

## 画像処理／解析における分類・分析手法と 画質について

|                 |    |       |
|-----------------|----|-------|
| 東京理科大学理工学部      | 正員 | 大林 成行 |
| 東京理科大学理工学部      | 正員 | 高橋 康夫 |
| 三井建設(株)         | 正員 | 桜井 浩  |
| 中国内蒙古自治区政府派遣留学生 |    | 李 東根  |

### 1. まえがき

最近、多くの分野で画像処理／解析の結果を用いた研究や業務が一般化するようになってきた。画像処理／解析作業ではコンピュータとその周辺機器、中でもカラーグラフィック装置を介在して人間とコンピュータがそれぞれ得意な領域を分担しあいながら大量のデータを要領よく処理し、目的に合致した画像を出力する場合が多い。このような観点から、画像処理／解析システムの概念は、その利用目的が異なっている、コンピュータを用いた支援システムそのものであるといっても過言でない。

本研究は、ようやく基礎研究から応用研究の段階に入りつつあるリモートセンシングデータを対象にした上で、そのデータ処理／解析に用いられる数多くの数学的手法を1つ1つ丹念に応用実施するとともに、最終成果として得られる画像の質について、それぞれの手法別に評価することによって、その適否を論じたものである。具体的には、よく用いられる画像処理／解析手法の中から分析手法として7つの階層的クラスタ手法（最近隣法、最遠隣法、メジアン法、群平均法、重心法、ウォード法、可変法）および6つの分類手法（最尤法、線形判別法、最短距離法、相関法、正規化相関法、いき値法）について同様な画像処理／解析作業を行なった上で、それぞれの分析・分類結果に対して定性的・定量的な比較・検討を行なっている。

### 2. 画像処理／解析の一般的手順

リモートセンシングデータを対象とした画像処理／解析は、一般に、①入力データのフォーマット変換、②入力データの预处理、③解析目的に合わせた画像解析、④解析結果を効果的に表示するために行なう画像の後処理、⑤画像表示、といった5つの段階に分けて考えられている。

図-1は画像処理／解析の一般の手順を流れ図で示したものである。図中のSTEP1～STEP5が上記の①～⑤に相当する。

画像の预处理作業は、以後の画像解析を有効に行なうために前もって行なわれる種々の作業段階であり、画像解析の目的によって大きく異なる場合がある。具体的には、入力画像データの質についての検討とそれらが内包している各種の歪についての補正、画像データの切り出し、異なったシーンとして入力された隣り合わせのデータから1つの画像を作成する画像の合成および画像解析のための指標となる各種データの作成等が主な作業項目となる。

また、リモートセンシングデータとして一般に用いられている人工衛星MSSデータ(Multi-Spectral Scannerデータ)と航空機MSSデータでは質が異なっており、画像解析目的によっては预处理作業の内容に大きな差が現われる場合がある。

一方、人工衛星や航空機によって観測収集されたリモートセンシングデータ(MSSデータ)の解析に際しては、対象物の分光特性の違いを利用した統計的なパターン認識の手法を応用して画像を分類したり、画像がもつ特徴を抽出したりすることがよく行なわれる。この場合の手法には、教師あり分類と教師なし分類の2つがあり、一般にはバックデータの有無によって使い分けられている。プラットフォーム(人工衛星や航空機等)に搭載されたセンサーによって検知された画像データと対応する地表面物体との対応関係をグラン

ド・トルースとっている。教師あり分類は、グランド・トルース・データがある場合、すなわち、対象物の分光特性が判かっている場合や、分光特性が判からなくても対象とする地物が何であるか判かっている場合に用いられる。従って、この手法は、ある未知の画像データが確率統計的にどのクラスに属するかを判定して分類するものである。一方、教師なし分類は、グランド・トルース・データのない場合、すなわち、対象物の分光特性や対象とする地物が何であるかが不明な場合に用いられる。これは、MSS画像データの分光的特徴だけを利用して同質と思われるクラスに分類していく手法である。これらの手法には、データの質に応じて、あるいは解析目的と精度に応じて数多くのものが開発され使用されているのが現状であり、それぞれの手法間の特性を知った上で利用することが必要である。それぞれの作業内容の詳細については、本論文の主旨と異なるため、ここでは言及しない。

### 3. 分析手法と出力画像

教師なし分類の主な手法にクラスター分析がある。さらにクラスター分析には、階層的クラスター分析と非階層的クラスター分析とがある。ここでは、リモートセンシングデータの教師なし分類に多用されている階層的クラスター分析手法のうち、代表的な①最近隣法、②最遠隣法、③メジアン法、④群平均法、⑤重心法、⑥ウォード法、⑦可変法の7種類の手法についてそれぞれ得られる画像の精度的な特徴を明らかにする。ここで、可変法については、パラメータBの値として-0.25と0.0の2つのケースを設定した。この値は可変法におけるパラメータBの値として経験的に有効と考えられている範囲の、それぞれ上限、下限に相当する。したがって実際には、この8種類のケースについて同様な階層的クラスター分析を行なった。

#### 3.1 使用データ

使用したリモートセンシングデータは1983年10月25日に印旛沼周辺を対象に高度3000mから航空機によって観測されたMSSデータ(11個の波長帯別データ)である。また、グランド・トルース・データは、1984年10月20日に行なった現地調査の結果と1981年10月30日国土地理院発行の1/25000の土地利用図(昭和53年10月の土地利用調査による)を用いた。

#### 3.2 画像の前処理

使用するMSSデータについて、解析精度を高め、より信頼性のある結果を得ること、および解析作業を容易に進めることができるように各種の前処理を実行したが、ここでは紙面の都合で割愛する。

#### 3.3 画像解析

階層的クラスター分析の主な手法である、最近隣法、最遠隣法、メジアン法、群平均法、重心法、ウォード法、可変法( $B=-0.25$ )、可変法( $B=0.0$ )について図-2に示すような流れに従って同様な画像解析を実行した。

3.3.1 分類項目の設定 : 分類項目として表-1に示す項目を設定した。これらは、①印旛沼周辺に顕著に分布していること、②一般的な土地被覆分類において通常設定される分類項目であること、③設定されたすべての分類項目により、実際の土地被覆がほぼ全部網羅されること等に留意して設定した。

3.3.2 トレーニングエリアの選定 : 3.3.1で選定された分類項目毎に各項目を代表する領域(トレーニングエリア)をグランド・トルース・データをもとに選定した。各分類項目の特徴はこのエリアについて求められた統計諸量によって決定されるので、選定に際しては慎重を期する必要がある。

本解析では、使用するMSSデータをカラー合成してカラー映像表示装置上へ出力するとともに、現地調査の結果と1/25000の土地利用図をグランド・トルース・データとして慎重にトレーニングエリアを選定した。さらに、選定された各トレーニングエリアについて分光反射特性図をプロッター上に出力し、現地調査で得た実際の地表面の分光反射特性と比較・検討した。その結果、著しく分光反射特性が異なるエリアについては選定をやりなおした。このようにして選定された各トレーニングエリアについて、異常値を取り除いて最終的なトレーニングエリアを決定した。具体的には、選定された各トレーニングエリアについて、CCTカウント値の平均値( $m$ )、標準偏差( $\sigma$ )を求め、平均値の前後で3倍の標準偏差を超える部分は

異常値データとして取り除いた。以上の処理を経て得られるデータを正式なトレーニングエリアデータとした。

3. 3. 3 有効チャンネルの選定 : 本研究で用いたMSSデータは全部で11個のチャンネルデータから構成される。ここでは、クラスター分析に有効なチャンネルを選定する。組み合わせずチャンネルの数はクラス分けの精度、効率および土地被覆分類で一般に用いられるチャンネル数を考慮して、最大でも、4つのチャンネルの組み合わせとする。

具体的には、全11チャンネルの中から解析に用いようとするチャンネルを選定するのに、まず、縦軸にCCTカウント値をとり、全11チャンネルに対応する分光反射特性図を出力し(図-3参照)、これらについてそれぞれのチャンネルにおける各分類項目別のCCTカウント値が適度にばらつき、また各分類項目別の分光反射特性がより異なると思われるチャンネルの組み合わせを求めた。その結果、i) ch4・ch6・ch8・ch9、ii) ch5・ch7・ch8・ch9、iii) ch5・ch7・ch9・ch11といった種類の組み合わせが選ばれた。

これらのケースについて、さらに組み合わせず4つのチャンネルのみの分光反射特性図を出力し、同様に検討を行なった(図-4参照)。その結果、ch4・ch6・ch8・ch9の組み合わせを有効チャンネルと考え以後の解析を行なうこととした。

3. 3. 4 クラスター分析の実行 : 3. 3. 2で選定されたトレーニングエリアを1つのデータファイルとして統合して、これを実際に解析の対象となるテストエリアとする。このテストエリアに対し、それぞれの手法に従って階層的クラスター分析を実行する。

なお、テストエリアは18ライン×50カラムの大きさとなり、このままの大きさを解析することは作業効率の点から問題があるため、実際には、テストエリアデータを奇数カラム目のデータと偶数カラム目のデータの2つに分け、それぞれテストエリアNo. 1とテストエリアNo. 2とした上で、ch4・ch6・ch8・ch9を有効チャンネルとして、最近隣法、最遠隣法、メジアン法、群平均法、重心法、ワード法、可変法( $B=-0.25$ )、可変法( $B=0.0$ )の8種類の階層的クラスター分析を実行することになり、合計16回の解析を行なった。

なお、クラスターと個体間、あるいはクラスター間の距離の測度としてはユークリッド距離を用いた。

次に、それぞれのクラスター分析結果について樹形図(dendrogram)を作成し、各個体あるいはクラスターの融合過程を把握した。これにより、クラスター数が13クラスターとなるように適当な距離で樹形図を切断し、それぞれのクラスターに属するデータ(画素データ)をまとめて、13クラスターに分類したクラスター分析結果を作成した。

3. 3. 5 評価・検討の指標 : 以上で得られた階層的クラスター分析結果に対して、i) 変動値による評価、ii) 分光反射特性による評価、iii) 区分精度・図化精度による評価、iv) 画像の目視判読による評価、v) 解析作業の面からの評価といった5つの指標により評価・検討を行なった。

なお、区分精度・図化精度による評価は、グランド・トゥース・データをもとに、分類結果と実地表面との整合精度によって評価を行なうものである。したがって分類結果について、あらかじめ各クラスが何を表わしているのかを把握しておく必要がある。しかし、クラスター分析結果自体は各クラスターが何を表わしているのかわからない。そこで分析結果について、同一のクラスターに属するデータが形づくる(実空間での)形状および位置関係、さらに分光反射特性からそれぞれのクラスターと土地被覆分類項目との対応関係を判断し、それぞれのクラスターが何を表わしているのかを明らかにした後、これらの指標を用いて評価・検討を行なった。

#### 4. 判別分類手法の検討

リモートセンシングデータを用いた分類には大きく分けて、教師なし分類と教師あり分類とがあることは前述したとおりである。ここでは教師あり分類、すなわち判別分類手法について、土地被覆分類を通して精

度的な特徴を明かにする。すなわち、判別分類の主な手法である、①いき値法、②最尤法、③線形判別法、④最短距離法、⑤相関法、⑥正規化相関法の6種類の手法について、前章で用いたのと同じ航空機MSSデータを用いて土地被覆分類を目的とする判別分類を実行し、得られた結果について比較・検討を行なう。

#### 4. 1 画像解析

判別分類の主な手法である、いき値法、最尤法、線形判別法、最短距離法、相関法、正規化相関法の6種類の手法について、表-1に示す13種類の分類項目を設定して図-5に示す流れにしたがって画像解析を実行し、土地被覆分類における精度的な特徴を比較・評価した。

なお、分類項目の設定、トレーニングエリアの選定、有効チャンネルについては前章で行なった作業と全く同じである。

4. 1. 1 特徴抽出 : 選定されたトレーニングエリアのデータ(トレーニングデータ)を用いて、それぞれの判別分類手法について、判別分類を行なう際の指標となる特徴量を算出した。すなわち、いき値法、最尤法、線形判別法、最短距離法、相関法、正規化相関法の各手法についてそれぞれの特徴量である、いき値、確率密度関数(尤度)、判別関数および相関係数(正規化されたデータを用いる場合)を抽出した。

4. 1. 2 判別分類の実行 : それぞれの判別分類手法ごとに、テストエリアについて、前もって設定した13種類の土地被覆を分類項目とする土地被覆分類を実行する。本研究で用いたテストエリアは、前処理作業として、各分類項目ごとに選定されたトレーニングエリアを1つに統合したものである。したがって、テストエリアについては各分類項目の分布状況があらかじめわかっていることになる。このことが各分類結果に対して評価を行なう際極めて重要な点である。

4. 1. 3 分類結果に対する評価・検討の指標 : 各判別分類手法ごとに、土地被覆分類を目的に画像解析を実行して得られた分類結果を i) 区分精度・図化精度による評価、ii) 画像の目視判読による評価、iii) 解析作業の面からの評価といった3つの指標によって評価・検討を行ない、それぞれの判別分類手法がもっている特徴を明らかにした。

#### 5. 階層的クラスター分析手法の評価・検討

##### 5. 1 変動値による評価・検討

8種類の階層的クラスター分析手法による分類結果について、変動値(C1, C2, C3)を算出した結果を表-2(a), (b), (c)に示す。ここで各表の上段はテストエリアNo. 1の結果、下段はテストエリアNo. 2の結果である。変動値は、クラスター分析によって形成された各クラスターの、特徴空間におけるばらつきの度合いを定量的に表わしたもので、それぞれ定義の方法の違いによりC1, C2, C3の3種類の指標がある。このうち、C1およびC2については小さい値程、C3については大きい値程良いクラスター分析結果とされる。表-2(a), (b), (c)から、ウォード法の分類結果が、他の手法に比べてC1, C2, C3の各指標すべてについて極めて良好な値となっている。すなわち、ウォード法の分類結果が最も精度の高いクラスター分析結果であることがわかる。次いで、可変法(B=-0.25)が良い結果となっている。さらに、最遠隣法と可変法(B=0.0)が、ほぼ同じ程度の値を示している。一方、C1, C2, C3のすべての指標について常に悪い値を示しているのが最近隣法とメジアン法である。特に最近隣法の結果は、他の手法に比べて、値のオーダーが一桁以上も異なっており、極めて悪い分類結果であるといえる。また、群平均法、重心法の分類結果は、これらの手法のほぼ中間の精度となっている。

##### 5. 2 分光反射特性による評価・検討

それぞれ8種類の階層的クラスター分析手法による分類結果について、各クラスターを形成するデータの分光反射特性図を、第一クラスターから順に第13クラスター(あらかじめ設定した分類項目の数)まで出力した。一般に分光反射特性図を出力してみた場合、各クラスターを形成する個々のデータが持っている分光反射特性が似ていればいる程高い分類精度の結果であるといえ、逆に、違っていればいる程低い分類精度といえる。ここで作成した分光反射特性図によると、ウォード法および最遠隣法については、個々のク

クラスターを形成するデータの分光反射特性の変動（ばらつき）の幅もすべてのクラスターについてほぼ同じ程度の幅となっている。すなわち、それぞれのクラスターを形成している個々のデータは分光反射特性が大変似かよっており、また、データが特定のクラスターのみには集中することなく、すべてのクラスターに適度に分散していることから良好な分類結果といえる。次いで良好な分類結果が、パラメータBの値を-0.25および0.0とした可変法の結果である。

一方、最近隣法、メジアン法、群平均法、および重心法については分類精度の悪い結果となっている。特に、最近隣法、メジアン法の結果については、特定のクラスターのみが分光反射特性の変動が激しく、他のクラスターはまったく変動がない。すなわち、ほとんどのデータが特定のクラスターのみに融合されてしまい、他のクラスターは一個ないし数個のデータで構成されていることがわかる。これは、そのアルゴリズムによって明らかとなり、空間の凝縮によって鎖状のクラスターが形成されたために起こったと考えられ、極めて悪い分類精度といえる。

### 5.3 区分精度、図化精度による評価・検討

本解析では、設定した13種類の分類項目について、グランド・トゥース・データをもとに慎重にトレーニングエリアを選定し、これらを1つのデータファイルとしてまとめてテストエリアのデータとしている。したがって、あらかじめテストエリアにおける各分類項目の分布状態が明らかになっているわけで、この意味から言えば、テストエリアについてグランド・トゥース・データをもとに評価を行なったのが、ここで説明する区分精度、図化精度による評価である。

区分精度、図化精度はグランド・トゥース・データをもとに、分類結果と実地表面との一致度を百分率で表わしたものである。テストエリア内のすべての画素データについて、実際の地表面の土地被覆と同じ分類項目に判別ができた場合、すなわち、最も分類精度が高い場合にこれらの値は100%となり、以下誤分類が増えるにしたがって低い値となり、すべての画素データについてまったく判別ができていない場合、すなわち、最も分類精度が低い場合にこれらの値は0%となる。したがって、区分精度、図化精度を用いて評価を行なう場合には、分類結果について、どのクラスターが何を表わしているのか、すなわち、どの分類項目に対応するのかを把握できている必要がある。しかし、クラスター分析では、分類の過程ではそれぞれのクラスターが何を表わしているのかわからない。そこで本解析では、クラスターに属する個々のデータが形づくる実空間（実際の地表面）での形状や位置関係、およびデータのもっている分光反射特性から、それぞれのクラスターが実際には何を表わしているのか、すなわち、それぞれのクラスターについて、設定した13種類の土地被覆項目のうちのいずれの項目に対応しているのかを判断し、この対応関係に基づいて、クラスター分析結果を13種類の土地被覆項目による分類図に変換しなおした。この分類結果について、区分精度、図化精度の各指標を用いて評価を行なった。したがって、この評価では、各クラスターと分類項目との対応関係を把握する過程で解析者の主観が入っているため、やや客観性に欠ける面も考えられるが、1つの評価項目として検討してみた。

それぞれ8種類の階層的クラスター分析手法による分類結果について、区分精度、図化精度を算出した結果が表-3、表-4である。なお、これらの値は、全13種類の分類項目について算出した区分精度、図化精度ともにウォード法が最も高い値となっており、ウォード法の分類結果が実際の地表面の土地被覆にかなり忠実な結果となっていることを示している。次いで、最遠隣法と可変法（ $B = -0.25$ ）の分類結果が高い分類精度を示している。そして、やや精度が落ちて、重心法、可変法（ $B = 0.0$ ）、群平均法がほぼ同じ程度の分類精度となっている。

逆に、最近隣法およびメジアン法についてはほとんど判別ができていないことを示している。特に最近隣法は、テストエリアNo. 1においては図化精度が2.3%であり、分類結果のうち正しく判別できている画素データがわずか2%強であり、まったく分類できていない状態である。

### 5.4 画像の目視判読による評価・検討

この評価方法は、定量的な評価では把握しにくい、各分類項目の分布状態、すなわちクラスターの分布している位置やその分布の広がり方について視覚的に評価することができる。特に本解析では、あらかじめテストエリアにおける各分類項目の分布の状態がわかっているため、これを分類結果に対する評価の基準として用いた。

写真-1に、テストエリアにおける13種類の土地被覆分類項目の実際の分布状態を示す。左側がテストエリアNo. 1、右側がテストエリアNo. 2である。見てわかるとおり、各分類項目は層状に分布していることがわかる。したがって、それぞれのクラスター分析手法の分類結果は、この分布状態に近い程、すなわち図のように層状をなした分布で、それぞれの層が異なる1つのクラスターのみによって形成されている程、分類精度が高いと考えられる。ただし、クラスター分析結果そのものは、それぞれのクラスターが実際には何を表わしているのかわからない。すなわち、クラスター分析では各クラスターがどの土地被覆項目に対応するのかについては分類の過程では決まらないため、色付けについては異なることが多い。したがって評価に際しては、色付けの違いは対象にならない。

写真-2は、各分析手法の分類結果を示す。この図からわかることは、基準の分布状態（テストエリアにおける実際の各分類項目の分布状況）に最も近いのがウォード法と可変法（ $B = -0.25$ ）である。基準の分布状態において、第9クラスターとなっている部分については、これらの手法の分類結果は変動が激しく、対応するクラスターが判断しかねるが、他のクラスターについてはほぼ基準の分布状態と1対1で対応しており、この部分についてはきれいな層状をなしている。したがって、全体的にみて、ウォード法と可変法（ $B = -0.25$ ）の結果は良い分類結果であると言える。次いで最遠隣法の分類結果が良い結果である。

逆に、最近隣法の分類結果は、エリア全体がほぼ第9クラスターによって覆われており、そのため他のクラスターの多くが少数個の画素データで形成されていることがわかる。すなわち、極めて悪い分類結果であるといえる。また、メジアン法についても、きれいな層状をなす部分もあるが、1つのクラスターが幾つもの層について出現しており、全体的には悪い分類結果である。

#### 5.5 解析作業の面からの評価・検討

検討した8種類の階層的クラスター分析手法は、クラスターと個体間、あるいはクラスター同士の間の距離は1つの式で定義され、この式に含まれる4つのパラメータの設定の違いにより区別される。このため、アルゴリズム的に考えて、これらの8種類の違いは、定義式に含まれるパラメータの違いのみである。したがって各手法とも、解析作業はほぼ同じ程度の処理時間で行なうことができ、解析作業の面から評価するとどの手法も同程度の容易さで解析を行なうことができるといえる。

#### 5.6 まとめ

以上の5項目にわたる評価・検討をまとめると表-5のとおりである。

ウォード法がすべての面で優れているのは、そのアルゴリズムが、クラスターの融合による偏差平方和の増加量を情報損失量と考え、この情報損失量が最も小さくなるようなクラスターを順次融合していく考え方によるために、常に特徴空間の密度が不変であること、偏差平方和を用いることにより、クラスター間距離を定義する際にクラスターを構成する個体（画素データ）の数が考慮されること、等の理由によるものと考えられる。さらに最遠隣法は、そのアルゴリズムの特徴から、特徴空間の拡散が起こり、分類感度が高くなるためと考えられる。しかし、クラスター間距離を定義する際に、クラスターを構成する個体数を全く考慮していないためにウォード法に比べやや分類精度が低下するものと考えられる。可変法は、パラメータ $B$ の値を負の値に設定することにより空間の拡散が起こることが知られており、経験的に良いとされている範囲（ $-0.25 \leq B \leq 0$ ）の下限値（ $B = -0.25$ ）を採用したために、このように高い精度を得ることができたものとする。

一方、最近隣法およびメジアン法は極めて分類精度が低く、実用上、土地被覆の分類には用いることができないと考えられる。分類精度が極めて低い理由としては、これらの手法がそのアルゴリズムの特徴によ

て、空間の濃縮がおこり、分類感度が低下するとともに、空間密度の高い部分のみが鎖状に連結する現象が起るためと考えられる。このことは画像の出力結果に如実に現われている。

## 6. 判別分類手法の評価・検討

### 6. 1 区分精度、図化精度による評価

本解析で対象としたテストエリアは、あらかじめ各分類項目（カテゴリークラス）の分布状況がわかっているため、区分精度、図化精度を指標とした評価・検討については、以下に述べる手順で行なった。

まず、各手法による分類結果について、各分類項目ごとにそれぞれ区分精度、図化精度を求め、13種類の分類項目の平均値を表示したのが表-6である。

これによると、最尤法の分類結果が区分精度91.9%、図化精度85.7%と他の手法の分類結果に比べてかなり高い値を示している。このことは、最尤法の分類結果においては、各分類項目それぞれが実際の地表面の土地被覆と一致している確率が約86%ということであり、ほぼ完全に実際の地表面の土地被覆と一致する分類結果といえる。次いで分類精度が高いのが、線形判別法、いき値法、および最短距離法の3つの手法で、これらは区分精度75%前後、図化精度60%前後で似たような分類精度を示している。相関法、正規化相関法については、区分精度、図化精度ともに極めて低い値となっており、特に、正規化相関法については全く分類ができていないことを表わしている。

次に、分類結果についてさらに詳細な検討を行なうために、6種類の手法別の分類結果について、13個の分類項目ごとの区分精度を算出した（表-7）。これによると、いき値法は、荒地、コンクリート、アスファルト、水域以外のクラスはすべて高い値を示しており、分類項目によっては最尤法以上に高い値を示している。しかし、荒地、コンクリート、アスファルト、水域の各クラスについては極端に低い値となっている。特に、荒地とアスファルトについては全く分類が不可能な状態である。また、最尤法、線形判別法、最短距離法については、市街地とコンクリートのクラスの分類精度が大きく異なる以外は、ほぼ同じ程度の分類結果となっている。すなわち、最尤法の分類結果が他の手法の結果に比べ、市街地およびコンクリートのクラスの分類精度が極端に良い結果となっており、これらのクラスの分類精度の良し悪しが、全体にみた分類精度の良し悪しをおおよそ決定しているものと考えられる。さらに、正規化相関法については、広葉樹、草地、荒地以外のクラスは全く判別ができていないことがわかる。

### 6. 2 画像の目視判読による評価

各分類手法の分類結果を画像出力した結果を写真-3および写真-4に示す。なお、写真-3はあらかじめテストエリアについて把握されている各分類項目の分布状態である。したがってこれを基準のパターンとして評価を行なうことになる。

これによると最尤法が、市街地、コンクリート、アスファルト等のクラスにおいて多少の誤分類が生じているものの、基準の分類パターンに非常に近いことがわかる。また、線形判別法、最短距離法は良く似たパターンを示しており、市街地クラスに誤分類が多く発生している以外は最尤法に次いでほぼ良好な分類結果となっている。また、いき値法は、農地1~5、針葉樹、広葉樹、草地の各クラスについてはほぼ最尤法と同程度の分類結果であり、基準のパターンとほぼ同じである。ところが、荒地、コンクリート、アスファルト、および水域の各クラスについては、そのほとんどが市街地クラスとみなされて誤分類されている。特に、土地被覆分類では、一般に最も判別が容易な分類項目の1つである水域クラスについては、本解析でも、極めて分類精度が悪い正規化相関法以外の分類結果で、大変良好に分類されているのに対し、いき値法ではその半分程度が市街地クラスとして誤分類されていることは注目に値する。また、相関法、正規化相関法については、各分類クラスがエリア全体に散らばって出現しているか、あるいは少数の分類クラスによって全エリアがほとんど占められている状態で、極めて悪い分類結果といえる。

### 6. 3 解析作業の面からの評価

最尤法、線形判別法については、そのアルゴリズムの中にマハラノビスの汎距離を計算する過程が含まれ

ているため、他の手法に比べて解析時間が4倍ないしそれ以上必要となった。これらについては、使用するチャンネル数がさらに増えれば、解析時間は乗法的に増加するものと考えられる。

また、他の手法については、どの手法もほぼ同程度の時間によって解析を行なうことができた。

#### 6. 4 まとめ

以上の3つの項目によって評価・検討を行なった結果をまとめると表-8に示すとおりである。

最尤法が精度面で大変に優れているのは、そのアルゴリズムが、それぞれの土地被覆クラスの分布をその広がりを中心(重心)と広がり(形状(ばらつき方))によって定義するために、実際に、各クラスが特徴空間内で形づくる分布をより近いかたちで表現できるためと考えられる。これに対して線形判別法は、最尤法と同じく各クラスの分布をその広がり(形状)によって表現するものの、どの土地被覆クラスもすべて同一の広がり(形状)をなしていると仮定しており、さらに最短距離法については、広がり(形状)のみを考慮して各クラスの特徴空間における分布を表現している。したがって、市街地クラスのように、単一の物質で構成されることなく、分光反射特性の異なる実に様々な物質がある種のテクスチャを形づくって分布するようなクラスについては、特徴空間における広がり(形状)を他のクラスと同じであると考えerには無理がある。ましてや、このようなクラスについて、広がり(形状)のみでその分布を表現し、分類を行なうことは著しく精度が低下するであろうことは容易に想像できる。このことは、線形判別法および最短距離法の分類結果において、単一の物質で構成されていると考えられるクラスについては、ほぼ最尤法と同程度に分類ができているのに対し、様々な物質によって構成されている市街地クラスについては極端に分類精度が悪くなっていることで裏付けられている。

また、いき値法については、分類項目によっては非常に良く分類できている項目と、ほとんど分類できていない項目とに分かれてしまう。これは、いき値法のアルゴリズムには分布に関しての距離の概念が全く無く、単に各クラス(特性値)の最小値と最大値を求め、この範囲内に未知データの値が入っているのかいないのかによってクラス分けを行なう方法に原因していると思われる。すなわち、いき値法が、判別に関して、確率統計的な裏付けに乏しい方法であるためと考えられる。

また、相関法、正規化相関法については、特徴空間における分類クラスの分布のようすを様々な条件を付加してより簡単なかたちで表現しているために、実際に分布しているかたちとはかなりかけ離れた表現となっている。このために非常に悪い分類結果となったものと考えられる。

さらに、本研究では最尤法を用いる場合の前提条件についても詳細に検討を加え、最尤法についての妥当性を評価しているが紙面の都合で割愛する。

本研究を通して最尤法は精度面では非常に優れていることが明らかになったが、解析作業の面から考えると解析時間に多大な時間がかかる。一般に、リモートセンシングデータを用いた土地被覆分類は広範な地域を対象とすることから、解析時間あるいは解析装置に制約がある場合には最尤法は有効な方法とは言えない。そこで、最尤法に比べ分類精度がやや落ちるものの解析作業が容易な最短距離法も代用することを考えて、主成分分析を用いてより精度を高める方法について検討した。詳細についてはスライドを用いて説明する。

#### 7. むすび

以上の解析を通して得られた、それぞれのMSSデータおよび分類手法のもっている特徴をもとに、土地被覆分類を対象とした、有効なリモートセンシングデータの解析方法を整理してみると、図-7に示す解析の流れとして整理することができる。本論文は紙面の都合で図表を全て割愛せざるを得なかった。スライドおよびOHPで補足することになります。