

## 速報

## IKONOS データを用いた屋久島南部の林相区分\*1

## — object ベースと pixel ベースの分類比較 —

大西紀子\*2 · 村上拓彦\*3 · 吉田茂二郎\*3

大西紀子・村上拓彦・吉田茂二郎：IKONOS データを用いた屋久島南部の林相区分 九州森林研究 57：200-202, 2004 1999年に打ち上げられた商業衛星 IKONOS は、その空間分解能の高さが大きな特徴である。従来から利用されている LANDSAT や SPOT などの衛星データは空間分解能が20~30m であり、pixel ベースでの解析が行われていた。しかし、IKONOS のような高い空間分解能を有する衛星では pixel ベースでの解析には限界があり、新しい画像分類方法の検討が必要とされる。そこで、本研究では object ベースの分類処理機能を有する解析ソフト eCognition を用いて、2000年に撮影された屋久島南部の IKONOS データの林相区分の可能性を検討した。結果として、画像分類の際に行う scale parameter の値によって分類精度は異なった。また、適切な scale parameter を設定することにより、比較として行った pixel ベースでの分類よりも object ベースの分類の方が高い分類精度を示した。

キーワード：IKONOS, 林相区分, 屋久島, eCognition

## I. はじめに

熱帯林をはじめとする森林の減少・劣化の進行などを背景に、持続的な森林経営の確立に向けた国際的な取り組みが進められている。森林管理をする上では、まず森林資源を正確に把握することが求められる。効率的に森林資源を把握するためには、広域のデータ収集が可能である衛星データの利用が期待されている(2)。従来利用されていた LANDSAT や SPOT のような衛星は空間分解能が20~30m であるが、近年では IKONOS や QuickBird のような空間分解能が1~4 m である高い空間分解能を有する衛星の利用が可能になってきている。このような高空間分解能を持つ衛星データは、中分解能衛星データでは判読不可能であった地表面の情報を把握できる利点がある一方で、同一被覆物の不均一さ(例えば、単木樹冠の日向面と日陰面)が顕在化するため、pixel ベースの処理には限界が生じる。そのために、新しい画像分類方法の検討が必要である。その新しい画像分類方法として、画像を構成する画素同士の空間的関係性を重視した object ベースの分類が注目されている(1)。この分類法では、画像を分割(segmentation)し、分割された object を最小単位として分類(classification)を行うという方法がとられる(3)。しかし、まだその利用可能性については明らかにされていないことが多い。

そこで本研究では、このような画像分類方法を採用している解析ソフトを用いて、高空間分解能(パンクロ1 m, マルチ4 m)を有する衛星 IKONOS の屋久島南部のデータから林相区分の可能性を検討したので報告する。

## II. 対象地および使用データ

対象地は、九州本島最南端佐多岬の南およそ60km に位置する屋久島である。屋久島は、面積約500km<sup>2</sup>のほぼ円形の島で、九州一の最高峰である標高1,935m の宮之浦岳を中心に高峰が重なりあっており、冷温帯から亜熱帯までの典型的な植生の垂直分布が見られる。

本研究では、2000年5月に撮影された屋久島南部の IKONOS データ(図-1)、また1995年における屋久島の第二次樹立森林施業管理計画図(以下、森林計画図)を使用した。今回用いた IKONOS データは、屋久島の南部の海岸線から最高峰の宮之浦岳までをカバーし、ヤクスギ天然林などの様々な林相を含む島の面積の約5分の1に相当するものである。

## III. 解析方法

本研究では IKONOS データの解析に eCognition Ver2.1 (Definiens Imaging 社, ドイツ)を用いた。また、eCognition で行う object ベースの分類の解析に対して、pixel ベースでの分類の比較検証のために ERDAS IMAGINE Ver8.6 (ERDAS 社, 米国)を用いた。

まず、eCognition を用いて IKONOS データの segmentation を行った。このとき、segmentation の scale parameter を50, 100, 150, 200の4つ設定した(以降、SP50, SP100, SP150, SP200とする)。scale parameter とは、各領域内の画素値の標準偏差と領域の形状係数にそれぞれ重み付けを行った上で合計し、この値

\*1 Ohnisi, N., Murakami, T. and Yoshida, S.: The forest types classification using IKONOS data in the southern Yakushima Island

\*2 九州大学大学院生物資源環境科学府 Grad. Sch. Biores. Environ. Sci., Kyushu Univ., Fukuoka 812-8581

\*3 九州大学農学研究院 Fac. Agric., Kyushu Univ., Fukuoka 812-8581

を基準として領域統合の判定を行う閾値である。この値を大きくするほど領域統合の許容範囲が大きくなり、object サイズが大きくなる。次に、segmentation 処理によって object 分割されたデータを、eCognition を用いて classification 処理を行った。針葉樹林・針広混交林・広葉樹林をそれぞれ人工林・天然林に区分した6つの林相に分類した。また、ERDAS の教師付き分類機能を用いて pixel ベースで同じ6つの林相に分類処理を行った。

次に、森林計画図に記載されている林相区分との整合性を確認するために、それぞれ設定した scale parameter で分類されたデータをラスタ化した画像、教師付き分類した画像をそれぞれ森林計画図と ERDAS 上で重ね合わせて精度検証を行った。今回は特に天然林の分類精度に注目し、解析を行った。

この精度を示す値として Kappa 係数を用いた。Kappa 係数とは、分類した値と真値との一致度を示す統計係数であり、以下の式(1)で求められる。

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (1)$$

ここで、 $r$  は行列の列数、 $x_{ii}$  は行 $i$ 、列 $i$ の観測数、 $x_{i+}$  は行 $i$ の総和、 $x_{+i}$  は列 $i$ の総和、 $N$  は観測総数(ピクセル)を表す。

#### IV. 結果および考察

設定したどの scale parameter も森林計画図の林相区分とうまく整合することはなかったが、目視で判読できるような林相の境界線は segmentation 処理で発生できた(図-2)。また、eCognition での object ベースの分類ではパッチ状に林相区分されているのに対し、ERDAS の教師付き分類での pixel ベースの分類ではごましお状の林相区分になった。object ベースの分類法では林相をパッチとして認識することが出来るために林相の境界線を

引くことが可能であり、林相区分を行うのに適しているといえる。

精度検証として森林計画図での林相区分と、教師付き分類、SP50, 100, 150, 200で分類を行った画像において6つの林相ごとに重なる精度を求めた。図-3にそれぞれの分類と森林計画図での林相区分の重なりを示す。表-1はその精度を Kappa 係数で求めたものである。scale parameter の値によってそれほど大きな差は認められないが、やや SP50の精度が低かった。また、SP100, SP200の精度が高い値を示した。ここで、SP100のエラーマトリックス(表-2)の精度に注目すると、人工林の分類より天然林の分類の方が精度が高いことがわかる。表-2において天然林と区分されたピクセル数を見ると、天然林内での針葉樹林、広葉樹林、針広混交林の相互の誤分類が多かったため、天然林クラスを統合した精度を求めた(表-3)。この結果、SP100が最も良い精度を示した。これらの結果より適切な scale parameter の設定により、object ベースで行った分類の方が pixel ベースで行った教師付き分類よりも精度が高いことが示された。

今回、scale parameter の設定によって分類精度が変動することが確認された。eCognition で画像分割、分類処理を行う際には、分類の目的に応じた適切な scale parameter が存在するといえる。そのため、分類精度を向上するためには、より良い scale parameter を設定することが重要である。また、pixel ベースの解析ではこれ以上の分類は不可能であるのに対し、object ベースの解析では林相区分の境界線が引けるという利点がある。それに加えて、今回用いた解析ソフト eCognition は、まず森林と非森林に分類した上で、さらに森林を広葉樹と針葉樹に分類する、というような階層構造を持たせた分類機能をも有することから、object ベースでの分類方法ではさらに処理手順を工夫することにより、精度向上が期待される。このような階層構造の分類機能を用いた解析を今後の課題にしていきたい。

#### 引用文献

- (1) Jeganathan, C. *et al.* (2002) Asian J. GeoInformatics 3(2): 65-70.
- (2) 林野庁(2003) 森林資源モニタリング調査データ地理解析事業報告書, p.1.
- (3) 白田裕一郎ほか(2003) 写測学会平成15年講演集: 125-128.

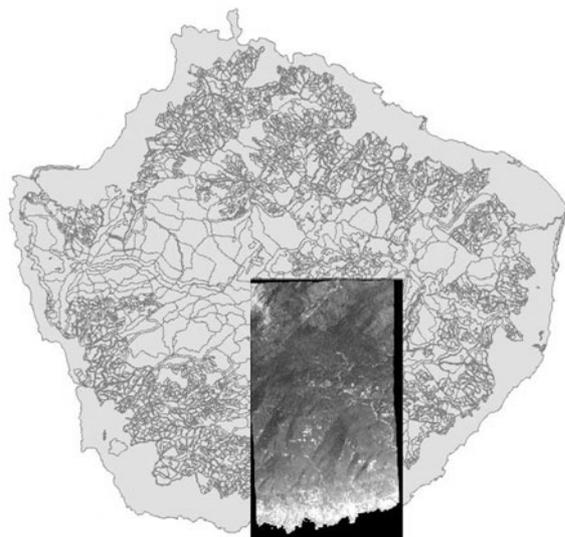


図-1. 対象地

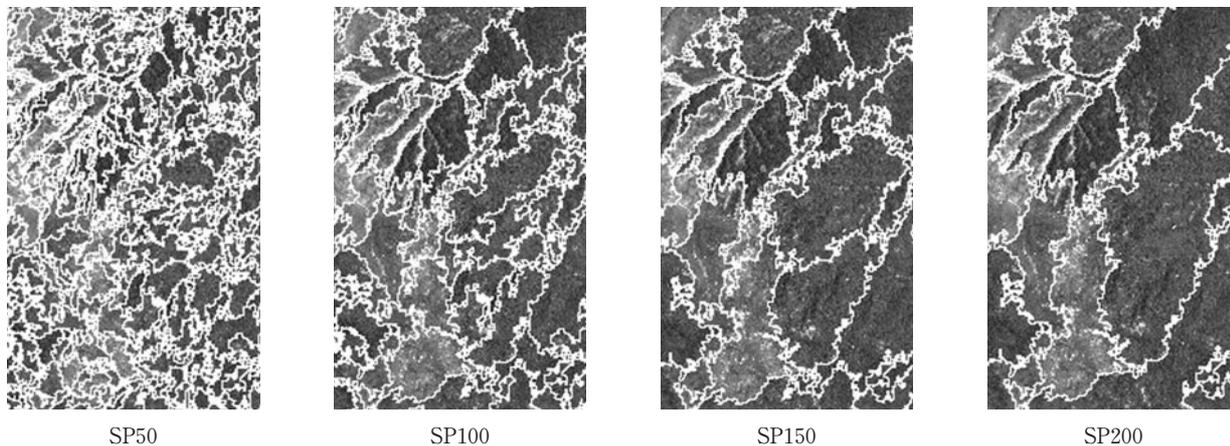


図-2. 各 scale parameter の segmentation

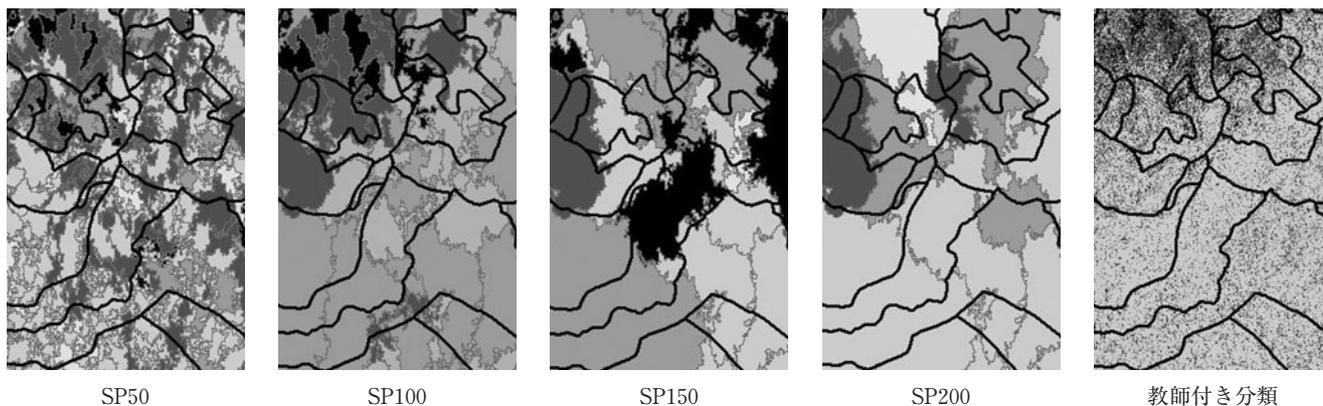


図-3. 各 scale parameter での分類, 教師付き分類と森林計画図の林班界

表-1. 各分野の精度 (Kappa 係数)

	SP50	SP100	SP150	SP200	教師付き分類
Kappa	0.14	0.25	0.21	0.25	0.20

表-2. scale parameter 100 のエラーマトリックス

分類結果	参照データ (ピクセル数)						合計	分類信頼度(%)
	針葉樹人工林	針広混交人工林	広葉樹人工林	針葉樹天然林	針広混交天然林	広葉樹天然林		
針葉樹人工林	82020	7388	0	50093	210368	18029	367898	22.29
針広混交人工林	39736	9609	1429	3483	27428	53638	135323	7.10
広葉樹人工林	19358	11144	7229	72	6034	18703	62540	11.56
針葉樹天然林	43666	693	64	416870	503117	39915	1004325	41.51
針広混交天然林	64731	3669	2261	182043	662251	152824	1067779	62.02
広葉樹天然林	28216	4341	8632	6634	61609	187488	296920	63.14
合計	277727	36844	19615	659195	1470807	470597	2934785	
分類精度 (%)	29.53	26.08	36.85	63.24	45.03	39.84		

表-3. 天然林の分類精度

	SP50	SP100	SP150	SP200	教師付き分類
精度 (%)	64.21	83.14	72.09	69.06	68.88

(2003年11月4日 受付; 2003年12月22日 受理)