

京都大学大学院 学生員 ○江崎伸英 京都大学防災研究所 正員 宝 翠  
 京都大学防災研究所 正員 近森秀高 京都大学防災研究所 正員 岡 太郎

**1.はじめに** 人工衛星・航空機などによるリモートセンシングは、最新の土地被覆状況を観測できる有用な手法である。その有用性に鑑み本研究では、京都府南部巨椋流域およびその周辺地域を含むLANDSAT TM画像を用いて土地被覆分類を行い、その精度を定量的に評価し、この手法の有用性を検討する。あわせて異なる2時期の画像の分類結果を比較し、この流域の都市化の進展を定量的に評価する。

**2.解析資料** 土地被覆分類には、1984年10月および1992年10月の2時期に撮影された、巨椋流域を含む約30km×30kmの地域のLANDSAT TM画像(30mメッシュ)を用いた。分類精度評価の際に用いる土地被覆の真値には、1985年および1991年の細密数値情報の土地利用マップ(10mメッシュ)を用いた。細密数値情報に示されている17項目の土地利用区分は厳密には土地被覆と一致しないが、ここではこれらの17項目を数個の大まかな分類にまとめて表したものを土地被覆の真値を示す参照データとして代用することにした。

画像解析にはUSACERL(U.S. Army Corps of Engineering Construction Engineering Research Laboratories; アメリカ工兵隊建設工学研究所)が開発した地理情報システム GRASS Ver. 4.1を用いた。GRASSはユーザーが自由に入手して利用でき、ユーザー間の情報交換も活発に行われている。本研究では、GRASSをUSACERLのftpサイト(moon.cecer.army.mil)より入手し、ワークステーションHP9000/730上で利用した。

**3.土地被覆分類手法と分類精度評価** 本研究では教師つき分類法の最尤法を用いた。この手法を用いた土地被覆分類手順は以下のとおりである。

(1) あらかじめ分類する土地被覆のカテゴリーを決め、地形図などを参照して、各カテゴリーの代表的な領域(トレーニングエリア)を選定する。

(2) TM画像の7バンドのうちバンド6を除く6バンドの、各カテゴリーのトレーニングエリアに含まれる画素の輝度値 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_7)^T$ ( $x_k$ ; バンド $k$ の輝度値)を読み出し、輝度値の平均 $\mu_i$ と各バ

ンド間の輝度値の分散・共分散 $\Sigma_i$ を次式により求める。

$$\mu_i = \frac{1}{t_i} \sum_{j=1}^{t_i} x_{ij}, \quad x_{ij}; \text{トレーニングエリア } A_i \text{ の輝度値} \quad (j=1, \dots, t_i; t_i \text{ はカテゴリー } i \text{ の画素数})$$

$$\Sigma_i = \frac{1}{t_i} \sum_{j=1}^{t_i} (x_{ij} - \mu_i)(x_{ij} - \mu_i)^T = \frac{1}{t_i} \sum_{j=1}^{t_i} x_{ij} x_{ij}^T - \mu_i \mu_i^T$$

(3) 各カテゴリーの各バンドの輝度値 $x_k$ が平均 $\mu_i$ 、分散・共分散 $\Sigma_i$ の多次元正規分布に従うものと仮定し、 $\mathbf{x}$ が観測されたとき、それがカテゴリー $i$ に属する確率(尤度)を次式により求める。

$$L_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi^{\frac{n}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i) \right\}$$

ここに、 $n$ ; 用いたバンド数(本研究では6)。

(4) 各画素を尤度が最大となるカテゴリーに分類する。

このようにして分類した結果を誤差行列の形式で示し、分類精度を評価する。誤差行列は、分類されたカテゴリー $i$ と真の土地被覆カテゴリー $j$ をそれぞれ行と列にとった正方行列であり、行列の各要素 $x_{ij}$ は、分類結果が $i$ かつ土地被覆の真値が $j$ である画素数を表している。この誤差行列では対角項の分類のみが正しく、その他の項は全て誤分類となる。画像全体の画素のうち正しく分類されたものの割合はOAと呼ばれ、次式で表される。

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^m x_{ii}}{N}$$

ここに、 $m$ ; 分類カテゴリー数、 $N$ ; 画像全体の画素数。また、参照データの各カテゴリーに属する画素のうち正しく分類されたものの割合はPA、各カテゴリーに分類された画素のうち正しく分類されたものの割合はUAと呼ばれ、それぞれ次式で表される。

$$PA_i = \frac{x_{ii}}{x_{+i}} \times 100, \quad UA_i = \frac{x_{ii}}{x_{i+}} \times 100$$

ここに、 $x_{+j}$ ; 参照データのカテゴリー $j$ の画素数、 $x_{i+}$ ; カテゴリー $i$ に分類された画素数。

本研究では、これら3種の評価基準を用いて分類精度の評価を行った。

**4.分類結果** 1984年の画像全体を7カテゴリー(水田、

表1 分類結果（1984年、7カテゴリー）

	水田	畑地	道路	裸地	都市域	森林域	水域	計	UA
水田	203873	18225	4009	3728	2692	8511	10371	251409	81.1
畑地	81944	57645	17927	24215	36182	40605	43674	302192	19.1
道路	10396	6530	31003	10054	73351	5586	7017	143937	21.5
裸地	9423	2957	6508	11736	32681	29767	18731	111803	10.5
都市域	26698	22781	78596	31878	266370	25425	16517	468265	56.9
森林域	10241	14193	3240	5096	3328	534410	34088	604596	88.4
水域	4892	3210	3311	2487	6458	15098	38777	74233	52.2
計	347467	125541	144594	89194	421062	659402	169175	1956435	
PA	58.7	45.9	21.4	13.2	63.3	81.0	22.9		

畑地、道路、裸地、都市域、森林域、水域)に分類した結果を表1に例示する。この表から、以下のようなことがわかる。

- (1) 道路-都市域間の誤分類が非常に多い。これは、道路と都市域の被覆が似ているためと考えられる。
- (2) 水田が畑地に誤分類されやすい。このTM画像の撮影時期が10月であり、刈り入れ跡の雑草の反射特性が畑地のそれと似ていたためと考えられる。
- (3) 裸地が都市域に誤分類されやすい。これは、トレーニングエリアに含まれる裸地の画素が、裸地だけではなく他の土地被覆も混在する、いわゆるミクセル(Mixed cell)となっているためと考えられる。
- (4) 水域が正しく分類されない。これは、細密数値情報の土地利用項目「河川・湖沼等」には堤防などや砂州なども含まれているためと考えられる。

各カテゴリーの輝度値の分布を検討した結果、道路と都市域の輝度値の分布が著しく似ていることが判ったので、これらの2カテゴリーを統合し、画像全体を6カテゴリーに分類した。その結果、OAは約10ポイント上昇し、66.1%となった。特に道路・都市域のPAおよびUAは70~80%と大幅に上昇した。

表2 細密数値情報の巨椋流域の各カテゴリーの面積と面積割合

	1985年		1991年		増減(%)
	面積(km <sup>2</sup> )	面積割合(%)	面積(km <sup>2</sup> )	面積割合(%)	
水田	15.279	30.3	14.762	29.4	-0.9
畑地	4.243	8.4	3.998	8.0	-0.4
道路・都市域	19.929	39.5	20.908	41.7	+2.2
裸地	2.590	5.1	2.602	5.2	+0.1
森林域	7.371	14.6	6.862	13.7	-0.9
水域	1.026	2.0	1.017	2.0	0
計	50.437	100.0	50.437	100.0	

4.巨椋流域の都市化の進展について 2時期の細密数値情報および分類マップの、巨椋流域内の各カテゴリーの面積、面積割合およびその増減を表2、3に示す。これらの表から道路・都市域の拡大が確認できた。分類マップにおける道路・都市域の拡大率が細密数値情報のそれよりも大きいのは、開発された都市化領域内の未開発の裸地などが、解像度の低いTM画像では都市域の中に埋もれ判別できないためと考えられる。

5.むすび 以上の検討から得られた結果は以下のとおりである。

1. 土地被覆分類の精度を向上させるためには分類カテゴリーを適切に選ぶ必要がある。
2. 巨椋流域内の流域面積の4%以上が8年間に都市化したと推定できる。
3. リモートセンシング画像を用いた土地被覆分類において、GRASSが効果的に利用できた。

参考文献 (1)日本リモートセンシング協会編：図解リモートセンシング、社団法人日本測量協会編。

(2)Russel G. Congalton ; "A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data", REMOTE SENS. ENVIRON. 37:35-46(1991).

表3 分類マップの巨椋流域の各カテゴリーの面積と面積割合

	1985年		1991年		増減(%)
	面積(km <sup>2</sup> )	面積割合(%)	面積(km <sup>2</sup> )	面積割合(%)	
水田	12.169	22.5	10.855	20.0	-2.5
畑地	9.520	17.6	11.378	21.0	+3.4
道路・都市域	21.738	40.1	23.966	44.3	+4.2
裸地	4.272	7.9	2.911	5.4	-2.5
森林域	5.164	9.5	4.412	8.2	-1.3
水域	1.297	2.4	0.639	1.2	-1.2
計	54.161	100.0	54.161	100.0	