



濃淡画像からの対象物の切り出し*

横矢 直和** 浅野 哲夫*** 大久保 均** 田中 幸吉**

Abstract

This paper deals with the problem of automatically locating of objects in a visual scene by computer. Mutually complementary approaches to the problem are described: one is region oriented and the other is edge oriented. Both are based on essentially the same simple concept of modified relative homogeneity, which is opposed to that of absolute homogeneity requiring ambiguous thresholding techniques. The proposed algorithms are applied to several different pictures. They seem to be nearly consistent with human perception and results should be suitable for initial overviews of visual scenes in an image understanding system because of their characteristics: efficiency, independency from input conditions, flexibility, and generality.

1. ま え が き

最近、計算機を用いた画像理解システムに関する研究が精力的になされるようになってきている。この場合の処理過程は画像入力、前処理（雑音除去等の画質改善を目的とした処理）、特徴抽出、認識・理解に分けることができる。ただし、この分類は各過程が互いに独立したものであるということの意味している訳ではない。本論文では特徴抽出における重要な問題である対象物の切り出しについて述べる。対象物の切り出し法に要求される特長は、1) 計算量が少なく高速であること（効率性）、2) 結果に対する入力条件等の影響が少ないこと（安定性）、3) 処理目的に即応できること（融通性）、及び 4) 異なる多くの画像に対して適用可能であること（一般性）である。ここでは以上4つの特長を有する対象物切り出し法の開発を目的とする。

画像からの対象物の切り出しに際しては「画像内で1つの対象物に対応した部分では画質が均一または滑らかに変化しており、異なる対象物の境界に対応した

部分では画質が急変している」という仮定を設けることが多い¹⁾。そのため、画質の均一性に注目するか、あるいは急変性に注目するかによって2種類の手法（領域分割法及びエッジ検出法）が存在する。領域分割においては、対象物に対応した部分領域が抽出され、画像の構造を明らかにするという利点がある²⁾。しかしながら反面、クラックと呼ばれる濃淡の裂け目を検出できないという欠点を持ち併せている。一方、エッジ検出においては、逆に検出されたエッジが閾値処理によって切断されている場合が多い。しかしながら、クラックの検出は可能である。このような両手法の特徴から、一方の手法のみによって得られた情報では認識過程において不十分な場合が予想される。このような場合には、両手法の相補的な関係を利用して、両手法の併用によって特徴抽出過程を構成することが考えられる。しかしながら従来、両手法は全く異なる概念に基づいていることが多かった——例えば領域分割としては関数近似法³⁾、Regional neighbor search法⁴⁾等があり、エッジ検出では微分、二次微分等が用いられている——。このことは両手法を併用する場合には効率の面から1つの障害となる。

筆者らは先に、2次元画像データに対する k -近傍の考え方（相対的類似性）を用いた領域分割法を提案した²⁾。この方法は画像に依存した閾値処理を必要としないので量子化レベル数及びコントラストの強弱等

* On Locating Objects in a Visual Scene by Computer by Naokazu YOKOYA, Hitoshi OHKUBO, Kokichi TANAKA (Faculty of Engineering Science, Osaka University), and Tetsuo ASANO (Osaka Electro-Communication University).

** 大阪大学基礎工学部

*** 大阪電気通信大学工学部

に関係なく良好な分割結果を得ることができ、画像理解システムの初期処理に必要な安定性及び一般性の特長を備えている。しかしながら、効率性の面で十分とは言えない。

本論文では、一般的な画像理解のための対象物切り出しに適した2つの方法を提案する。類似性の判定手間を減らすために k -近傍 ($k=4$) を近似する量を新たに導入することによって相対的類似性を再定義し、まず本概念に基づく領域分割による対象物切り出し法を示す。次に同概念によるエッジ検出法的アプローチも可能であることを示す。両手法を同一概念で実現することは、双方の利点を兼ね備えたハイブリッドな手法を開発するための第一歩でもある。

2. 諸定義

画像の基本構成単位を点または要素と呼び、 v , $v(i, j)$, (i, j) 等の記号で表す。対象とする画像は量子化された標準化濃淡画像であり、点 (i, j) における濃淡レベルを $g(i, j)$ で表すことにする。なお、その定義域は $\{(i, j) | 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ である。

【定義1】 点 $v(i, j)$ に対して、次式で定義される矩形領域 $W(i, j)$ を窓 (Window) と呼ぶ。

$$W(i, j) = \{(k, l) | \max\{|i-k|, |j-l|\} \leq 1\}. \quad (2.1)$$

【定義2】 点 $v(i, j)$ 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。

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

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

【定義3】 点集合 R に属する任意の2点 v_a, v_b に対して、(2.4)式((2.5)式)を満たす点列 $\{v_0(=v_a), v_1, v_2, \dots, v_n(=v_b)\}$ が存在するとき、点集合 R は4連結(8連結)であるという。

$$v_{i-1} \in N_4(v_i) \cap R, \quad (i=1, 2, \dots, n), \quad (2.4)$$

$$v_{i-1} \in N_8(v_i) \cap R, \quad (i=1, 2, \dots, n), \quad (2.5)$$

ただし、唯1点から成る点集合は常に4連結(8連結)であるとする。

【定義4】 点 $v(i, j)$ に対して、エッジらしさを表す量(境界値) $\xi(i, j)$ を次式で定める。

$$\xi(i, j) = \frac{1}{8} \cdot \sum_{(k, l) \in N_8(i, j)} |g(i, j) - g(k, l)|. \quad (2.6)$$

【定義5】 (単方向類似性) 点 $v(i, j)$ の窓内での単方向類似点集合 $\Omega_\lambda(i, j)$ を次のように定める。

$$\Omega_\lambda(i, j) = \{(k, l) | |g(i, j) - g(k, l)|$$

$$\leq \lambda \cdot \xi(i, j), (k, l) \in W(i, j)\}. \quad (2.7)$$

ただし、 λ は類似性の許容度であり、後に述べる領域分割及びエッジ検出において調節機能の働きをする。点集合 $\Omega_\lambda(i, j)$ は筆者らが先に定義した画像データに対する k -近傍*を、特徴(濃度)の類似順位を考慮せずに近似したものであり、この近似は類似性の判定手間の簡略化を意図している。定義から明らかなように $\Omega_\lambda(i, j)$ は注目点 $v(i, j)$ の近傍の状況を考慮した相対閾値 $\lambda \cdot \xi(i, j)$ によって決定される類似点集合であり、2点 v_a, v_b について $v_b \in \Omega_\lambda(v_a)$ なる関係は「 v_a から見て、 v_b は v_a に許容度 λ の範囲でその特徴が比較的似ている」ことを意味する。

【定義6】 (双方向類似性) 点 $v(i, j)$ の窓内での双方向類似点集合 $\Omega_\lambda^*(i, j)$ を次のように定める。

$$\begin{aligned} \Omega_\lambda^*(i, j) &= \{(k, l) | (k, l) \in \Omega_\lambda(i, j), (i, j) \in \Omega_\lambda(k, l)\} \\ &= \{(k, l) | |g(i, j) - g(k, l)| \\ &\leq \lambda \cdot \min\{\xi(i, j), \xi(k, l)\}, (k, l) \\ &\in W(i, j)\}. \end{aligned} \quad (2.8)$$

ここで、2点 v_a, v_b について $v_b \in \Omega_\lambda^*(v_a)$ なる関係は「 v_a, v_b は許容度 λ の範囲でその特徴が互いに比較的似ている」ことを意味する。

定義5及び6において定義した類似性の概念を相対的類似性と呼ぶ。なお、単方向類似関係が反射律を満たし、双方向類似関係が反射律及び対称律を満たすことは定義より明らかである。

3. 前処理フィルタ

本章では、後続の処理(特に領域分割)を円滑に実行するためのフィルタリング操作について述べる。この種のフィルタは次のような特性を持つことが望ましい。(1)雑音除去: 試料及び画像入力装置に起因したごま塩状雑音を除去する。(2)平滑化: 領域の内部点では平滑化を行う。この操作によって、後続の領域拡張を円滑に実行することができる。(3)鮮鋭化: 平滑化と矛盾する特性であるが、ここでは平滑化による境界部分のぼけを極力抑えることを意味する。すなわち、同一領域に属すると考えられる点についてのみ平滑化を行い、結果として境界部分を鮮鋭化する。

各種の平滑化フィルタの比較実験⁹⁾を行った結果、(1)~(3)の特性を備えたフィルタとして次のようなフィルタを採用する。点 $v(i, j)$ におけるフィルタの出力値 $g'(i, j)$ を次式で求める。

$$g'(i, j) = \frac{1}{|\Omega_\lambda(i, j)|} \cdot \sum_{(k, l) \in \Omega_\lambda(i, j)} g(k, l). \quad (3.1)$$

* 点 $v(i, j)$ の k -近傍とは、その窓内で点 $v(i, j)$ との特徴の類似順位が1($v(i, j)$ 自身)~ $k+1$ の点からなる集合である。

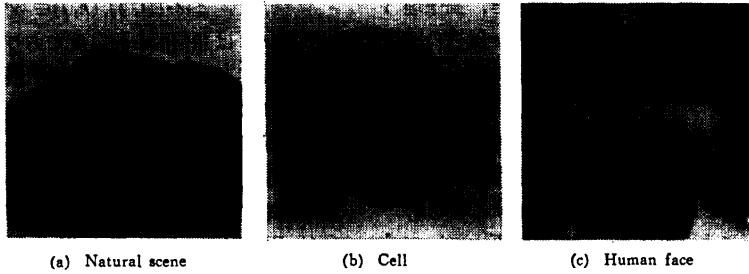


Fig. 1 Original pictures.

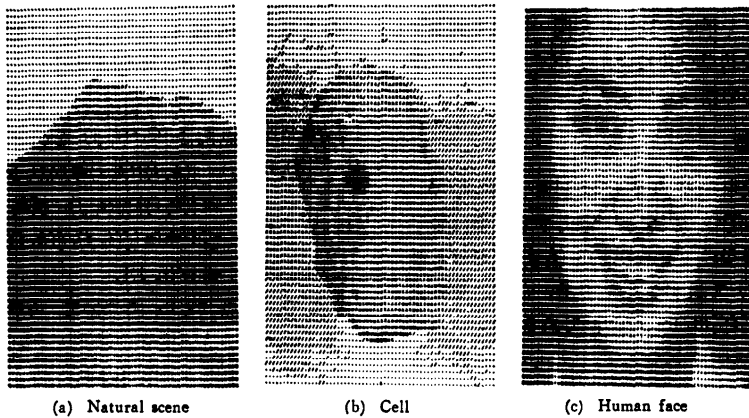


Fig. 2 Digital gray scale printouts of input pictures via line-printer.

$|\Omega_\lambda(i, j)|$ は点集合 $\Omega_\lambda(i, j)$ の要素数を表している。従って、出力値は単方向類似点集合内での濃度平均値である。以後に述べる対象物切り出し法は本フィルタリング後の画像に対して適用するものとする。

処理の対象とした3種類のデータの原写真とデジタル画像を Fig. 1, Fig. 2 に示しておく。(a)は空、遠近2つの山、湖水よりなる風景写真であり、(b)は子宮壁細胞の顕微鏡写真である。また(c)は顔のアップ写真である。

4. 画像の領域分割

本章においては、2. で示した相対的類似性の概念に基づく画像の領域分割法について述べる。以下で述べる方法は、基本的に、双方向に類似しており——互いに相手の単方向類似点集合に含まれる——、かつ4連結している2点は同一領域に属するという考え方に基づいている。この仮定は「各部分領域がそれぞれ固有の特徴をもつように、画像をいくつかの領域に分割する」という領域分割の目的と一致している。

* これは双方向類似性と4連結性とで決まる画像要素間の類似関係の推移的閉包 (transitive closure) による同値類への分割である。

4.1 領域分割法

完全に双方向類似性と4連結性によって領域を規定するならば、領域は次の条件を満足する最大の点集合として得られる*。

条件 I: 点集合 R に属する任意の2点 v_a, v_b に対して、

$$v_{i-1} \in N_4(v_i) \cap \Omega_\lambda^*(v_i) \cap R, (i=1, 2, \dots, n)$$

を満たす点列 $v_a=v_0, v_1, v_2, \dots, v_n=v_b$ が存在する。

この方法は、非常に効率的である反面、本来2つに分れるべき領域が1か所だけ誤って双方向類似関係で結合されたがために1つに統合されてしまうといった危険性が高いことが予想される。これは 3×3 という小さな窓の中の点を考慮しながら画像要素の同一性 (Homogeneity) を判定していることによる。

次に、より広範囲の環境を考慮できるように、基本的には次の条件 II で規定されるような局所的に推移性をもった点列によって領域を定義しよう。条件 II を満足する最大点集合が領域である。

条件 II: 点集合 R に属する任意の2点 v_a, v_b に対して、

$$v_{i-1} \in N_4(v_i) \cap Q_\lambda^*(v_i) \cap R, \quad (i=1, 2, \dots, n)$$

かつ

$$|g(v_{i-2}) - g(v_i)| \leq \lambda \cdot \min\{\xi(v_{i-2}), \xi(v_i)\},$$

$$(i=2, 3, \dots, n)$$

を満たす点列 $v_2=v_0, v_1, v_2, \dots, v_n=v_b$ が存在する。

しかしながら、条件IIによる領域分割を忠実に実現すると、アルゴリズムが複雑になり、従って計算時間も大幅に増大するであろう。そこで、以下においては、条件Iと条件IIを組み合わせた形の領域分割アルゴリズムについて述べる。

本方法は、大別すると、(1)画像全体を一次元の切片 (Strip) に分割、(2)条件Iによって切片をセグメントに分割、(3)条件IIを考慮しながらセグメントを統合して領域を構成、の3つのステップから成り立っている。次に各ステップを説明する。

(1) 画像の切片への分割

Fig. 3 (a) のように画像 g を一次元の切片 $S_i(i)$ ($i=1, 2, \dots, m$) に分割する。

(2) 切片のセグメントへの分割

先に定義した双方向類似性に基づいて、各切片 $S_i(i)$ をセグメントに分割する。このときの分割の判定規準は以下のとおりである。切片 $S_i(i)$ 内の隣接2点 $(i, j-1), (i, j)$ について、 $(i, j) \in Q_\lambda^*(i, j-1)$ ならば2点間に境界を引き、2つのセグメントに分割する。切片内の各隣接点対にこの操作を施すことによって、切片 $S_i(i)$ はセグメント $S_g(i, 1), S_g(i, 2), \dots, S_g(i, k)$ ($1 \leq k \leq n$) に分割される (Fig. 3 (b) 参照)。

(3) 領域の形成

列方向に隣接したセグメントを統合することによって領域を形成する。列方向に隣接した2つのセグメントの隣接部分において双方向に類似した点対が存在す

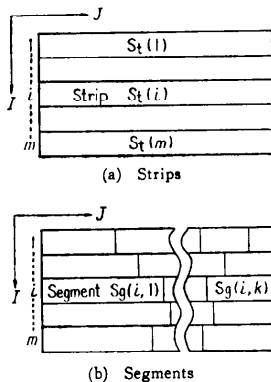


Fig. 3 Strips and segments.

れば、両セグメントは本来同一領域の断片であると考えられる (条件I)。領域形成アルゴリズムは基本的には以上の思想に基づいており、それ以外に条件IIの考え方を導入している。次に示すアルゴリズム中では説明の都合上、初期的に各セグメントをそれぞれ帯状の一次元領域とみなしており、セグメントなることは用いていない。

(領域形成アルゴリズム)

R1: $i=2$.

R2: $j=1$.

R3: $(i, j) \in Q_\lambda^*(i-1, j)$ または2点 $(i, j), (i-1, j)$ が同一領域内の点であるとすでに決定されている場合にはステップ R6 へ。そうでなければステップ R4 へ。

R4: (Fig. 4 参照)。3点 $(i-2, j), (i-1, j-1), (i-1, j+1)$ の属する領域がいずれも $(i-1, j)$ の所属領域と異なっている場合には $(i-1, j)$ の所属領域と (i, j) の所属領域とを統合し、ステップ R6 へ。そうでなければ次のステップ R5 へ。

R5: 3点 $(i-2, j), (i-1, j-1), (i-1, j+1)$ の中で、その所属領域が $(i-1, j)$ の所属領域に等しく、かつ (i, j) とも近似的に双方向類似している—— $|g(i, j) - g(\cdot, \cdot)| \leq \lambda \cdot \min\{\xi(i, j), \xi(\cdot, \cdot)\}$ を満足している——ものがあれば、 $(i-1, j)$ の所属領域と (i, j) の所属領域とを統合する。次のステップ R6 へ。

R6: $j=j+1$. $j \leq n$ ならばステップ R3 へ。 $j > n$ ならば次のステップ R7 へ。

R7: $i=i+1$. $i \leq m$ ならばステップ R2 へ。 $i > m$ ならば停止。

END

なお、ステップ R4, R5 において指定された点が画像の定義域内に存在しない場合には、その点は無視されるものとする。

ステップ R3~R5 において、初期領域 (セグメント) が順次、双方向類似性に基づいて統合され、領域

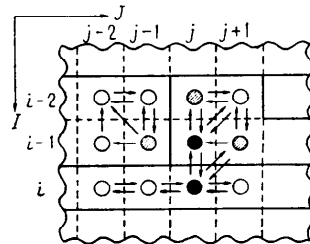


Fig. 4 A situation in the step R3~R5.

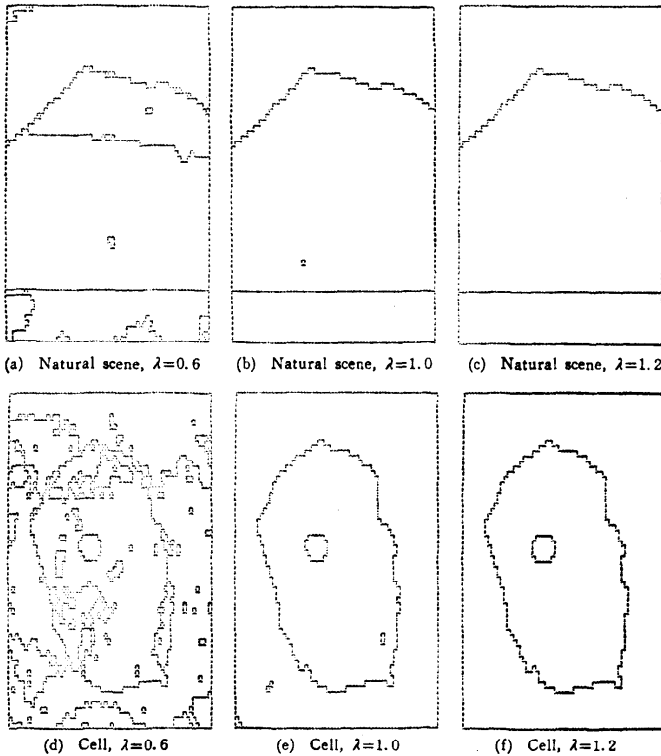


Fig. 5 Results of segmentation of example pictures with $\lambda=0.6, 1.0,$ and $1.2.$

拡張が実行される。また、ここでは単なる隣接2点間の双方向類似性以外にステップ R4, R5 において、より広い周囲の状況をも考慮に入れる——条件IIの近似的実現——ことによって、領域の統合過多（誤った統合）を抑えている。

Fig. 4 はアルゴリズム実行中における1つの状況を示している。同図で、矢印は単方向類似関係を表しており、例えば $(i-1, j-1)$ から $(i-1, j-2)$ への矢印は $(i-1, j-2) \in \Omega, (i-1, j-1)$ なる関係を意味している。また、双方向矢印は双方向類似関係を表している。

4.2 領域分割法の実験例

Fig. 5 は 4.1 で述べた領域分割法を実際に風景写真と細胞写真に適用したときの分割結果であり、類似性の許容度 λ を 0.6, 1.0, 1.2 と変化させたときの結果を示している。なお、いずれの場合も 3. で述べた前処理フィルタリング操作 (λ の値は領域分割時と同じ値を用いている) を 2 回施している。分割結果を原画像と比較すれば、ある程度人間の視覚に近い結果を得

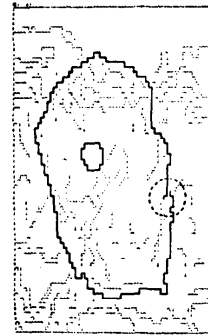


Fig. 6 Edge elements between locally inhomogeneous picture points with $\lambda=1.0$: the boundary of the cytoplasm is broken at the encircled point.

ていることが理解されよう。

条件Iだけでは過統合の危険性があるので条件IIを導入した訳であるが、条件IIの導入効果を確かめるために、局所的には双方向に類似していない隣接要素間にエッジ要素を挿入したときの様子を細胞写真について Fig. 6 に示す。同図は条件Iだけで領域分割を行えば $\lambda=1.0$ の場合細胞質が背景に吸収されてしまうことを示している。

本方法では、類似性の許容度 λ を変えることによって分割結果を調節することができる。すなわち、大雑把な分割を得たい場合には λ の値を大きく設定し、微妙な濃淡変化をも検出したい場合には λ の値を小さく設定すればよい。本方法はこのように処理の目的に応じて対処できるという意味での融通性に富んでいる。

5. エッジ検出

領域分割では境界が連続性を有しかつ必ず閉じているため、画像の構造的な把握が容易であるという利点をもっている。しかし、画像認識においてしばしば重要な特徴となる濃淡の裂け目（クラック）を検出できないという欠点をもっている。これを克服する方法として、領域分割と相補的な関係にあるエッジ検出が考えられる。将来における領域分割とエッジ検出の併用を想定すれば、両方法を同一の概念に基づいて構成することが望ましい。ここでは、2. で定義した諸量を用いることによってエッジ検出的アプローチも可能であることを示す。

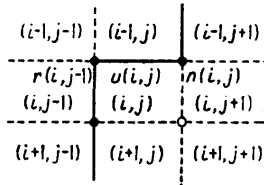


Fig. 7 Edge elements and a node.

5.1 エッジ検出法

本論文では、領域分割との関連から、エッジ要素は点（標本点）間に存在するものと仮定する。エッジ要素を $u(\cdot, \cdot)$, $r(\cdot, \cdot)$ で表し、エッジ要素の接合点（節点）を $n(\cdot, \cdot)$ で表す (Fig. 7 参照)。

エッジらしさを反映した量として 2. で定義した境界値 $\xi(\cdot, \cdot)$ を採用し、次に述べる方法によってエッジ要素を検出する。

2点 (i, j) , $(i-1, j)$ について、

$$|g(i, j) - g(i-1, j)| > \lambda \cdot \min\{\xi(i, j), \xi(i-1, j)\} \quad (5.1)$$

かつ

$$\max\{\xi(i, j), \xi(i-1, j)\} > \theta \quad (5.2)$$

であるとき、2点間にエッジ要素を挿入する ($u(i, j) = 1$)。ただし、 θ は閾値である。条件式 (5.1) は双方向類似関係が成立していない2点間にエッジを検出することを意味しており、また条件式 (5.2) は濃度がほぼ一様である部分において検出されたエッジ要素を消去するための条件である。

同様に、2点 (i, j) , $(i, j+1)$ について、

$$|g(i, j) - g(i, j+1)| > \lambda \cdot \min\{\xi(i, j), \xi(i, j+1)\} \quad (5.3)$$

かつ

$$\max\{\xi(i, j), \xi(i, j+1)\} > \theta \quad (5.4)$$

であるとき、2点間にエッジ要素を挿入する ($r(i, j) = 1$)。

ここで、閾値 θ の決定が問題になる。画像全体に対する境界値のヒストグラム (大局的情報) を利用することによって θ の値を決定することを考えよう。対象物の境界付近では境界値が比較的大きくなるのに対して、内部の濃度が一様な部分では境界値が小さくなり、また、一般に画像内では境界付近の点よりも内部点の方が圧倒的に多いことから、画像がランダム・パター

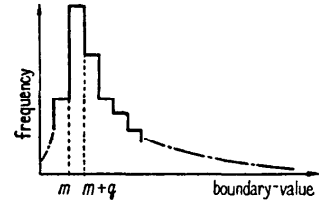


Fig. 8 The general form of the boundary-value histogram.

ンでない限り、境界値ヒストグラムは Fig. 8 の形をとることが容易に想像できる——文献 6) に Fig. 2 (a), (b) に対する境界値ヒストグラムを示している——。すなわち、式 (5.2), (5.4) によって濃度がほぼ一様であるとみなせる部分で検出されたエッジ要素を消去するためには境界値ヒストグラムの最大度数付近の要素を消去すればよい。筆者らは種々の画像に対する実験結果に検討を加えた結果、閾値 θ を

$$\begin{aligned} \theta &= 2 \cdot \frac{1}{2} \{m + (m+q)\} \\ &= 2m + q \end{aligned} \quad (5.5)$$

で求めることにした。ただし、 $\{m, m+q\}$ はヒストグラムにおいて最大度数を与える境界値の区間である。この θ 決定法があらゆる場合に最適であるとは言えな

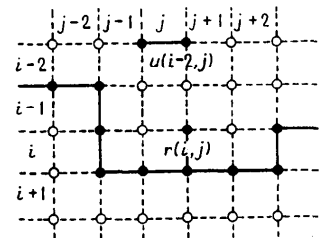


Fig. 9 Edge elements to be eliminated.

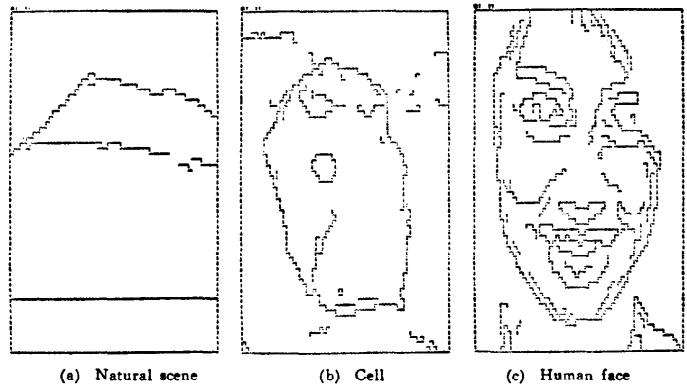


Fig. 10 Results of edge extraction from example pictures with $\lambda=1.0$.

いにしても、ある程度妥当な方法であることを次に実験例によって示そう。

5.2 エッジ検出法の実験例

エッジ検出法の計算機による実験結果を Fig. 10 (前頁参照)に示す。ただし、いずれの場合も次に述べるような結果の修正を行っている。

エッジの連続性を増すために断線の回復を行い、同時に長さ1の短線及びヒゲを除去する (Fig. 9 (前頁参照))。なお、断線の回復に際しては、線度1の節点が隣接している場合に2つの節点間にエッジ要素を挿入することによって断線を接続する。先に示した Fig. 6は $\theta=0.0$ で短線除去と断線接続を行わない場合のエッジ検出結果に相当している。

Fig. 2 (a), (b)の原画像は領域分割に比較的適した画像であるためエッジ検出結果においても顕著なエッジはほぼ連続性を保っており、それ以外に若干のクラックが検出されている。一方、Fig. 2 (c)に示した顔写真ではクラックが多いために、領域分割だけで十分に画像の特徴を抽出することは困難であり、エッジ検出的アプローチが効果的である。

6. あとがき

本論文では、画像理解のための重要な前処理である対象物の切り出し法として、局所的な意味での相対的類似性の概念に基づく領域分割とエッジ検出の両手法を提案している。筆者らは対象物の切り出しに必要な特長として、1) 効率性、2) 安定性、3) 融通性、及び4) 一般性を考えた。次にこれらの諸特長を実現するためにどのような配慮を行っているかについてまとめてみよう。

1) 効率性：領域統合に際して領域内解析を逐一実行するといった方法をとっていない。要素間の類似性を判定する場合に、濃度の類似順位を調べることなく k -近傍 ($k=4$) を単方向類似点集合で近似している。ちなみに、実験では64レベルに量子化された 64×64 の標準化画像を用いており、計算時間 (CPU 時間) は前処理 (2回繰り返し実行) において約3秒、領域分割において4~7秒である。これは、前手法²⁾に較べて、ほぼ10倍の高速化になっている。またエッジ検出においては断線回復と短線除去を含めて4~6秒である。これらの処理時間は画像の量子化レベル数及び画像クラスに大きく依存することはない。なお、使用計算機は FACOM 230/45 S である。

2) 安定性：局所的な意味での相対的類似性の概念

を導入することによって、量子化精度等の画像の入力条件に依存する閾値処理を避けている。エッジ検出の際の雑音除去では閾値を適応的に決定している。

3) 融通性：類似性を判定する際の許容度を変えることによって、対象物切り出しの粗さに関する処理目的をアルゴリズムに反映させることができる。

4) 一般性：この特長は3)とも重複するが、それ以外としては、対象画像に関する意味情報を用いていないことがあげられる。意味情報を用いるといった場合には広義の処理目的との明確な区別が難しくなり、一般性を欠く原因になることが多いと考え、筆者らは少なくとも低レベルの処理においては意味情報を用いないことにした。

将来においては先に述べた4つの特長 (特に2), 4) がより必須的なものとなり、エッジ検出と領域分割の双方の利点を兼ね備えた手法が必要となろう。両手法を同一概念で実現することはそのための1つの試みでもある。

テキスト解析に際しては、原画像に直接本手法を適用することはできない。ただ、粗さ (coarseness) 及び方向性 (directionality) 等比較的容易に計測できる諸特徴については、各特徴に基づく画像の濃度変換⁷⁾を行った後に、本手法を適用することによってテキスト領域の抽出及びテキスト・エッジの検出も可能となろう。

謝辞 最後に、日頃有益な御助言をいただく大阪大学・基礎工学部の田村進一助教授、並びに豊橋技術科学大学の北橋忠宏助教授に深謝します。

参考文献

- 1) Y. Yakimovsky: Boundary and Objects Detection in Real World Images, JACM, Vol. 23, No. 4, pp. 599~618 (1976).
- 2) 横矢, 浅野, 大久保, 田中: 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, Vol. 18, No. 12, pp. 1223~1230 (1977).
- 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) J.L. Muerle and D.C. Allen: Experimental Evaluation of Techniques for Automatic Segmentation of Objects in a Complex Scene, Pictorial Pattern Recognition, pp. 3~13, Thompson, Washington (1968).
- 5) 浅野, 横矢, 大久保, 田中: 領域解析に適したフィルターの提案とその比較, 信学会パターン

- 認識と学習研究会報告 PRL 77-13, pp. 69~78 (1977).
- 6) 横矢, 浅野, 大久保, 田中: 濃淡画像の特徴抽出のための2つのアプローチ, 信学会パターン認識と学習研究会報告 PRL 77-14, pp. 79~87 (1977).
- 7) A. Rosenfeld and M. Thurston: Edge and Curve Detection for Visual Scene Analysis, IEEE Trans. on Computers, Vol. C-20, No. 5, pp. 562~569 (1971).

(昭和52年6月30日受付)
(昭和53年1月18日再受付)
