

信州大学工学部 奥谷 巖
 信州大学工学部 高瀬 達夫
 信州大学工学部 ○大井 圭二

1. まえがき

リモートセンシングデータを用いて土地被覆状態を推定する方法として一般的に最尤推定法や判別分析法が知られている。しかしながら、そうした統計的手法は教師データの影響を受けやすいため、リモートセンシングデータに必ず含まれる様々な要因に基づくノイズに対する柔軟性に欠けるという問題があった。

そこで、ファジィ理論を応用した方法が提案された。しかし、従来のファジィ推論ルールでは共通集合を持つ場合においては、類似度を共通の最大値で与え、頭切りすれば良いが、共通集合を持たない場合、推論結果は生成されないことになる。

こうした問題を踏まえて、推論ルールに対する入力データの適合度算定に、ファジィ数間の距離の概念を導入する方法を提案する。

2. 本研究の特徴

ランドサットデータから現象やどの物体かを判別するには、パターン認識が不可欠である。また、認識に対する基準や基礎データも必要である。このようなデータは一般的に現地調査による情報収集によって得られるものである。

本研究では、実際の土地被覆状態を反映させる為、航空写真より目視によって判読したものを用いることとする。目視判読のため、必要とするデータの数が増えると、時間がかかるうえ、正確な判読がなされない可能性が大きくなっていく。そこで、本研究では、トレーニングエリアの土地被覆状態をファジィ推論ルールの前件部とする場合について、データの出るだけ少なくすることを試みる。具体的にはファジィ推論ルールの前件部のメッシュ数 400 個からランダムに RATE の割合のメッシュ(個)を選び出すことによってデータ数を少なくする。それによって推定した結果とデータ数を減らすことなく推定した結果とが、さほど変わらないものであったとしたならば、目視判読の労力の削減と合わせて効率的である。

3. 推定方法

3.1 従来法による推定方法

$A_j(l)$ をトレーニングエリアのメッシュ 1 におけるバンド j の輝度を表すファジィ数、 $a_j(l)$ を $A_j(l)$ の中心、 $w_j(l)$ を $A_j(l)$ の幅とする。図 1 の破線の三角形が入力を表しているが、具体的には入力メンバシップ関数の与え方は、中心を $y_j(k)$ 、幅 $q_j(k)$ を $\beta_2 \sqrt{V_j(k)}$ とするやり方である。

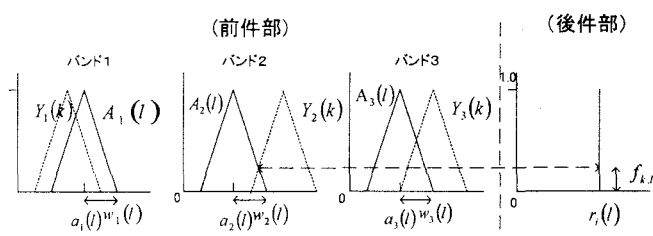


図 1

すなわち、式 (1) のようになる。

$$Y_j(k) = (y_j(k), q_j(k))_L \quad (1)$$

テストエリアのメッシュ k の輝度とトレーニングエリアのメッシュ l の適合度 $f_{k,l}$ を $Y_j(k)$ と $A_j(l)$ の類似度の最小値で与える。図 1 の場合バンド 2 の類似度がそれを与える。このとき、メッシュ k のカテゴリ i の面積割合が $r_i(l)$ である程度を $f_{k,l}$ とし

$$\hat{z}_i(k) = \sum_{l=1}^L f_{k,l} r_i(l) / \sum_{l=1}^L f_{k,l} \quad (2)$$

として推定する。

3.2 提案法による推定方法

図 1 のような三角形ファジィ数において、まず $Y_j(k)$ と $A_j(l)$ の距離 $d_j(l)$ は

$$d_j(k, l) = \sqrt{(y_j(k) - a_j(l))^2 + (q_j(k) - w_j(l))^2} \quad \dots (3)$$

で与えられるから、テストエリアのメッシュ k の輝度とトレーニングエリアのメッシュ l の輝度の代表距離 $d_{k,l}$ を各バンドごとの距離の最大値で表わすという考えに沿い、

$$d_{k,l} = \max_j d_j(k,l) \quad (4)$$

また、バンドごとの平均距離で与える方法より

$$d_{k,l} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N d_j(k,l) \quad (5)$$

として定義する。しかる後、

$$g_{k,l} = d_{k,l} / (d_{\max} - d_{k,l}) \quad (6)$$

とおけば、前件部 l に対する $y_j(k) (j=1 \sim N)$ の適合度 (テストエリアのメッシュ k の輝度とトレーニングエリアのメッシュ l の輝度の類似度合) $f_{k,l}$ は

$$f_{k,l} = 1 / (1 + \psi g_{k,l}) \quad (\psi > 0: \text{定数}) \quad (7)$$

$$f_{k,l} = e^{-\theta g_{k,l}} \quad (\theta > 0: \text{定数}) \quad (8)$$

などとして与えられる。そして

$$\hat{z}_i(k) = \sum_{l=1}^L f_{k,l} r_i(l) / \sum_{l=1}^L f_{k,l} \quad (9)$$

としてテストエリアのメッシュ k におけるカテゴリ i の面積割合を推定する。

4. 実証的検討

4.1 対象地域とデータ

本研究では、神奈川県小田原市周辺の $4\text{km} \times 8\text{km}$ の矩形エリアを対象地域とした。また、この対象地域を南北 2 つに分割して、北側をトレーニングエリア、南側をテストエリアとした。ここにおけるそれぞれのエリアの意味合いの説明としては、トレーニングエリアでは、ファジィ推論ルールを求めることを目的としている。また、テストエリアでは、分光特性値やランドサットデータから土地被覆状態の推定、すなわち面積割合の推定を行う。

また、本研究では分類項目として 5 分類 (水域、農地、果樹園、森林、密集地) と 13 分類 (水域、水田、畑地、草地、裸地、果樹園、森林、砂地、舗装路、鉄道路、コンクリート建物、瓦屋根建物、鋼構造物) の 2 種類について考える。

4.2 適用結果

図 2、図 3 は 5 分類における従来法と提案法について、ファジィ推論ルールの前件部のメッシュ 400 個を RATE の割合で選び出した上での適用性を表している。二つの図の比較に際して、RMSE (平方根平均二乗誤差) だけを見ると従来法が提案法に比べて優れているが、従来法においては計算不能なメッ

シュが存在しており RATE が 0.7 以下の場合については、ごく一部のメッシュでの推定値である。従って、従来法による推定の信頼性は低い。それに対し、提案法においては、全ての RATE において計算不能なメッシュはなく、この推定結果は有効である。

また、提案法においては、RATE を小さくしても推定可能であり、推定精度の低下も小さいことが分かった。それにより、目視判読の労力削減に対して有効であるといえる。13 分類についても同じことが分かった。

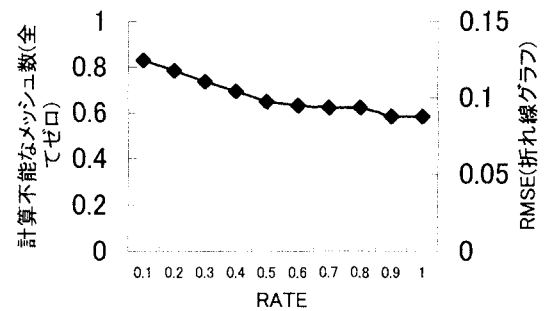


図 2. 5 分類における提案法の適用性

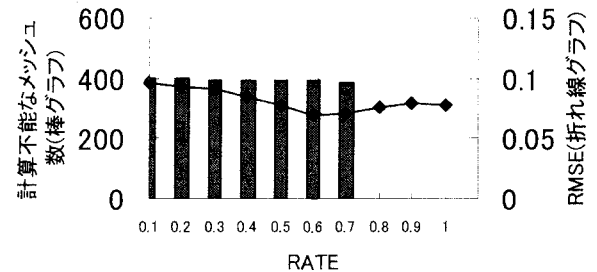


図 3. 5 分類における従来法の適用性

5. 終わりに

センサーの性能や大気の状態等が原因となってリモートセンシングデータに雑音が入り込むことは周知のことであるが、こうした雑音混入に推定精度が大きく左右されるようでは、その推定方法の信頼性が損なわれることになる。従って、ここではケースに分けて人為的に入力データに雑音を混入し、各方法の推定精度劣化の状態を調べてみた。結果については、紙面の都合上割愛させて頂き、講演時に発表する。

【参考文献】

- (1) 奥谷巖, 両川英樹: 「ランドサットデータを用いたファジィ推論による土地被覆分類」, 電学論 C, 113 巻 7 号, 平成 5 年