

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2020.01.003

TIGGE 模式在淮河水系史河流域的应用

王建群,段 蓉,蔡晨凯

(河海大学水文水资源学院,江苏 南京 210098)

摘要: 为了提高淮河水系史河流域降水预报的精度,对 TIGGE 模式降水预报校正方法进行了研究。基于 TIGGE 的 ECMWF、KMA、JMA、UKMO、CMA 等 5 个模式 2015—2017 年汛期在史河流域的降水预报数据和雨量站实测降水资料,采用降水预报的均方根误差指标和在确报率、空报率和漏报率评价指标基础上提出的降水预报三率综合评价指标,对各模式在 1~7 d 预见期内的预报精度进行综合评价,采用 2 种非线性方法 RBF 及 ν -SVR 对 TIGGE 的 5 个降水预报模式进行非线性集合预报校正,并与线性方法 BREM 法进行了比较。结果表明:TIGGE 的 5 个模式中,JMA 模式的降水预报精度最高,其次是 ECMWF 和 UKMO,实时降水预报校正 ν -SVR 法明显优于 BREM 法和 RBF 法;实时降水预报校正 ν -SVR 法提高了 TIGGE 模式降水预报的精度。

关键词: TIGGE;降水预报评估;集合预报方法;人工神经网络;支持向量回归;消除偏差集合平均法;史河流域

中图分类号:P338 文献标志码:A 文章编号:1000-1980(2020)01-0014-08

Application of TIGGE precipitation forecast in Shihe Catchment of Huaihe River Basin

WANG Jianqun, DUAN Rong, CAI Chenkai

(College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of precipitation forecasts in the Shihe Catchment of Huaihe River Basin, the data of TIGGE models including JMA, KMA, UKMO, ECMWF and CMA along with the observed data from the rain-measuring stations in the flood season from 2015 to 2017 were used to study the evaluation methods and correction methods of precipitation forecast. On the basis of hit rate, false alarm rate and miss alarm rate, a new three-rate comprehensive index of precipitation forecast was proposed for an entire evaluation. The accuracy of TIGGE precipitation forecast in the Shihe catchment within the 1–7 d prediction period was evaluated by using the root mean square error index and the three rates comprehensive index. The correction methods of precipitation forecast, including the RBF artificial neural network and the ν -SVR support vector regression based on the data of TIGGE models, were proposed and compared with the linear method BREM. The results show that JMA model has the highest accuracy of precipitation forecast, the next two are ECMWF and UKMO, and ν -SVR method is superior to BREM method and RBF method. As a conclusion, the real-time ν -SVR correction method improves the accuracy of precipitation forecast.

Key words: TIGGE; precipitation forecast assessment; ensemble forecasting methods; artificial neural network; support vector regression; bias-removed ensemble mean method; Shihe Catchment

由雨量站监测到的降落到地面的雨量驱动水文模型得到的洪水过程预报,其预报的预见期仅为产汇流时间,通常难以满足防洪和兴利同时兼顾的要求。为进一步延长预报发布时间至预报对象出现的时间间隔,即洪水预报的预见期^[1],有必要将降雨预报和降雨径流模型相结合,充分利用降雨预报的预见期。随着数

基金项目:国家重点研发计划(2016YFC0400909)

作者简介:王建群(1960—),男,教授,博士,主要从事流域水文模拟及水资源系统分析研究。E-mail: wangjq@hhu.edu.cn

引用本文:王建群,段蓉,蔡晨凯. TIGGE 模式在淮河水系史河流域的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(1):14-21.

WANG Jianqun, DUAN Rong, CAI Chenkai. Application of TIGGE precipitation forecast in Shihe Catchment of Huaihe River Basin [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2020, 48(1):14-21.

值天气预报水平的不断提高,降雨预报产品已被研究应用于洪水预报^[2-7]。世界气象组织(WMO)于 2003 年制定了一项为期 10 a 的研究和发展计划,即观测系统研究与可预报性试验(the observing system research and predictability experiment a world weather research program,简称 WWRP/THORPEX)。作为 THORPEX 的一个重要组成部分,TIGGE 归档了全球范围内 10 个数值天气预报中心的集合预报产品^[8-9],为各中心预报产品的比较、自身技术的改进建立了坚实基础。降雨预报的准确性是用于延长洪水预报预见期的关键所在。然而,由于天气系统的复杂性和数值天气预报模式的局限性,单一模式很难获得较高精度的预报值,而采用多模式集合预报技术能够很好地平衡预报模式的不确定性,有效降低降雨预报误差,改善预报效果^[10-13]。目前,针对降雨预报能力的评估和集合预报,国内外学者已做了大量研究。例如:杜雅玲等^[14]利用 TIGGE 数据的中期降水预报评估了在江苏省的应用效果,发现各模式在对中雨以上等级降水存在较明显的漏报;赵琳娜等^[15]指出多模式集合预报可以改善单一模式的不确定性;杜钧等^[16]提出多模式集合预报可能消除预报的系统性偏差;罗聪等^[17]提出基于预报误差的反误差加权集成法,可用于日极端气温的多模式预报。

先前的研究已经表明采用适当的多模式集合方法可以有效降低降雨预报误差,如消除偏差集合平均法(BREM)、等权的简单集合平均法(EMN)以及不等权的超级集合平均法(SUP)等^[11],但这些方法都是线性方法,其精度有待于进一步提高。本文以淮河水系史河流域为研究区域,选用 TIGGE 的 5 个不同模式的降雨预报数据,结合流域实测降雨资料,对各模式在 1~7 d 预见期内的预报精度进行综合评价,分析 TIGGE 降雨预报信息在史河流域的可用性;在此基础上,提出基于 TIGGE 的 5 个不同模式的实时降雨预报非线性校正方法,旨在提高降雨预报在研究区域内的精度,为洪水预报提供新的预见期降雨预报校正方法。

1 研究区域及 TIGGE 资料

1.1 研究区域

史河发源于大别山北麓的伏牛岭,是淮河干流王家坝站至临淮岗闸区间南岸的主要支流,流域面积 6 889 km²。史河在蒋集有支流灌河汇入,史河上游建有梅山水库(控制流域面积 1 970 km²),灌河上游建有鲇鱼山水库(控制流域面积 924 km²),蒋集水文站控制流域面积 5 848 km²。史河流域水系站网分布见图 1。史河流域位于北纬 31°12′~31°18′、东经 115°17′~115°55′,属于亚热带湿润季风气候区,雨量丰沛,多年平均年降水量为 1 077 mm。每年的 5 月份开始出现长时期高强度的频繁降雨,极易造成洪涝灾害。鲇鱼山水库和梅山水库的洪水预报与调度对于淮河干流的防洪调度和临淮岗工程的控制运用有着重要的意义。

1.2 TIGGE 资料

主要选取 TIGGE 的欧洲中期天气预报中心 ECMWF、日本气象厅 JMA、中国气象局 CMA、英国气象局 UKMO 和韩国气象厅 KMA 预报模式的 7 d 累计降雨量^[8-9,18],数据来源于 <http://apps.ecmwf.int/datasets/>。由于各个机构发布的降水预报时空分辨率有所不同,因此统一选用预报时间为每天的世界标准时间(0:00 UTC)的预报产品,预报时长统一为 168 h(7 d),分辨率为 0.5°×0.5°;由于 JMA 在 2013 年缺少世界标准时间 0:00 的预报数据、CMA 在 2014 年缺少 8 月份的预报数据,时间序列取为 2015—2017 年淮河流域汛期(5—9 月),采用泰森多边形法由 TIGGE 产品 0.5°×0.5°格点预报雨量计算各子流域面雨量作为面雨量预报值;提取研究区域雨量站相应时段的实测雨量数据,采用泰森多边形法,由各雨量站实测雨量计算各子流域面雨量作为面雨量实测值,对比同期面雨量预报值与实测值,评价降雨预报的精度。



图 1 史河流域水系站网分布
Fig.1 Drainage system of the Shihe Catchment

2 降雨预报精度评价

2.1 精度评价方法

通常采用雨量预报的均方根误差及确报率、空报率和漏报率来评价降雨预报的精度。均方根误差计算

公式如下:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - o_i)^2}$$

(1)

式中: σ ——均方根误差; f_i ——降雨预报值; o_i ——降雨实测值; n ——样本容量。

采用气象部门制定的24 h降雨量级多级划分标准^[19],并从洪水预报的实用性角度对其进行了微调。将24 h内的降雨量分为无雨、小雨、中雨、大雨、暴雨、大暴雨和特大暴雨等7个量级。通常,气象上认为无雨即降雨量为0;由于在实际进行洪水预报时,小于1 mm的时段降雨量对于洪水的形成几乎没有直接的影响,因此,本文将气象部门的无雨标准改为24 h降雨总量小于1 mm,小雨标准改为24 h降雨总量1.0~9.9 mm,其余不变。

为了能综合评价降雨预报精度,笔者在确报率、空报率和漏报率评价指标的基础上提出降雨预报三率综合评价方法,公式如下:

$$P_i = w_1 P_{h,i} + w_2 (1 - P_{f,i}) + w_3 (1 - P_{m,i})$$

(2)

$$P = \sum_{i=1}^D V_i P_i$$

(3)

式中: P_i ——预见期为*i*天的降雨预报三率综合评价值,越大越好,满足 $0 \leq P_i \leq 1$; w_1 、 w_2 、 w_3 ——确报率权重、非空报率权重、非漏报率权重,满足 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$; $P_{h,i}$ 、 $P_{f,i}$ 、 $P_{m,i}$ ——预见期为*i*天的确报率、空报率和漏报率; P ——不同预见期降雨预报三率综合评价值,越大越好,满足 $0 \leq P \leq 1$; V_i —— P_i 的权重,满足 $\sum_{i=1}^D V_i = 1$; D ——考虑的最长预见期,根据研究区域洪水预报与调度的实际情况,本项研究取 $D=7$ 。

鉴于漏报对于防洪调度可能产生较大不利,本文主要考虑漏报率最低、确报率高的预报方案,应给予非漏报率较高的权重、确报率次高权重、非空报率稍低权重,经分析确定 w_1 、 w_2 、 w_3 分别取为0.3、0.2、0.5。从洪水预报与调度工作对未来降雨预报的要求来看,未来某时段距离预报根据时间(实测截止时间)越近,该时段降水预报的预见期就越短,对该时段降雨预报的精度要求就越高。经分析,确定1~7 d的预见期精度综合评价指标权重分别赋值为0.2、0.2、0.15、0.15、0.15、0.1、0.05。

需要说明的是,降雨预报三率综合评价值不是“一次预报”指数,而是多次预报样本的统计值。

2.2 精度评价结果

选择5个预报模式的TIGGE数据,对其降水预报在史河流域的精度进行评估。计算结果如图2、表1所示。

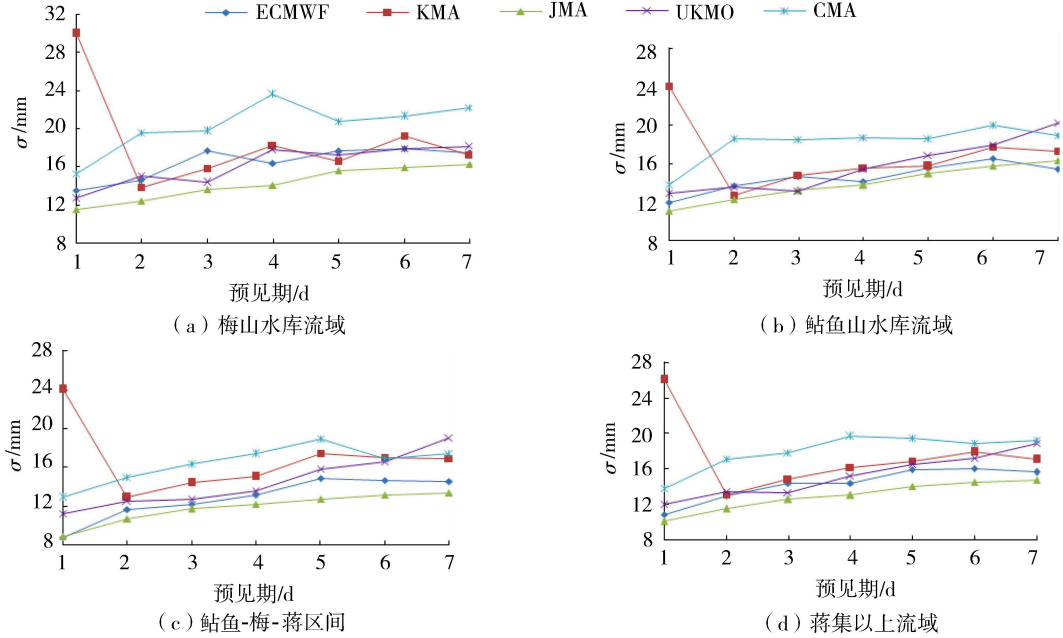


图2 降雨预报均方根误差

Fig.2 Root mean square error of the rainfall forecast

表 1 三率综合评价值

Table 1 Comprehensive evaluation value of three rates

模式	梅山水库流域 <i>P</i>					鲇鱼山水库流域 <i>P</i>				
	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨
ECMWF	0. 877	0. 579	0. 527	0. 611	0. 412	0. 876	0. 592	0. 597	0. 620	0. 622
KMA	0. 872	0. 592	0. 536	0. 577	0. 378	0. 876	0. 602	0. 590	0. 602	0. 498
JMA	0. 907	0. 611	0. 584	0. 604	0. 239	0. 917	0. 604	0. 576	0. 587	0. 235
UKMO	0. 904	0. 602	0. 549	0. 613	0. 458	0. 904	0. 614	0. 582	0. 632	0. 525
CMA	0. 891	0. 568	0. 526	0. 559	0. 548	0. 891	0. 605	0. 554	0. 612	0. 543

模式	鲇-梅-蒋区间 <i>P</i>					蒋集以上流域 <i>P</i>				
	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨
ECMWF	0. 943	0. 686	0. 595	0. 644	0. 449	0. 910	0. 635	0. 573	0. 629	0. 465
KMA	0. 926	0. 645	0. 576	0. 599	0. 511	0. 900	0. 620	0. 565	0. 592	0. 465
JMA	0. 964	0. 651	0. 611	0. 568	0. 454	0. 937	0. 630	0. 596	0. 583	0. 347
UKMO	0. 945	0. 648	0. 646	0. 678	0. 586	0. 925	0. 627	0. 603	0. 649	0. 533
CMA	0. 929	0. 623	0. 586	0. 564	0. 551	0. 910	0. 602	0. 561	0. 570	0. 549

对于均方根误差指标 σ : (a)JMA 的 σ 在 3 个子流域表现最好,均相对低于其他几个模式; ECMWF 的 σ 表现仅次于 JMA;CMA 的 σ 明显高于其他几个模式的 σ 。(b)KMA 的 σ 波动较大,在预见期为 1 d 时对降雨过高预估导致产生较大的误差,其值几乎是其他模式的 2 倍,但随着预见期的增长,又降低到正常水平。根据笔者对淮河上游息县以上流域、淮河支流淝河横排头以上流域的研究,KMA 在 1 d 预见期的 σ 与史河流域的情况一致。(c)总体上, σ 随着预见期的增加而增加。

对于本文提出的降雨预报三率综合评价指标 *P*: (a)5 个预报模式对于无雨情况在 3 个子流域的预报三率综合评价值在 0. 87 以上,精度相对于其他情形较高。(b)小雨、中雨及大雨 3 个量级降雨预报在 3 个子流域的三率综合评价值在 0. 60 左右,暴雨量级降雨预报在 3 个子流域的三率综合评价值在 0. 47 左右,精度相对较低;对于大暴雨及以上量级降雨预报,由于 2015—2017 年淮河流域汛期未发生此级别的降雨,因此无法计算预报三率综合评价值。(c)从不同模式来看,JMA 在 3 个子流域的精度优于其他模式,UKMO 的表现仅次于 JMA,但 5 个模式随着降雨量级的增大,预报三率综合评价值下降幅度很大,对暴雨的预报三率综合评价综合值降至 0. 5。

3 降水预报校正

为了改善降雨预报的精度,许多学者提出了各种集合预报的方法^[20-24],例如消除偏差集合平均法(BREM),公式如下:

$$F = \overline{O} + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (F_i - \overline{F}_i)$$

(4)

式中: *F*——降雨集合预报值; $\overline{O}$ ——与模型训练样本系列同期的实测降雨均值;*m*——利用的集合成员数;*F_i*——第 *i* 个成员的预报值; $\overline{F}_i$ ——第 *i* 个成员训练样本的均值。

式(4)中,*F* 与 *F₁*,*F₂*, $\cdots$,*F_m* 的关系是线性的,广义地,有

$$F = f(F_1, F_2, \cdots, F_m)$$

(5)

其中 *f* 可以是非线性回归关系。径向基人工神经网络 RBF 和 ν -支持向量回归(ν -SVR)可以用来逼近 *f*。径向基人工神经网络 RBF 由 Darken 和 Moody 于 1989 年提出,具有最佳逼近的特性以及非线性映射能力,且计算量少,近年来被广泛应用于径流预报和降雨预报^[25-26]。

支持向量机(SVM)是 Vanpik 在 20 世纪 90 年代提出的一种分类和回归的机器学习方法^[27-28],具有良好的泛化能力,Scholkopf 提出的 ν -支持向量回归(ν -SVR)算法,已被用于洪水预报领域^[29-31]。

本文采用 ν -SVR 逼近 *f* 并与 BREM 及 RBF 对比,选取 2015 年和 2016 年的汛期即 5—9 月作为训练期,2017 年的汛期作为验证期。由 2. 2 节对 TIGGE 的 5 个预报模式评价结果可知,JMA 预测精度较高,ECMWF 与 UKMO 预测能力仅次于 JMA。现将 BREM、RBF、 ν -SVR 这 3 种集合校正方法与 JMA、ECMWF、UKMO 这 3 个模式进行对比。

训练期计算结果精度统计见图3、表2。

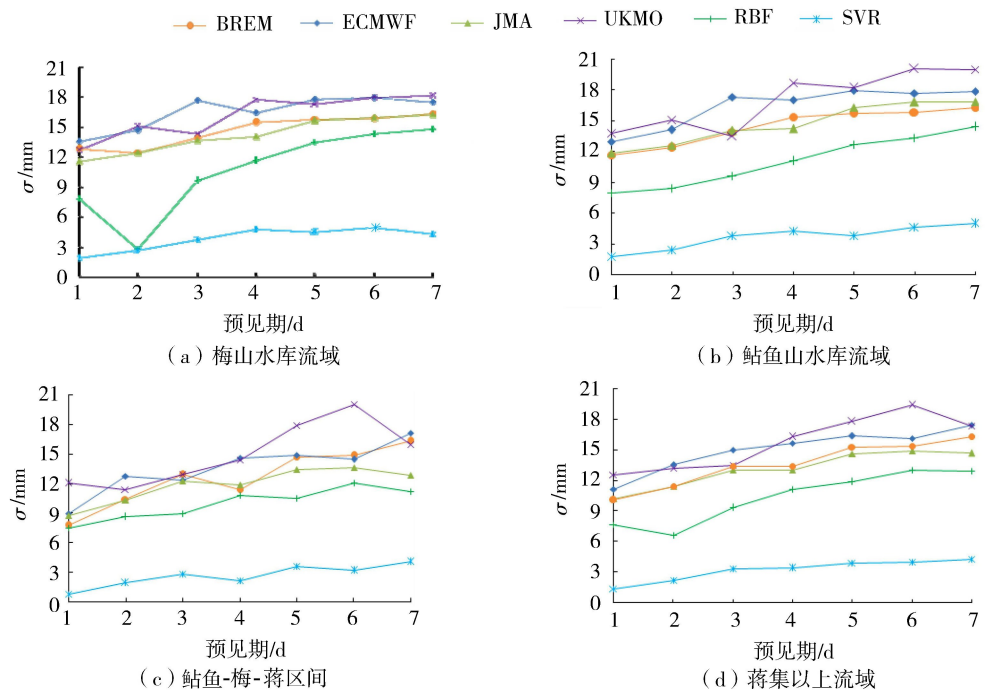


图3 训练期降雨预报均方根误差

Fig.3 Root mean square error of the rainfall forecast in training period

表2 训练期三率综合评价值

Table 2 Comprehensive evaluation value of three rates in training period

模式	梅山水库流域 P					鲇鱼山水库流域 P				
	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨
ECMWF	0.916	0.599	0.569	0.543	0.600	0.906	0.580	0.610	0.585	0.657
JMA	0.935	0.620	0.582	0.558	0.477	0.911	0.613	0.573	0.571	0.470
UKMO	0.938	0.612	0.603	0.634	0.690	0.916	0.618	0.606	0.599	0.751
BREM	0.873	0.579	0.597	0.586	0.521	0.766	0.582	0.582	0.553	0.569
RBF	0.930	0.697	0.692	0.540	0.579	0.923	0.609	0.609	0.568	0.583
ν -SVR	0.929	0.811	0.949	0.991	1.000	0.898	0.758	0.758	0.990	1.000

模式	鲇-梅-蒋区间 P					蒋集以上流域 P				
	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨
ECMWF	0.940	0.692	0.621	0.700	0.567	0.926	0.643	0.602	0.629	0.592
JMA	0.941	0.699	0.598	0.599	0.908	0.934	0.659	0.589	0.581	0.694
UKMO	0.934	0.675	0.601	0.633	0.580	0.933	0.645	0.603	0.628	0.644
BREM	0.734	0.643	0.582	0.643	0.613	0.785	0.512	0.587	0.609	0.575
RBF	0.945	0.685	0.598	0.534	0.603	0.936	0.677	0.628	0.626	0.592
ν -SVR	0.935	0.817	0.927	0.993	1.000	0.927	0.805	0.934	0.992	1.000

对于训练期均方根误差指标 σ : (a) 线性方法 BREM 在 3 个子流域的 σ 均明显低于 ECMWF 以及 UKMO 的 σ , 与 JMA 的 σ 接近。(b) 2 种非线性方法 RBF 及 ν -SVR 在 3 个子流域的 σ 均比 ECMWF、JMA、UKMO 模式及线性方法 BREM 的 σ 低, 以梅山水库流域为例, RBF 法的 σ 比 JMA 的 σ 降低了 4 mm 左右, ν -SVR 法的 σ 比 JMA 的 σ 降低了 10 mm 左右。(c) 总体上, BREM、RBF、 ν -SVR 的 σ 随着预见期的增加而增大。

对于训练期降雨预报三率综合评价指标 P : (a) BREM 法的 P 在各量级降雨情形都相对较低, 与 ECMWF、JMA、UKMO 模式的 P 相当, 甚至比 ECMWF、JMA、UKMO 模式中最好的结果差。(b) RBF 法的 P 在无雨、小雨、中雨和暴雨情形均高于 BREM 法的 P , 但在大雨情形低于 BREM 法的 P 。(c) 对于除小雨外的每一个量级降雨, ν -SVR 法的 P 均高于 0.929, 小雨情形为 0.811, 远高于其他方法和模式的 P 。

以梅山水库流域为例, 验证期的均方根误差以及三率综合评价值计算结果见图4、表3。

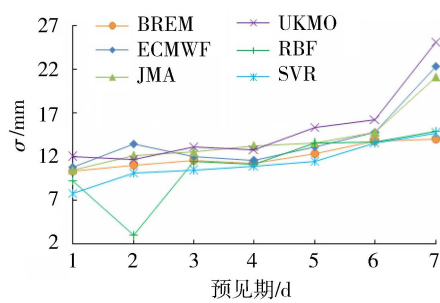


图 4 验证期梅山水库流域降雨预报均方根误差

Fig.4 Root mean square error of the rainfall forecast for the Meishan reservoir catchment in verification period

对于验证期的均方误差指标 σ : (a) 线性方法 BREM 及 2 种非线性方法 RBF 和 ν -SVR 的 σ 均比 ECMWF、JMA、UKMO 模式的 σ 小, 预测精度高。 (b) 2 种非线性方法 RBF 及 ν -SVR 的 σ 均比线性方法 BREM 的 σ 低。 (c) 2 种非线性方法中, ν -SVR 的 σ 除 2 d 预见期外均低于 RBF 的 σ ; RBF 表现相对较差, σ 波动性较大, 而 ν -SVR 的 σ 随着预见期的增加呈现相对平缓的增加趋势。

对于验证期降雨预报三率综合评价值 P : (a) BREM 法的 P 与 ECMWF、JMA、UKMO 模式的 P 相当, 甚至比 ECMWF、JMA、UKMO 模式中最好的 P 差。 (b) RBF 法的 P 在无雨、小雨、和暴雨情形均高于 BREM 法的 P , 但在中雨、大雨情形低于 BREM 法的 P 。 (c) 对于除小雨外的每一个量级降雨, ν -SVR 法的 P 均高于 RBF 法的 P 。

由上面的分析可知, 不论在训练期还是验证期, 线性集合校正方法 BREM 法与 2 种非线性集合方法 RBF 法及 ν -SVR 法相比, 预测能力略差; 非线性集合方法中, 支持向量回归 ν -SVR 的预测性能优于 RBF 人工神经网络。

4 结 语

a. 将 TIGGE 应用于淮河水系史河流域, 基于 TIGGE 的 ECMWF、KMA、JMA、UKMO、CMA 这 5 个不同模式 2015 年、2016 年、2017 年汛期降雨预报数据和流域实测降雨资料, 采用均方根误差指标和本文提出的降雨预报三率综合评价指标, 对各模式在 1 ~ 7 d 预见期内的预报精度进行综合评价, 采用 2 种非线性方法 RBF 及 ν -SVR 对 TIGGE 的 5 个降水预报模式进行非线性集合预报校正, 并与线性方法 BREM 法进行了比较, 结论如下: (a) 在淮河水系史河流域, TIGGE 的 ECMWF、KMA、JMA、UKMO、CMA 这 5 个模式中, 无论是均方根误差 σ 还是三率综合评价值, JMA 模式的表现最好, 其次是 ECMWF 和 UKMO, CMA 整体误差偏大, KMA 波动性较强; (b) 随着预见期的增长, 各模式预报精度都呈下降趋势; (c) 整个预见期内各模式都对无雨预报能力较强, 小雨及以上量级降雨的预报能力相对较弱。

b. 采用线性方法 BREM 及 2 种非线性方法 RBF 和 ν -SVR 对 TIGGE 的 5 个预报模式进行集合预报校正, 在一定程度上提高了降雨预报的精度。对于 BREM 法, 无论是训练期还是验证期, 其均方根误差均比 ECMWF、JMA、UKMO 模式的均方根误差稍低, 其三率综合评价值与 ECMWF、JMA、UKMO 模式的三率综合评价值相当。无论是训练期还是验证期, RBF 法的均方根误差比 BREM 法的均方根误差低, 三率综合评价值与 BREM 法的三率综合评价值相当; ν -SVR 法的均方根误差及三率综合评价值均优于 BREM 法和 RBF 法的结果。

c. 本次研究由于受资料条件的限制, 样本序列较短, 资料的代表性不够, 期间没有发生过大暴雨和特大暴雨, 因此未能对大暴雨以上量级各种模式的降雨预报精度和各种方法的校正精度进行很好的评价, 还有待进一步研究。

参考文献:

[1] 水利部水文局. 水文情报预报规范: GBT 22482—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008.

[2] 包红军, 王莉莉, 沈学顺, 等. 气象水文耦合的洪水预报研究进展[J]. 气象, 2016, 42(9): 1045-1057. (BAO Hongjun,

表 3 验证期梅山水库三率综合评价值					
Table 3 Three rates comprehensive value of the Meishan reservoir catchment in verification period					
模式	梅山水库 P				
	无雨	小雨	中雨	大雨	暴雨
ECMWF	0.838	0.560	0.485	0.678	0.225
JMA	0.879	0.602	0.586	0.650	0.000
UKMO	0.869	0.591	0.495	0.593	0.225
BREM	0.833	0.580	0.567	0.692	0.125
RBF	0.894	0.604	0.521	0.654	0.150
ν -SVR	0.844	0.697	0.588	0.673	0.425

- WANG Lili, SHEN Xueshun, et al. A review: advances of flood forecasting of hydro-meteorological forecast technology[J]. Meteorological Monthly, 2016, 42(9): 1045-1057. (in Chinese))
- [3] 张洪刚, 郭生练, 刘攀, 等. 考虑预见期降水的三峡水库区间洪水预报模型研究[J]. 长江科学院学报, 2005, 22(1): 9-12. (ZHANG Honggang, GUO Shenglian, LIU Pan, et al. Flood forecasting model for Three Gorges Reservoir intervening basin by considering precipitation prediction[J]. Journal of Yangtze River Science Research Institute, 2005, 22(1): 9-12. (in Chinese))
- [4] 李超群, 郭生练, 张洪刚. 基于短期定量降水预报的隔河岩洪水预报研究[J]. 水电能源科学, 2006, 24(4): 31-34. (LI Chaoqun, GUO Shenglian, ZHANG Honggang. Application of short term quantitative precipitation forecast in flood forecasting in Geheyan Reservoir Basin[J]. Water Resources and Power, 2006, 24(4): 31-34. (in Chinese))
- [5] 于占江, 温立成, 居丽玲. 用短期降水预报做洪水预报与调度的应用试验[J]. 气象科技, 2008, 36(6): 822-824. (YU Zhanjiang, WEN Licheng, JU Liling. Application of short-range weather forecast in flood forecast and water resources management[J]. Meteorological Science and Technology, 2008, 36(6): 822-824. (in Chinese))
- [6] 白鹏. 考虑 GFS 短期降雨预报信息的实时防洪预报调度研究[J]. 水资源开发与管理, 2016(6): 44-47. (BAI Peng. Research on real-time flood forecast scheduling based on GFS short-term rainfall forecast information[J]. Water Resources Development and Management, 2016(6): 44-47. (in Chinese))
- [7] 顾巍巍, 张卫国, 张焱, 等. 台风实时信息防汛服务云平台设计与应用[J]. 水资源保护, 2019, 35(2): 85-89. (GU Weiwei, ZHANG Weiguo, ZHANG Yan, et al. Design and application of cloud platform for real time flood control information of typhoon[J]. Water Resources Protection, 2019, 35(2): 85-89. (in Chinese))
- [8] BOUGEALT P, TOTH Z, BISHOP C, et al. The THORPEX interactive grand global ensemble[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2010, 91(8): 1059-1072.
- [9] SWINBANK R, KYOUDA M, BUCHANAN P, et al. The TIGGE project and its achievements[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2016, 97(1): 49-67.
- [10] 赵琳娜, 刘莹, 党皓飞, 等. 集合数值预报在洪水预报中的应用进展[J]. 应用气象学报, 2014, 25(6): 641-653. (ZHAO Linna, LIU Ying, DANG Haofei, et al. The progress on application of ensemble prediction to flood forecasting[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2014, 25(6): 641-653. (in Chinese))
- [11] 叶金印, 顾玮琪, 李巧玲, 等. ECMWF 集合预报在淮河蒋家集流域的应用[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))
- [12] LI Zhijia, BAO Hongjun, XUE Cansheng, et al. Real-time flood forecasting of Huai River with flood diversion and retarding areas[J]. Water Science and Engineering, 2008, 1(2): 10-24.
- [13] ZHI Xiefei, QI Haixia, BAI Yongqiang, et al. A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE data[J]. Journal of Meteorological Research, 2012, 26(1): 41-51.
- [14] 杜雅玲, 陆桂华, 吴志勇, 等. 基于 TIGGE 数据的中期降水预报在江苏省的应用效果评估[J]. 南水北调与水利科技, 2017(6): 17-25. (DU Yaling, LU Guihua, WU Zhiyong, et al. Assessment of TIGGE medium-term precipitation forecast in Jiangsu Province[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2017(6): 17-25. (in Chinese))
- [15] 赵琳娜, 吴昊, 田付友, 等. 基于 TIGGE 资料的流域概率性降水预报评估[J]. 气象, 2010, 36(7): 133-142. (ZHAO Linna, WU Hao, TIAN Fuyou, et al. Assessment of probabilistic precipitation forecasts for the Huaihe Basin using TIGGE data[J]. Meteorological Monthly, 2010, 36(7): 133-142. (in Chinese))
- [16] 杜钧, 陈静. 单一值预报向概率预报转变的基础: 谈谈集合预报及其带来的变革[J]. 气象, 2010, 36(11): 1-11. (DU Jun, CHEN Jing. The corner stone in facilitating the transition from deterministic to probabilistic forecasts-ensemble forecasting and its impact on numerical weather prediction[J]. Meteorological Monthly, 2010, 36(11): 1-11. (in Chinese))
- [17] 罗聪, 孙广凤, 李怀宇, 等. 日极端气温的多模式集成预报应用及检验[J]. 广东气象, 2015, 37(2): 7-12. (LUO Cong, SUN Guangfeng, LI Huaiyu, et al. Application of ensemble forecast for diurnal extreme temperature and verification[J]. Guangdong Meteorology, 2015, 37(2): 7-12. (in Chinese))
- [18] 王海霞, 智协飞. 基于 TIGGE 多模式降水量预报的统计降尺度研究[J]. 气象科学, 2015, 35(4): 430-437. (WANG Haixia, ZHI Xiefei. Statistic downscaling research of precipitation forecast based on TIGGE multimodel ensemble[J]. Journal of the Meteorological Sciences, 2015, 35(4): 430-437. (in Chinese))
- [19] 国家气象局. 降水量等级: GB/T 28592—2012[S]. 北京: 中国标准出版社, 2012.
- [20] WILBY R L, WIGLEY T M L. Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations[J]. Progress in Physical Geography, 1997, 21(4): 530-548.

[21] CHAKRABORTY A, KRISHNAMURTI T N. Improving global model precipitation forecasts over India using downscaling and the FSU superensemble. Part I:1-5-day forecasts[J]. Monthly Weather Review,2009, 137(9) :2713-2735.

[22] VOISIN N, PAPPENBERGER F, LETTENMAIER D P, et al. Application of a medium-range global hydrologic probabilistic forecast scheme to the Ohio River Basin[J]. Weather and Forecasting,2011, 26(4) :425-446.

[23] LOUVET S, SULTAN B, JANICOT S, et al. Evaluation of TIGGE precipitation forecasts over West Africa at intraseasonal timescale[J]. Climate Dynamics,2017, 47(1/2) :1-17.

[24] VUILLAUME J F, HERATH S. Improving global rainfall forecasting with a weather type approach in Japan[J]. International Association of Scientific Hydrology Bulletin,2016, 62(2) :167-181.

[25] 刘荻,周振民. RBF 神经网络在径流预报中的应用[J]. 华北水利水电学院学报,2007, 28(2) :12-14. (LIU Di, ZHOU Zhenmin. Application of RBF neural network in run off prediction[J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power,2007, 28(2) :12-14. (in Chinese))

[26] 罗伟,马红丽. 基于 RBF 神经网络的降雨量预测[J]. 内蒙古水利,2014(6) :13-14. (LUO Wei, MA Hongli. Application of RBF neural network in rainfall prediction[J]. Inner Mongolia Water Resources,2014(6) :13-14. (in Chinese))

[27] VAPNIK V. The nature of satistical learning theory[M]. New York:Springer Verlag,1995.

[28] SCHOLKOPF B, SMOLA A, WILLIAMSON R C, et al. New support vector algorithms[J]. Neural Computation,2000,12:1207-1245.

[29] 蒋汝成,顾世祥. 基于水贫困指数及 MSCS-SVM 模型的云南省水安全评价[J]. 水利经济,2018,36(5) :7-12. JIANG Rucheng, GU Shixiang. Evaluation of water safety in Yunnan Province based on water poverty index and MSCS-SVM model[J]. Journal of Economics of Water Resources,2018,36(5) :7-12. (in Chinese))

[30] 但灵芝,王建群,陈理想,等. ν -支持向量机洪水预报模型研究[J]. 水文,2016,36(2) :7-11. (DAN Lingzhi, WANG Jianqun, CHEN Lixiang, et al. Flood forecasting model with ν -support vector machine[J]. Journal of China Hydrology,2016, 36(2) :7-11. (in Chinese))

[31] 崔东文. 多组群教学优化算法-神经网络-支持向量机组模型在径流预测中的应用[J]. 水利水电科技进步,2019,39(4) :41-48. (CUI Dongwen. Combined model of multi-group teaching optimization algorithm-neural network-support vector machine in runoff prediction application[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2019,39(4) :41-48. (in Chinese))

(收稿日期:2018 -09 -30 编辑:高建群)



· 简讯 ·

第八届水利信息化技术论坛将在上海举办

为提高水利科技创新实力,推进智慧水利建设,强化行业监管信息支撑,促进智慧水利成果转化和应用推广,提升水利信息化和智能化水平,经研究,由河海大学联合有关单位拟定于 2020 年 3 月 27—29 日在上海举办“第八届水利信息化技术论坛”。

本次论坛主题为融合、创新、协同。主要内容如下:(1)智慧水利总体设计与水利网信补短板行动方案;(2)智慧河湖建设实践与思考;(3)5G+AI、遥感、人工智能等技术应用;(4)智慧水利关键技术创新;(5)水文水资源监测、预警、预报技术;(6)水利自动化新技术,新装备的研究与应用;(7)防汛抗旱信息化建设现状与发展;(8)河(湖)长制管理信息系统解决方案;(9)智慧水务系统一体化解决方案;(10)典型解决方案和应用案例。

会议详情请关注 <http://www.sinowbs.com/>
(本刊编辑部供稿)