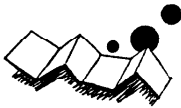


解説

画像処理における反復演算の応用†



坂上 勝彦††

1. はじめに

近年、画像情報の計算機によるデジタル処理技術は急速な進歩を重ね、微分処理などをはじめとするいわゆる低レベルな処理については多種多様な手法がすでに研究開発されている。しかしたとえば、得られたエッジ点をつなぎ合わせ、さらにそれを解釈するようなやや高レベルの処理を行う場合については未解決の部分が多く、より柔軟性のある処理方法の開発が必要となっている。一方、並列画像処理プロセッサが実際に使われてゆくにつれて、このようなプロセッサの利用を前提にした画像処理アルゴリズムの研究も盛んになっている。こういった必要性を満たす有力な手法として関心が高まっているのが並列演算の反復を用い、さらに確率の概念を導入した画像処理アルゴリズムである。これは、何らかの「つじつま合せ」処理を何回も反復することによって最終的に画像データ特有の「あいまい性」を取り除くことをめざすものである。この種の手法の中で弛緩法 (Relaxation Method) は理論、応用両面で活発に研究が進められている。また、筆者等は画像データのセグメンテーション(分割)を反復演算によって行う手法を提案している。本稿では、これら反復演算の画像処理への応用について概観する。

2. 弛緩法によるラベリング

2.1 基本原理

弛緩法は、緩和法と呼ばれることもあり、従来連立方程式の数値解法として用いられてきた手法であるが、Rosenfeld 他¹⁾、Zucker²⁾などによって紹介され、画像処理への応用の可能性が提示された。それ以来、様々な画像処理の問題に対し広く応用が検討されている。ある対象物がどのようなものであるか、つまり、ど

ういうラベルをその対象物に付けるかを一意に定めることができないとき、可能性のあるラベルをすべて持つことを最初は許しておいて、反復演算によって局所的な矛盾を取り除き最終的に全体のつじつまを合わせる、というのが弛緩法の基本原則である(図-1参照)。画像のようにあいまい性が問題となるデータの場合には、この弛緩法が有力な手法となり得るであろう。文献1)では離散的弛緩法 (Discrete Relaxation) と確率的弛緩法 (Probabilistic Relaxation) の2種類の方法が提案されている。

今、対象物の集合を $A = \{a_1, \dots, a_n\}$ 、各対象物が取り得るラベルの集合を $\Lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_m\}$ とする。対象物に対して、あるラベル付けが可能、不可能の2通りしか考えないのが離散的弛緩法である。これについては文献1)で詳しく解説されており、有限回の繰り返しで必ず収束する(変化しなくなる)ことが保証されている。文献では積木世界の解釈への応用が示唆されている¹⁾。

確率的弛緩法は離散的弛緩法の一般化であり、対象物に対するラベル付けの可能性が確率で表現される。すなわち、各対象物 a_i には確率ベクトル $(P_i(\lambda_1), \dots, P_i(\lambda_m))$ が割り当てられる。もちろん、 $0 \leq P_i(\lambda) \leq 1$ 、 $\sum_{\lambda} P_i(\lambda) = 1$ 、 $(1 \leq i \leq n, \lambda \in \Lambda)$ である。 $P_i(\lambda)$ は対象物 a_i がラベル λ を持つことの確率(もっともらしさ)である。初期値 $P_i^{(0)}(\lambda)$ は反復演算に先だって計算しておかなくてはならない。応用例として線強調の問題³⁾

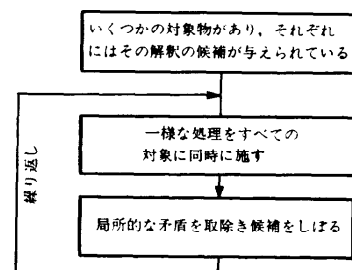


図-1 弛緩法の基本原則

† Application of Iterative Method in Image Processing by Katsuhiko SAKAUE (Electrotechnical Laboratory).

†† 電子技術総合研究所パターン情報部図形処理研究室

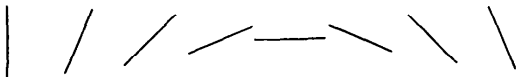


図-2 8種類の線ラベル

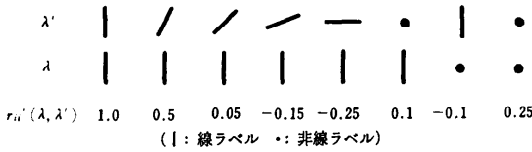


図-3 線の強調における適合係数の例¹⁾



図-4 線強調の原理

を考えてみる。この場合は、各画素を対象物とし、それぞれに $0 \sim \pi$ の間を分割した 8 方向に相当する線ラベル (図-2) と線でないことを示す非線ラベルの計 9 ラベルを割り当てる。初期確率は線検出オペレータの出力値から計算される。

次に式 (1), (2) で示される更新ルールを反復することによって確率ベクトルを更新する。

$$P_i^{(k+1)}(\lambda) = \frac{P_i^{(k)}(\lambda)(1+q_i(\lambda))}{\sum_{\lambda'} P_i^{(k)}(\lambda')(1+q_i(\lambda))} \quad (1)$$

$$q_i(\lambda) = \sum_{i'} d_{i i'} (\sum_{\lambda'} r_{i i'}(\lambda, \lambda') P_{i'}^{(k)}(\lambda')). \quad (2)$$

ただし、 $d_{i i'} \geq 0$, $\sum d_{i i'} = 1$. $r_{i i'}(\lambda, \lambda')$ が適合係数 (Compatibility Coefficients) と呼ばれる重要な係数であり、注目している対象物 a_i と他の対象物 $a_{i'}$ との関係を定量的に表現している。 a_i がラベル λ を持つこと ($a_i \in \lambda$) と、 $a_{i'}$ がラベル λ' を持つこと ($a_{i'} \in \lambda'$) との適合性が高い場合に $r_{i i'}(\lambda, \lambda')$ は正の大きな値、矛盾する場合は負の値を持ち、無関係の場合は 0 に近くなるものとする。適合係数は、対象に関する何らかのモデルから決定される。線強調の例では、隣接画素間で線要素が同じ方向を向いているほど適合性が高いとみなすことができる。文献 3) では例として図-3 のような値が使われている。 $P_i^{(0)}(\lambda)$ の分布から適合係数を算出する手法も提案されている⁴⁾。 $d_{i i'}$ は、 a_i と $a_{i'}$ の位置関係によって決まる重み係数である。線強調の場合は画素 $a_{i'}$ が a_i に隣接しているときに $d_{i i'}$ が大きな値を持つようにすればよい。

$a_i \in \lambda$ とよく適合するラベルを高い確率で持つ対象物、つまり $a_i \in \lambda$ を支持する対象物が多いほど $a_i \in \lambda$

は他の対象物との関係においてつじつまの合う事象であるということができる。この度合を示しているのが $q_i(\lambda)$ である ($-1 \leq q_i(\lambda) \leq 1$ となる)。 $P_i(\lambda)$ は (1) 式によって $q_i(\lambda)$ の大小に応じて値が更新され、よりつじつまの合うラベルを持つ確率が高くなる。(1) 式の分母は単に正規化のための項である。このプロセスを線強調の例で説明すると次のようになる。今、横向きの直線が描かれている画像データに対して初期確率を計算し、最も確率の大きいラベルを表示すると図-4(a) のようになったとする。 a_i では雑音の影響で方向が他の画素とは、ずれてしまっている。しかし、両隣りの画素において横方向線ラベルの確率が十分に高ければ、 a_i に対して図-3 の左はしの適合係数の力が働き、確率の更新を繰り返すにつれてよりつじつまの合う方向、すなわち図-4(b) のようにラベル確率が少しずつ補正されるのである。当然、処理結果が図-3 の適合係数の値に大きく依存することは容易に想像できる。

確率的弛緩法は低レベルオペレータ出力の持つあいまい性をそのまま確率の形で表わすことができるため、離散的弛緩法よりも広く画像処理に応用されている。更新ルールについては他にも多くの提案がある。文献 5) では (1) 式の理論的不備を指摘し、新しい更新ルールを提案している。これは適合係数の意味付けが明確であり、しかも 3 つ以上の対象物の組合せに関して定義した適合係数も導入できることから、最近では、(1) 式に代わって使われる傾向にある。

弛緩法とは異なる立場で反復演算による確率的ラベリングを論じ、画像処理への応用を試みた例も最近報告されているが^{6), 7)}、まだ応用例は少ない。

2.2 画像処理への応用例

雑音や歪によって生ずるあいまい性のため従来処理が困難だった分野に対し、特に弛緩法あるいは弛緩法的手法の応用が進んでいる。しかし、前章で述べたルール通りに定式化した例はかえって少なく、ほとんどが問題向きに適宜変更が加えられている。本章では、実際に画像処理に応用した例について解説する。これらは応用例としては代表的なもので、弛緩法の画像処理応用を理解する上で良いサンプルであると思われる。

2.2.1 線・エッジの強調

本節では弛緩法による線・エッジの強調について述べる。これについてはいろいろな研究がなされているが、弛緩法の適用法によって大きく 2 つに分類することができる。1 つは線ラベルを何種類か準備するも

の^{3),8)-10)}。もう1つは線、非線の2つのラベルだけを考えるものである^{11),12)}。2.2.1.1では前者の例、2.2.1.2では後者の例について解説する。

2.2.1.1 線の強調

第2章で触れた Zucker 他³⁾の論文は、弛緩法の画像処理への最初の応用例といえるものであり、式(1)の確率的弛緩法をほぼそのままの形で使っている。しかしこの論文のように各画素ごとにラベルを割り当てるのは、計算時間、メモリ容量の点で不利である。羽鳥他⁸⁾は、全面画 800×800 画素を 20×20 の単位領域(それぞれ 40×40 画素)に分割し、それを対象物としている。そのかわり、線ラベルとして図-5に示すような複雑なものを用いている。図-6に適用例を示す。(a)でバラバラに見える線ラベルが(b)では長い連続線となっている。文献 8)では、この長い連続線を得るためだけに弛緩法が応用されており、胃に関する構造情報はその後の処理で導入している。河越他⁹⁾では指紋パターンへの応用が試みられている。256×256画素の画像を 16×16 の小領域に分割している。

秋田他¹⁰⁾は眼底写真における動/静脈の同定に弛緩法を用いている。この場合も、画素数よりもはるかに数の少ない線分セグメントを対象物にすることで、計算時間、メモリ容量の問題を解決している。ラベルは動脈、静脈、その他の3個であり、適合係数は各線分

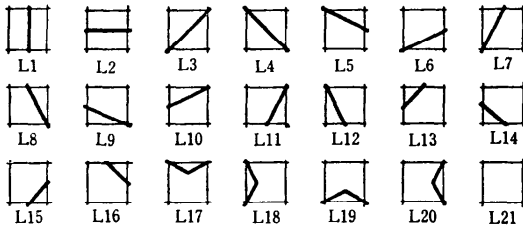
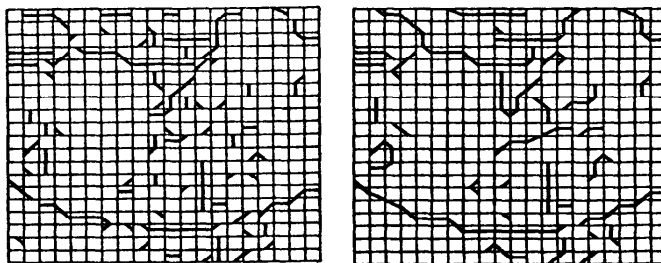


図-5 単位領域に存在し得る 21 個のラベル 文献 8) より)



(a) 弛緩法適用前 (b) 弛緩法適用後
図-6 胃部二重造影像への適用例 文献 8) より)

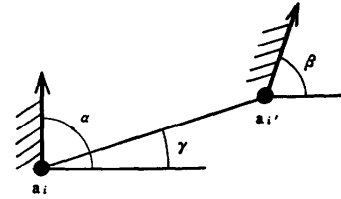


図-7 エッジラベルの向き

セグメントの属性から計算される。つまりこの場合は動/静脈に関する構造情報を弛緩法に組み込んでいることになる。

2.2.1.2 エッジの強調

エッジの強調¹¹⁾では、線の強調³⁾の場合とはやや異なるアプローチがなされている。各画素を対象物としているのは同じであるが、ラベルとしてエッジラベル(e)と非エッジラベル(n)の2種類だけを考えるのである。初期エッジ確率には、入力画像の各点におけるグラジェントの絶対値に比例する値を与えておく。

適合係数は、各画素におけるエッジのグラジェントの方向 θ を参考にして次のように計算される。

$$r_{ii'}(e, e) = \cos(\alpha - \gamma) \cdot \cos(\beta - \gamma) / 2^D \quad (3)$$

$$r_{ii'}(e, n) = \min[0, -\cos(2\alpha - 2\gamma) / 2^D] \quad (4)$$

$$r_{ii'}(n, e) = (1 - \cos(2\beta - 2\gamma)) / 2^{D+1} \quad (5)$$

$$r_{ii'}(n, n) = 1 / 2^D \quad (6)$$

ただし、 α は注目点 a_i 、 β は近傍点 $a_{i'}$ でのエッジの方向(暗い側を左手に見たときの方向)である。 γ はベクトル $a_i a_{i'}$ の方向である(図-7参照)。D は a_i と $a_{i'}$ との間の距離である。たとえば、近接した画素間でエッジがなめらかにつながっている場合に $r_{ii'}(e, e)$ は正の大きな値となる。

この手法の特長は各画素に割り当てられたエッジの方向の値も、エッジの確率と同様に繰り返しのたびに更新される点にある。よって適合係数も繰り返しのたびに新しい値が使われることになる。

また、ラベルの数が2つしかないため、ラベル数の多い「線強調³⁾」の場合と比べてメモリ容量、計算時間の点で有利である。Prager¹²⁾にも同様のアプローチが見られる。

図-8にエッジ強調の実験例を示す。原画像(図-8(a))は 128×128 画素、濃淡 8 bits の画像である。図-8(b)~(f)は、各段階におけるエッジ確率を濃度で表示したものである。

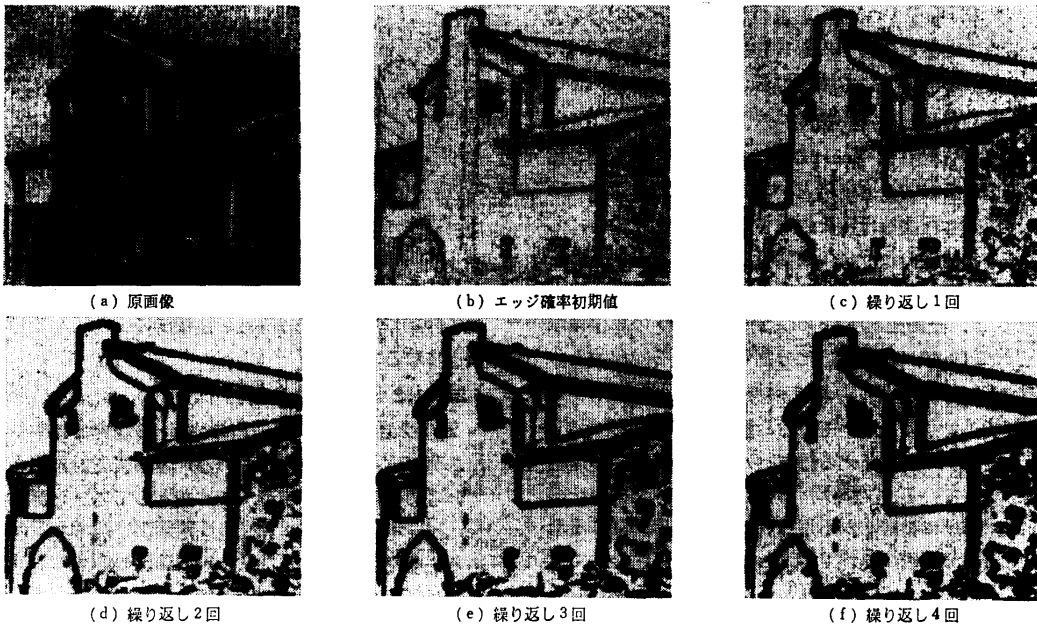


図-8 エッジの強調

2.2.2 マッチング

弛緩法をうまく利用することによって、柔軟性のあるマッチングが実現できる。本節ではその例をいくつか紹介する。

2.2.2.1 Spring-Loaded Template Matching

大きなテンプレートをいくつかのサブテンプレートに分割してマッチングを行う手法を Spring-Loaded Template Matching という。弛緩法はこの問題に対し効果的に応用することが可能である。

文献13) では LL (lower-left), LR (lower-right), UL (upper-left), UR (upper-right) という4個の角検出用サブテンプレートを使って正方形を検出する手法が報告されている。ラベルは、四つの角 LL, LR, UL, UR およびマッチングがとれていないことを示すラベル (no-match ラベル) の計5個である。対象物はサブテンプレートを使って全画素の中から選ばれた正方形の4つの角の候補点である。初期確率は各サブテンプレートとのマッチングの度合から計算される。

適合係数はラベルの位置関係から決められる。すなわち、図-9でたとえば座標 (m, n) のラベルが LL であるとしたとき、3点 $(m, n+s)$, $(m+s, n+s)$, $(m+s, n)$ (ただし s は検出したい正方形の一辺の長さ) の近傍 $h \times h$ 内の対象物についてそれぞれラベル UL, UR, LR が割り当てられていれば、 (m, n) に対する適合係

数が正となり、矛盾するラベルであれば負となるのである。適合係数の実際の値は近傍の中心からのずれによって重み付けされており、たとえば図-10のような値が使われている。 R^+ は適合する場合、 R^- は矛盾する場合である。実際には線強調のときと同様に、適合係数の選び方が結果に影響するようである。たとえば図-10の値では、「角」の正しい位置からややずれた場所におけるラベル確率が、十分には小さくならないことがあり得ると報告されている。

長谷川他¹⁴⁾は胸部X線像の特徴点抽出にこの手法を応用して良好な結果を得ている。適合係数についても文献13)とは異なるアプローチがなされている。

文献13), 14)のアプローチは、ともに初期データとして準備した特徴点のいくつかの候補点の中に正しいものが含まれていない限り、正確な結果を得ることができないという欠点を持つ。この点に関しては改良の余地がある。

2.2.2.2 その他のマッチング

弛緩法の持つ柔軟性をうまく使えば手書文字の認識にも応用が可能である。山本他¹⁵⁾は線分の対応付けに確率的弛緩法を応用して手書漢字の認識を行い、認識率 98% という良好な結果を得ている。手書英文字については文献16)に報告がある。

Barnard 他¹⁷⁾は2枚の画像の特徴点同士の対応付

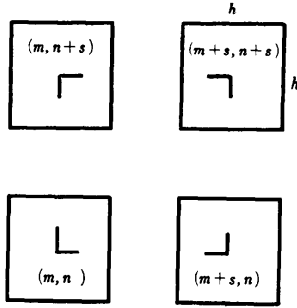
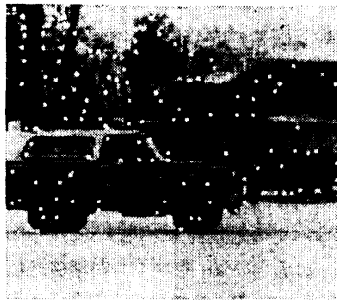


図-9 (m, n) がラベル LL を持つときに他の3つの角が存在すべき範囲¹³⁾

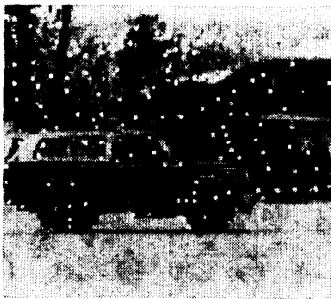
$$R^+ = \begin{matrix} 0 & .17 & .50 & .17 & 0 \\ .17 & .50 & .75 & .50 & .17 \\ .50 & .75 & 1.00 & .75 & .50 \\ .17 & .50 & .75 & .50 & .17 \\ 0 & .17 & .50 & .17 & 0 \end{matrix}$$

$$R^- = \begin{matrix} 0 & -.33 & -.50 & -.33 & 0 \\ -.33 & -.50 & -.75 & -.50 & -.33 \\ -.50 & -.75 & -1.0 & -.75 & -.50 \\ -.33 & -.50 & -.75 & -.50 & -.33 \\ 0 & -.33 & -.50 & -.33 & 0 \end{matrix}$$

図-10 適合係数の例¹³⁾



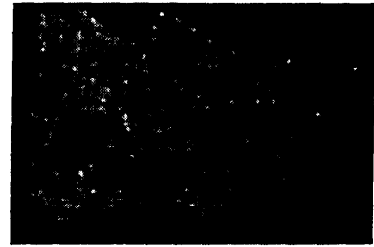
(a)



(b)

図-11 動画像の例 文献 17) より)

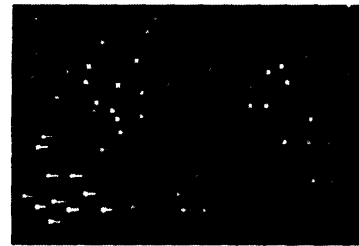
けに対して応用を試みている。つまりいくつかの可能性を許した初期のあいまいな対応付けを、弛緩法によってつじつまの合うものにしぼる手法である。文献 17) では時間差のある2枚の画像(動画像)や視点の異



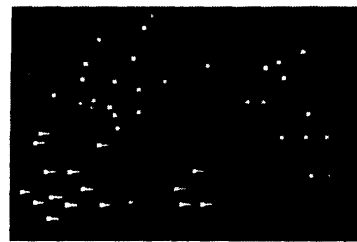
(a)



(b)



(c)



(d)

(a) 初期値 (b)~(d) 繰り返し 2, 4, 6回

図-12 動画像の対応付け 文献 17) より)

なる2枚の画像(ステレオ画像, 航空写真)について2枚の画像間の対応付けを行っている。図-11, 12は動画像に対する処理例である。自動車の動きがうまく検出されている。

2.2.3 その他の応用例

Rosenfeld 他¹⁸⁾は、弛緩法による画像の雑音除去法を提案している。これは同じ文献の前半に述べてある「反復による雑音除去」のアルゴリズムに弛緩法の考え方を組み込んだものである。各画素を対象物とし、原画像が本来(雑音加わる前)持っていると思われ

る濃淡レベルをラベルとする。ただし記憶容量、計算時間の点で画素数やラベル数を大きな値にすることはむずかしい。文献 18) では画素数 13×13 、濃淡レベル数 8、ラベル数 8 で実験している程度である。

同様の手法をマルチスペクトラル画像に対して応用し領域分割を行った例については Eklundh¹⁹⁾ に報告されている。ただしこの手法では、原画像に対して、いくつかの領域をあらかじめマニュアルで指定し(hand-segmentation) ラベル集合を準備してからでないと処理を行うことができない。

対象に関する知識を利用して領域を解釈する問題にも弛緩法は応用できる。たとえば部屋的情景においては、絵は壁にかかっているし、把手はドアについている。これらを拘束条件として解釈の候補をしぼるのである。これについては文献 20) に解説がある。

3. 反復演算によるセグメンテーション

前章では反復演算による確率的ラベリングの手法について解説した。この場合は、画像の解釈すなわちラベリングが繰り返しのつれて変化しただけである。これに対し本章では画像の特徴を繰り返しのつて変化させる手法を紹介する。複数個の物体の像を個々のものに分離する問題や領域分割など、いわゆるセグメンテーション処理に応用することができる。

3.1 基本原理²¹⁾

弛緩法の場合と同じように対象物の集合 $A = \{a_1, \dots, a_n\}$ を準備する。これを同じ属性を持ついくつかのグループに分割したいのである。例として図-13(a)のような重なり合った粒子像を分離してそれぞれの位置、半径を計測する問題を考える。この場合には、原画像から抽出した輪郭点の集合を A とすればよい。図-13(b)の四角印がその輪郭点である。ところで各輪郭点は本来、ある中心座標と半径で記述される円の周上に存在するはずである。この円のおおよその位

置と大きさは、各輪郭点の近傍での輪郭点列の曲率からある程度決定できる。図-13(b)にそのようすを示す。各輪郭点(四角印)から伸びた線分の先端が円の中心、線分の長さが半径である。別のいい方をすれば、対象物 a_i にはそれが含まれるグループ(円)に関する属性 M_i (半径, 中心座標) が割り当てられており、図-13(b)の段階では、その初期値 ($M_i^{(0)}$) が与えられているということになる。

図-13(b)を見てわかるように初期値の段階では粒子の数、位置、半径を決定するのは難しい。そこで、反復演算によって属性の値を本来持つべき値に収束させようというのである。まず弛緩法と同様に、対象物間の相互関係を示す適合係数 $R_{i' i'}$ を導入する。これは、 a_i が $a_{i'}$ と同じグループに属すると仮定したとき、それがつじつまの合う事象かどうかを示す係数であり、 M_i と $M_{i'}$ を使って計算される。 $R_{i' i'}$ は 0 から 1 までの実数値を持ち、値が大きいほど a_i と $a_{i'}$ は同族性が高いとする。粒子の分離の例では、まず $M_{i'}$ で決まる円を(半径 r' , 位置 x')、 M_i で決まる円を(半径 r , 位置 x) とする。さらに輪郭点 a_i から中心 x の方向に r' だけ離れた点を x'' とし、 $R_{i' i'}$ を x' と x'' との距離を使って決定する。たとえば x' と x'' が同じ点に重なる場合に $R_{i' i'} = 1$ となるようにしておく。

次に、 M_i が正しいものである確率 P_i を導入し、 $Q_{i' i'} = P_{i'} \times R_{i' i'}$ とする。この $Q_{i' i'}$ を注目している a_i と他のすべての対象物 $a_{i'} (1 \leq i' \leq n)$ との間で計算する。 $Q_{i' i'}$ の大きい $a_{i'}$ をいくつか選び出し、それらの $M_{i'}$ を使って M_i をつじつまの合うように更新する。これを繰り返せば M_i は a_i が属するグループ固有の値に収束するはずである。粒子の分離の例では選ばれた輪郭点 $a_{i'}$ に割り当てられている円の中心座標を、 $Q_{i' i'}$ を重みとして加重平均し a_i の中心座標の更新値とする。さらに半径の更新値を求め、輪郭点 a_i の

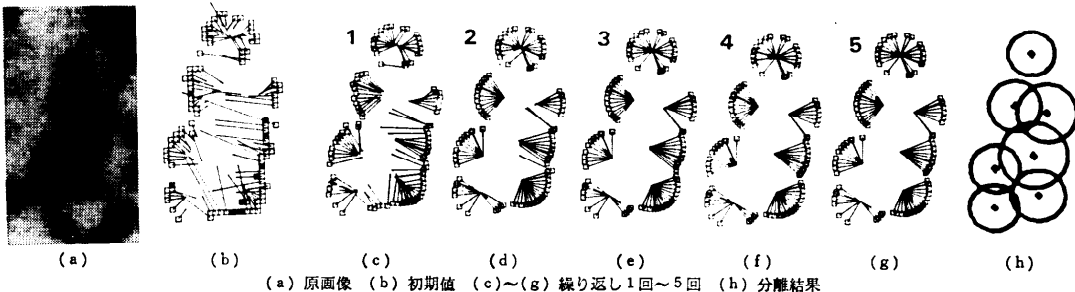
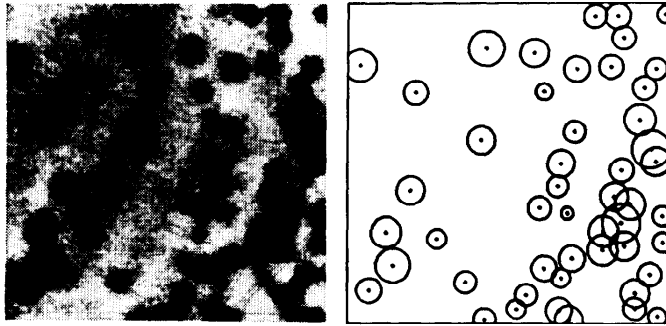
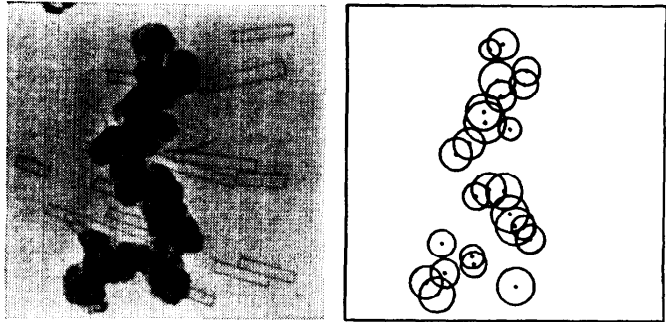


図-13 反復演算による粒子塊の分離²¹⁾



(a) スイ細胞顆粒



(b) 炭素微細粒子

図-14 重なり合った粒状パターンの分離実験例

位置も矛盾がないように更新する. $a_{i'}$ を選び出す方法としては, $Q_{i'}$ ($1 \leq i' \leq n$) のヒストグラムを作り, $Q_{i'} = 1$ に近いピークに相当する $a_{i'}$ を抜き出すという方法を使えばよい. 選び出した $a_{i'}$ の数が多いほど M_i の更新値は信頼できる. よってその数に比例した値を確率 P_i の更新値としている. なお P_i の初期値としては各輪郭点におけるグラジェントの絶対値に比例した値が使われている. 図-13(c)-(g)に収束のようすを示す. 円の中心座標および各輪郭点が本来の位置にそ

ろってくるようすがよくわかる. 4回目以降はほとんど変化しなくなる. 十分収束した中心座標値を簡単なクラスタリング手法で分類し, 各グループの持つ属性で決定される円を表示したのが図-13(h)である.

3.2 画像処理への応用例

3.2.1 重なり合ったパターンの分離

前節(3.1)で紹介した手法は重なり合ったパターンの分離という問題に対し一般的に応用することができる. 前節ですでに例として挙げたが, 粒状パターンが代表的な応用例である²²⁾. 図-14(a), (b)に処理例を示す. これは, 全く同じ処理を異なる2種類の粒子画像に応用したものであり, この手法の持つ柔軟性を示している. また, モデルを円から長方形に変えることにより同じ手法を棒状パターンの分離にも応用することができる²³⁾. 属性としては棒状パターンの中心線の方程式, 両端の座標, 幅を使えばよい. 図-15にその

手順を示す. 図-13と対比させることにより基本的な処理手順は同じであることがわかるであろう. 図-15(b)の黒い四角印が抽出した輪郭点, 黒い線分は棒状パターンの中心線を示している. 反復演算によって微妙に重なり合ったパターンをうまく分離することに成功している. 図-16に他の処理例を示す.

3.2.2 その他の応用例

対象物の集合Aにおいて a_i と $a_{i'}$ とが同じグループに含まれる可能性を定量的に評価できる場合にこの



(a) 原画像

(b) 初期値の分布

(c) 繰り返し1回~8回

(d) 分離結果

図-15 反復演算による棒状パターンの分離²³⁾

反復演算によるセグメンテーションは応用できる。

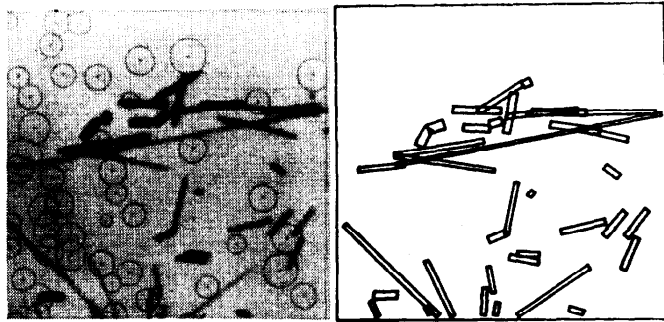
文献(24)では領域についてのきわめて簡単なモデルを仮定して領域分割を試みている。各画素を対象物とし、その濃淡レベルを領域本来の値に収束させている。図-17に実験例を示す。繰り返し演算を進めるにつれていくつかの領域に相当するピークが濃度ヒストグラムに現われてくるようすがわかる。

文献(25)では動画像のセグメンテーションの試みとして、動きのある2枚の線画から手や足のような同じ動きをする部分を抽出する問題にこの手法を応用している。すなわち各輪郭点の動きを一次変換とみなし、反復演算によって同じ動きをする部分の輪郭点がすべて同じ一次変換係数を持つように収束させるのである。

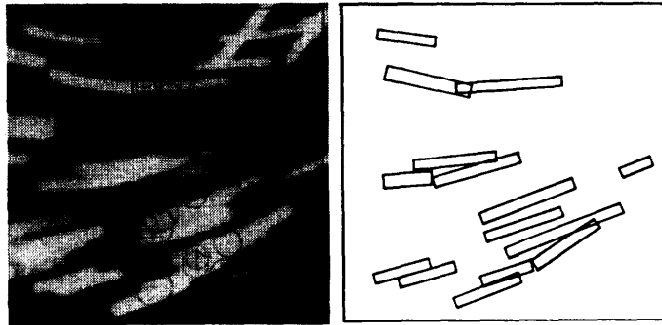
4. 実用上の問題点と考察

弛緩法によるラベリングおよび反復演算によるセグメンテーションは、どちらもあいまい性を取り除きつつ全体のつじつまを合わすことを可能にする計算法である。画像処理への応用においてこれは、局所的特徴から大局的特徴を形成する過程を表現する手法として注目される。これまでの例でみたように、基本アルゴリズムにある種の適応をもたせることにより、従来個々に設計されていた様々な画像処理機能を実現することができる。また、どちらも確率の概念を導入することにより、柔軟性のある処理の実現をめざして開発されたアルゴリズムであるといえる。それは、これまで広く行われてきたような、感度パラメータやしきい値の微妙な調整を必要とする手法への反省から生まれたと考えられるであろう。

弛緩法は、画像の解釈だけを繰り返すことによって変化させる手法である。これに対し第3章の反復演算によるセグ



(a) 鋼繊維補強コンクリートX線像



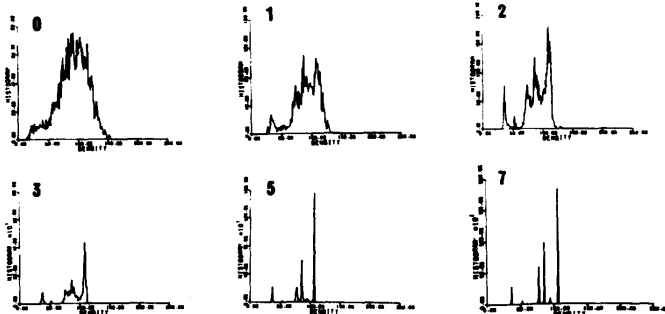
(b) 流れの可視化画像

図-16 重なり合った棒状パターンの分離実験例



(a) 入力画像 (64×64, 8 bit)

(b) 繰り返し7回後



(c) ヒストグラムの変化 (0は原画像のヒストグラム)

図-17 反復演算による領域分割²⁴⁾

メンテーションは画像の特徴を繰り返しによって変化させることができる。このため重なり合った粒子の分離問題など弛緩法とは異なる分野への応用が期待できる。

しかし、いずれにしても大切なのは、認識したい対象についての構造や意味情報をいかに適合係数 ($r_{i,j}$ や $R_{i,j}$) の形でプログラムに与えるかという点なのである。これがうまくいったときに初めて柔軟な処理が可能になると考えられる。たとえば「線の強調」において「線はなめらかにつながっているものだ」という知識だけをたよりに図-3 のような係数を定義したりあるいは微妙に調節したとしても、複雑な形の「胃」の輪郭を正確に抽出することは不可能であろう。重要なのは「胃」の形を適合係数に反映することである。実際に、文献 10) では眼底動/静脈、文献 14) では胸部 X 線写真という具体的な対象に対してその構造情報を適合係数に組み込むことによって良好な結果を得ている。文献 22), 23) では、対象としている物体の形状 (円や長方形) を積極的に利用している。このような応用を他に広く進める必要がある。

これらの反復演算は、計算時間やメモリ容量の点では有利な方法とはいえない。まだほとんど実用的な問題に利用されていないのはこのためである。対策として、弛緩法については収束や安定性に関連した計算時間の短縮が検討されている²⁶⁾。専用ハードウェアによる高速化も検討されている²⁷⁾。これらはアルゴリズム実行上の努力であるが、それ以前の問題として対象物数あるいはラベル数を何らかの方法で減らすことにより計算時間を大幅に減少させることができる。これはメモリ容量の点でもきわめて有利になる。文献 8)~10) では対象物を、文献 11), 12) ではラベル数を少なくすることを試みている。反復演算によるセグメンテーションに対しても同様の努力は有効であろう。

5. むすび

以上、弛緩法によるラベリング、反復演算によるセグメンテーションを中心に画像処理における反復演算の応用について概観した。基本アルゴリズムは共通にした上で、扱っている画像に関するできる限りの特殊性を初期確率や適合係数に盛り込むことができる、というのがこの手法の面白みである。

最近の素子技術の急速な進歩により、大容量の画像メモリや画像処理専用プロセッサの実現は身近なものになりつつある。このような状況の下では、計算機プ

ログラム向きの技法による効率的なアルゴリズムよりも、基本的な枠組の中で画像処理アルゴリズムを構築する方向が重視されつつある。反復演算についての活発な研究も、こうした基礎的な画像処理アルゴリズムの研究の流れとして捉えることができよう。今後さらに広く応用が試みられることを期待したい。

参 考 文 献

- 1) Rosenfeld, A. Hummel, R. A. and Zucker, S. W.: *Scene Labeling by Relaxation Operations*, IEEE Trans., Vol. SMC-6, No. 6, pp. 420-433 (1976).
- 2) Zucker, S. W.: *Relaxation Labelling and the Reduction of Local Ambiguities*, Proc. 3rd Int. Joint Conf. on Pattern Recognition, pp. 852-861 (1976).
- 3) Zucker, S. W., Hummel, R. A. and Rosenfeld, A.: *An Application of Relaxation Labeling to Line and Curve Enhancement*, IEEE Trans., Vol. C-26, No. 4, pp. 394-403 (1977).
- 4) Peleg, S. and Rosenfeld, A.: *Determining Compatibility Coefficients for Curve Enhancement Relaxation Process*, IEEE Trans., Vol. SMC-8, No. 7, pp. 548-555 (1978).
- 5) Peleg, S.: *A New Probabilistic Relaxation Scheme*, IEEE Trans., Vol. PAMI-2, No. 4, pp. 362-369 (1980).
- 6) 安藤: 確率密度関数勾配法と画像強調, 情報処理学会論文誌, Vol. 23, No. 1, pp. 72-80 (1982).
- 7) Faugeras, O. D. and Berthod, M.: *Improving Consistency and Reducing Ambiguity in Stochastic Labeling: An Optimization Approach*, IEEE Trans., Vol. PAMI-3, No. 4, pp. 412-424 (1981).
- 8) 羽鳥, 佐野: 胃部二重造影からの輪郭抽出, 信学技報, PRL 79-75 (1980).
- 9) 河越, 棟上, 山口: 弛緩法による指紋パターンの分類, 第 22 回情報処理学会全大 3D-8 (1981).
- 10) 秋田, 久家: 眼底画像における血管パターンの認識方法, 通信学会論文誌, Vol. J 64-D, No. 8, pp. 729-736 (1981).
- 11) Schachter, B. J., Lev, A., Zucker, S. W. and Rosenfeld A.: *An Application of Relaxation Methods to Edge Reinforcement*, IEEE Trans., Vol. SMC-7, No. 11, pp. 813-816 (1977).
- 12) Prager, J. M.: *Extracting and Labeling Boundary Segments in Natural Scenes*, IEEE Trans., Vol. PAMI-2, No. 1, pp. 16-27 (1980).
- 13) Davis, L. S. and Rosenfeld, A.: *Application of Relaxation Labeling, 2: Spring-Loaded Template Matching*, Proc. 3rd Int. Joint Conf.

- on Paffern Recognition pp. 591-597(1976).
- 14) 長谷川, 鳥脇, 福村: *Relaxation Method* による胸部X線像の特徴点抽出, 昭54通信学会全大・情報部門, No. 119 (1979).
 - 15) 山本, Rosenfeld: *Relaxation* 法による手書教育漢字認識, 信学技報, PRL 81-31 (1981).
 - 16) Hayes, K.C. Jr.: *Reading Handwritten Words Using Hierarchical Relaxation*, Comput. Gr. Image Process., Vol. 14, pp. 344-364 (1980).
 - 17) Barnard, S.T. and Thompson, W.B.: *Disparity Analysis of Images*, IEEE Trans., Vol. PAMI-2, No. 4, pp. 333-340 (1980).
 - 18) Lev, A., Zucker, S.W. and Rosenfeld, A.: *Iterative Enhancement of Noisy Images*, IEEE Trans., Vol. SMC-7, No. 6, pp. 435-442(1977).
 - 19) Eklundh, J.O., Yamamoto, H. and Rosenfeld, A.: *A Relaxation Method for Multispectral Pixel Classification*, IEEE Trans., Vol. PAMI-2, No. 1, pp. 72-75 (1980).
 - 20) 白井良明: コンピュータビジョン, p. 135, 昭晃堂, 東京 (1980).
 - 21) 坂上, 高木: 繰返し演算による画像データの分割について, テレビジョン学会 1981年全国大会, 2-3.
 - 22) 坂上, 高木: 重なり合った粒子像の計測, 第11回画像工学コンファレンス論文集, pp. 179-182 (1980).
 - 23) 坂上, 高木: 反復画像演算による重なり合った棒状パターンの解析, 情報処理学会コンピュータビジョン研資 CV 11-3 (1981).
 - 24) 坂上, 高木: 反復演算による領域分割, テレビジョン学会 1980年全国大会, 14-1.
 - 25) 坂上, 高木: 反復演算による動画像のセグメンテーション, 昭和55年度通信学会全国大会, No. 1066.
 - 26) Zucker, S.W., Krishnamurthy, E.V. and Haar, R.L.: *Relaxation Processes for Scene Labeling: Convergence, Speed, and Stability*, IEEE Trans., Vol. SMC-8, No. 1, pp. 41-48 (1978).
 - 27) Willett, T.J., Brooks, C.W. and Tisdale, G.E.: *Relaxation, Systolic Arrays and Universal Arrays*, Proc. Workshop on Image Understanding, pp. 164-170 (1979).

(昭和57年3月19日受付)