

航空機による MSS データの処理システム (USAS) とその適用に関する研究

PROCESSING SYSTEM "USAS" OF MSS DATA
FROM AN AIRCRAFT AND ITS APPLICATION

星 仰*
By Takashi HOSHI

1. 結 言

リモートセンシングのデジタル解析用のデータ処理システムを用いて地表物体などの分類を 1 画素単位で分類する方法は、パデュー大学¹⁾ やミシガン大学などで 1960 年代より研究が進められてきている。特にパデュー大学の開発した LARSYS^{注1)} はリモートセンシング(以下 R/S と略記する)のデータ処理システムとして代表的なものであり、わが国にも 1976 年頭初導入され、1976 年 5 月ユーザに開放された。このシステムを利用した実験例としては北海道の土壌図の作成²⁾、滋賀の土地条件図の作成³⁾、和歌山の土地利用図などがあり、基礎研究がなされている。

わが国の R/S のデータ処理システムは現在、大学・研究所・協会・企業⁴⁾などで作成中で、LARSYS にないシステムプログラムの拡充や処理過程の改善がなされてきている。このことは、テキストチャ解析の導入⁵⁾、チャンネルデータ以外の変数の付加⁶⁾および処理過程の改良と分類結果の評価法⁷⁾などに見受けられる。

いま、マルチスペクトラルスキャナ(以下 MSS と略記する)データの処理システムの改良の問題を研究の目的としても、MSS データの利用目的が明示されないと詳細なシステム分析をすることはできないと思われるので、土木工学分野などにおける土木事業計画地域の現状調査、地物の配置状態の調査、土地利用現状の図示などに航空機による MSS データを応用することを目的として、LARSYS の教師付き分類手法の処理過程の適用性について考察した^{注2)}。この結果、都市域の MSS データ処理過程において下記の事項について研究する必要性

を見い出した。

- 1) 分析地区が都市およびその近郊になると、トレーニング地区の切り出しが困難となり、トレーニング地区の資料の質を検討する処理過程の必要性
- 2) 目的とする地物の分類項目と識別の容易な地物特性とを比較検討する処理過程の必要性
- 3) 分類結果を総合して評価する方法とその論理の必要性

これらの問題点を解決するために、航空機による MSS データの教師付き分類法を用いて分類図を作成する方法として、USAS 手法^{注3)}を開発したので、その概要を述べ、USAS 手法の処理段階 1, 2 の効用を明らかにするために、情報理論によるエントロピー理論を応用したあいまい度の尺度⁷⁾を分類結果に適用して、USAS 手法の実用性を実験データの適用結果によって実証する。

なお、本研究の実験に用いるデータは、補正された計算機用磁気テープ(一般に corrected computer compatible tape (CCCT) とよばれている)に保管されているものである。

2. USAS 手法による分類図作成用処理システム

(1) USAS 手法の目的

USAS 手法の目的は第 1 に分析地区が都市域のごとく複雑なために、LARSYS などで用いるグレーマップ

注 2) 教師なし分類手法については日本国土海洋学術診断委員会の企画により開催されたワーキンググループの講習会で著者らが LARSYS を使用した経験に基づくものである。テキストは、日本 IBM 社の LARSYS 画像処理プログラム概説書である。

注 3) Unsupervised and Supervised Method の略記で、この方法はトレーニング地区切り出し用資料の作成に教師なし分類法を使用し、トレーニング地区の切り出し後は教師付き分類法を適用する方法である。

* 正会員 和歌山工業高等専門学校 教授

注 1) パデュー大学内のリモートセンシング応用研究所が開発したもので、衛星・航空機などの MSS データなどを処理するシステムである。

やカラーディスプレイ表示によるチャンネル別のデータではトレーニング地区の選択が容易でないので、これらの改善にある。この理由は、

- 1) 地物を鑑定する最良のチャンネル演算式が不明な場合
 - 2) グレーマップのレベル指定が不適切な場合
 - 3) 各パターンの一様性が保証されず、画素内に小領域のパターンを複数含んでいるため、表示されたパターンが実際のパターンと異なる場合
 - 4) 上述の 1)~3) の条件が組合わさった場合
- などでは、トレーニング地区注4) の切り出しが不正確になりがちで、空中写真や地図上の位置をグレーマップ上に示すのに長時間を要するからである。

第2の目的はトレーニング地区の指定分類項目の適性評価を可能にすることである。この理由は分析者などが決定した地表クラス的位置とその種類が分類項目として適しているかを検証する機構が LARSYS にはなく、トレーニング地区の作為抽出の検証法が確立されていないためである。また、トレーニング地区のデータを正確に把握するには、デジタル量では不十分でアナログ的表現である図形表示による検証が重要と思われる。このために、USAS 手法ではトレーニング地区のデータやクラスターのデータの視覚判断をする過程で図形処理を利用することにする。なお本稿では位置誤差の検討はしていない。

(2) USAS 手法の第1段階処理手順

MSS データを USAS 手法を用いて処理する場合、処理過程が煩雑となるので、まず第1段階の処理過程について述べる。この処理手順は 図-1 に示すごとく CCCT のテープ点検に始まり、データ点検、分析地区を決定するためのチャンネル別グレーマップの作成を含む。

次に、分析地区の全部もしくはその一部の地区(サブ分析地区)から乱数を用いて標本抽出を行う。この乱数を使用する理由は標本数が多いとクラスター分析に長時間を要し、記憶容量の制限を受けるからである。このクラスター内の画素データのばらつき状態を調べるために、各画素のチャンネルデータをクラスター別に放射・反射分光輝度分布曲線(以下、分光曲線と記す)や放射ダイアグラムで表示し、これらの図面からクラスター数の適性を調べる。もし、クラスター数が不適当なら、図-1 の(イ)を繰り返し処理する。そして、最終的に決定されたクラスターごとにチャンネル別放射輝度の平均値を求め、ユー

注4) 分析地区を調査して必要な分類項目別に地物を分ける場合に、分類項目別の統計量を計算機に与えておく必要がある。この統計量を作るために分類項目に該当する地物または地区を分析地区内から1分類項目に対して1か所以上選定する。この選定された場所を総称してトレーニング地区とよんでいる。

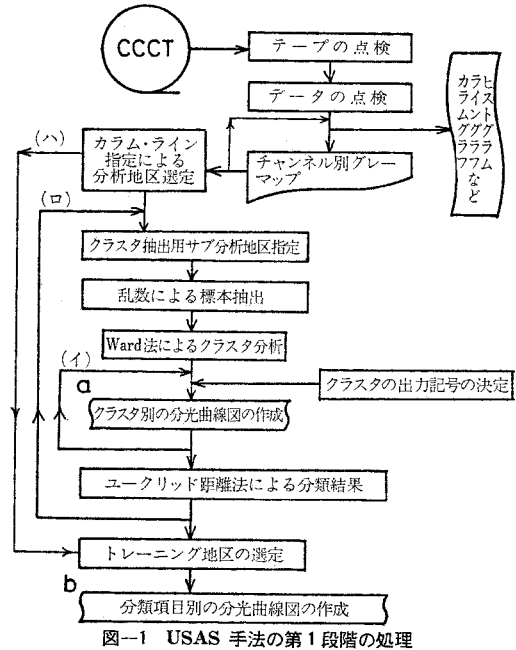


図-1 USAS 手法の第1段階の処理

クリッド距離法で分析地区を1画素ずついずれかのクラスターに割り当てる。割り当てられた分析地区の画素はクラスターの表示記号によって表わしグレーマップを作成する。この分類結果は分光特性のみを考慮して作成したものであるから、色分解法による色調別のデータを合成した図面に近いものが得られる。もし、クラスター数が過不足ある場合には 図-1 (ロ) を繰り返す必要がある。

上記のグレーマップはトレーニング地区を選定する図面として使用する。グレーマップ上に指定するトレーニング地区は、分析者の経験的判断によるもので作為的抽出といえる。分類項目に相当すると思われる場所をグレーマップ上に決定することは、分類項目が分光特性から求めたクラスターの一部もしくはその結合で表現できることが前提である。この前提が成立するかどうかを判断するためにはクラスターとトレーニング地区の分類項目との対比処理過程を設ける必要がある。この処理過程を以下に述べる USAS の第2段階で行う。

(3) USAS 手法の第2段階処理手順

従来の教師付き分類手順を実施するにあたり、トレーニング地区の切り出し資料に教師なし分類結果を利用した例はある。また、クラスターと分類項目の対比をした例もあるが、クラスターを構成する画素データの類似性を図形表示で検討し、分類項目が分析地区に対して適するかを検討する過程を処理システム内に取り入れたものはみあたらなかった。そこで、USAS 手法の第2段階では第1段階で得られた各クラスターと各分類項目の分光曲線を比較し、クラスターに対応する分類項目を取り出し、こ

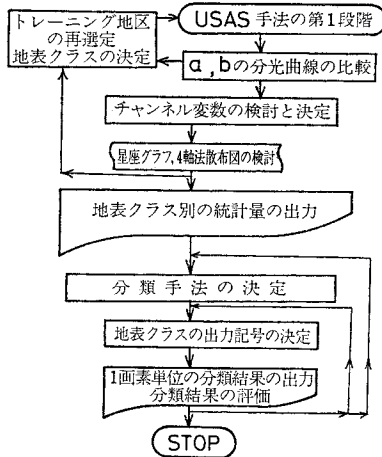


図-2 USAS 手法の第2段階の処理

これらの対応表から分類項目の増減の必要性を検討する。この検討によって最終的な修正分類項目（地表クラス）を決定する（図-2 参照）。

次に、各地表クラス間の分離のための有効なチャンネルの選択を行うために2種の地表クラス間の分離に効力のあるチャンネル選択を行う。この結果から分類用のチャンネルを決定する。ここで、分類項目と使用すべきチャンネルが決定されるので、地表クラスの分類予測をするために、星座グラフ、4軸法による散布図、非線形な拡大散布図などを用いて、トレーニング地区の地表クラスの級内および級間のばらつきと分離性を調べ、分類手法の適用性を考察する。地表クラスごとの画素データを調べたところ、正規分布から離れたものがかなり多いので、クラス間の分離性を調べるのに Swain らによる分離度⁹⁾を用いなかった。

これらの図形処理結果⁹⁾から地表クラスごとに分離可能であると判断されたとき、地表クラス別の統計量（標準偏差、平均値、分散共分散行列、相関係数など）を計算する。これらの値は分類に用いる教師となるものである。この教師によってトレーニング地区のデータの分類を試み、各地表クラスごとの抽出率を求めておく。これらによって分析地区全体を分類したときの精度の概略を推定することができる。

以下、分類手法を選択して分析地区の分類図を作成し分類結果を調べるために、テスト地区^{注5)}を選定しておき、テスト地区の分類結果を求め、あいまい度の尺度により、分類結果の評価を行う。

以上が USAS 手法の処理手順の概要である。これらの手順の中の主要事項について実験データを適用しなが

注5) 一般に分析地区の地物はごく一部しか判明していない。そこで、地物の既知な場所をテスト地区として選定し、このテスト地区の分類結果で分析地区の分類結果の代用とするのである。

ら述べる。

3. CCCT の作成とデータ点検

(1) CCCT の作成手順

航空機による MSS データは、和歌山県御坊市¹⁰⁾のもので、飛行高度約 1500 m、飛行方向 オーラップ係数 2 の飛行条件¹¹⁾によるものである。このデータは機上で FM テープに保管され、オーラップを近似的に除去して（走査線をまびく）計算機に適用した磁気テープ computer compatible tape (CCT) を作成する。この CCT に保管されたデータにラジオメトリック補正、チャンネル調整およびクラッピング補正などを実施して¹²⁾、CCCT にデータを保管する。CCCT データの第 1 レコードはフライトデータであり、第 2 レコード以下にチャンネルデータが保管されている。

(2) CCCT のデータ点検

CCCT のデータ点検はデータ自身の適用性を調べるとともに規定のデータ構成でデータが保管されているかを検照することが目的である。この検査を行った後にチャンネルデータの点検を行う。この点検には 16 進ダンプ、10 進ダンプ、ライン・カラムグラフ、チャンネル別ヒストグラフ、加積分布図およびデータ圧縮によるグレ

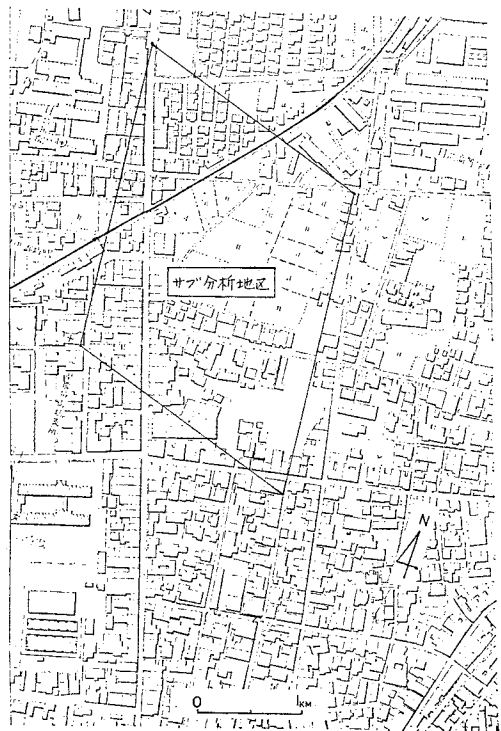


図-3 分析地区（都市計画図）

表一 MSS のチャンネルの感知波長帯域

チャンネル番号	感知波長帯域 (μm)
1	0.38~0.42
2	0.42~0.45
3	0.45~0.50
4	0.50~0.55
5	0.55~0.60
6	0.60~0.65
7	0.65~0.70
8	0.70~0.79
9	0.80~0.89
10	0.92~1.10
11	8.00~14.00

ーマップまたは文字マップを用いて行う¹³⁾。これらの中で一般にはチャンネル別グレースケールがよく使用される。このグレースケールによって地物の分布状態や 図-3 の分析地区の切り出しも行う。

いま、上述のラインプリンター出力の作図から MSS 調査地域の分析地区が見い出されたとき、改めて分析地区を4点のライン・カラム値で指定して、チャンネル別グレースケールを作成する。ここでは表一に示す11チャンネル中、奇数番号をCCCTに保管したので、6チャンネルのグレースケールが作成されることになる。この各グレースケールとMSS調査時に撮影した70mm角のカラー航空写真上の各パターンを対比し、チャンネルデータの質を調べ、データの点検が終わる。図-4は分析地区を切り出し、ラインプリンター出力したチャンネル11の結果を示したものである。

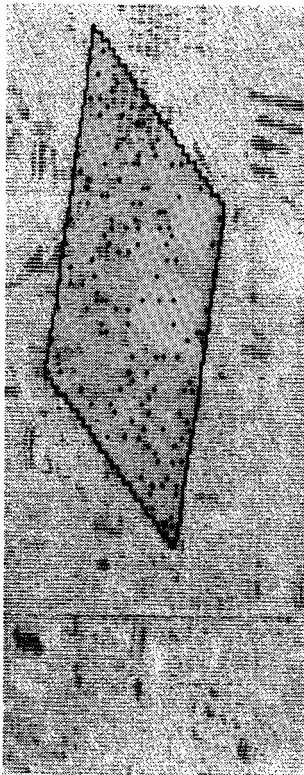


図-4 チャンネル11のグレースケール

4. トレーニング地区の選定用図面の作成

分析地区の各画素をチャンネルデータから分類項目に割り当てるには、各分類項目の性質を教師として計算機に記憶させておき、あらかじめ定められた分類手法によって各画素をいずれかの分類項目に割り当てる方法が採用されてきている。この教師を作るトレーニング地区のデータの質は分類結果を左右する要因の1つである。従来、トレーニング地区をライン・カラムによって選定するのにチャンネル別のグレースケールが使われているが、分析地区内の分類項目の構成が都市域のごとき複雑な場合、グレースケール上の画素の位置（これはラインとカラ

ムで指定される）と地表座標の地物の位置との関連性をつけるのが困難なため、一部の分類項目をトレーニング地区と単チャンネル・グレースケールから切り出すこと自体が困難なことがある。そこで、本章ではトレーニング地区の選定図面として下記の i)~v) の種類の図面を作成し、これらのグレースケール内のパターンとカラー航空写真、グラウンド・トゥース記入の縮尺 1/3 000 の都市計画図の地物と対比し、最適と思われるトレーニング地区選定用図面を選び出すことにする。このことは、トレーニング地区の分類項目別の統計量の質を向上させることになり、不必要な繰り返し計算を少なくでき、結果的にはあるが分類項目の適性の検査を可能にする。

- i) チャンネル別グレースケール
- ii) パスラジアンズ除去のグレースケール
- iii) チャンネル和によるグレースケール
- iv) Median 法によるグレースケール
- v) Ward 法によるグレースケール

(1) チャンネル別のグレースケール

本研究に用いる分類項目は、水 (W)、刈入れ前の稲 (R)、緑色系植生 (G)、裸地 (S)、青色系屋根 (B)、白色系屋根 (*), 道路 (-), 灰色系屋根 (H)、軌道跡 (T)、および陰影部 (D) の 10 項目とする。

これらの分類項目に該当する地物の中で航空写真あるいは地図上で明確に判読できるものをチャンネル1 (波長域 0.38~0.42 μm)、チャンネル3 (波長域 0.45~0.50 μm)、チャンネル5 (0.55~0.60 μm)、チャンネル7 (波長域 0.65~0.67 μm)、チャンネル9 (波長域 0.80~0.89 μm) およびチャンネル 11 (波長域 8.0~14.0 μm) の各グレースケール上のパターンと対比した結果、表二の結果を得た。この表の中で、○印は即座に地物が判読可能、△印は確認可能であるが、かなり判読時間を要することを意味している。この表から明らかのように6種のグレースケールの中では、チャンネル 11 がトレーニング地区の切り出し資料としてよいことになる。

(2) パスラジアンズ除去のグレースケール

MSS の走査鏡に入力する分光放射輝度 $N(\lambda)$ は地物

表二 グレースケール上の分類項目の判読結果

チャンネル番号	分類項目									
	水	稲	緑色系植生	裸地	青色系植生	白色系屋根	道路	灰色系屋根	軌道跡	陰影部
	W	R	G	S	B	*	-	H	T	D
1										
3				○	○	○	△		△	
5	○			○		○				○
7	○			○		○				○
9	○	○				○				○
11	○	○				○	△	○		○

の反射率と放射率の関係に¹⁹⁾、パスラジアンズ N_p の項が加わる。そこで、2種のチャンネル差を用いるとパスラジアンズの項を消去できることになる¹⁹⁾。いま、波長域の近接したチャンネルの分光放射輝度では、パスラジアンズの影響は同程度と考えてもさしつかえないことが多いので、CH・11-CH・9注6)、CH・9-CH・7、CH・7-CH・5、CH・5-CH・3、CH・3-CH・1 の5種のチャンネル演算によるグレースケールマップを作成し、それらをパスラジアンズ除去のグレースケールマップとした。上記5種のパスラジアンズ除去のグレースケールマップを作成するには、チャンネル差のレベルの範囲と頻度分布を調べ、地物を表現できる閾値を求める必要がある。かなり試行錯誤的であるが、チャンネル差のレベル間隔を変えながらグレースケールマップを3重打でラインプリンター用紙に出力させた。この実験では CH・11-CH・9 が5種の中でもっとも地物の対応が合った。この最終結果が 図-5 である。このチャンネル 11 と 9 の差より求められた図でさえも軌道跡と平屋の灰色系屋根が確認できるにすぎない。

(3) チャンネル和によるグレースケールマップ

MSS 調査地域を CCT データを用いて、カラーディスプレイ (IBM-7, MSPAC) 表示によるチャンネル演算の試行錯誤的実験を行った結果、地物の基本分類項目 (水, 土, 植生, 人工物) をよく分離して表示したのは CH・11+CH・9+CH・7 のチャンネル和であった¹⁹⁾。この傾向は同地区の CCCT データでも同様と考えてさしつかえないと判断したので、上記のチャンネル和のグレースケールマップを作成することにした。この結果が 図-6 である。このグレースケールマップは 図-4, 5 より地物をよく判読することができ、4×4 画素程度以上の広がりをもつ植生, 裸地, 人工物および水域を航空写真と対比すれば位置を定めることができる。ただし、地物の形状は正確に表現されていない。

(4) 教師なし分類によるグレースケールマップ

Ward 法と Median 法によるグレースケールマップはともにクラスタ分析を適用して作成するものであるから、以下両者をまとめて説明することにする。

クラスタ分析手法は多変量データを分析するときにグループ分けの目的に使用されており、MSS のチャンネルデータを変数ベクトルとした地表物体をクラスタに統合するのに応用できる¹⁷⁾。このクラスタを見い出す基本

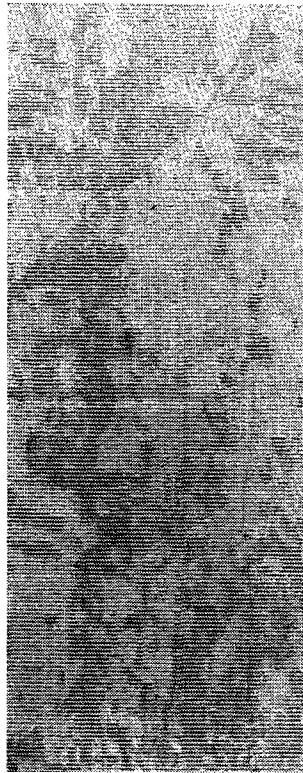


図-5 パスラジアンズ除去のグレースケールマップ



図-6 チャンネル和のグレースケールマップ

的概念は変数間の距離によるものであり、クラスタを形成させる一般的モデルを作成することは現在のところ至難とされ、取り扱うデータの質、たとえば連続型変数、順位数、非順位数およびビット型変数などによっても適用される手法が異なっている。クラスタ分析手法を大別すると最短距離法, 最長距離法, Median 法, 重心法, 群平均法, Ward 法, 可変法および可変群平均法などがあり¹⁹⁾、これらの手法について空間の不変性, 濃縮現象, 濃縮と拡散の定性および結合距離の単調非減少性などの比較検討がなされてきている¹⁹⁾。これらの手法の中で理論体系が存在するのが Ward 法であるといわれている²⁰⁾。しかし、航空機による MSS データの適用に際して、Ward 法が適しているかを調べるために、Median 法²¹⁾を Ward 法²²⁾の比較検討用の手法として採用することにした。

Ward, Median 両法に用いるデータ抽出地区は、図-3 の分析地区全体では標本数が多すぎるので、サブ分析地区を選定した。この 図-3 のサブ分析地区の画素数は 2772 である²³⁾。このサブ分析地区の画素番号を利用して、乱数により、全画素の約 5, 10, 20% の標本を抽出し、おのおのの標本位置とその地物の分類項目を調べたところ、5% (145 画素) ですべての分類項目に属

注6) CH・11 とはチャンネル番号 11 の CCCT データの画素レベル値の略記であり、CH・9 以下同様である。

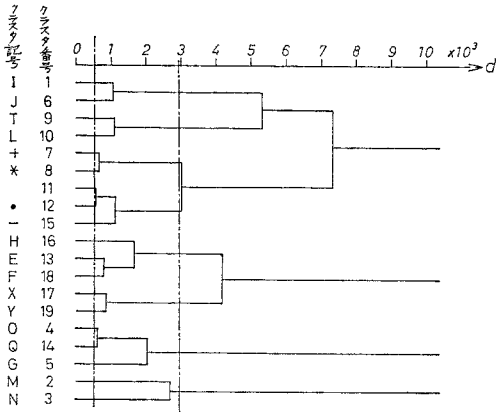


図-7 Ward 法の樹状図

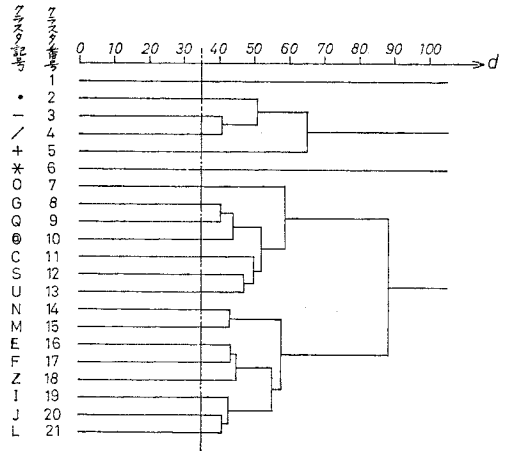


図-8 Median 法の樹状図

するデータが抽出されていることが確認できた。そこで、クラスタ分析には、図-4 内に示したサブ分析地区内の黒印の標本 145 画素を使用することにする。

クラスタ分析の結果求められた樹状図を図-7 (Ward 法)、図-8 (Median 法) に示す。まず、Ward 法の樹状図から分類項目に近いクラスタ数 8 とその約倍程度の 19 を決定し、ユークリッド距離法で分析地区の各画素をいずれかのクラスタに割り当て、図-7 に示すクラスタの記号を用いて LP 出力してグレーマップを作成した。クラスタ数 8 と 19 とを比較検討した結果、クラスタ数 19 のグレーマップの方が地物の対応を調べるのに適していることが、航空写真の地物の配置から明らかとなった。そこで、Median 法のクラスタ数を 19 個に近くしかも 19 より大きくなるクラスタ間距離 d を調べ、クラスタ数 21 とすることにする。この Median 法のクラスタ数 21 と Ward 法のクラスタ数 19 のグレーマップを図-10 (a), 9 (a) に示す。

これらのグレーマップはいずれも 4×4 画素程度以上の地物を確認することができ、トレーニング地区の切り出し図面として実用性があると思われた。この両法のグレーマップでは詳細な地物の表現力まで視覚判断がつきにくかったため、各クラスタごとの分光曲線を XY プロットで作図させ、2 法のクラスタ内の類似性を調べることにする。

2 法のクラスタの分光曲線を描き、2 法のクラスタのよく類似した例を取り上げ、図-9 (b), 10 (b) に示す。これらの図からも明らかなように、Ward 法はクラスタ数も少ないのに分光放射輝度特性の類似した画素でクラスタを構成していることが理解できる。

以上の 4. (1)~(4) のグレーマップを比較検討した結果、Ward 法のグレーマップが、分布面積の大きい地物を航空写真の地物と対応づけるのに最適であることがわかった。

したがって、トレーニング地区の選定用図面には、Ward 法によるクラスタ分析法を用いたグレーマップを採用することにする。



図-9 (a) Ward 法のグレーマップ



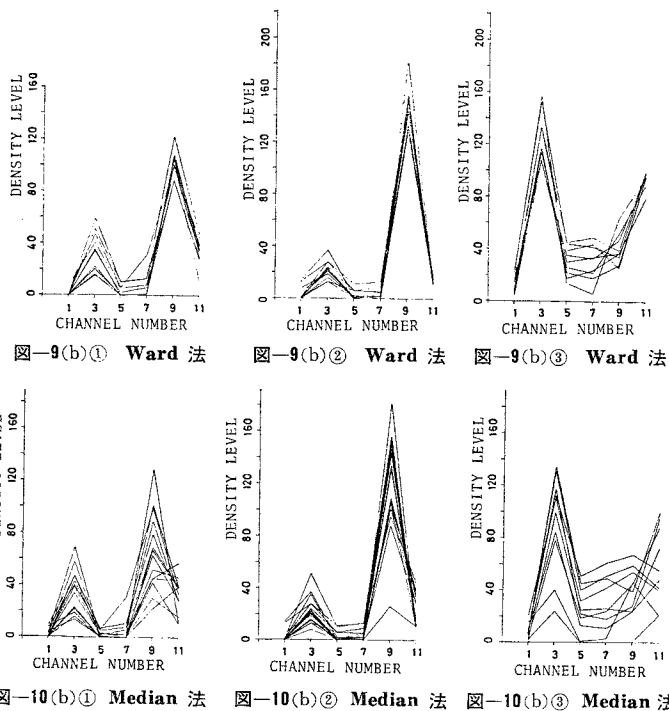
図-10 (a) Median 法のグレーマップ

5. トレーニング地区の選定とその統計量

(1) トレーニング地区の選定

分析地区が比較的簡単なパターン構成をしている場合は単チャンネルのグレースケール上にトレーニング地区を指定することができる。本研究の分析地区は複雑なパターン構成のため USAS 手法の適用を試みるが、この分類結果の効果を調べるために、単チャンネルのグレースケール上でトレーニング地区 (TRA-A) を選定し、これを用いて分類を実施したものを比較資料とする。単チャンネルのグレースケール上に決定されたトレーニング地区は、図-11(a) として示してある。

USAS 手法によるトレーニング地区 (TRA-C) の選定図は、前章で指定した Ward 法によるもので、トレーニング地区の分布位置は図-11(c) のとおりである。図-11(a)、(c) の各分類項目は、当初決定した 10 種の分類項目に



相当する地物の分光曲線をあらかじめ調査し、水と陰影部の画素データ特性が類似した傾向を示したので分類項

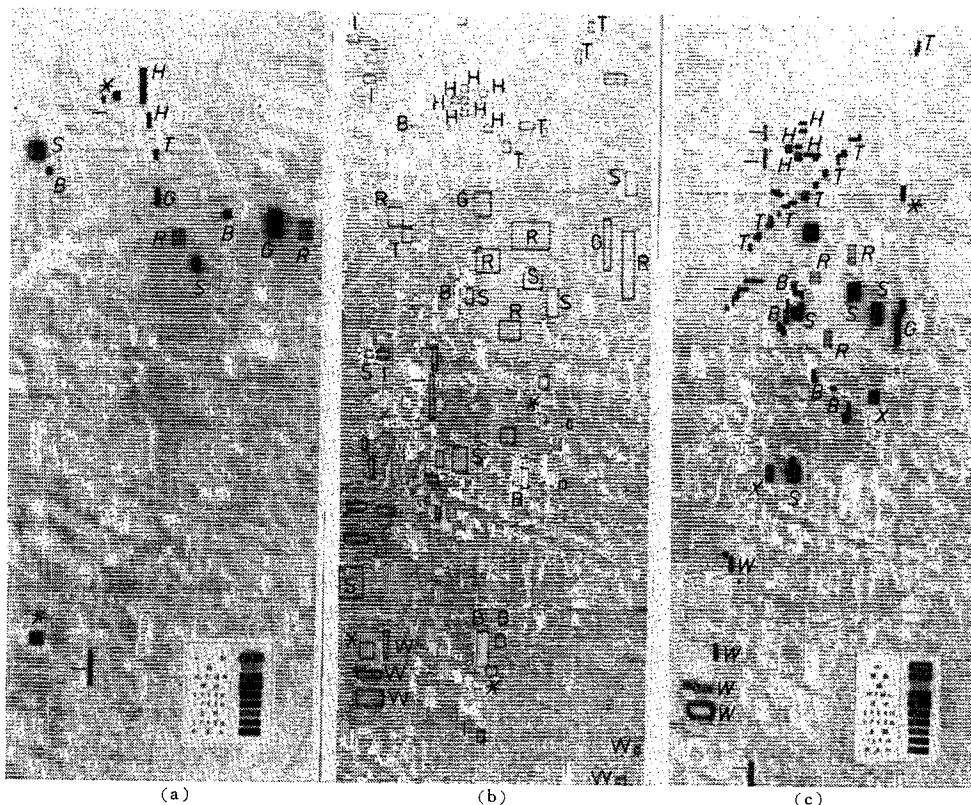


図-11 3種のトレーニング地区の分布

表-3 トレーニング地区別の分類項目と標本数

分類項目名とその記号	分類項目の出力記号	W	トレーニング地区の種類		
			TRA-A	TRA-B	TRA-C
水	g_1	W	30	98	76
陰影部	g_2	D			14
稲	g_3	R	6	332	41
緑色系植生	g_4	G	18	105	46
裸地	g_5	S	18	237	70
青色系屋根	g_6	B	42	95	42
白色系屋根	g_7	*	12	82	36
道路	g_8	—	27	46	53
灰色系屋根	g_9	H	21	60	30
軌道跡	g_{10}	T	6	51	52
黒ずんだビル	g_{11}	.	—	113	—
赤色系屋根	g_{12}	I	—	29	—

目を9個としてある。

次に、図-11(b)のトレーニング地区(TRA-B)は、USASの第1段階のみを使用したものである。すなわち、TRA-Bのトレーニング選定図はWard法のグレーマップを使用し、このグレーマップから地物の類似性を調べ、分類項目を定性的に判断しなおして、一部変更し表-3のごとく分類項目を11種としたものである。

したがって、TRA-BとTRA-Cの分類結果の差からUSAS手法の第2段階目の処理効果を考察することができる。

a) 分類項目とクラスタの対比

10種の分類項目に含まれる地物の分光特性がクラスタの分光特性に類似していれば、MSSのチャンネルデータによる分類結果は精度の高いものが得られると予想される。ここでは、分類項目の検討をする目的でWard法のクラスタと分類項目とを対比して無理な分類項目を除外し、事前確率の高い分類項目の逸脱を見出し、追加しようとするものである。

表-3の10種の分類項目の分光曲線をTRA-Cのトレーニング地区より求めたところ、水と陰影の画素の分光曲線が類似していたので、水と陰影をまとめて9種の分類項目とし、これらの分光曲線を再度作図した。この作図には分光曲線以外に、放射状ダイヤグラム²⁴⁾も描いてみた。放射状ダイヤグラムは表示形状によって分類項目の特性を判断できる特徴があるが、低いレベルのチャンネルデータが多少みにくい欠点がある。以下の分類項目の検討には分光曲線(図-12)を使用してみる。

b) 分類項目の検討

クラスタの分光曲線図を基準にして9種の分類項目の分光曲線図との対応性を調べたところ、道路は複数のクラスタに含まれ、分離性が他の分類項目より悪いことが明らかになった。また、クラスタ C_i (注7)の中で C_2 と C_4 が分類項目に対応しない点も明らかになった。この

注7) CはWard法のクラスタを意味し、サフィックス*i*は図-7のクラスタ番号を意味する。

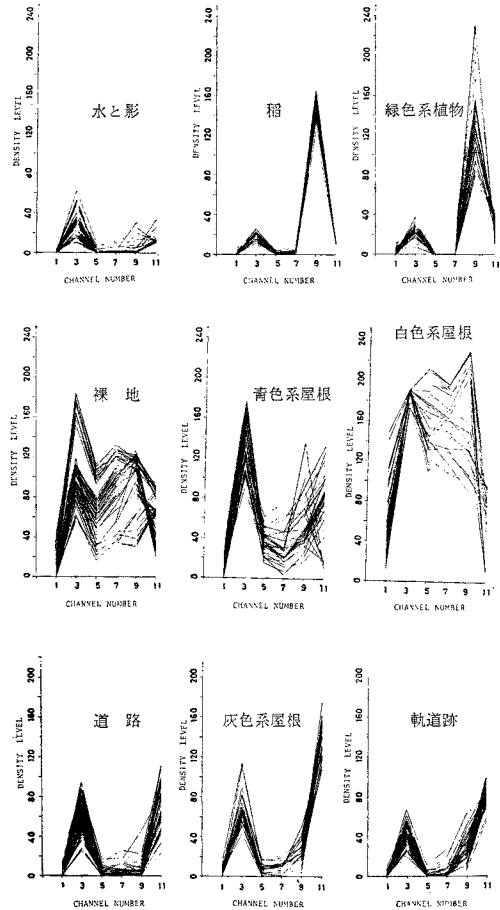


図-12 分類項目別の分光曲線

事実は分類項目の逸脱の可能性を示唆していると考えられる。そこで、前述の図-7からクラスタ C_2 と C_4 に類似したクラスタを調べたところ、 C_2 は C_3 と結合しやすく、 C_4 は C_{14} と結合しやすいことがわかった。ついで、 C_2 と C_3 および C_4 と C_{14} のクラスタで表現されている地物をWard法のグレーマップと航空写真と対比しながら調べたところ、 C_2 と C_4 は C_3 と C_{14} に含まれた方が分析地区の分類図作成に好都合であることが明らかとなった。したがって、新しい分類項目を付加する必要がないと判断した。

次に、分類項目で統合の必要性があるものは、前述の道路以外に青屋根、灰色系屋根、軌道跡であった。これらの分離性を調べ分類項目の統合を考察するために、MSSデータ用に改良された星座グラフ²⁵⁾、4軸法による散布図を作図した。これを図-13、14に示す。図-13の星座グラフはMSSの多チャンネルデータを平面に表現することは困難とされていたものを解決したもので²⁶⁾、分類項目別の分離性の難易度を調べるのに効果がある。図-14は2チャンネルの散布図では図面数が多く

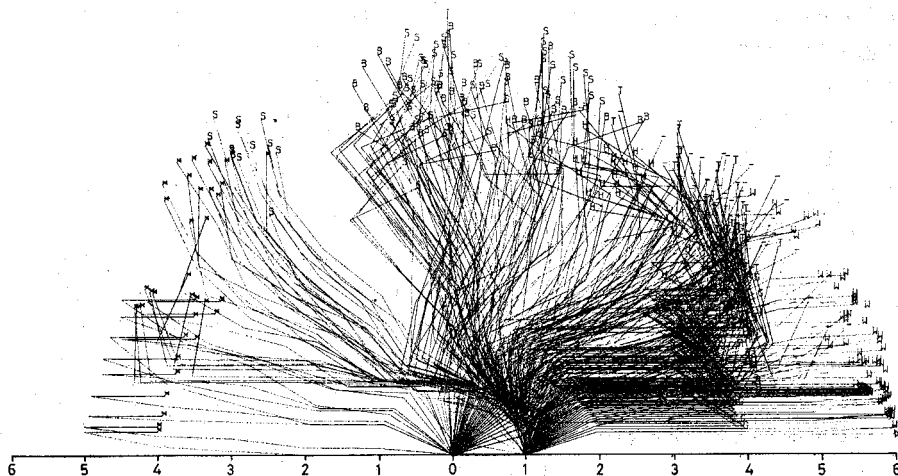


図-13 星座グラフ

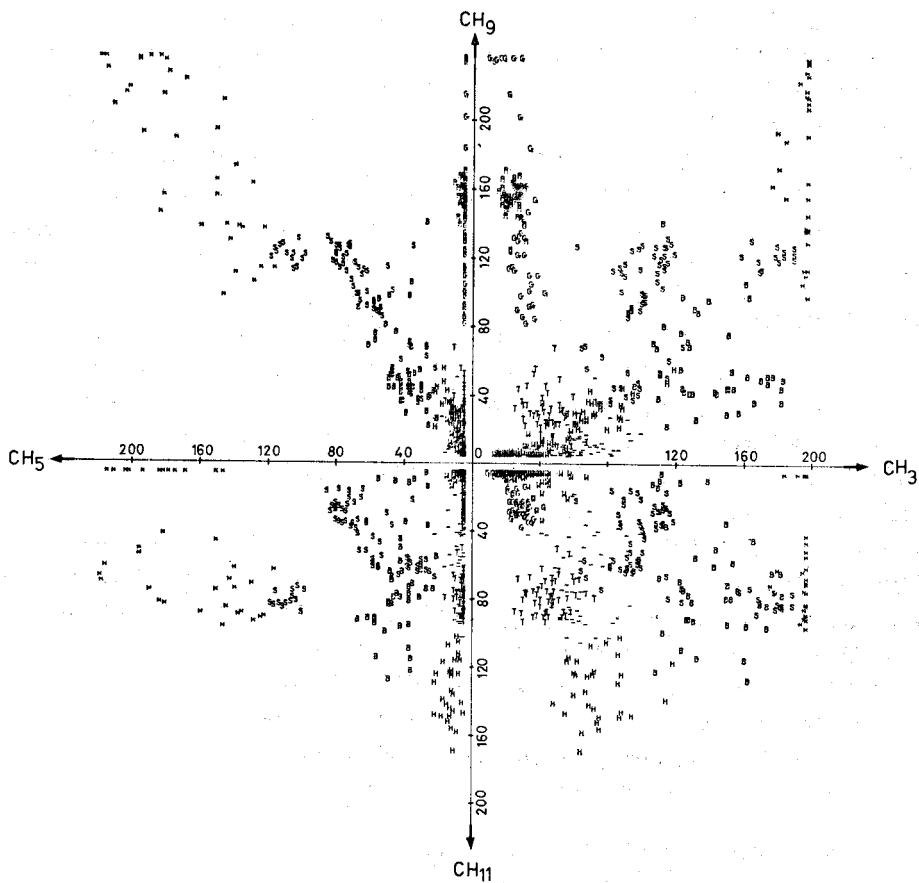


図-14 4軸法による散布図

なり、比較検討の時間と作図時間を長く要するので、これを改善したものである。まず2チャンネルのすべての組合せの散布図を15種類作成し、2チャンネル間の散布図のデータのばらつき状況を視覚的に判定した。各分類項目ごとのデータの散布状況からして、各分類項目ごとに集中し、かつ個々の分類項目内のデータが一点もしくは一直線上に集中しないところの2チャンネル間の散布図を選びだした。その代表的なものは、CH・11-CH・9、CH・11-CH・7、CH・9-CH・5、CH・11-CH・3、CH・9-CH・3などであり、これらの中から、4チャンネルを選定するとすれば、CH・11、CH・9、CH・5（またはCH・7）、CH・3となった。これらの各チャンネルを4軸のいずれに配置するかは、2チャンネル間のデータの散布状態によるもので、本実験データでは、4軸の順序を、CH・11、CH・3、CH・9、CH・5とするのが視覚効果の点で最適であった。この結果を図-14に示す。なお、図-14のCH・5の代りにCH・7を用いてもほぼ同様の傾向を示し、本実験データではいずれを採用してもよいと思われる。次に、図-13、14の各分類項目ごとの分離性について考察すると、図-13から白色系屋根（*）、裸地（S）、灰色系屋根（H）、水と影（W）は分離性がよいと判断できよう。次に、図-14の第1象限から、軌道跡（T）、緑色植生（G）、稲（R）が、第4象限から青色系屋根（B）、道路（—）がほぼ分離できると判定できよう。

以上のことから、分類項目の統合は必要ないと判断できる。これらの分類項目の検討を行って最終的に決定された分類項目をUSAS手法では“地表クラス”とよぶことにする。

（2） トレーニング地区の地表クラスの統計量

トレーニング地区（TAR-C）の各地表クラスの変離性などを前述の星座グラフ、4軸法による散布図から調べた結果、道路のクラスを除いては、視覚的に地表クラスの分離性がかなりよいと判断されたので、その度合を定量的に再調査する目的でトレーニング地区の統計量を求め、この結果を用いて分類図を作成する。ここでは、以下統計量を求める手順について述べる。

まず、Ward法によって得られたグレーマップ上に、各地表クラスに該当するサブクラス^{注8)}を選定して合計20のサブクラスとした。これらのサブクラスの画素データがトレーニング地区TRA-Cのデータである。いま、20のサブクラスを分類前に9種の地表クラスに統合する場合をT-9法とし、分類後に9種の地表クラス

に統合する場合をT-20法と名付けることにする。このT-9、T-20法は地表クラスの統合時期を分類過程のいずれで行うと効果的かを実験的に調べ、USAS手法の分類後で統合する方法の妥当性を実証しようとするものである。図-11(c)のトレーニング地区は20のサブクラスからなっており、T-20とT-9のサブクラスまたは地表クラスの統計量を求める。ここでは、4軸法による散布図の各地表クラスのばらつきから、ユークリッド距離法では高精度が得られないと判断して、判別分析法を適用することにした。判別分析法の統計量としては、各クラスのチャンネル別平均値、その標準偏差、分散共分散行列、チャンネル間の相関係数および判別関数の係数と固有値などである。これらの統計量はすべてSPSS（社会科学における統計パッケージ）を用いることによって求められるので²⁷⁾、これを用いることにした。

6. 地表クラス間のチャンネルの選択法

地表クラス間のいくつかのチャンネル*i*の中では分離性に対して有効なチャンネルと効力のないチャンネルが存在すると考えられる。そこで、地表クラスの分離性に対して有効なチャンネルの選択をするために、2種の地表クラスごとに効力のあるチャンネルを選定し、その結果から分類図作成時に利用するチャンネルを決定することにする。この地表クラス間のチャンネル選定には多変量解析に使用されている説明変数選択法を適用する。説明変数の逐次選択する方法には変数増加法、変数減少法、変数増減法および変数減増法などが現在使用されており、ここでは変数増減法を用いることにする²⁸⁾。

いま、変数ベクトル $x = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$ の中から、チャンネル変数を取り込む、あるいは取り除く操作が必要であるから、取り込む基準を F_{IN} 、取り除く基準を F_{OUT} で表わすことにする。また、チャンネル変数を採用する尺度としては、式(6.1)の F 値でもって与えることにする。

$$F = (b_r^*)^2 / (S_r^{**} \cdot V_e) \dots\dots\dots (6.1)$$

ここに、 V_e は回帰式の残差分散、 b_r^* は重回帰式の偏回帰係数、 S_r^{**} は偏差平方和・積和行列の逆行列の (r, r) の要素である。

処理手順は、① 6個のチャンネル変数の中から重回帰式 y と単相関係数をもっとも大きいチャンネルで、かつ $F > F_{IN}$ の条件を満足するチャンネルを選び出し、 y とチャンネル i に対する回帰式の係数を求める。② 次に、チャンネル i を除いた5個のチャンネル変数の中から、 $F > F_{IN}$ なるチャンネルを見出し、あらためて重回帰式を作成する。重回帰式で各偏回帰係数の有意性を検定して、 F 値の最小のものが F_{OUT} より小さ

注8) 分析地区内に1種の地表クラスが散在している場合1か所で1地表クラスを代表しにくいことがある。このとき、1地表クラスにつき数箇所ずつ選定する。この箇所を隣接地区でまとめたのをサブクラスとよぶことにする。

表-4 クラス間の有効チャンネル (標準化なし)

地表クラスの標本数	90	41	46	70	42	36	53	30	52
地表クラスの出力記号	W	R	G	S	B	*	—	H	T
地表クラス名	水	稲	緑色系植生	裸地	青色系屋根	白色系屋根	道	灰色系屋根	軌道跡
W		9.7.11	9.11.7	9.11.5.7	3.7	3.7.9.11	11.3.9.1	11.7.5○	11
R			11.9.1.7	3.9.7.5	3.7.9.5	3	9.7.3.11	9.3	9.11.7
G				7.9.5.3	3.7.5	3.9	9.3.11	11.3	11.3
S					7.3.9	5.7	9	11.3.9.7	11.3
B						7.3.9	5.3.9.11	11.3.7	3.5.11.9
*							3.7	3.7.9	3.7
—								11.9	9.3
H									11.3
T									

ければ、そのチャンネル変数を除去する。③ 上述の②の手順を繰り返しチャンネル変数の取り込みも除去も行われなくなったとき、計算を打ち切る。

これらの手順を用いたアルゴリズムを用いて、トレーニング地区の地表クラス間の有効なチャンネルを求めることにした。その結果を表-4 に示す。この表を作成するには、 $F_{IN}=F_{OUT}=2.0$ 、有意水準 $\epsilon=5\%$ を使用している。また、標準化した場合の結果は、表-4 とほとんど一致していたので、その結果を省略してある。なお、表-4 の○印はチャンネル変数の取り除きを生じたことを示したもので、この結果からも今後は6チャンネル程度であれば、変数増加法で十分といえよう。

以上のことから、分類図作成用のチャンネルを検討した結果、チャンネル1は地表クラス相互間に寄与せず、わずかに植生間の分離に役立つにすぎないことが明らかになった。そこで、稲と緑色植生の重相関係数と F 値を調べたところ、0.86 と 22.1 であった。本研究では稲と緑色植生を区分することが1つの目的であるから、チャンネル1は除外しないことにした。これらのことから、全チャンネルを分類図作成時に採用することにする。

7. あいまい度の尺度

MSS データの画素を地表クラスに割り当てる過程が情報理論における電文の通信路の過程に類似していることに着目して、分類図を作成する前の地表クラス G と分類後の地表クラス \bar{G} の通信路行列 P を求めてみる。

分類前の地表クラス $G\{g_1, g_2, \dots, g_k\}$ が分類後 $\bar{G}\{\bar{g}_1, \bar{g}_2, \dots, \bar{g}_k\}$ となったとすれば、式 (7.1) の頻度行列 M が存在する。

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1k} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{k1} & m_{k2} & \dots & m_{kk} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (7.1)$$

ここに、 $m_{11}+m_{12}+\dots+m_{1k+1}$ は g_1 の地表クラスに含まれる画素数である。もし、全画素が正しく分類されたときは、 $e \neq f$ において $m_{ef}=0$ となる。

式 (7.1) から通信路行列 P を求めるために、式 (7.2) の関係を用いて頻度を確率に変換する。

$$p_{ef} = m_{ef} / \sum_{e=1}^k \sum_{f=1}^k m_{ef} \dots \dots \dots (7.2)$$

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1k} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{k1} & p_{k2} & \dots & p_{kk} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (7.3)$$

式 (7.3) の通信路行列の要素から、式 (7.4) を算定すれば、 G, \bar{G} のエントロピー $H(G), H(\bar{G})$ は式 (7.5) として与えられる。

$$p(g_e) = \sum_{f=1}^k p_{ef}, p(\bar{g}_f) = \sum_{e=1}^k p_{ef} \dots \dots \dots (7.4)$$

$$\left. \begin{aligned} H(G) &= - \sum_{e=1}^k p(g_e) \log p(g_e) \\ H(\bar{G}) &= - \sum_{f=1}^k p(\bar{g}_f) \log p(\bar{g}_f) \end{aligned} \right\} \dots \dots \dots (7.5)$$

次に、 G と \bar{G} との結合エントロピー $H(G, \bar{G})$ は式 (7.3) から次式となる。

$$H(G, \bar{G}) = - \sum_{e=1}^k \sum_{f=1}^k p_{ef} \log p_{ef} \dots \dots \dots (7.6)$$

ところで、 $H(G)$ は分類前のエントロピーであり、 G を知ったときの \bar{G} の条件付きエントロピーは $H(\bar{G}|G)$ として書き表わすことにし、 \bar{G} を知ったときの G の条件付きエントロピーを $H(G|\bar{G})$ で表わせば、その関係式は式 (7.7) となる。式 (7.5) の $H(G)$ と式 (7.7) の $H(G|\bar{G})$ の差は G と \bar{G} の相互情報 $I(G; \bar{G})$ として与えられ、式 (7.8) となる²⁹⁾。

$$H(G|\bar{G}) = - \sum_{e=1}^k \sum_{f=1}^k p_{ef} \log p_{ef} \dots \dots \dots (7.7)$$

$$\begin{aligned} I(G; \bar{G}) &= H(G) - H(G|\bar{G}) \\ &= H(G) + H(\bar{G}) - H(G, \bar{G}) \dots (7.8) \end{aligned}$$

ここに、相互情報 $I(G; \bar{G})$ と $H(G)$ の比を“あいまい度の尺度” $T(G, \bar{G})$ として定義することにすれば、その関係式は式 (7.9) として導くことができる³⁰⁾。

$$\begin{aligned}
 T(G, \bar{G}) &= I(G; \bar{G})/H(G) \\
 &= \{H(G) + H(\bar{G}) - H(G, \bar{G})\}/H(G) \\
 &= \{\sum p(g_e) \log p(g_e) + \sum p(\bar{g}_f) \log p(\bar{g}_f) \\
 &\quad - \sum \sum p_{ef} \log p_{ef}\} / \sum p(g_e) \log p(g_e) \\
 &\quad \dots\dots\dots (7.9)
 \end{aligned}$$

上式の $T(G, \bar{G})$ は $0 \leq T(G, \bar{G}) \leq 1$ の範囲の値をとることになり、理想的に正しく分類されたとき、 $T(G, \bar{G})$ は最大値1となり、 $p_{ef}=1/k^2$ のとき $T(G, \bar{G})$ は最小値0となる性質を有する。この $T(G, \bar{G})$ を用いて、分類結果の比較検討を行うことにする。

8. 分析地区の分類結果とそのあいまい度の尺度

分析地区の分類結果を調べるためのテスト地区は 図-15 に示す地物の既知な場所である。

まず、分析地区を分類するにあたり、5.(2) が定義した T-9 法と T-20 法の分類結果を比較検討して、サブクラスを地表クラスにまとめる時期を決定する。この結果を用いて、USAS 手法の手順が決定されるので、US

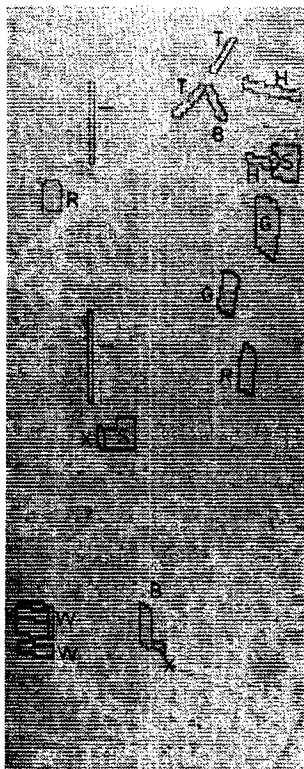


図-15 テスト地区の分布

AS 手法を用いた場合と用いない場合の分析地区の分類結果を求め、比較検討する。

(1) サブクラスの統合時期別の分類結果

判別分析法に用いる線形判別関数 Z_l の判別力によって分類結果に差異を生じることになるため、判別関数 $Z_l (Z_1, Z_2, \dots, Z_6)$ の判別能力を求め、 l の採用数と分類結果の性状を調べつつ、T-9 法と T-20 法の分類結果を調査することにする。

判別関数 Z_l の固有値 λ_l は係数ベクトル α 、地表クラス間の積和行列 B 、級内積和行列 W から、式 (8.1)

表-5 線形判別関数の判別力の評価

標本の種類	T-9			T-20		
	評価尺度 $\lambda_l/\sum \lambda$ (%)	R_{ct}	A	$\lambda_l/\sum \lambda$ (%)	R_{ct}	A
判別関数 Z_1	51.27	0.964	0.0004	53.03	0.989	0.0000
Z_2	25.33	0.931	0.0058	32.38	0.983	0.0002
Z_3	13.89	0.884	0.0439	7.62	0.933	0.0054
Z_4	5.24	0.758	0.2014	3.73	0.875	0.0412
Z_5	4.25	0.723	0.4741	2.14	0.808	0.1761
Z_6	0.02	0.077	0.9941	1.11	0.702	0.5067

として与えられる³¹⁾。

$$\lambda_l = \alpha' B \alpha / \alpha' W \alpha \dots\dots\dots (8.1)$$

さらに、 λ 、 $T (= B+W)$ から、Wilks の A と正準相関係数 R_c は、式 (8.2)、(8.3) として与えられる。

$$A = |W| / |T| \dots\dots\dots (8.2)$$

$$R_{ct} = \sqrt{\lambda_l / (1 + \lambda_l)} \dots\dots\dots (8.3)$$

また、 $\lambda_l/\sum \lambda$ によって判別関数 Z_l の判別能力を表わすこともできる。これらの値を 図-11(c) の TRA-C のトレーニング地区のデータから求めると 表-5 となる。

この資料と分類結果から求められる $T(G, \bar{G})$ の値とを比較検討したところ、判別関数の採用数別の分類結果の検討用には判別能力を用いると判断しやすいことが明らかになった。そこで、表-5 の中から判別能力を採用することにする。

テスト地区の分類をするための判別関数の採用の順序は、 $\lambda_l/\sum \lambda$ の大きい順に Z_1, Z_2, \dots, Z_6 とし、 $Z_1 \sim Z_2$ を採用したとき LI_2 とし、順次 Z_l を追加して、 LI_3, LI_4, LI_5, LI_6 とする。したがって、 LI のサフィックスは判別関数の採用数を示すことになる。

分類の手順は、式 (8.4) の線形判別関数 Z_l を求め、

$$Z_l = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_6 x_6 \dots\dots\dots (8.4)$$

各地表クラス (T-20 の場合はサブクラス) の各チャネル変数 x の平均値を上式に代入し、 \bar{Z}_l 値を求める。

クラス	T-9 (R)	T-9 (*)	T-20 (R)	T-20 (*)
LI2	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####
LI3	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####
LI4	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####
LI5	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####
LI6	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####	GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG GGGGGG	##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### ##### #####

図-16 テスト地区の稲と白色系屋根の分類結果

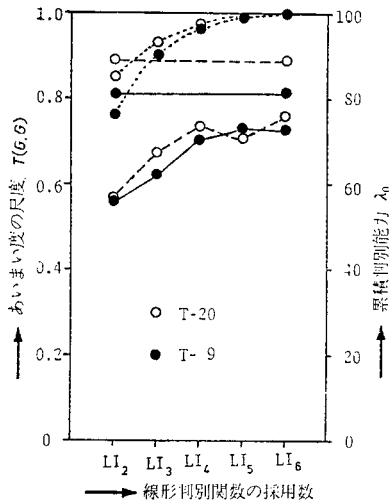


図-17 T-9, T-20 法のあいまい度の尺度

この値を Z の多次元空間に与え、各分析地区の画素のチャンネル値 x_i を式 (8.4) に代入し、 Z_i 値を求める。この各画素の Z_i 値が多次元空間座標上で最も近い \bar{Z}_i の地表クラスを見出し、その画素を最短距離の地表クラスに割り当てる。分析地区の全画素が 9 種のいずれかの地表クラスに割り当てられたとき、テスト地区に相当する画素を調べ、式 (7.1) の頻度行列を求め、あいまい度の尺度 $T(G, \bar{G})$ を計算する。図-16 は白色系屋根と稲のサブクラスのカテゴリ分けの結果を LP 出力したのを示したものである。

上記の手順によって得られた結果を図示すると、図-17 となった。

この図から明らかなように T-20 法が T-9 法より、分類精度が高いといえる。なお、図-17 において、直線表示はトレーニング地区 (TRA-C) の分類結果より得られた $T(G, \bar{G})$ であり、折線はテスト地区の分類結果より得られた $T(G, \bar{G})$ である。また、図の上部の破線は判別能力 $\lambda_i / \sum \lambda_i$ を示している。LI₅ の T-20 において不自然な傾向を示しているのは、図-16 の白色系屋根で多量の画素が誤分類されたことによるものである。このような場所はテスト地区として適当でないことが分類後明らかとなった。

(2) USAS 手法による分類結果とあいまい度の尺度

分類手法としてはユークリッド距離法、判別分析法および最尤法を用いることにし、すでに示した 3 種のトレーニング地区から、それぞれ統計量を求めて分析地区の分類を 1 画素単位で行った。この結果からテスト地区に該当する画素の分類結果を集計し、あいまい度の尺度を求めた。この結果をトレーニング地区別にして図-18 にまとめた。この図-18 は、縦軸にあいまい度の

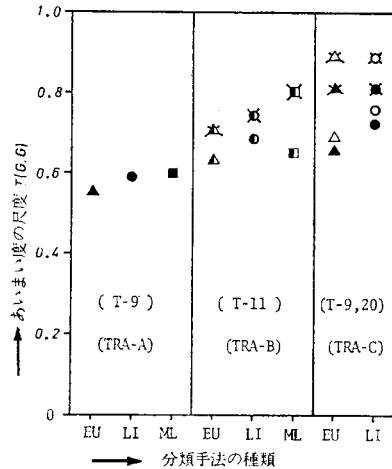


図-18 テスト地区とトレーニング地区のあいまい度の尺度

尺度を、横軸にトレーニング地区の選定種別をとったものであり、各トレーニング地区の選定種別 TRA-A, TRA-B, TRA-C の 3 種は判別・分類手法別に細区分してある。この図記号の中で、TRA-B, C の Δ , \bullet , \blacksquare , \triangle , \blacktriangle , \circ , \bullet はトレーニング地区の結果より得られた $T(G, \bar{G})$ であり、これら以外はテスト地区の $T(G, \bar{G})$ である。

9. 地表クラスのカテゴリ分けの結果の考察

図-18 のあいまい度の尺度 $T(G, \bar{G})$ をトレーニング地区別に比較すると、ユークリッド距離法 (EU), 線形判別分析法 (LI), 最尤法 (ML) のいずれにおいても、あいまい度の尺度 $T(G, \bar{G})$ は、TRA-A < TRA-B < TRA-C の傾向を示している。まず、TRA-B の $T(G, \bar{G})$ と TRA-A の $T(G, \bar{G})$ の差は USAS 手法の第 1 段階処理過程を適用して Ward 法による教師なし分類を実行して作成した図面をトレーニング地区選定用として使用した場合と従来の単チャンネルグレースケールマップをトレーニング地区選定用として使用した場合によって生じたものである。このことから、USAS 手法の第 1 段階処理過程を分類図作成システムに適用することは精度向上に対して有意であるといえる。

次に、TRA-C と TRA-B のあいまい度の尺度 $T(G, \bar{G})$ の差は、USAS 手法の第 1, 2 段階を使用した場合と USAS 手法の第 1 段階のみを使用した場合によって生じたものと考えられる。したがって、この $T(G, \bar{G})$ の差は USAS 手法の第 2 段階処理の効果を示したものと解釈してさしつかえない。

なお、分類手法間で図-18 の $T(G, \bar{G})$ を考察すると、この分析地区のテスト地区では、ユークリッド距離

法による分類結果より、線形判別分析法の分類結果の方が高精度であるといえる。また、最尤法と他の分類手法の比較では、ユークリッド距離法より高い精度で分類できているが、線形判別分析法とは同程度の分類結果といえよう。特に、TRA-C の最尤法のデータが不足しているの^{注9)}、これ以上の詳細な検討は困難といえよう。

また、本研究の USAS 手法では、1画素単位の分類のため、画素の周辺の関係や、画素間の関連性を判別・分類の要因に入れていない。さらに、本研究のデータはわが国では初期に抽出したもので、データ抽出技術者も未経験な部分が多々あったと聞いている。これらの諸点項目を考慮し、良質のデータを用いれば本実験結果よりさらに高精度が将来望めよう。

10. 結 言

本論文は航空機による MSS データのデジタル解析を行う場合の処理システムとして USAS 手法を提唱し、その実用性を明示するためにあいまい度の尺度の理論を示し、これを用いて分析地区内の分類結果を求めて分類精度が向上することを示してきた。その過程において種々の実験的成果も生じたので、これらをまとめて下記に研究成果を項目別に示す。

(1) 画素単位の分類に USAS 手法を適用して効果のあると思われるのは、分析地区が都市域のごとく複雑な地物の配置をしている地区である。

(2) USAS 手法は処理手順が複雑であるが、教師なし分類として Ward 法を用いることによって、従来試行錯誤的に作成したトレーニング地区選定用図面を1, 2回で作成できる。本研究の結果ではクラスタ数は分類項目の2倍弱程度にすると実用的であった。

(3) 分析地区の分類項目の級内および級間のデータのばらつき状態や分離性を調べるために、従来はデジタル量によってのみ評価する傾向があった。本研究ではこの欠点を取り除き、分析者にチャンネルデータの特性が理解できるように、図形処理をシステム内に取り入れ、星座グラフ、4軸法による散布図の適用を行った。この結果、分類図作成以前に分類項目別の分離性を視覚判断することができた。

(4) Ward 法のクラスタと分類項目の対比を処理過程に導入することによって、分類項目の分析地区に対する適性を検討することができるようになった。

(5) 地表クラス間のチャンネル選択をするために、説明変数選択法の中の変数増減法を採用した。この結果

から、地表クラス間に有効なチャンネル番号を明示することができ、以後の地物調査に有益な資料を作成できたと確信している。また、チャンネル数6程度であれば変数増加法で十分であり、データの標準化も必要がないことが明らかになった。

(6) サブクラスの統合時期は本実験では分類後に実施すべきであるといえる。

(7) あいまい度の尺度 $T(G, \vec{G})$ は多くの地表クラスの分類結果を1尺度で表現でき、かつ誤分類と正しく分類された両方の要素を加味したものであるから、本研究以外の分類結果の評価にも、きわめて有効な尺度であると思われる。

(8) USAS 手法は 図-18 の結果からも精度向上に効果のある方法といえ、都市計画・土地利用計画・地域計画の資料作成に、実用性があると思われる。ただし、本研究の実験データ以外に多数の分析地区の解析が以後必要と思われる。

(9) 本研究の USAS 手法はマン・マシンシステムであるため、各処理段階において研究・技術者の判断を必要としている。その理由は、最終結果として得られる分類図が予想しにくい点にあり、計算機処理部分と研究・技術者の判断する部分を組合せた方がシステムとしては最適と考えている。

(10) リモートセンシングデータのデジタル解析では一般に航空機・衛星データともに CCT を使用することが多い。本研究では CCT から CCCT の変換はメーカールーチンで処理し未開発である。また、幾何学的補正についても、本来一画素ごとに実施すべきである。

これらの問題については今後の研究課題とし、完全自動化へと発展させる予定である。

なお、本研究の USAS 手法は京都大学大型計算機センターの開発プログラム用として作成中である package program for remote sensing data analysis (PARS) に応用されている^{32), 33)}。

最後に、本研究は文部省の情報処理に関する研究員として、京都大学工学部交通土木工学教室に内地留学中に実施したものである。この間に京都大学教授 佐佐木綱先生のご指導とご鞭撻を賜った。また、岡山大学教授 森 忠次先生にもご協力を賜った。ここに両先生に対し深甚なる謝意を表す。また、本研究に使用したデータは日本国土海洋総合学術診断委員会より提供していただいたものである。

参 考 文 献

- 1) LARS : Remote Multispectral Sensing in Agriculture, LARS Rep. Vol. 3, No. 844, pp. 3~63, 1968.9.
- 2) 福原道一ほか：MSS データのデジタル解析による土壌図の作成，計測自動制御学会リモートセンシングシンポジウム資料，pp. 83~86, 1976.11.

注9) TRA-C の最尤法のデータが不足している理由は、稲のチャンネル11の分散が零となり、LARSYS のプログラムにランしなかったことによる。

- 3) 北村貞太郎ほか：MSS によるデジタル土地条件図作成に関する研究 (1) 一土地条件からみた MSS データの構造：複合シーナー，日本国土海洋学術診断事業報告書，Rep. 772016, pp. 391~396, 1977.3.
- 4) 富士通ファコム：Program for Image Analysis 解説書，pp. 1~36, 1977.6.
- 5) 長尾 真ほか：マルチスペクトラル航空写真の解析の試み，電気学会関西支部連合大会概要集，pp. 57, 1974.
- 6) 渋谷政昭：数値的地域区分法，NTAP，日本国土海洋総合学術診断事業報告書，Rep. 750053, p. 385~389.
- 7) 星 仰ほか：リモートセンシングデータのデジタル解析システム (I)，計測自動制御学会第3回リモートセンシングシンポジウム資料，pp. 33~36, 1977.11.
- 8) P.H. Swain：Pattern Recognition, A Basis for Remote Sensing Data Analysis, LARS Information Note LLL 572, pp. 1~40, 1973.10.
- 9) 星 仰：CCCT データの判別分析用前処理と表示システム，土木学会年次学術講演会講演概要集 IV, pp. 133-1~2, 1977.10.
- 10) 星 仰：MSS 画像による地物調査について，土木学会年次学術講演会講演概要集 IV, pp. 350~351, 1975.10.
- 11) 星 仰：航空機による MSS の幾何学的諸問題に関する考察，写真測量とリモートセンシング，Vol. 17, No. 1, pp. 8~21, 1978.3.
- 12) 日本国土海洋総合学術診断委員会：MSS PRE-PROCESSING SYSTEM 報告書，pp. 4~7, 1975.9.
- 13) 星 仰：航空機による MSS データ処理の基礎プログラム—ヒストグラムとデジタルマップ—，土木学会関西支部年次学術講演会講演概要集，pp. IV 45-1~2, 1976.5.
- 14) C.E.A.R.N. et al：Agricultural Resources Investigations in Southern France and Northern Italy, Pro. of 9 I.S. on Remote Sensing of Environment, Vol. 2, pp. 1156~1157, 1974.
- 15) 星 仰：航空機による MSS データのチャンネル演算処理，土木学会関西支部年次学術講演会講演概要集，pp. IV 24-1~2, 1977.4.
- 16) 星 仰・飯坂謙二：チャンネル演算による MSS データの視覚的表示の効果，日本写真測量学会年次学術講演会発表論文集，pp. 34~37, 1976.5.
- 17) A.C. Armstrong：The Relative Performance of Some Unsupervised Clustering Techniques for the Per-field Classification of LANDSAT Data, Journal of the British Interplanetary Society, Vol. 30, pp. 168~171, 1977.
- 18) 奥野忠一ほか：続多変量解析法，日科技連，pp. 207~210, 1973.3.
- 19) 矢島敬二：クラスターアナリシス (4)，オペレーション・リサーチ，pp. 60~63, 1971.10.
- 20) D. Wishart：An Algorithm for Hierarchical Classification Biometrics, pp. 165~170, 1969.3.
- 21) W.J. Dixon：Biomedical Computer Programs, Univ. of California Press, pp. 307~353, 1975.
- 22) 宇山親雄ほか：多変量解析法による活性骨髄分布の血球産生能指標としての意義付け，医用電子と生体工学，Vol. 15, 29-A-6, 1974. 4.
- 23) 星 仰・川崎 巖：二，三の判別関数による MSS データ分析—御坊市内の地物判別—，土木学会関西支部年次学術講演会講演概要集，pp. IV 25-1~2, 1975.5.
- 24) 前出 7)，p. 34
- 25) 脇本和昌：Graphical Method による多次元データ解析，文部省特定研究報告，pp. 3~4, 1977.
- 26) 前出 8)，pp. 32
- 27) 三宅一郎ほか：SPSS 統計パッケージII 解析編，東洋経済新報社，pp. 104~106, 1977.9.
- 28) 奥野忠一ほか：多変量解析法，日科技連，pp. 132~141, 1973.8.
- 29) 三根 久：情報理論入門，朝倉書店，pp. 116~117, 1976. 3.
- 30) 前出 7)，pp. 33~34
- 31) 前出 27)，pp. 84~94
- 32) 星 仰・鳥井清司・松尾芳雄・北村貞太郎：リモートセンシングデータ処理システム (PARS) (1) パッケージシステム，日本国土海洋総合学術診断事業報告書，pp. 87~92, 1978.
- 33) 北村貞太郎・星 仰・鳥井清司ほか：リモートセンシングのデータ処理システムのパッケージ化—京都大学大型計算機センター用 PARS—，写真測量とリモートセンシング，Vol. 17, No. 2, pp. 22~30, 1978.8.

(1978.2.17・受付)