

基于实时校正和组合预报的水文预报方法研究

陈璐¹ 杨振莹^{1,*} 周建中¹ 张勇传¹ 张俊宏^{2,*} 黄康迪¹

(1 华中科技大学 水电与数字化工程学院, 武汉 430074; 2 中南民族大学 资源与环境学院, 武汉 430074)

摘要 基于实时校正和组合预报方法, 提出了3种有效减小预报误差的耦合模型, 即先实时校正后组合预报、先组合预报后实时校正以及实时校正组合预报一体化模型, 并以牧马河流域为例, 开展了例证研究。结果表明: 3种耦合方法均能显著地减小预报误差, 提高水文预报精度, 其中实时校正组合预报一体化的方法效果最优。

关键词 预报误差; 实时校正; 组合预报; 耦合模型

中图分类号 TV124 文献标识码 A 文章编号 1672-4321(2017)04-0073-05

Real-Time Error Correction and Multi-Model Composition Forecast for Streamflow Forecast

Chen Lu¹ Yang Zhenying^{1,*} Zhou Jianzhong¹ Zhang Yongchuan¹ Zhang Junhong² Huang Kangdi¹

(1 College of Hydropower & Information Engineering, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China; 2 South-Central University for Nationalities, College of resource and Environment, Wuhan 430074, China)

Abstract This study proposed three coupled models to reduce the flood forecast error. These three coupled methods include real-time error correction together with multi-model composition method, multi-model composition forecast together with real-time error correction and global real-time combination model. The Muma River was selected as a case study. Results show that those three couple models can reduce forecast error significantly, especially for the global real-time combination model.

Keywords forecast error; real-time error correction method; multi-model composition forecasts; coupled model

随着水文科学的发展, 已研发了多种水文模型用于水文预报工作。然而, 由于模型输入、模型结构以及模型参数中存在不确定性, 导致水文模型进行水文预报时会产生一定的预报误差。因此, 如何采用科学有效的方法来减小预报误差, 提高预报精度一直是水文领域研究的热点问题。常用的减小预报误差的方法主要有两类^[1]: 一是水文预报的实时校正方法, 二是多种水文模型的组合预报方法。实时校正是借助已出现的水情信息校正未来的预报值, 从而减少未来预报值的误差量^[4]。组合预报是针对同一个流域采用多种模型进行预报, 通过综合多种模型的预报优势, 达到提高预报精度的目的^[5]。

之前的研究大都是单一运用实时校正或组合预

报方法^[6-9], 并未考虑将二者进行耦合。因此, 本文提出了三种耦合实时校正和组合预报的方法, 大幅度地减少了预报误差。先针对每个模型的预报结果进行实时校正, 然后对多个校正后的预报结果进行组合预报, 称之为先实时校正后组合预报法; 先用多个模型进行组合预报, 然后对预报序列进行实时校正, 称之为先组合预报后实时校正法; 排除实时校正与组合预报的先后顺序的影响, 将其一体化来进行水文预报校正, 称之为实时校正组合预报一体化法。

1 实时校正与组合预报方法

1.1 实时校正模型的构建

令实测序列为 $Q_t = (Q_1, Q_2, \dots, Q_n)$, n 为序列的

收稿日期 2017-05-15 * 通讯作者 杨振莹, 研究方向: 水文水资源, E-mail: 15713693663@163.com

作者简介 陈璐 (1985), 女, 副教授, 博士, 研究方向: 水文水资源, E-mail: chen_lu@hust.edu.cn

基金项目 国家自然科学基金重点项目、面上项目、青年项目(51679094, 51509273, 91547208); 十三·五国家重点研发计划(2017YFC0405901); 水利部黄河泥沙重点实验室开放课题基金资助; 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2017KFYXJJ194)

长度 预报序列为 $\hat{Q}_t = (\hat{Q}_1, \hat{Q}_2, \dots, \hat{Q}_n)$ 预测序列与实测序列的差值为误差序列, 记为 $e_i = (e_1, e_2, \dots, e_n)$. 通过建立误差自回归(AR)模型来校正预报误差值, 误差序列的校正值与实测值之和为水文预报值的校正结果. 误差自回归模型的数学表达式如下所示:

$$e_t = \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_q e_{t-q} + \zeta, \quad (1)$$

式中 q 为误差自回归模型的阶数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 为回归系数 ζ 是均值为零、方差为某值的白噪声信号.

1.2 组合预报方法

组合预报方法按组合预报值和各单一模型预报结果的函数关系可分为线性组合和非线性组合预报; 按照组合预报加权系数计算方法的不同可分为最优组合和非最优组合预报方法^[8]. 本文选用线性组合寻求加权系数的最优解.

综合考虑多个水文模型的预报效果, 通过分配权重的方法进行组合预报. 假设参与组合预报的水文模型个数为 m , 各个水文模型的预报结果分别为 $\hat{Q}_{1t}, \hat{Q}_{2t}, \dots, \hat{Q}_{mt}$ 如下:

$$\begin{cases} \hat{Q}_{1t} = (\hat{Q}_{11}, \hat{Q}_{12}, \dots, \hat{Q}_{1n}) \\ \hat{Q}_{2t} = (\hat{Q}_{21}, \hat{Q}_{22}, \dots, \hat{Q}_{2n}) \\ \vdots \\ \hat{Q}_{mt} = (\hat{Q}_{m1}, \hat{Q}_{m2}, \dots, \hat{Q}_{mn}) \end{cases}, \quad (2)$$

组合预报的结果可通过下式计算:

$$F_t = \omega_1 \hat{Q}_{1t} + \omega_2 \hat{Q}_{2t} + \dots + \omega_m \hat{Q}_{mt}, \quad (3)$$

式中 $F_t = (F_1, F_2, \dots, F_n)$ F_t 为 t 时刻组合预报的结果 n 为序列的长度; $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$ 分别为各个水文模型的耦合权重, 且满足:

$$\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_m = 1, \quad (4)$$

采用最小二乘法来确定各个模型的耦合权重 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$. 通过水文模型的预报值与实测值之差来计算各个模型的误差序列, 得到各个模型的误差序列如下所示:

$$\begin{cases} e_{1t} = (e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1n}) \\ e_{2t} = (e_{21}, e_{22}, \dots, e_{2n}) \\ \vdots \\ e_{mt} = (e_{m1}, e_{m2}, \dots, e_{mn}) \end{cases}. \quad (5)$$

组合预报结果的误差序列记为 $(F_t - Q_t)$, 用符号 E 表示期望值, 误差序列的方差期望值记为 $e(F_t - Q_t)^2$, 其计算式如下:

$$E(F_t - Q_t)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (F_t - Q_t)^2. \quad (6)$$

为了使组合预报结果误差序列的方差期望值最小, 求解该目标下各个模型权重值的问题转化为求解

如下线性规划问题:

$$\begin{cases} \text{Min} E(F_t - Q_t)^2 = \text{Min} E(\omega_1 \hat{Q}_{1t} + \omega_2 \hat{Q}_{2t} + \dots + \omega_m \hat{Q}_{mt} - Q_t)^2 = \\ \text{Min} E[\omega_1(e_{1t} + Q_t) + \omega_2(e_{2t} + Q_t) + \dots + \omega_m(e_{mt} + Q_t) - Q_t]^2 = \\ \text{Min} E(\omega_1 e_{1t} + \omega_2 e_{2t} + \dots + \omega_m e_{mt})^2 \\ \text{s.t.} \quad \omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_m = 1 \end{cases}. \quad (7)$$

引入拉格朗日乘子 λ 构建目标函数:

$$L(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m, \lambda) = E(\omega_1 e_{1t} + \omega_2 e_{2t} + \dots + \omega_m e_{mt})^2 + \lambda(\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_m - 1). \quad (8)$$

目标函数分别对 $\omega_1, \omega_2, \omega_m, \lambda$ 求偏导, 并令其偏导等于 0, 得到如下方程组:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega_1} = 2\omega_1 E(e_{1t} e_{1t}) + 2\omega_2 E(e_{1t} e_{2t}) + \dots + 2\omega_m E(e_{1t} e_{mt}) + \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \omega_2} = 2\omega_1 E(e_{2t} e_{1t}) + 2\omega_2 E(e_{2t} e_{2t}) + \dots + 2\omega_m E(e_{2t} e_{mt}) + \lambda = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial \omega_m} = 2\omega_1 E(e_{mt} e_{1t}) + 2\omega_2 E(e_{mt} e_{2t}) + \dots + 2\omega_m E(e_{mt} e_{mt}) + \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = \omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_m - 1 = 0 \end{cases}, \quad (9)$$

其中:

$$E(e_{jt} e_{kt}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_{ji} e_{ki}) \quad (j, k = 1, 2, \dots, m). \quad (10)$$

通过求解方程组, 即可得到各个水文模型的耦合权重 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$ 的值.

2 耦合校正方法

2.1 先实时校正后组合预报法

选取 m 个水文预报模型进行耦合校正, 记实测水文序列为 Q_t , m 个水文模型的预报结果为 $Q_{1t}, Q_{2t}, \dots, Q_{mt}$.

首先, 根据 m 个模型的实测值和预报值, 采用基于误差自回归模型的实时校正方法对各个模型进行实时校正, 分别得到 m 个模型的校正结果 $Q_{1t}^*, Q_{2t}^*, \dots, Q_{mt}^*$.

然后, 根据 m 个模型的实时校正结果, 对 m 个模型进行组合预报, 利用最小二乘法得到 m 个模型的耦合权重 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$ 之后, 根据下式即可得到实时校正—组合预报耦合结果:

$$F_t^1 = \omega_1 Q_{1t}^* + \omega_2 Q_{2t}^* + \dots + \omega_m Q_{mt}^* \quad (11)$$

2.2 先组合预报后实时校正法

首先 根据 m 个模型的实测值和预报值 开展 m 个模型的组合预报 利用最小二乘法得到 m 个模型的耦合权重 $\omega_1 \omega_2 \dots \omega_m$ 后 组合预报的结果为:

$$F_t^* = \omega_1 Q_{1t} + \omega_2 Q_{2t} + \dots + \omega_m Q_{mt} \quad (12)$$

然后 根据组合预报结果 F_t^* 利用基于误差自回归模型的实时校正方法进行校正 得到先组合后实时校正的耦合结果 记为 F_t^2 .

2.3 实时组合一体化校正法

先实时后组合校正法和先组合后实时校正法都是将实时校正过程和组合预报过程作为独立的单元进行优化求解. 在实时校正优化中存在自回归系数的优化问题 而在组合预报中也存在各模型权重系数的优化问题. 因此可考虑将实时校正和组合预报作为一个整体进行耦合校正 即在同一目标下来优化确定自回归系数和模型权重系数.

本文以 3 个模型的水文预报耦合为例. 记实测水文序列为 Q_t , 3 个模型的预报结果分别为 $Q_{1t} Q_{2t} Q_{3t}$.

对各个模型采用二阶的 AR 模型进行校正 记 3 个模型的误差项如下:

$$\begin{cases} e_{1t} = a_{11}e_{1(t-1)} + a_{21}e_{1(t-2)} \\ e_{2t} = a_{12}e_{2(t-1)} + a_{22}e_{2(t-2)} \\ e_{3t} = a_{13}e_{3(t-1)} + a_{23}e_{3(t-2)} \end{cases} \quad (13)$$

将式(13) 带入式(7) 可得到如下公式:

$$\begin{cases} \text{Min } E(F_t - Q_t)^2 = \text{Min}E(\omega_1(\alpha_{11}e_{1(t-1)} + \alpha_{21}e_{1(t-2)}) + \\ \omega_2(\alpha_{12}e_{2(t-1)} + \alpha_{22}e_{2(t-2)}) + \omega_3(\alpha_{13}e_{3(t-1)} + \alpha_{23}e_{3(t-2)}))^2 \\ \text{s. t. } \omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_m = 1 \end{cases} \quad (14)$$

表 1 实时校正与原模型精度评定结果比较分析

Tab. 1 Comparisons between the original model and corrected flood forecasting results

模型	时段	DC	MAE/(m ³ /s)	MRE/%	RMSE/(m ³ /s)	
新安江	校正前	率定期	0.855	16.098	0.902	30.742
		检验期	0.852	16.700	0.800	33.108
	实时校正	率定期	0.865	14.164	0.747	29.668
		检验期	0.861	14.667	0.662	32.061
Tank	校正前	率定期	0.780	14.753	0.614	37.899
		检验期	0.786	15.325	0.576	39.819
	实时校正	率定期	0.780	14.987	0.635	37.920
		检验期	0.786	15.593	0.595	39.798
HBV	校正前	率定期	0.893	14.143	0.750	26.417
		检验期	0.903	14.406	0.688	26.789
	实时校正	率定期	0.911	10.772	0.500	24.086
		检验期	0.917	10.969	0.455	24.851

由表 1 可知 除了水箱模型校正结果的 MAE 和 MRE 两个指标略微有所浮动下滑 其他各模型实时

式中 包含有 $\alpha_{11} \alpha_{21} \alpha_{12} \alpha_{22} \alpha_{13} \alpha_{23} \omega_1 \omega_2 \omega_3$ 共 9 个待定参数 本研究应用粒子群 (PSO) 算法来求解这些参数.

3 实例研究

3.1 研究区域

本文以牧马河流域 1988 ~ 1998 年的日流量资料为研究对象 其中 1988 ~ 1995 年的数据用于水文模型的率定 1996 ~ 1998 的数据用于模型的检验. 采用新安江模型、Tank 模型和 HBV 模型预报牧马河流域的径流序列 然后应用本文所提出的 3 种耦合方法对其进行校正 并利用确定性系数 (DC)、平均相对误差 (MAE)、平均绝对误差 (MRE)、均方根误差 (RMSE) 4 个评价指标 对预报结果进行精度评定 最后开展所提耦合模型与单一模型以及所提模型之间的比较分析.

采用新安江模型、Tank 模型和 HBV 模型单独进行水文预报 基于上述 4 种评价指标 率定期和检验期的精度评定结果如表 1 所示(校正前结果).

3.2 实时校正结果

采用本文所建立的实时校正模型 分别对新安江模型、Tank 模型和 HBV 模型的预报结果进行实时校正 并将校正后的结果进行精度评定 并与未校正前的结果进行比较分析 比较结果如表 1 所示.

校正后预报精度都有一定的提高. 因此 实时校正可以在一定程度上提高预报的准确性 但提高的幅度

有限.

3.3 组合预报结果

由表1可知,对于不同的评价指标,对应的最优水文模型也不尽同.由此可见,没有一个独立的水文预报模型有绝对的预报优势,其预报结果无法使所有的精度评定指标达到最优值.事实上针对不同的预报时期,同一水文预报模型的预报效果也会不同.这是由于水文序列具有极大的随机性和非线性特征,任何一个模型都无法完全准确地模拟水文现象的动态真实特性,因此单一的水文预报模型预报能力有限,不存在一个具有普适性的最优模型^[10].为

表2 组合预报与单一模型最优值的比较分析

Tab.2 Comparisons between the best forecast results based on single hydrological model and multi-model composition forecast

时段	模型	DC	MAE/(m ³ /s)	MRE /%	RMSE/(m ³ /s)
率定期	组合预报	0.893	13.665	0.721	26.394
	原模型最优值	0.893	14.143	0.750	26.417
检验期	组合预报	0.905	13.906	0.664	26.545
	原模型最优值	0.903	14.406	0.688	26.789

3.4 耦合校正结果

基于本文所提出的的3种耦合模型,对3个模型

此,本文提出了组合预报的计算方法.

基于模型率定期的数据,采用本文所述组合预报的权重计算方法,确定新安江模型、Tank模型和HBV模型的权重分别为0.097、0.077和0.826,三个模型权重的和为1,由于HBV模型对牧马河流域的洪水模拟效果最佳,所以其权重较大.采用上述权重对牧马河流域率定期和检验期数据进行组合预报,并对预报结果进行精度评价.将组合预报后的4个评价指标分别与单一预报模型中各指标中的最优值进行对比,结果如表2所示.比较分析结果表明,组合预报后的结果要优于各单一模型的最优值.

的预报序列进行了优化校正,并采用上述4种评价指标对3种耦合方法的效果进行评价,结果如表3所示.

表3 三种耦合校正模型预报结果比较

Tab.3 Comparisons of the performances of the three proposed models

模型	时期	DC	MAE/(m ³ /s)	MRE /%	RMSE / (m ³ /s)
先实时校正后	率定期	0.910	10.703	0.491	24.206
组合预报	检验期	0.917	10.866	0.450	24.788
先组合预报后	率定期	0.908	10.835	0.502	24.435
实时校正	检验期	0.916	10.929	0.459	24.950
实时校正组合	率定期	0.999	0.443	0.020	1.014
预报一体化	检验期	0.999	0.457	0.017	1.102

由表3可知,耦合校正的结果均优于单个模型的计算结果,实时校正组合预报一体化模型效果最为显著,并且要优于单独的实时校正以及单独的组合预报结果.例如,在率定期,3个模型预报结果的均方根误差最小(HBV模型)为26.417 m³/s,实时校正后的均方根误差为24.086 m³/s,组合预报后的均方根误差为26.394 m³/s,先实时校正后组合预报模型的均方根误差为24.206 m³/s,先组合预报后实时校正模型的均方根误差为24.435 m³/s,实时校正组合预报一体化模型的均方根误差为1.014 m³/s;在检验期,3个模型预报结果的均方根误差最小为26.789 m³/s,实时校正的均方根误差为24.851,组合预报的均方根误差为26.545,先实时校正后组合预报的均方根误差为24.788 m³/s,先组合预报后实时校正的均方根误差为24.950 m³/s,实时校正组合预报一体化模型的均方根误差为1.102 m³/s.可以看出,三种耦合模型对预报精度均显著提高,特别是实时校正组合预报一体化模型,提高效果最为显著

而且要优于单一实时校正以及组合预报结果.

图1为检验期1997年7月份的牧马河流域径流预报结果,由图1可知,先实时校正后组合预报模型和先组合预报后实时校正模型所得效果基本相当,而实时校正组合预报一体化模型的结果要显著优于以上两种耦合模型.

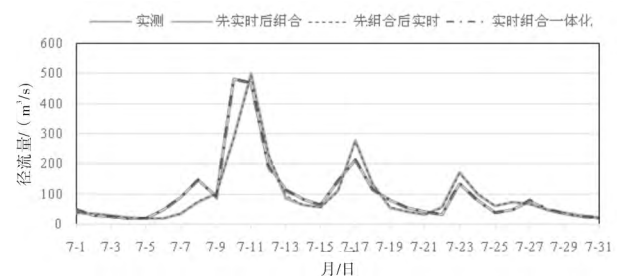


图1 三种耦合方法的径流模拟情况

Fig.1 Rainfall-Runoff simulation based on the three proposed methods

4 结论

本文提出三种实时校正和组合预报的耦合模型,并以牧马河流域的洪水预报为例,对基于这三种耦合方法所构建的模型进行了合理性与可行性的检验,最终得到以下结论.

(1) 实时校正结果表明:采用实时校正模型能够一定程度地提高水文预报的精度,建议在实际应用中,将其运用到实际的水文预报中以提高预报精度.

(2) 组合预报结果表明:多模型组合预报的结果要优于任意单一模型的预报结果,实际应用中,可考虑采用组合预报来提高水文预报的精度.

(3) 耦合校正结果表明:多模型耦合校正方法要优于任意单一模型预报,且先实时校正后组合预报模型和先组合预报后实时校正模型所得效果基本相当,而实时校正组合预报一体化模型的结果要显著优于以上两种方法且优于单独的各模型的实时校正和单独的组合预报.

参 考 文 献

- [1] Ajami N K, Duan Q, Gao X, et al. Multimodel combination techniques for analysis of hydrological simulations: Application to distributed model intercomparison project results[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2006, 7(4): 755-768.
- [2] Bogner K, Pappenberger F. Multiscale error analysis, correction, and predictive uncertainty estimation in a flood forecasting system[J]. *Water Resources Research*, 2011, 47(7): 1772-1780.
- [3] Liao W, Lei X. Multi-model combination techniques for flood forecasting from the distributed hydrological model easy DHM[J]. *Computational Intelligence and Intelligent Systems*, 2012: 396-402.
- [4] 赵锡钢,王玉成. 实时校正技术在洪水预报中的应用[J]. *东北水利水电*, 2008(6): 34-34.
- [5] Fernando A K, Shamseldin A Y, Abrahart R J. Use of gene expression programming for multimodel combination of rainfall-runoff models[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2011, 17(9): 975-985.
- [6] 田雨,雷晓辉,蒋云钟,等. 洪水预报实时校正技术研究综述[J]. *人民黄河*, 2011, 33(3): 25-26.
- [7] Bates J M, Granger C W J. The Combination of Forecasts[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 1969, 20(4): 451-468.
- [8] 闫悦新,包为民. 组合预报方法在洪水预报模型中的应用[J]. *水电能源科学*, 2013, 31(10): 47-49.
- [9] 王婷婷,周建中,张勇传,等. 基于最小二乘法及信息熵的短期水文预报组合模型的比较[J]. *水电能源科学*, 2015(10): 13-17.
- [10] 周建中,张勇传,陈璐. 水电能源优化的若干问题研究[M]. 上海:上海科学技术出版社,2015.