

基于互信息量与 BP 神经网络的 中长期径流预报方法研究

卢迪, 周惠成

(大连理工大学建设工程学部水利工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要:针对中长期径流预报因子的选择问题,采用互信息量方法筛选预报模型输入因子,在 BP 神经网络模型中,分别用均方误差和互信息量作为目标函数,衡量因子复合相关关系,优化选择最终预报因子并应用于碧流河汛期径流预报中。结果表明,基于互信息量筛选的预报因子与 BP 神经网络模型相结合,可有效识别多个预报因子与预报量间的复合相关性,对中长期径流预报因子的选择有很好参考价值。

关键词:互信息; 神经网络; 中长期径流预报

中图分类号: P338⁺.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-0852(2014)04-0008-07

1 引言

中长期径流预报是水利水电工程设计、施工、调度运行的重要依据。由于中长期预报预见期较长,可帮助人们在解决防洪、防涝、各用水部门的矛盾等问题上尽早采取有效措施。目前,许多预报模型和组合模型都已应用中长期径流预报中,如时间序列模型^[1]、支持向量机模型^[2]、自适应神经模糊推理模型^[3]等。随着人们对各种预报方法的研究以及预报模型的发展、完善,径流预报的不确定性研究应更多地转向模型输入体的影响。由于影响中长期径流因素的复杂、多样,预报难度较大。如何从大量因子中选择适合流域的径流预报因子成为影响预报水平的关键因素之一。

目前,已有学者对如何选择径流预报因子的问题进行研究。朱永英^[4]等应用粗集理论对预报因子进行筛选,提高了中长期径流模糊推理预报精度。刘艳丽^[5]等用确定性系数衡量中长期径流预报的因子复合相关关系,并与模糊神经网络模型结合,进行了年径流预报研究。然而,国内基于互信息理论进行预报因子选择的研究较少,赵铜铁钢^[6]等应用互信息量理论,通

过分析上下游和干支流流量的相互关系,对长江干流的日径流预报进行研究。本文研究对象为碧流河流域,5~10月入库径流占全年来水总量约90%,由于枯水季径流变化稳定,且年际间变化不大,通过简单线性相关模型较容易预报,而生产上更关注汛期径流预报,以反映年内来水的丰枯情况。本文针对碧流河汛期径流预报中气象预报因子的选择问题,基于互信息理论对 BP 神经网络预报模型的输入因子选择及衡量因子间复合相关关系的方法进行研究与讨论。首先,通过不同的方法初步选择神经网络模型的输入因子,然后通过 BP 网络模型,用均方误差或互信息量两种目标函数衡量径流与哪些因子有较强的复合相关关系,确定最终预报因子,并进行不同方案的比较。

2 预报模型输入因子选择方法

2.1 互信息理论

互信息与熵都是信息论的重要概念,互信息(Mutual Information)由于其可以同时反映变量间的线性关系与非线性关系,已被学者应用于水文时间序列的相关性研究中^[7-8]。若两个变量不相关,则互信息量为

收稿日期:2013-08-15

作者简介:卢迪(1987-),男,吉林永吉人,博士生,主要从事水文水资源研究。E-mail:ludi_dlut@aliyun.com

通讯作者:周惠成(1958-),男,吉林农安人,教授,博士生导师,主要从事水文水资源研究。E-mail:hezhou@dlut.edu.cn

0;若两个变量完全相关,则互信息量为无穷大。设两个系列 X 、 Y 的互信息量为 MI ,其表达式如(1)所示:

$$MI = \iint f_{X,Y}(x,y) \log_2 \left(\frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_X(x)f_Y(y)} \right) dx dy \quad (1)$$

式中: $f_{X,Y}(x,y)$ 为联合概率密度函数; $f_X(x)$ 、 $f_Y(y)$ 为边缘概率密度函数。

而具有概率密度函数 $f_X(x)$ 的系列 X 的不确定程度可以用信息熵 $H(X)$ 表示:

$$H(X) = - \int_x f(x) \log_2 f(x) dx \quad (2)$$

由信息熵的定义可以看出,熵只与 X 的概率分布有关,因而,在一定程度避免了 X 具体值的噪声干扰。此外,联合熵表示多个变量共同含有的信息量,如式(3)所示。条件熵表示在一个变量已知的情况下,另一个变量的不确定程度,如式(4)所示。

$$H(X,Y) = - \int_x \int_y f(x,y) \log_2 f(x,y) dx dy \quad (3)$$

$$H(X|Y) = - \int_x \int_y f(x,y) \log_2 f(x|y) dx dy \quad (4)$$

由熵和互信息的定义可以得出^[9]

$$\begin{aligned} MI(X,Y) &= H(X) - H(X|Y) = H(Y) - H(Y|X) \\ &= H(X) + H(Y) - H(X,Y) \end{aligned} \quad (5)$$

即互信息量表示两个变量其中之一确定时,另一个变量的不确定性的减少程度。提供了一种通用的衡量两个变量间相关程度的方法。

对于任何二元样本,互信息量可由式(6)计算

$$MI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log_2 \left(\frac{\hat{f}_{X,Y}(x_i, y_i)}{\hat{f}_X(x_i) \hat{f}_Y(y_i)} \right) \quad (6)$$

式中: $\hat{f}_{X,Y}(x_i, y_i)$ 为联合概率密度估计; $\hat{f}_X(x_i)$ 、 $\hat{f}_Y(y_i)$ 为边缘概率密度估计。

对于概率密度的估计,即用有限已知的样本去估计总体概率密度分布,由于预报因子的概率分布未知,常采用非参数估计中的核函数进行估计。由于高斯核函数的稳定性,有效性^[10-12],已成为适用于水文的常用方法^[13],本文采用高斯核函数法进行估计,对于二元变量,概率密度估计如式(7)所示。

$$\hat{f}_{X,Y}(x,y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2\pi \lambda_1^2 \det(S)^{1/2}} \exp \left[- \frac{\begin{pmatrix} x-x_i \\ y-y_i \end{pmatrix}^T S^{-1} \begin{pmatrix} x-x_i \\ y-y_i \end{pmatrix}}{2\lambda_1^2} \right] \quad (7)$$

式中: S 为 X 、 Y 的协方差矩阵; $\det(\cdot)$ 表示行列式; n 为

样本个数。对于一元变量,式(7)可以简化为

$$\hat{f}_X(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} \lambda_2 \hat{\sigma}} \exp \left[- \frac{(x-x_i)^2}{(2\lambda_2 \hat{\sigma})^2} \right] \quad (8)$$

式中: $\hat{\sigma}$ 为 X 的标准差;式(7)、(8)中 λ 为窗口宽度,随样本个数 n 而变化,对于接近正态、偏态及有很强自相关性的水文变量,采用经验公式(9)(10)可有效改善概率密度估计的结果^[10, 13]。

$$\lambda_1 = n^{-1/6} \quad (9)$$

$$\lambda_2 = 1.06n^{-1/5} \quad (10)$$

2.2 相关系数

在统计相关分析中常用相关系数来衡量两个变量的相关关系,而相关系数只能反映变量间的线性关系,相关系数较小时,不能排除变量间不存在非线性关系。相关系数 r 由式(11)计算:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (11)$$

式中: \bar{X} 为 X_i 系列的均值; \bar{Y} 为 Y_i 系列的均值。

3 结合BP网络模型的因子选择方法

在选择预报因子时,因子间复合相关性比单因子相关分析更重要。因此,在进行因子初选以后,需结合预报模型分析不同因子组合对预报拟合和检验结果的影响,以确定最后使用的预报因子。

3.1 因子选择方法

(1)方法1:以均方误差最小为目标函数

设 MSE_1 为拟合样本均方误差, MSE_2 为检验样本均方误差。

试选8个因子输入模型,进行BP网络训练,由于本文建立模型为黑箱模型,不像物理模型那样检验样本的精度随拟合精度增加。随训练次数增加, MSE_1 , MSE_2 , $MSE_1 + MSE_2$ 值的变化如图1所示,可发现,随BP网络训练次数增加,训练开始, MSE_1 逐渐变小, MSE_2 逐渐减小,达到一定训练次数时, MSE_2 迅速增大,即检验样本预报能力下降。绘制 $MSE_1 + MSE_2$ 过程线发现其存在极值点。可认为 $MSE_1 + MSE_2$ 最小时,所选因子的模型预报能力最强。

故对于选用不同因子时设定目标函数及约束条件,如式(12)(13)所示。

$$\min f(x_1, x_2, \dots, x_n) = MSE_1 + MSE_2 \quad (12)$$

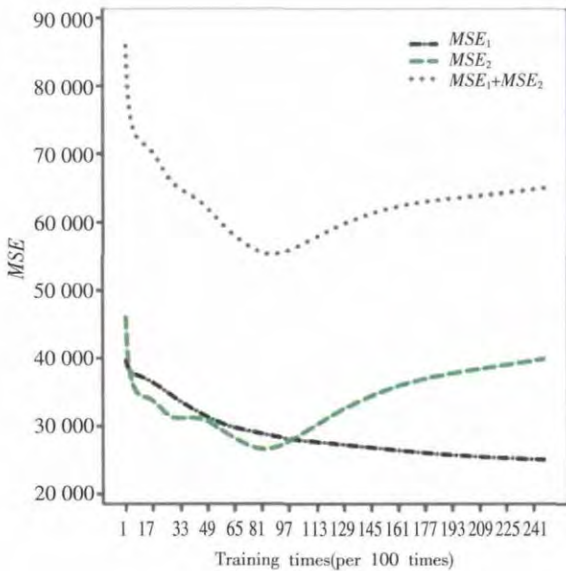


图 1 训练过程的均方差变化
Fig.1 MSE1, MSE2, MSE1 + MSE2
changing with the increase of BPN training times

$$1-\alpha \leq MI_1/MI_2 \leq 1+\alpha \quad (13)$$

式中: x_1, x_2, \dots, x_n 表示输入模型的不同因子。设 α 为平衡系数, 控制拟合与检验样本精度, 使拟合与检验预报结果相近, 避免拟合样本或检验样本一方预报精度过高, 使模型的泛化能力降低, 经试算可取 0.1。

当模型输入不同因子, 使模拟过程中拟合与检验样本均方误差之和 f 最小的因子即为最优因子。

(2) 方法 2: 以互信息量最大为目标函数

选择与方法 1 不同的目标函数, 在 BP 模型对因子筛选过程中选用互信息量评价因子的复合非线性相关关系, 如式(14)(15)所示

$$\min f(x_1, x_2, \dots, x_n) = -(MI_1 + MI_2) \quad (14)$$

$$1-\alpha \leq MI_1/MI_2 \leq 1+\alpha \quad (15)$$

式中: MI_1 为拟合样本与实测径流的互信息量; MI_2 为检验样本与实测径流的互信息量。

3.2 BP 网络因子选择计算步骤

(1) 首先以各输入因子集排序第一的预报因子 x_0 为固定因子, 分别与其它因子组合输入 BP 模型。计算模拟过程中 $\min f(x_0, x_i)$, ($i=1, 2, 3, \dots, n$) 的值。为减小模型初始权重随机性的影响, 不同因子方案分别模拟 10 次, 计算 10 次平均值作为 $\bar{f}(x_0, x_i)$ 。确定使 $\bar{f}(x_0, x_i)$ 最小时加入的因子 i 作为选定因子。若拟合过程中出现不满足约束条件, 则更换 x_1 为固定因子, 重新计算, 直至满足约束条件。

(2) 以 x_0, x_i 为固定因子, 计算 $f(x_0, x_i, x_j)$, ($j=1, 2, 3, \dots, n$), 确定使 \bar{f} 最小时的因子 j , 若 $\bar{f}(x_0, x_i, x_j)$ 小

于 $\bar{f}(x_0, x_i)$, 即将 j 因子加入模型, 转至步骤(3), 否则, 停止因子选择, 至步骤(4)。

(3) 同理, 不断增加因子输入个数, 直至加入因子 k 后, \bar{f} 值不再减小。

(4) 考虑因子加入顺序对结果的影响, 对于已进入模型的因子, 依次删除, 计算 \bar{f} , 若 \bar{f} 变小, 则删除该因子, 设定迭代次数, 循环步骤(3)(4), 直至 \bar{f} 值不再减小。

(5) 确定最终选择因子。

(6) 以最终选择因子输入模型, 输出对应的预报结果及网络连接权重。

4 实例研究

碧流河水库位于辽宁省普兰店市碧流河干游上, 控制流域面积 2 814 km², 水库坝址以上多年平均径流量 662 × 10⁶ m³。碧流河水库是一座以城市供水为主, 并兼有防洪、农业灌溉、水力发电、养鱼、旅游等综合效益的大型水利枢纽工程。水库担负着下游 5 个乡镇和数万公顷粮田、一条铁路、三座大桥的防洪任务。汛期径流预报对碧流河水库调度计划的制定有重要意义。影响径流特征的下垫面因素主要有地质条件、地貌、植被覆盖等, 土地利用、土壤类型和前期土壤湿润程度等流域下垫面因素是影响流域降雨—径流关系的重要因素。而碧流河控制流域面积相对较少, 多年来碧流河流域下垫面变化情况很小。碧流河流域属于暖温带半干旱、半湿润季风兼有海洋性的气候特点, 是气候变化的脆弱区域^[14]。研究气象因子进行流域径流预报有重要意义。

4.1 因子初选

考虑气象因子对径流变化的影响, 选用国家气候中心气候系统诊断预测室经各年过再处理的历史上各月 74 项环流指数作为预报因子。由于预报 5~10 月径流, 所以预报因子选择时段为前一年 1 月至当年 4 月的环流指数资料。由于模型物理成因不明确, 网络结构的复杂, 模型容易出现过拟合的情况。故将 BP 网络预报样本分为三部分, 即拟合样本、检验样本和外推样本^[15-16]。40 年的样本作为拟合, 12 年的样本作为检验。最后 8 年样本作为外推样本。拟合和检验样本用来评估神经网络的预报能力并确定预报因子, 外推样本验证所选因子的预报能力。

分别采用互信息和相关系数分析两种方法分析各预报因子和径流量的关系。选择两种方法排序在前的因子各 20 个, 作为因子集。两种方法选择的因子, 如

表1所示。此外选入汛期前一年1月至当年4月径流量、降雨量作为备选因子。

由表1可以看出,由两种方法选择出的因子对径流影响差别不明显,所以需要因子选择与预报模型结合,以各因子集的不同组合作为预报模型的输入,最终确定预报因子。表1中因子月份未注释“当年”均为前一年预报因子。

4.2 模型结构和参数

BP模型采取3层网络结构,学习率0.1。隐层神经元个数,经“试错法”选用经验公式^[17](16)确定。

$$m = \sqrt{0.43ln + 0.12l^2 + 2.54n + 0.77l + 0.35} + 0.51 \quad (16)$$

式中: m 为隐含层神经元数; l 为输出层神经元数; n 为输入层神经元数。

当 $l=1, n$ 取不同值时, m 的值如表2所示。

对于输入样本归一化的处理,可将输入或输出数据变换在[0.1,0.9],这样激励函数Sigmoid函数在该区

间内变化梯度比较大,改善了网络的性能^[18]。其归一化方法如式(17)。

$$x = 0.1 + \frac{0.8(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (17)$$

4.3 精度评定方法

(1)按水文情报预报规范规定^[19]以预报误差小于多年变幅20% ($216 \times 10^6 \text{m}^3$)为合格。

(2)按预报与实际径流量级是否一致评定。按频率曲线25%、75%为分界点将汛期径流分为3个等级,即以径流量 261×10^6 、 $610 \times 10^6 \text{m}^3$ 为分界划分枯水、平水、丰水。

4.4 比较方案设计及其计算结果

对于不同输入因子选择方法及模型目标函数选择方法,本文共设计了如表3所示的4种方案进行分析比较。方案不但可用于分析比较两种优选目标函数的有效性,而且还可用于比较同一目标函数下的2种预报因子选择方法的优劣。

表1 每种方法选择的前20个因子
Table 1 The first 20 factors by the three methods

互信息量分析		MI	相关系数分析	
备选因子			备选因子	
北半球极涡面积指数(12月)	0.31	东亚槽位置(1月)	0.40	
东亚槽位置(1月)	0.31	太平洋区涡强度指数(1月)	0.36	
亚洲区极涡面积指数(11月)	0.30	太阳黑子(11月)	0.32	
太平洋区涡强度指数(1月)	0.29	太阳黑子(12月)	0.31	
北半球极涡面积指数(9月)	0.29	北非副高面积指数(10月)	0.30	
亚洲区极涡面积指数(12月)	0.28	东亚槽位置(10月)	0.28	
北半球极涡面积指数(4月)	0.28	大西洋欧洲环流型C(12月)	0.27	
大西洋欧洲区极涡面积指数(1月)	0.28	北美区极涡强度指数(12月)	0.27	
大西洋欧洲区极涡面积指数(当年2月)	0.28	东亚槽强度(当年1月)	0.27	
太平洋区涡强度指数(6月)	0.28	南海副高脊线(10月)	0.27	
大西洋副高强度指数(4月)	0.28	北非副高强度指数(10月)	0.27	
大西洋欧洲环流型C(3月)	0.28	太阳黑子(当年2月)	0.27	
北半球副高北界(当年2月)	0.28	太阳黑子(10月)	0.27	
太阳黑子(11月)	0.27	大西洋欧洲环流型C(11月)	0.26	
北半球副高北界(当年3月)	0.27	北非副高面积指数(11月)	0.26	
大西洋副高面积指数(4月)	0.27	北非副高面积指数(当年2月)	0.26	
西藏高原(当年3月)	0.27	东太平洋副高脊线(9月)	0.26	
太阳黑子(12月)	0.27	北美副高面积指数(7月)	0.26	
编号台风(前年12月)	0.27	南海副高北界(10月)	0.26	
亚洲区极涡强度指数(7月)	0.27	北非大西洋北美副高面积指数(7月)	0.26	

表2 不同输入神经元的隐层神经元数
Table 2 The number of hidden layer neurons for the different input layer neurons

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
m	3	4	4	5	5	5	6	6	6	6	7	7

表3 方案设计
Table 3 The scheme design

方案	方案1	方案2	方案3	方案4
输入因子选择方法	互信息量	相关系数	互信息量	相关系数
模型目标函数	互信息		均方误差	

各个方案拟合、检验、外推预报精度评定结果如表4所示。

表4 各个方案精度评定结果
Table 4 The scheme performance with EY and fuzzy criterion

方案	多年变幅 20%为合格			分级评定		
	拟合	检验	外推	拟合	检验	外推
1	100.0	100.0	87.5	92.5	83.3	87.5
2	80.0	66.7	62.5	62.5	58.3	62.5
3	92.5	75.0	62.5	72.5	75.0	62.5
4	75.0	58.3	50.0	57.5	50.0	50.0

首先,分析比较两种优选目标函数的有效性:

由表4可知,以互信息量作为目标函数的方案1、2的拟合、检验合格率,分别大于或等于以均方差作为目标函数的方案3、4。进一步分析采用相同信息输入,只有目标函数不同的方案1、3。在计算过程中随因子不断加入,拟合、检验样本与预报量间的相关系数(r^2)变化如图2、3所示。

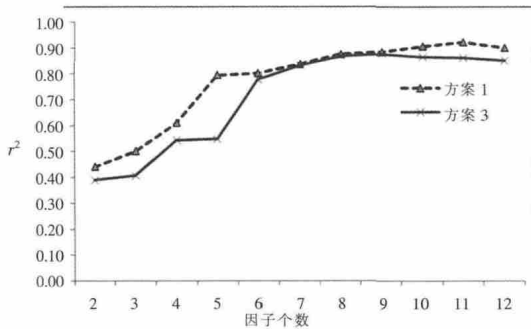


图2 方案1、3模拟过程拟合样本 r^2
Fig.2 Training r^2 of Scheme 1 and 3.

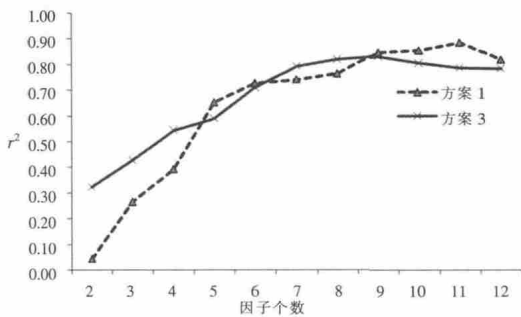


图3 方案1、3模拟过程检验样本 r^2
Fig.3 Testing r^2 of Scheme 1 and 3.

由图2可以看出,对于拟合样本,方案1的因子组合与预报量间的相关性好于方案3,在因子个数为11时 r^2 达到最大。随因子个数增加,方案3拟合能力不足,到因子个数为9时 r^2 不再增加。由图3可以看出,因子个数为11时,方案1的 r^2 大于方案3。

此外,各方案目标函数变化如图4、5所示,由方案1、3模拟过程的目标函数变化可知,各方案随因子个数增加,目标函数不断减小,方案1因子个数为11时达到极小值,方案3因子个数为9时达到极小值。当因子个数大于方案最优因子个数时,方案1由于多余因子加入而使目标函数明显增大,而方案3目标函数并未出现明显变化。可见,方案3因子个数为10、11时更多为模型意义上的拟合,目标函数并未对输入多余因子的干扰做出反应。

所以可以认为,以互信息量为目标函数,可更有效识别多个预报因子与预报量间的复合相关性。

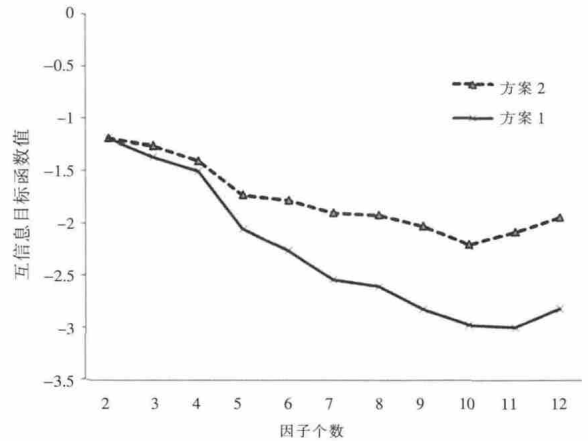


图4 方案1、2模拟过程目标函数变化
Fig.4 The objective function changing of Scheme 1 and 2

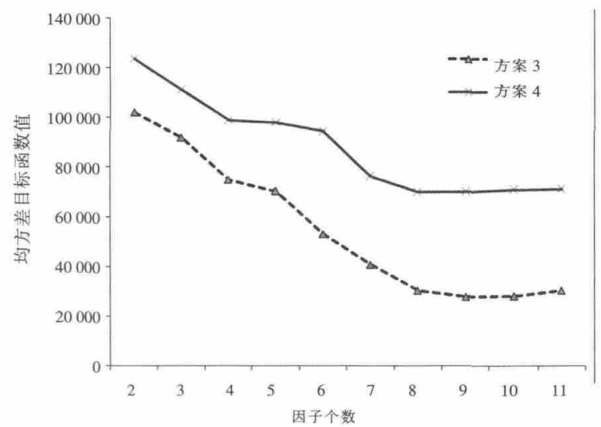


图5 方案3、4模拟过程目标函数变化
Fig.5 The objective function changing of Scheme 3 and 4

其次,分析比较同一目标函数下的3种预报因子选择方法的优劣:

由表4结果可以看出,对于两种精度评定方法,预报拟合、检验合格率方案1高于方案2,方案3高于方案4。

以互信息量为目标函数的方案1、2为例,进一步分析采用相同目标函数,不同预报因子选择方法的情况。由图4目标函数变化可知,方案1明显小于方案2。方案1、2初始2个因子选择相同,即目标函数相近,因子个数为3时,方案1选入互信息量特有的因子大西洋副高强度指数,而此因子在相关系数方法选择的输入因子集并未出现。方案1选入11个因子时目标函数最小,方案2选入10个因子目标函数最小,即以互信息量为因子选择方法选入更多包含预报径流信息的因子。由此可见,以互信息量方法选择预报因子作为模型输入的方案1优于方案2。

综合以上分析,优选目标函数与预报因子选择方法均采用互信息量的方案为最优方案。由表4可知,方案1拟合、检验和外推结果的合格率在所有方案中均最高。其中以多年变幅20%为评定标准的拟合、检验合格率均为100%,分级评定的拟合、检验合格率为92.5%、83.3%;两种评定方法的外推预报合格率均达到87.5%。

方案1模型计算结果如图6所示。

最终确定方案1影响碧流河汛期的主要因子为:东亚槽位置(1月)、亚洲区极涡强度指数(7月)、亚洲区极涡面积指数(11月、12月)、太阳黑子(11月、12月)、北半球极涡面积指数(4月)、大西洋副高面积指数(4月)、大西洋副高强度指数(4月)、青藏高原(当年3月)。

某些关键时段的环流特征影响着一定地区的降雨和径流的形成、分析方案1所选因子,东亚大槽是北半

球中高纬度对流层西风带形成的低压槽,属于行星尺度天气系统,故其变化对天气环流,能量输送影响较大,时间作用长。对于副高因子,Dyer认为任何和降雨有关的模型都需要考虑副高因子作为输入^[20],且副高变化也影响中国夏季降水^[21, 22]。本研究发现4月副高面积、强度与北半球极涡面积都为该流域汛期径流预报因子。以往研究也表明,极涡作为主要大气环流系统,也对降雨径流有所影响^[23],且冬季极涡变化也对下一年夏季降雨有密切关系^[24],与本文选择因子11月、12月亚洲区极涡面积指数结果一致。太阳活动主要通过两种方式影响地球,太阳辐射的异常和太阳刺激地球磁场导致大气的异常运动。Kodera已从机理的角度证明太阳活动影响阿曼地区的降雨^[25]。本文也得出11月、12月太阳黑子为影响流域汛期因子。

5 结论

(1) 互信息量可同时反映预报因子与径流之间的线性关系和非线性关系,基于互信息量筛选的预报因子输入模型的选出预报因子与预报量间的复合相关性更好。

(2) 预报因子选择方法与BP网络模型结合,考虑用互信息量衡量因子间的复合相关关系,较以均方差为目标函数获得更好的预报结果。

(3) 模型输入的因子选择方法与结合BP神经网络的因子选择方法,对中长期径流预报因子的选择有一定参考价值。

受科学发展水平限制,径流中长期预报还无法达到降雨-径流的预报水平,目前,各因子之间物理成因上如何互相影响还难以解释。本文研究也只是在预报因子选择方法与预报模型相结合上的研究与探讨,所得的初步结论还需更多的实例研究进行验证。

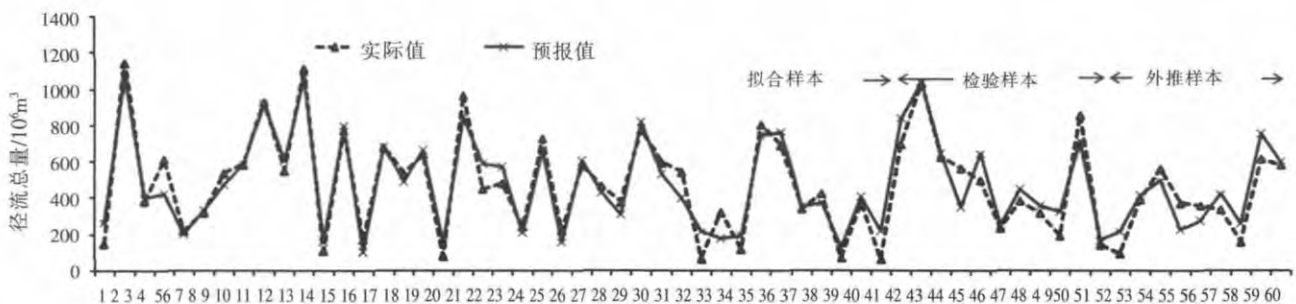


图6 方案1模型计算结果
Fig.6 The model results of Scheme 1

参考文献:

- [1] Zhang Q, Wang B D, He B, et al. Singular spectrum analysis and ARIMA hybrid model for annual runoff forecasting [J]. *Water Resources Management*, 2011,25(11):2683-2703.
- [2] 王文川, 和吉, 邱林. 基于 PSO 的 SVM 年径流预报模型研究[J]. *人民黄河*, 2012,34(4):17-19. (WANG Wenchuan, HE Ji, QIU Lin. SVM annual runoff forecasting model based on PSO [J]. *Yellow River*, 2012,34(4):17-19. (in Chinese))
- [3] 马细霞, 胡铁成. 基于 ANFIS 的水库年径流预报 [J]. *水力发电学报*, 2008, 27(5): 33-36. (MA Xixia, HU Tiecheng. Reservoir annual runoff forecast based on ANFIS [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2008,27(5):33-36. (in Chinese))
- [4] 朱永英, 周惠成, 彭慧. 粗集-模糊推理技术在水文中长期预报中的应用研究 [J]. *水力发电学报*, 2009,(1):45-50. (ZHU Yongying, ZHOU Huicheng, PENG Hui. Rough fuzzy inference model and its application for mid-long term hydrological forecast [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2009,(1):45-50. (in Chinese))
- [5] 刘艳丽, 袁晶瑄, 周惠成. 径流中长期预报模糊优选神经网络模型应用研究 [J]. *大连理工大学学报*, 2008,(3):411-416. (LIU Yanli, YUAN Jingxuan, ZHOU Huicheng. Research on application of fuzzy optimization neural network model to medium-term and long-term runoff forecast [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2008,(3):411-416. (in Chinese))
- [6] 赵铜铁钢, 杨大文. 神经网络径流预报模型中基于互信息的预报因子选择方法[J]. *水力发电学报*, 2011,(1):24-30. (ZHAO Tongtiegang, YANG Dawen. Mutual information-based input variable selection method for runoff-forecasting neural network model [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2011,(1):24-30. (in Chinese))
- [7] Fernando T M K G, Maier H R, Dandy G C. Selection of input variables for data driven models: An average shifted histogram partial mutual information estimator approach [J]. *Journal of Hydrology*, 2009,367(3):165-176.
- [8] Harrold T I, Sharma A, Sheather S. Selection of a kernel bandwidth for measuring dependence in hydrologic time series using the mutual information criterion [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2001,15(4):310-324.
- [9] Long X, Li H, Fan W, et al. A model population analysis method for variable selection based on mutual information [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2012.
- [10] Scott D W. *Multivariate density estimation* [J]. *Multivariate Density Estimation*, Wiley, New York, 1992. 1992, 1.
- [11] Moon Y I, Rajagopalan B, Lall U. Estimation of mutual information using kernel density estimators [J]. *Physical Review E*. 1995, 52(3): 2318.
- [12] Battiti R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*. 1994, 5(4): 537-550.
- [13] Harrold T I, Sharma A, Sheather S. Selection of a kernel bandwidth for measuring dependence in hydrologic time series using the mutual information criterion [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2001, 15(4): 310-324.
- [14] 彭兆亮, 何斌, 王国利, 等. 碧流河流域气候变化对水资源量的影响研究 [J]. *南水北调与水利科技*, 2010,(5):76-79. (PENG Zhaoliang, HE Bin, WANG Guoli, et al. A Study on characteristics of climate change and its influence on water resources in recent 30 years in Biliuhe River basin [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2010,(5): 76-79. (in Chinese))
- [15] Kaastra I, Boyd M. Designing a neural network for forecasting financial and economic time series [J]. *Neurocomputing*, 1996,10(3):215-236.
- [16] May R J, Dandy G C, Maier H R, et al. Application of partial mutual information variable selection to ANN forecasting of water quality in water distribution systems [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2008,23(10):1289-1299.
- [17] 高大启. 有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究 [J]. *计算机学报*, 1998,(1): 80-86. (GAO, Daqi. A basic function of linear forward for three layer structure of neural network research [J]. *Chinese Journal of Computers*, 1998,(1):80-86. (in Chinese))
- [18] Smith J, Eli R N. Neural-network models of rainfall-runoff process [J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 1995,121,(6):499-508.
- [19] GB/T 22482-2008, 水文情报预报规范 [S]. (GB/T 22482-2008, Standard for Hydrological Information and Hydrological Forecasting [S]. (in Chinese))
- [20] Dyer T. Rainfall along the east coast of southern Africa, the Southern Oscillation, and the latitude of the subtropical high pressure belt [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1979, 105(444): 445-451.
- [21] 王秀荣, 王维国, 刘还珠, 等. 北京降水特征与西太副高关系的若干统计 [J]. *高原气象*, 2008,(4):822-829. (WANG Xiu Rong, WANG Wei Guo, LIU Huan Zhu, et al. Beijing region precipitation feature and some statistics of relationship between it and SHWP [J]. *Plateau Meteorology*, 2008,(4):822-829. (in Chinese))
- [22] 王晓春, 吴国雄. 中国夏季降水异常空间模与副热带高压的关系 [J]. *大气科学*, 1997,(2): 34-42. (WANG Xiaochun, WU Guoxiong. The analysis of the relationship between the spatial modes of summer precipitation anomalies over China and the general circulation [J]. *Scientia Atmospherica Sinica*, 1997,(2):34-42. (in Chinese))
- [23] La Seur N E. On the Asymmetry of the Middle-Latitude Circumpolar Current [J]. *Journal of Atmospheric Sciences*. 1954, 11: 43-57.
- [24] 姚秀萍, 董敏. 东北三江流域夏季旱涝基本特征分析 [J]. *应用气象学报*, 2000,(3): 297-303. (YAO Xiuping, Dong Min. Research on the features of summer rainfall in northeast China [J]. *Quarterly Journal of Applied Meteorology*, 2000,(3):297-303. (in Chinese))
- [25] Kodera K. Solar influence on the Indian Ocean Monsoon through dynamical processes [J]. *Geophysical Research Letters*, 2004,31(24).

(下转第 67 页)

流速对应的流向来看,大潮由于潮流动力较强,除4#垂线外,其它垂线一致性较好,涨潮平均流向为 312° ,落潮平均流向为 136° ,涨落潮流向相差接近 180° 。中潮由于潮流动力较弱,受岛屿的影响较大,1#、2#、3#、5#各垂线的流向一致性较好,6#、7#中潮流向相比大潮流向偏西。

(4)各垂线涨落潮憩流一般发生在高低潮前后,最大流速一般发生在半潮,大、中潮上述相位关系相似,表明本海区潮波基本属于驻波性质。

参考文献:

- [1] Doodson, A. T, 1957. The analysis and prediction of tides in shallow water [J]. Intern. Hydrogr. Rev. 33(1): 85-126.
- [2] 张威. 浙江近海海域潮波数值模拟 [D]. 杭州: 浙江大学, 2007. (ZHANG Wei. Study on Mathematical Model of Tide in Zhejiang Offshore Area [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007. (in Chinese))
- [3] 陈倩, 黄大吉, 章本照, 等. 浙江近海潮汐的特征 [J]. 东海海洋, 2003,21(2):1-12. (CHEN Qian, HUANG Daji, ZHANG Benzhuo, et al. The research of the tidal features in the coastal zone of Zhejiang province [J]. Donghai Marine Science, 2003,21(2): 1-12. (in Chinese))
- [4] 陆青,左军成,郭伟其,等. 台州湾附近海域潮汐、潮流特性[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2011,39(5):583-588. (LU Qing, ZUO Juncheng, GUO Qiwei, et al. Characteristics of tide and tidal current in sea area near Taizhou bay [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2011,39(5):583-588. (in Chinese))
- [5] 陈倩,黄大吉,章本照,等. 浙江近海潮流和余流的特征[J]. 东海海洋, 2003,21(4):1-14. (CHEN Qian, HUANG Daji, ZHANG Benzhuo, et al. Characteristics of the tidal current and residual current in the seas adjacent to Zhejiang [J]. Donghai Marine Science, 2003,21(4): 1-14. (in Chinese))
- [6] 陈倩,黄大吉,章本照. 浙江近海潮汐潮流的数值模拟[J]. 海洋学报, 2003,25(5):9-20. (CHEN Qian, HUANG Daji, ZHANG Benzhuo. Numerical simulation of tide and tidal currents in the seas adjacent to Zhejiang [J]. Acta Oceanologica Sinica, 2003,25(5):9-20. (in Chinese))

Characteristics of Tide and Tidal Current in Sea Area near Huangjiao Work Zone

HU Siyou¹, LI Chunhui², PAN Xishan³, WANG Yang⁴

(1. Downstream Yangtze River Survey Bureau of Hydrology and Water Resources, Nanjing 210011, China; 2. Key Laboratory of Coastal Disaster and Defence, Ministry of Education, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210098, China; 4. Guangdong Research Institute of Water Resources and Hydropower, Guangzhou 510610, China)

Abstract: With the tidal data from the stations of Langjishan, Diaobang and Xiadachendao, and 7 strips vertical observed data of spring tide and moderate tide, the characteristics of the tide and tidal current near Huangjiao work zone were analyzed. The results show that the tide is regular semidiurnal while the tidal current is nonregular semidiurnal. The tidal current at 1-5# vertical tidal observation stations are rectilinear while 6# and 7# are rotated. The tidal waves in the sea area near the Taizhou Bay are standing waves.

Key words: Huangjiao; tide; tidal current; characteristic

(上接第14页)

Medium and Long-term Runoff Forecasting Based on Mutual Information and BP Neural Network

LU Di, ZHOU Huicheng

(School of Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: As for the medium and long-term runoff forecasting factors selection, this paper introduced mutual information (MI) to select the subset of factors from numerous meteorological factors into back-propagation neural network (BPN) model. In the model, mean square error (MSE) and MI were presented as objective functions respectively to measure factors compound correlation for the purpose of selecting optimal forecasting factors. The study was applied to forecast flood season runoff of the Biliuhe reservoir. The results show that using MI to select the subset and combining MI with BPN model can identify the correlation between runoff and its affecting factors effectively. The methods of factors selection may provide a good reference for medium and long-term runoff forecasting.

Key words: mutual information; neural network; medium and long-term runoff forecasting