

基于 Sentinel-1A 的东北地区作物留茬区监测研究

孔庆玲 李俐 徐凯华 朱德海

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 以吉林省四平市为研究区,利用 Sentinel-1A 上搭载的全天时、全天候、高分辨的双极化合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR)对玉米留茬区进行监测。对比分析了玉米作物留茬区和非留茬区 C 波段微波信号的后向散射特性,并探讨了不同极化组合下的差异,确定留茬区可分离性相对较高的模式。运用支持向量机 (Support vector machine, SVM)方法对研究区主要地物进行识别,获取留茬区的地理分布及其覆盖面积和比例。实验结果表明不同极化组合均能得到比较理想的结果,证明了实验方案的有效性。特别是对于 VH 和 VV 双极化组合模式下,总识别精度为 86.15%,留茬区识别精度达 90.26%。

关键词: 作物留茬区; Sentinel-1A; 监测

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)S0-0284-06

Monitoring Crop Residue Area in Northeast of China Based on Sentinel-1A Data

KONG Qingling LI Li XU Kaihua ZHU Dehai

(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: To monitor crop residue area, three ESA Sentinel-1A synthetic aperture radar (SAR) VV and VH polarization data were generated at 25 m spatial resolution for Siping in Jilin Province, China, from September to November. In this study, we analyzed the backscattering characteristics of the residue area and other typical objects. The difference of the objects under different polarizations combination mode were compared. The experimental results show that a high recognition accuracy of crop residue area can be obtained using the support vector machine (SVM) method if appropriate phase is selected. Specifically, classification result obtained from VH and VV polarization radar images combinations has higher classification accuracy. In this combination, the identification accuracy of crop residue area is 90.26% and the overall identification accuracy is 86.15%.

Key words: crop residue area; Sentinel-1A; monitor

引言

作物残茬覆盖度作为农田生态系统循环过程模拟的关键输入参量,受到研究者广泛的关注。良好的留茬管理能有效抑制泥沙等物质对地表水的污染^[1-4]。因此,及时快速地监测留茬区对实现可持续发展的农业管理,解决世界挑战以改善粮食安全和环境保护方面都发挥着重要作用。

遥感技术因其在时、空尺度上的优势,为大面积作物茬监测提供了快速、有效、客观的技术支持。国

外学者建立了 NDINDI^[5]、NDTI^[6]、NDSVI^[7]等多种光谱指数对作物留茬覆盖度进行反演,增大了与土壤的区分度。目前,利用光学遥感监测作物残茬覆盖度已经成为区域尺度监测的重要方法,并取得了良好的效果^[8-10]。在山东禹城市,张森等^[11]建立基于 HJ-1B 数据的冬小麦留茬覆盖度估算模型分析冬小麦留茬覆盖度,取得了较好的效果。

尽管许多研究已经将光学遥感应用于农田留茬区监测,但光学数据易受到云雨天气的影响,存在部分区域数据获取难的问题,从而限制了其使用。具

收稿日期: 2017-07-12 修回日期: 2017-11-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(41201340)

作者简介: 孔庆玲(1994—),女,硕士生,主要从事微波工程应用研究,E-mail: kqlciee@cau.edu.cn

通信作者: 李俐(1976—),女,副教授,主要从事微波农业应用研究,E-mail: lilixch@163.com

有全天时、全天候特性的合成孔径雷达数据能有效地避免该问题,但是利用 SAR 数据对耕地残茬区进行测绘依旧没有广泛的适用方法。目前,国内外利用主动微波遥感对作物茬覆盖度进行监测的研究仍处于发展阶段^[12-14]。

鉴于以上分析,本文利用免费高分辨 Sentinel-1A 双极化 SAR 数据对研究区玉米作物留茬区域进行监测,分析该数据在作物留茬监测中的可行性。

1 研究区与数据处理

1.1 研究区概况

研究区(图 1)位于吉林省西南部的四平市,介于东经 124°2′~125°12′,北纬 42°59′~43°31′之间,土地资源丰富,地貌类型多样,地域性差异明显。其面积达 14 080 km²,包含公主岭市、双辽市、铁西区、伊通满族自治县、梨树县、铁东区及辽河农垦管理区 7 个县(市)区、73 个乡镇、1 154 个村。地属温带半湿润大陆性季风气候,日照充足、土质肥沃、雨热同季、气候适宜,自然条件优越。该区年降水量约 955 mm,年日照时数 2 679 h,无霜期 284 d。土地利用类型主要分为农业资源用地、森林资源用地、草地资源用地。秋收作物主要为玉米,占到农作物总种植面积的 90% 以上。

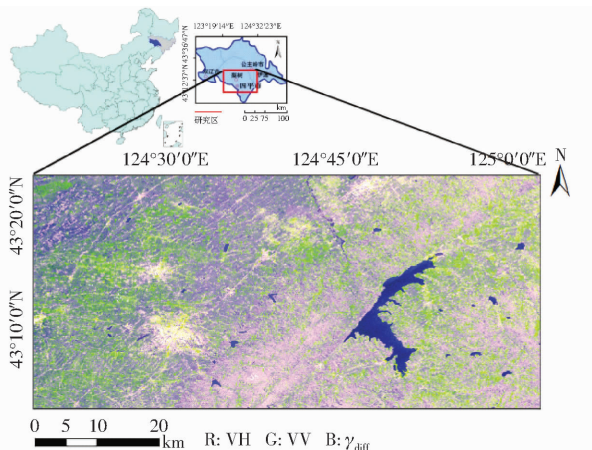


图 1 研究区示意图

Fig. 1 Map of study area

1.2 数据获取与预处理

1.2.1 数据获取

2014 年发射的 Sentinel-1A 卫星是欧洲宇航局 (ESA) 哥白尼计划 (Copernicus Programme) 发射升空的一颗搭载了 C 波段的 SAR 传感器的卫星^[15]。该卫星工作频率为 5.4 GHz。数据获取模式主要有以下 4 种:条带模式 (Strip-map 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)。不同成像模式在分发上以 Level-0、Level-

1、Level-2 这 3 个层次来进行^[16]。

本文采用 IW 模式、Level-1 级产品下的 GRD 数据进行监测。相对于 SLC 数据,GRD 数据以消除热噪声来提高图像质量。该成像模式采用中等分辨率 (5 m × 20 m) 获取幅宽 250 km 的影像,并利用递进的地形扫描方式 (TOPSAR) 获取 3 个子条带。通过采用在方位向的多普勒频谱的足够覆盖和垂直向的波数谱,通过相应的算法参数确保了幅宽范围内影像的一致性^[17]。考虑到玉米收割留茬期,本文选取 9—11 月数据对留茬区进行监测,如表 1 所示。

表 1 研究区 Sentinel-1A SAR 数据

Tab. 1 Sentinel-1A SAR images acquired over study area

序号	产品类型	获取时间	平均入射角/(°)	成像模式	极化类型
1	GRD	2016-09-12	40.7	IW	VV/VH
2	GRD	2016-10-19	40.7	IW	VV/VH
3	GRD	2016-11-12	40.7	IW	VV/VH

1.2.2 图像预处理

由于 SAR 系统自身(包括雷达系统、校正系统、成像算法等)的特征,SAR 影像存在斑点噪声、阴影、叠掩、透视收缩等问题,严重影响图像的质量,须对图像进行预处理。本实验获取的 Level-1 的 SAR 影像数据,经过地距检测和投影转换,并利用欧空局提供的官方软件 Sentinel-1 Toolbox (S1TBX) 进行预处理。预处理步骤包括幅度至强度的转换和辐射定标。利用 S1TBX 软件对 SAR 图像分别做了如下处理:辐射定标、多视化、地形平整、滤波以及地形校正,流程如图 2 所示。

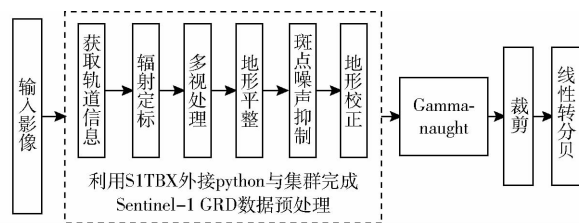


图 2 遥感影像预处理流程

Fig. 2 Image preprocessing step

其中, Sentinel-1A 的 GRD 数据已经过系统的热噪声降噪处理,无需另外做重复操作。SAR 通过距离多普勒效应成像,并且以图像灰度形式记录了目标地物后向散射回波强度和相位等信息,辐射定标将原始记录的像元亮度 (DN 值) 转换为图像的后向散射系数,以消除传感器本身产生的误差。定标公式^[18]为

$$\gamma(i, j) = \lg(DN_{ij}^2 / A^2) \quad (1)$$

式中 DN_{ij} ——像素点的位置为第 i 行第 j 列

A——定标参数

根据所需雷达后向散射系数形式选用 LUT(查找表)中的 Gamma-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。

多视处理即平滑处理,以牺牲分辨率来提高信噪比,消减斑点噪声效应^[19]。为降低影像中的斑点噪声,滤波参数设置采用 Refined Lee 滤波^[20]进行处理,窗口大小设为 7×7 。本地入射角是影响雷达后向散射的重要因素^[21-23],而地形平整和地形校正可以消减地形带来的影响,补偿由于不规则的地形起伏而造成的地物亮度的变化。地形校正采用在航天飞机雷达地形测绘任务中的数字高程模型(DEM)来矫正。根据预处理后图像的像元灰度(即 DN 值)可以计算获得 VH 极化和 VV 极化的雷达归一化后向散射系数(γ^0 ,即 Gamma-naught,单位 dB)。图 3 为研究区 10 月的 VH 极化和 VV 极化雷达图像预处理后的结果。

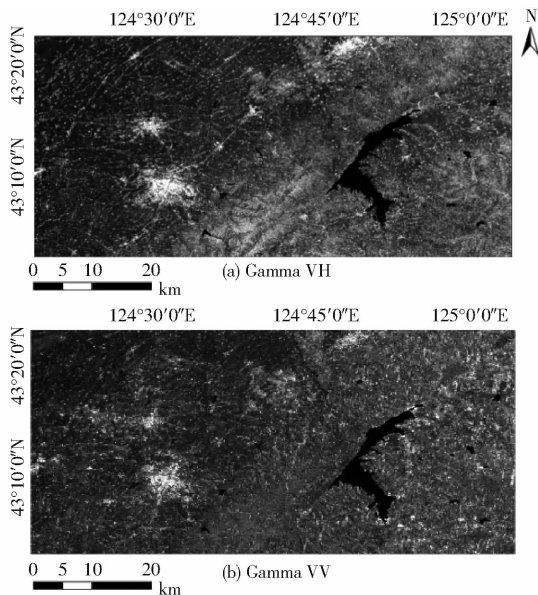


图 3 研究区预处理图像

Fig.3 Preprocessed image of study area

此外,为充分利用双极化数据源分析散射特性需要,引入 2 个散射参数:VH/VV 极化比值图像

$$\gamma_{\text{ratio}} = \gamma_{\text{VH}}^0 / \gamma_{\text{VV}}^0 \quad (2)$$

VV - VH 极化差值图像

$$\gamma_{\text{diff}} = \gamma_{\text{VV}}^0 - \gamma_{\text{VH}}^0 \quad (3)$$

γ_{VH}^0 和 γ_{VV}^0 分别为研究区 VH 极化归一化后向散射系数和 VV 极化归一化后向散射系数。

1.2.3 样本数据获取

为提取研究区的不同地物特征,本文将研究区的主要地物类型归纳为 6 类:玉米收割后保留作物残茬的区域(简称留茬区)、玉米收割后焚烧秸秆的区域(下文简称非留茬区)、建筑区、林地、水域以及

其他类用地。并通过统计年鉴以及对 Google Earth 航拍图进行目视等方式获取了地物样方。实验在研究区 6 种典型地物样方区各取 50 个样方用于分类,同时,分别记录了 30 个地面样方用于监测验证。具体采样点如图 4 所示。

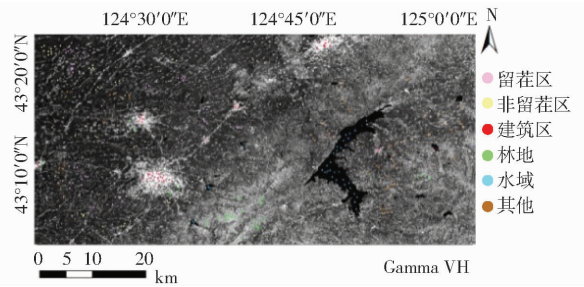


图 4 研究区采样点分布

Fig.4 Sampling points distribution in study area

2 实验结果与分析

2.1 典型地物后向散射特性分析

地物的微波后向散射特性在不同极化组合下显示出不同的分离特性,能为地物的识别提供有效信息。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。收割后的玉米茎秆与其他地物有明显差异,因此多极化组合的雷达数据中玉米留茬区应该具有明显区别于其他作物的散射特性。为了得到理想的玉米留茬区提取结果,本文分析 10 月研究区 VH 极化图像(γ_{VH}^0)、VV 极化图像(γ_{VV}^0)、VH/VV 极化比值图像(γ_{ratio})和 VV - VH 归一化极化差值图像(γ_{diff})中典型地物的后向散射系数统计直方分布特性,如图 5 所示。

由图 5 可看出,无论是在 γ_{VH}^0 图像还是在 γ_{VV}^0 图像中水域与非留茬区都具有较低的散射系数,其中非留茬区为作物收割并焚烧秸秆后的农田,可近似看为裸地。而建筑物区域始终具有较高的后向散射系数。由于玉米残茬与裸露田地的差异,玉米类留茬区与非留茬区 VV 极化后向散射系数分离度明显优于 VH 极化。然而该极化下留茬区在 $-11 \sim -10$ dB 区间内与林地有了较大程度的重叠,分离度较差。 γ_{ratio} 极化比值图像中玉米收割区域中留茬区和其他用地区域分离度较好,但与水域、林地与建筑区混淆严重。而 γ_{diff} 极化差值图像典型地物的分类在大多典型地物分类中混淆严重,仅在水域的区分上具有明显优势。

综上,仅仅凭借单波段极化下的后向散射来同时区分开留茬区与其他所有主要地物是不现实的,必须通过多种极化组合的叠加,才可以最大程度地利用研究区的 SAR 图像信息,区分留茬区与其他地物的差异,进而分离出作物留茬区。

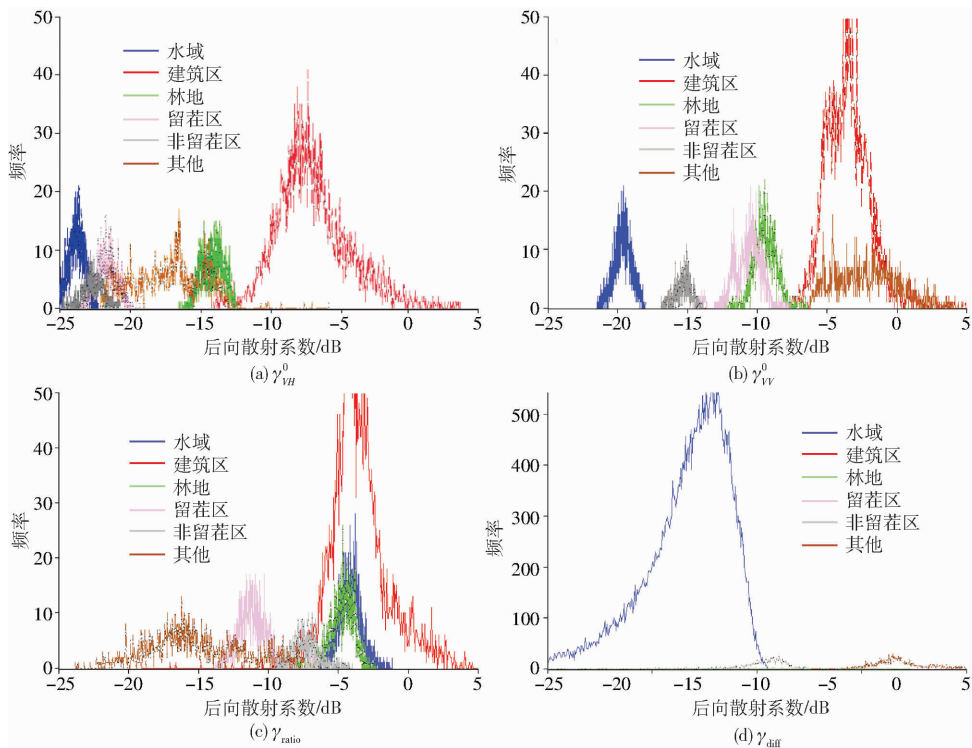


图5 不同极化组合下典型地物的后向散射直方图比较

Fig. 5 Histogram under different combinations of polarization in backscatter coefficient of typical objects

2.2 留茬区识别与结果分析

2.2.1 典型地物分类识别

目前,最典型的分类方法有监督分类和非监督分类。监督分类又称训练分类法(图6),是用被确认类别的样本像元去识别其他未知类别像元。它需要在分类之前通过目视判读或野外调查,即在分类之前已经对遥感图像上某些样区中影像地物的类别属性有了先验知识。

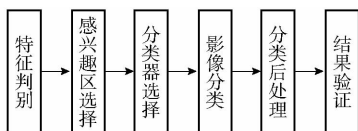


图6 监督分类步骤

Fig. 6 Step of supervised classification

本研究将 VH、VV、VH/VV (γ_{ratio})、VV - VH (γ_{diff}) 4种极化图像进行不同方式的相互组合,并进行留茬区、非留茬区、建筑区、林地、水域和其他等6种典型 ROI 样本的划取。针对有限数量的训练样本,本研究选取了在较为传统的机器学习中具有明显优势 SVM 进行识别^[24],并利用 ENVI5.1 软件实现。

核函数能将高维空间中的内积运算转换为低维输入空间中的一个简单函数运算,是 SVM 中将非线性分类转换为线性分类过程中关键性参数。ENVI 软件中适合高维度中最优分离超平面的内核函数包括目前最常应用的 4 种类型:线性、多项式、Sigmoid

和径向基函数(Radio basis function, RBF),如表 2 所示。

表 2 常用 SVM 核函数

Tab. 2 Common SVM kernel function

核函数类型	核函数表达式
线性	xx^i
多项式	$(xx_i + 1)^d (d \in \mathbf{N})$
RBF	$\exp\left(-\frac{\ x - x_i\ ^2}{2\sigma^2}\right)$ (σ^2 为方差)
Sigmoid	$\tanh(v(xx_i) + c)$

本文在识别中选取了 RBF 求解最优分类超平面问题^[25-28]。此外,还尝试了线性和多项式核函数用于地物识别。考虑到优化内核参数的重要性^[27],每个内核函数都应使用同一系列值。对于多项式和 RBF 的内核半径(γ),应选取大于 0 的值,范围为 0.1 ~ 10,而正则化参数(C)的设置应从 1 ~ 100 不等。通过交叉验证参数选择模型来搜索最优一组惩罚因子 C 和核参数 γ 的取值。所获取的最优参数分别是 $C = 100, \gamma = 0.025$ 。其他参数,如使用的金字塔数量和分类概率阈值则根据用户手册的建议设定。

不同极化波段组合下典型地物的分类精度和错误率如表 3、4 所示。

由表 3、4 可知,在 VH 和 VV 的极化组合以及 VH 和 VV 和 VV - VH 和 VH/VV 的极化组合下,留茬区以及其他典型地物的分类精度均处于较高水

表3 不同极化组合下的识别精度

Tab.3 Recognition accuracies under different polarization composites

极化组合	VH	VV	VH和VV	VH和VV和VH/VV	VH和VV和VV-VH	VH和VV和VV-VV和VH/VV	%
建筑区	90.31	80.31	90.11	89.20	89.34	92.09	
林地	82.10	80.22	82.51	80.00	81.10	82.00	
水域	80.31	90.31	90.19	94.30	93.50	91.98	
留茬区	88.57	86.32	90.26	86.10	86.30	89.80	
非留茬区	82.62	88.05	89.41	88.09	88.60	88.61	
其他	82.92	80.59	87.59	82.02	84.09	84.81	
识别总精度	81.89	84.12	86.15	83.92	84.09	86.02	

表4 不同极化组合下的识别错误率

Tab.4 Recognition error rate under different polarization composites

极化组合	VH	VV	VH和VV	VH和VV和VH/VV	VH和VV和VV-VH	VH和VV和VV-VV和VH/VV	%
建筑区	9.69	19.45	7.89	10.80	9.66	7.91	
林地	16.90	19.78	17.49	20.00	18.90	17.99	
水域	9.45	8.69	7.81	9.20	7.50	8.02	
留茬区	11.43	13.68	10.74	13.70	13.70	13.20	
非留茬区	17.38	11.95	10.19	11.91	11.40	15.19	
其他	9.38	16.79	7.98	8.48	18.66	7.91	

平。尤其在 VH 和 VV 极化组合情况下,留茬区的预测精度达到 90.26%,总体分类精度达 86.15%,且识别错误率都相对处于较低水平。

2.2.2 留茬区面积提取

选取识别精度最高的 VH 和 VV 组合获取典型地物分布的地理分布,并利用 S1TBX 提取留茬区域面积。结果如图 7、8 和表 5 所示。

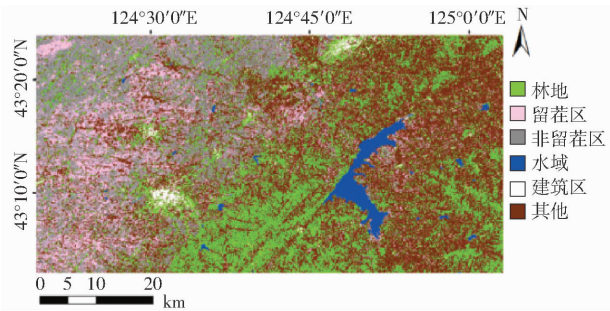


图7 研究区地物识别结果

Fig.7 Identification of objects result in study area

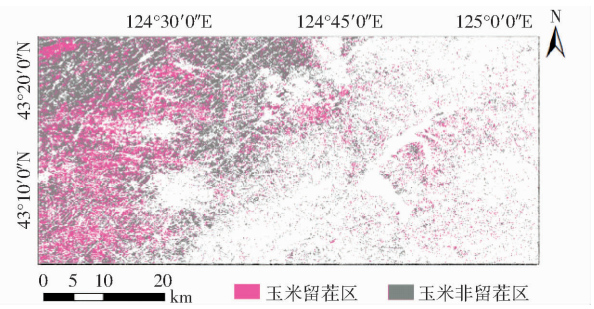


图8 研究区提取玉米留茬与非留茬区分布图

Fig.8 Corn residue area and corn non-residue area distribution map of study area

综合图 7、8 与表 5 地物分布结果可看出,四平市焚烧玉米秸秆的非留茬区域主要集中于研究区西北侧,而西南侧保留作物残茬的农田较多,特别是靠近四平市与梨树县等建筑用地附近的留茬区更为密集。研究区东侧为地形起伏的山地,地物类型以林地为主。由于建筑用地分布零星、人烟稀少,因此无

表5 研究区主要地物覆盖度百分比

Tab.5 Coverage percentage of main features in study area

	建筑区	林地	水域	留茬区	非留茬区	其他
覆盖面积/km ²	150.66	921.816	124.992	887.176	1 771.432	2 305.098
占地比例/%	2.70	16.52	2.24	15.72	21.41	41.31

论是留茬区或非留茬与西侧相比均处于较低分布水平。其中,研究区内玉米非留茬区域面积 1 771.432 km²,占总地物类型比例的 21.41%;留茬区面积 887.176 km²,占总地物分布的 15.72%,占玉米作物总面积 33.37%。本文的识别结果与当地统计年鉴结果相符。

3 结论

(1)不同极化组合下对农作物留茬区快速准确监测研究均取得了较为理想的典型地物分布结果,表明利用高分辨率 Sentinel-1A SAR 微波遥感数据完成对留茬区的识别及覆盖度的估算在理论和实践

上均有可行性。

(2) 不同极化叠加组合下留茬区呈现不同的可分离性。其中, 在 VH 与 VV 的叠加极化组合下, 留

茬样区与其他地物的样区可分离性最大。留茬区的分类识别精度达 90.26%, 总分类精度达 86.15%。

参 考 文 献

- 1 NAGLER P L, INOUE Y, GLENN E P, et al. Cellulose absorption index (CAI) to quantify mixed soil-plant litter scenes[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 87(2-3): 310-325.
- 2 DERPSCH R, FRIEDRICH T, KASSAM A, et al. Current status of adoption of no-till farming in the world and some of its main benefits[J]. *International Journal of Agricultural & Biological Engineering*, 2010, 3(1): 1-25.
- 3 FOLEY J A, RAMANKUTTY N, BRAUMAN K A, et al. Solutions for a cultivated planet[J]. *Nature*, 2011, 478(7369): 337.
- 4 LINDSAY L R, SURGEONER G A, HEAL J D, et al. Crop residue removal and fertilizer N: effects on soil organic carbon in a long-term crop rotation experiment on a Udic Boroll[J]. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2010, 135(1-2): 42-51.
- 5 MC N H, PROTZ R. Mapping corn residue cover on agricultural fields in oxford county, ontario, using thematic mapper[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1993, 19(2): 152-159.
- 6 DEVENTER A P, WARD A D, GOWDA P H, et al. Using thematic mapper data to identify contrasting soil plains and, tillage practices[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1997, 63(1): 87-93.
- 7 QI J, MARSETT R, HEILMAN P, et al. Ranges improves satellite based information and land cover assessments in Southwest United States[J]. *EOS Transactions American Geophysical Union*, 2002, 83(51): 601-606.
- 8 ADAMS J B, SMITH M O, GILLESPIE A R. Simple models for complex natural surfaces: a strategy for the hyperspectral era of remote sensing[C]// *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1989. Igarss'89. Canadian Symposium on Remote Sensing. 1989 International. IEEE, 1989: 16-21.
- 9 DAUGHTRY C S T, III M M, CHAPPELLE E W, et al. Measuring crop residue cover using remote sensing techniques[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 1996, 54(1): 17-26.
- 10 DAUGHTRY C S T, JR E R H. Mitigating the effects of soil and residue water contents on remotely sensed estimates of crop residue cover[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(4): 1647-1657.
- 11 张森, 蒙继华, 李强子, 等. 基于 HJ-1B 数据的冬小麦留茬覆盖度遥感估算[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(增刊 1): 352-357.
- 12 ZHANG Miao, MENG Jihua, LI Qiangzi, et al. Estimation of winter wheat residue cover with HJ-1B data[J]. *Transactions of the CSAA*, 2011, 27(Supp. 1): 352-357. (in Chinese)
- 13 BRISCO B, BROWN R J, SNIDER B, et al. Tillage effects on the radar backscattering coefficient of grain stubble fields[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1991, 12(11): 2283-2298.
- 14 MCNAIRN H, DUGUAY C, BOISVERT J, et al. Defining the sensitivity of multi-frequency and multi-polarized radar backscatter to post-harvest crop residue[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2001, 27(3): 247-263.
- 15 MCNAIRN H, DUGUAY C, BRISCO B, et al. The effect of soil and crop residue characteristics on polarimetric radar response [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(2): 308-320.
- 16 TORRES R, SNOEIJ P, GEUDTNER D, et al. GMES Sentinel-1 mission[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120(6): 9-24.
- 16 匡燕, 李安, 李子扬, 等. ENVISAT 卫星综述[J]. *遥感信息*, 2007(1): 90-92.
- 17 KUANG Yan, LI An, LI Ziyang, et al. ENVISAT satellite overview[J]. *Remote Sensing Information*, 2007(1): 90-92. (in Chinese)
- 17 杨魁, 杨建兵, 江冰茹. Sentinel-1 卫星综述[J]. *城市勘测*, 2015(2): 24-27.
- 18 YANG Kui, YANG Jianbing, JIANG Bingru. Sentinel-1 satellite overview[J]. *Urban Mapping*, 2015(2): 24-27. (in Chinese)
- 19 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.
- 20 DU Weina, XU Aigong, SONG Yaixin, 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. (in Chinese)
- 19 刘国祥. SAR 成像原理与图像特征[J]. *测绘*, 2004, 27(3): 141-143.
- 20 LIU Guoxiang. Principles of imaging SAR and characteristics of SAR image[J]. *Surveying and Mapping*, 2004, 27(3): 141-143. (in Chinese)
- 20 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.
- 21 FRANKLIN S E, LAVIGNE M B, WILSON B A, et al. Topographic dependence of synthetic aperture radar imagery[J]. *Computers & Geosciences*, 1995, 21(4): 521-532.
- 22 HINSE M, GWYN Q H J, BONN F. Radiometric correction of C-band imagery for topographic effects in regions of moderate relief [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 1988, 26(2): 122-132.
- 23 RAUSTE Y, SIEBER A J. Incidence-angle dependence in forested and non-forested areas in Seasat SAR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(7): 1267-1276.
- 24 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(增刊): 531-534.
- 25 WANG Qiang, SUN Hong. Supervised classification of polarimetric SAR image based on support vector machine [J]. *Signal Processing*, 2005, 21(Supp.): 531-534. (in Chinese)
- 25 ERENER A. Classification method, spectral diversity, band combination and accuracy assessment evaluation for urban feature detection[J]. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.*, 2013, 21: 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 landuse 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, PRASAD V 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.