

# 土地利用分類へのラクナリティ指標の適用

北田圭吾・福山薫

## A study of lacunarity analysis approach to improve land use classification

Keigo KITADA and Kaoru FUKUYAMA

**Abstract :** By Using remote sensing data, there are mainly two kinds of methods to classify a land-use. First method is classifying the land-use for every pixel of digital image data. The other method is based on the spatial structures of land surface. In the human activity areas, the former method is normally considered ineffective due to the lack of consideration of images' spatial properties. Therefore, more excellent classification results seem to be obtained by using the latter method in which spatial structures are considered. In terms of this point, some scientists applied lacunarity index to supervised classification for classifying a land-use; the lacunarity index is one of the indices that can show a spatial structure characteristics. This classification method is introduced recently. Therefore, it is often pointed out that more inspecting this classification method is needed due to the lack of discussing. The aim of my research is to find the relationship between the lacunarity index and the conventional supervised classification method.

**Keywords :** ラクナリティ指標 ( lacunarity index ) , 土地利用分類 ( land-use classification ) , 衛星画像 ( satellite image )

### 1 はじめに

衛星画像等を利用した土地利用分類には、被覆の「反射放射特性」または「構造特性」を利用する方法がある。前者は、研究事例も多く、低分解能でも解析が可能であるという長所がある。しかし、反射放射特性が類似した地域を混同しやすいという問題点がある。それに対し後者は、物体の空間的な分布パターンから被覆を推定するため、反射放射特性が類似した場所の分類も可能だと考えられている。

構造特性から土地利用を推定する方法のひとつに、Mandelbrot (1983) によって紹介されたラクナリティ (lacunarity) 指標を用いる分類方法がある。この指標は、被覆が示すさまざまな空間的スケールの特性を表すことができると言われている。

ラクナリティ指標が誕生してから、この指標を衛星画像等を用いた土地被覆分類や土地利用分類に適用するための研究が行われている ( Myint and Lam 2005 ) 。

しかし、ラクナリティ指標を土地利用や土地被覆分類に適用した研究事例は、反射放射特性を用いて分類を行った研究と比べて少ない。その為、ラクナリティ指標を用いた土地利用分類の方法に関する議論は不十分であり、最適な解析方法や解析条件の選定方法の確立が求められている。

### 2 研究目的

ラクナリティ指標は、地表の構造特性を定量化した値の一つであり、この性質を利用した土地利用分類に関する研究が行われている。これらの研究の多くは、一般的な最尤法などの分類プロセスを採用している。しかし、ラクナリティ指標を用いた土地利用分類に対して、従来の反射放射特性を利用する解析に用いられる最尤法や最短距離法などの一般的な分類プロセスを適用することが適切であるかは、不明瞭である。そこで本研究では、土地利用別にラクナリティ値の平均と分散を比較することで、一般的な分類プロセスのラクナリティ解析への適用の妥当性について議論する。

### 3 使用データと対象地域

本研究では、Landsat5TM によって 1997 年に Band1 から 5, 7 の観測波長域で撮像された画像を使用した (Band1: 0.45-0.52 $\mu\text{m}$ , Band2: 0.52-0.60 $\mu\text{m}$ , Band3: 0.63-0.69 $\mu\text{m}$ , Band4: 0.76-0.90 $\mu\text{m}$ , Band5: 1.55-1.75 $\mu\text{m}$ , Band6: 10.4-12.5 $\mu\text{m}$ , Band7: 2.08-2.35 $\mu\text{m}$ )。使用する衛星画像の地上分解能は 30  $\times$  30m である。

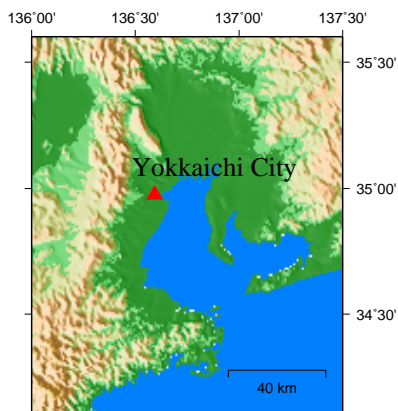


図 1. 対象地域

これらの衛星画像から、三重県四日市市 (図 1) の市街域周辺 (約 11  $\times$  11km) を切り取り、解析対象域とした。Landsat 画像から作成した解析対象地域のナチュラルカラー画像を図 2 に示す。

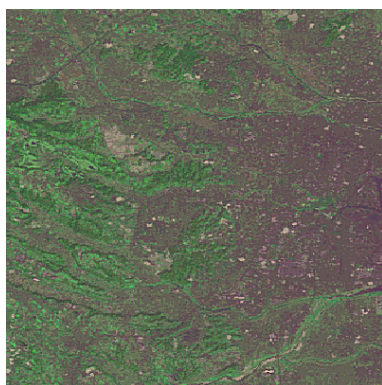


図 2. 解析対象地域のナチュラルカラー画像

また本稿では、トレーニングエリア抽出の際に、1997 年に作成された国土数値情報の土地利用細分メッシュを利用した。この「土地利用細分メッシュ」は、土地を利用目的別に 11 項目 (田, その他の農用地, 森林, 荒地, 建物用地, 幹線交通用地, その他の用地, 河川地及び湖沼, 海浜, 海水域, ゴルフ場) に分類したもので、分解能は約 100  $\times$  100m である。

### 4 ラクナリティ指標

ラクナリティ (lacunarity) 指標の概念は、Mandelbrot (1983) によって紹介された。この指標は、構造の空間的分布の均一性を定量的に表す性質がある。一般的には、物体が均質に分布している土地被覆地域のラクナリティ値は小さくなり、不均質な分布をしている地域のラクナリティ値は、大きい値を示す性質があるとされている。ラクナリティ指標は、このような性質をもっていることから、画像解析による土地利用分類や土地被覆分類への貢献が期待されている。

ラクナリティ指標の計算方法について、以下に示す。本研究では、Allain and Cloitre (1991) で紹介された「Gliding Box」アルゴリズムを使用した。一辺の長さが  $r$  の正方形である Gliding Box は、最初、図 3 に示すように、デジタルナンバー (DN) 値が 0 (白画素) と 1 (黒画素) の値で満たされたピクセルからなるバイナリ画像の左上に位置している (Plotnick et al., 1993)。

Gliding Box 内のピクセルに割り当てられている 1 の値の和を "S" とし、数える。"S" の値を数え終わると、Gliding Box は 1 ピクセルだけ移動する。これを Gliding Box がバイナリ画像内の全ピクセルを移動し終わるまで繰り返す。ラクナリティ値は、この  $m \times m$  の Moving Window に対して、 $2 \times 2 \sim m \times m$  の Gliding Box を走査して、各 Box に出現する黒画素の出現個数の平均値  $mean$  と分散  $ver$  から、

$$\Lambda = ver / mean^2 + 1$$

で求められる。

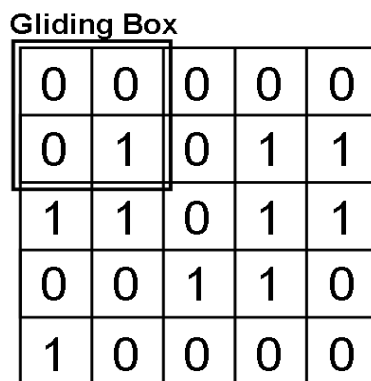


図 3. Gliding Box のイメージ図

### 5 解析方法

切り取った衛星画像に対して、ラクナリティ計算を行い、ラクナリティマップ (各画素点にラクナリティ値が割り当てられている画像) を作成する。

作成したラクナリティマップから，土地利用別にトレーニングデータを10点ずつ抽出し，各々の値を比較する．以下にラクナリティマップの作成方法とトレーニングデータの抽出について示す．

まず，衛星画像の各バンドのデータを用いて黒か白の2つの画素からなる二値化画像を作成する．解析対象地域の全画素のうち，低輝度の占める割合（占有率P）が50%となる二値化画像を作成する．

このバイナリ画像に対するラクナリティ計算には，Myint and Lam (2005) の Moving Window Method を用いた．つまり，縦×横が  $m \times m$  画素からなる窓を，解析対象画像の全領域に対して，縦または横に1画素ずつずらして走査する．この窓に入る全画素に対してラクナリティを計算し，得られた値を Window の中心の位置における画素点でのラクナリティ値と定義する．このようにラクナリティ値を割り当て，ラクナリティマップを作成する．

Myint and Lam (2005) は，Gliding Box サイズが小さいほど，より僅かな土地被覆の変化ラクナリティ値が変化すると指摘している．また，正しく土地利用を各属性に分類するためには，Moving Window 内に属性の示す特徴が完全に入る必要がある．そこで本研究では，田や農地の最大スケールを  $250 \times 250m$  と仮定し，Moving window サイズ  $m=9$ ，Gliding Box サイズ  $r=2$ （地上長は，それぞれ  $270m$  と  $60m$  に相当）でラクナリティマップを作成した．

次に，反射放射特性を示す衛星画像と作成したラクナリティマップそれぞれから，土地利用が異なると考えられる場所の値を抽出し，平均値と分散を求める．ラクナリティ指標と反射放射特性それぞれから抽出した値の平均値と分散を比較することで，二つの指標の持つ性質を比較する．

トレーニングデータの抽出箇所は，国土数値情報細分利用メッシュを参考に，4属性（田，その他の農業地，森林，建物用地）につき10点ずつ（1点当たり，約20から30のピクセルから成る）抽出した．トレーニングデータを抽出していないその他の属性については，面積が小さく十分なサンプル数を抽出することができなかったため，本研究では扱わないものとする．

## 6 結果と考察

4つの属性（田，その他の農地，森林，建物用地）毎に10点ずつトレーニングデータを抽出したデータの平均値と分散を，使用した画像（Band1から7）別に整理した（表1）．表1上（反射放射

特性を表す衛星画像に関する平均と分散）と表1下（ラクナリティ指標に関する平均と分散）を比較し，二つの指標の平均値と分散が示す性質が大きく異なるものについて，以下に列挙する．

1. 概して，ラクナリティ指標の平均値の方が，反射放射特性の平均値よりも小さい
2. 概して，ラクナリティ指標の分散の方が，反射放射特性の平均よりも大きい
3. ラクナリティ指標の平均値が大きい画像-属性の組み合わせと，反射放射特性の平均値が大きい画像-属性の組み合わせは異なる
4. ラクナリティ指標の分散が大きい画像-属性の組み合わせと，反射放射特性の分散が大きい画像-属性の組み合わせは異なる

列挙番号1の特徴については，ラクナリティ指標の平均値が反射放射特性よりも小さいものが多いのは，ラクナリティ指標の定義式上，必然的なものであると思われる．次に，列挙番号2の特徴について考察する．これは，バイナリ画像に対するラクナリティ指標の持つ性質に起因していると考えられる．Moving Window 内の和が1のバイナリ画像を考える．このときの Moving Window サイズを  $M$ ，Gliding Box サイズを  $r$ ，Moving Window 内部での Gliding Box のとりかたを  $n$  通りと表すと， $n$  とラクナリティの定義式の  $mean$ ， $var$  はそれぞれ次の用に表せる．

$$n = (M - r + 1)^2$$

$$mean = \frac{1}{n}$$

$$var = \frac{1}{n-1} \left\{ \frac{1}{n^2} (n-1) + \left(1 - \frac{1}{n}\right)^2 \right\} = \frac{(n-1)^2}{n^2}$$

これらの式をラクナリティの定義式に代入して整理すると，以下ようになる．

$$\Lambda = \frac{(n-1)^2}{n^2} / \frac{1}{n^2} + 1 = n^2 - 2n$$

この式は，Window 内の和が極端に少ない場合には，Window サイズ  $M$  が大きく Box サイズ  $r$  が小さい程ラクナリティ指標は大きな値を示すことを示唆している．これは同時に，このような場合のラクナリティ指標は「均一なほど小さな値を示す」という従来の性質を持たず，むしろ逆の性質を示すことを意味する．このようなラクナリティの特殊な事例の存在が，分散を大きくしている要因であると考えられる．列挙番号3・4番は，ラクナリティ指標と反射放射特性はまったく異なったものであることを意味しているだろう．

表 1. 4 属性におけるトレーニングデータの平均値と分散（上：反射強度，下：ラクナリティ指標）

属性	計算値	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6	Band7
田	平均	92.7	33.8	45.4	47.9	75.2	130.9	37.8
田	分散	8.7	3.4	10.8	50.2	104.3	3.4	32.4
その他の農用地	平均	88.5	35.3	41.8	55.9	65.5	129.3	29.7
その他の農用地	分散	12.3	4.0	14.8	53.6	67.6	2.1	35.5
森林	平均	83.2	30.3	32.8	49.0	47.5	122.8	16.2
森林	分散	7.5	3.0	9.3	34.3	76.2	2.0	19.2
建物用地	平均	95.1	36.9	44.1	39.4	52.9	129.9	30.8
建物用地	平均	8.0	3.7	6.9	12.6	44.3	4.3	26.4

属性	計算値	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6	Band7
田	平均	8.0	9.6	25.4	6.9	24.1	28.4	28.2
田	分散	14.3	55.1	1104.8	16.1	1186.5	1829.8	1335.1
その他の農用地	平均	3.4	3.7	3.9	24.3	8.6	13.0	4.4
その他の農用地	分散	0.6	1.1	1.6	1006.2	9.3	629.7	1.8
森林	平均	3.0	3.0	3.0	8.9	3.3	3.0	3.0
森林	分散	0.0	0.0	0.0	56.8	0.3	0.0	0.0
建物用地	平均	18.5	5.8	5.6	3.0	3.4	11.5	5.9
建物用地	平均	702.7	8.0	6.1	0.0	0.6	670.9	8.7

## 7 結論と今後の課題

本稿では、ラクナリティ指標と反射放射特性の関係性に関してそれぞれの平均値と分散をもとに比較・考察を行った。比較の結果、ラクナリティ指標と反射放射特性は、土地利用に対して異なる変化を示すことが分かった。この結果は、一般的に反射放射特性を使用する分類に用いられる手法をそのままラクナリティ指標を用いた解析に適用することは危険であることを示唆しているだろう。また、バイナリ画像を使用したラクナリティ解析では、「均一な地域ほどラクナリティ値は小さく、不均一な地域ほど大きな値を示す」というラクナリティ指標本来の性質が逆転する場合があります、そのためにラクナリティ指標の分散は大きい値を示す傾向があることが確認できた。このことは、低照度と高照度が大きく偏って存在している地域では、バイナリ画像に対するラクナリティ指標は不向きであることを示唆しているだろう。

今後の課題として、比較する方法を、平均や分散から、実際分類に使用されることの多い尤度やマハラノビスの距離に置き換える必要があるだろう。また、本稿では比較した画像が1地域だけのものであったが、本来はいくつかの衛星画像を用

いて比較すべきだと考える。最後に、バイナリ画像に対してラクナリティ計算を行うときに、どのようなバイナリ画像のときにラクナリティ指標が有効であるかさらに検討する必要があるだろう。

## 参考文献

- [1] Allain, C., and Cloitre, M. (1991) Characterizing the Lacunarity of Random and Deterministic Fractal Sets. *Physics Review A* 44, 3552-3558.
- [2] Mandelbrot, B. B. (1983) The Fractal Geometry of Nature. *New York: W.H. Freeman and Company*, 37-56.
- [3] Myint, S. W., and Lam, N. (2005) A study of lacunarity-based texture Analysis Approaches to Improve Urban Image Classification. *Computers, Environment, and Urban Systems* 29, 501-523.
- [4] Plotnick, R. E., Gardner, R. H. and O'Neill, R. V. (1993) Lacunarity indices as measures of landscape texture. *Landscape Ecology* 8, 201-211.