

# 基于 WD-RSPA 模型的水文时间序列预测

——以马口站和深圳市为例\*

刘祖发<sup>1</sup>, 谭铭欣<sup>1</sup>, 查悉妮<sup>1</sup>, 卓文珊<sup>1</sup>, 周月英<sup>2</sup>, 陈记臣<sup>1</sup>, 姚寒梅<sup>1</sup>

(1. 中山大学水资源与环境研究中心//华南地区水循环与水安全

广东省普通高校重点实验室, 广东 广州 510275;

2. 中山大学新华学院, 广东 广州 510520)

**摘要:** 为了解决传统水文时间序列预测模型预测精度不高、未考虑实际噪声影响等问题, 将小波消噪 (Wavelet De-noise, WD) 与秩次集对分析 (Rank Set Pair Analysis, RSPA) 方法耦合, 建立基于小波消噪的秩次集对分析水文预测模型 (WD-RSPA), 并应用于马口站年总径流量以及深圳市年总降雨量预测。结果表明: 当集合维数  $T=4$  时,  $\text{coif3-RSPA}$  模型预测马口站径流量的预测误差  $|\overline{e}| = 11.97\%$ ;  $T=6$  时,  $\text{db5-RSPA}$  模型预测深圳市降雨量的预测误差  $|\overline{e}| = 17.73\%$ 。相较于传统  $\text{AR}(1)$  模型和单一的 RSPA 模型, WD-RSPA 模型更接近真实值, 是一种切实可行的水文时间序列预测方法。

**关键词:** 水文时间序列; 小波消噪; 秩次集对分析; 年径流量预测; 年降雨量预测

**中图分类号:** TV124 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2017) 05-0119-09

## Hydrological time series forecasting based on WD-RSPA model

——A case study of Makou Station and Shenzhen Station

LIU Zufa<sup>1</sup>, TAN Mingxin<sup>1</sup>, ZHA Xini<sup>1</sup>, ZHUO Wenshan<sup>1</sup>, ZHOU Yueying<sup>2</sup>, CHEN Jichen<sup>1</sup>, YAO Hanmei<sup>1</sup>

(1. Center for Water Resources and Environment // Key Lab of Water Cycle and Water Security

in Southern China of Guangdong Higher Education Institutes,

Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. Xinhua College of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510520, China)

**Abstract:** The traditional hydrological time series prediction models cannot get good prediction accuracy and they generally do not consider the actual noise. A new kind of hydrological forecasting model (Wavelet De-noise and Rank Set Pair Analysis forecasting model, WD-RSPA forecasting model) was built based on wavelet de-noising and set pair analysis, and was applied to predict the annual runoff of Makou Station and the annual precipitation of Shenzhen Station. The results show that when the dimension  $T=4$ , the prediction error of Makou Station with  $\text{coif3-RSPA}$  model is  $11.97\%$ ; and when  $T=6$ , the prediction error of Shenzhen Station with  $\text{db5-RSPA}$  model is  $17.73\%$ . Compared to the results predicted by  $\text{AR}(1)$  model and RSPA model, the results of WD-RSPA model are closer to the observed data, indicating that it is a practicable method to predict the hydrological time series.

**Key words:** hydrological time series; wavelet de-noise; rank set pair analysis; annual runoff forecasting; annual precipitation forecasting

\* 收稿日期: 2016-08-15

基金项目: 国家自然科学基金 (51379223)

作者简介: 刘祖发 (1961年生), 男; 研究方向: 水资源与环境研究; E-mail: eeslzf@mail.sysu.edu.cn

通信作者: 卓文珊 (1977年生), 女; 研究方向: 水资源与环境研究; E-mail: zadeozws@mail.sysu.edu.cn

近年来,全球多处发生强降雨和洪涝灾害等水文不确定事件,严重威胁到人类的生命健康和财产安全。尤其在人类活动和气候变化的背景下,流域降雨径流特征更为复杂,规律更为不确定。为了更好地实施地区防洪抗汛,减少损失与伤亡,实现水资源优化配置以及水资源的规划管理,对水文时间序列进行预测预报显得十分必要。

珠江流域是一个复合型流域,洪涝旱咸等自然灾害频繁<sup>[1]</sup>。马口水文站是西、北江洪水经思贤滘注入珠江三角洲的重要控制水文站,其流量受西、北两江的影响,水流情况复杂<sup>[2]</sup>。深圳市是珠三角地区快速城市化的典型区域,频繁的人类活动对当地的降雨特征有重要影响。

降雨量和径流量是衡量流域水文情势的两个重要因素。目前常用的水文序列分析方法主要有传统时间序列分析方法<sup>[3]</sup>、信息熵分析法<sup>[4-5]</sup>、灰色系统法<sup>[6-7]</sup>、人工神经网络法<sup>[8-9]</sup>、小波分析方法<sup>[10-11]</sup>等。采用传统单一模型的预测精度往往不高,使用多种方法耦合的预测模型往往能获得更理想的结果。

实测水文序列存在的噪声破坏了水文时间序列原本的自相关结构,改变其真实变化特性。如果对含噪声的水文序列进行分析预测将不能完整地反映其本质规律,甚至得出错误的结论<sup>[12]</sup>。在进行水文序列分析计算前进行小波消噪处理有利于反映其真实变化特征<sup>[13]</sup>。另外,赵克勤<sup>[14]</sup>基于对立统一观点提出了集对分析法,通过建立同异反联系度来表征集对的关系。

本文在小波分析和集对分析的基础上,建立基于小波消噪的秩次集对分析预测模型(WD-RSPA)。WD-RSPA模型结合了小波分析多分辨率分析的特点和集对分析原理简单、计算简便的优势,同时弥补了单一模型预测精度不高的问题。

为了对该模型的适用性和可行性做出检验,本文将WD-RSPA模型应用于马口站和深圳市的水文时间序列预测。

## 1 研究方法和数据来源

### 1.1 小波消噪

小波分析(WA)是一种时频分析方法,利用小波变换可以实现信号时频两域分析,从而表征信号的局部特征,具有多分辨率分析的特点。Kumar和Foufoula-Georgiou<sup>[15]</sup>最早将小波分析方法应用到水文学领域,随后,小波分析方法被广泛应用于水文分析、水文序列消噪、水文序列模拟预报等方

面<sup>[16-19]</sup>。

小波消噪(Wavelet De-noise, WD)就是通过小波分析将高频成分和低频成分有效分离出来,根据不同信号在小波变换后表现出的不同特性,对小波分解序列进行处理,对处理后的序列加以重构,从而实现原始信号的降噪处理<sup>[20]</sup>。

设含噪声的实测序列为 $S(n)$ ,有用低频序列为 $f(n)$ ,噪声序列为 $e(n)$ , $k$ 为噪声强度,可以得到:

$$S(n) = f(n) + ke(n) \quad (1)$$

小波消噪中,小波函数的选择、分解层数的确定、如何选取阈值及如何进行阈值量化都直接关系到信号消噪的质量。本文对小波函数的选择采用文献<sup>[21]</sup>提出的方法,阈值的选择采用Stein无偏似然估计,对阈值进行软阈值去噪。

### 1.2 秩次集对分析

秩次集对预测模型(RSPA)将秩次分析与集对分析结合起来,利用历史样本与当前样本构造集对,选择历史样本中与当前状态相似的样本,可实现当前状态的模拟。

设有联系的集合 $X$ 和 $Y$ 。若要探讨 $X$ - $Y$ 的关系,可对两集合作同一性、差异性和对立性分析,计算联系度 $\mu_{X-Y}$ ,公式为<sup>[14]</sup>

$$\mu_{X-Y} = \frac{S}{n} + \frac{F}{n}I + \frac{P}{n}J \quad (2)$$

式中, $S$ 为两集合所共有的特性(同一性)个数, $F$ 为两集合表现为既不对立又不同的特性(差异性)个数, $P$ 为两集合所相对立的特性(对立性)个数; $S+F+P=n$ ; $I$ 为差异不确定系数,在 $[-1, 1]$ 区间视情况取值,有时仅起差异标记作用; $J$ 为对立系数,且 $J \equiv -1$ ,有时起对立标记的作用。 $\mu_{X-Y}$ 称为集对 $H(X, Y)$ 的联系度。

### 1.3 基于WD-RSPA的水文时间序列预测模型

秩次集对分析预测模型只需要历史水文序列资料,省去了参数率定的复杂过程,具有原理简单,计算简便的优势。但由于该模型没有考虑到某些因素(如气候异常变化)带来的水文序列变异,为了提高预测精度,引入小波消噪的思想,对秩次集对预测模型作出改进,将两种方法耦合,提出基于小波消噪的秩次集对分析预测模型(WD-RSPA)。

选择合适的小波函数对实测序列进行小波消噪,削减原序列的噪声,再对消噪序列按照秩次集对分析预测的方法建模,从而预测未知序列。具体步骤如下:

1) 以某地连续 $n$ 年的实测水文时间序列实测值 $\{X_i\}$ ( $i=1, 2, \dots, n$ )作为模型的输入数据。

2) 选取合适的小波函数并确定分解层数、阈值选取方法及阈值量化方法, 对实测水文序列  $\{X_i\}$  进行小波消噪, 消噪后得到消噪序列  $\{x_i\}$  ( $i=1, 2, \dots, n$ )。

3) 对消噪序列  $\{x_i\}$  构建秩次集对预测模型: 设消噪序列中  $x_i$  与其前  $T$  个历史值  $x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_{i-T}$  存在相依性, 确定集合维数  $T$  的取值 (水文序列中  $T$  值一般选取 4~6), 按表 1 构建  $n-T$  个历史集合  $A_i (i=1, 2, \dots, n-T)$  和一个当前集合  $B$  及其对应的后续值。

4) 对集合  $A_i$  和  $B$  作秩变换, 得到秩次集合  $A'_i$  与  $B'$ 。

5) 集合  $B'$  分别与集合  $A'_i (i=1, 2, \dots, n-T)$  构成集对  $H (A'_i, B') (i=1, 2, \dots, n-T)$ , 并计算各集对的联系度。根据设定的  $i, j$  值及联系度公式, 求出各秩次集对的联系数。

6) 根据联系数最大原则, 找出  $B'$  的相似集合  $A^{k'}$ , 即  $B$  的相似集合  $A_k$ , 相似集合可有一个或多个。按下式计算得到  $\hat{x}_{n+1}$ , 即第  $n+1$  年的预测值。

$$\hat{x}_{n+1} = \frac{1}{K} \sum_{k=k_1}^{k_K} \omega_k x_{m+k} \quad (3)$$

7) 为了充分利用已知信息, 预报时采用一步预测。当已知时间序列足够长时, 为了预测第  $n+2$  a 的数据, 可将第  $n+1$  年的实测值代入新的输入数据, 按步骤 (2) 继续预测; 当输入数据的长度等于已知序列长度时, 鉴于没有后续实测值作为预测值的参照对比, 模型停止预测, 得到基于 WD-RSPA 模型预测的预测序列  $\{\hat{x}\}$ 。

表 1 时间序列秩次集对分析表

Table 1 Rank set pairs analysis of time series

历史集合	集合的元素					后续值
$A_1$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$\dots$	$x_T$	$x_{T+1}$
$A_2$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$\dots$	$x_{T+1}$	$x_{T+2}$
$A_3$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$\dots$	$x_{T+2}$	$x_{T+3}$
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
$A_{n-T}$	$x_{n-T}$	$x_{n-T+1}$	$x_{n-T+2}$	$\dots$	$x_n$	$x_{n+1}$
$B$	$x_{n-T+1}$	$x_{n-T+2}$	$x_{n-T+3}$	$\dots$	$x_n$	$x_{n+1}$

### 1.4 数据来源

本文根据中国气象局网站提供的数据, 以 1959-2010 年马口站年径流序列和 1964-2013 年深圳市年降雨序列作为基础资料, 对建立的 WD-RSPA 模型做出验证, 分别预测 2001-2010 年马口站年径流量以及 2004-2013 年深圳市年降雨量。

## 2 马口站年径流量预测

选用  $\text{coif3}$  和  $\text{rbio5.5}$  小波作为小波消噪函数, 为了保留足够的有效成分, 分解层数为一层, 由 Stein 的无偏似然估计得到阈值并进行软阈值消噪, 选择集对分析维数  $T=4, 5, 6$ , 取  $i=0, j=-1$ , 分别建立 WD-RSPA 模型, 预测 2001-2010 年年径流量。

为了检验该模型的预测效果, 用相同资料建立传统时间序列模型 AR(1) 模型和单一 RSPA 模型,  $T=4, 5, 6$  时得到结果如表 2-4, 结果对比见图 1。

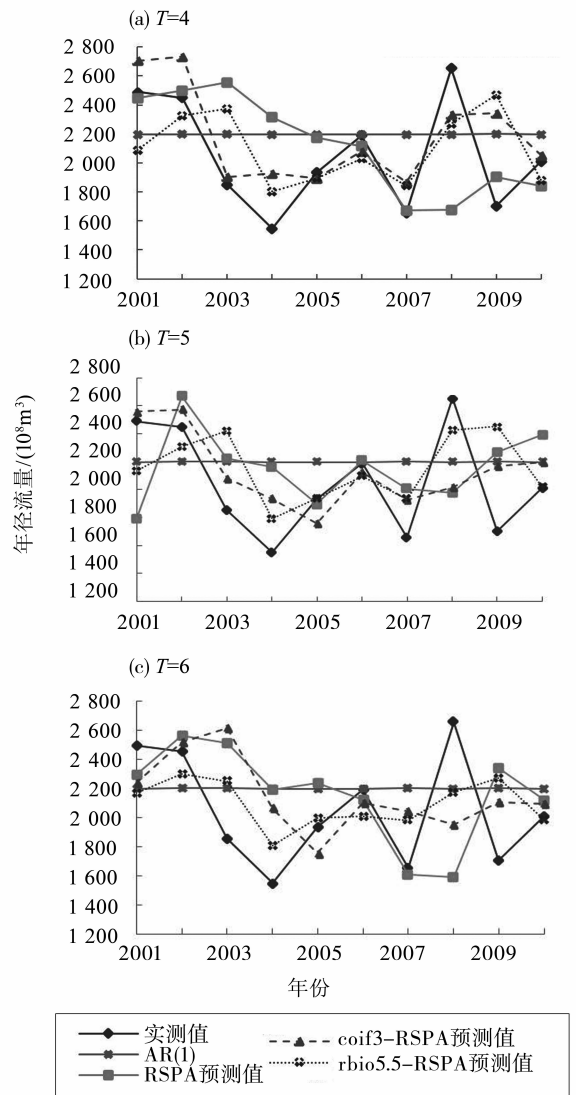


图 1 2001-2010 年马口站年径流预报对比图  
Fig. 1 A contrast of the annual runoffs prediction in Makou Station during 2001-2010

表 2 2001-2010 年马口站年径流预报 ( $T=4$ )<sup>1)</sup>Table 2 The annual runoffs prediction in Makou Station ( $T=4$ ) during 2001-2010

年份	$Q_o/10^8 m^3$	AR(1)		RSPA		coif3-RSPA		rbio5.5-RSPA	
		$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$
2001	2 489.78	2 197.28	-11.75	2 446.65	-1.73	2 704.99	8.64	2 090.40	-16.04
2002	2 449.05	2 199.01	-10.21	2 498.18	2.01	2 733.36	11.61	2 326.34	-5.01
2003	1 851.87	2 198.88	18.74	2 555.55	38.00	1 903.74	2.80	2 376.28	28.32
2004	1 547.85	2 196.93	41.93	2 312.36	49.39	1 930.11	24.70	1 802.09	16.43
2005	1 930.93	2 195.95	13.72	2 174.41	12.61	1 893.04	-1.96	1 895.24	-1.85
2006	2 188.67	2 197.19	0.39	2 116.58	-3.29	2 078.31	-5.04	2 027.81	-7.35
2007	1 654.45	2 198.03	32.86	1 673.10	1.13	1 868.79	12.96	1 841.40	11.30
2008	2 653.80	2 196.29	-17.24	1 676.54	-36.82	2 331.92	-12.13	2 269.71	-14.47
2009	1 703.26	2 199.54	29.14	1 903.56	11.76	2 345.63	37.71	2 467.96	44.90
2010	2 009.11	2 196.45	9.32	1 839.57	-8.44	2 052.84	2.18	1 879.05	-6.47
平均值 $\overline{ e }/\%$			18.53		16.52		11.97		15.21
合格率 ( $\overline{ e } < 10\%$ )			0.20		0.50		0.50		0.40
合格率 ( $\overline{ e } < 20\%$ )			0.70		0.70		0.80		0.80
最大相对误差			41.93		49.39		37.71		44.90
最小相对误差			0.39		1.13		-1.96		-1.85

1)  $Q_o$ : 实测值;  $Q_p$ : 预测值;  $e$ : 相对误差;  $\overline{|e|}$ : 相对误差绝对值的平均值表 3 2001-2010 年马口站年径流预报 ( $T=5$ )<sup>1)</sup>Table 3 The annual runoffs prediction in Makou Station ( $T=5$ ) during 2001-2010

年份	$Q_o/10^8 m^3$	AR(1)		RSPA		coif3-RSPA		rbio5.5-RSPA	
		$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$
2001	2 489.78	2 197.28	-11.75	1 792.58	-28.00	2 558.85	2.77	2 132.41	-14.35
2002	2 449.05	2 199.01	-10.21	2 669.23	8.99	2 573.72	5.09	2 304.84	-5.89
2003	1 851.87	2 198.88	18.74	2 221.25	19.95	2 080.52	12.35	2 418.70	30.61
2004	1 547.85	2 196.93	41.93	2 161.00	39.61	1 933.58	24.92	1 792.74	15.82
2005	1 930.93	2 195.95	13.72	1 897.00	-1.76	1 759.14	-8.90	1 935.99	0.26
2006	2 188.67	2 197.19	0.39	2 208.51	0.91	2 119.85	-3.14	2 094.93	-4.28
2007	1 654.45	2 198.03	32.86	2 004.85	21.18	1 927.02	16.48	1 933.66	16.88
2008	2 653.80	2 196.29	-17.24	1 977.37	-25.49	2 016.34	-24.02	2 424.04	-8.66
2009	1 703.26	2 199.54	29.14	2 267.61	33.13	2 169.18	27.35	2 451.96	43.96
2010	2 009.11	2 196.45	9.32	2 389.40	18.93	2 193.45	9.18	2 021.36	0.61
平均值 $\overline{ e }/\%$			18.53		19.79		13.42		14.13
合格率 ( $\overline{ e } < 10\%$ )			0.20		0.30		0.50		0.50
合格率 ( $\overline{ e } < 20\%$ )			0.70		0.50		0.70		0.80
最大相对误差			41.93		39.61		27.35		43.96
最小相对误差			0.39		0.91		2.77		0.26

1)  $Q_o$ : 实测值;  $Q_p$ : 预测值;  $e$ : 相对误差;  $\overline{|e|}$ : 相对误差绝对值的平均值

表 4 2001 - 2010 年马口站年径流预报 ( $T = 6$ )<sup>1)</sup>

Table 4 The annual runoffs prediction in Makou Station ( $T = 6$ ) during 2001 - 2010

年份	$Q_o/10^8 m^3$	AR(1)		RSPA		coif3-RSPA		rbio5. 5-RSPA	
		$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$	$Q_p/10^8 m^3$	$e/\%$
2001	2 489. 78	2 197. 28	-11. 75	2 291. 99	-7. 94	2 235. 22	-10. 22	2 166. 92	-12. 97
2002	2 449. 05	2 199. 01	-10. 21	2 559. 58	4. 51	2 514. 61	2. 68	2 297. 61	-6. 18
2003	1 851. 87	2 198. 88	18. 74	2 508. 21	35. 44	2 611. 76	41. 03	2 246. 78	21. 32
2004	1 547. 85	2 196. 93	41. 93	2 190. 90	41. 54	2 058. 66	33. 00	1 804. 13	16. 56
2005	1 930. 93	2 195. 95	13. 72	2 236. 71	15. 84	1 753. 74	-9. 18	1 993. 50	3. 24
2006	2 188. 67	2 197. 19	0. 39	2 122. 04	-3. 04	2 095. 40	-4. 26	2 005. 45	-8. 37
2007	1 654. 45	2 198. 03	32. 86	1 607. 85	-2. 82	2 042. 41	23. 45	1 980. 64	19. 72
2008	2 653. 80	2 196. 29	-17. 24	1 587. 14	-40. 19	1 950. 18	-26. 51	2 170. 33	-18. 22
2009	1 703. 26	2 199. 54	29. 14	2 337. 37	37. 23	2 103. 47	23. 50	2 269. 79	33. 26
2010	2 009. 11	2 196. 45	9. 32	2 117. 83	5. 41	2 089. 42	4. 00	1 982. 96	-1. 30
平均值 $\overline{ e }/\%$			18. 53		19. 40		17. 78		14. 11
合格率 ( $\overline{ e } < 10\%$ )			0. 20		0. 50		0. 40		0. 40
合格率 ( $\overline{ e } < 20\%$ )			0. 70		0. 60		0. 50		0. 80
最大相对误差			41. 93		41. 54		41. 03		33. 26
最小相对误差			0. 39		-2. 82		2. 68		-1. 30

1)  $Q_o$ : 实测值;  $Q_p$ : 预测值;  $e$ : 相对误差;  $\overline{|e|}$ : 相对误差绝对值的平均值

由表 2 - 4 和图 1 可以看出:

1) 选取不同小波函数和集合维数会对 2001 - 2010 年马口站预测结果产生一定的影响, 而且 WD-RSPA 模型预测效果要比 AR(1) 模型和单一的 RSPA 模型的预测效果好, AR(1) 模型不能反映真实序列的变化特征。

2)  $T = 4$  时, coif3-RSPA 模型的预测结果最贴近真实值, 其预测的相对误差绝对值的均值  $\overline{|e|}$  最小 (11.97%), 比 AR(1) 模型低 6.56%, 比 RSPA 模型低 4.55%, 比 rbio5.5-RSPA 模型低 3.24%, 而且在合格率和误差极值上都有明显优势。

3)  $T = 5$  时, 就  $\overline{|e|}$  而言, coif3-RSPA 模型的预测结果最好, 其预测的相对误差绝对值的均值  $\overline{|e|}$  为 13.42%, 比 AR(1) 模型低 5.11%, 比 RSPA 模型低 6.37%, 比 rbio5.5-RSPA 模型低 0.71%。

4)  $T = 6$  时, rbio5.5-RSPA 模型的预测结果最好, 其预测的相对误差绝对值的均值  $\overline{|e|}$  最小 (14.11%), 比 AR(1) 模型低 4.42%, 比 RSPA 模型低 5.29%, 比 coif3-RSPA 模型低 3.67%, 而且在合格率和误差极值上都有明显优势。

5) 就合格率而言, 以相对误差  $\overline{|e|} < 20\%$  为合格标准, 当  $T = 4$  时, coif3-RSPA 和 rbio5.5-RSPA 模型预测的合格率均达到了 80%;  $T = 5$  时

coif3-RSPA 和 rbio5.5-RSPA 模型预测的合格率分别为 70% 和 80%;  $T = 6$  时 coif3-RSPA 和 rbio5.5-RSPA 模型预测的合格率分别为 50% 和 80%。在不同集合维数下, rbio5.5-RSPA 模型均能较好的拟合真实序列。

6) 就误差极大值而言, 集合维数  $T = 4、5$  时 coif3-RSPA 模型预测的极大值明显低于其他 3 种模型,  $T = 6$  时 rbio5.5-RSPA 模型预测的极大值明显低于其他 3 种模型。在不同集合维数下, 使用不同预测模型对误差极小值的影响不大。

7) 总的来说, 在集合维数  $T = 4$  的条件下使用 coif3-RSPA 模型能较好预测 2001 - 2010 年马口站径流量。

### 3 深圳市年总降雨预测

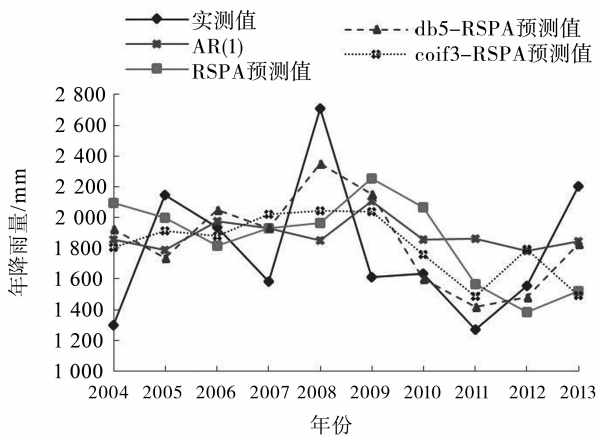
选用 db5 和 coif3 函数进行小波消噪, 由于年降雨序列噪声不是很强, 为了避免消噪时将真实信号消除, 这里对年径流序列进行一层小波分解, 由 Stein 的无偏似然估计得到阈值并进行软阈值消噪。选择集对分析维数  $T = 6$ , 取  $i = 0, j = -1$ , 建立 WD-RSPA 模型。

为了检验该模型的预测效果, 用相同资料建立 AR(1) 模型和传统 RSPA 模型得到结果如表 5, 结果对比图见图 2。

表 5 2004 - 2013 年深圳市年降雨预报 ( $T=6$ )<sup>1)</sup>Table 5 The annual rainfall prediction in Shenzhen Station ( $T=6$ ) during 2004 - 2013

年份	$P_o/\text{mm}$	AR(1)		RSPA		db5-RSPA		coif3-RSPA	
		$P_p/\text{mm}$	$e/\%$	$P_p/\text{mm}$	$e/\%$	$P_p/\text{mm}$	$e/\%$	$P_p/\text{mm}$	$e/\%$
2004	1 299.40	1 855.42	42.79	2 092.57	61.04	1 921.07	47.84	1 803.19	38.77
2005	2 143.60	1 785.37	-16.71	1 999.79	-6.71	1 735.14	-19.05	1 909.72	-10.91
2006	1 936.50	1 976.94	2.09	1 814.94	-6.28	2 048.04	5.76	1 877.19	-3.06
2007	1 581.50	1 929.94	22.03	1 931.27	22.12	1 931.75	22.15	2 018.26	27.62
2008	2 710.00	1 849.39	-31.76	1 963.63	-27.54	2 351.28	-13.24	2 044.91	-24.54
2009	1 611.00	2 105.47	30.69	2 253.77	39.90	2 151.28	33.54	2 035.62	26.36
2010	1 634.00	1 856.08	13.59	2 065.44	26.40	1 600.04	-2.08	1 759.44	7.68
2011	1 269.70	1 861.30	46.59	1 564.65	23.23	1 417.19	11.62	1 485.19	16.97
2012	1 554.80	1 778.63	14.40	1 380.44	-11.21	1 479.42	-4.85	1 794.59	15.42
2013	2 203.60	1 843.33	-16.35	1 518.34	-31.10	1 825.62	-17.15	1 493.08	-32.24
平均值 $\overline{ e }/\%$			23.70		25.55		17.73		20.26
合格率 ( $\overline{ e } < 10\%$ )			0.10		0.20		0.30		0.20
合格率 ( $\overline{ e } < 20\%$ )			0.50		0.30		0.70		0.50
最大相对误差			46.59		61.04		47.84		38.77
最小相对误差			2.09		-6.28		-2.08		-3.06

1)  $P_o$ : 实测值;  $P_p$ : 预测值;  $e$ : 相对误差;  $\overline{|e|}$ : 相对误差绝对值的平均值

图 2 2004 - 2013 年深圳市年降雨预报对比图 ( $T=6$ )Fig. 2 A contrast of the annual rainfall prediction in Shenzhen Station during 2004 - 2013 ( $T=6$ )

由表 5 和图 2 可以得到:

1) 与 AR(1) 模型和单一 RSPA 模型相比, 基于小波消噪的秩次集对模型 WD-RSPA 更能反映真实序列的变化特性。

2) 与传统 RSPA 模型相比, 基于 WD-RSPA 组合模型的预测结果误差均值和误差极值更小, 合格率更高。

3) 选用的小波函数不同, 预报结果也会有所差异。2008, 2012 和 2013 年, db5-RSPA 模型预测结果明显优于 coif3-RSPA 的预测结果; 2004, 2005 和 2009 年 coif3-RSPA 模型预测结果明显优于 db5-RSPA 的预测结果。其他年份两模型的预测结

果相差不大。可见不同小波函数针对同一时间序列消噪效果不同, 各有优势。

4) 就  $\overline{|e|}$  而言, WD-RSPA 模型的精度较高。db5-RSPA 模型预测的平均误差为 17.73%, 分别比 AR(1) 模型和 RSPA 模型低 5.97% 和 7.82%; coif3-RSPA 模型预测平均误差分别比 AR(1) 模型和 RSPA 模型低 3.44% 和 5.29%。

5) 以相对误差  $\overline{|e|} < 10\%$  为合格标准时, AR(1) 的合格率最低, 仅占 10%; db5-RSPA 模型合格率最高, 为 30%; 以相对误差  $\overline{|e|} < 20\%$  为合格标准时, db5-RSPA 模型合格率最高, 达 70%。

6) coif3-RSPA 模型对误差极大值的预测效果在 4 种模型中较好, 为 38.77%, AR(1)、db5-RSPA 和 coif3-RSPA 模型误差极小值相差不大, RSPA 模型最差, 为 -6.28%。

7) 对于 2008 年深圳市发生的异常强降雨事件, 相比另外 3 个预测模型, db5-RSPA 模型更能预测该降雨事件的发生。2008 年 AR(1) 模型、RSPA 模型和 coif3-RSPA 模型的预测误差分别为 -31.76%、-27.54% 和 -24.54%, 而 db5-RSPA 模型预测结果最好, 相对误差仅为 -13.24%。

为了比较集合维数对预测结果的影响, 以 db5 为消噪函数, 分别选择集合维数  $T=4, 5, 6$ , 建立 db5-RSPA 模型, 并与传统 RSPA 模型的预测结果对比, 结果见表 6。

表 6 2004 - 2013 年深圳市年降雨量和预报结果对比 ( $T=4, 5, 6$ )<sup>1)</sup>

Table 6 The annual rainfall prediction in Shenzhen station ( $T=4, 5, 6$ ) during 2004 - 2013

年份	$P_o/\text{mm}$	$T=4$		$T=5$		$T=6$	
		RSPA	db5-RSPA	RSPA	db5-RSPA	RSPA	db5-RSPA
2004	1 299.40	2 251.26	2 030.66	2 027.19	2 148.65	2 092.57	1 921.07
2005	2 143.60	1 780.79	1 675.81	1 632.52	1 608.01	1 999.79	1 735.14
2006	1 936.50	2 474.05	1 875.83	1 724.99	2 084.52	1 814.94	2 048.04
2007	1 581.50	1 280.83	2 074.50	1 793.10	1 612.43	1 931.27	1 931.75
2008	2 710.00	1 726.82	2 151.94	1 666.30	1 506.92	1 963.63	2 351.28
2009	1 611.00	2 770.45	2 384.95	2 588.05	2 088.26	2 253.77	2 151.28
2010	1 634.00	1 998.59	1 464.14	1 560.63	1 667.18	2 065.44	1 600.04
2011	1 269.70	2 006.86	1 637.59	2 121.84	1 558.79	1 564.65	1 417.19
2012	1 554.80	2 001.47	1 580.92	1 956.62	1 500.56	1 380.44	1 479.42
2013	2 203.60	1 584.18	1 713.35	1 687.12	1 866.88	1 518.34	1 825.62
平均值 $\overline{ e }/\%$		38.24	24.43	32.42	21.75	25.55	17.73
合格率 ( $\overline{ e } < 10\%$ )		0.00	0.20	0.10	0.40	0.20	0.30
合格率 ( $\overline{ e } < 20\%$ )		0.20	0.30	0.30	0.50	0.30	0.70
最大相对误差		73.25	56.28	67.11	65.36	61.04	47.84
最小相对误差		16.93	1.68	4.50	2.00	6.28	4.85

1)  $P_o$ : 实测值;  $e$ : 相对误差;  $\overline{|e|}$ : 相对误差绝对值的平均值

由表 6 可得:

1) 对比不同集合维数下 RSPA 模型和 db5-RSPA 模型的预测结果, 当  $T=6$  时预测效果最好,  $T=4$  时预测效果最差, 集合维数对预测效果有很大影响。

2) 对比同一集合维数下 RSPA 模型和 db5-RSPA 模型的预测结果, 发现 db5-RSPA 模型更能模拟真实序列的变化情况。

3) 就  $\overline{|e|}$  而言, 当  $T=4$  时, db5-RSPA 模型的预测误差平均值比单一 RSPA 模型预测误差平均值低 13.81%; 当  $T=5$  时, db5-RSPA 模型的预测误差平均值比单一 RSPA 模型预测误差平均值低 10.67%; 当  $T=6$  时, db5-RSPA 模型的预测误差平均值比单一 RSPA 模型预测误差平均值低 7.82%。从误差均值角度上, 用 db5-RSPA 模型预测明显优于单一 RSPA 模型。

4) 以相对误差  $\overline{|e|} < 10\%$  为合格标准时, 传统 RSPA 模型合格率在  $T=4, 5, 6$  的条件下分别为 0%, 10%, 20%; db5-RSPA 模型合格率在  $T=4, 5, 6$  的条件下分别为 20%, 40%, 30%。以相对误差  $\overline{|e|} < 20\%$  为合格标准时, 传统 RSPA 模型合格率在  $T=4, 5, 6$  的条件下分别为 20%, 30%, 30%; db5-RSPA 模型合格率在  $T=4, 5, 6$  的条件下分别为 30%, 50%, 70%。db5-RSPA 模型预测精度普遍比传统 RSPA 模型的预测精度高。db5-RSPA 模型在合格率方面占有明显优势。

5) 就误差极值而言, db5-RSPA 模型在  $T=6$  时误差极大值最小 (47.84%), db5-RSPA 模型在  $T=4$  时误差极小值最小 (1.68%), 而 RSPA 模型在  $T=4$  时预报效果最差, 误差极大值达 73.25%, 误差极小值为 16.93%。

6) 总的来说, 对比各集合维数 RSPA 模型和 db5-RSPA 模型的预测结果, 在集合维数  $T=6$  时的条件下使用 db5-RSPA 模型预测效果最好, 其误差平均值最小, 且预测合格率最高, 最能拟合原序列的变化情况。

## 4 结 论

本文针对水文时间序列的预测预报问题, 在小波分析和集对分析方法的基础上, 将两种方法耦合, 建立基于小波消噪和秩次集对分析的水文时间序列预测模型 (WD-RSPA), 预测过程仅需历史实测资料, 不需要复杂的参数率定过程, 方法简单, 操作简便。通过将此模型应用于马口站年径流序列和深圳市年降雨序列预测, 同时利用传统 AR(1) 和单一 RSPA 模型对预测结果作以对比, 得到以下结论:

1) 对于马口站年径流预测, 在集合维数  $T=4$  的条件下使用 coif3-RSPA 模型的模拟效果最好, 相对误差  $\overline{|e|}$  只有 11.97%。以相对误差  $\overline{|e|} < 20\%$  为合格标准时, 合格率达到 80%, 明显优于其他三个模型。

2) 对于深圳市年降雨量, 在集合维数  $T = 6$  的条件下使用 db5-RSPA 模型的预测结果最好, 相对误差  $\overline{|e|}$  为 17.73%, 预测合格率最高, 最能拟合原序列的变化情况。

3) 本文提出的 WD-RSPA 模型对年径流和年降雨量序列预测的精度较高。由于考虑到实测水文时间序列的噪声并利用小波函数消噪, 相较于传统 AR(1) 模型和单一的 RSPA 模型, WD-RSPA 模型具有明显优势, 其预测精度普遍达到 80% 以上, 解决了单一预测模型精度不高的问题。原理简单, 计算简便, 是一种切实可行的水文时间序列预测方法。

4) 本文选用不同的小波函数和集合维数, 建立 WD-RSPA 模型作以对比, 发现选用不同的小波函数和集合维数, WD-RSPA 模型的预测结果不同。因此选择合适的小波函数和集合维数是 WD-RSPA 模型的关键。

#### 参考文献:

- [1] 孙波. 珠江流域防汛抗旱减灾体系建设[J]. 中国防汛抗旱, 2009(S1): 165 - 174.  
SUN B. Construction of flood and drought management system in Pearl River Basin[J]. China Flood & Drought Management, 2009(S1): 165 - 174.
- [2] 童娟. 西江马口水文站洪水流量的定线分析[J]. 广东水利水电, 2013(8): 43 - 44.  
TONG J. Alignment analysis of flood flow in Makou Station, Xijiang River[J]. Guangdong Water Resources and Hydropower, 2013(8): 43 - 44.
- [3] 江聪, 熊立华. 基于皮尔逊 III 型分布的汉口站年最小月流量趋势性分析[J]. 长江科学院院报, 2013, 30(7): 16 - 21.  
JIANG C, XIONG L H. Trend analysis on the annual minimum monthly runoff series of Yangtze River at Hankou Hydrological Station based on Pearson type III probability distribution[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2013, 30(7): 16 - 21.
- [4] CUI H, SINGH V P. Configurational entropy theory for streamflow forecasting[J]. Journal of Hydrology, 2015, 521: 1 - 17.
- [5] 刘丙军, 陈晓宏. 东江流域降水空间分布模式识别[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2009, 48(5): 148 - 152.  
LIU B J, CHEN X H. Model identification of spatial rainfall distribution in the Dongjiang Basin[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis SunYatseni, 2009, 48(5): 148 - 152.
- [6] ALVISI S, FRANCHINI M. Grey neural networks for river stage forecasting with uncertainty[J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2012(42/43/44): 108 - 118.
- [7] 张琼楠, 陈元芳, 顾圣华, 等. 优化的灰色拓扑模型在年径流预测中的应用[J]. 水电能源科学, 2014, 32(4): 22 - 25.  
ZHANG Q N, CHEN Y F, GU S H, et al. Application of improved grey topological model in prediction of annual runoff[J]. Water Resources and Power, 2014, 32(4): 22 - 25.
- [8] 杨佳, 钱会, 高燕燕, 等. 西安市多年降水特征分析及降水量预测[J]. 南水北调与水利科技, 2016, 14(3): 30 - 35.  
YANG J, QIAN H, GAO Y Y, et al. Multi-year precipitation characteristics analysis and precipitation forecast of Xi'an city[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science and Technology, 2016, 14(3): 30 - 35.
- [9] HUMPHREY G B, GIBBS M S, DANDY G C, et al. A hybrid approach to monthly streamflow forecasting: Integrating hydrological model outputs into a Bayesian artificial neural network[J]. Journal of Hydrology, 2016, 540: 623 - 640.
- [10] JOO T W, KIM S B. Time series forecasting based on wavelet filtering[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(8): 3868 - 3874.
- [11] SEO Y, KIM S, KISI O, et al. Daily water level forecasting using wavelet decomposition and artificial intelligence techniques[J]. Journal of Hydrology, 2015, 520: 224 - 243.
- [12] 渠庚, 郭小虎, 闵凤阳. 基于小波消噪的季节性水文预测模型研究[R]. 武汉: 长江科学院河流研究所, 2010.  
QU G, GUO X H, MIN F Y. Seasonal hydrological forecasting model based on wavelet de-noising[R]. Wuhan: Yangtze River Scientific Research Institute, 2010.
- [13] 李爱云, 张红霞, 吴建华. 基于小波消噪的年径流预测 SPA 模型[J]. 人民黄河, 2012, 34(9): 41 - 43.  
LI A Y, ZHANG H X, WU J H. Annual runoff forecasting based on wavelet denoising SPA model[J]. Yellow River, 2012, 34(9): 41 - 43.

- sources Science, 2010, 32(6): 1133 - 1140.
- [20] YUSUFUJIANG R, LI L H, SAJJAD A, et al. Dynamics model to simulate water and salt balance of Bosten Lake in Xinjiang, China[J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 74(3): 2499 - 2510.
- [21] 魏伟, 石培基, 杨旺明, 等. 基于 MODIS 数据的石羊河流域地表温度空间格局[J]. 冰川冻土, 2013, 35(1): 57 - 64.  
WEI W, SHI P J, YANG W M, et al. Spatial distribution of land surface temperature in Shiyang River basin based on MODIS data [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2013, 35(1): 57 - 64.
- [22] MAO K, QIN Z, SHI J, et al. A practical split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from MODIS data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(15): 3181 - 3204.
- [23] MAO K, SHI J, LI Z, et al. An RM-NN algorithm for retrieving land surface temperature and emissivity from EOS/MODIS data [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 2007, 112(D21): 5455 - 5467.
- [24] KAUFAN Y J, GAO B C. Remote sensing of water vapor in the near IR from EOS/MODIS [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1992, 30(5): 871 - 884.
- [25] 覃志豪, 高懋芳, 秦晓敏, 等. 农业旱灾监测中的地表温度遥感反演方法——以 MODIS 数据为例[J]. 自然灾害学报, 2005, 14(4): 64 - 71.  
QIN Z H, GAO M F, QIN X M, et al. Methodology to retrieve land surface temperature from MODIS data for agricultural drought monitoring in China [J]. Journal of Natural Disasters, 2005, 14(4): 64 - 71.
- [26] 饶胜, 张惠远, 金陶陶, 等. 基于 MODIS 的珠江三角洲地区区域热岛的分布特征[J]. 地理研究, 2010, 29(1): 127 - 136.  
RAO S, ZHANG H Y, JIN T T, et al. The spatial character of region heat island in Pearl River delta using MODIS remote sensing data [J]. Geographical Research, 2010, 29(1): 127 - 136.
- [27] Z QIN, A KARNIELI, P BERLINER. A mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region [J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(18): 3719 - 3746.
- [28] 喻元, 白建军, 王建博, 等. 基于 MOD16 的关中地区实际蒸发发时空特征分析[J]. 干旱地区农业研究, 2015, 33(3): 245 - 253.  
YU Y, BAI J J, WANG J B, et al. Analysis on spatio-temporal characteristics of based on MOD16 in Guanzhong region [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2015, 33(3): 245 - 253.

(上接第 126 页)

- [14] 赵克勤. 集对分析及其初步应用[M]. 杭州: 浙江科学技术出版社, 2000: 198.  
ZHAO K Q. Set pair analysis and its preliminary application [M]. Hangzhou: Zhejiang Science and Technology Publishing House, 2000: 198.
- [15] KUMAR P, FOUFOULA GEORGIOU E. A multicomponent decomposition of spatial rainfall fields: 2. self-similarity in fluctuations [J]. Water Resources Research, 1993, 29(8): 2533 - 2544.
- [16] 李艳, 陈晓宏, 张鹏飞. 北江流域径流序列年内分配特征及其趋势分析[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2007, 46(5): 113 - 116.  
LI Y, CHEN X H, ZHANG P F. Research on annual distribution and its trend of runoff in Beijiang River, Guangdong [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis SunYatseni, 2007, 46(5): 113 - 116.
- [17] RASHID M M, BEECHAM S, CHOWDHURY R K. Assessment of trends in point rainfall using continuous wavelet transforms [J]. Advances in Water Resources, 2015, 82: 1 - 15.
- [18] TAN C, HUANG B, LIU K, et al. Using the wavelet transform to detect temporal variations in hydrological processes in the Pearl River, China [J]. Quaternary International, 2017, 440: 52 - 63.
- [19] KANG S, LIN H. Wavelet analysis of hydrological and water quality signals in an agricultural watershed [J]. Journal of Hydrology, 2007, 338(1/2): 1 - 14.
- [20] 崔磊, 迟道才, 曲霞. 基于小波消噪的平稳时间序列分析方法在降雨量预测中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2010(9): 30 - 32, 35.  
CUI L, CHI D C, QU X. Application of Smooth and Steady Time Series Based on Wavelet Denoising in Precipitation Prediction [J]. China Rural Water and Hydropower, 2010(9): 30 - 32, 35.
- [21] 桑燕芳, 王栋. 水文序列小波分析中小波函数选择方法[J]. 水利学报, 2008, 39(3): 295 - 300.  
SANG Y F, WANG D. Wavelet selection method in hydrologic series wavelet analysis [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 39(3): 295 - 300.