doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.009

基于 Sentinel－1 SAR 数据的冬小麦晚霜冻害等级监测方法研究

韩梦薇[1]　孙　亮[1]　王来刚[2]　段四波[1]　任建强[1]

（1. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室，北京 100081；
2. 河南省农业科学院农业信息技术研究所，郑州 450002）

摘要：晚霜冻害是影响冬小麦生产的重要农业气象灾害，会引发穗部受损并导致产量下降，因此，发展高效的监测方法对防灾减灾具有重要意义。本文以河南省滑县为研究区，针对 2018 年 4 月 5—7 日发生的冬小麦晚霜冻害开展等级监测研究。基于 2018 年 1—6 月的 Sentinel－1 合成孔径雷达（Synthetic aperture radar，SAR）影像，构建冻害严重度指数（Frost damage severity index，FDSI），用于识别冬小麦的冻害程度。采用 51×51 像元窗口的均值聚合方法对垂直发射-垂直接收（Vertical-vertical，VV）和垂直发射-水平接收（Vertical-horizontal，VH）波段进行降噪处理，在满足变异系数（Coefficient of variation，CV）和信噪比（Signal-to-noise ratio，SNR）稳定性的同时，有效平衡了噪声抑制与空间细节保留。基于 VH/VV 极化比（VH/VV polarization ratio，VH/VV）、雷达植被指数（Radar vegetation index，RVI）与双极化 SAR 植被指数（Dual polarization SAR vegetation index，DPSVI）等多个雷达指数，结合 Savitzky－Golay（SG）滤波与包络线拟合方法，提取由霜冻事件引起的时序信号突降特征，并对突降幅度进行标准化处理，最终构建 FDSI。实地调查样点的验证结果表明，基于 VH/VV 的 FDSI 与冻害等级之间的相关系数 r 达到 0.82（$p<0.001$），显著优于 RVI（$r=0.76$）和 DPSVI（$r=0.73$）。研究区晚霜冻害空间制图显示，本次霜冻事件影响范围广，但以轻、中度冻害为主（61.8%），县域南部受灾程度最重。本文依据冬小麦晚霜冻害的地面分级标准，构建了基于遥感数据的监测方法，可为区域尺度的标准化冻害监测提供高效、可靠的技术方案。

关键词：冬小麦；晚霜冻害；等级监测；Sentinel－1；合成孔径雷达；均值聚合

中图分类号：S425；TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)17-0094-10　　**OSID**：

Sentinel－1 SAR-based Method for Monitoring Spring Frost Damage Severity and Levels in Winter Wheat

Han Mengwei[1]　Sun Liang[1]　Wang Laigang[2]　Duan Sibo[1]　Ren Jianqiang[1]

(1. *State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arable Land in China*, *Institute of Agricultural Resources and Regional Planning*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Beijing* 100081, *China*
2. *Institute of Agricultural Information Technology*, *Henan Academy of Agricultural Sciences*, *Zhengzhou* 450002, *China*)

Abstract: Spring frost damage is a major agricultural meteorological disaster affecting the production of winter wheat, which can cause damage to the ear parts and lead to a decrease in yield. Therefore, developing an efficient monitoring method is of great significance for disaster prevention and mitigation. Focusing on Hua County, Henan Province, where a spring frost event occurred from April 5th to 7th, 2018, the research on monitoring spring frost damage severity and levels in winter wheat was conducted. Sentinel－1 synthetic aperture radar (SAR) images from January to June 2018 were used to develop a frost damage severity index (FDSI) for identifying the severity of frost damage in winter wheat. A mean aggregation method with a 51×51 pixel window was adopted to conduct noise reduction processing on the vertical-vertical (VV) and vertical-horizontal (VH) bands. While satisfying the stability of the coefficient of variation (CV) and signal-to-noise ratio (SNR), it effectively balanced noise suppression and spatial detail preservation. Based on multiple radar indices, including the VH/VV polarization ratio

收稿日期：2025－10－10　修回日期：2025－12－15

基金项目：国家重点研发计划项目（2022YFD2001102）

作者简介：韩梦薇（2000—），女，硕士生，主要从事冬小麦晚霜冻害监测和预警研究，E-mail：hanmengwei@foxmail.com

通信作者：孙亮（1982—），男，研究员，博士生导师，主要从事多源遥感数据融合和农情近实时监测及预测研究，E-mail：sunliang@caas.cn

(VH/VV), radar vegetation index (RVI), and dual polarization SAR vegetation index (DPSVI), combined with the Savitzky－Golay (SG) filtering and envelope fitting techniques, the temporal signal drop characteristics caused by the frost event were extracted. The drop amplitude was standardized to finally construct the FDSI. The validation results from field survey sampling points showed that the correlation coefficient between the FDSI based on VH/VV and the frost damage level reached 0.82 ($p < 0.001$), which was significantly better than RVI ($r = 0.76$) and DPSVI ($r = 0.73$). The spatial mapping of spring frost damage showed that the frost event affected a broad area, but the damage was mainly light to moderate (61.8%), with the southern part of the county being the most severely impacted. A remote sensing-based monitoring method for spring frost damage in winter wheat was developed. Utilizing the ground-based damage level classification standard, the method can provide an efficient and reliable approach for standardized monitoring at a regional scale.

Key words: winter wheat; spring frost damage; level monitoring; Sentinel－1; synthetic aperture radar (SAR); mean aggregation

0　引言

冬小麦是全球主要粮食作物之一,对保障粮食安全与农业可持续发展具有关键作用。中国作为全球最大的冬小麦生产国,其产量约占世界总产量的18%,其中北方主产区贡献了全国小麦产量的60% ~ 70%[1－2]。在气候变化背景下,频发的极端天气事件已成为我国冬小麦生产的重要制约因素,其中晚霜冻害是春季生长阶段的主要农业气象灾害之一[3]。

冬小麦晚霜冻害是指春季3—4月气温骤降至0℃以下,导致植株组织发生冻结并遭受损伤的现象[4]。该灾害多发生于冬小麦拔节至抽穗阶段,此时植株耐寒性迅速减弱,更易受低温影响。冻害会破坏冬小麦叶片、茎秆和穗部结构,引起叶片变黄、萎蔫,茎秆变色或断裂,甚至导致穗部不育和籽粒发育不良,最终造成产量和品质显著下降[5－6]。在中国黄淮海平原等冬小麦主产区,晚霜冻害已被视为威胁粮食生产安全的重要气象风险之一[7]。晚霜冻害等级监测通过系统分析霜冻事件对作物生理和生长状态的影响程度,准确识别受灾区域的灾害等级,为农业防灾减灾提供科学依据[8]。该监测有助于优化农业资源调配,并为农业风险管控、政策规划及气候适应性研究提供关键数据支撑,对保障区域粮食安全与农业可持续发展具有重要作用。

传统晚霜冻害监测方法主要依赖实地调查、气象站观测和农民经验判断。尽管上述方法较为直观,但存在明显局限性。首先,实地调查耗时费力,且受限于人力和交通条件,难以实现大范围覆盖,尤其在灾害突发时难以迅速响应。其次,气象站数据空间分辨率较低,无法捕捉田块尺度微气候差异,导致监测结果精度有限。此外,传统方法主观性强,易受人为误差影响,且难以精确量化冻害对植株生理状态的动态影响。上述局限性在应对频发的极端气候事件时尤为突出,无法满足现代农业对高效、大范围冻害监测的需求[9－11]。

遥感技术已成为冬小麦晚霜冻害监测的重要工具,能够大范围、快速地实现灾害识别与损失量化[12－13]。然而,不同传感器性能差异显著,监测效果高度依赖于数据可用性与天气条件。在光学遥感方面,多源影像、地面调查和统计数据的融合显著提升了冻害监测时效性与精度[14－17]。相较于光学数据,合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)具备全天时、全天候成像能力,不受云雨和光照条件限制,尤其适用于常发生于夜间的霜冻事件监测。Sentinel－1 C波段高分辨率极化数据对冠层结构与含水量变化敏感,能够有效捕捉冻害引起的冠层密度与湿度变化。霜冻通常导致植被密度降低、植株倒伏或弯曲,致使体积散射减弱、表面散射增强,从而引起VH/VV极化比(the VH/VV polarization ratio, VH/VV)等雷达指数下降[18]。Láznička等[19]利用Sentinel－1 SAR图像和逻辑回归模型评估田块尺度冬小麦霜冻损伤与生产潜力变异性,在50 m分辨率下霜冻损伤等级的F-score达0.611,生产潜力等级的F-score达0.333,证明雷达植被指数(Radar vegetation index, RVI)最低值对应最低生产潜力和最大损伤区域。然而该方法依赖人工勾绘的冻害等级多边形和机收产量图作为地面标签,样本固定且难以外推,限制了其大尺度应用。Fayad等[20]利用Sentinel－1 GRD数据,以时序后向散射系数下降幅度设定阈值,在约1×10^4 hm^{2}农田上实现10 m分辨率的短时冻融事件近实时监测,叠加3℃气温过滤后,全部18次低温事件无漏检,伪冻结率小于5%,为农业生产提供了早期霜冻预警与损失评估依据。该方法阈值标定主要依托裸土或低植被场景,难以直接应用于晚霜冻害监测。同时,Sentinel－1 SAR数据易受系统热噪声与散斑噪声的影响,可能导致局部信号波动和地物边界模糊,从而

对后续分析精度产生影响[21-22]。因此,时序分析前需开展噪声抑制与空间聚合等预处理,以确保信号稳定与可比性[23-24]。

基于以上分析,本文提出一种基于时序 Sentinel-1 SAR 数据的冬小麦晚霜冻害等级监测方法:首先分析 SAR 数据均值聚合的最优窗口尺寸;其次,对 VH/VV、RVI 和双极化 SAR 植被指数(Dual polarization SAR vegetation index, DPSVI)分别构建时间序列,在风险期内采用 SG 滤波与包络线拟合生成“无冻害理想轨迹”,通过相对突降阈值识别霜冻导致的信号异常,构建冻害严重度指数(Frost damage severity index, FDSI);再结合地面调查数据,通过相关性分析比较不同雷达指数的效果;最终选择最优模型绘制研究区冬小麦晚霜冻害严重度分布图。本文旨在实现冬小麦晚霜冻害等级精准识别,为农业防灾减灾提供科学依据,保障粮食安全和经济效益。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

以河南省滑县为研究区,其位置如图 1 所示。滑县位于豫北平原(35°12′ ~ 35°42′N,114°23′ ~ 114°59′E),总面积 1 814 km^2,农业资源丰富,生产条件优越。县域土壤以潮土为主,耕层肥沃,属于温带季风气候,四季分明。多年平均气温约为 13.5℃,3—4 月平均日最低气温约为 8℃,年均降水量约 600 mm,适宜多种农作物的生长。作为河南省最大的粮食生产县,滑县以小麦、玉米等粮食作物种植为主,有“豫北粮仓”之称。

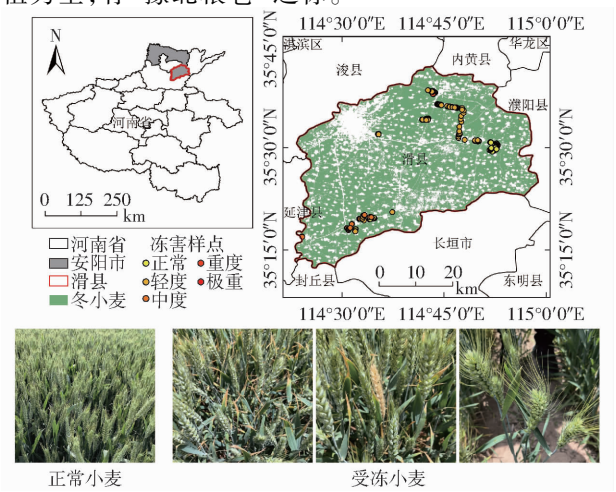


图 1 研究区位置、晚霜冻害地面调查样点分布及正常与受冻小麦实地图像

Fig. 1 Study area location, field survey sample distribution of spring frost damage, and field images of normal and frost-affected winter wheat

2018 年 4 月 5—7 日,黄淮海地区出现显著降温过程(图 2),研究区逐小时气温多次降至 5℃以下,较 1951—2017 年同期平均日最低气温(7 ~ 8℃)明显偏低。降温发生时冬小麦处于拔节后期至抽穗期,对低温较为敏感,部分地块出现不同程度冻害,对当地小麦生产造成显著影响。

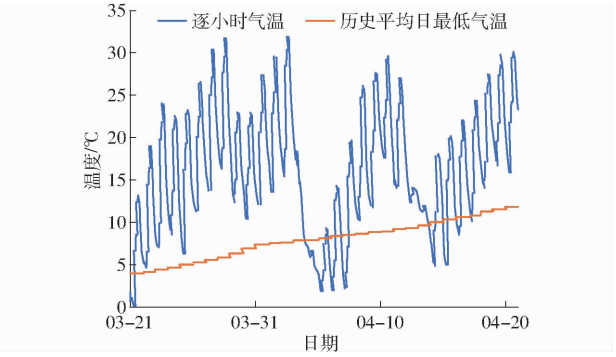


图 2 2018 年 3 月 21 日—4 月 20 日研究区逐小时气温及历史平均日最低气温

Fig. 2 Hourly temperature and historical average of daily minimum temperatures in study area from March 21th to April 20th, 2018

1.2 数据及预处理

1.2.1 Sentinel-1 SAR 数据

本文采用欧洲空间局(European Space Agency, ESA)Sentinel-1 SAR 卫星的干涉宽幅(Interferometric wide swath, IW)模式地面距离检测(Ground range detected, GRD)产品。该数据基于 C 波段(中心频率 5.405 GHz,波长约 5.6 cm)采集,具备垂直发射-垂直接收(Vertical-vertical, VV)和垂直发射-水平接收(Vertical-horizontal, VH)双极化能力,空间分辨率为 10 m,能够有效监测作物冠层结构和水分含量的动态变化。

研究通过 Google Earth Engine(GEE)平台获取 2018 年 1 月 1 日至 6 月 16 日覆盖研究区的 Sentinel-1 时间序列影像,提取 VH 与 VV 极化方式的后向散射系数,用于冬小麦晚霜冻害等级监测。所使用的数据为 Level-1 级 GRD 产品,并对其进行边界噪声去除、辐射定标与地形校正等预处理。

1.2.2 冬小麦空间分布数据集

本文采用 2018—2024 年中国冬小麦空间分布数据集(ChinaWheat10),数据来源于国家生态科学数据中心(https://www.nesdc.org.cn/)。该数据集基于光学和雷达影像,通过自动化训练数据生成方法(Automated training data generation, ATDG)和模型年际迁移方法(Model transfer, MT)构建,空间分辨率为 10 m。经实地调查验证 ChinaWheat10 数据集的总体精度超过 94%,在省级和市级尺度上与官

方统计数据的决定系数(R^2)分别达到 0.95 和 0.91 以上，能够清晰呈现冬小麦田块的细部空间特征[25]。基于该数据集提供的 2018 年研究区冬小麦空间分布数据，对 Sentinel－1 SAR 影像进行了掩膜处理。

1.2.3　冬小麦晚霜冻害地面调查

本次调查于 2018 年 5 月 3 日开展，此时研究区冬小麦普遍进入抽穗期，且已距晚霜冻害发生约 28 d。在此物候阶段，叶尖干枯、穗部受损等冻害症状已充分显现，有利于准确判定冻害等级。调查范围覆盖研究区内白道口镇、焦虎镇、大寨乡、八里营乡等 9 个乡镇，采用手持 GPS 设备共记录不同冻害等级的小麦样点 223 个(图 1)。冻害等级划分标准参照《冬小麦灾害田间调查及分级技术规范》[26]，见表 1。

表 1　冬小麦晚霜冻害地面调查等级划分标准

Tab.1　Grading standards for field survey of winter wheat spring frost damage

级别	伤害程度描述
正常(0 级)	叶片、分蘖及生长点未检出明显冻伤特征
轻度(1 级)	叶片有冻伤，但基部完好，生长点未受冻；幼穗冻伤 1/3 以下或死茎率 5% 以下
中度(2 级)	叶片上部枯萎，少数分蘖死亡，部分生长点受冻；幼穗冻伤 1/3～1/2 或死茎率 5%～15%
重度(3 级)	地上部大部枯萎，部分分蘖死亡，生长点皱缩；幼穗冻伤 1/2～3/4 或死茎率 15%～50%
极重(4 级)	茎叶严重枯萎，分蘖节暗褐或发黑，生长点严重皱缩；幼穗冻伤 3/4 以上或死茎率 50% 以上

1.3　研究方法

1.3.1　技术路线

本文采用的技术路线如图 3 所示。首先，基于冬小麦空间分布数据集对 Sentinel－1 SAR 影像进行掩膜处理，提取研究区内冬小麦种植区域的 VH 与 VV 极化后向散射数据；再对影像进行多尺度均值聚合降噪处理，并依据变异系数(Coefficient of variation，CV)和信噪比(Signal-to-noise ratio，SNR)确定最优空间聚合窗口尺寸；然后基于 3 种雷达指数分别计算 FDSI，构建晚霜冻害等级监测模型；最后利用地面实地调查数据对模型精度进行验证，并将最优模型应用于绘制研究区晚霜冻害空间分布图。

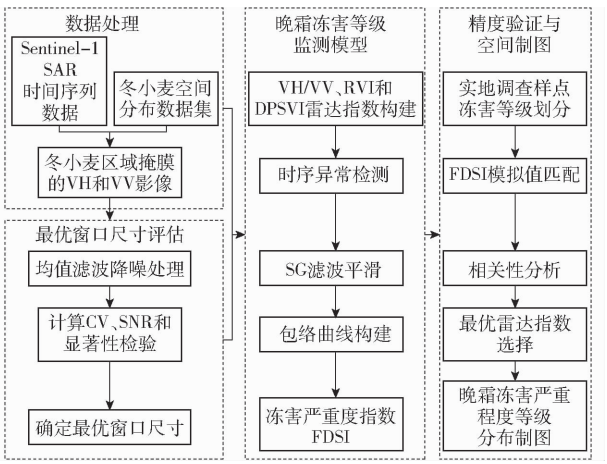


图 3　技术路线图

Fig.3　Technical route

1.3.2　评估 Sentinel－1 数据聚合的最优窗口尺寸

为评估 Sentinel－1 VH 和 VV 影像在不同聚合窗口尺寸下的降噪效果，并寻求空间分辨率与噪声抑制之间的最优平衡，采用 CV 和 SNR 作为量化指标[24,27]。CV 定义为标准差与均值之比，其值越低代表噪声水平越低；SNR 以对数形式计算，值越高则表明降噪性能越优。当聚合窗口尺寸增大时，若 CV 下降幅度低于 5% 且配对 t 检验结果显示无显著差异($p>0.05$)，或 CV 值降至 0.1 以下，同时 SNR 增长趋于平稳(增幅小于 5% 或 t 检验 $p>0.05$)，即判定降噪效果达到稳定状态。最优窗口尺寸定义为同时满足 CV 与 SNR 稳定性条件，或 CV 低于 0.1 的最小窗口尺寸。

$$CV=\sigma/\mu \tag{1}$$

$$SNR=10\lg(\mu^2/\sigma^2) \tag{2}$$

式中　σ——图像像元值的标准差，反映数据的离散程度

μ——图像像元值的均值，代表信号强度

降噪处理与最优窗口选择通过以下流程实现：首先基于预处理后的 Sentinel－1 VH 与 VV 影像，应用冬小麦空间分布掩膜精确提取研究区域内冬小麦像元。随后，分别对 2 个波段的影像采用多种尺寸的奇数窗口(从 1×1 像元至 101×101 像元，步长为 2)进行均值聚合，通过对局部有效像元取平均以抑制噪声。

在每个窗口尺度下，逐像元计算 CV 和 SNR，过程中自动忽略非冬小麦区域。进一步统计全时序影像中 CV 和 SNR 的均值与标准差，并对相邻窗口尺寸间 CV 的下降与 SNR 的上升分别进行单侧配对 t 检验，显著性水平 α 设为 0.05。

最优窗口尺寸需满足以下任一准则：CV 降幅低于 5% 且统计不显著($p>0.05$)，或 CV 值小于 0.1，同时 SNR 增幅低于 5% 或统计不显著。最终选择同时满足 CV 与 SNR 稳定性条件或 CV 低于 0.1 的最小窗口。若 VH 和 VV 波段分别得出的最优窗口尺寸不一致，则选取其中较大者作为统一窗口，以优先保障降噪效果。

1.3.3　Sentinel－1 SAR 指数构建

晚霜冻害对冬小麦冠层雷达后向散射特性的影

响可归结为介电常数与几何结构变化两类机制：①介电常数变化：在 C 波段，液态水的介电常数显著高于冰。霜冻发生后，冬小麦细胞内的液态水冻结为冰，导致组织整体介电常数下降，从而减弱其对电磁波的耦合与散射能力[28-29]。由于 VH 极化对体散射更为敏感，其后向散射系数通常较 VV 极化下降更为显著[30]。②冠层几何结构变化：霜冻可导致冬小麦出现叶片萎蔫、卷曲、倒伏及穗部结构损伤，使冠层形态从立体多层散射结构转变为更为平坦、贴地的状态[5-6]。这一变化使得体散射（主要表现为 VH 极化）贡献大幅降低，而表面散射或体-地交互散射（在 VV 极化中占主导）则相对稳定或衰减幅度较小。

Sentinel-1 卫星提供的 VV 与 VH 极化后向散射系数原始数据以分贝（dB）为单位。为便于后续雷达指数计算，需将其转换为基于线性功率的无量纲后向散射系数，并计算 3 种雷达指数[31-33]。转换和计算公式为

$$VH/VV = \sigma^0_{VH}/\sigma^0_{VV} \tag{3}$$

$$RVI = \frac{4\sigma^0_{VH}}{\sigma^0_{VV} + \sigma^0_{VH}} \tag{4}$$

$$DPSVI = \frac{\sigma^0_{VV} + \sigma^0_{VH}}{\sigma^0_{VV}} \tag{5}$$

其中

$$\sigma^0_{VV} = 10^{VV_{dB}/10} \tag{6}$$

$$\sigma^0_{VH} = 10^{VH_{dB}/10} \tag{7}$$

式中 VV_{dB}——VV 极化的原始后向散射系数，dB

VH_{dB}——VH 极化的原始后向散射系数，dB

σ^0_{VV}——基于线性功率的 VV 极化后向散射系数

σ^0_{VH}——基于线性功率的 VH 极化后向散射系数

1.3.4 冬小麦晚霜冻害等级监测模型构建

为精确监测冬小麦晚霜冻害的发生及其严重程度，基于 Sentinel-1 时序数据，提取 VH/VV、RVI 和 DPSVI 作为核心指标，构建了时序异常检测与灾害量化分析的评估模型（图 4）。该模型通过识别风险期（3—4 月）内由霜冻引起的指数突降现象，并结合 Savitzky-Golay（SG）滤波、包络曲线拟合及严重度定量计算，实现对晚霜冻害等级的监测。具体建模步骤如下：

（1）时序异常检测

模型的核心在于检测 VH/VV、RVI 和 DPSVI 时序数据中的异常信号，具体表现为各指数在风险期内相较于正常生长模式的突然下降。3 种雷达指数均基于 VH 和 VV 极化数据的组合，VH/VV 对植被结构与水分变化敏感；RVI 和 DPSVI 分别用于表征植被生物量状况和冠层健康状态。异常被定义为时间序列中连续一个或多个时点的指数值较相邻有效观测点下降超过 5%（相对突变阈值设为 0.05）。分别检测每个像元在风险期内雷达指数的时间序列是否存在符合该条件的突降。

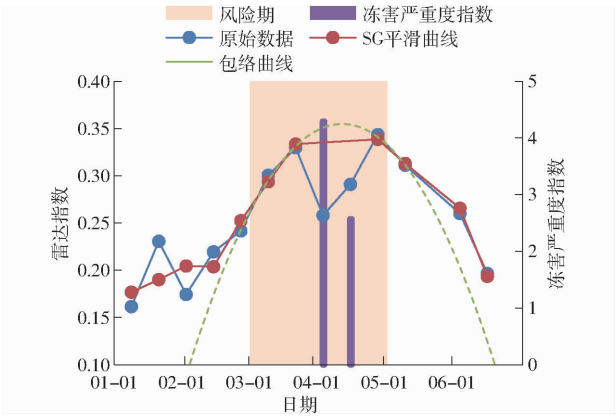


图 4 冬小麦冻害严重度指数示意图

Fig. 4 Schematic of winter wheat frost damage severity index

（2）SG 滤波平滑

为抑制噪声干扰并提取可靠的生长趋势，对检测到异常的像元时序数据进行 SG 滤波平滑处理。异常点首先被替换为非数值（Not a number，NaN）以避免对趋势拟合造成偏差，随后应用 SG 滤波算法，通过局部多项式拟合在保留植被生长趋势的同时抑制高频噪声。平滑结果被插值回原始时间序列，生成雷达指数的时序 SG 平滑曲线。

（3）包络曲线构建

研究区冬小麦在 3 月初至 5 月下旬经历返青、拔节、抽穗和灌浆等几个关键生育时期。自返青期开始，冬小麦冠层迅速增生，叶面积指数和体散射逐渐增强，使雷达指数在拔节至孕穗期达到峰值；随着植株含水率下降和冠层结构趋于稳定，散射强度减弱，指数呈现回落趋势。为模拟无霜冻干扰条件下冬小麦的理想生长轨迹，对雷达指数 SG 平滑后 60～140 d 内（符合抛物线形态的主要生育阶段）的有效数据点拟合包络曲线。该曲线采用单峰、开口向下的抛物线模型，以反映各指数在正常生长状态下的预期变化轨迹[34-35]。

（4）冻害严重度量化

为量化晚霜冻害的严重程度构建了冻害严重度指数 FDSI。该指数基于 VH/VV、RVI 及 DPSVI 时间序列的实际观测值相对于其包络曲线预测值的相对偏差进行计算。公式为

$$FDSI_{t_0} = \frac{\Delta f(t_0)}{\tau} \tag{8}$$

其中

$$\Delta f(t_0) = \frac{f_{env}(t_0) - f_{obs}(t_0)}{f_{env}(t_0)} \tag{9}$$

式中　$f_{env}(t_0)$——参数 f 在时间 t_0 的包络曲线拟合值，代表理想无冻害状态

$f_{obs}(t_0)$——参数 f 在时间 t_0 的实际观测值

$\Delta f(t_0)$——霜冻发生时刻 t_0 实际观测值相对于包络曲线拟合值的相对偏差量，取值范围为[0，1]

τ——相对变化阈值，用于标准化偏差幅度

$FDSI_{t_0}$——t_0 时刻的冻害严重度指数

将相对变化阈值 τ 设定为 0.05。对研究区 Sentinel－1 时间序列（2018 年 1—6 月）（图 4）的分析表明，VH/VV、RVI 与 DPSVI 的自然波动幅度主要集中在 0.02 ~ 0.04 区间。为识别霜冻信号，在 0.03 ~ 0.10 范围内进行阈值测试，当 τ = 0.05 时，冻害与非冻害信号区分度最佳，且与地面调查冻害等级的相关性最高，故最终采用此值。

1.3.5　模型精度验证

利用实地调查数据，通过相关性分析评价 VH/VV、RVI 和 DPSVI 构建的冬小麦晚霜冻害等级监测模型精度。

研究区内实地调查样点已按冻害严重程度划分为 5 个等级：正常（0 级）、轻度（1 级）、中度（2 级）、重度（3 级）和极重（4 级），以此构建地面真实数据集。在各样点对应地理位置，提取基于雷达指数时序数据计算的 FDSI，保证空间位置精确匹配。

采用皮尔逊相关系数（r）分析基于各雷达指数的 FDSI 与实地冻害等级之间的一致性，并计算显著性水平（p 值）。r 值越接近 1 表明相关性越强，p < 0.05 视为具有统计显著性。通过综合比较 3 种指数的相关系数与显著性水平，比较其对冻害等级的监测能力，从而筛选出最优指数。

为保证模型监测等级与实地调查等级相匹配，在计算 FDSI 后，对其数值分布进行统计分析，并结合实地样点等级确定 FDSI 的等级划分阈值。

2　结果与分析

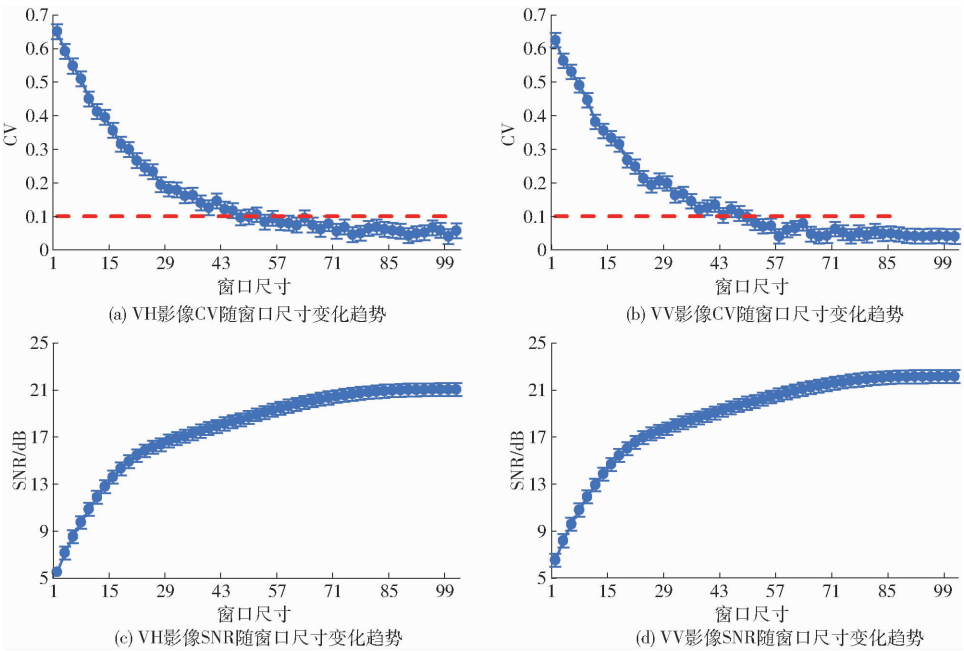
2.1　空间聚合尺度评估

为提升冬小麦晚霜冻害等级监测中 Sentinel－1 VH 与 VV 波段的噪声抑制效果，对两波段分别进行了多尺度均值聚合分析（窗口尺寸范围为 1 × 1 像元至 101 × 101 像元，步长为 2），并采用 CV 和 SNR 作为降噪效果的量化指标。

结果如图 5 所示：①VH 与 VV 波段的最优空间聚合窗口分别为 51 × 51 像元与 47 × 47 像元，两波段在此尺度下均满足 CV 值低于 0.1 且 SNR 增长趋于稳定的判定准则，能够在有效抑制噪声的同时保留植被信号特征。②为平衡空间分辨率与噪声抑制效果，在后续 VH/VV、RVI 及 DPSVI 指数计算中，统一采用 VH 波段对应的最优窗口尺寸（51 × 51 像元）进行处理。

2.2　晚霜冻害空间分布及精度验证

基于 VH/VV、RVI 及 DPSVI 分别计算 FDSI，并与 223 个实地调查样点的晚霜冻害等级（0 ~ 4 级，对应无冻害至极重冻害）进行相关性分析（表 2）。结果显示，基于 VH/VV 的模型结果与地面调查冻害等级的相关系数最高（r = 0.82，p < 0.001），优于 RVI（r = 0.76）和 DPSVI（r = 0.73）。基于该结果，选择 VH/VV 进行后续研究区冬小麦晚霜冻害的空



(a) VH影像CV随窗口尺寸变化趋势　(b) VV影像CV随窗口尺寸变化趋势

(c) VH影像SNR随窗口尺寸变化趋势　(d) VV影像SNR随窗口尺寸变化趋势

图 5　Sentinel－1 SAR 数据的 CV 和 SNR 随窗口尺寸变化分析

Fig. 5　Variations of CV and SNR with window size in Sentinel－1 SAR data

间制图。

表 2 冬小麦冻害严重度指数与地面调查等级的相关性分析($n=223$)

Tab. 2 Correlation analysis between winter wheat frost damage severity index and field survey levels ($n=223$)

雷达指数	相关系数 r	p
VH/VV	0.82	1.82×10^{-55}
RVI	0.76	2.16×10^{-38}
DPSVI	0.73	3.70×10^{-34}

为进一步分析晚霜冻害地面调查等级与 FDSI 之间的分布关系,绘制了箱线图(图 6)。图中显示,随着冻害等级从 0 级升至 4 级,3 种指数所对应的 FDSI 中位数均呈现上升趋势,与相关性分析结论一致。具体而言,DPSVI 模型结果的四分位间距较小、分布集中且异常值较少,说明其预测稳定性较高;而 VH/VV 在无冻害与轻度冻害等级中表现出更高的 FDSI 值,反映出其对冻害信号具有更强的敏感性。此外,采用 $\tau=0.05$ 作为相对变化阈值所构建的 FDSI 在不同等级间表现出良好的可分性,进一步说明该阈值能够有效识别霜冻导致的突降信号,为冻害等级判定提供了可靠依据。整体结果表明,FDSI 能较好地反映地块冻害程度,能够精准监测冬小麦晚霜冻害等级。

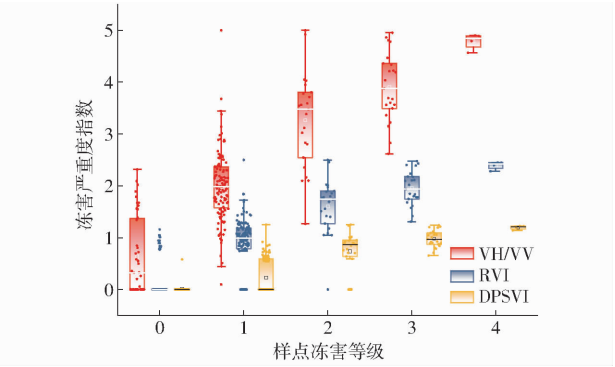


图 6 冬小麦晚霜冻害地面调查等级与冻害严重度指数箱线图

Fig. 6 Boxplot of field survey levels and frost damage severity index for winter wheat spring frost damage

根据实地样点的冻害等级与 FDSI 的统计关系(图 6),确定了基于 VH/VV 的 FDSI 冻害等级划分标准:0 ~ 1.5(正常)、1.5 ~ 2.5(轻度)、2.5 ~ 3.5(中度)、3.5 ~ 4.5(重度)和 > 4.5(极重)。该阈值范围可较好地反映冻害梯度变化,用于后续冻害空间分布图的制图分级。

研究区冬小麦晚霜冻害严重度和等级的空间分布如图 7 所示。整体而言,冻害程度呈现明显的空间分异特征:北部和东部地区灾情相对较轻,部分区域未观测到明显冻害影响;而西部和南部地区冻害程度较为严重,其中县域南部受灾最为严重。

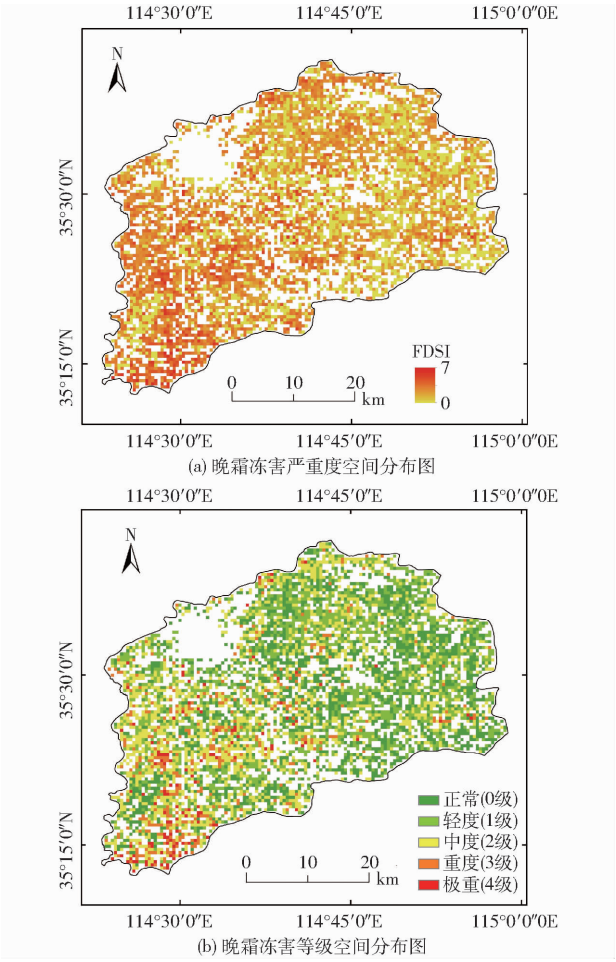


图 7 冬小麦晚霜冻害严重度和等级空间分布图

Fig. 7 Spatial distributions of spring frost damage severity and levels in winter wheat

晚霜冻害等级分析结果显示,研究区未发生冻害面积为 403 km^2,占冬小麦分布区域总面积的 29.0%;发生轻度和中度冻害的面积分别为 442 km^2(31.8%)和 417 km^2(30.0%),二者合计占比为 61.8%;发生重度与极重冻害面积相对较小,分别为 97 km^2(7.0%)和 32 km^2(2.3%),但表现出显著的空间聚集性,集中分布于研究区南部。该结果表明,本次霜冻事件影响范围广,但以轻、中度冻害为主,南部区域受灾程度最重。

3 讨论

本文基于 Sentinel-1 C 波段 SAR 数据构建了 FDSI,可在云层覆盖和不利光照条件下稳定识别冬小麦晚霜冻害等级。该方法利用 3 种雷达指数时序数据的包络曲线构建理想生长轨迹,并通过标准化偏差量量化霜冻导致的时序突降特征,与实地冻害等级的相关系数达到 0.82($p<0.001$),显著优于 RVI($r=0.76$)和 DPSVI($r=0.73$)。通过采用 51 × 51 像元窗口进行降噪优化,模型在有效抑制噪声的

同时保持了适宜的空间细节表达能力，从而提升了 FDSI 指数的鲁棒性与实际适用性。本研究结果为区域尺度冬小麦晚霜冻害等级监测提供了一种高效可靠的技术途径。

相较于 Wang 等[15]基于多年无霜年参考曲线构建“形状模型”，本文利用 SAR 包络曲线直接模拟理想生长轨迹，不依赖多年参考曲线与年际气候校正，在数据不足或无霜年判定困难的地区均可适用，且风险日期判断更加灵活。同时，相较于 Lázničkа 等[19]采用逻辑回归模型对田间尺度冻害等级进行分类的方法，本研究通过时序异常检测实现连续严重度量化，显著降低对地面样本的依赖，空间扩展性强，更适用于区域尺度冻害监测与风险等级划分。

尽管取得了较好效果，本研究仍存在多方面的不足。首先，Sentinel－1 6～12 d 的重访周期限制了对短时冻害的响应能力，尤其是持续仅数小时的轻度霜冻，可能因未被 SAR 成像覆盖而产生漏检。未来可融合较高时间分辨率的 SAR（如 COSMO－SkyMed）或光学时序（如 Sentinel－2）以提升快速变化事件的捕捉能力[36－37]。其次，本文采用的均值聚合方法虽有效降低噪声，但可能平滑局部细微受害特征，影响复杂地块或异质性较高区域的识别精度。后续可尝试自适应窗口、双域滤波或深度学习降噪模型，以在保持细节的同时提高信噪比[38－39]。

本研究采用固定突降阈值 $\tau=0.05$ 作为突降判定标准。该阈值基于研究区雷达时序噪声统计与多组阈值对比试验确定，能在研究区表现良好，但在其他气候背景、品种或管理条件下可能不具备普适性。未来可引入基于时间序列波动、气候特征量或动态优化算法的自适应阈值策略，提高模型跨区域、跨年份的稳定性。

此外，本研究区域内的极重度冻害样点数量有限，导致 FDSI 计算结果在部分地块较样点呈现出更高的指数值，表明当前地面样本对极端受灾状况的覆盖仍不足。后续可通过扩大调查样本密度、引入无人机影像或利用农业灾情档案等方式，提高对极端受害区域的验证能力，从而进一步增强模型鲁棒性。

本研究提出的 FDSI 在区域尺度冻害识别中展现出较强的推广潜力。依托 Sentinel－1 的稳定覆盖，该方法可通过本地化调整包络曲线平滑参数、突降阈值 τ 等，使其适应不同区域的气候条件、物候节律与品种特性，从而扩展到更大范围甚至其他作物的低温胁迫监测。将 FDSI 与统计产量或作物生长模型结合，有望实现冻害由等级监测向产量损失量化的提升，进一步增强其在灾后损失评估中的应用价值。

4　结论

（1）基于 2018 年 1—6 月的 Sentinel－1 SAR 数据，研究确定了冬小麦冻害监测的最优空间聚合尺度，其中 VH 与 VV 波段的最优窗口分别为 51×51 像元和 47×47 像元。最终采用 51×51 像元进行模型构建，有效抑制噪声并保持较好的空间细节，为后续冻害识别提供了可靠的数据基础。

（2）构建了以雷达指数时序突降为核心的冬小麦晚霜冻害等级监测方法。通过包络曲线拟合获取无冻害理想生长轨迹，并以阈值 $\tau=0.05$ 对突降幅度进行标准化构建 FDSI。在河南省滑县的晚霜冻害监测结果显示，基于 VH/VV 构建的 FDSI 与地面调查等级的相关系数达 0.82（$p<0.001$），显著优于 RVI（$r=0.76$）和 DPSVI（$r=0.73$），可有效量化冬小麦霜冻造成的后向散射异常下降，实现冻害等级的精准监测。

（3）基于 FDSI 的空间制图结果表明，2018 年 4 月 5—7 日河南省滑县的冬小麦晚霜冻害等级呈显著空间分异，受灾范围广但以轻、中度冻害为主（61.8%），南部区域受灾程度最重。本研究实现了晚霜冻害严重程度的标准化分级，为开展区域农业灾情遥感监测及防灾减灾资源优化配置提供了科学依据。

参　考　文　献

[1] Dong J, Pang Z, Fu Y, et al. Annual winter wheat mapping dataset in China from 2001 to 2020[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 1218.

[2] Grote U, Fasse A, Nguyen T T, et al. Food security and the dynamics of wheat and maize value chains in Africa and Asia[J]. Frontiers in Sustainable Food Systems, 2021, 4: 617009.

[3] Guo Y, Wang L, He J, et al. Monitoring and estimation of late spring frost and its impact on winter wheat through multi-temporal GF－1 remotely sensed imagery[C]// 2021 9th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics). IEEE, 2021: 1－5.

[4] Warrick B E, Miller T D. Freeze injury on wheat, SCS－1999－15[R]. San Angelo: Texas Agricultural Extension Service, 1999.

[5] 胡新，任德超，倪永静，等. 冬小麦籽粒产量及其构成要素随晚霜冻害变化规律研究[J]. 中国农业气象，2014，35(5)：575－580.

Hu Xin, Ren Dechao, Ni Yongjing, et al. Impacts of late frost on grain yield and its components of winter wheat[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2014, 35(5): 575 - 580. (in Chinese)

[6] Barlow K M, Christy B P, O'Leary G J, et al. Simulating the impact of extreme heat and frost events on wheat crop production: a review[J]. Field Crops Research, 2015, 171: 109 - 119.

[7] Guo J, Bai X, Shi W, et al. Risk assessment of freezing injury during overwintering of wheat in the northern boundary of the winter wheat region in China[J]. PeerJ, 2021, 9: e12154.

[8] Hua W, Heinemann P, He L. Frost management in agriculture with advanced sensing, modeling, and artificial intelligent technologies: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 110027.

[9] Li W, Huang J, Yang L, et al. A practical remote sensing monitoring framework for late frost damage in wine grapes using multi-source satellite data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3231.

[10] Nolè A, Rita A, Ferrara A M S, et al. Effects of a large-scale late spring frost on a beech (*Fagus sylvatica* L.) dominated Mediterranean mountain forest derived from the spatio-temporal variations of NDVI[J]. Annals of Forest Science, 2018, 75(3): 83.

[11] 刘峻明, 汪念, 王鹏新, 等. SHAW 模型在冬小麦晚霜冻害监测中的适用性研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(6): 265 - 274.
Liu Junming, Wang Nian, Wang Pengxin, et al. Applicability of simultaneous heat and water model for monitoring late frost injury of winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(6): 265 - 274. (in Chinese)

[12] Allevato E, Saulino L, Cesarano G, et al. Canopy damage by spring frost in European beech along the Apennines: effect of latitude, altitude and aspect[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 225: 431 - 440.

[13] Cogato A, Meggio F, Collins C, et al. Medium-resolution multispectral data from Sentinel - 2 to assess the damage and the recovery time of late frost on vineyards[J]. Remote Sensing, 2020, 12(11): 1896.

[14] Wang H, Huo Z, Zhou G, et al. Monitoring and forecasting winter wheat freeze injury and yield from multi-temporal remotely sensed data[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2016, 22(2): 255 - 260.

[15] Wang S, Chen J, Rao Y, et al. Response of winter wheat to spring frost from a remote sensing perspective: damage estimation and influential factors[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 168: 221 - 235.

[16] Murphy M E, Boruff B, Callow J N, et al. Detecting frost stress in wheat: a controlled environment hyperspectral study on wheat plant components and implications for multispectral field sensing[J]. Remote Sensing, 2020, 12(3): 477.

[17] Shammi S, Sohel F, Diepeveen D, et al. Machine learning-based detection of frost events in wheat plants from infrared thermography[J]. European Journal of Agronomy, 2023, 149: 126900.

[18] Zhang K, Zhang B, Perrie W, et al. Assessment of thermal noise effect on wind speed retrieval accuracy using Sentinel - 1 cross-polarized TOPSAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 4208011.

[19] Lázničkа M, Tůma L, Vandírková V, et al. Monitoring of winter wheat growth in categories of frost damage and production potential using SAR and optical images[J]. International Agrophysics, 2025, 39(2): 99 - 111.

[20] Fayad I, Baghdadi N, Bazzi H, et al. Near real-time freeze detection over agricultural plots using Sentinel - 1 data[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12): 1976.

[21] Korosov A, Demchev D, Miranda N, et al. Thermal denoising of cross-polarized Sentinel - 1 data in interferometric and extra wide swath modes[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 5218411.

[22] Stokholm A, Wulf T, Kucik A, et al. AI4SeaIce: toward solving ambiguous SAR textures in convolutional neural networks for automatic sea ice concentration charting[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 4304013.

[23] Ali I, Cao S, Naeimi V, et al. Methods to remove the border noise from Sentinel - 1 synthetic aperture radar data: implications and importance for time-series analysis[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(3): 777 - 786.

[24] Mullissa A, Vollrath A, Odongo-Braun C, et al. Sentinel - 1 SAR backscatter analysis ready data preparation in Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1954.

[25] Yang G, Li X, Liu P, et al. Automated in-season mapping of winter wheat in China with training data generation and model transfer[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 202: 422 - 438.

[26] NY/T 2283—2012 冬小麦灾害田间调查及分级技术规范[S].

[27] Manninen T, Jääskeläinen E, Tomppo E. Nonlocal multiscale single image statistics from Sentinel - 1 SAR data for high resolution bitemporal forest wind damage detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 2504705.

[28] Aragones J, Macdowell L, Vega C. Dielectric constant of ices and water: a lesson about water interactions[J]. The Journal of Physical Chemistry A, 2011, 115(23): 5745 - 5758.

[29] Shi L, Ni Y, Drews S, et al. Dielectric constant and low-frequency infrared spectra for liquid water and ice 1 h within the E3B model[J]. The Journal of Chemical Physics, 2014, 141(8): 084508.

[30] Ragheb R, Nobbmann U. Multiple scattering effects on intercept, size, polydispersity index, and intensity for parallel (VV) and perpendicular (VH) polarization detection in photon correlation spectroscopy[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1):

21768.
[31] Periasamy S. Significance of dual polarimetric synthetic aperture radar in biomass retrieval: an attempt on Sentinel－1[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 537－549.
[32] Nasirzadehdizaji R, Balik S F, Abdikan S, et al. Sensitivity analysis of multi-temporal Sentinel－1 SAR parameters to crop height and canopy coverage[J]. Applied Sciences, 2019, 9(4): 655.
[33] Yamada Y. Preliminary study on the radar vegetation index (RVI) application to actual paddy fields by ALOS/PALSAR full-polarimetry SAR data[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, 40: 129－131.
[34] Kim Y, Jackson T, Bindlish R, et al. Retrieval of wheat growth parameters with radar vegetation indices[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 11(4): 808－812.
[35] Mandal D, Ratha D, Bhattacharya A, et al. A radar vegetation index for crop monitoring using compact polarimetric SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(9): 6321－6335.
[36] Schlund M, Erasmi S. Sentinel－1 time series data for monitoring the phenology of winter wheat[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 246: 111814.
[37] 代天金，陈俊英，郭佳奇，等. 不同植被覆盖条件下 Sentinel－1/2 数据融合监测土壤含盐量模型研究[J]. 农业机械学报，2025，56(8)：32－41.
Dai Tianjin, Chen Junying, Guo Jiaqi, et al. Monitoring of soil salt content during different growth periods of crops based on Sentinel－1/2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 32－41. (in Chinese)
[38] Bogdanovski O P, Svenningsson C, Månsson S, et al. Yield prediction for winter wheat with machine learning models using Sentinel－1, topography, and weather data[J]. Agriculture, 2023, 13(4): 813.
[39] Kumar P, Prasad R, Gupta D, et al. Estimation of winter wheat crop growth parameters using time series Sentinel－1A SAR data[J]. Geocarto International, 2018, 33(9): 942－956.

(上接第 64 页)

[25] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. Analytical Chemistry, 1964, 36(8): 1627－1639.
[26] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[C]// Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite－1 Symposium: NASA SP－351. Washington: NASA, 1974: 309－317.
[27] Gao B C. NDWI: a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 257－266.
[28] Huete A, Didan K, Miura T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1－2): 195－213.
[29] Jordan C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663－666.
[30] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295－309.
[31] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119－126.
[32] Mullissa A, Vollrath A, Odongo-Braun C, et al. Sentinel－1 SAR backscatter analysis ready data preparation in Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1954.
[33] Jagtap P, Shafiyoddin S. Comparative study of various single product speckle filters of SAR dataset of Sentinel－1 satellite for speckle noise reduction[J]. International Journal of Creative Research Thoughts, 2021, 9(12): c87－c95.
[34] Zheng Y, Li Z, Pan B, et al. Development of a phenology-based method for identifying sugarcane plantation areas in China using high-resolution satellite datasets[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1274.
[35] Yuan W. 30-meter resolution planting distribution dataset for sugarcane in China (2016—2020)[DS/OL]. V1. Beijing: Science Data Bank, 2023[2026－04－08]. https://doi.org/10.57760/sciencedb.IGA.00004.
[36] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover datasets and its dynamics in China from 1985 to 2025[DS/OL]. V1.0.5. Geneva: Zenodo, 2026[2026－04－08]. https://doi.org/10.5281/zenodo.18180184.
[37] Shen R, Pan B, Peng Q, et al. High-resolution distribution maps of single-season rice in China from 2017 to 2022[DS/OL]. V8. Beijing: Science Data Bank, 2026[2026－04－08]. https://doi.org/10.57760/sciencedb.06963.
[38] Peng Q, Shen R, Liu Y, et al. CCPD－Maize: a twenty-year dataset of maize phenology with high spatial resolution in China[DS/OL]. V3. Beijing: Science Data Bank, 2025[2026－04－08]. https://doi.org/10.57760/sciencedb.16127.
[39] Loshchilov I, Hutter F. Decoupled weight decay regularization[C]//7th International Conference on Learning Representations. New Orleans: ICLR, 2019.