

复杂动力巨系统中子系统行为间 相关性研究的一种新方法^{*}

林勇新, 陈予恕, 王 丹, 曹庆杰

(哈尔滨工业大学 航天学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 复杂开放巨系统内部关系错综复杂并具有动态特征,提出了非线性相互预测算法,分析一类复杂巨系统的内部多个子系统之间行为的相互关系及表征其非线性依赖关系的耦合强度.该方法在相空间重构的基础上,仅通过小数据和微信号可得到表征子系统间依赖关系的判别值,进而通过对判别值的分析得到了各子系统的行为特征及其相互作用关系.同时文中得到的子系统间的相互作用机制,可以为金融危机的理论分析提供非线性相互预测度量.

关键词: 非线性相互预测方法; 复杂巨系统; 非线性依赖耦合强度; 相空间重构

中图分类号: O175; O241 **文献标志码:** A

DOI: 10.3879/j.issn.1000-0887.2013.09.005

引 言

复杂性科学是一门交叉学科,其研究对象是复杂巨系统,旨在揭示复杂巨系统中各组成部分之间相互作用的特征、机理与规律.同时对其强调多学科之间的融合思想已经得到学者们的广泛共识.大量复杂的非线性动力系统,特别是混沌系统,一般难以直接建立起解析形式的数学模型,因此对这类复杂系统的更进一步的研究需要依据系统的实测数据进行非线性综合分析或重构.

一般地,研究复杂系统时将其分解成若干个子系统,通过观测或者实验的方法,从子系统中得到不存在相互依赖关系的单变量时间序列组成多变量时间序列,通过分析多变量时间序列得到整个系统的动力学特点.当两个单变量时间序列反映系统相同的特性时,选择其中的任意一个,从而避免信息的冗余和复杂的计算.例如,把一个病人看成一个复杂系统,通过测量病人的心电图,可以获得心电周期(即两个连续的QRS复合波中R波之间的距离)时间序列,也可获得心率变异(即心电周期的倒数)时间序列,还可以获得两个连续的QRS复合波中的R波峰间波形曲线下的面积时间序列及R波峰间波形曲线长度时间序列,这些时间序列都能反

^{*} 收稿日期: 2013-04-08; 修订日期: 2013-05-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10632040;1172065)

作者简介: 林勇新(1974—),男,哈尔滨人,博士生(E-mail: linyongxin7406@126.com);

陈予恕(1931—),男,山东肥城人,教授,博士生导师,俄罗斯科学院外籍院士,中国工程院院士(E-mail: yschen@hit.edu.cn);

曹庆杰,博士,博士生导师(通讯作者.E-mail: qingjiecao@hotmail.com).

映病人的心脏异常情况^[14],可以选择任意一个时间序列表征系统的这个特点,采用奇异值分解^[5-6]和简化的自回归模型方法^[7]解决上述问题。

假设 $\{x_n\}_{n=1}^N$ 和 $\{y_n\}_{n=1}^N$ 分别为子系统 X 和子系统 Y 通过观测或实验获得的时间序列,如果存在映射 ψ ,使 $x_n = \psi(y_n)$,则称子系统 X 和子系统 Y 是广义同步的或者存在单向依赖关系。已进行的许多工作从不同角度研究了两组实测时间序列描述的子系统之间的广义同步问题^[8-10]。广义同步问题可以用于分析实际复杂系统中子系统间的相互关系,例如在经济系统中可以研究经济状态是否与失业率有关,通货膨胀率是否与利率有关等。

假设混沌子系统 X 和 Y 的实测时间序列存在统计依赖关系,则称子系统 X 和 Y 是耦合的,即 X 和 Y 中含公共信息。测量 2 个平稳时间序列统计依赖性的最基本的方法是相关系数法,这种方法的优点是计算简单方便,但它只能测量线性依赖性,无法测量非线性依赖性,虽然也可用高阶相关系数测量非线性依赖性,但计算变得复杂很多。而在非线性时间序列分析中,互信息法是测量统计依赖性的一种常用方法,它可以认为是著名的关联分析法的替代,因为关联分析法只能刻画线性依赖关系,而互信息法能够分析两个子系统之间的线性和非线性依赖性。但它的计算比较麻烦,需用直方图的方法求概率分布,为克服这一困难,广义互信息法^[11-13]被用来研究子系统之间的相互依赖关系,其优点是可以通过关联积分进行计算,但要求时间序列满足一致分布,否则要通过复杂的转换才能使用,计算较为繁琐。互邻域的方法^[9,14-15]在假设实测时间序列之间至少存在连续映射的前提下,用于测量混沌子系统内的耦合强度。在实测时间序列之间的映射关系不一定连续时,Delta-Epsilon 方法^[15]和比较方法^[16]通过比较整个复杂系统与子系统的复杂性和预测率的差异程度对子系统的相互关系进行了测量。

文中提出的新方法可以处理多个系统之间相关性问题的。这种方法不需要预先假设时间序列满足均匀分布,不需要通过对时间序列进行复杂的转换就能使用,通过小数据、微信号即时地、有效地处理复杂系统问题。本文得到的结果证明了开放巨系统复杂的动力学特点、子系统间的以及子系统和整个系统间的相关性。复杂开放巨系统内部关系错综复杂并具有动态特征,提出非线性相互预测算法分析一类复杂巨系统的内部多个子系统之间行为的相互关系及表征其非线性依赖关系的耦合强度。该方法在相空间重构的基础上,仅通过小数据和微信号可得到表征子系统间依赖关系的时变判别值,进而通过对时变判别值的分析得到了各子系统的行为特征及其相互作用关系。同时得到的子系统间的相互作用机制,可以为金融危机的理论分析提供非线性相互预测度量。

1 方法介绍

首先要对分析的系统进行混沌存在的判定,方法可参见文献[17];然后在相空间重构基础上应用混沌模型进行预测,例如指数自回归模型、非线性映射迭代模型、非线性自相关混沌迭代模型等混沌模型进行预测^[18-21],最后求取判值判断多组时间序列间的依赖性。本文选用改进的指数自回归模型,方法简述如下:

第 1 步 设 $\{x_n\}_{n=1}^N$ 和 $\{y_n\}_{n=1}^N, \dots, L$ 个时间序列,分别是子系统 X 和子系统 Y, \dots 等子系统通过观测或实验获得的时间序列,按照 Takens^[22]的延迟嵌入定理,做以下相空间重构:

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{x}_n &= (x_n, x_{n-\tau_x}, \dots, x_{n-(m_x-1)\tau_x}), \\ & \qquad \qquad \qquad n = N_x, N_x + 1, \dots, N, N_x = (m_x - 1)\tau_x + 1, \\ \mathbf{y}_n &= (y_n, y_{n-\tau_y}, \dots, y_{n-(m_y-1)\tau_y}), \\ & \qquad \qquad \qquad n = N_y, N_y + 1, \dots, N, N_y = (m_y - 1)\tau_y + 1, \\ \mathbf{z}_n &= (z_n, z_{n-\tau_z}, \dots, z_{n-(m_z-1)\tau_z}), \\ & \qquad \qquad \qquad n = N_z, N_z + 1, \dots, N, N_z = (m_z - 1)\tau_z + 1, \\ & \dots, \end{aligned} \right. \quad (1)$$

其中,正整数 τ 和 m 分别是延迟时间间隔和最佳嵌入维数.以最大范数定义两点间的距离.

定义 \mathbf{x}_n 的 k 个最近邻点为 $\mathbf{x}_{n,j}, j = 1, 2, \dots, k$, 即

$$\left\{ \begin{aligned} \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n,1}\| &= \min \{ \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_q\|, q = N_x, N_x + 1, \dots, N, q \neq n \}, \\ \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n,2}\| &= \min \{ \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_q\|, q = N_x, N_x + 1, \dots, N, q \neq n, q \neq x_{n,1} \}, \\ & \dots, \\ \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n,k}\| &= \min \{ \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_q\|, q = N_x, N_x + 1, \dots, N, \\ & \qquad \qquad \qquad q \neq n, q \neq x_{n,1}, q \neq x_{n,2}, \dots, q \neq x_{n,k-1} \}, \end{aligned} \right. \quad (2)$$

同理,可定义 \mathbf{y}_n 的 k 个最近邻点 $\mathbf{y}_{n,j}(j = 1, 2, \dots, k)$. $\mathbf{y}_n(j = 1, 2, \dots, k)$ 称为 \mathbf{x}_n 的 k 个互邻点, 记作 $\mathbf{x}_{y_n,j}(j = 1, 2, \dots, k)$. 同样的,其他时间序列的互邻点可以用上述方法得到.

第2步 设 $H > 0$, 利用改进的指数自回归模型预测,记

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{i+H}^* &= [\alpha_1 + \beta_1 e^{-\gamma_1 \mathbf{x}_{i+n-1}^2}] \mathbf{x}_{i+n-1}^2 + [\alpha_2 + \beta_2 e^{-\gamma_2 \mathbf{x}_{i+n-2}^2}] \mathbf{x}_{i+n-2}^2 + \\ & \dots + [\alpha_n + \beta_n e^{-\gamma_n \mathbf{x}_{i+n-m}^2}] \mathbf{x}_{i+n-m}^2 = \\ & \sum_{i=1}^m [\alpha_n + \beta_n e^{-\gamma_n \mathbf{x}_{i+n-i}^2}] \mathbf{x}_{i+n-i}^2. \end{aligned} \quad (3)$$

本文在参数辨识过程中采取如下方法:

模型(3)的目标函数为

$$f(\mathbf{D}) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^m \{ \mathbf{x}_{i+H}^* - [\alpha_n + \beta_n e^{-\gamma_n \mathbf{x}_{i+n-i}^2}] \mathbf{x}_{i+n-i}^2 \}^2. \quad (4)$$

参数识别问题变为

$$\min_{\mathbf{D}} f(\mathbf{D}), \quad (5)$$

$$\mathbf{D} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m; \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m; \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m]^T. \quad (6)$$

不妨令 γ 为 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的一个随机数,取

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_{pk} &= a_p + (b_p - a_p)\gamma, \\ \beta_{pk} &= c_p + (d_p - c_p)\gamma, \\ \gamma_{pk} &= e_p + (f_p - e_p)\gamma, \end{aligned} \quad p = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, L(\text{为第 } k \text{ 次迭代}), \quad (7)$$

其中, (a_p, b_p) 为粗略估计的 α_{pk} 的存在区间, (c_p, d_p) 为粗略估计的 β_{pk} 的存在区间, (e_p, f_p) 为粗略估计的 γ_{pk} 的存在区间,由式(3)令 \mathbf{D}_k (参数的第 k 次迭代)为

$$\mathbf{D}_k = [\alpha_{1k}, \alpha_{2k}, \dots, \alpha_{mk}; \beta_{1k}, \beta_{2k}, \dots, \beta_{mk}; \gamma_{1k}, \gamma_{2k}, \dots, \gamma_{mk}]^T, \quad (8)$$

$f(\mathbf{D}_k) < f(\mathbf{D}_{k-1})$ 搜索到目标函数全局极小值点附近后,再将 \mathbf{D}_k 作为新的变尺度法参数估计的初值.由式(4)可以看出:耗散函数 $f(\mathbf{D})$ 是向量 \mathbf{D} 的连续可微函数,其导数为

$$\begin{aligned} \nabla f(\mathbf{D}) = & \left[\frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \alpha_1}, \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \alpha_2}, \dots, \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \alpha_m}; \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \beta_1}, \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \beta_2}, \dots, \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \beta_m}; \right. \\ & \left. \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \gamma_1}, \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \gamma_2}, \dots, \frac{\partial f(\mathbf{D})}{\partial \gamma_m} \right]^T = \\ & \begin{bmatrix} -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[\mathbf{x}_{i+H}^* - \sum_{j=1}^m [\alpha_j + \beta_j e^{-\gamma_n x_{i+n-j}^2}] x_{i+n-j} \right] x_{i+n-1} \\ \vdots \\ -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[\mathbf{x}_{i+H}^* - \sum_{j=1}^m [\alpha_j + \beta_j e^{-\gamma_n x_{i+n-j}^2}] x_{i+n-j} \right] x_{i+n-m} \\ -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[\mathbf{x}_{i+H}^* - \sum_{j=1}^m [\alpha_j + \beta_j e^{-\gamma_n x_{i+n-j}^2}] x_{i+n-j} \right] x_{i+n-1} e^{-\gamma_n x_{i+n-1}^2} \\ \vdots \\ -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[\mathbf{x}_{i+H}^* - \sum_{j=1}^m [\alpha_j + \beta_j e^{-\gamma_n x_{i+n-j}^2}] x_{i+n-j} \right] x_{i+n-m} e^{-\gamma_n x_{i+n-m}^2} \\ -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[\mathbf{x}_{i+H}^* - \sum_{j=1}^m [\alpha_j + \beta_j e^{-\gamma_n x_{i+n-j}^2}] x_{i+n-j} \right] \beta_1 x_{i+n-1}^3 e^{-\gamma_1 x_{i+n-1}^2} \\ \vdots \\ -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[\mathbf{x}_{i+H}^* - \sum_{j=1}^m [\alpha_j + \beta_j e^{-\gamma_n x_{i+n-j}^2}] x_{i+n-j} \right] \beta_n x_{i+n-m}^3 e^{-\gamma_1 x_{i+n-m}^2} \end{bmatrix}, \end{aligned} \tag{9}$$

这样,便避免了直接用变尺度法有可能搜索不到全局极小值的错误.

第3步 利用变尺度法得到 $\mathbf{x}_{x_{n+H}}$ 的预测误差为

$$\boldsymbol{\varepsilon}_n^{(k)}(X) = \|\mathbf{x}_{x_{n+H}} - \mathbf{x}_{n+H}^*(X)\|. \tag{10}$$

利用互邻点的改进指数自回归模型得到 $\mathbf{x}_{x_{n+H}}$ 的预测值为

$$\mathbf{x}_{n+H}^*(X/\varepsilon) = \sum_{i=1}^m [\alpha_n + \beta_n e^{-\gamma_n x_{i+n-i}^2}] x_{\varepsilon_{i+n-i}^2}, \quad \varepsilon = 1, 2, \dots, L-1, \tag{11}$$

其预测误差为

$$\boldsymbol{\varepsilon}_n^{(k)}(X/\varepsilon) = \|\mathbf{x}_{x_{n+H}} - \mathbf{x}_{n+H}^*(X/\varepsilon)\|. \tag{12}$$

同理可定义其他时间序列的预测误差.

对上面定义的预测误差取均方根,即

$$\boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}(X) = \sqrt{\frac{1}{N - N_x - H + 1} \sum_{n=N_x}^{N-H} [\boldsymbol{\varepsilon}_n^{(k)}(X)]^2}, \tag{13}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}(X/\varepsilon) = \sqrt{\frac{1}{N - N_x - H + 1} \sum_{n=N_x}^{N-H} [\boldsymbol{\varepsilon}_n^{(k)}(X/\varepsilon)]^2}, \tag{14}$$

则可定义时间序列 $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ 和其他时间序列之间相互依赖性度量为

$$\Delta^{(k)}(X/\varepsilon) = \frac{\boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}(X)}{\boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}(X/\varepsilon)}. \tag{15}$$

如果子系统 X 依赖于整体复杂巨系统,存在映射 ϕ ,使 $\mathbf{x}_n = \phi(\mathbf{y}_n), \mathbf{x}_n = \phi(\mathbf{z}_n), \dots$, 则由于以下原因:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{y_n, j} &= \phi(\mathbf{y}_n) - \phi(\mathbf{y}_{y_n, j}) \approx \mathbf{D}_{\phi(\mathbf{y}_n)}(\mathbf{y}_n - \mathbf{x}_{y_n, j}), \\ \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{z_n, j} &= \phi(\mathbf{z}_n) - \phi(\mathbf{z}_{z_n, j}) \approx \mathbf{D}_{\phi(\mathbf{z}_n)}(\mathbf{z}_n - \mathbf{x}_{z_n, j}), \\ &\dots\dots, \end{aligned}$$

其中, $\mathbf{D}_{\phi(\mathbf{y}_n)}$ 是映射 ϕ 在点 \mathbf{y}_n 处的 Jacobi 矩阵; $\mathbf{D}_{\phi(\mathbf{z}_n)}$ 是映射 ϕ 在点 \mathbf{z}_n 处的 Jacobi 矩阵; $\dots\dots$, 因此, 当 \mathbf{y}_n 与 $\mathbf{y}_{y_n, j}$ 充分靠近时, \mathbf{x}_n 与 $\mathbf{x}_{y_n, j}$ 也充分靠近; 当 \mathbf{z}_n 与 $\mathbf{z}_{z_n, j}$ 充分靠近时, \mathbf{x}_n 与 $\mathbf{x}_{z_n, j}$ 也充分靠近; $\dots\dots$. 采用邻域和互邻域的公共点进行子系统的预测误差计算, 既可排除虚假邻点又能对所分析的子系统准确预测. 利用这一思想可研究时间序列 $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ 是否依赖于代表整体复杂巨系统的其他时间序列. 类似地也可以研究时间序列 $\{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^N, \{\mathbf{z}_n\}_{n=1}^N, \dots\dots$, 是否依赖于其整体复杂巨系统的其他时间序列.

当判值 $\Delta^{(k)}(X/\varepsilon)$ 接近于 1 时, 时间序列 $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ 所指的分系统强烈依赖于其他时间序列所指的整体复杂巨系统; 而当 $0 < \Delta^{(k)}(X/Y) < 1$, 判值 $\Delta^{(k)}(X/\varepsilon)$ 由 1 向 0 趋近时, 时间序列 $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ 所指的分系统和整体复杂巨系统相关程度逐渐减小; 如果 $\Delta^{(k)}(X/\varepsilon)$ 的值较大, 则意味着时间序列 $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ 所指子系统依赖于整体复杂巨系统, 当 $\Delta^{(k)}(X/\varepsilon)$ 等于 1 时, 这种依赖关系达到最大, 形成混沌同步; 如果判值 $\Delta^{(k)}(X/\varepsilon)$ 明显大于 1 时, 说明时间序列 $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ 所指分系统具有时滞特征, 有一定程度的鲁棒性、抗扰能力强.

2 例子与分析

例 1 Rossler 系统

$$X: \begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = -\alpha(x_2 + x_3), \\ \frac{dx_2}{dt} = \alpha(x_1 + 0.2x_2), \\ \frac{dx_3}{dt} = \alpha(0.2 + x_3(x_1 - 5.7)), \end{cases}$$

驱动一下 Lorenz 系统

$$Y: \begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = 10(-y_1 + y_2), \\ \frac{dy_2}{dt} = 28y_1 - y_2 - y_1y_3 + Cy_2^2, \\ \frac{dy_3}{dt} = y_1y_2 - \frac{8}{3}y_3, \end{cases}$$

耦合强度 $C = 10$. 参数 α 的引入, 是为了控制两个系统之间的相对频率 $\alpha = 6$, 取初始点

$$x_{1,0} = x_{2,0} = x_{3,0} = 0, y_{1,0} = y_{2,0} = y_{3,0} = 1,$$

积分步长 $h = 0.003$, 时间序列长度 $N = 5\,000$ (如图 1 所示). 利用四阶 Runge-Kutta 积分法迭代后, 丢掉前面 10^6 个点, 得 $\{x_{1,n}\}_{n=1}^N, \{x_{2,n}\}_{n=1}^N, \{x_{3,n}\}_{n=1}^N$ 和 $\{y_{1,n}\}_{n=1}^N, \{y_{2,n}\}_{n=1}^N, \{y_{3,n}\}_{n=1}^N$, 重构以上序列取 $\tau = 100, m = 5$, 如图 2 所示.

分析: 从图 3 中可以看出判据的区间在 $(0, 2)$ 之间, 大部分集中在 1 附近, 这说明相关性很强, 趋于混沌同步状态. 具有分形自相似的系统 and 分形反自相似特性的系统同样可以具有相关性^[22-26].

例 2 世界经济体系是一个复杂巨系统, 而股票市场是一国经济的晴雨表, 本文选用近 10 年左右具有代表性的 15 个国家及地区的股票日收盘价序列各 3 000 点数据进行分析: 包括中

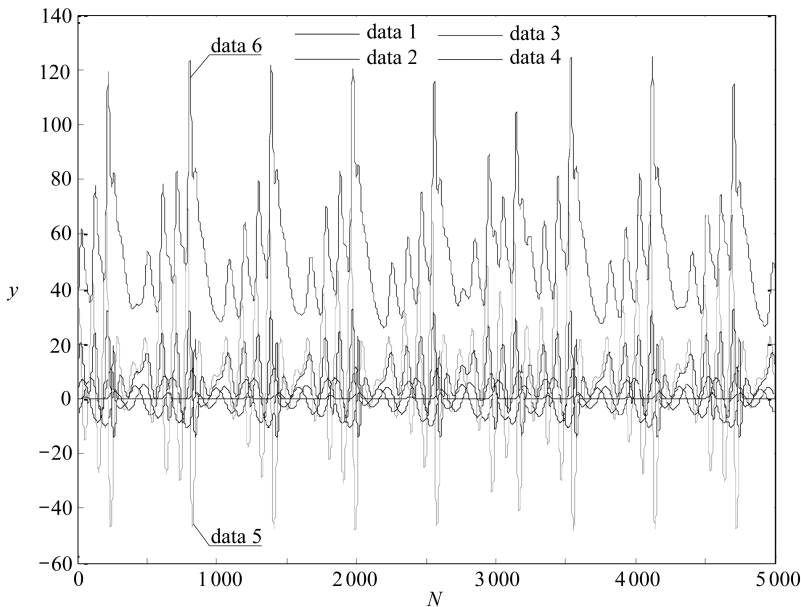


图1 6条时间序列图

Fig. 1 6 time series

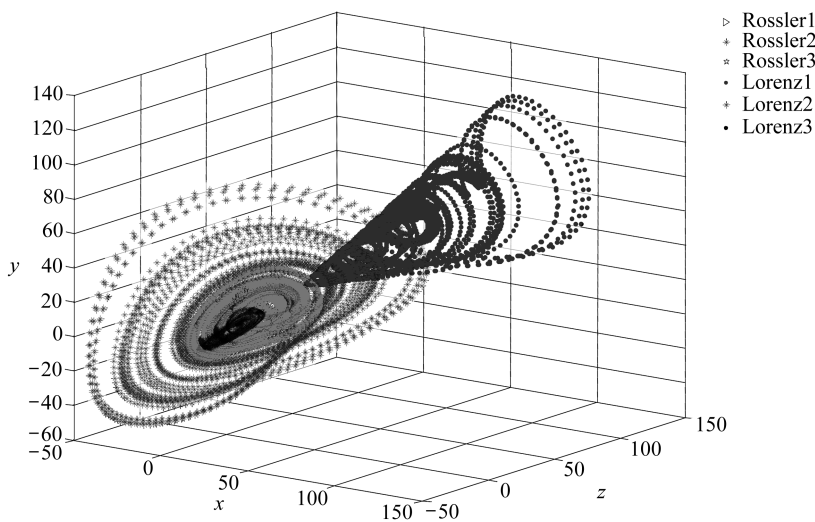


图2 6条时间序列重构图

Fig. 2 Reconstruction of 6 time series

国(CSCI),德国股票指数(DAX),英国(FTSE),法国(FCHI),美国(DJI),日本(N225),马来西亚(KLSE),新加坡(STI),香港(HSI),韩国(KSHI),台湾(TWII),澳大利亚指数(ATX),印度(BSE),巴西(BVSP),雅典指数(GD. AT)(如图4所示)。

中国分析:从图5可以看出身处世界经济这个复杂巨系统中,中国这个分系统与整体之间存在紧密关系,判值绝大部分是大于1的,区间为[0,25)。这说明中国作为子系统并不与世界整体巨系统严格同步,有时滞特征,有一定程度的鲁棒性抗扰能力强。这是由于中国的文化、历史、政治体制、社会机制等原因造成的。

印度分析:从图6可以看出判值在区间(0,1)之间,大部分在0.5以下,这说明印度的经

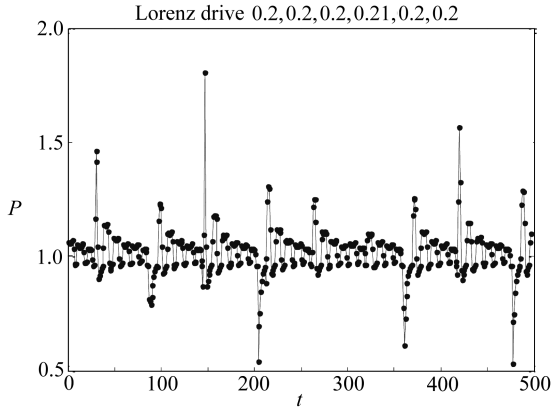


图3 Rossler 系统和 Lorenz 系统依赖关系时变判值: 0.2, 0.2, 0.2; 0.21, 0.2, 0.2

Fig. 3 Time-varying discriminant values of dependency relationship between drive Rossler system and Lorenz system

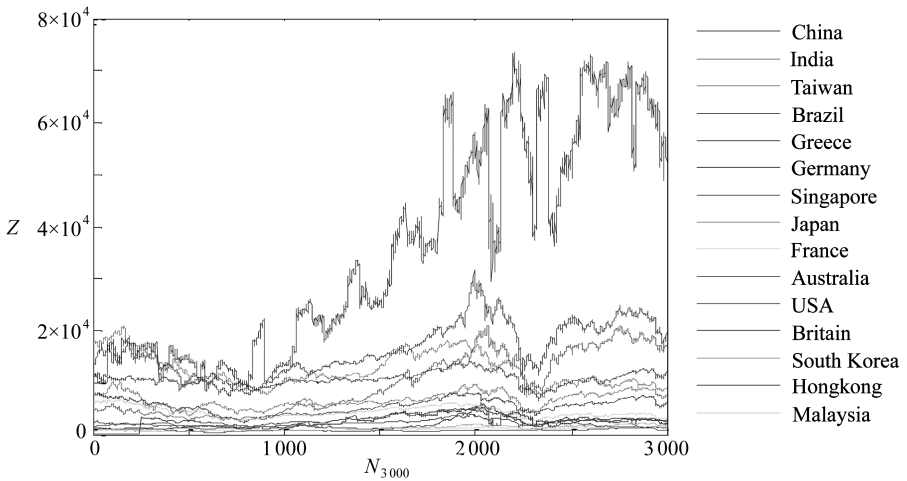


图4 15个国家及地区股票收盘价的时间序列图

Fig. 4 Time series of 15 nations' and districts' stock closing prices

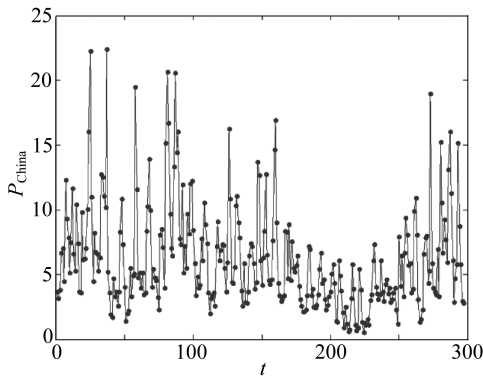


图5 中国和世界依赖关系时变判值

Fig. 5 Time-varying discriminant values of dependency relationship between China and the world

济体系作为一个分系统与世界经济体这个复杂巨系统联系不紧密,相关性很弱。

希腊分析:从图7可以看出判值在区间(0,2),大部分是小于0.5,说明希腊经济体作为世界经济体这个复杂巨系统中的一个分系统,与整体系统相关性不强,但发生金融危机时却也不

能独善其身。

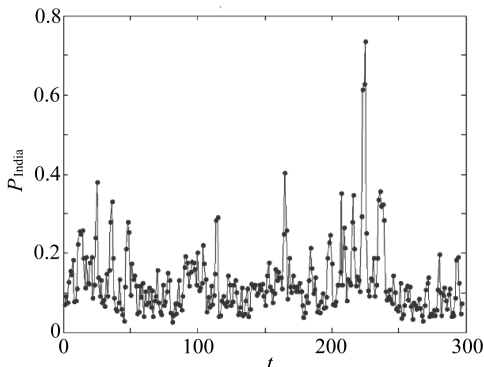


图6 印度和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.245

Fig. 6 Time-varying discriminant values of dependency relationship between India and the world

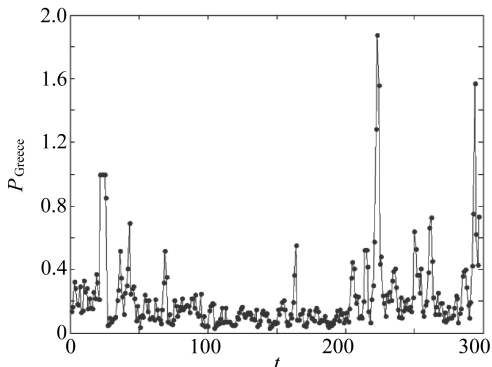


图7 希腊和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.247

Fig. 7 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Greece and the world

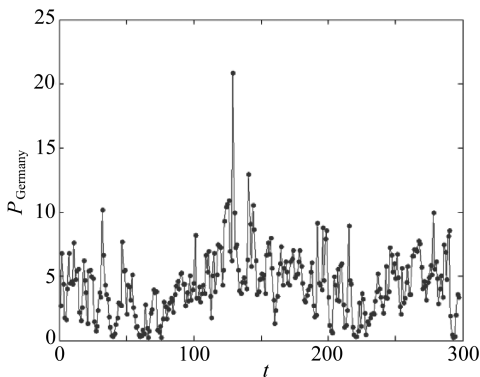


图8 德国和世界依赖关系时变判值: 0.249, 0.5

Fig. 8 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Germany and the world

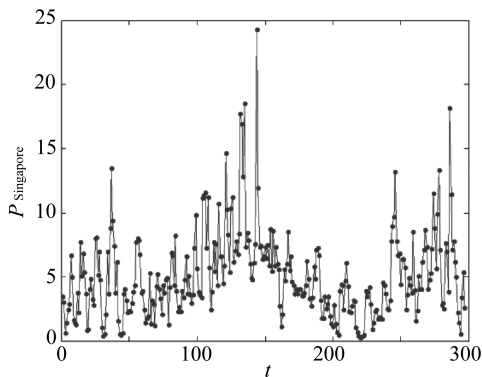


图9 新加坡和世界依赖关系时变判值: 0.249, 0.25

Fig. 9 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Singapore and the world

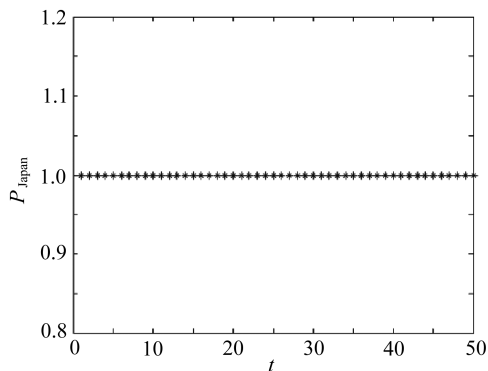


图10 日本和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.25

Fig. 10 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Japan and the world

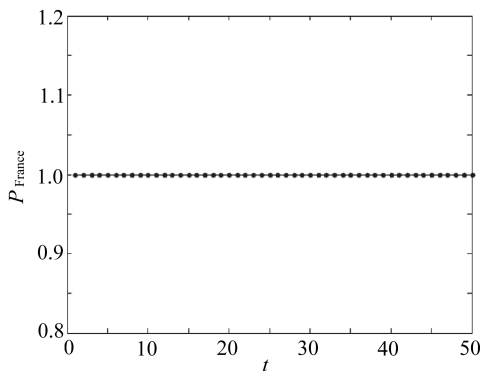


图11 法国和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.25

Fig. 11 Time-varying discriminant values of dependency relationship between France and the world

德国分析:从图8可以看到判值在区间(0,25),大部分大于1,这说明德国经济体,作为世界经济这个复杂巨系统的一个分系统相关性很强,并带有时滞特征、抗扰能力强。这是由于德

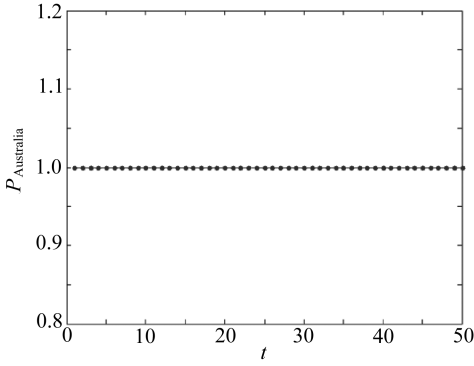


图 12 澳大利亚和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.25

Fig. 12 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Australia and the world

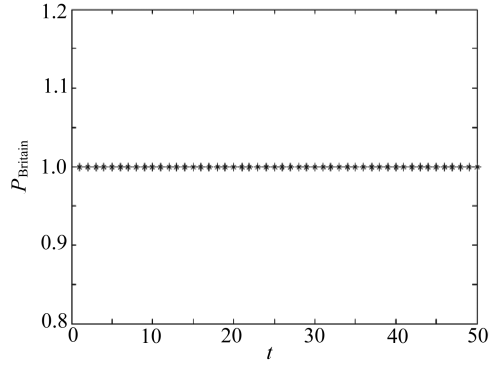


图 13 英国和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.25

Fig. 13 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Britain and the world

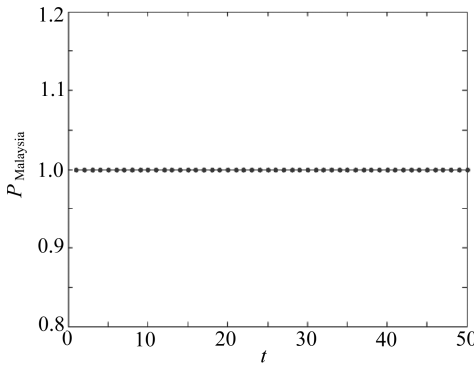


图 14 马来西亚和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.25

Fig. 14 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Malaysia and the world

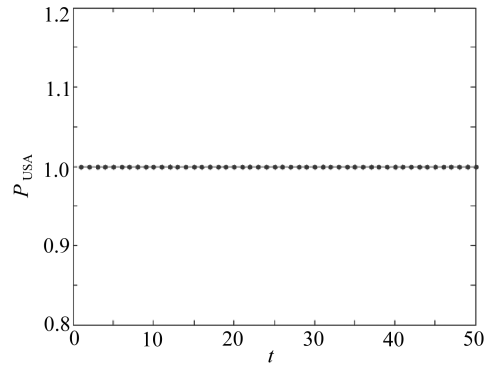


图 15 美国和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.25

Fig. 15 Time-varying discriminant values of dependency relationship between USA and the world

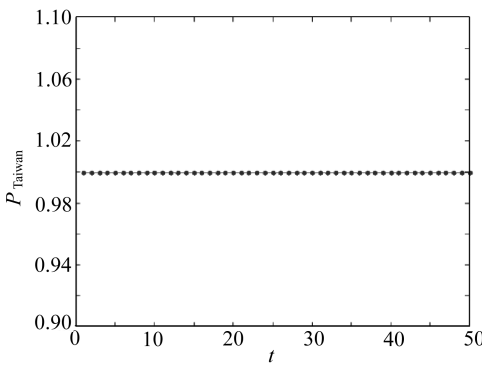


图 16 台湾和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.2

Fig. 16 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Taiwan and the world

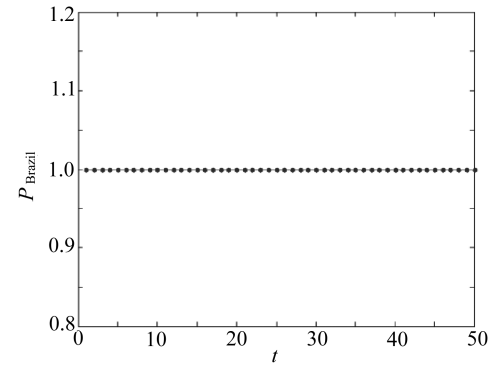


图 17 巴西和世界依赖关系时变判值: 0.249, 0.249

Fig. 17 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Brazil and the world

国经济体的独特性产生的。

新加坡分析:从图 9 可以看到判值在区间(0,25),很大一部分大于 1,这说明新加坡作为世界经济这个复杂巨系统中的一个分系统与整体有紧密的相关性,但也具有时滞特征,具有一

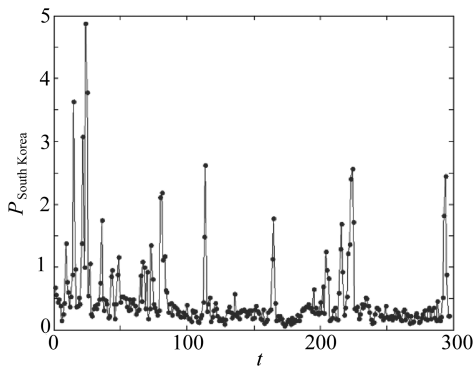


图 18 韩国和世界依赖关系时变判值: 0.25, 0.249

Fig. 18 Time-varying discriminant values of dependency relationship between South Korea and the world

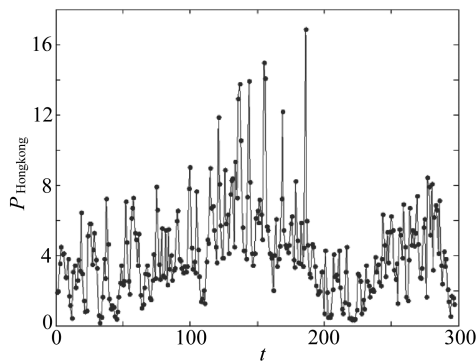


图 19 香港和世界依赖关系时变判值: 0.249, 0.25

Fig. 19 Time-varying discriminant values of dependency relationship between Hongkong and the world

定的抗扰能力,说明新加坡这个经济体本身又有其独特性。

美、英、日、法、澳、巴西、台湾、马来西亚是典型世界经济强国和地区,从图 10 ~ 17 可以看到判值都等于 1,这说明这些国家和地区的经济体作为世界经济这个复杂巨系统的一部分是与世界经济这个复杂巨系统混沌同步的。

韩国分析:从图 18 可以看到判值区间在(0, 5)之间,大部分小于 0.5,这说明韩国经济体作为世界经济体系这个复杂巨系统中的一个分系统与整体相关性较弱,有其独特的经济特征,但发生金融危机时也不能独善其身。

香港分析:从图 19 中可以看到判值在区间(0, 18)之间,大部分都是大于 1 的,这说明香港作为一个金融中心与世界经济体这个复杂巨系统相关性很强,但又具有其特有的特征。

3 结 论

复杂开放巨系统内部关系错综复杂并具有动态特征,本文提出一个新方法通过小数据、微信号就可以即时分析一类复杂巨系统的内部多个分系统之间行为的相互关系,从而掌握这类复杂巨系统行为规律。研究表明,耦合系统具有相关性的特性不仅可以分析复杂巨系统相关性,还可以分析具有分形自相似的系统 and 分形反自相似特性的系统的相关性。根据本文提出的非线性相互预测方法得到的判别值,可以对复杂系统中的分系统进行分类,也可应用于高维动力系统的降维:美、英、法、日、巴西、澳、台湾、马来西亚的经济状况属于同一类,中国、香港、德国、新加坡的经济状况近似,而韩国、印度、希腊的经济状况属一类,显示了世界格局的多极化。世界经济体作为开放的复杂巨系统具有动态特征,随时间发展也会有所变化,不是一成不变的。同时,本文判值可作为国家预防突发事件领导层战略决策、财政政策和货币政策制定等宏观调控把握“度”的技术依据。金融战爆发多以汇率、利率为武器,以世界经济一体化为条件,直接或者间接进攻一个国家的金融体系,在世界经济体系运行良好时让判值大于等于 1 使相关性增强,而出现金融危机或者突发事件时使判值小于 1 从而使相关性尽量减小,同时也要兼顾公平、公正原则,以符合世界经济体这个复杂巨系统的和谐存在。

参考文献 (References):

- [1] Quyen M L V, Martinerie J, Adam C, Varela F J. Nonlinear analyses of interictal EEG map the brain interdependences in human focal epilepsy[J]. *Physica D*, 1999, 127(3/4): 250-266.
- [2] Amhold J, Grassberger P, Lehnertz K, Elger C E. A robust method for detecting interdepend-

- ences: application to intracranially recorded EEG[J]. *Physica D*, 1999, **134**: 419-430.
- [3] Breakspear M, Terry J R. Detection and description of nonlinear interdependence in normal multichannel human EEG data[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, **113**(5): 735-753.
- [4] Radhakrishna R K A, Yeragani V K. Decreased chaos and increased nonlinearity of heart rate time series inpatients with panic disorder[J]. *Auton Neurosci*, 2001, **88**(1/2): 99-108.
- [5] 陆振波, 蔡志明, 姜可宇. 基于奇异值分解的混沌时间序列 Volterra 预测[J]. 武汉科技大学学报(交通科学与工程版), 2007, **31**(4): 672-675. (LU Zhen-bo, CAI Zhi-ming, JIANG Ke-yu. Prediction of chaotic time series using singular value decomposition Volterra filter[J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science and Engineering)*, 2007, **31**(4): 672-675. (in Chinese))
- [6] Gu H, Wang H W. Fuzzy prediction of chaotic time series based on singular value decomposition[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, **185**(2): 1171-1185.
- [7] DONG Xiao-meng, LUO Feng-juan, GUO Man-cai, YUAN Zhi-fa. Application of the autoregressive model of time series on the rainfall forecast of Yangling district[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2007, **23**: 403-407.
- [8] Landsamm A S, Schwartz I B. Complete chaotic synchronization in mutually coupled time-delayed system[J]. *Physical Review E*, 2007, **75**(2): 1-8.
- [9] Schiff S J, So P, Chang T, Burke R E, Sauer T. Detecting dynamical interdependence and generalized synchrony through mutual prediction in a neural ensemble[J]. *Physical Review E*, 1996, **54**(6): 6708-6724.
- [10] Rulkov N F, Sushchik M M, Tsimring L S, Abarbanel H D I. Generalized synchronization of chaos in directionally coupled chaotic systems[J]. *Physical Review E*, 2005, **51**(2): 980-994.
- [11] Pompe B. Measuring statistical dependences in a time series[J]. *Journal of Statistical Physics*, 1993, **73**(3/4): 587-610.
- [12] Baele L, Inghelbrecht K. Time-varying integration, interdependence and contagion[J]. *Journal of International Money and Finance*, 2010, **29**(5): 791-818.
- [13] Ang A, Bekaert G. International asset allocation with time-varying correlation[J]. *Review of Financial Studies*, 2002, **15**(4): 1137-1187.
- [14] Pompe B, Blihd P, Hoyer D, Eiselt M. Using mutual information to measure coupling in the cardiorespiratory system[J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 1998, **17**(6): 32-39.
- [15] Hoyer D, Bauer R, Walter B, Zwiener U. Estimation of nonlinear couplings on the basis of complexity and predictability—a new method applied to cardiorespiratory coordination[J]. *Transaction on Biomedical Engineering*, 1998, **45**(5): 545-552.
- [16] 林勇新, 陈予恕, 曹庆杰. 一类金融系统行为的非线性混沌分析[J]. 应用数学和力学, 2010, **31**(10): 1239-1248. (LIN Yong-xin, CHEN Yu-shu, CAO Qing-jie. Nonlinear and chaotic analysis of a financial complicated system[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2010, **31**(10): 1239-1248. (in Chinese))
- [17] 马军海, 陈予恕. 低维混沌时序非线性动力系统的预测方法及其应用研究[J]. 应用数学和力学, 2001, **22**(5): 441-448. (MA Jun-hai, CHEN Yu-shu. Study on the prediction method of low-dimension time series that arise from the intrinsic non-linear dynamics [J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2001, **22**(5): 441-448. (in Chinese))
- [18] 马军海, 陈予恕, 辛宝贵. 基于非线性混沌时序动力系统的预测方法研究[J]. 应用数学和力学, 2004, **25**(6): 551-557. (MA Jun-hai, CHEN Yu-shu, XIN Bao-gui. Study on prediction methods for dynamic systems of nonlinear chaotic time-series[J]. *Applied Mathematics and*

- Mechanics*, 2004, **25**(6) : 551-557. (in Chinese))
- [19] Castillo E, Gutierrez J M. Nonlinear time series modeling and prediction using functional networks extracting information masked by chaos[J]. *Phys Lett A*, 1998, **244**(5) : 71-84.
- [20] Schroer C G, Sauer T, Ott E, Yorke J A. Predicting chaotic most of the time from embeddings with self-intersections[J]. *Phys Rev Lett*, 1998, **80**(7) : 1410-1412.
- [21] 马军海, 陈予恕, 刘曾荣. 动力系统实测数据的非线性混沌模型重构[J]. 应用数学和力学, 1999, **20**(11) : 1128-1134. (MA Jun-hai, CHEN Yu-shu, LIU Zeng-rong. The nonlinear chaotic model reconstruction for the experimental data obtained from different dynamic system [J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 1999, **20**(11) : 1128-1134. (in Chinese))
- [22] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence [J]. *Lecture Notes in Mathematics*, 1981, **898** : 366-381.
- [23] Arthur W B. Complexity and the economy[J]. *Science*, 1999, **284**(5411) : 107-109.
- [24] Gelfand A E. *Ensemble Modeling*[M]. Marcel Dekker Inc, 1984.
- [25] 米歇尔·沃尔德罗普. 复杂:诞生于秩序与混沌边缘的科学[M]. 陈玲译. 北京:三联书店出版社, 1998. (Michelle Waldrop. *Complex: Science Origin From the Order and the Edge of Chaos*[M]. CHEN Ling Trans. Beijing: SDX Joint Publishing Company, 1998. (in Chinese))
- [26] 钱学森, 于景元, 戴汝为. 一个科学新领域——开放的复杂巨系统及其方法论[J]. 自然杂志, 1990, **13**(1) : 1-10. (Tsien Hsue-shen, YU Jing-yuan, DAI Ru-wei. A new field of science—the study of open complex giant system and its methodology[J]. *Chinese Journal of Nature*, 1991, **13**(1) : 1-10. (in Chinese))
- [27] 戴汝为. 复杂巨系统科学——一门21世纪的科学[J]. 自然杂志, 1997, **19**(4) : 187-192. (DAI Ru-wei. Complex giant system science—a science of the 21st century[J]. *Chinese Journal of Nature*, 1997, **19**(4) : 187-192. (in Chinese))
- [28] Cao L Y, Mee A, Judd K. Dynamics from multivariate time series[J]. *Physica D*, 1998, **121**(1/2) : 75-88.

New Approach to the Correlation Measurement for Subsystems in a Complex Giant System

LIN Yong-xin, CHEN Yu-shu, WANG Dan, CAO Qing-jie

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, P. R. China)

Abstract: A nonlinear mutual prediction approach is presented to investigate the correlations and coupling strengths of nonlinear dependence among the subsystems in an open complex giant system, which behaved with complicated nonlinear dynamical characteristics. The time-varying discriminant values of mutual dependence obtained with the proposed method could be used to predict the correlations of the subsystems in a giant system based upon phase space reconstruction by using the observed small data and micro signal. Moreover, the obtained mechanism of interaction between the subsystems provides a nonlinear mutual prediction measurement, which is suitable for the analysis of financial crisis analytically.

Key words: nonlinear mutual prediction approach; complex giant system; nonlinear dependent coupling strength; phase space reconstruction

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China(10632040;1172065)