

オブジェクトベース画像分類による林相区分^{*1}

—高分解能衛星データと中分解能衛星データの比較—

大西紀子^{*2}・村上拓彦^{*3}・溝上展也^{*3}・吉田茂二郎^{*3}

大西紀子・村上拓彦・溝上展也・吉田茂二郎：オブジェクトベース画像分類による林相区分—高分解能衛星データと中分解能衛星データの比較— 九州森林研究 58：131-134, 2005 最近, 新しい衛星リモートセンシングデータの画像分類手法としてオブジェクトベースのアプローチが注目されている。本研究は, このオブジェクトベースの画像分類を, IKONOSデータ (分解能 1 m × 1 m) と LANDSAT/TM データ (分解能 30 m × 30 m) に適用し, 両者の分類結果の比較から林相区分の可能性を検討することを目的とした。分類精度は, 森林調査簿との整合性をもって評価した。対象地は, 宮崎県と鹿児島県にまたがる霧島地域で, モミ・ツガ天然林, アカマツ天然林, スギ・ヒノキ人工林などの林相を持つ林分である。結果として, IKONOS, LANDSAT/TM それぞれで, 分類に利用可能なオブジェクトの特徴量が異なった。また, 中分解能衛星データと比較して, 高分解能衛星データの方が良好な分類精度を示し, 詳細な林相区分を実現した。

キーワード：オブジェクトベース分類, 階層的林相区分, IKONOS, LANDSAT/TM, eCognition

I. はじめに

正確な森林資源の現状把握は, 森林管理にとって重要な要件のひとつである。リモートセンシングデータを用いた面的な森林現況の把握もそのひとつである。近年, 空間分解能が数 m オーダーである高分解能衛星データが利用可能となってきている。高分解能衛星データは従来の中分解能衛星データでは判読不可能であった地表面の詳細な情報を把握できることから, 高分解能衛星データ利用への期待が高まっている。国内においては, 長年, 空中写真が森林計画業務に活用されてきているが, 空中写真と比較して高分解能衛星データは, いくつかの長所を有している。例えば, 衛星データの方が撮影範囲が広く, ひとつながりとなった画像を得やすいことや, デジタルデータであるため GIS との親和性が高いなどといった利点が挙げられる。さらに, これまでの林業的な観点からだけでなく, 生態的観点からの森林タイプ別の区分なども求められており, 樹種や疎密度といった林分を構成する要素についての情報提供が高分解能衛星データに対して求められている (林野庁, 2004)。しかし, この高分解能衛星データを利用して林相区分を行うためには, 従来, 中分解能衛星データで用いられてきたピクセルベースの処理では限界が生じる (Blaschke and Strobl, 2002; Hofmann, 2001; Limp, 2002; De Jong *et al.*, 2000)。

そこで, 新しい画像分類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オブジェクトベースでの分類方法が注目されている (Jeganathan *et al.*, 2002)。この分類方法では, 画像を分割 (segmentation) し, 分割されたオブジェクトを最小単位として分類を行うという方法がとられる (白田ほか, 2003)。ま

た, この分類方法を採用している解析ソフト eCognition は, まず森林と非森林に分類した上で, 森林と分類されたオブジェクトをさらに針葉樹と広葉樹に分類する, というような階層構造を持たせた分類機能を有するため, 森林域の系統立った分類も実現可能である (Ursula *et al.*, 2004)。しかし, このオブジェクトベースの分類について, 報告はまだ少ない。また, 従来から利用されており, 広域を一度にカバーすることができる中分解能衛星データについても, オブジェクトベースでの利用検討が必要である。

今回, 高分解能である IKONOS データ (分解能 1 m × 1 m) と中分解能である LANDSAT/TM データ (分解能 30 m × 30 m) を, オブジェクトベースの分類方法で, 針葉樹林・広葉樹林・混交林に区分し, さらに詳細な林相区分の可能性を検討し, その比較を行ったので報告する。

II. 対象地および使用データ・使用ソフト

対象地は宮崎県えびの市と鹿児島県始良郡牧園町にまたがる霧島地域である。当地域にはモミ・ツガ天然林, アカマツ天然林, スギ人工林, ヒノキ人工林などの様々な林相の森林が存在する。

使用した衛星データは, 2001年10月に撮影された IKONOS データと, 2001年1月に撮影された LANDSAT/TM データである。分類精度検証用のデータとして, 1999年の森林調査簿データを用いた。また, 幾何補正用のデータとして, 数値地図50m メッシュ (標高), 数値地図25000を用いた。使用ソフトは, eCognition Ver.4 (Definiens Imaging社, ドイツ), ERDAS IMAGINE Ver.8.7 (LGM社, 米国), ArcView Ver.8.3 (ESRI社, 米国) である。

^{*1} Onisi, N., Murakami, T., Mizoue, N., and Yoshida, S.: Object-oriented classification of forest cover type using high spatial resolution imagery

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

^{*3} 九州大学大学院農学研究院 Fac. Agric., Kyushu Univ., Fukuoka 812-8581

Ⅲ. 解析方法

まず、幾何補正を施した IKONOS, LANDSAT データに対し、eCognition を用いて segmentation 処理を行った。このとき、segmentation の scale parameter を IKONOS は300, LANDSAT は4 に設定した。scale parameter とは、この値を基準として領域統合の判定を行う閾値であり、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たものである。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、オブジェクトサイズが大きくなる。今回設定した scale parameter の値は、それぞれの林相クラスに区分するために適したオブジェクトサイズ、かつ、IKONOS データと LANDSAT データのオブジェクトサイズが同程度になるように設定した。

次に、IKONOS, LANDSAT データから発生させたオブジェクトと森林調査簿データを参照し、サンプルオブジェクトを各クラス15個程度抽出した。そのサンプルオブジェクトの輝度値、各種統計量などを用いて、それぞれの林相を区分するために有効な特徴量と、その閾値を明らかにした。用いた特徴量を表-1に示す。

表-1. 分類に用いた各種特徴量

Layer values	Mean (オブジェクト内の輝度平均値)
	Standard Deviation (オブジェクト内の輝度標準偏差)
	Ratio (全レイヤーに対するひとつのレイヤーの割合)
Texture (オブジェクトのきめを表す)	Homogeneity (同性質)
	Contrast (コントラスト)
	Dissimilarity (異質性)
	Entropy (エントロピー)
	Angular second Moment (角二次モーメント)
	Mean (平均値)
	Standard Deviation (標準偏差)
Correlation (相関)	

この Texture の値は、GLCM (同時生起行列) を用いて算出された値である。それらの結果を利用し、IKONOS, LANDSAT データについて eCognition を用いて、それぞれ classification 処理を行った。このとき、図-1に示すような階層的区分を行った。以上のようにして分類を行った IKONOS, LANDSAT データと森林調査簿データの整合性について Kappa 係数を用いて精度評価を行った。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 (加藤, 2004)。

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

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。

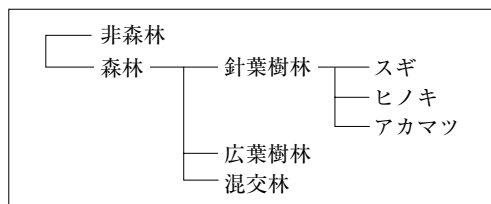


図-1. 階層的林相区分

Ⅳ. 結果および考察

IKONOS データの分類に用いた特徴量を図-2 (a) ~ (d) に、それぞれ箱ひげ図で示した。森林域と非森林域を区分するのに有効であった特徴量は Mean (Band 2) と NDVI であった。Mean (Band 2) では、250付近の値を用いて非森林を分離することができた (図-2 (a))。次に、森林域を広葉樹林、混交林、針葉樹林に区分するのに有効であった特徴量は、Mean (Band 1)、Homogeneity (Band 4) であった。Mean (Band 1) では、230付近の値で広葉樹林を分離することができた (図-2 (b))。さらに、針葉樹林からアカマツを区分するのに有効であった特徴量は、Contrast (Band 2) と Correlation (Band 2) であり、共にテクスチャ関連の特徴量であった。Correlation (Band 2) の0.35付近の値を用いてアカマツを分離することができた (図-2 (c))。一方、スギとヒノキを区分するのに有効であった特徴量は、Brightness と Mean (Band 4) であった。Brightness が260付近の値でスギとヒノキに区分できた (図-2 (d))。以上のような特徴量を用いて分類した結果を図-3に示す。

同様に、LANDSAT データの分類に用いた特徴量を図-2 (e) ~ (h) に示す。森林域と非森林域を区分するのに有効であった特徴量は Mean (Band 1) と NDVI であった。Mean (Band 1) が50付近の値を用いて非森林を分離することができた (図-2 (e))。次に、森林域を広葉樹林、混交林、針葉樹林に区分するのに有効であった特徴量は、Dissimilarity (Band 2)、Mean (Band 3) であった。Dissimilarity (Band 2) においては、1.2付近の値で広葉樹林を分離することができた (図-2 (f))。さらに、針葉樹林からアカマツを区分するのに有効であった特徴量は、GLCM Mean (Band 3)、GLCM Mean (Band 5) であった。GLCM Mean (Band 3) においては、14.5付近の値を用いてアカマツを分離することができた (図-2 (g))。スギとヒノキを区分するのに有効であった特徴量は、Contrast (Band 1) であった。Contrast (Band 1) においては、3.5付近の値でスギとヒノキに区分できた (図-2 (h))。以上のような特徴量を用いて分類した結果を図-4に示す。

これらの結果から、衛星データの分解能の違いによって分類に使用できる特徴量が異なることがわかった。また、LANDSAT データより IKONOS データの方が、分類に利用した特徴量の閾値が明確であることが見て取れた。

IKONOS 分類画像 (図-3) と LANDSAT 分類画像 (図-4)、森林調査簿データ (図-5) を見比べると、森林調査簿で混交林とされる部分が、分類画像では混交林と広葉樹林、針葉樹林に分類されていた。これは、森林調査簿データで混交林とされる部分には針葉樹林と広葉樹林が混ざって存在しているため、小さなオブジェクトで見ると、混交林ではなく、針葉樹林や広葉樹林として分類されたと理解できる。しかし、IKONOS 分類画像の針葉樹林の部分に着目してみると、スギ、ヒノキ人工林に関しては林相の区画線を明瞭に捉えており、比較的良好に分類されていた。IKONOS データと LANDSAT データの分類精度を比較してみると (表-2, 3)、IKONOS データのほうがやや良好ではあるが、全体精度としては低い結果となった。しかし、高い精度を示した針葉樹林について比較してみると、スギ、ヒノキ、アカマツすべ

てにおいて、分類精度がLANDSAT データよりも IKONOS データの方が高かった。このことは、中分解能衛星データでは捉えることのできない詳細な林相区分を、高分解能衛星データでは区分可能であったことを示すものである。また、今回分類に用いた特徴量以外にも分類に有効な特徴量を多く組み合わせることにより、更なる精度向上が期待される。

今回はサンプルデータ、精度評価データとして森林調査簿のデータを使用した。上で述べたような理由により、森林調査簿のデータを精度評価に用いるのには限界がある。このため、今後は現地調査や空中写真判読によるサンプルデータ、精度評価データの整備が必要であり、今後の課題としていきたい。

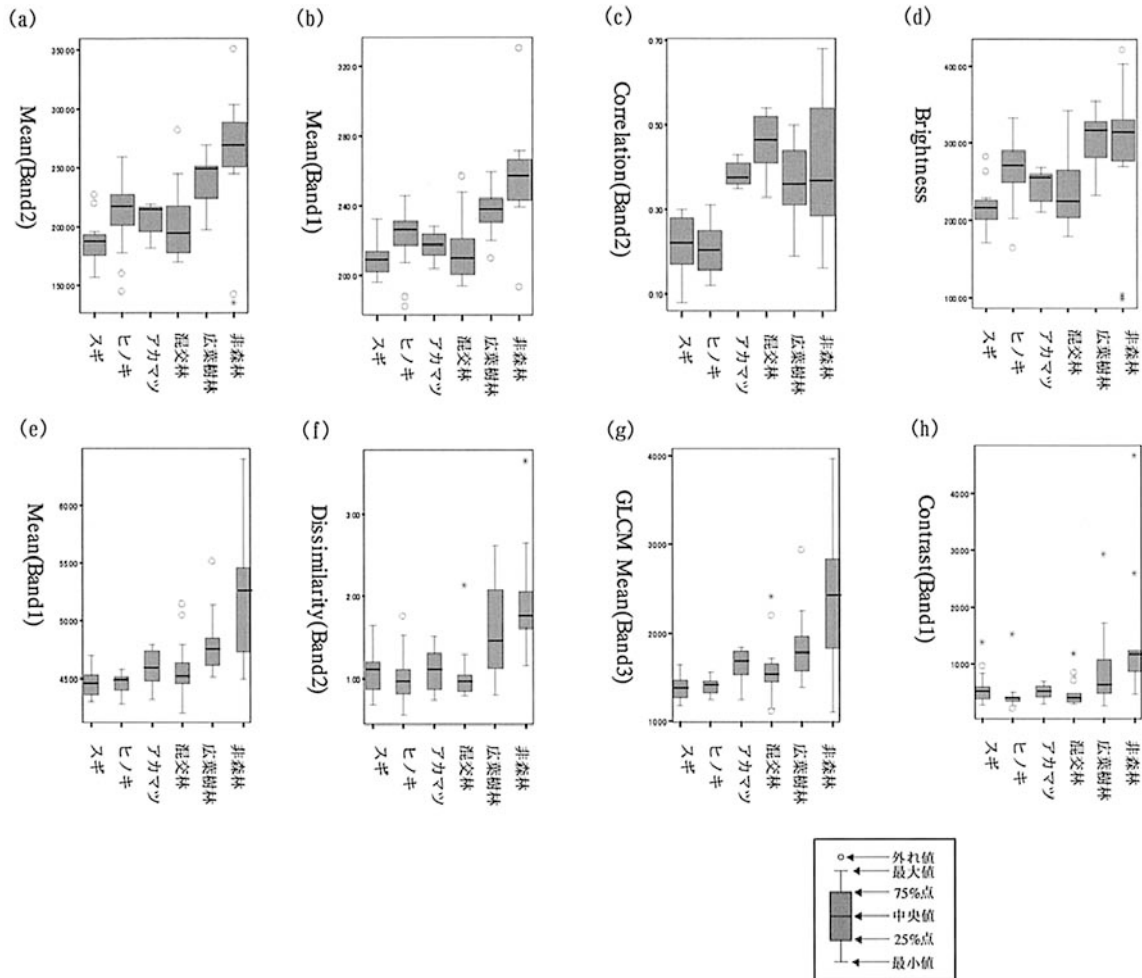


図-2. 分類に利用した特徴量 (クラスごとの値)



図-3. IKONOS 分類画像



図-4. LANDSAT/TM 分類画像

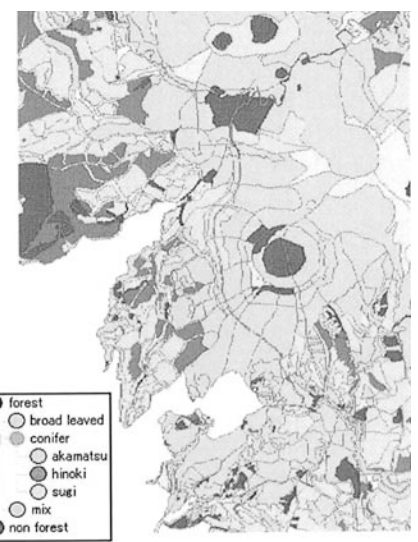


図-5. 森林調査簿データ

表-2. IKONOS データの分類精度

	非森林	広葉樹林	混交林	針葉樹林	スギ	ヒノキ	アカマツ
Producer' Accuracy (%)	30.65	12.54	47.33	61.08	43.84	31.42	31.68
User' Accuracy (%)	30.61	9.97	71.56	61.69	49.69	31.86	26.83
Kappa Per Class	0.25	0.02	0.21	0.42	0.35	0.25	0.23
Overall Accuracy (%)	47.65						
Kappa	0.26						

表-3. LANDSAT/TM データの分類精度

	非森林	広葉樹林	混交林	針葉樹林	スギ	ヒノキ	アカマツ
Producer' Accuracy (%)	56.51	19.84	42.24	53.39	33.66	27.23	5.46
User' Accuracy (%)	28.05	10.56	62.15	52.82	28.29	20.51	10.68
Kappa Per Class	0.48	0.04	0.13	0.29	0.18	0.18	0.01
Overall Accuracy (%)	45.16						
Kappa	0.21						

引用文献

- Blaschke, T., Strobl, J. (2002) GeoBIT/GIS: J. Spatial Information Decision Making, No.6, pp. 12-17.
- De Jong, S. *et al.* (2000) Burkina faso using SPOT-XS, Geo. Int. 15 (2), 61-68.
- Hofmann, P. (2001) GeoBIT/GIS: J. Spatial Information Decision Making, No.6 2001, pp. 28-33.
- Jeganathan, C. *et al.* (2002) Asian Journal of GeoInformatics, Vol.3, No.2, pp. 65-70.
- 加藤正人編 (2004) 森林リモートセンシング, p.116, 日本林業調査会, 東京.
- Limp, W. F. (2002) Geoworld No. 0202, pp. 53-54.
- 林野庁 (2004) 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. 24.
- Ursula C. Benz, *et al.* (2004) ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 58, 239-258.
- 白田裕一郎ほか (2003) 写測学会平成15年講論集, 125-128.
(2004年11月5日 受付; 2004年11月29日 受理)