

地理データの形状認識におけるモフォロジーの適用

福井工業高等専門学校	正 員	○ 辻子 裕二
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

1. 緒言

リモートセンシングデータには、単一クラスから構成される画素 (pure pixel) は極めて稀であり、通常複数クラスの混在画素 (mixed pixel) の集合である。この問題に対しては、画素単位のクラス占有率算定法が提案されカテゴリ分解と呼ばれている。これに対して本報告では、各クラスの領域の境界に生ずるデータの置換問題として mixed pixel を捉え、輝度変化形態に着目したクラス境界の対処法 (エッジ検出手法) を提案する。

従来、エッジ検出に対しては Laplacian に代表される微分オペレータを用いてきた。この Laplacian オペレータを用いて作成されたエッジデータをスペクトル情報に付加し良好な結果を得たという報告も存在する。これに対し、筆者らはスペクトル情報の形状に着目し、その形状を検出するモフォロジー (Mathematical Morphology) [1] によるエッジ検出式を適用し良好な結果を得ている [2]。これはモフォロジーの構成要素 (structuring element) の形状を変化させることでスペクトル情報の形状を追跡することが可能となるためである。しかしながら文献 [2] においては、検出された境界成分の影響による誤分類画素も顕著に見られた。これは、構成要素を 3×3 の大きさに限定することにより、構成要素の範囲内で微小に変化する成分を鋭敏に追跡してしまったためである。

ここで、どのような境界成分が解析上問題となるか、すなわち、解析精度を向上するためにはどのような境界成分を検出する必要があるのかが問われる。異クラスの隣接画素間に明確で急激な変化がある際には、その微分画像には明確な境界が示される。しかし、異クラスの境界が比較的不明確な場合、すなわち、数画素に渡って輝度変化が生じる場合こそが解析精度を問う上で問題となる。この領域を本解析の対象とし、モフォロジーにおいては構成要素の大きさを調節することで対処可能と考える。

2. 解析手法

文献 [2] で適用したモフォロジーエッジ検出式は以下の2式である。

$$\text{Filter A: } fa = f - (f \ominus nK) \oplus nK \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{Filter B: } fb = (f \oplus nK) \ominus nK - f \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここに、 $f \oplus nK$ および $f \ominus nK$ はそれぞれ、原画像 f の構成要素 K による dilation および erosion である。 n は構成要素のサイズである。Filter A (opening type) は TOP-HAT 変換とも呼ばれ凸状の形状検出に、Filter B (closing type) は凹状の形状検出に有効である。構成要素 K を検出する対象に従って変化させることにより、任意の領域に対する境界成分 (変化成分) を検出することが可能である。特に任意方向の線状成分に対処できるように、4方向 (縦、横、斜め45度) の線状の多重構成要素 K_i ($i = 1, \dots, 4$) を組み合わせて用いることとした。構成要素のサイズを n とするとき、 nK_i の範囲内で生じる全ての変化に対して、上記検出式は鋭敏に反応する。しかしながら、地理データには同一クラスにおいても細かな変化があるのは必至であり、pixel-by-pixel の解析でこういった微小領域の境界成分と大局的な異クラス間の境界成分を区別することは困難である。したがって、こういった微小な変化成分を除去するために本解析では次式を用いる。

$$\text{Filter C: } fc = (f - (f \ominus mK) \oplus mK) - (f - (f \ominus nK) \oplus nK) \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{Filter D: } fd = ((f \oplus mK) \ominus mK - f) - ((f \oplus nK) \ominus nK - f) \quad \dots\dots\dots (4)$$

ここに、 $m > n$ である。

3. 解析結果

名古屋市近辺の LANDSAT TMデータ (path=109, row=36, 1989年11月11日撮影) に本手法を適用した結果を示す。ただし、対象とする境界はスペクトルが凹状の形状を示す水域とその他のカテゴリ間に限定する。図-1 (a) は原画像 (band 1) の画像断面、(b) は原画像 (a) の構成要素 K_i (3×1) による式(2)の検出結果、同様に (c) は構成要素 K_i を 5×1 、(d) は K_i を 7×1 とした際の式(2)の検出結果である。図-1 (b)、(c)、(d) で用いた構成要素はそれぞれ図-2 (a)、(b)、(c) である。図-1 (e) は式(4)に従った図-1 (d) と図-1 (b) との差画像断面であり非負としている。図-1 (f) は教師信号であり、凸部が水域を示す。f b3 は急峻な変化を検出するが、比較的滑らかな水域とその他のカテゴリの境界を検出することはできない。f b5、f b7 と構成要素が大きくなるに従いスペクトルの凹状部分が検出される。f d は良好な検出結果に加えてノイズをかなり除去できていることが見いだせる。

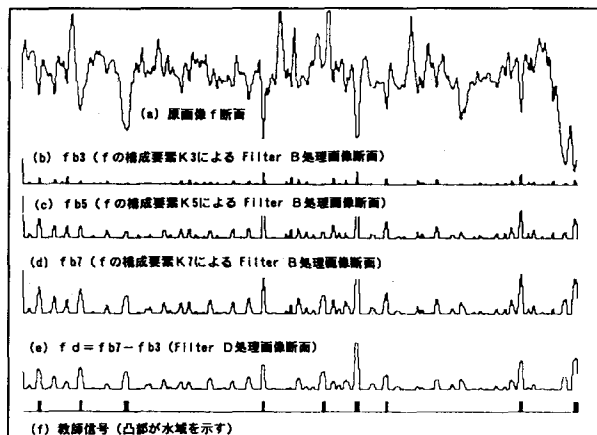


図-1 解析データの断面

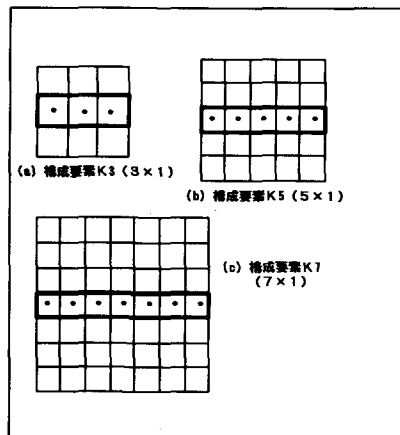


図-2 構成要素

表-1 はスペクトル情報 (LANDSAT TMデータのband 1 からband 7) のみを入力系列とした場合およびスペクトル情報に式(4)により検出された画像 (f d) を加えて入力系列とした際のニューラルネットワークによるパターン認識 (水域抽出) 結果である。学習段階においては明らかにエッジデータの効果が見いだせる。しかし、汎化能力を疑似的に表現すると考えられる未学習データへの適用結果から、エッジデータによる誤分類と考えられる画素が含まれていた。これは本解析がband 1 から得られるエッジデータのみを適用したために、輝度 (変化) の比較的類似した水域と森林の認識・分類が困難となったためであると推測される。

表-1 解析精度 (水域認識精度)

	トレーニングデータの認識精度	未学習データの認識精度
スペクトルのみを入力系列とした場合	55.5%	64.0%
スペクトル+f dを入力系列とした場合	83.3%	72.0%

4. 結語

異クラスの境界に生じるなめらかな変化形態を検出する手段としてモフォロジーのエッジ検出式を適用し、この差画像を作成することでかなり正確に着目クラスあるいは境界の検出が可能であることを示した。また、多重構成要素を用いているため線状の変化形状に対しても対処できると考えられる。しかし、単一bandから上記データを作成すると着目クラスあるいは着目bandによって誤認識画素の生じる可能性もあることを指摘した。

<参考文献>

- [1] J. Serra : Image Analysis and Mathematical Morphology, Academic Press, New York, 1988.
- [2] 河邑眞, 辻子裕二, 大城博敏 : FPを用いたエッジデータのパターン認識に関する考察, 土木学会第48回年次学術講演会講演概要集, 第4部, pp.174-175.