

# SAR与光学遥感影像的玉米秸秆覆盖度估算

刘之榆, 刘忠, 万炜, 黄晋宇, 王佳莹, 郑曼迪

中国农业大学土地科学与技术学院 农业农村部华北耕地保育重点实验室, 北京 100193

**摘要:** 秸秆是农田生态系统的重要组成部分。秸秆覆盖度 (CRC) 的遥感估算可以大范围、快速地获取地面秸秆覆盖信息, 对保护性耕作的推广具有十分重要的意义。基于 Sentinel-1 SAR 影像和 Sentinel-2 光学影像分别构建了雷达指数与光学遥感指数, 结合吉林省梨树县春秋两期实地采样数据, 探究遥感指数与玉米秸秆覆盖度的相关性。为进一步提升玉米秸秆覆盖度的估算精度, 结合雷达指数与光学遥感指数, 采用最优子集回归的方法建立玉米秸秆覆盖度的估算模型, 完成研究区的玉米秸秆覆盖度估算制图。结果表明: 土壤质地分区建模可有效解决土壤异质性问题, 提升反演精度。各遥感指数在秋季高覆盖时期的表现均优于春季低覆盖时期。STI 和 NDTI 指数在光学遥感指数中表现最好,  $R^2$  分别为 0.701 和 0.697, 而在雷达指数中, 基于余弦矫正法的  $\gamma_{\text{vh}}^0$  指数与实测 CRC 的相关性最高,  $R^2$  为 0.564。结合雷达指数与光学遥感指数能够有效地提高秸秆覆盖度估算精度, 在最优子集回归法下基于结合指数构建的回归模型最优,  $R^2$  为 0.799, RMSE 为 13.67%, 达到了较高的精度。研究结果为秸秆覆盖度估算的精度提升提供了一种新思路。

**关键词:** 微波遥感, 秸秆, 覆盖度, 玉米, SAR, 最优子集回归

**引用格式:** 刘之榆, 刘忠, 万炜, 黄晋宇, 王佳莹, 郑曼迪. 2021. SAR 与光学遥感影像的玉米秸秆覆盖度估算. 遥感学报, 25(6): 1308–1323

Liu Z Y, Liu Z, Wan W, Huang J Y, Wang J Y and Zheng M D. 2021. Estimation of maize residue cover on the basis of SAR and optical remote sensing image. National Remote Sensing Bulletin, 25(6): 1308–1323 [DOI: 10.11834/jrs.20210053]

## 1 引言

田间秸秆是指作物收获后遗留在田间的残留物质, 它对农田生态系统有着重要影响 (Daughtry 等, 2004; Nagler 等, 2003)。田间秸秆能够形成土壤与大气进行碳交换的隔膜, 阻隔土壤中碳元素向大气的散失, 是农田生态系统影响碳循环的重要因子 (Rundquist 和 Streck, 2002)。同时, 覆盖在地表的秸秆可以减少土壤耕层水土流失, 防止土壤侵蚀 (Lal 等, 1999; 张翼夫 等, 2015), 增加土壤有机质含量和微生物数量 (Jacinthe 和 Lal, 2009; Aase 和 Tanaka, 1991), 增强土壤的保水能力 (Verhulst 等, 2011), 改善土壤结构与理化性质 (Blanco-Canqui 和 Lal, 2007), 进而提高土壤质量, 增加农作物的产量 (Wilhelm 等, 2004)。与传统的焚烧方式相比, 秸秆还田可以有效地减少

空气污染和有害气体的排放 (Sharma 等, 2010)。秸秆覆盖度 CRC (Crop Residue Cover) 是指单位面积内田间秸秆垂直投影面积与地表总面积之比, 其值在 0—1 之间 (王昌昆, 2013), 美国环保技术中心 (CTIC) 将秸秆覆盖度 (CRC) 不小于 0.3 的耕作方式定义为保护性耕作 (CTIC, 2016), 保护性耕作已成为一种世界公认的农业可持续生产方式和现代生态农业的重要组成部分, 其在环境保护方面发挥着重要作用 (李志婷, 2016)。同时, 秸秆覆盖度的估算是保护性耕作系统不可或缺的部分 (Daughtry 等, 2004), 也是众多农业生态模型的重要组成因子 (Causarano 等, 2008), 因此, 快速准确地估算秸秆覆盖度具有重要意义。

遥感技术因其在时间和空间尺度上的优势, 具有快速、准确和大范围地监测秸秆覆盖度的特点, 目前已成为秸秆覆盖度估算的主流方法 (张

收稿日期: 2020-03-13; 预印本: 2020-08-04

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2016YFD0300801)

第一作者简介: 刘之榆, 1994 年生, 男, 硕士研究生, 研究方向为土地利用与信息技术及农业遥感。E-mail: Liuzhiyu\_cau@163.com

通信作者简介: 刘忠, 1970 年生, 男, 副教授, 研究方向为土地利用与信息技术及农业遥感。E-mail: lzh@cau.edu.cn

森等, 2012)。其中, 微波遥感具有全天时、全天候、多波段和多极化的独特优势, 利用雷达数据估算秸秆覆盖度的研究越来越多。Narayanan等(1992)利用X波段微波散射计数据对玉米和大豆的秸秆覆盖度进行估算, 发现X波段的后向散射系数能够有效地估算秸秆覆盖度; McNairn等(2001)研究了不同作物、秸秆含水量、土壤含水量以及秸秆覆盖度等对后向散射系数的影响, 发现在较小入射角时, C波段交叉极化下的后向散射系数与玉米秸秆覆盖度相关性最高。利用地面散射计的秸秆覆盖度估算探究也为合成孔径雷达(SAR)数据在这方面的应用提供了基础。McNairn等(2002)基于星载SAR数据发现仅有在C波段下HV极化方式的后向散射系数与玉米秸秆覆盖度达到显著水平( $R^2=0.438$ )。虽然雷达数据在秸秆覆盖度估算方面取得了一定的成果, 但其却受极化方式、雷达入射角、表面粗糙度、土壤和秸秆水分等多种因素的干扰, 使得微波遥感法估算秸秆覆盖度的应用受到极大限制(Brisco等, 1991; Smith和Major, 1996; McNairn等, 1996, 1998, 2001, 2002)。

与微波遥感相比, 利用光学遥感影像估算秸秆覆盖度的精度相对较高, 基于可见光—近红外区域的高光谱、多光谱影像构建光学遥感指数回归模型是一种常用方法。土壤与秸秆在光谱特征上表现相似, 作物秸秆仅在2100 nm附近存在纤维素—木质素强吸收谷(Nagler等, 2000), 因此, 利用其特性, 众多光学遥感指数被提出。Daughtry(Daughtry, 2001; Daughtry等, 2005)利用高光谱数据构建了纤维素吸收指数CAI(Cellulose Absorption Index)和木质素纤维素吸收指数LCA(Lignin Cellulose Absorption); Serbin等(2009)基于ASTER数据构建了短波红外归一化秸秆指数SINDRI(Shortwave Infrared Normalized Difference Residue Index)。高光谱影像数据构建光学遥感指数充分利用了其光谱分辨率的优势, 但在高光谱数据难以获取的情况下, 多光谱影像数据被越来越多的学者关注, 如基于Landsat 5 TM数据第4和第5波段的归一化差值指数NDI5(Normalized Difference Index 5)、第4和第7波段的归一化差值指数NDI7(Normalized Difference Index 7)(McNairn和Protz, 1993)、第5和第7波段的归一化差值耕作指数NDTI(Normalized Difference Tillage Index)、简单耕作指数

STI(Simple Tillage Index)(van Deventer等, 1997)、归一化差值衰老指数NDSVI(Normalized Difference Senescent Vegetation Index)(Qi等, 2002)和归一化差值秸秆指数NDRI(Normalized Difference Residue Index)(Gelder等, 2009)。虽然光学遥感指数在反演秸秆覆盖度上表现出一定的潜力, 但在总体监测上效果仍然较差, 主要原因在于多数光学遥感指数受到土壤质地、土壤有机质含量和土壤含水量等土壤背景因素的影响(张森等, 2011)。因此, 为减弱土壤背景的影响, Biard等(1995)引入土壤线的概念, 在NDI5的基础上提出了土壤调整玉米秸秆指数SACRI(Soil Adjusted Corn Residue Index), SACRI指数有效地降低了土壤背景因素的影响, 但当秸秆覆盖度大于0.15时易出现饱和现象; Zheng等(2012)基于多时相NDTI构建了min-NDTI指数, 该指数不受水分影响, 但在不同土壤背景下的相关性具有显著差异。尽管众多此类指数被提出, 但大多没有考虑到土壤背景的空间异质性, 使得大区域反演精度较低, 难以推广应用。

近年来, 利用遥感手段估算秸秆覆盖度的研究屡见不鲜, 但单独使用一种遥感影像反演CRC的精度会受到环境因素的较大限制。微波遥感不受天气状况影响, 对秸秆的三维信息敏感, 但限制因素较多, 反演精度较低; 光学遥感反演精度较高, 但仅获取秸秆的光谱信息, 缺乏明确的物理意义(张森等, 2011)。因此, 将两种遥感方式相结合, 使其优势互补, 会进一步提升秸秆覆盖度的反演精度。本研究基于Sentinel-1 SAR影像数据和Sentinel-2光学影像数据分别构建雷达指数和光学遥感指数, 探究遥感指数与玉米秸秆覆盖度的关系, 利用土壤质地分区建模法消除土壤背景影响, 并结合春秋两时期实地采样数据筛选出稳定性较好的遥感指数, 同时尝试将雷达指数与光学遥感指数相结合, 建立基于结合指数的玉米秸秆覆盖度最优估算模型, 并对模型进行验证, 旨在进一步提升遥感影像反演秸秆覆盖度的精度, 为秸秆覆盖度的监测提供一种新思路。

## 2 研究区与数据处理

### 2.1 研究区概况

研究区位于吉林省四平市梨树县(图1), 其

土壤类型多样,地势较为平坦,是东北平原中部的产粮大县。地属温带半湿润大陆性季风气候,年均降水量 614 mm,区域平均海拔 175 m,土壤肥沃,自然条件优越。区域内种植作物以春玉米为主,还有少量的大豆、水稻等作物,玉米种植面积占农作物总种植面积的绝大部分,春玉米多以 4 月末至 5 月初播种,10 月初收获。梨树县是保护性耕作秸秆覆盖还田的重点推广县,“梨树模式”即秸秆全量覆盖的保护性耕作方式在县内广泛存在,同时也存在部分传统耕作方式,因此适合秸秆覆盖度估算研究。

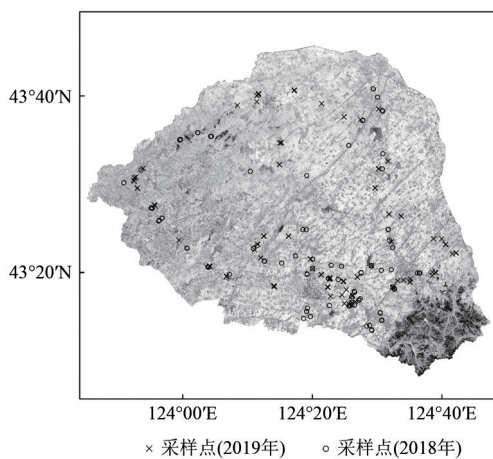


图1 研究区采样点空间分布

Fig.1 Spatial distribution of sampling points in study area

## 2.2 数据获取

### 2.2.1 实地观测数据

为探究不同的秸秆覆盖度水平与遥感指数之间的相关性,分别于 2018-11-01—11-10 (玉米收获后) 和 2019-05-11—05-16 (玉米播种初期) 两个时期进行秸秆覆盖度实地观测。秸秆覆盖度测量采用拉绳法 (Wollenhaupt 和 Pingry, 1991), 将 15 m 的刻度绳等间隔标记 100 个点, 标记之间间隔 0.15 m, 在田间测量时, 刻度绳与种植行向呈 45° 夹角拉直平铺于地面, 在垂直于地面的方向上记录刻度绳标记与地面秸秆相交的点数, 记录的点数与总点数之比即为实地测量的秸秆覆盖度。每个样地进行 3 次重复, 将 3 次重复的平均值作为该样地的秸秆覆盖度实测值, 同时每个样地测量后用 GPS 记录样地经纬度, 定位精度约为 5 m。在 2018-11 的采样中, 剔除异常值后共保留 55 个样点; 2019-05 采样中保留 70 个样点, 两个时期样

点分布如图 1 所示。

### 2.2.2 影像数据

影像获取时间与实地采样时间基本一致。从欧空局哥白尼数据开放中心 (<https://scihub.copernicus.eu/>[2020-03-13]) 获取了 2018-11-14 与 2019-05-13 两个时期的 Level-1 级 Sentinel-1 SAR 影像, 每期需两景影像才能完整覆盖研究区。雷达影像选用地距多视产品 GRD (Ground Range Detected), 其工作波段为 C 波段, 工作频率为 5.4 GHz, 极化方式为 VH 和 VV, 影像成像模式为干涉幅宽模式 IW (interferometric wide swath), 两期影像的平均入射角分别为 38.08° 和 38.09°, 因此认为两期影像在入射角上几乎不存在差异。同时, 研究还获取了 2018-11-10、2019-05-04 和 2019-09-11 等 3 个时期的 Sentinel-2B 光学影像, 每期由 4 景影像经镶嵌处理后完整覆盖研究区, 数据级别为 L1C。

由国际土壤参比与信息中心 (ISRIC) 的 SoilGrids 数据库 (<https://soilgrids.org/>[2020-03-13]) 提供土壤质地数据, 选取覆盖研究区表层土壤质地的栅格数据集, 从中获取表层 (0—5 cm) 砂粒含量栅格数据, 数据分辨率为 250 m。土壤类型图由资源环境数据云平台 (<http://www.resdc.cn> [2020-03-13]) 提供, 源数据为全国第二次土壤普查成果图, 比例尺为 1:100 万, 其采用传统的“土壤发生分类”系统进行分类, 基本制图单元为亚类。

## 2.3 数据处理

### 2.3.1 影像预处理

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 (孔庆玲等, 2017), 因此须对 SAR 影像进行预处理。本研究利用 Sarmap 公司 (瑞士) 研发的雷达图像处理软件 SAR scape 5.5 对 SAR 影像进行处理, 该软件架构于 ENVI 软件之上。SAR 影像预处理主要包括以下几个步骤:

(1) 数据导入: 由于不同传感器都有特定的数据格式, 因此在软件中首先要将数据转换成 SAR scape 的标准格式数据。软件自动进行多景影像的镶嵌处理。

(2) 图像配准: 遥感图像配准是实现同场景

多幅遥感图像分析和处理的前提和基础（何梦梦等，2018）。本研究采用 Intensity Processing-Coregistration 工具对两个时期的 SAR 影像进行配准。

(3) 斑点噪声滤波：SAR 系统是相干系统，斑点噪声是其固有的特性，因此需要滤波抑制斑点噪声，单时相滤波中常用的滤波器有 Lee、Refined Lee、Frost 等（雷步云，2015）；多时相滤波常用的滤波器为 De Grandi 和 ANLD（Anisotropic Non-Linear Diffusion），研究采用 ANLD 滤波器对 SAR 影像进行滤波。

(4) 辐射定标：辐射定标的目的是将像元亮度（DN 值）转换为后向散射系数，以消除由于 SAR 轨道和观测角度不同导致的成像几何误差（袁长征等，2018）。SAR scape 软件提供了 Geocoding and Radiometric Calibration 工具对影像进行辐射定标和地形校正。辐射定标的公式如下

$$\sigma_{ij}^0 = \frac{DN_{ij}^2}{A} \quad (1)$$

式中， $\sigma_{ij}^0$  为第  $i$  行，第  $j$  列像元的后向散射系数； $DN_{ij}$  为第  $i$  行，第  $j$  列像元的原始散射强度； $A$  为定标系数，该系数可在原始影像数据中获取，根据不同形式的后向散射系数选用不同的定标参数。

同时，SAR scape 软件还提供了基于余弦校正法（Ulaby 和 Dobson，1989）的归一化后向散射系数，该系数考虑了后向散射系数与图像场景中心入射角和局部入射角的相关性。计算公式如下

$$\gamma_{ij}^0 = \sigma_{ij}^0 \times \left( \frac{\cos\theta_c}{\cos\theta_l} \right)^n \quad (2)$$

式中， $\gamma_{ij}^0$  为第  $i$  行，第  $j$  列像元的归一化后向散射系数； $\sigma_{ij}^0$  为第  $i$  行，第  $j$  列像元的后向散射系数； $\cos\theta_c$  为图像场景中心入射角的余弦值； $\cos\theta_l$  为各像元局部入射角的余弦值； $n$  为加权因子，通常取决于图像的采集模式，范围为 2—7，从近到远的入射角差越大，加权因子设置越高。

(5) 地形校正：在 SAR 系统中，后向散射被投影为斜距几何，因此需要通过地形校正来将斜距或地距投影转换为地理坐标投影，转化后的影像通过三次卷积法将空间分辨率重采样到 10 m，与光学影像数据空间分辨率保持一致。本文利用 SRTM3 Version4 的 90 m 分辨率 DEM 数据进行地形校正，该数据由 SAR scape 软件提供的 DEM 下载工具获取。

Sentinel-2B 影像预处理在 ENVI 5.5 软件中实

现，预处理过程包括辐射定标、FLAASH 大气校正和影像拼接裁剪。光学影像与 SAR 影像的辐射定标有所不同，光学影像的辐射定标是将图像的 DN 值转化为辐射亮度值，本研究采用 ENVI 软件中 Radiometric Calibration 工具对 Sentinel-2B 影像进行辐射定标。在光学影像的成像过程中，传感器不仅会接收物体表面的光谱信息，同时也包含了部分大气以及太阳光的信息，因此需要进行大气校正，本文采用 FLAASH Atmospheric Correction 工具对影像进行大气校正，最后，在 Seamless Mosaic 工具和 Subset Data from ROIs 工具中对影像进行镶嵌和裁剪。经处理后的雷达影像与光学影像数据空间分辨率均为 10 m。

### 2.3.2 种植区的提取与精度验证

东北地区玉米生长期可达 5—6 个月，9 月中旬玉米、大豆和水稻等农作物基本成熟，成熟的玉米与大豆、水稻有明显的光谱差异，同时玉米与其他地物在光学影像上也表现出明显的色差，因此可用遥感图像监督分类的方式提取玉米种植区。研究利用 2019-09-11 的 Sentinel-2B 影像，采用支持向量机（SVM）分类方法，提取玉米种植区。分类结果经过聚类处理（腐蚀—膨胀）去除零碎斑块，对照 Google Earth 随机选择感兴趣区对分类结果进行精度评价。

## 3 研究方法

### 3.1 土壤质地分区

研究区土壤类型丰富，且有较强空间异质性，土壤类型如图 2 所示。研究区中广泛分布的黑土和风沙土是主要的两个土壤类型，不同的土壤类型其理化性质有显著差异，黑土有机质含量较高，土壤粘湿；风沙土质地偏砂，保水能力差。土壤理化性质的显著差异会导致其在光谱反射率以及雷达回波上表现出明显差异，进而影响秸秆覆盖度的估算。

为实现更高的 CRC 估算精度，本文采用土壤质地分区的方法估算秸秆覆盖度，通过实地观察和参考土壤类型分布图设定阈值，将研究区土壤表层砂粒（0.05—2 mm）含量大于 39% 的区域划为砂质土壤区，低于 39% 的区域划为黏质土壤区（黄晋宇等，2020）（图 2），划分结果与实际土壤

类型空间分布情况基本一致。

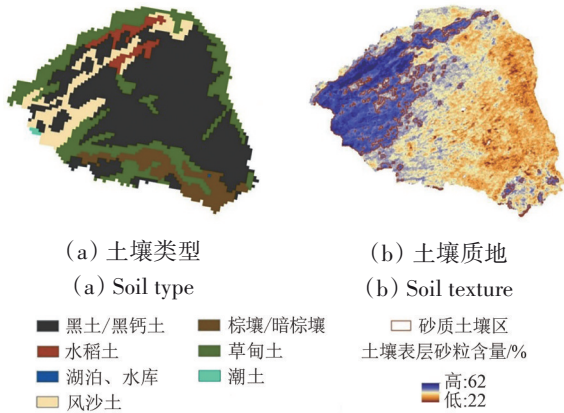


图2 土壤类型及土壤质地分区

Fig.2 Soil type and soil texture classification

### 3.2 雷达指数与光学遥感指数

雷达指数选用双极化 (VH 和 VV) 方式下的后向散射系数和基于余弦校正法修正的归一化后向散射系数, 为了更有效的利用两种极化方式, 引入极化组合的雷达指数:

$$M_{\sigma}^0 = \sigma_{VH}^0 \times \sigma_{VV}^0 \quad (3)$$

$$M_{\gamma}^0 = \gamma_{VH}^0 \times \gamma_{VV}^0 \quad (4)$$

式中,  $\sigma_{VH}^0$  和  $\sigma_{VV}^0$  分别为 VH 和 VV 极化方式下的后向散射系数;  $\gamma_{VH}^0$  和  $\gamma_{VV}^0$  分别为 VH 和 VV 极化方式下的归一化后向散射系数。最终, 研究选用 6 种雷达指数探究 SAR 影像与 CRC 的相关性。

已有研究表明, 在光学遥感指数方面, 归一化差值耕作指数 (NDTI)、简单耕作指数 (STI)、归一化差值秸秆指数 (NDRI) 和归一化差值指数 (NDI7) 在作物残茬覆盖估算上有良好的表现 (Jim 等, 2015; Cai 等, 2018; Daughtry 等, 2018)。Cai 等 (2019) 在 NDI7 的计算公式基础上, 将 Sentinel-2 的近红外波段 (B8) 替换为第 5 波段 (B5), 产生一个新的指数 NDI71, 并且与 CRC 具有较好的相关性。因此, 本文共选择了 5 种光学遥感指数参与秸秆覆盖度估算模型的建立 (表 1)。

### 3.3 基于线性回归的估算模型建立与验证

作物残茬覆盖度与遥感指数之间存在较好的线性关系, 线性回归模型多用于探究不同遥感指数与 CRC 的相关性, 其中, 一元线性回归模型应用最多 (张森 等, 2011)。本文将采用一元线性回归模型分别建立雷达指数和光学遥感指数与玉米秸秆覆盖度的关系。

为了更好地探究遥感指数与 CRC 之间的关系,

本文尝试结合雷达指数与光学遥感指数, 采用多元线性回归模型估算玉米秸秆覆盖度。最优子集回归法 (李明泽 等, 2018; Cai 等, 2019) 是多元线性回归中一种常用的方法, 它能求出自变量所有可能的组合来作为子集, 然后选择最优子集, 对于  $m$  个自变量, 它可以产生  $2^m - 1$  个子集。最优子集的选取可按照以下几个准则: (1) 调整后的决定系数  $R^2$  最大; (2) AIC (Akaike's Information Criterion) 最小; (3) BIC (Bayes Information Criterion) 最小; (4)  $C_p$  ( $p$  为变量个数) 接近  $p+1$ 。采用方差膨胀因子 (VIF) 来判断变量之间是否具有共线性问题, 当 VIF 大于 10 时, 认为自变量之间存在严重的共线性问题。

表 1 参与秸秆覆盖度估算的光学遥感指数

Table 1 Optical remote sensing indices participating in crop residue cover estimation

| 光学遥感指数         | 公式                    | 参考源                   |
|----------------|-----------------------|-----------------------|
| 归一化差值耕作指数 NDTI | $(B11-B12)/(B11+B12)$ | van Deventer 等, 1997  |
| 简单耕作指数 STI     | $B11/B12$             | van Deventer 等, 1997  |
| 归一化差值秸秆指数 NDRI | $(B4-B12)/(B4+B12)$   | Gelder 等, 2009        |
| 归一化差值指数 NDI7   | $(B8-B12)/(B8+B12)$   | McNairn 和 Protz, 1993 |
| 归一化差值指数 NDI71  | $(B5-B12)/(B5+B12)$   | Cai 等, 2019           |

注: B4、B5、B8、B11、B12 分别对应 Sentinel-2B 影像第 4、5、8、11、12 波段。

模型拟合的好坏由决定系数 ( $R^2$ ) 来评价; 留一法交叉验证 (LOOCV) 用于评价验证模型的预测能力, 该方法依次将每个样本作为测试集, 以均方根误差 (RMSE) 来评价其他样本建立的模型的准确性, 对于  $n$  个样本, 会产生  $n$  个模型的 RMSE, 最终取其平均值作为该组数据留一交叉验证的评价指标, 留一法交叉验证在 R 软件中实现。

## 4 结果与分析

### 4.1 种植区提取结果

采用支持向量机分类的结果如图 3 所示, 分类结果与地类实际空间分布基本一致, 总体分类精度达 88.4%, Kappa 系数为 0.86, 玉米种植区制图精度为 99.1%。由图 3 可知, 玉米为研究区的主要农作物, 且在主要分布在黏质土壤区, 而大豆、

水稻等作物主要分布在砂质土壤区,其中水稻集中连片分布于研究区北部,与水稻土分布一致,大豆分布较为零散,研究区西部较多。林地集中分布于研究区地势相对较高的东南部,在其他区域有零散分布。

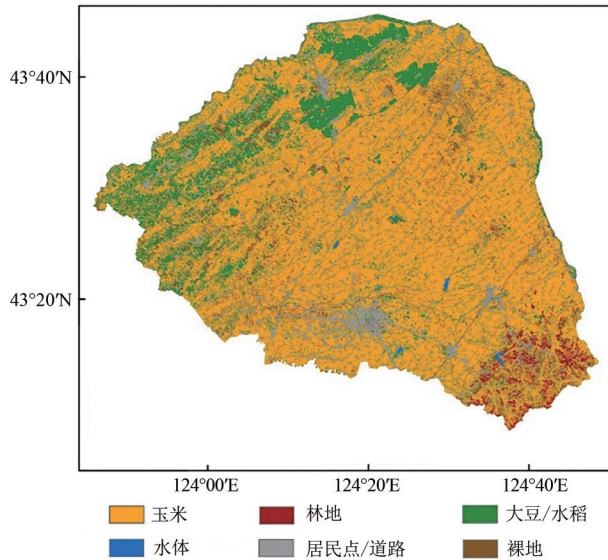


图3 研究区土地利用类型

Fig.3 Types of land use in study area

#### 4.2 雷达指数与实测CRC的相关性

6种雷达指数在2018年秋季和2019年春季与实测CRC的线性回归结果如表2所示。秋季样本中的 $R^2$ 值均大于0.387, RMSE均低于25.07%,其

中 $\gamma_{VH}^0$ 表现最好,  $R^2$ 达到0.455, RMSE为23.55%;春季样本的 $R^2$ 在0.243—0.328, RMSE在15.05%—16.04%,  $\gamma_{VH}^0$ 和 $M_\gamma^0$ 两个指数相对表现较好。

由表2可以看出,基于2018年秋季样本建立的一元线性回归模型整体表现优于2019年春季样本,究其原因,研究区玉米在秋季收获时,大部分会同时将玉米秸秆打碎进行还田处理,此时研究区的秸秆覆盖量达到最大值,秋季采样的55个样本平均CRC为60%;而在2019年春季采样中,由于自然因素与人为因素的共同影响,研究区玉米秸秆覆盖量骤减,70个样本的平均CRC仅为25%,在低覆盖的情况下,雷达指数所表征的秸秆信息被稀释,加之研究区存在明显土壤异质性,导致春季回归模型表现较差。

基于余弦校正法的归一化后向散射系数 $\gamma$ 在整体表现上优于 $\sigma$ ,在春季样本中的优势体现的更加明显,这可能是因为 $\gamma$ 考虑到了局部入射角的变化。无论是不同的采样时期还是不同类型的后向散射系数,VH极化方式的表现都优于VV极化方式,VV极化方式对于作物的行向以及秸秆中的水分非常敏感,当雷达扫描地面的方向垂直于作物行向以及秸秆中保留大量水分时,VV极化方式才会与CRC显著相关,而VH极化方式几乎不受行向效应的影响,这与Smith和Major(1996)和McNairn等(2002)的研究结果一致。

表2 雷达指数与实测CRC的线性回归

Table 2 Linear regression between radar indices and CRC

| 雷达指数            | 2018年秋季样本( $n = 55$ )   |         |        | 2019年春季样本( $n = 70$ )   |         |        |
|-----------------|-------------------------|---------|--------|-------------------------|---------|--------|
|                 | 回归方程                    | $R^2$   | RMSE/% | 回归方程                    | $R^2$   | RMSE/% |
| $\sigma_{VH}^0$ | $Y = 0.1189X + 3.3028$  | 0.449** | 23.66  | $Y = 0.0573X + 1.6525$  | 0.263** | 15.75  |
| $\sigma_{VV}^0$ | $Y = 0.1095X + 2.1472$  | 0.389** | 24.98  | $Y = 0.0429X + 0.9233$  | 0.243** | 16.04  |
| $\gamma_{VH}^0$ | $Y = 0.1262X + 3.4191$  | 0.455** | 23.55  | $Y = 0.0662X + 1.8404$  | 0.328** | 15.05  |
| $\gamma_{VV}^0$ | $Y = 0.1114X + 2.1348$  | 0.387** | 25.07  | $Y = 0.0467X + 0.9649$  | 0.269** | 15.77  |
| $M_\sigma^0$    | $Y = -0.0031X + 1.6049$ | 0.434** | 24.07  | $Y = -0.0014X + 0.7798$ | 0.281** | 15.61  |
| $M_\gamma^0$    | $Y = -0.0033X + 1.6307$ | 0.440** | 23.97  | $Y = -0.0016X + 0.8320$ | 0.328** | 15.10  |

注:\*\*表示模型在0.01概率水平上显著( $p < 0.01$ ); RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

采用土壤质地分区建模后,6种雷达指数的 $R^2$ 均有提升, RMSE均有减小,充分说明在土壤存在明显异质性的区域,分区建模较之整体建模会提升雷达指数反演CRC的能力(表3)。秋季样本中 $\sigma_{VH}^0$ 与 $\gamma_{VH}^0$ 的 $R^2$ 均达到0.5以上, RMSE均小于23%;而春季样本中 $\gamma_{VH}^0$ 的 $R^2$ 也达到0.4以上, RMSE达到14.19%。

研究还发现,黏质土壤区的模型表现要明显

优于砂质土壤区,这是因为黏质土壤区的黑土有机质含量较高,土壤保水能力强,秸秆覆盖地表之后在土壤表层和秸秆内部有较充足的水分,雷达波在秸秆内部产生了更多地散射和更大地衰减(Narayanan等,1992);而在砂质土壤区,风沙土的含水量较低,秸秆内部水分蒸发较快,雷达波对于秸秆信息不敏感。

表3 土壤质地分区后雷达指数与实测CRC的线性回归

Table 3 Linear regression between radar indices and CRC after soil texture partition

| 雷达指数            |    | 黏质土壤区                   |                | 砂质土壤区                   |                | 分区后            |        |
|-----------------|----|-------------------------|----------------|-------------------------|----------------|----------------|--------|
|                 |    | 回归方程                    | R <sup>2</sup> | 回归方程                    | R <sup>2</sup> | R <sup>2</sup> | RMSE/% |
| $\sigma_{VH}^0$ | 秋季 | $Y = 0.1888X + 4.8349$  | 0.410**        | $Y = 0.0746X + 2.2199$  | 0.219          | 0.505**        | 22.36  |
|                 | 春季 | $Y = 0.0798X + 2.1604$  | 0.338**        | $Y = 0.0765X + 2.2009$  | 0.284**        | 0.332**        | 15.00  |
| $\sigma_{VV}^0$ | 秋季 | $Y = 0.1092X + 2.1499$  | 0.260**        | $Y = 0.0694X + 1.4428$  | 0.236          | 0.399**        | 24.78  |
|                 | 春季 | $Y = 0.0583X + 1.1360$  | 0.342**        | $Y = 0.0254X + 0.6606$  | 0.073          | 0.288**        | 15.56  |
| $\gamma_{VH}^0$ | 秋季 | $Y = 0.1942X + 4.8896$  | 0.415**        | $Y = 0.0740X + 2.1611$  | 0.216          | 0.508**        | 22.28  |
|                 | 春季 | $Y = 0.0884X + 2.3308$  | 0.413**        | $Y = 0.0858X + 2.3930$  | 0.349**        | 0.404**        | 14.19  |
| $\gamma_{VV}^0$ | 秋季 | $Y = 0.1063X + 2.0789$  | 0.267**        | $Y = 0.0692X + 1.3979$  | 0.233          | 0.404**        | 24.70  |
|                 | 春季 | $Y = 0.0574X + 1.1040$  | 0.337**        | $Y = 0.0408X + 0.9032$  | 0.145          | 0.299**        | 15.47  |
| $M_{\sigma}^0$  | 秋季 | $Y = -0.0043X + 1.9694$ | 0.362**        | $Y = -0.0017X + 1.0183$ | 0.234          | 0.472**        | 23.20  |
|                 | 春季 | $Y = -0.0022X + 1.0508$ | 0.441**        | $Y = -0.0010X + 0.6591$ | 0.134          | 0.377**        | 14.53  |
| $M_{\gamma}^0$  | 秋季 | $Y = -0.0043X + 1.9094$ | 0.362**        | $Y = -0.0017X + 0.9923$ | 0.238          | 0.472**        | 23.22  |
|                 | 春季 | $Y = -0.0023X + 1.0514$ | 0.463**        | $Y = -0.0014X + 0.8093$ | 0.216*         | 0.412**        | 14.13  |

注：\*\*表示模型在0.01概率水平上显著( $p < 0.01$ )；\*表示模型在0.05概率水平上显著( $p < 0.05$ )；RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差；秋季黏质土壤区样本量 $n=47$ ，砂质土壤区样本量 $n=8$ ；春季黏质土壤区样本量 $n=47$ ，砂质土壤区样本量 $n=23$ 。

在黏质土壤区中，各指数均通过了 $P < 0.01$ 的显著性检验，但各指数的 $R^2$ 值在秋季和春季两个时期没有表现出预想的差异，反而在VV极化方式的雷达指数和雷达组合指数上表现出了春季大于秋季的现象，这可能是因为在春季采样过程中发生过一次降水；在砂质土壤区中，仅春季采样中的 $\sigma_{VH}^0$ 与 $\gamma_{VH}^0$ 通过了 $P < 0.01$ 显著性检验， $M_{\gamma}^0$ 通过了 $P < 0.05$ 的显著性检验，其余指数均表现为不显著，这说明以风沙土为土壤背景会严重影响雷达波束对于秸秆信息的获取，风沙土保水能力差，地表秸秆中的水分也不能得到及时地补充。已有研究表明，土壤表层含水量、秸秆含水量和土壤表面粗糙度是影响雷达指数反演CRC的关键因素(McNairn等, 2001)，而这种影响在春季低覆盖时

期的VV极化方式下更加显著。

#### 4.3 光学遥感指数与实测CRC的相关性

光学遥感指数与实测CRC表现出了更好的相关性，所有指数均通过了 $P < 0.01$ 显著性检验(表4)。在秋季样本中NDRI的 $R^2$ 值达到最高的0.770，RMSE为15.38%，而NDTI表现相对较差， $R^2$ 值为0.592，RMSE为20.39%，各指数按照相关性大小排序为NDRI、NDI7、NDI71、STI、NDTI；而在春季样本中，NDTI相较于其他指数表现最优， $R^2$ 达到0.557，RMSE达到12.25%，NDI71表现出最低的 $R^2$ (0.449)和最高的RMSE(13.67%)，各指数按照相关性大小排序为NDTI、STI、NDI7、NDRI、NDI71。

表4 光学遥感指数与实测CRC的线性回归

Table 4 Linear regression between optical remote sensing indices and CRC

| 光学遥感指数 | 2018年秋季样本( $n=55$ )    |                |        | 2019年春季样本( $n=70$ )    |                |        |
|--------|------------------------|----------------|--------|------------------------|----------------|--------|
|        | 回归方程                   | R <sup>2</sup> | RMSE/% | 回归方程                   | R <sup>2</sup> | RMSE/% |
| NDTI   | $Y = 6.2258X - 0.6260$ | 0.592**        | 20.39  | $Y = 5.5926X + 0.0838$ | 0.557**        | 12.25  |
| STI    | $Y = 2.1139X - 2.5621$ | 0.605**        | 20.03  | $Y = 2.5488X - 2.4582$ | 0.554**        | 12.31  |
| NDRI   | $Y = 2.2936X + 0.4650$ | 0.770**        | 15.38  | $Y = 2.2293X + 0.9156$ | 0.465**        | 13.47  |
| NDI7   | $Y = 2.4563X + 0.0487$ | 0.754**        | 15.94  | $Y = 2.2743X + 0.5933$ | 0.515**        | 12.84  |
| NDI71  | $Y = 2.3850X + 0.2962$ | 0.672**        | 18.18  | $Y = 2.1231X + 0.7806$ | 0.449**        | 13.67  |

注：\*\*表示模型在0.01概率水平上显著( $p < 0.01$ )；RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

与雷达指数相似的是，光学遥感指数在秋季样本中的表现均优于春季样本，但各个指数的差异不尽相同。其中差异最小的是NDTI( $R^2$ 差值为0.034)和STI( $R^2$ 差值为0.051)，差异最大的为

NDI7( $R^2$ 差值为0.304)，这说明基于B11、B12波段构建的NDTI和STI指数具有更强的适应性和稳定性。在春季低覆盖时期，土壤背景因素和研究区的土壤异质性同样会对光学遥感指数反演CRC

产生严重干扰,在同一像元中的土壤光谱信息会更多,秸秆光谱信息被稀释,最终导致光学遥感指数与CRC的相关性减弱。

土壤质地分区后的光学遥感指数与实测CRC的线性回归如表5所示,在不同的分区和采样时期中,所有指数均通过了 $P < 0.01$ 显著性检验。各指数在分区后的表现均有所提升,其中NDRI在秋季

高覆盖时期表现出较高的相关性 ( $R^2=0.804$ ,  $RMSE=14.26\%$ ),其余指数的 $R^2$ 值均高于0.629,  $RMSE$ 均低于19.46%;春季低覆盖时期,NDTI、STI、NDI7等3个指数的 $R^2$ 值达到0.5以上,  $RMSE$ 达到13%以下,NDI71 ( $R^2=0.455$ ,  $RMSE=13.59\%$ )表现最弱。

表5 土壤质地分区后光学遥感指数与实测CRC的线性回归

Table 5 Linear regression between optical remote sensing indices and CRC after soil texture partition

| 光学遥感指数 |    | 黏质土壤区                  |         | 砂质土壤区                  |         | 分区后     |        |
|--------|----|------------------------|---------|------------------------|---------|---------|--------|
|        |    | 回归方程                   | $R^2$   | 回归方程                   | $R^2$   | $R^2$   | RMSE/% |
| NDTI   | 秋季 | $Y = 8.0477X - 1.0250$ | 0.542** | $Y = 7.0599X - 0.6475$ | 0.530** | 0.629** | 19.46  |
|        | 春季 | $Y = 5.5419X + 0.0730$ | 0.597** | $Y = 8.0489X + 0.0576$ | 0.497** | 0.578** | 11.96  |
| STI    | 秋季 | $Y = 2.6400X - 3.3854$ | 0.552** | $Y = 2.5708X - 3.0733$ | 0.553** | 0.638** | 19.17  |
|        | 春季 | $Y = 2.5229X - 2.4431$ | 0.596** | $Y = 3.8164X - 3.7550$ | 0.493** | 0.576** | 11.99  |
| NDRI   | 秋季 | $Y = 2.7142X + 0.4068$ | 0.775** | $Y = 2.7248X + 0.6125$ | 0.630** | 0.804** | 14.26  |
|        | 春季 | $Y = 2.1699X + 0.8901$ | 0.471** | $Y = 3.0231X + 1.1839$ | 0.481** | 0.478** | 13.29  |
| NDI7   | 秋季 | $Y = 2.9953X - 0.1090$ | 0.775** | $Y = 2.5002X + 0.1450$ | 0.504** | 0.792** | 14.61  |
|        | 春季 | $Y = 2.1943X + 0.5742$ | 0.522** | $Y = 3.2039X + 0.7651$ | 0.535** | 0.529** | 12.63  |
| NDI71  | 秋季 | $Y = 3.0525X + 0.1670$ | 0.645** | $Y = 3.3593X + 0.4517$ | 0.769** | 0.725** | 16.61  |
|        | 春季 | $Y = 2.0799X + 0.7644$ | 0.461** | $Y = 2.6068X + 0.9211$ | 0.412** | 0.455** | 13.59  |

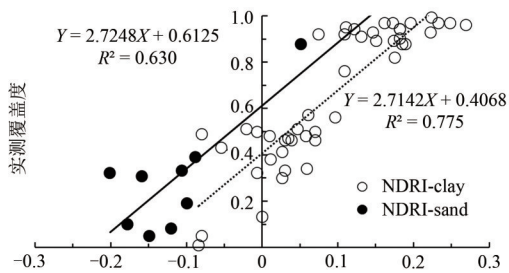
注:\*\*表示模型在0.01概率水平上显著( $p < 0.01$ ); RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

对比不同土壤质地区域的各模型表现发现,各光学遥感指数在不同质地区域的表现差异很小,且没有体现出如雷达指数般明显的规律性(黏质土壤区>砂质土壤区)。这表明在砂质土壤区光学遥感指数反演CRC较之雷达指数有很大的优势,因为雷达指数会受到土壤表层含水量、秸秆含水量等因素的影响,而这些因素对于光学遥感指数来说是相对微弱的。

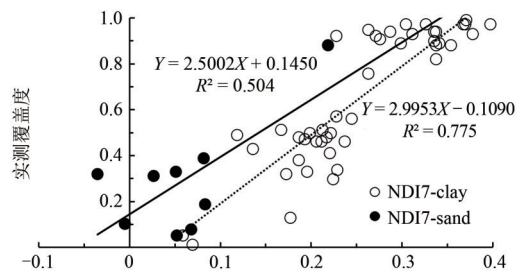
黄晋宇等(2020)研究指出,根据混合像元光谱原理分析,随着秸秆覆盖度增大,秸秆光谱占比增大,不同质地土壤—秸秆混合像元的光谱应逐渐趋同于秸秆端元光谱,光学遥感指数值应逐渐趋近,在光学遥感指数散点图中表现为不同质地

上的拟合直线呈现出逐渐趋近,开口向下的形态。图4为两个采样时期部分光学遥感指数的散点图。

由图4可以看出,在秋季高覆盖时期,NDRI的两条拟合直线呈现出微弱的分离趋势,NDI7表现出聚合趋势;而在春季低覆盖时期,NDTI和STI都呈现出开口向上的形态。实际上,由于春季整体覆盖度较低的原因,所有光学遥感指数均表现出这种开口向上的形式,而在秋季高覆盖的情况下,共有3种指数(NDI7、NDTI和STI)呈现出聚合趋势。这说明在整体覆盖度较低的情况下,显著的土壤异质性为光学遥感指数反演CRC带来更严重的影响,这也体现了土壤分区建模的重要性。



(a) NDRI-Fall



(b) NDI7-Fall



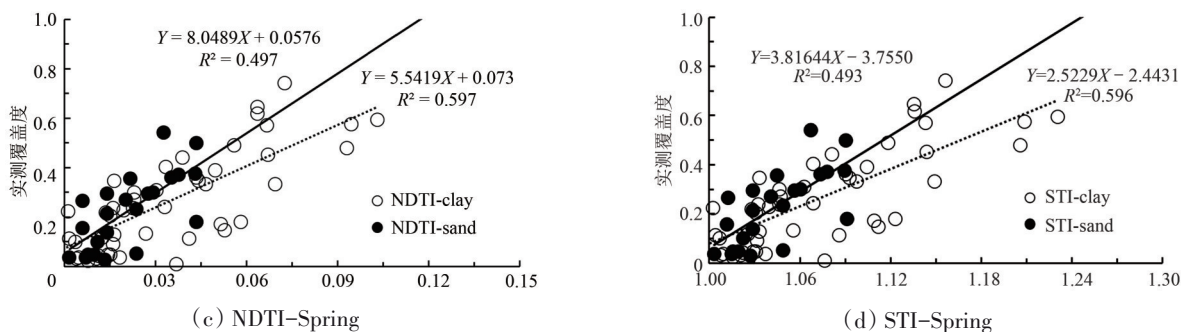


图4 春秋两季部分光学遥感指数与实测CRC的回归

Fig.4 The regression of partial optical remote sensing indices and CRC in spring and fall

#### 4.4 遥感结合指数与实测CRC的相关性

对于雷达指数，两个采样时期中表现最好的组合都是 $\gamma_{VH}^0$ 和 $\gamma_{VV}^0$ ；而在光学遥感指数中，不同时期的指数表现不同。因此，在不同的时期中，将表现最优的雷达指数组合与表现相对较好的前3个光学遥感指数归一化后相乘，分别得到6种雷达—光学遥感结合指数，不同时期的遥感结合指数与实测CRC的线性回归如表6和表7所示。

表6 秋季结合指数与实测CRC的线性回归

Table 6 Linear regression between combined indices and CRC in fall

| 结合指数                                | 回归方程                   | $R^2$   | RMSE/% |
|-------------------------------------|------------------------|---------|--------|
| $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDRI}$  | $Y = 1.1411X + 0.1267$ | 0.765** | 15.45  |
| $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDI7}$  | $Y = 1.1220X + 0.1044$ | 0.760** | 15.60  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDI71}$ | $Y = 1.0778X + 0.1163$ | 0.709** | 17.12  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDRI}$  | $Y = 1.5374X + 0.1267$ | 0.797** | 14.41  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDI7}$  | $Y = 1.4921X + 0.1100$ | 0.784** | 14.86  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDI71}$ | $Y = 1.4755X + 0.1087$ | 0.751** | 15.90  |

注：\*\*表示模型在0.01概率水平上显著( $p < 0.01$ )；RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

表7 春季结合指数与实测CRC的线性回归

Table 7 Linear regression between combined indices and CRC in spring

| 结合指数                               | 回归方程                   | $R^2$   | RMSE/% |
|------------------------------------|------------------------|---------|--------|
| $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDTI}$ | $Y = 0.7256X + 0.1247$ | 0.567** | 12.44  |
| $\gamma_{VH}^0 \times \text{STI}$  | $Y = 0.7344X + 0.1299$ | 0.559** | 12.62  |
| $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDI7}$ | $Y = 0.6625X + 0.1129$ | 0.526** | 12.69  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDTI}$ | $Y = 0.8520X + 0.1267$ | 0.525** | 12.68  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{STI}$  | $Y = 0.8719X + 0.1306$ | 0.523** | 12.72  |
| $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDI7}$ | $Y = 0.8761X + 0.1042$ | 0.553** | 12.28  |

注：\*\*表示模型在0.01概率水平上显著( $p < 0.01$ )；RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

由表6可知，在秋季高覆盖时期，结合指数与实测CRC表现出了更好的相关性，所有指数的拟合结果均优于单一雷达指数，其中 $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDRI}$  ( $R^2=0.797$ ,  $\text{RMSE}=14.41\%$ )和 $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDI7}$  ( $R^2=0.784$ ,  $\text{RMSE}=14.86\%$ )的表现优于单一光学遥感指数的拟合结果， $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDI71}$ 表现相对最弱， $R^2$ 值为0.709，RMSE为17.12%。

结合指数在春季低覆盖时期的表现同样均优于单一雷达指数，且较之单一光学遥感指数也有一定程度地提升(表7)，但由于雷达指数在春季时期的表现整体较差，导致结合指数的提升幅度较小。其中 $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDTI}$  ( $R^2=0.567$ ,  $\text{RMSE}=12.44\%$ )和 $\gamma_{VV}^0 \times \text{NDI7}$  ( $R^2=0.553$ ,  $\text{RMSE}=12.28\%$ )分别达到了最高的 $R^2$ 值和最低的RMSE，而 $\gamma_{VV}^0 \times \text{STI}$  ( $R^2=0.523$ ,  $\text{RMSE}=12.72\%$ )和 $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDI7}$  ( $R^2=0.526$ ,  $\text{RMSE}=12.69\%$ )分别达到了最低的 $R^2$ 值和最高的RMSE。

在土壤质地分区后，两时期的结合指数与实测CRC的线性回归分别如表8和表9所示。由表可知，分区后结合指数在两个时期的拟合结果较之分区前均有较大提升，在秋季高覆盖时期，除 $\gamma_{VH}^0 \times \text{NDI71}$  ( $R^2=0.780$ )外，所有指数的 $R^2$ 值均达到0.8以上，RMSE均小于14.89%；在春季低覆盖时期，结合指数的 $R^2$ 值在0.574—0.649，RMSE在11.21%—12.03%。

由此可以看出，雷达—光学遥感结合指数体现出了比单一雷达指数或光学遥感指数更好的拟合结果，特别是在土壤质地分区后能够使得指数与CRC的相关性得到较大地提升，这充分说明采用雷达影像与光学影像相结合的方式能够提高遥感指数反演CRC的精度。

表8 土壤质地分区后秋季结合指数与实测CRC的线性回归

Table 8 Linear regression between combined indices and CRC after soil texture partition in fall

| 结合指数                         | 黏质土壤区                  |                | 砂质土壤区                  |                | 分区后            |        |
|------------------------------|------------------------|----------------|------------------------|----------------|----------------|--------|
|                              | 回归方程                   | R <sup>2</sup> | 回归方程                   | R <sup>2</sup> | R <sup>2</sup> | RMSE/% |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDRI$  | $Y = 1.2991X + 0.0318$ | 0.766**        | $Y = 2.6064X + 0.1279$ | 0.709**        | 0.817**        | 13.68  |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDI7$  | $Y = 1.3203X - 0.0180$ | 0.772**        | $Y = 2.3911X + 0.1140$ | 0.781**        | 0.817**        | 13.66  |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDI71$ | $Y = 1.3024X - 0.0227$ | 0.701**        | $Y = 2.6314X + 0.1256$ | 0.921**        | 0.780**        | 14.89  |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDRI$  | $Y = 1.6814X + 0.0596$ | 0.787**        | $Y = 2.8346X + 0.1330$ | 0.818**        | 0.831**        | 13.19  |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDI7$  | $Y = 1.6587X + 0.0300$ | 0.774**        | $Y = 2.6299X + 0.1198$ | 0.780**        | 0.819**        | 13.67  |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDI71$ | $Y = 1.7097X - 0.0015$ | 0.734**        | $Y = 2.8611X + 0.1288$ | 0.901**        | 0.802**        | 14.20  |

注: \*\*表示模型在0.01 概率水平上显著( $p < 0.01$ ); RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

表9 土壤质地分区后春季结合指数与实测CRC的线性回归

Table 9 Linear regression between combined indices and CRC after soil texture partition in spring

| 结合指数                        | 黏质土壤区                  |                | 砂质土壤区                  |                | 分区后            |        |
|-----------------------------|------------------------|----------------|------------------------|----------------|----------------|--------|
|                             | 回归方程                   | R <sup>2</sup> | 回归方程                   | R <sup>2</sup> | R <sup>2</sup> | RMSE/% |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDTI$ | $Y = 0.7512X + 0.0962$ | 0.653**        | $Y = 1.7708X + 0.0900$ | 0.618**        | 0.649**        | 11.21  |
| $\gamma_{VH}^0 \times STI$  | $Y = 0.7570X + 0.1031$ | 0.645**        | $Y = 1.8913X + 0.0918$ | 0.618**        | 0.642**        | 11.36  |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDI7$ | $Y = 0.6888X + 0.0832$ | 0.594**        | $Y = 1.4481X + 0.0793$ | 0.607**        | 0.600**        | 11.65  |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDTI$ | $Y = 0.8922X + 0.0982$ | 0.613**        | $Y = 1.5896X + 0.1197$ | 0.427**        | 0.574**        | 12.00  |
| $\gamma_{VV}^0 \times STI$  | $Y = 0.9097X + 0.1033$ | 0.611**        | $Y = 1.7005X + 0.1209$ | 0.429**        | 0.574**        | 12.03  |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDI7$ | $Y = 0.9315X + 0.0696$ | 0.642**        | $Y = 1.3927X + 0.1064$ | 0.454**        | 0.607**        | 11.58  |

注: \*\*表示模型在0.01 概率水平上显著( $p < 0.01$ ); RMSE表示留一交叉验证中的均方根误差。

#### 4.5 基于最优子集回归的CRC估算

为进一步提高遥感指数反演CRC的精度, 研究采用多元线性回归中的最优子集回归法选择出最佳模型。同时, 为尝试筛选出稳定性更强的遥感指数, 尽可能使模型的精度更佳, 本研究将2018年秋季样本与2019年春季样本相结合, 共同构建模型。由于光学遥感影像各波段的反射率会受到传感器的位置、太阳高度等环境因素影响, 同一地物在不同时期的反射率差异较大, 导致由此构建的光学遥感指数在数值上也会出现差异, 因此, 本文将两个采样时期样本点所对应的光学遥感指数值分别归一化后进行组合, 以消除差异。两种遥感指数在春秋数据结合后均呈现出较高的一致性, 说明结合两时期数据具有可行性。样本组合后分别选择表现较好的雷达指数与光学遥感指数以及由它们所构成的遥感结合指数来探究其与实测CRC的相关性, 所选遥感指数与实测CRC拟合的R<sup>2</sup>值如表10所示。

最优子集回归法能在自变量的所有组合中选出最优子集, 将所选的11个遥感指数作为自变量, 最优子集回归法会产生2047个子集, 并通过

一定的规则给出1到11个子模型, 每一个子模型是分别由1到11个自变量组合所产生的所有子集中最优的子集, 最终再根据评价准则在给出的子模型中选择最优模型。部分子模型及其评价准则由表11所示。

表10 所选遥感指数与实测CRC拟合的R<sup>2</sup>值

Table 10 R<sup>2</sup> value of the selected remote sensing indices and CRC

| 指数                          | R <sup>2</sup> |         |         |         |
|-----------------------------|----------------|---------|---------|---------|
|                             | 分区前            | 黏质土壤区   | 砂质土壤区   | 分区后     |
| $\gamma_{VH}^0$             | 0.507**        | 0.545** | 0.276** | 0.564** |
| $\gamma_{VV}^0$             | 0.391**        | 0.357** | 0.192*  | 0.404** |
| STI                         | 0.691**        | 0.696** | 0.430** | 0.701** |
| NDTI                        | 0.686**        | 0.691** | 0.426** | 0.697** |
| NDI7                        | 0.657**        | 0.661** | 0.347** | 0.664** |
| $\gamma_{VH}^0 \times STI$  | 0.743**        | 0.767** | 0.609** | 0.775** |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDTI$ | 0.742**        | 0.768** | 0.607** | 0.775** |
| $\gamma_{VH}^0 \times NDI7$ | 0.726**        | 0.745** | 0.534** | 0.747** |
| $\gamma_{VV}^0 \times STI$  | 0.716**        | 0.729** | 0.539** | 0.737** |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDTI$ | 0.712**        | 0.724** | 0.536** | 0.733** |
| $\gamma_{VV}^0 \times NDI7$ | 0.726**        | 0.741** | 0.509** | 0.745** |

注: \*\*表示模型在0.01 概率水平上显著( $p < 0.01$ ); \*表示模型在0.05 概率水平上显著( $p < 0.05$ )。

表 11 部分子模型及其评价准则

Table 11 Partial sub models and evaluation criteria

| 子模型 | Adj R <sup>2</sup> | AIC      | BIC      | VIF                               | 变量   |
|-----|--------------------|----------|----------|-----------------------------------|--|
| 1   | 0.741              | -109.971 | -101.684 | 1                                 | $\gamma_{VH}^0 \times STI$   |
| 2   | 0.761              | -119.143 | -108.164 | 6.633;6.633                       | $\gamma_{VH}^0 \times STI; \gamma_{VV}^0 \times NDI7$  |
| 3   | 0.762              | -118.608 | -104.971 | 3.204;7.307;11.445                | $\gamma_{VV}^0; \gamma_{VH}^0 \times NDTI; \gamma_{VV}^0 \times NDI7$                                |
| 4   | 0.762              | -117.110 | -100.852 | 3.940;13.116;23.866;16.894        | $\gamma_{VH}^0; \gamma_{VH}^0 \times NDTI; \gamma_{VV}^0 \times STI; \gamma_{VV}^0 \times NDI7$      |
| 5   | 0.760              | -115.315 | -96.474  | 6.348;22.156;42.366;24.148;16.900 | $\gamma_{VH}^0; STI; \gamma_{VH}^0 \times NDTI; \gamma_{VV}^0 \times STI; \gamma_{VV}^0 \times NDI7$ |

注: Adj R<sup>2</sup>、AIC、BIC 和 VIF 分别表示调整后的 R<sup>2</sup>、Akaike 信息准则、Bayes 信息准则和方差膨胀因子。

由表可知, 通过  $\gamma_{VH}^0 \times STI$  和  $\gamma_{VV}^0 \times NDI7$  两个自变量构成的子模型表现最优, AIC 和 BIC 在所有子模型中最低, 且两个自变量的 VIF 均为 6.633 小于 10, 所以自变量之间不存在共线性问题。因此, 由最优子集回归法所得的最优模型为

$$CRC = 0.074 + 0.593(\gamma_{VH}^0 \times STI) + 0.625(\gamma_{VV}^0 \times NDI7) \quad (7)$$

最优模型通过了显著性检验, 说明模型具有统计意义, 最优模型的 R<sup>2</sup> 值为 0.765, RMSE 为 14.91%, 与表 10 中基于一元线性回归模型中的最佳结果 ( $\gamma_{VH}^0 \times STI$ , R<sup>2</sup>=0.743) 相比有一定地提升, 图 5 为最优模型预测 CRC 与实测 CRC 的散点图。

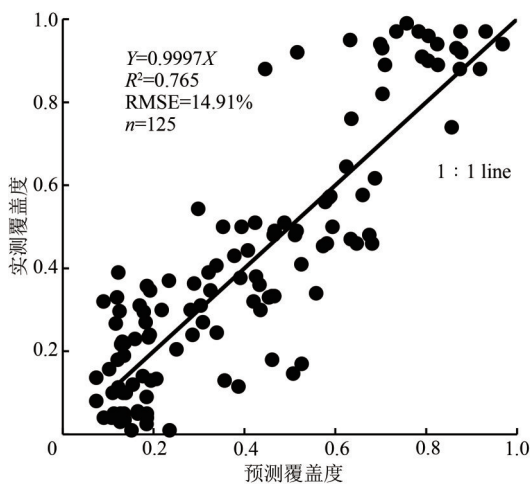


图 5 预测 CRC 与实测 CRC 散点图

Fig.5 Scatterplot between predicted CRC and measured CRC

上述结果表明, 基于最优子集回归法能够选择出最优模型, 因此, 本文将在黏质土壤区和砂质土壤区中分别建立模型来作为研究区玉米秸秆覆盖度估算的最终模型。黏质土壤区与砂质土壤区的最优模型如式 (8) 和式 (9) 所示。

$$CRC = 0.003 + 0.652(\gamma_{VH}^0 \times NDTI) + 0.671(\gamma_{VV}^0 \times NDI7) \quad (8)$$

$$CRC = 0.089 + 1.890(\gamma_{VH}^0 \times STI) \quad (9)$$

模型均通过了显著性检验, 具有统计意义。其中, 黏质土壤区模型两个自变量的 VIF 均为 5.082, 说明模型自变量之间不存在共线性问题, 模型 R<sup>2</sup> 值为 0.797, RMSE 为 14.58%, 与表 10 中黏质土壤区最优模型相比, R<sup>2</sup> 值提升了 0.029; 而在砂质土壤区中, 最优子集回归法显示基于  $\gamma_{VH}^0 \times STI$  一个自变量的回归模型最优, 其 R<sup>2</sup> 值为 0.609, RMSE 为 12.44%。采用土壤质地分区后的最优模型 R<sup>2</sup> 值为 0.799, RMSE 为 13.67%, 相比于分区前 R<sup>2</sup> 值提升了 0.034, RMSE 下降了 1.24%, 这说明在土壤存在明显异质性的区域, 通过土壤质地分区的方式, 结合雷达指数与光学遥感指数建立多元线性回归模型, 并且通过最优子集回归法选择出最佳模型能够有效的估算区域内的 CRC, 提升反演精度。土壤质地分区后的最优模型预测 CRC 与实测 CRC 的散点图如图 6 所示。

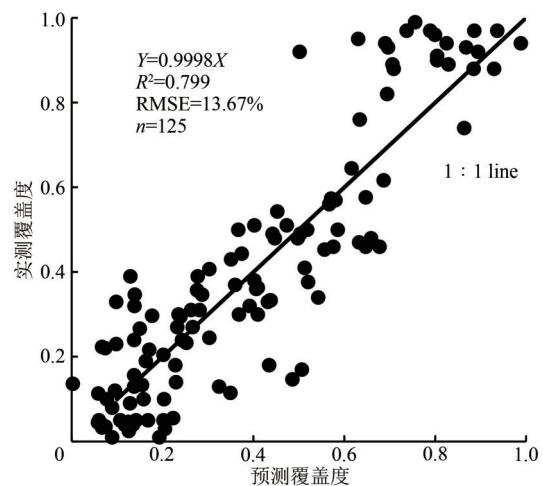


图 6 土壤质地分区后预测 CRC 与实测 CRC 散点图

Fig.6 Scatterplot between predicted CRC and measured CRC after soil texture partition

结合研究区在春秋两季实际秸秆覆盖情况, 将研究区的秸秆覆盖度分为4个等级: 0—0.15、0.15—0.3、0.3—0.6、0.6—1。由图7可以发现, 研究区春季秸秆覆盖度绝大部分集中在0—0.3的范围内, 仅有部分零散地块覆盖度达到0.6以上, 整体覆盖度呈现出一个较低水平; 而秋季覆盖度整体较高, 大部分地块覆盖度高于0.3, 且具有东部高、西部低的空间分布规律, 西部砂质土壤区土壤肥力较差, 玉米种植密度及产量均显著低于东部黏质土壤区, 加之农业机械化程度不高, 农户大多自行打包带走秸秆, 导致西部秸秆覆盖度偏低。

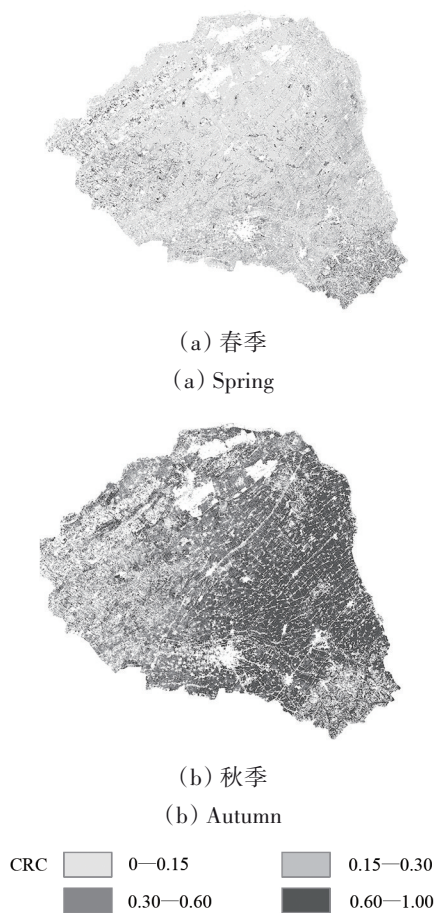


图7 春季与秋季秸秆覆盖度估算图

Fig.7 Predicted CRC map of spring and fall

## 5 讨论

### 5.1 遥感影像反演CRC的限制因素

遥感影像反演CRC受到多种因素的影响, 对于雷达影像而言, 雷达波的入射角、土壤表面粗

糙度、土壤表层含水量、秸秆类型、秸秆含水量、秸秆覆盖类型、种植行向等均会影响雷达指数与CRC的相关性 (Brisco 等, 1991; Smith 和 Major, 1996; McNairn 等, 1996, 1998, 2001, 2002; 王昌昆, 2013), 并且这些影响因素的限制效果十分显著。本研究中基于余弦校正法的VH和VV极化方式下的后向散射系数在土壤质地分区后与实测CRC的 $R^2$ 值分别为0.564和0.404, 说明雷达影像反演CRC具有一定的潜力, 但由于其限制因素较多, 因此单独使用雷达影像反演CRC的精度较低。本研究中Sentinel-1影像的入射角在 $38^\circ$ 左右, 但McNairn等(1996)发现在 $40^\circ$ — $50^\circ$ 的高入射角下, 后向散射系数与实测CRC的相关性最高, 因此高入射角下的后向散射系数具有更好的反演潜力。对于两种后向散射系数, 基于VH和VV极化组合所构成的 $M_\alpha^0$ 和 $M_\gamma^0$ 指数均呈现出了较好的表现, 仅次于表现最好的 $\gamma_{VH}^0$ 和 $\sigma_{VH}^0$ , 但Sentinel-1影像仅提供了VH和VV两种极化方式, 限制了对其他两种极化方式(HV和HH)和更多的极化组合的探究, McNairn等(2001)研究表明在入射角为 $51^\circ$ 时, C波段下的HV和HH极化方式后向散射系数与实测CRC的 $R^2$ 值分别为0.438和0.295, 这与本研究中VH和VV极化方式下的结果相似, 但全极化方式下的极化组合能否达到更好的相关性, 需要进一步探究。

对于光学影像而言, 其反演CRC的影响因素相对较少, 主要受到秸秆类型、秸秆腐解程度、土壤有机质、土壤水分和土壤质地等地表背景因素的限制 (Daughtry 等, 2010; 李志婷 等, 2016), 且影响程度较之于雷达影像也相对较弱, 但这些影响因素在整体覆盖度较低时变得非常显著。地表背景因素通过影响土壤光谱反射率, 进而影响秸秆覆盖度的估算精度。由于遥感影像各波段对于土壤背景的光谱信息和秸秆光谱信息的敏感性不同, 导致不同的光学遥感指数在不同的覆盖水平上表现出一定的差异, 如NDRI指数在高覆盖时期表现最佳, 但在低覆盖时期表现较差, 且差异最大; NDTI指数在高覆盖时期表现较差, 但在低覆盖时期表现最好, 且差异最小, 这为在不同覆盖水平时选择光学遥感指数提供了参考, 但还需要大量的实验来进一步的验证。差异的大小同时也说明了各指数的稳定性, 在合并高低覆盖时期

样本时, 稳定性最好的 STI ( $R^2=0.701$ ) 和 NDTI ( $R^2=0.697$ ) 指数在光学遥感指数中达到了最高的  $R^2$  值。尽管利用光学影像反演 CRC 也会受到各种因素限制, 但本研究中基于 Sentinel-2B 影像中 B11、B12 波段所构建的 STI 和 NDTI 指数在单指数反演中也取得了最好的结果, 这说明与雷达影像反演 CRC 相比, 光学影像在反演精度和限制因素上具有一定的优势。

## 5.2 土壤空间异质性的影响

本研究证明了明显的土壤空间异质性会较大地影响遥感影像反演 CRC, 研究区内土壤类型交错复杂, 以风沙土为主的砂质土壤与以黑土为主的黏质土壤存在明显的土壤理化性质差异, 导致在不同土壤质地上相同覆盖度的遥感指数出现差异, 进而影响了在整个研究区的建模精度, 而这样的土壤空间异质性在东北平原和其他区域广泛存在, 本研究的结果说明土壤质地分区建模可成为解决这一问题的有效手段。研究还发现土壤空间异质性对于雷达影像和光学影像反演 CRC 的影响在方式和结果上不尽相同, 在雷达影像中, 黏质土壤区的土壤有机质含量、土壤水分和秸秆水分等条件都显著优于砂质土壤区, 因此黏质土壤区的回归结果明显优于砂质土壤区; 而在光学影像中, 黏质土壤与砂质土壤导致了不同的土壤光谱反射率, 其对影像中秸秆光谱信息的表达产生了不同的影响, 但各光学遥感指数在不同土壤质地中的回归结果差异较小, 这说明了土壤空间异质性对于雷达影像反演 CRC 的影响更为显著。

## 5.3 春秋两季回归模型的差异性

在本研究中无论是何种回归方式均存在春秋两季回归结果差异显著的现象, 这是因为在秋季玉米收获后农户不会立即处理田间秸秆, 此时研究区的秸秆覆盖度较大; 到第二年春季播种期间, 由于研究区农业机械化水平较低, 农业机械价格昂贵, 播种前的秸秆归行处理需要一定成本, 部分农户难以在短时间内接受保护性耕作措施, 且缺乏相应理论知识, 因此他们会将秸秆打包带走或原地焚烧, 秸秆覆盖量会随之减少。同时, 研究区地属北温带半湿润大陆性季风气候, 地处松辽平原腹地, 地势东南高, 西北低, 春季干燥多风, 在没有地势阻挡的情况下, 春季持续的大风

会使覆盖在田间的秸秆被大面积的吹走, 导致农田内的秸秆大量流失。因此, 研究区春季的秸秆覆盖度会显著降低, 在此情况下, 遥感指数所表征的秸秆信息被稀释, 导致春季模型精度降低。但两种遥感指数在春秋两季产生差异的原因又不尽相同, 秋季玉米收获时间不长, 秸秆内部含水量高于春季, 而雷达指数对秸秆含水量十分敏感, 因此秋季模型优于春季模型; 对光学遥感指数而言, 低覆盖度下的土壤裸露面积较大, 土壤背景因素对其反演 CRC 产生了较大地干扰, 加之研究区存在明显的土壤异质性, 在双重限制因素下, 导致春季模型与秋季模型相比表现较差, 呈现出显著差异。这也说明在低覆盖水平下反演 CRC 会放大地表背景因素的影响, 导致模型精度降低, 而这种影响对光学遥感指数更加显著。上述现象说明不同覆盖水平也会较大地影响秸秆覆盖度的估算精度, 因此在秸秆覆盖水平相差较大的情况下仍需针对不同覆盖水平分别建立模型, 本研究将春秋两季数据结合共同构建模型, 以期提升模型的精度, 发掘数据的更多信息, 但模型的适应性和拓展性需要更多实验来检验。

## 5.4 雷达影像与光学影像的互补性

雷达指数与光学遥感指数反演秸秆覆盖度的机制不同, 雷达指数主要通过微波在秸秆表面以及内部的反射和散射来获取秸秆信息, 它对秸秆的大小、形状和方向做出反应。由于雷达的自身特性, 它对地表起伏变化的敏感性较强, 比如在垄作的秸秆覆盖区域, 雷达波具有较强的识别能力, 与此同时, 雷达波对于留茬覆盖等类似形式的覆盖类型也有较好地识别。而光学遥感指数更多的是获取地表秸秆的光谱信息, 其主要取决于秸秆的光谱响应与内部结构, 两者各有优势, 信息互补, 但两者所表征的秸秆信息又具有一定的关联性, 并非独立影响秸秆覆盖度反演, 因此, 将雷达与光学数据结合反演 CRC 更具有实际意义。光学遥感指数反演精度要高于雷达指数, 尤其是在高覆盖条件下; 但雷达指数在低覆盖水平下对土壤背景因素的敏感性更弱, 本研究将春秋两期数据结合建模, 也是为了体现结合两种遥感数据的优势, 使其取长补短, 优势互补。本研究有效地提高了遥感影像反演 CRC 的精度, 这为采用遥感手段估算 CRC 提供了一种新的思路。同时, 本

研究未将土壤水分与秸秆水分等因素考虑到模型中且未对模型的拓展性作进一步验证,若在模型的构建中加入水分、温度等更多影响因素作为自变量,并且通过多源遥感数据融合、土壤质地分区建模等方法尽可能降低地表背景因素对遥感指数反演CRC的影响,模型的精度和拓展性可能会更佳。

本研究结果证明,将微波遥感与光学遥感相结合是一种较好地估算玉米秸秆覆盖度的方法,最终模型具有较高的精度,但由于利用遥感手段估算CRC的影响因素较多,各个区域的土壤背景因素差异较大,因此需要更多的实验来验证此方法。同时,这也为保护性耕作的识别与推广提供了帮助。

## 6 结 论

本研究基于 Sentinel-1 雷达影像与 Sentinel-2B 光学影像,同时结合春秋两时期的实地采样数据,在研究区内分别建立了雷达指数和光学遥感指数与实测CRC的回归模型,为了更好地探究遥感指数与实测CRC的相关性,本研究对比了各种遥感指数在不同覆盖水平下的表现及其影响因素,并且采用了土壤质地分区建模的方法降低土壤背景因素的干扰,在此基础上,研究将雷达指数与光学遥感指数相结合,采用最优子集回归的方法建立了研究区玉米秸秆覆盖度的最优估算模型,并通过该模型完成了梨树县2018年秋季与2019年春季玉米秸秆覆盖度估算制图。结果表明:(1)在研究区土壤存在明显异质性的情况下,采用土壤质地分区建模的方法可以有效提升反演精度;(2)各遥感指数在秋季高覆盖时期的表现均优于春季低覆盖时期;(3)STI ( $R^2=0.701$ )、NDTI ( $R^2=0.697$ ) 指数在光学遥感指数中表现最好,而在雷达指数中,基于余弦校正法的  $\gamma_{\text{VH}}^0$  ( $R^2=0.564$ ) 指数与实测CRC的相关性最高;(4)结合雷达指数与光学遥感指数能够有效地提高秸秆覆盖度估算精度,在一元回归模型中结合指数较之单一指数均较大地提升了与实测CRC的相关性,在多元线性回归中利用最优子集回归法构建的模型与实测CRC的相关性达到了最高 ( $R^2=0.799$ , RMSE=13.67%)。

## 参考文献(References)

Aase J K and Tanaka D L. 1991. Reflectances from four wheat residue

cover densities as influenced by three soil backgrounds. *Agronomy Journal*, 83(4): 753-757 [DOI: 10.2134/agronj1991.00021962008300040020x]

Biard F, Bannari A and Bonn F. 1995. SACRI (Soil Adjusted Corn Residue Index): un indice utilisant le proche et le moyen infrarouge pour la détection de résidus de culture de maïs//Proceedings of the 17ème Symposium Canadien Sur La Télédétection. Saskatoon: 413-419

Blanco-Canqui H and Lal R. 2007. Soil structure and organic carbon relationships following 10 years of wheat straw management in no-till. *Soil and Tillage Research*, 95(1/2): 240-254 [DOI: 10.1016/j.still.2007.01.004]

Brisco B, Brown R J, Snider B, Sofko G J, Koehler J A and Wacker A G. 1991. Tillage effects on the radar backscattering coefficient of grain stubble fields. *International Journal of Remote Sensing*, 12(11): 2283-2298 [DOI: 10.1080/01431169108955258]

Cai W T, Zhao S H, Wang Y M, Peng F C, Heo J and Duan Z. 2019. Estimation of winter wheat residue coverage using optical and SAR remote sensing images. *Remote Sensing*, 11(10): 1163 [DOI: 10.3390/rs11101163]

Cai W T, Zhao S H, Zhang Z H, Peng F C and Xu J J. 2018. Comparison of different crop residue indices for estimating crop residue cover using field observation data//Proceedings of the 7th International Conference on Agro-Geoinformatics. Hangzhou: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/Agro-Geoinformatics.2018.8476112]

Causarano H J, Doraiswamy P C, McCarty G W, Hatfield J L, Milak S and Stern A J. 2008. EPIC modeling of soil organic carbon sequestration in croplands of Iowa. *Journal of Environmental Quality*, 37(4): 1345-1353 [DOI: 10.2134/jeq2007.0277]

CTIC. 2016. Tillage Type Definitions. West Lafayette: Conservation Technology Information Center

Daughtry C S T. 2001. Discriminating crop residues from soil by short-wave infrared reflectance. *Agronomy Journal*, 93(1): 125-131 [DOI: 10.2134/agronj2001.931125x]

Daughtry C S T, Graham M W, Stern A J, Quemada M, Hively W D and Russ A L. 2018. Landsat-8 and worldview-3 data for assessing crop residue cover//Proceedings of the IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia: IEEE [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8519473]

Daughtry C S T, Hunt E R, Doraiswamy III P C and McMurtrey J E. 2005. Remote sensing the spatial distribution of crop residues. *Agronomy Journal*, 97(3): 864-871 [DOI: 10.2134/agronj2003.0291]

Daughtry C S T, Hunt E R and McMurtrey III J E. 2004. Assessing crop residue cover using shortwave infrared reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 90(1): 126-134 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.10.023]

Daughtry C S T, Serbin G, Reeves III J B, Doraiswamy P C and Hunt E R. 2010. Spectral reflectance of wheat residue during decomposition and remotely sensed estimates of residue cover. *Remote Sensing*, 2(2): 416-431 [DOI: 10.3390/rs2020416]

Gelder B K, Kaleita A L and Cruse R M. 2009. Estimating mean field residue cover on Midwestern soils using satellite imagery. *Agronomy Journal*, 101(3): 635-643 [DOI: 10.2134/agronj2007.0249]

- He M M, Guo Q, Li A, Chen J, Chen B and Feng X X. 2018. Automatic fast feature-level image registration for high-resolution remote sensing images. *Journal of Remote Sensing*, 22(2): 277-292 (何梦梦, 郭擎, 李安, 陈俊, 陈勃, 冯旭祥. 2018. 特征级高分辨率遥感图像快速自动配准. *遥感学报*, 22(2): 277-292) [DOI: 10.11834/jrs.20186420]
- Huang J Y, Liu Z, Wan W, Liu Z Y, Wang J Y and Wang S. 2020. Remote sensing retrieval of maize residue cover on soil heterogeneous background. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 31(2): 474-482 (黄晋宇, 刘忠, 万炜, 刘之榆, 王佳莹, 王思. 2020. 基于土壤异质背景的玉米秸秆覆盖度遥感反演. *应用生态学报*, 31(2): 474-482) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.202002.012]
- Jacinthe P A and Lal R. 2009. Tillage effects on carbon sequestration and microbial biomass in reclaimed farmland soils of southwestern Indiana. *Soil Science Society of America Journal*, 73(2): 605-613 [DOI: 10.2136/sssaj2008.0156]
- Jin X L, Ma J H, Wen Z D and Song K S. 2015. Estimation of maize residue cover using Landsat-8 OLI image spectral information and textural features. *Remote Sensing*, 7(11): 14559-14575 [DOI: 10.3390/rs71114559]
- Kong Q L, Li L, Xu K H and Zhu D H. 2017. Monitoring crop residue area in northeast of China based on Sentinel-1A data. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 48(S1): 284-289 (孔庆玲, 李俐, 徐凯华, 朱德海. 2017. 基于 Sentinel-1A 的东北地区作物留茬区监测研究. *农业机械学报*, 48(S1): 284-289)
- Lal R, Kimble J M, Follett R F and Cole C V. 1999. *The Potential of U. S. Cropland to Sequester Carbon and Mitigate the Greenhouse Effect*. Boca Raton: Lewis Publishers: 128
- Lei B Y. 2015. *Estimation of Winter Wheat Residue Biomass Based on Full Polarimetric Radar Data*. Nanjing: Nanjing University (雷步云. 2015. 基于全极化雷达数据的冬小麦作物残茬生物量估算研究. 南京: 南京大学)
- Li M Z, Yu X T, Gao Y K and Fan W Y. 2018. Remote sensing quantification on forest biomass based on SAR polarization decomposition and Landsat data. *Journal of Beijing Forestry University*, 40(2): 1-10 (李明泽, 于欣彤, 高元科, 范文义. 2018. 基于 SAR 极化分解与 Landsat 数据的森林生物量遥感估测. *北京林业大学学报*, 40(2): 1-10) [DOI: 10.13332/j.1000-1522.20170284]
- Li Z T. 2016. *Elimination of the Impact of Soil on the Estimation of Residue Cover by Remote Sensing Based on External Parameter Orthogonalization*. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (李志婷. 2016. 基于外部参数正交化法的秸秆覆盖度遥感估算中土壤影响校正研究. 北京: 中国科学院大学)
- Li Z T, Wang C K, Pan X Z, Liu Y, Li Y L and Shi R J. 2016. Estimation of wheat residue cover using simulated Landsat-8 OLI datas. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 32(S1): 145-152 (李志婷, 王昌昆, 潘贤章, 刘娅, 李燕丽, 石荣杰. 2016. 基于模拟 Landsat-8 OLI 数据的小麦秸秆覆盖度估算. *农业工程学报*, 32(S1): 145-152) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.z1.021]
- McNairn H, Boisvert J B, Major D J, Gwyn Q H J, Brown R J and Smith A M. 1996. Identification of agricultural tillage practices from C-band radar backscatter. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22(2): 154-162 [DOI: 10.1080/07038992.1996.10874649]
- McNairn H, Duguay C, Boisvert J, Huffman E and Brisco B. 2001. Defining the sensitivity of multi-frequency and multi-polarized radar backscatter to post-harvest crop residue. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27(3): 247-263 [DOI: 10.1080/07038992.2001.10854941]
- McNairn H, Duguay C, Brisco B and Pultz T J. 2002. The effect of soil and crop residue characteristics on polarimetric radar response. *Remote Sensing of Environment*, 80(2): 308-320 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00312-1]
- McNairn H and Protz R. 1993. Mapping corn residue cover on agricultural fields in Oxford County, Ontario, using thematic mapper. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 19(2): 152-159 [DOI: 10.1080/07038992.1993.10874543]
- McNairn H, Wood D, Gwyn Q H J, Brown R J and Charbonneau F. 1998. Mapping tillage and crop residue management practices with RADARSAT. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 24(1): 28-35 [DOI: 10.1080/07038992.1998.10874688]
- Nagler P L, Daughtry C S T and Goward S N. 2000. Plant litter and soil reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 71(2): 207-215 [DOI: 10.1016/s0034-4257(99)00082-6]
- Nagler P L, Inoue Y, Glenn E P, Russ A L and Daughtry C S T. 2003. Cellulose absorption index (CAI) to quantify mixed soil-plant litter scenes. *Remote Sensing of Environment*, 87(2/3): 310-325 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.06.001]
- Narayanan R M, Mielke L N and Dalton J P. 1992. Crop residue cover estimation using radar techniques. *Applied Engineering in Agriculture*, 8(6): 863-869 [DOI: 10.13031/2013.26125]
- Qi J G, Marsett R, Heilman P, Bieden-Bender S, Moran S, Goodrich D and Weltz M. 2002. RANGES improves satellite-based information and land cover assessments in southwest United States. *EOS, Transactions American Geophysical Union*, 83(51): 601-606 [DOI: 10.1029/2002EO000411]
- Rundquist D and Streck N A. 2002. Estimating residual wheat dry matter from remote sensing measurements. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(11): 1193-1202
- Serbin G, Hunt E R, Daughtry C S T, McCarty G W and Doraiswamy P C. 2009. An improved ASTER index for remote sensing of crop residue. *Remote Sensing*, 1(4): 971-991 [DOI: 10.3390/rs1040971]
- Sharma A R, Kharol S K, Badarinath K V S and Singh D. 2010. Impact of agriculture crop residue burning on atmospheric aerosol loading-a study over Punjab State, India. *Annales Geophysicae*, 28(2): 367-379 [DOI: 10.5194/angeo-28-367-2010]
- Smith A M and Major D J. 1996. Radar backscatter and crop residues. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22(3): 243-247 [DOI: 10.1080/07038992.1996.10855179]
- Ulaby F T and Dobson M C. 1989. *Handbook of Radar Scattering Statistics for Terrain*. Norwood: Artech House
- van Deventer A P, Ward A D, Gowda P H and Lyon J G. 1997. Using thematic mapper data to identify contrasting soil plains and tillage practices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(1): 87-93

- Verhulst N, Nelissen V, Jespers N, Haven H, Sayre K D, Raes D, Deckers J and Govaerts B. 2011. Soil water content, maize yield and its stability as affected by tillage and crop residue management in rainfed semi-arid highlands. *Plant and Soil*, 344(1/2): 73-85 [DOI: 10.1007/s11104-011-0728-8]
- Wang C K. 2013. Estimation Crop Residue Cover by Remote Sensing and Correction of Moisture Effects on Estimates. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (王昌昆. 2013. 秸秆覆盖度遥感估算及其水分影响校正研究. 北京: 中国科学院大学)
- Wilhelm W W, Johnson J M F, Hatfield J L, Voorhees W B and Linden D R. 2004. Crop and soil productivity response to corn residue removal: a literature review. *Agronomy Journal*, 96(1): 1-17 [DOI: 10.2134/agronj2004.1000a]
- Wollenhaupt N C and Pingry J. 1991. Estimating Residue using the Line-Transect Method. Madison: University of Wisconsin
- Yuan C Z, Zhou C T and Wang D T. 2018. Application of SENTINEL-1 TOOLBOX software in InSAR data processing. *Journal of Geomatics*, 43(3): 108-111 (袁长征, 周成涛, 王大涛. 2018. SENTINEL-1 TOOLBOX 软件在 InSAR 数据处理中的应用. 测绘地理信息, 43(3): 108-111) [DOI: 10.14188/j.2095-6045.2016297]
- Zhang M, Li Q Z, Meng J H and Wu B F. 2011. Review of crop residue fractional cover monitoring with remote sensing. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 31(12): 3200-3205 (张森, 李强子, 蒙继华, 吴炳方. 2011. 作物残茬覆盖度遥感监测研究进展. 光谱学与光谱分析, 31(12): 3200-3205) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2011)12-3200-0]
- Zhang M, Meng J H, Dong T F, Wu B F and Sun H J. 2012. Spectral responses analysis of soybean residues. *Journal of Remote Sensing*, 16(6): 1115-1129 (张森, 蒙继华, 董泰锋, 吴炳方, 孙洪江. 2012. 大豆残茬光谱响应特征研究. 遥感学报, 16(6): 1115-1129) [DOI: 10.11834/jrs.20121305]
- Zhang Y F, Li H W, He J, Wang Q J, Li W Y, Cheng W Z and Zhang X Y. 2015. Effects of maize straw mulching on runoff and sediment process of slope. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 31(7): 118-124 (张翼夫, 李洪文, 何进, 王庆杰, 李问盈, 陈婉芝, 张欣悦. 2015. 玉米秸秆覆盖对坡面产流产沙过程的影响. 农业工程学报, 31(7): 118-124) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2015.07.017]
- Zheng B J, Campbell J B and de Beurs K M. 2012. Remote sensing of crop residue cover using multi-temporal Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 117: 177-183 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.09.016]

## Estimation of maize residue cover on the basis of SAR and optical remote sensing image

LIU Zhiyu, LIU Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, WANG Jiaying, ZHENG Mandi

*Key Laboratory of Arable Land Conservation in North China, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China*

**Abstract:** Crop residue is the remaining stems, leaves, and fruit pods in the field after crop harvest. Crop residue plays an important role in the farmland ecosystem. Remote sensing technology has advantages in time and space, and it has become the main method to estimate Crop Residue Cover (CRC). Using remote sensing technology to estimate CRC can obtain information about ground CRC quickly in a large scale, which is of great significance to the promotion of conservation tillage. On the basis of a Sentinel-1 SAR image and a Sentinel-2 optical image, radar index and optical remote sensing index were constructed, respectively. The autumn and spring field sample data in 2018 and 2019 in Lishu County, Jilin Province were combined. The correlation of the remote sensing index and the maize residue cover was explored, and the method of soil texture zoning modeling was adopted to reduce the influence of surface background factors on the estimation of CRC. To further improve the estimation accuracy of maize residue cover, the radar index and optical remote sensing index were combined. Moreover, the optimal subset regression and soil texture zoning were used to establish the maize residue cover estimation model, and the estimation mapping of maize residue cover in the study area was then completed. Results show that: soil texture zoning modeling can effectively solve the problem of soil heterogeneity, thus improving the accuracy of inversion. The performance of each remote sensing index in autumn high coverage period in 2018 is better than that in spring low coverage period in 2019. The STI and NDTI index have strong stability and the best performance in optical remote sensing index.  $R^2$  is 0.701 and 0.697, respectively; whereas in the radar index, the correlation between  $\gamma_{VH}^0$  based on cosine correction method and CRC measured is the highest, and  $R^2$  is 0.564. The combination of radar index and optical remote sensing index can effectively improve the accuracy of CRC estimation. The regression model based on the combined index has the best performance with the method of optimal subset regression and soil texture zoning. The  $R^2$  of the model is 0.799, and the  $RMSE$  is 13.67%, which show high accuracy. Therefore, the proposed method improves the accuracy of CRC estimation.

**Key words:** microwave remote sensing, straw, coverage, maize, SAR, optimal subset regression

**Supported by** National Key Research and Development Project (No.2016YFD0300801)