

流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型构建及应用研究

胡博亭^{1,2}, 章光新^{1*}, 孙敬轩^{1,2}, 李峰平³, 吴燕锋¹, 陈立文⁴, 章清松^{1,2}

1. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130102

2. 中国科学院大学, 北京 100049

3. 吉林大学新能源与环境学院, 长春 130102

4. 吉林建筑大学测绘与勘察工程学院, 长春 130102

* 通讯作者, E-mail: zhgx@jga.ac.cn

2025-06-03收稿, 2025-10-28修回, 2025-11-05接受, 2025-12-16网络版发表

中国科学院战略性先导科技专项(A类)项目(XDA28020501), 国家重点研发计划项目(2021YFC3200203)和国家自然科学基金联合基金重点项目(U24A20570)资助

摘要 湿地蓄水能力是湿地多水文功能性发挥的载体, 量化评估流域湿地蓄水能力对流域生态水文调控与水资源综合管理至关重要。然而, 以往研究多局限于单个或小区域的湿地蓄水能力估算, 迄今尚未形成一套适用于大尺度流域湿地蓄水能力精确评估的技术方法。为此, 本研究基于湿地模块改进和土壤理化性质参数网格化率定, 创建了流域湿地蓄水能力精确评估的生态水文模型, 模拟了1990–2020年嫩江流域湿地蓄水能力演变过程。研究结果表明: (1) 湿地模块改进有效提升了地表产流模拟精度, 径流深拟合效率提升了2.4%–9.0%; 土壤理化性质参数网格化率定显著提高了土壤水分模拟精度, 表层/深层土壤水分拟合效率提高了12.5%–53.9%, 创建的流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型可精确模拟流域湿地水文过程, 其纳什系数和决定系数达0.78和0.80。 (2) 1990年嫩江流域湿地蓄水能力为332亿 m^3 , 其中湿地土壤蓄水能力约为洼地蓄水能力的2.5倍, 至2015年湿地蓄水能力累计丧失64亿 m^3 , 占流域天然年径流量的27.8%, 2020年流域湿地蓄水能力恢复了10亿 m^3 , 嫩江流域湿地蓄水能力下降主要归因于湿地大规模垦殖及其生态功能退化。研究成果有助于加深对流域湿地多水文功能性空间差异性的理解, 为嫩江流域湿地空间修复和防洪减灾提供科学依据和决策支持。同时可为全球大尺度流域湿地蓄水能力精确评估提供新方法, 对基于湿地水文服务的流域水资源综合管理具有重要应用意义。

关键词 湿地蓄水能力, 湿地模块, 生态水文模型, 网格化参数率定

1 引言

湿地是地球上水陆相互作用形成的独特生态系统, 主要通过湿地洼地和土壤的蓄水能力使其具有涵养水源、调蓄洪水、补充地下水等多水文功能性, 对减轻流域洪水灾害风险和增加流域可利用水量等方面发挥着不可替代的作用(章光新等, 2018)。然而, 由于全球气候变化和人类活动尤其农业用地扩张等多重因素的叠加影响, 导致流域湿地面积大幅度萎缩, 水文功能急剧下降乃至丧失, 已危及流域水安全与生态安全(Davidson, 2014;

Davidson等, 2018; Goldberg等, 2020)。湿地蓄水能力作为湿地多水文功能性发挥的载体, 开展流域湿地蓄水能力定量评估对制定流域防洪策略和水资源综合管理具有重要的理论意义和实践价值(Cohen等, 2016; Ahmad等, 2020)。

湿地蓄水能力通常指湿地洼地和土壤孔隙的蓄水体积之和, 其数值上近似于湿地可储存的最大地表水量和土壤饱和含水量之和(图1)(Shi等, 2016; Xia等, 2017; Jones等, 2018; Rahman等, 2019)。湿地蓄水能力传统评估方法可分为直接法和间接法。直接法通过原位地形

中文引用格式: 胡博亭, 章光新, 孙敬轩, 李峰平, 吴燕锋, 陈立文, 章清松. 2026. 流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型构建及应用研究. 中国科学: 地球科学, 56(1): 235–249, doi: 10.1360/SSTe-2025-0159

英文引用格式: Hu B, Zhang G, Sun J, Li F, Wu Y, Chen L, Zhang Q. 2026. Construction and application of an eco-hydrological model for assessing watershed wetland water storage capacity. Science China Earth Sciences, 69(1): 221–235, <https://doi.org/10.1007/s11430-025-1756-1>

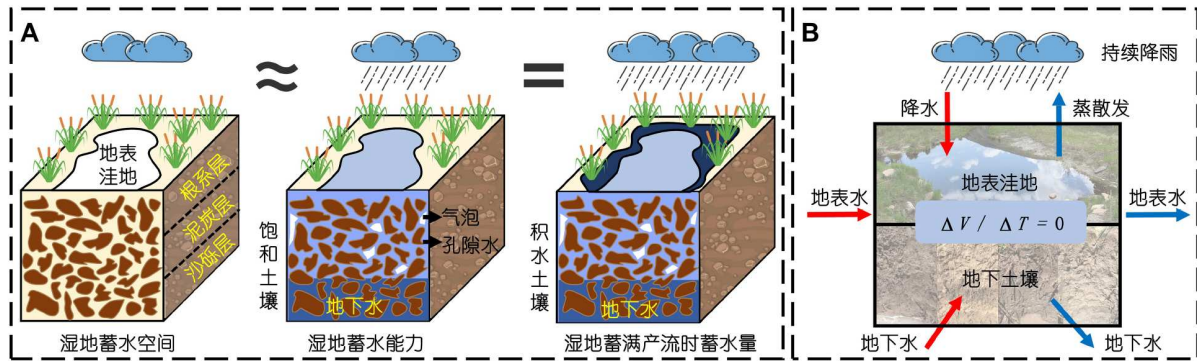


图1 流域湿地蓄水能力评估原理示意图。(A) 湿地蓄水空间、湿地蓄水能力和湿地蓄满产流时蓄水量之间的数值关系, 其中由于饱和土壤仍存在3%~7%的圈闭气体, 因此湿地蓄水能力在数值上近似于湿地蓄水空间的体积(Rahman等, 2019); (B) 流域湿地蓄水能力评估的水量平衡原理, 即持续降雨期内湿地蓄水量的变化值为零值时的湿地蓄水量可视作湿地蓄水能力(Tapia-Silva等, 2011; Fournier等, 2016; Rahman等, 2017)

测量和室内控制实验获取湿地洼地地形剖面、土壤孔隙度或土壤饱和含水量, 进而直接计算得到湿地蓄水能力, 其计算精度高, 但测量成本高昂, 该方法往往局限于单个或区域尺度湿地的研究(熊远清等, 2011; Kessler和Gupta, 2015; Wu等, 2020; Song等, 2022)。间接法将基于直接法获取的湿地洼地地形特征和土壤水分物理性质推广到流域内同类型湿地, 进而估算大尺度流域湿地蓄水能力(Le和Kumar, 2014; Wu和Lane, 2016; Ghanbarian等, 2017)。但基于间接法的流域湿地蓄水能力评估精度极大程度上取决于实测湿地样品的数量和代表性(Gleason等, 2007; Santra和Das, 2008; Minke等, 2010; Patil和Singh, 2016), 难以有效、科学支撑湿地类型多样且密集分布的大尺度流域湿地蓄水能力评估。

耦合湿地模块的流域生态水文模型可统筹刻画湿地洼地和土壤水文过程, 已成为当前评估大尺度流域湿地水文功能的有效工具(Cui等, 2021)。该类研究主要利用开源星载的DEM数据制备湿地汇水区面积、湿地测高曲线等湿地模块参数, 并与流域生态水文模型耦合以模拟不同湿地分布情景下的径流、洪峰流量、基流量等水文要素变化过程, 进而定量评估流域湿地水文功能(Bowling和Lettenmaier, 2010; McLaughlin等, 2014; Fossey等, 2016; Lee等, 2018; Wu等, 2020; 吴燕锋, 章光新, 2021)。但以往研究存在2个重要局限性: 一是国际上却尚未提出基于流域生态水文模型的大尺度流域湿地蓄水能力定量评估方法; 二是当前流域生态水文模型对湿地洼地和土壤蓄水过程的模拟存在极大的不确定性, 其主要归因于: (1) 开源星载的DEM数据(SRTM DEM、ASTER DEM、AW3D DEM、TanDEM-X等)在湿地水体和高密度植被区会产生大量的异常值, 且数据采集无法穿透水面导致水下地形信息缺失, 致使目前尚无法精确

估算湿地洼地相关参数(Wong等, 2017; Uuemaa等, 2020; Chen等, 2022; Liu等, 2024)。进而由于湿地洼地相关参数(湿地汇水区范围、湿地测高曲线等)直接影响湿地水文过程模拟精度(Wu和Lane, 2016; Evenson等, 2018), 导致以往流域湿地洼地蓄水能力评估存在较大不确定性(Liu K等, 2022); (2) 国内外土壤基础数据库(HWSD、SoilGrids等)提供的土壤孔隙度、土壤容重等土壤理化性质数据多为模型预测值, 缺乏广泛的实测数据验证, 且模型参数率定对湿地土壤参数空间异质性的考量不足(刘继红等, 2013; Wanders等, 2014a; Rajib等, 2016; Li等, 2018; Zhou等, 2020; Zhou等, 2022)。

本文通过精细刻画湿地汇水区和湿地测高曲线改进湿地模块, 建立土壤理化性质参数网格化率定方法, 以创建适用于流域湿地蓄水能力精确评估的生态水文模型, 探究过去30年东北嫩江流域湿地蓄水能力演变过程及其驱动机制, 旨在为流域洪水资源化及洪灾应对韧性提升、水资源综合管理和湿地恢复重建提供科学支撑。

2 研究区概况与数据来源

2.1 嫩江流域概况

嫩江发源于大兴安岭伊勒呼里山南侧, 河长1370 km, 流域面积29.17万 km^2 (图2)。属于温度大陆性季风气候, 多年平均气温2.1 $^{\circ}\text{C}$, 降水量455 mm, 径流深97.4 mm。嫩江流域是中国湿地主要集中分布区之一, 拥有扎龙、向海、莫莫格和南瓮河等国际重要湿地。过去几十年, 在全球气候变化和高强度人类活动的共同作用下, 导致嫩江流域湿地面积大幅度萎缩及其水文功能急剧下降, 不仅增加了洪水灾害的强度和风险, 同时也

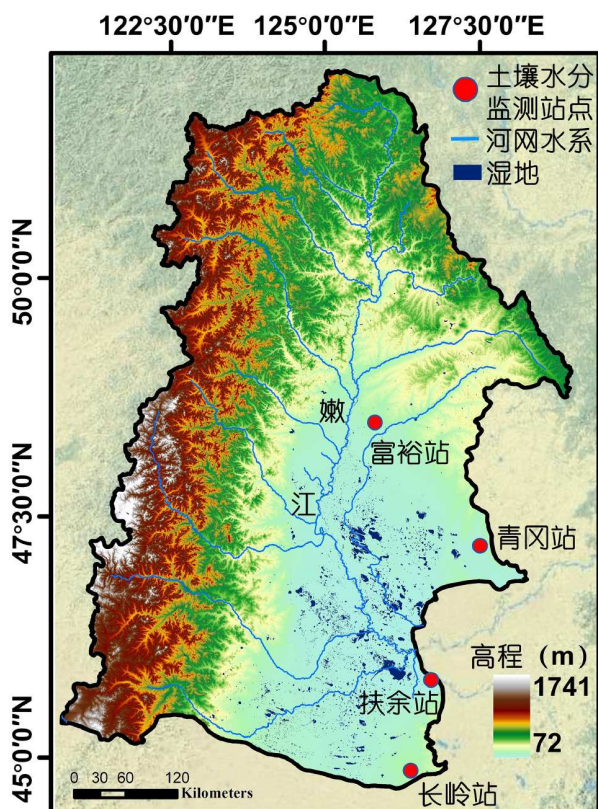


图2 嫩江流域概况图

减少了水资源可利用性(孟宪民等, 1999; 董李勤和章光新, 2013; 吴燕锋等, 2020)。

2.2 数据来源

用于流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型构建的数据有：(1) 气象数据来源于中国区域地面气象要素驱动数据集(<https://data.tpdac.cn>, He等, 2020); (2) 土壤数据来源于世界土壤数据库HWSD V2.0(<https://www.fao.org>); (3) 植被数据来源于全球陆面数据同化系统GLDAS(<https://ldas.gsfc.nasa.gov>); (4) 河网水系数据来源于HydroSHEDS(<https://www.hydrosheds.org>, Lehner和Grill, 2013); (5) DEM数据来源于目前精度最稳定的SRTM3 V4.1(<https://earthexplorer.usgs.gov>); (6) 径流数据来源于中国天然径流量格点数据集CNRD V1.0(<https://data.tpdac.cn>, Miao等, 2022); (7) 微波遥感土壤水分数据来源于ESA CII V09.1融合产品(<https://climate.esa.int>), 其自带数据质量标签, 本文选用标签flag=0的数据(观测数据已经过检查且不存在质量问题), 剔除受积雪、地表植被等因素影响的其他观测数据; (8) 土壤水分监测数据来源于国际土壤水分网络ISMN(<https://ismn.bafg.de>), 其包含0–1 m内不同分层的土壤水分数据。ISMN提

供的观测数据已按Dorigo等(2013)的方法进行质量控制, 共划分为4种质量标签, 本文仅选用标签为G的数据(观测数据质量最佳)。

3 流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型构建

大尺度分布式水文模型-VIC模型具有湖泊/湿地模块、多层土壤结构和多过程模拟等特点和优势, 可同时在水循环过程中的能量平衡和水量平衡进行模拟, 适用于大尺度流域的生态水文研究(Schaperow等, 2021)。因此, 本研究基于VIC模型平台构建流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型(图3)。

3.1 湿地模块改进

VIC模型中原湿地模块将对湿地内部明水面与季节性淹没地表(暴露的湿地植被)之间的水量平衡过程进行了刻画。例如当湿地蓄水量增加时, 模型可通过水量平衡计算明水面对季节性淹没地表的水量补给并对季节性淹没地表的土壤含水量进行更新(式(1)–(3))(Bowling和Lettenmaier, 2010)。

$$R_e = (f'_p - f_p)(W_{\max} - W_v), f'_p > f_p \quad (1)$$

$$\bar{W} = (1 - f_p)W_v + f_p W_{\max}, f'_p \leq f_p \quad (2)$$

$$\bar{W} = (1 - f'_p)W_v + f'_p W_{\max}, f'_p > f_p \quad (3)$$

式中, R_e 为湿地明水面对季节性淹没地表的水量补给, f'_p 和 f_p 分别代表不同时段湿地明水面的面积, W_v 为当前时间的季节性淹没地表的土壤含水量, $W_{\max}$ 为土壤饱和蓄水量, $\bar{W}$ 为季节性淹没地表的平均土壤含水量。

湿地明水面的入流为湿地上游汇水区和季节性淹没地表产生的地表径流量和基流量(式(4)), 而湿地向下游排泄区的出流量则通过湿地测高曲线进行计算(式(5))(Bowling和Lettenmaier, 2010; Mishra等, 2010)。

$$D_{in} = \left\{ \alpha \sum_{i=1}^N [R_v + B_v] C_v \right\} + (R_w + B_w)(1 - f_p) f \quad (4)$$

$$Q = c_d b \sqrt{g} \left[\frac{2}{3} (Z - Z_{\min})^{3/2} \right] \quad (5)$$

式中, D_{in} 为湿地明水面的入流量; C_v 、 R_v 和 B_v 分别为湿地上游汇水区面积及其产生的地表径流和基流量; α 为湿地上游汇水区的面积; R_w 和 B_w 分别为湿地植被产生的地表径流和基流量; Q 为湿地出流量; b 为水流宽度; g 为重力加速度; Z 表示当前湿地水深; $Z_{\min}$ 表示湿地出水口底部以上的高程, 其由湿地测高曲线的最大水位值确定。

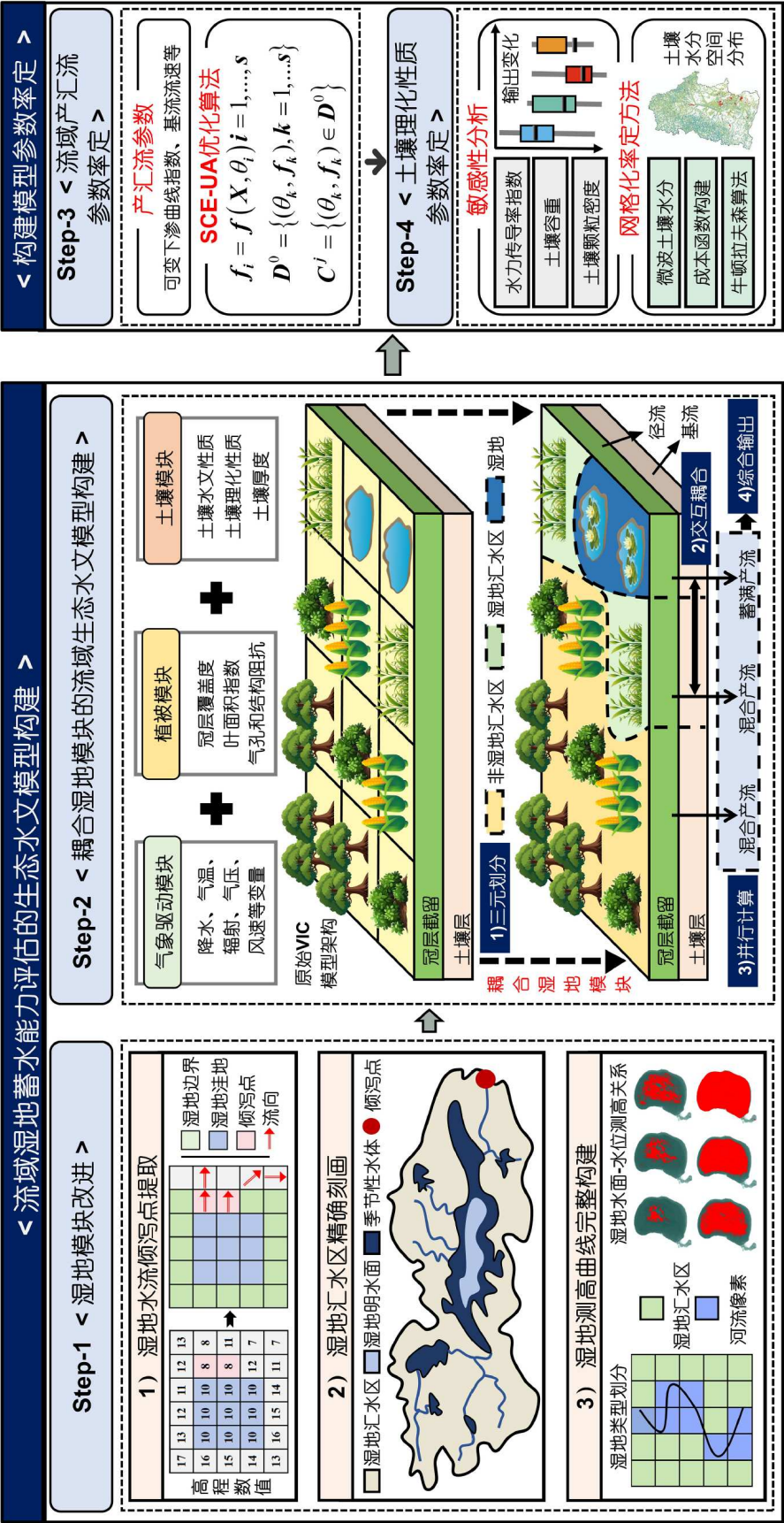


图 3 流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型构建流程图

湿地测高曲线和湿地汇水区面积是控制湿地出、入水量模拟精度的关键参数(Evenson等, 2015; Wu和Lane, 2017)。对此, 本文基于前期完成的湿地水上地形信息高精度重建方法(Hu等, 2025), 对VIC模型原湿地模块进行改进, 借助重建的湿地水上地形信息进一步精细刻画湿地测高曲线和湿地汇水区面积, 具体过程如下。

湿地剖面形态对湿地测高曲线的合理确定至关重要, 不同湿地类型的剖面形态存在较大差异, 如通常采用半椭圆形和梯形分别对湖泊湿地和河滨湿地等湿地剖面形态进行概化。因此, 首先结合河网水系数据和连通度阈值法对流域湿地类型进行划分(吴燕锋等, 2020)。对于半椭圆形状(图4a), 可根据重建的湿地水上地形信息获取湿地水面积-水位对应关系, 采用幂函数拟合该对应关系确定湿地水上测高曲线(Wu和Lane, 2016); 对于梯形形状(图4b), 其剖面坡度可视作 0.25° (Neitsch等, 2002; Liu等, 2008), 基于重建的湿地水上地形信息和Canny边缘检测算子获取湿地轮廓线, 将湿地轮廓线到河道的垂线距离和高程差分别视作湿地剖面的下底和高, 进而得到湿地水上测高曲线。研究表明, 湿地水上地形与水下地形的测高关系普遍相似(Bonnema和Hossain, 2017; Vanthof和Kelly, 2019; Xiong等, 2021), 因此, 在改进的湿地模块中, 通过湿地水上测高曲线直接外延的方式来估测湿地水下测高曲线(图4), 进一步基于重建的湿地测高曲线和GIS水文分析包来确定湿地水流的倾泻点及相应的上游汇水区面积(Fossey等, 2015; Wu和Lane, 2017)。

3.2 耦合湿地模块的流域生态水文模型构建

本研究采用湿地蓄水变化量表征湿地-流域水量平衡过程(图5)(式(6)), 从而将改进的湿地模块与流域生态水文模型进行耦合。

$$\Delta S = P + (D_m) - \left[E_w f_p + E_v (1 - f_p) \right] - R_{\text{wetland}} - B_{\text{wetland}} \quad (6)$$

式中, ΔS 为湿地蓄水变化量, P 为降水量, E_w 和 E_v 分别代表湿地明水面和湿地植被的蒸散发量, R_{wetland} 和 B_{wetland} 分别为湿地出流的地表径流和基流量。

采用气象驱动模块、土壤模块、植被模块和改进湿地模块开展流域湿地生态水文过程模拟。为此, 收集和计算近地面气温、近地面空气比湿、降水率、地表气压、向下短波辐射、向下长波辐射和风速7个气象变量输入气象驱动模块。通过土地覆被类型、植被分类和土壤水文物理性质3类数据输入土壤模块和植被模块。最后结合改进的湿地模块模拟逐日尺度的流域湿地生态水文过程, 其中湿地模块的初始水深设定依据Kines(2019)

的方法, 当模拟网格内湿地同时存在长期明水面和季节性淹没地表时, 初始水深设定为明水面最大水深加上季节性淹没地表最大水深的一半, 其余情况则设定为湿地最大水深。

3.3 模型网格化参数率定

以往研究在VIC模型参数批量率定时往往多关注流域产汇流相关参数, 而对土壤理化性质相关参数较为忽视, 另外对参数空间异质性的刻画不足, 导致流域生态水文过程模拟存在不同程度的偏差(Wanders等, 2014b; Rajib等, 2016; Li等, 2018)。因此, 本研究结合参数敏感性分析和优化算法同时对流域产汇流和土壤理化性质相关参数开展网格化率定, 以精确模拟嫩江流域湿地生态水文过程。

首先率定与流域产汇流密切相关的土壤参数, 明分为可变下渗曲线指数 B 、非线性基流占基流最大流速的比例 D_s 、基流最大流速 D_m 、底层土壤与饱和土壤的含水量比值 W_s 、第二层土壤厚度 d_2 和第三层土壤厚度 d_3 。为获得准确的模型初始状态, 本文选择1979–1980年作为预热期, 然后通过天然径流深网格数据和SCE-UA优化算法(基于Python的SPOTPY包进行编译)进行率定。

模型中的土壤理化性质相关参数包括下渗曲线指数 c 、饱和导水率 $ksat$ 等10个参数(全部参数见图6)。由于所需率定参数量大于5, 为减少异参同效性导致的参数估算不确定性, 本文首先通过敏感性分析识别强烈影响嫩江流域模拟土壤水分变化的高敏感性参数, 判定标准为当参数值变化率大于50%时, 土壤水分时间序列的均值和标准差的变化率大于10%(Zhou等, 2020)。结果表明水力传导率方程指数、土壤容重和土壤颗粒密度为3个高敏感性土壤理化性质参数(图6)。由于土壤颗粒密度的参数取值普遍设置为常数(2685 kg/m^3), 因此对水力传导率方程指数(介于3–4.0之间)和土壤容重(介于 $1000\text{--}1800 \text{ kg/m}^3$)进行参数率定(Zhou等, 2022)。

土壤水分遥感数据分为近红外、热红外和微波3种类型, 其中微波测量具有对表面介电常数的高敏感性、较强的植被穿透能力且不受太阳光照的影响, 可提供全天候、全天时的较为准确的地表土壤水分数据(Al-Khaldi等, 2021)。大量研究表明, 表层土壤水分微波遥感数据可有效提高土壤参数估算的鲁棒性及流域水文过程模拟精度(Zhang等, 2015; Thorstensen等, 2016; Kundu等, 2017; Li等, 2018)。因此, 本研究采用融合微波土壤水分遥感数据进行网格化参数率定, 具体思路为: 将流域尺度模型模拟与微波数据的表层土壤水分多年均值的差值视作微波数据的空间偏差, 构建表征模拟表层土壤水

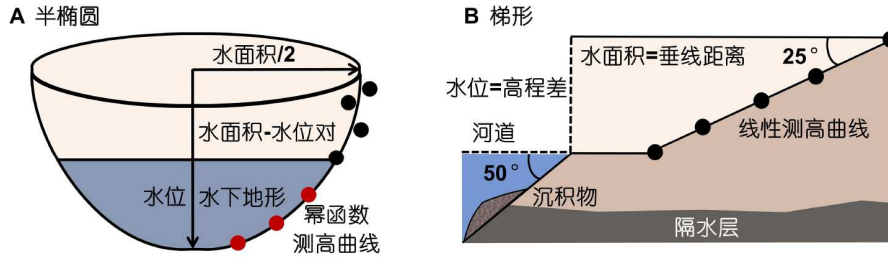


图4 湿地模块中测高曲线确定的改进方法

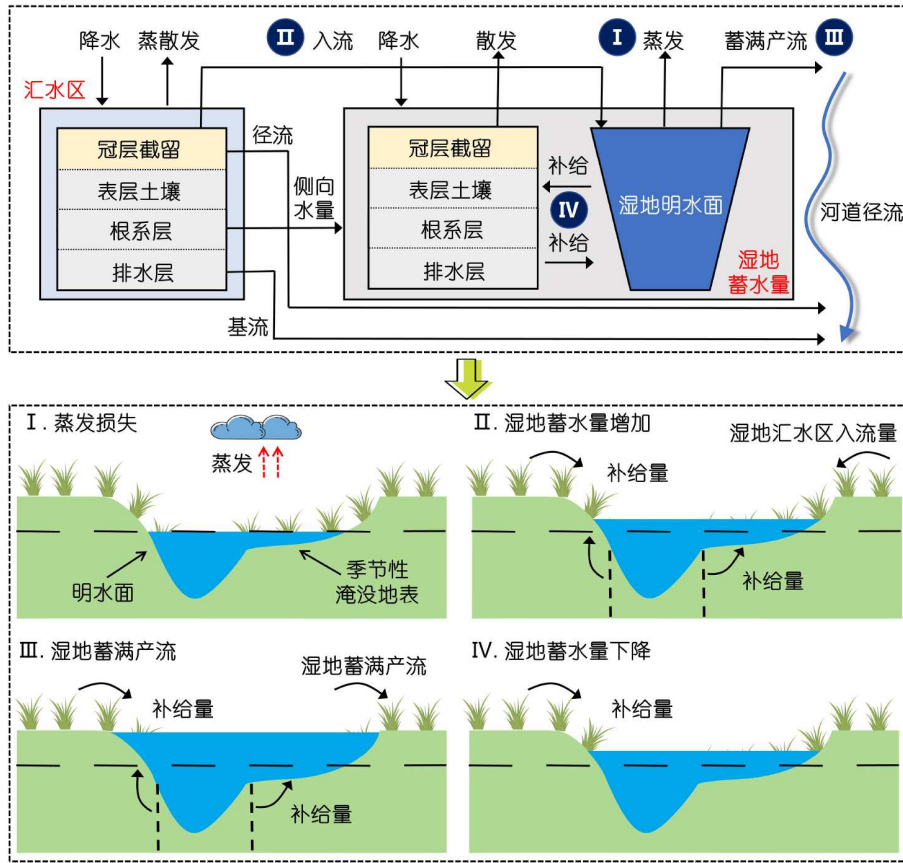


图5 湿地模块与流域生态水文模型耦合过程

分与无空间偏差的微波表层土壤水分(原始微波数据减去空间偏差值)的均值和标准差的成本函数(式(7)–(9)),最后采用牛顿-拉夫森(Newton-Raphson)优化算法确定成本函数最小化时的水力传导率方程指数和土壤容重的参数值,并作为最优参数解(Zhou等, 2022)。

$$F_i^I = \left(\frac{M_i^{\text{VIC}} - M_i^{\text{reRS}}}{M_i^{\text{reRS}}} \right)^2 + \left(\frac{\text{STD}_i^{\text{VIC}} - \text{STD}_i^{\text{VIC}^0}}{\text{STD}_i^{\text{VIC}^0}} \right)^2 \quad (7)$$

$$M_i^{\text{reRS}} = M_i^{\text{RS}} - \text{Bias}^{\text{basin}} \quad (8)$$

$$\text{Bias}^{\text{basin}} = M^{\text{RS}} - M^{\text{VIC}} \quad (9)$$

式中, M_i^{VIC} 、 M_i^{RS} 和 M_i^{reRS} 分别为网格*i*中模型模拟、原始微波数据和无空间偏差微波数据的土壤水分时间序列, $\text{STD}_i^{\text{VIC}}$ 和 $\text{STD}_i^{\text{VIC}^0}$ 分别为网格*i*中模型率定前后的土壤水分时间序列标准差, M^{RS} 和 M^{VIC} 分别为流域尺度微波数据和模型模拟的多年平均土壤水分。

采用纳什系数NSE(式(10))和决定系数 R^2 (式(11))两个拟合优度指标评价模型模拟精度,并将 $\text{NSE} > 0.5$ 、 $R^2 > 0.6$ 作为拟合优度指标的评价标准(Gupta等, 2009; Nicolle等, 2014)。

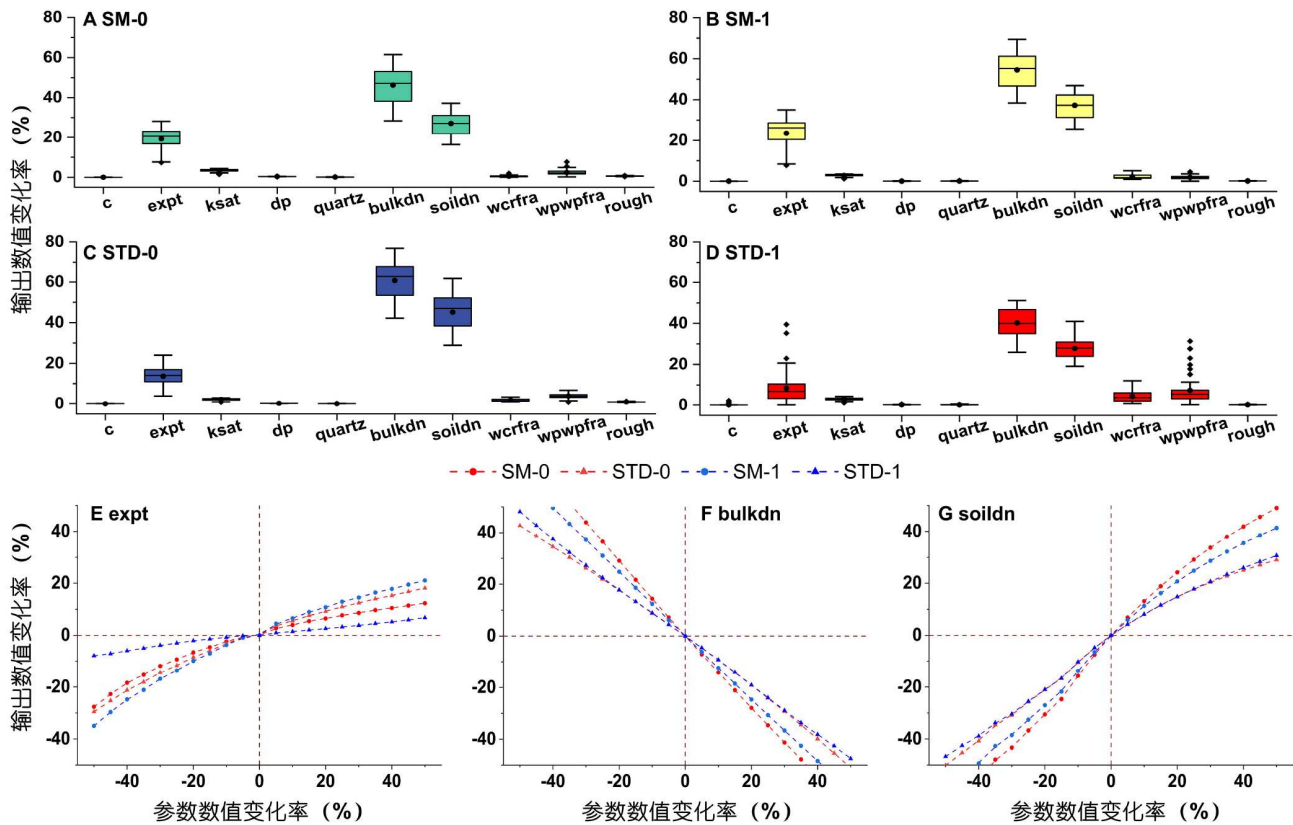


图6 土壤理化性质相关参数敏感性分析。SM0、SM1、STD-SM0和STD-SM1分别为表层土壤(0–10 cm)和深层土壤(10–100 cm)的土壤水分均值和标准差；(A–D)表示当土壤参数值(名称见<https://vic.readthedocs.io/en/master>)变化率为50%时的分层土壤水分均值和标准差的变化率；(E–G)分别为水力传导率方程指数(expt)、土壤容重(bulkdn)和土壤颗粒密度(soiln)3个土壤理化性质参数的敏感性分析结果

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{m,i} - Q_{s,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{m,i} - \overline{Q_{m,i}})^2} \quad (10)$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (Q_{m,i} - \overline{Q_{m,i}}) (Q_{s,i} - \overline{Q_{s,i}}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{m,i} - \overline{Q_{m,i}})^2 \sum_{i=1}^n (Q_{s,i} - \overline{Q_{s,i}})^2} \quad (11)$$

式中, $Q_{m,i}$ 为第 i 个实测数据, $Q_{s,i}$ 为第 i 个模拟数据, $\overline{Q_{m,i}}$ 为平均实测数据, $\overline{Q_{s,i}}$ 为平均模拟数据, n 为数据个数。

4 流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型应用

4.1 嫩江流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型模拟效果评价

分别采用1981–2008年和2009–2018年天然径流深数据对构建的流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型进行

参数率定和验证(表1)。结果表明, 率定期模型拟合效果最好, 全时段次之, 验证期效果略差, 但其NSE和 R^2 均超过0.65。从站点上看, 扶余站和长岭站的拟合程度最高, 全时段NSE和 R^2 均超过0.85, 富裕站和青冈站略差, 全时段NSE和 R^2 在0.7左右。上述可见, 构建的模型可适用于嫩江流域湿地生态水文过程模拟及蓄水能力定量评估。

采用Pearson相关性系数(p)量化湿地模块改进和土壤理化性质参数网格化率定对嫩江流域湿地生态水文过程模拟精度的影响。发现湿地模块改进有效提高了地表产流的模拟精度(图7), 其中富裕站和扶余站的 p 值增幅最大, 分别从0.67和0.78增加至0.72和0.85, 平均增幅8.2%; 长岭站的 p 值增加了0.04, 青冈站的 p 值增幅最小, 仅为0.02。

采用土壤理化性质参数网格化率定方法可大幅提高表层和深层土壤水分的模拟精度(图8)。从表层土壤水分上看, 富裕站和长岭站的 p 值增幅最高, 平均高达31.5%, 其次为扶余站, 增幅达24.2%, 青冈站的 p 值增幅最低。从深层土壤水分上看, 富裕站和青冈站的 p 值增

表1 嫩江流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型参数率定和验证

时段	时间	富裕		扶余		长岭		青冈	
		NSE	R^2	NSE	R^2	NSE	R^2	NSE	R^2
全时段	1981–2018	0.69	0.74	0.87	0.86	0.85	0.88	0.72	0.71
率定期	1981–2008	0.71	0.75	0.89	0.90	0.90	0.92	0.74	0.73
验证期	2009–2018	0.67	0.72	0.82	0.84	0.81	0.82	0.69	0.78

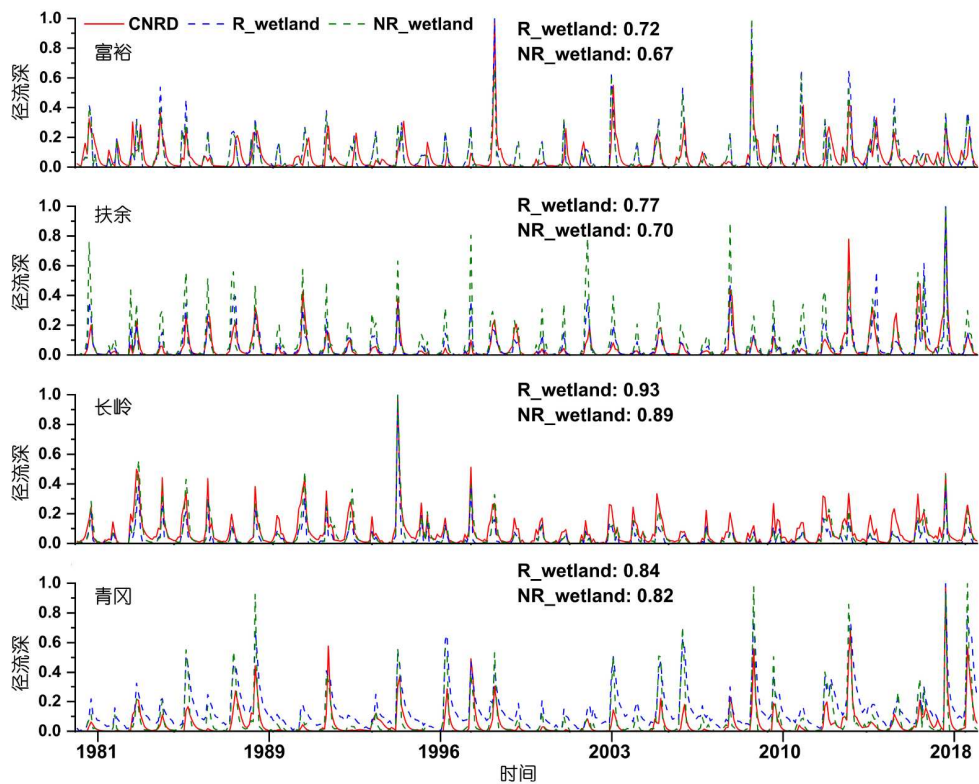


图7 湿地模块改进对地表产流模拟精度的影响。图中纵坐标代表径流深标准化后数值，R_wetland和NR_wetland依次代表湿地模块改进后和改进前的径流深模拟值

幅最高，平均高达53.9%，其次为长岭站，增幅达38.1%，扶余站的增幅最低。

4.2 嫩江流域湿地蓄水能力定量评估及演变过程

4.2.1 嫩江流域湿地蓄水能力定量评估方法

对比嫩江流域湿地及其洼地和1984–2021年最大水面面积的空间分布(网络版附图S1)，发现由于嫩江流域内不同湿地的蓄水空间和来水条件存在显著差异，部分湿地的历史最大水面面积小于湿地及其洼地面积，表明历史降水场景无法使得流域内所有湿地都达到蓄满状态。

为此，本文对流域1981–2018年逐日降水时间序列进行扰动，基于Dong等(2015)的乘性误差法以构建降水量逐步增加的不同降水场景，同时利用创建的嫩江流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型分析湿地洼地蓄水量和

土壤含水量对降水的响应关系(附图S2)。可见，当某一场降水增加到一定情况，湿地洼地蓄水量和土壤含水量的变化率为零，表明湿地洼地和土壤的蓄水量达到最大值，湿地表现为具备饱和土壤的明水面。进一步基于该场景获取模型输出的流域湿地洼地蓄水量和土壤含水量的最大值，其两者之和即为嫩江流域湿地蓄水能力(Malone等, 2009; Fossey等, 2015; 吴燕锋等, 2020)。

4.2.2 嫩江流域湿地蓄水能力演变

本文基于Landsat光学影像和XGboost机器学习模型重建1990–2020年嫩江流域湿地时空分布数据(详见附图S3)，进而结合构建的嫩江流域湿地生态水文模型量化评估了1990–2020年流域湿地蓄水能力(表2)，结果表明：1990–2015年嫩江流域湿地蓄水能力一直呈减少趋势，从332.07亿m³减少至268.87亿m³，累计减少63.2亿m³，约

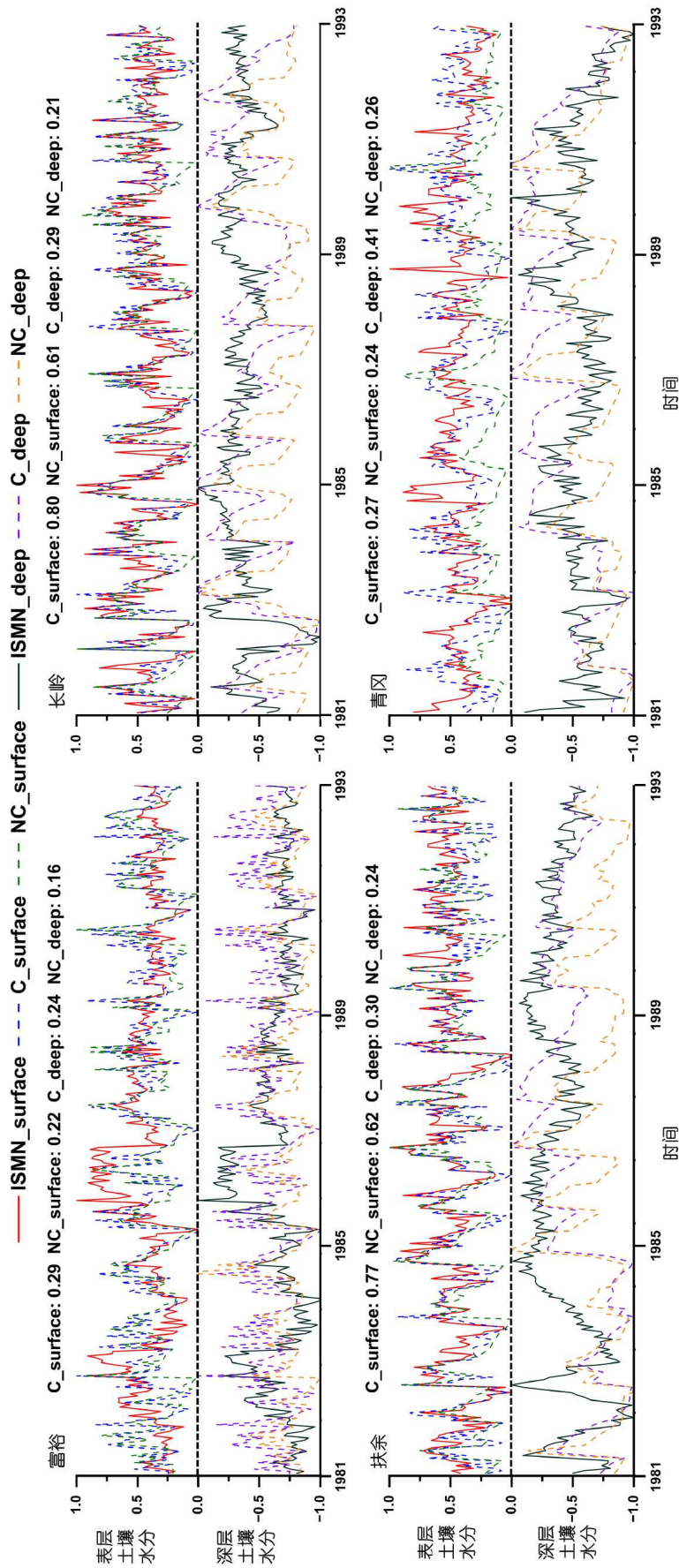


图8 土壤理化性质参数网格化率定对土壤水分模拟精度的影响。图中纵坐标代表土壤水分标准化后数值，C_surface和NC_surface分别代表是否采用土壤理化性质参数网格化率定的表层土壤(0–10 cm)水分模拟值，C_deep和NC_deep为相应的深层土壤(10–100 cm)水分模拟值

占流域天然年径流量总量的27.8%，2020年流域湿地蓄水能力有所恢复，较2015年增加了9.81亿m³。1990–2015年嫩江流域湿地洼地和土壤蓄水能力均呈减少趋势，分别从89.8亿m³减少至73.74亿m³，242.27亿m³到195.13亿m³，2020年两者均小幅恢复，分别增加了1.44亿m³和8.37亿m³。嫩江流域湿地土壤蓄水能力约为湿地洼地蓄水能力的2.5倍。

5 讨论

5.1 模型不确定性分析

流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型不确定性主要来源于模型输入和模型结构2个方面。本文通过湿地模块改进和土壤理化性质参数网格化率定对嫩江流域湿地生态水文过程进行了精确模拟，其中本文结合Hu等(2025)的方法和DEM数据对嫩江流域湿地洼地地形信息进行了高精度重建，该重建方法基于长时序水体空间分布遥感数据和“高程越低，其出现水面的可能性越高(Li等，2021)”原理对湿地洼地地形进行修正。因此流域湿地洼地水文过程模拟的不确定性主要取决于DEM输入数

据的垂直精度和水体时空分布遥感数据的解译精度。以往研究表明各类DEM数据(ALOS DEM、Copernicus DEM、Merit DEM)对湿地地形刻画和集水区提取具有明显区域差异性(Papa等，2013；Vanthof和Kelly，2019；Datta等，2022；Liu等，2024)，当前已有大量研究基于测高卫星数据(Sentinel-3、ICESat-2等)开展DEM数据精度评价与误差矫正，有助于降低流域湿地洼地水文过程模拟的不确定性(Baugh等，2013；丁夏萌等，2022)。同时，受制于遥感分类算法和无云影像时空连续性不足等缺陷的影响，未来融合Sentinel-2、MODIS、Landsat等多源、多时空分辨率的遥感数据生成高精度的水体时空分布数据有助于进一步增加流域湿地洼地地形信息的重建精度以及湿地洼地水文过程模拟精度。流域湿地土壤水文过程模拟的不确定性与输入的土壤水分遥感数据精度密切相关，对比全球根区土壤水分再分析数据(加权融合ERA5-Land、MERRA-2和CFSR三种土壤水分数据产品)(Liu等，2023)和ESA CII土壤水分融合微波数据在嫩江流域4个站点的参数率定结果(图9)，发现虽然数据间存在显著的时空分辨率差异，但采用融合微波数据率定的模型土壤水分模拟精度明显高于采用全球根区土壤水

表2 1990–2020年嫩江流域湿地蓄水能力演变(亿m³)

湿地蓄水能力	年份						
	1990	1995	2000	2005	2010	2015	2020
湿地洼地蓄水能力	89.8	88.11	86.92	86.08	83.96	73.74	75.18
湿地土壤蓄水能力	242.27	213.91	210.39	209.66	202.32	195.13	203.5
湿地蓄水能力	332.07	302.02	297.31	295.74	286.28	268.87	278.68

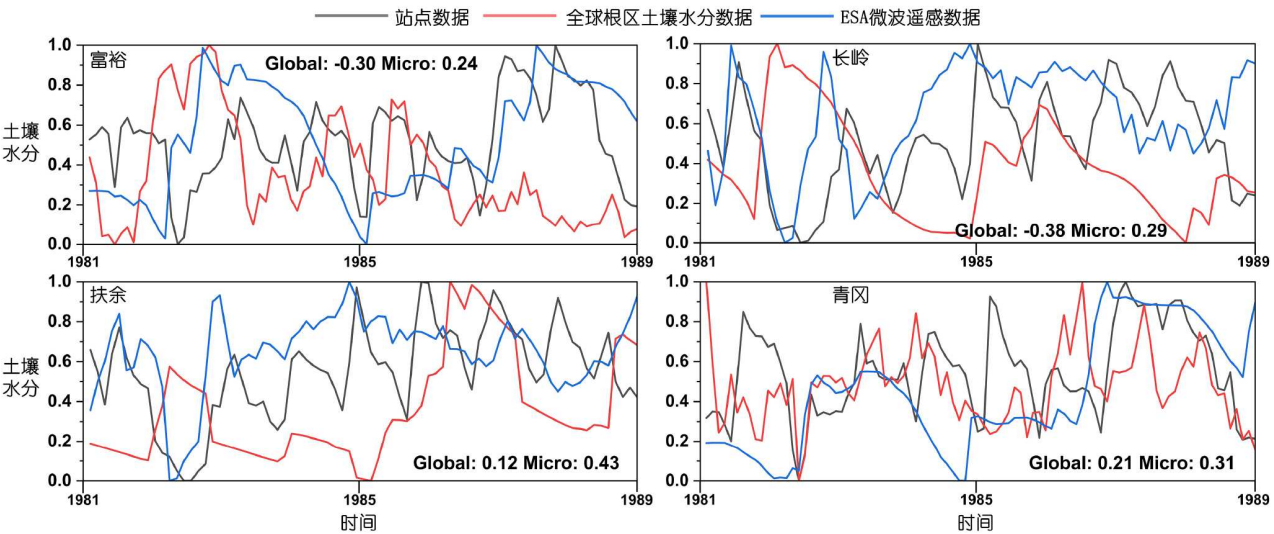


图9 不同土壤水分率定数据对模型模拟精度的影响。图中纵坐标代表0–100 cm土壤水分标准化后数值，Global和Micro分别代表全球根区土壤水分再分析数据和ESA微波土壤水分遥感数据的土壤水分值

分再分析数据的结果，其在扶余站和青冈站的Pearson相关性系数分别增加了0.31和0.10。尽管已有研究证明基于微波土壤水分数据可有效提高土壤参数估算精度，但由于微波测量手段无法打透深层土壤、算法导致的数据固有偏差以及参数率定中的异参同效性等，本文对完整湿地土壤剖面的参数估算仍存在一定不确定性。由于不同类型(主动、被动和融合)不同来源(SMAP、SMOS、TRMM等)微波数据的区域适用性存在巨大差异，未来通过数据融合和采用贝叶斯三角帽模型来优选土壤水分率定数据可有助于减少流域湿地土壤的参数估算以及水文过程模拟的不确定性(Mehrnegar等, 2023)。

模型结构的不确定性主要归因于VIC生态水文模型对湿地水文边界的固定设置，一是导致模型无法刻画网格内多个湿地间的嵌套关系及相应的汇水区变化，二是部分湿地水文边界与网格划分边界并不一致，导致对流域湿地蓄水-释水过程模拟造成不确定性(Werner等, 2013; Wu等, 2023)。值得强调的是，尽管本研究改进后的生态水文模型相较于原始模型能够更精确地模拟流域湿地水文过程，但受制于上述模型输入和模型结构的不确定性影响，本文对流域湿地洼地和土壤蓄水过程的模拟精度仍存在一定的提升空间，未来生态水文模型的进一步开发(如土壤水气运移过程模拟)有助于减少流域湿地水文过程模拟以及湿地蓄水能力评估的不确定性。

5.2 嫩江流域湿地蓄水能力演变驱动因素分析

基于湿地面积变化和湿地土壤退化两方面探讨嫩江流域湿地蓄水能力演变驱动因素。分析1990–2020年嫩江流域土地利用/覆被变化(图10)，可见1990–2000年间流域湿地向耕地的转变面积约为0.28万km²，占湿地丧失总面积的77.1%，2000–2010年和2010–2020年间湿地向耕地的转变面积略微减少，分别为0.22万km²和0.24万km²，表明嫩江流域湿地蓄水能力演变的主要原因为大规模、高强度的湿地垦殖。1990–2015年间流域湿地除农业开垦外已累计丧失0.14万km²，其中湿地主要转变为草地，占丧失总面积的52.3%，主要原因为嫩江流域灌溉用水量激增，湿地入流量大幅减少，导致湿地水文条件改变转变为草地(Meng等, 2019)。此外，由于嫩江流域湿地保护恢复工程的实施，2015–2020年间流域湿地面积呈现净增长，约0.16万km²(Xiang等, 2020)。

嫩江流域湿地土壤蓄水能力占总蓄水能力的70%，是决定流域湿地蓄水能力演变的关键驱动因素。以往研究表明湿地退化增强了湿地土壤的风蚀和水蚀作用，可导致土壤容重增大、孔隙度减小、湿地土壤蓄水能力下

降(王梦梦等, 2023)，对此本文基于构建的嫩江流域湿地生态水文模型验证了土壤容重与湿地土壤蓄水能力的相关性(图11a)，结果表明在不同土壤容重初始条件下，湿地土壤容重与湿地土壤蓄水能力均具有显著负相关关系，且初始土壤容重数值越大，其对土壤蓄水能力的影响程度越大。已有研究表明嫩江流域部分湿地土壤容重已明显增加(王冰洁等, 2025)，对此本文基于1979–1985年中国土壤调查数据制作的CSDLv2土壤属性数据(Shi等, 2025)和基于2010–2018年中国土壤调查数据制作的HNSIGC(High resolution National Soil Information Grids of China)土壤属性数据(Liu F等, 2022)，分析了1980s到2010s嫩江流域湿地土壤容重演变(图11b)，结果发现流域湿地平均土壤容重从1980s的1314.3 kg/m³增加至2010s的1360.7 kg/m³，致使流域湿地土壤蓄水能力显著下降。湿地植被恢复相较于自然恢复更有利于减小土壤容重，增加湿地土壤蓄水能力(周远刚等, 2019)，因此湿地植被生态恢复是未来嫩江流域湿地蓄水能力恢复的有效手段。

5.3 流域湿地蓄水能力评估应用

湿地作为天然蓄水空间与区域水量平衡的调节器，其通常分布在地势低洼的负地貌区域并具有较高的土壤饱和持水量，对洪水过程具有显著的调蓄作用，主要表现为削减洪峰强度、延迟洪峰到达时间、减缓地表径流流速并减少洪水总量(Gao等, 2016; Lee等, 2018)。如美国Black Creek流域湿地对春汛洪水的削减作用达15%–20%(Ahmed, 2017)，Cole Creek流域湿地面积萎缩60%将导致流域2年、5年和10年一遇的洪水发生概率均增加15%(Duncan, 2011)。嫩江流域在1990–2015年间湿地面积萎缩了0.63万km²，湿地蓄水能力下降达63.2亿m³，约等于嫩江干流尼尔基水库防洪库容的2.7倍，极大降低了流域湿地蓄洪削峰的水文功能。因此，恢复流域湿地蓄水能力，增加湿地作为绿色基础设施的洪水调蓄功能，是未来应对全球气候变化下洪涝事件风险激增的有效途径(Rebelo等, 2015)。同时，流域内不同类型、不同空间位置的湿地单元在洪水调蓄能力上存在明显差异，其差异关键影响因素为湿地蓄水能力的大小等级(Yeo等, 2018; Wu等, 2020)，但由于以往研究对流域湿地蓄水能力的评估存在较大不确定性，因此本研究通过合理估算湿地洼地和土壤参数精确量化了湿地蓄水能力，有助于识别对洪水调蓄贡献显著的高价值湿地单元，可作为流域湿地划分关键调蓄区和低功能区的评价指标，对确定湿地保护优先级和制定湿地修复空间规划提供理论依据和决策支持。

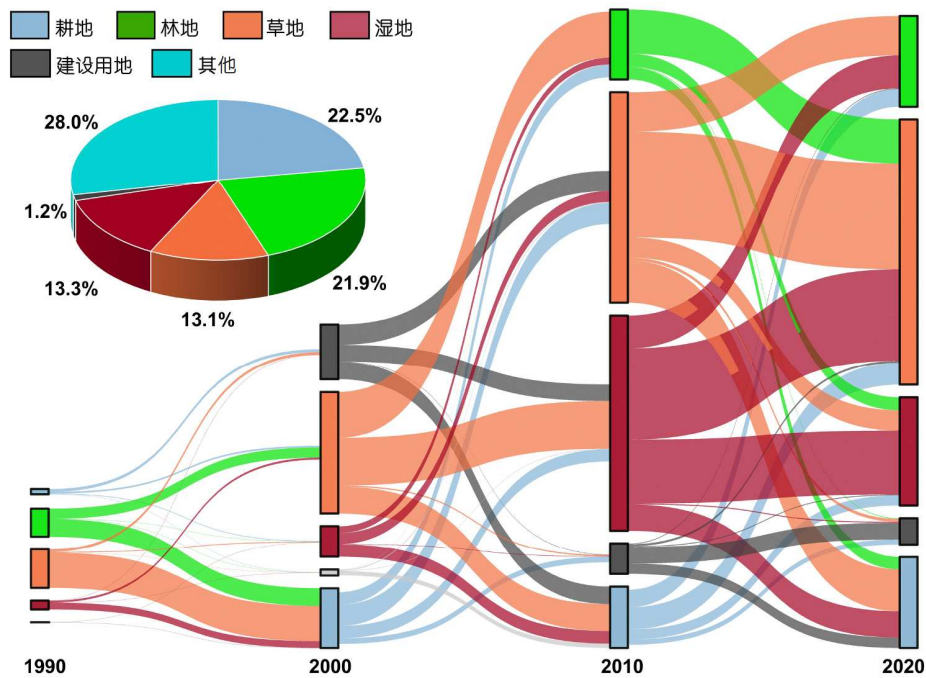


图10 1990–2020年嫩江流域土地利用/覆被变化。图中左上角饼图为1990–2020年流域土地利用/覆被平均占比

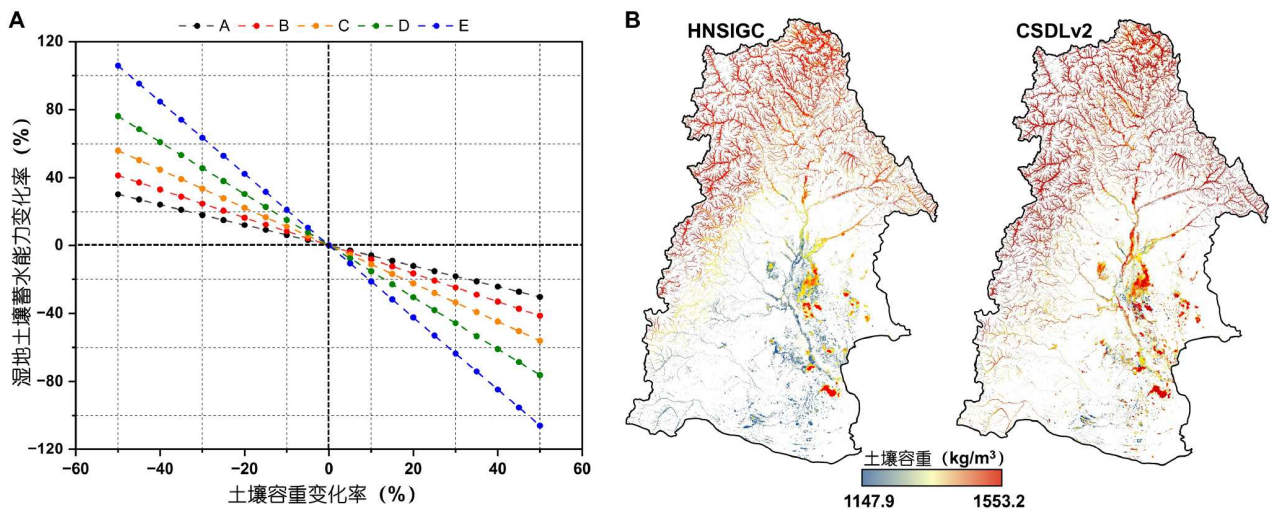


图11 嫩江流域湿地土壤容重演变及其与湿地土壤蓄水能力关系。(A) 嫩江流域湿地土壤容重与湿地土壤蓄水能力的关系，其中虚线A–E分别代表1000、1200、1400、1600和1800 kg/m³的土壤容重初始值；(B) 表示1980s和2010s嫩江流域湿地土壤容重空间分布

6 结论与展望

本研究通过湿地模块的改进和土壤理化性质参数网格化率定方法的采用，创建了适用于流域湿地蓄水能力精确评估的生态水文模型，模拟了1990–2020年嫩江流域湿地蓄水能力演变过程，并探讨了其驱动因素。主要结论如下：

(1) 通过精细刻画湿地汇水区 and 湿地测高曲线改进

的湿地模块有效提升了地表产流的模拟精度，径流深拟合效率提高了2.4%–9.0%。基于融合微波土壤水分遥感数据进行土壤理化性质参数网格化率定显著提高了土壤水分模拟精度，表层/深层土壤水分拟合效率提升了12.5%–53.9%，创建的流域湿地蓄水能力评估的生态水文模型可精确模拟嫩江流域湿地水文过程，其NSE和R²分别达0.78和0.80。

(2) 1990–2020年嫩江流域湿地蓄水能力整体上呈显

著下降趋势, 其中1990–2015年流域湿地蓄水能力从332亿 m^3 减少至268亿 m^3 , 累计丧失64亿 m^3 , 占流域天然年径流量的27.8%, 2015–2020年流域湿地蓄水能力恢复了10亿 m^3 。嫩江流域湿地蓄水能力下降主要归因于湿地大规模垦殖及其生态功能退化。

(3) 本研究提出的流域湿地蓄水能力精确评估的生态水文模型构建的技术方法, 可推广应用于大江大河流域湿地蓄水能力定量评估, 为基于自然的流域水资源与气候变化解决方案提供重要的理论支撑和实践应用。

补充材料 补充材料为作者提供的原始数据, 作者对其学术质量和内容负责, 详见网络版(<http://earthcn.scichina.com>)。

参考文献

- 丁夏萌, 张继贤, 郭婧, 等. 2022. 基于ICESat-2 ATLAS数据的DEM高程精度评价. 测绘通报, 12: 84–90
- 董李勤, 章光新. 2013. 嫩江流域沼泽湿地景观变化及其水文驱动因素分析. 水科学进展, 24: 177–183
- 刘继红, 兰传宾, 陈杰. 2013. 区域土壤容重转换函数构建与预测结果评价——以河南省封丘县为例. 土壤通报, 44: 77–82
- 孟宪民, 崔保山, 邓伟, 等. 1999. 松嫩流域特大洪灾的警示: 湿地功能的再认识. 自然资源学报, 1: 15–22
- 王冰洁, 秦诗涵, 李德成, 等. 2025. 黑龙江省嫩江市土壤容重空间分布格局及传递函数构建. 中国农业科学, 58: 1791–1803
- 王梦梦, 张丽华, 当知才让, 等. 2023. 高寒湿地退化对植物群落特征与土壤特性的影响. 生态学报, 43: 7910–7923
- 吴燕锋, 章光新. 2021. 流域湿地水文调蓄功能研究综述. 水科学进展, 32: 458–469
- 吴燕锋, 章光新, Alain N R. 2020. 流域湿地水文调蓄功能定量评估. 中国科学: 地球科学, 50: 281–294
- 熊远清, 吴鹏飞, 张洪芝, 等. 2011. 若尔盖湿地退化过程中土壤水源涵养功能. 生态学报, 31: 5780–5788
- 章光新, 武瑶, 吴燕锋, 等. 2018. 湿地生态水文学研究综述. 水科学进展, 29: 737–749
- 周远刚, 赵锐锋, 赵海莉, 等. 2019. 黑河中游湿地不同恢复方式对土壤和植被的影响——以张掖国家湿地公园为例. 生态学报, 39: 3333–3343
- Ahmad S K, Hossain F, Pavelsky T, et al. 2020. Understanding volumetric water storage in monsoonal wetlands of Northeastern Bangladesh. *Water Resour Res*, 56: e2020WR027989
- Ahmed F. 2017. Influence of wetlands on Black-Creek hydraulics. *J Hydrol Eng*, 22: D5016001
- Al-Khalidi M M, Johnson J T, Gleason S, et al. 2021. An algorithm for detecting coherence in cyclone global navigation satellite system mission level-1 delay-Doppler maps. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 59: 4454–4463
- Baugh C A, Bates P D, Schumann G, et al. 2013. SRTM vegetation removal and hydrodynamic modeling accuracy. *Water Resour Res*, 49: 5276–5289
- Bonnema M, Hossain F. 2017. Inferring reservoir operating patterns across the Mekong Basin using only space observations. *Water Resour Res*, 53: 3791–3810
- Bowling L C, Lettenmaier D P. 2010. Modeling the effects of lakes and wetlands on the water balance of Arctic environments. *J Hydrometeorol*, 11: 276–295
- Chen T, Song C, Zhan P, et al. 2022. Remote sensing estimation of the flood storage capacity of basin-scale lakes and reservoirs at high spatial and temporal resolutions. *Sci Total Environ*, 807: 150772
- Cohen M J, Creed I F, Alexander L, et al. 2016. Do geographically isolated wetlands influence landscape functions? *Proc Natl Acad Sci USA*, 113: 1978–1986
- Cui Q, Ammar M E, Irvani M, et al. 2021. Regional wetland water storage changes: The influence of future climate on geographically isolated wetlands. *Ecol Indic*, 120: 106941
- Datta S, Karmakar S, Mezbahuddin S, et al. 2022. The limits of watershed delineation: Implications of different DEMs, DEM resolutions, and area threshold values. *Hydrol Res*, 53: 1047–1062
- Davidson N C. 2014. How much wetland has the world lost? Long-term and recent trends in global wetland area. *Mar Freshwater Res*, 65: 934–941
- Davidson N C, Fluet-Chouinard E, Finlayson C M. 2018. Global extent and distribution of wetlands: Trends and issues. *Mar Freshwater Res*, 69: 620–627
- Dong J, Steele-Dunne S C, Ochsner T E, et al. 2015. Determining soil moisture by assimilating soil temperature measurements using the Ensemble Kalman Filter. *Adv Water Resour*, 86: 340–353
- Dorigo W A, Xaver A, Vreugdenhil M, et al. 2013. Global automated quality control of in situ soil moisture data from the International Soil Moisture Network. *Vadose Zone J*, 12: 1–21
- Duncan B R. 2011. The impact of palustrine wetland loss on flood peaks: An application of distributed hydrologic modeling in Harris County. Dissertation for Master's Degree. Houston City: Rice University. 1–65
- Evenson G R, Golden H E, Lane C R, et al. 2015. Geographically isolated wetlands and watershed hydrology: A modified model analysis. *J Hydrol*, 529: 240–256
- Evenson G R, Golden H E, Lane C R, et al. 2018. Depressional wetlands affect watershed hydrological, biogeochemical, and ecological functions. *Ecol Appl*, 28: 953–966
- Fossey M, Rousseau A N, Bensalma F, et al. 2015. Integrating isolated and riparian wetland modules in the PHYSITEL/HYDROTEL modelling platform: Model performance and diagnosis. *Hydrol Process*, 29: 4683–4702
- Fossey M, Rousseau A N, Savary S. 2016. Assessment of the impact of spatio-temporal attributes of wetlands on stream flows using a hydrological modelling framework: A theoretical case study of a watershed under temperate climatic conditions. *Hydrol Process*, 30: 1768–1781
- Fournier S, Reager J T, Lee T, et al. 2016. SMAP observes flooding from land to sea: The Texas event of 2015. *Geophys Res Lett*, 43: 10–338
- Gao J H, Holden J, Kirkby M. 2016. The impact of land-cover change on flood peaks in peatland basins. *Water Resour Res*, 52: 3477–3492
- Ghanbarian B, Taslimitehrani V, Pachepsky Y A. 2017. Accuracy of sample dimension-dependent pedotransfer functions in estimation of soil saturated hydraulic conductivity. *Catena*, 149: 374–380
- Gleason R A, Tangen B A, Laubhan M K, et al. 2007. Estimating water storage capacity of existing and potentially restorable wetland depressions in a subbasin of the Red River of the North. USGS Northern Prairie Wildlife Research Center, 89, doi: 10.3133/ofr20071159
- Goldberg L, Lagomasino D, Thomas N, et al. 2020. Global declines in human-driven mangrove loss. *Glob Change Biol*, 26: 5844–5855
- Gupta H V, Kling H, Yilmaz K K, et al. 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *J Hydrol*, 377: 80–91
- He J, Yang K, Tang W, et al. 2020. The first high-resolution meteorological forcing dataset for land process studies over China. *Sci Data*, 7: 25
- Hu B, Chen L, Wu Y, et al. 2025. A novel framework for accurately quantifying wetland depression water storage capacity with coarse-resolution terrain data. *Hydrol Earth Syst Sci*, 29: 6023–6041
- Jones C N, Evenson G R, McLaughlin D L, et al. 2018. Estimating

- restorable wetland water storage at landscape scales. *Hydrol Process*, 32: 305–313
- Kessler A C, Gupta S C. 2015. Drainage impacts on surficial water retention capacity of a prairie pothole watershed. *J Am Water Resour Assoc*, 51: 1101–1113
- Kines S. 2019. Modeling the Impacts of Lakes and Wetlands on Streamflow. Dissertation for Master's Degree. Purdue University. 1–88
- Kundu D, Vervoort R W, van Ogtrop F F. 2017. The value of remotely sensed surface soil moisture for model calibration using SWAT. *Hydrol Process*, 31: 2764–2780
- Le P V V, Kumar P. 2014. Power law scaling of topographic depressions and their hydrologic connectivity. *Geophys Res Lett*, 41: 1553–1559
- Lee S, Yeo I Y, Lang M W, et al. 2018. Assessing the cumulative impacts of geographically isolated wetlands on watershed hydrology using the SWAT model coupled with improved wetland modules. *J Environ Manage*, 223: 37–48
- Lehner B, Grill G. 2013. Global river hydrography and network routing: Baseline data and new approaches to study the world's large river systems. *Hydrol Process*, 27: 2171–2186
- Li X, Ling F, Foody G M, et al. 2021. Monitoring high spatiotemporal water dynamics by fusing MODIS, Landsat, water occurrence data and DEM. *Remote Sens Environ*, 265: 112680
- Li Y, Grimaldi S, Pauwels V R N, et al. 2018. Hydrologic model calibration using remotely sensed soil moisture and discharge measurements: The impact on predictions at gauged and ungauged locations. *J Hydrol*, 557: 897–909
- Liu F, Wu H, Zhao Y, et al. 2022. Mapping high resolution national soil information grids of China. *Sci Bull*, 67: 328–340
- Liu K, Song C, Zhan P, et al. 2022. A Low-Cost Approach for Lake Volume Estimation on the Tibetan Plateau: Coupling the Lake Hypsometric Curve and Bottom Elevation. *Front Earth Sci*, 10: 925944
- Liu K, Song C, Zhao S, et al. 2024. Mapping inundated bathymetry for estimating lake water storage changes from SRTM DEM: A global investigation. *Remote Sens Environ*, 301: 113960
- Liu Y, Yang W, Wang X. 2008. Development of a SWAT extension module to simulate riparian wetland hydrologic processes at a watershed scale. *Hydrol Process*, 22: 2901–2915
- Liu Y, Yang Y, Song J. 2023. Variations in global soil moisture during the past decades: Climate or human causes? *Water Resour Res*, 59: e2023WR034915
- Malone B P, McBratney A B, Minasny B, et al. 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma*, 154: 138–152
- McLaughlin D L, Kaplan D A, Cohen M J. 2014. A significant nexus: Geographically isolated wetlands influence landscape hydrology. *Water Resour Res*, 50: 7153–7166
- Mehrnagar N, Schumacher M, Jagdhuber T, et al. 2023. Making the best use of GRACE, GRACE-FO and SMAP data through a constrained Bayesian data-model integration. *Water Resour Res*, 59: e2023WR034544
- Meng B, Liu J L, Bao K, et al. 2019. Water fluxes of Nenjiang River Basin with ecological network analysis: Conflict and coordination between agricultural development and wetland restoration. *J Clean Prod*, 213: 933–943
- Miao C Y, Gou J J, Fu B J, et al. 2022. High-quality reconstruction of China's natural streamflow. *Sci Bull*, 67: 547–556
- Minke A G, Westbrook C J, van der Kamp G. 2010. Simplified volume-area-depth method for estimating water storage of prairie potholes. *Wetlands*, 30: 541–551
- Mishra V, Cherkauer K A, Bowling L C. 2010. Parameterization of lakes and wetlands for energy and water balance studies in the great lakes region. *J Hydrometeorol*, 11: 1057–1082
- Neitsch S L, Arnold J G, Kiniry R, et al. 2002. Soil and water assessment tool: User's manual 2000. Grassland. Soil and Water Research Laboratory, Agricultural Research Service, Temple, Texas
- Nicolle P, Pushpalatha R, Perrin C, et al. 2014. Benchmarking hydrological models for low-flow simulation and forecasting on French catchments. *Hydrol Earth Syst Sci*, 18: 2829–2857
- Papa F, Frappart F, Güntner A, et al. 2013. Surface freshwater storage and variability in the Amazon basin from multi-satellite observations, 1993–2007. *J Geophys Res-Atmos*, 118: 11–951
- Patil N G, Singh S K. 2016. Pedotransfer functions for estimating soil hydraulic properties: A review. *Pedosphere*, 26: 417–430
- Rahman M S, Di L, Shrestha R, et al. 2017. Agriculture flood mapping with Soil Moisture Active Passive (SMAP) data: A case of 2016 Louisiana flood. In: 6th International Conference on Agro-Geoinformatics. IEEE, 1–6
- Rahman M S, Di L, Yu E, et al. 2019. Rapid flood progress monitoring in cropland with NASA SMAP. *Remote Sens*, 11: 191
- Rajib A, Golden H E, Lane C R, et al. 2020. Surface depression and wetland water storage improves major river basin hydrologic predictions. *Water Resour Res*, 56: e2019WR026
- Rebello A J, Le Maitre D C, Esler K J, et al. 2015. Hydrological responses of a valley-bottom wetland to land-use/land-cover change in a South African catchment: Making a case for wetland restoration. *Restoration Ecol*, 23: 829–841
- Santra P, Das B S. 2008. Pedotransfer functions for soil hydraulic properties developed from a hilly watershed of Eastern India. *Geoderma*, 146: 439–448
- Schaperow J R, Li D, Margulis S A, et al. 2021. A near-global, high resolution land surface parameter dataset for the variable infiltration capacity model. *Sci Data*, 8: 216
- Shi D, Wang W, Jiang G, et al. 2016. Effects of disturbed landforms on the soil water retention function during urbanization process in the Three Gorges Reservoir Region, China. *Catena*, 144: 84–93
- Shi G, Sun W, Shanguan W, et al. 2025. A China dataset of soil properties for land surface modelling (version 2, CSDLv2). *Earth Syst Sci Data*, 17: 517–543
- Song T, An Y, Wen B, et al. 2022. Very fine roots contribute to improved soil water storage capacity in semi-arid wetlands in Northeast China. *Catena*, 211: 105966
- Tapia-Silva F O, Itzerott S, Foerster S, et al. 2011. Estimation of flood losses to agricultural crops using remote sensing. *Phys Chem Earth Parts A B C*, 36: 253–265
- Thorstensen A, Nguyen P, Hsu K, et al. 2016. Using densely distributed soil moisture observations for calibration of a hydrologic model. *J Hydrometeorol*, 17: 571–590
- Uuemaa E, Ahi S, Montibeller B, et al. 2020. Vertical accuracy of freely available global digital elevation models (ASTER, AW3D30, MERIT, TanDEM-X, SRTM, and NASADEM). *Remote Sens*, 12: 3482
- Vanthof V, Kelly R. 2019. Water storage estimation in ungauged small reservoirs with the TanDEM-X DEM and multi-source satellite observations. *Remote Sens Environ*, 235: 111437
- Wanders N, Bierkens M F P, de Jong S M, et al. 2014a. The benefits of using remotely sensed soil moisture in parameter identification of large-scale hydrological models. *Water Resour Res*, 50: 6874–6891
- Wanders N, Karssen D, de Roo A, et al. 2014b. The suitability of remotely sensed soil moisture for improving operational flood forecasting. *Hydrol Earth Syst Sci*, 18: 2343–2357
- Werner B A, Johnson W C, Guntenspergen G R. 2013. Evidence for 20th century climate warming and wetland drying in the North American prairie pothole region. *Ecol Evol*, 3: 3471–3482
- Wong C P, Jiang B, Bohn T J, et al. 2017. Lake and wetland ecosystem services measuring water storage and local climate regulation. *Water*

- Resour Res*, 53: 3197–3223
- Wu Q, Lane C R. 2016. Delineation and quantification of wetland depressions in the Prairie Pothole Region of North Dakota. *Wetlands*, 36: 215–227
- Wu Q, Lane C R. 2017. Delineating wetland catchments and modeling hydrologic connectivity using lidar data and aerial imagery. *Hydrol Earth Syst Sci*, 21: 3579–3595
- Wu Y, Zhang G, Rousseau A N, et al. 2020. On how wetlands can provide flood resilience in a large river basin: A case study in Nenjiang river Basin, China. *J Hydrol*, 587: 125012
- Wu Y, Sun J, Blanchette M, et al. 2023. Wetland mitigation functions on hydrological droughts: From drought characteristics to propagation of meteorological droughts to hydrological droughts. *J Hydrol*, 617: 128971
- Xia J, Zhao Z, Fang Y. 2017. Soil hydro-physical characteristics and water retention function of typical shrubbery stands in the Yellow River Delta of China. *Catena*, 156: 315–324
- Xiang H, Wang Z, Mao D, et al. 2020. What did China's National Wetland Conservation Program Achieve? Observations of changes in land cover and ecosystem services in the Sanjiang Plain *J Environ Manage*, 267: 110623
- Xiong L, Tang G, Yang X, et al. 2021. Geomorphology-oriented digital terrain analysis: Progress and perspectives. *J Geogr Sci*, 31: 456–476
- Yeo I Y, Lang M W, Lee S, et al. 2018. Mapping landscape-level hydrological connectivity of headwater wetlands to downstream waters: A geospatial modeling approach - Part 1. *Sci Total Environ*, 653: 1546–1556
- Zhang Y, Li Y, Walker J P, et al. 2015. Towards operational hydrological model calibration using streamflow and soil moisture measurements. In: 21st International Congress on Modelling and Simulation. Gold Coast, Australia, 2089–2095
- Zhou J, Wu Z, Crow W T, et al. 2020. Improving spatial patterns prior to land surface data assimilation via model calibration using SMAP surface soil moisture data. *Water Resour Res*, 56: e2020WR027770
- Zhou J, Crow W T, Wu Z, et al. 2022. Improving soil moisture assimilation efficiency via model calibration using SMAP surface soil moisture climatology information. *Remote Sens Environ*, 280: 113161

(责任编辑：汤秋鸿)