

多维相空间下提升机故障时序特征分析

刘晓明¹, 王学俊², 张长青², 牛 强¹

(1. 中国矿业大学计算机科学与技术学院, 江苏 徐州 221116;

2. 开滦集团荆各庄矿业分公司, 河北 唐山 063022)

摘 要: 针对矿井提升机故障时间序列的非线性特性, 对提升机故障时间序列进行多维相空间重构, 基于混沌理论并应用最大 Lyapunov 指数法和广义关联维数法对提升机故障时间序列进行特征分析, 从而实现提升机的故障诊断。研究表明, 矿井提升机故障时间序列具有混沌特征, 提取的最大 Lyapunov 指数和广义关联维数可作为提升机故障诊断的特征量。

关键词: 混沌特性; 矿井提升机; 多维相空间重构; 最大 Lyapunov 指数; 广义关联维数

Hoister Fault Time Series Feature Analysis Under Multi-dimension Phase Space

LIU Xiao-ming¹, WANG Xue-jun², ZHANG Chang-qing², NIU Qiang¹

(1. School of Computer Science & Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;

2. JGZ Mining Company of Kailuan Group, Tangshan 063022, China)

【Abstract】 Aiming at the complex nature of the nonlinear existing in mine hoist fault time series, this paper uses the phase space reconstruction method to reconstruct the multi-dimension phase space for mine hoister fault time series. Based on chaos theory, the correlation dimension and the largest Lyapunov exponents are applied to analyze the features of mine hoist fault time series to realize the fault diagnosis for hoister. Research results show that mine hoist fault time series possesses chaotic characteristics, and the calculated correlation dimension and the largest Lyapunov exponents can be used for the characteristics in mine hoist fault diagnosis.

【Key words】 chaos property; mine hoister; multi-dimension phase space reconstruction; largest Lyapunov exponent; generalized correlation dimension

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.17.075

1 概述

矿井提升机是煤矿生产过程中集机、电、液于一体的大型机电设备, 它的任务是提升煤炭和矸石、下放材料、升降人员和设备, 是连接井上、井下的唯一通道, 是煤矿生产的“咽喉”, 其运行的安全可靠状况直接影响矿山生产人员的生命安全和矿井生产能力^[1]。

目前, 国内外针对矿井提升机故障诊断技术方面的研究主要有基于解析模型的方法、基于信号处理的方法和基于知识的方法 3 类, 不同方法在相应领域也获得较好的效果。但是, 提升机故障时间序列蕴含大量的非线性信息, 存在许多明显的混沌现象, 使得混沌理论成为提升机故障特征的高效方法。

本文基于混沌理论, 对采集到的提升机时间序列进行多维相空间重构, 应用最大 Lyapunov 指数法和广义关联维数法对提升机时间序列进行特征分析, 并利用最大 Lyapunov 指数和广义关联维数对提升机故障进行判定。

2 矿井提升机混沌原理

2.1 矿井提升机时间序列的多维相空间重构

Takens 延迟嵌入定理为单变量时间序列重构动力系统奠定了可靠的基础, 因此, 在非线形动力学系统的研究中得到了广泛应用。

理论上只要嵌入维数足够大, 单变量信号足以重构原动力系统。但实际问题中情况却不完全是这样, 不能肯定基于特定观测测量一定可以正确地重构相空间。特别是当观测数据

中含有测量噪声时, 简单重构的相空间与原有动力系统的非线性特性有较大的差异。

由于多变量数据中包含更多的关于原动力系统的信息, 因此采用多变量数据进行相空间重构可以在一定程度上起到降噪和提高预测质量的作用, 采用多变量数据重构嵌入空间是十分必要的^[2-3]。

以矿井提升机为例说明多维相空间重构的实现过程。假设在提升机动力学系统中, 观测到 M 个变量的时间序列:

$$\{x_n\}_{n=1}^N = \{(x_{1,n}, x_{2,n}, \dots, x_{M,n})\}_{n=1}^N$$

它是 M 个连续变量 $x(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)\}$ 的测量值, 即 $x_n = x(t_0 + n\Delta t)$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。其中, t_0 是初始时间; Δt 是采样时间。作以下时间延迟重构:

$$V_n = \begin{Bmatrix} x_{1,n} & x_{1,n-\tau_1} & \cdots & x_{1,n-(m_1-1)\tau_1} \\ x_{2,n} & x_{2,n-\tau_2} & \cdots & x_{2,n-(m_2-1)\tau_2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{M,n} & x_{M,n-\tau_M} & \cdots & x_{M,n-(m_M-1)\tau_M} \end{Bmatrix}^T \quad (1)$$

其中, $n = J_0, J_0 + 1, \dots, N$; $J_0 = \max_{1 \leq i \leq M} (m_i - 1)\tau_i + 1$; τ_i 和 m_i 分

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50674086)

作者简介: 刘晓明(1987—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 数据挖掘, 混沌时间序列; 王学俊、张长青, 高级工程师; 牛 强, 副教授、博士

收稿日期: 2011-03-23 **E-mail:** lxm0779@126.com

别为延迟时间间隔和嵌入维数,类似于 Takens 的延迟嵌入定理,只要 m_i 或 $m = \sum_{i=1}^M m_i$ 充分大,存在映射使 $F: R^m \rightarrow R^m$, 使 $V_{n+1} = F(V_n)$ 。

此时,状态空间 $V_n \rightarrow V_{n+1}$ 的演化反映了提升机动力系统的演化,这意味提升机动力系统吸引子的几何特征等价于重构的 m 维状态空间中吸引子的几何特征,因此,提升机系统中任何微分或拓扑不变量可以在重构的状态空间中进行计算。

2.2 重构参数的确定

τ_i 的选取与文献[4]的方法一样,即对每一个分量时间序列 $\{x_{i,n}\}_{n=1}^N, i=1,2,\dots,M$ 分别用互信息最小法确定。互信息方法是估计重构相空间延迟的一种有效方法,它在相空间重构中有广泛的应用。Shaw E C 提出以互信息第 1 次达到极小值的时间滞作为相空间重构的时间延迟。

嵌入维数 m_i 的选取采用扩展的虚假邻点法^[5]。虚假邻点法的基本思想是当维数从 m 变成 $m+1$ 时,考察轨线 V_n 的邻点中哪些是真实的邻点,哪些是虚假的邻点,当没有虚假邻点时,可以认为几何结构被完全打开,此时的 m 为所求最佳嵌入维数^[6]。

设 V_n 的最近邻点为 $V_{\eta(n)}$, 即:

$$\|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_M)} = \min_{j=J_0, J_1, \dots, N, j \neq n} \|V_j - V_n\| \quad (2)$$

当维数从 m 增加到 $m+1$ 时,如 m_i 变成 m_i+1 , 则它们间的距离变为 $\|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_{i+1}, \dots, m_M)}$, 若 $\|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_{i+1}, \dots, m_M)}$ 比 $\|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_M)}$ 大很多, 则认为是由高维吸引子中 2 个不相邻的点在投影到低维轨线上时变成相邻的 2 个点造成的, 因此这样的邻点是虚假的。具体地, 若当:

$$\frac{\|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_{i+1}, \dots, m_M)} - \|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_M)}}{\|V_{\eta(n)} - V_n\|^{(m_1, m_2, \dots, m_{i+1}, \dots, m_M)}} \geq R_T \quad (3)$$

则 $V_{\eta(n)}$ 为 V_n 的虚假最近邻点, R_T 为阈值, 可根据具体情况选取。

对实测时间序列 $(m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_M)$ 从 $(1, 1, \dots, 1, \dots, 1)$ 开始, 每次 m_i 增加 1, 直到虚假最近邻点很少或虚假最近邻点不再随着 m 的增加而减少时, 可以认为吸引子几何结构完全打开, 此时的 $(m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_M)$ 为最佳嵌入维数。

2.3 提升机故障时间序列的最大 Lyapunov 指数法

最大 Lyapunov 指数 λ_i 定量地描述系统相空间相邻轨道呈指数发散或收敛的性质, 是描述混沌动力学特征的重要参数之一。

在 Lyapunov 指数 $\lambda < 0$ 的方向, 相体积收缩, 运动稳定, 且对初始条件不敏感; 在 $\lambda > 0$ 的方向, 轨道迅速分离, 长时间行为对初始条件敏感, 运动呈混沌状态; $\lambda = 0$ 对应稳定边界, 属于一种临界状况。若系统最大 Lyapunov 指数 $\lambda > 0$, 则系统一定是混沌的^[7]。

由于提升机故障时间序列的样本量有限, 因此本文采用推广的小数据量方法计算最大 Lyapunov 指数。推广的小数据量方法计算最大 Lyapunov 指数, 具有计算量小、对小数据量可靠、效率高等优点。

设 $\{x_{l,n}\}_{n=1}^N (l=1, 2, \dots, L)$ 为观测的 L 变量的时间序列, 对式(1)进行相空间重构。对每个点 x_j 寻找其最近邻点 $x_{\eta(j)}$, 这 2 个点之间必须有短暂的分离, 以保证 2 个点沿着不同的轨

道运行。定义分离间隔:

$$\omega = \frac{\max \tau_l}{\Delta t} \quad l=1, 2, \dots, L \quad (4)$$

假设 $d_j(0)$ 为 x_j 到其最近邻点 $x_{\eta(j)}$ 的距离, 即:

$$d_j(0) = \|x_j - x_{\eta(j)}\| \quad |j - \eta(j)| > \omega \quad (5)$$

对相空间中的每个点 x_j , 计算其最近邻点在 i 步前向演化后的距离:

$$d_j(i) = \|x_{j+i} - x_{\eta(j)+i}\| \quad i = N_0, N_0+1, \dots, N \quad (6)$$

假设 x_j 的最近邻点以最大 Lyapunov 指数的速率发散:

$$d_j(i) = d_j(0) \times e^{\lambda_i(i \times \Delta t)} \quad (7)$$

两边取对数得:

$$\ln d_j(i) = \ln d_j(0) + \lambda_i(i \times \Delta t)$$

在 $\ln d_j(i) - i \times \Delta t$ 中, 利用最小二乘法拟合得到最大 Lyapunov 指数 λ_i 为:

$$\lambda_i = \frac{1}{\sum i^2} [i \times y(i)] \quad (8)$$

其中, $y(i) = \frac{1}{p \Delta t} \sum_{j=1}^p \ln d_j(i)$; p 为非零的 $d_j(i)$ 的个数。

2.4 提升机故障时间序列的广义关联维数法

当提升机设备发生故障时, 其动力学特性通常呈现出复杂性和非线性, 提升机时间序列随之出现非平稳性并表现出一定程度上的统计自相关性。

分形学是以局部和整体具有自相似性的复杂事物为研究对象, 探索其复杂性的科学, 可以用来描述矿井提升机故障信号的不规则性和复杂性。

分形维数是度量分形复杂性的重要指标; 关联维数是比较有效的分形维数计算方法。

这里把单变量下的关联维数推广到多变量的情况下^[8], 在重构的 M 维空间中: $\sum_{j=J_0, j \neq i}^N H(r - \|V_i - V_j\|)$, 表示除 V_i 本身外到 V_j 的距离小于 r 的 V_j 的点数, 其中, $H(\cdot)$ 是 Heavside 函数, 定义按上述方式重构的有 M 个变量的时间序列 $\{x_n\}_{n=1}^N = \{(x_{1,n}, x_{2,n}, \dots, x_{M,n})\}_{n=1}^N$ 的 q 阶广义关联积分为:

$$C_q^M(r) = C_q^M(r; \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_M; m_1, m_2, \dots, m_M) = \left\{ \frac{1}{N - J_0 + 1} \sum_{i=J_0}^N \left[\frac{1}{N - J_0} \sum_{j=J_0, j \neq i}^N H(r - \|V_i - V_j\|) \right]^{q-1} \right\}^{\frac{1}{q-1}} \quad (9)$$

其中, q 是正整数, $q \neq 1$, 特别当 $q=2$ 时, 就是通常的关联积分, 即:

$$C_2^M(r) = \frac{1}{(N - J_0 + 1)(N - J_0)} \cdot \sum_{i=J_0}^N \sum_{j=J_0, j \neq i}^N H(r - \|V_i - V_j\|) \quad (10)$$

当 $q=1$ 时, 即 1 阶广义关联积分定义为:

$$\ln C_1^M(r) = \lim_{q \rightarrow 1} \ln C_q^M(r) = \lim_{q \rightarrow 1} \frac{1}{q-1} \ln \frac{1}{N - J_0 + 1} \cdot \sum_{i=J_0}^N \left[\frac{1}{N - J_0} \sum_{j=J_0, j \neq i}^N H(r - \|V_i - V_j\|) \right]^{q-1} = \frac{1}{N - J_0 + 1} \sum_{i=J_0}^N \ln \frac{1}{N - J_0} \cdot \sum_{j=J_0, j \neq i}^N H(r - \|V_i - V_j\|) \quad (11)$$

如果 $M=1$, 则成为单变量时间序列的广义关联积分。

$C_q^M(r)$ 描述了随 r 的增加距离小于 r 的对点数的分布情况。若 $r > \max_{J_0 \leq i < j \leq N} \|V_i - V_j\|$, 则一切对点的距离都不会超过 $\max_{J_0 \leq i < j \leq N} \|V_i - V_j\|$, 因此, $C_q^M(r) \equiv 1$; 若 $r < \max_{J_0 \leq i < j \leq N} \|V_i - V_j\|$, 则 $C_q^M(r) \equiv 0$ 。

因此, r 既不能选的太大, 也不能选的太小, 如果在 r 的某一区间段内, 有 $C_q^M(r) \propto r^{(q-1)D_q}$, 则称 D_q 是 q 阶广义关联维数, 当 $q=2$ 时就是通常的 G-P 关联维数 D_2 。可用双对数 $\ln C_q^M(r) - (q-1)\ln r$ 图中满足式(11)的 r 的某区间段内的斜率计算 D_q 。

3 矿井提升机故障时间序列的混沌特征

3.1 实验方法与条件

实验所用数据是从唐山市开滦集团荆各庄矿采集, 矿井提升机主要动力源是大型电机, 电机的主要参数是励磁电流和磁场电流 2 个变量。本实验主要用励磁电流和磁场电流 2 个变量作相空间重构并提取特征量, 每次计算所用每个变量的数据量约为 10 000 条。

采集到的励磁电流和磁场电流时间序列如图 1、图 2 所示。为防止数据在采集过程中受噪声的影响, 本文在分析前运用小波变换方法对数据进行去噪处理。

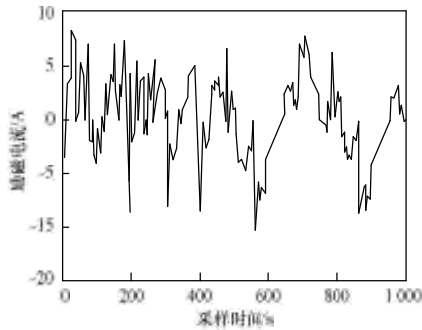


图 1 矿井提升机励磁电流时间序列

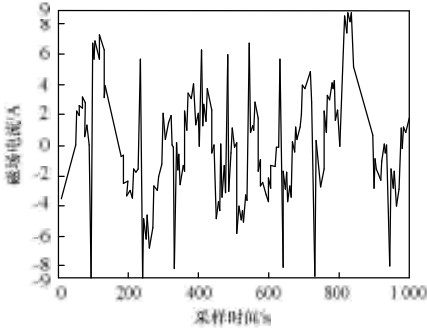


图 2 矿井提升机磁场电流时间序列

3.2 实验结果与分析

下面说明矿井提升机时间序列混沌特性的分析过程。首先利用平均互信息法来确定式(1)中 τ_i , 得到励磁电流和磁场电流两时间序列平均互信息量随延迟时间的变化, 具体如图 3、图 4 所示。

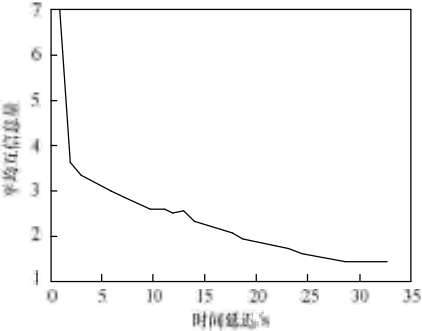


图 3 矿井提升机励磁电流时间序列的平均互信息量

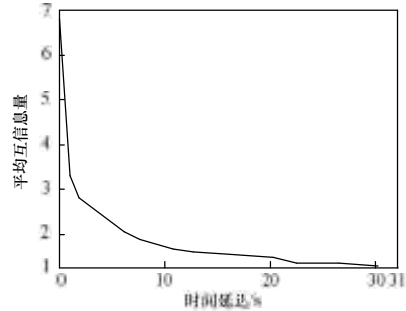


图 4 矿井提升机磁场电流时间序列的平均互信息量

从图 3 可以看出, 提升机励磁电流时间序列平均互信息量达到极小值时的时间为 $\tau_1=13$ 。从图 4 可以看出, 提升机磁场电流时间序列平均互信息量达到极小值时的时间为 $\tau_2=14$ 。

利用得出的时间间隔 $\tau_1=13$ 、 $\tau_2=14$ 按照式(1)对励磁电流和磁场电流两时间序列作以下双变量时间延迟重构:

$$V_n = \begin{Bmatrix} x_{1,n} & x_{1,n-13} & \cdots & x_{1,n-13(m_1-1)} \\ x_{2,n} & x_{2,n-14} & \cdots & x_{2,n-14(m_2-1)} \end{Bmatrix}^T \quad (12)$$

其中, $n = J_0, J_0+1, \dots, N$; $J_0 = 14(\max(m_1, m_2) - 1) + 1$ 。

选取不同的 m_1 和 m_2 时, 按式(3)计算的虚假最近邻点的数量为 K , 重构后序列的虚假最近邻点数随阈值及嵌入维数的变化情况如表 1 所示。

表 1 虚假最近邻点数随阈值及嵌入维数的变化情况

阈值 Rt	嵌入维数 m_1	嵌入维数 m_2	虚假最近邻点数 K
10	9	9	20
	10	9	18
	9	10	19
	10	10	2
	11	11	1
15	9	9	15
	10	9	12
	9	10	6
	10	10	0
	11	11	0

从表 1 可以看出, 当嵌入维数 $m_1=m_2=11$ 时, 虚假最近邻点数 K 很小, 几乎接近于 0, 在总点数中的比例已很小, 因此, 可以认为它们是最小嵌入维数。

在延迟时间间隔 τ_i 和嵌入维数 m_i 确定后, 式(12)确定如下:

$$V_n = \begin{Bmatrix} x_{1,n} & x_{1,n-13} & \cdots & x_{1,n-130} \\ x_{2,n} & x_{2,n-14} & \cdots & x_{2,n-140} \end{Bmatrix}^T \quad (13)$$

其中, $n = J_0, J_0+1, \dots, N$; $J_0=141$ 。

用推广的小数据量法计算式(13)的 Lyapunov 指数, 得到提升机故障序列的指数谱如图 5 所示。

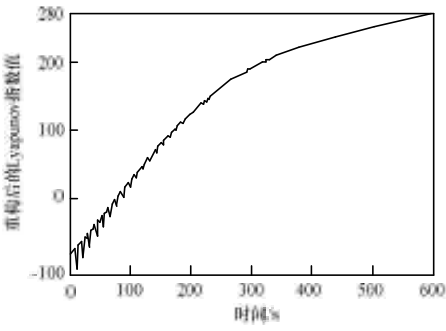


图 5 矿井提升机重构后时间序列的 Lyapunov 指数值

从图 5 可以看出, 曲线上出现多个波峰跳跃, 但其跳跃阶段的顶点明显位于同一直线上, 具有线性规律。对曲线的波峰部分作直线拟合, 斜率明显大于 0。其拟合直线斜率即最大 Lyapunov 指数值, 结果为 $0.7321 > 0$, 表明矿井提升机时间序列存在混沌现象。

用广义关联维法计算式(13)的广义关联维数值, 得到提升机故障序列的广义维数的 $\ln C(r)$ - $\ln r$ 关系曲线如图 6 所示。

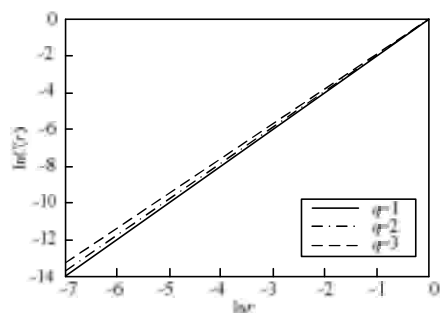


图 6 矿井提升机时间序列不同阶次的 $\ln C(r)$ - $\ln r$ 关系曲线

图 6 中的曲线从上到下分别对应 $q=1, 2, 3$ 时的 $\ln C(r)$ - $\ln r$ 关系曲线。随着 q 的增加, 曲线的斜率部分逐渐增大, 随着 $\ln r$ 的增加, 曲线不断变化。计算出每条曲线的斜率, 即为关联维数。不同 q 的关联维数分别为 $D_{q=1}=1.8603$ 、 $D_{q=2}=1.8305$ 、 $D_{q=3}=1.7845$ 。

3.3 矿井提升机故障判别

矿井提升机每运行一个来回称为一个行程, 已知 20 个行程数据为例, 其中有 4 个行程发生故障, 对每个行程的提升机时间序列分别计算 Lyapunov 指数和广义关联维数, 并绘制成曲线如图 7、图 8 所示。从图 7 可以看出, 当提升机发生故障时, Lyapunov 指数明显低于正常值(平均为 0.1292); 从图 8 中可看出, 当提升机发生故障时, 广义关联维数明显高于正常值(平均为 1.9983)。可得出结论, 当故障发生时, Lyapunov 指数小于正常值而关联维数高于正常值, 可据此进行故障判断。

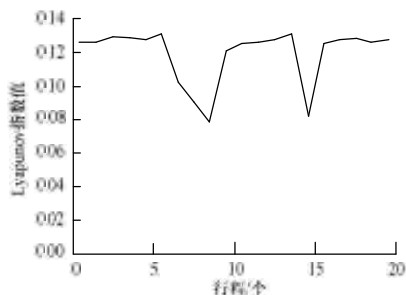


图 7 矿井提升机 20 个行程时间序列的 Lyapunov 指数值

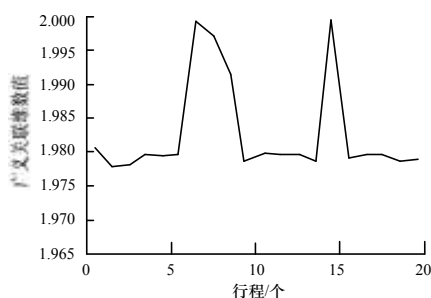


图 8 矿井提升机 20 个行程时间序列的广义关联维数值

4 结束语

本文通过相空间重构理论, 对矿井提升机进行了混沌动力学研究, 并利用推广的 Lyapunov 指数法和广义关联维法对提升机故障序列进行基础性判定。结果表明, 矿井提升机时间序列的复杂变化是其内在动力学机制演化的结果, 提升机时间序列存在混沌特征。混沌理论具有初值敏感性、内在随机性及遍历性等特征, 本文研究为混沌理论在矿井提升机领域的研究及应用奠定基础。在进行提升机故障诊断时, 综合利用提升机时间序列的广义 Lyapunov 指数和广义关联维数, 实现提升机故障检测。

参考文献

- [1] 《矿井提升机故障处理和技术改造》编委会. 矿井提升机故障处理和技术改造[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [2] Prichard D, Theiler J. Generating Surrogate Data for Time Series with Several Simultaneously Measured Variables[J]. Physical Review Letters, 1994, 73(7): 951-954.
- [3] Rombowts S A R B, Keunen R W M, Stom C J. Investigation of Nonlinear Structure in Multichannel EEG[J]. Physics Letter A, 1995, 202(5/6): 352-358.
- [4] Cao Liangyue, Mees A, Judd K. Dynamics from Multivariate Time Series[J]. Physica D, 1998, 121(1/2): 75-88.
- [5] 王海燕, 盛昭瀚. 多变量时间序列复杂系统的相空间重构[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2003, 33(1): 115-118.
- [6] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D I. Determining Embedding Dimension for Phase Space Reconstruction Using a Geometrical Construction[J]. Physical Review A, 1992, 45(6): 3403-3411.
- [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] 王海燕, 卢山. 非线性时间序列分析及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

编辑 陆燕菲

(上接第 222 页)

自动静电探针测量仪所测得的伏安特性曲线进行滤波。滤波后的伏安特性曲线光滑性较好, 特性失真率较低。同时通过对伏安特性曲线进行二次求导等计算, 得到了准确的电子能量概率函数。下一步将采用混合算法根据每种算法的特性及曲线特点分段处理。

参考文献

- [1] 陶孟仙. 离子体特性的静电探针测量技术[J]. 佛山科学技术学院学报: 自然科学版, 2000, 18(9): 11-15.
- [2] Magnus F, Gudmundsson J T. Digital Smoothing of the Langmuir

Probe I-V Characteristic[J]. Review of Scientific Instruments, 2008, 79(7).

- [3] 符柱, 程健, 陈柱, 等. 基于小波变换的静电探针测量数据的处理[J]. 中国科学院研究生院学报, 2007, 24(6): 835-840.
- [4] 韩丽娜, 耿国华. 基于小波变换的真彩图像降噪与增强[J]. 计算机工程, 2010, 36(12): 224-225.
- [5] 李广华, 张爱民, 张杭, 等. Savitzky-Golay 滤波器在短路器在线检测数据处理中的应用[J]. 高压电器, 2005, 41(3): 225-227.

编辑 金胡考

