

# 基于 Sentinel-1 SAR 数据的冬小麦灌溉事件识别与频次估算

葛冰洋<sup>1</sup>, 于砚宁<sup>1</sup>, 孙佑涛<sup>1</sup>, 杨姗姗<sup>1\*</sup>, 张佳华<sup>1</sup>, 张 莎<sup>2\*</sup>

(1. 青岛大学计算机科学技术学院, 青岛 266071; 2. 河北师范大学地理科学学院, 石家庄 050024)

**摘 要:** 精确识别冬小麦的灌溉事件并获取准确的灌溉频次对于合理利用水资源及精确估算灌溉用水量至关重要。站点观测记录可以提供准确的灌溉信息, 但该类数据不易获取且能提供灌溉信息的观测站点较少, 不能准确反映区域尺度的灌溉事件和频次信息, 区域尺度灌溉事件和频次的精确获取仍然具有一定的挑战性。该研究提出一种冬小麦灌溉事件识别和频次估算的方案, 通过比较冬小麦分布(田块或像元)与其一定邻域范围内的 Sentinel-1 合成孔径雷达信号(synthetic aperture radar, SAR)垂直发射垂直接收(vertical-vertical, VV)单极化后向散射系数时间序列并结合逐日降水量时间序列识别冬小麦灌溉事件, 进而估算灌溉频次。该研究使用该方案在 3 种不同的空间尺度(田块尺度、500 m 与 30 m 像元尺度)分别识别山东省禹城市冬小麦的灌溉事件, 利用观测的灌溉数据对 3 种空间尺度的灌溉事件识别结果进行验证, 在灌溉事件识别精度最高的空间尺度估算灌溉频次, 获取禹城市 2018—2020 年冬小麦灌溉频次的空间分布。结果表明, 该研究提出的方法在田块尺度、500 m、30 m 像元尺度识别灌溉事件的召回率分别为 85.71%、78.57%、57.14%, F-score 分别为 70.59%、66.67%、50.00%, 田块尺度应用的精度优于在 500 m 和 30 m 像元尺度应用的精度; 基于田块尺度的冬小麦灌溉频次分布的“严格”的总体精度为 69.75%, “宽松”的总体精度为 90.24%; 禹城市 2018—2020 年冬小麦的灌溉频次集中在 1~3 之间。该研究可为区域尺度的灌溉事件识别和频次估算提供可靠方法。

**关键词:** 冬小麦; 灌溉; Sentinel-1; SAR; 灌溉频次; 面向对象

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202407147

中图分类号: S512.1

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2025)-05-0116-10

葛冰洋, 于砚宁, 孙佑涛, 等. 基于 Sentinel-1 SAR 数据的冬小麦灌溉事件识别与频次估算[J]. 农业工程学报, 2025, 41(5): 116-125. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202407147 <http://www.tcsae.org>

GE Bingyang, YU Yanning, SUN Youtao, et al. Identification and frequency estimation of winter wheat irrigation events using Sentinel-1 SAR data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(5): 116-125. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202407147 <http://www.tcsae.org>

## 0 引 言

作为重要的粮食作物之一, 冬小麦在全球种植面积约达 2.2 亿  $\text{hm}^2$ , 在中国的口粮产量中占比超过 40%<sup>[1]</sup>, 其中华北平原贡献了全国近一半的小麦总产量<sup>[2]</sup>, 但该地区面临着严重的水资源短缺问题。在华北平原, 冬小麦主要生长季节(10 月至次年 5 月)的降水量大约为 100~300 mm, 难以满足冬小麦在生育期内的实际需水量(约 400~600 mm)<sup>[3]</sup>, 灌溉是保障冬小麦生长的关键措施<sup>[4]</sup>。在区域尺度精确识别冬小麦灌溉事件并获取准确的灌溉频次, 对了解作物在不同生育期的水分需求、精确估算灌溉用水量、合理利用水资源和确立作物灌溉制度具有重要意义<sup>[5-8]</sup>。获取灌溉信息的方法主要包括地面站点观测和遥感技术。其中, 地面站点观测可获取详细、准确的灌溉信息(含灌溉时间、灌溉频次和灌溉量等), 但该类观测数据往往不易获取, 且难以提供区域

尺度的灌溉信息<sup>[9-10]</sup>。与传统的站点观测方法相比, 遥感技术可以使人们免费获取重访周期短的影像并提取区域尺度的灌溉信息<sup>[11-12]</sup>。然而, 现有使用遥感方法获取灌溉信息的研究多集中在灌溉范围和灌溉事件的识别方面, 对于区域尺度灌溉频次的研究较少。当前已有的关于区域尺度灌溉频次的研究, 如李文佳等<sup>[13]</sup>、ZHU 等<sup>[14]</sup>、CHEN 等<sup>[15]</sup>制作的灌溉次数分布图, 所得灌溉频次空间分布图像存在分辨率粗、精确度低、尺度单一等问题。

准确获取区域尺度灌溉频次的前提是对灌溉事件进行精确识别。已有的识别灌溉事件的研究多使用光学遥感数据<sup>[15-16]</sup>, 如 CHEN 等<sup>[15]</sup>利用 MODIS 和 Landsat 数据, 基于绿度指数(green index, GI)时序数据识别灌溉事件并获取灌溉频次; VOGELS 等<sup>[16]</sup>通过比较对象与其邻域的对象归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)时序数据的变化是否存在一致性识别灌溉事件并提取灌溉频次。以上研究基于光学植被指数识别灌溉事件, 是因为植被指数能够反映植被冠层信息, 其变化能够在一定程度上反映出农田的补水(包括降水和灌溉)情况<sup>[17-18]</sup>。然而, 土壤湿度增加是农田发生补水事件更为直接的体现, 已有研究通过分析土壤湿度或土壤含水率的变化识别灌溉事件<sup>[10]</sup>。但灌溉这一补水事件造成的土壤湿度增加通常发生在农田冠层之下, 而光学遥感的探测波段波长较短, 穿透能力较弱,

收稿日期: 2024-07-16 修订日期: 2024-10-09

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2022QD120); 国家自然科学基金项目(42101382, 42201407)

作者简介: 葛冰洋, 研究方向为农业遥感大数据。

Email: bingyang\_g@163.com

\*通信作者: 杨姗姗, 博士, 讲师, 研究方向为生态遥感。Email:

yangss@qdu.edu.cn; 张莎, 博士, 副教授, 研究方向为农业与生态遥感。

Email: zhangsha@qdu.edu.cn

不能准确地探测到冠层之下的地表信息，且光学遥感无法获取夜间地表信息<sup>[19]</sup>；此外，受天气（如云覆盖）的影响，光学遥感数据的时空覆盖通常不够完整。因此，光学植被指数和光学数据反演的土壤水分很难准确反映相应农田区域的土壤湿度信息。微波遥感使用的探测波段的波长较长，具有较强的穿透能力且不受光照条件和天气影响，能够有效解决此问题。微波遥感包括主动微波遥感和被动微波遥感，其中被动微波遥感通过探测地面自然发射的微波辐射来获取信息；主动微波遥感是由合成孔径雷达（synthetic aperture radar, SAR）实现的。农田发生补水事件后，该区域的 SAR 后向散射系数会增加<sup>[19-20]</sup>，可用于探测土壤中的水分含量。目前使用 SAR 数据提取灌溉信息的研究多仅关注灌溉事件的识别，并未进一步获取灌溉频次的空间分布<sup>[21-24]</sup>；使用微波遥感 SMAP（soil moisture active passive）土壤水分产品获取灌溉信息的研究虽然在识别灌溉事件后获取了灌溉频次的空间分布<sup>[25-26]</sup>，但 SMAP 土壤水分产品分辨率较低，无法准确捕获小区域尺度的灌溉信息。

已有使用遥感数据获取区域尺度灌溉信息的研究多在像元尺度进行<sup>[15,26]</sup>，该类研究多在某一种空间分辨率的像元尺度开展灌溉事件识别，而忽略了识别方法在不同像元尺度表现的差异性和适应性，但是方法的尺度适应性对于结果的准确性至关重要<sup>[27]</sup>。此外，虽然基于像元的方法能够提供多层次的局部信息，但其产生的地块呈现出明显的“椒盐现象”<sup>[28]</sup>。相关研究显示，在田块尺度识别灌溉事件则可以有效避免这一问题<sup>[24]</sup>，在田块尺度开展灌溉事件识别和频次估算可更准确地反映不同区域的灌溉频次和特征。地理对象的图像分析（geographic object-based image analysis, GEOBIA）<sup>[29]</sup>方法是获取田块的有效方法。该方法通过将相邻像元聚合成对象，能够更好地处理地块内部和地块之间的异质性，所产生的地块更加完整和聚集且保留了空间信息，但该方法的局限性在于其产生的田块可能丧失细节信息<sup>[30-33]</sup>。因此，使用不同尺度（如田块尺度和像元尺度）的农田分布开展灌溉事件识别和频次估算的研究，并分析识别方法在不同尺度的适用性，对准确识别区域尺度的灌溉事件和灌溉频次估算是十分有必要的。

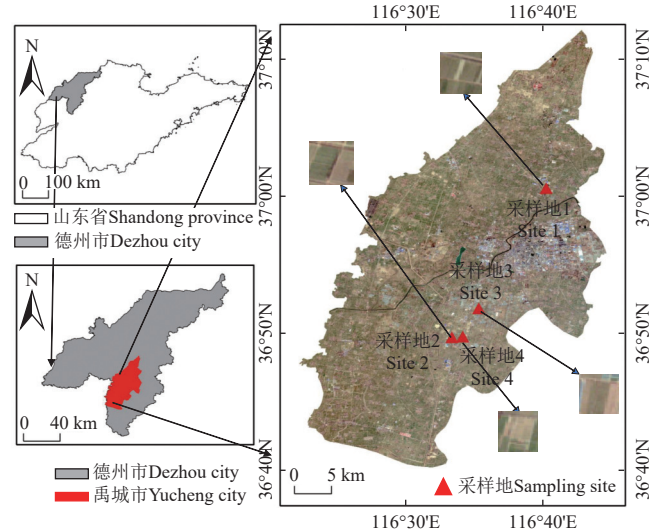
基于以上分析，该研究提出一种冬小麦灌溉事件识别与频次估算的方案，并将该方案在田块尺度和两种不同空间分辨率的像元尺度（30 m 和 500 m）分别应用，使用站点观测的灌溉时间和灌溉频次数据对 3 种尺度下的估算结果进行验证并对比；最终，在灌溉事件识别精度最高的空间尺度计算 2018–2020 年各年的冬小麦灌溉频次，得到逐年的冬小麦灌溉频次空间分布。该研究旨在为区域尺度灌溉信息的准确获取提供方法和参考，助力水资源的高效利用。

## 1 方法与数据

### 1.1 研究区概况

该研究以禹城市为研究区，其位置如图 1 所示。禹城市位于山东省西北部，地势南高北低、西高东低，自

西南向东北缓缓倾斜。禹城市属于暖温带大陆季风气候，光热资源丰富，降水和温度呈现同期分布，有利于农业生产，是冬小麦的主要种植地之一，被农业农村部纳入山东沿黄小麦产业集群。全市约 49 000 hm<sup>2</sup> 小麦位于北纬 37° 小麦黄金产区，受温带大陆性季风气候影响和黄河水滋润，小麦亩产高，该地区的小麦被称为中国小麦中的“五常大米”。



注：图中使用的遥感影像为 2020 年 2 月的 Sentinel-2 无云真彩色影像。  
Note: The remote sensing image used in the picture is the Sentinel-2 cloud free true color image from February 2020.

图 1 禹城市及灌溉采样地位置

Fig.1 The location of Yucheng City and irrigation sampling sites

### 1.2 数据及预处理

#### 1.2.1 逐日降水数据

该研究利用 CHIRPS Daily（climate hazards group infra-red precipitation with station data）数据集获取禹城市 2018–2020 年冬小麦生长季内每个 500 m × 500 m 网格的逐日降水量时间序列。CHIRPS Daily 为每日降水数据，空间分辨率为 0.05°，可从 GEE 获取，主要用于气候研究和水文模型<sup>[34-35]</sup>。该文使用逐日降水数据区分降雨事件和全网格灌溉事件（灌溉同时发生在网格整个空间范围内）。

#### 1.2.2 Sentinel-1 SAR 时间序列数据

Sentinel-1 包含两颗 C 波段 SAR 卫星（Sentinel-1A 和 Sentinel-1B），可提供任何天气和光照条件下的全球雷达影像数据。Sentinel-1 的雷达可以在 4 种模式下运行：干涉式宽幅雷达（interferometric wide swath, IW）、超宽幅雷达（extra-wide swath, EW）、带状图（stripmap, SM）和波束（wave, W）。本文使用 IW 模式，它适用于陆地表面的遥感研究，空间分辨率为 5 m × 20 m（范围方向 × 方位方向），重访周期为 6 d。Sentinel-1 是一种保相双极化 SAR 系统，它可以以水平（horizontal, H）或垂直（vertical, V）极化发射信号，然后以 H 和 V 极化同时接收，SAR 系统提供单偏振（垂直发射垂直接收（vertical-vertical, VV）或水平发射水平接收（horizontal-horizontal, HH）和双偏振（VV+VH 或 HH+HV）数据。

由于垂直极化方式更容易穿透植被冠层, VV 极化数据在反映土壤湿度信息方面更为有效<sup>[24]</sup>, 且其对土壤水分的敏感性高于其他极化方式<sup>[36]</sup>。因此, 该研究基于 Sentinel-1 数据获取 2018—2020 年冬小麦生长季节内的 SAR 信号 VV 单极化后向散射系数的时间序列, 以进行冬小麦的灌溉事件识别和频次估算。该研究使用的是 VV 单极化方式下的 Sentinel-1 的 Level-1 级别的 GRD (ground range detected) 产品, 并对该产品进行边界噪声去除、热噪声去除、辐射定标和地形校正等预处理, 以上预处理操作均在 GEE 平台完成。

### 1.2.3 冬小麦分布数据

田块尺度的冬小麦分布是基于 Sentinel-2 数据获取的禹城市 2018—2020 年每年最佳无云图像通过分割和分类获取。本文通过 GEE 获取了禹城市 2018—2020 年的每年 10 月至次年 5 月的 Sentinel-2 卫星 Level-2A 级别数据, 该级别的数据为经过大气校正的大气底层反射率数据。首先筛选每年冬小麦生长期云量少于 5% 的影像, 然后通过选择质量评估波段并应用掩码去除图像中的云和卷云, 最终选择 2018 年 3 月 10 日、2019 年 4 月 16 日和 2020 年 2 月 10 日的研究区影像作为最佳无云影像。

500 m 空间分辨率的冬小麦空间分布来源于国家地球系统科学数据中心 (<http://www.geodata.cn>)<sup>[37]</sup>; 30 m 空间分辨率的冬小麦空间分布数据来自于中国科学院地理科学与资源研究所 (<http://www.resdc.cn/Default.aspx>)<sup>[38]</sup>。

### 1.2.4 样本数据

基于 GEOBIA 提取冬小麦田块过程中使用的样本数据由两部分构成, 分别是国家地球系统科学数据中心的 4 120 个冬小麦样本和 1 688 个其他农田样本数据以及通过 Google Earth 软件目视解译的 1 565 个建筑用地、722 个道路、238 个水体样本数据。本文将样本数据随机分成 70% 用于训练, 30% 用于验证。

### 1.2.5 验证数据

该研究使用站点的灌溉观测数据对灌溉事件识别结果进行验证。2018—2020 年采样地 1~4 的站点观测数据来自禹城综合试验站 (从 <http://yca.cern.ac.cn/> 获取), 采样地位置见图 1。

此外, 本文使用降水量数据对灌溉事件识别结果进行辅助验证。所使用的降水量数据源自山东公共数据开放网 (<https://data.sd.gov.cn/portal/index>) 中的山东省区域月降水量信息, 对禹城市每年 10 月到次年 5 月的月降水量进行累加得到 2018—2020 年的冬小麦生长季的总降水量。

## 1.3 研究方法

### 1.3.1 技术路线

该研究采用的技术路线如图 2 所示。首先获取 3 种尺度的冬小麦分布, 然后使用 Sentinel-1 SAR 的时间序列数据结合逐日降水量数据识别灌溉事件, 最后利用站点的灌溉观测数据对识别结果进行精度评估, 使用精度最优的空间尺度绘制冬小麦灌溉频次的空间分布。

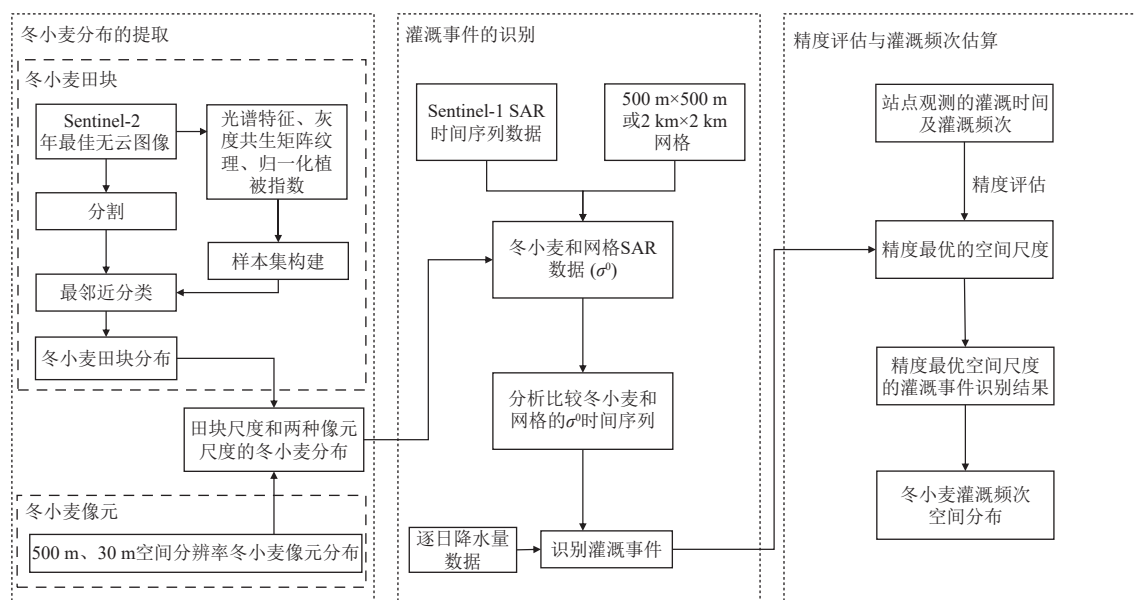


图 2 技术路线图

Fig.2 Flowchart

### 1.3.2 田块尺度冬小麦分布提取

该研究使用 GEOBIA 方法来提取田块尺度冬小麦分布, 包括图像多尺度分割和分类两个步骤<sup>[23]</sup>。

1) 多尺度分割。该方法基于异质性阈值对像元进行分组, 是一种迭代的自下而上的分割方法, 从单个像元开始, 根据像元异质性、物体形状和颜色对像元合并<sup>[39]</sup>。

本文使用 eCognition Developer 9.0 对禹城市冬小麦生长季最佳无云图像进行多尺度分割。在进行多尺度分割时, 该研究根据何燕君等<sup>[40]</sup>提出的地物最优分割尺度确定方法对试验影像进行分割尺度试验, 得到分割田块的最优参数: 异质性阈值: 20, 形状参数: 0.3, 紧凑度参数: 0.5。

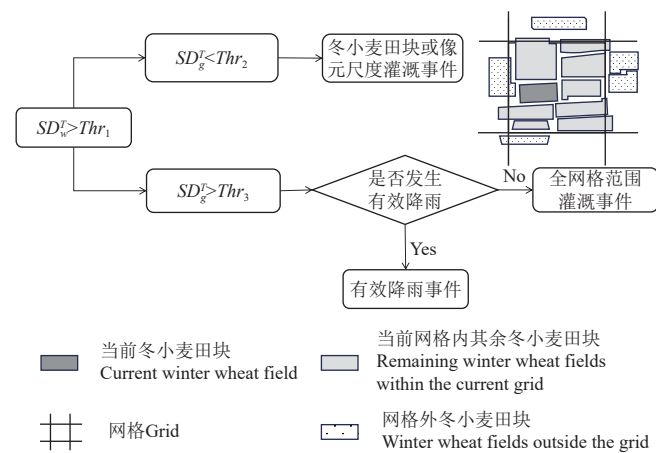
2) 分类。本文采用最近邻分类器<sup>[30-31]</sup>作为分类器,



将研究区分为冬小麦农田、建筑用地、道路、水体和其他农田共 5 种类别。在确定输入分类器的输入特征时，本文使用 eCognition Developer 9.0 的特征选择工具 FSO (feature space optimization) 进行特征优选处理：首先提取均值、方差、标准偏差、密度、同质性、对比度、熵、相关度等特征输入到 FSO 中，然后即可获取最邻近分类器的优选特征，包括光谱特征、纹理特征和植被指数特征共 3 类特征，其中光谱特征包含亮度、均值和方差；纹理特征包含灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 的同质性、相关性、相异性、熵；植被指数特征为 NDVI。

### 1.3.3 灌溉事件识别

降雨和灌溉都属于补水事件，会导致土壤湿润和介电常数变化，从而引起 Sentinel-1 SAR 的 VV 单极化后向散射系数 ( $\sigma^0$ ) 的增加，当补水事件结束之后， $\sigma^0$  将会逐渐减小，即  $\sigma^0$  时间序列曲线在未发生补水事件时稳定，在补水事件发生时波动较大。由于灌溉和降雨都能引发  $\sigma^0$  的变化，单一样地的  $\sigma^0$  无法有效区分灌溉事件。因此，该研究参考 VOGELS 等<sup>[16]</sup> 的方法，使用能覆盖若干田块或像元的网格代表一定的空间范围。本文使用了  $500\text{ m} \times 500\text{ m}$  和  $2\text{ km} \times 2\text{ km}$  两种网格，前者适用于田块和  $30\text{ m}$  尺度冬小麦分布<sup>[16]</sup>，后者适用于  $500\text{ m}$  尺度冬小麦分布。通过比较网格和冬小麦田块或像元的  $\sigma^0$ ，能够同时考虑区域内多个样地的  $\sigma^0$  变化，以区分灌溉和降雨事件。发生冬小麦田块或像元尺度的灌溉事件时，田块或像元与网格的  $\sigma^0$  存在不同程度的离散情况；而发生降水事件或全网格范围灌溉事件时，田块或像元与网格的  $\sigma^0$  离散程度则相似<sup>[41]</sup>。本文使用标准差 (standard deviation, SD) 衡量一定时间范围内的田块或像元与网格  $\sigma^0$  时序的离散程度，灌溉事件识别的示意图如图 3 所示。



注： $SD_w$  为冬小麦田块或像元向散射系数  $\sigma^0$  时序曲线的标准差； $SD_g$  为网格  $\sigma^0$  时序曲线的标准差； $T$  为时间范围； $Thr_1$ 、 $Thr_2$ 、 $Thr_3$  为阈值。  
Note:  $SD_w$  is the standard deviation of the  $\sigma^0$  time series curve of winter wheat fields or pixels;  $SD_g$  is the standard deviation of the  $\sigma^0$  time series curve of the grid;  $T$  is time range;  $Thr_1$ ,  $Thr_2$ ,  $Thr_3$  are threshold values.

图 3 灌溉事件识别示意图

Fig.3 Diagram of irrigation event identification

首先，得到当前冬小麦田块或像元的平均  $\sigma^0$  的时间序列，计算冬小麦田块或像元在  $T$  时间范围内  $\sigma^0$  时序曲

线的标准差 ( $SD_w^T$ )；同时，通过每个 SAR 观测日期对每个当前网格内其余冬小麦田块或像元的  $\sigma^0$  进行平均得到网格的  $\sigma^0$  时间序列 (网格的  $\sigma^0$ )，计算  $T$  时间范围内网格的  $\sigma^0$  时序曲线的标准差 ( $SD_g^T$ )。然后，依据图 3 进行判断，当  $SD_w^T$  大于阈值  $Thr_1$  且  $SD_g^T$  小于阈值  $Thr_2$  时，识别为冬小麦田块或像元尺度的灌溉事件；当  $SD_w^T$  大于  $Thr_1$  且  $SD_g^T$  大于阈值  $Thr_3$ ，且无有效降雨事件发生时，识别为全网格范围灌溉事件。根据研究区生长季作物平均日蒸散量 ( $5 \sim 7\text{ mm/d}$ ) 和作物平均水分利用效率 ( $52\% \sim 66\%$ )<sup>[42]</sup>，该研究设置大于  $5.5\text{ mm}$  的降水量为有效的降雨事件。

对于  $Thr_n$  ( $n=1,2,3$ )，本文根据正态分布规律结合试错法进行设置。首先计算田块或像元与网格  $\sigma^0$  时序数据的标准差数据集，对标准差数据集进行正态性检验。通过计算 2016–2017 年 4 个采样地冬小麦田块或像元和冬小麦田块或像元所在网格  $\sigma^0$  时间序列的标准差，分析  $\sigma^0$  时序数据的离散程度。考虑到 SAR 数据的重访周期 ( $6\text{ d}$ )，为分析时序曲线离散情况，设置时间窗口为  $30\text{ d}$  ( $5$  次 SAR 观测)，在时序曲线上以一个重访周期为步长分别在田块或像元和网格时序曲线上平移，计算得到田块或像元和网格  $\sigma^0$  时序数据的标准差数据集，分别记为  $SD_w$  和  $SD_g$  数据集；然后采用 Shapiro-Wilk 检验对  $SD_w$  和  $SD_g$  数据集进行正态性检验，结果显示这两个数据集均服从正态分布<sup>[43]</sup>。在未发生补水事件的一般情况下，大多数  $SD_w$ 、 $SD_g$  的数值处于各自集中趋势区间内 (即置信区间)；发生补水事件后， $\sigma^0$  增加，少数  $SD_w$ 、 $SD_g$  超出置信区间，本文将超出置信区间的区间称为变异区间。该研究依据正态分布  $3\sigma$  原则中的  $68.2\%$  规则<sup>[43]</sup>，将  $SD_w$  和  $SD_g$  每个数据集样本均值  $\pm$  标准差之内、之外的区间分别设为该数据集的置信区间和变异区间，以识别灌溉事件。

由于作物覆盖度、不同时间土壤条件的差异等会造成  $\sigma^0$  离散 (波动) 程度不同；此外，通过对  $SD_w$  和  $SD_g$  的初步分析发现，越冬前灌溉和越冬后灌溉引起的冬小麦田块或像元  $\sigma^0$  波动幅度是不同的，因此本文将依  $SD_w$  和  $SD_g$  探测到的波动分为两类 (I 类和 II 类)，其中 I 类波动被识别为越冬前灌溉、II 类波动被识别为越冬后灌溉，各类波动所对应的  $SD_w$  和  $SD_g$  的置信区间和变异区间见表 1。

表 1 2016—2017 年 4 个采样地  $SD_w$  和  $SD_g$  数据集在 I 类、II 类波动下的置信区间和变异区间

Table 1 Confidence intervals and variation intervals of  $SD_w$  and  $SD_g$  at four sampling sites under categories I and II from 2016 to 2017

数据集 Dataset	I 类 Class I		II 类 Class II	
	置信区间 Confidence interval	变异区间 Variation interval	置信区间 Confidence interval	变异区间 Variation interval
$SD_w$	[0.6,0.7]	[0.8,1.3]	[1.1,2.3]	[2.4,3.6]
$SD_g$	[0.3,0.4]	[0.5,0.7]	[0.6,1.0]	[1.1,1.5]

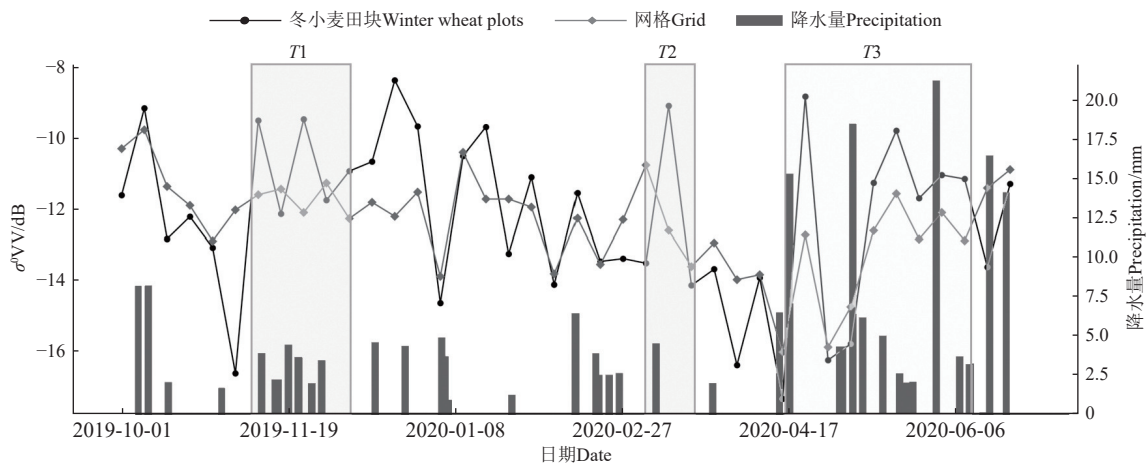
然后，采用  $0.1$  单位步长的“试错法”确定  $Thr_n$  ( $n=$

1,2,3) 的值。根据图 3, 可知  $Thr_1$ 、 $Thr_2$  和  $Thr_3$  分别处于  $SD_w$  变异区间、 $SD_g$  置信区间、 $SD_g$  变异区间<sup>[44]</sup>。使用 2016–2017 年 4 个采样地灌溉事件分别对 I 类和 II 类的每一组阈值组合得到的识别结果进行验证, 将灌溉事件识别的总体准确率最高的阈值组合定为最优阈值组合, 作为本研究的阈值组合 (I 类:  $Thr_1=0.8$ ,  $Thr_2=0.4$ ,  $Thr_3=0.6$ ; II 类:  $Thr_1=2.5$ ,  $Thr_2=1.0$ ,  $Thr_3=1.1$ )。

对于参数  $T$ , 本研究使用动态滑动窗口方法比较时序曲线, 通过判断滑动窗口内的子时序曲线是否满足图 3 中的条件, 来收缩时间窗口的左右边界, 以确定  $T$  的范围。根据站点观测的灌溉数据, 两次灌溉记录之间的间隔一般大于一个月 (30 d), 因此本文假设两次灌溉事件之间应大于 30 d。

基于上述方法, 本文在田块尺度以 2020 年采样地 1

以及其所在网络的  $\sigma^0$  时序数据为例展示灌溉事件提取示意图 (图 4)。由图可见, 在  $T1$  (2019 年 11 月 6 日—2019 年 12 月 6 日) 和  $T2$  (2020 年 3 月 5—23 日) 两个时间范围内, 田块的  $\sigma^0$  值增加且波动幅度较大 ( $SD_w^{T1}=1.01$ ,  $SD_w^{T2}=2.61$ ), 网络的  $\sigma^0$  值较为稳定且偏低 ( $SD_g^{T1}=0.35$ ,  $SD_g^{T2}=0.95$ ), 说明在  $T1$  和  $T2$  时段内, 田块和网络的  $\sigma^0$  的离散程度呈现出较大差异; 本文认为在这两个时间范围内, 田块尺度上发生了灌溉事件。在  $T3$  (2020 年 4 月 17 日—2020 年 6 月 10 日) 所示时间范围内, 田块的  $\sigma^0$  值和网络的  $\sigma^0$  值皆增加且波动幅度较大 ( $SD_w^{T3}=2.64$ ,  $SD_g^{T3}=1.52$ ), 在降雨事件结束后减小, 而此期间可见大于 5.5 mm 的降水量, 因此本文认为在  $T3$  时间范围内全网格范围中所有田块发生了降雨事件而不是灌溉事件。



注:  $T1$ 、 $T2$  时期发生的为灌溉事件;  $T3$  时期发生的为降雨事件。  
Note:  $T1$  and  $T2$  are irrigation events;  $T3$  is a rainfall event.

图 4 2020 年采样地 1 的 SAR 信号 VV 单极化时间序列以及逐日降水量时间序列  
Fig.4 SAR signal VV unipolar time series and daily precipitation time series at sampling site 1 in 2020

### 1.3.4 精度评估

本文使用混淆矩阵评估冬小麦田块提取的准确性, 将建筑用地、道路、水体、其他农田 4 个类别合并为其他土地覆盖类型, 计算 GEOBIA 提取冬小麦田块的整体精度 (overall accuracy, OA) 和 KAPPA 系数。

使用召回率 (recall)、F-score 和精确度 (precision) 评估该研究使用的方法在灌溉事件识别中的整体表现。该研究参照 CHEN 等<sup>[15]</sup> 的方法, 对获取的灌溉频次 ( $F$ ) 进行精度评价。首先, 根据研究区内采样地观测的灌溉记录确定研究区的灌溉频次  $F_0$ , 采样地观测的灌溉频次为 1 和 2, 因此确定  $F_0 = \{1, 2\}$ 。然后, 定义严格的总体精度  $OA_{Strict}$  ( $F - F_0 = 0$ , 即估算的灌溉频次与  $F_0$  完全一致) 和宽松的精度  $OA_{Loose}$  ( $|F - F_0| \leq 1$ , 即估算的灌溉频次与  $F_0$  有不超过 1 次的误差) 以评估试验结果。 $OA_{Strict}$  和  $OA_{Loose}$  的计算公式分别如下:

$$OA_{Strict} = \frac{n_{strict}}{n_w} \times 100\% \quad (1)$$

$$OA_{Loose} = \frac{n_{loose}}{n_w} \times 100\% \quad (2)$$

式中  $n_{strict}$  代表  $F = F_0$  的冬小麦田块数 (或像元数),  $n_{loose}$  代表  $|F - F_0| \leq 1$  的冬小麦田块数 (或像元数);  $n_w$  为分割出的冬小麦田块总数 (或冬小麦像元总数)。

## 2 结果与分析

### 2.1 冬小麦田块分布提取结果

本文识别 2018—2020 年的冬小麦的总体精度分别为 86.43%、83.66% 和 87.95%, 3 年均值为 86.01%; KAPPA 值分别为 0.83、0.78 和 0.85, 3 年均值为 0.82, 精度较为可靠。以 2020 年为例展示使用 GEOBIA 方法得到的研究区土地利用结果如图 5 所示, 所获取的冬小麦空间分布与已有研究得到的冬小麦空间分布情况<sup>[37-38]</sup> 接近, 且与研究区冬小麦的实际空间分布相符合。

### 2.2 灌溉事件识别结果的验证

禹城站 4 个采样地在 2018—2020 年冬小麦生长季期间共有 14 次灌溉事件。使用 4 个采样地的站点观测灌溉事件记录对 3 种尺度下的灌溉事件识别结果进行验证, 结果如图 6 所示。在田块尺度, 该研究识别灌溉事件 20 次, 其中 12 次与站点观测的灌溉事件一致, 8 次与站

点观测的灌溉事件不符; 另有 2 次站点观测的灌溉事件未被准确识别。在 500 m 像元尺度, 识别灌溉事件为 19 次, 其中 11 次与站点观测的灌溉事件记录一致, 8 次与站点观测记录的灌溉事件不符; 另有 3 次站点观测的灌溉事件未被准确识别。在 30 m 像元尺度, 识别灌溉事件为 18 次, 其中 8 次与站点观测的灌溉事件记录一致, 10 次与站点观测记录的灌溉事件不符; 另有 6 次站点观测的灌溉事件未被准确识别。因此, 田块尺度下提取灌溉事件的召回率、F-score、精确度分别为 85.71%、70.59%、60.00%; 500 m 尺度下 3 个指标分别为 78.57%、66.67%、57.89%; 30 m 尺度下分别为 57.14%、50.00%、44.44%。基于田块尺度比基于 500 m 和 30 m 像元尺度冬小麦分布获取的灌溉事件识别结果精度都要高。面向对象的冬小麦田块分布能更加精细地识别农田区域, 排除田间道路等非农田区域的干扰, 更好地展现冬小麦农田的边界特征。因此, 在灌溉事件识别方面, 使用面向对象的冬小麦田块分布更具优势。

### 2.3 灌溉频次空间分布及精度评价

对灌溉事件识别结果的验证显示, 该研究提出的灌溉事件识别方法在田块尺度表现最优, 因此本文基于田块尺度识别研究区灌溉事件并估算灌溉频次。所获取的禹城市 2018—2020 年田块尺度的冬小麦灌溉频次如图 7

所示。

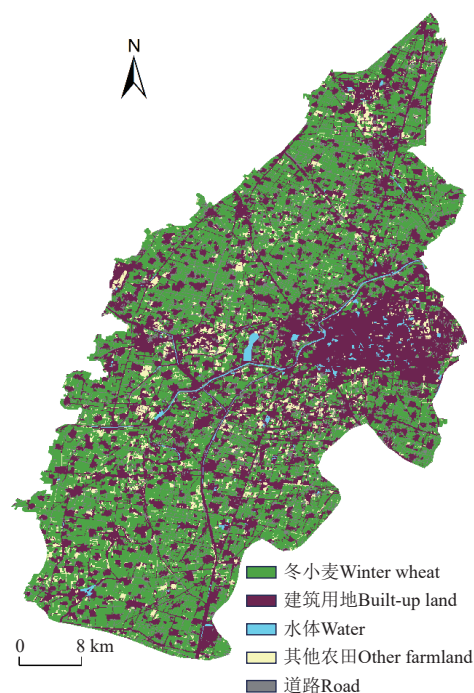


图 5 2020 年研究区分类结果

Fig.5 Classification results of the study area in 2020

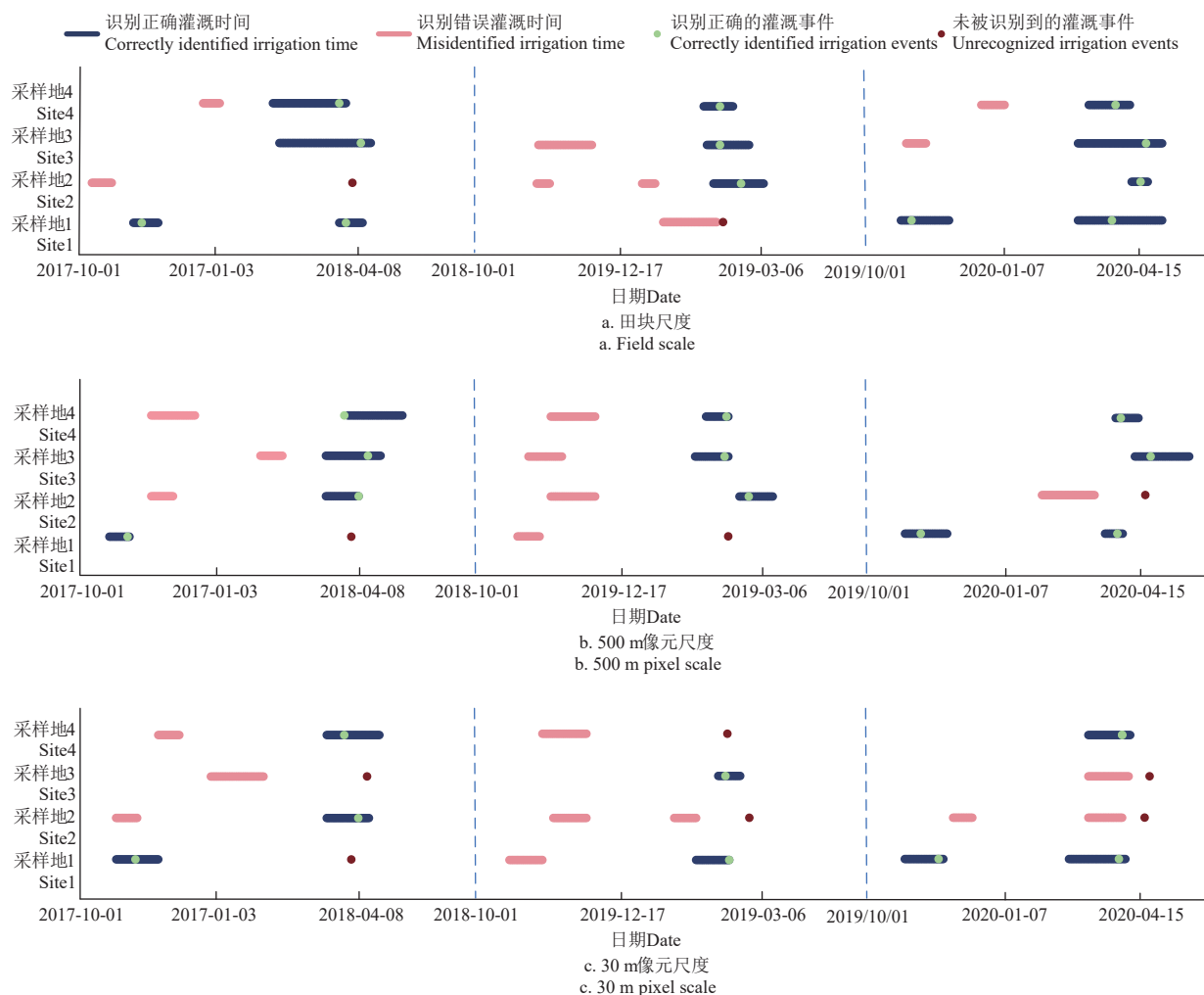


图 6 2018—2020 年提取的 4 个采样地灌溉事件的时间范围



Fig.6 Time range of irrigation events extracted from four sampling sites from 2018 to 2020

在 2018—2020 年间, 禹城市冬小麦的灌溉次数大多集中在 1~3 次, 灌溉频次为 2 次的占比均最高 (2018、2019 和 2020 年分别为 36.38%、35.86% 和 37.76%), 其次是灌溉频次为 1 次的占比 (2018、2019 和 2020 年分别为 34.82%、27.89% 和 36.53%), 灌溉频次大于 3 的占比 (2018、2019 和 2020 年分别为 10.12%、12.69% 和 6.48%) 在 2018—2020 年间都很低。2018 年和 2020 年的全区平均灌溉频次 (2.07 和 1.98) 均低于 2019 年 (2.25)。计算 2018—2020 年具有不同灌溉频次的冬小麦田块占研究区冬小麦田块总数的百分比 (表 2), 结果显示 2018 年和 2020 年灌溉频次为 3 的占比 (18.68% 和 19.23%) 均低于 2019 年 (25.37%), 与降水量反映的灌溉需求一致, 且冬小麦田块发生灌溉事件的时间集中在 11—12 月

和次年 3—4 月 (图 6), 与禹城市站点 2018—2020 年的灌溉事件发生时间一致。

计算田块尺度下禹城市灌溉频次的  $OA_{Strict}$  和  $OA_{Loose}$  (表 2)。结果显示, 该研究提出的灌溉事件识别方法在宽松的严格度下总体精度更高。其中, 2020 年的  $OA_{Strict}$  (74.29%) 和  $OA_{Loose}$  (93.52%) 均为 3 年中最高, 2019 年的  $OA_{Strict}$  (63.74%) 和  $OA_{Loose}$  (87.31%) 均为 3 年中最低。根据 2018—2020 年冬小麦生长季的降水量 (表 2), 2018 年和 2020 年在冬小麦生长季的降雨量 (114.0 和 180.5 mm) 均高于 2019 年 (81.5 mm), 即灌溉需求低于 2019 年。以上均从一定程度上说明本文识别的灌溉事件和估算的灌溉频次与实际较为相符。

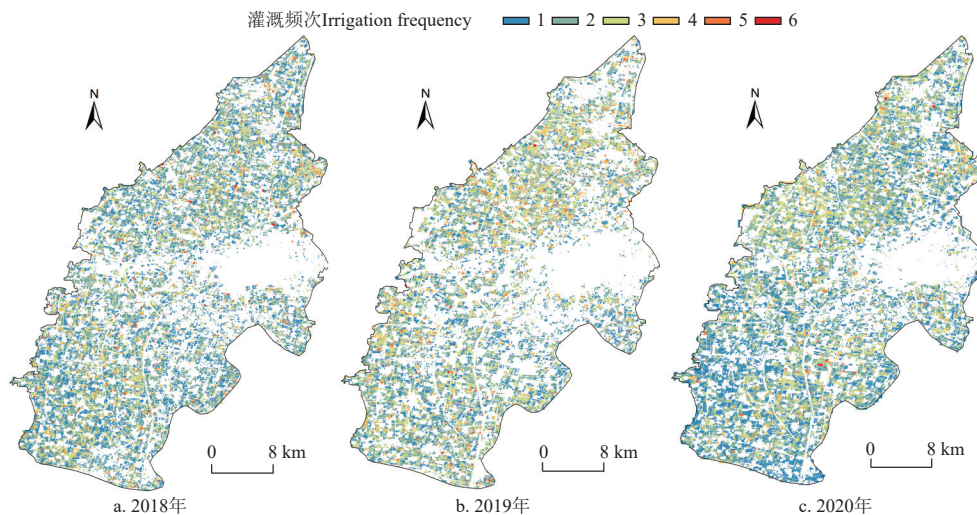


图 7 2018—2020 年田块尺度下的禹城市冬小麦灌溉频次空间分布

Fig.7 Spatial distribution of winter wheat irrigation frequency in Yucheng City at field scales from 2018 to 2020

表 2 田块尺度下 2018—2020 年灌溉频次的  $OA_{Strict}$  与  $OA_{Loose}$  及研究区不同灌溉频次的冬小麦田块占比Table 2  $OA_{Strict}$  &  $OA_{Loose}$  of irrigation frequencies, percentage of winter wheat fields with different irrigation frequencies in study area from 2018 to 2020

年份 Year	严格总体精度 Strict overall accuracy $OA_{Strict}/\%$	宽松总体精度 Loose overall accuracy $OA_{Loose}/\%$	不同灌溉频次的冬小麦田块占比 Proportion of winter wheat fields with different irrigation frequencies /%			降水量 Precipitation/mm
			1	2	3	
2018	71.21	89.88	34.82	36.38	18.68	114.0
2019	63.74	87.31	27.89	35.86	23.57	81.5
2020	74.29	93.52	36.53	37.76	19.23	180.5
平均 Average	69.75	90.24	33.08	36.67	20.49	—

### 3 讨论

该研究提出的方案可以有效地识别到灌溉事件。以往的研究大多专注于灌溉信号的检测, 较少有针对于灌溉频次的估算。目前已有的关于灌溉频次分布的研究如 CHEN 等<sup>[15]</sup>的方法在严格条件识别到补水阶段总体准确率为 55%; ZHU 等<sup>[14]</sup>利用 SMAP 3 级土壤水分产品绘制了灌溉频次分布图, 正确识别 67.8% 的站点灌溉信号。ZHU 等<sup>[14]</sup>提取灌溉事件的准确率虽较 CHEN 等<sup>[15]</sup>更高, 然而其得到的灌溉频次分布图空间分辨率偏低, 为 10 km。本文所得灌溉频次分布图更为精细, 不同于以往仅面向一种空间尺度的研究, 本文使用面向对象和面向

两种空间分辨率的像元尺度的冬小麦分布进行探讨, 其中田块尺度下正确识别灌溉事件的准确率为 85.71%, 较 CHEN 等<sup>[15]</sup>和 ZHU 等<sup>[14]</sup>识别灌溉信号的方法准确率更高。

为了进一步说明方法的适用性, 该研究通过识别石家庄市栾城区的灌溉事件基于田块尺度进行检验。栾城站 4 个采样地在 2018—2020 年冬小麦生长季期间共有 18 次灌溉事件。该研究识别灌溉事件 20 次, 其中 13 次与站点观测的灌溉事件一致, 8 次与站点观测的灌溉事件不符; 另有 5 次站点观测的灌溉事件未被准确识别。因此, 提取灌溉事件的召回率、F-score、精确度为 72.22%、66.67%、61.90%。总体而言, 在不同地区验证的良好性

能证明了本文的灌溉事件提取方法在其他地区的应用潜力。但是, 由于需要结合灌溉的站点观测数据确定阈值, 目前在将该研究提出的灌溉事件识别与频次估算方案在推广到其他区域应用时, 仅能推广到有灌溉观测记录的站点, 这也是该方法的局限性, 类似问题在区域尺度灌溉频次产品中普遍存在。在未来的研究中, 需要进一步优化识别方法, 降低对阈值及观测数据的依赖性。

造成未被识别到和误识别的灌溉事件的原因, 本文认为主要有以下几个方面。首先, SAR 数据存在噪声和数据缺失等问题, 李文佳等<sup>[13]</sup>利用微波遥感和光学遥感相结合的方法, 其识别灌溉事件的精度和适用性皆高于单一数据方法, 未来可通过结合其他微波或光学遥感数据, 提升数据稳定性<sup>[18]</sup>。其次, 作物生长需水量的不确定性以及补水与 SAR 数据响应之间的时间差往往导致确定灌溉事件阈值的复杂性<sup>[15]</sup>。然而, 当前灌溉制度数据(如灌溉时间、次数、灌溉量等)相对不足, 增加多方位站点数据是解决这一问题的有效途径; 此外, 改进灌溉事件的识别方法、发展不依赖观测数据的确定方法也可解决这一问题。最后, 土壤湿度与 SAR 信号的关系并非线性, 而是受到土壤类型、植被覆盖度等多种因素影响<sup>[45]</sup>。ZHU 等<sup>[14]</sup>提出的多环境因子相关模型为优化提供了思路, 未来可结合气象和地面观测数据, 进一步提高灌溉事件的识别精度。

## 4 结 论

该研究提出了一种通过比较冬小麦与其一定邻域范围内 Sentinel-1 SAR 时序数据提取灌溉事件的方法, 该方法能够在田块尺度和像元尺度有效识别研究区的灌溉事件, 并获取灌溉频次, 为精确识别区域尺度灌溉事件和频次估算提供了可靠的方法和参考。研究主要结论如下:

1) 本文提出的方法可适用于田块尺度和像元尺度的冬小麦灌溉事件识别及频次估算, 在田块尺度应用的精度优于 500 m 和 30 m 尺度。

2) 本文能够正确提取大部分灌溉事件, 提出的方法在田块尺度下估算灌溉频次的“严格”的总体精度为 69.75%, “宽松”的总体精度为 90.24%。

3) 禹城市 2018—2020 年冬小麦的灌溉频次集中在 1~3 之间。研究区内, 田块尺度下 2019 年平均灌溉频次最高, 为 2.25; 2020 年灌溉频次最低, 为 1.98。

## 【参 考 文 献】

- [1] 赵广才. 中国小麦种植区划研究(一)[J]. 麦类作物学报, 2010, 30(5): 886-895.  
ZHAO Guangcai. Study on Chinese wheat planting regionalization(I)[J]. Journal of Triticeae Crops, 2010, 30(5): 886-895. (in Chinese with English abstract)
- [2] 朱希刚. 华北平原水资源农业利用问题[J]. 调研世界, 1998(4): 9-12.
- [3] 张金鑫, 葛均筑, 马玮, 等. 华北平原冬小麦-夏玉米种植体系周年水分高效利用研究进展[J]. 作物学报, 2023, 49(4): 879-892.
- [4] ZHANG Jinxin, GE Junzhu, MA Wei, et al. Research advance on annual water use efficiency of winter wheat-summer maize cropping system in North China Plain[J]. Acta Agronomica Sinica, 2023, 49(4): 879-892. (in Chinese with English abstract)
- [5] 刘明, 李素菊, 武建军, 等. 1961-2010 年陕甘宁农区干旱变化规律及其对小麦潜在产量的影响[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 147-154.  
LIU Ming, LI Suju, WU Jianjun, et al. Change of drought and its impact on potential yield of wheat in agricultural region of Shan-Gan-Ning region in 1961-2010[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(18): 147-154. (in Chinese with English abstract)
- [6] 刘涛, 周广胜, 谭凯炎, 等. 华北地区冬小麦灌溉制度及其环境效应研究进展[J]. 生态学报, 2016, 36(19): 5979-5986.  
LIU Tao, ZHOU Guangsheng, TAN Kaiyan, et al. Review on research of irrigation regime and its environmental effect in winter wheat field of North China Plain[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(19): 5979-5986. (in Chinese with English abstract)
- [6] 赵伟霞, 张敏讷, 祝长鑫, 等. 基于变量灌溉动态分区管理的冬小麦产量与节水效果[J]. 农业工程学报, 2024, 40(5): 109-117.  
ZHAO Weixia, ZHANG Minne, ZHU Changxin, et al. Yield and water-saving effects of winter wheat based on variable rate irrigation dynamic zoning management[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(5): 109-117. (in Chinese with English abstract)
- [7] 朱嘉伟, 赵聪佳, 郭蕊蕊, 等. 水资源约束条件下的县域冬小麦节水灌溉制度[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 92-100.  
ZHU Jiawei, ZHAO Congjia, GUO Ruirui, et al. Water-saving irrigation regime for winter wheat in county areas under water resources constraints[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(1): 92-100. (in Chinese with English abstract)
- [8] 李荣, 曹凯华, 付强, 等. 不确定条件下考虑水循环过程的灌区多水源高效配置[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 62-73.  
LI Mo, CAO Kaihua, FU Qiang, et al. Efficient allocation of multiple water sources in irrigation areas considering water cycle process under uncertainty[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(18): 62-73. (in Chinese with English abstract)
- [9] 李红红. 基于多源数据的邯郸东部平原区灌溉面积信息提取[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2020: 2-4.  
LI Honghong. Extraction of Irrigation Area Information in Eastern Plain of Handan based on Multi-source Data[D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2020: 2-4. (in Chinese with English abstract)
- [10] 郝震. 基于多源遥感数据的实际灌溉面积动态监测方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2020: 1-10.  
HAO Zhen. Research on Dynamic Monitoring Method of Actual Irrigation Area Based on Multi-Source Remote Sensing Data[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2020: 1-10. (in Chinese with English abstract)
- [11] DEINES J M, KENDALL A D, CROWLEY M A, et al. Mapping three decades of annual irrigation across the US High



- Plains Aquifer using Landsat and Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111400.
- [12] 翟涌光, 宁潇, 郝蕾. 联合 Sentinel-1, 2, 3 的河套灌区年内综合灌溉信息提取[J]. *测绘科学*, 2022, 47(8): 204-212, 219. ZHAI Yongguang, NING Xiao, HAO Lei. Annual comprehensive irrigation information extraction of Hetao irrigation area based on Sentinel-1, 2, 3 data[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2022, 47(8): 204-212, 219. (in Chinese with English abstract)
- [13] 李文佳. 我国西北干旱地区农田灌溉事件的遥感检测方法研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2023: 1-8. LI Wenjia. Remote Sensing Detection Method of Farmland Irrigation Events in Arid Areas of Northwest[D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2023: 1-8. (in Chinese with English abstract)
- [14] ZHU L, ZHU A X. Extraction of irrigation signals by using SMAP soil moisture data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(11): 2142.
- [15] CHEN Y, LU D, LUO L, et al. Detecting irrigation extent, frequency, and timing in a heterogeneous arid agricultural region using MODIS time series, Landsat imagery, and ancillary data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 197-211.
- [16] VOGELS M, DE JONG S, STERK G, et al. Spatio-Temporal patterns of smallholder irrigated agriculture in the horn of Africa using GEOBIA and Sentinel-2 imagery[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 143.
- [17] 刘焕军, 孟令华, 邱政超, 等. 棉花生长初期灌溉信息遥感提取与校正[J]. *中国生态农业学报*, 2017, 25(8): 1216-1223. LIU Huanjun, MENG Linghua, QIU Zhengchao, et al. Using remote sensing to extract and correct irrigation data during early cotton growth stage[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2017, 25(8): 1216-1223. (in Chinese with English abstract)
- [18] OZDOGAN M, YANG Y, ALLEZ G, et al. Remote sensing of irrigated agriculture: opportunities and challenges[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2: 2274-2304.
- [19] BOUSBIH S, ZRIBI M, EL HAJJ M, et al. Soil moisture and irrigation mapping in a semi-arid region, based on the synergetic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(12): 1953.
- [20] GAO Q, ZRIBI M, ESCORIHUELA M, et al. Irrigation mapping using Sentinel-1 time series at field scale[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 1495.
- [21] HAJJ M E, BAGHDADI N, BELAUD G, et al. Irrigated grassland monitoring using a time series of terraSAR-X and COSMO-skyMed X-Band SAR data[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(10): 10002-10032.
- [22] PAGE M L, JARLAN L, HAJJ M M, et al. Potential for the detection of irrigation events on maize plots using Sentinel-1 soil moisture products[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1621.
- [23] BAZZI H, BAGHDADI N, FAYAD I, et al. Irrigation events detection over intensively irrigated grassland plots using Sentinel-1 data[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(24): 4058.
- [24] BAZZI H, BAGHDADI N, IENCO D, et al. Mapping irrigated areas using Sentinel-1 time series in Catalonia, Spain[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(15): 1836.
- [25] 徐超, 吕婧好, 刘昱君, 等. 基于 GEE 的宝鸡峡灌区耕地灌溉面积遥感监测方法[J]. *排灌机械工程学报*, 2022, 40(11): 1167-1172.
- XU Chao, LÜ Jingyu, LIU Yujun, et al. Remote sensing monitoring method of cultivated land irrigation area in Baojixia irrigation district based on GEE[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering (JDIME)*, 2022, 40(11): 1167-1172. (in Chinese with English abstract)
- [26] ZHU L, ZHU A X. Extraction of irrigation signals by using SMAP soil moisture data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(11): 2142.
- [27] 林欣怡, 汪小钦, 汤紫霞, 等. 基于面向对象 CNN 和 RF 的不同空间分辨率遥感影像农业大棚提取研究[J]. *遥感技术与应用*, 2024, 39(2): 315-327. LIN Xinyi, WANG Xiaoqin, TANG Zixia, et al. Different spatial resolutions based on object-oriented CNN and RF research on agricultural greenhouse extraction from remote sensing images[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2024, 39(2): 315-327. (in Chinese with English abstract)
- [28] BLASCHKE T, STROBL J. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS[J]. *GeoBIT/GIS*, 2001, 6(1): 12-17.
- [29] BLASCHKE T, LANG S, HAY G J. Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): A New Name for a New Discipline[M]. Berlin: Springer, 2008.
- [30] LI M, MA L, BLASCHKE T, et al. A systematic comparison of different object-based classification techniques using high spatial resolution imagery in agricultural environments[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 49: 87-98.
- [31] WHITESIDE T G, BOGGS G S, MAIER S W. Comparing object-based and pixel-based classifications for mapping savannas[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(6): 884-893.
- [32] 姚园, 毋亭, 李一凡, 等. 基于水稻物候参数及面向对象算法的稻田识别[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(11): 150-158. YAO Yuan, WU Ting, LI Yifan, et al. Paddy field identification using rice phenological parameters and object-oriented algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(11): 150-158. (in Chinese with English abstract)
- [33] 黄翀, 许照鑫, 张晨晨, 等. 基于 Sentinel-1 数据时序特征的热带地区水稻种植结构提取方法[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(9): 177-184. HUANG Chong, XU Zhaoxin, ZHANG Chenchen, et al. Extraction of rice planting structure in tropical region based on Sentinel-1 temporal features integration[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2020, 36(9): 177-184. (in Chinese with English abstract)
- [34] Sulimar C N, Moreira M, Margarete L V. Evaluating precipitation estimates from Eta, TRMM and CHIRPS data in the south-southeast region of Minas Gerais state—Brazil[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): 313.
- [35] HERNÁNDEZ-ROMERO P, PATIÑO-GÓMEZ C, MARTÍNEZ-AUSTRIA P F, et al. Rainfall/runoff hydrological modeling using satellite precipitation information[J]. *Water Practice and Technology*, 2022, 17(5): 1082-1098.
- [36] PATEL P, SRIVASTAVA H S, PANIGRAHY S, et al.

- Comparative evaluation of the sensitivity of multi-polarized multi-frequency SAR backscatter to plant density[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(2): 293-305.
- [37] QIU B, HU X, CHEN C, et al. Maps of cropping patterns in China during 2015–2021[J]. *Scientific Data*, 2022, 9(1): 479.
- [38] DONG J, FU Y, WANG J, et al. Early-season mapping of winter wheat in China based on Landsat and Sentinel images[J]. *Earth System Science Data*, 2020, 12(4): 3081-3095.
- [39] ZHANG X, XIAO P, FENG X, et al. Toward evaluating multiscale segmentations of high spatial resolution remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(7): 3694-3706.
- [40] 何燕君, 徐军, 宋之光, 等. GF-1 影像地物最优分割尺度确定方法与评价[J]. *资源导刊*, 2024(8): 24-27.
- [41] EL HAJJ M, BAGHDADI N, ZRIBI M, et al. Synergic use of Sentinel-1 and sentinel-2 images for operational soil moisture mapping at high spatial resolution over agricultural areas[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(12): 1292.
- [42] WU X, ZHOU J, WANG H, et al. Evaluation of irrigation water use efficiency using remote sensing in the middle reach of the Heihe river, in the semi-arid Northwestern China[J]. *Hydrological Processes*, 2015, 29(9): 2243-2257.
- [43] 车荣强. 概率论与数理统计[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2007.
- [44] 任义方, 邬定荣, 高苹, 等. 基于自动寻优与试错法相结合的江苏冬小麦模型参数化研究[J]. *江苏农业科学*, 2022, 50(9): 226-234.
- REN Yifan, WU Dingrong, GAO Ping, et al. Study on parameterization of winter wheat model in Jiangsu Province based on combined method of automatic optimization and trial-and-error[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2022, 50(9): 226-234. (in Chinese with English abstract)
- [45] BAZZI H, BAGHDADI N, EL HAJJ M, et al. Potential of Sentinel-1 surface soil moisture product for detecting heavy rainfall in the south of France[J]. *Sensors*, 2019, 19(4): 802.

## Identification and frequency estimation of winter wheat irrigation events using Sentinel-1 SAR data

GE Bingyang<sup>1</sup>, YU Yanning<sup>1</sup>, SUN Youtao<sup>1</sup>, YANG Shanshan<sup>1✉</sup>, ZHANG Jiahua<sup>1</sup>, ZHANG Sha<sup>2✉</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao 266071, China;

2. School of Geographic Sciences, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

**Abstract:** Accurate identification of winter wheat irrigation events and precise estimation of irrigation frequency are crucial for the rational use of water resources and the accurate estimation of irrigation water consumption. Site observation records can provide accurate irrigation information, but such data are difficult to obtain, and the number of observation sites providing irrigation information is limited. As a result, accurately identifying regional-scale irrigation events and frequency remained a challenge. This study proposed a method for identifying winter wheat irrigation events and estimating irrigation frequency. First, the spatial distribution of winter wheat was obtained. The study used winter wheat distribution data at three different spatial scales (field scale and two pixel scales), where the pixel-scale data had spatial resolutions of 500 m and 30 m, using publicly available data. The field-scale winter wheat distribution was extracted in this study, with the process as follows: acquiring the best cloud-free Sentinel-2 images from 2018 to 2020 for the study area, extracting spectral features, constructing sample sets for each year's image, and using the nearest neighbor classifier based on GEOBIA (geographic object-based image analysis) to extract winter wheat field distribution. Next, grids of 500 m × 500 m or 2 km × 2 km were generated in the study area, and the average values of the Sentinel-1 SAR VV (Vertical-Vertical) single-polarization backscatter coefficient for winter wheat (each field or pixel) and the grid were calculated. By analyzing and comparing the standard deviation and correlation coefficient of winter wheat (each field or pixel) and the grid within a certain time range, combined with daily precipitation data, irrigation events were identified. Finally, the irrigation event identification results at the field and pixel scales from 2018 to 2020 were validated using observed irrigation time and frequency data, and irrigation frequency was calculated based on the identified irrigation events. This provided the spatial distribution of winter wheat irrigation frequency at the field and two pixel scales in the study area. The study applied the proposed method to identify winter wheat irrigation events in Yucheng, Shandong Province, at three different spatial scales (field scale, 500 m, and 30 m pixel scales), and used observed irrigation data to validate the results. Irrigation frequency was then estimated at the spatial scale with the highest irrigation event identification accuracy, and the spatial distribution of winter wheat irrigation frequency in Yucheng from 2018 to 2020 was obtained. The results showed that the recall rates for identifying irrigation events at the field scale, 500 m, and 30 m pixel scales were 85.71%, 78.57%, and 57.14%, respectively, with F-scores of 70.59%, 66.67%, and 50.00%. The accuracy of field scale applications is better than that of applications at 500 m and 30 m pixel scales. The "Strict" overall accuracy for identifying the winter wheat irrigation frequency distribution at the field scale was 69.75%, while the "Loose" overall accuracy was 90.24%. The irrigation frequency for winter wheat in Yucheng from 2018 to 2020 concentrated between 1 and 3 times. This study provides a reliable method for identifying irrigation events and estimating irrigation frequency at regional scales.

**Keywords:** winter wheat; irrigation; Sentinel-1; SAR; irrigation frequency; object-based method