

## 3D Active Grid を用いた 3 次元ボリウムの抽出

1 E - 1 - 3

## 3D Volume Extraction by using 3D Active Grid

小向 順<sup>†</sup> 土井 章男<sup>††</sup> 小山田 耕二<sup>††</sup><sup>†</sup> 岩手大学工学部情報工学科 <sup>††</sup> 岩手県立大学ソフトウェア情報学部

3次元画像データ（ボリュームデータ）から任意の3次元領域を自動的に抽出するために、我々はエネルギー最小化原理を用いた3次元格子モデルである3D Active Gridを開発した。本モデルは、従来手法である3D Active Netに比べて、対象領域の輪郭情報だけでなく、領域内部の情報も用いることで、安定した3次元領域の抽出が可能になった。また、本モデルにより生成される3次元格子データは、直接、有限要素法（FEM）の入力データとして使用できるため、手術シミュレーション等に適用できる。

## 1 はじめに

CT, MRI, VHD[9]等の3次元画像データから人体の様々な組織を3次元幾何モデルとして抽出し、手術シミュレーション、医療教育、検査等への適用が行われている。また、シミュレーションの解析手法として、有限要素法が脚光を浴びており、その入力としての非構造格子の構築手法が重要になっている[1]-[5]。しかしながら、任意組織の3次元幾何モデルを生成することは一般に困難であり、画像処理システム等を用いた手動での構築は、専門的な知識や膨大な時間が必要であるため、3次元幾何モデルの自動構築技術が強く要望されている。2次元画像データから、輪郭情報に従って領域を自動的に抽出するモデルのアプローチとして、Snakes[6]がある。Snakesは線モデルであり、ネットの内部エネルギーと画像のエネルギーおよび外力によって、対象となる2次元領域の輪郭にフィットする。このSnakesを2次元の面モデルに拡張し、2次元画像から任意の領域を抽出することが可能なモデルとしてActive Net[7][8]と呼ばれる面モデルが存在する。このモデルは、輪郭だけでなく、領域情報を利用することで、精度面でSnakesより有利である。

また、Active Netを、CT, MRI, VHDといったボリュームデータから領域抽出を行えるよう、3次元空間に拡張したモデルとして、3D Active Net[10]と呼ばれる面モデルがある。このモデルは2次元のメッシュを3次元空間に適用したモデルであるが、ボリュームデータの抽出は2次元の、つまり、ボリュームの輪郭面からの抽出である。

そのため、我々は3D Active Netに比べて、対象領域の輪郭面情報だけでなく、輪郭面内部の情報も用いて3次元領域を抽出する、3D Active Gridを開発した。3D Active Gridは内部ノードを持つ3次元格子モデルから成り、ボリュームデータ内部の3次元領域に整合するように各格子が変形する。格子の変形には格子を縮小させる格子の内部エネルギーと3次元領域内部のイメージエネルギーを対象にしたエネルギー最小化問題を解くことで行う。また、本モデルは、3D Active Netと異なる3次元格子モデルであるため、有限要素法で用いる6面体要素のような3次元非構造格子に直接変換できる。本論文では、2章で3D Active Gridの定義について述べ、3章でその実装、4章でボリュームデータからの領域の抽出例、5章でまとめと今後の課題について述べる。

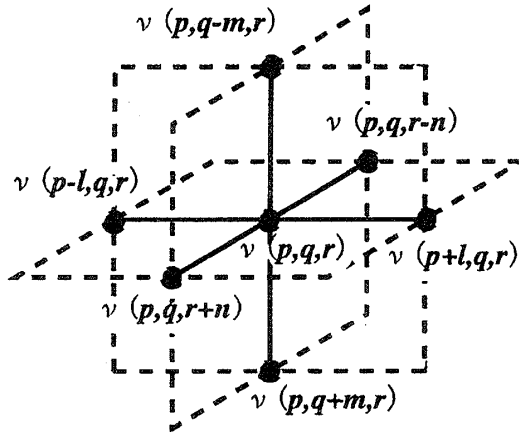


図 1: 3D Active Grid の格子点

## 2 3D Active Grid

本節では、Active Net を 3次元空間に拡張したモデルである。3D Active Grid について説明する。3D Active Grid のモデルは、3次元空間において、パラメータ  $p, q, r$  を用いた 3次元点列表現として、

$$v(p, q, r) = (x(p, q, r), y(p, q, r), z(p, q, r)), \quad (1)$$

$$0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, 0 \leq r \leq 1$$

と定義できる。また、 $l = 1/(p$ 方向の格子点数),  $m = 1/(q$ 方向の格子点数),  $n = 1/(r$ 方向の格子点数)とすると、図1のように表せる。この関数で表現されるモデルに対して、2種類のエネルギー、グリッドの内部歪みエネルギーを表す  $E_{int}$  と、イメージのエネルギーを表す  $E_{image}$  を定義する。 $E_{int}$  はグリッドを滑らかに縮小させ、かつ、その形状を保とうとする力であり、 $E_{image}$  はグリッドをボリュームデータの特徴的な領域、例えば濃度勾配が大きく変化している所に移動させる力である。また、外力によるエネルギー  $E_{con}$  を設定することも可能である。 $E_{con}$  は、3次元モーフィング等で制約が必要な場合、グリッドの一部を固定するといった場合に用いられる。本論文では簡略化のために  $E_{con}$  を考慮していない。よって、グリッドのエネルギー  $E_{grid}$

は、パラメータ  $p, q, r$  を用いて、以下の式

$$E_{grid} = \int_0^1 \int_0^1 \int_0^1 (E_{int}(v(p, q, r)) + E_{image}(v(p, q, r))) dpdqdr \quad (2)$$

のように定義できる。

ここで、 $E_{int}$  は、次の式で定義される。

$$E_{int} = \alpha(|v_{pp}|^2 + |v_{qq}|^2 + |v_{rr}|^2) + \beta(|v_{pppp} + 2v_{ppqq} + v_{qqqq} + 2v_{pprr} + v_{rrrr} + 2v_{qqrr})/2 \quad (3)$$

$$v_{pp} = \frac{\partial^2 v}{\partial p^2} = \left( \frac{\partial^2 x}{\partial p^2}, \frac{\partial^2 y}{\partial p^2}, \frac{\partial^2 z}{\partial p^2} \right) \quad (4)$$

$$v_{qq} = \frac{\partial^2 v}{\partial q^2} = \left( \frac{\partial^2 x}{\partial q^2}, \frac{\partial^2 y}{\partial q^2}, \frac{\partial^2 z}{\partial q^2} \right) \quad (5)$$

$$v_{rr} = \frac{\partial^2 v}{\partial r^2} = \left( \frac{\partial^2 x}{\partial r^2}, \frac{\partial^2 y}{\partial r^2}, \frac{\partial^2 z}{\partial r^2} \right) \quad (6)$$

$$v_{pppp} = \frac{\partial^2 v}{\partial p^4} = \left( \frac{\partial^2 x}{\partial p^4}, \frac{\partial^2 y}{\partial p^4}, \frac{\partial^2 z}{\partial p^4} \right) \quad (7)$$

$$v_{qqqq} = \frac{\partial^2 v}{\partial q^4} = \left( \frac{\partial^2 x}{\partial q^4}, \frac{\partial^2 y}{\partial q^4}, \frac{\partial^2 z}{\partial q^4} \right) \quad (8)$$

$$v_{rrrr} = \frac{\partial^2 v}{\partial r^4} = \left( \frac{\partial^2 x}{\partial r^4}, \frac{\partial^2 y}{\partial r^4}, \frac{\partial^2 z}{\partial r^4} \right) \quad (9)$$

3式の右辺第1項はグリッドを収縮させる力を生じ、第2項はグリッドの平行性および直進性を保持する力を生じる。また、 $\alpha$  および  $\beta$  は第1項と第2項のそれぞれの力を制御する定数パラメータである。

次に、 $E_{image}$  を定義する。 $E_{image}$  の定義の仕方により、抽出対象とする特徴を選択的に決定でき、従って、目的とする領域の特徴を顕著に表現している  $E_{image}$  を定義することで、より高精度な領域抽出が可能となる。本論文では、Active Net と同様に、ボリュームデータを対象とした領域抽出を目的としているため、 $E_{image}$  を Active Net の場合と同様に、以下の様に定義する。

$$E_{image} = -wG_\sigma * |\nabla I(x, y, z)| \quad (10)$$

ここで、 $\nabla I(x, y, z)$  は、点  $(x, y, z)$  における濃度値の勾配を表す。 $G_\sigma$  は標準偏差が  $\sigma$  である 3次元

ガウシアンフィルタとの畳み込みを表している。また、 $w$  は  $E_{image}$  を制御する定数パラメータである。この式により、 $E_{image}$  は、濃度値勾配が急なボリュームデータの境界上で最小となり、この最小な  $E_{image}$  の探索がボリュームデータからの領域抽出に相当する。

### 3 インプリメンテーション

文献 [7] で示されているように、式2のエネルギー関数を最小にするグリッドを、反復法に基づいた数値解法で解くことを試みる。ここで、最小化問題の解に対する必要条件であるオイラー・ラグランジュ方程式として、 $x$ ,  $y$ ,  $z$  それぞれについて以下の式が得られる。

$$-\alpha(x_{pp} + x_{qq} + x_{rr}) + \beta(x_{pppp} + 2x_{ppqq} + x_{qqqq} + 2x_{pprr} + x_{rrrr} + 2x_{qqrr}) + \partial E_{image} / \partial x = 0 \quad (11)$$

$$-\alpha(y_{pp} + y_{qq} + y_{rr}) + \beta(y_{pppp} + 2y_{ppqq} + y_{qqqq} + 2y_{pprr} + y_{rrrr} + 2y_{qqrr}) + \partial E_{image} / \partial y = 0 \quad (12)$$

$$-\alpha(z_{pp} + z_{qq} + z_{rr}) + \beta(z_{pppp} + 2z_{ppqq} + z_{qqqq} + 2z_{pprr} + z_{rrrr} + 2z_{qqrr}) + \partial E_{image} / \partial z = 0 \quad (13)$$

11式に以下の偏微分係数の差分方程式

$$x_{pp} = \frac{\partial^2 x}{\partial p^2} \approx x_{i-1,j,k} - 2x_{i,j,k} + x_{i+1,j,k} \quad (14)$$

$$x_{qq} = \frac{\partial^2 x}{\partial q^2} \approx x_{i,j-1,k} - 2x_{i,j,k} + x_{i,j+1,k} \quad (15)$$

$$x_{rr} = \frac{\partial^2 x}{\partial r^2} \approx x_{i,j,k-1} - 2x_{i,j,k} + x_{i,j,k+1} \quad (16)$$

$$x_{pppp} = \frac{\partial^4 x}{\partial p^4} \approx x_{i-2,j,k} - 4x_{i-1,j,k} + 6x_{i,j,k} - 4x_{i+1,j,k} + x_{i+2,j,k} \quad (17)$$

$$x_{ppqq} = \frac{\partial^4 x}{\partial p^2 \partial q^2} \approx x_{i-1,j-1,k} - 2x_{i,j-1,k} + x_{i+1,j-1,k} - 2x_{i-1,j,k} + 4x_{i,j,k} - 2x_{i+1,j,k} + x_{i-1,j+1,k} - 2x_{i,j+1,k} + x_{i+1,j+1,k} \quad (18)$$

$$x_{qqqq} = \frac{\partial^4 x}{\partial q^4} \approx x_{i,j-2,k} - 4x_{i,j-1,k} + 6x_{i,j,k} - 4x_{i,j+1,k} + x_{i,j+2,k} \quad (19)$$

$$x_{pprr} = \frac{\partial^4 x}{\partial p^2 \partial r^2} \approx x_{i-1,j,k-1} - 2x_{i,j,k-1} + x_{i+1,j,k-1} - 2x_{i-1,j,k} + 4x_{i,j,k} - 2x_{i+1,j,k} + x_{i-1,j,k+1} - 2x_{i,j,k+1} + x_{i+1,j,k+1} \quad (20)$$

$$x_{rrrr} = \frac{\partial^4 x}{\partial r^4} \approx x_{i,j,k-2} - 4x_{i,j,k-1} + 6x_{i,j,k} - 4x_{i,j,k+1} + x_{i,j,k+2} \quad (21)$$

$$x_{qqrr} = \frac{\partial^4 x}{\partial q^2 \partial r^2} \approx x_{i,j-1,k-1} - 2x_{i,j,k-1} + x_{i,j+1,k-1} - 2x_{i,j-1,k} + 4x_{i,j,k} - 2x_{i,j+1,k} + x_{i,j-1,k+1} - 2x_{i,j,k+1} + x_{i,j+1,k+1} \quad (22)$$

を用いて次の様に変形できる。

$$\begin{aligned} & -\alpha(x_{i-1,j,k} + x_{i,j-1,k} + x_{i,j,k-1} \\ & - 6x_{i,j,k} + x_{i+1,j,k} + x_{i,j+1,k} \\ & + x_{i,j,k+1}) + \beta(x_{i,j,k-2} + 2x_{i,j-1,k-1} \\ & + 2x_{i-1,j,k-1} - 12x_{i,j,k-1} + 2x_{i+1,j,k-1} \\ & + 2x_{i,j+1,k-1} + x_{i,j-2,k} + 2x_{i-1,j-1,k} \\ & - 12x_{i,j-1,k} + 2x_{i+1,j-1,k} + x_{i-2,j,k} \\ & - 12x_{i-1,j,k} - 12x_{i+1,j,k} + x_{i+2,j,k} \\ & + 2x_{i-1,j+1,k} - 12x_{i,j+1,k} + 2x_{i+1,j+1,k} \\ & + x_{i,j+2,k} + 2x_{i,j-1,k+1} + 2x_{i-1,j,k+1} \\ & - 12x_{i,j,k+1} + 2x_{i+1,j,k-1} + 2x_{i,j+1,k-1} \\ & + x_{i,j,k+2}) = \partial E_{image} / \partial x \quad (23) \end{aligned}$$

12式と13式についても、上式と同様の式を得ることができる。23式で示される連立方程式を反復法を用いて解くことで解が得られるが、このままでは扱

にくいいため、以下の行列式で簡略化する。

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \quad (24)$$

ここで、 $\mathbf{A}$  は係数行列を示し、 $\mathbf{b}$  は 23 式の右辺に対応する。この行列式を解くため、 $\mathbf{A}$  を以下のように分解する。

$$\mathbf{A} = \mathbf{D} + \mathbf{E} + \mathbf{F} \quad (25)$$

$\mathbf{D}$  は対角行列、 $\mathbf{E}$  は下三角行列、 $\mathbf{F}$  は上三角行列を示している。この式を用いて 24 式を反復法を用いて解くことで以下の式が求まる。

$$\xi^{t+1} = \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{b} - (\mathbf{E} + \mathbf{F})x^{(t)}) \quad (26)$$

$$x^{t+1} = x^{(t)} + \gamma(\xi^{t+1} - x^{(t)}) \quad (27)$$

ここで、 $\gamma$  は収束の速度を制御する定数パラメータを示す。上式は、第  $(t)$  ステップ目の解  $x^{(t)}$  より、第  $(t+1)$  ステップ目の近似解  $x^{(t+1)}$  を求めるための式である。

#### 4 実験

本論文では、提案した手法の実験のためのボリュームデータとして、 $128 \times 128 \times 128$  画素のモノクロ 256 階調のボリュームデータ (図 2) を用いて検討を行った。図 2 は、3 次元空間中に中心と半径を設定し、半径より内部の部分黒で埋め尽くしたエネルギー画像である。まず、図 3 に、 $E_{image}$  を考慮しない場合の 3D Active Grid の収束例を示す。格子数は  $15 \times 15 \times 15$  である。 $E_{image}$  を考慮しない場合、3D Active Grid は、 $E_{grid}$  に従って、平行性と直進性を保ったまま収束を行う。次に、 $E_{image}$  を考慮した場合の収束例を示す。図 4 は、図 2 に対して 3D Active Grid を適用した図である。

$E_{image}$  によって、3D Active Grid は対象とする領域の特徴ある部分に向かって収束を行い、領域を抽出することが可能になる。ここで、収束に用いたパラメータは、 $\alpha = 1.0$ 、 $\beta = 1.0$ 、 $\gamma = 0.5$ 、 $w = 5.0$  である。本論文での実験で用いたパラメータは全てこれらの値を用いた。どちらのイメージに

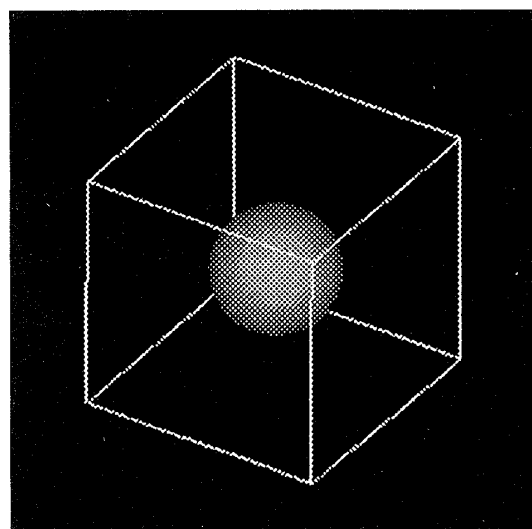


図 2: 球のエネルギー画像

おいても、3D Active Grid によって、良好な領域抽出結果が得られていることが確認できる。

簡単な形状のボリュームデータを対象とした領域抽出が良好に行われることが確認できたため、次に、より実用的な適用例として、VHD (Visible Human Dataset) からの領域抽出を試みる。VHD は、NLM (National Library of Medicine) により 1989 年より開始された Visible Human Project によって公開されている、男性及び女性の死体の凍結前後の CT データ、MRI データおよび断面写真の 3 種類のデータによる、全身のデータである。本論文では、高解像度で R,G,B の 3 チャンネルで構成されている断面写真により生成されるボリュームデータを用いて、男性の足首の部分の領域を抽出する実験をおこなった。図 5 に、VHD による断面写真のサンプルを示す。

VHD を用いたボリュームデータからの領域抽出のための前処理として、まず、VHD から足首の部分を含む、 $180 \times 180 \times 180$  画素の、RGB の 3 チャンネルを持つカラーのボリュームデータを抽出した (図 6)。次に、このデータに対して 3D Active Grid を適用するため、このデータから足の部分の特徴を顕著に示す部分を取り出す。RGB のそれぞれのチャ

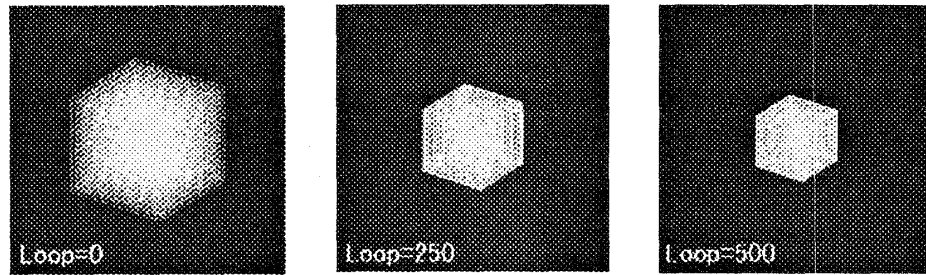


図 3: 3D Active Grid の収束例

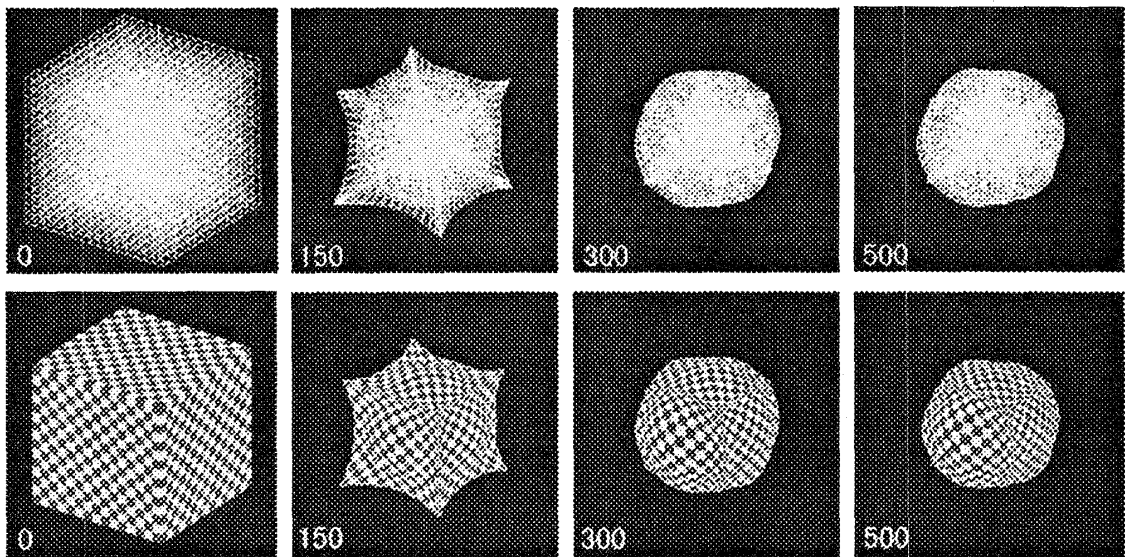


図 4: 球への適用

ンネルに対して適切な閾値を定め、目的とする部分を簡単な閾値処理によって分類した(図7)。このデータに対して、3D Active Gridを適用し、足の部分の領域を抽出することを試みる。図8に、3D Active Gridにより領域抽出したVHDの足の部分を示す。3D Active Gridにより、ボリュームデータから足の部分の領域を良好な形で抽出できていることが確認できる。500回の反復処理による領域抽出に要した時間は、SGI Octaneで、13.0秒、用いた3D Active Gridの大きさは、格子数 $15 \times 15 \times 15$ である。



図 5: 断面写真の部分例

## 5 おわりに

本論文では、2次元の Active Net を3次元空間に拡張し、3次元空間に格子を生成するモデル、3D Active Grid について述べた。さらに本手法を VHD データに適用し、足の部分の領域抽出を行った。本手法により、ボリュームデータからの領域抽出を容易に行え、滑らかな形状が得られる。また、3D Active Net に比べて、抽出される領域は3次元格子モデルとして得られるため、直接、有限要素法等の解析手法に用いることが可能である。しかしながら、3D Active Grid は、対象とする領域が Grid から大きく離れた領域にある場合や、初期 Grid が複数の形状に渡っていたりした場合に抽出結果が乱れることがある。そのため、Grid の初期位置や大きさを容易に変更できるインタフェースの開発が必要であろう。

本研究の今後の課題として、上で述べた、ユーザインタフェースの開発、また、今回考慮しなかった、外力を考慮できるモデルの開発などが挙げられる。また、今回は VHD データからの足の部分の領域抽出しか行っていないが、さらに、その内部の筋肉や骨の領域抽出への適用も考えられる。

さらに、今後の展望として、有限要素法を用いたモデルの変形 [11][12]、モーフィングへの応用 [13] などが挙げられ、多様な分野への応用が考えられる。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、貴重な御意見をいただくとともに、御討論いただいた電子技術総合研究所村木茂氏に深く感謝致します。

## 参考文献

- [1] M. Bro-Nielsen, and S. Cotin: "Real-time Volumetric Deformable Models for Surgery Simulation using Finite Elements and Condensation", Computer Graphics Forum, Eurographics '96, 15, 3, pp. 57-66 (1996).

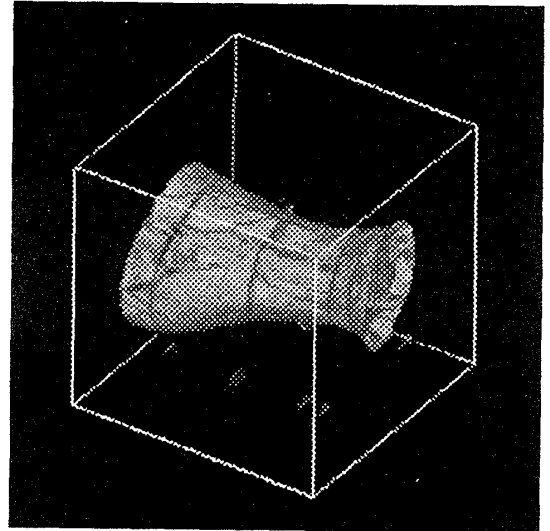


図 6: 足首のボリュームデータ

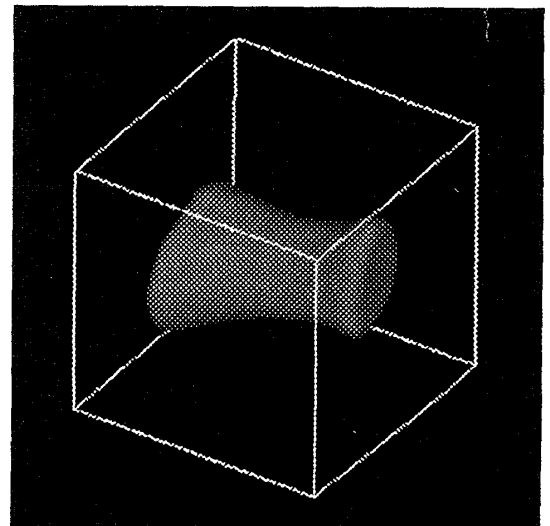


図 7: 処理後のボリュームデータ

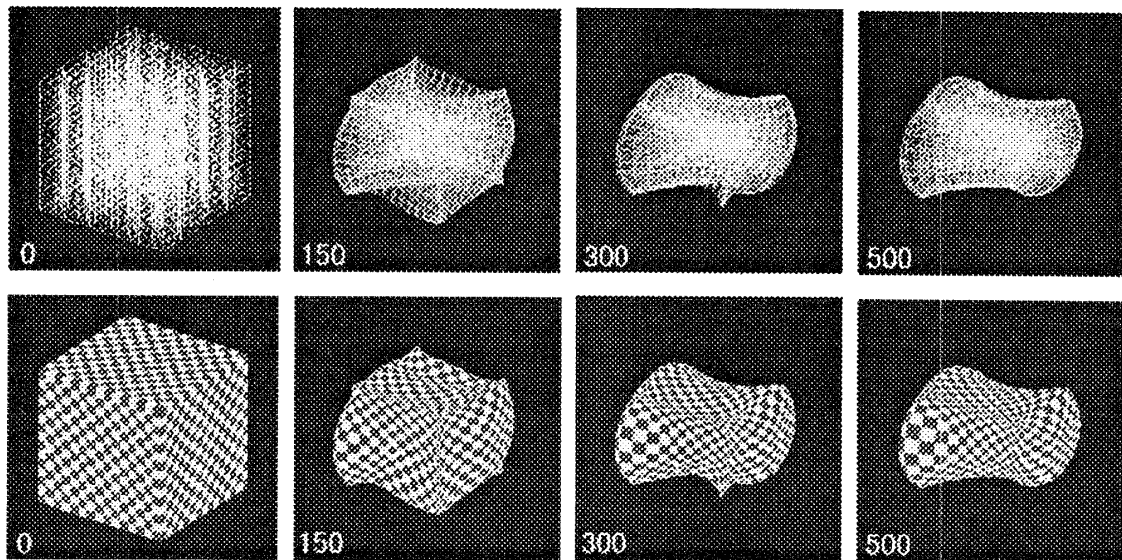


図 8: VHD への適用

- [2] R. Koch, M. Gross, F. Carls, S. von Buren, G. Gankhauser, and Y. Parish: "Simulating Facial Surgery Using Finite Element Models", Proc. SIGGRAPH '96, pp. 421-428 (1996).
- [3] J. Clyne, D. Middleton and K. Reining: "Computer Applications of the Visible Human Dataset", Visual Proc. SIGGRAPH '96, p. 110 (1996).
- [4] L. Hong, S. Muraki, A. Kaufman, D. Bartz, and T. He: Virtual Voyage: "Interactive Navigation in the Human Colon", Proc. SIGGRAPH '97, pp. 27-34 (1997).
- [5] 土井章男, 三浦泰弘, 千葉則茂: "ボリュームデータから有限要素法メッシュを構築する一手法", 信学論, D-II, J82-D-II, 1, pp. 162-165 (1999).
- [6] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos: "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, 1, 4, pp. 321-331 (1988).
- [7] 坂上 勝彦, 山本 和彦: "動的な網のモデル ActiveNet とその領域抽出への応用", テレビジョン学会誌, 45, 10, pp. 1155-1163 (1991).
- [8] 坂上 勝彦: "遺伝的アルゴリズムとアクティブネットの組み合わせによるステレオマッチング", 信学論, J77-D-11, 11, pp. 2239-2246 (1994).
- [9] National Library of Medicine: "The Visible Human Project", [http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible\\_human.html](http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible_human.html) (1997).
- [10] 高梨 郁子, 村木 茂, 土井 章男, Aric Kaufman: "3D Active Net -3次元ボリュームの抽出-", 映像情報メディア学会誌, 51, 12, pp. 2097-2106 (1997).
- [11] J. C. Sabonnadiere, J. L. Coulomb: "有限要素法を使ったCAD", サイエンス社, (1988).
- [12] 三好 俊郎: "有限要素法入門 改訂版", 培風館, (1994).
- [13] T. He, S. Wang, and A. Kaufman: "Wavelet-based Volumetric Modeling Technique", Proc. Visualization'94, pp. 85-91 (1994).