

RF-SVR降尺度模型在滦河流域的适用性分析

孙傲涵, 李建柱, 冯平

(天津大学 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300072)

摘要: 探讨了RF-SVR统计降尺度模型用于汛期极端降雨模拟的可能性。该统计降尺度模型由降雨状态分类和降雨量预测回归两部分构成,降雨状态分类过程中采用了随机森林(RF)方法,降雨量预测回归过程采用了支持向量机回归(SVR)法。选用1961-2000年的NCEP/NCAR再分析资料及滦河流域10个雨量站点的降雨观测数据进行模型率定,并用2001-2012年数据进行了验证。将RF-SVR统计降尺度模型与SVR模型降尺度效果做了对比。结果表明:RF-SVR模型模拟的滦河流域日降雨量偏差显著减小,并可以改善流域极端降雨的模拟预测效果。

关键词: RF-SVR降尺度模型; 降雨分类; 降雨预测; 极端降雨; 适用性评价; 滦河流域

中图分类号:TV213.4

文献标识码:A

文章编号:1672-643X(2021)02-0031-07

Applicability of RF-SVR downscaling model to Luanhe River Basin

SUN Aohan, LI Jianzhu, FENG Ping

(State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The applicability of RF-SVR statistical downscaling model to the simulation of extreme rainfall in flood season is discussed. The structure of the proposed downscaling model is composed of two parts, which is the rainfall state classification and the regression of rainfall amount prediction. The random forest (RF) method is used for the rainfall state classification, and the support vector regression (SVR) is used for the rainfall amount prediction. The NCEP/NCAR reanalysis data from 1961 to 2000 and the rainfall observation data of 10 stations in the Luanhe River Basin are selected for model calibration, and the data from 2001 to 2012 are used for validation. The downscaling effect of the RF-SVR statistical downscaling model is compared with that of the SVR model. The results show that the daily rainfall deviation of the Luanhe River Basin simulated by the RF-SVR model is significantly reduced, and this model can improve the simulation of extreme rainfall prediction of the basin.

Key words: (RF-SVR) downscaling model; rainfall classification; rainfall prediction; extreme rainfall; applicability evaluation; Luanhe River Basin

1 研究背景

统计降尺度方法^[1-2]是目前研究气候变化过程中提高全球气候模式(global climate models, GCM)分辨率的常用方法,具有简单、效果明显、计算量少等优点。目前常用的统计降尺度方法有随机天气发生器^[3]、天气分型方法^[4]、回归方法^[5-7]等。也有一些耦合了不同类别技术的统计降尺度方法,例如SDSM(statistical downscaling model)模型^[8]、ASD(automated statistical downscaling)模型^[9]等。

支持向量机(support vector machine, SVM)回归已在径流预测^[10-11]、降水-径流模拟^[12]等多个水文研究领域取得了良好的效果,也被广泛应用于统计降尺度的研究。姚艺^[13]比较了SVM模型及SDSM模型对于香溪河流域降雨降尺度的模拟效果,发现SVM模型的 R^2 、RMSE等评价指标均优于SDSM模型;段凯^[14]采用SDSM、SVM及LARS-WG等3种模型对淮河流域降水进行降尺度,结果表明SVM模型对于干旱及半干旱半湿润站点的降水模拟具有优势。考虑到变量之间可能存在相关性,刘向

收稿日期:2020-06-30; 修回日期:2020-12-17

基金项目:国家自然科学基金项目(52079086、51779165)

作者简介:孙傲涵(1996-),女,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,研究方向为水文学及水资源。

通讯作者:李建柱(1981-),男,河北沧州人,博士,副教授,硕士生导师,研究方向为水文学及水资源。

培等^[6]将主成分分析与支持向量机相结合,建立了江淮流域降水的统计降尺度模型,该模型对于降水在月、年尺度的变化有良好的描述能力。但支持向量机在极端降雨的模拟方面存在不足,会出现低估极端降雨量的情况。Anandhi 等^[15]应用 SVM 模型对印度河流域进行降水降尺度,结果表明该模型无法模拟实测降水中 95% 及以上分位数的极端降水事件;Okkan 等^[16]利用 SVM 模型对爱琴海地区格尼兹河进行降雨降尺度时,也有类似的发现。使用基于降雨模式分类的混合统计降尺度方法可以较好地解决这一问题,即先将降雨分为不同的模式,再估计降雨。常见的降雨分类方式有干、湿分类^[17]、极端/非极端降雨分类^[18]、基于降雨量级的分类^[19]等。Chen 等^[17]使用支持向量分类及线性判别分析将降雨状态分为干、湿两类,然后利用支持向量回归预测降雨量,并比较了该降尺度模型与 SDSM 模型的效果。结果表明所提出的混合降尺度模型的标准差及偏态系数指标均优于 SDSM 模型,这意味着混合降尺度模型能更好地估计极端降水。Pham 等^[18]利用随机森林算法将降雨状态在分为干、湿两类的基础上,进一步分为极端降雨与非极端降雨,再利用最小二乘支持向量机算法估计降雨量,使得日降雨量大于 50 mm 的样本的预测效果得到提高。Devak 等^[20]通过改变 K-最近邻算法的近邻数获得多组分类结果,将分类结果集成后利用 SVM 模型进行回归,建立了混合降尺度模型应用于印度玛哈那迪盆地,发现其对极端降雨的模拟情况优于 SVM 模型。

目前,对于滦河流域的未来降雨变化研究多集中在利用 CMIP5 模式数据分析未来降雨变化趋势及月尺度上的平均降雨量^[21-22],而对于日尺度上的极端降雨估计研究较少。本文将基于降雨模式分类的混合统计降尺度方法应用于滦河流域的日降雨预测,以提高气候变化下日极端降雨的估计精度,改善流域极端降雨的预测效果,为降低气候变化带来的灾害风险提供科学的依据。

2 数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

滦河流域地处中纬度欧亚大陆东岸,属温带大陆性季风型气候。年降雨量约 520 mm,降雨时空分布不均,冬季寒冷干燥,夏季炎热多雨,年降雨量的 80% 左右集中在 6-9 月,受地形影响,降雨量自东南海岸向北递减。滦河流域地理位置及水系、雨量站分布见图 1。

2.2 数据来源

由于上游降雨资料不完整,本文仅以河北省境内的 10 个雨量站(图 1)为例。

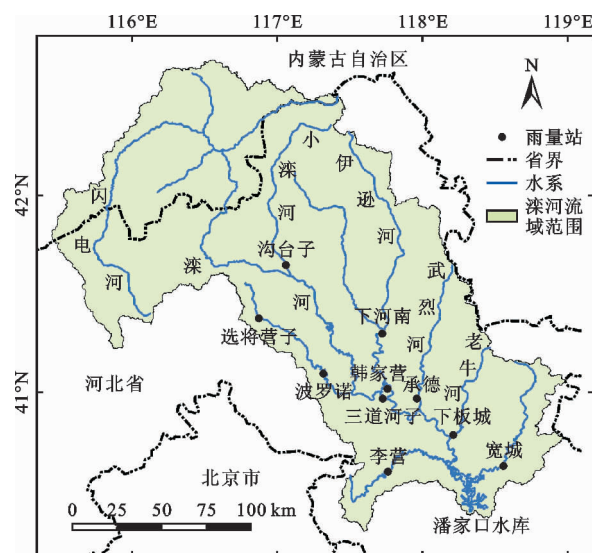


图 1 滦河流域地理位置及水系、雨量站分布

采用 1961-2000 年滦河流域 10 个雨量站的观测日降雨资料,以及 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 的 NCEP/NCAR 再分析资料建立统计降尺度模型,并采用 2001-2012 年资料对该模型进行检验。NCEP 数据来自滦河流域附近的 12 个格点,格点中心坐标经度分别为 115.0°E 、 117.5°E 、 120.0°E ,纬度坐标分别为 37.5°N 、 40.0°N 、 42.5°N 、 45.0°N 。采用反距离插值法将 NCEP 数据插值到各雨量站坐标。

2.3 研究方法

降尺度方法主要由分类和回归两个步骤构成:(1)使用双样本 Kolmogorov-Smirnov 检验,对 NCEP/NCAR 中的天气因子进行筛选,选取相关因子用于分类。使用随机森林算法建立干湿日分类的分类模型。干、湿日定义标准分别为日降雨量 $=0$ 和日降雨量 >0 ;对于被划分为湿日的数据,进一步使用随机森林算法,建立极端降雨日和非极端降雨日的分类模型,分类标准分别为降雨量 $>10 \text{ mm/d}$ 和降雨量 $<10 \text{ mm/d}$ 。(2)使用主成分分析法,对所有天气因子进行计算,选取累计贡献率达到 90% 以上的因子用于回归模型。最后,根据上一步的分类结果,采用支持向量机算法,分别建立极端降雨回归预测模型和非极端降雨回归预测模型。RF-SVR (random forest-support vector regression) 降尺度模型流程如图 2 所示。

随机森林算法是一种基于 Bagging 的集成学习方法^[23]。对于分类问题,是根据所有决策树的预测

结果,采用投票的方式确定新样本的类别。利用每次抽样未被抽中的数据计算的模型内部误差则被称为袋外误差(E_{OOB}),其计算原理如下:

$$E_{OOB} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y(X_i) - Y_i]^2 \quad (1)$$

式中: n 为袋外数据样本个数; $Y(X_i)$ 为依据给定 X_i 随机森林模型预测出的 Y , Y_i 为实测数据。

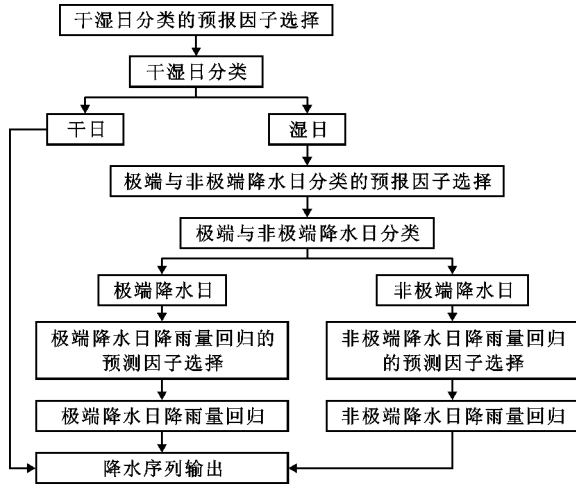


图2 RF-SVR降尺度模型流程图

支持向量机回归(support vector regression, SVR)的根本思想是结构风险最小化原理^[24]。其原理是给定样本 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, m\} \in R^n, m$ 为样本个数, n 为样本维度,回归函数为:

$$f(x) = w^T a(x) + b \quad (2)$$

式中: $a(x)$ 为 R^n 到高维特征空间的非线性映射; w 为超平面的权值向量; w^T 为 w 的转置; b 为偏置。

根据结构风险最小化原则,原问题可转化为约束条件下求得最小值,即:

$$\min \left[\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m (h_i + h_i^*) \right] \quad (3)$$

$$s. t. \begin{cases} y_i - [w^T (x_i + b)] \leq e + h_i \\ w^T a(x) + b - y_i \leq e + h_i^* \\ h_i, h_i^* \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (4)$$

式中:常数 C 为误差惩罚因子; m 为样本的容量; h_i, h_i^* 为松弛变量; e 为不敏感损失系数。

可使用准确率 A 来评估分类模型的精度,则干、湿日分类精度及极端、非极端降水日分类精度如下:

$$A_{DW} = \frac{D \mid D + W \mid W}{D + W} \quad (5)$$

$$A_{NE} = \frac{N \mid N + E \mid E}{N + E} \quad (6)$$

式中: A_{DW} 为干湿日分类精度; A_{NE} 为极端/非极端

降水日分类精度; D 为干日日数; W 为湿日日数, $D \mid D$ 表示所有被正确划分为干日的干日日数; $W \mid W$ 表示所有被正确划分为湿日的湿日日数。 $N \mid N$ 表示所有被正确划分为非极端降水日的日数; $E \mid E$ 表示所有被正确划分为极端降水日的日数。

3 结果与分析

3.1 预测因子筛选

为了确定有效的预报因子,首先依据降雨量是否为0将率定期数据(包括NCEP数据及实测降雨数据)分为两组,以下简称干日组和湿日组。然后使用双样本Kolmogorov-Smirnov检验,对两组的NCEP再分析数据进行检验,两组间有显著性差异的因子(显著性水平为0.05),被认为在干日和湿日具有明显区别,可以作为分类模型的预报因子。结果发现绝大部分因子均在干日和湿日表现出显著性差异,但考虑到随机森林分类算法在处理高维度数据问题上的突出表现,不再对天气因子进行二次筛选,保留了全部能通过Kolmogorov-Smirnov检验的因子进行干湿日分类。然后,采用随机森林算法建立干湿日分类模型。

同样,对于干湿日分类中被分类为湿日的实测数据(包括NCEP数据及实测降雨数据)进一步依据日降雨量是否大于10 mm分为极端降雨组和非极端降雨组。并使用双样本Kolmogorov-Smirnov检验,对两组的NCEP再分析数据进行检验分类。最后,同样采用随机森林算法建立极端降雨与非极端降雨日分类模型。表1给出了用于建立两种分类模型的NCEP预测因子。

3.2 精度评估

利用1961-2000年的雨量站点数据对分类模型进行训练,再利用2001-2012年的雨量站点数据进行两个分类模型的验证并进行效果评价。表2给出了验证期各雨量站点干湿日分类模型及极端降雨分类模型的率定精度。

由表2可见,在验证期内,干湿日分类模型的分类精度均高于0.85,平均分类精度为0.87;极端降雨分类模型分类精度均高于0.73,平均分类精度为0.76。证明所构建的分类模型对于干湿日分类及极端降雨分类均有良好的判别能力。其中对于干湿日事件的分类精度高于对极端降雨事件的分类精度(平均约高11%),这可能是由于干日与湿日之间的大尺度气候因子之间有明显的差异,而极端降雨

事件与非极端降雨事件之间的界限不够明显,其大尺度气候因子较为相似,导致难以区分。总体而言,两种基于随机森林算法的分类模型分别对极端降雨与非极端降雨和干湿日进行了准确可靠的区分。

表 1 用于建立两种分类模型的 NCEP 预测因子

序号	预报因子	物理含义	序号	预报因子	物理含义
1	mslp	平均海平面气压	14	p8th	850 hPa 风向
2	p500	500 hPa 位势高度	15	p8zh	850 hPa 辐射
3	p5_f	500 hPa 地转风速	16	p__f	近地面地转风速
4	p5_u	500 hPa 纬向速度分量	17	p__u	近地面纬向速度分量
5	p5_v	500 hPa 经向速度分量	18	p__v	近地面经向速度分量
6	p5_z	500 hPa 涡度	19	p__z	近地面涡度
7	p5th	500 hPa 风向	20	p_th	近地面风向
8	p5zh	500 hPa 辐射	21	p_zh	近地面辐射
9	p850	850 hPa 位势高度	22	prec	降雨总量
10	p8_f	850h Pa 地转风速	23	r500	500 hPa 相对湿度
11	p8_u	850 hPa 纬向速度分量	24	r850	850 hPa 相对湿度
12	p8_v	850 hPa 经向速度分量	25	shum	近地表比湿
13	p8_z	850 hPa 涡度	26	temp	近地表温度

表 2 干湿日分类模型及极端降雨分类模型的精度

雨量站点	验证期分类精度	
	干湿日分类模型	极端降雨分类模型
波罗诺	0.87	0.76
承德	0.88	0.74
沟台子	0.86	0.79
韩家营	0.88	0.73
宽城	0.85	0.76
李营	0.87	0.75
三道河子	0.88	0.74
下板城	0.88	0.74
下河南	0.87	0.78
选将营子	0.88	0.78
均值	0.87	0.76

3.3 降雨量预测

在建立降雨回归预测模型之前,使用主成分分析(principal component analysis, PCA),对表 1 给出的 26 个 NCEP 再分析因子进一步筛选。目的是在保存数据中有效信息的同时,消除数据间的共线性,降低数据维度。依据主成分分析结果可以选择前 9 个主成分,其累计解释方差达到 90% 以上。将前 9 个主成分作为回归模型的预测因子,并将观测数据依据分类结果分为极端降雨组及非极端降雨组,分别建立 RF-SVR 模型。

利用 1961-2000 年的雨量站点数据对回归模

型进行训练,再用验证期(2001-2012 年)的湿润日降雨数据进行 RF-SVR 模型的模拟效果评价,并构建了普通 SVR 模型作为对比。SVR 模型对月或季度尺度的降水总量及长期分布特征的模拟效果较佳^[14],在月降水总量等指标上精度较高^[6]。但本文侧重于探讨日尺度上降雨的模拟精度及极端降雨模拟效果,因此选取降雨量均值、标准差、降雨天数、极端降雨天数、日最大降雨量等作为统计指标。表 3 和 4 分别列出了率定期及验证期各雨量站点降雨的相关评价指标。

由表 3 和表 4 可以发现,无论是率定期还是验证期,SVR 模型估计出的日降雨量均值及标准差均严重偏小,而降雨日数严重偏大。这是因为 SVR 模型会预测出大量小于 0.1 mm/d 的“微型降雨”,这些微型降雨在增加了降雨日数的同时,减小了所有湿润日的均值及方差。相比之下,RF-SVR 模型由于加入了干湿日分类这一步骤,几乎不会产生“微型降雨”,对于降雨日数的估计较为准确,降雨量均值和标准差也更接近于实际值。对于极端降雨的估计方面,率定期 RF-SVR 模型对于极端降雨日数及日最大降雨量的估计值均等于或十分接近于真实值,但验证期 RF-SVR 模型对于极端降雨日数及日最大降雨量的估计值均偏小。SVR 模型在率定期及验证期对于极端降雨日数及日最大降雨量的估计均严重偏小,整体来看 RF-SVR 模型对于极端降雨

日数及日最大降雨量的估计也明显优于 SVR 模型。综合上述分析,RF-SVR 模型降尺度的效果优于普通 SVR 模型。滦河流域干旱少雨,且 30 mm/d 以上

的降雨量仅占湿润日总降雨量的约 4%,50 mm/d 以上的降雨量仅占湿润日总降雨量的约 0.9%。样本数量的有限影响了极端降雨的预测效果。

表 3 率定期各雨量站点湿润日的回归统计指标

雨量 站点	方法	日降雨 量均 值/mm	标准 差/ mm	降雨 日数/ d	极端 降雨 日数/d	日最大 降雨量/ mm
波罗诺	观测值	6.29	10.00	3276	635	132.3
	RF-SVR	6.39	9.87	3279	635	131.9
	SVR	0.60	1.47	11083	56	16.8
承德	观测值	7.00	11.17	2948	646	175.9
	RF-SVR	7.11	11.04	2948	646	175.5
	SVR	0.57	1.48	10859	59	18.1
沟台子	观测值	5.32	8.25	3546	566	73.8
	RF-SVR	5.43	8.11	3550	567	73.4
	SVR	0.51	1.23	11856	18	14.1
韩家营	观测值	6.56	10.34	3035	621	149.2
	RF-SVR	6.67	10.21	3038	621	148.8
	SVR	0.56	1.42	10829	46	16.8
宽城	观测值	8.31	15.28	3073	710	268.0
	RF-SVR	8.43	15.16	3075	710	267.6
	SVR	0.62	1.60	10655	69	19.4
李营	观测值	7.84	14.51	3273	734	281.5
	RF-SVR	7.96	14.39	3275	734	281.1
	SVR	0.67	1.61	10452	65	17.7
三道 河子	观测值	6.92	11.27	2986	629	162.8
	RF-SVR	7.03	11.14	2989	629	162.4
	SVR	0.59	1.48	10492	50	17.3
下板城	观测值	7.21	12.40	3058	643	160.5
	RF-SVR	7.33	12.27	3059	643	160.1
	SVR	0.49	1.29	11593	39	15.6
下河南	观测值	6.28	10.59	3259	603	154.0
	RF-SVR	6.39	10.47	3261	603	153.6
	SVR	0.54	1.32	11103	26	14.7
选将 营子	观测值	6.67	10.42	3066	622	117.9
	RF-SVR	6.44	10.30	3069	622	117.5
	SVR	0.55	1.35	10849	34	15.2

表 4 验证期各雨量站点湿润日的回归统计指标

雨量 站点	方法	日降雨 量均 值/mm	标准 差/ mm	降雨 日数/ d	极端 降雨 日数/d	日最大 降雨量/ mm
波罗诺	观测值	6.67	9.86	874	192	100.0
	RF-SVR	6.62	7.87	706	142	36.8
	SVR	0.35	0.96	3454	1	12.8
承德	观测值	7.02	10.20	800	182	84.6
	RF-SVR	7.12	8.27	616	134	35.9
	SVR	0.35	1.01	3359	4	12.7
沟台子	观测值	5.48	8.61	979	159	76.7
	RF-SVR	5.55	6.78	806	132	30.3
	SVR	0.31	0.80	3567	1	10.4
韩家营	观测值	6.94	10.03	825	189	105.8
	RF-SVR	7.02	8.01	637	140	28.8
	SVR	0.32	0.91	3386	1	12.2
宽城	观测值	7.30	14.55	995	205	171.5
	RF-SVR	7.53	9.95	647	127	45.8
	SVR	0.36	1.05	3353	5	13.4
李营	观测值	7.31	12.96	972	212	170.1
	RF-SVR	7.28	9.63	705	139	60.0
	SVR	0.41	1.13	3284	7	13.1
三道 河子	观测值	6.99	10.24	840	195	113.8
	RF-SVR	6.77	8.11	601	120	33.0
	SVR	0.35	0.96	3256	1	12.4
下板城	观测值	7.33	11.63	802	184	138.2
	RF-SVR	7.27	9.13	675	140	40.7
	SVR	0.32	0.92	3494	3	11.9
下河南	观测值	6.59	9.73	864	189	92.6
	RF-SVR	6.42	7.96	715	135	29.7
	SVR	0.31	0.85	3460	1	11.7
选将 营子	观测值	6.53	10.06	840	173	82.6
	RF-SVR	6.27	7.84	675	128	37.8
	SVR	0.32	0.87	3366	1	11.6

4 讨 论

本文评价了 RF-SVR 统计降尺度方法对滦河

流域典型雨量站日降雨量预测的效果,发现建立的统计降尺度模型模拟的滦河流域日降雨量偏差与普通 SVR 模型相比显著减小,更接近于实际值,并且

在预测日极端降雨方面的表现也优于 SVR 模型。这与其他学者对于先分类、后预测的混合统计降尺度模型的研究结果相一致^[20]。

但本文验证期内 RF-SVR 模型对于极端降雨日数及日最大降雨量的估计均偏小。这是因为滦河流域干旱少雨且小雨居多, 10 mm/d 以上的降雨量仅占湿润日总降雨量的 10% 左右, 用于极端与非极端日降雨量分类的样本正负均衡性较差, 导致随机森林分类模型训练过程中倾向于将更多数据分类为非极端降雨, 这是导致验证期模型效果不如率定期的主要原因之一。如何克服样本正负均衡性差的局限性, 实现极端降雨与非极端降雨的准确分类, 进而提高气候变化下日极端降雨的估计精度, 为降低气候变化带来的灾害风险提供科学依据, 仍有待进一步研究。

5 结 论

利用 RF-SVR 统计降尺度方法预测了滦河流域典型雨量站的日降雨量。该统计降尺度模型由两部分构成: 降雨状态分类和降雨量预测回归。选用 1961-2000 年的 NCEP/NCAR 再分析资料及滦河流域 10 个雨量站点的降雨观测数据进行率定, 并通过 2001-2012 年相应数据进行了模型的验证。可以得到如下结论:

(1) 采用随机森林模型进行干湿日分类及极端降雨与非极端降雨的分类。结果证明验证期内干湿日分类模型分类精度均高于 0.85, 各雨量站点平均分类精度为 0.87; 极端降雨分类模型分类精度均高于 0.73, 各雨量站点平均分类精度为 0.76。两种分类模型对极端降雨与非极端降雨以及干湿日均能进行准确可靠的区分。

(2) 利用分类结果(极端降雨组及非极端降雨组)分别建立 RF-SVR 模型用于降雨量回归模型, 并将回归结果与普通 SVR 模型进行对比。整体而言, RF-SVR 模型的预测效果优于 SVR 模型, 在极端降雨日数、日最大降雨量等指标上比 SVR 模型更接近于实测值。

(3) 在建立极端降雨分类模型的过程中, 阈值的选择对于模型预测效果有明显影响。本文尝试了 30 mm/d 及 50 mm/d 的阈值, 但均因极端降雨与非极端降雨的样本量比例过于悬殊导致分类及后续的回归结果不理想。极端降雨样本数量的有限, 影响了极端降雨预测效果的进一步改善。但模型对非极端降雨预测的效果比较理想。

参考文献:

- [1] 刘昌明, 刘文彬, 傅国斌, 等. 气候影响评价中统计降尺度若干问题的探讨[J]. 水科学进展, 2012, 23(3): 427-437.
- [2] 刘永和, 郭维栋, 冯锦明, 等. 气象资料的统计降尺度方法综述[J]. 地球科学进展, 2011, 26(8): 837-847.
- [3] 王幼奇, 樊军, 邵明安. LARS-WG 天气发生器在黄土高原的适应性研究[J]. 中国水土保持科学, 2007, 5(3): 24-27.
- [4] 黎玥君. 基于 BP 神经网络的浙江省夏季降尺度降水的预报方法[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2014.
- [5] 任梅芳, 庞博, 徐宗学, 等. 基于随机森林模型的雅鲁藏布江流域气温降尺度研究[J]. 高原气象, 2018, 37(5): 1241-1253.
- [6] 刘向培, 王汉杰, 何明元. 应用统计降尺度方法预估江淮流域未来降水[J]. 水科学进展, 2012, 23(1): 29-37.
- [7] 欧阳芬, 吕海深, 黎敏. 基于主成分分析与逐步回归法的降尺度预报模型及应用[J]. 水电能源科学, 2012, 30(8): 9-12.
- [8] 陈威霖, 江志红, 黄强. 基于统计降尺度模型的江淮流域极端气候的模拟与预估[J]. 大气科学学报, 2012, 35(5): 578-590.
- [9] 刘文丰, 徐宗学, 李发鹏, 等. 基于 ASD 统计降尺度的雅鲁藏布江流域未来气候变化情景[J]. 高原气象, 2014, 33(1): 26-36.
- [10] 周有荣, 崔东文. 基于混合核 SHTS-SVM 的年径流预测[J]. 水资源与水工程学报, 2019, 30(3): 66-72.
- [11] 马乐宽, 邱瑀, 赵越, 等. 基于改进的神经网络与支持向量机的小流域日径流量预测研究[J]. 水资源与水工程学报, 2016, 27(5): 23-27.
- [12] 于海蛟, 温小虎, 冯起, 等. 基于支持向量机(SVM)的祁连山典型小流域日降水-径流模拟研究[J]. 水资源与水工程学报, 2015, 26(2): 26-31+39.
- [13] 姚艺. 基于统计降尺度的气候变化水资源影响研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [14] 段凯. 气候变化影响下的流域干旱评估研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2014.
- [15] ANANDHI A, SRINIVAS V V, NANJUNDIAH R S, et al. Downscaling precipitation to river basin in India for IPCC SRES scenarios using support vector machine[J]. International Journal of Climatology, 2008, 28(3): 401-420.
- [16] OKKAN U, KIRDEMIR U. Downscaling of monthly precipitation using CMIP5 climate models operated under RCPs[J]. Meteorological Applications, 2016, 23(3): 514-528.
- [17] CHEN S T, YU Paoshan, TANG Y H. Statistical downscaling of daily precipitation using support vector machines

- and multivariate analysis [J]. Journal of Hydrology, 2010, 385(1-4): 13-22.
- [18] PHAM Q B, YANG Taochang, KUO Chenmin, et al. Combining random forest and least square support vector regression for improving extreme rainfall downscaling [J]. Water, 2019, 11(3): 451-467.
- [19] LU Yan, QIN Xiaosheng. A coupled K-nearest neighbour and Bayesian neural network model for daily rainfall downscaling [J]. International Journal of Climatology, 2014, 34(11): 3221-3236.
- [20] DEVAK M, DHANYA C T, GOSAIN A K. Dynamic coupling of support vector machine and K-nearest neighbour for downscaling daily rainfall [J]. Journal of Hydrology, 2015, 525: 286-301.
- [21] 曹雪松,唐如洋,王卫光,等. 两种统计降尺度模型在滦河流域的降水预估[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2016, 19(2): 28-32.
- [22] 曾思栋,夏军,杜鸿,等. 气候变化、土地利用/覆被变化及CO₂浓度升高对滦河流域径流的影响[J]. 水科学进展, 2014, 25(1): 10-20.
- [23] 赵钢铁,杨大文,蔡喜明,等. 基于随机森林模型的长江上游枯水期径流预报研究[J]. 水力发电学报, 2012, 31(3): 18-24+38.
- [24] 张楠,夏自强,江红. 基于多因子量化指标的支持向量机径流预测[J]. 水利学报, 2010, 41(11): 1318-1324.
-
- (上接第30页)
- [9] 王康宁,李劭珉,林路. 基于copula函数的纵向数据复合分位数回归及变量选择[J]. 中国科学:数学, 2020, 50(8): 1097-1116.
- [10] 刘光文. 皮尔逊Ⅲ型分布参数估计[J]. 水文, 1990, 10(5): 1-15.
- [11] 杨清华. 混合对数正态分布广义线性联合均值与散度模型的参数估计[J]. 曲阜师范大学学报(自然科学版), 2020, 46(4): 35-40.
- [12] 陶鹏,牛为华,吴宏波,等. 基于Gumbel copula联合概率分布的电力系统综合净负荷预测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2020, 47(2): 25-37.
- [13] 梁忠民,郭彦,胡义明,等. 基于copula函数的三峡水库预泄对鄱阳湖防洪影响分析[J]. 水科学进展, 2012, 23(4): 485-492.
- [14] DEHGHANI M, ZARGAR M, RIAHI-MADVAR H, et al. A novel approach for longitudinal dispersion coefficient estimation via tri-variate archimedean copulas [J]. Journal of Hydrology, 2020, 584: 124662.
- [15] NELSEN R B. An introduction to copulas [M]. Berlin: Springer, 2006.
- [16] 尹志杰,王容,李磊,等. 长江流域“2017·07”暴雨洪水分析[J]. 水文, 2019, 39(2): 86-91.
- [17] CHEN Jing, WU Xiaodan, Finlayson B L, et al. Variability and trend in the hydrology of the Yangtze River, China: Annual precipitation and runoff [J]. Journal of Hydrology, 2014, 513: 403-412.
- [18] 张洪记,陈磊,黄仁勇. 溪洛渡、向家坝建库对三峡水库淤积影响计算研究[J]. 中国水运(下半月), 2019, 19(4): 166-167+169.
- [19] CIGB ICOLD. Dams for hydroelectric energy [M]. Boca Raton: CRC Press, 2020.
- [20] 彭彩云,王戈,赵波,等. 长江上游典型人工植被下中小型土壤动物群落结构特征[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2019, 45(5): 585-595.
- [21] 杨晶晶. 长江经济带经济与生态关系演变的历史分析(1979-2015年)[D]. 武汉:中南财经政法大学, 2018.