

鳥取低平地における衛星画像の土地被覆分類

藤村 尚・池添 保雄・西村 強・木山 英郎
土木工学科

Land Cover Classification of Satellite Images in Tottori Low Flatland

Hisashi FUJIMURA, Yasuo IKEZOE, Tsuyoshi NISHIMURA and Hideo KIYAMA

Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering
Tottori University, Tottori, 680, Japan
E-mail: fujimura@cv.tottori-u.ac.jp

Abstract : In order to classify the earth surface materials by using Satellite image data, their individual spectral reflectance characteristics should be identified. This study aims to obtain the spectral reflectance curves of individual surface materials, that is, water area, green area, artificiality area, naked land area, coastal field area, rice field area in Tottori city. Every surface material was categorized by means of the decision tree classification method and neural network.

Key words : Satellite image, Spectral reflectance, Surface material, Decision tree classification, Neural network

1. はじめに

土地被覆分類はリモートセンシングの陸地への応用としては最も典型的なものの1つである。分類法としては、TM1~5,7のバンドの輝度値特性から、各分類項目の特徴をつかむことにより分類する方法や、バンド間四則演算を行うことで、各分類項目の反射強度の差を求め輝度値の特徴をより強調することで分類を行う方法などがある。また、最尤法や最短距離法などの統計的手法を適用する分類法もある。本研究では、鳥取砂丘における衛星画像にツリー型分類法とニューラルネットワーク法の2方法を用いて、土地被覆分類を行った。両方法による画像解析結果について、比較・検討する。

2. 分類法の概要 [1]

2.1 ツリー型分類法

画像分類手法は大きく、教師付き分類法と教師無し分類法に分けられる。教師付き分類

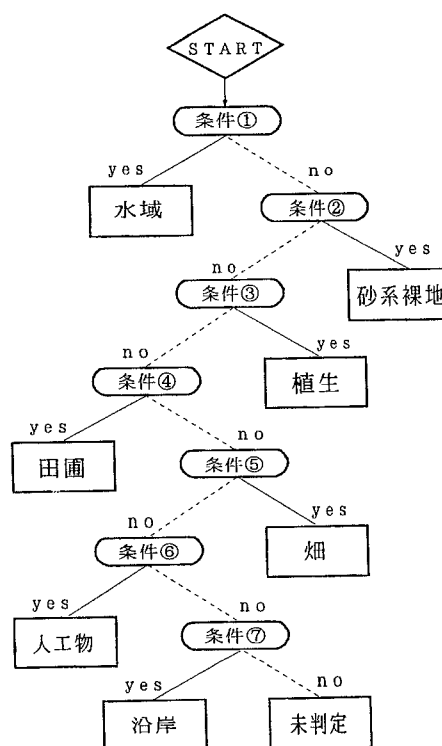


図.1 判別順序

法とは、各分類項目ごとに教師データを選び、その統計的特徴に基づいて未知のデータを分類するものである。教師無し分類法とは、分類すべきデータ群（画像）において似たもの同士の集まり（クラスター）に区分してゆく方法で、クラスター分析あるいはクラスターリングと呼ばれている。ツリー型分類法は、教師付き分類法の中の1つの手法である。

ツリー型分類法とは、階層的な判別手順で分類を進め、1つあるいは複数の変数（バンドあるいは何らかの処理を行った結果のデータ）ごとにデータを樹状に次々と分割してゆく方法である。各節点で用いられる変数および境界の選択は、何らかの分離の尺度が最適となるように決めておく必要がある。この手順の組み立てによっては、ある必要な情報について特別に細かく分類でき、また画像データ以外も分類基準に組み入れることが可能である。ツリー型分類法の一例を図.1に示した。

ここでは、本研究での解析の手順とその内容について述べる。

(1) 分類項目

今回の土地被覆分類では、水域・植生・砂系裸地・田圃・畑・人工物の7分類とした。

(2) 教師データのサンプリングと選定

教師データのサンプリング方法は、パソコンのCRT上に合成フルカラー画像を表示させ、その画像と国土地理院発行の地形図とを比較し、明らかにその分類であると思われる地域を各分類において、4地域サンプリングする。また、上記の方法でサンプリング位置を変えて2つのパターンの教師位置をサンプリングした。それぞれを教師パターンA、Bとする。

(3) しきい値の決定

しきい値には、スペクトル値そのものや、スペクトル値から算出されるNDVIなどの指標を用いることがある。本研究では、サンプリングした画素のTM1~5,7バンドのスペクトル値の平均値と標準偏差を用いた。

$$\text{しきい値} = \text{平均値} \pm \text{標準偏差}$$

(4) 各分類における使用バンドの決定

土地被覆分類において、各分類の判別条件として、TMの1~5,7のすべてのバンドを使用した結果を図.4に示す。同図によると、1分類について6つのバンドを全て使用するとどの分類にも属さない、いわゆる未判別の

部分が非常に多い。そこで6つ全てを一度に使用するのではなく、1つの分類項目につ

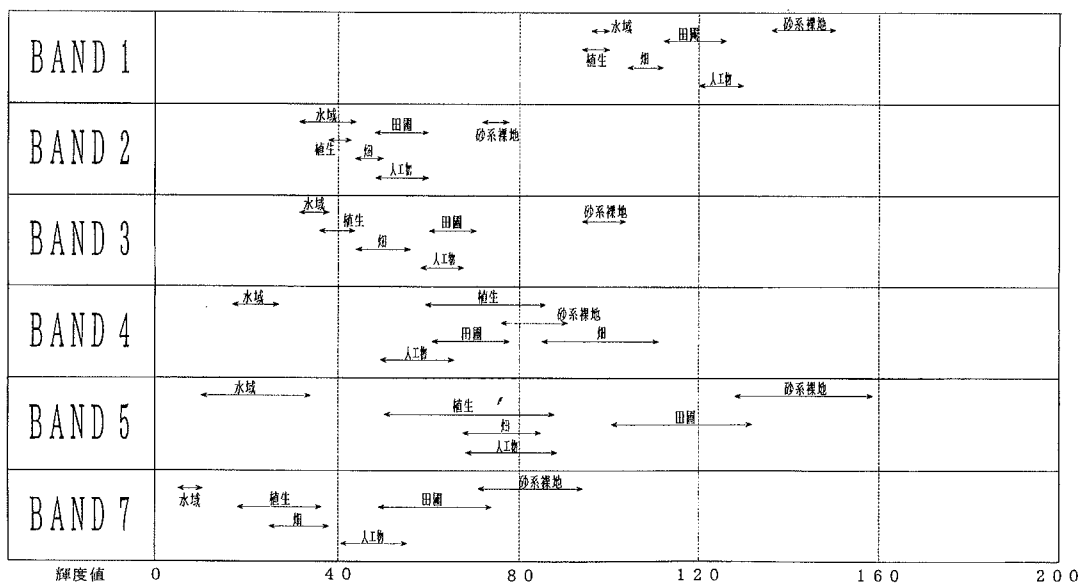


図.2 各分類のしきい値幅（教師位置パターンB）

いて1～3つのバンドを使用した。

ここでは、各分類ごとの判別に最も適していると思われるバンドを以下に述べる方法で選定した。まず、(3)で決定した各分類における各バンド(TM1～5,7バンド)に占めるスペクトル値のしきい値の幅を、図.2の様な形で表す。次にこの図から、あるバンドにおいてある分類項目のしきい値幅が他の分類項目から完全に独立している、またはできるだけ重なり合っていない部分を見つけ出す。1分類についてこのように、できるだけ独立しているしきい値幅を持っているバンドを1～3つ選ぶ。1つの分類項目についていくつのバンドを選ぶかは、(5)の判別順序とも関係がするが、独立しているしきい値幅を多く持っている分類項目については、1つのバンドでよいが、重なっている部分が多い場合に、試行錯誤を繰り返して2,3バンドにまでしぼり込むことにする。今回使用した各分類項目における使用バンドを表.1に示す。

表.1 使用バンド (教師位置パターンB)

判別条件No	使用バンド
① (水域)	band 5
② (砂系裸地)	band 3
③ (植生)	band 1 , band 3
④ (田圃)	band 5 , band 7
⑤ (畑)	band 1 , band 3
⑥ (人工物)	band 4 , band 5
⑦ (沿岸)	band 6 以外すべて用いる

(5) 判別順序の決定

判別順序の決定は、(4)との関連性が大きく、繰返して解析を行う必要があるが、水域・砂系裸地・植生の3つの分類項目については特徴的なスペクトル特性を持っておりサンプリングも比較的簡単であるために、まずこの3つの分類項目を判別し、その後に残りの分類項目を判別するのが良い。解析の結果、今回適用した判別順序を図.1に示す。

2.2 ニューラルネットワーク法による分類[2]

人間の脳はプログラムをしなくても、様々な仕事をこなす。また、経験を積み学習を行うことにより、次第に間違いを起さなくなる。ニューラルネットとは、この脳神経系の仕組・機能の1部分をコンピュータ上で現実させようとするものである。ニューラルネットワークは、優れた判断機能やパターン学習・認識機能が特徴であり、数式化が困難な非線形モデルの問題に対して多くの分野で適用されている。

この方法も、教師付き分類法の1つである。ニューラルネットワーク法は、教師データを階層型ニューラルネットワークに学習させることで画像の分類を試みることである。ニューロン(神経細胞)をモデル化したものを基に、階層型ニューラルネットワークを作る。図.3はランドサットのTMの6つのバンドからなる教師データをニューラルネットに学習させた場合のネットワーク構成の例である。各入力に対しては必ず教師信号をつけて、その教師信号は入力データの分類項目に対する出力層のニューロンのみが1で、その他のニューロンは0とする。そのネットワークに教師データを学習させることで、教師データ以外の画素についても分類することが可能となる。

ここでは、解析の手順とその内容について述べる。

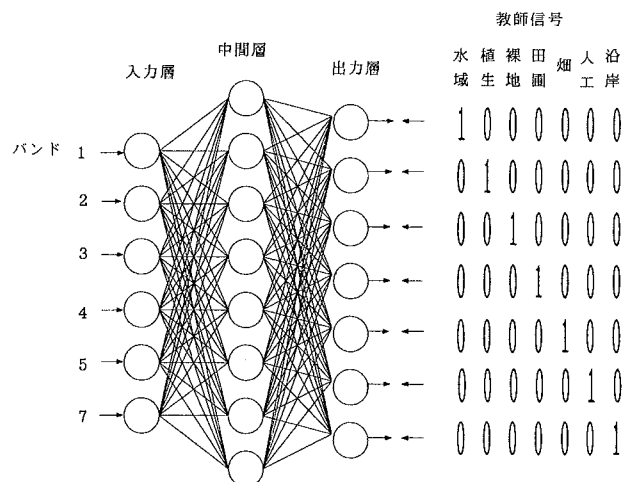


図.3 ニューラルネットワーク法を用いた土地被覆分類の例

(1) 分類項目

ツリー型分類法と同様に、水域・植生・砂系裸地・田圃・畑・人工物・沿岸の7分類とする。

(2) 教師データのサンプリングと選定

ツリー型分類法と同様の方法ほぼ同位置でサンプリングする。但し、今回は1地域について、約(6ピクセル)×(6ライン)=36画素をサンプリングする。

(3) ネットワークの構造の決定

階層型ニューラルネットワークでは、ネットワークの層数や各層の細胞数をいくつにするのかを決めなくてはならない。

土地被覆分類においては、入力層と出力層は使用バンドの数及び分類すべく設定した分類項目数により決定する。ゆえに、今回の場合入力層の細胞数はTMのバンド1~5,7の6個、出力層の細胞数は分類項目数の7個となる。しかし、中間層の層数や細胞数をどのように設定すべきかは、理論的にも明確ではない。そこで今回は、最も基本的な中間層が1つの3階層型のネットワークとし、中間層の細胞数は30個とする。

(4) 学習

学習アルゴリズムとしては、バックプロパゲーション(誤差逆伝播学習)を用いた。これは各細胞相互の結合強度、すなわち荷重としきい値を変化させることによって学習をおこなう。つまり、入力層より入力された信号は中間層、出力層へと前向きに伝播され、出力層からの出力信号と入力信号に対応した教師信号との誤差2乗和が最小となるように各層間の結合強度を修正することによって学習する法則である。

今回は、学習データとしてサンプリングしたデータをそのまま用いたものと、平均化したものの2つのデータを用いた。また、学習の際用いた係数は表.2に表す。

表.2 パラメータ値(係数)

	パラメータ値(係数)
過去の重み(α)	0.8
学習速度(β)	0.2
温度(T)	1.0
打ち切り誤差	0.1

(5) 解析対象地の判別

学習させたニューラルネットワークを全画素(204800画素)に適用して判別をおこなう。

(6) 出力データの処理

各画素の出力値は、各分類において0~1までの間で表される。この内、最も1に近い値を取った分類項目をその画素の分類とする。

3. 各分類法の結果および考察

(1) ツリー型分類法の結果および考察

TM1~5,7バンドすべてを1分類について用いる方法[3]で行った分類結果を図.4に示す。また、2~3バンドを用いて行った分類結果を図.5,6に示す。

図から、少ないバンドで行った分類結果が、未判別点が少なく、また分類結果も比較的良好である。特に、教師パターンBの場合についてこのことが顕著に表れている。これは、教師パターンBのしきい値幅が教師パターンAのしきい値幅と比較して、各分類項目において全体的に狭くなっているためである。

このように、全バンドを使用した方法では教師データのサンプリング位置により分類結果に大きな違いが表れるが、2~3バンドを使用した方法を用いることによって、比較的良好で安定した分類結果が得られる。

(2) ニューラルネットワーク法の結果および考察

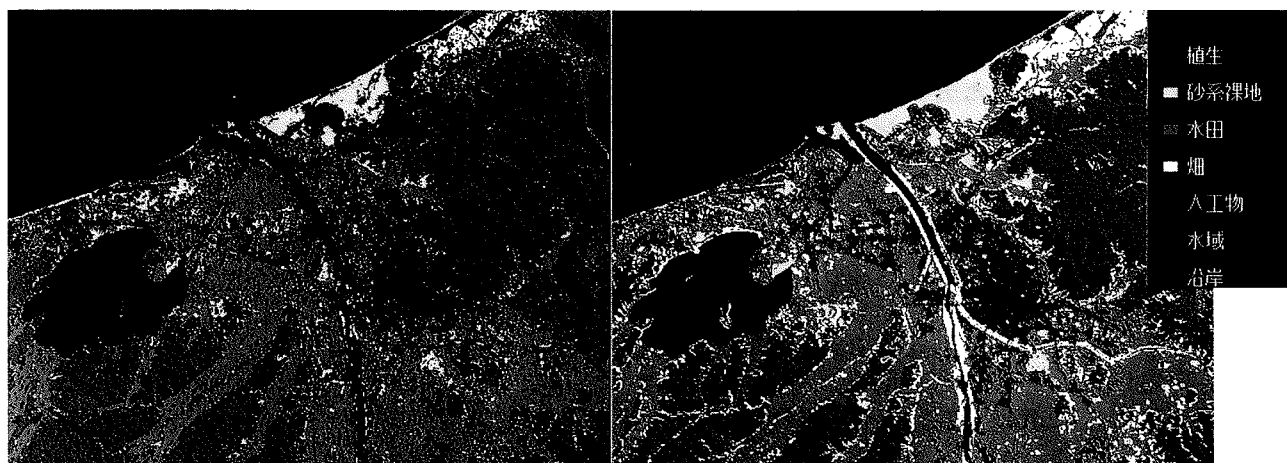


図.4 各分類の判別条件として全バンドを用いた分類 (教師位置パターンA)

図.7 ニューラルネットワーク法による分類 (生データ) (教師位置パターンA)

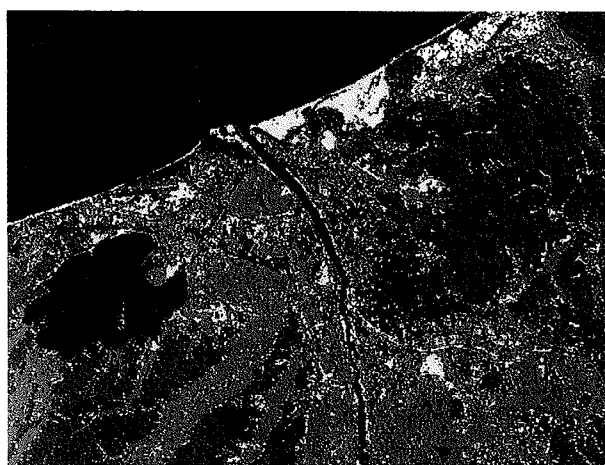


図.5 各分類の判別条件として1~3つのバンドを用いた分類 (教師位置パターンA)

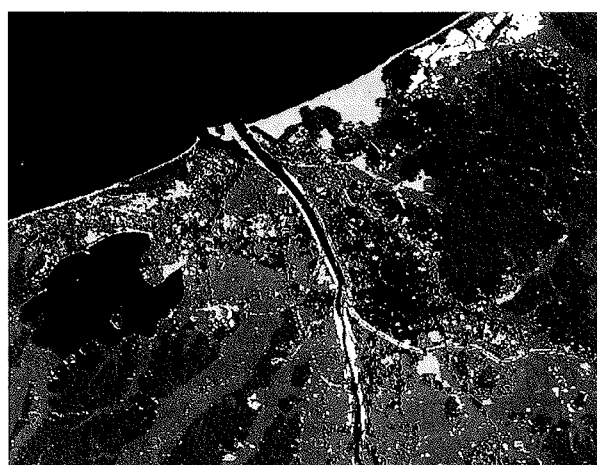


図.8 ニューラルネットワーク法による分類 (平均化データ) (教師位置パターンA)

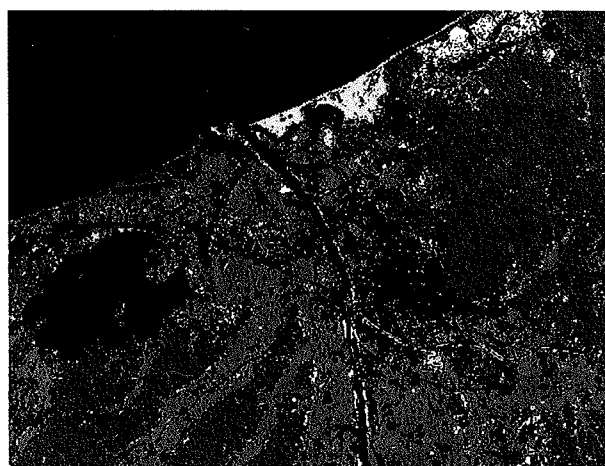


図.6 各分類の判別条件として1~3つのバンドを用いた分類 (教師位置パターンB)

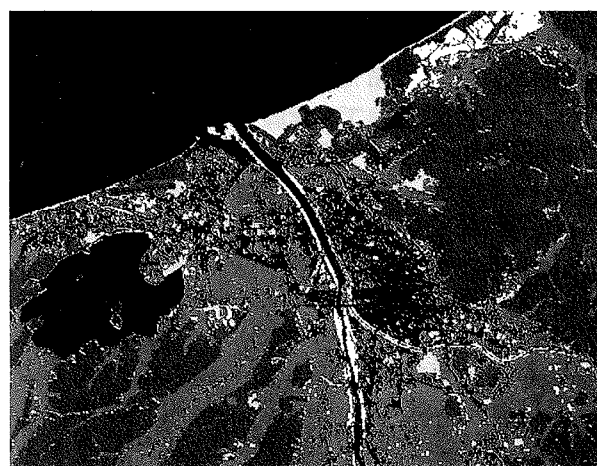


図.8 ニューラルネットワーク法による分類 (平均化データ) (教師位置パターンB)

サンプリングしたデータを、そのまま学習データ（以下、生データと呼ぶ）として与え、学習させ、判別した分類結果を図.7に示す。また、4箇所に分けてサンプリングしたデータを、それぞれの箇所で平均して、それを学習データ（以下、平均化データと呼ぶ）として与えた場合の分類結果を図.8,9に示す。

学習データとして、それぞれ生データと平均化データを与えて判別した分類結果を比較すると、教師パターンA、Bのいずれの場合も平均化データを与えた場合が分類結果が良好であることがわかる。生データを用いた分類では、教師パターンAでは田圃である部分に人工物が、また教師パターンBでは植生である部分に畑が表れていることがわかる。これは、教師パターンAにおいては、人工物の教師データをサンプリングしたときに、田圃の電磁特性に近い特性を持っている画素を取り込み、それを学習データとして用いた結果と思われる。同様のことが教師パターンBにおいて、畑と植生についても言える。ゆえに、土地被覆分類においてニューラルネットワークを適用するにあたっては、サンプリングした教師データを平均化して、それを学習データとして用い分類することにより、良好で安定した結果が得られる。

（3） 比較と検討

ツリー型分類法の未判別の主な部分としては、旧袋川、湖山川等の小河川や山地の中央部、そして、大学や空港、河川敷の1部などが挙げられる。ニューラルネットワーク法で行った分類においてこれらの部分に注目してみると、小河川、河川敷は誤判別（人工物、畑または田圃と判別）であるが、山地の中央部分は植生に、また大学や空港は人工物として正しく判別されている。また、防波堤もツリー法に比べて良く識別されている。すなわち、人工物のような、水域や砂系裸地に比べて対象物が多種類からなるものにおいては、ニューラルネットワーク法が非常に有効であると言える。しかし、ツリー法では、ニューラルネットワーク法に比べて、それぞれの場所における電磁波特性そのものを把握することには有効である。ゆえに、目的や用途別に有効な分類法を選択し、使い分ける必要がある。

今回行った2種類の分類法のどちらでも未判別、あるいは誤判別だった所は、小河川と河川敷である。この地域は今回の分類項目に含まれない複雑な電磁波特性を持っていると思われる。今後は、この様な地点の特性を把握する必要がある。また、人工物は対象物が多いので、高層建築物と地表建築物、住宅地と市街地などに細分化する必要がある。

4. おわりに

衛星画像を用いた土地被覆分類を鳥取低平地において実施した。分類法にはツリー型分類法とニューラルネットワーク法の2方法を用いて、両方の手法・手順を検討して確立した。

さらに、それらの解析結果から、目的や用途別に有効な分類法を使い分けることを示した。

今後、更に精度の向上と効率的に教師データの選択を行うことを可能にするシステムを開発する必要がある。

参考文献：

- [1]藤村他：衛星データによる土地被覆分類と液状化予測，土木学会中国支部研究発表会，pp,287～288,1997
- [2]中野馨他：ニューロコンピュータ，技術評論社，1989
- [3]藤村他：衛星データを用いた液状化解析，土木学会中国支部研究発表会，pp,305～306,1996

（受理 平成9年8月26日）