

小波变换在径流序列中应用*

刘素一 权先璋 张勇传

华中科技大学水电与数字化工程学院, 武汉 430074

摘要 小波变换被应用到径流分析中, 以获得径流序列的组成, 并预测未来的径流. 用几个小波函数对观测的径流序列进行了分解和重构, 并展示了其发展趋势; 用 BP 神经网络、小波变换结合 BP 神经网络, 对引用的径流序列进行了预测. 最后, 对影响计算结果的因素进行了分析, 并对小波函数在径流分析中的应用提出了建议.

关键词 径流序列 小波变换 分解和重构 BP 神经网络

径流随时间而变化的过程称为径流序列过程, 它通常包括趋势项、随机项和周期项^[1], 因此有必要对径流序列进行分频率研究, 而小波变换正好为我们提供了一种便利的时-频分析技术, 从小波变换的角度出发, 我们认为这些项包含在对径流序列不同尺度的小波系数中, 即随机项常常是小尺度的高频成分, 趋势项则对应最大的尺度的低频系数, 在消除了径流序列中的趋势项和随机项后, 剩下的就是周期项. 因此, 利用小波变换可将径流序列的趋势项、周期项和随机项较好地分离.

径流序列是一个观测样本, 它是一种离散的过程, 因此, 在实际应用中, 必须用与之匹配的离散小波变换的方法, 本文采用多分辨分析(MRA) Mallat 算法^[2].

小波变换在径流分析中的应用主要有两个方面, 一是用多分辨分析方法^[3](MRA)将径流序列分解成不同的尺度, 以了解径流序列成分的组成. 二是对不同尺度下的小波系数做进一步的研究, 达到对径流序列的仿真和预测的目的. 下面就这两方面的应用分别进行计算分析.

1 获取径流序列的组成和趋势

计算采用 db3^[4]小波函数和黄河上游贵德水文站 1920~1996 年(共 76 年)的逐月流量资料进行 3 层 MRA 分解和重构, 第一次小波分解的高频成分中包含的随机项成分最多, 对于径流序列来说, 一

般两次分解后的高频成分就包含了所有的随机成分. 低频部分随着分解层次的增加, 它含有的高频成分随之减少, 当高频率的成分不断地被去除后, 剩下的就是径流序列的趋势.

为清晰地显示计算结果, 我们在径流序列中抽取了最后 10 年的资料进行分析. 计算结果见图 1~3, 图 3 表明径流的发展趋势在不断地减小, 特别是近几年来减小的速度很快.

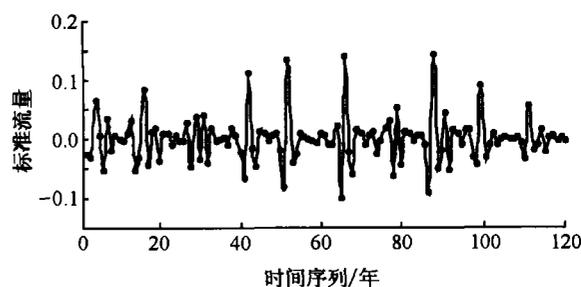


图 1 径流序列的随机成分

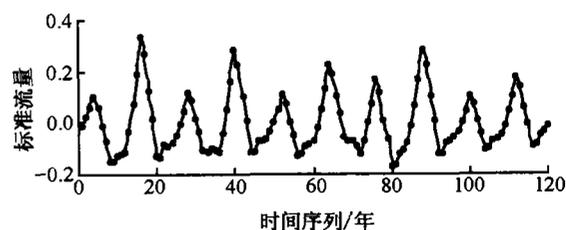


图 2 径流序列的周期成分

2002-12-02 收稿, 2003-03-03 收修改稿

* 国家自然科学基金资助项目(批准号: 50079006)

E-mail: liusuyi@sina.com

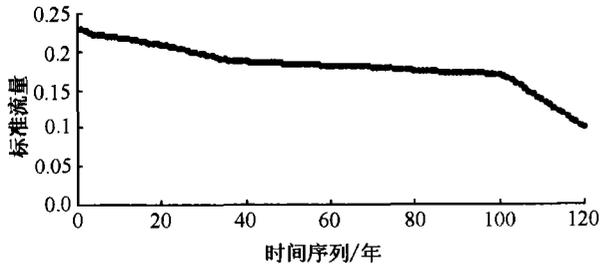


图3 径流序列的趋势成分

2 径流序列的预测

2.1 BP神经网络的径流预测方法

这里采用的BP神经网络模型是一种多或单输入、单输出的神经网络模型，用来研究单变量的径流时间序列^[5]。

计算采用黄河上游贵德水文站1920~1996年的逐月流量资料，其中以1920~1970年的流量数据为训练样本，1971~1996年的流量数据作为预测样本，并将所有的流量数据均进行了归一化处理。神经网络的结构确定为含有一个隐含层、隐含层中节点的个数为25，输入层和输出层的节点数均为1，网络训练方法为Levenberg-Marquardt规则^[6]。

计算结果见表1。预测径流序列的平均误差接近20%，超过平均误差的数据占40%，最大的误差为79%。（表中的合格率指的是误差小于20%的数据）

表1 预测径流序列的误差和合格率

月份	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4
误差	18.2	18.1	24.8	23.5	20.5	18.8	22.1	17.7	20.6	15.9	23.4	20.2
合格率/%	67.0	66.0	51.0	53.5	56.0	67.0	61.0	71.0	60.0	75.0	52.0	56.7

这样的结果说明了影响径流的因素很多，在没有降雨和其他相关资料的情况下，仅从径流资料进行径流本身的预测，很难取得满意的结果。

2.2 小波变换结合BP神经网络的径流预测方法

小波变换与BP神经网络结合起来进行径流预测的基本思路是用小波变换对径流序列进行分解，提取代表不同流量的各层高、低频系数，然后用BP神经网络对这些小波系数进行预测，再用小波逆变换出预测径流过程。简而言之，就是把过去直接对径流序列的预测变为对小波系数的预测。计算仍采用贵德站共计76年的逐月流量资料，样本的

划分和BP神经网络的结构与前面的完全一致，小波函数选用db3，算法用MATLAB程序来实现。计算结果见图4~7和表2~3。

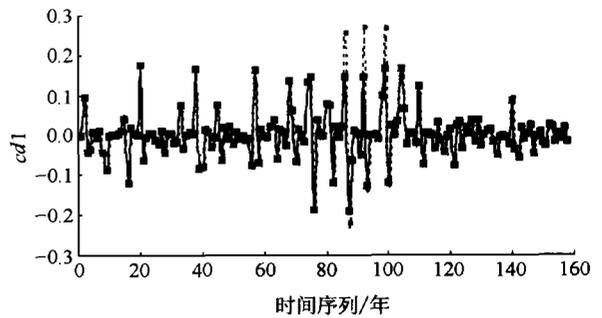


图4 高频系数 cd1(t)的预测效果图

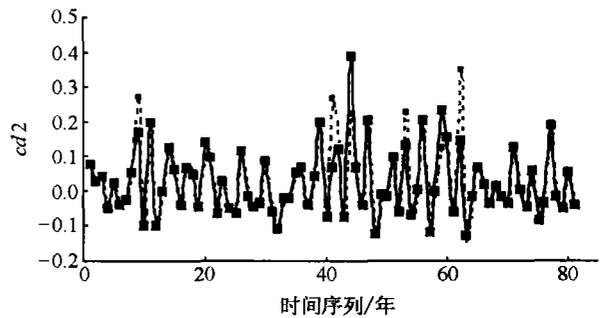


图5 高频系数 cd2(t)的预测效果图

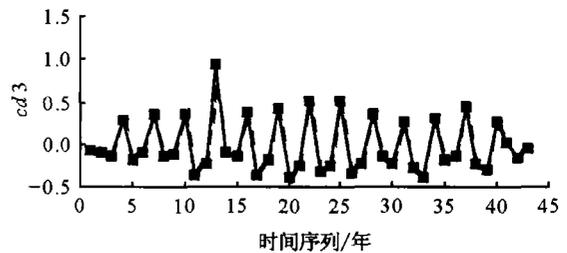


图6 高频系数 cd3(t)的预测效果图

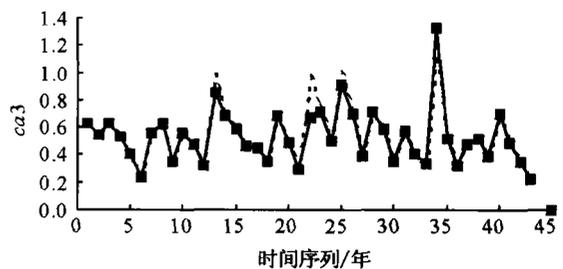


图7 低频系数 ca3(t)的预测效果图

表2 预测的小波系数误差和合格率

小波系数	误差	合格率/%
Cd1	4.11	98.1
Cd2	2.91	97.5
Cd3	2.00	97.7
Ca3	1.88	97.7

表3 预测径流序列的误差和合格率

月份	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4
误差	6.09	9.22	5.02	8.54	6.50	3.50	6.41	18.4	18.9	19.4	18.8	19.5
合格率/%	77.0	77.0	85.0	85.0	93.0	89.0	73.0	70.0	65.0	65.0	70.0	70.0

预测径流序列的误差接近 11.7%，其中一些数据预测的效果欠佳。其原因有以下两方面：

(1) 小波变换的特性：小波变换的实质是用小波函数对信号进行卷积，在具体算法中，小波函数用一对数字滤波器来表示，相应的小波变换采用数字滤波器算法实现。在现实中理想滤波器是不可能实现的，实际滤波器只能是理想滤波器的逼近，所以它与理想滤波器的滤波特性相去甚远，存在着严重的频率混叠^[7]。因此经过变换后的小波系数中存在不可忽略的高频、低频系数混掺的现象，混掺的那些小波系数会影响相邻的小波系数。这样的小波系数在重构中可能产生失真。

(2) 误差累积的影响：用于预测径流序列的小波系数是经过小波分解，并通过 BP 神经网络预测后的数据，在分解、预测的过程中都会产生一定程度的误差，特别是经过了神经网络预测后，部分数据的误差还比较大。因此，再由这些本身就有误差的数据去重构原过程，无疑会使误差进一步扩大，

甚至到失真的程度。

尽管如此，我们看到这种以小波变换结合 BP 神经网络的方法，比单纯采用 BP 神经网络预测径流序列的结果要精确得多。特别是它对汛期径流过程的预测精度很高。

3 选取不同的小波函数预测径流

在以往的研究中较少涉及到小波函数的选取问题，由于小波函数的不惟一性，所以如何选取小波函数是小波变换在应用中的一个非常重要和不可忽视的方面。因此，本文选取了 db3, Bior2.4, Coif3, Sym4 和二次样条等几种小波函数^[3]，对它们在径流序列的应用效果，进行对比分析。

分析结果表明，上述任一小波函数均能满足对径流序列的成分组成和发展趋势的分析要求，但这些小波函数在用来进行径流序列预测时存在一些差别，表 4 和表 5 给出了应用这些小波函数和小波变换结合 BP 神经网络的方法进行径流序列预测的结果。

表4 小波系数的验证误差和合格率

小波函数	高频系数						低频系数	
	Cd1		Cd2		Cd3		Ca3	
	误差	合格率	误差	合格率	误差	合格率	误差	合格率
	/%		/%		/%		/%	
Bior2.4	2.21	98.1	1.41	100	3.32	95.7	0.78	97.8
Coif3	3.14	95.7	2.56	98.9	1.88	100	0.78	100
Sym4	6.79	95.6	2.65	97.6	4.84	93.3	0.85	100
样条	3.22	95.7	2.10	98.4	2.40	97.9	0.91	100
Db3	4.11	95.9	2.91	92.6	2.00	97.0	0.88	95.4

表5 径流序列重构误差和合格率

月份	Bior2.4		Coif3		Sym4		样条		db3	
	误差	合格率/%	误差	合格率/%	误差	合格率/%	误差	合格率/%	误差	合格率/%
5	8.04	88.5	2.99	96.2	2.46	100	2.39	100	6.09	96.2
6	6.38	84.6	3.65	96.2	3.48	96.2	1.97	100	9.22	92.3
7	4.28	96.2	3.49	96.2	3.83	96.2	2.39	100	5.02	96.2
8	4.24	92.3	4.38	96.2	7.29	84.6	4.31	92.3	8.54	84.6
9	5.78	88.5	3.64	96.2	4.12	100	2.11	96.2	6.50	88.5
10	4.93	88.5	4.17	96.2	3.23	100	1.57	100	3.50	96.2
11	7.64	88.5	9.22	92.3	6.11	92.3	4.87	92.3	6.41	88.5
12	18.3	76.9	11.1	88.5	12.7	73.1	8.69	92.3	18.4	80.8
1	32.7	76.9	4.97	100	12.1	80.2	8.28	84.6	18.9	73.1
2	24.6	69.3	10.8	73.1	14.1	73.1	11.3	80.8	19.4	73.1
3	15.1	76.9	8.66	84.6	13.2	84.6	8.71	80.8	18.8	69.3
4	9.16	94.6	4.32	96.2	7.36	84.6	3.52	96.2	19.5	69.3
多年	10.9	84.3	6.11	92.3	8.09	88.8	5.01	92.9	11.7	84.0

参 考 文 献

- 1 王燕生. 工程水文学. 北京: 中国水利水电出版社, 1998
- 2 Chui C K. An Introduction to Wavelets. Boston: Academic Press, 1992
- 3 Mallat S. A theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1989, 11: 674
- 4 Daubechies. Orthonormal bases bases compactly supported wavelets. Comm J On Pure and Appl Math, 1988, 41(7): 909
- 5 Hecht-Nielson R. Theory of the back propagation neural network. International Conference, on Neural Network, Washington D C: Reading pub, 1989
- 6 胡昌华, 等. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析. 西安: 西安电子科技大学出版社. 1999
- 7 何岭松. 小波函数性质极其对小波分析结果的影响. 震动工程学报, 2000, 13(1): 143

“地球环境中极化电磁散射信息的定量遥感”取得重要进展

复旦大学金亚秋教授主持的国家自然科学基金重点项目“地球环境中极化电磁散射信息的定量遥感”, 从地球环境中电磁散射辐射传输遥感机理出发, 针对当今国际地球遥感前沿技术的发展, 在理论建模、数值模拟、参数反演、数据验证、遥感在地球科学与国防科技领域应用等方面取得了重要进展:

1. 在合成孔径雷达(SAR)对自然植被地表全极化散射观测的特征分析与信息熵理论的基础上, 将全极化散射 Mueller 矩阵、相干矩阵与熵和极化回波强度测量的两类研究直接联系起来, 为 SAR 观测复杂地表分类提供了新的理论基础. 提出了宽带脉冲波的 Mueller 矩阵解, 从而为进一步开展脉冲波对非均匀介质分布廓线、下垫面湿度与粗糙度的反演、异常散射体的识别等研究奠定基础. 提出非均匀散射介质、多次散射的高阶 Mueller 矩阵解, 并应用于数值模拟与地面参数反演研究. 推导了 SAR 多视图像中 4 个 Stokes 参数解析的统计分布. 发明单次 SAR 飞行获取数字地形高程(DEM)的方法, 并申请了专利.

2. 取得了主动与被动微波遥感地表参数反演和数据验证的一系列成果. 包括 SAR 与微波辐射成像计(SSM/I)主被动相关的研究; 用 SSM/I 数据对中国的长江区域洪涝统计、渤海海冰监测、南海风场反演、西北沙漠及荒漠化、沙尘暴的监测; 用 SAR 数据反演浅海水下地形; 单次 SAR 飞行数据反演 DEM 等. 发展了多种新颖的反演算法, 如遗传算法、多阶 Mueller 矩阵解迭代反演法、同时反演植被下地面湿度、粗糙度的新方法等.

3. 发展了环境杂波与目标回波共存的数值建模与仿真方法. 有效地完成风驱海面上舰船双站散射的数值模拟. 采用图像形态学与改进的 Randon 变换从 SAR 的尾迹图像识别运动舰船目标, 用角相关函数(ACF)在非记忆线上的展宽来识别粗糙面上目标的新原理、新方法. 对 SAR 图像上散焦的快速运动目标进行改进的最小熵法, 提出粗糙面反演的解析理论方法.

4. 发展了复杂环境与复杂物质(分形、手征等)散射计算电磁学的若干新的数值方法, 获得了一些新结论.

以此项目取得的成果为基础, 金亚秋教授承担了科技部的国家重点基础研究发展规划项目“复杂地球环境时空定量信息获取与融合处理的理论与应用”(2002年4月~2007年3月), 任首席科学家. 同时, 此项目的研究成果在国防上也具有一定的应用前景. SSM/I 数据验证研究为我国风云 3 号成像辐射计未来数据研究提供了学术基础与应用方法.

(供稿: 冷疏影 宋长青 吕克解)