

ニューラルネットワーク手法による地表被覆状態の推定

信州大学工学部 正会員 奥谷 尊
信州大学工学部 ○河川 英樹

1. はじめに

遠隔的にかつ広範囲にわたって、地表被覆情報の解析を行うリモートセンシングは、幅広い分野にわたってその利用方法が注目されている。ことに、近年急速にすすむ土地利用の高度化、多様化に伴い、土地利用状況を把握する上での、有効な手段として期待され、同時にその分類精度の向上が要求される。本研究においては、学習のくり返しによって情報を蓄積し、その伝播、処理メカニズムを自動的に変化させるなどの、優れた特性をもつニューラルネットワークを利用し、ランドサットのMSSなる可視赤外線センサーから得られた観測データによる、地表被覆状態推定の精度向上の可能性について検討を行うものである。

2. ニューラルネットワークモデル

本研究に用いたバックプロパゲーション法は、図-1に示すような入力層、中間層、出力層からなる階層型構造をもつニューラルネットワークにおいて、ユニット間の重みを教師付きで学習させるものである。まず入出力関係であるが、以下のように表される。

$$O_k = f(Z_k) \quad (1)$$

$$Z_k = \sum_j w_{kj} H_j + \gamma_k \quad (2)$$

$$H_j = f(y_j) \quad (3)$$

$$y_j = \sum_i u_{ji} x_i + \theta_j \quad (4)$$

ここに、 x_i :入力層ユニット*i*からの出力信号、 y_j :中間層ユニット*j*に入る信号の総和、 Z_k :出力層ユニット*k*に入る信号の総和、 O_k :出力層ユニット*k*からの出力信号、 u_{ji} :入力層ユニット*i*から中間層ユニット*j*への結合荷重、 w_{kj} :中間層ユニット*j*から出力層ユニット*k*への結合荷重、 θ_j :中間層ユニット*j*のオフセット、 γ_k :出力層ユニット*k*のオフセット、 $f(x)$:ニューロンの出力関数。なお、ニューロンの出力関数については、次に示すシグモイド関数をもちいる。

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-\phi x)) \quad (5)$$

ここで、出力層での誤差を教師信号からのずれの程度とし、出力と教師信号との二乗誤差を誤差関数とするとユニット*k*における教師信号を t_k としたときの誤差 E_k と全パターンでの誤差 E_p は、次式のように表される

$$E_k = \sum (T_{kp} - O)^2 / 2 \quad (6)$$

$$E_p = \sum E_k \quad (7)$$

この誤差 E_p が最小となる状態を最適なネットワークとし、ネットワークの学習を考える。そこで、 E_p を結合荷重 u_{ji} 、 w_{kj} について最小化することになると、結合荷重の更新値 Δu_{ji} 、 Δw_{kj} は

$$\Delta w_{kj} \propto - \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} \quad (8)$$

$$\Delta u_{ji} \propto - \frac{\partial E_p}{\partial u_{ji}} \quad (9)$$

とする最急下法によって求められる。さらに本研究においては、誤差が収束するまでの学習回数削減のため、前回の修正量も考慮するモーメント法を用いた。モーメント法では、以下の式によって結合係数とオフセットの修正を行う。

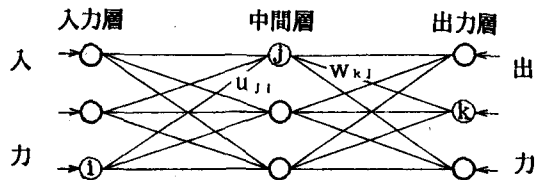


図-1 ニューラルネットワーク構造

$$\Delta w(t) = d + m \Delta w(t-1) \quad (10)$$

ただし、 $\Delta w(t)$:今回(t)の修正量、 $\Delta w(t-1)$:前回(t-1)の修正量、d:誤差からの修正量、m:モーメント係数

3. 地表被覆状態推定への具体的適用法

ニューラルネットワークの学習あるいは、それを用いた推定をおこなう対象地域は、推定後の分類精度の比較、検討の必要性から、広範囲な利用項目を含む7.5km×15kmの長方形を選定し、それをさらに3.25km×15.0kmの2つの長方形に別け、それぞれを学習、推定に用いた。(図-2参照)まず、それぞれの長方形において一辺が750mからなるメッシュ地域を選定し、さらに、このメッシュ地域に一辺75mのメッシュ100個を考え、長方形地域全体について合計1万個のメッシュ地域を設定する。いま、対象地域に展開した750mのメッシュを単位正方形とし、図-3に示すように一定の距離ずつずらした正方形を考える。これは、一定地域から得られる限られたデータを有効に使用し、より最適なネットワークを得るためである。そして、この正方形に含まれるランドサットデータを入力信号とし、また、土地分類を教師信号として用いて学習を行うのであるが、その際図-2のように展開された、750mのメッシュによって作られた横方向の行について、端から端へ、上の行から下の行へと正方形ごとの学習を行い、誤差が収束するまでこれを繰り返す。次に、この学習によって得られた最適なニューラルネットワークを推定対象地域に用いて推定を行う。この際、学習を行う時と同様な、正方形ごとのランドサットデータを入力信号として用い、単位正方形ごとの出力層からの出力信号を推定値とする、ただし、通常のニューラルネットワークにおいては、出力信号は0か1の値として用いられるが、本研究においては実際の土地分類との比較、検討の必要上、設定した分類項目への割合として出力信号が得られるように、修正を行いこれを用いた。また、教師信号あるいは、推定値との比較に用いた土地分類のデータの決定については、次に述べるとおりおこなった。まず学習、推定に用いた地域に設定した75m四方のメッシュを、国土地理院発行の土地利用図上に展開し、そのメッシュに含まれる土地利用状況を百分率(5%単位)で判読して、設定した8種類の分類項目に集計する。土地利用図の判読の便宜上、表-1に示す分類項目を設定したが、ランドサットの地表分解能を考慮すれば観測データによる8項目への分類は困難が予測されるため、集計した土地利用図からのデータに季節などの諸条件を加味し人為的に修正を加え、単位正方形に含まれる分類項目の平均値をデータとする。

なお、具体的な計算結果については当日講演時に発表する。

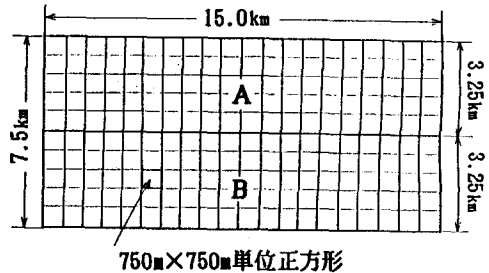


図-2 A: 学習に用いる地域
B: 推定対象地域

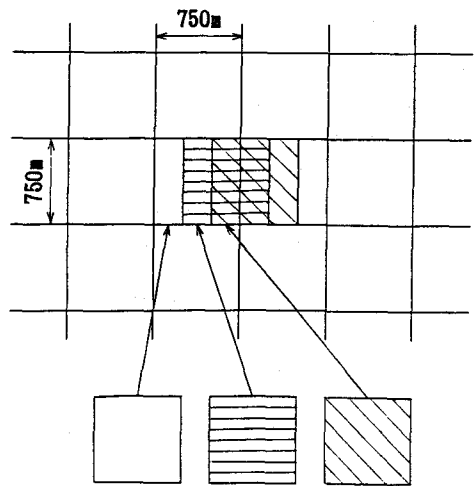


図-3 1セットのデータを得るための正方形

表-1 分類項目の設定

No.	分類項目	対応する1:25,000土地利用図の分類例
1	密林地	中高層住宅地 商業地区 業務地区 公共業務地区 一般住宅地(密集地) 道路 鉄道軌道 ※ コンクリート構造物が構成の主要をなす地区
2	工業地	工業地区 運輸物流施設 厚生地区 供給処理施設 ※ コンクリート構造物中心の広い敷地内に樹木や用水等が存在する可能性のある地区
3	宅 地	一般住宅地 空き地 ※ 造成中の土地を含めた一般住宅地区
4	文教地	文教地区 運動競技施設(ゴルフ場は除く) 防衛施設 ※ 広い敷地内にグラウンド等の土地が露出した部分を有する地区
5	田 畑	田 普通田 裸地 改良工事中の土地 ※ 通常土壌が露出していると考えられる土地
6	農作地	果樹園 桑畑 その他の樹林地 牧場 牧草地 野草地 公園緑地 ゴルフ場 ※ 分類項目5よりも樹生が多いと考えられる土地
7	森 林	針葉樹林 広葉樹林 混合樹林 竹林 ショウ科樹林 はいまつ地 しの地 寺社
8	水 域	海 河川 池 湖 用水