引文格式：代阿娜,王腾,袁伟韬,等. 基于 ALOS-2-SAR 影像的建筑物检测与分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(6):18-22. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.06.004

基于 ALOS-2-SAR 影像的建筑物检测与分析

代阿娜[1]，王　腾[2]，袁伟韬[1*]，黄　艳[1]
（1. 贵州省第一测绘院贵州省北斗导航位置服务中心，贵州 贵阳 550025；
2. 贵州师范大学地理与环境科学学院，贵州 贵阳 550025）

摘　要：建筑物的提取和检测涉及诸多社会领域和经济效应。为了实现对建筑物信息的快速提取与分析，利用双极化SAR影像数据对所选研究区建筑物进行研究分析。通过Cloude分解对双极化SAR影像进行极化散射特征提取，并结合灰度共生矩阵提取的纹理特征，实现对城市建筑物信息的高精度、高效率的提取与分析。结果表明：①通过Cloude分解能够较好地对双极化SAR影像特征进行分析，快速实现对较高建筑物和平行建筑物的检测与识别。②利用灰度共生矩阵能有效地提取SAR影像的相关统计量的纹理特征并对其进行融合，实现对建筑物的高效率、高精度、全类型的识别检测。

关键词：极化SAR影像；建筑物检测；极化散射特征；纹理特征
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）06-0018-05

Detection and Analysis of Building Based on ALOS-2 SAR Imagers

DAI Ana[1], WANG Teng[2], YUAN Weitao[1], HUANG Yan[1]
(1. Guizhou Beidou Navigation Location Service Center, Guizhou First Surveying and Mapping Institute, Guiyang 550025, China;
2. College of Geography and Environmental Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: The extraction and detection of buildings involve many social fields and economic effects. In order to achieve rapid extraction and analysis of building information, we used dual-polarisation SAR image data to study and analyze buildings in the selected study area. We extracted the polarised scattering features from dual-polarised SAR images by Cloude decomposition. Combined with the extracted texture features by grey scale covariance matrix, we realized the high-precision and high-efficiency extraction and analysis of urban building information. The results show that ①Cloude decomposition can analyze the features of dual-polarized SAR images, and quickly detect and identify the taller buildings and parallel buildings. ②The texture features of SAR images can be extracted and fused with the grey scale covariance matrix to realize the high-efficiency, high-precision and all-type recognition and detection of buildings.

Key words: polarised SAR image, buildings detection, polarised scattering feature, texture feature

目前，许多学者在不同的方向和区域开展了对建筑物信息的检测与分析的相关研究。其中多集中在利用低空遥感技术如激光雷达、无人机遥感等实现对建筑区的高精度识别与分析[1-2]。但该类方法生产成本较高，周期长且易受天气影响。其次，利用星载光学遥感影像，实现对大面积的建筑区进行检测和分析，该类方法直观易读，但易受太阳光线和气候影响，很难获取一景能够直接利用的数据[3-4]。而合成孔径雷达（synthetic aperture radar，SAR）穿透力强，回访周期短，数据获取容易，不易受外界干扰，是非常重要的数据源，已然成为地理信息检测的重要手段[5-6]。极化SAR技术通过获取地表物体的反射信号，可以精确地反映地表物体的形态信息，从而为建筑区变化检测提供了新的方法和途径[7-8]。该类数据具有单极化、双极化和全极化3种类型数据，单极化SAR影像中建筑物信息量非常有限，双极化SAR影像中建筑物信息量相对较多且具有不同的极化通道，而全极化SAR影像数据包含的目标信息量最为全面，极化通道也是最丰富的[9-10]。相比于传统的单极化SAR影像，双极化SAR影像有着更多的地物散射信息和极化信息，同时又比全极化SAR影像拥有更大的成像宽幅和更容易获取的便捷性[11]。

基于以上观点，本文提出通过使用高分辨率双极化SAR影像对山区建筑区进行检测研究，旨在探讨极化SAR技术在山区建筑区检测中的应用效果和应用价值，为城市规划和管理提供科学依据。

项目来源：贵州省科技资助项目（黔科合支撑[2023]一般176）。
第一作者简介：代阿娜（1989—），硕士，工程师，从事测绘地理信息、自然资源监测调查工作，E-mail：3205026544@qq.com。
通信作者：袁伟韬（1989—），硕士，高级工程师，从事大地测量学、地理信息系统、土地调查工作，E-mail：blueair9298@qq.com。

1　数据来源与研究方法

1.1　研究区概况

印江县（印江土家族苗族自治县）地处于贵州省铜仁市中西部（108°17′~108°48′E，27°35′~28°28′N），地理位置优越，地形起伏较为显著。属于典型的喀斯特地貌地区，多山地与盆地。印江县南北长83.6 km，东西宽49.4 km，总面积1 969 km^2。其中主城区位于整个区县的中部偏东，依托于印江河两岸建立，四面环山。本次研究区域选定为以印江县主城区为主的建筑群体区域，包括所有主城区建筑群体以及其余山地地形和乡村居民点。

1.2　数据来源

实验使用数据为2021-08-05获取的L波段高分辨率星载ALOS-2 PALSAR-2双极化SAR影像，包括HH极化和HV极化。入射角为35.9°，方位向视数为1，方位向分辨率为2.21 m，距离向视数为1，距离向分辨率为2.23 m，属于升轨数据。哥白尼数字高程模型（Copernicus DEM）的90 m精度数据，来源于欧洲航天局的开源数据，通过对该数据进行预处理实现与研究区的高精度重合。贵州省铜仁市2.5 m分辨率建筑屋顶数据来源于https://doi.org/10.5281/zenodo.7500612，通过初步处理以及人工解译获取最新（2021年）的建筑物矢量数据。

1.3　研究方法

1.3.1　技术路线

首先对双极化SAR影像进行预处理工作，其中包括滤波，地理编码与辐射定标；然后提取建筑物的极化散射特征和纹理特征；最后对提取以后的数据进行特征分析，从而实现对建筑区的检测。

1.3.2　极化SAR影像的相干斑滤波

相干斑噪声是由合成孔径雷达的相干成像原理导致的，由于它的存在必然会干扰获取的数据质量，从而对获取极化SAR影像具有不可忽视的误差影响，对后续的图像解译和识别分类产生不良影响，并且降低检测精度[12-14]。针对该噪声干扰，John[13]首次提出了相干斑滤波，通过对原始数据进行滤波处理以获取更加精准的SAR影像数据。

Lee滤波是利用图像局部统计特性进行图像斑点滤波的典型方法，对斑点噪声的处理效果优良，常用于处理孔径雷达图像中的相干斑噪声[15-16]。该方法基于完全发育的乘性噪声模型进行设计，是以最小均方差为依据的一种滤波方法[17]，其公式表示如下：

$$\hat{R}(t)=\bar{I}(t)\ +w(t)(I(t)-\bar{I}(t)) \tag{1}$$

式中，$\hat{R}(t)$为去除噪声后的图像值；$w(t)$标识为权重系数；$\bar{I}(t)$为去噪之后的窗口数学期望。

$$w(t)=1-\frac{C_u^2}{C_I^2(t)} \tag{2}$$

式中，C_u和$C_I(t)$分别为噪声斑$u(t)$与图像$I(t)$的标准差系数。

$$C_u=\frac{\sigma_u}{\bar{u}}\ I(t)=\frac{\sigma_I(t)}{\bar{I}(t)} \tag{3}$$

式中，σ_u和$\bar{u}$分别为噪声斑$u(t)$的标准差与均值；$\sigma_I(t)$为图像$I(t)$的标准差。

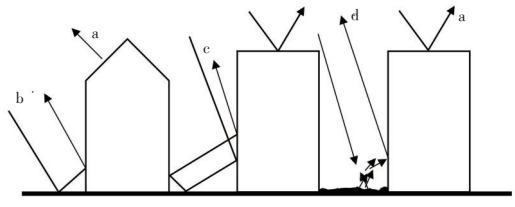
1.3.3　地理编码与辐射定标

由于SAR斜距成像的几何方式易受地形起伏的影响，导致极化状态、地物后向散射系数发生改变，以及因局部入射角变化而产生的角度效应，导致获取的极化SAR原始数据与实际数据之间会存在显著的误差，进而影响到SAR影像的分类结果[18]。为了解决该问题的影响，在对数据进行预处理时引入精密轨道数据和哥白尼数字高程模型（DEM）的90 m数据，修正原始雷达数据的轨道误差，并通过地理编码将SAR影像的坐标系转化为地理坐标系。

2　特征分析与提取

2.1　特征分析

在雷达卫星的移动过程中，入射波和反射波会处于不同极化状态下，使得不同的地物信息能够以特定的散射特征表现出来，以便于对不同地物信息进行识别[19]。建筑物在极化SAR影像中的主要散射机制如图1所示，建筑物的后向散射主要分为由屋顶、墙面以及地面之间所形成的单次散射、偶次散射、多次散射和粗糙表面的复杂散射为主。



a-单次表面散射　b-偶次表面散射
c-多次表面散射　d-粗糙表面散射

图1　筑物散射机制

目前常见的极化SAR影像的处理方法主要以三分量分解、四分量分解和Pauli分解为主，但这些方法都有明显的局限性，只能在全极化的数据上进行分析和处理[20-21]。对于双极化数据仅可采用Cloude特征分解

进行处理，故选用该方法对建筑区进行初步识别和提取分析。通过对双极化数据的极化协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_2$ 或者相干矩阵 $\boldsymbol{T}_2$ 进行特征分解，可获得极化熵 H 、散射角 α 以及各向异性度 A 三种极化参数[22-23]。

通过引入“熵”这个指标，在极化相干矩阵的基础上完善分解过程，将其分解为多个特征矩阵，进而实现了对极化信息的分解，并定义了散射熵 H 和平均散射角 α 的概念[24-27]，其定义为：

$$T_3=\lambda_i\boldsymbol{e}_i\boldsymbol{e}_i^H+\lambda_2\boldsymbol{e}_2\boldsymbol{e}_2^H+\lambda_3\boldsymbol{e}_3\boldsymbol{e}_3^H=\sum_{i=1}^{3}\boldsymbol{\lambda}_1T_i \tag{4}$$

式中，上标 H 为共轭转置；$\boldsymbol{\lambda}_i$ 为 T 的第 i 个特征值；$\boldsymbol{e}_i$ 为相应的特征向量。

极化散射熵：

$$H=\sum_{i=1}^{3}-P_i\log_3P_i$$

$$(0\leqslant H\leqslant 1,P_i=\frac{m_i}{\sum_{i=1}^{3}m_i}) \tag{5}$$

平均散射角：

$$\alpha=\sum_{i=1}^{3}P_i\alpha_i\quad(P_i=\frac{m_i}{\sum_{i=1}^{3}m_i}) \tag{6}$$

2.2 特征提取

SAR影像纹理特征丰富，受到地物类型和地表粗糙度的影像，在一定的入射方向上不同地物的纹理特征表现均不同，其中建筑物的纹理特征相对于其他地物而言更为显著，更易识别[28]。星载卫星的雷达系统能够很好地将目标地物的各种信息进行捕获并以反射波的形式返回卫星，通过对捕获信息进行处理便能以纹理形式表现出来[29]。

2.3 灰度共生矩阵提取纹理特征

灰度共生矩阵GLCM（gray level co-occurrence matrix， GLCM）是一种重要的纹理特征提取方法，其通过统计图像中4种特定空间信息上，2个像素点的灰度值同时出现的频率来精确提取图像纹理特征，尤其是在纹理排列复杂，条纹细致的目标特征分析中具有显著的优势[30]。通过对比，最终选定的纹理统计量参数主要有：均值（Mean）、对比度（Contrast）、协方差（Variance）、差异性（Dissimilarity）。

2.4 分类方法

2.4.1 最大似然法

最大似然法属于一种简易的监督分类方法，其依据是通过统计学原理中提出的一种基于极大似然估计法，其本质属于非线性模型，误差小。

2.4.2 神经网络法

神经网络法依据人脑系统作为参考，对人脑工作系统进行抽象与模拟，使其在非线性动力学系统中具备更高效的处理能力。该方法能够基于对外部信息规律的深层次学习来对网络连接权进行适配，进而发现其变化规律来匹配外界的不断改变。

2.4.3 支持向量机法

支持向量机常被用于处理有非线性机理的小样本数据和高维模式识别方面的问题。这种算法以统计的方法、VC维理论和结构风险最小化原理为依据，期望识别不同类别间边缘的样本点的差异性，划分不同类别间的最优超平面，其利用核函数将非线性问题转换为高维线性问题，并引入松弛因子提高容错性，常用核函数包括线性、多项式、高斯和Sigmoid核。

3 结果与分析

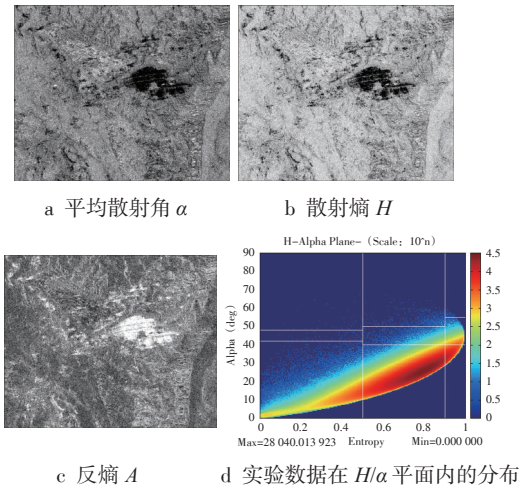
3.1 极化分解特征检测

由于受到雷达系统的相对几何位置影响，致使在山地地区部分地物会与其他地物之间形成阴影遮挡区域。在该遮挡区域内，地物信息很难被完整地收集，因此难以实现在该区域内部所有地物的精确识别。但高层建筑物和平行建筑物所受到的影响较小，能够在图像上有效地表现出来，而低层建筑物的表现则较为模糊难以判定。

由图2a所示，在高楼地带以及雷达视线被高楼阻断的区域，通过单次表面反射导致该区域内平均散射角基本处于0~10°之间。在底层建筑区，主要表现为偶次表面反射和多次表面散射，平均散射角基本位于40~50°之间，而粗糙表面散射主要集中分布林地、荒地和耕地。由图2b、c可知，在高楼所在区域以及雷达视线被高楼阻断的区域，其极化散射熵处于较低水平，基本维持同一种散发机理。而在密集的低矮居民区，极化散射熵比较高和周围的森林基本一致使得该区域内的建筑物信息很难被区分开来[31]。通过对比原始遥感影像，可以看出该方法在对高层建筑物和其他地类有较好的分离能力，但对于复杂环境的老旧房区却很难明确地判定。

3.2 纹理特征分析

从图3可知，相比于建筑物周边的其他地物，建筑物的对比度、相异性、协方差均表现出了一定的差异。在图3b可以发现，人工建筑物的整体亮度值都远大于周边其他地物类别，其中高层建筑物的亮度值又大于底层的建筑物。通过3c，也可以明确地看出建筑

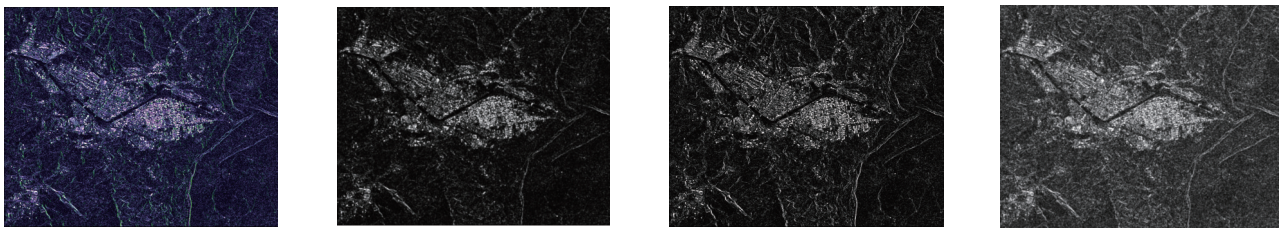


a 平均散射角 α　b 散射熵 H　c 反熵 A　d 实验数据在 H/α 平面内的分布

图2　Cloude分解参数图例

物不同于其他地物的杂乱无章，而是具有一定的轮廓型。建筑物表现出较为规则的纹理特征，而非建筑区的纹理特征仅在山脊和山麓才会出现条状的纹理特征，与建筑物纹理特征具有很大的差异性，使得建筑物能够高效地被系统捕捉。通过图3 d可以发现，背景值较高的地区基本属于成片的建筑区并且其分布较为均匀。反之，在较为分散的建筑区域其裸露面积较大，表现出离散性和低值性。仅有部分山麓和山脊会出现少部分连续的条带状高值区域。通过数据分析，选择3种较为典型的纹理特征数据进行后续的检测与识别工作。进一步融合这3种纹理特征，基于建筑物与非建筑物的差异化对数据进行筛选和精准判别[32]。

通过图3的提取结果可以看出，该方法在城区建筑物信息的提取上具有显著的效果，针对城区复杂的地形，该方法可以较为准确地识别出建筑物，而在散落的居民区也可以将地物信息基本识别出来。但由于不同建筑物的材质和工艺不同，致使建筑物的反射率不同。因此建筑物之间缺乏一定的连贯性和完整性，外部边界轮廓并不是很完整和准确，基于该问题后续将会继续改进建筑物边界轮廓的准确识别。

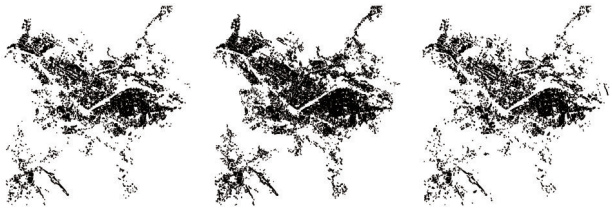


a 特征融合图（红色→对比度，绿色→协方差，蓝色→差异性）　b 对比度　c 协方差　d 差异性

图3　极化SAR影像建筑纹理特征

3.3　建筑物检测

通过将极化散射特征与纹理特征相结合，利用3种分类方法对建筑物信息进行提取。得到以下结果，如图4所示。



a 神经网络法　b 支持向量机法　c 最大似然法

图4　建筑物提取结果

从图4所示的分类结果可以看出，基本分布区域和提取结果大致相同。分类结果基本和特征分析结果相一致，在部分散落的居民点会出现较为明显的分类错误，其次建筑物轮廓相对缺乏一定的连贯性和完整性。但总体上基本可以将建筑物较为显著的区域进行提取。神经网络法提取结果更为稀疏，对分散的居民点识别精度较低。支持向量机法和最大似然法在分散的居民点上提取精度均优于神经网络法，但支持向量机法在城区识别中难以将道路与建筑物区分开来，而最大似然法能够较为精准地将河道边界和道路进行识别。

3.4　精度评价

利用贵州省铜仁市2.5 m分辨率建筑屋顶数据对上述提取结果进行精度评价分析[33]。结果如表1所示。

表1　精度评价表

分类方法	预测建筑图斑数	正确图斑数	错误图斑数	识别精度/%
神经网络法	9 861	8 316	1 545	84.33
支持向量机法	9 893	8 756	1 137	88.51
最大似然法	13 707	12 653	1 054	92.31

表1表明，3种方法中神经网络法和支持向量机法的识别精度分别为84.33%和88.51%，总体识别图斑数0.98万左右相比最大似然法少了约0.38万。最大似然法的识别精度达到了92.31%，相对而言最适合本次研究的分类提取方法。

4　结　语

本文利用高分辨率星载ALOS-2 PALSAR-2双极化SAR影像，基于建筑物的散射特征以及纹理特征对建筑物信息进行检测与识别。通过利用经典的Cloude分解方法和灰度共生矩阵对实验数据进行建筑物信息

提取。旨在实现通过对双极化SAR影像的简单处理，达到快速提取建筑物的能力。实验结果表明合理地利用高分辨率的SAR影像的极化散射特征能够很好地在高层建筑物的信息检测与提取中起到作用。而利用灰度共生矩阵则能够通过对不同纹理统计量的纹理特征进行分析处理，对获取的几何结构信息重新融合，实现对目标地物信息的快速检测与识别，在建筑物信息的检测上具有显著的优势。

参考文献

[1] 张永梅,季艳,马礼,等. 遥感图像建筑物识别及变化检测方法[J]. 电子学报,2014,42(4):653-657

[2] 邓瑞,林金朝,杨宏志. 基于深度学习的建筑物识别[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2019,36(4):17-22

[3] 吴樊,张红,王超,等. SARBuD 1. 0:面向深度学习的GF-3精细模式SAR建筑数据集[J]. 遥感学报,2022,26(4):620-631

[4] 朱金明,李利伟,程钢. 等. 基于Sentinel-2和全卷积网络的北京六环内高层建筑区提取与分析[J]. 遥感技术与应用,2021,36(6):1 436-1 445

[5] 洪玉娇,张硕,李俐. 基于合成孔径雷达数据的农作物长势监测研究进展[J]. 智慧农业(中英文),2024,6(1):46-62

[6] 王泽众,金燕,林宽,等. 基于多波段全极化SAR图像的建筑轮廓自动提取方法[J]. 电子与信息学报,2023,45(7):2 511-2 518

[7] 金燕,仇晓兰,潘洁,等. MPOLSAR-1. 0:多维度SAR多波段全极化精细分类数据集[J]. 雷达学报,2024,13(3):525-538

[8] 谢雯,滑文强,焦李成,等. 采用深度学习的极化SAR地物分类方法综述[J]. 西安电子科技大学学报,2023,50(3):151-170

[9] 刘宁. 基于多特征组合优选的极化SAR影像分类[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2023

[10] 杨鹤猛,孟秀军,陈艳芳,等. 极化SAR影像地物智能分类技术进展[J]. 电子技术应用,2022,48(8):34-37

[11] 罗莹. 基于双极化SAR特征的水体信息精细化提取方法研究[D]. 北京:北京化工大学,2023

[12] 刘宇迪,余洁,刘利敏,等. 改进独立分量分析极化SAR影像相干滤波[J]. 测绘科学,2015,40(10):84-89

[13] Jong S L, Grunes M R, Grandi G D. Polarimetric SAR Speckle Filtering and Its Implication for Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(5):2 363-2 373

[14] Lee J , Ainsworth L T, Wang Y, et al. Polarimetric SAR Speckle Filtering and the Extended Sigma Filter [J]. IEEE Trans,Geoscience and Remote Sensing,2015,53(3): 1 150-1 160

[15] 张倩. 基于改进伪中值滤波和非局部均值滤波的红外图像滤波方法[J]. 工矿自动化,2014,40(12):57-60

[16] 孙景峰,艾强,唐虹,等. 基于边缘方向改进的自适应窗口Lee滤波算法[J]. 科学技术与工程,2018,18(8):97-101

[17] 付睢宁,路泽忠,王舜瑶. 一种改进的Lee滤波SAR图像去噪算法[J]. 计算机与数字工程,2019,47(8):2 018-2 021

[18] 李诗涛. 顾及地形辐射校正的极化SAR图像分类应用[J]. 科技创新与应用,2023,13(28):6-10

[19] Stcrom B L,Faich G A,Reynoldc R F, et al. Building Characterization Using L-band Polarimetric Interferometric SAR Data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2005,2(3):347-351

[20] 李能才,胡粲彬,王威,等. SAR图像独立极化方位角整合的极化目标分解法[J]. 测绘学报,2023,52(12):2 141-2 153

[21] 何陈临秋,程博,陈金奋,等. 基于GF-3全极化SAR数据的滨海湿地信息提取方法[J]. 自然资源遥感,2021,33(4):105-110

[22] 陈施施. 基于特征融合的多源高分辨率遥感影像变化检测方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2023

[23] Zhi G D, Xi W,Jian C, et al. A Machine Learning Method for Building Height Estimation Based on Sentinel-2 Bi-temporal Images[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing,2023,89(1):27-36

[24] 杨帅. 高分辨率极化SAR对象化目标分解与分类方法研究[D]. 武汉:中国地质大学,2020

[25] 张胜峰,朱新国,马超. 基于Cloude分解的宽带双极化特征提取分析[J]. 电子测量技术,2018,41(24):99-102

[26] Xiang H, Liu S, Zhuang Z, et al. A Classification Algorithm Based on Cloude Decomposition Model for Fully Polarimetric SAR Image[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2016,46(1):1 260

[27] Masahiro Y , Satoru T , Taiki K , et al. Estimation of Jones Matrix, Birefringence and Entropy Using Cloude-pottier Decomposition in Polarization-sensitive Optical Coherence Tomography:Erratum[J]. Biomedical Optics Express, 2016, 7(11):4 636-4 638

[28] 邵乐. 基于全极化SAR的建筑物震害综合提取方法研究[D]. 北京:中国地震局地震预测研究所, 2023

[29] 杨学锋. 高分辨率极化SAR影像建筑物检测方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2017

[30] 刘云清,姜晓娇,段锦,等. 利用偏振信息的偏振图像纹理特征提取[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(10):117-126

[31] 白晓静. 基于Cloude分解的特征参数分析及快速替代方法[D]. 成都:电子科技大学,2013

[32] 段定峰. 基于方位对称性的PolSAR地物目标散射特征分析与分类研究[D]. 成都:电子科技大学,2022

[33] Ze P L, Tang H, Feng L , et al. China Building Rooftop Area: the First Multi-annual (2016—2021) and Bigh-resolution (2.5 m) Building Rooftop Area Dataset in China Derived with Super-resolution Segmentation from Sentinel-2 Imagery[J]. Earth Syst Sci Data, 2023,15(8):3 547-3 572