

多源遥感数据的河流流量反演方法与应用

古鹏飞^{1,2}, 李苗苗¹, 吴浪¹, 吴永祥², 许怡², 施睿², 吴巍^{2,3},
姜曦⁵, 王高旭^{2,4}

1. 江西科技师范大学 土木工程学院, 南昌 330013;

2. 南京水利科学研究院 水灾害防御全国重点实验室, 南京 210029;

3. 河海大学 水文水资源学院, 南京 210098;

4. 长江保护与绿色发展研究院, 南京 210098;

5. 辽宁省河库管理服务中心(辽宁省水文局), 沈阳 110000

摘要: 河流流量的获取是水资源调配及生态保护的重要基础。传统流量观测方法耗时费力, 难以满足现代水文监测对广域性与时效性的需求。随着遥感技术的不断发展, 为流量反演研究提供了高效、广覆盖的数据资源与技术手段。本研究依托谷歌地球引擎 GEE (Google Earth Engine) 遥感云计算平台, 利用 Landsat 5/7/8 和 Sentinel-1/2 卫星遥感影像, 批量提取了赣江流域外洲河段 1990 年—2019 年与樟树、峡江、吉安河段 2003 年—2019 年的河宽数据, 并结合幂指数函数和线性函数估算了 4 个河段的河流流量。结果表明, 利用 GEE 批量提取的遥感河宽可有效实现流量反演。在 1990 年—2003 年期间, 外洲河段的反演流量与实测流量吻合度较高, 但在 2003 年之后反演流量明显低估了丰水期流量、高估了枯水期流量, 整体反演精度较低 ($R^2=0.69$, $NSE=0.66$); 相比之下, 樟树、峡江与吉安河段在 2003 年—2019 年间反演效果稳定, 与实测流量始终高度一致, 反演精度高 (R^2 与 NSE 均达 0.90 以上)。除赣江尾间河段产生回水顶托作用外, 河道地形的演变也是外洲河段流量反演精度低的原因之一; 受非法采砂活动和泥沙运移综合影响, 1990 年—2019 年间外洲站水文大断面发生了激烈演变, 总体经历了“下降—抬升—平稳”3 个过程, 最大下切深度为 2.56 m; 将外洲河段划分为 1990 年—1999 年、2000 年—2011 年和 2012 年—2019 年 3 个时段重新反演流量, 反演精度得到了显著提升, 3 个时段的 R^2 和 NSE 均大于 0.85, 尤其是 2012 年—2019 年, R^2 与 NSE 均提升至 0.90。

关键词: 多源卫星, 流量估算, 遥感技术, GEE (Google Earth Engine), 鄱阳湖流域, 赣江

中图分类号: TP79/P332/P2

引用格式: 古鹏飞, 李苗苗, 吴浪, 吴永祥, 许怡, 施睿, 吴巍, 姜曦, 王高旭. 2026. 多源遥感数据的河流流量反演方法与应用. 遥感学报, 30(5): 1479-1497

Gu P F, Li M M, Wu L, Wu Y X, Xu Y, Shi R, Wu W, Jiang X and Wang G X. 2026. Inversion method and application of river discharge based on multisource remote sensing data. National Remote Sensing Bulletin, 30(5): 1479-1497 [DOI: 10.11834/jrs.20265242]

1 引言

河流流量是水循环过程中的关键变量, 是进行水量平衡分析、洪水预测和水资源调配研究的重要基础 (Günel, 2024)。传统的流量观测主要依赖地面水文站布设的流速仪、流量计等设备, 在实施过程中需要频繁校准和长期维护, 投入的

人力和物力成本较高 (Hagemann 等, 2017); 此外, 全球大多数流量监测站点主要分布在发达国家, 而发展中国家及偏远地区的站点密度相对较低 (Tourian 等, 2017)。如何快速、低成本获取可靠的流量信息, 已成为当前水文科学研究的重要方向之一。

随着全球主要地球观测计划 (如中国的高分

收稿日期: 2025-07-02; 预印本: 2026-01-19

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2023YFC3006501, 2024YFC3213600, 2023YFC3204603); 江西科技师范大学博士启动资金 (编号: 2023BSQD52); 南京水利科学研究院科学基金 (编号: Y524008, YZ24001)

第一作者简介: 古鹏飞, 研究方向为水文遥感。E-mail: gupengfei2020@163.com

通信作者简介: 王高旭, 研究方向为智慧水利、水资源规划与管理、生态水文、河湖管理等。E-mail: gxwang@nhri.cn

系列、美国的 Landsat 系列和欧洲的 Sentinel 计划)的不断发展,遥感的时间、空间和光谱分辨率得到了显著提升,遥感技术已广泛应用于环境监测(Chen 等, 2022; 李怡乐 等, 2025)、灾害预警(邵小东 等, 2024; 周晓亭 等, 2022)、资源调查(Xu 等, 2023)和城市规划(Li 等, 2023; 黎夏和刘小平, 2016)等多个领域。相较于传统观测手段,卫星遥感观测具有无需建站、测量成本低、覆盖范围广等优势,为河流流量估算提供了新的数据来源和技术支持。在运用遥感技术的流量估算方法方面,现有研究主要可以分为两类:第1类方法是通过光学影像、合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 影像和雷达测高卫星提取河流水面面积、河宽和水位等信息,并结合实测流量数据建立单一变量的流量估算模型,如河宽—流量(Smith 等, 1995; Durand 等, 2016)、水位—流量(Papa 等, 2010; Huang 等, 2018)、河中心岛区域—流量(Ling 等, 2012)等关系进行流量反演;第2类方法是利用遥感数据获取河宽、水位、比降等水力参数,根据曼宁公式等水力学理论,建立以水位、河宽和水深等为输入变量的多参数流量估算模型,如河宽—水位—流量(Bjerklie 等, 2003; Sichangi 等, 2016)、水体面积—水位—流量(Brakenridge 等, 2012)、河宽—水位—比降—流量(Liu 等, 2015)等。然而,利用遥感技术的相关研究通常需要处理数量多、格式多样的遥感影像数据,ENVI 等传统遥感处理软件需要使用者将影像下载至本地端,并经几何校正、辐射定标和大气校正等复杂预处理后才能提取正确水体,耗时费力,面对星球尺度和海量的遥感影像,难以实现长时序、大范围的水域变化观测(Pekel 等, 2016)。

GEE 遥感云计算平台(Gorelick 等, 2017)、中国地球大数据挖掘分析系统 EDM (Earth Data Miner)(Liu 等, 2020)和澳大利亚地球科学数据立方体 AGDC (Australian Geoscience Data Cube)(Ip 等, 2014)等遥感云计算平台的开发与应用,改变了遥感数据处理和分析的传统模式,极大地提高了运算效率,使得全球尺度和长时序的快速分析成为可能,为水体提取与水文分析研究提供了高效的数据处理平台。GEE 集成了 Landsat、Sentinel 系列等多源遥感数据,内置丰富的影像处

理函数与算法,极大地简化了遥感数据处理流程,可快速开展大范围、多时相的遥感分析任务,被广泛应用于水体识别(Li 等, 2022; 王茹 等, 2022)、水体动态监测(Huang 等, 2023)、河流流量估算(Gu 等, 2025)和水资源评估(Sowrav 等, 2025; 韩志婷 等, 2025)等研究,实现了长时序的水体信息的快速提取。此外,通过与机器学习算法(Peters 等, 2024)、分类方法(Phan 等, 2020)及水体指数法(Li 等, 2020)等方法的结合,GEE 使得遥感水资源研究具备更高的自动化水平与精度,为水文变化评估、水资源管理与灾害预警等研究提供了数据支持与决策基础。

本研究依托 GEE 平台,提出了一种基于多源遥感影像的河宽提取与流量估算方法,并以赣江流域为研究区,利用 Landsat 5/7/8 和 Sentinel-1/2 影像数据,系统提取了4个河段的河宽数据,并结合实测流量数据估算了赣江流域4个河段的河流流量。主要研究内容包括:(1)获取研究所需的相关数据,包括多源遥感影像数据、实测流量数据和实测断面数据;(2)依托 GEE 平台,利用 Landsat 5/7/8 和 Sentinel-1/2 遥感数据批量提取长时序河宽信息;(3)通过关系拟合法和经验公式法对河宽和实测流量数据进行拟合,并对不同方法进行对比分析,筛选最优方法估算河流流量。

2 研究区和数据

2.1 研究区

赣江是长江的重要支流之一,位于长江中下游南岸,源出赣闽边界武夷山西麓,自南向北贯穿江西全省,是远景规划赣粤运河的重要组成部分。赣江通过鄱阳湖与长江相连,是鄱阳湖流域五大入湖河流中流域面积最大的一条,流域面积约为 8.35 万 km^2 ,约占鄱阳湖流域面积的 51.5%(Gong 等, 2023)。鄱阳湖流域五条主要河流入湖流量约占年总入湖水量的 89.3%(Shao 等, 2017),赣江作为最大支流,年入湖流量约占鄱阳湖流域总量的 55%(Tian 等, 2024),其流量变化特征对鄱阳湖流域的水资源的开发与管理具有重要影响。本文选择外洲、樟树、峡江和吉安4个典型河段,开展多源卫星遥感反演流量研究(图1),其中图1(c)—(d)的背景为2019年1月30日期真彩色 Sentinel-2 图像。

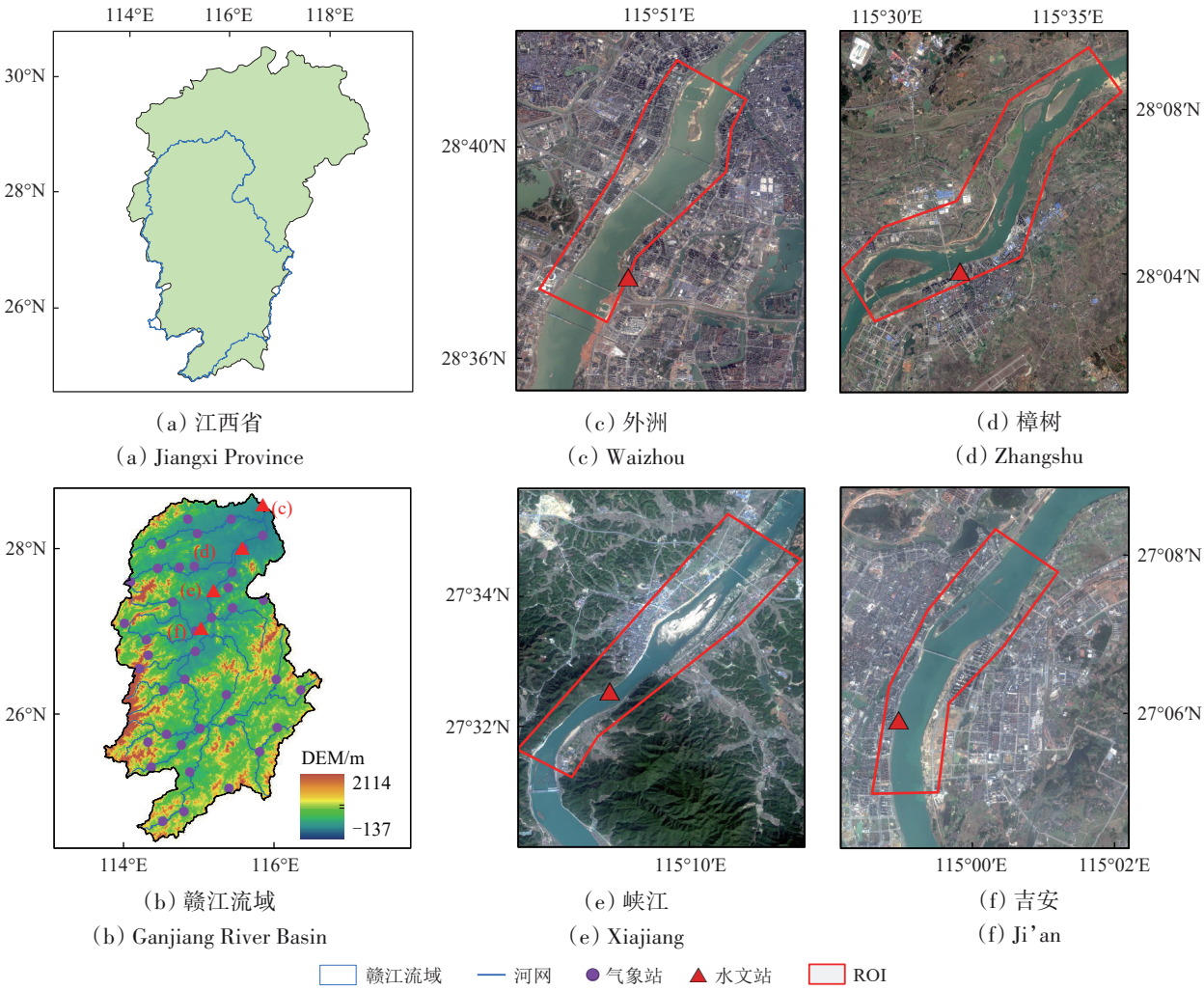


图1 研究区
Fig. 1 Study area

2.2 数据

2.2.1 遥感数据

(1) 光学遥感影像。Landsat 系列卫星是美国国家航空航天局推出的民用遥感卫星计划，是目前运行时间最长的地球观测项目之一，被广泛应用于地表变化监测 (Wulder 等, 2022)。自 1972 年首次发射以来，Landsat 系列卫星已累计提供超过 40 年的遥感影像数据，为全球的土地资源管理、环境监测和科学研究提供了重要支持 (Hemati 等, 2021)。Sentinel-2 是欧洲航天局哥白尼计划下的一个地球观测任务，该计划是由两颗相同的卫星 Sentinel-2A 与 Sentinel-2B 组成的卫星群，专注于高分辨率多光谱成像，主要应用于陆地和沿海水域监测 (Drusch 等, 2012)。

Landsat 系列卫星和 Sentinel-2 均为光学遥感影像，易受云雨雾天气干扰。以往研究通常以云量低于 20% 作为影像筛选标准，剔除受云影响较大的影像数据 (Ogunbadewa, 2012; Eberhardt 等, 2016; Tassi 等, 2021)。而在实际中发现，部分云量大于 20% 的影像仍具可用性 (图 2 (a))，而云量小于 20% 的影像却无法使用 (图 2 (b))。

(2) SAR 影像。Sentinel-1 是欧洲航天局 2014 年 4 月 3 日发射的对地观测卫星，由 Sentinel-1A 和 Sentinel-1B 两颗处于同一轨道平面的极轨卫星组成，搭载 C 波段合成孔径雷达 (SAR)，不受光、云、雨等天气条件影响，可实现全天候的观测 (Pham-Duc 等, 2022)。该卫星的双极化模式 (VV 和 VH) 具备较强的地物识别能力，有助于准确区分水体、植被、城市等不同地物类型，能够较为准确地识别水体。

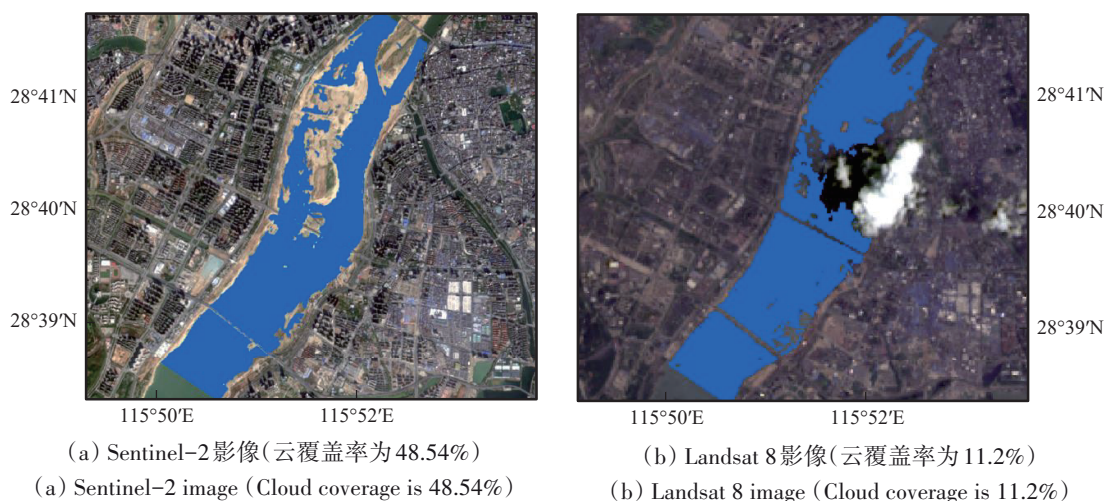


图2 外洲河段不同云覆盖率的影像水体识别效果

Fig. 2 Effect of image water body identification with different cloud coverage in Waizhou reach

2.2.2 地面实测数据

为评估卫星遥感反演的流量精度,获取了外洲站1990年—2019年与樟树站、峡江站、吉安站2003年—2019年的逐日实测流量数据。同时,获取了4个站点的实测水文大断面数据,用于分析河道断面形态及其变化特征对流量反演精度的影响。以上水文数据来源于南京水利科学研究院图书馆的水文年鉴。

3 研究方法

基于多源卫星遥感估算长时序河流流量,主要包括以下4步:(1)获取研究所需的相关数据,包括多源遥感影像数据、实测流量数据和实测断面数据;(2)根据Sentinel-2(TOA)中值合成影像描绘感兴趣区域和河流中心线,采用概念性河宽估算方法,即通过水面总面积除以河流中心线长度,获取具有代表性的河道宽度;(3)采用光学遥感与合成孔径雷达(SAR)影像,提取研究区河段的水体信息,其中,光学遥感数据采用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)进行水体提取,SAR数据选用Sentinel-1双极化影像,基于其后向散射特性构建双极化水体指数(SDWI)以识别水体区域;(4)根据河宽与流量之间的经验关系,筛选最优方法开展流量反演,并结合实测流量数据评估其反演精度。本文的研究流程图详见图3。

3.1 遥感河宽提取

利用Landsat 5/7/8和Sentinel-1/2遥感影像,提取研究区典型河段1990年—2019年遥感河宽。

其中,Landsat 5/7/8和Sentinel-2采用MNDWI提取水体(式(1));Sentinel-1影像则基于双极化数据,选用SDWI(贾诗超等,2019)提取水体信息(式(2))。不同研究区域的地理环境和遥感特征存在差异,水体提取对阈值的敏感性较高,固定阈值难以适用于所有区域。为提高水体提取精度与区域适应性,本文采用OTSU自动阈值法结合人工目视判读,综合确定各区域的最优提取阈值,显著提高水体识别的精度与可靠性。

此外,考虑到单个断面的真实河宽易受影像空间分辨率的影响(Smith等,1996),本文采用概念性河宽(Dey和Bhattacharya,2014),即河道宽度等于水面面积除以河流中心线的长度(式(3)),该方法的精度已经得到了验证(Bjerklie等,2005;Sichangi等,2016)。其中,河流中心线根据枯水期(2016年—2019年每年的11月至次年4月)的Sentinel-2(TOA)中值合成影像进行绘制;感兴趣区域ROI(Region Of Interest)根据丰水期(2016年—2019年每年的5月至10月)的Sentinel-2(TOA)中值合成影像描绘。

$$MNDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{MIR}}{\rho_{Green} + \rho_{MIR}} \quad (1)$$

$$K_{SDWI} = \ln(10 \times VV \times VH) - 8 \quad (2)$$

$$W = \frac{A}{L} \quad (3)$$

式中, ρ_{Green} 和 ρ_{MIR} 分别是绿色和中红外波段的反射率; K_{SDWI} 为SDWI水体指数值,该值大于0时识别为水体,VV、VH分别为Sentinel-1双极化VV、VH波段的后向散射系数;W为河宽,单位:m;A为ROI水体面积,单位: m^2 ;L为河道中心线长度,单位:m。

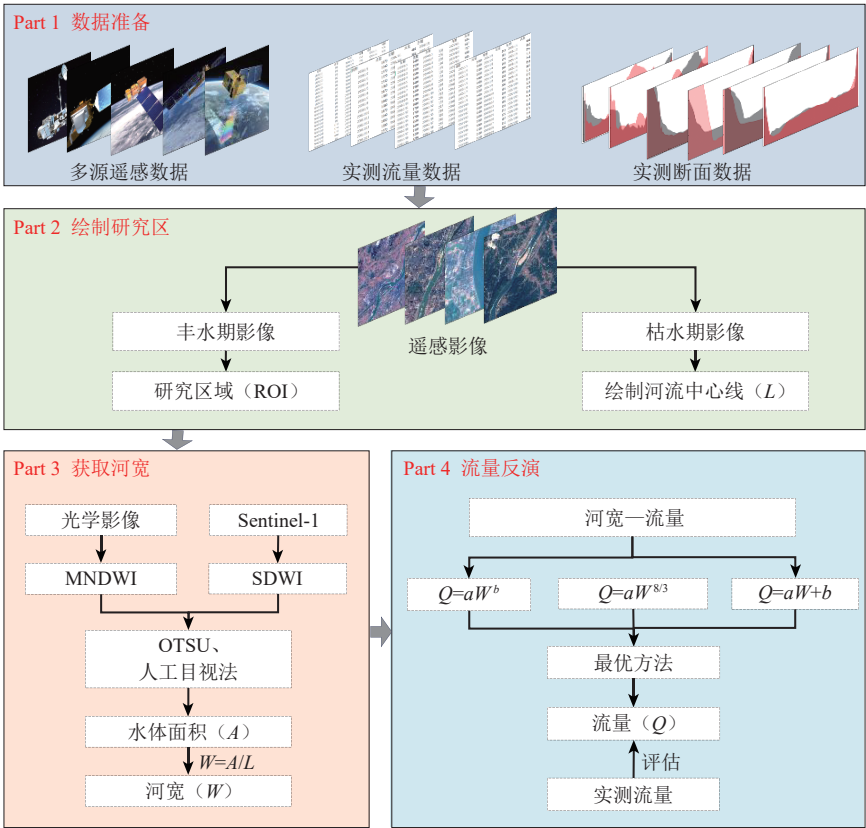


图3 研究流程图

Fig. 3 Research flow chart

河宽提取所用数据以光学影像为主，SAR 影像在光学影像缺失日期进行补充（表1）。此外，为避免重采样插值可能带来的岸线形状变形或水体分类错误，并减少额外的计算步骤，本研究在

处理多源影像时，保留了各自原始的空间分辨率与投影方式，并针对不同传感器的数据，按其成像特性分别进行水体指数计算、阈值分割与河宽提取，最终获得各自的河宽时间序列。

表1 遥感数据源的应用时段及主要用途

Table 1 Application time and main uses of remote sensing data sources

数据源	应用时段/年	优势	局限	主要用途
Landsat 5/7/8	1990—2019	长时序	易受云雾干扰	基础长时序河宽提取
Sentinel-2	2015—2019	高分辨率、多光谱	易受云雾干扰、覆盖期短	研究区、河流中心线绘制；河宽提取
Sentinel-1	2015—2019	全天候	覆盖期短	丰水期河宽提取

3.2 卫星遥感流量反演

流量是指在某一时段内通过河流某一过水断面的水量，可用河宽、水深和流速进行计算（式（4）），天然河道断面上流量与其他水力要素之间存在幂函数关系（Leopold和Maddock，1953）。在此基础上，运用3种以遥感河宽为输入变量的流量估算模型（Sichangi等，2016，2018；Huang等，2018），模型1、2、3分别对应式（5）—式（7），并筛选最优公式开展流量反演。

$$Q = W \cdot D \cdot V \tag{4}$$

$$Q = aW^b \tag{5}$$

$$Q = aW^{\frac{8}{3}} \tag{6}$$

$$Q = aW + b \tag{7}$$

式中， Q 为流量，单位： m^3/s ； W 为河宽，单位： m ； D 为水深，单位： m ； V 为流速，单位： m/s ， a 和 b 是经验参数。

其中，用于河流流量反演的河宽时间序列分为两部分，一部分用于河流流量反演公式参数的

率定（外洲站 1990-01-01—2000-12-31、樟树站 2003-01-01—2008-12-31、峡江站和吉安站 2003-01-01—2009-12-31 期间的河宽数据与同期的实测流量数据），其余部分（外洲站 2001-01-01—2019-12-31、樟树站 2009-01-01—2019-12-31、峡江站和吉安站 2010-01-01—2019-12-31）用于验证。

由于外洲站在研究期间河道断面变化较大，对流量反演的精度存在一定影响。为此对外洲站采用分时段反演策略，即根据河流断面形状将研究时间分为 1990 年—1999 年、2000 年—2011 年和 2012 年—2019 年 3 个时段，对每个时段进行独立拟合经验公式，并用各自时段参数估算对应时段流量。该方法主要适用于断面形态变化显著的河段，可显著提升模型稳定性，而对于断面形态相对稳定的河段（如樟树、峡江和吉安），无需分时段即可获得较好结果，同时还可以减少计算量。

3.3 精度评价

为评估流量反演结果的精度，采用纳什效率系数 NSE（Nash-Sutcliffe Efficiency）、决定系数（ R^2 ）、百分比偏差 PBIAS（Percent Bias）和均方根误差 RMSE（Root Mean Square Error）作为目标函数（式（8）—（11））进行反演精度评估。根据 Moriasi 等提出的模型性能评价标准，将模型性能划分为 4 个等级（Moriasi 等，2015），即“非常好”（ $NSE > 0.80$ ， $R^2 > 0.85$ ）、“好”（ $0.70 < NSE \leq 0.80$ ； $0.75 < R^2 \leq 0.85$ ）、“满意”（ $0.50 < NSE \leq 0.70$ ； $0.60 < R^2 \leq 0.75$ ）以及“不满意”（ $NSE \leq 0.50$ ； $R^2 \leq 0.60$ ），该标准已在水文模拟及遥感流量反演等相关研究中被广泛采用（Cinkus 等，2023；Hernandez-Suarez 等，2018；Pandit 等，2025）。

$$NSE = 1 - \frac{(Q_m - Q_e)^2}{(Q_m - \overline{Q_e})^2} \quad (8)$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{mi} - \overline{Q_m})(Q_{ei} - \overline{Q_e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{mi} - \overline{Q_m})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{ei} - \overline{Q_e})^2}} \right)^2 \quad (9)$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{mi} - Q_{ei})}{\sum_{i=1}^n Q_{mi}} \times 100\% \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Q_m - Q_e)^2}{n}} \quad (11)$$

式中， Q_m 和 $\overline{Q_m}$ 是实测流量及其平均值，单位： m^3/s ； Q_e 和 $\overline{Q_e}$ 是反演流量及其平均值，单位： m^3/s ； Q_{mi} 和 Q_{ei} 分别表示第 i 天的实测流量和反演流量，单位： m^3/s ； n 为数据量，单位：个。

4 结 果

4.1 水体提取精度

本研究利用多源遥感数据，依托 GEE 平台依次提取了 4 个河段的水体面积，研究河段的水体提取效果如图 4 所示。其中，光学影像利用 MNDWI 能够有效提取研究区内主要水体，整体表现优异；与之相比，Sentinel-1 影像在不同河段的表现存在差异：樟树站与吉安站的水体识别效果较好，而外洲站（图 4（c））与峡江站（图 4（i））的水体识别效果受江心洲大面积裸露沙滩的干扰影响，影像的判别能力有所降低。因此，Sentinel-1 影像主要用于提取樟树站与吉安站的河宽信息，以提高该区域河宽信息的时间分辨率，而外洲站与峡江站，则采用人机交互方式从 Sentinel-1 影像中筛选出有效、可用的影像数据，以解决光学影像在丰水期有效数据不足的问题。

4.2 遥感河宽数据的提取与评价

基于多源卫星提取赣江流域的河宽并没有明显反映出流量的丰枯交替规律（图 5）。其中，外洲站在 1996 年前丰枯交替规律明显，1997 年—2013 年间幅度相对有所减小；其 3 个河段在 2003 年—2013 年间也能够体现流量的丰枯交替特征；2014 年之后，4 个河段的丰枯交替幅度均逐渐趋于平缓，尤其是下游的外洲河段。

为进一步分析遥感河宽与实测流量间的相关性，分别对遥感河宽和实测流量进行了归一化处理（图 6）。根据图 6，归一化后的实测流量与遥感河宽表现出较高的一致性，遥感河宽的变化趋势与实测流量几乎一致。整体来看，遥感河宽与实测流量能同步变化，峰值与谷值位置匹配，尤其在樟树、峡江和吉安河段，遥感提取的河宽曲线与实测流量曲线高度吻合，遥感河宽能够有效反映实测流量变化，具备较高的可靠性与代表性。

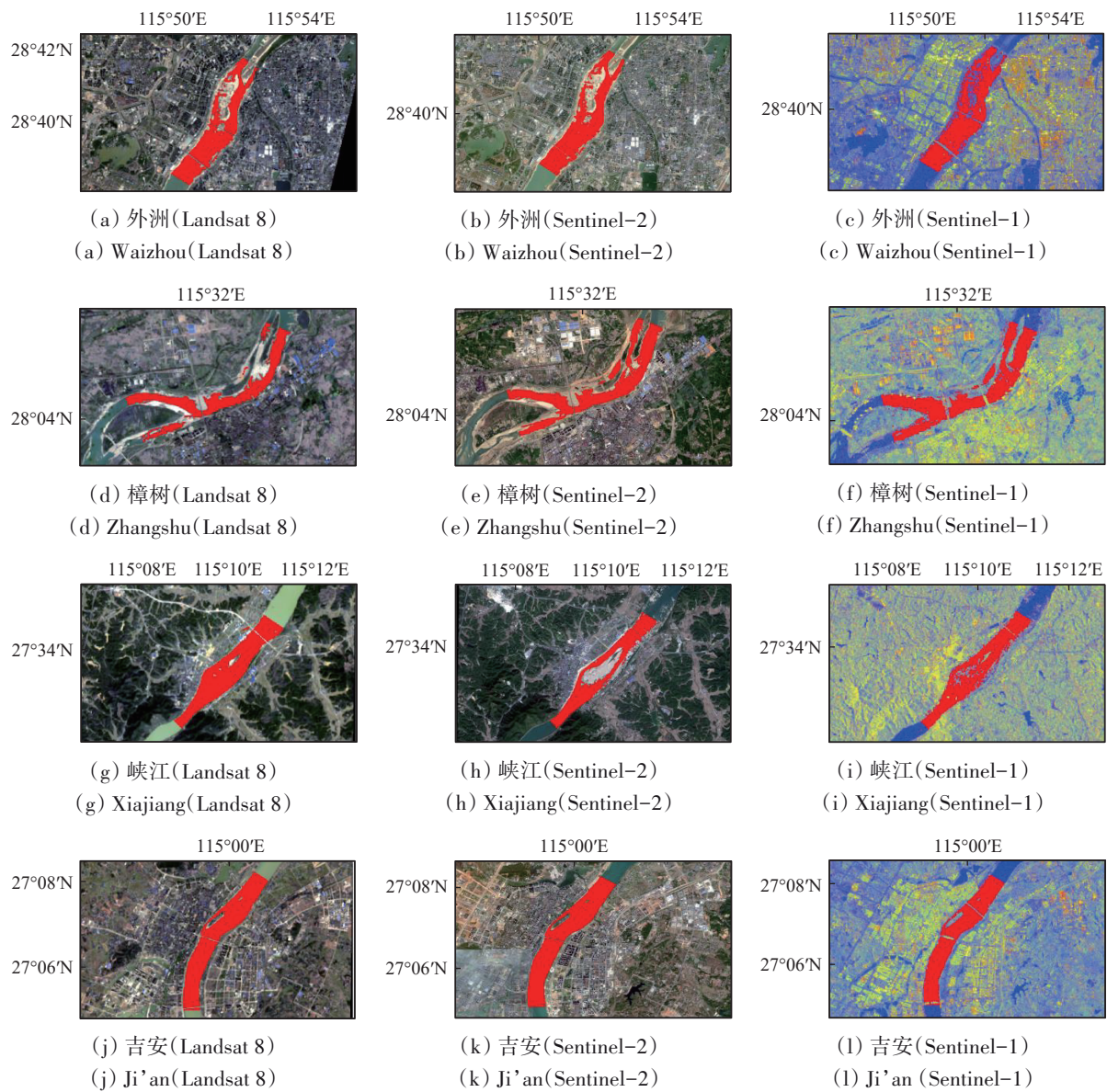
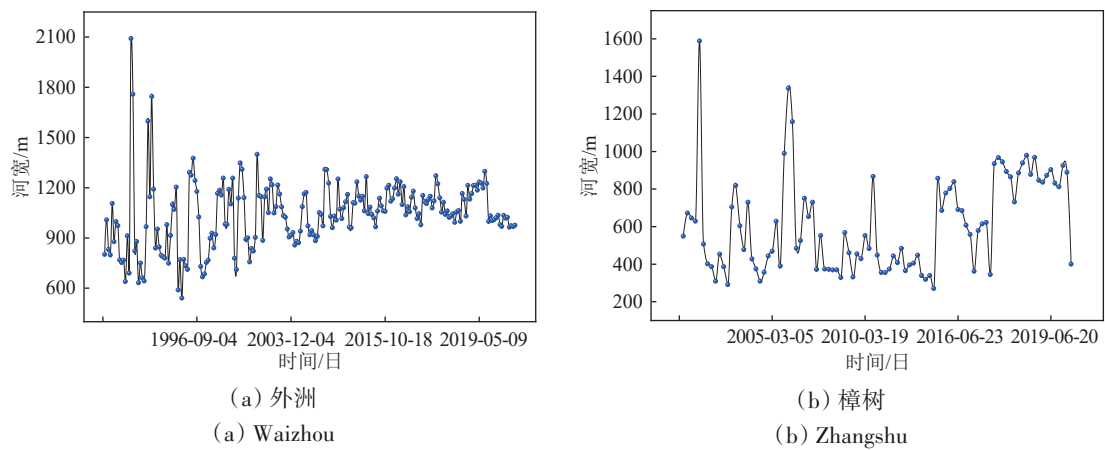


图4 水体提取精度

Fig. 4 Water extraction accuracy



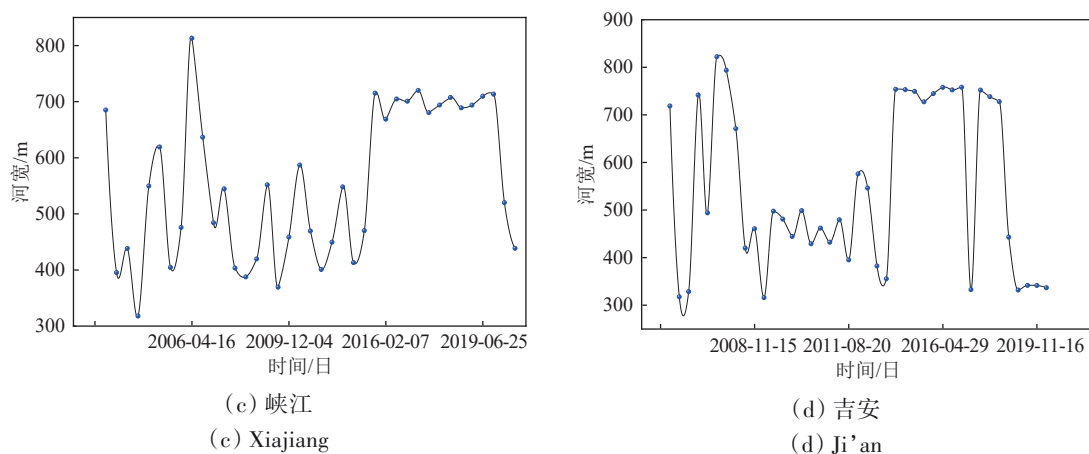


图5 遥感河宽提取

Fig. 5 River width extraction by remote sensing

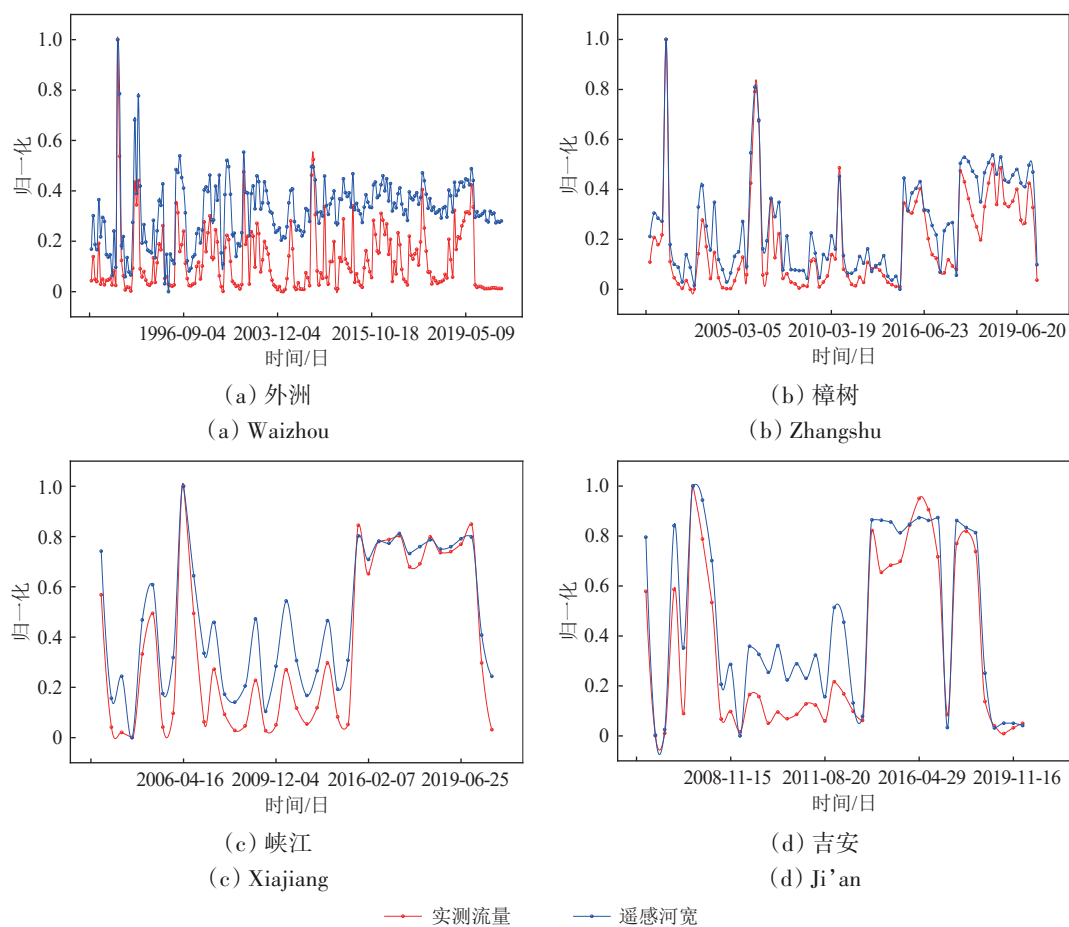


图6 遥感河宽—实测流量归一化分析

Fig. 6 Normalization analysis of river width-discharge

4.3 河宽与流量的多模型拟合分析

根据率定期的河宽数据和实测流量数据, 分别对4个河段建立了3种流量反演模型, 如图7所示。其中, 在外洲站(图7(a)), 模型1和模型2的 R^2 均为0.88, 显著优于模型3的 R^2 ; 樟树站中(图7(b)), 模型1的拟合效果最优($R^2=0.98$), 模

型2($R^2=0.88$)和模型3($R^2=0.94$)相比较差; 峡江站(图7(c))3个模型的 R^2 值依次为0.96、0.92和0.90, 相比之下, 模型1的拟合效果最好; 吉安站拟合效果尤为突出(图7(d)), 3个模型的 R^2 均大于0.94, 尤其是模型1, R^2 高达0.98, 显著优于模型2($R^2=0.96$)和模型3($R^2=0.92$)。综合比

较4个断面在率定期的拟合性能,4个站点中,模型1的 R^2 均为最高(其中,在外洲站模型1与模型

2同为最高)。因此,在后续研究中统一采用了模型1进行流量反演。

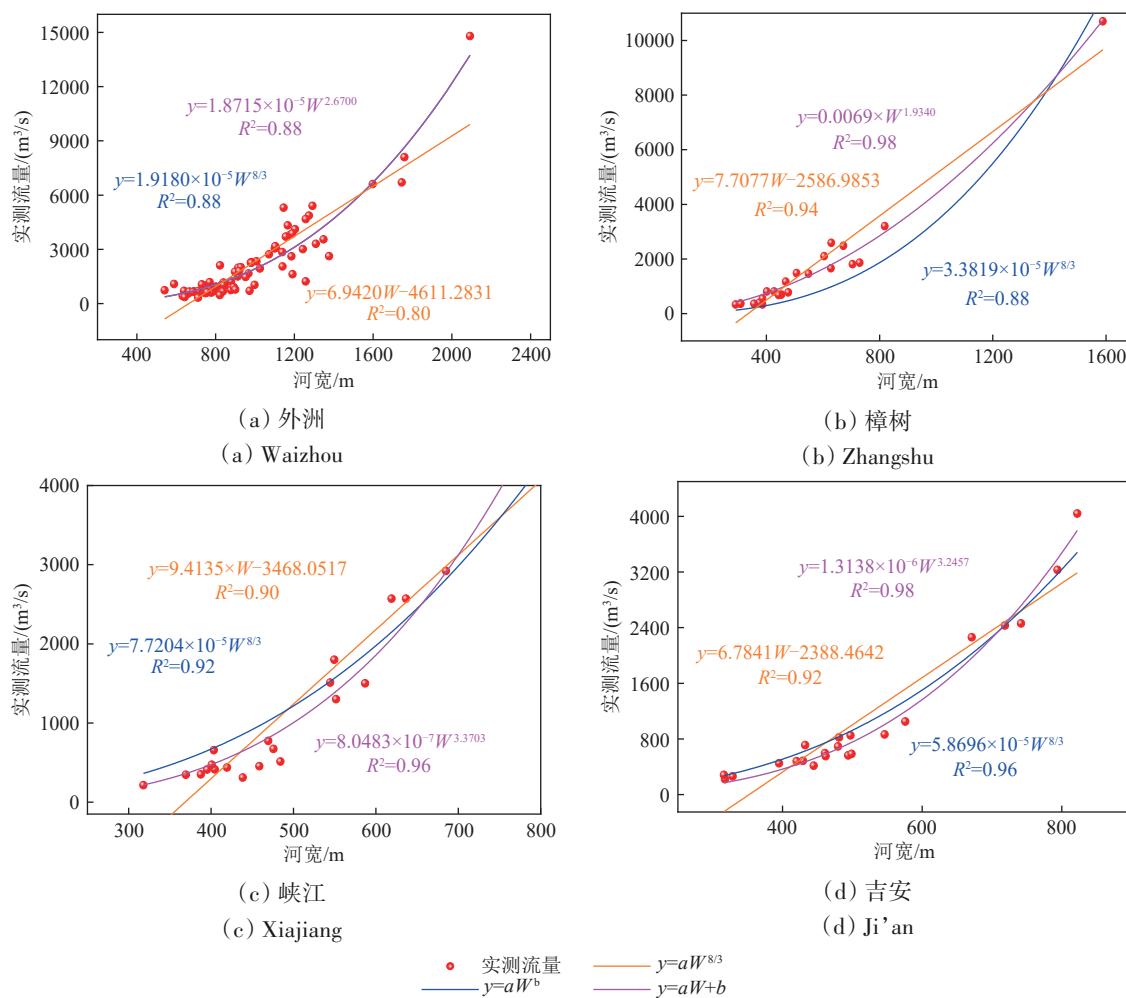


图7 河宽与流量之间的关系

Fig. 7 Relationship between river width and discharge

4.4 流量反演结果及精度评估

从图8可以看出,各河段反演流量均呈现显著年际波动。在1990年—2003年期间,外洲河段的反演流量与实测流量吻合度较高,但在2003年之后反演流量明显低估了丰水期流量、高估了枯水期流量。相比之下,樟树、峡江与吉安河段在2003年—2019年间反演效果稳定,与实测流量始终高度一致,其反演流量均值(分别为1975 m³/s、1776 m³/s和1481 m³/s)均略低于同期实测流量均值(分别为2205 m³/s、1967 m³/s和1544 m³/s)。

根据流量反演模型优选结果,选用模型1估算了赣江流域4个河段的日尺度流量,并与实测流量进行了对比分析,结果如图9所示。樟树、峡江和吉安河

段的流量反演结果均达到了“非常好”的标准,外洲河段达到了“满意”的标准,反演流量与实测流量具有较高的一致性,该模型具有较强的流量估算能力。其中,吉安站流量反演精度最高, R^2 高达0.96,NSE高达0.95, RMSE为299.53 m³/s, PBIAS为-4.09%;樟树站 R^2 为0.92,NSE为0.90, RMSE为607.97 m³/s, PBIAS为-10.41%;峡江站 R^2 高达0.96,NSE为0.93, RMSE为396.16 m³/s, PBIAS为-9.70%;外洲站反演精度略低, R^2 为0.69,NSE为0.66, RMSE为1023.71 m³/s, PBIAS为5.14%。

4.5 不确定性分析

基于卫星遥感反演河流流量的不确定性主要来源于遥感数据的空间分辨率,以Landsat 8影像

为例，30 m空间分辨率表明影像无法有效反映几米甚至几十米以内的河宽变化。为分析反演模型的不确定性，在固定参数a和b的同时，对利用Landsat 5/7/8和Sentinel-1/2影像观测的河宽数据分别引入30 m和10 m的误差扰动，分析扰动前后的流量反演指标变化。根据表2，扰动前后的NSE绝

对误差除吉安站（0.02）以外，其余3个河段均在0.01以内，RMSE的变化幅度在50 m³/s以内，PBIAS的变化不超过8%，河宽误差扰动对流量反演结果的影响较小。综上，基于遥感河宽反演流量具有较高的可信度和可靠性。

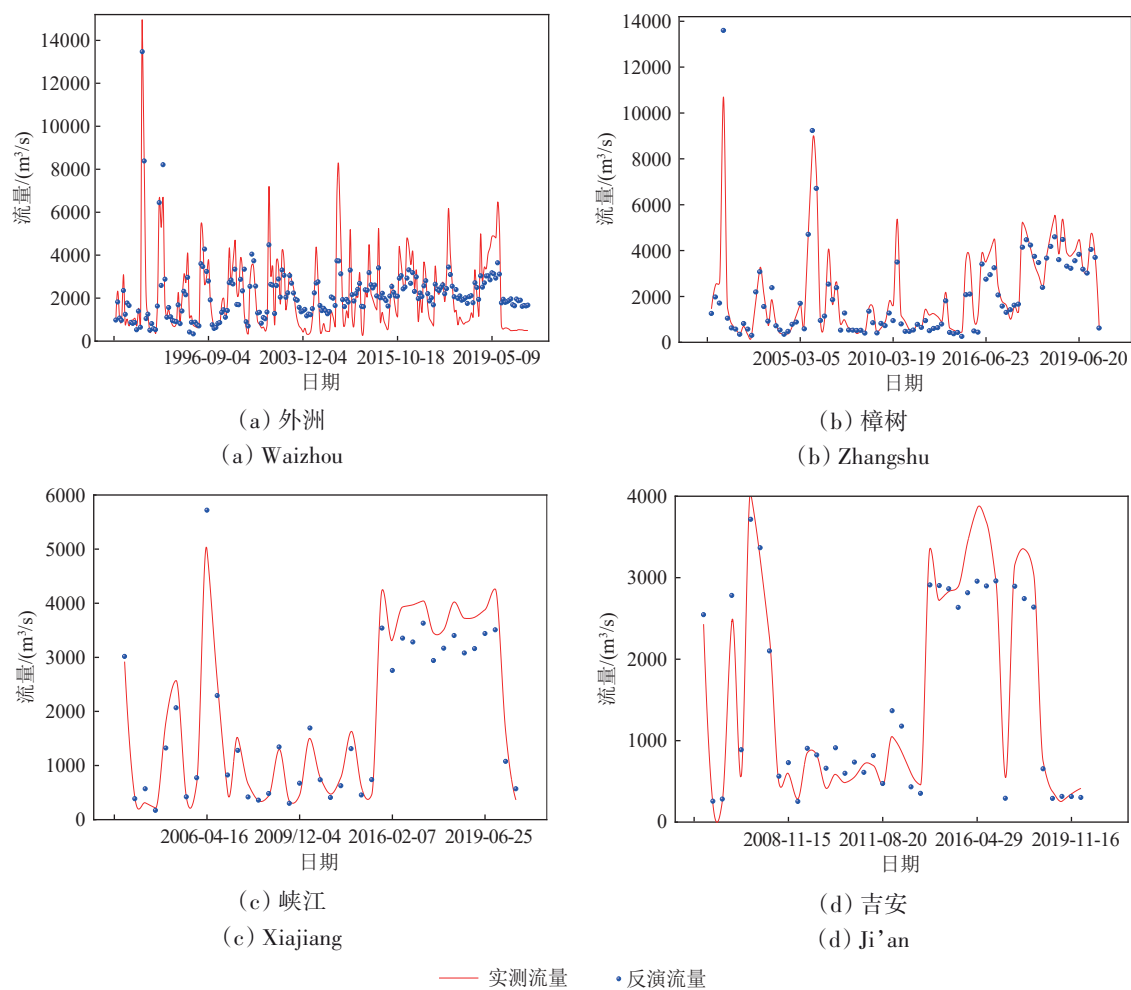
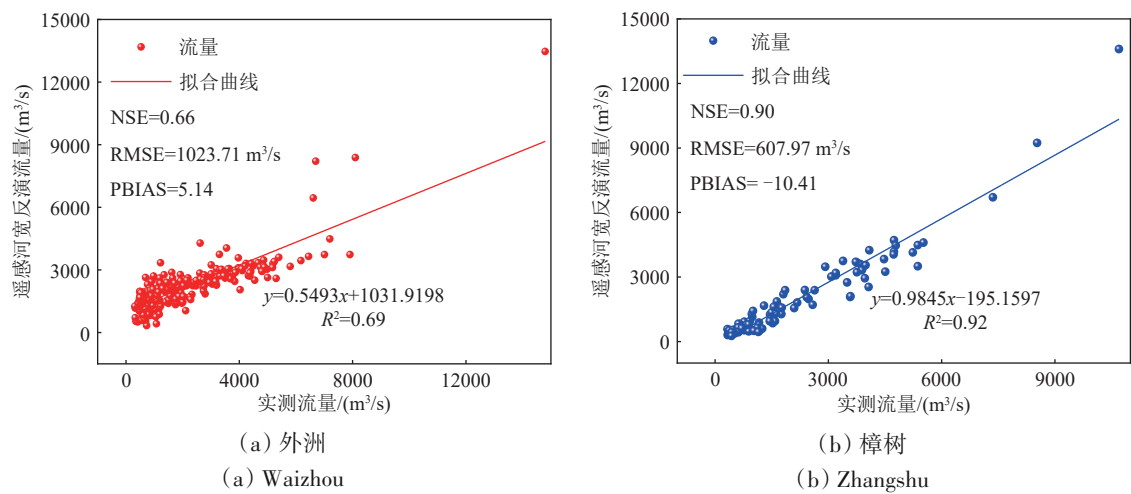


图8 流量反演结果

Fig. 8 Discharge inversion results



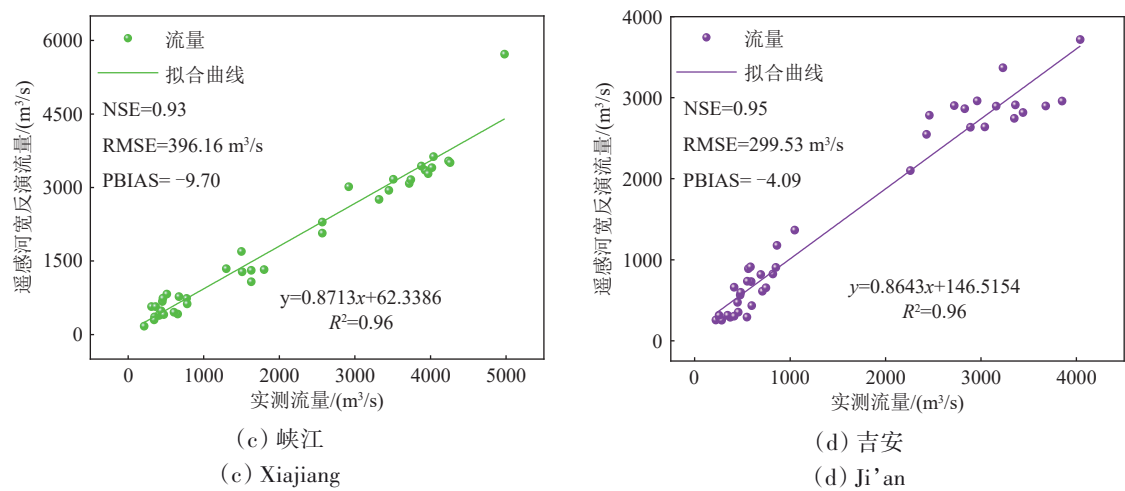


图9 流量反演精度评价
Fig. 9 Accuracy evaluation of discharge inversion

表2 河宽误差对流量反演结果的影响

Table 2 Influence of river width error on discharge inversion results

研究区	扰动前			扰动后			误差		
	NSE	RMSE/(m³/s)	PBIAS	NSE	RMSE/(m³/s)	PBIAS	ΔNSE	ΔRMSE /(m³/s)	ΔPBIAS
外洲	0.66	1023.71	5.14	0.65	1032.11	10.96	0.01	8.40	5.82
樟树	0.90	607.97	-10.41	0.89	601.67	-2.58	0.01	6.30	7.83
峡江	0.93	396.16	-9.70	0.92	421.62	-3.01	0.01	25.46	6.69
吉安	0.95	299.53	-4.09	0.93	342.00	-2.52	0.02	42.47	1.57

5 讨论

5.1 流量反演精度影响因素分析

鄱阳湖的水文过程受到长江干流水位、湖区蓄水及五河来水等多重因素共同调控，尤其在丰水期常发生江水倒灌及顶托现象，导致出入湖流量变化呈现显著的时空非均匀性 (Li 等, 2017)，并对赣江尾间河段产生回水顶托作用，进而影响外洲流量反演模型的稳定性，降低了反演模型的精度。根据外洲站丰、枯水期反演结果的对比分析表明 (图 10)，枯水期 (NSE=0.71, $R^2=0.76$) 流量反演精度明显高于丰水期 (NSE=0.56, $R^2=0.59$)，这表明丰水期鄱阳湖对外洲站流量的顶托作用加剧，河宽—流量关系稳定性下降，直接导致反演精度的降低。同时，三峡工程的修建及运行对赣江水文过程产生了深远影响。三峡蓄水初期 (2003 年—2008 年)，长江对鄱阳湖倒灌作用显著增强，平均倒灌天数达 15.83 d，倒灌量达 $35.91 \times 10^8 \text{ m}^3$ ；自 2009 年三峡水库开展试验性蓄水以来，平均倒灌天数降至 2.14 d，倒灌量为 $1.46 \times 10^8 \text{ m}^3$ ，

倒灌频率和强度显著下降 (谢平, 2017)，外洲站流量反演精度在 2012 年—2019 年阶段达到最高 (图 13 (d))。此外，水电站建设与运行会改变河流水文过程，深刻影响径流情势，且水库调节通常会削弱下游流量的季节性波动，主要表现为洪峰削减、枯期流量补充与年内“平水化” (黄维东 等, 2013)。1996 年之前，赣江流域仅上犹江 (1957 年) 和江口 (1959 年) 两座水电站，1990 年—1996 年外洲站河宽序列能够较为明显的反映流量的丰枯交替特征；1996 年—2013 年间，万安水电站 (1996 年) 竣工运行，河宽序列反映丰枯交替幅度有所减小；2013 年—2019 年，赣江新增 4 座水电站 (石虎塘水电站、峡江水电站等)，梯级水电站调度运行导致下游外洲河段河宽反映丰枯交替幅度趋于平缓。

外洲站水文大断面在不同阶段表现出显著差异 (图 11 (a)—(c))。1990 年—2012 年期间，河床形态波动明显，主槽位置与深度频繁调整，岸坡高程起伏显著，整体处于强烈扰动阶段。具体而言，1990 年—1995 年间主槽逐渐向左岸偏移，

导致槽宽扩大；2000年—2012年间中部槽床不断加深，主流区再次发生转移。其主要驱动因素在于20世纪90年代中期以来赣江沿线城市化进程加快，建筑行业对天然砂石需求激增，采砂活动在航道疏浚及南昌市红谷滩、红角洲等地抽砂建房需求推动下迅速扩张，乱采滥挖现象尤为突出（图12），造成局部边滩消失与深槽扩展（图11（a）—（b））。自2012年起，随着河道整治工程实施及采砂管控措施逐步加强，河床扰动得到

遏制，断面形态趋于稳定（图11（c））。总体而言，1990年—2019年间外洲站水文大断面演变可归纳为“下降—抬升—平稳”3个阶段，最大下切深度达2.56 m，这与以往的研究结果是一致的（陈珺等，2012）。相比之下，樟树、峡江与吉安3站断面形态保持相对稳定，反演精度较高。尤其是吉安站（图11（f）），断面长期保持稳定状态，反演结果最优（ R^2 为0.96，NSE为0.95）。

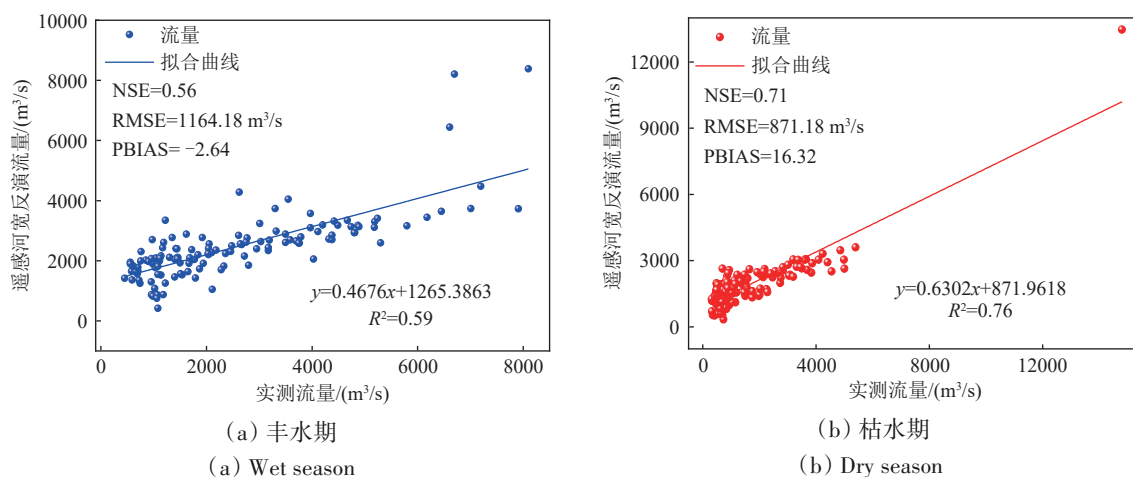
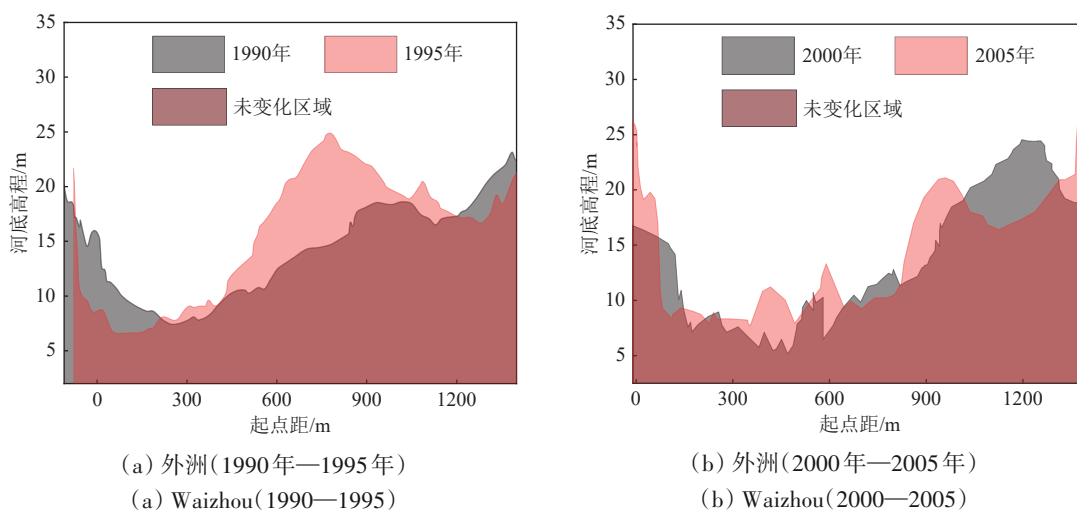


图10 外洲站丰、枯水期流量反演精度

Fig. 10 Accuracy of discharge inversion at Waizhou Station in high and low water period

为进一步提升外洲站径流量反演的精度，根据不同时间段内河流断面形状的变化，对外洲站实施“分时段反演”策略，以应对断面形态演化对模型稳定性的影响（图13）。结果表明，分时段模型显著优于整体模型，各时间段的 R^2 和NSE均大于0.85，达到了“非常好”的等级。

尤其是2012年—2019年（图13（d））， R^2 与NSE均提升至0.90，RMSE为507.06 m³/s，PBIAS为3.55%，精度显著提升且系统性偏差降低，充分验证了在河道断面形态剧烈变化区域采用分时段建模的合理性与有效性，显著提升了流量反演精度。



(a) 外洲(1990年—1995年)
(a) Waizhou(1990—1995)

(b) 外洲(2000年—2005年)
(b) Waizhou(2000—2005)

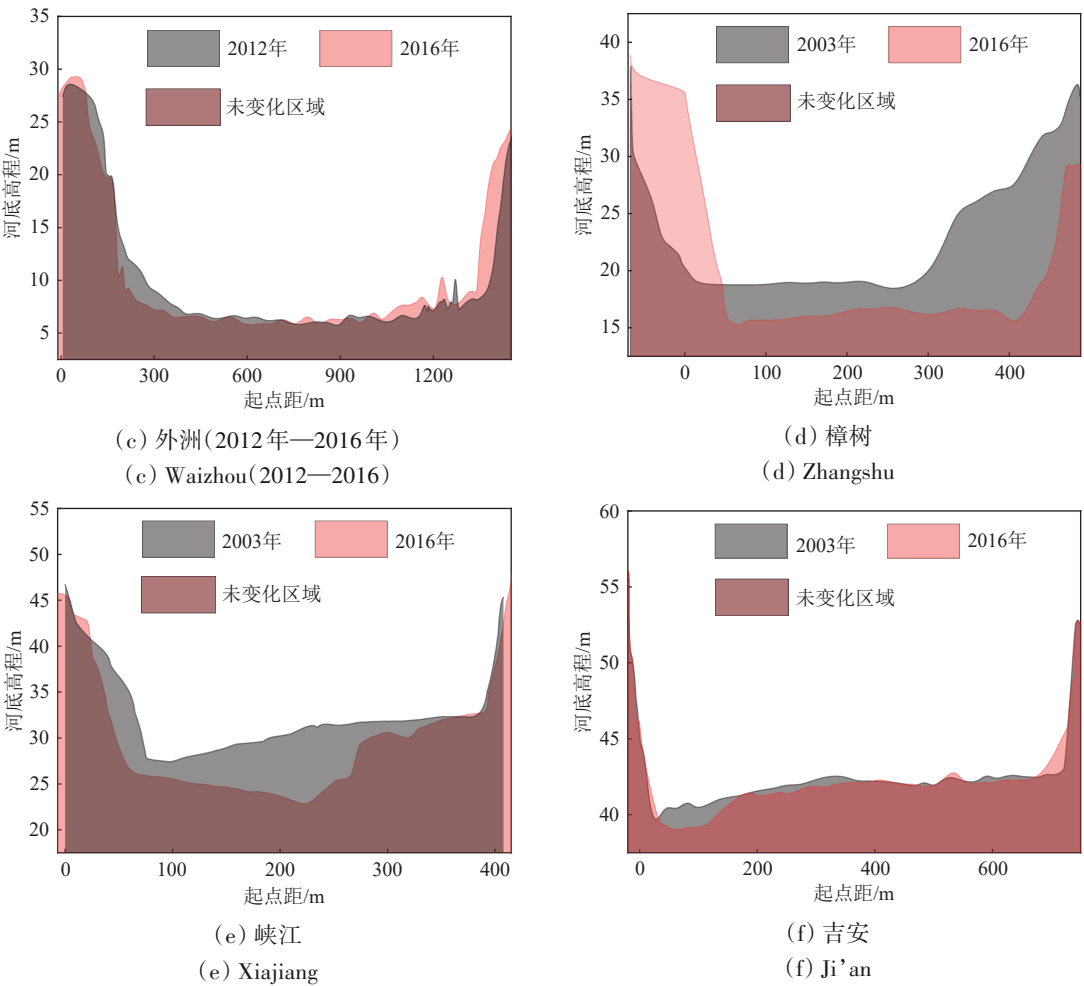


图 11 水文大断面
Fig. 11 Hydrological large section

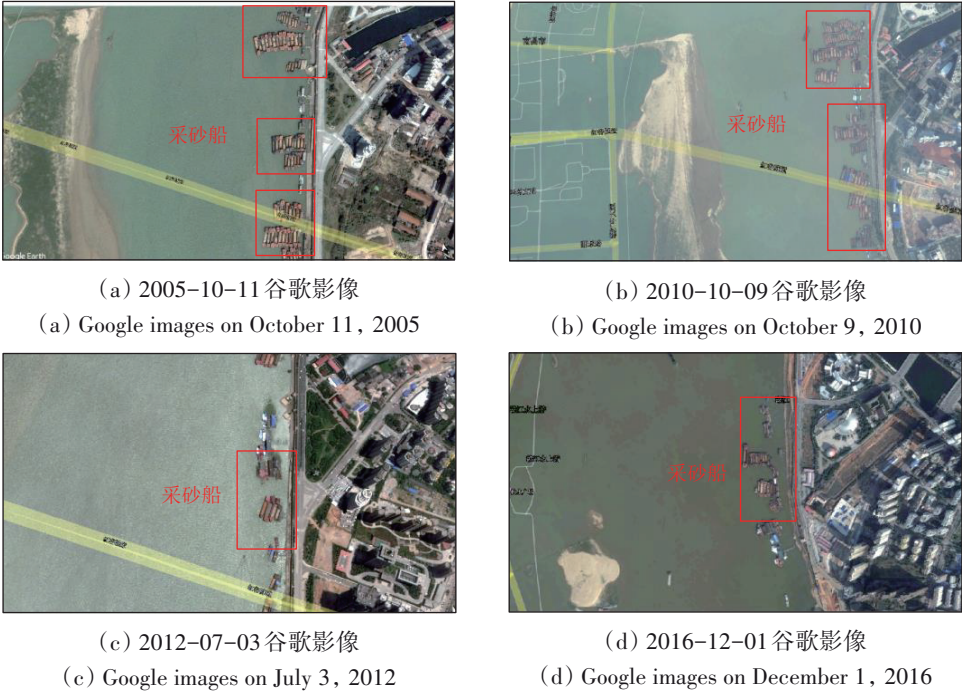


图 12 外洲站附近不同时期采砂船分布谷歌影像
Fig. 12 Google image of sand dredgers in different periods near Waizhou station

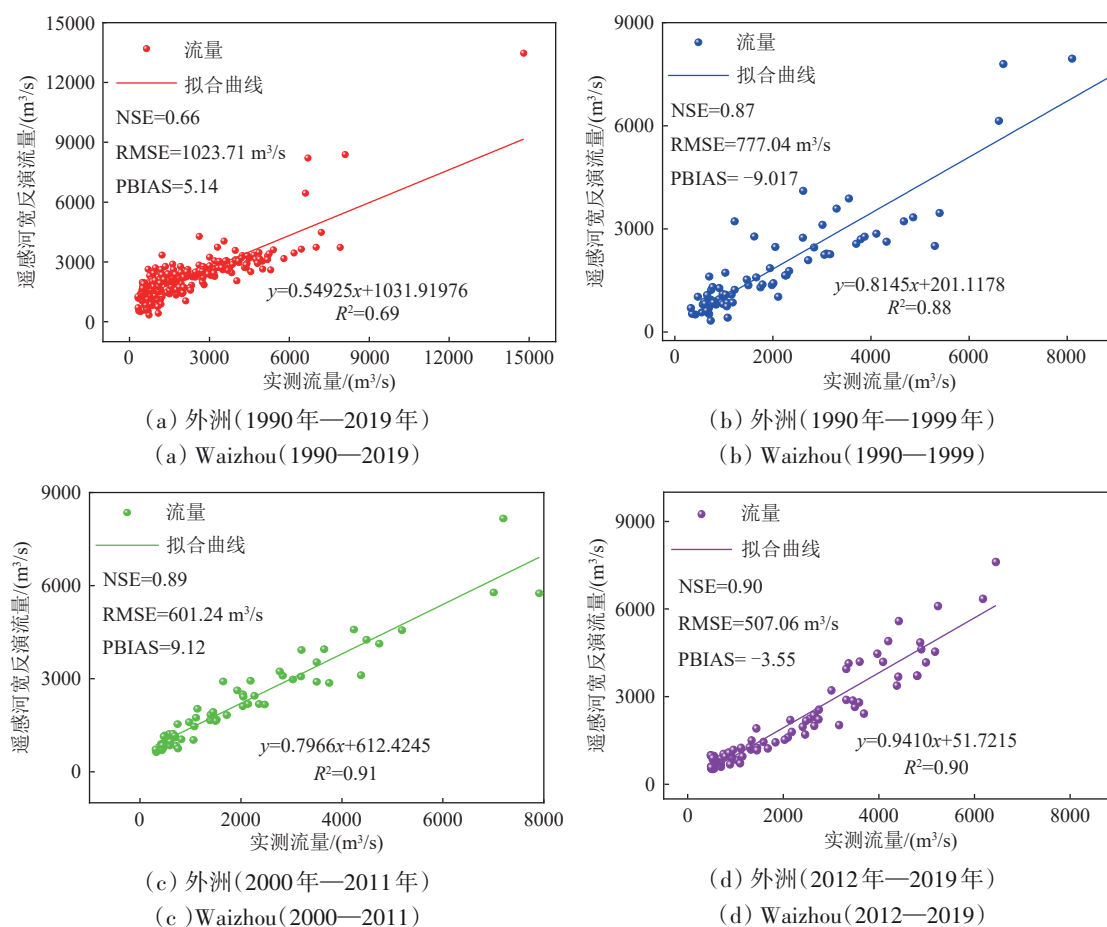


图 13 外洲站流量反演结果

Fig. 13 Discharge inversion results of Waizhou Station

5.2 卫星遥感反演区域流量的潜力

光学卫星（如 Landsat 8）和合成孔径雷达（SAR）卫星（如 Sentinel-1）对赣江流域实现了全面的覆盖，为区域流量估算提供了丰富的数据支持。但光学卫星易受云、雨、雾等天气条件影响，在丰水期常因影像可用性下降而影响流量反演时序的完整性。相比之下，SAR 影像具备全天候观测能力，不受光照与天气条件限制，可在丰水期有效弥补光学影像数据短缺的问题，从而提升流量反演结果的时间连续性。以樟树站为例，在 2003 年—2014 年期间，仅依靠 Landsat 系列光学影像时，有效河宽提取的平均时间分辨率约为 58 d，且在云雨频发的丰水期内有效观测频次显著受限（平均时间分辨率约为 70 d）；而在 2015 年—2019 年引入 Sentinel-2 与 Sentinel-1 影像后，平均时间分辨率提升至约 31 d，丰水期内的有效观测能力也得到明显增强（平均时间分辨率约为 34 d）。由此可见，联合光学与 SAR 影像数据可以获取更

完整、连续的流量反演时间序列。此外，随着中国多颗自主研发对地观测卫星的陆续发射，在时间分辨率、观测频次和数据类型等方面均得到了显著提升，例如高分系列卫星，其搭载的光学、高光谱、合成孔径雷达及激光雷达等多类型传感器，为洪水预测、水资源调配等研究提供了更加丰富的数据支撑。目前，基于遥感技术反演流量的实用性已在全球多个典型流域中得到验证。例如，在刚果河（Sichangi 等，2016）、湄公河（Birkinshaw 等，2014）等大型国际河流，研究者构建了区域化的流量—河宽关系模型，并取得了较高精度的反演结果；在中国的黄河（Liu 等，2025）、雅鲁藏布江（Gu 等，2025）及长江（Sichangi 等，2018）等流域的流量反演研究也取得了较好的成果。

与传统观测手段相比，利用多源遥感影像的流量反演方法具有覆盖范围广、成本低等优势，能够有效弥补地面监测的不足，同时为偏远地区

及缺资料流域河段的流量数据估算提供理论依据与方法支持。需要注意的是,该方法确实需要依赖少量的实测数据进行参数率定,但其核心优势在于能够突破传统监测手段在空间覆盖和长期时序上的局限性,以实现在偏远、资料有限或无监测站点的流域的流量反演。对于偏远、资料有限的区域(如雅鲁藏布江等高寒河流),该方法可利用有限的历史观测资料进行参数率定(如停止运行的水文站),进而延长流量数据的时间序列(Gu等, 2025);对于无资料流域可通过区域化率定方法,并结合数字孪生技术,将有资料流域的经验参数推广至无资料流域,实现河流流量的反演(庞海熔等, 2024)。

此外,伴随全球水文监测对高时空分辨率数据的需求不断增长,近年来有学者提出了“遥感水文站RSHS(Remote Sensing Hydrological Station)”的概念(Lou等, 2022; Yang等, 2023),即通过整合多源遥感数据(包括光学、SAR、激光雷达等)与地面实测数据,构建全球覆盖、自动化、高频次的水文观测系统。该系统有望推动水文学研究从传统的“点状观测”(依赖地面站点(如水位站、流量站、雨量站等)向“面状感知”转型,(Vaze等, 2018),实现流域尺度乃至全球尺度的动态水文监测,尤其在数据稀缺地区展现出巨大应用潜力。此外,由美国国家航空航天局(NASA)主导的地表水与海洋地形卫星SWOT(Surface Water and Ocean Topography)已于2022年12月成功发射,这标志着“太空水文站”概念从理论构想向实际工程应用迈出了关键一步,为未来高精度、广覆盖的河流流量反演提供了先进的平台支持。

6 结 论

基于GEE批量提取的遥感河宽能很好地反演流量,各河段反演流量与实测流量高度一致。其中,樟树站、峡江站和吉安站的 R^2 均达0.90以上,NSE均大于0.92,均达到了“非常好”的标准,尤其是吉安站, R^2 高达0.96,NSE高达0.95, RMSE为299.53 m³/s, PBIAS为-4.09%;与其他3个断面相比,外洲站反演精度略低,但 R^2 和NSE均大于0.65,整体达到了“满意”的标准。回水顶托作用和河道地形演变是影响外洲河段流量反演精度低的主要原因;外洲站水文大断面在1990年—2019年

发生了激烈演变,总体经历了“下降—抬升—平稳”3个过程,最大下切深度为2.56 m;其中,1990年—1995年间河流主槽逐渐向左岸偏移,导致槽宽扩大;2000年—2012年间中部槽床深度加深,主流区再次发生转移;2012年后,两岸形态趋于稳定。根据断面形态将外洲河段划分为1990年—1999年、2000年—2011年和2012年—2019年3个时段重新反演流量,反演精度得到了显著提升,3个时段的 R^2 和NSE均大于0.85,达到了“非常好”的标准,尤其是2012年—2019年, R^2 与NSE均提升至0.90。

参考文献(References)

- Birkinshaw S J, Moore P, Kilsby C G, O'Donnell G M, Hardy A J and Berry P A M. 2014. Daily discharge estimation at ungauged river sites using remote sensing. *Hydrological Processes*, 28(3): 1043-1054 [DOI: 10.1002/hyp.9647]
- Bjerkle D M, Dingman S L, Vorosmarty C J, Bolster C H and Congalton R G. 2003. Evaluating the potential for measuring river discharge from space. *Journal of Hydrology*, 278(1/4): 17-38 [DOI: 10.1016/S0022-1694(03)00129-X]
- Bjerkle D M, Moller D, Smith L C and Dingman S L. 2005. Estimating discharge in rivers using remotely sensed hydraulic information. *Journal of Hydrology*, 309(1/4): 191-209 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2004.11.022]
- Brakenridge G R, Cohen S, Kettner A J, de Groeve T, Nghiem S V, Syvitski J P M and Fekete B M. 2012. Calibration of satellite measurements of river discharge using a global hydrology model. *Journal of Hydrology*, 475: 123-136 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.09.035]
- Chen J, Ji M, Lin J and Chen J R. 2012. Runoff-sediment characteristics and riverbed evolution of Ganjiang River sink. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 32(3): 1-5 (陈珩, 嵇敏, 林江, 陈界仁. 2012. 赣江尾闾河段水沙特性及河床演变. *水利水电科技进展*, 32(3): 1-5) [DOI: 10.3880/j.issn.1006-7647.2012.03.001]
- Chen J Y, Chen S S, Fu R, Li D, Jiang H, Wang C Y, Peng Y S, Jia K and Hicks B J. 2022. Remote sensing big data for water environment monitoring: current status, challenges, and future prospects. *Earth's Future*, 10(2): e2021EF002289 [DOI: 10.1029/2021EF002289]
- Cinkus G, Mazzilli N, Jourde H, Wunsch A, Liesch T, Ravbar N, Chen Z and Goldscheider N. 2023. When best is the enemy of good-critical evaluation of performance criteria in hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 27(13): 2397-2411 [DOI: 10.5194/hess-27-2397-2023]
- Dey A and Bhattacharya R K. 2014. Monitoring of river center line and width—a study on river Brahmaputra. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42(2): 475-482 [DOI: 10.1007/

- s12524-013-0277-0]
- Drusch M, Del Bello U, Carlier S, Colin O, Fernandez V, Gascon F, Hoersch B, Isola C, Laberinti P, Martimort P, Meygret A, Spoto F, Sy O, Marchese F and Bargellini P. 2012. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120: 25-36 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.026]
- Durand M, Gleason C J, Garambois P A, Bjerklie D, Smith L C, Roux H, Rodriguez E, Bates P D, Pavelsky T M, Monnier J, Chen X, Di Baldassarre G, Fiset J M, Flipo N, Frasson R P D M, Fulton J, Goutal N, Hossain F, Humphries E, Minear J T, Mukolwe M M, Neal J C, Ricci S, Sanders B F, Schumann G, Schubert J E and Vilmin L. 2016. An intercomparison of remote sensing river discharge estimation algorithms from measurements of river height, width, and slope. *Water Resources Research*, 52(6): 4527-4549 [DOI: 10.1002/2015WR018434]
- Eberhardt I D R, Schultz B, Rizzi R, Del' Arco Sanches Sanches I, Formaggio A R, Atzberger C, Mello M P, Immitzer M, Trabaquini K, Foschiera W and Luiz A J B. 2016. Cloud cover assessment for operational crop monitoring systems in tropical areas. *Remote Sensing*, 8(3): 219 [DOI: 10.3390/rs8030219]
- Gong L, Zhang X, Pan G Y, Zhao J Y and Zhao Y. 2023. Hydrological responses to co-impacts of climate change and land use/cover change based on CMIP6 in the Ganjiang River, Poyang Lake basin. *Anthropocene*, 41: 100368 [DOI: 10.1016/j.ancene.2023.100368]
- Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D and Moore R. 2017. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202: 18-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031]
- Gu P F, Liao A M, Wu Y X, Xu Y, Wu W, Wang G X, Liu H W, Hu P C and Zhang X. 2025. Integrating UAV and multisource satellite remote sensing to estimate long-term river discharge in high-mountain basins. *Hydrological Processes*, 39(1): e70062 [DOI: 10.1002/hyp.70062]
- Günal A Y. 2024. Implementing fuzzy SMRGT, ANN, and ANFIS for flow coefficient estimation in Antalya River Basin. *Journal of Hydrology*, 640: 131705 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2024.131705]
- Hagemann M W, Gleason C J and Durand M T. 2017. BAM: Bayesian AMHG-manning inference of discharge using remotely sensed stream width, slope, and height. *Water Resources Research*, 53(11): 9692-9707 [DOI: 10.1002/2017WR021626]
- Han Z T, Liao J J and Zhang L. 2025. Assessment of sustainable development goal (SDG6) for water resources on Hainan Island based on Big Earth Data. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(3): 700-712 (韩志婷, 廖静娟, 张丽. 2025. 基于地球大数据的海南岛水资源可持续发展目标(SDG6)评估. *遥感学报*, 29(3): 700-712) [DOI: 10.11834/jrs.20243239]
- Hemati M, Hasanlou M, Mahdianpari M and Mohammadimanesh F. 2021. A systematic review of Landsat data for change detection applications: 50 years of monitoring the Earth. *Remote Sensing*, 13(15): 2869 [DOI: 10.3390/rs13152869]
- Hernandez-Suarez J S, Nejadhashemi A P, Kropp I M, Abouali M, Zhang Z and Deb K. 2018. Evaluation of the impacts of hydrologic model calibration methods on predictability of ecologically-relevant hydrologic indices. *Journal of Hydrology*, 564: 758-772 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.07.056]
- Huang Q, Long D, Du M D, Zeng C, Qiao G, Li X D, Hou A Z and Hong Y. 2018. Discharge estimation in high-mountain regions with improved methods using multisource remote sensing: a case study of the Upper Brahmaputra River. *Remote Sensing of Environment*, 219: 115-134 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.10.008]
- Huang S Y, Chen X, Ma X T, Fang H, Liu T, Kurban A, Guo J N, De Maeyer P and Van de Voorde T. 2023. Monitoring surface water area changes in the Aral Sea Basin using the Google Earth Engine cloud platform. *Water*, 15(9): 1729 [DOI: 10.3390/w15091729]
- Huang W D, Niu Z R, Ma Z Y, Li J S and Wang Y S. 2013. Impact of hydropower and water resources development on hydrological processes and ecology in the Datong River Basin. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 35(6): 1573-1581 (黄维东, 牛最荣, 马正耀, 李计生, 王毓森. 2013. 大通河流域水能水资源开发对河流水文过程和环境的影响. *冰川冻土*, 35(6): 1573-1581) [DOI: 10.7522/j.issn.1000-0240.2013.0174]
- Ip A, Evans B, Lymburner L and Oliver S. 2014. Melbourne-Australia. The Australian Geoscience Data Cube—A Common Analytical Framework for Regularly Gridded Data. *eResearch Australasia Conference*. Melbourne, Australia; eResearch Australasia: 27-31.
- Jia S C, Xue D J, Li C R, Zheng J and Li W Q. 2019. Study on new method for water area information extraction based on Sentinel-1 data. *Yangtze River*, 50(2): 213-217 (贾诗超, 薛东剑, 李成绕, 郑洁, 李婉秋. 2019. 基于 Sentinel-1 数据的水体信息提取方法研究. *人民长江*, 50(2): 213-217) [DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2019.02.038]
- Leopold L B and Maddock T. 1953. The hydraulic geometry of stream channels and some physiographic implications. *Professional Paper* 252 [DOI: 10.3133/pp252]
- Li F, Yigitcanlar T, Nepal M, Nguyen K and Dur F. 2023. Machine learning and remote sensing integration for leveraging urban sustainability: a review and framework. *Sustainable Cities and Society*, 96: 104653 [DOI: 10.1016/j.scs.2023.104653]
- Li K, Wang J L, Cheng W J, Wang Y, Zhou Y Z and Altansukh O. 2022. Deep learning empowers the Google Earth Engine for automated water extraction in the Lake Baikal Basin. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102928 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102928]
- Li X and Liu X P. 2016. Spatial information technology for facilitating “three-plan integration” using geographical simulation and optimization. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 1308-1318 (黎夏, 刘小平. 2016. “三规合一”服务的空间信息技术: 地理模拟与优化. *遥感学报*, 20(5): 1308-1318) [DOI: 10.11834/jrs.20166161]
- Li Y, Niu Z G, Xu Z Y and Yan X. 2020. Construction of high spatial-temporal water body dataset in China based on Sentinel-1 archives and GEE. *Remote Sensing*, 12(15): 2413 [DOI: 10.3390/

- rs12152413]
- Li Y L, Zhang L Y, Li X, Zhang G Z, Ren Y X, Guo J C and Bai B. 2025. Ecological environment monitoring and driving factors analysis of the Greater bay area based on improved remote sensing ecological index. *Environmental Science*, 1-18 (李怡乐, 张乐艺, 李霞, 张国壮, 任月潇, 郭婧超, 白冰. 2025. 基于改进遥感生态指数的粤港澳大湾区生态环境质量监测及驱动力分析. *环境科学*, 1-18) [DOI: 10.13227/j.hjxx.202504062]
- Li Y L, Zhang Q, Werner A D, Yao J and Ye X C. 2017. The influence of river-to-lake backflow on the hydrodynamics of a large floodplain lake system (Poyang Lake, China). *Hydrological Processes*, 31(1): 117-132 [DOI: 10.1002/hyp.10979]
- Ling F, Cai X B, Li W B, Xiao F, Li X D and Du Y. 2012. Monitoring river discharge with remotely sensed imagery using river island area as an indicator. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1): 063564 [DOI: 10.1117/1.JRS.6.063564]
- Liu G M, Schwartz F W, Tseng K H and Shum C K. 2015. Discharge and water-depth estimates for ungauged rivers: combining hydrologic, hydraulic, and inverse modeling with stage and water-area measurements from satellites. *Water Resources Research*, 51(8): 6017-6035 [DOI: 10.1002/2015WR016971]
- Liu J, Wang W and Zhong H. 2020. EarthDataMiner: a cloud-based big earth data intelligence analysis platform. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 509(1): 012032 [DOI: 10.1088/1755-1315/509/1/012032]
- Liu Q H, Chen Y, Brêda J P L F, Cui H D, Duan H T and Huang C. 2025. Higher-density river discharge observation through integration of multiple satellite data: midstream Yellow River, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 137: 104433 [DOI: 10.1016/j.jag.2025.104433]
- Lou H Z, Zhang Y J, Yang S T, Wang X L, Pan Z H and Luo Y. 2022. A new method for long-term river discharge estimation of small- and medium-scale rivers by using multisource remote sensing and RSHS: application and validation. *Remote Sensing*, 14(8): 1798 [DOI: 10.3390/rs14081798]
- Moriasi D N, Gitau M W, Pai N and Daggupati P. 2015. Hydrologic and water quality models: performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE*, 58(6): 1763-1785 [DOI: 10.13031/trans.58.10715]
- Ogunbadewa E Y. 2012. Characterizing cloud cover and satellite revisit with cloud masks in North West England. *Geodesy and Cartography*, 38(1): 27-40 [DOI: 10.3846/20296991.2012.679803]
- Pandit A, Hogan S, Mahoney D T, Ford W I, Fox J F, Wellen C and Husic A. 2025. Establishing performance criteria for evaluating watershed-scale sediment and nutrient models at fine temporal scales. *Water Research*, 274: 123156 [DOI: 10.1016/j.watres.2025.123156]
- Pang H R, Yang M, Wang Y, Yang P X and Zhang Y. 2024. Spatiotemporal analysis of hydrological similarity in Fenhe River Basin. *China Rural Water and Hydropower*, (10): 15-24 (庞海榕, 杨玫, 王莹, 杨鹏鑫, 张妍. 2024. 汾河流域水文相似度时空特征分析. *中国农村水利水电*, (10): 15-24) [DOI: 10.12396/znsd.240294]
- Papa F, Durand F, Rossow W B, Rahman A and Bala S K. 2010. Satellite altimeter-derived monthly discharge of the Ganga-Brahmaputra River and its seasonal to interannual variations from 1993 to 2008. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 115(C12): C12013 [DOI: 10.1029/2009JC006075]
- Pekel J F, Cottam A, Gorelick N and Belward A S. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633): 418-422 [DOI: 10.1038/nature20584]
- Peters S, Liu J X, Keppel G, Wendleder A and Xu P L. 2024. Detecting Coseismic landslides in GEE using machine learning algorithms on combined optical and radar imagery. *Remote Sensing*, 16(10): 1722 [DOI: 10.3390/rs16101722]
- Pham-Duc B, Frappart F, Tran-Anh Q, Si S T, Phan H, Quoc S N, Le A P and Viet B D. 2022. Monitoring lake volume variation from space using satellite observations—a case study in Thac Mo Reservoir (Vietnam). *Remote Sensing*, 14(16): 4023 [DOI: 10.3390/rs14164023]
- Phan T N, Kuch V and Lehnert L W. 2020. Land cover classification using Google Earth Engine and random forest classifier—the role of image composition. *Remote Sensing*, 12(15): 2411 [DOI: 10.3390/rs12152411]
- Shao W W, Chen X D, Zhou Z H, Liu J H, Yan Z Q, Chen S L and Wang J H. 2017. Analysis of river runoff in the Poyang Lake Basin of China: long-term changes and influencing factors. *Hydrological Sciences Journal*, 62(4): 575-587 [DOI: 10.1080/02626667.2016.1255745]
- Shao X D, Jiang Y M, Huang K, Wang F T, Wang T, Zhao H H, Hou Q Q, Ruan H M and Guan Q R. 2024. Multi-grid remote sensing monitoring method of hail disaster and the temporal-spatial distribution characteristics in Honghe. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(11): 3002-3015 (邵小东, 蒋祥明, 黄坤, 王福涛, 王拓, 赵辉辉, 侯秋强, 阮海明, 官群荣. 2024. 多级格网冰雹灾害遥感监测方法及时空分布特征研究. *遥感学报*, 28(11): 3002-3015) [DOI: 10.11834/jrs.20243483]
- Sichangi A, Wang L and Hu Z D. 2018. Estimation of river discharge solely from remote-sensing derived data: an initial study over the Yangtze River. *Remote Sensing*, 10(9): 1385 [DOI: 10.3390/rs10091385]
- Sichangi A W, Wang L, Yang K, Chen D L, Wang Z J, Li X P, Zhou J, Liu W B and Kuria D. 2016. Estimating continental river basin discharges using multiple remote sensing data sets. *Remote Sensing of Environment*, 179: 36-53 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.03.019]
- Smith L C, Isacks B L, Bloom A L and Murray A B. 1996. Estimation of discharge from three braided rivers using synthetic aperture radar satellite imagery: Potential application to Ungaged Basins. *Water Resources Research*, 32(7): 2021-2034 [DOI: 10.1029/96WR00752]
- Smith L C, Isacks B L, Forster R R, Bloom A L and Preuss I. 1995. Estimation of discharge from braided glacial rivers using ERS 1 synthetic aperture radar: first results. *Water Resources Research*, 31(5): 1325-1329 [DOI: 10.1029/95wr00145]
- Sowrav S F F, Debsarma S K, Das M K, Ibtehal K M, Rahman M, Hridita N T, Broty A A and Hoque M S A. 2025. Developing a semi-automated technique of surface water quality analysis using

- GEE and machine learning: a case study for Sundarbans. *Heliyon*, 11(3): e42404 [DOI: 10.1016/j.heliyon.2025.e42404]
- Tassi A, Gigante D, Modica G, Di Martino L and Vizzari M. 2021. Pixel- vs. object-based Landsat 8 data classification in Google Earth Engine using random forest: the case study of Maiella National Park. *Remote Sensing*, 13(12): 2299 [DOI: 10.3390/rs13122299]
- Tian M M, Mao J Q, Wang K and Xu D D. 2024. Spatio-temporal heterogeneity of ecological water level in Poyang Lake, China. *Ecological Informatics*, 82: 102694 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2024.102694]
- Tourian M J, Elmi O, Mohammadnejad A and Sneeuw N. 2017. Estimating river depth from SWOT-Type observables obtained by satellite altimetry and imagery. *Water*, 9(10): 753 [DOI: 10.3390/w9100753.]
- Vaze P, Kaki S, Limonadi D, Esteban-Fernandez D and Zohar G. 2018. The surface water and ocean topography mission//2018 IEEE Aerospace Conference. Big Sky: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/AERO.2018.8396504]
- Wang R, Shen Q, Peng H C, Yao Y, Li J S, Wang M X, Shi J R and Xu W T. 2022. Study on the applicability of multi-source high-resolution satellite images for monitoring black and odorous water body. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(1): 179-192 (王茹, 申茜, 彭红春, 姚月, 李俊生, 汪明秀, 史佳睿, 徐雯婷. 2022. 多源高分辨率卫星影像监测黑臭水体的适用性研究. 遥感学报, 26(1): 179-192) [DOI: 10.11834/jrs.20220479]
- Wulder M A, Roy D P, Radeloff V C, Loveland T R, Anderson M C, Johnson D M, Healey S, Zhu Z, Scambos T A, Pahlevan N, Hansen M, Gorelick N, Crawford C J, Masek J G, Hermosilla T, White J C, Belward A S, Schaaf C, Woodcock C E, Huntington J L, Lymburner L, Hostert P, Gao F, Lyapustin A, Pekel J F, Strobl P and Cook B D. 2022. Fifty years of Landsat science and impacts. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113195 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113195]
- Xie P. 2017. Ecological impacts of Three Gorges Dam on lakes Dongting and Poyang. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 26(10): 1607-1618 (谢平. 2017. 三峡工程对两湖的生态影响. 长江流域资源与环境, 26(10): 1607-1618) [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj201710013]
- Xu Q, Zhao B, Dai K R, Dong X J, Li W L, Zhu X, Yang Y H, Xiao X X, Wang X, Huang J, Lu H Y, Deng B and Ge D Q. 2023. Remote sensing for landslide investigations: a progress report from China. *Engineering Geology*, 321: 107156 [DOI: 10.1016/j.enggeo.2023.107156]
- Yang S T, Pan Z H, Lou H Z, Li C J, Zhang J, Zhang Y J, Yi Y, Gong J Y, Luo Y, Zhi M and Li X. 2023. Reconstruction of the water cycle process reveals the 600-year evolution of the human-water relationship in Tunpu, China. *Journal of Hydrology*, 617: 128927 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2022.128927]
- Zhou X T, Huang F M, Wu W C, Zhou C B, Zeng S Y and Pan L H. 2022. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method. *Advanced Engineering Sciences*, 54(3): 25-35 (周晓亭, 黄发明, 吴伟成, 周创兵, 曾诗怡, 潘李含. 2022. 基于耦合信息量法选择负样本的区域滑坡易发性预测. 工程科学与技术, 54(3): 25-35) [DOI: 10.15961/j.jsuese.202100808]

Inversion method and application of river discharge based on multisource remote sensing data

GU Pengfei^{1,2}, LI Miaomiao¹, WU Lang¹, WU Yongxiang², XU Yi², SHI Rui², WU Wei^{2,3},
JIANG Xi⁵, WANG Gaoxu^{2,4}

1. College of Civil Engineering, Jiangxi Science and Technology Normal University, Nanchang 330013, China;

2. State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China;

3. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;

4. Yangtze Institute for Conservation and Development, Nanjing 210098, China;

5. Liaoning River Reservoir Management Service Center (Hydrology Bureau of Liaoning Province), Shenyang 110000, China

Abstract: River discharge is a fundamental basis for water resource allocation and ecological conservation. Conventional discharge observation methods are labor-intensive and time-consuming; thus, they fail to meet the requirements of modern hydrological monitoring in terms of spatial coverage and timeliness. The continuous development of remote sensing technology has provided efficient and wide-coverage data resources and technical approaches for river discharge inversion studies.

Based on the Google Earth Engine (GEE) cloud computing platform, this study utilized Landsat-5/7/8 and Sentinel-1/2 satellite imagery to batch extract river width data for the Waizhou reach of the Ganjiang River Basin from 1990 to 2019 and for the Zhangshu, Xiajiang, and Ji'an reaches from 2003 to 2019. The river discharge for the four reaches was estimated using the power law and linear functions.

The results indicate that river widths extracted from multisource remote sensing imagery using GEE can effectively support river discharge inversion. During the period of 1990-2003, the inverted discharge for the Waizhou reach showed good agreement with the observed discharge. However, after 2003, the inverted discharge significantly underestimated high-discharge conditions and overestimated

low-discharge conditions, resulting in relatively low overall accuracy ($R^2=0.69$; $NSE=0.66$). By contrast, the inversion results for Zhangshu, Xiajiang, and Ji'an reached a stable state from 2003 to 2019 and consistently showed high agreement with the observed discharge, with the R^2 and NSE exceeding 0.90. In addition to the backwater effects induced by the downstream outlet of the Ganjiang River, channel morphological evolution was identified as a key factor contributing to the low inversion accuracy at the Waizhou reach. Influenced by illegal sand mining activities and sediment transport, the hydrological cross section at Waizhou experienced pronounced morphological changes from 1990 to 2019 while generally undergoing three stages of degradation, aggradation, and stabilization, with a maximum incision depth of 2.56 m. The inversion accuracy was significantly improved by dividing the Waizhou reach into three periods (1990—1999, 2000—2011, and 2012—2019) and recalibrating the discharge inversion models; in particular, the R^2 and NSE values exceeded 0.85 for all three periods and reached 0.90 during 2012—2019.

This study confirms the effectiveness of integrating multisource remote sensing data with the GEE platform for large-scale and long-term river discharge inversion. It also provides valuable technical support for hydrological monitoring, flood assessment, and water resources management in data-scarce regions.

Key words: multi-source satellite, discharge estimation, remote sensing technology, GEE (Google Earth Engine), Poyang lake basin, Ganjiang

Supported by National Key Research and Development Program of China (No.2023YFC3006501, 2024YFC3213600, 2023YFC3204603); Ph.D. Start-Up Funds of Jiangxi Science and Technology Normal University (No.2023BSQD52); Science Foundation of Nanjing Hydraulic Research Institute (No.Y524008, YZ24001)