

## 雲画像の領域分割およびランレングス統計量と フラクタル次元による雲種の識別

笹根 成哉† 小川 秀夫††

本論文は、雲画像における雲領域を抽出するための領域分割法と雲種を識別するための有効な特徴パラメータを提案し、それらによる雲種の識別法を与えている。対象とする雲種は、代表的な雲である巻雲、巻積雲、積雲の3種類としている。雲の領域は多様な濃度分布および形状を呈する。また、一部の雲種では雲と空との境界が曖昧である。一方、空の領域の濃度分布は比較的均質である。本文では、このような性質を有する雲画像に有効な領域分割法として確率的弛緩法の利用を提案し、その初期確率の与え方を示す。雲種の識別では、雲の形状が不定あるいは多様であるため、幾何学的な形状を特徴パラメータにすることは難しい。そこで、本文ではテクスチャ特徴を表す濃度勾配方向ランレングス、形状の複雑さを表す等濃度線フラクタル次元および雲と空との境界のエッジ強度を定義し、それらが各種の雲の特徴パラメータとして有効であることを示す。最後に、これらの特徴パラメータを用いて雲種を識別する手順を与える。

### Segmentation of Cloud Images and Identification of Clouds by Using Run Length Statistics and Fractal Dimension

SHIGEYA SASANE† and HIDEO OGAWA††

This paper deals with the problem of cloud identification. First of all, a method of region segmentation for the cloud images is presented. Based on the observations that (1) the gray levels and shapes of the cloud regions are diverse and complex, although the gray levels of sky regions are homogeneous, furthermore, (2) the borders of some kinds of clouds are unclear, the proposed method of region segmentation employs the probabilistic relaxation operation, where the initial probability given for each pixel is defined as the function of gray level and gradient magnitude of the pixel. The second part of this paper describes an effective feature set for identifying three kinds of familiar clouds, i. e., cirrus, cirrocumulus and cumulus. In the concrete, we propose three kinds of different feature parameters, i. e., (1) feature parameters based on the directional run length statistics measured along the direction of gradient, which characterize the texture of clouds, (2) fractal dimension of the equi-gray-level contours, which characterizes the complexity of shapes, and (3) mean magnitude of the gradient on the edges of clouds. Then, we show the effectiveness of these feature parameters experimentally, and finally describe the classification procedure based on the feature parameters mentioned above.

#### 1. はじめに

自然の情景の中には、その領域の境界が不明確で、形状が定まらないあるいは多様な物体が多くある。本論文で対象とする雲がその1つである。風景画像の処理および理解システムを構成する場合、このような対象物に対する処理機能は欠くことができないものである。また、雲を解析し、その種類を識別することによ

りさまざまな気象情報が得られる。

従来、雲の識別に関する研究として、気象衛星 NOAA による画像を対象とした、雲と積雪との分類、雲の種類分類<sup>1),2)</sup>があり、多くの成果が得られている。しかし、地上から撮影した雲の識別に関する研究はほとんどない。そこで、本論文では地上から撮影された雲画像を対象として、雲領域を抽出し、雲の種類を識別する方法について述べる。本雲画像処理は、雲の写真集を基に雲画像データベースの補助情報（雲の属性など）の抽出と雲画像の構造化の自動化、実際の空にある雲の量とその変化を観測し地域的な天気予測システムへの情報提供、などの応用を想定している。

曖昧な境界を有する領域の抽出は、雲領域の抽出に

† (株)エムエムシーコンピュータリサーチ  
MMC Computer Research Ltd.

†† 愛知教育大学総合科学課程情報科学コース  
Department of Computer and Information Sciences,  
Aichi University of Education

限らず、一般に難しい問題<sup>3)</sup>である。境界が曖昧であるため、画素単位で濃度や色を考慮しても、十分な結果を得ることは難しい。画素の連結性などの位置情報を考慮する必要があると考えられる。本論文では、雲と空の濃度やその微分値の分布の相違に着目し、さらに画素の位置情報を考慮するために確率的弛緩法を用いた雲領域の抽出法を提案する。

また、雲の種類を識別する場合、雲の形状が不定あるいは多様なため、幾何学的な形状を特徴パラメータとすることは困難である。そこで本論文では、テクスチャ特徴を表す濃度勾配方向ランレングス、形状の複雑さを表す等濃度線フラクタル次元および雲と空との境界のエッジ強度を定義し、それらが各種の雲の特徴パラメータとして有効であることを示す。さらに、これらの特徴パラメータを用いて雲を識別する手順を与え、本手法により高い識別率が期待できることを実験的に示す。

## 2. 対象とする雲画像

雲の種類は、国際雲級<sup>4)</sup>によって、巻雲、巻積雲、巻層雲、高積雲、高層雲、層積雲、乱層雲、層雲、積雲、積乱雲の10種類に分類されている。本論文では、この10種類の中から、代表的な雲であり、比較的特徴に差異のある巻雲、巻積雲、積雲を選び、領域抽出および雲種の識別の対象とした。3種類の代表的な雲画像を図1に示す。

使用した雲画像は、文献5)および6)にある雲のカラー写真の一部分を、イメージスキャナを用いて、128×128画素、各色256階調でデジタル化したものである。そのため、雲の大きさ、撮影時間帯などに関してさまざまなものが含まれている。画像の雲種は、同文献の分類による。また、領域分割および識別

実験に用いた雲画像の個数は、巻雲20個、巻積雲24個、積雲17個の合計61個である。

なお、積雲は空との境界がきわめて特徴的である。そこで、本論文で対象とした積雲の画像は、すべて空領域を含んでいるものとした。

また、地上からの撮影で得られる画像では雲や空だけでなく、山や建物などの領域が含まれている場合も少なくない。しかし、本論文では処理の対象を雲に限定して、空や雲以外の領域が含まれる画像は対象としていない。

## 3. 雲画像の領域分割

人間の目で雲と空の色は明らかに異なって見える。しかし、雲の色は撮影の時間帯、気象条件により大きく変化する。そこで、各色成分(赤(R), 緑(G), 青(B))について、雲領域と空領域の平均濃度および濃度微分値(式(4)により求めた)の平均値(以後、平均微分値と呼ぶ)を調べてみると、次のことがわかった(図2, 図3および表1参照)。

- (1) 各領域の平均濃度の差は赤成分において顕著である。
- (2) 各領域の平均微分値の差は赤成分において顕著である。

図2は28個の雲画像について雲領域と空領域を人間が見て指定し、各領域のR, G, Bそれぞれの平均濃度をプロットしたものである。例えば、図中の1つの黒丸は1個の雲画像における雲領域と空領域の赤成分の平均濃度を表している。図3は平均微分値を図2と同様にしてプロットしたものである。なお、両図でスケールは適当に正規化されている。表1は雲領域と空領域の平均濃度の差および平均微分値の差が最も大きい色成分を28個の雲画像について調べたものである。

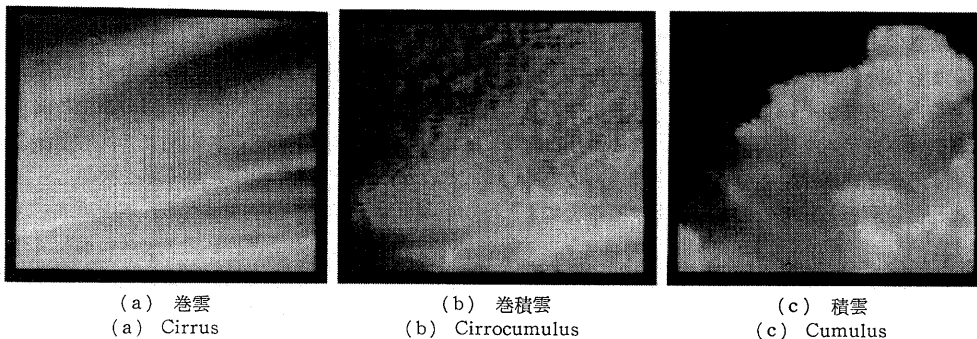


図1 代表的な雲画像

Fig. 1 Representative cloud images.

なお、ここで用いた28個の雲画像は文献5), 6)にある雲の写真のうち、雲領域と空領域が明確なものおよび実際の雲を写真撮影したものである。

境界が曖昧な雲画像では、それぞれの領域の濃度や微分値の分布に重複が生じる。この場合には、しきい値による単純な2値化処理では、満足な分割結果を得ることはできない。そこで、ここでは画素の連結性など相対的位置情報を考慮した領域分割法を構成する。

本手法はまず、各画素の赤成分濃度とその微分値が雲のそれらの性質にどれだけ符合するかにより、各画素に符合度を与える。次に、符合度を雲および空に属する初期確率に変換し、これを画素の連結性を考慮した確率的弛緩法により更新していくものである。以下

に本領域分割法の詳細な説明を行う。

### 3.1 雲に対する符合度

#### 3.1.1 濃度ヒストグラムに基づく符合度

雲領域の赤成分濃度と空の赤成分濃度は異なる分布を示すことを先に述べた。そこで、赤成分の濃度ヒストグラムにおける双峰性の度合(谷の深さ)と谷の位置に基づいて各画素の雲に対する符合度(すなわち、雲領域に属する程度)を定める。

まず、ヒストグラムの双峰性の度合は式(1)で求める。ここで、 $g(r)$ は濃度 $r$ に対する正規化されたヒストグラムとする。

$$Bm = \max_{r_c} \{ (\max_{r_l \leq r_c} \{g(r_l)\} - g(r_c)) \times (\max_{r_h \geq r_c} \{g(r_h)\} - g(r_c)) \} \quad (1)$$

上式で、 $Bm$ を与えた濃度 $r_c$ がヒストグラムの谷の位置に対応する。また、 $Bm$ が0のときヒストグラムは単峰形であり谷は存在しない。

$Bm$ の値がしきい値 $T_N$ より大きい場合には、濃度 $r$ の画素 $[i, j]$ の雲に対する符合度 $p_c(i, j|g)$ を、ヒストグラム $g(r)$ に基づいて式(2)により定める。 $Bm$ が $T_N$ より小さい場合には、濃度ヒストグラムに基づく符合度は定義しない。

$$p_c(i, j|g) = \begin{cases} \epsilon \cdot (r - r_c) + 0.5 & r < r_c \text{ のとき} \\ \zeta \cdot (r - r_c) + 0.5 & r \geq r_c \text{ のとき} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、

$$\epsilon = \frac{1}{2(r_c - Min)} \cdot \lambda, \quad \zeta = \frac{1}{2(Max - r_c)} \cdot \lambda$$

$$\lambda = \begin{cases} 1 & Bm \geq T_L \text{ のとき} \\ 0.5 & T_N \leq Bm < T_L \text{ のとき} \end{cases}$$

$T_L, T_N$ : しきい値

$r_c$ : ヒストグラムの谷に対応する濃度値

$Max$ : 全画素での最大濃度値

$Min$ : 全画素での最小濃度値

とする。しきい値 $T_L, T_N$ は経験的に、 $T_L = 0.0001$ ,

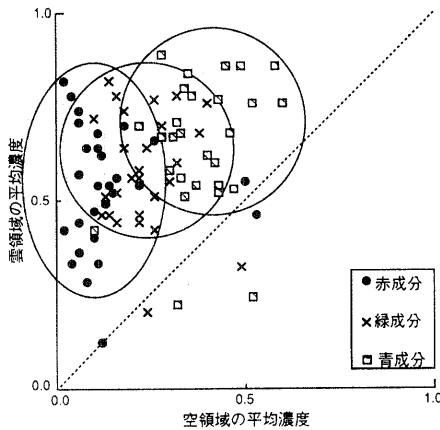


図2 雲領域と空領域の平均濃度の分布  
Fig. 2 Distribution of mean gray level of cloud and sky regions.

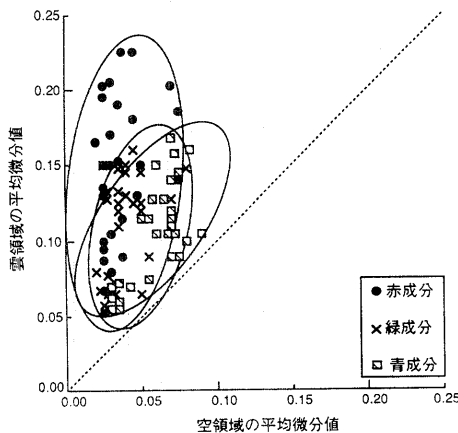


図3 雲領域と空領域の平均微分値の分布  
Fig. 3 Distribution of mean magnitude of the gradient of cloud and sky regions.

表1 雲領域と空領域の濃度特徴の差が最大の色成分  
Table 1 The number of R, G, B color components with the maximum difference between gray level features of sky and cloud regions.

濃度特徴	濃度特徴の差が最大の色成分の数		
	赤成分	緑成分	青成分
平均濃度	26	1	1
平均微分値	26	1	1

$T_N=0.00003$  と定めた。

式(2)では、濃度が  $r_c$  である画素の符合度、すなわち雲領域に属する程度を 0.5 と定める。また、 $r_c$  よりも大きい濃度  $r$  の画素に対しては、その画素の符合度を濃度差  $(r-r_c)$  に応じて、傾き  $\epsilon$  で線形的に大きくし、 $r_c$  よりも小さい濃度  $r$  の画素に対しては、濃度差  $(r_c-r)$  に応じて、傾き  $\epsilon$  で線形的に小さくするものである。

これにより、雲に対する符合度は、 $Bm \geq T_L$  のとき 0 から 1 まで、 $T_N \leq Bm < T_L$  のとき 0.25 から 0.75 まで分布することになる。

### 3.1.2 濃度微分値に基づく符合度

先に述べたように、各画素の濃度の微分値から、その画素が雲である可能性を評価することができる。そこで本論文では、微分値による符合度を以下のように定めた。なお、画像の微分法は Sobel オペレータ<sup>7)</sup>を用いた。

微分値が  $\Delta$  である画素  $[i, j]$  の雲に対する符合度  $p_c(i, j | \Delta)$  を以下のように定める。

$$p_c(i, j | \Delta) = \begin{cases} \Delta/T_d & \Delta < T_d \text{ のとき} \\ 1 & \Delta \geq T_d \text{ のとき} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $T_d$  は経験的に 50 とした。また、画素  $[i, j]$  の赤成分濃度を  $f[i, j]$  として、その微分値  $\Delta$  は

$$\Delta = \sqrt{\Delta_v^2 + \Delta_H^2} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \Delta_v = & (f[i-1, j-1] + 2 \cdot f[i-1, j] \\ & + f[i-1, j+1]) \\ & - (f[i+1, j-1] + 2 \cdot f[i+1, j] \\ & + f[i+1, j+1]) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \Delta_H = & (f[i-1, j-1] + 2 \cdot f[i, j-1] \\ & + f[i+1, j-1]) \\ & - (f[i-1, j+1] + 2 \cdot f[i, j+1] \\ & + f[i+1, j+1]) \end{aligned} \quad (6)$$

である。

### 3.2 確率的弛緩法による領域分割

確率的弛緩法を適用するために、前節で定めた 2 つの符合度から、画素  $[i, j]$  が雲に属する初期確率  $P_{[i, j]}^0(\text{cloud})$ 、空に属する初期確率  $P_{[i, j]}^0(\text{sky})$  を、それぞれ以下のように定める。

$$P_{[i, j]}^0(\text{cloud}) = \max \{p_c(i, j | g), p_c(i, j | \Delta)\} \quad (7)$$

$$P_{[i, j]}^0(\text{sky}) = 1 - P_{[i, j]}^0(\text{cloud}) \quad (8)$$

ただし、濃度ヒストグラムに基づく符合度が定義されていない場合には、式(7)の右辺は  $p_c(i, j | \Delta)$  とする。

確率的弛緩法では、画素  $[i, j]$  がラベル  $l \in \{\text{cloud}, \text{sky}\}$  を持つ確率  $P_{[i, j]}(l)$  は、以下のように繰り返し更新される。ここで、 $n$  回繰り返したときの確率を  $P_{[i, j]}^n(l)$  とする。

$$P_{[i, j]}^{n+1}(l) = \frac{P_{[i, j]}^n(l) \cdot (1 + q_{[i, j]}^n(l))}{\sum_m \{P_{[i, j]}^n(m) \cdot (1 + q_{[i, j]}^n(m))\}} \quad (9)$$

$q_{[i, j]}^n(l)$  は、画素  $[i, j]$  がラベル  $l$  を持つ適合度であり、次式で定める。

$$q_{[i, j]}^n(l) = \frac{1}{w[i, j][k, h] \in N[i, j]} \sum_m C_{[i, j][k, h]}(l, m) \cdot P_{[k, h]}^n(m) \quad (10)$$

ここで、 $N[i, j]$  は画素  $[i, j]$  との適合度を調べる対象画素の集合であり、本論文では画素  $[i, j]$  の 8-近傍画素とした。 $w[i, j]$  は  $N[i, j]$  の画素数である。

$C_{[i, j][k, h]}(l, m)$  は画素  $[i, j]$  がラベル  $l$  を持ち、画素  $[k, h]$  がラベル  $m$  を持つ場合の無矛盾性を示す適合関数である。確率的弛緩法においては、初期確率の付与方法と共に、どのような適合関数を導入するかが問題となる。ここでは、単純に連結する画素と同じラベルであれば、無矛盾と考え、次式による適合関数を設定した。

$$C_{[i, j][k, h]}(l, m) = \begin{cases} 1 & l=m \text{ のとき} \\ -1 & l \neq m \text{ のとき} \end{cases} \quad (11)$$

また、確率的弛緩法の終了条件として、繰り返し回数  $n$  を設定する。実験では  $n=5$  とした。以上により、画素  $[i, j]$  は  $P_{[i, j]}^5(\text{cloud})$  が 0.5 より大きいとき雲領域、その他の場合は空領域と決定される。

### 3.3 領域分割の結果

第 2 章で述べた雲画像 61 個について、本手法により領域分割を行った。一例として、図 1 に示した代表的な雲画像に対する領域分割結果を図 4 に示している。同図で、白地の部分は空領域である。実験の結果、本手法は雲の形状や雲量の計測あるいは雲種の識別を目的とした場合、後で述べる黒雲に対する問題を除けば十分実用的で頑強であることが確認できた。また、本手法は次の点で有効な手法といえる。

- (1) 弛緩法を適用することにより、雲領域を境界のなめらかなまとまりのある領域として得ることができる。単純なしきい値処理のみでは、大小さまざまな成分(領域)あるいは境界の凹凸が発生する。
- (2) 弛緩法の初期確率を定めるために、濃度の微分値を用いた。微分値は空領域と雲領域を分けるための有用な特徴である。

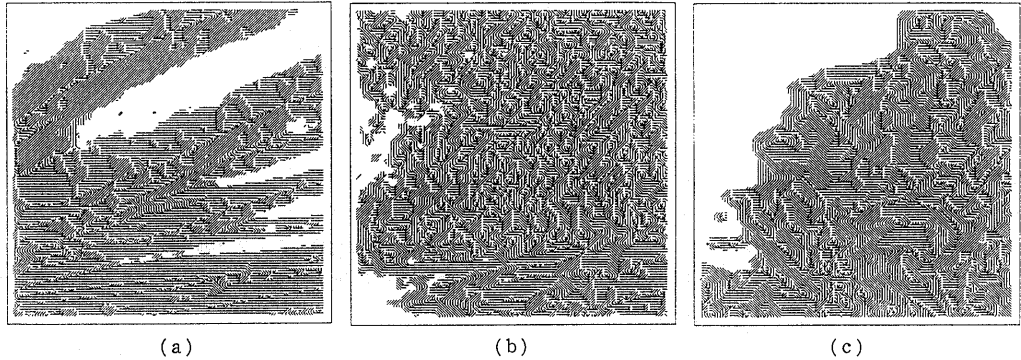


図4 3種類の雲(図1(a),(b),(c))に対する領域分割結果および濃度勾配の量子化された方向  
 Fig. 4 Results of region segmentation and quantized directions of the gradient of clouds in Fig. 1.

(3) 弛緩法の初期確率を定めるために、濃度ヒストグラムの単峰形と双峰形の区別を行い、またヒストグラムの谷の濃度を基準とした。これにより巻積雲のように画像全体を覆っている場合や、雲画像の撮影条件に起因する明るさの変動に対処することができる。

領域分割結果を厳密に見れば、①巻雲の辺縁部の一部が欠ける場合がある、②積雲では気象条件、撮影条件により、雲の底の部分が空より暗くなる場合(いわゆる、黒雲として見える場合)があり、この部分は上部の明度が高い部分に対して、空領域として分割される、などの問題がある。しかし、これらの分割誤差は次に述べる雲の識別にはほとんど影響しなかった。

#### 4. 雲種の識別

ここでは、分割された雲領域を基に、雲の種類を識別するための特徴パラメータを3つ定義し、それらによる雲の識別手順について述べる。

##### 4.1 特徴抽出

##### 4.1.1 エッジ強度

積雲の大きな特徴は空との境界が明瞭なことである。これに対して、巻雲と空との境界はきわめて曖昧である。この境界(エッジ)の明瞭性は、境界画素の濃度微分により評価することができる。ここで、巻雲の境界付近の濃度変化はきわめて小さいため、局所的な微分オペレータによる微分は、雑音あるいは境界の位置ずれの影響を大きく受けることになる。

この問題に対処するため、本論文では、広い領域を考慮する微分オペレータを新たに導出し、その微分オペレータによる微分値を基に、特徴パラメータ“エッジ強度”を定義する。次に7×7の新たな微分オペ

レータを構成する。

画素  $f[i, j]$  と  $f[i+k, j+l]$  の濃度差分の実効的な大きさ  $Pow$  を次式により定義する。

$$Pow = \frac{f[i+k, j+l] - f[i, j]}{\sqrt{k^2 + l^2}} \quad (12)$$

このとき、 $Pow$  の  $i, j$  方向成分  $Pow_i, Pow_j$  は

$$Pow_i = Pow \frac{k}{\sqrt{k^2 + l^2}} = \frac{(f[i+k, j+l] - f[i, j]) \cdot k}{k^2 + l^2} \quad (13)$$

$$Pow_j = Pow \frac{l}{\sqrt{k^2 + l^2}} = \frac{(f[i+k, j+l] - f[i, j]) \cdot l}{k^2 + l^2} \quad (14)$$

となり、画像  $f$  の  $i$  方向および  $j$  方向微分を以下のように定めることができる。

$$\Delta_i f[i, j] = \sum_{l=-3}^3 \sum_{k=-3}^3 Pow_i \quad (15)$$

$$\Delta_j f[i, j] = \sum_{l=-3}^3 \sum_{k=-3}^3 Pow_j \quad (16)$$

この微分オペレータを図5に示す。同図により、このオペレータは大きさが3×3ならばSobel法と等価であることがわかる。したがって、本微分オペレータはSobelオペレータを拡張したものとなっている。

次に、特徴パラメータ“エッジ強度  $EM$ ”を雲領域

	$j-3$	$j-2$	$j-1$	$j$	$j+1$	$j+2$	$j+3$
$i-3$	-1/6	-3/13	-3/10	-1/3	-3/10	-3/13	-1/6
$i-2$	-2/13	-1/4	-2/5	-1/2	-2/5	-1/4	-2/13
$i-1$	-1/10	-1/5	-1/2	-1	-1/2	-1/5	-1/10
$i$	0	0	0	0	0	0	0
$i+1$	1/10	1/5	1/2	1	1/2	1/5	1/10
$i+2$	2/13	1/4	2/5	1/2	2/5	1/4	2/13
$i+3$	1/6	3/13	3/10	1/3	3/10	3/13	1/6

図5 拡張された微分オペレータ(垂直方向)  
 Fig. 5 Extended difference operator ( $y$ -direction).

の境界画素における微分値の平均として、次式により定義する。

$$EM = \frac{1}{N_E} \sum_{[i,j] \in Edge} \sqrt{(\Delta_{if}[i,j])^2 + (\Delta_{jf}[i,j])^2} \quad (17)$$

ここで、 $Edge$  は雲領域の境界画素の集合、 $N_E$  は  $Edge$  の大きさ (画素数) である。

#### 4.1.2 濃度勾配方向ランレングス

巻雲は一般にすじ雲とも呼ばれ、すじ状のテクスチャを持つ。一方、巻積雲はうろこ状のテクスチャが特徴的である。このようなテクスチャを記述するパラメータとして、ランレングス統計量<sup>9)</sup>が考えられる。しかし、雲画像では、特に巻雲の場合には、画像内に方向の異なる“すじ”が混在することが多い。そのため、従来のランレングスの観測方法では、どの方向のランを見ても、すじに平行する長いランと、すじに直交する短いランが発生し、すじ状の特徴を的確に抽出することはできない。そこで、本論文では新しく濃度勾配方向ランレングスを提案し、これによるランレングス統計量をテクスチャ特徴として定義する。

まず、雲領域の各画素について濃度勾配の方向 (ここでは、式(15)、(16)の  $\Delta_{if}[i,j]$ 、 $\Delta_{jf}[i,j]$  を用いて  $\tan^{-1}(\Delta_{if}[i,j]/\Delta_{jf}[i,j])$  と定める) を求め、それを  $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  の4方向に量子化する。この方向画像において、 $\theta$  方向に連続する濃度勾配の方向が  $\theta+90^\circ$  である画素列を  $\theta$  方向の濃度勾配方向ランと呼び、その長さ (画素数) を濃度勾配方向ランレングスとする。

4方向について濃度勾配方向ランレングスを観測することにより、ランの発生頻度を与えるランレングス行列  $R(\theta, l)$  が得られる。ここで、 $\theta$  はランの方向、 $l$  はランの長さである。この方法により、画像内で“すじ”の方向に適応的にランの長さを観測できることになる。図4は図1に示す3種類の雲画像の雲領域を濃度勾配の方向により分割表示したものである。同図では、3種類の雲のテクスチャの性質がよく現れている。

なお、ラン長は15までとし、16以上はすべて15とした。

本論文では、ランレングス行列  $R(\theta, l)$  を基に、式(18)、(19)により定義されるランレングス統計量  $SRE$  (Short Run Emphasis) と  $RP$  (Run Percentage) をテクスチャ特徴として用いる。これらは文献8)で提案された特徴パラメータのうちの2つ、すなわち短

いランの強調とランの割合に対応するものである。

$$SRE = \frac{1}{N_r} \sum_{\theta} \sum_{l=1}^{15} R(\theta, l) / l^2 \quad (18)$$

$$RP = \frac{1}{N} \sum_{\theta} \sum_{l=1}^{15} R(\theta, l) \quad (19)$$

ここで、 $N_r$  は観測されたランの総数、 $N$  は雲領域の全画素数である。

#### 4.1.3 等濃度線フラクタル次元

自然界の複雑さを表す量としてフラクタル次元がある。

雲画像に対しても、濃度面の起伏の複雑さ、あるいは形状の複雑さをフラクタル次元で特徴づけることができる。ここでは、ハウスドルフ  $d$  次元測度<sup>9)</sup>を用いて、図形の正方形細分によるフラクタル次元を定義し、雲領域の等濃度線図形のフラクタル次元により、雲の複雑さを求める方法を示す。

##### (1) フラクタル次元

平面内のある図形  $X$  が1辺  $\delta$  の正方形  $N(\delta)$  個で被覆されたとすると、ハウスドルフ  $d$  次元測度  $M^d(X)$  は

$$M^d(X) \approx \lim_{\delta \rightarrow 0} \{N(\delta) \times (\sqrt{2}\delta)^d\} \quad (20)$$

と考えられる。ここで、ある  $D$  において  $N(\delta)$  と  $\delta^{-D}$  の間に比例関係

$$N(\delta) = C \times \delta^{-D} \quad (21)$$

が成り立つとき、 $M^d(X)$  は有限確定な値  $\sqrt{2}^D C$  を持つ。そこで、この定数  $D$  を図形  $X$  の正方形の細分によるフラクタル次元と定義する。式(21)は

$$\log N(\delta) = -D \log \delta + \log C \quad (22)$$

と書くことができる。したがって、図形  $X$  のフラクタル次元  $D$  は各  $\delta$  に対する  $N(\delta)$  を求め、それらの対数をプロットしたときの回帰直線の傾きとして求められる。

##### (2) 等濃度線フラクタル次元 $FD$

本論文では、図形  $X$  として雲領域の濃度をしきい値  $t$  で2値化したときに得られる領域の境界線図形  $X(t)$  (これを等濃度線図形と呼ぶ) を用いる。ここで、しきい値  $t$  は雲領域の平均濃度を  $\mu$ 、標準偏差を  $\sigma$  として、次の5種類とする。

$$t_1 = \mu - 0.96\sigma, \quad t_2 = \mu - 0.43\sigma, \quad t_3 = \mu,$$

$$t_4 = \mu + 0.43\sigma, \quad t_5 = \mu + 0.96\sigma.$$

これらのしきい値により得られる等濃度線図形  $X(t_i)$  に、雲と空の境界線図形  $X(t_0)$  を合わせた6個の図形のフラクタル次元  $D_i$  を求め、その平均値

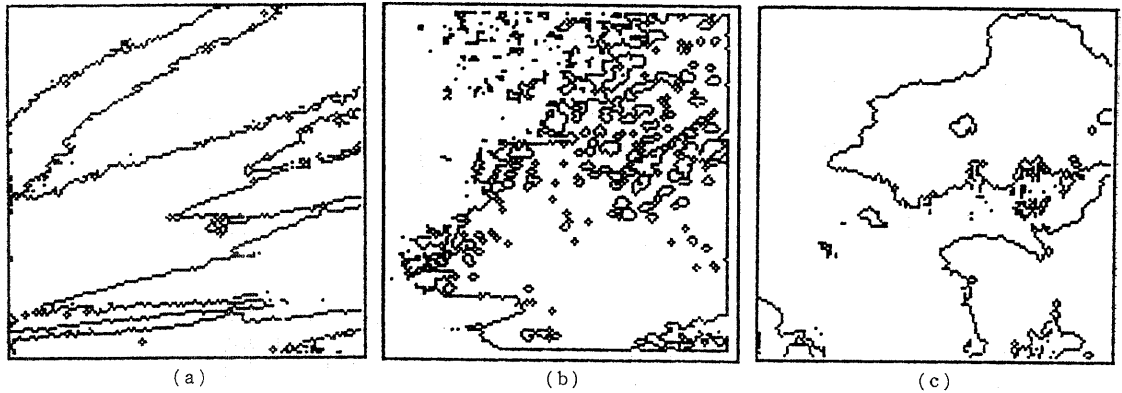


図6 3種類の雲(図1(a), (b), (c))の等濃度線  
Fig. 6 Equi-gray-level contours of the clouds in Fig. 1.

$$FD = \frac{1}{6} \sum_{i=0}^5 D_i \quad (23)$$

を雲の複雑さを表す等濃度線フラクタル次元とする。これにより、雲領域の濃度面の起伏の複雑さを、図形の形状の複雑さとして比較的簡単に評価することができる。

図6は図1の各雲画像に対する等濃度線図形  $X(t_2)$  を示したものである。また、図7は図6に示した各等濃度線図形  $X(t_2)$  について、 $\log \delta$  と  $\log N(\delta)$  をプロットしたものである。2つの量は直線関係にあり、図形のフラクタル性をよく示している。なお、 $\delta$  は2, 3, 4 および5とした。

#### 4.1.4 特徴量の分布

第2章で述べた雲画像61個の雲領域それぞれについて特徴パラメータ  $EM$ ,  $SRE$ ,  $RP$  および  $FD$  を求めた。3種類の雲の  $SRE$  と  $FD$  の2次元分布を図8に示す。これらの特徴パラメータにより3種類の

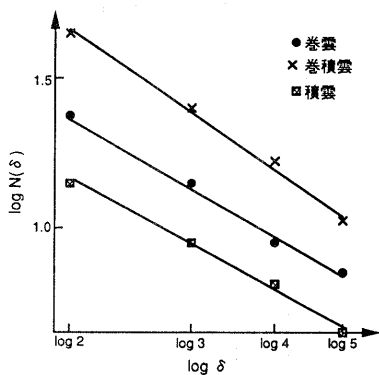


図7  $\delta$  に対する  $N(\delta)$  のプロット  
Fig. 7 Graph plots of  $N(\delta)$  vs.  $\delta$ .

雲がほぼ分類されていることがわかる。特に、巻積雲は他の2種類から大きく分離している。図9は先の61個の雲画像のうち巻積雲を除いた巻雲と積雲について  $EM$  と  $RP$  の2次元分布を示したものである。これにより、巻雲と積雲の識別が可能であることがわかる。

#### 4.2 識別方法と結果

##### 4.2.1 雲種の識別手順

本論文で提案した特徴パラメータおよびその分布を基に、図10に示す識別ツリーを構成した。以下にその説明を行う。

##### (1) $SRE$ と $FD$ による識別

ここでは  $SRE$  と  $FD$  を用いて、巻積雲とその他の雲を識別する。識別方法は式(24)に示すマハラノビス距離による最短距離法とする。

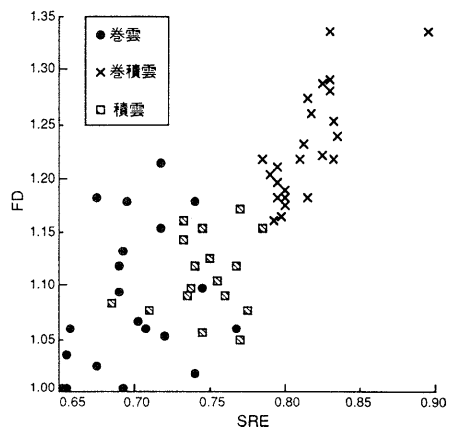


図8 特徴パラメータ  $SRE$  と  $FD$  の分布  
Fig. 8 Distribution of feature parameters  $SRE$  and  $FD$ .

$$Q^2 = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)' \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i) \quad (24)$$

ここで、 $\mathbf{x}$  は特徴パラメータの観測ベクトル、 $\boldsymbol{\mu}_i$  は雲種  $i$  の特徴パラメータの平均値ベクトル、 $\boldsymbol{\Sigma}_i$  は雲種  $i$  の特徴パラメータの共分散行列である。ここでは、雲種は巻積雲とその他の2種類である。

(2) エッジの有無の確認

(1) で巻積雲が識別されるため、以後は巻雲と積雲を識別できればよい。これらは次の(3)でエッジ強度を用いて識別する。ここで、雲と空との境界が極端に曖昧な画像では、領域分割の結果、画像全体が雲領域となる場合がありうる。このような画像ではエッジ強度が求められない。しかし、極端に境界が曖昧な雲は巻雲である。そこで、巻積雲以外で境界(エッジ)の無い画像(画像全体

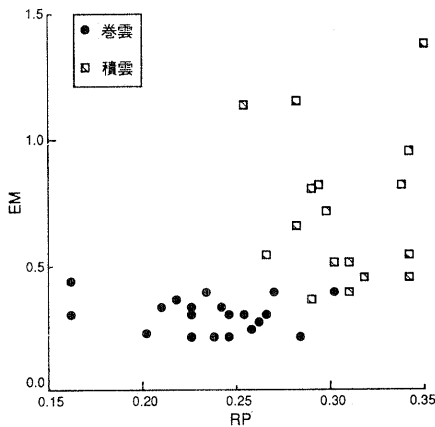


図9 特徴パラメータ RP と EM の分布  
Fig. 9 Distribution of feature parameters RP and EM.

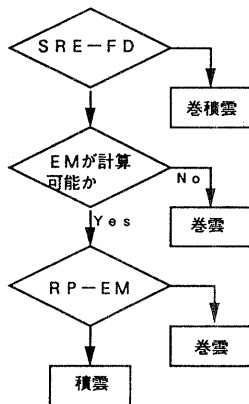


図10 雲種識別ツリー  
Fig. 10 Classification tree.

表2 識別結果  
Table 2 Classification result.

Correct class	Classified as		
	巻雲	巻積雲	積雲
巻雲	18	0	2
巻積雲	0	24	0
積雲	0	1	16

表3 識別率  
Table 3 Correct classification ratio.

評価画像	A群	B群
学習画像	B群	A群
識別率	96.8%	90.0%

が雲領域とされた場合は巻雲と判断し、境界の存在する画像は次の(3)により識別する。

(3) RP と EM による識別

ここでは RP と EM を用いて、巻雲と積雲を識別する。識別方法は(1)と同様にマハラノビス距離に基づく最短距離法とする。

4.2.2 識別結果

第2章で述べた61個の雲画像(巻雲の画像20個、巻積雲の画像24個、積雲の画像17個)について、前記の識別ツリーによる識別を行った。その識別結果を表2に示す。この実験では61個のうち3個が誤分類され、95%の識別率が得られている。ただし、ここでは特徴パラメータの分布を推定するための学習用画像と、識別率を評価するための評価画像の区別はしていない。次に、61個の雲画像を2つのグループA群(31個)とB群(30個)に分け、学習用画像と評価画像を分離して識別実験を行った。この場合に得られた識別率を表3に示す。第2章でも述べたように、実験に用いた雲画像には雲の大きさ、撮影時間帯に関してさまざまな画像が含まれていることを考慮すれば、前記の特徴パラメータの分布および識別結果から、本論文で提案した特徴パラメータおよび識別手順は3種類の雲を識別する場合に有効であるといえよう。

5. おわりに

代表的な3種類の雲を対象として、雲画像の確率的弛緩法による領域分割と、雲の種類を識別するための特徴パラメータを定義し、それらによる識別手順を提案した。また、本手法の有効性を実験的に示した。

地上から撮影された雲画像の識別に関する報告は、今までにほとんどなかった。本論文により形状および



濃度分布に関して多様な雲画像に対する識別可能性が示された。

今後の課題は、空や雲以外の領域が含まれている画像を対象とすること、および雲の種類をさらに細分して識別することである。このためには色情報の利用が不可欠になると筆者らは考えている。

### 参 考 文 献

- 1) 中山 寛, 曾根光男, 高木幹雄: フラクタル次元と低次統計量とを用いた気象衛星画像のテクスチャー解析, 情報処理学会研究会報告, CV 44-4 (1986).
- 2) 中山 寛, 曾根光男, 高木幹雄: フラクタル次元と低次統計量とを用いた気象衛星 NOAA 画像の解析とその評価, 情報処理学会論文誌, Vol. 30, No. 1, pp. 91-100 (1989).
- 3) Lai, P. F. and Ehrlich, R. W.: Segmentation of Images with Incompletely Specified Regions, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-9, No. 12, pp. 864-868 (1979).
- 4) 相賀徹夫: 日本大百科全書・7, pp. 569-576, 小学館 (1989).
- 5) 飯田陸治郎: 野外ハンドブック・5・雲, 山と溪谷社 (1989).
- 6) 倉嶋 厚, 鈴木正一郎: 雲, 小学館 (1986).
- 7) 手塚慶一, 北橋忠宏, 小川秀夫: デジタル画像処理工学, pp. 72-76, 日刊工業新聞社 (1985).
- 8) Galloway, M. M.: Texture Analysis Using Gray level Run Lengths, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 4, pp. 172-179 (1975).

- 9) 石村貞夫, 石村園子: フラクタル数学, pp. 238-254, 東京図書 (1990).

(平成5年5月17日受付)

(平成6年1月13日採録)



笹根 成哉

1967年生。1991年愛知教育大学総合科学課程情報科学コース卒業。

1992年豊橋技術科学大学工学研究科修士課程(情報工学専攻)中退。

1993年より(株)エムエムシーコンピュータリサーチに勤務。現在、風洞実験可視化システムの開発に従事。画像処理による可視化手法に興味がある。



小川 秀夫 (正会員)

1948年生。1975年大阪大学大学院工学研究科通信工学専攻博士課程修了。工学博士。同年福井大学工学部助手。同講師、助教授を経て、

1988年より愛知教育大学教育学部助教授(総合科学課程情報科学コース)、1994年同教授。主にパターン認識、画像処理・理解に関する研究に従事。著書「デジタル画像処理工学」(共著, 日刊工業新聞社)、「情報科学概論」(共著, 近代科学社)など。IEEE, 電子情報通信学会各会員。