

DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.202511250164

# 涿怀盆地地下水位动态演化机制与 驱动因素定量归因

赵太阳<sup>1</sup>, 韩传龙<sup>2</sup>, 盖俊百<sup>3</sup>, 胡景焕<sup>4,\*</sup>, 丁建<sup>1</sup>, 邱永超<sup>1</sup>

(1. 内蒙古地质勘查有限责任公司, 内蒙古 呼和浩特 010000; 2. 河北地质大学, 河北 石家庄 050000; 3. 吉林大学新能源与环境学院, 吉林 长春 130021; 4. 中国地质调查局呼和浩特自然资源综合调查中心, 内蒙古 呼和浩特 010000)

**摘要:** 涿怀盆地是中国北方典型的山间盆地, 地质条件复杂, 地下水位演变受多种因素影响, 为揭示人类活动影响下区域地下水系统的响应机制, 本文整合1986—2022年长序列地下水位监测与多源环境数据, 系统应用随机森林模型, 解析了地下水位时空演化特征, 并量化不同驱动因素的相对贡献。结果表明近37年研究区地下水位总体呈下降趋势, 平均下降12.87 m, 经历缓慢下降、快速下降和缓慢回升三个阶段; 空间上呈现水位恢复范围扩大与局部持续下降并存的异质性格局。其次, 不同时期驱动因素呈现阶段性差异, 由早期的农业开采为主, 逐步转变为近期工业开采影响超越农业, 并与河流径流及降水等自然因子共同主控的新格局。不同水文地质单元地下水位演变的主控因素同样存在显著差异, 山前风积坡黄土斜地区主要受降水、农业开采和蒸发影响; 山前洪积坡洪积平原区由坡度和降水共同主导; 而河流冲积平原区主要受降水、蒸发和工业开采控制。研究结果揭示了人类活动影响下涿怀盆地地下水位长期演变的阶段性特征及其驱动因素的时空差异, 加深了对北方山前盆地地下水系统响应机制的认识, 为类似地区地下水资源调控与管理提供了科学依据。

**关键词:** 地下水位动态; 随机森林; 影响因素; 涿怀盆地

**中图分类号:** P512.2; P641.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-8527(2026)04-1220-14

## Quantitative Attribution of Driving Factors to Dynamic Groundwater Evolution in the Zhuo-Huai Basin

ZHAO Taiyang<sup>1</sup>, HAN Chuanlong<sup>2</sup>, GAI Junbai<sup>3</sup>, HU Jinghuan<sup>4,\*</sup>, DING Jian<sup>1</sup>, QIU Yongchao<sup>1</sup>

(1. Inner Mongolia Geological Exploration Co., Ltd., Hohhot, Inner Mongolia 010000, China; 2. Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050000, China; 3. Jilin University College of New Energy and Environment, Changchun, Jilin 130021, China; 4. Hohhot Center for Integrated Natural Resources Survey, China Geological Survey, Hohhot, Inner Mongolia 010000, China)

**Abstract:** The Zhuo-Huai Basin is a typical intermontane basin in northern China with complex geological conditions, where groundwater levels are influenced by multiple factors. To explore groundwater system responses under intensive human disturbances, this study integrates long-term groundwater-level observations (1986—2022) with multiple environmental datasets. A Random Forest model was applied to analyze the spatiotemporal variability of groundwater levels and to quantify the relative contributions of different driving factors. The results

收稿日期: 2025-11-25; 修回日期: 2025-12-25; 编辑: 李龚健。

**基金项目:** 国家自然科学基金重点项目(42430718); 煤炭开采水资源保护与利用国家重点实验室2020年开放基金课题(GJNY-20-113-11); 国家自然科学基金项目(42002251); 河北省自然科学基金面上基金项目(D2024403005)。

**作者简介:** 赵太阳, 男, 高级工程师, 1985年出生, 主要从事水工环地质与地热地质研究。Email: ztydks@163.com。

**\*通信作者:** 胡景焕, 女, 高级工程师, 1986年出生, 主要从事分析测试及生态修复研究。Email: 290755083@qq.com。

**引用格式:** 赵太阳, 韩传龙, 盖俊百, 等. 涿怀盆地地下水位动态演化机制与驱动因素定量归因[J]. 现代地质, 2026, 40(4): 1220-1233. DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.202511250164.

ZHAO Taiyang, HAN Chuanlong, GAI Junbai, et al. Quantitative Attribution of Driving Factors to Dynamic Groundwater Evolution in the Zhuo-Huai Basin [J]. GEOSCIENCE, 2026, 40(4): 1220-1233. DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.202511250164.

show that groundwater levels declined by an average of 12.87 m over the past 37 years, experiencing three stages: slow decline, rapid decline, and gradual recovery. Spatially, the basin exhibits heterogeneous patterns with expanding recovery zones coexisting with localized persistent declines. The driving factors in different periods exhibited distinct stage-specific variations, shifting from early agricultural extraction dominance to recent industrial extraction surpassing agriculture, forming a new pattern jointly controlled by natural factors such as river runoff and precipitation. The dominant controls also differed among hydrogeological units. The piedmont wind slope loess slope area is mainly affected by precipitation, agricultural exploitation, and evaporation; piedmont alluvial slope alluvial plain area is primarily dominated by topographic slope and precipitation; while the river alluvial plain area in the central basin is mainly controlled by precipitation, evaporation, and industrial exploitation. The results reveal stage-wise patterns of long-term groundwater level evolution in the Zhuo-Huai Basin under intensive human activities and spatiotemporal differences in driving factors, providing insights into groundwater system responses in northern piedmont basins and guidance for groundwater management in similar regions.

**Key words:** groundwater level dynamics; random forest; influencing factor; Zhuo-Huai Basin

## 0 引言

我国北方地区地表水相对匮乏,地下水是维持区域发展的核心水源<sup>[1-2]</sup>。然而,长期大规模的集中开采已诱发了包括地下水位下降、水质恶化乃至水资源枯竭等严峻的地质与环境问题,严重制约了地下水资源的开发利用<sup>[3-5]</sup>。为应对上述状况,我国政府陆续实施了包括压采地下水、开展生态补水等在内的一系列调控措施,这些人为干预无疑会对区域地下水动态产生重要影响<sup>[6-8]</sup>。在此背景下,系统识别影响地下水位动态的关键因素,尤其是辨析自然变化与人为干预各自的作用强度,显得尤为迫切<sup>[9-10]</sup>。只有明确不同影响因子的贡献程度,才能科学评估调控措施的实际效果,理解地下水位演变的主控机制。因此,深入分析区域地下水位动态演变特征及影响因素,不仅有助于揭示地下水系统对自然变化与人类活动的响应规律,也对推进水资源合理开发利用具有重要指导意义<sup>[11-13]</sup>。

地下水位的动态反映了地下水系统对气候变化和人类活动的响应,充分了解地下水位变化特征是实现地下水资源合理开发利用的前提<sup>[14-15]</sup>,目前,已有许多方法被应用于不同区域尺度和水文地质条件下的地下水位动态特征的分析中。秦阳等<sup>[16]</sup>以潜江市为例,基于地下水水位监测数据,综合采用空间插值、描述性统计分析等方法,揭示了地下水位的年际、年内变化规律及空间分异特征。马晓倩等<sup>[17]</sup>以塔里木河干流区为例,运用半变异函数模型、分形维数计算与趋势分析等

方法,揭示了其地下水埋深的时空变异规律及其对生态系统结构的驱动机制。陈云民等<sup>[18]</sup>基于鄂尔多斯盆地北部煤矿区地下水监测数据,采用小波变换分析法、小波相干分析法揭示了不同含水层地下水位动态变化特征及影响因素。方少文等<sup>[19]</sup>以江西省抚河流域典型丘陵山区为例,基于地理加权回归模型和多源数据,定量化表达了影响因素在山地区和平原区对地下水位的贡献度排序,从时空尺度系统对比影响因素作用效果的差异。这些传统方法为理解地下水动态奠定了坚实基础,但在量化多驱动因子间复杂的非线性关系与交互效应方面往往能力有限。

相比之下,随机森林等机器学习方法,凭借其处理非线性关系与交互效应的优势,为定量归因提供了新工具<sup>[20-22]</sup>。包芝林等<sup>[23]</sup>发现随机森林模型的归因分析明确地量化了人类活动,特别是农业扩张,是导致阿克苏河流域平原区地下水位下降的主导因素。Xu等<sup>[24]</sup>在松嫩平原西南部的研究中,通过随机森林模型定量评估了各驱动因素的影响,得出水田面积是导致地下水位波动的首要驱动因子,贡献度高达32.15%。综上,传统分析方法为揭示地下水位动态规律奠定了坚实基础,随机森林等机器学习方法凭借其卓越的归因能力,能够更精确地辨识人类活动与自然因素的作用强度,已成为深入解析地下水系统复杂响应机理的前沿与有力工具<sup>[25-28]</sup>。

在我国北方山前盆地及资源型城市地区,地下水作为主要供水水源,在人口增长和经济发展背景下普遍面临强烈人类活动干扰与持续超采问

题,由此引发的地下水位下降、地下水降落漏斗、地下水循环系统改变等环境地质问题,对区域生态安全与社会经济可持续发展构成了严峻挑战<sup>[29-32]</sup>。尽管部分地区已陆续实施相关治理措施,在一定程度上遏制了地下水位持续下降的趋势,但地下水位恢复过程缓慢,部分区域治理成效不及预期,究其原因是对地下水位演变特征和影响因素认识不清,难以提出合理高效的调控对策。涿怀盆地位于河北省张家口市东南部,是典型的北方山前盆地,地下水在区域供水体系中占据主导地位,自20世纪80年代以来经历了强烈人类活动干扰和明显的地下水位变化过程,为探究其地下水位动态演变及影响因素,本文基于1986—2022年涿怀盆地长序列地下水位监测与多源环境数据,系统引入随机森林模型并结合地统计与数理分析方法,旨在揭示区内地下水位的多年动态与流场演变规律,识别不同时期及各系统子区的主要影响因素,以期为涿怀盆地地下水资源的合理开发与水生生态环境保护提供科学依据。

## 1 研究区概况

研究区位于河北省张家口市涿鹿县、怀来县境内的涿怀盆地,地处E115°00′—E115°45′,N40°10′—N42°32′。西起涿鹿县保岱镇,东至怀来县土木镇,海拔高度850~1700 m,盆底为河渠纵横地形平坦的河流冲积平原,海拔高度为475~550 m,盆地地势北高南低,西高东低,由西北向东南倾斜,盆地形状近似平行四边形,东西长约45 km,南北宽约23 km,面积约为599.09 km<sup>2</sup>。盆地属大陆性干旱、半干旱季风气候。多年年均气温7.87~9.60℃,最高气温为34~39℃,最低气温-19~-23℃。降水多集中在7—8月份,平均降水量为390.08 mm。最大降水量出现在2016年的怀来县为652.7 mm,最小降水量出现在1993年的怀来县为219.7 mm。流经盆地的主要河流是洋河、桑干河,在东小庄镇附近汇合后形成永定河上游,流出盆地出口后注入官厅水库(图1和2)。

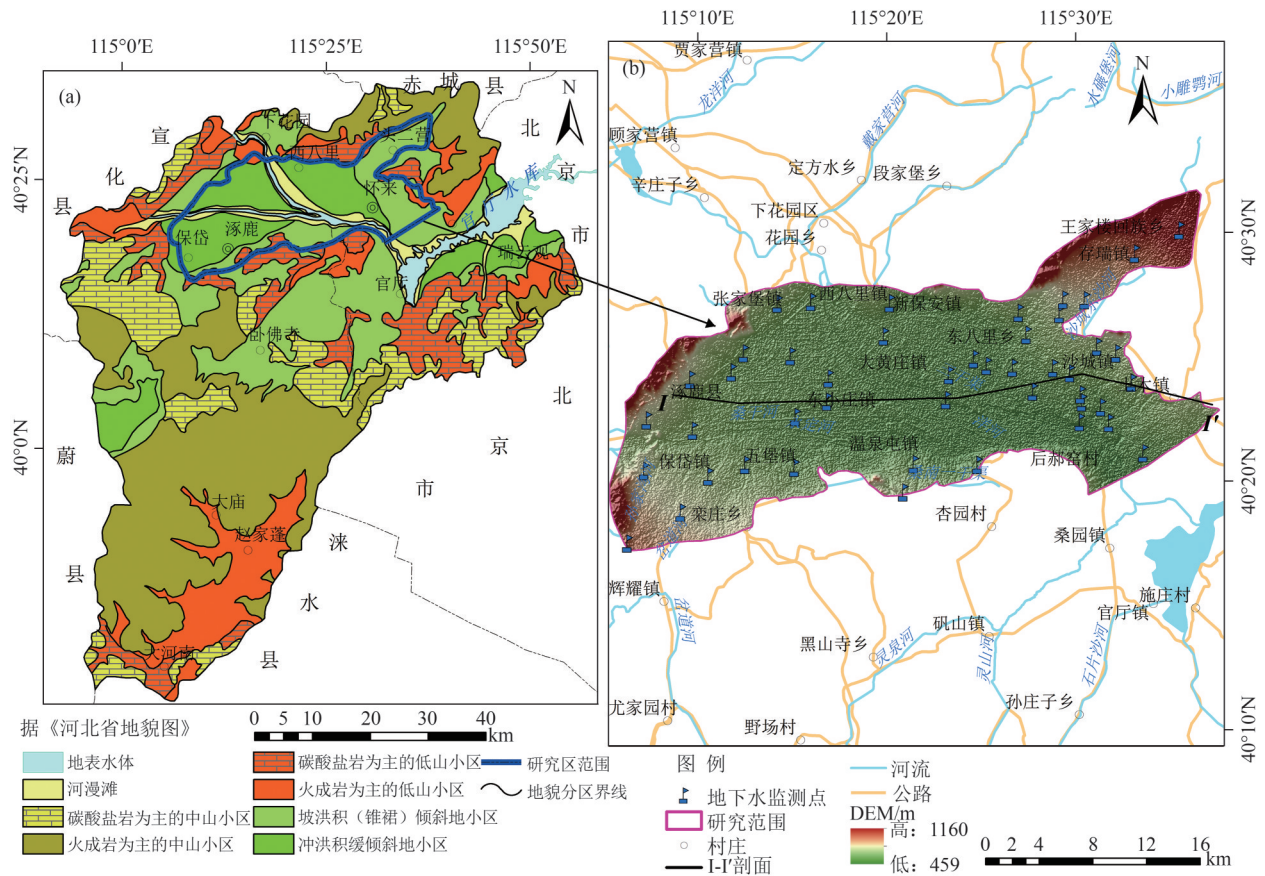


图1 研究区地理位置图  
Fig. 1 Geographical location map of the study area

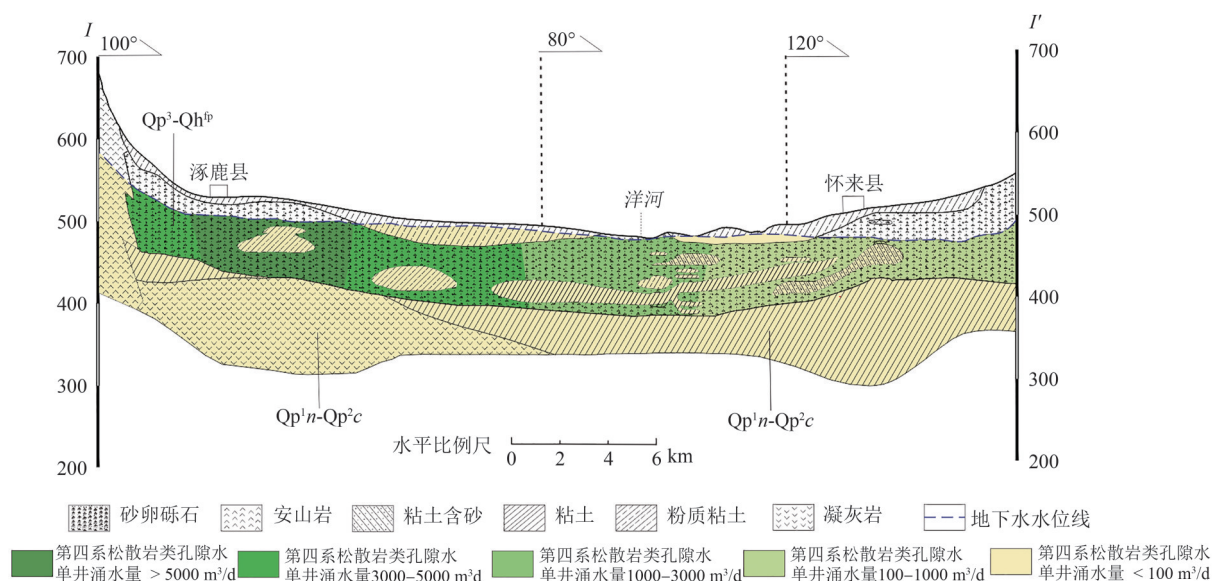


图2 研究区水文地质剖面图 (I-I')

Fig. 2 Hydrogeological profile of the study area (I-I')

涿怀盆地河流属于永定河水系，因此将其分为一个地下水系统区—永定河地下水系统区。研究区盆缘山地广阔，赋存着基岩裂隙水，是盆地地下水的主要补给来源；盆地内分布着巨厚的第四系松散堆积物，赋存着较为丰富的孔隙水，横贯而过的洋河、桑干河是地下水排泄的主要渠道，因此将其分为一个地下水系统子区：盆地山前坡积

冲洪积扇孔隙水系统子区<sup>[33]</sup>。盆地内松散堆积物，从山前到盆地中心均有分布，水文地质条件具有明显的水平分带特征。依据水文地质条件的不同，将盆地山前坡积冲洪积扇孔隙水系统子区分为如下三个地下水系统子区：河流冲积平原孔隙水系统子区、山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区、山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区（图3）。

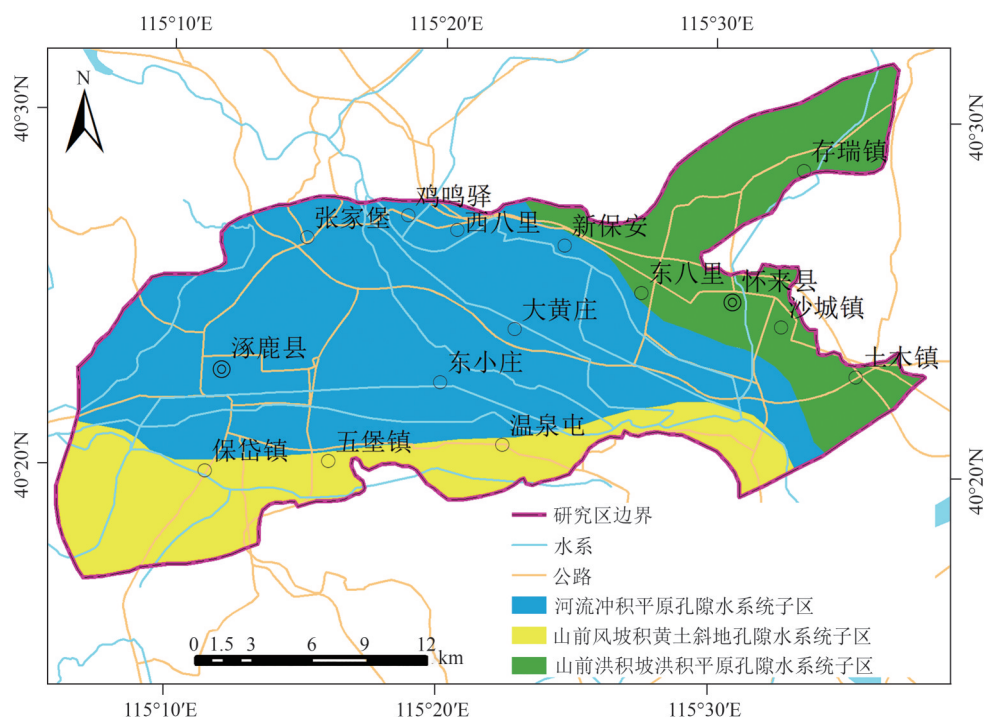


图3 研究区地下水系统分布图

Fig. 3 Groundwater system distribution map in the study area

涿怀盆地地下水补给来源较多,其中大气降水是最普遍的补给来源,此外还有地表水渗入及盆缘基岩裂隙水的侧向补给等。山区和盆地地下水得到补给后,由盆缘沿孔隙、裂隙、溶隙运移,多以潜流形式运移。在运移中径流强度受到地形地貌、地质构造、含水层岩性及地表水文网发育等因素的控制,其总体径流方向基本与地形一致,由盆缘向盆地中心汇集,由盆缘到平原地下水水力坡度由10‰~20‰渐变为1‰~5‰。进入平原后坡度变缓,含水层呈二元结构,变薄变细,地下水运动趋缓,转变为承压自流水。地下水排泄方式主要有四种,一是潜水蒸发排泄,二是地下水天然露头排泄,三是地下水径流排泄,四是人工排泄。其排泄方式所占比重,取决于地形、水文地质条件等自然因素及人类活动,其规律具有多变性。

## 2 数据与方法

### 2.1 数据来源

本研究所用的地下水位及相关水文气象数据主要来源于河北省地质环境监测成果资料。通过系统整理20世纪80年代以来河北省张家口市地质环境监测报告(五年报)等,获取了研究区1986—2022年期间的月尺度降水量、蒸发量、河流径流量及浅层地下水位埋深等监测数据。上述数据时间序列连续、监测方法相对统一,能够较好地反映研究区地下水系统在长期人类活动影响下的动态变化过程。研究中涉及的地形因子数据以数字高程模型(DEM)为基础,利用ArcGIS平台对研究区地表高程数据进行处理,计算获得地面坡度,用于表征地形条件对地下水位空间差异的影响<sup>[34]</sup>。

### 2.2 随机森林回归

#### 2.2.1 随机森林模型原理及构建

随机森林是一种基于决策树的集成学习方法,由Breiman于2001年提出,其核心在于引导聚合,也称为装袋<sup>[35]</sup>。该方法通过自助采样构建多个决策树模型,每棵决策树在训练时,在每个节点分裂前会随机选择一个特征子集,并基于该子集通过二元划分规则寻找最优分裂点,从而实现对目标变量的拟合或预测,最终通过整合多棵树的输出得到预测结果<sup>[36, 38]</sup>,决策树容易过拟合,而随机森林通过集成学习降低了过拟合风险<sup>[39]</sup>。决策

公式如下:

$$y = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M h_m(X) \quad (1)$$

(1)式中: $y$ 为最终结果, $M$ 为决策树数量, $h_m(X)$ 为单棵决策树的预测结果。

为探讨研究区地下水位埋深演化的影响因素,本研究针对3个地下水系统子区分别构建随机森林模型,设置模型自变量为坡度、降水、蒸发、水体面积、地下水农业开采、地下水工业开采。首先将数据集按8:2划分为训练集与测试集,对缺失值分别采用训练集与测试集的整列平均值进行填补,以避免数据泄露对模型精度产生影响。而后通过网格搜索结合交叉验证确定最优超参数,并以决定系数( $R^2$ )和相对均方根误差(RRMSE)对模型预测性能进行评价。最终基于最优模型进行地下水位预测,并分析各影响因素的贡献率。

#### 2.2.2 超参数选择

为提升模型的泛化能力,本研究采用网格搜索交叉验证法(GridSearchCV)对关键超参数进行优化,参与优化的超参数有决策树的数量、每颗决策树的最大深度、节点分裂所需的最小样本数、子节点的最小样本数和每次分裂时考虑的最大特征数,具体取值见表1<sup>[40]</sup>。

表1 随机森林优化调参范围

Table 1 Random forest optimization parameter adjustment range

| 参数                | 含义            | 取值范围               |
|-------------------|---------------|--------------------|
| n_estimators      | 决策树的数量        | [50, 100, 200]     |
| max_depth         | 每棵决策树的最大深度    | [None, 10, 20, 30] |
| min_samples_split | 节点分裂所需的最小样本数  | [2, 5, 10]         |
| min_samples_leaf  | 叶子节点的最小样本数    | [1, 2, 4]          |
| max_features      | 每次分裂时考虑的最大特征数 | ['auto', 'sqrt']   |

基于样本数据,本模型选择决定系数和相对均方根误差对模型预测性能进行评价,决定系数用于衡量模型解释数据变异性的能力,取值范围从0到1。值越接近1,表示模型能较好地解释地下水位的变异性<sup>[41]</sup>;均方根误差是衡量模型预测误差的一种方法,代表预测值与实际值的偏差,但其受到实际数据范围的影响较大,为消除实际数据范围的影响,本模型选用相对均方根误差(RMSE)作为评价指标,该指标的范围为0%到100%,值越小说明模型预测效果越好<sup>[42]</sup>,具体公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{i\text{测}})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{i\text{平均}})^2} \tag{2}$$
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_{i\text{测}})^2} \tag{3}$$

$$y_{\text{平均}}$$

(2) 和 (3) 式中： $y_i$ 是地下水位的实际值， $y_{i\text{测}}$ 是通过模型对地下水位的预测值， $y_{\text{平均}}$ 是地下水位实际值的平均值。

河流冲积平原孔隙水系统子区模型的超参数选择与预测性能指标如表 2 所示，该子区模型数据集较大，因此决策树的最大深度选择为 30。当决策树的数量为 200、每颗决策树的最大深度为 30、节点分裂所需的最小样本数为 1、子节点的最小样本数为 2 和每次自动考虑最大特征数时，训练集  $R^2$  为 0.9895、RRMSE 为 0.3036%，测试集  $R^2$  为 0.9179、RRMSE 为 0.8542%，代表模型预测效果最好，预测准确度最高。

表 2 河流冲积平原孔隙水系统子区模型优化调参结果与预测性能指标

Table 2 Optimization of parameter adjustment results and prediction performance index of pore water system sub-area of river alluvial plain

| 参数                | 取值  | 预测性能指标 |         |        |         |
|-------------------|-----|--------|---------|--------|---------|
|                   |     | 训练集    |         | 测试集    |         |
| n_estimators      | 200 | $R^2$  | RRMSE   | $R^2$  | RRMSE   |
| max_depth         | 30  |        |         |        |         |
| min_samples_split | 1   | 0.9895 | 0.3036% | 0.9179 | 0.8542% |
| min_samples_leaf  | 2   |        |         |        |         |
| max_features      | 自动  |        |         |        |         |

山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区模型的超参数选择与预测性能指标如表 3 所示，该子区模型数据集相对河流冲积平原孔隙水系统子区模型较少，决策树最大深度选择为 20，以防止过拟合。当决策树的数量为 200、每颗决策树的最大深度为 20、节点分裂所需的最小样本数为 1、子节点的最小样本数为 2 和每次自动考虑最大特征数时，训练集  $R^2$  为 0.9984、RRMSE 为 0.7422%，测试集  $R^2$  为 0.9880、RRMSE 为 2.0321%，代表模型预测效果最好，预测准确度最高。

山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区模型的超参数选择与预测性能指标如表 4 所示，该子区模型数据集数量与山前洪积坡洪积平原孔隙水系统

表 3 山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区模型优化调参结果与预测性能指标

Table 3 Optimization of parameter adjustment results and prediction performance index of sub-area of pore water system in piedmont alluvial slope alluvial plain

| 参数                | 取值  | 预测性能指标 |         |        |         |
|-------------------|-----|--------|---------|--------|---------|
|                   |     | 训练集    |         | 测试集    |         |
| n_estimators      | 200 | $R^2$  | RRMSE   | $R^2$  | RRMSE   |
| max_depth         | 20  |        |         |        |         |
| min_samples_split | 1   | 0.9984 | 0.7422% | 0.9880 | 2.0321% |
| min_samples_leaf  | 2   |        |         |        |         |
| max_features      | 自动  |        |         |        |         |

表 4 山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区模型优化调参结果与预测性能指标

Table 4 Optimization of parameter adjustment results and prediction performance index of sub-area of pore water system in the piedmont wind-slope loess slope

| 参数                | 取值  | 预测性能指标 |         |        |         |
|-------------------|-----|--------|---------|--------|---------|
|                   |     | 训练集    |         | 测试集    |         |
| n_estimators      | 200 | $R^2$  | RMSE    | $R^2$  | RMSE    |
| max_depth         | 20  |        |         |        |         |
| min_samples_split | 1   | 0.9969 | 0.5536% | 0.9708 | 1.7012% |
| min_samples_leaf  | 2   |        |         |        |         |
| max_features      | 自动  |        |         |        |         |

子区模型接近，因此决策树最大深度也选择为 20，以防止过拟合。当决策树的数量为 200、每颗决策树的最大深度为 20、节点分裂所需的最小样本数为 1、子节点的最小样本数为 2 和每次自动考虑最大特征数时，训练集  $R^2$  为 0.9969、RRMSE 为 0.5536%，测试集  $R^2$  为 0.9708、RRMSE 为 1.7012%，代表模型预测效果最好，预测准确度最高。

### 3 结果与讨论

#### 3.1 地下水位多年动态变化特征

区内浅层地下水位多年动态呈现下降状态，自 1986 年到 2022 年平均地下水位累计下降 12.87 m，下降速率 0.35 m/a。图 4 所示，1986—1990 年、1991—1995 年、1996—2000 年、2001—2005 年、2006—2010 年、2011—2015 年、2016—2022 年地下水位变化速率分别为 -0.27 m/a、-0.12 m/a、-0.20 m/a、-0.24 m/a、-0.79 m/a、-1.51 m/a、0.08 m/a。可见，2015 年以前地下水位整体呈现下降趋势，且地下水位变化速率持续增加，由

1986 年天然状态下的  $-0.27 \text{ m/a}$  增加至 2015 年开采条件下的  $-1.51 \text{ m/a}$ , 2016 年后地下水位呈现回升趋势, 至 2022 年地下水位变化速率提升至  $0.08 \text{ m/a}$  (图 4)。

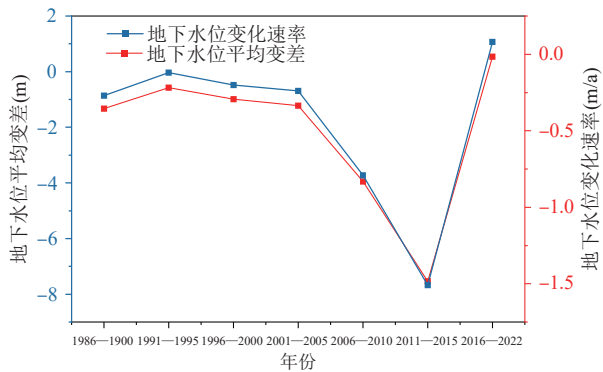


图 4 浅层地下水多年各阶段地下水位平均变差与变速趋势图

Fig. 4 Trend chart of average variation and variable speed of groundwater level over the years

研究区年平均地下水位埋深由 1986 年的  $18.54 \text{ m}$ , 2000 年的  $19.29 \text{ m}$ , 2015 年的  $34.31 \text{ m}$ , 到治理后 2022 年的  $34.21 \text{ m}$ , 地下水位呈长期下降趋势, 且降幅较大, 37 年间地下水位历经缓慢下降、快速下降、缓慢回升三个阶段。其中 1986—2000 年平均水位埋深下降  $0.75 \text{ m}$ , 2000—2005 年平均水位埋深下降  $1.22 \text{ m}$ , 2006—2010 年平均水位埋深下降  $3.95 \text{ m}$ , 2011—2015 年平均水位埋深下降  $7.54 \text{ m}$ , 2016—2022 年平均水位埋深上升  $0.44 \text{ m}$  (图 5)。

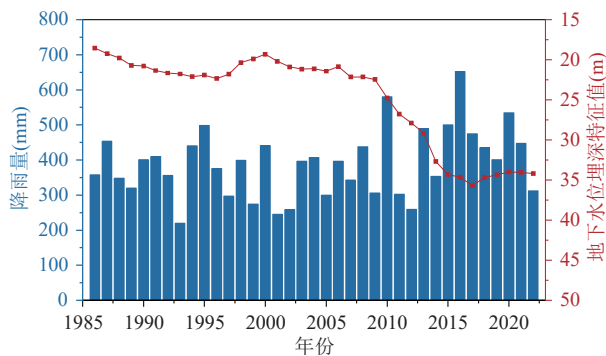


图 5 研究区 1986—2022 年地下水位埋深特征值变化曲线  
Fig. 5 Variation Curve of Characteristic Groundwater Depth in the Study Area from 1986 to 2022

### 3.2 地下水场演变特征

1986 年区内地下水位为  $480 \sim 800 \text{ m}$ , 涿鹿县地势平缓, 存瑞镇地势陡峭, 受地势影响研究区西部地下水水力梯度较缓, 北部水力梯度较陡。

区内地下水流向与地形趋势一致, 均从盆地边缘向中心汇聚。具体而言, 西部地下水自保岱镇起, 沿东北方向流向东小庄镇; 北部地下水则自存瑞镇起, 沿西南方向流向东八里镇, 后在东小庄镇汇合, 继续流向东南方向。

1990 年研究区地下水进入大规模开采阶段。尽管此时地下水位总体保持在  $480 \sim 800 \text{ m}$  之间, 但局部区域 (如保岱镇和怀来县) 出现明显下降趋势。区内地下水在沙城镇以西主要从西北和西部盆缘向洋河与桑干河交汇地带运移。东小庄镇附近存在河水补给地下水的情况, 且与 1986 年相比, 该区域的汇流现象有所缓解, 地下水总体运移方向与地表水系流向一致, 水力坡度较 1986 年也有所增大。

与 1990 年相比, 2010 年研究区地下水位呈现显著下降趋势, 整体地下水位由  $480 \sim 800 \text{ m}$  降至  $480 \sim 780 \text{ m}$ 。其中, 保岱镇、怀来县及新保安镇等区域水位下降尤为明显。地下水自保岱镇与存瑞镇流入涿怀盆地后, 受盆地开阔地形影响, 地下水水力坡度较缓, 且地表水-地下水相互作用模式发生改变, 东小庄镇原有的河水补给及地下水汇流现象消失, 地下水整体运移方向保持西北至东南向, 与地表水系流向一致。

2015 年研究区地下水位较 2010 年持续下降, 最低水位由  $480 \text{ m}$  降至  $460 \text{ m}$ , 保岱镇、怀来县及新保安镇等区域仍为地下水位下降核心区。地下水总体流向仍保持西北至东南向, 但东小庄镇区域地下水汇流以及河水补给地下水等情况未出现恢复迹象, 表明地表水-地下水相互作用持续弱化。

2020—2022 年南水北调工程的实施, 大量地表水进入涿怀盆地, 地下水超采问题得到缓解, 水位明显上升, 最低水位由 2015 年的  $460 \text{ m}$  升至  $480 \text{ m}$ , 原地下水位下降核心区保岱镇水位回升最为显著, 由  $510 \text{ m}$  升至  $520 \text{ m}$ , 怀来县与新保安镇等地均存在回升趋势。地下水在沙城以西主要自西北和西部盆缘向洋河与桑干河交汇地带运移, 地表水补给地下水的情况再次出现, 地下水总体运移方向与地表水系流向一致。

1986—2022 年间研究区地下水位整体呈现“先降后升”的变化趋势, 其中 1986—2015 年呈现下降状态, 2016—2022 年呈现回升状态, 但水位未能恢复到 1986 年水平。从空间分布看, 全区以

水位下降为主, 局部出现回升, 东小庄镇地下水位上升了1~6 m, 而存瑞镇与沙城镇降幅显著, 达25~57 m。在水位下降阶段内, 1986—1990年为缓慢下降阶段, 除东小庄镇和大黄庄镇水位微升0.14~1.27 m外, 其余地区普遍下降, 尤以沙城镇降幅最大, 达到3.98~8.09 m。1990—2015年进入快速下降期, 东小庄镇虽仍为上升区, 但范

围缩小, 升幅为0.09~1.32 m, 其余地区地下水位均下降, 以沙城镇和张家堡镇降幅最为突出, 达5.96~13.37 m。2010—2022年间, 水位上升区范围有所扩大, 涿鹿县、保岱镇和东小庄镇为地下水位上升区域, 升幅为0.25~8.38 m, 水位下降区范围明显收缩, 仍以沙城镇下降幅度最大, 达20.94~45.77 m (图6和7)。

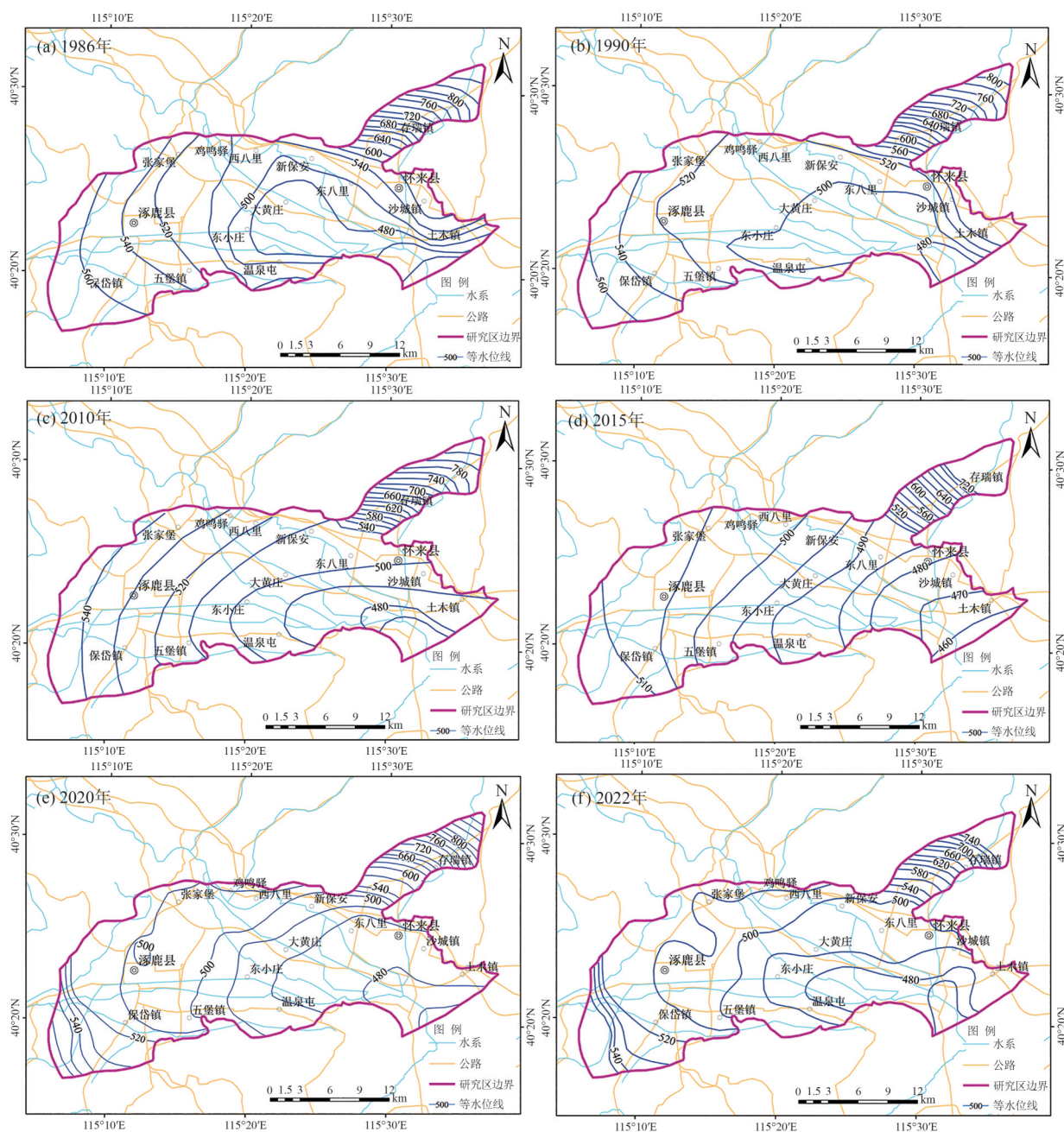


图6 1986—2022年研究区地下水等水位线图

Fig. 6 The contour map of groundwater level from 1986 to 2022

### 3.3 地下水位埋深的驱动因子识别

通过上述对研究区的分析认识, 区内地下水

位埋深受多种因素控制, 但主要的控制因素可分为自然因素与人为因素。自然因素主要包括大气

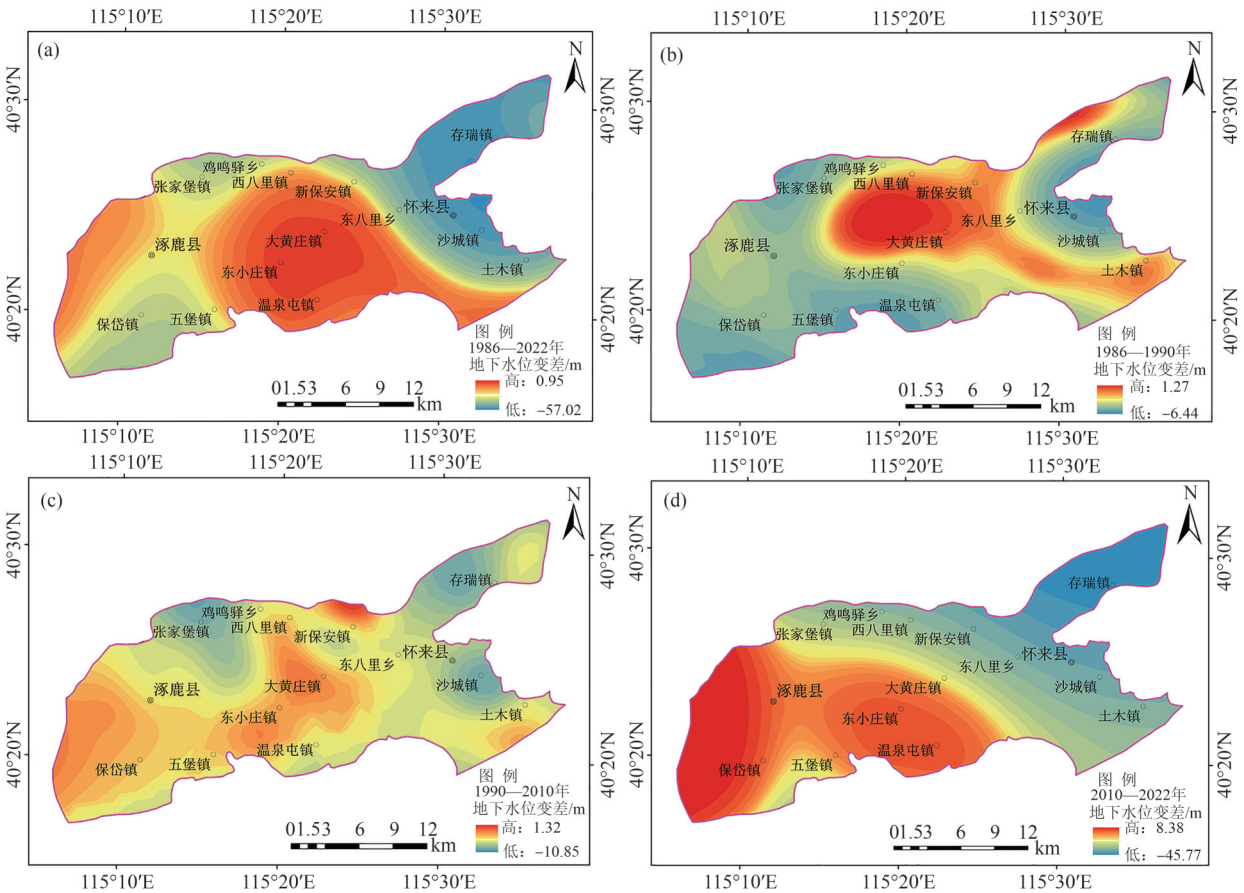


图7 研究区地下水位变差图

Fig. 7 Groundwater level variation map in the study area

降水、蒸发和地表水体；人为因素则集中体现为 每个影响因素对地下水位的影响，采用相关性分  
析进一步确定（表5）。生活、工业及农业开采对地下水的利用，为量化

表5 地下水位埋深与自然因素和人类活动因素相关系数表

|      | 降水量    | 蒸发量   | 洋河径流量  | 桑干河径流量 | 地表水体面积 | 地下水总开采量 | 地下水工业开采量 | 地下水农业开采量 |
|------|--------|-------|--------|--------|--------|---------|----------|----------|
| 相关系数 | -0.264 | 0.652 | -0.448 | -0.169 | -0.893 | 0.616   | 0.590    | 0.401    |

由图8可看出，区内年均降水量呈递增趋势。相关性分析表明，水位埋深与降水量呈弱负相关，相关系数为-0.264，在区域地下水位持续下降的背景下，降水入渗补给难以完全逆转区域地下水位  
的总体下降趋势；蒸发是影响地下水埋深的重要自然因素之一，其作用途径包括直接排泄与间接影响。在水位埋深较浅的冲积平原区，蒸发可直接排泄地下水；而在埋深较大区域，则通过影响地表水体进而减少对地下水的补给。相关性结果显示，浅层地下水位埋深与蒸发量呈正相关，相关系数为0.652；地表水体（以河流径流量和  
水体面积表征）是地下水的重要补给来源。1999年后，洋河、桑干河年径流量下降，同期地下水位

埋深增加。相关分析进一步表明，洋河径流量、桑干河径流量及地表水体面积均与地下水位埋深呈负相关，相关系数分别为-0.448、-0.169和-0.893，反映出地表水对地下水补给的显著控制作用。

人工开采是区内地下水位变化的直接驱动因素。2012年后地下水总开采量下降，水位埋深增速随之减缓；至2017年，随着开采量进一步降低，水位埋深转为回升。相关分析表明，水位埋深与工业及农业开采量呈正相关，相关系数为0.590、0.401，说明开采活动对水位动态具有直接影响。

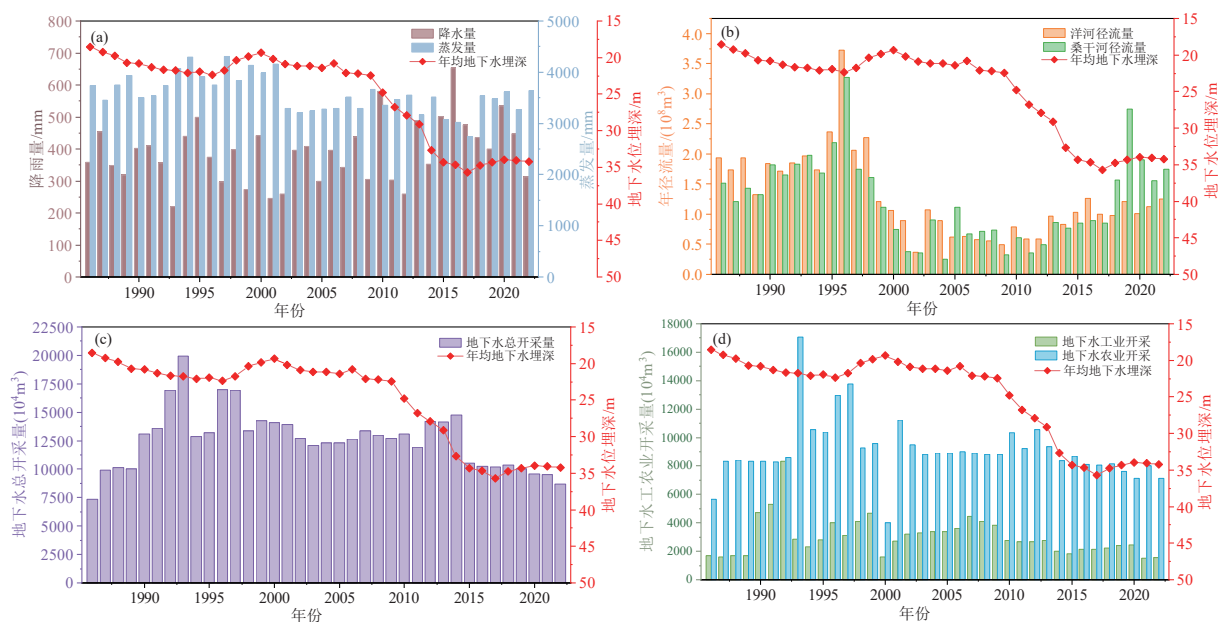


图8 研究区地下水位埋深与各影响因素关系图

Fig. 8 The relationship between groundwater depth and various influencing factors in the study area

### 3.4 不同时期地下水位埋深的驱动因素

在初步确定了地下水位埋深与各影响因素之间的相关关系的基础上,为更好确定区内地下水位埋深与各影响因素的关系,根据地下水位埋深变化趋势,将1986—2022年划分4个时段分别探讨地下水位的响应机制(图9)。

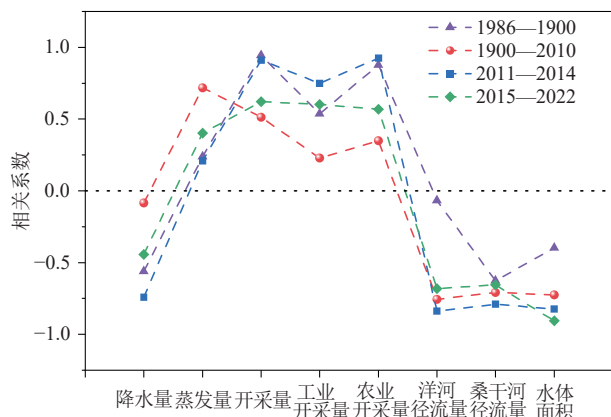


图9 不同时期地下水位埋深与各影响因素相关系数图

Fig. 9 Correlation coefficient diagram of groundwater depth and various influencing factors in different periods

1986—1990年间,区内地下水位为缓慢下降状态,其埋深主要受开采影响并受桑干河径流和降水的调节。这一时期地下水位整体较浅,含水层储水条件尚好,开采对地下水位变化的响应较为直接,地下水位埋深与开采量呈强正相关(相关系数0.944),其中农业开采主导作用显著

(0.876),工业开采影响次之(0.536)。此时,农业灌溉是地下水开采的主要形式,农业用水需求增长使地下水位对农业开采高度敏感,而工业规模相对有限,开采量较小,对地下水位变化的影响尚未显现,相关性较弱。河流与地下水之间保持着较好的水力联系,桑干河是区内重要的地表水体,其径流过程可对地下水进行直接补给,水位埋深与桑干河径流量呈较强负相关(-0.625),大气降水也能够较为有效地补给地下水系统,其与降水量呈负相关(-0.560),蒸发对地下水位的影响主要是间接的,且受地下水位埋深条件的制约,与水位埋深呈弱正相关(0.239)。

1991—2010年间,区内地下水位进一步下降,其埋深主要受开采、洋河、桑干河径流量影响。这一时期地下水位持续下降,水位埋深与两地表河流径流量均呈强负相关,相关系数分别为-0.756和-0.709,与总开采量呈正相关(0.514),其中,农业与工业开采的影响趋近,农业开采相关系数为0.349,略高于工业开采的0.230。与前一时期相比,这一时期农业开采有所减少,工业开采量基本不变,导致总开采量减少,使得工业开采的贡献相对凸显。在1991—1998年,洋河与桑干河径流增加、水体面积扩大,加之开采量减少,进一步强化了地表水对地下水系统的补给作用。此外,由于地下水位埋深加大导致降水入渗路径变长、补给滞后性增强,降水与地下水位相关

性减弱;蒸发的影响则有所增强,相关系数由0.239升至0.717,高蒸发年份往往伴随更强的水分消耗过程,使地表和土壤水可用于入渗补给的水量减少,从而间接加剧地下水位下降。

2011—2014年间,区内地下水位为快速下降状态,其埋深主要受开采、洋河与桑干河径流以及降水的共同影响。这一时期,地下水位进一步大幅下降,地下水位埋深与总开采量呈强正相关(0.910),其中农业开采仍占主导地位(0.926),工业开采次之(0.748)。水位埋深与洋河、桑干河径流量及地表水体面积均呈强负相关,相关系数分别为-0.837、-0.791和-0.823。与前一阶段相比,这一时期区内地下水开采量逐年增大,农业开采在该阶段相关性突出,与农业用水持续占据地下水消耗主体有关,工业开采虽保持稳定,但其变化幅度有限,对相关性结构的影响相对次要。两地表河流径流虽逐年增加,但总径流量远不如前一阶段,故虽河流补给仍是地下水系统的重要调节因素,但依旧难以主导地下水系统整体演变。水位埋深与降水重新呈现较强负相关(-0.743),而与蒸发的相关性较弱(0.209),主要源于此阶段局部年份降水偏多,自然补给对地下水位具有一定调节作用,但整体上未能改变水位下降趋势。

2015—2022年间,区内地下水位为回升状态,其埋深主要受开采、地表水体面积、洋河与桑干河径流量共同影响。这一时期,地下水位整体呈回升趋势,地下水位埋深与地下水开采量呈正相关(相关系数0.621),其中工业开采影响超过农业开采,相关系数分别为0.601和0.568,地表水体面积与水位埋深呈极强负相关(-0.905),洋河与桑干河径流量也保持较强负相关(分别为-0.681和-0.656)。这一时期由于南水北调中线工程正式通水,河北省开始实施“地下水超采综合治理”政策,涿怀盆地作为重点区域,农业压采措施逐步落地,农业开采量逐年压减;其次,区域内城镇化进程加快,工业生产及生活用水的相对比重上升,其对地下水位的持续影响在模型中得以凸显,工业开采的影响超过农业开采,同时洋河与桑干河径流量逐年增加,地表水体面积扩大,地表水对地下水的补给得到明显加强。与前一阶段相比,该时期降水对地下水水位的影响有所增强,相关系数为-0.443,蒸发保持正相关

(0.402),局部年份降水的增加以及地下水位回升使降水入渗效率提高,降雨信号得以更有效地传导至地下水位变化中,蒸发相关性增强,则主要是地下水位回升的伴随效应。

### 3.5 不同系统子区地下水位埋深的驱动因素

#### 3.5.1 河流冲积平原孔隙水系统子区

基于研究区实际条件及随机森林模型分析,河流冲积平原孔隙水系统子区地下水位埋深演变以自然因素为主导,贡献率达77.27%,其中降水的贡献率最高(32.88%),是影响水位变化的首要自然因素,其次是蒸发(23.12%),地表水体(洋河、桑干河)贡献率为13.12%,坡度贡献率最低(8.15%);人为因素为次要影响因素,总贡献率为22.72%,其中工业开采占比最高(17.61%),农业开采相对次要,为5.11%。河流冲积平原孔隙水系统子区分布于涿怀盆地西部,涿鹿县大部分区域,区内分布着较厚的第四系松散堆积物,赋存着较为丰富的孔隙水,洋河和桑干河穿流而过,构成本子区地下水主要的补给与排泄通道,含水层连续性和导水性较好,地下水位整体埋深相对较浅。在此背景下,降水入渗补给路径短、滞后性弱,其年际变化更容易在地下水位埋深变化中得到体现,从而在模型中表现出较高的重要性占比。同时,河流冲积平原孔隙水系统子区河流分布密集,河流与地下水之间保持较稳定的水力联系,河道渗漏作为重要补给途径,其径流变化对地下水位具有持续调节作用,使地表水体在三个系统子区中占据最高比例。尽管地下水开采对地下水位变化具有不可忽视的影响,但在降雨和河流补给共同作用下,其对地下水位变化的独立解释能力相对减弱,从而在模型中的相对重要性低于自然因素。此外,地下水位浅埋条件下,蒸发过程通过影响地表和土壤水分状况间接作用于地下水系统,使蒸发因子在该子区同样表现出一定的重要性(图10)。

综上,河流冲积平原孔隙水系统子区地下水位埋深影响因素按其重要性排序为:降水量>蒸发>地下水工业开采>地表水体>坡度>地下水农业开采,当降水量、蒸发、工业开采发生变化时地下水位埋深的响应较为强烈。

#### 3.5.2 山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区

在山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区中,自然因素在该子区地下水位埋深演化中起主导作

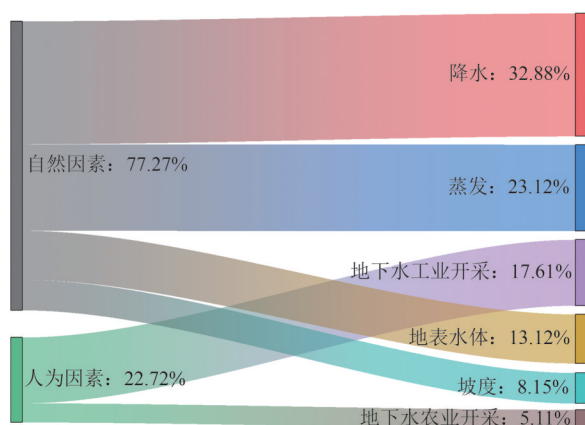


图10 河流冲积平原孔隙水系统子区地下水位埋深演化主控因素

Fig. 10 The main controlling factors of groundwater depth evolution in pore water system sub-area of river alluvial plain

用, 占比 72.87%, 其中坡度的贡献率最高, 达 31.39%, 降水的贡献率为 31.03%, 蒸发的贡献率为 7.94%, 地表水体仅为 2.51%; 人为因素贡献率为 27.13%, 其中农业开采占比 15.89%, 工业开采贡献率为 11.24%。山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区位于涿怀盆地的东部, 涵盖怀来县大部分区域, 地表水资源相对匮乏, 地形起伏较大, 坡度变化显著, 降雨入渗、径流与地下水补给之间的转换过程对地形条件高度敏感。在此背景下, 降水作为主要水量来源, 其对地下水位埋深变化的影响不仅取决于降雨量本身, 还受到坡度条件对入渗效率和地表径流分配的调控, 使得降雨和坡度因子在模型中同时表现出较高的重要性占比。与河流冲积平原孔隙水系统子区相比, 本子区地表水资源匮乏, 河流对地下水的补给作用具有明显空间局限性, 难以在整个子区形成持续、稳定的补给, 因此在模型中的整体权重较低。此外, 本子区产业发展呈现工农并重格局, 但其规模和集中程度相对有限, 加之降雨补给和侧向径流在地下水水量平衡中占据重要地位, 使得人为开采对地下水位变化的独立解释能力被部分削弱, 从而在模型中的相对重要性低于自然因素 (图 11)。

综上, 山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区地下水位埋深的影响因素排序为: 坡度 > 降水 > 地下水农业开采 > 地下水工业开采 > 蒸发 > 地表水体。因此, 当坡度、降水和农业开采发生变化时, 地下水位埋深的响应较为明显; 而工业开采、蒸发和地表水体发生变化时, 地下水位埋深的响

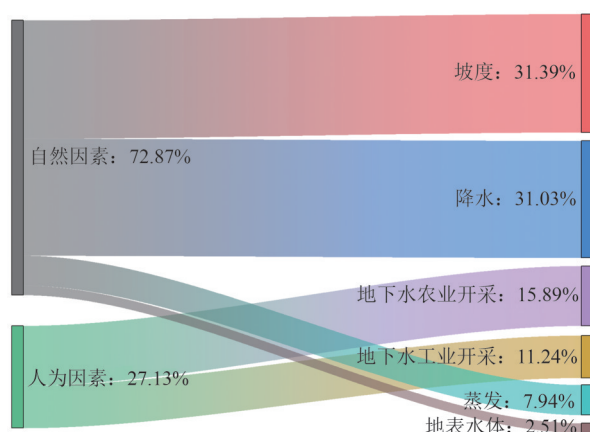


图11 山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区地下水位埋深演化主控因素

Fig. 11 The main controlling factors of groundwater depth evolution in the sub-area of pore water system in piedmont alluvial slope alluvial plain

应则相对较弱。

### 3.5.3 山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区

山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区地下水位埋深演化主要受自然因素控制, 贡献率达 66.59%, 其中降水的贡献率达 29.50%, 蒸发贡献率为 12.74%, 坡度的贡献率为 12.66%, 地表水体的贡献率为 11.69%; 人为因素在地下水位埋深演化中的贡献率为 33.41%, 其中农业开采占主导, 贡献率达 23.40%, 工业开采的仅为 10.01%。山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区位于盆地边缘山前斜坡地带, 地形起伏较大, 坡度条件复杂, 降水在地表径流与入渗之间的分配同样受地形控制, 虽为主要水量来源, 但其有效入渗过程受到多重自然条件的共同调节, 从而在模型中表现为相对较高但并非绝对占优的贡献水平。地表水体在本子区的贡献率处于三个系统子区的中等水平, 主要与该区河流分布特征有关, 相比河流冲积平原孔隙水系统子区, 该区河流对地下水的补给作用在空间上更具局限性, 难以形成大范围、持续性的水力调节, 但相较于山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区, 其河流影响范围和稳定性仍更为明显。此外, 农业为该子区主要用地和产业类型, 农业灌溉对地下水资源依赖程度较高, 从而在模型中占据主导地位, 相比之下, 该区工业规模和工业用水需求相对较小, 地下水工业开采量有限, 其在模型中占比较低 (图 12)。

综上, 涿怀盆地山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区地下水位埋深演变影响因素按其重要性

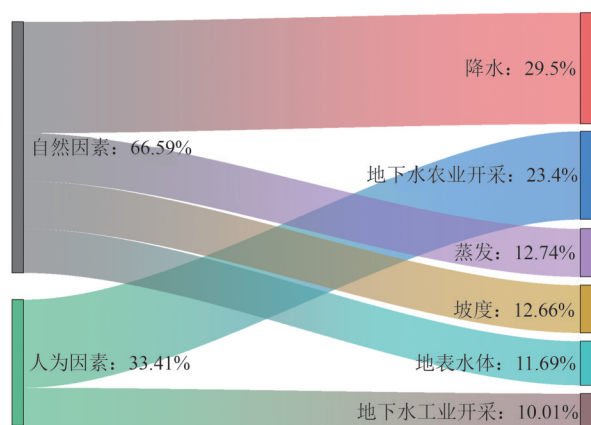


图12 山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区地下水位演化主控因素

Fig. 12 The main controlling factors of groundwater level evolution in the sub-area of pore water system in the piedmont wind-slope loess slope

排序为：降水 > 地下水农业开采 > 蒸发 > 坡度 > 地表水体 > 地下水工业开采。因此当降水、农业开采、蒸发发生变化时地下水位埋深的响应较为强烈，工业开采和地表水体发生变化时地下水位埋深的响应较为微弱。

## 4 结论

(1) 区域地下水流向总体与地形及地表水系一致，自西北向东南，地下水位演变呈现明显时空差异性。由于人类活动强度由弱至强再到治理调控的演变轨迹，地下水位历经缓慢下降、快速下降期和缓慢回升三个阶段；在空间上表现为水位恢复区范围持续扩大与局部区域的持续下降，呈现出“整体改善与局部恶化”并存的异质性格局。

(2) 从时间演化角度看，地下水位埋深的驱动因素呈现明显的阶段性差异。由早期的自然因素与农业开采共同控制，逐步演变为近期工业开采影响超越农业，并与河流径流、降水等自然因子共同主控的新格局。地下水系统在人类活动干预下，经历了从“自然主导”到“人为扰动加剧”再到“自然与人为协同调控”的响应机制转型。

(3) 从空间尺度看，不同地下水系统子区的地下水位演变机制存在显著差异。河流冲积平原孔隙水系统子区以降水、蒸发和工业开采为主导；山前洪积坡洪积平原孔隙水系统子区主要受地形坡度与降水共同控制；山前风坡积黄土斜地孔隙水系统子区则以降水、农业开采和蒸发为主要影响因素。

本研究在分析不同时间地下水位埋深的影响因素时，选取的数据集数量较少，分析结果存在一定误差，只能分析各时段间影响因素的变化，无法分析出各时段内影响因素的变化。在未来研究工作中建议加强收集时间尺度上的地下水监测和气象水文数据，使研究结果更精细。

## 参考文献：

- [1] 魏凯, 王延岭, 赵志伟, 等. 泰安旧县水源地地下水位动态特征及可开采量研究[J]. 中国岩溶, 2023, 42(5): 940–955.
- [2] 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.
- [3] 闫佰忠, 孙丰博, 李晓萌, 等. 气候变化与人类活动对石家庄市藁城区地下水位埋深的影响分析[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2021, 51(3): 854–863.
- [4] HAN C L, YAN B Z, MA M M, et al. Response mechanism, spatial variability of shallow groundwater level and hydrochemistry to surface water seepage of Shahe River, Xinle City, North of China[J]. Ecological Indicators, 2025, 178: 113957.
- [5] 张天宇, 徐从超, 张钦, 等. 2019—2022年潮白河流域地下水位动态变化及影响因素分析[J]. 现代地质, 2025, 39(4): 1119–1128.
- [6] 闫佰忠, 盖俊百, 王昕洲, 等. 石家庄滹沱河山前冲洪积扇地下水位动态演变特征及影响机制[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2023, 53(6): 1880–1891.
- [7] 李新旺, 马素英, 刘森, 等. 河北省深层地下水回补研究[J]. 中国水利, 2024(7): 28–33.
- [8] 湛宏伟, 杨瑶, 黄荷, 等. 基于氢同位素示踪的洞庭湖区枯水期湖水与地下水交互作用研究[J]. 地学前缘, 2024, 31(2): 423–434.
- [9] 南英华, 郭高轩, 代垠东, 等. 北京张坊应急备用水源地地下水位动态多时间尺度演变特征及安全供水调控[J]. 地质通报, 2025, 44(8): 1472–1485.
- [10] 孙玉芳, 金晓媚, 雪彦宏, 等. 宁夏平原鸣翠湖地表水与地下水转化关系[J]. 现代地质, 2024, 38(3): 744–754.
- [11] 刘海, 魏伟, 宋阳, 等. 霍邱县城湖泊沉积物重金属污染特征、潜在生态风险及来源[J]. 地学前缘, 2024, 31(3): 420–431.
- [12] 杨鹏, 张寿川, 郭本力, 等. 山东日照地区不同类型含水层地下水位多年动态变化特征及其影响因素[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2024, 54(3): 967–979.
- [13] 王旭东, 韩鹏飞, 张锁, 等. 基于校正的遥感数据方法估算地下水补给量: 以鄂尔多斯盆地台格庙矿区为例[J]. 现代地质, 2024, 38(2): 409–418.
- [14] ALI M Z, CHU H J, BURBEY T J. Mapping and predicting subsidence from spatio-temporal regression models of groundwater-drawdown and subsidence observations[J]. Hydrogeology Journal, 2020, 28(8): 2865–2876.
- [15] 王北大, 宋健, 尹子悦, 等. 典型干旱区地下水动态对农业灌溉响应的模拟研究[J]. 高校地质学报, 2025, 31(1):

- 92 – 103.
- [16] 秦阳, 赖莉莎. 潜江市地下水动态变化特征分析[J]. 水利技术监督, 2026, 34(5): 235 – 237.
- [17] 马晓倩, 钟瑞森, 吴彬, 等. 2000—2020年塔里木河干流生态系统对地下水位变化的响应[J]. 环境科学研究, 2025, 38(1): 151 – 165.
- [18] 陈云民, 李媛, 苏士杰, 等. 基于小波变换的煤矿区地下水位动态变化特征分析[J]. 煤炭工程, 2024, 56(S1): 153 – 162.
- [19] 方少文, 陈静, 吴智, 等. 典型南方丘陵山区地下水动态及影响因素分析[J]. 水文, 2024, 44(2): 66 – 73.
- [20] 杜尚海, 古成科, 张文静. 随机森林理论及其在水文地质领域的研究进展[J]. 中国环境科学, 2022, 42(9): 4285 – 4295.
- [21] 张云骥, 李倩, 蔡益栋, 等. 基于机器学习测井反演的宏观煤岩类型评价——以鄂尔多斯盆地佳县区块本溪组8号煤为例[J]. 现代地质, 2025, 39(5): 1427 – 1436.
- [22] 唐佳丰, 郭庆彪, 胡超, 等. 联合随机森林模型与GRACE的淮河流域地下水时空演变分析[J]. 测绘科学, 2025, 50(12): 10 – 19.
- [23] 包芝林, 吴彬, 王翠, 等. 阿克苏河流域平原区地下水位动态变化及归因分析[J]. 环境科学与技术, 2025, 48(2): 128 – 140.
- [24] XU L W, CUI X Y, BIAN J M, et al. Dynamic change and driving response of shallow groundwater level based on random forest in southwest Songnen Plain[J]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2024, 53: 101800.
- [25] DI NUNNU F, GIUDICIANNI C, CREACO E, et al. Multi-step ahead groundwater level forecasting in Grand Est, France: Comparison between stacked machine learning model and radial basis function neural network[J]. Groundwater for Sustainable Development, 2023, 23: 101042.
- [26] 褚宴佳, 何宝南, 陈珍, 等. 基于随机森林模型识别浅层地下水TDS异常的方法研究[J]. 地学前缘, 2025, 32(2): 456 – 468.
- [27] 刘帅, 王涛, 曹佳文, 等. 基于优化随机森林模型的降雨群发滑坡易发性评价——以西秦岭极端降雨事件为例[J]. 地质通报, 2024, 43(6): 958 – 970.
- [28] 金爱芳, 殷秀兰, 李长青, 等. 张家口地区枯水期地下水水化学特征及其成因机制分析[J]. 环境科学, 2024, 45(2): 826 – 836.
- [29] 杜尚海, 古成科, 张文静. 随机森林理论及其在水文地质领域的研究进展[J]. 中国环境科学, 2022, 42(9): 4285 – 4295.
- [30] 陈迎辉, 马苗苗, 刘月东, 等. 张家口柴宣盆地浅层地下水水化学特征及水质评价[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(7): 3010 – 3019.
- [31] WANG H L, LU K Y, SHEN C Y, et al. Human health risk assessment of groundwater nitrate at a two geomorphic units transition zone in northern China[J]. Journal of Environmental Sciences, 2021, 110: 38 – 47.
- [32] 胡新宇, 申媛媛, 褚婷雯, 等. 生态补水下的永定河流域地下水水位变化规律[J]. 现代地质, 2023, 37(4): 986 – 993.
- [33] 侯蕾. 北方水资源短缺流域生态-水文响应机制研究[D]. 中国水利水电科学研究院, 2019.
- [34] 胡金鑫, 周小虎, 尤继元, 等. 西秦岭嘉陵江流域地貌特征及其构造意义[J]. 现代地质, 2025, 39(6): 1684 – 1701.
- [35] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 – 32.
- [36] ANESTIS A, SOPHIE L, JEAN-MICHEL P. Random forests for global sensitivity analysis: A selective review[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2021, 206: 107312.
- [37] MOHTARAM A, SHAFIZADEH-MOGHADAM H, KETABCHI H. A flexible multi-scale approach for downscaling GRACE-derived groundwater storage anomaly using LightGBM and random forest in the Tashk-Bakhtegan Basin, Iran[J]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2025, 57: 102086.
- [38] 翟晓燕, 李淼, 刘昌军, 等. 基于机器学习和水文模拟的不同山洪类型行为特征指标预测[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2025, 23(6): 1468 – 1479.
- [39] WYLIE B K, PASTICK N J, PICOTTE J J, et al. Geospatial data mining for digital raster mapping[J]. GIScience & Remote Sensing, 2019, 56(3): 406 – 429.
- [40] 刘梦然, 曹艳萍, 王少坤, 等. 基于随机森林的黄河流域地下水储量降尺度研究[J]. 遥感技术与应用, 2025, 40(3): 671 – 680.
- [41] 乔小娟, 罗承可, 柴新宇, 等. 基于机器学习的岩溶裂隙空间分布预测研究: 以北京房山为例[J]. 地学前缘, 2026, 33(1): 405 – 418.
- [42] 林艳竹, 韩忠, 黄林显, 等. 基于随机森林法的弥河-潍河流域地下水质量评价研究[J]. 水文, 2023, 43(3): 60 – 64, 70.