

基于机器学习的黄河下游典型湿地生态环境质量演化驱动机制研究

孙晓悦^{1,2,3}, 曹文庚^{1,2}, 李祥志^{1,2}, 黄紫怡¹, 南天^{1,2}, 郭记菊¹, 龙敏¹, 张荣¹

(1. 中国地质科学院水文地质环境地质研究所, 河北 石家庄 050061; 2. 河北省/中国地质调查局地下水污染机理与修复重点实验室, 河北 石家庄 050061; 3. 中国地质大学, 北京 100083)

摘要:【目的】揭示黄河下游湿地生态环境退化的驱动机制, 为湿地保护与修复提供科学依据。【方法】以位于水文调控与生态敏感交汇区的中牟段沿黄湿地为研究对象, 构建融合遥感生态指数(RSEI)与机器学习方法的驱动力识别框架, 系统评估 2002—2022 年间湿地生态环境的演化过程与主控因素。【结果】①研究区内生态环境质量指数(RSEI)处于较高水平的区域面积占比逐渐减少, 由约 9% 下降至约 2%, 而处于较低水平的区域面积占比不断增加, 由约 32% 上升至约 42%, 生态环境总体呈退化趋势。②随机森林模型识别结果表明, 降水是湿地生态环境质量的主要驱动因子, 与生态环境质量呈正相关, 贡献率为 37.4%; 土地利用中, 水域面积增加对生态环境质量具有正向作用(贡献率 5.7%), 而建筑用地扩张则表现为负向影响(贡献率 7.9%); 地下水埋深增加与生态环境质量呈负相关, 贡献率为 13.3%。上述因子通过调控水分、土壤湿度、植被生长和径流过程, 在多尺度上显著影响湿地生态系统的演化。【结论】融合 RSEI 的机器学习方法能有效识别湿地生态环境退化的驱动因子, 通过合理调控土地利用结构和地下水开采强度, 可以减轻人类活动对湿地生态环境的不利影响。

关键词:黄河下游; 湿地; 机器学习; 生态环境质量; 驱动机制

中图分类号:P345

文献标识码:A

文章编号:2096-6792(2026)05-0001-12

黄河下游湿地在维系区域生态安全中发挥着关键作用, 既是生物多样性的载体, 也具有防洪减灾、水源涵养与水质改善等多项生态功能^[1-2]。然而, 近 20 年来, 受盲目开垦、地下水位下降及河道水沙条件变化等多重因素影响, 该区域湿地面临明显的萎缩风险^[3-4]。近年来, 国家高度重视黄河流域生态保护, 通过实施生态补水与保护区建设等举措, 部分湿地的生态功能得以初步恢复。但由于湿地演变过程受到气候变化、河道下切、地下水动态及人类活动等多因素的复杂交互影响, 其演化机制尚不明确。因此, 亟须采用更为系统、定量的分析方法, 以揭示影响湿地生态环境质量演变的关键驱动因子。机器学习方法具备融合多源数

据与挖掘非线性关系的优势, 可以为识别湿地退化风险、制定精准修复策略提供有效的科学支撑。

评估湿地生态环境质量是制定保护与恢复策略的关键。早期评估依赖实地调查和生物监测。朱海虹^[5]基于水质和生物多样性等生态指标, 发现过度开垦草滩资源已导致生态环境质量下降; 李道季等^[6]比较分析了上海浦东东滩与九段沙的生态环境; 李文生^[7]和 Meng Xianling 等^[8]对水生态环境进行了健康评估。由于传统指标在识别长期湿地生态演化中存在局限性, 自 20 世纪 70 年代遥感技术被引入以来, 大尺度长期监测成为可能。

近年来, 遥感生态指数(Remote Sensing Ecological Index, RSEI)因其集成植被指数(Normal-

收稿日期/Received:2025-03-12

修回日期/Revised:2025-06-13

基金项目:国家自然科学基金项目(U2444218, 42477093); 河北省中央引导地方科技发展资金项目(246Z3601G); 河南省地质矿产勘查开发局局管地质环境项目(豫地环[2022]4号); 基于深度学习算法的多时间尺度嵌套地下水位预测模型(SK202308); 京津冀“粮食-资源-健康”安全的地下水战略储备智能保障技术研究(2023-ZL-09)。

第一作者:孙晓悦(1998—), 女, 博士研究生, 从事水文地质方面的研究。E-mail:1326808734@qq.com。

通信作者:曹文庚(1985—), 男, 研究员, 博士, 从事水文地质、水文地球化学方面的研究。E-mail:caowengeng@mail.cgs.gov.cn。

ized Difference Vegetation Index, NDVI)、湿度指数(Wetness, WET)、地表温度(Land Surface Temperature, LST)和干度指数(Normalized Difference Built-up and Soil Index, NDBSI)等多源遥感指标,成为衡量生态环境质量的重要工具。相比传统生态指标存在的单一性、获取成本高等不足,RSEI具备自动化处理能力强、空间异质性反映显著、时序一致性好等优点。已有研究表明,RSEI可以有效反映生态退化过程,并为分析生态退化与人类活动之间的关系提供依据。例如,Bhattacharjee R等^[9]利用RSEI揭示了恒河流域不同农业气候区近30年来生态环境质量的时空变化特征,及其与人为活动的空间集聚关系;Halder S等^[10]通过比较印度5个智慧城市的RSEI变量,揭示了自然植被和绿地规划在提升城市生态环境中的关键作用;Shan Wei等^[11]将RSEI应用于中国特定的土地整理项目区域,发现该方法在评估生态环境质量方面具有更强的适用性,结果更加客观。尽管RSEI应用广泛,但现有研究多数仍停留在生态状况的变化识别层面,对水文与地下水等关键要素的关注不够且难以揭示多因素非线性交互影响。因此,构建融合遥感指标与先进建模技术的综合评估框架,成为提升对湿地生态系统演化过程及其驱动机制科学认知的关键路径。

湿地生态环境演化驱动机制的研究方法,如投入-产出模型、耦合协调度模型和地理加权回归模型,多关注单一因素,忽视了多因素交互作用。地理探测器可以检测交互作用及主导因子^[12-13],但无法揭示正负影响机制。随着大数据和机器学习技术的发展,这些技术已被广泛应用于水文循

环^[14]、气候变化^[15]和健康评估^[16]等领域,能够有效捕捉数据的复杂模式和非线性关系。黄河下游湿地生态变化日益受到关注,已有研究聚焦郑州段和开封段等区域,探讨湿地景观演化^[17]、水文响应^[18]与悬河段生态退化^[19],并基于遥感与地理信息系统(Geographic Information System, GIS)技术揭示生态环境质量演化的影响因素,推动了湿地生态研究的发展。然而,现有研究多集中于趋势识别,尚未深入揭示多因子驱动机制,特别是对非线性、耦合关系的挖掘有限。因此,有必要引入机器学习方法,量化湿地生态环境质量的影响因素,解析其相互作用机制。

鉴于此,以处于水资源调控与生态敏感交汇的中牟段湿地为研究区,构建融合RSEI与机器学习的分析框架,识别湿地生态环境质量演化特征,解析多源驱动因子的非线性影响及其交互作用机制,以期突破传统模型解释力不足的瓶颈,为流域湿地退化风险预警、生态补水成效评估与区域生态管理提供科学依据与决策支撑。

1 研究区概况

选择黄河下游河南省中牟段典型湿地作为研究区(图1),总面积约370 km²,涉及杨桥办事处、万滩镇、大孟镇、雁鸣湖镇、狼城岗镇和水稻乡等区域。该区域属暖温带大陆性季风气候,四季分明,光热资源丰富,年降水适中,但年际波动较大,降水季节分布不均。区内主要河流包括黄河干流、赵口总干渠和运粮河,其中后两者为人工干渠。由于人工大堤的约束,黄河河道不断淤积抬高,形成“地上悬河”,河床通常高出堤外地面3~5 m。

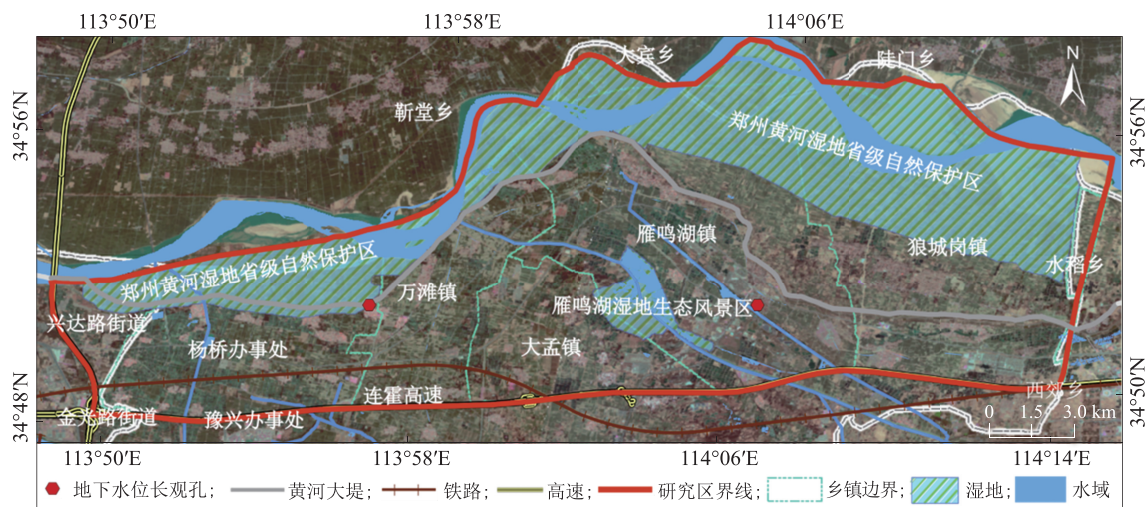


图1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

研究区内设有郑州黄河湿地省级自然保护区。黄河在此地区呈蛇形游荡,形成复杂的河道网络和滩涂,分布多个夹河滩。然而,由于初期湿地保护意识薄弱,生态环境逐渐恶化。20 多年来,地下水整体持续下降;同时小浪底水库的运行也导致黄河下游河床下切、水位下降,从而造成大量湿地消失。枯水期干旱加剧,给湿地生态系统带来巨大压力。

2 数据与方法

2.1 研究方法

2.1.1 湿地生态环境质量评估

遥感生态指数(RSEI)是一种定量评估生态环境系统健康状况的方法^[20-21]。该指数通过结合 2002—2022 年的 NDVI、WET、LST 和 NDBSI 分别表征绿度、湿度、热度和干度 4 个生态要素。在数据处理过程中,首先对这 4 个指标进行标准化,然后再归一化处理,波段合并后应用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)提取第一主成分(PCA1),作为初始生态指数(RSEI₀)。RSEI 计算公式如下:

$$RSEI = (RSEI_0 - RSEI_{0,min}) / (RSEI_{0,max} - RSEI_{0,min}) \quad (1)$$

式中:RSEI_{0,max} 和 RSEI_{0,min} 分别为 RSEI 的最大值和最小值;RSEI 为最终的遥感生态指数,取值范围为[0,1],值越高,表明生态环境质量越好,反之越差。

2.1.2 基于机器学习方法的驱动因素量化模型

机器学习擅长处理大规模数据,能够深入分析气象、人口密度、地下水位和湿地变化等长序列数据^[22-23]。本研究采用随机森林、反向传播(Back Propagation, BP)神经网络和 AdaBoost 回归模型对湿地生态环境演化的驱动因素进行量化分析,并通过均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和决定系数(R^2)评估模型性能。

1) 数据集构建。选取 8 项驱动力指标(降水、蒸发、土地利用、地下水位、黄河水位、河床高程、人口密度和土壤湿度)作为模型自变量(X), RSEI 值作为因变量(Y)。在数据处理过程中,首先将数据按 8:2 的比例划分为训练集和测试集,以检验模型在未见数据上的表现。

2) 模型参数设置。随机森林回归模型通过多个决策树协同工作,避免了单一学习器的不准确性和过拟合问题^[24]。BP 神经网络由输入层、隐藏层

和输出层构成,利用正向传播和反向传播提升预测能力^[25]。AdaBoost 是一种迭代算法,将多个弱分类器集成为强回归器^[26],提高预测精度。在基础建模阶段,随机森林回归器使用默认参数($n_estimators = 100$, $max_depth = None$, $bootstrap = True$ 等)对 RSEI 进行初步拟合与性能评估;BP 神经网络(MLPRegressor)默认采用单隐层(100 节点)、ReLU 激活函数和 0.001 的学习率;AdaBoost 回归器则采用内置浅层决策树(最大深度为 3)作为基学习器,集成 50 个子模型,默认学习率为 1.0。

3) 模型评估。模型的性能通过均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)进行评估。在初步评估中,选择表现最佳的基础模型进行进一步优化。为了提高模型的预测精度和稳定性,通过网格搜索(Grid Search)和系统搜索对该模型的超参数进行优化,选取最佳超参数组合进行模型训练,并基于测试集进行性能评估。为了提高随机森林回归模型的泛化能力,在超参数优化部分采用五折交叉验证(Cross Validation)以验证不同超参数组合下的模型性能。优化后的最终模型将用于分析湿地生态环境演化的驱动机制,从而为后续的因果推断和政策模拟提供可靠的预测工具。

4) 特征重要性分析。为提升模型的可解释性,采用 SHAP(SHapley Additive exPlanations)方法^[27]对模型的特征重要度进行定量分析,计算每个驱动因子对生态变化的边际贡献。

2.2 数据源

数据类型包括气象、水文、黄河河道下切、RSEI 评价指标和人类活动等(表 1)。结合野外调查与监测获取湿地生态环境关键要素数据。为了确保数据的一致性与分析的稳定性,气象、水文、黄河河道下切和人口密度等数据均采用年度平均值, RSEI 和土地利用数据采用每年 5 月的遥感影像数据。其中, Landsat 遥感影像数据选择每年 5 月份的蓝、绿、红、近红外和短波红外等波段,先进行辐射定标与大气校正(采用 QUAC 方法),并通过 ENVI 6.4 软件完成波段合成、裁剪与掩膜处理,确保研究区空间覆盖完整。降水和蒸发数据来源于中牟和郑州气象站,选取逐日数据后进行年尺度累积。考虑到研究区面积有限、区域内无国家级气象站,本研究选择分别位于研究区东侧和西侧的中牟站和郑州站;两站点气候条件与研究区一致,能够较好地代表区域的年际气象变化。黄河水位和流量数据来源于花园口水文站定期监测记录,该站点位于研

究区上游,是黄河干流的重要控制断面,长期开展稳定水文监测,数据具有较强的代表性和典型性。地下水位通过布设观测井并定期测量其埋深变化,再经克里金插值,得到 2001—2022 年空间分辨率为 30 m 的浅层地下水水位变幅。其中两口长期观测孔具有连续、完整的年际监测数据,虽观测孔数

量有限,但覆盖典型生态类型和不同埋深带,能够有效反映研究区地下水动态变化过程。花园口断面高程采用高精度 GPS 测量和水文测绘数据辅助确定。土壤湿度来源于 GLDAS-NOAH 陆面模拟产品,与 RSEI 中的 WET 分量在数据来源和物理含义上不同,不构成变量重复。

表 1 数据来源
Tab.1 Data sources

数据类型	数据内容	数据来源	年份	空间分辨率
气象	降水	中国气象站	2001—2022	
	蒸发	中国气象站	2001—2022	
	地表温度	GLDAS-NOAH 3.6	2001—2022	0.25°×0.25°
水文	土壤湿度	GLDAS-NOAH 3.6	2002—2022	0.25°×0.25°
	黄河水位和流量	中国地质科学院水文地质环境地质研究所	1997—2022	
	地下水位	中国地质科学院水文地质环境地质研究所	2001—2022	
黄河河道下切	河床高程	中国地质科学院水文地质环境地质研究所	1997—2022	
	花园口断面高程	中国地质科学院水文地质环境地质研究所	2001—2022	
RSEI 评价指标	NDVI	由 Landsat7、8、9 计算得出	2002—2022	30 m×30 m
	WET	由 Landsat7、8、9 计算得出	2002—2022	30 m×30 m
	LST	由 Landsat7、8、9 计算得出	2002—2022	30 m×30 m
	NDBSI	由 Landsat7、8、9 计算得出	2002—2022	30 m×30 m
人类活动	人口密度	LandScan 全球人口分布	2002—2022	1 000 m×1 000 m
	土地利用	Sentinel-2	2002—2022	30 m×30 m

3 结果分析

3.1 RSEI 合理性检验

为了验证 RSEI 方法的合理性,对 NDVI、WET、LST 和 NDBSI 4 个指标进行主成分分析。限于篇幅仅列出第一主成分(PCA1)的分析结果(表 2)。由表 2 可知,第一主成分(PCA1)的贡献率为 71.23%~92.19%,能够解释大部分数据方差,验证了其在 RSEI 模型中的核心地位。在 PCA1 中 NDVI

和 WET 的特征向量均为正值,表明它们对生态环境质量有正向影响;LST 和 NDBSI 的特征向量为负值,表明它们与较差的生态环境质量相关,这与实际情况相符。这些特征向量的数值即为各生态因子在 RSEI 模型中的相对权重,体现了其对生态环境质量综合评价的贡献程度。综上,PCA 结果支持 RSEI 模型的有效性,表明归一化后的指标能准确反映研究区的生态环境质量。

表 2 PCA1 分析结果
Tab.2 Results of PCA1 analysis

年份	NDVI	WET	LST	NDBSI	贡献率/%	年份	NDVI	WET	LST	NDBSI	贡献率/%
2002	0.81	0.10	-0.56	-0.33	89.59	2013	0.82	0.12	-0.57	-0.14	88.23
2003	0.85	0.07	-0.50	-0.11	74.97	2014	0.88	0.08	-0.61	-0.30	71.23
2004	0.87	0.08	-0.53	-0.09	90.33	2015	0.91	0.11	-0.58	-0.37	86.99
2005	0.80	0.12	-0.53	-0.08	88.78	2016	0.83	0.09	-0.63	-0.43	88.97
2006	0.83	0.11	-0.62	-0.34	89.09	2017	0.80	0.07	-0.59	-0.21	88.35
2007	0.85	0.09	-0.51	-0.13	72.84	2018	0.80	0.06	-0.60	-0.12	90.31
2008	0.80	0.06	-0.46	-0.12	91.33	2019	0.83	0.06	-0.62	-0.43	88.60
2009	0.81	0.04	-0.48	-0.13	73.63	2020	0.86	0.03	-0.57	-0.13	73.54
2010	0.84	0.07	-0.58	-0.40	90.82	2021	0.89	0.04	-0.63	-0.11	90.33
2011	0.87	0.10	-0.55	-0.35	73.85	2022	0.89	0.03	-0.60	-0.11	92.19
2012	0.90	0.03	-0.54	-0.12	87.76						

3.2 生态环境质量时空分布特征

经 RSEI 合理性检验和 ENVI 软件计算, 2002—2022 年黄河下游中牟段湿地生态环境质量结果如图 2 所示。结果显示,研究区生态环境质量空间异质性明显。耕地受农业灌溉影响,生态质量较好;而雁鸣湖周边生态环境质量持续恶化。黄河南岸受黄河游荡影响,整体生态环境质量较差,但自 2018 年黄河生态治理后有所改善。2002 年、

2006 年、2010 年、2014 年、2018 年和 2022 年研究区的 RSEI 值分别为 0.56、0.54、0.52、0.62、0.69 和 0.66,反映了生态环境质量的动态变化趋势。2002—2010 年,生态环境质量呈逐步下降趋势; 2010—2018 年有所回升;但 2018—2022 年有所下降。总体而言,研究区生态环境质量呈波动变化,部分时期有所改善,但也存在持续恶化的趋势。

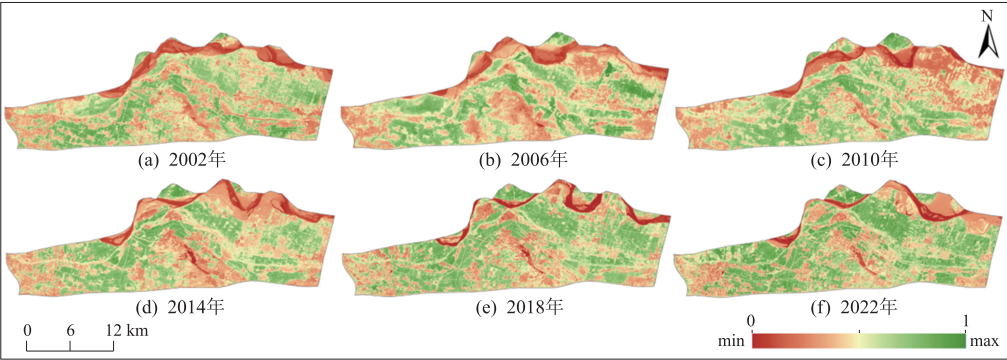


图 2 2002—2022 年黄河下游中牟段 RSEI 空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of RSEI in Zhongmu section of lower reaches of Yellow River (2002–2022)

分析 2002—2022 年的 RSEI 结果,发现该时期的 RSEI 具有明显的空间差异。研究区中部 RSEI 值较高,主要由于耕地面积大、植被覆盖范围广。相比之下,北部 RSEI 值长期较低,受黄河河道摆动和冲淤作用影响,生态环境质量较差。中南部地区的 RSEI 值较低,究其原因,建设用地增多和频繁的人类活动导致土地硬化、植被减少,生态环境质量下降。

为了量化不同区域的生态环境质量,采用等距划分方法将 RSEI 值分为 5 个级别:最差[0.0, 0.2]、较差(0.2,0.4]、中等(0.4,0.6]、较优(0.6, 0.8]和最优(0.8,1.0]。该方法易于理解,且因 RSEI 已归一化,分类方法合理。从 RSEI 指数分段

面积变化(表 3)看,2002—2022 年,RSEI 值在(0.8,1.0]的覆盖范围从 9%降至 2%,表明生态环境质量最好的区域在减少,生态健康度下降;(0.6,0.8]和(0.4,0.6]区间面积先增后减,说明生态恢复措施效果有限;(0.0,0.4]区间面积占比从 32%增至 42%,反映出人类活动(如城市化、农业扩展)和自然因素(如水资源短缺、气候变化)对生态环境的负面影响。RSEI 模型能够显示生态环境质量的时空变化特征,但无法解释原因。黄河下游中牟段湿地退化受自然因素和人类活动影响,且生态恢复政策效果有限,亟须进一步分析驱动因素以理解湿地生态环境质量变化。

表 3 2002—2022 年生态指数分布面积及比例

Tab. 3 Area and proportion of ecological index distribution (2002–2022)

RSEI 值	2002 年		2006 年		2010 年		2014 年		2018 年		2022 年	
	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %
[0.0,0.2]	18.18	5	26.32	7	16.60	4	15.63	4	15.86	4	13.50	4
(0.2,0.4]	98.77	27	111.41	30	110.75	30	73.55	20	106.03	29	139.01	38
(0.4,0.6]	114.36	31	117.68	32	124.05	33	147.42	40	119.49	32	109.81	30
(0.6,0.8]	107.66	29	60.98	16	76.21	21	106.27	29	128.44	35	101.31	27
(0.8,1.0]	31.70	9	54.30	15	43.07	12	27.81	8	0.87	0	7.05	2

3.3 湿地生态环境质量演化驱动因素分析

为了深入理解黄河下游中牟段湿地生态环境质量变化的驱动机制,分析了湿地生态环境退化的主要驱动因素,包括气象变化、土地利用、地下水位

变化、河道演化、人口密度和土壤湿度等。

3.3.1 气象与水文

气象观测显示,降水、蒸发和地表温度呈现年际变化(图 3(a)和图 3(b))。2001—2022 年间降

水量从 578 mm 上升到 692 mm,蒸发量从 654 mm 上升到 788 mm,地表温度总体上升了 0.04 ℃,蒸发和降水的上升可能导致湿地水位波动加剧,水分流失和补给不平衡。同时,地表温度上升可能改变水温,抑制部分物种生长,减少生物多样性,并降低水中溶解氧含量,降低生态系统的稳定性。

基于 GLDAS-NOAH 数据,计算了每年[0,10] cm、

(10,40] cm、(40,100] cm 和 (100,200] cm 深度的土壤湿度(图 3(c))。在(100,200] cm 深度范围内,土壤湿度从 2002 年的 220 kg/m² 上升到 2022 年的 256 kg/m²。土壤湿度对水分循环、养分循环及微生物活性具有重要影响,进而影响湿地水文过程和生态健康。其上升趋势可能有助于湿地恢复,但仍需持续监测其长期影响。

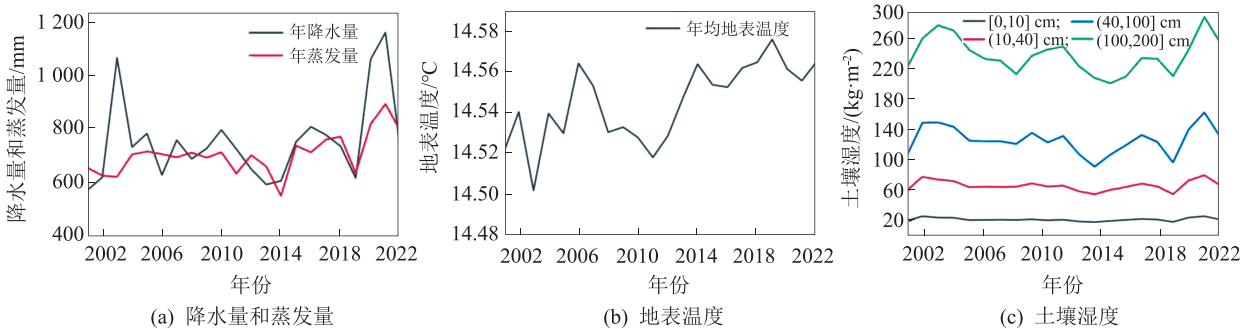


图 3 降水量、蒸发量、地表温度和土壤湿度的变化趋势

Fig. 3 Variation trends of precipitation, evaporation, surface temperature, and soil moisture

3.3.2 土地利用

基于 2002 年、2006 年、2010 年、2014 年、2018 年和 2022 年 5 月的 Landsat 影像,结合《中国土地资源分类系统》和资源环境科学与数据中心的数据,分析了土地利用演化特征。结果(图 4 和表 4)显示,耕地面积占比从 2002 年的 71.32% 下降到

2022 年的 63.32%,建设用地面积占比从 2002 年的 20.93% 上升到 2022 年的 29.63%。这种转变主要源于建设用地的扩张,导致农业用地减少、水土流失和土壤侵蚀加剧,湿地水分保持能力削弱;同时,建设用地硬化,阻碍了雨水渗透,造成湿地水源不足,并可能削弱湿地的水分保持能力。

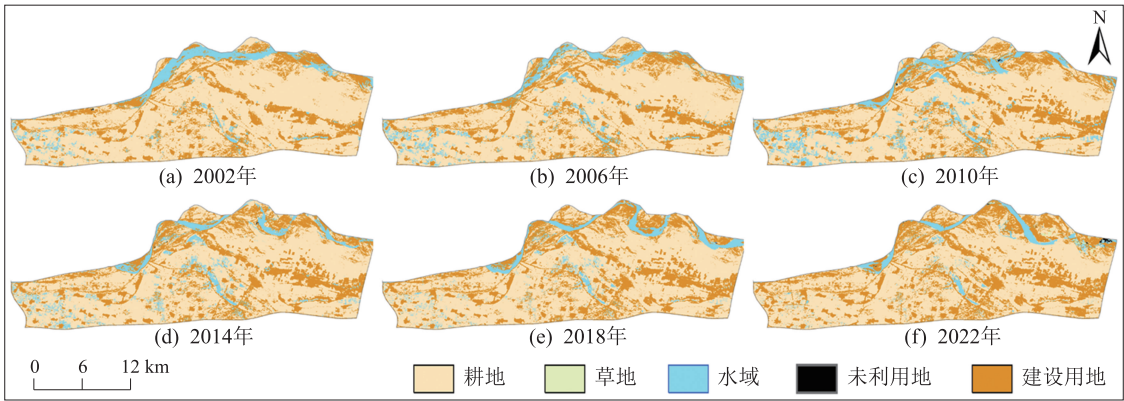


图 4 土地利用时空演化特征

Fig. 4 Spatiotemporal evolution characteristics of land use

表 4 土地利用类型的面积及比例变化

Tab. 4 Changes in area and proportion of land use types

土地利用类型	2002 年		2006 年		2010 年		2014 年		2018 年		2022 年	
	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %	面积/ km ²	比例/ %
耕地	263.88	71.32	257.73	69.65	244.26	66.01	242.74	65.60	241.71	65.32	234.31	63.32
草地	0.02	0.01	0.43	0.12	0.23	0.06	0.21	0.06	0.09	0.02	0.84	0.23
水域	28.63	7.73	30.11	8.14	35.25	9.53	30.04	8.11	25.47	6.89	25.22	6.82
未利用地	0.04	0.01	0.02	0.00	0.16	0.04	0.06	0.02	0.03	0.01	0.01	0.00
建设用地	77.45	20.93	81.73	22.09	90.13	24.36	96.98	26.21	102.72	27.76	109.65	29.63

3.3.3 地下水位

从 2001—2022 年地下水位变幅(图 5)来看,浅层地下水位平均下降了 10.43 m,年均下降 0.47 m。远离黄河的南侧地区(如雁鸣湖镇、大孟镇和兴达路街道等地)地下水位下降最快,达 12~14 m,而靠近黄河的北侧地区地下水位下降较少,为 6~8 m,

这种差异与黄河补给有关。地下水位长期下降可能加剧土壤干燥,抑制湿地植被生长,降低生态系统的稳定性和韧性。同时,地下水位下降还会改变湿地水文循环,影响降水的渗透和蒸发,削弱湿地的生态服务功能(如水质净化、碳储存和生物栖息),加剧湿地退化。

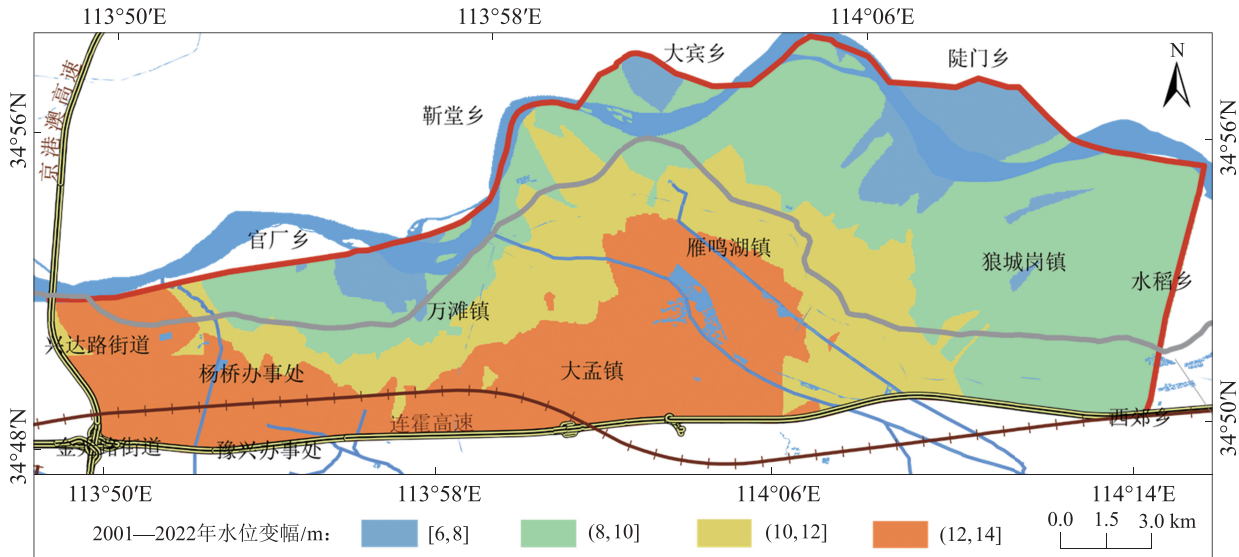


图 5 2001—2022 年浅层地下水水位变幅

Fig. 5 Fluctuation range of shallow groundwater levels (2001–2022)

3.3.4 河道下切

小浪底水库运行后,下游来水来沙条件改变,研究区河段由淤积转为冲刷,呈现侵蚀下切趋势(图 6(a))。花园口河道断面的平均河床高程从 1997 年的 92.64 m 下切至 2022 年的 88.93 m。根

据黄河花园口站数据(图 6(b))分析可知:黄河的水位从 1990—1999 年的 92.52 m 降至 2011—2021 年的 89.81 m;河床下切短期内可能增加周边侧渗量,补充地下水,长期效果取决于黄河水位稳定性。

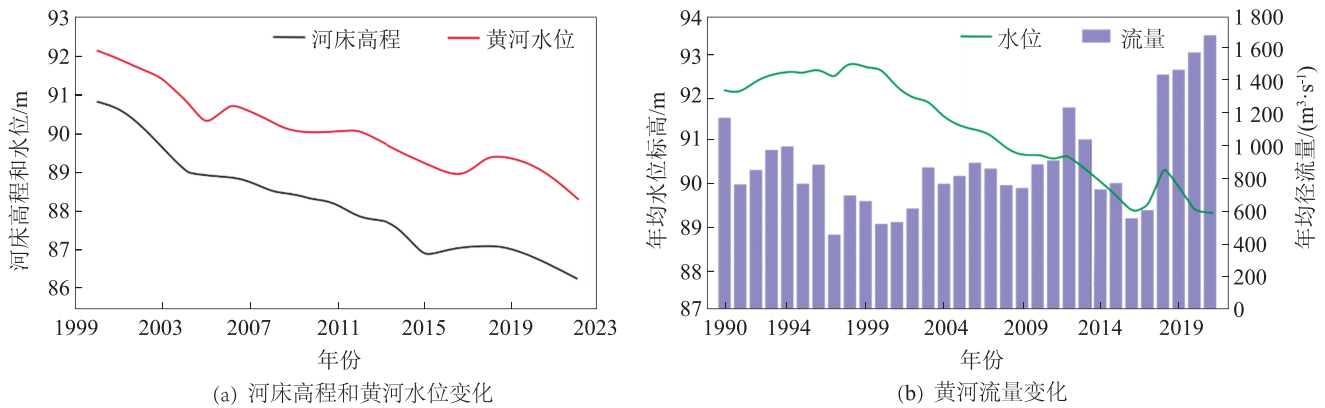


图 6 黄河花园口断面河床高程、黄河水位和黄河流量变化

Fig. 6 Changes in riverbed elevation, water level, and discharge at Huayunkou cross-section of Yellow River

3.3.5 人口密度

基于 LandScan 平台的 1 km 分辨率的人口分布数据,利用 ArcGIS 10.8 生成人口密度空间分布图(图 7)。研究区北部因洪泛区限制,人口稀疏;中部沿黄河大坝内侧人口密集,与农业安全相关。

人口密度在 2005—2019 年间以每年 42.8 人/km² 的速度逐渐增加。高人口密度增加了水资源需求,可能导致湿地水资源过度开采和短缺,废水增多,破坏栖息地并减少生物多样性,加剧湿地退化。

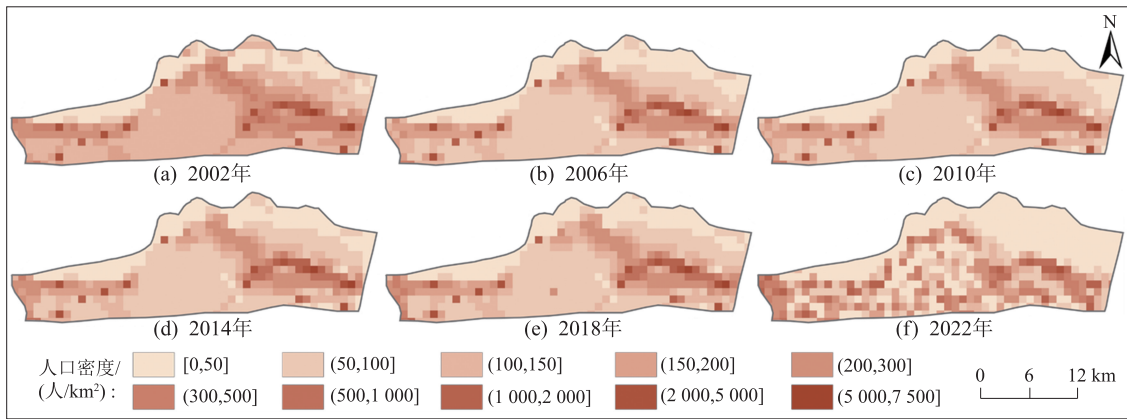


图7 人口密度分布

Fig. 7 Population density distribution

3.4 基于机器学习的驱动因素量化模型

为量化以上驱动因素对湿地生态环境变化的贡献,构建了以8项自然与人为因子为自变量、以RSEI值为因变量的回归模型。

机器学习模型的精度对比如图8所示。由图8可知,随机森林模型在测试集上的表现最佳,RMSE为0.015,MAE为0.085, R^2 达到0.86,显示出较高的准确度和泛化能力。因此,选择随机森林回归模型作为基础模型,并对其进行了超参数优化。超参数优化后的随机森林回归模型在测试集上的RMSE降至0.011,MAE降至0.025, R^2 提高至0.91,进一步增强了模型的预测能力。通过网格搜索优化后的随机森林回归器超参数为:bootstrap = False,max_depth = 10,min_samples_leaf = 2,min_samples_split = 5,n_estimators = 100。最终用于识别湿地生态环境演化的驱动机制。

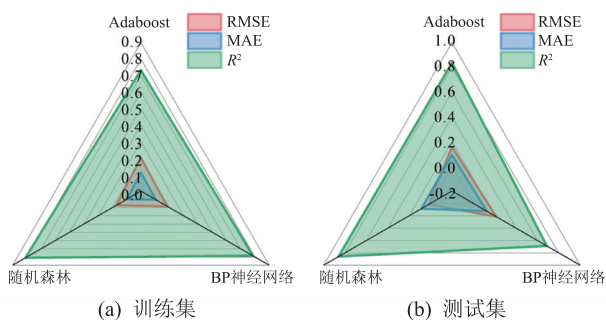


图8 机器学习模型精度对比

Fig. 8 Accuracy comparison of machine learning models

3.5 湿地生态环境演化驱动机制

利用超参数优化后的随机森林模型计算特征指标的重要度,并采用SHAP(Shapley Additive ex-Planations)方法量化每个特征对模型预测输出的边际贡献,从而解释各特征对湿地生态环境演化的影响。结果(图9(a))显示:①降水是主要驱动因素,贡献率为37.4%,与湿地生态环境呈显著正相

关。表明降水增加不仅直接补给湿地水体、提高土壤湿度和植被覆盖度,还能通过缓解地下水过度开采压力,间接促进生态系统稳定。②土地利用变化的贡献率为19.4%(土地利用变化的贡献率是通过单独计算各土地利用类型的影响后加和得到的),其中水域面积增加对湿地有积极作用(5.7%),而建设用地扩张带来负面影响(7.9%)。这体现了人类活动改变水文补给过程,破坏了湿地水文平衡和生态结构。③地下水位变化的贡献率为13.3%,作为湿地水文系统核心,地下水位下降导致植被根区水分不足,植被生长受限,进而加剧生态退化。相比之下,黄河河道下切(河床高程下降)的影响仅占0.7%,在多因素中的相关性不显著,表明湿地生态系统对降水和地下水等自然补给因子的依赖性更强。

影响因素的皮尔逊相关系数热力图(图9(b))显示,土壤湿度与地下水位相关性较高($r=0.52$),表明两者在湿地水文过程中存在协同作用。同时,土壤湿度与降水呈中等相关性($r=0.49$),提示降水通过调节土壤水分状态影响生态系统功能。其他指标相关性较低,这体现了湿地生态系统中多种驱动因素的相对独立性及其复杂耦合机制。地下水作为可控因素,受人类活动(如地下水开采、补给和土地利用变化等)的影响显著,因此维持适宜的地下水位对湿地生态系统健康至关重要。

以上结果显示,耕地地区的生态环境质量较好,主要得益于灌溉能提升地下水位和植被覆盖度,间接改善湿地生态环境,表明耕地分布与生态变化密切相关。然而,耕地对湿地生态环境质量的影响具有双向性,灌溉提升地下水位和植被覆盖度时能改善湿地生态环境,但过度灌溉和地下水位下降可能加剧湿地退化。2002—2010年,生态环境质量恶化主要受到地下水位持续下降和土地利用

变化的影响,特别是农业和生活中的地下水过度开采和城市化扩张,这些因素加剧了湿地萎缩。2010—2018 年,黄河生态治理措施(河道下切)增强了水源补给,促进了生态环境质量的回升。然而,2018—2022 年,生态环境质量再度下降,这可能与降水不足和沿河过度开发水资源有关。结合机器学习的驱动机制识别,湿地生态环境演化受自然水文要素与人类活动的多重驱动,降水、地下水位与土地利用变化三者之间存在复杂的交互反馈。降水作为主要驱动因素,通过直接补水与间接调节地下水位,维持土壤湿度和植被生长,在调节湿地

水分平衡和维持生态稳定中发挥核心作用;土地利用变化体现出典型的人类干扰特征,其中水域扩展有助于改善水文条件,而建设用地扩张则破坏地表径流与补给路径,加剧湿地干化与退化风险;地下水位作为连接地表与地下水文过程的关键变量,其下降直接限制植物根系层的水分获取,导致植被覆盖率降低,是生态环境质量下降的重要内在机制。以上因素共同构成湿地生态环境演化的“降水补给-土地利用影响-地下水位响应”的多尺度驱动机制。合理管理地下水资源和土地利用结构,协调水文和生态政策,已成为维持湿地生态系统稳定的关键。

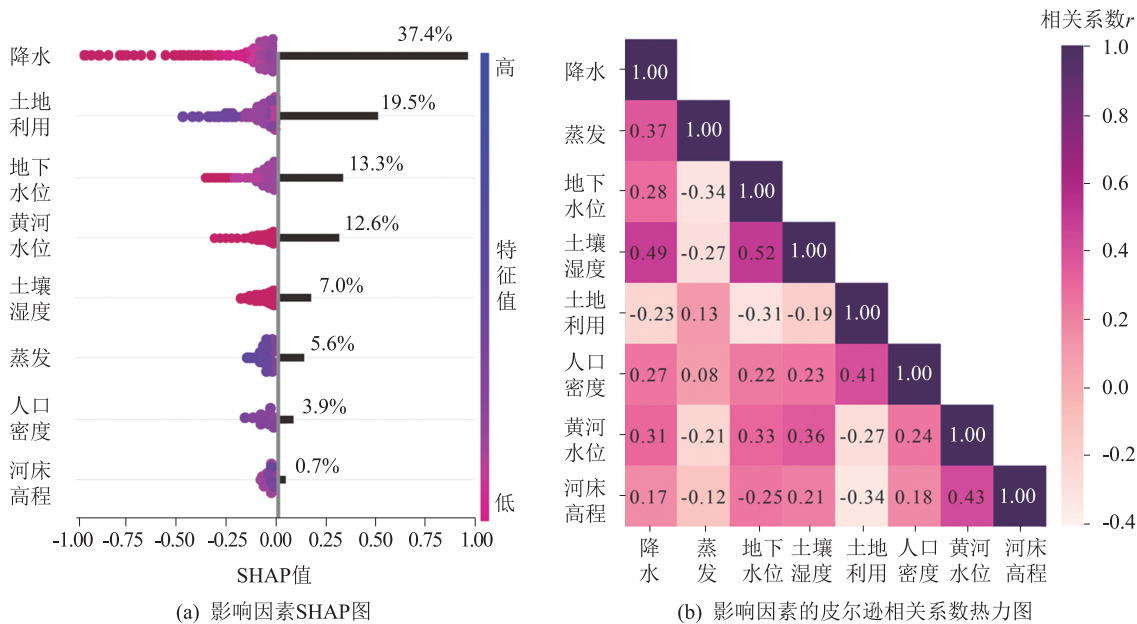


图 9 湿地生态环境影响因素的 SHAP 图和相关系数热力图

Fig. 9 SHAP values and correlation heatmap of influencing factors of wetland ecological environmental quality

本研究发现降水是湿地生态演化的主导因素。这一结论在干旱与半干旱区具有普遍性,与黄土高原、黄河下游等区域的研究结果一致^[28-29]。这些地区的湿地生态系统同样对降水变化高度敏感,表现出季节性水文波动对植被覆盖和湿地面积的直接驱动作用。地下水位作为支撑湿地水文稳定的核心因子,在华北平原、三江平原等地也被证实为维持湿地生态稳定的关键变量^[30-31],特别在浅层地下水受控区域,地下水埋深变化直接决定湿地退化与恢复的空间格局。土地利用变化的负面效应也广泛存在,例如城市扩张和农田围垦导致河流湿地破碎化和生态功能下降^[32-33]。因此,本研究所得结论在黄河下游地区具有普遍适用性,且能为具有相似气候背景和开发强度下的区域湿地管理提供参考。

4 结论

本文基于主成分分析法构建了 RSEI,并以此

分析了 2002—2022 年黄河下游中牟段湿地生态环境质量的演化特征;结合随机森林模型量化了驱动因素贡献,探讨了湿地生态环境演化的机制。主要结论如下:

1) 根据 RSEI 指数的等距划分结果,2002—2022 年黄河下游中牟段湿地生态环境质量总体呈退化趋势。最优的湿地 (RSEI 值 (0.8, 1.0]) 区域面积从 9% 减少到 2%,而最差和较差 (RSEI 值 (0.0, 0.4]) 区域面积从 32% 增至 42%。中等质量区域的面积变化呈现波动,但总体趋势显示湿地生态环境质量持续下降,最差区域显著扩大,表明湿地生态系统的健康状况不容乐观。

2) 湿地生态环境演化受多种因素共同驱动。通过引入随机森林等机器学习方法,本文有效识别出降水 (贡献率 37.4%) 是主要正向驱动因素,直接影响湿地水资源的供应和生态健康。此外,土地利用变化中的水域面积增加 (贡献率 5.7%) 对湿

地有积极作用,而建设用地扩张(贡献率 7.9%)则带来负面影响。地下水埋深变化对湿地生态环境的负面影响的贡献率为 13.3%,这反映出人类活动对湿地生态系统的显著干扰。尽管黄河河道下切的影响相对较小,但其长期作用仍需重视。机器学习模型不仅提升了驱动因子识别的精度和解释力,还揭示了降水、地下水和土地利用变化三者在水资源补给、土壤湿度与径流路径等方面的非线性交互过程,形成了“降水补给-土地利用影响-地下水位响应”的多尺度耦合驱动机制。综合来看,湿地生态环境演化受自然因素与人为因素共同影响,因此强化土地利用管控和地下水资源管理是改善生态环境质量的关键途径。

参 考 文 献

- [1] 王广才,王焰新,刘菲,等. 基于文献计量学分析水文地球化学研究进展及趋势[J]. 地学前缘,2022,29(3):25-36. [Wang Guangcai, Wang Yanxin, Liu Fei, et al. Advances and trends in hydrogeochemical studies: insights from bibliometric analysis[J]. Geoscience Frontiers, 2022, 29(3): 25-36.]
- [2] 郭华明,尹嘉鸿,严松,等. 陕北靖边高铬地下水中硝酸根分布及来源[J]. 地学前缘,2024,31(1):384-399. [Guo Huaming, Yin Jiahong, Yan Song, et al. Distribution and sources of nitrate in high-chromium groundwater in Jingbian, northern Shaanxi[J]. Geoscience Frontiers, 2024, 31(1): 384-399.]
- [3] 董盼盼,修玉娇,张振明,等. 黄河流域湿地保护与高质量发展[J]. 湿地科学,2020,18(3):350-355. [Dong Panpan, Xiu Yujiao, Zhang Zhenming, et al. Conservation and high quality development of wetlands in the Yellow River Basin[J]. Wetland Science, 2020, 18(3): 350-355.]
- [4] 肖春艳,刘怡凡,赵同谦,等. 小浪底水库水沙调控期滨河湿地地下水与河水转化关系[J]. 环境科学,2022,43(12):5499-5508. [Xiao Chunyan, Liu Yifan, Zhao Tongqian, et al. Transformation relationship of groundwater and river water in riparian wetland during water and sediment regulation of Xiaolangdi Reservoir in Yellow River[J]. Environmental Science, 2022, 43(12): 5499-5508.]
- [5] 朱海虹. 鄱阳湖候鸟越冬地生态环境及三峡工程对其影响的预测[J]. 湖泊科学,1989(1):52-61. [Zhu Haihong. Ecological environment of Poyang Lake waterfowl wintering area and prediction of the impact of the Three Gorges Project[J]. Journal of Lake Sciences, 1989(1): 52-61.]
- [6] 李道季,陈吉余. 上海浦东东滩与九段沙生态环境的比较[J]. 长江流域资源与环境,1997(3):92-96. [Li Daoji, Chen Jiyu. Comparison of the ecological environment between Pudong tidal flat and Jiuduansha, Shanghai[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 1997(3): 92-96.]
- [7] 李文生. 基于因子分析的水质综合指标评价法及其应用[J]. 中北大学学报(自然科学版),2011,32(2):207-211. [Li Wensheng. Comprehensive index evaluation method and its application on water quality based on factor analysis[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2011, 32(2): 207-211.]
- [8] Meng Xianling, Fan Guangliang, Cao Xiaohui, et al. Research on a Multi-index comprehensive evaluation method for surface water quality assessment[J]. Advanced Materials Research, 2014, 3384(1010/1011/1012): 321-324.
- [9] Bhattacharjee R, Gaur S, Ohri A, et al. Reconnaissance of spatio-temporal variability in ecological stability with local adaptability based on multi-temporal LANDSAT archive in Ganga river basin[J]. Physics and Chemistry of the Earth, 2024, 135: 103667.
- [10] Halder S, Bose S. Ecological quality assessment of five smart cities in India: a remote sensing index-based analysis[J]. International Journal of Environmental Science and Technology, 2024, 21(4): 4101-4118.
- [11] Shan Wei, Jin Xiaobin, Ren Jie, et al. Ecological environment quality assessment based on remote sensing data for land consolidation[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 239: 118126.
- [12] 余慧婕,张方敏,马赫,等. 基于遥感生态指数的淮河流域生态环境质量时空演化及其驱动因素分析[J]. 环境科学,2024,45(7):4112-4121. [Yu Huijie, Zhang Fangmin, Ma He, et al. Spatio-temporal evolution and driving factors of ecological environment quality in the Huaihe River Basin based on RSEI[J]. Environmental Science, 2024, 45(7): 4112-4121.]
- [13] 李艳翠,袁金国,刘博涵,等. 滹沱河流域生态环境动态遥感评价[J]. 环境科学,2024,45(5):2757-2766. [Li Yancui, Yuan Jinguo, Liu Bohan, et al. Ecological environment dynamical evaluation of Hutuo River Basin using remote sensing[J]. Environmental Science, 2024, 45(5): 2757-2766.]
- [14] 田益民,鲍振鑫,宋晓猛,等. 基于径流-蒸发-蓄水量协同率定的平原区水文模拟研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2023,44(5):51-60. [Tian Yimin, Bao Zhenxin, Song Xiaomeng, et al. Research on hydrological simulation in plain areas based on collaborative calibration of runoff, evapotranspiration and water storage[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2023, 44(5): 51-60.]
- [15] 刘雪梅,宋文辉,钱峰,等. 基于 VMD-CQPSO-GRU 模型的气象干旱预测方法[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2021,42(4):31-40. [Liu Xuemei, Song Wenhui, Qian Feng, et al. Prediction method of meteorological drought based on VMD-CQPSO-GRU method[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2021, 42(4): 31-40.]
- [16] 张鹏,梅书浩,石成春,等. 基于机器学习的水库溶解氧

- 预测模型比较研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2025, 46(1): 87-95. [Zhang Peng, Mei Shuhao, Shi Chengchun, et al. Comparative study of dissolved oxygen prediction models for reservoirs based on machine learning[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2025, 46(1): 87-95.]
- [17] 窦明, 曹莹澍, 米庆彬, 等. 花园口-夹河滩段湿地景观格局变化及水沙要素响应关系[J]. 郑州大学学报(工学版), 2025, 46(6): 135-143. [Dou Ming, Cao Yingshu, Mi Qingbin, et al. Wetland landscape pattern changes and response relationships to water-sediment factors in the Huayankou-Jiahetan section[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2025, 46(6): 135-143.]
- [18] 尚文绣, 彭少明, 王煜, 等. 小浪底水利枢纽对黄河下游生态的影响分析[J]. 水资源保护, 2022, 38(1): 160-166, 175. [Shang Wenxiu, Peng Shaoming, Wang Yu, et al. Impact analysis of the Xiaolangdi Hydraulic Project on the ecology of the lower Yellow River[J]. Water Resources Protection, 2022, 38(1): 160-166, 175.]
- [19] 韩双宝, 李甫成, 王赛, 等. 黄河流域地下水资源状况及其生态环境问题[J]. 中国地质, 2021, 48(4): 1001-1019. [Han Shuangbao, Li Fucheng, Wang Sai, et al. Groundwater resources and eco-environmental issues in the Yellow River Basin[J]. Geology in China, 2021, 48(4): 1001-1019.]
- [20] Hu Xisheng, Xu Hanqiu. A new remote sensing index for assessing the spatial heterogeneity in urban ecological quality: a case from Fuzhou City, China[J]. Ecological Indicators, 2018, 89: 11-21.
- [21] Xu Hanqiu, Wang Yifan, Guan Huade, et al. Detecting ecological changes with a remote sensing based ecological index (RSEI) produced time series and change vector analysis[J]. Remote Sensing, 2019, 11(20): 2345.
- [22] 南天, 曹文庚, 任印国, 等. 京津冀平原浅层地下水漏斗演变规律与影响因素[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(1): 110-121. [Nan Tian, Cao Wengeng, Ren Yinguo, et al. Evolution and influence factors of shallow groundwater depression cone in Beijing-Tianjin-Hebei Plain[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(1): 110-121.]
- [23] 曹文庚, 付宇, 南天, 等. 机器学习在地下水环境背景值与污染风险评价的应用和展望[J]. 地质学报, 2023, 97(7): 2408-2424. [Cao Wengeng, Fu Yu, Nan Tian, et al. Machine learning model in groundwater background value and pollution risk assessment: application and prospects[J]. Acta Geologica Sinica, 2023, 97(7): 2408-2424.]
- [24] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [25] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [26] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a new boosting algorithm[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Machine Learning. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1996: 148-156.
- [27] 葛建坤, 雷国相, 陈皓锐, 等. 基于 SHAP 重要性排序和机器学习算法的灌区渠道调度流量预测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(13): 113-122. [Ge Jiankun, Lei Guoxiang, Chen Haorui, et al. Irrigation district channel dispatch flow prediction based on SHAP importance ranking and machine learning algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(13): 113-122.]
- [28] Che Cunwei, Xiao Shengchun, Peng Xiaomei, et al. Radial growth of Korshinsk peashrub and its response to drought in different sub-arid climate regions of northwest China[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 326: 116708.
- [29] 阮俞理, 张建云, 王乐扬, 等. 长江和黄河流域降水丰枯遭遇及不确定性分析[J]. 水科学进展, 2024, 35(6): 865-876. [Ruan Yuli, Zhang Jianyun, Wang Leyang, et al. Analysis of precipitation wetness-dryness encountering and its uncertainty in the Yangtze River and Yellow River basins[J]. Advances in Water Science, 2024, 35(6): 865-876.]
- [30] 何萍, 全占军, 侯利萍, 等. 京津冀区域生态状况、问题与研究需求[J]. 环境科学研究, 2025, 38(5): 941-956. [He Ping, Quan Zhanjun, Hou Liping, et al. Ecological status, problems, and research imperatives in the Beijing-Tianjin-Hebei region[J]. Research of Environmental Sciences, 2025, 38(5): 941-956.]
- [31] 杜新强, 尹呈杉, 方永军, 等. 基于地下水生态水位埋深阈值的可开采量评价: 以三江平原普阳灌区为例[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2026, 56(2): 635-646. [Du Xinqiang, Yin Chengshan, Fang Yongjun, et al. Evaluation of exploitable groundwater resources based on groundwater ecological water depth threshold: an example of Puyang irrigation district of Sanjiang Plain[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2026, 56(2): 635-646.]
- [32] 刘浦东, 黄丽, 孟飞, 等. 基于 InVEST-PLUS 模型的多情景下辽宁省生态安全格局预测[J]. 环境科学, 2026, 47(1): 467-480. [Liu Pudong, Huang Li, Meng Fei, et al. Multi-scenario prediction and ecological security pattern construction based on InVEST-PLUS model: a case study of Liaoning Province[J]. Environmental Science, 2026, 47(1): 467-480.]
- [33] 王振山, 王天亮, 景海华, 等. 湿地植被对干湿状态的响应特征研究: 以挠力河湿地群为例[J]. 湖泊科学, 2025, 37(4): 1445-1458. [Wang Zhenshan, Wang Tianliang, Jing Haihua, et al. Response of wetland vegetation to dry and wet condition: a case study of the Naoli River wetland group[J]. Journal of Lake Sciences, 2025, 37(4): 1445-1458.]

Driving Mechanisms of Ecological Environmental Quality Evolution in Typical Wetlands of Lower Reaches of Yellow River Based on Machine Learning

SUN Xiaoyue^{1,2,3}, CAO Wengeng^{1,2}, LI Xiangzhi^{1,2},
HUANG Ziyi¹, NAN Tian^{1,2}, GUO Jiju¹, LONG Min¹, ZHANG Rong¹

(1. Institute of Hydrogeology and Environmental Geology, Chinese Academy of Geological Sciences, Shijiazhuang 050061, China;
2. Key Laboratory of Groundwater Contamination and Remediation, Hebei Province & China Geological Survey, Shijiazhuang 050061, China; 3. China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract: **[Objective]** This study aims to reveal the driving mechanisms underlying the degradation of wetland ecological environments in the lower reaches of the Yellow River, thereby providing a scientific basis for wetland conservation and restoration. **[Methods]** This study focused on the wetland zone along the Yellow River in the Zhongmu section, a region where hydrological regulation and ecological sensitivity intersected. A driving force identification framework was developed by integrating the remote sensing ecological index (RSEI) with machine learning methods. The evolution of wetland ecological environment and the dominant controlling factors of the wetland from 2002 to 2022 were systematically assessed. **[Results]** (1) The proportion of area with high RSEI values in the study area gradually declined from about 9% to about 2%, while the proportion of area with low RSEI values continued to increase from about 32% to about 42%, indicating an overall trend of ecological environmental degradation. (2) The random forest model identified precipitation as the main driving factor affecting wetland ecological environmental quality. Precipitation was positively correlated with ecological environmental quality, with a contribution rate of 37.4%. Among land use factors, the expansion of water bodies exerted a positive effect on ecological environmental quality (with a contribution rate of 5.7%), whereas the expansion of built-up land showed a negative impact (with a contribution rate of 7.9%). An increase in depth to groundwater was negatively correlated with ecological environmental quality, with a contribution rate of 13.3%. Through regulation of water conditions, soil moisture, vegetation growth, and runoff processes, these factors significantly influenced the multi-scale evolution of wetland ecosystems. **[Conclusions]** The integration of RSEI with machine learning methods provides an effective approach to identifying the driving factors of wetland ecological environmental degradation. By reasonably regulating land use structure and groundwater exploitation intensity, the adverse impacts of human activities on wetland ecological environments can be alleviated.

Keywords: lower reaches of Yellow River; wetland; machine learning; ecological environmental quality; driving mechanisms
(编辑:马伟希)