

IV - 68 土地被覆分類における主成分変換を利用した多層多段ネットワークの検討

豊橋技術科学大学 正 員 河 邑 眞
豊橋技術科学大学大学院 学生員 ○ 大城博敏
福井工業高等専門学校 正 員 辻子裕二

1. はじめに

近年、リモートセンシングデータを用いて土地被覆の状況を分類する方法として、ニューラルネットワーク手法が適応され、分類精度の向上が試みられている。本研究では、各カテゴリーごとに独立した抽出ネットワークと、それらを統合するネットワークからなる多層多段ネットワークを示し、その抽出ネットワークの入力系列の1つに、主成分変換したデータを用いた際の多層多段ネットワークの有用性を検討する。なお解析対象地域は名古屋市を中心とする地域とした。

2. 多層多段ネットワーク

本研究における多層多段ネットワークは、カテゴリー数だけ用意された3層からなるカテゴリー抽出ネットワークにより、着目するカテゴリーの目標出力に応じそれぞれ独立に学習させる。抽出ネットワークの出力値は、 $x_i^{n+1} = \sqrt{x_i^n}$ でコーディングされ、統合ネットの入力系列とする。この各カテゴリーごとに出力された情報が統合ネットワークの最終出力層において統合され、分類結果として出力される。また最終出力層の出力値から次式により画像座標 (p, q) のカテゴリー $C_{p, q}$ が決定される。

$$C_{p, q} = \max \{x_k^N\}$$

ここでNは最終出力層である。

図1に多層多段ネットワークモデルを示す。

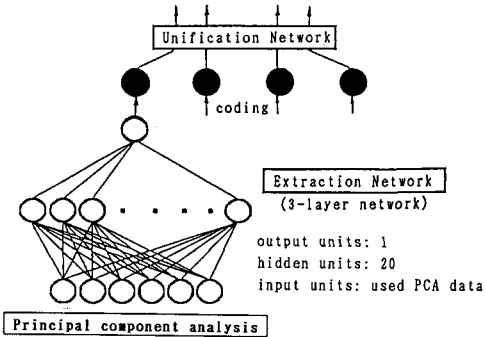


Fig.1 Proposed network model

3. 主成分変換

主成分変換は、多次元データ (m次元) の次元圧縮を行なう線形変換の1手法である。m次元の特徴空間の中で最も分散が大となる軸を第1主成分とし、順次それまでの軸と直交し、分散の最も大きな軸を第n主成分とする。元データ f の分散共分散 (相関) 行列からその固有値ベクトルを求め、元データ f を以下の式で線形変換した Z_i を主成分データとし、入力系列とする。

$$Z_i = \sum_{j=1}^m a_{ij} x_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, k$$

ここで $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ はデータ輝度値、 $a = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ は固有ベクトルである。

Table 1 result of PCA

eigen vector	principal component		
	1	2	3
vec.1	0.378	-0.529	-0.126
vec.2	0.443	-0.273	-0.287
vec.3	0.450	-0.220	-0.144
vec.4	0.319	0.640	-0.547
vec.5	0.412	0.424	0.248
vec.6	0.433	0.094	0.721
value	4.489	1.104	0.266
prop.	0.716	0.176	0.043

4. 結果及び考察

表1にband1からband7（band6は除く）データに対して行なった主成分分析の結果を示す。寄与率と主成分変換データを3層のネットワークに与えた際の分類結果から、第1主成分データを抽出ネットワークのカテゴリ2（forest）に適用することとした。抽出ネットワークの入力系列にスペクトルデータを使用したものと、カテゴリ2のみに主成分変換データを用いたものそれぞれについて、抽出ネットワークにおける学習パターンの抽出結果を表2、多層多段ネットワークにおける全体画像の分類結果を表3に示す。

表2を見るとカテゴリ2の区分精度（DA）が38.5%から71.8%と主成分変換データにより学習パターンの認識が明らかに向上している。また全体画像の分類結果も、抽出ネットワークの精度向上により区分精度が約10%程向上している。総合精度（OA）は91.2%から91.9%、平均精度（AA）は48.9%から50.9%と若干の向上しか見られない。これは解析対象地域内のカテゴリ4への偏りが大きいということが1つの要因であると考えられる。しかしカテゴリ4において誤分類の多かったカテゴリ2を主成分変換することによりカテゴリ4の誤分類が減少し、抽出困難であったカテゴリ2の抽出がかなり大きく増加したことにより、多層多段ネットワークは入力系列を目標出力の特徴を示すデータに変換して分類することができ、有用性を示すことが確認された。

Table 2 Number of extracted pixels
(a) used spectrum data (b) used principal component data

true category	outputvalue					total	DA (%)	outputvalue					total	DA (%)
	<0.1	>0.1	>0.4	>0.7				<0.1	>0.1	>0.4	>0.7			
1. water	19	0	0	0	19	-0.0		18	0	0	1	19	-0.1	
2. forest	24	0	0	15	39	38.5		11	0	0	28	39	71.8	
3. agri. land	9	0	0	0	9	-0.0		9	0	0	0	9	-0.0	
4. built-up land	433	0	0	0	433	-0.0		432	0	0	1	433	-0.0	

Table 3 Number of classified pixels
(a) used spectrum data (b) used principal component data

true category category	classified pixels					total	DA (%)	classified pixels					total	DA (%)
	1	2	3	4				1	2	3	4			
1. water	159	12	0	173	344	46.2		157	11	1	175	344	45.6	
2. forest	7	332	0	376	715	46.4		12	393	7	303	715	55.0	
3. agri. land	1	8	7	120	136	5.1		1	7	7	121	136	5.1	
4. built-up land	49	125	11	8620	8805	97.9		60	97	17	8631	8805	98.0	
	OA=91.2 (%)					AA=48.9 (%)		OA=91.9 (%)					AA=50.9 (%)	

5. 結語

本多層多段ネットワークの入力系列に主成分変換データを入力することにより、目標出力の特徴に対応した結果が示され、多層多段ネットワークの土地被覆分類における有用性が確認された。各土地被覆カテゴリごとに特徴入力が行なえることから、分類困難なカテゴリ等を主成分変換、その他のデータ変換で特徴を見いだせれば分類精度向上が期待できる。

<< 参考文献 >>

- 1) 高木幹雄、下田陽久：画像解析ハンドブック、東京大学出版会、1991。
- 2) 河邑眞、辻子裕二、大城博敏：協同学習ニューラルネットによるランドサットTMデータの土地被覆分類解析、土木学会中部支部研究発表会講演要集、pp. 533-534、1993。
- 3) 田中豊、垂木共之、脇本和昌：パソコン統計解析ハンドブック、共立出版、1984。