

オブジェクトベース分類を用いたスギ・ヒノキ林の分類\*<sup>1</sup>齋藤英樹\*<sup>2</sup> · 鹿又秀聡\*<sup>2</sup> · 山田茂樹\*<sup>2</sup>

齋藤英樹・鹿又秀聡・山田茂樹：オブジェクトベース分類を用いたスギ・ヒノキ林の分類 九州森林研究 62：7-10, 2009 温暖化対策で検討されている森林の炭素収支評価には、樹種別の詳細な森林分布図が求められており、人工林においても生産力が異なるスギ林とヒノキ林の分布を把握することは重要である。このことから本研究では、オブジェクトベース分類を用いたスギおよびヒノキ林の分類に関する検討を行う。使用した衛星データは、空間分解能が10m、観測範囲が約60km四方のSPOT HRG画像である。検証用データとして、熊本県森林組合連合会より提供されたオルソ空中写真を用いた。今回の解析では、オブジェクトベース分類を試み、ピクセルベース分類としてISODATA法によるクラスタリングを行い、両者を比較、検討した。その結果、オブジェクトベース分類はピクセルベース分類と比較して、境界線が明瞭なスギ林-ヒノキ林や人工林-広葉樹林では分類精度が高く、逆に境界線が不明瞭な広葉樹-草地-伐採地などでは分類精度が低いことが明らかとなった。

キーワード：SPOT HRG画像, 人工林, リモートセンシング, GIS, オブジェクトベース分類

## I. はじめに

京都議定書の第2約束期間では、モデルによって炭素収支を評価することが求められている。森林の炭素固定能力は森林タイプによって差があるので、炭素収支評価のためには森林タイプごとの分布をマッピングする必要がある。特に九州の人工林は大部分がスギ林、ヒノキ林で占められているが、これらは生産力が異なっており正確な炭素収支評価のためにはこれらを分けた森林分布図が不可欠である。また持続可能な森林経営の面からも定期的な森林モニタリングが求められる。

一方で広域の森林分布把握には、データの取得コストが低く、また周期的な観測が可能であることから衛星リモートセンシング技術の活用が期待されている。特に衛星データとしてよく用いられているLANDSAT, SPOT, ALOSといった中分解能衛星は、近年分解能が向上しており、SPOT HRGでは、観測幅60kmを確保しながら分解能10mとなっており、広範囲を詳細な解像度で観測することができる。

分類手法としては、近年、注目されているオブジェクトベース分類を試みた。オブジェクトベース分類は、画像をいくつかのオブジェクトに分割 (Segmentation) した上で、オブジェクト単位で分類を行っていくものである。分類の際には、オブジェクト内部のスペクトル属性だけでなく、オブジェクトの形状を示す空間属性や画像の肌理などを示すテクスチャ属性を用いる。大西ら (2005) は、この手法をIKONOSデータおよびLANDSAT TMデータに適用して、霧島地域の林相区分を行い、高分解能衛星において有効な分類手法であることを示している。またDorrenら (2003) やKokら (1999) は、オブジェクトベース分類を山岳地の森林分布や森林環境を分類するのに用いている。

これらの報告は、従来から用いられているピクセルベース分類が各ピクセルのスペクトル情報のみを基に分類を行っているのに

対し、特に高分解能衛星データが持つテクスチャ情報を分類に用いることにより分類精度を高める、あるいはピクセルベースの分類では難しかった山岳地へのリモートセンシング技術の適用性向上を目的として行われてきた。

中分解能衛星データとしては、比較的分解能が高いSPOT HRG画像にも、高分解能衛星ほどではないが、オブジェクトベース分類に有効なテクスチャ情報が含まれていると考えられる。そこで、本研究では、まずSPOT HRG画像のスペクトル特性を検討し、スギ林とヒノキ林を分類するのに十分な判別可能性を持っているかどうかを確認した後、ピクセルベース分類およびオブジェクトベース分類を行い、その分類結果を比較した。最後にスギ林とヒノキ林を区別した森林分布図をSPOT HRGデータにオブジェクトベース分類に適用して作成する可能性についての検討を行った。

## II. 対象地および使用データ

本研究では、対象地をスギ、ヒノキ林を中心とした人工林が広く分布する熊本県球磨村南部地区に設定した (図-1)。この地域では、大面積皆伐地や皆伐後の未植栽地が報告されており、森林モニタリングの必要性が高まっている地域でもある。

分類に用いたSPOT HRG画像は2005年5月30日に取得されたものを用いた。図-2に研究対象地のSPOT HRG画像を示す。SPOT HRGは4つのバンドを持っており、それぞれの波長は、B1 (0.50~0.59  $\mu\text{m}$ ), B2 (0.61~0.68  $\mu\text{m}$ ), B3 (0.78~0.89  $\mu\text{m}$ ) およびSWIR (1.58~1.75  $\mu\text{m}$ ) である。空間分解能は約10mであり、観測範囲は約60km四方である。また検証用データとして熊本県森林組合連合会より提供された2005年撮影のオルソ空中写真 (図-3) を用いた。

\*<sup>1</sup> Saito, H., Kanomata, H. and Yamada, S.: Classification of Sugi and Hinoki forests using object-base classification approach.

\*<sup>2</sup> 森林総合研究所九州支所 Kyushu Res. Ctr. For. & Forest Prod. Res. Inst., Kumamoto 860-0862

# 研究対象地



図-1. 研究対象地

## Ⅲ. 方 法

前処理として SPOT HRG データを幾何補正し、オルソ空中写真と重なるようにして、対象範囲を切り出した。その際、座標系は UTM 座標 (Zone 52, WGS84) を用いた。本研究では、オブジェクトベース分類とピクセルベース分類の比較に重点を置いたため、大気補正は行わなかった。

次に、オルソ空中写真を参照しながら典型的なスギ林、ヒノキ林、広葉樹林、伐採地および草地についてトレーニングエリアを選定した。サンプル数は、それぞれ1998, 2502, 4609, 11478および4643ピクセルである。その内部のスペクトル統計量を計算して SPOT HRG データにおける、これらクラスの判別可能性について検討した。

さらに、研究対象範囲内においてピクセルベース分類とオブジェクトベース分類を行った。ピクセルベース分類には、ISODATA 法によるクラスタリングを用いた。分類項目は、スギ林、ヒノキ林、広葉樹林、草地、伐採地とし、クラスターの意味づけにはオルソ空中写真を参照した。同様にオブジェクトベース分類を行った。本研究では、ENVI のオプションモジュールとして用意されている Feature Extraction Module を用いてオブジェクトベース分類を行った。このモジュールによるオブジェクトベース分類は、セグメンテーション、分類および境界線のスムージングからなる。セグメンテーションは、エッジ抽出と同様のアルゴリズムで行われ、スケールパラメータを調節することにより生成されるオブジェクトの細さが決定される。分類では、教師なしと教師付分類が選択可能で、今回は教師付分類を用いた。教師選定に当たっては、オルソ空中写真を参照した。教師は、セグメンテーション処理によって生成されたオブジェクト単位で選択する。教師としたサンプル数は、分類項目のスギ林、ヒノキ林、広葉樹林、草地、伐採地および水域について、それぞれ 22, 21, 30, 35, 122 および 25 オブジェクトである。今回の解析では、一般的に高性能といわれる Support Vector Machine 法を用いた。また分類に用いるオブジェクトの属性は、手動選択も可能であるがソフトによる自動選択も可能であったので、今回は自動選択とした。表-1 に選択された属性を示す。

最後に、オルソ空中写真から目視判読によって抽出したテストエリアを用いて精度評価を行った。

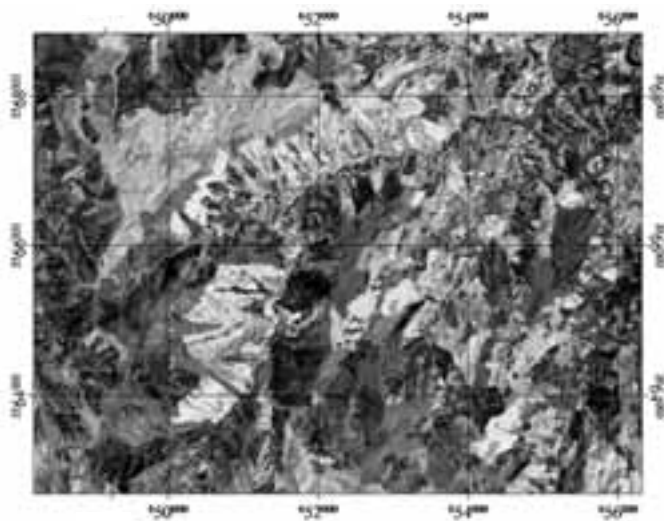


図-2. 研究対象地の SPOT HRG 画像

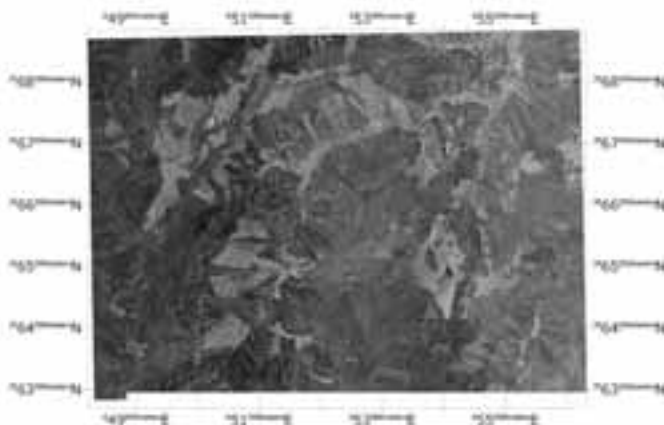


図-3. 研究対象地のオルソ空中写真

表-1. 分類に用いられた属性

スペクトル属性	各バンドの最大値、平均値、標準偏差
色空間	Hue (色相)
空間属性	Area (面積) Length (周囲長) Convexity (凸性) Roundness (円形度) Elongation (延長性、縦横比)
テクスチャ属性	Range (データレンジ) Mean (平均値) Variance (分散) Entropy (エントロピー)

## IV. 結果および考察

図-4にスギ林, ヒノキ林, 広葉樹林, 伐採地および草地のクラスごとの各バンドのDN値(デジタルナンバー)の平均値と標準偏差のグラフを示す。B1およびB2では, 3つの樹種でDN値に大きな違いを判別することができなかった。B3とSWIRでは, 広葉樹林のDN値が大きく, スギ林のDN値が小さかった。またヒノキ林は, 広葉樹林とスギ林の中間的なDN値を示した。標準偏差の幅から3つの樹種が十分に判別可能であると考えられる。このことからSPOT HRG データは分類においてスギ林, ヒノキ林, 広葉樹林の判別する能力があることが示された。

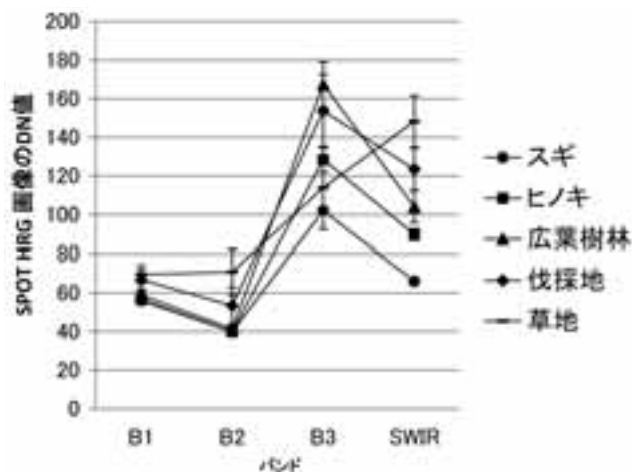


図-4. クラスごとの各バンドのDN(デジタルナンバー)値の平均値と標準偏差

図-5にピクセルベース分類による森林分布図, 図-6にオブジェクトベース分類による森林分布図を示す。2つの森林分布図を比較するとオブジェクトベース分類の結果の方がピクセルベース分類の結果と比較して各クラス間の境界線が滑らかであった。双方の分類結果をベクタ化して全てのポリゴンの平均サイズを比較したところ, ピクセルベース分類の0.4haに対して, オブジェクトベース分類の結果では2.6haと大きくなっていた。境界線については, 処理の最終段階で行われるスムージング処理の効果と考えられる。分類結果をベクタ化して得られるポリゴンのサイズは, セグメンテーションの時にスケールパラメータに依存するものの,

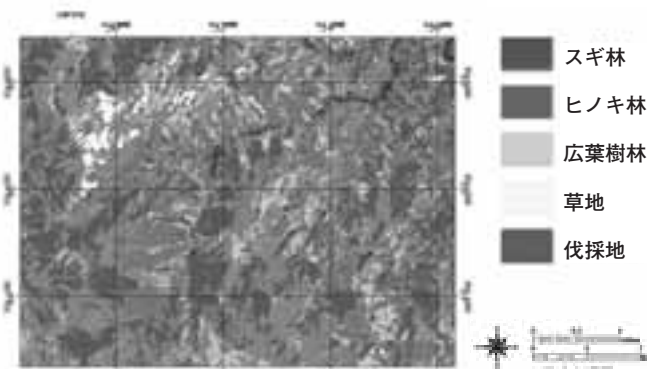


図-5. ピクセルベース分類による森林分布図

今回の解析の結果を見ると, よりノイズが少なく目視判読に近い結果が得られたと考えられる。ピクセルベース分類の結果では, 観測データに含まれるノイズに起因する孤立したピクセルの生成が避けられない。一般的には, 分類結果にノイズ除去を目的としたフィルタリングが施される。これに対し, オブジェクトベース分類では, セグメンテーション過程においてノイズが除去されるため, 個々のピクセル値に依存したノイズが軽減されていた。

表-2および表-3にピクセルベース分類およびオブジェクトベース分類の分類精度の評価結果を示す。まず総合精度およびKappa係数を比較するとピクセルベース分類が83%および0.78であるのに対して, オブジェクトベース分類では90%および0.87といずれの指標においても分類精度が高かった。これらの結果を

表-2. ピクセルベース分類結果の判定効率表(%)

		グランドトゥルース				
		スギ	ヒノキ	広葉樹	草地	伐採地
分類結果	スギ	92.1	0.3	0.1	0.0	0.0
	ヒノキ	3.1	99.4	47.2	0.0	0.5
	広葉樹	0.0	0.2	50.7	0.1	3.3
	草地	0.1	0.0	0.3	90.5	3.6
	伐採地	4.7	0.1	1.8	9.4	92.6
	Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
ピクセル数		814	2144	3132	2860	4055

総合精度 = (10835/13028) 83.2%  
Kappa 係数 = 0.78

表-3. オブジェクトベース分類結果の判定効率表(%)

		グランドトゥルース				
		スギ	ヒノキ	広葉樹	草地	伐採地
分類結果	スギ	94.6	0.0	1.0	0.0	0.2
	ヒノキ	1.5	99.5	12.0	0.0	0.0
	広葉樹	0.3	0.5	84.7	0.3	0.1
	草地	0.0	0.0	0.0	74.2	0.0
	伐採地	3.7	0.0	2.3	25.5	99.7
	Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
ピクセル数		814	2144	3132	2860	4055

総合精度 = (11722/13005) 90.1%  
Kappa 係数 = 0.87

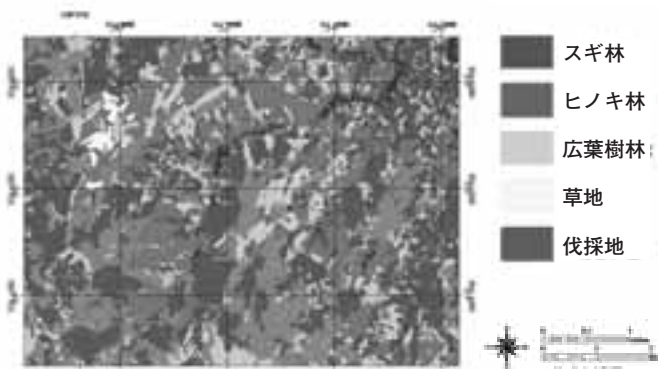


図-6. オブジェクトベース分類による森林分布図

判定効率表から検討するとオブジェクトベース分類では、ピクセルベース分類と比較して、広葉樹林クラスの内ノキ林クラスへの誤分類が少なかった。しかし、草地クラスにおいては、伐採地クラスへの誤分類が多かった。これらの結果の要因としては、オブジェクトベース分類では、分類前にエッジ抽出のアルゴリズムに基づくセグメンテーションを行うため、人工林同士、あるいは人工林とその他土地被覆など、画像上の輝度値の差で表される境界線が明瞭な対象では、この段階において分離されるためピクセルベース分類よりも有効であったと考えられる。しかし一方で草地と伐採地といった境界線が明瞭でないものについては、有効ではないと考えられる。

ここで、これまでの結果を踏まえた上で、実際の森林分布図作成におけるオブジェクトベース分類の適用可能性について整理すると、境界線が明瞭な人工林を対象とした分類ではピクセルベース分類よりも分類精度が高い。またノイズの影響を受けた孤立したピクセルの生成が抑えられるので人間が目視で判読した結果に近い森林分布図が得られる等のメリットがある。一方で、草地と伐採地など境界線が不明瞭な対象は不得手であるので、実際に分類を行う際にはこうした欠点に注意を払う必要がある。またセグメンテーション時のパラメータの設定では、あまり細かく分割してしまうとオブジェクトベース分類のメリットが活きてこないが、ここで異なるオブジェクトとして分割されていないと、分類ではオブジェクト単位での分類しか行われないうえ、生成されるオブジェクトが十分に均質でかつ分類項目がきちんと分割されているかどうかを確認しながらパラメータを設定する必要がある。この点については、ENVIではプレビュー機能があり、目視による確認を行いながらパラメータを、決定することができた。今回の解析で決定されたパラメータは、Scale Level (エッジに基づくセグメンテーションの細かさを決定するパラメータ) が20、Merge Level (オーバーセグメンテーション時に隣接ピクセルをスペクトル情報および空間情報を用いてマージさせるパラメータ) が75.4である。分類に用いる属性の選択、分類に用いるアルゴリズムの選択でも、解析者による判断が必要であり、ソフトウェア上に属性

の自動選択など支援機能があるものの、解析者の熟練度に結果が左右される。またオブジェクトベース分類に限った問題ではないが、分類に当たって教師の選定や教師無し分類においては、解析者に衛星データや空中写真の判読能力や地上調査とリモートセンシングデータを関連づける能力が求められるため、実際の運用には衛星画像および空中写真の判読等のトレーニングが必要となる。

このように実際に SPOT HRG データにオブジェクトベース分類を適用して森林分布図を作成するには、残された課題も多い。しかし、一方で SPOT HRG の広域観測能力と直感的に解析が行えるオブジェクトベース分類の組み合わせにより、従来の統計的手法よりも容易かつ高精度な森林分布図が作成できるようになると期待される。また、1999年に打ち上げられた TERRA/ASTER や2006年に打ち上げられた「だいち」(陸域観測技術衛星: ALOS) の AVNIR 2 はバンド構成が異なるものの空間分解能は SPOT HRG と同等の能力があり、オブジェクトベース分類は、これらの衛星データへの応用も期待される。

## 謝 辞

本研究に使用したオルソ空中写真について、熊本県森林組合連合会調査部長岩下信正氏に協力を賜った。ここに記して心より御礼申し上げる。この研究は、森林総合研究所運営交付金プロジェクト(課題番号:200606)の支援の下に実行された。

## 引用文献

- Dorren et al. (2003) Forest Ecology and Management 183 : 31-46.  
 Kok et al. (1999) International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXII-7-4-3W6, Valladolid, Spain, 3-4 June, 1999.  
 大西ほか (2005) 九州森林研究 58 : 131-134.  
 (2008年12月6日受付; 2009年2月5日受理)