

符号付距離場を用いたSAI法の高速化・頑健化と形態解析への応用

高松 淳[†] 佐賀 直哉[†] 池内 克史[†]

[†] 東京大学生産技術研究所

〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 駒場 II キャンパス E 棟
東京大学生産技術研究所 第3部 池内研究室
03-5452-6242
j-taka@cvt.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし 3次元輪郭形状解析において、対象物体の特徴を物体形状に全く依存しない統一的なデータ形式に変換し、解析を行う手法が広く用いられている。その手法の一つである Spherical Attribute Image (SAI) 法では、3次元形状モデルと球面との写像を構成し、モデル上の局所的な形状の特徴量を球面上に表現した SAI と呼ばれるデータ形式に変換し、解析を行う。データ変換の過程において、球面をモデル表面に変形・収束させていく Deformable Surface の手法が用いられているが、窪みや突出箇所を含むモデルのような、球と形状が大きく異なるモデルでは誤収束のため好ましい変換を得ることが困難であった。そこで本研究では、符号付距離場を用いて適切に変形を誘導することにより、誤収束を回避する手法を提案する。また提案手法を用いて、鶏頭骨の形状解析から品種間の系統関係を推定した結果を示す。

キーワード 3次元形状解析

Fast and Robust SAI Method using Signed Distance Field and Its Application to Morphology

Jun TAKAMATSU[†], Naoya SAGA[†] and Katsushi IKEUCHI[†]

[†] Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, 3rd Dept. Ikeuchi Laboratory
4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505, JAPAN
+81-3-5452-6242
j-taka@cvt.iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract In 3D contour-based shape analysis, methods which converts shape attributes of a target object into data following the unified format are widely used. Such data provides us with the analysis method which is completely independent of its shape. The Spherical-Attribute-Image (SAI) method is one of those methods. The SAI method first constructs the map from the spherical surface to the surface of the target object, and then expresses the local geometric attribute of each point in the spherical coordinates. The expression is referred to as an SAI. The method analyzes 3D shapes by comparing the corresponding SAIs. In the process of constructing an SAI, the deformable surface method is used. The method deforms the spherical mesh into the model by converging some metric about difference between the two. In the case that the model is quite different from a sphere, for example the model including some depressions and inspired shapes, however, the wrong convergence happens and resultantly prevents to obtain an appropriate SAI. Then, we propose a method for guiding the deformation using the signed distance field so as to lead to the correct convergence. In actuality, we illustrate the result to estimate phylogenetic relationships between breeds of chickens.

Keywords 3D Shape Analysis

1 はじめに

近年、3次元形状を取得できるデバイスや、それらのデータを適切に加工できる位置あわせ [1]・統合 [2] 等のソフトウェアの発展により、高精細な3次元形状データが手軽に獲得できるようになってきた。その技術が

有する可能性は、コンピュータビジョン・グラフィックスの分野のみでなく、建築・考古学など様々な分野で注目されており、様々な応用が期待されている [3, 4]。

その応用の一つとして、形態学と呼ばれる生物学の一分野がある。例えば、遺伝子的には99%の類似性を有する人間と猿でもその形態の違いは一目瞭然であり、

形態による違いから生物種間の系統分類を行う「形態学」の手法は、まず真っ先に試みられる重要な手法である。しかし従来の形態学的手法では、見た目等の人間の主観のみを頼りとした解析や、特徴的な部位の大きさや部位間距離等、人手により取得された少数の数量データのみから解析を行うにとどまっていた [5]。

そこで本研究では、SAI 法 [6] を用いた 3 次元輪郭形状解析手法を構築し、鶏頭骨の解析を通じてその有用性を検証する。第 4 章に述べるように、従来の SAI 法は 3 次元形状解析への適用を困難にする重大な問題を有しており、その解消法を提案することが本研究の重要な目的である。また、大量の個体データを扱えるよう、できる限りユーザーの補助を必要としない手法の構築を目指す。本研究では、いわゆるポリゴンデータを用いているが、提案手法は点群のみからなるデータ構造にも適応可能である。

2 関連研究

2 次元輪郭形状に対する検索・解析¹手法は、現在まで数多く提案されている [7]。実際に、検索に関して言えば Curvature-Scale-Space(CSS) 記述子や Zernike moment(ZM) 記述子のように、MPEG-7 標準化された形状記述子なども存在し、各記述子の性能等々に関して十分な議論がなされてきている [8]。また、解析に関して言えば、曲率(または曲がり角)[9] や、曲げ・伸縮エネルギー [10] 等、曲率に関連した情報を用いた手法が数多く見られる。

2 次元輪郭形状に関する検索・解析手法において、弧長に基づく座標系(閉じた曲線の場合は、円への均質な埋め込みが容易である)を用いて、輪郭形状によらず統一的な座標系への変換が容易であることが大前提となっている。また Fourier 変換や、Zernike Moment² を用いることで、回転普遍性も容易に実現でき、特にこれらは検索に対する応用に広く用いられている。

しかし、特に 3 次元輪郭形状の解析において、次元、位相の相違等の問題により、2 次元輪郭形状の解析手法をそのまま適用・拡張することは非常に困難であり、そもそも弧長に基づく座標系のような便利なものを構築するのが難しいという問題がある。

3 次元輪郭形状に対する検索手法として、球面調和関数を用いるもの [11] や、3 次元 Zernike Moment を用いるもの [12] などがあるが、検索のみを対象としている。3 次元輪郭形状の局所的な形状の対応付け、つまり自動

¹この 2 つに明確な差を定義するのは難しいが、本研究では対象形状に対し、統計的処理(例えば平均や分散)や、局所的な形状の対応付け等を主目的とした方法を解析と呼ぶ。

²正確には輪郭のみの情報である必要はない。

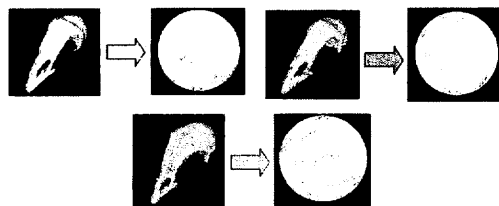


図 1: SAI の例

位置あわせのための手法としては、Extended Gaussian Image(EGI) 法 [13, 14] やその変種 [15]、Spin Image[16] 等の表面形状の局所的な特徴を積分的な手法で計算する方法、物体の形状の微分特徴量(例えば曲率)を球面上に表現した SAI 法 [6] などがあるが、基本的には位置あわせ、もしくは検索 + 位置あわせという目的で用いられてきた。

これらの手法の中で、SAI 法は 2 次元輪郭形状解析で広く用いられている弧長座標系での曲率表現の純粋な拡張方法であることから、3 次元輪郭形状解析手法として適用可能ではないかと考えたのが、本研究の出発点である。

3 SAI 法の概要

SAI 法 [6] は物体形状の特徴を物体形状によらず球面上に表現できる(これを SAI と呼ぶ)ため、それら球面上のデータを単純に比較することで 3 次元輪郭形状解析を行うことができると考えられる。あらゆる形状において同一な座標系で表現されるため、その解析は統一的方法で行えるという長所がある。

具体的には以下のような方法で SAI を獲得する:

1. 正 20 面体の各三角形を適当回数分割し、球に対する近似多面体を生成する。
2. 得られた近似多面体の双対を取る(これを SAI メッシュと呼ぶ)。
3. SAI メッシュを均質に対象物体に沿うように変形する。
4. 各点で Simplex Angle を計算する。

各頂点で Simplex Angle を計算した後、再び元の球面に戻すことにより、図 1 に示す物体特徴を現した球面画像を得ることができる。

3.1 初期メッシュの生成

初期メッシュは正則な性質³を満たすものであることが望ましいが、正 20 面体よりも面数の多い正多面体は存在しないことが知られている。正 20 面体では解像度が不十分であるので、次のような方法で、準正則な多面体を構成する。

1. 多面体上の各三角形において重心細分を行う。つまり各辺の重心に新たに頂点を挿入し、それらの点を結ぶ辺を挿入し、4つの三角形に分割する。
2. 新たに挿入された点を、元の正 20 面体の外接球上に射影する。
3. 1, 2 を適当回数 (分割数と呼ぶ) 繰り返す。

SAI メッシュは三角形のみからなる多面体の双対を取ったものであり、すべての頂点は3つの隣接頂点を持つという特徴を有する。また当然のことながら向きつけ可能である。

3.2 変形

SAI メッシュの各頂点 \mathbf{x}_i を、以下に示す微分方程式に従い、単純な差分法を用いて繰り返し演算により計算し、変形を行う。ただし α は適当な正の実数である。

$$\frac{d\mathbf{x}_i}{dt} = \alpha \mathbf{F}_i^{\text{ext}} + \mathbf{F}_i^{\text{int}} \quad (1)$$

$\mathbf{F}_i^{\text{ext}}$ は外力と呼ばれ、対象物体の表面上に向かって変形させる力に対応する。対象とする点の最近傍点を \mathbf{x}_{ci} とすると、以下の式によって計算される。ただし \mathbf{n} は隣接 3 頂点により構成される面の法線であるとする。

$$\mathbf{F}_i^{\text{ext}} = \mathbf{n} \cdot (\mathbf{x}_{ci} - \mathbf{x}_i) \mathbf{n} \quad (2)$$

kd-tree を用いて最近傍点探索の高速化を行っている。

$\mathbf{F}_i^{\text{int}}$ は内力と呼ばれ、SAI メッシュの各頂点を対象物体上に均質に分散させる力に対応する。具体的には 2 つの力の合成⁴によって表される。1 つ目は Local Regularity 力と呼ばれ、隣接 3 頂点で構成される三角形の重心 \mathbf{x}_{gj} と頂点 \mathbf{x}_i のその三角形の垂線の足に当たる点 \mathbf{x}_{pi} を一致させる効果を及ぼす。具体的には以下の式で表される。

$$\mathbf{F}_i^l = \mathbf{x}_{gj} - \mathbf{x}_{pi} \quad (3)$$

ちなみに $\mathbf{x}_{pi} = \mathbf{x}_i - \mathbf{n} \cdot (\mathbf{x}_{pi} - \mathbf{x}_i) \mathbf{n}$ である。

³各面が正多角形で構成され、各頂点に集まる辺の数がすべて等しい。

⁴元々の論文 [6] では、Local Regularity 力のみであったが、均質に分散させるという観点上、ばね力を追加した。



図 2: 変形の失敗例 (1): 窪み箇所において、内力が外力に比べて強い場合

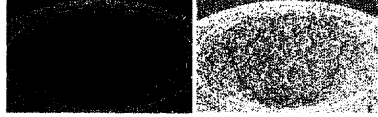


図 3: 変形の失敗例 (2): 窪み箇所において、外力が内力に比べて強い場合

2 つ目はばね力と呼ばれ、SAI メッシュの各辺の長さを等間隔にする効果を及ぼす。具体的には以下の式で表される。ただし $\mathbf{x}_j^{\text{adj}}$ は隣接 3 頂点を表すとし、 \bar{l} は現在の SAI メッシュの辺の長さの平均であるとする。

$$\mathbf{F}_i^{\text{sp}} = \sum_{j=1}^3 (|\mathbf{x}_j^{\text{adj}} - \mathbf{x}_i| - \bar{l})(\mathbf{x}_j^{\text{adj}} - \mathbf{x}_i) \quad (4)$$

まとめると、SAI メッシュの各頂点は以下の微分方程式に従って変形する。ただし β, γ は適当な正の実数であるとする。

$$\frac{d\mathbf{x}_i}{dt} = \alpha \mathbf{F}_i^{\text{ext}} + (\beta \mathbf{F}_i^l + \gamma \mathbf{F}_i^{\text{sp}}) \quad (5)$$

4 符号付距離場を用いた誘導

従来の SAI 法で変形を行う際、対象物体が球と大きく形状が異なっている場合にうまく変形しないという問題点があった。例えば窪み箇所において、式 (5) のパラメタの取り方によって、内力が強すぎて物体表面に適切に変形できなかつたり (図 2)、外力に邪魔をされて均質に変形できなかつたりする (図 3)。また、尖った部分において、外力が弱い場合、図 4 に示すように SAI メッシュの一部が物体内部にめり込んでしまうという問題がある。これらの場合、ある部分の形状の情報量が少ない、もしくは全くないということになり、形状解析において不都合である。

このようになる原因を考えたとき、(1) 内力は SAI メッシュを縮める傾向にある、(2) 初期球と形状が大きく異なる際、SAI の各頂点において物体表面に到達するタイミングが大きく異なる、(3) 単純に最近傍点を探索しているので、それが結果としてめり込み等の発生しない適切な方向に行くかどうかを判断していない、という点がこれらの問題を引き起こす原因となると考えられる。



図 4: 変形の失敗例 (3): 尖った形状

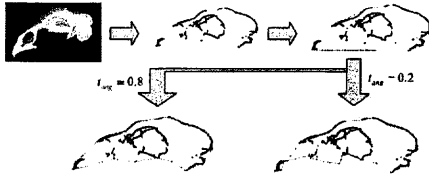


図 5: 0 等値面の構成方法

この問題を解決するために、我々は符号付距離場を用いて SAI メッシュを適切に対象物体近くまで誘導することを提案する。適切に誘導された後、従来の SAI 法により精緻な変形を行うことになる。

4.1 符号付距離場の構築

符号付距離場の構築の仕方は、以下のようになる：

1. 対象物体を立方体で覆う。
2. 縦横、奥行き方向を適当な数 n で分割し、ボクセル空間を構築する。
3. 0 等値面を構成する。
4. 市街地距離に基づき各ボクセルに 0 等値面からの符号付距離を代入する。

問題は 0 等値面の構成方法である。本研究では、以下のような方法で 0 等値面を構築した (図 5 参照)。

1. 縦、横、奥行き方向に、ボクセルの中心を通る面 (全部で $3n$ 個ある) で対象物体を切断し、断面形状を点群で表現する。
2. 各断面において、凸包を計算する。
3. 生成された凸包の各辺が細くなりすぎず、また大きく曲がり過ぎない程度に、内側に曲げる。
4. 包絡線が通るボクセルの値を 0 に設定する。

まず、ステップ 1 について具体的に述べる。今回の場合、用いたデータはポリゴンデータであったので、ポリゴンの各辺と切断面との交点を計算し、それを断面形状とした。もし元の 3 次元形状が点群のみの情報で表現されている場合には、切断面から適当な距離にある点を

すべてその面に射影することで断面形状とすることができる。

また、ステップ 3 の具体的なアルゴリズムを以下に示す：

1. 断面形状を表現する点群のうち、凸包を構成する点を取り除き、その集合を P で表す。
2. 凸包を構成する辺で長さがある閾値 t_{cdg} ⁵ 以上である、すべての辺に対し (適当に順番付けされているものとする)、順番に以下の操作を行う。ただし辺の両端を s, e とする。
 - (a) $p \in P$ のうち、 p と直線 se との垂線の足が辺 se 上にあり、 $\frac{(s-p) \cdot (p-e)}{|s-p| |p-e|}$ の値が最大のもの、つまり最も L_{spe} が大きいものを選ぶ。
 - (b) その値がある閾値 t_{ang} 以上であれば、 p を P から取り除き、元々の辺を辺 sp と辺 se に分割する。もしそれぞれの辺の長さが t_{cdg} 以上であれば、分割される辺の候補として追加する。

上のアルゴリズムは分割する辺の順番により、違った答えが出る可能性はあるが、大抵の場合、それは問題にならない。ただし図 5 に示すように、閾値 t_{ang} の選び方により得られる包絡線も変わってしまうことには注意が必要である。

このように符号付距離場を構築することで、適当な範囲で物体の内と外を決めてやることができる。そもそも SAI 法では、対象物体の表面の位相に依らず球を強引に変形するため、たとえトラスのようなものであっても、上述の方法で包絡線を定義することは正統であると考えられる。

4.2 符号付距離場を用いた誘導

外力による SAI メッシュの変形は式 (2) で表される。ここで n は現在の SAI メッシュの形状から決定される。つまり力の向きは決まっており、ただ大きさだけを決定してやればよい。本研究では、今現在の頂点の存在する符号付距離場のボクセルの値 (線形補間してある) に応じて⁶、大きさを決定している。

5 符号付距離場利用の効果の検証

本章では、窪みおよび尖った部分を有する仮想物体と、実際の鶏頭骨に対して従来法と提案手法 (符号付距

⁵今回は、ボクセルの大きさの半分に固定。

⁶今回は、市街地距離と実際の距離との差を考慮してボクセルの値の平方根をボクセルの大きさ倍したものを利用した。



図 6: 窪みを持つ物体

離場による誘導のあと従来法の適用)の2つの方法でSAIメッシュを変形させ、比較してみた。以降すべての実験において、以下のような条件で実験を行っている。

- 初期SAIメッシュの分割数は5(頂点数は $20 \times 4^5 = 20480$)、中心は対象物体のバウンディングボックスの中心とし、直径は対角線の長さに等しいとする。
- 式(5)の係数は $\alpha = 0.01$, $\beta = 1.0$, $\gamma = 0.1$ で固定する。
- Voxel分割数は 40^3 とし、大きさはSAIメッシュの半径よりやや大きめ(ボクセル2個分)にとる。
- 符号付距離場を使う場合、余裕をみて0.5等値面に収束するようにする。
- 変形の繰り返し演算の回数は2000回とする。ただし提案手法においては、符号付距離場1000回の後、従来法1000回とする。

5.1 窪地に対する評価

図6に示す窪みを持つ物体(頂点数13703)に対して、従来法と提案手法の比較を行った。符号付距離場を作る際の輪郭抽出において、窪みに沿って変形する程度の大きさの係数 t_{sig} を選んである。

表1に結果の概要をまとめる。距離誤差は、SAIメッシュの各頂点と最近傍点との距離の差の平均を表し、SAIメッシュがどの程度元の形状に合致しているかを表す。辺とはSAIメッシュの辺を指し、その長さの分散が小さいということは、SAIメッシュが均質に変形していることを指す。

まず表よりわかることは、提案手法のほうがやや計算時間が短いということである。これは、(1)符号付距離場の生成のオーバーヘッドがそれほど大きくないということと、(2)その参照は $O(1)$ で行えるということに起因する。kd-treeを使った最近傍点探索では、最近傍点との距離が遠い場合、特に変形初期の段階では、枝狩りによる高速化の効果が少ないため演算に時間がかかるということになる。これは収束の前半と後半で計算時間が違うことから明らかである。

次に、距離誤差、辺の長さの平均から、今回の場合は、どちらの手法も数値的に見てうまく収束していること

表 1: 窪みを持つ形状に対する比較

	従来法	提案手法
計算時間		
前半1000回	284秒	203秒
後半1000回	215秒	207秒
計	499秒	410秒
距離誤差	4.14×10^{-4}	4.12×10^{-4}
辺の長さ		
平均	6.25×10^{-4}	6.27×10^{-4}
分散	1.93×10^{-5}	1.63×10^{-4}

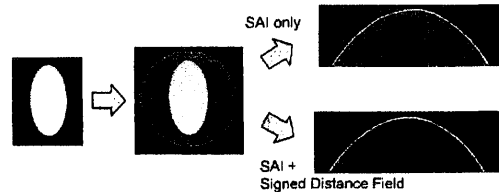


図 7: 尖った部分を持つ物体

が確認できる。また辺の長さの分散から提案手法のほうが、より均質な変形を実現できていることがわかる。均質な変形がされている分だけ、わずかではあるが距離誤差も向上が見られる。

5.2 尖った部分に対する評価

図7に示す、楕円体(頂点数11162)に対して従来法と提案手法の比較を行った。表2に結果の概要をまとめる。ただし従来法は、1000回程度で収束したため、そのときの評価値を示してある。

今回の場合、提案手法に比べ従来法は、距離誤差はやや悪い値になっているものの分散はやや良い値となっている。距離誤差がやや劣る理由に関しては、図7の先

表 2: 尖った部分を持つ形状に対する比較

	従来法	提案手法
計算時間		
前半1000回	329秒	205秒
後半1000回	205秒	205秒
計	534秒	410秒
距離誤差	5.98×10^{-5}	5.77×10^{-4}
辺の長さ		
平均	6.85×10^{-4}	6.83×10^{-4}
分散	5.28×10^{-5}	5.51×10^{-5}



図 8: 従来法との比較：うまくいく場合

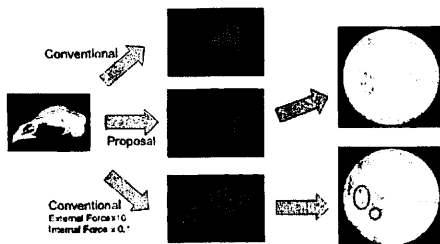


図 9: 従来法との比較：うまくいかない場合

端部分の拡大図に示すように、SAI メッシュの縮退が既に始まってしまっているためであると考えられる。ちなみに、この状態から変形を続けて行くと状況はさらに悪化してしまった。提案手法でも、やや状況的には改善はされるものの同様のことが起こってしまった。これは、SAI 法において収束判定の難しさを物語る結果となっている。

5.3 鶏頭骨を用いた場合

鶏頭骨（頂点数 10～20 万点程度）に対して、2 手法を適用した例を示す。図 8 の例に示すように、従来法および提案手法ともうまくいく例もあるが（ただし辺の長さの分散において 15 % ほど提案手法のほうが向上している）、図 9 のように従来法だとうまくいかなかった場合も存在した。形状が複雑になればなるほど、各 SAI メッシュの頂点の対象物体表面への到達時間が異なるため、このような結果になったものと考えられる。さらに計算時間においても提案手法のほうが 10 倍（従来手法がおよそ 5700 秒、提案手法がおよそ 500 秒）ほどの高速化も実現されている。

5.4 考察

今回の場合、外力はかなり弱めに設定されている。図 9 に示したうまくいかなかった場合に対し、外力を 10 倍、内力を 10 分の 1 になる様に設定して実行した例を同図下に示す。確かに形状への追従性は良くなり、速度もパラメタ変更前の 5 倍程度の向上が見られたが、まだ提案手法より 2 倍程度遅く、また辺の長さの分散において 30 % 以上の悪化が見られた。また局所的な折れ曲がり等により、Simplex Angle の値が異常なところが各

所に見られるようになった（図中の丸で囲まれた部分）。パラメタ調整による性能向上は十分考えられるが、その場合でも提案手法を用いることによって、計算時間および結果の向上は図れると考えられる。

6 3次元形状解析の例

本研究では、5 品種 24 個体（岐阜地鶏 × 5、薩摩地鶏 × 5、軍鶏 × 5、小軍鶏 × 5、白色レグホン × 4）の鶏頭骨を実験に用いた。白色レグホンを除いてすべて日本鶏である。コニカミノルタ社製 Vivid910 により各個体につき 13 箇所から計測を行い、位置あわせを行ったデータを用いて解析をおこなった。

今回は SAI 法の 3 次元輪郭形状解析への適用可能性を探るために、以下のような方法で検証を行った。

1. 各個体から SAI を生成する。
2. それぞれの SAI を比較し、2 つの SAI 間の差（距離）を計算する。
3. 得られた各個体間の距離行列を用いて Ward 法に基づく階層クラスタ解析を行う。

6.1 2 つの SAI 間の差

本研究では、2 つの SAI を適当に重ね合わせ、一方の SAI メッシュの頂点の Simplex Angle ともう一方の SAI の対応する頂点の Simplex Angle の差の絶対値を合計したものを 2 つの SAI 間の差と定義する。ただし、この定義では重ねあわせ方に応じて、差が変化してしまうことになる。そこで、適切な回転をし、2 つの SAI 間の差が最も小さくなったときの差を 2 つの SAI 間の差と改めて定義する。

SAI 間の差を計算するためには最小値を探索する必要があるが、今回は従来法で提案されている単純な方法⁷に従って計算した。前述の通り、各頂点は必ず 3 つの隣接する頂点を持つという性質を使い、

- 適当な頂点同士を合わせ、
- 適当な辺同士（3 通りある）を合わせる

ことを総当りでを行い、最小値の計算を行った。

この際、ある球面上の点の位置が与えられたとき、それに対応する SAI メッシュの頂点の位置を計算する必要がある。ここで対応するとは、双対をとる前の三角形内にいることを意味するものとする。単純な実装では三角形の数に比例する計算時間がかかるため、以下に示す階層的な探索を行った。

⁷位置あわせをする際にもこの操作が必要であった。



図 10: SAI メッシュの多重解像度表現

1. 元々の正 20 面体において、どの三角形のどこに存在したかを決定する。
2. 三角形が分割されたとき、どの三角形内部のどこに存在するかを決定する。
3. 分割回数分、上の動作を繰り返す。

これにより高々分割回数に比例する計算時間で探索することができる。まともな実装では、三角形内部のどこに存在するかを計算するために、 3×3 の逆行列の計算を必要とする。そこでまず、ここでは準正則な多面体の作り方を以下のように行っていると仮定する。

1. 多面体上の各三角形において重心細分を行う。つまり各辺の重心に新たに頂点を挿入し、それらの点を結ぶ辺を挿入し、4 つの三角形に分割する。
2. 1 を分割数分繰り返す。
3. 新たに挿入されたすべての点を、元の正 20 面体の外接球上に射影する。

このような仮定をおいたとしても、2 つの多面体の差はそれほど大きくない。こう仮定することによって、探索におけるステップ 2 において、どこに存在するかを計算するのに、逆行列の計算の必要がなく、単純な線形演算のみで行うことができる。さらにステップ 1 において必要な逆行列の計算は、検索前にオフラインで 1 回計算すればよいので、これにより参照の大幅な高速化を図ることができる。

6.2 微分特徴量計算の頑健化

曲率等の微分特徴量の計算は、非常にノイズに弱いことがよく知られており、通常それらの値を計算する場合、前処理としてノイズ除去を行うことが不可欠とされる。従来の SAI 法では変形を表す微分方程式の中に、いわゆる平滑化に関する力が含まれていない。実際に平滑化に関する力を導入するということは考えられるが、今回は SAI メッシュが持つ多重解像度性をうまく利用することにした。

つまり、SAI メッシュは正 20 面体を重心細分することにより解像度を向上させたが、その逆の操作を行うことにより、いわゆるローパスフィルタのようなものを簡単に適用することができる。今回の場合、逆の操作によ

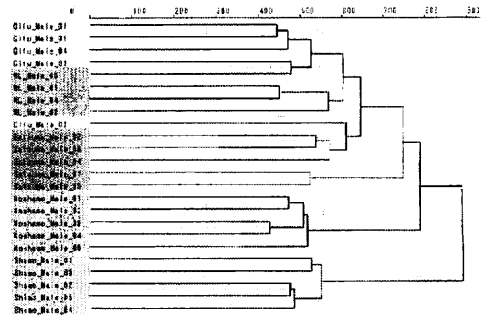


図 11: 樹形図

り統合された点の位置は元の 4 つの点の重心に設定した。図 10 に得られた多重解像度表現の例を示す。

6.3 実験

実際に、それぞれの個体において SAI 間距離を計算し、階層クラスタ解析をおこなった結果を図 11 に示す。今回は分割数 5 の SAI に 2 回の逆操作を行って得られた分割数 3 の SAI に対して解析をおこなった。

現在の所、このような樹形図が何故得られたかについては不明ではあるが、ただ同一品種が 1 つのクラスタを形成するという性質は明らかに望ましいものであると考えられる。

この結果を受け、さらに 29 個体 6 品種を増やして、実験を行った結果を図 12 に示す。品種を増やしたため、やや同一品種が同一クラスタを形成するという性質が薄れてきてはいるものの、やはりその性質は見取することができる。

7 まとめと今後の課題

本研究では、SAI 法を 3 次元形状解析に用いるための工夫点について述べた。符号付距離場を用いて SAI メッシュの変形を誘導することによって、従来法よりも高速かつ頑健に SAI を構築できることを示した。実際に、提案手法を用いて鶏頭骨の形状差異を SAI 同士の比較により決定し、階層クラスタ解析により樹形図を作成した。同一品種が同一のクラスタを形成するという、直感的に納得のできる結果を得ることに成功した。

今後の課題として、まず変形の質に関しては改善の余地があると考えている。今回外力はかなり少なめに設定しているが、それでも内力による均質化の傾向は期待したほどではないと考えている。従来法では、距離誤差等々の観察可能な数値から変形の進行具合などの状況判断が困難であったため適応的パラメータ設定 (例え

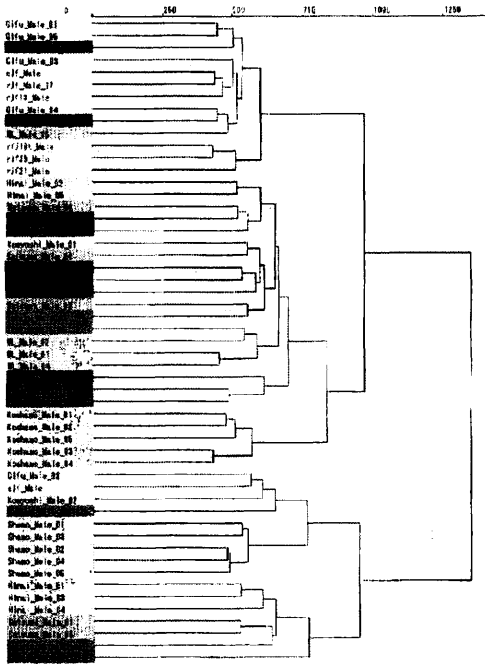


図 12: 樹形図

ば尖ったところと判断されれば、外力に関する重みを動的に増やす)の実現が不可能であったが、提案手法の場合、それが可能であると考えている。また、現在のところ SAI 間距離の情報のみを用いて解析をおこなったが、距離以外の情報を用いて、例えば品種間分類を決定づける形状の要因はどこにあるか等々、より進んだ解析を行っていきたいと考えている。

Acknowledgements

なお本研究は、HCMR プロジェクト、及び文部科学省科学技術振興調整費リーディングプロジェクト「大型有形・無形文化財の高精度デジタル化ソフトウェアの開発」補助を受けて行われた。また、試料の提供や形態学に関する有益な知見、助言を頂いた東京大学林良博教授、東京農業大学天野卓教授、井野靖子様、岡孝夫様には深く感謝いたします。

参考文献

[1] P. Besl and N. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, 1992.

[2] W. E. Lorensen and H. E. Cline. Marching cubes: A high resolution 3-d surface construction algorithm.

Proc. of SIGGRAPH, pp. 163 – 169, 1987.

[3] Tomohito Masuda, Setsuo Imazu, Supatana Auethavekiat, Tsuyoshi Furuya, Kunihiko Kawakami, and Katsushi Ikeuchi. Shape difference visualization for ancient bronze mirrors through 3d range images. *The J. of Visualization and Computer Animation*, Vol. 14, No. 4, pp. 183 – 196, 2003.

[4] Mawo Kamakura, Takeshi Oishi, Jun Takamatsu, and Katsushi Ikeuchi. Classification of bayon faces using 3d model. *Proc. of 11th Int. Conf. on Virtual Systems and Multimedia*, 2005.

[5] Y. Hayashi, T. Nishida, T. Fujioka, I. Tsugiyama, K. Mochizuki, and M. Tomimoto. Measurement of the skull of jungle and domestic fowls. *Japan J. Vet. Sci.*, Vol. 44, No. 6, pp. 1003–1006, 1982.

[6] M. Hebert, K. Ikeuchi, and H. Delingette. A spherical representation for recognition of free-form surface. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 7, pp. 1 – 2, 1995.

[7] Sven Loncaric. A survey of shape analysis technique. *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 8, pp. 983 – 1001, 1998.

[8] Dengsheng Zhang and Guojun Lu. Evaluation of mpeg-7 shape descriptors against other shape descriptors. *Multimedia Systems*, Vol. 9, pp. 15 – 30, 2003.

[9] Eric Klassen, Anuj Srivastava, Washington Mio, and Shantanu H. Joshi. Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 3, pp. 372 – 383, 2004.

[10] L. Younes. Optimal matching between shapes via elastic deformations. *J. of Image and Vision Computing*, Vol. 17, No. 5, pp. 381 – 389, 1999.

[11] Alex Halderman, David Dobkin, and David Jacobs. A search engine for 3d models. *ACM Trans. on Graphics*, Vol. 22, No. 1, pp. 83 – 105, 2003.

[12] Marcin Novotni and Reinhard Klein. 3dzernike descriptors for content based shape retrieval. *The 8th ACM Symposium on Solid Modeling and Applications*, 2003.

[13] B. K. P. Horn. Extended gaussian images. *Proc. of the IEEE*, Vol. 72, pp. 1671 – 1686, 1984.

[14] Ameesh Makadia, Alexander Patterson IV, and Kostas Daniilidis. Fully automatic registration of 3d point clouds. *Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006.

[15] S. B. Kang and K. Ikeuchi. The complex egi: A new representation for 3-d pose determination. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 7, pp. 707 – 721, 1993.

[16] Andrew E. Johnson and Martial Hebert. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 5, pp. 433 – 449, 1999.