

研究論文

4次元超曲面の曲率を用いた領域拡張法と胸部CT像からの血管抽出への応用

平野 靖*¹ 国光 和宏*² 長谷川 純一*³ 鳥脇 純一郎*³

要旨 本稿では、4次元超曲面の曲率を拡張条件として用いた領域拡張法を提案する。まず、3次元濃淡画像に対する局所的な最適超曲面当てはめによって得られる超曲面の多項式から4次元超曲面の曲率を求め、その基本的な性質を明らかにする。本手法では3次元濃淡画像を4次元空間における超曲面と考え、その形状を多項式を用いて局所的に近似する。得られた多項式の係数を用いることにより、従来から用いられている差分による偏導関数の近似を用いることなく4次元超曲面の曲率を計算することができる。本手法と差分近似による計算結果を定量的に比較した。本手法によって得られた曲率は差分近似によって得られた曲率に比べて、雑音に強く、方向に依存しないことが示された。さらに、主曲率のパターンの組み合わせを拡張の条件とした領域拡張を行ない、3次元胸部X線CT像からの肺野内の血管抽出を試みた。その結果、血管と思われる部分を抽出できることが確認された。

Key words : Local surface fitting, Curvature of 4D hypersurface, Analysis of 3D gray image, Segmentation, Region growing, Vessel extraction, 3D CT image

1. まえがき

近年、医療分野を中心に、等方性ボクセルを有する高解像度の3次元濃淡画像が広く利用されるようになった。このため、3次元濃淡画像処理の基本手法の開発・蓄積が一層強く求められている[特集00, 特集01, 小特集01, 鳥脇02]。

医用3次元CT像の解析においてもっとも基本となるのはCT値そのものに基づく領域生成法であり、多くの応用例がある[森94, 佐野95, Tsui00, 北坂01, Schlathoelter02, 田中02, 横山02, 渡辺02]。しかしながら、それらにはCT値の変化率による領域生成は見られない。そこで、本文では、3次元濃淡画像の導関数に基づく領域生成を考案し、実際の医用CT像に適用してその能力を検討する。曲率は物体の形状の特徴として重要である。また、3次元濃淡画像を4次元超曲面と見たときの曲率は濃淡画像解析の基本的特徴量の1つであり、濃淡画像の細線化[Monga95, 平野00, 01]、肺の結節の形状解析[久保02]などの報告がある。しかしながら、従来の報告では、曲率はもっぱら曲面の局所的形態に関する特徴抽出のための利用に限定されている[Monga95, 平野00, 倉光01, 久保02]。そこで、本文では濃淡画像の各点において計算された曲率(4次元超曲面の曲率)に基づいて領域拡張法を構成する。続いて、それを実際の3次元胸部CT像に適用して血管領域とみなせる領域を良好に抽出できることを示す。

曲率を計算するためには、1階、および2階偏導関数が必要であるが、デジタル画像においては、これらは差分で近似されることが多い。しかし、単純な差分の計算方法は雑音に弱く、また差分の方向依存性などの問題点を含んでいる。そのため、単純な差分計算では、理論的には同一の曲率を持つ点であっても、その計算結果が常に同じになるとは限らない。

これに対応するために、文献[Deriche93, Monga95, 倉光01]などのように、平滑化を行なうための連続関数(ガウス関数など)を微分し、これを濃淡画像に畳み込むことによって画像の偏導関数を得る手法もしばしば用いられる。この手法は、原画像を平滑化した後に微分をすることと等価であるため、適切に平滑化を行なうことにより、雑音による影響を抑制することが可能である。しかし、平滑化の程度や畳み込みを行なう範囲を適切に決定することは容易ではない。

そこで本稿では、偏導関数を求める際に、局所的な最適超曲面当てはめを用いる方法を提案する。まず、3次元濃淡画像の3つの空間軸に加えて、第4軸目に濃度値をとることによって、3次元濃淡画像を4次元空間内の超曲面と考える。次に、この超曲面に局所的に最適な多項式を当てはめ、その1次、および2次の項の係数から曲率を計算する。本文では、この方法で人工画像に対する曲率を計算することによって、曲率の計算精度が向上することを示す。

この結果に基づいて、実際の胸部X線CT像に対して本手法で得られた曲率のパターンを拡張の条件とした領域拡張法を適用し、これにより画像中の血管領域と思われる領域を良好に抽出できることも示す。

以下、2.で局所的超曲面当てはめの方法、3.で人工

*¹ 名古屋大学情報連携基盤センター (〒464-8601 名古屋市千種区不老町)

*² 名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻
現在 三菱自動車工業(株)乗用車開発本部

*³ 中京大学情報科学部メディア科学科

画像を用いた定量的評価結果について述べ、最後に4.で実際の画像での応用例を示す。

2. 局所的超曲面当てはめ

2.1 概要

本稿で利用する4次元超曲面の曲率とは、3次元濃淡画像を4次元超曲面と考えた時の法曲率である[Monga95]。4次元空間での超曲面には主曲率は3つ存在し、これら3つの主曲率の符号と絶対値によって超曲面の曲がり具合、方向などが記述される[平野00, 鳥脇02]。4次元超曲面の主曲率を計算するには、超曲面の偏導関数を得る必要がある。そこで、ここでは、偏導関数を計算するために、まず3次元濃淡画像の空間座標を定める3軸(x, y , および z 軸)に加えて、第4軸目に画像の濃淡値をとる。これにより3次元濃淡画像を4次元空間での超曲面とみなして、その超曲面を表す関数のパラメータを推定する。

2.2 最適超曲面の推定

3次元画像内の点(i, j, k)の近傍 $N(i, j, k)$ において、入力画像 $F = \{f_{ijk}\}$ (4次元空間中では超曲面と考えられる)をなんらかの条件の下で既知の関数系 $f(i, j, k; a)$ で表した超曲面で近似する。ここでは、 $f(i, j, k; a)$ を式(1)の3変数 n 次多項式とし、式(2)で示すような、入力画像 F と多項式 f との二乗誤差の和 e_{ijk} が最小となるように f の M 個の係数 $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_M)$ を定める。

$$f(x, y, z; a) = a_1 x^n + a_2 y^n + a_3 z^n + a_4 x^{n-1} y + a_5 y^{n-1} z + \dots + a_{M-3} x + a_{M-2} y + a_{M-1} z + a_M \quad (1)$$

$$e_{ijk} = \sum_{(p, q, r) \in N(i, j, k)} \{f_{ijk} - f(p, q, r; a)\}^2 \quad (2)$$

したがって、推定される a は、式(3)の連立方程式の解として求められる。

$$\frac{\partial e_{ijk}}{\partial a_m} = -2 \frac{\partial f}{\partial a_m} \sum_{(p, q, r) \in N(i, j, k)} \{f_{ijk} - f(p, q, r; a)\} = 0 \quad (m=1, 2, \dots, M) \quad (3)$$

以下の実験では、上式で $n=2$ (3変数2次多項式)を用いる。

なお、2次元濃淡画像の場合の例は文献[鳥脇88]参照。また、Canny edge detectorの近似への同様の方法の応用が文献[Brej100]にある。

2.3 曲率の計算

点(i, j, k)における濃淡画像 $F = \{f_{xyz}\}$ の導関数を、最適超曲面当てはめで得た関数 $f(x, y, z; a)$ の偏微分

$$\left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{(i, j, k)}, \quad \left. \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right|_{(i, j, k)}, \quad \left. \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right|_{(i, j, k)} \quad \text{などによって計算する。}$$

実際には、 f を表す座標系を近傍領域 $N(i, j, k)$ の中心(i, j, k)上にとるものとすれば、上記偏微分は

$$\text{すべて原点}(0, 0, 0) \text{における値} \left. \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) \right|_{(0, 0, 0)} \text{など)のみ}$$

が求められれば良いため、 f の推定もこれに必要なパラメータのみが得られれば良い[鳥脇88, Brej100]。

3. 曲率計算法の定量的評価

本節では、前節で与えた超曲面当てはめによる曲率計算の精度を評価する。具体的には、4次元超曲面の曲率の理論値が既知である人工画像を用いて提案手法と通常の差分近似による方法との比較実験を行い、理論値との差、および雑音の影響を定量的に評価する。

3.1 人工画像

実験に用いる人工画像は、画素(x, y, z)の濃度値が式(4)で与えられる3次元濃淡画像 $\{f_{ijk}\}$ である。なお、画像全体は各辺100個の立方体画素で構成した。

$$f_{xyz} = \left[\sqrt{R^2 - \{(C_x - x)^2 + (C_y - y)^2 + (C_z - z)^2\}} \right] \quad (4)$$

ただし、 $0 \leq x, y, z \leq 100, C_x = C_y = C_z = 50$

R : 定数 (実験では50)

[]: ガウス記号

とし、

$$R^2 - \{(C_x - x)^2 + (C_y - y)^2 + (C_z - z)^2\} < 0$$

となる位置(x, y, z)では $f_{xyz} = 0$ とする。

ここで4次元空間における座標系を(x, y, z, f_{xyz}) (ただし、 x, y, z 軸は元の座標軸と同一)として式(4)を

$$(C_x - x)^2 + (C_y - y)^2 + (C_z - z)^2 + (0 - f_{xyz})^2 = R^2$$

と変形すれば、この人工画像は、4次元空間内で中心座標(50, 50, 50, 0)、半径50の4次元超半球面になっていることが分かる。したがって、理論的には曲率半径は画像のいたるところで50となる。

3.2 比較実験

3.2.1 [実験1] 差分近似との比較

式(4)で定めた人工画像 $\{f_{ijk}\}$ に対し、3変数2次多項式による局所的超曲面当てはめ(近傍領域 $N: 15 \times 15 \times 15$ 画素)を用いて得る曲率と、画像処理でよく使われる差分近似により得る曲率(以下、差分近似と書く)とを比較する。差分近似としては、例えば、1階偏導関数(x 軸方向)には、

$$\frac{f_{i+D,j,k} - f_{i-D,j,k}}{2D}$$

2階偏導関数には、

$$\frac{f_{i+D,j,k} - 2f_{i,j,k} + f_{i-D,j,k}}{D^2}$$

$$\frac{f_{i+D,j+D,k} - 2f_{i,j,k} + f_{i-D,j+D,k}}{4D^2} - \frac{f_{i+D,j-D,k} - 2f_{i,j,k} + f_{i-D,j-D,k}}{4D^2}$$

などを用いる[鳥脇02]。ただし、差分間隔 D は、近傍領域 N の大きさを考慮して7画素とし、また、差分方向に関する依存性をできるだけ避けるため、1階差分では中心差分を、2階差分では前進差分(あるいは後退差分)を用いる。

3.2.2 [実験2] 雑音による影響

雑音に対する振る舞いを調べるために、上記人工画像 $\{f_{ijk}\}$ に平均0、標準偏差 σ のガウス雑音を加えた画像に対して、提案の計算法、および差分近似によって曲率を計算し、それぞれの結果を比較する。なお、提案法における多項式の次数、近傍領域の大きさ、および差分近似での差分間隔は[実験1]と同様である。

3.2.3 [実験3] 平滑化後の差分近似との比較

差分近似による計算の前処理として平滑化を行なうことで、その効果と超曲面当てはめのスムージング効果の比較をする。原画像には前もって雑音(平均0、標準偏差 $\sigma = 1.0$ および 3.0 のガウス雑音)を加えておく。用いる平滑化処理は一樣重み平滑化(平滑化マスクサイズは $3 \times 3 \times 3$ 、 $5 \times 5 \times 5$ 、 $7 \times 7 \times 7$ 近傍)、およびガウス重み平滑化(標準偏差 $\sigma_s = 2.0$ 、 3.0 、 4.0 、 4.5)とし、原画像にこのフィルタを一度施した後に、差分により導関数の近似を行なって、曲率を計算する。ガウス重み平滑化を行う際のマスクサイズは $3\sigma_s$ がマスク内に含まれる最小のサイズとし、それぞれ $7 \times 7 \times 7$ 、 $11 \times 11 \times 11$ 、 $13 \times 13 \times 13$ 、 $15 \times 15 \times 15$ 近傍とした。なお、ここでも、提案法における多項式の次数、近傍領域の大きさ、および差分近似での差分間隔は[実験1]と同様である。

3.2.4 実験結果

[実験1]の結果をFig.1(a)に、[実験2]の結果を

Fig.1(b),(c)に、さらにFig.1(d)に空間解像度の異なる画像(アスペクト比 $1:1:1.6$ 、濃度値の定義は、いずれも式(4)による)を用いた場合の比較結果を示す。また、Fig.1(e)~(h)に[実験3]の結果を示す。

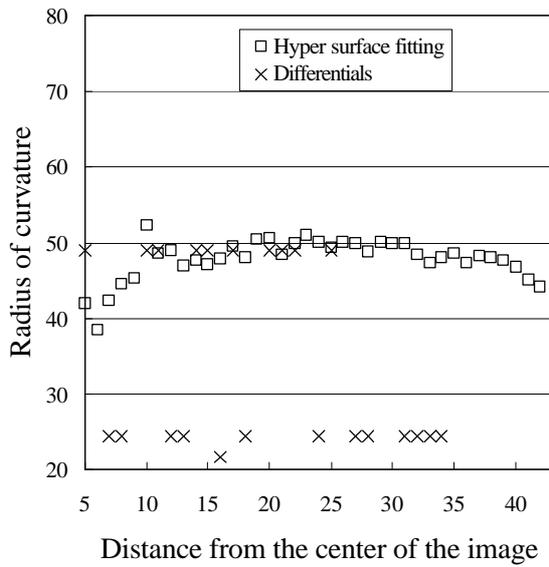
各図は、縦軸に画像の各点において求めた曲率の逆数、すなわち曲率半径をとり、横軸は画像の中心からの距離(画素単位)をとった。超曲面を推定する近傍領域の大きさを考慮すると画像中心からの距離(横軸)が10から40までの範囲で結果の値は有効であると考えられる。

3.3 考察

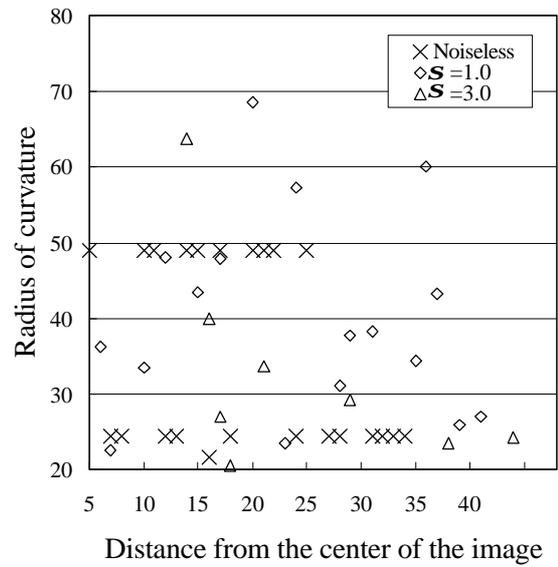
実験に用いた人工画像は、4次元空間における超球面であるため、理論的には各点での主曲率の理論値はすべて等しく、その球の半径の逆数となる。したがって、今回の実験では画像中のすべての点で曲率半径の理論値は50となる。Fig.1(a)から、差分近似手法による計算結果に比べ、超曲面当てはめによるそれは画像中心からの距離に依らずほぼ理論値に近い結果が、より安定して得られた。またFig.1(b),(c)から、差分近似による手法では雑音の影響を大きく受けるのに対して、超曲面当てはめによる手法は雑音に強いことが示された。これは超曲面当てはめでは、超曲面によって球面を近似していることが平滑化の効果も持っているためと考えられる。非等方的な解像度の画像に対する実験では、差分近似による手法では強い方向依存性が見られるが、提案手法では画像中心からの距離に関わらず、ほぼ一定の曲率半径が得られた(Fig.1(d))。これは、超曲面当てはめを行なうことにより、標本化、および量子化される前の超曲面を良好に推定できることを示している。Fig.1(e)~(h)からも、平滑化処理後に差分を施す場合よりも、超曲面当てはめによる方がより理論値に近い値が得られることがわかる。差分近似による結果の中では、標準偏差 $\sigma_s = 4.0$ のガウス重み平滑化を施した後に、曲率計算を行なったものが超曲面当てはめの結果にもっとも近い出力を得たが、結果のば

Table 1 Computation time of each method.

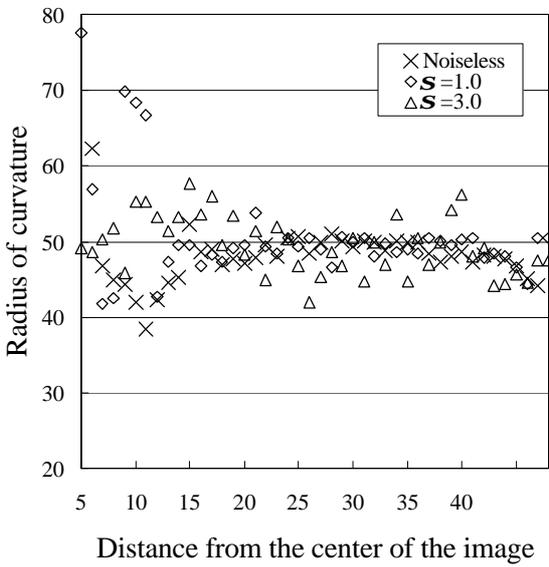
Method	Time [sec]	
Hyper surface fitting	713	
Differentials	17	
Differentials with uniform smoothing	3x3x3	18
	5x5x5	20
	7x7x7	23
Differentials with Gaussian filtering	$\sigma_s = 2.0$	24
	$\sigma_s = 3.0$	41
	$\sigma_s = 4.0$	54
	$\sigma_s = 4.5$	68



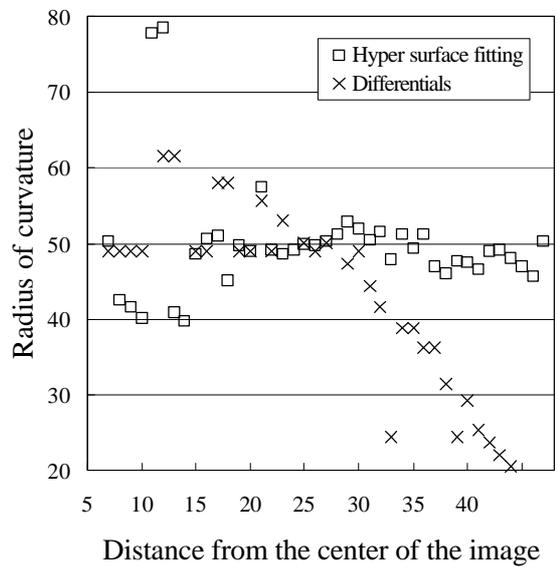
(a) Comparison between surface fitting and differential



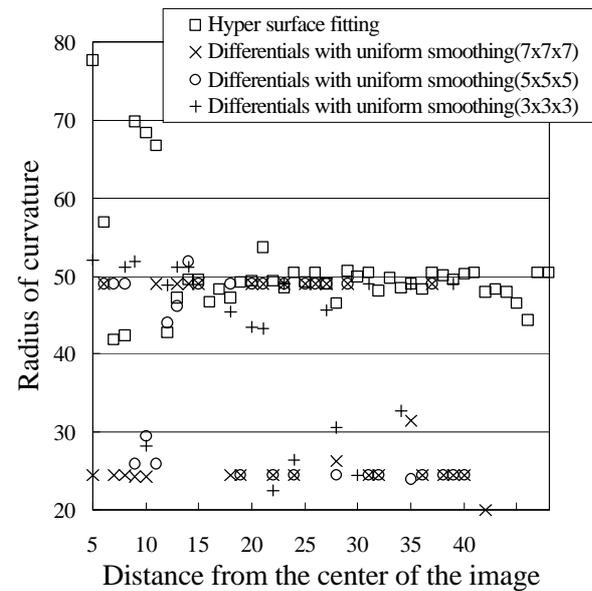
(b) Effect of noise (Differential)



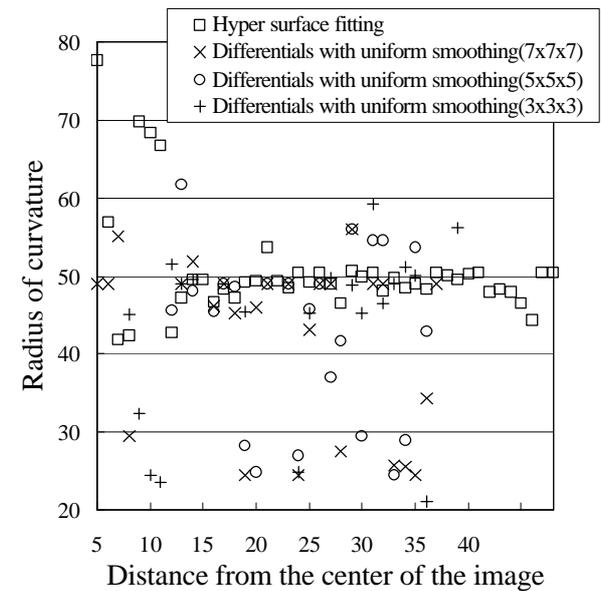
(c) Effect of noise(Surface fitting)



(d) Case of anisotropic voxels

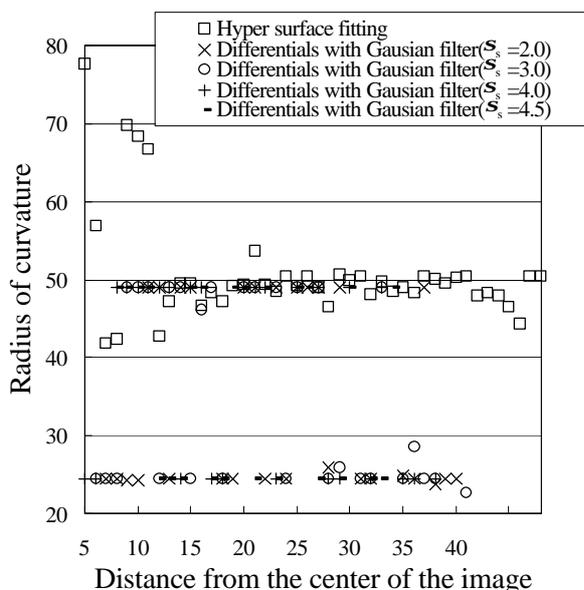


(e) Comparison between surface fitting and differential with uniform smoothing (s = 1.0)

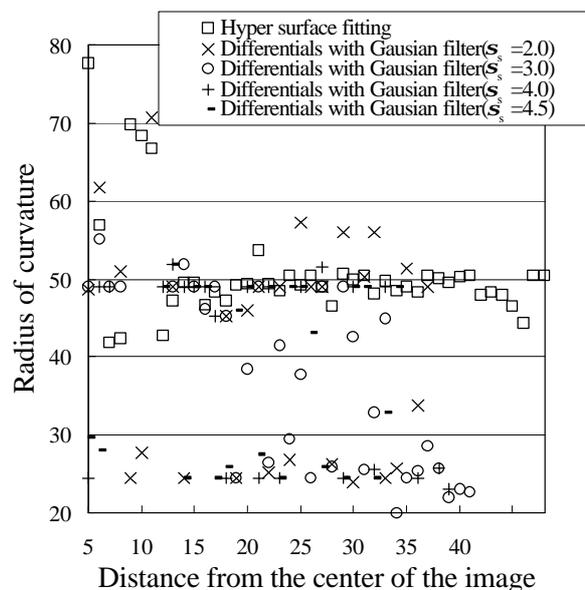


(f) Comparison between surface fitting and differential with uniform smoothing (s = 3.0)

Fig.1 Results of curvature calculation(the case of the artificial image).



(g) Comparison between surface fitting and differential with Gaussian filtering ($s = 1.0$)



(h) Comparison between surface fitting and differential with Gaussian filtering ($s = 3.0$)

Fig.1 Results of curvature calculation(the case of the artificial image). (Cont.)

らつきが目立つ。なお、曲率の計算に要した時間を表1に示す。超曲面当てはめによる方法では平滑化を施した後に差分近似を行う方法に比べて10~35倍程度の時間を要する。用途に応じてどの方法を用いるかを選択的に決定する必要がある。例えば次節で示す応用例では、曲率の正確さが必要とされること、および計算が行われる画素数が少ないことから、超曲面当てはめによる方法が適当であると考えられる。

4. 3次元濃淡画像からの領域抽出への応用

4.1 特徴量としての曲率の利用

前節で述べた局所的超曲面当てはめを利用すれば濃淡画像の各点における偏導関数がある程度安定して求められる。そこで、この計算法で得た曲率を用いて、曲率に基づく領域拡張法を構成し、セグメンテーションを行う。

具体的にはまず、3次元濃淡画像の各画素に対して4次元超曲面の主曲率の符号、大きさを基準とした局所的な超曲面構造による分類を行う。4次元超曲面の曲率の3つの主曲率を k_1 、 k_2 、および k_3 とした時に、主曲率の大小関係(単純主曲率基準)、主曲率の絶対値の大小関係(絶対値基準)、および3つの主曲率の和(平均曲率基準)の符号、の3つの基準からなる組み合わせを考える。ただし、主曲率の大小関係は k_1 、 k_2 、 k_3 、および0との大小関係とする。これらの基準によって3次元濃淡画像の画素の状態(4次元空間の超曲面パターン)を42通りに分類できる[平野00, 鳥脇02]。

4.2 領域抽出への適用

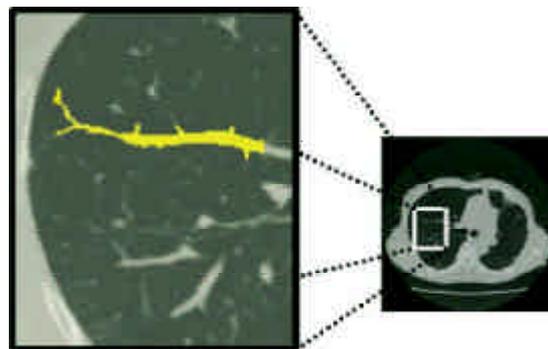


Fig.2 Lung vessel region specified manually.

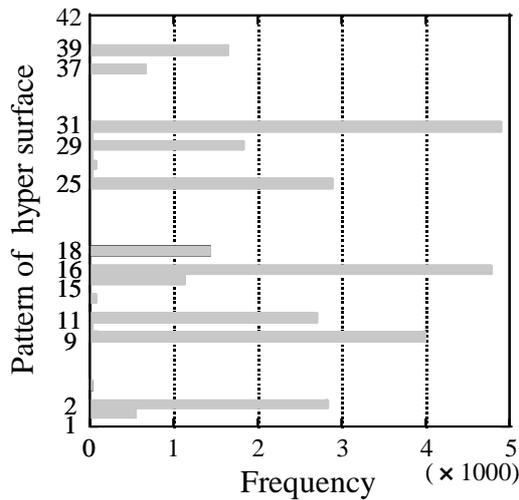
4.2.1 抽出手順

上述した画素の状態の曲率特徴に基づいて、領域拡張法を構成する。領域拡張法とは、注目点の近傍にあり、ある条件を満たす画素を順次抽出済み領域に加えて行くことによって領域を拡張していくことで、指定された点(または出発点)を含む目標領域を抽出する手法である[鳥脇02]。この方法の利点は、抽出目標領域に連結していない領域の誤抽出が防げる点、および、画像中のすべての画素で計算を行なう必要がないため、計算量が大幅に減らせる点にある。

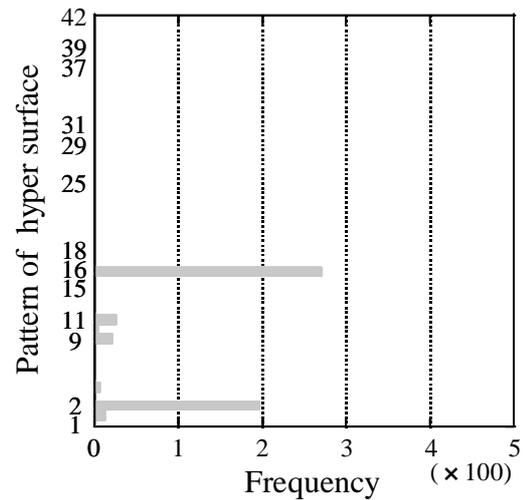
領域拡張の条件として曲率を用いた以下の2つの条件を設定し、両者をも満たす時に、“領域拡張の条件を満たした”として注目点を抽出済み領域に加える。

[領域拡張条件]

- ・注目画素の近傍の超曲面パターンがあらかじめ指定された1つ、あるいは複数のパターンのいずれかに一致する。
- ・最大である主曲率の大きさ k_1 が、ある範囲内にある。すなわち、 $k_{1min} < k_1 < k_{1max}$ (以下、バンドパス

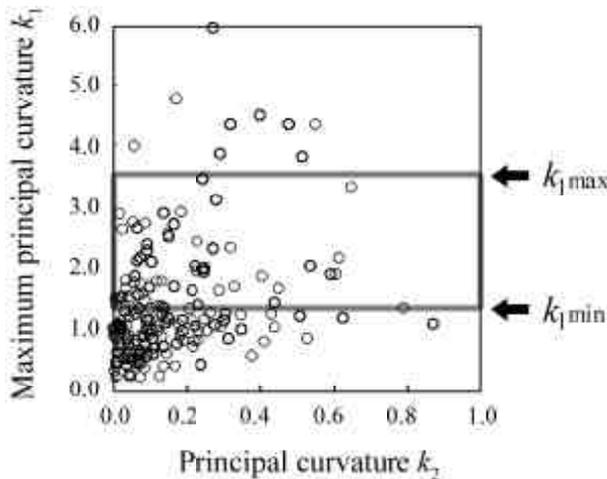


(a) Patterns in the whole right lung

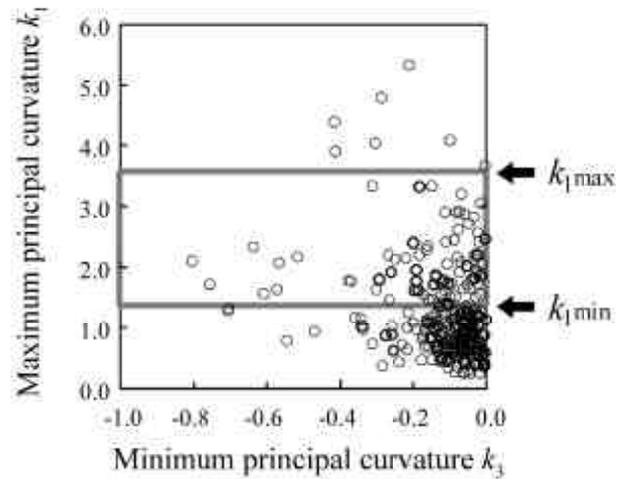


(b) Patterns in vessel region specified manually

Fig.3 Distributions of hyper surface patterns in the CT image used in the experiment. (Numbers of curvature patterns are given according to the table A3.2 in Ref.[鳥脇02])



(a) Pattern No.2



(b) Pattern No.16

Fig.4 Distributions of principal curvature for specific curvature patterns.

処理と呼ぶ)である。

なお、実際の画像に適用する際には、抽出対象領域に応じて拡張条件をより詳細に設定する必要がある。

4.2.2 血管抽出への適用

上記の抽出手法を、実際に3次元胸部X線CT像に適用した。実験に用いた3次元胸部X線CT像の画像サイズは各スライスの大きさが512×512画素、スライス枚数は40枚、画素サイズは0.625mm、再構成間隔は0.5mm(スライス厚1.0mm)である。なお、原画像に対して、平滑化処理などの前処理は行なわない。

当てはめに用いる多項式の次数を、実験的に4次とし、近傍領域Nをやはり実験的に5×5×7画素として局所的超曲面当てはめを行なった。近傍領域Nは画素の大きさを考慮にいれると、3.0mm×3.0mm×3.5mmの範囲となる。肺血管の超曲面特徴を得るために、あらかじめ手作業により、肺血管の一部(Fig.2左の黄色い領域)を入力した。なお、入力Fig.2に

示したスライス1枚に対してのみ行った。

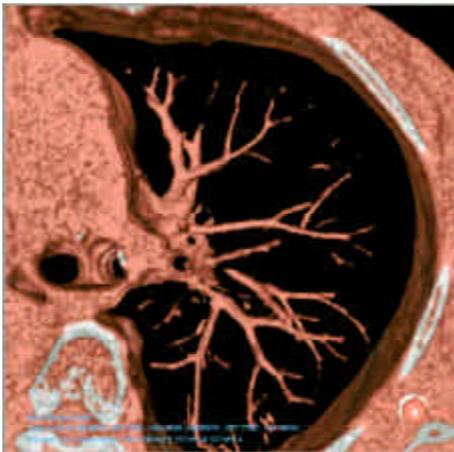
Fig.3(a)に、ある1スライスの右肺領域(画像中、左側にある肺)の全画素に対して超曲面パターンを求めたときの分布をFig.3(b)に、手入力によって得た血管と思われる領域における超曲面パターンの分布を示す。なお、領域に含まれる画素数は、それぞれ29354画素、および516画素である。Fig.3(b)から、血管領域では2種類のパターンが支配的に多く存在することが確認できる。

そこで、これら2つの超曲面パターンを血管を抽出する際の領域拡張条件として採用した。また最大主曲率値のバンドパス処理[領域拡張条件2]における上限値、下限値は $k_{1max} = 3.0$ 、 $k_{1min} = 1.3$ と実験的に決定した。したがって、胸部X線CT像からの領域拡張法による血管領域抽出における領域拡張条件は以下のようなになる。

[領域拡張条件1] 超曲面パターンが以下のいずれかである(パターンの数字は種類を表す番号)[平野00,



(a) A slice from the used CT image



(b) Used CT image rendered using volume rendering method

Fig.5 Original image.

鳥脇02]。

(1)超曲面パターン 2

$$(k_1 > k_2 > k_3 = 0)$$

$$(|k_1| > |k_2| > |k_3| = 0)$$

$$(k_1 + k_2 + k_3 > 0)$$

(2)超曲面パターン 16

$$(k_1 > k_2 = 0 > k_3)$$

$$(|k_1| > |k_3| > |k_2| = 0)$$

$$(k_1 + k_2 + k_3 > 0)$$

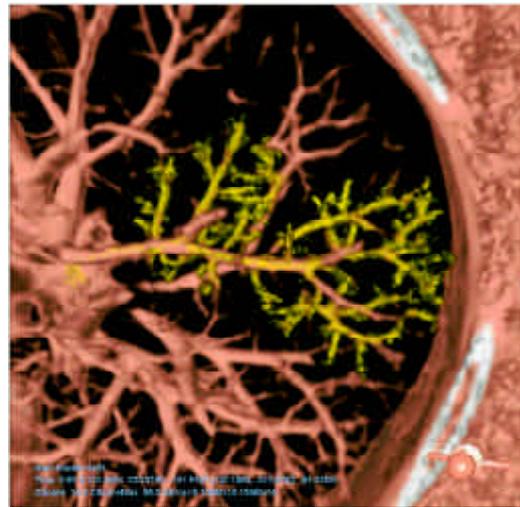
[領域拡張条件2] 最大主曲率の値が以下の条件を満たす。

$$1.3 < k_1 < 3.0$$

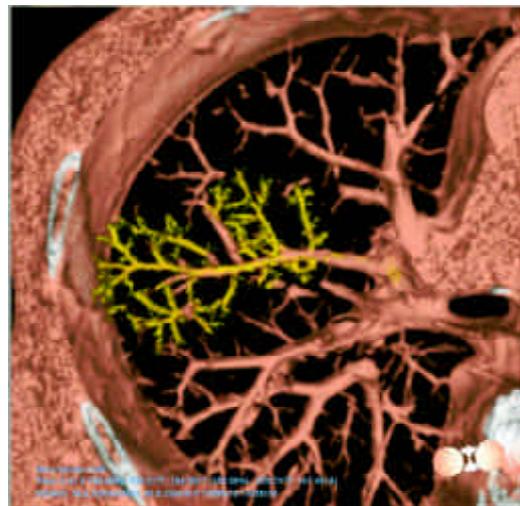
肺血管内の **超曲面パターン 2**、および16である画素の主曲率の値の分布をFig.4(a),(b)に示す。なお、超曲面パターン2における k_3 、および超曲面パターン16における k_2 は常に0となるので、図中に表示していない。

4.2.3 実験結果

実験に用いた入力の前画像の一例を Fig.5 に示す。



(a) View from apex of lung



(a) View from diaphragm

Fig.6 Extracted vessel region rendered using volume rendering method.

また本手法による抽出結果を Fig.6(a),(b)に示す。図の表示にはボリュームレンダリングを用いた。Fig.6(a)は人体の頭から足方向、Fig.6(b)は足からの頭方向の視線による表示である。血管領域として抽出された領域(図中、黄色く塗られた領域)の画素数は6542画素で、計算時間は約20秒(CPU: Pentium III 600MHz)であった。なお、領域拡張における開始点として、抽出された領域の縦隔付近(枝の根元付近)の1点を指定した。

4.3 考察

以下に、今回のCT像への応用に関して主な結果を要約し、考察する。

(1) 本方法の特色は、最初にユーザが関心を持つ出発点を指定したとき、それに連結した、かつ、曲率特徴が類似した点を逐次的に抽出していく点にある。これは、CT像で言えば、血管や気管支の指定した部分に連結する枝を抽出する場合などに有効である。

例えば、従来よく用いられるしきい値処理やエッジ検出による方法では、画像全体にわたって条件に合う部分が検出されるため、その中で指定した点に連結する枝のみを抽出することは、むしろやりにくい。実際、本実験では縦隔部からの血管の根元に領域拡張の開始点を置き、そこから連なる血管を肺野内の超曲面パターンによる画素の分類を行うことで、CT値のしきい値処理のみでは抽出できなかった肺野内の血管と思われる箇所を抽出することができた (Fig.6(a),(b))。

(2) 本手法を指定点に連なる血管抽出の方法としてみると、最大主曲率の下限を設定することで、血管の先端部の細かい部分を良好に抽出することができた。また最大主曲率の上限を設定することで、領域拡張を制限でき、誤抽出(明らかに血管ではない領域の抽出)が大きく減少した。

(3) 一般に、あらかじめ手入力によって得た領域からその領域固有の4次元超曲面の特徴を得て、それに基づく領域拡張法を行えば、さらにこの領域に連結する類似の性質の対象物を抽出できる可能性がある。

(4) 抽出対象臓器によっては、存在し得る超曲面パターンがある程度限られるということも考えられる。今回実験した肺野内の血管においては、2種類の超曲面パターンの生起確率が高く、また限られたパターンのみが血管領域内に存在していることが示された。

(5) 抽出結果の正誤の厳密な評価は解剖などによる検証ができる場合を除いて困難であり、バンドパスの範囲によって抽出する画素数、領域が変わるため、パラメータの決定法、結果の評価法、解剖学的な血管の連結性などについて、今後さらに検討する必要がある。

5. むすび

本論文では、局所曲率情報に基づく領域生成アルゴリズムを構成し、その有効性を示す応用例を示した。そのために、まず、3次元濃淡画像における重要な局所の特徴量である曲率の計算法として、局所的な超曲面当てはめを用いて偏導関数を求めた後、4次元超曲面の曲率を計算する一方法を与えた。次に、それを人工画像に適用し、(曲率推定精度に関する)定量的な評価を行った結果、理論値に近い曲率値が得られることが確認できた。さらに、実際の3次元胸部X線CT像に対して、4次元超曲面の曲率を使った領域拡張法を示し、これを実際のCT像に適用して局所的な曲面パターン分類を行うことで、肺野内の血管を抽出できることを確認した。

従来の領域生成法はもっぱら濃度値そのものを用

いて行われていたが、本文のように曲率情報その他の情報に基づく領域生成法を工夫すれば、さらに多様な処理が実現できるであろう。さしあたり、曲率に対する条件を適切に選択することにより、他の構造も抽出可能であると推測できる。また領域拡張法は逐次的に注目点を移動させていく手法であるため、3次元画像内のすべての点で超曲面当てはめ、および曲率計算をする必要がなく、また孤立点などの除去作業を行う必要もない。今後、他の臓器、病変部など多くの対象に適用できる方法の開発が期待できる。また、4次元超曲面の曲率がどのように画像特徴量として利用できるかについて事例を蓄積し、効果の大きい利用法を明らかにすることが望まれる。

また、現在はパラメータを実験に基づいて決定している。それらの決定方法にも検討の余地がある。さらに、提案する領域拡張法で得られた領域は、診断支援の面から考えると結果の正確さが要求される。結果の解剖学的な考察、検討も今後の課題として挙げられる。

謝辞

日頃より熱心に御討論頂く鳥脇研究室諸氏に深く感謝します。なお、本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金、日本学術振興会科学研究費補助金、厚生労働省がん研究助成金並びに私立大学ハイテク・リサーチ・センター補助金によった。

参考文献

- [Brej100] Brej M and Sonka M : Directional 3D Edge Detection in Anisotropic Data: Detector Design and Performance Assessment. *Computer Vision and Image Understanding* 77(2) : 84-110, 2000
- [Deriche93] Deriche R : Recursively implementing the Gaussian and its derivatives. *Rapport de recherche de l'INRIA* : RR-1893, 1993
- [Monga95] Monga O and Benayoun S : Using partial derivatives on 3D image to extract typical surface features. *Computer Vision and Image Understanding* 61(2) : 171-189, 1995
- [Schlathoelter02] Schlathoelter T, Lorenz C, Carlsen IC, et al. : Simultaneous Segmentation and Tree Reconstruction of the Airways for Virtual Bronchoscopy. *Proc. of SPIE on Medical Imaging 2002* 4684 : 103-113, 2002
- [Tsui00] Tsui YL and Heng PA : Automated extraction of bronchus from 3D CT images of lung based on generic algorithm and 3D region growing. *Proc. of SPIE on Medical Imaging 2000* 3979 : 906-916, 2000
- [久保02] 久保浩章, 河田佳樹, 仁木登, 他 : 4次元曲率を利用した肺野小型腫瘍の良悪性鑑別とその有

効性の検討. 第21回日本医用画像工学大会講演論文集: 465-467, 2002

[倉光01] 倉光 智也, 清水 健治, 柴田 裕士, 他: Gauss平滑化とHessian行列の固有値にもとづく腫瘍(結節)と血管の識別. Medical Imaging Technology 19(3): 196-207, 2001

[北坂01] 北坂 孝幸, 森 健策, 長谷川 純一, 他: 3次元胸部X線CT像からの気管支領域抽出精度の改善に関する基礎的検討. 第11回コンピュータ支援画像診断学会大会・第10回日本コンピュータ外科学会大会合同論文集: 161-162, 2001

[佐野95] 佐野 耕一, 及川 道男, 磯部 義明: リージョングローイング法による軟部組織の抽出と3次元表示. Medical Imaging Technology 13(3): 189-194, 1995

[小特集01] 小特集 最新医用イメージング技術. 映像情報メディア学会誌 55(5), 2001

[田中02] 田中 友章, 目加田 慶人, 森 健策, 他: 胸部X線CT像からのキー・スライスを利用した肺動脈・肺静脈の抽出および分類. 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会・第11回日本コンピュータ外科学会大会合同論文集: 201-202, 2002

[特集00] 次世代医用画像技術論文特集. 電子情報通信学会論文誌(D-II) J83-D-II(1), 2000

[特集01] 特集 / 3次元画像処理のアルゴリズム領域・面・線の抽出と解析. Medical Imaging Technology 19(3): 133-173, 2001

[鳥脇88] 鳥脇 純一郎: 画像理解のためのデジタル画像処理[I]. 昭晃堂, 東京, 1988

[鳥脇02] 鳥脇 純一郎: 3次元デジタル画像処理. 昭晃堂, 東京, 2002

[平野00] 平野 靖, 清水 昭伸, 長谷川 純一, 他: 4次元超曲面の曲率を用いた3次元濃淡画像に対する追跡型細線化の一手法. 電子情報通信学会論文誌(D-II) J83-D-II(1): 126-136, 2000

[平野01] 平野 靖, 鳥脇 純一郎: 3次元濃淡画像からの線図形抽出アルゴリズム. Medical Imaging Technology 19(3): 161-167, 2001

[森94] 森 健策, 長谷川 純一, 鳥脇 純一郎, 他: 3次元胸部X線CT像からの気管支領域の自動抽出. 電子情報通信学会 パターン認識・理解研究会(PRU)技術研究報告: PRU93-149, 1994

[横山02] 横山 耕一郎, 北坂 孝幸, 森 健策, 他: CT値の分布特徴に基づいた非造影腹部X線CT像からの肝臓領域の抽出. 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会・第11回日本コンピュータ外科学会大会合同論文集: 217-218, 2002

[渡辺02] 渡辺 恵人, 野方 円, 長谷川 純一, 他: 腹

部単純・造影X線CT像からの肝臓領域全自動抽出法の開発. 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会・第11回日本コンピュータ外科学会大会合同論文集: 215-216, 2002

著者紹介



平野 靖 (ひらの やすし)

平7年名大・工・電子情報卒。平9年同大大学院博士課程前期課程(電子情報学専攻)了。平11年同大大学院博士課程後期課程(情報工学専攻)了。平12年4月同大大学院工学研究科助手。平14年4月同大情報連携基盤センター助手。博士(工学)。平10年4月より平11年11月まで日本学術振興会特別研究員(DC2)、平11年12月より平12年3月まで日本学術振興会特別研究員(PD)。3次元画像処理とその肺腫瘍の良悪性鑑別への応用に関する研究に従事。日本エム・イー学会、日本医用画像工学会、コンピュータ支援画像診断学会、および電子情報通信学会各会員。



国光 和宏 (くにみつ かずひろ)

平11名大・工・電子情報卒。平13年同大大学院博士課程前期課程(電子情報学専攻)了。在学中は3次元濃淡画像処理に関する研究に従事。



長谷川 純一 (はせがわ じゅんいち)

1974年名古屋大学工学部卒。1979年同大学大学院博士課程了。同年名古屋大学工学部助手、1986年同講師。1987年中京大学教養部助教授。1992年中京大学情報科学部教授。工博。パターン認識、画像理解とそれらの医療・スポーツへの応用に関する研究に従事。日本エム・イー学会、コンピュータ支援画像診断学会、電子情報通信学会、情報処理学会などの会員。



鳥脇 純一郎 (とりわき じゅんいちろう)

昭37名大・工・電子卒。昭42同大大学院博士課程了。同年4月名古屋大学工学部助手。以降、昭45助教授、昭49名古屋大学大型計算機センター助教授、昭55豊橋技術科学大学情報工学系教授、昭58名古屋大学工学部電子工学科教授を経て、昭60年4月より同情報工学科(平成6年4月より大学院工学研究科情報工学専攻)教授。平成15年4月中京大学情報科学部教授、名古屋大学名誉教授。工博。パターン認識、画像処理、グラフィックスおよびそれらの医学情報処理への応用に関する研究に従事。著書「画像理解のためのデジタル画像処理I、II」(昭晃堂)、「パターン情報処理の基礎」(朝倉書店)、「認識工学」(コロナ社)、「3次元デジタル画像処理」(昭晃堂) 日本医用画像工学会、電子情報通信学会、情報処理学会、日本エム・イー学会、コンピュータ支援画像診断学会、人工知能学会、画像電子学会、IEEE各会員。

A Region Growing Method Using Hyper Surface Curvature and Its Application to Extraction of Blood Vessel Region from Chest X-ray CT Images

Yasushi Hirano^{*1}, Kazuhiro Kunimitsu^{*2}, Jun-ichi Hasegawa^{*3}, Junichiro Toriwaki^{*3}

^{*1}Information Technology Center, Nagoya University

^{*2}Mitsubishi Motors Corporation

^{*3}Department of Media Arts and Sciences, School of Computer and Cognitive Sciences, Chukyo University

Abstract

In this paper, we propose a new region growing method using curvatures of hyper surface as conditions of expansion. The hyper surface curvatures are calculated at every point in a three dimensional(3D) gray image using coefficients of polynomial expressions estimated by the local hyper surface fitting. The basic nature of the curvature obtained by the proposed method is compared with that by the previous method through experiments using artificial images. Furthermore, the curvatures are used as conditions for the region growing method to extract vessel regions from practical 3D CT images. As a result, it was shown that the curvatures obtained by the proposed method were useful as a 3D shape feature for segmentation.