引文格式:韩文涛,周璀,朱建军,等.极化SAR分解研究进展与展望[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(8):1498-1516.DOI:10.13203/j.whugis20230388

Citation:HAN Wentao,ZHOU Cui,ZHU Jianjun,et al.Research Progress and Challenges in the PolSAR Decomposition[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(8):1498-1516.DOI:10.13203/j.whugis20230388

极化SAR分解研究进展与展望

韩文涛[1] 周 璀[2] 朱建军[1] 付海强[1] 解清华[3] 胡 俊[1]
汪长城[1] 高 晗[4]

1 中南大学地球科学与信息物理学院,湖南 长沙,410083
2 中南林业科技大学理学院,湖南 长沙,410083
3 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430074
4 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院,山东 青岛,266580

摘 要:极化SAR(synthetic aperture radar, SAR)由于其全天时、全天候的特点使其成为对地观测研究中的一种主要技术手段。极化SAR系统通过收发不同极化状态的雷达波可以获得4种组合方式的信号,提高了对不同地物的描述能力。极化SAR分解技术可以挖掘观测值记录的地物几何物理属性并促进极化SAR应用的发展,因此,该技术受到了广泛的关注。基于极化SAR信号与地物的交互过程,系统阐述目前极化SAR分解的主流算法,将其归纳为相干目标分解、非相干目标分解和图像法三大类,并进一步对比了不同方法在C、L、P波段的观测下对不同地物的解译表现。针对已有研究现状,总结了现有极化SAR分解研究面临的两个关键挑战以及有潜力解决这两个问题的思路。该研究旨在通过极化SAR分解的分析与总结,加深对极化SAR信号与地物交互过程的理解,促进极化SAR应用的发展。

关键词:极化SAR分解;相干目标分解;非相干目标分解;图像法

中图分类号:P237.4 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-10-16

DOI:10.13203/j.whugis20230388 **文章编号**:1671-8860(2025)08-1498-19

Research Progress and Challenges in the PolSAR Decomposition

HAN Wentao[1] *ZHOU Cui*[2] *ZHU Jianjun*[1] *FU Haiqiang*[1] *XIE Qinghua*[3] *HU Jun*[1]
WANG Changcheng[1] *GAO Han*[4]

1 School of Geosciences and Info-physics,Central South University, Changsha 410083, China
2 College of Science,Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410083, China
3 School of Geography and Information Engineering,China University of Geoscience, Wuhan 430074, China
4 College of Oceanography and Space Informatics,China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

Abstract: The polarimetric SAR (synthetic aperture radar) (PolSAR) has become essential method in earth observation research due to the advantages of all-time and all-weather. The full PolSAR system can obtain signals in four channels by transmitting and receiving radar waves with horizontal polarization and vertical polarization, which improves the ability to describe different ground targets. The PolSAR decomposition can extract the geometric and physical properties recorded by observations and promote the development of PolSAR applications. It therefore has received extensive attention. In this study, starting from the principle of interaction between PolSAR signals and targets, systematically expounding the mainstream algorithms, which can be summarized into three categories, including coherent decomposition methods represented by Pauli, Krogager, and Cameron decompositions; and incoherent decomposition represented by Freeman-Durden, Cloude-Pottier decompositions; and image visualization method represented by polarization characteristic map and polarization projection map. The principles of different methods are summarized, and the interpretation performances of different methods for forests, crops, orthogonal buildings,

基金项目:国家自然科学基金(42474052,42030112);湖南省杰出青年科学基金(2024JJ2100);湖南省青年科学基金(2025JJ60236)。

第一作者:韩文涛,博士生,研究方向为极化SAR图像解译与应用。csuhwt@csu.edu.cn

通讯作者:周璀,博士,教授。cuizhou@csuft.edu.cn

and oriented buildings under the observation of C, L, and P bands SAR signals are compared. The advantage of the coherent decomposition is that it is simple and easy to understand, without involving complex second-order statistical operations. However, its limitation is that it cannot describe the scattering characteristics of distributed targets, which hinders the development of coherent target decomposition. The advantage of model-based decomposition lies in its clear physical meaning, which plays an important role in different applications. However, its main limitation is the coupling between scattering components and the coupling between structure, orientation, and dielectric constant, making it difficult to comprehensively understand the geometric physical properties of targets. Eigenvalue-based decomposition has a rigorous mathematical background and can avoid model coupling. However, this method can only identify three dominant scatterers within each resolution cell. In addition, due to the variation of eigenvectors, it increases the difficulty in understanding their physical meaning. Image visualization methods visualize the interaction process between PolSAR signals and targets, facilitating a fine exploration of scattering information. However, rich polarization information provided increases the difficulty in extracting geometric physical features of targets, limiting its application scope to object classification and similar applications. Furthermore, two key challenges faced by the interpretation of PolSAR image and potential ways to solve these two problems are introduced. The purpose of this paper is to deepen the understanding of the interaction process between PolSAR signals and ground targets and to promote the development of PolSAR applications.

Key words: PolSAR decomposition; coherent target decomposition; inherent target decomposition; image visualization

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)作为一种主动微波遥感技术,其特点是:(1)不受云雾雪等天气条件限制,具有全天时、全天候的大范围监测能力[1];(2)SAR信号具备较强的穿透能力,便于提取冠层内部及地表的散射特征信息[2];(3)除地物的结构和取向外,SAR信号还对地物的物理属性(介电参数)敏感[3]。因此,SAR遥感已经被证明是对地观测研究的重要技术。而极化测量是增加SAR系统观测量的一种有力手段,极化SAR系统通过收发水平极化和垂直极化状态的极化波来获取地面覆盖物的散射信息,利用不同极化状态的极化波对地物几何物理属性的敏感性不同,实现探测散射体的结构、分布朝向以及介电属性的目的[4-5]。然而,极化SAR系统获取的数据并不能直接"告诉"用户地面散射体具体的结构、取向、介电属性,因此,摆在极化SAR技术从理论走向应用的一个关键环节是:如何从获得的极化SAR数据中挖掘地表散射体的几何物理属性,从而促进极化SAR应用的发展。

近20年来,极化SAR分解作为极化SAR数据和极化SAR应用之间的桥梁,得到了快速的发展。目前,有3种主流的方法,即相干目标分解[6-9]、非相干目标分解[10-12]和图像法[13-15]。相干目标分解的对象是散射矩阵,其主要面向的是点目标。这种目标的特点是其几何物理特征不随时空变化而变化。经典的相干目标分解方法包括Pauli分解、Krogager分解和Cameron分解。然而,现有的SAR系统难以满足点目标对高分辨率的要求,通常一个分辨单元内总是包含随时空变化的分布式散射体。因此,针对相干矩阵的非相干目标分解方法得到了广泛的关注,经典的非相干分解方法包括Freeman-Durden三分量分解[10]、Yamaguchi四分量分解[11]和Cloude-Pottier特征值分解[16]。这种分解方法的主要思路是将相干矩阵分解为与地物几何物理属性相关的散射模型来解译极化SAR影像。最近,基于可视化图像来解译极化SAR影像的研究相继被提出,主要包括Van Zyl极化特征图[13]、Chen极化相干图[14]以及Han极化投影图[15]。这种方法充分挖掘了极化SAR数据中的散射信息,在极化SAR应用中具有较大的潜力。

本文从极化SAR基本原理出发,系统阐述相干分解、非相干分解、图像法3种方法。利用机载SAR(airborne SAR, AIRSAR)系统获取的覆盖森林、农作物、排列方向与传感器飞行方向平行的建筑物(平行建筑物)和非平行建筑物的C、L、P波段全极化数据进行实验,分析不同极化SAR分解方法在理解SAR信号与地物交互过程的优缺点。在现有方法的基础上,总结了极化SAR图像解译面临的两大挑战——散射分量之间的耦合以及结构、取向、介电常数之间的耦合,并对极化SAR图像解译研究进行了展望。

1 极化SAR基本原理

全极化SAR系统通过收发水平(horizontal,H)和垂直(vertical,V)极化波,可获得4种极化组合的SAR信号并构成散射矩阵:

$$\boldsymbol{S}=\begin{bmatrix}S_{HH} & S_{HV}\\ S_{VH} & S_{VV}\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中,S_{HH}、S_{VV}、S_{HV}、S_{VH}分别为H极化发射H极化接收、V极化发射V极化接收、H极化发射V极化接收、V极化发射H极化接收的复散射系数。其值与雷达目标的几何物理属性相关,在单站互易性条件下,即$S_{HV}=S_{VH}$,散射矩阵在Pauli基下可以向量化为:

$$\boldsymbol{k}=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{bmatrix}S_{HH}+S_{VV} & S_{HH}-S_{VV} & 2S_{HV}\end{bmatrix}^{T} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{T}_3=\langle \boldsymbol{k}\boldsymbol{k}^{*T}\rangle=\frac{1}{2}\begin{bmatrix}\left\langle\left|S_{HH}+S_{VV}\right|^2\right\rangle & \left\langle(S_{HH}+S_{VV})(S_{HH}-S_{VV})^*\right\rangle & 2\left\langle(S_{HH}+S_{VV})S_{HV}^*\right\rangle\\ \left\langle(S_{HH}-S_{VV})(S_{HH}+S_{VV})^*\right\rangle & \left\langle\left|S_{HH}-S_{VV}\right|^2\right\rangle & 2\left\langle(S_{HH}-S_{VV})S_{HV}^*\right\rangle\\ 2\left\langle S_{HV}(S_{HH}+S_{VV})^*\right\rangle & 2\left\langle S_{HV}(S_{HH}-S_{VV})^*\right\rangle & 4\left\langle\left|S_{HV}\right|^2\right\rangle\end{bmatrix} \tag{3}$$

然而,散射矩阵难以描述分布式目标的散射特征,因此,极化相干矩阵被提出来,其可以通过式(2)与自身共轭转置相乘和空间平均得到(见式(3))。式(3)中,$\langle\bullet\rangle$表示空间或时间的集合平均。

1.1 极化定向角

定向角描述了目标的姿态信息,每一个目标都有其自身的定向角。同一地物可能由于定向角不同造成其后向散射强度的差异,如平行建筑物和非平行建筑物。同时,不同地物也有可能由于定向角差异使其散射特征类似,如非平行建筑物和森林。因此,为消除定向角对散射体几何物理属性的影响,有必要进行定向角补偿。如图1所示,定向角补偿相当于将不沿雷达视线排布的B散射体旋转到沿雷达视线排布的A散射体位置。相应的旋转矩阵可表示为[17-20]:

$$T_3(\theta)=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & \cos(2\theta) & \sin(2\theta)\\ 0 & -\sin(2\theta) & \cos(2\theta)\end{bmatrix}T_3\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & \cos(2\theta) & -\sin(2\theta)\\ 0 & \sin(2\theta) & \cos(2\theta)\end{bmatrix} \tag{4}$$

式中,θ为取向角。经过旋转校正之后,HV极化通道的能量降低,HH-VV极化通道能量提高。由于HV极化通道主要和体散射强度相关,HH-VV极化通道主要和二面角散射强度相关,因此定向角补偿之后,体散射能量增高,二面角散射能量降低。

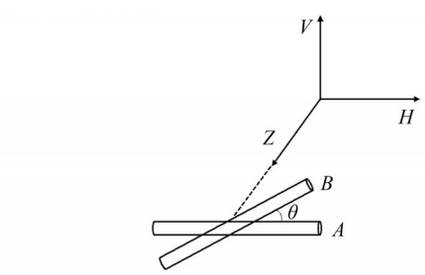


图1 极化定向角补偿示意图

Fig. 1 Schematic Diagram of Polarization Orientation Angle Compensation

1.2 反射对称性

反射对称性是分布式目标的一种散射特性,满足反射对称性的目标其对应相干矩阵的$2\langle(S_{HH}+S_{VV})S_{HV}^*\rangle$和$2\langle(S_{HH}-S_{VV})S_{HV}^*\rangle$(式(3)中$T_{13}$、$T_{23}$项)项等于0,反之则不等于0。地物越不满足反射对称性,T_{13}和T_{23}的值一般会越大。反射对称性的定义是:当地物满足反射对称性时,该地物关于入射面垂直的平面对称,如图1中的A散射体所示。反之则不满足反射对称性,如图1中的B散射体所示。一般情况下,自然地物如原始森林和草原,较满足反射对称性,而人造地物如取向各异的建筑物则基本不具备这一特性。因此,自然区域的散射过程可建模为反射对称散射模型,城市区域的散射过程需要考虑非反射对称散射。

2 极化SAR相干目标分解

2.1 Pauli分解

Pauli分解将散射矩阵分解成3个分量[6,21]:

$$S=\frac{P_{is}}{\sqrt{2}}\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}+\frac{P_{id}}{\sqrt{2}}\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & -1\end{bmatrix}+\frac{P_{iv}}{\sqrt{2}}\begin{bmatrix}0 & 1\\ 1 & 0\end{bmatrix} \tag{5}$$

式中,$|P_{is}|^2$、$|P_{id}|^2$、$|P_{iv}|^2$为散射强度。式(5)等号右边的3个分量分别对应平坦表面的奇次散射、相互垂直的二面角结构的偶次散射,以及由旋转45°的二面角结构构成的偶次散射。在图像解译的过程中,常把第3个分量看作体散射过程。进一步分析式(5)中3个分量的关系,奇次散射的同极化相位差为0°,而二面角散射同极化的相位差为180°。产生这种现

象的原因是二面角结构会使垂直极化的相位发生180°的变化。注意到式(5)等号右边的第2个和第3个分量都是由二面角结构组成,它们的不同之处在于二面角结构的取向不同。对于任意取向的二面角结构,其散射矩阵可表示为:

$$\boldsymbol{S}_{\mathrm{id}_\theta}=\begin{bmatrix}\cos\theta & -\sin\theta\\ \sin\theta & \cos\theta\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & -1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\theta & \sin\theta\\ -\sin\theta & \cos\theta\end{bmatrix} \tag{6}$$

当θ分别等于0°和45°时,S_{id_θ}分别退化为Pauli分解的第2个和第3个分量。

Pauli分解由于其简单易于操作,在极化SAR图像解译中发挥了重要的作用。然而,其局限性也是明显的。首先其属于面向散射矩阵的相干目标分解,无法表示分布式目标的散射特征;其次,Pauli分解建模的过程并没有考虑地表介电属性信息,因此该方法很难挖掘地物的物理信息。

2.2　Krogager分解

Krogager分解同样是将散射矩阵分解成3个分量[7]:

$$\boldsymbol{S}=\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi}\left\{\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_s}k_s\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}+k_d\begin{bmatrix}\cos(2\theta) & \sin(2\theta)\\ \sin(2\theta) & -\cos\theta\end{bmatrix}+k_h\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\theta}\begin{bmatrix}1 & \pm\mathrm{j}\\ \pm\mathrm{j} & -1\end{bmatrix}\right. \tag{7}$$

式中,φ_s为奇次散射相位中心与二面角散射相位中心的差异;θ为二面角结构和螺旋散射体的取向角;k_s、k_d、k_h为不同散射成分的占比。式(7)等号右边的3个分量分别对应球面或者平面结构的奇次散射、任意取向的二面角散射和复杂结构产生的螺旋散射,其中φ为绝对相位,其取决于雷达和目标之间的距离,在极化SAR应用中一般被忽略。

对比Pauli分解,两种分解方法中奇次散射模型是相同的。Krogager分解的螺旋散射分量对复杂地物有一定的识别能力,该散射分量后续被引入到非相干目标分解中,并在理解SAR信号与城区建筑物的交互过程中发挥了重要作用[11]。注意到式(7)中的绝对相位项是相干分解独特的优势,因为空间平均,绝对相位项在相干矩阵中难以保留。Krogager分解中的二面角散射模型考虑了二面角结构的取向,使其对二面角结构的刻画能力更强,该模型可用于推导地物的取向角[18]。然而,Krogager分解的一个主要局限性是其无法描述分布式目标的散射特性,这与Pauli分解是类似的。同时,Krogager 3个分量并不正交,这降低了分解结果的稳定性,限制了其在地物分类中的应用。

2.3　Cameron分解

基于散射体的互易性和对称性,Cameron提出了一种相干目标分解方法:

$$S=a\left\{\cos\theta_{\mathrm{rec}}\left\{\cos\tau_{\mathrm{sym}}S_{\mathrm{sym}}^{\max}+\cos\tau_{\mathrm{sym}}S_{\mathrm{sym}}^{\min}\right\}+\sin\theta_{\mathrm{rec}}S_{\mathrm{nonrec}}\right\} \tag{8}$$

式中,a是总的后向散射强度;θ_{rec}、τ_{sym}分别为散射矩阵的互易性程度和对称性程度;$S_{\mathrm{sym}}^{\max}$、$S_{\mathrm{sym}}^{\min}$和S_{nonrec}分别为最大对称分量、最小对称分量和非互易分量。对于单站SAR系统,互易性程度一般较高,散射矩阵可看作是完全互易的,即$\cos\theta_{\mathrm{rec}}=0$或$S_{\mathrm{HV}}=S_{\mathrm{VH}}$。在$0\leqslant\tau_{\mathrm{sym}}\leqslant\pi/4$的约束下,对称分量总是大于非对称分量。

Cameron分解模型反演的一个关键是通过定向角补偿,让共极化能量达到最大,因此Cameron分解也可推导出极化定向角求解的公式。常见的对称散射体有三面角、二面角、偶极子、圆柱体等,常见的非对称散射体有左手螺旋体和右手螺旋体。借助以上基本散射体,Cameron分解可以分析和提取地面目标主导的散射结构,便于特定目标的检测。然而,其局限性依旧在于无法有效地描述分布式散射体特征。

2.4　极化SAR相干目标分解结果

本文采用AIRSAR系统在德国黑森林区域获取的C、L、P波段数据进行实验。L波段的AIRSAR数据的假彩色合成图如图2所示。本文在合成假彩色图的过程中,不同散射机制的拉伸参数都保持相同;对应的入射角范围为31°～65°,斜距向和方位向分辨率分别约为6.7 m和12.2 m;图像右侧的森林区域以针叶林为主,主要由云杉、松树和冷杉组成,在图像的右上方有明显的地形坡度。图像左上角暗淡的区域为农作物区域,图像左侧的红色区域为沿雷达视线方向的平行建筑物,其左下角为绕雷达视线方向旋转30°左右的非平行建筑物[22]。

针对不同波段,Pauli分解和Krogager分解的假彩色合成图如图3所示。可以发现Pauli分解的假彩色图更清晰地展示了不同地物的轮廓,这也是Pauli分解的分量常被用于地物分类的主要原因。然而,Krogager分解的假彩色合成图红色占主导,蓝色次之,绿色基本没有,不同地物难以被区分。产生这种现象的原因是:(1)考虑取向角的二面角散射模型对观测值有很高的适应性,会过度吸收其他散射成分的能量。(2)螺旋散射主要由复杂地物产生,森林产生的螺旋散射强度较低。(3)没有描述体散射过程的散射模型。对

于Pauli分解,随着波长的增大,城市区域的分解结果基本不变,而植被区域红色越来越明显,绿色越来越暗,这是由于SAR信号穿透能力不同引起的。波长越长,SAR信号的穿透能力越强,与地面和枝干构成的二面角结构的相互作用越强,由此提高了二面角散射强度。同时可以发现,在部分农作物区域,随着波长的增大,图像越来越暗,产生这种现象的可能原因是长波SAR信号在没有作物覆盖区域发生了镜面散射。

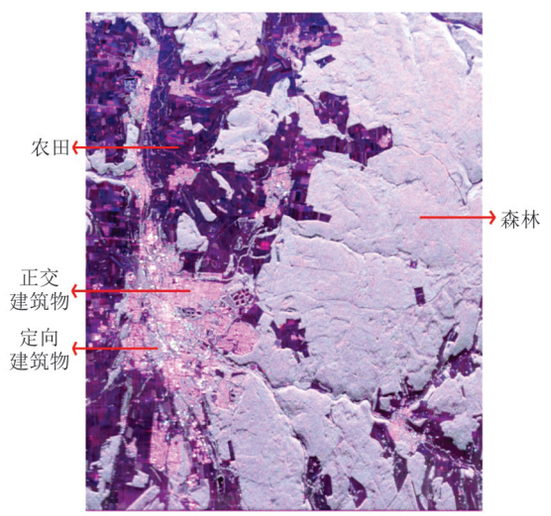


图2 L波段AIRSAR全极化数据Pauli分解的假彩色合成图(红色:$|P_{id}|^2$,绿色:$|P_{iv}|^2$,蓝色:$|P_{is}|^2$)

Fig. 2 Color-coded Image of Pauli Decomposition for L-band AIRSAR Data (Red: $|P_{id}|^2$, Green: $|P_{iv}|^2$, Blue: $|P_{is}|^2$)

3 极化SAR非相干目标分解

3.1 Freeman-Durden三分量分解

Freeman-Durden分解将观测矩阵分解为3种分量[10],该分解方法将地表散射过程解译为表面散射、二面角散射和体散射的组合。散射模型分解由于其在图像滤波[23]、分割[24]、定标[25]和分类[26]中应用广泛而得到了快速的发展。其中表面散射描述了微粗糙表面的特征,对应的散射模型可表示为:

$$T_s=\begin{bmatrix}1 & \beta^* & 0\\ \beta & |\beta|^2 & 0\\ 0 & 0 & 0\end{bmatrix},\beta=\frac{R_H-R_V}{R_H+R_V} \tag{9}$$

$$\begin{cases}R_H=\dfrac{\cos\vartheta_1-\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}{\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}\\ R_V=\dfrac{(\varepsilon_g-1)-\left\{\sin^2\vartheta_1-\varepsilon_g(1+\sin^2\vartheta_1)\right\}}{\varepsilon_g\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}\end{cases} \tag{10}$$

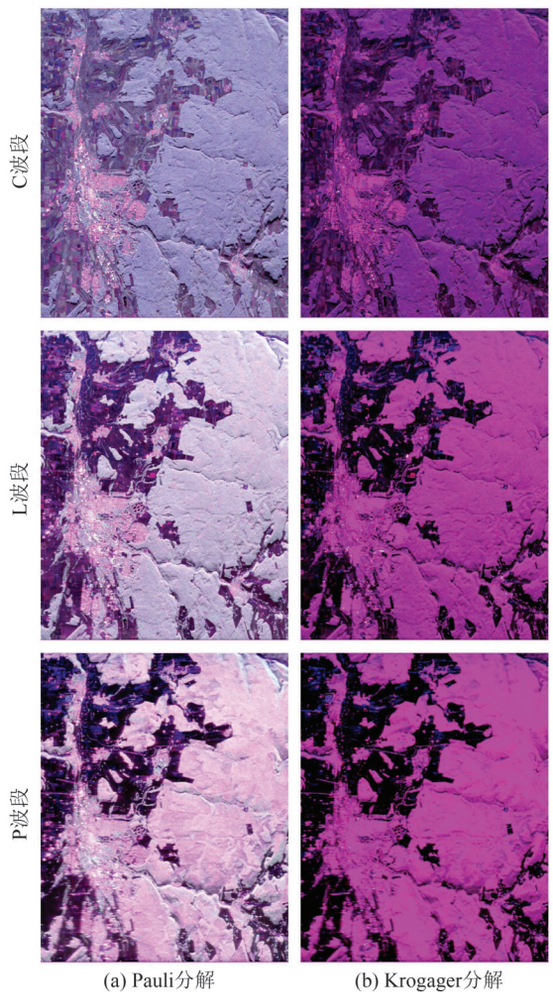


图3 不同波段的相干分解结果(Pauli分解:红色:$|P_{id}|^2$,绿色:$|P_{iv}|^2$,蓝色:$|P_{is}|^2$;Krogager分解:红色:$|k_d|^2$,绿色:$|k_h|^2$,蓝色:$|k_s|^2$)

Fig. 3 Coherent Decomposition Results for Different Bands(Pauli decomposition:Red: $|P_{id}|^2$, Green: $|P_{iv}|^2$, Blue: $|P_{is}|^2$;Krogager Decomposition :Red: $|k_d|^2$, Green: $|k_h|^2$, Blue: $|k_s|^2$)

式中,R_H和R_V为与局部入射角ϑ_1和地表相对介电常数ε_g有关的参数。

表面散射模型与地表介电参数密切相关,该模型常被用于反演土壤湿度。Freeman-Durden分解中的二面角散射描述相互垂直的二面角结构特征,对应的散射模型可表示为:

$$\begin{cases}T_d=\begin{bmatrix}|\alpha|^2 & \alpha & 0\\ \alpha^* & 1 & 0\\ 0 & 0 & 0\end{bmatrix}\\ \alpha=\dfrac{e^{j\gamma_H}R_{GH}R_{TH}+e^{j\gamma_V}R_{GV}R_{TV}}{e^{j\gamma_H}R_{GH}R_{TH}-e^{j\gamma_V}R_{GV}R_{TV}}\end{cases} \tag{11}$$

式中,γ_H和γ_V分别表示H极化和V极化波在传播过

程中的相位延迟;R_{GH}、R_{TH}、R_{GV}、R_{TV}为与入射角以及二面角结构介电常数相关的参数,计算公式如下:

$$\begin{cases} R_{GH}=\dfrac{\cos\vartheta_1-\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}{\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}} \\ R_{TH}=\dfrac{\cos\vartheta_2-\sqrt{\varepsilon_t-\sin^2\vartheta_2}}{\cos\vartheta_2+\sqrt{\varepsilon_t-\sin^2\vartheta_2}} \\ R_{GV}=\dfrac{\varepsilon_g\cos\vartheta_1-\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}{\varepsilon_g\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}} \\ R_{TV}=\dfrac{\varepsilon_t\cos\vartheta_2-\sqrt{\varepsilon_t-\sin^2\vartheta_2}}{\varepsilon_t\cos\vartheta_2+\sqrt{\varepsilon_t-\sin^2\vartheta_2}} \end{cases} \tag{12}$$

式中,ϑ_2、ε_t分别为垂直面的入射角和介电常数。Freeman-Durden分解的体散射模型描述了完全随机的偶极子特征。水平偶极子的相干矩阵可表示为:

$$T_{\mathrm{H}}=\begin{bmatrix}1&1&0\\1&1&0\\0&0&0\end{bmatrix} \tag{13}$$

水平偶极子绕雷达视线方向旋转θ可表示为:

$$T_{\mathrm{H}}(\theta)=\boldsymbol{R}(\theta)T_{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}=\begin{bmatrix}1&\cos(2\theta)&-\sin(2\theta)\\ \cos(2\theta)&\cos^2(2\theta)&-\dfrac{1}{2}\sin(4\theta)\\ -\sin(2\theta)&-\dfrac{1}{2}\sin(4\theta)&\sin^2(2\theta)\end{bmatrix} \tag{14}$$

$$T_{\text{X-Bragg}}=\begin{bmatrix}1&\beta^*\dfrac{\sin\Delta_1}{\Delta_1}&0\\ \beta\dfrac{\sin\Delta_1}{\Delta_1}&\dfrac{1}{2}|\beta|^2\left(1+\dfrac{\sin(2\Delta_1)}{2\Delta_1}\right)&0\\ 0&0&\dfrac{1}{2}|\beta|^2\left(1-\dfrac{\sin(2\Delta_1)}{2\Delta_1}\right)\end{bmatrix} \tag{18}$$

式中,Δ_1表示地表的粗糙度,其取值范围为0~π。当$\Delta_1\to0$时表示微粗糙的地表,此时X-Bragg模型退化为Freeman-Durden表面散射模型;当$\Delta_1\to\pi$时表示极其粗糙的地表。为了进一步研究X-Bragg模型的特点,X-Bragg模型的T_{33}项与$\dfrac{1}{2}-\dfrac{\sin(2\Delta_1)}{4\Delta_1}$的关系如图4所示。整体上,随着粗糙度的增大,X-Bragg模型的T_{33}越大。这说明了X-Bragg模型可以通过Δ_1的值自适应地调节T_{33}的大小,并进一步匹配不同地表粗糙度引起的不同去极化程度,扩展了X-Bragg的适用范围。基于X-Bragg模型的思路,大量的考虑地表去极化效应的表面散射模型被提出,这有效地促进了表面散射模型在土壤湿度反演中的成功率[28-29]。

式中,上标H表示共轭转置。假设偶极子散射体满足完全随机分解,对分辨单元内的散射体进行积分:

$$\langle f\rangle=\int_0^{2\pi}\mathrm{d}\varphi f(\varphi)p(\varphi),p(\varphi)=\frac{1}{2\pi} \tag{15}$$

则最终的体散射模型可以表示为:

$$T_v=\begin{bmatrix}2&0&0\\0&1&0\\0&0&1\end{bmatrix} \tag{16}$$

假设3个散射分量彼此不相关,则最终的Freeman-Durden分解的形式为;

$$T_3=f_sT_s+f_dT_d+f_vT_v \tag{17}$$

式中,f_s、f_d、f_v分别为表面散射、二面角散射和体散射散射系数。具有里程碑意义的Freeman-Durden分解为极化SAR分解研究提供了一个简单便捷的方式,其对自然介质的解译能力已经得到证明。然而,Freeman-Durden分解在结构复杂的植被区域和城市区域还存在着局限性。针对这些局限性,不断有新的分解方案被提出。

3.2　扩展的散射模型

3.2.1　扩展的表面散射模型

Freeman-Durden分解假设表面散射模型对交叉极化通道没有贡献,但是在短波视野下,地表会显得更加粗糙,此时地表产生的去极化效应会增加交叉极化的响应。鉴于此,文献[27]提出了适用于短波SAR数据和高粗糙度地表的X-Bragg散射模型:

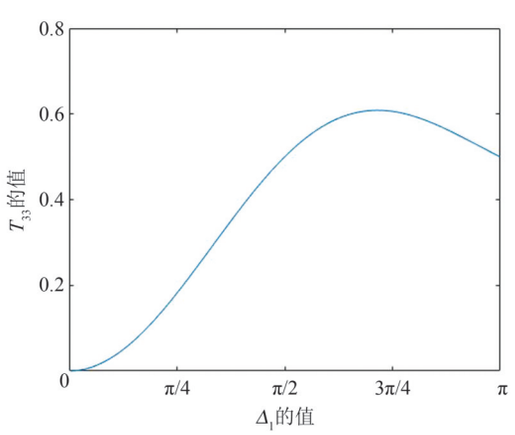


图4　T_{33}项与$\dfrac{1}{2}-\dfrac{\sin(2\Delta_1)}{4\Delta_1}$的关系

Fig. 4　Relationship Between T_{33} and $\dfrac{1}{2}-\dfrac{\sin(2\Delta_1)}{4\Delta_1}$

此外,Freeman-Durden表面散射模型的T_{12}项总是为负,其描述了相对于雷达波长无限长的地表散射体的特征。Ballester-Berman发现极化SAR观测数据T_{12}项可能为正,为此,假设地表散射体的尺寸是有限的,此时修正水平和垂直极化的散射系数可以表示为[30-32]:

$$\begin{cases} R'_{\mathrm{H}}=\dfrac{-\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}{\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}} \\ R'_{\mathrm{V}}=\dfrac{\varepsilon_g\cos\vartheta_1-\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}}{\varepsilon_g\cos\vartheta_1+\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\vartheta_1}} \end{cases} \tag{19}$$

主导表面散射模型T_{12}项正负的修正的β'可表示为:

$$\beta'=\frac{R'_{\mathrm{H}}-R'_{\mathrm{V}}}{R'_{\mathrm{H}}+R'_{\mathrm{V}}}=\frac{\sin^2\theta}{\cos\theta\sqrt{\varepsilon_g-\sin^2\theta}} \tag{20}$$

为进一步分析β'的正负和大小,不失一般性,假设局部入射角为45°,β'与地表介电常数ε_g关系见图5。

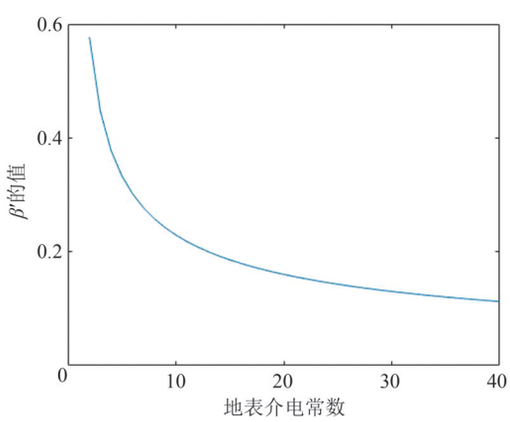


图5 β'与地表介电常数ε_g的关系

Fig. 5 Relationship Between β' and ε_g

可以发现,当ε_g取不同值时,β'总可以为正。因此,可以先通过观测数据T_{12}项的正负来选择地表散射模型。当T_{12}项为负时,选择对应无限长表面的式(9),相反则选择对应有限尺寸表面的式(19)。综合式(9)和式(19),可以使表面散射模型更好地匹配不同的地面场景,提高土壤湿度反演的成功率和准确性。

3.2.2 扩展的二面角散射模型

Freeman-Durden中的二面角散射模型假设二面角结构沿着雷达视线方向排列[10]。然而,城市建筑物分布复杂,难以都满足上述假设。为此,文献[33]将二面角散射模型绕雷达视线方向旋转:

$$\boldsymbol{T}_d(\theta)=\boldsymbol{R}(\theta)\boldsymbol{T}_d\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}=\begin{bmatrix} |\alpha|^2 & \alpha\cos(2\theta) & -\alpha\sin(2\theta) \\ \alpha^*\cos(2\theta) & \cos^2(2\theta) & -\dfrac{1}{2}\sin(4\theta) \\ -\alpha^*\sin(2\theta) & -\dfrac{1}{2}\sin(4\theta) & \sin^2(2\theta) \end{bmatrix} \tag{21}$$

Chen二面角散射模型贡献了交叉极化通道,还贡献了相干矩阵的非反射对称元素。这使其更自适应地匹配城市建筑物。然而,该模型由于同时贡献了多个相干矩阵元素,使得分解框架的简单线性解难以获得,需要依靠非线性最小二乘求解。除了旋转Freeman-Durden二面角散射模型,文献[34]将Pauli二面角散射模型绕雷达视线方向进行旋转:

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{id}}(\theta)=\boldsymbol{R}(\theta)\boldsymbol{T}_{id}\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}=\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos^2(2\theta) & -\dfrac{1}{2}\sin(4\theta) \\ 0 & -\dfrac{1}{2}\sin(4\theta) & \sin^2(2\theta) \end{bmatrix} \tag{22}$$

Han二面角散射模型的特点在于其不仅可以匹配不沿雷达视线方向的二面角结构,还证明现有的极化定向角补偿方法仅仅补偿了二面角结构的取向效应,其他散射体如偶极子,并没有得到补偿。这为极化定向角补偿提供了一个新的理解视角。

文献[35-37]在旋转了Pauli二面角散射模型之后,继续对分辨单元内的各个取向的二面角结构进行积分:

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{id}}(\theta)=\int_{-\frac{\pi}{2}-\theta}^{\frac{\pi}{2}+\theta}p(\theta)\boldsymbol{R}(\theta)\boldsymbol{T}_{\mathrm{id}}\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}\mathrm{d}\theta=\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \dfrac{1}{2}-\dfrac{\cos(4\theta)}{30} & 0 \\ 0 & 0 & \dfrac{1}{2}+\dfrac{\cos(4\theta)}{30} \end{bmatrix} \tag{23}$$

不同于Chen和Han二面角散射模型,Xiang二面角散射模型更专注于同极化通道,因此该模型的一个特点是可以与极化定向角补偿同时使用,更进一步降低体散射强度过度估计的现象。同时,该模型已经证明其在非监督分类中的潜力[38]。

3.2.3 扩展的体散射模型

Freeman-Durden体散射模型提供了一种分析植被冠层散射特性的途径,即冠层的散射特征可以用粒子的形态和分布描述。然而,该模型有两个局限性:(1)其假设植被冠层满足完全随机

分布,但是在长波视野下,散射体主要以水平或垂直分布为主,并不满足均匀分布假设。(2)其假设冠层散射体为偶极子,但是在短波视野下,冠层散射体并不远远小于雷达波长,这使得冠层散射体呈现出其他形态,如有限大小的平面结构。因此,在Freeman-Durden体散射模型的基础上,文献[11]提出了cosine分布函数来描述植被冠层的分布特征(以水平偶极子为例):

$$T_h(\theta)=\frac{1}{2}\int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}}\cos\theta\boldsymbol{R}(\theta)T_h\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}\mathrm{d}\theta=$$

$$T_c(\theta)=\int_0^{2\pi}\frac{\left|\left\{\cos^2(\theta-\theta_0)\right\}^n\right|}{\int_0^{2\pi}\left|\left\{\cos^2(\theta-\theta_0)\right\}^n\right|\mathrm{d}\theta}\boldsymbol{R}(\theta)T_c\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}\mathrm{d}\theta=\begin{bmatrix}1&c&0\\c&a&0\\0&0&b\end{bmatrix}\tag{25}$$

式中,θ_0是冠层散射体的主导取向角,由于该模型的复杂性,最终的显性表达式未给出。该模型可以极大程度提高对不同植被场景的适用性。然而,由于没有对散射粒子的形态和分布做任何约束,导致该模型无法适用于非植被区。

$$\begin{bmatrix}15&5&0\\5&7&0\\0&0&8\end{bmatrix}\tag{24}$$

cosine分布函数的一个特点是,随着取向角距离0°越远,该取向的偶极子在分辨单元内的占比就越低。这使得Yamaguchi体散射模型更加自适应于以水平和垂直取向为主的针叶林区域。随后,Neumann和Arii等在不固定粒子形态的基础上,提出了圆高斯分布函数和n阶余弦分布函数来自适应刻画散射体的分布特性[39-42]:

$$T_c(\theta)=\frac{1}{2}\int_{-\frac{\pi}{2}+\theta}^{\frac{\pi}{2}+\theta_0}\cos(\theta-\theta_0)\boldsymbol{R}(\theta)T_c\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{H}}\mathrm{d}\theta=\begin{bmatrix}1&0&0\\0&0&0\\0&0&0\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}0&0&0\\0&15-\cos(4\theta_d)&\sin(4\theta_d)\\0&\sin(4\theta_d)&15+\cos(4\theta_d)\end{bmatrix}+$$

$$\begin{bmatrix}30&-10+20\cos^2\theta_v&-10\sin(2\theta_v)\\-10+20\cos(2\theta_v)&15-\cos(4\theta_v)&\sin(4\theta_v)\\-10\sin(2\theta_v)&\sin(4\theta_v)&15+\cos(4\theta_v)\end{bmatrix}\tag{26}$$

式中,θ_d、θ_v分别为植被冠层二面角结构和偶极子结构的主导取向角。该模型考虑了短波视野下,植被冠层可能由多种散射体构成。由于更为细致地考虑了植被冠层的散射特征,该模型在森林分类领域具有较大的潜力。但是,该模型的一个明显的局限性是会吸收表面散射能量,因此它并不适用于描述非植被区的地物特征。除了从粒子形态和粒子分布的角度推导体散射模型之外,文献[45]从相干矩阵的对称性角度推导了体散射模型,表达式为:

$$T_c=\frac{1}{\frac{3(1+\gamma)}{2}-\frac{\sqrt{\gamma}}{3}}\begin{bmatrix}\frac{1+\gamma}{2}+\frac{\sqrt{\gamma}}{3}&\frac{\gamma-1}{2}&0\\\frac{\gamma-1}{2}&\frac{1+\gamma}{2}-\frac{\sqrt{\gamma}}{3}&0\\0&0&\frac{1+\gamma}{2}-\frac{\sqrt{\gamma}}{3}\end{bmatrix}\tag{27}$$

式中,γ为植被冠层的取向因子,可由同极化比求得。该模型的推导是首先假设散射矩阵满足反射对称性,在反射对称性的基础上,继续假设$\langle S_{\mathrm{HH}}S_{\mathrm{VV}}^*\rangle$满足旋转对称性,然后假设植被冠层散射体为偶极子。该模型不仅对不同的植被冠层具有较高的自适应性,而且有效地避免了体散射模型过度吸收地面散射能量,该模型已被证明有助于土壤湿度的反演[46]。

3.2.4　非反射对称散射模型

Freeman-Durden分解中3个模型的T_{13}和T_{23}项都等于0,该分解方案假设了地物满足反射对称性。但是对于各向异性明显的植被冠层和城市建筑物,反射对称性假设难以成立[47]。为此,文献[11]和文献[48-49]相继提出了4个非反射对称模型解译T_{13}和T_{23}项,即复合偶极子散射模型、定向偶极子散射模型、螺旋散射模型、混合偶极子散射模型,表达式如下:

当它被用于体散射不占主导的区域时,广义体散射模型会过度吸收地面散射能量,造成极化SAR图像解译的失败[43]。不同于通用体散射模型,文献[44]提出了多粒子体散射模型,表达式为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{T}_{\text{im_13}}=\begin{bmatrix}1&0&\mp\text{j}\\0&0&0\\\pm\text{j}&0&1\end{bmatrix},\boldsymbol{T}_{\text{re_13}}=\begin{bmatrix}1&0&\mp1\\0&0&0\\\mp1&0&1\end{bmatrix} \\ \boldsymbol{T}_{\text{im_23}}=\begin{bmatrix}0&0&0\\0&1&\mp\text{j}\\0&\pm\text{j}&1\end{bmatrix},\boldsymbol{T}_{\text{re_23}}=\begin{bmatrix}0&0&0\\0&1&\mp1\\0&\pm1&1\end{bmatrix} \end{cases} \tag{28}$$

非反射对称散射模型的引入可以有效地降低体散射的过度估计,成功地将中度非平行建筑物识别为二面角结构。更重要的是,这些模型为极化相干矩阵非反射对称元素提供了一种解译方式。这些非反射对称性目标可以看作一个分辨单元内具有距离传感器不同距离的结构[50],这一概念的加入极大地丰富了极化SAR图像解译理论。

3.2.5 极化SAR模型分解的求解

随着极化SAR模型分解技术的发展,同一分解框架中,越来越多的散射模型被引入。同时,为了使散射模型适应于不同的地面场景,散射模型越来越复杂,这导致了大量的待求参数。因此模型求解过程也是极化SAR模型分解中的一个重要环节。

在Freeman-Durden分解中,通过约束表面散射或者二面角散射的一个模型参数为零来避免分解框架秩亏,并得到解析解。然而,由于散射模型并不一定完全满足地面实际情况,该方法存在着负散射能量、求解顺序不公平的问题[10]。随后,文献[33,39]采用非线性最小二乘方法求解分解模型,不仅有效地避免了负散射强度的出现,同时还保证了所有散射机制的能量同时得到解算。2012年,文献[51]在最大似然框架下进行搜索求解,该方法已被证明也可有效避免负散射能量的出现,以及得到更光滑的分解结果。

3.3 特征值分解

另一种广受关注的非相干分解方法为特征值分解,不同于注重物理意义的模型分解方法,特征值分解具有更严密的数学背景[16,52]:

$$\begin{cases} \boldsymbol{T}_3=\boldsymbol{U}\begin{bmatrix}\lambda_1&0&0\\0&\lambda_2&0\\0&0&\lambda_3\end{bmatrix}\boldsymbol{U}^{*\text{T}},\lambda_1>\lambda_2>\lambda_3 \\ \boldsymbol{U}_i=\begin{bmatrix}\cos\alpha_i\\\sin\alpha_i\cos\beta_i\text{e}^{\text{j}\delta_i}\\\sin\alpha_i\cos\beta_i\text{e}^{\text{j}\gamma_i}\end{bmatrix},i=1,2,3 \end{cases} \tag{29}$$

式中,λ_i、$\boldsymbol{U}_i(i=1,2,3)$分别为相干矩阵的特征值和特征矢量。该方法利用特征矢量分析散射机制,利用特征值分析相应散射机制所占的权重。然而,极化矢量在不同分辨单元内具有很大的区别,这使得对特征值和特征向量的解译不再简单。为此,在特征值分解的基础上提出了3个参数用于进一步解译极化SAR图像。第1个参数为散射角α:

$$\alpha=\sum_{i=1}^{3}p_i\alpha_i,p_i=\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{3}\lambda_i} \tag{30}$$

如图6所示,α主要代表散射体的形状结构。随着α的增加,散射体的解译从平面变为偶极子,再到二面角散射体;此外,α还可以表示散射体介电常数的实部,土壤湿度的大小影响散射体的各向异性,土壤湿度越大,α越大。

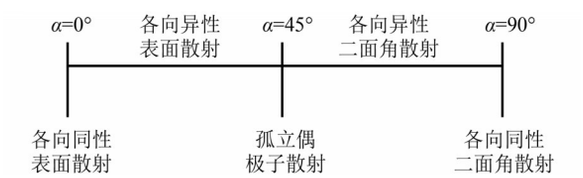


图6 散射角α的解译

Fig. 6 Interpretation of the Scattering Angle α

第2个参数为散射熵H:

$$H=-\sum_{i=1}^{3}p_i\log_3(p_i) \tag{31}$$

散射熵表征了分辨单元内散射体的随机程度,散射熵越大,表示地物越随机,去极化程度越高。一般情况下,当$H<0.3$,地面散射体可看作点目标,当$H\to1$,地面散射体是完全随机的。

第3个参数为各向异性A:

$$A=\frac{\lambda_2-\lambda_3}{\lambda_2+\lambda_3} \tag{32}$$

其作为散射熵的补偿,描述了次要的两种散射之间的相对关系,各向异性只有在散射熵较大时才有效,因为散射熵过小,第二种散射机制和第三种散射机制易受噪声的影响。随后,在Cloude-Pottier特征值分解的基础上,文献[53]通过引入螺旋角τ重新矢量化了特征向量:

$$\boldsymbol{U}_i=\begin{bmatrix}\cos\alpha\cos(2\tau)\\\sin\alpha\cos(2\theta)\text{e}^{\text{i}\psi}-\text{i}\cos\alpha\sin(2\theta)\sin(2\tau)\\\sin\alpha\sin(2\theta)\text{e}^{\text{i}\psi}+\text{i}\cos\alpha\cos(2\theta)\sin(2\tau)\end{bmatrix} \tag{33}$$

当地物为对称目标时,式(33)退化为式(29)。螺旋角主要用于表征复杂的结构,如螺旋散射体,相比Cloude-Pottier分解,Touzi分解更有效地描述了非对称的目标。

3.4 非相干分解实验结果

3.4.1 基于模型的非相干分解实验结果

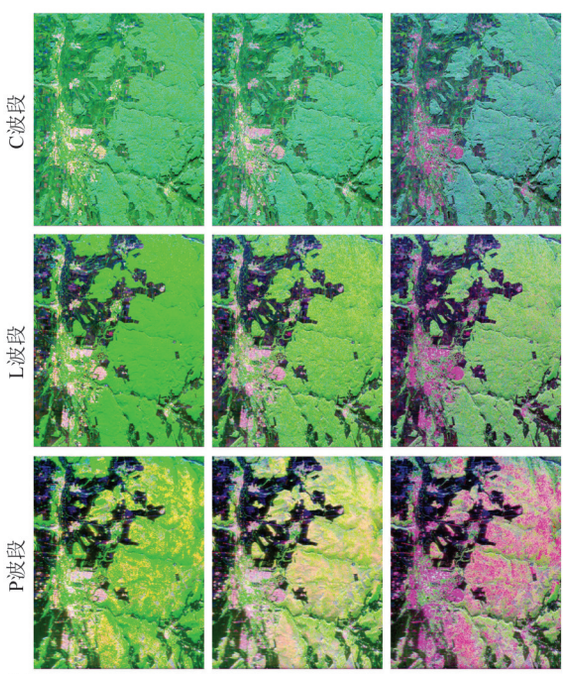
针对不同波段,Freeman-Durden分解、附加定向角补偿的Yamaguchi分解和Singh分解的假彩色

合成图如图7所示,实验数据为AIRSAR系统在德国黑森林采集的C、L、P波段全极化数据。整体而言,相比图7(a)和图7(b),图7(c)在森林区域更加偏黄,城市区域更红。细节上,Freeman-Durden将非平行建筑物解译为体散射占主导的绿色;Yamaguchi分解结果的绿色没有那么明显,并且有些许的红色;Singh分解结果基本能将其解译为红色占主导的二面角散射。以上实验现象说明,对比Freeman-Durden分解和Yamaguchi分解,Singh分解在不同的区域具有更高的二面角散射贡献和更低的体散射贡献。产生这种现象的原因是:(1)Singh分解在Yamaguchi分解和Freeman-Durden分解的基础上,增加了定向偶极子、复合偶极子和混合偶极子散射,这三种非反射对称散射可以有效避免交叉极化通道能量分配给体散射模型,抑制了体散射能量的过度估计。(2)Singh体散射模型考虑了二面角结构的体散射过程,其模型的形式可使更少的同极化能量分配给体散射模型,进一步抑制了体散射能量。然而,虽然Singh分解可以有效地降低非平行建筑物区域的体散射强度,但是也降低了森林区域的体散射强度,这不能从本质上增加非平行建筑物和森林的区分度。同时,细节上可以发现Singh分解的伪彩色合成图更暗一些,造成这种现象的原因是伪彩色合成图只合成了表面、二面角和体散射3种散射强度,其他的非反射对称散射没有考虑进来。

对比不同波段的实验结果,随着波长的增加,在森林区域,二面角散射强度增加,地形的纹理信息更加明显,这是由于波长越长,SAR信号与地物的交互过程越强,地面产生的回波信号就越强。同时,一个有趣的现象是C波段视野下,森林区域趋于蓝色,产生这种现象的原因是C波段的波长比较短,并不满足远大于枝干和叶片的假设,冠层粒子并不能看作偶极子形态,而是有限尺寸的圆盘形态,这会被分解方案误解译为表面散射[44]。同时,随着波长的增加,在部分农作物区域,影像变得更暗,这是由于波长越长,地表会显得更加光滑,导致镜面散射的发生,后向散射强度极剧降低。在城市区域,随着波长的增加,建筑物之间的纹理信息越来越模糊,这揭示了短波长信号对细小的散射体更加敏感,更能体现地物的细节信息。

3.4.2　基于特征值的非相干分解实验结果

基于特征值分解的散射熵如图8(a)所示。C波段SAR信号对细小散射体敏感导致了植被区域的散射熵很高。同时,注意到非平行建筑物的散射熵也很高,这是由于SAR信号在非平行建筑物之间来回反射造成的。对于L波段信号,由于森林的主导散射机制为体散射,造成了高散射熵。农作物区域的散射熵下降是由于SAR信号穿透能力增强,二面角散射强度增强,相比体散射结构,二面角结构会产生更低的散射熵,这同样解释了在P波段视野下,森林区散射熵下降的原因。注意到,即使在P波段视野下,右上角区域的散射熵依旧很高,这是由于地形增加了SAR信号与地物交互过程的复杂度,提高了散射熵。



(a) Freeman-Durden分解　(b) Yamaguchi分解　(c) Singh分解

图7　不同波段的散射模型分解结果(红色:二面角散射,绿色:体散射,蓝色:表面散射)

Fig. 7　Model-Based Decomposition Results for Different Bands (Red: Double-Bounce Scattering, Green: Volume Scattering, Blue: Surface Scattering)

基于特征值分解的散射角见图8(b)。对于森林区域,随着波长的增长,散射角从表示偶极子结构的45°向表示二面角结构的90°靠近。农作物区域,随着波长的增长,散射角从45°向表征表面散射的0°靠近。在城市建筑物区域,散射角并不是理想的接近90°,其原因是:(1)墙壁和地面构成的二面角结构并不是理想的导体;(2)城市的三面角散射结构会使散射角往0°倾斜。整体上,不同地物的散射熵和散射角存在着一些差异。同时,这两个参数具有明确的物理意义,使得散射角和散射熵在监督分类和非监督分类领域都发挥了重要作用[54-55]。

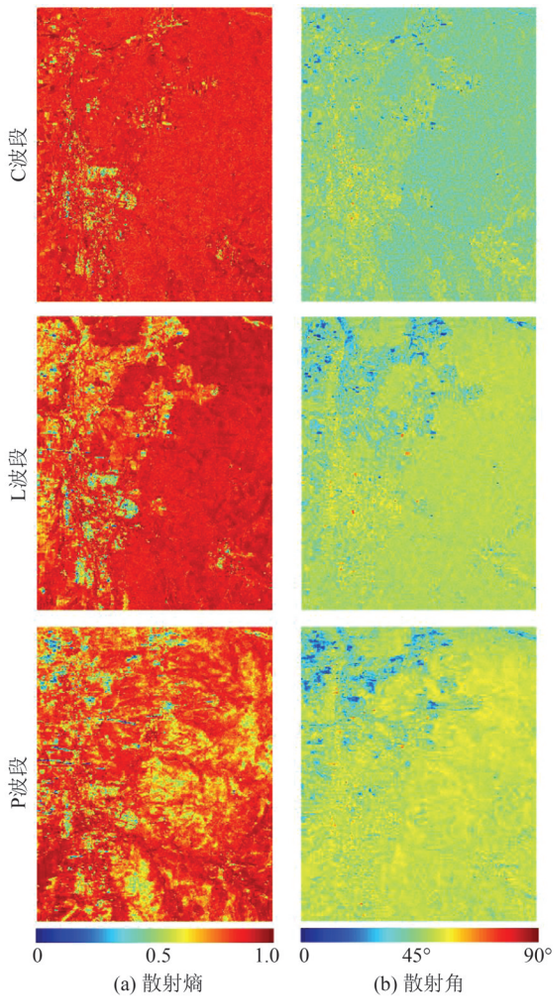


图8 不同波段的特征值分解结果

Fig. 8 Eigenvalue-Based Decomposition Results for Different Bands

4 图像法

4.1 极化特征图

极化螺旋角τ和极化定向角对应的散射体产生的极化响应可以表示为[13,56]:

$$T_3(2\tau,2\theta)=\boldsymbol{U}(2\tau)\boldsymbol{U}(2\theta)T_3\boldsymbol{U}(2\theta)^{\mathrm{H}}\boldsymbol{U}(2\tau)^{\mathrm{H}} \tag{34}$$

式中,

$$\begin{cases}\boldsymbol{U}(2\theta)=\begin{bmatrix}1&0&0\\0&\cos(2\theta)&\sin(2\theta)\\0&-\sin(2\theta)&\cos(2\theta)\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{U}(2\tau)=\begin{bmatrix}\cos(2\tau)&0&\mathrm{i}\sin(2\tau)\\0&1&0\\\mathrm{i}\sin(2\tau)&0&\cos(2\tau)\end{bmatrix}\end{cases} \tag{35}$$

水平极化和垂直极化的极化响应可以表示为:

$$\begin{cases}\mathrm{Co_pol}=\left(T_{11}+T_{22}+2\mathrm{Re}(T_{12})\right)/2\\ \mathrm{Cross_pol}=T_{33}/2\end{cases} \tag{36}$$

通过变化τ和θ可以获得一系列的水平和垂直极化响应,该方法通过变化极化基获得的极化响应集来分析地物的散射特征,相比于极化SAR分解方法,极化特征图方法能更细致地挖掘地物的散射信息,该方法已被证明在极化定标和地物分类领域具有强大的潜力[22,57-59]。

4.2 极化相关图

两个极化通道s_1和s_2在不同定向角下的极化相关性ρ可以表示为[14]:

$$\rho=\frac{\left|\left\langle s_1(\theta)s_2^*(\theta)\right\rangle\right|}{\sqrt{\left\langle\left|s_1(\theta)\right|^2\right\rangle\left\langle\left|s_2(\theta)\right|^2\right\rangle}} \tag{37}$$

通过变化定向角可以获得一系列的极化相关性,在极坐标系下将定向角和极化相关性的关系用二维图像表征出来,并通过在二维图像上定义的极化参数来分析地物的散射特征。该方法已经被证明在地物分类和灾害监测领域的能力[60-61]。

4.3 极化投影法

Han等将极化SAR图像解释理解为散射模型在观测矩阵上的投影,当前方法仅将有限系列的散射模型投影到观测矩阵上,为了更充分地从观测矩阵中挖掘极化散射信息,提出了一种基于旋转投影的极化SAR图像解译方法[15,20],表达式为:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}\left(\omega(\theta,\tau,\alpha,\psi)\right)&\left[\cos\alpha\quad \sin\alpha\mathrm{e}^{-\mathrm{i}\psi}\quad 0\right]\begin{bmatrix}\cos(2\tau)&0&\mathrm{i}\sin(2\tau)\\0&1&0\\\mathrm{i}\sin(2\tau)&0&\cos(2\tau)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1&0&0\\0&\cos(2\theta)&\sin(2\theta)\\0&-\sin(2\theta)&\cos(2\theta)\end{bmatrix}T_3\cdot\\ &\begin{bmatrix}1&0&0\\0&\cos(2\theta)&-\sin(2\theta)\\0&\sin(2\theta)&\cos(2\theta)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos(2\tau)&0&-\mathrm{i}\sin(2\tau)\\0&1&0\\-\mathrm{i}\sin(2\tau)&0&\cos(2\tau)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\alpha\\\sin\alpha\mathrm{e}^{\mathrm{i}\psi}\\0\end{bmatrix}\end{aligned} \tag{38}$$

式中,ψ为同极化通道不同衰减过程引起的相位差。极化投影法将由4个独立极化参数组成的散射模型投影到测量矩阵上,通过多个三维可视化图分析地物的散射机制。

4.4 图像法结果

4.4.1 极化特征图实验结果

L波段AIRSAR数据集的极化特征图如图9所示。极化特征图关于0°螺旋角对称,极化定向

角在 0°→45°(0°→−45°)图像与在 45°→90°(−45°→−90°)图像对称。这与旋转矩阵由周期函数组成是一致的。除了森林区域之外,其他3种地物的同极化或者交叉极化特征图较为相似,这是由于L波段视野下观测的农田、平行建筑物和非平行建筑物主要呈现二面角结构。细节上,对于森林区域,最大的同极化能量比和最低的交叉极化能量比在螺旋角取0°和极化定向角取5°左右达到,产生这种现象的原因是森林地形有起伏。对于农田和平行建筑物区域,最大的同极化能量比在0°定向角左右,这与地面实际情况是一致的。对于非平行建筑物区域,最大能量比的位置取决于建筑物的取向程度。注意到,一个有趣的现象是非平行建筑物的最大能量比出现的位置不在螺旋角等于0°时,这是因为螺旋角描述的是地物的复杂程度,由于SAR信号在非平行建筑物之间的来回反射,提高了SAR信号的复杂程度。

相比极化SAR相干分解和非相干分解方法,图像法虽然具有更精细挖掘地物几何物理属性的潜力,但是可视化图像提供的散射信息并不直观。鉴于此,如图10所示,在极化特征图的基础上,定义了被广泛用于地物特征分析的基座高度 H_P[13,56]:

$$H_P=\frac{R_{\min}}{R_{\max}} \tag{39}$$

式中,$R_{\min}$ 和 $R_{\max}$ 分别为最小和最大散射能量与总能量的比值。基座高度描述了地物的去极化程度,去极化程度越高,基座高度越小。L波段AIRSAR数据的 H_P 如图11所示。对比不同地物,森林区域的 H_P 最大,农田次之,建筑物的 H_P 取决于其取向,平行建筑物 H_P 低,非平行建筑物 H_P 高。这与不同地物的形态和分布的各向异性程度是一致的,森林散射体的分布具有高各向异性,去极化程度高,平行建筑物形态和分布具有低各向异性,去极化程度低。

4.4.2　极化投影法实验结果

L波段AIRSAR数据集的部分极化投影图如图12所示。整体上,相比图9,图12展现了更加丰富的地物信息,森林和非平行建筑物区域的极化投影结果存在明显的差异,这进一步验证了提出的方法在地物分类方面的强大能力。注意到,图像的起伏程度代表了地物的去极化程度,当地物由一个主导结构构成时,其图像是尖锐的,反之则是平坦的。在图12中,森林和农作物区域图像平坦,非平行建筑物有明显小幅度的突起,平行建筑物有明显的大幅度突起。产生这种现象的原因是,森林和农作物区域的地物由冠层偶极子、地表的平面和二面角结构构成,结构复杂。相比平行建筑物,非平行建筑物在SAR视野下的结构更为复杂。细节上注意到,对于平行建筑物和非平行建筑物,其功率比最大值都在散射角接近90°区域,这说明了极化投影方法能够有效地将二者识别为二面角结构占主导的地物。

为更直观地展示散射信息,在极化投影图的基础上定义了敏感性参数。如图13所示,该敏感性参数为一系列散射能量与总能量的比值(黑线)的标准差。黑线穿过最大功率比并垂直于 zx 或 zy 轴平面[15,20]。标准差的理解是丰富的,整体上,标准差越大,散射体对极化参数越敏感,散射体对应的极化特征越稳定。基于极化投影图的不同极化参数的标准差如图14所示。农田和城市区域的散射角标准差中等,森林的散射角标准差很低。L波段视野下,农田和城区分别主要由平面结构和二面角结构构成,森林虽然主要为偶极子结构,但是其分布特性导致了对散射角的变化不敏感。对于定向角,只有建筑物区域的标准差较高,这与期望是一致的,建筑物的极化响应严重依赖定向角。农田和平行建筑物的螺旋角的标准差中等,揭示了这两种地物基本由对称性散射体构成,非平行建筑物由于SAR信号的来回反射使其螺旋角标准差较低。对于同极化相位差标准差,其在森林区域中等,表征了森林冠层中等程度的各向异性衰减程度。城市区域的同极化相位差标准差较高,这与城市区域低衰减效应是一致的。

5　不同极化SAR分解方法的对比

非相干目标分解、相干目标分解和图像法是极化SAR分解的主流手段,基于上述分析,进一步总结不同方法的优缺点。

1)相干目标分解。该方法的优势是模型简单易于理解,不涉及复杂的二阶统计运算,同时相干目标分解在非相干目标分解中发挥了积极作用。如Freeman-Durden二面角散射源自Pauli基分解中第2个分量[10],Yamaguchi螺旋散射源自Krogager分解的第3个分量[11]。但是,该方法的不足之处是无法描述随时空变化的分布式目标的散射特征,这一限制严重阻碍了相干目标分解的发展。例如,相干散射模型难以描述植被冠层的体散射和粗糙地表的X-Bragg散射[21]。

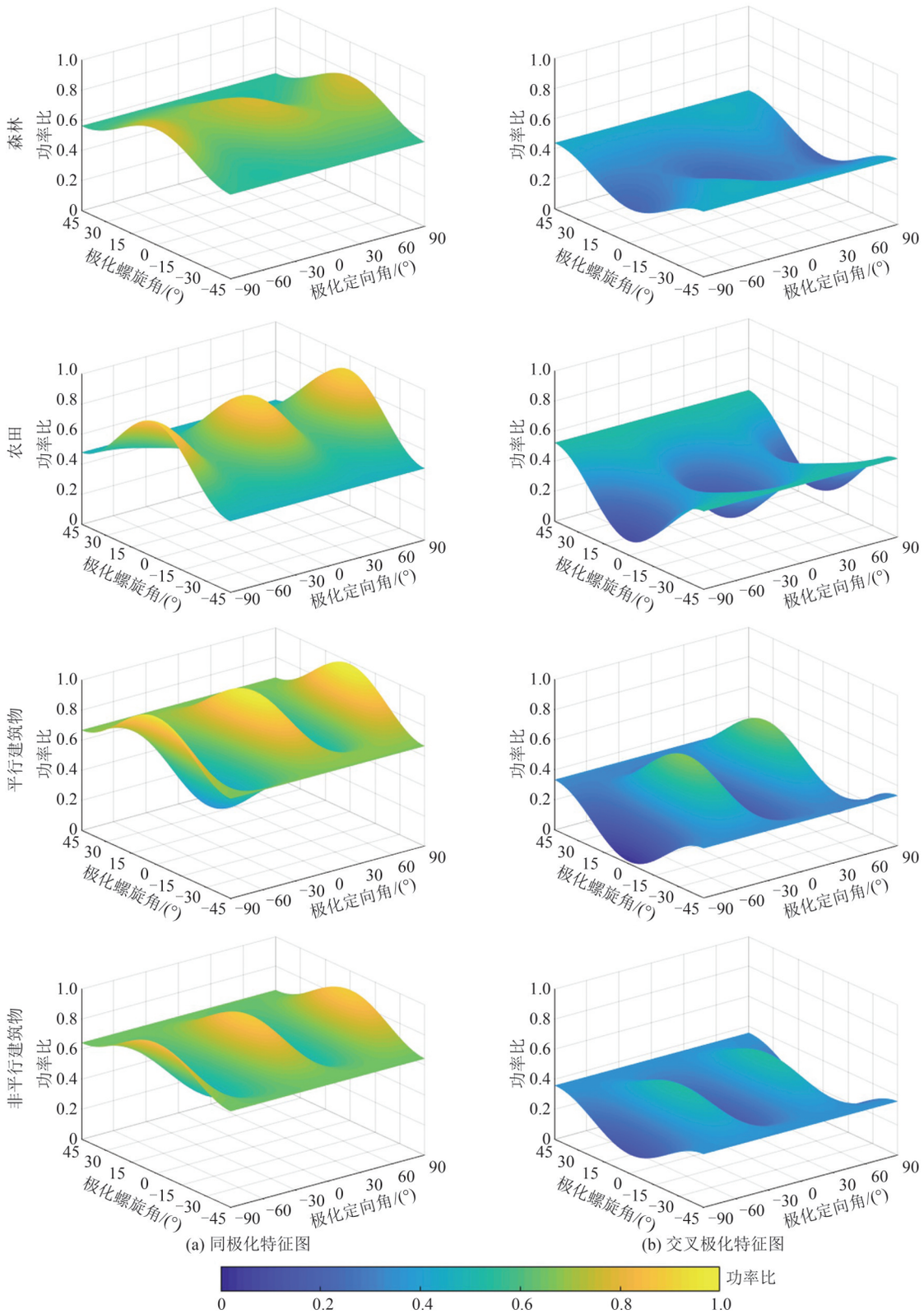


图9 L波段AIRSAR数据集的极化特征图实验结果

Fig. 9 Polarization Signature Maps for L-band AIRSAR Data

2)基于模型的非相干目标分解。该方法由于物理意义明确而受到了广泛关注。散射模型可综合考虑散射体结构、取向、介电常数和分布特性,使其在地物分类[38]、土壤湿度反演[32,46]和自然灾害监测[61]等领域发挥了重要作用。然而,其主要问题是散射分量之间的耦合,以及结构、取向和介电常数之间的耦合,使得难以通过散射模型全面理解地物的几何物理属性。这两个问题将在§7进一步介绍。

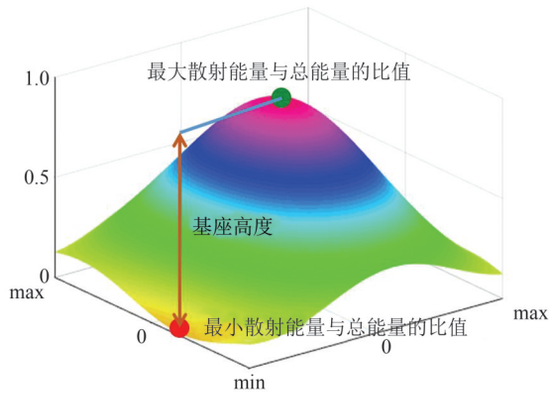


图 10　基于极化特征图的极化参数提取示意图

Fig. 10　Schematic Diagram of Polarimetric Parameter Extraction Based on Polarimetric Signature Map

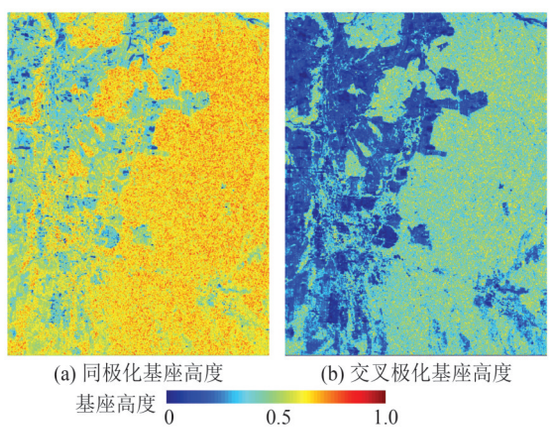


图 11　基于极化特征图的L波段AIRSAR数据同极化和交叉极化基座高度

Fig. 11　Co-Polarization and Cross-Polarization Pedestal Heights of L-band AIRSAR Data Based on Polarization Signature Map

3)基于特征值的非相干目标分解。该方法具有严密的数学背景,并且散射矢量相互正交避免了模型的耦合。特征值和特征矢量推导的散射熵、散射角和各向异性具有清晰的物理意义并被广泛用于非监督分类[16,52]。然而,该方法只能分解出3种分量,只能识别分辨单元内3种主导散射体。同时由于特征矢量在每个分辨单元内是变化的,增加了特征矢量物理意义理解的困难,这些制约了其在极化SAR应用中的发展。

4)图像法。该方法通过遍历极化参数,将极化SAR信号与地物的交互过程可视化,便于精细挖掘地物的散射信息,该方法已被证明在地物分类中具有重要的作用[13-15]。同时,该方法不需要对分辨单元内散射体的几何物理特征进行约束,极化SAR信号可视化过程不受人为主观因素的干扰。然而,可视化图像提供的丰富极化信息增加了地物几何物理特征提取的难度,这使其应用范围限制在地物分类极其相似的应用中。

6　极化SAR分解展望

6.1　散射分量之间的耦合

极化SAR分解的目的是分离分辨单元内不同结构产生的散射贡献。然而,散射分量之间并不是完全正交的,而是相互耦合在一起。这种耦合不仅仅是建立的散射模型之间的耦合,而是实际场景中同一分辨单元内不同结构产生的回波信号之间的耦合。散射分量耦合导致的最严重后果是:(1)不同散射分量无法有效分离[43];(2)散射分解结果不可靠[62]。

1)表面散射和二面角散射模型之间的耦合。对比式(8)和式(10),可以发现表面散射和二面角散射都贡献了4个极化通道 T_{11}、T_{22}、T_{12}、T_{21}。表面散射模型和二面角散射模型是相互耦合在一起的。然而,由于表面散射和二面角散射分别主要贡献 T_{11} 和 T_{22},这使得表面散射和二面角散射的耦合情况并不严重。

2)表面散射和体散射模型之间的耦合。对比式(8)和式(16),表面散射模型和体散射模型的耦合是严重的,表面散射模型主要贡献 T_{11},而体散射能量的一半同样是来自 T_{11}。产生这种现象的原因是构成体散射过程的偶极子会产生强烈的 T_{11} 贡献。表面散射和体散射模型之间的耦合是土壤湿度成功反演的一大制约。目前,大量的通用体散射模型被提出,它们不固定粒子形态和粒子分布。但是,虽然它们被称作体散射模型,但同样也可以变成表面散射模型,这会导致二者的耦合更加严重。

3)二面角散射和体散射模型之间的耦合。对比式(10)和式(16),二面角散射和体散射不可避免地相互耦合在一起,但是这种耦合情况并没有表面散射和体散射的耦合情况严重。二面角散射模型主要贡献 T_{22} 项,而体散射贡献只有1/4来自 T_{22} 项。

6.2　结构、取向、介电常数之间的耦合

当散射分量得以成功分离后,另一摆在极化SAR散射机理研究前的问题是结构、取向和介电参数之间的耦合。这种耦合揭示了极化SAR技术从本质上是一种限制性较强的技术,制约了极化SAR应用的发展。

1)结构和取向之间的耦合。结构和取向耦合的一个示例是定向二面角结构往往被错误解译为体散射结构。对于二面角结构,基本假设其

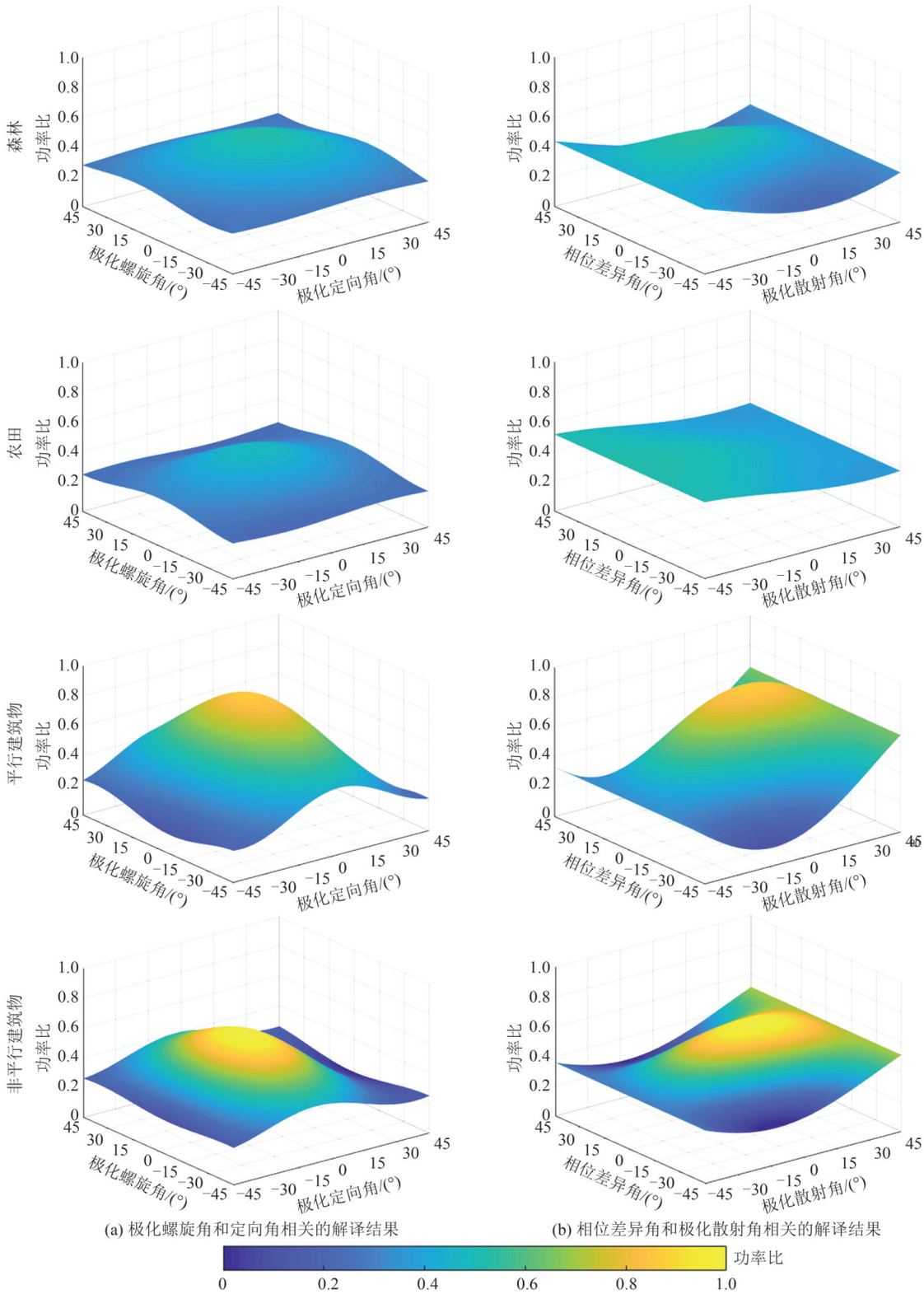


图12 L波段AIRSAR数据集极化投影法实验结果

Fig. 12 Polarization Projection Results for L-band AIRSAR Data

产生较多的T_{22}贡献以及较少的T_{33}贡献。然而，SAR信号在非平行建筑物之间来回反射，产生了变极化效应和增加了去极化程度，使得T_{33}贡献明显增大，这使得二面角结构难以被正确识别。

2)结构和介电常数之间的耦合。结构和介电常数之间的耦合的一个示例是经典的Oh和Dubois模型在二面角结构区域总是会高估地表土壤湿度。Oh和Dubois模型是利用车载散射仪采集的数据得到的经验公式，其针对的是裸土区域，基本理论是在粗糙度一定的情况下，后向散

射强度越大,土壤湿度越大,然而由于雷达是后向散射,二面角结构可以产生强烈的回波信号,使得二面角结构占主导的区域土壤湿度被高估。

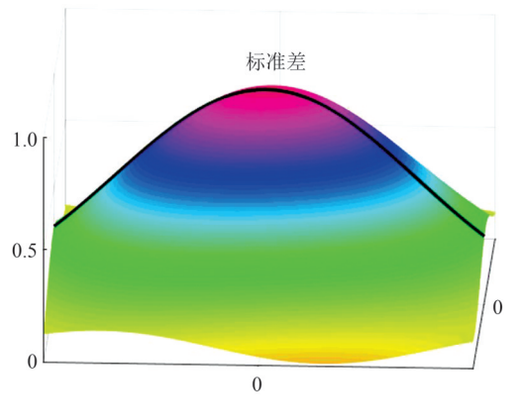


图 13　基于极化投影图的标准差示意图

Fig. 13　Schematic Diagram of Standard Deviation Based on Polarization Projection Map

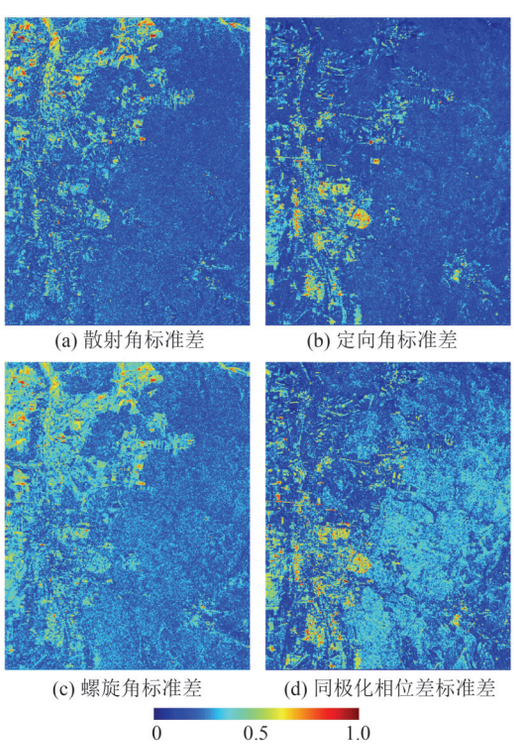


图 14　基于极化投影图的不同极化参数的标准差

Fig. 14　Standard Deviations of Different Polarization Parameters Based on Polarization Projection Map

3)取向和介电常数之间的耦合。取向和介电常数耦合的一个示例是粗糙度(分辨单元内地表散射体取向的随机程度可看作是地表垂直向的粗糙度)的错误估计将直接导致土壤湿度的失败反演。产生这种现象的原因是后向散射强度的增加和减弱可以同时解译为地表粗糙程度和地表介电常数的变化。现有的土壤湿度反演的一大难点是如何有效地从后向散射强度中分离粗糙度贡献和介电常数贡献。

6.3　耦合问题解决方案的讨论

1)极化干涉SAR技术的引入。散射分量的耦合可以通过引入极化干涉SAR技术来削弱。如在Neumann极化干涉分解模型中,虽然冠层散射模型和地表散射模型耦合严重,但是当固定地表散射相位时,地表散射贡献和体散射贡献可以得到有效的分离。

2)时序极化SAR数据的引入。取向和介电常数的耦合可以通过时序极化SAR数据来削弱。如变化监测思路的土壤湿度反演方法,假设在时间序列上粗糙度的变化很小,后向散射强度的变化主要是由土壤湿度变化引起的,通过时间序列上后向散射强度相比消除粗糙度因子,让后向散射强度只为入射角和介电参数的函数,从而有效地反演土壤湿度。

7　结　语

本文从传统的相干分解、非相干分解以及图像法3个角度介绍了极化SAR分解研究进展,并通过实验进一步分析不同方法的特点,总结了现有极化SAR分解面临的两大挑战和机遇。首先介绍了3种常用的相干分解方法——Pauli分解、Krogager分解和Cameron分解。这3种相干分解方法为后续的非相干分解方法奠定了基础。然而,由于相干分解方法面向的是散射矩阵,无法有效地描述分布式散射体的几何物理特征,因此其发展缓慢。接着介绍了两种非相干分解方法——基于散射模型的分解和基于特征值的分解。基于散射模型的分解由于其具备清晰的物理意义,在极化SAR散射机理研究和极化SAR应用中发挥了重要的作用并得到了长足的发展。然后介绍了最近快速发展的可视化图像法,这种方法的优势在于可以更好地挖掘地物的细节信息,已经被证明在地物分类领域的潜力。最后分析了现有极化SAR散射机理解译面临的两大挑战——散射分量之间的耦合和结构、取向、介电常数之间的耦合。耦合问题使得SAR信号与地物交互过程难以被准确理解。随着越来越多的SAR卫星升空,极化干涉SAR数据和时序极化SAR数据的获取将不再困难,这将有助于解决上述的两个问题。

参　考　文　献

[1]　安文韬. 基于极化SAR的目标极化分解与散射特

征提取研究[D]. 北京:清华大学,2010.
AN Wentao. The Polarimetric Decomposition and Scattering Characteristics Extraction of Polarimetric SAR[D]. Beijing: Tsinghua University,2010.

[2] 付海强. 基于测量平差理论的PolInSAR植被垂直结构提取模型与方法[D]. 长沙:中南大学,2014.
FU Haiqiang. Theory and Method of Extracting Vegetation Vertical Structure with PolInSAR Based on Surying Adjustment [D]. Changsha: Central South University,2014.

[3] 时洪涛. 时序极化SAR土壤湿度及农作物生物物理常数估计方法研究[D]. 武汉:武汉大学,2021.
SHI Hongtao. Soil Moisture and Crop Biophysical Parameters Estimation from Time Series of PolSAR Imageries[D]. Wuhan: Wuhan University,2021.

[4] 张腊梅. 极化SAR图像人造目标特征提取与检测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2010.
ZHANG Lamei. Reasearch on Feature Extraction and Detection of Man-Made Target Using Polarimetric SAR Images[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.

[5] 项德良. SAR/PolSAR图像建筑物信息提取技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2016.
XIANG Deliang. Research on Built-Up Area Information Extraction from SAR/PolSAR Imagery[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016.

[6] HUYNEN J R. Phenomenological Theory of Radar Targets [D]. Netherlands: Technical University Delft, 1970

[7] KROGAGER E. New Decomposition of the Radar Target Scattering Matrix [J]. *Electronics Letters*, 1990, 26: 1525-1527.

[8] LI H Z, WANG C, ZHANG H, et al. A Unified Three-Component Scattering Model for Polarimetric Coherent Target Decomposition [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(9): 2868-2891.

[9] CAMERON W L, YOUSSEF N N, LEUNG L K. Simulated Polarimetric Signatures of Primitive Geometrical Shapes[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(3): 793-803.

[10] FREEMAN A, DURDEN S L. A Three-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 963-973.

[11] YAMAGUCHI Y, MORIYAMA T, ISHIDO M, et al. Four-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Image Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(8): 1699-1706.

[12] LI D, ZHANG Y H, LIANG L T. A Mathematical Extension to the General Four-Component Scattering Power Decomposition with Unitary Transformation of Coherency Matrix[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(11): 7772-7789.

[13] VAN ZYL J J, ZEBKER H A, ELACHI C. Imaging Radar Polarization Signatures: Theory and Observation[J]. *Radio Science*, 1987, 22(4): 529-543.

[14] CHEN S W. Polarimetric Coherence Pattern: A Visualization and Characterization Tool for PolSAR Data Investigation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(1): 286-297.

[15] HAN W T, FU H Q, ZHU J J, et al. A Polarimetric Projection-Based Scattering Characteristics Extraction Tool and Its Application to PolSAR Image Classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 202: 314-333.

[16] CLOUDE S R, POTTIER E. An Entropy Based Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68-78.

[17] YAMAGUCHI Y, SATO A, BOERNER W M, et al. Four-Component Scattering Power Decomposition with Rotation of Coherency Matrix[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(6): 2251-2258.

[18] LEE J S, SCHULER D L, AINSWORTH T L, et al. On the Estimation of Radar Polarization Orientation Shifts Induced by Terrain Slopes [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(1): 30-41.

[19] AN W T, LIN M S. A Reflection Symmetry Approximation of Multilook Polarimetric SAR Data and Its Application to Freeman - Durden Decomposition [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(6): 3649-3660.

[20] HAN W T, FU H Q, ZHU J J, et al. Decoupling Between Different Polarization Channels of PolSAR Data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 4008105.

[21] LEE J S AND POTTIER E. Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications [M]. Boca Raton:CRC Press,2009.

[22] VAN ZYL J, KIM Y. Synthetic Aperture Radar Polarimetry [J/M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2011.

[23] 巫兆聪,欧阳群东,胡忠文,等. 四分量散射模型在极化SAR相干斑滤波中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(7): 763-766.

WU Zhaocong, OUYANG Qundong, HU Zhongwen, et al. Application of Four-Component Scattering Model in Speckle Filtering of Polarimetric SAR Data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(7): 763-766.

[24] 陈启浩, 刘修国, 陈奇. 一种综合多特征的全极化SAR图像分割方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(12): 1419-1424.
CHEN Qihao, LIU Xiuguo, CHEN Qi. An Integrated Multi-feature Segmentation Method of Polarimetric SAR Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(12): 1419-1424.

[25] 杨杰, 常永雷, 李平湘, 等. 采用螺旋散射的SAR极化定标参考地物提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 2023-2029.
YANG Jie, CHANG Yonglei, LI Pingxiang, et al. Distributed Targets Extraction for SAR Polarimetric Calibration Using Helix Scattering [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 2023-2029.

[26] 邹同元, 杨文, 代登信, 等. 一种新的极化SAR图像非监督分类算法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(8): 910-913.
ZOU Tongyuan, YANG Wen, DAI Dengxin, et al. An Unsupervised Classification Method of POLSAR Image [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(8): 910-913.

[27] HAJNSEK I, POTTIER E, CLOUDE S R. Inversion of Surface Parameters from Polarimetric SAR [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(4): 727-744.

[28] IODICE A, NATALE A, RICCIO D. Retrieval of Soil Surface Parameters via a Polarimetric Two-scale Model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(7): 2531-2547.

[29] LEE J S, AINSWORTH T L, WANG Y T. Generalized Polarimetric Model-Based Decompositions Using Incoherent Scattering Models[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(5): 2474-2491.

[30] CLOUDE S. Polarisation: Applications in Remote Sensing [M]. Oxford: Oxford University Press, 2009.

[31] BALLESTER-BERMAN J D, VICENTE-GUIJALBA F, LOPEZ-SANCHEZ J M. Polarimetric SAR Model for Soil Moisture Estimation Over Vineyards at C-band [J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2013, 142: 639-665.

[32] SHI H T, YANG J, LI P X, et al. Soil Moisture Estimation Using Two-Component Decomposition and a Hybrid X-Bragg/Fresnel Scattering Model [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 574: 646-659.

[33] CHEN S W, SATO M. General Polarimetric Model-Based Decomposition for Coherency Matrix [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, Germany, 2012.

[34] HAN W T, FU H Q, ZHU J J, et al. Polarimetric SAR Decomposition by Incorporating a Rotated Dihedral Scattering Model [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4005505.

[35] SATO A, YAMAGUCHI Y, SINGH G, et al. Four-Component Scattering Power Decomposition with Extended Volume Scattering Model [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(2): 166-170.

[36] HONG S H, WDOWINSKI S. Double-Bounce Component in Cross-Polarimetric SAR from a New Scattering Target Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(6): 3039-3051.

[37] XIANG D L, BAN Y F, SU Y. Model-Based Decomposition with Cross Scattering for Polarimetric SAR Urban Areas [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(12): 2496-2500.

[38] XIANG D L, TANG T, BAN Y F, et al. Unsupervised Polarimetric SAR Urban Area Classification Based on Model-Based Decomposition with Cross Scattering[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 116: 86-100.

[39] NEUMANN M, FERRO-FAMIL L, REIGBER A. Estimation of Forest Structure, Ground, and Canopy Layer Characteristics from Multibaseline Polarimetric Interferometric SAR Data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(3): 1086-1104.

[40] ARII M, VAN ZYL J J, KIM Y. A General Characterization for Polarimetric Scattering from Vegetation Canopies[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(9): 3349-3357.

[41] ARII M, VAN ZYL J J, KIM Y. Adaptive Model-Based Decomposition of Polarimetric SAR Covariance Matrices[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(3): 1104-1113.

[42] XIE Q H, ZHU J J, LOPEZ-SANCHEZ J M, et al. A Modified General Polarimetric Model-Based Decomposition Method with the Simplified Neumann Volume Scattering Model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(8): 1229-1233.

[43] HAN W T, FU H Q, ZHU J J, et al. Orthogonal Scattering Model-Based Three-Component Decom-

position of Polarimetric SAR Data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4326.

[44] HAN W T, FU H Q, ZHU J J, et al. A Compound Volume Scattering Model with Emphasis on the Morphological Diversity of Vegetation Canopy Scatterers[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 12104-12113.

[45] ANTROPOV O, RAUSTE Y, HAMe T. Volume Scattering Modeling in PolSAR Decompositions: Study of ALOS PALSAR Data over Boreal Forest[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(10): 3838-3848.

[46] SHI H T, ZHAO L L, YANG J, et al. Soil Moisture Retrieval over Agricultural Fields from L-band Multi-incidence and Multitemporal PolSAR Observations Using Polarimetric Decomposition Techniques[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 261: 112485.

[47] ZHANG L M, ZOU B, CAI H J, et al. Multiple-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Image Decomposition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 603-607.

[48] SINGH G, YAMAGUCHI Y. Model-Based Six-Component Scattering Matrix Power Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(10): 5687-5704.

[49] SINGH G, MALIK R, MOHANTY S, et al. Seven-Component Scattering Power Decomposition of POLSAR Coherency Matrix[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(11): 8371-8382.

[50] KITAYAMA K, YAMAGUCHI Y, YANG J. Compound Scattering Matrix of Targets Aligned in the Range Direction[J]. *IEICE Transactions on Communications*, 2001, E84-B(1): 81-88.

[51] SHI L, LI P X, YANG J, et al. A Statistical Polarimetric Decomposition Solution Based on the Maximum-Likelihood Estimator[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(5): 861-865.

[52] CLOUDE S R, FORTUNY J, LOPEZ-SANCHEZ J M, et al. Wide-band Polarimetric Radar Inversion Studies for Vegetation Layers[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2430-2441.

[53] TOUZI R. Target Scattering Decomposition in Terms of Roll-invariant Target Parameters[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(1): 73-84.

[54] XIE Q H, WANG J F, LIAO C H, et al. On the Use of Neumann Decomposition for Crop Classification Using Multi-temporal RADARSAT-2 Polarimetric SAR Data[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 776.

[55] GAO H, WANG C C, WANG G Y, et al. A Novel Crop Classification Method Based on PPFSVM Classifier with Time-Series Alignment Kernel from Dual-Polarization SAR Datasets[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264: 112628.

[56] EVANS D L, FARR T G, VAN ZYL J J, et al. Radar Polarimetry: Analysis Tools and Applications[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, 26(6): 774-789.

[57] SHI L, YANG J, LI P X. Co-polarization Channel Imbalance Determination by the Use of Bare Soil[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 95: 53-67.

[58] JAFARI M, MAGHSOUDI Y, VALADAN ZOEJ M J. A New Method for Land Cover Characterization and Classification of Polarimetric SAR Data Using Polarimetric Signatures[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(7): 3595-3607.

[59] HUANG X D, WANG J F, SHANG J L, et al. Application of Polarization Signature to Land Cover Scattering Mechanism Analysis and Classification Using Multi-temporal C-band Polarimetric RADARSAT-2 Imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 193: 11-28.

[60] YANG R, XU X, XU Z Z, et al. Dynamic Fractal Texture Analysis for PolSAR Land Cover Classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(8): 5991-6002.

[61] CHEN S W, WANG X S, SATO M. Urban Damage Level Mapping Based on Scattering Mechanism Investigation Using Fully Polarimetric SAR Data for the 3.11 East Japan Earthquake[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(12): 6919-6929.

[62] HAN W T, FU H Q, ZHU J J, et al. A Type of Polarimetric Parameter for Evaluating the Reliability of Model-Based Decomposition Result and Its Application[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2023, 16(1): 2111-2128.