

特徴次元間相関および分布間の重なりによる次元選択を伴う ポラリメトリック SAR 画像分類

新井康平*・佐伯昌治**

Image classification based on feature selection using correlation and overlap of probability density functions among features derived from decomposition of polarimetric SAR

By

Kohei Arai and Masaharu Saeki

Abstract: T A sea ice classification method based on eigen value decomposition with polarimetric SAR image data is proposed. Polarimetric SAR allows using surface and volume scattering characteristics of the targets such as odd/even/diffuse scattering, sphere/diplane/helix scattering and so on. Based on such these eigen value decomposition, sea ice classification can be done with a variety of types of thin, rough and smooth surface sea ice. A comparative study among the proposed Maximum Likelihood based method with three components data of HH, VV and HV as well as odd/even/diffuse and sphere/diplane/helix scattering components is conducted with PI-SAR of fully polarimetric SAR data of the Sea of Okhotsk area acquired on 23 Feb. 1999. It is found that the proposed method shows 1.3% improvement on percent correct classification compared to that of the existing method with three components and odd/even/diffuse scattering components.

Key words: Polarimetric SAR, Scattering mechanism, Image classification, Odd/Even/Diffuse scattering, Sphere/Diplane/Helix scattering, Sea ice classification

1. はじめに

ポラリメトリック SAR[1]は、対象物に照射する電磁波の周波数、入射角、分解能%のみならず、偏波に係るシステムパラメータと対象物の幾何学的特徴と物理化学的特徴との間の相互作用の特性を用いることができるため、偏波散乱特性を用いない SAR よりも分類精度が、一般に高く、また、特徴のある使い方ができると期待されている[2]。

ポラリメトリック SAR 画像の分類手法に関する研究は数多くなされている。それらの多くは、ポラリメトリック SAR における対象物の偏波散乱特性を偏波シグネチャー(水平/垂直偏波で照射し、水平/垂直偏波で受信する、HH, VV と略記する共偏波および、水平/垂直偏波で照射し、垂直/水平偏波で受信する、HV, VH と略記するクロス偏波の受信電力から直線偏波基底の散乱行列を求め、任意の偏波状態の受信電

力を算出してそれらを 3 次元表示したもの)として記述し、対象物の特徴的偏波状態における受信電力に基づく分類手法が多い[1], [2]。

ポラリメトリック SAR データからの散乱特性の抽出に関する研究も決して少なくない。散乱行列の要素からなる共分散行列に固有値分解を施し、この変換行列の位相条件が対象物によって異なることを利用した手法[3]、また、共分散行列を固有値分解し、最大固有値から順に、1 回散乱/2 回散乱/複数回散乱、奇数回散乱/偶数回散乱/拡散散乱、奇数回散乱/偶数回散乱/ブラッグ散乱/複数回散乱(single/ double/ multiple, odd/ even/ diffuse, odd/ even/ Bragg/ multiple)に分離し、これら散乱特徴を用いて対象物を分類する手法[4]、散乱行列から円偏波基底の散乱成分、(球)表面散乱/(二面コーナーリフレクタ)二面散乱/らせん散乱、表面散乱/ブラッグ散乱/2 回散乱(sphere/ diplane/ helix, sphere/ Bragg/ double)に分解し、これら散乱特徴を用いて対象物を分類する手法を提案した[5], [6]。

この円偏波基底に基づく分解によって得られる特徴量は回転に対して不変である。さらに、前出の第

平成 19 年 11 月 1 日受理

*理工学部知能情報システム学科

**日本センドメール株式会社

©佐賀大学理工学部

1 から 3 の固有値までの総和と各固有値の比率に基づくエントロピー(H)、第2および3固有値の和と差の比(非等方性(A):Anisotropy)および各固有値に対する固有ベクトル(3x3 のコヒーレンシー行列)の最大固有値に相当する要素、 $\cos(\alpha)$ のからなるH、A、 α に分解し、これらを特徴次元として分類する方法およびこれらから、表面散乱、体積散乱、多重散乱に分ける手法も提案されている[7]。これらの多くは、文献[8]によってレビューされている。

本論文ではレーダーパラメトリックに散乱行列の要素からなる共分散行列の固有値分解から求める対象物の散乱情報を用いて海氷分類精度の向上を目指している。この分野の既往研究として、周波数の違いによる積雪のない Nilas のような薄い氷(氷厚10cm以下)の場合、Lバンド SAR では海氷と海水の区別が困難であるが、Xバンドであればそれが可能であることが示され[9]、同様に、周波数と偏波の海氷分類における最適な組合せについての検討もなされている[10]。また、氷厚観測にはLよりもCバンドの方が適していること、氷板上の積雪の後方散乱への寄与が少ないこと、氷の表面散乱が支配的であることが示された[11]。さらに、前出のH、A、 α 分解結果の2次元平面における分布によって海氷のタイプを3つ程度に分類した報告もなされている[12]。しかし、これまでの研究は、海氷の表面粗度の相違による散乱メカニズムの違いに基づく特徴次元を十分に分類に活かせていないと考える。そのため、特に、Ridged/ Compressed/New forming/ Smooth surface の誤分類が20から40%にも達しており、決して満足できる精度ではなかった[13]。本論文では、これまで提案されている対象物の散乱特徴を分解によって求める手法を組み合わせることを考える。直線、円偏波基底に基づく分解等により散乱成分を分解する手法、ならびに、それら散乱成分を用いた分類は個別に試みられているが、散乱行列の要素からなる共分散行列の固有値分解では奇数回散乱/偶数回散乱/拡散散乱、また、円偏波基底に基づく分解では表面散乱/二面散乱/らせん散乱と共偏波およびクロス偏波受信電力と個別に組み合わせた次元を用いた分類しか試みられていなかった。定性的には上述の2つの分解によって得られる散乱成分間の相関の高いことがわかっているが、中でも現実のパラメトリック SAR データを用いて相関を調べ、独立性の高い次元を見出し、特徴次元に採用して分類する手法は提案されていなかった。ここでは相関の物理的な解釈を与え、それら次元により構成される特徴空間における海氷分類を提案する。また、現実の航空機搭載パラメトリック SAR データを用いて精度評価を行う。

2. 提案手法

本提案手法は以下の5ステップからなる。

- Step1 散乱行列(マイクロ波が地上の物体によって散乱するとき、物体への入射波と受信波の関係は、

$$\begin{pmatrix} E_h \\ E_v \end{pmatrix}_{rec} = \frac{e^{-jkR}}{kR} \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_h \\ E_v \end{pmatrix}_{ill}$$

と表現される。 E_h, E_v は電界の水平、垂直成分、 ill は入射波、 rec は受信波、 k は入射波の波数、 R はレンジである。この

$$\begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix}$$

を散乱行列と呼ぶ。)の要素からなる共分散行列を、以下の方法にて、固有値分解し、奇数回散乱/偶数回散乱/拡散散乱の3つの成分に分解する^[4]。

$$X = [S_{hh} S_{hv} S_{vv}]^T \quad C = \langle X X^{*T} \rangle \quad (1)$$

$$C = \lambda_1 K_1 (K_1^*)^T + \lambda_2 K_2 (K_2^*)^T + \lambda_3 K_3 (K_3^*)^T \quad (2)$$

ここで、 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ はそれぞれ、奇数回散乱/偶数回散乱/拡散散乱に対応する固有値である。また、 $S_{hh} S_{hv} S_{vv}$ は散乱行列の要素、 C は共分散行列、 $*T$ は複素共役転置を表す。このときの固有値の寄与率、

$$\frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (3)$$

を各散乱成分の割合とする。

- Step2 散乱行列を円偏波基底に基づき、(球)表面散乱成分/二面散乱成分/らせん成分の3つの成分に、以下の通り、分解する^[5]。

$$S_{RR} = \frac{1}{\sqrt{2}}(S_{hh} - S_{vv} + j2S_{hv})$$

$$S_{LL} = \frac{1}{2}(S_{hh} - S_{vv} - j2S_{hv})$$

$$S_{LR} = \frac{1}{2}(S_{hh} + S_{vv}) \quad (4)$$

$$K_s = |S_{LR}| \quad K_d = |S_{LL}| \quad K_h = |S_{RR}| - |S_{LL}| \quad \text{for } |S_{RR}| > |S_{LL}| \quad (5)$$

$$K_s = |S_{LR}| \quad K_d = |S_{RR}| \quad K_h = |S_{RR}| - |S_{LL}| \quad \text{for } |S_{RR}| < |S_{LL}| \quad (6)$$

このときの K_s (Sphere), K_d (Diplane), K_h (Helix)をそれらの総計の除算したものの、

$$\frac{K_i}{K_s + K_d + K_h} \quad (i = s, d, h) \quad (7)$$

を各散乱成分の支配率とする。これらの定義式から、奇数回散乱と表面散乱、偶数回散乱と二面散乱および拡散散乱とらせん散乱とは相関が

高いと考えられる。

- Step3 HH,HV,VV の3 偏波受信電力を算出する。
- Step4 画像ベクトルを3 偏波成分の受信電力および散乱行列を固有値分解して得られる6つの次元のうち、相関の少ない成分、特徴空間における分類クラス間の分布の重なりが少ない次元とする。
- Step5 これら直線および円偏波基底に基づく散乱成分次元を直交する空間に写像し、最尤法分類を適用する。

3. 実験

3.1 使用データ

実験には通信総合研究所と宇宙開発事業団(CRL/NASDA)が共同で実施したPI-SAR(Polarimetric and Interferometric SAR)による北海道サロマ湖付近のオホーツク海を1999年2月23日に観測したものをを用いた。PI-SARの主要仕様をTable 1に示す。

Table 1: Major characteristics of PI-SAR

Instrument	NASDA/L-SAR
Center frequency	1.27GHz
Peak power	3.5kw
Bandwidth	50MHz
Antenna size	1.6m x 0.7m
Polarization	HH/HV/VH/VV
Incident angle	20-60deg.(Fixed)
Swath width	42.5km
Spatial resolution	3m
Quantization bits	8bit(I and Q)

SSC(Singlelook Slanrange Complex)データを使用したので空間分解能は3mx3mであり、当該データから5kmx5kmの領域を切り出して実験データとした。以下に8ルックによりマルチルック処理した画像の一部をFigure 1に示す。この実験には筆者達の1人が参加し、分類クラスを設定する際の参考資料を入手している。分類クラスは、開放水面、氷厚10cm程度以下の氷殻(薄氷:ニラス)、氷厚10から30cm程度の板状軟氷(滑表面氷)および氷厚30cm程度以上の粗表面氷と設定した。

平成11年2月24日に取得したLANDSAT-5/TMデータ等を参照の上、各クラスの概略のトレーニングエリアを設定した。図中、それらクラスのトレーニングエリアを示す。氷板のエッジ付近において大きい後方散乱が確認できる。また、このHH偏波の受信電

力画像からもわかる通り、滑表面氷と薄氷との識別が最も困難である。

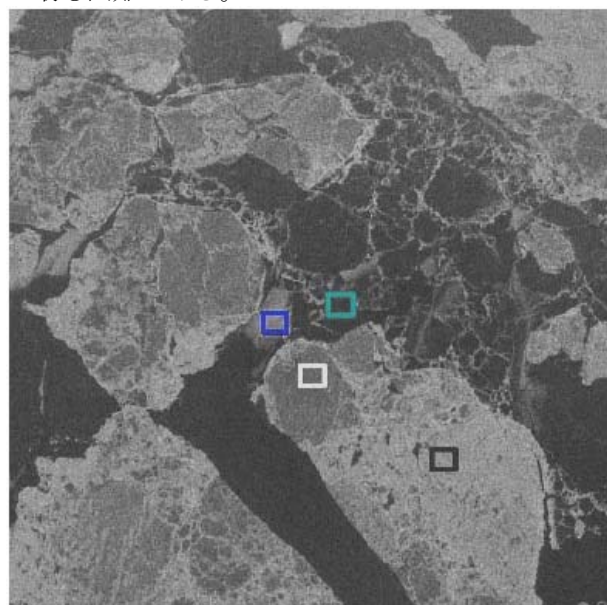


Figure 1: PI-SAR imagery data of intensive study area in the sea of Okhotsk acquired on 23 Feb.1999(Original data: Singlelook Slanrange Complex Data, 8 look 1000 × 987 pixels, L band HH polarization) Green: Open Water, Black: Rough Surface Ice, White: Smooth Surface Ice, Blue: Thin Ice(Nilas like)

3.2 相関行列

奇数回散乱/偶数回散乱/拡散散乱、表面散乱/二面散乱/らせん散乱および共偏波およびクロス偏波の受信電力に着目し、各次元の相関係数行列 R_{ij} , i, j = 奇数回散乱/偶数回散乱/拡散散乱、表面散乱/二面散乱/らせん散乱および共偏波およびクロス偏波の受信電力)を調べた。Table 2-5にその結果を示す。

Table 2: Correlation Matrix (OpenWater)

	Odd	Even	Diffuse	Sphere	Diplane	Helix	HH	HV	VV
Od	1.000	-0.995	-0.495	0.399	-0.215	-0.296	0.527	0.130	0.608
Ev	-0.995	1.000	0.402	-0.371	0.233	0.233	-0.489	-0.183	-0.572
DI	-0.495	0.402	1.000	-0.414	-0.048	0.660	-0.557	0.385	-0.578
Sp	0.399	-0.371	-0.414	1.000	-0.740	-0.481	0.504	-0.055	0.377
Dp	-0.215	0.233	-0.048	-0.740	1.000	-0.234	-0.221	-0.186	-0.090
Hx	-0.296	0.233	0.660	-0.481	-0.234	1.000	-0.441	0.322	-0.427
HH	0.527	-0.489	-0.557	0.504	-0.221	-0.441	1.000	0.380	0.930
HV	0.130	-0.183	0.385	-0.055	-0.186	0.322	0.380	1.000	0.403
VV	0.608	-0.572	-0.578	0.377	-0.090	-0.427	0.930	0.403	1.000

Table 3: Correlation Matrix(Rough Surface Ice)

	Odd	Even	Diffuse	Sphere	Diplane	Helix	HH	HV	VV
Od	1.000	-0.989	-0.321	0.621	-0.512	-0.290	0.286	-0.041	0.349
Ev	-0.989	1.000	0.174	-0.562	0.502	0.215	-0.265	-0.050	-0.318
DI	-0.321	0.174	1.000	-0.529	0.193	0.545	-0.203	0.586	-0.287
Sp	0.621	-0.562	-0.529	1.000	-0.740	-0.570	0.332	-0.241	0.402
Dp	-0.512	0.502	0.193	-0.740	1.000	-0.131	-0.297	-0.066	-0.321
Hx	-0.290	0.215	0.545	-0.570	-0.131	1.000	-0.126	0.437	-0.201
HH	0.286	-0.265	-0.203	0.332	-0.297	-0.126	1.000	0.519	0.789
HV	-0.041	-0.050	0.586	-0.241	-0.066	0.437	0.519	1.000	0.440
VV	0.349	-0.318	-0.287	0.402	-0.321	-0.201	0.789	0.440	1.000

Table 4: Correlation Matrix(Smooth Surface Ice)

	Odd	Even	Diffuse	Sphere	Diplane	Helix	HH	HV	VV
Od	1.000	-0.987	-0.554	0.693	-0.531	-0.352	0.537	-0.038	0.629
Ev	-0.987	1.000	0.414	-0.652	0.546	0.271	-0.479	-0.061	-0.575
Df	-0.554	0.414	1.000	-0.550	0.179	0.589	-0.566	0.535	-0.585
Sp	0.693	-0.652	-0.550	1.000	-0.747	-0.532	0.638	-0.142	0.597
Dp	-0.531	0.546	0.179	-0.747	1.000	-0.165	-0.435	-0.175	-0.367
Hx	-0.352	0.271	0.589	-0.532	-0.165	1.000	-0.393	0.433	-0.418
HH	0.537	-0.479	-0.566	0.638	-0.435	-0.393	1.000	0.146	0.834
HV	-0.038	-0.061	0.535	-0.142	-0.175	0.433	0.146	1.000	0.140
VV	0.629	-0.575	-0.585	0.597	-0.367	-0.418	0.834	0.140	1.000

Table 5: Correlation Matrix(Thin Ice:Nilas)

	Odd	Even	Diffuse	Sphere	Diplane	Helix	HH	HV	VV
Od	1.000	-0.989	-0.338	0.656	-0.484	-0.307	0.331	-0.154	0.440
Ev	-0.989	1.000	0.193	-0.609	0.493	0.235	-0.278	0.044	-0.377
Df	-0.338	0.193	1.000	-0.471	0.074	0.533	-0.421	0.730	-0.509
Sp	0.656	-0.609	-0.471	1.000	-0.676	-0.539	0.533	-0.275	0.537
Dp	-0.484	0.493	0.074	-0.676	1.000	-0.256	-0.279	-0.133	-0.252
Hx	-0.307	0.235	0.533	-0.539	-0.256	1.000	-0.380	0.513	-0.417
HH	0.331	-0.278	-0.421	0.533	-0.279	-0.380	1.000	-0.064	0.425
HV	-0.154	0.044	0.730	-0.275	-0.133	0.513	-0.064	1.000	-0.108
VV	0.440	-0.377	-0.509	0.537	-0.252	-0.417	0.425	-0.108	1.000

Table 2-5 の行列の要素、 R_{12} , R_{45} をみると、奇数回散乱と偶数回散乱、表面散乱と二面散乱には強い相関があることがわかる。また、要素、 R_{36} をみると、拡散散乱とらせん散乱の相関も前二者程ではないが、強い相関が確認できる。さらに、前出の各対象物の散乱特徴の定性的な解釈を考え合わせると、開放水面は表面散乱 (Table 2 の要素、 R_{41} - R_{49})、粗表面氷はらせん散乱および拡散散乱 (Table 3 の要素、 R_{31} - R_{39} , R_{61} - R_{69})、滑表面氷は二面散乱 (Table 4 の要素、 R_{51} - R_{59})、そして、薄氷はらせん散乱 (Table 5 の要素、 R_{61} - R_{69}) を次元に加えることにより、他との相関が比較的小さい次元を選択することになるので識別能力が向上できると考える。

3.3 特徴空間における分布

海水分類の際、各次元の特徴空間における各クラスの教師データの分布の重なりはオMISSION、コミッション誤差の原因になる。

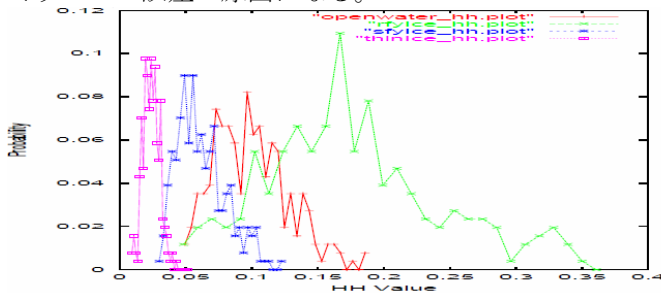


Figure 2: Received power of HH polarization for training samples

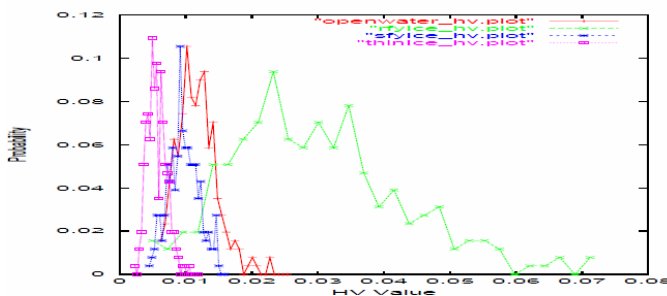


Figure 3: Received power of HV polarization for training samples

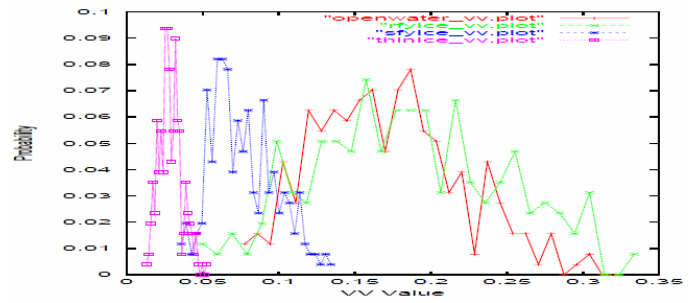


Figure 4: Received power of VV polarization for training samples

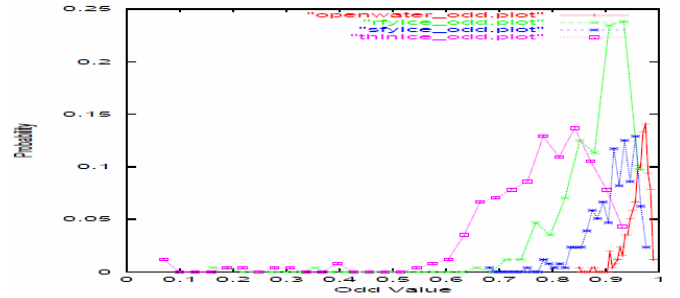


Figure 5: Odd number of scattering component for training samples

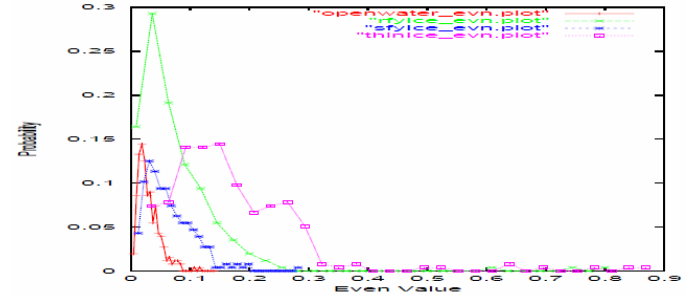


Figure 6: Even number of scattering component for training samples

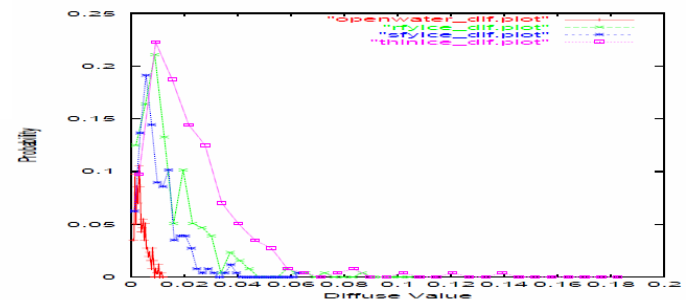


Figure 7: Diffuse scattering component for training samples

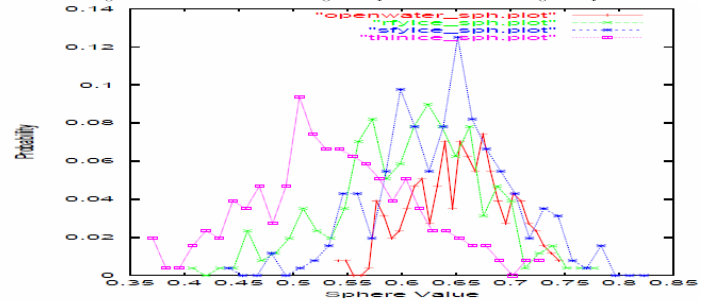


Figure 8: Sphere scattering component for training samples

それら分布を Figure 2-10 にそれぞれ示す。

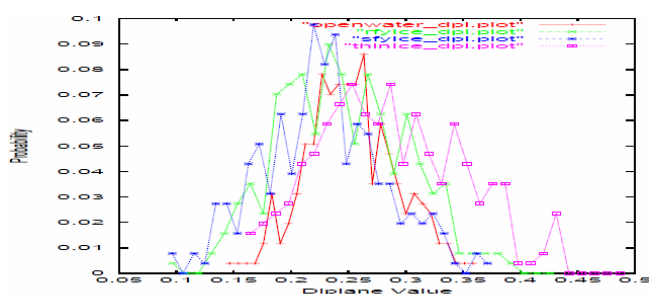


Figure 9: Diplane scattering component for training samples

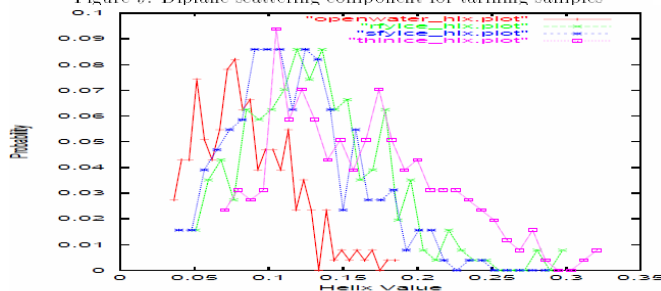


Figure 10: Helix scattering component for training samples

Figure 2 から、HH では開放水面と粗表面氷、粗表面氷と滑表面氷の順に分布の重なりが大きく、薄氷は他の 3 クラスとの重なりが小さいことがわかる。Figure 3 から、HV では粗表面氷と滑表面氷の分布の重なりが大きいこと、また、Figure 4 から、VV では開放水面と粗表面氷の分布の重なりが大きく、他の 2 クラスとの重なりはさほどでもないことがわかる。Figure 5 から、奇数回散乱では開放水面が比較的大きな値を示していること、粗表面氷の分布が滑表面氷や薄氷のそれらを含んでいることがわかる。Figure 6 から、薄氷の偶数回散乱が相対的に大きく、前述の包含関係も成立していることがわかる。Figure 7 から、拡散散乱では偶数回散乱とほぼ同様のことがいえ、Figure 8-10 の表面散乱、二面散乱、らせん散乱の分布からは 4 クラスの重なりが大きく、識別能力の観点から相対的に劣るが、薄氷だけは他の 3 クラスとの重なりが若干小さいことがわかる。

これらは散乱メカニズムの定性的解釈と一致している。以上を総合して、3 偏波受信電力では開放水面および粗表面氷が比較的平均、分散が大きく、共偏波受信電力では両者の識別は困難であり、クロス偏波受信電力では開放水面と滑表面氷との識別が困難であることがわかる。奇数回散乱と偶数回散乱とは負の相関があり、分散の大きい順に薄氷、粗表面氷、滑表面氷、開放水面である。また、開放水面の奇数回散乱は他に比し大きな値を示している。さらに、薄氷では拡散散乱および偶数回散乱が大きいことがわかる。また、3 偏波受信電力は正規分布に近いが、奇数、偶数回散乱および拡散散乱の分布は定義域を限定した χ^2 分布、または、ベータ分布に近い。表面散乱では薄氷が最も小さく、次に、粗表面氷、滑表面氷、開放水面の順になっている。また、二面

散乱では薄氷が最も大きく、ついで、粗表面氷、開放水面、滑表面氷の順になっている。さらに、らせん散乱では薄氷、粗表面氷、滑表面氷、開放水面の順に大きい。これらは散乱メカニズムの定性的解釈と一致している。

3.4 分類精度

相関行列と特徴空間における分布から、3 偏波の受信電力に奇数、偶数回散乱のいずれかおよび拡散散乱を加え、特に、薄い海氷の分類精度を向上を図ることを考えた。また、さらに、表面散乱、らせん散乱のいずれかを加え、開放水面の分類精度の向上を図ることも考慮した。そのため、以下に示す 3 通りの次元組合せによる海氷分類を試みた。

[1] 3 偏波受信電力 + 奇数回散乱 + 偶数回散乱 + 拡散散乱 (既存手法)

[2] 3 偏波受信電力 + 奇数回散乱 + 拡散散乱 + らせん散乱

[3] 3 偏波受信電力 + 奇数回散乱 + 拡散散乱 + 二面散乱

[1] は既存の手法であり、散乱行列の要素により定義する共分散行列の固有値分解による 3 成分を 3 偏波受信電力に加えるものである。[2] は奇数、偶数回散乱の間に強い負の相関があることから奇数回散乱のみを残し、拡散散乱とそれに比較的相関の高いらせん散乱を追加した場合である。相関の高い次元を追加した場合、分類精度の向上が期待できないばかりか追加した次元が足を引っ張る結果を招き、分類精度が低下することもあることを示すために試みている。[3] は奇数回散乱に拡散散乱およびそれと比較的相関の低い二面散乱を追加した場合である。

(1) 奇数回散乱と表面散乱、(2) 偶数回散乱と二面散乱、(3) 拡散散乱とらせん散乱は一般に相関が高いが、その相関は (1), (3), (2) に高い。そのため、ここでは (2) の二面散乱を追加した。これらの分類結果 (画像および判別効率表) を Table 6, 7, 8 および Figure 11, 12, 13 にそれぞれ示す。

これらを見ると、相関が比較的高い直線偏波基底と円偏波基底に基づく特徴次元のいずれかを用いる既存手法の分類精度は決して悪くはないといえる。しかし、開放水面と滑表面氷、薄氷と滑表面氷および粗表面氷と開放水面の誤分類が若干改善の余地がある。また、奇数回散乱と相関の高い偶数回散乱を除き、拡散散乱と相関の高いらせん散乱を加えた場合、滑表面氷を開放水面に誤る確率が増え、正当率 (PCC) は劣化した。さらに、拡散散乱と相関の低い二面散乱を加えた場合、特に、滑表面氷と開放水面、薄氷と滑表面氷の誤分類が減少し、PCC も既存手法に比べて 1.3% 程度改善がみられた。

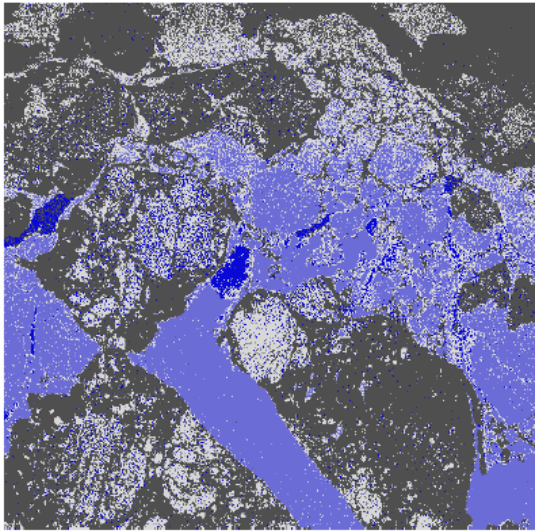


Figure 11: The classified image with HH,HV,VV polarization of received power, odd and even scattering components together with diffuse component
Blue: Open Water, Grey: Rough surface sea ice, White: Smooth surface sea ice, Light Blue: Thin(Nilas) sea ice

Table 6: Confusion matrix for the dataset of HH,HV,VV polarization of received power, odd/even scattering components together with diffuse component (in unit of %), PCC: Percent of Correct Classification=93.4%

	OpenWater	Roughlce	Smoothlce	Thinlce
OW	93.4	0.8	5.8	0.0
RI	3.1	92.2	4.7	0.0
SI	6.6	0.8	92.2	0.4
TI	0.8	0.0	3.5	95.7

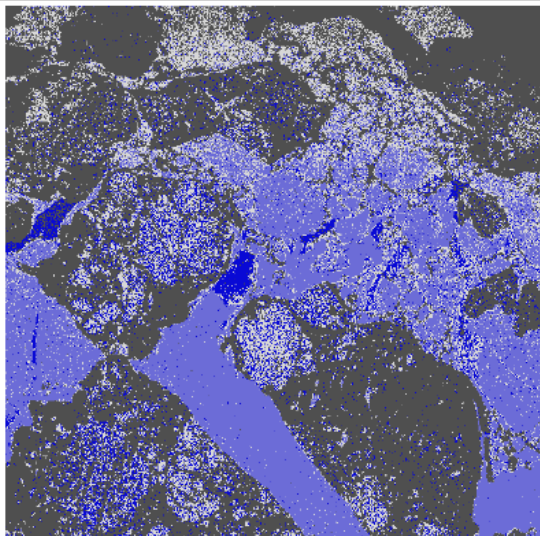


Figure 12: The classified image with HH,HV,VV polarization of received power, odd scattering component together with diffuse and helix components

Table 7: Confusion matrix for the dataset of HH,HV,VV polarization of received power, odd scattering component together with diffuse and helix components (in unit of %), PCC=87.3%

	OpenWater	Roughlce	Smoothlce	Thinlce
OW	95.3	1.2	3.5	0.0
RI	6.6	91.4	2.0	0.0
SI	30.8	0.8	67.6	0.8
TI	2.0	0.0	3.1	94.9

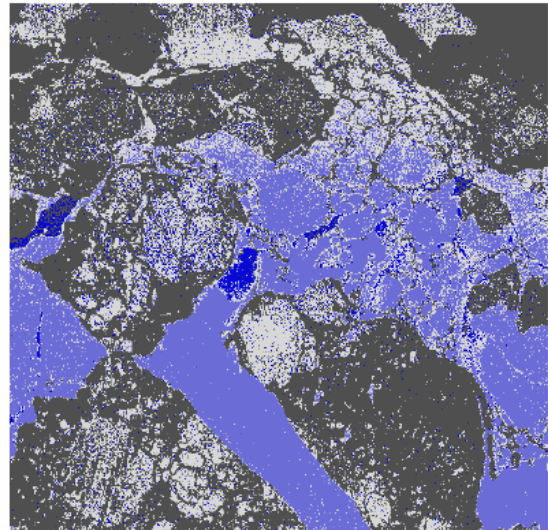


Figure 13: The classified image with HH,HV,VV polarization of received power, odd scattering component together with diffuse and diplane components

Table 8: Confusion matrix for the dataset of HH,HV,VV polarization of received power, odd scattering component together with diffuse and diplane components (in unit of %), PCC=94.6%

	OpenWater	Roughlce	Smoothlce	Thinlce
OW	92.2	0.8	7.0	0.0
RI	2.0	92.2	5.8	0.0
SI	3.1	0.4	95.3	1.2
TI	0.0	0.0	1.2	98.8

4. あとがき

ポラリメトリック SAR データによる海氷分類に用いる直線および円偏波基底に基づく分解によって得られる偏波成分を特徴次元とする海氷分類を試みた。その際、特徴次元間の相関、特徴空間における分布、ならびに、対象物の偏波散乱特性を考慮し、最適な特徴次元の選定を行った。既存の方法では3偏波受信電力と散乱行列から導出する共分散行列の固有値分解した結果としての奇数、偶数回散乱と拡散散乱成分を用いる分類か、または、3偏波受信電力と円偏波基底に基づく球(表面)散乱、二面コーナーリフレクタ散乱、らせん散乱を用いるが、本論文では、これらのすべての特徴次元の相関と分布を考慮し、

かつ、用いる次元数を同じにする条件の下、最適な組合せを見出して最尤法分類する方法を提案した。オホーツク海の海氷を観測した PI-SAR データを用いて提案手法の分類精度を評価したところ、既存の手法に比べ、1.3%の精度向上を確認した。もともと、既存手法の分類精度が 93.4%と高く、精度向上は些少であった。

謝辞

本研究を進めるにあたり、PI-SAR データを御提供戴き、また、助言を頂戴した宇宙航空研究開発機構 (JAXA) 島田政信博士、並びに、日本大学若林裕之教授に深謝の意を表します。

参 考 文 献

- (1) Mott, M., Antennas for radar communications -a polarimetric approach, John Wiley & Sons, N.Y., 1992.
- (2) Henderson, F.M., A.J.Lewis, Principles and applications of imaging radar, Manual of Remote Sensing, 3rd Ed., Vol.2, John Wiler & Sons, 1998.
- (3) Krogager et al., Analysis of the absolute and relative phase conditions of transformation matrices for the 2x2 sinclair[S] and 3x3 covariance matrices in radar polarimetry, J. Optical Society America, 1A, Vol.E72B, 1993.
- (4) Dong, Y., et al., A new decomposition of radar polarization signature, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, Vol.36, No.3, pp.933-939, 1998.
- (5) Zebker, H.A., et al., Imaging radar polarimeter from wave synthesis, J. Geophysical Research, Vol.92, No.81, pp.638-701, 1987.
- (6) Krogager, E. and Z.H. Czyz, Properties of the sphere, diplane, helix decomposition, Proc., 3rd Int. Workshop on Rdar Polarimetry, Vol.1, pp.106-114, 1995.
- (7) Pottier, E., J.S. Lee, Unsupervised classification scheme of Polsar images based on the complex Wishart distribution and the H/A/ α polarimetric decomposition theorem, Proc. 3rd European Conference on Synthetic Aperture Radar EUSAR 2000, Munich, May 2000.
- (8) Cloude, S.R. and E.Pottier, A review of target decomposition theorems in radar polarimetry, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, Vol.34, No.2, pp.498-518, 1995.
- (9) 松岡他、航空機 SAR(Pi-SAR)によるオホーツク海の海氷観測、ALOS/PALSAR CRL and NASDA/PI-SAR ワークショップ報告書、pp.123-124, 1999.
- (10) Drinkwater, M.R., et al., Multi-frequency polarimetric SAR observation of sea ice, J. Geophysical Research, Vol.96, C11, pp.20679-20698, 1991.
- (11) 若林、SAR による海氷および湖水の散乱特性把握、ALOS/PALSAR CRL/NASDA 航空機 SAR and SAR アプリケーションワークショップ報告書、pp.165-171, 1999.
- (12) Scheuchl, B., et al., Sea ice classification using multi-frequency polarimetric SAR data, Proc. IGARSS'02, Toronto, June 2002.
- (13) Scheuchl, B., et al., Classification strategies for fully polarimetric SAR data of sea ice, POLinSAR, Frascati, Jan., 2003.