

米楚阳,顾雪,卿湘涛,等. 长潭岗水库汛期日平均进库流量预报模型设计[J]. 中低纬山地气象,2023,47(3):30-37.

长潭岗水库汛期日平均进库流量预报模型设计

米楚阳,顾雪,卿湘涛,郑福维

(湖南省湘西土家族苗族自治州气象局,湖南 湘西 416000)

摘 要:长潭岗水库是一座具有防洪和多种综合效益的中型水利工程,准确的入库量预测,对指导水库安全高效运行,保护下游人民生命财产安全具有重要意义。该文对长潭岗水库的日平均进库流量进行了建模。使用水库上游集雨面积的降水量、蒸发量资料以及水库的日平均进库流量数据建立人工神经网络模型,通过对模型隐含层和输出层的层函数进行不同的组合,得到了 4 种复杂程度和表达能力逐渐增加的模型。各模型训练结果较好,验证结果均通过 0.05 的显著性水平检验,其中模型 2111(第一隐含层为一元二次线性函数,其余层次均为一元一次线性函数)的效果最好,层函数的复杂程度对峰值输出的准确度有一定的正面贡献。该模型能够满足气象局的专业气象服务需求。

关键词:长潭岗水库;进库流量;相关性分析;人工神经网络

中图分类号:TV122.9 **文献标识码:**A

Design of Daily Average Inflow Forecast Model of Changtangang Reservoir in Flood Season

MI Chuyang, GU Xue, QING Xiangtao, ZHENG Fuwei

(Xiangxi Tujia and Miao Autonomous Prefecture Meteorological Bureau of Hunan Province, Xiangxi 416000, China)

Abstract:Changtangang Reservoir is a medium - sized water conservancy project with flood control and various comprehensive benefits, accurate inflow flow prediction is of great significance to guide the safe and efficient operation of the reservoir and protect the safety of people's lives and property downstream. In this paper, the artificial neural network model is established by using the precipitation and evaporation data of the rainwater collection area in the upper reaches of the reservoir and the daily average inflow data of the reservoir. By combining the layer functions of the hidden layer and the output layer of the model, four models with increasing complexity and expression ability are obtained. The training results of each model are good, and the validation results can pass the test at the significance level of 0.05, model 2111 (the first hidden layer is a univariate quadratic linear function, and the other levels are univariate linear functions) has the best effect, the complexity of layer function has a certain positive contribution to the accuracy of peak output. It can be better used in the business services of the meteorological bureau.

Key words:Changtangang Reservoir; inflow; correlation analysis; artificial neural network

0 引言

长潭岗水库位于湖南省凤凰县沱江上游 10 km

处,是一座以防洪为主,兼有发电、灌溉、供水、旅游等综合效益的中型水利工程。科学合理的流量预报对指导水库安全、高效地运行,对水库防洪调度

收稿日期:2022-06-02

第一作者简介:米楚阳(1993—),男(土家族),工程师,主要从事县级综合业务管理工作,E-mail:453003979@qq.com。

通讯作者简介:卿湘涛(1965—),男,高工,主要从事专业气象服务工作,E-mail:76116147@qq.com。

资助项目:湖南省气象局短平快课题(湘气函[2021]45号);湘西州暴雨强度与暴雨雨型研究。

都有指导价值^[1-2],对保护下游人民生命财产安全,保证湘西自治州旅游事业稳定发展有着重要的意义。

对于流量预报的研究方法,主要分为两种,一种是结合降水、地形、土壤信息对径流的物理过程进行模拟的直接模型^[3-6],另一种是将降水与径流进行归纳,对蓄水和出流的过程进行模拟的间接模型,不涉及复杂的物理过程^[7-17]。模拟物理过程的模型有 topmodel 模型^[3,4]、新安江模型等^[5,6]。随着计算机性能的提升,不模拟物理过程的间接模型也开始有较多的投入。间接模型有 PDM 模型^[7-9]、TANK 模型^[10]、Copula 函数模型^[11,12]、HHT 变换技术^[13,14]、小波分析^[14]、深度学习模型^[15-17]等,而深度学习模型除了用于流量的预测,也用于对降水类型和降水云团的分类和识别^[18-19]。对于中长期的流量预报,HHT 变换、小波分析、人工神经网络模型等使用得较多,而对于短期的流量预报,直接模型、PDM 模型、TANK 模型、Copula 函数模型、深度学习模型等使用较多,在短期流量预报的研究中,除了使用降水监测的实况资料外,也有使用雷达资料和气象模式预报资料来延长模型的预报时效^[4-6]。各模型效果都较好,能够应用于业务实践,但是也有一定的不足,其中最明显的是各模型的输出结果普遍峰值偏低,如果解决这个问题,则模型的性能将有较大的提升;其次在使用降水预报的方法中,结论与实况相关性不是很高,但与预报结果的相关性较高,说明模型的性能与使用的数据种类(实况、预报)无关,因而,只要建立可靠的模型,使用实况数据进行训练也就够了;此外,在建模的过程中,大部分的模型对蒸发量的重视程度不够,在汛期,特别是夏季,蒸发量的值往往不低,是在汛期流量预报模型中不可忽略的部分。

本文使用气象站的降水、蒸发和水库的日平均进库流量数据建立人工神经网络模型,对水库日平均流量的计算和预报方法进行建模,并且以神经网络的层函数的复杂程度作为变量,尝试解决模型的输出峰值偏低的问题,选出最优模型。

1 技术路线

1.1 研究区现状

长潭岗水库上游即为凤凰沱江上游。上游有两源,西为龙塘河,发源自凤凰县腊尔山镇;东为鸟巢河,发源于凤凰县禾库乡。整个上游的集雨面积如图1所示。气象局所建区域自动气象站共有7个在集雨面积中,分别为腊尔山、山江、千工坪、龙塘

河、阿拉、都里、长潭岗。

根据前期的调研和对研究区相关文献的研究^[20-23],水库所在区域地形地貌复杂,岩石以白云岩为主,经多次构造运动和长时间风化作用,构造裂隙发育,表层岩石破碎,土壤结构松散,地下溶洞、阴河密布,加之集雨面积内村寨、田土分布在沱江两岸,水库的设计和实际情况有明显区别。

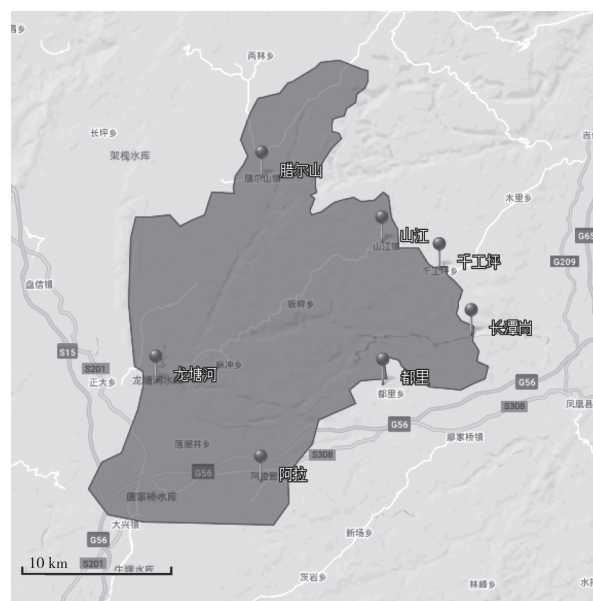


图1 长潭岗水库、水库上游集雨面积以及气象站点分布地图
Fig.1 Changtangang Reservoir, the catchment area of the upper reaches of the reservoir and the distribution map of meteorological stations

1.2 数据来源与处理

降水资料使用中国气象局 CIMISS 数据库中 2016—2020 年汛期(4—9 月)的逐日 08—08 时降水量数据,选取长潭岗水库上游集雨面积中的 7 个站点,去除不可靠数据后序列长度为 1073,其中 2016—2019 年的序列作为模型的训练集数据,去除不可靠数据后长度为 898,2020 年的数据作为模型的测试集,去除不可靠数据后测试集序列长度为 175。

蒸发资料使用中国气象局 CIMISS 数据库中 2016—2020 年汛期吉首市国家基准气候站统计的逐日 08—08 时大型蒸发量数据,去除不可靠数据后的序列长度同降水数据,其中 2016—2019 年数据为训练集数据,2020 年数据为测试集数据,数据序列长度同降水数据。根据基准站数据的代表性^[24],该站点的蒸发量能够代表长潭岗水库及其上游所在的地区的蒸发量。

日平均进库流量资料使用长潭岗水库提供的

2016—2020 年汛期的逐日 08—08 时水库运行情况数据统计得到,去除不可靠数据后,序列的长度同降水量和蒸发量数据,其中 2016—2019 年数据为训练集数据,2020 年数据为测试集数据,序列长度同降水量数据。

本文所有的数据均使用离差标准化法进行归一化处理,降水量和蒸发量使用降水量的最大值与最小值,日平均进库流量使用日平均进库流量的最大值与最小值,具体数值如表 1 所示。

表 1 数据最大值与最小值

Tab. 1 Maximum and minimum values of data

	降水量/mm	流量/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)
最大值	195.2	176.5
最小值	0	3.2

1.3 使用的方法

由于水库所在的地区地形地貌和下垫面情况复杂,只有比较粗略的信息,在实地调研的过程中

了解到,对于沱江上游的溶洞、阴河并没有具体详细的研究,使用模拟物理过程的水文模型难以精确地模拟沱江的径流情况。为研究水库的进库流量而去进行非常复杂的下垫面研究,气象部门缺少技术方面的优势,实行难度很高。但气象部门有精准全面的自动气象站数据,且人工神经网络方法具有可以绕过复杂的物理过程的优势,仅使用气象数据就能实现水库进库流量的计算与预测。

人工神经网络是一种非程序化、适应性、大脑风格的信息处理,其本质是通过网络的变换和动力学行为得到一种并行分布式的信息处理功能,并在不同程度上模仿人脑神经系统的信息处理功能^[25]。

人工神经网络模型分为 2 部分,一是前向传播网络,包括网络的输入层、隐含层和输出层,用于计算输入和输出;二是后向传播网络,用于前向传播网络参数的优化。总体结构如图 2 所示。

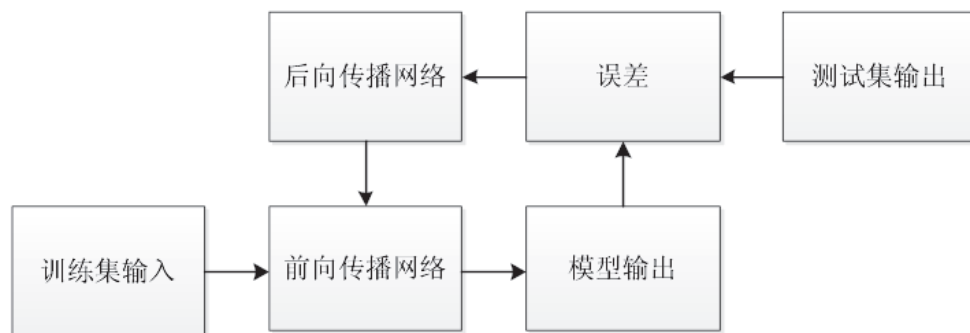


图 2 人工神经网络结构

Fig. 2 Structure of artificial neural network

2 人工神经网络模型的建立

2.1 输入层输入要素的确定

由于模型不模拟物理过程,所以下垫面和地形等要素不在输入层要素的考虑范围之内,仅使用降水量和蒸发量作为输入层的要素。

使用当日的日平均进库流量与降水蒸发量进行相关性分析,由于选择的 7 个站点离水库的距离各有不同,考虑到水的流速,计算当日进库流量,需要前几天的降水、蒸发数据进行建模,选取降水量与蒸发量当日和前 1~6 d 共 7 d 的降水蒸发数据和流量数据作相关性分析。

数据序列去除不可靠数据后长度为 898,流量与各个降水相关要素的相关系数如表 2 所示。表 2 中相关系数均为正数,说明列出的各个要素与流量之间有正相关的关系,其中除去前 5 d 的千工坪、山

江、腊尔山、前 6 d 的腊尔山这 4 个要素外,其余的要素与流量的相关系数均在 0.05 的统计水平上显著,说明除了以上 4 个要素外,其余要素与流量的线性相关性明显;除了前 4 d 的千工坪,前 5 d 的长潭岗、前 6 d 的千工坪、长潭岗、山江、都里这 6 个要素和前面提及的 4 个要素外,其余的要素与流量均在 0.01 的统计水平上显著,说明除了以上的 10 个要素以外,其余的要素与流量的线性相关性特别明显。

蒸发量的相关系数全部为负数(表 3),说明蒸发量与流量为负相关关系;当日和前 1~4 d 的蒸发量与流量在 0.01 的统计水平上显著,说明以上要素与流量的线性相关关系特别明显;前 5 d 的蒸发量与流量的相关系数在 0.05 的统计水平上显著,说明以上要素与流量的线性相关性明显;前 6 d 蒸发量与流量的相关系数在 0.05 的统计水平上不显著,说明以上要素与流量的线性相关关系不明显。

表 2 汛期降水量与流量的相关系数

Tab. 2 Correlation coefficient between precipitation and flow in flood season

站点	当日	前 1 d	前 2 d	前 3 d	前 4 d	前 5 d	前 6 d
龙塘河	0.190 **	0.647 **	0.443 **	0.306 **	0.132 **	0.096 **	0.094 **
阿拉	0.255 **	0.708 **	0.426 **	0.216 **	0.112 **	0.098 **	0.117 **
千工坪	0.158 **	0.538 **	0.466 **	0.299 **	0.087 *	0.058	0.070 *
长潭岗	0.204 **	0.561 **	0.453 **	0.293 **	0.121 **	0.075 *	0.076 *
山江	0.135 **	0.538 **	0.480 **	0.328 **	0.098 **	0.064	0.083 *
腊尔山	0.101 **	0.489 **	0.450 **	0.289 **	0.095 **	0.061	0.061
都里	0.214 **	0.629 **	0.470 **	0.310 **	0.137 **	0.095 **	0.091 *

注: **、* 分别表示在 0.01、0.05 的统计水平上显著,表 3 同。

表 3 汛期蒸发量与流量的相关系数、置信度

Tab. 3 Correlation coefficient and confidence degree between evaporation and flow in flood season

要素	当日	前 1 d	前 2 d	前 3 d	前 4 d	前 5 d	前 6 d
蒸发	-0.197 **	-0.220 **	-0.183 **	-0.134 **	-0.112 **	-0.088 *	-0.049
蒸发(绝对值)	0.197	0.220	0.183	0.134	0.112	0.088	0.049
置信度蒸发	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.013	0.166

由各个相关系数可以看出,当日以及前 1~6 d 的降水量作为输入层要素较为合适,当日及前 1~5 d 的蒸发量作为输入层要素较为合适,但是为了与降水量对应,前 6 d 的蒸发量也加入输入层要素中。

由此可以得出模型的输入层要素为 7 站点当日的降水量和前 1~6 d 的降水量以及吉首市国家基准气候站的蒸发量数据共 56 个要素。

2.2 隐含层和输出层要素的确定

需要进行计算和预测的要素为水库的进库流量,使用人工神经网络的回归模型,输出层就只需 1 个要素,模型只设置 1 个输出层要素,将当日日平均模拟实况进库流量(以下简称当日流量)和日平均 24 h 预报进库流量(以下简称 24 h 预报流量)分开计算。

输入层为 56 个要素,输出层为 1 个要素,作为人工神经网络的回归模型,需要将输入层要素的个数循序渐进地减少至输出层的 1 个。取隐含层的数量为 3,则第一隐含层(h1)输入 56 个要素输出 28 个要素,第二隐含层(h2)输入 28 个要素输出 14 个要素,第三隐含层(h3)输入 14 个要素输出 7 个要素,输出层(outp)输入 7 个要素输出 1 个要素。

2.3 激活函数和层函数

隐含层引入激活函数 *sigmoid* 函数,如式(1)所示,输出层不引入激活函数。

$$sig(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{1}$$

隐含层和输出层的层函数使用式(2)和式(3),式中的 *w* 为层函数的权值,*b* 为层函数的阈值,为可

优化参数。

$$f_1(x) = x \times w_i + b_i \tag{2}$$

$$f_2(x) = x^2 \times w_{i2} + x \times w_{i1} + b_i \tag{3}$$

将层函数按照不同的组合放入模型中,选用 4 种不同的模型,分别为:

(1)所有层次的层函数均为 *f₁* 的模型,记为模型 1111;

(2)h1 的层函数为 *f₂* 其余的层次为 *f₁* 的模型,记为模型 2111;

(3)h1~h3 的层函数为 *f₂* 其余为 *f₁* 的模型,记为模型 2221;

(4)所有层次的层函数均为 *f₂* 的模型,记为模型 2222。

一般的人工神经网络模型选用的层函数为式(2)所示的函数,为尝试解决模型输出峰值普遍偏低的问题,本文引入式(3)的一元二次线性函数作为层函数,将式(2)和式(3)中的权值置为 1,阈值置为 0,在 *x* 处于[0,1]区间时的曲线如图 3 所示。

二次函数和一次函数的曲线相比,一次函数为直线,而二次函数为曲线,当二次项的权值为 0 时函数也可以为直线,说明二次函数的表达能力高过一次函数;而二次函数由于多了一个二次项和一个可优化的权值,取值范围比一次函数更大,在权值变动时函数输出的变动则比一次函数更为剧烈。

本文中模型定为 3 层隐含层和 1 层输出层,隐含层有 *sigmoid* 函数作为激活函数,可将函数输出限制在(-1,1)区间内,但二次函数的表达能力优势也能够其中体现,输出层无激活函数,二次函数

作为输出层会使模型输出相比一次函数作为输出

层有更明显的变化。

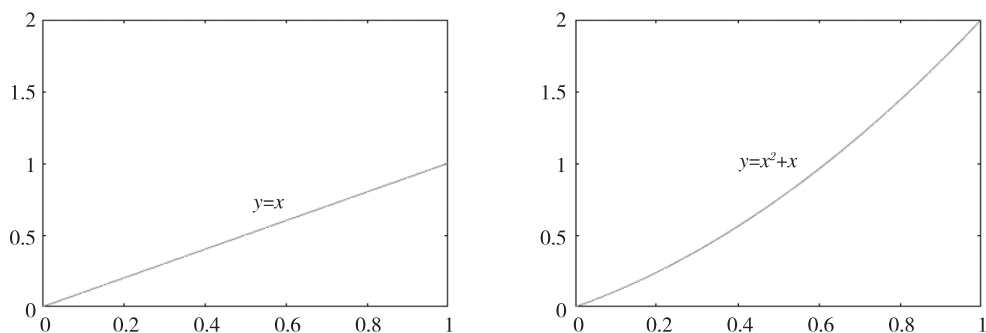


图 3 2 种层函数在 $[0,1]$ 区间的曲线

Fig. 3 Curves of two layer functions in $[0,1]$ interval

本文提出的 4 种模型,以经典的全部使用一次函数作为层函数的模型为起点,循序渐进地添加二次函数作为层函数,对其训练和测试过程进行对比。从 4 种模型的标号可以清楚地看出各层的函数的类型、模型的复杂程度和表达能力的强弱。

2.4 误差和优化器

误差使用均方根误差 (MSE),如式(4)所示:

$$loss = \frac{1}{M} \cdot \sum_{m=1}^M (y_m - y')^2 \quad (4)$$

优化器使用 Adagrade,如式(5)、式(6)所示:

$$w_{ij,new} = w_{ij} - lr \cdot \frac{\nabla loss}{\nabla w_{ij}} \quad (5)$$

$$b_{i,new} = b_i - lr \cdot \frac{\nabla loss}{\nabla b_{ij}} \quad (6)$$

式中 lr 为学习率,这里 lr 的值取 0.01。

3 模型运行结果

将训练集数据导入 4 种模型中迭代 50 次,查看其误差的变化情况。不管是当日还是 24 h 预报,在

第 1 次迭代时,由于初始化的随机性,各模型误差相差较大,但在第 2 次迭代时,各模型的误差已经相当接近。当日流量模型在第 3 次迭代后,24 h 预报模型在第 5 次迭代后,误差在一个非常低的水平,且误差的大小趋于稳定,说明各个模型的训练情况都较好,模型能够很好地反应训练集的特征,且 Adagrade 的参数优化效率较高,能够满足模型的需求。

取 2020 年汛期的长潭岗水库上游 7 站点的逐日降水数据、吉首市国家基准气候站逐日蒸发量数据和长潭岗水库 2020 年汛期日平均进库流量数据作为测试集数据,去除不可靠数据后测试集序列长度为 175。

取迭代 20 次的各个模型,将测试集输入数据送入各模型,将各模型的输出与测试集输出数据进行对比,如图 4 和图 5 所示。各模型的输出误差如表 4 所示。将各模型输出与测试集输出使用 Matlab 工具作一个双样本 T 检验,结果如表 4 所示。

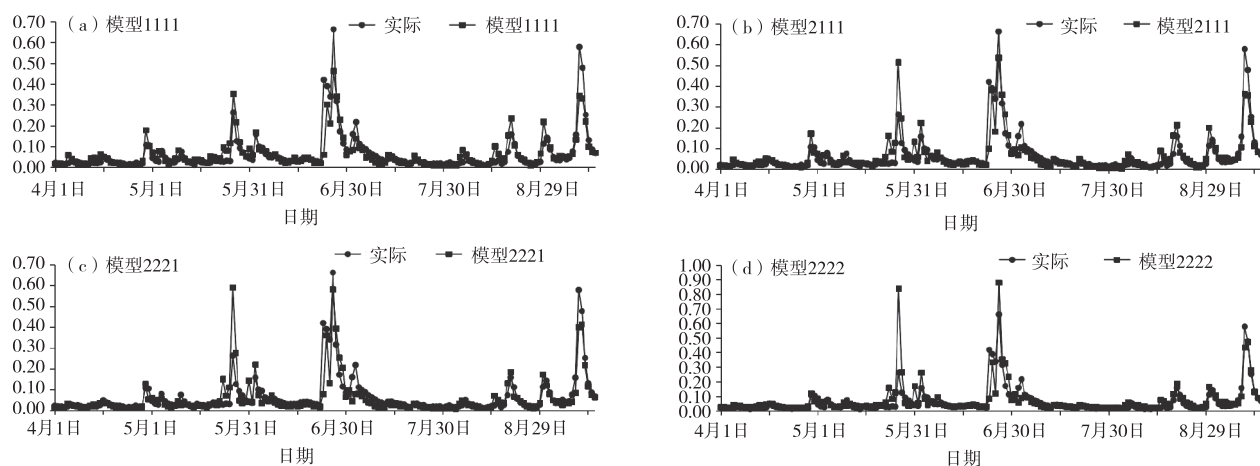


图 4 各模型当日日平均模拟实况流量模型输出与实际对比

Fig. 4 Comparison between model output and actual daily average simulated live flow of each model

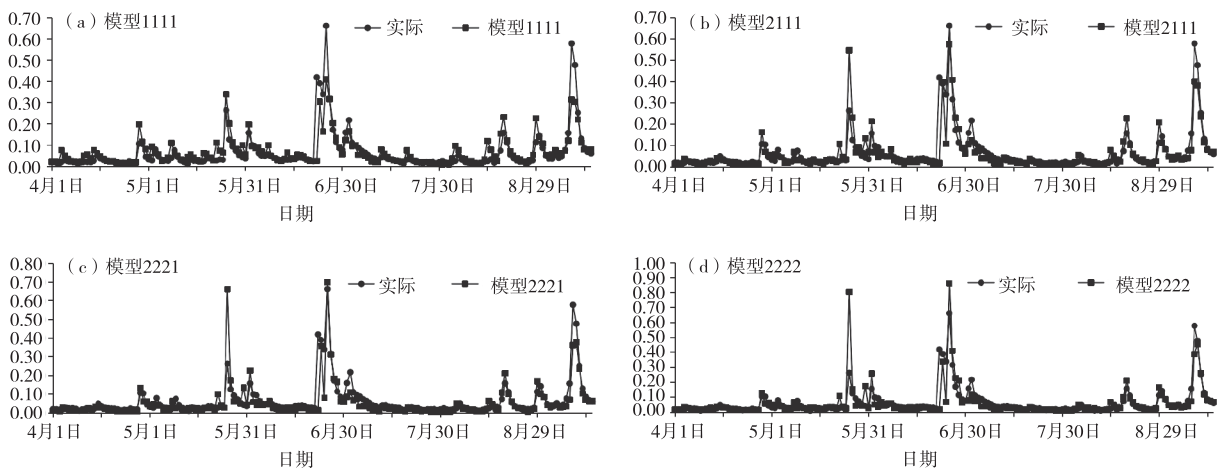


图5 各模型后1 d平均24 h预报进库流量模型输出与实际对比
Fig. 5 Comparison between model output and actual daily average 24 – hour forecast inflow of each model

表4 模型输出与实际的双样本 *T* 检验结果

Tab. 4 Model output and actual double sample *t* – test results

模型	误差		<i>h</i>		<i>p</i>		<i>tstat</i>	
	当日	24 h 预报	当日	24 h 预报	当日	24 h 预报	当日	24 h 预报
模型 1111	0.0023	0.0029	0	0	0.1017	0.6317	1.6411	0.4798
模型 2111	0.0025	0.0027	0	0	0.3195	0.3196	–0.997	–0.9967
模型 2221	0.0028	0.0033	0	0	0.3197	0.3198	–0.9966	–0.9963
模型 2222	0.0045	0.0043	0	0	0.3191	0.3196	–0.9978	–0.9969

根据 Matlab 软件中关于双样本 *T* 检验 (ttest2 函数) 的说明文档,表 4 中 *h* 为原假设的检验决策,该原假设假定向量 *x* 和 *y* 中的数据来自均值相等、方差相同但未知的正态分布的独立随机样本,备择假设是 *x* 和 *y* 中的数据来自均值不相等的总体,如果检验在 0.05 的显著性水平上拒绝原假设,则结果 *h* 为 1,否则为 0;*p* 为观测到的检验统计量与原假设下观测到的值一样极端或更极端的概率,*p* 较小会让人对原假设的有效性产生怀疑;*tstat* 为双样本 *T* 检验的检验统计量的值。

从 *T* 检验结果看出,所有的 *T* 检验结果中的 *h* 均为 0,说明所有的模型的输出结果与实际在 0.05 的显著性水平上的差异不大,模型输出结果可靠。

根据表 4 的数据,各模型输出与实际的误差较小,当日流量的误差要略小于日平均 24 h 预报流量的误差,说明模型对于当日日平均模拟实况流量的计算要比日平均 24 h 预报流量准确度要略高一点。模型 2222 的误差明显高于其他 3 种模型,结合图 5d 的曲线变化,可以认为模型 2222 由于结构过于复杂,出现了过拟合的现象,模型 2222 不是很适合

日平均进库流量的计算和预报。而其他的模型误差较为接近,说明另外 3 个模型对于整个汛期的日平均进库流量的计算和预报的表现较为接近。当日流量的误差模型 1111 最低,24 h 预报流量的误差模型 2111 最低,说明对于当日日平均模拟实况流量的计算,模型 1111 效果最好,对于日平均 24 h 预报进库流量,模型 2111 效果最好。

根据图 5 各图的曲线,可以看出几种模型峰值的输出与实际有一定的差距,要体现模型的效果,还需要对测试集中流量大时的误差进行分析。将测试集数据按照流量从大到小排列,取前 10 组数据进行测试,得出的误差如表 5 所示,对于流量大的情形,各模型的表现都不尽人意。模型 2221 和模型 2222 的误差明显高出另外 2 个模型,模型 1111 和模型 2111 的误差接近,模型 2111 的误差略低一些。说明将层函数的复杂程度提高到一定程度,是有利于模型对于流量峰值的输出准确度的。而模型 2222 由于输出层没有激活函数的限制,输出的变化过于剧烈,影响的不只是总体的准确度,对于峰值的表现也有不利的影响。

表 5 流量最大的 10 组数据模型输出与实际的误差

Tab. 5 Error between model output and actual data of 10 groups with maximum traffic

	模型 1111	模型 2111	模型 2221	模型 2222
当日	0.0286	0.0284	0.0338	0.0580
24 h 预报	0.0367	0.0361	0.0462	0.0626

综上所述,本文提出的 4 个模型训练情况较好。使用的 Adagrade 优化器优化效率较高,且效果较好。使用测试集数据进行测试,所有模型的输出结果与实际在 0.05 的显著性水平上的差异不大,模型输出结果可靠。从整个汛期来看,各模型的误差较小,其中模型 2111 的误差在 4 种模型中最小。在实际流量大时,各模型的结果表现不尽人意,模型 2111 的误差在 4 种模型中最小,提高层函数的复杂程度对于流量峰值的准确度有一定的正面的贡献。综合考虑,在模型测试的过程中表现最好的模型为模型 2111,但模型在流量大的情况下表现较差,还需要后续的观测数据和其他的方法对模型进行优化。

4 结论和展望

本文利用长潭岗水库上游地区的气象站降水资料和所在区域的基准气候站蒸发资料,放弃了对流量物理过程的模拟,使用人工神经网络模型建立长潭岗水库的日平均进库流量模型,有以下结论:

(1)根据降水、蒸发量与流量的相关关系和实际使用的需要,选取长潭岗水库上游 7 站点(长潭岗、山江、千工坪、腊尔山、都里、阿拉、龙塘河)当日和前 1~6 d 共 7 d 的降水量和吉首市国家基准气候站当日和前 1~6 d 共 7 d 的蒸发量作为输入层,输入层共 56 个要素。将日平均进库流量设置为输出层,共 1 个要素。当日日平均模拟实况流量和日平均 24 h 预报进库流量分开计算。隐含层设置为 3 层,隐含层 h1 输入 56 个要素输出 28 个要素,隐含层 h2 输入 28 个要素输出 14 个要素,隐含层 h3 输入 14 个要素输出 7 个要素,输出层输入 7 个要素输出 1 个要素。误差选用均方根误差,激活函数选用 sigmoid 函数,优化器使用 Adagrade。隐含层和输出层的层函数使用一元一次线性方程和二元一次线性方程进行组合,建立 4 种表达能力和复杂程度不同的人工神经网络模型。

(2)在各个模型训练的过程中,在模型第 2 次迭代误差就能下降到一个很低的水平,当日流量模型在第 3 次迭代后,24 h 流量预报模型在第 5 次迭代后误差维持在一个较低的水平且趋于稳定,说明文中的几种模型在训练的过程中表现较好。

(3)在模型测试的过程中,所有模型均通过双样本 T 检验,说明所有的模型输出对实际的反应情况较好。整个汛期,模型 1111(h1、h2、h3、outp 的层函数均为一元一次线性方程)在对当日的日平均流量的计算的表现最好;模型 2111(h1 的层函数为二元一次方程且 h2、h3、outp 的层函数为一元一次线性方程)在对日平均 24 h 预报进库流量的预测的表现最好。对于水库流量大的情况,各模型表现较差,模型 2111 的表现相对较好,提高层函数的复杂程度对于峰值的准确度有一定的正面的贡献。综合考虑模型 2111 的表现最好。

本文建立的模型的输入只涉及到了降水和蒸发的要素,这些要素在气象部门有可靠的数据作为支撑,对于专业气象服务人员有非常好的可操作性。模型输出对整个汛期日平均进库流量的计算和预报结果较好,但在水库进库流量大的情况下计算和预报的结果较差,模型还有很大的可优化空间。在后续的气象观测中补充训练集数据的长度,或者在模型输出端进行数据质量控制,可以提高模型的准确度。

参考文献

- [1] 石庆安,李意,罗天文,等. 平寨水库年最大洪峰流量预报模型研究[J]. 水力发电,2021,47(11):1-3.
- [2] 陈强. 彭水—沙沱区间流量与面雨量关系研究[J]. 电工技术,2021(24):5-8.
- [3] 史玉品,刘兴盛,刘龙庆,等. Topmodel 在故县水库进库流量预报中的应用[J]. 水资源与水工程学报,2013(3):212-215.
- [4] 张亚萍,程明虎,刘德. 利用天气雷达观测资料预报小流域流量[J]. 气象学报,2012,70(3):562-575.
- [5] 包红军,赵琳娜. 基于集合预报的淮河流域洪水预报研究[J]. 水利学报,2012(2):94-102.
- [6] 余豪. 基于气象水文耦合模型的洪水预报与洪水优化调度方法及应用研究[D]. 大连:大连理工大学,2013.
- [7] BELL V A, KAY A L, JONES R G, et al. Development of a high resolution grid-based river flow model for use with regional climate model output[J]. Hydrology and Earth Systems Sciences, 2007, 11(1):532-549.
- [8] CABUS P. River flow prediction through rainfall-runoff modelling with a probability-distributed model (PDM) in Flanders, Belgium[J]. Agricultural Water Management, 2008, 95:859-868.
- [9] MATHIAS S A, MCINTYRE N, OUGHTON R H. A study of non-linearity in rainfall-runoff response using 120 UK catchments[J]. Journal of Hydrology, 2016, 540:423-436.

- [10] 胡兴林. 概化的 Tank 模型及其在龙羊峡水库汛期日平均进库流量预报中的应用[J]. 冰川冻土, 2001, 23(1): 57-62.
- [11] 刘章君, 郭生练, 钟逸轩, 等. 基于 Copula 函数的进库洪水与坝址洪水关系研究[J]. 水文, 2016, 36(5): 1-7.
- [12] 马超, 崔喜艳. 水库月平均进库流量滚动预报及其不确定性研究[J]. 水力发电学报, 2018, 37(2): 59-67.
- [13] 曹丽青, 林振山. 基于 EMD 的 HHT 变换技术在长江三峡水库年平均进库流量预报中的应用[J]. 水文, 2008, 28(6): 21-24.
- [14] 王毓森, 黄维东. 基于变异诊断分析的大通河流量预报模型研究[J]. 人民黄河, 2016, 38(2): 23-27.
- [15] 钱名开, 徐时进, 王善序, 等. 淮河息县站流量概率预报模型研究[J]. 水文, 2004, 24(2): 23-25.
- [16] 王竹, 杨旭, 张静, 等. 基于 BP 神经网络的大伙房水库洪水预报[J]. 水电能源科学, 2016, 34(4): 37-40.
- [17] 金保明, 颜望栋, 张烜, 等. 基于径向基函数神经网络的洪水预报方法[J]. 南昌大学学报(工科版), 2018, 40(3): 46-52.
- [18] 韦琦, 吴哲红, 王兴菊, 等. 基于动态聚类法的安顺降雪环流分型研究[J]. 中低纬山地气象, 2022, 46(3): 74-79.
- [19] 彭宇翔, 文继芬, 李皓, 等. 基于决策树模型的贵州降雹识别研究[J]. 中低纬山地气象, 2021, 45(6): 99-101.
- [20] 凤凰县地方志编纂委员会. 凤凰县志(1978-2001)[M]. 北京: 方志出版社, 2015.
- [21] 湘西州委党史研究室. 湘西州年鉴(2019)[M]. 北京: 中共党史出版社, 2020.
- [22] 肖瑶, 王新奎. 湘西自治州山洪灾害浅析[J]. 湖南水利水电, 2017(3): 42-44.
- [23] 彭英锋. 浅析湘西州澧水流域防洪减灾对策[J]. 2020(6): 83-85.
- [24] 中国气象局. 地面气象观测规范[M]. 北京: 气象出版社, 2003.
- [25] 荣辉, 张济世. 人工神经网络及其现状与展望[J]. 电子技术应用, 1995(10): 4-5.