

経済的な教師なし分類の一手法

秋山 実* 金子 純一* 村井 俊治** 奥田 勉**
 (*建設省国土地理院 **東京大学生産技術研究所)

1. はじめに

リモートセンシングにおける判別手法は、教師つき分類と教師なし分類の2つに分けることができる。このうち教師なし分類は、あらかじめ参照データを用意しなくてよい事と、処理する画像データの性質に合わせた分類となる利点をもつが、一般にはフラスター分析の手法を用いる為、処理時間が長くなるのと、大量のメモリを必要とする等の欠点をもつ。一方、画像の中に含まれる対象物の輪郭線を抽出する研究では、閉領域を自動作成する方向からのアプローチが試みられている^{1),2),3)}。これは図1-1に示すように、 2×2 画素の微小領域(これをピクセルグループ; pixel groupとよぶ)が周辺のそれと均質であるか否かを統計的に検定しながら、均質なもののあつまり(これをブロップ; blobとよぶ)としての閉領域を作成するものである。

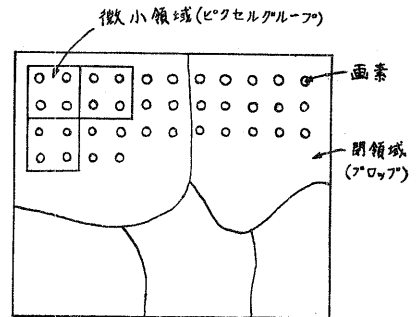


図1-1 閉領域自動作成の概念

ここではこの手法を教師なし分類に応用する為、分類に必要な諸情報を新たに格納し、かつ検定を進める際の参照ファイルの作り方や順序等に新しい工夫を加え、演算時間の短縮とメモリーの節約をはかった。

この手法を用いる事により、均質であると思われる閉領域を自動作成し、地図化の際の線情報として役立てると同時に、領域毎に分類を行って、分類に要する時間とデータ量を少なくすることができるようになった。

2. ブロップ作成のアルゴリズム

1.に述べたように、 2×2 画素からなるピクセルグループ(略してP.G.と書く)が互に均質であるか否かを検定しながら、均質な閉領域すなわちブロップに自動分割するアルゴリズムを段階的に説明してみよう。説明の都合上、 n 行分のデータを帯とよぶことにする。

Step 1; 最初の帯のブロップ指定

最初の帯上にある 2×2 画素のP.G.を i と j と互に均質か否かを検定する。すなわち、最初のP.G.を 1 番目のブロップに指定したら、 2 番目のP.G.からは、左のP.G.の属すブロップと検定を行い、もし均質ならば両者を統合して大きいブロップにする。もし異質ならば、それ迄に指定された他のブロップと検定を行い、どれも異質な時は新しいブロップとして指定する。この流れを図2-1に示す。又あるブロップと注目するP.G.が均質か否かの検定は i と j の2つの検定により行

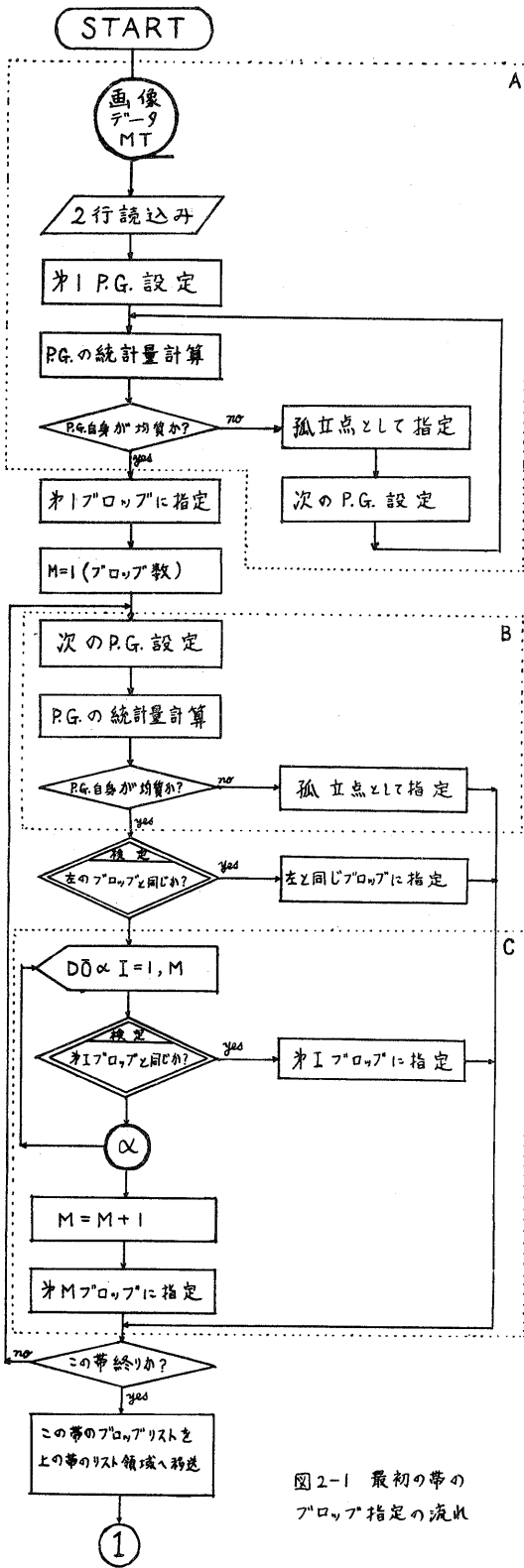


図 2-1 最初の帯のフロップ指定の流れ

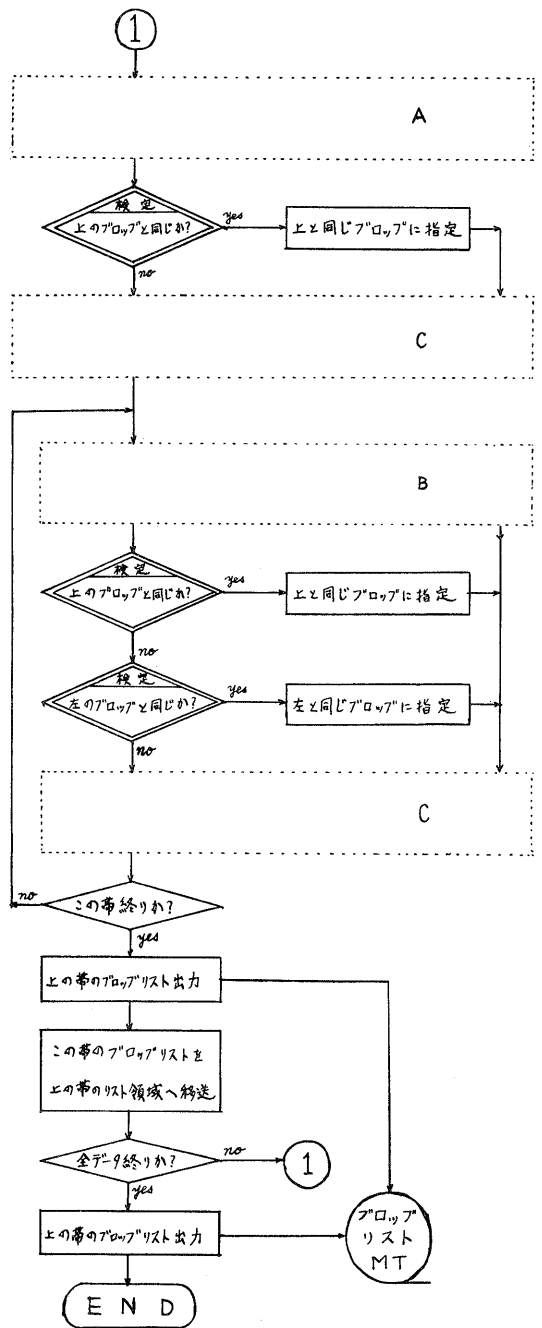


図 2-2 第2帯以降のフロップ指定の流れ

なわれる。

(1) 母分散が等しいか否かのF検定

(2) 母平均が等しいか否かのt検定

マルチバンドデータの場合には、各バンド毎に上記の検定を行い、すべての検定が通過したものについてののみ、2つの集合が均質であると判断される。又検定を行う前に、そのP.G.自身が均質か否かを検定し、もし均質と見なせない場合は、そのP.G.を孤立点として扱う。

検定の詳細については3.で述べられる。

Step 2; オ2帯以降のフロップ指定

最初の帯のP.G.がどのようなフロップを形成するかが求められると、つぎにオ2帯以降のP.G.がどのようなフロップを形成するかが求められる。その流れは図2-2と以下に述べられるとうりである。

(1) 各帯の最初のP.G.は、上のP.G.が属するフロップと同じか否かが検定され、異質なら他のフロップとの検定を受け、それまでに指定された全てのフロップと異質の場合は、新しいフロップが形成される。

(2) 各帯のオ2P.G.以降のP.G.は、まず上、次に左のP.G.の属するフロップとの検定を受け、異質ならそれ以外のフロップとの検定へと進む。全てのフロップと異質の場合は、新しいフロップが形成される。

Step 3; フロップ構成リストの作成

1つの帯のP.G.について、フロップ指定が完了する毎に、各々のP.G.が属すべきフロップ番号のリストが磁気テープまたは磁気ディスクへ移送される。このリストは、のちにフロップの分割図を作成する時、および各々の帰属されるべき分類図を作成する時に役立てられる。

一方、各々のフロップについては、つぎの各量がコアメモリ上に記憶される。

(1) フロップ内のピクセルグループの数 (N)

(2) フロップ内のデータの総和; マルチバンドの場合、バンド別の総和 (S_i)

(3) 2乗和及び積和; 1バンドの時は2乗和のみでよい。マルチバンドの場合はバンド別の2乗和及びバンド間の積和 (Q_{ij})

今、フロップ数を m , バンド数を n , 1ライン上の画素数を k とすると、基本的に必要なメモリはつぎのようになる。

(1) 2行分の画像データ: $2nk$

(2) 2帯分のフロップ番号リスト: k

(3) フロップ構成要素

ピクセルグループの数: m

総和: mn

積和: $mn(n+1)/2$

合計 = $(2n+1)k + m + mn + \frac{1}{2}mn(n+1)$

図2-3は、赤(R), 緑(G), 青(B) の3バンドデータの場合、入力、処理、格納、出力に至るデータの流れを示している。

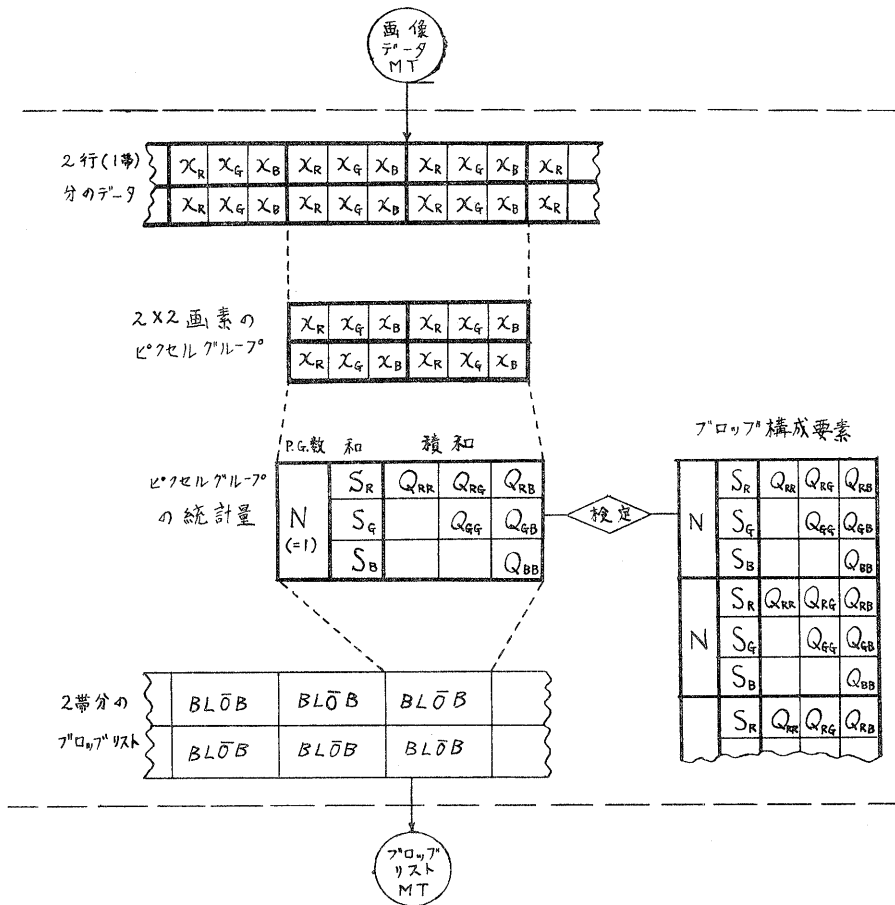


図2-3 フロップ指定に関するデータの流れとコアメモリ

3. 検定の方法

2.で述べたように、各P.G.はまずそれが均質であるか否かの検定を受け、次に"フロップ"との間で、母分散が等しいか否かのF検定と、母平均が等しいか否かのt検定を受ける。ここでこれらの検定をより詳しく説明する。

(1) 2x2画素のピクセルグループ自身が均質であるか否かの検定

これはt検定の式で与えられる変動係数Cが、許容値 $C\alpha$ 以下なら均質と認める。

$$C = \sigma_i / \bar{x}_i \quad \text{ただし} \quad \sigma_i: \text{標準偏差} \quad \sigma_i^2 = \frac{1}{4N-1} (Q_{ii} - 4NS_i)$$

$$\bar{x}_i: \text{平均値} \quad \bar{x}_i = \frac{1}{4N} S_i \quad (i=R, G, B)$$

ここで

$C \leq C_\alpha$ なら均質

$C > C_\alpha$ なら孤立点として除去する。

C_α は経験的に 0.15 ぐらいの値が良いとされている。

(2) 母分散が等しいか否かの F 検定

これはつぎの式で与えられる F 値

$$F = \frac{\sigma_{P.G.}^2}{\sigma_{BLOB}^2}$$

ただし $\sigma_{P.G.}$: P.G. の標準偏差

σ_{BLOB} : "ブロッブ" の標準偏差

が許容値 F_α と比べて

$$\frac{1}{F_\alpha} < F < F_\alpha$$

ならば母分散は等しいとする。

(3) 母平均が等しいか否かの t 検定

これはつぎの式で与えられる t 値

$$t = \frac{\bar{x}_{BLOB} - \bar{x}_{P.G.}}{\sqrt{n_{BLOB} \sigma_{BLOB}^2 + n_{P.G.} \sigma_{P.G.}^2}} \cdot \sqrt{\frac{n_{BLOB} \cdot n_{P.G.} \cdot (n_{BLOB} + n_{P.G.} - 2)}{n_{BLOB} + n_{P.G.}}}$$

ただし $\sigma_{P.G.}, \sigma_{BLOB}$: P.G. 及び "ブロッブ" の標準偏差

$\bar{x}_{P.G.}, \bar{x}_{BLOB}$: P.G. 及び "ブロッブ" の平均値

$n_{P.G.}, n_{BLOB}$: P.G. 及び "ブロッブ" の画素数

$$n_{P.G.} = 4N_{P.G.}, \quad n_{BLOB} = 4N_{BLOB}$$

が許容値 t_α と比べて

$$-t_\alpha < t < t_\alpha$$

ならば母平均は等しいとみなす。

2つの集合が等しいと検定されると、2つの集合は同じ"ブロッブ"に統合され、"ブロッブ"の統計量も更新される。

4. ケーススタディ

4-1 使用データ

使用したデータは、昭和51年8月29日に撮影された、福島県郡山市の猪苗代湖南東端の1:15,000 カラー空中写真を、反射型ドラムスキャナによりデジタル化したものの一部である。



図4-1 対象地域の空中写真（オリジナルはカラー）

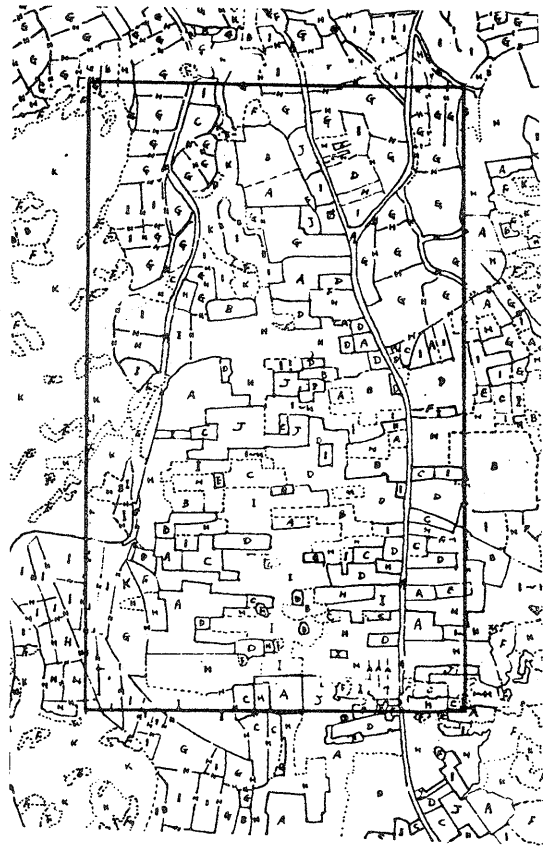


図4-2 対象地域の写真判読図

図4-1に対象地域の空中写真、図4-2に同地区の写真判読図を示す。又、デジタルデータの仕様は以下の通りである。

画素サイズ	: 0.1mm X 0.1mm
画素数	: 2,200 X 2,200 (写真全面) 240 X 400 (使用部分)
階調	: 6ビット (64階調)
カラー分解	: 赤・緑・青の3原色分解

4-2 閉領域の自動作成

a. 変動係数による検定

4-1に述べたように、使用データは240 X 400画素であるので、全体で120 X 200 = 24,000のピクセルグループが作られる。まず最初にP.G.自身が均質か否かの検定を、変動係数を用いて行う。この場合、許容変動係数 C_{α} は経験により与えられる。この許容値の感度を調べる意味で、本研究ではつぎの3つの値について、除去される孤立点の割合を調べてみたところ、つぎのようになった。

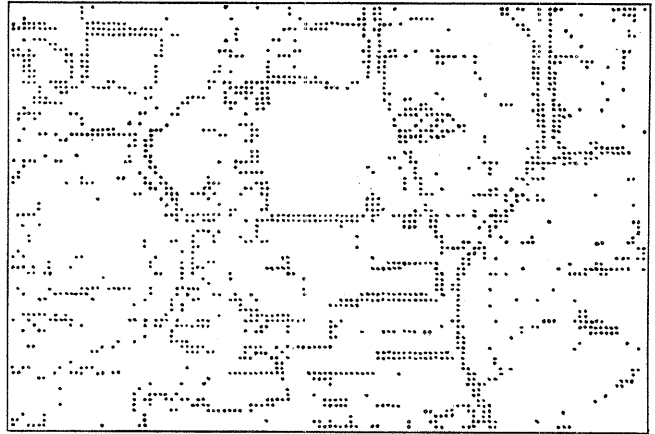
- (1) $C_\alpha = 0.10$: 13.77%
- (2) $C_\alpha = 0.15$: 4.75%
- (3) $C_\alpha = 0.20$: 1.06%

図4-3 (a)~(c)は上記3ケースの場合の孤立点の位置を、オノラインからオノ80ラインまで示したものである。孤立点の多くは道路端であった。本研究では写真画像と照合した結果、許容変動係数として0.15を採用した。

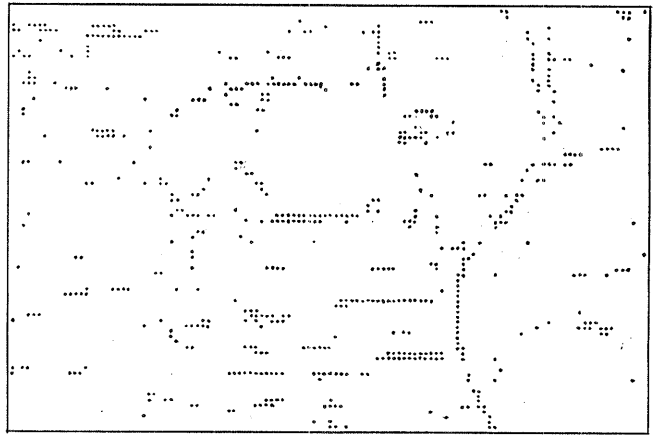
b. F検定及びt検定によるフロップ作成

変動係数による検定のつぎに、F検定とt検定により、フロップとP.G.の均質性を検定する。この場合、F検定及びt検定の許容限界値をきびしい値にとると、均質のもの同志の数や減りフロップの数は多くなる。逆に許容限界値をゆるめると、均質のもの同志の数が増え、フロップの数は少なくなる。フロップ数は、最終的に分類したクラスの数より多くしておく方が、分類精度は向上する。しかし、フロップ数が多すぎると分類の処理時間が多くなり、フロップ分割の意義がうすれる。

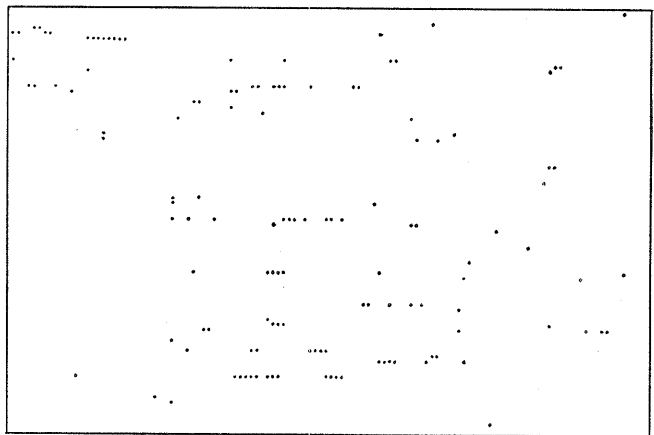
対象地域の2/5に相当する $120 \times 80 = 96,000$ ピクセルグループについて、つぎの3つの許容限界値をとったときのフロップ数を調べ、許容限界値の感度をみたところ、つぎのような結果が得られた。



(a) $C_\alpha = 0.10$



(b) $C_\alpha = 0.15$



(c) $C_\alpha = 0.20$

図4-3 変動係数許容値の相違による孤立点の分布

- (1) $F_{\alpha} = F(2.5\%)$, $t_{\alpha} = t(2.5\%)$: $m = 558$
 (2) $F_{\alpha} = F(1.0\%)$, $t_{\alpha} = t(1.0\%)$: $m = 321$
 (3) $F_{\alpha} = F(0.5\%)$, $t_{\alpha} = t(0.1\%)$: $m = 159$

本研究では最終的に(3)の値を採用した。

4-3 領域毎の分類

前節までで分割された各プロップについて、その統計量を用いて領域毎の分類を行った。対象地域に含まれる実際上の分類項目は、道路、畑、水田、森林、影といった程度であるが、画像の色等からこれを細分し、全体で15の分類クラスを設定した。これらの各クラスについて、画像上からグランドトゥースデータをとり出し、その統計量とプロップの統計量とから、以下の4つの距離を計算して分類を行った。

- (1) マハラノビスの距離 (平均ベクトル間の距離)

$$d^2 = {}^t(X_a - X_b) S^{-1} (X_a - X_b) \quad \text{ただし} \quad S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) {}^t(X_i - \bar{X})$$

- (2) シェフリー・松下の距離

$$M^2 = \int \{ \sqrt{f(x)} - \sqrt{g(x)} \}^2 dx$$

ただし $f(x)$, $g(x)$ は2つのグループの確率密度関数である。

- (3) バッタチャリアの距離

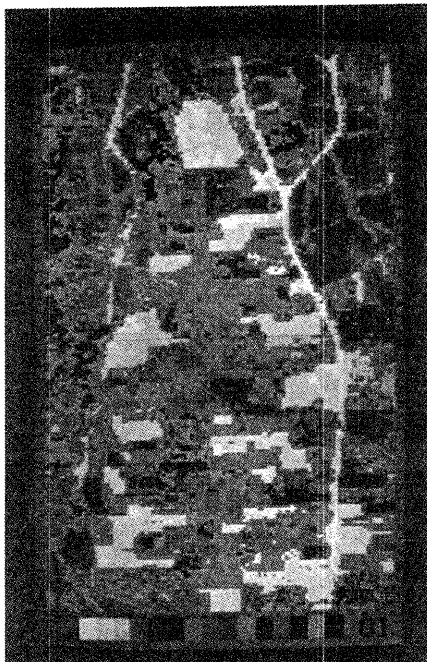
$$B = -\log \int \sqrt{f(x)g(x)} dx$$

- (4) コルモゴロフ・スミルノフの距離 (単バンド)

$$K = \int |F(x) - G(x)| dx$$

ただし $F(x)$, $G(x)$ はそれぞれ $f(x)$, $g(x)$ の分布関数である。

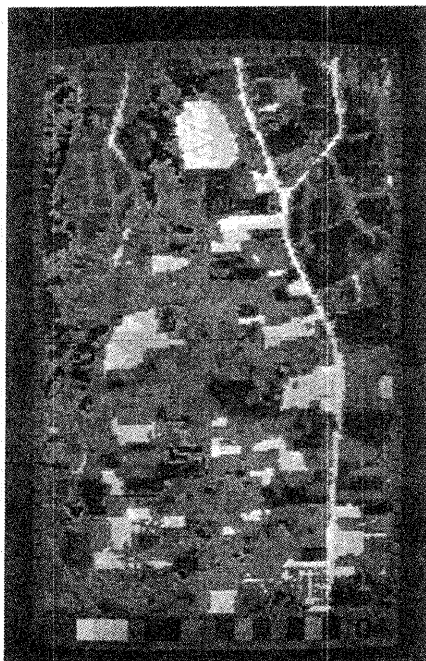
(2)~(4)の距離の計算には、各グランドトゥースデータと各プロップの確率密度関数や分布関数を必要とするが、ここでは全て正規分布をしていると仮定して処理した。図4-4にそれぞれの距離による分類結果を示す。これをみると、コルモゴロフ・スミルノフの距離による分類精度はあまり良くないが、それ以外の距離による分類精度はきわめてよく、グランドトゥースデータとして使用したデータについての分類精度は約75%であった。ただしこの中には、孤立点として最初から除去される約5%のP.G.は考慮されていない。



MAHALANOBIS DISTANCE



JEFFREYS MATSUSHITA DISTANCE



BHATTACHARYYA DISTANCE



GREEN BAND

KOLMOGOROV-SMIRNOV DISTANCE

PER FIELD CLASSIFICATION BY USING MINIMUM DISTANCE METHOD

5. おわりに

この手法の特徴をまとめると次のようになる。

- (1) 画像の分割はデータの並びに従ってシーケンシャルに処理できる。
- (2) 分類の計算は"フロップ"の数だけですむ。
- (3) 領域毎の分類ができる。
- (4) 分割の後で"分類方法"を選択できる。

一方分割に要する時間は作られる"フロップ"の数によって大きくかわってくる。今回のケーススタディにおいて最終的に作られた"フロップ"数は294とかなり多く、実用的にはこの1/5~1/6程度で十分であると思われる。逆に今回のように多くの"フロップ"が作られると、計算時間におけるメモリットはうすれてしまう。一般には最終的に分類する項目数の2~3倍程度の"フロップ"が作られるは、十分な精度で分類できると思われるので、"フロップ"の個数をへらし、かつ分割の精度をおとさない検定法についての研究が今後の課題である。

参考文献

- (1) E. M. Rodd ; *Closed Boundary Field Selection in Multispectral Digital Images* ; IBM Publication 320, 2420 , 1972
- (2) R. L. Ketting and D. A. Landgrebe ; *Automatic Boundary and Sample Classification of Remotely Sensed Multispectral Data* ; LARS Information Note 021773, 1973
- (3) J. N. Gupta and Paul A. Wintz ; *A Boundary Finding Algorithm and its Applications* ; IEEE Transactions on Circuit and Systems, Vol. CAS-22, No 4, 1975
- (4) 建設省国土地理院 ; リモートセンシング手法による環境基礎調査に関する研究 ; 昭和53年3月
- (5) 金子純一, 秋山実, 村井俊治 ; 画像境界線抽出手法と閉領域自動分類手法 ; 写真測量学会学術講演会発表論文集, 53, 昭和53年5月