

論文

相対的類似性の概念に基づく濃淡画像の領域分割*

横 矢 直 和** 浅 野 哲 夫***
大 久 保 均** 田 中 幸 吉**

Abstract

Region analysis is an important approach to the problem of classifying and locating objects in a visual scene by computers. In this paper a new region growing algorithm is proposed, which is essentially based on the concept of relative homogeneity. The concept is opposed to that of absolute homogeneity which requires ambiguous thresholding techniques.

Proposed method is composed of the following two processes; (1) region constructing process and (2) region merging process. This method is applied to two different pictures and proved to be nearly consistent with human perception.

1. ま え が き

パターン認識の分野の中で、近年、画像認識あるいはシーン・アナリシスと呼ばれる多くの研究がなされている。画像内の物体 (objects) を認識するためには物体を背景から識別する必要がある。その方法として (1) 縁の検出及び追跡を行うものと、(2) 画像を個々の物体に対応したいくつかの領域に分割するものがある。なお、これらはデータ圧縮としての役割をも担っている。

筆者らは物体識別のために(2)の領域分割法 (領域解析法) を採用したが、この方法の特徴は画像の構造を明らかにすることにある。領域解析法として、従来より種々の方法が提案され^{1)~5)}、最近では領域分割の段階においても認識対象に関する簡単な事前情報 (セマンティックス) を利用することが考えられている⁶⁾。しかしながら、生のデータに直接このような事前情報を適用するのは困難であり、画像の局所的な情報に基づく領域分割の必要性が失われた訳ではない。むしろ逆に、セマンティックスを導入するための基礎として、よ

り正確かつ一般性をもった方法の開発が望まれる。

本論文で扱う領域分割は Region Growing⁷⁾ と呼ばれる方法の一種である。この種の方法は、まず画像を最小の構成要素に分割し、次に隣接した要素間の非類似度を計算し、同一性の見いだされた要素を順次統合していき、最終的に画像全体を個々の物体に対応した部分領域に分割しようというものである。

従来²⁾の方法では、同一性の判定の際に、濃度や色彩等画像の特徴関数値に対して定義される非類似度を閾値と比較するという手法がとられていたが、この方法には1つの困難な問題がある。すなわち、この場合の最適な閾値は処理の目的以外に、対象とする画像の状態 (照明状態や写真の現像状態、また画像のコントラストの差異) 及び量子化レベル数などに強く依存するので、極端な場合には入力画像が変ればその都度閾値を調節しなければならないということにもなりかねない。また、これらの閾値は経験的に定められることが多い。したがって、このような閾値に基づいた領域分割法は一般性に欠けるという欠点をもっている。これは閾値による判定自体が絶対的な類似性の概念に基づいていることに起因していると考えられる。

以上述べた従来の手法に対して、本論文で提案する手法では、相対的な (環境を考慮した) 類似性の概念を導入することによって、処理目的以外の要因に依存する閾値を用いた判定を極力避けている。また本手法

* Picture Segmentation into Regions Based on the Concept of Relative Homogeneity by Naokazu YOKOYA, Tetsuo ASANO, Hitoshi OKUBO and Kokichi TANAKA (Department of Information & Computer Sciences, Faculty of Engineering Science, Osaka University)

** 大阪大学基礎工学部情報工学科

*** 大阪電気通信大学工学部応用電子工学科

ではクラスタリングの手法を積極的に利用している。特に、溝口、志村⁹⁾によって提案されたクラスタ検出アルゴリズムは点密度としてのポテンシャルと各点の環境を考慮して経験的な要素を排除した斬新な技法であり、人間の視覚にかなり忠実なクラスタを形成することに成功しているので、本論文においてもその基本的な思想を取り入れている。

本論文で提案する領域解析法は、(1)領域拡張部及び(2)領域統合部から成り、それぞれ以下に述べる思想に基づいてアルゴリズムが構成されている。

(1) 領域拡張部では、領域の中心部と推測される要素を出発点として、相互に類似した近傍要素を可能な限り統合し領域を構成するという操作を画像が完全に分割されるまで繰り返し実行する。

(2) 領域統合部では、(1)で得られた分割結果に対して、隣接領域間の相互類似性を領域内の濃淡の平均値と標準偏差と領域面積とに基づく条件によって判定し、条件を満足する場合には領域間の統合を行う。

2. 記号の定義

画像の基本構成単位を要素または点と呼び、 $v, v(i, j), (i, j)$ などの記号で表す。対象とする画像は量子化されたデジタル画像であり、各点の局所情報は画像関数⁹⁾(または特徴関数)で与えられる。関数値は一般には n 次元ベクトルである。例えば、白黒濃淡画像の場合には $n=1$ であり、色彩画像の場合には $n=3$ である。以下点 v における画像関数の値を $F(v)$ で表す。本論文では画像入力装置の関係上白黒濃淡画像を仮定しているので、 $F(v)$ は点 v における濃淡レベルを表しているが、色彩画像への拡張は容易である。

次に本論文で用いる諸記号を定義する。

【定義1】 点 $v_0=v_0(i, j)$ に対して次式で定義される矩形領域 $W_n(v_0)$ または $W_n(i, j)$ を点 v_0 を中心とする大きさ n の窓(Window)と呼ぶ。

$$W_n(i, j) = \bigcup_{\alpha, \beta=-n}^{\alpha, \beta=n} \{(i+\alpha, j+\beta)\} \quad (2.1)$$

窓の面積(要素数)を $|W_n(i, j)|$ で表す。Fig. 1は大きさ1の窓 $W_1(i, j)$ を図示したものである。

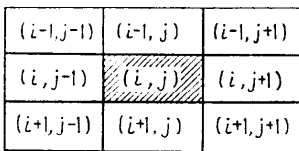


Fig. 1 Window $W_1(i, j)$

【定義2】 点 (i, j) の4連結近傍 $N_4(i, j)$ 及び8連結近傍 $N_8(i, j)$ を次のように定める。

$$N_4(i, j) = \{(i-1, j), (i+1, j), (i, j-1), (i, j+1)\} \quad (2.2)$$

$$N_8(i, j) = W_1(i, j) - \{(i, j)\} \quad (2.3)$$

2点 v_a, v_b について、 $v_a \in N_4(v_b)$ であるとき2点は4連結の意味で接しているといい、また $v_a \in N_8(v_b)$ であるとき8連結の意味で接しているという。

【定義3】 点集合 $R = \{v_1, v_2, \dots\}$ について次式が成り立つとき、それぞれ点集合 R は4連結である、または8連結であるといい、本論文では特に4連結点集合を“領域(region)”と呼ぶ。

$$N_4(v_i) \cap R \neq \emptyset; \forall v_i \in R \quad (2.4)$$

$$N_8(v_i) \cap R \neq \emptyset; \forall v_i \in R \quad (2.5)$$

【定義4】 2点 $v_a(i, j), v_b(i+\alpha, j+\beta)$ 間の非類似度を $d(v_a, v_b)$ または $d((i, j), (i+\alpha, j+\beta))$ で表す。具体的な定義は後に述べるが、 $d(v_a, v_a) = 0, d(v_a, v_a) \geq 0$ 及び $d(v_a, v_b) = d(v_b, v_a)$ を基本条件とする。

【定義5】 (単方向類似性) 点 v_0 の $W_n(v_0)$ 内での k -近傍⁹⁾(k -neighbor) $\Omega_k(v_0)$ を次のように定める。

$$\Omega_k(v_0) = \{v_x | \nu(v_x; v_0) \leq k, v_x \in W_n(v_0)\} \quad (2.6)$$

ただし、 $\nu(v_x; v_0) = |\{v_y | d(v_0, v_y) < d(v_0, v_x), v_x \in W_n(v_0), v_y \in W_n(v_0)\}|$ である。

点 v_0 の k -近傍 $\Omega_k(v_0)$ とは、 v_0 と v_0 を中心とする窓内の各点について v_0 との非類似度の小さい順に並べた時の $k+1$ 番目までの点の集合である——必ず v_0 を含む——。ただし、 $k+1$ 番目が複数個存在する場合にはそれらすべてを含める。ここで $v_b \in \Omega_k(v_a)$ なる関係は「 v_a から見て v_b は v_a に比較的似ている」ことを意味する¹⁰⁾。 k の値の決定については後に述べる。

【定義6】 (双方向類似性) 点 v_0 の $W_n(v_0)$ 内での k -隣接点集合(k -adjacent set) $\Omega_k^*(v_0)$ を次のように定める。

$$\Omega_k^*(v_0) = \{v_x | v_x \in \Omega_k(v_0), v_0 \in \Omega_k(v_x)\} \quad (2.7)$$

ここで $v_b \in \Omega_k^*(v_a)$ なる関係は「 v_a, v_b は互いに比較的似ている」ことを意味し、 k -隣接しているという。 k -隣接している2点はそれぞれの窓内において順位 k 以内で相互に特徴が似ているため、同一物体(表面)の部分に対応していると考えれば、 k の値が小さい程このことの信頼性は高まる。 k -隣接していない隣接2点間にはpseudo-edgeが存在し、これは(1)領域の境界、(2)濃淡の裂け目(クラック)、(3)雑音による効果のいずれかである——(2)、(3)は閉じて

いないエッジである—。

基本的な概念は以上に述べたとおりであるが、実際の領域拡張アルゴリズムにおいては2点間の k -隣接性を効率よく調べるために次のように定義される ξ_k という量を用いている。

〔定義7〕 点 v_0 に対して $\xi_k(v_0)$ を次のように定める。

$$\xi_k(v_0) = \max \{d(v_0, v_x); v_x \in Q_k(v_0)\} \quad (2.8)$$

〔命題1〕 2点 v_a 及び $v_b \in W_n(v_a)$ について次の関係が成り立つ。

$$v_b \in Q_k(v_a) \iff d(v_a, v_b) \leq \xi_k(v_a) \quad (2.9)$$

(証明略)

〔命題2〕 2点 v_a 及び $v_b \in W_n(v_a)$ について次の関係が成り立つ。

$$v_b \in Q_k^*(v_a) \iff d(v_a, v_b) \leq \min \{\xi_k(v_a), \xi_k(v_b)\}. \quad (2.10)$$

(証明) 定義6と命題1より、

$$v_b \in Q_k^*(v_a) \iff v_b \in Q_k(v_a) \text{ かつ } v_a \in Q_k(v_b) \\ \iff d(v_a, v_b) \leq \xi_k(v_a) \text{ かつ } d(v_b, v_a) \leq \xi_k(v_b).$$

ここで定義4の基本条件より命題2を得る。(証明終)

〔定義8〕 点 v_0 の k -境界値 $\delta_k(v_0)$ を次のように定める。

$$\delta_k(v_0) = \frac{1}{|W_n(v_0)|} \sum_{v_x \in W_n(v_0)} d^*(v_0, v_x) \quad (2.11)$$

ただし、 $d^*(v_0, v_x)$ は $d(v_0, v_x) \leq \min \{\xi_k(v_0), \xi_k(v_x)\}$ のとき0、それ以外のとき $d(v_0, v_x)$ を値にもつ。

この定義より、関数 d が正確に非類似性を反映したものであるならば、境界値の大小によって点の位置を推定することができる。すなわち、境界値が大きい点は境界付近の点または孤立点であり、境界値が小さい点は境界から離れた(領域内部の)点である。

3. 相対的類似性およびその問題点

3.1 相対的類似性

本節では前章で定義した諸量を用いて相対的類似性の概念を絶対的類似性の概念と対比させながら説明する。

閾値判定による絶対的類似性の概念においては、2点 v_a, v_b (ただし、 $v_b \in N_8(v_a)$) が次の条件を満たすとき、これら2点は(特徴が)「似ている」と判定する。

(判定条件I) $d(v_a, v_b) \leq \theta$

ただし、 θ は適当に与えられた閾値である。この判定条件の形より、この判定方法では「 v_a が v_b に似ている」ならば「 v_b も v_a に似ている」ということにな

る。この意味において絶対的類似性は無向的である。

これに対して、相対的類似性は定義5からも明らかのように有向的である。すなわち、 $v_b \in Q_k(v_a)$ のとき「 v_a から見て v_b は v_a に似ている」と解釈する。そして、2点 v_a, v_b 間に双方向の類似性が成り立つときのみ、すなわち、

(判定条件II) $v_b \in Q_k(v_a)$ かつ $v_a \in Q_k(v_b)$.

が成り立つときのみ、これら2点は「相互に似ている」と判定する。この判定条件を $\xi_k(\cdot)$ を用いて書き直すと次のようになる。

(判定条件II') $d(v_a, v_b) \leq \min \{\xi_k(v_a), \xi_k(v_b)\}$.

$\xi_k(\cdot)$ は各点の周囲の濃淡レベルの変化の割合に応じて値をとるように定義されているので、周囲の環境を比較的良好に反映していると考えられる。

3.2 各種の問題点

3.2.1 窓の大きさ n の決定

窓の大きさ n の値としては、1以上の整数値が考えられる。 $n \geq 2$ の場合には中心点 v_0 の k -隣接点集合 $Q_k^*(v_0)$ が v_0 の8連結近傍の点を全く含まず、 v_0 と距離が2以上離れた点のみから構成されるという状況が考えられる。このような状況は $v_b \in Q_k^*(v_a)$ ならば v_a と v_b を同一領域内の点と見做す本方法の基本的な考え方からすれば不都合である。これを避けるために以後では $n=1$ を仮定し、 $W_1(v)$ を単に $W(v)$ で表す。

3.2.2 非類似度 d の具体的な定義

2点 $v_a(i, j), v_b(i+\alpha, j+\beta)$ 間の非類似度 $d(v_a, v_b)$ に関係する量として、2点間の距離 $\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}$ と濃淡レベルの差 $|P(v_a) - P(v_b)|$ とがある。筆者らは、非類似度を表す関数は次のような性質をもつことが望ましいと考えた。

(a) k -隣接性が量子化レベル数及び画像のコントラストに依存しない。

(b) 基本的には濃淡レベルの差を優先させ、濃淡レベルの差が等しい場合には距離を考慮する。

以上の性質を有する関数として次式を採用する。

$$d(v_a, v_b) = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2} + |P(v_a) - P(v_b)|. \quad (3.1)$$

3.2.3 類似性の強度 k の最適値決定

窓の大きさを $n=1$ と仮定した場合には、 k の値として一応0から8まで考えられるが、ほぼ3~5が適当であり、この値は量子化レベル数等に依存しない。

Fig. 2(a), (b), (c) (次頁参照) は人工パターンに対してそれぞれ $k=3, 4, 5$ の各場合について k -近傍を形成したものである。図において、格子点上の数字

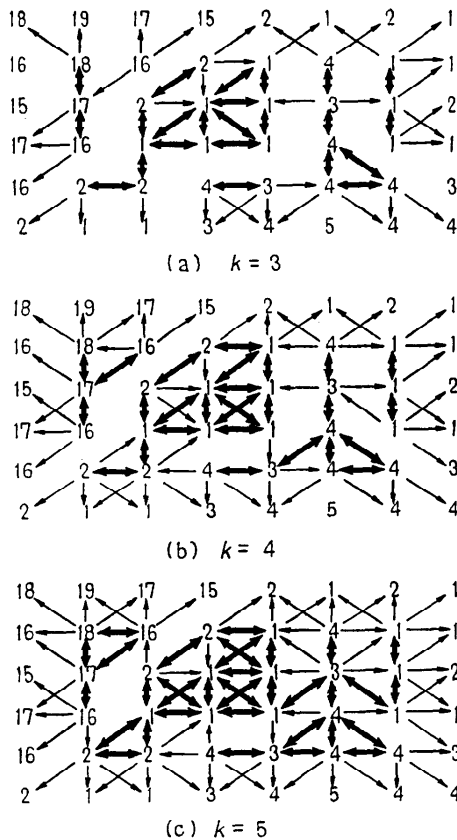


Fig. 2 Three examples of k -neighbor links

は画像関数値を表している。点 v_a から v_b への矢印は $v_b \in \Omega_k(v_a)$ という関係を表しており、特に双方向矢印は太線で示されている。Fig. 2の結果だけでは k の最適値を特定することはできないが、いくつかの例について実験を行った結果、人間の視覚に近い分割を得るためには $k=4$ が最適であるという結論を得ている。

4. 領域拡張プロセス

本章で述べる領域拡張アルゴリズムは、基本的には k -隣接している点は同一領域に属するという考え方に基づいている。しかしながら、この方法では、本来2つに分れるべき領域がどこか1個所だけ k -隣接の関係で結合されているために1つの領域に統合されてしまうという危険性がある (Fig. 6(a-1) 参照)。これは環境を考慮しているとは言うものの、 3×3 という小さな窓内の点しか考慮に入れていないためである。そこで実際には、より広い環境を考慮したのと近似的

に等価であると考えられる技法を導入している。

まず、アルゴリズムの中で用いる変数について説明しておく。

NR: 拡張中の領域名(番号)を表す変数であり、最終値は領域の総数を表している。

$S(v)$: 点 v の所属領域を表している。所属領域が未決定な段階では値0をもち、決定され次第、領域名として自然数を値にもつ。

STACKA: このスタックは既に領域 NR に属すると決定されている点に k -隣接しており、かつ所属領域が未決定である点(領域拡張の候補点)を蓄えるためのものである。

STACKB: このスタックは一連の判定条件により領域 NR に加えることを棄却された点を蓄えるためのものである。このスタックに蓄えられた点は後でもう1度だけ条件が試される。そのために、候補点がどちらのスタックから取り出されたかを示すポインターストとして変数 **STATE** を用いている。

NPT(NR): 領域 NR に属する点の個数(領域面積)を示す。

次に領域拡張アルゴリズムを示す。

[領域拡張アルゴリズム]

R1: (初期設定) 類似性の強度 k の値を決定する。

画像内の各点 v について $\xi_k(v)$, $\delta_k(v)$ を計算する。各点 v について $S(v)=0$ とする。 $NR=1$ 。

R2: $STACKA=A$ (空スタック)。 $STACKB=A$ 。
 $NPT(NR)=0$

R3: $S(v_0)=0$ かつ $\delta_k(v_0)=\min\{\delta_k(v); S(v)=0\}$ である点 v_0 を領域 NR の拡張出発点を選ぶ。
 $S(v_0)=NR$, $NPT(NR)=NPT(NR)+1$ 。

R4: $v_a \in N_k(v_0)$ かつ $\Omega_k^*(v_a) \cap S_{NR} \neq \emptyset$ である点 v_a を $STACKA$ の上から順に詰める(以後、この操作を点 v_0 に関するスタック操作と呼ぶ)。ただし、 $S_{NR}=\{v | S(v)=NR\}$ である。

R5: $STACKA \neq A$ であれば $STATE=0$ とし、 $STACKA$ の最下部の要素 v_x を取り出した後 $R7 \rightarrow$ 。 $STACKA=A$ ならば次の $R6 \rightarrow$ 。

R6: $STACKB \neq A$ であれば $STATE=1$ とし、 $STACKB$ の最下部の要素 v_x を取り出した後 $R7 \rightarrow$ 。 $STACKB=A$ ならば $R15 \rightarrow$ 。

R7: $S(v_x)=0$ ならば次の $R8 \rightarrow$ 。 $S(v_x) \neq 0$ ならば $R5 \rightarrow$ 。

R8: 以下の1)~3)の条件のうち、少なくとも1つが成り立てば、 $S(v_x)=NR$, $NPT(NR)=NPT$

(NR)+1 とし、点 v_x に関するスタック操作を行った後に R5 へ。

$$1) |\Omega_k^*(v_x)|=2, \tag{4.1}$$

$$2) |\Omega_k^*(v_x) \cap S_{NR}| \geq 2, \tag{4.2}$$

$$3) \exists v \in N_8(v_x) \text{ に対して, } P(v)=P(v_x) \text{ かつ } S(v)=NR. \tag{4.3}$$

R9: 集合 $N_8(v_x) \cap \Omega_k^*(v_x)$ に属する点の中で $d(v_x, \cdot) + c \cdot \delta_k(\cdot)$ を最小にする点 v_y を選ぶ。

R10: $S(v_y) \neq 0$ ならば $S(v_x) = S(v_y)$, $NPT(S(v_y)) = NPT(S(v_y)) + 1$ とし、点 v_x に関するスタック操作を行った後 R5 へ。

R11: (この場合 $S(v_y) = 0$ である) 集合 $\Omega_k^*(v_x) \cap S_{NR}$ に属する点 v_z を選ぶ。ステップ R8 の条件より、このような点は必ずただ 1 個存在する。

R12: $D_{v_x} = 1 + |P(v_y) - P(v_x)|$ とする。 $\lambda_r \cdot D_{v_x} \leq \min\{\xi_k(v_y), \xi(v_x)\}$ ならば次の R13 へ。そうでなければ R14 へ。

R13: $S(v_x) = NR$, $NPT(NR) = NPT(NR) + 1$ とし、点 v_x に関するスタック操作を行う。

さらに、 $\exists v \in N_8(v_y)$ について $v \in S_{NR}$ であれば、 $S(v_y) = NR$, $NPT(NR) = NPT(NR) + 1$ とし、点 v_y に関するスタック操作を行った後 R5 へ。

R14: (点 v_x を領域 NR に加えることを棄却) STATE=0 ならば STACKB に v_x を加えた後 R5 へ。STATE=1 ならばそのままの状態 R5 へ。

R15: $NPT(NR) = 1$ ならば次の R16 へ、そうでなければ $NR = NR + 1$ として R17 へ。

R16: (微小領域の処理) 領域 NR を構成する点 v_a について、点 v_a の 4 連結近傍の中で $d(v_a, \cdot) + c \cdot \delta_k(\cdot)$ を最小にする点 v_s を選び、 $S(v_a) = 0$, $P(v_a) = P(v_s)$, $\xi_k(v_a) = \xi_k(v_s)$, $\delta_k(v_a) = \delta_k(v_s)$ とする。さらに $S(v_s) \neq 0$ ならば $S(v_a) = S(v_s)$, $NPT(S(v_s)) = NPT(S(v_s)) + 1$ とする。

R17: $S(\cdot) = 0$ である点が存在すれば R2 へ、そうでなければ $NR = NR - 1$ として停止。

END.

各ステップにおいて行き先が明確に指定されていない場合にはそれに続くステップに進むものとする。

次にアルゴリズムの動作について説明しよう。この領域拡張アルゴリズムではなるべく領域の中心に近いと推測される点から順次拡張を行う。そのためにステ

ップ R3 で、境界値 δ_k が最小である点 v_0 を領域拡張の出発点に選んでいる。さて、領域 NR に k -隣接している点 v_x が拡張の候補点として取り出されると、一連の判定条件が試される。アルゴリズムにおいては簡単に判定できる条件から順に配置されており、最初の判定はステップ R8 でなされる。このステップにおける条件 1), 2) が成り立つ場合を Fig. 3 に示す。破線で囲まれた点の集合は既に領域 NR に属することが決定されている部分 S_{NR} である。また、図中では双方向矢印のみが示されている。

1)~3)の条件がいずれも満たされない場合には、ステップ R9 において、候補点 v_x に最も似ており、しかも領域の中心部に近い ($\delta_k(\cdot)$ の値が小さい) 点 v_y を選ぶ。ステップ R10 は v_y の所属領域が既に決定されている場合である。 v_y の所属領域が決定されていない場合には、ステップ R11 で、 v_x に k -隣接しており、かつ領域 NR に属する点 v_z を選ぶ。このような点 v_z はただ 1 個存在し、明らかに $v_x \neq v_y$ である。 Fig. 4 はこのような状況を図示したものである。

ステップ R12 では点 v_y の環境と点 v_x の環境を比較している。すなわち、点 v_y の環境が点 v_x を許容し得る範囲 ($\lambda_r \cdot D_{v_x} \leq \xi_k(v_y)$) にあり、かつその逆 ($\lambda_r \cdot D_{v_x} \leq \xi_k(v_y)$) も成り立つならば、 v_x を領域 NR

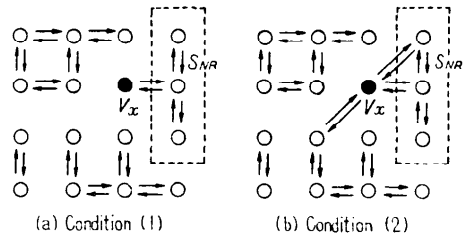


Fig. 3 Two situations satisfying condition (1) and condition (2) in the step R8

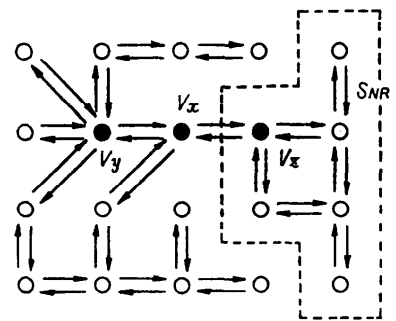


Fig. 4 A situation in the step R11

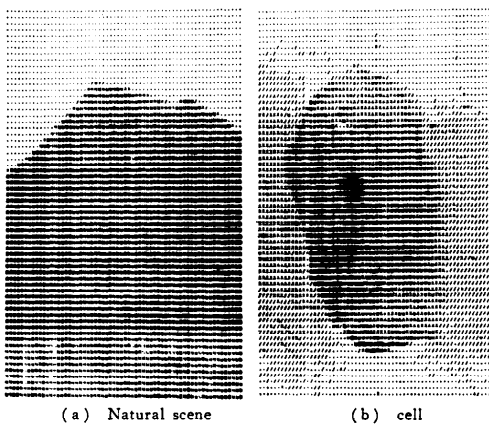
に加える。さらに、このとき点 v_y が S_{NR} に 4 連結していれば、 v_y をも領域 NR に加える。ステップ R12 の条件が満たされない場合には候補点 v_x への拡張を棄却する。

ステップ R16 は面積 1 の微小領域に対する処理であり、ステップ R17 はアルゴリズム停止の判定部分である。

次に、ステップ R12 において用いているパラメータ λ_r について説明しよう。まず、 $\lambda_r=0$ とするとステップ R12 の条件は必ず成り立つ。したがって、この場合には k -隣接性だけを判定条件として領域を拡張して行くのと同じ効果をもつ。一方、 λ_r を十分大きく設定するとステップ R12 の条件は成り立たなくなり、画像はかなり多くの領域に分かれることになる。以上述べたことから、パラメータ λ_r は一種の調節機能をもっていることが理解されよう。このパラメータによって、画像を処理しようとする人間の目的・意図を領域分割アルゴリズムに反映させることができる。

最後に本アルゴリズムの実験結果について述べる。実験で用いた 2 種の異なるタイプの入力画像を Fig. 5 に示す。これはライン・プリンタによって 8 レベルに濃淡打ちしたものである。(a) は大雑把に見て、空、遠近の 2 つの山、湖より構成された自然風景であり、(b) は子宮癌組織中の正常な細胞の顕微鏡写真である。

Fig. 5 の両画像に対して本アルゴリズムを適用した



(a) Natural scene

(b) cell

Fig. 5 Input original pictures

* k -隣接点集合 ($k=4$) が、人間による大雑把な分割結果と異なる確率——平均誤り率——は 0.005 程度であることを実験的に確かめている¹¹⁾。

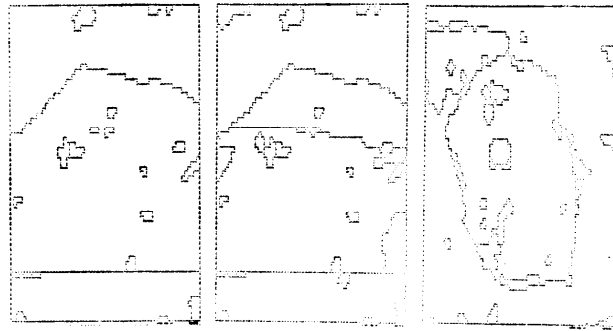
(a-1) Natural scene
 $K=4, \lambda_r=0.0$ (a-2) Natural scene
 $K=4, \lambda_r=0.8$ (b) Cell
 $K=4, \lambda_r=0.8$

Fig. 6 Outputs of the region constructing process

ときの領域分割結果を Fig. 6 に示す。Fig. 6 (a-1) は $\lambda_r=0.0$ の場合である。これは完全に k -隣接性だけに基づく分割結果であり、遠近 2 つの山の境界が消えている*。Fig. 6(a-2), (b) においては意味のない微小領域をいくつか含んでいるけれども、ある程度人間の視覚に近い分割結果を得ていると考えられる。

5. 領域統合プロセス

本章では、前章で示した領域拡張による分割結果に対する領域間の統合について述べる。領域拡張アルゴリズムが局所的な点に関する類似性のみ注目して領域を拡張して行くのに対して、本章で述べる領域統合アルゴリズムは領域間の大局的な類似性に注目して隣接領域の統合を行う。

領域統合の判定部分で用いる領域の特徴は濃淡レベルの平均値、標準偏差及び領域面積である。

次に領域統合アルゴリズムの概要を示す。

〔領域統合アルゴリズム〕

M1: 領域拡張アルゴリズムによって形成された各領域 R について、領域内での濃淡レベルの平均値 $\mu(R)$ 、標準偏差 $\sigma(R)$ 及び領域面積 $|R|$ を計算する。なお、これらは実際には領域拡張の過程で計算されている。

M2: 次の条件を満たす隣接領域対 R_i, R_j ($R_i < R_j$ とする) が存在すれば次の M3 へ、存在しなければ停止。

$$|\mu(R_i) - \mu(R_j)| \leq \min\{(1 + \lambda_m \cdot |R_j| / |R_i|) \cdot \sigma(R_i), (1 + \lambda_m \cdot |R_i| / |R_j|) \cdot \sigma(R_j)\}. \quad (5.1)$$

M3: 領域 R_j を R_i に統合し、 R_i の濃淡平均値、標準偏差及び面積を修正した後 M2 へ。

END.

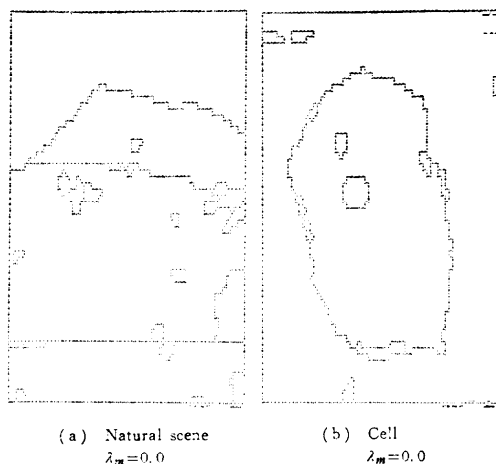


Fig. 7 Outputs of the region merging process

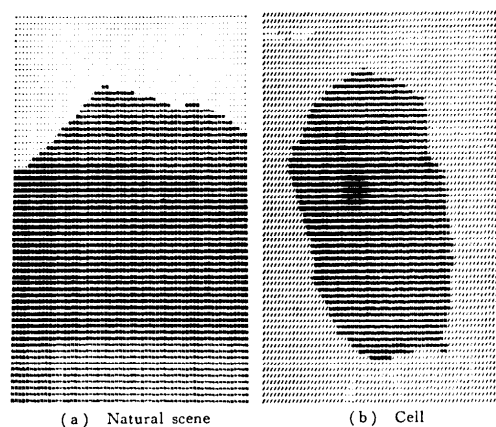


Fig. 8 Reconstruction of the pictures from the information contained in the regions of Fig. 7

このアルゴリズムにおいても相対的類似性の概念が用いられている。ただし、3.では隣接要素に注目しているのに対して、ここでは隣接領域に注目している。

ステップ M2 の統合判定条件 (式(5.1)) は次の 2 条件に分解される。

$$(a) \quad |\mu(R_i) - \mu(R_j)| \leq (1 + \lambda_m \cdot |R_j| / |R_i|) \cdot \sigma(R_i),$$

$$(b) \quad |\mu(R_j) - \mu(R_i)| \leq (1 + \lambda_m \cdot |R_i| / |R_j|) \cdot \sigma(R_j).$$

このように書き直すと、ここでもやはり双方向の類似性に基づいていることが理解されよう。しかも統合に際して領域の大きさ (面積) を考慮するように工夫されており、パラメータ λ_m は面積を考慮する度合いを反映させるためのものである。

Fig. 7 は Fig. 6 (a-2), (b) に示した領域拡張結果に対して本アルゴリズムを適用したときの領域分割結

果である。Fig. 8 は Fig. 7 の分割結果から画像を再構成したものである。

6. あとがき

本論文において、事前情報や種々の要因に依存する経験的な閾値等を用いない領域解析法を提案し、本方法が領域分割 (物体識別) に関する人間の視覚にはほぼ忠実であることを実験によって確めた。本手法は、前述のようにクラスタリング⁸⁾ 的概念である k -隣接性を導入しているため、個々の画像に依存してパラメータを決定する必要がなく、入力画像の量子化レベル数及び画像内の濃度コントラストの強弱等に比較的独立して良好な分割結果を得ることができる。また、濃度ヒストグラムを用いた簡単な分割方法では対処できない比較的複雑な濃淡構造をもつ画像 (例えば Fig. 5 (b)) に対しても利用できる。以上のことから、本手法は画像理解システムの初期処理に要求される汎用性を十分に備えていると考えられる。しかしながらテクスチャ解析に際しては、入力画像に直接適用することはできない。

実験では 64 レベルに量子化された 64×64 の画像を用い、領域分割段階での計算時間 (CPU 時間) は FACOM-230/45S で約 80 秒である。

現在、筆者らは計算時間を短縮するために次のような手法を検討中である。

- (1) 領域の拡張速度を上げるための、領域分割に適した——領域内部での平滑化及び境界部分での鮮鋭化が可能である——前処理フィルタの開発¹¹⁾。
- (2) k -隣接性を決定する $\xi_k(\cdot)$ の近似量による置き換え。
- (3) 領域拡張過程の階層化。

謝辞 最後に、本研究に対して有益な御助言をいただいた当研究室の北橋忠宏助教授、田村進一助教授並びに Fig. 5 (b) の試料を御提供下さったミュンヘン工科大学・Marko 教授下の画像処理グループの方々に感謝する。

参考文献

- 1) J.L. Muerle and D.C. Allen: Experimental evaluation of techniques for automatic segmentation of objects in a complex scene, In Pictorial Pattern Recognition, pp. 3~13, Thompson, Washington (1968)
- 2) C. Brice and C. Fennema: Scene Analysis Using Regions, Artificial Intelligence, Vol. 1,

- No. 3, pp. 205~226 (1970)
- 3) T. Pavlidis: Segmentation of pictures and maps through functional approximation, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 1, No. 4, pp. 360~372 (1972)
 - 4) S.L. Horowitz and T. Pavlidis: Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure, *Proc. Second Int. Joint Conf. Pattern Recognition*, p. 424 (1974)
 - 5) 棟上昭男: 領域分割による図形の特徴抽出, *情報処理学会第16回大会講演予稿集*, No. 302 (1975)
 - 6) Y. Yakimovsky and J. Feldman: A semantics based decision region analyzer, *Proc. Third Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, p. 580 (1973)
 - 7) S.W. Zucker: Region Growing: Childhood and Adolescence, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 5, No. 3, pp. 382~399 (1976)
 - 8) 溝口理一郎, 志村正道: 階層構造を用いたクラスタ検出アルゴリズム, *信学論(D)*, Vol. 59-D, No. 7, pp. 451~458 (1976)
 - 9) A. Rosenfeld: *Picture Processing by Computers*, Academic Press (1969)
 - 10) 横矢直和, 浅野哲夫, 田中幸吉: 相対的類似性の概念に基づく濃淡画像の領域分割, *情報処理学会イメージ・プロセッシング研究会資料*, イメージ 11-2 (1977)
 - 11) 浅野哲夫, 横矢直和, 大久保均, 田中幸吉: 領域解析に適したフィルタの提案とその比較, *信学会パターン認識と学習研究会*, PRL 77-13, pp. 69~78 (1977)
- (昭和52年3月17日受付)
(昭和52年6月2日再受付)
-