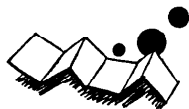


解 説

X線写真の辺縁抽出†



羽 鳥 光 俊**

1. はじめに

X線写真は医学における診断の情報源として重要な役割をはたしており、頭から足に至る多くの部位に適用され、患者の診断のみならず、胃、結核の集団検診に見られるごとく、定期健康診断の分野にも広く用いられている。

医用画像情報処理の立場から考えると、二つの適用領域が考えられよう。第1は、集団検診で撮られる極めて多数のX線写真の自動診断あるいはプレスクリーニングであり、第2は、特定の患者の特定の疾病のポジティブ、ネガティブを診断する際の、微妙な困難な診断に、計量的診断情報を提供することである。

1枚あるいは複数枚のX線写真から、医師は多種多様な情報を読み取るといわれるが、X線写真読影に関する医学書の多くの頁数が、辺縁情報に関するものにさかれていることを考えると、プレスクリーニングを念頭においても計量的診断を念頭においても前処理、特徴抽出、判別という一連の処理において、辺縁抽出は重要な役割をはたす技術であるといえよう。特に造影剤を使う、胃、心臓、血管のX線写真においては、ほとんどすべての情報が、辺縁情報にあると考えられ、辺縁抽出は基本的重要性を持つ。

いかなる診断を行うかにより、辺縁抽出に対する要求は異なる。例えば胃の大きさ、概形を知りたいような場合は、多少の誤差があっても、高速演算が可能な簡単なアルゴリズムが好まれると考えられる。一方胃部充満像から胃壁の「硬さ」を読みとりたいとか、二重造影像から「がん」と「潰瘍」を区別したいとかいう微妙な診断を行いたい場合は、簡単なアルゴリズムより、複雑でも正しい診断と結びつくようなアルゴリズムが求められることになる。

「X線写真」の辺縁抽出というテーマを与えられたわけであるが、第2章以下においては多少土俵をひろ

げて考えたい。ここで、X線写真固有の性質について触れておくことにする。第1は、X線写真の画質の程度であるが、RI画像や超音波画像に較べれば、雑音、分解能において良質である。しかしX線は人体にとって無害ではないから、必要最少限の撮影条件の下、すなわち、人体に影響の少ない波長と、なるべく少ない線量の下に撮影しなくてはならないから、またX線フォトンエネルギーは可視光フォトンエネルギーより大きいから、フォトンの粒子性が観測され、光学的写真に較べれば、雑音においても分解能においても苦しいものがある。第2に、X線写真フィルムとしてガンマの大きなものが通常用いられることがあげられる。これは目的とする臓器と背景の臓器のコントラストをとる必要から、ラチチュードを犠牲にしてもガンマの大きなフィルムが用いられるのであるが、このことが撮影条件を難しくしているところがあり、医師やX線技師の腕のみせどころといわれる職人芸的難かしさが存在することとなり、したがって必ずしも良好でないX線写真を対象として処理を行わなくてはならないという困難が生じ得る。しかしこの高ガンマフィルムが用いられるのは、医師の視覚による診断を前提とした要求であり、計算機処理用のインプットであるならば、コントラストは計算機にとって必ずしも重要でないから、撮影の失敗、撮影の枚数を減らす意味から、低ガンマでもラチチュードの広いフィルムを用いることが、患者に対するX線曝射量の低減と計算機処理の組み合わせに於いて検討されるべきと考える。第3に、撮影タイミングの問題がある。造影剤の毛細血管への拡散を調べる連続撮影といった特殊なものもあるが、一般には患者に対する曝射量のこととも考え、枚数を制限し、透視で観視しながら目的とする診断に都合のよい瞬間をつかまえて撮影するという方法がとられる。実時間に近い高速な辺縁抽出および特徴抽出が可能となれば、疑わしいパターンが現れた瞬間を撮影するという撮影タイミング決定への応用も期待される。特に胃や心臓のように動く臓器において、タイミングをつかまえることの重要性は大きい。そのような

† Contour Extraction in Radiograph by Mitsutoshi HATORI (Faculty of Engineering, University of Tokyo).

** 東京大学工学部

場合、低線量下にイメージンテンシファイア等を介した画像処理を行う必要があり、低質な画像の高速処理という問題が提供されることとなる。第4に、これはX線写真の読影に限らず、診断一般にいえることであるが、例えば胃の硬さとか、初期の癌等は、医師によって診断が異なることが有り得る。いかなる大家といえども診断をまねかれ得ないとすれば、学習の用語でいう「教師」、判別分析の用語で「基準変数」が不確かという、これまた難かしい問題が提供される。

2. 辺縁の抽出とその応用

辺縁の抽出については、長尾・金出の解説論文¹⁾がある。線抽出の意義、線・線の検出法、線の方程式化等について述べているが、今日読み直してみても、新鮮さを少しも失っていない。極めて豊富な文献リストが付いているのも便利である。同じく Kanade の最近の解説論文²⁾にも豊富な文献リストが付いており、旧論文時点以降の発展を知るのに便利である。高木の解説論文³⁾も参考されたい。

辺縁抽出の応用については、画像処理に関する電気学会誌特集号において、尾上⁴⁾の解説論文がある。画像処理の種々の応用分野について述べられている。また Takagi⁵⁾は、医用画像処理について解説している。豊富な文献リストが付いていて便利である。胸、心臓、胃、血管、脳、肝臓、腎臓、子宮等のX線写真、X線写真以外にも、血球細胞染色体等の顕微鏡写真、RI画像、超音波画像等の医用画像、航空写真、人工衛星からの画像、産業用ロボット、文字、サイン、指紋の自動認識等、辺縁抽出に関連するものは多い。

近刊の単行本・教科書としては、Rosenfeld・Kak, Andresen・Hunt, Gonzalez・Winz, Pratt, 榎本他等がある⁶⁾⁻¹⁰⁾。

3. 辺縁抽出の基本的手法

3.1 輝度による辺縁の抽出

X線写真において造影剤を用いることが多い。バリウム等の陰性造影剤を用いるか、空気等の陽性造影剤かにより、白黒は逆になるが、対象とする臓器ないしは血管が、それ以外の部分と輝度が異なるように撮る。肺結核のカルシウム沈着や骨は自然の造影剤である。細胞診や染色体の分類における染色は一種の造影である。RI画像の放射性アイソトープは、造影剤とは異なるが、特定の臓器ないしは癌等に集まる傾向を利用する。

このような場合、一定のしきり値を設け、画像を2値化することにより、辺縁を抽出することが可能である。

撮影条件、現像条件、体格等により輝度は異なり得るから、ヒストグラムをとり、谷を与える輝度、あるいは谷からどちらかに適当にずれた輝度にしきり値を設定することが必要となる場合もある。適当とは、医師が抽出する辺縁に近い辺縁を与えるような、しきり値を、トライ・アント・エラーにより適当に選ぶということであり、谷を選ぶということに必ずしも根拠が有るわけではないが、更に一層すっきりしない点を残す。

切り出したい臓器の輝度が場所により異なる場合があり、そのような場合は、ダイナミックにしきり値を変化させる必要がある。すなわち何等かの方法により既に近似的な辺縁が抽出されている場合、例えば固定しきり値により抽出された粗辺縁を与えられている場合、粗辺縁の各点の近傍に適当な「窓」をかけたヒストグラムをとり、しきり値を決め、そのしきり値により原画を再処理して最終的な辺縁を抽出するという、2段がまえの方法がある。これと類似の方法で、既に決定した辺縁の直前の点のまわりのヒストグラムから次のしきり値を決め、逐次的に辺縁を抽出して行く方法もある。どのような「窓」をかけてヒストグラムをとるかということは、適当に選ばれているのが実情のようである。

輝度という「直流分」以外にも、輝度の周波数成分、あるいは適当な基底で展開した一般フーリエ成分に対し、しきり値を設ける方法もある。また色彩を利用して辺縁を抽出することができる。視覚的にはR.G.BあるいはY.I.Qのように三つの独立成分に分解して考えられるが、物理的には、三つの独立成分に帰着し得るという保障は無い——光の周波数成分に対応する無数の独立成分を持つと考えることもできる。X線写真においては、「色」は通常は使用されないが、周波数選択性のある増感紙あるいは周波数選択性のあるフィルタ（減弱板）を用い複数枚のX線写真を撮れば、X線写真にも、「色」の概念を導入することが可能であろう。この種の手法は、テクスチャ解析と呼ぶ手法の一部である。

3.2 微分による辺縁の抽出

輝度の違いにより辺縁が抽出できるならば、すなわち辺縁を境目にして輝度が異なるならば、輝度の変化すなわち微分により辺縁を抽出できるはずである。図

形の点 (x, y) における輝度 $b(x, y)$ の傾き

$$\text{grad } b(x, y) = \frac{\partial b(x, y)}{\partial x} \boldsymbol{x} + \frac{\partial b(x, y)}{\partial y} \boldsymbol{y} \quad (1)$$

(但し $\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}$ は x 軸方向, y 軸方向をあらわす長さ1のベクトル)

は, 最大の変化の方向とその変化の大きさをあらわすベクトルである. x 軸 y 軸は直交座標軸とすれば, その大きさは

$$\|\text{grad } b(x, y)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial b(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial b(x, y)}{\partial y}\right)^2} \quad (2)$$

で与えられる. この $\|\text{grad } b(x, y)\|$ にスレシヨルド処理を施して, 辺縁を抽出することができる.

式(2)の近似値として, 点 $(x, y), (x+\Delta x, y), (x, y+\Delta y)$ の輝度により,

$$\|\text{grad } b(x, y)\| = \left[\left(\frac{b(x+\Delta x, y) - b(x, y)}{\Delta x} \right)^2 + \left(\frac{b(x, y+\Delta y) - b(x, y)}{\Delta y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (2')$$

とあらわすことができる. これは x, y に関する偏微分をそれぞれ2点の輝度で近似したものであるが, 微分する点を中心に奇数個の点の輝度を用いて, 近似度をあげることもできる¹⁾.

$$\frac{\partial b(x, y)}{\partial x} = \frac{1}{2\Delta x} \sum_{i=-1}^1 a_i b(x+i\Delta x, y) \quad (3)$$

但し $a_{-1} = -1, a_0 = 0, a_1 = 1$

$$= \frac{1}{12\Delta x} \sum_{i=-2}^2 a_i b(x+i\Delta x, y) \quad (3')$$

但し $a_{-2} = 1, a_{-1} = -8, a_0 = 0$

$a_1 = 8, a_2 = -1$

$$= \frac{1}{60\Delta x} \sum_{i=-3}^3 a_i b(x+i\Delta x, y) \quad (3'')$$

但し $a_{-3} = -1, a_{-2} = 9, a_{-1} = -45, a_0 = 0$

$a_1 = 45, a_2 = -9, a_3 = 1$

$= \dots$

y に関する偏微分の近似値も同様にして求まる. これらを式(2)に代入し, $\|\text{grad } b(x, y)\|$ を求めることができる.

標本点間隔 Δx と Δy が等しい ($\Delta x = \Delta y = \Delta$) ときには, 式(2)の近似値として, 点 $(x, y), (x+\Delta, y), (x, y+\Delta), (x+\Delta, y+\Delta)$ の輝度により

$$\|\text{grad } b(x, y)\| = \left[\left(\frac{b(x+\Delta, y+\Delta) - b(x, y)}{\sqrt{2}\Delta} \right)^2 + \left(\frac{b(x, y+\Delta) - b(x, y)}{\Delta} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (2'')$$

$$+ \left(\frac{b(x, y+\Delta) - b(x+\Delta, y)}{\sqrt{2}\Delta} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (2)''$$

とあらわすことができる. これは

$$\boldsymbol{a} = \frac{1}{\sqrt{2}} \boldsymbol{x} + \frac{1}{\sqrt{2}} \boldsymbol{y} \quad (4)$$

$$\boldsymbol{b} = -\frac{1}{\sqrt{2}} \boldsymbol{x} + \frac{1}{\sqrt{2}} \boldsymbol{y}$$

であたえられる直交座標軸 u 軸, v 軸による傾きの表現

$$\text{grad } b(x, y) = \text{grad } b(u, v) = \frac{\partial b(u, v)}{\partial u} \boldsymbol{a} + \frac{\partial b(u, v)}{\partial v} \boldsymbol{b} \quad (1)'$$

$$\therefore \|\text{grad } b(x, y)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial b(u, v)}{\partial u}\right)^2 + \left(\frac{\partial b(u, v)}{\partial v}\right)^2} \quad (2)'''$$

に対する近似値である. 標本点間隔 Δx と Δy が等しくないときには, 式(4)の方向に軸をとることに対応しないから, 座標軸が直交せず, 式(2)''', したがって式(2)''の近似は誤差を含むことに注意したい.

式(2)', (2)'' 等は平方根の計算を行うのに時間がかかるから, もう少し粗い近似でよい場合には, 例えば式(2)''を更に

$$\|\text{grad } b(x, y)\| = \frac{1}{\sqrt{2}\Delta} [|b(x+\Delta, y+\Delta) - b(x, y)| + |b(x, y+\Delta) - b(x+\Delta, y)|] \quad (2)''''$$

と近似することもある. この種の近似法は種々提案されており, 文献1)を参照されたい.

簡便な方法として, 式(1)の第1項

$$\frac{\partial b(x, y)}{\partial x} \quad (5)$$

すなわち走査線方向への微分により辺縁抽出する方法がある. x 軸と平行に近い辺縁の抽出能力は当然のことながら劣るが, 簡便な方法としてよく用いられる.

スレシヨルドの設定には, 輝度による辺縁の抽出におけると同様な困難がある. すなわち装置の輝度が場所により異なるのと同様に, 辺縁の輝度の傾きも場所により異なる. ダイナミックにスレシヨルドを変化させる方法として, 2段がまえの方法として, 既に何等かの方法により抽出された粗辺縁の各点において, 粗辺縁と直角な方向への輝度の傾きをもとめ, その点の近傍において最大の傾きをとる点を最終的な辺縁とする方法がある. また既に決定した辺縁と直角な方向への輝度の傾きを求め, 最大の傾きを与える点を逐次的

に抽出して行く方法もある。辺縁と直角な方向への輝度の傾きは、辺縁の方向ベクトル（長さ1）を

$$\mathbf{s}(x, y) = l(x, y)\mathbf{x} + m(x, y)\mathbf{y} \quad (6)$$

とすると、辺縁に直角な方向ベクトル（長さ1）は

$$\mathbf{m}(x, y) = \pm m(x, y)\mathbf{x} \mp l(x, y)\mathbf{y} \quad (7)$$

であるから、辺縁と直角な方向への輝度の傾きは、式(1)と(7)の内積

$$(\text{grad } b, \mathbf{m}) = \pm m(x, y) \frac{\partial b(x, y)}{\partial x} \mp l(x, y) \frac{\partial b(x, y)}{\partial y} \quad (8)$$

として与えられる。

輝度の傾き以外に、前項で述べた、一般フーリエ成分ないしは、色彩に対する傾き等を利用することができると思われる。

式(1)の種々の近似についてのべたが、いかなる近似を用いるかについては、辺縁抽出の目的によって適当なものを選択すべきであろう。大きさ、概形を求めるような場合には、近似の精度は悪くとも、計算の簡単な方法が選ばれよう。胃壁の硬さというような微妙な特徴に関連する辺縁抽出を行いたい場合には、計算の簡単さより、近似の精度を優先すべきであろう。

3.3 2次微分による辺縁の抽出

輝度が小さい（大きい）所から、大きい（小さい）所へ変わる辺縁において、2次微分は正（負）から負（正）へ変化する。輝の小さい（大きい）線において2次微分は正（負）の値をとる。このことを利用して辺縁あるいは線を抽出することができる。

2次微分としてラプラシアン

$$\nabla^2 b(x, y) = \text{div grad } b(x, y) \\ = \frac{\partial^2 b(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 b(x, y)}{\partial y^2} \quad (9)$$

が紹介されることが多いが¹¹⁾、2次微分とラプラシアンが混同されている論文も多いので、その相異と関連について述べておきたい。

2変数 x, y の関数 $b(x, y)$ の2次微分は

$$d^2b = \frac{\partial^2 b}{\partial x^2} dx^2 + 2 \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} dx dy + \frac{\partial^2 b}{\partial y^2} dy^2 \quad (10)$$

である。行列表示すれば

$$d^2b = [dx, dy] \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 b}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 b}{\partial y^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} \quad (10)'$$

となる。この行列

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial^2 b}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 b}{\partial y^2} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 b}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (11)$$

の固有値を λ_1, λ_2 とする。 λ_1, λ_2 に対する固有ベクトルを $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$ とすると、式(11)は

$$[\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2]' \quad (11)'$$

（但し []' は転置行列をあらわす）

となる。これを式(10)'に代入すると、

$$d^2b = [dx \ dy] [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2]' \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} \quad (10)''$$

となる。式(10)''は次のように考えることができる。今 $\lambda_1 \geq \lambda_2$ としよう。 \mathbf{u}_1 は最も大きい2次微分を与える方向をあらわすベクトルであり、 λ_1 はその方向への2次微分の大きさを意味する。 \mathbf{u}_2 は最も小さい2次微分を与える方向をあらわすベクトルであり、 λ_2 はその方向への2次微分の大きさを意味する。

次にラプラシアン式(9)と2次微分式(10)''の関係について考えよう。式(11)の固有方程式

$$\begin{vmatrix} \frac{\partial^2 b}{\partial x^2} - \lambda & \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 b}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 b}{\partial y^2} - \lambda \end{vmatrix} = 0 \quad (12)$$

を考えれば、式(11)の固有値 λ_1 と λ_2 の和 $\lambda_1 + \lambda_2$ は、式(11)の行列のトレースに一致する。すなわち次式を得る。

$$\lambda_1 + \lambda_2 = \frac{\partial^2 b}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 b}{\partial y^2} \quad (13)$$

式(13)の右辺と式(9)の右辺は等しいから、式(9)は

$$\nabla^2 b(x, y) = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (9)'$$

となる。すなわちラプラシアンは、最も大きい2次微分を与える方向 \mathbf{u}_1 における2次微分の大きさと、最も小さい2次微分を与える方向 \mathbf{u}_2 における2次微分の大きさの和を与えると考えることができる。

したがってラプラシアンからは $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$ に関する知見は得られないが、2次微分の概然的大きさを知ることができる。

例1 $b(x, y) = (x - y)^2$

$$\lambda_1 = 4, \lambda_2 = 0$$

$$\mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \mathbf{u}_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\nabla^2 b(x, y) = 4 + 0 = 4$$

例2 $b(x, y) = x^2 - y^2$

$$\lambda_1 = 2, \lambda_2 = -2$$

$$u_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, u_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\nabla^2 b(x, y) = 2 - 2 = 0$$

例3 $b(x, y) = x^2 + y^2$

$$\lambda_1 = \lambda_2 = 2$$

例えば $u_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, u_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

$$\nabla^2 b(x, y) = 2 + 2 = 4$$

例1はラプラシアンが相当良く2次微分の性質をあらわしている例, 例2, 例3はあまり良くあらわされない例である. 辺縁とか線は, 例1に近いものであり, ラプラシアンが相当よく2次微分の性質をあらわすと考えてよからう.

更に高次の微分にも辺縁情報は含まれる. このことは, $b(x, y)$ を点 (x, y) のまわりにテーラ展開することを考えれば, 明らかであろう.

3.4 輝度, 1次微分, 2次微分の比較

辺縁抽出の基本的な手法として, 輝度, 1次微分, 2次微分, 更に高次の微分による方法について述べたが, これらの辺縁抽出能力について考えて見たい.

微分をとるとノイズに弱くなると, よく言われるが¹⁾, 線の抽出に2次微分が有力であることも知られている¹⁾.

微分をとるとノイズの高空間周波数成分が1乗に比例して強調される. 2回の微分をとれば, 2乗に比例して強調される. しかし, 信号が白色であれば, 信号も強調されるから, 影響は差し引き零である. すなわち, ノイズに強い弱いかは, 信号の空間周波数との関連において議論されるべきである.

胃部充満像のX線写真(造影剤としてのバリウムを充満させて撮影したもの)の辺縁は, ステップ関数に近い信号であり, 二重造影像(少量のバリウムを発泡剤でふくらませた胃壁に附着させて撮影したもの(図-1))の辺縁は, ステップ関数よりは負の指数関数に近い信号であり, 線は白色スペクトルに近い信号である.

ステップ関数は, 空間周波数の1乗に逆比例するスペクトルを持つから, 輝度による辺縁抽出が, 1次微分, 2次微分に較べて有利であると考えられる. 負の指数関数は, ステップ関数をCR回路を通して微分した波形であり, ステップ関数に比し, 高い空間周波数スペクトルを豊富に持つ信号であるから, 1次微分も, 輝度と損えない情報量を持つと考えられる. 線は白色スペクトルに近いから, 輝度も1次微分, 2次微

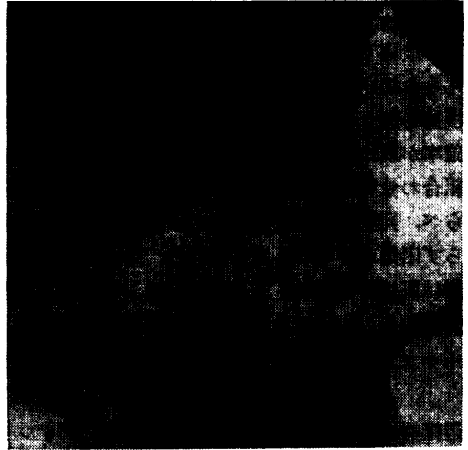


図-1 胃部2重造影像

分も同等な耐雑音能力を持つ信号であり, だとすれば, 2次微分が浮び上がることがうなずける.

4. 雑音の平滑化

耐雑音能力に関連して平滑化について述べる. 平滑化は大きく分類し, 辺縁抽出前の平滑化と, 辺縁抽出後の平滑化に分けられる.

輝度そのもの, その1次微分, 2次微分によるにせよ, スレシヨルド処理を伴う. スレシヨルド処理より前に行う雑音低減を, 辺縁抽出前の平滑化と呼ぶことにしよう. これは, S/N の良い空間周波数成分を残し, S/N の悪い空間周波数成分を切り捨てるという雑音低減の手法である. この種の実験的手法としては, ステップ関数, 負の指数関数, 線のように白色スペクトルに近い関数のいずれをとっても, 低空間周波数に近い方の空間周波数成分にスペクトルが豊富であるから, 何らかの空間低域フィルタ, 例えば適当な窓を設けて積分するという方法が有効である. しかれば, 如何なる低域フィルタが最適かという問題が提起されよう. これに対して適切な解答は無いが, 通信理論の教えるマッチドフィルの理論, 或いはウィーナフィルタの理論¹²⁾に近いものと言えよう. 抽出したい辺縁の波形が既知である場合マッチドフィルとなる. パターンレコグニションの用語でパターンマッチ¹⁾と呼ぶ手法がこれに対応する手法である. マッチドフィルタの理論の適用において, 信号集合を構成する各信号が等確率で発生するならば最尤判定すなわち最大の出力を与えるマッチドフィルタに対応する信号が最も確からしいと判定される. そのような場合パターンマ

ッチ法は、平滑化の意味でも、スレシヨルド設定の意味でも最適である。逆に言えば、等確率で発生すると考えられないときは、パターンマッチ法はその有効性の根拠を失うことになる。等確率で無くとも、その発生確率が既知であれば、MAP法（最大事後確率法）と合わせて適用することができるが、通信の場合と較らべ、発生確率を仮定あるいは推定することに少なからず困難が伴うと考えられる。抽出したい辺縁の波形は既知でないが、2次の統計量、すなわち、自己相関関数もしくは電力スペクトルが既知の場合は、ウィナフィルタとして最適解を求めることが可能である。

辺縁抽出後の平滑化と呼んだのは、スレシヨルド処理後に行う雑音の低減法を指す。この種のものとして、辺縁に沿う長さを独立変数とし、辺縁上の点の x 座標値、 y 座標値を従属変数として低域フィルタに通す方法がある。辺縁抽出のあとで行うべき特徴抽出と組み合わせた雑音低減法として、辺縁を適当な本数の直線で近似する方法、同じく多項式で近似する方法がある。また同じく辺縁に沿う長さを独立変数とし、辺縁を全曲率関数表示し、それを直線近似する方法も有効である。全曲率関数を直線近似することは、辺縁を円弧（特殊な円弧として直線も含む）で近似することを意味する。但し全曲率関数とは、辺縁に沿う独立変数を s 、 x 軸と辺縁の接線との傾きを $\theta(s)$ とすると

$$\theta(s) = \int_{s=0}^s \frac{d\theta(s)}{ds} ds \quad (14)$$

で与えられる。また面白い方法として、一定の長さの線分の両端を辺縁に沿って動かし、その線分の中点の軌跡を求める方法がある。線分の長さが長いほど、ひずみは大きくなるが雑音低減能力は大きい。

5. 弛緩法による辺縁抽出

3章、4章で述べた辺縁抽出法によって、どうしてもうまくいかない場合がある。例えば胃部2重造影の辺縁抽出は（図-1）、人間にとってはさほど困難ではないが、計算機にやらせると非常に困難である。辺縁抽出能力を高めるようなパラメータを設定すると、背骨や腸などの不要な辺縁も抽出してしまう。辺縁抽出能力を下げると、今度は必要な辺縁が途切れてしまう。

Rosenfeld等は弛緩法と称する方法を提案している。これは、辺縁の候補を確率的に取り扱い、イテレ

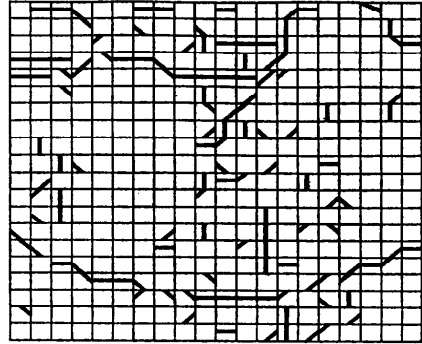


図-2 図-1より抽出した辺縁

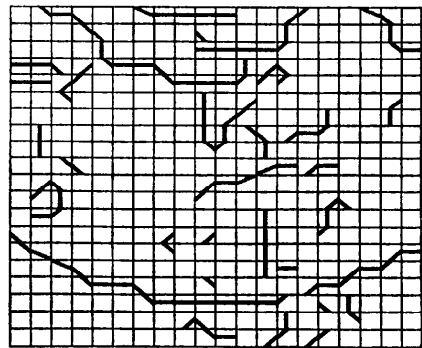


図-3 弛緩法による処理後

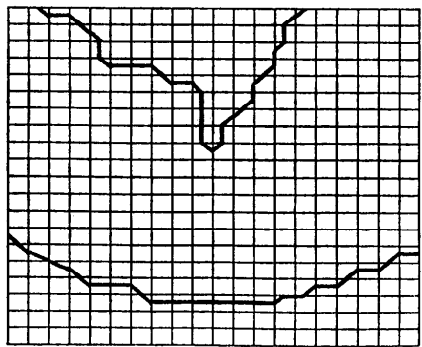


図-4 弛緩法にある種のセマンティクスを導入した方法¹⁾

ーションを通じて、意味ある辺縁の候補だけを確率的に強調しようとするものである。詳しくは文献13)~16)を参照されたい。

弛緩法は興味深い方法である。しかし人間の持つ実験的知識を如何に反映するか、すなわちセマンティクスを如何に反映すべきかについて、困難を残す。

図-1~図-3に弛緩法による胃部2重造影の処理例を示した。図-4はある種のセマンティクスを導入し

た1例である¹⁷⁾ (本来の目的は数値処理にあり、胃辺縁の抽出は胃領域をきり出すという前処理にすぎないが困難な辺縁抽出の一例として示した)。

6. おわりに

筆者は多変量解析の手法¹⁸⁾により、各種の辺縁抽出法で得られる、複数個の線形結合をとることにより、人間が正しいと思う辺縁に近い辺縁を求めることが可能と考えている。すなわち、4章に於いては主としてスレシヨルド処理の前の処理について述べたが、スレシヨルド処理の後の処理およびその評価についての研究の発展がまたれる。

また筆者は、対象とする臓器ないしは物体の力学的性質、例えば胃の辺縁が「較い」という辺縁の情報を抽出するにあたっては、力学的性質にふみこんで考えるべきだと考えている。その場合、有限要素法¹⁹⁾が有力な武器となるであろう。

これらについては、機会をみつけて発表したい。

参 考 文 献

- 1) 長尾・金出: パターン認識における緑・線の抽出, 電子通信学会誌, **55**, 12, p. 1618 (昭47-12).
- 2) Kanade, T.: Region Segmentation: Signal vs. Semantics, Proc. of 1978 Kyoto ICPR, p. 95 (Nov. 1978).
- 3) 高木: デジタル画像処理(I), (II), (III), テレビジョン学会誌, **29**, 7, 9, 12 (1975).
- 4) 尾上: 画像処理の現状と将来, 電気学会誌, 実用期に入った画像処理特集号, **98**, 11, p. 1013 (昭53-11).
- 5) Takagi, M.: Biomedical Image Processing and Pattern Recognition, Proc. of 1978 Kyoto ICPR, p. 146 (Nov. 1978).
- 6) Rosenfeld, A. and Kak, A. C.: Digital Image Processing, Academic Press (1976) 長尾他訳, デジタル画像処理, 近代科学社 (昭53).
- 7) Andrews, H. C. and Hunt, B. R.: Digital Image Restoration, Prentice Hall (1977).
- 8) Gonzalez, R. C. and Winz, P.: Digital Image Processing, Addison Wesley (1977).
- 9) Pratt, W. K.: Digital Image Processing, John Wiley (1978).
- 10) 榎本編: 画像の情報処理, コロナ (昭53).
- 11) 山内, 森口, 一松: 電子計算機のための数値計算法, 培風館 (昭40).
- 12) Wozencraft, J. M. and Jacobs, I. M.: Principles of Communication Engineering, John Wiley (1965).
- 13) Rosenfeld, A. and Hummel R. A. et al.: Scene Labeling by Relaxation Operations, IEEE Trans., **SMC-6**, 6, p. 420 (June 1976).
- 14) Zucker, S. W. and Hummel, R. A. et al.: An Application of Relaxation to Line and Curve Enhancement, IEEE Trans., **C-26**, 4, p. 394 (April 1977).
- 15) Peleg, S. and Rosenfeld, A.: Determining Compability Coefficients for Curve Enhancement Relaxation Processes, IEEE Trans., **SMC-8**, 7, p. 548 (July 1978).
- 16) Zucker, S. W. and Krishnamurthy, E. V.: Relaxation Processes for Scene Labeling: Converge, Speed and Stability, IEEE Trans., **SMC-8**, 1, p. 41 (January 1978).
- 17) 羽鳥, 佐野: 二重造影像からの輪郭抽出, RII研究会 (昭54-12)
- 18) 竹内, 柳井: 多変量解析の基礎, 東洋経済新報 (昭47).
- 19) Strang, G. and Fix, G. J.: An Analysis of the Finite Element Method, Prentice-Hall(1973) 三好, 藤井訳, 有限要素法の理論, 培風館 (昭51). (昭和54年10月24日受付)