

DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2019.02.004

考虑降水预报的三峡入库洪水集合概率预报方法比较

巴欢欢¹, 郭生练¹, 钟逸轩¹, 刘章君², 吴旭树¹, 何绍坤¹

(1. 武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室, 湖北 武汉 430072;

2. 江西省水利科学研究院, 江西 南昌 330029)

摘要: 为了考虑预见期内降水预报的不确定性对洪水预报的影响, 采用中国气象局、美国环境预测中心和欧洲中期天气预报中心的 TIGGE (THORPEX Interactive Grand Global Ensemble) 降水预报数据驱动 GR4J 水文模型, 开展三峡入库洪水集合概率预报, 分析比较 BMA、Copula-BMA、EMOS、M-BMA 4 种统计后处理方法的有效性。结果表明: 4 种统计后处理方法均能提供一个合理可靠的预报置信区间; 其期望值预报精度相较于确定性预报有所提高, 尤其是水量误差显著减小; M-BMA 方法概率预报效果最佳, 它能够考虑预报分布的异方差性, 不需要进行正态变换, 结构简单, 应用灵活。

关键词: 数值降水预报; 水文集合预报; 统计后处理; 概率预报; 三峡水库

中图分类号: TV124 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-6791(2019)02-0186-12

准确可靠的水文预报可以为防洪、抗旱、减灾、水资源合理利用以及水库的有效运行管理等提供科学的决策依据^[1]。传统的水文预报依据实测雨量进行预报, 预见期较短, 仅给用户提供一个确定的预报值, 难以满足实际工作的需要^[2]。随着数值天气预报技术的发展, 数值降水预报为延长预见期、提高洪水预报精度提供了可能^[3]。然而, 数值降水预报存在不确定性, 降水作为水文模型最重要的输入, 它的不确定性直接影响水文模型的预报精度^[4-5]。集合预报和概率预报是当前刻画降水预报不确定性对洪水预报影响的重要手段。彭勇等^[3]采用欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 的 51 个成员降水预报值驱动水文模型得到洪水集合预报, 以此来考虑相应的降水不确定性。代刊等^[6]指出集合预报结果对于不确定性的描述常常不准确, 必须通过统计后处理方法予以校正。目前广泛使用的统计后处理方法有两大类, 一类是集合模型输出统计法 (Ensemble Model Output Statistics, EMOS)^[7], 另一类是贝叶斯模型平均法 (Bayesian Model Averaging, BMA)^[8]。针对原始集合预报存在偏差的问题, Baran 和 Lerch^[7]采用 EMOS 法对原始的集合预报结果进行统计后处理, 并将其应用于风速集合概率预报中, 结果表明相较于原始集合预报, 经过 EMOS 统计后处理得到的确定性点预报精度更高, 概率预报结果更可靠。Zhong 等^[8]基于贝叶斯模型平均法 (BMA) 来描述数值降水预报的不确定性, 结果表明原始的集合预报分布过于集中, 采用 BMA 后处理能够获得更加可靠的概率预报。BMA 方法需要进行正态假定, 而水文变量大多是偏态分布, 虽然利用正态变换可以进行转换处理, 但转换过程比较复杂, 且难免会使一些信息失真。为了克服 BMA 方法的不足, Slougher 等^[9]对 BMA 方法进行了改进 (M-BMA), 假定每个集合成员的后验密度服从某一具体的分布, 且分布的均值和方差是集合预报值的函数, 并将其应用于风速概率预报中, 结果表明该方法比原始集合预报结果更可靠。Madadgar 和 Moradkhani^[10]采用 Copula 函数构建预报变量和实测变量的条件分布, 并基于此方法 (Copula-BMA) 来描述模型结构的不确定性, 结果表明 Copula-BMA 相较于 BMA 方法效果得到改善。上述方法已应用于风速、温度或者定量降

收稿日期: 2018-09-11; 网络出版日期: 2019-02-22

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1309.P.20190221.1707.006.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51539009); 国家重点研发计划资助项目 (2016YFC0402206)

作者简介: 巴欢欢 (1992—), 女, 河南灵宝人, 博士研究生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: hhba@whu.edu.cn

通信作者: 郭生练, E-mail: slguo@whu.edu.cn

水的集合概率预报中, 很少有研究将数值降水预报与水文模型耦合, 并对集合洪水预报结果进行统计后处理, 以考虑预见期内降水预报不确定性对洪水预报的影响。

本文以三峡水库区间流域为研究对象, 采用 TIGGE (THORPEX Interactive Grand Global Ensemble) 集合预报中的中国气象局 (CMA)、美国环境预测中心 (NCEP)、欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 的降水预报数据驱动 GR4J 模型, 开展洪水集合预报, 并对其进行统计后处理, 分析对比 BMA、Copula-BMA、EMOS、M-BMA 4 种方法的有效性, 描述和量化预见期内降水预报不确定性对洪水预报的影响, 实现三峡入库洪水集合概率预报。

1 研究方法

1.1 贝叶斯模型平均方法

贝叶斯模型平均方法 (BMA) 是通过对各集合成员与观测值之间建立的条件分布进行加权平均得到一个新的更可靠的概率分布, 其基本原理如下:

$$p(h | s_1, s_2, \dots, s_k, H) = \sum_{i=1}^k p(s_i | H) p(h | s_i, H) \quad (1)$$

式中: h 为预报量; H 为实测的流量资料; k 为集合成员的个数; s_i 为各个集合成员的原始预报值; $p(s_i | H)$ 为 BMA 的权重 w_i , 满足 $\sum_{i=1}^k w_i = 1$; $p(h | s_i, H)$ 为在给定某个集合成员的条件, 预报量 h 的后验概率密度。

BMA 方法假定条件分布需服从正态分布, 考虑到天然情况下的径流变量往往是非正态的, 因此在 BMA 方法之前, 采用 Box-Cox 变换对实测流量和模型预报值进行正态变换, 其具体步骤如下:

$$s_i^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{s_i^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \ln s_i & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: λ 为 Box-Cox 变换的系数; $s_i^{(\lambda)}$ 为转换后的变量。

采用期望最大化算法 (Expectation-Maximization, EM) 来估计每个集合成员的权重 w_i 和方差 v_i , 其具体步骤可参考文献 [10]。根据 BMA 方法得到后验概率预报的期望值 h_e 作为 BMA 的确定性预报结果, 期望值可由下式获得:

$$h_e = E(h | s_1, s_2, \dots, s_k) = \int_0^{+\infty} h p(h | s_1, s_2, \dots, s_k) dh \quad (3)$$

1.2 改进的贝叶斯模型平均方法

Slougher 等 [9] 对 BMA 方法进行了改进, 直接假定每个集合成员与实测流量的条件分布服从某个分布形式, 即式 (1) 中的 $p(h | s_i, H)$ 可由某个分布来表达。在 M-BMA 法中, 每个集合成员的条件分布的均值 m_k 和方差 v_k 可以由集合预报成员的预报值估计得到:

$$m_k = b_{0k} + b_{1k} s_k \quad \sqrt{v_k} = c_{0k} + c_{1k} s_k \quad (4)$$

式中: s_k 为每个集合成员的预报值; b_{0k} 、 b_{1k} 、 c_{0k} 、 c_{1k} 分别为需要估计的参数, 其中 b_{0k} 、 b_{1k} 可通过线性回归进行估计得到, 在实际应用中, 各成员的 c_{0k} 、 c_{1k} 相差不大, 可以认为其相等即为 c_0 和 c_1 [9]。M-BMA 方法可通过下式表达:

$$p(h | s_1, s_2, \dots, s_k) = \sum_{i=1}^k w_k g_k(h | s_k) \quad (5)$$

式中: w_k 为每个集合成员的权重, 其和前面的 c_0 、 c_1 为需要估计的参数, 可采用拟牛顿法中的 BFGS 算法进

行估计^[11]。

1.3 基于 Copula 函数的贝叶斯模型平均方法

Madadgar 和 Moradkhani^[10] 建议将式(1)中的后验密度函数 $p(h | s_i, H)$ 采用基于 Copula 函数的条件概率密度来代替。Copula 条件密度的核心在于边缘分布的选取和联合分布的构建。由于实测和预报流量之间存在较强的正相关性, 通常选用 Gumbel-Hougaard Copula 函数来构造联合分布^[1,10,12], 具体表达式及参数估计方法见参考文献[12]。Copula-BMA 方法需要估计的参数是每个集合成员的权重 w_i , 可采用期望最大化算法(EM)来估计, 具体步骤见文献[10]。

1.4 集合模型输出统计方法

EMOS 方法是直接假定预报量的概率分布形式, 通过建立集合预报成员与分布参数之间的关系, 对给定分布函数的参数进行估计。在 EMOS 方法中, 由下式分别建立集合预报成员与分布均值 m 、方差 v 之间的关系:

$$m = a_0 + a_1 s_1 + \cdots + a_k s_k \quad v = b_0 + b_1 D^2 \quad (6)$$

$$D^2 = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k (s_i - \bar{s})^2 \quad (7)$$

式中: s_i 为各个集合预报成员的预报值; \bar{s} 为集合预报成员的均值; k 为集合成员的个数; D^2 为集合预报成员的方差; 其各个参数的取值范围分别为 $a_0 \in R$; $a_1, a_2, \cdots, a_k \geq 0$; $b_0, b_1 \geq 0$, 采用拟牛顿法中的 BFGS 算法来优化参数。

1.5 模型评价指标

1.5.1 确定性预报

选取纳什效率系数(Nash-Sutcliffe Efficiency, E_{NS})、平均绝对误差(Mean Absolute Error, E_{MA})、平均相对绝对误差(Mean Relative Absolute Error, E_{MRA})以及总量相对误差(Relative Error, E_R)4个常用指标对确定性预报结果精度进行评价, 具体计算公式如下:

$$E_{NS} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (h_t - s_t)^2}{\sum_{t=1}^T (h_t - \bar{h})^2} \times 100\% \quad (8)$$

$$E_{MA} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |h_t - s_t| \quad (9)$$

$$E_{MRA} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|h_t - s_t|}{h_t} \quad (10)$$

$$E_R = \frac{\sum_{t=1}^T s_t - \sum_{t=1}^T h_t}{\sum_{t=1}^T h_t} \times 100\% \quad (11)$$

式中: h_t 和 s_t 分别为 t 时刻的实测流量和预报流量; \bar{h} 为实测流量的均值。其中 E_{MA} 、 E_R 和 E_{MRA} 指标值越小, 表明方法的精度越高, 而 E_{NS} 越接近于 1, 表明方法越优。

1.5.2 概率预报

采用 PIT(Percentage Integrated Transform)图、校准偏差和连续概率排位分数、平均相对带宽等指标来评定概率预报的性能。

(1) PIT 图。Gneiting 等^[13] 指出对于样本数量较小时, 可采用 Q-Q 图进行评价, 但是若样本数量较大

时, 建议采用 PIT 图进行评价。设第 t 个时段的预报累积分布函数为 $F_t(x)$, 第 t 个时段的实测流量为 h_t , 其在预报累积分布函数上的对应取值即为 t 时段的 P 值, 计算如下:

$$P_t = F_t(h_t) \quad (12)$$

而 PIT 图即为 P 值的频率分布直方图。

(2) 校准偏差 (Calibration Deviation, D_c)。PIT 图只能定性地判断概率预报结果的可靠性, 采用 D_c 指标来定量地描述可靠性的高低, 计算公式如下:

$$D_c = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m b_i - \frac{1}{m}} \quad (13)$$

式中: m 为分组个数, 本文取 10; b_i 为各组占比, 对于完美情况下, 其 P 值的频率直方图应服从标准均匀分布; D_c 值越接近于 0 越好。

(3) 连续概率排位分数 (Continuous Ranked Probability Score, S_{CRP})。 S_{CRP} 是结合可靠性和集中度的综合指标, 是评估概率预报总体效果的标准方法, 其数学表达式为

$$S_{CRP} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \int_0^{\infty} [F_t(r) - H_s(r - h_t)]^2 dr \quad (14)$$

式中: F_t 为第 t 时段预报流量的累积分布函数; h_t 为第 t 时段的实测流量; 积分变量 r 表示流量; $H_s(r - h_t)$ 是指示函数, 可以通过下式计算获得:

$$H_s(r - h_t) = \begin{cases} 1 & r \geq h_t \\ 0 & r < h_t \end{cases} \quad (15)$$

当预报结果为单一确定性值时, 确定性预报的 S_{CRP} 指标就等于平均绝对误差 (E_{MA}), 这是它的一个优势, 可以通过它更加直观地比较确定性预报和概率预报结果的性能优劣, S_{CRP} 值越小表示概率预报结果的性能越好。

(4) 覆盖率 (Containing Ratio, R_c)。覆盖率是最常用于评价预报区间性能的指标, 其计算式如下:

$$R_c = \frac{n}{T} \quad (16)$$

式中: n 为实测数据点位于预报区间内的个数; T 为总的样本个数; R_c 值越大, 表明落在预报区间内的实测点据比率越高。

(5) 平均相对带宽 (Average Relative Band-width, B_R)。平均相对带宽的表达式如下:

$$B_R = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{h_{tu} - h_{tl}}{h_t} \quad (17)$$

式中: h_{tu} 、 h_{tl} 为第 t 时刻的预报区间的上限和下限; h_t 为第 t 时刻的实测流量; B_R 越小, 预报区间越窄, 表明预报区间越优良。

(6) 单位平均相对区间宽度所包含的实测点据比例 (Percentage of Observations Bracketed by the Unit Confidence Interval, P_{UCI})。研究表明, 随着覆盖率的增加, 相应的平均相对带宽值也在增大, 即两者往往很难同时达到最优, Li 等^[14]认为仅仅采用平均相对宽度和覆盖率来评价概率预报结果是不够的, 因此提出了单位平均相对区间宽度所包含的实测点据比例 (P_{UCI}) 指标来评价预报区间的优良性, 其公式如下:

$$P_{UCI} = \frac{R_c}{B_R} \quad (18)$$

P_{UCI} 值越大, 表明预报区间的性能越优良。

2 水文模拟及预报结果

2.1 研究流域及数据

三峡水库大坝坝址位于湖北省宜昌市三斗坪, 控制面积为 100 万 km^2 , 多年平均流量为 14 300 m^3/s , 多

年平均径流量为 4 510 亿 m^3 。三峡水库区间流域如图 1 所示，从图 1 可以看出，三峡入库流量由上游干流寸滩站入流、支流武隆站的入流和水库区间降雨产流 3 部分组成，输入资料包括 2012—2015 年的干流寸滩站、支流武隆站的实测流量和预报流量以及区间降水的实测数据和预报数据，其中对于当前时刻以前采用降雨实测数据，基于长江水利委员会水文局提供的 244 个雨量站点数据进行算术平均得到，对于外延期采用 TIGGE 数值天气预报中 3 个中心的降水预报数据作为输入，分别是中国气象局 (CMA)、美国环境预测中心 (NCEP)、欧洲中期天气预报中心 (ECMWF)，采用的输出资料是三峡实测入库流量。

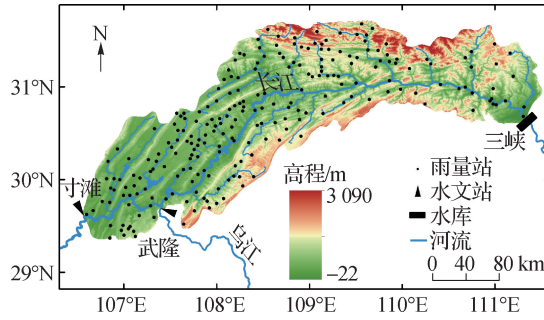


图 1 三峡水库区间流域示意

Fig.1 Sketch map of the TGR intervening basin

2.2 水文模型模拟

寸滩站、武隆站的入流采用马斯京根法进行汇流演算，三峡水库区间的降雨径流关系采用 GR4J 模型模拟。GR4J 模型是一个集总式概念性水文模型，其采用两个非线性水库来模拟产流和汇流过程，已在赣江流域的 19 个集水区域上得到了应用验证^[15]。该模型仅包含 4 个参数，分别为 x_1 (产流水库最大容量)、 x_2 (地下水交换系数)、 x_3 (汇流水库最大容量)、 x_4 (单位线汇流时间)。模型结构简单，应用便捷。

选取 2010—2013 年共 4 年数据作为模型的率定期，2014—2015 年共 2 年数据作为模型检验期，其中模型参数采用遗传算法 (GA) 自动优选，率定期的 E_{NS} 和 E_R 为 99.07% 和 -1.18%，检验期的 E_{NS} 和 E_R 为 98.25% 和 -1.87%，表明建立的模型模拟方案具有良好效果，可应用于三峡入库流量预报。

2.3 考虑和不考虑 TIGGE 降水预报的三峡入库洪水预报结果比较

将考虑和不考虑预见期降水预报的三峡入库洪水预报结果进行对比，分析预见期内降水对洪水预报结果的影响。选取 E_{NS} 和 E_R 两个指标对结果进行分析，表 1 列出了预见期 1~3 d 两种方案下的三峡入库流量预报结果精度评价指标。可以发现，考虑预见期降水后，纳什效率系数 E_{NS} 和水量相对误差 E_R 均得到改善，表明考虑预见期降水预报可以提高洪水预报精度。随着预见期的增加，考虑降水预报 E_{NS} 指标值的提升更为显著。

表 1 考虑和不考虑降水预报的三峡入库洪水预报结果比较

%

Table 1 Comparison of the TGR inflow forecasts with and without precipitation forecasting data

预见期	不考虑预见期内降水		考虑预见期内降水					
			CMA		ECMWF		NCEP	
	E_{NS}	E_R	E_{NS}	E_R	E_{NS}	E_R	E_{NS}	E_R
1 d	96.88	-6.16	98.41	-2.84	98.67	-3.08	98.61	-2.83
2 d	92.17	-8.86	94.85	-5.31	94.87	-6.22	95.87	-5.42
3 d	85.95	-11.02	89.39	-7.52	88.94	-8.60	90.73	-7.45

3 统计后处理方法比较

3.1 选择分布函数

选取 5 种分布函数, 包括 Normal 分布、Gamma 分布、Lognormal 分布、Weibull 分布、GEV 分布, 对三峡入库流量资料系列进行拟合分析比较, 发现 Lognormal 分布的拟合效果最佳。因此, 在 M-BMA、Copula-BMA 和 EMOS 方法中, 均选用对数正态分布作为入库流量的分布形式, 其密度函数具体表达形式如下:

$$g(h | \mu, \sigma) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma h} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln h - \mu)^2\right] & h > 0 \\ 0 & h \leq 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中: μ 和 σ 分别为对数正态分布的参数; 该分布的统计参数均值 m 和方差 v 与 μ 、 σ 之间有以下关系:

$$\mu = \ln \frac{m^2}{\sqrt{v + m^2}} \quad \sigma = \sqrt{\ln \left(1 + \frac{v}{m^2}\right)} \quad (20)$$

3.2 选择滑窗长度

由于模式预报产品的表现是随着时间变化的, 且考虑到预报效果还可能受到季节性因素的影响, 因此采用自适应滑动窗口对 4 个统计后处理方法的参数进行率定。滑动窗口长度的选择目前尚没有具体的规则, 常采用试算法来进行优选。 S_{CRP} 指标综合考虑了集合概率预报的可靠性和集中度, 是评估概率预报结果总体效果的标准方法, 因此, 以 S_{CRP} 指标最小为准则, 选取最优的滑动窗口长度。不同预见期的 S_{CRP} 值随着滑动窗口长度增加的变化情况绘于图 2 中。从图 2 可以发现, 对于预见期 1 d, Copula-BMA 和 EMOS 法的 S_{CRP} 值随

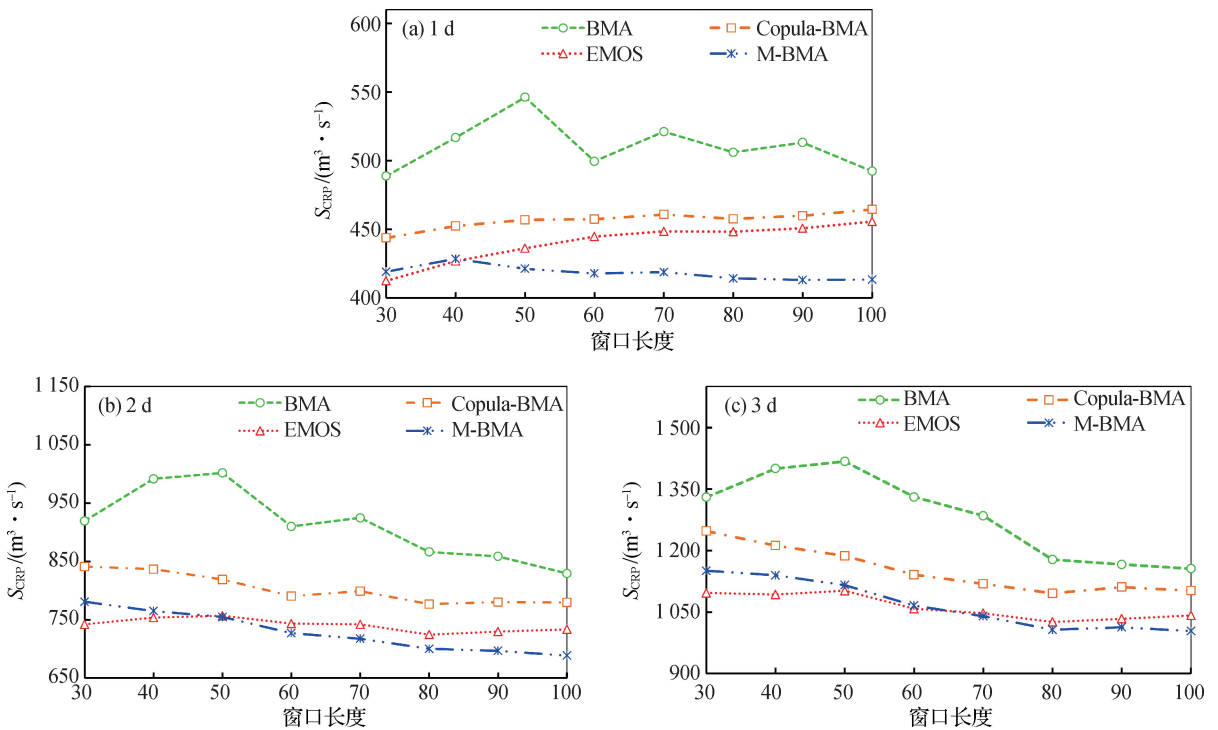


图 2 各个统计后处理方法不同窗口长度下的 S_{CRP} 值

Fig. 2 S_{CRP} values for different post-processing methods for various training period lengths

着窗口长度的增加有增加趋势，而 BMA 和 M-BMA 法的 S_{CRP} 值先增加后减小，但其均在窗口长度为 30 时取得最小的 S_{CRP} 值，因此选择 30 作为预见期 1 d 的最优窗口长度；对于预见期 2 d，在窗口为 80 时，Copula-BMA 和 EMOS 法取最小值，而对于 BMA 和 M-BMA 法，其随着窗口继续增加，虽然 S_{CRP} 值也略微下降，但趋势较为缓慢，因此，选取 80 作为预见期 2 d 的最优窗口长度；通过类似分析，预见期 3 d 也选择 80 作为最优窗口长度。

3.3 概率预报结果

3.3.1 确定性预报结果

依据选择的最优滑动窗口长度，分别计算 4 个统计后处理的概率预报结果，根据得到的后验概率密度函数可以依据式(3)计算得到概率分布的期望值，以此作为确定性点预报结果进行发布，选取 E_{NS} 、 E_R 、 E_{MA} 、 E_{MRA} 4 个指标对每个集合预报结果与统计后处理的期望值预报结果进行比较，并将各个指标结果列于表 2 中。从表 2 可以看出，采用 4 种统计后处理方法对原始集合预报进行后处理后，概率期望值预报结果的水量

表 2 集合确定性预报与统计后处理方法的期望值预报评价指标结果

Table 2 Evaluation indexes for raw deterministic forecast and expected value of statistical post-processing methods

预见期	方法	$E_{NS}/\%$	$E_R/\%$	$E_{MA}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	$E_{MRA}/\%$
1 d	CMA	98.41	-2.84	710.70	5.165
	ECMWF	98.67	-3.08	686.55	5.077
	NCEP	98.61	-2.83	685.69	5.061
	BMA	98.58	1.11	618.95	4.152
	Copula-BMA	98.88	0.89	577.64	3.992
	EMOS	98.99	0.05	539.70	3.796
	M-BMA	98.91	0.62	566.90	3.920
2 d	CMA	94.85	-5.31	1 107.23	7.987
	ECMWF	94.87	-6.22	1 108.78	8.006
	NCEP	95.87	-5.42	1 058.44	7.883
	BMA	95.15	2.30	1 099.23	7.143
	Copula-BMA	95.92	2.24	1 034.66	7.162
	EMOS	96.58	-0.63	948.11	6.728
	M-BMA	96.38	1.00	981.54	6.838
3 d	CMA	89.39	-7.52	1 480.91	9.720
	ECMWF	88.94	-8.60	1 521.85	9.890
	NCEP	90.73	-7.45	1 443.12	9.653
	BMA	89.82	3.45	1 548.51	9.692
	Copula-BMA	90.81	3.00	1 476.27	9.691
	EMOS	92.15	-1.02	1 340.71	8.858
	M-BMA	91.79	0.93	1 400.81	9.301

注：表中加粗数字表示指标结果最优。

误差相较于原始的集合预报结果显著减小，而依据 E_{NS} 、 E_{MRA} 和 E_{MA} 指标来看，BMA 和 Copula-BMA 法的结果与确定性预报结果互有优劣，没有显著差异，但 EMOS 和 M-BMA 两个统计后处理方法在预见期 1~3 d 的所有指标结果均优于最好的单一集合成员预报结果。综合来看，4 种统计后处理方法均能够明显地降低水量误差，其中 EMOS 法的期望值预报结果在预见期 1~3 d 表现最好，M-BMA 法次之。图 3 绘制了 2012 年 9 月

场次洪水预见期 1~3 d 不同统计后处理的期望值预报过程线和实测流量过程线的拟合情况, 从图 3 可以看出, 4 个统计后处理得到的期望值预报过程线差别不大, 但均优于原始的确定性预报结果。

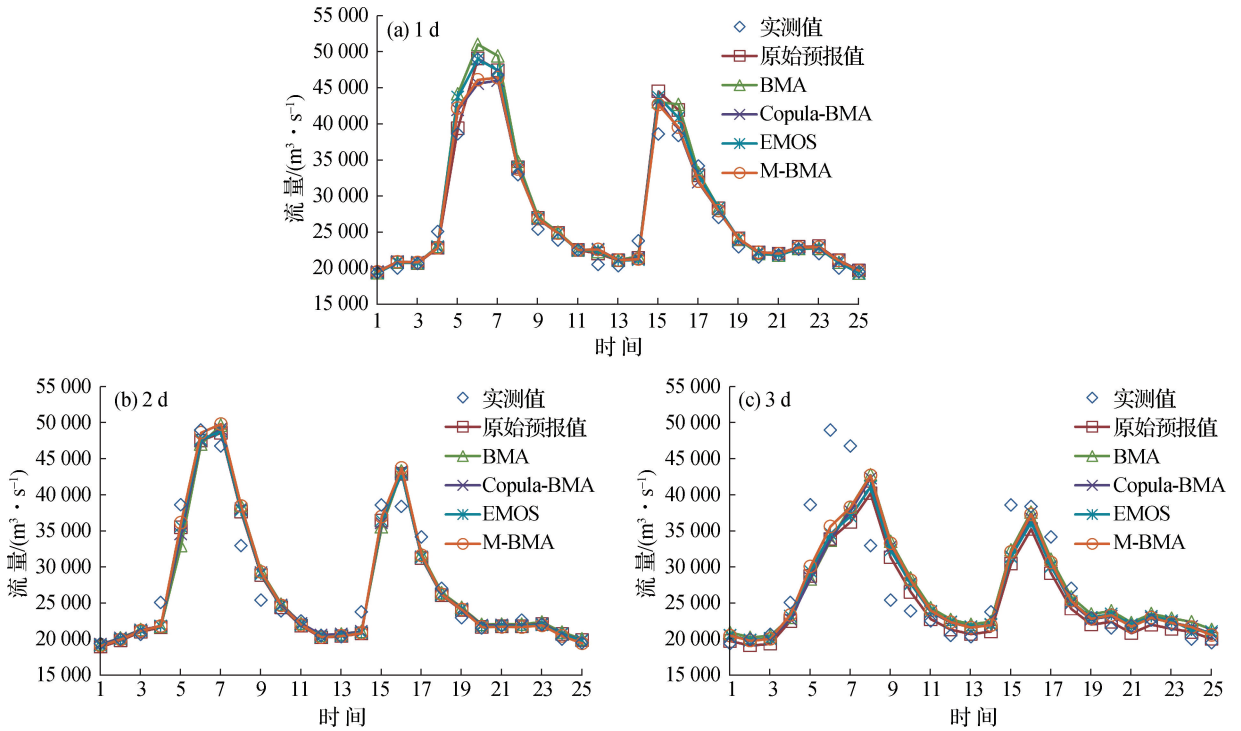


图 3 三峡水库确定性预报和 4 个统计后处理的期望预报过程对比

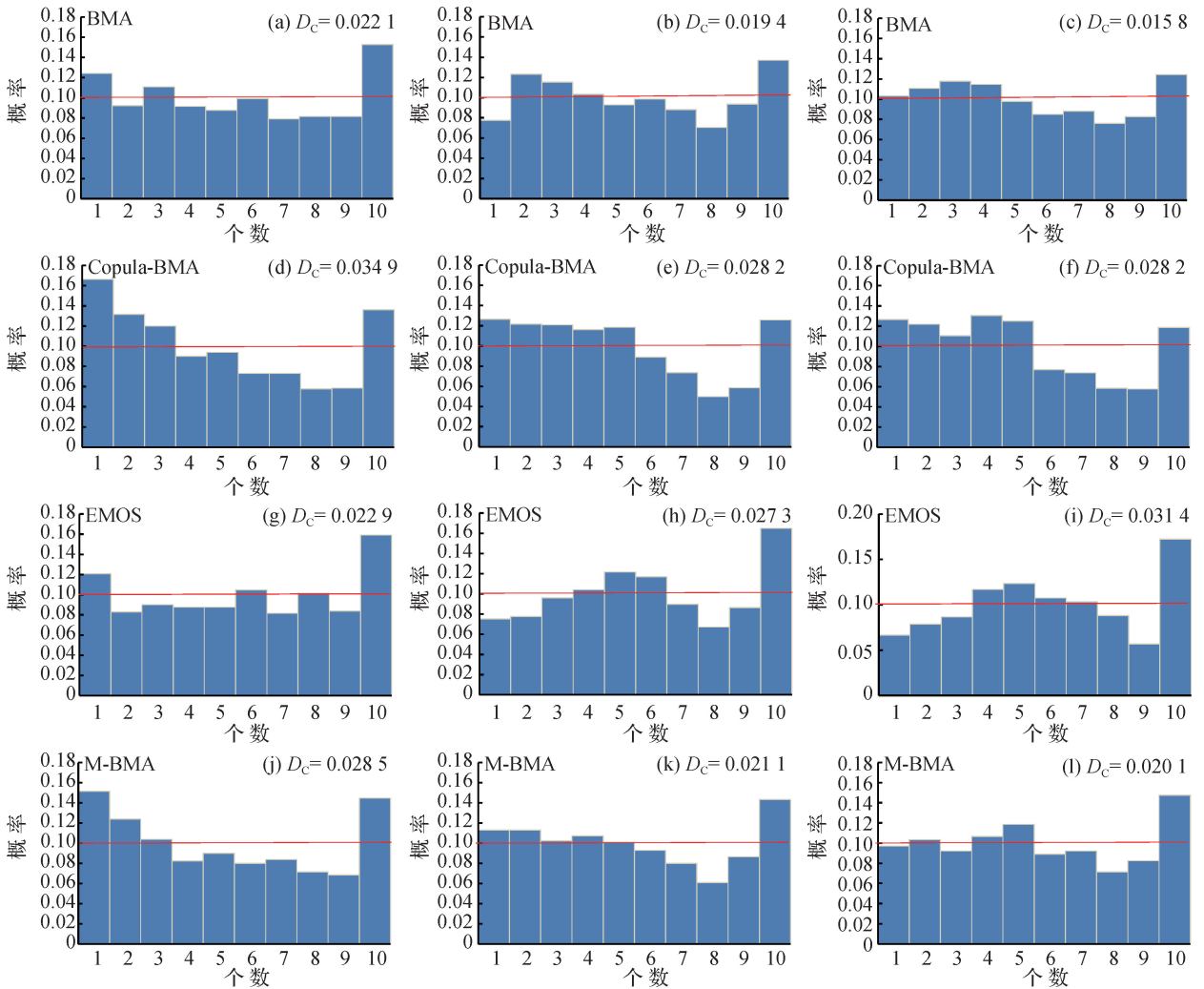
Fig. 3 Comparison of deterministic forecast and expected value of four statistical post-processing methods

3.3.2 概率预报结果评价

为了评价概率预报的可靠性, 绘制出不同预见期下不同统计后处理方法的 PIT 图如图 4 所示, 图中还给出了校准偏差 D_c 值。从图 4 可以发现, 不同预见期不同统计后处理的 PIT 图都接近于红色直线, 即标准均匀分布, 整体表现良好, 表明 4 个统计后处理方法都能够较好地描述三峡入库流量的不确定性, 得到的概率预报结果合理可靠。校准偏差 D_c 值相较于 PIT 图能够更直观、定量地评价可靠性, 从图 4 可以发现, BMA 法的 D_c 值在不同预见期均为最小, PIT 图更接近于标准均匀分布, 表明其概率预报结果最可靠, 其次是 M-BMA 法, 其 D_c 值较 EMOS 和 Copula-BMA 法小, 表明其比 EMOS 和 Copula-BMA 法的结果更可靠。

从图 4 也可以观察到, 对于 BMA、Copula-BMA 以及 M-BMA 3 个统计后处理方法, D_c 值随着预见期的增加在不断减小, 表明概率预报的可靠性在不断增加, 这与 Zhao 等^[16]的研究结果一致。然而对于 EMOS 法来说, 其 D_c 值却随着预见期的延长在不断增加, 这表明 EMOS 法概率预报结果的可靠性在降低, 即随着预见期的增加, 无法更好地捕捉预报的不确定性。对 PIT 图结果研究发现, EMOS 法的 D_c 值随着预见期的延长在不断增加, 原因在于它的 PIT 图表现出尾部密度陡增, 且随着预见期的增加, 陡增越明显, 分析原因在于其他 3 种统计后处理方法的本质是对每个集合成员的条件概率分布进行加权平均, 虽然每个集合成员的条件概率分布参数随着预见期的延长也会出现误差增大, 但是其通过加权会减小误差, 而 EMOS 法的概率分布参数是直接由集合预报结果估计得到, 随着预见期的增加, 其均值和方差估计误差增大, 尤其是概率预报分布在观测值处出现偏差, 导致在观测值处的 P 值大多集中在分布尾部, 从而造成尾部密度陡增。在水库调度预报中, 当预见期较短, 预报精度很高的情况下, 不确定性估计对于决策人员来说没有多大意义, 但是当预见期增加, 预报精度较低时, 准确估计预报的不确定性显得尤其重要, 因此, 其他 3 种统计后处理方法的结果

对决策更有参考价值。



注：左列为 1 d 预见期,中列为 2 d 预见期,右列为 3 d 预见期。

图 4 不同预见期不同统计后处理方法得到的 PIT 图

Fig. 4 PIT histograms of different statistical post-processing methods for different lead-times

不同预见期基于 4 个统计后处理方法得到的 S_{CRP} 、 P_{UCI} 等指标结果列于表 3 中。当预报结果为单一确定值时, S_{CRP} 就是平均绝对误差 E_{MA} , 因此, 可以通过 S_{CRP} 值直观地比较确定性预报和概率预报结果的性能优劣。表 3 中给出了各个单一预报成员中表现最好的 E_{MA} 值, 对比 S_{CRP} 和 E_{MA} , 无论采用哪种统计后处理方法, 其进行概率预报后处理后的 S_{CRP} 值均小于单个预报成员中表现最好的, 说明了 4 个统计后处理方法的有效性。从表 3 可以发现, BMA 统计后处理法得到的预报区间覆盖率虽然最大, 然而其预报区间相对宽度也是最宽的, 基于综合指标 P_{UCI} 来看, BMA、Copula-BMA、EMOS、M-BMA 法的 P_{UCI} 指标依次增大, 表明基于 M-BMA 法得到的预报区间最优, EMOS 法次之, 并优于 Copula-BMA, BMA 法预报区间性能最差; 从覆盖率和预报区间相对带宽来看, 基于 M-BMA 法不仅具有最小的区间宽度, 而且还具有较高的覆盖率。就 S_{CRP} 指标而言, 预见期为 1 d 时, EMOS 法获得最小的 S_{CRP} 值, M-BMA 法次之, 而对于预见期 2 d 和 3 d, 基于 M-BMA 法获得的概率预报具有最小的 S_{CRP} 值, 其预见期 2~3 d 的 S_{CRP} 值降幅分别为 33.9% 和 30.2%。综合所有的概率预报指标结果, 基于 M-BMA 法得到的概率预报结果最好, EMOS 法次之, 并优于 Copula-BMA

法, BMA 法最差。这是由于 BMA 法假定每个集合的预报分布的方差为常数, 且与预报量的大小无关, 没有考虑预报分布的异方差性, 而其他 3 种方法均考虑了预报分布的异方差性。其中 Copula-BMA 法采用 Copula 函数来构建实测和预报之间的相关性, 其预报分布的方差与原始的预报值有关; EMOS 法通过对集合方差的回归来考虑预报分布的异方差性; 而 M-BMA 法通过对原始集合预报值的回归来考虑异方差性。另外, M-BMA 法优于 EMOS 的原因在于它可通过多个分布的加权减小预报分布参数估计的误差, 而 EMOS 法的预报结果只能为单峰分布。Madadgar 和 Moradkhani^[10]选取了 10 个不同的气候特征流域将 Copula-BMA 法与 BMA 法进行了对比分析, 结果表明基于 Copula-BMA 法得到的概率预报结果更精确、更可靠; Vogel 等^[17]采用 M-BMA 和 EMOS 法对降水集合预报进行统计后处理, 结果表明 M-BMA 法优于 EMOS 法, 这与本文的研究结果一致。

表 3 不同统计后处理后的概率预报评价指标结果

Table 3 Results of probabilistic evaluation indexes for different statistical post-processing methods

预见期	方法	$S_{CRP}/(m^3 \cdot s^{-1})$	$E_{MA}/(m^3 \cdot s^{-1})$	降幅/%	B_R	$R_C/\%$	P_{UCI}
1 d	BMA	489	686	28.7	0.18	84.8	4.79
	Copula-BMA	444	—	35.3	0.15	80.6	5.51
	EMOS	412	—	39.9	0.14	81.5	5.76
	M-BMA	418	—	39.0	0.13	82.7	6.44
2 d	BMA	866	1 058	18.1	0.33	88.0	2.68
	Copula-BMA	777	—	26.6	0.29	84.1	2.88
	EMOS	725	—	31.5	0.28	83.9	2.99
	M-BMA	700	—	33.9	0.25	86.0	3.44
3 d	BMA	1 178	1 443	18.4	0.42	86.8	2.07
	Copula-BMA	1 095	—	24.1	0.39	83.8	2.16
	EMOS	1 026	—	28.9	0.38	83.6	2.20
	M-BMA	1 007	—	30.2	0.36	85.1	2.37

注: 表中加粗数字表示指标结果最优。

4 结 论

选取中国气象局(CMA)、美国环境预测中心(NCEP)、欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的集合预报降水数据作为水文模型的输入, 得到 3 个人库流量集合预报成员。为考虑预见期内降水预报的不确定性, 采用 BMA、Copula-BMA、EMOS、M-BMA 4 种统计后处理方法获得集合概率预报结果。

(1) 4 种统计后处理方法均能够以概率分布的形式实现洪水概率预报, 所建立模型的期望值预报结果相较于确定性预报有所提高, 并提供了一个可靠的预报置信区间。

(2) 从确定性和概率预报的准确性对比, 基于 M-BMA 法得到的概率预报结果最优, EMOS 法次之, Copula-BMA 法紧随其后, BMA 法最差。

(3) M-BMA 法能够考虑预报分布的异方差性, 且不需要进行正态变换, 结构简单, 应用灵活, 可继续深入开展应用研究。

致谢: 感谢台湾大学 Fi-John Chang 教授对英文摘要修改进行了指导和帮助。

参考文献:

- [1] 刘章君, 郭生练, 李天元, 等. 贝叶斯概率洪水预报模型及其比较应用研究[J]. 水利学报, 2014, 45(9): 1019-1028. (LIU Z J, GUO S L, LI T Y, et al. Comparative study of Bayesian probabilistic flood forecasting models [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2014, 45(9): 1019-1028. (in Chinese))
- [2] 陆桂华, 吴娟, 吴志勇. 水文集合预报试验及其研究进展[J]. 水科学进展, 2012, 23(5): 728-734. (LU G H, WU J, WU Z Y. Advances in hydrologic ensemble prediction experiment [J]. Advances in Water Science, 2012, 23(5): 728-734. (in Chinese))
- [3] 彭勇, 徐炜, 王萍, 等. 耦合 TIGGE 降水集合预报的洪水预报[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2015(2): 177-184. (PENG Y, XU W, WANG P, et al. Flood forecasting coupled with TIGGE ensemble precipitation forecasts [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2015(2): 177-184. (in Chinese))
- [4] 李麒嵩, 张万昌, 易路, 等. GPM 与 TRMM 降水数据在中国大陆的精度评估与对比[J]. 水科学进展, 2018, 29(3): 303-313. (LI Q L, ZHANG W C, YI L, et al. Accuracy evaluation and comparison of GPM and TRMM precipitation product over Mainland China [J]. Advances in Water Science, 2018, 29(3): 303-313. (in Chinese))
- [5] 梁忠民, 蒋晓蕾, 曹炎煦, 等. 考虑降雨不确定性的洪水概率预报方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2016(1): 8-12. (LIANG Z M, JIANG X L, CAO Y X, et al. Probabilistic flood forecasting considering rainfall uncertainty [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2016(1): 8-12. (in Chinese))
- [6] 代刊, 朱跃建, 毕宝贵. 集合模式定量降水预报的统计后处理技术研究综述[J]. 气象学报, 2018, 76(4): 493-510. (DAI K, ZHU Y J, BI B G. The review of statistical post-process technologies for quantitative precipitation forecast of ensemble prediction system [J]. Acta Meteorologica Sinica, 2018, 76(4): 493-510. (in Chinese))
- [7] BARAN S, LERCH S. Log-normal distribution based Ensemble Model Output Statistics models for probabilistic wind-speed forecasting [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2015, 141(691): 2289-2299.
- [8] ZHONG Y X, GUO S L, BA H H, et al. Evaluation of the BMA probabilistic inflow forecasts using TIGGE numeric precipitation predictions based on artificial neural network [J]. Hydrology Research, 2018, 49(5): 1417-1433.
- [9] SLOUGHTER J M, GNEITING T, RAFTERY A E. Probabilistic wind speed forecasting using ensembles and Bayesian Model Averaging [J]. Journal of the American Statistical Association, 2010, 105(489): 25-35.
- [10] MADADGAR S, MORADKHANI H. Improved Bayesian multimodeling: integration of copulas and Bayesian model averaging [J]. Water Resources Research, 2014, 50(12): 9586-9603.
- [11] SCHEUERER M. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Ensemble Model Output Statistics [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2014, 140(680): 1086-1096.
- [12] 冯平, 李新. 基于 Copula 函数的非一致性洪水峰量联合分析[J]. 水利学报, 2013, 44(10): 1137-1147. (FENG P, LI X. Bivariate frequency analysis of non-stationary flood time series based on Copula methods [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2013, 44(10): 1137-1147. (in Chinese))
- [13] GNEITING T, BALABDAOUI F, RAFTERY A E. Probabilistic forecasts, calibration and sharpness [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2010, 69(2): 243-268.
- [14] LI L, XU C Y, XIA J, et al. Uncertainty estimates by Bayesian method with likelihood of AR(1) plus Normal model and AR(1) plus Multi-Normal model in different time-scales hydrological models [J]. Journal of Hydrology, 2011, 406(1/2): 54-65.
- [15] 邓鹏鑫, 王银堂, 胡庆芳, 等. GR4J 模型在赣江流域日径流模拟中的应用[J]. 水文, 2014, 34(2): 60-65. (DENG P X, WANG Y T, HU Q F, et al. Application of GR4J in daily runoff simulation for Ganjiang river Basin [J]. Journal of China Hydrology, 2014, 34(2): 60-65. (in Chinese))
- [16] ZHAO T, WANG Q J, BENNETT J C, et al. Quantifying predictive uncertainty of streamflow forecasts based on a Bayesian joint probability model [J]. Journal of Hydrology, 2015, 528: 329-340.
- [17] VOGEL P, KNIPPERTZ P, FINK A H, et al. Skill of global raw and postprocessed ensemble predictions of rainfall over Northern Tropical Africa [J]. Weather and Forecasting, 2018, 33(2): 369-388.

Comparative study on probabilistic ensemble flood forecasting considering precipitation forecasts for the Three Gorges Reservoir*

BA Huanhuan¹, GUO Shenglian¹, ZHONG Yixuan¹, LIU Zhangjun², WU Xushu¹, HE Shaokun¹

(1. *State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China*;
2. *Jiangxi Provincial Institute of Water Sciences, Nanchang 330029, China*)

Abstract: To investigate how uncertainty in precipitation forecasts impacts flood forecasting, the THORPEX Interactive Grand Global Ensemble (TIGGE) data extracted from the China Meteorological Administration (CMA), the National Center for Environmental Prediction (NCEP) and the European Center for Medium-range Weather Forecast (ECMWF) were used to establish the GR4J hydrological model such that probabilistic ensemble flood forecasting is explored for the Three Gorges Reservoir. The effectiveness of four statistical post-processing methods, including Bayesian Model Averaging (BMA), Copula-BMA, Ensemble Model Output Statistics (EMOS) and the Modified Bayesian Model Averaging (M-BMA) methods, were compared and analyzed. The results showed that each of the four methods could provide a reasonable and reliable confidence interval on prediction. Besides, compared with the raw deterministic forecasts, the forecast accuracy of expected values associated with the four methods was improved, where the forecast error in water volume was significantly reduced. Furthermore, the M-BMA method performed the best because it considered the heteroscedasticity of the predictive distribution, without conducting a normal transformation, which could be much simpler and more flexible in practice.

Key words: numerical precipitation forecast; hydrological ensemble prediction; post-processing; probabilistic forecast; Three Gorges Reservoir

著作权使用声明

本刊所登论文的中、英文摘要或全文同时被有关文摘刊物、检索系统、中国学术期刊(光盘版)电子杂志社等有关网上期刊转载、传播, 作者将稿件交本刊登载的同时也将数字化汇编权、数字化复制权、数字化制品形式(包括光盘、互联网出版物)发行权、信息网络传播权等著作权授予本刊编辑部, 作者著作权使用费随本刊稿酬一次性给付。凡有不同意见者, 可另投他刊。

作者来稿文责自负, 不得一稿多投。收到本刊收稿通知后3个月未收到稿件处理意见者, 若无其他约定, 可自行处理稿件。论文出版后, 按国家有关规定酌付稿酬, 并赠阅当期期刊两份。

《水科学进展》编委会

* The study is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51539009) and the National Key R&D Program of China (No. 2016YFC0402206).