

ファジィ推論のリモートセンシングへの応用について

信州大学工学部 ○伊賀 元泰
 信州大学工学部 正会員 奥谷 巖
 信州大学工学部 両川 英樹

1. はじめに

近年の急速に変化する都市域における土地利用状況を広域的かつ、一括して把握する土地被覆情報の解析方法として、いわゆるリモートセンシングが注目されていることは周知の通りであるが、土地被覆情報の利用形態の多様化・複雑化に伴い被覆分類のますますの精度向上が要求されている。従来から用いられている土地利用分類法は、例えばサンプルデータの影響を受けやすいといった一つの弱点を有していたし、さらに大気や日照条件の変化に伴うリモートセンシングデータの曖昧性を必ずしも明示的には、考慮にいれていなかった。したがって本研究ではそうした曖昧性を陽表的に表現することが出来るファジィ推論を援用した土地被覆分類手法を構築・提案しランドサットMSSデータを用いて実証的視点からその有効性を検討する。

2. ファジィ推論の適用

ファジィ規則を構築する際、本研究では観測データから推論に最も適すると思われるデータをサンプルとして抽出し、これに基づいたファジィ規則の作成を行う。つまり、推定エリアとして選定した地域を含む同一シーン内から、トレーニングエリアを選定して規則構築を行う。具体的には、トレーニングエリアを小地域に等分割し、その小地域に含まれるデータから一つの規則を抽出する。したがって、規則前件部入力変数となるのは、観測データとして使用するランドサットMSSデータの4～7バンドの4つであり、出力変数は設定分類カテゴリの数と同数となる。さらに、変数の曖昧性を表すファジィ変数形成には、実観測データの小地域における各バンドの平均値と、設定カテゴリに対応した土地被覆状態を利用することによって行った。よってトレーニングエリアからj番目に抽出した小地域のデータを用いて構成したファジィ規則は次式のようになる。

$R_i: 4\text{バンド} \text{ is } A_j \text{ and } 5\text{バンド} \text{ is } B_j \text{ and } 6\text{バンド} \text{ is } C_j \text{ and } 7\text{バンド} \text{ is } D_j$

then $Z_1 \text{ is } S_{1j} \text{ and } Z_2 \text{ is } S_{2j} \text{ and } \cdots Z_i \text{ is } S_{ij} \text{ and } \cdots Z_n \text{ is } S_{nj}$ (1)

ただし、 A_j, B_j, C_j, D_j はそれぞれ4～7バンドのCCTカウントを表すファジィ変数であり、 Z_i はi番目の分類カテゴリ、nは設定カテゴリ数、 S_{ij} はi番目のカテゴリの被覆面積（または割合）に対するファジィ変数である。一般にこのように構成された規則を用い、max-min 合成法によって推論を行う場合入力値はファジィ数でなく、通常の設定した値が与えられることが多いが、リモートセンシングデータに関してはパースペクティブ等に起因したさまざまなノイズを含むことが予想される他、後件部の出力変数である分類カテゴリと実際の土地被覆状態の間にその存在が予想されるさまざまな曖昧性の有無、及び大小をどの程度考慮するべきかについては容易に判断しかねるところである。そこで、以下に示す4つのケースから推定に際し最適であるものを実験により選択する方法を用いた。

ケース1：前件部変数のみファジィ数、後件部変数及び入力値を確定した値として扱う。

ケース2：前件部変数及び後件部変数をファジィ数、入力値のみ確定した値として扱う。

ケース3：前件部変数及び入力値をファジィ数、後件部変数のみ確定した値として扱う。

ケース4：前件部変数、後件部変数、入力値すべて確定した値として扱う。

このうちケース3についての推論過程を示したものが図1である。ただし、 $\mu_{4j} \sim \mu_{7j}$ はそれぞれi番目の推定対象小地域における4～7バンドの入力データを表すメンバシップ関数、 $\mu_{4j} \sim \mu_{7j}$ はそれぞれj番目の規則における4～7バンドの前件部変数を表すメンバシップ関数、 S_{nj} は、n番目の設定カテゴリの後件部変数を表す値である。さらにaは適合度を表すものであるが、図1の例においては次式から、6バンド

の適合度 a_{j6} が、この場合の入力値と規則 j の適合度 a_j として求められる。

$$a_j = \min_K [\max_x \{ \mu_{Kj}(x) \wedge \mu_{Kl}(x) \}] \quad K=1,2,3,4 \quad (2)$$

この適合度から、 j 番目の規則からの i 番目の分類カテゴリの推定値 S_{ij} が次式で求められる。

$$S_{ij} = a_j \times S_{i1} \quad (3)$$

さらに、規則全体を考慮した i 番目のカテゴリの推定結果 $\hat{S}_i$ は次式より得られる。ただし m は規則数。

$$\hat{S}_i = \sum_{j=1}^m S_{ij} / \sum_{j=1}^m a_j \quad (4)$$

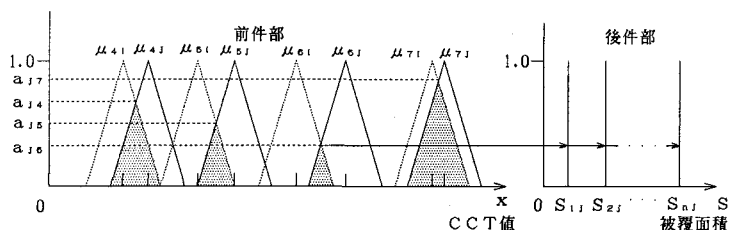


図1 ケース3の推定過程

3. 具体的適応例

本研究では、次のことを考慮にいれて推定対象地域を選定した。まず推定後に行う従来の方法との比較及び推定精度の検討の必要性から、広範な利用カテゴリ、つまり都市部から山林部、水域にわたる多くの利用カテゴリを含む地域に注目することである。さらに推定過程で真値として国土院発行の土地利用図より定量的なデータを得るため、土地利用図の発行年月日と推定対象地域をカバーするランドサットデータの観測年月日に時間的な開きがないことである。以上のような理由から選定された地域は、三重県津市周辺の一部であり、使用観測データは1979年11月1日のランドサットMSSデータから該当するデータを抽出したものである。さらに本研究では、図2のように推定対象地域を一边750mの正方形に等分割し、この正方形を単位とした推定を考えた。つまり単位正方形内に含まれる画素のもつ各バンドの輝度データを入力データとし出力信号は単位正方形内における各分類カテゴリの含有率として得られるものとした。ただし、土地被覆状態の設定分類カテゴリ数は6である。まず規則構築のために図2に示したトレーニングエリアから何割かの単位正方形を抽出するわけであるが、この時抽出方法として次の2つの方法を考え、その最適抽出方法と抽出割合を実験により求めた。すなわち1つめの方法は等間隔に抽出した場合であり、2つめの方法はランダムに抽出した場合である。この実験結果は図3に示す通りである。ただし、RMSEは平方根平均二乗推定誤差を表し、抽出率はトレーニングエリア全体から抽出された単位正方形の割合を百分率で表したものである。このRMSEから判断するとランダムに50%抽出した場合が最適となり、本研究ではこれを採用する。また各分類カテゴリの面積率が100%である単位正方形を選び、それを規則構築のデータとする方法も検討した。さらに前述したケース1～4に対して、メンバーシップ関数の形の最適な組み合わせを実験により調べた。これによって求められた最適なメンバーシップ関数を利用することによって土地利用状態を画像で直接表し、土地利用図との比較によってその有効性を視覚的にも検討するようになった。

詳細な推定結果等については講演時にて発表する。

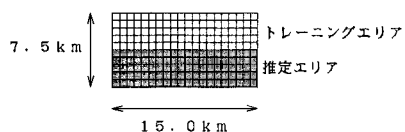


図2 推定対象地域の分割

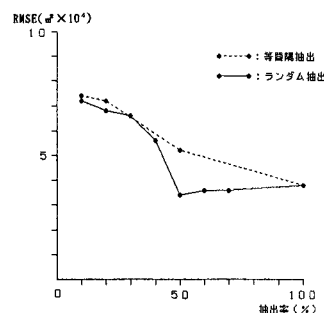


図3 抽出率によるRMSE変化