球面調和関数を用いた 人体脾臓の3次元形状モデリングと統計形状モデルの構築

健山 智子† 小原 伸哉† 田中 泰史†,†† 桶川 萌† 古川 顕†††
金崎 周造††† 若宮 誠††† 韓 先花† 陳 延偉†

† 立命館大学情報理工学部知的画像処理研究室 〒 525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1
†† 奈良先端技術大学情報科学研究科 〒 630-0192 奈良県生駒市高山町 8916 番地の 5
††† 滋賀医科大学放射線講座 〒 520-2192 滋賀県大津市瀬田月輪町
E-mail: †tomoko@fc.ritsumei.ac.jp

あらまし 統計形状モデルは医用画像データから統計解析に基づいて人体臓器の個体間における大きさ，形状のバリエーションを記述したものであり, 計算解剖学や術前計画など多くの医療分野において 幅広く利用されている．一方, 統計形状モデルを構築する場合，各症例間における表面点の対応付けを行うためには複雑でかつ膨大な計算を要するだけでなく，統計形状モデル構築の際に用いられる学習用症例数が限られているため，症例数に対し形状特徴ベクトルは膨大 な次元を要してしまう．そのため，少数症例からでも汎化能力の高いモデルを構築するためには臓器の形状情報を効率的に取り扱う必要がある．本研究では新たな統計形状モデル作成法として, 人体臓器の 3 次元形状を球座標により形状間における表面点対応を回転のみで行い，得られた形状表現を球面調和関数に展開することで形状情報ベクトルの次元を抑えることが可能な統計形状モデルの構築法を提案する．提案法は球面調和関数に展開された係数により 3 次元形状情報を効率的に扱えることから，サンプル数に依存することなく高い汎化能力を持つ統計形状モデルの構築が行われ，そのモデルは未知のデータに対しても高い再現率で再構成が行えることを示す.

キーワード 高精細医用画像, 少数症例医用画像データ, 脾臓の 3 次元形状表現，球座標, 球面調和関数, 統計形状モデル

1. はじめに

近年, 医療画像診断装置の高度化に伴い, 人体内部構造を 0.5mm〜1mm のスライス間隔で観察可能となったことから, CT 画像などの高精細医用画像は病変部位の特定及び早期発見, 治療ならび術前計画等においても重要な役割を担っている．高精細医用画像からの情報の質が高まる一方, 医師は膨大な枚数の断層像を読影する必要が生じ, その負担は膨大となるため, 高精細医用画像からの効率的かつ誤りのない読影法を目指し, 診断の定量化を目的とした計算機による診断支援 (Computer Aided Diagnosis:CAD) システムへの期待は益々高いものとなっている [1] [2] [3].

統計形状モデルは複数の医用データから画像処理技術と統計解析を組み合わせ, 人体臓器の大きさや形状など解剖学的構造のバリエーションを記述したものであり, モデルの係数を変化させることで形態変化の観測が可能であることから，臓器のセグメンテーションをはじめとする，様々な医用画像処理や CAD システムに対し有用な事前知識を与えることから幅広く利用されてる [4].

統計形状モデリングは一般的に 3 角メッシュ頂点座標表現法を用いた臓器の 3 次元形状表現から個々の臓器の対応付け [5] [6], 主成分分析法 (Principal Component Analysis:PCA)，といった点分布モデル (Point Distribution Model:PDM) によって構築されている [7] [8]．その一方，従来の 3 次元形状情報は対象臓器の表面点座標によって表現しているため, 症例間の対応付けを正確に見つけること (正規化) が極めて困難である．さらに医用画像データは収集が困難であり実験に利用できる症例データ数は限られているため, 形状を表現するベクトル次元数に対し学習サンプル数が非常低くなってしまい, 汎化能力のない統計形状モデルが構築される要因となる.

これらの問題点を解決するために, 我々は個々の臓器間における点の対応付けが容易であり, かつ少数サンプル症例数からも汎化能力のある統計形状モデル確立を目指し, 形状情報を統計解析に直接応用が可能となる新たな臓器 3 次元形状表現の確立について研究を行ってきた [9] [10] [11]．脾臓を球座標による 3 次元形状表現を行うことで緯度と経度を等間隔にとることで形状表現が可能となる．よってこれまでの課題であった症例間の表面点対応付けが各症例間の回転のみの考慮となり，容易に行うことが可能となることを我々は報告している [9].

球座標から表現された 3 次元形状表現は球面調和関数へ展開することが可能である．球面調和関数は 3 次元ラプラス方程式の解を球座標で展開した時の角度方向を考慮する関数であり，複雑な 3 次元形状表現が可能である.

この球面調和関数を基底関数として, 角度方向の次元を増やし線形結合することで多様な形状を表現できることから，形状パラメータは球面調和関数の係数でのの表現となる．よって，形状表現における基底関数を抑制することで形状表現パラメータの次元圧縮を行い，効率的な形状表現が可能となる．従って，少数症例のサンプルからでも汎化能力の高い統計形状モデルが構築される．

本論文では，球座標を用いて各症例間の表面点対応を効率的に計算を行い，得られた球座標における脾臓の 3 次元形状を球面調和関数に展開することで，少数症例に対して形状パラメータの次元数を抑えることが可能な 3 次元形状表現ベクトルを用いた脾臓の統計形状モデル構築法を提案する．提案法は球面調和関数を基底関数とすることで，球面調和関数に射影して得られた係数を脾臓の 3 次元形状パラメータとして用いると，3 次元形状を各基底関数と係数の線形和で表現することが可能となる．従って形状情報パラメータは基底関数の係数を用いて表現することから，従来の PDM 法と比較すると大幅にパラメータ数を減らすことを可能にし，少数症例に対しても効率的かつ汎化能力の高い統計形状モデル構築手法として，有効な手法であることを実験及び構築モデルの評価より明らかにした．

本論文の構成は以下の通りである．今回，臓器の 3 次元形状表現として脾臓器官に着目する．まず，従来の臓器形状表現である PDM とその問題点について第 2 章に述べる．第 3 章において，球座標による症例間の表面点対応付け，球面調和関数によるパラメータ次元数を抑えた効率的な脾臓 3 次元形状表現法について述べる．第 4 章では統計形状モデルと統計形状モデル構築で用いられる主成分分析について説明し，第 5 章において本研究における実験結果と統計形状モデルの評価を述べる．以上より本論文における総括と今後の展望について述べる．

2. 点分布 (PDM) 法による脾臓の 3 次元形状表現

脾臓の統計形状モデル構築は図 1 の流れに従って行われる．まず，得られた複数の腹部 3 次元 CT データより脾臓領域を各スライス画像からセグメンテーションし，その情報を基に脾臓の形状情報抽出，抽出された形状情報を基準となる症例データに対して位置合わせを行う．位置合わせされた個々の症例間に対し表面点の対応付けを行った後，主成分分析を用いて統計的に形状を解析することで統計形状モデルを構築する．

今回，本研究では高精度な統計形状モデルのため，臨床医師の指導の下，各スライス画像から手動で脾臓領域を抽出した．

従来の臓器統計形状モデルにおける形状表現ベクトルでは，主に Point Distribution Model(PDM) と呼ばれる臓器の表面を複数 (数百から数千個) の点とそれらを結ぶ線分や曲線の集合で輪郭を表現したモデルを用いて

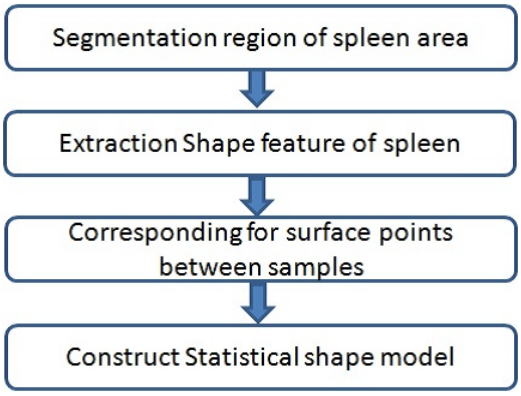


図 1　Flowchart of construction Statistical Shape Model(SSM) for the spleen.

行っている．すなわち，統計形状モデルにおける臓器 3 次元形状表現は 3 角メッシュ頂点座標表現法による座標 (x, y, z) により作成され, n 個の表面点を用いた 3 次元形状情報ベクトル $\mathbf{x}$ は式 (1) となる．

$$\mathbf{x} = [x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \cdots, x_n, y_n, z_n]^T \tag{1}$$

上記の形状情報抽出法には Marching Cube 法に基づいた対応付け手法 [5] [6] などが提案されているが，それらの手法は計算式が非常に複雑であり，かつ個々の臓器間における特徴点の対応付けも難しく，汎化能力がない統計形状モデルの原因の一つとして考えられる．これは式 (1) に示されるように，臓器の形状情報は $3 \times n$ 少数症例サンプルからも汎化能力の高い統計形状モデルを構築するためには，式 (1) における形状表現ベクトルの効率的な表現を考慮する必要がある．本研究では直交座標から球座標上で形状を表現することで，症例間の対応付けを行う．また，球座標で表現した形状情報を球面調和関数へ展開して得られる係数を形状パラメータとして扱うことで，形状情報ベクトルを表現する．

3. 球座標による症例間の対応付けと球面調和関数による形状情報ベクトル

3.1 球座標による症例間の対応付け

セグメンテーションされた臓器の境界線は臓器の各スライス画像における表面点であるので，対象臓器の領域が含まれている全スライス画像を用い，その臓器の重心から任意の角度方向における境界点との距離を R とすることで対象臓器は球座標によって表現可能となる．よって, PDM で複雑であった症例間における表面点対応付けも方向性により行え，位置合わせのみで 3 次元形状表現を効率的に求めることができる．

セグメンテーションされた脾臓脾臓領域の境界点 (x, y, z) とすると，対象領域の重心から臓器形状表面までの距離 R は下式となる．

$$R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \tag{2}$$

任意の方向 (緯度 θ，経度 ϕ) とすると, 球座標と直交座標の関係は式 (3) で表現される.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R\sin\theta\cos\phi \\ R\sin\theta\sin\phi \\ R\cos\theta \end{pmatrix} \tag{3}$$

ここで，式 (3) における各 θ と ϕ は以下に対応する.

$$\theta = tan^{-1}(\frac{z}{\sqrt{x^2+y^2+z^2}}), \quad \phi = tan^{-1}(\frac{y}{x}) \tag{4}$$

式 (4) より，球座標系による形状表現では各症例間における個々の対応付けを回転のみで行えることから計算が非常にシンプルになり，正規化のみを行うことで簡単に形状情報を抽出することが可能となる．以上を踏まえると，各 θ と ϕ の方向における 3 次元形状情報は下式で表現が可能となる.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \cdots & R_{1m} \\ R_{21} & R_{22} & \cdots & R_{2m} \\ \vdots & \vdots & R_{\theta\phi} & \vdots \\ R_{n1} & \cdots & \cdots & R_{nm} \end{bmatrix} \tag{5}$$

ここで，$R_{\phi,\theta}$ は各方向 (θ, ϕ) における距離を示し, n, m はそれぞれ形状行列の次元を示す．式 (5) は座標点の代わりに各方向 (θ, ϕ) によって 2 次元行列で形状情報を表現していることから，対応付けが各方向を用いて簡単に行える．さらに，この式 (5) は球座標で表現されていることから次節に述べる球面調和関数へ展開することが可能となり，形状情報を球面調和関数の係数で表現することが可能となる．従って，少数症例に対しても形状情報パラメータの次元数を抑えた効率的な形状情報表現が可能となる.

3.2 球面調和関数による 3 次元形状パラメータの算出法

球面調和関数は 3 次元のラプラス方程式の解を球座標 (θ, ϕ) を用いて角度方向を考慮した三角関数の多項式であり，量子力学において原子中の電子の軌道表現など，閉局面の表現や分析のために利用される．球面調和関数を図 2 に示す.

この球面調和関数は 3 次元形状の基底関数のようなもので，図 2 に示されるように，基底の次元数 l が高くなるほど球面状の形状が変化し，複雑な形状情報を表現することが可能となる．Kelemen らは 1998 年に球面調和関数を用いて複雑な形状情報の変形及びその表現を報告している [12].

本論文では球面調和関数を用いて少ないパラメータにより脾臓の 3 次元形状を表現することを目的とする.

球面調和関数 $Y_l^m(\theta, \phi)$ は球座標 (θ, ϕ) 方向における重心から表面点までの距離の写像であり，式 (8) によって表される.

$$Y_l^m = K_l^m e^{im\theta\phi} P_l^m(cos\theta) \tag{6}$$

ただし，K_l^m は正規化定数となり，下式となる.

$$K_l^m = \sqrt{\frac{2l+1}{4\pi}\frac{(l-|m|)!}{(l+|m|)!}} \tag{7}$$

パラメータ l, m は整数であり，$0 \leqq l, -m \leqq\ l \leqq m$ である．l はモデルの次数 (degree)、m は位数 (order) と呼ばれる．このパラメータ l, m は上記の値をとりうる範囲として，ある l に対し，$2l+1$ 個の異なった関数が定義されることになる．また，式 (6) 内の $P_l^m(cos\theta)$ はルジャンドル陪関数であり，式 (8) によって表現される.

$$P_l^m(cos\theta) = \frac{(-1)^m}{2^l l!}(1-cos\theta^2)^{\frac{m}{2}}\frac{d^{m+l}}{d\cos\theta^{m+l}}(cos\theta^2-1)^2 \tag{8}$$

球面調和関数は θ 方向へはルジャンドル陪関数 $P_l^m(cos\theta)$ によって与えられ，ϕ 方向へは式 (6) 内の $e^{im\phi}$ によって，与えられる．また，球面調和関数複素数であるが実際のコンピュータグラフィックスでは実数のみを扱うことから実数球面調和関数を用いるため，式 (6) を変形すると下式が得られる.

$$Y_l^m\ (\theta, \phi) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{i2}}(Y_l^m - Y_l^{-m}) & (m < 0) \\ Y_l^0 & (0 = m) \\ \frac{1}{\sqrt{2}}(Y_l^m + Y_l^{-m}) & (0 < m) \end{cases} \tag{9}$$

式 (9) をルジャンドル陪関数 $P_l^m(cos\theta)$ との関係を用いて表すと以下となる.

$$Y_l^m\ (\theta, \phi) = \begin{cases} \sqrt{2}K_l^m cos(m\phi)P_l^m(cos\theta) & (m < 0) \\ K_l^0 P_l^0(cos\theta) & (0 = m) \\ \sqrt{2}K_l^m sin(-m\phi)P_l^m(cos\theta) & (0 < m) \end{cases} \tag{10}$$

ルジャンドル陪関数 $P_l^m(cos\theta)$ は以下の性質を持っている.

$$P_m^m(x) = (-1)^m(2m-1)!!(1-x^2)^{m/2} \quad (11)$$
$$P_m^{m+1}(x) = (2m+1)xP_m m(x) \quad (12)$$
$$(l-m)P_l^m(x) = (2l-1)xP_{l-1}^m(x) - (l+m-1)P_{l-2}^m(x) \quad (13)$$

上式の性質から，与えられた次数 l と位数 m に対しルジャンドル陪関数を求めることができる．球面調和関数には直交性があり，球面調和関数同士の積分は下式で求められる．

$$\int_{-\pi}^{\pi}\int_{0}^{\pi} sin\theta Y_l^m(\theta,\phi)Y_{l'}^{m'}(\theta,\phi)d\theta\phi = \begin{cases} 1 & (l=l', m=m') \\ 0 & (others) \end{cases} \quad (14)$$

式 (10) と式 (14) を用いると，3 次元球面状の表面点までの距離 $R_{\theta,\phi}$ は下式で求まる．

$$R_{\theta,\phi} = \sum_{l=0}^{\infty}\sum_{m=-l}^{+l} c_l^m Y_l^m \quad (15)$$

ここで，c_l^m は基底関数の係数であり，つまり，l, m における形状パラメータとして式 (16) となる．

$$c_l^l = \sum_{l=0}^{\infty}\sum_{m=-l}^{+l} c_l^m Y_l^m \quad (16)$$

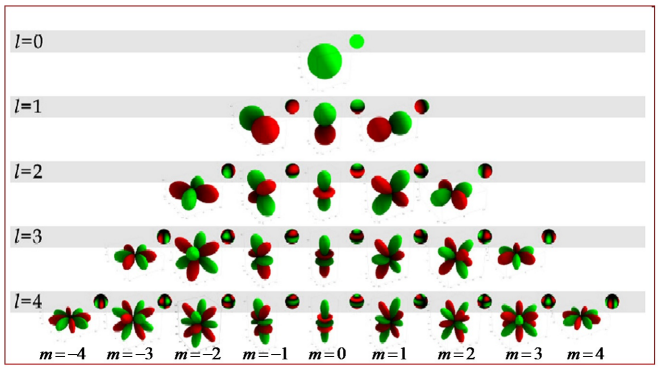
ここで，L_{max} を球面調和関数の次元として計算を行うと，任意の次元数で表現された形状情報 $\hat{R}$ が下式で与えられる．

$$\hat{R}(\theta,\phi) = \sum_{l=0}^{L_{max}}\sum_{m=-l}^{+l} c_l^m Y_l^m \quad (17)$$

式 (1) より，脾臓の形状ベクトル $\mathbf{x}$ は (16), (17) を用いて以下で与えられ, 脾臓の形状再構成が可能となる．

$$\mathbf{x} = [c_0^0, c_1^{-1}, c_1^0, c_1^1, \cdots, c_n^{-n}, c_n^{-n+1}, \cdots, c_{L_{max}}^0, \cdots, c_{L_{max}}^{L_{max}-1}, c_{L_{max}}^{L_{max}}] \quad (18)$$

式 (18) からも確認できるように，この L_{max} の次元を調整することで形状情報の次元を調整することができ，従来法の PDM 法と比較すると形状パラメータ数を少なくすることが可能となり，形状情報の次元数を抑えることが可能となる．球面調和関数を用いた形状情報表現結果については後の実験結果で示す．



(Robin Green, Spherical Harmonic Lighting: The Gritty Details)

図 2 3-D shape of Spherical Harmonic basis functions. (from Robin Green, Spherical Harmonic Lighting: The Gritty Details,)

4. 統計形状モデル

臓器の統計形状モデルは症例間における臓器の大きさや形状などの特徴のバリエーションを統計的に解析し記述したものである [14] [15] [16]．本研究では主成分分析 (Principal Component Analysis:PCA) を用いて統計形状モデルを構築した．統計形状モデル構築の流れは以下の通りである．

症例サンプル数を N とした時，j 番目の脾臓形状 $\mathbf{x}_j$ は各基底関数の線形和によって式 (19) で求められる．

$$\mathbf{x}_j = \overline{\mathbf{x}} + u_{j1}\mathbf{v}_2 + u_{j2}\mathbf{v}_2 + \cdots + u_{ji}\mathbf{v}_i + \cdots + u_{jn}\mathbf{v}_m \quad (19)$$

この時，j 番目の脾臓形状の特徴ベクトルを $\mathbf{u}_j$ とすると，$\mathbf{u}_j$ は式 (21) で表現できる．

$$\mathbf{u}_j = [u_{j1}, u_{j2}, \cdots, u_{jn}] \quad (20)$$

式 (19) を全ての症例サンプルについてまとめると，下式が求められる．

$$\mathbf{X} = [x_1^T, x_2^T, \cdots, x_n^T] \quad (21)$$

ここで，$\overline{\mathbf{x}}$, $\mathbf{v}_i$ はそれぞれ，平均形状と各基底関数を表し，基底関数は以下の固有値問題 (式 (23)) を用いて求められることから固有形状 (固有ベクトル) となる．

$$\mathbf{Sv} = \mathbf{uv} \quad (22)$$

ただし, $\mathbf{S}$ は共分散行列であるから,

$$\mathbf{S} = \mathbf{xx}^T = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(\mathbf{x}_j - \overline{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_j - \overline{\mathbf{x}})^T \quad (23)$$

u_{ji} は基底関数 $\mathbf{v}_i$ の係数であり，個々の臓器形状はこの $\mathbf{u}_j$ の変化により異なった形状を示すので，$\mathbf{u}$ はその臓器

の形状ベクトルとして $\mathbf{v}$ に射影し個々の臓器を再構成することができる．しかし，通常の PCA は式 (19) より，$\mathbf{x}$ のサイズが $mn \times N$ であるためその共分散行列 S はサイズが $mn \times mn$ となり，計算が現実的ではない．その解決法として M.Turk らによる数学的トリックを利用した PCA Eigenface 法を利用することで，統計解析を行うことができる [13].

前述の PCA と同様，症例数 N の臓器の形状 $\mathbf{x}$ のベクトルサイズは $mn \times N$ であり，その転置行列 $\mathbf{x}'$ について共分散行列 $\mathbf{S}'$ の固有値問題について考えると下式が求められる．

$$\mathbf{S}' = \mathbf{x}'\mathbf{x}^T = \mathbf{x}^T\mathbf{x} \tag{24}$$

従って，式 (24) より求められる共分散行列 $\mathbf{S}_t$ のサイズは $N \times N$ と症例数によって決定され，式 (23) の共分散行列 $\mathbf{S}$ と比較するとサイズが小さくなり，現実的な計算処理が可能となる．

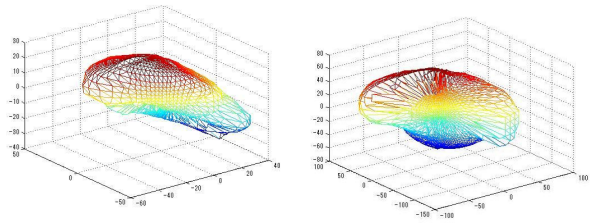
PCAeigenface 法は上述のとおり，従来の PCA と比較すると効率的に行列を取り扱うことで基底関数を求めることが可能となるが，式 (24) から有効となる基底関数はサンプル数-1 となってしまい，サンプル数に依存してしまう．そのため，少数サンプル数で統計形状モデルを構築する場合，汎化能力が著しく低下する可能性が高くなるという問題点がある．実際の臨床医用データは症例数限られているため，学習サンプル数に依存せず，高い汎化能力をもつ統計形状モデル構築法の確立は重要となる．上記の問題を克服するためにも，球面調和関数に展開された形状パラメータを用いることで形状ベクトルの次元を抑えることが可能となり，少数症例サンプルからでも汎化能力の高い統計形状モデルの構築が可能となる．

5. 実験および結果考察

球面調和関数を用いた脾臓の 3 次元形状表現と主成分分析法を用いた統計形状モデル構築及びその評価について本章で述べる．セグメンテーションによって得られた各スライスからの脾臓情報を球座標系により症例間の表面点対応付けを行った結果が図 3 である．今回用いた症例データは造影剤を用いていない単純 CT データ (サイズ:512×512) を用い，各方向 5 度ずつの等間隔で重心から表面点までの距離 R の算出を行った．従って表面点の対応付けに用いられるサイズは $\theta \times \phi = 72 \times 36$ 点となる．また，今回のスライス数は脾臓が含まれる CT スライス画像数である．本研究の実験では滋賀医科大学放射線科から提供されたスライス間隔 $1mm$ の高精細 CT 臨床データを 9 症例 (全て正常) を用いた．

5.1 球座標による表面点の対応付けと球形極座標による形状情報パラメータ結果

3.1 で述べた球座標に基づく脾臓の 3 次元表現結果を



(a) (b)

図 3 Original spleen sample shape (a) No.1 and (b) No.2

図 3 に示す．図 3 より，球座標を用いて脾臓が表示されていることが目視より確認できる．また，この球座標による脾臓の 3 次元形状表現は全ての症例に対し，緯度 θ, 経度 ϕ それぞれの方向に 5 度ずつの間隔で重心から脾臓表面上の点までの距離を用いていることから，症例間の対応付けを回転のみで行われている．このことからもこれまで複雑で膨大な計算量を要した，症例間における表面点の対応付けが容易に行われていることが理解できる．

先の球座標変換で得られた脾臓の形状情報は球面調和関数に展開することが可能となる．球座標変換によって得られた形状情報から 3.2 で述べた球面調和関数の展開に従い形状情報パラメータの算出，形状情報ベクトルの導出を行った結果について図 4, 5, 6 に示す．球面調和関数による次数 $l = 0$ における再構成結果は図 4 であった．この図 4 からも確認できるよう，次数 $l = 0$ では，球の形状に近い．しかし，次数 l をさらに (a)$l = 2$, (b)$l = 4$, (c)$l = 8$, (d)$l = 10$ と上げていくことで，さらに複雑な形状を示し，各症例サンプルの形状に近似していることが図 5 の結果より目視からも確認できる．また，図 3(b) における脾臓症例に対しても図 6 に示すように，同様の考察が得られた．3.1 で述べたように，球面調和関数は次数 l と位数 m の変化を用いて基底関数を構成する．従って，次数 l の値を高くするほどより複雑な形状の構成が可能であることがこの実験結果からも明らかである．

これまで述べた本提案法による脾臓再構成の有効性を定量評価するため，本研究では元の脾臓形状の平均形状を M とし，式 (25), (26) を用いて, 再現率 RA, 平均絶対差分値和 D による構築された 3 次元形状表現結果について評価を行った．

$$RA = \frac{M - D}{M} \tag{25}$$

$$D = \frac{\sum_{\phi}^{n}\sum_{\theta}^{m} |F'(\theta,\phi) - F(\theta,\phi)|}{n \times m} \tag{26}$$

ここで，$F'(\theta,\phi), F(\theta,\phi)$ はそれぞれ，基準形状における重心と (θ,ϕ) 方向に対する距離，再構成形状における重心と (θ,ϕ) 方向に対する距離を表し，m, n はそれぞれ

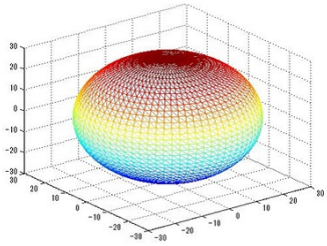


図 4　Reconstructed spleen shape using SPHARM, degree $l = 0$.

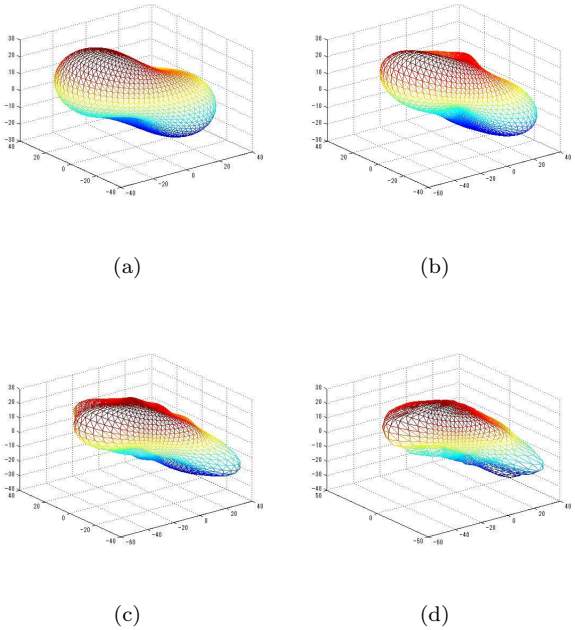


図 5　Reconstructed spleen shape sample no.1 using SPHARM with different degree, (a) l= 2, (b) l= 4, (c) l=8, (d) l=20

緯度 θ と経度 ϕ の要素の数を表す．また，$\overline{F}$ はそれぞれテストデータの重心から表面点までの平均距離であり，$\overline{F} = \sum_{\phi}^{n} \sum_{\theta}^{m} F(\theta, \phi)/(n \times m)$ となる．

本研究の実験では次数 $l = 30$ と設定し，脾臓再構成の再現率結果を図 7 に示す．再現率は図 7 からも確認できるように，次数 $l = 15$ までには 97.0% で再構成している．この時，形状表現する形状パラメータの次元は $\sum_{l=0}^{l} 2n + 1$ で求められ，$l = 15$ の場合には次元数は 256 次元となる．表面点による形状表現は緯度経度ともに 5 度間隔で取っていることから，形状表現を行う点は $72 \times 36 = 2522$ 点となり，直交座標での表現は $2522 \times 3 = 7566$ 個の形状パラメータが必要となる．我々の提案法はわずか 256 個のパラメータで形状表現が可能であり，その圧縮率は約 96.6% であった．以上の結果より球面調和関数を用いることで脾臓の形状表現が効率的に行われているかを理解することが可能であり，提案法は統計形状モデル構築における問題であった形状情報の次元圧縮解決となっている．

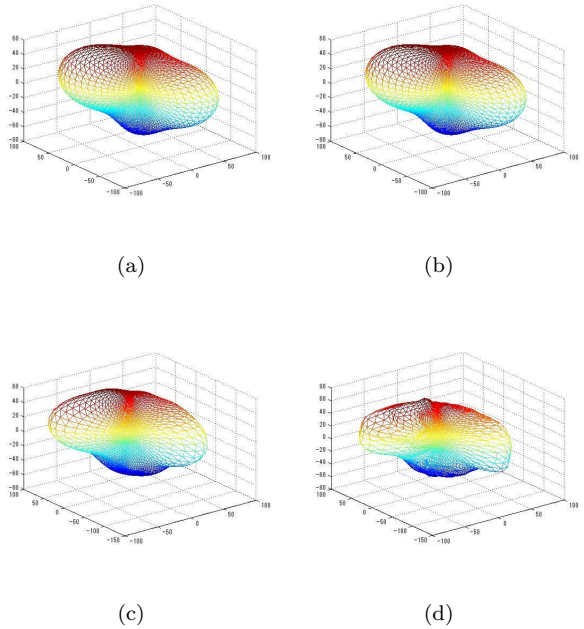


図 6　Reconstructed spleen shape sample no.2 using SPHARM with different degree, (a) l= 2, (b) l= 4, (c) l=8, (d) l=20

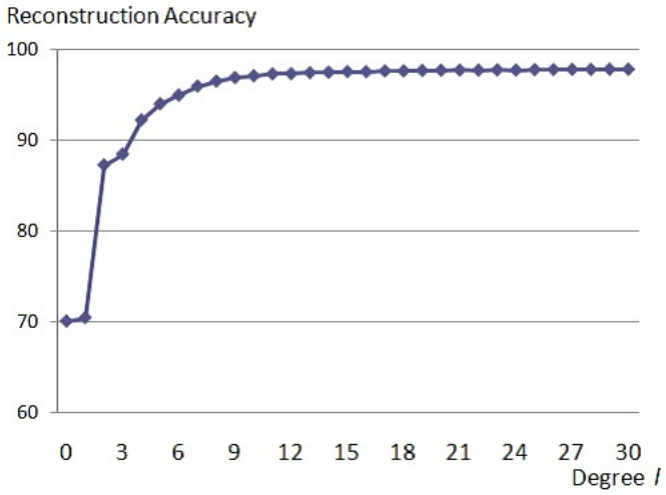


図 7　Dependence of reconstruction accuracy on the model degree from 0 to 30 of sample1.

5.2　主成分分析法による脾臓統計形状モデル構築とその評価

先節の球面調和関数によって得られた脾臓の形状情報ベクトルを用いて，4. で述べた統計形状モデルを構築した結果を本節で述べる．

図 8 は構築した統計形状モデルによる脾臓形態変化の様子を示している．今回，本研究で構築した統計形状モデルの症例サンプル数は 9 症例で，モデル評価では学習症例サンプル数を 8 症例，テスト症例を 1 症例と，Leave-one-out 法によって確認した．図 8 では中心に全学習症例データから得られた平均形状，横軸と縦軸それ

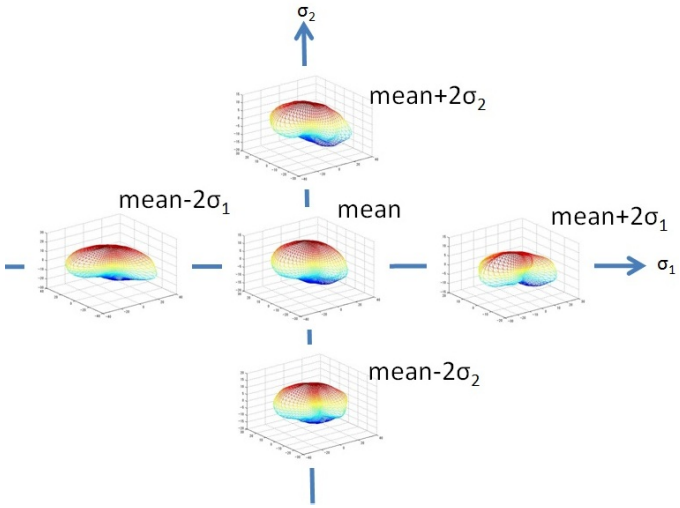


図 8　Block of the visualization module.

ぞれに第 1 成分と第 2 成分の係数を変化させた場合の形態変化を示す．本研究では今回各成分に対する形態変化は式 (19) の係数に $\pm\sqrt{2}$ を乗じて表現した．図 8 より，第 1，2 の各成分で異なった変化，第 1 成分では縦方向への広がり具合，第 2 成分では脾臓の全体的な幅広がりの度合いを示していることが目視で確認できる．このように，統計形状モデルは臓器の形態変化を容易に観測することが可能であることが確認できる．

図 3(a) に示す Sample No.1 データを未知の症例データ (テストデータ) として用いて，構築された統計形状モデルから再構成した結果を図 9 に示す．式 (19) における基底関数の成分 i を $i = 1, 5, 200, 250$ と高くし脾臓の再構成を行うと，成分が増えるに伴い，より脾臓の形状に近づいていることが確認できる．さらに，図 9(d) においては，元の形状とほぼ一致していることも目視から確認できる．

統計形状モデルからの未知のデータ再構成が行われいるかについて，式 (25) を用いて行った再現率評価結果を図 10 に示す．この結果からも確認できるように，統計形状モデルから未知のデータ再現を行うと，成分 100 ですでに 92% の再現率をとり，さらに成分 240 では 97.8% の再現率であった．少数症例からも 97.8% の再現率となり，かつ目視からも元の形状と一致していることから，本研究による提案法は高精度に形状を再構成していることが確認でき，汎化能力の高い統計形状モデルの構築結果を示した．

よって，本研究の成果は脾臓の統計形状モデル構築において，少数症例データに対しても形状情報ベクトルの次元を抑え，汎化能力の高いモデル構築に有用な手法であることを示した．

6. おわりに

本論文では球面調和関数を用いた高効率な脾臓の 3 次元形状表現の確立とその統計的形状モデルの構築を行った．従来の臓器の形状表現では 3 次元直交座標を用いた PDM によって統計形状モデルを構築していたが，症例間の表面点対応付けの計算が複雑であり，膨大な時間を要した．また，得られる医用サンプルデータは少数症例であるのに対し，PDM 法では統計形状モデル構築で用いられる形状表現ベクトルは膨大な次元数を要するため，汎化能力のない統計形状モデルとなる問題があった．

本研究では脾臓の形状情報を 3 次元直交座標から球座標を用いることで個々の臓器間における表面点対応付けを等間隔の緯度と経度で表現できることから，回転のみでの形状表面点の対応付けを行うことが可能となり，計算が効率的に行うことができるだけでなく，球面調和関数へ直接展開することが可能となる．

球面調和関数は任意の球座標方向における三角関数の

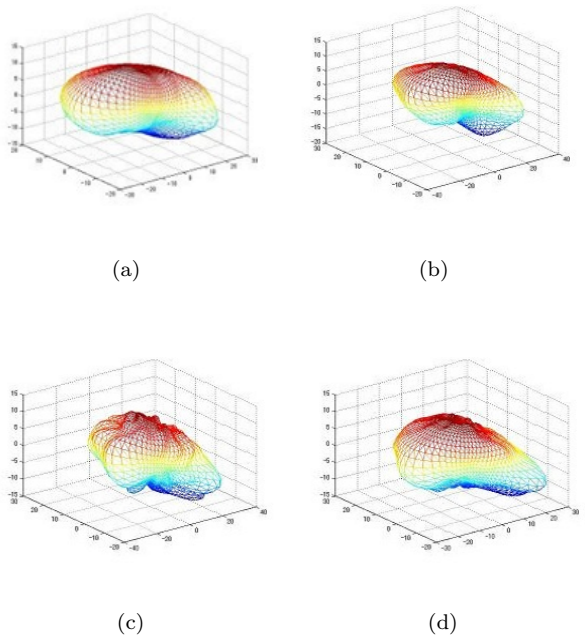


図 9　Reconstruct statistical shape model for the spleen, until number of components (a) u_{j1}=1, (b) u_{j1}=5, (c) u_{j1}=200, (d) u_{j1}=250

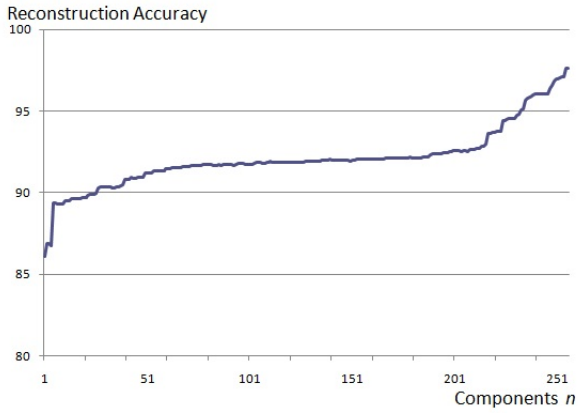


図 10　Quantitative reconstuction ability results by PCA for the spleen.

多項式であり，実際に球面調和関数を基底にとることで，球面状のパターンをベクトルとして表現が可能となることから，複雑な 3 次元形状を球面調和関数とその係数の線形和で表せる．本研究では球面調和関数の性質を用いて，球座標から得られた脾臓の形状情報を球面調和関数に展開し，得られた係数のベクトルを用いて脾臓の形状表現パラメータとした．従来法の PDM では一つの症例に対し 3000 次元の特徴パラメータを要したが，提案法では少ない次数 (L_{max} =15) の 256 次元の特徴パラメータで 97.8% と高精度な再構成が行えたことを実験により確認した．

また，球面調和関数から得られた形状特徴パラメータを用いて学習症例データ 9 症例に対し，脾臓の統計形状モデル構築，Leave-one-out 法によりデータの再現率と基底関数の関係について評価を行うと，データベースに含まれない未知のサンプルデータに対しても 97.8% と高精度に再構築されていることが確認でき，汎化能力の高い統計形状モデルの構築結果を示した．

よって，本研究の成果は脾臓の統計形状モデル構築において，少数症例データに対しても形状情報ベクトルの次元を抑え，汎化能力の高いモデル構築に有用な手法であることを示した．

今後，症例サンプルを増やしたよりバリエーションの広い統計形状モデルの構築，治療及び術前の診断支援への応用が本研究の展望となる．

謝辞

本研究遂行にあたり，多くの有意義な研究討論，助言を頂いた立命館大学の知的画像処理研究室ポストドクター段桂芳博士，Dr.Xu Qiao ならび博士後期課程の瀬尾昌孝氏に深謝する。本研究遂行にあたり，コンピュータグラフィック技術において多くの有益な助言ならびに協力を頂いた，立命館大学のコンピュータグラフィック研究室，田中覚教授，長谷川恭子博士に深謝する。

本研究は文部科学省科学研究費基盤 B21300070，新学術領域研究公募 22103513，立命館大学グローバルイノベーション研究機構 (R-GIRO) の支援に基づき実施した。

文　　献

[1] 石田 隆行:コンピュータ支援診断（CAD）の基礎ー総論ー, 日放技学誌, Vol. 64, No. 3, 376-378, (2008) ,

[2] 小畑秀文:医用画像の計算機支援診断 -現状と今後の動向-，電子情報通信学会技術研究報告（パターン認識・メディア理解），Vol.99,No.48,pp47-54,1999.

[3] Y-W.Chen, T.Tateyama, A.H.Foruzan, et al,"Statistical Atlases of Human Anatomy and Computer Assisted Diagnostic System," Proc of SEDM2010, pp.700-705, 2010.

[4] 清水昭伸，佐藤嘉伸: 腹部臓器の統計アトラス構築と複数臓器セグメンテーションへの応用．Med Imag Tech 24 (3), pages153-160, 2006.

[5] Martin Styner, Kumar T. Rajamani, Lutz-Peter Nolte, Gabriel Zsemlye, Gabor Szekely, Christopher J. Taylor, Rhodri H. Davies. Evaluation of 3D Correspondence Methods for Model Building. In Proceedings of IPMI'2003. pp.63-75, 2003

[6] H. Chui and A. Rangarajan. A New Algorithm for Non-Rigid Point Matching. *in CVPR*, pages 44–51, 2000.

[7] Cootes T, Taylor C, Cooper D et al Active shape models - their training and application. Computer Vision and Image Understanding, 61: pages 38-59, 1995.

[8] 清水昭伸, 統計アトラスとセグメンテーションへの応用 Med Imag Tech Vol.27 No.3 May 2009

[9] Tomoko Tateyama, Amir Hossein Foruzan, Yen-Wei Chen: "PCA Based Statical Shape Model of the Spleen," ICNC (6) pp.36-39 2009.

[10] F. B. Mofrad, Y.-W. Chen, R. Zoroofi, A. A. T.-F. Y. Sato, M. Hori, and A. Furukawa. A Novel Automatic Liver Surface Registration Method Using Spherical Harmonics. *IEICE Technical Repor*, vol.109, no. 65, MI2009-6, pp.29-34, 2009.

[11] Tomoko Tateyama, Amir Hossein Foruzan, Yen-Wei Chen: "2D-PCA Based Statistical Shape Model from few Medical Samples," Proc of IIHMSP2009 pp.1266-1269 2009.

[12] A. Kelemen, G. Sz ´ ekely, and G. Gerig, "Elastic model-based segmentation of 3d neuroradiological data sets," IEEE Trans.Med. Imaging, vol. 18, pp. 828-839, October 1999.

[13] Matthew Turk and Alex Pentland, Eigenfacesl for Recognition. *Proc of MICCAI*, (02):421–427, 2002.

[14] Y.Sato, T.Okada, M.Nakamoto, Y.-W.Chen, M.Hori, N.Sugano, and S.Tamura. Computational modeling of anatomical stractures. *Proc. of 2nd International Symposium on Future CAD*, pages 33–41, 2006.

[15] H. Lamecker, T. Lange, and M. Seebass. A Statistical Shape Model For The Liver. Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, Num 1, pages.71-86, 1991.

[16] T. Okada, K. Yokota, M. Nakamoto, N. Sugano, M. Hori, Y.-W. Chen, and Y. Sato. Multi-Level Statistical Shape Model Using Shape Stabilization Terms for Generic Modeling of Organs. *IEICE Trans. Information & Systems*, J91-D(7):1862–1873, 2008, In Japanese.

[17] T. F. Cootes, C. J. Twining, and C. J. Taylor. Diffeomorphic Statistical Shape Models. *Proc of BMVC 2004*, pages 447–456, 2004.