

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2018.04.001

新安江模型和支持向量机模型实时洪水预报应用比较

霍文博¹,朱跃龙²,李致家¹,冯 钧²,周 莉¹,孔 俊²

(1. 河海大学水文水资源学院,江苏 南京 210098; 2. 河海大学计算机与信息学院,江苏 南京 211100)

摘要: 选择新安江模型和支持向量机模型分别在浙江省、陕西省的4个流域进行实时洪水预报,并使用K-最近邻实时校正法对新安江模型预报结果实时校正,比较2种模型在不同流域的应用效果,其中选择确定性系数、峰现时间误差、洪峰相对误差和均方误差作为模型预报评价指标。进一步改变预报预见期并分析2种模型在不同预见期内的预报精度。研究表明,新安江模型和支持向量机模型在不同流域洪水预报中各有优势,支持向量机模型预报精度受降雨精度影响较大。当预报预见期较长时,新安江模型预报结果更好;随着预见期缩短,支持向量机模型预报精度显著提高,在短预见期实时预报中支持向量机模型优势更明显。在预报难度较大的半湿润半干旱流域,新安江模型和支持向量机模型在率定期和实时预报过程中均具有较高精度。

关键词: 实时洪水预报;新安江模型;数据驱动模型;支持向量机模型;K-最近邻实时校正法;洪水预见期

中图分类号:P338 文献标志码:A 文章编号:1000-1980(2018)04-0283-07

Comparison of Xin'anjiang model and Support Vector Machine model in the application of real-time flood forecasting

HUO Wenbo¹, ZHU Yuelong², LI Zhijia¹, FENG Jun², ZHOU Li¹, KONG Jun²
(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: The Xin'anjiang model and Support Vector Machine (SVM) model were applied to the real-time flood forecasting of 4 basins in Zhejiang Province and Shaanxi Province. The K-Nearest Neighbor algorithm was used to correct the results of Xin'anjiang model. The forecasting results of different basins with two models were compared and analyzed by the evaluation indices of certainty coefficient, flood peak time error, flood peak relative error and mean square error. Further study was made to analyze the forecasting accuracy of two models in different forecast periods. The results show that Xin'anjiang model and Support Vector Machine model have their own advantages in the real-time flood forecasting of different basins. The accuracy of Support Vector Machine model is more susceptible to the accuracy of precipitation forecasting. Xin'anjiang model performs better in the case of long forecast period. With the forecast period reduced, the accuracy of Support Vector Machine was obviously improved. Meanwhile, Support Vector Machine model has a higher forecasting accuracy in the short forecast period. However, in semi-humid and semi-arid basins where the flood forecasting is difficult, the Xin'anjiang model and Support Vector Machine model have high accuracy in both calibration periods and real-time forecasting processes.

Key words: real-time flood forecasting; Xin'anjiang model; Data-driven model; Support Vector Machine model; K-Nearest Neighbor real-time correction; flood forecast period

基金项目: 国家自然科学基金(41130639,51179045);水利部公益性行业科研专项(201501022)

作者简介: 霍文博(1992—),男,博士研究生,主要从事水文模型与水文预报研究。E-mail: hwb1992@hhu.edu.cn

引用本文: 霍文博,朱跃龙,李致家,等. 新安江模型和支持向量机模型实时洪水预报应用比较[J]. 河海大学学报(自然科学版),2018,46(4):283-289.

HUO Wenbo, ZHU Yuelong, LI Zhijia, et al. Comparison of Xin'anjiang model and Support Vector Machine model in the application of real-time flood forecasting[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2018, 46(4): 283-289.

洪水预报对于防洪决策、水库调度、发电、灌溉等工作具有重要作用^[1],利用水文模型进行洪水预报是一种常用方法。目前的洪水预报模型主要可分为两大类——传统水文模型和数据驱动模型。传统水文模型是具有明确物理关系的概念性模型和物理基础模型,如新安江模型、TOPMODEL、萨克拉门托模型等。国内外学者在利用传统水文模型进行洪水预报方面做过许多研究:刘新仁^[2]建立了新安江模型不同时间尺度的模型系列,并在淮河流域进行预报,发现分层次系列化的模拟可以提高结果精度和可靠度;李致家等^[3]将雷达测雨数据与新安江模型耦合进行实时洪水预报,发现使用雷达测雨数据作为洪水预报输入具有广泛的应用前景;Petheram 等^[4]使用 5 种概念性水文模型在澳大利亚北部 2 个流域进行试验,研究发现在率定过程中结构越复杂的模型表现越好,但在无资料流域预报时各模型结果比较接近。数据驱动模型多为黑箱模型,它以建立输入输出数据间最优数学关系为目标,没有明确的物理机制^[1]。数据驱动模型能够对大量水文数据从多角度分析,具有强大的仿真能力,因此在水文预报中应用越来越广泛^[5-10]。常见的数据驱动模型有神经网络模型、回归分析模型、支持向量机等。

目前对于水文模型比较与实时洪水预报国内外学者研究较多,并有很好的结论^[11-14]。但对于传统水文模型和数据驱动模型在实时洪水预报中对比研究较少。本文选择新安江模型和支持向量机(SVM)模型分别进行逐时段实时洪水预报,比较 2 种模型在不同流域的预报结果,并对不同预见期预报结果进行分析,探究新安江模型和 SVM 模型在实时预报中各自的优势。

1 流域选取与模型选择

选择 4 个流域(浙江省昌化流域、瓶窑流域和陕西省陈河流域、大河坝流域)作为研究流域(图 1),其中昌化流域和瓶窑流域为湿润流域,陈河流域和大河坝流域为半干旱半湿润流域。昌化流域面积 902 km²,多年平均降水量约 1 600 mm,属山溪性河流,洪水主要由梅雨及台风雨形成,暴涨暴落,峰高量大;瓶窑流域位于中纬度亚热带季风气候区,属太湖流域,流域面积 725 km²,多年平均降水量 1 500 mm 左右;陈河流域面积 1 350 km²,多年平均降水量 800 mm 左右,洪水多由局部暴雨引起;大河坝流域位于秦岭南麓,流域面积

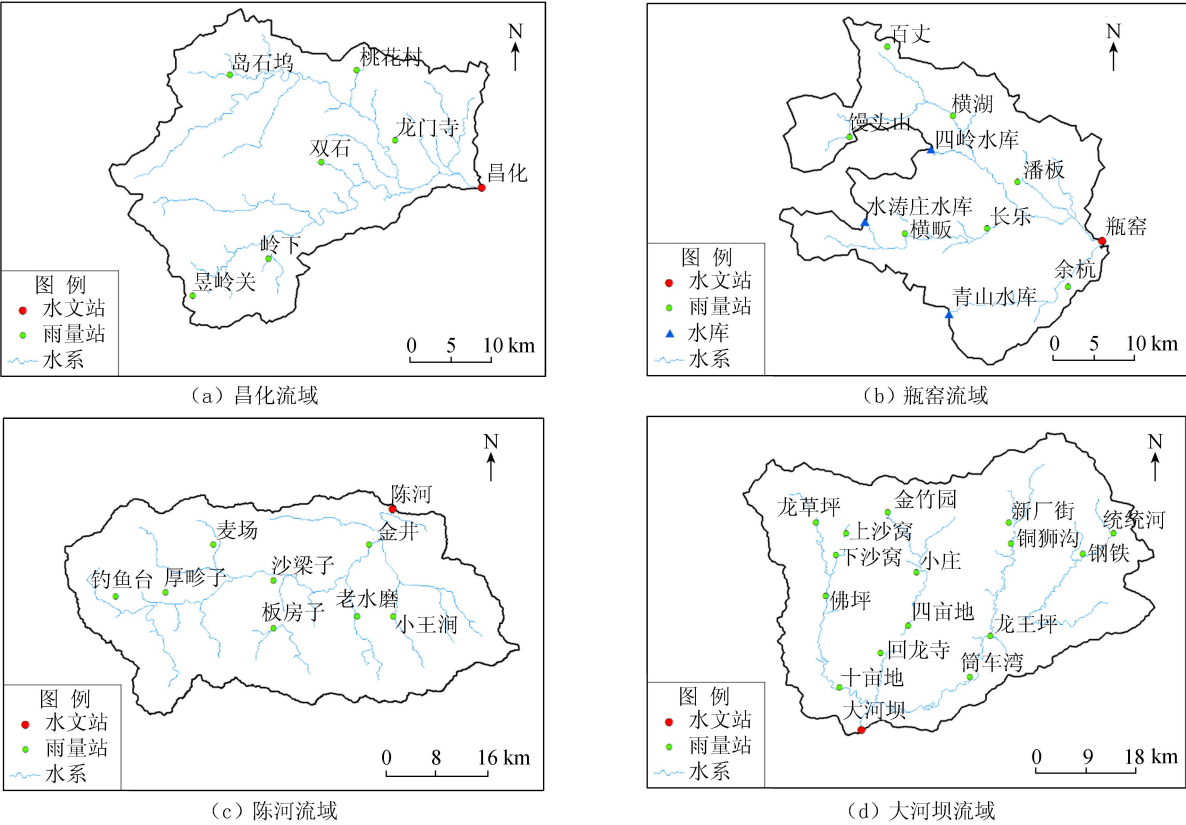


图 1 研究流域水系与站网分布

Fig.1 Streams and gauges in 4 basins

2 198 km²,多年平均降水量约 900 mm。本研究所使用的流量、降雨量、蒸发量等资料全部来自于当地水文局。

使用新安江模型和 SVM 模型在以上 4 个流域进行实时洪水预报比较。新安江模型是赵人俊^[15]于 20 世纪 80 年代提出的概念性模型,在我国湿润地区应用效果较好。SVM 模型可用于模式分类和非线性回归^[16-17],以统计学习理论的 VC 维(vapnik-chervonenkis dimension)概念和结构风险最小化原理为基础,建立一个分类超平面作为决策曲面。在解决非线性回归问题时,SVM 通过核函数将样本从低维空间映射到高维空间,即将非线性回归问题转化为求解线性回归函数。SVM 模型泛化能力强,在解决小容量样本时优势明显。

2 模型率定与实时校正方法

2.1 模型参数率定

对新安江模型和 SVM 模型分别进行模型参数率定,昌化流域选择 1998—2012 年资料,瓶窑流域选择 2005—2012 年资料,陈河流域选择 2003—2012 年资料,大河坝流域选择 2011—2014 年资料,各流域用于实时预报的场次洪水均不参与率定。

新安江模型参数率定采用人工优选法和 SCE-UA 自动优选法^[18-19]结合率定。对于相对不敏感的参数,如蓄水容量分布曲线指数 B 、深层蒸散发扩散系数 C 、不透水面积比例 I_M 、自由水容量分布曲线指数 E_X 、地下水出流系数 K_C 和地下水消退系数 C_G 等,根据流域特征和经验使用人工优选法对其进行率定;对于比较敏感的参数,如蒸散发折算系数 K 、自由水容量 S_M 和河网水流消退系数 C_S 等,采用 SCE-UA 自动优选法率定。次洪模型中张力水容量 W_M 、上层张力水容量 W_{UM} 和下层张力水容量 W_{LM} 值为日模型运算输出结果。2 种率定方法相结合既可以避免人工优选参数慢、参数精度低的缺点,又可以避免自动优选参数取值不唯一、易陷入局部最优解的缺点。表 1 为新安江模型次洪模型参数率定结果。

表 1 新安江模型次洪模型参数
Table 1 Hourly model parameters of Xin' anjiang model

流 域	K	B	C	W_M	W_{UM}	W_{LM}	I_M	S_M	E_X	K_G	K_I	C_G	C_I	X	C_S
昌化流域	1.30	0.23	0.20	120	20	60	0.01	55.0	1.24	0.21	0.49	0.970	0.81	0.43	0.13
瓶窑流域	0.89	0.30	0.12	120	20	60	0.01	10.0	1.50	0.25	0.45	0.995	0.85	0.10	0.20
陈河流域	0.60	0.30	0.08	140	20	90	0.01	10.0	1.20	0.35	0.35	0.998	0.65	0.35	0.08
大河坝流域	1.50	0.50	0.10	160	20	60	0.30	22.5	0.54	0.36	0.49	1.000	0.99	0.29	0.13

注: K_I 为壤中流出流系数, C_I 为壤中流消退系数。

由次洪模型参数结果可以看出,昌化流域和瓶窑流域虽然都位于浙江省,年降雨量比较接近,但部分参数差别较大,这主要由于昌化流域位于山区,为山溪性河流,而瓶窑流域位于太湖平原区,因此昌化流域中河网水流消退系数 C_S 比瓶窑流域小,反而与同为山区流域的大河坝流域 C_S 值相同。另外瓶窑流域内含多个行蓄洪区及水库等水利工程,河道洪水受人为因素影响较大,因此在率定过程中会造成模型参数误差。

SVM 模型为黑箱模型,本文使用 Matlab 软件环境中 libsvm 工具箱来实现。以 4 个流域时段降雨量、蒸发量作为时段径流量的影响因子,首先对各序列进行归一化处理,并选取时段降雨量、蒸发量为模型输入向量,时段径流量为输出向量,构建 SVM 径流预测模型。选择洪峰相对误差、径流深相对误差和确定性系数作为模型评价指标,对 SVM 模型进行训练。表 2 为模型参数值,其中 c 表示惩罚因子, c 越大即对错误分类的惩罚越大; g 为核函数的参数,选择径向基函数作为 SVM 的核函数; s 为 SVM 类型,取 3 表示 SVM 类型为 epsilon 类支持向量回归机; p 表示损失函数的值。

选择洪峰合格率、径流深合格率和确定性系数 3 个指标评价新安江模型与 SVM 模型率定结果,率定期精度比较如表 3 所示。

2.2 KNN 实时校正方法

实时校正方法是指利用最新的观测资料对模型参数、结构或输出结果进行校正,使模型模拟结果更准确^[20]。本文使用 K -最近邻^[21-23](KNN)方法对新安江模型实时预报结果进行校正。KNN 实时校正法是一种

表 2 SVM 模型率定期参数值
Table 2 Parameters of SVM model in the calibration

流 域	c	g	s	p
昌化流域	10	0.035 0	3	0.01
瓶窑流域	12	0.047 5	3	0.01
陈河流域	16	0.062 5	3	0.01
大河坝流域	15	0.055 0	3	0.01

表3 新安江模型与 SVM 模型率定期评定指标统计

Table 3 Evaluation indices of Xin'anjiang model and SVM model in the calibration

流 域	新安江模型			SVM 模型		
	洪峰合格率/%	径流深合格率/%	确定性系数	洪峰合格率/%	径流深合格率/%	确定性系数
昌化流域	91	86	0.76	91	91	0.85
瓶窑流域	86	86	0.69	86	86	0.83
陈河流域	72	78	0.81	78	83	0.84
大河坝流域	67	67	0.62	67	100	0.91

利用概率统计原理进行自主学习的方法,其基本原理是选择预报流量值或流量误差值作为特征向量,根据 t 时刻的特征向量在历史样本中选择 k 个与该特征向量最相似的样本,对相似样本的预报值或误差值反距离加权得到 t 时刻预报误差估计值^[24]。本研究选择模型预报值与实测值的误差作为特征向量,以向量之间欧氏距离最小作为相似性判断标准。由于本文选择的4个研究流域均为山区中小型流域,降雨后流域内涨洪迅速,无法选取当场洪水涨洪前的数据作为校正样本,因此选择降雨和流量过程与当前洪水相似的历史洪水作为校正样本,对实时预报结果进行校正。

3 实时洪水预报检验

分别在昌化、瓶窑、陈河和大河坝流域各选择2场洪水,使用支持向量机模型和新安江模型进行实时预报检验,其中新安江模型预报结果为使用 KNN 实时校正法校正后的结果。实时预报的思想是:当前时刻,利用已观测到的前期流量、前期降雨量和未来24 h 预报降雨量预测未来24 h 每一时刻的流量;下一时刻,继续向后预报24 h 流量,依次类推,实现实时洪水滚动预报。其中,选取实测雨量在研究流域的面积加权平均值作为实时预报中的未来降雨量,不考虑未来与实测雨量之间的误差。本文中模型率定计算和预报模拟时段长均为1 h(实时预报过程如图2所示)。

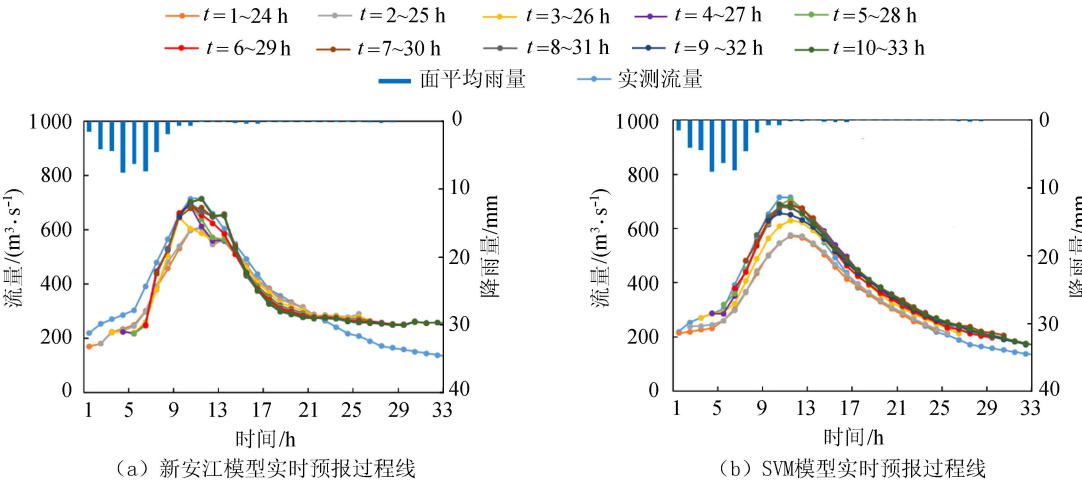


图2 昌化流域 2001061008 号洪水新安江模型与 SVM 模型预报结果比较

Fig.2 Forecast hydrograph comparison of Xin'anjiang model and Support Vector Machine model in the Changhua Basin

选取确定性系数、峰现时间误差、洪峰相对误差和均方误差共4个指标来评判实时预报结果,并将每场洪水对应不同时刻的评价指标绝对值取平均得到该场洪水的总评价指标,其中确定性系数出现负值按零处理。表4为各流域所选洪水。

3.1 预报结果比较

从洪水起涨时刻开始做第一次预报,直到洪峰时刻。每次预报起始时刻依次向后推移1 h,每次预报时间长度均为24 h。表5为四流域实时预报结果比较。

表4 实时预报洪水选取

Table 4 Selection of the flood for real-time forecasting

流 域	所选洪水洪号	流 域	所选洪水洪号
昌化流域	2001061008	陈河流域	2003090603
	2008061323		2005092905
瓶窑流域	2008061803	大河坝流域	2013052510
	2012062710		2013052910

表 5 不同预见期预报结果比较

Table 5 Comparison of forecasting results in different forecast periods

流域	洪号	模型	总评价指标											
			确定性系数			峰现时间误差/h			洪峰相对误差/%			均方误差		
			5 h 预见期	8 h 预见期	10 h 预见期	5 h 预见期	8 h 预见期	10 h 预见期	5 h 预见期	8 h 预见期	10 h 预见期	5 h 预见期	8 h 预见期	10 h 预见期
昌化 流域	2001061008	新安江模型	0.95		0.91	0.2		0.3	3.8		4.3	42		51
		SVM 模型	0.96		0.92	0.5		0.7	4.0		7.7	40		47
	2008061323	新安江模型	0.83	0.84		0.2	0.4		16.7	17.3		48	48	
		SVM 模型	0.88	0.89		0.7	0.6		12.8	12.4		40	39	
瓶窑 流域	2008061803	新安江模型	0.09		0.26	3.0		3.0	4.6		4.2	56		53
		SVM 模型	0.46		0.59	0.8		0.9	2.3		3.2	43		36
	2012062710	新安江模型	0.73		0.72	1.2		1.1	6.0		6.0	25		25
		SVM 模型	0.69		0.41	0.7		0.9	5.1		9.5	22		32
陈河 流域	2003090603	新安江模型	0.87		0.74	0		0.3	4.7		3.9	65		81
		SVM 模型	0.81		0.64	1.5		1.4	5.4		11.1	81		97
	2005092905	新安江模型	0.21		0.17	3.3		3.6	11.3		11.5	426		438
		SVM 模型	0.33		0.26	4.2		4.4	30.7		35.7	401		420
大河坝 流域	2013052510	新安江模型	0.35	0.46		3.3	3.0		9.2	9.9		20	18	
		SVM 模型	0.43	0.32		1.3	1.8		11.8	16.4		15	19	
	2013052910	新安江模型	0.84		0.74	0.8		0.5	3.4		2.5	45		45
		SVM 模型	0.57		0.37	0.5		1.0	14.8		22.4	49		57
	平均值	新安江模型	0.61	0.61		1.49	1.53		7.5	7.5		91	95	
		SVM 模型	0.64	0.55		1.27	1.46		10.9	14.8		86	93	

研究结果^[25]表明:在昌化流域新安江模型和 SVM 模型预报结果确定性系数相差不大;峰现时间误差新安江模型较小;第一场洪水新安江模型洪峰相对误差较小,第二场洪水 SVM 模型洪峰相对误差较小;均方误差新安江模型稍大于 SVM 模型。总体来看,在昌化流域 2 场洪水实时预报中,新安江模型和 SVM 模型精度相当。

对于瓶窑流域,第一场洪水 SVM 模型在确定性系数、峰现时间误差、洪峰相对误差和均方误差预报结果均好于新安江模型;第二场洪水新安江模型在确定性系数、洪峰相对误差和均方误差预报结果好于 SVM 模型,峰现时间误差与 SVM 模型相差不大。瓶窑流域 2 场洪水实时预报中,新安江模型和 SVM 模型各有一场洪水预报结果好于对方。

从陈河流域结果可以看出,第一场洪水新安江模型预报结果 4 项评价指标均好于 SVM 模型;第二场洪水新安江模型洪峰相对误差明显小于 SVM 模型,其他 3 项指标 2 种模型各有好坏,相差不大。总体来看,在陈河流域新安江模型实时预报结果好于 SVM 模型。

在大河坝流域,第一场洪水除峰现时间误差外,其余 3 项指标新安江模型好于 SVM 模型;第二场洪水新安江模型 4 项评价指标均好于 SVM 模型,尤其在洪峰相对误差方面,新安江模型比 SVM 模型显著偏低。在大河坝流域新安江模型实时预报结果好于 SVM 模型。

综合 4 个流域的预报结果来看,浙江省的 2 个流域新安江模型和 SVM 模型实时预报精度比较接近,陕西省的 2 个流域新安江模型预报结果好于 SVM 模型。从研究结果统计数据中可以发现,当预报起始时刻距洪峰时间较长,即预报预见期较长时,SVM 模型预报结果较差。比如昌化流域 2001061008 号洪水,当预报预见期分别为 9 h、8 h、7 h 时,洪峰相对误差绝对值均大于平均洪峰相对误差(7.7%);瓶窑流域 2012062710 号洪水中,当预报预见期分别为 9 h、8 h、7 h 时,确定性系数明显低于平均确定性系数(0.41)。因此将预报预见期缩短并重新统计 2 种模型的各项评价指标,并比较 2 种模型在各流域的预报结果。

3.2 5 h 预见期预报结果比较

统计 5 h 预见期实时预报结果总评价指标,并与原来(8 h、10 h 预见期)的预报结果进行对比,见表 5。

从表 5 中各流域 5 h 预见期新安江模型和 SVM 模型实时预报结果可以发现:总体来看,昌化流域 2001061008 号洪水两模型预报精度相当,2008061323 号洪水 SVM 模型预报精度高于新安江模型;瓶窑流域 2 场洪水 SVM 模型预报精度均高于新安江模型;陈河流域 2 场洪水新安江模型预报精度略高于 SVM 模型;

大河坝流域 2013052510 号洪水 SVM 模型预报精度更高,2013052910 号洪水 SVM 模型的预报精度不如新安江模型。

从 4 项评价指标平均值可以看出:当预见期缩短后,新安江模型总体峰现时间误差和均方误差稍有降低,其余指标变化不明显;SVM 模型确定性系数从 0.55 提高到 0.64,峰现时间误差从 1.46 降低到 1.27,洪峰相对误差从 14.8 降低到 10.9,均方误差从 93 降低到 86,预报精度明显提高。

综合 4 个流域的预报结果,新安江模型在预见期较长时预报精度更高,随着预见期缩短,SVM 模型精度显著提高,5 h 预见期时 SVM 模型预报精度高于新安江模型。由于新安江模型是具有物理基础的概念性模型,经过较长时间洪水资料率定后参数比较稳定精确,在实时预报过程中即使预报降雨与实际降雨存在一定误差,但对预报的洪水误差影响并不是特别明显,因此新安江模型在预见期较长的洪水预报中能够保持一定的精度。SVM 模型为黑箱模型,当预见期较长时,预报降雨误差会对模型模拟结果造成比较大的影响,而对于短预见期实时洪水预报,由于降雨误差减小,SVM 模型预报精度显著提高。与新安江模型相比,SVM 模型在较短预见期的实时洪水预报中优势更明显。

在半干旱半湿润地区,下垫面条件比较特殊,蓄满与超渗产流的时空分布复杂多样,因此半干旱半湿润地区的洪水预报一直以来是难点^[26]。从陈河与大河坝这 2 个半干旱半湿润流域研究结果来看,新安江模型与 SVM 模型率定期平均洪峰合格率超过 70%,确定性系数大于 0.7,实时预报中精度尚可,可以为今后半干旱半湿润地区洪水预报研究提供参考。

4 结 语

选择新安江模型和 SVM 模型在 4 个流域进行实时洪水预报,并使用 KNN 实时校正方法对新安江模型预报结果实时校正,比较数据驱动模型和传统水文模型在实时预报中的应用效果。

研究结果表明,陕西省的 2 个流域(陈河流域、大河坝流域)新安江模型实时预报精度高于 SVM 模型,浙江省的 2 个流域(昌化流域、瓶窑流域)SVM 模型实时预报精度高于新安江模型。当预报预见期较长时,新安江模型预报结果更好,新安江模型在长预见期仍能保持较高的预报精度。随着预见期缩短,SVM 模型预报精度迅速提高,5 h 预见期 SVM 模型预报精度总体高于新安江模型。输入数据精度对 SVM 模型预报结果的影响更大,当预报降雨精度较高时,SVM 模型能获得较准确的实时预报结果。2 种模型在半干旱半湿润地区均能达到一定的预报精度,以 SVM 模型为代表的驱动模型在今后短预见期实时洪水预报中能够发挥作用。

参考文献:

[1] 王文,马骏. 若干水文预报方法综述[J]. 水利水电科技进展,2005,25(1):56-60. (WANG Wen, MA Jun. Review on some methods for hydrological forecasting[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2005, 25(1): 56-60. (in Chinese))

[2] 刘新仁. 系列化水文模型研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),1997,25(3):7-14. (LIU Xinren. Multiscale hydrologic modeling[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 1997, 25(3): 7-14. (in Chinese))

[3] 李致家,刘金涛,葛文忠,等. 雷达估测降雨与水文模型的耦合在洪水预报中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2004,32(6):601-606. (LI Zhijia, LIU Jintao, GE Wenzhong, et al. Coupling of weather radar rainfall data with hydrological model and its application to flood forecasting[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2004, 32(6): 601-606. (in Chinese))

[4] PETHERAM C, RUSTOMJI P, CHIEW F H S, et al. Rainfall-runoff modelling in northern Australia: a guide to modelling strategies in the tropics[J]. Journal of Hydrology, 2012, 462/463: 28-41.

[5] IMRIE C E, DURUCAN S, KORRE A. River flow prediction using artificial neural networks: generalization beyond the calibration range[J]. Journal of Hydrology, 2000, 233: 138-153.

[6] CAMPOLO M, ANDREUSSI P, SOLDATI A. River flow forecasting with a neural network model[J]. Water Resources Research, 1999, 35: 1191-1197.

[7] SHAMSELDIN A Y. Application of a neural network technique to rainfall-runoff modeling[J]. Journal of Hydrology, 1997, 199: 272-294.

[8] 熊立华,郭生练,庞博,等. 三种基于神经网络的洪水实时预报方案的比较研究[J]. 水文,2003,23(5):1-4. (XIONG

- Lihua, GUO Shenglian, PANG Bo, et al. Study of three real-time flood forecasting schemes based on the neural network[J]. Hydrology, 2003, 23(5): 1-4. (in Chinese))
- [9] 卢世浪. 神经网络与模糊集理论在实时洪水预报中的应用研究[D]. 大连:大连理工大学,2001.
- [10] 郝春沣,周祖昊,贾仰文,等. 数据驱动模型在渭河流域来水预报中的开发和应用研究[J]. 水文,2009,29(3):6-9. (HAO Chunfeng, ZHOU Zuhao, JIA Yangwen, et al. Development and application of data-driven model in hydrological forecasting for Weihe river basin[J]. Hydrology, 2009, 29(3): 6-9. (in Chinese))
- [11] 包红军,王莉莉,李致家,等. 基于 Holtan 产流的分布式水文模型[J]. 河海大学学报(自然科学版),2016,44(4):340-346. (BAO Hongjun, WANG Lili, LI Zhijia, et al. A distributed hydrological model based on Holtan runoff generation theory [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2016,44(4):340-346. (in Chinese))
- [12] 叶金印,顾玮琪,李巧玲,等. ECMWF 集合预报在淮河流域的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2016,44(6):471-476. (YE Jinyin, GU Weiqi, LI Qiaoling, et al. Application of ECMWF ensemble forecasts in Jiangjiaji Catchment of Huaihe River Basin[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2016,44(6):471-476. (in Chinese))
- [13] 李致家,姚成,张珂,等. 基于网格的精细化降雨径流水文模型及其在洪水预报中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2017,45(6):471-480. (LI Zhijia, YAO Cheng, ZHANG Ke, et al. Research and application of the high-resolution rainfall runoff hydrological model in flood forecasting[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2017,45(6):471-480. (in Chinese))
- [14] LI Jun, LIU Changming. Improvement of LCM model and determination of model parameters at watershed scale for flood events in Hongde Basin of China[J]. Water Science and Engineering,2017, 10(1): 36-42.
- [15] 赵人俊. 流域水文模拟:新安江模型与陕北模型[M]. 北京:水利电力出版社,1984:107.
- [16] 朱林,蔡田. 最小二乘支持向量机建模及应用[J]. 工业控制计算机,2013(9):60-61. (ZHU Lin, CAI Tian. Application of least squares support vector machine in process of spirit brewing[J]. Industrial Control Computer, 2013(9): 60-61. (in Chinese))
- [17] 孙健,王成华,洪峰,等. 基于人工鱼群优化支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 系统仿真学报,2014,26(4):843-847. (SUN Jian, WANG Chenghua, HONG Feng, et al. Analog circuit fault diagnosis based on artificial fish swarm optimization support vector machine[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(4): 843-847. (in Chinese))
- [18] DUAN Q Y, GUPTA V K, SOROOSHIAN S. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization [J]. Journal of Optimization Theory and Application, 1993, 76(3): 501-521.
- [19] SOROOSHIAN S, DUAN Q Y, GUPTA V K. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models[J]. Journal of Hydrology, 1994, 158(3-4): 265-284.
- [20] 韩通,李致家,刘开磊,等. 山区小流域洪水预报实时校正研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2015,43(3):208-214. (HAN Tong, LI Zhijia, LIU Kailei, et al. Research on real-time correction method of flood forecasting in small mountain watershed[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2015, 43(3): 208-214. (in Chinese))
- [21] KARLSSON M, YAKOWITZ S. Nearest-Neighbor methods for nonparametric rainfall-runoff forecasting[J]. Water Resources Research, 1987, 23(7): 1300-1308.
- [22] 阚光远,李致家,刘志雨,等. 改进的神经网络模型在水文模拟中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2013,41(4):294-299. (KAN Guangyuan, LI Zhijia, LIU Zhiyu, et al. An improved neural network model and its application to hydrological simulation[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2013, 41(4): 294-299. (in Chinese))
- [23] 李致家,霍文博,刘开磊,等. 水文集合预报与实时校正伊河上游的应用[J]. 人民黄河,2017,39(2):1-3. (LI Zhijia, HUO Wenbo, LIU Kailei, et al. Application on the methods of hydrologic ensemble forecasting and real-time correction in upper reaches of Yihe river[J]. Yellow River, 2017, 39(2): 1-3. (in Chinese))
- [24] 刘开磊,姚成,李致家,等. 水动力学模型实时校正方法对比[J]. 河海大学学报(自然科学版),2014,42(2):124-129. (LIU Kailei, YAO Cheng, LI Zhijia, et al. Comparison of real-time correction methods of hydrodynamic model[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2014, 42(2): 124-129. (in Chinese))
- [25] 朱跃龙,李致家,冯钧,等. 基于数据挖掘与驱动的中小河流洪水预报研究结题报告[R]. 南京:河海大学,2017.
- [26] 李致家,屈晨阳,黄鹏年,等. CASC2D 模型与 GSSHA 模型在栾川流域的径流模拟[J]. 河海大学学报(自然科学版),2017,45(1):1-6. (LI Zhijia, QU Chenyang, HUANG Pengnian, et al. Simulation of runoff in Luanchuan Basin using CASC2D and GSSHA models[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2017,45(1):1-6. (in Chinese))