

## 画像の複雑さによる階層的領域分割

Hierarchical Image Segmentation using Picture Complexity

江川 護            鎌田 清一郎            河口 英二  
Mamoru Egawa    Seiichiro Kamata    Eiji Kawaguchi

九州工業大学 工学部

Kyushu Institute of Technology,  
Faculty of Engineering

あらまし    画像理解における領域分割に関して、人間が画像中のパターンを識別するときはパターンがより簡単になるように捉えていると考えられる。本論文では多値画像を濃度レベルでスライスしてできる2値画像より簡単になるように閾値を設定しながら領域分割を行う方法について考察する。ここで、濃度レベルに対する複雑さ曲線が全体として単峰性を示すものであっても局所的にみると多峰性を示す場合があるため、局所性を考慮に入れた階層的な領域分割手法について述べる。

Abstract    This paper describes a hierarchical image segmentation using picture complexity. When an  $N$  bit image is thresholded at each gray-level,  $2^N-1$  binary patterns are produced. In the human vision system, thresholded binary pattern should be simple. And the picture complexity should be locally minimum at the optimum threshold point on the complexity curve. An modified image segmentation algorithm based upon the split-and-merge approach is introduced. Experiments were carried out using sample data. The results are discussed.

## 1. はじめに

画像理解における領域分割は、原画像データから抽象的な記号データに置き換えるための基本領域の抽出と捉えることができる。領域分割手法は従来から多くの研究が行われており<sup>(1)(2)(3)</sup>、これらを分類すると、濃度ヒストグラムによる閾値処理、Split and Merge法、エッジ抽出と境界追跡による分割、等が挙げられる。これらの手法は画像処理技術の立場で開発されてきた手法である。これに対して、谷口ら<sup>(4)</sup>は多値画像の二値化処理における閾値の最適性について論じたが、これはゲシュタルト心理学における「人間が画像の中に何らかの意味情報を見いだそうとするとき、なるべく単純なパターンとして

画像を捉える」という特性を利用したものである。この考えを領域分割の立場に置き換えて考察する。人間の視覚における一特性を考えると、画像中のパターンを識別するときはパターンがより簡単になるように捉えていると考えられる。すなわち、いくつかの領域に分割するとき、その閾値を与えられた多値画像が簡単なパターンとなるように決定することができればよい。本論ではまず、画像の複雑さと閾値処理についてその概要を示し、次に、画像の複雑さを尺度にして、局所領域内の評価を行いながら階層的に領域分割する手法と実験結果について考察する。

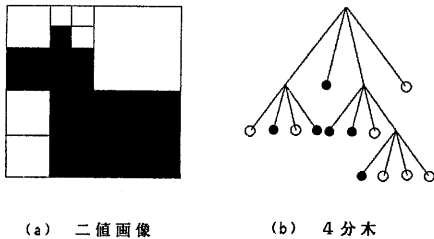
## 2. 多値画像の複雑さによる閾値処理

$2^R \times 2^R$ の二値画像が図1(a)のように与えられると、その4分木は図1(b)のように示される。DF表現<sup>(6)</sup>は4分木の"葉ノード"を"0"または"1"に、"葉でないノード"を"(")に対応させる表記法である。また、表記の順序は4分割画面内で左下→右下→左上→右上である。このとき、複雑さの尺度は

$$C_p = \frac{\text{葉ノードの数}}{4^R} \quad (1)$$

によって与えられる。複雑さ $C_p$ は0から1までの値をとり、最も複雑になるのは市松模様の場合である。

画素 $N$ ビットの多値画像を各濃度レベルごとにスライスすると $2^N - 1$ 通りの二値画像が得られる。この二値画像に複雑さの尺度を導入し、濃度レベルに対する複雑さの変化を見ると図2のように単峰性あるいは多峰性を示す曲線が現れる。この濃度レベルに対する複雑さの曲線を以下、複雑さ曲線と呼ぶ。閾値処理が可能なのは多峰性を示す画像であって、複雑さの曲線上で極小点に分割した場合、原画像においてある濃度レベル範囲の複数の領域に分割されるのがわかる。例えば、図3(a)に示される文字の2値化処理の場合を例にとって説明する。図3(b)に示される複雑さ曲線を濃度レベル0から次第に見ていくと、段々とスライスして得られた二値画像が複雑になり、背景部の濃度レベル $\theta_1$ 付近で二値画像が極めて複雑な画像を示す。これは、濃度レベルがほぼ一定の平坦な部分にノイズが乗ると、スライスした二値画像がその影響で非常に複雑になるためである。次に、 $\theta_1$ を越えると今度は逆に簡単な二値画像となっていく。さらに、進めていくと、文字部の濃度レベル $\theta_2$ 付近になると今度はまた複雑になっていく。その後は、 $2^N$ に近づいたがってほとんど真っ白の二値画像をになってしまう。このように、与えられた多値画像が簡単なパターンとなるように閾値を決定することを考える。このことは複雑さを尺度とした閾値処理による基本領域の抽出と捉えることができる。



(a) 二値画像 (b) 4分木

図1 二値画像の4分木

## 3. 階層的領域分割

一般に多値画像は画像全体で複雑さの変化を見てみると、単峰性を示すものが殆どであるが、局所部分について見ると多峰性を示すようになる。本論では画像を全体から局所へと階層的に複雑さを尺度とした閾値処理を行うことを考える。

### 3.1 分割処理

$2^R \times 2^R$ の多値画像を $2 \times 2$ 個、 $2^2 \times 2^2$ 個、...と階層的に4分木分割していくことを考える。このとき、一領域の複雑さ曲線を見た場合に単峰性を示していても、その内部の局所領域を見ると多峰性を示す場合が現れてくる。ここでは多峰性を示した場合を領域分割の対象とする。単峰性か多峰性かの判断は式(2)によって行われる。

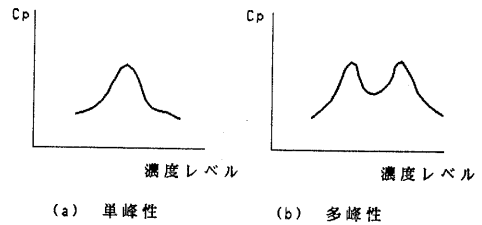
$$\frac{C_p(\nu_a)}{\min [C_p(\nu_1), C_p(\nu_2)]} \leq H_1 \quad (2)$$

ここで、 $\nu_a$ は極小点で、 $\nu_1, \nu_2$ は両端の極大点である。ところが、多峰性を示す場合でも閾値処理できないいくつかの領域が一つの峰に混在している場合も考えられる。この判断は一つの峰に閾値処理した場合の、一峰における濃度レベルの上限 $\theta_1$ と下限 $\theta_2$ の差によって求めることにする。すなわち、

$$\frac{|\theta_1 - \theta_2|}{2^N} > H_2 \quad (3)$$

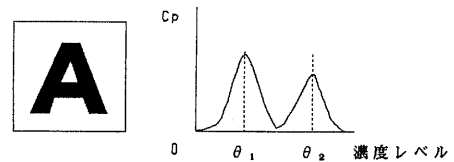
であれば、さらに小領域に分割し、そうでなければ、それ以上の小領域分割を行わない。このようにして得られた領域を基本領域とする。

次にアルゴリズムを示す。ただし、分割の方法は4分木を考え、 $\alpha$ は図4に示される局所画像のアドレスで、 $r$ は局所画像の大きさを示す画面の次数である。



(a) 単峰性 (b) 多峰性

図2 単峰性と多峰性



(a) 多値画像 (b) 複雑さ曲線

図3 多値画像の複雑さ曲線

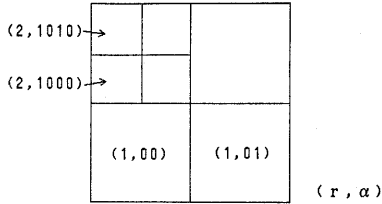


図4 画面上のアドレス $\alpha$ と次数 $r$

Procedure seg( $r, \alpha$ )

- (1) 各濃度レベルに対して、複雑さの曲線を求める。
- (2) 複雑さの曲線で極小点数 $M$ と極小点 $p_1, p_2, \dots, p_M$ を計算する。
- (3) 極小点数 $M \geq 1$ かつ、式(2)を満たすとき  

$$\text{ext\_prim\_region}(r, \alpha, M, p)$$
- (4) それ以外の場合  

$$\text{seg}(r+1, \alpha 00),$$

$$\text{seg}(r+1, \alpha 01),$$

$$\text{seg}(r+1, \alpha 10),$$

$$\text{seg}(r+1, \alpha 11).$$
- (5) Return.

ここで、 $\text{ext\_prim\_region}$ は最も基本となる領域の抽出を行う手続きである。すなわち、図5(a)に示される複雑さ曲線において $\theta_1, \theta_2$ で囲まれた部分は図5(b)における領域 $R$ に相当する。

procedure ext\_prim\_region( $r, \alpha, M, p$ )

- (1) 領域 $r, \alpha$ 内の画像 $f(x, y)$ に対して、
 
$$S_1 : f(x, y) < p_1,$$

$$S_2 : p_1 \leq f(x, y) < p_2,$$

$$\dots$$

$$S_M : p_{M-1} \leq f(x, y) < p_M,$$

$$S_{M+1} : p_M \leq f(x, y)$$
 となる基本領域ラベル $S_1, S_2, \dots, S_M, S_{M+1}$ を求め、その領域の情報を領域情報テーブルに格納する。
- (2) 基本領域 $S_i$ 内で連結しない部分領域 $S'_1, S'_2, \dots$ を抽出し、再びラベル付けをし、領域情報テーブルに追加格納する。
- (3) return.

領域情報テーブルは基本領域 $S_i$ の含まれる正方領域アドレス $\alpha$ 、正方領域サイズ $r$ 、 $S_i$ 内の濃度レベルの上限 $\theta_{\max}$ と下限 $\theta_{\min}$ 、ピーク位置 $\theta_p$ 、そして、正方領域の外周の上下左右の隣接状況である。隣接状況は外周上の(上端, 開始点, 終点), (下端, 開始点, 終点), (左端, 開始

点, 終点), (右端, 開始点, 終点)で与えられる。

### 3. 2 併合処理

トップダウン的に分割した基本領域から、ボトムアップ処理により領域併合処理を行う。この処理における基準となる指標は領域のピーク位置、濃度レベルの上限、下限である。すなわち、図6に示されるように隣接する併合領域 $R_1, R_2$ 間でピーク位置 $\theta_3$ と $\theta'_3$ との差と、 $\theta_1, \theta_2$ と $\theta'_1, \theta'_2$ の重なり具合によって併合かを決定する。すなわち、

$$|\theta_3 - \theta'_3| < H_3 \quad \text{かつ}$$

$$\text{overlap\_region}(\theta_1, \theta_2, \theta'_1, \theta'_2) > H_4 \quad (4)$$

であれば併合し、それ以外は併合しない。ここで、関数 $\text{overlap\_region}$ は線分 $[\theta_1, \theta_2]$ と $[\theta'_1, \theta'_2]$ の重なった部分の長さを $\rho$ とすると、 $[\theta_1, \theta_2] \cup [\theta'_1, \theta'_2]$ に対する $[\theta_1, \theta_2] \cap [\theta'_1, \theta'_2]$ の比で与えられ、

$$\text{overlap\_region}(\theta_1, \theta_2, \theta'_1, \theta'_2) = \frac{\rho}{\max(\theta_1, \theta'_1) - \min(\theta_2, \theta'_2)} \quad (5)$$

によって求められる。

procedure Merge

- (1)  $i=0$ .
- (2) すべての基本領域 $S_i$ について処理終了であればステップ(7)へ。
- (3) 領域情報テーブルより基本領域 $S_i$ をとってくる。
- (4) 基本領域 $S_i$ に対して隣接するすべての併合領域 $R_j$ との $\theta_3$ と $\theta'_3$ との差、 $\theta_1, \theta_2$ と $\theta'_1, \theta'_2$ の比較により併合するかどうかを決定する。併合であれば併合領域 $R_j$ に基本領域 $S_i$ を追加する。
- (5)  $i=i+1$ .
- (6) ステップ(2)へ。
- (7) 併合領域 $R_k$ と $R_l$ について $R_k \cap R_l \neq \emptyset$ であれば、併合し、 $R_k \cap R_l = \emptyset$ ならばそのままである。
- (8) return.

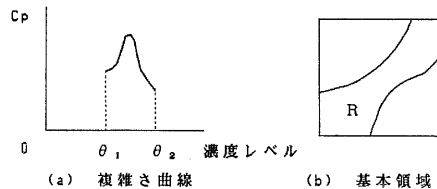


図5 閾値処理と基本領域の関係

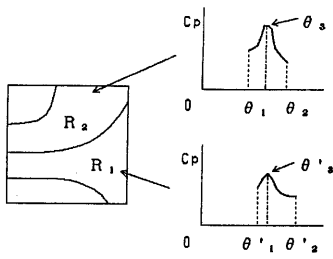


図6 併合のためのパラメータ

#### 4. 実験

本手法が実際の多値画像に対してどの程度有効かを見るため、実験を行った。図7に領域分割の結果を示す。ここでは、多値画像GIRLとリモートセンシング画像を用い、各手法の比較を行った。基本的な手法として、Split and Merge法、濃度ヒストグラムを使った領域分割法と比較した。図7にGIRL画像に対する本手法、濃度ヒストグラムによる方法、Split and Merge法<sup>(5)</sup>による結果を示す。本手法のパラメータの設定は

$$H_1=0.98, H_2=0.8, H_3=20, H_4=0.3$$

である。基本領域数は1279で、併合後の領域数は759である。図8に名古屋のリモートセンシング画像に対する結果を示す。本手法のパラメータの設定は

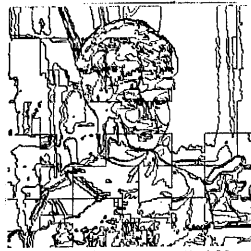
$$H_1=0.95, H_2=0.6, H_3=10, H_4=0.5$$

である。

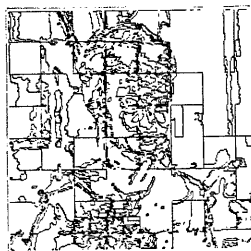
Split and Merge法は画像内のパターンの大体の形状を求めるには向いている。しかし、細かな分割を行おうとすると、本手法や濃度ヒストグラムによる方法等になる。



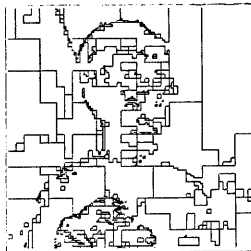
(a) 原画像



(b) 本手法



(c) 濃度ヒストグラムによる方法



(d) Split and Merge 法

図7 GIRLに対する領域分割

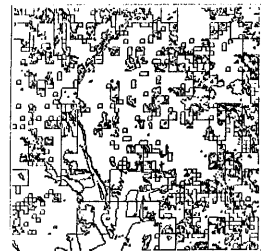
濃度ヒストグラムによる方法は本手法に比べてGIRLの目の部分などが多少粗くなっている。これは、小領域における濃度ヒストグラムの問題点である。

#### 5. まとめ

画像の複雑さを尺度とした閾値処理による階層的領域分割について考察した。この実験は人間の視覚系における一心理量を使った領域分割の試みである。実験の結果、他の手法との比較を通して、対象物の輪郭が細かく現れることが確認された。今後、大量の画像に対する評価、パラメータの自動設定、画像の意味理解への拡張が課題として残る。

#### 参考文献

- (1) K.S.Fu and J.K.Mui: "A survey on image segmentation," Pattern Recognition, 13, 3-16(1981).
- (2) J.Sklansky: "Image segmentation and feature extraction," IEEE Trans. Syst. Man. Cyber., 8, 237-247(1978).
- (3) A.Rosenfeld and A.C.Kak: "Digital Picture Processing," Academic Press, New York(1976).
- (4) 谷口, 河口: "二値画像の複雑さと多値画像の閾値処理に関する考察", 信学論(D), J70-D, 1(1987).
- (5) S.L.Horowitz and T.Pavlidis: "Picture Segmentation by a Tree Traversal Algorithm," J.ACM, 23, 2, 368-388(1976).
- (6) 遠藤, 河口: "DF-画像表現の性質と情報圧縮への応用", 信学論(D), J62-D, 2(1979).



(a) 本手法



(b) 濃度ヒストグラムによる方法

図8 ランドサット画像(名古屋)に対する領域分割