競合型ニューラルネットワークによる土地被覆分類法

Land Cover Mapping Method Using a Competitive Neural Network

伊藤 陽介*, 大松 繁**

Yosuke ITO, Sigeru OMATU

Abstract : In this paper, we propose a method to apply a competitive neural network to land cover mapping of remote sensing data. This neural network is trained by the Learning Vector Quantization (LVQ) method. For the neural network, several weight vectors of neurons in the competitive layer represent a category. We employ LVQ1 and OLVQ1 in learning algorithms of LVQ. OLVQ1 is introduced in order to obtain high speed convergence compared with LVQ1. The three types of pattern distance functions and number of neurons are considered to find an optimal LVQ method. To evaluate the classification accuracy, the LVQ1 and OLVQ1, Maximum Likelihood Method, Back Propagation Method (3 layered neural network) and Nearest Neighbor method are considered. We classify LANDSAT TM data using TR1 or TR2 type training data where TR1 includes the same number of training data for each category, and TR2 is produced by picking up pixels on a grid in a certain processing area. As a result of this experiment, the OLVQ1 using the Mahalanobis' generalized distance and TR2 outperform the other methods with respect to overall accuracy despite a very small number of neurons, for example 24. The LVQ1 and OLVQ1 using TR1 produce better classification results regarding with average accuracy compared to the other methods. This method produces excellent classification images which are more realistic and noiseless compared with the conventional methods.

1. はじめに

人工衛星を利用したリモートセンシングは、地表面からの反射光のスペクトル分解に基づいた高品位な観測データを広範囲にわたる領域で、同時にかつ周期的に測定可能であるため、環境モニタリングや都市計画の基礎資料を作成するための重要な手段となりつつある。それらを実現するために、リモートセンシング画像へ土地被覆分類法を適用し、観測時における地上もしくは海洋表面に関する被覆情報を抽出する研究が報告されている。しかし、地上約900Kmの上空から得られた人工衛星による観測データには、バスマディアンズや各種測定機器のノイズなどを含み、スキャナの有する瞬時視野角よりも小さい領域に、複数のカテゴ

リーが混在するミクセルのため、高度な画像解析アルゴリズムによる土地被覆分類法が必要となっている。一般に、土地被覆情報は、複数のカテゴリーから構成され、リモートセンシングデータの各画素域を特定のカテゴリーに分類する土地被覆分類が重要となっている。

リモートセンシング画像に適用される土地被覆分類法は、従来から最尤法に代表される統計的な理論に基づく手法が用いられてきた。最尤法は、パラメトリックな手法であり、各カテゴリーの確率分布を多次元正規分布と仮定し、そのパラメータをトレーニングデータの平均ベクトルと分散共分散行列から推定する。各画素は、ベイズの定理に基づき、統計的に最も確からしいカテゴリーに分類される。しかし、本来設定すべきカテゴリーは、土地被覆情報から作成される主題図を利用する立場から定義されるものであって、必ずしも、そのカテゴリーの確率分布が仮定されたものになるとは限らない。したがって、最尤法を用いた場合、カテゴリーの確率分布が多次元正規性に従わないとき、それによる分類精度は、著しく低下することが考

* 高松工業高等専門学校 761 高松市勅使町 355

** 大阪府立大学工学部

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 35, NO. 3, 1996

えられる。

以上から、カテゴリーの確率分布を仮定しなくて分類を行うノンパラメトリックな手法が注目されている。この方法として、最短距離分類法である k-nearest neighbor 法があるが、トレーニングデータの選定およびカテゴリーの汎化性、分類に要する演算処理が多いことなどから改善が望まれている。他方、ニューラルネットワークは、並列・分散・学習という特徴を有し、人間に近いパターン認識が可能であるという報告がなされている²⁾。とくに、分散記憶によって、未学習のパターンに対しても、それに類似しているパターンが、同じカテゴリーに分類されるという汎化能力が期待されている。近年、ニューラルネットワークの高いパターン認識能力や汎化能力を利用した土地被覆分類法が提案されている³⁾⁻⁹⁾。これらの提案手法は、階層型ニューラルネットワークをバックプロパゲーション法により学習したモデルを用いて、分類を行っている。しかし、この学習アルゴリズムは、最急降下法に基づき、学習回数の多さやローカルミニマムへ陥る問題がある。また、学習時に入力するトレーニングデータによって、学習の収束性がクリティカルに変化し、実用的な方法として適用が困難となる側面もある。

一方、ニューラルネットワークに入力したデータが、それら自身の類似度に応じて、分類する能力を自律的に獲得していく学習方式があり、それを実現するためのモデルとして、競合型ニューラルネットワークがある¹⁰⁾。このネットワークは、層状に並んだ出力ユニットが相互に接続され、信号を伝達する形態を呈し、その結合様式は、実際の動物の神経系において多く発見されている。また、これらのニューラルネットワークのリモートセンシング画像解析への応用がなされている^{11),12)}。このようなネットワークでは、各カテゴリーがどの出力ユニットに対応するかは、ネットワークの初期値やトレーニングデータの入力の順序などによって決定される。それゆえ、土地被覆分類法として適用する場合には、出力ユニットとカテゴリーの対応を行うことに問題があった。

Kohonen は、競合型ニューラルネットワークの特徴を活かしつつ、より応用しやすい形に簡略化し、特定の入力データであるトレーニングデータによって、ニューロンの持つ重みを更新する Learning Vector Quantization 法 (以下、LVQ 法と略記する) を提案している¹³⁾⁻¹⁵⁾。LVQ 法によって学習したニューラル

ネットワークが、音声認識の分野においても高い認識能力が示されている¹⁶⁾。また、LVQ 法は、光学的センサーに基づくリモートセンシングデータ解析のみならず、SAR 画像の教師なし分類法へも適用されている¹⁷⁾。したがって、LVQ 法を用いた土地被覆分類法は、ニューラルネットワークの有するパターン認識能力とトレーニングデータ間での類似性に基づく学習という統計的なアプローチの両方を持ち、リモートセンシングデータへの応用に適していると考えられる¹⁸⁾⁻²²⁾。

本論文では、LVQ 法を土地被覆分類法として適用する場合に必要な検討項目を、学習アルゴリズム、競合層のニューロン数、パターン距離測度関数として考え、最尤法、最短距離法、階層型ニューラルネットワークと分類精度について定量的な比較を行い有用性を検証する。その結果を基礎として、LVQ 法による最適な土地被覆分類法を提案する。

2. 競合型ニューラルネットワークと LVQ 法

階層型ニューラルネットワークは、教師付き学習であり、その学習方法は、統計的な回帰分析における最小二乗法に基づいている。一方、競合型ニューラルネットワークは、教師なし学習であり、その学習方法は、クラスター分析のようにデータ間の類似性による分類手法に基づいている。LVQ 法は、基本的には後者に属するが、パターン認識法としてより有効に機能させるため、トレーニングデータにカテゴリー情報も加えた競合学習を行っている。以下では、競合型ニューラルネットワークに着目し、その構造および学習方法について述べる。

図1は、LVQ 法によって学習される競合型ニューラルネットワークの基本構造を示している¹³⁾。このネットワークは、入力層と競合層の二層の処理要素から構成されている。競合層の M 個の処理要素であるニューロンは、それぞれ、 N 次元の入力ベクトル $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)$ を受ける。入力 x_i は、それに対応する重み w_{ij} をかけられて、ニューロン内部に伝達される。競合層のニューロン i の内部状態 u_i は、入力ベクトル $\mathbf{x}$ とそのニューロンの持つ重みベクトル $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{iN})$ から、パターン距離測度関数 D を用いて、 $u_i = D(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i)$ となる。すべての競合層のニューロン間で、内部状態 $u_i, i=1, \dots, M$ に基づいて競合が発生し、その結果、勝者となるニューロン c は、

図1 競合型ニューラルネットワークの基本構造

入力ベクトル $\mathbf{x}=(x_1, \dots, x_N)$

重みベクトル $\mathbf{w}_i=(w_{i1}, \dots, w_{iN}), i=1, \dots, M$

ニューロンの内部状態 $u_i, i=1, \dots, M$

出力ベクトル $\mathbf{y}=(y_1, \dots, y_M)$

$$\mathbf{c}=\arg \min _{i=1, \dots, M}\left\{u_i\right\} \quad (1)$$

となる。その出力 y_c は、 $y_c=1$ となり、他のニューロンの出力 $y_i, i \neq c$ は、 $y_i=0$ となる。

競合型ニューラルネットワークを教師付き土地被覆分類法として適用する場合、図2に示すような構成を考える。入力層では、リモートセンシングデータのCCT値を $[0,1]$ に正規化したバンド毎のデータを入力する。競合層の各ニューロンは、予め設定された L 種類のカテゴリーのうち一つに対応付けされている。図2の競合層において、1つのカテゴリーに対して多くのニューロンを割り当てる理由は、分類すべきカテゴリー中には、反射特性の異なる複数の被覆情報が含まれているためである。したがって、各カテゴリー $\omega_k, k=1, \dots, L$ は、複数のニューロンの持つ重みベクトルの集合として表現される。LVQ法によって学習する場合、競合層のニューロンは、それぞれ、特定のカテゴリーに対応付けされ、トレーニングデータは、入力データとそれに対応するカテゴリーである。

学習の前処理段階として、各重みベクトルの初期化を行う。初期化方法として、一般に乱数を用いることが多いが、本論文では分類方法としての適用性の確実度を増すため、カテゴリー毎のトレーニングデータの

図2 競合型ニューラルネットワークの土地被覆分類への適用構造

入力ベクトル $\mathbf{x}=(x_1, \dots, x_N)$ は $[0,1]$ に正規化したCCT値から成る。

設定カテゴリー $\omega_k, k=1, \dots, L$

平均ベクトルを、対応するニューロンの重みベクトルの初期値とする。

LVQ法による学習アルゴリズムとして、Kohonenは、LVQ1, LVQ2, LVQ2.1ならびにLVQ3を提案している^{13),14)}。さらに、学習率を最適化したOLVQ1も提案されている¹⁵⁾。これらの学習アルゴリズムは、LVQ1を基本としたバリエーションである。リモートセンシングデータの土地被覆分類法へ、LVQ法を適用することを考える場合、カテゴリーの分布状態に重なり部分が多いことがある。その場合、学習時に複数の重みベクトルを更新するLVQ2, LVQ2.1ならびにLVQ3は、予期しない方向に重みベクトルを更新し、収束性に問題を生じることがある。したがって、本論文では、学習時に1つの重みベクトルのみ更新し、他のアルゴリズムに比較して定数パラメータが少ないLVQ1およびOLVQ1の適用について考える。

次に、LVQ1による学習アルゴリズムについて述べる。初期化時の重みベクトルを $\mathbf{w}_i(0), i=1, \dots, M$ とし、トレーニングデータの入力回数が t のときの重みベクトルを $\mathbf{w}_i(t)$ とする。 t 回目のトレーニングデータ $\mathbf{x}(t)$ が入力された後、競合が発生し、勝者となるニューロンが c のとき、次のように重みベクトルを更新する。

- i) $\mathbf{x}(t)$ とニューロン c の属するカテゴリーが等しい場合
$$\mathbf{w}_c(t+1)=\mathbf{w}_c(t)+\alpha(t)[\mathbf{x}(t)-\mathbf{w}_c(t)]$$

$$\mathbf{w}_i(t+1)=\mathbf{w}_i(t), i \neq c$$
- ii) $\mathbf{x}(t)$ とニューロン c の属するカテゴリーが異なる

場合

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_c(t+1) &= \mathbf{w}_c(t) - \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] \\ \mathbf{w}_i(t+1) &= \mathbf{w}_i(t), i \neq c \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 $\alpha(t)$ は、学習率を示し、 $0 < \alpha(t) < 1$ であり、 $t \rightarrow \infty$ のとき $\alpha(t) \rightarrow 0$ を満足する関数である。この学習アルゴリズムは、Hebbの学習則に準じた形式となっている。すなわち、この手法は、勝者となったニューロンがトレーニングデータと同じカテゴリーに属する場合は、その重みベクトルをより適合する方向に更新し、その逆の場合は、調整方向を反対にして更新する。

LVQ1では、競合層のすべてのニューロンが同じ学習率を持っている。線形な単調減少関数を用いる場合、学習率 $\alpha(t)$ は、

$$\alpha(t) = \alpha_0 \left(1 - \frac{t}{l_{\max}} \right) \quad (4)$$

となる。ここで、 $l_{\max}$ は、予め設定した学習回数 $l_{\max}$ であり、 α_0 は、初期学習率である。 α_0 は、 $0 < \alpha_0 < 1$ を満たす必要があるが、実際には、 $\alpha_0 = 0.3$ 程度の小さな定数を用いる。

一方、OLVQ1による学習は、ニューロン毎に異なる学習率を持つ方法により、重みベクトルを更新する。学習した重みベクトル $\mathbf{w}_i(t)$ は、トレーニングデータ $\mathbf{x}(t-1), \mathbf{x}(t-2), \dots, \mathbf{x}(0)$ によって更新されている。学習回数のいずれの段階においても、重みベクトルの更新に対するトレーニングデータの影響を等しくすることによって、収束性を高めることを考える¹⁵⁾。なお、文献15)では、その基本的思想しか呈示されていないので、本論文では、付録1に示すような方法で、この学習アルゴリズムを新たに導出する。その結果、ニューロン i の学習率を $\alpha_i(t)$ とすると、重みベクトルを更新した後の学習率を、次のように更新する。

前記 i) の場合

$$\begin{aligned} \alpha_c(t+1) &= \frac{\alpha_c(t)}{1 + \alpha_c(t)} \\ \alpha_i(t+1) &= \alpha_i(t), i \neq c \end{aligned} \quad (5)$$

前記 ii) の場合

$$\begin{aligned} \alpha_c(t+1) &= \frac{\alpha_c(t)}{1 - \alpha_c(t)} \\ \text{if } \alpha_c(t+1) > \alpha_0 \text{ then } \alpha_c(t+1) &= \alpha_0 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\alpha_i(t+1) = \alpha_i(t), i \neq c$$

ただし、学習率の初期化は、 $\alpha_i(0) = \alpha_0, i = 1, \dots, M$ とする。OLVQ1による学習の終了条件として、基本的な学習アルゴリズムは同じなので、LVQ1と同様に学習回数のみで終了を判定する。

土地被覆分類は、学習を終えて収束したニューラルネットワークに、分類すべきリモートセンシングデータを入力し、勝者となったニューロンの属するカテゴリーに、分類する方法で行われる。

3. 分類方法と処理結果

LVQ法を土地被覆分類法として適用する場合、検討すべき項目は、1)学習アルゴリズム(LVQ1, OLVQ1)、2)カテゴリーを表現するための競合層のニューロン数、3)パターン距離測度関数(ユークリッド距離、重み付きユークリッド距離、マハラノビス汎距離)が考えられる。分類精度の高い最適なLVQ法による方法を提案するため、それぞれ、検討項目を考慮し実験を行い、その結果を従来手法と比較する。

3.1 解析地域とリモートセンシングデータ

本実験で解析される地域は、図3に示す香川県高松市を中心とした東西約19Km、南北約14Kmの矩型領域である。この地域は、水域、植生、都市域を含み、一般的な土地被覆情報を有している。さらに、分類精度を求める際に必要となるグラントゥルースデータが、容易に入手可能である理由から、この領域を解析対象とすることにした。リモートセンシングデータは、被雲率がほぼ0%に近い1988年4月28日に観測された、パス No.110、ローNo.36のLandsat5号によるTMデータを用いる(図4)。分類対象画像の大きさは、640ピクセル×480ピクセルである。

土地被覆分類に用いる観測バンドとして、熱赤外バンドを除く6バンドを用いた場合、特定のカテゴリーにおいて分散共分散行列が特異行列になることがある^{23),24)}。それは、あるカテゴリーに属するトレーニングデータにおいて、2つ以上のバンド間で高い相関を示すことに起因している。例えば、6バンドのトレーニングデータを用いた予備実験では、「溜め池」カテゴリーの分散共分散行列に対する固有値は、 $\lambda_1 = 2.39$ 、 $\lambda_2 = 0.68$ 、 $\lambda_3 = 8.19$ 、 $\lambda_4 = 23.85$ 、 $\lambda_5 = 228.98$ 、 $\lambda_6 = 4.03$ となり λ_2 が0.0に近い値を示し、不安定な分散共分散行列となった。他のカテゴリーも同様な傾向を示したため、本実験では、バンド間の冗長性を考慮して、解析対象となる画像全体に主成分分析を適用し、使用するバンドを決定した。熱赤外バンドを除く6バンドについて、主成分分析を行った結果を表1に示す。この結果から、

第一主成分のみで累積寄与率は、87.6%となり、それに対応する固有ベクトルによれば、バンド4、5による変動が大きいがわかる。さらに、可視光領域の観測バンドであるバンド3を含め、本実験では、バンド3、4、5の合計3バンドの観測データを用いて土地被覆分類の実験を行うこととする。

分類対象とするカテゴリーは、海または川(w_1)、溜め池(w_2)、裸地(w_3)、森林(w_4)、田畑(w_5)、密集住宅地(w_6)の6カテゴリーとする。分類画像上でカテゴリーを識別するための配色は、 w_1 :黒、 w_2 :青、 w_3 :白、 w_4 :緑、 w_5 :黄、 w_6 :赤とする。通常、海、川、溜め池は、まとめて水域としてカテゴリーを設定するが、本実験では、香川県地方の特徴的な地形である溜め池にも着目し、単独のカテゴリーとする。

3.2 トレーニングデータと評価データ

本実験において、トレーニングデータは表2に示す2種類を用いる。トレーニングデータの選定の容易性を重視した TR1、またはカテゴリーの比率に合わせてトレーニングデータを選定した TR2に対して、分類精度の向上が統計的に期待できる。とくに、本論文では、TR1と TR2を用いた場合の分類精度が、どの程度変化するかを実験的に求め、両者の比較を行う。

TR1は、各カテゴリーについて150ピクセルを、解析対象画像からグラントゥールースデータに基づいて選択したデータである。TR2は、解析対象画像の16ピクセル平方(地上換算約0.23km²)の格子上のピクセルを、トレーニングデータとして、同様に選択したデータである。したがって、TR2は解析画像に含まれるカテゴリーの被覆率とほぼ等しい割合で、トレーニング

データが構成される。ただし、TR2の場合、格子上のカテゴリーの判別が困難であり、不明確な箇所はトレーニングデータとして使用しない。

評価データは、トレーニングデータとは別に、解析対象画像の2ピクセル平方の格子上のピクセルから選択し、ミクセルであっても画素内に含まれる最大面積を有すると判別されるカテゴリーを設定する。しかし、まったく同じ観測データであるのにもかかわらず、異なるカテゴリーに設定された領域は、両者とも評価データとして使用しない。

本論文において、評価対象とする土地被覆分類法は、すべて同一のトレーニングデータと評価データを用いて、分類精度の比較を行う。

3.3 LVQ 法による土地被覆分類法

LVQ 法を土地被覆分類法として適用する場合の検討項目を考慮した結果、本実験では、表3に示すバリエーションを考える。学習アルゴリズムである LVQ1 および OLVQ1のそれぞれに対して、パターン距離測定関数を、次の3通り適用する。

1) ユークリッド距離

$$D_v(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - w_{ij})^2} \quad (7)$$

2) 重み付きユークリッド距離

$$D_w(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^N \frac{1}{\sigma_{kj}} (x_j - w_{ij})^2} \quad (8)$$

3) マハラノビス汎距離

$$D_M(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i) = (\mathbf{x} - \mathbf{w}_i) \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{w}_i)' \quad (9)$$

ここで、'は転置を示す。(8)、(9)式において、ニューロン i は、カテゴリー w_k に対応付けられている。また、

表1 解析対象リモートセンシングデータの主成分分析結果(熱赤外バンド7を除く)

□は、使用したデータを示す。

主 成 分		1	2	3	4	5	6
固 有 値		2976.67	337.88	65.51	10.19	4.94	0.93
累積寄与率(%)		87.6	97.6	99.5	99.8	99.9	100.0
固有ベクトル	バンド 1	0.191	-0.385	0.543	0.008	-0.700	-0.176
	バンド 2	0.157	-0.177	0.292	-0.120	0.137	0.909
	バンド 3	0.259	-0.338	0.390	-0.317	0.651	-0.376
	バンド 4	0.445	0.770	0.417	0.177	0.035	-0.043
	バンド 5	0.712	-0.024	-0.512	-0.437	-0.198	0.009
	バンド 7	0.408	-0.334	-0.177	0.814	0.167	0.003

表2 トレーニングデータと評価データ

		カテゴリー	$\omega 1$	$\omega 2$	$\omega 3$	$\omega 4$	$\omega 5$	$\omega 6$	合 計
トレーニングデータ	TR1	ピクセル数	150	150	150	150	150	150	900
		百分率(%)	16.7	16.7	16.7	16.7	16.7	16.7	100.0
	TR2	ピクセル数	208	9	14	220	282	197	930
		百分率(%)	22.4	1.0	1.5	23.7	30.3	21.2	100.0
評価データ		ピクセル数	14109	625	977	14538	19630	12705	62584
		百分率(%)	22.5	1.0	1.6	23.2	31.4	20.3	100.0

$\sigma_{kj}, j=1, \dots, N$ は、 ω_k に属するトレーニングデータの標準偏差を示し、 Σ_k は分散共分散行列を示している。

統計的には、 D_M 、 D_W 、 D_U の順に高い分類精度となることが期待されるが、本論文では、それらの分類精度について、定量的な比較を行う。

入力層の処理要素数 N は、入力データとして、バンド3、4、5の正規化された CCT 値を用いることから、3とする。競合層のニューロン数 M は、設定カテゴリー数である6の倍数とし、各カテゴリーに対応付けされるニューロン数は同数とする。本実験では、競合型ニューラルネットワークの汎化能力を調べるため、 $M=18, 24, \dots, 120$ の18通りの場合について分類を行う。

さらに、各 LVQ 法について、トレーニングデータとして、TR1または TR2を用いて、ニューラルネットワークを学習させる。学習回数は、予備実験の結果から $l_{max}=10,000$ とし、初期学習率 α_0 は、前述した0.3を用いる。ただし、学習回数は、1つのトレーニングデータに対する学習を1回としている。

3.4 比較対象とする従来の方法

LVQ 法による分類結果を比較する従来の方法は、パラメトリックな方法である最尤法 (MLH)、ノンパラメトリックな方法である最短距離法および階層型ニューラルネットワークを用いるバックプロパゲーション法 (BP) とする。最短距離法に用いるパターン距離測度関数は、前述した3種類の関数を適用し、それぞれ、ユークリッド最短距離法 (NN-U)、重み付きユークリッド最短距離法 (NN-W)、マハラノビス最短距離法 (NN-M) とする。

階層型ニューラルネットワークは、図5に示す三層からなる多層パーセプトロンで構成されている。入力層は、入力データであるバンド3、4、5に対応する3個のニューロンからなり、出力層は、6カテゴリーのそれぞれに対応する6個のニューロンからなっている。隠れ層

表3 LVQ法のバリエーション

パターン距離測度関数	学習アルゴリズム (LVQ1)	学習アルゴリズム (OLVQ1)
D_U	LVQ1U	OLVQ1U
D_W	LVQ1W	OLVQ1W
D_M	LVQ1M	OLVQ1M

D_U : ユークリッド距離 D_W : 重み付きユークリッド距離
 D_M : マハラノビス汎距離

図5 階層型ニューラルネットワークの構造

入力ベクトル $\mathbf{x}=(x_1, x_2, x_3)$ は、(バンド3、バンド4、バンド5)に対応する $[0,1]$ に正規化した CCT 値から成る。

出力ベクトル $\mathbf{y}=(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6)$

隠れ層のニューロン数 $H=3\sim 20$

トレーニングデータ

$\omega_1:\mathbf{y}=(1,0,0,0,0,0)$

$\omega_2:\mathbf{y}=(0,1,0,0,0,0)$

$\omega_3:\mathbf{y}=(0,0,1,0,0,0)$

カテゴリー

$\omega_4:\mathbf{y}=(0,0,0,1,0,0)$

$\omega_5:\mathbf{y}=(0,0,0,0,1,0)$

$\omega_6:\mathbf{y}=(0,0,0,0,0,1)$

のニューロン数 H は、3~20個まで変化可能とする。学習アルゴリズムはバックプロパゲーション法を用いる。トレーニングデータは、図5に示すようなカテゴリに対応するニューロンの出力が1となり、他の出力が0となるように設定する。学習の終了判定は、トレーニングデータとニューラルネットワークの出力の平均二乗誤差が0.1以下になるか、または学習回数が10,000回を超える場合とする。ただし、学習回数は、すべてのトレーニングデータに対する学習を1回としている。

分類精度の比較条件を揃えるために、各方法とも表2に示すトレーニングデータ (TR1, TR2) を用いて、分類に必要なパラメータを算出または学習し、評価データを用いて分類精度を求める。

3.5 分類結果とその評価

表3に示す各 LVQ 法のバリエーションについて、競合層のニューロン数に対する総合精度および平均分類精度を求めるために、評価データに対する分類スコア行列 (Confusion Matrix) $\mathbf{A}$ を定義する。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{L1} & \cdots & a_{LL} \end{bmatrix}$$

ここで、 a_{ij} は、評価データであるカテゴリ i のデータが、カテゴリ j に分類されたデータ数を示す。このとき、総合精度 $OA(\%)$ は、次式となる。

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^L a_{ii}}{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L a_{ij}} \times 100 \quad (\%) \quad (10)$$

また、平均分類精度 $AA(\%)$ は、

$$AA = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{a_{ii}}{\sum_{j=1}^L a_{ij}} \times 100 \quad (\%) \quad (11)$$

とする。

トレーニングデータ TR1 を用いて分類した結果を、図6に示す。図6(1)は、LVQ1による分類結果を、LVQ1U, LVQ1W, LVQ1M について比較したものであり、同様に、図6(2)は、OLVQ1による分類結果を、OLVQ1U, OLVQ1W, OLVQ1M について比較したものである。図6(3)は、同図(1), (2)の結果から、全体的に総合精度が高い LVQ1W と OLVQ1M および従来方法 (NN-U, MLH, BP) の結果を比較した図である。同様に、図6(4)は、平均分類精度について比較した図である。BP の場合、横軸は隠れ層のニューロン数を示

す。最短距離法の結果では、NN-U, NN-W, NN-M の総合精度が、それぞれ、76.69%, 76.45%, 76.29% となり、ほぼ同程度の結果となったが、このうち最も高い精度を示した NN-U を、比較対象とした。

図6(1), (2)の結果より、LVQ 法に用いるパターン距離測度関数は、統計的に明らかであるようにユークリッド距離を用いた場合より、カテゴリの分布を考慮した重み付きユークリッド距離やマハラノビス距離を用いた場合の結果の方が、全体的に1%程度総合精度が高くなっている。しかし、図6(1)の総合精度の比較に示すように、必ずしもマハラノビス距離を用いた結果が、最も高い精度を示すとは限らない。この理由としては、分散共分散行列の特異性が関係していると考えられる。

また、競合層のニューロン数 M は、ニューラルネットワークの汎化能力を決定する主要因である。LVQ1W の場合、 $M=7 \times 6$ カテゴリが、総合精度に関して最適となり、それ以上ニューロン数を増加させても精度の向上はみられない。一方、OLVQ1M の場合、 $M=5 \times 6$ カテゴリが最適となり、それ以上ニューロン数を増加させると、逆に分類精度が低くなる結果となった。この要因として、トレーニングデータに対して分類精度は上がるが、評価データに対する精度は低くなるという汎化能力の低下が考えられる。図6(3), (4)における BP の学習状況は、隠れ層のニューロン数 $H=3, 4, 5, 7$ において、収束判定で終了せず、学習回数が最大学習回数を超えた。それ以外の隠れ層のニューロン数では、収束判定条件を満足して終了した。分類精度の比較結果は、BP において $H \geq 10$ の場合、最も高い分類精度を示した。BP において $3 \leq H \leq 9$ では、分類結果に不安定さが目立ち、この区間では LVQ 法の方が精度が高い場合もある。MLH の結果は、 $OA=81.34\%$, $AA=83.53\%$ を示した。分類精度を総合的に比較した結果、BP が最も高い精度を示した。しかし、分類方法の実用的な応用を考慮すると、学習の収束が安定している LVQ 法の方が利用しやすい。さらに、LVQ1W および OLVQ1M では、総合精度に関して MLH とほぼ同程度の分類精度を示したが、平均分類精度に関して MLH よりも高い分類結果を示し、それらの有用性が確かめられた。

一方、トレーニングデータ TR2 を用いて分類した結果を図7に示す。図7(1)~(4)は、図6(1)~(4)と対応した図である。図7(3)は、同図(1), (2)の結果から、全

体的に総合精度が高いLVQ1MとOLVQ1Mおよび従来方法(NN-W, MLH, BP)の結果を比較した図である。同様に、図7(4)は、平均分類精度について比較した図である。最短距離法の結果では、NN-U, NN-W, NN-Mの総合精度が、それぞれ、79.93%, 80.29%, 79.80%となり、ほぼ同程度の結果となったが、このうち最も高い精度を示したNN-Wを比較対象とした。

図7(1), (2)の結果は、統計的に予想された通り、ほぼ、ユークリッド距離、重み付きユークリッド距離、マハラノビス汎距離を用いた順に分類精度が高くなっている。競合層のニューロン数が少ない場合、マハラノビス汎距離の有効性が高いことを示し、他の距離測定関数を用いた場合に比較して、1%~2%の総合精度の向上がみられ、平均分類精度に関しては、さらに5%以上、精度が向上していることがある。

図7の競合層のニューロン数に対する総合精度の変化は、図6と同様な傾向を示し、LVQ1Mの場合、 $M=5 \times 6$ カテゴリー、OLVQ1Mの場合、 $M=4 \times 6$ カテゴリーのとき最も高い分類精度を示した。一般に、ニューロン数が少なくなれば、学習および分類に必要な演算量も減少する。このように、少ないニューロン数でカテゴリーを表現できることは、LVQ法の利点のひとつである。

図7(3), (4)におけるBPの学習状況は、隠れ層のニューロン数のいずれの場合においても、収束判定を満足せず、学習回数が最大学習回数を超えた。しかし、学習を終了した時点での平均二乗誤差は、0.12~0.20となり、不十分な収束状況ではあるが、分類への適用が可能とみなして比較した。このように、BPではトレーニングデータによって収束が難しい場合があり、その選択性に問題がある。さらに、図7(3), (4)によるBPの結果は、分類精度の不安定さが大きく、LVQ法に比較して実際への応用の困難性を示している。LVQ1MとOLVQ1Mは、ほとんど同程度の分類精度を示し、総合精度に関して、MLHよりも3%以上高い精度を有していることがわかった。しかし、平均分類精度の場合、MLHが最も高い精度(82.68%)を示した。この結果から、TR2を用いた場合、LVQ法では、カテゴリーの出現頻度的な情報がニューロン内部に記憶され、MLHよりも総合精度が向上したと考えられる。一方、平均分類精度で比較した場合、逆の結果を示し、トレーニングデータに多く含まれるカテゴリー

図6 トレーニングデータ(TR1)による分類結果

(1) トレーニングデータ (TR2) を用いた LVQ1 による分類結果

(2) トレーニングデータ (TR2) を用いた OLVQ1 による分類結果

(3) トレーニングデータ (TR2) を用いた場合、
従来方法との総合精度の比較

(4) トレーニングデータ (TR2) を用いた場合、
従来方法との平均分類精度の比較

図7 トレーニングデータ (TR2) による分類結果

の分類精度が向上した反面、少ないカテゴリーの分類精度が低くなり、MLH に比較して、1%程度低いことがわかった。

以上、図6、7を総括的に比較した結果、総合精度で分類評価基準とした場合、TR2を用いた OLVQ1M が、最も高い精度を示し、平均分類精度で評価した場合、TR1を用いた OLVQ1M が、競合層のニューロン数 $M=4 \times 6$ カテゴリーで最も高い精度を示した。

次に、トレーニングデータ TR2を用いた場合の、LVQ1M と OLVQ1M の学習過程を比較して、OLVQ1M の収束安定性を確認する。図8は、入力層の処理要素数 $N=3$ 、競合層のニューロン数 $M=4 \times 6$ カテゴリー=24個の競合型ニューラルネットワークを LVQ1M と OLVQ1M によって学習した過程を示したものである。横軸は学習回数、縦軸は学習時におけるトレーニングデータと、それを入力したときに勝者となるニューロンの重みベクトルとの平均二乗誤差を示す。

この平均二乗誤差には、トレーニングデータと勝者となるニューロンに属するカテゴリーが一致しているかどうかという情報は含まれていない。したがって、この値が直接ニューラルネットワークの能力を示しているのではなく、ニューラルネットワークが収束しているかどうかを示す指標である。ニューラルネットワークが収束した状態は、トレーニングデータがベクトル量子化され、重みがカテゴリーの代表値を有した結果平均二乗誤差が安定してきた状態であると考えられる。

この学習結果から、OLVQ1M による学習が、LVQ1M と比較して、安定していることがわかる。とくに、OLVQ1M の場合、学習回数は10,000回も必要ではなく6,000回程度で十分なことがいえる。したがって、同

図8 LVQ 法による学習経過

図3 解析対象地域の概略地図

香川県高松市

(1) NN-W による分類画像(OA=80.29%)

(2) MLH による分類画像(OA=81.96%)

(3) BP による分類画像(OA=82.68%)

隠れ層のニューロン数 H=7

☐ 海または川 (ω_1)	☐ 溜め池 (ω_2)	☐ 裸地 (ω_3)
☐ 森林 (ω_4)	☐ 田畑 (ω_5)	☐ 密集住宅地 (ω_6)

図9 従来方法による土地被覆分類の結果

トレーニングデータ: TR2

図4 解析対象地域のリモートセンシング画像(グレイスケール)

観測衛星 Landsat 5号

スキャナ TM

観測日 1988年4月28日

位置 パス No.110, ローNo.36(香川県高松市)

大きさ 640ピクセル×480ピクセル

(1) LVQ1U による分類画像(OA=82.35%)

(1) OLVQ1U による分類画像(OA=82.66%)

(2) LVQ1W による分類画像(OA=83.73%)

(2) OLVQ1W による分類画像(OA=83.87%)

(3) LVQ1M による分類画像(OA=84.31%)

☐ 海または川(ω_1) ☐ 溜め池(ω_2) ☐ 裸地(ω_3)
☐ 森林(ω_4) ☐ 田畑(ω_5) ☐ 密集住宅地(ω_6)

図10 LVQ1による土地被覆分類の結果

トレーニングデータ : TR2

学習アルゴリズム : LVQ1

競合層のニューロン数: 24

(3) OLVQ1M による分類画像(OA=84.51%)

☐ 海または川(ω_1) ☐ 溜め池(ω_2) ☐ 裸地(ω_3)
☐ 森林(ω_4) ☐ 田畑(ω_5) ☐ 密集住宅地(ω_6)

図11 OLVQ1による土地被覆分類の結果

トレーニングデータ : TR2

学習アルゴリズム : OLVQ1

競合層のニューロン数: 24

程度の分類精度を示す場合は、学習回数が少なくても、収束の安定性および高速性が優れている点から考慮して、OLVQ1Mを土地被覆分類法として、適用することがよいと考えられる。また、図8に示すような平均二乗誤差の安定性を条件として、学習を終了させることも考えられる。しかし、今回の実験では、比較条件を揃えるために、LVQ1、OLVQ1とも終了条件として同数の学習回数を適用した。

次に、解析地域全体を分類した結果を画像にして示す。分類画像の全体的な分類精度の評価は、総合精度を用いる。図9～図11は、解析対象地域全体を土地被覆分類し、カテゴリーの識別色を用いて作成した分類画像である。各方法に用いたトレーニングデータは、総合精度が高いTR2とする。図9は、比較のため、従来方法による分類画像を示し、同図(1)はNN-W、(2)はMLH、(3)は隠れ層のニューロン数 $H=7$ のBPによって作成した画像である。図10、11は、LVQ法による分類画像を示し、学習アルゴリズムは、それぞれ、LVQ1、OLVQ1を適用した結果である。ここで用いた競合層のニューロン数は、図7のOLVQ1Mにおいて、最も総合精度の高い結果を得た、 4×6 カテゴリー=24個とした。パターン距離測度関数に関して、図10、11の(1)はユークリッド距離、(2)は重み付きユークリッド距離、(3)はマハラノビス汎距離を用いた分類画像である。

LVQ法による分類画像を従来方法と比較すると、ユークリッド距離を用いたLVQ1U、OLVQ1Uでは、とくに、溜め池(ω_2)の誤分類が目立ち、NN-W、MLHの分類画像より見劣りしている。一方、LVQ1M、OLVQ1Mでは、高松市郊外においてMLHの分類画像に見られるゴマ塩状のノイズ的なカテゴリー分類がなく、滑らかな画像が得られ、海、川、溜め池などの水域も正確に分類がなされている。BPによる分類画像は、溜め池(ω_2)および裸地(ω_3)へ分類されるピクセルがほとんどなくなり、このまま分類方法として適用するには問題がある。次に、LVQ法のパターン距離測度関数による分類結果について比較する。LVQ1U、LVQ1Wによる分類画像には、溜め池(ω_2)の誤分類が多いが、LVQ1Mを用いることにより、改善されている。同様に、OLVQ1Uによる分類画像には、溜め池(ω_2)の誤分類が目立つが、OLVQ1Wで改善されている。さらに、OLVQ1Wでは、高松港の防波堤付近で海が溜め池に誤分類されているが、OLVQ1Mの分類画像には、それも含めて誤分類が改善されている。

4. ま と め

本論文では、土地被覆分類法として競合型ニューラルネットワークを適用する場合の検討項目である、学習アルゴリズム、ニューラルネットワークの構造、パターン距離測度関数について詳細に検討し、リモートセンシングデータを用いた実験により、従来方法と定量的に比較した。その結果、総合精度および平均分類精度を分類評価基準とした場合、マハラノビス汎距離を用いたOLVQ1が、最も高い精度を示した。

今後、LANDSAT以外の光学的センサーによるリモートセンシングデータや、SARデータへの本論文での土地被覆分類方法の適用を考えていく必要がある。(受付日1995.12.21, 受理日1996.5.14)

参考文献

- 1) 土屋, "リモートセンシング概論", 朝倉書店, pp.204-216, 1990.
- 2) 相磯, 甘利, "ノーベルコンピューティングへの挑戦", 三田出版会, pp.13-29, 1990.
- 3) 吉田, 大松, 寺西, "ニューラルネットを用いたリモートセンシングデータのパターン認識", システム制御情報学会論文集, vol.4, no.1, pp.11-20, 1991.
- 4) Heermann P.D. and Khazenie N., "Classification of multispectral remote sensing data using a back-propagation neural network", IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, vol.30, no.1, pp.81-88, 1992.
- 5) Kawata S., Eason R.O. and Kawaguchi E., "Classification of LANDSAT image data and its evaluation using a neural network approach", Trans. of the Society of Instrument and Control Engineers, vol.27, no.11, pp.1302-1306, 1991.
- 6) Kanellopoulos I., Varfis A., Wilkinson G. and Mégier J., "Land-cover discrimination in SPOT HRV imagery using an artificial neural network—a 20-class experiment", INT. J. Remote Sensing, vol.13, no.5, pp.917-924, 1992.
- 7) Benediktsson J.A., Swain P.H. and Erosy O. K., "Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data", IEEE Trans. on Geosci. and Remote

Sensing, vol.28, no.4, pp.540-552, 1990.

8) クスハルドノ, 福江, 下田, 坂田, "同時生起行列に基づく空間的土地被覆分類におけるニューラルネットワークの利用", 写真測量とリモートセンシング, vol.34, no.4, pp.22-35, 1995.

9) 河邑, 辻子, "多段ニューラルネットワークによる人工衛星画像の土地被覆分類", 写真測量とリモートセンシング, vol.34, no.1, pp.71-80, 1995.

10) 西川, 北村, "ニューラルネットワークと計測制御", 朝倉書店, pp.54-72, 1995.

11) Hung C.C., "Competitive learning networks for unsupervised training", INT.J.Remote Sensing, vol.14, no.12, pp.2411-2415, 1993.

12) Yoshida T. and Omatu S., "Neural network approach to land cover mapping", IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, vol.32, no.5, pp.1103-1109, 1994.

13) Kohonen T., "Self-organization and associative memory", Springer-Verlag (New York), 1989.

14) Kohonen T., "Statistical pattern recognition revisited", Advanced Neural Computers, Elsevier Science Publishers B.V. (North-Holland), pp.137-144, 1990.

15) Kohonen T., Hynninen J., Kangas J., Laaksonen J. and Torkkola K., "LVQ-PAK: The learning vector quantization program package version 3.1", Helsinki Univ. of Tech. Lab. of Computer and Information Science, April 7, 1995.

16) Kohonen T., "The Self-Organizing Map", Proceeding of the IEEE, vol.78, no.9, pp.1464-1480, 1990.

17) Hara Y., Atkins R.G., Yueh S.H., Shin R.T. and Kong J.A., "Application of neural networks to radar image classification", IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, vol.32, no.1, pp.100-109, 1994.

18) Geva S. and Sitte J., "Adaptive nearest neighbor pattern classification", IEEE Trans. on Neural Networks, vol.2, no.2, pp.318-322, 1991.

19) 伊藤, 大松, "リモートセンシングデータのノンパラメトリック分類方法について", 高松工業高等専門学校研究紀要第28号, pp.23-29, 1992.

20) 伊藤, 大松, "学習ベクトル量子化法によるリモ-

ートセンシングデータの分類精度評価", 日本リモートセンシング学会第13回学術講演会論文集 (広島), pp.51-52, 1992.

21) 伊藤, 大松, "最適化学習率 LVQ による土地被覆分類法", 日本リモートセンシング学会第19回学術講演会論文集 (名古屋), pp.173-174, 1995.

22) Ito Y. and Omatu S., "Category classification using self-organization network", Proc. of ISNCR-94 (Kawasaki Japan), pp.537-542, 1994.

23) 日本リモートセンシング研究会編, "画像の処理と解析", 共立出版, pp.208-211, 1981.

24) 星, "地形情報処理学", 森北出版, pp.175-176, 1991.

付録1. OLVQ1の学習率の導出

競合の後, 勝者となったニューロンを c とするとき, 重みベクトル $\mathbf{w}_c(t)$ は, 次のように更新される。

i) $\mathbf{x}(t)$ とニューロン c の属するカテゴリーが等しい場合
$$\mathbf{w}_c(t+1) = \mathbf{w}_c(t) + a_c(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] \quad (12)$$

ii) $\mathbf{x}(t)$ とニューロン c の属するカテゴリーが異なる場合
$$\mathbf{w}_c(t+1) = \mathbf{w}_c(t) - a_c(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] \quad (13)$$

(12) 式のとき $s(t) = +1$, (13) 式のとき $s(t) = -1$ とすると, まとめて $\mathbf{w}_c(t+1) = \mathbf{w}_c(t) + s(t)a_c(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)]$
$$= [1 - s(t)a_c(t)]\mathbf{w}_c(t) + s(t)a_c(t)\mathbf{x}(t)$$

となる。この式を $\mathbf{w}_c(t)$ で解くと,

$$\mathbf{w}_c(t) = \frac{\mathbf{w}_c(t+1) - s(t)a_c(t)\mathbf{x}(t)}{1 - s(t)a_c(t)}$$

である。一方, $\mathbf{w}_c(t)$ は,

$$\mathbf{w}_c(t) = \mathbf{w}_c(t-1) + s(t-1)a_c(t-1)[\mathbf{x}(t-1) - \mathbf{w}_c(t-1)]$$

であるから,

$$\frac{\mathbf{w}_c(t+1) - s(t)a_c(t)\mathbf{x}(t)}{1 - s(t)a_c(t)} = \mathbf{w}_c(t-1) + s(t-1)a_c(t-1)[\mathbf{x}(t-1) - \mathbf{w}_c(t-1)]$$

より,

$$\mathbf{w}_c(t+1) = [1 - s(t)a_c(t)][1 - s(t-1)a_c(t-1)]\mathbf{w}_c(t-1) + s(t)a_c(t)\mathbf{x}(t) + s(t-1)a_c(t-1)[1 - s(t)a_c(t)]\mathbf{x}(t-1)$$

となる。 $\mathbf{x}(t)$ と $\mathbf{x}(t-1)$ の係数の絶対値を等しくすることにより, $\mathbf{w}_c(t+1)$ に及ぼす $\mathbf{x}(t), \mathbf{x}(t-1), \dots, \mathbf{x}(0)$ の影響をすべて等しくすることができる。したがって,

$$a_c(t) = a_c(t-1)[1 - s(t)a_c(t)]$$

となればよい。 $a_c(t)$ で解くと,

$$a_c(t) = \frac{a_c(t-1)}{1 + s(t)a_c(t-1)} \quad (14)$$

である。以上から, OLVQ1 は, (14) 式により学習率 $a_c(t)$ を更新する。