

基于遗传算法优化 BP 神经网络的 岩溶泉水位预测研究

陈奂良^{1,2,3}, 李常锁^{1,2,3}, 高帅^{1,2,3}, 孙斌^{1,2,3}, 林广奇^{1,2,3}

(1. 山东省地质矿产勘查开发局 八〇一水文地质工程地质大队, 山东 济南 250014; 2. 山东省地下水环境保护与修复工程技术研究中心, 山东 济南 250014; 3. 山东省地质矿产勘查开发局 地下水资源与环境重点实验室, 山东 济南 250014)

摘要:我国北方岩溶大泉是集自然、文化和旅游等多种属性的重要自然资源,对北方岩溶地区经济社会发展有着重要的促进作用。为了精确预测岩溶泉的动态变化趋势,为岩溶泉资源保护提供支撑,基于2016–2018年趵突泉泉域的大气降水量、岩溶水开采量、人工生态补源量等数据,分别构建了6种BP神经网络以及采用遗传算法优化的BP神经网络预测模型,评价了不同预测模型对趵突泉水位的预测效果。研究表明:与BP神经网络相比,将GA算法得到的权值和阈值作为BP神经网络初始值可以很好地提高神经网络预测的稳定性,同时可以大大减少神经网络迭代次数,从而节省大量的计算成本;采用Levenberg–Marquardt训练方法的GA–BP(LM)网络模型具有稳定性高、计算成本低、预测误差小的特征,更适用于岩溶泉水位的预测。

关键词:岩溶泉水位预测;遗传算法;BP神经网络;训练方法;趵突泉

中图分类号:P641.134

文献标识码:A

文章编号:1672-643X(2022)04-0050-08

Prediction of karst spring water level based on BP neural network optimized by genetic algorithm

CHEN Huanliang^{1,2,3}, LI Changsuo^{1,2,3}, GAO Shuai^{1,2,3}, SUN Bin^{1,2,3}, LIN Guangqi^{1,2,3}

(1. 801 Hydrogeological and Geo-engineering Brigade, Shandong Provincial Bureau of Geology & Mineral Resources, Jinan 250014, China; 2. Shandong Engineering Research Center for Environmental Protection and Remediation on Groundwater, Jinan 250014, China; 3. Key Laboratory of Groundwater Resources and Environment, Shandong Provincial Bureau of Geology & Mineral Resources, Jinan 250014, China)

Abstract: Karst springs in north China are important natural resources with multiple attributes of landscape, culture and tourism, which play important roles in the development of local economy and society. Monitoring data of precipitation, groundwater withdrawal and artificial ecological recharge of Baotu Spring from 2016 to 2018 are collected for modelling purposes in order to achieve more accurate prediction results of dynamic changes of the karst spring. Meanwhile, 6 types of BP neural network and genetic algorithm optimized BP neural network are established to predict the water level of the Baotu Spring, and then the prediction results are compared and evaluated. The results show that the BP neural network optimized by genetic algorithm can improve the prediction stability, reduce the maximum iteration of neural network and save a great deal of calculation cost, compared to BP neural network. The GA–BP(LM) neural network which adopts Levenberg-Marquardt training method is more suitable for the prediction of karst spring water level due to its advantages of stable performance, low calculation cost and small prediction error. This research can provide references for the design and implementation of protection measures for karst springs in north China.

收稿日期:2021-07-29; 修回日期:2021-12-26

基金项目:国家自然科学基金项目(41772257、41472216); 山东省自然科学基金项目(ZR2021QD084); 山东省地质矿产勘查开发局科研项目(KY2018003、KY201933、KY202108); 山东省地矿局八〇一水文地质工程地质大队(暨山东省地下水环境保护与修复工程技术研究中心)基金项目(801KY202001)

作者简介:陈奂良(1974–),男,内蒙古林西人,学士,高级工程师,研究方向为地下水资源与环境、岩溶泉水成因及保护。

通讯作者:高帅(1990–),男,山东泰安人,博士,工程师,研究方向为地下水循环与演化、岩溶泉水成因及保护。

Key words: karst spring water level prediction; genetic algorithm; BP neural network; training method; Baotu Spring

1 研究背景

我国北方岩溶水资源不仅是城市生活及工农业生产的重要供水水源,其独特的岩溶泉更是珍贵的自然、文化遗产和旅游资源^[1]。山东省鲁中南地区碳酸盐岩地层广泛分布,由于其特殊的水文地质条件而形成大量的岩溶大泉景观^[2],其中以“泉城”济南市的趵突泉、黑虎泉、珍珠泉、五龙潭四大泉群最为出名^[3]。随着城市经济社会的快速发展,城市面积不断扩张,城市需水量持续增加,人为地改变了岩溶水的自然循环条件。20世纪70年代,济南市区内各泉群开始出现断流现象,随后当地政府采取了封停敏感区自备井、进行生态补源等泉水保护措施,取得了良好的效果,2003年,济南市区四大泉群相继复涌^[4]。目前,以泉水位为调控目标的生态补源已经成为济南市泉水保护的重要措施之一,但由于岩溶水系统含水介质各向异性、不均质性,泉水位动态响应具有明显的滞后性,这就导致生态补源效果的滞后性,可能会导致泉水位低于最低警戒线。因此,如何实现岩溶泉水位动态的准确超前预测是优化生态补源方案的重要依据。

岩溶泉水位监测、预警问题一直是岩溶水资源开发、保护工程的重点和难点,常用的预测方法有数值法^[5-6]、灰色系统预测法^[7-8]、神经网络预测法^[9-10]等,每种方法具有其特有的适用性。数值法是采用GMS、MODFLOW、FEFLOW等建模软件,结合地质、水文地质、钻孔资料构建水文地质模型,再依据已有气象、水文等资料建立水流模型,经过不断识别、验证来得到合理的地下水流动规律,最后通过修改环境变量对岩溶泉水位、水量进行预测的一种方法,该方法具有可视化、形象具体的特点。灰色系统预测法是利用少量、不完全信息建立数学模型的一种预测方法,它需要对原始数据进行生成处理,获得规律性强的数据集,然后建立微分方程模型对事物未来发展趋势进行预测,具有所需信息量少、运行方便等特点。人工神经网络是一种通过模拟生物神经网络结构而形成的计算模型,它通过具有多层、多节点的神经网络模型的自我学习过程,不断调整内部节点之间的连接关系,达到不断逼近目标输出的目的,具有自学习、自适应等特点。由于岩溶水系统的水文地质条件非常复杂,同时存在自然、人为双重控制因素,岩溶泉水位与其影响因素具有高度非线性

性关系,因此,能够实现高度非线性映射的人工神经网络预测方法是进行岩溶泉水位预测的常用方法。

研究区趵突泉泉域是我国北方较为典型的岩溶水系统,国内外学者采用水化学、同位素、野外示踪试验等手段对趵突泉泉域水循环过程、水动力条件、水化学条件等开展了大量研究。趵突泉泉域水循环研究表明,该泉域岩溶水补给来源主要为大气降水^[11],大气降水进入含水层后沿优势渗流通道向排泄区径流^[12-16],与此同时岩溶水不断与围岩发生溶滤作用、混合作用等水文地球化学演化过程^[17-19]。岩溶水动力条件受大气降水、人工开采等多种条件影响,部分学者采用小波分析、线性回归等方法定量评价地下水位与降水的动态关系^[20-21],利用Mann-Kendall法、Hurst指数法分析了泉域岩溶泉水位动态变化的趋势性、蠕变性和持续性^[22]等,以上研究大大提高了趵突泉泉域岩溶地下水位动态变化特征的研究精度。但在自然环境、人类活动的双重影响下,趵突泉泉域内岩溶大泉曾一度断流,当地采取禁采、限采、玉符河人工生态补源等措施后,区内岩溶大泉得以复涌。而目前人工生态补源工程的补源量和补源时间仅依靠泉水水位变化趋势进行定性判定,缺乏对泉水水位变化趋势的精确预测,无法实现人工生态补源措施的可预见性和超前性。

因此,本文在前人的研究基础上,采用大气降水、人工开采量、补源量等影响因素作为模型输入,以趵突泉水位为模型输出,构建了BP神经网络、基于遗传算法优化的BP神经网络(GA-BP神经网络)等多种预测模型,评价了不同预测模型对趵突泉水位的预测效果,确定了趵突泉水位动态预测的最优模型,可为人工生态补源工程的设计、实施等提供参考依据。

2 材料和方法

2.1 研究区概况

济南市趵突泉位于趵突泉泉域的北部排泄区,地势东南高西北低,南部、东南部为中低山地貌,中部多为低山丘陵地貌,北部、西部为微倾斜平原地貌,标高从南部的600~700 m(灵岩山683.7 m)降到中部的100~300 m(千佛山274.0 m),再降至北部的25~50 m(趵突泉26.3 m)。研究区属温带大陆性气候,多年平均气温为14.2℃,多年平均降雨量为646.55 mm,6-9月为丰水期,12-次年5月

为枯水期,多年平均蒸发量为 1 500 ~ 1 900 mm。

研究区位于华北地层鲁西地层分区北部,受燕山期、喜山期等多期构造运动控制,南部基底抬升,形成由南向北倾斜的单斜构造^[4]。南部出露新太古届泰山群基底层,岩性以片麻岩、闪长岩为主;中南部为古生代寒武系、奥陶系地层,岩性以灰岩、白云质灰岩、白云岩为主;北部覆盖新近系、第四系地

层,岩性以砂质黏土、黏质砂土为主。区内地下水类型以裂隙岩溶水为主,寒武系中统张夏组、上统砂米店组及奥陶系下统三山子组为主要裂隙岩溶含水层,受地质构造、地形地貌控制,区内碳酸盐岩地层垂向、水平向的溶隙、溶孔发育良好,连通性好,有利于地下水的补给、径流和富集^[23]。趵突泉泉域地质构造及泉群分布如图 1 所示。

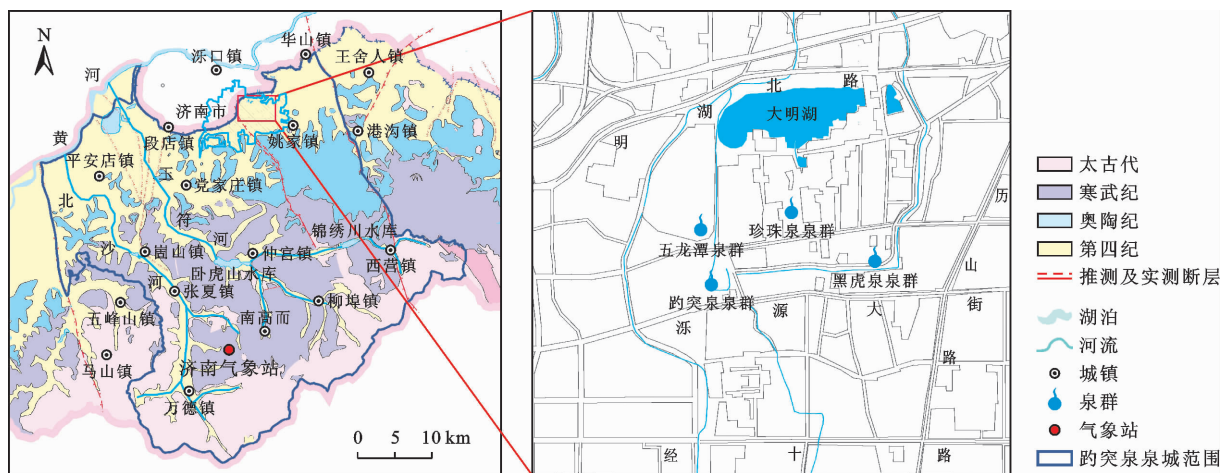


图 1 趵突泉泉域地质构造及泉群分布图

在研究区南部的广大低山丘陵区,碳酸盐岩地层垂向裂隙发育,大气降水可直接或通过岩溶干谷垂直入渗,另外,玉符河、北沙河等地表水体的垂直渗漏补给也是岩溶水系统重要的补给来源。受地形坡向、地层倾向的控制,岩溶水由东南向西北径流,径流至市区附近时受侵入岩体的阻挡,岩溶水在岩体附近呈东西条带状富集,岩溶水头的升高使一部分岩溶水在地势低洼处涌出地面,以泉的形式排泄,另一部分沿地层向深部、北部径流^[24-25]。研究区岩溶地下水的人工开采包括水源地开采、农业灌溉及自备井开采。由于泉水保护的需要,研究区内水源地大多已停止开采,仅有少数水源地保持较低开采量,每年主要有 3 次规模较大的农业灌溉,分别是每年的 3、6、10 月份,另外区内还存在少量工业自备井开采岩溶水。区内生态补源工程措施以河流、湖泊等强渗漏区域自然渗漏补源为主,主要选取泉域内玉符河、兴济河、历阳湖、小岭等区域开展生态补源,补源水主要来源于水库截留、南水北调工程或大明湖弃水等。相关部门可根据泉水水位、降水量等情况,适时调整生态补源位置、时段、补源量,由于每年降水情况不同,对泉水水位预期不同,生态补源量也相差较大。

2.2 数据来源及预处理

本文利用 2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31

日每日降水量、岩溶水开采量、两处生态补源量、趵突泉水位日监测数据开展研究。其中,济南地区降水量数据来源于国家气象科学数据中心 (<http://data.cma.cn/>) 济南站降水数据,数据已经过均一性检验及质量控制,其他数据来源于山东省地矿局八〇一水文地质工程地质大队长期保泉工作收集、监测的数据,均由专业人员进行收集和监测,确保数据真实有效。

根据当地水文地质条件,降雨量、开采量、补源量是影响趵突泉水位动态变化的主要因素,而且这些因素的影响效果具有滞后性,另外随着预见期的增加,预测精度也会随之下降^[10],因此本文选择预见期为 1 d,即将岩溶水开采量、两处生态补源量及前 3 d、前 2 d、前 1 d 的降水量等 6 个影响因素作为模型输入,当日趵突泉水位作为模型输出。

为了有效评价模型预测的准确性,将数据样本分为训练样本和测试样本,其中选取 2016 年 1 月 1 日至 2017 年 12 月 31 日时段的数据作为训练样本,2018 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日时段的数据作为测试样本,训练样本和测试样本各参数的统计结果见表 1。由表 1 可以看出,测试样本大部分参数的分布范围在训练样本各参数的分布范围内,有利于提高模型的鲁棒性。

表 1 训练样本和测试样本各参数统计表

样本	特征值	降雨量/ mm	生态补源 1/ 10 ⁴ (m ³ · d ⁻¹)	生态补源 2/ 10 ⁴ (m ³ · d ⁻¹)	开采量/ 10 ⁴ (m ³ · d ⁻¹)	泉水位/ m
训练样本	最大值	114.80	4.17	56.42	16.00	29.43
	最小值	0.00	0.00	0.00	1.00	27.17
	均值	2.19	4.07	11.36	7.77	28.20
测试样本	最大值	73.00	10.32	39.21	11.76	28.81
	最小值	0.00	0.00	10.50	1.43	27.57
	均值	1.73	2.87	18.94	6.30	28.10

另外,为了尽可能地减小训练误差,加快模型训练的收敛速度,在模型训练前将数据归一化到 $[-1,1]$ 区间:

$$\hat{Z}_i = \frac{2(z_i - z_{\min})}{(z_{\max} - z_{\min})} - 1 \tag{1}$$

式中: $\hat{Z}_i$ 、 z_i 分别为归一化值和实际值; $z_{\max}$ 、 $z_{\min}$ 分别为实际数据中的最大值和最小值。

2.3 BP 神经网络算法

人工神经网络是一种通过模拟生物神经网络结构而产生的计算模型,能够进行高度非线性映射,具有一定的稳定性和容错性^[26]。在众多神经网络模型中应用最为广泛的是前馈 BP (back propagation) 神经网络模型,它是一种运用误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,其模型结构由一个输入层、一个输出层及一个或多个隐含层构成。以本文研究内容为例介绍 BP 神经网络的训练过程。在预测过程中,首先以岩溶水开采量、两处生态补源量及前 3 d、前 2 d、前 1 d 的降水量等 6 个影响因素作为输入层的 6 个节点,每组数据输入后进入隐含层,每个隐含层节点对各个输入数据进行有权重的线性叠加并加上阈值,得到的结果作为隐含层节点的输入,再将隐含层节点的输入代入传递函数得到隐含层节点的输出,以此计算得到所有隐含层节点的输出。以同样的方法计算得到输出层的输出结果,即本次计算预测的趵突泉水位(输出层 1 个节点),再采用性能函数评估预测水位与实测水位,若不在设定的误差允许范围内,则信号逆向反馈,通过学习函数调整网络各层的权值、阈值后重新计算。如此反复迭代,直到误差进入目标误差范围或达到最大迭代次数^[10],得到趵突泉水位的神经网络预测模型,再利用已有输入数据进行水位预测。

隐含层数量一般采用经验公式(2)确定^[27],根据公式计算可以得到隐含层数量在 5 ~ 14 之间,再

采用逐个尝试比较相对误差的办法,最终确定隐含层数量为 11,网络结构如图 2 所示。

$$p = \sqrt{n + m} + a \tag{2}$$

式中: P 为隐含层节点数量; n 为输入层节点数量; m 为输出层节点数量; a 为 1 ~ 10 间的整数。

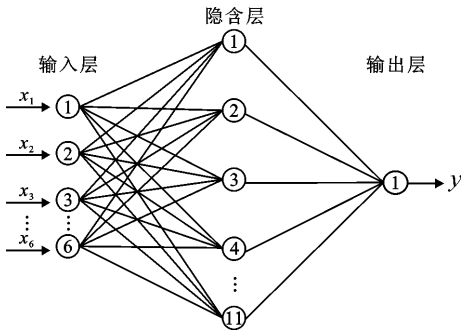


图 2 本文采用的神经网络结构

本文选取 S 型函数 Sigmoid 函数作为神经网络中各层间的信号传递函数,将信号非线性映射到 $(0,1)$ 区间内。

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \tag{3}$$

隐含层神经元和输出层神经元的输入、输出表达式为:

$$I_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - \theta_j \tag{4}$$

$$O_j = f(I_j) = 1/(1 + e^{-I_j}) \tag{5}$$

式中: I_j 为隐含层或输出层第 j 个神经元的输入; w_{ij} 为从上一层第 i 个神经元输出到隐含层或输出层第 j 个神经元的权重; θ_j 为隐含层或输出层第 j 个神经元的阈值; O_j 为隐含层或输出层第 j 个神经元的输出; $f(x)$ 为传递函数; n 为上一层神经元的数量。

神经网络中常用的性能函数为均方误差 (mean square error, MSE) 函数,通过比较模型输出与真实值误差平方和的平均值与目标误差进行比较,判断下一步计算过程。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (out_k - \hat{O}_k)^2 \quad (6)$$

式中: E 为总体均方误差; m 为输出层神经元节点的数量; out_k 为输出层第 k 个神经元的实际输出; $\hat{O}_k$ 为输出层第 k 个神经元的期望输出。

若模型输出不符合预期, BP 神经网络会在误差反馈过程中对权值、阈值进行调整, 实现对各神经元计算结构的调整, 逐渐逼近期望输出。在误差修正环节, 权值常采用梯度下降法确定, 以隐含层与输出层权重修正过程为例, 具体数学表达式如下:

$$\Delta w_{jk}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}(n)} \quad (7)$$

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{jk}(n+1) \quad (8)$$

式中: η 为学习因子; E 为误差; $\Delta w_{jk}(n+1)$ 为权重修正值; $w_{jk}(n)$ 、 $w_{jk}(n+1)$ 分别为更新前和更新后的权重。阈值的更新理论与权重类似, 逐层向前调整权重和阈值矩阵。

2.4 遗传算法

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是 Holland 教授结合 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学思想提出的解决寻优问题的一种算法, 其具有较好的自适应和寻优能力^[28], 而 BP 神经网络的收敛速度、精确度受初始权重和阈值的影响。因此, 为了避免传统 BP 神经网络受随机初始权重和阈值影响而陷入局部最优, 并提高收敛速度和节省计算成本, 本文采用 GA 算法优化 BP 神经网络模型的初始权重和阈值, 其优化流程如图 3 所示。

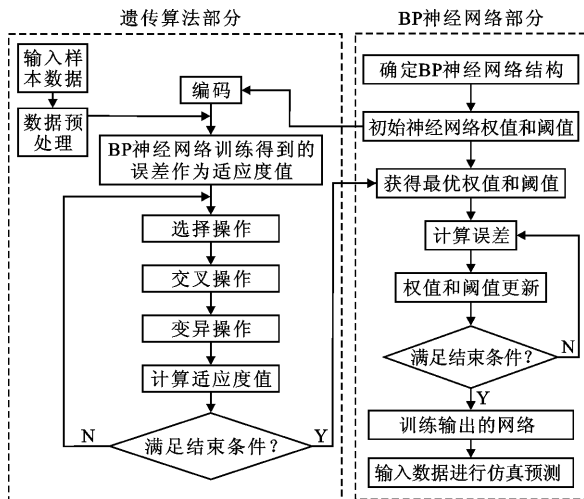


图3 GA 算法优化 BP 神经网络模型的流程

首先基于 BP 神经网络初始权重和阈值结构, 随机产生一组权重和阈值组合 (染色体), 多个染色体组成一个种群, 整个种群中的染色体分别通过网

络进行运行计算后, 得到各个染色体的适应度值, 根据适应度值进行选择、交叉及变异操作, 得到新的染色体种群, 再次评估适应度值, 不断迭代直至达到目标要求^[29-30]。

本文采用的遗传算法选择预测输出与期望输出的绝对差作为各个染色体的适应度值, 用于表征染色体的优劣性。遗传算法的选择操作可以由多种方法实现, 例如锦标赛法、轮盘赌法、最佳个体保存法等, 本文选择常用的轮盘赌法在已知每个个体适应度值的基础上进行选择。交叉操作是选取两个染色体, 对染色体中一点或多点的位置进行交换, 从而产生新的染色体, 体现自然界信息交换思想, 交叉概率一般为 0.20 ~ 0.99, 本文设置交叉概率为 0.7。变异操作是以一定概率选择变异的染色体, 将被选染色体某个基因进行变异, 一般变异概率为 0.0001 ~ 0.2, 本文设置变异概率为 0.1。经多次调试发现, 遗传算法迭代 20 次后权值和阈值组合的适应度值趋于平稳, 为了节省计算成本, 将遗传算法的终止迭代次数设为 20。

对于 BP 神经网络模型而言, 不同的训练算法导致其目标误差及收敛速度也不同, 因此为了得到最优的预测模型, 本文进行 3 种训练方法, 即梯度下降法 (traingd)、有动量的梯度下降法 (traingdm) 和 Levenberg - Marquardt 法 (trainlm) 对 BP 神经网络模型、GA - BP 神经网络模型等 6 种模型进行训练并评价训练效果, 选择最佳的神经网络模型开展泉水位预测分析。

2.5 评价指标

为了全面评价各个模型预测结果的准确性, 采用均方根误差 (root mean square error, RMSE)、纳什效率系数 (Nash - Sutcliffe efficiency coefficient, NSE) 和平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 来对比分析各个模型的表现能力, 各指标具体计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{i,o} - Y_{i,s})^2}{n}} \quad (9)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{i,o} - Y_{i,s})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{i,o} - \bar{Y}_o)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_{i,o} - Y_{i,s}|}{n} \quad (11)$$

式中: $Y_{i,o}$ 、 $Y_{i,s}$ 分别为泉水位数据的观测值和预测值, m ; $\bar{Y}_o$ 为泉水位数据观测值的算术平均值, m ; n 为数据点数量。

3 结果与分析

3.1 模型预测效果评价

若神经网络模型的权重和阈值的赋值方式、训练函数不同,则其预测效果也不尽相同。为了更真实地反映不同模型预测效果的差异,本文对每种模型分别训练 20 次,对每次预测计算得到的 $RMSE$ 、 NSE 、 MAE 及总迭代次数 4 个评价指标进行统计分析,对比模型间的预测效果。

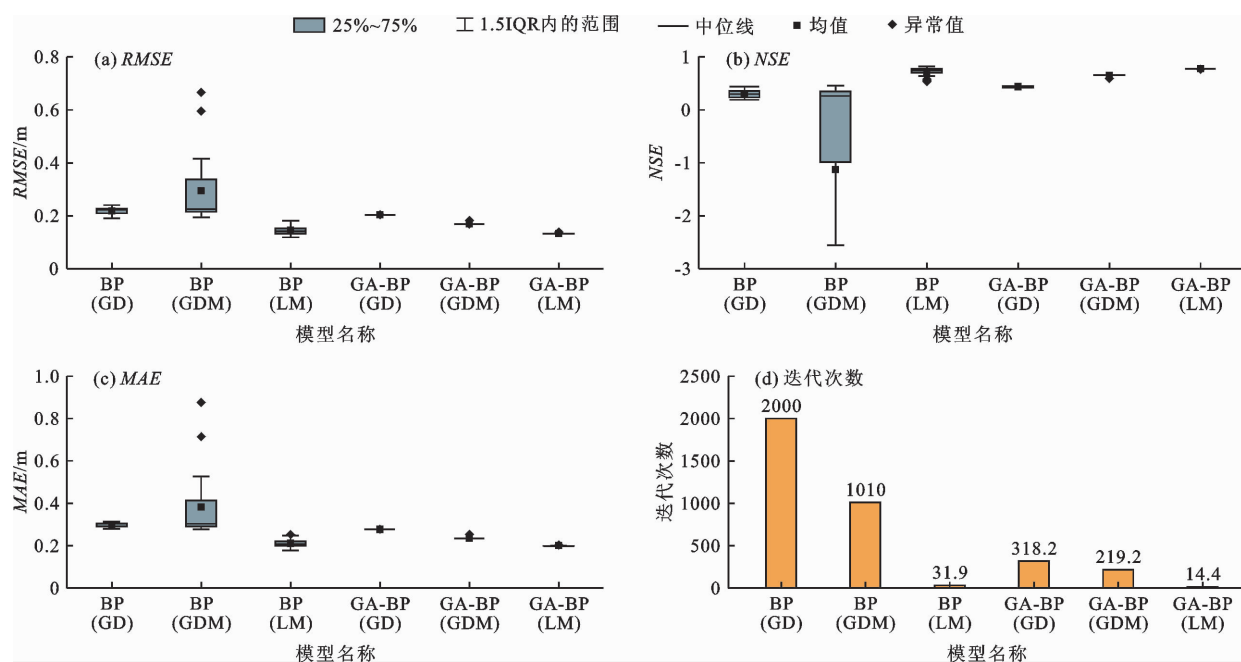
不同模型预测结果的各评价指标及迭代次数统计分析见图 4。由图 4 可以看出,BP 神经网络模型与 GA-BP 神经网络模型的预测结果评价指标整体差异较大,不同训练方法的 BP 神经网络模型的预测结果评价指标 $RMSE$ 、 NSE 、 MAE 也表现出较大的变异性,说明权值和阈值采用随机赋值的方式会增大模型预测的不稳定性及偶然性。而 GA-BP 神经网络模型的 3 个评价指标的变异性极小,且 $RMSE$ 、 MAE 值略小于 BP 神经网络模型, NSE 值略高于 BP 神经网络模型,说明采用 GA 算法优化得到的权值和阈值作为 BP 神经网络模型的初始值可以有效提

高模型预测的稳定性,且对预测效果也有一定的改善。另外,在相同目标误差的情况下,GA-BP 神经网络模型的迭代次数明显少于 BP 神经网络模型,表明 GA 算法可以大大减小 BP 神经网络模型运算的迭代次数,节省大量计算成本。

进一步对比图 4 中不同训练方法之间的差异可以看出,无论是 BP 神经网络模型还是 GA-BP 神经网络模型,以 Levenberg-Marquardt 法训练的模型预测结果评价指标 $RMSE$ 、 MAE 值均为最小,而 NSE 值的排序为梯度下降法 < 有动量的梯度下降法 < Levenberg-Marquardt 法,表明采用 Levenberg-Marquardt 法进行训练能够明显提高模型的预测精度。通过以上分析可知,在本文选取的 6 种神经网络模型中,选用 Levenberg-Marquardt 法为训练方法的 GA-BP 神经网络模型即 GA-BP(LM)模型的预测效果最佳。

3.2 GA-BP(LM)模型预测效果

模型的预测误差或其百分比是评价模型是否能够实际应用的重要参数。因此,为了进一步分析模型的预测效果,分别计算了 6 种神经网络模型的训练阶段(2016 年 1 月 1 日至 2017 年 12 月 31 日)和预测阶段(2018 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日)的预测误差分布并统计了其误差特征值,结果见图 5 和表 2。



注:神经网络模型名称中的(GD)、(GDM)和(LM)分别表示训练方法为梯度下降法、有动量的梯度下降法和 Levenberg-Marquardt 法

图4 不同模型预测结果的各评价指标及迭代次数统计分析

分析图 5 和表 2 可知:(1) BP (GD)、BP (GDM)、BP (LM) 模型的误差在训练阶段和预测阶段均较大,特别是在预测阶段误差增大,误差变异系

数分别为 0.32、0.30、0.29,说明模型预测结果的稳定性较差,且不能很好地表征趵突泉水位动态变化的物理机制。(2) GA-BP (GD)、GA-BP (GDM) 模

型虽然能够很好地拟合数据,但是在预测阶段误差陡增,误差变异系数分别为 0.37 和 0.59,不能很好地预测趵突泉水位真实的动态变化过程。(3)GA-BP(LM)模型的预测误差较小,误差值基本在 0 值附近小幅度波动,变化趋势稳定,误差变异系数为 0.13,其预测结果的精度及稳定性明显优于其他模型,表明该模型能够很好地表征降水量、开采量、补

源量对趵突泉水位动态变化的影响机制。(4)BP(GD)、BP(GDM)、BP(LM)模型与 GA-BP(LM)模型的误差分布范围和平均值均相差不大,但 GA-BP(LM)模型的误差标准差明显小于前三者(表 2),表明 GA-BP(LM)模型的预测误差基本围绕平均值小幅度波动,能够稳定、准确地预测泉水位的动态变化过程。

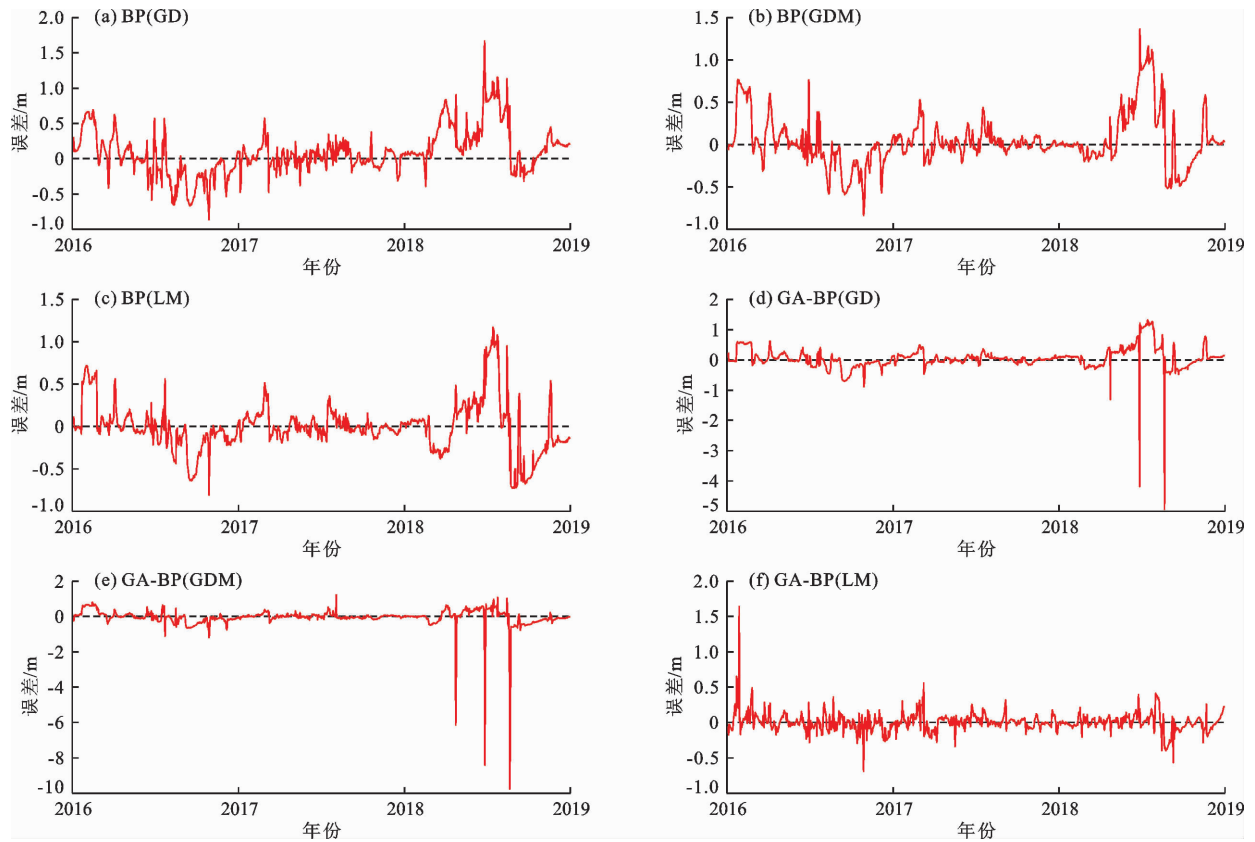


图 5 6 种神经网络模型训练阶段和预测阶段的预测误差分布

表 2 6 种神经网络模型的预测误差特征值统计

误差特征值	BP(GD)	BP(GDM)	BP(LM)	GA-BP(GD)	GA-BP(GDM)	GA-BP(LM)
最大值/m	1.67	1.37	1.17	1.32	1.22	1.64
最小值/m	-0.86	-0.84	-0.81	-4.93	-9.76	-0.69
平均值/m	0.09	0.04	-0.01	0.05	-0.05	0.00
变异系数	0.32	0.30	0.29	0.37	0.59	0.13

本文的研究目标是实现济南市岩溶大泉水位的准确预测,基于上述分析,选取 GA-BP(LM)模型进行趵突泉水位预测分析。将 2018 年的测试样本数据输入到训练好的神经网络模型中得到预测水位输出值,预测水位与实际观测水位动态变化曲线对比见图 6。由图 6 可以看出,该模型的训练数据和预测数据均能够很好地拟合实际观测泉水位曲线,预测阶段 NSE 值达到 0.84,表明 GA-BP(LM)模型对泉水位动态变化具有较高的预测精度。

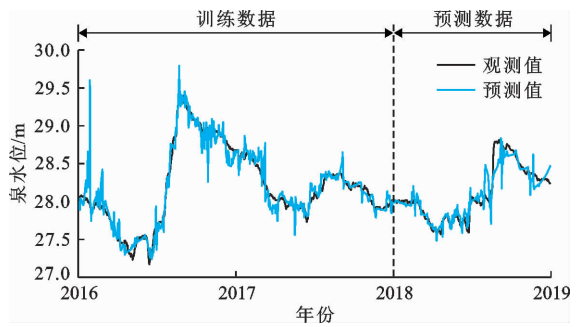


图 6 GA-BP(LM)模型预测水位与实际观测水位动态变化曲线对比

4 结 论

北方岩溶泉水位动态变化是受自然和人为因素共同影响的高度非线性变化过程,其变化特点不仅具有趋势性,还具有一定的随机性。基于岩溶泉水位动态变化特征,本文提出采用神经网络算法进行岩溶泉水位的预测研究,得到以下结论:

(1)GA-BP神经网络性能明显优于传统BP神经网络。由于BP神经网络存在易陷入局部最优解的缺陷,采用BP神经网络进行泉水位预测会产生预测结果不稳定、计算成本高的问题。而经过GA算法优化后的BP神经网络模型可以避免陷入局部最优解,保证了预测结果的稳定性并降低了计算成本。

(2)GA-BP(LM)模型更适用于泉水位的预测。神经网络模型的学习算法对预测的稳定性和准确性有较大影响,在梯度下降法、有动量的梯度下降法和Levenberg-Marquardt法3种训练方法中,基于LM法的GA-BP神经网络模型具有稳定性高、计算成本低、预测误差小的特点,更适合对高度非线性的岩溶泉水位动态变化过程进行预测。

受训练样本量相对较少、样本采样空间权重统一、随机因素不确定等因素的影响,神经网络模型在趵突泉水位预测中存在一定的误差,今后可在利用实采时监测传输的降水量、开采量及补源量等数据实现模型的滚动修正预测,根据地下水系统理论判断各岩溶水开采点和补源点对泉水位动态变化的影响权重关系,确定随机因素及其概率分布特征等方面继续完善预测模型,以进一步提高岩溶泉水位的预测精度。

参考文献:

- [1] 韩行瑞. 岩溶水文地质学[M]. 北京:科学出版社,2015.
- [2] 郭玉文,王飞龙. 山东岩溶泉[J]. 山东地质,1986,2(2):76-85.
- [3] 王大纯. 从济南趵突泉干涸探讨岩溶水的资源评价[J]. 地球科学-武汉地质学院学报,1982(3):295-302.
- [4] 奚德荫,孙斌,秦品瑞. 济南泉水研究[M]. 济南:济南出版社,2017.
- [5] LIU Peigui, GAO Yang, SHANG Manting, et al. Predicting water level rises and their effects on surrounding karst water in an abandoned mine in Shandong, China [J]. Environmental Earth Sciences, 2020, 79(1): 51.
- [6] 于翠翠. 济南明水泉域岩溶地下水数值模拟及泉水水位动态预测[J]. 中国岩溶,2017,36(4):533-540.
- [7] 张郑贤,刘艺,张锋贤. 基于时间序列模型的济南趵突泉地下水位预测[J]. 中国水利水电科学研究院学报,

2019,17(1):51-59.

- [8] 罗党,丁姗姗. 基于时滞GM(1,1)模型的地下水资源量预测[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2020,41(5):19-24.
- [9] AN Lixing, HAO Yonghong, JIM YE H T-C, et al. Simulation of karst spring discharge using a combination of time-frequency analysis methods and long short-term memory neural networks [J]. Journal of Hydrology, 2020, 589(10): 125320.
- [10] DI NUNNO F, GRANATA F. Groundwater level prediction in Apulia region (Southern Italy) using NARX neural network [J]. Environmental Research, 2020, 190: 110062.
- [11] WU Xiancang, LI Changsuo, SUN Bin, et al. Groundwater hydrogeochemical formation and evolution in a karst aquifer system affected by anthropogenic impacts[J]. Environmental Geochemistry and Health, 2019, 42(2): 2609-2626.
- [12] 邢立亭,张凤娟. 济南市泉源渗漏带回灌补源示踪试验报告[R]. 济南:济南大学,2014.
- [13] 邢立亭,主恒祥. 济南市兴隆-兴济河补源示踪试验报告[R]. 济南:济南大学,2016.
- [14] 邢立亭,李常锁,周娟,等. 济南泉域岩溶径流通道特征[J]. 科学技术与工程,2017,17(17):57-65.
- [15] ZHANG Xianzheng, WANG Weiping, QU Shisong, et al. A new perspective to explore the hydraulic connectivity of karst aquifer system in Jinan Spring Catchment, China [J]. Water, 2018, 10(10): 1368.
- [16] GUO Yi, QIN Dajun, SUN Jie, et al. Recharge of river water to karst aquifer determined by hydrogeochemistry and stable isotopes[J]. Water, 2019, 11(3): 479.
- [17] WANG Jiale, JIN Menggui, JIA Baojie, et al. Hydrochemical characteristics and geothermometry applications of thermal groundwater in northern Jinan, Shandong, China[J]. Geothermics, 2015, 57: 185-195.
- [18] 王珺瑜,王家乐,靳孟贵. 济南泉域岩溶水水化学特征及其成因[J]. 地球科学,2017,42(5):821-831.
- [19] GAO Shuai, LI Changsuo, JIA Chao, et al. Health risk assessment of groundwater nitrate contamination: A case study of a typical karst hydrogeological unit in East China [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2020, 27(2): 9274-9287.
- [20] 迟光耀,邢立亭,侯新宇,等. 基于小波分析与Mann-Kendall法的岩溶大泉动态研究[J]. 中国岩溶,2018,37(4):515-526.
- [21] 祁晓凡,李文鹏,李海涛,等. 济南岩溶泉域地下水位、降水、气温与大尺度气象模式的遥相关[J]. 水文地质工程地质,2015,42(6):18-28.

(下转第63页)

- [2] 张强,刘巍,杨霞,等. 汉江中下游流域污染负荷及水环境容量研究[J]. 人民长江,2019,50(2):79-82.
- [3] 花莉,曹立帆,张浏,等. 双桥河流域水环境容量及污染负荷分配研究[J]. 陕西科技大学学报,2019,37(1):31-36.
- [4] 王雁,高俊峰,刘正文,等. 潼湖流域污染负荷与水环境容量[J]. 湿地科学,2016,14(3):354-360.
- [5] 李响,陆君,钱敏蕾,等. 流域污染负荷解析与环境容量研究——以安徽太平湖流域为例[J]. 中国环境科学,2014,34(8):2063-2070.
- [6] 张丹,段慧,杨洪霞,等. 农村河流断面污染物通量估算研究[J]. 中国沼气,2015,33(3):95-98.
- [7] 逢勇,陆桂华,王华,等. 水环境容量计算理论及应用[M]. 北京:科学出版社,2010.
- [8] 袁寿荣. 陆良县水污染控制系统规划研究[J]. 云南环境科学,2000,19(4):20-22.
- [9] 林国强. 南流江玉林城区段污染物总量控制及方案[J]. 广西水利水电,2002(1):54-57.
- [10] 戴正德,王蕾,马生伟,等. 杞麓湖水污染总量控制和工程治理的效益分析[J]. 云南大学学报(自然科学版),2000,22(1):18-19+22.
- [11] 赵军. 浅论污染物排放总量控制[J]. 山东环境,2000(S1):28-29.
- [12] 瞿一清,逢勇. 基于龙王庙断面水质达标的城南河流域水环境容量[J]. 水资源保护,2018,34(5):76-80.
- [13] 王雪,逢勇,谢蓉蓉,等. 基于控制断面水质达标的秃尾河流域总量控制[J]. 北京工业大学学报,2015,41(1):123-130.
- [14] 韩梓流,逢勇. 基于京杭运河五牧断面水质达标的水环境容量计算研究[J]. 水资源与水工程学报,2016,27(4):81-87.
- [15] 姚凌伟,逢勇. 秦淮新河引水量对断面水质达标影响的研究[J]. 四川环境,2017,36(4):118-122.
- [16] 宋为威,逢勇. 秦淮河流域控源截污与生态补水联合效应研究[J]. 水力发电学报,2018,37(1):31-39.
- [17] 宋为威,逢勇. 不同行政区入秦淮河污染物通量分担率研究[J]. 水资源保护,2018,34(3):91-95.
- [18] 王兴波,钟志华. 求解周期性三对角方程组的广义 Thomas 算法[J]. 计算力学学报,2004,21(1):73-76.
- [19] 高明,黄绍祥,彭小明. 湖泊水体中 COD_{Cr} 、 COD_{Mn} 、 BOD_5 、 DO 之间相互关系的研究[J]. 环境科学导刊,2013,32(3):121-123.
- [20] 王晓春. 化学需氧量 (COD_{Cr}) 和高锰酸盐指数 (COD_{Mn}) 相关关系分析[J]. 山西科技,2015,30(4):59-61.
- [21] 王晶. 浅析地表水中高锰酸盐指数 (COD_{Mn}) 和化学需氧量 (COD_{Cr}) 之间的相关性分析[J]. 科技经济导刊,2019,27(29):100.
- [22] 白毓豪. 邕江水 COD_{Cr} 与 COD_{Mn} 的相关性探讨[J]. 广西化工,1993,22(1):47-50.
- [23] 邢景敏,张后辉. 城市生活污水治理问题及对策探析[J]. 环境与发展,2019,31(7):52+54.
- [24] 徐毅. 城市污水管网项目造价的影响因素及控制措施[J]. 工程技术研究,2019,4(16):156-157.
- [25] 刘滨. 城市污水处理在环境工程中的探讨[J]. 中外企业家,2019(27):96-97.
- [26] 王贻峰. 关于环境工程污水处理的几点建议[J]. 石化技术,2019,26(6):316+327.

(上接第57页)

- [22] 祁晓凡,李文鹏,李传生,等. 济南岩溶泉域地下水位与降水的趋势性与持续性[J]. 灌溉排水学报,2015,34(11):98-104.
- [23] 杨丽芝,刘春华,祁晓凡. 济南泉水水化学特征变异研究[J]. 水资源与水工程学报,2016,27(1):59-64.
- [24] 隋海波,康凤新,李常锁,等. 水化学特征揭示的济北地热热水与济南泉水关系[J]. 中国岩溶,2017,36(1):49-58.
- [25] 李常锁,武显仓,孙斌,等. 济南北部地热水水化学特征及其形成机理[J]. 地球科学,2018,43(S1):313-325.
- [26] 西蒙·海金. 神经网络原理(第二版)[M]. 叶世伟,史忠植,译. 北京:机械出版社,2004.
- [27] 韦凌翔,董建军,陈志龙,等. 基于 BP 神经网络的城市货运生成预测模型[J]. 上海海事大学学报,2020,41(4):50-54.
- [28] 余胜威. MATLAB 优化算法案例分析与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2014.
- [29] 阎俊爱,钟登华. 基于遗传算法的神经网络优化预测模型及其在年径流预报中的应用[J]. 水利水电技术,2003,34(6):1-5.
- [30] 杨梅,卿晓霞,王波. 基于改进遗传算法的神经网络优化方法[J]. 计算机仿真,2009,26(5):198-201.