

I-071

# MRF モデルに基づいた人工衛星リモートセンシング画像のカテゴリー分類

## Category classification for remotely sensed satellite image using the Markov Random Field model

川口修治†  
Shuuji Kawaguchi

山崎謙介†  
Kensuke Yamazaki

### 1. はじめに

リモートセンシング画像におけるカテゴリー分類をおこなう際、カテゴリーが異なるクラスにおいて、平均値が近い場合、あるクラスの分布が他のクラスの分布と重なり分類が不可能になる。次にピクセル内のデータが複数のカテゴリーを含んでいる場合、そのデータは混合データ(ミクセルデータ)となり、関係の無いカテゴリーに分類されてしまう恐れがある。これらの誤分類を解決するために対象となるピクセルの周囲の情報を用いた分類が有効である。そのような分類方法としてマルコフ確率場(Markov Random Field; MRF)を画像の確率モデルとした手法が近年注目されている。そこで、我々は、都市近郊画像のLANDSAT TM データに対して、MRFを画像の確率モデルとした土地被覆分類を行い、その有効性を検証した。

### 2. MRF とギブス分布

ある位置  $s_i$  の画素の近傍  $\eta_i$  とは、 $s_i$  から特定の距離の範囲に含まれる画素のことを指す。位置情報  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  内の各位置  $s_i$  における確率変数  $X_{s_i}$  の集合を  $X$  とする。  $\Omega$  を  $X$  のすべての可能な配置の集合とし、 $X$  が次の条件を満たすとき、 $X$  は  $S$  に対して MRF であるという<sup>1)</sup>。

$$P(\omega) > 0, \quad \omega \in \Omega \quad (1)$$

$$P(X_{s_i} = x_{s_i} | X_{s_j} = x_{s_j}, s_i \neq s_j) \\ = P(X_{s_i} = x_{s_i} | X_{s_j} = x_{s_j}, s_j \in \eta_i) \quad (2)$$

MRF とは、自身以外の全ての状態の下での条件付き確率が、近傍の状態の下での条件付き確率に置き換えることが出来る確率場を指す。

クリーク系  $C$  とは、 $S$  の部分集合であり  $C$  の任意の二つの要素において、片方がもう一方の近傍となるものである。クリークの種類は、近傍のサイズによって決まる。図1は8近傍におけるペアクリーク(二つの要素からなるクリーク)の種類を示している。ここである配置  $\omega$  に対するエネルギー関数  $U$  を、

$$U(\omega) = \sum_{c \in C} V_c(\omega) \quad (3)$$

とする。 $V_c$  は、各クリーク  $c$  におけるエネルギーである。このときギブス分布の確率測度  $p(\omega)$  は、

$$p(\omega) = Z^{-1} e^{-U(\omega)}, \quad Z = \sum_{\omega \in \Omega} e^{-U(\omega)} \quad (4)$$

であらわされる。このギブス分布が、MRF と同値であることが証明されている<sup>2)</sup>。

†東京学芸大学 Tokyo Gakugei University

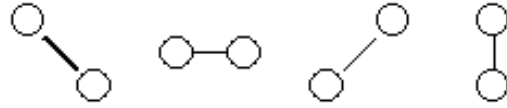


図1: 8近傍におけるペアクリークの種類

### 3. 確率モデルの構成

実際にギブス分布の値  $p(\omega)$  を求めることは、とり得る値の組合せの多さから、非現実的であるので、局所的な密度関数を定義する。適用例としてとりあげる LANDSAT TM の観測画像を  $F = \{f_{s_i}; s_i \in S\}$ 、とし、分類画像を  $X = \{x_{s_i}; s_i \in S\}$  とする。  $f_{s_i}$  は  $D$  個の要素(バンドの数)をもつベクトルであり、ここで位置  $s_i$  の画素のクラスを  $x_{s_i}$  とする。 $x_{s_i}$  は  $\{1, 2, \dots, n\}$  の値をとる。各クラスの平均値と分散に対して、  $f_{s_i}$  の条件付き確率密度関数は、

$$P_F(f_{s_i} | x_{s_i} = k) = (2\pi)^{-D/2} \cdot |\Sigma_k|^{-1/2} \cdot e^{((-\frac{1}{2}(f_{s_i} - \mu_k))^T \cdot \Sigma_k^{-1} \cdot (f_{s_i} - \mu_k))} \quad (5)$$

とする。ここで  $\mu_k, \Sigma_k$  はそれぞれ、クラス  $k$  の平均ベクトル、分散共分散行列である。いま  $L(k)$  をクラス  $k$  から対応するカテゴリーへの写像とし、分類画像  $x_{s_i}$  の確率モデルを、

$$P_L(x_{s_i} = k | x_{s_j}; s_j \in \eta_i) \\ = \frac{e^{\alpha \sum_{c \in C_{s_i}} V_c(L(k))}}{\sum_{m=1}^n e^{\alpha \sum_{c \in C_{s_i}} V_c(L(m))}} \quad (6)$$

とする。ここで  $C_{s_i}$  は  $s_i$  を含んだクリークの集合である。 $V_c(L(k))$  は、ペアクリークに対してのみ値をもつ関数とし、式(5),(6)より、

$$P(x_{s_i} = k | \omega, F) = P_F(f_{s_i} | x_{s_i} = k) \cdot P_L(x_{s_i} = k | x_{s_j}; s_j \in \eta_i) \quad (7)$$

を得る<sup>3)</sup>。より高い確率の状態へ遷移させるため画像の更新を、ICM法<sup>2),4)</sup>を用いておこなった。ICM法は局所解に至るが、計算時間を短縮出来る。 $\omega^p$  を、 $p$  回目までの更新における分類画像の状態とすると、 $x_{s_i}$  の  $p+1$  回目の更新  $x_{s_i}^{p+1}$  の値は、

$$x_{s_i}^{p+1} = \arg \max_k P(x_{s_i} = k | \omega^p, F) \quad (8)$$

となる。

### 4. カテゴリー分類の手順

一つのカテゴリーは複数のクラスから構成されるが、クラスタリングからは、それぞれのクラスがどのカテゴ

リーに属しているかは未知である。そこでクラスのピクセルの近傍情報から、クラスが属するカテゴリーを決定した。カテゴリー分類の手順は、以下のとおりである。

#### (1) クラスタリング

はじめに、クラスタリングをおこない、クラスの作成をおこなった。作成するクラスの数、求めるカテゴリーよりも多くとる。今回クラスタリングには、Ward法を用いた。初期のクラスは、それぞれ異なったカテゴリーに属しているする。

#### (2) 画像の更新

次に MRF を用いて画像を更新していく、その際エネルギー関数  $V_c$  を

$$V_c = \log(p(L(a), L(b)) \cdot p(L(b), L(a)) * N^2) \quad (9)$$

と設定した。 $a, b$  はペアクレークそれぞれのクラスのラベルとし、 $p(L(a), L(b))$  は、クラス  $a$  が属するカテゴリーが、クラス  $b$  に属するカテゴリーに隣接する確率である。 $N$  はカテゴリーの総数である。更新される画素が一定値以下になれば、更新を止める。

#### (3) クラスの移動

異なるカテゴリーに属するクラスの中で、隣接する確率  $(p(a, b), p(b, a))$  が共に一定値以上の場合、そのクラス同士を同じカテゴリー (領域の多い方のクラスのカテゴリー) に含める。

移動するクラスが存在しなければ、終了し、そうでなければ (2) に戻って画像の更新をおこなう。

## 5. 結果

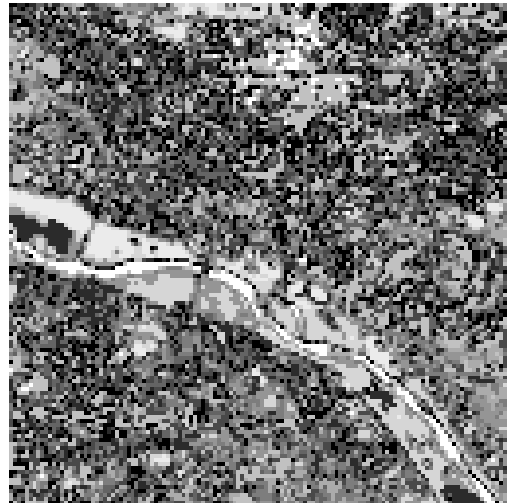
今回用いたデータは、1989年2月の東京西部の LANDSAT4号の TM データである。図 2(a) は、LANDSAT TM のバンド 4,5,7 の合成画像である。図 2(b) はカテゴリー数 12 個による分類結果である。この結果は、全体的にノイズがかかったような画像になっている。これは混合された画素による影響が大きいと思われる。また本来同じカテゴリーに属するものが、複数のカテゴリーにわかれている。図 2(c) は 30 個のクラスから始めて MRF を用いて更新し、最終的に 14 個のカテゴリーに分類された結果である。MRF によって更新された画像は、クラスタリングのみの結果と比べてまとまりのある分類結果となり、ピクセルの位置がしめる地域特性をよくあらわしていると考えられる。

#### 【参考文献】

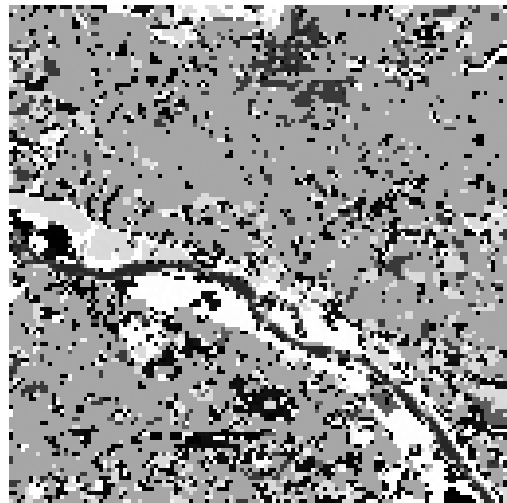
- 1) S.Geman and D.Geman: Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, Vol. PAMI-6, No. 6, pp. 721-741, 1984.
- 2) S.Z.Li: Markov Random Field Modeling in Computer Vision, Springer-Verlag, Tokyo, 1995.
- 3) 山崎 達也, Denis Gingras: ランドサットデータによる広葉樹林帯と針葉樹林帯の教師なし分類手法, 信学技報 A-p97-164, pp.1-8, 1998.
- 4) J.Besag: On the Statistical Analysis of Dirty Pictures, J.R.Statist.Soc.B, Vol. 48, No. 3, pp. 259-302, 1986.



(a)



(b)



(c)

図 2: 分類結果 (a);LANDSAT 原画像 (b);12 個のクラスによるクラスタリング (c); 今回の手法を用いて更新された最終結果