

引用格式:李俐,孔庆玲,王鹏新,等. 基于时间序列 Sentinel-1A 数据的玉米种植面积监测研究[J]. 资源科学, 2018, 40(8):1608-1621. [Li L, Kong Q L, Wang P X, et al. Monitoring of maize planting area based on time-series Sentinel-1A SAR data[J]. Resources Science, 2018, 40(8):1608-1621.] DOI :10.18402/resci.2018.08.11

# 基于时间序列 Sentinel-1A 数据的玉米种植面积监测研究

李 俐<sup>1,2</sup>, 孔庆玲<sup>1,2</sup>, 王鹏新<sup>1,2</sup>, 王 蕾<sup>1,2</sup>, 荀 兰<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业大学, 北京 100083; 2. 农业部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083)

**摘 要:**玉米作为中国三大作物之一, 监测其种植面积对及时了解其种植时空分布、保障粮食安全具有重要作用。本文以河北省涿州市为研究区, 利用2016年多时相 Sentinel-1A SAR (Synthetic Aperture Radar, 合成孔径雷达) 影像, 对玉米种植区域进行提取。在对研究区地物散射特性分析的基础上, 分析了微波后向散射特性随不同生育期玉米植株结构发育的变化情况, 选择合适时相和极化组合的后向散射系数, 运用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 算法提取了玉米种植范围和面积信息, 并对不同后向散射系数 (标准后向散射系数 (Sigma-naught,  $\sigma_0$ ) 和归一化后向散射系数 (Gamma-naught,  $\gamma_0$ )) 用于研究区作物种植区提取的结果进行了比较。结果表明, 采用时间序列 (4月19日, 5月30日, 6月11日, 7月17日) 雷达图像得到的监督分类结果具有较高的分类精度和 kappa 系数, 总体精度达 92.96%, Kappa 系数为 0.91。因此, 采用4—7月 (春玉米播种至吐丝时期、夏玉米播种至拔节时期) 的时间序列 SAR 数据能有效获取不同种植模式下的玉米信息, 而增加8、9月的数据对玉米识别精度的影响不大。总体来说, 采用多时相双极化的  $\sigma_0$  数据与相同时相组合的  $\gamma_0$  数据对玉米种植范围提取基本相同, 但使用  $\gamma_0$  数据的林地识别精度比  $\sigma_0$  数据提高了 3%。研究结果可为多极化 SAR 数据的玉米识别和面积监测提供参考案例。

**关键词:**玉米; Sentinel-1A; SAR; 面积监测; 时间序列; 河北涿州市

DOI :10.18402/resci.2018.08.11

## 1 引言

玉米作为中国种植范围最广、面积最大、总产量最高的作物之一, 目前正面临着生产经营方式转变、资源环境约束、国际竞争力缺乏等严峻形势和挑战<sup>[1]</sup>。及时准确地监测玉米的种植范围和面积对掌握中国玉米产量、保障粮食安全以及经济和环境的可持续发展有着至关重要的意义<sup>[2]</sup>。卫星遥感技术宏观、动态与实时性的优势使其成为农作物种植范围监测的重要手段<sup>[3,4]</sup>。然而, 光学遥感数据易受云雨天气影响, 玉米生长季时常出现的云雨天气会造成部分地区数据获取难的问题, 从而限制其使用。具有强穿透性的合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 遥感有效地避免了这个问题。

利用 SAR 数据获取作物种植面积信息已逐渐成为遥感研究的重要领域<sup>[5]</sup>。Frate 等<sup>[6]</sup>基于 AIR-SAR 卫星数据利用神经网络算法进行试验性研究, 表明雷达遥感数据在旱地作物识别方面具有潜力和可行性。然而旱地作物种植区的后向散射系数中除了包含土壤和作物本身的散射数值之外, 还包括土壤和作物、作物与作物之间多种散射机制相互作用的散射贡献。所以旱地作物的雷达后向散射系数差异并不明显, 复杂的种植模式更增加了识别的难度。因此, 单时相、单极化、单角度下特定旱地作物种植区的高精度识别具有一定的挑战性。研究者们尝试利用多极化 SAR 数据提高旱地作物识别精度。Zeyada 等<sup>[7]</sup>利用全极化 Radarsat-2 数据结

收稿日期: 2017-08-21 修订日期: 2018-04-18

基金项目: 国家重点研发计划课题 (2016YFD0300603)。

作者简介: 李俐, 女, 河南南阳人, 副教授, 主要从事微波农业应用研究。E-mail: lilixch@cau.edu.cn

通讯作者: 王鹏新, E-mail: wangpx@cau.edu.cn

合支持向量机、多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)和决策树(Decision Tree, DT)等方法提高水稻、玉米、葡萄和棉花的识别精度。而 Forkuor<sup>[8]</sup>等在双极化 TerraSAR-X 数据中融合了 RapidEye 光学遥感数据来提高玉米识别精度; Sukawattanavijit 等<sup>[9]</sup>则分别使用双极化的 COSMO-SkyMed (CSK) 和四极化的 RADARSAT-2 与光学数据融合提高玉米分类准确度。东朝霞等<sup>[10]</sup>则利用多时相多极化 Radar-sat-2 数据对中国北方旱地秋收作物进行分类, 并获得较高精度的玉米识别。可见, 多极化、多时相的 SAR 数据提供了更多的散射信息, 对提高旱地作物的识别精度具有重要意义, 然而雷达数据通常价格昂贵, 一定程度限制了其应用。免费的 Sentinel-1A SAR 卫星的发射为旱地作物面积提取提供了低成本、高分辨率的数据源, 目前在农作物识别方面的应用主要集中在土壤被水覆盖、下垫面回波较少的水稻上<sup>[11-13]</sup>。对于旱地作物识别主要是与其它光学数据

一起使用, 以获取种植模块复杂的旱地作物分类<sup>[14]</sup>。

本研究选取玉米主要生育期的双极化 Sentinel-1A SAR 数据为数据源, 对华北平原复杂种植模式下旱地作物进行识别, 获取玉米种植面积信息。通过对研究区内典型地物不同极化、不同时相后向散射系数进行统计分析, 比较玉米与其它地物类型的散射特性和可区分性, 探究玉米识别的最佳时相及极化组合方式; 分析不同后向散射系数值 $\sigma_0$ 和 $\gamma_0$ 对于旱地作物的识别差异, 采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法提取研究区玉米种植范围信息, 以期为玉米种植面积提取中最佳时相组合、极化特征数据和后向散射系数形式的选择提供参考。

## 2 研究区概况与数据来源

### 2.1 研究区概况

研究区位于河北省涿州市, 处于华北洪积、冲积平原边缘, 介于 39°21'N—39°36'N 和 115°44'E—116°15'E 之间, 全区总面积 742.5km<sup>2</sup>(图 1)。地属东

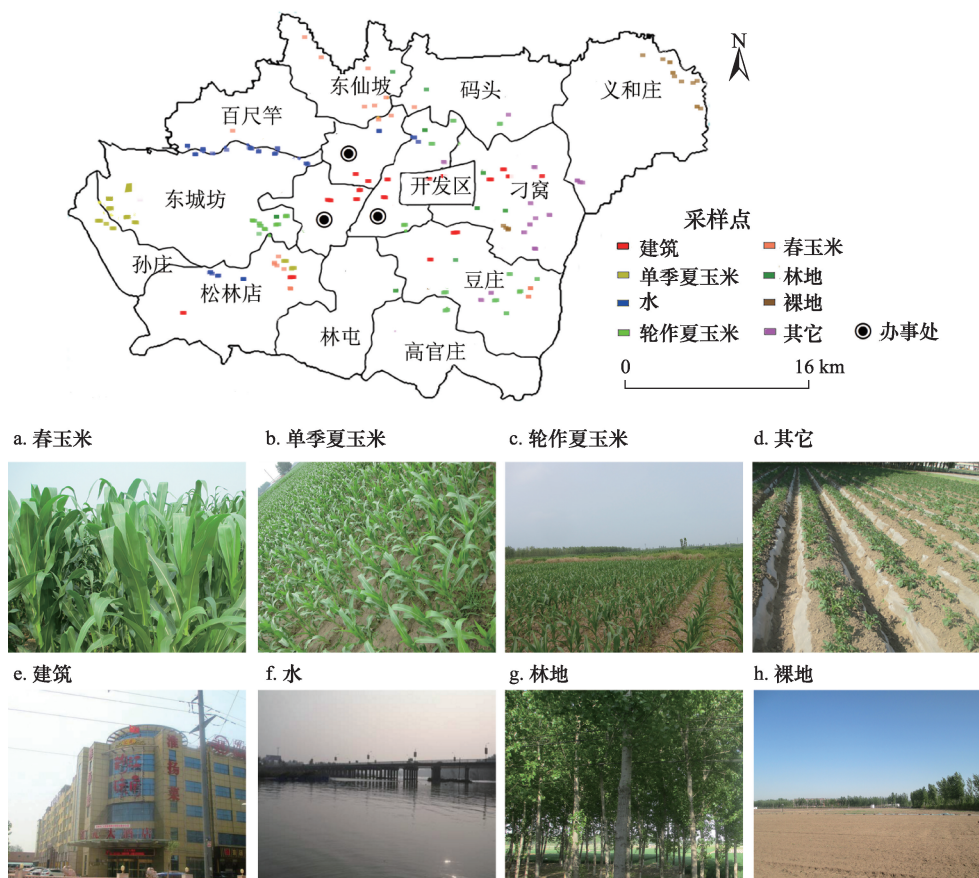


图1 研究区样点分布

Figure 1 The study area and location of the Regions of Interest (ROIs) used for training and validation

部季风暖湿带半湿润地区,大陆性气候特点显著。全年平均日照时间为2560h,无霜期累年平均为178d,总积温4198℃,其热量满足作物一年两季的需求。年降雨量约500mm,主要集中在玉米主要生长发育期的夏季。研究区海拔20~70m,主要土地利用类型为农业用地,玉米是其主要作物之一,但种植模式复杂,存在单季春玉米、冬小麦-夏玉米轮作、单季夏玉米等、玉米-蔬菜轮作等多种种植模式,为中国华北地区典型的旱地作物种植区。

2.2 SAR数据选择

2014年发射的Sentinel-1A卫星是欧洲宇航局哥白尼计划(Copernicus Programme)发射升空的一颗搭载了C波段(5.4GHz)SAR传感器的卫星<sup>[15]</sup>。其重访周期为12d,数据获取模式主要有以下四种:条带模式(Stripmap Model, SM)、干涉宽幅(Interferometric Wide Swath, IW)模式、超宽幅(Extra-Wide Swath, EW)模式和波模式(Wave Mode, WM)。本研究选取Level-1级别地距影像(Ground Range Detected, GRD)IW模式双极化Sentinel-1A数据,其空间分辨率5m×20m,幅宽250km,包含VH与VV两种极化模式。数据时相的选择需要覆盖玉米主要生育期。根据中国农业信息网提供的农作物种植信息统计数据,研究区内玉米根据播种时期的不同

可分为春玉米与夏玉米。其中,夏玉米又分为早播夏玉米与铁茬直播夏玉米两类。早播夏玉米,即在裸地播种或豌豆收获后播种的夏玉米,一年收获一季、没有稳定轮作制度,文中简称为单季夏玉米。铁茬直播夏玉米,即在上茬小麦收获后直接播种夏玉米,为冬小麦-夏玉米两熟制,文中简称为轮作夏玉米。具体生长发育期如表1所示。因此,本研究选用6景覆盖了不同类型玉米生育期的时间序列SAR图像。具体数据获取时间如表2所示。

2.3 样本数据获取

为得到准确样本数据信息,于2016年4月下旬和2016年7月中旬实地调研采集了研究区作物分布情况信息,将研究区的土地利用类型分为8类:单季夏玉米、轮作夏玉米、春玉米、林地、建筑、水域、裸地和其它类。根据实地调研数据,结合同期高分辨率的Google Earth影像和2016年4、5、6和9月份的Landsat8光学数据,确定研究区内典型地类样本点,最终选择697个典型地物训练样本。其中玉米类包括96个春玉米,120个轮作夏玉米,78个单季夏玉米样本,非玉米类包括21个水体,93个建筑区,96个林地、85个裸地样区以及108个其它类样本。并随机抽样选取70%(5948像素点)的样本为训练样本,剩余30%(2600像素点)作为验证样本。

表1 研究区不同种植模式玉米物候期

Table 1 Main phenology information of maize in study area

	四月			五月			六月			七月			八月			九月			十月		
	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬
春玉米	播种、出苗			三叶、七叶			拔节			抽雄、吐丝			乳熟、成熟收获			收获					
夏玉米							播种、三叶			七叶、拔节			吐丝			乳熟、成熟			收获		

表2 研究区Sentinel-1A SAR数据获取

Table 2 List of Sentinel-1A SAR images acquired over the study area

序号	获取时间	不同种植模式下玉米生长发育期		
		单季夏玉米	轮作夏玉米	春玉米
D1	2016-04-19	裸地或豌豆*	冬小麦*	播种
D2	2016-05-30	裸地*	冬小麦*	七叶
D3	2016-06-11	播种	播种	拔节前期
D4	2016-07-17	拔节	拔节	吐丝
D5	2016-08-10	拔节吐丝	吐丝	乳熟成熟
D6	2016-09-03	乳熟	乳熟	收获

注:“\*”表示该时期土地利用类型为非玉米。



2018年8月

### 3 研究方法

#### 3.1 Sentinel-1A SAR 数据处理

主要预处理步骤包括辐射定标、多视处理、地形平整、斑点噪声抑制和地形校正,如图2所示。具体预处理操作利用欧空局提供 Sentinel-1 Toolbox (S1TBX)工具实现。

相干斑噪声会对 SAR 图像的解译造成极大干扰,因此,本研究在利用多视处理消减斑点噪声效应<sup>[16]</sup>的基础上,又采用 Refined Lee 滤波<sup>[17]</sup>进一步降低斑点噪声影响,经多次尝试本文选取的滤波窗口大小为  $7 \times 7$ 。

地形平整和地形校正可以消减本地入射角带来的影响,补偿由于不规则的地形起伏而造成的地物亮度的变化。考虑到本研究区相对平坦的特性,地形校正仅借助 SRTM90m 分辨率数字高程数据来完成。

SAR 图像中雷达后向散射系数  $\sigma(i, j)_{dB}$  (单位 dB) 的获取需根据预处理后雷达图像的像元灰度值 (即 DN 值) 计算获得<sup>[18]</sup>:

$$\sigma(i, j)_{dB} = \lg \left[ DN_{ij}^2 / A^2 \right] \quad (1)$$

式中  $ij$  表示像素点位置为第  $i$  行第  $j$  列;  $A$  为定标参数,根据所需雷达后向散射系数形式选用查找表 (Look Up Table, LUT) 中的的 Sigma-naught、Gamma-naught 或 Beta-naught。该参数可通过“Annotation”文件夹下的“Calibration”文件夹中的 XML 元数据文件得到。

常用的三个雷达后向散射系数:标准后向散射系数 ( $\sigma_0$ )、归一化后向散射系数 ( $\gamma_0$ )、雷达亮度系数 (Beta-naught,  $\beta_0$ ) 对地形的辐射校正作用不同,因此不同土地利用类型提取上性能也会略有差异。

归一化后向散射系数  $\gamma_0$  能相对直接测量某块区域的散射数据,在起伏地形中能更好地捕获信号在传感器模型中的后向散射测量过程<sup>[19]</sup>。因此,本文除利用 SAR 解译中常用的后向散射系数 ( $\sigma_0$ ) 外,同时还尝试使用  $\gamma_0$  数据来实现研究区玉米作物种植区信息提取。在计算时,  $\sigma_0$  和  $\gamma_0$  都采用公式 (1), 但其中参数  $A$  分别采用 LUT 表中的 Sigma-naught 和 Gamma-naught。

有研究表明,极化差分图像以及极化比值图像对典型地物分类有重要作用<sup>[20,21]</sup>。本文沿用这种思想,把极化差分图像 ( $\sigma_{diff}$ ) 以及极化比值图像 ( $\sigma_{ratio} = \sigma_{VV} / \sigma_{VH}$ ) 作为两个附加散射特征图像来探究两种极化组合模式下典型地物后向散射系数分离程度。考虑到后向散射系数大小  $\sigma_{VV} \gg \sigma_{VH}$ , 本研究对差分图像进行改进,定义极化差分图像为  $VV-VH$  归一化极化差值图像 ( $\sigma_{diff} = VV / VV_{mean} - VH / VH_{mean}$ )。其中,  $VH_{mean}$ 、 $VV_{mean}$  分别为  $VH$  极化和  $VV$  极化的雷达后向散射系数均值。

#### 3.2 分类方法

研究选取对有限数量训练样本具有明显优势的 SVM 算法进行分类识别<sup>[22]</sup>。该算法对目标变量的概率分布要求相对宽松,在样本有限的农作物分类中能获得比常规统计方法更高的精度<sup>[23]</sup>,合理选择 SVM 算法中关键参数对分类结果非常重要<sup>[24]</sup>。在尝试了径向基函数 (Radio Basis Function, RBF)、线性和多项式核函数等多种核函数后,考虑到 RBF 核函数在 SVM 分类识别中的良好性能<sup>[25-28]</sup>,本文选取了 RBF 作为核函数。RBF 的内核半径 ( $\gamma$ ), 设置为  $\gamma = 0.125$ , 即时相组合下波段数的倒数;惩罚因子控制了样本错误与分类刚性延伸之间的平衡,设置大小为 100;金字塔层数设置为 0,即以原始分辨率

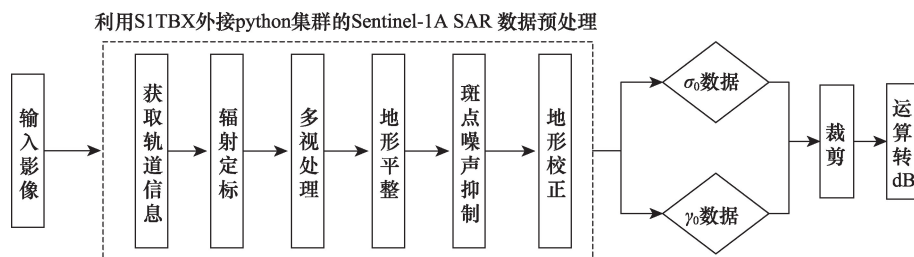


图2 Sentinel-1A SAR 影像预处理流程

Figure 2 Preprocessing flow for Sentinel-1A SAR images



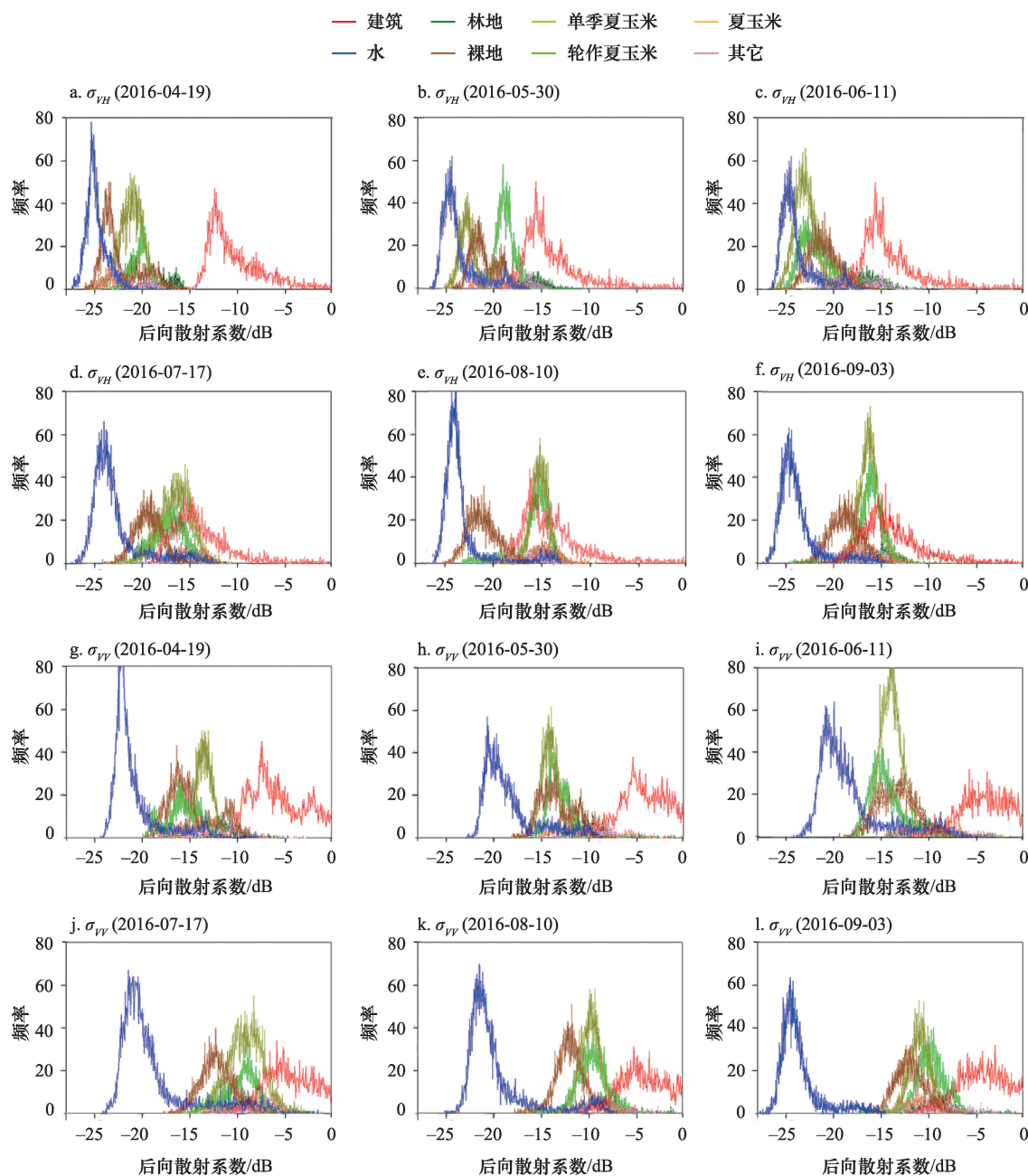
进行训练与分类处理。其它参数则根据文献<sup>[29]</sup>的建议进行设置。

## 4 结果及分析

### 4.1 典型地物散射特性分析

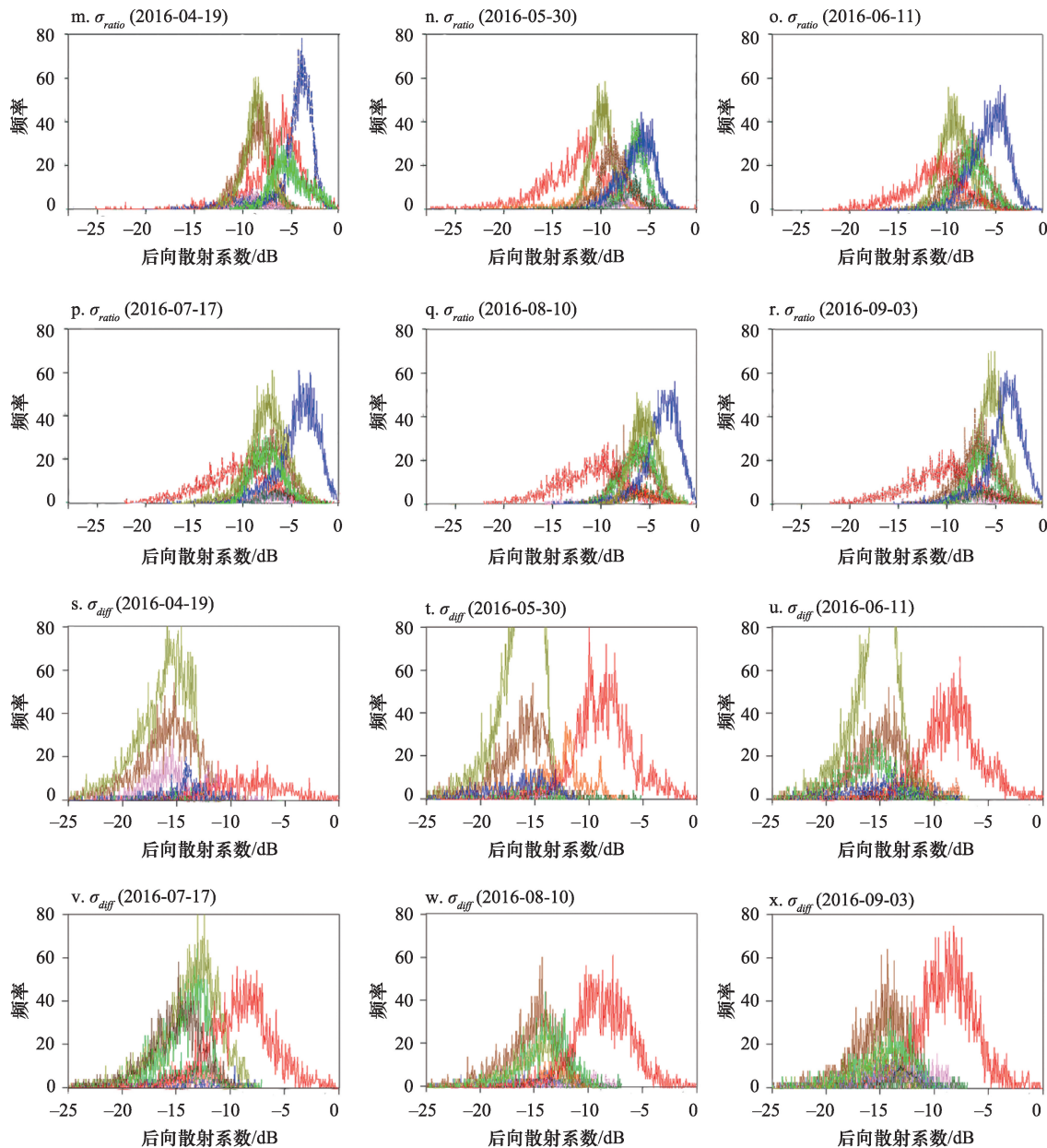
地物的微波后向散射特性会随着作物的生育期而变化,特别是作物生长发育的变化能为农作物的识别提供有效信息。基于训练样本对研究区典型地物(春玉米、轮作夏玉米、单季夏玉米、水、建筑、裸地、林地、其它)在6个时相的VH极化图像( $\sigma_{VH}$ )、VV极化图像( $\sigma_{VV}$ )、归一化极化差分图像

( $\sigma_{diff}$ )和极化比值图像( $\sigma_{ratio}$ )中的统计图进行分析(图3)。从图3中看出,研究区主要土地利用类型的后向散射特性表现出了明显的差异。无论是在VH还是VV极化下,水与裸地都具有较低的散射系数,建筑具有较高的后向散射系数。随着玉米生长,其后向散射系数逐渐增大,生长旺季其后向散射系数与建筑接近,略高于其它农作物。这是由于玉米具有不分蘖的草质主茎,抽雄期后的玉米其茎比其它作物粗和高,其叶为条形叶,抽雄期后的叶面宽度一般略宽于华北地区同期其他粮食作物。因此多



2018年8月

续图3

图3 多时相多极化影像典型地物后向散射系数及频率分布( $\sigma_0$ )Figure 3 Histogram of typical land covers in multi-temporal and polarization SAR backscatter coefficient  $\sigma_0$  images

时相多极化的雷达数据中玉米种植区具有明显区别于其他作物的散射特性。春玉米后向散射系数统计直方图在其生育期呈较为稳定从左向右移动的趋势。而单季夏玉米的后向散射系数直方图曲线也在6月之后随着时间的推进逐渐右移,从 $-20\text{dB}$ 移动到 $-15\text{dB}$ 左右。轮作夏玉米在5月由于该区域种植冬小麦,其后向散射系数略高于裸地区域,而6月底处于播种期,与单季夏玉米后向散射系数几乎

一致。7—9月,春玉米抽雄吐丝趋于成熟,夏玉米拔节吐丝,使得不同种植模式的玉米后向散射系数均逐渐趋于一致。归一化极化差分图像 $\sigma_{\text{diff}}$ 中建筑的后向散射特性与其它方式相比分离度更高,能有效提高作物种植面积提取精度。

为进一步获取典型地物覆盖区域后向散射特性变化情况,本文以VH和VV极化地物后向散射系数为例,计算每个类别样本的后向散射系数平均

值,并分析其时相变化规律(图4)。由图中可以看出,VV极化下大多数地物的分离度更好,而玉米种植区在VH极化后向散射系数与其它地物分离度明显优于VV极化。这是由于玉米作物茎秆形态与研究区其它低矮作物不同,使其VH极化的后向散射更强。华北地区常见林地的形态特性与玉米接近,因此二者后向散射较为接近,但在4月、5月份SAR图像中林地具有更高的VH极化后向散射数值,这是由于该时期树木枝干的后向散射贡献突出,而此时玉米比较低小,后向散射数值较小。因此,不同作物不同时间的后向散射系数变化不同,利用时间序列后向散射数据能较好地进行区分。

此外,本文给出典型地物训练样本的归一化后向散射系数VH极化图像( $\gamma_{VH}$ )、VV极化图像( $\gamma_{VV}$ ) (图5),其均值随时间的变化如图6(见第1616页)所示。综合图3—图6(见第1616页)可看出,典型地物的 $\gamma_0$ 特征下后向散射系数特性及变化趋势与 $\sigma_0$ 特征基本相同。只是林地后向散射系数时变特征中 $\gamma_0$ 值变化幅度略大于 $\sigma_0$ 。因此,归一化后向散射系数 $\gamma_0$ 在与地面高度差异较大的地物识别更有优势。

#### 4.2 可分离性评价

地物间的可分离性反映了不同地物类别间的差异明显性程度,J-M(Jeffries-Matusita distance)距离<sup>[30]</sup>可以定量计算训练样本的可分离性,不需要假定地物的正态分布,具有较好的通用性。通常J-M距离在0~2.0之间,大于1.8说明样本之间可分离性

好。本文分析了不同地物间的J-M距离,表3、表4(见第1616页)以冬小麦和轮作夏玉米为例分别给出了选用不同时相数据时 $\sigma_0$ 和 $\gamma_0$ 数据中典型地物间的J-M距离。这里考虑时相时,除了覆盖了春玉米和夏玉米不同生育期的单时相数据外,还选取了上述分析中玉米生育期内变化较大的4—7月多时相叠加的时间序列图像。综合表3、表4可以看出4—9月的单时相数据中冬小麦和轮作夏玉米种植区与其它类型区的J-M距离大都低于1.8(除了5月份数据中水体与冬小麦间、5月份单季夏玉米与冬小麦间J-M距离,8月份水体与轮作夏玉米间J-M距离高于1.8外),而采用4—7月份的时间序列数据后轮作夏玉米种植区和其它地物类型区的J-M距离在1.83~1.99之间。这说明单时相SAR数据尚不能满足种植模式复杂地区玉米识别精度要求。虽然涿州市地物散射特征在5月下旬左右可分离性相对较好,但该时期夏玉米未播种,单季夏玉米区域实际的土地利用类型为裸土或菜地,与冬小麦种植区间的1.85的J-M距离实际反映了裸土或者植被稀疏地表与冬小麦种植区间的分离程度,因此不能完成该区域玉米种植面积的提取。引入时间序列的双极化SAR数据后,轮作夏玉米与其它类地物间J-M距离均超过1.8,分离度较好。采用标准后向散射系数 $\sigma_0$ 与归一化后向散射系数 $\gamma_0$ 时地物间具有相似的分离度,说明采用多时相多极化数据时无论采用哪种形式的后向散射系数都能有效提取玉米种植区。

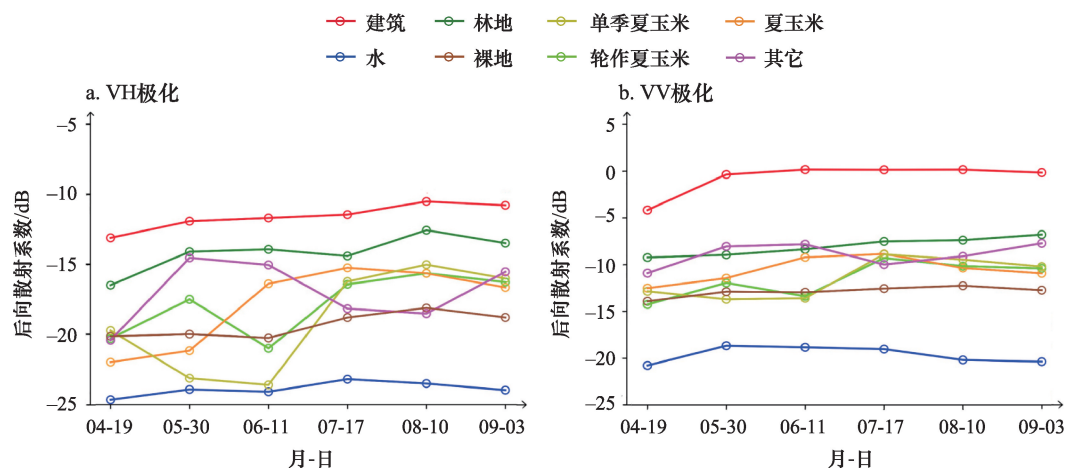
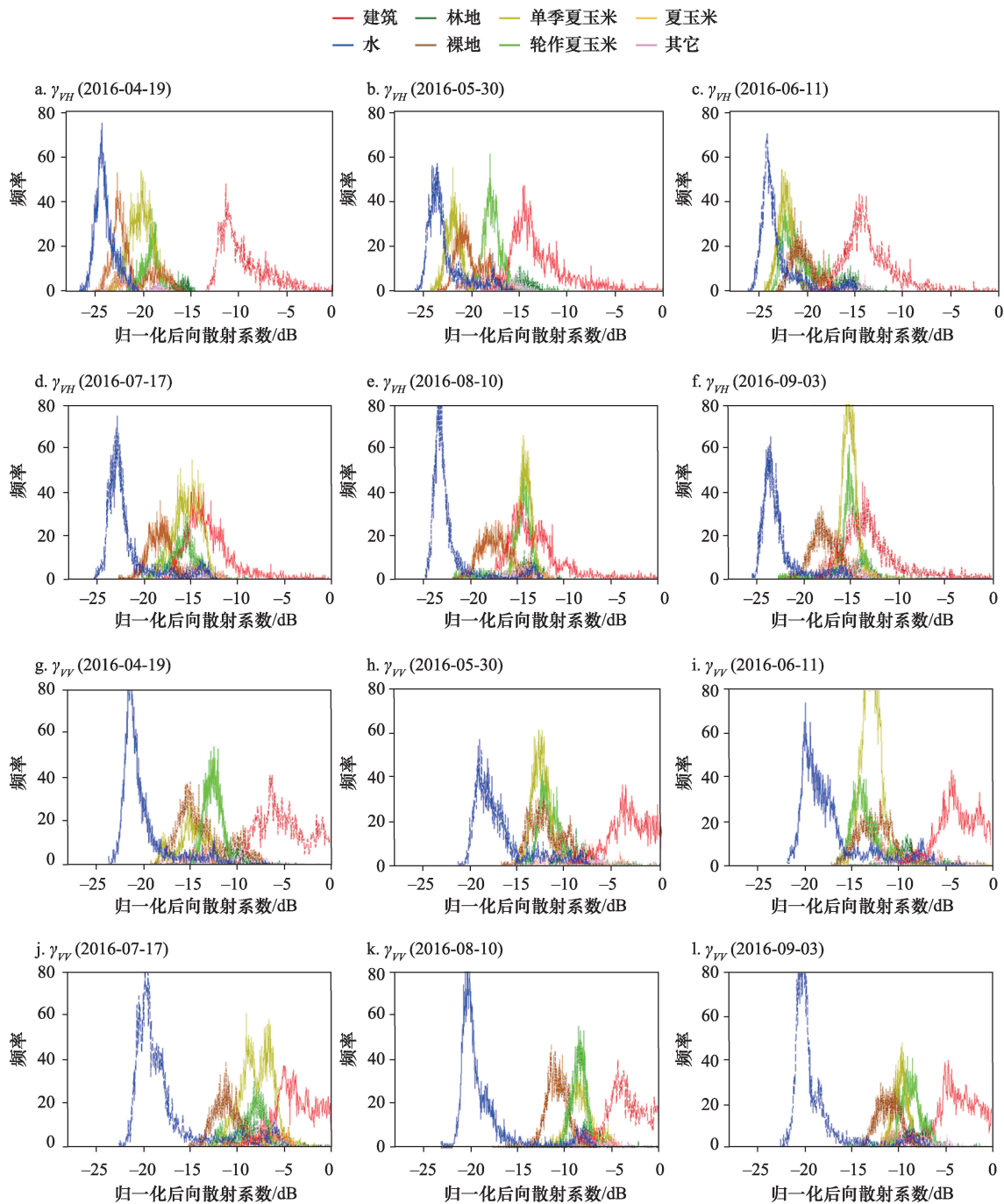


图4 双极化 Sentinel-1A SAR 影像典型地物类型后向散射系数( $\sigma_0$ )均值随时间变化情况

Figure 4 Time-varying characteristics of mean backscatter coefficient  $\sigma_0$  for typical land cover types in dual-polarization Sentinel-1A SAR images



2018年8月

图5 多时相双极化影像典型地物类型归一化后向散射系数( $\gamma_0$ )及频率分布Figure 5 Histogram of typical land covers in multi-temporal and polarization SAR normalized backscatter coefficient  $\gamma_0$  image

### 4.3 分类结果分析

利用4—7月的SAR数据对研究区进行监督分类,同时为便于比较,选择了可分离性最好的单时相5月双极化影像采用同样的特征参数进行分类,结果如图7、图8(见第1617页)所示。从图7(见第1617页)可看出,单时相SAR影像识别结果中,夏玉

米未播种,不能有效获取不同种植模式下的玉米面积,考虑到冬小麦种植区大多会继续种植夏玉米,因此图7(见第1617页)中冬小麦种植区认为等同于“轮作夏玉米”种植区。比较图7和图8的分类结果,二者识别结果差异较大,这是由于5月份单季夏玉米尚未种植,而野生植物或生育期较短的蔬菜等

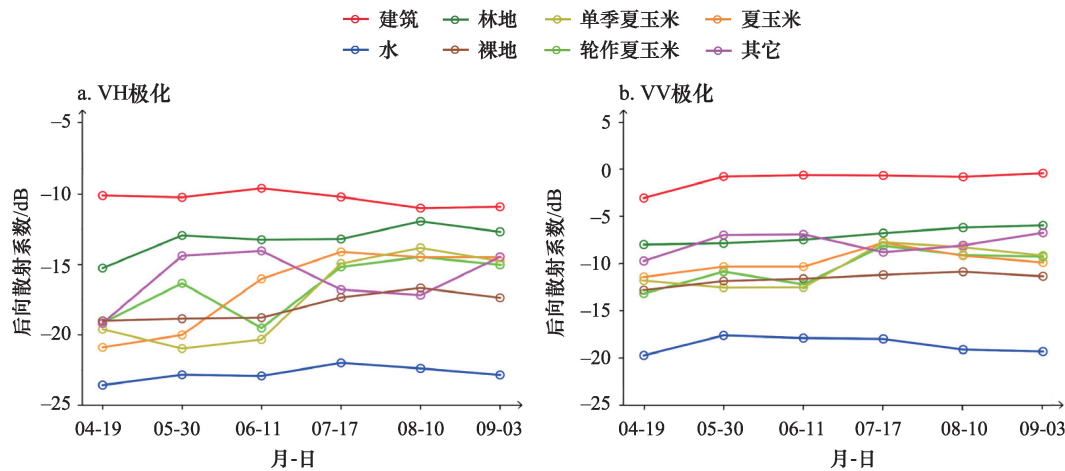


图6 双极化 Sentinel-1A SAR 影像典型地物类型归一化后向散射系数( $\gamma_0$ ) 随时间变化情况

Figure 6 Time-varying characteristics of mean normalized backscatter coefficient  $\gamma_0$  for typical land cover types in dual-polarization Sentinel-1A SAR images

表3 不同时相多极化SAR图像中冬小麦/轮作夏玉米种植区与其它区J-M距离( $\sigma_0$ )

Table 3 J-M distances between winter wheat/summer maize and other typical land cover types( $\sigma_0$ )

J-M距离	4月单时相 冬小麦数据	5月单时相 冬小麦数据	6月单时相轮作 夏玉米数据	7月单时相轮作 夏玉米数据	8月单时相轮作 夏玉米数据	9月单时相轮作 夏玉米数据	4—7月时间序列 轮作夏玉米数据
建筑	1.47	1.76	1.49	1.56	1.68	1.60	1.99
水体	1.58	1.92	1.79	1.77	1.98	1.90	1.96
树林	0.61	0.72	0.69	0.68	0.70	0.81	1.86
裸地	0.72	0.69	0.68	0.70	0.81	1.12	1.85
春玉米	0.62	1.72	1.46	0.32	0.20	0.09	1.93
单季夏玉米	0.60	1.85	0.97	0.26	0.24	0.14	1.94
其它	0.68	1.36	1.71	0.42	0.36	0.62	1.90

表4 不同时相多极化SAR图像中冬小麦/轮作夏玉米种植区与其它区J-M距离( $\gamma_0$ )

Table 4 J-M distances between winter wheat/summer maize and other typical land cover types ( $\gamma_0$ )

J-M距离	4月单时相 冬小麦数据	5月单时相 冬小麦数据	6月单时相轮作 夏玉米数据	7月单时相轮作 夏玉米数据	8月单时相轮作 夏玉米数据	9月单时相轮作 夏玉米数据	4-7月时间序列 轮作夏玉米数据
建筑	1.56	1.48	1.39	1.72	1.48	1.58	1.96
水体	1.86	1.86	1.78	1.91	1.87	1.86	1.98
树林	1.23	1.34	1.34	0.86	1.23	1.15	1.94
裸地	0.72	0.63	0.64	0.76	0.70	0.78	1.82
春玉米	0.59	1.63	1.46	0.32	0.20	0.09	1.86
单季夏玉米	0.51	1.78	0.86	0.04	0.21	0.10	1.84
其它	0.42	0.65	0.51	0.48	0.62	0.76	1.89

低矮植物茂盛,其种植区易被误判为其它或者裸地,因此图7中“其它”地物类型所占比例偏高。图8整体色调偏绿色,所提取玉米种植区比例明显增加,无论采用标准后向散射系数 $\sigma_0$ ,还是采用归一化后向散射系数 $\gamma_0$ 都有效提取出了春玉米种植区、轮

作夏玉米种植区和单季夏玉米种植区,二者提取结果基本一致。图8的实验结果表明,研究区玉米面积所占比例较大,其中冬小麦-夏玉米轮作区域超过玉米种植区域一半左右,而林地和裸地覆盖区分别占研究区的29.41%和7.57%。

2018年8月

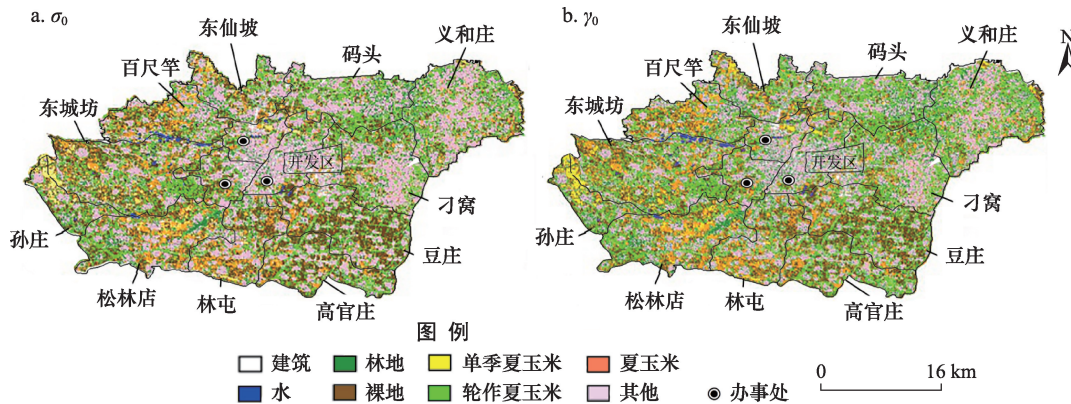


图7 基于单时相多极化 Sentinel-1A SAR 数据的涿州市典型农作物分类结果

Figure 7 Typical crops classification in Zhuozhou based on single time-phase multi-polarimetric Sentinel-1A SAR images

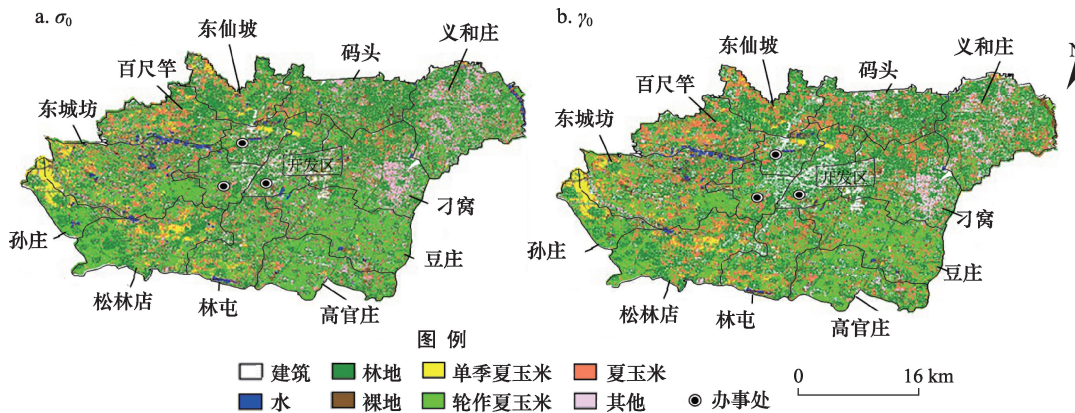


图8 基于时间序列多极化 Sentinel-1A SAR 数据的涿州市典型农作物分类结果

Figure 8 Typical crops classification in Zhuozhou based on time-series multi-polarimetric Sentinel-1A SAR images

为进一步分析时间序列多极化 SAR 数据对分类精度的影响,表 5 给出了典型地物分类识别精度。从表 5 中可以看出,引入时间序列的双极化 SAR 特征信息后,林地与玉米的分类精度有很大程度提高。时间序列 SAR 数据中无论采用标准后向散射系数 $\sigma_0$ 还是采用归一化后向散射系数 $\gamma_0$ ,均取得了精度较高的分类结果。采用时间序列 $\sigma_0$ 数据分类总体精度 (Overall Accuracy, OA) 高达 92.96%, Kappa 系数为 0.91,比采用单时相 $\sigma_0$ 分类总体精度提高了 47%左右。采用时间序列 $\gamma_0$ 数据分类总体精度可达到 91.67%, Kappa 系数 0.88,比采用单时相 $\gamma_0$ 数据分类总体精度提高了 39%左右。而针对林地的分类中利用时间序列的 $\gamma_0$ 数据得到的用户分类精度可以比 $\sigma_0$ 数据提高 3%左右。利用多时相双极化 $\sigma_0$ 数据得到的轮作夏玉米种植区识别精度与 $\gamma_0$ 数据相

比只相差 0.01%,这表明采用 $\sigma_0$ 还是 $\gamma_0$ 在玉米种植区范围提取上差异并不明显。

下面对采用时间序列 SAR 数据标准后向散射系数 $\sigma_0$ 情况下的分类结果进行进一步精度评价,其混淆矩阵如表 6 所示。可以看出,建筑区与水域与其他区域后向散射系数差异明显,因此均能获得较高的分类精度。玉米种植区中,轮作夏玉米种植区的用户精度最高,为 95.56%,而春玉米区和单季夏玉米种植区的用户精度分别为 86.67%、92.81%。这是因为一年两季作物(冬小麦-夏玉米)在 4—7 月时相叠加下后向散射系数先变小再增大,具有明显差异,容易区分。四月下旬播种的春玉米,其后向散射系数虽不断增加,但在 5 月末受抽穗乳熟期的冬小麦影响较大、特征不明显,因此与轮作夏玉米相比分类精度较低。此外,6 月、7 月中旬春玉米处于拔节



表5 单时相与时间序列SAR数据分类精度比较

Table 5 Compare of classification accuracy for single time-phase SAR Data and time-series SAR Data (%)								
类别	时间序列SAR数据精度验证				单时相SAR数据精度验证			
	采用 $\sigma_0$ 分类		采用 $\gamma_0$ 分类		采用 $\sigma_0$ 分类		采用 $\gamma_0$ 分类	
	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度
轮作夏玉米	95.56	94.85	96.40	94.81	0.23	0.20	10.85	10.24
建筑	99.34	94.36	96.34	99.62	97.83	89.40	99.31	94.70
林地	89.54	92.70	92.15	96.42	62.07	15.65	88.78	79.13
春玉米	86.67	91.04	78.35	90.24	81.69	89.68	89.20	93.92
单季夏玉米	92.81	90.88	92.71	78.30	7.27	2.86	3.94	2.62
水	98.11	99.36	100.00	95.48	93.68	83.44	79.59	90.40
裸地	92.91	88.72	97.24	86.12	14.79	39.17	5.90	11.06
其它	90.91	88.46	76.67	87.62	47.48	70.75	90.95	75.49
总体精度	92.96		91.67		45.15		52.81	
Kappa系数	0.92		0.88		0.37		0.46	

表6 基于时间序列多极化Sentinel-1A SAR数据的分类混淆矩阵

Table 6 Confusion matrix for accuracy assessment with time series multi-polarimetric Sentinel-1A SAR data										
分类数据	验证数据(像素点)									用户精度/%
	轮作夏玉米	建筑	林地	春玉米	单季夏玉米	水	裸地	其它	总计	
轮作夏玉米	387	0	12	1	0	0	1	4	405	95.56
建筑	0	301	2	0	0	0	0	0	303	99.34
林地	8	16	445	9	1	0	0	0	497	89.54
春玉米	6	0	1	325	27	0	9	7	375	86.67
单季夏玉米	2	0	0	21	299	0	0	0	322	92.81
水	0	0	0	0	1	312	0	5	318	98.11
裸地	1	0	5	0	2	1	118	1	127	92.91
其它	4	2	15	1	1	0	0	230	253	90.91
总计	408	319	480	357	329	314	133	260	2 600	
制图精度/%	94.85	94.36	92.70	91.04	90.88	99.36	88.72	88.46		

抽雄期,与长势较好的单季夏玉米也容易混淆。而单季夏玉米与春玉米相比分类精度较高,可能是由于所选时相下夏玉米后向散射系数稳定升高,虽然与春玉米关键生育期时间较为接近,但不受冬小麦干扰。林地与“其它”地类虽在某些单个时相与玉米种植区有混淆,但由于时间序列下玉米后向散射系数的变化趋势不同,林地与“其它”地类也获得了较高的分类精度,用户精度分别为89.54%、90.91%。

4.4 玉米面积提取

为监测研究区玉米种植区域变化情况,需要根据分类结果提取研究区玉米种植面积,如图9。可以看出,2016年涿州市的主要农作物为玉米,占研究区总面积的36.35%,且轮作夏玉米种植面积占玉

米总种区植面积的70.07%,主要集中于南部与西部,单季夏玉米和春玉米种植区集中于西北部,非

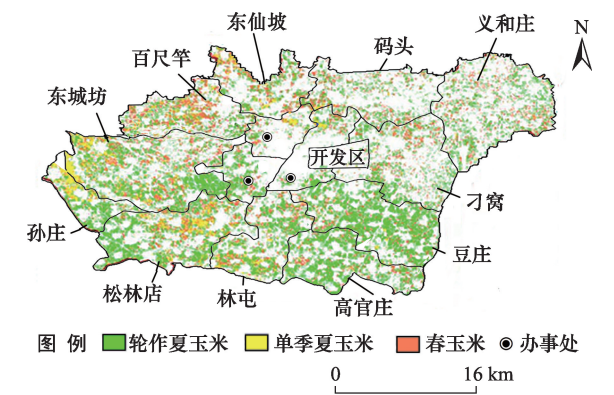


图9 2016年涿州市玉米种植分布  
Figure 9 Distribution of maize in Zhuozhou City in 2016

2018年8月

玉米种植区则集中于东北部。本文提取涿州市不同种植模式下玉米面积与当地统计年鉴结果基本相符(表7)。不同种植模式下玉米面积监测误差均低于4km<sup>2</sup>。

表7 2016年涿州市玉米覆盖面积和占地比例

Table 7 Maize area and proportion of Zhuozhou City in 2016

	Sentinel-1A 玉米面积监测		统计年鉴中玉米种植面积/km <sup>2</sup>
	占地比例/%	面积/km <sup>2</sup>	
春玉米	6.95	51.60	53.30
单季夏玉米	3.93	29.19	26.67
轮作夏玉米	25.47	189.14	193.33

## 5 结论与讨论

### 5.1 结论

本研究以免费高分辨率 Sentinel-1A SAR 数据为数据源,选取华北平原种植模式复杂、玉米种植较为广泛的河北省涿州市进行玉米种植面积遥感监测研究。通过分析不同极化形式和不同时相研究区主要土地利用类型中后向散射特性的变化,选择合适的时相组合形成时间序列,利用SVM分类方法进行玉米种植面积提取,研究中对对比分析了不同后向散射系数形式( $\sigma_0$ 和 $\gamma_0$ )对分类识别精度的影响,主要结论如下:

(1)不同极化组合方式对分类识别的影响存在差异。在玉米生长发育过程中,4—7月 VH 与 VV 极化后向散射特征变化明显,与其他植被后向散射特征差异较大。VH交叉极化后向散射强度更有利区分林地和玉米种植区,利用VH与VV双极化结合VV-VH归一化极化差值图像和极化比值图像组合方式明显优于单极化。

(2)长时间序列雷达图像叠加得到的分类结果具有比单时相更高的分类精度和Kappa系数,总体精度达到92.96%,Kappa系数为0.91,可以准确区分轮作夏玉米、单季夏玉米和春玉米种植区。

(3)利用多时相双极化 $\sigma_0$ 数据得到的玉米识别精度与 $\gamma_0$ 数据相比只相差0.01%,这表明 $\sigma_0$ 与 $\gamma_0$ 在玉米种植范围提取差异不明显。而多时相的 $\gamma_0$ 数据得到的林地类分类识别精度比 $\sigma_0$ 数据提高3%,表明 $\gamma_0$ 更适合用于林地的分类识别。

### 5.2 讨论

本文探讨了基于 Sentinel-1A SAR 数据的华北

地区玉米种植面积监测方法,结果表明4—7月的时间序列多极化 SAR 能有效提取玉米种植区面积。4—7月基本覆盖了中国华北地区春玉米和夏玉米的主要生育期,因此最佳时相和最佳极化方式选择结果可以推广到整个华北地区。对于所用的后向散射系数类型, $\sigma_0$ 数据适用于平原地区,而用于有起伏的丘陵地区时则采用 $\gamma_0$ 数据更为理想,因此需要根据地形恰当选择。实际上,中国复杂的种植结构和存在的菜地、果木种植区等零碎种植区域使得农作物分类样本和数据选择等需要根据研究区不同进行调整,特别是黄河以南地区一年两熟乃至一年三熟的种植模式更增加了分类的复杂度。因此,在华北平原的南部区域使用本方法时,需要更新所分类别及各类别样本信息。本文在具体农作物类型精确识别和算法普适性方面存在的这些不足,在后续工作中将结合作物生育期变化的地区差异规律作进一步深入研究,努力寻求具有普适性的旱地农作物分类方法。

此外,于2016年8月发射的高分三号(GF-3)作为中国首颗分辨率达到1m的C频段多极化合成孔径卫星,能为作物识别提供数据支持。本研究所用 Sentinel-1A SAR 数据也是C波段多极化数据,因此,在今后的研究中可以尝试根据本方法使用GF-3数据进行玉米种植面积监测。

### 参考文献(References):

- [1] 赵久然, 王荣焕, 刘新香. 我国玉米产业现状及生物育种发展趋势[J]. 生物产业技术, 2016, (3): 45-52. [Zhao J R, Wang R H, Liu X X. Current situation of China's corn industry and biological breeding development trend[J]. *Biotechnology & Business*, 2016, (3): 45-52. ]
- [2] 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[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11): 180-187. [Qian Y L, Yang B J, Jiao X F. Accuracy assessment on the crop area estimating method based on RS sampling at national scale[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23 (11): 180-187. ]
- [3] 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[J]. 农业工程学报, 2005, 21(6): 166-170. [Chen S S, Liu Q H, Chen L F, et al. Review of research advances in remote sensing monitoring of grain crop area[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2005, 21(6): 166-170. ]

- [4] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 作物空间格局遥感监测研究进展[J]. 中国农业科学, 2010, 43(14): 2879–2888. [Tang H J, Wu W B, Yang P, *et al.* Recent progresses in monitoring crop spatial patterns by using remote sensing technologies[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(14): 2879–2888. ]
- [5] 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[J]. 农业工程学报, 2014, 30(16): 203–212. [Wang D, Zhou Q B, Chen Z X, *et al.* Research advances on crop identification using synthetic aperture radar[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(16): 203–212. ]
- [6] Frate F D, Schiavon G, Solimini D, *et al.* Crop classification using multi-configuration C-band SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2003, 41(7): 1611–1619.
- [7] Zeyada H H, Ezz M M, Nasr A H, *et al.* Evaluation of the discrimination capability of full polarimetric SAR data for crop classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(11): 2585–2603.
- [8] Forkuor G, Conrad C, Thiel M, *et al.* Integration of optical and synthetic aperture radar imagery for improving crop mapping in North-western Benin, West Africa[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(7): 6472–6499.
- [9] Sukawattanavijit C, Chen J. Fusion of Multi-Frequency SAR Data with THAICHOTE Optical Imagery for Maize Classification in Thailand[C]. Milan: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2015.
- [10] 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[J]. 中国农业资源与区划, 2016, 37(8): 27–36. [Dong Z X, Wang D, Zhou Q B, *et al.* Dryland crop identification based on synthetic aperture radar in the north china plain[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resource and Regional Planning*, 2016, 37(8): 27–36. ]
- [11] Nguyen D B, Gruber A, Wagner W. Mapping rice extent and cropping scheme in the Mekong Delta using Sentinel-1A data[J]. *Remote Sensing Letters*, 2016, 7(12): 1209–1218.
- [12] Chen C F, Son N T, Chen C R, *et al.* Rice Crop Mapping using Sentinel-1A Phenological Metrics [C]. Prague: International Archives of the Photogrammetry, 2016.
- [13] Abdikan S, Sanli F B, Ustuner M, *et al.* Land Cover Mapping Using Sentinel-1 SAR Data[C]. Prague: International Archives of the Photogrammetry, 2016.
- [14] Sonobe R, Yamaya Y, Tani H, *et al.* Assessing the suitability of data from Sentinel-1A and 2A for crop classification[J]. *Geoscience & Remote Sensing*, 2017, 54(6): 1–21.
- [15] Torres R, Snoeij P, Geudtner D, *et al.* GMES Sentinel-1 mission [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120(6): 9–24.
- [16] 雷万明, 刘光炎, 黄顺吉. 分布式卫星SAR的波束形成和多视处理成像[J]. 电子与信息学报, 2002, 24(11): 1620–1626. [Lei W M, Liu G Y, Huang S J. The imaging of distributed satellite SAR system using beamforming and multi look[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2002, 24(11): 1620–1626. ]
- [17] Lee J S, Grunes M R, Grandi G D. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2363–2373.
- [18] 杜伟娜, 徐爱功, 宋耀鑫, 等. 新型SAR传感器一级地距产品绝对辐射定标方法[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(4): 30–34. [Du W N, Xu A G, Song Y X, *et al.* Absolute radiometric calibration of level-1 detected ground range products of new SAR sensors[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2016, 28(4): 30–34. ]
- [19] Small D. Flattening gamma: radiometric terrain correction for SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2011, 49(8): 3081–3093.
- [20] Miettinen J, Liew S C. Separability of insular Southeast Asian woody plantation species in the 50 m resolution ALOS PALSAR mosaic product[J]. *Remote Sensing Letters*, 2010, 2(4): 299–307.
- [21] Wu F, Wang C, Zhang H, *et al.* Rice crop monitoring in South China With RADARSAT-2 quad-polarization SAR data[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2011, 8(2): 196–200.
- [22] 贾坤, 李强子, 田亦陈, 等. 遥感影像分类方法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(10): 2618–2623. [Jia K, Li Q Z, Tian Y C, *et al.* A review of classification methods of remote sensing imagery[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(10): 2618–2623. ]
- [23] 王强, 孙洪. 基于支持向量机的多极化SAR图像监督分类[J]. 信号处理, 2005, 21(Z1): 531–534. [Wang Q, Sun H. Supervised classification of polarimetric SAR image based on support vector machine[J]. *Signal Processing*, 2005, 21(Z1): 531–534. ]
- [24] Loosvelt L, Peters J, Skriver H, *et al.* Random forests as a tool for estimating uncertainty at pixel-level in SAR image classification [J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2012, 19(1): 173–184.
- [25] Erener A. Classification method, spectral diversity, band combination and accuracy assessment evaluation for urban feature detection[J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2013, 21(4): 397–408.
- [26] Schwert B, Rogan J, Giner N M, *et al.* A comparison of support vector machines and manual change detection for land-cover map updating in Massachusetts, USA[J]. *Remote Sensing Letters*, 2013, 4(9): 882–890.
- [27] Dixon B, Candade A. Multispectral land use classification using neural networks and support vector machines: one or the other, or both?[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(4): 1185–1206.
- [28] Petropoulos G P, Kalaitzidis C, Vadreva P K. Support vector machines and object-based classification for obtaining land-use/cover cartography from Hyperion hyperspectral imagery[J]. *Computers*



- & *Geosciences*, 2012, 41(2): 99–107.
- [29] 汤井田, 胡丹, 龚智敏. 基于SVM的SAR图像分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(3): 341–345. [Tang J T, Hu D, Gong Z M. Study of classification by support vector machine on synthetic aperture radar image[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2008, 23(3): 341–345. ]
- [30] Richards J A. *Remote Sensing Digital Image Analysis*[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1999.

## Monitoring of maize planting area based on time-series Sentinel-1A SAR data

LI Li<sup>1,2</sup>, KONG Qingling<sup>1,2</sup>, WANG Pengxin<sup>1,2</sup>, WANG Lei<sup>1,2</sup>, XUN Lan<sup>1,2</sup>

(1. China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Maize is one of the three typical crops in China. Monitoring the distribution of maize is of vital importance in understanding the scope of corn cultivation and ensuring food security. Multi-temporal ESA Sentinel-1A C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) VV and VH polarization data at a 20 m spatial resolution were used to identify maize identity for Zhuozhou City in Hebei province, China. Based on the analysis of the scattering characteristics for different crops, as well as the backscattering coefficients variability of different crop structures at different growth and development stages of the study area, dual-polarized backscatter coefficients from appropriate phases were selected. To assess the performance of different backscattering coefficients forms in classification, both  $\sigma_0$  and  $\gamma_0$  data were used. Compared with the sampling data from the field campaign, the results showed that a high recognition accuracy of maize can be obtained using support vector machine (SVM) method if time series data are used. Classification result obtained from time series radar images has a higher accuracy and kappa coefficient than those from a single image. For example, results gotten from long time series  $\sigma_0$  data have the ideal performance with overall accuracy of 92.96% and a Kappa coefficient of 0.91. Data from sowing to silking of spring maize and sowing to jointing of summer maize (April 19, May 30, June 11, and July 17) can effectively obtain maize information under different cropping patterns. The increase data of August and September would have little impact on the accuracy of maize identification. The differences between  $\sigma_0$  and  $\gamma_0$  data are relatively moderate. However, the classification accuracy obtained with long time series  $\gamma_0$  data can be improved by 3% than that with  $\sigma_0$  data for the forest area.

**Key words:** maize; Sentinel-1A; SAR; area monitoring; time-series; Hebei Zhuozhou