

# 复杂系统中的层次结构提取与分析\*

范开宇<sup>1)2)</sup> 刘艳华<sup>3)</sup> 杨培才<sup>2)</sup> 吴吉哲<sup>4)</sup> 王革丽<sup>2)†</sup>

1) (大连市气象局, 大连 116001)

2) (中国科学院大气物理研究所, 中层大气和全球环境探测重点实验室, 北京 100029)

3) (黑龙江省气象服务中心, 哈尔滨 150036)

4) (蒙阴县气象局, 蒙阴 276200)

(2022年3月22日收到; 2022年5月10日收到修改稿)

气候系统是一个非平稳复杂系统的事实已经得到了广泛认同, 产生这种非平稳性质的根本原因在于气候系统存在的层次结构, 处于高层系统中的外强迫信号随时间发生变化, 造成了大气运动的非平稳现象. 慢特征分析法可以从快变的非平稳信号中提取慢变的外强迫信号, 并已应用于气候系统的归因分析中. 本文利用慢特征分析法提取改进的 Henon 映射模型构造的非平稳时间序列以及北京月平均气温的外强迫信号, 并且使用小波变换方法对外强迫信号的尺度特征及物理背景机理进行分析. 结果表明, 气候系统受到长周期的外强迫信号与短周期外强迫信号的共同作用. 同时, 长周期的外强迫信号影响短周期外强迫信号. 该工作有助于理解气候系统的层次结构特征.

**关键词:** 气候系统, 层次结构, 外强迫信号, 慢特征分析法**PACS:** 05.45.-a**DOI:** 10.7498/aps.71.20220514

## 1 引言

近些年, 随着气候系统平稳性的改变不断被证实, 气候系统是一个非平稳复杂系统的事实已经得到了广泛的认同<sup>[1-5]</sup>. 外强迫因子随时间发生变化是导致气候系统非平稳性质产生的根本原因. 外强迫因子如何影响气候系统一直受到科学家的关注. 复杂系统的内部一般都包含着层次结构, 而这种非平稳现象的发生正是由于层次结构的存在<sup>[6-10]</sup>. 对气候系统来说, 处于高层系统的外强迫随时间发生变化, 在大气运动中引发了非平稳现象. 所以, 如何从气候信息中提取出外强迫驱动因子, 并对提出的外强迫因子进行分析, 对提高人们对气候过程本质的认识以及发展新的建模理论具有至关重要的意义.

慢特征分析法 (slow feature analysis, SFA) 是一种非监督的学习方法, 它起源于生物视觉领域, 它能够从给定的快变非平稳序列中提取出缓慢变化的外强迫信号. Konen 和 Koch<sup>[11]</sup> 通过一系列实验发现, SFA 方法提取出的信号分量只是一个单一的变化最慢的外强迫信号, 它可能包含了所有外强迫信号分量. 潘昕浓等<sup>[12]</sup> 通过构建层次结构系统模型来测试 SFA 方法提取外强迫信号的能力, 取得了成功. 对于 SFA 方法的探索与应用为理想非平稳模型外强迫信号提取提供了新的方法手段, 也为气候系统驱动力物理机理的研究提供了新的方向. 杨培才等<sup>[13]</sup> 使用 SFA 方法对北半球的月平均气温时间序列外强迫进行了重建, 利用小波变换技术分析了外强迫的尺度特征, 并探究了背后的物理机理, 推断太阳 22 a 磁周期 (the Hale cycle)

\* 国家自然科学基金 (批准号: 42075054) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: [wgl@mail.iap.ac.cn](mailto:wgl@mail.iap.ac.cn)

和大西洋年代际振荡 (atlantic multidecadal oscillation, AMO) 的影响. 王革丽等<sup>[14]</sup> 利用 SFA 方法对 Arosa 臭氧观测资料的外强迫进行了提取, 重建的外强迫信号的小波分析表明, 存在着两个明显的周期, 可能对应着太阳活动和北大西洋涛动 (north atlantic oscillation, NAO), 体现了太阳与海洋活动对臭氧浓度变化的显著影响.

本文将在 Henon 映射模型中加入具有层次结构的外强迫信号, 构造非平稳复杂系统来测试 SFA 方法的提取能力. 并以北京月平均气温时间序列为例, 利用 SFA 方法, 对其进行外强迫的提取, 结合小波变换对北京月平均气温时间序列外强迫的尺度结构与可能存在的物理机理进行分析, 探寻其中的层次结构.

## 2 SFA 简介

SFA 是由 Wiskott 和 Sejnowski<sup>[15]</sup> 提出的一种信号处理方法, 它可以在一个已知的复杂多维时间序列中得到一个缓慢变化的信号分量. SFA 方法可以保证从一般的有限维度函数空间中获取全局最优解, 并且在模拟的过程中, 能够依据原始信号的大小与尺寸对输出结果进行合理有效的调整<sup>[16]</sup>. SFA 方法是在 Packard 状态空间重构理论<sup>[17]</sup> 与 Takens 嵌入定理<sup>[18]</sup> 的思想上建立的, 经过函数空间重构, 再经过标准化、非线性扩展、球化以及主分量分析等一系列处理, 将原始信号向变化最慢的方向投射, 得到的这个分量即可视为原始信号的外强迫信号. 下面对慢特征分析法的主要算法步骤进行简要介绍.

首先设定一个非平稳时间序列  $\{x(t)\}_{t=t_1, t_2, \dots, t_n}$  ( $n$  表示序列的长度,  $t$  表示时间), 将  $\{x(t)\}$  进行函数空间重构, 嵌入一个  $m$  维, 时滞参数  $\tau = 1$  的状态空间:

$$\mathbf{X}(t) = \{x_1(t), \dots, x_m(t)\}_{t=t_1, t_2, \dots, t_N}, \quad (1)$$

重构后的序列长度  $N = n - m + 1$ .

然后, 利用 (1) 式中产生的一阶项和二阶项进行非线性扩展, 得到一个  $k$  维的函数空间  $H(t)$ :

$$\mathbf{H}(t) = \{x_1(t), \dots, x_m(t), x_1(t)x_1(t), \dots, x_1(t)x_m(t), \dots, x_m(t)x_m(t)\}_{t=t_1, t_2, \dots, t_N}, \quad (2)$$

方便起见, 记为

$$\mathbf{H}(t) = (h_1(t), h_2(t), \dots, h_k(t)), \quad (3)$$

其中  $k = m + m(m + 1)/2$ . 对  $\mathbf{H}(t)$  进行标准化和正交化处理, 得到

$$\mathbf{Z}(t) = \{z_1(t), z_2(t), \dots, z_k(t)\}_{t=t_1, t_2, \dots, t_N}. \quad (4)$$

得到的  $\mathbf{Z}(t)$  满足  $\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T = 1$ , 且  $\mathbf{Z} = 0$ . 此时,  $\mathbf{Z}(t)$  中的每一个输出信号都可以用  $z_j$  的线性组合来表示:

$$y(t) = a_1 z_1(t) + a_2 z_2(t), \dots, a_k z_k(t), \quad (5)$$

用  $\dot{z}_j(t_i) = z_j(t_{i+1}) - z_j(t_i)$  表示一阶导数, 构建  $\mathbf{Z}(t)$  的导函数空间:

$$\dot{\mathbf{Z}}(t) = \{\dot{z}_1(t), \dot{z}_2(t), \dots, \dot{z}_k(t)\}_{t=t_1, t_2, \dots, t_N}. \quad (6)$$

最后, 对 (9) 式进行主分量分析, 得到其协方差矩阵  $\langle \dot{\mathbf{Z}}\dot{\mathbf{Z}}^T \rangle_{k \times k}$ , 并计算其特征值  $\lambda_j$  和对应的特征向量, 经过标准化处理后得到相应的权重向量  $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_j$ . 权重向量对应的权重系数输出函数为

$$g_j(t) = \mathbf{w}_j \mathbf{Z}(t), \quad (7)$$

进行积分, 求得输出信号:

$$y_j(t) = r \mathbf{w}_j \mathbf{Z}(t) + c, \quad (8)$$

(8) 式中  $r$  与  $c$  均为常数. 选取最小的特征值  $\lambda$ , 将对应的权重向量  $\mathbf{w}$  代入到 (8) 式中, 即可得到原始信号最慢变的分量信号, 即外强迫信号. 由于在积分的过程中产生了常数  $r$  与  $c$ , 所以通过 SFA 方法获取的外强迫信号与真实的外强迫相比, 相差一个放大因子和平移因子.

## 3 模型实验

Henon 映射是一种可以产生混沌的动态系统, 它仅包含一个非线性项, 因此它是高维非线性映射中最简单的映射<sup>[19]</sup>. 它的动力学方程为

$$\begin{cases} cx(t+1) = 1 - ax(t)^2 + by(t), \\ y(t+1) = x(t). \end{cases} \quad (9)$$

Henon 映射的收敛性只与参数  $a$  和  $b$  有关, 与初值无关. 最经典的 Henon 映射是令参数  $a = 1.4$ ,  $b = 0.3$ , 此时系统可进入混沌状态.

Lyapunov 指数是用来判断非线性系统存在混沌运动的特征数值之一, 可以衡量系统动态特性. 当系统存在一个 Lyapunov 指数为正数时, 系统一定处于混沌状态, 在实际应用中, 通常把最大 Lyapunov 指数的正负作为判断指标<sup>[20,21]</sup>. 本文将最大 Lyapunov 指数作为判断系统模型是否处于混沌状态的判据.

利用正弦函数, 将小周期的正弦信号作为基频信号, 将大周期的正弦信号作为调制信号, 构造一个具有层次结构的时变参数, 设置基频信号  $\{n(t)\}_{t=1,2,\dots,N}$  为 (如图 1(a)):

$$n(t) = \sin(t/T_1), \quad (10)$$

设置调制信号  $\{m(t)\}_{t=1,2,\dots,N}$  为 (如图 1(b)):

$$m(t) = \sin(t/T_2), \quad (11)$$

设置时变参数  $\{a(t)\}_{t=1,2,\dots,N}$  为 (如图 1(c)):

$$a(t) = |M| \sin(t/T_1), \quad (12)$$

其包络与调制信号相同, 均为  $M$ .

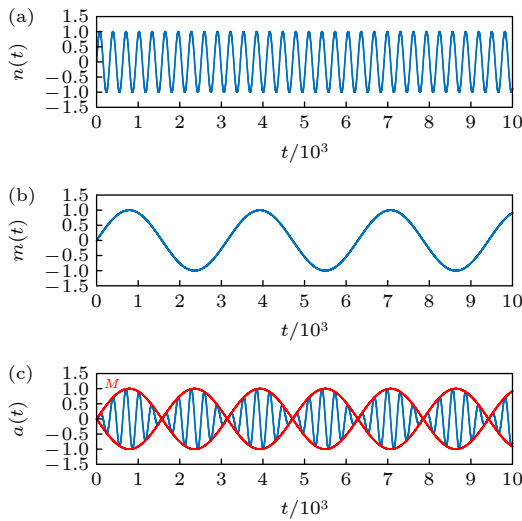


图 1 (a) 基频信号  $\{n(t)\}$ ; (b) 调制信号  $\{m(t)\}$ ; (c) 时变参数  $\{a(t)\}$  (蓝线) 与其调制信号 (包络)  $M$  (红线)

Fig. 1. (a) Fundamental frequency signal  $\{n(t)\}$ ; (b) modulation signal  $\{m(t)\}$ ; (c) time-varying parameter  $\{a(t)\}$  (blue line) and its modulation signal (envelope)  $M$  (red line).

将  $\{a(t)\}$  作为外强迫信号, 并代入 Henon 映射模型  $\{y(t)\}$  中 [22]:

$$\begin{cases} y_1(t+1) = 1.4 - [es(t)y_1(t) + (1-e)y_1(t)^2] \\ \quad + by_2(t), \\ y_2(t+1) = y_1(t), \end{cases} \quad (13)$$

其中  $T_1 = 100$ ,  $T_2 = 3000$ ,  $y_1(1) = y_2(1) = 0$ ,  $b = 0.3$ ,  $e = 0.02$ .

将时变参数  $\{a(t)\}$  迭代 10000 次得到序列记为  $\{s_1(t)\}_{t=1,2,\dots,10000}$ , 然后将  $\{s_1(t)\}$  作为外强迫信号代入 (13) 式中, 迭代 10000 次得到  $\{y(t)\}_{t=1,2,\dots,10000}$ . 选取  $\{y(t)\}$  的第一维序列  $\{y_1(t)\}$  进行系统动态特征的判断, 经计算  $\{y_1(t)\}$

前 600 步的最大 Lyapunov 指数  $\lambda = 0.3938$ , 说明  $\{y_1(t)\}$  处于混沌状态. 截取  $\{y_1(t)\}$  后 5000 个数据作为非平稳时间序列模型进行外强迫信号提取 (图 2(b)), 嵌入维数  $m = 13$ , 时滞系数  $\tau = 1$ , 得到外强迫信号  $\{as_1(t)\}$  如图 2(c) 所示. 可以看到, 外强迫信号  $\{as_1(t)\}$  是一个明显的调幅信号, 其信号包络即为调制信号  $M$ . 将提取出的外强迫信号  $\{as_1(t)\}$  与真实外强迫信号  $\{s_1(t)\}$  进行比较, 发现提取的  $\{as_1(t)\}$  缺少一个放大因子, 对其进行标准化处理后与真实外强迫信号进行比较, 二者变化趋势具有较好的一致性, 相关系数可以达到 0.98 (图 2(d)).

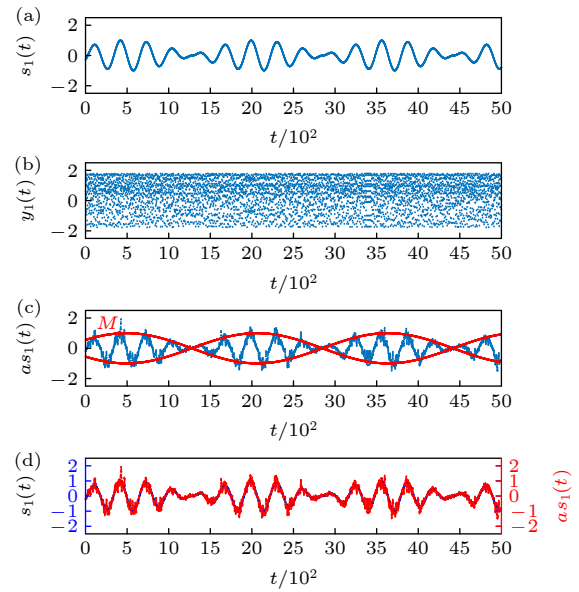


图 2 (a) 真实外强迫信号  $\{s_1(t)\}$ ; (b) 非平稳时间序列  $\{y_1(t)\}$ ; (c) SFA 方法提取得到的外强迫  $\{as_1(t)\}$  (蓝线) 及其包络  $M$  (红线); (d) 外强迫  $\{as_1(t)\}$  (红线) 及真实外强迫信号  $\{s_1(t)\}$  (蓝线) 比较

Fig. 2. (a) The true driving force signal  $\{s_1(t)\}$ ; (b) the testing non-stationary time series  $\{y_1(t)\}$ ; (c) the driving force signal extracted by SFA method  $\{as_1(t)\}$  (blue line) and its modulation signal (envelope)  $M$  (red line); (d) the driving force signal extracted by SFA method  $\{as_1(t)\}$  (red line) and the true driving force signal  $\{s_1(t)\}$  (blue line).

从外强迫信号的提取实验中可以看到, 利用快变信号作为基频信号, 慢变信号作为调制信号生成具有层次结构的外强迫信号, 将其加入到 Henon 映射模型中构造非平稳的混沌系统. 利用 SFA 方法可以成功将外强迫信号提取出来, 提取出的外强迫信号层次结构清晰完整, 基频信号和调频信号与系统的外强迫初始信号一致.

#### 4 气温时间序列的外强迫重建与分析

在前期的工作中,我们重建了北京月平均气温距平时间序列的外强迫信号,测试了SFA方法对嵌入维数选取的敏感性,结果表明,在一定范围内选取不同的嵌入维数,提取得到的外强迫信号差别不大.并结合小波分析对外强迫信号所包含的周期、尺度特征进行了讨论<sup>[23]</sup>.从外强迫信号的6个特征尺度中,找到了与太阳22 a磁周期(the Hale cycle)、太阳11 a黑子周期(the Schwabe cycle)以及东太平洋赤道海区海表温度周期对应的尺度分量,并发现这些特征尺度间存在着谐波关系(如表1所列).本文将在前期工作的基础上,进一步对这些外强迫信号的尺度特征及可能的物理机理进行深入分析,分析过程如图3.

表1 北京月平均气温时间序列外强迫信号小波分析周期频率及谐波关系

Table 1. Periods and frequencies of the driving force signal of temperature extracted by SFA method of Beijing.

成分 $S_n$	周期 $P_n/a$	频率 $f_n$	谐波关系	物理背景
$S_1$	$P_1 = 3.2$	$f_1 = 0.312$	基频分量	东太平洋海温
$S_2$	$P_2 = 5.8$	$f_2 = 0.172$	$f_2 = 2f_3$	
$S_3$	$P_3 = 11.6$	$f_3 = 0.086$	基频分量	the Hale cycle
$S_4$	$P_4 = 13.8$	$f_4 = 0.072$	$f_4 \approx 3f_3 - 4f_5$	
$S_5$	$P_5 = 21.3$	$f_5 = 0.047$	基频分量	the Schwabe cycle
$S_6$	$P_6 = 42.7$	$f_6 = 0.023$	$P_6 = 2P_5$	太阳双黑子周期2倍

利用带通滤波器,将各个尺度对应的信号分量提取出来,如图4(a)—图4(f)中黑色曲线所示,这些信号分量揭示了外强迫信号各个尺度在时域上的基本特征.从图4可以看到,除了 $S_5$ 和 $S_6$ 尺度分量外,其他尺度分量的振幅都受到调制信号的调制.因此,考虑利用正弦函数来绘制信号包络,恢复这些调制信号,结果如图4(a)—图4(f)中蓝色曲线.这些调制信号的周期远比尺度分量自身的周期大得多,它们的相位变化反映出对应尺度分量的能量变化.其中,尺度分量 $S_2$ 的调制信号可用正弦函数近似表示为

$$M_2 = 0.080 \sin \left[ \frac{2\pi}{140} (t - 62) \right] = 0.080 A_{140}. \quad (14)$$

为表述方便,记 $A_{140} = \sin \left[ \frac{2\pi}{140} (t - 62) \right]$ .通过

尺度分量 $S_2$ 的调制信号可以看出,尺度分量 $S_2$ 的振幅在1986年之前随时间增大,在1986年达到最大值,1986年之后振幅随时间减小.

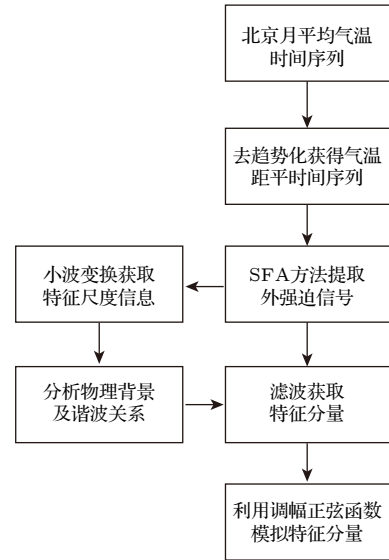


图3 北京月平均气温外强迫信号的提取与分析流程图  
Fig. 3. Flow chart of extraction and analysis of driving force signal of monthly mean temperature of Beijing.

类似于 $S_2$ ,尺度分量 $S_3$ 和 $S_4$ 的调制信号可以近似表示为

$$M_3 = |0.1A_{140} + 0.13|, \quad (15)$$

$$M_4 = |0.1A_{140} + 0.125|. \quad (16)$$

$M_3$ 和 $M_4$ 这两个调制信号反映了尺度分量 $S_3$ 和 $S_4$ 振幅在时域上的变化特征.在1986年 $S_3$ 和 $S_4$ 的振幅达到最小,在1986年前振幅减小,此后振幅增大.它们与 $S_2$ 振幅变化呈相反趋势.通过观察,尺度分量 $S_1$ 同样受到一个周期性的调制信号调制,这个调制信号可以近似表示为

$$M_1 = 0.070 \sin \left[ \frac{2\pi}{42} (t - 12) \right] = 0.070 A_{42}. \quad (17)$$

从图4(a)可以看出,尺度分量 $S_1$ 的振幅存在准42年周期振荡,在1955,1976和1997这三个年份,振幅达到最大.在1965,1986和2007三个年份振幅达到最小.

尺度分量 $S_5$ 和 $S_6$ 的振幅较为稳定,为固定常数, $M_5 = 0.06$ , $M_6 = 0.075$ .

利用以上调制信号 $M_1—M_6$ ,我们尝试对尺度分量 $S_1—S_6$ 进行拟合,并记为 $S'_n (n = 1, 2, \dots, 6)$ ,具体表述如下:

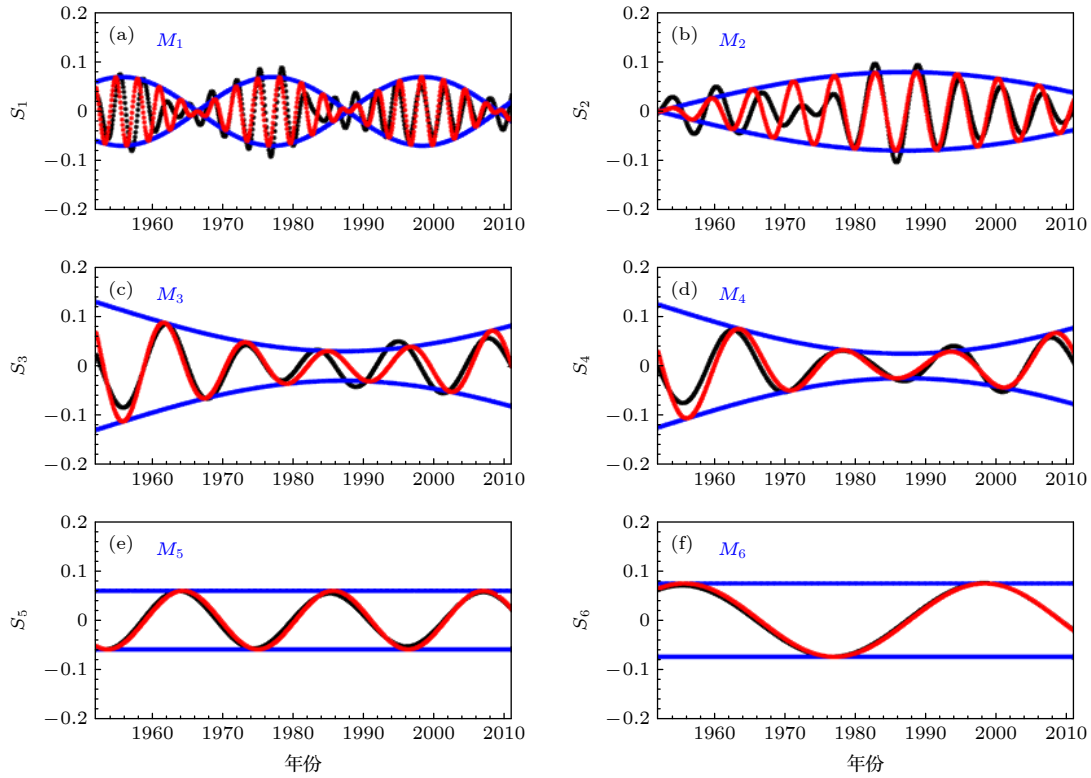

 图 4 (a)–(f) 北京月平均气温外强迫信号特征尺度  $S_1$ — $S_6$  对应的信号分量

 Fig. 4. (a)–(f) Signal components corresponding to the characteristic scale  $S_1$ – $S_6$  of the driving force signal of monthly mean temperature in Beijing.

$$S'_1 = |M_1| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_1} (t-1) \right], \quad (18)$$

$$S'_2 = |M_2| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_2} (t-1) \right], \quad (19)$$

$$S'_3 = |M_3| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_3} (t-10) \right], \quad (20)$$

$$S'_4 = |M_4| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_4} (t-2) \right], \quad (21)$$

$$S'_5 = |M_5| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_5} (t-7) \right], \quad (22)$$

$$S'_6 = |M_6| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_6} (t-25) \right]. \quad (23)$$

模拟的尺度分量信号  $S'_1$ — $S'_6$  如图 4(a)–(f) 中的红色曲线. 将模拟信号与实际尺度分量进行比较, 相关系数记为  $R$ , 标准差之比记为  $D_{s'}/D_s$ , 具体结果见表 2 所列.

值得注意的是, 在实验的过程中发现尺度分量  $S_1$  的调制信号  $M_1$  周期为 42 a 左右, 这与尺度分量  $S_6$  的周期十分接近. 通过对比观察, 发现  $M_1$  与  $S_6$  曲线变化趋势基本一致, 如图 5 所示. 对二者进行比较表明它们的相关系数达到 0.98.

 表 2 模拟尺度分量  $S'_1$ — $S'_6$  与真实尺度分量信号  $S_1$ — $S_6$  比较

 Table 2. Comparison of analog scale component signal  $S'_1$ – $S'_6$  and real scale component signal  $S_1$ – $S_6$ .

成分 $S_n$	$R$ / %	$D_{s'}/D_s$
$S_1$	60.5	0.94
$S_2$	78.4	1.05
$S_3$	90.6	1.08
$S_4$	93.4	1.11
$S_5$	99.3	1.05
$S_6$	99.8	1.01

将尺度分量  $S_6$  作为尺度分量  $S_1$  的调制信号, 对  $S_1$  进行拟合, 结果如图 6 所示. 图 6 中黑色曲线为尺度分量  $S_1$ , 蓝色曲线为调制信号, 即尺度分量  $S_6$ , 红色曲线为利用分量  $S_6$  拟合的分量信号, 记为  $S''_1$ .  $S''_1$  表示为

$$S''_1 = |S_6| \sin \left[ \frac{2\pi}{P_1} (t-1) \right]. \quad (24)$$

比较尺度分量  $S_1$  与模拟信号  $S''_1$ , 二者相关系数达到 0.588,  $D''_s/D_s = 1.01$ , 结果通过 95% 置信检验.

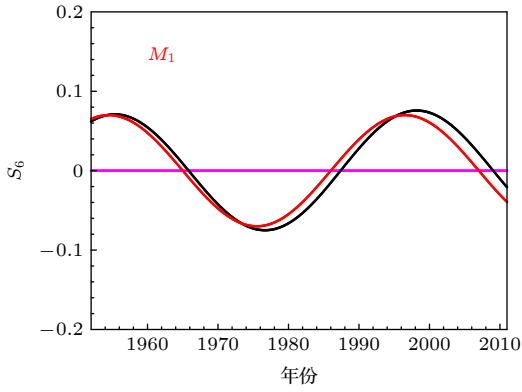


图 5 尺度分量  $S_6$  (黑线) 与调制信号  $M_1$  (红线) 比较  
Fig. 5. Comparison of scale component signal  $S_6$  (black line) and modulated signal  $M_1$  (red line).

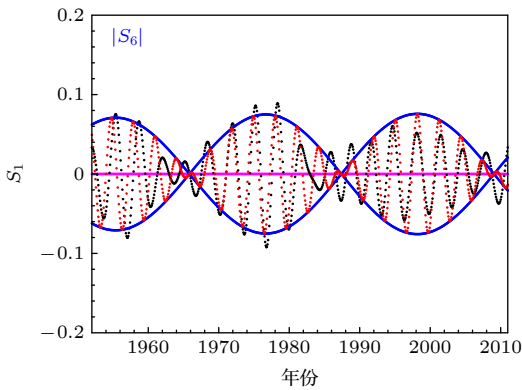


图 6 利用尺度分量  $S_6$  (蓝线) 来拟合尺度分量  $S_1$  (黑线) 得到结果  $S_1'$  (红线)  
Fig. 6. Use the scale component signal  $S_6$  (blue line) to simulate the scale component signal  $S_1$  (black line) to obtain the result  $S_1'$  (red line).

$S_1$  分量的物理背景被认为是东太平洋赤道区海表温度的周期变化,  $S_6$  分量的物理背景被认为是与太阳黑子周期有关,  $S_6$  分量可以看作是  $S_1$  分量的调制信号, 且二者共用作用北京月平均气温温度时间序列, 这样的结果体现了气候系统的层次结构, 如图 7 所示. 长周期的外强迫信号与短周期外强迫信号共同作用于气候系统. 同时, 长周期的外强迫信号也影响短周期外强迫信号.

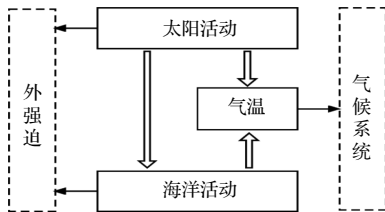


图 7 气候系统的层次结构示意图  
Fig. 7. Schematic diagram of the hierarchy of the climate system.

## 5 结论与展望

本文将具有层次结构的外强迫信号加入 Henon 映射模型中, 构造非平稳复杂系统来测试 SFA 方法的提取能力. 并将北京月平均气温作为真实气候要素时间序列进行外强迫的提取和分析, 结合小波变换技术对外强迫的尺度结构与可能存在的物理机理进行分析, 探寻其中的层次结构, 主要结论如下.

1) 在 Henon 映射模型外强迫提取实验中加入包含快变和慢变这样具有层次结构的外强迫信号, SFA 方法可以从非平稳的 Henon 映射模型中提取出快变信号, 它的包络表现为慢变信号; 提取出的外强迫信号与真实外强迫的相关系数达到 0.98.

2) 在对北京月平均气温时间序列的外强迫信号提取实验中, 通过利用小波变换技术分析发现, 北京月平均气温时间序列的外强迫信号存在 6 个明显的特征周期, 可推断其中的 11.6 a、21.3 a 和 42.7 a 周期代表了太阳活动, 3.2 a 周期代表了海洋活动, 它们共同作用于气候系统.

3) 利用正弦函数对外强迫信号 6 个尺度分量进行模拟表明, 外强迫信号尺度分量的振幅受到调制信号的调制, 调制信号的相位变化反映出对应尺度分量的能量变化. 其中, 42 a 周期的尺度分量与 3.2 年周期尺度分量的调制信号具有较高的相似程度. 利用 42 a 周期的尺度分量作为调制信号对 3.2 a 周期的尺度分量进行拟合, 相关系数达 0.588, 可以揭示出气候系统的层次结构. 长周期的外强迫信号与短周期外强迫信号共同作用于气候系统, 同时, 长周期的外强迫信号还在影响短周期外强迫信号.

本文的工作有助于理解气候系统的层次结构和驱动成因, 以及驱动因子间复杂的相互作用. SFA 方法在实际应用中, 嵌入维数和时滞参数的选取还没有一个普适方法. 对于嵌入维数来说, 可以通过敏感性实验来考察提取的效果. 在一定范围内, 嵌入维数的选取对结果影响不大, 还会增加计算时间, 损耗序列长度; 对于时滞参数的选取, 还需要更多的探索, 目前只能依靠经验和大量试探进行选择. 另外, 在不同的时间尺度上, 存在的耦合层次关系是否不同. 特别是, 如何结合气候系统内在物理机理的理解, 进一步探究气候系统的层次结

构特征以及影响因子之间的相互作用. 这些问题需要在今后的研究工作中继续探索.

## 参考文献

- [1] Schmutz C, Luterbacher J, Gyalistras D, Xoplaki E, Wanner H 2000 *Geophys. Res. Lett.* **27** 1135
- [2] Stern D I, Kaufmann R K 2000 *Clim. Change* **47** 411
- [3] Yang P C, Zhou X J, Bian J C 2000 *J. Geophys. Res. Atmos.* **105** 12253
- [4] Slonosky V C, Jones P D, Davies T D 2001 *Int. J. Climatol.* **21** 63
- [5] Tsonis A A 1996 *Nature* **382** 700
- [6] Yang P C, Bian J C, Wang G L, Zhou X J 2003 *Chin. Sci. Bull.* **48** 1470 (in Chinese) [杨培才, 卞建春, 王革丽, 周秀骥 2003 *科学通报* **48** 1470]
- [7] Yang P C, Zhou X J 2005 *Acta. Meteor. Sinica* **63** 556 (in Chinese) [杨培才, 周秀骥 2005 *气象学报* **63** 556]
- [8] O' Neill RV 1988 *Scales and Global Change: Spatial and Temporal Variability in Biospheric and Geospheric Processes* (New York: John Wiley) p29
- [9] Lin Z S 1990 *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis* **26** 355 (in Chinese) [林振山 1990 *北京大学学报 (自然科学版)* **26** 355]
- [10] Wiedermann, Marc, Donner, Reik V, Handorf, Doerthe, Kurths, Juergen, Donges, Jonathan F 2017 *Int. J. Climatol.* **37** 3821
- [11] Konec W, Koch P <https://arxiv.org/pdf/0911.4397.pdf> [2021-12-21]
- [12] Pan X N, Wang G L, Yang P C 2017 *Acta Phys. Sin.* **66** 080501 (in Chinese) [潘昕浓, 王革丽, 杨培才 2017 *物理学报* **66** 080501]
- [13] Yang P C, Zhou X J, Wang G L, Zhang F 2016 *Clim. Dyn.* **46** 3197
- [14] Wang G L, Yang P C, Zhou X J 2016 *Theor. Appl. Climatol.* **124** 985
- [15] Wiskott L, Sejnowski T J 2002 *Neural Comput* **14** 715
- [16] Berkes P, Wiskott L 2005 *J. Vision* **5** 579
- [17] Packard N H, Crutchfield J P, Shaw R S 1980 *Phys. Rev. Lett.* **45** 712
- [18] Takens F 1981 *Lect. Notes Math.* **898** 366
- [19] Chi H Q, Wu Z Y 1994 *J. Shanghai Jiaotong Univ.* **5** 96 (in Chinese) [迟洪钦, 吴忠英 1994 *上海交通大学学报* **5** 96]
- [20] Zhang B, Li Y, Lu J 2004 *J. Jilin Univ. (Information Science Edition)* **22** 4 (in Chinese) [张宾, 李月, 卢金 2004 *吉林大学学报 (信息科学版)* **22** 4]
- [21] Zhang Y, Guan W 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 756 (in Chinese) [张勇, 关伟 2009 *物理学报* **58** 756]
- [22] Fan K Y, Wang G L, Li C, Pan X N 2018 *Climatic and Environmental Research* **23** 287 (in Chinese) [范开宇, 王革丽, 李超, 潘昕浓 2018 *气候与环境研究* **23** 287]
- [23] Fan K Y 2018 *M. S. Thesis* (Chengdu: Chengdu University of Information Technology) (in Chinese) [范开宇 2018 硕士学位论文 (成都: 成都信息工程大学)]

# Extraction and analysis of hierarchy in complex system<sup>\*</sup>

Fan Kai-Yu<sup>1)2)</sup> Liu Yan-Hua<sup>3)</sup> Yang Pei-Cai<sup>2)</sup>

Wu Ji-Zhe<sup>4)</sup> Wang Ge-Li<sup>2)†</sup>

1) (*Dalian Meteorological Bureau, Dalian 116001, China*)

2) (*Key Laboratory of Middle Atmosphere and Global Environment Observation, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China*)

3) (*Heilongjiang Meteorological Service Center, Harbin 150036, China*)

4) (*Mengyin Meteorological Bureau, Mengyin 276200, China*)

( Received 22 March 2022; revised manuscript received 10 May 2022 )

## Abstract

The non-stationary characteristics of the climate system have been widely recognized. The occurrence of this non-stationary phenomenon is caused by the hierarchical structure of the climate system. As a high-level system, the external driving forcing changes with time, which leads to the non-stationary phenomenon of atmospheric movement. Slow feature analysis (SFA) method can extract the slow-changing features from fast-changing non-stationary signal. The SFA has been applied to attribution analysis of the climate system. In this paper, we use the SFA method to extract the driving force signal from the non-stationary time series obtained by the Henon mapping model to test its extraction capability. Then we extract the external driving force signal from Beijing monthly average temperature time series, and analyze the scale characteristics and physical mechanism of external driving forcing signals combined with wavelet transform. The results show that the long-period external driving forcing signal and the short-period external driving forcing signal jointly work on the climate system. At the same time, the long-period external driving forcing signal also works on short-period external driving forcing signal. This work contributes to understanding the hierarchical characteristics of the climate system.

**Keywords:** climate system, hierarchy, driving force signal, slow feature analysis (SFA)

**PACS:** 05.45.-a

**DOI:** [10.7498/aps.71.20220514](https://doi.org/10.7498/aps.71.20220514)

---

<sup>\*</sup> Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 42075054).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [wgl@mail.iap.ac.cn](mailto:wgl@mail.iap.ac.cn)



## 复杂系统中的层次结构提取与分析

范开宇 刘艳华 杨培才 吴吉哲 王革丽

### Extraction and analysis of hierarchy in complex system

Fan Kai-Yu Liu Yan-Hua Yang Pei-Cai Wu Ji-Zhe Wang Ge-Li

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 71, 170501 (2022) DOI: 10.7498/aps.71.20220514

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220514>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 流场非线性特征提取与混沌分析

Nonlinear feature extraction and chaos analysis of flow field

物理学报. 2020, 69(24): 249501 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200625>

#### 复杂系统重构

Complex system reconstruction

物理学报. 2020, 69(8): 088906 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200001>

#### 快速空间测角系统中偏振像差的分析与研究

Analysis and research of polarization aberration in rapid space angle measuring system

物理学报. 2018, 67(3): 030703 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20171702>

#### 形状记忆合金薄板系统全局激变现象分析

Global analysis of crises in shape memory thin plate system

物理学报. 2019, 68(18): 180501 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190155>

#### 偏振成像激光雷达与短波红外复合光学接收系统设计与分析

Design and analysis of polarization imaging lidar and short wave infrared composite optical receiving system

物理学报. 2020, 69(24): 244202 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200920>

#### 基于深度学习的流场时程特征提取模型

Flow feature extraction models based on deep learning

物理学报. 2022, 71(7): 074701 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211373>