

Ⅳ-194

衛星マルチスペクトルデータを適用した土地分級評価モデルにおける ニューラルネットワークの構成要素の検討

東京理科大学 正会員 大林成行、小島尚人

東京理科大学 学生員 山森英俊

(株)熊谷組 正会員 望月賢一

1. はじめに：著者らは、「国土の評価／計画」と「衛星データの実利用化」といった問題に両面から取り組み、衛星データと各種地理データを融合利用できる土地分級評価手法(潜在因子モデル)を開発してきた。実際の事業への適用を通じて潜在因子モデルの有効性、発展性が検証され、さらなる分級評価精度の向上を図るため、数量化理論を中核とした分析機能に加えて新たにニューラルネットワークを併用する研究を進めている¹⁾。ニューラルネットワークは、非線形な入出力関係を高精度で推定できる利点を持っており、その利用ニーズは益々高まっている。しかし、実際に利用する上で適用するモデルや学習法の前提条件、パラメータの設定問題等、技術的課題は数多い。これら全ての課題を網羅的に検討することは無限の検討ケースが考えられるため、現実問題として不可能であるが、ニューラルネットワークの構成要素によって出力結果が異なるといった報告も見られ、分級評価精度を論じる上でこれらの問題を見逃すことはできない。ニューラルネットワークの構成要素は、対象とするデータの性質によって異なってくる。本研究のように地理情報と衛星データを統合利用しようとする分野においても、どのようなネットワーク構成がよいのかといった点が問題となる。そこで、本研究ではミニマックス2群判別精度を表す的中率を指標として高い判別精度が得られるニューラルネットワークの構成要素について検討する。本検討の結果から得られたネットワーク構成を用いることにより、効率的に精度の高い分級評価図を作成できることを述べる。

2. 研究の前提条件：構成要素の検討に先だって設定した前提条件は以下のとおりである。

(1) 研究の範囲：本研究では、ニューラルネットワークの学習法として適用したBP(バックプロパゲーション)法の最も基本的な構成要素である、①学習定数、安定化係数、②初期値(重み)、③中間層の層数、④中間層のユニット数、⑤シグモイド関数の傾きの5つを対象とし、その設定値の違いによる分級評価精度への影響を検討する。ここで問題となるのは、各構成要素の設定値の組み合わせによって検討ケースが膨大になることである。本研究では設定値による分級評価結果への影響を明確にするため、学習定数、安定化係数はともに0.90、初期値の出力範囲は $\pm 10^{-3}$ 、中間層の層数は1層、中間層のユニット数は5つ、シグモイド関数の傾きは1.0、学習の打ち切り条件は学習誤差が十分な収束状態に達することが確認されている1000回とした。また、トレーニングデータの種類の違いによる分級評価精度への影響についても考慮し、分級評価項目として畑地、果樹園、樹林地、第1種および第2種住居専用地域の5つを設定した。

(2) 検討方法：各構成要素の設定値毎にニューラルネットワークの学習を行い、ミニマックス2群判別手法を用いて複数の分級評価図を作成する。ここで得られた2群判別結果(的中率)を指標として、最も高い判別精度が得られる設定値を探索するものである。的中率はあくまでも2群判別精度を表す定量的な指標であり、的中率が高いからといって必ずしも評価適地を抽出できるとは限らないため、本研究では分級評価図上に実際に現れる判別結果とともに数量化Ⅱ類およびⅢ類を用いて多角的な視点から分析を進めることとした。なお、紙面の都合上、作成された分級評価図については口頭発表時に説明する。

3. 分級評価精度の検証：以下、ネットワークの構成要素毎にその設定値と的中率の関係を検討する。

(1) 学習定数、安定化係数の設定：学習定数、安定化係数は、BP法において最も基本的なパラメータである。前者は1回の学習において重みの更新量を決める係数であり、後者は重みの更新時における入出力関係の安定性を考慮する係数である。学習定数については有意な規則性を見出すには至らなかったが、安定化係数では、0.90～0.92の範囲で最も高い判別精度が得られることが判った¹⁾。

（２）初期値（重み）の設定：ＢＰ法では学習に先だって各ユニット間における重みを予めネットワークに与える必要がある。通常は一樣な乱数を使用する場合が多く、乱数の出力範囲による出力結果への影響を検証することも重要な検討課題である。初期値の出力範囲として、 $\pm 10^{-0} \sim \pm 10^{-4}$ の５ケースについて検討した結果、出力範囲が $\pm 10^{-0}$ の場合は他のケースと比較して極端に判別精度が悪く、その他のケースでは有意な差が見られないことが判った。ここで、畑地適性分級評価に着目するとの中率が最も高い場合（初期値： $\pm 10^{-3}$ 、的中率：78.5％）と低い場合（初期値： $\pm 10^{-0}$ 、的中率：52.7％）では、的中率に25.8％の差が確認された。初期値の出力範囲の違いによる分級評価結果への影響が大きいたことが判る。このことから、初期値として $\pm 10^{-0}$ より狭い範囲の乱数を与えることにより、判別精度の高い分級評価図の作成が可能であると言える。

（３）中間層の層数の設定：ＢＰ法を適用する階層型ネットワークは、データを入力する入力層、出力値を求める出力層およびその間の中間層から構成される。学習過程において、トレーニングデータの有する情報は各層に配置されたユニット間の重みに変換されることから、中間層の層数およびユニット数の設定は精度の高い分級評価図を作成する上で重要となる。中間層の層数に着目した場合では、中間層なし、１および２層について検討した結果、最も基本的な１層とした場合において的中率が最も高くなることが判った。畑地適性分級評価では、的中率はそれぞれ、44.1％、78.5％および32.3％である。中間層なしの場合では、トレーニングデータの有する情報を抽出・変換するためのユニットおよび重みの数が少なく、逆に中間層が２層の場合では多すぎるため、精度の高い学習が行われないと考えられる。

（４）中間層のユニット数の設定：ＢＰ法では、入力層および出力層のユニット数は利用するデータによって決定されるが、中間層のユニット数は任意で設定している。本検討では、中間層が１層である場合においてそのユニット数を１～９つに変更し、的中率との関係を検討した。その結果、トレーニングデータの性質によって異なるが、入力層のユニット数と同じ数に設定すれば、高い判別精度が得られることが判った。

（５）シグモイド関数の傾きの設定：シグモイド関数の傾きは大きくなるほど学習速度が高速になるが、学習精度が低下するといった報告がある²⁾。本検討では、傾きを0.5～1.5まで0.1単位で変更し、その設定値と的中率の関係を検討した。その結果、的中率は傾きが0.5から徐々に高くなり、0.9～1.3の範囲で最も高くなることが判った。さらに傾きを大きくすると過学習の状態になり、判別精度が低下した。このことから、傾きを0.9～1.0の範囲で設定すれば高い判別精度が得られると言える。

（６）ニューラルネットワークの構成要素の決定：以上までの検討をまとめると、現時点までの研究における潜在因子モデルに適用するニューラルネットワークの構成要素は表－１のようにまとめられる。利用者は、この基本構成で処理を実行すれば、効率的に精度の高い分級評価図を得ることができる。

４．今後の課題：潜在因子モデルではトレーニングデータを基準として土地の性状の類似する箇所を抽出／分析することから、どのような分析手法を用いても理想的には分級評価結果は同一にならなければならない。昨年度、著者らは数量化理論とニューラルネットワークを併用してトレーニングデータを再設定する方法を提案し、この方法を用いれば線形解と非線形解の違いが減少するだけでなく、トレーニングデータに類似する箇所の判別精度を高められることを示した¹⁾。さらに、表－１で示したニューラルネットワーク構成で同様の検討を行い、今以上に分級評価精度が向上するかどうかについて検討することも興味深い課題となる。

【参考文献】１）大林、小島、望月、山森：ニューラルネットワークを導入した土地分級評価モデルにおける分級評価精度の向上、日本リモートセンシング学会第17回学術講演会論文集、pp. 99～100、1994年12月

２）安田登、白木渡、松島学、堤知明：ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価、土木学会論文集、No.496/V-24、pp. 41～48、1994年8月

表－１ 構成要素の検討結果

検 討 項 目	設 定 値
学 習 定 数	－
安 定 化 係 数	0.90～0.92
初 期 値 （ 重 み ）	$\pm 10^{-1}$ 以下
中 間 層 の 層 数	1
中間層のユニット数	入力層と同数
シグモイド関数の傾き	0.9～1.3