

## 二値画像の複雑さと多値画像の閾値処理に関する考察

正員 谷口倫一郎<sup>†</sup>

正員 河口 英二<sup>†</sup>

### On the Relation of Binary Image Complexity to Gray-Scaled Image Thresholding

Rin-ichiro TANIGUCHI<sup>†</sup> and Eiji KAWAGUCHI<sup>†</sup>, *Members*

あらまし 多値画像の二値化に関しては、入力画像の濃度ヒストグラムの双峰性を利用して閾値を求めるものが代表的な考え方であり、二値化した結果に基づいて閾値の最適性を論じたものはあまりない。しかし、人間の視覚的な特性を考えてみると、与えられた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ため、二値化の閾値も得られた二値画像が簡単なパターンとなるように決定するということが自然な方法のように思われる。このような観点から本論文では、閾値と二値化画像の変化の様子を閾値をパラメータとした二値化画像の複雑さの変化と捉えた上で、複雑さの変化に基づいた閾値処理の最適性について論ずる。具体的には、複雑さの変化のパターンが多峰性のものと単峰性のものに分離できることを示し、前者については、複雑さの極小部を閾値とすることで適切な二値化が行われることを示す。また、全体としては単峰性を示すものでも、局所的には多峰性を示す画像があり、そのような画像について局所的に二値化を行う手法についても述べる。

#### 1. ま え が き

与えられた多値画像を何らかの基準で二値画像化し、以後の処理におけるデータ量を減らし、扱いを簡単にしようとする処理は、画像処理の中でも最も基本的なものの一つである。このような処理は二値化処理と呼ばれているが、二値化処理には二値的な濃度分布を持っている多値画像を二値画像にするための処理とディザ法のように多値画像を二値で疑似的に表示するための処理<sup>(1)</sup>の二種類がある。本論文では前者の意味での二値化について考察するが、この場合、人間が明らかに二値として捉えられる画像も実際の濃度分布は連続的な分布になっていることが多いので、所望とする二値画像を得るにはどのような二値化処理を施せばよいかという点が問題となる。

基本的な方法としては、画素の濃度ヒストグラムに現れる谷に注目して、二値化の閾値を定めるという方法<sup>(2)</sup>が挙げられる。この方法はヒストグラムが双峰性をなすことを前提にした考え方であり、この条件を満たさない入力に対しては必ずしも有効ではない。このような場合は画素濃度の微分やラプラシアンを求

め、濃度変化の急な部分を強調して切り出す二値化法<sup>(3)</sup>も考えられているが、やはり入力画像の多様性に対して万能とは言えない。その他、入力画像の種類や性質が明らかな場合はそれなりの知識を処理に取り入れることも可能であろう<sup>(4)</sup>。

しかし、従来の様々な試みがいずれも「どのような性質の二値画像」を得ようとして二値化するのかという点についてはあまり明確な議論を行っていないように思われる。大津は、画像を最小二乗近似する二値画像を得るという意味で最適な閾値を求める方法について明らかにしているが<sup>(5)</sup>、これ以外には閾値の最適性について言及したものは見当たらない。結果として文字や記号などの「意味のある」対象部分をくっきりと切り出せば良いわけであり、人間の場合はかなり複雑な濃度分布を持っている画像に対しても意味的に「背景」対「対象」という二値的図式を容易に識別できるように思われる。しかし、一般には「意味のある」ということを機械的なアルゴリズムに取り入れることは容易なことではない。

本論文では、従来曖昧にされがちであった閾値の最適性について、「人間が画像の中に何等かの意味や情報を見い出そうとする時、なるべく単純なパターンとして画像を捉えようとする」という人間の知覚特性に（認知心理学においてゲンタルト原理と呼ばれてい

<sup>†</sup> 九州大学大学院総合理工学研究科、春日市  
Interdisciplinary Graduate School of Engineering Science, Kyushu  
University, Kasuga-shi, 816 Japan

る<sup>(6)</sup>に基づいて考察を行う。すなわち、多値画像の二値化では、「得られる二値パターンが簡単なものほど良い」との前提で、二値画像に関する複雑さの尺度や、その際の具体的な二値化の閾値の決定法について考察する。また、このような基本的な考え方が多値画像の $M$ 値化( $M>2$ )にも応用できることも示す。

2. なるべく簡単な二値化画像

本稿では一般に原多値画像を $f$ 、その二値化パターンを $g$ とする。画素 $(x,y)$ での原画の濃度値を $f(x,y)$ 、 $g$ の値を $g(x,y)$ と表す。 $g(x,y)$ は閾値 $\theta$ に対して

$$\begin{aligned} f(x,y) \geq \theta &\text{ のとき } g(x,y) = 1 \\ f(x,y) < \theta &\text{ のとき } g(x,y) = 0 \end{aligned} \tag{1}$$

である。二値化パターン $g$ が閾値 $\theta$ による二値化操作で得られたものであることを示す時は $g(x,y|\theta)$ 、 $g(\theta)$ のように表す。便宜上、 $g(x,y)=0$ を白、 $g(x,y)=1$ を黒画素と見なす。 $f$ が $N$ ビットのデジタル画像の時、

$$0 \leq f(x,y) \leq 2^N - 1 \tag{2}$$

$$0 \leq \theta \leq 2^N \tag{3}$$

である。

$\theta=0$ とすれば、(1)により、どのような $f$ に対しても、任意の $(x,y)$ について、 $g(x,y)=1$ である。すなわち、真っ黒い画面が得られる。逆に $\theta=2^N$ とすれば、 $g(x,y)=0$ の真っ白の画面になる。

今、典型的な二値パターン(例えば、白っぽい背景上に黒い文字や記号が描かれているようなもの)が入力された時に、閾値 $\theta$ を変化させると二値化画像がどのように変化するかを考えてみよう。現実には対象

として均質に見えるものを選んで、図1(a)のような理想的な濃度分布は得られず、対象の色むらや、光源の影響、ノイズ等で図1(b)のように連続的で凹凸のある濃度分布になることが多い(図1は簡単のために1次元で濃度分布を示している)。このような場合、閾値 $\theta$ を0から大きくしていけば、 $g$ は初めは真っ黒であるが、 $\theta$ が背景の明るさに近づくにつれ、背景部分が段々と黒と白が入り混じった複雑なパターンとなると考えられる。更に $\theta$ を大きくしていけば、もはや背景は真っ白で、文字や記号部分のみが黒パターンとして切り出される。この場合、背景の複雑さが消えるので全体としては比較的簡単な白黒パターンとなるはずである。もう少し $\theta$ を大きく取り、文字や記号の明るさに近い値になると、文字や記号部分に「虫食い」が現れ、再び複雑なパターンとなる。ところが、更に閾値を $\theta=2^N$ に近づけていくとほとんど白一色の簡単なパターンになるはずである。

ここで、上述のような閾値と二値化画像の変化の様子を、適当な複雑さの尺度に基づいて二値化画像の複雑さと閾値の関係として捉えてみると、図2に示すような曲線として表すことができる<sup>†</sup>。すなわち、 $\theta$ の小さい部分と大きい部分に複雑さが極大となる場所があり、その間に中だるみ状の極小部が存在すると考えられる。この時、複雑さの変化が安定である極小点を閾値として二値化すれば、くっきりとした文字や記号の黒パターンが得られることが予想される。

<sup>†</sup> 背景および対象の濃度が共に一定であるような理想的な入力に関しては階段状の曲線になる。このようなものに対しては、これからの議論だけでは必ずしも十分ではないが、実際には理想的な入力を得られることはまずないので特に考慮しないことにする。

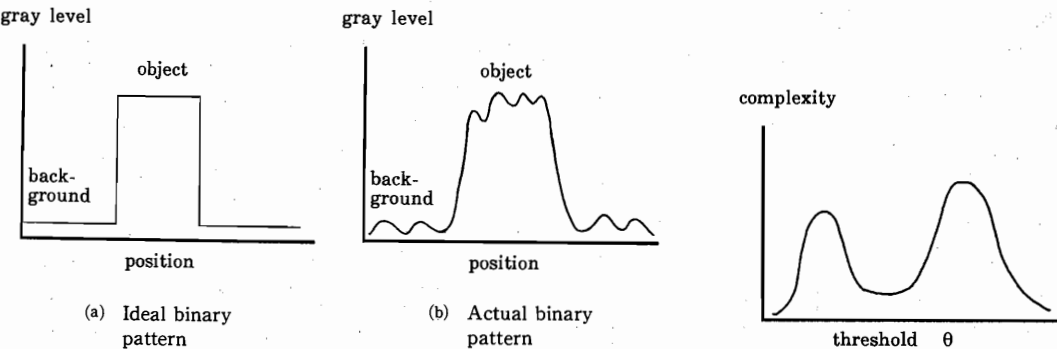


図1 二値パターンの濃度分布  
Fig. 1 Gray-level distribution of binary pattern.

図2 二値画像の複雑さと閾値の関係  
Fig. 2 Relation between threshold and complexity of binary image.

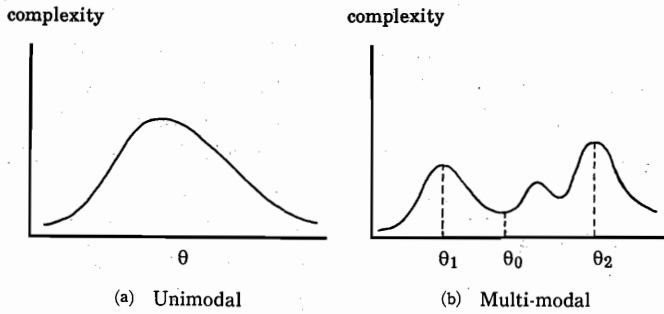


図3 多峰複雑性と単峰複雑性  
Fig. 3 Unimodal complexity and multi-modal complexity.

しかし、どのような多値画像についても  $\theta$  と共に  $g$  の複雑さがこのような変化を示すとは限らない。むしろ自然な多値画像については複雑さの曲線上にそのような「極大—極小—極大」型の特徴が現れずに単に単峰性を示すものが多いかも知れない(図3(a))。また、いくつかの例では「極大—極小」が繰り返して現れることもある(図3(b))。しかしその場合、最も外側( $\theta$  が小さい側と大きい側)の二つの極大値に挟まれた区間において  $g$  の複雑さが最小となる時の  $\theta$  の値は、多値画像からなるべく簡単な二値画像を得ようとする場合の最適閾値と言えよう(図3(b)参照)。

以上の考察より、一般の多値画像は、閾値  $\theta$  による二値化画像  $g(\theta)$  に関し、「 $\theta$  をパラメータとする複雑さ曲線」が、

- 1 多峰性のもの(双峰性を含む)
- 2 単峰性のもの

に大別できると考えられる。以下の議論では、1に属する画像を多峰複雑画像、2に属する画像を単峰複雑画像と呼ぶことにする。そして前者の場合、最も外側の両極大値( $\theta_1, \theta_2$  に対応)に挟まれた区間の中で複雑さが最小となるとき  $\theta$  の値を、複雑さの極小値の中で最も小さい複雑さを示す閾値という意味で「最小複雑閾値」と名付け、その値  $\theta_0$  を用いて二値化することを最小複雑二値化と呼ぶことにする。

明らかに、以上の議論においては「複雑さ」の定義としてどのようなものを採用するかが最も重要である。複雑さの良否を計る尺度はないが、人間が直感的に感じる複雑さの尺度に相関するものが自然であろう。以下3.では3種の複雑さの定義を考え、具体的な画像について適用してみる。適当な定義の下では、濃度ヒストグラムが双峰性を示す多値画像の多くが双峰複雑性を示すものと思われ、しかも3峰以上のヒスト

グラムを示す画像であっても、多峰(特に双峰)複雑画像となるものがあると思われ、その場合は最小複雑閾値による、適切な二値化ができるものと考えられる。

### 3. 二値画像の複雑さの定義

二値画像の複雑さを評価する尺度としては次のような条件を満たすものが適当であろう。

- A. どのような二値画像に対しても0と1の間の値をとり、最も簡単な場合に0に近い値となり、最も複雑な場合に1に近い値となる。
  - B. 画素の白黒に対して対称である。すなわち、元の画像の白、黒を反転しても複雑さは変わらない。
- 以上の条件を前提として、本稿では以下の3通りの尺度を検討することとした。

1. 白および黒連結成分の全数に基づく尺度
2. 白黒の境界線の全長に基づく尺度
3. DF-表現でいう複雑度<sup>(3)</sup>

なお、連結成分の数に関しては、対称性を満足するような白黒いずれについても4連結で考える。また、以下の議論では二値画像のサイズはいずれの場合も  $2^R \times 2^R$  画素からなる正方形画面であるとする。また、本稿では一般にこのような「複雑さの尺度」を  $C$  で表し、特定の二値画像  $g$  に関する尺度を示すときは  $C(g)$  とする。

#### ① 連結成分数による尺度

連結性の定義は、白黒いずれについても4連結とする。このようにすれば最も連結成分数が少ない場合(真っ白、または真っ黒画面)が1である。最も複雑な場合は白黒画素が市松模様をなしている時であり、連結成分数は  $4^R$  となる。このような連結成分数による複雑さの尺度を  $C_c$  で表し、

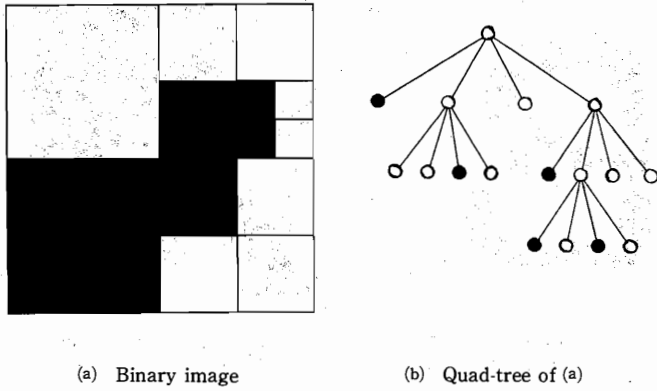


図4 二値画像の4分木表現  
Fig. 4 Quad-tree representation of binary image.

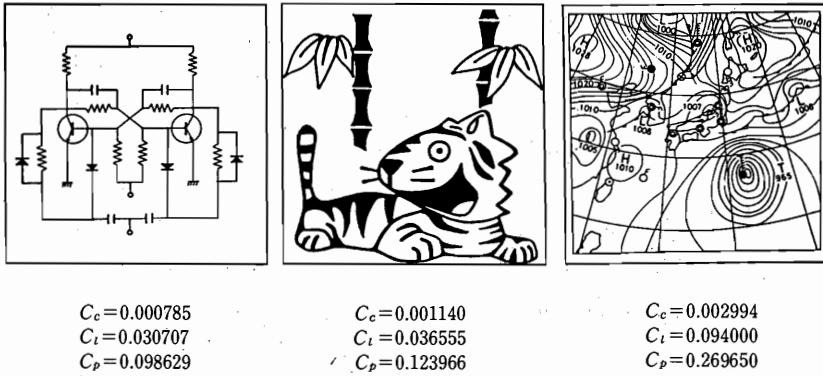


図5 二値画像の複雑さ  
Fig. 5 Examples of binary image complexity.

$$C_c = \frac{\text{連結成分の数}}{4^R} \quad (4)$$

と定義する。二値画像  $g$  に関する複雑さを示すときは  $C_c(g)$  と表す。

② 境界線の長さによる尺度

この場合も4連結による境界の定義に従う。すなわち、孤立点は周囲との境界線の長さが4であるとする。この時も最も簡単な画像は真っ白、または真っ黒の場合であり、境界線長は0である（外周は含まない）。また最も複雑な場合はやはり画素が市松模様となる時である。この時の境界線長は  $2 \cdot 2^R(2^R - 1)$  である。このような複雑さの尺度を  $C_i$  で表し、

$$C_i = \frac{\text{全境界線長}}{2^{R+1}(2^R - 1)} \quad (5)$$

と定義する。与えられた  $g$  に対しては  $C_i(g)$  と表す。

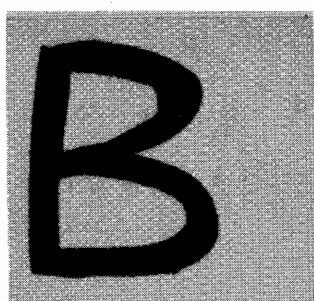
③ DF-表現における複雑度

複雑度はDF-表現でいう素画数に基づいて

$$C_p = \frac{\text{素画数}}{4^R} \quad (6)$$

と定義される。ここで素画数は、二値画像を quad-tree (4分木) で表現した時の葉ノード数を意味する。例えば図4(a)の二値画像に対しては、(b)のquad-tree が得られ、この場合の素画数は13となる。素画数が最も少ないのは画面が真っ白か真っ黒の場合で、いずれも1である。逆に市松模様を示す画素配列は素画数が最も多くなる例で、やはり  $4^R$  である。なお、与えられた  $g$  に対しては  $C_p(g)$  と表す。

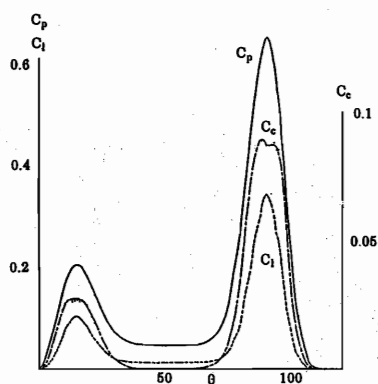
図5に示す画像はいずれも  $512 \times 512$  サイズの二値画像である。これらを用いて複雑さの尺度  $C_c, C_i, C_p$  を比較してみた。この結果で見える限り、いずれの定義も



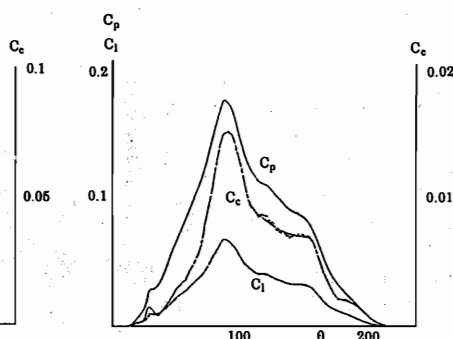
(a) Typical binary pattern (256×256)



(b) Typical gray-scaled image (512×512)



(c) Complexity change of (a)



(d) Complexity change of (b)

図6 実際の多値画像と複雑さの変化  
Fig. 6 Complexity changes of gray-scaled images.

人間が感じる複雑さの大小とよく相関していると言えよう。

#### 4. 最小複雑閾値による多値画像の二値化実験

##### 4.1 最小複雑閾値の妥当性

原多値画像  $f(x, y)$  が画素濃度  $N$  ビット、 $2^R \times 2^R$  サイズの時、閾値  $\theta$  によって二値化すると、 $g(x, y | \theta)$  が得られる。 $\theta$  を0から  $2^N$  まで変化させると、 $2^N + 1$  通りの二値画像が得られることになる。そしてそれらの複雑さの尺度は  $C(g(\theta))$  となる。また  $g$  を省略して、単に  $C(\theta)$  とすることもある。 $\theta$  をパラメータとして  $C(g(\theta))$  が多峰複雑性を示せば、その時の最小複雑閾値  $\theta_0$  が求められ、 $f(x, y)$  から  $g(x, y | \theta_0)$  が得られる。

図6は、いままで述べてきた閾値と二値化画像の複雑さの関係が、現実の画像に対して成立するかを調べた結果である。(a), (b)は対象画像 ((a)は二値パターンを示す典型的な画像, (b)は自然な多値画像)であり、これらの画像を用いて閾値と二値化画像の  $C_p, C_l, C_e$  の関係を求めたものが(c), (d)である。典型的な二値パターンを示す(a)については、明らかに複雑さの極小値が存在し、その値で二値化した結果(図7,  $C_p$  によるもの)は妥当な二値画像になっている。一方, (b)については複雑さの変化は単峰性となっており、二値化できないことを示している。以上の実験により、2.で述べた閾値と二値化画像の複雑さに関する考察が妥当であることが判明した。

複雑さの尺度の問題に関しては  $C_p, C_e, C_l$  のいずれを用いても結果には特に大きな差異は見られない。こ



図7 図6(a)の最小複雑二値化の結果  
Fig. 7 The result of minimal complexity measure thresholding of Fig. 6(a)

のことは、人間が直感的に感ずる複雑さと良い相関を示す複雑さの定義の下であれば、最小複雑二値化法があまり複雑さの定義に影響を受けないことを意味していると考えられる。なお、以下の実験等では  $C_p, C_c, C_t$  による差異があまり見られないので、複雑さの尺度として  $C_p$  のみを用いることにする。

4.2 実 験

4.1では、典型的な画像についていままでの議論が妥当であることを示したが、ここではより実際の画像に対し最小複雑二値化の有効性を示す。通常、画像全体を一つの閾値で二値化できる場合は少なく、よい二値化画像を得るためには閾値を局所的に(あるいは動的に)変化させて処理せざるを得ない。このような場合は、濃度の局所的分布に基づいて閾値を決定することになる(Whiteのdynamic thresholding法<sup>9)</sup>が典型)。ここでは全画面をあらかじめいくつかの部分画面に分割しておき、各部分画面で最小複雑二値化を行い、それらをつなぎ合わせる方法(区分的二値化法)をとった。図8は二値化実験に用いた多値画像であり、(a)、(b)はいずれも8ビット、512×512画素からなっている。ここではあらかじめ全画面を64×64画素からなる64の部分画像に分割して二値化を行った(図9)。また比較のために、各部分画面で大津の方法を用いて二値化した結果(図10)、dynamic thresholding法によ

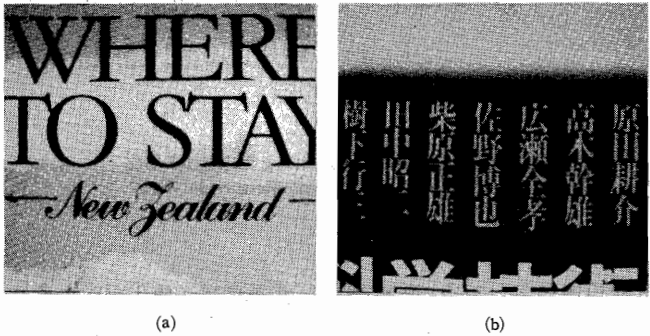


図8 二値化実験に用いた多値画像  
Fig. 8 Images used by experiments of minimal complexity measure thresholding.

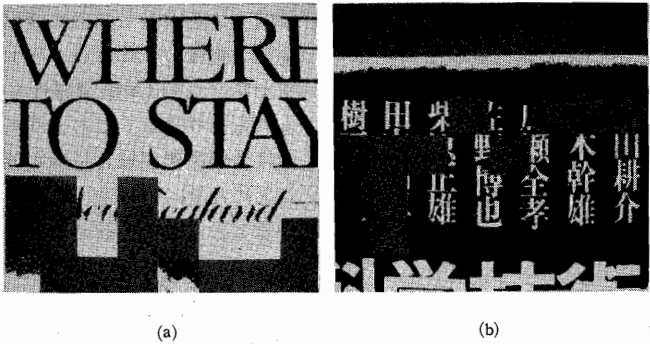


図9 最小複雑閾値による二値化  
Fig. 9 Results of minimal complexity measure thresholding.

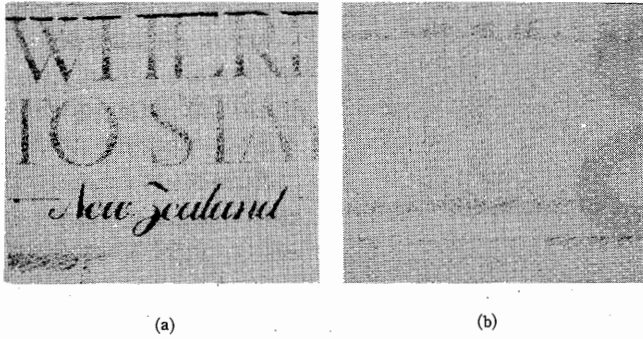


図 10 大津の方法による二値化  
Fig. 10 Results of thresholding by Ohtsu's method.

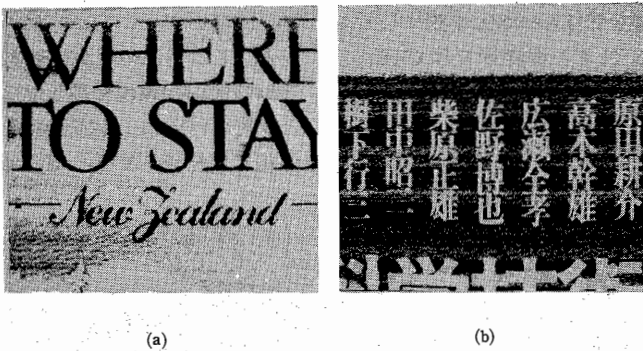


図 11 dynamic thresholding 法による二値化  
Fig. 11 Results of dynamic thresholding.

る二値化を行った結果(図11)も示す。図10で灰色の部分是最小複雑閾値が検出できなかった部分画面である(最小複雑閾値が検出できるか否かの判定法は付録を参照のこと)。これらの結果を見ると、最小複雑二値化は、二値化できない領域があるため、視覚的には大津の方法やdynamic thresholding法の方が良好のように見えるものもあるが、二値化できた領域については対象がより明確に検出できていることがわかる。特に、大津の方法やdynamic thresholding法では白黒反転した小さなノイズが発生する傾向があるが、最小複雑二値化法ではそのようなノイズの発生が少ないという特徴がある。

## 5. 階層的二値化

### 5.1 二値化できる領域とできない領域

一般に、単峰性複雑画像であっても、局所的にみれば多峰複雑性を示すものも存在し、それらについては

局所的に二値化可能と考えられる。4.2で示した区分的二値化は、このような考え方の一つであるが、一般に部分画面の大きさをどのように決定するかが問題となる。原画像が全体として多峰複雑性を示すものであれば、このような区分的二値化は必要でなく、一つの閾値で全画面を一度に二値化できる。しかし、単峰性を示す画像の中にはいくら小さく分割しても多峰複雑性を示さない(単峰複雑性を示す)部分を含んでいるものも有り得る。このように考えれば、一つの多値画像は多峰複雑領域と単峰複雑領域から構成されていることになる。そのうちの前者のみが最小複雑二値化できることになる。初めに述べたように、人間は多値画像の中のより単純なパターンについては、自然に二値パターンとして捉えていると思われ、多峰複雑性を示す領域から最小複雑二値化法で得られるパターンはそれに近いものと思われる。

他方、単峰複雑性を示す領域は、 $\theta$  をパラメータと

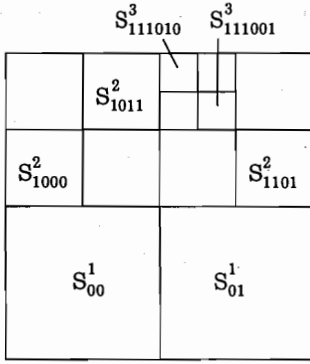
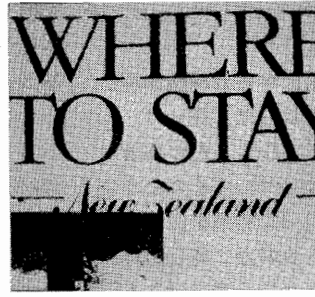
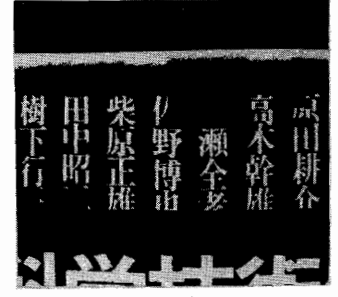


図 12 部分画面のアドレス  
Fig. 12 Addressing of image partition.



(a)



(b)

図 13 階層的な最小複雑二値化の結果  
Fig. 13 Results of hierarchical application of minimal complexity measure thresholding.

する  $C(g(\theta))$  の曲線上に「安定点」がなく、このことはその領域の二値化画像  $g(\theta)$  が  $\theta$  の変化に対して安定した簡単なパターンが存在しないことを意味している。普通、そのような部分は人間の注目するところには成り得ないであろう。このように、多値画像の全画面を、「二値化できる領域は二値化し、二値化できない領域は非二値化部分として残す」操作は興味ある画像処理である。この場合、まず全画面に注目し、それが多峰複雑性を示せば一度に全画面を二値化し、単峰複雑性を示せば一度全画面を分割し、各部分画面について改めて多峰/単峰性を調べる。もしまたその部分画面が単峰複雑であれば、更に分割する。このような繰り返し二値化法により全体を二値化していく方法を「階層的な最小複雑二値化法」と呼ぶ。以下の議論では分割の方法としてquad-treeのような階層的な4分割法を考えることにする。

## 5.2 階層的な二値化のアルゴリズム

本稿では  $f(x,y)$  や  $g(x,y|\theta)$  の部分画面を表すとき、DF-表現での表記法に従って、部分画面の次数  $r$  とアドレス  $\alpha$  を用いて  $f^r_\alpha(x,y)$ ,  $g^r_\alpha(x,y|\theta)$  のようにする(図12参照)。このようにすると、例えば  $f^0(x,y)$  は原画の全画面、 $g^2_{0101}(x,y|\theta)$  は  $g(x,y|\theta)$  を16分割したときの右下隅を示す。

階層的な最小複雑二値化の一般的アルゴリズムは次のようになる。このアルゴリズムは、原画像  $f(x,y)$  を基にして、その二値化画像  $g(x,y)$  を求めるものであり、得られる  $g(x,y)$  には二値化部分(“0”または“1”)と非二値化部分(記号“\*”に対応)が混在することになる。

procedure binarize ( $f,g,r,\alpha$ )  
input gray-scaled image  $f$  ;

```
output binary image  $g$  ;
order  $r$  ;
address of image  $\alpha$  ;
begin
  if  $r=R$  then
    for all  $(x,y) \in \text{subframe of } (r,\alpha)$  do
       $g(x,y) := *$ 
    else
      if multimodal (complexity ( $f,r,\alpha$ ))=true
        then begin
          threshold := MCMT (complexity ( $f,r,\alpha$ )) ;
          {MCMT : Minimal Complexity Measure Threshold (最小複雑閾値)}
          for all  $(x,y) \in \text{subframe of } (r,\alpha)$  do
            if  $f(x,y) \geq \text{threshold}$  then  $g(x,y) := "1"$ 
            else  $g(x,y) := "0"$ 
          end
        else begin {division into 4 quadrants}
           $r := r+1$  ;
          binarize ( $f,g,r,\alpha||00$ ) ; {left lower}
          binarize ( $f,g,r,\alpha||01$ ) ; {right lower}
          binarize ( $f,g,r,\alpha||10$ ) ; {left upper}
          binarize ( $f,g,r,\alpha||11$ ) ; {right upper}
          {means concatenation}
        end
      end ;
end ;
```

なお、非常に小さな部分画面について多峰複雑性が意味を持つか否かは疑問であり、その場合は適当な次数の部分画面までで上の手続きを打ち切ってもよい。その場合は、上記アルゴリズムの記述で下線を施したif文の比較演算を、打ち切るべき部分画面の次数に変



更すればよい。

### 5.3 実験と検討

具体的実験では多峰性のうちでも、特に双峰性を示す部分のみ二値化するという方式を採った。従って、3峰以上の多峰の場合も単峰の時と同じく、更に画面を4分割することにした。図8の画像についてそのような階層的最小複雑二値化の実験を行った結果を図13に示す。この結果を見ると、いずれも良好な二値化が行われたことがわかり、この方法の有効性を裏付けるものである。また、非二値化領域となった部分は人間の目にも確かに特徴の少ない部分のように思われ、この方法で二値化された領域を「意味のある」部分、非二値化領域を「意味のない部分」として大別することも可能なことが有るように思われる。

もちろん、「双峰性」であることの定義を厳しくしたり緩くしたりすることで、二値化の結果は変化するが、基本的に「なるべく簡単な二値画像」を目指すという閾値の決め方は妥当な考え方といえる。

なお、この実験では計算量を減らすため、あらかじめ全画面を16分割した上で、各1/16画面に対し階層的なアルゴリズムを適用した。また、繰り返し4分割操作は16×16の画面サイズまでで打ち切った。図13の灰色部分はその段階での非二値化領域である。

## 6. 極小複雑閾値によるM値化

ここまで、画像の複雑さに基づいた二値化について述べてきた。二値化が可能なのは多峰複雑性を示す画像であったが、この場合複雑さの極小点が複数存在する場合でも最小のもののみに着目してきた。しかし、

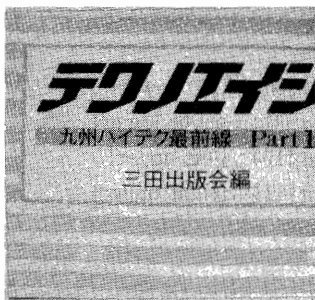
複雑さの極小値が複数個存在する場合は、最小以外の各極小値にも意味が存在すると考えられる。二値的な濃度分布を持っている画像の場合、複雑さの極小値が一つ存在し、それが最適閾値に対応するという過程から考えれば、複雑さの極小値が複数ある場合は、濃度分布を無理なく分割するための閾値が複数存在していると考えるのが自然である。例えば極小値が二つ現れている場合は、本来3値的な画像を3値化するための閾値二つが現れていることが予想される。複雑さの極小値が3以上あるときも同様である。従って、複雑さの極小値が  $M-1$  個ある時、各々の濃度値を  $\theta_{0,1}, \theta_{0,2}, \dots, \theta_{0,M-1}$  とすると、入力画像  $f$  から  $M$  値画像  $h$  が以下の式(7)により作成できる。このことを、「極小複雑閾値による  $M$  値化」と呼ぶ。

$$\begin{aligned} f(x,y) < \theta_{0,1} &\rightarrow h(x,y) = 0 \\ \theta_{0,1} \leq f(x,y) < \theta_{0,2} &\rightarrow h(x,y) = 1 \\ &\dots \dots \dots \end{aligned} \quad (7)$$

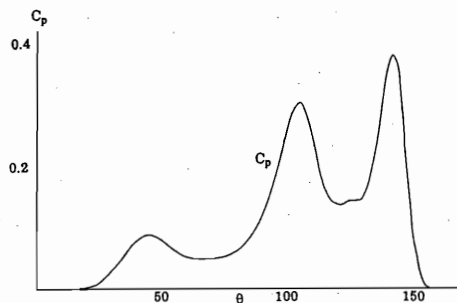
$$\theta_{0,M-2} \leq f(x,y) < \theta_{0,M-1} \rightarrow h(x,y) = M-2$$

$$\theta_{0,M-1} \leq f(x,y) \rightarrow h(x,y) = M-1$$

図14に「極小複雑閾値による  $M$  値化」の例を示す。図14(a)は3値的な濃度分布を持つ原画像  $f$ 、(b)は複雑さの曲線であり、明らかに(b)には極小値が二つ存在している。(c)は極小値を示す濃度値を閾値として3値化した結果である。この結果は、(a)を見て人間が感じる3値的な濃度分布に良く一致しており、「極小複雑閾値による  $M$  値化」が妥当な方法であることを示している。すなわち、原画像  $f$  が多峰複雑性を示す場合、その極小点の性質(数、濃度)を調べることで、(1)  $f$  の濃度分布が何階調程度に分割されるべきもので



(a) original image



(b) complexity change



(c)  $M$ -valued image of (a)

図14 極小複雑閾値による  $M$  値化  
Fig. 14 Production of  $M$ -valued image by locally minimal complexity thresholding.

あるか

(2)その際の濃度分割の最適閾値を知ることができる。

## 7. む す び

本稿は従来の多値画像の二値化問題が、二値化した結果に対する明確な評価の基準を持たないままに扱われてきた点を反省し、新しく「なるべく簡単な二値化画像にこそ自然な多値画像の有意な情報が集約されるであろう」との考えに立ち、最小複雑二値化法を提案したものである。その前提となる二値画像の複雑さの尺度として3種の定義を検討した結果、白黒領域の境界線長を基準とするものや、DF-表現で言う複雑度は人間が感じる画像の複雑さに良い相関を示すことが確かめられ、上述のような基準による多値画像の二値化は、従来のヒストグラム法等に比べて同等あるいはそれ以上に良好な結果が得られた。更に、階層的な二値化ではより自然な二値化ができるのみならず、意味のある領域と意味のない領域への領域分割ができる可能性が確認され、この二値化法が高次処理への前処理としての側面が期待できることがわかった。また、多峰複雑性を示す画像について複雑さの極小値を調べることにより、濃度範囲を分割してM値化する際のMの値と閾値を得ることができると判明した。

ただし、この方法をそのまま実際の処理に用いるとしたら、処理時間の点で現実的でないであろう。従って今のところ、この階層的二値化法は多値画像における二値化法の目標としての意義を持つものと言える。処理時間を要すると思われるのは、 $\theta=0$ から $2^n$ までの $g(x,y|\theta)$ を求めておかねばならない点であるが、この処理は完全な並列処理であるので並列処理可能なハードウェアの下では、さほどの問題点でもないと思われる。また、本論文で述べた手法では、多峰複雑性を示さない領域について二値化が行われない。従って、完全な二値画像を得るには、そのような領域を何等かの方法で強制的に二値化しなければならない、その点が検討すべき点といえよう。

**謝辞** 本研究の実験プログラムの作成、資料整理に関し、いろいろ手伝って頂いた本学情報認識講座の大庭技官並びに大学院生の諸氏に謝意を表明する次第である。

## 文 献

- (1) J. F. Jarvis, C. N. Judice and W. H. Ninke : "A survey of techniques for the display of continuous tone picture

on bilevel displays", Computer Graphics and Image Processing, 5, 1, pp.13-40 (1976).

- (2) J. M. S. Prewitt and M. L. Mendelsohn : "The analysis of cell images", Ann. N. Y. Acad. Sci., 128, pp.1035-1053 (1966).
- (3) J. S. Weszka, R. N. Nagel and A. Rosenfeld : "A threshold selection technique", IEEE Trans. Comput., C-23, 12, pp.1322-1326 (1974).
- (4) W. Doyle : "Operations useful for similarity-invariant pattern recognition", J. Assoc. Comput. Mach., 9, pp.259-267 (1962).
- (5) 大津展之 : "判別および最小2乗規準に基づく自動しきい値選定法", 信学論(D), J63-D, 4, pp.349-356 (昭55-04).
- (6) J. R. Anderson (富田, 増井, 川崎, 岸訳) : "認知心理学概論", 誠信書房 (昭57).
- (7) E. Kawaguchi and T. Endo : "On a method of binary-picture representation and its application to data compression", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-2, 1, pp.27-35 (1980).
- (8) J. M. White and G. D. Rohrer : "Image thresholding for optical character recognition and other applications requiring character image extraction", IBM J. Res. Develop., 27, 4, pp.400-411 (1983).

## 付 録

### 最小複雑閾値が存在するか否かの判定

本実験では複雑さの多峰性の判定に関して次のような処理を行った。

① 複雑さ曲線の極大値の数を数え、その数が2未満であるならば単峰性と判定する。

② 両端の極大値が $C(\theta_1), C(\theta_2)$ であるとし、 $\theta_1 \leq \theta \leq \theta_2$ なる $\theta$ の範囲で、複雑さ $C(\theta)$ が最小となる時の閾値を $\theta_0$ とする。そして、

$$\alpha = \frac{C(\theta_0)}{\min[C(\theta_1), C(\theta_2)]}$$

で定義される $\alpha$ を求め、 $\alpha \leq \alpha_0$ なら多峰性を示すと判定する。本実験ではこの基準値を $\alpha_0=0.95$ とした。

(昭和61年6月23日受付, 9月4日再受付)



谷口 倫一郎

昭53九大・工・情報卒，昭55同大学院修士課程了。同年より九大大学院総合理工学研究科情報システム学専攻助手，工博，画像認識，画像処理システムの研究に従事，情報処理学会会員。



河口 英二

昭39九大・工・通信卒，昭44同大学院博士課程了。同年九州産業大学講師，昭48九大工学部情報工学科助教授，昭54同大学院総合理工学研究科情報システム学専攻助教授，現在に至る，昭59～60テネシー大学訪問教授，工博，音声認識・合成，画像理解，情報圧縮等の研究に従事，情報処理学会会員。