

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2011.04.006

漳河观台站降雨径流时间序列的混沌特性分析

刘卫林

(南昌工程学院水利工程研究中心,江西 南昌 330099)

摘要:系统地讨论了径流系统混沌特性判别的原理与方法,提出了水文径流系统混沌特性判别的基本框架,即以功率谱分析对径流系统进行初步定性的混沌识别,以 BDS 检验对径流系统进行非线性检验,应用 Cao 方法印证混沌特性,通过重构相空间求算的吸引子、Kolmogorov 熵、Lyapunov 指数和关联维数等特征值定量识别混沌特性,从定性与定量多个角度揭示径流系统的混沌特性。以漳河观台水文站月降雨径流系统为例,对其混沌特性进行了分析和诊断。计算结果表明,漳河观台站月径流系统存在混沌特征,该计算结果为进一步建立径流变化的动态预测模型提供了理论依据。

关键词:降雨径流序列;混沌;BDS 检验;功率谱;关联维;Kolmogorov 熵;Lyapunov 指数

中图分类号: P333 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2011)04-0384-07

径流系统是一个涉及气象、地质、地貌等众多因素影响的复杂非线性系统,其要素受各种因素影响表现出并非随机却貌似随机的特征,使得用传统方法研究这一复杂系统遇到了很大的困难。近些年来,混沌理论的发展为研究这一复杂系统提供了新的思路^[1-6]。许多学者已应用混沌理论开展了降雨径流序列的内在规律研究,但由于混沌理论发展历史较短,应用于降雨径流序列的研究时间不长,使得该领域研究还处于非常肤浅的状态,存在许多悬而未决的问题^[1],如混沌特性的识别^[2]。目前尚没有一种方法能判定系统中是否存在混沌现象,采用单一方法取得的结论只能说明可能存在混沌特征,而不能作为判定依据。因而有必要采用多种研究方法综合判定径流系统中的混沌特性。鉴于此,本文讨论了径流系统混沌特性判别的原理与方法,提出了一个水文径流系统混沌特性判别的基本框架,并以漳河观台断面月降雨径流序列为例,对其混沌特性进行分析和诊断,以期能为径流预测模型的建立提供理论依据。

1 径流序列的混沌特性判别原理及方法

一般认为,混沌是由确定性产生的貌似随机性的非周期行为。常用表征系统混沌特性的量^[7]有 Lyapunov 指数、分维数和 Kolmogorov 熵。相应的关于混沌时间序列判别的基本方法有指数法、功率谱法和主分量分析方法等。这些方法都是从某一个方面判别时间序列是否为混沌序列的必要条件。对于径流系统的混沌特性,现有研究一般要么直接对某一时间序列计算关联维数,而没有考虑该序列是否确定性混沌序列;要么在算出关联维数就直接用之进行混沌特性讨论,而没有求证该关联维值是否来自非线性系统。因此,对径流序列的混沌特性需要采用尽可能多的方法来鉴别。本文提出了径流系统混沌特性判别的基本框架,即以功率谱分析对径流系统进行初步定性的混沌识别,用 BDS 统计对径流系统进行非线性检验,采用 Cao 方法判别径流系统是否具有分维特性的混沌序列,通过重构相空间求算 Kolmogorov 熵、Lyapunov 指数和关联维数等特征值定量识别混沌特性,从定性与定量多个角度揭示径流系统的混沌特性,保证了结果的科学性和可靠性。

1.1 功率谱定性分析

功率谱分析是分析时间序列常用的方法,它通过快速的傅里叶变换研究频率 ω 与自相关函数 $\alpha(\tau)$ 的傅氏变换之间的关系。根据功率谱图的特点直观地揭示离散数据序列的周期性^[7-8]。自相关函数 $\alpha(\tau)$ 及其傅里叶变换为

收稿日期:2011-02-20

基金项目:水利部公益性行业专项经费(201001056)、江西省教育厅青年科学基金(GJJ11254)、南昌工程学院青年基金(2010KJ001)

作者简介:刘卫林(1978—)男,江西新余人,讲师,博士,主要从事水资源系统规划与管理研究。E-mail:weilin_liu@nit.edu.cn

$$\alpha(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau)dt \tag{1}$$

$$S(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \alpha(\tau)e^{-i\omega\tau}d\tau \tag{2}$$

式中： τ ——时间延迟； ω ——频率； $S(\omega)$ ——功率谱。

一般地，不同性质的时间序列的功率谱是不同的，周期性序列的功率谱图具有单峰或几个峰，而非周期混沌运动的功率谱则和噪声序列一样无周期性，其谱图无明显的峰值或峰值连成一片。有些混沌系统，其功率谱超过某一定值后，谱线随频率指数衰减，所以功率谱分析可以定性地反映序列的混沌特性。

1.2 BDS 非线性检验

BDS 统计^[9]是一种识别时间序列中确定性混沌特征或者非线性随机特征的较为有效方法。对于时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 运用相空间重构方法在 m 维嵌入空间构造一个时间延迟为 τ 的嵌入向量 $X_i = (x_i, x_{i+\tau}, x_{i+2\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau})$ ($i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$)，定义其关联函数为

$$\alpha(m, N, \tau, t) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq M} H(r - |X_i - X_j|) \tag{3}$$

式中： $M = N - (m-1)\tau$ ； H 为 Heaviside 函数， $H(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$ 。BDS 统计量定义为

$$BDS(m, \tau) = \sqrt{M} [\alpha(m, N, \tau) - \alpha(1, N, \tau)^m] / \sigma(m, N, \tau) \tag{4}$$

其中 $\sigma^2(m, N, \tau) = 4 \left[K(r)^m + 2 \sum_{i=1}^{m-1} K(r)^{m-1} \alpha(r)^i + (m-1)^2 \alpha(r)^m - m^2 K(r) \alpha(r)^{m-2} \right]$ 。可以证明，在时间序列 $x = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 是独立同分布(iid)的原假设下，BSD 统计量的极限分布为标准正态分布，即

$$BDS(m, \tau) = \sqrt{M} [\alpha(m, N, \tau) - \alpha(1, N, \tau)^m] / \sigma(m, N, \tau) \sim N(0, 1) \tag{5}$$

因此，若时间序列为 iid 序列，则 BDS 渐进收敛于标准正态分布；反之，则可判定在该时间序列中可能存在非线性结构。

BDS 统计量检验的原假设是数据生成过程为独立同分布过程。若拒绝该原假设，表明序列不独立，但是不能据此判断这种非独立的具体形式是非线性相关还是混沌，它只能够对序列的非线性依赖提供间接证据。

1.3 Cao 方法

Cao 方法^[10]是一种直观而简洁的判定时序数据非线性混沌特性的方法，从本质上来说，它是对虚假邻域算法的改进。该方法定义了 2 个参数 $E_1(m)$ 和 $E_2(m)$ ，其中 $E_1(m)$ 用于确定最小的嵌入维数，而 $E_2(m)$ 用于判别一个时间序列是否具有分维特性的混沌序列。设 m 维状态空间向量为 X_i ($i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$)，定义统计量

$$d(i, m) = \frac{\|X_i(m+1) - X_{n(i, m)}(m+1)\|}{\|X_i(m) - X_{n(i, m)}(m)\|} \tag{6}$$

式中： $\|\cdot\|$ ——某种意义下的距离量度； $n(i, m)$ ——在上述距离定义下与 m 维状态空间第 i 个向量距离最近的点的标号， $1 \leq n(i, m) \leq N - m\tau$ 。用 $E(m)$ 表示嵌入维数为 m 情况下时间序列各点与其邻近点之间距离的统计平均，即

$$E(m) = \frac{1}{N - m\tau} \sum_{i=1}^{N-m\tau} d(i, m) \tag{7}$$

为了观察 $E(m)$ 随嵌入维数 m 的变化情况，定义统计量

$$E_1(m) = E(m+1)/E(m) \tag{8}$$

从式(8)可以看出，如果时间序列具有混沌特性，则当嵌入维数 m 达到一定值时， $E_1(m)$ 将保持不变，此时的嵌入维数 m 就是所寻找的最小嵌入维数。

为了区分出随机噪声序列，定义统计量

$$E_2(m) = E^*(m+1)/E^*(m) \tag{9}$$

式中 $E^*(m)$ 表示从嵌入维数 m 变化到 $m+1$ 时的距离增加量的统计平均，即

$$E^*(m) = \frac{1}{N - m\tau} \sum_{i=1}^{N-m\tau} |x(i + m\tau) - x(n(i, m) + m\tau)| \tag{10}$$

对于随机时间序列, $E_{\chi}(m)$ 一般不会随着嵌入维数 m 的增加而达到一个稳定值, 然而由于实际观测样本有限, 随机序列也可能在 m 达到一定值后停止变化, 此时可以通过 $E_{\chi}(m)$ 值来辨别随机噪声. 对于任意的嵌入维数 m , 如果对应的 $E_{\chi}(m)$ 值都等于 1 或在 1 附近, 则表明该时间序列是随机的, 而对于非线性混沌序列, $E_{\chi}(m)$ 和嵌入维数 m 之间存在某种关系, $E_{\chi}(m)$ 一般会渐渐趋向于 1. 因而, 可以通过嵌入维数 m 与函数 $E_{\chi}(m)$ 的曲线图直观地判定时间序列是否具有非线性混沌特性.

1.4 混沌特性的定量识别

1.4.1 Lyapunov 指数

Lyapunov 指数是描述混沌运动对初值条件的敏感性吸引子特征量, 它可以从整体上定量描述轨道的平均分离或者收缩的速率, 表征系统的混沌性质^[7, 11]. 最大的 Lyapunov 指数决定了轨道发散覆盖整个吸引子的速率, 最小的 Lyapunov 指数决定了轨道收缩的速率, 而所有 Lyapunov 指数之和大体上表征了轨道总的平均发散速率. 若系统最大 Lyapunov 指数 $\lambda_1 > 0$, 则系统一定是混沌的. 所以, 通常将最大 Lyapunov 指数 λ_1 为正作为判断混沌性质的重要条件.

1.4.2 关联维数

关联维数 D_2 是序列混沌特性的重要不变量, 是系统混沌与否的一个表征^[12]. 一般地, 确定系统的关联维数是一个 1 到 3 之间的整数, 随机系统的维数为无穷大, 而混沌系统的维数为一个正的分数. 定义 X_i 与 X_j 之间的距离为

$$|X_i - X_j| = \max_{0 \leq a \leq m-1} |x(i + k\tau) - x(j + k\tau)| \tag{11}$$

关联积分 $\alpha(r, m)$ 定义为

$$\alpha(r, m) = \frac{1}{M^2} \sum_{i,j=1}^M H(r - |X_i - X_j|) \tag{12}$$

其中 H 为 Heaviside 单位函数. 当 $r \rightarrow 0$ 时, $\alpha(r, m)$ 与 r 存在以下关系:

$$\lim_{r \rightarrow 0} \alpha(r, m) \propto r^{D_2} \tag{13}$$

$$D_2(m) = \lim_{r \rightarrow 0} \ln \alpha(r, m) / \ln r \tag{14}$$

式中 D_2 称为关联维. 随着 m 的增加, 极限值 D_2 也相应地增加并稳定于某一有限值.

实际计算中, 一般是通过相空间重构和 G-P 算法得到反映嵌入维数与关联维数的曲线图; 从小到大改变 m 的值, 当 m 大于或等于一个整数时, 观察 D 是否保持一个常数, 即双对数坐标 $\ln \alpha(r, m) \sim \ln r$ 中的直线段, 由此可以判定系统是否具有混沌系统的分维特征.

1.4.3 Kolmogorov 熵

Kolmogorov 熵是动力系统相空间轨道分裂数目渐近增长率的一种量度, 它实际表征系统信息的损失程度, 常用来度量系统运行的混沌或无序程度^[7-8]. Grassberger 和 Procaccia 提出的 K_2 熵与关联积分 $C_m^2(\epsilon)$ 存在如下关系^[7]:

$$K_2 = \frac{1}{\tau} \log_2 \frac{C_m^2(\epsilon)}{C_{m+1}^2(\epsilon)} \tag{15}$$

当 m 达到一定值时, K_2 更趋于稳定, 可将此时相对稳定的 K_2 作为 K 的估计值. 因此, 根据前述探讨, 在嵌入维数按等间隔不断增加的情况下, 对双对数坐标 $\ln C_m^2(\epsilon) \sim \ln \epsilon$ 中的点, 在无标度区间内, 作等斜率线性回归, 可同时得到关联维和 K 的稳定估计.

使用 K 值可判断系统运动的性质. $K = 0$ 表明系统是规则运动的; K 等于正无穷, 表明系统做随机运动; $0 < K < +\infty$ 表明系统做混沌运动. K 值越大, 信息损失速度越大, 系统的混沌程度越大, 系统也就越复杂.

2 降雨径流序列的混沌特性分析

以漳河观台水文站月径流量为例, 对该站 1963—2000 年月径流时间序列及匡门口、白土和观台站降雨时间序列进行混沌特性分析.

2.1 功率谱分析

由月降雨径流时间序列资料 根据式 (1) 和式 (2) 计算各时间序列的功率谱 结果如图 1 所示. 从图 1 可以看出 降雨径流时间序列的功率谱有连续的谱线 且均为宽带的连续谱 但在某些频率附近均具有明显的峰值 形状上总体接近混沌序列 该降雨径流时间序列可能具有一定的混沌特性.

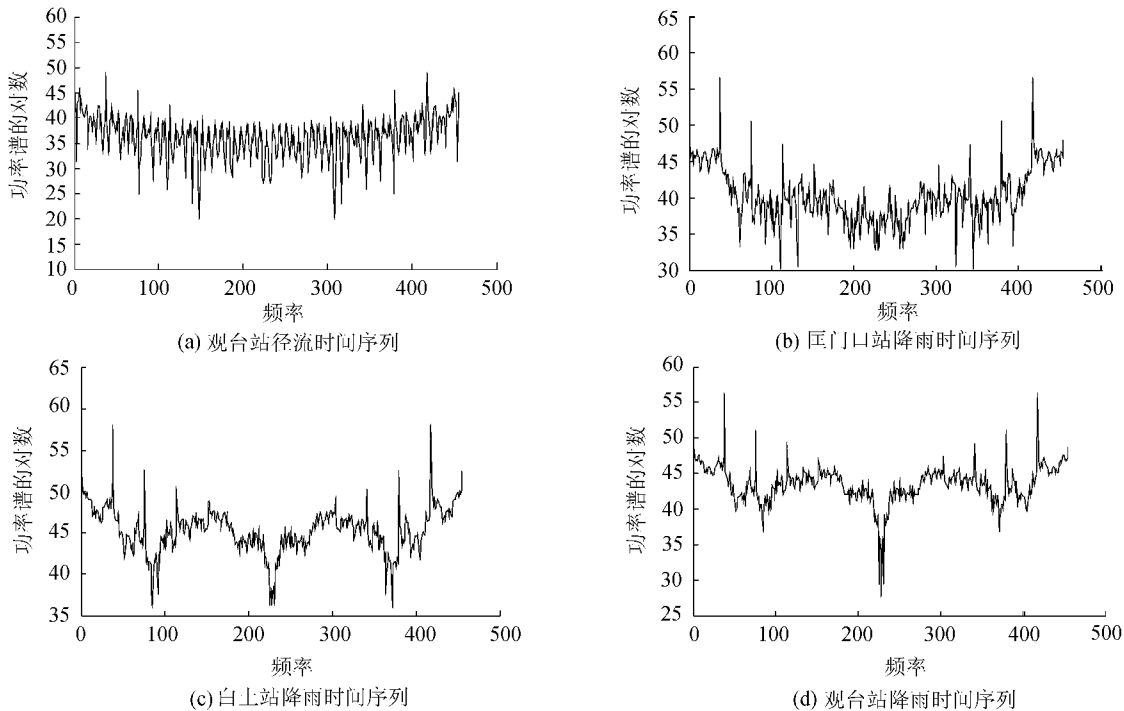


图 1 降雨径流时间序列功率谱

Fig. 1 Power spectrum for rainfall-runoff time series

2.2 BDS 非线性检验

在使用 BDS 进行非线性检验前 需要消除原时间序列自相关的影响. 通常的做法是用 $AR(p)$ 模型拟合原时间序列 在寻找到合适的阶数 p 后 计算 $AR(p)$ 的残差序列并对该残差序列进行 BDS 检验. 给定显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下 计算原序列的 Ljung-Box Q 统计量 $Q(p)$ 结果见表 1. 从表 1 可以看出 计算得到的 $Q(p)$ 值均大于相应的检验临界值 即所有检验统计值在给定显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下均较为显著 因而 降雨径流序列存在线性相关关系. 对原时间序列用 $AR(p)$ 模型拟合 再对 $AR(p)$ 模型的残差序列进行 Ljung-Box Q 检验 结果见表 1. 从表 1 可以看出 所计算的 $Q(p)$ 值均小于相应的检验临界值 不能拒绝残差序列是独立的原假设 (在 5% 的显著性水平下) 从而可以认为 $AR(p)$ 已经消除原时间序列自相关的影响 残差序列已不包含线性相关成分.

表 1 降雨径流时间序列的 Ljung-Box 检验 Q 统计量计算结果

Table 1 Results of Ljung-Box test for rainfall-runoff time series

序列名	$Q(5)$		$Q(10)$		$Q(30)$		$Q(50)$	
	原序列	残差序列	原序列	残差序列	原序列	残差序列	原序列	残差序列
观台站径流时间序列	160.51	1.02	167.08	1.06	255.19	25.84	344.98	56.44
匡门口站降雨时间序列	142.12	1.64	249.59	3.67	1031.50	33.17	1831.60	59.03
白土站降雨时间序列	75.35	1.54	141.71	3.67	688.90	34.78	1219.40	59.34
观台站降雨时间序列	80.11	1.46	147.61	3.78	714.33	30.87	1240.60	46.78

注 给定显著性水平 $\alpha = 0.05$ 时 $,Q(5) = 11.07, Q(10) = 18.31, Q(30) = 43.77, Q(50) = 67.5$.

采用 Kanzler Ludwig 算法^[13-14]对残差序列进行 BDS 非线性检验. 在 BDS 统计量计算过程中 取嵌入维数 $m = 2 \sim 7$ 阈值 r 分别为拟合模型残差序列标准差 σ 的 0.25 0.50 0.75 1 1.25 和 1.5 倍. 残差序列 BDS 检验结果见表 2. 由表 2 可以看出 BDS 统计量均大于 5% 显著性水平的标准正态分布的临界值 1.96 均可以在较高的显著水平拒绝 AR 拟合模型的残差是 iid 的零假设 从而可以认为降雨径流数据不是完全随机的,

其中存在着非线性相关结构.因此,为了正确地描述径流序列的变化趋势,必须使用非线性模型.

表2 降雨径流时间序列的 BDS 统计量计算结果

Table 2 Results of BDS test for rainfall-runoff time series

序列名	r/σ	BDS 统计量						序列名	r/σ	BDS 统计量					
		$m=2$	$m=3$	$m=4$	$m=5$	$m=6$	$m=7$			$m=2$	$m=3$	$m=4$	$m=5$	$m=6$	$m=7$
观台站 径流时 间序列	0.25	14.18	15.87	17.18	18.51	20.59	23.03	白土站 降雨时 间序列	0.25	8.87	12.35	15.02	17.82	18.36	15.40
	0.5	11.34	11.22	10.64	9.78	8.98	8.41		0.5	8.03	9.81	10.76	10.73	9.61	7.52
	0.75	11.51	10.83	9.93	9.10	8.08	7.17		0.75	7.30	8.49	8.68	8.21	7.27	6.08
	1	10.97	10.33	9.44	8.66	7.65	6.75		1	6.58	7.40	7.22	6.42	5.45	4.56
	1.25	9.82	9.35	8.54	7.81	6.80	5.87		1.25	6.17	6.59	6.28	5.29	4.34	3.48
	1.5	8.70	8.45	7.71	6.99	5.98	4.96		1.5	5.62	5.56	5.14	4.07	3.31	2.60
匡门口 站降雨 时间序 列	0.25	7.21	11.19	13.18	13.81	13.59	13.63	观台站 降雨时 间序列	0.25	11.29	14.12	17.80	21.10	22.04	21.17
	0.5	8.13	11.45	13.21	13.48	12.59	10.64		0.5	10.11	11.40	12.53	12.69	12.10	10.60
	0.75	8.48	10.56	11.25	11.07	10.35	8.68		0.75	9.12	9.41	9.42	8.76	7.83	6.62
	1	7.75	8.90	8.79	8.09	7.26	6.03		1	7.58	7.43	6.95	5.99	5.16	4.22
	1.25	6.93	7.49	7.00	6.14	5.27	4.27		1.25	6.02	5.58	4.88	3.80	3.09	2.34
	1.5	6.25	6.35	5.68	4.80	3.90	3.00		1.5	4.61	4.00	3.30	2.29	2.01	1.98

2.3 混沌特性的定量识别

2.3.1 延迟时间 τ 和嵌入维数 m 的选取

采用改进 C-C 法^[15]同时求取降雨径流时间序列的 τ 和 m . 计算得到的观台水文站径流序列最佳时延 τ 为 4 个月,嵌入维数为 5;3 个雨量站降雨量序列最佳时延 τ 为 2 个月,嵌入维数均为 7.在确定延迟时间的基础上,应用 Cao 方法分析降雨时间序列是否具有非线性混沌特性.计算 $E_1(m)$ 与 $E_2(m)$,得到降雨径流时间序列 $E_1(m)$ 与 $E_2(m) \sim m$ 关系曲线,如图 2 所示.由图 2 可以看出, $E_2(m)$ 和 $E_1(m)$ 均随着嵌入维数 m 的增大而增大,并最终趋于 1,这排除了月降雨径流序列为随机序列的可能性.从 $E_1(m)$ 与嵌入维数 m 的关系图中还可以得到稳定的嵌入维数,结果与用 C-C 法求得的嵌入维数基本一致.

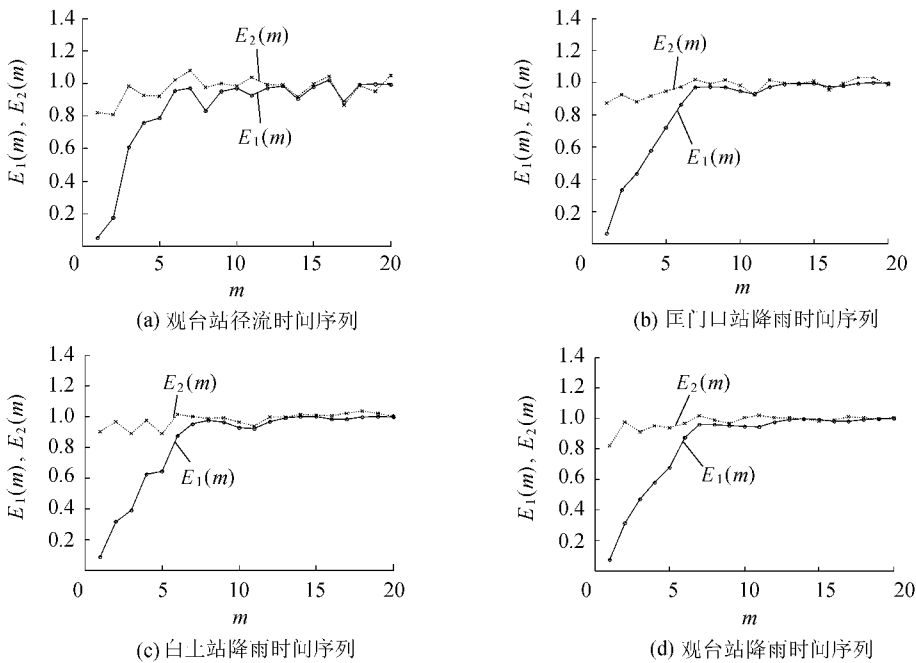


图2 降雨径流时间序列 $E_1(m)$ 与 $E_2(m) \sim m$ 关系曲线

Fig. 2 $E_1(m) \sim m$ and $E_2(m) \sim m$ curves for rainfall-runoff time series

2.3.2 关联维数计算

取由改进 C-C 法算得的延迟时间,径流序列 τ 为 4 个月,降雨序列 τ 为 2 个月,固定时间延迟,对嵌入维数从 1 ~ 15 重构相空间,按照式(13)分别计算出给定一系列标度 r 时的关联积分函数的值 $C(r, m)$,绘制

$\ln C(r, m) \sim \ln r$ 关系曲线,如图 3 所示.从图 3 可以看出, $\ln C(r, m)$ 与 r 之间的标度关系在 $\ln C(r, m) \sim \ln r$ 曲线图中表现为一段直线,而且随着嵌入维数的增大,其图形的形状和走向也基本一致.其中,观台站的径流序列当嵌入维数 $m = 5$ 以后,线性部分逐渐趋于平行,这说明关联维已趋于饱和,此时,饱和关联维数趋近于 2.66,而匡门口、白土和观台站的降雨序列在嵌入维数 $m = 7$ 以后,线性部分逐渐趋于平行,关联维趋于饱和,饱和关联维数分别为 4.36、4.16 和 4.19.

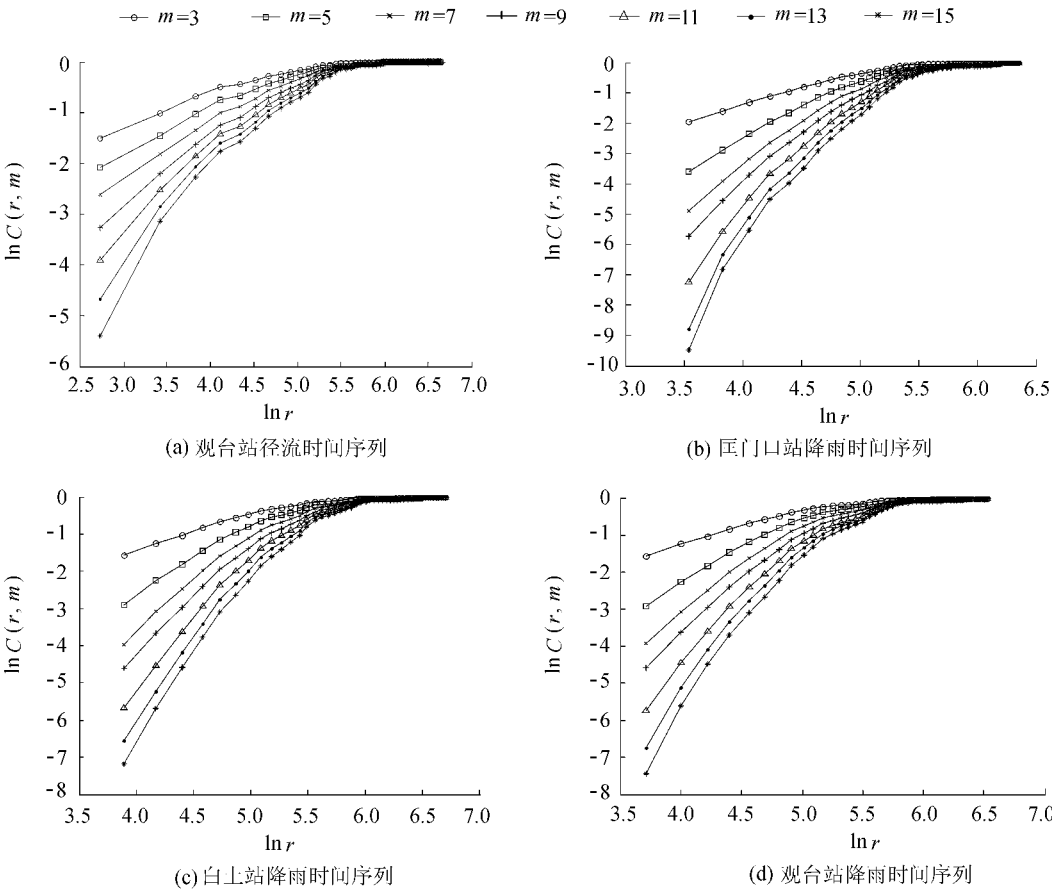


图 3 降雨径流时间序列 $\ln C(r, m) \sim \ln r$ 关系曲线

Fig. 3 Relationship between $\ln C(r, m)$ and $\ln r$ for rainfall-runoff time series

2.3.3 Kolmogorov 熵计算

通过拟合降雨径流时间序列 $\ln C(r, m) \sim \ln r$ 关系曲线上无标度区间内的所有点,得到 Kolmogorov 熵,分别为 0.22、0.42、0.53 和 0.53.这说明,该降雨径流量的变化存在着低维的混沌吸引子,月降雨径流变化的时间序列存在无标度区间,吸引子关联维也在这—区间内趋于收敛和稳定,降雨径流序列的变化并不是毫无规律,而是周期性变化和非周期性变化的叠加,具有复杂的内在动力学机制.

2.3.4 Lyapunov 指数计算

采用 Rosenstein 等^[16]提出的一种根据小数据量计算最大 Lyapunov 指数 λ_1 的方法进行计算.结果见表 3.由表 3 可以看出,计算得到的最大 Lyapunov 指数 $\lambda_1 > 0$.这再一次表明径流系统具有混沌特性.

表 3 降雨径流时间序列混沌特性定量判别指标

Table 3 Quantitative identification indexes of chaotic characteristic for rainfall-runoff time series

序列名	最大 Lyapunov 指数 λ_1	关联维数 D_2	Kolmogorov 熵
观台站径流时间序列	0.1009	2.66	0.22
匡门口站降雨时间序列	0.0102	4.36	0.42
白土站降雨时间序列	0.0412	4.16	0.53
观台站降雨时间序列	0.0226	4.19	0.53

3 结 语

本文系统地讨论了径流系统混沌特性判别的原理与方法,提出了水文径流系统混沌特性判别的基本框架,从定性与定量多个角度揭示了径流系统的混沌特性,并以漳河观台水文站月降雨径流序列为例,对其混

沌特性进行了分析和诊断. 计算结果表明, 漳河观台站径流变化具有明显的混沌特性. 因此, 为了正确地描述径流变化趋势, 必须使用非线性模型.

参考文献:

- [1] 黄国如, 芮孝芳. 流域降雨径流时间序列的混沌识别及其预测研究进展[J]. 水科学进展, 2004, 15(2): 255-260. (HUANG Guo-ru, RUI Xiao-fang. Study advances in diagnosis of chaotic behavior and its prediction for rainfall and streamflow time series in watershed[J]. Advances in Water Science, 2004, 15(2): 255-260. (in Chinese))
- [2] 梁婕, 曾光明, 郭生练, 等. 洞庭湖区月降雨序列的混沌特性识别及预测研究[J]. 水电能源科学, 2006, 24(5): 16-19. (LIANG Jie, ZENG Guang-ming, GUO Sheng-lian, et al. Diagnosis of chaotic behavior and forecast resources for monthly rainfall in Dongting Lake area[J]. Water Resources and Power, 2006, 24(5): 16-19. (in Chinese))
- [3] 刘卫林. 水资源配置系统的计算智能方法及其应用研究[D]. 南京: 河海大学, 2008.
- [4] 王文, 许武成. 对水文时间序列混沌特征参数估计问题的讨论[J]. 水科学进展, 2005, 16(4): 609-616. (WANG Wen, XU Wu-cheng. Some issues on the characterization of chaotic properties of hydrologic time series[J]. Advances in Water Science, 2005, 16(4): 609-616. (in Chinese))
- [5] 张俊, 程春田, 林剑艺, 等. 中长期水文预报方法研究综述[J]. 水利水电科技进展, 2010, 30(增刊 1): 170-176. (ZHANG Jun, CHENG Chun-tian, LIN Jian-yi, et al. Review of mid-and long-term hydrological forecasting techniques[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2010, 30(Sup 1): 170-176. (in Chinese))
- [6] 战国隆, 马孝义, 刘继龙, 等. 泾河月径流量的混沌特征识别及预测[J]. 水利水电科技进展, 2010, 30(增刊 1): 7-9. (ZHAN Guo-long, MA Xiao-yi, LIU Ji-long, et al. Identification and prediction of chaotic characteristics of monthly runoff in Jinghe River[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2010, 30(Sup 1): 7-9. (in Chinese))
- [7] 吕金虎, 陆君安, 陈士华. 混沌时间序列分析及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [8] 马军海. 复杂非线性系统的重构技术[M]. 天津: 天津大学出版社, 2005.
- [9] DECHERT W D, BROCK W A, SHEINKMAN J A, et al. A test for independence based on the correlation dimension[J]. Econometric Reviews, 1996, 15(3): 197-235.
- [10] CAO Liang-yue. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series[J]. Physica D, 1997, 110(1/2): 43-50.
- [11] ALAN W, SWIFT B J, SWINNEY L H, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1985, 16(3): 285-317.
- [12] GRASSBERGER P, PROCACCIA I. Measuring the strangeness of strange attractor[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1983, 9(1): 189-208.
- [13] LEBARON B. A fast algorithm for the BDS statistic[J]. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 1997, 2(2): 53-59.
- [14] LUDWING K. Very fast and correctly sized estimation of the BDS statistic[R]. England: Christ Church, Department of Economics, University of Oxford, 1999.
- [15] 陆振波, 蔡志明, 姜可宇. 基于改进的 C-C 方法的相空间重构参数选择[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(6): 2527-2529. (LU Zhen-bo, CAI Zhi-ming, JIANG Ke-yu. Determination of embedding parameters for phase space reconstruction based on improved C-C method[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(6): 2527-2529. (in Chinese))
- [16] ROSENSTEIN T M, COLLINS J J, DELUCA C J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets[J]. Physica D, 1993, 65(1/2): 117-134.

Analysis of chaotic characteristics of monthly rainfall-runoff time series from Guantai hydrological station in Zhang River

LIU Wei-lin

(Research Center of Hydraulic Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China)

Abstract: Based on the theory and methods of chaotic characteristic diagnosis, a basic framework of chaotic characteristic diagnosis for rainfall-runoff system was proposed. In the framework, the power spectrum was used to qualitatively identify the chaotic characteristics of the rainfall-runoff system, the BDS test was employed to test nonlinearity, the Chao method was adopted to confirm chaotic characteristics, and the Kolmogorov entropy, Lyapunov exponent and correlation dimension obtained through the reconstruction of phase space were used to quantitatively identify the chaotic characteristics. Finally, the chaotic characteristics of the monthly rainfall-runoff time series from the Guantai hydrological station in the Zhang River were discussed. The results show that the chaotic component exists in the rainfall-runoff time series, which provides a theoretical basis for establishing dynamic runoff models.

Key words: rainfall-runoff time series; Chaos; BDS test; power spectrum; correlation dimension; Kolmogorov entropy; Lyapunov exponent