

IV-269

衛星リモートセンシングデータを用いた土地被覆分類図作成における 有効な空間情報について

東京理科大学 正会員 大林 成行

○東京理科大学 正会員 Tashpolat Tiyip

東京理科大学 正会員 小島 尚人

(株)オリエンタルコンサルタンツ

斎田 栄将

1. はじめに 衛星リモートセンシングデータから作成される土地被覆分類図は、土地利用計画や地域計画、環境影響評価等、一般に建設分野の領域において利用ニーズが高い。都市の一局集中から多極分散を念頭においた国土の保全・開発に関する一連の計画プロセスにおいて、より一層きめこまかに土地被覆の状態を把握、分析することの必要性が一層強くなってきた証拠でもある。しかし、SPOT・HRVデータのように使用しようとするデータ自体の精度が高分解能になる程、分類しようとするクラスの分散が大きくなるため、地上分解能の向上が必ずしも分類精度の向上に反映されないといった問題が指摘されている。このようなことから、最近では人間が認識する画像の「きめ」や「あらさ」のパターンいわゆるテクスチャ等の空間情報を分類に用いる多次元データの一つに付加して、分類精度を向上させる研究が見られる^{1), 2)}。テクスチャ以外では強調処理画像や復元画像を原データに付加して分類すれば分類精度が向上するとも言われているが、実際にこれらを比較・検証するには至っていない。空間情報を付加した分類は複雑な処理を介する必要もなく、非常に簡便であることから実用性が高く今後の利用が期待されるが、具体的にどのような空間情報が有用であるのかといった最も基本的な事柄が明確となっていない。そこで、本研究ではどのような空間情報をスペクトル情報に付加すれば土地被覆分類精度が向上するのかといった問題について検討した。

2. 土地被覆分類に用いる空間情報と検討ケース

(1) 本研究で設定した空間情報 本研究では原データとともに多次元データの一つに付加して分類に使用するテクスチャ画像、強調処理画像、復元画像を総括して「空間情報」として取り扱う。いずれも画像処理／解析において多用されている空間情報である。

(2) 使用データおよび検討ケース 本研究で使用したデータは、1988年10月4日に観測されたSPOT・HRVデータ(PATH: 331, ROW: 280)である。

また、分類精度を評価する上で土地被覆項目がよく識別でき、詳細なグランドトルースデータが整備できる千葉県印旛沼周辺を対象領域として選定した。設定した土地被覆分類項目は、水田、畑地、樹林、人工構造物(市街地等)、芝地、裸地、水域の7種類である。実際の検討においては数種類にわたる空間情報の組合せも考えられるが、ケース数が膨大となるばかりでなく、分類精度に関して考察する際に空間情報の組合せについて理論的な意味付けが難しいこと等の理由からあまり得策とは言えない。そこで、本研究では表-1に示すように原データに空間情報を一種類だけ付加する10ケースを設定した。ケース8とケース9では

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

(a) ケース8

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

(b) ケース9

図-1 ラブラシアントペレータ

表-1 検討ケース

空間情報	ケース名	分類に使用するデータの組合せ
テクスチャ画像	ケース1	原データ(バンド1~3)
	ケース2	原データ+角2次モーメント(ANG)
	ケース3	原データ+同質性(HOM)
	ケース4	原データ+コントラスト(CON)
	ケース5	原データ+非類似度(DIS)
	ケース6	原データ+エントロピー(ENT)
	ケース7	原データ+相関(COR)
強調処理画像	ケース8	原データ+ラブラシアント1(LAP1)
	ケース9	原データ+ラブラシアント2(LAP2)
復元画像	ケース10	原データ+MTF補正データ(MTF)

注) 使用するバンドは、原データ・3バンドと空間情報・3バンドを併せて6次元のデータとなる。

ラプラシアン処理画像を用いるが、「ラプラシアン1」とは図-1(a)に示すように最も一般的に利用されているラプラシアン・オペレータである。また「ラプラシアン2」とは45度方向も考慮に入れたものであり、ケース8と比較するために設定した。なお、その他の空間情報の詳細については紙面の都合上割愛する。

3. 分類精度の比較

(1) 分類精度の評価指標

土地被覆分類精度の評価指標には種々のものが適用されており、どの指標を用いれば的確に分類精度を評価できるのかということが問題となる。そこで、本研究ではトレーニングデータに対する評価指標として、①区分精度、②誤分類率、

③クラス間発散度の3つを

取り上げた。さらに分類後の画像に対して、あらかじめ整備した分類精度検証用データをもとに算出されるPCC (Probability of Correct Classification) を用い、総合的に分類精度を評価した。これらの指標の内容を表-2に整理する。

(2) 処理結果および考察 図-2(a)～(d)に表-2で示した分類精度の評価指標を算出した結果をグラフ化して整理した。いずれの評価指標を見ても原データにラプラシアン処理画像を付加して分類した場合のケース8およびケース9の分類精度が高くなることが判る。次いで復元画像(MTF補正画像)を用いる場合の分類精度が高い。このように画像構成要素を強調あるいは復元した処理データはかなり分類精度の向上に寄与できるものと推察される。テクスチャ画像を用いた場合を見ると、非類似度データが有効であるといった一般の報告と同等の結果が得られており、本研究の処理結果は妥当なものと言える。しかし、テクスチャ画像はラプラシアン処理画像や復元画像を用いた場合程、分類精度は向上していない。

4.まとめ ラプラシアン処理画像を原データに付加して分類した場合に最も分類精度が高くなった。ラプラシアン処理画像は、MTF補正画像やテクスチャ画像に比べ、特別な前処理もなく容易に作成することができることから実用的である。今後は、空間情報の組合せやその他にも利用されている空間情報を用いた場合についても分類精度を比較・検討することが課題となる。

【参考文献】1) STEVEN E. FRANKLIN: Classification of SPOT HRV imagery and texture features, Int. J Remote Sensing, Vol.11, No.3, PP.551-PP.556, 1990.

2)新井康平: 空間情報を用いたマルチスペクトル画像分類、日本リモートセンシング学会誌、Vol.7、No.4、PP.24～PP.31、1987年

表-2 本研究で使用した分類精度の評価指標

①区分精度 $P_1 = M_1 / N_1$	③クラス間発散度: D ₁₂ $D_{12} = \text{Log}_2 (d_{12})$ $d_{12} = (1/2) \text{Tr}[(S_1 - S_{\bar{1}})(S_2^{-1} - S_{\bar{2}}^{-1})] +$ $(1/2) \text{Tr}[(S_1^{-1} - S_{\bar{1}}^{-1})(M_1 - M_{\bar{1}})(M_2 - M_{\bar{2}})^{-1}]$ 但し、 S_1 : クラス1の分散共分散行列 M_1 : クラス1の平均値行列 t : 転置行列 Tr : トランズ
②誤分類率 $F_1 = \sum_j (M_{1j} + M_{j1}) / N_1$ 但し、 M_{1j} : トレーニングデータ内の分類クラス1のうち、クラスjに分類されたピクセル数 M_{j1} : トレーニングデータ内のクラスjのうち、クラス1に分類されたピクセル数 N_1 : クラス1のトレーニングデータのピクセル数	④PCC (Probability of Correct Classification) PCCとはあらかじめ用意した検証用データをもとに算出される判別効率マトリックスの対角要素(正当率)の総平均を指す。

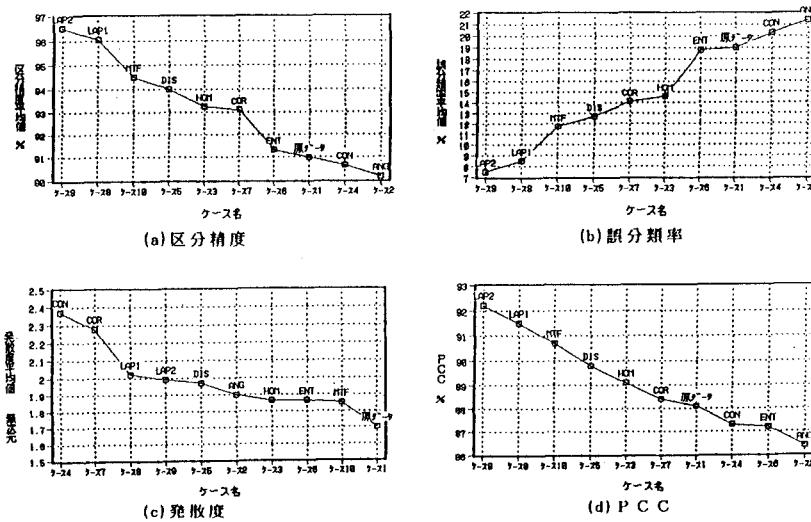


図-2 分類精度の評価指標の算出結果