

# ミクセルの影響を考慮した最大ゆう度しきい値選定法

北本 朝展

文部省 学術情報センター 研究開発部

〒112-8640 東京都文京区大塚 3-29-1

03-3942-8590

kitamoto@rd.nacsis.ac.jp

あらまし 本論文の目的は、最大ゆう度しきい値選定法を拡張することで、ミクセルの影響を考慮した高速な画像分類法を実現することにある。「ミクセル」とは単一画素内で複数のクラスが混合して生じる画素のことを指すが、本論文はこのミクセルの集合が、画像ヒストグラム上に隠れた分布「ミクセル分布」を生成すると仮定する。そして、このミクセル分布のモーメントが解析的に導出できるという発見を利用して、ミクセルの影響を考慮したゆう度基準の定義と、これを最大化するアルゴリズムの定式化に基づくしきい値選定法を提案する。スキャナ読み取り画像や衛星画像などを対象とした実験の結果、画像ヒストグラム上でミクセルの影響により生じる裾の長い平坦部分とピーク部分に関して、提案手法はこれらをより明確に分離するようなしきい値を選定できた。さらに速度の面でも、提案手法は従来手法に比べて顕著な高速化を達成した。

キーワード しきい値選定法・ミクセル・確率モデル・混合分布・画像分類・最ゆう法

## A Maximum Likelihood Thresholding Method Considering the Effect of Mixels

ASANOBU KITAMOTO

R&D DEPARTMENT, NATIONAL CENTER FOR SCIENCE INFORMATION SYSTEMS

3-29-1, Otsuka, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8640

+81-3-3942-8590

**Abstract** The purpose of this paper is to realize a fast image classification method with considering the effect of mixels by extending maximum likelihood thresholding methods. A “mixel” is generated from the process of several classes being mixed within a single pixel. Here this paper hypothesizes that a population of mixels generates a hidden distribution called a “mixel distribution” on the gray-level histogram. Moreover, the discovery of the fact that the moments of this mixel distribution can be derived analytically leads to the proposition of a new thresholding method based on the definition of a likelihood criterion that takes the effect of mixels into consideration and the formulation of the algorithm for maximizing the proposed likelihood criterion. The experiments on scanned imagery and satellite imagery demonstrates that the proposed method is successful in selecting thresholds on gray-level histogram for better discriminating between peak and long-tail regions which are presumably produced by mixels. In terms of speed, the proposed method achieves considerably faster speed than conventional methods.

**key words** thresholding method, mixel, probabilistic model, mixture density, image classification, maximum likelihood

## 1 序論

濃淡画像を2値化し対象領域と背景に分離したり、一般に対象をある特性値に基づいて分類することは、パターン認識の基本的な手続きの一つである [1]。最大ゆう度基準に基づくしきい値選定法はこのようなパターン認識の標準的な手続きの一つであり、古くは判別および最小2乗基準に基づく方法 [2] を始めとして、近年も画素濃度値の量子化誤差を考慮した方法 [3] や濃度階調補正を考慮した方法 [4] への拡張が続けられてきた。しかし従来の研究には、「画像とは実世界を空間的に量子化した表現である」という視点が不足していたと考える。そこで本論文はこの視点に着目し、空間的な量子化の影響で生じる「ミクセル」という存在を考慮したしきい値選定法の開発を目的とする。

このような研究目的を掲げる背景には、著者がこれまでに研究を進めてきた、ミクセルの確率モデルや混合分布モデルに基づく画像分類法 [5, 6, 7] を高速化したいという課題がある。この画像分類法には、ミクセル分布形状の数値計算や EM アルゴリズムの繰り返し計算などの重い計算処理が含まれているため、手法の適用範囲を広げるためにも、簡便さと高速化を追求する必要があった。そこでまず本論文はミクセルの確率モデルに再検討を加え、標準ミクセル分布 (後述) のモーメントが解析的に導出可能であることを発見した。次にこのモーメントを活用することで、ミクセルの影響を考慮したゆう度基準を提案し、その結果として簡便かつ高速な画像分類法を実現することができた。

本論文の構成を以下に述べる。まず第2節は本論文の主題である「ミクセル」や「ミクセル分布」の概念について簡単に説明する。次に第3節では、標準ミクセル分布のモーメントについては解析的に厳密解が求まるという、本論文の中心的な成果を展開する。さらに第4節では最大ゆう度しきい値選定法の考え方、そしてミクセルの影響を考慮したゆう度基準やその最大化アルゴリズムを提案する。第5節は、スキャナ読み取り画像や衛星画像などを対象に、本論文が提案するしきい値選定法による画像分類結果を示し、最後に第6節で本論文をまとめる。

## 3 標準ミクセル分布のモーメント

### 3.1 標準ミクセル分布の定義

まず本論文で用いるミクセルモデルの基本的な仮定をまとめておく。まず式 (1) において、各クラス ( $i = 1, 2$ ) の確率密度関数は正規分布  $p_i(x) = N_i(x; \mu_i, \sigma_i^2)$  で表されるとし、また一般性を失わず  $\mu_1 < \mu_2$  とする。さらに面積占有率分布  $f(a)$  には、文献 [6] で提案したようにベータ関数  $B(m, n)$  を用いる。

$$B(m, n) = \int_0^1 a^{m-1} (1-a)^{n-1} da = \int_0^1 \beta(a; m, n) da \quad (2)$$

ただし  $m > 0$ 、 $n > 0$  である。このとき、2クラスミクセル分布  $M(x)$  は次のように表すことができる [6]。

$$M(x) = \int_0^1 \frac{\beta(a; m, n)}{B(m, n)} N(x; \mu_a, \sigma_a^2) da \quad (3)$$

## 2 ミクセルとミクセル分布

実世界の観測に用いるセンサの解像度が有限であるため、観測画像上の単一画素は実世界のある大きさの領域に対応する。ゆえに単一画素内に複数のクラスが混合したような画素が生じる場合がある。このような画素が本論文の主題である混合画素 (mixed pixel) またはミクセル (mixel) である。つまりミクセルが画像上に出現するのは、実世界を画素という単位で空間的に量子化して表現することが原因である。ゆえに、センサの解像度が対象物のスケールに対して相対的に粗い、リモートセンシングや医用画像の分野などで特に、ミクセルが重要な課題として研究されている。

本論文がミクセルを定量的に分析するために用いる道具 (確率モデル) は、極めて簡潔かつ単純化されている。この道具「ミクセルの線形モデル」は、ミクセルの観測値が個々の構成要素の値の線形和として観測されると仮定する。例えば2クラスミクセルの場合は以下の式で表される。

$$r = ax_1 + (1-a)x_2 \quad (1)$$

ここで  $r$  はミクセルの観測値、 $x_i$  はクラス  $i$  の確率密度関数  $p_i(x)$  に従う確率変数、 $a \in (0, 1)$  はクラス1の面積占有率分布  $f(a)$  に従う確率変数である。式 (1) から  $r$  が従う確率分布  $M(r)$ 、すなわち「ミクセル分布」が導出できる。本論文の重要な仮説とは、画像ヒストグラム上にはこのようなミクセル分布が暗黙的に出現している、というものである。

このミクセル分布は、正規分布などに代表される「山型」の分布になるとは限らず、パラメータによっては平坦な形状を示すことが定性的な特徴であると言える (図1参照)。それに加えて本論文では、ミクセル分布の関数形が一般には閉じた形で求まらないにもかかわらず、標準ミクセル分布のモーメントについては厳密解を導出できることを示す。この発見により、ミクセル分布を定量的に特徴づけることが可能になり、これがやがてミクセルの影響を考慮したゆう度基準の提案へと結び付くことになる。

ただし式 (3) の正規分布のパラメータは以下の通りである [5]。

$$\mu_a = a\mu_1 + (1-a)\mu_2, \quad \sigma_a^2 = a^2\sigma_1^2 + (1-a)^2\sigma_2^2 \quad (4)$$

このミクセル分布を、本論文では「標準ミクセル分布」と名付ける。これを具体的に書き下すと、

$$M(x) = \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 a^{m-1}(1-a)^{n-1} \exp\left[-\frac{\{x - a\mu_1 - (1-a)\mu_2\}^2}{2\{a^2\sigma_1^2 + (1-a)^2\sigma_2^2\}}\right] da \quad (5)$$

となる。式 (5) の形から明らかなように、この積分を解析的に解くことはできず、そのことが従来は研究の展開に大きな障害となっていた。しかし本論文では発想を転換し、ミクセル分布のモーメントを計算してみよう。

### 3.2 標準ミクセル分布の平均

定理 1 標準ミクセル分布  $M(x)$  の平均  $\mu_M$  は、以下の式で与えられる。

$$\mu_M = \frac{1}{m+n} (m\mu_1 + n\mu_2) \quad (6)$$

証明 1 ミクセル分布の平均  $\mu_M$ 、すなわち 1 次モーメントを求めるためには、以下の積分が計算できればよい。

$$\mu_M = \int_{-\infty}^{\infty} xM(x)dx = \int_{-\infty}^{\infty} x \int_0^1 \frac{\beta(a; m, n)}{B(m, n)} N(x; \mu_a, \sigma_a^2) dadx \quad (7)$$

上の式で  $x$  と  $a$  の積分順序を入れ換えると以下の式が得られる。

$$\mu_M = \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \beta(a; m, n) \int_{-\infty}^{\infty} xN(x; \mu_a, \sigma_a^2) dx da \quad (8)$$

ここで正規分布  $N(x; 0, \sigma_a^2)$  は偶関数であるため、奇数次のモーメントがゼロになるという性質を利用する。

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^{2k+1} N(x; 0, \sigma_a^2) dx = 0, \quad k \in \{0, 1, \dots\} \quad (9)$$

すると式 (8) の  $x$  に関する積分は以下のように得られる。

$$\int_{-\infty}^{\infty} xN(x; \mu_a, \sigma_a^2) dx = \int_{-\infty}^{\infty} (x + \mu_a)N(x; 0, \sigma_a^2) dx = \mu_a \int_{-\infty}^{\infty} N(x; 0, \sigma_a^2) dx = \mu_a \quad (10)$$

ここで  $\int_{-\infty}^{\infty} N(x; 0, \sigma_a^2) dx = 1$  は確率密度関数の定義である。式 (10) を式 (8) に代入し  $a$  に関して積分すると、

$$\begin{aligned} \mu_M &= \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \beta(a; m, n) \mu_a da = \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 a^{m-1}(1-a)^{n-1} \{a\mu_1 + (1-a)\mu_2\} da \\ &= \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \mu_1 \beta(a; m+1, n) + \mu_2 \beta(a; m, n+1) da \\ &= \mu_1 \frac{B(m+1, n)}{B(m, n)} + \mu_2 \frac{B(m, n+1)}{B(m, n)} \end{aligned} \quad (11)$$

さらに式 (28) の関係式を用いると、最終的に以下の結果が得られる。

$$\mu_M = \mu_1 \frac{m}{m+n} + \mu_2 \frac{n}{m+n} \quad (12)$$

これは式 (6) と等しい。□

例 1 最も単純なケースとして、各クラスの確率密度関数がデルタ関数  $\delta(x - \mu_i)$ 、面積占有率分布が一様分布  $f(a) = 1$  である場合を考える。この場合のミクセル分布を本論文では「単純ミクセル分布」と呼ぶことにする。これは 2 クラスミクセル分布が閉じた形で求まる数少ないケースである [5]。

$$M(x) = \frac{1}{\mu_2 - \mu_1} \quad (13)$$

もちろんこの分布の平均は以下の式で与えられる。

$$\mu_M = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} \quad (14)$$

式 (14) の結果は、式 (6) に  $(m, n) = (1, 1)$  を代入した場合（一様分布）と一致する。ゆえに式 (6) は式 (14) の拡張になっていると考えることができる。

### 3.3 標準ミクセル分布の分散

定理 2 標準ミクセル分布  $M(x)$  の分散  $\sigma_M^2$  は以下の式で与えられる。

$$\sigma_M^2 = \frac{1}{(m+n)(m+n+1)} \left\{ m(m+1)\sigma_1^2 + n(n+1)\sigma_2^2 + \frac{mn}{m+n}(\mu_2 - \mu_1)^2 \right\} \quad (15)$$

証明 2 基本的には前節の方法と同様である。分散とは平均を中心とした 2 次モーメントであるから、以下の式を計算すればよい。

$$\sigma_M^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_M)^2 M(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_M)^2 \int_0^1 \frac{\beta(a; m, n)}{B(m, n)} N(x; \mu_a, \sigma_a^2) da dx \quad (16)$$

ここで  $\mu_M \neq \mu_a$  に注意する。今回も  $x$  と  $a$  の積分順序を入れ換え、さらに式 (9) の性質を用いて  $x$  の奇数次の項を省略すると、式 (16) の  $x$  に関する積分は以下のように計算できる。

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_M)^2 N(x; \mu_a, \sigma_a^2) dx &= \int_{-\infty}^{\infty} (x + \mu_a - \mu_M)^2 N(x; 0, \sigma_a^2) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x^2 N(x; 0, \sigma_a^2) dx + (\mu_a - \mu_M)^2 \int_{-\infty}^{\infty} N(x; 0, \sigma_a^2) dx \\ &= \sigma_a^2 + (\mu_a - \mu_M)^2 \end{aligned} \quad (17)$$

$$= \{a^2\sigma_1^2 + (1-a)^2\sigma_2^2\} + \left(\frac{\mu_2 - \mu_1}{m+n}\right)^2 \{(1-a)m - an\}^2 \quad (18)$$

式 (18) を式 (16) に戻し、 $a$  に関する積分を行う。整理のために第 1 項と第 2 項に分割すると、まず第 1 項は、

$$\begin{aligned} \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \beta(a; m, n) \sigma_a^2 da &= \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \beta(a; m, n) \{a^2\sigma_1^2 + (1-a)^2\sigma_2^2\} da \\ &= \frac{\sigma_1^2 B(m+2, n) + \sigma_2^2 B(m, n+2)}{B(m, n)} \\ &= \frac{m(m+1)\sigma_1^2 + n(n+1)\sigma_2^2}{(m+n)(m+n+1)} \end{aligned} \quad (19)$$

次に第 2 項は、

$$\begin{aligned} \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \beta(a; m, n) (\mu_a - \mu_M)^2 da &= \frac{1}{B(m, n)} \int_0^1 \beta(a; m, n) \left(\frac{\mu_2 - \mu_1}{m+n}\right)^2 \{(1-a)m - an\}^2 da \\ &= \left(\frac{\mu_2 - \mu_1}{m+n}\right)^2 \frac{m^2 B(m, n+2) - 2mnB(m+1, n+1) + n^2 B(m+2, n)}{B(m, n)} \\ &= \frac{mn}{(m+n)^2(m+n+1)} (\mu_2 - \mu_1)^2 \end{aligned} \quad (20)$$

式 (19) および式 (20) を合わせると式 (15) が得られる。□

例 2 再び式 (13) の単純ミクセル分布を考える。この分布の分散は明らかに

$$\sigma_M^2 = \frac{1}{12} (\mu_2 - \mu_1)^2 \quad (21)$$

である。そしてこの結果は、式 (15) に  $(\sigma_1^2, \sigma_2^2) = (0, 0)$  および  $(m, n) = (1, 1)$  を代入した場合と一致する。ゆえに式 (15) は式 (21) の拡張になっていると考えることができる。

例 3 次に標準ミクセル分布の特別な場合を考える。面積占有率密度を一様分布  $(m, n) = (1, 1)$  とした場合、式 (15) は以下のように簡単な形となる。

$$\sigma_M^2 = \frac{1}{3} (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + \frac{1}{12} (\mu_2 - \mu_1)^2 \quad (22)$$

式 (21) と式 (22) とを比較すると、後者に現れた第 1 項は、ミクセルに関する各クラスのクラス内分散の影響を表すものである。そして各クラスの分散の  $1/3$  が標準ミクセル分布の分散に影響することがわかる。

しかしより本質的なのは第 2 項が示唆する意味である。この項は 2 クラスの平均間の距離という、通常の意味でのクラス内分散とは全く異なる性格に起因するものである。さらに平均間の距離が大きくなれば、この項が標準ミクセル分布の分散に支配的に効いてくる。この性質が標準ミクセル分布の分散の顕著な特徴である。

### 3.4 標準ミクセル分布の高次モーメント

標準ミクセル分布の高次モーメントとして、歪度  $S$ 、および尖度  $K$  を以下の式で計算する。

$$S = \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{x - \mu_M}{\sigma_M} \right)^3 M(x) dx, \quad K = \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{x - \mu_M}{\sigma_M} \right)^4 M(x) dx - 3 \quad (23)$$

ここで、歪度は分布の非対称性、尖度は分布のとがり方を表し<sup>1</sup>、正規分布の場合に  $S_M = K_M = 0$  であることから、それぞれ正規分布を基準とした場合のずれの方向性を知るために活用できる。以下では煩雑な記述を避けるため、標準ミクセル分布の高次モーメントの導出過程を省略し、結果のみをまとめることとする。

定理 3 標準ミクセル分布  $M(x)$  の歪度  $S_M$  は以下の式で与えられる。

$$S_M = \frac{2}{\sigma_M^3} \frac{1}{(m+n)(m+n+1)(m+n+2)} \frac{mn(\mu_2 - \mu_1)}{(m+n)} \left[ 3 \left\{ (n+1)\sigma_2^2 - (m+1)\sigma_1^2 \right\} + \frac{m-n}{m+n} (\mu_2 - \mu_1)^2 \right] \quad (24)$$

定理 4 標準ミクセル分布  $M(x)$  の尖度  $K_M$  は以下の式で与えられる。

$$K_M = \frac{3}{\sigma_M^4} \frac{1}{(m+n)(m+n+1)(m+n+2)(m+n+3)} \times \left[ \begin{aligned} & \left\{ m(m+1)(m+2)(m+3)\sigma_1^4 + 2mn(m+1)(n+1)\sigma_1^2\sigma_2^2 + n(n+1)(n+2)(n+3)\sigma_2^4 \right\} + \\ & \frac{2mn}{(m+n)^2} \left\{ (m+1)(m^2 + mn + 6n)\sigma_1^2 + (n+1)(n^2 + mn + 6m)\sigma_2^2 \right\} (\mu_2 - \mu_1)^2 + \\ & \frac{mn}{(m+n)^3} \left\{ 2(m-n)^2 + mn(m+n+2) \right\} (\mu_2 - \mu_1)^4 \end{aligned} \right] - 3 \quad (25)$$

例 4 単純ミクセル分布の歪度および尖度は  $S_M = 0$ 、および  $K_M = -6/5$  である。上の結果に単純ミクセル分布のパラメータ  $(\sigma_1^2, \sigma_2^2) = (0, 0)$ 、 $(m, n) = (1, 1)$  を代入すると、いずれも一致することが確認できる。

標準ミクセル分布のシミュレーション 以上に導出した理論値が正しいことを確認するため、標準ミクセル分布をシミュレーションで生成し、その分布に対してモーメントの理論値と実験値とを比較した。図 1 では、2 個の正規分布のパラメータを固定した上で、ベータ分布のパラメータを変化させた場合の標準ミクセル分布の形状の変化を示している。特に (a) や (b) において、標準ミクセル分布の平坦な形状が顕著に現れている。これらの結果より、いずれのケースにおいても、理論値と実験値とがほぼ一致することを確認した。

次に正規分布のパラメータを上と同一にした場合の、ベータ分布のパラメータ  $(m, n)$  と標準ミクセル分布の高次モーメントとの関係を図 1(d),(e) に示す。網掛け部分はモーメントが負、よって網なし領域との境界付近がほぼゼロの値、つまり正規分布に近い値を示す領域である。したがって図 1(a), (b) は、歪度が正規分布に近い (対称) ものの尖度が大きく異なり、一方図 1(c) は尖度が正規分布に近いものの著しく非対称と分析できる。

## 4 最大ゆう度しきい値選定法

### 4.1 しきい値選定法とゆう度基準

しきい値選定法は画像のパターン認識に用いられる伝統的な方法であり、特にゆう度基準に基づくしきい値選定法は、その統一的な方法論のおかげで様々な拡張への土台としての役割を果たしている [2, 3, 4]。

このような最大ゆう度しきい値選定法は、画像ヒストグラムが混合分布モデルに従い、かつ各クラスの確率密度関数の重なりが小さいと仮定する。そしてしきい値ベクトル  $t$  を境界として画素集合を複数のクラスに分割し、それぞれのしきい値ベクトルについて最ゆう推定値を算出することで、ゆう度を最大化するよ

うな最適なしきい値ベクトルを探索する方法となっている。特に、各クラスの確率密度関数  $p_i(x; \phi_i)$  をすべて正規分布と仮定するケース (混合正規分布) が最もよく研究されており、その成果としてこれまでに以下のようなゆう度基準が提案されている [3]。

$$J_D(t) = \sum_{k=1}^M \tilde{\omega}_k \log \frac{1}{\tilde{\sigma}_k} \quad J_C(t) = \sum_{k=1}^M \tilde{\omega}_k \log \frac{1}{\tilde{\sigma}} \\ J_J(t) = \sum_{k=1}^M \tilde{\omega}_k \log \frac{\tilde{\omega}_k}{\tilde{\sigma}_k} \quad J_Q(t) = \sum_{k=1}^M \tilde{\omega}_k \log \frac{\tilde{\omega}_k}{\tilde{\sigma}} \quad (26)$$

ここで、しきい値ベクトルによって分割された各クラスの生起確率を  $\tilde{\omega}_k$ 、各クラスの分散を  $\tilde{\sigma}_k^2$  とし、また  $\tilde{\sigma}^2 = \sum_{k=1}^M \tilde{\omega}_k \tilde{\sigma}_k^2$  は、クラス内分散の平均である。

<sup>1</sup> $S_M < 0$  は左に偏った分布、また  $S_M > 0$  は右に偏った分布である。また  $K_M > 0$  は尖った (leptokurtic) 分布、 $K_M < 0$  は平坦な (platykurtic) 分布であり、ミクセル分布の特徴的な平坦形状は  $K_M < 0$  に対応する。

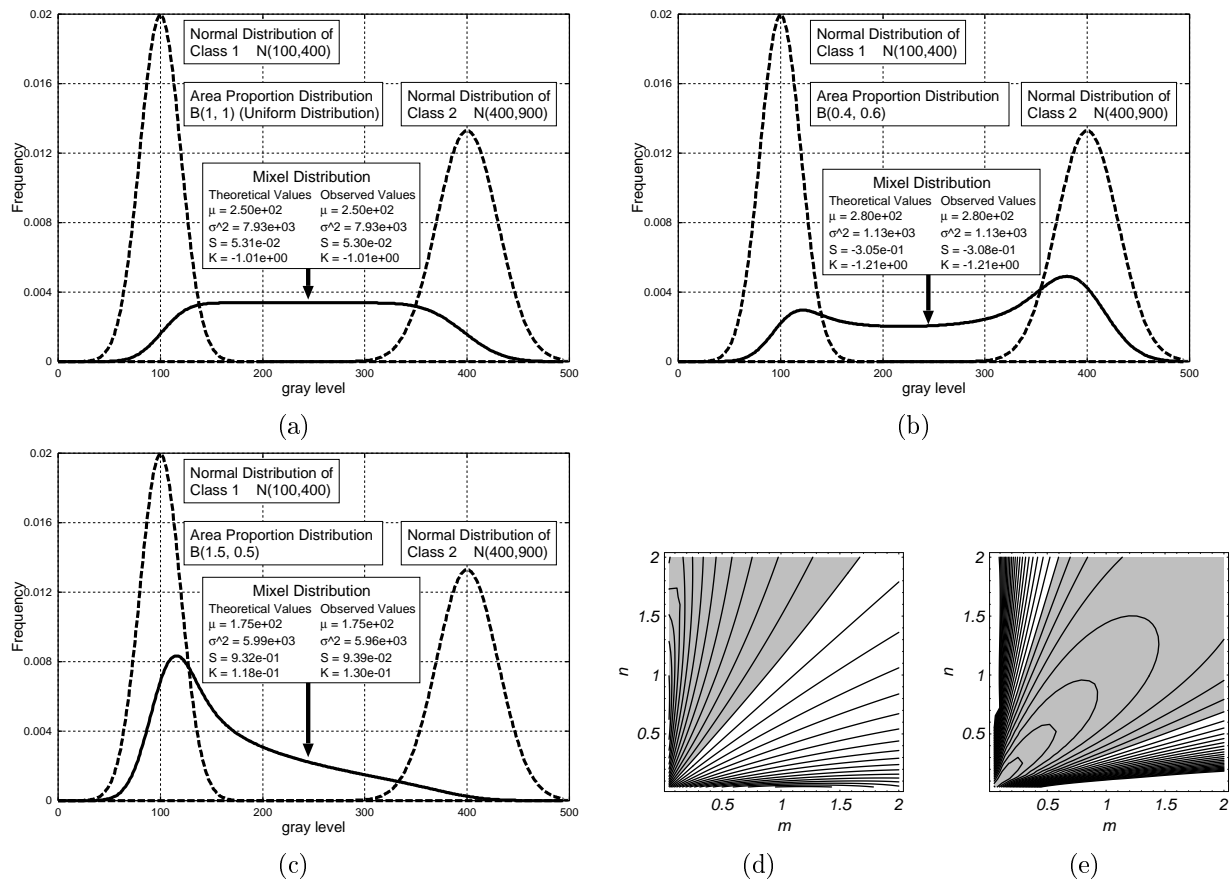


図 1: 標準ミクセル分布のシミュレーション。いずれも正規分布のパラメータは同一であり (図中参照)、ベータ分布のパラメータを (a)  $(m, n) = (1, 1)$ 、(b)  $(m, n) = (0.4, 0.6)$ 、(c)  $(m, n) = (1.5, 0.5)$  と変えた。理論値と実験値とはいずれもほぼ一致している。一方標準ミクセル分布のモーメントに関して、ベータ分布のパラメータ  $(m, n)$  と高次モーメント (d)  $S_M$ 、(e)  $K_M$  との関係を示す。網掛け部分は値が負の領域である。

本論文の以下の議論では、2 クラスの場合のしきい値選定法に話題を限定する。ただし2 クラスへの分類問題とはいえ、本論文ではミクセル分布の存在を仮定しているため、ゆう度基準を導く基礎となる混合分布モデルにおいて、通常の2 個の分布の他にもう1 個のミクセル分布を追加して考える必要がある。またしきい値を2 個用意し、 $t = (t_1, t_2)$  に対して  $[\min, t_1]$  をクラス1、 $[t_2, \max]$  をクラス2、 $[t_1, t_2]$  をミクセルクラス (クラス3) と分類する。このような仮定のもとで、適切なゆう度基準の定義と効率的な最大化アルゴリズムを提案することが本論文の目標である。

#### 4.2 ミクセル分布を考慮したゆう度基準

第3.3 節に述べたように、標準ミクセル分布の分散は、2 個の確率密度関数の平均間の距離という、通常の意味でのクラス内分散とは全く異なる因子を含んでいる。したがってミクセル分布を考慮したゆう度基準を導くためには、ミクセル分布と正規分布の統計的性質が根本的に異なることを認識した上で、ミクセル分布を陽に考慮した定式化を試みるというアプローチが理想的である。しかし、[a] 式 (5) でわかるように、ミクセル分布は一般には積分形でしか表現できないこと、

[b] 図1 でわかるように、各クラスの確率密度関数の重なりが小さいという仮定が崩れてしまうこと、などの事実を考えると、このように直接的なアプローチを実現するのは困難であると考えられる。

そこで本論文では、新たなゆう度基準を定式化する代わりに、混合正規分布に対して得られた式 (26) のゆう度基準を近似式として流用する方法を用いる。ただし単なる3 クラスのしきい値選定問題とは異なり、ミクセル分布の分散には、画像ヒストグラムの  $[t_1, t_2]$  区間から得られる最ゆう推定値ではなく、式 (15) の  $\sigma_M^2$  を用いる。これは言い換えれば、各クラスの確率密度関数の推定値を基に、その間に「あるべき」隠されたミクセル分布を自動的に想定する方法に相当する。

#### 4.3 ゆう度基準最大化アルゴリズム

本論文で用いるアルゴリズムの概略を図2 に示す。ここで重要となるのは、2 個のしきい値を効率的に探索するアルゴリズムである。総当たり探索は処理時間の面で厳しく、またミクセル分布の分散が他のクラスのパラメータに影響されるため動的計画法の適用条件である最適性の原理も成立しない。そこで (準) 最適解を高速に探索するためのアルゴリズムを提案する。

1. 2 個のしきい値  $t = (t_1, t_2)$  をセットする。初期値は濃度軸上の最大値と最小値の midpoint 付近とする。
2. クラス 1 とクラス 2 の確率密度関数のパラメータの最尤推定値を画像ヒストグラムから計算する。
3. クラス 3 の確率密度関数の分散については、式 (15) に従い 2 の結果から自動的に計算する。ただしベータ分布のパラメータ  $(m, n)$  は事前に固定しておく (本論文では  $(m, n) = (1, 1)$  と固定する)。
4. 得られたパラメータをもとにゆう度を計算し、最急降下法などを用いてしきい値を更新する。(局所) 最大値に到達していなければ 2 に戻る。

図 2: ミクセル分布を考慮したしきい値選定法のアルゴリズムの概略。

まず標準ミクセル分布は必ず 2 個の正規分布の間に生じることから、2 個のしきい値の初期値を濃度軸上の中心付近にセットする。そして 2 個のしきい値の距離を徐々に広げながら、最急降下法によってゆう度を最大化する。この方法は図 3(d),(e) 上では、対角線の midpoint 付近にセットした初期値から、右下方へ向けてしきい値を更新していくアルゴリズムに相当する。

ここで注意すべき点はゆう度基準の選択である。ミクセル分布の分散と正規分布の分散の成因が根本的に異なることを考えれば、式 (26) の中でクラス内分散の平均値を用いる基準、すなわち  $J_C(t)$ 、 $J_Q(t)$  よりも、各クラスごとに異なる分散を仮定する  $J_D(t)$ 、 $J_J(t)$  を用いる方が適切であると考えられる。

ただし経験的には、図 2 の初期値からスタートすると、 $J_J(t)$  基準は局所解にトラップされやすいことが判明している。その原因は、 $\tilde{\omega}_k \log \tilde{\omega}_k$  項の影響によって、 $t_1 \sim t_2$  となる図 3(e) の対角線付近に小さな「谷」が出現するためである。そこで本論文は 2 段階アルゴリズムを提案する。すなわち第 1 段に探索空間の性質が素直な (図 3(d))  $J_D(t)$  基準を用い、そこで得られた解を初期値として第 2 段に  $J_J(t)$  基準を適用する。以下の実験ではこの 2 段階アルゴリズムを用いている。

## 5 実験

実験 1 新聞記事を市販のスキヤナ (EPSON GT-9500) を用いて 800dpi で読み取り実験画像とする。図 3(c) を見ると、画像ヒストグラムは 2 個のピークの間には裾の長い平坦領域が広がる形状であり、この平坦領域がミクセルに対応していると考えられる。図 3(c) で提案手法が選定したしきい値を従来のゆう度基準のものと比較すると、提案手法ではピークと平坦部とをより明確に分離できるしきい値が選定されている。そして図 3(b) のように文字の骨格部分のみをピュアピクセルとして分類できれば、後続の処理においてこの分類情報を有効に活用できよう。

実験 2 より実地的な応用例として衛星画像の分類問題への適用結果を示す。気象衛星 NOAA (赤外センサ) で観測した海上の雲の画像図 4(a) に対して、提案手法を適用した分類結果が図 4(b) である。図 4(c) では画像ヒストグラム上の 2 個のピークの間には裾の長い平坦部が広がっており、2 段階アルゴリズムによってこの部分がミクセルに分類されている。

実行時間 実験 2 ではしきい値を得るのに必要な CPU 時間は約 0.4 秒 (SUN Ultra 30) であった (特に最適化はしていない)。同様の問題に EM アルゴリズムを適用すると約 20 ~ 30 秒を要することを考えれば、提案手法は十分な高速化を達成したと評価できる。

## 6 結論

本論文はミクセルを考慮した画像分類法の高速化を目的とし、しきい値選定法の枠組に基づく拡張手法を提案した。ここで鍵となったのは標準ミクセル分布のモーメントが解析的に求まるという結果であり、その成果に基づき、ミクセルの存在を考慮したゆう度基準の定義や、ゆう度最大化アルゴリズムを提案した。また実際の画像に対してしきい値選定法を適用した結果、提案手法が画像ヒストグラムのピークと平坦部を区別するようなしきい値を選定すること、また従来手法に比べると速度も十分に高速化されたことを述べた。

なお本論文では省略したものの、一方のピークがミクセル分布に埋もれる場合などではしきい値の選定に失敗するケースも多い。またミクセルが画像中に存在するか否かをゆう度基準によって自動的に判定することもできない。これらの解決は今後の課題である。

## 参考文献

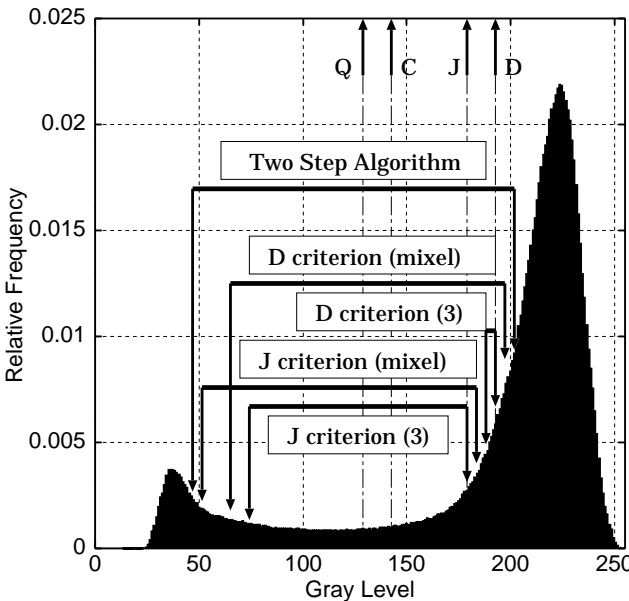
- [1] 大津展之, 栗田多喜夫, 関田巖. パターン認識. 行動計量学シリーズ. 朝倉書店, 1996.
- [2] 大津展之. 判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法. 信学論, Vol. J63-D, No. 4, pp. 349-356, 1980.
- [3] 関田巖, 栗田多喜夫, 大津展之, ナビーアブデルマルク. 画像の量子化誤差を考慮したしきい値選定法. 信学論, Vol. J78-D-II, No. 12, pp. 1806-1812, 1995.
- [4] 斉藤泰一. 濃度階調補正を施したゆう度規準による 2 値化しきい値選定法. 信学論, Vol. J80-D-II, No. 6, pp. 1343-1351, 1997.
- [5] 北本朝展, 高木幹雄. ミクセル密度を含む混合密度推定を用いたミクセルの面積占有率推定. 信学論, Vol. J81-D-II, No. 6, pp. 1160-1172, 1998.
- [6] 北本朝展, 高木幹雄. ミクセルの内部構造を反映する面積占有率密度を用いた画像分類法. 信学論, Vol. J81-D-II, No. 11, pp. 2582-2597, 1998.
- [7] Kitamoto, A. and Takagi, M. Image Classification Using Probabilistic Models that Reflect the Internal Structure of Mixels. *Pattern Analysis and Applications*, Vol. 2, No. 2, pp. 31-43, 1999.

久井曾六社長は「三人一組 要量の八割強と推計。丹羽雄  
 回るので採算割れたが、質 故厚相は「充実のための費用  
 落とさずに介護インフラを を補正予算に計上する」と言  
 「実させたい」と言う。  
 介護保険制度には、自宅で が原則なき公費投入の拡大は  
 らす高齢者にサービスが行 大きな政府につながる。官  
 届かないのではないかと い 位の税制を改革したり、民間  
 不安がある。厚生省は来年 参入を阻む規制を緩和した

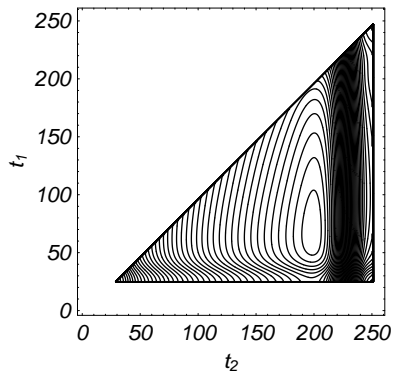
(a) 原画像

を補正予  
 算の供給  
 が原則な  
 き

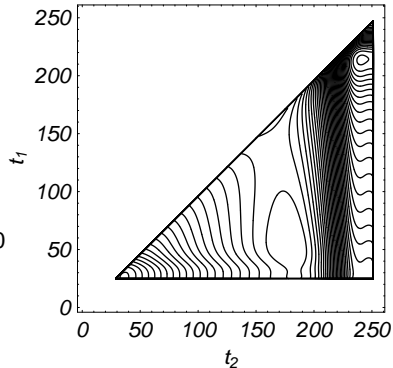
(b)



(c)

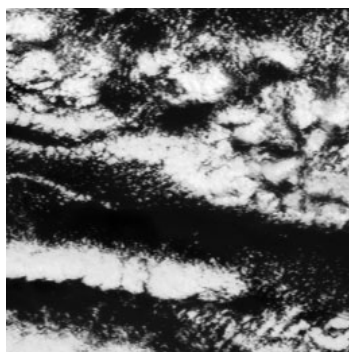


(d)

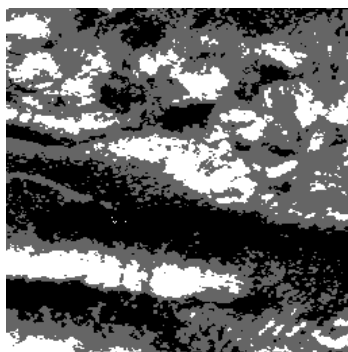


(e)

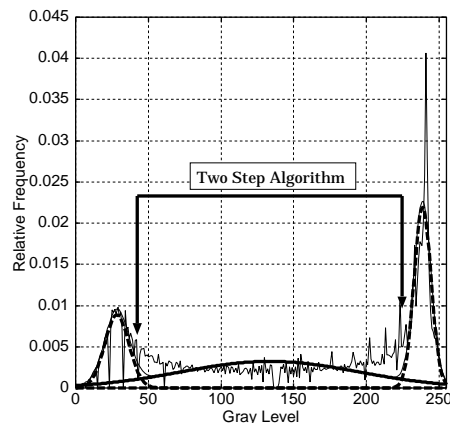
図 3: スキャナ読み取り画像に対する最大ゆう度しきい値選定法の適用。(a) は原画像。(b) は 2 段階アルゴリズムによる分類結果の部分拡大画像 (灰色がミクセル / 黒色が文字)。(c) は画像ヒストグラムおよび各種ゆう度基準から得られたしきい値。(d)  $J_D(t)$  基準と (e)  $J_J(t)$  基準の場合のしきい値とゆう度との関係。各軸はそれぞれしきい値  $t = (t_1, t_2)$  を表す。



(a)



(b)



(c)

図 4: 衛星画像に対する最大ゆう度しきい値選定法の適用。(a) は原画像。(b) は 2 段階アルゴリズムによる分類結果 (白 : 雲、黒 : 海、灰 : ミクセル)。(c) は画像ヒストグラムおよび 2 段階アルゴリズムで得られたしきい値。

## A ベータ関数およびガンマ関数

$$B(m, n) = B(n, m), \quad B(m, n) = \frac{\Gamma(m)\Gamma(n)}{\Gamma(m+n)}, \quad \Gamma(n+1) = n\Gamma(n), \quad \Gamma(n+1) = n!, \quad \Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi} \quad (27)$$

ベータ関数  $B(\cdot, \cdot)$  やガンマ関数  $\Gamma(\cdot)$  の以上の関係に基づき、一般に  $B(m+k, n+l)/B(m, n)$  を求められる。

$$\frac{B(m+1, n)}{B(m, n)} = \frac{\Gamma(m+1)\Gamma(n)}{\Gamma(m+n+1)} \frac{\Gamma(m+n)}{\Gamma(m)\Gamma(n)} = \frac{m\Gamma(m)\Gamma(n)}{(m+n)\Gamma(m+n)} \frac{\Gamma(m+n)}{\Gamma(m)\Gamma(n)} = \frac{m}{m+n} \quad (28)$$