

IV-69

FPを用いたエッジデータのパターン認識に関する考察

豊橋技術科学大学 正員 河邑 眞
 福井工業高等専門学校 正員 ○ 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が単一クラスから構成される画素(pure pixel)の集合である際は、特徴空間内での正規性を保つことが期待でき、許容範囲内で線形分離パターンとして近似できる。しかしながら、実際のデータは複数のクラスから構成される場合がほとんどであり、誤分類を誘引する要素となる。これらミクセル(mixed pixel)と呼ばれる画素は、特に異クラスの混在によりデータの置換が行われやすいエッジ近傍であることが多く、これらの画素に対処することで分類精度の向上が期待される。さらに、エッジデータはその作成時間およびスペクトル情報を加工して得られることから、多次元化を試みる際のデータとして、他の空間情報に対して有利であることも特筆すべき点である。

多次元化データとしてLaplacianを用いたエッジデータの有用性を示した報告があるが、本研究においてはモフォロジー(Mathematical Morphology)¹⁾のFP(Function-Processing)を用いた手法を示し、Laplacianとの比較およびパターン認識に対する有用性を検討する。

ただし、教師データの作成にあたっては建設省国土地理院において作成された宅地動向調査の細密数値情報(TDT-112)を使用した。

2 エッジ検出式

画像座標 (x, y) における輝度値を $f(x, y)$ とするときのエッジ検出式は以下に示される。ただし、FPに関しては特にopening typeとclosing typeに限定する。

$$\text{Laplacian: } f_L = \nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{opening-type: } f_O = f - (f \ominus nk) \oplus nk \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{closing-type: } f_C = (f \oplus nk) \ominus nk - f \dots\dots\dots (3)$$

ここに、 $f \oplus k$ および $f \ominus k$ はそれぞれ元画像 $f(x, y)$ の構成要素(Structuring Element, SE) $k(x, y)$ によるモフォロジー基本演算dilationおよびerosionである。 n はサイズと呼ばれ、検出するエッジの太さを制御する。濃淡(gray scale)のモフォロジーにおけるdilation, erosionは、元画像 $f(x, y)$ の陰影変換(umbra transformation) $U(x, y)$ を用いて次式で示される。

$$(f \oplus k)(x, y) = \max_{p \in K, x-p \in F, q \in K, y-q \in F} \{U(x-p, y-q) + k(p, q)\} \dots\dots\dots (4)$$

$$(f \ominus k)(x, y) = \max_{p \in K, x+p \in F, q \in K, y+q \in F} \{U(x+p, y+q) - k(p, q)\} \dots\dots\dots (5)$$

FPにcity-blockと呼ばれる構成要素(図1)を用いるとき、2値化のしきい値は $[0, 1]$ で容易に決定できる特徴を有する。

3 LaplacianとFPの比較

ランドサットTMデータのより作成されたエッジデータ(Laplacian, FP)を入力系列とし、ニューラルネットワーク(Back-Propagation法)²⁾で学習を行った結果を表1に示す。表中の精度は、学習パターンおよび汎化能力を疑似的に表現する全パターンにおける判別効率マトリクスの対角要素を示す。この表からLaplacianに比較し、FPの学習パターンの認識および汎化能力に対する有用性を見いだすことができる。汎化能力が確保されることで、マルチスペクトル解析の補助的なデータとなり得ることが推測される。

4 FPのパターン認識補助能力

スペクトル情報のみ、スペクトル情報にFPより得られたエッジデータを付加した場合の2ケースに対して、ニューラルネットワークで学習した際のパターン認識結果について示す。表2は上記2ケースの解析結果（精度）を示す。この表より明らかにFPによるエッジデータの学習パターンへの認識および全体画像の分類に対しての有用性が見いだせる。全体画像に適用した結果の比較から汎化能力も確保できていると考えられ、極端な局所最適解(local minima)へのスタックを回避できていることが推測される。特に、学習パターンの高認識は学習収束に対する有用性、演算時間の短縮を暗示する。

図2は教師データおよび解析結果（スペクトル情報のみ、スペクトル情報+エッジデータの分類）の 카테고리 2(forest)および 카테고리 4(built-up land)における画素を抽出した画像である。図中スペクトル情報のみから分類した画像(b)には領域の境界と判断できる誤分類画素が含まれる。これに対し、エッジデータを付加した場合の解析結果画像においては上記境界成分を制御できている。また、エッジデータは線成分であることから橋梁等を認識する際に有効であることが図中 카테고리 4の下部中央の3画像を比較して明かである。さらに、FPはサイズ n によりエッジの太さを制御できることから、汎化能力が確保される範囲内でサイズの組み合わせを変化させることにより、学習収束および分類精度の向上を図ることができると考えられる。

Table 1 Comparison of Laplacian and FP
(Percentages of correctly classified pixels)

method	Laplacian		FP	
	training	test	training	test
category				
1	31.4	9.3	36.8	23.3
2	0.0	4.6	15.4	4.6
3	0.0	0.0	22.2	7.4
4	100.0	97.6	99.8	97.6

Table 2 Classification results
(Percentages of correctly classified pixels)

data	spectrum only		spectrum+edge(FP)	
	training	test	training	test
category				
1	63.2	46.2	63.2	46.2
2	66.7	46.4	82.1	49.6
3	11.1	5.1	11.1	6.6
4	99.3	97.7	99.5	98.3

where category 1:water 2:forest 3:agricultural land 4:built-up land.

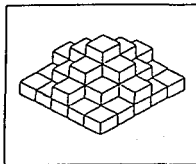
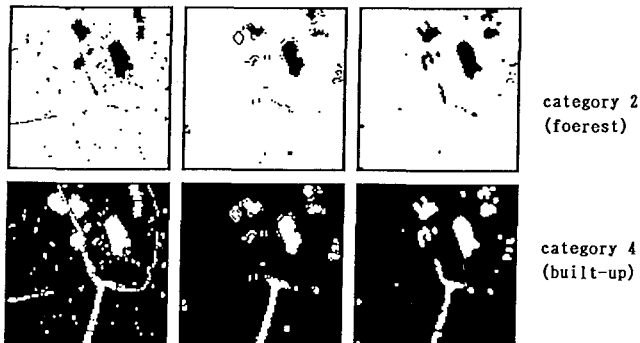


Fig.1 Structuring Element
(city-block)



(a)target data (b)spectrum only (c)spectrum+edge(FP)

Fig.2 Classified images

5 結語

本研究ではLaplacianにより作成されたエッジデータとFPによるものとを比較した上でFPの有用性を示し、FPより作成したエッジデータをスペクトル情報に付加することにより学習収束および分類精度の向上を図ることができることを確認した。しかしながら、エッジデータの影響により誤分類となる画素も存在し、エッジデータに2次的な処理を施す必要性も明らかとなった。

<参考文献>

- 1) J. Serra: Image Analysis and Mathematical Morphology, ACADEMIC PRESS, 1982.
- 2) 河邑眞, 辻子裕二, 大城博敏: 協調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概要集, pp.533-534, 1993.