

CS7-6〔IV〕 LANDSAT/TMデータのニューラルネットワークモデル学習過程に関する考察

豊橋技術科学大学 正会員 河邑 眞
 豊橋技術科学大学大学院 学生員 ○辻子 裕二
 豊橋技術科学大学大学院 学生員 大城 博敏

1. 緒言

リモートセンシングデータにニューラルネットワークを適用する際に、3層の階層構造を有するバックプロパゲーション(back propagation、逆誤差伝播法)モデルが有効であることが筆者らの研究も含めて報告されている¹⁾。しかしながら、時間的な制約を設けた上で汎用性を確保したモデルを定義することは困難であり、ここにデータ特性を考慮したモデルを作成する必要性が生ずる。

本研究においては、LANDSAT/TMデータを用いて3層のバックプロパゲーションモデルを基本に、隠れ層数、使用バンド、スペクトル加工データ、および層間の結合状態をパラメトリックに解析を行ない、時間的・精度的に優れたモデルを選定することを目的とする。

また、多次元化データとしてスペクトル加工データを入力層に付加しているが、本研究においてはスペクトル加工データとして、マスマティカルモフォロジー(Mathematical Morphology)理論²⁾のエッジ強調処理画像データを用いることを基礎概念におく。

2. バックプロパゲーションモデル構造

本研究で用いたバックプロパゲーションの基本モデルを図-1に示す。また、各ユニットの誤差伝播は次式で表わされる。

$$\Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t) = \eta \delta_j^{n-1} X_j^{n-1} + \alpha \Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t-1) \quad (1)$$

ここに、

$\Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t)$: n-1層のユニットjとn層のユニットiのシナプスウェイトの修正量、

δ_j^{n-1} : 学習信号、

X_j^{n-1} : n-1層のjユニットの出力値、

η : 学習定数(0.75)、

α : 安定化定数(0.8)。

また、各層間の各ユニットは完全結合とし、伝達関数はシグモイド関数を用いている。

3. スペクトル加工データ

濃画像におけるマスマティカルモフォロジー的境界(エッジ)は集合fのサイズnの構成要素nBにより次式で表わされる(Top-Hat変換)。

$$f_n = f - (f \ominus nB) \oplus nB \quad (2)$$

ここに、

f_n : 処理画像データ、

f : 元画像データ、

B : モフォロジーフィルタ。

また、隠れ層1・スペクトル加工データを入力層に非完全結合に与えたモデルを図-2に示す。

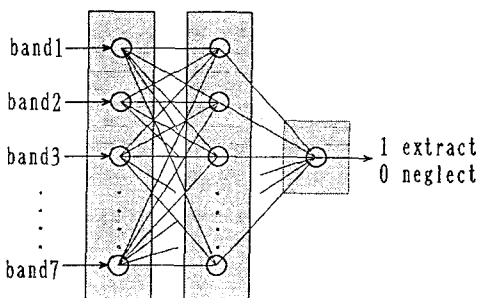


図-1 モデルM11

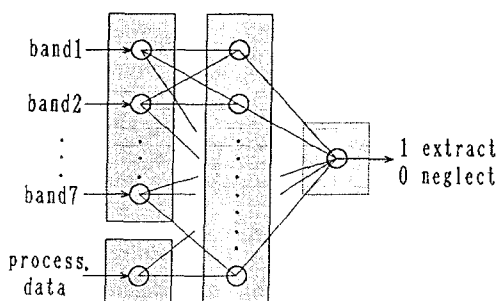


図-2 モデルM41

4. 解析例

本研究において行なったテストケースを表-1に示す。ここにおける入力教師信号は、各カテゴリのピュアピクセル (pure pixel) の平均値とし、単一カテゴリに複数パターンがある場合は入力値も複数存在する。

表-2に各モデルにおける学習時間をモデルM11で正規化した値（森林抽出例）を示す。これは学習のRMS誤差（平方根平均二乗誤差）が、0.05となるまでの時間を表す。同様に、表-3に学習時間を一定としたときの各モデルにおけるRMS誤差を示す（森林、住宅地抽出例）。

これらの表および学習精度（講演時報告）から判断すると、ケース1を比較したときの隠れ層2層モデルの有効性、ケース2を比較したときの森林を抽出する際のバンド1の有効性、およびケース3、4とケース1を比較したときのスペクトル加工データの非完全結合入力の有効性を見いだすことができる。

5. 結論

- (1) 隠れ層の多層化は、ある程度の学習効果を確保することができるが、計算時間およびパラメータの意味付けの点が問題となる。また、シナプスウェイト素子、しきい素子の数が増加するがゆえに、非抽出カテゴリの精度悪化の傾向もみられる。
- (2) 各バンドの適切な重み付けにより、学習の収束性は向上する。これは、学習効率が教師信号のカテゴリ間のユークリッド距離に依存することを意味する。
- (3) スペクトル加工データ（本研究におけるマスマティカルモフォロジー処理画像）をスペクトルデータに付加して学習を行なえば、学習効率は向上する。また、スペクトル加工データをスペクトルデータに独立（非完全結合）に入力層に与えれば、高学習効率が得られる場合がある。

なお、マスマティカルモフォロジーの有効性および結果画像については、講演時に発表する。

表-1 テストケース

ケース	パラメータ	モデル名
ケース1	隠れ層数 (スペクトルデータ)	M11 (1層), M12 (2層) M13 (3層)
ケース2	有効バンド (バンド毎の重み)	M21 (バンド1有効) ~M27 (バンド7有効)
ケース3	スペクトル加工データ (完全結合)	R31 (隠れ層1) R32 (隠れ層2)
ケース4	スペクトル加工データ (入力層非完全結合)	R41 (隠れ層1) R42 (隠れ層2)

表-2 森林抽出時の学習時間

モデル	サイクル数	学習時間/サイクル	学習時間
M11	1.000	1.000	1.000
M12	1.429	1.806	2.295
M13	7.451	2.208	16.452
M21	0.396	2.780	1.101
M22	0.571	2.780	1.587
M23	0.812	2.780	2.257
M24	0.890	2.780	2.474
M25	0.791	2.780	2.199
M27	0.835	2.780	2.321
M31	0.978	1.127	1.102
M32	1.319	1.892	2.496
M41	0.923	1.104	1.019
M42	0.866	1.827	1.217

表-3 同一学習時間におけるRMS誤差

モデル	森林	住宅地
M11	0.050	0.050
M12	0.786	0.449
M13	0.803	0.450
M21	0.060	0.383
M22	0.200	0.416
M23	0.319	0.422
M24	0.471	0.416
M25	0.438	0.394
M27	0.233	0.418
M31	0.066	0.100
M32	0.765	0.303
M41	0.052	0.216
M42	0.485	0.050

<参考文献>

- 1) 河 呂 眞、大城博敏、辻子裕二：Landsat/TMデータによる豊橋市周辺地域の土地利用経年変化に関する検討、土木学会中部支部講演会第IV部梗概集、pp463~464、1991年
- 2) 間瀬 茂、上田修功：モルフォロジーと画像解析、電子情報通信学会誌2、3月号、1990年