高宇昂,李双江,郑子帅,等.基于耦合模型的白洋淀流域磷负荷削减模拟 [J]. 中国环境科学, 2025,45(12):6793-6804.
Gao Y A, Li S J, Zheng Z S, et al. Research on phosphorus load prediction of Baiyangdian Basin based on coupling model [J]. China Environmental Science, 2025,45(12):6793-6804.

基于耦合模型的白洋淀流域磷负荷削减模拟

高宇昂[1],李双江[1],郑子帅[1],王浩加[1],李晓宁[1],李子琼[1],杜兆楠[1],崔建升[1],张璐璐[1,2*] (1.河北科技大学环境科学与工程学院,河北 石家庄 050000；2.河北省污染防治生物技术重点实验室,河北 石家庄 050000)

摘要: 本研究选取白洋淀流域为研究区,通过构建SWAT(Soil and Water Assessment Tool)与LSTM-MLP(Long Short-Term Memory-Multilayer Perceptron)混合模型,模拟白洋淀流域磷通量时空分异规律,识别白洋淀流域磷通量的主要影响因素,预测不同泥沙削减情景下磷通量削减效果.总体而言,SWAT 模型模拟结果表明:(1)2019~2023 年白洋淀流域年均磷输入量为 717.3t/a,单位面积磷负荷为 57.6kg/(km^2·a),其中有机磷占比 78.8%,且磷通量呈逐年上升趋势,2023 年尤为显著;(2)磷通量呈显著季节性变化,汛期(6~9 月)负荷占全年磷通量的 85.57%(49.28kg/km^2),其与降雨量、径流量及泥沙量呈显著正相关(P<0.01);(3)就不同区域而言,府-漕-瀑河区域(79.3kg/km^2)和白沟引河区域(66.6kg/km^2)磷负荷最高,其贡献率分别为 32.09%和 26.96%.此外,为弥补 SWAT 模型对非线性时序变化的不足,运用 LSTM-MLP 混合模型提升磷负荷预测精度,预测结果表明:(1)LSTM-MLP 混合模型的 NSE>0.9、RMSE<4kg/km^2,均优于传统 LSTM 模型(NSE>0.8、RMSE<7kg/km^2),能更精确捕捉峰值变化;(2)在模拟不同泥沙削减情景中,白沟引河区域在削减 60%泥沙量的情况下,TP 负荷削减率为 35.29%,显著优于其他区域.

关键词： SWAT 模型；机器学习；磷通量；泥沙削减；白洋淀流域
中图分类号： X52 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000-6923(2025)12-6793-12

Research on phosphorus load prediction of Baiyangdian Basin based on coupling model. GAO Yu-ang[1], LI Shuang-jiang[1], ZHENG Zi-shuai[1], WANG Hao-jia[1], LI Xiao-ning[1], LI Zi-qiong[1], DU Zhao-nan[1], CUI Jian-sheng[1], ZHANG Lu-lu[1,2*] (1.College of Environment Science and Engineering, Hebei University of Science the Technology, Shijiazhuang 050000, China；2.Hebei Provincial Key Laboratory of Pollution Prevention Biotechnology, Shijiazhuang 050000, China). *China Environmental Science*, 2025,45(12)：6793~6804

Abstract：This study established an integrated SWAT-LSTM-MLP model to investigate phosphorus flux dynamics in the Baiyangdian Basin, China. The SWAT simulations revealed three key findings: (1) the average annual phosphorus input of the basin was 717.3t/a(57.6kg/km^2·a) during 2019~2023, and the organic phosphorus (78.8%) was the main form, which showd an increasing trend in 2023; (2) the phosphorus flux showed significantly seasonal variation, the flood seasons (June-September) accounted for 85.57% of annual phosphorus loading (49.28kg/km^2), which was significantly positive correlations (P<0.01) with precipitation, runoff, and sediment load; (3) for the spatial distribution, the phosphorous load of Fu-Cao-Pu River (79.3kg/km^2, 32.09%) and Baigou Diversion Canal (66.6kg/km^2, 26.96%) was higher than other region. Furthermore, in order to avoid the deficiency of the SWAT mobile in nonlinear varaitions, the LSTM-MLP hybrid model was applied to improve the accuracy of phosphorous load prediction. The model results showed that:(1) the LSTM-MLP hybrid model significantly improved prediction accuracy (NSE>0.9, RMSE<4kg/km^2) compared to conventional LSTM (NSE>0.8, RMSE<7kg/km^2), particularly in capturing peak values; (2) simulate analysis under different sediment reduction scenario demonstrated that the Baigou Diversion Canal under 60% sediment reduction scenario can reduce 35.29% of phosphorus load, which was the most effective regions among all subregions.

Key words：SWAT model；machine learning；phosphorus flux；sediment reduction；Baiyangdian Basin

在水生态系统中, 磷是连接生物与非生物过程的关键营养素,参与地球化学循环并维持生物多样性[1-4].然而,磷过量易致富营养化,威胁水质与生态健康[5-7].我国多个流域存在不同程度磷污染,如:长江流域总磷(TP)浓度在 0.001~4.680mg/L 之间,上游有 21 个严重污染断面[8-9];太湖年均入河 TP 达 2544t,仅 940t 排出[10];黄河中每年约有 1600t 磷输入渤海,其中约有 40t 为溶解性磷酸盐[11];淮河汛期占全年磷负荷 50%,颗粒态磷达 75%[12];珠江三角洲丰水期 TP 为 0.35mg/L,是枯水期(0.18mg/L)的 1.9 倍,其中农业密集区丰水期 TP 峰值达 0.82mg/L,主要源于畜禽养殖废水和化肥流失[13].鉴于此,目前越来越多的研

收稿日期： 2025-05-25
基金项目： 河北省自然科学基金项目(D20192081152);河北省教育厅重点项目(ZD2021046)
* 责任作者, 副教授, zhanglulu19850703@163.com

究关注不同水文周期流域磷通量的精准估算,以便为科学管控流域 TP 负荷提供必要的基础数据和科学依据[14].

在磷通量的研究中,许多分布式水文模型,如土壤与水资源评估工具(SWAT)、水文模拟程序(HSPF)及非点源分布式模型(AnnAGNPS)得到广泛应用[15].其中,SWAT 模型因其具有强大的分析能力,广泛用于多尺度流域营养盐负荷的预测与评估[16].例如,SWAT 模型与气候模型结合用于预测长江源区水质变化[17];分析淮河流域点源污染特征[18];与遥感技术结合,评估黄河灌区农业面源污染[19].然而,SWAT 模型构建与校准过程复杂耗时,对数据完整性与质量要求高[20].针对 SWAT 模型的缺点,机器学习中的长短期记忆(LSTM)网络可捕捉时间序列数据的长期依赖关系,且不易出现梯度爆炸或消失问题,因此广泛用于水文建模[21-22].例如LSTM已用于污水出水浓度预测与蓝藻水华预警等[23-24].尽管如此,LSTM 作为“黑箱模型”仍存在数据模型泛化且其合理性、有效性难以理解等问题,随后越来越多的研究对 LSTM 进行优化和改进,例如:利用支持向量机(SVM)模型提高泛化能力[25];利用理论指导与数据科学结合的混合模型增加数据模型的可解释性[26];使用自回归差分移动平均模型(ARIMA)提高模型预测精度[27].此外,多层感知器(MLP)模型在处理非线性关系及特征提取方面展现出显著的优势.为此,本文提出将 LSTM 与 MLP 有机结合,以 LSTM 捕捉磷通量的时序依赖性,再通过 MLP 对残差进行精准校正.该耦合框架保留深度学习的非线性拟合能力,弥补 LSTM 在极端事件下的平滑问题,提升磷通量预测精度.

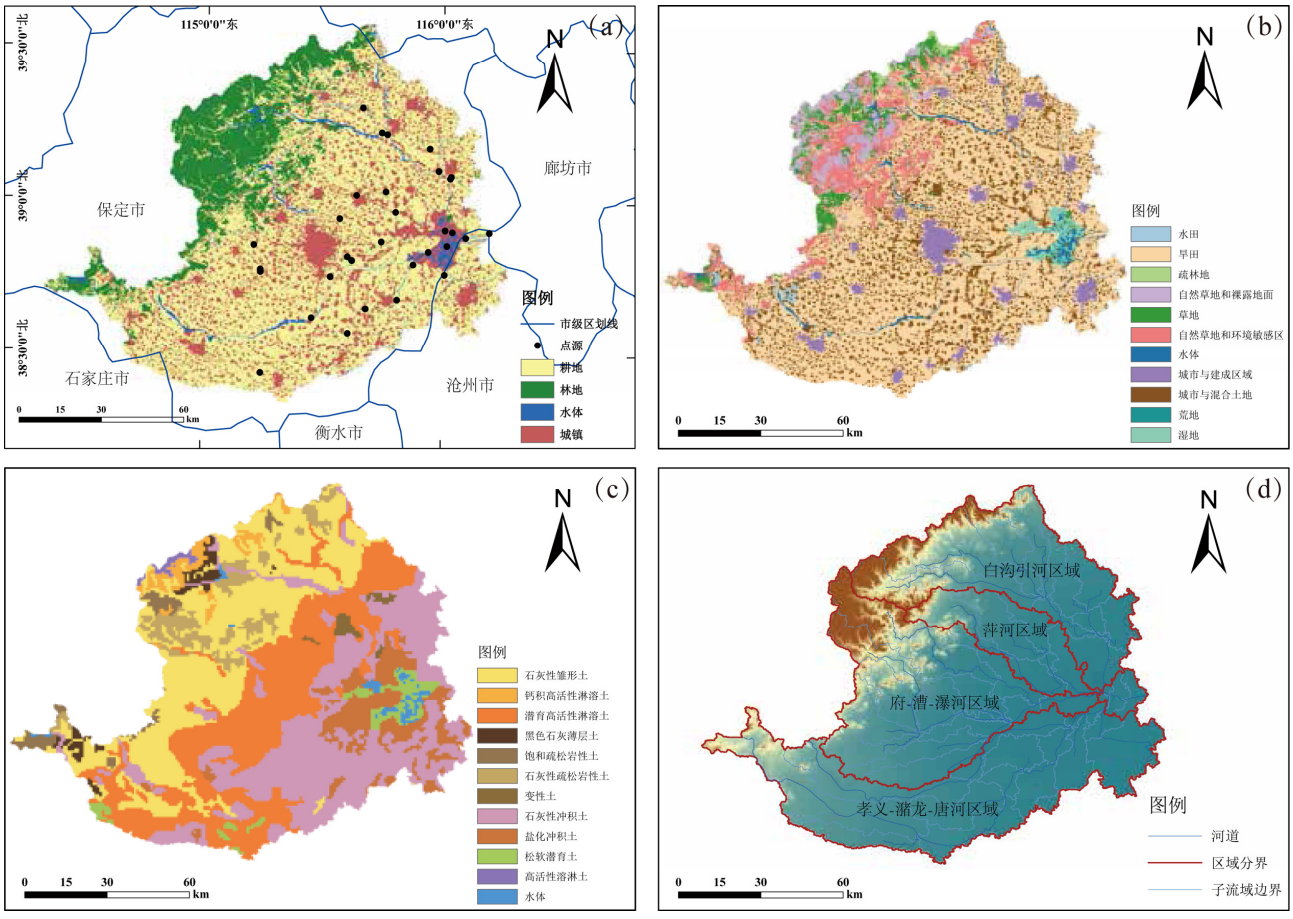


图 1 白洋淀流域区位概况

Fig.1 The regional overview of the Baiyangdian Basin

(a)白洋淀流域区位,(b)白洋淀流域土地利用类型分类,(c)白洋淀流域土壤类型分类,(d)白洋淀流域子流域划分

本研究以白洋淀流域为研究区.该流域属海河流域,受京津冀城市化影响,面临水质恶化、富营养

化和生态退化问题.近年来水质虽有改善,但在多尺度磷迁移机制、修复技术集成与调控策略等方面仍缺乏系统研究[28-29].白洋淀磷污染主要来源于农业非点源(化肥施用、畜禽排放)和城镇污水,其输出以泥沙吸附的颗粒磷为主,呈现季节性差异[30].目前,白洋淀流域磷污染研究主要聚焦于 TP 监测分析[28-29]、磷形态的时空分布及污染源识别[31].但受采样规模与技术条件限制,现有研究难以全面量化流域磷通量的时空分异.此外,关于 SWAT 模型与机器学习耦合预测磷通量的研究尚未见报道,不同泥沙削减情景下的控制效果评估亦较缺乏.针对上述问题,本研究拟开发 SWAT-LSTM-MLP 耦合模型,弥补传统模型在小样本下处理非线性的不足.研究将分析磷输入的时空特征与驱动机制,验证模型泛化能力,并评估不同泥沙削减情景下的控制效果.研究成果可为磷污染治理提供技术路径,为差异化分区管理提供理论基础.

1　材料与方法

1.1　研究区域概况

如图 1 所示,白洋淀流域所处区域属于温带季风气候,降水量主要集中在夏季,约占全年降雨的80%,多年平均降水量约 525mm[10,32].白洋淀流域的土地利用类型主要以农田为主,其中旱田的占地面积最大[33-34].流域内地形平坦,河网密集,水系发达,由于夏季强降水和地表径流作用,流域内土壤中累积的磷素通过径流过程进入水体,加剧了湖泊的富营养化风险[30-31].

1.2　SWAT 模型构建及率定

1.2.1　SWAT 模型搭建　SWAT 模型借助数字高程模型(DEM)数据、土地利用与土壤分类数据,将研究区划分为多个水文响应单元以模拟水文循环[35].其构建主要有子流域划分、土地利用与土壤类型重分类三步[36].首先,依据 DEM 和河网划分子流域,并根据人口与人均排污量估算点源排放;其次将土地利用重分类为水田、旱田等类型[37].最后构建土壤数据库,利用土壤-植物-大气-水分模型(SPAW)计算饱和导水率等参数,通过侵蚀-生产力影响计算器(EPIC)模型估算土壤可侵蚀因子,结合坡度分类与水文响应单元(HRU)阈值完成模型参数化[38-39].利用新盖房站、十方院站、要庄站、徐水国平站和大树刘庄站共 5 个水文站的流量输入数据进行划分,逐月尺度径流量数据范围见表 1 所示.

表 1　各水文站点的数据概况

Table 1　Overview of data from each hydrological station

水文站点	年份	逐月径流量($m^3 \cdot s$)
新盖房站	2019~2023	23.46±22.03
十方院站	2019~2023	41.21±32.91
要庄站	2019~2023	3.53±5.52
徐水国平站	2019~2023	3.21±1.63
大树刘庄站	2019~2023	5.71±3.48

注: 部分河流季节性缺水[40],该期间水文站径流量监测数据为空白值,空白值按0处理.

表 2　白洋淀流域土地利用类型重分类结果

Table 2　Reclassification results of land use types in Baiyangdian Basin

序号	土地利用类型	土地利用代码	面积(%)
1	水田	RICE	0.366
2	旱田	AGRL	58.99
3	疏林地	FRST	0.696
4	自然草地和裸露地面	RNGB	4.295
5	草地	PAST	3.533
6	自然草地和环境敏感区	RNGE	8.060
7	水体	WATR	2.237
8	城市与建成区域	URMD	4.339
9	城市与混合土地	URML	16.095
10	湿地	WETL	1.341
11	荒地	BARR	0.048

表 3　白洋淀流域土壤类型重分类结果

Table 3　Reclassification results of soil types in Baiyangdian Basin

序号	土壤类型	土壤代码	土壤编号
1	石灰性雏形土	CMc	11048
2	钙积高活性淋溶土	LVk	11053
3	潜育高活性淋溶土	LVg	11076
4	黑色石灰薄层土	LPk	11385
5	饱和疏松岩性土	RGe	11395
6	石灰性疏松岩性土	RGc	11400
7	变性土	VRe	11441
8	石灰性冲积土	FLc	11476
9	盐化冲积土	FLs	11525
10	松软潜育土	GLm	11535
11	高活性溶淋土	LVh	11880
12	水体	WR	11927

SWAT 模型通过模拟非点源污染过程,系统评

估氮、磷等营养物的输入、迁移、转化与输出,全面反映水质状况[19].在磷模拟中,SWAT 模型涵盖有机磷与无机磷多种形态,并模拟其在土壤和水体中的转化机制.具体而言,模型考虑磷在土壤中的矿化、吸附-解吸等生物地球化学过程,以及经径流、壤中流和排水系统向水体的迁移路径[19,41].此外,SWAT 基于土地利用、施肥和畜禽养殖等因素,估算磷输入量.流域内土地利用类型和土壤类型的重分类结果详见表 2 和表 3.

1.2.2 SWAT 运行数据来源 本研究采用多源数据驱动 SWAT 模型参数化,包括地理空间数据(如 DEM、土地利用、土壤)、水文气象数据及社会经济数据,并结合经验公式估算部分排放量.具体数据来源见表 4.

表 4 SWAT 运行数据及来源

Table 4 SWAT operation data and sources

数据类型	数据名称	数据来源	分辨率
地理空间数据	DEM 数据	地理空间数据云(https://www.gscloud.cn/)	30m
	土地利用栅格数据	中国科学院资源环境科学数据中心(http://www.resdc.cn)	1000m
	土壤栅格数据	全球土壤数据库(https://iiasa.ac.at/models-tools-data)	1000m
	河网矢量数据	Google Earth 路径提取	
水文气象数据	水文数据	主要水文站点	
	气象数据	距离流域形心最近的气象站点	
	天气发生器数据	CFSR 世界天气库	
社会经济数据	人口密度、畜禽养殖量、化肥施用量、耕地面积等	《河北省统计年鉴》《保定市统计年鉴》(2019~2023)	
排放量估算数据	农业生活污染源、畜禽养殖排放量	经验公式估算	

1.3 机器学习

1.3.1 LSTM 原理 LSTM 作为循环神经网络(RNN)的改进模型,因其擅长捕捉长期依赖关系,广泛应用于序列数据分析[22,42].LSTM 利用 sigmoid 函数控制门控信息,tanh 函数调节隐藏与细胞状态的更新[23].本研究以降雨量、径流量和泥沙量为输入特征,TP 为预测目标,反映水文过程对磷迁移的影响.LSTM 层含 50 个神经元,激活函数采用线性整流函数(ReLU),优化器选择自适应矩估计优化器(Adam),初始学习率为 0.001.训练周期为 150,批次大小为 1,时间步长为 1,以保证小样本条件下有效收敛.

1.3.2 MLP 原理 MLP 是一种基础的前馈神经网络,由输入层、隐藏层和输出层组成,通过非线性激活函数表征复杂数据特征,适用于分类、回归和模式识别等监督学习任务[43,44].MLP 通过反向传播算法训练,利用链式法则计算梯度,并通过梯度下降优化网络权重以最小化预测误差[45].本研究中,MLP 包含两个隐藏层(64 和 32 个神经元),激活函数为 ReLU;输出层为 1 个神经元,激活函数为线性.优化器为 Adam,初始学习率 0.01,迭代次数 100,批量大小 4,损失函数为均方误差(mean-square error,MSE).数据划分时,测试集占比 20%(test_size=0.2),随机种子设为 42 以确保实验可复现.

1.3.3 机器学习混合模型搭建 为模拟磷输入过程,本研究采用多特征输入策略[46],特征包括降雨量、径流量和泥沙量,并进行 Min-Max 归一化,以提升模型稳定性与准确性.考虑时间序列特性,构建 LSTM-MLP 混合模型,LSTM 提取序列特征,MLP 实现非线性变换,增强模型表达能力与复杂性.结果显示,LSTM-MLP 模型在白洋淀磷通量预测中较 LSTM 误差更小、稳定性更高[47].模型通过分层时间序列交叉验证优化学习率等超参数,提升泛化能力[48].

1.4 混合模型

1.4.1 输入过程的混合模型构建及预测 本研究结合 SWAT 的物理模拟与 LSTM-MLP 的机器学习优势,以提升磷输入的模拟与预测精度.首先,整合 SWAT 日尺度输出的径流、泥沙和磷负荷,以及同期降雨、气温等环境因子,确保数据一致性并作为 LSTM-MLP 输入.LSTM 层学习 SWAT 残差的时序特征,捕捉未被模型充分描述的动态变化;随

后,MLP 层融合残差与环境因子,进行非线性校正.最终,模型加权整合 SWAT 预测与 LSTM-MLP 校正结果,输出磷负荷预测值.模型训练注重径流曲线数法(SCS)与水文响应单元,优化超参数以提升训练效果与泛化能力.通过情景数据模拟不同条件下的径流与磷负荷变化,评估污染削减效果.SWAT 的物理机制保障对极端降雨的响应合理性,LSTM-MLP 的残差校正提升了平滑期与枯水期的预测稳定性.该耦合方案可推广至其他相似流域,为水质管理与农业面源污染控制提供精准时空预测支持.

1.4.2　模型评价标准及率定　为了全面评估模型的准确性和预测能力,采用了纳什系数(NSE)、决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)作为核心评价标准.具体而言,对于机器学习模型,选用 RMSE 和 NSE 两个指标来进行评价;而对于 SWAT 模型,则使用 NSE 和 R^2 这两个指标来衡量其性能[19,36].计算如公式.

$$\mathrm{NSE}=1-\frac{\sum_{t=1}^{T}\left(Q_{\mathrm{obs}}^{t}-Q_{\mathrm{sim}}^{t}\right)^{2}}{\sum_{t=1}^{T}\left(Q_{\mathrm{obs}}^{t}-\overline{Q}_{\mathrm{obs}}\right)} \tag{7}$$

$$R^{2}=\frac{\left[\sum_{t=1}^{T}\left(Q_{\mathrm{obs}}^{t}-\overline{Q}_{\mathrm{obs}}\right)\left(Q_{\mathrm{obs}}^{t}-Q_{\mathrm{sim}}^{t}\right)\right]^{2}}{\left[\sum_{t=1}^{T}\left(Q_{\mathrm{obs}}^{t}-\overline{Q}_{\mathrm{obs}}\right)^{2}\sum_{t=1}^{T}\left(Q_{\mathrm{sim}}^{t}-\overline{Q}_{\mathrm{obs}}\right)^{2}\right]^{2}} \tag{8}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}\left(Q_{\mathrm{obs}}^{t}-Q_{\mathrm{sim}}^{t}\right)^{2}}{T}} \tag{9}$$

式中:Q_{obs}^{t} 指观测值,Q_{sim}^{t} 指模拟值,Q^{t} 表示第 t 时刻的某个值,$\overline{Q}_{\mathrm{obs}}$ 表示观测值的总平均.

在 SWAT 模型的校准过程中,本研究采用了 SWAT-CUP 软件中的序贯不确定性拟合算法第 2 版(SUFI-2),以优化模型参数并提高模拟精度.针对流量的校准,选取了要庄、十方院、新盖房、大树刘庄及徐水国平五个具有代表性的监测站点,利用 2019 年至 2020 年的月平均观测数据作为校准期的数据基础,2021 年至 2023 年的数据则用于模型的验证.对于 TP 负荷的校准,由于实测数据的限制,选择了大树刘庄、新盖房、要庄、徐水国平和十方院五个断面 2022 年的月平均观测数据进行参数调整.

1.4.3　模型率定结果　校准结果如表 5 所示,模拟的月平均径流决定系数(R^2)均大于 0.70,验证期的 R^2 均超过 0.75,表明模型在流量模拟方面具有良好的拟合能力.对于 TP 负荷的模拟,月平均输出负荷的 R^2 值在校准期均超过 0.77,验证期则均超过 0.79,显示出较高的模拟精度.尽管在验证期内模型预测结果仍存在一定的偏差,但整体模拟效果令人满意,能够有效反映流域内流量及 TP 负荷的时空变化特征.

表 5　白洋淀流域 SWAT 模型的率定结果

Table 5　Calibration results of SWAT model in Baiyangdian Basin

流量率定结果			水质率定结果		
水文站点	R^2	NSE	水文站点	R^2	NSE
要庄	0.93	0.86	要庄	0.98	0.92
十方院	0.89	0.85	十方院	0.97	0.97
新盖房	0.77	0.72	新盖房	0.89	0.88
大树刘庄	0.93	0.91	大树刘庄	0.79	0.77
徐水国平	0.85	0.78	徐水国平	0.93	0.92

2　结果与分析

2.1　白洋淀流域磷通量时间分布特征

在年际尺度上,根据 SWAT 模型的模拟结果(图 2),白洋淀流域在 2019 至 2023 年间,年 TP 入河量的平均值为 717.3t/a,平均 TP 入河负荷约为 57.6kg/(km^2·a).具体而言,无机磷输入负荷为 12.2kg/(km^2·a),有机磷输入负荷为 45.4kg/(km^2·a),有机磷在 TP 中的占比最大,为 78.8%.相关性分析进一步揭示,TP 入河负荷与白洋淀流域的径流、泥沙量变化规律呈现出一致性,TP 入河负荷和径流入河量及泥沙入河负荷之间表现出极显著的相关性(R^2>0.75,P<0.01).这些结果共同表明,径流携带和土壤侵蚀是白洋淀流域磷输入的主要途径.

在年内尺度上,白洋淀流域磷输入通量及其组分特征呈现显著的季节性分异特征(图 3).其中,汛期(6~9 月)TP 入河负荷显著高于非汛期(r=0.47,P<0.05),其均值分别为 49.28kg/km^2 和 8.31kg/km^2.汛期 TP 负荷占全年总量的 85.57%,尤其在 7~8 月降水集中期出现明显峰值(18.03kg/km^2 和 25.33kg/km^2).相关分析表明,TP 入河负荷与降水量(r=0.50)、径流量(r=0.77)及泥沙负荷(r=0.89)均呈极显著正相关(P<0.01).

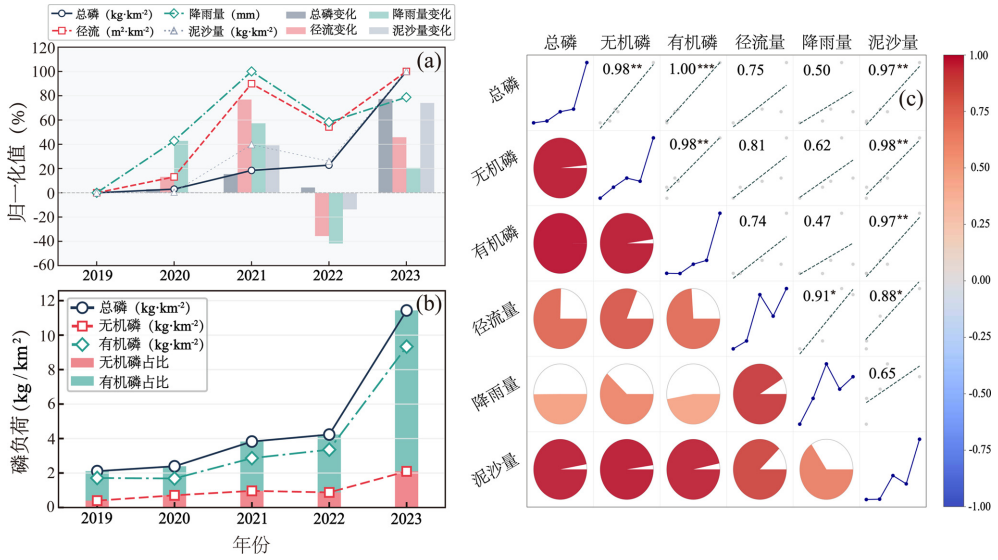


图 2 2019~2023 年磷输入过程年际变化及其驱动因素分析

Fig.2 Interannual changes and driving factors of phosphorus input process from 2019 to 2023

(a)总磷、径流、降雨量、泥沙量归一化年际变化及趋势,(b)磷组分输入负荷及占比,(c)年际尺度回归性分析;*表示 $P<0.05$,**表示 $P<0.01$,***表示 $P<0.001$

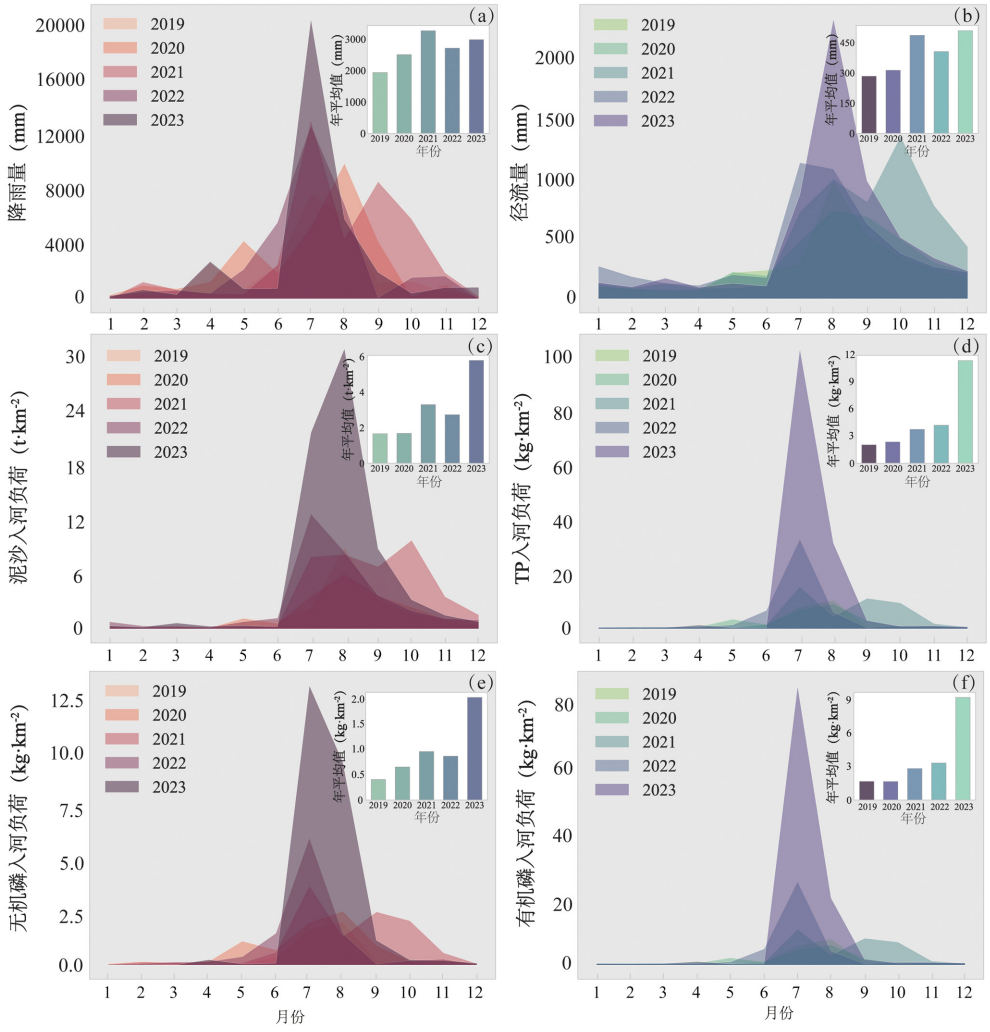


图 3 磷输入过程及磷组分年内变化

Fig.3 The process of phosphorus input and the intra-annual variation of nitrogen components

(a)降雨年内变化,(b)径流入河量年内变化,(c)泥沙入河负荷年内变化,(d)TP 入河负荷年内变化,(e)无机磷入河负荷年内变化,(f)有机磷入河负荷年内变化

2.2　白洋淀流域磷通量空间分布特征

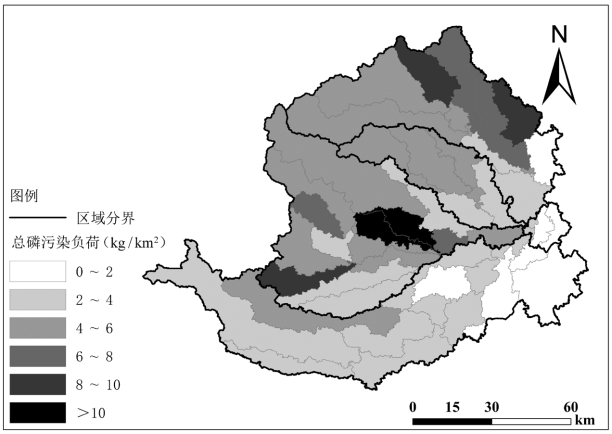


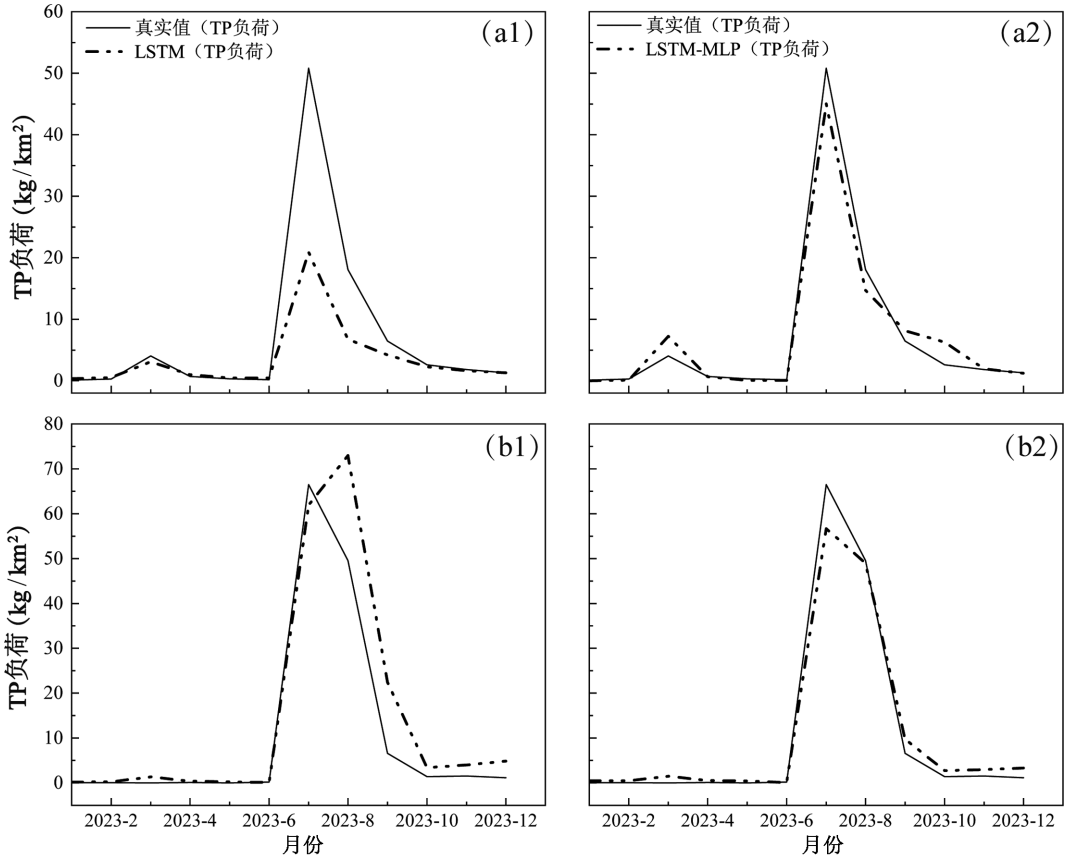
图 4　磷输入负荷空间分布

Fig.4　Spatial distribution of phosphorus input load

白洋淀流域多年平均磷负荷超过 80kg/km^2 的子流域所占面积比例为 15.54%,而负荷超过 50kg/km^2 的子流域所占面积比例为 49.98%,小于 30kg/km^2 的子流域所占面积比例为 14.10%.在流域不同区域中,TP 入河负荷的大小顺序为:府-漕-瀑河区域(79.3kg/km^2)>白沟引河区域(66.6kg/km^2)>萍河区域(51.8kg/km^2)>孝义-潴龙-唐河区域(35.5kg/km^2)>淀区(13.9kg/km^2);而 TP 入河量的大小顺序则为:府-漕-瀑河区域(294.37t)>白沟引河区域(207.17t)>孝义-潴龙-唐河区域(149.50t)>萍河区域(63.54t)>淀区(2.68t).从流域的空间分布来看,白洋淀流域的磷污染主要集中在府-漕-瀑河区域和白沟引河区域(图 4).具体而言,府-漕-瀑河区域 TP 入河负荷贡献率达 32.09%(294.37t),白沟引河区域为 26.96%.值得注意的是,面积最大的孝义-潴龙-唐河区域(4213.3km^2)因低负荷强度(35.5kg/km^2)导致贡献率仅为 14.36%,而面积最小的淀区(192.2km^2)贡献率不足 6%.研究揭示了白洋淀流域 TP 输入具有显著的空间异质性(r=0.56,P<0.01).

2.3　磷输入过程的 LSTM-MLP 模型验证

本研究基于构建的 LSTM 与 LSTM-MLP 模型,对流域磷输入过程进行模拟.选取 12 号、18 号和 47 号子流域为典型单元,前 48 个月为训练集,后 12 个月为测试集,特征数据经 Min-Max 归一化处理以提升模型稳定性.为系统评价模型性能,每种输入方案重复训练 10 次,取均值计算 RMSE 与 NSE.为比较集成模型与 LSTM 的预测误差,在 10 折交叉验证中记录各折 RMSE,并进行配对 t 检验(α=0.05).



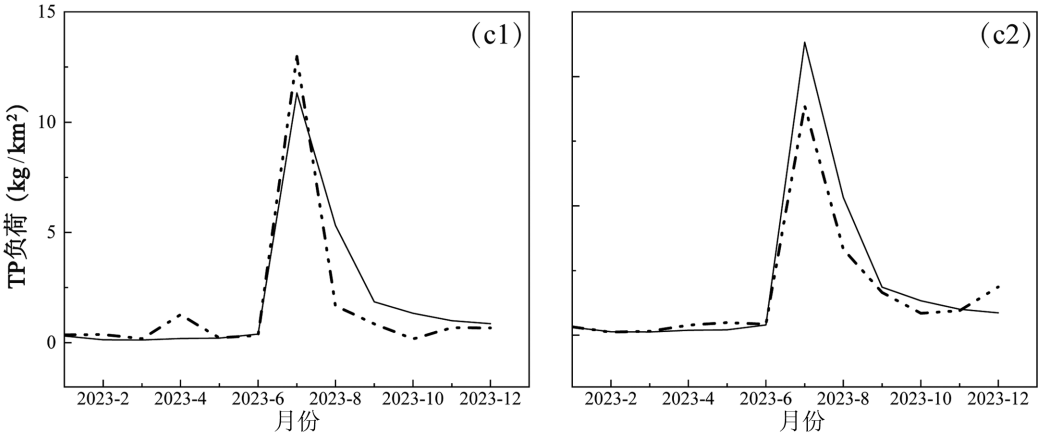


图 5 LSTM 模型和 LSTM−MLP 模型对子流域 TP 输入过程测试及预测结果对比

Fig.5 Comparison of test and prediction results of sub−basin TP input process by LSTM model and LSTM−MLP model

(a1)12 号子流域 LSTM 模型验证结果,(a2)12 号子流域 LSTM−MLP 模型验证结果,(b1)18 号子流域 LSTM 模型验证结果,(b2)18 号子流域 LSTM−MLP 模型验证结果,(c1)47 号子流域 LSTM 模型验证结果,(c2)47 号子流域 LSTM−MLP 模型验证结果

结果表明,LSTM−MLP 模型在峰值预测方面表现突出(图 5),特别是在 2023 年 7~8 月白洋淀流域特大暴雨事件中,该模型对洪峰期磷负荷的预测 RMSE 较传统 LSTM 模型显著降低 55.8%(P<0.01),同时 NSE 值提升至 0.93±0.03(传统 LSTM 模型为 0.75±0.13).模型验证结果显示,LSTM 与 LSTM−MLP 模型均具有较高精度(NSE 均值为 0.88,RMSE 均值为 5.37kg/km^2),其中 LSTM−MLP 模型验证期 NSE 均值达 0.93±0.03,较传统 LSTM 模型(0.84±0.03)具有统计学显著优势(P<0.05),且能有效降低 RMSE 值,表明其在复杂水文过程模拟中具有更优的适应性和预测稳定性.

2.4 基于混合模型的磷输入削减模拟

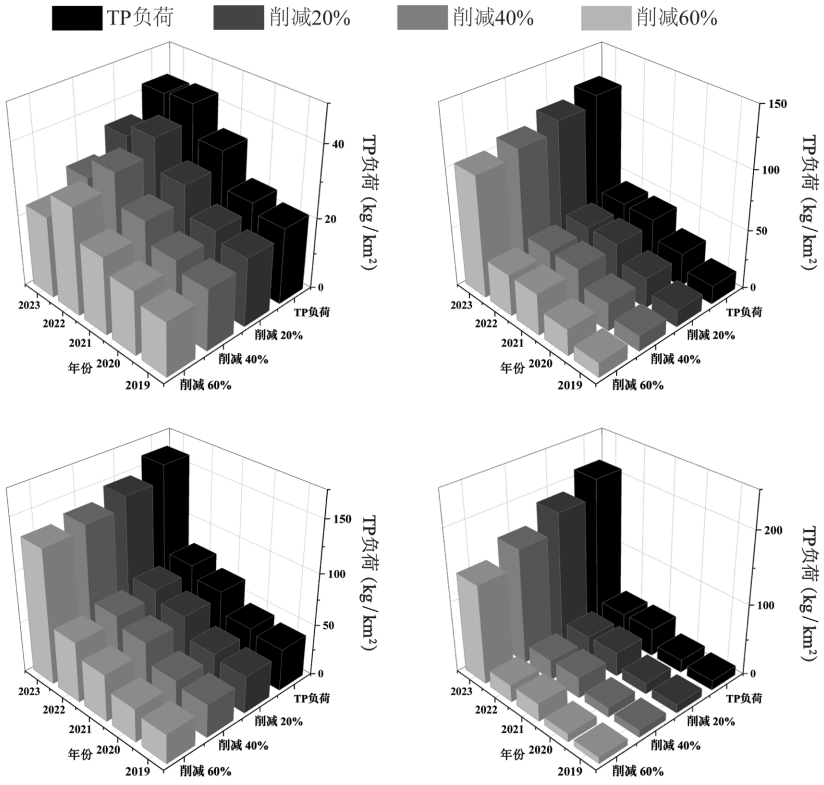


图 6 白洋淀流域各区域水土流失削减对磷输入的影响

Fig.6 Effect of soil and water loss reduction on nitrogen input in Baiyangdian Basin

(a)孝义−潴笼−唐河区域,(b)萍河区域,(c)府−漕−瀑河区域,(d)白沟引河区域

在前文的相关性分析得知,白洋淀流域的泥沙量和 TP 的相关性较强(r=0.89,P<0.01),所以在白洋淀流域的磷削减预测中,选择实施水土保持措施作为削减情景.结果如图 6 所示,各区域在水土流失削减对水体中 TP 负荷的影响存在显著差异(P<0.01).在孝义-潴龙-唐河区域,当削减比例分别达到 20%、40%、60%时,TP 负荷的削减比例依次为 11.73%、22.94%和 33.29%.相比之下,府-漕-瀑河区域的削减比例为 9.15%、17.35%和 26.02%;萍河区域则为 8.29%、15.29%和 20.29%;白沟引河区域的削减比例较高,分别为 12.24%、24.25%和 35.29%.总体来看,白沟引河区域的 TP 负荷削减效果最为显著,尤其是在较高削减幅度下.其次是孝义-潴龙-唐河区域,而府-漕-瀑河区域和萍河区域的削减效果相对较差.区域间的差异可能受到地形特征、土地利用方式及水资源管理策略等多重因素的影响.

3　讨论

3.1　国内部分流域磷通量比较

如表 6 所示,白洋淀流域尽管总磷通量(717.3t/a)远低于洞庭湖流域(39000t/a)、珠江流域(14810t/a)和嘉陵江流域(8910t/a)[13-14,46,49],但由于其流域面积较小(仅 12456km^2),导致单位面积 TP 负荷显著偏高,达 57.59kg/(km^2·a),超过嘉陵江(55.68kg/(km^2·a))1.03 倍,亦远高于珠江流域(32.64kg/(km^2·a))、淮河流域(13.47kg/(km^2·a))和辽河流域(1.18kg/(km^2·a))[49-50].作为对比,洞庭湖流域虽总量最大,但其单位面积 TP 负荷高达 1,446kg/(km^2·a),是白洋淀的 25 倍以上,呈现出“总量高、强度更高”的双重特征.

表 6　白洋淀流域磷通量与中国主要流域比较

Table 6　Phosphorus flux in the Baiyangdian Basin compared with major river basins in China

流域	流域面积 (km^2)	年均磷通量 (t/a)	年均磷负荷 [kg/(km^2·a)]	文献
珠江流域	453700	14810	32.64	[49,13]
辽河流域	314000	370	1.18	[49]
淮河流域	274700	3700	13.47	[49,50]
嘉陵江流域	160000	8910	55.68	[14]
洞庭湖流域	26971	39000	1446	[46]
白洋淀流域	12456	717.3	57.59	本研究

单位负荷偏高源于密集耕作(旱田占比 58.99%)、高强度施肥行为(有机磷占比 78.8%),以及城乡生活污水排放的叠加效应[49,51].此外,其作为半封闭型浅水湿地系统,对磷的滞留效应受季节性水位波动影响显著,进一步放大了单位面积负荷强度.这种“高强度、易积累、敏感性强”的特征使白洋淀在全国范围内表现出较强的面源污染风险,对区域水生态安全构成压力[13,49-51].

3.2　国内部分流域磷通量主要影响因素比较

表 7　白洋淀流域磷通量主要影响因素与中国主要流域比较

Table 7　The main influencing factors of phosphorus flux in the Baiyangdian Basin and their comparison with those in major basins of China

流域名称	主要影响因素	主要污染源
白洋淀流域	汛期降水、泥沙输移、高强度农业、地形特征、生活污水	农业非点源(化肥过量施用占 78.8%)、畜禽养殖、城镇生活污水
洞庭湖流域	径流挟带、土壤侵蚀、农业用地占比	农业面源(贡献率>50%)、畜禽有机肥、城镇点源
嘉陵江流域	水沙同步效应(丰水期 TP 占 73.5%)、悬浮泥沙吸附	面源主导(年均 82.5%,丰水期 90.8%)、农田侵蚀、季节性降雨驱动
珠江流域	城市化率高(非食物磷输入占 65%)、林地草地比例大	生活污水(含洗涤剂磷)、畜禽养殖
淮河流域	高强度农业活动(化肥贡献率 60%)、工业集聚	农业化肥、工业废水(造纸/纺织业)
海河流域	水资源过度开发、湿地退化	农业面源(占 62%)、城市径流

白洋淀磷通量主要受降雨-径流驱动的泥沙输移、高强度农业与生活源影响(表 7).汛期(6~9 月)TP 负荷占年总量 85.57%,与径流和泥沙显著正相关(R^2> 0.59,P<0.01),类似洞庭湖泥沙吸附型迁移规律[46].半封闭水文结构延长停留时间,通过沉—水界面交换增强沉积物对磷的滞留,使单位面积 TP 负荷(57.59kg/(km^2·a))较开敞水系高 3.1%,强化了磷的滞留能力[14,46].土地利用方面,旱田占比 58.99%,有机磷施用率高达 78.8%,致使府-漕-瀑河区域 TP 负荷升至 79.3kg/km^2,明显高于淮河农田贡献率(33.1%),与黄淮海农业区特征相近.上游混作与频繁施肥导致田间有机磷积累,洪水冲刷引发一次性释放(第一级

放大);进入湿地后因沉降与扰动引发二次释放(第二级放大),呈现出种植结构引起的级联放大效应[49-51].在管理响应方面,减少白沟引河 60%泥沙输入可降低 TP 负荷 35.29%,优于珠江流域湿地修复的 28%削减率[52],体现半封闭水系中泥沙控制的高效性.总体来看,我国流域磷通量普遍受水沙输移与农业驱动影响,而白洋淀因高强度农业(化肥施用超 400kg P/km^2)、半封闭结构与点源叠加,单位负荷强度居高不下.建议优化施肥结构,优先治理高负荷子流域(如府−漕−瀑河),并联合水土保持与生态修复措施,实现精准控磷.

3.3 混合模型性能的优化效果分析

本研究将 SWAT 输出的物理变量与 LSTM–MLP 网络耦合,显著提升了 TP 预测性能.验证期模型 NSE 为 0.93,RMSE 降至 3.98kg/km^2,分别较传统 LSTM(NSE=0.84、RMSE≈7.0kg/km^2)提升 12%和降低 46%,也优于 Chen 等[53]提出的 SWAT−LSTM 模型(NSE=0.885).在 2023 年汛期洪峰中,混合模型响应更敏锐.配对 t 检验显示,集成模型 RMSE 较单一模型平均下降 55.8%,差异显著(P<0.01),表明其在预测精度上更具优势.对比洞庭湖[46],本文在白沟引河泥沙削减情景下,采用多特征输入与分层交叉验证,TP 削减率预测更具泛化能力,误差降低达 38%.相较现有 SWAT+机器学习方法,SWAT–LSTM–MLP 在残差校正与动态响应方面更优:LSTM 捕捉长短期非平稳信号,MLP 强化非线性拟合,通过“残差校正+加权融合”策略,使月尺度 NSE 提升 0.15、RMSE 下降 20%.模型保留 SWAT 物理机制,具备良好可解释性,并通过 SHAP 揭示降雨、径流和泥沙对 TP 的贡献.此外,该框架可无缝替换为 Transformer 或 TFT,并扩展至氮素、溶解性有机物等污染物预测,为流域管理提供精准且可解释的技术支持.结果表明,该混合方法融合物理机理与深度学习,既增强解释力,又克服数据驱动模型在小样本与极端事件下的不足,为营养盐精细化管理提供新路径.

4 结论

4.1 2019~2023 年,白洋淀流域年均 TP 入河量为 717.3t/a,入河负荷为 57.6kg/(km^2·a),呈现显著的时空差异,主要通过径流携带和土壤侵蚀进入水体.

4.2 LSTM−MLP 耦合模型在磷输入模拟中 NSE 均值超过 0.8,RMSE 低于 4kg/km^2,模拟效果优于传统 LSTM 模型.

4.3 泥沙削减情景下 TP 负荷响应存在空间差异,白沟引河区域在削减 60%泥沙量时 TP 负荷减少 35.29%,高于孝义−潴龙−唐河区域(33.29%)和府−漕−瀑河区域(30.15%).

参考文献:

[1] Tuoyo J, Kumarasamy, Vellaisamy M. Assessing non−point source pollution models: a review [J]. Polish Journal of Environmental Studies, 2018,27(5):1913–1924.

[2] Tan Y, Chen M, Zhang L, et al. Flux and spatial pattern of phosphorus in the Shigatse section of the Yarlung Zangbo River, China [J]. Ecological Indicators, 2022,135:108552.

[3] Bruna G, Gilles B, Eric A D, et al. Global nitrogen and phosphorus pollution [M]. The United States of America: Western−Publishing, 2020:421–431.

[4] Billen G, Garnier J. The Phison River plume: coastal eutrophication in response to changes in land use and water management in the watershed [J]. Aquatic Microbial Ecology, 1997,13(1):3−17.

[5] 吴 莉,韩 佩,刘 勇,等.赣江饮用水水源地水环境特征及潜在污染风险研究 [J]. 人民长江, 2024,55(12):71−80.
Wu L, Han P, Liu Y, et al. Characteristics and potential pollution risk of water environment in Ganjiang drinking water source area [J]. Yangtze River, 2024.

[6] 阳小兰,张茹春,毛 欣,等.白洋淀水体氮磷时空分布与富营养化分析 [J]. 江苏农业科学, 2018,46(24):370−373.
Yang X L, Zhang R C, Mao X, et al. Temporal and spatial distribution and eutrophication analysis of nitrogen and phosphorus in Baiyangdian Lake [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2018,46(24): 370–373.

[7] 朱 伟,吕 艺,薛宗璞,等.2020 年太湖流域洪水及太湖总磷变化趋势分析 [J]. 水资源保护, 2023,39(6):16−22.
Zhu W, Lü Y, Xue Z P, et al. Analysis of flood and total phosphorus variation in the Taihu Basin in 2020 [J]. Water Resources Protection, 2023,39(6):16–22.

[8] 王 博,刘大喜,罗 朝,等.我国水域的磷污染及其治理 [J]. 生态经济, 2024,40(9):5−8.
Wang B, Liu D X, Luo C, et al. Phosphorus pollution and its control in water bodies in China [J]. Ecological Economy, 2024,40(9):5–8.

[9] 秦延文,马迎群,王丽婧,等.长江流域总磷污染:分布特征·来源解析·控制对策 [J]. 环境科学研究, 2018,31(1):9−14.
Qin Y W, Ma Y Q, Wang L J, et al. Total phosphorus pollution in the Yangtze River Basin: distribution, sources, and control measures [J]. Research of Environmental Sciences, 2018,31(1):9–14.

[10] 毛新伟,代倩子,吴浩云,等.2007 年以来太湖总磷污染负荷质量平衡计算与分析 [J]. 湖泊科学, 2023,35(5):1594−1605.
Mao X W, Dai Q Z, Wu H Y, et al. Mass balance calculation and analysis of total phosphorus pollution load in Taihu Lake since 2007 [J]. Journal of Lake Sciences, 2023,35(5):1594–1605.

[11] 张晓晓,姚庆祯,陈洪涛,等.黄河下游营养盐浓度季节变化及其入海

通量研究 [J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2010,40(7):82−88.
Zhang X X, Yao Q Z, Chen H T, et al. Seasonal variation and flux of nutrients in the lower Yellow River [J]. Journal of Ocean University of China (Natural Science Edition), 2010,40(7):82–88.

[12] Li H, Chen S, Ruan X. Differences in nonpoint source pollution load losses based on hydrological zone characteristics: A case study of the Shaying River Basin, China [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023,30(54):115950–115964.

[13] Wu J, Cheng S P, He L Y, et al. Assessing water quality in the Pearl River for the last decade based on clustering: Characteristic, evolution and policy Implications [J]. Water Research, 2023,244:120492.

[14] 关文海,骆国辉,王攀菲,等.嘉陵江总磷通量变化及空间来源解析 [J]. 中国环境科学, 2024,44(3):1448−1456.
Guan W H, Luo G H, Wang P F, et al. Variations and spatial source analysis of total phosphorus flux in the Jialing River [J]. China Environmental Science, 2024,44(3):1448–1456.

[15] Green W R. Modeling phosphorus in the environment [J]. Ecology, 2008,89(8):2361−2362.

[16] 毕　杨,荣　易,赵琰鑫,等.基于 SWAT 模型的盐津河流域氮磷污染关键源识别及特征解析 [J/OL]. 中国环境科学, 1−13[2025−09−16].
Bi Y, Rong Y, Zhao Y X, et al. Identification and characterization of critical nitrogen and phosphorus pollution sources in the Yanjin River Basin based on the SWAT model [J/OL]. China Environmental Science, 1–13 [2025−09−16].

[17] Lu S, Li J, Si J, et al. Evaluation and prediction of water quality of typical wetlands in the source region of the Yangtze River [J]. Water, 2023,15(8):1612.

[18] 秋妍飞,王　雷,张　冰,等.基于 SWAT 模型对抗生素点源污染分布特征的研究——以淮河中上游为例 [J]. 中国环境科学, 2025,45(8):4608−4619.
Qiu Y F, Wang L, Zhang B, et al. Study on the distribution characteristics of antibiotic point source pollution based on the SWAT model: A case study of the middle and upper reaches of the Huai River [J]. China Environmental Science, 2025,45(8):4608–4619.

[19] Zhang S, Zhang L, Meng Q, et al. Evaluating agricultural non−point source pollution with high−resolution remote sensing technology and SWAT model: A case study in Ningxia Yellow River Irrigation District, China. Ecological Indicators, 2024,166:112578.

[20] Chen S Z, Fu Y H, Wu Z, et al., Informing the SWAT model with remote sensing detected vegetation phenology for improved modeling of ecohydrological processes [J]. Journal of Hydrology, 2023,616:128817.

[21] 刘　洁,杨开鹏,葛　钦,等.基于数据驱动理论的河流水污染优化消减模型 [J/OL]. 中国环境科学, 1−11[2025−09−16].
Liu J, Yang K P, Ge Q, et al. Optimization and reduction model of river water pollution based on data−driven theory [J/OL]. China Environmental Science, 2025:1–11.[2025−09−16].

[22] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short−term memory [J]. Artificial Intelligence, 1997,(4):34−43.

[23] 汪　昊,高凯璐,尹高飞,等.海河流域河流氮素变化趋势及关键因子识别 [J]. 中国环境科学, 2025,45(7):3968−3977.
Wang H, Gao K L, Yin G F, et al. Variation trend and key factor identification of riverine nitrogen in the Haihe River Basin [J]. China Environmental Science, 2025,45(7):3968–3977.

[24] Claudia F, Raúl F, Samuel C, et al. LSTM networks provide efficient cyanobacterial blooms forecasting even with incomplete spatio-temporal data [J]. Water Research, 2024,267:122553.

[25] 张琴琴,刘文强,陈之鸿,等.基于 LSTM−SVM 模型的河流流量预测 [J]. 天津师范大学学报(自然科学版), 2023,43(6):45−52.
Zhang Q Q, Liu W Q, Chen Z H, et al. River flow prediction based on LSTM−SVM model [J]. Journal of Tianjin Normal University (Natural Science Edition), 2023,43(6):45–52.

[26] Karpatne A, Atluri G, Faghmous J, et al. Theory−guided data science: A new paradigm for scientific discovery from data [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2017,29(10):2318−2331.

[27] Peter G, Zhang.Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model [J]. Neurocomputing, 2003.

[28] 徐蓉桢,王雨山,尹德超,等.白洋淀地表水水质季节与空间变化特征及其影响因素 [J/OL]. 环境科学, 1−13[2025−01−22].
Xu R Z, Wang Y S, Yin D C, et al. Seasonal and spatial variation characteristics and influencing factors of surface water quality in Baiyangdian Lake [J/OL]. Environmental Science, 1–13[2025−01−22].

[29] 史密伟,王艳霞,高　博,等.2013~2022 年白洋淀水体富营养化时空变化特征研究 [J]. 环境污染与防治, 2024,46(10):1472−1478.
Shi M W, Wang Y X, Gao B, et al. Spatiotemporal variation characteristics of eutrophication in Baiyangdian Lake from 2013 to 2022 [J]. Environmental Pollution & Control, 2024,46(10):1472–1478.

[30] 张欣怡.基于 SWAT 模型的白洋淀府河上游流域非点源污染时空分布特征研究 [D]. 北京:华北电力大学(北京), 2023.
Zhang X Y. Spatiotemporal distribution characteristics of non−point source pollution in the upstream basin of Fuhe River in Baiyangdian based on SWAT model [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.

[31] 姚　珊,张璇凌,蔡雨欣,等.分光光度法对白洋淀各形态氮磷分布特征及源解析的研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022,42(4):1306−1312.
Yao S, Zhang X L, Cai Y X, et al. Study on the distribution characteristics and source analysis of various nitrogen and phosphorus forms in Baiyangdian Lake using spectrophotometry [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022,42(4):1306–1312.

[32] 孙　悦.白洋淀氮素时空分布特征及治理对策 [D]. 石家庄:河北科技大学, 2020.
Sun Y. Spatiotemporal distribution characteristics and management strategies of nitrogen in Baiyangdian Lake [D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2020.

[33] 侯　雯.土地利用对白洋淀富营养化变迁史的影响和基于属水平硅藻重建的可行性 [D]. 保定:河北大学, 2024.
Hou W. Impact of land use on the eutrophication evolution of Baiyangdian Lake and feasibility reconstruction based on genus−level diatoms [D]. Baoding: Hebei University, 2024.

[34] 杨紫薇,尹高飞,赵海璇,等.白洋淀流域种植结构及氮盈余的时空变化特征 [J]. 农业工程学报, 2023,39(6):111−119.
Yang Z W, Yin G F, Zhao H X, et al. Spatiotemporal variation characteristics of planting structure and nitrogen surplus in Baiyangdian watershed [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023,39(6):111–119.

[35] 赵安周,赵玉玲,刘宪锋,等.气候变化和人类活动对渭河流域蓝水绿水影响研究 [J]. 地理科学, 2016,36(4):571-579.
Zhao A Z, Zhao Y L, Liu X F, et al. Impact of climate change and human activities on blue and green water in the Weihe River Basin [J]. Scientia Geographica Sinica, 2016,36(4):571–579.

[36] Yuan Y , Chiang L C .Sensitivity analysis of SWAT nitrogen simulations with and without in-stream processes [J]. Archives of Agronomy and Soil Science, 2015,61(7/9):953-969.

[37] Hao Z, Wu D. Data preprocessing of soil attributes for ecohydrological applications using SWAT model at Xin'anjiang Upstream Watershed, China [J]. Ecohydrology & Hydrobiology, 2023, 23(2):198-210.

[38] Jiao X F, Li W, Fang M A, et al. Localization method for SWAT model soil database based on HWSD [J]. China Water & Wastewater, 2014,30(22):74-77.

[39] Williams J R, Jones C A, Kiniry J R, et al. The EPIC Crop Growth Model [J]. Transactions of the Asae, 1989,32(2):497-511.

[40] 李景保,钟一苇,周永强,等.三峡水库运行对洞庭湖北部地区水资源开发利用的影响 [J]. 自然资源学报, 2013,28(9):1583-1593.
Li J B, Zhong Y W, Zhou Y Q, et al. Impact of the operation of the Three Gorges Reservoir on water resource development and utilization in the northern Dongting Lake area [J]. Journal of Natural Resources, 2013,28(9):1583–1593.

[41] Cheng J, Gong Y, Zhu D Z, et al. Modeling the sources and retention of phosphorus nutrient in a coastal river system in China using SWAT [J]. Journal of Environmental Management, 2021,278:111556.

[42] Wang Y, Zha Y. Comparison of transformer, LSTM and coupled algorithms for soil moisture prediction in shallow-groundwater-level areas with interpretability analysis [J]. Agricultural Water Management, 2024,305:109120.

[43] Singh A, Imtiyaz M, Isaac R K, et al. Comparison of soil and water assessment tool (SWAT) and multilayer perceptron (MLP) artificial neural network for predicting sediment yield in the Nagwa agricultural watershed in Jharkhand, India [J]. Agricultural Water Management, 2012,104(none):113-120.

[44] 席闻阳,何建军,王智麟,等.基于多层感知机模型的长三角水稻种植区净生态系统碳通量模拟 [J]. 高原气象, 2025,44(1):191-200.
Xi W Y, He J J, Wang Z L, et al. Simulation of net ecosystem carbon flux in rice planting areas of the Yangtze River Delta based on multilayer perceptron model [J]. Plateau Meteorology, 2025,44(1): 191–200.

[45] 陈 丰,徐 欢.基于 MLP 算法的电力企业数据健康度模型算法研究 [J/OL]. 自动化技术与应用, 1-5[2025-01-22].
Chen F, Xu H. Research on data health evaluation model algorithm of electric power enterprises based on MLP algorithm [J/OL]. Automation Technology and Application, 1–5 [2025-01-22].

[46] 刘 杰,陈 前,许 妍,等.基于混合模型的长江流域洞庭湖区陆域磷输入通量及其削减预测 [J]. 环境科学, 2025,46(1):172-183.
Liu J, Chen Q, Xu Y, et al. Prediction of terrestrial phosphorus input flux and its reduction in the Dongting Lake area of the Yangtze River Basin based on a hybrid model [J]. Environmental Science, 2025,46(1): 172–183.

[47] 苏仁斌,熊卫红,刘先珊,等.基于时序LSTM-MLP模型的输电线路非平稳型覆冰厚度预测 [J]. 科学技术与工程, 2024,24(36):15483-15496.
Su R B, Xiong W H, Liu X S, et al. Prediction of nonstationary icing thickness on transmission lines based on temporal LSTM–MLP model [J]. Science Technology and Engineering, 2024,24(36):15483–15496.

[48] 洪启道.基于 LSTM 和 MLP 模型的医院财务管理分类优化研究 [J/OL]. 自动化技术与应用, 1-7[2025-01-22].
Hong Q D. Optimization of hospital financial management classification based on LSTM and MLP models [J/OL]. Automation Technology and Application, 1–7[2025-01-22].

[49] 王雨珊.中国七大流域人为净磷输入及河流入海磷通量研究 [D]. 北京:北京林业学, 2020.
Wang Y S. Study on anthropogenic net phosphorus input and riverine phosphorus fluxes into the sea in the seven major river basins in China [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2020.

[50] Zhao H, Zheng J, Zhu Y, et al. Risk assessment of nonpoint source pollution in the Huaihe River Basin [J]. Water, 2022,14(21):3505.

[51] Xu J, Mo Y, Tang H, et al. Distribution, transfer process and influence factors of phosphorus at sediment-water interface in the Huaihe River [J]. Journal of Hydrology, 2022,612:128079.

[52] Wang Y, Xie X, Liu C, et al. Variation of net anthropogenic phosphorus inputs (NAPI) and riverine phosphorus fluxes in seven major river basins in China [J]. Science of the Total Environment, 2020,742:140514.

[53] Chen S, Huang J, Huang J C. Improving daily streamflow simulations for Data-scarce watersheds using the coupled SWAT-LSTM Approach [J]. Journal of Hydrology, 2023,622:129734.

作者简介: 高宇昂(2001-),男,河北唐山人,硕士研究生,主要研究方向为流域污染物模型模拟.Gao220399@163.com.