林相区分を目的としたオブジェクトベース画像解析における 最適なセグメンテーションの検討

Examination of the optimum segmentation in the object-based image analysis for forest stand type classification

村上 拓彦*・大西 紀子**・加治佐 剛***

溝上 展也***・吉田茂二郎***

Takuhiko MURAKAMI, Noriko ONISHI, Tsuyoshi KAJISA

Nobuya MIZOUE and Shigejiro YOSHIDA

Abstract : For object-based forest stand type classification using high resolution satellite data, the relation of the parameter of segmentation and classification accuracy was investigated. A target area is forested landscape in the Kirishima area over both Ebino city of Miyazaki and Kirishima city of Kagoshima, the southern part of Kyushu Island. A pan-sharpen IKONOS data (1-m of spatial resolution) was employed in this analysis. In addition to varying the scale parameter from 100 to 1000, some combinations of color and shape criterion were examined. As a result of measuring the accuracy of forest stand type classification, when scale parameter was 300, the highest classification accuracy was achieved. It was indicated that the color criterion also affects classification accuracy in this study. Consequently, it would be greatly concerned with classification accuracy whether target patches are delineated adequately by segmentation, and this paper indicated that quantitatively.

1. 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。衛星リモートセンシングデータは、広域空間スケールでの森林現況の把握に最も貢献できるデータである。1999年のIKONOS打ち上げ以来、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おり、これを用いた森林現況の把握が検討されつつある(栗屋ら, 1998; 加藤, 2007; St-Onge and Cavayas, 1997; Chubey *et al.*, 2006)。高分解能衛星データからは、従来の中分解能衛星データでは判読不可能であった土地被覆の詳細な情報を得ることが出来る。そのため、これまでの林業の観点からのみでなく、生態的観点から、樹種や混交率、疎密度といった林分構成要素について森林タイプ別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)。そして、この高分解能衛星データを利用した林相区分ではテクスチャ特徴量の利用が有望とされている(大西ら, 2004; 小阪ら, 2007; Kamagata *et al.*, 2008)。そのテクスチャ特徴量を用いるためにはオブジェクトベース画像分類が好適である。

オブジェクトベース画像分類では、画像を類似したピクセルの集合に分割し(セグメンテーション; segmentation)、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(Benz *et al.*, 2004; Mallinis *et al.*, 2008; Pekkarinen, 2002; Stow *et al.*, 2008)。このアイデア自体はそれほど新しいものではないが、リモートセンシングデータ処理への適用はこれまで希であった(Burnett and Blaschke, 2003)。ここ近年エンドユーザレベルでオブジェクトベース分類が可能になったのは、それを実現するソフトウェアが登場したことと、パーソナルコンピュータの飛躍的な演算能力の向上に依るところが大きい。植生分布図の作成などにおいても、オブジェクトベース画像分類への期待は大きい(Dorren *et al.*, 2003; 伊藤ら, 2007; Kamagata *et al.*, 2008)。

* 新潟大学農学部

** 日本製紙株式会社

***九州大学大学院農学研究院

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 49, NO. 3, 2010

ところで、先述したとおりオブジェクトベース画像分類には、最初の作業でセグメンテーションが必要である。セグメンテーションの良否はその後の作業に大きく影響する。つまり、セグメンテーションで不適切な線引きを行うと、それがその後の分類精度を低下させる要因になりえる。セグメンテーションにはいくつかのパラメータが必要であるが、パラメータと分類精度に関して系統立った検討が必要である。当然、森林域を対象として、セグメンテーションと分類精度の関係について検討された報告はまだまだ少ない (Dorren *et al.*, 2003; 大西ら, 2004; 大西ら, 2005)。

本研究の目的は、高分解能衛星データを用いたオブジェクトベースの林相区分において、セグメンテーションの際に必要なパラメータと分類精度の関係を検討することである。林相区分にとって最適なセグメンテーションの指針を示すことにより、オブジェクトベース画像分類の観点から基礎的知見を得られるものと考えている。

2. 理 論

セグメンテーションの方法は、利用するシステム(ソフトウェア)に依存する。本研究では、Definiens Imaging 社(ドイツ)の eCognition (現バージョンの名称は eCognition Developer) を用いて研究を行っている。よって以下のセグメンテーションに関する説明は、eCognition における説明 (Definiens Imaging GmbH, 2002) と理解していただきたい。

セグメンテーションの過程では、あるオブジェクト(グループ化した画素を意味する)を隣接したオブジェクトと統合するかどうか判断するための指標 (fusion value: f) が用いられている。この指標 (f) は、輝度値に関する基準 (color criterion: h_{color}) と形状に関する基準 (shape criterion: h_{shape}) から求められる。

$$f = w \cdot h_{color} + (1 - w) \cdot h_{shape} \quad (1)$$

ここで、 w ($0 \leq w \leq 1$) は重みである。さらに、形状に関する基準は compactness 基準 (h_{cmpct}) と smoothness 基準 (h_{smooth}) の 2 因子の合計として以下のように算出される。

$$h_{shape} = w_{cmpct} \cdot h_{cmpct} + (1 - w_{cmpct}) \cdot h_{smooth} \quad (2)$$

ここで、 w_{cmpct} は compactness に対する重みである。

compactness は周囲長とオブジェクトサイズ (画素数) の平方根の比から、smoothness はオブジェクトの周囲長と短辺の比から求められる。

輝度値に関する基準 (h_{color}) は、ある二つのオブジェクトそれぞれの輝度値の標準偏差 (σ_c^{obj1} , σ_c^{obj2}) とそれらのオブジェクトを統合した時の標準偏差 (σ_c^{Merge}) の差分を取ることによって算出される。

$$h_{color} = \sum_c w_c (n_{Merge} \cdot \sigma_c^{Merge} - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2})) \quad (3)$$

各標準偏差にはオブジェクトサイズ n が乗じられる。また、 $n_{Merge} = n_{obj1} + n_{obj2}$ である。マルチバンドのデータについては w_c がバンド c の重みとして付与される。

smoothness 基準, compactness 基準共に、 h_{color} と同様に統合前後のオブジェクトサイズを用いることにより、以下のように算出される。

$$h_{cmpct} = n_{Merge} \cdot \frac{l_{Merge}}{\sqrt{n_{Merge}}} - \left(n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right) \quad (4)$$

$$h_{smooth} = n_{Merge} \cdot \frac{l_{Merge}}{\sqrt{b_{Merge}}} - \left(n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}} \right) \quad (5)$$

ここで、 l はオブジェクトの周囲長、 b はオブジェクトの短辺の長さを表す。

以上説明してきたように、(2)~(5)式を基本として、(1)式によってセグメンテーションが実施される。eCognition では、セグメンテーションに必要なパラメータとして、各バンドの重み、輝度値と形状の重み、compactness と smoothness の重み以外に scale parameter (以下、SP) という重要なパラメータが存在する。SP は先述の指標 f と関係しており、 f と SP の二乗が比較され、オブジェクト統合の可否が決定される。SP の大きさは全体のオブジェクトサイズと間接的に関係しており、一般に SP を大きい値に設定すると、オブジェクトサイズは大きくなる。また、(1)式で表現するように、輝度値と形状のどちらかを重視することにより、オブジェクトの形状が変わってくる。一般的に、形状に重みをおくと、オブジェクトは丸みを帯びた形状に近づき、輝度値に重みを置くと、入り組んだ複雑なオブジェクトが生成されやすくなる。

3. 対象地

対象地は、宮崎県えびの市と鹿児島県霧島市 (旧始皇郡牧園町) にまたがる霧島地域であり (図 1), えび

図1 対象地

の高原，韓国岳，大浪池などが存在する霧島屋久島国立公園霧島地区を含んでいる。標高は550m～1650mであり，暖温帯から冷温帯に属している。同地域の森林は，主に針広混交林から成り立っているが，モミ・ツガが優占する針広混交林，アカマツ一斉林，モミ・ツガとアカマツが混在する針広混交林，広葉樹林などの天然林に加え，スギとヒノキの人工林などの様々な林相が存在する（吉田，1997）。

4. 材料と方法

使用した衛星データは，2001年10月25日に撮影されたIKONOS データである。本論では，パンシャープンのデータを用いたため，ピクセルサイズは1m×1mである。林相区分のためのサンプルデータとして，2004年11月に実施した現地調査データを用いた。また，分類精度検証用のデータとして，2001年5月，1996年10月撮影の空中写真を用いた。衛星データの幾何補正のために，数値地図50mメッシュ（標高），数値地図25000（地図画像）を用いた。使用ソフトは，eCognition Ver.4（Definiens Imaging 社，ドイツ），ERDAS IMAGINE Ver.8.7（Leica Geosystems 社，米国），ArcView Ver.8.3（ESRI 社，米国）である。

セグメンテーションに必要なパラメータの設定について説明する。まず，color と shape の比率の設定である。ここで，土地被覆の違いは輝度値の差として表されることは明確であり，森林域においても同様のことがいえる。そのため，今回の解析における color と shape の比率は，輝度値の因子 color に重点を置いたセグメンテーションが有効であると考えた。また，本研究の対象地には道路や人工林など，セグメンテー

ションの際に形状に左右されるようなものも存在するために，color のみに重点をおいたセグメンテーション処理は避け，shape の重み付けの程度について検討を行った。よって，color と shape の比率を，0.9：0.1，0.8：0.2，0.7：0.3，0.6：0.4に設定した。これらの比率はそれぞれ color0.9，color0.8，color0.7，color0.6と表現する。なお，形状（shape）は smoothness と compactness の2因子において算出される。本論ではこれらの因子に関する検討は加えないこととするのでそれぞれ均一に重み付けを行うこととした。具体的にはそれぞれ0.5ずつの重みとした。一方，SP は100から1000の間で10パターンの設定を行った。各バンドの重み付けに差は設けず，全て1.0とした。

今回の林相区分にあたってスギ林，ヒノキ林，広葉樹林，アカマツ林，モミ・ツガ林，アカマツ・モミ・ツガ林，非森林の7つの分類クラスを設けた。分類手法として，ある分類クラスを最も分離可能な特徴量を探索し，レベルスライス法による分類を行った。特徴量には，オブジェクトの輝度値に関するもの（オブジェクト内の輝度値の平均値，標準偏差など）とテクスチャに関するもの（コントラストや異質性など）を使用した。ここで用いたテクスチャ特徴量は GLCM（Gray Level Co-occurrence Matrix）（Haralick *et al.*, 1973）に基づくものである。SP（10通り）と color：shape 比（4通り）の組み合わせで合計40の分類を行ったが，その全てで用いた特徴量と閾値は固定した。今回適用した特徴量と閾値の関係を系統的に示したのが図2である。図中の各分岐の特徴量と閾値をサンプルを元に決定し，林相区分を階層的に行った。図中，輝度値に関する特徴量は Mean, NDVI, Brightness だけであり，それ以外は全てテクスチャに関する特徴量である。テクスチャに関する特徴量も多数選定されているのが大きな特徴である。

精度検証用のデータとして，分類を行った画像上に，総計350点のランダムポイントを発生させ，その各点において，1996年10月ならびに2001年5月に撮影された空中写真を用いて目視で林相判読を行ったものを用いた。異なる二時期の空中写真を用いたのは，植生の季節変動も判読の参考にしたためである。なお，分類精度の評価には Kappa 係数（Congalton *et al.*, 1983；Congalton, 1991）を用いた。

図2 レベルスライスに用いた特徴量と閾値の組み合わせ。特徴量はeCognitionで用いられている表記をそのまま用いた。Mean, NDVI, Brightnessが輝度値に関する特徴量。それ以外はテクスチャに関する特徴量。

5. 結果と考察

まず、SPを変化させたときのセグメンテーションの結果を示す。図3に示したものは、セグメンテーションの1例として、color:shape=0.8:0.2のときのSP=100, 300, 500, 1000の結果である。まず、SPが増加するにつれオブジェクトサイズが大きくなることが確認できる。背景の画像と見比べながら、セグメンテーションの良否について定性的な評価をしたい。SP100(図3(a))では、今回分類を行おうとする林相よりも小さなオブジェクトに分割されていた。一方、SP300(図3(b))では、区分を行おうとする林相に沿ってうまく線が引けているようであった。SP500(図3(c))では、いくつかの林相が統合され、オブジェクトサイズが大きくなった。SP1000(図3(d))ではより多くのオブジェクトが統合され、明らかに複数の林相が統合されていた。今回設けた分類クラスは、いわゆる相親植生であるが、これは画像上ではパッチ

として認識される。視覚的にパッチとして認識できる領域をうまく描いていたのは、ここで示した4つのSPの中ではSP300であった。こうした定性的な判断が分類精度とどのような関係にあるのかがひとつのポイントである。

つぎに、SPとKappa係数の関係について図4に示す。今回用いた画像では、color0.8, SP300の組み合わせが最も高い分類精度を示した(Kappa係数=0.62)。このcolor0.8, SP300の組み合わせの時に得られたエラーマトリックスを表1に示す。colorの比率別に見た場合、color0.7, 0.9においてもSP300の時が最も高い分類精度を示した。一方、color0.6ではSP200の時が最も分類精度は高かった。全体的に、colorの比率に関わらず、SP=200~300付近でKappa係数のピークがみられた。一方、SP=200~300を超えるとSPの増加に伴い、分類精度が減少することが確認できた。図3で示したようにSPが大きくなれば、オブジェクトサイズは大きくなるが、分類しようとするパッチが統合されてしまうことで、分類精度が低下したと言える。

図3 異なる scale parameter でセグメンテーションされた結果 (全て color : shape=0.8 : 0.2)。 (a)100, (b) 300, (c)500, (d)1000

一方、SP100でも明らかに Kappa 係数が低かった。小サイズのオブジェクトは適正サイズのオブジェクトに内包されるので、分類精度は大きく変わらないように思われるが、実際には小サイズのオブジェクトも誤分

図4 color の比率別にみた scale parameter と Kappa 係数の関係

類を引き起こしやすいことが明らかとなった。これは従来型のピクセルベース分類の短所にもつながるが、同一カテゴリに属する空間が小領域に分割されてしまうことで、他のクラスに誤分類されてしまう事態が発生し、これが分類精度を下げてしまうと言える。このことから、分類しようとする林相に対応したセグメンテーションができていのかどうか分類精度を左右すると解釈できる。

今回、color の比率も分類精度に影響を与えることが分かった。例えば、SP200では color0.8、0.7、0.6と color0.9の間には明らかな Kappa 係数の差がみられた。また、SP300では color0.8に次いで高い精度がみら

表1 scale parameter=300, color=0.8の組み合わせの時に得られたエラーマトリックス

分類クラス	参照クラス (グランド・トゥールース)							計	User's Accuracy (%)
	非森林	スギ	ヒノキ	広葉樹	アカマツ	モミ/ツガ	アカマツ/モミ/ツガ		
非森林	52	1	1	0	0	2	4	60	86.7
スギ	0	22	6	0	2	0	0	30	73.3
ヒノキ	0	2	36	0	4	2	6	50	72.0
広葉樹	1	0	2	19	0	1	1	24	79.2
アカマツ	7	3	6	2	40	2	12	72	55.6
モミ/ツガ	2	0	0	2	3	17	10	34	50.0
アカマツ/モミ/ツガ	7	1	4	3	10	3	52	80	65.0
計	69	29	55	26	59	27	85	350	
Producer's Accuracy (%)	75.4	75.9	65.5	73.1	67.8	63.0	61.2		

全体精度 0.68
Kappa 係数 0.62

れたのは color0.7であった。いずれにせよ color0.9は全体的に分類精度のピークがみられた SP の設定においてそれほど高い精度を示さなかった。先述したように土地被覆の違いは輝度値の差として表されることから、森林域では輝度値重視のセグメンテーションが基本であるが、shape の比率を0.2~0.3程度確保した方が林相区分の精度向上につながるセグメンテーションが実現できるものと解釈できる。

以上まとめると、オブジェクトベース画像分類による林相区分ではセグメンテーションに関わるパラメータの違いが分類精度を左右することが明らかとなった。まず、SP については最もパッチサイズに近いオブジェクトを生成することが重要といえる。この考え方は他の地域においても適用可能であろう。次に color と shape の比率であるが、本論の対象地ではその比率が8:2において最も高い分類精度を示した。この比率がそのまま他地域に適用可能かどうかは確認できていないが、この比率を基本としてパラメータを前後に微調整するのが効率的ではないかと考えられる。

最後に、最適な SP は分類項目、空間分解能、画像のビット数に影響を受けるため、本論で示した SP が他の衛星画像データに直接使えるわけではない。あくまでも SP の値は使用データそれぞれで固有であるので、森林域であれば注目する林相パッチと見比べながら、最適な SP を探索しなければいけないであろう。

6. おわりに

本論では IKONOS パンシャープン画像を用いたオブジェクトベースの林相区分を対象として、セグメンテーションの際に必要なパラメータ (scale parameter と color と shape の比率) と分類精度の関係を検討した。その結果、分類精度が最も高くなる scale parameter (SP) が存在することが分かった。この SP で生成されるオブジェクトは分類対象とする林相の輪郭をうまく捉えていた。SP は大きすぎても小さすぎても分類精度を低下させることが分かった。また、color と shape の比率も分類精度に影響することが分かった。color だけでなく shape にも比率を与えることが有効であった。林相区分を目的としたセグメンテーションのガイドラインとして、color を0.8前後に設定し、最もパッチサイズに近い SP を探索するのが妥当と思われる。

ここ数年、オブジェクトベース分類への関心は高まっている。しかし、従来からあるピクセルベースの分類と比較すると、研究蓄積はまだ十分ではない。ひとつの大きな制約要因は、オブジェクトベース分類を実行するために固有のソフトウェアを導入しなければいけないという点がある。これは、最尤法などの典型的な分類手法が、ほとんどのリモートセンシング解析ソフトに具備されている点とは大きく異なる。ただ、新たな費用負担の問題はあるものの、セグメンテーションを始めとしたオブジェクトベース分類には大きな可能性を期待できることから、本論のような基礎的な検討から幅広い応用までさらに様々な研究が蓄積されることを望むものである。

(受付日2009.11.18, 受理日2010.5.14)

引用文献

- 栗屋善雄・露木 聡・田中邦宏, 1998. 高地上分解能衛星データの効用と問題点. 森林計画学会誌, 31, pp.59-64.
- 伊藤史彦・喜多晃平・長澤良太・日野彰彦・浅井 樹・中島尚子, 2007. 相観植生図作成における ALOS AVNIR-2 画像の利用可能性. 景観生態学, 11, pp.125-132.
- 加藤正人, 2007. 改訂森林リモートセンシング. 日本林業調査会, 東京, 273pp.
- 小阪尚子・秋山 侃・蔡 斌・児島利治, 2007. 高分解能衛星画像のテクスチャ特徴量とスペクトラル特徴量を用いたオブジェクト指向型林分タイプ. 写真測量とリモートセンシング, 46(2), pp.27-36.
- 大西紀子・村上拓彦・吉田茂二郎, 2004. 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, pp.200-202.
- 大西紀子・村上拓彦・溝上展也・吉田茂二郎, 2005. 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, pp.131-134.
- 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.
- 吉田茂二郎, 1997. 霧島屋久国立公園におけるモミ・ツガ天然林の再生に関する研究. 科学研究費補助金成果報告書 (07660201), 91pp.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I. and Heynen, M., 2004. Multi-resolution,

- object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 58, pp.239–258.
- Burnett, C. and Blaschke, T., 2003. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 168, pp.233–249.
- Chubey, M.S., Franklin, S.E. and Wulder, M.A., 2006. Object-based analysis of Ikonos-2 imagery for extraction of forest inventory parameters. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72, pp.383–394.
- Congalton, R.G., Oderwald, R.G. and Mead, R.A., 1983. Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49, pp.1671–1678.
- Congalton, R.G., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37, pp.35–46.
- Definiens Imaging GmbH, 2002. eCognition user guide. Munich, Germany.
- Dorren, L.K.A., Maier, B. and Seijmonsbergen, A.C., 2003. Improved Landsat-based forest mapping in steep mountainous terrain using object-based classification. *Forest Ecology and Management*, 183, pp.31–46.
- Haralick, R.M., Shanmugan, K. and Dinstein, I., 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3, pp.610–621.
- Kamagata, N., Hara, K., Mori, M., Akamatsu, Y., Li, Y. and Hoshino, Y., 2008. Object-based classification of IKONOS data for vegetation mapping in Central Japan. In “Object-based image analysis. (Blaschke, T., Lang, S., Hay, G.J. eds.)”, Springer-Verlag, Berlin, pp.459–475.
- Mallinis, G., Koutsias, N., Tsakiri-Strati, M. and Karteris, M., 2008. Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 63, pp.237–250.
- Pekkarinen, A., 2002. A method for the segmentation of very high spatial resolution images of forested landscapes. *International Journal of Remote Sensing*, 23, pp.2817–2836.
- Stow D., Hamada, Y., Coulter, L. and Auguelova, Z., 2008. Monitoring shrubland habitat changes through object-based change identification with airborne multispectral imagery, 112, pp.1051–1061.
- St-Onge, B.A. and FranVois Cavayas, F.V., 1997. Automated forest structure mapping from high resolution imagery based on directional semivariogram estimates. *Remote Sensing of Environment*, 61, pp.82–95.