第 58 卷 第 3 期 2025 年 (总 241 期)

北地 西 质

NORTHWESTERN GEOLOGY



引文格式:李培月,梁豪,杨俊岩,等.基于 GM(1,1)与 BP 神经网络模型的西安市地下水位动态特征及趋势预测研 究[J].西北地质,2025,58(3):236-245. DOI: 10.12401/j.nwg.2024118

Citation: LI Peiyue, LIANG Hao, YANG Junyan, et al. Dynamic Characteristics and Trend Prediction of Groundwater Level in Xi'an City, China Based on GM (1, 1) and BP Neural Network Models[J]. Northwestern Geology, 2025, 58(3): 236–245. DOI: 10.12401/j.nwg.2024118

基于 GM(1,1)与 BP 神经网络模型的西安市 地下水位动态特征及趋势预测研究

李培月^{1,2,3,4},梁豪^{2,3,4},杨俊岩^{2,3,4},田艳¹,寇晓梅⁵

(1. 中国水利水电第三工程局有限公司,陕西西安 710024;2. 长安大学水利与环境学院,陕西西安 710054;3. 旱区地下水 文与生态效应教育部重点实验室,长安大学,陕西西安 710054;4. 水利部旱区生态水文与水安全重点实验室,长安大学, 陕西西安 710054;5. 中国电建集团西北勘测设计研究院有限公司,陕西西安 710065)

摘要:地下水是干旱与半干旱地区极其珍贵的自然资源,地下水动态的精准预测与评估关乎着地下水资源的有效保护与合理利用。本研究根据西安市2010~2020年地下水位监测数据,系统分析了西安市地下水位年际、年内动态变化特征,探究了影响地下水位动态的主要因素,通过SPSS对影响地下水位动态的降水量和开采量两个主要因素进行相关性分析,并基于GM(1,1)灰度预测模型和BP神经网络模型对地下水位变动趋势进行了预测。结果表明:①2010~2016年,地下水位整体上呈下降趋势,2016~2020年间,得益于地下水压采和供水设施的不断优化完善,地下水位呈回升趋势。②降水和人为开采均对西安市地下水位变动具有显著影响;地下水位埋深是决定受降水影响程度的关键因素,其中河漫滩地区最为敏感,阶地次之,黄土塬区较弱。地下水在埋深是决定受降水影响程度的关键因素,其中河漫滩地区最为敏感,阶地次之,黄土塬区较弱。地下水在埋深是决定受降水影响程度的关键因素,其中河漫滩地区最为敏感,阶地次之,黄土塬区较弱。地下水在理深是决定受降水影响程度的关键因素,其早河漫滩地区最为敏感,阶地次之,黄土塬区较弱。地下水在短潮结果显示,随着地下水开采量呈现出逐年下降的趋势,研究区地下水整体处于波动上升趋势。本研究对西安市地下水动态的影响因素及预测趋势进行了研究,对地下水资源管理和可持续发展具有重要参考价值。 关键词:地下水位动态;主导因素;回归分析;灰色模型;BP神经网络预测 中图分类号:P641 文献标志码:A 文章编号:1009-6248(2025)03-0236-10

Dynamic Characteristics and Trend Prediction of Groundwater Level in Xi'an City, China Based on GM (1, 1) and BP Neural Network Models

LI Peiyue^{1,2,3,4}, LIANG Hao^{2,3,4}, YANG Junyan^{2,3,4}, TIAN Yan¹, KOU Xiaomei⁵

PowerChina Sinohydro Bureau 3 Co., LTD., Xi'an 710024, Shaanxi, China; 2. School of Water and Environment, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 3. Key Laboratory of Subsurface Hydrology and Ecological Effects in Arid Region of the Ministry of Education, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 4. Key Laboratory of Eco-hydrology and Water Security in Arid and Semi-arid Regions of the Ministry of Water Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China;
PowerChina Northwest Engineering Corporation Limited, Xi'an 710065, Shaanxi, China)

收稿日期:2024-10-31;修回日期:2024-12-04;责任编辑:贾晓丹

基金项目:国家重点研发计划项目课题"土壤-地下水污染时空演化规律及主控因子"(2023YFC3706901),国家自然科学基金 面上项目"大型灌区地下水多场协同作用下典型农业污染物迁移转化机制研究"(42472316)联合资助。

作者简介:李培月(1984-),男,教授,博士生导师,主要从事地下水文学与水资源研究。E-mail: lipy2@163.com。

Abstract: Groundwater is exteremely important in arid and semiarid regions, and the core of its effective protection and rational utilization lies in accurate prediction and evaluation of groundwater dynamics, based on which protection, utilization, and planning strategies are formulated. Based on groundwater level monitoring data from 2010 to 2020 in Xi'an City, this study systematically analyzed the inter-annual and intra-annual dynamic changes in groundwater levels, investigated the main factors influencing groundwater dynamics, and conducted a correlation analysis using SPSS on the two primary factors affecting groundwater dynamics: precipitation and extraction volume. Furthermore, the study utilized the GM (1,1) grey prediction model and the BP neural network model to forecast the trend of groundwater level changes. The results indicate that: (1) From 2010 to 2016, the groundwater level showed an overall decreasing trend. However, from 2016 to 2020, due to the yearly reduction in extraction volume and continuous optimization and improvement of water supply facilities, the groundwater level exhibited a rising trend. 2 Both precipitation and human extraction significantly impact the groundwater level fluctuations in Xi'an. The depth of the groundwater level is a crucial factor determining the degree of influence from precipitation, with river floodplains being the most sensitive, followed by terraces, and loess plateaus showing the weakest response. The correlation between groundwater extraction volume and groundwater depth is stronger, highlighting its dominant role in regulating groundwater level dynamics. 3 Groundwater level predictions suggest that as groundwater extraction continues to decline annually, the overall groundwater in the study area is on a fluctuating upward trend. This study has conducted research on the influencing factors and prediction trends of groundwater dynamics in Xi'an, which has important reference value for groundwater resource management and sustainable development.

Keywords: groundwater level dynamics; dominant factors; regression analysis; grey model; BP neural network prediction

地下水资源是基础自然与战略经济资源,对保障 城乡生活饮水、经济发展及生态平衡至关重要,尤其 在资源型缺水和局部水质型缺水地区,地下水作用不 可替代(Li et al., 2018)。近年来,中国西北内陆区地 下水资源的过度开采已引发了地下水水位持续下降、 水质恶化、植被退化、土地沙漠化及盐碱化加剧等一 系列生态与环境问题,危及供水、粮食和生态安全,严 重制约区域经济社会的良性发展(党学亚等, 2022; 王 斌等, 2024;杨俊岩, 2024; 尹立河等, 2025)。

地下水位动态是地下水的水位在气象、水文、 地质以及人为活动等因素的影响下随时间和空间发 生变化的现象和过程(Yang et al., 2023),是水平衡 的反映,体现了地下水系统对外界条件变化做出反 应(Li et al., 2018)。地下水动态研究是水文地质和 水力学领域的重要课题(Liu et al., 2016),长期以来 一直备受学者们的重视,国外对于地下水动态研究 起步较早。19世纪50年代之前,地下水动态研究主 要致力于发展经验性的实用方法和技术,建设区域 开采地下水的设施,且大部分研究集中于定性评价 (杨俊岩, 2024)。

19世纪50年代,法国水力学家达西提出了达西 定律,标志着地下水动态研究进入了定量评价阶段, 泰斯、裘布依等计算公式集中应用于地下水位的定 量预测。19世纪末20世纪初,不少学者开始探索地 下水位的动态变化规律以及地下水位的影响因素 (Liu et al., 2018; Ferede et al., 2020; Zhou et al., 2020) 。 Kacimov 等 (1997) 采用 Dupuit-Forcheimer 近 似线性 化与线性势理论相结合的方法,探究了地下水位衰 减对地下水位动态变化的影响。Yu 等(2016)对波 多黎各地区不同区域含水层的地下水水位波动特征 进行了研究。Zhang等(2023)在对西北地区地下水 位预测中提出了混合数据驱动模型与遥感数据耦合 的预测方式。Rajmohan 等(2007)利用地质统计学方 法分析了地下水位与降水的相关性,结果表明,降 水变化与地下水位有很强的相关性。由此可见,关 于地下水动态特征分析已有诸多研究,但是与人类 活动影响下地下水位动态变化主导因素和预测有关 研究还相对较少。对于干旱内陆区而言,揭示地下 水动态的演变规律、增强对地下水动态突变的预警 能力,以及制定适应性的管理策略,对于确保地下

水安全和生态安全具有至关重要的意义。

西安市地处渭河平原腹地,地下水是西安市居民 生活及工农业生产的重要水源(Qiao et al., 2020)。20 世纪70年代以来,城市化发展下地下水资源的开发 利用日益增加,导致地下水位持续下降。近年来,在 气象水文和人类活动的相互作用下,西安地区的地下 水位动态发生着新的演化(Wang et al., 2019, Du et al., 2020),因此对地下水的动态变化和趋势预测研究具 有重要意义。本研究根据2010~2020年《陕西省水资 源公报》、《陕西省地下水监测年鉴》和西安市地下水 位监测资料,基于降水变化、人类活动与地下水动态 三者关系,分析地下水位动态变化特征及主导因素; 建立地下水位动态预测模型,揭示降水量、开采量和 地下水位之间的关系,为合理开发利用地下水资源、 实现城市可持续发展提供参考。

1 研究区概况

1.1 自然地理概况

西安市地处关中盆地中部,地理坐标为E107°40'~ 109°49',N 33°39'~34°44',属于温带大陆性气候,四 季冷暖干湿分明,多年平均降水量为786 mm (Yao et al., 2021),降水趋势在空间上由北部平原向南部山区 递增,差异明显,总面积为9983 km²,共辖新城、碑林、 莲湖、雁塔、未央、灞桥、阎良、临潼、长安、高陵十 区和周至、鄠邑区、蓝田3县(Mu et al., 2020)。由于 碑林区、新城区、莲湖区和雁塔区分布的监测井较少 或数据缺失严重。因此,笔者选取的50 眼监测井来 自其他9个区县,其形成的观测网可以较好地覆盖西 安市,监测井具体位置见图1。



图1 研究区及监测点位置图 Fig. 1 Location of study area and monitoring wells

研究区地势总体南高北低、西高东低,地貌分为 山前洪积扇、冲洪积平原、渭河阶地和黄土台塬(Mu et al., 2020)。研究区内西安市第四系松散沉积物分布 广泛,是地下水赋存的良好场所。潜水含水层由第四 系全新统、上更新统构成,主要由砂、砂卵砾石夹亚 黏土、亚砂土以及黄土组成,含水层厚度10~70 m,是 目前灌溉及城郊供水水源的主要开采层,开采深度一 般为为5~40 m。岩性分别以中粗细砂及砂砾卵石和 黄土及古土壤为主,富水性差异较大。承压含水层由 第四系中、下更新统构成,是一套以砂层为主、砂、砂 卵砾石、亚黏土、亚砂土互相迭置不等厚的互层,含 水层厚 50~180 m,是目前城郊自备井区的主要开采 层,开采深度一般为为 40~300 m (Wang et al., 2019; Zhou et al., 2021).

1.2 地下水开发利用概况

西安市地下水集中开采起源于 1956年,2000年 黑河饮水工程启动前,地下水是西安市唯一集中供水 水源。由于地下水收支不平衡,降水时空分配不均, 导致西安市地下水水位急剧下降。近年来,随着城市 设施和供水工程的不断完善,西安市地表水供水量逐 渐占据主导地位,地下水开采量逐年压缩,以往以地 下水为主的供水模式有所改善(Peng et al., 2016; Zhou et al., 2021)。西安市地下水开采集中于供水水源地和 自备井开采,其中,灞河水源地、沣河水源地以潜水开 采为主,含水层岩性主要为砂卵石,分布广而厚; 浐河 水源地、皂河水源地、西北郊水源地、城区自备井水 源地以承压水开采为主(Li et al., 2020; Yao et al., 2021)。2010~2020年,西安市浅层地下水平均开采量为8.62亿m³,占总开采量的36%,主要用于农业灌溉、居民生活、生态环境、工业生产等。

2 材料与方法

2.1 数据来源

第3期

文中所采用的降水量、开采量和地下水位动态数 据来自2010~2020年《陕西省水资源公报》、《陕西省 地下水位监测年鉴》和西安市地下水位监测资料,通 过对上述资料的分析审查和预处理,选取了50个具 有良好代表性和切实可靠性的监测井,其中15个为 国家级监测井,30个为省级监测井,5个为民用监测井,能够达到满足研究的真实性、客观性原则的要求。

2.2 灰色预测模型

灰色预测模型(Gray Forecast Model)是基于灰色 系统理论的一种预测方法(Ma et al., 2015),灰色预测 模型通过对原始数据做累加处理(或者累减、均值等 方法),生成近似于指数规律的数据,根据生成的数据 建立微分方程模型,再通过累减还原得到预测值(Pai et al., 2022)。适用于样本数据量小、时间序列较短、 不完全信息系统等数据的分析与建模,就能解决历史 数据少、序列完整性及可靠性低的问题,生成具有较 强规律较强的生成性的序列(Su et al., 2020),模型建 立过程见图 2。



图2 GM(1, 1)灰色模型流程图



GM(1,1)灰色模型对西安市平原区的地下水开 采量开展预测分析,详细的建模步骤如下(Zhu et al., 2009)。

设原始时间数列为 $X^{(0)}=\{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\},$ 对其进行累加得到新的序列 $X^{(1)}=\{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 。基于指数函数的表达式逼近序列 $X^{(1)}$ 相应构建微分方程模型的函数表达式为:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u \tag{1}$$

求 X(1)表达式的前提需要求解微分方程得到参数 a 与 u, 上式对应时间序列函数为:

$$X^{(1)}(t+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}\right)e^{-at} + \frac{u}{a}$$
(2)

根据最小二乘法确定参数 a 与 u, 得到预测的累加 序列, 再对该序列进行累减还原得到预测值, 最后对 预测结果进行残差检验, 以判断模型的拟合效果。通过 相对残差检验判断灰色预测模型精度。一般认为当 相对残差小于 20% 时, GM(1, 1)对原数据的拟合达到 要求; 当相对残差小于 10% 时, 表明 GM(1, 1)对原数 据的拟合效果较好(Zeng et al., 2015; Zhou et al., 2023)。

2.3 BP 神经网络预测模型

BP 神经网络(Backpropagation Neural Network)是 一种误差逆向传播算法的多层前向网络,通过模拟人 体大脑结构以及人脑思考处理问题过程的一种数学 方法。BP 神经网络预测模型包括输入层、隐藏层和 输出层 3 个部分(Pradhan et al., 2021)(图 3)。



图3 BP 神经网络原理图 Fig. 3 Schematic diagram of BP neural network

式中: X₁, X₂,…X_n表示输入值; Y表示输出值; W_{k1} 表示输入层与隐藏层间的权值; W_{k2}表示若干个隐藏 层之间的权值; W_{k3}表示隐藏层与输出层间的权值 (Hou et al., 2023)。神经网络通过学习输入输出训练 样本数据, 归纳出隐含在系统输入输出中的关系(Xie, 2017)。将地下水位及影响因素视为一个系统,影响因素为系统的输入项,地下水位为系统的输出项,设置学习效率和训练次数,建立地下水位预测模型依据训练结果得到的训练误差和测试误差来选择隐含层最佳单元数,确定该神经网络(Wu et al., 2018)(图4)。



图4 BP 神经网络流程图

Fig. 4 Flowchart showing the procedures of BP neural network establishment

3 结果与讨论

3.1 地下水位年际动态特征与主导因素

根据西安市地下水监测资料,2010~2020年西安 市降水量、开采量和地下水位埋深情况见表1,降水 量、开采量和地下水位埋深变化曲线见图5。西安市 地下水位变化可以分为两个阶段,第一阶段2010年 年初至2016年,地下水位除2011年随降水量的增大 有所上升外,整体上表现为下降趋势,平均每年以 0.23 m的速率下降,期间2013年下降速率最大为 4.4%;第二阶段为2016年末至2020年,随着同期降水 量的相对增加、农业节水灌溉和引水措施的推行,地 下水位以每年0.19 m的速率上升,期间2017年上升 速率最大为2.6%。根据西安市地下水位动态变化特 征可知,影响西安市地下水位变化最主要的因素为降 雨补给和人工开采。

利用 SPSS 软件分别对降雨量变幅、开采量与地 下水位埋深进行相关性分析(表 2)。

研究区降水量与地下水位埋深相关系数的值为 -0.673(表 2),表明降水量与地下水埋深呈显著负相

关。也就是说,降水量越大,地下水位埋深越小,也即 地下水位越高。这是由于研究区中部和北部地貌包 括山前洪积扇,渭河阶地、丘陵沟壑区,黄土坮塬、渭 河阶地等类型,介质垂向渗透性相对较强(李培月等, 2024),大气降水更容易入渗补给地下水,地下水位受 降水入渗补给影响较大,因而呈现出显著负相关性, 地下水埋深随降雨变幅增大而减小。开采量与地下 水位埋深的相关系数的值为 0.843, 表明地下水开采 量与地下水埋深呈显著正相关。也就是说,地下水开 采量越大,水位埋深越大。由于西安市地下水多年平 均开采量较大(8.62 亿 m³),约占西安市多年平均地下 水资源量(17.68 亿 m³)的 48.7% (曾发琛, 2008), 因而 呈现出显著正相关性。上述结果进一步表明,降水量 与开采量是影响西安市地下水位动态的主要因素,都 对西安市地下水位动态有显著影响,但从二者与地下 水位埋深的相关系数来看,开采量在影响地下水位动 态的因素中占主导地位。

3.2 地下水位年内动态特征

根据西安市地形地貌和水文地质条件,本研究 分别从河漫滩、一级阶地、二级阶地、三级阶地和黄 土塬地5种地貌单元分析研究区地下水位年内动态

表 1 2010~2020年西安市降水、开采和地下水位埋深情况表

年份	降水量(mm)	降水量变幅(mm)	开采量(亿m ³)	地下水位埋深(m)
2010	819	33	6.24	15.15
2011	1 002	216	6.01	14.42
2012	659	-127	6.23	15.05
2013	656	-130	6.37	15.48
2014	802	16	9.57	15.11
2015	779	-7	10.01	15.36
2016	656	-130	10.26	15.99
2017	823	37	10.26	15.57
2018	728	-58	10.37	15.56
2019	910	124	10.05	15.44
2020	809	23	9.49	15.23

Tab. 1 Precipitation, groundwater extraction, and groundwater level depth in Xi'an City from 2010 to 2020





表 2 降雨量变幅、开采量变幅与地下水位埋深相关性分析表

Tab. 2 Correlation of rainfall, groundwater extraction, and mean groundwater level depth

变量	降雨量	开采量	地下水位埋深
降雨量	1		
开采量	-0.176	1	
地下水位埋深	-0.673*	0.843**	1

变化。根据 2010~2020 年降雨与监测资料,分别选取 不同地貌单元下有代表性的监测井,得到丰水年 (2011年)和枯水年(2016年)降水量和地下水位埋深 逐月变化曲线(图 6)。2011年降水量变化较大,1~4 月份为枯水季节,降雨稀少,地下水接收来自大气降 雨的补给有限,加之受人为开采活动的影响,水位呈 下降趋势;5~8月份由于降水量的增加,河漫滩地下 水位回升明显,说明河漫滩地受降雨补给影响较大。 一级阶地地下水位持续下降,是年内低水位期,这是 由于随着气温的升高,人们对地下水的需求量不断增 加,地下水开采量不断增大的原因导致。9月份降水 量骤增,除黄土台塬外,阶地区和河漫滩地下水位埋 深均明显减小,水位回升明显,表明降水量对地下水 位变化起到重要作用。



a. 2011年(丰水年); b. 2016年(枯水年)图6 不同年份降水量和地下水位月变化曲线



由于 2016 年为枯水年, 年降水量较少, 全年降雨 集中在 5~10月份, 但阶地区地下水位埋深并未明显 降低, 甚至二级阶地地下水位还有所降低, 处于全年 最低水位期, 这表明在 2016 年阶地区受开采量影响 更大; 4月以前和 11月以后, 降水量降低, 但地下水位 未见明显变化, 表明在此时期, 地下水开采量与补给 量基本保持平衡。从不同地貌单元来看, 无论丰水年 还是枯水年, 黄土塬区由于本身地下水位埋深较大, 受降雨补给和人为活动影响不明显, 全年地下水位均 处于稳定波动状态。相比之下, 河漫滩由于开采量有 限, 地下水位受降水量影响更加显著, 地下水位随着 降水量的增加而上升。在阶地区, 降雨量与开采量都 对水位动态有明显影响, 当开采量大于降雨补给量时, 地下水位下降, 当开采量小于降雨补给量时, 地下水

3.3 地下水位变化预测

3.3.1 地下水开采量预测

根据西安市当前用水情况和供水结构,结合西安市的社会经济发展规划和地下水节水开采政策,按照建立资源节约型社会的标准,对研究区内地下水开采量进行预测。选取2010~2020年的地下水开采量作为建模的基础数据,根据灰色预测模型的建立过程,利用MATLAB编程语言,得到GM(1,1)预测模型为:

 $X^{(1)}(t+1) = (6.24 - 463.911)e^{-0.016t} + 463.911$ (3)

式中: X⁽¹⁾(+1)表示 +1 年份的地下水累计开采 量; t 为时间步长。

应用 GM(1,1)灰色模型预测地下水开采量,需要 在建模前对一次累加后的数据进行准指数规律的检 验,在建模后对得到的预测值与原始实际值进行误差 检验(Hui et al., 2013),检验结果见表 3。

表 3 地下水开采量灰色预测模型检验

T 1 1	T T 'C' '	c	1 / /		• •	•		1 1
Igh 4	Verificatio	n of ground	iwater evtr	action ect	imation	$1101n\sigma$	arev m	odel
140.5	vernicatio	101 ± 1000		action cst	innation	using		ouc
		- 0					9 - 1	

年份	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
光滑检验	0.96	0.51	0.34	0.38	0.29	0.23	0.18	0.15	0.13	0.11
误差检验	0.11	0.24	0.29	0.26	0.18	0.03	0.02	0	0.04	0.05

研究区内地下水开采量数据光滑比<0.5 的数据 占比达 80%,除去前两个时期外,数据光滑比达 100%(表3),这表明原始数据通过了准指数规律检验。 基于预测值与原始值的相对残差计算结果,发现除 2012~2014年开采量实际数据偏大之外,其余时间相 对误差检验均<20%,且 2016~2020年误差检验结果 远小于 10%,表明灰色预测模型基本可靠。 根据验证好的灰色预测模型,计算研究区 2025~2035年的地下水开采量(表4)。根据预测结果,未来研究区地下水开采量将呈现逐年下降趋势,于 2035年达到最低值 4.89亿 m³。在过去,西安地区对地下水资源需求量较大,工农业建设和居民用水等都主要依赖地下水,地下水开采量逐年上升,于 2013年开采量达到最大 10.37亿 m³,地下水资源超采严重,导致

地下水位持续下降。但自黑河引水工程建成后,每年 可向西安市供水 4.0 亿 m³,使得西安市对地下水资源 的开采依赖度有所下降。同时,在逐步全面封停企事 业单位自备井及严格划定超采区和限采区的背景下, 地下水超采得到了有效控制,因而地下水预测的开采 量呈逐年下降的趋势。

表 4 2025~2035 年地下水开采量预测结果(亿 m³)

Tab. 4	Prediction results of	groundwater extraction	from 2025 to 2035 (1	0° m')
--------	-----------------------	------------------------	----------------------	--------

年份	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
预测结果	5.71	5.62	5.53	5.45	5.36	5.28	5.21	5.12	5.04	4.96	4.89

3.3.2 地下水位埋深变化预测

在对西安市平原区地下水位动态变化特征及成 因分析的基础上,结合区域降水、开采等相关资料,将 地下水开采量预测结果和多年平均降雨量(786 mm) 作为输入量,对研究区 2025~2035 年地下水位平均埋 深的变化规律进行预测。

根据地下水监测资料,选取 2010~2018 年的数据 用作训练,2019~2020 年的数据用作验证。逐年观测 数值共 11 个样本,设置训练次数 1 000 次,目标最小 误差 0.000 001,学习速率 0.01。训练结果表明,当中 间隐含层单元个数为 8 时,均方误差 MSE 为 1.115 1e⁻¹⁵, 此时为最佳隐含层节点数,网络模型达到理想的结果。 这样就形成了由两个输入单元(降雨量和开采量)和 一个输出单元(地下水位埋深)组成的三层网络模型。 将 BP 神经网络预测模型训练和验证期的预测误差如 表 5 所示。

表 5 BP 网络模型预测精度 Tab. 5 Accuracy of BP network model prediction

在仏	水 位 灾 测 值 (m)	BP网络模型			
平切	小位关例但(Ш)	预测值(m)	相对误差(%)		
2010	15.15	14.765 6	-1.903		
2011	14.42	15.204 7	-1.807		
2012	15.05	15.1268	0.086		
2013	15.48	15.142 5	-1.443		
2014	15.11	15.204 9	-4.906		
2015	15.36	14.757 6	-5.196		
2016	15.99	15.201 3	-2.273		
2017	15.57	14.732 3	-4.558		
2018	15.56	15.1060	-0.805		
2019	15.44	15.045 8	-2.553		
2020	15.23	14.832 9	-2.607		

由表 5 可知, BP 神经网络预测模型最小绝对误差为 0.013, 最小相对误差为 0.086%, BP 神经网络预测

模型 MSE 为 0.234 9, BP 神经网络法在预测精度和拟 合精度方面,都达到了较高的精度,体现了 BP 神经网 络模型在地下水动态预测中的优势。同时也表明,该 BP 神经网络预测模型可以用于未来地下水位动态的预测。

采用上述 BP 神经网络模型,选取降水量和开采 量这两个影响因子为输入项,对研究区 2025~2035 年 的水位埋深进行预测,预测结果见图 7。





Fig. 7 Prediction results and trend of groundwater depth

BP神经网络模型预测结果表明,西安市平原区 地下水埋深在未来(2025~2035年)预计将围绕14.5 m 波动。而过去十年(2010~2020年),西安市平均地下 水位埋深则维持在15.3 m。这表明,未来西安市地下 水位整体上呈现出上升态势。特别地,预测结果显示 2027年的地下水埋深达到最大值14.99 m,这一数值 仅略高于2011年(受当年异常丰富降水导致的显著大 气降水入渗补给影响),而显著低于其他年份。值得 注意的是,除了2011年以外,其他年份由于强烈的人 为开采活动,其地下水埋深普遍大于2025~2035年预 测的最大水位埋深。这表明,与2010~2020年相比, 2025~2035年间地下水位有所回升,其中,最大回升 量出现在2032年,高达2.2 m。结合地下水开采量的 变化趋势及其与水位埋深的紧密相关性,可以基本断 定,近年来西安市实施严格的地下水限采政策已取得 初步成效。这一政策不仅有效遏制了地下水位长期 下降的趋势,还促进了地下水位的逐步恢复,有助于 缩减地下水位降落漏斗面积,降低了地面沉降、地裂 缝等环境地质灾害的发生风险,充分体现了合理控制 地下水开采量对于保障地下水资源可持续利用及生 态环境安全的重要性。

本研究采用的预测模型,包括 GM(1,1)灰色预测 模型与 BP 神经网络模型,是基于 2010~2020 年相对 短暂且有限的地下水位数据序列构建的,故而存在一 定的局限性。这种局限性在很大程度上源于地下水 监测部门在数据开放与共享方面存在的限制。此外, 在构建地下水位预测模型过程中,仅考虑了大气降水 和人为开采这两个对地下水位动态具有显著影响的 核心因素,未能充分探讨其他因素。这种做法可能会 限制模型精度的进一步提高,鉴于此,未来的研究应 考虑更多影响因子,从时间和空间两个维度出发,捕 捉地下水位与多影响要素间复杂关联,从而对地下水 动态变化进行更为详尽和准确的预测分析。

4 结论

(1)2010~2020年,西安市地下水位变化呈现出 先下降后上升的规律。2010~2016年地下水位整体 上呈下降趋势,年均降幅为0.23 m/a;2016~2020年地 下水位呈持续性回升趋势,年均升幅为0.19 m/a。

(2)降水和人为开采均对西安市地下水位变动具 有显著影响,而地下水位埋深是决定研究区受降水影 响程度的关键因素,其中,河漫滩地区最为敏感,阶地 地区次之,黄土塬区较弱。地下水开采量与地下水位 埋深具有更强的相关关系,凸显了其在影响地下水位 动态变化中的主导地位。

(3)通过 GM(1,1)灰色预测模型和 BP 神经网络 预测模型,对研究区 2025~2035 年的地下水开采量与 地下水埋深进行了预测。结果表明,未来西安市地下 水开采量将呈现出逐年下降的趋势;受地下水开采量 下降影响,地下水埋深整体呈现出于波动上升趋势, 地下水回升最大可达 2.2 m。

参考文献(References):

党学亚,张俊,常亮,等.西北地区水文地质调查与水资源安全

[J]. 西北地质, 2022, 55(3): 81-95.

- DANG Xueya, ZHANG Jun, CHANG Liang, et al. Hydrogeological Survey and Water Resources Security in Northwest China[J]. Northwestern Geology, 2022, 55(3): 81–95.
- 李培月,李佳慧,吴健华,等.黄土-古土壤互层对土壤水分运移 及土体微结构的影响[J].水文地质工程地质,2024,51(3): 1-11.
- LI Peiyue, LI Jiahui, WU Jianhua, et al. Effects of loess-paleosol interbedding on soil moisture transport and soil microstructure [J].Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(3): 1–11.
- 王斌,张俊,龙睿,等.40年来新疆阿克苏河流域地下水流场演 化及成因模式[J].西北地质,2024,57(4):252-261.
- WANG Bin, ZHANG Jun, LONG Rui, et al. Evolution and Genetic Pattern of Groundwater Flow Field in the Aksu River Basin of Xinjiang Over the Past 40 Years[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(4): 252–261.
- 杨俊岩. 西安市平原区地下水位动态及监测网优化 [D]. 西安: 长安大学, 2024.
- YANG Junyan. Groundwater Level Dynamics and Monitoring Network Optimization in the Plain Area of Xi'an City, China[D]. Xi'an: Chang'an University, 2024.
- 尹立河,王平,王田野,等.西北地区地下水依赖型植被生态水 文过程研究进展与展望[J].西北地质,2025,58(2):16-30.
- YIN Lihe, WANG Ping, WANG Tianye, et al. Review on Eco-hydrological Processes of Groundwater-dependent Vegetation in NW China: Progress and Outlook[J]. Northwestern Geology, 2025, 58(2): 16–30.
- 曾发琛. 西安市水资源供需平衡分析及优化配置研究 [D]. 西安: 长安大学, 2008.
- ZENG Fachen. A Research on Supply-Requirement Analysis and Optimized Allocation of Water Resources in Xi'an City[D]. Xi'an: Chang'an University, 2008.
- Du Xinqiang, Chang Kaiyang, Lu Xiangqin. Characteristics and causes of groundwater dynamic changes in Naoli River Plain, Northeast China[J]. Water Supply, 2020, 20: 2603–2615.
- Ferede M, Haile A T, Walker D, et al. Multi-method groundwater recharge estimation at Eshito micro-watershed, Rift Valley Basin in Ethiopia[J]. Hydrological Sciences Journal, 2020, 65: 1596–1605.
- Hou M, Chen S, Chen X, et al. A Hybrid Coupled Model for Groundwater-Level Simulation and Prediction: A Case Study of Yancheng City in Eastern China[J]. Water, 2023, 15: 1085.
- Hui P, Qu W, Tang J, et al. Traffic Indexes Prediction Based on Grey Prediction Model[C]. Sixth International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2013: 244–247.
- Kacimov A R. Dynamics of groundwater mounds: analytical solutions and integral characteristics[J]. Hydrological Sciences Journal, 1997, 42: 329–342.

- Li H, Hou E. Groundwater dynamic response mechanism and quantity vulnerability assessment under the influence of human activities[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2020, 27: 22046–22064.
- Li H, Ma C, Zhou W B, et al. Characterizing the Evolution of Groundwater Flow Field and Its Driving Forces in Xi'an, China[J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2018, 23(8): 05018017.
- Liu D, Hu Y, Li T, et al. Complexity Diagnosis of Regional Groundwater Resources System Based on Symbolic Dynamics [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2016, 21: 05015011.
- Liu J, Gao Z, Wang M, et al. Study on the dynamic characteristics of groundwater in the valley plain of Lhasa City[J]. Environmental Earth Sciences, 2018, 77: 646.
- Ma D, Bai H. Groundwater inflow prediction model of karst collapse pillar: a case study for mining-induced groundwater inrush risk[J]. Natural Hazards, 2015, 76: 1319–1334.
- Mu E L, Yan L, Ding A Z, et al. Determination of controlled limit value of groundwater level depth and management practice in Xi'an, China[J]. Scientific Reports, 2020, 10: 15505.
- Pai T Y, Wu R S, Chen C H, et al. Prediction of Groundwater Quality Using Seven Types of First-Order Univariate Grey Model in the Chishan Basin, Taiwan[J]. Water, Air & Soil Pollution, 2022, 233: 481.
- Peng J B, Sun X H, Wang W, et al. Characteristics of land subsidence, earth fissures and related disaster chain effects with respect to urban hazards in Xi'an, China[J]. Environmental Earth Sciences, 2016, 75: 1190.
- Pradhan A M S, Kim Y T, Shrestha S, et al. Application of deep neural network to capture groundwater potential zone in mountainous terrain, Nepal Himalaya[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021, 28: 18501–18517.
- Qiao J, Zhu Y, Jia X, et al. Distributions of arsenic and other heavy metals, and health risk assessments for groundwater in the Guanzhong Plain region of China[J]. Environmental Research, 2020, 181: 108957.
- Rajmohan N, Al-futaisi A, Jamrah A. Evaluation of long-term groundwater level data in regular monitoring wells, Barka, Sultanate of Oman[J]. Hydrological Processes, 2007, 21(24): 3367–3379.
- Su Z, Wu J, He X, et al. Temporal Changes of Groundwater Quality within the Groundwater Depression Cone and Prediction of Confined Groundwater Salinity Using Grey Markov Model in Yinchuan Area of Northwest China[J]. Exposure and Health,

2020, 12: 447-468.

- Wang Y Q, Wang Z F, Cheng W C. A review on land subsidence caused by groundwater withdrawal in Xi'an, China[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2019, 78: 2851–2863.
- Wu J, Li Z, Zhu L, et al. Optimized BP neural network for Dissolved Oxygen prediction[J]. IFAC-Papers OnLine, 2018, 51: 596– 601.
- Xie L. The Heat load Prediction Model based on BP Neural Networkmarkov Model[J]. Procedia Computer Science, 2017, 107: 296– 300.
- Yang Y, Li P, Elumalai V, et al. Groundwater Quality Assessment Using EWQI With Updated Water Quality Classification Criteria: A Case Study in and Around Zhouzhi County, Guanzhong Basin (China)[J]. Exposure and Health, 2023, 15: 825–840.
- Yao Y, Zhang M, Deng Y, et al. Evaluation of environmental engineering geology issues caused by rising groundwater levels in Xi'an, China[J]. Engineering Geology, 2021, 294: 106350.
- Yu X, Ghasemizadeh R, Padilla I Y, et al. Patterns of temporal scaling of groundwater level fluctuation[J]. Journal of Hydrology, 2016, 536: 485–495.
- Zeng B, Li C, Chen G, et al. Equivalency and unbiasedness of grey prediction models[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26: 110–118.
- Zhang Q, Li P, Ren X, et al. A new real-time groundwater level forecasting strategy: Coupling hybrid data-driven models with remote sensing data[J]. Journal of Hydrology, 2023, 625: 129962.
- Zhou P, Wang G, Duan R. Impacts of long-term climate change on the groundwater flow dynamics in a regional groundwater system: Case modeling study in Alashan, China[J]. Journal of Hydrology, 2020, 590. 125557.
- Zhou W, Chai J, Xu Z, et al. Historical evolution of urban water conservancy projects in Xi'an, China in the past 3, 000 years and its revelations [J]. Water Supply, 2021, 21: 2173–2190.
- Zhou Y, Wu J, Gao X, et al. Hydrochemical Background Levels and Threshold Values of Phreatic Groundwater in the Greater Xi'an Region, China: Spatiotemporal Distribution, Influencing Factors and Implication to Water Quality Management[J]. Exposure and Health, 2023, 15: 757–771.
- Zhu C J, Hao Z C, Ju Q. A prediction of groundwater quality using grey system neural network united model[C]. Chinese Control and Decision Conference, 2009, 3216–3219.