衛星画像データ分類用 MLP モデルの学習率の設定

Determination of Learning Rate in MLP Model
Used for Classification of Satellite Image Data

張 立堅*, 星 仰**

Lijian ZHANG, Takashi HOSHI

Abstract: The multi-layer perceptron type artificial neural network model (MLP model) has been applied as a classifier in various classification fields, including remote sensing application. The back-propagation learning algorithm is widely employed in the MLP model as a simple learning algorithm. This algorithm, however, may lead to an unstable state of learning process, or take a lot of learning time in the learning process, if the learning rate is selected improperly. In this paper, a new learning rate institution equation is proposed for selecting of proper learning rate when the MLP model is employed in the classification of remote sensing satellite image data. At this time, a large scale training set is usually employed for learning of MLP model. Using the proposed institution equation, the learning rate is able to be directly determined by the training set size (number of training samples) and the network size (number of nodes). At the same time, it guarantees that the learning process of MLP model is convergent. The proposed learning rate institution equation is more practical than conventional institution equations. The latter is often accompanied with a number of experiments, to obtain a proper learning rate. Using the proposed learning rate institution equation, not only a faster convergence is yielded but also a smaller error is obtained. To inspect the efficiency of proposed equation, two different size training sets are learned by two different MLP models respectively for the classification of multispectral image data.

1. はじめに

多層パーセプトロン型ニューラルネットワークモデル（以下、MLP モデルと略称する）および改良した MLP モデルは、リモートセンシング分野において、教師付き分類の一種として、土地被覆物の認識・分類などに効果的に応用されてきている¹⁻⁷⁾。MLP モデルは多くのトレーニングパターンサンプルを学習し、学習されるパターンを連想的に記憶し、その内容を一般化

してパターン認識および分類できる能力がある。また、MLP モデルは、各ニューロン（ノード）間の結合重みを調整することによって最適な分類クラスの判別関数を求めることができる。結合重みの調整は MLP モデルの学習と呼ばれ、その調整の過程は MLP モデルの学習過程と呼ばれる。学習にはいくつかの方法があり、その中の代表的な方法としてバックプロパゲーション学習法（以下、BP 学習法と略称する）がある⁸⁾。しかし、この方法は学習速度が遅いため、学習に長時間を要する。

学習速度は多種な要素の影響をうける。重要な要素の一つは学習率 η と呼ばれるパラメータである^{8,9)}。このパラメータは、学習過程が形成されるかどうかを決定するもので、BP 学習法を利用する前に適切に選択しておかなければならない。学習率 η の選択が適切でない場合には、学習過程が振動したり、処理が遅くなったり、収束できない状態になる。学習率設定法として、学習率を学習過程で適切に調整して行く方法（以下、

* 茨城大学大学院工学研究科 Graduate School of Engineering, Ibaraki University. 4-12-1 Naka-narusawa, Hitachi, Ibaraki.

** 茨城大学工学部情報工学科 Dept. of Computer and Information Sciences, Faculty of Engineering, Ibaraki University. 4-12-1 Naka-narusawa, Hitachi, Ibaraki.

学習率適応調整法と略称する)と、全学習過程において一定値を設定する方法(以下、学習率固定法と略称する)がある。学習率適応調整法では、全学習過程で学習率がシステム誤差に伴って変化する変数としている。この方法では、学習率はシステム評価関数(システム誤差関数ともいう)の状況に応じて調整されるため、学習速度が速いという利点がある¹⁰⁾。しかし、この方法は計算が煩雑なため、大規模なトレーニングパターンデータセット(以下、トレーニングセットと略称する)には適用しにくい。一方、学習率固定法は、学習率の設定が簡単にでき、大規模なトレーニングセットにも直接適用できる。通常のBP学習法をリモートセンシング画像データ分類のために用いるとき、トレーニングセットは大規模となるので、学習率固定法がよく用いられる¹¹⁾。

本論文では、学習率固定法に基づいて、適切な学習率の設定を試みる。まず、土地被覆物の認識・分類に利用されるMLPモデルについての重要なパラメータである学習率 η の設定について論述し、実用的な新しい学習率設定式を提案する。また、提案する学習率を用いて、実験データを解析し、学習率の適性を調べる。ここでは、2個のトレーニングセットを用いて学習を行った2個の異なる構成のMLPモデルを取り上げ、MOS-1衛星のMESSR画像データを分類して、提案する学習率の実用性を検討する。そして、本研究で得られた成果を結論で述べる。

2. MLPモデルとBP学習法

2.1 MLPモデル

MLPモデルは、ニューラルネットワークモデルの一種であり、パターン分類・認識分野でよく用いられ

ている。ネットワークの基本素子ニューロン(あるいはノード)が階層的に配置され、各層は適当な数のニューロンを保有し、それらのニューロンは重みつきで相互結合されている。一般的な形状は、図1のように隣接した層のノードのみを結合したものである。データをネットワークに与える層は入力層と呼ばれる。それとは反対側の層を出力層といい、中間にある層は中間層と呼ばれている。図1は中間層が一つの3層MLPモデルを示している。

各層の入力データと出力データは、それぞれベクトルの形式で表現される。入力ベクトル I は、ある層の各ノードに同時に入力されるデータを組み合わせて、式(1)として表現される。

$$I = \{i_1, i_2, \dots, i_l, \dots, i_m\} \quad (1)$$

ここで、 m はこの層のノード数である。

出力ベクトル O は、ある層の各ノードに対して、同時に出力する出力データを組み合わせて、式(2)として表現される。

$$O = \{o_1, o_2, \dots, o_j, \dots, o_m\} \quad (2)$$

このうち、教師信号としての出力ベクトルは、式(3)で定義される。

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_n\} \quad (3)$$

ここで、 n は出力層のノード数である。

入力層を除く、MLPモデルの各層のノードは、図2に示すように2つの機能を保有している：前層のノードの出力を集約し、自分自身の出力を準備する。そのため j 層(入力層を除く)の各ノードの入力と出力

図1 MLPモデルの一般構造

図2 ノード内部の機能

は、式(4), (5)に示すように入力ベクトル I_j と出力ベクトル O_j で表現される。

$$I_j = \sum w_{ij} O_i \quad (4)$$

$$O_j = f(I_j) = 1 / (1 + \exp(-I_j)) \quad (5)$$

ここで、

I_j : 第 j 層のノードの入力ベクトル

w_{ij} : 第 i 層と第 j 層の各ノードの間の結合重みの $n \times m$ 行列, n は第 i 層のノード数, m は第 j 層のノード数

O_i : 第 i 層のノードの出力ベクトル

O_j : 第 j 層のノードの出力ベクトル

f : ノードの出力関数

入力層 (第 0 層) において、各ノードの入力と出力は、入力データによって、式(6)と(7)のように決められる。

$$I_0 = X \quad (6)$$

$$O_0 = I_0 \quad (7)$$

ここで、

I_0 : 入力層の入力ベクトル

X : 同時に入力するデータを組み合わせて形成するパターンベクトル

O_0 : 入力層の出力ベクトル

2.2 BP 学習法

BP 学習法は MLP モデルで用いられる学習法の 1 種である。この学習法はネットワークの教師信号の出力と実際の出力の差 (誤差) と、ノードへの入力信号の積に比例して、ネットワーク内の各ノードを結合する重みを修正して、入力パターンの分類クラスの判別関数を学習する。学習過程はトレーニングセット中のトレーニングパターンサンプルを用いて、要求される出力にもっとも近い出力を得るために、各ノード間を結合する重みを調整する過程である。BP 学習法は容易に MLP モデルに適用できる。この学習法には最小二乗誤差法を用いて、出力層ノードの実際の出力ベクトル O と教師信号の出力ベクトル T 間の誤差二乗和を減少させる非線形最適化問題となる。つまり、学習の目的はモデルの各層のノード間を結合させる重み w_{ij} を調整して、下記の誤差評価関数を最小化して、教師信号の出力ベクトル T を学習する。

$$E = -\frac{1}{2} \sum (T^p - O^p)^2 \quad (8)$$

ここで、

E : すべてのトレーニングデータに対して実際の出力ベクトル O と教師信号の出力ベクトル T の間の誤差

T^p : p 番目入力トレーニングデータに対して出力層の教師信号の出力ベクトル

O^p : p 番目入力トレーニングデータに対して出力層の実際の出力ベクトル

学習する過程は、トレーニングデータを 1 個ずつ入力することに結合重みを調整する逐次修正法と、トレーニングデータそれぞれに対する誤差から求める結合重みの調整量を加算し、トレーニングデータ全体について加算された調整量で結合重みを調整する一括修正法の 2 種類がある。一括修正法には、重みの修正回数が少なくなるために学習時間を短縮できるという効果があり、よく用いられる。

一括修正法の学習する過程は、全体のトレーニングデータを学習して終了するまで、下記の更新規則によって繰り返される。

$$\Delta w_{ij}(n+1) = \eta \delta_i^p O_i^p + \alpha \Delta w_{ij}(n) \quad (9)$$

ここで、

δ_i^p : p 番目のトレーニングデータに対して第 i 層のノードにおける誤差

O_i^p : p 番目のトレーニングデータに対して第 i 層のノードの出力ベクトル

η : 学習率として設定されるパラメータ

α : モーメント率として設定されるパラメータ

p 番目のトレーニングデータに対して、出力層 o の各ノードを考察すると誤差 δ_o^p は次式によって与えられる：

$$\delta_o^p = (T_o^p - O_o^p) O_o^p (1 - O_o^p) \quad (10)$$

中間層 j の誤差 δ_j^p は式(11)によって与えられる：

$$\delta_j^p = O_i^p (1 - O_i^p) \sum \delta_i^p w_{ij} \quad (11)$$

式(11)の中で和の部分は $i=(j-1)$ 層からの誤差を含み、他項は出力関数から導き出されるものである。

上記の学習過程によって、すべてのトレーニングデータに対して、MLP モデルの学習誤差とこれらの平均値は順次減少する。学習過程が形成されれば、誤

差は繰り返す学習回数が増すごとに減少する。最後に、ネットワーク内の結合の重みは安定し誤差が変化しなくなる。

3. 学習率の設定

3.1 従来の学習率設定式

式(9)において、学習率 η は任意に選択できるパラメータである。これは学習する過程を決める重要なパラメータである。 η を十分大きく選択すれば、学習の速度は速められる傾向を示すが、ネットワーク誤差が振動してしまうと学習過程は収束しなくなってしまう可能性がある。一方、 η を小さく選択すると、ネットワーク誤差が振動してしまう可能性は小さくなるが学習速度が遅くなる。そこで、学習速度と学習過程の安定性のバランスを保持するために、適切な学習率を選択することが必要になってくる。このことに対して、D. E. Rumelhart らは BP 学習法を提案したとき、ネットワークの全体ノード数を n としとき、学習率 η は n の逆数とした¹⁸⁾。

$$\eta = 1/n \tag{12}$$

しかしながら、一括修正法に対して、学習率はネットワークのノード数 n と関係するだけでなく、トレーニングデータ数 p にも関係する。トレーニングデータ数 p が増加すると、BP 学習法の誤差とその総和もそれに伴い増加する。特に、MLP モデルをリモートセンシング画像データの分類に用いる場合、トレーニングデータ数は100以上になる。この原因によって、式(12)で選定する学習率を用いる BP 学習法は不安定になる可能性がある。この問題点に対して、P. D. Heermann らは次の学習率を提案した³⁾。

$$\eta = C_0 (1/p) (1/n) \tag{13}$$

ここで、

p : トレーニングデータ数

n : ネットワークの全体ノード数

C_0 : 経験によって決定する定数

この学習率は D. E. Rumelhart らの提案した学習率にトレーニングデータ数 p を考慮に入れて、リモートセンシング画像データ分類のため一括修正法を用いる BP 学習法に適用している。しかし、トレーニングデータ数 p およびネットワークのノード数 n が変化する

とき、この学習率は定数 C_0 も変化させなければならないという問題が内在している。このため、定数 C_0 を決定するために事前に多くの実験を必要とすることが筆者らの研究で明らかになった。この点では、P. D. Heermann らの学習率にはまだ実用性に欠ける面を含んでいる。

3.2 提案する学習率

前節で述べたように、P. D. Heermann らが提案した学習率 (式(13)) は、事前に多くの実験を行って定数 C_0 を決定する必要がある。そこで、ここではトレーニングセットのサイズ p の変化に伴って、P. D. Heermann らの提案する学習率 η がどのように変化するかを明示するために下記のような実験を行った。ネットワーク全体のノード数 $n=19$ (本論文で実画像への適用の際に用いた MLP モデルの1種)、 $C_0=7.0 \times 10^3$ を選定したとき、トレーニングセットのサイズ p と式(13)で求められる学習率 η との関係は図3のようになった。この図3から明らかなように、 $p < 1,000$ とき、 η は急速に収束し、 $p > 2,000$ とき、 η は収束状態となる。この実験では $1,000 \leq p \leq 2,000$ において、学習過程の収束性が良好であった。しかしながら、 n を変化させたとき、あらためて定数 C_0 を選択しなければならないし、 C_0 の変化に伴って学習率 η が収束するトレーニングセットのサイズ p の範囲も変化してしまう。

そこで、本研究では式(13)における C_0 を決定する実験と p 、 n の増大に伴う学習率への影響を滑らかにすることを考え、まず p 、 n については同一のログリズム曲線を当てはめた。これが式(14)である。式(14)は自然対数であるが、常用対数にしても、 C_1 が約5.3分の1になるだけのため、 C_1 の値で十分対応できる見通しをたてて

図3 学習率とトレーニングセットサイズの関係

いる。

$$\eta = C_1 (1/\ln p) (1/\ln n) \quad (\ln : \text{自然対数}) \quad (14)$$

図4はn=19において、C₁を1から20まで変化させたときのp-η曲線をC₁=1,4,9のみ示したものである。C₁=1のとき学習速度が遅く、C₁=9のとき学習過程において誤差が振動状態を呈する。C₁=4のときは学習過程における誤差の振動が少なく安定しており、学習速度の点から考えてもほぼ妥当な値であると考えられる。

以上のことから、式(14)においてC₁=4とする、下記の式(15)を経験式として提案する。

$$\eta = 4 (1/\ln p) (1/\ln n) = (1/\ln \sqrt{p}) \cdot (1/\ln \sqrt{n}) \quad (15)$$

4. 学習率による誤差の収束実験とその結果

BP 学習法の性能は多くの要素の影響を受ける。そのため、いくつかの実験がネットワークの出力に関する結果を得るため行われてきている。本研究は、学習率ηを設定するために関係するトレーニングデータの数、モデルの構造などについて考察する。提案する学習率の式(15)の実用性を確かめるために、3層MLPモデルとしてMLP(4-12-3)モデル(以下MLPモデルIとする)とMLP(4-48-8)モデル(以下MLPモデルIIとする)の2種類を取り上げ、各々にトレーニングセットをそれぞれ学習される。比較のために、従来提

図4 学習率係数の相違による学習率とトレーニングセットサイズの関係

案されている学習率を用いた学習も併せて行う。

4.1 実験用画像データ

実験データはMOS-1衛星のMESSR画像データでBSQフォーマット形式のものである。図5はその内のバンド4(波長:0.80≤λ≤1.10μm)の画像データを示す。解析対象地域は、図6に示す北海道札幌市中心のサブシーンで、約25.6km×20.0km(512×400 pixels)の地域である。この地域内の主な土地被覆分類項目は、表-1に示すように、水域(海水と地面水)、市街地(高層ビル区)、住宅地、工場、裸地、草地と畑、田、樹林の8種類である。分類項目の数は出力層のノード数に対応して用意する。

4.2 MLPモデルの構造

3層MLPモデルは任意の複雑な分類問題に対して十分解決できる手法として知られている^{8,9)}。中間層の数が増加すると計算の複雑性も増加する。本論文は3層MLPモデルを用い、このモデルの入力層のノードの数は、4バンドの衛星画像をそれぞれに対応させ4個選んだ。すなわち、入力ベクトルI={i₁, i₂, i₃, i₄}となる。ここで、i_j(j=1, 2, 3, 4)はシングルバンドの衛星画像データである。出力層のノード数は、すべて土地被覆分類項目に対応させて決定する。分類は表1に示す8項目について行い、出力ベクトルと分類項目との対応関係は表-2のように定義した。よって、出力層のノード数は3個と8個に設定した。中間層のノード数は、誤分類が少なくなるように、試行錯誤的に決定し、出力層のノード数3個と8個に対応して、12個と48個とする。以上のことをまとめると、本論文で用いたMLPモデルは表-3に示す2種類である。

4.3 トレーニングデータセット

本論文で提案した学習率の効果を調べるために、トレーニングデータ数(トレーニングセットのサイズ)が1,700(トレーニングセット1)と3,500(トレーニングセット2)の2種類のトレーニングデータセット

表-1 分類項目

No.	1	2	3	4	5	6	7	8
分類項目	水域	市街地	住宅地	工場	裸地	草地 畑	田	樹林

図5 MOS-1衛星MESSR画像データ（バンド4）

図6 解析地域（北海道札幌市中心部）

表ー2 出力コーディング

	MLP モデル I			MLP モデル II							
	1	2	3	1	2	3	4	5	6	7	8
水 域	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
市街地	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
住宅地	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
工 場	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0
裸 地	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
草地, 畑	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
田	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
樹 林	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1

表ー3 実験に用いる MLP モデル

	ネットワークのノード数		
	入力層	中間層	出力層
MLP モデル I	4	12	3
MLP モデル II	4	48	8

を準備した。

4.4 入力と出力

MLP モデルの入力と出力は通常 $[0.0, 1.0]$ の間に限定される。一方, MESSR 衛星画像データは $[0, 255]$ の間の範囲にある。MLP モデルに適応させるために, 入力衛星画像データはすべて MLP モデルの入力層のとりうる値の範囲に変換する。また, 式(5)より各ノードの出力が 0 や 1 を示すのは, それぞれ入力の荷重和が $-\infty, +\infty$ になる場合 (換言すれば, 結合重み w_{ij} のどれかが $-\infty, +\infty$ になる場合)に限られるが, これは MLP モデルの性質上現実的ではないので, 実際にはノードの出力は 0.1 あるいは 0.9 に接近するとき学習の目標に達成したことにする。

4.5 収束実験と結果

学習率の効果を調べるために, MLP モデル I と II を用いて筆者らの提案した学習率 (式(15)) と P. D. Heermann らの提案した学習率 (式(13)) をトレーニングセット 1 と 2 に適用した。トレーニングセットのサイズ p とネットワークのサイズ n を種々変化させたところ, 学習の収束状態に達することが確認された。

各 MLP モデルの各トレーニングにおいて誤差の変化 (学習曲線) を図 7 と図 8 に図示する。図 7 はトレーニングセット 1 と 2 に対して各学習率を適用した場合の MLP モデル I の学習曲線である。図 8 は同じ条件での MLP モデル II の学習曲線である。

図 7 (a) を観察すると, 筆者らの学習率と P. D. Heermann らの学習率は概ね同じ様な学習曲線を示してが, 筆者らの学習率は学習の繰り返し回数 N が $N < 1,800$ のとき学習誤差が速く減少している。そのあと学習誤差の変化も小さくなる。両学習率とも約 2,700 回の学習をさせると収束状態に達する。全般的に, 筆者らの学習率の誤差は P. D. Heermann らの学習率の誤差より $\Delta E \approx 0.1$ 以上小さい。

次に, 図 7 (b) を観察すると, $N \leq 1,000$ では, P. D. Heermann らの学習率は筆者らの学習率より誤差が急速に減少している。しかし, このとき, 収束状態に達していないので, 学習を続ける必要がある。 $N > 1,000$ のとき, 筆者らの学習率は P. D. Heermann らの学習率より誤差が小さくなり, $N > 2,200$ で収束状態に達する。P. D. Heermann らの学習率の学習過程は $N > 3,000$ で収束状態に達し, 筆者らの学習率とほぼ同じ学習誤差となる。

図 8 (a) を観察すると, $N \leq 1,000$ で, P. D. Heermann らの学習率による学習誤差は速く減少する。そのあと, 筆者らの学習率を用いる学習過程の誤差は速く減少する。 $N \geq 2,200$ で学習過程は $E \approx 0.2$ の学習誤差で収束状態に達する。一方, P. D. Heermann らの学習率の誤差は少しずつ減少し, $N \geq 3,500$ で誤差 $E \approx 0.27$ に収束してしまう。図 8 (b) の中に, 初期の学習過程 ($N < 300$) では, P. D. Heermann らの学習率が筆者らの学習率より小さい学習誤差が得られるが, そのあと筆者らの学習率を用いる学習誤差は急速に減少し, $N \geq 2,300$ で $E \approx 0.22$ の学習誤差を持って収束する。それに対して, P. D. Heermann らの学習率を用いる学習過程は $N \geq 3,100$ で誤差 $E \approx 0.32$ に収束してしまう。

以上のことから, 筆者らの学習率は P. D. Heermann らの学習率より良い学習速度と精度を持っているといえる。その上, 筆者らの学習率 (式(15)) を用いたとき, 学習率 η の設定が簡単になる。得られた学習率値は大きいサイズ ($p > 1,000$) のトレーニングセットに対して適切な学習率といえる。筆者らが提案した学習率 (式(15)) と P. D. Heermann らの提案した学習

a) トレーニングセット 1

b) トレーニングセット 2

図 7 MLPモデルIの学習曲線

a) トレーニングセット 1

b) トレーニングセット 2

図 8 MLPモデルIIの学習曲線

表一 4 各設定式を用いて収束状態に達するとき学習回数（学習速度）

a) MLP モデル I

パターン数	P.D. Heermann らの 提案式	筆者らの提案式
1,700	2,700	2,700
3,500	3,000	2,200

b) MLP モデル II

パターン数	P.D. Heermann らの 提案式	筆者らの提案式
1,700	3,500	2,200
3,500	3,100	2,300

表一 5 各設定式を用いて収束状態に達するとき誤差総和（学習精度）

a) MLP モデル I

パターン数	P.D. Heermann らの 提案式	筆者らの提案式
1,700	0.265	0.242
3,500	0.189	0.185

b) MLP モデル II

パターン数	P.D. Heermann らの 提案式	筆者らの提案式
1,700	0.272	0.201
3,500	0.319	0.223

率(式13)を用いたときの、それぞれの学習速度(収束状態に達するときの学習回数)と学習精度(収束状態に達するときのシステム誤差)を表-4と表-5にまとめた。この結果からも上記のことが裏付けられているといえる。

5. おわりに

MLP モデルの学習率 η はモデルの速度を決定する重要な要素である。一括修正法に対して学習率 η はトレーニングセットのサイズ(サンプル数) p とネットワークのサイズ(ネットワークのノード数) n の両方に関係している。トレーニングセットの大きさおよびモデルの構成が変化すれば、学習率もこれに応じて変化させる必要がある。特に、MLP モデルはリモートセンシング画像データの認識と分類に应用されるとき、一般にトレーニングデータ数とモデルの構成は解析地区によって異なるため、これに相応する学習率をあらかじめ設定しなければならない。この場合、学習率は従来 P. D. Heermann らの提案した学習率(式13)によって設定されてきている。この式中に経験的に決定する定数 C_0 が存在する。このため適切な学習率値を得るのに、多くの実験が必要とされる。本研究では、この煩雑さを避けるために、適切な学習率の設定を試み、その結果として学習率 η を設定する経験式(式15)の提案を行った。この提案した経験式である学習率 η は p と n のみの関数で表現され、P. D. Heermann らの提案した学習率の係数を決定することができた。

さらに、提案する学習率の実用性を検討するために、 p の異なるサイズ($p > 1,000$)のトレーニングセット2種類とノード数 n の異なる MLP モデル2種類に従来法(P. D. Heermann らの方法)と筆者らの提案法をそれぞれに適用して、MOS-1衛星のMESSR 画像データを分類した。その結果、筆者らの提案する学習率を用いた方が、従来の学習率より、学習速度が速く、かつ学習精度も高いことをわかった。なお、学習率に式15を用いる時は学習回数 N を2,300程度選定する必要がある。

今後の研究課題としては提案されている各学習率は経験式のため、すべての実験データに適しているという保証ではないので理論的研究が必要である。筆者ら

の提案した学習率もこの面では同様の傾向にある。また、 C_0 は簡素化を目的としたため正整数しか与えて実験していないので、さらに詳細な究明も必要である。

(受付日1995.6.21, 受理日1996.1.11)

参考文献

- 1) J. A. Benediktsson, P. H. Swain, and O. K. Ersoy, (1990), "Neural Network Approaches Versus Statistical Methods in Classification of Multisource Remote Sensing Data", IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, vol.28, pp.540-552.
- 2) 吉田知司, 大松 繁, 寺西 大, (1991), "ニューラルネットワーク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誌, Vol.4, No.1, pp.11-20.
- 3) P. D. Heermann and N. Khozenie, (1992), "Classification of Multispectral Remote Sensing Data Using Back-Propagation Neural Network", IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, vol. 30, pp.81-88.
- 4) H. Bischof, W. Schneider, and A. J. Pinz, (1992), "Multispectral Classification of Landsat Image Using Neural Network", IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, vol.30, pp.482-490.
- 5) Y. Hara, R. G. Atkins, S. H. Yueh, R. T. Shin, and J. A. Kong, (1994), "Application of Neural Network to Radar Image Classification", IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, vol.32, pp.100-109.
- 6) L. Zhang and T. Hoshi, (1994), "A Fuzzy Neural Network Model (FNN Model) for Classification Using Landsat-TM Image Data", International Geosci. and Remote Sensing Symp. Digest, pp.1845-1847.
- 7) L. Zhang, J. H. Tsuruta, and T. Hoshi, (1994), "An Expanded MLP Model for Classification of Satellite Image Data", Proceedings of the 15th Asian Conference on Remote Sensing, vol.2, pp.151-156.
- 8) D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, Eds., (1986), Parallel Distributed Processing, vol. 1, Cambridge, MA : MIT Press, Vol.1 pp.318-362.
- 9) Y. H. Pao, (1989), Adaptive Pattern Recognition And Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., pp.117-125.
- 10) 渡辺嘉二郎, 芹沢一雅, 候 麗雅, (1994), "学習係数の適応調整によるニューラルネットワーク学習の高速化", 計測自動制御学会論文集, Vol.30, No.9, pp.1093-1099.
- 11) 張 立堅, 星 仰, (1994), "バックプロパゲーション学習法についての学習率の設定", 日本写真測量学会平成6年度年次学術講演会発表論文集, A-3, pp.11-14.