

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2021.03.005

引汉济渭工程调水区月径流预报模型研究

李 静¹, 黄 强¹, 杨元园^{1,2}, 黄生志¹, 刘登峰¹, 孟二浩¹

(1. 西安理工大学 西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西 西安 710048;

2. 陕西省水资源与环境重点实验室, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对各预报模型预报结果精度评价不统一的现状, 考虑径流具有非线性、突变及非平稳性等特点, 本文构建了包含均方根误差(RMSE)、平均绝对百分误差(MAPE)和 Nash 效率系数(NSE)三项指标的综合评价系统, 对自回归滑动平均模型(ARMA)、人工神经网络模型(ANN)和支持向量机模型(SVM)在径流汛期和非汛期内进行了预报精度评价。结果表明: ①单一评价指标下, ARMA 模型与 SVM 模型预报结果精度相近, 而综合评价系统表明, SVM 模型预报精度优于 ARMA 模型; ②三种模型在非汛期预报精度均高于汛期预报精度, SVM 预报效果均最好。将径流进行分割后预报, 预报精度可提高。本研究获得了可靠性和精度较高的月径流预报模型, 可为工程水资源高效配置提供理论和技术支撑。

关键词: 径流预报; 支持向量机模型; 综合评价系统; 引汉济渭工程; 汛期与非汛期

中图分类号: TV121+.4

文献标志码: A

文章编号: 1006-4710(2021)03-0338-07

Research on monthly runoff forecasting model in water diversion area of the Han to Wei diversion project

LI Jing¹, HUANG Qiang¹, YANG Yuanyuan^{1,2}, HUANG Shengzhi¹,
LIU Dengfeng¹, MENG Erhao¹

(1. State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region of China, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Water Resources and Environment, Xi'an 710048, China)

Abstract: In view of the current situation that the prediction results accuracy evaluation of various prediction models is not uniform, with the characteristics of non-linearity, abrupt change and non-stationary of runoff considered, a comprehensive evaluation system with three indexes is constructed in this paper, which includes the root mean square error (RMSE), the mean absolute percentage error (MAPE) and the Nash efficiency coefficient (NSE). The prediction accuracy of the autoregressive moving average model (ARMA), artificial neural network model (ANN) and support vector machine model (SVM) are evaluated in flood season and non-flood season. The results show that: ① Under a single evaluation index, the prediction accuracy of the ARMA model and the SVM model are similar, and the comprehensive evaluation system shows that the prediction accuracy of the SVM model is better than that of the ARMA model; ② The prediction accuracy of the three models in non-flood season is higher than that in flood season, and the SVM prediction effect is the best. The forecast accuracy can be improved by dividing the runoff. This study has obtained a reliable and accurate monthly runoff forecast model, providing the theoretical and technical support for the efficient allocation of engineering water resources.

Key words: runoff forecast; support vector machine model; comprehensive evaluation system; the Han to the Wei diversion project; flood season and non-flood period

收稿日期: 2020-10-07; 网络出版日期: 2021-04-13

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.n.20210413.1351.004.html>

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(52009099); 国家自然科学基金面上基金资助项目(51779203); 中国博士后科学基金资助项目(2019M653882XB); 陕西省教育厅基金资助项目(18JS074); 清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室联合基金资助项目(sklhse-2019-Iow06)

第一作者: 李静, 女, 硕士生, 研究方向为水文学及水资源。E-mail: 944393931@qq.com

通信作者: 杨元园, 男, 博士, 讲师, 研究方向为水库群优化调度与海绵城市水文模拟。E-mail: yuanyuanyang@xaut.edu.cn

径流具有高度复杂性、非平稳性、动态性和非线性特点,它的现象和特征模式不容易被预报。近年来许多学者对高精度径流预报进行了研究^[1-2]。传统的时间序列预测模型是在考虑一致性条件下进行的,而机器学习能更好地捕捉径流非平稳性和非一致性的特点。随着高精度预报模型及组合预报模型不断被提出^[3-6],评价模型或组合模型的预报结果非常重要。

目前,大多数研究学者对预报结果的评判往往选用单一评价指标。不同评价指标对模型结果分析存在差异,若仍用单一指标来评价预报精度,很可能造成模型预报结果与实际相差较大而整体性精度较高。因此,构建综合评价指标系统对预报结果进行评价至关重要。

均方根误差(root mean squared error, RMSE)可用来评价预测值与真实值之间的偏差,被广泛用于模型计算结果评价^[7-8]。平均绝对百分误差(mean absolute percentage error, MAPE)是一个常用于衡量预测准确性的统计指标,如时间序列的预测^[9-10]。NASH 效率系数(nash-sutcliffe efficiency coefficient, NSE)常用来评价模型质量^[11-12]。因此,构建由以上三种评价指标组成的综合评价系统,可全面的评价一个模型预报结果的好坏。

自回归滑动平均模型(auto regressive moving average models, ARMA)、人工神经网络模型(artificial neural network models, ANN)、支持向量机(support vector machine models, SVM)常用于中长期径流预报^[13-16]。研究高精度的径流预测模型可以有效指导水资源跨流域调度,提高“引汉济渭”工程的水资源利用率,关中地区的缺水情况可以得到有效的解决,促进可持续发展。

预报方法在不断完善,但当前研究主要基于各水文年长序列数据,将长序列拆分为短序列后再进行预报的研究不多。针对径流的特点,径流序列在非汛期比汛期时间长,突变少,两者径流特征相差较大,可将长序列数据系列进行汛期非汛期划分,在划分后的数据基础上,再采用模型进行径流预报。

本文以“引汉济渭”工程调水区黄金峡断面和三河口断面的为研究对象进行月径流预报研究,将径流数据进行汛期和非汛期划分,在此基础上分别构建了基于 Huber 权重计算的 ARMA 模型、基于切 S 型函数进行传递计算的 ANN 模型和基于径向基函数为核函数和遗传算法进行参数优选的 SVM 模型,并采用构建的综合评价指标系统对预报结果进行评价,综合选出预报效果最好的模型。可为“引汉

济渭”工程提供较为精准的预报模型,为水库优化调度和合理配置水资源提供选择。

1 数据与方法

1.1 数据来源

本次研究选取了黄金峡断面和三河口断面的综合流入径流资料。研究分析了两个断面从 1955—2009 年共 55 年的月径流资料。按照 8 : 2 的比例分为率定期及验证期。

1.2 汛期与非汛期划分

对于汛期与非汛期的划分国内外的研究中已存在很多种方法,例如模糊统计法、相对频率法、变点分析法以及片段法等^[17]。片段法是将径流序列看作整体算出多年平均值,将突变的数据进行了整体均分,能更准确地确定整体序列的汛期非汛期,作为预报的数据输入。因此本文选用了片段法对月径流量进行分析并进行划分。

片段法是通过已知的一个 N 年年径流量序列的样本进行分解,求出多年平均年径流量以及多年平均月径流量。用历史样本中 N 年序列的对应的多年月平均径流量除以多年年平均径流量,得到的结果为该系列每年 12 个标准化的月径流不规则因子。

将不规则因子值进行统计分析,因子大于 1 的月份为汛期,因子小于 1 的月份为非汛期。计算公式如下:

$$\omega = \frac{\bar{X}_{i,j}}{\bar{X}_i} \quad (1)$$

式中: ω 为不规则因子值; $\bar{X}_i$ 为 1 到 i 年多年年平均径流量; $\bar{X}_{i,j}$ 为 j 月多年月平均径流量。

分析计算黄金峡断面和三河口断面的 55 年每月径流量及每年径流量数据序列,得到多年月平均流量和多年年平均流量。

表 1 为两断面多年月平均径流量和多年年平均径流量。从表 1 可以看出黄金峡断面流量远比三河口断面流量大,黄金峡和三河口断面多年月平均流量最大的均为 7 月、8 月、9 月和 10 月。

从表 1 中可以得两断面多年月平均和多年年平均径流量,带入式(1)中进行计算,得到两个断面在 55 年时间长度内的月径流年内不规则因子,图 1 为黄金峡和三河口断面年内不规则因子图。

根据汛期非汛期判断准则,从图 1 可以看出,黄金峡和三河口断面不规则因子超过 1 的月份共有 4 个月,为图中橙色部分,因此,两断面的汛期划分为 7~10 月;非汛期划分为 1~6 月、11 月和 12 月。

表 1 黄金峡和三河口断面径流量
Tab.1 Runoff of Huangjinxia and Sanhekou Sections
单位:亿 m³

月份	多年月平均		多年年平均	
	黄金峡	三河口	黄金峡	三河口
1	58.75	5.06		
2	53.90	4.44		
3	66.94	6.92		
4	129.61	17.01		
5	163.09	25.26		
6	163.27	26.62		
7	438.60	65.90	210.40	27.29
8	368.08	53.47		
9	527.78	61.45		
10	322.49	38.58		
11	150.32	15.87		
12	81.96	6.93		

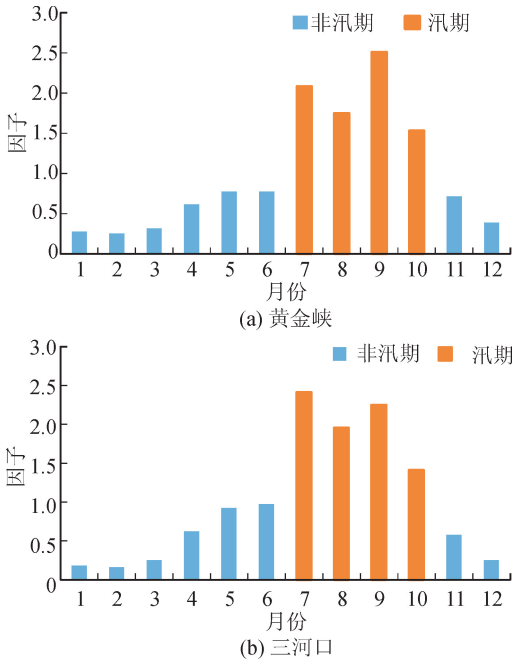


图 1 黄金峡和三河口断面年内不规则因子图
Fig.1 Annual irregularity factor map of Huangjinxia and Sanhekou sections

1.3 径流预报模型

1) 自回归滑动平均模型(ARMA)

ARMA 表达式由 AR 模型的 p 阶自回归表达式和 MA 模型的 q 阶滑动平均表达式共同组成,用权函数中的 Huber 权重进行一系列计算。

2) 人工神经网络模型(ANN)

在径流预报方面,ANN 模型主要有输入层、隐藏层和输出层三个部分。传递函数提供了非线性映

射潜力,本文选用的是切 S 型传递函数,该函数能够捕捉水流的非线性关系。训练选取了反向传播监督学习算法。前向传播和后向传播为网络训练的两个阶段,在前向传播阶段,神经元的计算是通过权重实现的。

3) 支持向量机模型(SVM)

SVM 通过监督学习方式对数据进行二元分类,其决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面。验证构造后的核函数对输入空间内的任意 Gram 矩阵是半正定矩阵是困难的,因此通常的选择是使用现成的核函数。本次研究选取的核函数是径向基函数。在此核函数下,正则化常数 C 和核函数自带参数 γ 及误差容限 ϵ 对预报效果有较大影响。通过调节参数和结果分析得到本次建立模型的误差容限 ϵ 为 0.002。在构建模型时,采用遗传算法对正则化常数和核函数自带参数进行优选^[18]。

1.4 预报结果评价指标

本文选择了均方根误差(RMSE)、平均绝对百分误差(MAPE)和 Nash 效率系数(NSE)三个评价指标。用该三个评价指标构建的评价体系,综合评价此次预报构建 ARMA、ANN 和 SVM 的预报效果,并进行比较。

RMSE 是每个预报值与真实值差值的平方和与观测次数 n 的比值的平方根,可评价径流序列中高值的预报效果。RMSE 值越小,表明该预报径流序列与实测径流序列在高值处的预报效果更好。计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i^* - R_i)^2}{n}} \tag{2}$$

式中: R_i^* 为径流预测值; R_i 为径流实测值。

MAPE 是绝对百分比误差的平均值,可评价径流序列中平稳值的预报效果。MAPE 越小,该径流序列与实测径流序列在平稳期的预报效果更好。计算公式如下:

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{|R_i^* - R_i| \times 100}{n R_i} \tag{3}$$

式中字母含义同式(2)。

NSE 可作为模型的预报效率评价指标。NSE 取值范围为 $(-\infty, 1)$,NSE 接近 1,表示模型质量好,模型可信度高;NSE 接近 0,表示预报结果接近观测值的平均值水平,即总体结果可信,但过程模拟误差较大;NSE 远远小于 0,表示该模型不可靠^[19]。计算公式如下:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (R_i^* - R_i)^2}{\sum_{i=1}^n (R_i^* - \bar{R})^2} \quad (4)$$

式中: $\bar{R}$ 为径流实测值的平均值,其余字母含义同上。

三个评价指标分别从预报结果峰值、预报结果平稳值及模型整体预报效果三个方面对预报结果进行评价,综合评价系统可避免因整体趋势一致而导致的预报精度较高而结果却不理想问题。

1.5 输入变量

由 1.1 节研究结果可知,黄金峡和三河口断面汛期有 4 个月、非汛期有 8 个月。因此,设定 7 种情形作为本次模型的输入变量,表 2 为输入变量的情景。

表 2 输入变量情景集

Tab. 2 Input variable scenario set

情景	输入变量
1	X_{t-1}
2	X_{t-1}, X_{t-2}
3	$X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}$
4	$X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}$
5	$X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}$
6	$X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}$
7	$X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}$

注: $X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}$, 分别表示滞时为 1、2、3、4、5、6、7 个月的月径流序列输入。

ARMA、ANN 和 SVM 模型是以数据为驱动的预报模型,选择合适的滞时输入变量个数非常重要,包含不相关的输入将导致较差的模型精确度和复杂度,因此需要分析前期流量对当前流量的影响来确定作为输入变量的取值^[20]。在此采用自相关系数法来分析。黄金峡月径流序列和三河口月径流序列的自相关系数计算结果如下(计算公式见文献^[21]中式(3-7))。

计算黄金峡径流滞时相关性系数可知,汛期内,1 月和 4 月的径流相关性系数最好,分别为 0.28 和 0.32;非汛期内,径流滞时 1 月和 7 月的相关性系数最好,分别为 0.31 和 0.35。因此汛期变量输入选择为情景 1 和情景 4,非汛期为情景 1 和情景 7。

用相同方法得到,三河口汛期径流滞时为 1 月和 4 月的相关性系数最好,分别为 0.37 和 0.34;非汛期径流滞时 1 月、7 月的相关性系数最好,分别为 0.38 和 0.41。因此,汛期输入变量的选择为情景 1 和情景 4,非汛期为情景 1 和情景 7。

根据选定的输入情景,分别采用构建的 ARMA 模型、ANN 模型和 SVM 模型对黄金峡和三河口两个断面进行汛期非汛期月径流预报。

根据构建的综合评价指标分析体系,分别对三种模型的预报结果进行均方根误差、平均绝对百分误差和 Nash 效率系数计算。分析预报结果,综合评选出三个模型中预报效果最优、预报精度最高的预报模型。

2 结果与讨论

2.1 汛期月径流预报结果

将黄金峡断面和三河口断面汛期数据滞时为 1 和 4 月的情景 1 和情景 4 的径流数据序列分别带入三种预报模型,得到汛期预报结果。分别计算两断面汛期月径流预报结果与实测数据间的 RMSE、MAPE 和 NSE。图 2 为黄金峡汛期月径流预报结果。

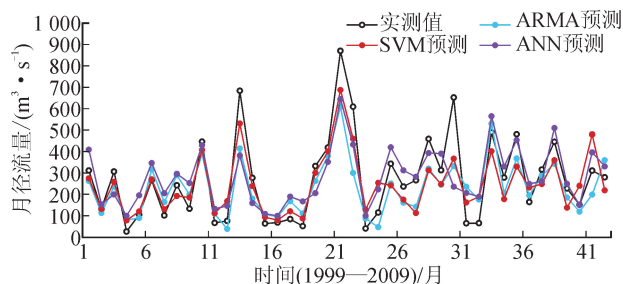


图 2 黄金峡汛期月径流预报结果

Fig. 2 Flood season monthly runoff forecast results of Huangjinxia Section

从图 2 可以看出,黄金峡汛期月径流三种模型的预报结果较实测数据都有所偏差,径流实测值变化较大,无规律可循。ANN 模型结果偏差较大,在峰值处预报值低于实测值,大部分预报值都较实测值偏高,特别是在 26~31,趋势发生改变,原因在于在构建 ANN 模型时,选择的切 S 型函数,该函数虽然可捕捉非线性关系,但是不能很好地捕捉径流的整体趋势。而 ARMA 模型的预报结果与 ANN 相反,整体预报结果较实测值偏低,ARMA 模型是传统预报模型,不能很好捕捉径流间的非线性关系,导致预报效果不优。相对于 ARMA 模型,SVM 模型预报结果变化趋势与实测数据更为相似,构建 SVM 模型时,采用的遗传算法进行参数优选,可有效提高模型的预报能力。三种模型在峰值处的预报结果都偏低。可能原因是在捕捉黄金峡率定期的汛期关系时出现偏差。

表 3 为黄金峡汛期月径流预报结果分析计算结果。

表 3 黄金峡汛期月径流预报结果分析

Tab. 3 Analysis of monthly runoff forecast results in flood season of Huangjinxia Section

评价指标	RMSE/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	MAPE/%	NSE/%
ANN 模型	118.93	59.80	63.04
ARMA 模型	114.67	48.93	65.64
SVM 模型	99.01	47.75	74.38

从表 3 可以得到,单从 MAPE 看,ARMA 模型和 SVM 模型预报效果相差不大,仅相差 1.18%,无法准确地确定哪种模型预报效果较好,但是结合 RMSE 和 NSE,可发现 SVM 模型预报效果明显优于 ARMA 模型。综合评价指标表明,三种模型预报精度:SVM>ARMA>ANN。

图 3 为三河口汛期月径流预报结果。

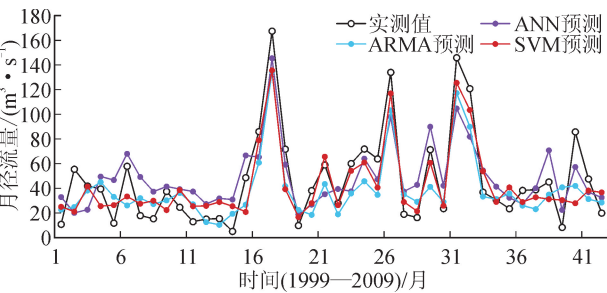


图 3 三河口汛期月径流预报结果
Fig. 3 Flood season monthly runoff forecast results of Sanhekou Section

从图 3 可以看出,SVM 模型预报结果与实测值趋势相似,更接近实测值。表 4 为三河口汛期月径流预报结果分析计算结果。

表 4 三河口汛期月径流预报结果分析

Tab. 4 Analysis of monthly runoff forecast results in flood season of Sanhekou Section

评价指标	RMSE/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	MAPE/%	NSE/%
ANN 模型	21.18	76.86	68.74
ARMA 模型	20.53	60.64	70.65
SVM 模型	18.35	56.57	76.54

从表 4 可以看出,综合评价指标表明三种模型预报精度:SVM>ARMA>ANN。

2.2 非汛期月径流预报结果

将黄金峡断面和三河口断面的非汛期径流序列滞时为 1 和 7 月的情景 1 和情景 7 序列分别带入三种预报模型,得到汛期预报结果。分别计算两断面非汛期月径流预报结果与实测数据间的 RMSE、MAPE 和 NSE。图 4 为黄金峡非汛期三种月径流模型预报结果。

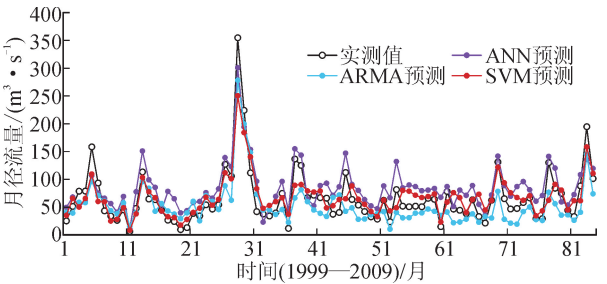


图 4 黄金峡非汛期月径流预报结果
Fig. 4 Non-flood season monthly runoff forecast results of Huangjinxia Section

从图 4 可以看出,黄金峡非汛期三种模型月径流预报结果 SVM 模型预报效果最好,ANN 预报结果较实测值有较大误差,其中几个月高于实测值,ARMA 预报结果连续几个月较实测值过低。但三种模型预报结果整体与实测值趋势变化一致。与汛期相比,非汛期预报结果的整体趋势与实测值并无太大差异,且整体预报结果优于汛期预报结果,三种模型更好地捕捉了非汛期径流间的非线性关系,非汛期径流变化较平稳,规律可循。

表 5 为黄金峡汛期月径流预报结果分析计算结果。

表 5 黄金峡非汛期月径流预报结果分析

Tab. 5 Analysis of monthly runoff forecast results in non-flood season of Huangjinxia Section

评价指标	RMSE/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	MAPE/%	NSE/%
ANN 模型	29.37	63.67	66.03
ARMA 模型	28.23	43.48	70.65
SVM 模型	24.17	34.19	76.98

从表 5 可以看出,三种模型预报精度:SVM>ARMA>ANN。

图 5 为三河口非汛期月径流预报结果。

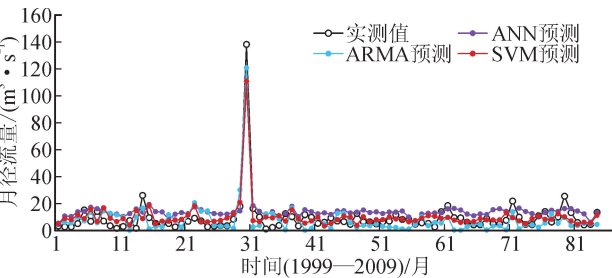


图 5 三河口非汛期月径流预报结果
Fig. 5 Non-flood season monthly runoff forecast results of Sanhekou Section

从图 5 可以看出,三河口非汛期三种模型预报结果较实测值来说最为接近的是 SVM 模型,不会过高,也不会过低。预报效果较好。表 6 为三河口汛期月径流预报结果分析计算结果。

表 6 三河口非汛期月径流预报结果分析
Tab. 6 Analysis of monthly runoff forecast results in
non-flood season of Sanhekou section

评价指标	RMSE/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	MAPE/%	NSE/%
ANN 模型	7.98	141.10	71.71
ARMA 模型	7.23	100.54	76.72
SVM 模型	6.42	89.02	81.66

从表 6 可以得到,三种模型预报精度:SVM>ARMA>ANN。

2.3 讨 论

对于黄金峡和三河口断面的汛期和非汛期月径流预报,ARMA、ANN 和 SVM 中预报效果最好的是 SVM 模型。该结果与张俊^[22]计算结果一致。选取的三个评价指标组成了一个综合的评价体系,更全面地评价三种模型预报效果的准确性。

对于模型的结果分析,ANN 模型的泛化能力比较差,有时会陷入局部最优解的困局,而且没有明确的物理机制,导致它在实际应用中会存在一定局限性和不合适性。因此本次构建 ANN 模型时选择切 S 型传递函数,该函数能捕捉水流的非线性关系,且选择权重法确定输入神经元的个数。结果表明 ANN 模型虽然在三个模型中模拟效果不及 ARMA 和 SVM 模型,但是结果仍然可信,且 ANN 模型洪峰预报结果与实测数据较为相近,洪峰预报效果较好。

ARMA 模型是传统的预报模型,本文通过构建基于稳健估计的 ARMA 模型进行径流预报,在构建模型时,选用了 Huber 权重进行计算。结果表明预报效果较好,存在的问题是 ARMA 模型在平稳序列的预报结果整体偏低,在非平稳序列的预报结果整体偏高,虽然综合预报效果比 ANN 好,但是与实际的序列过程还是有所偏差。

SVM 模型的预报结果最好,研究结果表明参数的选择对于预报的泛化性能影响较大。本文在构建 SVM 模型时,选用了径向基函数作为 SVM 的核函数,将数据运用到高级空间,再通过遗传算法进行参数选择。本次构建的 SVM 模型在三种预报效果最好,具有较好的泛化能力,能寻找全局最优解且进行快速准确拟合和预报,且从图中可知模型的整体预报趋势与偏差与实测数据都较小。对于非线性和非平稳径流序列,显示出了 SVM 的优越性。

对于相同断面的汛期和非汛期月径流预报,SVM 模型、ARMA 模型、ANN 模型在非汛期的预报精度高于汛期的预报精度。可能原因是本次径流数据序列在非汛期的变化较为平缓,没有发生突变

的情况,模型能更好地捕捉到非汛期径流序列的变化规律。在进行径流预报时,可将径流进行汛期和非汛期划分之后在进行预报。

构建的综合评价指标可从洪峰、平稳期以及整体趋势三个方面评价模型预报结果精度,可帮助选定最合适最有效的预报模型,本次构建的综合评价指标系统对 SVM 模型、ARMA 模型、ANN 模型预报结果评价,得到预报效果最好的是 SVM 模型。

3 结论和展望

3.1 结 论

1) 综合评价指标系统可以更全面地评价一个模型的预报精度和整体预报结果的好坏。以黄金峡汛期预报结果评价为例,在 RMSE 作为评价指标时,ANN 模型为 $118.93 \text{ m}^3/\text{s}$, ARMA 模型为 $114.67 \text{ m}^3/\text{s}$, SVM 模型为 $99.01 \text{ m}^3/\text{s}$ 。RMSE 可评价径流序列中高值的预测效果,但是 ANN 模型与 ARMA 模型的 RMSE 相差不大。SVM 模型的预测效果在高值处最好,ARMA 模型略好于 ANN 模型。在 MAPE 作为评价指标时,ANN 模型的 MAPE 为 59.80%, ARMA 模型的 MAPE 为 48.93%, SVM 模型的 MAPE 为 47.75%。MAPE 可评价径流序列中平稳值的预测效果, SVM 模型与 ARMA 模型的 MAPE 几乎没有大的差别, ANN 模型的预测效果较差一点。在 NSE 作为评价指标时, ANN 模型的 NSE 为 63.04%, ARMA 模型的 NSE 为 65.64%, SVM 模型的 NSE 为 74.38%。NSE 可评价模型的好坏。因此,综合三个评价指标表明: SVM>ARMA>ANN。

2) 本文提出的三个评价指标结果综合表明黄金峡和三河口两个断面汛期和非汛期内构建的三个模型 SVM 的预报效果均最好, ARMA 次之, ANN 较差,基于结构风险最小化诱导原理 SVM 模型的预报效果较好。且非汛期预报精度高于汛期预报精度,模型在非汛期更好地捕捉径流变化规律。

3.2 展 望

虽然完成了调水区径流预报模型的研究,但因数据不够充足,文章还存在值得探讨的地方:本文仅采用径流数据作为输入因子,更多的输入因子能够结合更多的因素,让预报效果提高。因此,未来研究可引入降水和蒸发数据,以进一步提高模型预报精度。

参考文献:

[1] CROTTI G, LEANDRO J, BHOLA P. A 2D real-time flood forecast framework based on a hybrid historical and synthetic runoff database[J]. Water, 2019, 12(1):

- 114.
- [2] 纪昌明,梁小青,张验科,等. 入库径流预报误差随机模型及其应用[J]. 水力发电学报,2019,38(10):75-85.
JI Changming, LIANG Xiaoqing, ZHANG Yanke, et al. Stochastic model of reservoir runoff forecast errors and its application[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2019, 38(10): 75-85.
- [3] 孙凤玲,李继清,张验科. 径流预报误差的混合 t Location-Scale 分布模型及应用[J]. 水力发电,2020,46(12):13-18.
SUN Fengling, LI Jiqing, ZHANG Yanke. T location-scale distribution model of runoff prediction errors and its application[J]. Water Power, 2020, 46(12): 13-18.
- [4] 赵泽谦,黄强,明波,等. 基于多模型随机组合的水文集合预报方法研究[J]. 水力发电学报,2021,40(1):76-87.
ZHAO Zeqian, HUANG Qiang, MING Bo, et al. Hydrological ensemble forecasting method based on stochastic combination of multiple models[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021, 40(1): 76-87.
- [5] 王红瑞,魏豪杉,胡立堂,等. 基于遗传算法的 SVM-AR 改进模型与应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(6):488-497.
WANG Hongrui, WEI Haoshan, HU Litang. Improved model and application of SVM-AR based on genetic algorithm[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2020, 48(6): 488-497.
- [6] 李伶杰,王银堂,胡庆芳,等. 基于时变权重组合与贝叶斯修正的中长期径流预报[J]. 地理科学进展,2020,39(4):643-650.
LI Lingjie, WANG Yintang, HU Qingfang, et al. Mid-and long-term runoff prediction based on time-varying weight combination and Bayesian correction[J]. Progress in Geography, 2020, 39(4): 643-650.
- [7] 张华,陈永访,何贵成,等. 基于 WRF/CALMET 模型的河谷地形近地面风场的数值同化研究[J]. 水利水电技术,2020,51(11):125-131.
ZHANG Hua, CHEN Yongfang, HE Guicheng, et al. WRF/CALMET model-based study on numerical assimilation of near-surface wind field in river valley[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(11): 125-131.
- [8] 石希,孙健,史立地. 基于 Landsat 卫星遥感资料的河流水温反演研究[J]. 水力发电学报,2021,40(2):121-130.
SHI Xi, SUN Jian, SHI Lidi. Derivation of river surface temperature from Landsat thermal infrared data[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021, 40(2): 121-130.
- [9] 孙望良,周建中,彭利鸿,等. DFA_VMD_LSTM 组合日径流预测模型研究[J]. 水电能源科学,2021,39(3):12-15.
SUN Wangliang, ZHOU Jianzhong, PENG Lihong, et al. Study on DFA_VMD_LSTM hybrid daily runoff forecasting model[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(3): 12-15.
- [10] 夏德锋,易善桢,谢文豪,等. 基于 WGEN 天气发生器的石羊河流域降水模拟[J]. 水电能源科学,2020,38(5):1-5.
XIA Defeng, YI Shanzhen, XIE Wenhao, et al. Simulation of precipitation in Shiyanghe River Basin Based on weather-generator[J]. Water Resources and Power, 2020, 38(5): 1-5.
- [11] 周凡涵,刘丙军,胡家显,等. 基于人工神经网络的河口区盐水入侵预报研究[J]. 水文,2020,40(6):55-62.
ZHOU Fanhan, LIU Bingjun, HU Jiayu, et al. Study of estuarine salinity prediction based on wavelet artificial neural network[J]. Journal of China Hydrology, 2020, 40(6): 55-62.
- [12] 段勇,任磊. 基于 BP 神经网络的黄河中游日径流预测研究[J]. 人民黄河,2020,42(增刊 2):5-8.
- [13] 王涛,徐海丽,李铭. 多模型不同时间尺度中长期径流预报研究[J]. 水电站设计,2019,35(3):61-63.
- [14] 王鹏,李立,谢鹏. 中长期水文预报神经网络模型结构的确定及应用研究[J]. 江苏科技信息,2017(3):27-31.
WANG Peng, LI Li, XIE Peng. Study on model structure and application of Neural Network Model in medium and long-term hydrologic prediction[J]. Jiangsu Science and Technology Information, 2017(3): 27-31.
- [15] 林剑艺,程春田. 支持向量机在中长期径流预报中的应用[J]. 水利学报,2006,37(6):681-686.
LIN Jianyi, CHEN Chuntian. Application of support vector machine method to long-term runoff forecast[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2006, 37(6): 681-686.
- [16] 孙传文,钟平安,万新宇,等. 考虑季节因子的支持向量机径流预测模型[J]. 中国农村水利水电,2014(4):101-104.
SUN Chuanwen, ZHONG Pingan, WAN Xinyu, et al. Seasonal support vector machine model of the runoff forecast[J]. China Rural Water and Hydropower, 2014(4): 101-104.
- [17] 冯琳. 基于多因素方法的辽宁省汛期分期研究[J]. 水利规划与设计,2018(5):93-96.
- [18] 汤可宗. 遗传算法与粒子群优化算法的改进及应用研究[D]. 南京:南京理工大学,2011.
TANG Kezong. Modifications and application research on genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm[D]. Nanjing: Nanjing University Of Science And Technology, 2011.
- [19] 张高峰,喻丽莉,李妍,等. 新安江模型在径流预报中的一致性分析[J]. 人民长江,2019,50(增刊 1):75-78.
- [20] 王文川,程春田. 基于遗传程序设计的中长期径流预报模型研究与应用[J]. 水电能源科学,2006,24(6):29-32,60.
- [21] 丁晶,刘权授. 随机水文学[M]. 北京:中国水利水电出版社,1997.
- [22] 张俊. 中长期水文预报及调度技术研究与应用[D]. 大连:大连理工大学,2009.
ZHANG Jun. Mid-and-long term hydrological forecasting and operation techniques research and application[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009.

(责任编辑 王绪迪)