贺原惠子, 李喆, 谢津平, 等. 基于多源长时序遥感影像云计算的逐月灌溉面积监测研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2026, 57(8): 287-300. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.08.021

HE Yuanhuizi, LI Zhe, XIE Jinping, et al. Study on monthly irrigated area monitoring based on multi-source long time-series remote sensing image cloud computing[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2026, 57(8): 287-300. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.08.021

基于多源长时序遥感影像云计算的逐月灌溉面积监测研究

贺原惠子[1], 李 喆[1], 谢津平[1], 许 健[1], 赵 琳[1], 杨 姝[1], 韩婷婷[1], 刘金玉[1], 贾慧聪[2]

(1. 中水北方勘测设计研究有限责任公司, 天津 300222; 2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101)

摘 要: 【目的】灌溉面积精准核算对指导农业灌溉和用水量调配具有重要意义。然而, 受到光学遥感影像可用性不足、灌区地面观测数据不足、公开数据更新频次较低等限制, 在区域尺度开展灌溉面积快速识别仍然面临诸多困难。为支撑灌溉面积的多源卫星快速监测, 【方法】基于光学和雷达长时序遥感影像, 在 Google Earth Engine 云计算平台上提出了一种基于已发布数据集的月度历史样本获取方法, 并通过融合雷达、光谱、水热、环境、时序等多源特征, 实现了美国华盛顿州区域尺度 2016—2017 年逐月合成的灌溉面积快速识别。【结果】结果表明, 研究区核心地区 10%~17%土地在 4—10 月作物生长季发生了明显灌溉行为, 灌溉初期面积达到 800~1 100 km^2, 生长旺季灌溉面积超过 1 600 km^2, 年度灌溉总面积达到 2 200 km^2。研究区逐月灌溉面积识别的总体精度为 84.76% (*Kappa*=0.694 4)。【结论】相比公开发布的基于遥感影像的灌溉数据集和区域年度农业普查数据, 利用提供的多源影像云计算方法, 能更有效合理地识别逐月灌溉面积分布, 提高灌溉信息更新频率并减少农业普查带来的灌溉面积低估风险, 为作物需水量研究、灌溉用水评估提供重要依据。

关键词: 灌溉面积; Google Earth Engine; 长时序遥感; 多源特征; 逐月灌溉; 合成孔径雷达; 遥感云计算; 灌溉用水管理

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.08.021 **开放科学(资源服务)标志码(OSID):**

中图分类号: TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0860(2026)08-0287-14

听语音 聊科研 与作者互动

Study on monthly irrigated area monitoring based on multi-source long time-series remote sensing image cloud computing

HE Yuanhuizi[1], LI Zhe[1], XIE Jinping[1], XU Jian[1], ZHAO Lin[1], YANG Shu[1], HAN Tingting[1], LIU Jinyu[1], JIA Huicong[2]

(1. China Water Resources Beifang Investigation, Design and Research Co., Ltd., Tianjin 300222, China; 2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

收稿日期: 2025-02-13; **修回日期:** 2025-06-11; **录用日期:** 2025-06-24; **网络出版日期:** 2025-08-04

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB3900604); 国家自然科学基金(42171078)

作者简介: 贺原惠子(1994—), 女, 工程师, 博士, 主要从事水利遥感应用工作。E-mail: heyhz@radi.ac.cn

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

Abstract: [Objective] The accurate accounting of irrigated area is of great significance for guiding agricultural irrigation and water consumption allocation. However, due to limited availability of optical remote sensing imagery, insufficient ground observation data in irrigated area, and low update frequency of public data, there are still many challenges in achieving rapid identification of irrigated area at the regional scale. The aim of the study is to support the rapid monitoring of irrigated area using multi-source satellite data. [Methods] Based on optical and radar long time-series remote sensing images, a method for acquiring monthly historical samples from published datasets was proposed on the Google Earth Engine cloud computing platform. By integrating multi-source features, including radar, spectral, hydrothermal, environmental, and temporal data, rapid identification of monthly synthesized irrigated area at the regional scale was achieved for Washington State, USA, from 2016 to 2017. [Results] The result showed that 10%~17% of the land in the core area of the study area had obvious irrigation activities during the growing season from April to October, with the irrigated area at the initial stage reaching 800 km^2 to 1 100 km^2, the irrigated area during peak growing season exceeding 1 600 km^2, and the total annual irrigated area reaching 2 200 km^2. The overall accuracy of monthly irrigated area identification in the study area was 84.76% (*Kappa* coefficient = 0.694 4). [Conclusion] Compared with the publicly available remote sensing irrigation datasets and regional annual agricultural census data, the proposed multi-source image cloud computing method enables more effective and accurate identification of monthly irrigated area distribution. Meanwhile, it can improve the frequency of irrigation information updates and reduce the risk of underestimating irrigated area caused by agricultural census, thereby providing a crucial basis for research on crop water demand and irrigation water consumption assessment.

Keywords: irrigated area; Google Earth Engine; long time-series remote sensing; multi-source features; monthly irrigation; Synthetic Aperture Radar (SAR); remote sensing cloud computing; irrigation water management

0 引 言

水利灌溉是人类活动影响下的陆地水循环过程的重要组成部分[1]，对保障国家粮食和农业用水安全具有重大战略意义[2]。其中，灌溉面积是灌区有效实施用水总量控制和定额管理的重要参数之一，科学准确的灌溉面积数据是实施农业水资源管理[3-4]、农业用水效率评估、灌区节水管理[5]等应用的重要基础。2022 年底水利部发布《开展农业灌溉面积遥感监测与用水量核算应用示范》的通知，提出利用多源卫星遥感开展年度实际灌溉面积解译工作，支撑区域灌溉用水量的精准核算。然而，我国农业取水计量工作还较为薄弱，目前灌溉面积的提取和用水量核算工作主要通过地面传统统计调查方法，难以全面掌握农业取用水情况和满足灌区现代化管理需求。

灌溉面积的时空信息对研究植被需水量[4]、农业蒸散[3]、作物产量等具有重要的科学价值，但目前国内外发布的灌溉面积地图依旧存在空间分辨率低[6]、更新频率不足[7]、地图精度不高[8]等问题，并且数据量较为丰富的美国本土灌溉数据集也大多是以行政单元进行年报统计，难以满足实际行业应用。20 世纪以来，多光谱、热红外、高光谱、微波、雷达等多源中高分辨率遥感数据的积累，为区域灌溉面积的动态监测和用水量核算提供了重要的调查依据[9-10]和技术优势[10-12]。光学遥感指数[8]和温度指数的阈值法[13-17]是灌溉面积遥感调查常用的技术手段，此类方法大多集中在可见光和近红外波段[18]，采用阈值分割法捕捉灌溉事件前后一段时间内的土壤水分变化，进而确定灌溉时间及灌溉面积。我国学者采用该种方法获取了中国大陆首幅 250 m 灌溉农田分布图—CIrrMap250[19]。但是该方法所采用的光学影像容易受到云影响，一般需要选择无降雨或少降雨时间段的影像，减少降水事件对灌溉行为识别的扰动，对单次灌溉事件的识别效果较好，但不适用于长时间序列的灌溉面积动态监测。土壤水分探测法基于蒸散发、热红外或者微波波段捕捉灌区水分特征，但此类方法的空间分辨率较低。基于微波后向散射系数特征，可以对灌区土壤水分特征进行探测，但容易受到地形和水体的散射影响。为解决单一遥感数据时效性或准确性不足导致的灌溉水分蒸发入渗难以及时捕捉的问题，需要耦合多源卫星遥感数据以提高灌溉面积提取的时空分辨率[20]。我国学者常结合光学信息和雷达信息，以便更精确地提取灌区面积，实现灌区农田植被信号和土壤墒情的实时感知[21-22]。构建光学和雷达影像长时间序列光谱信息，通过前后两期时间序列节点的水分差异，捕捉灌溉信号，对多次灌溉时间及灌溉面积的动态识别具有很好的适用性[21]。然而，以上方法依赖于地面农业灌溉经验数据，如田间调查数据、灌溉发生时间等，因此只适用于现代化建设较充分、地面观测数据较丰富的小型灌区。随着遥感数据云计算平台能力的提升，以及多源数据融合和机器学习算法的应用[23-24]，基于影像波段、时序等

图像特征，及土地利用类型、地形等环境特征，可在区域尺度上实现灌区面积的快速解译[25-26]。

以往研究大多是基于小区域尺度地面调查结果提取年度灌溉面积，而对月度灌溉面积提取研究较少。Google Earth Engine 遥感云计算平台[27-28]能够进行在线快速海量影像处理，适合处理长时序影像数据，支撑区域尺度灌溉面积的提取[29]。因此，本文基于 GEE 平台融合长时序 Landsat-8 影像和 Sentinel-2 雷达影像，提取灌溉地区植被、地表温度、干旱等特征，并基于时间序列峰值检测算法捕捉灌溉行为前后地面干湿曲线峰值特征，提升区域尺度逐月灌溉面积的提取精度，为灌溉面积的逐月变化监测和年度灌溉水量核算提供更加连续的依据。

1 研究区概况

考虑卫星遥感影像可获取条件及地面灌溉实测数据情况，选择美国华盛顿州部分地区作为研究区开展灌溉面积提取(见图 1)。该州属于美国五大农业带之一，西部约 1/3 面积属于喀斯特山脉地貌，东部哥伦比亚盆地位于州中央，海拔 300~750 m。研究区位于华盛顿州东部哥伦比亚盆地(120°53′W—117°27W，46°16′N—48°20′N)，属于温带大陆性气候，受太平洋暖流的影响，气候特点夏季干燥，秋冬湿润，全年月均降雨量在 0~60 mm 之间。该地区具有耕地、水体、山地多种土地覆盖类型。区域农业发达，生长季为 4—10 月，盛产蔬菜、水果、水稻和小麦等多种农作物，尤其是哥伦比亚盆地农业项目(Columbia Basin Irrigation Project Districts，CBIPD)区域(位于格兰特县)，是主要的灌溉地区，2017 年农业普查公报发布的灌溉面积已超过 1 813 km^2。

2 数据来源

2.1 卫星遥感数据

采用光学和雷达卫星影像用于研究区灌溉面积的提取。选择 2016—2017 年 Landsat-8 卫星影像作为多光谱数据源，在研究区内按照 40% 云量进行筛选及拼接，共计 147 景影像。为了更好捕捉灌溉地区水分信号，选择 2016—2017 年 Sentinel-1 卫星影像作为雷达数据源，该数据采用辐射校正、地形校正等过程生成后向散射强度分贝值(dB)，采用 VV 极化方式和宽幅成像模式筛选后，共计 424 景影像。灌区地形特征计算采用 SRTM 30 m 分辨率数字高程模型数据。将所有影像按照 30 m 重采样，并按照时间序列合成方法重构出 24 景逐月数据集。为尽可能减小云量影响，计算所得的归一化植被指数(*NDVI*)采用最大值合成法(Maximum Value Composite，*MVC*)[30]，其余

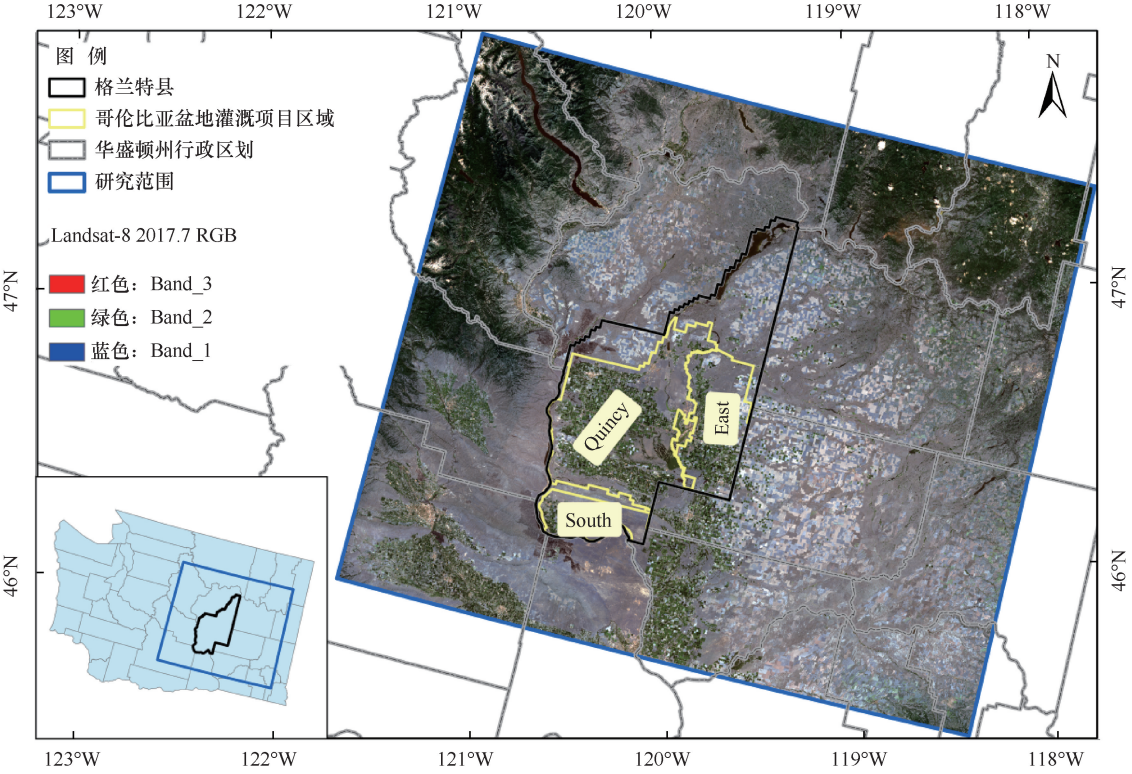


图 1 研究区范围

Fig. 1 Study area

波段和特征指数均采用平均值合成(见图 2)。重构后的影像系列可以更好地避免云污染带来的数据缺失值和异常值，有利于后续特征训练和灌区信息提取。

2.2 地面实测数据

地面实测数据采用美国地质调查局通过实地目视解译制作和发布的 2002—2017 年矢量灌溉样本集“Verified Irrigated Agricultural Lands for the United States, 2002-17”[31](见图 3)。该样本灌溉地块信息的空间范围由美国各联邦/州汇编而来，利用 GIS 和遥感技术绘制了美国范围的灌溉土地地图，常被用在灌溉面积提取、灌区用水等研究中的模型训练和验证。该地面实测数据以矢量面状地块展示，并具有灌溉状态、作物类型、采集日期等有效属性。本研究结合影像数据源可用时间范围和实际情况，筛选 2016 年和 2017 年用于制作覆盖主要作物类型的模型样本，并根据属性划分为具有灌溉信息的地块和其他地块。

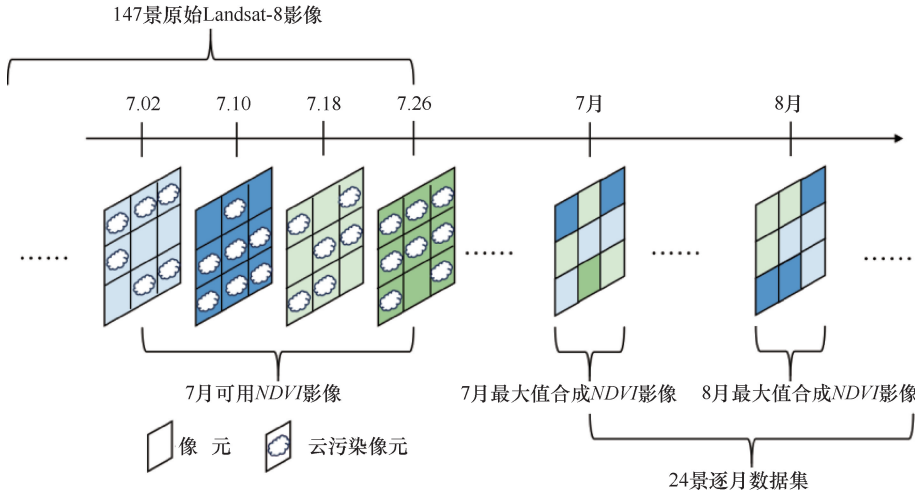


图 2 卫星影像时间序列合成示意

Fig. 2 Schematic diagram of satellite image time-series synthesis

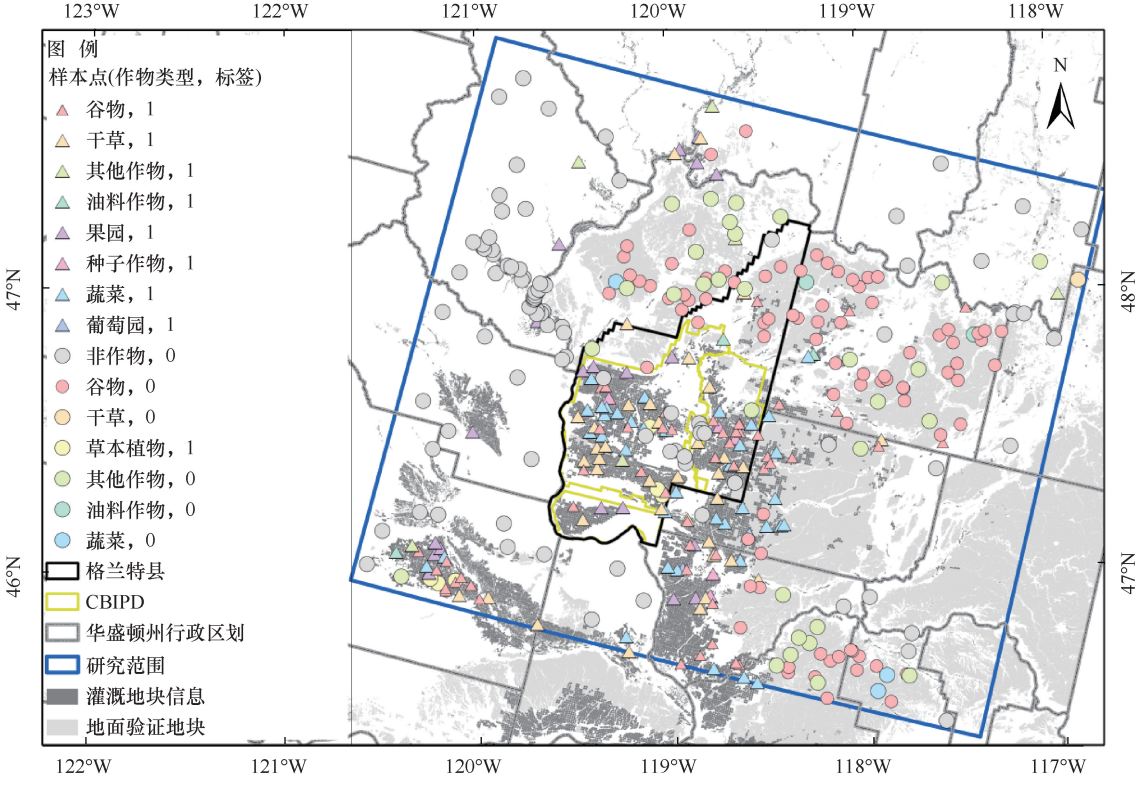


图 3 模型训练及测试样本详情

Fig. 3 Details of model training and test samples

由于逐月合成的影像日期无法与地面实测样本的真实日期完全对应，为保证足够的样本数量，本研究按照地面实测数据中地块具体日期所在的月份作为提取特征影像值的时间依据，形成以月份为时间属性的样本，并定义灌溉样本标签为 1，否则为 0。最终，在研究区内选择了 386 个真实地面样本，其中包括 170 个灌溉地样本和 216 个非灌溉地样本，并按照 8∶2 比例划分训练样本和测试样本。

3 研究方法

3.1 分类特征构建

灌溉地区存在与其他地方不同的地表特征，如土壤水分随灌溉行为存在突变、地块常被作物覆盖、灌溉后地块湿度较大且温度较低、一般多存在于平原地区等。因此对灌溉地区的分类特征综合考虑了雷达散射、地物光谱、水热信息、环境信息，及水分时间序列变化信息(见表 1)。

3.1.1 雷达散射信号

土壤水分含量影响土壤介电常数，一般来说土壤越湿润，后向散射强度数值越大，可以用来表示灌溉地区土壤的水分多少。为增强雷达影像数值的物理意义和真实特征，本研究使用转换公式将 Google Earth Engine 平台上 Sentinel-1 GRD 影像原始散射系数(*dB*)转为散射强度(μ^0)，使得在强度值更高的地区，不同地物的对比度更加明显。

3.1.2 地物光谱信息

除灌溉地区的影像原始波段信息外(*B*1—*B*9)，灌区植被区域的光谱响应特征受到周围植被、建筑物、土壤、云阴影、地形和湿度等因素的共同影响。利用植被指数可以定量刻画灌区植被的光谱信号，用以区分其他不同地物[32]。为更精准识别耕地的灌溉区域，选择归一化植被指数(*NDVI*)[33]、比值植被指数(*RVI*)[34]、增强植被指数(*EVI*)[35]、土壤调节植被指数(*SAVI*)[36]，及对作物灌溉十分敏感[26]的绿色叶绿素植被指数(*GCVI*)[37]和水调节绿色指数(*WGI*)[24]。同时，为区分灌区植被与水体、建筑物等地物，选择归一化建筑指数(*NDBI*)[38]和归一化建筑指数(*NDWI*)[39]增强地物光谱差异。

3.1.3 水热信息

受到灌溉行为的影响，水分差异是区分灌溉耕地的重要特征信号，进而影响到地表热量信息。本文考虑地表湿度(*Wet*)[40]、干度(*NDBSI*)[41-43]、水分指数(*LSWI*)[44]等水分特征，利用大气校正法反演地表温度(*LST*)[45]并借此构建遥感干旱指数植被温度干旱指数(*TVDI*)[46]和植被供水指数(*VSWI*)[47]，体现地表水热信息。

3.1.4 环境信息

采用美国航天局发布的 SRTM 30 m 数字高程模型(DEM)[48]，计算地面坡度(*SLOPE*)信息，作为灌区地形特征。同时，计算灌区湿度、干度、绿度、温度 4 种环境特征信息，并用来构建遥感生态指数(*RSEI*)，从综合环境特征层面增强灌区与其他地区的差异性[43]。在计算遥感生态指数(*RSEI*)的过程中也将保留其前三个主成分特征(pca1、pca2、pca3)作为特征补充。

3.1.5 时间序列特征

基于长时间序列的遥感影像信息，能够捕捉不同时刻灌溉行为带来的灌溉地区地面水热变化。利用灌溉地区后向散射强度作为地面水分变化的特征波段，若某像元位置此刻后向散射强度数值高于临近前后两个时刻数值，即为时间序列曲线峰值(Peak)[21]，在灌区地形短时间内不会发生剧烈变化的情况下，则表示土壤湿度的增加，极有可能是灌溉行为引发的地面水分增高。反之，时间序列峰谷处大概率未发生灌溉行为。

3.2 灌溉地区分类

本文利用灌区的地面真实样本在 Google Earth Engine 平台上训练分类算法。采用随机森林算法(Random Forest，RF)、支撑向量机(Support Vector Machine，SVM)、决策树(Decision Tree，DT)和梯度决策树提升算法(Gradient Boosting Decision Tree，GBDT)分别训练相应的分类模型，并比较模型测试结果。为确定模型最佳参数，对随机森林算法和梯度决策树提升算法的主要结构参数进行迭代运算，确定树木棵数参数分别为 20 和 60 时模型测试精度最高，且所用参数量最小(见图 4)。将训练好的模型应用在测试样本集上并获得模型测试精度，经测试模型测试精度均达到 83%以上，进而确定最终灌溉地区分类模型的最终结构参数(见表 2)。依据模型参数在 2016—2017 年逐月应用分类模型，并基于地面验证样本评估灌溉地区总体提取精度。

4 结果与讨论

4.1 灌溉特征分析

对于参与分类的 32 个特征变量进行重要性得分排序，以此反映区分灌溉地区的有效特征，主要从水分条件、热量条件和环境因素三个方面进行分析(见图 5)。

表 1　灌溉面积提取特征及计算方法

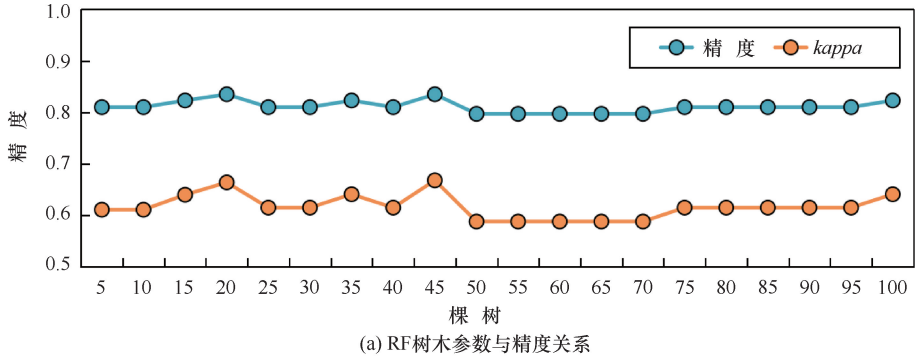
Table 1　Extraction features and calculation methods for irrigated area

特征类型	特征名称	计算公式(波段名称用英文缩写表示)	来　源
雷达散射信息	后向散射强度	$\mu^0 = \left(\frac{dB}{10}\right)^{10}$	
地物光谱信息	归一化植被指数	$NDVI = \frac{NIR\text{-}R}{NIR + R}$	文献[33]
	比值植被指数	$RVI = \frac{R}{NIR}$	文献[34]
	增强植被指数	$EVI = \frac{2.5 \times (NIR - RED)}{(NIR + 6 \times RED - 7.5 \times BLUE + 1)}$	文献[35]
	土壤调节植被指数	$SAVI = \frac{(1 + L) \times (NIR - RED)}{NIR + RED + L}$，$L$ 为土壤调节因子，取 0.2	文献[36]
	叶绿素植被指数	$GCVI = \frac{NIR}{Green} - 1$	文献[37]
	水调节绿色指数	$WGI = GCVI \times NDWI$	文献[24]
	归一化建筑指数	$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$	文献[38]
	归一化水体指数	$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR}$	文献[39]
水热信息	湿度指数	$Wet = 0.151\,1 \times B + 0.197\,3 \times G + 0.327\,9 \times R + 0.340\,7 \times NIR - 0.711\,7 \times SWIR1 - 0.455\,9 \times SWIR2$	文献[40]
	干度指数	基于指数的建筑物指数：$IBI = \frac{\frac{2 \times SWIR1}{SWIR1 + NIR} - \frac{NIR}{NIR + RED} + \frac{GREEN}{GREEN + SWIR1}}{\frac{2 \times SWIR1}{SWIR1 + NIR} + \frac{NIR}{NIR + RED} + \frac{GREEN}{GREEN + SWIR1}}$ 裸土指数：$SI = \frac{(SWIR1 + RED) - (NIR + BLUE)}{(SWIR1 + RED) + (NIR + BLUE)}$ $NDBSI = \frac{IBI + SI}{2}$	文献[41-43]
	地表水分指数	$LSWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	文献[44]
	地表温度	热辐射传输平衡方程：$B(T_s) = \frac{L_\lambda - L\uparrow - L\downarrow^{*}(1 - \varepsilon) * \tau}{\tau * \varepsilon}$， 热红外波段辐射定标：$L_\lambda = gain * DN + bias$ 地表比辐射率：$\varepsilon = 0.004 * P_V + 0.986$ 植被覆盖度：$P_V = \begin{cases} 0, & NDVI < NDVI_{Soil} \\ \frac{NDVI - NDVI_{Soil}}{NDVI_{Veg} - NDVI_{Soil}}, & NDVI_{Veg} < NDVI < NDVI_{Soil} \\ 1, & NDVI > NDVI_{Veg} \end{cases}$ 地表真实温度(K)：$T_s = K_2/\ln(K_1/B(T_s) + 1)$， 地表真实温度(℃)：$LST = T_s - 273.15$℃ 注：$L_\lambda$ 为卫星传感器接收到的热红外辐射亮度值；$L\uparrow$ 为大气上行辐射；$L\downarrow$ 为大气下行辐射；$L\downarrow^{*}(1 - \varepsilon) * \tau$ 为大气向下辐射到达地面后反射的能量；$B(T_s)$ 为地面真实辐亮度经大气衰减到达卫星传感器的能量。$L\uparrow$、$L\downarrow$、τ 由大气剖面数据(http://atmcorr.gsfc.nasa.gov/)查到，K_1、K_2 为发射前预设变量，$gain$、$bias$ 由 Landsat-8 头文件查到	文献[45]

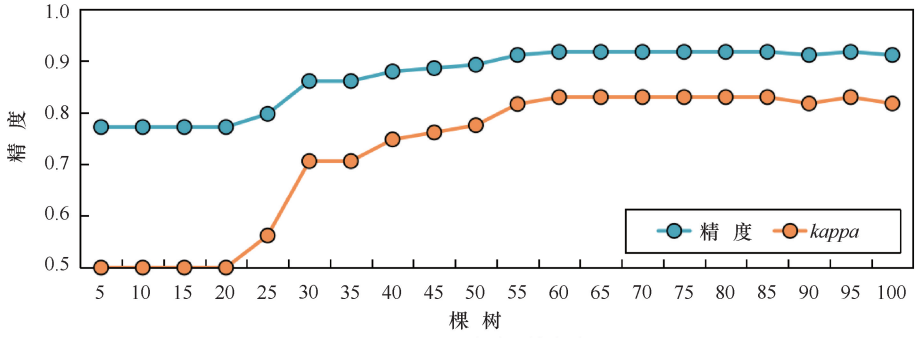
表 1　灌溉面积提取特征及计算方法(续)

Table 1　Extraction features and calculation methods for irrigated area(continued)

特征类型	特征名称	计算公式(波段名称用英文缩写表示)	来　源
水热信息	植被温度干旱指数	$TVDI = \dfrac{LST_{NDVI_i} - LST_{NDVI_{i,\min}}}{LST_{NDVI_{i,\max}} - LST_{NDVI_{i,\min}}}$ $LST_{NDVI_{i,\max}} = a_dry \times NDVI_{\max,lst} + b_dry$ $LST_{NDVI_{i,\min}} = a_wet \times NDVI_{\min,lst} + b_wet$ 注：LST_{NDVI_i} 为像元 i 对应的 $NDVI$ 值在 LST-$NDVI$ 空间中对应的地表温度；$LST_{NDVI_{i,\min}}$ 和 $LST_{NDVI_{i,\max}}$ 分别为像元 i 对应的 $NDVI$ 值在 LST-$NDVI$ 空间中对应的地表温度最小值和最大值；$NDVI_{\min,lst}$ 和 $NDVI_{\max,lst}$ 分别为不同 $NDVI$ 取值下该像元对应的地表温度的最小值和最大值；$LST_{NDVI_{i,\max}}$ 和 $LST_{NDVI_{i,\min}}$ 分别为 LST-$NDVI$ 空间干边和湿边拟合方程，a_dry、b_dry、a_wet、b_wet 为拟合参数	文献[46]
	植被供水指数	$VSWI = \dfrac{NDVI}{LST}$	文献[47]
环境信息	遥感生态指数	pca_1、pca_2、pca_3、$pca_4 = f(WET, NDVI, NDBSI, LST)$ $RSEI = 1 - pca_1$	文献[43]
	数字高程 坡　度	DEM $SLOPE$	文献[48]
时间序列信息	灌溉峰值	$P = \begin{cases} 1, & P_{t-1} < P_t, \quad P_{t-1} < P_t \\ 0, & \text{else} \end{cases}$	文献[21]



(a) RF树木参数与精度关系



(b) GBDT树木参数与精度关系

图 4　随机森林模型及梯度决策树提升模型树木参数与测试精度的关系

Fig. 4　Relationship between tree parameters and test accuracy for random forest models and gradient boosting decision tree models

表 2　不同算法结构参数及测试集精度

Table 2　Structural parameters and test set accuracy of different algorithms

算法类型	主要结构参数	测试集精度/%	测试集 *Kappa* 系数
随机森林算法	棵树=20	83.54	0.664 5
支撑向量机	核函数=线性	87.34	0.744 8
决策树	树深=11，棵数=307	87.34	0.742 5
梯度决策树提升	棵树=60	83.54	0.659 8

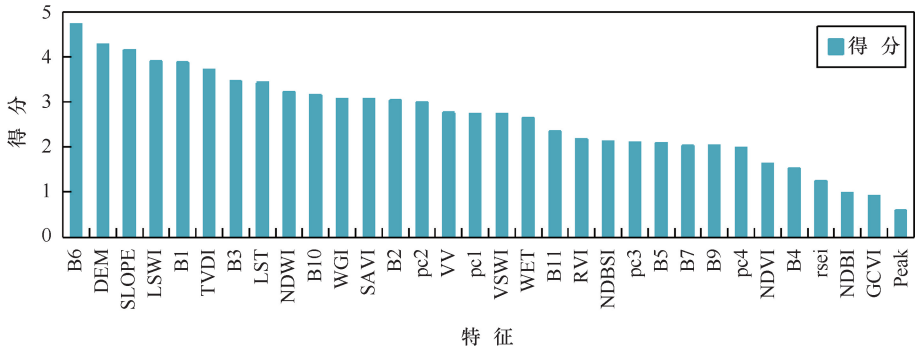


图 5　灌溉分类特征重要性分析

Fig. 5　Importance analysis of features for irrigation classification

水分条件方面，从结果来看波长在 1.57 ~ 1.65 μm 之间的短波红外波段(*B6*)对于灌溉地区提取效果贡献最高，利用该波段参与计算的水分指数(*LSWI*)、湿度(*Wet*)和干度(*NDBSI*)指标也具有较高的重要得分。短波红外是叶片水分吸收主导的波段，因此对于灌溉行为引发的植被叶片含水量升高十分敏感。后向散射强度(μ^0)特征由于与地表水分密切相关，因此也取得了较高特征得分。

热量条件方面，水热信息在特征重要性排序中表现最佳，除水分指数(*LSWI*)、湿度(*Wet*)和干度(*NDBSI*)指标外，植被温度干旱指数(*TVDI*)、地表温度(*LST*)、植被供水指数(*VSWI*)3 种与灌溉地区热量水平相关的特征也取得了较高的得分。灌溉行为补充了耕地土壤水分，进而引起地面温度的降低，这种差异在降雨稀少的干旱月份更为明显。

环境因素方面，由于研究区耕地均分布在平原地区，因此地形因素(*DEM*、*SLOPE*)在识别灌溉地区中也属于关键因素，这反映了灌溉地区的提取要考虑区域整体地形对耕地分布的影响。

4.2　灌溉区域分布

在 Google Earth Engine 平台中将多期影像进行月度合成并计算各类特征影像，并应用 4 种分类模型逐月进行灌溉面积提取(见图 6)。整体分类结果均满足地面已调查的灌溉信息地块分布(深灰色)，在地块形状、分布上有较好效果，能够较好区分水体、建筑物等非耕地地类。研究进一步对比了灌溉地区提取结果与地面矢量灌溉信息地块、已发布的 30 m 分辨率 IrrMapper 耕地数据集[49]、已发布的 250 m 分辨率 MODIS-based Irrigated Agriculture Dataset (MIrAD-US)[7,50]数据集、已发布的 10 km 分辨率 Global Irrigated Area Map (GIAM)数据集[51]。除空间分辨率优于 MIrAD-US 和 GIAM 数据集外，分布范围也弥补了空间分辨率较粗导致的灌溉地块缺失，其提取结果的空间分布与影像当期灌溉信息地块高度一致，且较好区分了地块之间的细小道路。

随机森林算法识别的灌溉地区结果与真实结果吻合度最高，但在北部山区存在错分现象。支撑向量机算法识别结果在山区表现良好，但无法区分沿水系周边的湿润地区，尤其在研究中南部存在大量灌溉地块错分现象。决策树算法识别结果无法区分湿润的水体周边地区，且在未显示灌溉信息的耕地区域也存在明显的错分现象，在灌溉信息地块处提取效果也不如前两种识别算法。梯度决策树提升算法识别结果能够很好地排除山区及水体周边的湿润像元，但是对于发生灌溉的耕地地块也同样进行了剔除，导致正确灌溉信息地区的大量遗漏。

4.3　分类精度评定

采用与训练样本相同的方法获取了 571 个地面验证样本，其中包括 278 个灌溉地样本和 293 个非灌溉地样本，并采用混淆矩阵对验证样本进行精度检验，时间范围涵盖 2016—2017 年 24 个月份。4 种机器学习算法在验证点上的分类效果均达到 80%以上(见表 3)，其中支撑向量机算法整体精度略高，但对灌溉地的错分误差达到了 0.17%。决策树分类算法与支撑向量机的错分率相似，但达到了近 27%的漏分率，因此整体精度最低。梯度决策树提升算法对灌溉地的提取仅有 7%的错分率，但是有超过 30%的地区被遗漏，影响了整体精度。随机森林算法在整体分类效果上比较均衡，用户精度和制图精度分别为 88%和 80%，整体精度为 85%，*Kappa* 系数接近 0.7，更适用于灌溉地区信息提取。

4.4　灌溉面积对比

本文选择灌溉地集中分布的格兰特县，对比该地区灌溉地识别的面积结果。经查阅文献及对比该地区

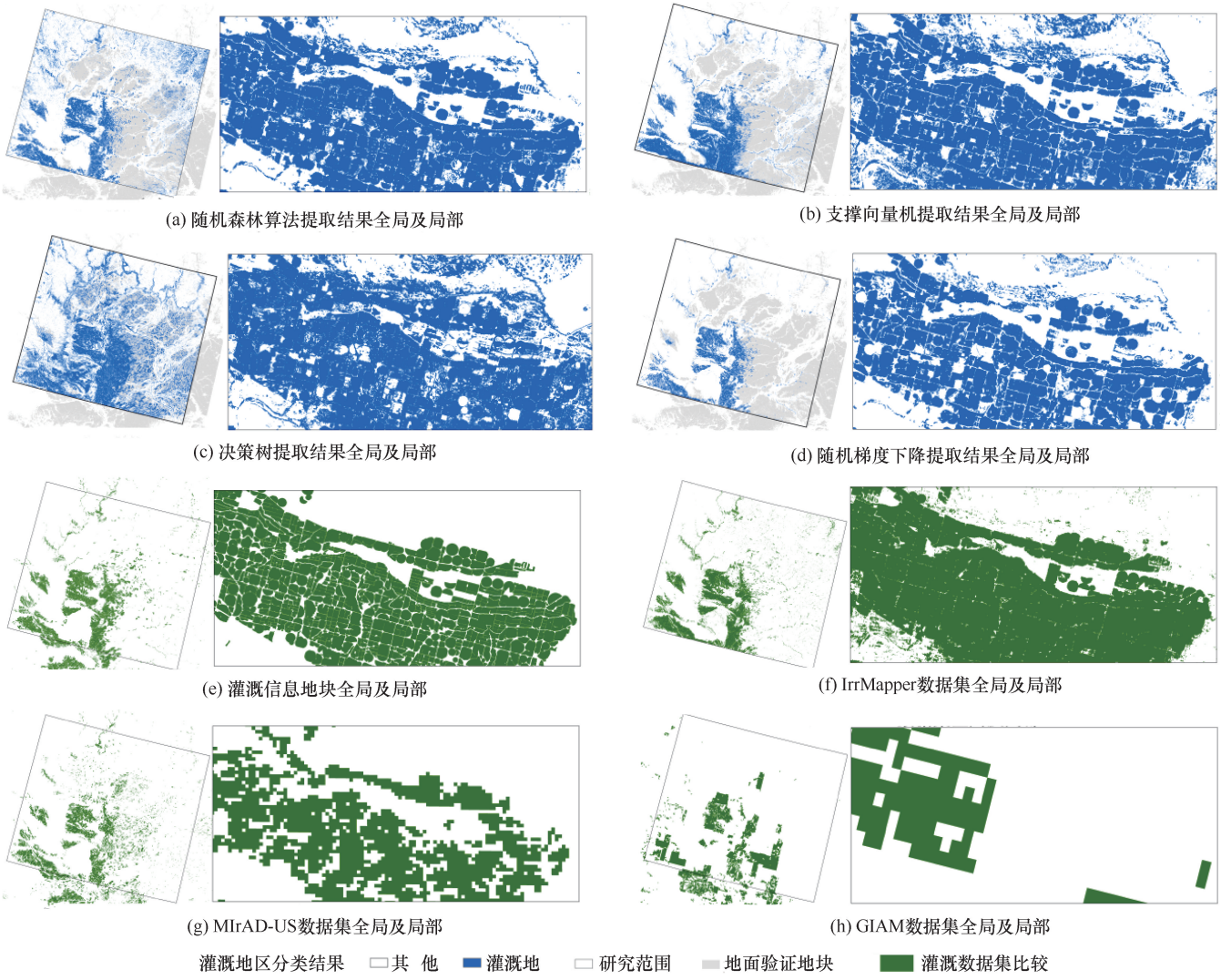


图 6　灌溉区域提取结果及空间分布

Fig. 6　Extraction results and spatial distribution of irrigated areas

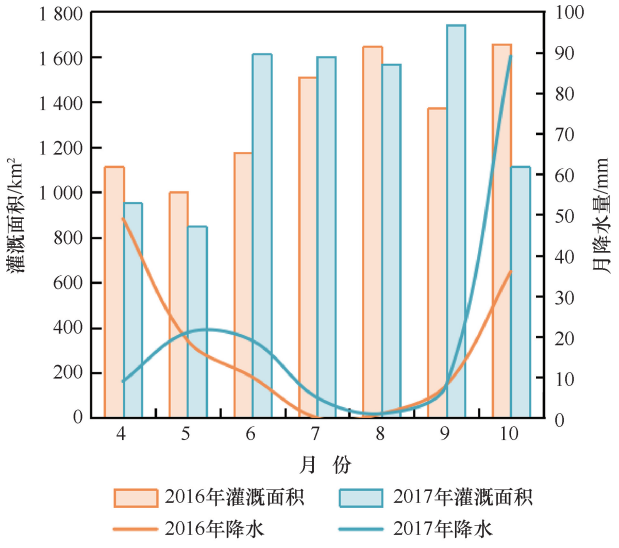
表 3　不同算法灌溉地块提取精度

Table 3　Extraction accuracy of irrigated fields using different algorithms

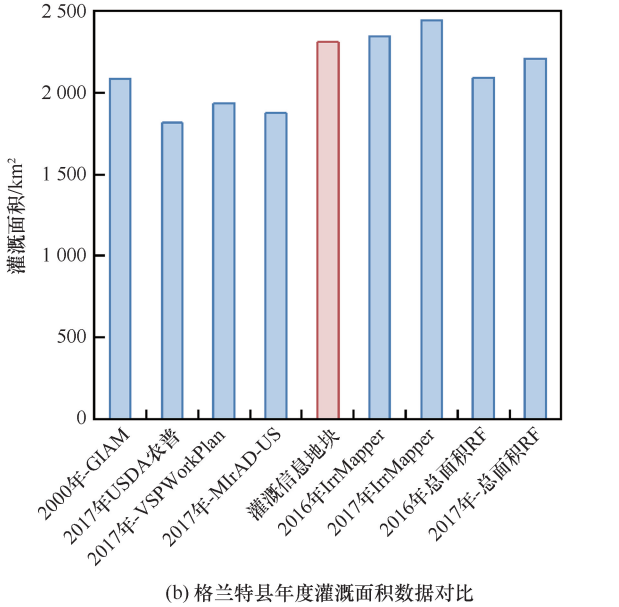
灌区结果	地　类	错分误差	漏分误差	精　度	*Kappa* 系数
随机森林算法	灌溉地	0. 12	0. 20	0. 85	0. 69
支撑向量机	灌溉地	0. 17	0. 12	0. 86	0. 71
决策树	灌溉地	0. 16	0. 27	0. 80	0. 60
梯度决策树提升	灌溉地	0. 07	0. 31	0. 83	0. 65

ERA5 产品月均降雨量情况[52]，该地区 4—10 月作物生长季发生灌溉行为。利用整体精度最高的随机森林算法提取逐月灌溉地面积，结果表明灌溉面积随着作物生长周期相应增减，且整体随降雨量减少而增加，符合农耕规律[见图 7(a)]。生长季初期，格兰特县约 10%的土地开始灌溉，面积达到 800～1 100 km^2。随着作物逐渐进入生长旺季，灌溉面积随之增高，在 6—9 月最高超过 1 600 km^2，占到约 20%的总县域面积，到 10 月份开始恢复到生长季初期水平。

为减少突发降雨事件对灌溉面积统计结果带来的误差，本文认为在生长月份至少发生过 2 次灌溉行为的地块面积为实际灌溉面积。对比不同遥感灌溉数据集(见表 4)，本文基于 30 m Landsat-8 影像的提取结果显示格兰特县在 2017 年总灌溉面积为 2 208. 66 km^2，而基于 30 m IrrMapper 数据集和 250 m MIrAD-US 数据集的统计结果分别为 2 443. 86 km^2 和 1 873. 27 km^2。将本文所用的地面实测数据作为潜在最大灌溉信息地块，基于同种分辨率影像提取的



(a) 格兰特县生长季灌溉面积



(b) 格兰特县年度灌溉面积数据对比

图 7　格兰特县生长季灌溉面积及年度灌溉面积对比

Fig. 7　Comparison between growing season irrigated area and annual irrigated area in Grant County

IrrMapper 灌溉面积存在明显高估[49]［见图 7(b)］，MIrAD-US 灌溉面积则受限于粗分辨率问题无法精确识别灌溉像元，甚至低于政府统计灌溉面积，存在明显低估。对比统计调查数据，美国农业部和当地政府自发统计的灌溉面积分别仅有 1 813.15 km^2 和 1 933 km^2。实际情况下，普查数据普查频率偏少、覆盖率不足、缺乏空间信息等问题，常出现上报面积不足的情况。利用 30 m 遥感影像估算的灌溉面积均高于统计普查信息，能够有效减少农业普查带来的灌溉面积低估风险。

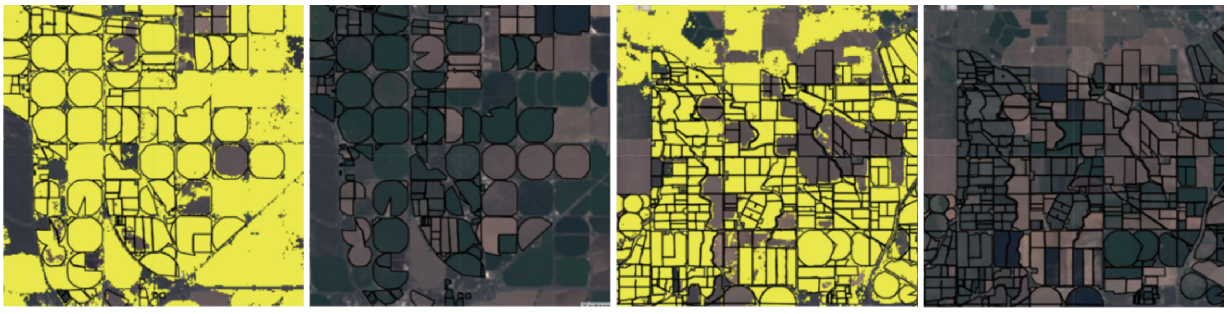
4.5　误差来源分析

本文灌区耕地结果在山区积雪处和水体周边的云污染地区存在错分，该局部地区受到云层和积雪反射率较高的影响，在 Landsat-8 光学影像上常显示为高于周边像元亮度的白色图斑。即使本研究进行了一定程度的云量筛选和月度合成，依旧无法完全消除云、阴影、积雪等像元污染，进而影响局部地区的影像光谱特征，给该局部地区灌溉面积分类带来误差。因此，目前大多数灌区面积提取是以年为单元统计，提取结果虽然更完整，但是损失了灌溉行为的时间信息，限制了灌区用水量的精准核算。其次，尽管不同植被覆盖度下模型可以识别出大部分灌溉地区，但在没有作物覆盖的灌溉地块区域依然存在漏分现象(见图 8)这些地块尽管发生了灌溉行为，但由于模型对植被信号的捕获能力更强，导致湿润的灌溉地块更接近于干燥的裸土地块。因此，为更准确识别作物覆盖度较低的灌溉地块，应当侧重考虑对土壤湿度差异更为敏感的特征信息，如红外辐射和后向散射。同时，地面真实灌溉信息地块的浇灌时间与影像获取时间无法达到完全对应，如地面真实灌溉时间为 8 月 10 日，而在当天没有可用影像资源，通过本文的月度合成方法所获取到灌溉特征可能来自 8 月 25 日卫星过境的影像，因此实际灌溉特征与影像特征在不同时刻存在一定程度偏差，最终影响到灌溉信息的提取效果和验证精度。

表 4　格兰特县 2017 年灌溉面积对比结果

Table 4　Comparative results of irrigated area in Grant County in 2017

灌区结果	年　份	影像分辨率	获取方法	面积/km^2	相对误差/%
GIAM[51]	2000	10 km	遥感数据集	2 084.57	−9.66
USDA 农普[53]	2017	—	美国农业部普查	1 813.15	−21.43
Grant County VSP Work Plan 2017[54]	2017	—	政府自愿管理计划(VSP)普查	1 933.00	−16.23
MIrAD-US[7,50]	2017	250 m	遥感数据集	1 873.27	−18.82
灌溉信息地块[31]	多年合并	矢量地块	GIS 和遥感技术各州汇编	2 307.56	0.00
IrrMapper[49]	2016	30 m	遥感数据集	2 344.05	1.58
IrrMapper[49]	2017	30 m		2 443.86	5.91
本文 RF	2016	30 m	机器学习训练	2 089.33	−9.46
本文 RF	2017	30 m		2 208.66	−4.29



(a) 局部提取结果a　(b) 局部真值结果a　(c) 局部提取结果b　(d) 局部真值结果b

图 8　灌溉区域提取结果的漏分现象

Fig. 8　Phenomenon of under-segmentation in extraction results of irrigation areas

4.6　讨　论

本文所选研究区主要以大宗粮食作物，如小麦、水稻为主，以及土豆等蔬菜作物。其地理位置为中高纬度平原地区，从纬度和气候上与我国内蒙古、东北及华北平原地区类似。同时本文提取灌溉面积所考虑的因素涵盖了水热、光谱、地形、环境、时序等信息，对灌区特征的评估具有较好的通用性。因此，相关方法在我国或全球中高纬平原地区有较好的适用性。但对于我国南方耕地地区，主要以雨养为主，存在梯田种植、耕地破碎、粮食作物与经济作物间种等现象，且常年被云雨覆盖，在数据源选择，及地形、降雨等因素的影响程度上与本文研究存在差异。因此，在南方耕地地区需要侧重选择雷达长时序影像，提高空间分辨率，重点考虑地形、地表水分变化，尽可能排除降雨因素影响，提高灌溉面积的提取精度。

本文采用的长时序多源遥感影像提取研究区月度灌溉面积，相比以往研究极大提升了灌溉面积监测的时间分辨率，能够支撑灌溉地块的动态监测及后续的灌区水量动态平衡研究。同时本文采用的 GEE 在线云计算平台能够提升区域尺度海量遥感影像的处理效率，对于大范围灌溉面积的识别与评估提供了便捷的工具。然而，文章采用的基于像素尺度的分类方法，在灌溉地块完整性和边界识别上存在不足，容易产生破碎的边缘像素。目前已有相关研究，为解决狭小空间灌溉地块提取的问题，采用增加斑块大小的方式获取更具有细节特征的灌溉地块，增加灌溉面积的识别精度[55]，这对于今后采用面向对象的思想提升灌区分类精度提供了重要参考。此外时间序列信息也是灌溉面积分类提升的重要方向，今后不仅需要考虑灌溉地块在时间序列上的关联性，也要关注其在空间相邻位置上的关联性，通过三维卷积和时间注意力机制[56]等方式提升灌区制图的准确性。

5　结　论

本文基于光学和雷达遥感长时序影像，构建了灌溉地块在雷达、光谱、水热、环境、时序等方面的提取特征，利用多种机器学习算法在 Google Earth Engine 云计算平台上实现了逐月灌溉面积的自动提取，有效识别了灌溉耕地整体分布特征，并在区域尺度上达到 84.76%以上精度。基于遥感影像结果统计了主要农业区格兰特县 4—10 月主要生长季灌溉面积变化，2017 年度总灌溉面积约 2 200 km^2，集中灌溉行为发生在 6—9 月降雨稀少月份。研究结果能够为真实灌溉面积核算提供逐月数据依据，提高灌溉信息提取效率并减少农业普查带来的灌溉面积低估风险，为作物需水量核算提供本底依据。

然而，目前区域尺度灌溉面积的精确识别受限于以下两个方面。一是目前公开发布的地面验证数据有限，大多不具备精确的灌溉日期信息和明确边界，灌溉提取只能在具有实测数据的小范围灌区开展，难以在大区域尺度上实现快速识别和动态分析；二是受限于光学影像云污染和可用性问题，已有灌区研究大多围绕年度灌溉面积核算，对逐月或逐旬灌溉行为难以实现不间断连续观测，需要通过多源遥感数据融合、长时间序列平滑插值等方式提高智能提取结果的时间连续性和准确性。

参考文献(References)：

[1]　谢正辉，陈思，秦佩华，等. 人类用水活动的气候反馈及其对陆地水循环的影响研究：进展与挑战[J]. 地球科学进展，2019，34(8)：801-813.
XIE Z H，CHEN S，QIN P H，et al. Research on climate feedback of human water use and its impact on terrestrial water cycles：Advances and challenges[J]. Advances in Earth Science，2019，34(8)：801-813.

[2]　SIEBERT S，DÖLL P. Quantifying blue and green virtual water

contents in global crop production as well as potential production losses without irrigation[J]. Journal of Hydrology, 2010, 384(3/4): 198-217.

[3] 王志东，程锐，宋妮，等. 基于 GF-1 卫星数据和 P-M 方法的灌溉需水量空间格局研究[J]. 灌溉排水学报，2021，40(6)：105-112.
WANG Z D, CHENG R, SONG N, et al. Spatial pattern of irrigation water demand based on GF-1 satellite data and P-M method[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(6): 105-112.

[4] 钱鑫，李培显，谢宏全，等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的作物信息提取与需水量分析研究[J]. 节水灌溉，2022(5)：33-38.
QIAN X, LI P X, XIE H Q, et al. Crop information extraction and water demand analysis based on sentinel-2 remote sensing image[J]. Water Saving Irrigation, 2022(5): 33-38.

[5] 崔远来，董斌，李远华，等. 农业灌溉节水评价指标与尺度问题[J]. 农业工程学报，2007，23(7)：1-7.
CUI Y L, DONG B, LI Y H, et al. Assessment indicators and scales of water saving in agricultural irrigation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(7): 1-7.

[6] THENKABAIL P S, BIRADAR C M, NOOJIPADY P, et al. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(14): 3679-3733.

[7] Earth Resources Observation and Science (EROS) Center. Moderate resolution imaging Spectroradiometer (MODIS) irrigated agriculture datasets for the conterminous United States (MIrAD-US)[DS/OL]. (2019-10-31)[2025-07-28]. https://doi.org/10.5066/P9NA3EO8.

[8] 刘逸竹，吴文斌，李召良，等. 基于时间序列 NDVI 的灌溉耕地空间分布提取[J]. 农业工程学报，2017，33(22)：276-284.
LIU Y Z, WU W B, LI Z L, et al. Extracting irrigated cropland spatial distribution in China based on time-series NDVI[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(22): 276-284.

[9] 李纪人. 与时俱进的水利遥感[J]. 水利学报，2016，47(3)：436-442.
LI J R. Advance of hydrographic remote sensing with time[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47(3): 436-442.

[10] 易珍言，赵红莉，蒋云钟，等. 遥感技术在河套灌区灌溉管理中的应用研究[J]. 南水北调与水利科技，2014，12(5)：166-169.
YI Z Y, ZHAO H L, JIANG Y Z, et al. Application and research of remote sensing in irrigation management of Hetao district[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2014, 12(5): 166-169.

[11] 王啸天，路京选. 遥感技术在灌区现代化管理中的应用研究进展[J]. 中国水利水电科学研究院学报，2016，14(1)：42-47.
WANG X T, LU J X. Advance of remote sensing applications in modern irrigation district management[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2016, 14(1): 42-47.

[12] 张威，邵景安. 农田灌溉遥感监测技术的发展与前景[J]. 节水灌溉，2019(4)：102-108.
ZHANG W, SHAO J A. Development and prospect of remote sensing monitoring technology for agricultural irrigation[J]. Water Saving Irrigation, 2019(4): 102-108.

[13] 杜恩宇，陈方，贾慧聪，等. 基于 Landsat 8 卫星数据的解放闸灌域灌溉面积监测研究[J]. 遥感技术与应用，2022，37(3)：620-628.
DU E Y, CHEN F, JIA H C, et al. Irrigation area monitoring in Jiefangzha irrigation district based on landsat 8 satellite data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 620-628.

[14] 宋文龙，李萌，路京选，等. 基于 GF-1 卫星数据监测灌区灌溉面积方法研究：以东雷二期抽黄灌区为例[J]. 水利学报，2019，50(7)：854-863.
SONG W L, LI M, LU J X, et al. Method of monitoring irrigation area based on GF-1 satellite data-a case study of Donglei Phase Ⅱ Irrigation District[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2019, 50(7): 854-863.

[15] 田鑫，李瑞平，王思楠，等. 基于 VSWI 和 TVDI 差异的河套灌区沈乌灌域耕地灌溉面积遥感监测[J]. 灌溉排水学报，2020，39(8)：129-135.
TIAN X, LI R P, WANG S N, et al. Using remote sensing to estimate irrigation area in Shenwu Region in Hetao irrigation district[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(8): 129-135.

[16] 王啸天，路京选. 基于垂直干旱指数(PDI)的灌区实际灌溉面积遥感监测方法[J]. 南水北调与水利科技，2016，14(3)：169-174.
WANG X T, LU J X. Remote sensing monitoring methods of actual effective irrigation area based on Perpendicular Drought Index(PDI)[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2016, 14(3): 169-174.

[17] 何娇娇，刘海新，张安兵，等. 温度反演和植被供水指数的农田灌溉面积提取[J]. 测绘科学，2017，42(5)：50-55.
HE J J, LIU H X, ZHANG A B, et al. Extraction of farmland irrigated area based on temperature inversion and VSWI[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(5): 50-55.

[18] 杨文博，刘春秀. 基于神经网络算法的 Sentinel-2 数据的灌溉面积提取[J]. 节水灌溉，2023(5)：67-74.
YANG W B, LIU C X. Irrigation area extraction from sentinel-2 data based on neural network algorithm[J]. Water Saving Irrigation, 2023(5): 67-74.

[19] ZHANG L, XIE Y H, ZHU X F, et al. CIrrMap250: Annual maps of China's irrigated cropland from 2000 to 2020 developed through multisource data integration[J]. Earth System Science Data, 2024, 16(11): 5207-5226.

[20] LI H, MIAO Q F, SHI H B, et al. Remote sensing monitoring of irrigated area in the non-growth season and of water consumption analysis in a large-scale irrigation district[J]. Agricultural Water Management, 2024, 303: 109020.

[21] 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.
ZHAI Y G，NING X，HAO L. 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.

[22] 杨永民，顾涛，吴迪，等. 基于光学和雷达遥感信息的灌溉信号分析及灌溉面积提取方法研究：以华北平原灵寿县磁右灌区为例[J]. 水利学报，2022，53(9)：1039-1048.
YANG Y M，GU T，WU D，et al. Irrigation signal analysis and irrigated area extraction based on optical and radar remote sensing：A case study of Ciyou irrigation area，Lingshou County，North China Plain[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2022，53(9)：1039-1048.

[23] AMBIKA A K，WARDLOW B，MISHRA V. Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015[J]. Scientific Data，2016，3：160118.

[24] DEINES J M，KENDALL A D，HYNDMAN D W. Annual irrigation dynamics in the US Northern High Plains derived from Landsat satellite data[J]. Geophysical Research Letters，2017，44(18)：9350-9360.

[25] 徐超，吕婧妤，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 C，LYU J Y，LIU Y J，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，2022，40(11)：1167-1172.

[26] 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.

[27] TAMIMINIA H，SALEHI B，MAHDIANPARI M，et al. Google Earth Engine for geo-big data applications：A meta-analysis and systematic review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing，2020，164：152-170.

[28] GORELICK N，HANCHER M，DIXON M，et al. Google earth engine：Planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment，2017，202：18-27.

[29] MEKONNEN Y G，ALAMIREW T，CHUKALLA A D，et al. Comparison of google earth engine machine learning algorithms for mapping smallholder irrigated areas in a mountainous watershed，upper blue Nile Basin，Ethiopia[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing，2024，52(3)：569-582.

[30] HOLBEN B N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data[J]. International Journal of Remote Sensing，1986，7(11)：1417-1434.

[31] U.S. Geological Survey-ScienceBase. Verified Irrigated Agricultural Lands for the United States，2002-17 [DS/OL]. (2021-02-22)[2025-07-28]. https：//doi. org/10.5066/P9NAWU1U.

[32] BANNARI A，MORIN D，BONN F，et al. A review of vegetation indices[J]. Remote Sensing Reviews，1995，13(1/2)：95-120.

[33] ROUSE J W，HAAS R H，SCHELL J A. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[C]. Washington，D.C：National Aeronautics and Space Administration (NASA) Technical Reports Server，1974.

[34] PEARSON R L，MILLER L D. Proceedings of the eighth international symposium on remote sensing of environment，October 2-6，1972，Ann Arbor，Michigan：Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie，Pawnee National Grasslands，Colorado[C]. Fort Collins：National Resource Ecology Laboratory，Colorado State University，1972.

[35] 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.

[36] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment，1988，25(3)：295-309.

[37] GITELSON A A，VIÑA A，ARKEBAUER T J，et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters，2003，30(5)：2002GL016450.

[38] ZHA Y，GAO J，NI S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery[J]. International Journal of Remote Sensing，2003，24(3)：583-594.

[39] MCFEETERS S K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing，1996，17(7)：1425-1432.

[40] ALI BAIG M H，ZHANG L F，SHUAI T，et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance[J]. Remote Sensing Letters，2014，5(5)：423-431.

[41] RIKIMARU A，ROY P，MIYATAKE S. Tropical forest cover density mapping[J]. Tropical Ecology，2002，43(1)：39-47.

[42] XU H. A new index for delineating built - up land features in satellite imagery[J]. International Journal of Remote Sensing，2008，29(14)：4269-4276.

[43] 徐涵秋. 城市遥感生态指数的创建及其应用[J]. 生态学报，2013，33(24)：7853-7862.
XU H Q. A remote sensing urban ecological index and its application[J]. Acta Ecologica Sinica，2013，33(24)：7853-7862.

[44] FENSHOLT R，SANDHOLT I. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near-and shortwave infrared data in a semiarid environment[J]. Remote Sensing of Environment，2003，87(1)：111-121.

[45] SOBRINO J A，RAISSOUNI N. Toward remote sensing methods for land cover dynamic monitoring：Application to Morocco[J]. International Journal of Remote Sensing，2000，21(2)：353-366.

[46] SANDHOLT I，RASMUSSEN K，ANDERSEN J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. Remote Sensing of Environment，2002，79(2/3)：213-224.

[47] MCVICAR T R，BIERWIRTH P N. Rapidly assessing the 1997 drought in Papua New Guinea using composite AVHRR imagery[J].

International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(11): 2109-2128.

[48] FARR T G, ROSEN P A, CARO E, et al. The shuttle radar topography mission[J]. Reviews of Geophysics, 2007, 45(2): 2005RG000183.

[49] KETCHUM D, JENCSO K, MANETA M P, et al. IrrMapper: A machine learning approach for high resolution mapping of irrigated agriculture across the western U.S.[J]. Remote Sensing, 2020, 12(14): 2328.

[50] PERVEZ M S, BROWN J F. Mapping irrigated lands at 250 m scale by merging MODIS data and national agricultural statistics[J]. Remote Sensing, 2010, 2(10): 2388-2412.

[51] THENKABAIL P S, BIRADAR C M, NOOJIPADY P, et al. A Global Irrigated Area Map (GIAM) using remote sensing at the end of the last millennium[M]. Sri Lanka: International Water Management Institute Colombo, 2008.

[52] Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). ERA5-Land monthly averaged data from 1950 to present [DS/OL]. (2019-06-23) [2025-07-28]. https://doi.org/10.24381/cds.68d2bb30.

[53] United States Department of AgricultureNational Agricultural Statistics Service. 2017 State and County Profiles-Washington [EB/OL]. (2019-03-25) [2025-07-28]. https://www.nass.usda.gov/Publications/AgCensus/2017/Online_Resources/County_Profiles/Washington/.

[54] VSP County Directory GRANT. Grant County Reports [R]. Washington State: Voluntary Stewardship Program, 2017.

[55] HOQUE O B, SWARUP S, ADIGA A, et al. IrrNet: Advancing irrigation mapping with incremental patch size training on remote sensing imagery [C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Seattle, WA, USA: IEEE, 2024.

[56] LI W, XIN Q C, SUN Y, et al. An attention-enhanced spatial-temporal high-resolution network for irrigated area mapping using multitemporal Sentinel-2 images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 132: 104040.

（责任编辑　王　璐）

WATER RESOURCES AND HYDROPOWER ENGINEERING

Vol. 57 No. 8 August 2026

CONTENTS

GU Haochen, LUO Mingming, ZHOU Hong
Review of nitrogen migration mechanism in Karst water systems of Southern China …… (1)

LU Jiahui, ZHOU Jinjun, LIU Jiahong, et al.
Study on hierarchical and coordinated optimization of site selection for large-scale flood disaster preparedness material reserves …… (14)

SUN Zhouliang, XI Hui, ZHU Mingjuan, et al.
Evolution and attribution analysis of extreme climate under global warming and urbanization: based on observed data from Suqian City during 1955—2024 …… (26)

ZHOU Min, CAO Hai, ZHANG Pengchao, et al.
Operational safety risk events of hydropower stations and their evolution characteristics based on complex networks …… (49)

WANG Zhijun, ZHONG Yong, LIU Hongjuan, et al.
Experiment and numerical simulation of rainwater retention capacity of layered-soil green roofs …… (61)

HU Yuxiao
Research on drainage and flood control benefits of green facilities under multi-factor coupling …… (78)

HUI Zengshuai, ZHAO Lijie, FAN Wenyu
Prediction of wastewater COD and total nitrogen based on Informer model improved by Long Short-Term Memory …… (93)

YANG Yichen, LIU Shengjie, WANG Zhongjing, et al.
Economic sustainability evaluation of cascaded combinations of raw water quality and water treatment processes for drinking water …… (108)

WANG He, WEI Jiahua, HOU Minglei, et al.
Research on dynamic characteristics and driving mechanisms of water balance in Qinghai Lake …… (122)

ZHANG Jinping, YAO Tian, WU Chuanhao, et al.
Vegetation drought loss probability and disaster-triggering thresholds in Yellow River Basin based on Copula model …… (136)

HAN Qing, LIU Meibing
Spatiotemporal distribution characteristics and driving factors of drought in Minjiang River Basin from 1962 to 2021 …… (149)

TONG Hongfu, FENG Xin, LIU Jiaqian, et al.
Forecasting of compound dry-hot events based on preceding sea surface temperature patterns and machine learning: A case study of Pearl River Basin …… (162)

XU Shenghao, LI Jianzhu, JIANG Guorui, et al.
Research progress and prospects of basin floodwater resource utilization …… (175)

YANG Hongyi, HAN Rui, WU Yihong, et al.
Research progress on impact of cascade hydropower development in lower Jinsha River on early-life resources of *Coreius guichenoti* …… (192)

CHEN Shuhan, HE Xinlin, SHI Jinhong
Dynamic assessment of vegetation ecological water demand in Manas River Basin …… (205)

GAN Yu, CAO Yin, ZHAO Hongli, et al.
Research on remote sensing monitoring method of water surface area in upper reaches of Jinsha River using multi-source data synergy …… (216)

HUANG Xianfeng, KANG Haigen, ZHOU Yinhang, et al.
Evaluation of multi-objective optimal allocation schemes for water resources in hilly regions based on improved cloud model …… (232)

REN Jinqiu, RAO Guanghui, ZHANG Lisheng, et al.
Optimized joint water supply scheduling of reservoir groups using CPLEX …… (245)

YIN Pengbo, HE Fangchan, JIANG Shengjin, et al.
A Coupled clustering, transfer learning, and ensemble learning approach for cutterhead thrust prediction and excavation safety early warning in water conveyance tunnel TBM operations …… (260)

HE Feng, LUO Yi, CAO Yunjiang, et al.
Landslide susceptibility modeling based on integration of confidence-weighted samples and factor coefficient of variation …… (274)

HE Yuanhuizi, LI Zhe, XIE Jinping, et al.
Study on monthly irrigated area monitoring based on multi-source long time-series remote sensing image cloud computing …… (287)

Publisher
Water Resources Development Press
Editor
Editorial Office of Water Resources and Hydropower Engineering, Ministry of Water Resources, P. R. C.
Editor in Chief
WANG Haifeng
Address
No. 3, Yuyuantan South Road, Haidian District, Beijing, China(100038)
Overseas Distributor
China International Book Trading Corporation (P. O. Box 399, Beijing, China)
Code No. M681