

# 基于张量表示的多时相极化 SAR 农作物分类方法\*

许璐<sup>1,2</sup>, 张红<sup>1,2,3†</sup>, 王超<sup>1,2,3</sup>, 吴樊<sup>1,2</sup>, 张波<sup>1,2</sup>, 汤益先<sup>1,2</sup>

(1 中国科学院空天信息创新研究院数字地球重点实验室, 北京 100094; 2 可持续发展大数据研究中心, 北京 100094;

3 中国科学院大学 北京 100049)

(2023 年 11 月 7 日收稿; 2024 年 1 月 17 日收修改稿)

许璐, 张红, 王超, 等. 基于张量表示的多时相极化 SAR 农作物分类方法[J]. 中国科学院大学学报, DOI:10.7523/j.ucas.2024.003.

**摘要** 多时相极化合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 提供了丰富的极化散射信息, 对不同类型的农作物监测具有重要的应用价值。为了充分利用多时相极化 SAR 数据的时间相关性和散射特征, 本文提出一个多时相极化 SAR 分类方法, 该方法基于完整的极化协方差矩阵, 能够在张量空间保持协方差矩阵的复数矩阵结构、实现时间维度的独立表示, 可同时适用于全极化和简缩极化 SAR。该方法采用目标级的分类策略, 首先, 通过简单线性迭代聚类 (simple linear iterative cluster, SLIC) 方法实现多时相极化 SAR 的超像素联合分割; 随后, 将目标的极化协方差矩阵表示为张量的形式, 利用张量域的多线性主成分分析 (multilinear principle component analysis, MPCA) 方法, 实现多时相极化协方差矩阵的特征降维; 最后, 用决策树方法实现农作物分类。本文获取了 4 景 RADARSAT-2 Fine Quad 模式全极化 SAR 图像, 对天津市武清区农作物种植区开展作物分类实验, 相较于其他文献提出的方法, 本文提出的方法取得了最高的总体分类精度。进一步, 将本文方法推广至  $\pi/4$  模式和 CTLR 模式的简缩极化 SAR, 并将其农作物分类精度与全极化 SAR 进行对比, 以研究不同极化 SAR 数据对作物的识别能力。实验结果表明, 简缩极化 SAR 可以取得与全极化 SAR 相当的总体分类精度, 但全极化 SAR 在水稻、荷花等小样本地物上表现更优。

**关键词** 合成孔径雷达 (SAR); 全极化 (FP); 简缩极化 (CP); 农作物分类; 张量; 多线性主成分分析 (MPCA)

中图法分类号: TN957.52

文献标识码: A

DOI:10.7523/j.ucas.2024.003

\*基金资助: 国家自然科学基金(42001278, 41971395, 41930110)

†通信作者: 张红 zhanghong@radi.ac.cn

# Multitemporal polarimetric SAR crop classification method based on tensor representation

XU Lu<sup>1,2</sup> ZHANG Hong<sup>1,2,3†</sup> WANG Chao<sup>1,2,3</sup> WU Fan<sup>1,2</sup> ZHANG Bo<sup>1,2</sup> TANG Yixian<sup>1,2</sup>

(1 Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 2 The International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China; 3 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract** Multitemporal polarimetric synthetic aperture radar (SAR) provides abundant polarimetric scattering information, which is of great value to the long-term monitoring of various crop lands. To make full use of the time correlation and polarimetric information of multitemporal polarimetric SAR, this paper proposed a multitemporal polarimetric SAR crop classification method, which is based on the complete polarimetric covariance matrix. The method can maintain the complex matrix structure of covariance matrix and realize the independent representation of time dimension in tensor space, so that it can be applied to both full- and compact-polarimetric SAR. The method adopted the object-level classification strategy. Firstly, the superpixel segmentation of multitemporal SAR data was achieved by the simple linear iterative clustering (SLIC) method. Then, the covariance matrices of multitemporal SAR were expressed as tensors, and the multilinear principal component analysis (MPCA) method was used to reduce the feature dimension. Finally, the crop classification is achieved by decision tree. In this research, four multitemporal RADARSAT-2 Fine Quad SAR images covered Wuqing district of Tianjin were used for the crop classification experiments. Compared with methods proposed in other references, the method proposed in this paper achieved the highest overall classification accuracy. Besides, the proposed method was applied to the  $\pi/4$  mode and the CTLR mode compact-polarimetric SAR to discuss the capability of different kinds of polarimetric SAR in crop classification. Compared with the full-polarimetric SAR, the compact-polarimetric SAR could achieve comparable classification accuracies, but the full-polarimetric SAR performed better at the classes with small sample size, such as rice and lotus.

**Keywords** synthetic aperture radar (SAR); full polarimetric (FP); compact polarimetric (CP); crop classification; tensor; multilinear principal component analysis (MPCA)

农业可持续发展与农业资源的高效配置是世界各国政府关注的重点问题，也是联合国“2030年可持续发展议程”中非常重要的组成部分。由于全球经济仍未从新冠疫情带来的巨大冲击中恢复，部分国家和地区的局势动荡也为全球粮食供应带来了极大的不确定性，2024年全球农业可持续发展状况不容乐观，科学的农业规划与农业资源的有效统筹仍然是各国政府关注的重点。遥感技术因具有较大的覆盖范围和较为稳定的数据来源，能大大提高农业资源调查与规划的时间和经济效益，已经成为我国农业发展的重要组成部分。光学遥感图像已经在植被指数监测<sup>[1]</sup>、产量估计<sup>[2]</sup>、含水量估计<sup>[3]</sup>、病虫害监测<sup>[4-5]</sup>等领域取得了很好的研究进展，但是，光学或高光谱遥感数据易受云雨天气影响，在农作物的关键生长期很难及时获取充足、清晰的影像，相对的，合成孔径雷达（synthetic aperture radar, SAR）作为一种不受云雨天气影响的高分辨率遥感技术，可对农作物进行全天候、全天时的监测，微波的穿透性使得 SAR 信号可以穿过植被表面，获取来自植被冠层以及土壤的信息，为农作物实时监测提供了可靠的数据保障和技术支持<sup>[6-8]</sup>，在无法获取稳定光学遥感数据的地区成为进行农业遥感观测的重要手段。

近些年来，随着雷达技术的发展，星载雷达传感器的性能和成像模式不断发展进步，具备了获取多分辨率、多成像模式、多极化通道 SAR 图像的能力。相较于单极化 SAR，全极化 SAR 包含更加全面的地表散射信息，显著提高了 SAR 系统进行农作物精确分类的能力<sup>[9]</sup>。在农业应用领域，多时相 SAR 信息是刻画农作物的散射特性随生长而变化的关键。Li 等<sup>[10]</sup>用支持向量机对 4 景 RADARSAT-2 全极化图像进行了水稻种植区提取研究，并根据极化分解特征分析了水稻生长过程中的散射机制变化；Jiao 等<sup>[11]</sup>获取了 19 景 RADARSAT-2 多时相全

极化 SAR 图像进行加拿大东北部 Ontario 地区的地表覆盖分类，证明了 Freeman-Durden 分解和  $H/A/\alpha$  分解对作物识别的有效性。McNairn 等<sup>[12]</sup>提取多时相 TerraSAR-X 和 RADARSAT-2 图像后向散射系数，用决策树方法进行玉米和大豆的生长早期分类；Demarez 等<sup>[13]</sup>用随机森林方法和增量分类实验开展法国西南部的灌溉作物识别研究。Wang 等<sup>[14]</sup>利用高分三号全极化 SAR 对比了不同极化分解特征在玉米和棉花识别方面的表现。Xie 等<sup>[15]</sup>利用 7 景 RADARSAT-2 图像评估了物理约束通用模型的分解方法在全极化 SAR 农作物分类中的表现，结合前向特征筛选策略和随机森林分类器进行，验证了该极化分解方法的有效性。然而，这些研究大多聚焦农作物的极化散射机制，直接使用机器学习方法，将多时相的极化特征视为彼此独立的通道，忽略了极化特征的时间相关性。近年来引发广泛关注的深度学习方法为极化 SAR 的农作物分类提供了新的思路。深度卷积神经网络或全卷积网络具备从空间上下文中学习高维分布特征的能力，但是忽视了作物在多时相极化 SAR 中的时间关联性；循环神经网络方法能提取特征的时序规律，但无法兼顾极化 SAR 多样的极化特征，也难以保持像素间的空间关系<sup>[16-17]</sup>，虽然已有一些研究提出了新型网络结构以从多时相极化 SAR 的高维极化特征中学习时间和空间信息<sup>[18-19]</sup>，但是由于深度学习方法需要较大的样本数量，仍需对这些方法进行进一步的验证，目前，能够兼顾农作物散射信息和时序变化规律的多时相极化 SAR 分类方法仍有待深入研究。

全极化 SAR 虽然能提供丰富的散射信息，但数据覆盖范围较小，有时无法满足农业监测的实际需求。2005 年，Souyris 等<sup>[20]</sup>提出简缩极化 SAR 的概念，设计了一种发射  $45^\circ$  方向线极化波，接收水平和垂直回波信号的特殊的极化 SAR 信号组合；2006 年，Stacy 等<sup>[21]</sup>

提出了一种双圆极化模式,该模式发射左旋或者右旋圆极化波,并接收左旋和右旋的圆极化回波;2007年,Raney<sup>[22]</sup>提出了一种混合极化模式,又被称为CTLR模式(circular transmit linear receive,CTLR),该模式发射圆极化波,接收水平和垂直回波。简缩极化SAR本质上是一种双极化系统,能一定程度上兼顾极化信息和数据覆盖范围,为大范围农作物监测提供了新的机遇,已引起研究人员的广泛关注<sup>[23-25]</sup>。Brisco等<sup>[26]</sup>获取了5景全极化影像,对比了简缩极化、双极化与全极化SAR的水稻种植区和湿地提取的精度,结果表明混合模式的简缩极化SAR能取得比HH/HV双极化SAR更好的分类结果。Xie等<sup>[27]</sup>证明了用简缩极化SAR的线极化度和线极化比特征进行水稻提取的可行性。Uppala等<sup>[28]</sup>用一景RISAT-1卫星获取的真实简缩极化SAR影像的后向散射系数和 $m\text{-}\chi$ 分解结果进行了玉米种植区提取。Robertson等<sup>[29]</sup>利用加拿大RADARSAT星座任务在2020年6-7月获取的17景C波段简缩极化SAR数据,利用随机森林方法对草场、大麦、小麦等7类农作物进行分类评估,发现能取得与光学遥感图像相当的分类精度,并讨论了作物极化度随物候的变化情况。Guo等<sup>[30]</sup>从7景RADARSAT-2模拟的简缩极化SAR数据中提取了20维极化参数进行水稻分类研究,发现引入简缩极化参数在时间尺度上的变化信息对水稻分类更加有利,机器学习分类的最优精度可以达到97%。目前的研究表明,在农作物分类应用中,简缩极化能够取得与全极化SAR相当的结果<sup>[31]</sup>。但是,简缩极化SAR的极化分解特征与全极化SAR存在一定差异,因而不能将其简单地视作全极化SAR的替代<sup>[32-33]</sup>,直接将全极化SAR农作物分类方法用于简缩极化SAR未必能取得好的结果。Xie等<sup>[34-35]</sup>提出一个基于 $H/\alpha$ 分解的多模式极化SAR分类方法,并针对中国南方的典型作物提出一个基于表面

散射和散射熵的多模式极化SAR农作物分类方法。这些研究虽然初步建立了多模式极化SAR分类统一框架,仍然局限于单时相情况,目前,能兼顾简缩极化的多时相极化SAR农作物分类方法仍然有待进一步研究。

针对上述问题,本文提出一个适用于全极化和简缩极化SAR的多时相极化SAR分类方法,该方法引入张量空间的多线性主成分分析(multilinear principle component analysis,MPCA)方法<sup>[36]</sup>,从多时相极化SAR的协方差矩阵中提取对有利于分类的核心信息,最后用决策树方法对降维特征进行分类。本文方法的创新之处在于提出了适用于多模式极化SAR的多时相张量表示范式,该范式以多时相极化SAR的复数协方差矩阵作为输入,能同时适用于全极化和简缩极化SAR;在张量域进行降维,顺应了多时相重复观测极化SAR数据之间的时间顺序逻辑,其降维结果能够一定程度保持复数极化SAR隐含的相位信息,以及农作物随着生长物候改变而产生的极化散射变化信息;此外,为了降低分类结果中的斑噪影响,采取目标级分割策略,将简单线性迭代聚类(simple linear iterative cluster,SLIC)超像素分割引入多时相、多种极化模式SAR极化SAR,以提升分类结果中同质地块的一致性。通过目标级分类策略和张量空间的多时相极化特征降维,本方法实现了空间信息、极化信息和时序变化信息的有机结合。本文后续章节安排如下:第1章介绍方法的原理与流程,第2章介绍实验区域与实验数据,第3章介绍实验结果与分析,第4章对本文方法进行总结。

## 1 基于张量表示的多时相多模式极化SAR农作物分类方法

图1展示了本文方法的主要步骤,首先,提取多时

相多模式极化 SAR 的协方差矩阵, 使用 SLIC 方法进行图像超像素分割; 随后, 提取目标的极化特征并进行目标样本的张量化表示; 第三步, 使用 MPCA 方法对张量

目标样本集进行特征降维; 最后, 用决策树分类器对降维特征进行分类, 获取农作物分类结果。

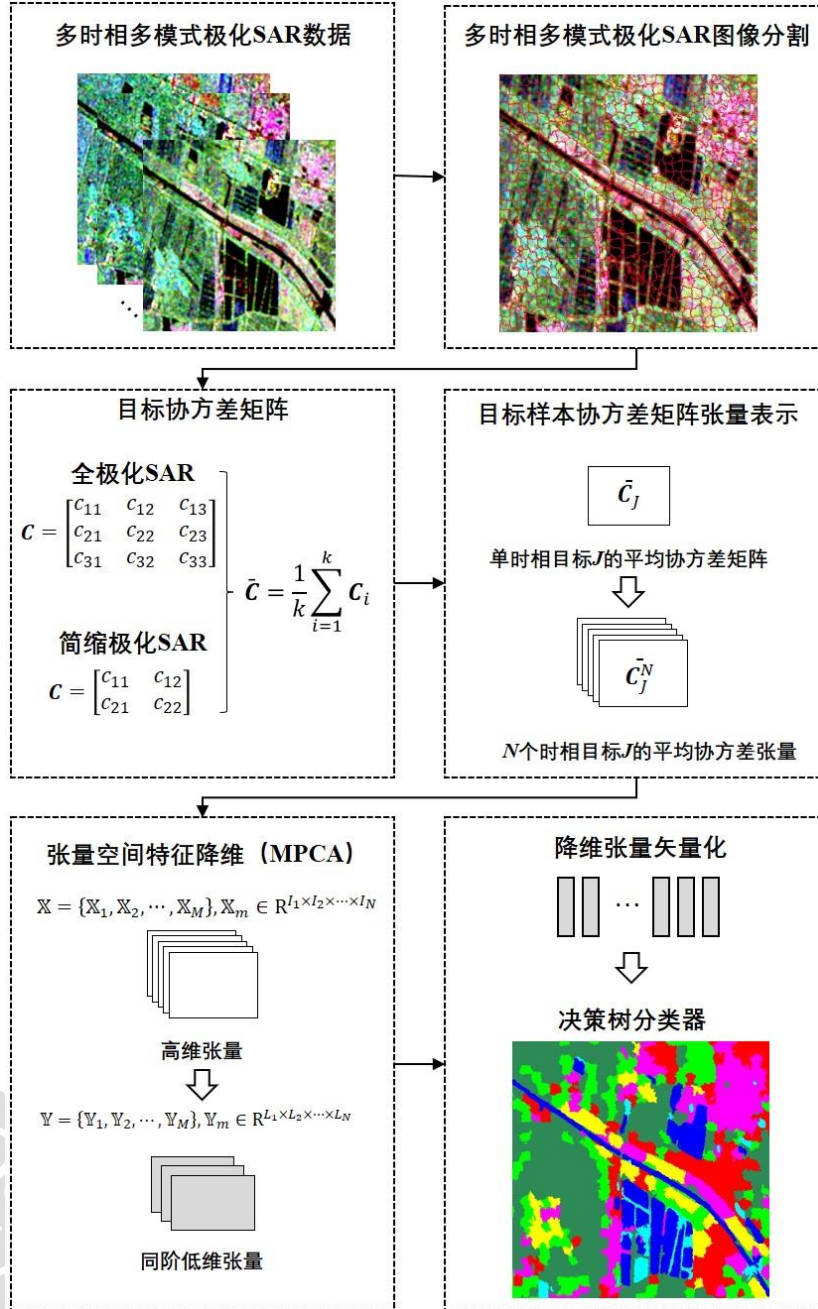


图 1 基于张量表示的多时相极化 SAR 分类方法流程

Fig. 1 Flow chart of the tensor-based multitemporal polarimetric SAR classification

## 1.1 多时相极化 SAR 超像素分割

进行超像素分割之前, 首先对  $N$  景覆盖同一区域的

多时相多模式极化 SAR 图像进行必要的预处理, 包括配准、多视和滤波等操作, 并计算各时相数据的协方差矩阵。在互易假设条件下, Lexicographic 基下的全极化 SAR 散射矢量  $\vec{k}$  可表示为:

$$\vec{k} = [S_{HH} \quad \sqrt{2}S_{HV} \quad S_{VV}]^T. \quad (1)$$

其中,  $S_{HH}$ 、 $S_{HV}$ 、 $S_{VV}$  分别表示全极化 Sinclair 散射矩阵 HH、HV 和 VV 极化通道分量, 上标  $T$  表示转置操作。对于简缩极化 SAR, 其散射矢量可以表示为全极化 SAR 散射矢量元素的线性组合, 因此, 可以直接用全极化 SAR 的模拟简缩极化 SAR。 $\pi/4$  模式的散射矢量  $\vec{k}_{\pi/4}$  可以表示为如下形式:

$$\vec{k}_{\pi/4} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{HV} \\ S_{VV} + S_{HV} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

CTLR 模式与双圆极化模式都发射圆极化波, 本质上提供了相同的极化信息<sup>[26]</sup>, 以发射右旋圆极化波的 CTLR 模式为例, 其散射矢量  $\vec{k}_{CTLR}$  可以表示为如下形式:

$$\vec{k}_{CTLR} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -i \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} - iS_{HV} \\ S_{HV} - iS_{VV} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

将散射矢量与其自身复共轭相乘再进行空间平均即可得到协方差矩阵, 全极化、 $\pi/4$  模式和右旋 CTLR 模式的协方差矩阵  $C_{FP}$ 、 $C_{\pi/4}$ 、 $C_{CTLR}$  可分别表示为:

$$C_{FP} = \langle \vec{k} \cdot \vec{k}^T \rangle = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \sqrt{2}\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH}S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2}\langle S_{HV}S_{HH}^* \rangle & 2\langle |S_{HV}|^2 \rangle & \sqrt{2}\langle S_{HV}S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV}S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2}\langle S_{VV}S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix}. \quad (4)$$

$$C_{\pi/4} = \langle \vec{k}_{\pi/4} \cdot \vec{k}_{\pi/4}^T \rangle = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle |S_{HH} + S_{HV}|^2 \rangle & \langle (S_{HH} + S_{HV})(S_{VV} + S_{HV})^* \rangle \\ \langle (S_{VV} + S_{HV})(S_{HH} + S_{HV})^* \rangle & \langle |S_{VV} + S_{HV}|^2 \rangle \end{bmatrix}. \quad (5)$$

$$C_{CTLR} = \langle \vec{k}_{CTLR} \cdot \vec{k}_{CTLR}^T \rangle = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle |S_{HH} - iS_{HV}|^2 \rangle & \langle (S_{HH} - iS_{HV})(S_{HV} - iS_{VV})^* \rangle \\ \langle (S_{HV} - iS_{VV})(S_{HH} - iS_{VV})^* \rangle & \langle |S_{HV} - iS_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix}. \quad (6)$$

同一农作物种植区内部的像素往往具有相似的后向散射特征, 可以看作匀质区域, 然而受到 SAR 图像

斑噪和空间随机性的影响, 分类结果图像容易出现“噪声”。为了消除由斑噪和时间随机性带来的分类误差, 本文采用目标级分类策略, 采用 SLIC 方法将散射特性相似的相邻像素划分为同一目标, 使得目标内部分类结果保持一致, 以抑制农作物分类结果中的噪声现象。原始的 SLIC 方法适用于光学图像, 利用像素在 CIE-Lab 颜色空间的距离和像素点间的欧式距离实现超像素分割。Liu 等<sup>[37]</sup>和 Qin 等<sup>[38]</sup>用 Wishart 距离代替颜色空间距离, 将 SLIC 方法引入极化 SAR 图像分割。本文进一步将极化 SAR 的 SLIC 分割方法推广至多时相情况。在多时相情况下, 农作物的后向散射和极化特征可能随生长过程发生变化, 造成目标分割结果的不一致, 因此, 本文提出将多时相极化 SAR 数据视作一个整体, 采用  $N$  个时相 Wishart 距离均值  $\bar{d}_w$  而非单一时相的 Wishart 距离作为距离度量进行 SLIC 分割, 因此, 不需要对多景数据进行重复分割, 而是直接获取统一的多时相目标分割边界。根据获取超像素目标边界后, 以每个目标内所有像素的协方差矩阵均值代表目标的协方差矩阵, 每个目标的协方差矩阵将并仍然是复数的埃尔米特半正定矩阵。多时相极化 SAR 超像素分割过程的具体步骤如下:

(1) 超像素中心初始化, 给定初始超像素的大小  $S$  ( $S = 2R + 1$ ,  $R$  为超像素半径参数), 将图像分割为规则的矩形区域, 每个矩形区域的大小为  $S \times S$ , 矩形区域的中心像素即为超像素初始中心。

(2) 初始超像素中心位置修正, 为了避免超像素中心位于边缘或噪声像素, 计算初始超像素中心  $3 \times 3$  邻域的梯度, 并选取梯度最低的像素作为修正后的初始超像素中心。

(3) 超像素的迭代, 以每一个超像素中心为原点, 以  $2R$  为搜索半径, 计算搜索范围内每个像素与超像素中

心之间的距离  $D$ , 每个像素将被周围的多个超像素搜索, 并最终被标记为距离最近的超像素。距离  $D$  计算公式如下<sup>[37-38]</sup>:

$$D = \sqrt{\left(\frac{\bar{d}_w}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{s}\right)^2}. \quad (7)$$

$$d_w(i, J) = \ln \left( \frac{\det(\bar{\mathbf{C}}_J)}{\det(\mathbf{C}_i)} \right) + \text{trace} \left( \frac{\mathbf{C}_i}{\bar{\mathbf{C}}_J} \right) - q,$$

$$\bar{d}_w = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N d_w^n. \quad (8)$$

$$d_s(i, J) = \sqrt{(r_i - r_j)^2 + (c_i - c_j)^2}. \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{C}_i$  表示像素  $i$  的协方差矩阵,  $\bar{\mathbf{C}}_J$  表示目标  $J$  的平均协方差矩阵, 对于由  $k$  个像素构成的目标  $J$ , 有:  $\bar{\mathbf{C}}_J = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{C}_i$ 。  $D$  由 Wishart 距离和欧氏距离构成, 其中,  $d_w(i, J)$  表示第  $i$  个像素和第  $J$  个目标中心之间的 Wishart 距离。  $m$  为 Wishart 距离的权重参数,  $\det()$  表示矩阵的行列式,  $\text{trace}()$  表示矩阵的迹,  $q$  为维数参数, 对于全极化 SAR 有  $q=3$ , 对于简缩极化 SAR 有  $q=2$ ;  $d_s(i, J)$  表示第  $i$  个像素和第  $J$  个目标中心之间的空间距离, 其坐标  $(r_i, c_i)$  和  $(r_j, c_j)$  分别表示第  $i$  个像素和第  $J$  个目标中心在图像上的行列位置。

## 1.2 多时相极化 SAR 目标级样本的张量表示

一个张量  $\mathbb{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  可以被视为一个  $N$  维数组,  $N$  被称为张量的阶数或者模数, 它的第  $(i_1, i_2, \dots, i_n)$  个元素可表示为  $x_{(i_1, i_2, \dots, i_n)}$ 。在数据处理中应用最为广泛的矢量和矩阵即可被分别视为一阶张量和二阶张量, 三阶张量表示多个矩阵的集合, 而四阶张量又表示多个三阶张量的组合, 以此类推。极化 SAR 数据的协方差矩阵为埃尔米特半正定矩阵, 属于黎曼流形, 因此可以被视为二阶张量<sup>[39]</sup>。多时相全极化 SAR 中每个像素的协方差

矩阵可以视为一个多层矩阵, 随着重复观测图像数量的增加, 协方差矩阵的层数也随之增加, 因此每个像素可以表示成一个三阶张量, 阶数为  $I_1 = I_2 = 3, I_3 = N$ , 其中前两阶表示协方差矩阵的维数, 第三阶表示影像数量, 类似的, 一个由  $k$  个像素构成的目标也可以表示为三阶张量的形式, 前两阶表示目标协方差矩阵维数, 第三阶表示 SAR 图像数量。因此, 多时相全极化 SAR 的目标样本集可表示为  $\mathbb{X} = \{\mathbb{X}_1, \mathbb{X}_2, \dots, \mathbb{X}_M\}$ ,  $M$  表示目标样本总个数,  $\mathbb{X}_m \in \mathbb{R}^{3 \times 3 \times N}$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ ) 代表第  $m$  个目标样本,  $\bar{\mathbf{C}}^n$  表示该目标样本在第  $n$  个时相的平均协方差矩阵:

$$\mathbb{X}_m = [\bar{\mathbf{C}}^1 \quad \bar{\mathbf{C}}^2 \quad \dots \quad \bar{\mathbf{C}}^N]_m,$$

$$\bar{\mathbf{C}}^n = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{C}_i \quad (n = 1, 2, \dots, N). \quad (10)$$

这种表示方式可以很容易地推广至简缩极化 SAR, 其每个目标样本可表示为  $\mathbb{X}_m \in \mathbb{R}^{2 \times 2 \times N}$ 。

## 1.3 张量空间 MPCA 特征降维

一个阶数为  $N$  的张量, 固定其任意  $N-2$  维即可获取一个矩阵, 被称为张量切片, 固定任意  $N-1$  维即可获取一个矢量, 被称为张量纤维。按列优先方式将张量  $\mathbb{X}$  的第  $m$  阶纤维重新排列成矩阵, 即可得到张量的  $m$  阶展开矩阵  $\mathbf{X}_{(m)} \in \mathbb{R}^{I_m \times (I_1 \times \dots \times I_{m-1} \times I_{m+1} \times \dots \times I_N)}$ 。  $\mathbf{X}_{(m)}$  与矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_A \times I_m}$  相乘可得一新张量  $\mathbb{B}$ , 其维数为  $I_1 \times \dots \times I_{m-1} \times I_A \times I_{m+1} \times \dots \times I_N$ , 可记作以下形式:

$$\mathbb{B} = \mathbb{X} \times_m \mathbf{A}. \quad (11)$$

张量  $\mathbb{B}$  的各元素为:

$$b_{(i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, i_a, i_{m+1}, \dots, i_N)} = \sum_{i_m=1}^{I_m} x_{(i_1, i_2, \dots, i_n)} \cdot a_{(i_a, i_m)},$$

$$i_a = 1, 2, \dots, I_A. \quad (12)$$

张量  $\mathbb{B}$  的  $m$  阶展开矩阵可表示为:

$$\mathbf{B}_{(m)} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}_{(m)}. \quad (13)$$

任意张量  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  均可以被分解成一个核心张量  $\mathbf{P}$  与一系列矩阵  $\mathbf{U}$  相乘的形式，且过程可逆：

$$\mathbf{X} = \mathbf{P} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{U}^{(N)}. \quad (14)$$

$$\mathbf{P} = \mathbf{X} \times_1 (\mathbf{U}^{(1)})^T \times_2 (\mathbf{U}^{(2)})^T \dots \times_N (\mathbf{U}^{(N)})^T. \quad (15)$$

其中  $\mathbf{P}$  称作核心张量， $\mathbf{U}_{n=1,2,\dots,N}^{(n)}$  表示  $N$  个维数为  $I_n \times I_n$  正交方阵，称为分解矩阵。张量  $\mathbf{X}$  的  $m$  阶展开可以表示为：

$$\mathbf{X}_{(m)} = \mathbf{U}^{(m)} \cdot \mathbf{P}_{(m)} \cdot (\mathbf{U}^{(m+1)} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(N)} \otimes \mathbf{U}^{(1)} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(m-1)})^T. \quad (16)$$

其中  $\mathbf{P}_{(m)}$  为核心张量  $\mathbf{P}$  的  $m$  阶展开矩阵， $\otimes$  表示矩阵的 Kronecker 积。

MPCA 算法<sup>[36]</sup>是二维主成分分析（principle component analysis, PCA）在张量域的拓展，其目的是找到一系列投影矩阵  $\mathbf{U}_{n=1,2,\dots,N}^{(n)} \in \mathbb{R}^{I_n \times L_n}$  ( $L_n < I_n$ )，将原始张量样本集  $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M\}$ ,  $\mathbf{X}_m \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  投影到新的张量空间，构造包含了原始样本集核心信息的新样本集  $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_M\}$ ,  $\mathbf{Y}_m \in \mathbb{R}^{L_1 \times L_2 \times \dots \times L_N}$ ，以实现特征降维。其中每个样本  $\mathbf{Y}_{m=1,2,\dots,M}$  均为原始样本  $\mathbf{X}_{m=1,2,\dots,M}$  在矩阵  $\mathbf{U}_{n=1,2,\dots,N}^{(n)}$  下的投影：

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{X}_m \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{U}^{(N)}. \quad (17)$$

样本集  $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_M\}$  的散度可以定义为：

$$\varphi_{\mathbf{Y}} = \sum_{m=1}^M \|\mathbf{Y}_m - \bar{\mathbf{Y}}\|_F^2, \quad \bar{\mathbf{Y}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{Y}_m. \quad (18)$$

其中  $\bar{\mathbf{Y}}$  表示张量样本集  $\mathbf{Y}$  的均值。张量  $\mathbf{Y}_m$  的  $n$  阶总散度矩阵可以定义为：

$$\mathbf{S}_{\text{TA}}^{(n)} = \sum_{m=1}^M (\mathbf{Y}_m^{(n)} - \bar{\mathbf{Y}}^{(n)}) (\mathbf{Y}_m^{(n)} - \bar{\mathbf{Y}}^{(n)})^T. \quad (19)$$

其中  $\mathbf{Y}_m^{(n)}$  表示张量样本  $\mathbf{Y}_m$  的  $n$  阶展开矩阵， $\bar{\mathbf{Y}}^{(n)}$  为所有张量样本  $n$  阶展开矩阵的平均值。MPCA 算法意在从原

始张量中捕捉观察到的大部分变化信息，这种变化信息往往是分类的核心，而散度可以视为这种变化信息的度量，因此 MPCA 的核心问题就是如何找到能够令张量  $\mathbf{Y}$  总散度最大的投影矩阵：

$$\mathbf{U}_{n=1,2,\dots,N}^{(n)} = \underset{\mathbf{U}^{(1)}, \dots, \mathbf{U}^{(N)}}{\operatorname{argmax}} \varphi_{\mathbf{Y}}. \quad (20)$$

投影矩阵  $\mathbf{U}_{n=1,2,\dots,N}^{(n)}$  对原始张量的投影由  $N$  个子空间的投影组成，上式的寻优过程难以对所有子空间同时展开。当给定投影矩阵  $\mathbf{U}^{(1)}, \dots, \mathbf{U}^{(n-1)}, \mathbf{U}^{(n+1)}, \dots, \mathbf{U}^{(N)}$  时，矩阵  $\mathbf{U}^{(n)}$  能够令张量集  $\mathbf{Y}$  的  $n$  阶散度最大化，因此可以采用逐阶求解的方式依次求解投影矩阵。式(18)的  $n$  阶展开可以表示为如下形式：

$$\begin{aligned} \varphi_{\mathbf{Y}_{(n)}} &= \sum_{m=1}^M \|\mathbf{Y}_{m(n)} - \bar{\mathbf{Y}}_{(n)}\|_F^2 \\ &= \sum_{m=1}^M \|\mathbf{U}^{(n)T} \cdot (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)}) \cdot \mathbf{U}_{\phi^{(n)}}\|_F^2 \\ &= \sum_{m=1}^M \operatorname{trace} \left( \mathbf{U}^{(n)T} \cdot (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)}) \cdot \mathbf{U}_{\phi^{(i)}} \cdot \mathbf{U}_{\phi^{(i)}}^T \right. \\ &\quad \left. \cdot (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)})^T \cdot \mathbf{U}^{(n)} \right) \\ &= \operatorname{trace} \left( \mathbf{U}^{(n)T} \cdot \boldsymbol{\Phi}^{(n)} \cdot \mathbf{U}^{(n)} \right). \end{aligned} \quad (21)$$

其中， $\bar{\mathbf{X}}_{(n)}$  表示张量样本集  $\mathbf{X}$  的均值  $\bar{\mathbf{X}}$  的  $n$  阶展开矩阵，

$$\mathbf{U}_{\phi^{(n)}} = (\mathbf{U}^{(n+1)} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(N)} \otimes \mathbf{U}^{(1)} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(n-1)})^T. \quad (22)$$

$$\boldsymbol{\Phi}^{(n)} = \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)}) \cdot \mathbf{U}_{\phi^{(n)}} \cdot \mathbf{U}_{\phi^{(n)}}^T \cdot (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)})^T. \quad (23)$$

当  $\mathbf{U}^{(n)}$  由矩阵  $\boldsymbol{\Phi}^{(n)}$  的前  $L_n$  个最大特征值所对应的特征向量所构成时，式(21)取得最大值。

MPCA 算法通过一个用户自定义参数  $Q$  决定各阶投影矩阵  $\mathbf{U}^{(n)}$  的维度  $L_n$ 。对于每一阶张量展开矩阵，降维后的特征维数与原始维数之间满足关系：



$$L_n = \operatorname{argmax} \left( \frac{\prod_{n=1}^N L_n}{\prod_{n=1}^N I_n} \leq Q \right). \quad (24)$$

$Q$  的取值范围为 $(0,1]$ ，可以视为度量降维张量保留原始张量核心信息量的指标。当  $Q=1$  时表示进行保留全体信息的投影，有  $L_n=I_n$ ，此时进行的投影被称为全投影，随着  $Q$  值的减小， $L_n$  的值也必须逐渐减少以满足式(24)的限制， $Q$  的值越接近于零，表示保留信息的比率越小， $L_n$  与  $I_n$  之间的差距越大，降维张量 $\mathbb{Y}$ 的维数也就越低。在算法的求解过程中， $L_n$  的初值由矩阵  $\Phi_0^{(n)}$  的累积概率决定：

$$\Phi_0^{(n)} = \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)}) \cdot (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)})^T. \quad (25)$$

MPCA 算法的迭代过程可以总结如下：

- (1) 求解原始张量样本集均值 $\bar{\mathbf{X}}$ ，并将 $\bar{\mathbf{X}}$ 的  $n$  阶展开式代入式(24)，计算  $\Phi_0^{(n)} (n = 1, 2, \dots, N)$ ；
- (2) 将  $\Phi_0^{(n)}$  的特征值  $\lambda_t (1 \leq t \leq I_n)$  依照从大到小的顺序排列，计算前  $L_n$  个特征值对应的特征向量，组成投影矩阵的初值  $\mathbf{U}_0^{(n)}$ ；
- (3) 在第  $k$  次迭代中，将  $\mathbf{U}_{k-1}^{(n)}$  代入式(18)和式(23)，计算  $\varphi_{\mathbb{Y}(n)}^k$  和  $\Phi_k^{(n)}$ ，并求解  $\Phi_k^{(n)}$  的前  $L_n$  个特征值所对应的特征向量，组成新的投影矩阵  $\mathbf{U}_k^{(n)}$ ；
- (4) 当投影张量的散度收敛 ( $\varphi_{\mathbb{Y}}^k - \varphi_{\mathbb{Y}}^{k-1} < \eta$ )，或当程序达到最大迭代次数时，停止迭代。

## 1.4 降维特征矢量化及决策树分类

MPCA 方法可以从原始目标样本集中获取时间维度和极化维度的综合信息，随后对降维张量进行矢量化即可通过机器学习分类器进行目标样本集的分类。本文将采用回归分类树构造决策树分类器<sup>[40]</sup>，该方法以基尼系数作为节点分裂的判定指标，基尼系数越小表示节点纯度越大，节点分裂对目标的分类效果越好，当基尼系

数等于零时表示某节点下的所有数据均属于同一类别，每次选择分裂属性时将遍历所有属性，寻找各属性分裂后基尼系数最小的特征分割界限，再对所有属性进行对比，选择一个最优分裂属性进行节点的二分，直到树的深度或者节点纯度达到阈值，或者所有的属性都被遍历。

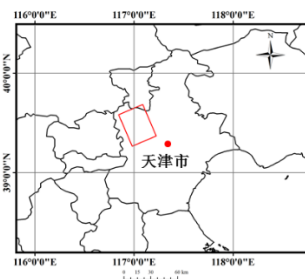
## 2 实验区与实验数据

本文利用一组 4 景 RADARSAT-2 Fine Quad 模式 SAR 图像进行算法验证。实验区位于天津市武清区（中心坐标约为  $117^\circ 02' 02'' \text{E}$ ,  $39^\circ 28' 29'' \text{N}$ ），农作物类型包含夏播玉米、水稻、荷花、草地、大豆等。实验数据的基本信息如表 1 所示。图 2 展示了实验区的地理位置以及 SAR 图像覆盖区域在 Google Earth 中的光学图像，图 3(a)展示了获取于 7 月 26 日的全极化数据的 Pauli 分解假彩色合成图。图 3(b)是根据野外实验考察以及对光学数据对比获取的样本分布图，该区域的主要农作物类型为玉米和大豆，其中玉米主要分布在实验区中部和南部，大豆主要分布在实验区中部和北部。

表 1 实验数据基本信息

Table 1 Information of experimental data

获取时间	入射角/(°)	像素间隔/m	入射方向	入射通道
2017-07-26	31.21-33.02	4.96×4.73 (方位向×距 离向)	升轨 右视	FQ 12
2017-08-19	31.34-33.02			
2017-09-12	31.33-33.01			
2017-10-06	31.33-33.02			



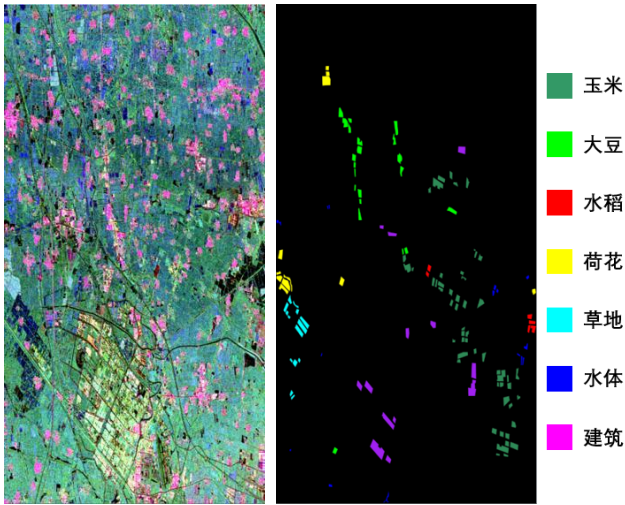
(a)实验区地理位置



(b)Google Earth 光学图像

图 2 实验区域与 SAR 数据覆盖范围

Fig.2 The study area and the coverage of SAR data



(a)Pauli 图像(7 月 26 日) (b)地物真值样本分布

图 3 实验数据与样本分布

Fig.3 The experimental data and distribution of samples

以 7 月 26 日获取的数据作为参考图像进行多时相极化 SAR 图像配准, 并进行  $5 \times 5$  的均值滤波, 提取各景影像的协方差矩阵, 随后对 4 景全极化图像的协方差矩阵进行联合超像素分割。超像素分割的效果受 SAR 图像分辨率、斑噪水平、地物类型及其分布等多方面因素影响。在本研究中, 令式(7)中的权重参数  $m=1$ , 图 4(a)~4(d)分别展示了搜索半径  $R$  取值不同时的超像素分割局部结果。当搜索半径较小时, 超像素目标包含像素较少, 目标对像素空间同质特性的提取能力相对较低; 此外, 由于目标面积较小, 像素相关性较强, 内部梯度变化较小, 因此在地物边界区域有时会出现过分割的现象, 如图 4(a)和图 4(b)中黄色方框所示。随着搜索半径的增大, 超像素目标面积逐渐增大, 当搜索半径较大时, 超像素目标中容易包含地物边界区域, 导致分割结果内部的地物类型不均, 如图 4(d)中蓝色方框所示; 此外, 当搜索半径较大时, 分割得到的目标个数较少, 难以产生足够的训练样本。因此, 对实验数据进行超像素分割时设置搜索半径  $R=7$ , 此时超像素目标能较好地维持地

物边界, 超像素目标内部包含较多的同质像素, 在提取像素空间同质性信息的同时, 能够获取较为充足的训练样本。此时, 图 3(b)所示的样本区域被分割为 1758 个目标, 各地物类型目标具体数量如表 2 所示。当数据源或研究区发生变化时, 可以结合作物类型、成像条件以及图像质量等多方面因素, 调整  $R$  的取值, 以获取较好的分割效果, 令目标地块兼具较高的内部均质性和较为准确的边界。

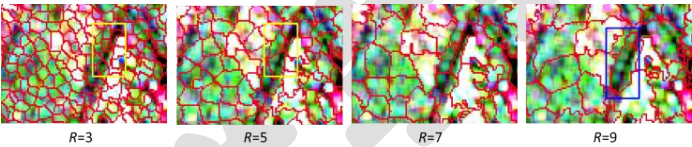


图 4 不同搜索半径  $R$  下的 SLIC 超像素分割结果

Fig.4 The SLIC superpixel segmentation results with different  $R$  values

表 2 目标样本数量分布

Table 2 Object numbers of the ground truth sample

类别	玉米	大豆	水稻	荷花	草地	水体	建筑	总计
数量	621	264	65	195	158	71	385	1758

3 实验结果与分析

本文基于决策树分类器开展了多组农作物分类对比实验以检验本文方法的有效性。如表 3 所示, 实验 1 至实验 4 采取了不同的数据表示方法和降维策略。一般的, 机器学习分类方法将待分类样本表示为“样本数量  $\times$  特征数量”的二维矩阵, 即每行记录表示一个样本的特征向量。实验 1 和实验 2 均采用这一表示方式, 直接提取协方差矩阵 9 个独立元素 (四个时相共计 36 维独立特征) 作为分类特征。实验 1 直接使用决策树分类器进行农作物分类; 实验 2 则先采用 PCA 方法对 36 维多时相协方差矩阵进行特征降维; 实验 3 将 Liu 等<sup>[41]</sup>提出的多频极化 SAR 张量表示方法应用于多时相极化 SAR,

随后利用 MPCA 方法进行特征降维;实验 4 采用本文方法实现多时相极化 SAR 的特征降维和农作物分类。实验 3 和实验 4 中, MPCA 方法降维参数  $Q$  取值均设置为 0.95, 此时实验 3 和实验 4 的目标样本特征维数从 36 维(3×3×4)下降至 4 维(2×2×1), 因此, 实验 2 中 PCA 特征降维维数也设置为 4。

表 3 基于不同数据降维策略的多时相极化 SAR 农作物分类实验设置

Table 3 Crop classification experiments using multitemporal polarimetric SAR with different data dimensionality reduction strategies

序号	数据	数据降维策略	决策树分类器输入特征
1	多时相全极化 SAR	无	多时相协方差矩阵独立元素
2	多时相全极化 SAR	PCA 降维	多时相协方差矩阵的 PCA 降维特征
3	多时相全极化 SAR	文献[41]+MPCA 降维	基于文献[41]张量表示的多时相协方差矩阵 MPCA 降维特征
4	多时相全极化 SAR	本文方法	本文提出的多时相协方差矩阵的 MPCA 降维特征
5	多时相 CTLR 模式简缩极化 SAR	本文方法	本文提出的多时相协方差矩阵的 MPCA 降维特征
6	多时相 $\pi/4$ 模式简缩极化 SAR	本文方法	本文提出的多时相协方差矩阵的 MPCA 降维特征

所有实验均从目标样本集中随机选取 20%作为训练样本, 并进行 10 次重复实验获取平均分类精度, 其中, 由于水稻和水体的目标数量较少, 因此随机选择 50% 作为训练样本。最终, 实验 1 至实验 4 的多时相全极化 SAR 农作物分类精度对比如表 4 所示, 其中 PA 表示生产者精度, UA 表示用户精度, OA 表示总体精度, KA 表示 Kappa 系数。

表 4 不同数据降维策略下全极化 SAR 平均分类精度 (实验 1~实验 4)

Table 4 Mean classification accuracies of the proposed method and other methods for the full polarimetric SAR data (Experiments 1 to 4)

序号	类型	PA/%	UA/%	OA/%	KA
1	玉米	93.80	97.70	90.61	0.8757
	大豆	80.57	93.57		
	水稻	80.00	59.73		
	荷花	92.24	64.27		
	草地	95.44	91.44		
	水体	95.00	96.20		
	建筑	91.23	94.87		
2	玉米	93.76	96.94	89.97	0.8672
	大豆	82.90	88.04		
	水稻	85.13	71.30		
	荷花	87.90	70.67		
	草地	93.23	84.84		
	水体	99.72	94.40		

	建筑	88.41	94.34		
	玉米	94.27	96.38		
	大豆	85.68	86.78		
	水稻	86.04	65.49		
3	荷花	86.16	72.20	89.65	0.8628
	草地	93.30	83.08		
	水体	99.44	99.23		
	建筑	84.56	93.99		
	玉米	93.40	96.96		
	大豆	87.83	90.39		
	水稻	92.42	77.76		
4	荷花	91.43	74.15	91.61	0.8888
	草地	93.17	78.97		
	水体	99.72	99.47		
	建筑	89.94	97.15		

根据表 4 可以看出，直接采用决策树分类器对所有特征进行农作物分类的总体精度略低于本文方法，其中，大豆、水稻、水体的生产者精度和用户精度，以及荷花的用户精度均显著低于本文方法。此外，根据对重复实验分类精度的逐一对比，发现实验 1 中水稻、水体等小样本地物的分类精度波动较大，水稻的最优生产者精度和用户精度为 96.97%和 75.76%，最低值仅为 63.64%和 42.47%，而本文方法中水稻的最优生产者精度和用户精度分别达到 100.00%和 91.18%，最低值则分别为 81.82 和 62.26%，优于直接采用决策树进行分类的结果。类似的，实验 1 中水体的最低生产者精度和用户精度仅为 86.11%和 90.00%，明显低于本文方法。实验 2 采用 PCA 方法，与本文方法具有相同的降维特征数量，但在实验 2 的分类结果中，大豆、水稻、荷花样本发生了一定程度的混分，导致大豆、水稻、荷花的生产者精度、用户精度和总体分类精度均低于本文方法。

由于极化协方差矩阵是  $3\times 3$  埃尔米特半正定矩阵，属于黎曼流形，可以被视为二阶张量<sup>[39]</sup>，因此，Tao 等<sup>[42]</sup>将张量空间引入全极化 SAR 分类，首先提取 48 维极化特征构成阶数为“行 $\times$ 列 $\times$ 48”的张量，再在张量空间中进行特征降维和分类。这种方式虽然可以直观地表示极化 SAR 的特征，但每个像素的特征空间依然是一维矢量，对极化张量的第 3 阶进行独立成分分析以降低特征维数的操作与对二维图像矢量化后进行特征降维并无本质区别。另一方面，Liu 等<sup>[41]</sup>对多频率极化 SAR 分类时将极化 SAR 的每个像素视为一个元胞，将元胞中心像素及其  $N\times N$  邻域  $T_3$  矩阵的  $N^2\times 9$  个独立实数元素表示为特征矢量。实验 3 采用 Liu 等提出的张量表示方法，与本文方法进行对比，这两种方法的差异在于本文方法在特征降维阶段不进行实、虚部拆分，而是保持协方差矩阵本身的复数结构。根据表 4，本文方法的总体精度优于实验 3，原因在于实验 3 的分类结果中存在较多被

误分为水稻和荷花的建筑样本，大豆与荷花之间的混淆也较为严重，而本文方法的大豆、水稻、荷花、建筑的生产者精度和用户精度均明显较优。

顺应多时相极化 SAR 的数据逻辑，保持协方差矩阵内部的数据结构，是本文方法的主要特点。相较于对多时相极化协方差矩阵独立元素直接进行分类、对多时相极化协方差矩阵 PCA 降维特征进行分类，以及对 Liu 等<sup>[41]</sup>提出的极化 SAR 张量 MPCA 降维特征进行分类的方法，本文提出的方法取得了最高的总体分类精度和

Kappa 系数，对水稻、水体、荷花等样本数较少的类型，识别效果更优，表明本文方法能够从多时相极化 SAR 中提取有利于农作物精确分类的核心信息。

本文方法直接以极化 SAR 协方差矩阵作为输入，因而可以很容易地推广到简缩极化 SAR 数据。实验 5 和实验 6 分别将其应用于 CTRLR 模式和  $\pi/4$  模式的多时相协方差矩阵，为便于实验对比，采用与全极化 SAR 相同的目标样本集，表 5 给出了全极化与简缩极化 SAR 的分类精度对比。

表 5 本文方法在全极化 SAR 和简缩极化 SAR 中的平均分类精度

SAR data					
序号	类型	PA/%	UA/%	OA/%	KA
4	玉米	93.40	96.96	91.61	0.8888
	大豆	87.83	90.39		
	水稻	92.42	77.76		
	荷花	91.43	74.15		
	草地	93.17	78.97		
	水体	99.72	99.47		
	建筑	89.94	97.15		
5	玉米	95.77	97.55	92.33	0.8981
	大豆	88.92	90.81		
	水稻	86.06	57.56		
	荷花	90.31	80.63		
	草地	93.54	87.81		
	水体	99.72	99.47		
	建筑	89.25	96.57		
6	玉米	94.33	97.02	90.11	0.8694
	大豆	83.58	88.47		
	水稻	81.21	68.32		
	荷花	88.47	68.42		
	草地	93.80	86.55		
	水体	99.72	100.00		



根据表 5, CTLR 模式对大部分地物能取得与全极化 SAR 相当的分类精度, 荷花和草地的用户精度以及总体精度甚至优于全极化 SAR, 原因是 CTLR 模式的分类结果中被误分为荷花的建筑样本和被误分为草地的玉米样本均相对较少, 但水稻与建筑的误分现象较为严重, 造成水稻的生产者精度和用户精度相对较低。 $\pi/4$  模式的总体精度则略低于全极化 SAR 和 CTLR 模式, 其中, 草地用户精度略优于全极化 SAR, 其他精度指标大多与全极化 SAR 相当, 但由于部分大豆样本被误分为荷花,  $\pi/4$  模式大豆的生产者精度和荷花用户精度略低于全极化 SAR。此外, 与 CTLR 模式类似的,  $\pi/4$  模

式的分类结果中也存在水稻与建筑之间的混淆, 导致较低的水稻和建筑分类精度。

图 5 展示了全极化 SAR 和两种模式的简缩极化 SAR 分类结果图对比, 两种模式简缩极化 SAR 的分类结果与全极化 SAR 基本相符, 表明多时相简缩极化 SAR 基本可以取得与多时相全极化 SAR 相当的分类精度。由于本文方法采用了目标级分类策略, 减少了结果中的噪声, 这可能是使得简缩极化 SAR 的分类精度与全极化 SAR 相当、甚至更优的原因。在本文的实验数据中, 由于水稻和荷花样本数量较小, 因此与其他类别发生混分时其精度更易受到影响。

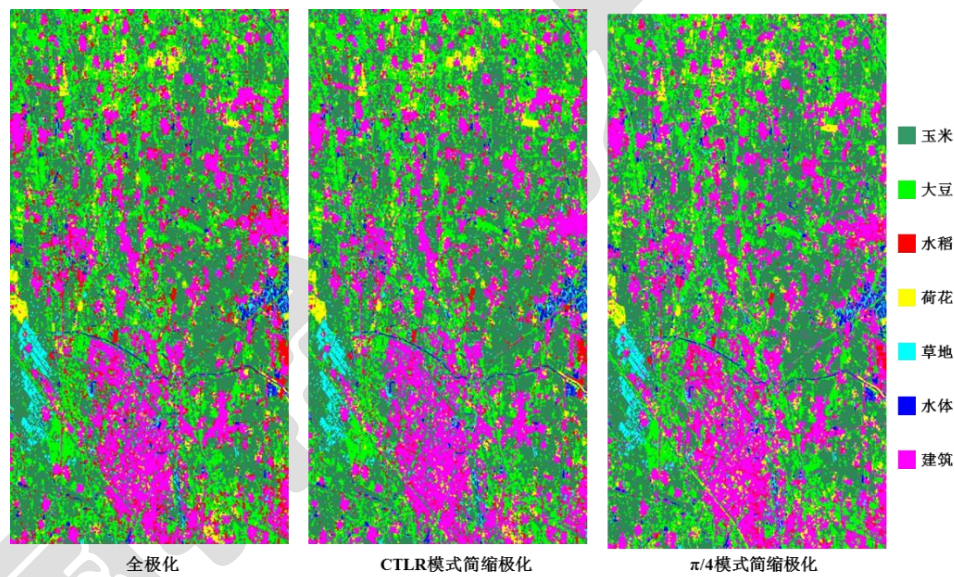


图 5 多模式极化 SAR 分类结果对比图

Fig. 5 Comparisons of multimode polarimetric SAR classification results

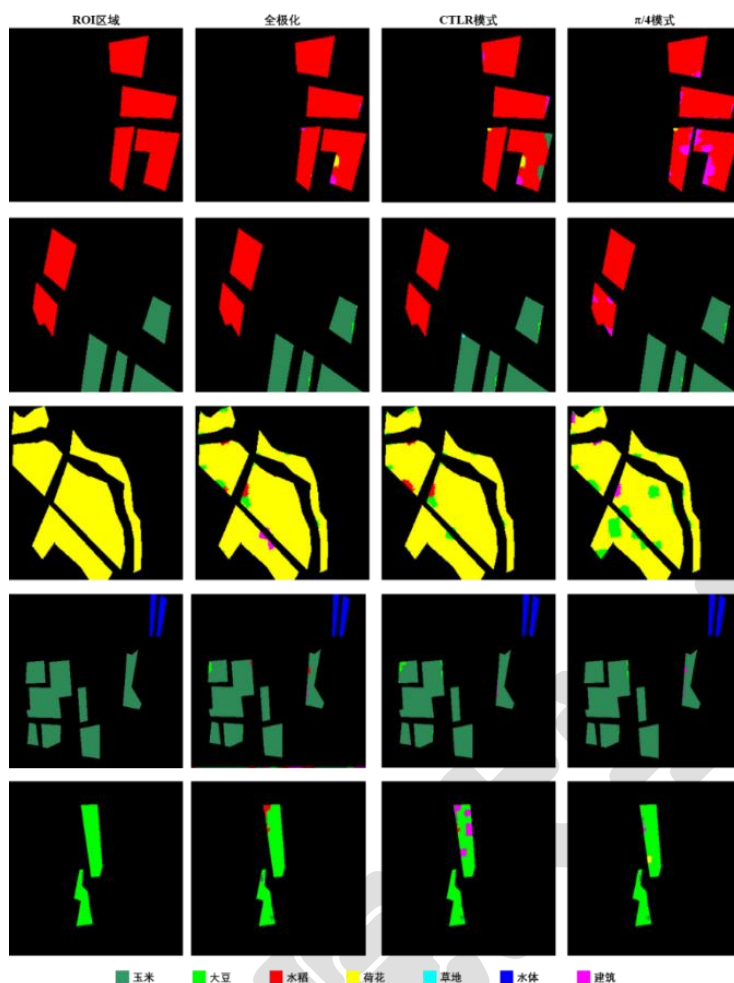


图 6 部分 ROI 区域的分类结果对比

Fig.6 Comparisons of some ROIs

图 6 展示了部分农作物样本感兴趣区域（region of interest, ROI）的分类结果，其结果表明全极化 SAR 和简缩极化 SAR 对玉米和大豆的分类能力较为相近，而全极化 SAR 对水稻和荷花的分类效果相较于简缩极化 SAR 具有一定的优越性，与精度统计结果相符，可能的原因是全极化 SAR 包含最全面的农作物极化散射信息，即使水稻和荷花的样本数量较少，全极化 SAR 依然能一定程度上保持对其识别最关键的信息，从而取得优于简缩极化 SAR 的分类精度。

## 4 总结

本文提出了一个基于张量表示的多时相极化 SAR

农作物分类方法，可同时适用于全极化和简缩极化 SAR。本方法采用目标级分类策略，将 SLIC 方法引入多时相极化 SAR 实现农作物同质像素的超像素分割；将目标的多时相极化协方差矩阵表示为张量的形式，引入 MPCA 算法进行多时相极化特征降维；最后用决策树分类器实现农作物分类。对覆盖天津市武清区的 4 景 RADARSAT-2 全极化图像进行农作物分类实验，结果表明，相较于直接使用多时相极化协方差矩阵独立元素、使用多时相极化协方差矩阵 PCA 降维特征、基于其他极化 SAR 张量表示方法<sup>[41]</sup>的 MPCA 降维特征作为决策树分类器输入特征的情况，本文方法能够取得最优的总体分类结果。此外，将本文方法应用于 CTRL 模式和  $\pi/4$  模式的简缩极化 SAR，分类结果表明简缩极化 SAR 能

取得与全极化 SAR 相当甚至更优的总体分类精度,但全极化 SAR 在水稻、荷花等小样本地物中具有更优的表现。

本文方法可以保持多时相极化 SAR 的时间相关性和极化二阶统计量的数据结构,通过目标分割和张量空间 MPCA 降维,实现了对空间信息、极化散射信息和时序变化信息的综合利用,形成了可同时适用于全极化和简缩极化 SAR 的多时相极化 SAR 农作物分类统一框架。在未来的研究中,我们将面向复杂农作物精细分类的需求,构建时间序列数据集,充分考虑时间序列极化 SAR 多样的图像处理方法和丰富的极化特征,持续开展多模式时间序列极化 SAR 张量分类方法优化研究。

### 参考文献

- [1] El Hajj M, Baghdadi N, Bazzi H, et al. Penetration analysis of SAR signals in the C and L bands for wheat, maize, and grasslands[J]. Remote Sensing, 2018, 11(1): 31. DOI: 10.3390/rs11010031.
- [2] Galvão L S, Roberts D A, Formaggio A R, et al. View angle effects on the discrimination of soybean varieties and on the relationships between vegetation indices and yield using off-nadir Hyperion data[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(4): 846-856. DOI: 10.1016/j.rse.2008.12.010.
- [3] Colombo R, Meroni M, Marchesi A, et al. Estimation of leaf and canopy water content in poplar plantations by means of hyperspectral indices and inverse modeling[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1820-1834. DOI: 10.1016/j.rse.2007.09.005.
- [4] Franke J, Menz G. Multi-temporal wheat disease detection by multi-spectral remote sensing[J]. Precision Agriculture, 2007, 8(3): 161-172. DOI: 10.1007/s11119-007-9036-y.
- [5] Ranjitha G, Srinivasan M R, Rajesh A. Detection and estimation of damage caused by Thrips Thrips tabaci (lind) of cotton using hyperspectral radiometer[J]. Agrotechnology, 2014, 3(1): 123. DOI: 10.4172/2168-9881.1000123.
- [6] Cable J W, Kovacs J M, Jiao X F, et al. Agricultural monitoring in northeastern Ontario, Canada, using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data[J]. Remote Sensing, 2014, 6(3):2343-2371. DOI: 10.3390/rs6032343.
- [7] Pichierri M, Hajnsek I, Zwieback S, et al. On the potential of Polarimetric SAR Interferometry to characterize the biomass, moisture and structure of agricultural crops at L-, C- and X-Bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 596-616. DOI: 10.1016/j.rse.2017.09.039.
- [8] Fieuzal R, Marais Sicre C, Baup F. Estimation of corn yield using multi-temporal optical and radar satellite data and artificial neural networks[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 57: 14-23. DOI: 10.1016/j.jag.2016.12.011.
- [9] Larrañaga A, Álvarez -Mozos J. On the added value of quad-pol data in a multi-temporal crop classification framework based on RADARSAT-2 imagery[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4):335. DOI: 10.3390/rs8040335.
- [10] Li K, Brisco B, Yun S, et al. Polarimetric decomposition with RADARSAT-2 for rice mapping



- and monitoring[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2012, 38(2): 169-179. DOI: 10.5589/m12-024.
- [11] Jiao X F, Kovacs J M, Shang J L, et al. Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96: 38-46. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.06.014.
- [12] McNairn H, Kross A, Lapen D, et al. Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and RADARSAT-2[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 28: 252-259. DOI: 10.1016/j.jag.2013.12.015.
- [13] Demarez V, Helen F, Marais-Sicre C, et al. In-season mapping of irrigated crops using landsat 8 and sentinel-1 time series[J]. Remote Sensing, 2019, 11(2): 118. DOI: 10.3390/rs11020118.
- [14] Wang M, Liu C G, Han D R, et al. Assessment of GF3 full-polarimetric SAR data for dryland crop classification with different polarimetric decomposition methods[J]. Sensors, 2022, 22(16):6087. DOI: 10.3390/s22166087.
- [15] Xie Q H, Dou Q, Peng X, et al. Crop classification based on the physically constrained general model-based decomposition using multi-temporal RADARSAT-2 data[J]. Remote Sensing, 2022, 14(11): 2668. DOI: 10.3390/rs14112668.
- [16] Ndikumana E, Ho Tong Minh D, Baghdadi N, et al. Deep Recurrent Neural Network for Agricultural Classification using multitemporal SAR Sentinel-1 for Camargue, France[J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 1217. DOI: 10.3390/rs10081217.
- [17] Geng J, Wang H Y, Fan J C, et al. SAR image classification via deep recurrent encoding neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(4): 2255-2269. DOI: 10.1109/TGRS.2017.2777868.
- [18] Zhang W T, Liu L, Bai Y, et al. Crop classification based on multi-temporal PolSAR images with a single tensor network[J]. Pattern Recognition, 2023, 143: 109773. DOI: 10.1016/j.patcog.2023.109773.
- [19] Yin Q, Lin Z Y, Hu W, et al. Crop classification of multitemporal PolSAR based on 3-D attention module with ViT[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20: 4005405. DOI: 10.1109/LGRS.2023.3270488.
- [20] Souyris J C, Imbo P, Fjortoft R, et al. Compact polarimetry based on symmetry properties of geophysical media: The  $\pi/4$  mode[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 634-646. DOI: 10.1109/TGRS.2004.842486.
- [21] Stacy N, Preiss M. Compact polarimetric analysis of X-band SAR data[C]//6th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR). Dresden, Germany. 2006.
- [22] Raney R K. Hybrid-polarity SAR architecture[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(11): 3397-3404. DOI: 10.1109/TGRS.2007.895883.
- [23] Ballester-Berman J D, Lopez-Sanchez J M. Time

- series of hybrid-Polarity parameters over agricultural crops[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(1): 139-143. DOI: 10.1109/LGRS.2011.2162312.
- [24] Shang J L, McNairn H, Charbonneau F, et al. Sensitivity analysis of compact polarimetry parameters to crop growth using simulated RADARSAT-2 SAR data[C]//2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Munich, Germany. IEEE, 2012: 1825-1828. DOI: 10.1109/IGARSS.2012.6351156.
- [25] 张红, 谢镭, 王超, 等. 简缩极化 SAR 数据信息提取与应用[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(9): 1065-1073. DOI:10.11834/jig.20130902.
- [26] Brisco B, Li K, Tedford B, et al. Compact polarimetry assessment for rice and wetland mapping[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(6): 1949-1964. DOI: 10.1080/01431161.2012.730156.
- [27] Xie L, Zhang H, Wu F, et al. Capability of rice mapping using hybrid polarimetric SAR data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 3812-3822. DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2387214.
- [28] Uppala D, Venkata R K, Poloju S, et al. Discrimination of maize crop with hybrid polarimetric RISAT1 data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(11):2641-2652. DOI: 10.1080/01431161.2016.1184353.
- [29] Dingle Robertson L, McNairn H, Jiao X F, et al. Monitoring crops using compact polarimetry and the RADARSAT constellation mission[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2022, 48(6): 793-813. DOI: 10.1080/07038992.2022.2121271.
- [30] Guo X Y, Yin J J, Li K, et al. Fine classification of rice paddy using multitemporal compact polarimetric SAR C band data based on machine learning methods[J]. *Frontiers of Earth Science*, 2023. DOI: 10.1007/s11707-022-1011-4.
- [31] Ainsworth T L, Kelly J P, Lee J S. Classification comparisons between dual-pol, compact polarimetric and quad-pol SAR imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(5): 464-471. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2008.12.008.
- [32] Guo R, He W, Zhang S X, et al. Analysis of three-component decomposition to compact polarimetric synthetic aperture radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2014, 8(6): 685-691. DOI: 10.1049/iet-rsn.2013.0114.
- [33] Zhang H, Xie L, Wang C, et al. Investigation of the capability of H- $\alpha$  decomposition of compact polarimetric SAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(4): 868-872. DOI: 10.1109/LGRS.2013.2280456.
- [34] 谢镭. 多模式极化 SAR 图像分解与分类方法及应用研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2016: 46-59.
- [35] Xie L, Zhang H, Li H Z, et al. A unified framework for crop classification in Southern China using fully polarimetric, dual polarimetric, and compact polarimetric SAR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(14): 3798-3818. DOI: 10.1080/01431161.2015.1070319.
- [36] Lu H P, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. MPCA:

- Multilinear principal component analysis of tensor objects[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(1): 18-39. DOI: 10.1109/TNN.2007.901277.
- [37] Liu B, Hu H, Wang H Y, et al. Superpixel-based classification with an adaptive number of classes for polarimetric SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(2): 907-924. DOI: 10.1109/TGRS.2012.2203358.
- [38] Qin F C, Guo J M, Lang F K. Superpixel segmentation for polarimetric SAR imagery using local iterative clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(1): 13-17. DOI: 10.1109/LGRS.2014.2322960.
- [39] Wang Y H, Han C Z, Tupin F. PolSAR data segmentation by combining tensor space cluster analysis and Markovian framework[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(1): 210-214. DOI: 10.1109/LGRS.2009.2031660.
- [40] Breiman L. Classification and regression trees[M]. Routledge, 1984. DOI: 10.1201/9781315139470.
- [41] Liu C, Yin J J, Yang J, et al. Classification of multi-frequency polarimetric SAR images based on multi-linear subspace learning of tensor objects[J]. Remote Sensing, 2015, 7(7): 9253-9268. DOI: 10.3390/rs70709253.
- [42] Tao M L, Zhou F, Liu Y, et al. Tensorial independent component analysis-based feature extraction for polarimetric SAR data classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(5): 2481-2495. DOI: 10.1109/TGRS.2014.2360943.