

## 距離概念を導入したファジィ推論による土地被覆状態推定

信州大学工学部 正会員 奥谷 巍  
信州大学工学部 正会員 高瀬 達夫  
信州大学工学部 ○ 水谷 新

### 1. まえがき

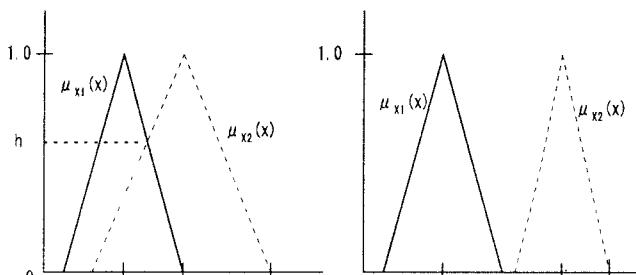
リモートセンシングデータを利用して土地被覆状態を推定することは、方法論についても多様な展開が図られているが、我々は分解原理に従う推定方法に焦点を定め、いくつかの方法を提案してきた。方法論では、カテゴリ分光特性を利用しているが、直接的に対象小区域のカテゴリ面積割合を出力する方法を開発している。もし、その結果の推定精度が他の方法に比して遜色ないものであれば、カテゴリ分光特性を求める過程を省くことができ、計算の効率化に資することができる。本研究ではファジィ推論を応用した方法論について検討してみるとこととするが、新規の展開として、推論ルールに対する入力データの適合度算定に、ファジィ数間の距離の概念を導入する方法を提案している。

### 2. 二つのファジィ数の類似度

いま二つのファジィ数  $X_1, X_2$  が対称な三角形ファジィ数で与えられているとき、

$$X_i = (\alpha_i, c_i)_L \quad (i=1,2) \quad (1)$$

として表す。 $\alpha_i$  は  $X_i$  の中心であり、 $c_i$  は幅を表すものとする。これら二つのファジィ数の一方がファジィ推論ルールを、他方が入力データを示すとすると、その類似度は推論ルールに対する入力値の適合度を表すことになる。図 1 は  $X_1, X_2$  の相対的な位置関係が異なる二つの場合を表したものであるが、既存のファジィ推論においては(a)のような場合における適合度は共通集合の最大値  $h$  で与え、この値で後件部ファジィ数を頭切りする方式で推論結果を導くことが多い。した



(a)  $X_1$  and  $X_2$  have intersection    (b)  $X_1$  and  $X_2$  have non intersection

Fig. 1 Similarity between two fuzzy numbers  $X_1$  and  $X_2$

がって、(b)のような二つのファジィ数が共通集合を持たない場合では推論結果は生成されないことになる。

しかしながら、問題によっては(b)のような場合においても何らかの類似度が定義され推論結果が導出されると都合がよいことも想定される。そこでわれわれはまず二つのファジィ数間の距離  $d$  を

$$d = \sqrt{(\alpha_1 - \alpha_2)^2 + (c_1 - c_2)^2} \quad (2)$$

で定義し、類似度  $h$  を

$$h = \frac{1}{1 + \psi d} \quad (3) \quad \text{又は } h = e^{-\theta d} \quad (\theta > 0) \quad (4)$$

で与える新たな方法を考える。

### 3. 土地被覆状態の推定方法

目的はトレーニングエリアにおける各メッシュのカテゴリ別面積割合の計測情報をもとにテストエリアのメッシュ内面積内訳を推定することである。

ファジィ推論ルールの構成はトレーニングエリアのデータをそのまま採用するが、各メッシュのバンドデータ及び面積割合がファジィ数で与えられると仮定するとトレーニングエリアのメッシュ  $I$  におけるバンド  $j$  の値及び土地被覆カテゴリ  $i$  の面積割合を表すファジィ数をそれぞれ  $A_j(l), S_i(l)$  としたとき

$$A_j(l) = (\alpha_j(l), w_j(l))_L \quad (5)$$

$$S_i(l) = (r_i(l), c_i(l))_L \quad (6)$$

とする。 $\alpha_j(l)$  はメッシュ  $I$  のバンド  $j$  の平均値によつてデータを与える。 $w_j(l)$  については試行錯誤的に定める。 $S_i(l)$  の中心  $r_i(l)$  はトレーニングエリアのメッシュ  $I$  におけるカテゴリ  $i$  の面積割合である。

テストエリアのメッシュ  $k$  における土地被覆状態推定に際して入力データとなるバンドデータ  $Y_j(k)$  について  $A_j(l)$  と同様に

$$Y_j(k) = (y_j(k), q_j(k))_L \quad (7)$$

のように与える。

当該メッシュ  $k$  におけるカテゴリ  $i$  の面積割合の推定値(ファジィ数)を  $\hat{Z}_i(k)$  とし、

$\mu_{\hat{Z}_i(k)}^I(z)$ :推論ルール  $I$  から得られるカテゴリ  $i$  の面積割合の推論結果

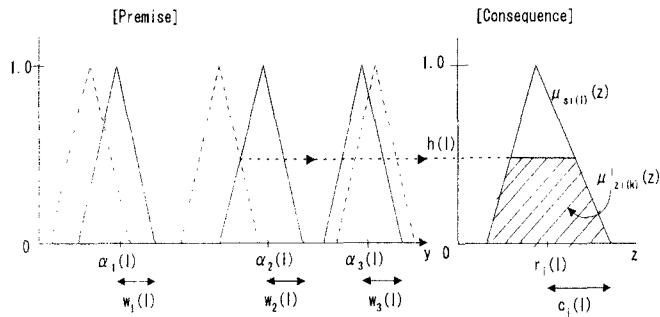


Fig.2 Inference result derived from rule I

すると、バンド数  $N=3$  の場合の計算過程は図 2 のように集約される。すなわち、各バンドのルールを表すメンバシップ関数と入力データのメンバシップ関数の類似度を共通集合の最大値で捉えたとき、その最も小さい値  $h(l)$  が入力データの当該ルールに対する適合度になるから、高さ  $h(l)$  によって後件部メンバシップ関数を頭切りすればそれが上で定義した推論結果を与える。最終的な推論結果は  $\vee$  を  $\max$  を表す記号としだき

$$\mu_{\hat{Z}_i(k)}(z) = \vee_l \mu_{\hat{Z}_i(k)}^l(z) \quad (8)$$

カテゴリ別面積割合  $\hat{z}_i(k)$  は重心法による(8)式の非ファジィ化によって得られる。

以上は従来のファジィ推論の計算過程に従う方法であるが、もし入力データのうちのどれか一つのバンドに対して  $Y_j(k)$  が  $A_j(l)$  と共通集合を持たないときには、 $h(l)=0$  となり、ルール  $I$  からは何らの推論結果も得られなくなるし、それがすべてのルールに対して発生すると面積割合の推定は不可能となる。したがって、本研究では前章で述べたファジィ数間の距離の概念を用いた適合度によって推論する方法についても検討することとした。

いま、 $Y_j(k)$  と  $A_j(l)$  の距離を  $d_j(l)$ (簡単のために記号  $k$  を省略) とすると

$$d_j(l) = \sqrt{(y_j(k) - \alpha_j(l))^2 + (q_j(k) - w_j(l))^2} \quad (9)$$

このとき、入力データ  $Y_j(k)$  ( $j=1 \sim N$ ) のルール  $I$  前件部に対する適合度  $h(l)$  を(3)式、(4)式と同様に

$$h(l) = \frac{1}{1 + \psi d(l)} \quad (10)$$

又は

$$h(l) = e^{-\theta d(l)} \quad (\theta > 0) \quad (11)$$

として計算する。ここに

$$d(l) = \max_j d_j(l) \quad (12)$$

である。(12)式の  $d(l)$  の与え方は、従来の方法で各バンドごとの共通集合の最大値のうち最小の値を  $h(l)$  として採用するという考え方によつたもので、

ある。

このようにして入力データの推論ルールに対する適合度が求められたならば、後件部を介して土地被覆状態を推定する手続きは従来法に準じて行っててもよいし、 $\hat{z}_i(k)$  を三角形ファジィ数として求めたいときは直接中心と幅を与えてよい。

#### 4. 適用性の検討

対象地域は小田原市周辺の  $4\text{km} \times 8\text{km}$  の矩形区域で、対象地域を南北に 2 分し北側の  $2\text{km} \times 8\text{km}$  の区域をトレーニングエリア、南側の同サイズの区域をテストエリアに位置づけた。衛星データはランドサット 5 号による TM データで 1993 年 10 月時点のものを使用した。カテゴリとしては以下に示す 5 分類と 13 分類とした。

(5 分類)：水域・耕作地・果樹園・森林・密集地

(13 分類)：水域・水田・畑・果樹園・森林・草地

裸地・砂地・舗装路・鉄道路・鋼構造物

コンクリート建物・瓦屋根建物

Table 1. Model performance comparison based on RMSE

指標	ファジィ 推論 I	ファジィ 推論 II	最尤法	判別分析
水域	0.138	0.144	0.098	0.072
農地	0.113	0.101	0.138	0.160
果樹園	0.092	0.082	0.348	0.318
森林	0.153	0.148	0.309	0.268
密集地	0.137	0.127	0.227	0.219
平均	0.128	0.124	0.244	0.224

ファジィ推論 I, II の適用性について検討を行ったが、推定性能の相対評価のため従来法の代表的方法である最尤法による方法と判別分析による方法と比較する形を探った。表 1 は土地被覆カテゴリが 5 分類の場合の結果について、推定誤差指標に平方根二乗誤差(RMSE)を採用して示したものである。平均的にみてファジィ推論 I, II は従来法に比べ 43%~49% 程度優れた推定を行うことができる、カテゴリ別にみても水域以外の 4 カテゴリで従来法を凌駕しており特に果樹園、森林、密集地でその傾向が顕著であること等が窺える。

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混入する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。したがって、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、用紙の都合上割愛させてもらい、講演時に発表する。