

# 旱区突发洪涝灾害下粮食作物生长异常遥感监测:以2025年7月土默川平原洪涝为例

王炳<sup>1,2,3</sup>, 杜培军<sup>1,2,3</sup>, 郭山川<sup>1,2,3</sup>

1. 南京大学 地理与海洋科学学院, 南京 210023;
2. 江苏省遥感地理信息新技术重点实验室, 南京 210023;
3. 自然资源部 国土卫星遥感应用重点实验室, 南京 210023

**摘要:** 2025年7月底, 受罕见连续性暴雨影响, 内蒙古土默川平原遭遇流域性洪水与哈素海退水渠决口的叠加冲击, 对当地农业生产与基础设施造成了严重损害。针对灾后应急监测与灾情应对的迫切需求, 提出一种融合水体综合指数与形态学处理的多时相Sentinel-2影像精细化水体识别方法, 实现了水体信息的高效自动化提取, 进一步引入历史水体频率数据建立基准水体分布, 精准分离洪水淹没范围。结果表明, 洪水识别总体分类精度达到97.4%, 优于Sentinel-1最优阈值分割结果的92.8%。时间序列分析表明洪水淹没范围于8月25日前后扩张至峰值, 总水体面积达880.01 km<sup>2</sup>, 约为2024年正常水体面积的2.2倍, 此后退水过程缓慢, 一个月后淹没面积仅减少约53%。灾情评估结果显示, 农作物中玉米受灾最为严重, 受淹面积达192.6 km<sup>2</sup>, 其中39.4%的区域积水持续超过30天。结合动态时间规整与K均值算法构建DTW-KMeans模型对玉米NDVI时间序列进行聚类分析, 揭示作物恢复情况并评估产量损失风险, 其中高风险区面积达238.9 km<sup>2</sup>, 超过两周淹没可能导致植株倒伏甚至死亡, 反映玉米在洪涝胁迫下的高敏感性与适应能力不足。研究结果可为干旱区极端水文事件的快速识别、灾后评估及农业风险管理提供有力技术支撑。

**关键词:** 遥感, 洪涝灾害, 洪水自动识别, 作物异常监测, 时序分析

**中图分类号:** TP751/P2

**引用格式:** 王炳, 杜培军, 郭山川. XXXX. 旱区突发洪涝灾害下粮食作物生长异常遥感监测: 以2025年7月土默川平原洪涝为例. 遥感学报, XX(XX): 1-16

WANG Bing, DU Peijun, GUO Shanchuan. XXXX. Remote sensing for monitoring abnormal crop growth under sudden floods in arid regions: A case study of the July 2025 flood in the Tumochuan Plain. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20265461

## 1 引言

洪水是全球最普遍且破坏性最强的自然灾害之一 (Zhu等, 2024)。气候变化加剧干旱区降水波动, 水文节律失调, 洪涝风险持续上升 (王岩等, 2024; Donat等, 2016)。在此背景下, 干旱区社会-生态系统的水体脆弱性被进一步放大, 区域对强降雨高度敏感, 生态调蓄能力有限, 防洪工程体系与管理机制的应对能力较差 (Yin等, 2023)。干旱区的防洪体系长期以抗旱与蓄水为主导, 水利设施缺乏应对极端洪水的调蓄余量, 一旦

发生超标降水, 堤坝与水库系统极易出现溃决或级联失效, 暴露出区域适应能力的明显不足 (王琳等, 2025)。

2025年7月底, 内蒙古自治区土默川平原因持续强降雨发生流域性洪水, 多条河流溢堤成灾。不同于南方季风区的短历时洪涝, 土默川平原地处典型干旱半干旱过渡带, 地表水系稀疏、排泄体系脆弱, 呈现出积水滞留时间长、破坏范围广的特点。特别是土默川平原哈素海退水渠堤坝多处漫堤与决口, 洪水倒灌低洼村庄, 造成大面积农田与居民地受损 (毛胜涛等, 2025)。亟需强化

收稿日期: 2025-11-03; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42330106)

第一作者简介: 王炳, 研究方向为遥感时间序列处理与地学分析。E-mail: bingwang@smail.nju.edu.cn

通信作者简介: 杜培军, 研究方向为城市遥感与地理空间智能。E-mail: peijun@nju.edu.cn

灾害过程监测与洪涝风险评估,及时为灾后治理和粮食安全保障提供科学依据与决策支持。

准确高效的洪水制图是防洪减灾和灾后重建的基础(刘小燕等,2023)。遥感卫星技术具有监测范围广、重访周期短和时效性强等特点,能够及时获取地表水体信息,为洪涝灾害的监测提供了一种可靠的工具(张兵等,2021;Misra等,2025)。Sentinel-1 SAR数据具有穿云透雾的能力,在洪涝灾害事件中被作为首选(郭山川等,2021)。然而,Sentinel-1B卫星在2021年12月因电池故障停止数据传输,观测周期由6天变为12天(Zeng等,2023)。此外,部分区域影像缺失较多,例如在土默川平原无可用的2025年4月至8月Sentinel-1影像。Sentinel-2影像在该平原云量覆盖低,且10 m空间分辨率、5天的重访周期较Landsat系列卫星更适合洪水识别(Ling等,2024)。学者们根据水体地表反射率特性开发了诸多水体指数,如修正归一化差异水体指数MNDWI(Modified Normalized Difference Water Index)(Xu,2006)和自动水体提取指数AWEI(Automated Water Extraction Index)(Feyisa等,2014),为高效水体提取奠定了基础。近年来,针对复杂地表条件下水体与非水体光谱差异弱化的问题,研究者们提出了一系列新型水体指数。基于协调Landsat与Sentinel-2数据构建的水体指数HLSWI(Harmonized Landsat Sentinel Water Index)利用多源传感器的光谱互补特性,增强了水体与周边地物的光谱对比度,显著改善了混合像元与狭窄水陆过渡带的提取效果(Meng等,2025)。此外,新型Sentinel-2洪水测绘指数SFMI(Sentinel-2 Flood Mapping Index)依据不同地物类型的光谱特征设计,无需复杂阈值设定即可提取洪涝区域,并有效抑制密集植被与起伏地形的干扰(Farhadi等,2023)。与单一水体指数相比,水体综合指数方法整合多种指数优势,增强水体判别能力并减少植被和暗像素干扰,具备更强的场景适应性(刘宇晨和高永年,2022;Zou等,2018)。然而,水体综合指数方法仍旧存在一些固有缺陷:(1)云阴影和建筑物阴影常与水体具有相似的光谱特征,容易被误判为水体,需要更精细的阴影规避策略;(2)基于像素的水体识别,难免存在孤立的水体斑块或断裂的水流路径,无法准确反映洪水的时空扩展和水系完整性。

基于洪水影响的时空格局识别农田洪水脆弱区域并分析作物生长响应,是理解农业系统洪水脆弱性的重要途径(杜培军等,2025)。现有研究多聚焦于洪涝灾害中作物受损面积和淹没持续时间的估算,而对作物生长受洪水胁迫的恢复能力与产量损失关注不足(Bofana等,2022)。传统的物理模型通过分析洪水发生时的淹没深度和持续时间来估算作物损失,但依赖实地观测数据(Molinari等,2019)。利用洪水前后植被指数的变化可以快速评估作物受灾强度,但未能综合考虑受淹时长、作物类型及其生育阶段等暴露与敏感性因素,且损伤程度的阈值设定较为主观(Wen等,2025)。双重差分法DID(Difference-in-Differences)将洪水发生时段前后的NDVI变化与非洪水年同期的NDVI变化进行建模,识别洪水造成的NDVI净损失,从而定量刻画作物生长受损程度(Li等,2025;Qin等,2022)。相比之下,NDVI时间序列反映的物候曲线在洪涝扰动下的幅度变化与相位偏移,可表征作物的洪涝敏感性及恢复能力(Han等,2024)。因此,结合NDVI时间序列与受淹强度信息开展作物物候曲线聚类分析,可识别不同洪涝胁迫条件下的作物恢复特征,对正处于关键生育期的作物而言,其洪涝扰动下的恢复程度影响最终产量水平,可作为划分产量损失风险等级的重要依据。

针对上述问题,构建了一种基于水体综合指数与形态学处理的水体自动化识别方法,引入多规则判别机制,有效抑制了阴影干扰,高效提取土默川平原2025年洪水与历史水体信息,基于历史水体频率区分永久性水体与季节性水体,进而精准刻画洪水的最大淹没范围及其时空动态过程。在此基础上,系统评估主要农作物的受灾状况,基于NDVI物候曲线的时序聚类特征,揭示不同洪涝胁迫强度下作物的恢复差异,进一步应用聚类模型对全区作物产量损失风险进行评估,并结合地形与土壤条件分析不同风险区的环境特征差异。

## 2 研究区与数据

### 2.1 研究区概况

土默川平原位于内蒙古自治区中南部(109°E-112°E,40°N-41°N),面积约8000 km<sup>2</sup>,是我国北方重要的粮食生产基地之一(图1(a))。土

默川平原主要受大黑河水系控制，该水系由东部大黑河支流、西部诸支流及哈素海退水渠组成，干流自北向南纵贯平原中部，最终于托克托县河口镇以南汇入黄河。大黑河水系在平原区域流路散乱，与灌溉渠道交织，水系紊乱、排泄不畅，属季节性河流，历年最大流量为 $132\text{ m}^3/\text{s}$ （刘晓波等，2017）。哈素海是土默川平原中最大内陆淡水湖，具备灌溉、蓄洪与养殖等多种功能，其水域面积达 $29.7\text{ km}^2$ ，平均水深约为 $1\text{ m}$ （张贺玉等，2025）。

受连续强降雨影响，土默川平原7月所有气象站点均突破同期历史降水量。其中土默特左旗国家气象站在7月25日至26日累计降水量为 $189.8\text{ mm}$ ，约为当地多年年均降水量（约 $394.49\text{ mm}$ ）的一半。大黑河流经多处蓄滞洪区和退水渠水位高涨，大面积农田被淹（图1（b））。哈素海退水渠在7月27日和7月30日先后出现决口，决口长度分别达 $40\text{ m}$ 和 $46\text{ m}$ ，周边多个村镇及低洼地区遭受洪涝灾害，防汛形势严峻。

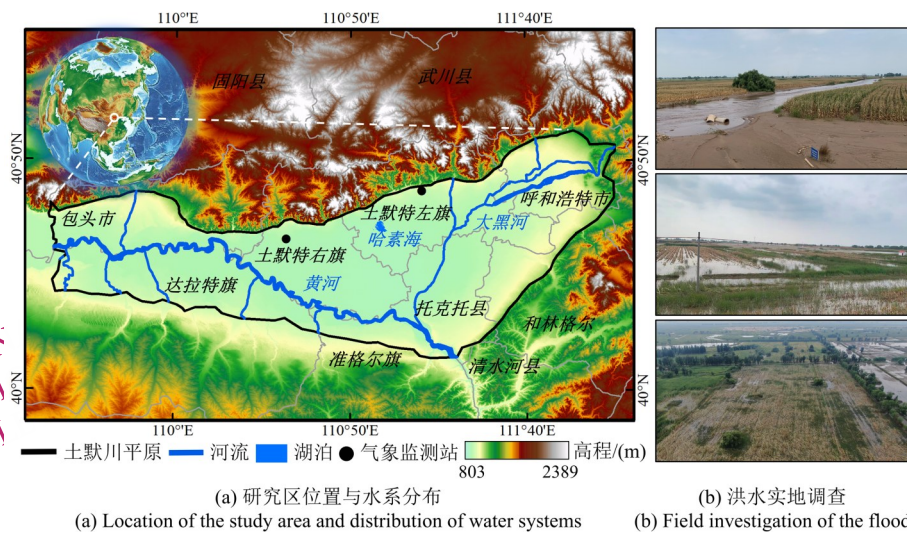


图1 研究区概况

Fig.1 Overview of the study area

## 2.2 Sentinel-2 MSI数据

基于Sentinel-2 MSI（多光谱成像仪）获取了2024年1月至2025年10月共1720景Level-2A地表反射率影像，来自6个MGRS网格，Sentinel-2A/B/C卫星分别贡献585、779和356景。Sentinel-2 MSI具备13个光谱波段，重访周期为5天，可见光与近红外波段的空间分辨率为 $10\text{ m}$ 。欧空局哥白尼计划为每一张Sentinel-2 MSI影像生成了云概率波段，基于此波段设定60%阈值提取云覆盖区域，并结合太阳天顶角和方位角估算云阴影区域，从而去除云及云阴影像素。以中值合成方式获取了347期逐日无云遥感影像，土默川平原逐日有效像素覆盖如图2（a）所示。此外，统计了2025年7月底暴雨事件前后的有效覆盖占比，共有9个观测日的Sentinel-2影像可覆盖整个区域且有效像素比例超过90%，为洪水识别和过程追踪提供了良好

的数据支持（图2（b））。数据的获取与预处理均通过Google Earth Engine（GEE）遥感云平台实现。

## 2.3 其他数据

为了评估洪水对农作物的影响，收集了研究区2018年至2022年的 $10\text{ m}$ 农作物种植数据（Zhao等，2025）。采用众数合成方法表征2025年度的主要农作物种植结构，包括玉米、土豆和大豆等。土默川平原春小麦已于7月中上旬收割，未受此次洪水影响，故不作为受损对象。为提高洪水识别精度，获取了高精度建筑物轮廓数据以及 $30\text{ m}$ 分辨率的SRTM数字高程模型（DEM）数据，可辅助剔除建筑物阴影和复杂地形（如山体阴影）对水体提取结果的干扰（Zhang等，2025）。此外，收集了 $90\text{ m}$ 分辨率土壤质地数据集，用于分析农田土壤条件对水分渗透能力的影响（Shi

等, 2025)。

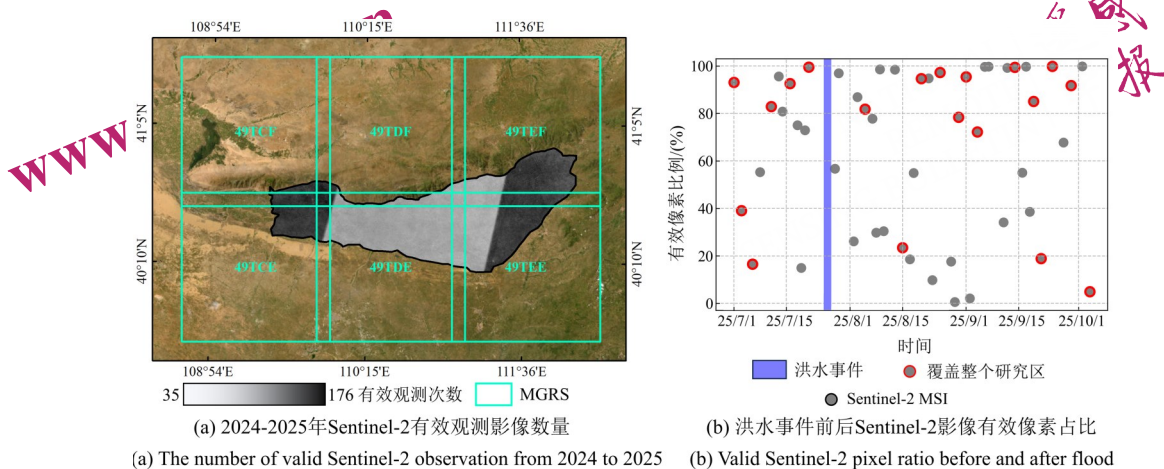


图2 土默川平原Sentinel-2影像覆盖和观测质量

Fig.2 Sentinel-2 coverage and observation quality over Tumochuan Plain

### 3 方法与实现

#### 3.1 水体自动化识别方法

基于水体综合指数与形态学处理的水体自动化识别方法如图3所示。该方法分为三个主要步骤：(1) 水体像素初步识别：基于预处理后的逐日Sentinel-2 L2A影像，采用水体综合指数快速识

别多时相水体；(2) 形态学处理：对初步识别结果进行闭运算，填补狭小孔洞、连接断裂区域，并通过连通域分析剔除小面积孤立斑块。(3) 阴影干扰规避后处理：针对山体阴影引起的水体误提，分别采用坡度阈值和基于建筑物轮廓与太阳高度角构建的定向阴影范围进行排除。最终得到具有较高空间完整性与识别精度的水体提取结果。

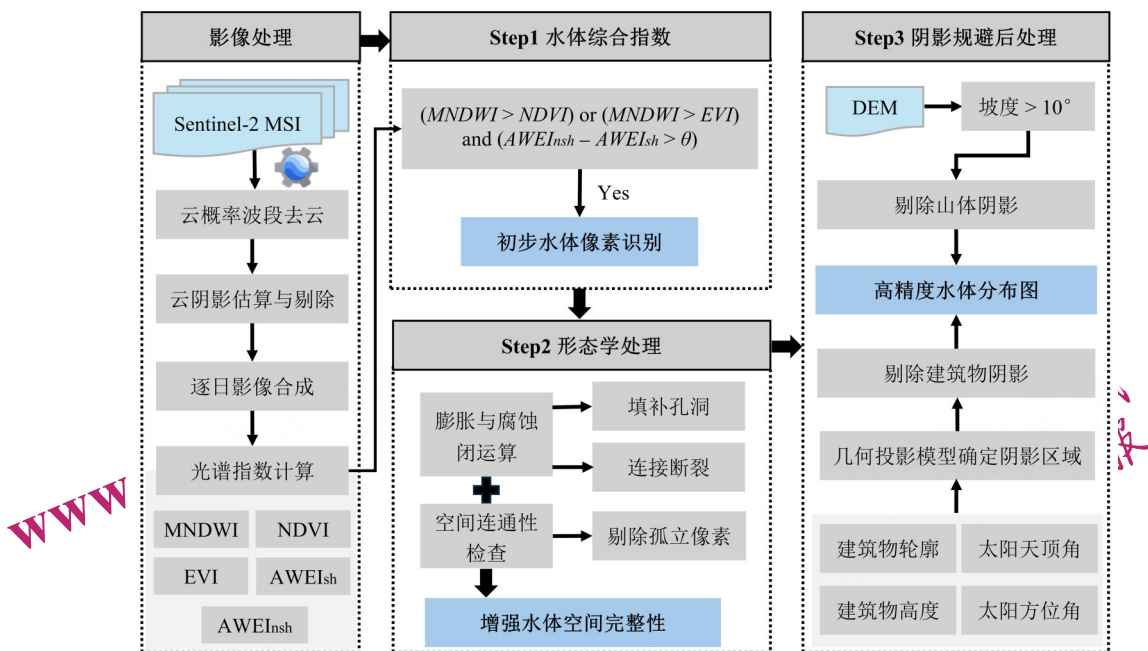


图3 水体自动化识别方法流程

Fig.3 Workflow of automated water body extraction method

(1) 水体像素初步识别。水体指数组合模型因其对多种地物具备良好的区分能力，已广泛应

用于不同地区的水体识别任务中，展现出较高的精度与稳健性。参考先前研究提出的水体指数组

合模型 (Deng等, 2019), 利用Sentinel-2多光谱

$$(MNDWI > NDVI \text{ or } MNDWI > EVI) \text{ and } (AWEI_{nsh} - AWEI_{sh} > \theta) \quad (1)$$

若像素满足上述条件, 则将其归类为水体。为避免植被等非水体地物在光谱响应上与水体产生混淆, 联合MNDWI与归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)和增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)进行约束(Deng等, 2019)。此外, AWEI主要用于抑制暗像元及阴影的影响, 包含两种形式:  $AWEI_{nsh}$  (non-shadow index), 适用于无明显

$$AWEI_{sh} = \rho_{Blue} + 2.5 \times \rho_{Green} - 1.5 \times (\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}) - 0.25 \times \rho_{SWIR2} \quad (3)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + 6 \times \rho_{Red} - 7.5 \times \rho_{Blue} + 1} \quad (4)$$

$$MNDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{Green} + \rho_{SWIR1}} \quad (5)$$

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (6)$$

其中,  $\rho_{Blue}$ 、 $\rho_{Green}$ 、 $\rho_{Red}$ 、 $\rho_{NIR}$ 、 $\rho_{SWIR1}$ 和 $\rho_{SWIR2}$ 分别对应Sentinel-2 MSI影像的B2、B3、B4、B8、B11和B12波段。

(2) 形态学处理。为了提高水体识别结果的空间连续性与分类精度, 对初步提取的水体像素进行了形态学处理与空间筛选。采用闭运算(先膨胀后腐蚀)对水体边界进行平滑处理, 构建半径为3像素的圆形结构元素作为运算窗口, 通过填补孔洞和连接断裂区域, 增强水体斑块的完整性。随后, 基于8邻域像素关系计算每个水体斑块的空间连通性, 并设定最小连通像素阈值为9, 保留具有显著空间一致性的水体目标, 进一步剔除孤立、零散的误检像元。

(3) 阴影干扰规避。为剔除复杂地形区域导致的水体误提, 基于DEM数据计算坡度, 并剔除坡度大于 $10^\circ$ 的区域。针对高层建筑物阴影干扰, 结合建筑轮廓、建筑高度与Sentinel-2影像提供的太阳高度角 $\gamma$ 与方位角 $\alpha$ , 采用几何模型计算建筑体的光照遮蔽方向与长度, 进而推算其在地表的阴影范围(田峰等, 2017)。根据建筑物高度 $H$ 和太阳天顶角 $\beta$ 计算阴影长度 $L$ :

$$L = H / \tan(\beta) \quad (7)$$

$$\beta = 90^\circ - \gamma \quad (8)$$

根据太阳方位角计算阴影在平面坐标系中的

位移量:

$$\Delta x = -L \sin(\alpha), \Delta y = -L \cos(\alpha) \quad (9)$$

通过将建筑轮廓沿光照方向平移得到主阴影区域 $S_1$ , 进一步提取建筑轮廓与 $S_1$ 之间形成的遮挡连接区 $S_2$ , 构建完整阴影范围 $S = S_1 \cup S_2$ 。随后在每一时相水体分布图中剔除位于建筑阴影范围内的误检水体像元。该策略可更精细地规避建筑阴影对水体识别的干扰, 并减少建筑周边真实水体的误剔除。

### 3.2 洪水监测与受损评估

基于水体识别时序结果监测洪水过程并分析作物受损情况(图4)。根据水体像素频率以区分2024年的永久性水体(水体频率 $> 0.75$ )与季节性水体( $0.10 < \text{水体频率} \leq 0.75$ ), 作为常规水体空间分布(郭山川等, 2024), 从而提取2025年洪水事件后的淹没区域, 确定最大洪水范围, 分析洪水淹没与退水过程。在灾害影响评估方面, 将农田分布图与洪水范围的动态变化叠加, 量化农田受洪水影响的空间分布及其持续时间。

针对洪水扰动后的作物恢复过程, 在农田范围内基于洪水持续时间分布图随机生成样本点, 并提取对应像元的NDVI时间序列。考虑到作物物候曲线在不同生长阶段的时序差异, 采用动态时间规整法(Dynamic Time Warping, DTW)代替欧式距离度量样本与聚类中心的相似性, 结合K均值(KMeans)聚类算法得到不同恢复类型的聚类中心, 从而揭示作物在不同淹没持续时间下的生长恢复特征。鉴于作物在洪水扰动后的恢复能力与产量形成密切相关, NDVI时间序列的聚类类别可作为产量损失风险划分的依据。将训练完成的

DTW-KMeans 模型应用于土默川平原, 以获得区域作物产量损失风险等级分布, 并结合土壤质地

等环境因子定量分析不同风险区的特征差异。

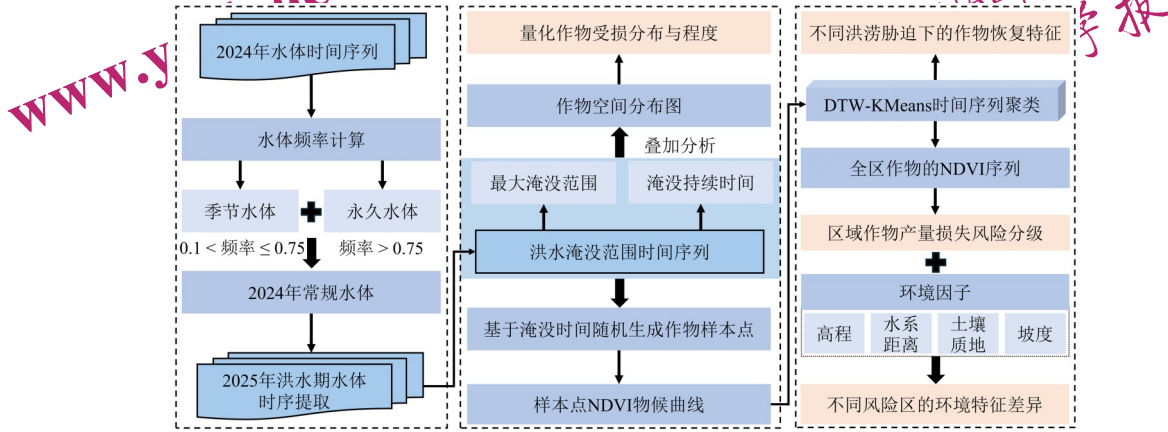


图4 洪水监测和受损评估技术路线图

Fig.4 Technical workflow for flood monitoring and damage assessment

(1) DTW 算法用于度量时间序列之间的相似性。DTW 算法旨在通过动态规划寻找最佳对齐路径, 使得序列之间距离最小 (Petitjean 等, 2011)。因此, DTW 算法适用于存在生长节律差异的时间序列相似性分析。原理简述如下: 设两个 NDVI 时间序列为  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  和  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ , 建立距离矩阵  $\mathbf{D}_{n \times m}$ , 矩阵中

$$D(i, j) = d(i, j) + \min\{D(i-1, j), D(i, j-1), D(i-1, j-1)\} \quad (11)$$

最终得到两个时间序列之间的 DTW 距离  $D(n, m)$ 。

(2) 基于 DTW-KMeans 的 NDVI 时间序列聚类分析。KMeans 聚类是一种无监督聚类方法, 旨在通过迭代将数据集划分为  $K$  个簇, 每个簇由一个聚类中心表示 (Ikotun 等, 2023)。算法流程为: 首先随机选择  $K$  个初始聚类中心, 根据 DTW 距离将每条 NDVI 时间序列分配给距离最近的聚类中心; 在每次迭代中, 基于 DTW Barycenter Averaging (DBA) 方法更新各簇的中心时间序列; 持续整个过程, 直到聚类中心收敛为止。

### 3.3 精度评价

为评估洪水自动识别方法的精度, 采用真实水体样本和 Sentinel-1 水体提取结果对 Sentinel-2 洪水制图结果进行验证。真实水体样本基于 Sentinel-2 MSI 影像的人工判读获得, 并结合部分区域的无人机影像辅助校准。以 2025 年 8 月 25 日的 Sentinel-2 影像为参照, 利用水体敏感波段组合

元素  $d(i, j)$  表示两序列在时刻  $i$  和  $j$  之间的局部距离:

$$d(i, j) = \sqrt{(x_i - y_j)^2} \quad (10)$$

从起点逐步推算到达点  $(i, j)$  的最小累积距离  $D(i, j)$ , 递推计算公式为:

(B11/B8/B4) 影像, 在 QGIS 平台中目视解译了 544 个洪水淹没样本与 681 个非水体样本, 样本在研究区内均匀分布 (图 5)。采用 F1 分数、召回率、总体分类精度和 Kappa 系数四项指标对水体分类性能进行定量评估。

此外, 为验证不同传感器的水体识别结果一致性, 将研究区划分为  $5 \text{ km} \times 5 \text{ km}$  的网格单元, 分别统计 Sentinel-1 与 Sentinel-2 提取的水体面积。Sentinel-1 数据选取接近最大淹没时刻的 8 月 28 日 IW 模式 Level-1 GRD 影像, 对其进行后向散射系数转换, 并采用 Lee 滤波器抑制散斑噪声 (Lee 等, 2008)。通过大津算法确定最优分割阈值为  $-14 \text{ dB}$ , 提取土默川平原洪水淹没范围 (Otsu, 1979)

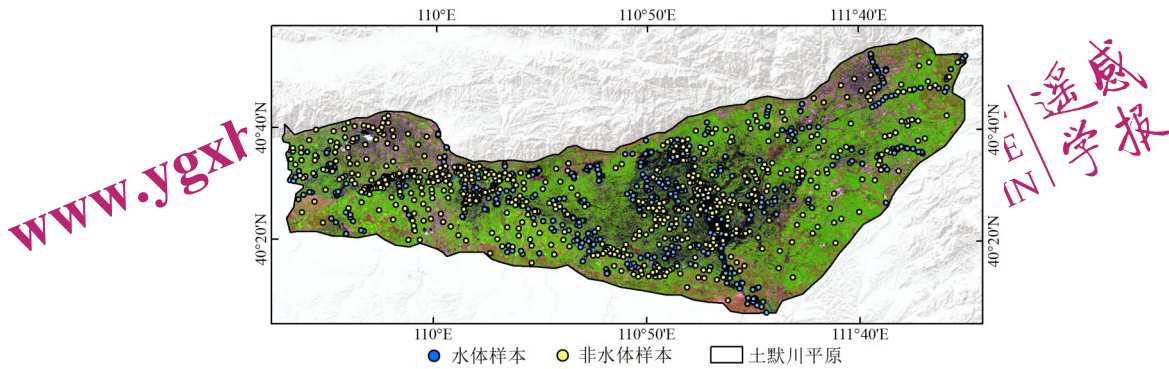


图5 淹没与非淹没样本空间分布图

Fig.5 Inundated and non-inundated sample distribution

## 4 结果与分析

### 4.1 洪水过程制图

水体识别结果显示，2025 年洪水期间土默川平原发生了大范围的洪水淹没（图 6）。整体上，淹没区域呈现出自河道和水库向周边地区扩散的特征，反映出洪水在平原区易于扩张的空间态势。2024 年同期正常水体面积为 401.85 km<sup>2</sup>。洪水峰值出现在 8 月 25 日前后，总水体面积增至 880.01 km<sup>2</sup>，新增淹没面积达 478.16 km<sup>2</sup>，表明洪水过程对区域水文格局造成了显著扰动。至 9 月 29 日，

随着洪水消退，总水体面积降至 630.71 km<sup>2</sup>，其中仍有 228.86 km<sup>2</sup> 为残余积水，洪水影响在部分区域持续存在。局部尺度上，哈素海退水渠沿线区域受淹最为严重，绝大多数水库出现不同程度的水体扩张，黄河南岸原本干涸的河道出现明显充水。从退水趋势看，达拉特旗与土默特右旗在 9 月底洪水基本退去，而土默特左旗与托克托县仍有较大范围水体残留，退水明显滞后。托克托县是土默川平原重要的退水通道，但受地势平缓、水系紊乱、黄河顶托等多重因素影响，此次洪水事件中排泄极为缓慢，形成典型的积水滞留区。

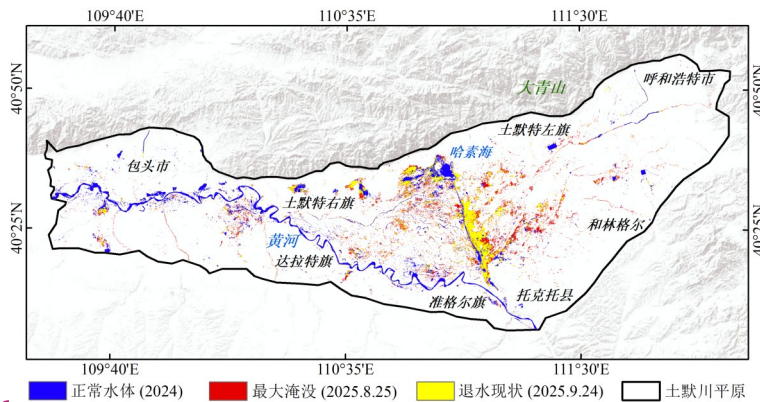


图6 土默川平原汛情监测结果

Fig.6 Results of flood monitoring in the Tumochohan Plain

为探究决口事件对典型泛洪区洪水扩散特征的影响，进一步分析了哈素海退水渠及其周边区域的洪水演变过程（图 7）。2024 年水体频率分析结果表明，除哈素海、周边鱼塘及少数小型水库外，其余区域水体频率普遍低于 0.75，多表现为季节性水体，空间分布不均。连续强降雨造成哈素海的水位暴涨，7 月 27 日与 30 日退水渠相继发

生决口，洪水迅速向四周低洼地带扩散，在 10 日内扩展至决口前水体面积的 3.7 倍。洪水覆盖范围在 8 月 25 日达到峰值后，退水过程缓慢，20 天后仅缩减 13.3 km<sup>2</sup>，表明该区域排水不畅、积水滞留现象严重。特别是在退水渠周边 5 km 范围内，大量农田被长期淹没，淹水持续时间超过 60 天，内涝程度高，严重影响农业生产。

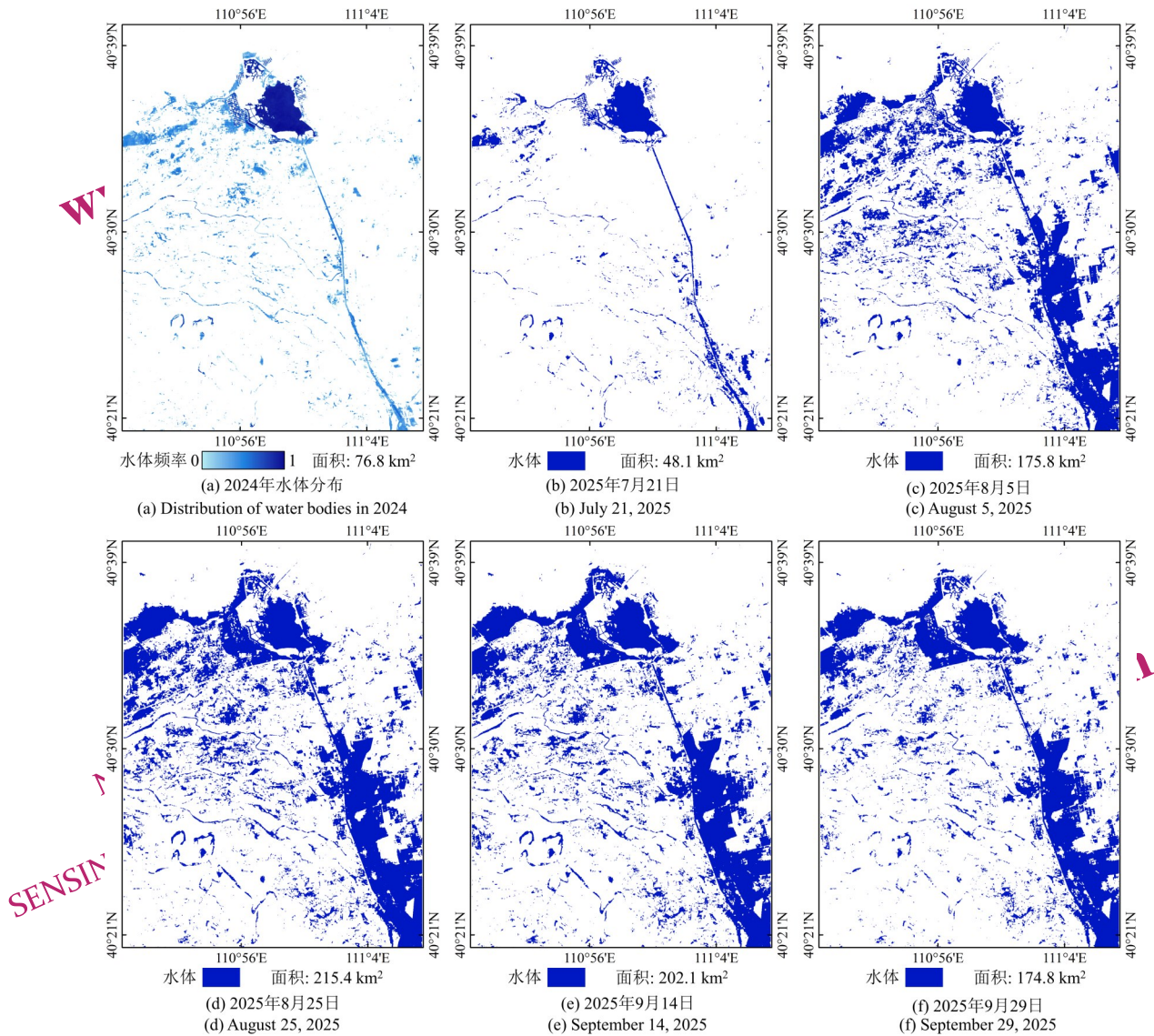


图7 哈素海退水渠洪水过程  
Fig.7 Flood dynamics of the Hasuhai drainage channel

#### 4.2 精度评价

基于水体与非水体的真实样本，分别构建混淆矩阵对 Sentinel-2 与 Sentinel-1 的洪水识别结果进行了精度评估，计算结果见表 1。结果显示，Sentinel-2 水体提取结果的总体分类精度和 Kappa 系数分别达到 97.4% 和 0.947，说明其在洪水识别中具有较高的准确性和可靠性。从分类性能来看，Sentinel-2 的召回率较 Sentinel-1 提升了 7.2%，说明其对洪水淹没区域的识别能力更强，漏检情况有所减少；同时，其 F1 分数亦提高 0.05，反映出模型在漏检与误判之间取得了更为均衡的分类性能。为分析不同影像提取结果在空间尺度上的一致性，比较了 5 km 格网单元内 Sentinel-1 与

Sentinel-2 的水体提取面积（图 8）。两者在格网尺度上的提取结果表现出较高一致性，决定系数 ( $R^2$ ) 达到 0.91。综上所述，Sentinel-2 在受少量云层干扰的情况下，较 Sentinel-1 能够更充分地表征洪水空间分布特征，更适用于干旱区精细化的洪水监测与制图任务。

表 1 Sentinel-1 与 Sentinel-2 水体提取结果精度评估  
Table 1 Accuracy evaluation of Sentinel-1 and Sentinel-2 water extraction results

	F1 分数	召回率/%	总体分类精度/%	Kappa 系数
Sentinel-1	0.921	88.2	92.8	0.855
Sentinel-2	0.971	95.4	97.4	0.947

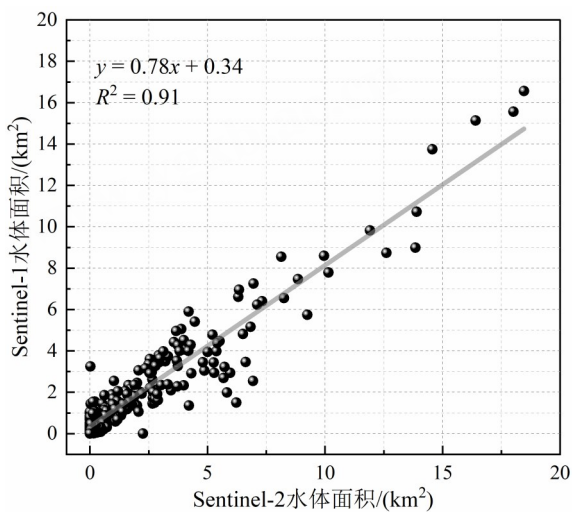


图8 Sentinel-2与Sentinel-1在网格尺度下的洪水面积比较

Fig.8 Comparison of flood area between Sentinel-2 and Sentinel-1 at grid scale

#### 4.3 作物淹没受损分析

通过最大洪水淹没范围与高精度农作物分布数据的空间叠置分析，识别了农作物受损的空间分布特征（图9（a））。土默川平原农作物种植广泛、密度较高，是本次洪涝灾害中的主要受灾对象，其中玉米受灾最为严重，受损面积达192.6 km<sup>2</sup>，占总受损作物面积的97.3%。遥感分析结果与实地调查情况基本一致，洪水主要集中在河道沿岸与村庄周边区域，致使大面积玉米被淹。尤其是在8月中旬洪水部分退去后，许多地块出现玉米倒伏甚至植株死亡的现象，显示出明显的生长扰动。从农作物淹没持续时间的空间分布来看，淹水时间超过30天的农田面积占比达39.4%，多数集中于地势低洼地区和常规水系周围（图9（b））。空间格局上表现为淹没持续时间由水库、河道等中心区域向外围逐渐缩短，符合洪水扩张与退水过程的自然演变特征。尽管形态学处理借助邻域水体信息提升了农田洪水淹没区域的识别效果，但由于高秆作物（如玉米）冠层遮蔽积水，部分轻度受淹区域未被有效识别，导致农作物受灾面积被保守估计。

#### 4.4 洪涝胁迫下玉米物候响应特征

从物候角度分析了洪水过程对土默特左旗典型村落周围农作物长势的影响（图10）。考虑到玉米在9月底进入成熟期NDVI值自然下降，采用2024年同期物候曲线作为对照，以排除成熟阶段

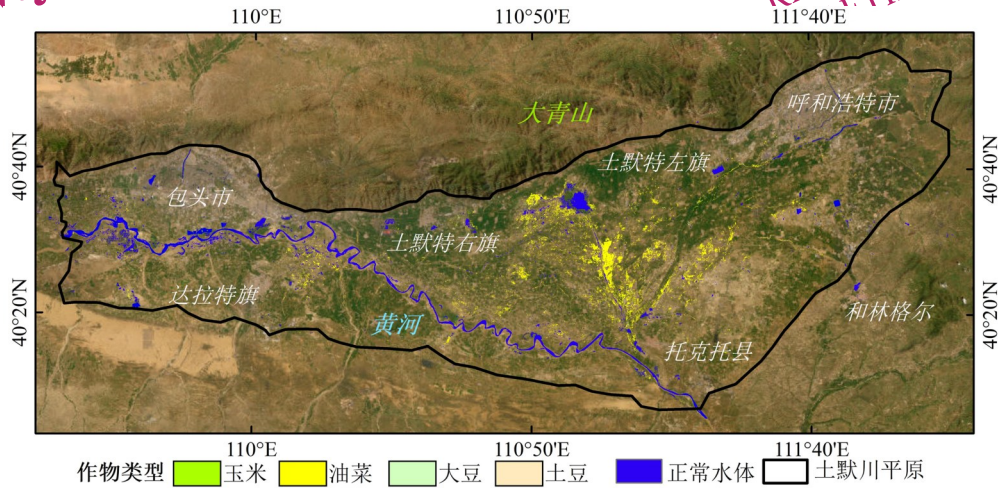
NDVI变化的干扰，反映洪水过程对作物生长的扰动。根据积水持续时间选择了五个代表性样点：未受洪水影响（P1）、淹没持续约15天（P2）、淹没时间长达30天的区域（P3），三处样点均为玉米种植区。与2024年相比，2025年三处样点的NDVI物候曲线均出现明显滞后。P1点未遭受洪水直接淹没，但2025年NDVI时间序列整体低于2024年，这种系统性的偏差可能由土壤渍涝造成，耕层土壤长期处于水分饱和状态，对作物根系生理活动产生抑制，表现出较高的环境敏感性（俄有浩和马玉平，2022）。P2点在经历短期淹没后，NDVI值有所回升，显示出作物具备一定的恢复能力，但恢复幅度有限，说明其适应能力不足以抵御洪水扰动的持续影响。而在淹水持续时间较长的P3点，NDVI值在洪水退去后仍旧维持在低位，表明玉米植株已出现严重损伤甚至死亡。

进一步分析了该区域在洪水发展过程中农作物生长的时空变化特征（图11）。在7月25日强降水发生之前，农作物整体处于正常生长状态，NDVI均值约为0.40。8月5日洪水大面积淹没农田后，多个子区域NDVI迅速下降，显著偏离正常水平，且该异常状态持续超过一个月。9月14日前后NDVI降至最低（均值为0.21），反映出洪水对农作物生理活动的持续抑制作用。随着洪水在9月底陆续退去，NDVI有所回升，但整体水平仍低于洪水发生前，说明区域农作物生长恢复缓慢、适应能力有限。以C1、C2和C3为代表区域进一步分析发现：C2区域玉米虽仅经历约两周的淹没，但其NDVI值在洪水过程中始终低于未受淹的C1区域，出现大面积作物倒伏现象，表明短期淹没也会对作物生长造成较强扰动，反映出其对洪涝胁迫具有较高敏感性。而在C3区域，小麦在洪水发生前已完成收割，作物生长未受影响。总体来看，洪水持续时间越长，发生时期越接近作物关键生育阶段，对植被生长的抑制效应越明显。

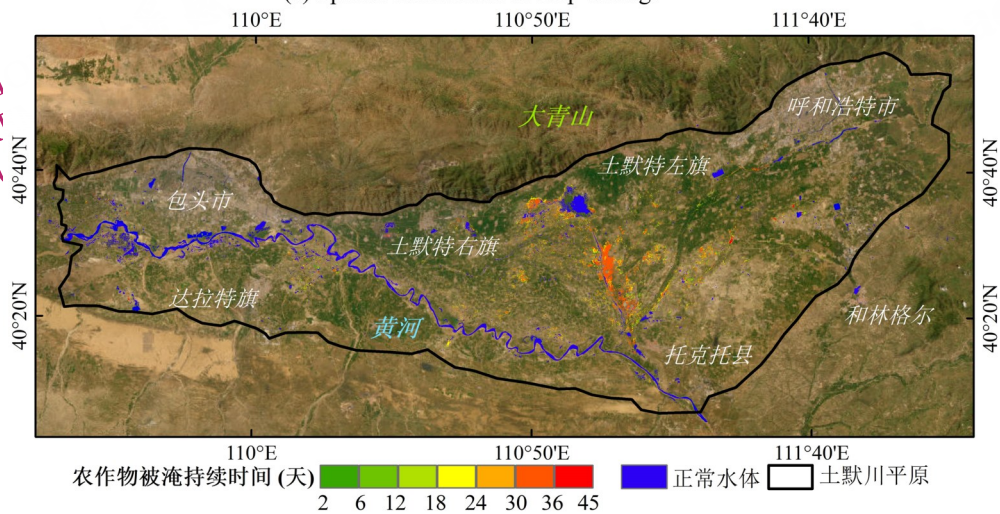
为分析土默川平原全域玉米生长对洪水持续时间的响应程度，基于淹没时间分布图随机生成未被淹没、淹没时间15天内和超过15天区域各500个样本，所有样本被用于DTW-KMeans时间序列聚类（图12）。从聚类中心可以看出，淹没时长对玉米的生长恢复具有显著影响。对于淹没时间15天内的区域，积水退后表现出一定程度的恢复迹象，但整体生长水平仍显著低于未淹没区，表

明短期淹没对玉米生长产生了抑制作用。相比之下，淹没时间超过15天的区域，其NDVI聚类中心在洪水事件后持续低于0.2，作物基本无恢复能力，严重影响作物产量。干旱区农业系统在极端

降雨事件下表现出高暴露、高敏感与适应能力差并存的综合脆弱性特征，即便短历时（两周以内）洪水也可能导致玉米生长受损甚至死亡，严重威胁区域农业生产安全。



(a) 农作物受损空间分布  
(a) Spatial distribution of crop damage



(b) 农作物淹没持续时间的空间分布  
(b) Spatial distribution of crop flooding duration

图 9 土默川平原洪水对农作物影响的空间特征

Fig.9 Spatial characteristics of flood impacts on crops in the Tumochoan Plain

#### 4.5 玉米产量损失风险评估与环境因子分析

训练后的DTW-KMeans聚类模型被应用于整个玉米种植区域，划分出不同产量损失风险等级(图13)。高风险区主要集中在哈素海退水渠沿线周围，面积达238.9 km<sup>2</sup>，与淹没时间较长区域的空间重叠度高，同时还包括部分受浅层积水或土壤饱和等持续湿害影响的区域，这些区域同样抑制作物生长并加剧产量损失。中风险区分布较为广泛，在空间上由退水渠向外扩散，其洪涝胁迫

程度相对较弱，但仍对玉米产量产生一定影响。玉米产量损失风险的空间分布特征表明，土默川平原在洪涝胁迫下对洪水扰动高度敏感，整体适应能力不足。为应对未来可能增加的极端降雨事件，有必要提升区域防洪体系的整体韧性，重点强化哈素海退水渠的泄洪能力，优化退水渠网络结构以分散洪水压力，并完善灌排系统以缓解积水滞留对作物生长造成的持续影响，降低作物产量损失风险。

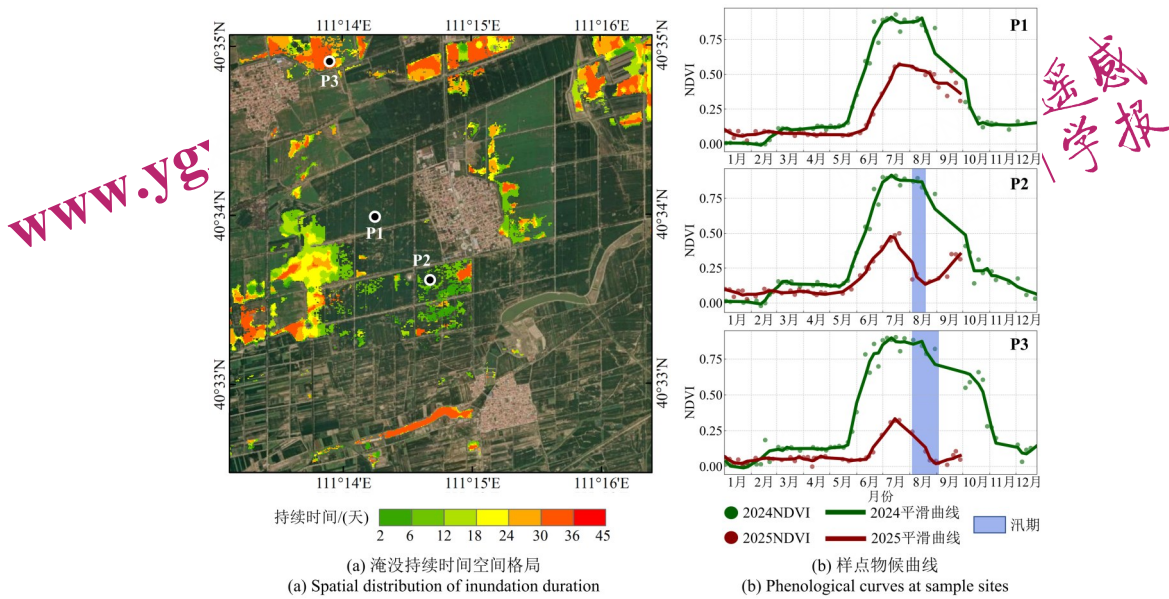


图 10 不同淹没程度下玉米生长响应差异  
Fig.10 Differences in maize growth responses under different inundation levels

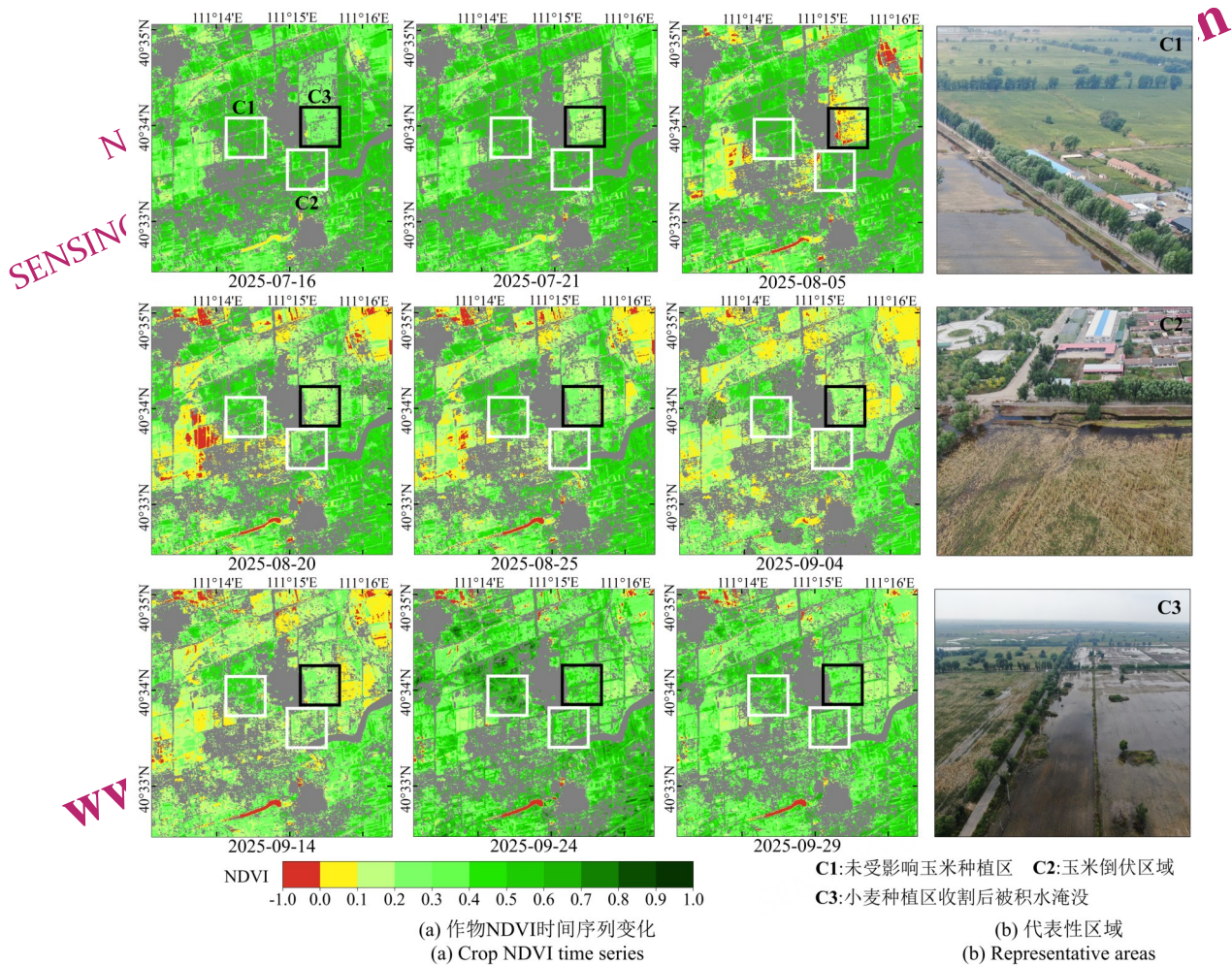


图 11 洪水期间作物生长响应  
Fig.11 Crop growth response during the flood

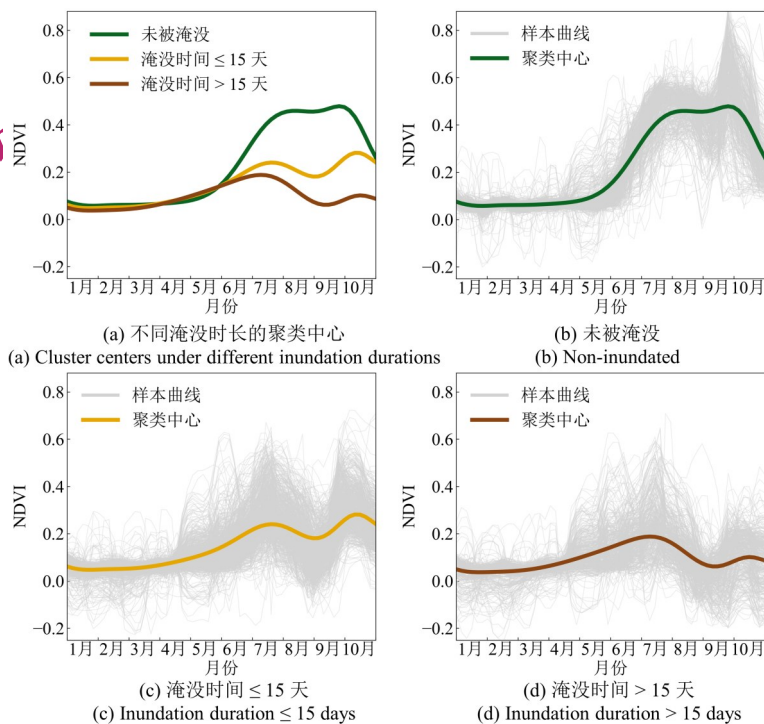


图 12 不同淹没时长下玉米恢复特征曲线

Fig.12 Recovery characteristic curves of maize under different inundation durations

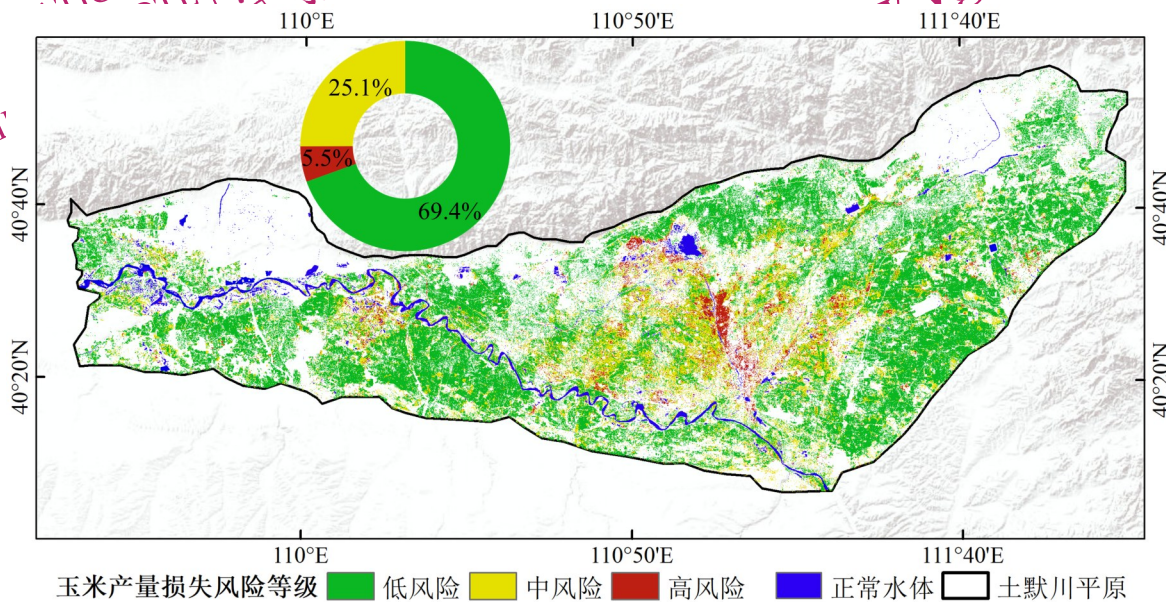


图 13 土默川平原玉米产量损失风险空间分布

Fig.13 Spatial distribution of corn yield loss risk in the Tumochouan Plain

通过比较排水条件与土壤质地特征，分析了不同产量损失风险区的环境差异（图 14）。从地形与水文特征来看，高风险区普遍处于低洼地带或靠近水体，易在洪水扩张与回退过程中形成积水滞留区，导致玉米受洪涝胁迫的持续时间长，产量受损严重。中风险区虽也受到洪涝扰动，但其地形条件相对有利，不易形成长期积水环境，洪

涝胁迫持续时间较短，产量损失程度相对较轻。低风险区则多分布于地势较高、远离水体的位置，整体受洪涝影响较弱。土壤质地特征进一步放大了风险等级之间的差异，中风险区的平均砂粒含量为 35.85%，高于高风险区的 30.82%，表明其土壤具有更好的水分渗透性与通气条件，有助于缓解土壤滞水现象。相比之下，高风险区土壤细颗

粒含量较高，排水不畅，易导致土壤长期处于潮湿缺氧状态，抑制根系功能恢复，最终影响作物产量。

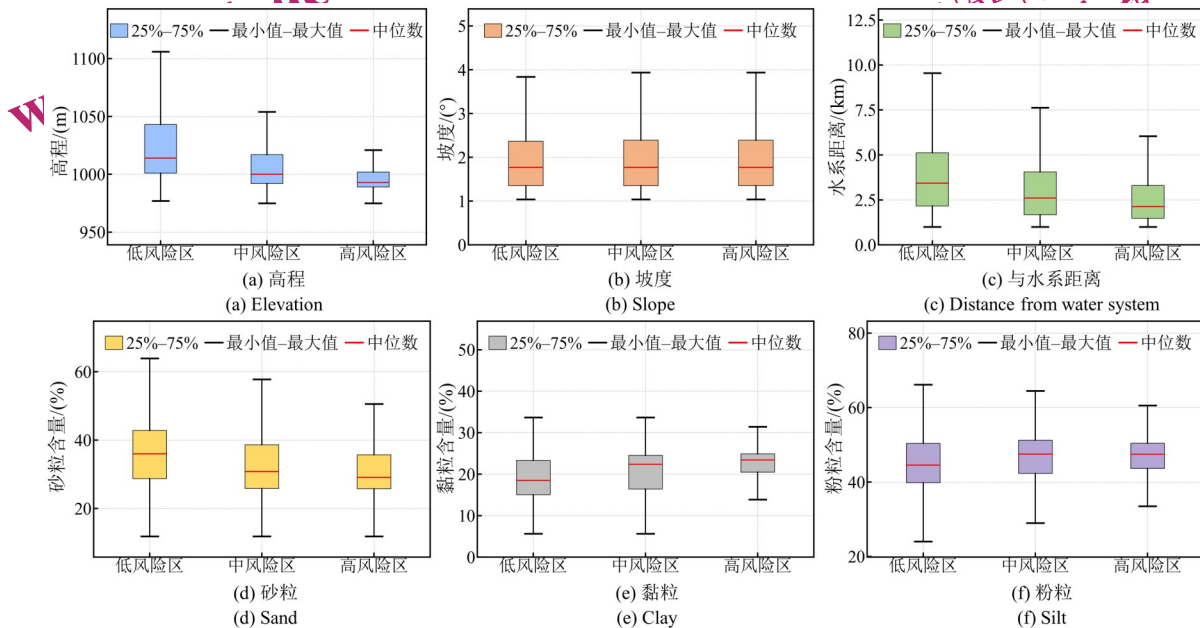


图 14 不同产量损失风险区的环境因子特征

Fig.14 Environmental characteristics of different yield loss risk zones

## 5 结论

面向旱区突发性洪涝应急监测的迫切需求，基于Sentinel-2多时相遥感影像构建了一种融合水体指数与形态学处理的水体自动识别方法，实现了对2025年土默川平原流域性洪水的动态监测与灾情评估，该方法在提取精度与空间细节完整性方面优于Sentinel-1最优阈值分割方法。土默川平原流域2025年洪水于8月25日前后达到峰值，新增淹没面积478.16 km<sup>2</sup>，消退过程缓慢。干旱区农业对洪涝胁迫表现出高度脆弱性，淹没时长直接影响玉米恢复能力。

后续研究将协同利用具有较强穿透能力的SAR影像与高分辨率光学时序影像，进一步提升洪水动态监测的时效性与准确性，增强对作物冠层低洼区域积水的检测能力。此外，结合区域洪水淹没范围、本底特征及环境因素等多源数据，开展洪水脆弱带识别，为干旱区洪涝风险评估与精准防灾提供科学支撑。

## 参考文献 (References)

Bofana J, Zhang M, Wu B F, Zeng H W, Nabil M, Zhang N, Elnashar

A, Tian F Y, da Silva J M, Botão A, Atumane A, Mushore T D and Yan N N. 2022. How long did crops survive from floods caused by Cyclone Idai in Mozambique detected with multi-satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 269: 112808 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112808]

Deng Y, Jiang W G, Tang Z H, Ling Z Y and Wu Z F. 2019. Long-term changes of open-surface water bodies in the Yangtze River Basin based on the Google earth engine cloud platform. *Remote Sensing*, 11(19): 2213 [DOI: 10.3390/rs11192213]

Donat M G, Lowry A L, Alexander L V, O'Gorman P A and Maher N. 2016. More extreme precipitation in the world's dry and wet regions. *Nature Climate Change*, 6(5): 508-513 [DOI: 10.1038/nclimate2941]

Du P J, Mu H W, Guo S C, Chen Y, Zhang X G and Tang P F. 2025. Ensemble learning in remote sensing applications: progress and prospects. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(6): 1614-1635 (杜培军, 慕号伟, 郭山川, 陈宇, 张鑫港, 唐鹏飞. 2025. 集成学习遥感应用: 进展与展望. *遥感学报*, 29(6): 1614-1635 [DOI: 10.11834/jrs.20254308])

E Y H and Ma Y P. 2022. Advances in research on cropland waterlogging disaster. *Journal of Natural Disasters*, 31(4): 12-30 (俄有浩, 马云平. 2022. 农田涝渍灾害研究进展. *自然灾害学报*, 31(4): 12-30 [DOI: 10.13577/j.jnd.2022.0402])

Farhadi H, Ebadi H, Kiani A and Asgary A. 2025. Introducing a new index for flood mapping using Sentinel-2 imagery (SFMI). *Computers and Geosciences*, 194: 105742 [DOI: 10.1016/j.cageo.2024.105742]

Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R and Proud S R. 2014. Automated

- Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140: 23-35 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029]
- Guo S C, Du P J, Meng Y P, Wang X, Tang P F, Lin C and Xia J S. 2021. Dynamic monitoring on flooding situation in the Middle and Lower Reaches of the Yangtze River Region using Sentinel-1A time series. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(10): 2127-2141 (郭山川, 杜培军, 蒙亚平, 王欣, 唐鹏飞, 林聪, 夏俊士. 2021. 时序 Sentinel-1A 数据支持的长江中下游汛情动态监测. *遥感学报*, 25(10): 2127-2141 [DOI: 10.11834/jrs.20210547])
- Guo S C, Du P J, Xia Z L, Fang H and Tang P F. 2024. Remote sensing extraction and change analysis of surface water body over the Middle and Lower Reaches of the Yangtze River based on a multi-element coupling framework. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(11): 2815-2827 (郭山川, 杜培军, 夏子龙, 方宏, 唐鹏飞. 2024. 多要素耦合的长江中下游地区地表水体提取与变化分析. *遥感学报*, 28(11): 2815-2827 [DOI: 10.11834/jrs.20243275])
- Han J C, Zhang Z, Xu J L, Chen Y, Jägermeyr J, Cao J, Luo Y C, Cheng F, Zhuang H M, Wu H Q, Mei Q H, Song J and Tao F L. 2024. Threat of low-frequency high-intensity floods to global cropland and crop yields. *Nature Sustainability*, 7(8): 994-1006 [DOI: 10.1038/s41893-024-01373-x]
- Ikotun A M, Ezugwu A E, Abualigah E, Abuhaija B and Heming J. 2023. K-means clustering algorithms: a comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data. *Information Sciences*, 622: 178-210 [DOI: 10.1016/j.ins.2022.11.139]
- Lee J E, Kuehne A, Abelson D M, Fusco M L, Hart M K and Sapphire E O. 2008. Complex of a protective antibody with its Ebola virus GP peptide epitope: unusual features of a  $V\lambda_3$  light chain. *Journal of Molecular Biology*, 375(1): 202-216 [DOI: 10.1016/j.jmb.2007.10.017]
- Li Z, Rosa L and Gorelick S. 2025. Severe floods significantly reduce global rice yields. *Science Advances*, 11(46): eadx7799. [DOI: 10.1126/sciadv.adx7799]
- Ling J, Liu R, Wei S, Chen S M, Ji L Y, Zhao Y C and Zhang H S. 2024. Cloud probability distribution of typical urban agglomerations in China based on Sentinel-2 satellite remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 135: 104254 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.104254]
- Liu X B, Dong S G, Liu B W, Feng H B, Li Z K and Liu L W. 2017. Hydrogeochemical characteristics and genesis of groundwater in the Tumochuan Plain of Inner Mongolia. *Acta Geoscientica Sinica*, 38(6): 919-929 (刘晓波, 董少刚, 刘白薇, 冯海波, 李政葵, 刘力玮. 2017. 内蒙古土默川平原地下水水文地球化学特征及其成因. *地球学报*, 38(6): 919-929 [DOI: 10.3975/cagsb.2017.06.07])
- Liu X Y, Cui Y P, Shi Z F, Fu Y M, Run Y D, Li M D, Li N and Liu S J. 2023. Monitoring of floods using multi-source remote sensing images on the GEE platform. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(9): 2179-2190 (刘小燕, 崔耀平, 史志方, 付一鸣, 闰亚迪, 李梦迪, 李楠, 刘素洁. 2023. GEE 平台下多源遥感影像对洪灾的监测. *遥感学报*, 27(9): 2179-2190 [DOI: 10.11834/jrs.20221063])
- Liu Y C and Gao Y N. 2022. Surface water extraction in Yangtze River Basin based on sentinel time series image. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 358-372 (刘宇晨, 高永年. 2022. Sentinel 时序影像的长江流域地表水体提取. *遥感学报*, 26(2): 358-372 [DOI: 10.11834/jrs.20211287])
- Mao S T, Jiang J C and Zhang Y B. 2025-08-28. Fighting hard on the flood control embankment. *China Youth Daily* (毛胜涛, 姜佳辰, 张益彬. 2025-08-28. 奋战在防洪大堤上. *中国青年报*) (查阅网上资料, 未找到对应的英文翻译和版次信息, 请确认)
- Meng S H, Hu X, Wang M L, Li Y, Wang J, Yin Z X and Wu P H. 2025. HLSWI: A simple yet effective water index using Harmonized Landsat-Sentinel-2 data for complex scenarios. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63: 4214416 [DOI: 10.1109/TGRS.2025.3637762]
- Misra A, White K, Nsutezo S F, Straka W and Lavista J. 2025. Mapping global floods with 10 years of satellite radar data. *Nature Communications*, 16(1): 5762 [DOI: 10.1038/s41467-025-60973-1]
- Molinari D, Scorzini A R, Gallazzi A and Ballio F. 2019. AGRIDE-c, a conceptual model for the estimation of flood damage to crops: development and implementation. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 19(11): 2565-2582 [DOI: 10.5194/nhess-19-2565-2019]
- Otsu N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1): 62-66 [DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076]
- Petitjean F, Ketterlin A and Gançarski P. 2011. A global averaging method for dynamic time warping, with applications to clustering. *Pattern Recognition*, 44(3): 678-693 [DOI: 10.1016/j.patcog.2010.09.013]
- Qin X L, Shi Q, Wang D Z and Su X. 2022. Inundation impact on croplands of 2020 flood event in three Provinces of China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15: 3179-3189 [DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3161320]
- Shi G S, Sun W Y, Shangguan W, Wei Z W, Yuan H, Li L, Sun X L, Zhang Y, Liang H B, Li D X, Huang F N, Li Q L and Dai Y J. 2025. A China dataset of soil properties for land surface modeling (version 2, CSDLv2). *Earth System Science Data*, 17(2): 517-543 [DOI: 10.5194/essd-17-517-2025]
- Tian F, Chen D H, Huang X L, Li H, Yao G H, Zhao J P, Ding F and Xing F. 2017. Building height estimation from GF-2 image based on morphological shadow index. *Remote Sensing Technology and Application*, 32(5): 844-850 (田峰, 陈冬花, 黄新利, 李虎, 姚国慧, 赵俊鹏, 丁峰, 邢菲. 2017. 基于形态学阴影指数的高分二号影像建筑物高度估计. *遥感技术与应用*, 32(5): 844-850 [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2017.5.0844])
- Wang L, Chao X Y, Han F B and He X L. 2025. Comparative study on life loss assessment models for earth-rock dam breach. *Journal of Natural Disasters*, 34(3): 145-157 (王琳, 晁星怡, 韩方波, 何小亮. 2025. 土石坝溃决生命损失评估模型对比研究. *自然灾害学报*, 34(3): 145-157 [DOI: 10.13577/j.jnd.2025.0313])

- Wang Y, Wang H, Cui P, Chen D L, Tang J B, Ou T H, Hao J S, Wang J, Zhang G T, Lei Y and Wu C H. 2024. Disaster effects of climate change and the associated scientific challenges. *Chinese Science Bulletin*, 69(2): 286-300 (王岩, 王昊, 崔鹏, 陈德亮, 唐金波, 欧廷海, 郝建强, 王焱, 张国涛, 雷雨, 伍纯昊. 2024. 气候变化的灾害效应与科学挑战. *科学通报*, 69(2): 286-300 [DOI: 10.1360/TB-2023-0325])
- Wen C H, Sun Z C, Li H W, Han Y M, Gunasekera D, Chen Y, Zhang H S and Zhao X Y. 2025. Flood mapping and assessment of crop damage based on multi-source remote sensing: a case study of the "7.27" rainstorm in Hebei Province, China. *Remote Sensing*, 17(5): 904 [DOI: 10.3390/rs17050904]
- Xu H Q. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14): 3025-3033 [DOI: 10.1080/01431160600589179]
- Yin J, Gao Y, Chen R S, Yu D P, Wilby R, Wright N, Ge Y, Bricker J, Gong H L and Guan M F. 2023. Flash floods: why are more of them devastating the world's driest regions? *Nature*, 615(7951): 212-215 [DOI: 10.1038/d41586-023-00626-9]
- Zeng F X, Song C Q, Cao Z G, Xue K, Lu S L, Chen T and Liu K. 2023. Monitoring inland water via Sentinel satellite constellation: a review and perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 204: 340-361 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.09.011]
- Zhang B, Li J S, Shen Q, Wu Y H, Zhang F F, Wang S L, Yao Y, Guo L N and Yin Z Y. 2021. Recent research progress on long time series and large scale optical remote sensing of inland water. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 37-52 (张兵, 李俊生, 申茜, 吴艳红, 张方方, 王胜蕾, 姚月, 郭立男, 殷子瑶. 2021. 长时序大范围内陆水体光学遥感研究进展. *遥感学报*, 25(1): 37-52 [DOI: 10.11834/jrs.20210570])
- Zhang H Y, Zhang J, Lu S Y, Han Z Y, Shi Z Q and Zhang R S. 2025. Spatial and temporal distribution characteristics, ecological risk assessment and source analysis of heavy metals in surface sediments of Hasuhai Lake. *China Environmental Science*, 45(2): 991-1003 (张贺玉, 张静, 卢少勇, 韩镇阳, 石祖秦, 张荣社. 2025. 哈素海表层沉积物重金属时空分布特征、生态风险评价及来源解析. *中国环境科学*, 45(2): 991-1003 [DOI: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20241017.002])
- Zhang Y C, Zhao H M and Long Y. 2025. CMAB: a multi-attribute building dataset of China. *Scientific Data*, 12(1): 430 [DOI: 10.1038/s41597-025-04730-5]
- Zhao X N, Wang J C, Ding Y L, Gao X D, Li C J, Huang H W and Gao X R. 2025. High-resolution (10 m) dataset of multi-crop planting structure on the Loess Plateau during 2018 - 2022. *Scientific Data*, 12(1): 1190 [DOI: 10.1038/s41597-025-05529-0]
- Zhu Y X, He C, Bachwenkizi J, Fatmi Z, Zhou L, Lei J, Liu C, Kan H D and Chen R J. 2024. Burden of infant mortality associated with flood in 37 African countries. *Nature Communications*, 15(1): 10171 [DOI: 10.1038/s41467-024-54561-y]
- Zou Z H, Xiao X M, Dong J W, Qin Y W, Doughty R B, Menarguez M A, Zhang G L and Wang J. 2018. Divergent trends of open-surface water body area in the contiguous United States from 1984 to 2016. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(15): 3810-3815 [DOI: 10.1073/pnas.1719275115]

## Remote sensing for monitoring abnormal crop growth under sudden floods in arid regions: A case study of the July 2025 flood in the Tumochuan Plain

WANG Bing<sup>1,2,3</sup>, DU Peijun<sup>1,2,3</sup>, GUO Shanchuan<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>.School of Geography and Ocean Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China;

<sup>2</sup>.Jiangsu Provincial Key Laboratory for Advanced Remote Sensing and Geographic Information Technology, Nanjing 210023, China;

<sup>3</sup>.Key Laboratory for Land Satellite Remote Sensing Applications of Ministry of Natural Resources, Nanjing 210023, China

**Abstract:** Objective Climate change has intensified precipitation variability in arid regions, disrupting hydrological regimes and increasing flood risk. Flood control systems in these regions are frequently designed primarily for drought mitigation and water storage, limiting their capability to withstand extreme rainfall. In late July 2025, the Tumochuan Plain in Inner Mongolia experienced basin-wide flooding triggered by an unprecedented prolonged rainfall event. Multiple embankment breaches subsequently occurred along the Hasuhai drainage canal, causing severe damage to agricultural production and infrastructure. Accordingly, this study aims to provide timely and reliable information on flood evolution and quantify flood effects on croplands, particularly maize inundation and associated yield loss risk. Method A refined flood mapping method was developed by integrating a composite water index with morphological operations to enable the efficient automated extraction of surface water information. To reduce misclassification caused by terrain and building shadows, a rule-based discrimination scheme was implemented during post-processing. The proposed method was applied to Sentinel-2 imagery to extract surface

water across the Tumochuan Plain for 2024 and 2025. By using water occurrence frequency in 2024, permanent and seasonal water bodies were distinguished to establish a baseline water distribution. This baseline was then used as a reference to delineate the 2025 flood extent and monitor its temporal evolution. To investigate maize growth responses to inundation duration, a dynamic time warping (DTW) -  $k$ -means model was constructed by combining DTW with the  $k$ -means algorithm to cluster the normalized difference vegetation index (NDVI) phenological trajectories. Cluster centroids represent NDVI recovery trajectories under different inundation durations. The trained model was applied across the study area to assess maize yield loss risk. Result The proposed automated water detection method outperformed the optimal threshold-based approach derived from Sentinel-1 data, achieving an overall classification accuracy of 97.4% and a kappa coefficient of 0.947. Time-series analysis indicated that flood extent peaked around August 25, with the total water area reaching 880.01 km<sup>2</sup>, approximately 2.2 times the normal extent in 2024. Flood recession was slow, with the inundated area decreasing by approximately 53% over the following month. Among major crops, maize was the most severely affected, with an inundated area of 192.6 km<sup>2</sup>. Approximately 39.4% of croplands remained waterlogged for more than 30 days, mostly in low-lying lands and along river systems. The DTW -  $k$ -means model clustered NDVI recovery trajectories into three types associated with flood duration. The subsequent yield loss risk assessment indicated high-risk areas that covered 238.9 km<sup>2</sup>, primarily corresponding to prolonged inundation. Maize exposed to flooding for more than 2 weeks faces an elevated risk of lodging and potential mortality, indicating limited resilience to prolonged inundation. Conclusion These findings demonstrate the capability of remote sensing to link flood dynamics with abnormal crop growth responses in arid regions. The proposed framework enables rapid flood extent mapping and maize yield loss risk assessment, and it can be transferred to other regions affected by similar flood events.

**Key words:** remote sensing, flood disaster, automated flood mapping, crop anomaly monitoring, time-series analysis

**Supported by** Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42330106)

NATIONAL  
REMOTE  
SENSING BULLETIN | 遥感  
学报

www.ygxb.ac.cn

www.ygxb.ac.cn

NATIONAL  
REMOTE  
SENSING BULLETIN | 遥感  
学报