

ウェーブレット変換を用いた南極域衛星画像のテクスチャ解析

越中 洋, 久保 守, 村本 健一郎

金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報システム専攻

〒 920-8667 石川県金沢市小立野 2-40-2

076-234-4890

muramoto@t.kanazawa-u.ac.jp

あらまし : 本研究は、南極域の NOAA 衛星画像をテクスチャ解析し、画像中の雲および地表の分類を目的とする。南極域において、年間と通して観測可能な赤外画像のみを使用する。テクスチャ解析には、局所的な情報を得ることが可能なウェーブレット変換を用いる。変換結果から得られる多次元特徴ベクトル情報を元に、雲と地表の画像特徴量を解析した。

キーワード : テクスチャ, ウェーブレット変換, マハラノビス距離, 衛星画像, 南極域

Texture Analysis of Satellite Image in the Antarctic using Wavelet Transform

Hiroshi KOSHINAKA, Mamoru KUBO and Ken-ichiro MURAMOTO

Graduate School of Natural Science and Technology,
Kanazawa University

2-40-20, Kodatsuno, Kanazawa 920-8667, Japan

+81-76-234-4890

muramoto@t.kanazawa-u.ac.jp

Abstract : The purpose of this study is texture analysis of NOAA satellite image from the Antarctic and classification between cloud and ground surface. Wavelet transform is used in the texture analysis because it yields local information. Image features between cloud and ground surface are analyzed from the multi-dimensional feature vector resulting from the transform.

Key words : Texture, Wavelet Transform, Mahalanobis Distance, Satellite Image, the Antarctic

1 はじめに

南極域は地球の大冷源であるため、その諸気象現象が地球の環境に与える影響は大きい。そのため南極域においてさまざまな気象観測が行われているが、広範囲を長期観測するためには、極軌道の気象衛星 NOAA の衛星データを使用するのが有効である。衛星データを使用して、雲量状況や地上の海水分布、氷床の状況などを解析するためには、まず、衛星データから雲を抽出する必要がある。

そこで、本研究は衛星データから雲と地表の分類を目的とする [1]。雲と地表では衛星画像のテクスチャが異なると考え、テクスチャ解析によって分類を行う [2]。テクスチャ解析にはウェーブレット変換を用い [3]、雲と地表の画像特徴量を算出する。南極域での年間を通じた分類を行うために、赤外画像に対する分類手法を開発する。

2 気象観測衛星 NOAA

AVHRR を搭載する NOAA 衛星は、地球全域の気象観測用衛星として稼働し、特に極域においてその役割は重要である。図 1 に示すように、AVHRR の CH1 と CH2 は可視領域、CH3 は中間赤外領域、CH4 と CH5 は赤外領域の波長である。

本研究で使用する衛星データは、昭和基地で受信されたデータである。観測領域を図 2 に示す。この領域では夜間だけでなく冬期にも太陽が出ないため、年間を通して可視画像が得られない。そこで年間を通して観測可能であるに CH4 赤外画像を使用する (図 3)。

種類	波長 (μm)
ch1	可視 0.58 ~ 0.68
ch2	近赤外 0.725 ~ 1.10
ch3	中間赤外 3.55 ~ 3.93
ch4	熱赤外 10.3 ~ 11.3
ch5	熱赤外 11.5 ~ 12.5

図 1: AVHRR データ

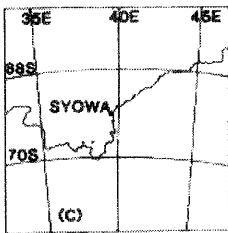


図 2: 観測領域

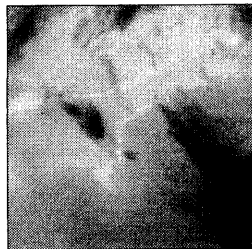


図 3: CH4 赤外画像

3 テクスチャ画像の領域分割

本研究では、雲と地表の領域分割を行うために、CH4 赤外画像をウェーブレット変換し、画像特徴量を算出する。そして、求めた画像特徴量から、雲および地表のそれぞれのテクスチャを識別できる特徴量を見出す。これを教師データとする。画像特徴量には、半径周波数方向に 3 種類、回転方向に 4 種類、合計 $3 \times 4 = 12$ 種類のウェーブレット係数を 1 次元特徴ベクトルとして用いた。教師データによって特徴ベクトルを定義し、マハラノビス距離を使って雲と地表のテクスチャクラスの分類を行う。さらに MAP 推定を加えることで周辺画素を考慮した雲抽出画像を作成する。

3.1 テクスチャと画像特徴量

テクスチャとは、画像のある範囲にある小さな形状が半周期的、または周期的に配置されているパターン集合のことを表す。テクスチャには統計的なテクスチャと構造的なテクスチャの 2 種類があり、自然界に存在する雲や地表 (氷床や海氷) は、必ずしも微視的には周期的なパターンとはいえないが、統計的な視点からそれぞれ異なるテクスチャを持つと考えられる。

画像特徴量とは本来、いくつかの画素の集合に対して、その集合に含まれる画素同士の空間的位置関係によって定まる特徴量であり、画像のきめやテクスチャを具体的に数値化したものである。

例えば、図 4 に示すような画像があるならば、この画像において左右にテクスチャの異なる領域があり、それを異なる画像特徴量として定量化する必要がある。

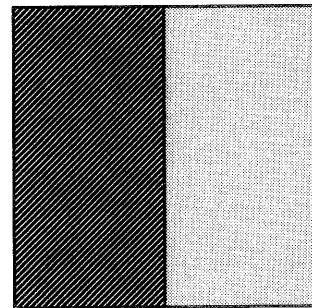


図 4: 2 種類のテクスチャからなる画像

本研究では、ガボールウェーブレット変換を使って画像特徴量を算出し、領域分割を行う。

3.2 ガボールウェーブレット変換

ウェーブレット変換とは、フーリエ変換でいうサインウェーブ（図5）の代わりに、図6のような大きさを伸縮できるコンパクトな波の薄片を使用する変換である。元となるマザーウェーブレットを伸縮、それを適当な場所に平行移動させ合成することにより、どの場所にどのような波が局在しているかという局所的な情報を得ることが可能となる。

本研究では、雲分布はおおまかに周期性を持つテクスチャであると考え、その局所的な定常性を検出するためにウェーブレット変換を行い、入力画像との相関値を画像特徴量とした。

マザーウェーブレットとしてガボールウェーブレットを用いた。テクスチャは任意の方向性を持っているので、感度よく相関を検出できるガボールウェーブレットが有効であると考えた。図6は今回使用したガボールウェーブレットである。

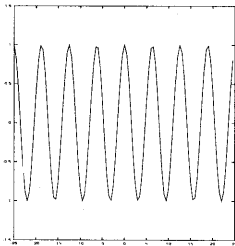


図5: サイン Wave

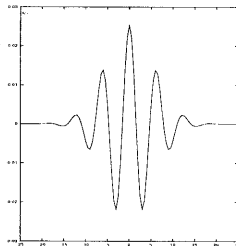


図6: ガボール Wavelet

ガボールウェーブレットは、窓フーリエ関数で利用されるガボール関数から構成され、画像に適用する2次元ガボールウェーブレット $\varphi_r(x, y)$ を、次式で定義する。

$$\varphi_r(x, y) = g_\sigma(\hat{x}, \hat{y}) e^{i u_0 \hat{x}}$$

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & -\sin \theta_r \\ \sin \theta_r & \cos \theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

ここで $i = \sqrt{-1}$ である。ガウス窓関数 $g_\sigma(\hat{x}, \hat{y})$ は、

$$g_\sigma(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{4\pi\sigma} e^{-\frac{1}{4\sigma^2}(\hat{x}^2 + \hat{y}^2)}$$

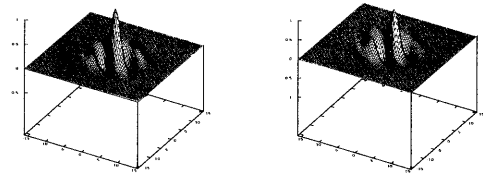
である。ここで、 \hat{x} と \hat{y} は、座標軸 x と y を θ_r だけ回転させたものであり、添字 r は回転ステップを示す。また、 u_0 は中心周波数、 σ はガウス窓の幅を示す指数である。

ガボール関数を離散化すると次式となる。

$$a^{-j} \varphi_r\left(\frac{x-x_0}{a^j}, \frac{y-y_0}{a^j}\right)$$

a^{-j} はスケーリング（拡大縮小）であり、 x_0 および y_0 は平行移動である。添字 j は、スケーリングステップを示す。本研究では、 $u_0 = 1.0$ 、 $a = 2.0$ 、 $\sigma = 2.0$ と設定した。

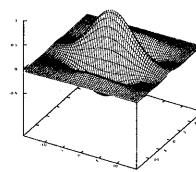
ガボールウェーブレットの例として、図7に $j = 0$ 、 $\theta_r = 45^\circ$ のときの実部と虚部、および $j = 1$ 、 $\theta_r = 90^\circ$ のときの実部と虚部をそれぞれ示す。



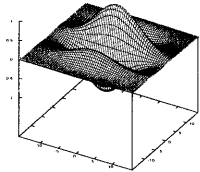
実部

虚部

$$j = 0, \theta_r = 45^\circ$$



実部



虚部

$$j = 1, \theta_r = 90^\circ$$

図7: 2次元ガボールウェーブレット

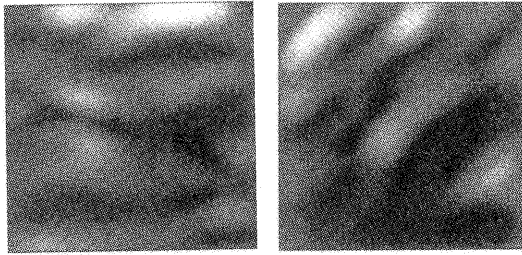
図に示すように、ガボールウェーブレットでは、スケーリングステップ j によりウェーブレットを拡大縮小し、回転角 θ_r によりウェーブレットを原点を中心に回転させることができる。

入力画像を $f(x, y)$ とするとき、ガボールウェーブレット展開係数 $G_{j,r}$ は次式によって求められる。

$$G_{j,r}(x_0, y_0) = a^{-j} \iint f(x, y) \varphi_r\left(\frac{x-x_0}{a^j}, \frac{y-y_0}{a^j}\right) dx dy$$

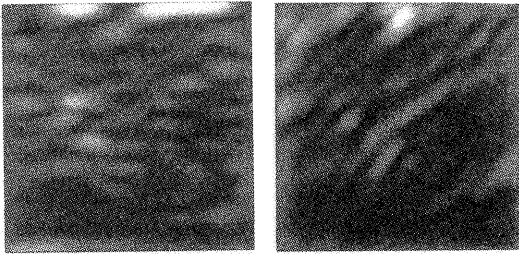
$G_{j,r}(x_0, y_0)$ は、 (x_0, y_0) を中心とする空間周波数 $u = a^{-j} u_0$ 、回転角 θ_r のガボールウェーブレットと画像との相関を表す複素数である。この相関値の絶対値 $|G_{j,r}(x_0, y_0)|$ を画像特徴量として用いる。

図8は図3のCH4赤外画像に対して、スケーリング $j = 1 \sim -1$ および、角度 $\theta_r = 0^\circ, 45^\circ$ の条件によるウェーブレットによって変換を行った結果である。



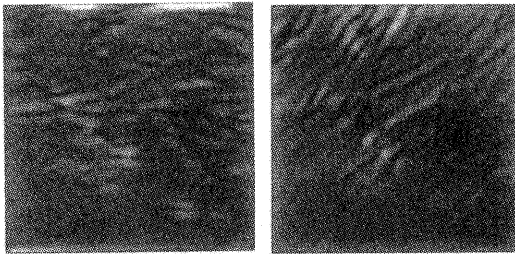
$j = 1, \theta_r = 0^\circ$

$j = 1, \theta_r = 45^\circ$



$j = 0, \theta_r = 0^\circ$

$j = 0, \theta_r = 45^\circ$



$j = -1, \theta_r = 0^\circ$

$j = -1, \theta_r = 45^\circ$

図8: ウェーブレット変換結果

本研究では、1つの画像データに対して、半径周波数方向に $u = \{2.0, 1.0, 0.5\}$ の3種類、回転方向に $\theta_r = \{0, 45, 90, 135\}$ の4種類、合計12種類のウェーブレットで変換を行い、12枚の画像を作成する。各座標にはそれぞれ12個の特徴量がおり、12個の特徴量をそれぞれ軸とする12次元のベクトル空間上で、雲と地表の分類を行う。

3.3 教師データ

本研究では教師データを使って、ウェーブレット変換画像から雲と地表の特徴ベクトルの算出を行う。教師データは図9に示すCH1可視画像を使って作成し、CH4赤外画像の領域分割に対して使用する。南極域でCH1可視画像が得られるのは夏期のみであるため、1988年11月01日~11月20日の衛星データに対して解析を行った。図10は図9を元に作成した教師データの雲と地表の領域を白と黒で示したものである。

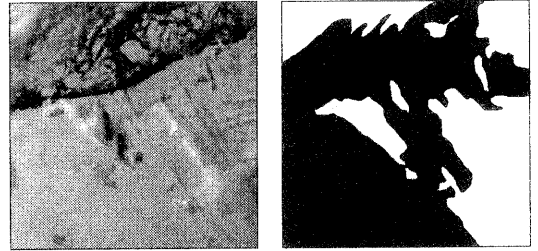


図9: CH1可視画像

図10: 領域分割図

今回、1988年11月01日のデータを教師データとして使用した。この日は陸地および海域にしめる雲の割合が共に約40%であり、雲および地表のデータが得られたためである。また、この教師データは分類画像の評価としても使用する。

3.4 最短距離分類法 (マハラノビス距離)

テクスチャの違いを示す多次元特徴ベクトルを使って雲と地表の分類を行う手法として、最短距離法を用いた。最短距離法とは、分類クラスを事前に定義し、未知のデータと各分類クラスとの特徴空間上での距離を求め、その距離が最小となる分類クラスにそのデータを分類するという方法である。本研究では、この最短距離法の1つであるマハラノビス距離 [4][5] を用いた。

それぞれのクラスが多次元の正規分布に従うと仮定した場合、マハラノビス距離はあるデータからそれぞれのクラスまでの最も自然な距離を与える。すなわちマハラノビス距離は、クラスの持つ固有の分散による影響を正規化した空間での距離として定められる。

図11に2次元の特徴空間においてマハラノビス距離によって示される各クラス間の境界線を示す。

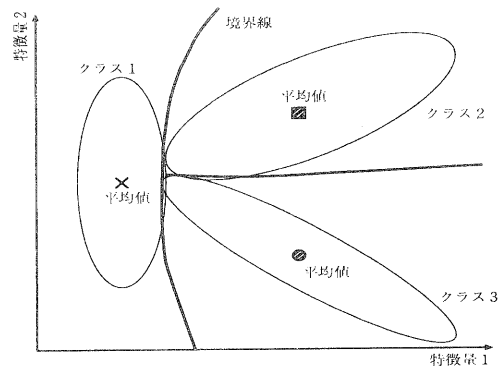


図11: マハラノビス距離によるクラス間境界線

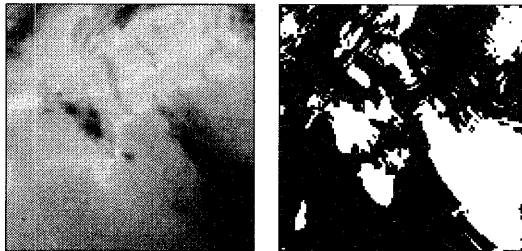
各クラスの分散を考慮して分類されるため、境界線は2次曲線になる。

クラス i の平均値ベクトル $\bar{\mu}_i$ から未知データ \bar{x} までのマハラノビス距離 d_i は、次式で定義される。

$$d_i^2 = (\bar{x} - \bar{\mu}_i)^t \cdot V_i^{-1} \cdot (\bar{x} - \bar{\mu}_i)$$

本研究では、 μ_i は 12 個の要素を持つ平均値ベクトル、 V_i は 12×12 の共分散行列であり、それぞれ各クラスの教師データから得られる 12 次元の特徴ベクトルより予め求めておく必要がある。

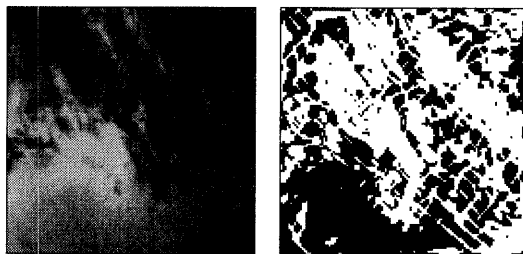
図 12 は、教師データとして用いた 1988 年 11 月 01 日の CH4 赤外画像および分類した結果である。



CH4 赤外画像 分類画像
図 12 : 1988.11.01

図 10 に対する分類率は 72.5 % であった。図 10 は目視により作成したため、CH1 可視画像から正確な領域分割を作成するには限界があること、また CH4 赤外画像には観測されていない雲があることを考慮すると、この分類率は妥当であると考えられる。

図 13 は、11 月 04 日の CH4 赤外画像および 1988 年 11 月 01 日をマハラノビス距離の教師データとして分類した結果を示している。



CH4 赤外画像 分類画像
図 13 : 1988.11.04

分類率は 67.4 % であり、すじ状の雲は雲として分類されている。

3.5 MAP 推定法

マハラノビス距離による分類では、1 画素ずつ分類を行っているため、必ずどちらかのクラスに分類される。

そのため、この結果をそのまま領域分割結果とすると誤りが生じやすい。そこで周りの画素のクラスを考慮した、MAP (最大事後確率) 推定処理を行う。

状態 $s(m,n)$ を中心画素 (m,n) が割り当てられたクラスとする。そして、画素 (m,n) に隣接する画素の集合を $S_{m,n}$ とする。画素 (m,n) と $S_{m,n}$ との関係を図 14 に示す。中心画素に隣接する画素、および、その外側に隣接する画素の状態を考慮して、中心画素の再分類を行う。この処理を全画素に対して行う。

画素 (m,n) の状態と周りの画素の状態との関係を表す関数 $I(s, (m, n))$ を次式で定義する。

$$I(s(m, n)) = \sum_{S_{m,n}^0} \frac{1}{16} J(m, n, i, j) + \sum_{S_{m,n}^1} \frac{1}{32} J(m, n, i, j)$$

$S_{m,n}^0$ は画素 (m,n) に隣接する 8 画素の集合、 $S_{m,n}^1$ はその外側に隣接する 16 画素の集合であり、 $J(m, n, i, j)$ とは、

$$J(m, n, i, j) = \begin{cases} 1 & s(i, j) = s(m, n) \\ 0 & s(i, j) \neq s(m, n) \end{cases}$$

である。 $I(s(m, n))$ は、周囲画素が中心画素と同じクラスに属するほど、1 に近い値をとる。

再分類条件は、以下に示す通りであり、 $s'(m, n)$ が再分類結果である。

$$s'(m, n) = \begin{cases} s(m, n) & I(s(m, n)) \geq 0.5 \\ \bar{s}(m, n) & I(s(m, n)) < 0.5 \end{cases}$$

$\bar{s}(m, n)$ は $I(s(m, n)) < 0.5$ の場合に、反対のクラスに再分類することを表す。

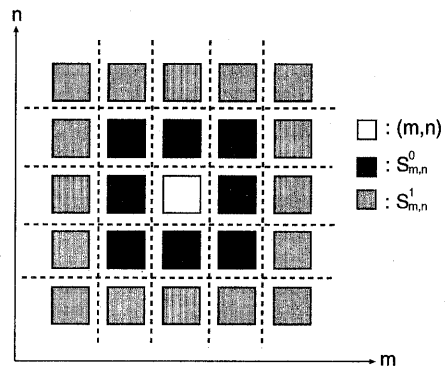


図 14 : 周辺画素との関係

MAP 推定処理の例を図 15 に示す。MAP 推定処理を行うことで、領域分割の精度を高めることができる。

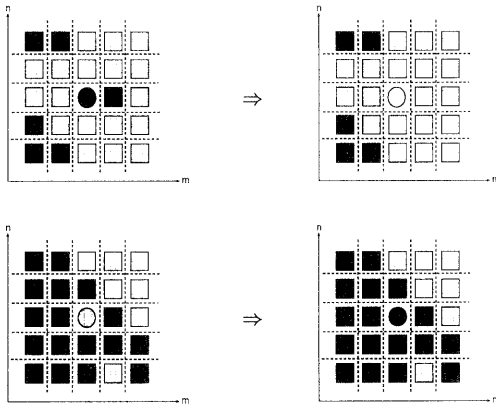


図 15 : MAP 推定処理例

上の例では、処理前の中心画素は黒であるが、周りの画素の白の割合が多く、中心画素は黒とするよりも白と判断するのが妥当であるため、MAP 推定によって黒から白に変更される。また下の例では、処理前、中心画素は白であるが、周辺の画素のほとんどが黒であるため、中心画素も黒とするのが妥当であり、MAP 推定によって白から黒に変更される。

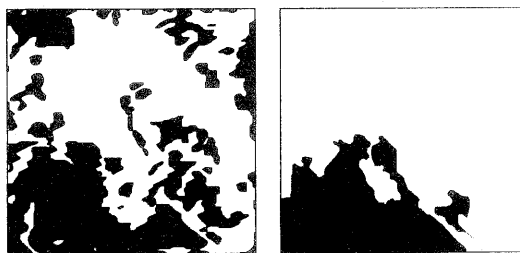
図 12 と図 13 に示す分類結果に対して、MAP 推定処理を行った結果を図 16 と図 17 にそれぞれ示す。比較のために、CH1 可視画像から作成した領域分割図を同時に示す。



雲抽出画像

領域分割図

図 16 : 1988.11.01



雲抽出画像

領域分割図

図 17 : 1988.11.04

周辺画素を考慮するMAP 推定を行うことで、領域分割の精度はそれぞれ数%向上した。このようにMAP 推定処理は領域分割に対して効果があった。

4 まとめ

本研究は、CH4 赤外衛星画像に映る雲と地表のテクスチャの違いから、それぞれの領域の分類を試みた。テクスチャ解析にはウェーブレット変換を用い、画像特徴量となる雲と地表の特徴ベクトルから、マハラノビス距離を使ってテクスチャクラスの分類を行った。さらにMAP 推定処理を行うことで精度の高い領域分割を行うことができた。本手法は赤外衛星画像の解析に有効であった。

謝辞

本研究を進めるにあたり、国立極地研究所山内恭氏より NOAA 衛星データの提供を受けましたことに感謝します。

参考文献

- [1] 斉藤秀雄, 久保守, 村本健一郎, 松浦引毅, “画像特徴量を用いた南極域衛星画像からの雲の抽出, 電子情報通信学会技術報告, IE97-90, pp.1-6
- [2] 日本リモートセンシング研究会, “図解リモートセンシング”, 社会法人 日本測量協会
- [3] 中野宏毅, 山本鎮男, 吉田靖夫 “ウェーブレットによる信号処理と画像処理”, 共立出版株式会社
- [4] 薩間順吉, “確率, 統計”, 岩波書店
- [5] 石村貞夫, “すぐわかる多変量解析”, 東京図書