異なる空間分解能の衛星データを用いた景観解析のスケール効果についての検討

趙 憶*・富田 瑞樹・原 慶太郎

東京情報大学大学院総合情報学部環境情報学科 〒 265-8501 千葉県若葉区御成台 4-1

Scale-effects in landscape analysis using various satellite data with different spatial resolution

Yi Zhao*, Mizuki Tomita and Keitarou Hara

Department of Environmental Information, Tokyo University of Information Sciences,
4-1 Onaridai, Wakaba-ku, Chiba, 265-8501 Japan

Abstract: In recent years, identifying the relationship between spatial pattern and scale has emerged as a central issue in ecology and geography. Scale has been defined by grain, or resolution here. Bias in the results will occur if the scale is wrongly selected for landscape evaluation. In particular, with remote sensing becoming widespread, monitoring and detection on landscape dynamics from local to global scale has become available, selecting a satellite with appropriate spatial resolution for research objective scale is thus becoming essential. Moreover, it is necessary to understand scaling among different satellite data, which is important for improving the efficiency of remote sensing. In this research, satellite data of various resolution, QuickBird (2.5m), ALOS AVNIR-2 (10m), Terra ASTER (15m) and Landsat ETM+ (30m), were employed to analyze the scale effects of grain size. The research was implemented at Azeta, a typical Yatu landscape located in Sakura City, Chiba prefecture. Land cover classifications were first implemented using the Maximum Likelihood Method on satellite data of various resolution. Based on the results, classification maps from each satellite image were systematically resized from their original pixel size and a series of coarser resolution maps were created through the majority rule. Finally, nine of landscape metrics imbedded in the FRAGSTATS were derived from these aggregated categorical data for landscape pattern analysis. The results indicated that most landscape metrics obviously increased/decreased in scaling relations such as power-law and logarithmic among the satellites having various resolutions.

Key Words: Spatial pattern, Scaling, Extrapolability, Landscape metrics, Grain

要旨：近年、生態学と地理学において空間パターンとスケールの関係を明らかにすることはますます中心的な課題となった。スケールとは粒度または空間分解能として定義づけられる。一方、景観評価においては誤ったスケールを選択すると結果の解釈にバイアスをもたらすことがある。特に、近年衛星リモートセンシングの普及に伴って、ローカル・スケールからグローバル・スケールにわたる景観動態のモニタリングと抽出が可能となり、研究対象のスケールに応じて適切な空間分解能を持つ衛星の選択が必要とされる。また、衛星リモートセンシングのさらなる効率化を図るために異なる衛星データ間の「スケーリング」を明らかにすることも重要である。本論では、異なる空間分解能の衛星データ（QuickBird (2.5m), ALOS AVNIR-2 (10m), Terra ASTER (15m), Landsat ETM+ (30m))を用いた景観解析の粒度のスケール効果およびスケーリングの関係を提示することを目的とする。解析対象地は、千葉県佐倉市にある典型的な谷津景観を代表する畔田地区に設定した。解析には、まず、最尤法を用いて各衛星データについて土地被覆分類を行なった。精確な土地被覆の分類図が得られた後、衛星データごとに多数法を用いて分類結果をリサンプリングし異なる粒度の土地被覆分類図を作成した。最後、FRAGSTATSにある複数の景観指数を用いて粒度の拡大とともに景観構造特性がどのように変化するのか各衛星データのスケール効果とスケーリング関係を調べた。その結果、粒度の拡大に伴って多くの景観指数はいずれの衛星データもべき乗則と対数関数のスケーリング関係が顕著でそれに従って各指数の値が増加・減少することが明らかになった。

キーワード：空間パターン、スケーリング、外挿性、景観指数、粒度

* 連絡先：yzhao@rsch.tuis.ac.jp

受付：2013年2月28日／受理：2013年5月28日

はじめに

景観生態学において、スケールと不均質性は鍵となる概念で、あらゆるスケールにおいて空間的な不均質性が存在し景観の構造と機能の根本的な基礎を形成する。ある空間スケールで観測した不均質な空間パターンは、より大きい空間スケールでは均一なパターンになる可能性がある (Turner *et al.* 2001 ; Díaz-Varela *et al.* 2009)。反対に、大きい空間スケールで観測した不均質なパターンは小さい空間スケールになると均一的になることもある。このように、スケールから切り離して空間の不均質性を議論することは意味がない。また、景観は生物物理的側面と社会経済活動にどのような影響を与えるか、また相互に影響を受けるかを理解するために、空間の不均質性とスケールの依存性、つまりパッチサイズ、形状、配置、タイプなどの異なる景観要素の分布状態を表す空間パターンがスケールの拡大また縮小に伴う変化の規則と量を評価し定量化しなければならない。

これまで、スケールの変化による影響に関しては、地理学において可変単位地区問題 (MAUP : Modifiable Areal Unit Problem) として扱われてきており (Gehlke and Biehl 1934 ; Openshaw 1984)、主に解析対象のスケール変化によって生じる「生態的な誤謬 (ecological fallacy)」(Dungan *et al.* 2002 ; Wu 2006) はその範疇に含まれる。また、空間の不均質性を把握する際に、スケールの変化によって異なっている解釈される影響、いわゆる「スケール効果」が主に以下の状況において現れる : (1) grain の変化 ; (2) extent の変化 ; (3) grain と extent の両方とも変化する場合である (Turner *et al.* 1989 ; Wu 2004)。ここに “grain” とは、ラスタ形式で表現されるフィーチャ (地物)、もしくは現象の詳細レベルのことを表す。多くの場合、ラスタのセルサイズ (ピクセル)、つまり空間分解能のことを指す。本論では、grain に「粒度」という訳を与える。一方、“extent” とは、ある一定の限られた広がりのことであり、本論では「範囲」という訳語を与える。本研究は、主に (1) 粒度 (grain) の変化による影響を明らかにする。

近年、衛星リモートセンシングの技術発展に伴って、これまでにない高い空間分解能、高い時間頻度で地上に起きる様々な生態的現象を解明できるようになった。多くの優れた性能を持つ衛星センサーが現れた一方、観測に使用した衛星データの空間分解

能の違いによって景観動態の抽出にどのような影響を与えるかを明らかにすることは適切な衛星データを選択するために重要である。また、衛星リモートセンシングから得られる空間データは解像度の粗いスケールになると情報がよく失われることがある。特に生態学的研究に応用する場合、広域スケールの現象を解析するために詳細スケールでの測定結果を元にした外挿が必要とされることが多い。そのため、異なる空間スケールに亘って情報の保存または情報ロスを定量化するための手法の開発とその規則性の提示は重要な課題となる (Turner *et al.* 1989)。さらに、衛星データから作成した広域スケールの土地被覆図の検証と評価において衛星固有の観測スケール、土地被覆タイプの空間構成、分類誤差の間の関係についての理解も組み込まなければならない (Moody and Woodcock 1995)。例えば、MODIS などのような広域スケールで作成した土地被覆図の検証では、高分解能の衛星データなどの参照データを用いてその分類アルゴリズムのパフォーマンスの評価に使用する必要がある (Strahler *et al.* 1994)。このような検証は参照データを詳細スケールから広域スケールへ集約する手法、また参照データのスケールに伴う誤差のタイプと大きさに関する知識が必要とされる。ここで、スケールとは、スケールの変化と測定値の2変数の関係 (Turner *et al.* 2001)、また、あるスケールの情報と知見を別のスケールに転換するプロセスを意味する。

衛星リモートセンシング手法のさらなる効率化を図るために異なる衛星データ間の「スケール」を明らかにすることは重要である (Quattrochi and Goodchild 1997 ; Withers and Meentemeyer 1999)。一方、先行研究 (Turner *et al.* 1989 ; Benson and Mackenzie 1995 ; Moody and Woodcock 1995 ; Wu 2004) では、既存の土地利用データを用いたものが多く、異なる空間分解能の衛星データから得られた土地被覆タイプごとの空間パターンのスケール効果および異なる衛星データ間の「スケール」特性についての検討が不足していた。これらのことから、本論は異なる空間分解能の衛星データを用いて土地被覆分類図を作成し、粒度の変化とともに空間パターンにどのようなスケール効果が表れるか、衛星データ間の「スケール」特性を明らかにすることを目的とした。

研究対象地

本研究の対象地は、千葉県北西部佐倉市に位置する約 1.5 km × 2 km の畔田谷津地区 (35° 42' N, 140° 10' E) である (図 1)。畔田谷津の最大の特徴は、区画整備前の湿田がまともって残り、かつての水田景観が見られることである。多くの野生動植物が生息・生育し、多様な生態系が残る自然は、千葉県の北総台地を代表する自然環境であり、ふるさとの原風景ともいわれている。近郊には 1980 年代に開発された住宅地があり都市と自然が共存している地域である。近年、佐倉市において休耕田が急速に増加しており、低地の多くは放棄されていた。

使用データおよび方法

1. 使用データ

本研究は、同一の対象範囲において複数の衛星データ (QuickBird, ALOS AVNIR-2, Terra ASTER, Landsat ETM+) を用いて土地被覆分類図を作成し景観解析に使用した。各衛星に関する諸元は表 1 に示す。各衛星データの撮影時期は可能な限り同じ時期のものを使用した。また、土地被覆分類図を作成するために、2008 年に畔田地区を撮影した航空写真を目視判読によって手動で分類された土地被覆図を参考して、分類用のトレーニング・データと精度検証用の検証データを抽出した。

図 1. 研究対象地 (千葉県佐倉市畔田地区)。

表 1. 解析データの諸元。

	QuickBird	ALOS AVNIR-2	Terra ASTER	Landsat ETM+
撮影日付	2009/1/19	2007/11/15	2008/1/17	2006/11/3
空間分解能	2.5m	10m	15m	30m
観測幅	16.5km	70km	60km	185km
回帰周期	1-3.5 日	46 日	16 日	16 日
スペクトル構成	B1: 0.45-0.52μm B2: 0.52-0.60μm B3: 0.63-0.69μm B4: 0.76-0.90μm	B1: 0.45-0.50μm B2: 0.52-0.60μm B3: 0.61-0.69μm B4: 0.76-0.89μm	B1: 0.52-0.60μm B2: 0.63-0.69μm B3: 0.78-0.86μm	B1: 0.45-0.52μm B2: 0.52-0.60μm B3: 0.61-0.69μm B4: 0.76-0.90μm B5: 1.55-1.75μm B7: 2.08-2.35μm
各衛星のサンプル画像

2. 土地被覆分類図の作成

土地被覆分類を行なうために、まず、同じ対象地の航空写真を参照して分類項目をそれぞれ森林（コナラ、イヌシデなどの落葉広葉樹、シラカシ、スダジイなどの常緑広葉樹とスギ、ヒノキなどの針葉樹が優占）、草地（ゴルフ場や公園）、畑（落花生やネギやサツマイモなどを栽培）、水田（主にイネ）、市街地、水域（溜池や水田に流れる水路など）の6クラスに設定した。解析に使用する衛星データは、ALOS AVNIR-2を除いてはすべて幾何補正済みであった。AVNIR-2の画像データを解析に使用した他の衛星データと同じ位置に合わせるために、空間分解能が最も高いQuickBirdを参照して対象範囲をユニバーサル横メルカトル（UTM）のゾーン54、WGS1984に投影変換した上、20か所の地上基準点からRMS誤差を1ピクセル以下になるように幾何補正を施した。

水域と陸域を分けるために、各衛星データにある近赤外波長帯域が水域に対して著しく吸収する特性を利用し対応する近赤外バンドからマスク処理によって水域と陸域に分けた。次に、正規化差分植生指数（NDVI）を用いて、陸域を植生域と非植生域に分けた。植生域と非植生域の区分には、判読によりNDVIの閾値を設定することによって作成した。そのうえで、土地被覆分類は植生域と非植生域ごとに教師付分類である最尤法を用いて行なった。最後に、得られた土地被覆分類結果について、土地被覆タイプごとに精度検証を行なった。精度検証では、高空間分解能のQuickBirdを元に土地被覆タイプごとに無作為に1000ピクセルずつを選出して検証用データとして使用した。以上の解析は画像解析用ソフトのERDAS IMAGINE 9.3（ERDAS Inc.）を使用した。

表2. 使用した景観指数の一覧リスト（McGarigal *et al.* 2002）.

景観指数	式	意味
面積割合	$PLAND = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} (100)$ a_{ij} : パッチ ij の面積. A : 景観の合計面積.	各土地被覆タイプが景観に占める面積割合.
パッチ密度	$PD = \frac{n_i}{A} (10,000)(100)$ n_i : 景観中の各土地被覆タイプのパッチ数.	値が大きいほど単位面積におけるパッチの分布密度が高く、景観の分断化が大きい.
エッジ密度	$ED = \frac{\sum_{k=1}^m e_{ik}}{A} (10,000)$ e_{ik} : タイプ i のパッチの合計エッジ長.	値が大きいほど、パッチが景観の中に不均質的に分布する。反対に、均一的また凝集的な景観構造を表わす.
平均パッチ面積	$AREA_MN = a_{ij} \left(\frac{1}{10,000} \right) / n$ n : 各土地被覆タイプのパッチ個数.	パッチの平均サイズのことである。通常、値が小さいと分断化の影響が大きいとみられる.
景観形状指数	$LSI = \frac{e_i}{\min e_i}$ e_i : タイプ i のパッチの合計エッジ長(m).	景観全体の複雑さを反映する。1に近いほど、景観全体の形状が単純で、値が大きいほど複雑である.
平均形状指数	$SHAPE = \frac{P_{ij}}{\min p_{ij}}$ p_{ij} : パッチ ij の周長.	値が大きければ、パッチの形状が複雑で、小さければ単純な形状である.
コア面積合計	$TCA = \sum_{j=1}^n a_{ij}^C$ a_{ij}^C : あるエッジの深さを除いたパッチ ij のコア面積.	パッチの周縁を除くエリア、コア面積が大きいほど生物の生息にとって有利である.
重付き近接性指数	$PROX = \sum_{s=1}^n \frac{a_{js}}{h_{js}^2}$ a_{js} : パッチ ij の近隣にあるパッチ ijs の面積. h_{js} : パッチ ijs とパッチ ijs の間の距離.	値が大きいほど、単位範囲内にある同じタイプのパッチが近接していることを表わす。パッチ孤立性の評価によく用いられる.
凝集性指数	$AI = \left[\sum_{i=1}^m \left(\frac{g_{ii}}{\max - g_{ii}} \right) p_i \right] (100)$ g_{ii} : パッチタイプ i の類似隣接点の数. $\max - g_{ii}$: パッチタイプ i の最大類似隣接点数. p_i : 土地被覆タイプ i の面積割合.	値が大きいほど景観が凝集的なパターンで、パッチ間の連結性が高いことを表わす。分断化指数としてよく用いられる.

3. 異なる空間スケールの景観解析

衛星データごとに作成した土地被覆分類図を元に、粒度の変化に伴う景観構造特性のスケール効果を調べた。解析には、各衛星データからの土地被覆分類図を元の粒度から多数法によって 100 m まで 5 m 間隔でリサンプリングした。多数法とは、中心とするある特定の土地被覆タイプのピクセルを近隣ピクセル（通常 8 近傍の移動ウインドウが用いられる）との割合が最大となる土地被覆タイプに統合される方法である。次に、スケール（粒度）ごとに平均パッチ面積やパッチ密度などの景観指数を用いて算出し、スケールの変化と景観構造特性との関係を衛星データごとにまとめた。景観解析に用いられる空間パターン解析ソフトの FRAGSTATS 3.3 (McGarigal *et al.* 2002) にある多くの景観指数は互いに相関性が高く冗長であるため (Bu *et al.* 2005), 本論はそこから景観の分断化や連結性などの研究に繁用される 9 つのクラスレベルの景観指数 (Fahrig and Merriam 1985 ; Riitters *et al.* 2000 ; Tischendorf 2001 ; McAlpine and Eyre 2002 ; Leitão *et al.* 2006) を選択して解析に使用した (表 2)。ここで、クラスレベルとは、土地被覆タイプごとに景観構造特性を測定することを指す。それらの景観指数から各景観構造特性のスケールの依存性やスケール効果を明らかにし、4 つのスケール関係にまとめた。それぞれのスケール関係は以下に示す：

$$\text{指数関数関係} : y = ae^{bx} \quad (1)$$

式の中、 y は各景観指数の測定値、 a と b は定数、 e は自然数、 x は粒度を表わす。

$$\text{べき乗関係} : y = ax^b \quad (2)$$

式の中、各変数の意味は式 (1) と同じ。

$$\text{線形関数関係} : y = ax + b \quad (3)$$

式の中、各変数の意味は式 (1) と同じ。

$$\text{対数関数関係} : y = a \ln x + b \quad (4)$$

式の中、各変数の意味は式 (1) と同じ。 $\ln$ は自然対数のことである。

各衛星データの粒度と景観指数の測定値の関係は、全土地被覆タイプのデータを統合した後に、式 (1) ~ (4) によって近似し、決定係数 (R^2) を算出して、決定係数が最大となった関係を当該データのスケール関係とした。ただし、決定係数が 0.3 未満の場合はスケール関係なし、または予測不能とした。

結果

1. 異なる空間分解能の衛星データを用いた土地被覆分類

土地被覆分類の結果から、いずれの衛星データも森林の面積 (QuickBird: 41.0%, AVNIR-2: 39.9%, ASTER: 41.2%, ETM+: 41.3%) が最も大きく、草地、畑、水田、市街地は均一的に分布していたことが示された (図 2)。水域の占める面積が最も少なく、全体の 1 パーセントにも満たなかった。衛星の空間分解能の拡大に伴って、草地の面積が減少し、畑と水田がやや増加した。面積の大きい森林と市街地は、いずれの衛星データもほぼ一定のままであった。土地被覆分類図から、細長い谷津にほとんど水田で、台地に森林が残っていた。左にある谷津の支谷は放棄された水田でほとんど草地になっていた。衛星データ間で比較した結果、高空間分解能の QuickBird の分類結果は他の衛星データと比べてパッチの形状や林冠ギャップなどの複雑な空間特徴をより細かく反映していた (図 3)。衛星データの空間分解能の変化とともに、対象物の周縁部が最も変化しやすく、空間分解能の差が大きくなるほど衛星データ間の土地被覆の相異がより大きくなった。また、衛星センサーの瞬時視野角 (IFOV) に応じた対象範囲は異なるタイプの対象物が含まれた場合、衛星データのピクセルも異なるタイプの対象物の固有放射量の総和を記録し、「ミクセル」として形成される。このような問題は、特に本対象地のような様々な土地被覆タイプが混在する複雑な地域ではより顕著で、空間分解能の拡大とともに対象地の空間パターンがますます単純化され、ミクセルの影響もより大きくなったとみられる。

図 2. 各衛星データの土地被覆タイプごとの面積割合。

2. 精度検証

表3から表6は各衛星データを用いた精度検証の結果を示す。その結果、いずれの衛星データも7割以上の全体精度が得られたため、後の景観解析に十分精度の高い分類結果が得られた。また、全体精度と別に、表の行列ごとの総和を考慮し、より包括的に分類精度の一致性を表現したカッパ係数の値から、いずれの衛星データも中程度の精度（Landis and Koch 1977）が示された。また、衛星のバンド間の分光反射特性の分離度（Richards 1993）が低いことによって、プロデューサ精度とユーザ精度のいずれにおいても草地、畑、水田は森林と市街地より低かった。水域については、元々畔田における水域が少なかったこともあり衛星の空間分解能が低くなるとともに水域がより抽出しにくくなり分類精度が低下した。

3. 異なる空間スケールの土地被覆分類データの作成

異なる空間スケールの景観解析を行なうために、各衛星データの土地被覆分類結果についてリサンプリング処理を行ない異なる粒度の土地被覆図を作成した（図4）。その結果、いずれの衛星データも元画像にあるパッチの細かい形状や林冠ギャップは粒度の拡大とともに単純になり潰されていた。QuickBird

などの空間分解能の高い衛星データは空間パターンをより細かく反映できたが、粒度の拡大に伴ってETM+のような空間分解能の低い衛星データとほぼ同じ空間パターンになった。また、元画像に存在していたサイズが小さいパッチとノイズは粒度の拡大につれて周辺にある大きなパッチに統合され消失した。

図3. 各衛星データを用いた土地被覆分類結果。

図4. 各衛星データによるリサンプリング処理の結果の例。
図中、a: QuickBird, b: AVNIR-2, c: ASTER, d: ETM+を表す。

表 3. QuickBird を用いた畔田地区における土地被覆分類の精度検証の結果.

	森林	草地	畑	水田	市街地	水域	ユーザ精 度(%)	K
森林	984	33	29	0	1	0	93.89	0.928
草地	15	828	156	47	54	0	75.27	0.703
畑	1	78	636	73	4	0	80.30	0.764
水田	0	46	147	861	44	0	78.42	0.741
市街地	0	15	32	19	897	0	93.15	0.918
水域	0	0	0	0	0	428	100.00	1.000
プロデュー サ精度(%)	98.40	82.80	63.60	86.10	89.70	42.80	N = 6000	
全体精度＝77.23%								
カッパ係数(κ)＝0.732								

表 4. AVNIR-2 を用いた畔田地区における土地被覆分類の精度検証の結果.

	森林	草地	畑	水田	市街地	水域	ユーザ精 度(%)	K
森林	986	34	86	8	3	1	88.19	0.847
草地	0	300	115	192	1	3	49.10	0.436
畑	11	46	550	116	4	1	75.55	0.684
水田	0	41	155	659	4	13	75.57	0.685
市街地	3	0	80	6	914	0	91.13	0.887
水域	0	3	0	0	0	41	93.18	0.931
プロデュー サ精度(%)	98.60	70.75	55.78	67.18	98.70	69.49	N = 4376	
全体精度＝78.84%								
カッパ係数(κ)＝0.735								

表 5. ASTER を用いた畔田地区における土地被覆分類の精度検証の結果.

	森林	草地	畑	水田	市街地	水域	ユーザ精 度(%)	K
森林	975	27	125	13	7	0	85.00	0.759
草地	11	174	34	74	4	2	58.19	0.549
畑	13	3	239	51	6	2	76.11	0.710
水田	1	6	49	338	19	8	80.29	0.759
市街地	0	0	17	4	426	13	92.61	0.911
水域	0	7	0	0	0	7	50.00	0.494
プロデュー サ精度(%)	97.50	80.18	51.18	70.42	92.21	21.21	N = 2659	
全体精度＝81.20%								
カッパ係数(κ)＝0.749								

表 6. ETM+ を用いた畔田地区における土地被覆分類の精度検証の結果.

	森林	草地	畑	水田	市街地	水域	ユーザ精 度(%)	K
森林	597	26	28	7	8	5	89.64	0.772
草地	2	31	0	8	1	0	73.81	0.723
畑	5	1	78	37	0	1	64.46	0.586
水田	1	3	11	121	0	3	88.97	0.838
市街地	3	1	34	0	158	0	80.61	0.774
水域	0	2	0	0	0	6	75.00	0.747
プロデュー サ精度(%)	97.71	48.44	50.65	69.94	94.61	37.50	N = 1185	
全体精度＝83.63%								
カッパ係数(κ)＝0.749

図 5. 粒度の変化に伴う各景観指数のスケイログラム。

4. 粒度の拡大に伴う景観構造特性の変化

図5は粒度の変化に伴って、クラスレベルの景観構造特性のスケイログラム (Scalogram) の例を示す。スケイログラムとは、尺度分析とも呼ばれ縦軸に各景観指数の測定値、横軸にスケールの変化をとってスケールと景観指数の関係を表す図である。解析結果から、一部の景観指数では QuickBird などの空間分解能が高い衛星データであるほど景観構造特性のスケール効果が顕著でスケールの変化により依存していた。また、それぞれの衛星データの元の粒度の分類図では各景観指数の計測結果が明らかに異なっていたが、粒度の拡大に伴って衛星データ間においてその違いはほとんどなくなった。さらに、パッチ密度、エッジ密度、景観形状指数、重付き近接性指数、凝集性指数の値はいずれの土地被覆タイプでも粒度の拡大とともに減少し、平均パッチ面積とコア面積合計の値が増加した。面積割合と平均形状指数の値は、いずれも粒度の拡大に伴って不規則な変動か一定なままであった。以上の結果から、粒度の拡大に伴って対象範囲の景観構造がより均一的で分断的な景観になったことが示された。

土地被覆タイプごとに各景観指数の計測値の違いを調べた結果、いずれの衛星データも森林の面積割合、平均パッチ面積、コア面積合計の値は他の土地被覆タイプより大きく、粒度の拡大に伴ってより大きくなったが、パッチ密度、エッジ密度、景観形状指数、重付き近接性指数、凝集性指数が減少した。また、いずれの粒度においても草地と畑の面積割合と平均パッチ面積が他の土地被覆タイプより小さく、パッチ密度とエッジ密度の値が大きいことから対象範囲において小さいパッチがたくさん散在する

空間パターンが示された。しかし、粒度の拡大に伴ってこれらの小さいパッチが周辺にある大きなパッチに統合されたことによって、パッチ密度、エッジ密度、景観形状指数、重付き近接性指数、凝集性指数の値がますます小さくなり、平均パッチ面積、コア面積合計の値が大きくなった。水田と市街地の面積割合はどの粒度でもほぼ一定のままであったが、パッチ密度、エッジ密度、景観形状指数、重付き近接性指数が減少し、平均パッチ面積、コア面積合計の増加が顕著であった。それらの結果から、粒度の拡大に伴って対象景観は各土地被覆タイプの大きなサイズのパッチによって占められ、より単純な形状で均一かつ孤立的な空間パターンになったことが示された。水域については他の土地被覆タイプと比べて極めて面積が小さくかつ局所的にしか分布しなかったため、本解析から除かれた。

5. スケールの変化に伴う各景観構造特性のスケーリング関係

以上の解析結果を元に、各衛星データにおける景観構造特性のスケーリング関係を調べた (表7)。その結果、各景観指数はいずれの衛星データにおいてもべき乗の関係と対数関数的関係が最も顕著であることが分かった。つまり、多くの景観指数の値は粒度の拡大に伴って、べき乗則または対数関数に従って増加するか減少した。また、元々空間分解能が高い衛星データではあるスケーリング関係が強かったものの、空間分解能の低い衛星データになるに従ってその関係が弱くなります異なる関係が現れるか外挿不能になることが多かった。なかでも、面積割合、平均形状指数、凝集性指数はいずれの衛星デー

表7. 各衛星データにおける粒度の変化に伴う各景観構造特性のスケーリング関係。
表中、—は関係無、括弧にある a と b はそれぞれべき乗関係と対数関係を表す。

景観指数	QuickBird	AVNIR-2	ASTER	ETM+
面積割合	—	—	—	—
パッチ密度	$y=3073x^{-1.99}$ $R^2=0.66$ (a)	$y=3918x^{-1.70}$ $R^2=0.52$ (a)	$y=5397x^{-1.74}$ $R^2=0.45$ (a)	$y=-14.8\ln(x)+67.8$ $R^2=0.44$ (b)
エッジ密度	$y=-127\ln(x)+555.5$ $R^2=0.54$ (b)	$y=-63.8\ln(x)+307.3$ $R^2=0.47$ (b)	$y=-65.9\ln(x)+317.3$ $R^2=0.45$ (b)	—
平均パッチ面積	$y=0.0002x^{1.68}$ $R^2=0.68$ (a)	$y=0.0002x^{1.70}$ $R^2=0.50$ (a)	$y=0.0001x^{1.70}$ $R^2=0.44$ (a)	—
景観形状指数	$y=103.2x^{-0.79}$ $R^2=0.64$ (a)	$y=-0.14\ln(x)+14.9$ $R^2=0.42$ (b)	$y=-7.22\ln(x)+34.9$ $R^2=0.56$ (b)	$y=-4.9\ln(x)+25.3$ $R^2=0.43$ (b)
平均形状指数	—	—	—	—
コア面積合計	$y=0.067x^{1.42}$ $R^2=0.35$ (a)	—	—	—
重付き近接性指数	$y=490.3x^{-1.32}$ $R^2=0.37$ (a)	—	—	—
凝集性指数	—	—	—	—

タも粒度の変化と関係なく、粒度の拡大に伴って各土地被覆タイプにおいてそれらの指数が表わす景観構造特性が外挿不能であることを意味する。パッチ密度と平均パッチ面積は、空間分解能が低い ETM+ になるとべき乗の関係から対数関数関係または関係無になった。エッジ密度については、ETM+ を除いていずれの衛星データも対数関数関係が最も顕著であった。景観形状指数は、高空間分解能 QuickBird がべき乗の関係であった他は、すべての衛星データが対数関数関係であった。コア面積合計と重付き近接性指数は、QuickBird がべき乗の関係が最も顕著であったほか、いずれの衛星データも関係なかった。

考察

本論は、異なる空間分解能の衛星データを用いてそれぞれの空間スケールでの景観解析に必要とされる精度の高い土地被覆図を作成することができた。土地被覆の分類結果から、空間分解能の高い衛星データであるほど、本対象範囲のような詳細スケールにおける周縁の形状や林冠のギャップなどの細かい土地被覆パターンを反映するにはより有効であった。一方、当該対象地においては異なるタイプの地表被覆物が混在し、モザイク状の分布パターンであることによって各ピクセルの分光反射特性が近似し、反射率の分離度に影響を与え、草地、畑、水田の分類精度が低下する原因となったと考える。また、衛星データごとに比較した結果、空間分解能の変化に対して、土地被覆パッチの周縁部は最も影響を受けやすいことが明らかになった。このような粒度にともなう変化は、生態学的研究の応用において重要な「エッジ効果」の評価に大きな影響を与える。なぜならば、このような場所は異なる生態系が最も交差しやすく生物多様性が極めて高い場所である (Harris 1988)。そのため、対象とする生物種の生息地の境界を誤って決めると適切な環境保全策や景観計画に影響を与える可能性がある。従って、異なる空間分解能の衛星データによってこのような影響を受けやすく、目的に応じて適切な空間分解能を持つ衛星データの選択が重要であると考えられる。

異なる空間スケールの景観解析の結果から、いずれの衛星データも元の画像において多数分布していた草地や畑などの小さいパッチが粒度の拡大に伴って周辺にある森林や市街地のようなサイズが大きなパッチに統合された。このように、パッチサイズが

大きな土地被覆タイプは粒度の拡大とともに面積の割合がますます大きくなり、パッチサイズの小さい土地被覆タイプはますます小さくなった。衛星データ間で比較した結果、各衛星データの元の粒度の分類図では空間分解能によって各景観構造特性の計測値が明らかに異なっていたが、粒度の拡大につれて各衛星データの間にはそれほど違いがなくなった。また、使用した多くの景観指数の計測値はスケールの変化に依存し大きいスケールへ外挿可能であることが示された。さらに、本論の解析結果から、QuickBird のような高空間分解能の衛星データは低空間分解能の衛星データよりスケール効果が強くスケールの変化に対する依存がより強かった。これは、画素数の少ない低空間分解能の衛星データと比べて、高空間分解能の衛星データの方は多くの画素からパッチ形状をより細かく反映し粒度の拡大に伴ってより変化が大きかったことが原因と考える。

最後に、これまでの研究 (Turner *et al.* 1989 ; Benson and Mackenzie 1995 ; Wu 2004) と比べて、本論は異なる空間分解能の衛星データを用いて各景観指数のスケール関係およびスケールの外挿性を評価し、スケールの変化に従って景観構造特性はべき乗則や対数関数に従うスケール関係を示唆してきた。なかでも、べき乗則に従ったスケール関係が顕著であったことから、実際の景観でも生物体のアロメトリーと同じような空間的アロメトリーが存在しているのではないか (Brown and West 2000 ; Schneider 2001) と推察される。べき乗則は対象とする異なるプロセスの内部または外部のシステムによって生じられ (Jensen 1998 ; Plotnick and Sepkoski 2001)、通常有限の時・空間スケールにおいてしか支配できないと指摘される (Wiens 1989 ; Milne 1991, 1992 ; Lam and Quattrochi 1992 ; Wu 1999)。それらのことから、今後、異なる空間スケールで生じる生態的プロセスがどのように景観構造に影響を与えるか、べき乗則に従うような階層構造を形成する仕組みの解明が必要であると示唆された。また、本論の解析に使用した景観指数から実際の景観の階層構造を示すことができるかという問題がある。それについては、以下の問題と関わっている。例えば、多数法に従って粒度は通常四角の形状で増加するため、実際の景観にある階層構造が、パッチのサイズ、形状、向き、それぞれが大きく変動することによって歪められるか覆い隠されることがある (Wu *et al.* 2000)。この問題は「パッチベース」または「特定の

オブジェクト」などの集約手法によって改善されるかもしれない (Hay *et al.* 2001). さらに, 各景観指数は景観構造の異なる特性を表し, ある特定の景観にとってスケールに依存するかもしれないが異なるタイプの景観になると階層的な構造でなくなることがある. そのため, 今後異なる地域と景観において解析結果の一般性についての検証も必要であると考える.

謝辞

本研究の一部は文部科学省の科学研究助成金 (事業番号 S0801024) 「私立大学戦略的研究基盤形成支援事業によるアジア東岸域の環境圏とそれに依存する経済・社会圏の持続的発展のための総合研究」及び科学研究費 (課題番号 24810024) 「研究スタート支援」からご支援いただいた. 記して感謝の意を表します.

引用文献

- Benson B.J., Mackenzie, M.D. 1995. Effects of sensor spatial resolution on landscape structure parameters. *Landscape Ecology* 10(2):113-120.
- Brown, J.H., West, G.B. 2000. *Scaling in Biology*. 368pp. Oxford University Press, New York.
- Bu, R.C., Hu, Y.M., Chang, Y., Li, X.Z., Hong, S.H. 2005. A correlation analysis on landscape metrics. *Acta Ecologica Sinica* 25(10): 2764-2775.
- Díaz-Varela, E., Álvarez-López, C.J., Marey-Pérez, M.F. 2009. Multi-scale delineation of landscape planning units based on spatial variation of land-use patterns in Galicia, NW Spain. *Landscape Ecological Engineering* 5: 1-10.
- Dungan, J.L., Perry, J.N., Dale, M.R.T., Legendre, P., Citron-Pousty, S., Fortin, M.J., Jakomulska, A., Miriti, M., Rosenberg, M.S. 2002. A balanced view of scale in spatial statistical analysis. *Ecography* 25: 526-640.
- Fahrig, L., Merriam, G. 1985. Habitats patch connectivity and population survival. *Ecology* 66(6): 1762-1768.
- Gehlke, C.E., Biehl, K. 1934. Certain effects of grouping upon the size of the correlation coefficient in census tract material. *Journal of the American Statistical Association* 29: 169-70.
- Harris, L.D. 1988. Edge effects and conservation of biotic diversity. *Conservation Biology* 2(4): 330-332.
- Hay, G., Marceau, D.J., Dubé, P., Bouchard, A. 2001. A multi scale framework for landscape analysis: Object-specific analysis and upscaling. *Landscape Ecology* 16: 471-490.
- Jensen, H.J. 1998. *Self-Organized Criticality: Emergent Complex Behavior in Physical and Biological Systems*. 168pp. Cambridge University Press, New York.
- Lam, N.S.-N., Quattrochi, D.A. 1992. On the issues of scale, resolution, and fractal analysis in the mapping sciences. *Professional Geographer* 44: 88-98.
- Landis, J., Koch, G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 22: 159-174.
- Leitão, A.B., Miller, J., Ahern, J., McGarigal, K. 2006. *Measuring landscapes: A Planner's Handbook*. 272pp. Island Press, Washington DC.
- McAlpine, C.A., Eyre, T.J. 2002. Testing landscape metrics as indicators of habitat loss and fragmentation in continuous eucalpt forest (Queensland, Australia). *Landscape Ecology* 17(8): 711-728.
- McGarigal, K., Cushman, S.A., Neel, M.C., Ene, E. 2002. *FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for categorical maps*. Computer software program. Amherst, MA: University of Massachusetts. Available from <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>
- Milne B.T. 1992. Spatial aggregation and neutral models in fractal landscapes. *American Naturalist* 139: 32-57.
- Milne B.T. 1991. Heterogeneity as a multi-scale characteristic of landscapes. *Ecological Heterogeneity* (Kolasa, J., Pickett, S.T.A. eds), 69-84. Springer-Verlag, New York.
- Moody, A., Woodcock, C.E. 1995. The influence of scale and the spatial characteristic of landscape on land cover mapping using remote sensing. *Landscape Ecology* 10(6): 363-379.
- Openshaw, S. 1984. *The Modifiable Area Unit Problem*. 41pp. Norwich: Geo Books.
- Plotnick, R.E., Sepkoski, J.J. 2001. A multiplicative multi-fractal model for originations and extinctions. *Paleobiology* 27:126-139.
- Quattrochi, D.A., Goodchild, M.F. 1997. *Scale in Remote Sensing and GIS*. 432pp. CRC Press LLC, Florida.
- Richards, J.A. 1993. *Remote sensing digital image analysis: an introduction*. 513pp. Springer-Verlag, New

- York Berlin Heidelberg.
- Riitters, K., Wickham, J., O'Neil, R., Jones, B., Smith, E.
2000. Global-scale patterns of forest fragmentation.
Conservation Ecology 4: 27-56.
- Schneider D.C. 2001. Spatial allometry. *Scaling Relations in Experimental Ecology* (Gardner, R.H., Kemp, W.M., Kennedy, V.S., Petersen, J.E. eds), 113-153. Columbia University Press, New York.
- Strahler, A., Moody, A., Lambin, E., Huete, A., Justice, C., Muller, J., Running, S., Salomonson, V., Vanderbilt, V., Wan, Z. 1994. MODIS Land Cover Product Algorithm Technical Basis Document. NASA document for MODIS Product No. 11, Parameter Nos. 2669-2671.
- Tischendorf, L. 2001. Can landscape indices predict ecological processes consistently? *Landscape Ecology* 16(3): 235-254.
- Turner, M.G., Gardner, R.H., O'Neil R.V. 2001. *Landscape Ecology in Theory and Practice: Pattern and Process*. 414pp. Springer-Verlag, New York.
- Turner, M.G., O'Neil, R.V., Gardner, R.H., Milne, B.T. 1989. Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern. *Landscape Ecology* 3:153-162.
- Wiens, J.A. 1989. Spatial scaling in ecology. *Functional Ecology* 3: 385-397.
- Withers, M.A., Meentemeyer, V. 1999. Concepts of Scale in Landscape Ecology. *Landscape ecological analysis: issues and applications* (Klopatek, J.M., Gardner, R.H. eds), 205-252. Springer.
- Wu, J.G. 2006. Scale and scaling: a cross-disciplinary perspective. *Key topics in landscape ecology* (Wu, J.G., Hobbs, R. eds), 115-142. Cambridge University Press, Cambridge.
- Wu, J.G. 2004. Effects of changing scale on landscape pattern analysis: scaling relations. *Landscape Ecology* 19:125-138.
- Wu, J.G., Jelinski, D.E., Luck, M., Tueller, P.T. 2000. Multi-scale analysis of landscape heterogeneity: scale variance and pattern metrics. *Geographical Information Science* 6: 6-19.
- Wu, J.G. 1999. Hierarchy and scaling: Extrapolating information along a scaling ladder. *Canadian Journal of Remote Sensing* 25: 367-380.