

弾塑性変形に基づく 領域分割アルゴリズムの検討

†生田 幹人 ††皆川 明洋 †後藤 敏行

†横浜国立大学大学院 工学研究科
〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5

††東京都立大学大学院 工学研究科
〒192-0397 八王子市南大沢 1-1

本研究は、画像の濃度勾配や特徴に応じた弾性係数の分布を持つ薄膜や弾性体が、弾性変形および塑性変形を起こすというモデルに基づく、2次元および3次元領域の分割に関するものである。本稿では、最初に画像の2次元平面あるいは3次元空間に直交する新たな変形軸を加えた新たな空間を考え、この軸の方向にのみ変形を加えることにより、弾性変形にともなう平衡状態を低演算コストで算出できる方法について述べる。さらに、弾性薄膜あるいは弾性体を画像端点で固定し、領域内部を引き上げたときの弾塑性変形を模擬することにより、領域分割を行う方法について述べるとともに、シミュレーションに基づく評価実験の結果について報告する。

和文キーワード: 弾性変形モデル, 塑性変形モデル, 領域分割, 3次元医用画像

An Algorithm for Region Extraction Based on An Elastic-plastic Deformation Model

†Mikito Ikuta †† Akihiro Minagawa †Toshiyuki Gotoh

†Graduate School of Engineering, Yokohama National University
yokohama-shi, 240-8501, JAPAN

††Graduate School of Engineering, Tokyo Metropolitan University
hachioji-shi, 192-0397, JAPAN

This paper describes an algorithm of segmentation based on an elastic-plastic deformation model. In this method, each elastic modulus between pixels is firstly defined as a function related with the gradient of the gray-scale on an image. Then the simulations are performed to evaluate the elastic-plastic deformation of the elastic image plane when the part of pixels is pulled up through a defined axis orthogonal to the original plane, and the regions are extracted based on the simulated results. The experimental results show the proposed method is effective: the regions can correctly be extracted, even when they have obscure parts on the contour.

Keywords: elastic deformation model, plastic deformation model, segmentation, three dimensional medical images.

1 はじめに

CT や MRI などにより撮像される 3 次元医用画像は、近年の画像診断において不可欠なものになっている。また、3 次元医用画像をより有効に利用するために、3 次元の領域分割を行う再構築処理に対するニーズも高まっている。

領域分割・領域抽出は 2 次元画像処理や画像解析の基礎技術として研究が進められ、従来からさまざまな手法が提案されてきた。当初は、濃度・色・テクスチャーなど領域内部の画素や部分領域間の持つ一様性や境界などの局所的な画像特徴の不連続性(エッジ)に基づいて、画像の領域を分割する手法が検討された。これらの手法としては、反復型領域拡張法 [1]、分離・統合法 [2]、ヒューリスティック法 [3] などが挙げられる。これらの手法は、いずれも初期分割された領域要素を領域の一様性や境界での不連続性に基づいて、統合あるいは分離を進めることにより、領域分割を行うものである。それぞれの手法で得失はあるが、初期領域の大きさと反復回数などによって領域形状が変わり易いこと、正方形領域を分割の基本単位とするものでは領域形状が不自然となる場合があること、エッジの途切れや接合した領域の分離が困難といった問題がある。

領域の局所的な特徴に基づく手法の問題に対して、輪郭や領域の弾性モデルや画像の確率モデルを併用する領域抽出法が提案された。たとえば、このアプローチとして代表的な手法である Snakes[4] や Active Net[5] は、輪郭を構成する閉曲線や画像を覆う網を仮定し、それらの形状変化を、変形と画像特徴の相互作用で生じるエネルギーとして表現することによって、画像特徴から受ける力と、滑らかに収縮するというモデル自体から生じる力との平衡状態として、輪郭や網の形状を決定する方法である。一方、確率的モデルとしては MRF モデルによる領域分割が挙げられる [6]。この方法では画像を Markov 確率場であるとみなし、Gibbs 分布との等価性によってエネルギー最小化問題として、ベイズ推定の枠組で解くというものである [7]。

これらの方法はいずれも、エネルギー最小化問題として定式化し、反復解法を用いて最小解を求めることになるが、収束までの演算量が膨大であり、3 次元領域抽出への拡張が困難という問題がある。

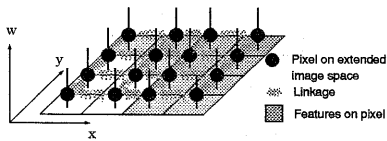
このような問題に対して、筆者らは画像の濃度勾配(特徴)に応じた弾性係数の分布を持つ弾性薄膜や弾性体が弾性変形とともに塑性変形を起こすというモデルに基づいて、2 次元(あるいは 3 次元)領域の分割を行う方法を提案する。以下本稿では、最初に画像の 2 次元平面あるいは物体の 3 次元空間に直交する新たな変形軸を考え、この軸の方向にのみ変形を加えることにより、弾性変形にともなう平衡状態を高速に算出できる方法について述べる。さらに、弾性薄膜あるいは弾性体を画像端点で固定し、領域内部を引き上げたときの弾性変形および塑性変形を行った状態を模擬することにより、領域抽出を行う方法について述べるとともに、シミュレーションによる評価実験の結果について報告する。

2 弾塑性変形モデル

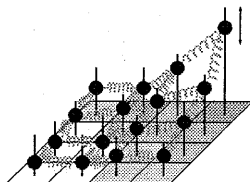
2.1 モデルの考え方

図 1 に本研究で用いたモデルの考え方を示す。ここでは、2 次元あるいは 3 次元画像を弾性薄膜あるいは弾性体と仮定し、たとえばその弾性係数が画像のエッジ部分で小さく、一様な部分で大きいというように、画像の濃度勾配などの画像特徴に応じた弾性係数の分布を持っているというモデルを考える。

本手法では、この弾性薄膜や弾性体の一部分領域を把持して、動かしたときの弾性変形および塑性変形の状態のシミュレーションを行う。弾性変形の結果、弾性限界を越えて塑性変形が生じた部分では、力の伝搬に対する寄与が少なくなるとともに、その近隣の画素に応力の集中が進むことになる。これにより、エッジの途切れや領域の一部が接合した場合でも、塑性変形にともなう応力集中を模擬することによって安定な領域抽出の実現を目指している。



(1) Initial state.



(2) Deformation through the w-axis.

Figure 1: A two dimensional elastic-plastic model.

2.2 従来の弾性変形モデル

2次元の弾性変形モデルとしては、画像平面を均質な特性の網で覆い、これを画像特徴に応じて弾性的に変形させる Active Net[5] が提案されている。このモデルでは、網自身の内部歪みエネルギー E_{int} と網と画像の適合性エネルギー E_{image} の和 E_{net} を最小化することにより、図2のように網を画像特徴に合わせて弾性的に変形させるものである。ここで、網の格子点の座標を $\mathbf{v}(p, q) = (x(p, q), y(p, q))$ とすると、エネルギー E_{net} は、

$$\begin{aligned}
 E_{net} &= \int_0^1 \int_0^1 (E_{int}(\mathbf{v}(p, q)) \\
 &\quad + E_{image}(\mathbf{v}(p, q))) dpdq \\
 &= \int_0^1 \int_0^1 (((\alpha(|\mathbf{v}_p|^2 + |\mathbf{v}_q|^2) \\
 &\quad + \beta(|\mathbf{v}_{pp}|^2 + 2|\mathbf{v}_{pq}|^2 + |\mathbf{v}_{qq}|^2)))/2 \\
 &\quad + E_{image}(\mathbf{v}(p, q))) dpdq \quad (1)
 \end{aligned}$$

と定義する。ここで、 $\mathbf{v}_p, \mathbf{v}_q, \mathbf{v}_{pp}, \mathbf{v}_{pq}, \mathbf{v}_{qq}$ はそれぞれ $\mathbf{v}(p, q)$ の一次および二次の偏微分を表しており、 α, β は E_{int} における1次偏微分の項と2次偏微分の項の割合を制御する定数である。 E_{net} を小さくすることは、網の平行性と直線性を保ちつつ、 E_{image} で定義される画像の特徴との整合性を保ち

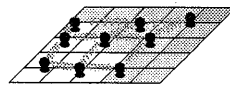


Figure 2: Deformation of Active Net model.

ながら、画像平面上を移動させ変形させることに対応している。

網の変形を算出する具体的な計算方法については、式(1)から変分法に基づいて偏微分方程式を求め、差分形式に置き換えて数値解を求めることになる。この際、この偏微分方程式が非線形であること、画像の適合性エネルギー $E_{image}(\mathbf{v}(p, q))$ が一般に画像データから与えられるために、網の変形に応じて画像エネルギーが変化することから、反復解法に基づく計算が不可欠となり、演算コストの削減が困難である。

2.3 提案手法する弾塑性変形モデル

本研究で用いるモデルでは、図1に示すように弾性薄膜(あるいは弾性体)の変形に際して、画像平面(3次元画像空間)の各軸に直交する変形軸 w を新たに導入する。また、変形の際に画像平面(3次元画像空間)上の位置については変化しないよう拘束し、 w 軸方向に対してのみ移動させる。これにより、画像平面(画像空間内)で弾性薄膜(弾性体)の画素の座標は不変となり、変形前後の各点の画像特徴は一定に保たれる。その結果、各画素の釣合を表す連立一次方程式を解くことにより、弾性変形にともなう全体の系の平衡状態を直接解法に基づいて求めることが可能となる。さらに、弾性薄膜(弾性体)は空間的に均一ではなく、各画素の画像の特徴に応じて弾性係数を変化させるとともに、各画素における応力が弾性限界を超えたときに部分的に塑性変形を起こすようになっている。

次に、画像端点(周囲の点)を固定した状態で、薄膜の一部を w 軸方向に引き上げた場合について考える。 \mathbf{u} を注目画素 (i, j) 、 \mathbf{v} を \mathbf{u} の隣接画素 (l, m) とすると \mathbf{u} と \mathbf{v} の間の弾性係数は $k_{\mathbf{u}, \mathbf{v}}$ 、画像の引き上げにより生じる変位を $w_{\mathbf{u}}, w_{\mathbf{v}}$ 、画像の濃度値

を I_u, I_v とし、2次元画像における弾性薄膜の力の釣合は次式で表される。

$$\sum_v k_{u,v}(w_u - w_v) = 0 \quad (2)$$

ただし、隣接画素 v が画像端点でないとする、

$$k_{u,v} = f(I_u, I_v, w_u, w_v) = \begin{cases} K_0 \left(\frac{1}{I_u - I_v} \right)^2 & |w_u - w_v| < th \\ K_1 & |w_u - w_v| \geq th \end{cases} \quad (3)$$

画素 v が画像端点である場合、

$$w_v = 0 \quad (4)$$

また、画素 v が引き上げ点である場合、

$$w_v = const \quad (5)$$

となる。

なお、 $k_{u,v}$ は注目画素を含む画像の濃度と、伸び量の関数であり、画像特徴に応じた弾性定数の分布と弾性限界時の挙動を決定する。今回は、閾値 th より伸び量が小さい時は濃度勾配の自乗に反比例し、 th を越えた時は一定値としている。また、 K_0, K_1 は定数である。一方、式(2)は、画像端と引き上げ画素を含むすべての画素で成立しており、画像の画素数を N とすると N 元の連立1次方程式が成立する。弾性変形をともなう薄膜の平衡状態は、この連立方程式の解として求められる。また、3次元の場合、隣接画素の関係が増加するものの処理は2次元の場合と同じである。

なお、均質な弾性体の弾性定数は、材質に固有な縦弾性係数を E 、断面積を A 、長さを l とすると、フックの法則に基づき、

$$k = \frac{EA}{l} \quad (6)$$

により求められる。式(3)の関係式は、長さが一定で、濃度勾配に反比例した直径を持つ弾性体で各画素が連結されているというモデルに相当している。

3 領域抽出アルゴリズム

図3にアルゴリズムの流れを示す。本手法では、

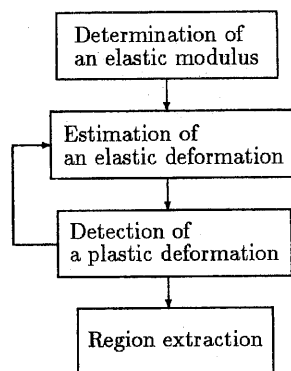


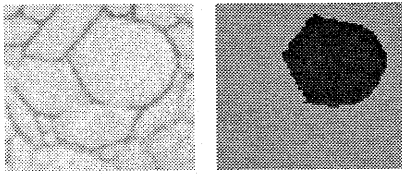
Figure 3: A configuration of the proposed algorithm.

最初に各画素の濃度勾配を算出し、式(3)に基づいて画素間の弾性係数を決定する。つぎに、引き上げ部分領域の決定を行い、式(2)~(5)で構成される連立一次方程式

$$Aw = b \quad (7)$$

を解き、弾性変形時の w_v を算出する。ただし、 w は画像の右上から左下に向かって、画像のすべての画素の w 軸方向の変位を要素とする N 次元のベクトル、 A は各注目画素における関係を表す $N \times N$ の係数行列である。この弾性変形の結果、応力が弾性限界値を超える部分に対しては、塑性変形を行うものとして式(3)に基づき $k_{u,v}$ を変更して、再び弾性変形シミュレーションを行い、安定状態に到達するまで繰り返し実行する。

本手法における各弾性変形シミュレーションは式(7)の連立一次方程式を解くことに帰着するが、Active Net が画像空間上を変形移動するのに対して、本手法では、画像空間に直交する w 軸方向のみの変形であることから、原理上は直接解法を用いることができる。ここで、式(7)の係数行列 A の各行は注目画素と隣接画素間の釣合の関係を表している、4連結(2次元)の場合には5個、6連結(3次元)の場合には7個の係数以外はすべて零となる疎な行列となる。これらの非零の係数は、画像空間を幅が n の正方形あるいは立方体とした



(1) An original image. (2) An extracted region.

Figure 4: An original and the result images.

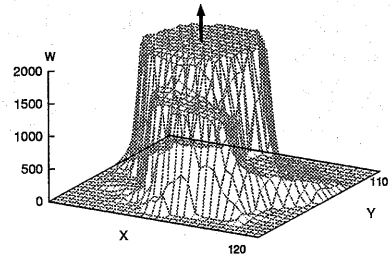
場合、それぞれ対角成分の前後 n および $n \times n$ の範囲に存在し、他は零となっている。また、対角成分は注目画素に対応しており非零である。

したがって、Gauss の消去法 [8] を用いた場合、ピボット選択を省略すれば、演算量のオーダーは 2 次元の場合は $O(n^4)$ 、3 次元の場合は $O(n^7)$ となり、メモリ要求量は $O(n^3)$ および $O(n^5)$ となる。一方、共役勾配法 [8] は連立一次方程式の反復解法の一つであるが、丸め誤差が無視できる場合には元数のオーダーの反復回数で収束する。この場合には、演算量のオーダーは 2 次元の場合は $O(n^4)$ 、3 次元の場合は $O(n^6)$ となり、メモリ要求量は $O(n^2)$ および $O(n^3)$ となる。

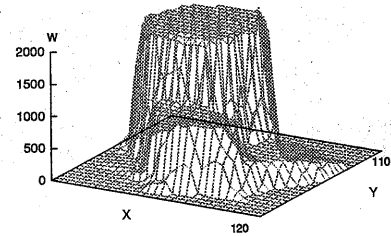
4 評価実験

本方式の有効性を検証するために、実画像を用いたシミュレーションを行った。図 4(1) は 2 次元テスト画像として用いたセラミックスの電子顕微鏡写真の部分画像 (120×106 画素, 8 ビット) である。また、3 次元テスト画像としては頭部 MRI 断層画像の部分画像 ($70 \times 75 \times 33$ 画素, 12 ビット) を用いており、図 6 には断面の一部を示している。

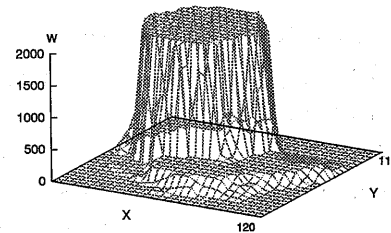
図 5 は 2 次元テスト画像に対して、弾性変形と塑性変形を繰り返して、領域が切断されていく過程を示したものである。同図において、 x 軸および y 軸は画像平面、 w 軸は弾性薄膜の変形軸を示しており、図中の矢印を中心とし、最近傍エッジまでの距離 $\times 0.8$ を半径とする円形部分を w 軸方向に引き



(1) The 1st elastic deformation.



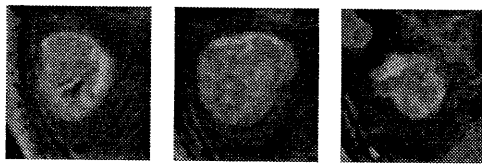
(2) The 7th iterations.



(3) The final result of deformation.

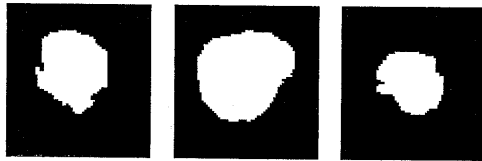
Figure 5: Estimated results of deformation.

上げている。図 4(2) は弾塑性変形に基づき抽出された領域を示したものであるが、この場合には応力限界を弾性体の変形量の平均値と設定した結果、9 回の弾塑性シミュレーションにより最終結果に到達した。なお、処理時間は UltraSPARK200MHz を備えた計算機の CPU 時間において、ガウスの消去法に基づく直接解法の場合は 85 秒、共役勾配法を用いた場合は 18 分 06 秒となっている。図 8 は腫瘍を含む 3 次元テスト画像の各断層面における弾塑性変形シミュレーションの結果を示したものである。同図は、矢印で示した点を含む腫瘍内部の



(1) $z=7$. (2) $z=17$. (3) $z=27$.

Figure 6: An original MRI voxel image.



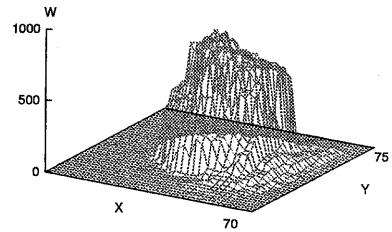
(1) $z=7$. (2) $z=17$. (3) $z=27$.

Figure 7: An extracted voxel region.

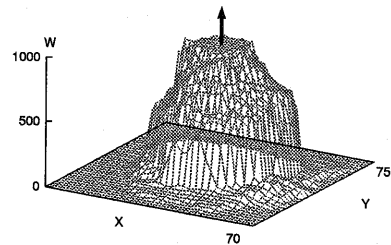
半径 8 画素の球内部の画素を、 w 軸方向に引き上げた場合の結果であり、濃・淡の 2 つの要素を同時に引き上げることによって、腫瘍全体を同時に抽出できた。図 7 は各断層面における領域の抽出結果である。図 9(1) は抽出された領域全体に対してボリュームレンダリングを用いて表示した結果であり、また図 9(2) には、もとのボクセル画像から MMI を通して、手作業で腫瘍部分を抽出した結果を比較として載せる。なお、3 次元テスト画像においてはメモリ要求量の関係で、共役勾配法によりシミュレーションを行っており、前述の計算機を用いて CPU 時間で 300 分となっている。

5 まとめ

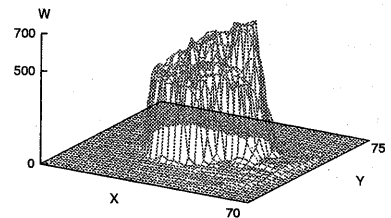
画像の濃度勾配 (特徴) に応じた弾性係数の分布を持つ薄膜や弾性体が弾性変形および塑性変形を起こすというモデルに基づいて、2 次元および 3 次元領域の分割を行う方法を提案した。本手法では、画像の 2 次元平面あるいは物体の 3 次元空間に直交する新たな変形軸を考え、この軸の方向にのみ変形を加えることにより、弾性変形にともなう平



(1) $z=7$.

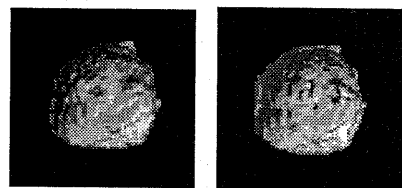


(2) $z=17$.



(3) $z=27$.

Figure 8: Slices of final deformed voxel image.



(1) Result from proposed method. (2) Result from MMI.

Figure 9: Processed by volume rendering.

衡状態を比較的小さい演算コストで算出することが可能になる。さらに、弾性薄膜あるいは弾性物体を画像端点で固定し、領域内部を引き上げたときの弾性変形と塑性変形を模擬することにより、領域分割を行う方法について述べた。2次元実画像および3次元のMRIボクセル画像を用いてシミュレーションに基づく評価実験を行ない、本手法の有効性を検証した。

なお今後の課題としては、引き上げ領域の決定法や塑性変形パラメータの決定方法の検討があげられる。

参考文献

- [1] F.tomita, Y.Shirai and S.Tsuji, "Description of textures by structural analysis," *Proc. 6th IJCAI.*, Tokyo, pp.884-889, 1979.
- [2] S.L.Horowitz and T.Pavlidis, "Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure," *Proc. 2nd IJ CPR.*, Copenhagen, pp.424-433, 1974.
- [3] C.R.Brice and C.L.Fennema, "Scene analysis using regions," *Artificial Intelligence*, vol.1, no.3, pp.205-226, 1970.
- [4] 泉正夫, 藤本健雄, 福永邦雄, "SNAKE モデルを用いたエッジ線画像抽出とその物体認識への応用," *信学論 (DII)*, Vol.J75-DII, No.12, pp.2010-2017, 1992.
- [5] 坂上勝彦, 山本和彦, "動的な網のモデル Active Net とその領域抽出への応用," *テレビジョン学会誌*, vol.45, no.10, pp.1155-1163, 1991.
- [6] 渡部秀一, 工藤博幸, 斉藤恒雄, "統計モデルを用いたパラメータ自動推定型セグメンテーション," *信学論 (DII)*, Vol.J78-DII, No.2, pp.281-291, 1995.
- [7] S.Geman and D.Geman, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.6, no.6, pp.721-742, 1984.
- [8] 森正武, "数値解析法," 朝倉出版, 1984.