

偏波合成開口レーダデータの散乱モデル電力分解について

山口 芳雄^{†a)} グラブ シング^{††} 山田 寛喜[†]

On the Model-Based Scattering Power Decomposition of Fully Polarimetric SAR Data

Yoshio YAMAGUCHI^{†a)}, Gulab SINGH^{††}, and Hiroyoshi YAMADA[†]

あらまし 災害監視や地球環境観測に偏波合成開口レーダ (PolSAR) が大きな役割を果たしつつある。PolSAR から導かれる偏波データの Coherency 行列には 9 個の 2 次統計量が含まれている。その利用法の一つに散乱メカニズムに基づいた散乱電力分解がある。Coherency 行列を散乱モデル行列で展開することにより、各散乱電力を求める手法である。各散乱電力に基づいたカラー画像が作成できるので、理解しやすく、多くの手法が提案されてきた。本文では、その進展とともに最新の 6 成分分解手法について述べる。

キーワード リモートセンシング、レーダポーラリメトリ、散乱メカニズム、散乱モデル、散乱電力分解

1. ま え が き

近年、温暖化による気象変動の影響により、台風、洪水、土砂崩れなどの自然災害が多発している。災害監視や地球環境観測のために、人工衛星や航空機によるレーダ観測が行われている。レーダは昼夜・天候にかかわらず、広域を瞬時に観測できるため、非常に有用な観測手段であり、なかでも偏波合成開口レーダ (PolSAR) は高分解能で、多くの情報量をもつために世界中で利用され始めている。

PolSAR データに対していろいろな利用方法が開発されてきた [1]~[4]。通常の災害監視では調べたい領域を解析し、画像化する。その際、PolSAR から取得される散乱行列を平均化して解析を行う。集合平均の偏波行列には 3x3 の複素行列である Covariance 行列、Coherency 行列、4x4 の実数行列の Kennaugh 行列などがあり、その偏波行列の中には 9 個の独立な偏波 2 次統計量が含まれている [2]~[5]。解析手法として物理的アプローチは散乱モデルに基づく散乱電力分解、

数学的アプローチは Entropy/ α /Anisotropy [6] などの固有値解析が有名である [4]。

本文では、偏波データの散乱モデルに基づく電力分解について述べる。その理由は、1) だれにも分かりやすいカラー画像が得られる。2) 色が散乱メカニズムに対応している。3) 色の変化によって散乱の変化が分かり、時系列解析に有用。4) 計算時間がかからない、ためである。

散乱分解には偏波行列に含まれる 9 個の偏波パラメータを数個の散乱モデルに対応させる研究が行われてきた。初期の段階では、Covariance 行列から出発してモデル展開が行われてきたが [7], [8], Coherency 行列の方が散乱メカニズムに直結し、回転操作など定式化が簡単なので、最近では Coherency 行列を利用して議論することが多い。最初の 3 成分分解である FDD (Freeman & Durden Decomposition [7]), 4 成分分解の Y40 [8], 回転操作を加えた 4 成分分解 Y4R [9], 2 面コーナーリフレクタによる交差偏波成分を取り入れた S4R [10], 偏波情報を 100% 利用した G4U [11] などがある。他にも適応体積散乱モデルの提案 [12] や、固有値解析を取り入れた手法など多くの手法 [13], [14] が提案されてきた。

しかし、どの手法においても Coherency 行列の中で、 T_{13} 成分に対応した散乱モデルは存在しなかった。その理由は、2.2 に示す表面散乱、2 回反射散乱、体積散乱などの基本散乱モデルだけでは、 T_{13} 成分を含

[†] 新潟大学工学部, 新潟市

Faculty of Engineering, Niigata University, 2-8050 Ikarashi, Nishi-ku, Niigata-shi, 950-2181 Japan

^{††} インド工科大学ボンベイ校, インド

CSRE, Indian Institute of Technology Bombay, Powai, Mumbai-76, India

a) E-mail: yamaguch@ie.niigata-u.ac.jp

DOI:10.14923/transcomj.2018API0001

む散乱メカニズムを表現することができず、更に T_{13} 成分だけを含む単純な物理モデルが存在しないためである。そこで、本文では T_{13} 成分を含む散乱モデルとして合成ダイポールによる散乱を取り上げ、 T_{13} 成分に対応する散乱モデルとして扱うこととした。ダイポールの組合せ方によって、 T_{13} 成分の実部と虚部に対応したモデルを作ることができる。

本文では、合成ダイポールによる散乱モデルを従来 of 4 成分散乱モデルに加えた最新の 6 成分分解手法を述べる。その結果、体積散乱成分が抑えられ、いままでの手法で不十分であった斜め市街地の分解結果がより分かりやすくなることを示す。斜め市街地とは、プラットホームの観測パスに対して平行でなく、斜め方向を向いた市街地を意味している。

2. 偏波散乱のモデル化

PolSAR では一般に水平偏波 H と垂直偏波 V の送受信の組み合わせによって 2x2 の複素数要素をもつ散乱行列が取得される。その要素は S_{HV} のように書き表され、最初の添字が受信偏波、後の添字が送信偏波を表す。送受信が一体となったモノスタティックレーダでは $S_{HV} = S_{VH}$ となる。散乱行列はスナップショットに対応するもので、調べたい領域の偏波情報を抽出するには、ある程度の集合平均をとって 2 次統計量をもつ偏波行列に変換し、それをモデル分解に利用する。

2.1 Coherency 行列と偏波パラメータ

まず、散乱行列 $[S]$ をベクトル化し、Pauli 基底の散乱ベクトル \mathbf{k}_P を作る。

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \mathbf{k}_P = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \quad (1)$$

そして \mathbf{k}_P を基に集合平均をとって平均化 Coherency 行列を作成する。

$$\langle [T] \rangle = \frac{1}{n} \sum \mathbf{k}_P \mathbf{k}_P^{*t} = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{12}^* & T_{22} & T_{23} \\ T_{13}^* & T_{23}^* & T_{33} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$\langle \cdot \rangle$ は集合平均、添字 * は複素共役、t は転置を表す。また、n は平均化数である。

$$T_{11} = \frac{1}{2} \langle |S_{HH} + S_{VV}|^2 \rangle,$$

$$T_{22} = \frac{1}{2} \langle |S_{HH} - S_{VV}|^2 \rangle,$$

$$T_{12} = \frac{1}{2} \langle (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle,$$

$$T_{33} = 2 \langle |S_{HV}|^2 \rangle,$$

$$T_{13} = \langle S_{HV}^*(S_{HH} + S_{VV}) \rangle,$$

$$T_{23} = \langle S_{HV}^*(S_{HH} - S_{VV}) \rangle \quad (3)$$

Coherency 行列 (2) は 2 次統計量の複素数要素をもつ正定値エルミート行列である。対角成分で実数 3 個、非対角成分で実部と虚部をそれぞれカウントすると 6 個の実数成分がある。そのため、合計 9 個の独立偏波情報が含まれていることになる。2 次統計量として 9 個という数は、Covariance 行列や Kennuagh 行列など、どの形式の偏波行列でも同じである [5]。

散乱モデル分解は、この 9 個の偏波パラメータに物理散乱モデルを Fitting させ、そのモデルの電力を引き出す分解法である。したがって、最適な物理散乱モデルの作成といかに 9 個のパラメータを利用するかが最大の課題となる。

最初に提案された FDD [7] では、対角成分 3 個と T_{12} (実部、虚部) の 5 個のパラメータだけを利用した。その利用割合を 5/9 のように記す。 T_{13} 、 T_{23} 成分は考慮されていない。次に Y40 [8] では、植生における Reflection Symmetry 条件 $\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle \simeq \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle \simeq 0$ を緩和し、市街地にも対応できるように Helix 散乱モデルが導入され、 T_{23} の虚部に対応させた。利用割合は 6/9 となる。その後、市街地での過剰な体積散乱電力を抑えるために、行列の回転を用いた Y4R [9] が提案された。

Coherency 行列に角度

$$2\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2 \operatorname{Re}\{T_{23}\}}{T_{22} - T_{33}} \right) \quad (4)$$

の基底回転を加える行列

$$[R(\theta)] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ 0 & -\sin 2\theta & \cos 2\theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

を掛けると

$$\langle [T(\theta)] \rangle = [R(\theta)] \langle [T] \rangle [R(\theta)]^t \quad (6)$$

その要素は次のようになる。

$$T_{11}(\theta) = T_{11} \quad (6a)$$

$$T_{12}(\theta) = T_{12} \cos 2\theta + T_{13} \sin 2\theta \quad (6b)$$

$$T_{13}(\theta) = T_{13} \cos 2\theta - T_{12} \sin 2\theta \quad (6c)$$

$$T_{22}(\theta) = T_{22} \cos^2 2\theta + T_{33} \sin^2 2\theta + \text{Re}\{T_{23}\} \sin 4\theta \quad (6d)$$

$$T_{33}(\theta) = T_{33} \cos^2 2\theta + T_{22} \sin^2 2\theta - \text{Re}\{T_{23}\} \sin 4\theta \quad (6e)$$

$$T_{23}(\theta) = j \text{Im}\{T_{23}\} \quad (6f)$$

この回転の特徴は、式 (6f) のように $T_{23}(\theta)$ の実部が 0 で純虚数となる、かつ、 T_{33} で減少した分が T_{22} 成分に移行することである。この性質のために、一つの偏波パラメータを削減でき、 T_{23} 成分の虚部だけが残るので、Helix 散乱の割り当てに最適となる。また、 T_{33} 成分の減少は過剰な体積散乱を抑えることに寄与する。この回転はユニタリ変換なので、Coherency 行列に含まれる情報量に変化は無く、偏波情報は保存される。この結果、偏波パラメータが 9 個から 8 個に減少し、Y4R では利用率が 6/8 となった。

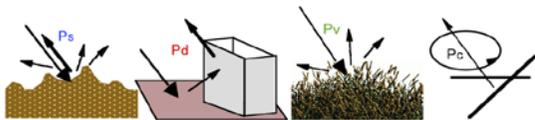
利用率を上げるために、G4U [11] では更に式 (6f) の T_{23} 成分を完全に 0 にする数学的なユニタリ変換を施し、偏波パラメータを 7 個に減じて、同時に未利用の T_{13} 成分を間接的に利用した。その結果、7/7 となり、100%の利用率となった。しかし、 T_{13} 成分には物理散乱モデルがない状態であった。

ここでは、 T_{13} 成分に最も寄与する $\pm 45^\circ$ ダイポールを基に新たな二つの散乱モデルを作り、従来の分解法の 4 成分モデルに二つを追加した 6 成分分解を示す。

2.2 六つの散乱モデル

実験データを基に、今までに図 1 に示す四つの散乱モデルが提案されており、概要は以下のとおりである。

・**表面散乱**：地面、海面などの表面で引き起こされる 1 回 (奇数回) 反射の散乱過程。散乱行列の HH と VV 成分の位相がほぼ等しい。これは



Surface scattering, Double bounce scattering, Volume scattering, Helix scattering

図 1 四つの散乱モデルと散乱電力

Fig.1 4-Scattering models and the corresponding powers.

$$\text{Re}\{S_{HH}S_{VV}^*\} > 0 \quad (7a)$$

によって特徴付けられる。

・**2 回反射散乱**：地面と幹、道路と建物の壁など直角構造で引き起こされる 2 回 (偶数回) 反射の散乱過程。散乱行列の HH と VV 成分が逆位相となる。これは

$$\text{Re}\{S_{HH}S_{VV}^*\} < 0 \quad (7b)$$

によって特徴付けられる。

・**体積散乱**：絡み合った枝など、ランダムに向いた線状物体の集合から引き起こされる散乱過程。HH 成分と HV 成分の相関や VV 成分と HV 成分の相関 (複素数) はランダムな値をとり、集合平均すると 0 に近づく。この状態で自然植生に特徴的な次の Reflection Symmetry 条件が成り立つ。

$$\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle \simeq \langle S_{VV}S_{HV}^* \rangle \simeq 0 \quad (7c)$$

・**Helix 散乱**：直線偏波を円偏波に変える散乱過程。Reflection Symmetry 条件が成り立たない市街地などで

$$\text{Im}\langle S_{HV}^*(S_{HH} - S_{VV}) \rangle \quad (7d)$$

を円偏波電力に対応させたもの。

これらの散乱メカニズムに対応して、散乱モデル行列が作られる。Coherency 行列の対角成分和は電力を表すので、数式展開の明確化のために正規化した行列表現を用いる。

表面散乱モデル (β : 未定定数) :

$$[T]_s = \frac{1}{1 + |\beta|^2} \begin{bmatrix} 1 & \beta^* & 0 \\ \beta & |\beta|^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

2 回反射散乱モデル (α : 未定定数) :

$$[T]_d = \frac{1}{1 + |\alpha|^2} \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & \alpha & 0 \\ \alpha^* & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

体積散乱モデル：ランダムダイポールの分布形態によって三つのモデルと傾いた 2 面コーナーリフレクタのモデルがあるが、以下の中から選択する [10].

$$[T]_v^{uniform} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\begin{aligned}
 [T]_v^{\cos} &= \frac{1}{30} \begin{bmatrix} 15 & -5 & 0 \\ -5 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}, \\
 [T]_v^{\sin} &= \frac{1}{30} \begin{bmatrix} 15 & 5 & 0 \\ 5 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}, \\
 [T]_v^{2CR} &= \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \quad (10)$$

Helix 散乱モデル：

$$[T]_{helix}^{r-l} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \pm j \\ 0 & \mp j & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Coherency 行列の要素で、これらの散乱モデルをもたないのは T_{13} だけである（どのモデルも T_{13} 成分は 0 である）。もし、 T_{13} に対応した物理散乱モデルを作ることができれば、モデル分解法は理想的になる。そこで、 T_{13} 要素（実部、虚部）に関連する次の散乱モデルを考えてみる。

±45° ダイポール散乱モデル：Re{ T_{13} } に対応

$$[T]_{od}^{\pm 45} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \pm 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ \pm 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

このモデルは水平偏波や垂直偏波に対して ±45° 傾いた線状物体から発生するもので、人工物に多く見受けられる。

合成ダイポール散乱モデル：Im{ T_{13} } に対応

$$[T]_{cd}^{\pm} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \pm j \\ 0 & 0 & 0 \\ \mp j & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

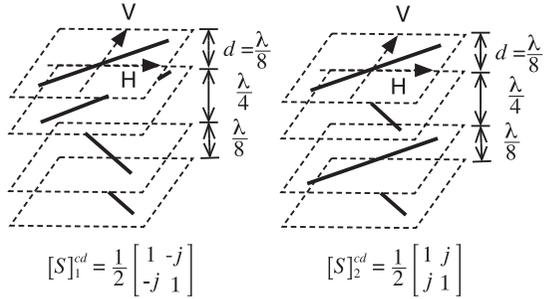
この合成ダイポール散乱モデルは、図 2 に示すようにレンジ方向（この例では上から下に向かう方向）に距離 d だけ離れた 4 個のダイポールの合成散乱行列 [16] から作ることができる。図 2 で、斜めの実線は水平方向 H や垂直方向 V に対して ±45° 傾いたダイポールを表し、それらの置かれている平面（破線）がレンジ方向に離れている様子を示している。この配置の場合の合成散乱行列は以下のように導かれる。

Compound scattering matrix

$$[S]^{total} = [S]_1 + [S]_2 \exp(-j \frac{4\pi d}{\lambda}) = [S]_1 + [S]_2 P(d)$$

$$\text{Phase function } P(d) = \exp(-j \frac{4\pi d}{\lambda}) = P(d + n \frac{\lambda}{2})$$

$$\begin{array}{cccccccc}
 d = 0 & \frac{\lambda}{8} & \frac{2\lambda}{8} & \frac{3\lambda}{8} & \frac{4\lambda}{8} & \dots & \lambda \\
 \bullet & \bullet & \bullet & \bullet & \bullet & \dots & \bullet \\
 P(d) = 1 & -j & -1 & j & 1 & \dots & 1
 \end{array}$$



for Im{ T_{13} } > 0

for Im{ T_{13} } < 0

図 2 距離間隔 d の合成ダイポールによる T_{13} 成分に対応する散乱モデル

Fig. 2 Scattering model for T_{13} component by compound oriented dipoles with spacing d .

$$\begin{aligned}
 [S]_1^{cd} &= [S]_1 + [S]_1 P\left(\frac{\lambda}{8}\right) + [S]_2 P\left(\frac{3\lambda}{8}\right) \\
 &\quad + [S]_2 P\left(\frac{4\lambda}{8}\right) \\
 &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} - \frac{j}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} + \frac{j}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \\
 &\quad + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -j \\ -j & 1 \end{bmatrix} \\
 [S]_2^{cd} &= [S]_1 + [S]_2 P\left(\frac{\lambda}{8}\right) + [S]_1 P\left(\frac{3\lambda}{8}\right) \\
 &\quad + [S]_2 P\left(\frac{4\lambda}{8}\right) \\
 &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} - \frac{j}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} + \frac{j}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \\
 &\quad + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & j \\ j & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

この散乱行列を作るダイポールの組み合わせは、位相関数 P の周期性により複数存在する。市街地などではレーダから見てレンジ方向に離れている建物の複数の突起物（散乱点）からの反射が T_{13} 成分に寄与している。図 2 のようなダイポールを組合せた形は実空間に

は多くはないが, (12), (13) に示すように T_{13} 成分に最も大きく寄与するためにこのモデルを用いた.

3. 散乱電力分解

散乱電力分解は, 偏波パラメータ全てを電力表現に変換するものである. 電力はレーダの基本量で, 位相に比べて安定した値が得られる利点がある. 電力に課せられる条件は以下のとおりである. また, 各電力は 0 以上の実数である.

$$\text{Total Power: } TP = P_s + P_d + P_v + P_h + P_{od} + P_{cd} \quad (14)$$

P_s : 表面散乱電力, P_d : 2 回反射散乱電力, P_v : 体積散乱電力, P_h : Helix 散乱電力, P_{od} : 45° ダイポール散乱電力, P_{cd} : Compound 散乱電力.

3.1 式展開と各散乱電力

ここでは, 6 成分散乱電力分解 (6SD: 6-component Scattering Power Decomposition) を述べる. 散乱モデルに対応したモデル行列 (8)–(13) を使い, 電力値 P_i ($i = s, d, v, h, od, cd$) を係数に用いて式 (14) を展開する. 左辺は, 測定値の回転化 Coherency 行列 (6) である.

$$\langle [T(\theta)] \rangle = P_s [T]_s + P_d [T]_d + P_v [T]_v + P_h [T]_h + P_{od} [T]_{od} + P_{cd} [T]_{cd} \quad (15)$$

一例として, ランダムダイポールの体積散乱モデルを選んだ場合では, 次のように展開できる.

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} T_{11}(\theta) & T_{12}(\theta) & T_{13}(\theta) \\ T_{21}(\theta) & T_{22}(\theta) & T_{23}(\theta) \\ T_{31}(\theta) & T_{32}(\theta) & T_{33}(\theta) \end{bmatrix} \\ &= \frac{P_s}{1 + |\beta|^2} \begin{bmatrix} 1 & \beta^* & 0 \\ \beta & |\beta|^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ &+ \frac{P_d}{1 + |\alpha|^2} \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & \alpha & 0 \\ \alpha^* & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ &+ \frac{P_v}{4} \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{P_h}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \pm j \\ 0 & \mp j & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &+ \frac{P_{od}}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \pm 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ \pm 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &+ \frac{P_{cd}}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \pm j \\ 0 & 0 & 0 \\ \mp j & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (16)$$

要素比較により

$$T_{23}(\theta) = j \text{Im}\{T_{23}\} = \pm j \frac{P_h}{2}$$

$$T_{13}(\theta) = \pm \frac{P_{od}}{2} \pm j \frac{P_{cd}}{2}$$

$$T_{33}(\theta) = \frac{P_v}{4} + \frac{P_h}{2} + \frac{P_{od}}{2} + \frac{P_{cd}}{2}$$

これから P_h, P_{od}, P_{cd}, P_v が直接求められる.

$$\begin{aligned} P_h &= 2|\text{Im}\{T_{23}(\theta)\}|, \\ P_{od} &= 2|\text{Re}\{T_{13}(\theta)\}|, \quad P_{cd} = 2|\text{Im}\{T_{13}(\theta)\}|, \\ P_v &= 2[2T_{33}(\theta) - P_h - P_{od} - P_{cd}] \end{aligned} \quad (17)$$

残った四つの未知数 P_s, P_d, α, β は以下の三つの関係式になる.

$$\begin{cases} \frac{P_s}{1 + |\beta|^2} + \frac{P_d|\alpha|^2}{1 + |\alpha|^2} = S \\ \frac{P_s|\beta|^2}{1 + |\beta|^2} + \frac{P_d}{1 + |\alpha|^2} = D \\ \frac{P_s\beta^*}{1 + |\beta|^2} + \frac{P_d\alpha}{1 + |\alpha|^2} = C \end{cases} \quad (18)$$

ただし,

$$\begin{cases} S = T_{11}(\theta) - \frac{P_v}{2} - \frac{P_{od}}{2} - \frac{P_{cd}}{2} \\ D = T_{22}(\theta) - \frac{P_v}{4} - \frac{P_h}{2} \\ C = T_{12}(\theta) \end{cases} \quad (19)$$

この解法は [7]~[11] と同様に近似 (表面散乱が大きい か 2 回反射散乱が大きいかによって, $\alpha = 0$, あるいは, $\beta = 0$) を使う. この判定は,

$$C_0 = 2T_{11} + P_h - TP \quad (20)$$

の符号を調べることに等価である [9]. 符号が決まれば, 次のように残りの電力 P_s, P_d を決めることができる.

$C_0 > 0$ なら, $\alpha = 0$ とする. その結果,

$$P_s = S + \frac{|C|^2}{S}, \quad P_d = D - \frac{|C|^2}{S} \quad (21)$$

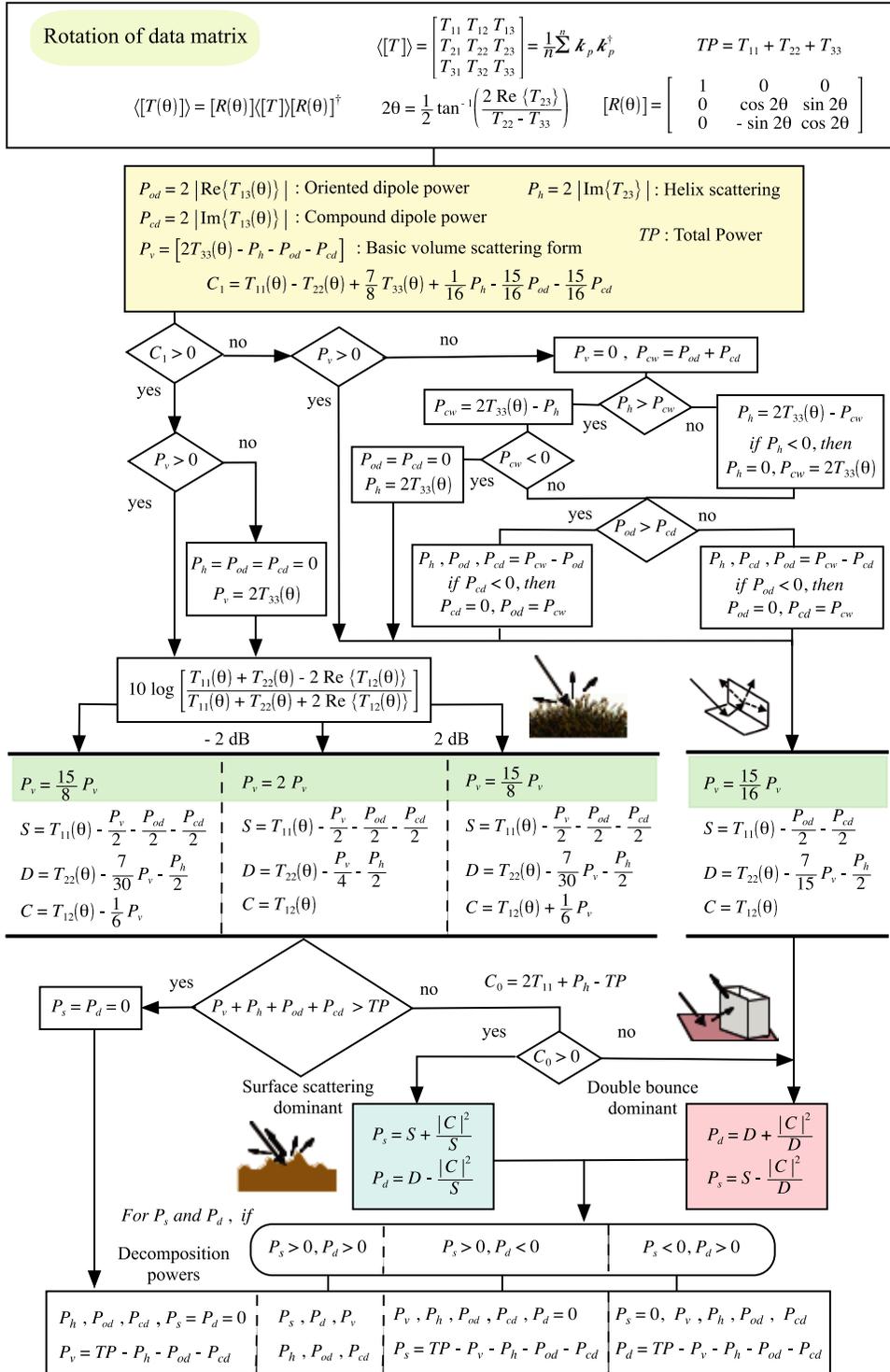


図3 6成分散乱電力分解フローチャート

Fig. 3 Flow-chart for 6-component scattering power decomposition.

$C_0 < 0$ なら, $\beta = 0$ とする. その結果,

$$P_s = S - \frac{|C|^2}{D}, \quad P_d = D + \frac{|C|^2}{D} \quad (22)$$

散乱モデル分解では, 式 (15), (16) のように数個のモデル行列で展開する. 最初の三つで展開したものが 3 成分分解 [7], 四つで展開したものが 4 成分分解 [8]~[11] となる. 本論文は 6 成分で展開したもの (6SD) である.

3.2 アルゴリズム

最初にデータの平均化処理を行い, 回転化 Coherency 行列を作る. これによって $\text{Re}\{T_{23}\} = 0$ となり, 偏波パラメータが八つになる. この 8 個の中で 3 個は, P_h , P_{od} , P_{cd} と直接対応するので最初にその電力値を決定する. 残りの 5 個の偏波パラメータは, 体積散乱モデルの選択に応じて式 (16) と類似の展開を行い, P_v , P_s , P_d を求めるのに利用される. 最終結果を取り纏め, 各電力が 0 以上となるように作成したアルゴリズムのフローチャートを図 3 に示す.

3.3 RGB 合成によるカラー画像化

分解が終わったら, 3 原色の RGB に六つの散乱電力を割り当ててカラー画像を作成する. その場合, 人間にとって分かりやすい色の配分が重要である. 一般に, R には 2 回反射散乱電力 P_d , G には体積散乱電力 P_v , B には表面散乱電力 P_s を使うことが多い. そこで従来の結果を尊重しつつ, 電力の大きさと散乱メカニズムを考慮して Helix 散乱電力 P_h には黄色, 45° ダイポール散乱電力 P_{od} と Compound 散乱電力 P_{cd} には共にオレンジ色を割り当てた. そして, この配色により 500 シーン以上のカラー画像を作成し, 次章に示すようにその視認性を確かめた.

4. 検 証

偏波データの検証には世界的にサンフランシスコ周辺がよく用いられる. 日本の陸域観測衛星・だいち 2 号の ALOS2 によって 2015 年 3 月 24 日に取得されたレベル 1.1, Off nadir 角 30.4° の偏波データに対して散乱電力分解を行った. アジマス方向 (図では横方向) に 5, レンジ方向 (縦方向) に 10 の合計 50 ピクセルで平均化を行った. 今までの散乱分解の進展を示す意味で, 代表的な三つの手法のカラー画像結果を図 4 に示す.

図 4 の中で, FDD は最初の 3 成分散乱電力分解 [7] 結果である. これは 5/9 の偏波情報利用率の分解法で, この分解から数多くの分解法が発展してきた. 色

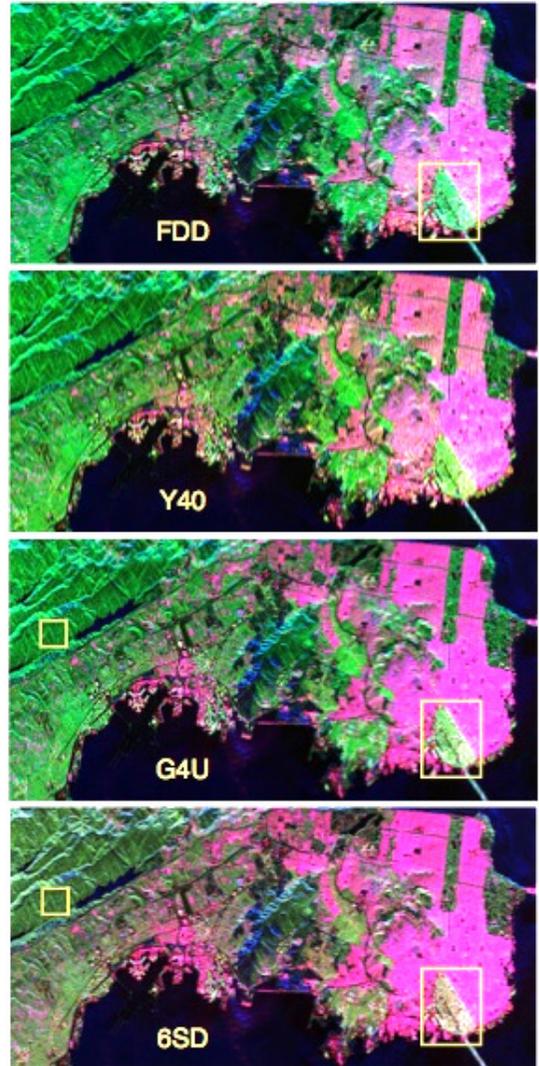


図 4 サンフランシスコ周辺の散乱電力分解画像
Fig.4 Scattering power decomposition image of San Francisco. Fully polarimetric data: ALOS2044980740-150324 © JAXA.

鮮やかに分解されているが, 緑色が強く, 体積散乱電力の過剰推定があると指摘されてきた. 例えば, 右下にある観測パスと 45° 近く傾いている斜め市街地 (図中の枠) では極端な緑色に推定されている. FDD では, 植生における Reflection Symmetry 条件を前提にしているので, 市街地では十分に機能しない. そこで, Y40 [8] では Helix 散乱が導入され, 4 成分分解となった. FDD に比べて少し黄系統の色が増える結果となる.

次に、G4U [13] では偏波情報全てを利用した分解で体積散乱が最小化されている．画像の中では緑色が減少した分、赤色（2 回反射散乱）が増加する．右下の斜め市街地も多少改善されている．つまり、人工物からの散乱をより多く反映した分解となっている．また、画像左半分にある山岳領域の植生（緑）の中でも建物による 2 回反射の散乱（赤）が確認できる．

6SD では、更に緑色が減少し赤系統の色が増加している．右下の斜め市街地の視認性も改善され、他の山

岳領域や市街地でも細部にわたって Google Earth など建物や植生の分解結果が正しいことを目視で確認できた．

細部を詳細に検討するために、図 4 右下の斜め市街地部分と左上の植生部分（枠）を選定し、散乱電力割合を調べてみた．図 5 に各電力の割合結果を示す．G4U に比べて 6SD では共に体積散乱の緑色が抑えられ、市街地と植生を混同することはなくなっている．他の画像については Web [17] を参照されたい．

5. 災害監視の例

偏波データの実利用は未だ途上で、データ数も十分ではない．この節では、航空機搭載の偏波合成開口レーダ PiSAR-2 で熊本地震の被災地域を観測した例を示す．

PiSAR-2 は NICT が開発した X バンド、分解能 30cm の世界でも最高性能をもつ航空機搭載 PolSAR である．データ取得は熊本地震前の 2015 年 12 月 5 日

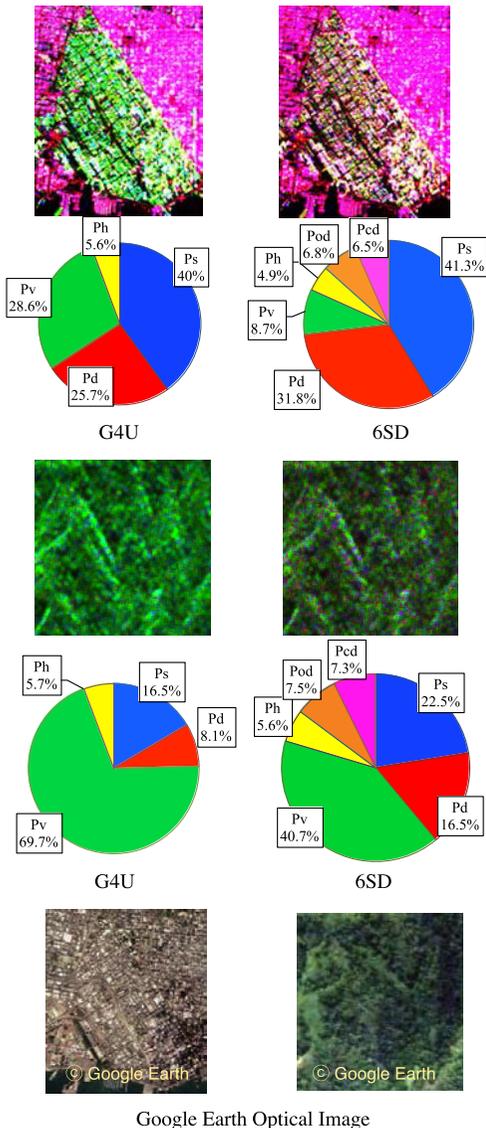


図 5 分解結果の比較
Fig. 5 Comparison of decomposition result.

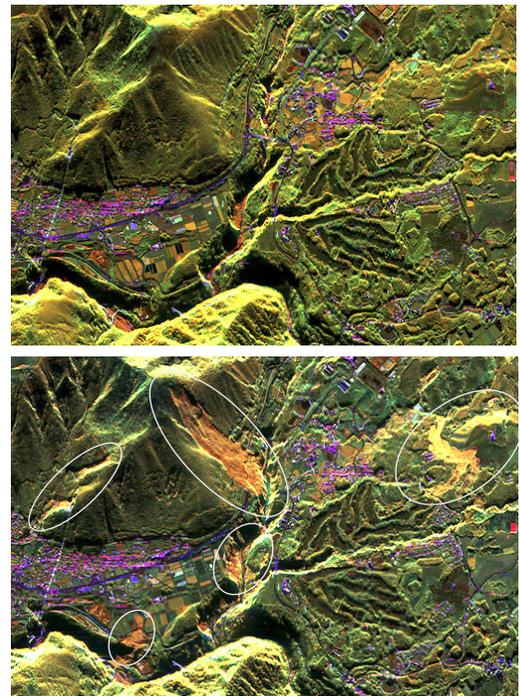


図 6 熊本地震・南阿蘇村周辺の時系列偏波レーダ画像．PiSAR-X2 による観測結果．上：2015 年 12 月 5 日，下：2016 年 4 月 17 日
Fig. 6 Time series fully polarimetric radar image near Minami-Aso, before and after Kumamoto earthquake. Observation by PiSAR-X2 on 2015/12/05(up) and 2016/04/17(low).

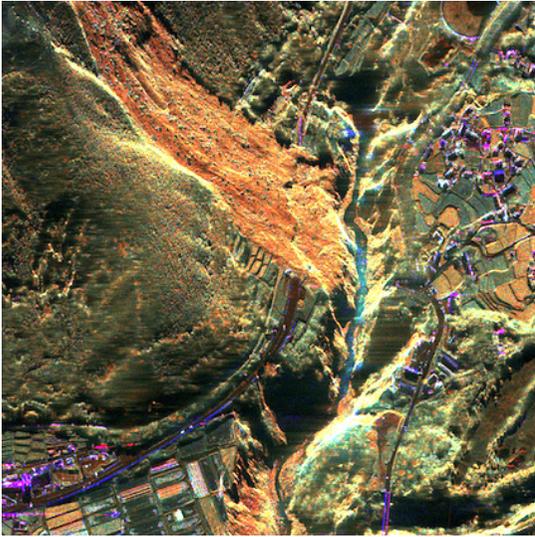


図7 図6における南阿蘇村土砂崩れ現場の拡大図
Fig.7 Close-up image of landslide at Minami-Aso village of Fig.6.

と地震直後の2016年4月17日に行われた(本震は4月16日)。南阿蘇村の阿蘇大橋近くのG4Uによる偏波カラー画像を図6に示す。この図では分解された各電力のカラーコードを特別に変更し、表面散乱 P_s を赤色、2回反射散乱電力 P_d を青色、体積散乱電力 P_v を緑色に割り当てている。その結果、土砂崩れ箇所が明瞭に識別できる(図中のだ円部分)。このような割り当ては植生中の土砂崩れ場所の検出に最適で、この図のように地震前後を比較してどの場所に土砂崩れが発生したかを一目で確認できる利点がある。

更に、高分解能性を生かして図6の土砂崩れ箇所を拡大した画像を図7に示す。平均化ピクセル数は 5×5 個で、それを一つのimaging windowとして図7の領域を1ピクセルごとに移動して作成したものである。橋の崩落も含めて土砂崩れ災害の様子がよく分かる。図6、図7に示すように、散乱電力分解のカラー画像は従来のレーダ画像と比べて分かりやすく、災害場所の特定も容易である。その意味で、時系列の偏波データは災害監視に大きな役割を果たすことがわかる。他の偏波画像についてはWeb [17]を参照されたい。

6. む す び

本文では、散乱モデルに基づく偏波データの散乱電力分解について、偏波情報量の観点から最新の分解方法を述べた。散乱モデル分解は、物理的な散乱に基づ

くために、最終結果のカラー画像によって散乱メカニズムを理解できる特長をもっている。カラーの変化によって状況の変化も読み取ることができる。その意味でできるだけ正確な散乱モデルとその分解法を確立することが重要である。本文では、いままで未対応であったCoherency行列の T_{13} 成分に合成ダイポールを対応させて6成分による分解を紹介した。偏波情報の利用率は100%である。その分解の結果、体積散乱成分を抑え、従来は未解決であった観測パスに対して斜めの市街地も十分検出できることが分かった。

また、災害観測では偏波データをカラー画像化することによって、災害箇所特定などに大きな役割を果たすことが了解される。今後のレーダ観測には偏波データが大きく貢献すると思われる。

謝辞 ALOS2偏波データを提供して頂いたJAXA, NICTに感謝いたします。また、データ処理に当たって新潟大学大学院生・石黒敬典君, 梅村磨伊人君をはじめとする多くの研究室諸氏に感謝します。

文 献

- [1] ESA, <https://earth.esa.int/web/polsarpro/home>
- [2] S.R. Cloude and E. Pottier, "A review of target decomposition theorems in radar polarimetry," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.34, no.2, pp.498–518, March 1996. DOI: 10.1109/36.485127.
- [3] 山口芳雄, レーダポーラリメトリの基礎と応用, 電子情報通信学会, 2007.
- [4] J.S. Lee and E. Pottier, "Polarimetric Radar Imaging: from basics to applications," CRC Press, 2009.
- [5] 山口芳雄, "レーダポーラリメトリにおけるデータ利用方法について," *信学論 (B)*, vol.J89-B, no.9, pp.1539–1547, Sept. 2006.
- [6] S.R. Cloude and E. Pottier, "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.35, no.1, pp.68–78, Jan. 1997. DOI: 10.1109/36.551935.
- [7] A. Freeman and S. Durden, "A three-component scattering model for polarimetric SAR data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.36, no.3, pp.963–973, May 1998. DOI: 10.1109/36.673687.
- [8] Y. Yamaguchi, T. Moriyama, M. Ishido, and H. Yamada, "Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.43, no.8, pp.1699–1706, Aug. 2005. DOI: 10.1109/TGRS.2005.852084.
- [9] Y. Yamaguchi, A. Sato, W.-M. Boerner, R. Sato, and H. Yamada, "Four-component scattering power decomposition with rotation of coherency matrix," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.49, no.6, pp.2251–2258, June 2011. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2099124.

- [10] A. Sato, Y. Yamaguchi, G. Singh, and S.-E. Park, "Four-component scattering power decomposition with extended volume scattering model," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol.9, no.2, pp.166–170, 2012. DOI: 10.1109/LGRS.2011.2162935.
- [11] G. Singh, Y. Yamaguchi, and S.-E. Park, "General four-component scattering power decomposition with unitary transformation of coherency matrix," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.51, no.5, pp.3014–3022, March 2013. DOI: 10.1109/TGRS.2012.2212446.
- [12] M. Ariei, J. van Zyl, and Y. Kim, "Adaptive model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.49, no.3, pp.1104–1113, March 2011. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2076285.
- [13] S.-W. Chen, X. songWang, S. ping Xiao, and M. Sato, "General polarimetric model-based decomposition for coherency matrix," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.52, no.3, pp.1843–1855, March 2014. DOI: 10.1109/TGRS.2013.2255615.
- [14] Y. Cui, Y. Yamaguchi, J. Yang, H. Kobayashi, S.-E. Park, and G. Singh, "On complete model-based decomposition of polarimetric SAR coherency matrix data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.52, no.4, pp.1991–2001, April 2014. DOI: 10.1109/TGRS.2013.2257603.
- [15] G. Singh and Y. Yamaguchi, "Model-based and six component scattering power decomposition," *Electronic Proc. of IGARSS 2017*, DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8128205, July 2017.
- [16] K. Kitayama, Y. Yamaguchi, J. Yang, and H. Yamada, "Compound scattering matrix of targets aligned in the range direction," *IEICE Trans. Commun.*, vol.E84-B, no.1, pp.81–88, Jan. 2001.
- [17] 波動情報研究室, 画像ギャラリー, <http://www.wave.ie.niigata-u.ac.jp/yamaguchi/>.

(平成 30 年 1 月 4 日受付, 3 月 9 日再受付,
6 月 1 日早期公開)



山口 芳雄 (正員)

昭 51 新潟大・工・電子卒, 昭 53 東工大大学院修士課程了, 同年新潟大工学部・助手, 助教授を経て平成 7 教授, 現在に至る. 合成開口レーダ, ポーラリメトリの研究に従事. 工博, IEEE&IEICE Fellow, 平 19 通信ソ・チュートリアル論文賞, IEEE

GRSS Education Award (2008), Distinguished Achievement Award (2017) 受賞. 著書「レーダポーラリメトリの基礎と応用」信学会, 2007.



Gulab SINGH

1998 Chaudhary Charan Singh University Meerut (India) 卒, 2010 Ph.D. Degree, 2013 新潟大論文博士, 2014 Assistant Professor at Indian Institute of Technology Bombay, India. ポーラリメトリ, インターフェロメトリ, 偏波レーダ

の利用に関する研究に従事.



山田 寛喜 (正員)

昭 63 北大・工・電子卒. 平 5 同大大学院博士課程了. 同年新潟大・工・助手. 現在, 同大・工・情報・教授, 平 12~13 NASA ジェット推進研究所・客員研究員・併任, 現在に至る. この間, スーパーレゾリューション法を用いた波源の到来方向推定・遅延時間推定, MIMO レーダ, SAR 画像処理に関する研究に従事, 工博. 平 3 IEEE AP-S 東京支部 Young Engineer Award, 平 9 本会学術奨励賞, 平 21 本会喜安善市賞, 論文賞, 通信ソ・チュートリアル論文賞, 各賞受賞. IEEE 会員.