

网络出版时间:2014-10-16 13:49

DOI:10.13207/j.cnki.jnwafu.2014.11.087

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.13207/j.cnki.jnwafu.2014.11.087.html>

基于小波神经与随机分析的径流预测

李保琦¹, 周泽江², 马妍博³

(1 中国水利水电科学研究院, 中国 北京 100048; 2 广西水利水电勘测设计院, 广西 南宁 530000;

3 四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065)

[摘要] **【目的】**分析水文不确定性因素对径流预测的影响, 提高中长期水文预报方法模拟预测结果的精度。**【方法】**将小波分析(WA)、人工神经网络(ANN)和随机分析联合使用建立径流预测模型, 即在小波分析(WA)揭示流量时频特性的基础上, 将径流原序列分为高频部分和低频部分, 然后利用人工神经网络(ANN)对低频部分进行模拟预测, 利用随机分析对高频部分进行分析, 最后将各部分结果叠加作为最终预测结果。将所建立的径流预测模型用于渠江二级支流后河的径流预测, 并与传统 BP 人工神经网络方法的预测结果进行对比。**【结果】**根据《水文情报预报规范》, 以预测值的相对误差小于 10% 为标准, 传统 BP 人工神经网络预测结果合格率为 46.67%, 而基于小波神经与随机分析的径流预测模型在正常水文年模拟预测结果的合格率为 73.33%。**【结论】**基于小波与随机分析的径流模型预测精度好、合格率高, 能得到更好的复杂水文条件下的径流预测值。

[关键词] 径流预测; 小波分析; 人工神经网络; 随机分析

[中图分类号] P338⁺.2

[文献标志码] A

[文章编号] 1671-9387(2014)11-0169-06

Runoff forecasting based on wavelet analysis, artificial neural network and hydrologic frequency analysis

LI Bao-qi¹, ZHOU Ze-jiang², MA Yan-bo³

(1 China Institute of Water Resource and Hydropower Research, Beijing 100048, China;

2 Guangxi Water Conservancy and Hydropower Survey and Design Institute, Guangxi, Nanning 530000, China;

3 College of Water Resource and Hydrology Engineering, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China)

Abstract: **【Objective】** This study aimed to improve the precision of runoff forecasting by analyzing the effects of hydrological uncertainties. **【Method】** A runoff forecasting model based on wavelet analysis (WA), artificial neural network (ANN), and hydrologic frequency analysis was constructed. First, the multi-time scale characters of hydrologic time series were analyzed using WA for understanding the internal structures of the series, then the high frequency part in original series was recognized by DWT and the rest was treated as low frequency series. Then ANN was used to simulate and forecast the low frequency series and the hydrologic frequency analysis method was used to predict high frequency series. Finally, the two parts were stacked as final forecasting results. The method was applied to the Hou River and compared with the results from BP and ANN analysis. **【Result】** The passing rate of ANN was 46.67% and that of the new model was 73.33% according to the Hydrology Information Specification with the relative error of less than 10%. **【Conclusion】** The WA, ANN and hydrologic frequency analysis based model had high precision and good qualified rate, and it could be used for complex hydrologic conditions.

[收稿日期] 2013-08-16

[基金项目] 美国能源基金会“中国可持续能源项目”(G-0610-08581)

[作者简介] 李保琦(1987—), 男, 山东聊城人, 在读硕士, 主要从事水资源开发利用与经济管理研究。

[通信作者] 周泽江(1989—), 男, 四川绵阳人, 工程师, 主要从事水文预报研究。E-mail: jungle4631@qq.com

Key words: runoff forecasting; wavelet analysis; artificial neural network; hydrologic frequency analysis

中长期水文预报通常泛指预见期超过流域最大汇流时间,且在 3 d 以上 1 年以内的水文预报^[1-2]。水文预报是防洪减灾工作的重要内容,对于降低水自然灾害损失、提高水利设施效益具有重要的意义。开展径流预测(特别是中长期径流预测)、提高预测精度以掌握未来水文情势,对于实现水资源的合理调配、管理及指导防汛抗旱等具有非常重要的意义。特别是在水文情势复杂、水资源状况日益恶化的今天,径流预测的重要性更加突出^[3-4]。因此,研究水文规律,预报水文情势,提高预报精度具有重要的现实意义。我国水文预报起步较晚,但是经过几代水文研究者的努力,已取得了一些成就^[4]。以时间和技术手段为界限,水文预报方法可分为传统水文预报和人工智能水文预报;以研究基础和物理机制为界限,水文预报方法可分为基于物理模型的过程驱动模型和基于数学统计的黑箱子模型。目前用于中长期水文预报的方法很多^[5-7],一般情况下分为传统方法和新方法 2 大类,前者主要有成因分析和水文统计方法,后者主要包括模糊分析、人工神经网络、灰色系统分析等方法^[4]。传统的预测方法通常要对水文序列结构和概率密度函数形式做某种假定及适当简化,以反映平稳线性时间序列或者简单的非平稳线性时间序列。然而实际中的径流序列由于受大气环流、太阳活动、下垫面情况、地球物理因素和人类活动的影响,往往呈现出高度复杂的非线性空间过程^[8]。小波分析和神经网络是目前研究的热点、重点,然而水文序列是非线性的,受到各种不确定性因素的显著影响,对于预测中出现的一系列复杂问题,这些方法显示出了本身的局限性和预测结果的不精确性。因而,本研究运用人工智能预报手段,通过小波分解和神经网络结合随机分析对河川径流进行预测,以期为提高径流预测的准确度提供参考。

1 材料与方法

1.1 小波分析

小波分析(Wavelet analysis, WA)是一种由粗及细的分析方法,它可以观测到水文时间序列的细微变化,也可以展示大的变化规律,同时能获得不同频带的简单序列。通过小波变换,能将水文时间序列分解为确定性成分和随机性成分,这样除了可以进行原始序列主周期识别以外,还能对序列的突变特征进行识别^[4]。小波分析时频多分辨率功能突

出,它可以通过多尺度对信号进行分析,有效识别各频率成分并提取所有相关信息。因此,小波分析被誉为“数学显微镜”分析方法,能有效揭示水文序列的结构和变化特性^[9-10]。

小波分析的关键是对信号实行小波变换,对给定的满足一定条件的小波函数,时间序列(表示能量有限)的连续小波变换为^[11-12]:

$$w_f(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) q\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (1)$$

式中: $w_f(a, b)$ 为对应于不同尺度、不同位置的小波(变换)系数,能同时反映频域参数 a 和时域参数 b 的特性; $q\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 为 $y\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 的共轭复数; a 为尺度因子; b 为时间因子。当 a 较小时(高频部分),频域的分辨率低,时域的分辨率高;当 a 较大时(低频部分),频域的分辨率高,时域的分辨率低。

水文时间序列通常是离散的,则上式的离散形式为:

$$w_f(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Delta t \sum_{k=1}^N f(k\Delta t) q\left(\frac{k\Delta t}{a}\right). \quad (2)$$

式中: Δt 为抽样时间间隔, N 为离散系数, k 为自然数(1, 2, ..., N)。当水文时间序列被分解成小波系数后,对时间序列分析就转化为对小波变换系数的研究。

小波换算系数常通过快速变换算法计算,此算法不涉及具体的小波函数,计算简单快捷。

1.2 人工神经网络

近年来,人工神经网络(ANN)在水文时间序列模拟预测中得到广泛的应用^[13]。人工神经网络是对人脑进行的一种模仿,通过数学运算的训练处理信息,进而模拟人脑得出结果。因此,它具有大规模的并行计算与分布式储存能力,以及非线性映射能力、较强的鲁棒性与容错性、自适应、自组织、自学习能力和非局域性、非凸性等特点。虽然人工神经网络具有较强的非线性逼近功能和自学习、自适应的特点,但它类似于“黑箱模型”,许多参数无法确定,模拟得到的水文序列结果也无法具体得知,计算结果无法解释^[2,7]。

人工神经网络通过神经元作用函数的简单复合能够逼近有界子集上的任意非线性函数,且模型具有自适应能力,更新方便。采用人工神经网络所构造的水文时间序列模型,根据研究对象的多少可分为单变量和多变量人工神经网络时序模型。多变量

人工神经网络模型时间序列的矩阵形式可表示为^[14-15]:

$X_{t,r}=g(X_{t-1,r},\cdots,X_{t-1,r},\cdots,X_{t-p,r})+\varepsilon_{t,r}$ 。(3)
式中: $X_{t,r}$ 为 t 时刻 r 截口的水文特征量; g 为神经网络非线性映射,为一隐式函数; p 为模型输入节点数; $\varepsilon_{t,r}$ 为 t 时刻 r 截口的正态独立随机变量(白噪声),假定其服从独立正态分布。

式(3)中, $X_{t,r}$ 由 2 部分组成,第 1 部分反映了水文时间序列包含的确定成分,采用 BP 网络模型来模拟;第 2 部分为模型随机项,反映了序列所包含的随机成分。由于 $\varepsilon_{t,r}$ 是服从正态分布的随机变量,可采用变换法进行模拟。以第 1 部分的网络输出加上第 2 部分的随机项作为模拟值;由 $\{\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_p,c_p\}$ ($\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_p$ 为分解出的低频部分, c_p 为剩下的高频部分)重构网络下一次输入,得到网络输出,再加上随机项作为模拟值。

1.3 小波与神经网络的组合

设小波分解序列为:
 $W_1(1),W_2(1),\cdots,W_p(1),C_p(1)$
 $W_1(2),W_2(2),\cdots,W_p(2),C_p(2)$
 $\vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots$
 $W_1(n),W_2(n),\cdots,W_p(n),C_p(n)$ 。(4)

式中: $W_1(t),W_2(t),\cdots,W_p(t)$ 为低频率序列; p 为尺度数; n 为分界序列的长度; $C_p(t)$ 为背景序列(低频)。

以 t 时刻的小波分解序列 $W_1(t),W_2(t),\cdots,W_p(t),C_p(t)$ 作为 ANN 的输入, $t+T$ 时刻的序列作为网络输出(T 为预见期),构造 ANN 模型。以上述方式建立的模型称为小波与神经网络组合模型(WANN)。其建模步骤如下:

①时间序列的小波分解。设水文时间序列为 $\{Q(t)\}$,令 $C_0(t)=Q(t)$,则快速小波算法如下:

$$C_i(t)=\sum_{k=-\infty}^{+\infty}h(k)C_{i-1}(t+2^ik),i=1,2,\cdots,p;$$
$$W_i(t)=C_{i-1}(t)-C_i(t),i=1,2,\cdots,p。$$
(5)

式中: $C_i(t),W_i(t)$ 分别为尺度 i 下的背景序列和细节序列; $h(k)$ 为离散低通滤波器; p 为尺度数。

② WANN 的构造。ANN 的输入为: $X=[W_1(t),W_2(t),\cdots,W_p(t),C_p(t)]^T$,输出为 $Y=[Q(t+T)]$ 。网络模型结构为: $(p+1)-(p+1)-1$,即 3 层。

1.4 随机分析

水文序列可利用小波分为背景部分和随机部分,背景部分代表的是水文时间序列的具体走势,可用神经网络得出较好的预测结果;随机部分代表的是水文时间序列的偶然因素所影响的那部分径流序列的走势,所以按照神经网络的思路分析,往往预测效果不佳。因此,本研究选取传统方法对高频率序列进行预测,此处选取皮尔逊Ⅲ型分布曲线进行预测。将神经网络得到的背景部分和皮尔逊Ⅲ型分布曲线得到的随机部分的结果叠加,得到最终的水文序列预测值,然后和 BP 神经网络预测的结果进行比较,最后得出结论。

2 结果与分析

2.1 数据来源

本研究的数据为四川省达州市万源市境内渠江二级支流后河的径流数据(表 1)。后河发源于万源市城北大横山,由大县毛坝镇开始,纵穿县境西北部,在普光镇与中河汇合,到县城交口再与前河交汇。后河流域面积 3 670.7 km²(其中万源县内流域面积(含中河)1 462.3 km²),干流长 56 km,平均坡降 1.1‰,多年平均径流量 12.47 亿 m³。

表 1 四川省万源市后河 1959—2008 年的年平均流量

Table 1 Annul runoff data of Hou River in Wanyuan City Sichuan Province during 1959—2008

年份 Year	流量/ (m ³ ·s ⁻¹) Flow	年份 Year	流量/ (m ³ ·s ⁻¹) Flow	年份 Year	流量/ (m ³ ·s ⁻¹) Flow	年份 Year	流量/ (m ³ ·s ⁻¹) Flow	年份 Year	流量/ (m ³ ·s ⁻¹) Flow
1959	38	1969	46	1979	49	1989	36	1999	41
1960	43	1970	49	1980	61	1990	38	2000	46
1961	47	1971	52	1981	66	1991	43	2001	48
1962	48	1972	57	1982	64	1992	51	2002	48
1963	51	1973	57	1983	62	1993	54	2003	47
1964	55	1974	53	1984	57	1994	50	2004	47
1965	57	1975	47	1985	53	1995	46	2005	46
1966	56	1976	38	1986	50	1996	39	2006	46
1967	53	1977	36	1987	45	1997	36	2007	46
1968	48	1978	42	1988	38	1998	39	2008	45

2.2 小波分解与重构

根据上述原理和步骤建立小波神经网络与随机分析的组合同步模型,资料采用后河 1959—2008 年共 50 年的径流数据,小波分析对水文径流序列进行 2 层分解,由原始序列分解得到 $W_1(t)$ 和 $C_1(t)$ 2 部

分,这是第 1 次分解;再将 $W_1(t)$ 分解得到 $W_2(t)$ 和 $C_2(t)$ 2 部分,到此第 2 次分解完毕;然后对各频率部分进行重构,最后以重构得到的 $C_2(t)$ 作为原始序列的背景序列(图 1),以 $W_1(t)$ 和 $W_2(t)$ 的叠加作为原始序列的随机部分(图 2)。

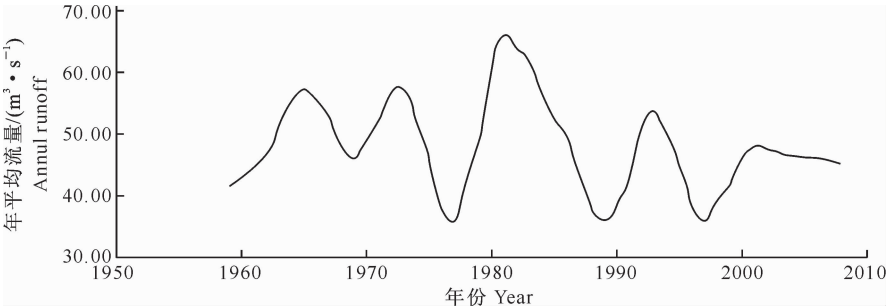


图 1 四川省万源市后河径流分解后得到的背景序列

Fig. 1 Background sequence of Hou River in Wanyuan City Sichuan Province

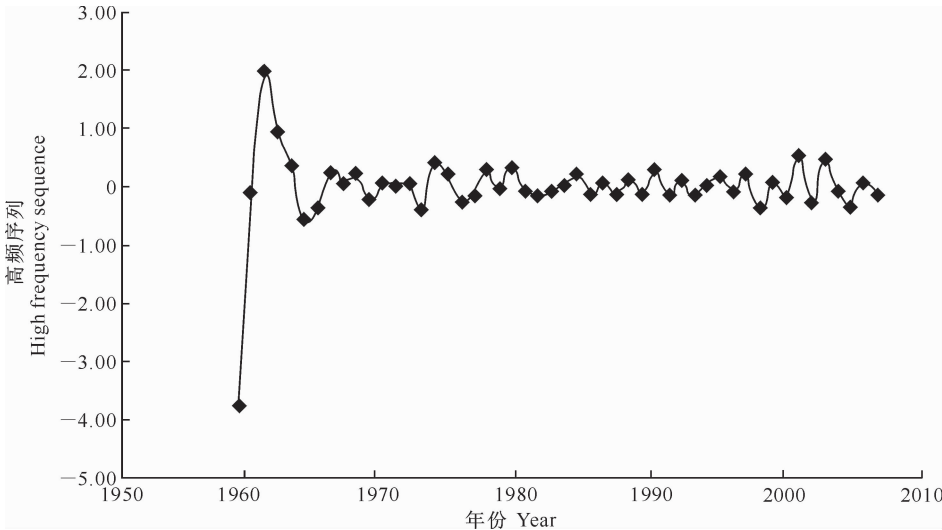


图 2 四川省万源市后河径流分解后得到的随机序列

Fig. 2 Random sequence of Hou River in Wanyuan City Sichuan Province

2.3 背景序列的模拟预测

选用 BP 神经网络对背景序列进行模拟预测。应用 1959—1993 年序列进行网络模拟训练,然后用

1994—2008 年年平均流量进行验证。背景序列预测结果见表 2。

表 2 四川省万源市后河径流序列分解后低频序列模拟预测结果

Table 2 Simulated low frequency sequence of Hou River in Wanyuan City Sichuan Province

年份 Year	预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Predicted value	实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Measured value	相对误差/% Relative error	年份 Year	预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Predicted value	实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Measured value	相对误差/% Relative error
1994	53.80	50.40	-6.75	2002	53.08	47.52	-11.70
1995	53.97	46.15	-16.94	2003	51.60	47.35	-8.98
1996	48.41	38.96	-24.26	2004	51.15	46.59	-9.79
1997	37.76	36.20	-4.31	2005	49.23	46.12	-6.74
1998	37.35	38.89	3.96	2006	48.36	46.33	-4.38
1999	37.75	41.49	9.01	2007	48.71	45.86	-6.21
2000	39.37	45.97	14.36	2008	47.99	44.99	-6.67
2001	48.13	48.25	0.25				

2.4 随机序列的模拟预测

选用皮尔逊Ⅲ型分布曲线预测分离出的随机序列。首先进行参数估计,然后求得不同频率下的随机序列随机值。最后得到后河径流序列在 25%,50%和 75%频率下随机序列的随机值分别为 3.8,0 和-8.3。

2.5 年径流序列的模拟预测

将神经网络分析得到的背景序列结果和皮尔逊Ⅲ型分布曲线分析得到的随机序列模拟预测结果叠加,得到不同频率下年平均流量预测的最终结果,同时将实测序列点绘于图 3 进行比较。

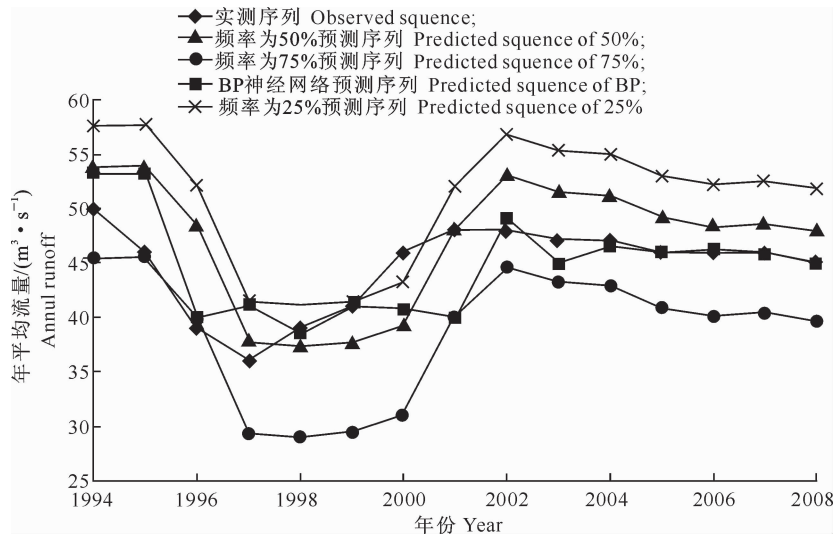


图 3 四川省万源市后河径流小波神经组合模型及 BP 神经网络预测结果与实测结果的比较
Fig. 3 Comparison of forecasting consequence among the new model,ANN and the observed data

由图 3 可知:(1)预测结果的整体变化走势与实测序列的变化走势一致,这是由背景序列的预测结果确定和保证的;(2)实测序列基本包含在 25%和 75%保证率对应预测值的范围内,50%的保证率预测值与实测序列最接近。因此,文中的概率预测结果合理地反映了未来水文径流的走势;(3)由预测结

果可直接掌握水文径流量随年份的丰、平、枯变化情况,以及某些具体年份径流的丰枯状况。

2.6 BP 神经网络对原始径流的预测

采用 BP 神经网络模型对原始数据进行预测(结果见图 3),并将其与本研究所建模型的预测结果进行对比,结果见表 3。

表 3 基于 BP 神经网络对四川省万源市后河原始径流的预测结果

Table 3 ANN forecasting consequence of Hou River in Wanyuan City Sichuan Province

年份 Year	预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Predicted value	实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Measured value	相对误差/% Relative error	年份 Year	预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Predicted value	实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) Measured value	相对误差/% Relative error
1994	53.44	50.40	-6.00	2002	49.23	47.52	-4.24
1995	53.44	46.15	-15.79	2003	44.94	47.35	5.09
1996	40.23	38.96	-3.27	2004	43.96	46.60	5.64
1997	41.27	36.20	-14.03	2005	41.05	46.12	11.01
1998	38.56	38.89	0.80	2006	40.19	46.33	13.26
1999	41.26	41.49	0.56	2007	40.51	45.86	11.68
2000	40.73	45.97	11.40	2008	39.90	44.99	11.31
2001	40.01	48.25	17.08				

从表 3 可以看出,传统的 BP 神经网络预测结果的平均相对误差为 8.75%,最大相对误差为 17.08%。根据《水文情报预报规范》(SL 250—2000)^[16]对中长期径流预报的精度要求,预测误差在多年变幅的 10%以内为合格,BP 神经网络预测

合格率为 46.67%,预测精度不是很高。而组合模型相对于 BP 神经网络预测模型而言,不但精度更高,预测合格率达 73.33%,而且还可以掌握水文径流量随年份的丰、平、枯变化情况,以及某些具体年份径流的丰枯状况。

3 讨 论

基于以上计算和分析,得出以下结论:

1) 将小波分析方法引入 BP 神经网络,利用 BP 神经网络对小波分离出来的背景序列进行模拟训练和预测,结果显示该组合模型预测结果较为理想,适用于中长期径流预测。

2) 应用小波分析对径流序列进行分解,可得到不同尺度下的径流振荡变化和趋势成分。应用皮尔逊Ⅲ型分布曲线对振荡变化部分进行分析,再与分离出的背景序列的预测结果叠加,可得到较好的预测结果,效果明显优于单独应用 BP 神经网络时的预测结果,因而具有广泛的应用前景。

3) 在进行小波分析时,小波函数的选择应慎重,不同的小波函数可导致不同的分析结果;水文序列具有自身的特殊性,高频部分和低频部分的分离依据可由具体的情况决定,其宗旨是分离效果要保证模拟预测结果的可靠性。

4) 水文径流序列成分复杂多变,影响因素各种各样。因此,在使用不同的方法时应去除单一方法的受制约部分,将多种方法联合使用,取长补短,以提高预测的准确性。

[参考文献]

- [1] 陈金荣,范钟秀. 中国中长期水文预报的现状与发展趋势 [C]//长江流域规划办公室. 水文预报论文选集(1981 年全国水文预报学术讨论会). 北京:水利电力出版社,1985:174-179.
Chen J R, Fan Z X. The current conditions and developing tendency of medium and long-term hydrologic forecasting in China [C]. The office of Yangtze river. Hydrologic forecast sincia (The national hydrological forecast seminar in 1981). Beijing:China Waterpower Press,1985:174-179. (in Chinese)
- [2] 水利电力部水文水利调度中心. GB/T 12450—2001 水文情报预报规范(SD 138—85) [S]. 北京:中国水利出版社,2002.
Water Resources Ministry of Hydrology and Water Resources Dispatch Center. GB/T 12450—2001 Hydrology information forecast specification(SD 138—85) [S]. Beijing:China Waterpower Press,2002. (in Chinese)
- [3] 杨 旭,冯国章. 中长期水文预报研究评述与展望 [J]. 西北农业大学学报,2000,28(6):203-207.
Yang X, Feng G Z. Discussion and prospect on mid-long-term hydrological forecasting [J]. Acta Univ Agric Boreali-occidentalis, 2000, 28(6): 203-207. (in Chinese)
- [4] 汤友成,官学文,张世明. 现代中长期水文预报方法及其应用 [M]. 北京:中国水利水电出版社,2008:159-186.
Tang Y C, Guan X W, Zhang S M. The advance method for

- mid-long term hydrological forecasting and its application [M]. Beijing:China Water Power Press,2008:159-186. (in Chinese)
- [5] 范钟秀. 中长期水文预报 [M]. 南京:河海大学出版社,1999:63-81.
Fan Z X. Medium an long-term hydrologic forecasting [M]. Nanjing:Hohai University Press,1999:63-81. (in Chinese)
- [6] 陈守煜. 中长期水文预报综合分析理论模式与方法 [J]. 水利学报,1997(8):15-21.
Chen S Y. Theoretical pattern of comprehensive analysis and method for mid and long term hydrology forecast [J]. Journal of Hydrologic Engineering,1997(8):15-21. (in Chinese)
- [7] 桑燕芳,王 栋,吴吉春,等. 基于 WA、ANN 和水文频率分析法相结合的中长期水文预报模型的研究 [J]. 水文,2009,29(3):10-15.
Sang Y F, Wang D, Wu J C, et al. Research on stochastic medium and long-term hydrologic forecasting model based on WA, ANN, and hydrologic frequency analysis [J]. Journal of China Hydrology, 2009, 29(3): 10-15. (in Chinese)
- [8] 凌 旋,袁 鹏,陈景开,等. 小波神经网络在径流预测中的应用 [J]. 水利科技与经济,2012,18(8):51-54.
Ling X, Yuan P, Chen J K, et al. Application of wavelet neural network in runoff prediction [J]. Water Conservancy Science and Technology, 2012, 18(8): 51-54. (in Chinese)
- [9] 郭其一,路向阳,李维刚,等. 基于小波分析和模糊神经网络的水文预测 [J]. 同济大学学报:自然科学版,2005,33(1):130-133. (in Chinese)
Guo Q Y, Lu X Y, Li W G, et al. Study on hydrological forecasting based on wavelet-fuzzy neural networks [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2005, 33(1): 130-133. (in Chinese)
- [10] Zhang B, Govindaraju R S. Prediction of watershed runoff using Byesian concepts and modular neural networks [J]. Water Resource Res, 2000, 36(3): 753-762.
- [11] 王文圣,丁 晶,李跃清. 水文小波分析 [M]. 北京:化学工业出版社,2005:93-102.
Wang W S, Ding J, Li Y Q. Hydrological wavelet analysis [M]. Beijing:Chemical Industry Press,2005:93-102. (in Chinese)
- [12] 鞠 琴,余钟波,郝振纯,等. 小波网络模型及其在日流量预测中的应用 [J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2009,41(1):47-52.
Ju Q, Yu Z B, Hao Z C, et al. Wavelet neural network model and its application in daily stream flow forecast [J]. Xi'an University of Architecture and Technology: Natural Science Edition, 2009, 41(1): 47-52. (in Chinese)
- [13] Hsu K, Gupta H V, Sorooshian S. Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process [J]. Water Resources Research, 1995, 31(10): 2517-2530.

Committee Office, 2006. (in Chinese)

[6] 王忠训,曹华英,孙 娟,等. 区域环评中北方河流水环境容量计算方法研究 [J]. 中国环境管理干部学院学报, 2009, 19(3): 22-26.

Wang Z X, Cao H Y, Sun J, et al. Study on the calculation method of water environmental capacity of the north area in the region EIA [J]. Journal of the Environmental Management College of China-Emcc, 2009, 19(3): 22-26. (in Chinese)

[7] 戴本林,杨立中,贺玉龙,等. 四川省某河流水环境容量模型及测算分析 [J]. 节水灌溉, 2007(5): 57-58.

Dai B L, Yang L Z, He Y L, et al. Study on water environmental capacity computation model for a river in sichuan province [J]. Water Saving Irrigation, 2007(5): 57-58. (in Chinese)

[8] 方国华,于凤存,曹永潇. 中国水环境容量研究概述 [J]. 安徽农业科学, 2007, 35(27): 8601-8602.

Fang G H, Yu F C, Cao Y X. Review of water environment capacity in China [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2007, 35(27): 8601-8602. (in Chinese)

[9] Bedford K W, Sykes R M, Libieki C. Dynamic adjective water quality model for rivers [J]. Journal of Environmental Engineering Division, ASCE, 1983, 109(3): 535-552.

[10] 熊 风,杨立中,罗 洁,等. 我国西部内陆河流水环境容量研究 [J]. 干旱区资源与环境, 2007, 21(10): 88-92.

Xiong F, Yang L Z, Luo J, et al. The western continental river water environmental capacity research in our country [J]. Journal of Arid Lang Resources and Environment, 2007, 21(10): 88-92. (in Chinese)

[11] 师 彪,李郁侠,于新花,等. 动态调整粒子群-霍尔特模型在径流预测中的应用 [J]. 农业工程学报, 2010, 26(7): 8-13.

Shi B, Li Y X, Yu X H, et al. Long-term runoff forecast method based on dynamic adjustment particle swarm optimizer algorithm and Holt-Winters linear seasonal model [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(7): 8-13. (in Chinese)

[12] 于 雷,吴舜泽,范丽丽,等. 河流水环境容量一维计算方法 [J]. 水资源保护, 2008, 24(1): 39-41.

Yu L, Wu S Z, Fan L L, et al. One-dimensional calculation method for river water environmental capacity [J]. Water Resources Protection, 2008, 24(1): 39-41. (in Chinese)

[13] Smakhtin V U. Low flow hydrology: A review [J]. Journal of Hydrology, 2001, 240(3): 147-186.

[14] 师 彪,李郁侠,于新花,等. 改进粒子群-BP 神经网络模型的短期电力负荷预测 [J]. 计算机学报, 2009, 29(4): 134-138.

Shi B, Li Y X, Yu X H, et al. Short-term load forecast based on modified particle swarm optimizer and back propagation neural network model [J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(4): 134-138. (in Chinese)

[15] Dakova S, Uzunov Y, Mandadjiev D. Low flow-the river's ecosystem limiting factor [J]. Ecological Engineering, 2000, 16(1): 167-174.

(上接第 174 页)

[14] 袁 鹏,邵 骏,吕孙云,等. BP 神经网络在洪水地区组成随机模拟中的应用 [J]. 中国农村水利水电, 2008(11): 4-7.

Yuan P, Shao J, Lü S Y, et al. Application of BP network time-sequence model to the integration of flood stochastic simulation [J]. China Rural Water and Hydropower, 2008 (11): 4-7. (in Chinese)

[15] 丁 晶,刘权授. 随机水文学 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 1997: 74-78.

Ding J, Liu Q S. Statistical hydrology [M]. Beijing: China Water Power Press, 1997: 74-78. (in Chinese)

[16] 水利电力部水文水利调度中心. GB/T 12450—2000. SL 250—2000, 水文情报预报规范 [S]. 北京: 中国水利出版社, 2000.

Water Resources Ministry of Hydrology and Water Resources Dispatch Center. GB/T 12450—2000. SL 250—2000, Hydrology information specification [S]. Beijing: China Waterpower Press, 2000. (in Chinese)