

## 画像オブジェクトに基づく高分解能衛星画像での 土地被覆分類手法の検討

越 智 士 郎\*

### Land Cover Classification Based on Image Objects for High Resolution Satellite Image

OCHI Shiro\*

Land use is basic information in regional and rural studies, and remote sensing (RS) is a useful tool for understanding land use and land cover (LULC). High resolution satellite images (HRSI) such as IKONOS and QuickBird have been used in LULC studies for about a decade, and they are now popular among RS professionals and nonprofessionals alike. However, classification methods are not standardized for HRSI, whereas supervised/unsupervised classification is commonly applied for middle-resolution satellite images such as Landsat.

In this study, the object-oriented classification method for HRSI is discussed in terms of LULC studies. This method has been applied in many scientific studies in the past few years, and it comes equipped with some RS software packages such as Definiens. However, the procedure to make an LULC map from HRSI has yet to be formulated and classification accuracies depend on the operator's skills. The most significant parameter in this method is the scale parameter (SP), which determines the size of the image object. In this study, by changing SPs to the IKONOS image, it was found that the size of the homogeneous image object is influenced by the land cover type; for example, a paddy field has a larger homogeneous object size than land cover types such as residential areas. The result suggests that object-oriented land cover classification methods can be helpful for RS nonprofessionals to classify HRSIs, and the approach provides land use characteristics in the study area by understanding the land cover objects.

**Keywords:** land use, land cover, remote sensing, high resolution satellite image, IKONOS, object-oriented classification

**キーワード:** 土地利用, 土地被覆, リモートセンシング, 高分解能衛星画像, イコノス画像, オブジェクト指向分類

---

\* 近畿大学農学研究科; Department of Environmental Management, School of Agriculture, Kinki University, 327-204 Nakamachi, Nara 631-8505, Japan  
e-mail: ochis@nara.kindai.ac.jp

## I はじめに

1972年に米国で Landsat 1号機（通称 ERTS 衛星）が打ち上げられて以来、土地利用・土地被覆分類は衛星リモートセンシング研究の大きな一つのテーマである。以来、センサ技術の進歩に伴い、空間解像度、観測バンドも多様化し、分類項目や地図縮尺など利用目的に応じた土地利用・被覆図の作成が可能になってきた。特に2000年頃から商業衛星として運用を開始した IKONOS や QuickBird などの高分解能衛星画像では、空間解像度が 1 m 以下となり、空中写真並みの精細さで世界各地の画像情報が利用できるようになった。そのため、リモートセンシング専門家だけでなく、土地利用情報を必要とする多様な研究分野で利用者が増えている。

地域研究においても土地利用研究は重要なテーマであり、空中写真や中分解能衛星画像を利用した土地利用・土地被覆分析が以前から行われてきた。Landsat などの中分解能衛星画像は、主として広範囲の流域・地域スケールの研究に用いられ [長澤 他 1998; 内山 他 2006]、空中写真は集落・地区スケールの研究に用いられてきた [Kanazawa *et al.* 2006]。また、高分解能衛星画像を用いたものとしては、竹田他 [2007] が空中写真の入手が困難なミャンマーの山間部を対象に、QuickBird 画像を利用して、焼畑耕地の分布を詳細に図化し、土地利用変化の実態を調査している。高分解能衛星画像は、雲など撮影条件に左右されるものの、空中写真が容易に入手できないような地域の詳細な土地利用の状況を把握できるうえ、1 シーンで 10 km×10 km 程度の範囲をカバーできるため、今後は集落スケールにとどまらず、より広域な流域スケールでの利用も予想される。それに伴い、専門性と経験に依存せず、精度よく効率的な分類手法の開発が期待されている。

近年、オブジェクト指向分類と呼ばれる分類手法が登場し、主に高分解能衛星画像での利用が増えている。ピクセルベースの分類手法では、ある優占した土地被覆領域の中に別の土地被覆がごま塩状に現れ、地図として見づらいものになることがあるが、オブジェクト指向分類では、画像を画像オブジェクトと呼ばれる小領域に分画 (segmentation) するため、目視判読による分類結果に近い分類図を得ることができ、分類精度も最尤法よりも高いことを示した報告もある [鎌形 他 2006]。しかし、オブジェクト指向分類では、画像オブジェクトのサイズを試行錯誤を繰り返して決めるなど、作業手順の曖昧さが指摘され、定量化された手順の確立が必要とされている [臼田 他 2005]。

本研究では、オブジェクト指向分類の手順に定量的な基準を設けることを念頭に、画像オブジェクトに基づく土地被覆分類方法の検討を行い、画像オブジェクトの階層構造を利用した分類手法を提案する。

## II 高分解能衛星画像による土地被覆分類の課題

### II.1 土地利用と土地被覆

原理的に、衛星リモートセンシング画像は土地被覆を表現しており、土地利用図を作成するには、土地被覆から土地利用への読み替えが必要である。しかし、土地被覆は、季節により変化することがあるのに対して、土地利用は、その用途を変えない限り年間を通じて一貫しているため、読み替えが困難な場合も少なくない。例えば、「水田」は、田植え期、成長期、収穫期、収穫後で土地被覆が異なるため、それぞれのステージで異なった土地被覆として現れる。冬に撮影された画像から、植生がない「水田」と植生がない「畑」の土地利用を区別したり、東南アジアの多期作農地で生育ステージの違う水田が混在している地域で、1シーンの画像から全ての「水田」を抽出するのは極めて困難である。そうした場合には、現地調査で情報を補うか、多時期の画像データを用いて詳細に分析する必要がある。また、季節だけでなく、農地土壌などは観測日前の気象（雨や雪）によって土壌水分が変化するため、同じ土地被覆であっても、場所と時間の違いで多様な分光特性パターンをつくることにも注意しなければならない。

衛星画像から土地利用図を作成する場合、画像から土地被覆を自動もしくは半自動で分類する工程と、土地被覆から土地利用を決める工程の二つを分けて検討する必要がある。しかし、高分解能衛星画像の場合、1ピクセルは土地被覆要素としては小さすぎるため、最初の工程を従来のようにピクセル単位で土地被覆を決めてしまうと、次の工程で、ピクセル毎の土地被覆に土地利用を対応させることが困難になる。そこで高分解能衛星画像による土地利用分類では、ピクセル単位ではなく、均質な土地被覆領域をまとめて扱う方が実情にあった分類図が作成できる。本研究では、最初の工程である、画像オブジェクトから土地被覆を分類する過程に着目し考察する。

### II.2 ミクセル

1ピクセルの中に複数の物質、物体あるいは土地被覆が混在した状態をミクセルと呼んでいる。ピクセル内が完全に一つの物質で構成されていることはほとんどなく、厳密には全てのピクセルはミクセルである。しかし土地被覆スケールで考えた場合、空間分解能が上がることにより、一つの土地被覆だけから構成されるピクセル（ピュアピクセル）が多く存在するようになり、その集まりが領域を構成し、土地被覆の判読が容易になる。

しかし、高分解能衛星画像に対して、最尤法分類やクラスター分類などのピクセル単位の分類方法を適用すると、むしろ土地被覆分類が困難になる場合もある。例えば空間解像度が10mの画像上では道路として比較的均質な領域として認識されたものが、空間解像度が1mに

なったことによって、道路内の自動車、標識、センターラインなどの地物が個別に認識され、「道路」として単一の土地被覆として認識できなくなる。もちろん、道路上の地物も土地被覆の一部で、区別して分類されること自体は誤りではないが、土地被覆分類のカテゴリーに含まれない地物の情報は余分な情報となる。オブジェクト指向分類では、微小な特異値ピクセルに影響を受けにくい土地被覆分類ができるため、高分解能画像に適した方法と考えられている [白田 他 2005]。

### II.3 分類精度

リモートセンシングデータの土地被覆分類で行われる最尤法などの自動分類法では、判別効率により分類精度の評価が行われるが、通常は全ての分類カテゴリで80%程度以上の判別効率を得られれば、その成果を採用することが多い。ただし、誤分類が明らかな箇所については、そうした誤分類が解消されるまでトレーニングデータの再取得を繰り返す。分類作業の多くの時間がこの作業に費やされるが、作業者にとって未知の地域に誤分類がある場合には見逃され、分類成果を公表した後、誤分類が指摘されることも頻繁に発生する。水域などが100%近い判別効率で認識できるのに比べて、農地や市街地はミクセルの問題などもあり誤分類が発生しやすい。また、判別効率を上げるためにトレーニングデータを繰り返す作業は、作業者のスキルや経験によるところが大きく、作業者の負担となる作業である。

その上、高分解能衛星画像に対して最尤法などの教師付分類を行うためには、多様な土地被覆カテゴリを考慮する必要があるが、トレーニングデータの取得や判別効率を上げるための修正作業の負荷が増大する。また、空中写真同様に、目視判読の手間ひまを惜しまなければ、高精度の土地利用・土地被覆図が作成できることから、高精度の分類図が必要な場合は、分類精度が低い自動分類方法は敬遠される。

しかしマニュアル作業による分類作業は、経験の多寡による精度のばらつきがあり、膨大で多様な土地被覆の分類は作業負荷も大きく、効率的で精度の高い分類方法への要望は高い。

### II.4 オブジェクト指向分類

高分解能衛星画像の普及に伴い、ピクセルベースの分類方法の問題点を解消するオブジェクト指向（土地被覆）分類と呼ばれる手法が注目されている [Stuckens *et al.* 2000; Tilton and Lawrence 2000; Blaschke *et al.* 2001; 白田 他 2005]。オブジェクト指向分類を実装するソフトウェアとしては、ドイツ DEFINIENS 社の Definiens（旧称 eCognition）が代表的であり、国内外での実績も多い [Van der Sande *et al.* 2003; Guindon *et al.* 2004; Wang *et al.* 2004; 鎌形 他 2006; 小阪 他 2007]。鎌形 他 [2006] は、IKONOS マルチスペクトル画像（空間分解能 4 m）を用いた植生図の作成において、オブジェクト指向分類方法が最尤法や ISODATA 分類

法<sup>1)</sup> (クラスター分析) よりも分類精度が高いことを示している。

しかし、土地被覆分類に適した画像オブジェクトの大きさに関する客観的な基準はなく、研究事例毎に分類に適した大きさの画像オブジェクトが試行錯誤的に決められているのが実情である。例えば、IKONOS パンシャープン画像から林相区分を行う類似した研究で、大西 他 [2005] は SP 値を140に、小阪 他 [2007] は SP 値を100に設定している。また、LANDSAT-TM 画像を用いた研究では、大西 他 [2005] は SP 値を 4 にしているのに対して、Guindon *et al.* [2004] は SP 値を10としている。こうした研究ではいずれも、SP 値を決めるための定量的な判断基準が明らかにされておらず、その曖昧さをなくすために定量化された手順の確率が必要とされている。

以降では、Definiens ソフトウェアを用いて、画像オブジェクトの大きさと土地被覆についての分析を行う。

### III 画像オブジェクトと土地被覆

#### III.1 使用データ

今回分析に利用したのは、2005年6月21日に撮影された IKONOS パンシャープン画像 (1,000×1,000ピクセル: 約 1 km×1 km) で、京都市伏見区と久御山町にまたがる巨椋池干拓地内の一部地域である。巨椋池干拓地は、昭和初期の国営事業により造られ、比較的規模の大きな区割り農地の多くが水田として利用されているが、畑やビニールハウスも点在している。また、近年は干拓地周辺部より市街化が進行しており、使用した画像には、農地や用排水路の他に、市街地、商業地区、工業地区、高速道路などが含まれ、多様な土地利用・土地被覆を見ることができる。また撮影時期が6月下旬の農繁期であるため、農地の土地被覆にも多様性が見られる。

パンシャープン画像は、空間解像度が 4 m のマルチスペクトル画像を、空間解像度 1 m のパングロマチック画像を利用して、空間解像度 1 m のマルチスペクトル画像を擬似的に合成したもので、本来のマルチスペクトル情報は多少変質するが、精細なカラー画像となるため、目視判読には有効である。

---

1) ISODATA 分類法

非階層的クラスタリングの代表的な手法である ISODATA (interactive self organizing data analysis techniques A) のこと。非階層的クラスタリングは、初期状態として適当なクラスタを与え、そのメンバーを組み替えて、よりよいクラスタを求める手法である [高木・下田 2004]。



### III.2 画像オブジェクトの大きさ

オブジェクト指向分類では、生成される画像オブジェクト毎に一つの土地被覆を決めてゆく。画像オブジェクトが大き過ぎると、その領域に複数の土地被覆が混在し、一つの土地被覆を決められない。逆に、画像オブジェクトが小さ過ぎると、膨大な数の画像オブジェクトができ、多様な土地被覆カテゴリを準備しなくてはならず、分類作業は複雑化し、土地被覆と土地利用を対応させることも難しくなる。精度よく効率的に画像オブジェクトに土地被覆を対応させるためには、適当な大きさの画像オブジェクトを生成する必要がある。

今回、画像オブジェクトの作成に利用した Definiens は、“compactness”や“smoothness”と呼ばれるオブジェクト形状特徴やスペクトル特徴を数値化し、総合的に SP (Scale Parameter) と呼ばれる指標により均質な領域 (画像オブジェクト) を発生させ、画像オブジェクト毎に土地被覆を決めている [Definiens 2003]。SP 値は隣接する画像オブジェクトとの均質性の許容量で、SP 値が小さいと、画像オブジェクトは相対的に小さく均質性が高いものとなり、逆に SP 値が大きいと、画像オブジェクトは大きくなり、均質性が低くなる。

図1は、IKONOS パンシャープン画像に対して、SP 値の違いによる画像オブジェクトの違いを比較したものである。SP 値が、500、200、50の時、1,000×1,000領域 (百万画素) 内に、71個、457個、5,629個の画像オブジェクトが発生している。SP=500 では、一つの画像オブジェクトが複数の土地被覆から構成され、一つの画像オブジェクトに対して一つの土地被覆を対応させることができない。一方、SP=50では、微少な画像オブジェクトが多数発生し、それらに一つずつ土地被覆を対応させることは多大な労力が必要となる。SP=200 の場合は、一つの土地被覆を対応させることができる画像オブジェクトが多数あり、SP 値が500や50の時に比べ、効率的に精度の高い土地被覆分類が可能と考えられる。

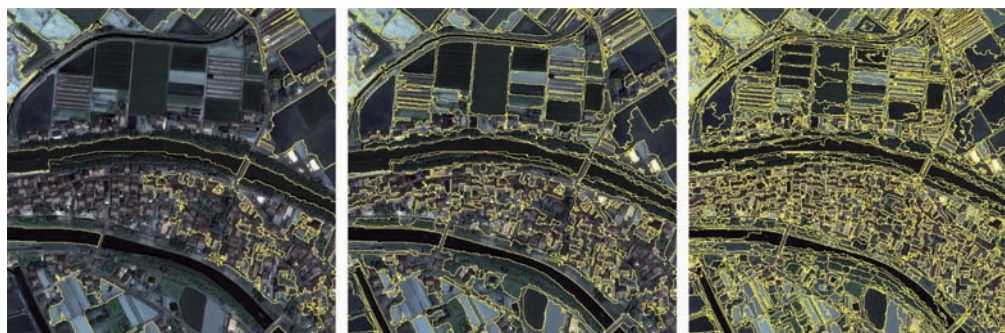


図1 SP 値の違いによる画像オブジェクトの比較  
(左: SP=500, 中央: SP=200, 右: SP=50)

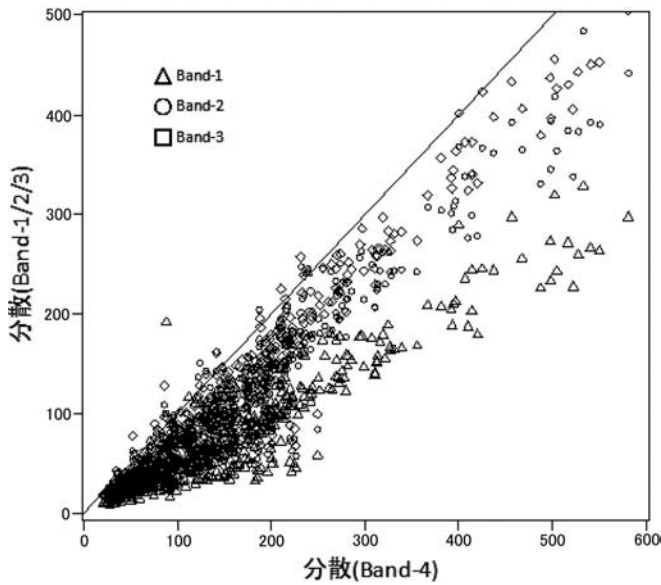


図2 画像オブジェクト輝度値の標準偏差 (Band-4 との比較)

### III.3 画像オブジェクトの均質性

通常の目視判読では、画像上での色調が均質であれば、土地被覆も均質と判断される。Definiens ソフトウェアでは、画像オブジェクトの均質性がSP 値として指標化されているが、同じ SP 値で発生した画像オブジェクトでも、色調のばらつきはさまざまである。そこで、色調の均質性を見る指標として、画像オブジェクト内の輝度値の標準偏差 (SD) を考え、IKONOS パンシャープン画像の4バンドのうち、最も SD が大きくなるバンドの SD を用いることとした。

図2は、SP 値が200の時に発生する全ての画像オブジェクトについて、バンド1～バンド4のSDを計算し、バンド4(近赤外バンド)のSDをX軸とし、バンド1(青バンド: △)、バンド2(緑バンド: ○)、バンド3(赤バンド: □)のSDをY軸として比較したものである。図より、バンド4は他の3バンドと比較して輝度値のばらつきが大きいことがわかる。また、SP 値が500と50の場合も同様の傾向が確認できたため、バンド4輝度値の標準偏差をSD-4と呼び、色調の均質性を表す指標とした。

図3(a)～(c)は、3種のSP 値(500, 200, 50)で発生させた画像オブジェクトについて、画像オブジェクトのサイズ(ピクセル数)とSD-4の関係を示したものである。SP=500の場合、画像オブジェクトは71個発生し、多くは5,000ピクセル(50アール)程度のサイズである(図3(a))。50,000ピクセル(5ヘクタール)以上の大きな画像オブジェクトは9個あるが、

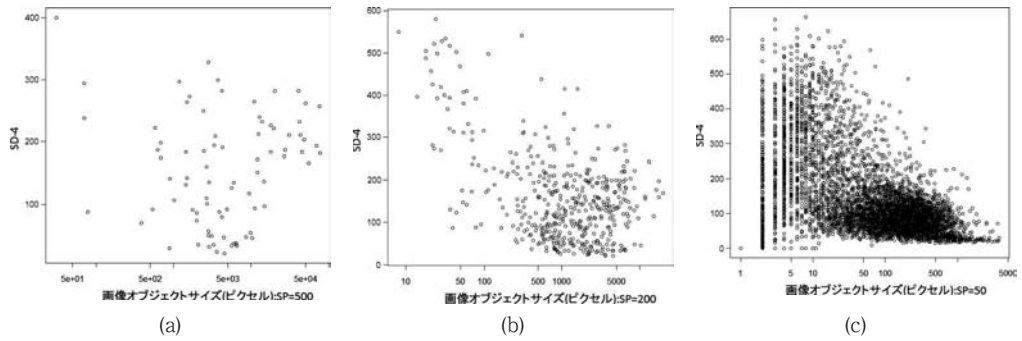


図3 SP 値の違いによる標準偏差の変化  
(a) SP = 500, (b) SP = 200, (c) SP = 50



図4 画像オブジェクトの一例 (SP=500 の場合)

いずれも SD-4 は200以上であった。図4はその中の一つを示したものであるが、SD-4 が200以上の画像オブジェクトはいずれも複数の土地被覆から構成されており、均質な画像オブジェクトとは言えない。一方、ピクセル数が5,000以下でSD-4 が100以下の画像オブジェクトは26個で、それらを抽出したものが図5である。いずれも画像オブジェクトも一つの土地被覆から



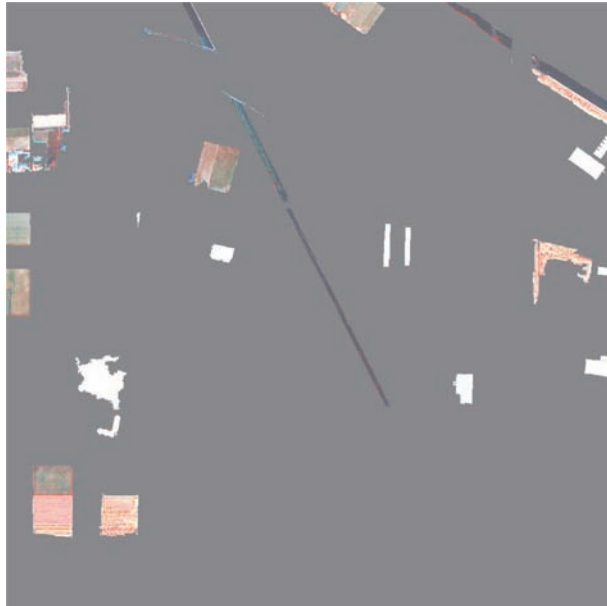


図5 画像オブジェクトの一例 (SP=500 の場合)  
(5,000ピクセル以下, SD-4 が200以下)

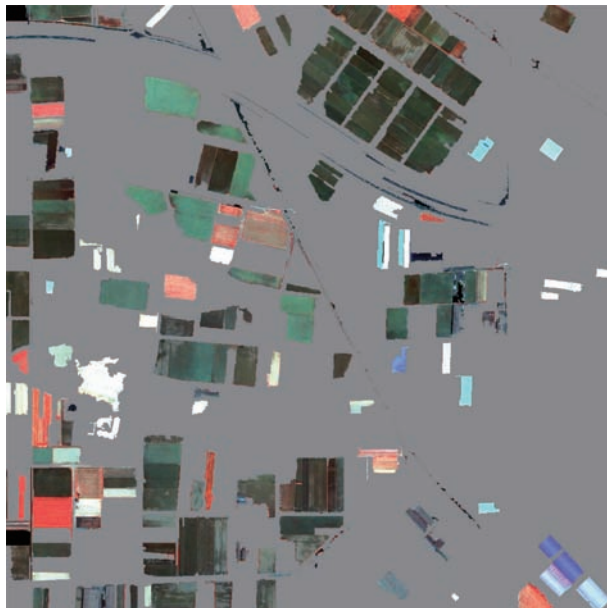


図6 画像オブジェクトの一例 (SP=200 の場合)  
(SD-4 が100以下)



図7 画像オブジェクトの一例 (SP=50 の場合)  
(SD-4 が300以上)

なる均質な土地被覆として認識できた。

SP=200 の場合、画像オブジェクトは457個発生し、多くが500～5,000ピクセルのサイズである (図3 (b))。図6は SD-4 が100以下の画像オブジェクト (147個) を抽出したもので、画像オブジェクトとして均質で、土地被覆の多くは農地であった。SP=50 の場合、画像オブジェクトは5,629個発生し、多くが50～500ピクセルのサイズで、SD-4 は100以下である (図3 (c))。ただし、図7は SD-4 が300以上の画像オブジェクトを抽出したもので、微小で明るい画像オブジェクトは土地被覆として均質で、地上にある小さな地物一つ一つに対応していると考えられる。これはバンド4 (近赤外線バンド) の輝度値が高いと、SD も高くなるため、画像オブジェクトの平均輝度 (明るさ) と SD-4 の間には図8に示すような関係が見られ、画像オブジェクトが明るいほど、分散が大きくなる傾向があることがわかる。

#### III.4 画像オブジェクトの土地被覆

色調が均質な画像オブジェクトの土地被覆を目視判読し、画像オブジェクトの大きさと土地被覆の関係について調べた。

(1) 50,000ピクセル (5ヘクタール) 以上の画像オブジェクトの SD-4 は200以上で、均質な土地被覆をもつ画像オブジェクトはなかった。

(2) 10,000ピクセル (1ヘクタール) 以上で、SD-4 が100以下の均質な画像オブジェクトは

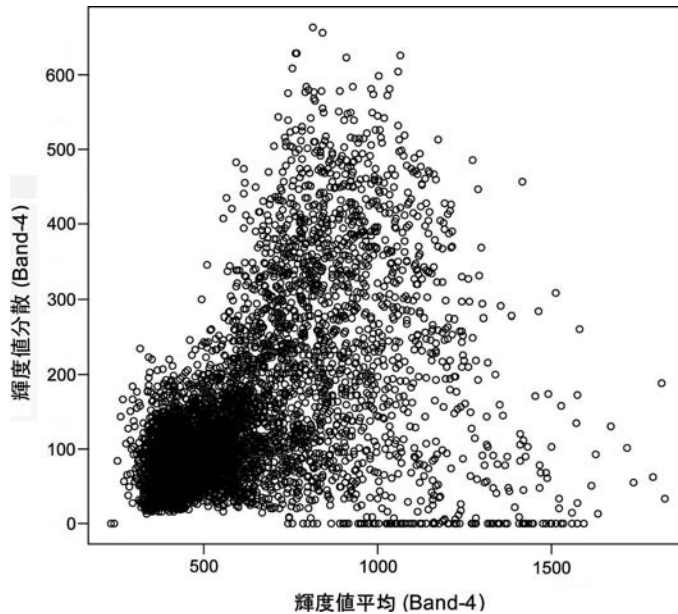


図8 輝度値の平均と分散の関係 (Band-4, SP=50 の場合)

農道を含めた区画化された水田の集合したもので、農用地として認識できる。農用地領域は、SP 値を下げることで、一筆ごとの水田や農道など農地に付帯する土地被覆に分割できる。

(2) 500～5,000ピクセルのサイズで、SD-4 が100以下の色調が均質な画像オブジェクトの多くは、湛水した水田を含め、植生のない農地である (図6)。面積は、5～50アールに相当し、概ね区画整理された農地一筆分になる。

(3) 500～5,000ピクセルのサイズで、SD-4 が100～200になると、植生のある農地が含まれるが、工場の屋根など規模の大きな人工物も含まれる。植生のある農地は、画面上では均質に見えるが、バンド4の平均輝度が高いため、SD-4が高くなる。

(3) 500～5,000ピクセルのサイズで、SD-4 が200以上の画像オブジェクトの多くは、市街地内では、敷地を含んだ集合住宅、家屋の集合した領域、車が駐車中の駐車場で、農地内ではビニールハウスを構えた農地など、複数の地物が混在した領域であるが、一つの土地被覆として判読可能である。

(4) SP=50にした場合に発生する小さな画像オブジェクトで、SD-4 が200以下の比較的暗い領域は、農地の細かな土地状態の違い (例えば水分量の違い) を抽出したものや瓦屋根の家屋が抽出されたものが多い。

(5) SP=50にした場合に発生する小さな画像オブジェクトで、100ピクセル程度より小さな全ての微小な画像オブジェクトは、SD-4 が300以上で色調の分散 (SD-4) は高いが、自動

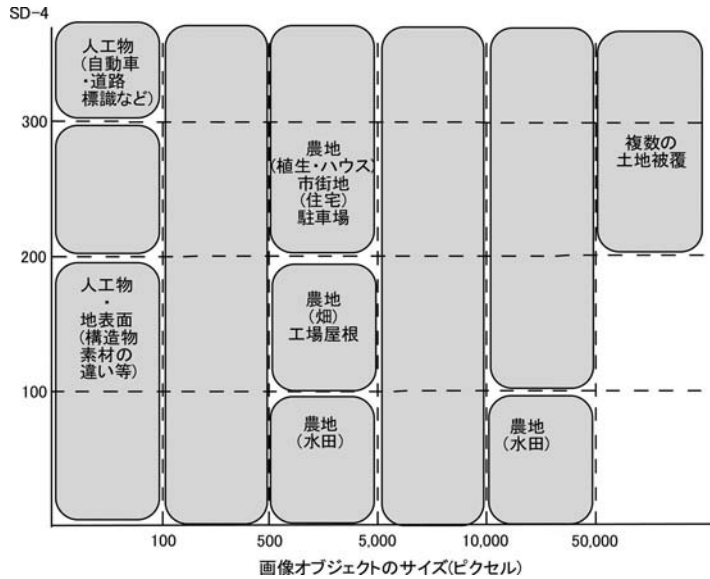


図9 画像オブジェクトのサイズ: 均質性と土地被覆の関係

車、小屋など小規模な人工物で均質な地物として認識できた。

### III.5 考察

前節までの結果を整理し、画像オブジェクトのサイズにもとづく均質性 (SD-4) と土地被覆の特徴を図9にまとめた。

画像オブジェクトのサイズが50,000ピクセル (5ヘクタール相当) 以上の大きなオブジェクトは、SP=500に設定したときのみが発生するが、いずれの画像オブジェクトもSD-4は200以上で、異なる土地被覆が混在した画像オブジェクトとして判読された。今回の対象地域には、5ヘクタール以上が一つの土地被覆で覆われた領域はないが、仮に、森林で一様な土地被覆が5ヘクタール以上あれば、均質な画像オブジェクトとなることが予想できる。

画像オブジェクトのサイズが500ピクセル (5アール相当) 以上で、SD-4が100以下の均質な画像オブジェクトは、水田として判読された。ただし1ヘクタール以上のまとまった領域は、農道などを含めた農用地として判読でき、そうした領域を5~50アールの画像オブジェクトに細分化することで、一筆毎の水田を認識することができる。さらに細分化すれば、一筆の水田が、地表面の状態に応じた小領域に断片化する。主にSP=200時に発生する、大きさが500~5,000ピクセル (5~50アール相当) の画像オブジェクトは、土地被覆と対応がとりやすく判読しやすい。ただし、SD-4が200を超えた画像オブジェクトは、一様な土地被覆というよりも、家屋や緑地、空地が混在した領域で、そうした特徴により市街地としての判読ができ

る。

画像オブジェクトのサイズが100以下の小さなオブジェクトの多くは、色調の違いにより細分化された農地や構造物の一部であったり、市街地内にある家屋、庭、植え込みなどである。同定することが難しい領域も多数あり、一つ一つに土地被覆カテゴリと対応させることは困難である。

また、画像オブジェクトサイズが100以下の小さなオブジェクトで、SD-4 が300以上のオブジェクトは、自動車や道路や駐車場に書かれた白ペンキで、土地被覆として区分することに適さない領域も含まれる。

#### IV ま と め

オブジェクト指向分類は、高分解能衛星画像に適した分類方法として注目されているが、画像オブジェクトのサイズを決める過程の曖昧さが指摘されて、広く普及するまでには至っていない。本研究では、画像オブジェクトのサイズを決定するプロセスを定量的に評価するため、IKONOS パンシャープン画像から、様々なサイズの画像オブジェクトを発生させ、画像オブジェクトと土地被覆との関係について考察した。

Definiens ソフトウェアを用いて、SP と呼ばれるパラメータ値を段階的に変えることで様々なサイズの画像オブジェクトを発生させた。画像オブジェクトを判読し、土地被覆と画像オブジェクトのサイズおよび均質性 (SD-4: オブジェクト内の Band-4 値の分散) の関係を求めた (図9 参照)。

SP 値を段階的に小さくすることによって、サイズの大きな画像オブジェクトが細分化される。また、サイズが過大な画像オブジェクトでは、異なる土地被覆が混在するが、細分化することで一つの土地被覆に対応する画像オブジェクトが現れる。さらに細分化すると、一つの土地被覆が、地表面の状態により分画され断片化する。

今回、分析対象とした地域では、比較的大きな区割り農地が集合しており、10,000ピクセル (1ヘクタール) 以上の大きな画像オブジェクトがひとまとまりの農用地として判読できた。細分化すると、500~5,000ピクセル (5~50アール) 程度の区割りの農地に区別できる。さらに細分化すると、土地 (土壌) 状態の違いによって、一筆の農地が断片化する。市街地の場合は、この地域には大規模な市街地が存在しないため、500~5,000ピクセルの画像オブジェクトとが市街地として判読でき、さらに細分化することで、家屋や庭、自動車等は、土地被覆としてよりも地物としての画像オブジェクトとして判別できる。

従来の研究では、画像オブジェクトの大きさを土地被覆要素の大きさに合わせるよう調整していた。しかし、土地被覆要素の大きさは、市街地と農地では異なり、また地域性にも影響さ

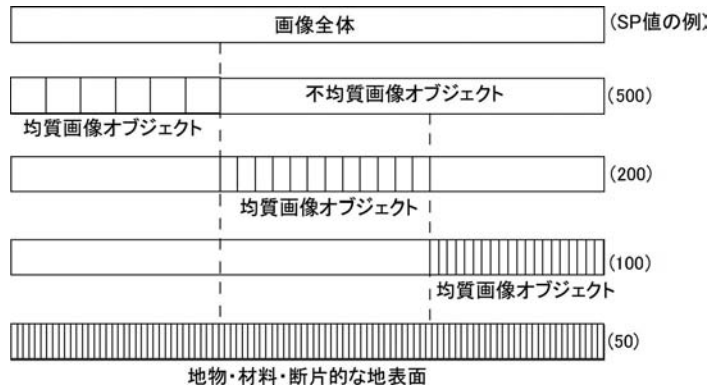


図10 画像オブジェクトの階層構造を利用した土地被覆分類

れる。したがって地域全体を一つの SP 値で同じようなサイズの画像オブジェクトに分画するのは適当ではない。あえて一つの SP 値を設定するならば、地域で最も小さな土地被覆要素に合わせることになり、その場合、より大きな土地被覆要素は細分化され、判読作業の負荷が増大する。

オブジェクト指向分類の事例研究は、「林相区分」や「都市域での土地被覆」など、分類対象を絞った上で、適当な大きさの画像オブジェクトを作成しているものが多い。しかし、より汎用的な土地被覆分類を行うためには、SP 値を段階的に小さくし、画像オブジェクトを大きなものから細分化しながら、土地被覆要素の大きさと画像オブジェクトの大きさが一致したものから、土地被覆を決定するような方法が適当であると考え、本論文ではこの手法を提案した。

図10は、提案した分類手法を図化したもので、最も小さな SP 値（例えば100）で発生するすべての画像オブジェクトを判読するよりも、判読対象となる画像オブジェクトの数は少なく、より効率的で的確な判読が可能と考えられる。また、画像オブジェクトサイズと土地被覆要素の大きさを対応させることにより、土地被覆あるいは土地利用要素の大きさに関する分析が行えるため、土地利用の地域性を議論する上で、有用なデータを作り出すことも期待できる。

提案した手法は、分類の精度と信頼性を確保するため、目視判読を取り入れたものだが、土地被覆要素に対応した画像オブジェクトのスペクトル情報をデータベース化できれば、土地被覆分類の自動化にもつなげることが可能と思われる。今後は、提案した手法を実装するシステムの有効性を検証すると共に、画像オブジェクトスペクトル情報と土地被覆の関係についても明らかにしたい。



参 考 文 献

- Blaschke, T.; and Hay, G.J. 2001. Object-oriented Image Analysis and Scale Space: Theory and Methods for Modeling and Evaluating Multiscale Landscape Structure. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* 34: 22-29.
- Definiens Imaging GmbH. 2003. *eCognition User Guide 3*. Germany.
- Guindon, B.; Zhang, Y.; and Dillabaugh, C. 2004. Landsat Urban Mapping Based on a Combined Spectral-spatial Methodology. *Remote Sensing of Environment* 92: 218-232.
- 鎌形哲稔; 原 慶太郎; 森 大他. 2006. 「高分解能衛星データのオブジェクト指向分類による植生図作成手法の提案」『写真測量とリモートセンシング』45(1): 43-49.
- Kanazawa, H.; Hoshikawa, K.; and Nawata, E. 2006. The Changes in Land Use and Agricultural Systems of Karen People in North Thailand. *Tropical Agriculture and Development* 50(3): 133-141.
- 小阪尚子; 秋山 侃; 蔡 斌; 小島利治. 2007. 「高分解能衛星画像のテクスチャ特徴量とスペクトル特徴量を用いたオブジェクト指向型林分タイプ分類」『写真測量とリモートセンシング』46(2): 27-36.
- 長澤良太; アワード・キショール・サー; 山下 恵. 1998. 「時系列高分解能衛星画像を用いたラオス北部の焼畑モニタリング」『写真測量とリモートセンシング』37(5): 13-22.
- 大西紀子; 村上拓彦; 溝上展也; 吉田茂次郎. 2005. 「オブジェクトベース画像分類による林相区分」『九州森林研究』58: 131-134.
- Stuckens, J.; Coppin, P.R.; and Bauer, M.E. 2000. Integrating Contextual Information with Per-pixel Classification for Improved Land Cover Classification. *Remote Sensing and Environment* 71: 282-296.
- 高木幹雄; 下田陽久 (監修). 2004. 『新編画像解析ハンドブック』東京大学出版会.
- 竹田晋也; 鈴木玲治; フラマウンテイン. 2007. 「ミャンマー・バゴ山におけるカレン焼畑土地利用の地図化」『東南アジア研究』45(3): 334-342.
- Tilton, J.C.; and Lawrence, W.T. 2000. Interactive Analysis of Hierarchical Image Segmentation. In *Proceeding of the IGARSS*, pp. 733-735.
- 内山陽子; 小林愼太郎. 2006. 「タンザニア南西部ムボジ県における木炭生産と土地利用変化」『農村計画学会誌25巻論文特集号』2006年12月: 521-526.
- 白田裕一郎; 田口 仁; 渡部展也; 李 雲慶; 福井弘道. 2005. 「オブジェクト指向土地分類のための領域成長法による画像分割の最適化」『写真測量とリモートセンシング』44(1): 36-43.
- Van der Sande, C.J.; de Jong, S.M.; and de Roo, A.P.J. 2003. A Segmentation and Classification Approach of IKONOS-2 Imagery for Land Cover Mapping to Assist Flood Risk and Flood Damage Assessment. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 4: 217-229.
- Wang, L.; Sousa, W.P.; and Gong, P. 2004. Integration of Object-oriented and Pixel-based Classification for Mapping Mangroves with IKONOS Imagery. *International Journal of Remote Sensing* 25: 5655-5668.