcal{M}}}\sum_{f_m \in \boldsymbol{\Gamma}_i}\sum_{\boldsymbol{p}_u \in \boldsymbol{\Omega}_i}\{H(\boldsymbol{p}_u, f_m)\}^2. \tag{5}$$

ただし，$\boldsymbol{\Gamma}_i$ は，頂点 i を含む SDM のパッチ $f_m \in \boldsymbol{\mathcal{K}}$ の集合である．$|\boldsymbol{\Gamma}_i|$ および $|\boldsymbol{\Omega}_i|$ は，それぞれ $\boldsymbol{\Gamma}_i$ と $\boldsymbol{\Omega}_i$ に含まれる要素数である．また，関数 $H(\boldsymbol{p}_u, f_m)$ は，制御点 $\boldsymbol{p}_u$ とパッチ f_m の距離を返す関数である．

式 (4)，(5) より，曲面 Ψ に対する SDM $\boldsymbol{\mathcal{M}}^s$ の変形問題は，次式を満たす SDM $\boldsymbol{\mathcal{M}}^d$ を求める問題と定式化される:

$$\boldsymbol{\mathcal{M}}^d = \tilde{\Phi}(\boldsymbol{\mathcal{M}}^s); \tag{6}$$

$$\tilde{\Phi} = \arg\min_{\Phi} D(\Phi(\boldsymbol{\mathcal{M}}^s), \Psi). \tag{7}$$

3.　SDM の変形

3.1　自己組織化マップ

一般に，式 (4) の写像関数 Φ は非線形であり，更に，$\boldsymbol{\mathcal{M}}^s$ から $\boldsymbol{\mathcal{M}}^d$ への変形は一意ではない．このような位相保存写像を実現する方法として，自己組織化マップ (SOM:Self-Organizing Map)[7)] がある．多次元データ空間に存在する入力データ群が与えられると，SOM は，そのデータの分布を表すネットワークを自己組織的に獲得する方法である．ネットワークは，ユニットとそれらを連結するエッジから構成される．各ユニットは，データ空間での座標値を持つ．まず，入力データ群からランダムに選ばれた入力データに対し，データ空間で最近傍にあるユニットを，勝者ユニットとして選ぶ．そして，勝者ユニットとその近傍ユニットの位置を入力データに近付くように更新する．これらの処理を，全ユニットが移動しなくなるまで繰り返す．

SOM のアルゴリズムでは，データ空間において，ユニットの移動によりネットワークを変形させていると

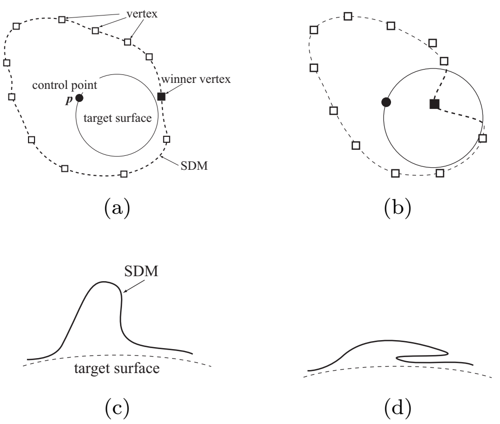

図 4　SDM の不適切な変形例: (a-b) 対象曲面内部への SDM の侵入; (c-d)SDM の折り重なり.

言える．そこで，図 3 に示すように，対象曲面上の制御点を入力データ，SDM をネットワークとする．また，SDM の頂点とネットワークのユニット，頂点の 3 次元位置とユニットのデータ空間での座標値をそれぞれ対応付けることで，SOM の枠組で位相保存写像 Φ を求める．ここで，実在する物体表面を対象曲面として扱う場合，その表面形状を計測したデータを制御点として使用する．あるいは，対象曲面が，平面や球面の様なパラメトリック関数によって表現可能な場合は，その関数を用いて制御点を人工的に作る．しかし，幾何学的観点から考えると，以下に挙げる 3 つの問題点のため，SOM を直接 SDM の変形に適応できない．次節では，各問題点とそれに対する解決法について述べる．

3.2　SDM 変形への競合学習の導入

3.2.1　勝者頂点の決定

SOM では，ある制御点 $\boldsymbol{p}$ に対する勝者頂点の決定は，制御点とのユークリッド距離に基づく．しかし，この基準では，図 4(a) に示すように，$\boldsymbol{p}$ (図中 ●) が乗っている表面と反対側にある頂点 (図中 ■) が，勝者頂点として選ばれる可能性がある．これにより，SDM が対象曲面内部に侵入し (図 4(b))，最終的に，対象曲面の一部のみに SDM が写像される．つまり，互いに近傍にない複数の頂点が，対象曲面上で同じ位置にあるような状態となる．このような状態を，以後，SDM の縮退と呼ぶ．

本手法では，制御点 $\boldsymbol{p}$ と位置 $\boldsymbol{v}$ にある頂点の間に，式 (8) で定義される符号付き距離 SD を導入する:

$$SD(\boldsymbol{v},\boldsymbol{p}) = \boldsymbol{n_p}\cdot(\boldsymbol{v}-\boldsymbol{p}). \tag{8}$$

但し，$\boldsymbol{n_p}$ は，$\boldsymbol{p}$ での単位法線ベクトルであり，対象曲面の外側に向いている．ここで，$\boldsymbol{p}$ での接平面を考え，この接平面は $\boldsymbol{n_p}$ を方向ベクトルとして持つ．この時，SD が正なら，$\boldsymbol{v}$ は $\boldsymbol{p}$ での接平面の表側にあり，SD が負ならばその接平面の裏側にあることを示す．そして，SD の絶対値は，$\boldsymbol{p}$ と頂点 $\boldsymbol{v}$ のユークリッド距離を表す．式 (8) を用いて，$SD \geq 0$ 且つ SD が最小である頂点を，$\boldsymbol{p}$ の勝者頂点とする．

3.2.2　制御点に対する頂点の適応

勝者頂点とその近傍にある頂点について，各頂点と $\boldsymbol{p}$ の線形補間をすることで，頂点を $\boldsymbol{p}$ に近づける．具体的には，位置 $\boldsymbol{v}$ にある頂点の移動ベクトル $\Delta\boldsymbol{v}$ を

$$\Delta\boldsymbol{v} = \boldsymbol{p}-\boldsymbol{v} \tag{9}$$

と定義し，これに基づいて $\boldsymbol{v}$ を更新する．しかし，この移動によって，頂点が対象曲面の内部に移動する可能性があり，SDM の縮退を生じる原因となる．また，勝者頂点の近傍点が，式 (9) の更新によって，勝者頂点に近付くことになる．その結果，例えば，図 4(c) に示すような SDM に含まれる凸部が，変形後，図 4(d) に示すようにつぶれた形状になり，対象曲面の同一部に SDM が折り重なる．これらの状況を解決するために，本手法では，以下に述べる方法によって頂点を移動させる．

まず，位置 $\boldsymbol{v}$ にある頂点と，その頂点に最も近くにある対象曲面 Ψ 上の点の距離を考える．その距離が閾値 τ 以上なら，その頂点にラベル"free" を与え，そうでなければ，頂点のラベルを"anchor" にする．ここで，τ は，最近傍にある制御点間の距離の 2 倍に設定した．ラベルが"free" の頂点の場合，移動前の勝者頂点との相対的位置関係をできるだけ保持しつつ，対象曲面へ頂点を近付けることを目的とする．そこで，$\boldsymbol{v}$ にある頂点の移動ベクトル $\Delta\boldsymbol{v}$ は，

$$\Delta\boldsymbol{v} = \boldsymbol{p}-\boldsymbol{v}+\alpha(\boldsymbol{v}-\boldsymbol{v}^*) \tag{10}$$

とした．ただし，$\boldsymbol{v}^*$ は，移動前の勝者頂点の位置である．一方，ラベルが"anchor" の頂点は，Ψ 上にあると見なし，Ψ 上に沿って頂点を移動させる．具体的には，

$$\Delta\boldsymbol{v} = GD(\boldsymbol{v},\boldsymbol{p}|\Psi) \tag{11}$$

とした．ここで，関数 $GD(\boldsymbol{v},\boldsymbol{p}|\Psi)$ は，Ψ に沿った $\boldsymbol{p}$ と $\boldsymbol{v}$ の間の距離，つまり測地距離を返す関数である．

3.2.3　学習収束における SDM の状態

SOM における収束状態でのネットワークは，各ユニットを中心としたボロノイ領域において，それに含まれる入力データ数がほぼ等しくなるような状態を意味する．その結果，得られる SDM $\boldsymbol{\mathcal{M}}^d$ は，必ずしも曲面 Ψ を完全に復元しているとは限らない．つまり，$\boldsymbol{\mathcal{M}}^d$ は式 (7) を満たしていない可能性がある．

これに対し，本手法では，物体形状復元を目的とし

たエネルギー関数を定義し，この関数を最小化することで，SDM による Ψ の形状復元の精度向上を図る．ここで，本手法のエネルギー関数の定義は，式 (5) に基づく．つまり，エネルギー関数の値は，頂点 i の位置が $\boldsymbol{v}_i$ の時，i を含むパッチ $f_m \in \boldsymbol{\Gamma}_i$ と，i に対応する制御点 $\boldsymbol{p}_u \in \boldsymbol{\Omega}_i$ の距離の総和とする．したがって，本手法でのエネルギー関数 $E(\boldsymbol{v}_i)$ は，

$$E(\boldsymbol{v}_i) = \sum_{f_m \in \boldsymbol{\Gamma}_i} \sum_{\boldsymbol{p}_u \in \boldsymbol{\Omega}_i} \{H(\boldsymbol{p}_u, f_m)\}^2 \tag{12}$$

と定義する．

3.3 SDM 変形アルゴリズム

SDM 変形アルゴリズムは，以下の通りである．

(1) SDM の全頂点のラベルを"free" にする．また，繰り返し回数を表すパラメータ t を $t=0$ と設定する．

(2) 対象曲面 Ψ から，1 つの制御点 $\boldsymbol{p}^{(t)} \in \Psi$ をランダムに選び，$\boldsymbol{p}^{(t)}$ との符号付き距離が非負で且つ最短となる頂点を勝者頂点 $k^{(t)} \in \boldsymbol{\mathcal{K}}$ とする:

$$k^{(t)} = \arg\min_{i \in \boldsymbol{\mathcal{K}}} SD(\boldsymbol{v}_i, \boldsymbol{p}^{(t)}) \tag{13}$$

関数 SD は，式 (8) で定義される符号付き距離を値として返す．

(3) 勝者頂点 $k^{(t)}$ と，その周囲にある頂点の位置を，式 (14) によって更新する．

$$\boldsymbol{v}_i \leftarrow \boldsymbol{v}_i + \epsilon(t)\lambda(i|k^{(t)})\Delta\boldsymbol{v}_i; \tag{14}$$

$$\Delta\boldsymbol{v}_i = \begin{cases} \boldsymbol{p}^{(t)} - \boldsymbol{v}_i + \alpha(\boldsymbol{v}_i - \boldsymbol{v}_k) \\ \quad : (\text{頂点 } i \text{ のラベル=free}) \\ GD(\boldsymbol{v}_i,\ \boldsymbol{p}^{(t)}|\Psi) \\ \quad : (\text{頂点 } i \text{ のラベル=anchor}) \end{cases} \tag{15}$$

ここで，$\epsilon(t)$ は学習率であり，$\boldsymbol{v}_i$ を $\boldsymbol{p}^{(t)}$ へ近付ける程度を示す．一方，$\lambda(i|k)$ は近傍関数と呼ばれ，勝者頂点 k との位相距離 $L(i,k)$ に応じた頂点 i の適応度を表す．本手法では，$\epsilon(t)$ と $\lambda(i|k)$ を，それぞれ以下のように定義した[4]:

$$\epsilon(t) = \epsilon_s(\frac{\epsilon_f}{\epsilon_s})^{t/T} \tag{16}$$

$$\lambda(i|k) = \exp[-\frac{1}{2}\{\frac{L(i,k)}{\sigma(t)}\}^2] \tag{17}$$

$$\sigma(t) = \sigma_s(\frac{\sigma_f}{\sigma_s})^{t/T} \tag{18}$$

ただし，ϵ_s(あるいは σ_s) と $\epsilon_f(\sigma_f)$ は，それぞれ ϵ(あるいは σ) の初期値と最終値である．また，T_c は，ステップ 2~5 の最大繰り返し回数を示す．

(4) 移動後の頂点と Ψ の距離が閾値 τ 以下なら，その頂点のラベルを"anchor" にする．

(5) 全頂点が移動しないか，あるいは $t \geq T_c$ を満たすなら，ステップ 6 へ進む．そうでなければ，$t \leftarrow t+1$ とし，ステップ 2 へ戻る．

(6) 各頂点 i について，移動後の頂点位置の候補 $\tilde{\boldsymbol{v}}_i$ を，次式を用いて選ぶ:

$$\tilde{\boldsymbol{v}}_i = \boldsymbol{v}_i + w(\boldsymbol{p}_j - \boldsymbol{v}_i); \quad \boldsymbol{p}_j \in \boldsymbol{\Omega}_i. \tag{19}$$

ただし，$\boldsymbol{\Omega}_i$ は，頂点 i に対応する制御点の集合であり，この制御点は 2.2 節で述べた方法で求める．w は，$\boldsymbol{v}_i$ を $\boldsymbol{p_j}$ へ近付ける程度を表す変数である．

(7) 全候補のうち，エネルギー関数が最小となる候補を，次の頂点位置 $\boldsymbol{v}_i$ とする:

$$\boldsymbol{v}_i \leftarrow \boldsymbol{v}_i^* = \arg\min_{\tilde{\boldsymbol{v}}_i} E(\tilde{\boldsymbol{v}}_i). \tag{20}$$

ただし，$E()$ は式 (12) で定義されるエネルギー関数である．

(8) $\mathcal{M}$ が Ψ に十分に近付いたなら，具体的には，$\mathcal{M}$ が次式

$$D(\boldsymbol{\mathcal{M}}, \Psi) < \theta_e \tag{21}$$

を満たしたなら，処理を終了する．ただし，θ_e は閾値である．そうでなければ，ステップ 6 へ戻る．

3.4 制御点の選択とそれによる SDM 変形の制御

SDM 変形アルゴリズムのステップ 2 において，勝者頂点の決定法や，制御点の選択法を適宜変えることで，ユーザが SDM の変形を制御することができる．前者の場合，例えば，特定の制御点 $\boldsymbol{p}_u$ に対し，SDM のある頂点 i を必ず勝者頂点として選ぶよう設定する．この設定を拘束条件として形状変形を行うと，頂点 i の位置 $\boldsymbol{v}_i$ を $\boldsymbol{p}_u$ に近づけつつ，SDM を制御点群に当てはめることができる．

また，制御点の選択は，各制御点に付与される選択確率に基づく．通常，全制御点の選択確率は等しく設定する．もし，Ψ 上の特定の領域にある制御点のみを，集中的に選択するように確率を設定した場合，その領域に SDM の頂点を密に集めることができる．そこで，制御点が存在する面の形状の複雑さに応じて制御点の選択確率を設定することで，形状復元の精度をより向上させることが可能となる．

従来，パラメータ化や可変モデルを用いた手法では，位相を保存しつつ，メッシュモデルの変形を制御することは困難であった．それに対し，本手法は，上述の方法によって，SDM の変形の制御が容易である利点が挙げられる．更に，提案手法では，対象曲面上の制御点が与えられると，自己組織的に SDM が変形し，対象曲面を表す SDM が得られる．そのため，対象曲面と初期 SDM が同じ種族である点を除くと，対象曲面に関する制約条件はない．従来のメッシュモデルの

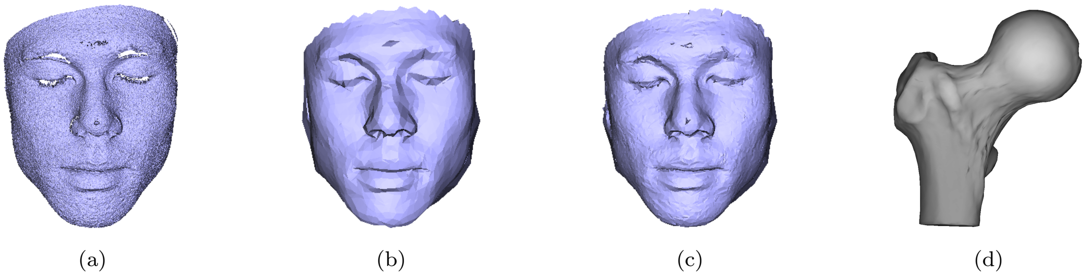

図 5 SDM からの対象物表面の復元: (a) 顔の計測データ; (b) レベル 4 の SDM の変形によって復元された顔モデル; (c) レベル 5 の SDM の変形によって復元された顔モデル; (d) レベル 5 の SDM から得られた骨モデル.

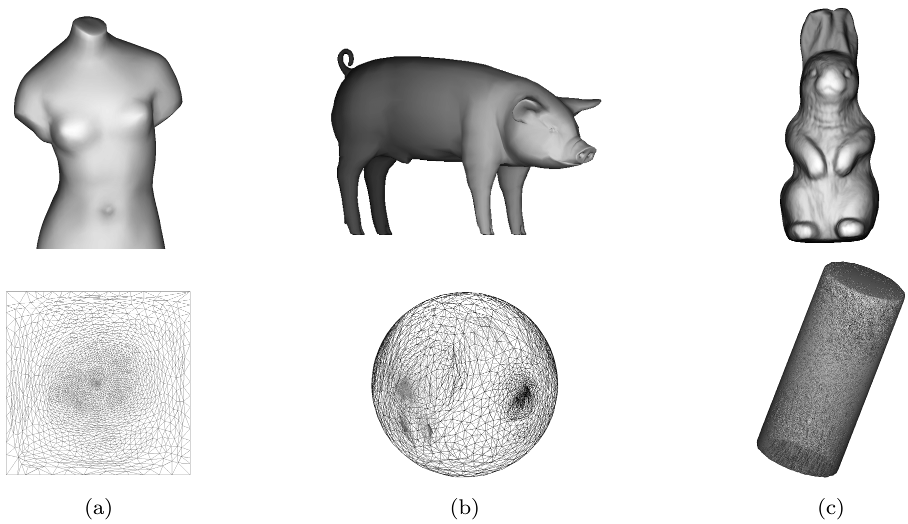

図 6 物体のメッシュモデルを初期 SDM とした写像面への投影; 上段:初期 SDM であるメッシュモデル (a) 体の彫像, (b) 豚, (c) 兎; 下段:投影したメッシュモデルであり，対象曲面はそれぞれ (a) 平面, (b) 球面, (c) 円柱表面.

パラメータ化では，特定の写像面のみを対象としているのに対し，本手法は対象曲面を限定しておらず，その汎用性は高い.

4. 実　　験

提案手法の有効性を検証するために，以下の 2 種類の実験を行った.

4.1 SDM から対象曲面の形状復元

まず，SDM の初期形状を球とし，球の変形から顔の形状を復元する実験を行った．この実験では，計測装置としてコニカミノルタ社製 VIVID910 を使用し，顔形状を計測した．図 5(a) は，顔データを示し，約 85,000 点の点データが含まれる．図 5(a) の顔データを制御点として，提案手法によって SDM を変形させることで，顔形状を復元した.

初期の SDM として，正二十面体の各三角パッチを再帰的に四分割して得られる近似球面を使用した[11]．まず，正二十面体を 4 回分割したレベル 4 の近似球面を初期の SDM とした．初期 SDM の頂点およびパッチ数はそれぞれ 2,562，5,120 であるが，その約半分を実際の形状復元に使用した．図 5(b) は，その復元結果であり，このモデル生成に要した CPU 時間 (CPU:PetiumIV 2.8G[Hz]) は 130[sec] であった．パッチ数の不足により，顔の形状を復元精度は低い．そこで，SDM の各パッチに対し，四分割処理を施し，分割レベル 5 の SDM を得た．この SDM を変形させ，それによって得られたモデルを，図 5(c) に示す．図 5(b)，(c) に示す各 SDM について，それに含まれるパッチと，その近傍にあるデータ点の平均距離はそれぞれ 0.27，0.16[mm] であり，精度良く復元できたと

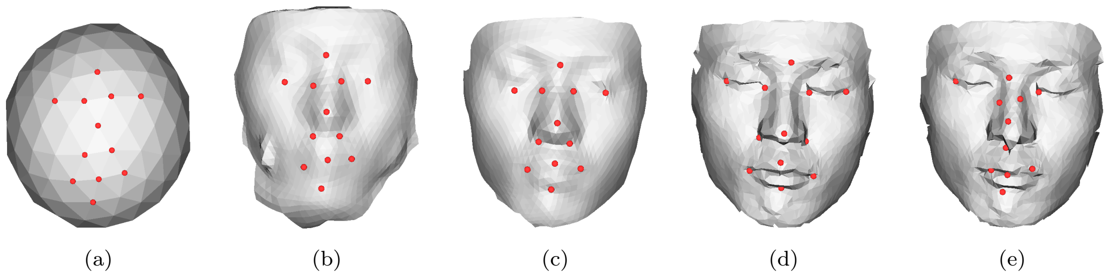

図 7　SDM の変形の制御: (a-d) 特定の制御点に対し頂点を固定した時の SDM 変形過程;
(e) 勝者頂点を固定しない通常の変形により復元した顔形状.

言える．また，このような再帰的な分割を用いることで，モデルの多重解像度表現が容易に得られる利点がある．更に，図 5(a) では，人間の眉毛など計測データが欠落し，穴部が存在する．これに対し，SDM によって形状復元を行うことで，データ欠落部の穴埋めも可能である．様々な対象曲面に対して SDM による形状復元を行った．その結果例として，球面の初期 SDM から復元した骨のモデルを，図 5(d) に示す．

4.2　物体メッシュモデルの曲面への投影

図 6 上段に示す，物体のメッシュモデルを初期の SDM と見なし，そのモデルを写像面に投影する実験を行った．まず，図 6(a) 上段に示す人間の胴体のメッシュモデルを平面へ投影する実験を行った．平面を格子状に離散化し，各格子にある点を制御点として用いた．そして，制御点の選択確率は全て等しくした．この投影において，胴体モデル，つまり SDM を平面と位相同型にする必要がある．これは，SDM 内に，隣接するパッチを 1 つしか持たないエッジ群からなる閉ループ (以後，境界) をただ 1 つ存在することを意味する．そこで，SDM の一部を切り出すことで，SDM 内に境界を作った．そして，その境界上にある頂点を，平面の境界部に配置した後，SDM を変形させた．その写像結果を，図 6(a) 下段に示す．同様に，豚と兎のメッシュモデルを，それぞれ球と円柱へ写像した結果を図 6(b)，(c) に示す．このように，提案手法によって，メッシュモデルを様々な写像面へ投影できる．

4.3　SDM の変形の制御

3.4 節で述べたアルゴリズムで，制御点の選択確率を制御したり，特定の制御点に対し勝者頂点を固定することで，SDM の頂点をユーザが指定する位置へ移動することが容易となる．その例として，以下の実験を行った．顔データの中で，すなわち各目の目尻と目頭，両目頭間の中点，鼻の頭，両小鼻，口の両端，上唇と下唇の中央，の計 12 点を特徴点として用い，これらの特徴点と，SDM のある頂点を対応付ける．3.4 節で述べたアルゴリズムにおいて，ステップ 2 で特徴点が選ばれたなら，その特徴点に対応する頂点を必ず勝者頂点として選ぶ．

図 7(a)~(d) は，初期 SDM を楕球面とし，対象曲面である顔へ SDM が写像される過程を示す．各図中の黒点 (● 印) は，制御点と予め対応付けられた頂点の位置を表す．一方，図 7(e) は，制御点と頂点を固定せずに SDM を変形した結果であり，各図中の黒点 (● 印) は，図 7(a)~(d) と同一頂点の位置を表す．図 7(d)，(e) を比較すると，本手法は，頂点をユーザが指定した制御点に近付くよう SDM の変形を制御しながら，形状を復元することが可能である．この利点として，同一の SDM によって異なる対象物を記述することで，これらのモデル間の対応付けが容易になる点が挙げられる．この応用技術として，時間経過と共にある物体の形状モデルが，別の形状モデルへ変形するモーフィングが挙げられる．モーフィングでのモデル間の対応付けでは，滑らかで自然なモーフィングを実現するために，頂点間の連結関係を考慮してモデルの頂点間を対応付けしなければならない．しかし，本手法では，同一のデータ構造を持つので，例えば，単純に同じ頂点ラベル同士を対応付けることで，モデル間の対応関係が容易に得られる．

本実験で使用した骨，胴体，兎のモデルは，Cyberware Inc. で公開されているものである．

5. 結　　論

本論文では，SDM を用いてメッシュモデルを曲面に写像する新たな手法を提案した．まず，競合学習の概念を利用して SDM を変形させることで，大まかに写像曲面の形状を復元する．次に，エネルギー最小化に基づいて SDM を変形させ，SDM による形状復元の精度を向上させる．本手法では，SDM と対象曲面が同じ種族であればよく，曲面の形状に関する拘束条件は少ない．そのため，従来のパラメータ化手法と比

べ，本手法は写像先の曲面に依存せず，より汎用的な手法である．また，入力データの選択確率を制御することで，入力データと SDM の頂点の対応付けをユーザが指定可能である．この操作は直感的に理解し易く，従来のエネルギー最小化のみに基づく手法と比較すると，SDM 変形制御が容易であると言える．

提案手法は，コンピュータグラフィックスやコンピュータビジョンの様々な分野での要素技術であるモデル間の対応付けを容易にする利点がある．具体的には，一方の物体モデルの点を入力データとし，もう一方の物体モデルを SDM と見なすことで，モデルを任意の写像面上へ投影することができる．これにより，元のモデルの構造を保持しつつ，モデル間の対応付けが実現できると考えられる．これにより，モーフィングだけでなく，あるモデルが持つ表情や動作による形状変形データを，別モデルに移植する技術[12),14)] など，コンピュータビジョンやコンピュータグラフィックスにおける様々な技術へ応用が可能である．このような SDM を用いた技術を，現在開発中である．

参 考 文 献

1) Bro-Nielsen, M.: Active Nets and Cubes, Technical report, IMM, Technical University of Denmark (1994).

2) Duan, Y. and Qin, H.: A subdivision-based deformable model for surface reconstruction of unknown topology, *Graphical Models*, Vol. 66, pp.181–202 (2004).

3) Floater, M. and Hormann, K.: Recent Advances in Surface Parameterization, *Multiresolution in Geometric Modeling 2003*, pp.259–284 (2003).

4) Fritzke, B.: Some Competitive Learning Methods, Technical report, Ruhr-Universitat Bochum (1997).

5) Gibson, S. and Mirtich, B.: A Survey of Deformable Modeling in Computer Graphics, Technical report, Mitsubishi Electric Research Laboratory (1997).

6) 金井 崇：頑強かつ高速な等角球体パラメータ化計算手法，情報処理学会論文誌，Vol. 46, pp. 649–657 (2005).

7) Kohonen, T.(ed.): *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York (1996).

8) Lachaud, J. and Montanvert, A.: Deformable Meshes with Automated Topology Changes for Coarse-to-fine 3D Surface Extraction, *Medical Image Analysis*, Vol.3, pp.187–207 (1999).

9) Lee, A., Sweldens, W., Schröder, P., Cowsar, L. and Dobkin, D.: MAPS: Multiresolution Adaptive Parameterization of Surfaces, *SIGGRAPH '98 Proceedings*, pp.95–104 (1998).

10) 松尾啓志, 木村正孝, 岩田 彰：エネルギー制御型アクティブバルーンモデルによる 3 次元物体の多重解像度表現と認識, 信学論 D-II, Vol.J82-D-II, pp.422–430 (1999).

11) 諸岡健一, 長橋宏：可変モデルを用いた異なる位相を持つ 3 次元物体モデルのモーフィング, 映像情報メディア学会誌, Vol. 58, pp. 713–720 (2004).

12) Noh, J. and Neumann, U.: Expression cloning, *SIGGRAPH '01 Proceedings*, pp. 277–288 (2001).

13) Shum, H., Hebert, M. and Ikeuchi, K.: On 3D Shape Synthesis, *Object Representation in Computer Vision*, pp.131–148 (1996).

14) Sumner, R. and Popovi, J.: Deformation transfer for triangle meshes, *SIGGRAPH '04 Proceedings*, pp.399–405 (2004).

15) Suzuki, H., Takeuchi, S., Kanai, T. and Kimura, F.: Subdivision Surface Fitting to a Range of Points, *Proc. 7th Pacific Graphics International Conference*, pp.158–167 (1999).