

doi: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20191109

· 研究综述 ·

基于星载极化 SAR 数据的农作物 分类识别进展评述*

孙政, 周清波, 杨鹏, 王迪*

(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] 农作物播种面积信息不仅可为农情监测和作物估产提供重要的数据保障, 还是国家制定粮食政策和经济计划的重要依据。快速、准确地获取农作物播种面积信息能为农业生产管理提供决策支持。极化 SAR 不受云雨天气的影响, 在农作物遥感监测方面具有巨大的应用潜力, 有效利用极化 SAR 数据进行农作物识别研究对促进雷达技术在国家农业遥感监测和农业供给侧结构性改革中发挥更大作用具有重要意义。[方法] 以星载极化 SAR 技术的发展过程为论述主线, 从单、双极化 SAR 数据, 单、双极化 SAR 数据结合光学影像, 全极化 SAR 数据三个发展阶段, 对极化 SAR 数据在农作物分类识别中的研究与应用进行总结, 并对比分析不同的识别特征、融合算法以及分类算法的优缺点。[结果] 以往研究存在以下不足: 当前研究多以识别水稻为主, 对于难以识别的旱地作物研究较少; 目前对旱地作物识别精度不高, 平均识别精度不足 85%; 缺乏对不同作物散射机制及其随时相变化的研究, 导致分类算法机理性不足, 普适性较差。[结论] 在今后的研究中, 旱地作物散射机制的定量确定, 如何利用散射机制及其变化来提高旱地作物遥感识别精度和普适性; 目前分类算法大都是基于光学影像设计, 如何利用 SAR 特殊的成像方式优化设计适用于极化 SAR 数据的分类算法, 得到更高的分类精度; 如何更好的跟光学遥感等多源数据 (光学数据、GIS 数据等) 结合来提高精度, 将成为未来极化 SAR 农作物识别中三个亟需重点解决的问题。

关键词 合成孔径雷达 全极化 农作物识别 目标分解 分类算法

中图分类号: S-1 文献标识码: A 文章编号: 1005-9121[2019]11063-09

0 引言

快速获取农作物播种面积信息, 可为作物产量估计和国家粮食安全提供重要数据支撑^[1-2]。准确的农作物种植面积估算结果, 对国家农业政策分析和粮食宏观决策具有重要的意义^[3]。传统的农作物种植面积的统计方式是通过行政单元逐级汇总上报或基于农户抽样调查进行, 存在耗时、耗力、耗财等缺陷, 另外, 易受错报、漏报和空报等主观因素影响, 因此很难及时准确地获取大区域农作物的种植面积、结构及空间分布信息^[4-5]。由于遥感技术具有时效性、低成本、客观性、大范围等优点, 自 1970 年以来, 应用遥感技术进行农作物识别、长势监测及产量估算就已经受到世界各国重视。经过多年的发展, 光学影像 (Landsat-TM/ETM+、SPOT-HRV、MODIS 等) 在不同尺度、不同种植结构的环境下进行作物识别分类研究已经有了长足的进展^[6-11]。而在作物生长的关键阶段, 云雨天气往往对光学影像获取的质量和数量带来较大影响, 从而影响到作物面积监测的准确性和时效性。合成孔径雷达不受云雨天气影像, 不依赖太阳光成像, 具有全天时、全天候监测的优点, 能够为作物识别分类提供有力的数据保障。

遥感在大范围的农情监测中有着不可替代的作用, 其中光学遥感受云雨天气影响较大, 在作物生长关

收稿日期: 2018-10-11

作者简介: 孙政 (1993—), 男, 重庆人, 硕士研究生。研究方向: 农业遥感

*通讯作者: 王迪 (1977—), 男, 辽宁人, 博士、副研究员。研究方向: 农业遥感, 空间抽样。Email: wangdicaas@126.com

*资助项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项 (No. 1610132019010); 中央级公益性科研院所专项资金项目 (IARRP-2017-16)

键期往往无法获得足量清晰的光学遥感影像,严重影响了遥感作物识别的准确性和时效性,而合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)能够全天时、全天候对地物目标进行监测。和光学数据不同,极化SAR数据包含了目标的散射矩阵、几何结构细节和介电常数信息,对地表植被散射体的几何形状、高度都很敏感,能够弥补光学遥感的不足,在农作物识别和监测中具有独特优势。

近年来,随着SAR传感器的不断完善,以及极化SAR图像处理技术的不断发展,利用SAR数据在作物分类识别、土地覆盖/利用等方面的研究也逐渐增多。文章拟对基于SAR数据在农作物识别中使用的不同传感器数据,不同作物的识别特征,多源遥感图像的融合算法,目标分解方法等进行了详细阐述、分析、归纳和总结,最后在此基础上指出目前所存在的问题并进行展望。

1 基于单、双极化SAR数据的农作物识别研究

1.1 基于单极化SAR数据的农作物识别研究

早期的SAR采用单波段、单极化的方式发射和接收电磁波,只能获得地物对某种单一电磁波某1种极化方式下的散射特性。众多学者根据作物后向散射系数(σ^0)的不同,开始进行基于SAR数据的农作物分类研究。

1989年,Toan^[12]等通过分析X波段SAR图像中地物的后向散射特征,发现水稻 σ^0 随时间的变化较其他作物大得多,首次提出利用SAR影像进行水稻识别的可能性。继ERS-1雷达卫星发射成功后,日本、泰国、印度等国家的学者根据水稻 σ^0 随时相变化较大这一特点,开展了一系列水稻SAR识别研究^[13-17]。其中Toan^[18]等基于多时相的ERS-1和RADARSAT-1 C波段数据,在印度尼西亚三宝垄和日本秋田进行水稻遥感识别研究,根据水稻 σ^0 时域变化差异和阈值分类方法可以有效提取水稻种植面积,精度可以达到80%以上。Choudhury和Chakraborty^[19]基于多时相的RADARSAT-1窄幅ScanSAR数据对印度奥里萨邦的水稻面积和长势进行监测,结果表明水稻 σ^0 在整个生长期表现出明显的时序变化特征,同时存在1个较大的动态变化区间(>10 dB),基于这一特征,采用基于专家知识的决策树分类法对试验区的水稻进行识别,精度高达98%。张荣群^[20]等对多时相单极化SAR数据在作物分类前的数据预处理方法进行了研究,结果表明SAR数据用于农作物分类时,进行辐射校正、几何校正、降噪处理可以有效提高图像解译、分类和制作专题地图的精度。Shao^[21-22]等基于多时相C波段RADARSAT-1数据,在广东省肇庆市,建立水稻时域后向散射模型对水稻进行监测和估产研究,结果表明多时相的SAR数据能够用于水稻识别(平均分类精度在90%以上),而水稻的估产则至少需要3个生长时相(插秧期、抽穗期、收割前期)的雷达数据。于利峰^[23]等基于多时相单极化的Sentinel-1A数据,使用最大似然法、CART决策树方法对大兴安岭西麓地区春小麦进行识别,两种分类方法精度均在74%左右。

1.2 基于双极化SAR数据的农作物识别研究

单极化、单波段的雷达数据包含的地物信息较少,极大地制约了农作物SAR分类精度的提高,尤其是在地块分布破碎、种植布局复杂的区域^[24]。早期的SAR数据空间分辨率较低也制约了识别精度的提高^[3, 25]。随着雷达技术的不断发展,从2002年的ENVISAT-ASAR开始,各国相继发射了一系列雷达卫星,作物识别不再局限于单极化的工作模式。

Baghdadi^[26]等基于TerraSAR-X、ENVISAT-ASAR和ALOS-PALSAR数据对留尼汪岛的甘蔗在不同波长下的反射情况进行对比,发现后向散射信号随着甘蔗高度增加而增强,而且交叉极化(HV/VH)的甘蔗识别精度要优于同极化(HH/VV)。Shang^[27]等对4类传感器(TerraSAR-X、ENVISAT-ASAR、ALOS-PALSAR、RADARSAT-2),在加拿大的渥太华及卡斯尔曼地区的农作物识别能力进行评价,结果表明,使用单一频率的SAR传感器进行农作物识别时精度较低,4种单时相数据识别精度均低于60%,而ASAR与PALSAR或TerraSAR-X与RADARSAT-2联合的农作物识别精度可以提高到87.3%。化国强^[28]基于两景RADARSAT-2数据,对江苏省镇江市水稻进行识别,利用HH与VV两种极化建立比值,设立其阈值为1.393时识别效果最佳,精度为92.64%。Jia^[29]等的研究表明,在区分棉花和冬小麦时,ASAR数据要优

于 TerraSAR-X，精度可以比 TerraSAR-X 90% 的识别精度更高，基于 3 个时相的 ENVISAT-ASAR 数据和 1 个时相的 TerraSAR-X 数据，使用 SVM 的方法对华北平原的旱地作物（冬小麦和棉花）进行识别，结果表明，联合 C 和 X 两个波段的 SAR 数据进行旱地作物识别可以达到较高的精度（最高可至 91.83%）。单、双极化 SAR 数据有较长的发展历史，基于这类数据的研究也较多，根据研究年代及使用数据不同，表 1 选取了部分单极化和双极化 SAR 数据在农作物识别中的使用的数据、方法及存在的问题。

表 1 基于单、双极化 SAR 数据的农作物识别研究小结

研究年份	作者	研究对象	使用数据	研究方法	主要结果	存在问题
1989	Le Toan 等	水稻等	V ARAN-S SAR	σ^0 时相变化	精度达 79%	模型缺乏机理性和普适性
1997	Le Toan 等	水稻	ERS-1 RADARSAT-1	σ^0 时相变化	精度达 80% 以上	未考虑地形、气候等影响
2001	Shao 等	水稻	RADARSAT-1	水稻时域后向散射模型	精度达 91%	经验模型，不具机理性
2010	Dan 等	甘蔗等	ENVISAT	决策树分类	总体达 80%	其他作物影响较大，缺乏机理性
2011	Jia 等	小麦 棉花	ASAR; TerraSAR-X	纹理特征 多时相结合	91.83%	缺乏机理性

2 单、双极化 SAR 数据结合光学影像的农作物分类研究

由于 SAR 影像分辨率和信噪比相对较低，所以 SAR 影像所包含的信息往往达不到光学影像的水平，但其特有的极化信息和相位信息是其他传感器所无法获取的，两者结合能够减小或消除目标地物可能存在的多义性、不完全性、不确定性和差异性^[0-33]。所以，不少学者在对农作物的分类时，将两种数据结合起来，较单一数据源有了更高的分类精度。

表 2 基于单、双极化 SAR 数据结合光学影像的农作物识别研究小结

研究年份	作者	研究对象	使用数据	研究方法	主要结果	存在问题
2006	张海龙等	灌木、耕地等	TM、RADARSAT-1	BP 神经网络； SVR 融合	TM-82.96% TM + SAR-91.12%	模型缺乏机理性和普适性
2008	赵天杰等	玉米、果林	TM、ASAR、PALSAR	模糊神经网络； MIMICS 模型	93.54%	MIMICS 模型不适合所有作物
2009	McNaim 等	大豆、小麦、 玉米等	RADARSAT-1、 ASAR、SPOT、TM	神经网络、DT、MLC	85%	经验模型，不具机理性
2010	Soria-Ruiz 等	玉米、草原等	RADARSAT-1 Landsat ETM +	HIS 变换	88.8%	没有充分利用散射信息
2011	贾坤等	小麦、棉花等	HJ-1-B、ASAR	PCA、MLC、ANN、SVM	90.5% 以上	缺乏机理性

张海龙^[34]等基于 Radarsat SAR 和 Landsat TM 数据，使用 SVR（Synthetic Variable Ratio）融合后，采用 BP 神经网络算法，对研究区域内的果园、耕地等 6 种地物进行分类，总体分类精度从仅使用 TM 影像的 82.96%（Kappa 系数 0.77）提高到了 91.12%（Kappa 系数 0.85）。McNaim^[35]等基于两种 SAR 数据（RADARSAT-1、ASAR）结合两种光学数据（SPOT、Landsat）对加拿大 24 个试验区的作物（大豆、小麦等），使用神经网络、最大似然法、决策树进行分类，结果表明，结合多源数据能够有效提高分类精度（总体精度可达 85% 以上）。赵天杰^[36]等基于 ENVISAT-ASAR、ALOS-PALSAR 和 TM 影像数据，将 MIMICS^[37]模型结合模糊神经网络对北京昌平地区的作物进行识别，总体分类精度达到 93.54%，Kappa 系数为 0.925。Soria-Ruiz^[38]等基于墨西哥中部 RADARSAT-1 结合 ETM + 数据，对当地地物类型（玉米、水体等）进行分类，相比仅使用光学数据，结合 SAR 数据后，分类精度提高 7% 以上。贾坤^[39]等基于环境星多光谱数据和 ENVISAT-ASAR（VV 极化）数据对山东省禹城市的小麦、棉花、树林等进行分类，相较于仅使用环境星数据，结合了 SAR 数据后，3 种分类方法（MLC、ANN、SVM）总体分类精度都有至少 5% 的提升。Dong^[40]等将 Landsat TM/ETM + 结合 ALOS-PALSAR 数据面对海南省儋州市的橡胶、农田等进

行分类, 结果表明利用光学与雷达数据结合, 可以将橡胶的识别精度提高到 96%, 总体识别精度为 92% (Kappa 系数 0.88)。将光学遥感影像和 SAR 数据相结合时, 融合算法是研究的关键问题, 表 2 列举了部分目前单极化、双极化 SAR 数据结合光学影像在农作物识别时所使用的数据类型、融合算法、分类算法以及当前研究中存在的问题。

3 基于全极化 SAR 数据的农作物分类研究

相较于单、双极化数据, 全极化数据能够提取地物目标完整的极化矩阵、几何结构细节、介电常数等信息, 对地表植被散射体的空间分布、高度、植被散射体的形状和方向均很敏感, 大量研究表明全极化数据在农作物识别方面较单极化、双极化数据更具有优势^[41-48]。

多波段的全极化数据相结合, 根据作物在不同物候期上散射特征的变化, 能够对作物进行分类。McNairn^[49]等在基于 RADARSAT-2 和 TerraSAR-X 数据进行农作物识别时发现, 单一波段数据 (RADARSAT-2) 识别农作物时, 对于玉米有较高的精度, 而大豆和牧草识别精度则较低; 在增加 1 种波段数据 (TerraSAR-X) 后, 大豆识别精度提高了 37%, 牧草识别精度提高了 11.3%。Evans^[50]等基于巴西潘塔纳尔地区多时相的 ALOS、RADARSAT-2 和 ASAR 数据, 对该地区森林、草地等进行分类, 总体精度达到 83%。

使用多时相的极化 SAR 数据, 根据作物在不同生长时期散射情况的变化也可以实现作物识别。丁娅萍^[51]利用多时相、多极化的 RADARSAT-2 全极化数据, 对河北省枣强县的玉米和棉花进行识别, 发现玉米和棉花在不同生长期的雷达散射机制有差异, 通过比较不同极化方式的分类效果, 发现 VV 极化优于 HH 极化, 且这两种同极化识别精度优于交叉极化方式。东朝霞^[52]等基于河北省枣强县 6 景全极化 RADARSAT-2 数据, 使用不同的极化组合结合随机森林分类算法, 对该地区玉米和棉花进行分类, 优选出玉米和棉花识别的最佳极化组合和识别时间, 在加入极化信息后, 分类结果提高近 7%。以上研究虽然使用了全极化数据, 但是并没有进行目标分解的方法, 极化信息没有得到充分利用。

极化分解是有效提取出目标散射特征的理论核心, 最早由 Huynen^[53-54]提出。近 30 年来, 各国学者相继提出了各种目标分解的方法, 基于极化 SAR 地物信息提取代表性方法^[55]大致如表 3 所示。

表 3 极化 SAR 地物信息提取代表性方法

研究年份	作者	方法
1988	Kong 等	提出单视极化 SAR 图像的最大似然分类
1989	Van Zyl	首次提出基于知识和极化散射机理的分类
1991	Pottier 等	首次将神经网络技术用于极化 SAR 图像分类
1992	Rignot 等	首次引入 Markov 随机场, 考虑像素的空间相关性
1994	Lee 等	提出多视情况下基于 Wishart 分布的 ML 分类
1997	Cloude 等	提出基于 H/α 目标分解的极化 SAR 图像非监督分类
1999	Lee 等	提出基于 H/α 目标分解和 Wishart 分布的非监督分类
1999	Hellmann 等	提出采用模糊规则和神经网络进行极化 SAR 分类
2001	Fukuda 等	提出采用 SVM 对极化 SAR 图像进行土地覆盖分类
2001	Yang 等	提出极化目标之间的相似性参数, 进行极化 SAR 图像分类
2004	Lee 等	提出基于 Freeman 分解和 Wishart 分类器的非监督分类
2007	She 等	引入 Adaboost 迭代算法到极化 SAR 图像分类
2009	Touzi 等	提出多分辨率极化目标分解, 用于描述城区特征

极化目标分解是从极化 SAR 数据中提取目标特征的重要方法, 其主要分为相干分解和非相干分解两类, 许多学者基于极化分解理论, 在农作物识别方面进行了研究。

3.1 相干分解在作物分类中的应用

化国强^[56]等基于 2009 年江苏睢宁县全极化的 RADARSAT-2 数据, 使用 Pauli 分解结合 Wishart 监督分类, 对该地区 6 种地物 (水稻、玉米、大豆等) 进行分类, 其中建筑和水稻分类精度较高 (建筑物达

90.34%、水稻达 97.92%)，玉米和大豆分类精度较低（玉米为 74.31%，大豆精度为 77.84%），树林分类精度最低，为 50.06%，总体分类精度为 78.1%，Kappa 系数为 0.72，该方法对复杂的地形和种植结构下农作物识别效果较差。李坤^[57]等基于 2009 年 7—10 月贵州省扎佐地区 4 个时相的 RADARSAT-2 数据，采用 Pauli 分解和基于特征值特征向量的分解方法进行水稻的识别研究，结果表明：在 Pauli 分解中，在水稻以 Double-Bounce 散射和体散射为主，偶次散射特征明显，在 Pauli-RGB 图像中呈现红色；在基于特征值特征向量分解中，与地形相关性较大的参数 β 与水稻种植区吻合最好，选择一定数量的训练区，对 β 设定阈值提取水稻信息，识别精度可达到 85% 以上，对比 4 个时相的数据，抽穗初期水稻散射机制最为明显，识别效果最佳，但是其 β 参数的物理意义不明确，有待深入研究。陈军^[58]等基于江苏溧水和南京横溪的全极化 ALOS 数据，提出了一种基于 Pauli 分解结合 SVM 的监督分类算法，对研究区域内农田、建筑、水体、森林进行了分类，结果表明，提出的 Pauli-SVM 算法较 Wishart 算法、Freeman-SVM 法、Yamaguchi-SVM 法，能够有效地提高分类精度（精度较其他方法分别高出 4.73%、17.77%、7.95%），分类精度达到 94.67%，Kappa 系数为 0.89，该方法没有考虑空间几何信息。朱腾^[59]等基于海南陵水县高分辨率 X 波段影像，提出一种基于超像元与 Span-Pauli 分解的高分辨率 SAR 影像非监督分类方法，对比分析了 H/α -Wishart、像元级的 Span-Pauli 法与该方法对研究区域内 5 种地物类型（辣椒、幼苗耕地、茂密作物、裸土、水体）的分类结果，结果表明，基于超像素与 Span-Pauli 分类方法能够有效抑制分类结果中的椒盐现象，将总体的分类精度至少提高 8%，该方法过分割保留了边缘信息，使分类结果出现较多的锯齿状类边缘。

3.2 非相干分解在作物分类中的应用

McNairn^[60]等基于多时相的 3 种数据（ASAR、RADARSAT-1 和全极化 ALOS-PALSAR），比较 Cloude 分解、Freeman 分解和 Krogager 分解对加拿大渥太华附近的玉米、大豆、谷物进行识别，使用决策树分类，总体分类精度达到 88.7%。Jiao^[61]等基于加拿大安大略省 West Nipissing 农业区 2011 年至 2012 年 19 幅全极化的 RADARSAT-2 数据，使用面向对象的分类方法，比较了 Cloude 分解和 Freeman-Durden 分解在该地区的分类精度，小麦、大豆等作物的整体分类精度达到 95%，其中使用 Cloude 分解精度较使用 Freeman-Durden 分解精度高出近 3%。Qi^[62]等基于多时相的 RADARSAT-2 数据，对广州市番禺区土地覆盖（稻田、香蕉、裸地等地）进行分类及变化监测，在进行分类时，提出一种新的四分量算法，使用面向对象结合决策树分类，最终精度较 Wishart 分类法高出 15% 以上，达到了 86.64%；在进行变化监测时，使用了面向对象结合 Wishart 分类的方法，并分析了不同地物混合对分类精度的影响，平均变化监测精度达 85.2%，但是没有考虑农作物收割和播种对土地利用的改变，降低了监测精度。吴尚蓉^[63]等基于河北省枣强县 RADARSAT-2 数据，在 Freeman 分解的基础上引入了体散射分量参数 γ 、二次散射分量参数 γ 、 θ 和布拉格散射分量参数 x ，将农用地信息提取精度提高到 96% 以上，但该方法地物类型较复杂地区普适性较差。Tamiminia^[64]等基于多时相 L 波段全极化 SAR 数据，利用目标分解理论设计一种核参数分类算法，并使用该算法对加拿大温尼伯 5 种农作物进行了分类研究，结果表明，相对于以往的常规分类算法，该法的分类精度平均提高 5%，该方法核参数由试错法确定，如何找到最佳的参数有待进一步研究。Huang^[65]等基于多时相的 RADARSAT-2 数据，分析了不同时相下地物散射特征的差异，使用二叉树的分类方法对加拿大安大略省西部地区玉米、小麦、大豆等进行分类，最终分类精度为 87.5%，Kappa 系数为 0.85，但该方法只适用于全极化数据。

3.3 全极化 SAR 分类算法与光学数据结合的应用

全极化数据同样也能跟光学数据进行结合，但目前运用到植被分类中较少。Kussul^[66]联合 SAR 数据（RADARSAT-2）和光学影像（EO-1）对乌克兰地区的作物（玉米、大豆等）进行分类，比较了神经网络、SVM、决策树的分类精度，其中神经网络分类结果最佳，精度达 80.4%，结合 SAR 影像后，向日葵和甜菜的分类精度分别提高了 6.6% 和 13.3%，但没有对作物整个生长期进行比较，缺乏一定的普适性。万剑华^[67]等基于全极化 RADARSAT-2 和 TM/ETM+ 数据，提出了主成分分析（PCA）结合 HSV 变换的图

像融合方法,通过选取均值、熵和平均梯度与传统的影像融合方法(PCA变换、HSV变换、小波变换)进行定量对比,结果表明,新提出的方法增强了融合影像的纹理特征和细节反差,提高了影像的解译能力,但只使用SAR数据的第1主成分信息一定程度上丢失部分极化信息,降低了识别精度。

目前全极化数据在土地利用^[68-70]、森林^[71]、水稻^[72-73]、土壤水分^[74-75]等方面都有了广泛的应用。SAR图像分类算法可以分为基于统计规律或目标极化散射特性的非监督分类方法,以及基于先验知识的监督分类方法^[55,76]。表4从相干分解、非相干分解、与光学数据相结合3个方面对基于全极化数据的农作物识别研究进行了小结。

表4 基于全极化SAR数据的农作物识别研究小结

研究年份	作者	研究对象	使用数据	研究方法	精度
			相干分解		
2009	李坤等	水稻	RADARSAT-2	Pauli分解	85%
2009	化国强等	水稻、玉米等	RADARSAT-2	Wishart监督分类	总体78.1%
2014	陈军等	农田、建筑等	ALOS	Pauli-SVM	94.67%
			非相干分解		
2009	McNairn等	玉米、大豆等	ASAR、ALOS、RADARSAT-1	Cloude; Freeman; Krogager分解	88.7%
2014	Jiao等	小麦、大豆等	RADARSAT-2	Cloude分解、Freeman分解	最高95%
2015	Qi等	稻田、香蕉等	RADARSAT-2	四分量算法、面向对象分类	86.64%
2017	Huang等	玉米、小麦等	RADARSAT-2	散射特征差异、二叉树分类	87.5%
			与光学遥感数据结合		
2014	Kussul等	玉米、大豆等	RADARSAT-2、EO-1	神经网络、SVM、DT	80.4%

4 总结与展望

国内外在利用极化SAR数据开展农作物类型识别与面积监测的研究日益增多,在理论、技术方法和应用上都取得了一定的成果,SAR技术在农作物遥感监测领域应用前景十分广阔。然而,SAR在作物识别中依然存在一些关键问题有待进一步的研究。

(1) 研究对象单一。以往的研究对象大多为水稻,对旱地作物的研究较少。由于旱地作物在我国的种植面积大,对粮食产量的贡献率高,且在其关键生长期云雨雾天气频繁,而且,旱地作物种植结构、种植环境相对比较复杂,识别及分类难度更大。因此,开展基SAR数据的旱地作物分类识别研究显得尤为重要。

(2) 识别精度不高。随着SAR技术的不断发展,尽管基于SAR数据的农作物识别精度有了一定程度的提高,但相比于光学遥感,总体精度水平仍不高。尤其是旱地作物,平均识别精度不足85%。无论作为独立的数据源还是光学遥感的补充数据,SAR数据尚不能满足我国农作物面积监测业务的精度要求。因此,急需开展提高旱地作物SAR识别精度的相关研究。

(3) 分类算法缺乏机理性。在基于SAR数据的农作物分类算法研究方面,以往国内外大多采用常规统计算法或机器学习算法。这类算法均根据目标变量的统计学特征进行分类,分类过程中包含经验成分较多。由于对旱地地物的散射机制缺乏研究,该类算法无法从机理角度将旱地作物与周围地物的后向散射特征逐一区分,致使旱地作物分类精度偏低、普适性差。因此,充分利用全极化SAR数据提供的极化、相位及能量信息,以及结合面向对象的方法,不仅可以结合空间信息,还能有效抑制相干斑噪声,对开展复杂种植结构背景下的旱地作物散射机理机制研究对于提高农作物分类精度具有重要意义。

综上,今后应加强旱地作物散射机制的相关研究,从机理上将不同作物与周围地物的后向散射特征进行区分,提升作物分类精度,提高分类算法的稳定性和普适性,结合光学影像等多源数据,为改善SAR数据的作物分类效果提供合理、有效的方法。

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] 张焕雪. 农田景观模型及其对农作物遥感识别与面积估算的影响研究. 中国科学院大学, 2017.
- [3] 鹿琳琳, 郭华东, 韩春明. 微波遥感农业应用研究进展. 安徽农业科学, 2008, 36 (4): 1289-1291.
- [4] 钱永兰, 杨邦杰, 焦险峰. 基于遥感抽样的国家尺度农作物面积统计方法评估. 农业工程学报, 2007, 23 (11): 180-187.
- [5] 王迪, 周清波, 刘佳. 作物面积空间抽样研究进展. 中国农业资源与区划, 2012, 33 (2): 9-14.
- [6] 陈水森, 柳钦火, 陈良富, 等. 粮食作物播种面积遥感监测研究进展. 农业工程学报, 2005, 21 (6): 166-171.
- [7] 王迪, 沈永林, 周清波, 等. 基于合成孔径雷达数据的旱地作物识别与长势监测研究. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2016.
- [8] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 农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.
- [9] 马丽. 多源信息复合的 SVM 混合地块分解法提取玉米种植面积. 西安科技大学, 2009.
- [10] Xiao X, Boles S, Frolking S, et al. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100 (1): 95-113.
- [11] 孙华生. 利用多时相 MODIS 数据提取中国水稻种植面积和长势信息. 浙江大学环境与资源学院, 浙江大学, 2008.
- [12] Toan T L, Laur H, Mougin E, et al. Multitemporal and dual-polarization observations of agricultural vegetation covers by X-band SAR images. *European Journal of Nutrition*, 2016, 56 (3): 1339-1346.
- [13] Chakraborty M, Panigrahy S, Sharma S A. Discrimination of rice crop grown under different cultural practices using temporal ERS-1 synthetic aperture radar data. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 1997, 52 (4): 183-191.
- [14] Liew S C, Chen P, Kam S P, et al. Rice crops monitoring in the Mekong river delta using combined ERs and RADARSAT synthetic aperture radar. *Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings*, 1998. IGARSS '98. 1998 IEEE International. IEEE, 1998: 2746-2748 vol. 5.
- [15] Ribbes F. Rice field mapping and monitoring with RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20 (4): 745-765.
- [16] Chakraborty M, Parihar J S, Manjunath K R, et al. Evaluation of ERS-1 SAR Data for Agricultural Crop Monitoring in India. *Geocarto International*, 2002, 17 (1): 69-72.
- [17] Chakraborty M, Manjunath K R, Panigrahy S, et al. Rice crop parameter retrieval using multi-temporal, multi-incidence angle Radarsat SAR data. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2005, 59 (5): 310-322.
- [18] Toan T L, Ribbes F, Wang L F, et al. Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modeling results. *IEEE Trans. geosci. remote Sens.*, 1997, 35 (1): 41-56.
- [19] Indrani Choudhury, M. Chakraborty. SAR signature investigation of rice crop using RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27 (3): 519-534.
- [20] 张荣群, 张玮. 多时相 ERS-2 SAR 图像在作物分类中的预处理方法研究. 遥感技术与应用, 2000, 15 (1): 60-62.
- [21] 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.
- [22] 邵芸, 郭华东, 范湘涛, 等. 水稻时域散射特征分析及其应用研究. 遥感学报, 2001, 5 (5): 340-345.
- [23] 于利峰, 乌兰吐雅, 乌兰, 等. 基于 SAR-C 的大兴安岭西麓地区主要农作物识别方法研究. 北方农业学报, 2017, 45 (3): 108-113.
- [24] Aschbacher J, Pongsrihadulchai A, Karnchanasutham S, et al. Assessment of ERS-1 SAR data for rice crop mapping and monitoring. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1995. IGARSS'95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International. IEEE, 1995, 3: 2183-2185.
- [25] 杜鹤娟, 柳钦火, 李静, 等. 光学与微波植被指数协同反演农作物叶面积指数的可行性分析. 遥感学报, 2013, 17 (6): 1587-1611.
- [26] 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*, 2009, 113 (8): 1724-1738.
- [27] 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.
- [28] 化国强, 李晨, 杨沈斌, 等. 利用 Radarsat-2 数据基于比值检测的水稻制图. 江苏农业学报, 2012, 28 (6): 1451-1458.
- [29] 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.
- [30] 孙家柄. 遥感原理与应用. 武汉大学出版社, 2013.
- [31] McNairn H, Champagne C, Shang J, et al. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2009, 64 (5): 434-449.
- [32] Ban Y. Synergy of multitemporal ERS-1 SAR and Landsat TM data for classification of agricultural crops. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, 29 (4): 518-526.
- [33] Zhu Z, Woodcock C E, Rogan J, et al. Assessment of spectral, polarimetric, temporal, and spatial dimensions for urban and peri-urban land cover classification using Landsat and SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117 (1): 72-82.

- [34] 张海龙, 蒋建军, 吴宏安, 等. SAR与TM影像融合及在BP神经网络分类中的应用. 测绘学报, 2006, 35(3): 229-233.
- [35] Menair H, Champagne C, Shang J, et al. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2009, 64(5): 434-449.
- [36] 赵天杰, 李新武, 张立新, 等. 双频多极化SAR数据与多光谱数据融合的作物识别. 地球信息科学学报, 2009, 11(1): 84-90.
- [37] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K, et al. Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(7): 1223-1253.
- [38] Soria-Ruiz J, Fernandez-Ordoñez Y, Woodhouse I H. land-cover classification using radar and optical images: a case study in Central Mexico. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(12): 3291-3305.
- [39] 贾坤, 李强子, 田亦陈, 等. 微波后向散射数据改进农作物光谱分类精度研究. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(2): 483-487.
- [40] Dong J, Xiao X, Chen B, et al. Mapping deciduous rubber plantations through integration of PALSAR and multi-temporal Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134(134): 392-402.
- [41] 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.
- [42] 吴永辉, 计科峰, 郁文贤. 利用SVM的全极化、双极化与单极化SAR图像分类性能的比较. 遥感学报, 2008, 12(1): 46-53.
- [43] Alberga V, Satalino G, Staykova D K. comparison of polarimetric SAR observables in terms of classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(14): 4129-4150.
- [44] Hoekman D H, Vissers M A M. A new polarimetric classification approach evaluated for agricultural crops. *Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on*, 2003, 41(12): 2881-2889.
- [45] McNair H, Hochheim K, Rabe N. Applying polarimetric radar imagery for mapping the productivity of wheat crops. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2004, 30(3): 517-524.
- [46] Hosseini R S, Entezari I, Homayouni S, et al. Classification of polarimetric SAR images using Support Vector Machines. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011, 37(2): 220-233.
- [47] Yuan Z, Wang C Z, Wu J P, et al. Mapping paddy rice with multitemporal ALOS/PALSAR imagery in southeast China. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(23): 6301-6315.
- [48] 东朝霞. 基于全极化SAR数据的旱地作物识别与生物学参数反演研究. 中国农业科学院, 2016.
- [49] Menair H, Sanden J J V D, Brown R J, et al. The potential of RADARSAT-2 for crop mapping and assessing crop condition. *Japanese Journal of Radiological Technology*, 2000, 49(2): 69-72.
- [50] Evans T L, Costa M. Landcover classification of the Lower Nhecolândia subregion of the Brazilian Pantanal Wetlands using ALOS/PALSAR, RADARSAT-2 and ENVISAT/ASAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128: 118-137.
- [51] 丁娅萍. 基于微波遥感的旱地作物识别及面积提取方法研究. 中国农业科学院, 2013.
- [52] 东朝霞, 王迪, 周清波, 等. 基于SAR遥感的北方旱地秋收作物识别研究. 中国农业资源与区划, 2016, 37(8): 27-36.
- [53] Cloude S R, Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 1996, 34(2): 498-518.
- [54] Landaas E T, Johansson S. Identification of Coherent Scatterers in SAR Images Based on the Analysis of Polarimetric Signatures. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2013, 11(4): 783-787.
- [55] 徐茂松. 植被雷达遥感方法与应用. 北京: 科学出版社, 2012, 118-119.
- [56] 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.
- [57] 李坤, 邵芸, 张凤丽. 基于RadarSat-2全极化数据的水稻识别. 遥感技术与应用, 2012, 27(1): 90-97.
- [58] 陈军, 杜培军, 谭琨. 一种基于Pauli分解和支持向量机的全极化合成孔径雷达监督分类算法. 科学技术与工程, 2014, 14(17): 104-108.
- [59] 朱腾, 余洁, 李小娟, 等. 基于超像素与Span-Pauli分解的SAR影像分类. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015(7): 77-81.
- [60] Menair H, Shang J L, Jiao X F, et al. The contribution of ALOS PALSAR multipolarization and polarimetric data to crop classification. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2009, 47(12): 3981-3992.
- [61] Jiao X, Kovacs J M, 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(96): 38-46.
- [62] Qi Z, Yeh A G O, Li X, et al. Monthly short-term detection of land development using RADARSAT-2 polarimetric SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 164: 179-196.
- [63] 吴尚蓉, 任建强, 陈仲新, 等. 基于三分量分解优化模型的农用地SAR影像提取方法. 农业工程学报, 2015, 31(2): 266-276.
- [64] Tamiminia H, Homayouni S, Menair 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 Observations & Geoinformation*, 2017, 58: 201-212.
- [65] 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.
- [66] Kussul N, Skakun S, Shelestov A, et al. The use of satellite SAR imagery to crop classification in Ukraine within JECAM project. *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE*, 2014: 1497-1500.

- [67] 万剑华, 臧金霞, 刘善伟, 等. 一种全极化高分 SAR 与中分光学影像融合方法. 热带海洋学报, 2017, 36 (2): 79–85.
- [68] Xiang D, Tang T, Ban Y, et al. Unsupervised polarimetric SAR urban area classification based on model-based decomposition with cross scattering. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 116: 86–100.
- [69] Li G, Lu D, Moran E, et al. A comparative analysis of ALOS PALSAR L-band and RADARSAT-2 C-band data for land-cover classification in a tropical moist region. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2012, 70 (3): 26–38.
- [70] Evans T L, Costa M. Landcover classification of the Lower Nhecolândia subregion of the Brazilian Pantanal Wetlands using ALOS/PALSAR, RADARSAT-2 and ENVISAT/ASAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128: 118–137.
- [71] Dickinson C, Siqueira P, Clewley D, et al. Classification of forest composition using polarimetric decomposition in multiple landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 131 (131): 206–214.
- [72] Ouchi K, Davidson G, Saito G, et al. Automatic rice-crop mapping using maximum likelihood SAR segmentation and Gaussian expectation maximisation. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002. IGARSS '02. 2002 IEEE International. IEEE, 2002: 475–477 vol. 1.
- [73] Azuma K, Azuma K, Azuma K, et al. Growth monitoring and classification of rice fields using multitemporal RADARSAT-2 full-polarimetric data. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33 (18): 5696–5711.
- [74] Wang H, Magagi R, Goita K. comparison of Different Polarimetric Decompositions for Soil Moisture Retrieval over Vegetation Covered Agricultural Area. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 199 (199): 120–136.
- [75] 杨贵军, 岳继博, 李长春, 等. 基于改进水云模型和 Radarsat-2 数据的农田土壤含水量估算. 农业工程学报, 2016, 32 (22): 146–153.
- [76] 周晓光. 极化 SAR 图像分类方法研究. 国防科学技术大学, 2008, 191–192.

REVIEW OF CROP CLASSIFICATION AND RECOGNITION BASED ON SPACEBORNE POLARIMETRIC SAR DATA *

Sun Zheng, Zhou Qingbo, Yang Peng, Wang Di**

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

Abstract The information of crop sown area can not only provide important data guarantee for crop monitoring and crop yield estimation, but also provide important basis for the state to formulate grain policy and economic plan. Timely and accurate information of crop sown area can provide decision support for agricultural production management. Polarimetric SAR is not affected by cloud and rain weather and has great application potential in crop remote sensing monitoring. The effective use of polarization-sar data for crop identification research is of great significance to promote radar technology to play a greater role in national agricultural remote sensing monitoring and agricultural supply-side structural reform. Taking the development process of spaceborne polarization-sar technology as the main line, this paper discussed the development stages of synthetic aperture radar from single and double polarization-sar data, single and double polarization-sar data combined with optical image and full polarization-sar data. The research and application of polarimetric SAR data in crop classification and recognition were summarized, and the advantages and disadvantages of different recognition features, fusion algorithms and classification algorithms were compared and analyzed. Previous studies have the following shortcomings: at present, most of the studies focus on identifying rice, but there are few studies on upland crops that are difficult to identify. At present, the recognition accuracy of dryland crops is not high, the average recognition accuracy is less than 85%. The lack of studies on the scattering mechanism of different crops and their temporal and phase changes lead to the lack of mechanism and poor universality of the classification algorithm. In future studies, firstly, quantitative determination of the scattering mechanism of dryland crops, and how to use the scattering mechanism and its changes to improve the accuracy and universality of dryland crops remote sensing recognition. Secondly, considering that most current classification algorithms are based on optical image design, how to optimize the classification algorithm suitable for polarized SAR data by using the special imaging mode of SAR to obtain higher classification accuracy. Finally, how to better combine with optical remote sensing and other multi-source data (optical data, GIS data, etc.) to improve accuracy will become three urgent problems to be solved in future polarized SAR crop recognition.

Keywords synthetic aperture radar; full polarization; crop identification; target decomposition; classification algorithm