

論 文

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
一手法平野 靖[†] 清水 昭伸^{††} 長谷川純一^{†††} 鳥脇純一郎[†]A Tracking Algorithm to Extract Ridge Lines for Three Dimensional Gray Images
Using Curvature of Four Dimensional Hyper SurfaceYasushi HIRANO[†], Akinobu SHIMIZU^{††}, Jun-ichi HASEGAWA^{†††}, and Jun-ichiro TORIWAKI[†]

あらまし 本論文では3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型の細線化手法を提案する。本手法は、入力画像の3次元濃淡画像に対して2値化や背景の分離などの前処理を適用することなく直接に適用できる点に特徴がある。本手法は、局所的に濃度値が極大になる点を追跡開始点とし、その点から尾根線を追跡していく、という追跡型の細線化手法である。追跡を続ける条件として、4次元超曲面の曲率の三つの主曲率の組合せを用いる。提案手法を人工画像、及び実画像に適用したところ、ほぼ、尾根線と思われる部分を抽出できることが確認できた。

キーワード 尾根線追跡, 細線化, 4次元超曲面の曲率, 3次元濃淡画像

1. ま え が き

近年、3次元濃淡画像の利用が主として医用画像を中心として活発になってきている。画像を利用する上で、基本的なアルゴリズムが重要な役割を果たすが、その中でも画像から特徴的な線を取り出す処理は特に重要である。このような処理は2次元画像に対しては、細線化、スケルトン化、構造線抽出などの名称のもとに膨大な研究がなされている[1]~[3]。

本論文で扱う濃淡画像に関しても2次元画像に対しては尾根線追跡型[4]、構造線抽出[5]、局所連結数などの局所特徴を用いた細め型処理[6]などの基本的な考え方が提案され、アルゴリズムも与えられている。そして、これらのほとんどすべてに対して、3次元濃淡画像用のアルゴリズムが与えられている。例えば、曲面の構造線(Crest lineと呼んでいる)の局所処理による抽出[7]、濃度値を加味しつつ連結成分を線から削っていく細め型手法[8]、濃度値曲面の凹みの境界を取り出す

Watershed法[9]などである。詳細は文献[4]、[8]に譲る。これらは基本的に濃度値に関する局所条件を満たすある種の特徴点を抽出するものであり、抽出結果は線状になる傾向はあっても積極的に線状図形を抽出するアルゴリズムにはなっていない。そして、上記のアルゴリズムの各タイプでいえば、尾根線追跡型細線化のみが3次元濃淡画像について作られていない。

そこで、本論文では、3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型の細線化手法を提案する。本手法では、まず、入力された3次元濃淡画像の各画素を複数のsub-voxelに分割し、見かけ上の空間解像度を上げる。これは、追跡方向の自由度を増加させることを意味する。次に、局所的に濃度値が極大となる画素を追跡開始点とし、注目点における4次元超曲面の曲率[10]が最小になるような主曲率方向に画素を追跡していく。これにより、最終的に線図形を得る。以下、2.で尾根線の特徴づける局所特徴量である4次元超曲面の曲率の性質を詳細に調べる。その結果、各画素における4次元超曲面の曲率の値によって取り得る可能な状態のすべてを具体的に示す。続く3.で提案手法を説明する。次に、4.でsub-voxelへの分割数を変えて人工画像に対して適用した結果、及び胸部X線CT像から切り出した肺血管に対して適用した結果も示す。

なお、本論文で用いる「濃淡画像の細線化」という言葉は、濃淡画像を、その特徴的な構造情報を抽出で

[†] 名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻, 名古屋市
Department of Information Engineering, Graduate School of Engineering,
Nagoya University, Nagoya-shi, 464-8603 Japan

^{††} 東京農工大学大学院生物システム応用科学研究所, 小金井市
Graduate School of Bio-Applications and Systems Engineering, Tokyo
University of Agriculture and Technology, Koganei-shi, 184-8588 Japan

^{†††} 中京大学情報科学部情報科学科, 豊田市
Department of Computer and Cognitive Sciences, School of Computer and
Cognitive Sciences, Chukyo University, Toyota-shi, 470-0393 Japan

きる形で線図形に変換する処理を意味する(2次元画像に対する文献[1],[4]と同じ意味である)。

表1 主曲率の可能な組合せ

Table 1 All possible combinations of principal curvatures.

2. 4次元超曲面の曲率

3次元デジタル濃淡画像(以下, 3D画像と略記)は, 3次元空間を直方体画素に分割し, 各画素に濃度値を割り当てたものである。具体的には第*i*行*j*列*k*段の画素(*i,j,k*)の濃度値が f_{ijk} である3D画像を $F=[f_{ijk}]$ のように書く。3D画像に関する基礎的な手法の定義(例えば連結性の定義など)は文献[2],[3]に従う。

次に, 4次元超曲面の曲率について簡単に述べる。本手法で用いる4次元超曲面の曲率は, 文献[10]によるもので, 3次元濃淡画像の空間方向の三つの軸に加え, 第4軸目として濃度値をとり, 3次元濃淡画像を4次元空間内の4次元超曲面と考えたときの法曲率である。3次元空間での3次元曲面では, 主曲率(3次元曲面の曲率)は臍点や平坦面上の点のように特別な点ではない限り唯二つ存在するが, 本論文で用いる4次元超曲面の曲率では三つ存在し, この三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が記述される。

4次元超曲面の曲率の主曲率を $k_1, k_2,$ 及び k_3 としたとき, それらの値の間の関係を3種類の特徴量の組合せで分類した結果を表1に示す。用いた特徴量(基準)は, 主曲率の大きさ(単純主曲率基準), 主曲率の絶対値(絶対値基準), 及び三つの主曲率の和の符号(平均曲率基準)である。ただし, $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ とする。単純主曲率基準は超曲面が第4軸の正負のどちらにより曲がっているかを表す。これは $k_1, k_2, k_3,$ 及び0の大小関係による分類であり20通りに, 絶対値基準は $|k_1|, |k_2|, |k_3|,$ 及び0の大小関係による分類であり26通りに, 平均曲率基準は主曲率の和の符号による分類であり3通りに分類できる。したがって, 総計1560通りの組合せが考えられるが, $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ という条件を与えると, 表1に示す42通りのみ存在する。これらは3D画像の画素の状態を分類する基本的な特徴量として利用できる。一般に多次元超曲面の曲率においても, すべての主曲率の積, 及び和をガウス曲率, 及び平均曲率と定義しているが, 単純にガウス曲率を用いた場合には, 例えば($k_1 > 0, k_2 > 0, k_3 > 0$)という組合せと, ($k_1 > 0, k_2 < 0, k_3 < 0$)という組合せの区別ができない。本論文では, 4.1で追跡を継続する条件として正の値をもつ主曲率の個数を用いるため, 表1に示すような分類を行った。

連続空間の画像の場合, 4次元超曲面の曲率は画像

番号	単純主曲率基準	絶対値基準	平均曲率基準
1	$k_1 > k_2 > k_3 > 0$	$ k_1 > k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
2	$k_1 > k_2 > k_3 = 0$	$ k_1 > k_2 > k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
3	$k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$ k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
4	$k_1 > k_2 = k_3 = 0$	$ k_1 > k_2 = k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
5	$k_1 = k_2 > k_3 > 0$	$ k_1 = k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
6	$k_1 = k_2 > k_3 = 0$	$ k_1 = k_2 > k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
7	$k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
8	$k_1 = k_2 = k_3 = 0$	$ k_1 = k_2 = k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
9	$k_1 > k_2 > 0 > k_3$	$ k_1 > k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
10	〃	$ k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
11	〃	$ k_1 > k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
12	〃	$ k_1 = k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
13	〃	$ k_3 > k_1 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
14	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
15	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
16	$k_1 > k_2 = 0 > k_3$	$ k_1 > k_3 > k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
17	〃	$ k_1 = k_3 > k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
18	〃	$ k_3 > k_1 > k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
19	$k_1 = k_2 > 0 > k_3$	$ k_1 = k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
20	〃	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
21	〃	$ k_3 > k_1 = k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
22	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
23	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
24	$k_1 = k_2 = 0 > k_3$	$ k_3 > k_1 = k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
25	$k_1 > 0 > k_2 > k_3$	$ k_1 > k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
26	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
27	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
28	〃	$ k_1 = k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
29	〃	$ k_3 > k_2 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
30	〃	$ k_3 > k_1 = k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
31	〃	$ k_3 > k_1 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
32	$k_1 > 0 > k_2 = k_3$	$ k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
33	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
34	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
35	〃	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
36	〃	$ k_2 = k_3 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
37	$k_1 = 0 > k_2 > k_3$	$ k_3 > k_2 > k_1 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
38	$k_1 = 0 > k_2 = k_3$	$ k_2 = k_3 > k_1 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
39	$0 > k_1 > k_2 > k_3$	$ k_3 > k_2 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
40	$0 > k_1 > k_2 = k_3$	$ k_2 = k_3 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
41	$0 > k_1 = k_2 > k_3$	$ k_3 > k_2 = k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
42	$0 > k_1 = k_2 = k_3$	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$

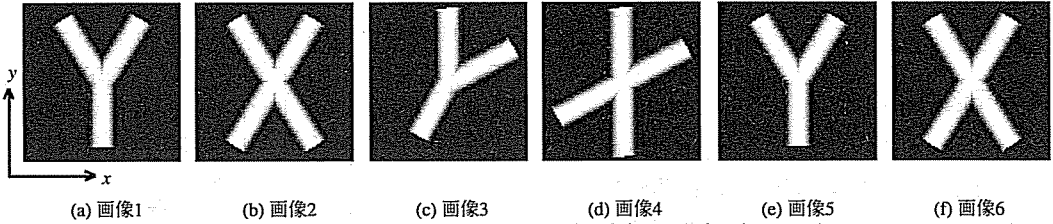


図1 実験に用いた人工画像の断面(濃度値が大きいかほど白く印刷してある)
Fig. 1 Cross sections of artificial images used in the experiment.

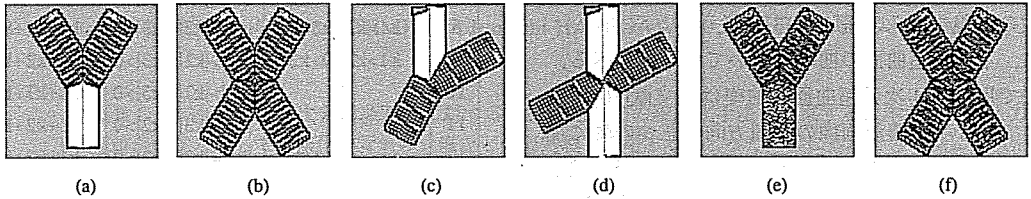


図2 図1の各点において曲率を計算した結果の断面
Fig. 2 Cross sections of results of computing curvature for artificial images in Fig. 1.

を表す関数の1階偏導関数, 及び2階偏導関数を用いて計算される(付録参照)[10]. 本論文の場合は, これを以下のように差分で近似する. すなわち*L, J, K*軸方向の画素の大きさをそれぞれ, $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ とし, 画素(*i, j, k*)の濃度値を f_{ijk} で表すとき, 画素(*i, j, k*)における1階差分を

$$\frac{f_{i+1,j,k} - f_{i-1,j,k}}{2\Delta x}$$

など, 2階差分を

$$\frac{f_{i+1,j,k} - 2f_{i,j,k} + f_{i-1,j,k}}{(\Delta x)^2}$$

$$\frac{f_{i+1,j+1,k} - f_{i-1,j+1,k} - f_{i+1,j-1,k} + f_{i-1,j-1,k}}{4\Delta x \Delta y}$$

などで近似する.

なお, 2次元濃淡画像に対しては局所的に曲面の当てはめを行い, 偏導関数を推定する手法が提案されている[11]. 同様に3次元濃淡画像に対しても超曲面, あるいは立体を当てはめて偏導関数を推定することが原理的には可能であるが, 本論文では提案手法のより基本的な振舞いを調べるために, 連続画像の微分を離散近似する際に一般的に用いられる差分を用いた.

実際に図1に示す人工画像を用いて曲率を求めた. 人工画像は $100 \times 100 \times 100$ 画素でその中央に半径10画素の円柱を組み合わせた図形を含む. 図1は画像の中心を通る断面の濃度値分布を示している. 画素(*i, j, k*)に

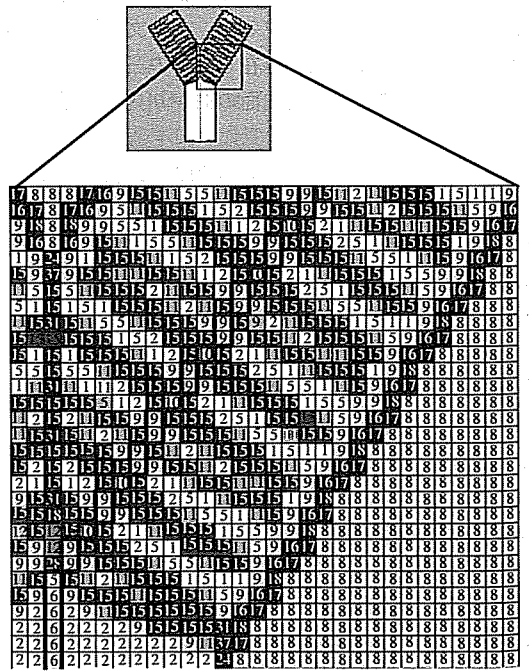


図3 図2(a)の拡大図
Fig. 3 Enlargement of a part of Fig. 2(a).

における濃度値は, 円柱の中心線と画素(*i, j, k*)との最短距離を r としたとき, 以下の式で与えられる.

$$f_{ijk} = \begin{cases} 1000 - 10r^2 & (r \leq 10) \\ 0 & (r > 10) \end{cases}$$

画像1(図1(a))は円柱をY字型に組み合わせたもの,

画像2(図1(b))はX字型に組み合わせたもの、画像3(図1(c))、及び画像4(図1(d))は、それぞれ画像1、及び画像2をxy平面で画像の中心の周りに30°回転させたもの、画像5(図1(e))、及び画像6(図1(f))は、それぞれ画像1、及び画像2の円柱部分に平均値0、標準偏差10の正規乱数を加えたものである。いずれの画像でも、Y字型、あるいはX字型の中心線の分岐点が画像の中心にある。

図2に人工画像の各点で4次元超曲面の曲率を求めた結果を示す。図2の濃淡は表1の各パターンに対応している。図3に図2(a)の一部分の拡大図を示す。図3中の数字は表1の各パターンに対応する。人工画像の中心線上(図3の太線で囲んだ部分)では、表1の組合せ番号の5,6,9,10の主曲率のパターンが存在することが認められる。雑音を加えないものに関しては他の画像に対する実験でも、中心線上の主曲率のパターンは図3に見られるものと同一であった。

3. 提案手法の説明

3.1 開始条件・追跡継続条件

ある画素Pにおける濃度値を $f(P)$ で表し、以下の二つの条件を設定する。ただし、連結性は26連結[2], [3] (26-neighborhood, 図4)で考える。以下、簡単のために、画素を単に点と呼ぶことがある。また、2値画像(濃度値として0か1のみをとる画像)において、値1(0)をもつ画素を“1(0)-画素”と呼ぶ。

[開始条件] 注目点Pに隣接する点 Q_1 と、点Pに対して点 Q_1 と点対称の位置にある点 Q_2 を隣接点ペア(adjoining voxel pair)と呼ぶ(図4)。点Pと点Pの隣接点ペア Q_1, Q_2 が以下の条件を満たすとき点Pは開始条件を満たす。

$$[(f(P) \geq f(Q_1)) \wedge (f(P) > f(Q_2))] \cup [(f(P) > f(Q_1)) \wedge (f(P) \geq f(Q_2))]$$

[継続条件] 注目点Pにおける4次元超曲面の曲率の絶対値が最小となる主曲率方向が追跡方向と一致し、かつ点Pにおける曲率の符号及び大きさが4.1の組合せである。ただし、4次元超曲面の曲率の絶対値が最小と

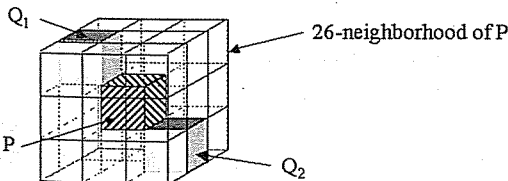


図4 26近傍と隣接点ペア
Fig. 4 The 26-neighborhood and an adjoining voxel pair.

なる主曲率方向を、点Pと点Pの26近傍にある点を結ぶ26方向のうち角度の差が最も小さいものに近似する。

なお、上記[開始条件]は追跡開始点探索のために、[継続条件]は後述の[追跡]という手順で追跡方向を決定するために用いる。

3.2 尾根線追跡型細線化アルゴリズム

本節と次節でアルゴリズムの概要を述べる(図5)。
[追跡]の詳細は次の3.3に与える。提案手法を説明する。

[step 1] 原画像の画素の各辺をそれぞれ n 分割し(一つの画素は $n \times n \times n$ 個のsub-voxelに分割され、画像の空間解像度は n 倍になる)、各sub-voxelの濃度値を原画像の3重線形補間によって定める。また、原画像の n 倍の空間解像度をもつ画像 I_n を用意し、すべての画素に値0を代入しておく。[step 2]へ。

[step 2] 画像全体を走査し、注目点Pの隣接点ペア13組のうち12組以上が[開始条件]を満たし、まだ追跡をされていない点を追跡開始点とする。追跡開始点が見つかったら[step 3]へ。見つからなければ[step 7]へ。

[step 3] ちょうど12組の隣接点ペアが[開始条件]を満たす

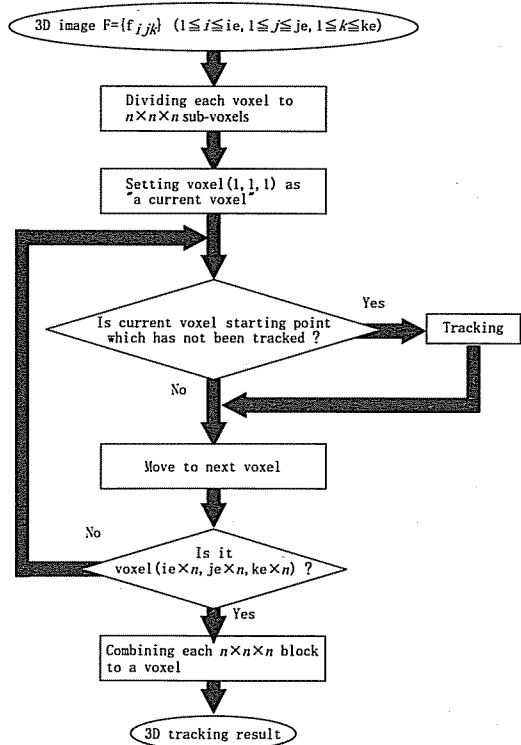


図5 追跡処理の概要
Fig. 5 Outline of tracking process.

たすとき, [step 4]へ. 13組が満たす(このとき注目点は極大点となる)とき[step 5]へ.

[step 4] 追跡開始点と[開始条件]を満たさなかった隣接点ペアの一方を結ぶ方向を追跡方向とし, [追跡]を開始する. [追跡]が終了したら, [step 6]へ. [追跡]の内容は3.3参照.

[step 5] 追跡開始点に隣接する点のうち[継続条件]を満たす点があれば, 追跡方向を追跡開始点とその点を結ぶ方向として[追跡]を開始する. 追跡が終了したら[step 6]へ. [継続条件]を満たす方向がなければ[step 2]へ.

[step 6] 追跡開始点に戻り, 追跡方向を 180° 回転した方向を新たな追跡方向として[追跡]を行う. 追跡が終了したら, [step 2]へ.

[step 7] 原画像と同じ大きさの画像 I_{out} を用意する. 画像 I_{out} の各画素に対応する画像 I_b の $n \times n \times n$ 個の画素のブロック内に1-画素を一つでも含む場合, 画像 I_{out} の画素を1-画素に, 一つも含まない場合, 0-画素にし, 終了する.

3.3 追 跡

[step I] 注目点を追跡方向に1画素移動し, 移動後の注目点において[継続条件]を満たせば, 画像 I_b の注目点に対応する画素に値1を書き込み, [step I]を繰り返す. 満たさなければ, 注目点を戻して[step II]へ.

[step II] 注目点を追跡方向に2画素移動し, 移動後の注目点において[継続条件]を満たせば, 画像 I_b の注目点に対応する画素に値1を書き込み, [step I]へ. 満たさなければ, 注目点を戻して[step III]へ.

[step III] 注目点とそれに隣接する点を結ぶ方向のうち, 追跡方向となす角が 90° 未満である方向へ追跡方向を変える. 注目点をそれぞれの追跡方向に1画素移動し, 移動後の注目点において[継続条件]を満たせば, 画像 I_b の注目点に対応する画素に値1を書き込み, [step I]へ. 満たさなければ, 注目点を追跡開始点に戻し, 追跡を終了する.

なお, [追跡]によって抽出されたすべての画素について, 以前に追跡された方向がすべて記録されており, [追跡]の各stepでの追跡方向が以前追跡された方向であればその時点で追跡を終了する. したがって, ある画素が同じ方向に2回以上追跡されることはない.

4. 実験, 及び考察

この章では, 上記手法を人工画像, 及び実画像に適用した結果を示す.

4.1 継続条件

3.2でふれた[継続条件]の主曲率の符号と大きさの組合せとして, 以下の二つについて実験を行った. ただし, 三つの主曲率を k_1, k_2, k_3 とし, $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ という順に並べられているとする.

[組合せ①] 表1のパターン5,6,9,10

[組合せ②] 二つ以上の主曲率の符号が正であり, $|k_1|, |k_2|$, 及び $|k_3|$ のうち $|k_3|$ は極大値ではない.

[組合せ①]は2.で図1の人工画像の中心線上に実際に見られたパターンである. 中心線は人工画像中で最も濃度値が高い直線状の領域であり, 直感的に「尾根線」であると考えられる. また, [組合せ②]は表1の番号の1~11(4,8を除く), 及び19に対応している. [組合せ②]は[組合せ①]を包含しているため, [組合せ②]を用いた場合に抽出される画素の集合は[組合せ①]を用いた場合に抽出される画素の集合を包含している. [組合せ②]のように中心線に見られるパターン以外のものも含む組合せを選んだ理由は, 雑音加わった画像における中心線上では2.で見られたパターン以外のものも見られるためである. ところで, 3次元曲面の曲率では平均曲率を H , ガウス曲率を K としたときに, $H < 0$ かつ $K = 0$ の曲面をridge surface, 及び $H < 0$ かつ $K < 0$ の曲面をsaddle ridgeと呼ぶが[11], この類推から[組合せ②]は3次元曲面の曲率でのridge surface, 及びsaddle ridgeの一部に相当するパターンをより多く含むと考えることができる. なお, 本論文で用いた文献[10]の計算法では, 主曲率の符号の付け方が文献[12]とは逆になっている.

以下, 説明の便宜上, [継続条件]の主曲率の組合せに[組合せ①]を用いるものを[継続条件①], [組合せ②]を用いるものを[継続条件②]と呼ぶ.

なお, sub-voxelへの分割数 n は, $n=1,2,3$ の3通りを試みた.

4.2 人工画像に対する実験

図1に示す人工画像に対して画素の分割数 n を変化させて本手法を適用した. 円柱の中心線を理想的な抽出結果とし, “理想芯線(ideal center line)”と呼ぶ(図6). 継続条件①に対する結果を図7に, 継続条件②に対する結果を図8に示す.

継続条件①を用いた場合でも, 継続条件②を用いた場合でもいずれの画像とも分割数を大きくするに従って抽出結果の分断が少なくなるが, 同時に中心線以外の短線(以下, “ひげ”と呼ぶ)も抽出されていることがわかる. 継続条件①を用いた場合と継続条件②を用

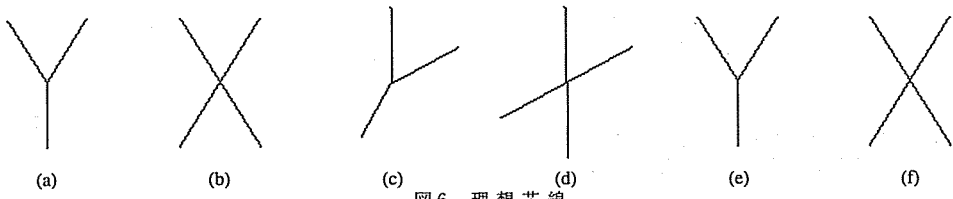


図6 理想芯線
Fig. 6 Ideal center lines for each image.

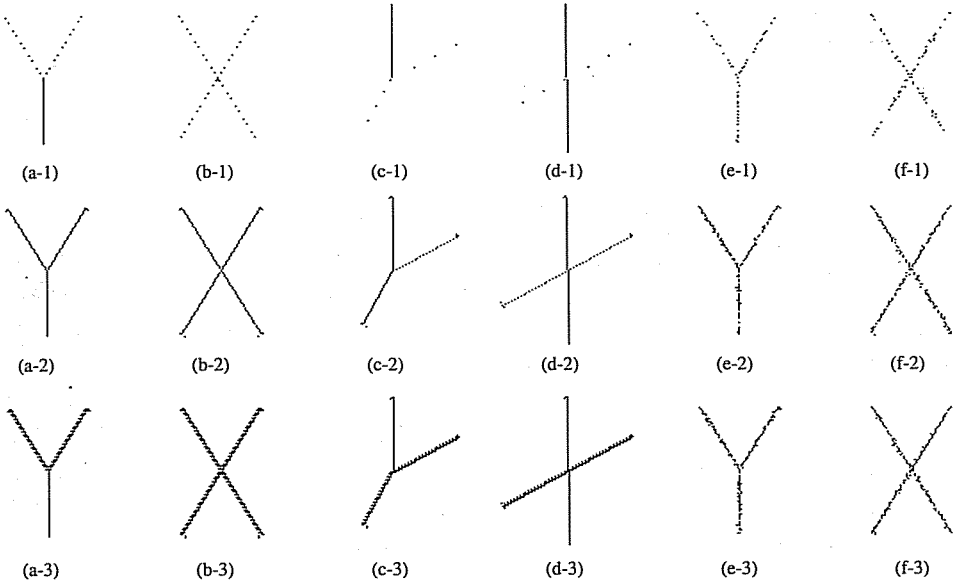


図7 継続条件①を用いた場合の追跡結果 (上段(a-1)~(f-1):分割数1, 中段(a-2)~(f-2):分割数2, 下段(a-3)~(f-3):分割数3)
Fig. 7 Tracking results using the continuation condition ①.

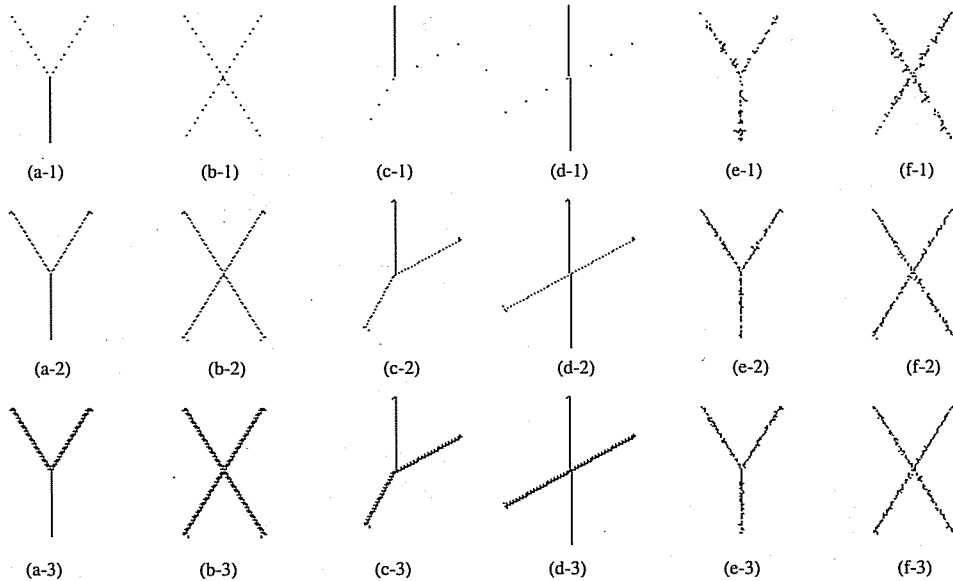


図8 継続条件②を用いた場合の追跡結果 (上段(a-1)~(f-1):分割数1, 中段(a-2)~(f-2):分割数2, 下段(a-3)~(f-3):分割数3)
Fig. 8 Tracking results using the continuation condition ②.

表2 (a) 出力図形の連結成分数, (b) 追跡された画素数
Table 2 (a) Number of connected components, (b) Number of tracked voxels.

(a)

		分割数	画像1	画像2	画像3	画像4	画像5	画像6
継続条件①	1	21	39	8	9	39	54	
	2	29	59	34	41	19	33	
	3	1	3	2	1	13	16	
継続条件②	1	21	39	8	9	30	29	
	2	1	3	20	41	18	23	
	3	1	3	2	1	11	14	

(b)

		分割数 n	連続して追跡された画素数 ($\times n$ 画素)					
			1~9	10~19	20~29	30~39	40~	
継続条件①	画像1	1	20	0	0	0	1	
		2	28	0	0	0	1	
		3	84	0	0	0	2	
	画像2	1	39	0	0	0	0	
		2	59	0	0	0	0	
		3	172	0	0	0	0	
	画像3	1	7	0	0	0	1	
		2	112	0	0	0	1	
		3	44	0	0	0	3	
	画像4	1	7	0	0	0	2	
		2	192	0	0	0	2	
		3	286	0	0	0	3	
	画像5	1	39	0	0	0	0	
		2	209	0	0	0	0	
		3	240	0	0	0	0	
	画像6	1	54	0	0	0	0	
		2	325	4	0	0	0	
		3	286	3	0	0	0	
継続条件②	画像1	1	20	0	0	0	1	
		2	2	0	0	0	2	
		3	281	0	0	0	4	
	画像2	1	39	0	0	0	0	
		2	52	0	0	0	2	
		3	172	0	0	0	0	
	画像3	1	7	0	0	0	1	
		2	53	0	0	0	1	
		3	502	0	0	0	4	
	画像4	1	7	0	0	0	2	
		2	95	0	0	0	2	
		3	292	0	0	0	4	
	画像5	1	66	0	0	0	0	
		2	253	3	0	0	0	
		3	282	6	0	0	0	
	画像6	1	83	0	0	0	0	
		2	203	4	0	0	0	
		3	252	8	0	0	0	

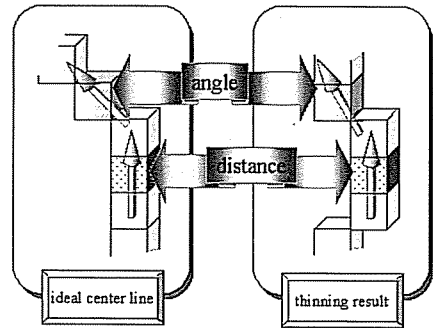


図9 定量評価の特徴量
Fig. 9 Features for quantitative evaluation.

いた場合を比較した場合、画像に雑音を加えていないもの(画像1~4)ではほとんど差は見られないが、雑音を加えたもの(画像5, 6)では、継続条件②を用いた方が抽出された画素数が若干多くなっている。

また、各画像に対する出力図形の連結成分数を表2(a)に、同一追跡開始点から追跡された画素数の分布を表2(b)に示す。今回の入力画像の場合、連結成分数が多いほど出力の線図形が分断されていることを示す。いずれの画像に対する場合でも分割数を大きくすると連結成分数が小さく、つまり分断が起こりにくくなっていることがわかる。これは分割数を大きくすることにより、追跡方向の自由度が増したことによるものと考えられる。これは表2(b)で、雑音を加えていない画像に対しては分割数が大きくなるに従って連続して追跡される画素の数が増えることから確認できる。

定量的な尺度として、「理想芯線上の各点から出力図形への最短距離の平均値」、 「理想芯線上の各点における方向と、その点に最も近い距離にある出力図形上の点における方向とのなす角度の平均値」を用いる(図9)。ただし、ある点における方向を、ある点の26近傍にある二つの1画素の中心を結んだ線分の方向で定義する。なお、角度の平均値を求める際、理想芯線上の点の26近傍に1画素が一つのみ、あるいは三つ以上存在する場合には、その点は計算に含めない。また、理想芯線上の点に最も近い出力図形上の点の26近傍に1画素が一つのみ、あるいは三つ以上ある場合には、その点は計算に含めず、「不対応点(discord point)」と呼ぶ。更に、上記の二つの評価を理想芯線と出力図形を入れ替えて行い、合計4種類の評価を行う。理想芯線からの距離の平均値は、理想芯線と出力図形の位置のずれと出力図形の縮退の程度を表し、角度の平均値は理想芯線と出力図形との走行方向が異な

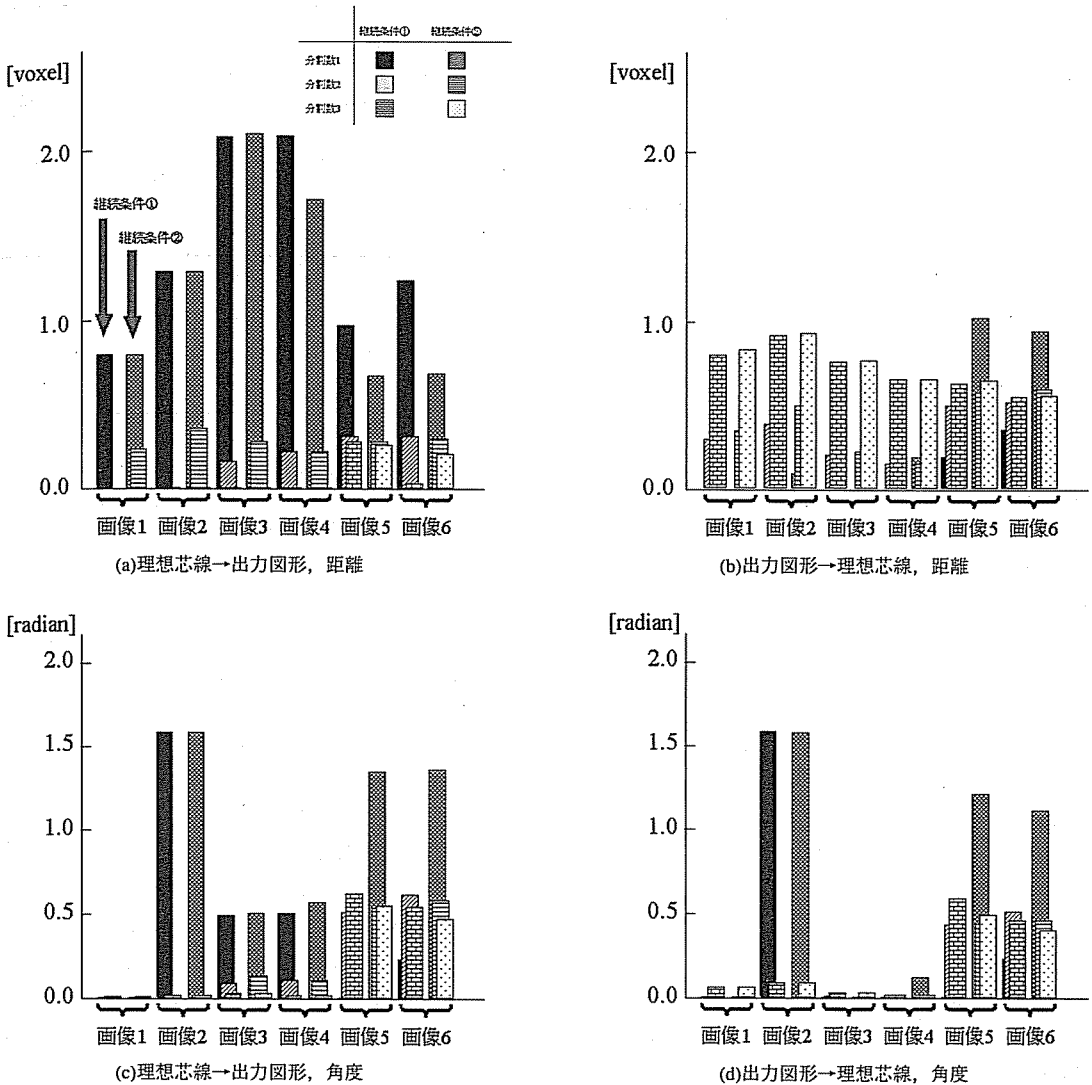


図10 追跡結果の定量的評価
Fig. 10 Quantitative evaluation for tracking results.

るほど大きくなる。また、出力図形からの距離の平均値は理想芯線と出力図形の位置のずれと出力図形のひげの多さを表し、角度の平均値は理想芯線からの角度の平均値と同じく理想芯線と出力図形の走行方向が異なるほど大きくなる。不対応点は、ひげ、あるいは端点が増えると多くなる。

なお、本手法を適用すると、出力図形上の線状部分の画素の26近傍に1画素が三つ以上ある(線幅1ではない)部分が多数存在することがある。このとき角度の平均値の計算において、多数の不対応点が生ずることになるが、この不対応点はひげや端点の抽出の程度を表

すものではないので、評価に不適當である。そこで、角度の平均値の計算、及び不対応点の数え上げでは、出力図形の孤立点、及び端点を除く消去可能点^(注1)を消去した後に行うものとする。これにより分岐点を除いて出力図形上のすべての画素の26近傍には1画素がたかだか二つになるため、不対応点は分岐点、及び端点でのみ生じることになる。

図10に定量的評価の結果を示す。ほとんどの場合は分割数を大きくすると距離の平均値は小さくなる

(注1)：出力図形を2値画像とみてトポロジーを保存する(詳細は文献[2],[3]参照)という条件で1画素を0画素に変える。

が、「出力図形→理想芯線」の場合には必ずしも小さくならない。これは出力図形が線幅1ではないことが原因である。「出力図形→理想芯線」, 及び「理想芯線→出力図形」の距離の平均値が、分割数2, あるいは3のときに、いずれも1画素程度であることから、本手法によりほぼ理想芯線と同様の線図形を得られたことが確認できる。なお、図10(a)のように「理想芯線→出力図形」のとき、分割数1の場合にいずれも距離の平均値が大ききな値となっている。これは理想芯線が画像の軸に対して平行ではない部分で出力図形が分断されて出力されているためである。

雑音を加えない場合には、いずれも角度の平均値はほぼ0.0~0.5[radian], 雑音を加えた場合には、0.0~1.6[radian]であった。なお、画像2に対する分割数1の場合に角度の平均値が著しく大きくなっているが、これは出力図形のほとんどの部分が孤立点として抽出され、理想芯線の分岐点付近に対応する部分の画素の方向だけで評価がなされたためである。分割数が2あるいは3のとき、雑音を加えていない画像では角度の平均値が0.1[radian]程度であり、ほぼ理想芯線と同じ方向の線図形を抽出できたことが確認できる。

なお、分割数が1のとき、「理想芯線→出力図形」の場合には、出力図形が分断されて抽出されていることにより、不対応点の数は全出力画素数の1/3~1/2となっており、適当な評価とはいえない。しかし、それ以外の場合にはひげ、あるいは端点の抽出の程度を適切に評価していることが確認された。

尾根線抽出処理に要した計算時間は、いずれの画像に対しても、分割数が1, 2, 及び3のとき、約2.8秒, 約20.3秒, 及び約69.2秒であった。原画像の分割、及び統合に要する時間を除けば追跡された画素数に比例すると考えられる。なお、使用したCPUはPentium II (450 MHz), 使用したOSはFreeBSD 2.2.6である。

4.3 実画像に対する実験

図11(a)に示す胸部X線CT像の一部に本手法を適用した。ただし、孤立点、及び端点を除く消去可能点の消去は行っていない。肺野内の血管のうちある程度以下の太さのものは、その中心線付近で最もCT値が高く、中心線から離れるに従ってCT値が低くなることが知られている。図11(a)は80画素×100画素×35スライスの画像をMIP(Maximum Intensity Projection)法で2次元に投影したものである。本実験では、肺野内の血管の中心線を得ることを目的とするため、入力画像中の画素のうち-500[H.U.]以上のCT値をもつもののみを対象と

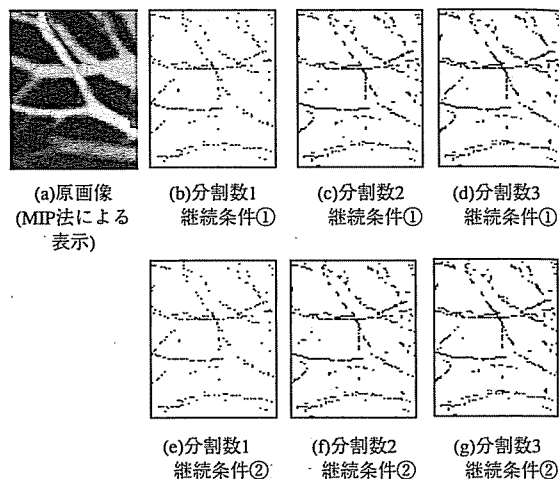


図11 胸部X線CT像に対する適用
Fig. 11 Application to chest X-Ray CT images.

する。なお、今回用いたCT像での血管のCT値は-400~0[H.U.], 肺野のCT値は-1000~-900[H.U.]である。

分割数、及び継続条件を変えて本手法を適用した結果を深度符号化によって表示したものを図11(b)~(g)に示す。いずれもほぼ血管の中心線付近を抽出できている。分割数1の場合には抽出された線図形が細かく分断されているが、分割数が大きくなるに従って連続して抽出されていることが認められる。また、継続条件①を用いた場合に比べ、継続条件②を用いた場合の方が抽出された線図形が若干多いが、ほとんど差異はないと考えられる。なお、計算時間は継続条件①を用いたもの、継続条件②を用いたものとも分割数1のとき約1.0秒, 分割数2のとき約6.3秒, 分割数3のとき約22.1秒であった。

5. む す び

本論文では、3次元濃淡画像に対する細線化手法として、これまで与えられていなかった方式である尾根線追跡型のアルゴリズムを与えた。その基本は直感的には2次元濃淡画像の濃度分布曲面の尾根線の追跡を3D画像に拡張したものであり、4次元超曲面の曲率を用いて実現される。これを人工画像に適用し、定量的な評価を行った結果、ほぼ尾根線を抽出できることが確認された。更に、実画像にも適用し、肺野内の血管の中心線を抽出できることが確認された。

この方法は、抽出すべき線図形の条件が主として濃度値分布の尾根線に近い構造である場合に適している。例えば、人体の医用3次元画像は代表的な例であ

る。また、事前に入力画像の2値化を要しない、追跡型の手法なので画像中のすべての画素について計算をする必要がないなどの利点がある。更に、隣接点を次々に追跡していくため、抽出結果にある程度の連結性が保たれている。しかし、2値図形の細線化のように厳密にトポロジー保存や、抽出結果が線幅1であることを保証するものではない。したがって、個々の応用に際しては、場合に応じて適切な手法を選択的に、あるいは組み合わせて用いる必要がある。なお、線幅が1の図形を得たい場合には、本手法で出力された図形に対して孤立点、及び端点を除く消去可能点の除去を行えばよい。

今後の課題として、ひげ抽出の抑制、分断された線図形をつなぐ手法の開発などが、応用上は異なる手法との併用やアルゴリズム選択の指針の確立などが挙げられる。また、3次元2値画像においては細線化とともに薄面化と呼ばれる処理が現れる[2], [3]。3次元濃淡画像に対してはこれに相当する機能があり得るか、その方法は何か、も興味深い問題である。

本論文の方法は濃淡曲面の偏導関数を用い、それを単純な差分で近似した。この近似の影響や更には濃度値の作る曲面を先に適当な関数で近似しておく文献[11]の方法の拡張も検討する必要がある。

謝辞 日ごろ熱心に御討論頂く名古屋大学鳥脇研究室諸氏に感謝する。また、貴重な実験試料を御提供頂く国立がんセンター東病院大松広伸医師、国立病院四国がんセンター江口研二医師に感謝する。本研究の一部は、文部省科研費、厚生省がん研究助成金、並びに文部省私立大学ハイテク・リサーチ・センター補助金による。

文 献

[1] 鳥脇純一郎, 画像理解のためのデジタル画像処理 [I],[II], 昭晃堂, 1988
 [2] 鳥脇純一郎, “3次元画像のデジタル処理,” 高木幹雄, 鳥脇純一郎, 田村秀行編: 画像処理アルゴリズムの最新動向, 別冊 O plus E, 新技術コミュニケーションズ, pp.84-107, 1986.
 [3] 鳥脇純一郎, 横井茂樹, “3次元デジタル画像処理アルゴリズムの基礎,” 信学論(D), vol.168-D, no.4, pp.426-432, April 1985.
 [4] 成瀬 正, 鳥脇純一郎, 福村晃夫, “濃淡画像の細線化法の比較研究,” 信学論(D), vol.60-D, no.12, pp.1093-1100, Dec. 1977.
 [5] 榎本 肇, 片山卓也, 吉田孝登志, “画像構造線の大域的性質に関する計算機実験とその考察,” 情処学論, vol.17, no.7, pp.641-649, 1976.
 [6] 横井茂樹, 鳥脇純一郎, 福村晃夫, “濃淡図形における

特徴点の抽出と細線化の一方法,” 信学論(D), vol.58-D, no.10, pp.601-608, Oct. 1975.

[7] J.P.Thirion and A.Gourdon, “Computing the differential characteristics of iso-intensity surfaces,” Computer Vision and Image Understanding, vol.61, no.2, pp.190-202, 1995.
 [8] 安江正宏, 森 健策, 齋藤豊文, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, “3次元濃淡画像の細線化法と医用画像への応用における能力の比較評価,” 信学論(D-II), vol.79-D-II, no.10, pp.1664-1674, Oct. 1996.
 [9] L.Vincent and P.Soiile, “Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations,” IEEE Transactions on PAMI, vol.13, no.6, pp.583-598, 1991.
 [10] O.Monga and S.Benayoun, “Using partial derivatives on 3D images to extract typical surface features,” Computer Vision and Image Understanding, vol.61, no.2, pp.171-189, 1995.
 [11] R.M.Haralick, “Ridges and valleys on digital images,” Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol.22, pp.28-38, 1983.
 [12] P.J.Besl and R.C.Jain, “Invariant surface characteristics for 3D object recognition in range images,” Computer Vision, Graphics, and, Image Processing, vol.33, pp.33-88, 1986.

付 録

連続空間の画像における4次元超曲面の曲率

点(x,y)における濃度値が $z=f(x,y)$ で与えられる画像を2次元濃淡画像と呼ぶ。同様に、3次元空間の点(x,y,z)の濃度値が $w=f(x,y,z)$ で与えられる画像を3次元濃淡画像と呼ぶ。実例として、ヘリカルCT装置で記録された人体の3次元画像がある[1]~[3], [8]。

以下、本論文で用いた“4次元超曲面の曲率”の主曲率(以下、超曲面の主曲率と略記する)の求め方を示す[10]。

3次元濃淡画像の1階偏導関数を f_x, f_y などとし、2階偏導関数を f_{xx}, f_{yy} などとする。このとき第1基本形式を

$$F_1 = \begin{pmatrix} 1+f_x^2 & f_x f_y & f_x f_z \\ f_y f_x & 1+f_y^2 & f_y f_z \\ f_z f_x & f_z f_y & 1+f_z^2 \end{pmatrix}$$

とし、第2基本形式を

$$F_2 = -\frac{1}{D} \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} & f_{xz} \\ f_{yx} & f_{yy} & f_{yz} \\ f_{zx} & f_{zy} & f_{zz} \end{pmatrix}$$

$$D = \sqrt{1+f_x^2+f_y^2+f_z^2}$$

とすると、超曲面の主曲率は、行列

$$W = F_1^{-1} F_2$$

の固有値として与えられる.

(平成11年4月5日受付, 8月13日再受付)



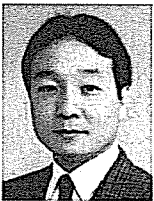
平野 靖 (学生員)

平7名大・工・電子情報卒. 平9同大学院博士課程前期課程(電子情報学専攻)了. 現在, 同大学院博士課程後期課程(情報工学専攻)在学中. 平10年4月より日本学術振興会特別研究員. 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. 日本医用画像工学会, 日本エム・イー学会, 及びコンピュータ支援画像診断学会各会員.



清水 昭伸 (正員)

1989名大・工・電気卒. 1994同大学院了. 同年同大助手. 1998より東京農工大学大学院生物システム応用科学研究科助教授. 画像処理に関する研究に従事. 日本医用画像工学会, 日本エム・イー学会, 及びコンピュータ支援画像診断学会各会員.



長谷川純一 (正員)

昭49名大・工・電気・電子卒. 昭54同大学院博士課程(情報工学専攻)了. 同年同大学工学部電子工学科助手. 昭57~59カナダ・サスカチュワン大学博士研究員. 昭61名大情報工学科講師. 昭62中京大学教養部助教授, 昭63同教授を経て, 平4より同大学情報科学部教授, 現在に至る. 工博. パターン認識, 画像処理, エキスパートビジョン, 及び, それらの医学応用に関する研究に従事. 情報処理学会, 人工知能学会, 日本エム・イー学会, 日本医療情報学会, 日本医用画像工学会, 米国IEEE各会員.



鳥脇純一郎 (正員)

昭37名大・工・電子卒. 昭42同大学院博士課程了. 同年4月名古屋大学工学部助手. 以後, 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教授. 工博. パターン認識, 画像処理, グラフィックス, 及び, 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), 「認識工学」(コロナ社). 情報処理学会, 日本エム・イー学会, 人工知能学会, 米国IEEE, 国際コンピュータ外科学会(ISCAS), コンピュータ支援画像診断学会各会員.