

# Statistical Post-Processing to Improve Hydrometeorological Forecasts\*

Qingyun Duan<sup>#</sup>, Aizhong Ye

College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University, Beijing  
Email: <sup>#</sup>qyduan@bnu.edu.cn

Received: Apr. 11th, 2012; revised: Apr. 23rd, 2012; accepted: May 2nd, 2012

**Abstract:** Hydrologic forecasts based on direct outputs from a hydrologic model contain significant uncertainty from various sources, including model inputs, initial/boundary conditions and model structure/model parameters. The uncertainty leads to various biases in the hydrologic forecasts. Before issuing final hydrologic forecasts to the forecast users, it is necessary to remove these biases. A statistical post-processor is an effective tool than can be used to remove various biases from the hydrometeorological forecasts. In this paper, we briefly describe two practical post-processing methods: 1) The ensemble pre-processor for post-processing quantitative precipitation and temperature forecasts; and 2) The generalized linear models for post-processing streamflow forecasts. We demonstrated the effectiveness of these two methods in China's Huai River basin and the French Broad River basin in the US. Results clearly show that post-processing can significantly improve the raw hydrometeorological forecasts. An interesting observation is that post-processing can achieve the same degree of improvement in streamflow simulation as model calibration. This suggests that, for basins where calibration cannot be done properly due to data issues (i.e., streamflow regulations), we can use post-processing to compensate for the lack of model calibration.

**Keywords:** Ensemble Hydrological Forecast; Statistical Post-Processing Methods; Ensemble Pre-Processor; Generalized Linear Regression Model (GLM)

## 改善水文气象预报的统计后处理\*

段青云<sup>#</sup>, 叶爱中

北京师范大学全球变化与地球系统科学研究院, 北京  
Email: <sup>#</sup>qyduan@bnu.edu.cn

收稿日期: 2012年4月11日; 修回日期: 2012年4月23日; 录用日期: 2012年5月2日

**摘要:** 水文预报存在由模型输入、初始与边界条件、模型参数与结构等因素带来的不确定性, 这些不确定性的存在给基于模型输出结果而得出的预报带来预报均值和区间的偏差, 在发布最终水文预报前我们必须消掉这些偏差, 统计水文气象后处理器是对水文气象模型直接输出结果进行后处理、从而达到消掉预报偏差的一个有效方法。本文简单介绍两个实用的统计后处理方法: 1) 对降水或气温集合预报进行后处理的集合预报处理器(Ensemble Pre-Processor)和 2) 适合于径流预报后处理的广义线性模型方法(Generalized Linear Model), 并将这些方法在我国淮河流域和美国 French Broad 河流域进行展示。研究结果表明, 统计后处理方法能够很大程度提高原始降水与水文预报的精度, 一个很有意义的结果是统计后处理改善原始水文预报的程度与水文模型参数率定对原始水文预报的改善程度相当, 这意味着在受人类活动影响很大而不能率定水文模型的情况下, 水文统计后处理方法能够起到模型率定相同的效果。

\*基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973 计划)(No. 2010CB428402)。

<sup>#</sup>通讯作者。

**关键词:** 水文集合预报; 统计后处理方法; 集合前处理器; 广义线性模型

## 1. 引言

数值计算模型已经成了当今水文预报不可或缺的工具,但我们不可能把数值水文模型产生的输出结果直接当成最终的水文预报而公布于众,这是因为直接模型输出的结果中存在很多的不确定性,这些不确定性来自于模型的输入、初始与边界条件的赋值、以及模型结构和参数的选择等因素。有一类不确定性被称为随机不确定性,它来自于自然系统本身的随机性,例如:观测资料中存在的确定性,或者未来降水或温度预报里存在的不确定性;另一类是由于对自然系统认识不足而对模型进行简化所带来的不确定性,称作认知不确定性,例如:我们不能精确地描述流域的时空差异性,所以把流域简化成一系列联通的均匀板块或者水箱,另一个例子是把模型中土壤含水层给了一个固定的下边界,从而忽略了浅层土壤水与深层地下水的交换过程,这些简化使得模型从数学的角度上更容易得以执行,但是却带来了模型预报的偏差。在做水文预报时,我们必须量化随机不确定性、并且降低认知不确定性,水文气象预报后处理器用统计方法的手段来达到这个目的,其原理是把基于直接模型输出的水文气象要素与相应的观测值之间建立一个稳健的统计模型。一旦这个统计模型建立好后,在某一个预报时空范围内给定一个水文气象预报,那么这个统计模型得出的观测值的条件概率分布就是一个后处理过的水文气象概率预报。

统计后处理方法早已在气象预报中得以广泛应用<sup>[1]</sup>(Glahn 等, 2008), Klein 等(1959)<sup>[2]</sup>提出了完美预后(Perfect Prognosis, 常被写成 Perfect Prog)方法,该方法是最早的对数字天气预报模型产生的直接模型输出进行后处理的工作,它的基本假设是不同的观测气象要素之间的统计关系能够直接被应用到相关的数字天气预报模型产生的相应气象要素中。Glahn 和 Lowry(1972)建立了模型输出统计法(MOS: Model Output Statistics)<sup>[3]</sup>,该方法采用多元回归方法建立起观测气象要素与模型直接输出的气象要素的统计关系。到目前为止,已经有多种多样的数字天气预报的后处理方法,从时尚的贝叶斯多模式平均方法到各类非参数统计方法,如人工神经网络方法和小波理论方

法等<sup>[4-7]</sup>(Raftery 等, 2005; Hall 等, 1999; Kuligowski 和 Barros, 1998; Briggs 和 Levine, 1997)。

同数值天气预报模式一样,水文模型直接输出也需要经过统计后处理才能生成为最终预报产品。后处理的目的是降低由于气象强迫场、初值与边界条件、模型结构和参数等不确定性因素所带来的偏差,事实上我们今天看到的最终水文气象预报在实际应用中已经经过了“主观后处理”,这里之所以称为“主观后处理”,是因为这种处理方法不是基于严格的物理机制或统计理论方法,它反映了水文气象预报员多年积累的知识和经验。早期的水文气象后处理方法大部分只能应用到单值的确定性水文气象预报(如:完美预后方法和 MOS 方法),近年来由于在处理多源不确定性估计方面的优势,集合概率预报被水文气象工作者所青睐,但是原始的集合预报不仅在预报均值上、而且在预报置信区间上都存在着偏差,传统的统计后处理方法都不能被直接应用,所以一些新的后处理方法应运而生,例如 Hamill 和 Colucci(1997)采用了等级直方图校正集合定量降水预报的区间偏差<sup>[8]</sup>; Krishnamurti 等(2000)提出了“超级集合”方法,该方法采用多元回归方法对不同模型产生的集合预报进行组合<sup>[9]</sup>; Raftery 等(2005)提出了贝叶斯平均方法(BMA: Bayesian Model Averaging)<sup>[4]</sup>,该方法通过概率似然函数给出不同的模型权重来组合不同模型预报值。BMA 即能够应用于单值确定性预报,也能用于集合预报<sup>[10,11]</sup>(Sloughter 等, 2007; Fraley 等, 2010)。

很多在气象预报领域里发展的后处理方法现在已经被用于后处理降水和气温预报,处理后的降水与气温常当作水文模型的输入。然而水文模型的应用不仅仅要求气象要素输入(如:降水、气温)可靠、精确,而且要求它们的时空统计分布规律与观测的时空统计分布规律一致。许多纯气象预报领域里开发的后处理方法很难达到这个要求。例如: MOS 方法能够很好的剔除气象预报的系统误差,但不能保证预报的气象要素的时空统计相关结构与观测的一致<sup>[12]</sup>(Clark 等, 2004)。

为了突破 MOS 类型方法的限制, Krzysztofowicz 和他的合作者们发展了后处理降水和径流预报的贝

叶斯方法<sup>[13,14]</sup>(Krzysztofowicz 和 Sigrest, 1999; Krzysztofowicz 和 Kelly, 2000)。Clark 等(2004)改进了 MOS 方法,主要是在 MOS 的数理统计基础上采用了“Schaake Shuffle”方法来产生同历史观测资料的时空统计相关结构一致的降水和温度预报的时空序列<sup>[12]</sup>。随着水文集合预报实验(Hydrologic Ensemble Prediction Experiment)于 2004 年的启动<sup>[15]</sup>(Schaake 等, 2007a),大量的水文预报流域开发的后处理方法方面的文章在各类科学杂志上发表<sup>[16-29]</sup>(Seo 等,2006; Schaake 等, 2007b; Bogner 和 Kalas, 2008; Reggianni 等, 2009; Renner 等, 2009; Cloke 和 Pappenberger, 2009; Brown 和 Seo, 2010; Coccia 和 Todini, 2010; Webster 等, 2010; Pappenberger 等, 2011; Weerts 等, 2011; Wood 和 Schaake, 2011; Wu 等, 2011; Zhao 等, 2011)。常见的水文预报后处理的数学方法包括: 广义线性回归(GLM: Generalized Linear Regression Model)、人工神经网络、小波分析、贝叶斯方法等。这里我们将简单介绍两个常用的水文气象集合预报后处理方法: 1) 用于处理定量降水与温度预报(QPF: Quantitative Precipitation Forecast 和 QTF: Quantitative Temperature Forecast)的集合前处理器——EPP(Ensemble Pre-Processor)和 2) 适合于水文径流预报后处理的广义线性模型(GLM: Generalized Linear Model),并用两个实例来证明水文气象预报后处理方法的作用。

## 2. 后处理方法介绍

### 2.1. 集合前处理器(EPP:

#### Ensemble Pre-Processor)

集合前处理器实质上就是数值天气模型产生的定量降水或温度预报(QPF 或 QTF)与相应的观测资料的一个统计模型,该方法可以分如下六步完成:

#### 1) 典型事件构造(Canonical Events)与建模

所谓典型事件即是从多年历史观测与历史预报中找统计相关性高的事件。如未来 6 小时的预报降水与观测降水就有很好的相关性,未来 6 小时降水即可作为一个典型事件。未来第 14 天的预报降水同观测降水相关性很差,就不适合作为典型事件,但未来第 6~14 天的累积预报降水同观测降水相关性高即可作为典型事件建模。找到典型事件最主要的目的就是提

取预报中 useful 信息而剔除预报误差,建立历史观测和预报的统计关系,从而矫正未来预报降水。

#### 2) 计算出预报和观测值的边际分布

针对降水,边际分布由两部分组成:降水不发生的概率和降水发生时降水量。

$$F_x(X) = 1 - p_x + p_x \cdot F_{xc}(X | X > 0) \quad (1)$$

式中,  $p_x$  是降水发生的概率,可以由降水发生的频率进行估计,  $F_{xc}(X | X > 0)$  是降水量模块,可以采用伽玛分布、指数分布或 Weibull 分布,  $X$  是降水。

#### 3) 通过离散化映射,将边际分布转换成标准正态分布

如图 1,给定一个降水量在边际分布中求出概率值,映射到标准正态分布中求出其对应的值。

$$F_x(X) = Q(t(x)) = Q(u) \quad (2)$$

式中,  $t$  是转换函数,  $Q$  是正态分布函数。

#### 4) 计算出预报对应的观测值条件分布

$$\begin{aligned} F_{y|x}(y | x = x_1) &= B_{v|u}(v | u = u_1) & x_1 > 0 \\ F_{y|x}(y | x = 0) &= B_{v|u}(v | u < u_0) & x_1 = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $x$  是预报对应的随机变量,  $y$  是观测对应的随机变量。  $u_0$  由  $Q(u_0) = 1 - p_x$  计算出来,  $u_1$  由  $Q(u_1) = F_x(x_1)$  计算出来。概率密度  $\rho_{UV}$  可由原始观测数据采用皮尔逊相关系数法进行推求。

#### 5) 根据条件分布,产生降水预报集合成员

将预报时间划分成多个独立的时间点与时段,估算出每步与每个时段的预报概率分布,采用“Schaake Shuffle”方法重建集合成员。

#### 6) Schaake Shuffle 集合成员生成方法

通过后处理产生的降水集合预报需要可靠的时间连续性,即相邻的时间降水存在一定的统计相关关系而不是孤立的(如场次降水过程),Clark 等(2004)对 John Schaake 提出了洗牌法进行了系统的描述<sup>[12]</sup>,该

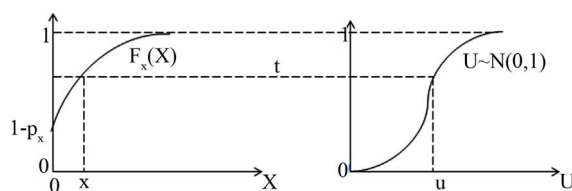


Figure 1. Schematic diagram for marginal distribution converted into standard normal distribution  
图 1. 边际分布转换成标准正态分布示意图

方法的思想是根据历史多年观测的降水时间连续关系重构统计产生的集合空间。

产生  $N$  个集合成员的空间则需要  $N$  年的历史观测信息，将历史观测每年中每个时段信息进行排序，产生的序列关系映射到产生的  $N$  个集合成员空间中(图 2)，即对  $N$  个集合成员完成了空间重建，连接成一个连续的具有时间信息的集合成员(图 3)。该成员中具有了历史观测的降水时间信息，即相邻时间单元中的降水信息是连续的。

**2.2. 广义线性回归模型后处理器(GLMPP: Generalized Linear Model Post-Processor)**

水文集合后处理方法主要目的是根据已知的历史观测流量( $Q_{ob,a}$ )和模型模拟或预报的流量( $Q_{si,a}$ ,  $Q_{si,f}$ )建立一个回归统计模型(如图 4, 5)，从概率上讲，水文集合后处理即是求水文集合预报对应的观测值的条件概率密度函数。由于未来观测值未知，在求出概率密度函数后，即可通过模型预报值求出未来的观测值。

$$f(Q_{ob} | Q_{fc}) = \int_0^{+\infty} f(Q_{ob} | Q_{si}) f(Q_{si} | Q_{fc}) dQ_{si} \quad (4)$$

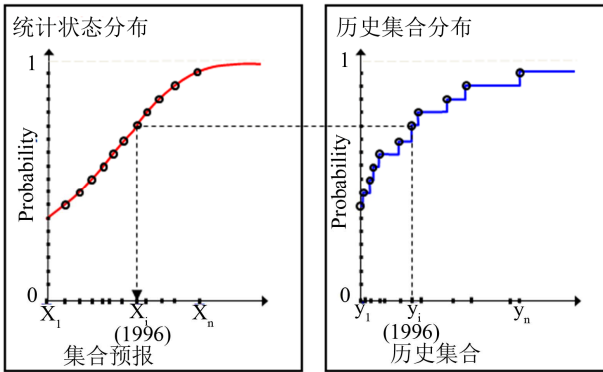


Figure 2. Ensemble member mapping of Schaake Shuffle  
图 2. Schaake Shuffle 集合成员映射示意图

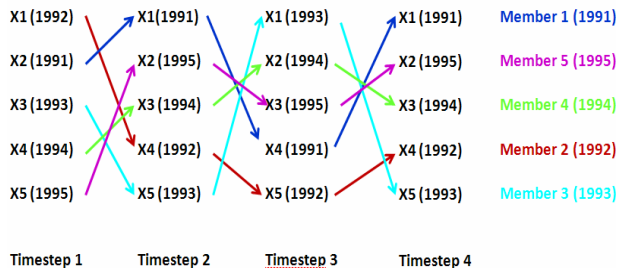


Figure 3. Ensemble member generation by using Schaake Shuffle sorting  
图 3. Schaake Shuffle 排序产生集合成员示意图

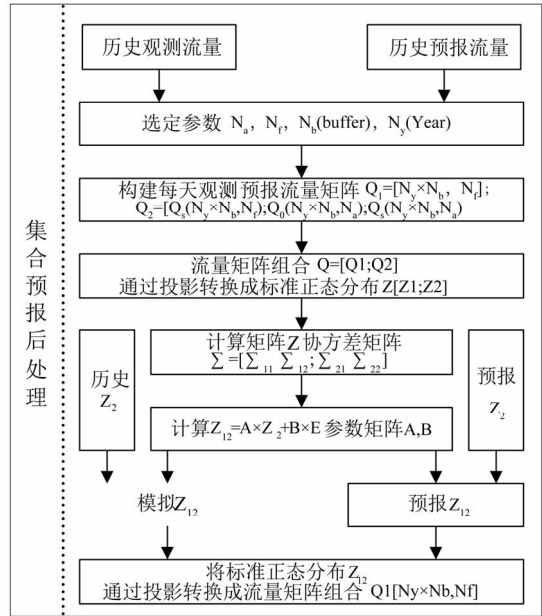


Figure 4. Generalized linear regression model  
图 4. 广义线性回归模型框图

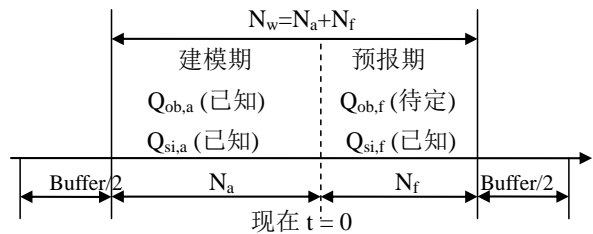


Figure 5. Data window of generalized linear regression model  
图 5. 广义线性模型数据窗示意图

式中,  $Q_{ob}$  是观测流量,  $Q_{si}$  是模拟流量,  $Q_{fc}$  是预报流量。

如果是服从高斯正态分布, 上式即可求解, 即广义线性模型后处理模型(GLMPP)<sup>[29]</sup>(Zhao 等, 2011)。

GLMPP 的因变量  $Z_1$  等于预报时期的观测流量( $Q_{ob,f}$ ), 自变量  $Z_2$  包括已知的分析期的观测( $Q_{ob,a}$ )与模拟( $Q_{si,f}$ ), 和预报期的模拟( $Q_{si,f}$ )。这里  $Z_1$  和  $Z_2$  定义如下:

$$Z_1 = [Q_{ob,f}] = \begin{bmatrix} Q_{ob,f,1} \\ \vdots \\ Q_{ob,f,Nf} \end{bmatrix}, Z_2 = [Q_{si,f}] = \begin{bmatrix} Q_{si,f,1} \\ \vdots \\ Q_{si,f,Nf} \\ Q_{ob,a,-Na} \\ \vdots \\ Q_{ob,a,-1} \\ Q_{si,a,-Na} \\ \vdots \\ Q_{si,a,-1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

令  $Z_{1,2} = Z_1|Z_2$  为由预报矢量得到的预报量, GLMPP 模型可用下式表达:

$$Z_{1,2} = A \cdot Z_2 + B \cdot E \quad E = N(0,1) \quad (6)$$

式中,  $A$ ,  $B$  是参数矩阵,  $E$  是标准正态分布。

令  $Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix}$ , 则  $Z$  的协方差矩阵为:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{1,1} & \Sigma_{1,2} \\ \Sigma_{2,1} & \Sigma_{2,2} \end{bmatrix}。参考^{[30]}(Valencia and Schaake, 1973),$$

可以求解出  $A = \Sigma_{1,2} \Sigma_{2,2}^{-1}$ ,  $B \cdot B^T = \Sigma_{1,1} - \Sigma_{1,2} \cdot \Sigma_{2,2}^{-1} \cdot \Sigma_{2,1}$ 。

实际计算时, 建模采用历史  $N_y$  年预报与观测数据。首先确定每个时段(天)的参数矩阵  $A$  及  $B$ 。采用的是该时段前  $N_a$  个时段、后  $N_f$  个时段及前后各 Buffer/2 个时段, 总计  $N_a + N_f + \text{Buffer}$  个时段  $N_y$  年  $N_y \times (N_a + N_f + \text{Buffer})$  个数据。

针对每个时段(天), 采用  $N_y \times \text{Buffer}$  个数据, 首先转换成标准正态分布, 计算协方差矩阵。通过协方差矩阵计算出  $A$  和  $B$ , 然后计算出  $Z_{1,2}$  通过投影转换将  $Z_{1,2}$  转换成实际的流量矩阵  $[Q_{ob,f}]$ 。

### 3. 典型案例研究

#### 3.1. 淮河流域降水后处理

淮河原始降水预报是由美国国家环境预测中心(NCEP)的数值天气模型——全球预报系统(GFS: Global Forecast System)生成。GFS 预报系统中包含 21 个集合成员, 它的空间分辨率是  $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ , 覆盖全球, 预见期为 14 天。NCEP 存档了 GFS 从 1979 年 1 月 1

日到近期的后预报数据。我们使用 EPP 第 3 版(EPP3)对 1979 年 1 月 1 日~2003 年 12 月 31 日这段期间内中国淮河流域的 GFS 降水预报进行后处理。EPP3 是美国国家气象局河流预报系统(NWSRFS)的一个组件, 且已在美国某些河流预报中心得到试验性地应用<sup>[15]</sup>(Schaake 等, 2007a)。

图 6 展示两个典型的淮河流域子流域在四个不同季节中 GFS 集合预报均值处理前及后处理后的偏差, 其中横轴代表预见期, 纵轴代表每 24 小时的偏差值。根据季节性, 不同子流域的原始预报均值有着不同的偏差, 然而后处理过的集合预报均值则不存在偏差, 表明经过后处理可以有效去除系统预报偏差。图 7 显示了处理后的集合预报的 Brier 技能评分(BSS: Brier Skill Score), BSS 可以衡量一个二元事件(例如, 有雨或无雨)的概率预报与观测频率的相匹配程度, 计算 BSS 时使用的预报基准是气候预报(即根据历史降水资料得到的预报), 任何技术得分大于 0, 均表明在基准上有了有一定改善。如图 7 所示, 处理后的集合预报明显优于气候预报, 其中冬季改进效果最为突出而夏季最不明显, 原因在于夏季降水多为对流型降水, 所以更难预测。图 8 展示了处理后累计降水预报的连续排名概率技术得分(CRPSS: Continuous Ranked Probability Skill Score), CRPSS 可以衡量概率预报与观测频率的相匹配程度。同样的, 计算 CRPSS 的预报基准选用是气候预报, 图 8 表明 CRPSS 在全部预见期和该年度内每一天中都有大幅度的提高, 改善程度会随着预见期的增加而减弱、并呈现季节性变化。

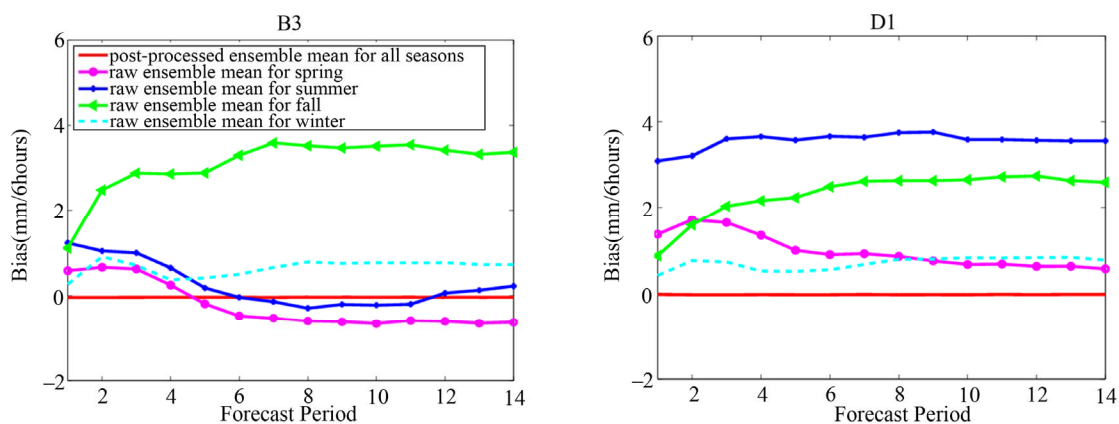


Figure 6. Biases of raw and post-processed mean ensemble forecasts of daily values for different lead times (1 - 14 days) for sub-basins in the Huai River basin in China (B3 and D1). The red line indicates biases of the post-processed ensemble forecast means. The other four lines indicate biases of raw ensemble forecast means for four different seasons

图 6. 淮河流域不同子流域原集合预报均值及后处理后的偏差(实线是后处理后集合预报偏差, 其它四条线是原始集合预报均值不同季节偏差, 横坐标是 1-14 天预见期)

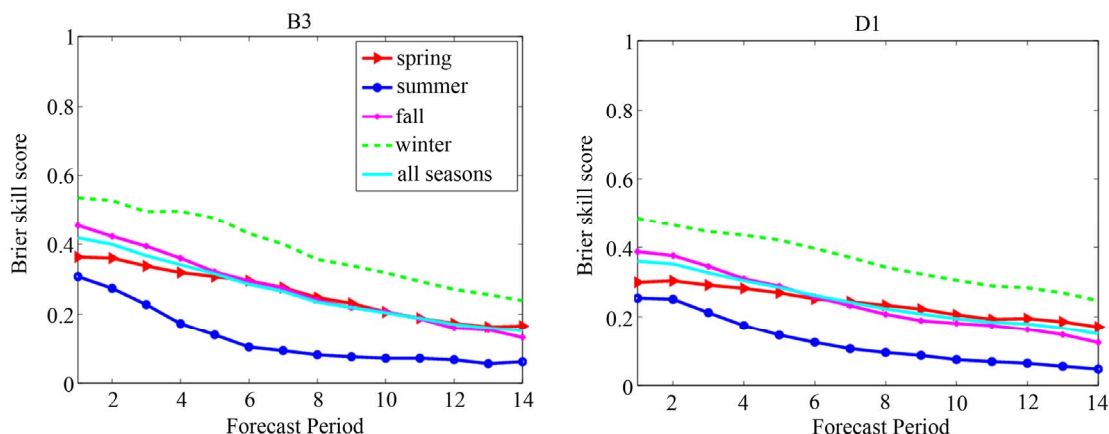


Figure 7. Brier Skill Scores (BSS) of post-processed ensemble forecasts of cumulative precipitation for different lead times (1 - 14 days) and different seasons (including all seasons) in two sub-basins in the Huai River basin in China (B3 and D1)

图 7. 淮河流域两个不同子流域不同季节不同预见期(1~14 天)集合预报累计降水后处理 Brier 评分(Brier Skill Scores: BSS)

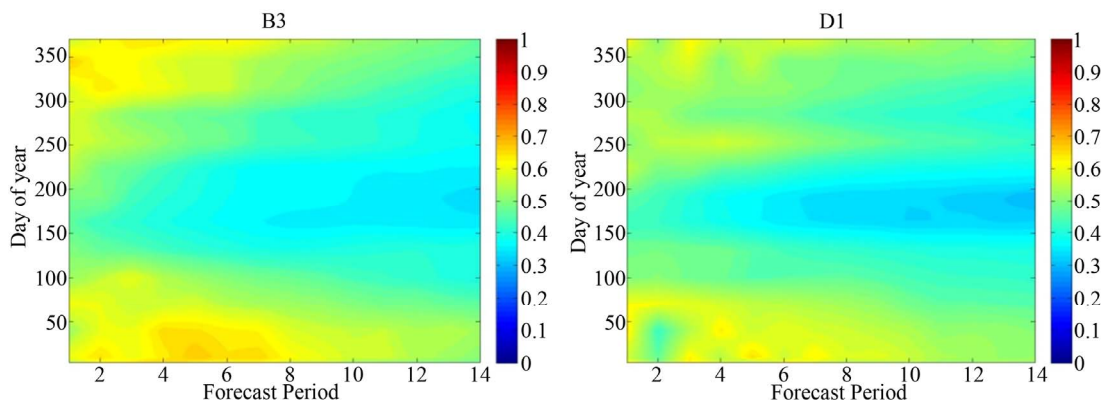


Figure 8. CRPSS of post-processed ensemble forecasts of cumulative precipitation over the climatological ensemble forecasts for different lead times (1 - 14 days) in the two sub-basins in Huai River basin in China

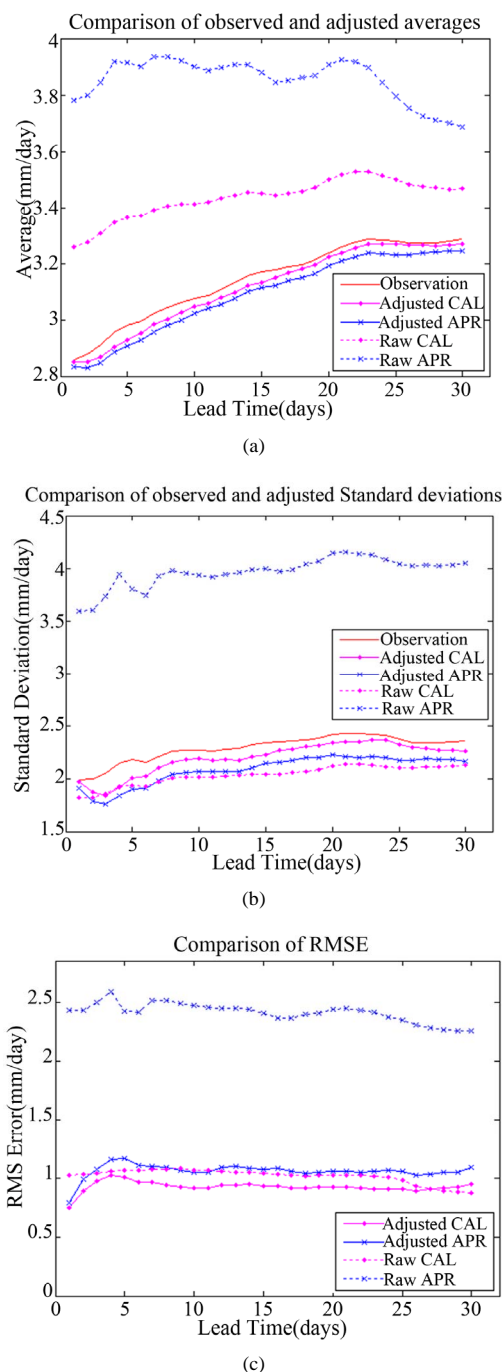
图 8. 淮河流域两个不同子流域不同季节不同预见期(1~14 天)集合预报累计降水后处理 CRPSS 值

### 3.2. 径流预报后处理

以美国 French Broad 河流域为例, 采用广义线性回归模型后处理器(GLMPP)的方法对由萨克门多模型(SAC-SMA)产生的径流预报进行后处理<sup>[29]</sup>(Zhao 等, 2011)。径流预报数据来源于 MOPEX(Model Parameter Estimation Experiment)数据库<sup>[31]</sup>(Duan 等, 2006), 下例展示 GLMPP 方法对两组径流预报结果进行统计后处理前后的径流预报与观测的比较: 一组使用先验模型参数来运行模型, 另一组使用率定后所得到的参数运行模型, 我们设定径流预报的预见期为 30 天。

图 9 显示了径流预报经过统计后处理后的改善效果。在图 9a 中, 图中横轴表示预见期, 竖轴代表集合径流预报的均值, 两条虚线分别代表使用先验参数和使用率定过的参数得到的径流预报平均值; 红色实线则表示相应的观测值, 两条带有符号标志的实线则

是经过后处理过的径流预报平均值结果。由图可知: 使用先验参数的原始预报结果与实际观测值相比存在很大的偏差; 使用率定过的参数得到的径流预报值可以减少预报偏差, 但无法将其完全消除掉。无论径流预报使用的是先验参数还是率定后的参数, 后处理总是可以显著地消除预报偏差, 其中使用率定过的参数得到的结果略优于先验参数。图 9b 显示出, 随着原始和后处理的径流预报的预见期变化, 集合径流集合预报的标准差呈现相应的变化。再次发现, 使用先验参数的原始径流预报的标准差与观测并不匹配, 而其他 3 组径流预报则与观测值非常接近。这意味着使用率定后的参数得到的径流预报都可以提高径流集合预报区间的代表性, 如果没有模型率定, 后处理也能够起到提高径流集合预报区间的代表性的效果。图 9c 提供了预报期间原始和后处理过的径流预报与观



**Figure 9. The comparison of the pre- and post-processed stream-flow forecast simulations against observations at the French Broad River basin in Asheville, N.C. a) Comparison between average ensemble forecast with lead times; b) Comparison of ensemble standard deviation with lead times; c) Comparison of root-mean-square error (RMSE) of average ensemble forecasts**  
**图9. 美国French Broad河流域不同预见期模拟径流同观测径流对比: a) 集合预报均值; b) 集合预报标准差; c) 集合预报均值与观测值之间的均方根误差**

测值之间的均方根误差(RMSE)。使用先验参数的径流预报效果很差,而其它3组径流预报的RMSE值则非

常相似,其中使用率定参数的后处理径流预报的RMSE值略高于另外两组。图9清楚地表明,无论原始径流预报使用先验参数或者率定后的参数,后处理都能将其改善。一个很有意义的结果是统计后处理改善原始径流预报的程度与使用率定后的参数对原始径流预报的改善程度相当。在流域中由于数据问题导致模型参数率定无法正常完成(如:调水、水库调度使得径流观测值与自然径流值不同),此时我们可以使用统计后处理方法来弥补模型参数率定的缺乏。同样的道理,在计算初始条件不确定性的影响时,若缺乏观测数据而不能进行数据同化来确定初始条件,同样可以使用后统计处理方法进行弥补。

#### 4. 总结

水文气象预报的统计后处理方法研究是一个比较新兴的领域。由于我们自身认知的不足、预报和观测数据的匮乏以及气候和环境的变化,我们往往很难准确地描述水文气象预报和实际观测之间的统计关系。针对比较复杂的概率分布的水文气象变量,目前的数理统计手段还不能处理好。通常的做法是假设一些常用的概率分布(如,独立高斯假设)可以使用。这些假设可能使得预报值与观测值相差甚远。随着水文气象学、统计学以及计算理论技术研究的不断进步,必将有更多新的方法可以让我们赏识。开发后处理方法时如何把数理统计方法和预报员的知识经验结合起来是一个还没有解决好的问题。对于有兴趣的水文学家以及水资源管理者而言,如何开发新的、有效的后处理方法来改善水文预报,优化水资源配置和减少洪水、干旱等产生的危害,将是一个崭新的探索领域和重要的研究主题。

#### 5. 致谢

感谢徐静、刘莹、陶雨萌、肖牧、赵玲玲等同学在整理文章时所提供的帮助。

#### 参考文献 (References)

- [1] GLAHN, B., PEROUTKA, M., WIEDENFELD, J., WAGNER, J., ZYLSTRA, G. and SCHUKNECHT, B. MOS uncertainty estimates in an ensemble framework. *Monthly Weather Review*, 2008, 137: 246-268.
- [2] KLEIN, W. H., LEWIS, N. and ENGER, I. Objective prediction of five-day mean temperatures during winter. *Journal of Atmos-*

- pheric Sciences, 1959, 16(6): 672-682.
- [3] GLAHN, H. R., LOWRY, D. A. The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting. *Journal of Applied Meteorology*, 1972, 11(8): 1203-1211.
- [4] RAFTERY, A. E., GNEITING, T., BALABDAOUI, F. and POLAKOWSKI, M. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Monthly Weather Review*, 2005, 133: 1155-1174.
- [5] HALL, T., BROOKS, H. E. and POSWELL, C. A. Precipitation forecasting using a neural network. *Monthly Weather Review*, 1999, 14: 338-345.
- [6] KULIGOWSKI, R. J., BARROS, A. P. Localized precipitation forecasts from a numerical weather prediction model using artificial neural networks. *Weather and Forecasting*, 1998, 13: 1194-1204.
- [7] BRIGGS, W. M., LEVINE, R. A. Wavelets and field forecast verification. *Monthly Weather Review*, 1997, 125: 1329-1341.
- [8] HAMILL, T. M., COLUCCI, S. J. Verification of eta-RSM short-range ensemble forecasts. *Monthly Weather Review*, 1997, 125, 1312-1327.
- [9] KRISHNAMURTI, T. N., KISHTAWAL, C. M., ZHANG, Z., LAROW, T., BACHIOCHI, D., WILLIFORD, E., GADGIL, S. and SURENDRAN, S. Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate. *Journal of Climate*, 2000, 13: 4196-4216.
- [10] SLOUGHTER, J. M., RAFTERY, A. E. and GNEITING, T. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging. *Monthly Weather Review*, 2007, 135: 3209-3220.
- [11] FRALLEY, C., RAFTERY, A. E. and GNEITING, T. Calibrating multi-model forecast ensembles with exchangeable and missing members using Bayesian model averaging. *Monthly Weather Review*, 2010, 138: 190-202.
- [12] CLARK, M., GANGOPADHYAY, S., HAY, L., RAJAGOPALAN, B. and WILBY, R. The Schaake Shuffle: A method for reconstructing space-time variability in forecasted precipitation and temperature fields. *Journal of Hydrometeorology*, 2004, 5(1): 243-262.
- [13] KRZYSZTOFOWICZ, R., SIGREST, A. A. Calibration of probabilistic quantitative precipitation forecasts. *Weather and Forecasting*, 1999, 14(3): 427-442.
- [14] KRZYSZTOFOWICZ, R., KELLY, K. S. Hydrologic uncertainty processor for probabilistic river stage forecasting. *Water Resources Research*, 2000, 36: 3265-3277.
- [15] SCHAAKE, J., DEMARGNE, J., HARTMAN, R., MULLUSKY, M., WELLES, E., WU, L., HERR, H., FAN, X. and SEO, D. J. Precipitation and temperature ensemble forecasts from single-value forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences Discussion*, 2007, 4: 655-717.
- [16] SEO, D.-J., HERR, H. D. and SCHAAKE, J. C. A statistical post-processor for accounting of hydrologic uncertainty in short-range ensemble streamflow prediction. *Hydrology and Earth System Sciences Discussion*, 2006, 3: 1987-2035.
- [17] SCHAAKE, J. C., HAMILL, T. M., BUIZZA, R. and CLARK, M. HEPEX: The hydrological ensemble prediction experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2007, 88(10): 1541.
- [18] BOGNER, K., KALAS, M. Error-correction methods and evaluation of an ensemble based hydrological forecasting system for the Upper Danube catchment. *Atmospheric Science Letters*, 2008, 9: 95-102.
- [19] REGGIANI, P., RENNER, M., WEERTS, A. H. and VAN GELDER, P. Uncertainty assessment via Bayesian revision of ensemble streamflow predictions in the operational river Rhine forecasting system. *Water Resources Research*, 2009, 45: W02428.
- [20] RENNER, M., WERNER, M., RADEMACHER, S. and SPROCKEREFF, E. Verification of ensemble flow forecasts for the River Rhine. *Journal of Hydrology*, 2009, 376(3-4): 463-475.
- [21] CLOKE, H. L., PAPPENBERGER, F. Ensemble flood forecasting: A review. *Journal of Hydrology*, 2009, 375(3-4): 613-626.
- [22] BROWN, J. D., SEO, D. A nonparametric post-processor for bias correction of hydrometeorological and hydrologic ensemble forecasts. *Journal of Hydrometeorology*, 2010, 11(3): 642-665.
- [23] COCCIA, G., TODINI, E. Recent developments in predictive uncertainty assessment based on the model conditional processor approach. *Hydrology and Earth System Sciences Discussion*, 2010, 7: 9219-9270.
- [24] WEBSTER, P. J., JIAN, J., HOPSON, T. M., HOYOS, C. D., AGUDELO, P. A., CHANG, H. R., CURRY, J. A., GROSSMAN, R. L., PALMER, T. N. and SUBBIAH, A. R. Extended-range probabilistic forecasts of Ganges and Brahmaputra floods in Bangladesh. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2010, 91(11): 1493-1514.
- [25] PAPPENBERGER, F., THIELEN, J. and DEL MEDICO, M. The impact of weather forecast improvements on large scale hydrology: Analysing a decade of forecasts of the European Flood Alert System. *Hydrological Processes*, 2011, 25(7): 1091-1113.
- [26] WEERTS, A. H., WINSEMIUS, H. C. and VERKADE, J. S. Estimation of predictive hydrological uncertainty using quantile regression: Examples from the National Flood Forecasting System (England and Wales). *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(1): 255-265.
- [27] WOOD, A. W., SCHAAKE, J. C. Correcting errors in streamflow forecast ensemble mean and spread. *Journal of Hydrometeorology*, 2008, 9(1): 132-148.
- [28] WU, L., SEO, D.-J., DEMARGNE, J., BROWN, J. D., CONG, S. and SCHAAKE, J. Generation of ensemble precipitation forecast from single-valued quantitative precipitation forecast for hydrologic ensemble prediction. *Journal of Hydrology*, 2011, 399(3-4): 281-298.
- [29] ZHAO, L., DUAN, Q., SCHAAKE, J., YE, A. and XIA, J. A hydrologic postprocessor for ensemble streamflow predictions. *Advance in Geosciences*, 2011, 29: 51-59.
- [30] VALENCIA, R. D., SCHAAKE, J. C. Disaggregation processes in stochastic hydrology. *Water Resources Research*, 1973, 9(3): 580-585.
- [31] DUAN, Q., SCHAAKE, J., ANDREASSIAN, V., FRANKS, S., GUPTA, H. V., GUSEV, Y. M., HABETS, F., HALL, A., HAYS, L., HOGUE, T., HUANG, M., LEAVESLEY, G., LIANG, X., NASONOVA, O. N., NOILHAN, J., OUDIN, L., SO-ROOSHIAN, S., WAGENER, T. and WOOD, E. F. Model parameter estimation experiment (MOPEX): Overview and summary of the second and third workshop results. *Journal of Hydrology*, 2006, 320(1-2): 3-17.