

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2020.02.007

秦淮河流域东电站水位预报研究

张 轩¹,张行南^{1,2,3},江唯佳²,闻余华⁴,聂 青⁴,徐荣嵘⁵

(1. 河海大学水文水资源学院,江苏 南京 210098; 2. 河海大学水安全与水科学协同创新中心,江苏 南京 210098;
3. 河海大学水资源高效利用与工程安全国家工程研究中心,江苏 南京 210098; 4. 江苏省水文水资源勘测局,
江苏 南京 210029; 5. 南京水利科学研究院水文水资源研究所,江苏 南京 210029)

摘要:为提高秦淮河流域东电站水位预报的精度,基于BP神经网络算法建立经验预报模型,分别根据降雨历时、起涨水位两种模式对水位涨幅进行预报。分析了两种模式预报结果,选出最优的预报模式,并用混合线性回归模型作为预报精度的参证验证。结果显示,BP神经网络模型的预报精度高于混合线性回归模型,而且BP神经网络模型两种预报模式的结果都达到了乙级标准以上,根据起涨水位的预报模式效果更好。

关键词:面雨量;降雨特性;BP神经网络模型;水位预报;东电站

中图分类号:P338+.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2020)02-0041-06

Study on water level forecast of Dongshan Station in Qinhuai River Basin//ZHANG Xuan¹, ZHANG Xingnan^{1,2,3}, JIANG Weijia², WEN Yuhua⁴, NIE Qing⁴, XU Rongrong⁵ (1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. National Cooperative Innovation Center for Water Safety & Hydro-Science, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. National Engineering Research Center of Water Resources Efficient Utilization and Engineering Safety, Hohai University, Nanjing 210098, China; 4. Jiangsu Province Hydrology and Water Resources Investigation Bureau, Nanjing 210029, China; 5. Hydrology and Water Resources Department, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of water level prediction of Dongshan Station in Qinhuai River Basin, an empirical prediction model was established based on BP neural network algorithm, and the water level rise was predicted from two aspects of rainfall duration and rising water level. The prediction results of two patterns were analyzed, and the optimal prediction pattern was selected. The mixed linear regression model was used as the reference to verify the prediction accuracy. The results show that the prediction accuracy of BP model is higher than that of the mixed linear regression model. Moreover, the results of the two prediction patterns of BP neural network model have reached the class B standard or above, and better results have been achieved according to the prediction model of rising water level.

Key words: area rainfall; rainfall characteristics; BP neural network model; water level prediction; Dongshan Station

秦淮河流域位于江苏省西南部,属于人口密集地区。流域上游地区坡度大且河网密集、下游地区河道浅窄、坡度较缓的地形条件导致了流域上游汇流快,下游泄洪缓慢^[1]。每到汛期,秦淮河就面临水位上涨过高过快的问题。此外,秦淮河下游出口与长江相连,长江潮位的顶托作用对河流水位的影响很大^[2]。因此,通过研究降雨资料与水位涨幅的关系,精确预报秦淮河流域水位对秦淮河流域的防洪减灾决策与水库调度、洪水控制、发电、灌溉等具

有重要意义^[3]。

东电站是秦淮河流域下游出口的控制站点,其水位的高低决定下游武定门闸和秦淮新河闸的运行方式。准确预报东电站洪峰水位,有利于提前决策两闸工程调度方式,对防御洪水和工程调度有重大意义^[4]。目前长江流域的水位预测主要集中在长江干流、大型湖库及区域性骨干河道上。范先友等^[5]通过多元线性回归分析的方法,探讨了长江上游干流水位的短期预测;邹红梅等^[6]通过分析水位

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFC0409004);国家自然科学基金(51420105014)

作者简介:张轩(1996—),男,硕士研究生,研究方向为水文物理规律模拟及水文预报。E-mail: novchang@163.com

通信作者:张行南,教授。E-mail: zxn@hhu.edu.cn

流量关系及采用相关图模型方法,研究了长江中下游干流汉口水位。张幼成等^[7]在分析水文站水位-流量关系特性的基础上采用导向标准断面法建立了受冲淤影响的洪峰水位预报模型。目前关于东电站水位预报的研究比较少。东电站水位现采用传统的水动力学模型预测水位,通过产汇流计算模拟水位变化过程。然而水动力学模型率定下垫面的参数一直是个难点,而且模型自身也存在一些无法克服的误差。当东电站水位达到 7.5 m 时,下游会开闸泄洪,东电站水位还受到下游武定门闸和秦淮新河闸人工控制的影响,加大了水动力学模型的预报难度。当地水文局又采用混合线性回归模型进行预测,在实际应用中发现该法简单易行,预报精度较高,但该模型对流域泄流计划要求较高,容易受防洪规划等因素的干扰,仍存在一定的不足。

BP 神经网络算法是误差逆传播算法的简称,它的发展给水位预报提供了新的思路^[8]。它特有的非线性信息并行处理能力克服了传统人工智能方法对于直觉的缺陷。Halff 等^[9]的初期研究开始了人工神经网络在降雨-径流模拟中的应用;Campolo 等^[10]研究了利用流域降雨来预测出口断面的水位;包红军等^[11]建立基于 BP 神经网络的小流域降雨径流日模型;Thirumalaiah 等^[12]指出人工神经网络应用于水文模拟的同时还可以应用于洪水实时校正。本文利用 BP 神经网络的机器学习算法建立经验预报模型,将挑选的典型场次降雨数据分别从降雨历时和起涨水位两个角度分类后进行训练模拟,充分考虑降水和水工建筑物对水位的影响,同时选用混合线性回归模型模拟同样场次的洪水用于对比,验证 BP 水位预报模型在秦淮河流域的适用性。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

秦淮河流域位于长江下游,总面积为 2684 km²。流域整体呈蒲扇形,四周环山、中间低平,地形降落坡度较大^[13]。流域属北亚热带向中亚热带的过渡地带,属季风性气候区,降雨和阳光都较为充足,四季分明,并且气候相对温和,年平均气温 15.4℃,年平均日照 2240 h。图 1 为秦淮河流域水系。

东电站位于南京市江宁区秣陵街道东山大桥上 200 m 处,是秦淮河流域下游出口的控制站点。断面下游 300 m 处分洪入秦淮新河,新河全长 16.8 km,新河河口有秦淮新河闸,东电站下游 12 km 处有武定门闸。东电站水位直接受秦淮河流域降水量的影响,同时下游的武定门闸和秦淮新河闸的人

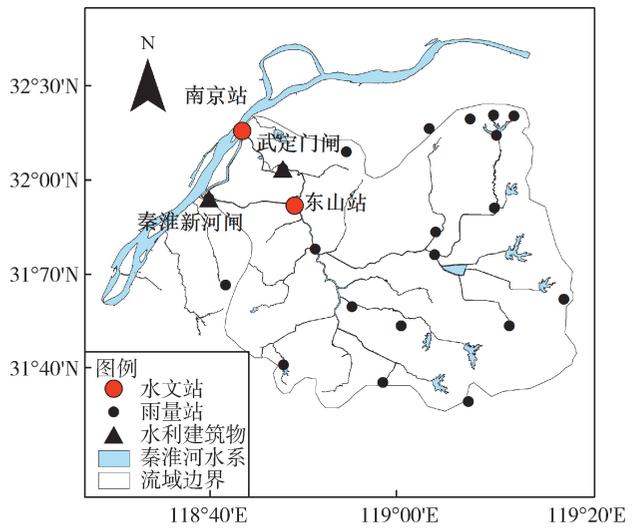


图 1 秦淮河流域水系

Fig. 1 Water system of Qinhuai River Basin

工排水也对该站水位有着一定影响,因此水位呈现绳套、非单一性或复式绳套的复杂关系。汛期站点水位上涨较快,容易出现极高水位,是秦淮河流域防汛工作的重要站点。

1.2 研究时段的选择

计算流域平均面雨量时,常用的计算方法有算术平均法、泰森多边形法、等雨量线法和网格法^[14]。考虑到秦淮河面积较大、地形起伏度高、站点分布不均匀的情况,为了提高计算精度,简化操作步骤,本文采用了泰森多边形的面平均雨量计算方法,利用南京、林场、东山等 22 个雨量站点 2000—2016 年的逐日降水量数据,计算得到秦淮河流域历年逐日面降水量。进而得到秦淮河流域降水量年内分配,见图 2。

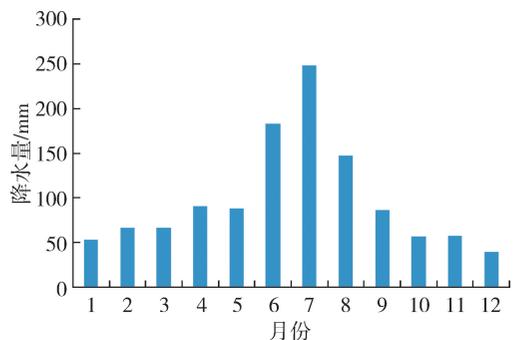


图 2 秦淮河流域降水量年内分配

Fig. 2 Annual distribution of rainfall in Qinhuai River Basin

由图 2 可见,秦淮河流域的降水主要集中在 6—8 月。2000—2016 年流域平均年降水量为 1185.6 mm,其中 1—4 月的降水量为 277.6 mm,占全年降水量的 23.4%;5—9 月的降水量为 753 mm,占全年降水量的 63.5%;10—12 月的降水量为 155 mm,占全年降水量的 13.1%。年内降雨呈单峰

型分布,1—4月的降水量是10—12月的1.8倍。5—9月是秦淮河流域的汛期,这段时间内水位涨幅大,降雨与水位变化的关系明显,是研究降雨与水位关系的最优时段,因此选取5—9月作为研究时段。

1.3 典型场次降雨过程挑选

整理了2000—2016年东山站逐日(部分逐时)水位资料,其中东山站水位资料在2003年6月有小部分的缺测数据,根据缺测日期前后几日的水位变化趋势,采用内插法推算缺测数据,对水位资料进行补充。

流域暴雨过程是东山站水位上涨的直接因素。秦淮河流域的场次洪水的降雨过程一般不超过3d。2000—2016年,持续了4~5d的降雨过程14场,数据过少,BP模型难以模拟;且降雨历时过长,下游闸门已经开始泄洪,水位受人工调蓄控制影响显著,持续的降雨不会再引起水位上涨,此时的降水量不再影响洪峰,所以挑选典型场次降雨过程时不考虑降雨持续4~5d及以上的情况。此外,《江苏省水文手册》以及《江苏省暴雨洪水图集》中规定,有效降雨为实际降雨扣除初损,一般降水量大于5mm可产流,小于5mm不产流。据此,挑选典型场次降雨过程的时候,本研究遵循的基本方法是:①每日降水量大于5mm记为有效降雨,小于5mm的不列入统计范围;②如果某日存在不大于5mm的降雨过程,且该日之前有大于5mm的有效降雨,该日之后没有降雨,与有效降雨过程合并不超过3d,则该日列入统计范围;③一般当日降雨对水位高度产生的影响在当日、次日开始居多,也存在隔日产生水位上涨的情况,以场次降雨开始后水位的最低点作为起涨点;④1d大暴雨造成水位多日上涨的情况是存在的,纳入统计并记录水位上涨历时;⑤仅挑选连续降雨时长不超过3d的场次降雨。根据上述方法,对2000—2016年的降雨场次进行统计,挑选出场次降雨与水位上涨对应的过程共计112场次。

除秦淮河流域的降雨过程,东山站水位受到长江潮位顶托作用的影响也很明显。根据南京站(潮位站)2000—2016年的逐时潮位,整理出每日的高潮与低潮,取两者平均值,得到南京站2000—2016年每日平均高潮位。将平均高潮位与挑选的场次降雨情况整理到一起,作为水位上涨的影响因素,之后在预报模型中参与计算。

1.4 预报方法

1.4.1 BP神经网络模型

BP神经网络算法的基本原理是利用输出后产生的误差估计输出层的直接前导层的误差,再用这

个误差估计更前一层的误差,如此一层一层地反传下去,就获得了所有其他各层的误差估计。它能够学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,其最大的优势在于不需要提前揭示描述这种映射关系的数学方程。BP神经网络通常由输入层、隐含层和输出层组成。层间连接方式为全互连,同层神经元无互连。通常使用三层BP神经网络^[15-16]。

BP神经网络模型训练的精度主要由影响因子决定,为了充分考虑不同影响因子对水位的影响,将挑选出的典型场次降雨用两种方法进行分类:①根据降雨历时分类。降雨对水位涨幅的影响程度随持续时日变化而变化,即使一场降雨过程第1天与第2天的降水量相等,造成的水位涨幅也是不同的。研究通过将场次降雨按照降雨历时分类来模拟不同持续时间的降雨对河流水位的影响程度,将筛选出来的降雨场次按照降雨历时分为仅持续1d降雨、连续降雨2d的场次和连续降雨3d的场次(简称1d、2d、3d降雨)。②根据起涨水位分类。秦淮河流域入汛后,东山站水位达到7.5m时,下游就要开闸泄洪。先开武定门闸,如果水位持续上涨,再开秦淮新河闸。而东山站目前设定的警戒水位是8.5m,如果水位超警戒情况出现,那么两个闸门都将保持开启的状态。因此,可将起涨水位分为7.5m以下、7.5~8.5m和8.5m以上3个区间。

根据降雨历时分类,BP神经网络模型由起涨水位、南京潮位、场次洪水的每日降水量作为输入层,其中起涨水位反映流域的前期降水量,南京潮位反映潮位顶托的水平;因为降雨持续日在1~3d不等,所以模型的输入节点数有3、4、5可能性。根据起涨水位分类是由起涨水位、南京潮位、3d降雨的每日降水量作为输入层,若当日没有降雨则取降水量为0,因此模型的输入节点数为5个;模型中激励函数采用Sigmoid可微函数和线性函数,隐层神经元个数公式采用的是 $l = n + 1$,其中 l 为隐层神经元个数, n 为输入层神经元个数。

相对于水位的上涨过程以及水位峰值的时间,东山站场次洪水后的峰值水位的准确预报具有更大意义,可作为下游水闸泄洪运作的决策参考。本研究以场次洪水后水位达到峰值时的水位涨幅作为模型输出,利用2000—2010年的场次降雨作为模型训练数据,2011—2016年的场次降雨作为预报检验数据。共挑选降雨场次112场,其中训练数据71场,检验数据41场,其BP神经网络结构示意图见图3。

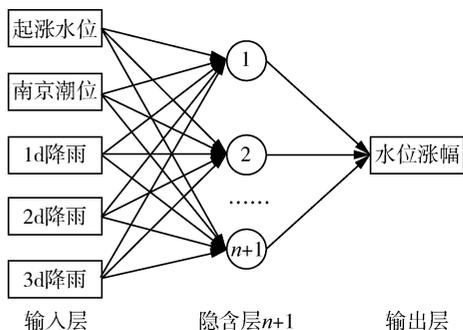


图3 水位预报 BP 神经网络结构示意图

Fig.3 Structure diagram of BP artificial neural network for water level forecast

1.4.2 混合线性回归模型

混合线性回归模型是一种方差分量模型,为统计相关模型的一种,模型中既包括固定因子又包括随机因子,可简单地理解为由多个独立线性回归模型混合组成。由于混合模型含有多个独立分布,可用于描述一个复杂的数据分布,无论数据结构如何复杂,总可通过增加成分的方式描述数据分布的局部特点,因此混合模型是一种非常有效的聚类分析工具,基本形式为

$$y = X\beta + Z\mu + \varepsilon \quad (1)$$

式中: y 为观测值的向量; β 为固定因子的效应值; μ 为随机因子的效应值; ε 为残差的向量矩阵; X 、 Z 为回归系数矩阵。

本研究中,混合线性回归模型由流域的前期影响雨量、流域面平均雨量、流域预见期计划泄流以及东电站前期水位作为预报因子,以东电站汛时水位作为预报对象,寻求预报因子与预报对象间的相关关系。同样选择 2000—2010 年的场次降雨作为训练数据,2011—2016 年的场次降雨作为预报检验数据。

1.5 预报精度检验标准

水文预报精度评定按现行的 GBT22482—2008 《水文情报预报规范》,水位预报误差采用平均绝对误差、平均相对误差、确定性系数、合格率 4 个指标。绝对误差为水位的预报值减去实测值的差。相对误差为绝对误差与实测值之比所得的数值,以百分数表示。用多个绝对/相对误差绝对值的平均值表示多次预报的平均绝对/相对误差。平均绝对误差可以准确反映预报水位实际预测误差的大小,而平均相对误差更能直观反映出预测结果的可信程度。合格率为合格预报的次数与预报场次的总次数之比,以百分数表示,它代表多次预报总体的精度水平。确定性系数表示水位预报过程与实际过程的吻合程度。具体公式^[16]为

$$D_c = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{Y}_i)^2} \right] \quad (2)$$

式中: D_c 为确定性系数; X_i 为设模型计算水位涨幅; Y_i 为实测水位涨幅; n 为资料序列长度; \bar{Y}_i 为实测水位涨幅的均值。

河道水位预报以遇见期内实测变幅的 20% 作为预报误差上限,误差小于 20% 的预报即为合格预报。当水位许可误差小于实测洪峰流量的 5% 所相应的水位幅度值,或小于 0.10 m 时,则以该值作为许可误差。预报精度等级见表 1。洪水预报方案中,如果精度达到了甲、乙两个等级,说明该预报可用作正式预报;若精度为丙级,表示可用作参考性预报,丙等级以下者,只能用于参考性估报。

表 1 预报精度等级

Table 1 Forecast accuracy grade

精度等级	确定性系数	合格率/%
甲	≥ 0.9	≥ 85
乙	$(0.9, 0.7]$	$(85, 70]$
丙	$(0.7, 0.5]$	$(70, 60]$

2 结果分析

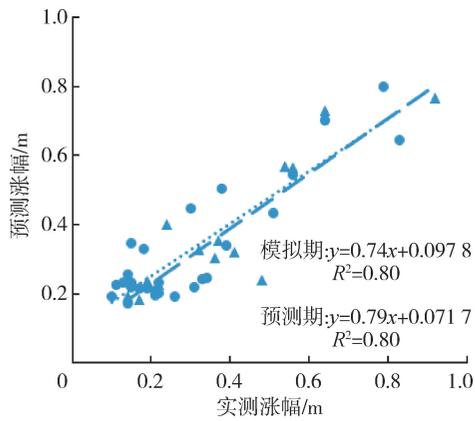
2.1 BP 神经网络模型预报结果分析

2.1.1 根据降雨历时分类

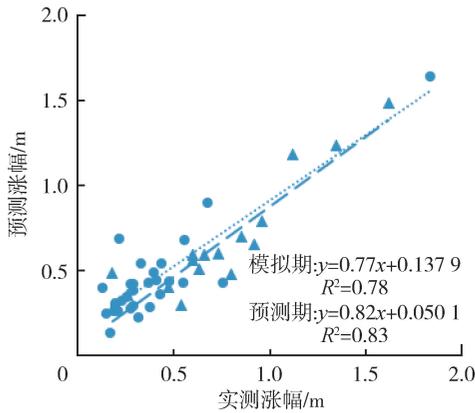
2000—2016 年的典型场次降雨根据降雨历时分类后,分别得到降雨历时 1 d、2 d、3 d 的降雨场次为 43、45 和 24 场,其中训练期分别有 28、29 和 14 场,模拟期有 15、16 和 10 场。通过 BP 神经网络模型模拟后,得到了验证数据在模型中预报的结果。将不同场次的水位峰值预报结果与实测数据绘制成散点图,并进行线性拟合,如图 4 所示。

表 2 为按降雨历时分类的预报结果精度,表中平均涨幅为该降雨历时下多场典型降雨引起的水位上涨高度的均值。由表 2 可知,1 d、2 d 和 3 d 的平均绝对误差随平均涨幅呈逐渐增加的趋势,而平均相对误差在连续降雨 3 d 时却有所减小。1 d、2 d 的确定性系数皆为 0.74,处于乙级预报水准,3 d 的确定性系数高达 0.94,已经满足甲级的预报标准。合格率指标显示,1 d 达到了 86.7% 的甲级标准,2 d、3 d 满足乙级标准。结合 1 d、2 d、3 d 降雨进行统计,整体来看,2011—2016 年秦淮河东电站的确定性系数与合格率皆保持在乙级的预报水准,可见根据降雨历时分类的水位预报模型具有实际应用价值。

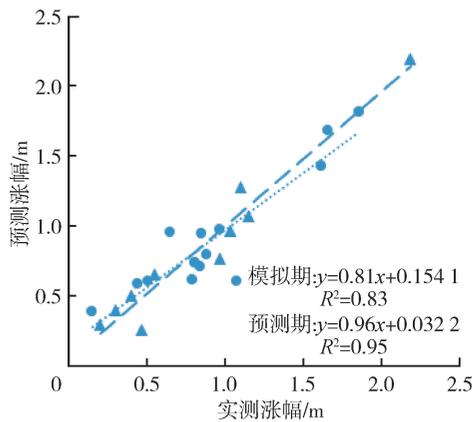
● 模拟期 ▲ 预测期 模拟期拟合线 — 预测期拟合线



(a) 1 d



(b) 2 d



(c) 3 d

图4 根据降雨历时分类的场次实测数据与预报结果拟合

Fig.4 Fitting of field measured data and forecast results according to classification of rainfall duration

表2 根据降雨历时分类的预报结果精度

Table 2 Accuracy of forecast results according to classification of rainfall duration

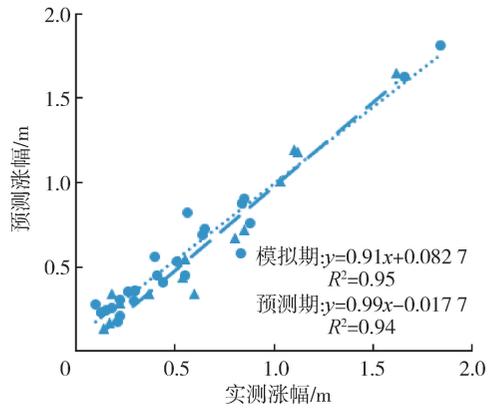
降雨历时	平均涨幅/m	平均绝对误差/m	平均相对误差/%	确定性系数	合格率/%
仅持续1 d	0.36	0.07	19.4	0.74	86.7
连续降雨2 d	0.77	0.16	28.4	0.74	75.0
连续降雨3 d	0.84	0.17	22.0	0.94	80.0
整体预报结果	0.64	0.11	23.6	0.86	80.5

2.1.2 根据起涨水位分类

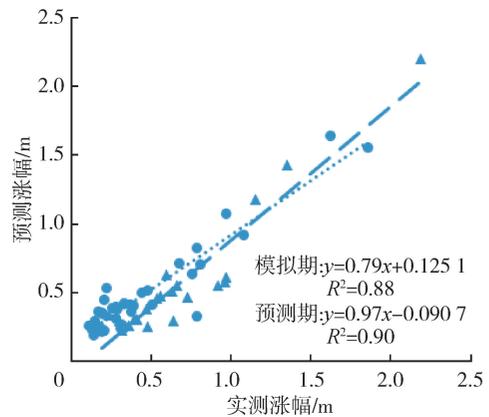
2000—2016年的典型场次降雨根据起涨水位

分类后,分别得到起涨水位7.5 m以下、7.5~8.5 m、8.5 m以上的降雨场次为40、61和11场,其中训练期有26、38和7场,模拟期有14、23和4场。通过BP神经网络模型模拟后,得到了验证数据在模型中预报的结果。将水位预报结果与实测数据绘制成散点图,并进行线性拟合,见图5。

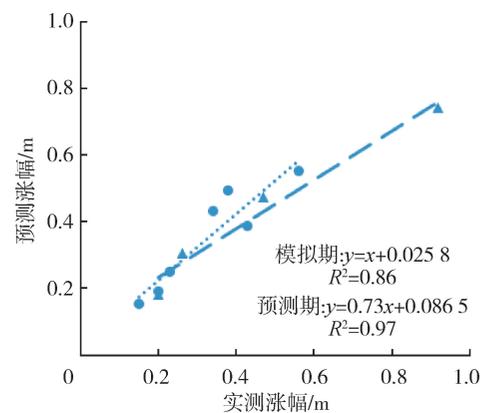
● 模拟期 ▲ 预测期 模拟期拟合线 — 预测期拟合线



(a) 7.5 m以下



(b) 7.5~8.5 m



(c) 8.5 m以上

图5 根据起涨水位分类的场次实测数据与预报结果拟合

Fig.5 Fitting of field measured data and prediction results according to classification of rising water level

表3为根据起涨水位分类的预报结果精度,可见,起涨水位达到7.5 m时,下游武定门闸开始泄水,平均涨幅没有明显变化;当起涨水位到达8.5 m时,秦淮新河闸也开始泄水,平均涨幅跌落到

0.46 m。其中,起涨水位 7.5 ~ 8.5 m 和 8.5 m 以上的降雨场次预报结果的确定性系数和合格率达到乙级的预报标准,而 7.5 m 以下的确定性系数和合格率满足甲级预报标准,可见在没有人工调蓄影响的情况下,模型模拟的效果更优。整体上来看,2011—2016 年秦淮河东山站的确定性系数与合格率保持乙级预报水准,根据起涨水位分类的水位预报模型具有实际应用价值。

表 3 根据起涨水位分类的预报结果精度

Table 3 Accuracy of forecast results according to classification of rising water level

起涨水位	平均涨幅/m	平均相对误差/m	平均相对误差/%	确定性系数	合格率/%
7.5 m 以下	0.66	0.08	17.7	0.94	85.7
7.5 ~ 8.5 m	0.66	0.14	24.1	0.85	73.9
8.5 m 以上	0.46	0.07	11.4	0.82	100
整体预报结果	0.64	0.11	20.7	0.88	80.5

2.1.3 两种分类方式预报结果对比

对比两种分类方法,预报结果误差均在允许范围内,整体上精度较高,达到乙等预报精度。根据降雨历时分类的方法符合秦淮河流域中面雨量对水位上涨产生影响的滞时特性,而根据起涨水位分类法则充分考虑了人工调蓄因子对水位的影响。由表 2、表 3 可知,根据起涨水位分类的场次预报结果平均相对误差小、确定性系数高,预报效果比根据降雨历时分类的方法好,说明在秦淮河流域东山站的水位变化中,人工调蓄因子的影响程度更高。

2.2 BP 神经网络模型与混合线性回归模型预报结果对比

利用混合回归模型对 2011—2016 年东山站水位进行预报,将预报结果与 BP 神经网络模型中表现较好的根据起涨水位预报的结果进行对比,结果见表 4。可见,混合线性回归模型的预报精度虽然也满足了乙级预报的要求,具有对东山站水位正式预报的价值,但 BP 神经网络模型的预报效果更胜一筹。

表 4 两种模型的预报结果精度对比

Table 4 Accuracy comparison of two models

模型	平均绝对误差/m	平均相对误差/%	确定性系数	合格率/%
BP 神经网络模型	0.11	20.7	0.88	80.5
混合线性回归模型	0.14	24.5	0.82	73.1

3 结论

a. 基于 BP 神经网络模型,分别从降雨历时、起涨水位两种角度对水位涨幅进行预报。结果表明,根据起涨水位分类的方法更为科学。

b. BP 神经网络模型比混合线性回归模型的预报精度更高。

参考文献:

- [1] 易建军. 秦淮河流域洪水预报与调度模型研究[D]. 南京:河海大学,2005.
- [2] 周益娟. 秦淮河流域引水调配模型及应用研究[D]. 南京:河海大学,2006.
- [3] 陈璇,杨根林,杨红卫. 基于 MIKE11 模型的秦淮河流域洪水调度方案[J]. 水电能源科学,2019,37(1):70-73. (CHEN Xuan, YANG Genlin, YANG Hongwei. Flood regulation scheme in the Qinhuai River watershed using MIKE11 model[J]. Water Resources and Power,2019,37(1):70-73. (in Chinese))
- [4] 闻余华,陈靛. 秦淮河流域“2007·7”暴雨洪水分析[J]. 人民长江,2008(15):20-21,24. (WEN Yuhua, CHEN Liang. Analysis of “2007. 7” rainstorm flood in qinhuai river basin[J]. Yangtze River,2008(15):20-21,24. (in Chinese))
- [5] 范先友,李朝阳,杨传华,等. 基于多元线性回归分析的水位短期预测方法[J]. 水运工程,2014(1):159-162. (FAN Xianyou, LI Zhaoyang, YANG Chuanhua, et al. Short-term water level prediction method based on multiple linear regression analysis [J]. Port & Waterway Engineering,2014(1):159-162. (in Chinese))
- [6] 邹红梅,李世强,陈瑜彬. 长江汉口水位受鄂东北及汉江来水影响分析[J]. 人民长江,2011,42(6):83-86. DOI:10.3969/j.issn.1001-4179.2011.06.023. (ZOU Hongmei, LI Shiqiang, CHEN Yubin. Analysis of influence on water level of hankou station by incoming water of Hanjiang River and the tributaries in northeastern Hubei Province[J]. Yangtze River,2011,42(6):83-86. (in Chinese))
- [7] 张幼成,李琼,徐汪洋,等. 基于导向标准断面法的受冲淤影响洪峰水位预报模型[J]. 水资源保护,2019,35(3):53-56. (ZHANG Youcheng, LI Qiong, XU Wangyang, et al. Forecasting model of flood peak water level affected by scour and silt based on guide standard section method[J]. Water Resources Protection,2019,35(3):53-56. (in Chinese))
- [8] 刘冬英. 人工神经网络模型在长江中下游河道洪水预报中的应用研究[D]. 武汉:武汉大学,2005.
- [9] HALFF A H, HALFF H M, AZMOODEH M. Predicting runoff from rainfall using neural networks [C]// Engineering Hydrology. Patigo:ASCE,1993.
- [10] CAMPOLO M, ANDREUSSI P, SOLDATI A. River flood forecasting with a neural network model [J]. Water Resources Research,1999,35(4):1191-1197.

(下转第 52 页)

- Hydropower,2019(6):10-15. (in Chinese))
- [13] CHOUDHURY B J. Evaluation of an empirical equation for annual evaporation using field observations and results from a biophysical model[J]. Journal of Hydrology,1999, 216(1/2):99-110.
- [14] ZHANG L, DAWES W R, WALKER G R. Response of mean annual evapotranspiration to vegetation changes at catchment scale[J]. Water Resources Research,2001,37 (3):701-708.
- [15] WANG D, TANG Y. A one-parameter Budyko model for water balance captures emergent behavior in Darwinian hydrologic models [J]. Geophysical Research Letters, 2014,41(13):4569-4577.
- [16] 王卫光,陆文君,邢万秋,等. 黄河流域 Budyko 方程参数 n 演变规律及其归因研究[J]. 水资源保护,2018,34 (2):7-13. (WANG Weiguang, LU Wenjun, XING Wanqiu, et al. Analysis of change and attribution of Budyko equation parameter n in Yellow River[J]. Water Resources Protection,2018,34(2):7-13. (in Chinese))
- [17] HARGREAVES G H, SAMANI Z A. Reference crop evapotranspiration from temperature [J], Applied Engineering Agriculture,1985,1:96-99.
- [18] 张丁玲. 青藏高原水资源时空变化特征的研究[D]. 兰州:兰州大学,2013.
- [19] 沈永平,苏宏超,王国亚,等. 新疆冰川、积雪对气候变化的响应(I):水文效应[J]. 冰川冻土,2013,35(3): 513-527. (SHEN Yongping, SU Hongchao, WANG Guoya, et al. The responses of glaciers and snow cover to climate change in Xinjiang(I):hydrological effects[J]. Journal of Glaciology and Geocryology,2013,35(3):513-527. (in Chinese))
- [20] 郭生练,程肇芳. 平原水网区陆面蒸发的计算[J]. 水利学报, 1992(10):68-72. (GUO Shenglian, CHENG Zhaofang. Calculation of land surface evaporation in plain water network area[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1992(10):68-72. (in Chinese))
- [21] 孙福宝,杨大文,刘志雨,等. 基于 Budyko 假设的黄河流域水热耦合平衡规律研究[J]. 水利学报,2007(4): 409-416. (SUN Fubao, YANG Dawen, LIU Zhiyu, et al. Study on coupled water-energy balance in Yellow River basin based on Budyko Hypothesis [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2007(4):409-416. (in Chinese))
- [22] 柯婷婷,束龙仓,焦莹,等. 基于傅抱璞公式的 Budyko 假说在月尺度上推导及其应用[J]. 水利水电科技进展,2011,31(4):38-40. (KE Tingting, SHU Longcang, JIAO Ying, et al. Derivation and application of Budyko framework based on Fu's equation at monthly time scale [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2011,31(4):38-40. (in Chinese))
- [23] 傅抱璞. 论陆面蒸发的计算[J]. 大气科学,1981(1): 23-31. (FU Baopu. On the calculation of land surface evaporation[J]. Atmospheric Science, 1981(1):23-31. (in Chinese))
- [24] 陈璐,杨振莹,周建中,等. 基于实时校正和组合预报的水文预报方法研究[J]. 中南民族大学学报(自然科学版),2017,36(4):73-77. (CHEN Lu, YANG Zhenying, ZHOU Jianzhong, et al. Real-Time Error Correction and Multi-Model Composition Forecast for Streamflow Forecast [J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2017, 36(4):73-77. (in Chinese))
- [25] 周琦,池飞,逢勇,等. 可利用水资源量正逆向联合计算方法[J]. 水资源保护,2016,32(5):42-46. (ZHOU Qi, CHI Fei, PANG Yong, et al. A combined forward and reverse method for available water resources calculation [J]. Water Resources Protection,2016,32(5):42-46. (in Chinese))

(收稿日期:2019-11-11 编辑:彭桃英)

(上接第 46 页)

- [11] 包红军,李致家,王莉莉. 降雨径流模拟神经网络模型及应用[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2009,41(5):719-722. (BAO Hongjun, LI Zhijia, WANG Lili. Rainfall-runoff modeling with artificial neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology, 2009, 41(5):719-722. (in Chinese))
- [12] THIRUMALAI K, DEO M C. Hydrological forecasting using neural networks [J]. Journal of Hydrologic Engineering,2000,5(2):180-189.
- [13] 王建群,张显扬,卢志华. 秦淮河流域数字水文模型及其应用[J]. 水利学报,2004(4):42-47. (WANG Jianqun, ZHANG Xianyang, LU Zhihua. Digital hydrological model of qinhuai river basin and its application [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2004 (4):42-47. (in Chinese))
- [14] 王玉德. 基于 ArcGIS 的泰森多边形法计算区域平均雨量[J]. 吉林水利,2014(6):58-60,63. (WANG Yude. Tyson polygon method based on arcgis to calculate regional average rainfall[J]. Jilin Water Resources,2014(6):58-60,63. (in Chinese))
- [15] 刘立燕. 基于 Copula 函数和神经网络模型的洪水预测 [D]. 南京:南京邮电大学,2018.
- [16] 李培都,司建华,冯起,等. 疏勒河年径流量变化特征分析及模拟[J]. 水资源保护,2018,34(2):52-60. (LI Peidu, SI Jianhua, FENG Qi, et al. Analysis and simulation on annual runoff variation characteristics of Shule River [J]. Water Resources Protection,2018,34(2):52-60. (in Chinese))

(收稿日期:2019-05-13 编辑:王芳)