

去除土壤后向散射影响的SAR数据玉米留茬方式识别

李俐^{1,2}, 谢小曼^{1,2}, 朱德海^{1,2}, 蒋朝为¹, 许佳薇^{1,2}

1. 中国农业大学 土地科学与技术学院, 北京 100083;

2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083

摘要: 作物留茬覆盖作为保护性耕作的重要方式之一, 快速、准确地获取其不同方式的分布情况对保护性耕作的实施现状监测及效果评估具有重要意义。现有的留茬监测方法主要集中于留茬覆盖度估算, 而对不同留茬方式识别的研究较少。本文以Sentinel-1 SAR数据为主数据源, 尝试探究其对玉米留茬方式的识别能力。利用留茬后向散射模型分离土壤散射贡献和留茬散射贡献, 以消除土壤散射贡献干扰。提出融合留茬指数FRI (Fusion Residue Index), 结合雷达指数与SAR纹理, 分析不同特征组合对留茬方式的识别能力。采用最优特征集进行玉米留茬方式的识别, 完成实验区的不同玉米留茬方式制图。结果表明: 采用消除土壤影响后的VH极化后向散射系数、FRI和SAR纹理等8个特征的识别表现最好, OA和Kappa系数分别为89.28%、0.84。相比采用消除土壤散射影响前, 识别精度和Kappa系数提高了5.44%和0.09。研究结果为Sentinel-1 SAR影像在留茬研究的广泛应用提供一种新的思路。

关键词: 遥感, Sentinel-1 SAR数据, 玉米留茬, 留茬方式识别, 后向散射模型, 最优特征集

中图分类号: S127/P2

引用格式: 李俐, 谢小曼, 朱德海, 蒋朝为, 许佳薇. 2023. 去除土壤后向散射影响的SAR数据玉米留茬方式识别. 遥感学报, 27(11): 2628-2639

Li L, Xie X M, Zhu D H, Jiang C W and Xu J W. 2023. Recognition of corn stubble modes from SAR data without the influence of soil backscatter. National Remote Sensing Bulletin, 27(11): 2628-2639 [DOI: 10.11834/jrs.20211034]

1 引言

作物留茬覆盖作为保护性耕作措施, 能够减少水分蒸发和风蚀影响, 有效增加土壤有机质含量, 对实现农业可持续发展起到重要作用 (Daughtry 等, 2004)。作为中国粮食的“蓄水池”和“稳压器”东北平原, 玉米是其主要粮食作物之一, 玉米留茬为其冬休季节主要的留茬形式。因此, 及时识别东北平原玉米留茬状况对于了解黑土地保护状况和快速准确地指导农业生产具有重要意义。然而, 玉米留茬形式多种多样, 不同的留茬形式对黑土地的保护和农业生产的影响也各不相同 (李胜龙 等, 2019)。因此, 不同玉米留茬方式及其覆盖情况将为留茬保护性耕作的实施

现状和效果评估提供数据基础, 为留茬政策的制定和实施提供有力的数据支持。

遥感技术的发展为大范围及时准确的作物留茬区域监测提供了可能。国内外研究者利用遥感技术进行留茬监测的研究较早使用的是光学遥感数据 (张森 等, 2011)。常用的方法是通过光学影像构建光谱指数进行留茬覆盖度的反演 (Serbin 等, 2009; 张森 等, 2012; Ding 等, 2020)。Van Deventer 等 (1997) 利用归一化耕作指数 NDTI (Normalized Difference Tillage Index)、简单耕作指数 STI (Simple Tillage Index) 对土壤与秸秆进行区分, 取得较好的效果; Jin 等 (2015) 利用 Landsat 8 数据构建雷达指数, 结合纹理特征估算玉米留茬覆盖度, 该模型精度 R^2 和 RMSE 分别为

收稿日期: 2021-01-20; 预印本: 2021-08-17

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42171324)

第一作者简介: 李俐, 研究方向为微波遥感及其农业应用。E-mail: lilixch@cau.edu.cn

通信作者简介: 朱德海, 研究方向为农业信息技术及土地信息技术。E-mail: zhudehai@cau.edu.cn

0.96%和8.11%。由于大多数光谱指数容易受到土壤含水量、土壤背景等影响,国内外学者积极开展有关消除土壤水分、土壤背景干扰的研究(Quemada和Daughtry, 2016; Yue和Tian, 2020; Quemada等, 2018)。黄晋宇等(2020)基于土壤异质背景建立留茬覆盖度的估算模型,有效消除了土壤背景对留茬覆盖的影响。然而,光学遥感数据易受云、雨天气影响,而中国东北地区,秋季收割完毕至降雪前可能只有一两周左右的时间,光学遥感数据的获取不能保障,从而限制了其在作物留茬监测中的应用。

与光学遥感相比,微波遥感不受天气影响,其全天时、全天候的数据获取能力为时效性要求较高的农业生产相关监测提供有力的数据保障。随着合成孔径雷达SAR(Synthetic Aperture Radar)的发展,有研究对不同频率、不同极化SAR后向散射系数以及不同极化变量对作物留茬的敏感性进行分析(Zheng等, 2014; McNairn等, 2002; Smith和Major, 1996)。早期与作物留茬相关的研究主要使用的SAR数据源为全极化SAR数据(McNairn等, 1998)。Adams等(2013)探索了全极化SAR提供的极化参数对作物留茬的敏感性,发现同极化复相关系数、场均消隐脉冲高度等SAR极化变量与作物留茬有显著的相关关系。然而随着低成本双极化Sentinel-1 SAR数据的出现,人们开始尝试采用双极化Sentinel-1 SAR数据用于作物留茬识别。孔庆玲等(2017)利用Sentinel-1 SAR数据实现了基于支持向量机SVM(Support Vector Machine)算法的东北玉米留茬区识别。由于单独使用SAR数据进行留茬覆盖度估算的精度较低,且易受到雷达入射角、土壤水分等因素的干扰,有研究将光学遥感与微波遥感相结合进行留茬监测(Cai等, 2019)。刘之榆等(2021)基于Sentinel-1 SAR数据和Sentinel-2光学遥感建立玉米秸秆覆盖度的估算模型。

近年来,有关估算留茬覆盖度的研究层出不穷,而对不同留茬方式识别的研究较少。光学遥感可获取留茬的光谱信息,对留茬覆盖度的估算精度较高,但判别相同覆盖度下不同留茬方式具有一定困难。而微波遥感对农作物的几何结构和介电性能敏感,能够较好地刻画不同留茬方式散射机制的差异,但微波遥感易受土壤水分、土壤

粗糙度等因素的影响。本文选择吉林省四平市梨树县为实验区,以Sentinel-1 SAR为主数据源, Sentinel-2为辅,探究其对不同玉米留茬方式的识别能力。利用留茬后向散射模型分离土壤散射与留茬散射,从而消除土壤后向散射的影响。提出融合留茬指数FRI(Fusion Residue Index),结合雷达指数与SAR纹理组成识别特征组合,分析特征组合对玉米留茬方式识别的能力,并基于最优识别特征集对不同玉米留茬方式进行识别,旨在实现不同玉米留茬方式的识别,为不同留茬方式的识别研究提供一种新的思路。

2 实验区概况与数据来源

2.1 实验区概况

吉林省四平市梨树县位于东北平原中部,介于 $43^{\circ}02'N$ — $43^{\circ}46'N$, $123^{\circ}45'E$ — $124^{\circ}53'E$,属于温带半湿润大陆性季风气候,地势平坦、农业基础雄厚、自然资源丰富、地域性差异明显(图1)。其年降水量955 mm,面积达4209 km²,耕地面积为396万亩,种植作物有玉米、水稻、大豆、小麦。其中,玉米种植面积占总面积72%左右。作为保护性耕作技术的重点推广县,梨树县探索实施以“秸秆覆盖、条带休耕”为主要内容的“梨树模式”。选择梨树县作为玉米留茬方式识别的实验区具有代表性。

梨树地区常见留茬覆盖方式如表1所示。考虑到条带覆盖多见于春播前,而本实验所用数据的时间为秋季,因此本研究未将条状覆盖加入此次留茬方式识别实验中。由于根茬类型的留茬覆盖度较低(小于15%),且其后向散射系数与裸土相近,本研究将根茬类型与裸土统称为非留茬类型。因此,本文选择根茬覆盖、高留茬覆盖和非留茬3种玉米留茬方式进行识别和分析。

2.2 数据源介绍

2.2.1 遥感数据

本文选取Sentinel-1双极化SAR数据(以下简称S-1)协同Sentinel-2光学遥感数据(以下简称S-2)进行玉米留茬方式的识别研究。S-1数据包括了Level-1单视复数据SLC(Single Look Complex)、Level-1地距GRD(Ground Range Detected)等产

品。S-2 提供 Level-1C 和 Level-2A 两种级别的数据产品。其中, Level-1C 经过辐射定标、几何校正, Level-2A 则是在 Level-1C 基础上进行大气校正。S-1/2 都可以通过 ESA 的数据中心 (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/> [2021-01-20]) 获取。

梨树县玉米于 10 月中下旬 (10 月 20 日左右) 基本收割完毕, 因此, 本文选取 2019 年 10 月底的遥感数据进行玉米留茬方式的识别: 2019 年 10 月 28 日的 S-1 Level-1 GRD SAR 数据和 2019 年 10 月 26 日的 S-2 Level-1C 光学数据。

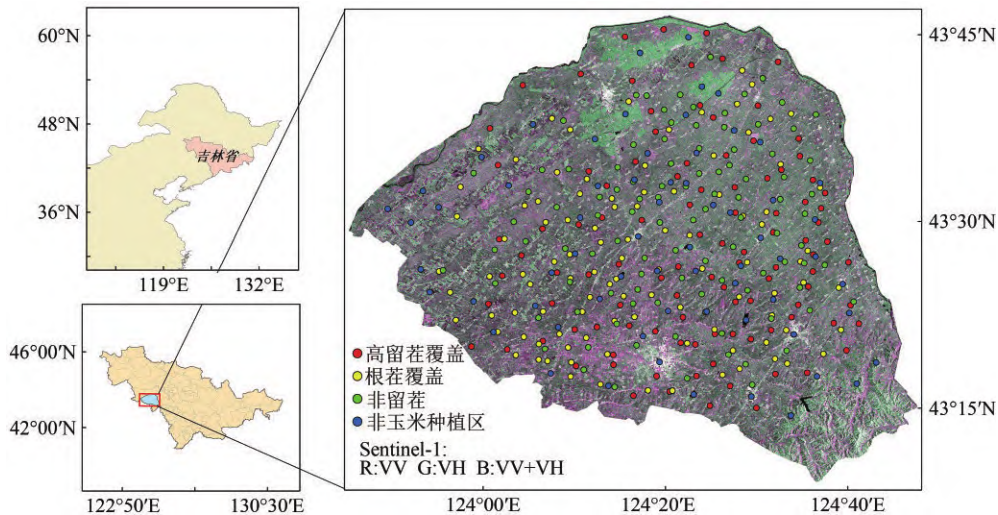


图 1 实验区地理位置与样点分布

Fig. 1 Location of experimental area and distribution of sampling sites

表 1 实验区常见的 4 种留茬方式

Table 1 Four common stubble modes in the experimental area

| 留茬方式 | 代码表示 | 覆盖方式 |
|-------|------|--|
| 根茬覆盖 | STC | 秋收后留 5—15 cm 的低矮直立茬, 秸秆粉碎或直接覆盖于地表, 留茬覆盖度大于 30% |
| 高留茬覆盖 | HTC | 秋收后留 30—50 cm 的直立茬, 秸秆粉碎或直接覆盖于地表, 留茬覆盖度大于 30% |
| 条带覆盖 | CTC* | 秋收后秸秆布置于垄沟, 或整块秸秆覆盖地表旋耕形成条带状, 留茬覆盖度为 15%—60% |
| 根茬 | TC | 秋收后留 5—15 cm 的低矮直立茬, 并移走秸秆, 覆盖度小于 15% |

注: *号代表本研究未将此类型加入留茬方式的识别。

土壤湿度和土壤粗糙度是影响土壤后向散射的重要参数, 为确定土壤地表后向散射系数, 本研究选取 SMAP (Soil Moisture Active Passive) 卫星提供的土壤湿度产品以计算土壤后向散射系数。SMAP 卫星是由 NASA 于 2015 年发射的地球观测卫星, 提供 3、9、36 km 的土壤水分产品。本研究获取 2019 年 10 月 28 日的 SMAP/Sentinel-1 Level-2 级土壤湿度数据产品进行玉米留茬后向散射系数的分离。该二级产品是由 SMAP L 波段辐射计获取的亮度温度数据和 S-1A、S-1B 的后向散射系数重采样得到的, 提供了 1 km 和 3 km 的土壤水分数据与土壤粗糙度数据, 可通过 NASA Earthdata (<https://earthdata.nasa.gov/> [2021-01-20]) 获取。由于 1 km 数据未经过验证, 因此本研究选择该产品提供的 3 km 土壤水分数据和土壤粗糙度

数据。

2.2.2 野外调查数据

2019 年 10 月 23 日—30 日对实验区 100 个样点的留茬方式、高度、直径等留茬参数以及土壤水分、地表粗糙度进行测量。其中, 土壤水分数据是利用时域反射计 TDR (Time Domain Reflectometry) 测定, 测定时选取 12 cm 探针在每个地块均匀采集 6 个样点的土壤水分数据, 并取均值作为该样方的土壤水分值。地表粗糙度测量方法是将 1.1 m×0.6 m 的白板放置于在待测地表挖出的土壤槽中并拍摄照片, 然后对拍摄照片进行二值化, 提取照片中的土壤轮廓线, 最后基于色彩运算和混沌粒子群滤波方法 (李俐等, 2015) 计算土壤粗糙度参数。由实地采样结合 Google Earth 影像 (2019 年 11 月

2日)、S-2影像人工判读分别选取102个高留茬覆盖、98个根茬覆盖、97个无留茬样本点作为留茬

识别样本(图1)。各类样本随机选取70%作为训练样本、30%作为验证样本。

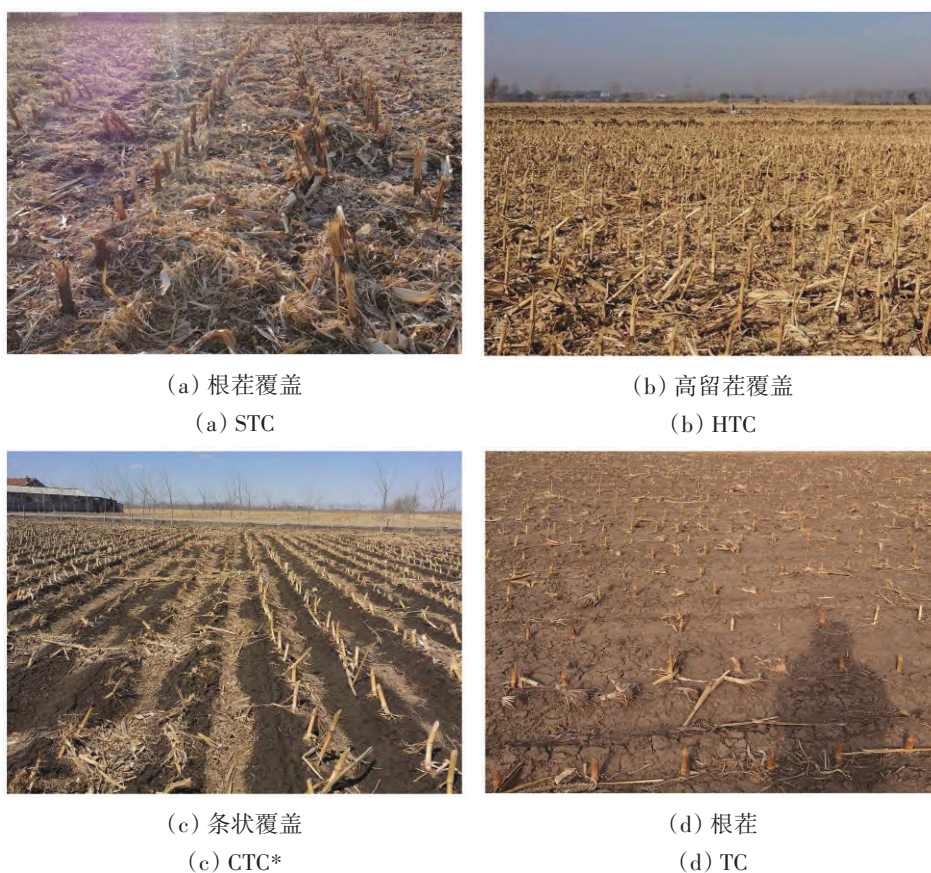


图2 实验区常见的4种留茬方式图

Fig. 2 Picture of four common stubble modes in the experimental area

3 数据结果处理与分析

参考改进植被散射模型(Tao等, 2019), 本文构建留茬散射模型, 分离土壤层散射贡献和留茬层散射贡献, 消除土壤后向散射的影响, 即获得玉米留茬的后向散射部分; 在此基础上, 构建留茬识别特征, 对识别特征进行优选后, 利用一维卷积神经网络模型对玉米留茬进行分类, 具体流程如图3所示。

3.1 影像预处理

3.1.1 Sentinel-1数据预处理

S-1 GRD数据预处理主要包括轨道校正、辐射定标、斑点滤波、几何校正以及计算后向散射系数分贝值等。对于SAR遥感图像必然存在的斑点噪声, 使用斑点噪声滤波来降低相干斑噪声。根据S-1相干斑噪声的特点, 本文在尝试了Sigma Lee、Refined Lee等多种滤波的基础上, 最终选择

窗口大小为 5×5 的Sigma Lee滤波降低S-1影像的斑点噪声。最后, 将经过地形校正后的SAR影像像元灰度(DN值)转化为后向散射系数分贝值 σ_{db}^0 , S-1影像的后向散射系数 σ_{db}^0 计算公式为

$$\sigma_{\text{db}}^0 = 10 \log_{10} \left(\frac{|DN|^2}{A^2} \right) \quad (1)$$

式中, A 为定标参数, 通过元数据文件获取(孔庆玲等, 2017)。

3.1.2 Sentinel-2数据预处理

S-2 Level-1C影像的预处理过程包括大气校正、影像镶嵌、裁剪。本文使用Sen2Cor方法由S-2影像中大气上层表观反射率计算得到大气下层地表反射率, 并使用最邻近距离法将S-2影像中各个波段的空间分辨率重采样至10 m。进而使用红波段(B4)和短波红外波段(B11、B12)反射率构建归一化耕地指数NDTI(Normalized Difference Tillage Index)和归一化留茬指数NDRI(Normalized

Difference Residue Index) (Van Deventer 等, 1997; Gelder 等, 2009):

$$NDTI = (B11 - B12)/(B11 + B12) \quad (2)$$

$$NDRI = (B4 - B12)/(B4 + B12) \quad (3)$$

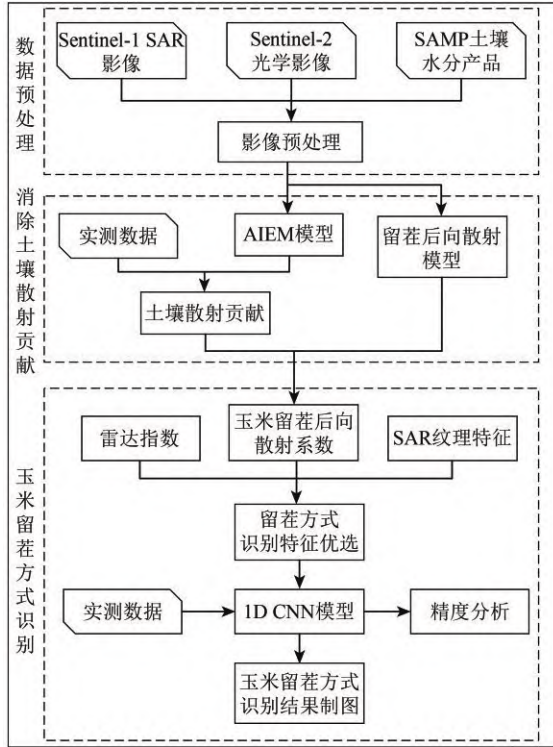


图3 技术流程图

Fig. 3 Technology roadmaps

3.1.3 SMAP数据预处理

SMAP的原始数据格式为HDF, 需提取土壤水分数据和土壤粗糙度数据, 转换为TIFF格式、定义其原始投影格式。经上述处理后, 为了与S-1影像进行匹配, 使用双线性插值法将土壤水分影像和土壤粗糙度影像的空间分辨率重采样至10 m。

3.2 留茬后向散射系数模型修正及土壤后向散射影响消除

Tao 等 (2019) 针对冬小麦特性对森林模型 (Saatchi 和 Moghaddam, 2000) 进行改进。提出了改进植被散射模型, 该模型考虑了冬小麦的地表覆盖状况, 引入植被覆盖度的概念, 有效的分离像元中作物层和裸土层的散射贡献。模型中总散射项由3个主要的散射项组成: 作物层的直接散射部分、作物层—土壤下垫面相互耦合的散射部分和土壤下垫面的直接散射部分。考虑到收割后玉米留茬与小麦作物层的结构相似性、散射机制相

似性, 本文假设改进散射模型中的作物层等效为留茬层, 建立留茬后向散射模型:

$$\begin{cases} \sigma_{pq, total}^0 = f_{residue} (\sigma_{pq, residue}^0 + \lambda \sigma_{pq, soil}^0) + (1 - f_{residue}) \sigma_{pq, soil}^0 \\ \sigma_{pq, residue}^0 = \sigma_{pq, r-direct}^0 + \sigma_{pq, r-soil}^0 \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\sigma_{pq, total}^0$ 、 $\sigma_{pq, residue}^0$ 、 $\sigma_{pq, r-direct}^0$ 、 $\sigma_{pq, r-soil}^0$ 和 $\sigma_{pq, soil}^0$ 分别表示雷达接收的总后向散射、留茬层的总后向散射、留茬层直接后向散射、留茬层—土壤下垫面相互耦合的后向散射和土壤下垫面的直接后向散射; p, q 表示为雷达波极化形式: 水平极化H或垂直极化V; λ 是电磁波穿过覆盖层的衰减系数, 通过最小二乘法获得; $f_{residue}$ 为留茬覆盖度, 可由 NDTI 求得:

$$f_{residue} = \frac{(NDTI - NDTI_{min})}{(NDTI_{max} - NDTI_{min})} \quad (5)$$

式中, $NDTI_{min}$ 、 $NDTI_{max}$ 分别为完全裸土与完全覆盖情况下研究区域的 NDTI 值。

对于改进植被散射模型中裸土的直接后向散射, 本文选择高级积分方程模型 AIEM (Advance Integrated Equation Model) (Wu 等, 2001) 计算得到, 其表达式如下所示:

$$\sigma_{pq, soil}^0 = -\frac{k^2}{2} \exp(-2k^2 \cos^2 \beta S^2) \sum_{n=1}^{\infty} \frac{S^{2n}}{n!} \quad (6)$$

$$|I_{pq}^n|^2 W^n (-2k \sin \beta, 0)$$

式中, p、q 代表 H 或 V 极化, σ_{pq} 为 pq 极化下的后向散射系数; k 为波数; S 为均方根高度; W^n 是表面相关函数的傅立叶变换, 与极化方式、均方根高度和相关长度相关; I_{pq}^n 是菲尼尔反射系数, 受土壤水分和入射角影响; β 为入射角。

依据野外实测数据结合 SMAP 数据确定的土壤水分、土壤粗糙度参数范围及全国土壤质地图, 设置 AIEM 模型中土壤粗糙度和土壤水分等相关参数, 计算地表土壤的后向散射系数值 $\sigma_{pq, soil}^0$, 由式 (4) 可计算得到玉米留茬层后向散射系数 $\sigma_{pq, residue}^0$ 。

3.3 留茬方式遥感识别特征构建

相较于全极化数据丰富的散射信息, 双极化仅有 VV、VH 两种极化方式, 直接利用后向散射值进行留茬识别具有一定困难, 因此, 为了提高识别精度, 本文选取了 $\sigma_{VH, residue}^0$ 、 $\sigma_{VV, residue}^0$ 、雷达指数 RI (Radar Index)、融合留茬指数 (FRI) 和纹理特征 GLCM1—GLCM6 共 11 个特征变量, 如表 2。

表2 特征变量表

Table 2 The feature variables table

| 变量类型 | 变量个数 | 变量名 | 描述 |
|--------|------|--|-----------------------|
| 后向散射系数 | 2 | $\sigma_{VH, residue}^0$ $\sigma_{VV, residue}^0$ | 留茬层后向散射系数 |
| 雷达指数 | 3 | RI1、RI2、FRI | |
| 纹理信息 | 6 | GLCM1—GLCM6 | 灰度共生矩阵经主成分分析处理后的前6个成分 |

针对留茬方式识别, 利用S-1影像VH、VV极化的后向散射系数 $\sigma_{VH, total}^0$ 、 $\sigma_{VV, total}^0$ 构建雷达指数RI1、RI2。RI1是参考体积散射指数VSI (Volume Scattering Index) (Bouvet等, 2018)而构建的指数, 其对作物玉米留茬与土壤间的多次散射敏感。而在雷达指数与留茬覆盖度的研究中, 雷达指数RI2与作物留茬覆盖度之间存在较好的相关关系, R^2 为0.430 (Cai等, 2019)。因此, 本文选择RI1、RI2作为玉米留茬方式识别的指标, 其计算公式如下所示:

$$RI1 = \frac{\sigma_{VH, total}^0}{(\sigma_{VH, total}^0 + \sigma_{VV, total}^0)} \quad (7)$$

$$RI2 = \frac{(\sigma_{VH, total}^0 - \sigma_{VV, total}^0)}{(\sigma_{VH, total}^0 + \sigma_{VV, total}^0)} \quad (8)$$

参考融合植被指数 (Kim等, 2015) 原理, 本文针对玉米留茬识别, 将光学指数NDRI和雷达指数RI2进行融合得到融合留茬指数FRI。FRI的计算公式如下:

$$FRI = NDRI \cdot (RI2 + a) \quad (9)$$

式中, α 为调制系数, 决定了将NDRI中雷达指数RI2信息的比例。经多次实验及样本分析, 本文中 α 取0。

灰度共生矩阵GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrix) 一种基于统计的纹理描述方法, 基于GLCM提取的纹理参数辅助SAR图像分类可以有效地改善分类精度 (王利花等, 2019)。利用GLCM计算可得对比度 (Contrast)、能量 (Energy)、熵 (Entropy) 等10个纹理特征。由于S-1影像两种极化共得20个纹理特征, 且纹理特征之间一定的相关性, 因此利用主成分分析PCA (Principal Component Analysis) 进行特征降维, 并选取前6个成分 (GLCM1—GLCM6) 作为特征变量。

3.4 特征优选

特征变量的增多可能会造成特征信息的冗余

和训练时间增加。为了剔除多余变量, 选出留茬识别特征的最佳组合, 本研究选择J-M距离 (Jeffries-Matusita distance) 可以定量的计算样本间的可分离性, 剔除对样本分离性贡献小的特征, 在降低特征维度的同时, 又保证了较高的识别精度, 能够准确地表达地物间的差异性 (Van Niel等, 2005)。J-M距离的计算公式为

$$J_{ij} = \left(\int_x \left(\sqrt{p(x/w_i)} - \sqrt{p(x/w_j)} \right)^2 dx \right)^{0.5} \quad (10)$$

式中, $p(x/w_i)$ 和 $p(x/w_j)$ 是条件概率密度, 表示第*i* (或*j*) 个像元属于 w_i (或 w_j) 类别的概率。 J_{ij} 表示样本间的可分离性, 其数值范围为0—2。其中, 若 J_{ij} 大于1.8, 则表示具有较高的可分离性, 若数值在1.0—1.8, 则说明样本间具有一定可分离性, 但存在一定程度的重叠, 若数值小于1.0, 则表明样本不可分。因此, 本研究通过比较不同特征组合下玉米留茬方式间 J_{ij} 的大小, 选择 J_{ij} 值在1.8以上, 且变量个数较少的特征组合作为优选后特征进行识别。

3.5 基于1D CNN的卷积神经网络留茬分类模型

卷积神经网络CNN (Convolution Neural Network) 因其局部连接和权重共享等特点而被广泛应用于地物识别与分类中 (汪传建等, 2019)。根据卷积层的不同, CNN模型分为一维、二维和三维等深度卷积神经网络 (Zhang等, 2020)。相比较之下, 1D CNN的参数数量与算法复杂程度较低, 更适用于遥感图像分类与识别。因此, 本文选择1D CNN算法构建了留茬分类模型, 该模型的整体结构如图4所示:

1D CNN网络包括7层: (1) 1个输入层, 以引入优选特征; (2) 2个卷积—池化层, 其中卷积层分别采用滤波器 (Filter) 个数为32和64的一维卷积 (Conv1D) 作为特征提取器以学习多个尺度和不同级别的特征, 卷积核大小均设置为2; 最大池化 (Pool) 步长设置为2, 以实现特征降维; (3) 1个压平层 (Flatten), 作为卷积—池化层和全连接层的过渡, 将多维数据一维化; (4) 2个全连接层, 节点个数分别为30、3。第二个全连接层将特征向量映射到各个类别中, 且该层的输出结果为指示输入层的各类别得分; (5) 1个具有Softmax分类器的输出层, 各类别中得分最高者即为该像素所属的类别结果。

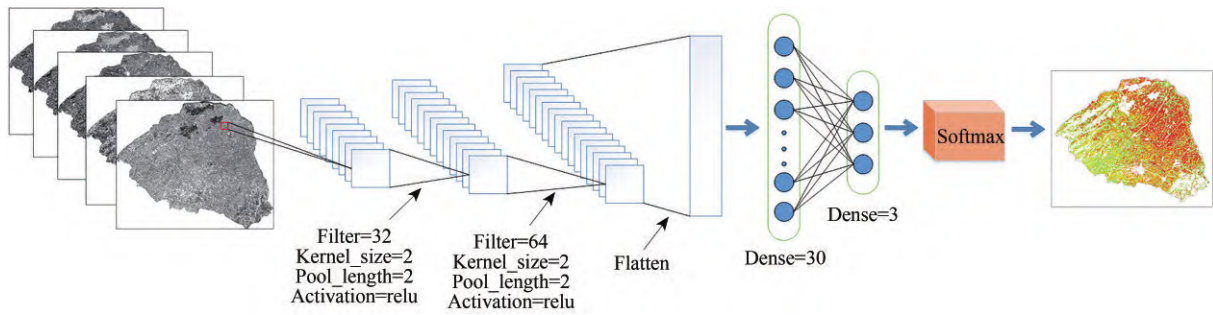


图4 1D CNN模型结构图

Fig. 4 Architecture of one-dimensional CNN

4 结果分析

4.1 玉米不同留茬方式后向散射系数特征分析

为分析土壤后向散射对总后向散射量的影响，

计算基于留茬后向散射模型消除土壤散射干扰前后VH、VV极化后向散射系数的变化值 ($\sigma_{VH, total} - \sigma_{VH, residue}$ 、 $\sigma_{VV, total} - \sigma_{VV, residue}$)，不同玉米留茬方式的变化结果如图5所示。

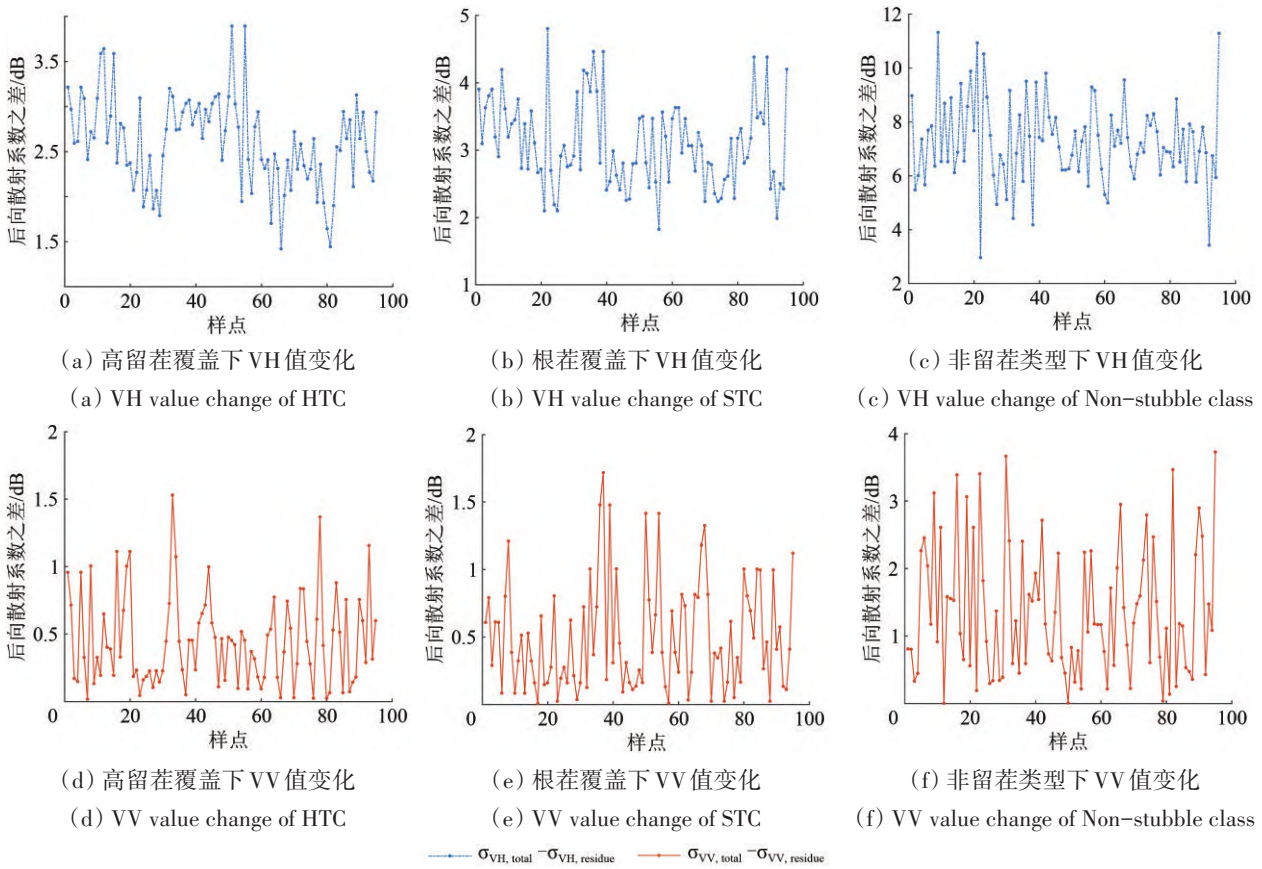


图5 分离土壤信息前、后的后向散射系数变化值

Fig. 5 Change value in the backscattering coefficient before and after the separating soil information

可以看出，消除土壤散射干扰后的后向散射系数均发生明显变化，且VH值变化整体高于VV极化。VH值变化大约集中在2—10 dB，均值为4.9 dB，而VV值变化大多集中在0.5—3.5 dB，均值为1.2 dB。说明无论是VH极化还是VV极化，

土壤后向散射系数对总散射量的影响都不容忽略，因此去除土壤直接后向散射系数的影响对留茬方式识别具有重要意义。其中，分离前后非留茬类型的后向散射系数变化最大，其VH值变化的均值为7.26 dB。造成不同留茬方式向散射系数变化范

围差异的原因是非留茬类型的后向散射主要来源于土壤直接后向散射, 相比之下, 高留茬覆盖和根茬覆盖的土壤直接后向散射的贡献较少。因此, 去除土壤直接后向散射影响将进一步提高非留茬类型的识别度。总体来说, 无论是极化方式还是不同玉米留茬方式, 基于留茬后向散射模型可以有效分离出地表覆盖后向散射系数值, 去除由于土壤特性差异带来的后向散射系数波动。

表3 分离土壤信息后的后向散射系数的变化统计表

Table 3 Statistical table of changes in backscattering coefficient after separating soil information

| 玉米留茬方式 | 最大值/dB | | 最小值/dB | | 均值/dB | |
|--------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | VH | VV | VH | VV | VH | VV |
| 高留茬覆盖 | 3.8919 | 1.5307 | 1.4204 | 0.017 | 2.6062 | 0.4454 |
| 根茬覆盖 | 4.803 | 1.717 | 1.8238 | 0.007 | 3.0868 | 0.4969 |
| 非留茬 | 11.3193 | 3.7258 | 2.9548 | 0.0015 | 7.2641 | 1.3608 |

4.2 特征性能分析

在不同识别特征组合下玉米留茬方式的后向散射特性呈现出不同的分离特性, 因此合理的特

征组合对玉米留茬的识别起着至关重要的作用。为了准确地分析不同特征对玉米留茬方式识别的影响并选出最优的特征组合, 本文利用3.3中11个构建的特征, 根据特征类型组成10个特征组合(FC_1~FC_10), 如表4所示。10种特征组合下不同留茬方式间的J-M距离如图6所示, 本文选择J-M距离均大于1.8且变量个数较少的优选组合。

表4 特征组合

Table 4 Feature combinations

| 特征组合 | 特征变量 | 变量个数 |
|-------|--|------|
| FC_1 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、 $\sigma_{VV, residue}^0$ | 2 |
| FC_2 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI | 2 |
| FC_3 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、 $\sigma_{VV, residue}^0$ 、FRI | 3 |
| FC_4 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、RI1 | 3 |
| FC_5 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、RI2 | 3 |
| FC_6 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、RI1、RI2 | 4 |
| FC_7 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、GLCM1—GLCM3 | 5 |
| FC_8 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、RI1、RI2、GLCM1—GLCM3 | 7 |
| FC_9 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、GLCM1—GLCM6 | 8 |
| FC_10 | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、RI1、RI2、GLCM1—GLCM6 | 10 |

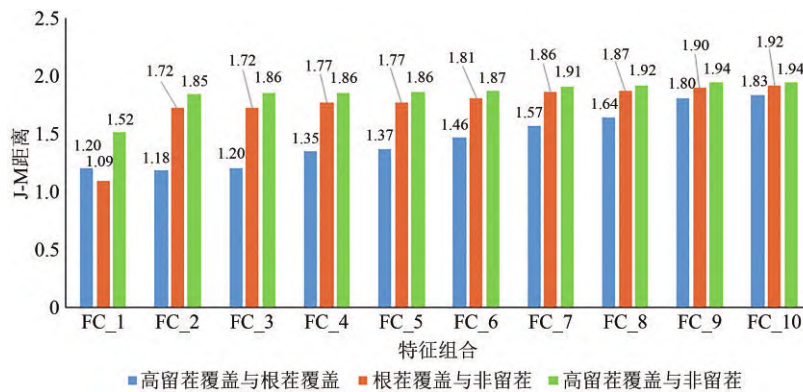


图6 玉米留茬方式间的J-M距离

Fig. 6 J-M distance between corn stubble methods under different feature combinations

由图6可知, 随着特征变量个数的增多, J-M距离呈上升趋势。对比特征组合FC_1与FC_3, 特征FRI的引入增加了非留茬类型与其他留茬类型方式间的可分离性, 其中非留茬与高留茬覆盖、根茬覆盖的J-M距离分别为1.85、1.75。从FC_2和FC_3对比可看出, 特征 $\sigma_{VV, residue}^0$ 的加入未提高玉米留茬方式间的可分离性, 说明 $\sigma_{VV, residue}^0$ 对留茬识别的贡献度较低, 因此FC_4后特征组合中去除此特征。当雷达指数RI1、RI2加入(FC_6)时, 留茬方式间J-M距离有所提高。其中, 非留茬类型与高留茬覆盖、根茬覆盖类型间的J-M距离均大于1.8, 而高留茬覆盖与根茬覆盖的J-M距离为1.46, 仍低

于1.8, 说明加入RI1、RI2的特征组合尚无法满足玉米留茬方式的识别。引入SAR纹理特征(FC_9)后, 不同玉米留茬方式间J-M距离均超过1.8, 分离度较好。相比之下, 尽管同时加入纹理特征和雷达指数RI1、RI2的特征组合(FC_10)使得留茬方式间的J-M距离均有所提高, 但并不明显。因此本文选取FC_9特征组合作为1D CNN模型的输入进行留茬方式识别。

4.3 分离土壤散射贡献前后留茬方式识别结果对比

为比较土壤后向散射去除效果, 分别使用分离土壤散射贡献前的总后向散射系数 $\sigma_{VH, total}^0$ 和分离后

的留茬后向散射系数 $\sigma_{VH, residue}^0$ ，结合FRI、GLCM1—GLCM6进行留茬方式识别，并利用验证样本对识别结果进行精度评价，各留茬方式的总体分类精度OA (Overall Accuracy)、制图精度PA (Producer Accuracy)、用户精度UA (User Accuracy) 和Kappa系数 (Kc) 如表5所示。

表5 分离土壤信息前、后的留茬识别精度对比

Table 5 Comparison of residue recognition accuracy before and after separating soil information

| 留茬方式 | $\sigma_{VH, total}^0$ 、FRI、GLCM1—GLCM6 | | $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、GLCM1—GLCM6 | |
|-------|---|-------|---|-------|
| | PA/% | UA/% | PA/% | UA/% |
| 高留茬覆盖 | 82.30 | 80.73 | 87.40 | 86.72 |
| 根茬覆盖 | 79.02 | 77.46 | 85.20 | 82.81 |
| 非留茬 | 92.49 | 97.88 | 97.18 | 98.01 |
| OA/% | 83.84 | | 89.28 | |
| Kc | 0.75 | | 0.84 | |

由表5可知，分离土壤信息前、后的留茬方式识别OA均超过80%，说明基于VH极化后向散射系数、融合指数FRI以及SAR图像纹理GLCM1—GLCM6的特征组合进行玉米留茬方式识别的精度较高。

相比分离土壤散射贡献前，分离后的识别精度OA和Kc分别提高5.44个百分点和0.09。分离土壤散射贡献前根茬覆盖的PA和UA以及高留茬覆盖的UA偏低，进而导致分离前的OA较低，表明

土壤直接后向散射系数的影响降低了高留茬覆盖和根茬覆盖的可分离性。而分离土壤散射贡献后各留茬方式的分类精度有显著提高。因此，分离土壤对雷达后向散射的贡献可以有效去除土壤差异干扰，增加玉米留茬方式间的可分离性。

分离土壤后向散射前后玉米留茬方式面积百分比变化如图7所示，图8给出了识别结果。可以看出，分离土壤散射贡献前后的留茬方式分布基本吻合，但细节略有差异。总体来说，梨树县留茬覆盖区（高留茬覆盖和根茬覆盖）超过60%，其中高留茬覆盖比例略高于根茬覆盖比例，为黑土地保护提供了有力的耕作制度保障。

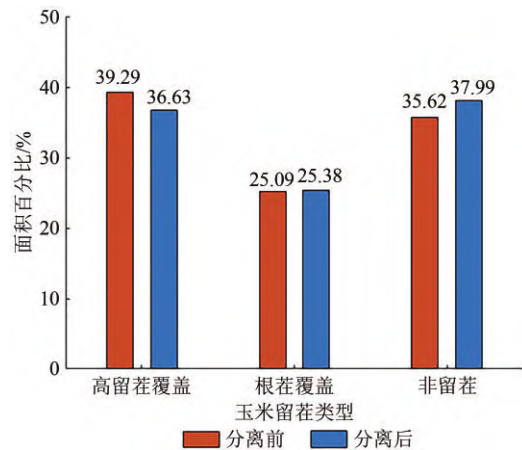
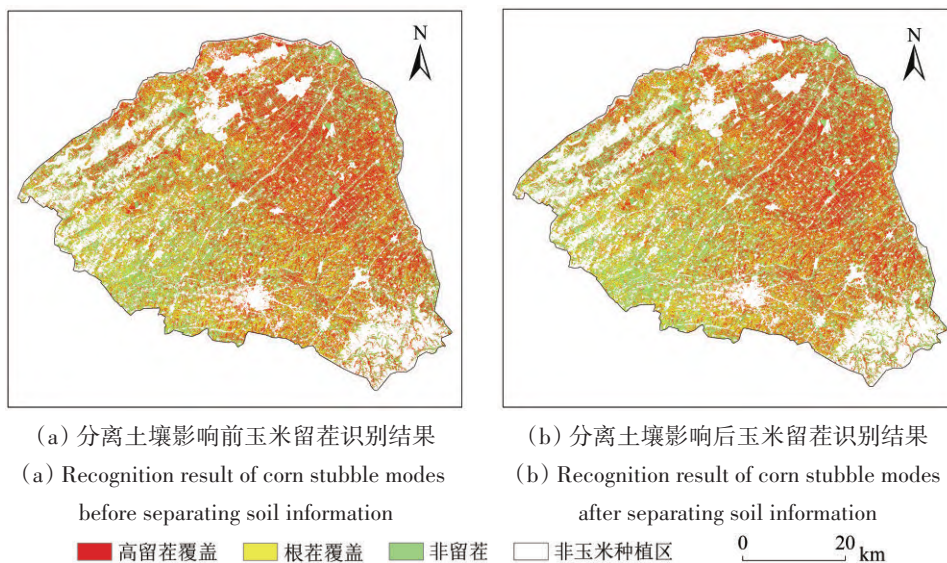


图7 分离土壤信息前、后玉米留茬方式面积百分比变化
Fig. 7 Changes in percentage of corn stubble area before and after separating soil information



(a) 分离土壤影响前玉米留茬识别结果
(a) Recognition result of corn stubble modes before separating soil information
(b) 分离土壤影响后玉米留茬识别结果
(b) Recognition result of corn stubble modes after separating soil information

高留茬覆盖 根茬覆盖 非留茬 非玉米种植区 0 20 km

图8 分离土壤信息前、后的玉米留茬方式识别结果

Fig. 8 Recognition result of corn stubble modes before and after separating soil information

4.4 基于1D CNN进行玉米留茬方式识别

使用优选的8个特征 $\sigma_{VH, residue}^0$ 、FRI、GLCM1—GLCM6(特征组合FC_9)进行玉米留茬方式识别, 总体分类精度达89.28%, Kappa系数为0.84, 识别结果如图8(b)所示。从留茬高度来看, 其总体趋势是由东向西递减, 与实地考察情况相符。其中, 高留茬覆盖类型主要分布于梨树县东北区域, 且地块分布较为完整均匀, 零散的地块较少; 根茬覆盖主要位于南部, 与高留茬覆盖区域相比, 地块较小; 而非留茬主要在西部地区, 且非留茬类型与其他留茬类型交错分布, 地块呈零散状态。造成实验区留茬方式区域分布差异的原因是梨树县的东部主要为黏质土壤, 其肥力较高, 该区域玉米种植密度大、产量高, 因此东部的留茬也较多, 且留茬类型较为丰富; 西部区域主要为砂质土壤, 玉米种植密度低, 且该区域部分农户习惯在玉米收割后立即处理秸秆, 将秸秆打包带走或留至来年春天再进行处理, 因此该地区农田中的高留茬覆盖较少, 而非留茬类型主要分布于该区域; 西北和东南地区留茬主要为非玉米种植区, 玉米种植密度较低, 因此玉米留茬较少。

5 结论

本研究以吉林省四平市梨树县为实验区, 以Sentinel-1 SAR数据为主数据源, 以Sentinel-2光学数据为辅, 探究其对不同玉米留茬方式的识别能力。采用留茬散射模型分离土壤散射贡献和留茬散射贡献, 以消除土壤散射影响。提出融合留茬指数FRI, 结合雷达指数与SAR纹理组成特征组合, 分析不同特征组合对留茬方式的识别能力。采用最优特征集进行玉米留茬方式的识别, 完成实验区的不同玉米留茬方式的识别。结果表明:

(1) 无论是消除土壤后向散射前或消除后, 采用VH极化的后向散射系数、FRI、GLCM1—GLCM6组成的特征组合进行留茬方式识别, 总体精度OA均达到83%以上。有效地证明利用Sentinel-1雷达散射特性进行玉米留茬方式识别有效可行, 且不同特征组合可分离性表现不同, 优选理想特征作为玉米留茬方式识别的有效指标能获得比较好的识别效果。

(2) 分离土壤后向散射前后VH、VV极化后向散射系数均有明显变化, 基于消除土壤影响后

的VH极化后向散射系数、FRI、GLCM1—GLCM6的特征组合进行留茬识别, 得到了较为理想的玉米留茬方式识别结果(OA和Kappa分别为89.28%、0.84), 相比消除土壤影响前的特征组合, 识别精度提高了5.44%。有效验证了基于留茬后向散射模型的土壤干扰影响消除方法有效地去除了土壤不确定性影响, 即证明了基于消除土壤影响的玉米留茬方式识别方法的可行性, 为Sentinel-1 SAR影像在留茬研究的广泛应用提供科学的参考依据。

本研究的不足之处在于: 消除土壤散射影响时, 本文采用3 km的SMAP土壤水分产品。使用该数据有两方面原因: 第一, 目前无法直接获取更高精度的土壤水分产品; 第二, 由于实验区地势较为平坦以及研究时间区间内无灌溉情况, 其土壤水分空间异质性不大。但SMAP土壤水分产品较大的空间分辨率可能会给留茬方式识别带来一定的误差。虽然暂时无法确定误差的影响程度, 但从实验结果可看出, 相对于去除土壤散射贡献前, 留茬方式识别的精度有所提高, 有效地说明了利用SMAP数据分离土壤因素的方法适用于本区域的留茬方式识别。未来在其他区域推广算法时, 将尝试获取更高精度的土壤水分产品进行留茬方式识别, 以进一步改善较粗空间分辨率对实验结果带来的不确定性。

参考文献(References)

- Adams J R, Berg A A, McNairn H and Merzouki A. 2013. Sensitivity of C-band SAR polarimetric variables to unvegetated agricultural fields. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(1): 1-16 [DOI: 10.5589/m13-003]
- Bouvet A, Mermoz S, Le Toan T, Villard L, Mathieu R, Naidoo L and Asner G P. 2018. An above-ground biomass map of African savannahs and woodlands at 25m resolution derived from ALOS PAL-SAR. *Remote Sensing of Environment*, 206: 156-173 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.030]
- 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]
- Daughtry C S T, Hunt E R Jr 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]
- Ding Y L, Zhang H Y, Wang Z Q, Xie Q Y, Wang Y Q, Liu L and Hall C C. 2020. A comparison of estimating crop residue cover from

- sentinel-2 data using empirical regressions and machine learning methods. *Remote Sensing*, 12(9): 1470 [DOI: 10.3390/rs12091470]
- 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]
- 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]
- 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]
- Kim Y H, Oh J H and Kim Y I I. 2015. Development of a fusion vegetation index using full-PolSAR and multispectral data. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 33(6): 547-555 [DOI: 10.7848/ksgpc.2015.33.6.547]
- 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) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.043]
- Li L, Wang D, Wang P X, Huang J X and Zhu D H. 2015. Soil surface roughness measurement based on color operation and chaotic particle swarm filtering. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 46(3): 158-165 (李俐, 王荻, 王鹏新, 黄健熙, 朱德海. 2015. 基于色彩运算和混沌粒子群滤波的土壤粗糙度测算. *农业机械学报*, 46(3): 158-165) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.022]
- Li S L, Li H P, Lin Y, Xiao B and Wang G P. 2019. Effects of tillage methods on wind erosion in farmland of northeastern china. *Journal of Soil and Water Conservation*, 33(4): 110-118, 220 (李胜龙, 李和平, 林艺, 肖波, 王国鹏. 2019. 东北地区不同耕作方式农田土壤风蚀特征. *水土保持学报*, 33(4): 110-118, 220) [DOI: 10.13870/j.cnki.stbxb.2019.04.016]
- 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 (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) [DOI: 10.11834/jrs.20210053]
- McNairn H, Duguay C, Brisco B and Pultz T. 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, 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]
- Quemada M and Daughtry C S T. 2016. Spectral indices to improve crop residue cover estimation under varying moisture conditions. *Remote Sensing*, 8(8): 660 [DOI: 10.3390/rs8080660]
- Quemada M, Hively W D, Daughtry C S T, Lamb B T and Shermeyer J. 2018. Improved crop residue cover estimates obtained by coupling spectral indices for residue and moisture. *Remote Sensing of Environment*, 206: 33-44 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.012]
- Saatchi S S and Moghaddam M. 2000. Estimation of crown and stem water content and biomass of boreal forest using polarimetric SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2): 697-709 [DOI: 10.1109/36.841999]
- 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]
- 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]
- Tao L L, Wang G J, Chen W J, Chen X, Li J and Cai Q K. 2019. Soil moisture retrieval from SAR and optical data using a combined model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 637-647 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2891583]
- 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
- Van Niel T G, McVicar T R and Datt B. 2005. On the relationship between training sample size and data dimensionality: Monte Carlo analysis of broadband multi-temporal classification. *Remote Sensing of Environment*, 98(4): 468-480 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.08.011]
- Wang C J, Zhao Q Z, Ma Y J and Ren Y Y. 2019. Crop identification of drone remote sensing based on convolutional neural network. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 50(11): 161-168 (汪传建, 赵庆展, 马永建, 任媛媛. 2019. 基于卷积神经网络的无人机遥感农作物分类. *农业机械学报*, 50(11): 161-168) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.11.018]
- Wang L H, Jin H H, Wang C C and Sun R X. 2019. Backscattering characteristics and texture information analysis of typical crops based on synthetic aperture radar: a case study of Nong'an County, Jilin Province. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 27(9): 1385-1393 (王利花, 金辉虎, 王晨丞, 孙瑞悉. 2019. 基于合成孔径雷达的农作物后向散射特性及纹理信息分析——以吉林省农安县为例. *中国生态农业学报(中英文)*, 27(9): 1385-1393) [DOI: 10.13930/j.cnki.cjea.190274]
- Wu T D, Chen K S, Shi J C and Fung A K. 2001. A transition model for the reflection coefficient in surface scattering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(9): 2040-2050 [DOI: 10.1109/36.951094]
- Yue J B and Tian Q J. 2020. Estimating fractional cover of crop, crop residue, and soil in cropland using broadband remote sensing data and machine learning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 89: 102089 [DOI: 10.1016/j.jag.

- 2020.102089]
- 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)12-3200-06]
- 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 W C, Liu H B, Wu W, Zhan L Q and Wei J. 2020. Mapping rice paddy based on machine learning with Sentinel-2 multi-temporal data: model comparison and transferability. *Remote Sensing*, 12(10): 1620 [DOI: 10.3390/rs12101620]
- Zheng B J, Campbell J B, Serbin G and Galbraith J M. 2014. Remote sensing of crop residue and tillage practices: present capabilities and future prospects. *Soil and Tillage Research*, 138: 26-34 [DOI: 10.1016/j.still.2013.12.009]

Recognition of corn stubble modes from SAR data without the influence of soil backscatter

LI Li^{1,2}, XIE Xiaoman^{1,2}, ZHU Dehai^{1,2}, JIANG Chaowei¹, XU Jiawei^{1,2}

1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

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

Abstract: Crop stubble cover is an important method of conservation tillage. Obtaining the distribution of different corn stubble cover modes quickly and accurately is vital to the implementation status monitoring and effect evaluation of conservation tillage. Microwave remote sensing has characteristics of all-weather and strong penetration. Thus, it not only can ensure the acquisition of data in a short period for stubble monitoring but also can be sensitive to the information of surface roughness and crop residue structure, which provides rich information for the identification of stubble modes. Some studies consider the stubble monitoring with microwave data, but they mainly focus on the estimation of stubble coverage, and the identification of different stubble modes is rarely explored. In addition, the microwave backscattering coefficient is affected by many factors, such as soil moisture and roughness. Thus, the accuracy using microwave data simply to monitor stubble is limited.

In this study, an identification method for corn stubble modes by removing soil backscatter is proposed using Sentinel-1 SAR data as the main data source. Based on the autumn field sample data in 2019 in Lishu County, Jilin Province, the backscattering model of the corn stubble is designed to separate the corn stubble scattering contribution from the soil scattering contribution and reduce the interference of soil scattering contribution on the identification of the corn stubble modes. A new Fusion Radar Index (FRI), which is produced with Sentinel-1 SAR data and Sentinel-2 optical image, is combined with traditional commonly used SAR features such as radar index and SAR textures. It is used to analyze the backscattering coefficient characteristic of field surface with different stubble modes. The best feature combination for stubble recognition is selected through the analysis of identification ability. A convolution neural network model based on 1D CNN is constructed using the optimal feature set selected to identify the corn stubble modes. The corn stubble modes are also mapped for the study area. Results show that (1) the overall accuracy of stubble identification is above 83% based on VH polarized data, FRI, and GLCM1 - GLCM6 with backscattering values, which proves that the feature set obtained from Sentinel-1 radar scattering characteristics is feasible and effective for identification of the corn stubble modes. (2) The identification performance of the corn stubble modes based on data without the soil backscatter contribution improves significantly. The OA and kappa coefficients are 89.28% and 0.84, respectively. Compared with those before removing the influence of soil scattering, the recognition accuracy and kappa coefficient are improved by 5.44% and 0.09. Therefore, separating the soil scattering contribution from the total scattering contribution based on the stubble radar backscattering model can effectively reduce the influence of soil factors on the monitoring of corn stubble and improve the accuracy of the corn stubble mode recognition.

This study demonstrates the great potential of Sentinel-1 SAR data and backscattering models to access the distribution map of corn stubble modes. It also provides a new idea for the wide application of Sentinel-1 SAR image in the research of corn stubble.

Key words: remote sensing, Sentinel-1 SAR data, corn stubble, recognition of stubble modes, backscatter model, optimal feature set

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42171324)