

W4 ウェーブレット解析とファジイ推論による JERS-1/SAR画像の領域分類

永井 健 山口 芳雄 山田 寛喜

(新潟大学工学部 情報工学科)

1. まえがき

近年、地球環境の急速かつ多様な変化を効果的に観測する手段として、人工衛星によるリモートセンシングが注目を浴びている。同時にこれらの観測された多くの情報を処理するアルゴリズムも様々に開発されてきている。こうした中で我々はこれまでに、リモートセンシング画像のような非定常信号の解析に有効なウェーブレット変換を用い、テクスチャ(きめ、模様パターン)という観点から衛星画像の領域を分類する研究を行ってきた。しかし、リモートセンシング画像の解像度は一般に低く、1ピクセルは複数の分類項目の情報を合わせ持った"あいまいな"信号であるといえる。また、設定される分類項目自体が人間の"あいまいな"主観により決定されている。そこで本稿では、ウェーブレットによる解析で分類された画像に対して更に分類を施し(分類過程の2段階化)、そこにファジイ推論を導入することによって分類精度と、視覚的な認識の向上を試みる。

18km²)の画像である。分類クラスは市街地、住宅地、自然地形、水田、水域の5項目であり、解像度は2'で処理した。この結果と精度を図2、表1に示す。

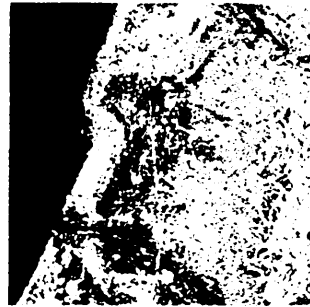


図2. 第1段階分類画像

2. ウェーブレット解析とテクスチャ分類

画像に対するウェーブレット解析は2次元離散ウェーブレット変換として多重解像度解析に対応する¹⁾。この方法は信号 f の 2^j ($j=1, 2, \dots, J$)の解像度を持つ多重解像度表現¹⁾を考えた時、解像度 2^j の空間の中にある解像度 2^{j+1} の空間に含まれない補空間が f の n 次の直交ウェーブレット変換成分になることを利用したものである。実際の処理では、原画像を最高位の解像度(2^0)とし、画像信号を2次元の(縦方向、横方向)に帯域2分割フィルタ(ハイパス、ロウパス)に通して、それぞれを1/2にダウンサンプリングする。ここで得るロウパス成分のみで構成される画像が解像度 2^1 の近似画像となり、ハイパス成分を含む画像は詳細画像となる(図1)。近似画像に対して再帰的にウェーブレット変換を行うことで、帯域の異なるサブイメージが増加していく。

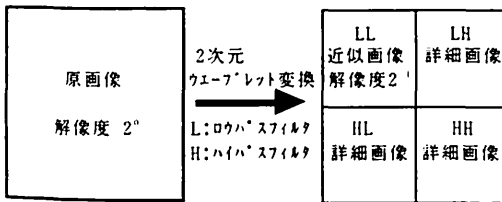


図1. 2次元ウェーブレット変換

こうしたウェーブレット解析は画像信号に対するフィルタリングであるため、濃度値の変化としてのテクスチャ特徴を捉えることが可能となる。そこで第1段階の分類としてウェーブレット変換によって得られたサブイメージから特徴ベクトル $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ (m はサブイメージ数)を生成し、これを用いて最尤法²⁾により領域の分類を行なった。原画像はJERS-1/SARにより1995年8月に観測された新潟県村上市付近の1024×1024ピクセル(約

表1. 第1段階の分類精度

	市街地	住宅地	自然地形	水田	水域
濃淡	白	薄灰色	灰色	濃灰色	黒
精度(%)	57.7	45.2	56.2	42.3	90.6

3. ファジイ推論分類

2.で述べた処理によって分類された図2の画像は、あいまいなデータをあいまいな設定クラスで分類した結果といえる。テクスチャ分類のこうしたあいまいさを考慮して、ファジイ推論を用いた再分類³⁾を行う。

まず、最終的な分類クラスをファジイ集合として設定する。そこで各分類クラスについて教師付き⁴⁾で得られたトレーニングデータにより、ファジイ決定規則を生成する。具体的には、ある分類クラス C_n ($n=1, 2, \dots, N$)のトレーニングデータから第1段階で分類された m 番目($m=1, 2, \dots, M$)のクラス(サブクラス)の平均分布ベクトル $H_{nm} = [H_{n1}, H_{n2}, \dots, H_{nm}]$ を求め、この各成分(トレーニングデータ全体におけるサブクラス m の占める割合)の大きさに応じてメンバーシップ関数を割り当てる。例えば、ファジイ変数 k が3通り(「少」「中」「多」)の時、3つのメンバーシップ関数 $\mu_k(H_{nm})$ を図4のように定める。

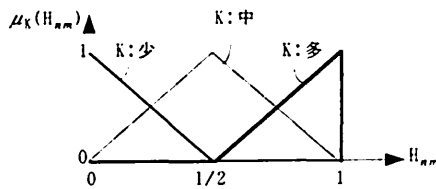


図3. メンバーシップ関数

この結果、ある分類クラス C_n のファジィ決定規則は次のように表わすことができる。

$$C_n \leftarrow \mu_{C_n k_{n1}}(H_{n1}) \cap \mu_{C_n k_{n2}}(H_{n2}) \cap \dots \cap \mu_{C_n k_{nM}}(H_{nM})$$

次に、画像の各画素とその周囲の小領域を対象として、サブクラス平均分布ベクトル $F=[F_1, F_2, \dots, F_M]$ を求め、 F の各成分を決定規則によって割り当てられたメンバーシップ関数に代入する。各分類クラスへの適合度 ω_n は、メンバーシップ関数の値の代数和として次式のように定義する。

$$\omega_n = \sum_{m=1}^M \mu_{C_n k_{nm}}(F_m)$$

更に、 ω_n の最大となるクラス C_n を選び、これを注目画素の属する分類クラスとして決定する。即ち、

$$C_n \leftarrow \max\{\omega_n\} \quad (1 \leq n \leq N)$$

この推論過程は「max-代数和推論」となっている。

4. 分類結果

図2における画像に対して、3.で解説したファジィ推論分類を行なった結果を以下に示す。分類したクラスは第1段階と同じ5クラスであり、ファジィ変数としては3通りと4通り(少, 若干少, 若干多, 多)の2種類の場合作して処理を比較した。

図4, 表2にファジィ変数が3通りの時の結果を、図5, 表3にファジィ変数が4通りの時の結果を示す。(画像の濃淡は表1のものと同様である。)

図4, 5は図2に比較して、各分類クラスの領域が明確に区別され、分類精度も向上していることが判る。図2のテクスチャ分類画像では、あいまいさの要因が領域区分の粗さとなり、視覚的には好ましくない結果であるが、この点が図4, 5において解消され、人間の目による判別をより適確にするものとしてファジィ推論分類が有効であることが確認できた。また図4と図5では、画像や精度の上での大きな違いは見られず、あいまいさの度合であるファジィ変数は微妙なパラメータであるといえる。

5. あとがき

本報告では、リモートセンシングのJERS-1/SAR画像の領域分類処理において、ファジィ推論を用いた2段階分類が、従来までのウェーブレット変換によるテクスチャ分類のみでは対処しきれない“あいまいさ”を包含した結果を導出できうることを、視覚的、精度的な面から示した。今後の課題として、推論方法の妥当性の検討、対象ごとの最適なファジィ変数に関する考察等が挙げられる。

なお、この度使用したJERS-1/SAR画像データを提供していただいた、NASDA(宇宙開発事業団)の関係各位に感謝いたします。

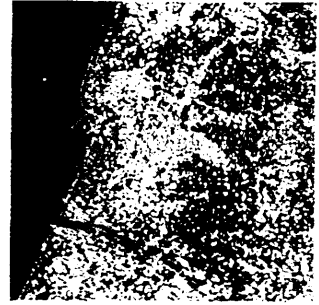


図4. 第2段階分類画像(ファジィ変数3)

表2. 図5の分類精度

	市街地	住宅地	自然地形	水田	水域
精度(%)	75.0	48.6	70.1	87.5	95.1



図5. 第2段階分類画像(ファジィ変数4)

表3. 図6の分類精度

	市街地	住宅地	自然地形	水田	水域
精度(%)	77.8	47.8	71.5	87.5	93.6

<参考文献>

- [1] 高木幹雄, 下田陽久: “画像解析ハンドブック,” 東京大学出版会(1991)
- [2] Li-jen Du, Jong-Lee, etc: “Segmentation of SAR Image Using the Wavelet Transform,” *Int. J. Imaging Systems and Tech.*, Vol. 4(1992)
- [3] S. Mallat: “The theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 11(1989)
- [4] Zi-jue Zhang, 下田陽久, 他: “ファジィ推論を用いた土地被覆分類アルゴリズム”, 写真測量とリモートセンシングNo. 5(1988)
- [5] 太田 睦: “画像符号化による直交ウェーブレット,” 数理科学No. 12(1992)