

Selecting of Combinations Forecasting Techniques of Annual Stream-Flow and Application*

Xiaoling Su[#], Huizi Sun

College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling
Email: [#]suxiaoling17@126.com

Received: Apr. 24th, 2012; revised: May 7th, 2012; accepted: May 19th, 2012

Abstract: In order to improve runoff forecast accuracy, combination forecasting method is selected by error sequence stability judgment and applying a technique with a bias correction component. Eight combinations technology were applied to combine the four single-value forecasts. The relative deviation and relative root mean square error index were used to compare the accuracy of the various single-value forecast and combined forecasts. Select the Dongda River as an example. The major findings include that: 1) SVM model and ARIMA model performs best among the four individual prediction models; 2) The accuracy of combining the corrected single-value forecasts is higher than combining the non-corrected single-value forecasts; 3) WA performs better than SA combination method; 4) The Regression and ANN combining methods can remove the effects of bias in the constituent forecasts and yield unbiased combining forecasts.

Keywords: Stream-Flow Forecast; Combining Techniques; Dongda River

径流组合预测方法的选择及其应用*

粟晓玲[#], 孙惠子

西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 杨凌
Email: [#]suxiaoling17@126.com

收稿日期: 2012年4月24日; 修回日期: 2012年5月7日; 录用日期: 2012年5月19日

摘要: 为了提高径流预测的精度, 选择合适的组合预测方法非常重要。通过对单项预测方法的误差序列平稳性的判断以及系统偏差校正, 选择组合预测方法。应用八种组合预测技术组合了四种单项预测模型, 通过相对偏差和相对均方根误差指标比较各种单项预测模型和组合预测模型的预测精度。以石羊河流域东大河的年径流预测为例, 结果表明: 1) 单项预测模型 SVM 模型和 ARIMA 模型效果较好; 2) 通过偏差校正后的组合模型的精度普遍比未校正的组合模型预测精度高; 3) WA 组合方法优于 SA 组合方法; 4) Regression 和 ANN 组合方法能去除单项预测中的偏差, 可以显著地降低组合预测的偏差。

关键词: 径流预测; 组合预测; 东大河

1. 引言

水文预测的方法主要有基于概念的流程驱动模

*基金项目: 国家自然科学基金项目(50879071); 西北农林科技大学基本科研业务费科技创新重点项目(QN201168)。

[#]通讯作者。

作者简介: 粟晓玲(1968-), 女, 四川开江人, 教授, 博士, 主要从事水资源规划与管理研究。

型(如枯水衰退模型、降雨径流模型等)和基于统计的数据驱动模型(如回归模型、时间序列模型、神经网络模型等)^[1]。水文预测模型很多, 但还没有一种模型对所有的水文序列都是适用的, 因此提出了组合预测方法。组合预测方法将各种单一预测方法的预测结果组合起来进行预测, 以提高预测精度。

国际上组合方法在径流预测方面的应用较多, 如组合自回归(AR)模型和回归模型预测径流^[2], 能提高预测精度; Winkler 等(1983)采用四种不同的组合方法^[3], 包括时变误差平方和(TSSE), 加权平均方法(WA), 线性时变误差平方和(LTSSE), 几何时变误差平方和(GTSSE)组合十种不同的时间序列模型, 发现 TSSE 的组合效果最好; McLeod 等(1987)^[4]采用 TSSE 组合了三种水文预测方法, 但没有和其他组合方法做对比; Shamseldin 等(1997)^[5]将人工神经网络(ANN)组合方法应用到水文预测中; Schreider 等^[6]将概念性降雨径流模型和自适应线性筛选方法组合来预测墨累河的日径流; Kim 等(2006)^[7]研究了简单平均、常系数回归、均方差和 ANN 等组合方法, 发现组合方法都在一定程度上提高了预测的精度; Jeong 等(2009)^[8]提出了一种选择径流组合预测方法的指南, 并从理论和实证对比了各种组合模型的精度。

国内应用组合方法预测径流不多, 且主要为加权组合方法, 如黄伟军等(1996)^[9]用最优组合方法组合分级退水模型和门限自回归模型预测径流; 段召辉等(2004)^[10]建立了日径流预测的径流响应线性模型和时间序列模型的优化加权组合模型, 依据最小二乘原理确定加权系数; 殷峻暹等(2008)和傅新忠等(2009)^[11,12]组合时间序列模型和神经网络模型预测径流; 黄志强等(2009)^[13]列举了水文预报的各种组合模型, 并选用长潭水库作为应用实例。

本文基于组合预测方法选择指南^[8], 采用八种组合预测技术组合四种预测模型, 并用相对偏差和相对均方根误差比较模型效果, 以选择研究流域径流的最优组合预测方法。

2. 研究方法

2.1. 单项预测方法

拟采用多元线性回归(MLR), BP 神经网络, 支持向量机(SVM)和差分自回归移动平均模型(ARIMA)4个单项预测模型预测年径流。在水文长期预测中, 由于影响因素的复杂性, 需要考虑多个预报因子对预测对象的影响, 可引入 MLR 方法, 它是中长期预测的一个重要手段。BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 是目前应用最广泛的神经网络模型之一, 能学习和存贮大量的输入-输出模式映

射关系, 而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。SVM 在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势, 并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。ARIMA 模型属于平稳时间序列分析, 该方法通过对噪声概率分布的研究, 能预测在各种概率下可能出现的偏差大小, 可以很好地处理随机干扰问题。

2.2. 组合预测方法

2.2.1. 简单平均方法(SA)

如果在 t 时刻有 m 种预测, 线性组合预测 $F_{t,c}$ 通常定义为:

$$F_{t,c} = \sum_{i=1}^m w_i F_{t,i} \quad (1)$$

式中 $F_{t,i}$ 是第 i 种预测模型的预测值, w_i 是第 i 种预测的权重, 且 $w_i = 1/m$ 。

SA 组合预测误差的方差 σ_c^2 为:

$$\sigma_c^2 = \frac{1}{m} \bar{\sigma}_i^2 + \frac{m-1}{m} \bar{\sigma}_{ij} \quad (2)$$

式中 $\bar{\sigma}_i^2$ 是单项预测的误差方差 σ_i^2 的平均值, $\bar{\sigma}_{ij}$ 是每一对预测协方差的平均值。上式表明当预测误差不相关时($\bar{\sigma}_{ij} = 0$), σ_c^2 相当于 $\bar{\sigma}_i^2/m$ 。

2.2.2. 加权平均方法(WA)

Bates & Granger(1969)提出了加权平均方法(WA)^[14], 通过选择单个 w_i 的最优值使组合预测误差的方差最小。

若组合 m 种预测, 组合预测 $F_{t,c}$ 的权重和组合预测的方差为:

$$\hat{W} = \sum^{-1} u / (u^T \sum^{-1} u) \quad (3)$$

$$\sigma_c^2 = 1 / (u^T \sum^{-1} u) \quad (4)$$

式中 W 是由权重组成的 m 维列向量, u 是 m 维为 1 的列向量($u = [1, 1, \dots, 1]^T$), 并且 \sum 是 $m \times m$ 维预测误差的协方差矩阵。约束权重之和为 1, 其主要原因是确保当单项预测是无偏的, 组合预测也会是无偏的^[15]。

2.2.3. 多元线性回归方法(Regression)

Granger 和 Ramanathan 提出了基于线性回归的组合方程^[15], 对于任意的 m 个单项预测, 组合预测用矩阵可以表示为

$$y_t = f_t \mathbf{W}_c + e_{t,c} \quad (5)$$

此时 $f_t = [1, F_{t,1}, F_{t,2}, \dots, F_{t,m}]^T$,

$\mathbf{W}_c = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_m]^T$, 是权重向量。

权重用最小二乘估计得到:

$$\hat{\mathbf{W}}_c = (\mathbf{F}^T \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{Y} \quad (6)$$

此时 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_t]^T$, 并且 \mathbf{F} 是 $[t \times (m+1)]$ 矩阵,

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & F_{1,1} & \dots & F_{1,m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & F_{t,1} & \dots & F_{t,m} \end{bmatrix}.$$

2.2.4. 误差平方和方法(SSE)

误差平方和(SSE)方法^[8]是 WA 方法的特殊情况, 此时单项预测的误差序列不相关。如果组合 m 种预测, 那么权重可以表达为:

$$w_i = \frac{1}{\sigma_i^2} \bigg/ \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2} \quad (7)$$

2.2.5. 人工神经网络方法(ANN)

用人工神经网络(ANN)可以模拟输入与输出变量之间的关系。在输入输出为非线性关系的情况下, 组合预测的 ANN 方法可以模拟非线性关系, 应用一个普通的三层前馈感知器结构。 m 种预测的 ANN 组合预测的运算为:

$$F_{t,c} = g_2 \left(\sum_{j=1}^J w_{1j} g_1 \left(\sum_{i=0}^m w_{ji} F_{t,i} \right) \right) \quad (8)$$

式中 $F_{t,c}$ 为 t 时刻的组合预测值, $F_{t,i}$ 是 t 时刻的第 i 种预测方法的预测值, 这一序列为神经网络的输入层。输入层信息组成 J 种不同的权重, 被送入一个非线性激活函数 g_1 。从隐含层节点 g_1 的 J 个输出允许神经网络模拟非线性行为。在这种情况下, 只含有一个节点的输出层是把隐含层信息加权并送入到第二个激活函数 g_2 中去。因此在模型里总共有 $J(m+1)$ 可调节的权重; 权重 w_{ji} 控制输入层节点和隐含层节点之间关系的强度, 权重 w_{1j} 控制隐含层节点和输出层节点之间关系的强度。在单项预测中允许偏差, 通过调节权重 w_{j0} 可去除组合预测的任何偏差^[8]。

2.2.6. 时变权重方法

预测误差的属性也许会随着时间而变化, 在这种情况下, 使用固定权重的方法效果并不是很好。时变

权重方法包括以下三种方法。

1) 时变误差平方和(TSSE)方法。

Granger^[16]建议采用下式计算权重 w 的变化, 即时变误差平方和(TSSE)方法。

$$\sigma_{t,i}^2 = \sum_{s=t-v}^{t-1} (e_{s,i})^2 / v \quad (9)$$

$$w_{t,i} = \frac{1}{\sigma_{t,i}^2} \bigg/ \sum_{j=1}^m \frac{1}{\sigma_{t,j}^2} \quad (10)$$

其中 $e_{s,i}$ 为误差; $v = t - 1$ 。

2) 线性时变误差平方和(LTSSE)方法。

线性时变误差平方和(LTSSE)方法, 采用下式:

$$\sigma_{t,i}^2 = \sum_{s=1}^{t-1} h(s) e_{s,i}^2 \bigg/ \sum_{s=1}^{t-1} h(s), \quad h(s) = s \quad (11)$$

其中 $h(s)$ 是一个随着 s 增长而不断增长的线性函数, 权重 $w_{t,i}$ 可以由公式(10)计算, 所以, 最近的误差($e_{t-1,i}$)对组合权重 $w_{t,i}$ 影响最大。

3) 几何时变误差平方和(GTSSE)方法。

几何时变误差平方和(GTSSE)方法对上式中的 $h(s)$ 考虑如下的变化:

$$h(s) = b^s \quad (b > 1) \quad (12)$$

式中 $h(s)$ 是指数 s 的一个几何函数, 它随着 s 的增加而增加。Clemem 和 Winkler 在其研究中使用 $b = 1.1$ ^[17]。

2.3. 组合预测方法的选择

Jeong 提出了径流的组合预测方法的选择指南(图1)。

1) 判断各种单项预测方法的预测误差是否存在, 若不存在, 则用简单平均方法组合;

2) 若预测误差存在, 则进一步判断误差序列是否平稳, 若不平稳, 则用时变权重方法组合;

3) 若误差序列平稳, 则判断误差序列有无偏差, 若有偏差, 则用回归法或人工神经网络法组合; 或纠正偏差后, 再按步骤4)判断;

4) 若误差序列无偏差, 则判断预测方法数 m , 若 $m \neq 2$, 则用恒定权重方法组合;

5) 若 $m = 2$, 则比较预测误差的相关系数 ρ 与 $1/\phi$ (ϕ 为标准偏差比率), 若 $\rho \leq 1/\phi$, 则用加权平均组合, 若 $\rho > 1/\phi$, 则不组合。

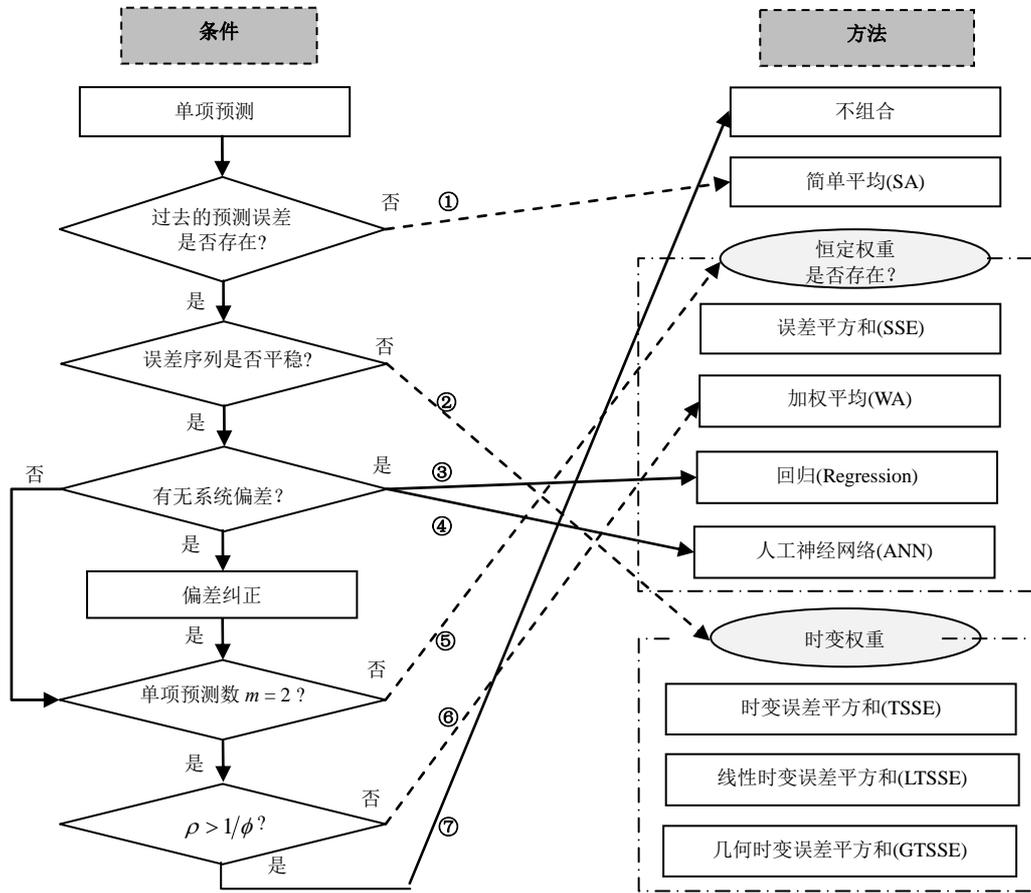


Figure 1. The modeling steps for applying combining methods (Jeong and Kim 2009)
图 1. 应用组合方法的建模步骤(Jeong and Kim 2009)

2.3.1. 误差序列平稳性的判断

时变组合方法可克服单个预测误差的非平稳性。判断一个序列是否平稳, 可用逆序检验法判断。以下为该法的一般步骤。

1) 由时间序列求出一个大致不相关的均值或方差值的序列。具体可将整个序列分成 M 段, 然后求出每段数据按时间平均的均值和方差, 设所得序列为 c_1, c_2, \dots, c_M 。

2) 计算均值序列(或方差序列)的逆序总数。对于 $c_i (i=1, 2, \dots, M-1)$, 若后边有一个值大于它, 即 $c_i(j > i)$, 则称为一个逆序, 若 c_i 的逆序数为 A_i , 逆序总数为

$$A = \sum_{i=1}^{M-1} A_i$$

3) 计算统计量进行检验。可以证明一个随机序列的逆序总数 A 具有以下期望和方差:

$$E(A) = \frac{1}{4} M(M-1) \tag{13}$$

$$D(A) = \frac{M(2M^2 + 3M - 5)}{72} \tag{14}$$

式中, M 为数据个数, 并且统计量

$$Z = \left[A + \frac{1}{2} - E(A) \right] / \sqrt{D(A)} \tag{15}$$

渐进服从于 $N(0,1)$ 分布。因此, 对于均值(或方差)序列 c_1, c_2, \dots, c_M 可以依据以上三式求出统计量 Z 的值, 在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下, 若 $|Z| < 1.96$, 则认为序列无明显的趋势, 否则认为序列是非平稳的。

2.3.2. 偏差校正

一个预测模型的精度可以通过模型的输出调节系统误差来改进^[18]。减小模型的系统误差可由校正模型参数和改进模型结构来实现, 提取预测模型的误差信息。采用由 Theil(1971)提出的“最优线性校正”(OLC):

$$F_{t,cor} = a_0 + a_1 F_{t,1} \tag{16}$$

式中的参数 a_0 和 a_1 可用最小二乘法估计得到, 而大多数组合方法是假设单项预测是无偏的^[18]。因此通过在组合单项预测之前校正偏差可能提高预测模型的精度。

2.3.3. 标准偏差比率对组合方法的影响

如果用 SA 方法组合两个单项预测($m = 2$), 公式(2)中的组合预测误差的方差就变为:

$$\sigma_c^2 = \frac{1}{2} \left(\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2} \right) + \frac{1}{2} \sigma_{12} \quad (17)$$

考虑到两种预测误差的标准偏差比率, $\phi = \sigma_2 / \sigma_1$ 。通过合适的线性变换可以设 $\sigma_1 = 1.0$ 并且 $\sigma_1 \leq \sigma_2$ 。然后组合预测误差 σ_c 的标准偏差可以表述为:

$$\sigma_c = \sqrt{\frac{1 + \phi^2}{4} + \frac{\rho\phi}{2}} \quad (18)$$

式中 $\rho = \sigma_{12} / \sigma_1 \sigma_2$ 是预测误差的相关系数。把 $\phi = \sigma_2 / \sigma_1$ 和 $\rho = \sigma_{12} / \sigma_1 \sigma_2$ 代入到式(3)中, 这里 $\sigma_1 = 1$, 可以得出 WA 预测误差的标准偏差和权重 w_1 :

$$\sigma_c = \sqrt{\frac{\phi^2(1 - \rho^2)}{1 + \phi^2 - 2\rho\phi}} \quad (19a)$$

$$w_1 = \frac{\phi^2 - \rho\phi}{\phi^2 - 2\rho\phi + 1} \quad (19b)$$

在公式(19b)中, 当 σ_1 相对比 σ_2 小(即 $\phi \rightarrow \infty$)时, 权重 w_1 就会趋向 1。所以预测精度较高的 $F_{t,1}$ 具有较大的权重。另一方面如果 $\rho > 1/\phi$, w_1 比 1 大, w_2 为负值, 则选择不组合。Jeong 在理论上通过对 σ_c (SA) 与 σ_c (WA) 的比较得知, σ_c (SA) \geq σ_c (WA), 即 WA 方法总是优于 SA 方法^[8]。

2.4. 预测精度比较

用预测值的平均相对偏差(R_Bias)和相对均方根误差(R_RMSE)比较预测精度。

$$R_Bias = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left(\frac{f_t - y_t}{y_t} \right) \quad (20)$$

$$R_RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left(\frac{f_t - y_t}{y_t} \right)^2} \quad (21)$$

3. 应用实例: 东大河年径流的组合预测

3.1. 东大河概况及资料来源

以甘肃石羊河流域支流东大河年径流预测为例, 以 1957~2008 年东大河沙沟寺站的径流为预报对象, 以山区肃南气象站前一年的降水量、平均温度、蒸发量和年平均湿度等气象因子作为预报因子。气象资料来源于中国气象科学数据共享服务网 (<http://cdc.cma.gov.cn>)。

3.2. 单项预测方法及其精度比较

应用多元线性回归(MLR), BP 神经网络, 支持向量机(SVM), 差分自回归移动平均模型(ARIMA)4 个单项预测模型, 资料序列中后 10 年为检验期, 其余年份为率定期。其中 ARIMA 模型以年径流量序列建立模型预测, BP、MLR 和 SVM 模型均以降水量、平均温度、蒸发量和年平均湿度为输入, 年径流量为输出建立模型。

表 1 为 4 个单预测模型的相对偏差(R_Bias)和相对均方根误差(R_RMSE), 1999~2008 年期间 4 个单预测模型的年径流预测值和实测值的对比见图 2, 可见 SVM 模拟效果最好, MLR 模拟效果最不好, 经检验 MLR 模型存在系统偏差, 需进行偏差校正。

3.3. 组合预测方法及结果

3.3.1. SA 和 WA 方法的比较

当组合两个单项预测模型时, 两种组合方法会有六种可能的组合, 模型组合用首字母缩写表示, 如 BP-SVM 组合表示为 BS。图 3 为单个预测的相对均方根误差(R-RMSE)值以及在 SA 和 WA 组合方法下的六种组合模型的相对均方根误差(R-RMSE)。所有的组合情况在 WA 方法下的 R-RMSE 均比在 SA 方法下的小, 因此, WA 方法是优于 SA 方法的, 从实例验证了 Jeong 的理论分析结论。

Table 1. R-Biases and RMSEs with four forecast models in eight rivers

表 1. 东大河四种预测模型的相对偏差值和相对均方根误差值

指标	预测模型			
	MLR	BP	SVM	ARIMA
R-Bias	0.044	0.042	0.004	-0.003
R-RMSE	0.105	0.102	0.009	0.0194

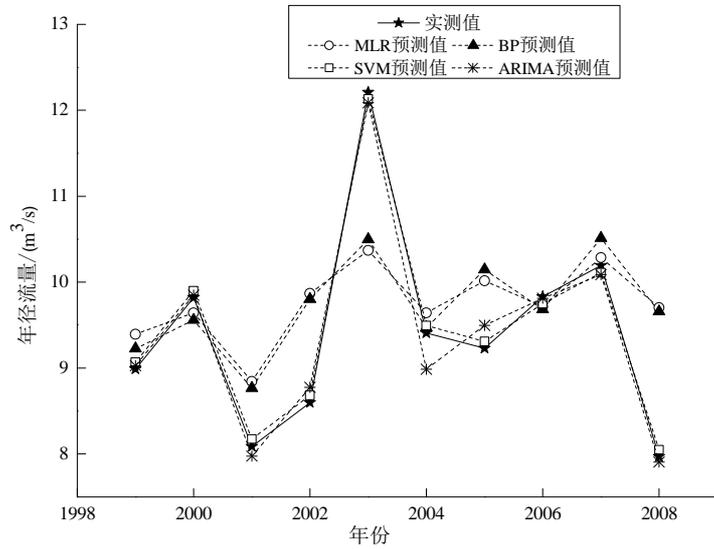


Figure 2. Comparison between annual stream-flow actual values and forecast values of the Dongda River during 1999-2008
图 2. 东大河 1999~2008 年年径流实测值与四种模型预测值的比较

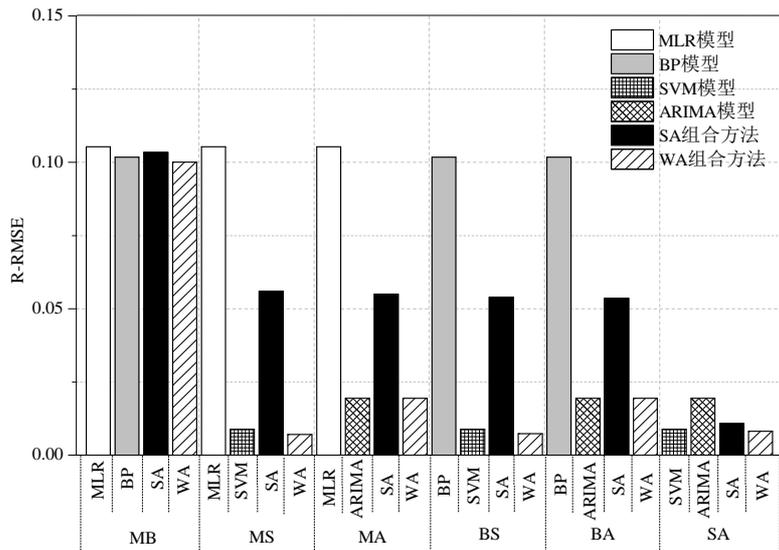


Figure 3. R-RMSEs with two individual models and their combined models by SA and WA of the Dongda River
图 3. 东大河在 SA 和 WA 方法下的两个单项模型以及其组合模型的 R-RMSE 值

3.3.2. 回归和 ANN 方法

当单项预测误差序列高度互相关或者具有相似的预测误差方差时, WA 方法估计的权重经常是不稳定的, 此时称为共线性问题。这时, 可以引用回归和 ANN 组合方法。图 4 为采用回归和 ANN 两种组合方法组合各单个模型的 R-Bias 和 R-RMSE 值。从图中可以看出, 由于单个模型 MLR 和 BP 的预测误差较大, SVM 和 ARIMA 的预测误差较小(表 1), 两个模型组合中 MB(MLR 和 BP)组合的误差最大, SA(SVM 和 ARIMA)组合的误差最小。三个模型组合中以 MBS 组

合较好。从两种组合方法比较, 回归方法比 ANN 方法组合的效果好。

3.3.3. 时变组合方法

当误差非平稳时, 引入时变组合方法。图 5 为东大河 MLR/BP 组合(MB)和 SVM/ARIMA 组合(SA)使用八种不同的方法所得到的 R-RMSE 值。逆序检验法表明 SVM、ARIMA、MLR 和 BP 的误差是平稳的。因此三种时变方法(TSSE, LTSSE, GTSSE)的 R-RMSE 值与 SSE 的 R-RMSE 值相比, 并没有显著改变。对

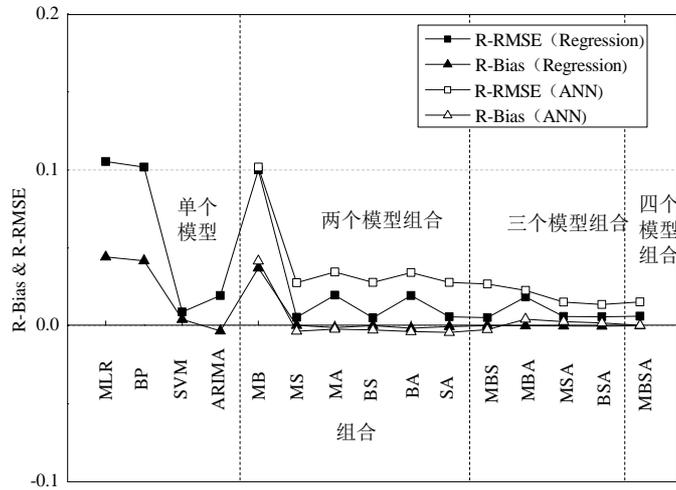


Figure 4. R-Biases and R-RMSEs with regression and ANN for various model combinations of the Dongda River
 图 4. 东大河在回归方法和 ANN 方法下各种模型组合的 R-Bias 和 R-RMSE 值

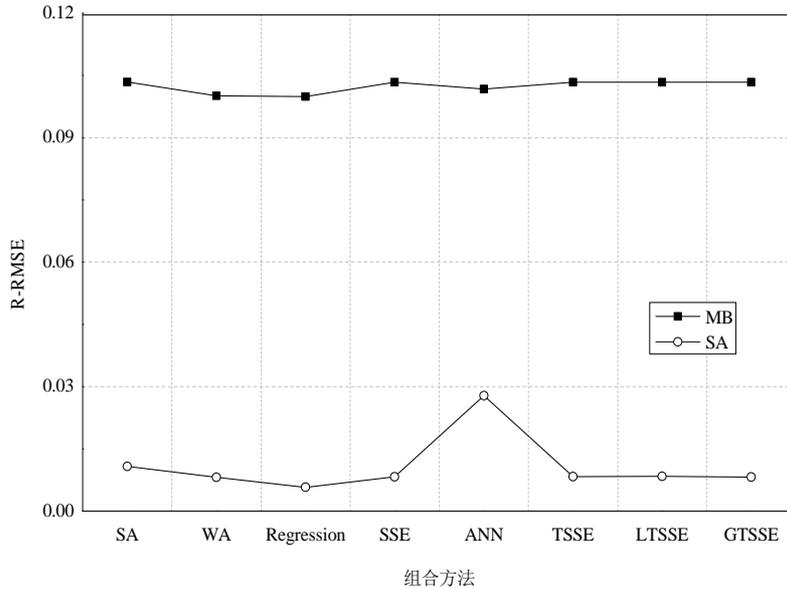


Figure 5. R-RMSEs of the MLR and BP (MB) and SVM and ARIMA (SA) combinations using all eight combining methods in the Dongda river
 图 5. 东大河使用八种方法的 MB 和 SA 组合的 R-RMSE 值

MB 模型组合, WA, Regression 组合的效果最好; 对于 SA 模型组合, Regression 组合方法的效果最好。

3.3.4. 组合方法比较

四种单个预测方法中 MLR 的偏差最高, 故选用偏差校正法来校正, MLR 经过校正后的 R-RMSE 从 0.1054 减少到 0.0654。表 2 列举了八种组合方法下各种模型组合的 R-RMSE 值。

由表 2 可知, WA 组合比 SA 组合可以显著减少相对均方根误差; 偏差校正后的 R-RMSE 值比不校正的 R-RMSE 值小, 说明偏差校正能提高预报精度; 采用

Regression 方法组合校正后的 MLR(M*)、BP 和 SVM 3 个模型(M*BS 组合)的 R-RMSE 值最小, 为 0.004, 比最优的单项预测 SVM 的 R-RMSE 值 0.009 显著地减小; ANN 方法下的 M*SA 组合和 WA 方法下的 M*BS 组合的 R-RMSE 值为 0.005, 预测效果也较好。

4. 结论与讨论

用相对偏差(R-Bias)值和相对均方根误差(R-RMSE)值对东大河的 4 种单项预测模型的预测精度进行比较, 其中 SVM 模型模拟效果较好, 而 MLR 模型

Table 2. The R-RMSEs of eleven combinations in eight combination methods of the Dongda river
表 2. 东大河八种组合方法下各种模型组合的 R-RMSE 值

模型组合	组合方法															
	SA		WA		Regression		SSE		ANN		TSSE		LTSSE		GTSSE	
	原始	校正后	原始	校正后	原始	校正后	原始	校正后	原始	校正后	原始	校正后	原始	校正后	原始	校正后
MB	0.103	0.063	0.100	0.060	0.099	0.060	0.103	0.063	0.102	0.062	0.103	0.063	0.103	0.063	0.103	0.063
MS	0.056	0.046	0.007	0.006	0.005	0.004	0.010	0.009	0.028	0.018	0.010	0.009	0.009	0.008	0.009	0.008
MA	0.055	0.045	0.019	0.009	0.020	0.010	0.020	0.010	0.035	0.025	0.020	0.010	0.020	0.010	0.020	0.010
BS	0.054	0.054	0.007	0.007	0.005	0.005	0.009	0.009	0.028	0.028	0.010	0.010	0.009	0.009	0.009	0.009
BA	0.054	0.054	0.019	0.019	0.020	0.019	0.020	0.020	0.034	0.034	0.020	0.020	0.020	0.020	0.020	0.020
SA	0.011	0.011	0.008	0.008	0.006	0.006	0.008	0.008	0.028	0.028	0.008	0.008	0.008	0.008	0.008	0.008
MBS	0.071	0.061	0.006	0.005	0.005	0.004	0.010	0.009	0.027	0.017	0.010	0.009	0.010	0.009	0.010	0.009
MBA	0.070	0.060	0.018	0.010	0.019	0.009	0.020	0.010	0.023	0.013	0.020	0.010	0.020	0.010	0.020	0.010
MSA	0.039	0.029	0.006	0.005	0.006	0.005	0.009	0.008	0.015	0.005	0.009	0.008	0.009	0.008	0.009	0.008
BSA	0.038	0.038	0.007	0.007	0.006	0.006	0.009	0.009	0.014	0.014	0.009	0.009	0.009	0.009	0.009	0.009
MBSA	0.054	0.044	0.006	0.005	0.006	0.005	0.009	0.008	0.015	0.005	0.009	0.008	0.009	0.008	0.009	0.008

和 BP 模型模拟效果较差。当单项预测模型存在系统偏差时, 通过偏差校正后的组合模型的精度都较未校正的组合模型精度高; 用简单平均 SA 和加权平均 WA 组合两个单项预测模型时, 从实例验证了 WA 组合方法优于 SA 组合方法; Regression 和 ANN 组合方法可以去掉单项预测中的偏差, 故可以显著地降低组合预测的偏差。

参考文献 (References)

- [1] WANG, W. Stochasticity, nonlinearity and forecasting of streamflow processes. Amsterdam: IOS Press, 2006.
- [2] REFSGAARD, J. C., HANSEN, E. Economic value of low flow data. *Nordic Hydrology*, 1976, 7: 57-72.
- [3] WINKLER, R. L., MAKRIDAKIS, S. The combination of forecasts. *Journal of the Rpyal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 1983, 146: 150-157.
- [4] MCLEOD, A. I., NOAKES, D. J., HIPEL, K. W. and THOMPSTONE, R. M. Combining hydrologic forecast. *Water Resources Planning and Management*, 1987, 113(1): 29-41.
- [5] SHAMSELDIN, A. Y., OCONNOR, K. M. and LIANG, G. C. Methods for combining the outputs of different rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology*, 1997, 197(1-4): 203-229.
- [6] SCHREIDER, S. Y., JAKEMAN, A. J. and DYER, B. G. Combined deterministic and self-adaptive stochastic algorithm for streamflow forecasting with application to catchments of the Upper Murray Basin, Australia. *Environmental Modelling and Software*, 1997, 12: 93-104.
- [7] KIM, Y. O., JEONG, D. I. and KO, I. H. Combining rainfall-runoff models for improving ensemble streamflow prediction. *Journal of Hydrology*, 2006, 11(6): 578-588.
- [8] JEONG, D. I., KIM, Y. O. Combining single-value streamflow forecasts: A review and guidelines for selecting techniques. *Journal of Hydrology*, 2009, 377(3): 284-299.
- [9] 黄伟军, 赵永龙, 丁晶. 径流的最优组合预测及其贝叶斯分析[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 1996, 94(6): 97-102.

- HUANG Weijun, ZHAO Yonglong and DING Jing. Optimal combination prediction and its bayesian analysis of runoff. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 1996, 94(6): 97-102. (in Chinese)
- [10] 段召辉, 李承军. 日径流的组合预测模型[J]. *水利水运工程学报*, 2004, 3: 67-69.
- DUAN Zhaohui, LI Chengjun. Combined forecasting model of daily runoff. *Hydro-Science and Engineering*, 2004, 3: 67-69. (in Chinese)
- [11] 殷峻遐, 蒋云钟, 鲁帆. 基于组合预测模型的水库径流长期预报研究[J]. *人民黄河*, 2008, 30(1): 28-29.
- YIN Jun-xian, JIANG Yun-zhong and LU Fan. Long-term runoff forecast of the reservoir based on combinations forecasting model. *Yellow River*, 2008, 30(1): 28-29. (in Chinese)
- [12] 傅新忠, 冯利华, 陈闻晨. ARIMA 与 ANN 组合预测模型在中长期径流预报中的应用[J]. *水资源与水工程学报*, 2009, 20(5): 105-109.
- FU Xinzhong, FENG Lihua and CHEN Wenchen. Application of ARIMA-ANN model in the prediction of medium and long-term runoff. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2009, 20(5): 105-109. (in Chinese)
- [13] 黄志强, 李柏宏, 凌仙华. 水文模型组合预报应用研究[J]. *浙江水利水电专科学校学报*, 2009, 21(1): 30-33.
- HUANG Zhiqiang, LI Baihong and LING Xianhua. Hydrological models combination for forecasting application research. *Journal of Zhejiang Water Conservancy and Hydropower College*, 2009, 21(1): 30-33. (in Chinese)
- [14] BATES, J. M., GRANGER, C. W. J. The combination of forecasts. *Operations Research Quarterly*, 1969, 20(4): 451-468.
- [15] GRANGER, C. W. J., RAMANATHAN, R. Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecast*, 1984, 3(2): 197-204.
- [16] GRANGER, C. W. J., NEWBOLD, P. *Forecasting economic time series*. New York: Academic Press, 1977.
- [17] CLEMEN, R. T., WINKLER, R. L. Combining economic forecasts. *Journal of Business & Economic, Statistics*, 1986, 4(1): 39-46.
- [18] GOODWIN, P. Correct or combine? Mechanically integrating judgmental forecasts with statistical methods. *Journal of Forecast*, 2000, 16(2): 261-275.