

V15 テクスチャ情報の時期変化を利用した JERS-1/SAR の画像解析

永井 健 山口 芳雄 山田 寛喜

(新潟大学工学部)

1. まえがき

人工衛星によるリモートセンシング画像データは地球環境の正確な把握に有効である事が知られており、これまでも多くの分野で様々なデータ解析の研究が行われてきている。しかし、同一地域を異なる時期に観測したデータ(多時期画像データ)を利用して分類精度を向上するという試みでは、まだ多くの成果は得られていない。そこで本報告では、日本の地球資源衛星 JERS-1 の合成開口レーダ(SAR)によって観測された多時期画像データを用いて、画像のテクスチャが時期により変化する事に注目し、効果的な特徴抽出、判別、分類を行なう手法を提案し、その精度を評価する。

2. 多時期画像データの分類手法

これまでの多時期画像データ分類の考え方では、季節変化や観測条件などにより分類したいクラスのデータの分散が増大し、分類精度に影響を及ぼすことが一つの欠点であった。そこで、提案する手法では従来とは逆に、データが時期変化することをクラスへの特徴の一部として利用していくという立場をとる。そのための基本的な処理手順としては、従来のように各時期からの特徴データ全体を使って一度に分類するのではなく、各時期毎に通常のカテゴリ分けを行なった後、それらを統合して再び分類するという、2段階に分けた処理とする。これにより、各時期での分類結果よりも、その結果が時期によって異なるという事実が判別の基準になるため、時期変化するデータに柔軟に対応できることになる。

2.1 テクスチャ特徴の分類^[2] ~ 第1段階

各時期毎に行なう第1段階の分類では通常よく用いられる“最尤法”を適用した^[1]。このとき使用する画像の特徴を抽出するにあたって、本研究では2次元ウェーブレット変換(以下2D-WT)を用いている。テクスチャ特徴とは、濃度(ピクセル値)の変化のパターンがある空間的な範囲で一様となる性質のものであるが、2D-WTでは空間周波数領域を2

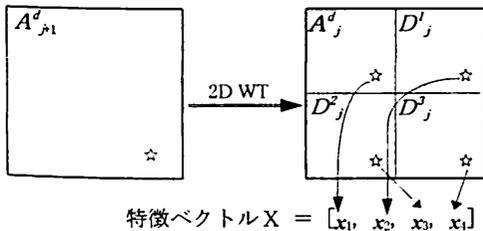


図1 特徴ベクトルデータ抽出

分割するロウパス、ハイパスフィルタとダウンサンプリングによって、濃度の変化の度合を空間的に捉える事ができる。このため変換された画像は、空間周波数成分の異なる4個のサブイメージとなり、各対応点がテクスチャの特徴データとして扱えることになる(図1)。実際の処理では以下の式(1)

$$\left. \begin{aligned} D^3_j f &= \sum_k \sum_l g(2n-k)g(2m-l)A^d_{j+1} f \\ D^2_j f &= \sum_k \sum_l g(2n-k)h(2m-l)A^d_{j+1} f \\ D^1_j f &= \sum_k \sum_l h(2n-k)g(2m-l)A^d_{j+1} f \\ A^d_{j+1} f &= \sum_k \sum_l h(2n-k)h(2m-l)A^d_{j+1} f \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

に従い、ロウパス、ハイパスフィルタのインパルス応答 $g(n)$, $h(n)$ を2次元的に合成し(図2)、画像 f に対して離散的にたたみ込んでいる。

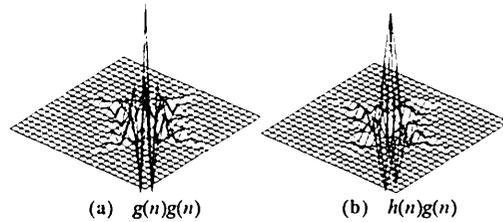


図2 フィルタインパルスの例

こうして得られた特徴ベクトルから、式(2)で表わされる尤度の最も大きいクラスに画素を分類する。

$$G_n = -\frac{1}{2} \log |V_n| - \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}_n)^T V_n^{-1} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}_n) \quad (2)$$

但し、 $\bar{\mathbf{x}}_n$: クラス n の平均特徴ベクトル

V_n : クラス n の分散共分散行列

2.2 ファジィ推論による統合的分類 ~ 第2段階

各時期で分類された結果は、同じ領域であっても時期によって原データが変化することに起因して、異なるクラスに分類されるところが出てくる。従って、その領域が本当はどのクラスなのかを検討するには、各クラスのトレーニングエリアで第1段階の分類クラスがどのように時期変化したかを判断の基準とすることが最も妥当だと考えられる^[3]。この判断基準の決定のために、第2段階では三角波形型のメンバーシップ関数(図3)を用いたファジィ推論を適用し、各時期を統合的に分類した。

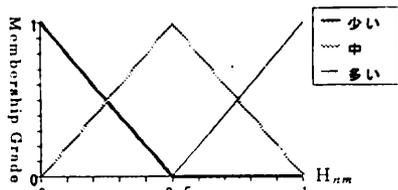


図3 メンバーシップ関数

具体的には、時期 i のときクラス $C_m (m = 1, 2, \dots, M)$ のトレーニングエリアにおいて、第1段階で分類されたクラス $c_n (n = 1, 2, \dots, N)$ の頻度を成分とするベクトル

$${}^i H_m = [{}^i H_{m1}, {}^i H_{m2}, \dots, {}^i H_{mN}] \quad (3)$$

$$\text{但し, } {}^i H_{mn} = \frac{(\text{クラス } c_n \text{ の画素数})}{(\text{トレーニングエリア総画素数})}$$

を求め、各成分の大きさに応じてファジイ変数(多い, 少ない, 等)に対応するメンバーシップ関数を割り当てる。この結果、クラス C_m を決定する判断基準(規則)は、

$$\text{if } \left\{ \bigcap_i ({}^i H_{mn} = {}^i K_{mn}) \right\} \text{ then } C_m \quad (4)$$

但し、 ${}^i K_{mn}$ はファジイ変数

と表わされる。これに従って対象画像領域の全画素に対して各クラス C_m への適合度をメンバーシップグレードの和 ω_m で定義し、これが最大となるクラス m_{MAX} に注目する画素を分類する。

3. 分類処理, 結果, 評価

処理に用いた画像は、新潟県北部、村上市付近の約18km² (1024×1024pixels)の領域である。時期として2月, 5月, 8月の3枚を使用し、前処理としてはアフィン変換と最近隣内挿法により幾何補正を行なった。始めに、原データを比較するために、分類する4つのクラスについて各時期における後方散乱係数[dB]の平均値をグラフ化したものを図4に示す。このデータからは、明らかに水田について

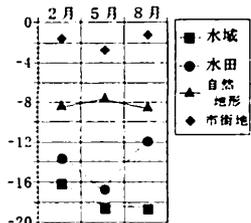


図4 後方散乱係数の比較

の顕著な変動がみられる。5月では水田と水域がほぼ同じ値であるが、8月になると大きく異なっていることから、水田の稲の生育がデータの時期変化となって現れたものと考えられる。

次に、分類結果として今回提案した手法によって得られた画像を図5に示す。画像はクラス毎に4階

調の濃淡で表示した。また、そのそれぞれのクラスに対する分類精度を表1に示す。ここには合わせて、従来の手法である多次元画像の特徴から一括して分類する方法による場合の精度も示しておく。精度は各テストエリアでのそのクラスの画素の出現する比率を%で表示したものである。



図5 提案手法分類結果画像

表1 分類精度 (単位%)

	水域	水田	自然地形	市街地	平均精度
従来の手法	80.5	55.5	88.3	61.4	71.4
提案手法	89.8	90.6	96.9	80.3	89.4

以上の結果から、提案した手法の分類精度は従来からのものに比べて明らかに向上したことが分かる。特に、時期変化のある水田領域については大幅な推定精度の向上が確認された。結果画像において、水域の部分にノイズ状の誤分類が目立つが、これらは幾何補正処理が不十分だったこと、海上の波浪が観測時期で変化していたこと等の原因が考えられる。

4. まとめ

本報告では、リモートセンシング多時期画像データの分類手法として、ウェーブレット変換により効果的にテクスチャ特徴を抽出し、その時期変化を利用してファジイ推論を用いた統合的分類を行ない、良好な分類精度が得られることを示した。

<参考文献>

- [1] 高木幹雄, 他 "画像解析ハンドブック," 東大出版会, 1991
- [2] Li-jen Du, et al., "Segmentation of SAR Image Using the Wavelet Transform," *Int. J. Imaging System and Tech*, Vol. 4, 1992
- [3] Sunpyo Hong, et al., "A new classification algorithm integrating Multi-temporal Data," *写真測量とリモートセンシング*, Vol. 31, No. 4, 1992