

# 基于时变散射特征与 CNN 的双极化 SAR 作物分类

郭 交<sup>1,2</sup>, 白清源<sup>1</sup>, 李恒辉<sup>1</sup>

(1. 西北农林科技大学 机械与工程学院, 陕西 杨凌 712100;  
2. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西 杨凌 712100)

**摘 要:** 作物类型分类是极化合成孔径雷达 (PolSAR) 图像中最重要的应用之一。然而, 由于成本和系统限制, 越来越多的双极化 SAR 系统已经投入使用。由于双极化模式的限制, 双极化 SAR 数据集存在严重的贴现特性, 使得双极化 SAR 图像难以获得令人满意的分类精度, 因此有必要提取更适合于双极化 SAR 数据集的散射特征。基于  $H/\alpha$  分解的基本理论, 引入了一个新的参数来测量农作物的时变散射特性, 并针对双极化 SAR 图像提出了时变散射特征驱动的卷积神经网络 (CNN)。实验结果表明: 提出的 CNN 分类方法达到了最高的分类精度。与不同的特征组合输入相比, 提出的新参数能稳定地提高分类器的分类性能,  $H$ 、 $\alpha$ 、 $\theta$  和强度特征的组合也能达到最佳的分类性能。

**关键词:** 作物分类; 极化合成孔径雷达;  $H/\alpha$  分解; 卷积神经网络; 复杂 Wishart 分类器

**中图分类号:** P 237      **文献标志码:** A

**DOI:** 10.19328/j.cnki.2096-8655.2022.03.011

## Crop Classification for Dual-PolSAR Images Based on Differential-Scattering- Feature Driven CNN

GUO Jiao<sup>1,2</sup>, BAI Qingyuan<sup>1</sup>, LI Henhui<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A & F University, Yangling 712100, Shaanxi, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Agriculture Information Perception and Intelligent Service, Yangling 712100, Shaanxi, China)

**Abstract:** Crop type classification is one of the most important applications of polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) images. However, an increasing number of SAR systems with dual-polarization modes have been launched, owing to the cost and system constraints. Because of the limitation of the dual-polarization mode, dual-PolSAR data sets have serious discount characteristics, which makes it difficult to obtain satisfactory classification accuracy for dual-PolSAR images. Therefore, it is necessary to extract scattering characteristics more suitable for dual-PolSAR data sets. In this paper, a new parameter is introduced based on the basic theory of  $H/\alpha$  decomposition to measure the differential scattering characteristics of agricultural crops, and a differential scattering feature driven convolutional neural network (CNN) is proposed for dual-PolSAR images. The test results show that the CNN classification methods proposed in this paper achieves the highest classification accuracy. Compared with the inputs of different feature combinations, the new parameter proposed in this paper can steadily improve the classification performance of the classifier, and the combination of  $H$ ,  $\alpha$ ,  $\theta$ , and intensity features can also achieve the best classification performance.

**Key words:** crop classification; polarimetric synthetic aperture radar;  $H/\alpha$  decomposition; convolutional neural network; complex Wishart classifier

收稿日期: 2022-02-21; 修回日期: 2022-03-22

基金项目: 国家自然科学基金 (62071350)

作者简介: 郭 交 (1984—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为微波遥感提取地表植被信息。

## 0 引言

极化合成孔径雷达(Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR)作为一种先进的遥感技术,以其全天候、多极化的优势在遥感领域得到了广泛的应用和研究<sup>[1-7]</sup>。目前,针对 PolSAR 数据提出的分类算法大致可分为 3 大类:第 1 种方法是基于统计模型和电磁散射机理的分类算法,如 LEE 等<sup>[8]</sup>提出的复杂 Wishart 监督分布分类算法。第 2 种方法是通过多种极化分解方法和参数反演技术提取目标的物理散射特征,提高分类性能。例如一些典型的极化算法,如 Freeman 分解<sup>[9-10]</sup>、基于 Freeman 开发的 Yamaguchi 方法<sup>[11-12]</sup>和各种  $H/\alpha$  分解方法<sup>[13-14]</sup>,已广泛用于 PolSAR 图像。第 3 种方法基于深度学习分类,其目的是利用深度学习良好的特征提取能力来提高分类精度,主要工作是基于 PolSAR 数据的特征改进深度学习网络结构<sup>[15-16]</sup>,或者改进深度学习的特征输入,进一步提高深度学习的性能。如 CHEN 等<sup>[17]</sup>和 GUO 等<sup>[18]</sup>试图通过使用特征分解方法获得的分类特征作为卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)模型的输入,进一步提高深度学习的分类性能。

然而,这些算法仍然存在一些缺点。例如基于统计模型的方法直接采用协方差矩阵,其计算效率较低,主要原因是协方差矩阵的信息冗余,大多数极化参数反演算法最初是针对四极化 SAR 数据集提出的,不能应用于双极化 SAR 数据集。与全极化 SAR 数据相比,双极化 SAR 系统存在一定的信息损失,这将降低作物分类结果的准确性。为了处理双极化 SAR 数据,一些研究人员提出了双极化 SAR 数据的分解算法<sup>[19-21]</sup>,然而这些方法分析了 HH 和 VV 的双偏振模式,没有给出更多的散射参数。因此,迫切需要对双极化 SAR 数据集提出有效的极化处理方法和参数,以便更好地解释目标的物理散射机制。经典的  $H/\alpha$  分解可以有效地应用于双极化分解中,对具有相同散射特性的人造结构和裸土进行分类,并获得良好的分类性能。然而分解不能直接应用于作物分类,因为主要原因是作物散射特性的变化<sup>[22-23]</sup>,因此有必要结合  $H/\alpha$  参数的分布特征和作物的形态特征来提高分类结果。本文引入了一种新的基于  $H/\alpha$  分解的极化参数  $\theta$  来度量  $H/\alpha$  分布变化的特征<sup>[24]</sup>,重点研究了双极化特征分解问题,试图利用该方法对双极化数据进行分解,

得到一组新的双极化特征,并结合 CNN 分类方法提高作物分类精度。

本文首先介绍了双极化 SAR 数据的传统极化参数及其定义和计算,其次比较了不同特征向量的 CNN 分类器和使用 Indian Head 农场数据的复杂 Wishart 分类器的分类结果,并对实验结果进行了分析和讨论,最后进行了总结。

## 1 方法

### 1.1 极化相干矩阵

在 VV-VH 模式下,双极化 SAR 的散射矩阵  $S$  可形成

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $S_{VH}$ 、 $S_{VV}$  为 2 个独立极化通道的散射元素,下标“H”和“V”分别为水平和垂直线性极化。第  $m$  个像素的多视协方差矩阵表示为

$$\langle C \rangle = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \mathbf{k}_m \cdot \mathbf{k}_m^{*T} \quad (2)$$

式中: $N$  为斑点抑制的查找次数; $\mathbf{k}_m = [S_{VV} \ S_{VH}]^T$ ;“T”和“\*”分别为矩阵转置和共轭。

通常,相干矩阵可以更好地表示目标的散射特性,第  $m$  个像素的泡利散射矩阵为

$$\mathbf{k}_m = [S_{VV} \ -S_{VV} \ S_{VH} \ -j \cdot S_{VH}]^T / \sqrt{2} \quad (3)$$

为了确保散射向量的范数不变,该向量可以写为

$$\mathbf{k}_m = [\sqrt{2} S_{VV} \ S_{VH} + j \cdot S_{VH}]^T / \sqrt{2} \quad (4)$$

式中: $j$  为虚数单位。

基于双极化 SAR 数据的多视相干矩阵为

$$\langle T \rangle = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \mathbf{k}_m \mathbf{k}_m^{*T} \quad (5)$$

因此,将选择相干矩阵  $T$  的对角线信息作为特征向量的一部分。

CAVES<sup>[25]</sup>提出 VV-VH 极化更适合于农业作物分类。因此针对 AIRSAR 数据集,从 VV-VH 模式中提取相干矩阵  $T$  的对角信息以及  $H$  和  $\alpha$  的参数。

### 1.2 $H/\alpha$ 分解中的隐藏极化特征

目标的散射特性由雷达信号决定,农作物在不同的生长阶段会表现出显著的差异<sup>[26-28]</sup>。基于  $H/\alpha$

分解算法的基本理论, GUO 等<sup>[24]</sup>提出了一个新的偏振参数来测量作物在不同生长阶段的散射特性。

$H/\alpha$  分解基于相干矩阵的特征分解, 可分解为

$$\langle T \rangle = \sum_{q=1}^2 \lambda_q \mathbf{u}_q \mathbf{u}_q^{*T} \quad (6)$$

式中:  $\lambda_q$  为特征值;  $\mathbf{u}_q$  为相应的特征向量。

每个特征向量表示为对应于  $\alpha_q$ 、 $\beta_q$ 、 $\phi_q$  和  $\delta_q$  的 4 个角度:

$$\mathbf{u}_q = e^{j\phi_q} [\cos \alpha_q \quad \sin \alpha_q \cos \beta_q e^{j\delta_q}]^T \quad (7)$$

因此极化熵 (即  $H$ ) 和平均散射角 (即  $\alpha$ ) 定义如下:

$$\bar{\alpha} = \sum_{q=1}^2 P_q \alpha_q, \quad H = - \sum_{q=1}^2 P_q \log_2 P_q \quad (8)$$

$H$ 、 $\alpha$  都清楚地描述了介质的散射特性, 该平面被定义并划分为 9 个子区域, 用于目标识别和分类, 如图 1 所示。因此, 在下一节将选择  $H$  和  $\alpha$  的参数作为特征向量的一部分。

新定义的参数在  $H$ - $\alpha$  分类平面中的定义如图 2 所示。不同作物在不同生长阶段的散射参数将沿着分类平面的下边界向上和向右移动 (即参数值逐渐增加), 如图 2(a) 中的红色箭头线所示, 而不同种

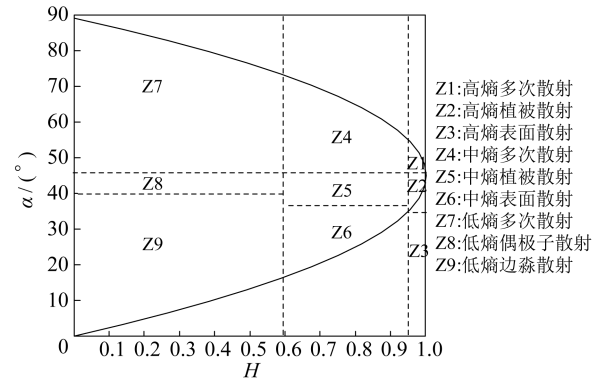


图 1 双极化 PolSAR 数据的  $H$ - $\alpha$  平面散射区域划分

Fig. 1 Division of the  $H$ - $\alpha$  plane for dual-PolSAR data

类的作物会随着自身的生长周期而变化, 与散射特性相对应的分布移动量会有显著差异。

首先在  $H$ - $\alpha$  分类平面中选择 1 个参考点, 计算出每次训练样本集的质心, 并可以根据训练的质心的分布近似地构造线  $AB$ , 从而得到  $AB$  的垂直平分线; 再使用整个图像中所有散射的最高和最低熵连接形成水平轴上的线  $CD$ , 得到  $CD$  的垂直平分线  $h$ ,  $l$  和  $h$  的交点即为新参数的参考点位置, 如图 2(b) 所示。因此, 可以获得图 2(c) 所示的高度参数来描述变化。

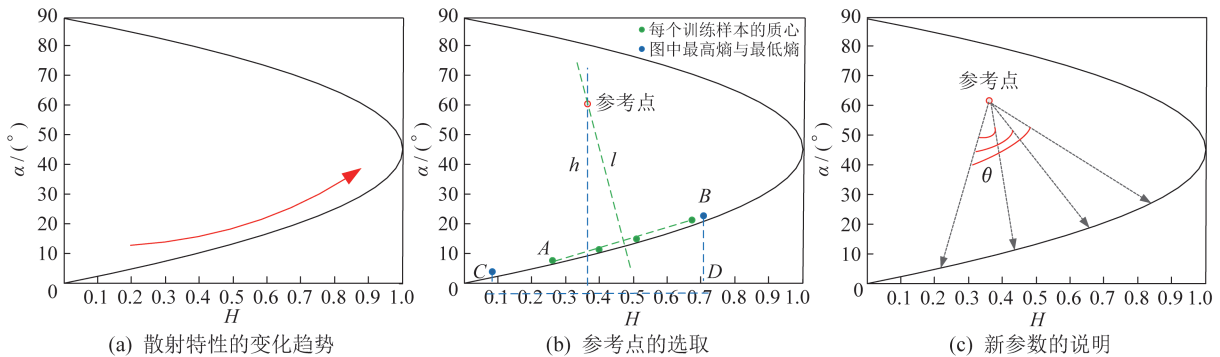


图 2 生长期  $H$ - $\alpha$  分布区的变化

Fig. 2 Changes of  $H$ - $\alpha$  distribution zone during the growing period

### 1.3 构建的 CNN 分类器

卷积神经网络是深度学习方法中最成功的网络算法之一, 已成为计算机视觉领域取得突破性成果的基石。它具有良好的特征提取能力, 在大规模目标识别、语义分割、地物分类等遥感领域得到了广泛的应用。然而, 在遥感分类的实际应用中, 地面验证数据的建立一直是一项艰巨的任务。

为了在不牺牲分类精度的前提下构建轻量级

分类网络, 本文借鉴了 GoogleNet 的网络特性, 采用两个分支的卷积运算来完成分类任务, 所提出的 CNN 分类结构如图 3 所示。

该网络主要由 4 个卷积层 (Conv1, Conv2, Conv3, Conv4)、1 个平均池化层 (Average pooling)、1 个 Addlayer 层、1 个全连接层 (Fully connect) 和 1 个 Softmax 分类器组成, 采用了两卷积分支来对输入特征进行不同层次特征提取, 在双分支卷积输出末端, 添加了平均池化层来减少全连接层的训

训练参数数量,减少网络复杂度。输入数据的大小为  $15 \times 15 \times M$ , 其中  $M$  为输入特征的数量。输入首先经过 32 个大小为  $5 \times 5$  的卷积核组成的卷积层, 卷积核步长 (Stride) 为 1, 通过零填充操作保持输出特征大小不变。然后将  $15 \times 15 \times 32$  的输入特征分别输入 2 个分支中, 其中一条卷积分支包含 2 个卷积层, 另一条分支包含 1 个卷积层。在这 3 个卷积层中, 都具有相同  $3 \times 3$  大小的卷积核, 且都为 64 个卷积核组成的卷积层, 3 个卷积层卷积步长分别为 2、1、2。需注意的是, 每层的卷积后都添加了批标准

化 BN 和 ReLU 非线性整流激活函数对输出特征进行激活处理, 并将激活特征作为下一层的输入。在完成 2 个卷积分支的运算后, 得到 2 个  $8 \times 8 \times 64$  大小的特征图, 通过 Addlayer 层将两相同大小的输入相加得到  $8 \times 8 \times 64$  的融合特征, 使用 1 个  $2 \times 2$ 、步长为 2 的平均池化层对合成图进行下采样。最后采用平均池化层和全连接层将 Addlayer 层输出的融合特征转化为  $J$  个神经元输出, 输出值经过 Softmax 层获得每个神经元对应的概率结果, 取最大概率为分类结果, 即完成分类。

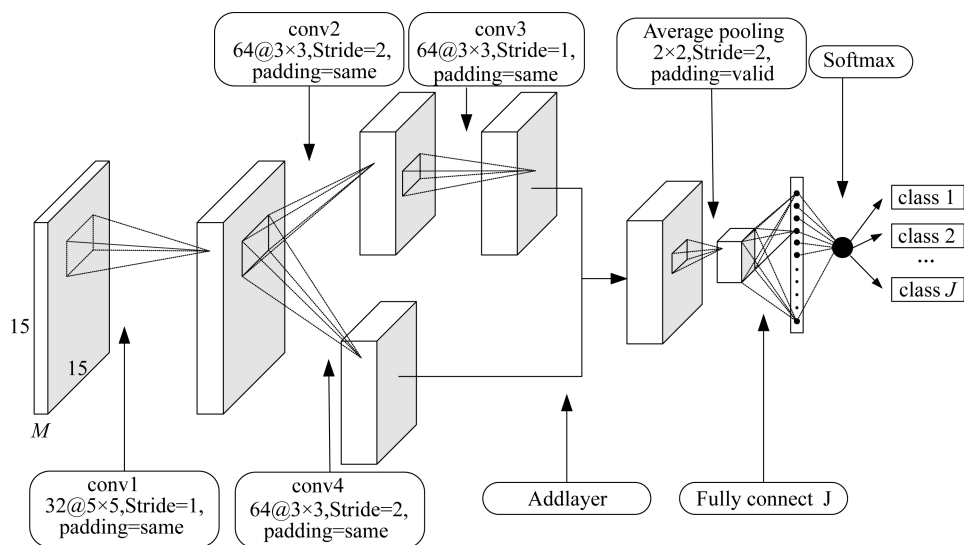


图 3 CNN 分类器结构

Fig. 3 Architecture of the CNN classifier

与 CHEN 等<sup>[17]</sup>所提出的 CNN 相比, 本文的 CNN 结构由单路结构改为了双分支结构, 进一步对数据特征进行了提取, 选用 Adam 作为模型优化函数以及交叉熵损失函数, 迭代次数为 10 000, 学习率为 0.000 5。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 结果与分析

本文中的数据是来自欧空局 AgriSAR 项目的多时相双极化 SAR 数据。研究区域是位于加拿大 Indian Head ( $103^{\circ}40'32.2''$  W,  $50^{\circ}38'11.0''$  N) 约  $11 \text{ km} \times 16 \text{ km}$  的矩形区域。数据收集日期为 2009 年 4 月 21 日、5 月 15 日、6 月 8 日、7 月 2 日、7 月 26 日、8 月 19 日和 9 月 12 日, 几乎涵盖了该地区主要作物的整个生长阶段。Google Earth 的图像、VV 通道的 SAR

强度图像和地面真实数据如图 4 所示。精细共配准已经完成, 散斑噪声抑制是通过 CAVES 等<sup>[29]</sup>文中的平均结构 Lee 滤波器的多时间滤波来实现的。

在实验部分本文使用了 4 种分类方法: 1 种基准分类方法和 3 种特征输入方法 ( $H$ 、 $\alpha$ 、强度;  $\theta$ 、强度;  $H$ 、 $\alpha$ 、 $\theta$ 、强度), 其中强度代表 VV 和 VH。4 种分类方法是复 Wishart 基准分类法、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、文献 [17] 提出的 CNN 分类方法和本文提出的 CNN 比较方法, 利用多时相印第安农场对实验进行了验证。实验重复 5 次, 随机抽取 1% 的样本进行训练, 并对整个图谱进行预测和比较, 对多种分类方法的结果进行了定量比较, 所有分类器的实验参数保持不变。

Indian Head 数据集有 6 个主要杂交品种 (油菜、豌豆、亚麻扁豆、春小麦、牧草)。所有对照组中每种作物的分类精度见表 1。



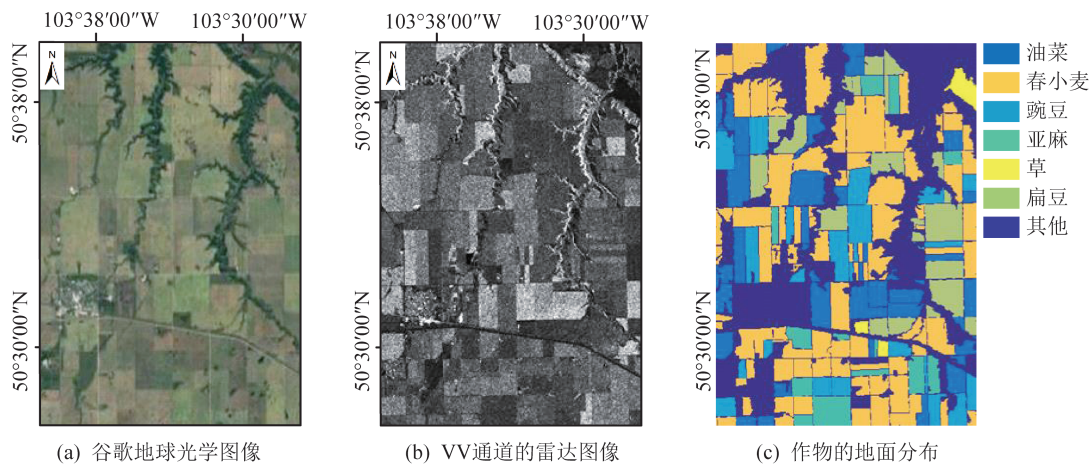


图 4 加拿大 Indian Head 地区作物分布

Fig. 4 Images for the crop distribution of Indian Head in Canada

表 1 分类精度比较

Tab. 1 Comparison of the classification accuracy

| 特征                      | 方法                  | 评价指标   |          | 每种作物的分类精度/% |       |       |       |       |       |
|-------------------------|---------------------|--------|----------|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|
|                         |                     | 综合精度/% | Kappa 系数 | 油菜          | 豌豆    | 亚麻    | 扁豆    | 春小麦   | 牧草    |
| —                       | Wishart             | 75.57  | 0.683 1  | 96.26       | 95.26 | 63.17 | 78.42 | 62.41 | 70.07 |
| $H, \alpha$ 、强度         | SVM                 | 93.53  | 0.907 8  | 94.63       | 93.10 | 72.96 | 88.34 | 98.50 | 80.32 |
| $\theta$ 、强度            |                     | 94.07  | 0.916 0  | 95.54       | 94.87 | 73.35 | 90.81 | 97.85 | 85.12 |
| $H, \alpha, \theta$ 、强度 |                     | 95.54  | 0.937 1  | 96.48       | 95.73 | 81.03 | 93.22 | 98.26 | 92.28 |
| $H, \alpha$ 、强度         | CNN <sup>[17]</sup> | 96.58  | 0.951 7  | 99.67       | 98.82 | 74.26 | 95.12 | 98.86 | 91.66 |
| $\theta$ 、强度            |                     | 97.52  | 0.965 1  | 99.15       | 99.19 | 88.64 | 93.48 | 99.03 | 95.11 |
| $H, \alpha, \theta$ 、强度 |                     | 98.27  | 0.975 8  | 99.70       | 99.47 | 91.65 | 97.73 | 98.69 | 93.72 |
| $H, \alpha$ 、强度         | 本文 CNN              | 98.11  | 0.973 6  | 99.67       | 99.58 | 90.48 | 95.97 | 98.95 | 96.38 |
| $\theta$ 、强度            |                     | 98.89  | 0.984 5  | 99.79       | 99.45 | 94.94 | 99.20 | 98.90 | 98.70 |
| $H, \alpha, \theta$ 、强度 |                     | 99.30  | 0.990 3  | 99.83       | 99.72 | 95.63 | 99.37 | 99.53 | 99.35 |

图 5 中上方图为 4 种模型的分类结果图,下方为其对应的分类误差图。比较不同输入下的分类结果,可以看出( $H, \alpha, \theta$ 、强度)的组合在所有分类器下都达到了最好的分类性能。此外,比较( $\theta$ 、强度)和( $H, \alpha$ 、强度)输入组合的分类性能可以发现,3 种( $\theta$ 、强度)特征组合可以获得相对较弱的分类优势,由此可见,本文提出的参数可以稳定地提高 Indian Head 数据的分类性能。比较不同分类方法的分类性能,可以得出结论, ( $H, \alpha, \theta$ 、强度)+CNN 的组合在对照组中达到最高的分类精度。OA 和 Kappa 的分类准确率分别为 99.30% 和 99.03%。

与传统的复 Wishart 方法相比,分类精度至少提高了 24%。通过与特定作物的分类性能比较,可以看出本文提出的 CNN 分类方法主要提高了亚麻的分类精度。

## 2.2 讨论

在分类任务中,分类特征和分类器方法决定了分类任务的性能。因此,从这两个方向出发已经成为提高分类精度的一个重要方向。作为对双极化数据目标分解技术的补充,本文对基于  $H/\alpha$  特征分解提出的时变特征  $\theta$  角参数进行了比较研究。

与传统的 Wishart 和 SVM 分类方法相比,分类精度有了很大的提高。对比不同输入特征的分类精度,发现与  $H, \alpha$ 、强度特征组合相比,本文提出的  $\theta$  特征能够稳定有效地提高双极化数据的分类精度。因此,从两个方面提高双极化数据的分类精度是可行的。然而,需要指出的是,本文提出的  $\theta$  角参数在多种类型的样本中可能达不到理想的结果,其原因可能是多种作物在太多的作物中具有几乎相

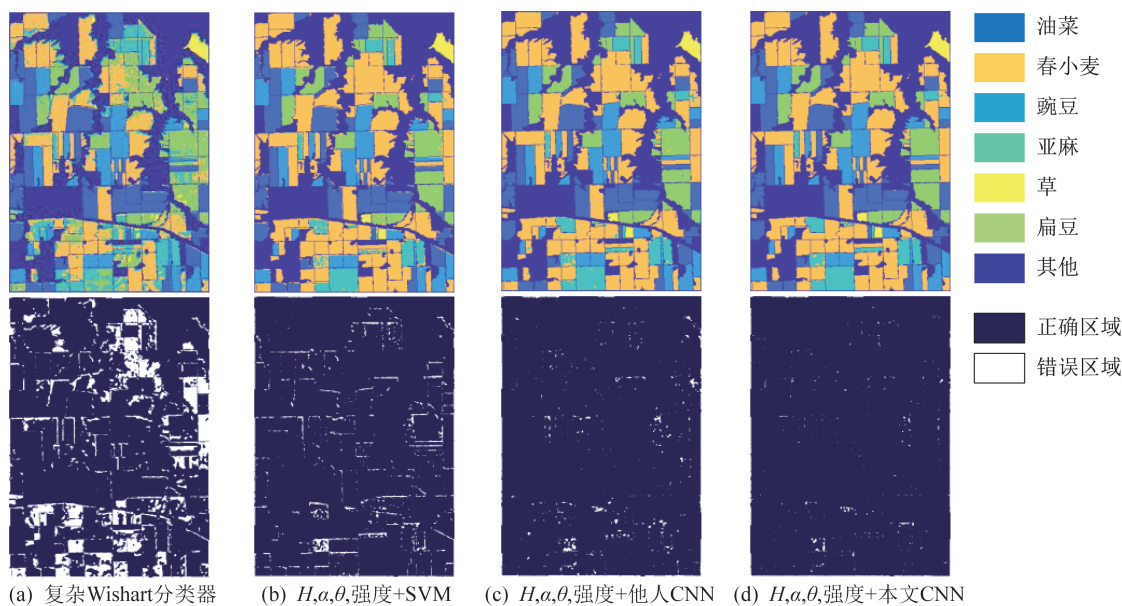


图 5 Sentinel-1 数据集的分类结果

Fig. 5 Classification results of the Sentinel-1 data sets

同的生长和变化特征。在有限双极化特征分解中,  $\theta$  参数仍然可以作为一个有力的补充。此外, 极化目标分解特征驱动的 CNN 分类方法已被证明是一种非常有效的分类方法。总之, 新引入的参数可以进一步改善农业作物分类结果。

### 3 结束语

为提高双极化 SAR 图像的作物分类效果, 建立了  $H/\alpha$  分解特征驱动的深度 CNN 方法, 提取双极化图像中隐藏的  $H/\alpha$  特征和极化特征, 完成作物分类。在不同的数据集和分类方法中, 基于  $H/\alpha$  分解的新参数可以达到与  $H/\alpha$  参数相近的分类精度。此外, 在所有分类器中, 新参数与  $H/\alpha$  特征相结合可以提高分类精度, 表明特征参数可以作为双极化分类的有效补充。此外, 本文提出的 CNN 分类器能够显著提高双极化分类的精度, 并在比较方法中获得最佳的分类效果, 证明了该方法的有效性。

#### 参考文献

- [1] SUN W, LI P, YANG J, et al. Polarimetric SAR image classification using a wishart test statistic and a wishart dissimilarity measure[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(11): 2022-2026.
- [2] 李恒辉, 郭交, 韩文霆, 等. 栈式稀疏自编码网络的多时相全极化 SAR 散射特征降维[J]. 遥感学报, 2020, 24(11): 13.
- [3] JAFARI M, MAGHSOUDI Y, VALADAN Z 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.

- [4] QI Z, YE H G O, LI X, et al. Monthly short-term detection of land development using RADARSAT-2 polarimetric SAR imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 179-196.
- [5] VOORMANSIK K, JAGDHUBER T, ZALITE K, et al. Observations of cutting practices in agricultural grasslands using polarimetric SAR [J]. IEEE J Sel Topics Appl Earth Observ, 2016, 9(4): 1386-1396.
- [6] YANG H, ZHAO C, YANG G, et al. Agricultural crop harvest progress monitoring by fully polarimetric synthetic aperture radar imagery [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9(1): 096076.
- [7] LEE J S, GRUNES M R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution [J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 15(11): 229-2311.
- [8] 王意军, 宋天祚, 李威, 等. 基于去相干敏感因子的多基线 PolInSAR 植被高度反演方法 [J]. 上海航天, 2021, 38(6): 21-27.
- [9] FREEMAN A, DURDEN S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1998, 36(3): 963-973.

- [10] VASILE G, OVARLEZ J P, PASCAL F, et al. Coherency matrix estimation of heterogeneous clutter in high-resolution polarimetric SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(4): 1809-1826.
- [11] YAMAGUCHI Y, MORIYAMA T, ISHIDO M, et al. Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition [J]. Technical Report of Ieice Sane, 2005, 104(8): 1699-1706.
- [12] YAJIMA Y, YAMAGUCHI Y, YAMADA H, et al. A four-component decomposition of PolSAR images based on the coherency matrix [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(3): 292-296.
- [13] CLOUDE S R, POTTIER E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR [J]. IEEE Trans Geo Remote Sens, 1997, 35(1): 68-78.
- [14] LEE J S, GRUNES M R, AINSWORTH T L, et al. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2002, 37(5): 2249-2258.
- [15] LIU X, JIAO L, TANG X, et al. Polarimetric convolutional network for PolSAR image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(5): 3040-3054.
- [16] 李索,张支勉,王海鹏.基于深度学习算法的极化合成孔径雷达通用分类器设计[J].上海航天,2018(3):1-7.
- [17] CHEN S W, TAO C S. PolSAR image classification using polarimetric-feature-driven deep convolutional neural network [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(4): 627-631.
- [18] LI G, ZHOU N H. Feature dimension reduction using stacked sparse auto-encoders for crop classification with multi-temporal, quad-pol SAR data [J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 321.
- [19] DHAR T, GRAY D, MENGES C. Comparison of dual and full polarimetric entropy/alpha decompositions with TerraSAR-X, suitability for use in classification [C]// 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2011: 456-458.
- [20] LEI X, HONG Z, CHAO W, et al. Maritime application using  $H/\alpha$  decomposition in compact and dual-pol SAR [C]// Synthetic Aperture Radar. 2013:23-27.
- [21] SUGIMOTO M, OUCHI K, NAKAMURA Y. Comparison of parameters derived from dual-polarization SAR data and their application [C]// International Symposium on Antennas & Propagation. 2012: 110-113.
- [22] WANG H, MAGAGI R, GOITA K. Polarimetric decomposition for monitoring crop growth status [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 13(6): 870-874.
- [23] KUMAR V, RAO Y S. Temporal analysis of different crops using quad-pol RADARSAT-2 data [C]// 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2015: 3211-3214.
- [24] GUO J, WEI P L, LIU J, et al. Crop classification based on differential characteristics of  $H/\alpha$  scattering parameters for multitemporal quad- and dual-polarization SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 99: 1-13.
- [25] CAVES R. Final report: technical assistance for the implementation of the AgriSAR 2009 campaign [R]. Paris: ESA, 2009.
- [26] JIN Y Q, FE I C. Polarimetric scattering indexes and information entropy of the SAR imagery for surface monitoring [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 40(11): 2502-2506.
- [27] LIU C, SHANG J, VACHON P, et al. Multiyear crop monitoring using polarimetric Radarsat-2 data [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2013, 51(4): 2227-2240.
- [28] MAITY S, PATNAIK C, PARIHAR J S, et al. Study of physical phenomena of vegetation using polarimetric scattering indices and entropy [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2011, 4(2): 432-438.
- [29] CAVES R, DAVIDSON G, PADDA J, et al. Data analysis: multi-temporal filtering [R]. Paris: ESA, 2011.