

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2025.03.002

不同误差校正方法在衢江流域洪水预报中的应用对比

杨雨蒙,石朋,瞿思敏,吴洪石,孙逸群,樊鑫洋

(河海大学水文水资源学院,江苏南京 210098)

摘要:采用新安江模型模拟洪水过程,基于纳什效率系数、洪峰相对误差、峰现时间误差等指标评估了实时校正量法、反馈模拟实时校正法、误差自回归模型、随机森林、 k 最邻近算法和人工神经网络共 6 种实时校正方法对钱塘江衢江流域洪水预报结果的校正效果。结果表明:6 种校正方法均能减少洪峰相对误差,其中随机森林最优,实时校正量法和反馈模拟法次之;对于纳什效率系数,人工神经网络和误差自回归表现较好,在起始预报时刻距离洪峰较远时,人工神经网络的效果更好;对于峰现时间,随机森林的校正效果最好,其次是人工神经网络;各方法综合比较而言,人工神经网络的表现最好,可以在一定程度上提高洪水预报的精度。

关键词:洪水预报;实时校正;误差自回归;反馈模拟实时校正法;机器学习;新安江模型;衢江流域
中图分类号:P338 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-1980(2025)03-0008-07

Application comparison of different error correction methods in flood forecasting in Qujiang River watershed

YANG Yumeng, SHI Peng, QU Simin, WU Hongshi, SUN Yiqun, FAN Xinyang
(College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Xin'anjiang model was used to simulate the flood process of Qujiang River watershed of Qiantang River. The effectiveness of six real-time correction methods for correcting flood forecasting results in the study area was evaluated based on indexes such as Nash efficiency coefficient (NSE), relative error of flood peak (RE), and peak time error (ΔT). These methods included real-time correction method, real-time correction method by feedback simulation, autoregressive (AR) method, random forest (RF), k -nearest neighbor algorithm (KNN), and artificial neural network (ANN). The results show that all six correction methods can reduce RE, with RF being the best, followed by the real-time correction method and the method by feedback simulation. In terms of NSE, ANN and AR methods perform well, especially when the starting forecast time is far from the flood peak; ANN shows a better performance. In terms of peak time, RF has the best correction performance, followed by ANN. Overall, ANN shows the best performance, which can improve the accuracy of flood forecasting to a certain extent.

Key words: flood forecasting; real-time correction; autoregressive method; real-time correction method by feedback simulation; machine learning; Xin'anjiang model; Qujiang River watershed

洪水是全球范围内的重大自然灾害之一,极端天气背景下,其频率和量级都将增强。我国洪涝灾害频发,以 2023 年为例,由洪灾产生的直接经济损失达 2 445.75 亿元,占全年自然灾害直接经济损失的 70.8%。为了满足流域更高、更精准的防洪要求,需要提高预报精度,减少洪灾损失,控制影响范围,因此加强和改进实时洪水预报工作迫在眉睫。

实时洪水预报的任务是在前期降水、蒸发、水位等观测资料的基础上,不断更新实时观测资料,并通过模型得到更加接近真实情况的预报结果^[1]。实时洪水预报在防洪减灾、维护社会稳定和保护百姓安全中具有非常重要的作用。然而,由于洪水资料由遥测获得且预见期内降水数据未知,因此实时观测资料具有一定偏

基金项目:国家自然科学基金项目(52179011)

作者简介:杨雨蒙(1999—),女,硕士研究生,主要从事水文水资源研究。E-mail:755360706@qq.com

通信作者:石朋(1976—),男,教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:ship@hhu.edu.cn

引用本文:杨雨蒙,石朋,瞿思敏,等.不同误差校正方法在衢江流域洪水预报中的应用对比[J].河海大学学报(自然科学版),2025,53(3):8-14.

YANG Yumeng, SHI Peng, QU Simin, et al. Application comparison of different error correction methods in flood forecasting in Qujiang River watershed[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2025, 53(3): 8-14.

差,从而导致了预报精度不够等一系列问题。

洪水预报实时校正技术能有效提高实时洪水预报的精度,是延长洪水预报预见期的重要途径,也是建立实时洪水预报系统的核心技术之一^[2],因而研究不同实时校正方法的适用性十分必要。洪水预报实时校正目前主要从以下几个方面开展:针对模型的输入数据的校正,针对模型的状态变量的校正^[3-6],针对模型的预报结果的校正。其中,对预报结果校正是降低预报结果误差的最直接、常用的途径,常见方法有:实时校正量法、反馈模拟实时校正法(以下简称反馈法)、误差自回归(autoregressive, AR)模型、 k 最近邻算法(k -nearest neighbor algorithm, KNN)、随机森林(random forest, RF)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)等。AR 模型应用较早^[7-8],后续逐渐发展,又与许多新的理论相结合,如改进最小二乘递推算法的 AR 模型^[9]、自回归多步外延方法^[10]、GARCH 模型^[11]、基于岭估计的 AR 模型^[12]等。AR 模型虽然原理简单,但要求排除实测流量观测误差,其在面对水文拟合振荡的情况时效果不佳^[13]。因而有学者将 AR 模型与其他技术结合进行联合校正:包红军等^[14]将 BP 神经网络和 AR 模型结合,应用于洪水水位预报实时校正中,结果表明能较好地跟踪预报误差的变化;张旭旻等^[15]将协整理论、ECM 模型应用于 AR 模型中,提高了 AR 模型的校正效果。此外,机器学习算法在实时校正方面也得到了广泛应用,其中人工神经网络是被应用较广泛的核心技术之一,包括 BP 神经网络、LSTM 等。何俊仕等^[16]以浑河流域为研究对象,基于模型预报值与实测值的误差构建了 BP 神经网络实时校正模型,有效提高了预报精度。刘昱辰等^[17]基于改进的 WRF/WRF-Hydro 耦合系统,对比了 LSTM 和 ARMA 对预报径流的校正效果,认为 LSTM 的结果优于 ARMA。KNN 简单高效,也得到了较多应用;刘开磊等^[18]对比了 KNN 与 AR 模型、KF、BPNN 的洪水预报实时校正效果,发现 KNN 更好;霍文博等^[19]提出了一种改进的 KNN 实时校正算法(KNN-H),并对比了它与 KNN 和 AR 模型在山区中小流域的应用效果,认为 KNN-H 比 KNN 的校正精度更高。

本文以衢江流域为研究区域,选取 1990—2018 年共 92 场洪水,采用新安江模型进行洪水过程模拟。在此基础上,分别采用了实时校正量法、反馈法、AR 模型、RF、KNN、ANN 共 6 种方法进行洪水校正,比较各校正方法在不同起始预报时刻下的洪水校正效果,分析各校正方法在衢江流域洪水预报实时校正的适用性,以期提高新安江模型在研究区域的预报精度。

1 研究区概况

衢江发源于马金溪,由常山港延伸至衢州市,是浙江省第一大河钱塘江的主要支流之一。钱塘江流域水患多发,坡陡流急。年内、年际降水分布不均,年内降雨主要集中在汛期(梅汛、台汛),而汛期降水又主要集中在梅汛,流域遭受梅雨灾害较为严重。钱塘江流域下游为强潮河口,历史上潮水灾情不断,故流域的防洪任务艰巨^[20]。

衢江流域位于浙江省西北部,地跨 28°N~30°N、118°E~119°E,流域面积 5 381 km²,干流河长 83 km。衢江流域为典型的亚热带季风气候,多年平均降水量为 1 799 mm,蒸发量为 918 mm,气温为 16.8℃,控制站衢州站多年平均径流深为 1 148 mm。经过多年建设,衢江流域内建成了较为发达的水文监测网络,分布有衢州、密赛、开化、长风、常山、双塔底等 6 个水文站和齐溪、马金、皇林坑等 35 个雨量站,平均站网密度为 131 km²/个。衢江流域概况如图 1 所示。

本文选取衢州断面为研究对象,断面集水面积为 5 381 km²。选用了衢州站 1990—2018 年的实测流量数据,同时收集了流域内雨量站对应时间段的实测降水资料用于洪水模拟。日模型取 1990—2009 年为率定期,2010—2018 年为验证期,次洪模型共选取 92 场洪水,64 场用于率定,28 场用于验证,时间间隔为 1 h,运用新安江模型进行计算。

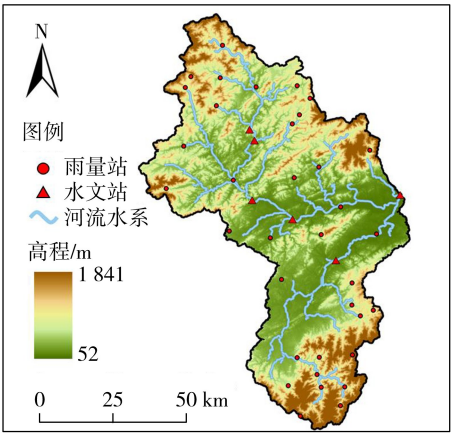


图 1 衢江流域概况
Fig. 1 Overview of Qujiang River watershed

2 研究方法

2.1 新安江模型

新安江模型由赵人俊^[21]研发,被广泛应用于湿润和半湿润地区的洪水预报中^[22-23]。新安江模型包含 4 个计算模块:蒸散发计算采用三层蒸散发模型;产流计算采用蓄满产流模型;分水源计算基于自由水蓄水库结构划分地表径流、壤中流和地下径流;河道汇流运用马斯金根法。本文采用复合形交叉进化算法(shuffled complex evolution, SCE-UA)进行参数率定与优化,它是一种基于单纯形算法并融合了生物竞争进化理论的全局优化算法,在水文模型参数优化方面应用效果良好。

根据历史洪水资料统计,衢江流域平均汇流时间为 9 h,故本文选择研究的起始预报时刻距洪峰的时间(ST)为 1~10 h(共 10 种时段)。由于本文未使用降水预报产品,因此以起始预报时刻之后的实测降水量的泰森多边形子流域面积加权平均值为预报降水量,假设该预报降水量与实测降水量之间的误差近似代表预报降水与实测降水之间的误差^[24]。从起始预报时刻起,将时刻之前的降水、径流等实测数据以及预报降水作为已知输入新安江模型,模拟实时预报洪水情形,在此基础上逐时段对洪水预报进行校正,每隔 1 h 驱动一次模型,直至起始预报时刻距离洪水的时间间隔为 1 h。因在实时预报过程中,起始预报时刻之后的部分更为重要,所以本文中不同校正方法校正前后误差分析均只计算起始预报时刻向后的部分。

2.2 实时校正量法

实时校正量法结构简单,计算速度快,主要计算公式如下:

$$Q_{j,t} = \Delta Q_{t-1} + Q_{s,t} = Q_{o,t-1} - Q_{s,t-1} + Q_{s,t} \tag{1}$$

式中: $Q_{j,t}$ 为 t 时刻的校正流量, m^3/s ; ΔQ_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的实测流量与预报流量之差, m^3/s ; $Q_{o,t-1}$ 为 $t-1$ 时刻的实测流量, m^3/s ; $Q_{s,t-1}$ 、 $Q_{s,t}$ 分别为 $t-1$ 、 t 时刻的预报流量, m^3/s 。

2.3 AR 模型

AR 模型基于误差序列的自相关性进行校正,不涉及预报模型自身的结构,形式简洁,因而应用广泛。在实际的洪水实时校正过程中,根据历史实测径流和预报径流的误差序列,构建误差自回归模型,预报未来的流量误差序列,并与模型预报流量叠加,从而达到实时校正的目的。

2.4 反馈法

反馈法利用了误差序列的相似性,将预报前期实测流量与预报流量的特性反馈给当前时刻,通过计算相邻时段的实测流量和预报流量的误差,进行反馈模拟,得到校正后的预报流量。该方法可以充分利用实测和预报信息,从而有效提升预报精度。

2.5 机器学习算法

本文选取 RF、KNN、ANN 共 3 种机器学习算法用于水文模型预报结果校正。3 种模型的输入特征为当前校正时刻前 L 个时刻的误差序列,输出为当前校正时刻的误差。

RF 算法^[25]是一种基于 CART 决策树的算法,它具有集成和随机特性,并被广泛应用于解决复杂分类及非线性回归问题。RF 针对原始样本进行多次有放回随机抽样,综合考虑和筛选各特征变量的重要性建立决策树,并集成各决策树模型得到最终结果。

KNN 是一种非参数学习算法,它的基本原则为进行决策时只依据与它最邻近的 k 个样本,通过计算训练样本与 k 个样本的距离作为度量指标,而不是根据拟合的决策函数确定估计值。KNN 简单高效,是机器学习、数据挖掘及模式识别等研究领域的常用算法。

ANN 是由许多分层排列的神经元组成的网络,一个神经元接收到来自其他神经元的权值,再通过激活函数向其他神经元传递信息。一般来说,ANN 误差会随着隐含层层数以及神经元个数的增加而降低,但结构过于复杂随之带来的是训练时长的增长以及过拟合现象的发生。本文采用 3 层人工神经网络结构,包括输入层、隐含层和输出层。第一层为输入层,由 20 个神经元组成;第二层为隐含层,使用的激活函数为 Sigmoid 函数,经过试验,确定了用于误差校正的隐含层神经元个数为 10。

3 结果与分析

选取衢江流域 1990—2018 年典型洪水过程(共 92 场),采用新安江模型进行洪水模拟(计算时段取

1 h),并对比分析 6 种方法对模型预报结果的校正效果。将 1990—2009 年(共 64 场洪水)作为率定期,2010—2018 年(共 28 场洪水)作为验证期,预热期为 72 h,结合 SCE-UA 算法寻找适用该流域的最优参数。选取纳什效率系数(NSE)、洪峰相对误差(RE)、峰现时间误差(ΔT)作为评价指标,评估不同误差校正方法校正效果。

3.1 新安江模型模拟结果

由表 1 可知,新安江模型在衢江流域的适用性良好,大部分洪水场次的拟合效果较好。率定期 $\overline{NSE}$ 为 0.834,其中 NSE 大于 0.7 的洪水场次有 59 场,占率定期总场次数的 92%;验证期 $\overline{NSE}$ 为 0.758,其中 NSE 大于 0.7 的洪水场次有 21 场,占验证期总场次数的 75%。验证期的洪水模拟效果有待进一步提升,这可能是由于选取的数据年份跨度较大,流域下垫面等因素发生了变化,再加上人类活动的干扰,导致验证期洪水模拟误差相对偏大。此外,因实测数据缺失,部分场次的时段降水资料是经由日雨量数据插值处理得到的,这也可能使得涨水段及洪峰的模拟精度受到影响,因此需要采用不同校正方法对模拟结果进行校正。

将率定好的参数代入新安江模型,以不同起始预报时刻前的实测资料和预报降水作为已知数据输入模型,得到 ST 为 1~10 h 的新安江模型模拟结果(表 2)。在此基础上分别采用本文选用的 6 种方法对流域全场次洪水预报结果进行校正。

表 1 新安江模型模拟结果

Table 1 Simulation results of Xin' anjiang model

场次	$\overline{NSE}$	$\overline{RE}/\%$	$\overline{\Delta T}/h$
全部洪水	0.811	16.79	3.09
率定期洪水	0.834	17.10	2.92
验证期洪水	0.758	16.09	3.46

注:NSE、RE、 ΔT 的平均值分别记作 $\overline{NSE}$ 、RE、 $\overline{\Delta T}$ 。

表 2 不同起始预报时刻下新安江模型模拟结果

Table 2 Simulation results of Xin' anjiang model at different starting forecast time

ST/h	全部场次			率定期			验证期		
	$\overline{NSE}$	$\overline{RE}/\%$	$\overline{\Delta T}/h$	$\overline{NSE}$	$\overline{RE}/\%$	$\overline{\Delta T}/h$	$\overline{NSE}$	$\overline{RE}/\%$	$\overline{\Delta T}/h$
1	0.752	16.78	3.10	0.772	17.07	2.95	0.706	16.10	3.43
2	0.752	16.73	3.10	0.774	17.07	2.95	0.703	15.96	3.43
3	0.750	16.62	3.15	0.775	17.00	3.02	0.695	15.74	3.46
4	0.748	16.60	3.16	0.774	16.98	3.00	0.688	15.73	3.54
5	0.744	16.54	3.09	0.772	17.05	2.95	0.680	15.36	3.39
6	0.740	16.55	3.13	0.769	17.11	3.00	0.674	15.29	3.43
7	0.735	16.53	3.10	0.766	17.10	2.94	0.666	15.22	3.46
8	0.731	16.60	3.02	0.763	17.15	2.86	0.658	15.37	3.39
9	0.727	16.36	3.00	0.761	16.96	2.80	0.651	15.00	3.46
10	0.723	16.46	3.03	0.757	16.98	2.80	0.646	15.29	3.57

3.2 不同起始预报时刻下的校正效果

图 2 中色带的拉伸类型为直方图均衡化,红色越深表示效果越差,蓝色越深表示效果越好。因为衢江流域的平均汇流时间为 9 h,所以校正效果的比较以 ST 为 9 h 的情况为主。由图 2(a)可知,ANN 和 AR 模型对 $\overline{NSE}$ 的校正效果最好,RF、KNN 和实时校正量法几乎无法将起始预报时刻之后的洪水过程线修正得更好。由图 2(b)可知,RF 对 $\overline{RE}$ 校正效果最好,其余 5 种校正方法也均能一定程度减少 $\overline{RE}$,但彼此间差异不明显。由图 2(c)可知,RF 和 ANN 对 $\overline{\Delta T}$ 的校正效果最好。

实时校正量法对 $\overline{RE}$ 的校正效果较为明显,ST 为 9 h 时,可使 $\overline{RE}$ 减小 5.50%,且随着起始预报时刻向洪峰时刻靠近,校正效果逐渐提高。该方法还可以一定程度上减小 $\overline{\Delta T}$,使洪峰出现位置预报得更加准确,在 ST 为 9 h 时, $\overline{\Delta T}$ 缩短了 0.15 h(图 2(c)),但对 $\overline{NSE}$ 的校正效果较差,校正后 $\overline{NSE}$ 有所减小。实时校正量法假定误差从选取时刻向后均不发生改变,所以距离该时刻越近的点校正效果越好,当校正点距离超过一定程度后,选取时刻的洪量误差则无法准确表示当下的情况。因而起始预报时刻越靠近洪峰,选取点与洪峰处误差越小,而随着校正时刻超过一定距离后,实时校正量法则会失效,从而导致整体的洪水过程校正并不理想。

反馈法能有效改善模拟结果的洪峰,ST 为 9 h 时,可使 $\overline{RE}$ 减小 5.53%,在 ST 为 9~10 h 时, $\overline{NSE}$ 相较于校正前有所提高。随着起始预报时刻向洪峰时刻靠近,该方法对洪峰的校正效果在逐渐提高,但 $\overline{NSE}$ 逐渐

降低。反馈法与实时校正量法的规律类似,也能一定程度上减小 $\overline{\Delta T}$,在 ST 为 9 h 时,使得 $\overline{\Delta T}$ 缩短了 0.13 h (图 2(c))。反馈法虽然物理意义明确,但对于洪水落水段的校正数学理论性不够强,因此随着时间变长,其误差在不断累积,校正结果精度下降, $\overline{NSE}$ 降低。

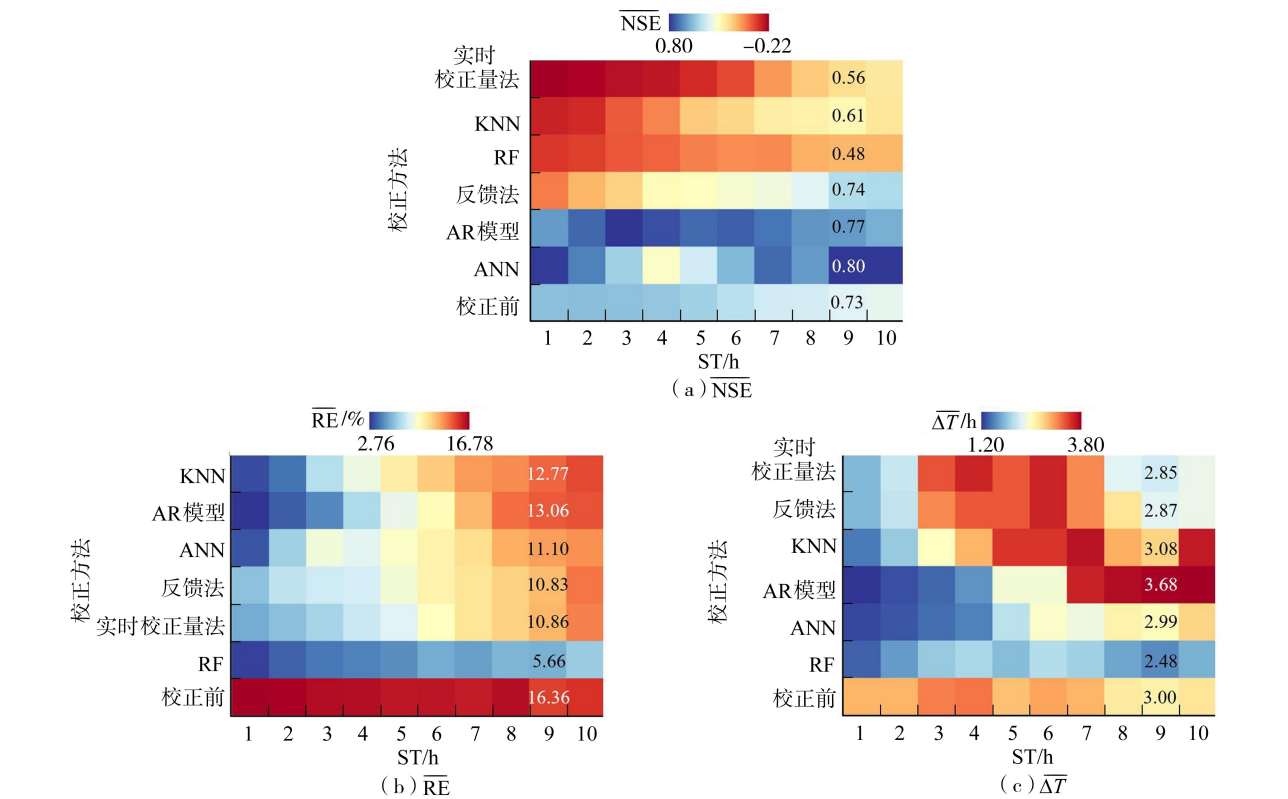


图 2 不同起始预报时刻下各方法校正后的 $\overline{NSE}$ 、 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$

Fig. 2 $\overline{NSE}$, $\overline{RE}$, and $\overline{\Delta T}$ for different real-time correction methods at different starting forecast time

AR 模型对 $\overline{NSE}$ 、 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 的校正都比较好,ST 为 9 h 时, $\overline{NSE}$ 相较于校正前提升了 0.04, $\overline{RE}$ 相较于校正前减小了 3.30%,且随着起始预报时刻向洪峰时刻靠近,校正效果逐渐提高。但 AR 模型更适用于 ST 小于 7 h 情况,在 ST 为 7~10 h 的校正效果明显低于其他时段,甚至出现 $\overline{\Delta T}$ 增大现象。

对于 3 种机器学习算法,ANN 可一定程度上减小 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$,ST 为 9 h 时,使 $\overline{RE}$ 减小 5.26%(图 2(b)),对 $\overline{NSE}$ 的提高效果最明显,在 ST 为 9 h 时,可以使 $\overline{NSE}$ 达到 0.80(图 2(a)),相较于校正前提升了 0.07,是 6 种校正方法提升效果最明显的。RF 和 KNN 对 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 的校正效果较好,RF 随着起始预报时刻向洪峰时刻靠近,校正结果的误差保持在一个相对稳定的水平, $\overline{RE}$ 在 $\pm 5\%$ 左右,而 KNN 校正后 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 会随着 ST 的减小而减小,ST 为 9 h 时,KNN 和 RF 分别使 $\overline{RE}$ 减小 3.59%和 10.70%(图 2(b)),RF 可使 $\overline{\Delta T}$ 缩短 0.52 h (图 2(c))。但 RF 和 KNN 对 $\overline{NSE}$ 的校正效果不太理想,校正后结果反而变差。

各方法综合比较来看,ANN 在提高洪水预报精度的表现最好。

3.3 校正效果统计

为系统讨论不同校正方法对预报效果的影响,92 场洪水在 ST 为 9 h 情况下,校正前后的评价指标分布如图 3 所示,箱型图的上下限分别为 95%和 5%。

对于 $\overline{NSE}$,实时校正量法、KNN、RF 的表现不佳,箱型图的区间范围较大,且中位线比校正前明显下移;反馈法的箱型图中位线略高于校正前,但校正效果并不明显;AR 模型和 ANN 可以起到较好的校正作用,分别将 $\overline{NSE}$ 提高 0.04 和 0.07。

对于 $\overline{RE}$,6 种校正方法中位线均高于校正前,且区间范围也比校正前小。RF 对洪峰的校正效果最明

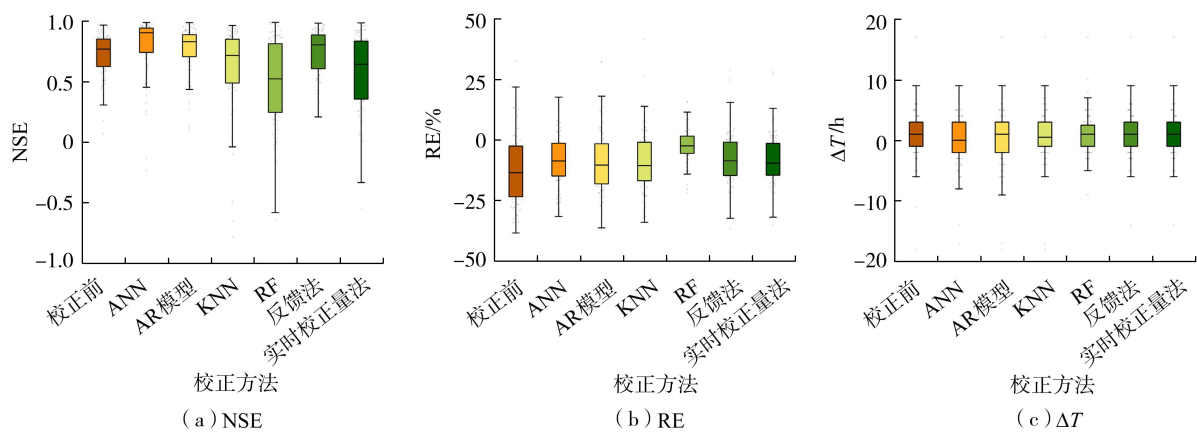


图 3 各方法校正后 NSE、RE、 ΔT 分布 (ST 为 9 h)

Fig. 3 Distribution of NSE, RE, and ΔT for different real-time correction methods (ST= 9 h)

显,箱型图中中位线最接近 0,且箱体区间最小,校正效果最为稳定。

对于 ΔT ,6 种校正方法均能一定程度上减小 $\overline{\Delta T}$ 。ANN 和 KNN 的校正效果最明显,RF 可以有效缩小平均峰现时间的误差分布,使结果更加稳定,其余方法校正效果不明显。

4 结 论

a. 实时校正量法和反馈法针对 $\overline{RE}$ 的校正效果较好,且具有相近的趋势变化。而针对起始预报时刻之后的洪水过程线校正,这两种方法由于数学理论性都不强,并没有显著提升效果,甚至会使精度下降。ST 为 9 h 时,两种方法分别可以使得 $\overline{RE}$ 降低 5.50%和 5.53%, $\overline{\Delta T}$ 分别缩短 0.15 h 和 0.13 h。

b. 3 种机器学习算法中,KNN 和 RF 的校正规律类似,只能对 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 起到较好的校正作用。RF 比 KNN 的特点更鲜明,对 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 的校正效果都是最好的,且随着 ST 的变化其结果能一直保持稳定。ST 为 9 h 时,KNN 和 RF 分别可以使 $\overline{RE}$ 降低 3.59%和 10.70%,RF 可以使 $\overline{\Delta T}$ 缩短 0.52 h。

c. 6 种校正方法中,ANN 的校正效果最好。ANN 校正后, $\overline{NSE}$ 提高了 0.07, $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 均减小。随着选取的起始预报时刻的逼近,总体呈现 $\overline{RE}$ 、 $\overline{\Delta T}$ 逐渐减小、 $\overline{NSE}$ 逐渐提高的趋势。

参考文献:

[1] 包为民,张建云. 水文预报[M]. 第 5 版. 北京:中国水利水电出版社,2017:218.
[2] 周全. 洪水预报实时校正方法研究[D]. 南京:河海大学,2005.
[3] 吴晓玲,王船海. 基于卡尔曼滤波的水动力模型实时校正方法[J]. 武汉大学学报(工学版),2008,41(3):5-8. (WU Xiaoling,WANG Chuanhai. Real-time correction of hydrodynamic model based on Kalman filter[J]. Engineering Journal of Wuhan University,2008,41(3):5-8. (in Chinese))
[4] 李漫漫,石朋,尚艳丽,等. 基于集合卡尔曼滤波的新安江模型状态变量实时修正方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2019,47(3):209-214. (LI Manman,SHI Peng,SHANG Yanli,et al. Real-time updating method for the state variables of Xin' anjiang model based on ensemble Kalman filter[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2019,47(3):209-214. (in Chinese))
[5] 顾炉华,赖锡军. 基于集合卡尔曼滤波的实时校正方法[J]. 水利水电科技进展,2017,37(2):73-77. (GU Luhua, LAI Xijun. A real-time alternating updating method based on ensemble Kalman filter[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2017,37(2):73-77. (in Chinese))
[6] SUN Y,BAO W,VALK K,et al. Improving forecast skill of lowland hydrological models using ensemble Kalman filter and unscented Kalman filter[J]. Water Resources Research,2020,56(8):e2020WR027468.
[7] 郭磊,赵英林. 基于误差自回归的洪水实时预报校正算法的研究[J]. 水电能源科学,2002,20(3):25-27. (GUO Lei,ZHAO Yinglin. Study on adjustment methods of real-time flood forecasting in view of autoregressive model[J]. International Journal Hydroelectric Energy,2002,20(3):25-27. (in Chinese))

[8] 瞿思敏,包为民. 实时洪水预报综合修正方法初探[J]. 水科学进展,2003,14(2):167-171. (QU Simin,BAO Weimin. Comprehensive correction of real-time flood forecasting[J]. Advances in Water Science,2003,14(2):167-171. (in Chinese))

[9] 周轶,李致家. 改进最小二乘递推算法的洪水预报应用研究[J]. 水力发电,2006,32(8):14-16. (ZHOU Yi,LI Zhijia. Research on the application of three improved rls procedures in real-time flood forecasting[J]. Water Power,2006,32(8):14-16. (in Chinese))

[10] 张娟,钟平安,徐斌,等. 洪水预报自回归实时校正多步外延方法研究[J]. 水文,2019,39(6):41-45. (ZHANG Juan, ZHONG Ping' an, XU Bin, et al. Reaserch on multi-step epitaxy method for auto-regressive real-time correction of flood forecasting[J]. Journal of China Hydrology,2019,39(6):41-45. (in Chinese))

[11] 程蔡滢,李玉起,刘力华. 基于 ARMA-GARCH 模型的西江流域实时洪水预报研究[C]//中国大坝工程学会 2021 学术年会会议论文集:水库大坝和水电站建设与运行管理新进展. 广州:中国大坝工程学会,2022:360-366.

[12] 刘可新,徐海卿,庞丽丽,等. 实时洪水预报中基于岭估计的 AR 修正模型研究[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文),2023,21(3):212-221. (LIU Kexin,XU Haiqing,PANG Lili,et al. Research on ridge-estimation based autoregressive model in real-time flood forecasting[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research,2023,21(3):212-221. (in Chinese))

[13] 瞿思敏,包为民,石朋,等. AR 模式误差修正方程参数抗差估计[J]. 河海大学学报(自然科学版),2003,31(5):497-500. (QU Simin,BAO Weimin,SHI Peng,et al. Robust estimation of parameters for AR model error correction equation[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2003,31(5):497-500. (in Chinese))

[14] 包红军,王莉莉,李致家. 基于人工神经网络的水位预报多断面实时校正研究[J]. 中国农村水利水电,2018(8):91-94. (BAO Hongjun,WANG Lili,LI Zhijia. Real-time correction of multi-section channel waterlevel forecasting based on artificial neural networks[J]. China Rural Water and Hydropower,2018(8):91-94. (in Chinese))

[15] 张旭旻,瞿思敏,李倩,等. 基于协整理论的淮河流域上游洪水预报实时校正方法[J]. 水资源保护,2022,38(6):88-95. (ZHANG Xumin,QU Simin,LI Qian,et al. Real-time correction method of flood forecasting for the upper Huaihe River Basin based on cointegration theory[J]. Water Resources Protection,2022,38(6):88-95. (in Chinese))

[16] 何俊仕,刘恒. 浑河洪水预报实时校正技术研究[J]. 人民黄河,2009,31(3):39-40. (HE Junshi,LIU Heng. Research on real-time correction technology of Hun River flood forecasting[J]. Yellow River,2009,31(3):39-40. (in Chinese))

[17] 刘昱辰,刘佳,刘录三,等. 基于 LSTM 实时校正的 WRF/WRF-Hydro 耦合径流预报[J]. 水利学报,2023,54(11):1334-1346. (LIU Yuchen,LIU Jia,LIU Lusan,et al. WRF/WRF-Hydro coupled streamflow forecasting based on real-time updating using LSTM[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2023,54(11):1334-1346. (in Chinese))

[18] 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))

[19] 霍文博,高源,李致家,等. 改进的 KNN 实时校正方法在山区中小流域的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(4):27-32. (HUO Wenbo,GAO Yuan,LI Zhijia,et al. Application of improved KNN real-time correction method in small and medium-sized basins in mountainous areas[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2023,51(4):27-32. (in Chinese))

[20] 徐红权,陈振飞,毛肖钰. 钱塘江流域防洪减灾数字化平台建设与应用实践[J]. 中国水利,2021(16):53-55. (XU Hongquan,CHEN Zhenfei,MAO Xiaoyu. Construction and application practice of digital platform for flood control and disaster reduction in the Qiantang River Basin[J]. China Water Resources,2021(16):53-55. (in Chinese))

[21] 赵人俊. 流域水文模拟[M]. 北京:水利电力出版社,1984.

[22] 石朋,陆美霞,吴洪石,等. 不同优化算法在新安江模型参数率定中的效果评估[J]. 水资源保护,2023,39(4):19-25. (SHI Peng,LU Meixia,WU Hongshi,et al. Evaluation of different optimization algorithms in parameter calibration of Xin' anjiang model [J]. Water Resources Protection,2023,39(4):19-25. (in Chinese))

[23] 石朋,丁松,司伟,等. 新安江模型敏感参数动态变化规律研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(3):1-6. (SHI Peng,DING Song,SI Wei,et al. Study on dynamic variations of sensitive parameters in Xin' anjiang model[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2024,52(3):1-6. (in Chinese))

[24] 温娅惠,李致家,孙明坤,等. 降雨输入对实时洪水预报精度与预见期的影响[J]. 湖泊科学,2019,31(1):39-51. (WEN Yahui,LI Zhijia,SUN Mingkun,et al. Influence of rainfall input on real-time flood forecasting accuracy and forecast period[J]. Journal of Lake Sciences,2019,31(1):39-51. (in Chinese))

[25] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning,2001,45(1):5-32.