

极化 SAR 农作物分类研究进展*

曾妍, 王迪[※], 田甜, 张影

(中国农业科学院农业资源与农业区划研究所 / 农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081)

摘要:【目的】农作物分类是农情遥感监测的重要环节。及时、准确地获取农作物类型、面积及空间分布信息对加强农业生产管理、制定经济政策以及保障国家粮食安全具有重要意义。【方法】文章从监测的农作物类型、使用的数据源、分类特征、算法及精度等方面系统总结了近 10 余年来农作物极化 SAR 分类的研究进展, 梳理归纳了农作物 SAR 分类特征及其提取方法, 对比分析了各种极化 SAR 分类方法的优缺点及适用条件, 并总结了多源多时相数据在极化 SAR 农作物分类中的应用。【结果】利用极化 SAR 数据进行作物分类的精度逐步提高, 但仍存在以下不足: 早期极化 SAR 监测的作物类型较为单一, 以水稻为主, 近期虽涉及多种作物类型, 但对个别旱地作物的分类研究精度仍不高; 针对农作物尤其是旱地作物的散射机制研究明显不足, 适合各种旱地作物的分类特征尚未明确与优选; 农作物极化 SAR 分类算法以统计方法和机器学习算法为主, 机理性和稳定性不强。【结论】农作物极化 SAR 分类未来的发展方向: (1) 深入研究农作物散射机制, 发展更具普适性的分类算法; (2) 选取用于分类的关键时相、关键特征; (3) 多源数据融合, 充分发挥各自优势, 提高分类精度。

关键词: 全极化合成孔径雷达; 农作物分类; 极化目标分解

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20200202

0 引言

农作物分类是农情遥感监测的重要环节, 是进一步开展农作物长势、产量等专题监测的前提^[1-2]。及时、准确地获取农作物类型、面积及空间分布信息, 可为农业结构的合理调整提供科学依据, 对指导农业生产、合理分配农业资源以及保障国家粮食安全具有重要意义^[3-4]。光学遥感因具有客观、准确、监测范围广、成本低等优点, 已广泛应用于农作物分类研究。20 世纪 80 年代以来, 国内外众多学者基于光学遥感影像对不同时空尺度和种植结构下的农田进行了大量的农作物分类与长势监测研究, 在理论和方法层面都得到了长足的发展^[5-7]。以往的研究表明, 结合农作物的物候信息, 光学遥感影像可以准确区分农作物类型和状况。但是, 在农作物生长的关键物候阶段, 由于受到云雨雾天气

收稿日期: 2019-10-25

第一作者简介: 曾妍 (1998—), 硕士研究生。研究方向: 农业遥感。Email: iszengyan@163.com

※ 通信作者简介: 王迪 (1977—), 博士、副研究员。研究方向: 农业遥感。Email: wangdicaas@126.com

* 基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项 (1610132019010); 中央级公益性科研院所专项资金项目 (IARRP-2017-16)



的影响，足量、连续、清晰的光学遥感影像难以获取。受影像质量和数量所限，农作物面积监测和制图的准确性、时效性大大降低^[8]。

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 遥感技术不依赖太阳光成像，也不受天气条件的制约，具有全天时、全天候监测地表信息的能力。早期 (1989–2001 年) 的农作物 SAR 分类研究受到雷达技术发展水平的制约，多使用单极化影像作为数据源，可选择的极化方式仅为 VV 或 HH 中的一种。因此学者们分析不同地物后向散射系数的差异，探究其时域变化特征开展农作物分类研究^[9–13]。此时基于 SAR 的农作物分类研究对象单一，大多为水稻，且仅利用单极化、单频率的信息，分类精度普遍不高。近年来，机载、星载 SAR 及其应用发展迅速，为 SAR 影像的应用提供了数据保障。随着 ALOS PALSAR、RADARSAT-2、TerraSAR-X、GF-3 等相继发射升空，全极化 SAR 数据在农业监测中的应用变得更为广泛。全极化 SAR (简称极化 SAR) 具有 4 个极化通道，是建立在传统 SAR 系统上的一种新型 SAR 系统，通过电磁波不同的发射和接收方式的组合对地物进行全极化测量。相比单、双极化，全极化数据对目标地物的形状、尺寸、空间分布和方向更加敏感，能够更全面地刻画观测目标的散射机制从而提供更丰富的地表信息，在农作物分类方面有巨大的应用潜力^[14–15]。

文章从监测的农作物类型、使用的数据源、分类特征、算法及精度等方面系统总结了近 10 余年来农作物极化 SAR 分类的研究进展，具体包括分类特征、分类算法以及多源多时相数据应用 3 部分内容。在此基础上指出了现有极化 SAR 农作物分类研究的不足，并对未来的发展趋势进行了展望。

1 极化 SAR 农作物分类特征选取

分类特征选取是指在极化 SAR 数据中挖掘有区分度信息的过程。选择合适的特征对提高农作物分类精度和效率具有重要意义^[16]。了解掌握极化特征的物理意义和特性，建立各农作物和重要分类特征之间的对应关系，可以为种植结构相似的不同地区农作物分类提供参考。

后向散射系数 σ^0 是早期利用 SAR 数据分类时最常用的特征。由于极化 SAR 数据能提供更丰富的地物信息，因此可提取的用于地物分类的特征更多。现有研究中，源自极化 SAR 数据的分类特征主要包括两类^[17]：(1) 极化数据变换特征，包括强度特征、特征值、雷达遥感指数、极化相关系数等；(2) 极化目标分解特征。图 1 中给出了极化 SAR 影像中可提取的各类特征。

1.1 数据变换特征

虽然不断有新的机载、星载 SAR 系统加入，但极化 SAR 图像独有的成像机理导致其解译难度较光学遥感影像更高，极化 SAR 图像解译技术远滞后于信息源的发展。在极化 SAR 农作物分类研究的早期阶段，一些研究对极化 SAR 信息未能充分利用，仅局限于使用影像的强度特征、波段组合特征。McNairn^[18] 等结合两种不同频率的数据源 (TerraSAR-X 和 RADARSAT-2) 的强度信息，用决策树算法对牧草、玉米、大豆和小麦

2020年4月



图 1 极化特征

Fig.1 Polarization signatures

进行分类，应用分类后分割滤波器能够达到 87.3% 的总体精度。部分学者使用强度信息，比较了不同极化方式、不同频率的 SAR 数据源对于作物分类的效果。Baghdadi^[19]等使用 3 种 SAR 数据源（ASAR/ENVISAT、PALSAR/ALOS、TerraSAR-X），对印度留尼汪岛的甘蔗田在不同雷达参数（波长、入射角、极化方式）下的识别精度进行了评价研究。发现交叉极化的甘蔗识别精度要高于同极化方式。Yang^[20]等使用 RADARSAT-2，通过比值变化检测选择适合水稻制图的最佳波段组合方式。结果表明，VH/HH 适合于水稻生长早期的制图，HH/VV 和 VH/VV 适合水稻生长中期制图。选择最优时相和最佳极化比 HH/VV 进行水稻制图，精度可达 84.9%。此外，学者们根据极化组合和植被散射特性之间的关系提出的一些 SAR 遥感指数，如：生物量指数（Biomass Index, BMI）^[21]、雷达植被指数（Radar Vegetation Index, RVI）^[22]等，能够表征地物特性，也可以视为农作物分类的有效特征^[23-24]。

表 1 列出了近年来国内外使用数据变换特征进行的极化 SAR 农作物分类研究，包括使用的数据、选取的分类特征、达到的精度等。从表 1 可以看出，早期的极化 SAR 农作物分类研究通常使用数据变换特征，以水稻为主要研究对象，虽使用了全极化数据，但

只是依循单双极化数据的强度不同极化方式的简单组合，并未充分利用极化信息，导致总体精度不高，大多在 85 以下。由于极化椭圆表面分布的连续性，地物在各极化方式下的散射回波间相关性较大，造成数据冗余，这在一定程度上模糊了地物间的散射差异，不利于地物分类^[27]。因此，在仅利用强度信息进行分类时，极化 SAR 数据的优势并不明显，部分研究中甚至出现分类精度不及双极化数据的情况^[25]。

表 1 基于数据变换特征的极化 SAR 农作物分类

Table 1 Summary of PolSAR crop classification using data transformation features

| 年份 | 作者 | 研究对象 | 数据源 | 分类特征 | 总体精度 (%) |
|------|---------------------------|-------------|--------------------------|------------|----------|
| 2009 | McNairn 等 ^[18] | 牧草、玉米、大豆、小麦 | RADARSAT-2 TerraSAR-X | 强度 | 87 |
| 2012 | Yang 等 ^[20] | 水稻等 | RADARSAT-2 | 比值 (HH/VV) | 85 |
| 2012 | 田昕等 ^[25] | 水稻等 | RADARSAT-2 | 强度 | 82 |
| 2018 | 任潇洒 ^[26] | 水稻、玉米等 | RADARSAT-2 | 差值 (VV-HH) | 82 |

1.2 目标分解特征

目标分解是极化 SAR 图像解译、目标识别、地物散射机制分析的一种重要手段，可以有效提取出地物目标的散射特征，挖掘出更多可用于农作物分类的有效信息^[28]。以目标的散射特性变化与否为标准，可将极化分解方法归纳为两类^[29-30]：(1) 基于散射矩阵的相干目标分解，如 Pauli 分解、Cameron 分解、Krogager 分解等；(2) 基于相干矩阵或协方差矩阵等的非相干目标分解方法，包括 Cloude-Pottier 分解（简称 Cloude 分解）、Freeman-Durden 三分量分解（简称 Freeman 分解）、Yamaguchi 四分量分解等。相干目标分解要求目标的散射特征是固定或稳态的，主要应用于能够用散射矩阵完全表示的孤立目标、点目标，而非相干目标分解的目标散射特征是不确定的、时变的，主要应用于分布式目标。由于农作物多为回波非相干的分布式目标，因此多采用非相干目标分解。非相干目标分解中，基于特征值分解的 Cloude 分解在农作物极化 SAR 分类方面得到了广泛应用。Jiao^[31]等利用 2011—2012 年 5—9 月加拿大安大略省内农业区的 19 景 RADARSAT-2 影像，使用 Cloude 分解参数进行面向对象分类，对小麦、燕麦、大豆、油菜和牧草分类的总体精度为 95%，与仅使用数据变换特征相比，分类结果的整体精度提高了 6。基于散射模型的 Freeman 分解充分利用微波后向散射的物理特性，分解得到的 3 个分量有着明确的物理意义，也是农作物 SAR 分类中常用的分解方法。Chen^[32]等研究了全极化 RADARSAR-2 数据在稻田制图中的应用，利用 Freeman 三分量散射模型很好地拟合了水稻植株的散射特性。将制图结果与随机抽样的土地覆盖 / 利用图和地面调查进行比较，利用误差矩阵评价分类精度，Kappa 系数为 0.88。

上述研究仅集中于一种目标分解方法进行特征提取，Shimoni^[33]等指出，应采用不同的极化分解方法进行土地覆盖分类，因为不同的极化分解分量对不同的土地覆盖类型有效。Qi^[34]等基于 7 幅多时相的 RADARSAT-2 数据，采用 13 种极化分解方法提取了 66 个极化参数，结合面向对象和决策树方法对广州番禺地区进行土地覆盖分类，区分香蕉、农田、稀疏植被、森林等地类，极化参数的采用使总体分类精度提高了 6.39%，达

2020年4月

到 86.64。

表 2 列出了近年来国内外使用目标分解特征进行的极化 SAR 农作物分类研究, 包括使用的数据、采用的目标分解方法、达到的精度等。从表 2 可以看出, 随着极化分解理论的发展, 学者们不再局限于对强度信息、波段组合的研究, 越来越多的研究将目标分解特征应用到极化 SAR 农作物分类中, 在众多分解方法中最常用的是 Cloude 分解和 Freeman 分解。极化分解参数的加入丰富了分类特征, 也可以更好地表征农作物散射机理, 明显改善了农作物分类精度。表中列举的极化 SAR 农作物分类精度普遍在 85% 以上, 一些研究选用了恰当的分解方法, 或者使用了分辨率更高的机载 SAR 数据, 分类精度能够达到 90% 以上。

表 2 基于目标分解特征的极化 SAR 农作物分类
Table 2 Summary of PolSAR crop classification using target decomposition features

| 年份 | 作者 | 研究对象 | 数据源 | 分解方法 | 总体精度 (%) |
|------|-----------------------------|-------------------------|------------|---------------------------------------------------|----------|
| 2012 | Qi 等 ^[34] | 香蕉、农田、稀疏植被、森林等 | RADARSAT-2 | Pauli、Cloude、Freeman、Neumann、Krogager、Yamaguchi 等 | 87 |
| 2013 | Liu 等 ^[35] | 玉米、小麦、大豆、干草等 | RADARSAT-2 | Pauli 分解 | 86 |
| 2014 | Jiao 等 ^[31] | 小麦、燕麦、大豆、油菜、牧草 | RADARSAT-2 | Cloude 分解 | 95 |
| 2016 | 孙勋等 ^[36] | 马铃薯、苜蓿、小麦、甜菜、豌豆、草地 | AIRSAR | Huynen 分解、Hoekman 分解、Cloude 分解、Yamaguchi 分解 | 89 |
| 2016 | Larrañaga 等 ^[37] | 谷物、油菜、向日葵等 | RADARSAT-2 | Pauli 分解、Cloude 分解 | 86 |
| 2017 | Tamiminia 等 ^[38] | 小麦、燕麦、大豆、油菜、玉米、阔叶植物 | UAVSAR | Cloude 分解、Freeman 分解、Yamaguchi 分解 | 88 |
| 2018 | Li 等 ^[39] | 杏树、核桃树、苜蓿、冬小麦、玉米、向日葵、番茄 | UAVSAR | Cloude 分解、Freeman 分解 | 97 |
| 2019 | Xie 等 ^[40] | 玉米、大豆、小麦、西瓜、烟草、牧草等 | RADARSAT-2 | Neumann 分解 | 94 |

2 极化 SAR 农作物分类算法

通常, 提高分类精度的途径有两种: (1) 通过提取与地物类别相关性更强的新特征, 提高特征集本身区分地物的能力; (2) 引入新方法或改进已有方法, 更充分地利用分类信息。前者是分类特征选取问题, 后者则是分类算法研究。分类算法是图像分类最重要的组成部分之一, 对分类精度起着决定性作用^[41]。极化 SAR 农作物分类中, 使用的算法主要包括 3 种类型: 基于概率密度的统计方法、机器学习方法和基于极化散射机制的机理模型。

2.1 统计方法

常规统计方法通常借助于贝叶斯理论体系, 采用潜在的类条件概率密度函数的知识

进行分类,如:最大似然分类(MLC)、Wishart 分类、Hoekman Vissers 分类等。这类算法尤其是 Wishart 分类已广泛应用于极化 SAR 农作物分类研究中^[42-46]。高晗^[42]等利用 H/α -Wishart 和 $H/A/\alpha$ -Wishart 分类方法对湖南省岳阳县洞庭湖实验区域的 GF-3 极化 SAR 数据进行分类,总体精度分别为 85.3%、86.57%。

表 3 列出了近年来国内外采用统计方法进行的极化 SAR 农作物分类研究,包括使用的数据和分类算法、达到的精度等。从表 3 可以看出,Wishart 分类是极化 SAR 农作物分类中最常用的方法之一,虽然简单易行,但它存在机理性不足的问题,目标回波的实际分布往往与假设存在差距,导致分类精度较低。部分研究使用了机载 SAR 作为数据源^[46],由于影像的分辨率较高,因此使用统计方法仍能获得较高的精度,但机载 SAR 数据难以获取,应用范围存在局限性。

表 3 基于统计方法的极化 SAR 农作物分类
Table 3 Summary of PolSAR crop classification using statistical method

| 年份 | 作者 | 研究对象 | 数据源 | 分类算法 | 总体精度 (%) |
|------|-----------------------------|-------------------------|---------------|---------------------------------------------|----------|
| 2009 | 化国强 ^[43] | 水稻、玉米等 | RADARSAT-2 | $H/A/\alpha$ -Wishart | 78 |
| 2011 | Skriver 等 ^[44] | 小麦、油菜、大麦、玉米、甜菜 | ESAR | MLC、Hoekman Vissers | 89、85 |
| 2013 | Dickinson 等 ^[45] | 森林 | UAVSAR、AIRSAR | H/α -Wishart | 83 |
| 2013 | Liu 等 ^[35] | 玉米、春小麦、马铃薯 | RADARSAT-2 | MLC | 85 |
| 2016 | 邢艳肖等 ^[46] | 油菜籽、豌豆、大麦、苜蓿、甜菜、马铃薯、小麦等 | AIRSAR | 朴素贝叶斯+KNN | 89 |
| 2017 | 徐一凡等 ^[47] | 水体、建筑、森林、草地 | AIRSAR | H/α -Wishart | 99 |
| 2019 | 高晗等 ^[42] | 荷塘、西瓜、一季稻、二季稻、水体 | GF-3 | H/α -Wishart 和 $H/A/\alpha$ -Wishart | 87 |

2.2 机器学习方法

机器学习方法假设分类规则是由某种形式的判别函数表示,通过训练样本计算函数中的参数,然后利用该判别函数对测试数据进行分类。机器学习方法使用训练数据估计分类边界完成分类,无需计算概率密度函数,克服了常规统计方法的一些不足,许多研究证明这类算法在进行农作物分类时获得了更高的精度,在众多机器学习方法中,极化 SAR 农作物分类研究常用的有支持向量机(SVM)、决策树(DT)、随机森林(RF)等。Zeyada^[48]等使用 SVM 对埃及尼罗河三角洲的水稻、玉米、葡萄和棉花进行分类,总体分类精度达到 94.48%。Chirakkal^[49]等对 10 个极化参量进行敏感度分析,选择极化熵 H 、极化角 α 和雷达植被指数(RVI)构建多时相 DT,小麦和芥菜的分类精度分别达到 91%、92%。Salehi^[49]等基于 RADARSAT-2 数据,采用面向对象的 RF 方法对油菜、谷类、玉米、大豆等进行分类,总体精度优于 DT 和 MLC,达到 90%。

表 4 列出了近年来国内外采用机器学习方法进行的极化 SAR 农作物分类研究,包括使用的数据和分类算法及分类精度等。从表 4 可以看出,在光学影像分类中应用成熟的各种分类器,也在逐步结合不同的目标分解方法应用于极化 SAR 影像分类中,包括 DT、

2020年4月

SVM等。SVM和RF是极化SAR农作物分类中最常用的方法，在实际应用中，总体精度普遍达到90%。其中SVM分类最为突出，部分研究^[39, 48]使用SVM方法甚至达到95%以上的精度。与SVM相比，RF需要定义的参数更少，计算效率较高，在农作物分类研究中也取得了不错的效果。

表4 基于机器学习方法的极化SAR农作物分类
Table 4 Summary of PolSAR crop classification using machine learning method

| 年份 | 作者 | 研究对象 | 数据源 | 分类算法 | 总体精度 (%) |
|------|----------------------------|----------------------|------------|-------------|----------|
| 2012 | Deschamps等 ^[51] | 油菜、大豆、玉米、小麦、大麦、亚麻等 | RADARSAT-2 | RF | 86 |
| 2014 | McNairn等 ^[52] | 玉米、大豆 | RADARSAT-2 | DT | 90 |
| 2015 | Du等 ^[53] | 水体、植被、建筑 | RADARSAT-2 | 旋转森林 | 87 |
| 2016 | 孙勋等 ^[36] | 马铃薯、苜蓿、小麦、甜菜、豌豆等 | AIRSAR | SVM+RF | 89 |
| 2016 | Zeyada等 ^[48] | 水稻、玉米、葡萄、棉花 | RADARSAT-2 | SVM | 96 |
| 2017 | Salehi等 ^[50] | 油菜、谷类、玉米、大豆等 | RADARSAT-2 | 面向对象+RF | 90 |
| 2017 | 邢兴 ^[54] | 马铃薯、油菜、甜菜、小麦、豌豆等 | AIRSAR | RF | 90 |
| 2017 | Tamiminia等 ^[38] | 小麦、燕麦、大豆、油菜、玉米、阔叶植物 | UAVSAR | PSO核聚类 | 88 |
| 2018 | 徐佳等 ^[55] | 燕麦、黑麦、小麦等 | RADARSAT-2 | AutoEncoder | 90 |
| 2018 | Gadhiya等 ^[56] | 小麦、油菜籽、大麦、苜蓿、马铃薯、甜菜等 | AIRSAR | OWN | 92 |
| 2018 | Li等 ^[39] | 核桃、苜蓿、冬小麦、玉米、向日葵、番茄 | UAVSAR | SVM | 97 |
| 2018 | Shuai等 ^[57] | 玉米等 | RADARSAT-2 | SVM | 95 |

注：PSO指粒子群，OWN (Optimized Wishart Net)指Gadhiya等提出的一种单隐藏层优化的Wishart网络

2.3 机理模型法

无论统计方法还是机器学习方法，表现出的共同问题是对目标地物的物理散射机制缺乏研究，对农作物的后向散射特征的解释不够充分，致使分类方法的普适性较差，制约了这两类算法在不同作物类型、不同地区的选择与应用。因此，一些学者通过极化分解理论研究农作物散射机制间的差异，并以此为基础设计分类算法。Jafari^[58]等研究了地物的极化散射机制，采用基于知识的方法对红橡木、白松、黑色云杉、城市、水体、地面植被进行分类，与经典的Wishart方法相比，精度提高了6%，与SVM相比提高了9%。Huang^[59]等研究散射机制的时间变化，设计二叉树算法进行土地覆盖分类，精度高于SVM、RF和Wishart方法，达到87.5%。

3 多源多时相SAR农作物分类

3.1 多时相

在整个生长季农作物结构和冠层含水量随着物候生长阶段的演变而变化^[60]，无论是使用光学传感器还是雷达传感器的数据，利用这些时间变化是农作物分类识别的关键。

Skriver^[44]等利用全极化 L 波段 ESAR 影像进行多时相农作物分类,使用基于概率密度的统计方法(MLC、Hoekman Vissers)仍能够达到 85% 以上的精度,显示了多时相分类在改善分类误差方面的潜力。Xie^[40]等采用 2015 年在加拿大采集的 11 景 RADARSAT-2 的影像构成时间序列,以 Neumann 分解得到的 3 个参数作为分类特征,使用随机森林分类器进行监督分类,总体精度和 Kappa 系数分别为 94.12% 和 0.92。

表 5 列出了近年来国内外利用多时相极化 SAR 数据进行的农作物分类研究,包括使用的数据源、采集的时相数、采用的算法、达到的精度等。从表 5 可以看出,虽然利用物候信息可以达到较高的精度,但现有的研究常常采用覆盖所有农作物生长期的多幅影像,精度与时相数有很强的相关性。而多时相的 SAR 数据成本高,且数据处理量大,不利于农作物监测、农作物分类识别的大面积应用。如何在保证精度的情况下减少影像数量,找到用于分类的关键时相、关键物候特征是一个重要的研究方向。

表 5 多时相极化 SAR 农作物分类
Table 5 Summary of crop classification based on multi temporal PolSAR data

| 年份 | 作者 | 研究对象 | 数据源 | 时相数 | 分类算法 | 总体精度 (%) |
|------|------------------------------------|-------------------------------|------------|-----|---------------------|----------|
| 2011 | Skriver 等 ^[44] | 小麦、油菜、大麦、玉米、甜菜 | ESAR | 11 | MLC、Hoekman Vissers | 89、85 |
| 2013 | Liu 等 ^[35] | 玉米、春小麦、大豆 | RADARSAT-2 | 29 | MLC | 85 |
| 2014 | Jiao 等 ^[31] | 小麦、燕麦、大豆、油菜、牧草 | RADARSAT-2 | 19 | 面向对象 +KNN | 95 |
| 2017 | Huang 等 ^[59] | 玉米、大豆、小麦等 | RADARSAT-2 | 7 | 二叉树 | 88 |
| 2017 | Tamiminia 等 ^[38] | 小麦、燕麦、花生、油菜、玉米 | UAVSAR | 4 | PSO 核聚类 | 88 |
| 2019 | Xie 等 ^[40] | 玉米、大豆、小麦、西瓜、烟草、牧草、森林、建筑、土壤 | RADARSAT-2 | 11 | RF | 94 |
| 2019 | Valcarce-Diñeiro 等 ^[61] | 小麦、大麦、向日葵、油菜、豌豆、玉米、甜菜、马铃薯、葡萄等 | RADARSAT-2 | 3 | DT | 89 |

3.2 多频率

SAR 系统获取的后向散射取决于目标的介电特性和几何特性,也取决于传感器的配置,波长(频率)是雷达系统的一个重要参数^[62]。微波频率决定其穿透冠层的能力,从而决定叶、茎、果实等植被成分以及下垫土壤对雷达后向散射的贡献,而各植被成分对微波的散射和衰减同样与微波频率、植被结构和尺寸有关^[63-65]。不同的农作物类别具有不同的结构,因此,在一个频率上看起来相似的冠层可能会在更高或更低的频率上具有迥异的后向散射。有时单独使用一种频率的 SAR 数据不能同时将多种类型的农作物划分清楚,若增加一种频率的 SAR 数据,则能有效改善复杂地物类型下的农作物分类精度。Shang^[66]等比较和评价了 4 个 SAR 传感器数据(ASAR、PALSAR、TerraSAR-X、RADARSAT-2)在农作物分类识别中的效果,结果表明,利用单一频率的 SAR 传感器进行农作物识别时的精度均较低,ASAR 与 PALSAR 或 TerraSAR-X 与 RADARSAT-2 结合的农作物分类总体精度可以达到 87.3%。McNairn^[18]等在利用 RADARSAT-2

2020年4月

和 TerraSAR-X 数据进行农作物分类时发现, 仅使用一种频率的 SAR 数据 (C 波段 RADARSAT-2) 分类时, 对于个别作物类型 (如玉米) 可获取较高精度, 但小麦和牧草的分类精度较低, 如果增加一种频率的 SAR 数据 (TerraSAR-X), 则小麦分类精度提高 31.6%, 牧草提高 17.9%, 总体分类精度增加 11.9%。

在农作物分类中, 最常使用的是 C 波段的 SAR 数据源, 但其他频率的 SAR 数据也有其优势所在。不同频率的 SAR 传感器获取的地物目标后向散射信息不同, 在不同农作物的分类过程发挥着不同的作用。例如, 在上述研究中可以发现, C 波段 SAR 数据能有效提高玉米和大豆等作物的分类精度, 而 X 波段适合于直立株型作物的分类, 如谷物、牧草^[18]; 与 C 波段、L 波段相比, X 波段对土壤粗糙度的敏感性较低, 因此能更好地区分耕地与甘蔗田^[19]。在进行复杂种植结构下的农作物分类时, 结合多波段的 SAR 数据源, 综合各波段的优势, 能有效改善分类精度。

3.3 多传感器

主动微波传感器可以获取数据而不受云雨天气太阳光的影响, 在数据源方面可以很好地和光学影像互补。另一方面, 光学传感器数据能反映农作物的光谱特征信息; 而微波对农作物的大尺度结构属性 (包括叶、茎和果实的形状和方向) 都有响应, 植被冠层的介电特性和几何特征、农作物的种植密度和垄向等都影响着雷达的后向散射, 二者各有所长^[67]。结合光学和微波传感器各自的优点, 可以提取更多有效信息, 用于农作物的分类研究。Shelestov^[68]等使用 EO-1 光学数据结合 RADARSAT-2 对乌克兰的大豆、玉米、向日葵、甜菜等作物进行分类, 总体精度达到 91.4%, 使用 SAR 数据可以使大豆的漏分误差从 34% 降低到 13%。Hong^[69]等通过 HIS 变换和小波融合, 将 RADARSAT-2 的 HV 极化和 MODIS 影像融合用于加拿大苜蓿和草地分类, 融合后总体精度为 84.9%, 与单独使用 MODIS、SAR 数据相比, 分别提升 9.4%、20.7%。Gao^[70]等融合了 GF-3 全极化 SAR 数据和 Sentinel-2A 光学数据, 采用 Hoekman 方法将协方差矩阵转换为强度矢量, 通过主成分分析选出主要的特征值, 用 SVM 方法对一季稻、二季稻、荷花、森林、草地进行分类, 总体精度为 85.27%, Kappa 系数为 0.83, 精度高于单一数据集。表 6 列出了近年来国内外结合光学和极化 SAR 数据进行的农作物分类研究, 包括使用的数据和分类算法、达到的精度等。

表 6 结合光学数据的极化 SAR 农作物分类
Table 6 Crop classification based on PolSAR and optical data

| 年份 | 作者 | 研究对象 | 数据源 | 分类算法 | 总体精度 (%) |
|------|-----------------------------|----------------------|---------------------|----------|----------|
| 2013 | Shelestov 等 ^[68] | 大豆、玉米、向日葵、甜菜 | EO-1 RADARSAT-2 | SVM | 91 |
| 2014 | Hong 等 ^[69] | 苜蓿、草地 | MODIS、RADARSAT-2 | ISODATA | 85 |
| 2015 | 田海峰等 ^[2] | 小麦、油菜等 | SPOT-6、RADARSAT-2 | DT | 98 |
| 2017 | Salehi 等 ^[49] | 油菜、谷类、玉米、大豆等 | RapidEye、RADARSAT-2 | 面向对象 +RF | 90 |
| 2018 | Gao 等 ^[70] | 一季稻、二季稻、荷花、 森林、草地 | Sentinel-2A、GF-3 | SVM | 85 |



由上述研究可以得出结论，与单一传感器、单时相、单频率的数据源相比，多源数据在涉及到多作物类型的分类中表现出色，能够取得更高的精度。无论是多时相观测还是和光学数据融合，RADARSAT-2 以其数据质量高且稳定的优势得到了极为广泛的应用。

4 总结与展望

合成孔径雷达技术经过半个多世纪的发展，伴随着新型 SAR 传感器的相继升空，已经从单频率、单极化步入多频率、全极化时代，这为 SAR 农作物分类的研究和应用提供了前所未有的机遇和发展潜力。然而，极化 SAR 农作物分类仍存在一些有待进一步的研究。

(1) 识别精度。现有的极化 SAR 分类研究多为图像分类和土地覆盖分类，针对农作物尤其是旱地作物的分类研究较少。一些研究虽然取得较高的整体精度，但对其中个别农作物的分类精度不足 85%，尚不能满足我国农作物面积监测业务的精度要求。极化 SAR 数据在旱地作物的关键生长期，弥补了多云雨天气下光学遥感数据的不足，对于旱地作物分类意义重大，因此急需开展提高旱地作物精度的相关研究。

(2) 分类算法。在极化 SAR 农作物分类研究中，国内外采用了监督、非监督的各种算法，各有优劣。而无论是常规统计算法还是机器学习算法，经验成分较多，无法从机理上解释分类依据，致使算法普适性较低^[71]。找到农作物散射特性基于物候的变化，以及不同农作物之间的散射机制的区别，是未来研究的重要方向。

(3) 多频率和极化分解。目前，目标分解技术对极化 SAR 数据中的信息挖掘还不够充分，现有的目标分解多是针对单频率进行，针对多频率数据的研究较少^[30]。不同作物在不同频段的散射情况不同，多频率极化 SAR 结合的目标分解可以提取出更多有用的极化信息，因此，建立能描述不同频段散射行为的模型并应用于农作物分类具有研究价值。

(4) 数据源。研究表明极化 SAR 的多频率、多传感器结合能够提高分类精度，但实际应用仍不多，值得进一步探索。多时相数据在涉及到多作物类型的分类中表现优异，但数据成本高且处理量大，选取用于分类的关键时相、关键物候特征是一个重要的研究方向。此外，现有的极化 SAR 分类研究大多采用 RADARSAT-2 作为数据源，数据成本较高，不利于极化 SAR 分类在农业应用上的大规模推广，探求和验证 GF-3 在极化 SAR 农作物分类中的应用潜力也是未来的发展方向之一。

参考文献

- [1] 杨邦杰, 裴志远, 周清波, 等. 我国农情遥感监测关键技术研究进展. 农业工程学报, 2002, 18(3): 191-194.
- [2] 田海峰, 邱明权, 牛铮, 等. 基于 Radarsat-2 影像的复杂种植结构下旱地作物识别. 农业工程学报, 2015, 31(23): 154-159.
- [3] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 作物空间格局遥感监测研究进展. 中国农业科学, 2010, 43(14): 2879-2888.
- [4] 史飞飞, 雷春苗, 肖建设, 等. 基于多源遥感数据的复杂地形区农作物分类. 地理与地理信息科学, 2018, 34(5): 49-55.
- [5] 刘吉凯, 钟仕全, 梁文海. 基于多时相 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构提取. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 775-



2020年4月

- 783.
- [6] 谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物. 遥感学报, 2015, 19(5): 791-805.
- [7] Turker M, Ozdarici A. Field-based crop classification using SPOT4, SPOT5, IKONOS and QuickBird imagery for agricultural areas. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9735-9768.
- [8] 王迪, 周清波, 陈仲新, 等. 基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展. 农业工程学报, 2014, 30(16): 203-212.
- [9] Le T T, Laur H, Mougin E, et al. Multitemporal and dual-polarization observations of agricultural vegetation covers by X-band SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1989, 27(6): 709-718.
- [10] Aschbacher J, Pongsrihadulchai A, Karnchanasutham S, et al. Assessment of ERS-1 SAR data for rice crop mapping and monitoring. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1995.
- [11] Ribbes F, Le Toan T. Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20(4): 745-765.
- [12] Shao Y, Fan X, Liu H, et al. Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(3): 310-325.
- [13] 杨沈斌, 李秉柏, 申双和, 等. 基于多时相多极化差值图的稻田识别研究. 遥感学报, 2008, 12(4): 613-619.
- [14] Liu C, Chen Z, Shao Y, et al. Research advances of SAR remote sensing for agriculture applications: A review. *Journal of Integrative Agriculture*, 2019, 18(3): 506-525.
- [15] 孙政, 周清波, 杨鹏, 等. 基于星载极化 SAR 数据的农作物分类识别进展评述. 中国农业资源与区划, 2019, 40(11): 63-71.
- [16] 吴永辉, 计科峰, 李禹, 等. 利用 SVM 的极化 SAR 图像特征选择与分类. 电子与信息学报, 2008, 30(10): 2347-2351.
- [17] 宋超, 徐新, 桂容, 等. 基于多层支持向量机的极化合成孔径雷达特征分析与分类. 计算机应用, 2017, 37(1): 244-250.
- [18] McNairn H, Shang J, Champagne C, et al. TerraSAR-X and RADARSAT-2 for crop classification and acreage estimation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2009.
- [19] Baghdadi N, Boyer N, Todoroff P, et al. Potential of SAR sensors TerraSAR-X, ASAR/ENVISAT and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 113(8): 1724-1738.
- [20] Yang S, Shen S, Zhao X. Assessment of RADARSAT-2 quad-polarization SAR data in rice crop mapping and yield estimation. *Proceedings of SPIE the International Society for Optical Engineering*, 2012, 8513.
- [21] Pope K, Rey-Benayas J, Paris J. Radar remote sensing of forest and wetland ecosystems in the central American tropics. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 205-219.
- [22] Huang Y, Walker J, Gao Y, et al. Estimation of vegetation water content from the radar vegetation index at L-Band. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(2): 981-989.
- [23] 谢小曼, 李俐, 张迁迁, 等. SAR 遥感指数研究进展. 中国农业信息, 2019, 31(5): 13-24.
- [24] Ratha D, Mandal D, Kumar V, et al. A generalized volume scattering model-based vegetation index from polarimetric SAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(11): 1791-1795.
- [25] 田昕, 陈尔学, 李增元, 等. 基于多极化星载 SAR 数据的水稻/旱田识别——以江苏省海安县为例. 遥感技术与应用, 2012, 27(3): 406-412.
- [26] 任潇洒. 长春九台区农作物多源遥感分类方法研究. 长春: 吉林大学, 2018.
- [27] 陈劲松, 邵芸, 李震. 基于目标分解理论的全极化 SAR 图像神经网络分类方法. 中国图象图形学报, 2004, 9(5): 552-556.
- [28] 李姣姣, 刘玉, 陈崑山. 基于香农熵的极化 SAR 相干矩阵信息量评价. 遥感技术与应用, 2018, 33(5): 842-849.
- [29] 邹斌, 张腊梅, 孙德明, 等. PolSAR 图像信息提取技术及应用的发展. 遥感技术与应用, 2009, 24(3): 263-273.
- [30] 张腊梅, 段宝龙, 邹斌. 极化 SAR 图像目标分解方法的研究进展. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3289-3297.
- [31] Jiao X, Kovacs J, Shang J, et al. Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014, 96: 38-46.
- [32] Chen J, Han Y, Zhang J. Mapping rice crop fields using C band polarimetric SAR data. *Third International Conference on Agro-Geoinformatics. IEEE*, 2014.
- [33] Shimoni M, Borghys D, Heremans R, et al. Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2009, 11(3): 169-180.
- [34] Qi Z, Gar-On Yeh A, Li X, et al. A novel algorithm for land use and land cover classification using RADARSAT-2 polarimetric SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118: 21-39.

- [35] Liu C, Shang J, Vachon P, et al. Multiyear crop monitoring using polarimetric RADARSAT-2 data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(4): 2227-2240.
- [36] 孙勋, 黄平平, 涂尚坦, 等. 利用多特征融合和集成学习的极化 SAR 图像分类. *雷达学报*, 2016, 5(6): 692-700.
- [37] 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. *Remote Sensing*. 2016, 8: 335.
- [38] Tamiminia H, Homayouni S, Mcnairn H, et al. A particle swarm optimized kernel-based clustering method for crop mapping from multi-temporal polarimetric L-Band SAR observations. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2017, 58: 201-212.
- [39] Li H, Zhang C, Zhang S, et al. Full year crop monitoring and separability assessment with fully-polarimetric L-band UAVSAR: A case study in the Sacramento valley, California. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 74: 45-56.
- [40] Xie Q, Wang J, Liao C, et al. On the use of neumann decomposition for crop classification using multi-temporal RADARSAT-2 polarimetric SAR data. *Remote Sensing*. 2019, 11: 776.
- [41] Silva W, Rudorff B, Formaggio A, et al. Discrimination of agricultural crops in a tropical semi-arid region of Brazil based on L-band polarimetric airborne SAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2009, 64(5): 458-463.
- [42] 高晗, 汪长城, 杨敏华, 等. 基于高分三号极化 SAR 数据的农作物散射特性分析及分类. *测绘工程*, 2019, 28(3): 50-56.
- [43] 化国强, 王晶晶, 黄晓军, 等. 基于全极化 SAR 数据散射机理的农作物分类. *江苏农业学报*, 2011, 27(5): 978-982.
- [44] Skriver H, Mattia F, Satalino G, et al. Crop classification using short-revisit multitemporal SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2011, 4(2): 423-431.
- [45] Dickinson C, Siqueira P, Clewley D, et al. Classification of forest composition using polarimetric decomposition in multiple landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 131: 206-214.
- [46] 邢艳肖, 张毅, 李宁, 等. 一种联合特征值信息的全极化 SAR 图像监督分类方法. *雷达学报*, 2016, 5(2): 217-227.
- [47] 徐一凡, 刘爱芳, 徐辉, 等. 基于改进三分量模型的全极化 SAR 图像分类. *电子测量技术*, 2017, 40(12): 220-227.
- [48] Zeyada H, Ezz M, Nasr A, et al. Evaluation of the discrimination capability of full polarimetric SAR data for crop classification. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(11): 2585-2603.
- [49] Chirakkal S, Haldar D, Misra A. A knowledge-based approach for discriminating multi-crop scenarios using multi-temporal polarimetric SAR parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(10): 4002-4018.
- [50] Salehi B, Daneshfar B, Davidson A. Accurate crop-type classification using multi-temporal optical and multi-polarization SAR data in an object-based image analysis framework. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(14): 4130-4155.
- [51] Deschamps B, Mcnairn H, Shang J, et al. Towards operational radar-only crop type classification: comparison of a traditional decision tree with a random forest classifier. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2012, 38(1): 60-68.
- [52] McNairn H, Kross A, Lapen D, et al. Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and RADARSAT-2. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 28: 252-259.
- [53] Du P, Samat A, Waske B, et al. Random forest and rotation forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 105: 38-53.
- [54] 邢兴. 基于稀疏图的极化 SAR 半监督分类. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
- [55] 徐佳, 袁春琦, 程圆娥, 等. 基于主动深度学习的极化 SAR 图像分类. *国土资源遥感*, 2018, 30(1): 72-77.
- [56] Gadhya T, Roy A. Optimized wishart network for an efficient classification of multifrequency PolSAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018.
- [57] Shuai G, Zhang J, Basso B, et al. Multi-temporal RADARSAT-2 polarimetric SAR for maize mapping supported by segmentations from high-resolution optical image. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2019, 74: 1-15.
- [58] Jafari M, Maghsoudi Y, Zoj M. A new method for land cover characterization and classification of polarimetric SAR data using polarimetric signatures. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(7): 3595-3607.
- [59] Huang X, Wang J, Shang J, et al. Application of polarization signature to land cover scattering mechanism analysis and classification using multi-temporal C-band polarimetric RADARSAT-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 193: 11-28.
- [60] Huang X, Wang J, Shang J. Simplified adaptive volume scattering model and scattering analysis of crops over agricultural



2020年4月

- fields using the RADARSAT-2 polarimetric synthetic aperture radar imagery. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2015, 9(1): 096026.
- [61] Rubén V D, Benjamin A P, Lopez-Sanchez J M. Multi-temporal dual-and quad-polarimetric synthetic aperture radar data for crop-type mapping. *Remote Sensing*, 2019, 11: 1518.
- [62] Skriver H. Crop classification by multitemporal C- and L-band single-and dual-polarization and fully polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2012, 50(6): 2138-2149.
- [63] Jia K, Li Q, Tian Y, et al. Crop classification using multi-configuration SAR data in the north China plain. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(1): 170-183.
- [64] Bargiel, Damian. A new method for crop classification combining time series of radar images and crop phenology information. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198: 369-383.
- [65] McNairn H, Shang J, Jiao X, et al. The contribution of ALOS PALSAR multipolarization and polarimetric data to crop classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(12): 3981-3992.
- [66] Shang J, McNairn H, Champagne C, et al. Application of multi-frequency synthetic aperture radar (SAR) in crop classification. *Advances in Geoscience and Remote Sensing. Intech*, 2009.
- [67] Blaes X, Vanhalle L, Defourny P. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3): 352-365.
- [68] Shelestov A, Kussul N, Skakun S, et al. The use of satellite SAR imagery to crop classification in Ukraine within JECAM project. *Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE*, 2014.
- [69] Hong G, Zhang A, Zhou F, et al. Integration of optical and synthetic aperture radar (SAR) images to differentiate grassland and alfalfa in prairie area. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2014, 28: 12-19.
- [70] Gao H, Wang C, Wang G, et al. A crop classification method integrating GF-3 PolSAR and Sentinel-2A optical data in the Dongting lake basin. *Sensor*, 2018, 18: 3139.
- [71] 周晓光, 匡纲要, 万建伟. 极化 SAR 图像分类综述. *信号处理*, 2008, 24(5): 806-812.

Research advances on crop classification using PolSAR data

Zeng Yan, Wang Di^{*}, Tian Tian, Zhang Ying

(Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs/Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: [Purpose] Crop classification is an important part of agricultural remote sensing monitoring. Timely and accurate access to crop type, area and spatial distribution information is of great significance for strengthening agricultural production management, formulating economic policies and ensuring national food security. [Method] The research progress of crop polarimetric SAR (PolSAR) classification in recent 10 years is systematically summarizes from the aspects of crop types, data sources, classification features, algorithms and accuracy. The classification features and extraction methods of crop PolSAR classification are summarized. The advantages and disadvantages of various PolSAR classification methods and their applicable conditions are compared and analyzed. The application of crop PolSAR classification using multi-source and multi-temporal data is summarized. On this basis, the shortcomings of current crop PolSAR classification are pointed out, and the future research directions is prospected. [Result] Although the accuracy of crop classification using polarimetric SAR data has been gradually improved, the following deficiencies still exist: first, the crop types monitored by

polarimetric SAR in the early stage are relatively single, mainly rice. Many crop types are involved in the near future, but the classification accuracy of dryland crops is still not high. Secondly, the backscattering mechanism of crops, especially dryland crops is obviously insufficient, and the classification characteristics suitable for various dryland crops have not been defined and optimized. Finally, most of the PolSAR crop classification algorithms are statistical methods and machine learning algorithms, which have poor mechanism and stability. [Conclusion] The future research directions of crop polarimetric SAR classification are: (1) In-depth research on the scattering mechanism of crops to develop more universal classification algorithms. (2) Selection of key phases and key features for PolSAR crop classification. (3) Fusion of multi-source data to give full play to their respective advantages and improve classification accuracy.

Key words: Polarimetric SAR (PolSAR); Crop classification; Polarimetric target decompositions

欢迎订阅《中国农业信息》

《中国农业信息》(双月刊)由农业农村部主管,中国农学会农业信息分会、中国农业科学院农业资源与农业区划研究所共同主办,是我国目前全方位传播和刊载国内外农业遥感/农业信息科学领域的信息获取、处理、分析和应用服务的理论、技术、系统集成、标准规范等方面最新进展和成果,促进学术交流以及农业信息学科关键技术与产品的创新研发、集成推广和应用示范的综合性科学技术期刊。

主要刊登农业遥感、农业传感器、农业信息智能处理、精准农业/智慧农业、农业监测预警与信息服务系统、农业物联网、智能装备与控制、虚拟农业、人工智能、信息技术标准等方向学科热点领域的最新、最重要的理论研究和应用成果。主要栏目有:农业遥感、智慧农业、综合研究、农业信息技术、农业物联网、专题报道等。目前被中国知网(CNKI)、万方数据、中文科技期刊数据库、中国核心期刊(遴选)数据库等多家数据库收录。

《中国农业信息》为国内外公开发行的刊物,开本为 16 开,彩色四封,读者范围广,影响面大,全国各地邮局均有订阅。每双月 25 号出版,定价为 25.00 元/册,150 元/年。

邮局汇款

收 款 人:《中国农业信息》编辑部

地 址:北京市海淀区中关村南大街 12 号中国农科院资源所区划楼 319

邮 编:100081

银行汇款

开 户 行:农行北京北下关支行

行 号:103100005063

账 号:11050601040011896

单位名称:中国农业科学院农业资源与农业区划研究所

电 话:(010)82109632

传 真:(010)82109632

E m a i l : nyxbjb@caas.cn

邮发代号:2-733

投稿网址:www.cjarrp.com