

张 韧, 洪 梅, 王辉赞等. 基于遗传算法优化的 ENSO 指数的动力预报模型反演. 地球物理学报, 2008, 51(5):1346~1353  
Zhang R, Hong M, Wang H Z, et al. Retrieval of the non-linear dynamic forecast model of El Nino/La Nina index based on the genetic algorithm optimization. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2008, 51(5):1346~1353

# 基于遗传算法优化的 ENSO 指数的动力预报模型反演

张 韧<sup>1,2</sup>, 洪 梅<sup>1,2</sup>, 王辉赞<sup>1</sup>, 陈奕德<sup>1</sup>, 王彦磊<sup>1</sup>

1 解放军理工大学气象学院海洋与空间环境系, 南京 211101

2 中国科学院大气物理研究所, LASG, 北京 100029

**摘 要** 基于 NCEP/NCAR 提供的 1958~1995 年全球月平均海温距平场再分析资料, 采用动力系统反演思想和遗传算法途径, 进行了 El Nino/La Nina 指数的动力预报模型的参数优化和模型反演, 从上述海温资料中重构了 Nino3 海温距平指数的非线性动力模型. 模型预报试验结果表明, 遗传算法具有的全局搜索和并行计算优势能够客观、有效地反演海温指数的动力预报模型, 对 Nino3 海温指数和 El Nino/La Nina 事件进行较为客观准确的预测, 为 El Nino/La Nina 预测提供有益的研究参考.

**关键词** Nino3 指数, 遗传算法, 动力模型重构

文章编号 0001-5733(2008)05-1346-08

中图分类号 P433

收稿日期 2007-12-21, 2008-06-22 收修定稿

## Retrieval of the non-linear dynamic forecast model of El Nino/La Nina index based on the genetic algorithm optimization

ZHANG Ren<sup>1,2</sup>, HONG Mei<sup>1,2</sup>, WANG Hui-Zan<sup>1</sup>, CHEN Yi-De<sup>1</sup>, WANG Yan-Lei<sup>1</sup>

1 Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China

2 LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China

**Abstract** Based on the 1958~1995 global month-average SSTA field reanalysis data from NCEP/NCAR, using dynamical system retrieval idea and GA Genetic Algorithm approach, the parameters of El Nino/La Nina exponential dynamical forecast model are optimized and the non-linear dynamical model of Nino3 SSTA index is reconstructed from above SST data. The analytical result and forecast test show that GA has the advantage of global optimum search and parallel calculation, which enables objective and effective retrieval of SST index dynamical forecast model. So it can effectively forecast the Nino3 SST index and El Nino/La Nina event and afford useful reference to El Nino/La Nina forecast.

**Keywords** Nino3 index, Genetic algorithm, Dynamic model reconstruction

## 1 引 言

ENSO 是全球大气和海洋相互耦合的最强信号之一, 它对全球水分循环和大气环流异常具有重要的影响和制约, 也是导致东亚地区和我国天气气候

异常和旱涝发生的重要原因. 因此, 近 20 年来 ENSO 预测一直是短期气候变化的一个研究焦点.

目前的 ENSO 预测主要指年、季时间尺度的预测, 预报对象通常采用 Nino3 区或 Nino3+4 区的海温指数和南方涛动指数. ENSO 预测一般采用数值预报、统计预报和动力-统计预报等三种途径. 自

20 世纪 80 年代后期开始,美国国家海洋大气局(NOAA)气候分析中心(CAC)在每月出版的气候诊断期刊上,定期发布利用动力模式和气候统计学模型对热带太平洋海温距平的预报.中国气候学家自 1990 年初期开始,用动力模式和数理统计学模式进行热带太平洋海温预报试验.周广庆等<sup>[1,2]</sup>用 IAP 热带太平洋和全球大气耦合环流模式,设计了“气候异常”初始化方案,建立了 IAP/ENSO 预测系统,并进行了几年的系统性后报检验.丁裕国等<sup>[3]</sup>也提出了用奇异谱分析(SSA)与自回归(AR)预测模型相结合的方案对 Nino3 区平均的 SST 逐月距平序列作自适应滤波预报.张韧等<sup>[4]</sup>用小波分解和自适应神经模糊推理系统结合的方法,建立了赤道东太平洋海温的集成预报模型,在保留预报对象主要特征的前提下,有效地降低了预报难度,预报准确率和预报时效均较传统统计方法有了改进和提高.

目前,ENSO 预测仍然是一个重要而困难的科学问题,ENSO 预测尚无十分有效的方法手段,如预报效果的稳定性随季节漂移、预报时效的稳定性和延伸长度随不同模式而存在明显差异等.一般的海气耦合数值模式的预测时效和预报精度随时间增加而迅速降低,10 个月以后预测结果的可信度已经很低;统计预测模式也难以达到满意的预测时效和预报精度,且物理学特征和动力学意义也欠合理的描述和解释.因此,积极拓展研究思路,继续探索 ENSO 预测方法和途径具有重要的学术意义和实用价值.气象/海洋要素的历史资料时间序列中蕴涵了该要素发展演变的丰富信息,洪梅等<sup>[5,6]</sup>曾采用反问题研究思想和参数优化方法从气象历史资料中反演建立了副热带高压非线性预报模型,取得了较好效果.为此,本文拟基于 Nino3 指数时间序列,引入动力系统重构和遗传优化方法途径<sup>[7]</sup>,进行 El Nino/La Nina 指数的动力预报模型反演和模型预测试验.

## 2 研究资料

基于实用意义考虑,选择较为通用的美国国家环境预报中心(NCEP)和国家大气研究中心(NCAR)提供的 1958.01~1995.10 的  $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$  的月平均海温场距平值再分析资料,并从中计算 Nino3 区( $5^{\circ}\text{S} \sim 5^{\circ}\text{N}; 150^{\circ}\text{W} \sim 90^{\circ}\text{W}$  格点平均值)海温指数,对其进行动力模型反演,进而实现 El Nino/La Nina 事件的预测建模.

## 3 Nino3 海温指数的动力模型反演

Takens 在其相空间重构理论<sup>[8]</sup>中对从观测资料时间序列中重构动力系统的基本思想予以了严格的阐述和证明,研究认为系统中任一分量的演化是由与之相互作用的其他分量所决定,因此这些相关分量的信息隐含在任一分量的发展过程中.这样,从有限的观测数据时间序列中能够重构出系统发展演变的动力学模型.为此,基于上述思想,我们拟从历史资料序列中反演重构 Nino3 海温指数演变的动力系统模型.

### 3.1 动力模型反演的基本思想

设任一非线性系统随时间演变的物理规律可表示为

$$\frac{dq_i}{dt} = f_i(q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_N), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

函数  $f_i$  为  $q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_N$  的广义非线性函数,状态变量的个数  $N$ ,一般可根据动力系统复杂性(可通过计算其分维数来衡量)来确定.方程(1)的差分形式可写成:

$$\frac{q_i^{(j+1)\Delta t} - q_i^{(j-1)\Delta t}}{2\Delta t} = f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t}), \quad j = 2, 3, \dots, M-1 \quad (2)$$

$M$  为观测资料的时间序列长度,模型参数和系统结构可以通过反演计算从观测数据中获取.

$f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t})$  为未知非线性函数,设  $f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t})$  有  $G_{jk}$  个包含变量  $q_i$  的函数展开项和对应的  $P_{ik}$  个参数,(其中  $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, M, k=1, 2, \dots, K$ )可设为

$$f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t}) = \sum_{k=1}^K G_{jk} P_{ik},$$

式(2)的矩阵形式为: $\mathbf{D} = \mathbf{GP}$ ,其中:

$$\mathbf{D} = \begin{Bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_M \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \frac{q_i^{3\Delta t} - q_i^{\Delta t}}{2\Delta t} \\ \frac{q_i^{4\Delta t} - q_i^{2\Delta t}}{2\Delta t} \\ \vdots \\ \frac{q_i^{M\Delta t} - q_i^{(M-2)\Delta t}}{2\Delta t} \end{Bmatrix},$$

$$\mathbf{G} = \begin{Bmatrix} G_{11}, G_{12}, \dots, G_{1,K} \\ G_{21}, G_{22}, \dots, G_{2,K} \\ \vdots \\ G_{M1}, G_{M2}, \dots, G_{M,K} \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{P} = \begin{Bmatrix} P_{i1} \\ P_{i2} \\ \vdots \\ P_{iK} \end{Bmatrix}.$$

上述未知方程的系数项可通过实际观测数据予以反演确定. 给定一个向量  $D$ , 要求一个向量  $P$ , 使上式满足. 对于  $q$  而言, 这是一个非线性系统, 但是换个角度, 对  $P$  而言(即  $P$  当作未知数), 上式正好是一线性系统, 可以用经典的最小二乘估计, 使残差平方和  $S = (D - GP)^T (D - GP)$  最小, 进而得到正则方程  $G^T GP = G^T D$ .

由于  $G^T G$  经常是奇异矩阵, 所以可将其特征值与特征向量求出, 剔除其中为 0 的部分, 余下  $K$  个  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_i$  组成对角矩阵  $A_k$  与相应的  $K$  个特征向量组成的特征矩阵  $U_L$ .

$$V_L = \frac{GU_i}{\lambda_i}, H = U_L A^{-1} V_L^T, \text{再求 } P = HD, \text{ 求出参数 } P. U \text{ 是特征矩阵, } V \text{ 和 } H \text{ 是为了求解 } P \text{ 的过程矩阵.}$$

基于上述方法途径, 即可反演确定出非线性动力系统诸系数, 进而得到对应观测数据序列的非线性动力学方程组.

### 3.2 Nino3 指数动力模型反演

#### 3.2.1 模型因子筛选

基于 1958-01~1995-12 共 46 年的逐月观测资料, 计算得到 Nino3 区的海温距平指数 SSTA [ $5^\circ S \sim 5^\circ N; 150^\circ W \sim 90^\circ W$  格点平均值]、赤道东太平洋纬向风  $u_1$  [ $5^\circ S \sim 5^\circ N, 150^\circ W \sim 90^\circ W$ ]、赤道西太平洋纬向风  $u_2$  [ $0^\circ \sim 10^\circ N; 135^\circ E \sim 180^\circ E$ ] 和南方涛动指数  $slp$ . 对上述因子作相关分析和时延相关分析, 得到的分析结果如表 1, 表 2.

表 1 SSTA 与各因子相关性分析

Table 1 The relativity analysis between SSTA and other factors

| 因子   | $ssta(t)$ | $u_1(t-2)$ | $u_2(t-2)$ | $slp(t)$ |
|------|-----------|------------|------------|----------|
| SSTA | 1         | 0.19505    | 0.19274    | -0.56448 |

表 2 SSTA 自身时滞分析

Table 2 The time lag analysis of SSTA

| 因子   | $ssta(t-1)$ | $ssta(t-2)$ | $ssta(t-3)$ | $ssta(t-4)$ |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| SSTA | 0.88518     | 0.77643     | 0.67552     | 0.58052     |

从表中可见,  $ssta$  与自身的时延相关性最好, 故可选取相关系数最大的最佳时延序列为预报模型因子:  $ssta(t), ssta(t-1), ssta(t-2)$  分别代表海温距平指数当前值、延迟一月的海温距平值和延迟二个月的海温距平值.

#### 3.2.2 基于遗传算法搜索的模型参数优化反演

常用的参数估计方法(如最小二乘估计)在参数空间中大多为单向搜索, 需遍历整个参数空间, 搜索

效率低, 且由于误差梯度收敛的局限性和对初始解和邻域函数的依赖性, 其参数估计易陷入局部最优、而非全局最优<sup>[9]</sup>. 遗传算法是近年来得到广泛应用的一种仿生优化算法, 其特点在于全局搜索和并行计算, 因而具有很好的参数优化能力和误差收敛速度<sup>[10]</sup>. 为此, 我们以前面分析的  $ssta(t), ssta(t-1), ssta(t-2)$  时间系数序列为“观测数据”, 对其进行信息提取和动力模型重构, 并引入遗传算法进行模型参数的优化. 模型参数反演途径即是基于 3.1 节基本思想, 以残差平方和  $S = (D - GP)^T (D - GP)$  最小作为约束, 以种群(多解)和并行方式在参数空间中作最优参数搜索.

令  $X = ssta(t), Y = ssta(t-1), Z = ssta(t-2)$ , 并取如下二阶非线性常微方程组为拟反演重构的广义动力学模型, 基于上述研究资料时间序列, 进行模型参数的优化反演.

$$\frac{dX}{dt} = a_1 X + a_2 Y + a_3 Z + a_4 X^2 + a_5 Y^2 + a_6 Z^2 + a_7 XY + a_8 XZ + a_9 YZ,$$

$$\frac{dY}{dt} = b_1 X + b_2 Y + b_3 Z + b_4 X^2 + b_5 Y^2 + b_6 Z^2 + b_7 XY + b_8 XZ + b_9 YZ,$$

$$\frac{dZ}{dt} = c_1 X + c_2 Y + c_3 Z + c_4 X^2 + c_5 Y^2 + c_6 Z^2 + c_7 XY + c_8 XZ + c_9 YZ.$$

设上述方程组中的参数矩阵  $P = [a_1, a_2, \dots, a_9; b_1, b_2, \dots, b_9; c_1, c_2, \dots, c_9]$  为种群, 残差平方和  $S = (D - GP)^T (D - GP)$  作为目标函数值, 遗传个体的适应值取  $l_i = \frac{1}{S}$ , 总适应值为  $L = \sum_{i=1}^n l_i$ .

遗传操作步骤包括: 编码与种群生成、种群适应度估算、父本选择、遗传交叉和基因变异等, 其算法流程、计算原理和详细说明可参阅相关文献<sup>[10]</sup>, 不再赘述. 计算中取迭代步长为 1 月, 经过 15 次左右的遗传操作优化搜索, 可迅速收敛于目标适应值, 反演得到动力学方程组各项的优化参数. 剔除量级系数极小的弱项后, 反演得到如下 Nino3 指数的非线性动力预报模型.

$$\begin{aligned} \frac{dX}{dt} &= -0.5381X + 0.68177Y - 0.073746Z \\ &\quad + 0.045492X^2 + 0.031559Y^2 - 0.085654Z^2 \\ &\quad - 0.14816XY + 0.029237XZ + 0.11616YZ, \\ \frac{dY}{dt} &= 0.18952X - 0.065696Y + 0.011182Z \\ &\quad - 0.038574X^2 - 0.018524Y^2 - 0.021628Z^2 \\ &\quad - 0.020886XY + 0.10074XZ - 0.010761YZ, \end{aligned}$$

$$\frac{dZ}{dt} = -0.58633X - 0.00354Y + 0.59094Z \\ + 0.0032233X^2 - 0.0020151Y^2 + 0.012503Z^2 \\ + 0.015177XY - 0.015719XZ - 0.013843YZ.$$

## 4 模型预报试验和效果检验

### 4.1 模型拟合效果检验

上述反演所得的动力学模型是否符合客观实际,需进行模型检验.首先用该模型进行建模数据的积分预测回报检验(即模型拟合效果检验).以 1958 年 1、2、3 月的 SSTA 作为模型积分初值代入上述反演模型进行整个海温时间序列的积分计算(1958-04

~1995-10),并将其积分所得数据与对应的实际时间序列求相关.得到: $ssta(t)$ 的拟合相关系数为 0.36993、 $ssta(t-1)$ 的拟合相关系数为 0.72299、 $ssta(t-2)$ 的拟合相关系数为 0.98868.鉴于  $ssta(t-2)$ 的拟合效果最好,故用其代表 Nino3 区的海温预报指数.

为进一步检验不同积分初始点的模型拟合效果,我们分别取 Nino3 指数序列建模期间(1958-01~1995-10)的不同时段作为积分初始点来进行模型检验.图 1 分别是 1982、1976、1988 和 1964 年个例的 1~15 个月的模型预测试验.上述试验分别包含两次 El Nino 事件(1 强 1 弱)和两次 La Nina 事件(1 强 1 弱),具有一定的代表性.

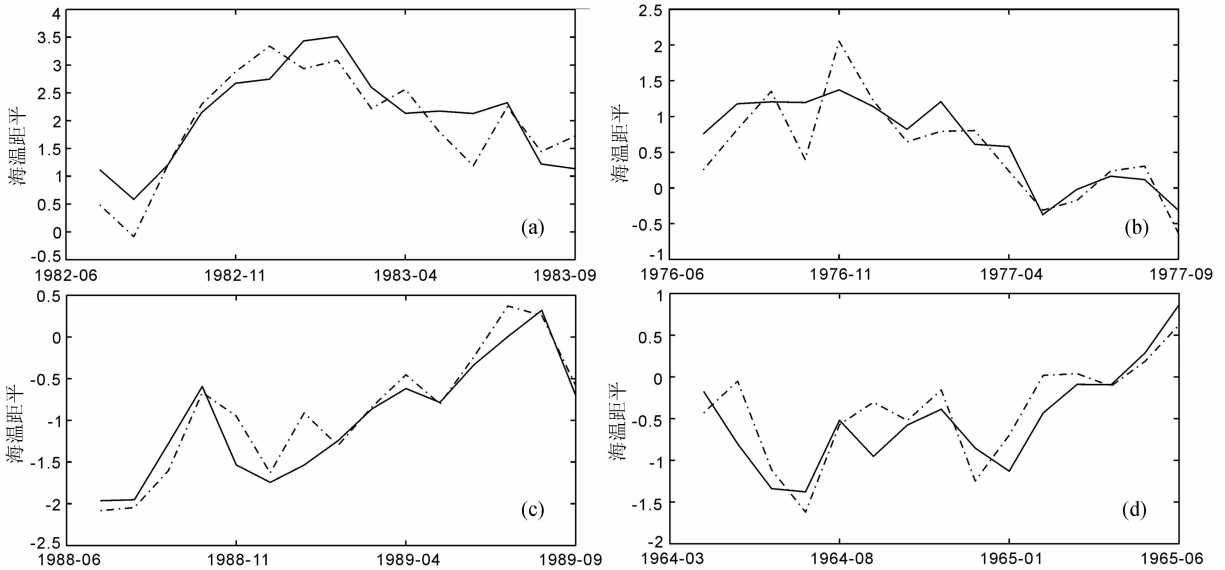


图 1 不同初值情况下 15 个月时效的海温距平值预报(实线:实际海温距平值;点划线:海温距平预测值)  
(a) 初值为 1982 年 4、5、6 月(预报-实况相关系数为 0.758); (b) 初值为 1976 年 4、5、6 月(预报-实况相关系数为 0.782);  
(c) 初值为 1988 年 4、5、6 月(预报-实况相关系数为 0.751); (d) 初值为 1964 年 1、2、3 月(预报-实况相关系数为 0.745).

Fig. 1 The SSTA forecast of 15-month duration under different initial conditions

(Solid line is actual SSTA data and dotted line is forecast SSTA data)

- (a)Initial conditions, April, May, and June of 1982 (The correlation coefficient between forecast and reality is 0.758);  
(b)Same as (a) but for 1976 (The correlation coefficient is 0.782); (c)Same as (a) but for 1988 (The correlation coefficient is 0.751); (d)Initial conditions, January, February and March of 1964 (The correlation coefficient is 0.745).

由图 1 可以看出,试验个例的预报效果与实际值的整体趋势均较为接近,预报效果接近实际情况,基本能表现海温冷暖的变化趋势.15 个月时效的预报结果与实际值的相关系数平均达到 0.75 以上.

将预报时效进一步延长到 20 个月,其计算过程与前面一样,得到的预测效果如图 2.

图 2 中可见,前 15 个月预报结果基本逼近实际,约 16 个月以后的预报值则出现较大预报偏差,1~20 个月的预测值序列与实际值的相关系数只能

达到 50%左右.上述试验结果表明,所建 Nino3 指数预报模型与一般非线性模式一样,具有一定的预报时效局限性,有价值的预报时效约 1 年左右.

### 4.2 模型预测效果检验

为进一步验证所建预报模型的独立预报效果,我们选取建模资料以外 11 年的 SST 资料序列(1996-01~2006-12),计算了其月平均 Nino3 海温距平指数,用以进一步检验模型的预报效果.

分别对 1997 年 El Nino 事件和 1999 年 La Nina

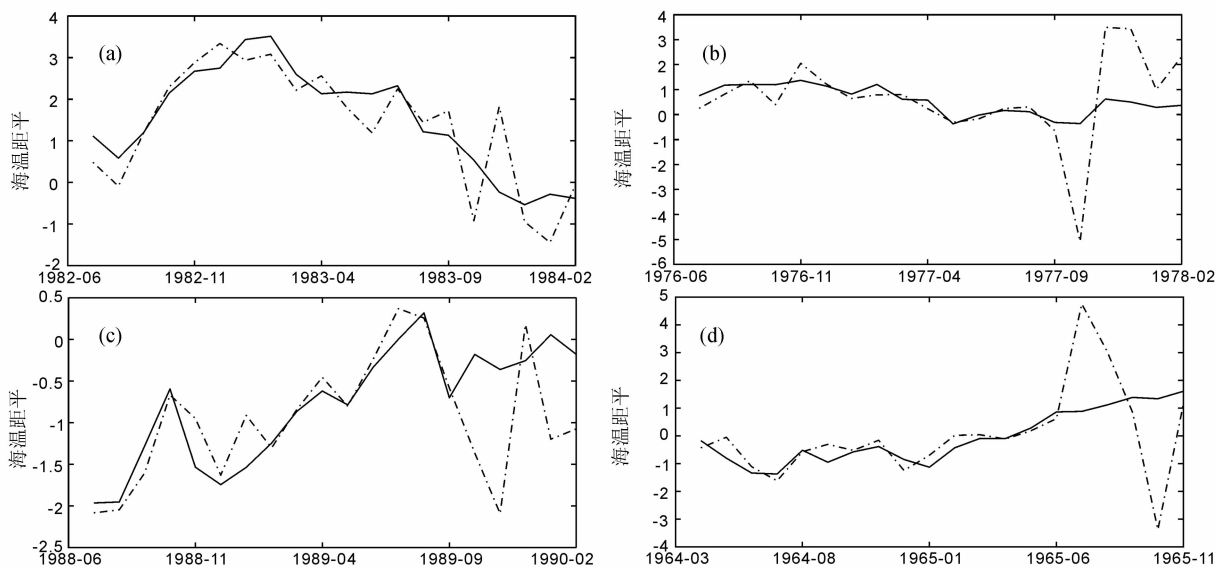


图2 不同初值情况下20个月时效的海温距平值预报(实线:实际海温距平值;点划线:海温距平预测值)  
 (a)初值为1982年4、5、6月(预报-实况相关系数0.513);(b)初值为1976年4、5、6月(预报-实况相关系数0.501);  
 (c)初值为88年4、5、6月(预报-实况相关系数0.514);(d)初值为64年1、2、3月(预报-实况相关系数0.470).

Fig. 2 The SSTA forecast of 20-month duration under different initial conditions  
 (Solid line is actual SSTA data and dotted line is forecast SSTA data)

(a)Initial conditions, same as Fig. 1a (The correlation coefficient between forecast and reality is 0.513);(b)Initial conditions, same as Fig. 1b (The correlation coefficient is 0.501);(c)Initial conditions, same as Fig. 1c (The correlation coefficient is 0.514);(d)Initial conditions, same as Fig. 1d (The correlation coefficient is 0.470).

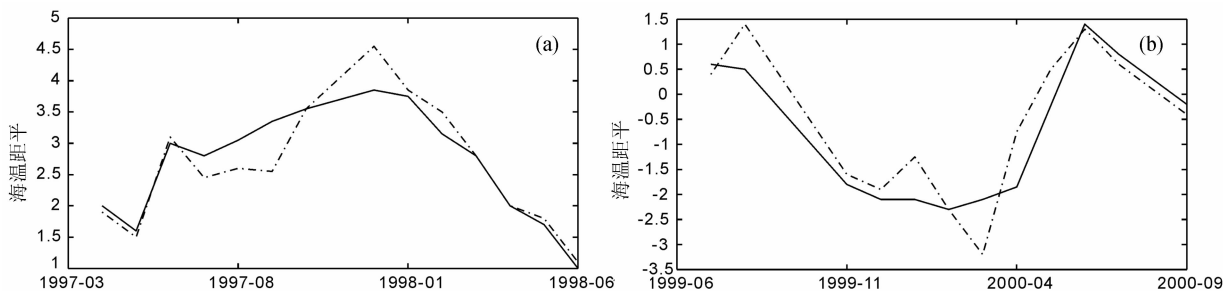


图3 模型15个月时效的海温距平值预报结果(实线:实际海温距平值;点划线:海温距平预测值)  
 (a)初值1997年1、2、3月(预报-实况相关系数0.802);(b)初值1999年4、5、6月(预报-实况相关系数0.807).

Fig. 3 The SSTA forecast of 15-month duration under the different initial conditions  
 (Solid line is actual SSTA data and dotted line is forecast SSTA data)

(a) Initial conditions, January, February, and March of 1997 (The correlation coefficient between forecast and reality is 0.802);  
 (b) Initial conditions, April, May, and June of 1999 (The correlation coefficient is 0.807).

事件进行预测试验,分别以1997年1月、2月、3月和1999年4月、5月、6月作为模型积分预报初值,将其代入反演所得的非线性动力方程组,进行Nino3指数模型的数值积分,分别得到1997年4月至1998年6月(图3a)和1999年7月到2000年9月(图3b)共15个月的积分预测结果。

由图3可见,15个月以内预测结果的总体变化趋势与实际情况基本相符,能较好地表现1997年的

El Nino事件(预测强度偏强)和1999年的La Nina事件(有一定幅值扰动),预测值与实际值的相关系数可达到0.8。同等初值条件下,若将模型的预报时效进一步延长至1997年4月至1998年11月(20个月预报时效)和从1999年7月至2000年11月(17个月预报时效),预报值与真实值对比情况如图4所示。

图4中前15个月的预报结果较为准确,16个

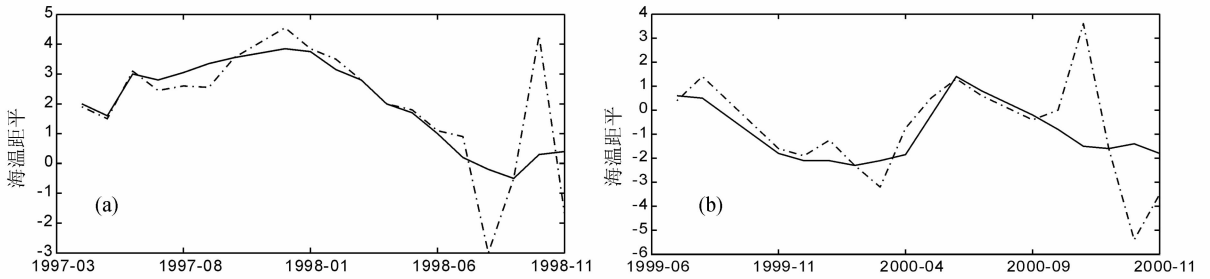


图 4 模型延长时效的海温距平值预报 (实线:实际海温距平值;点划线:海温距平预测值)

- (a) 初值 1997 年 1,2,3 月,20 个月预报时效(预报-实况相关系数 0.453);
- (b) 初值 1999 年 4,5,6 月,17 个月预报时效(预报-实况相关系数 0.451).

Fig. 4 The SSTA forecast of extended duration under different initial conditions

(Solid line is actual SSTA data and dotted line is forecast SSTA data)

- (a) Same as Fig. 3a, but for 20-month forecast duration (The correlation coefficient between SSTA forecast and reality is 0.453);
- (b) Same as Fig. 3b, but for 17-month forecast duration (The correlation coefficient is 0.451).

月以后的预测值开始出现较大扰动,预报误差明显增大. 两个个例的预测结果序列与实际值的平均相关系数仅为 0.45 左右.

### 4.3 初值扰动集合预报试验

针对上述较长时效(15 个月以上)存在的模型预测结果发散和误差增大情况以及非线性模型对初值的敏感性,采用初值扰动集合方案进行模型的预报效果改进. 即对于模型初值分别加入不同的随机扰动后进行多次积分预报,再将多次预报结果取平均. 试验结果发现,通过上述的初值扰动集合方案,15~20 个月的预报效果可得到明显的改善. 分别取前述相同预报初值点,进行模型拟合试验:1982-07~1984-02、1976-07~1978-02、1988-07~1990-02、1964-04~1965-11(图 5 a、b、c、d)以及模型预测试验:1997-04~1998-11 和 1999-07~2001-02(图 5 e、f)(模型积分预报时效均为 20 个月).

图中初值扰动集合预测结果较单一积分预测结果有明显的改进,20 个月预报时效集合预测值与实际值的相关系数可达 0.7 以上,使 20 个月的 Nino3 指数预测结果有一定的参考价值.

### 4.4 模型预报试验的统计分析

为了更充分地检验本文反演模型的预报效果,除上述分析的 6 个个例外,我们又进一步选择了 9 个不同年份、季节的 El Nino/La Nina 事件个例进行预报检验,试验结果的统计分析结果如表 3.

试验结果表明,采用集合预报方案可使模型的预报效果得到显著和稳定的提高,使 1 年以上时效的海温指数预报结果具有参考应用价值.

表 3 不同个例的模型预报和集合预报

Table 3 Model forecast and composite forecast of different samples

| 预报个例                     | 预报值与实际值的拟合相关系数 |       | 预报值与实际值的拟合相关系数 |        |
|--------------------------|----------------|-------|----------------|--------|
|                          | (1~15 月)       |       | (1~20 月)       |        |
|                          | 积分预报           | 集合预报  | 积分预报           | 集合预报   |
| El Nino01(1968-07-09 起报) | 0.764          | 0.852 | 0.533          | 0.714  |
| El Nino02(1972-01-03 起报) | 0.752          | 0.863 | 0.518          | 0.703  |
| El Nino03(1976-04-06 起报) | 0.782          | 0.868 | 0.501          | 0.706  |
| El Nino04(1982-04-06 起报) | 0.758          | 0.857 | 0.513          | 0.712  |
| El Nino05(1986-07-09 起报) | 0.741          | 0.836 | 0.476          | 0.677  |
| El Nino06(1993-01-03 起报) | 0.749          | 0.842 | 0.489          | 0.681  |
| El Nino07(1994-04-06 起报) | 0.763          | 0.858 | 0.524          | 0.720  |
| El Nino08(1997-01-03 起报) | 0.802          | 0.851 | 0.453          | 0.715  |
| La Nina01(1962-07-09 起报) | 0.736          | 0.826 | 0.461          | 0.682  |
| La Nina02(1964-01-03 起报) | 0.745          | 0.829 | 0.470          | 0.704  |
| La Nina03(1970-04-06 起报) | 0.758          | 0.853 | 0.508          | 0.701  |
| La Nina04(1973-04-06 起报) | 0.769          | 0.872 | 0.527          | 0.718  |
| La Nina05(1975-01-03 起报) | 0.720          | 0.814 | 0.458          | 0.674  |
| La Nina06(1988-04-06 起报) | 0.751          | 0.859 | 0.513          | 0.711  |
| La Nina07(1999-04-06 起报) | 0.807          | 0.855 | 0.451          | 0.736  |
| 平均                       | 0.7598         | 0.849 | 0.493          | 0.7036 |

## 5 结果与讨论

本文基于动力系统反演思想和遗传算法优化途径所建立的 Nino3 指数的动力统计模型对于赤道东太平洋海温和 El Nino / La Nina 事件的预测结果有一定的科学意义和实用价值. 鉴于 ENSO 发生

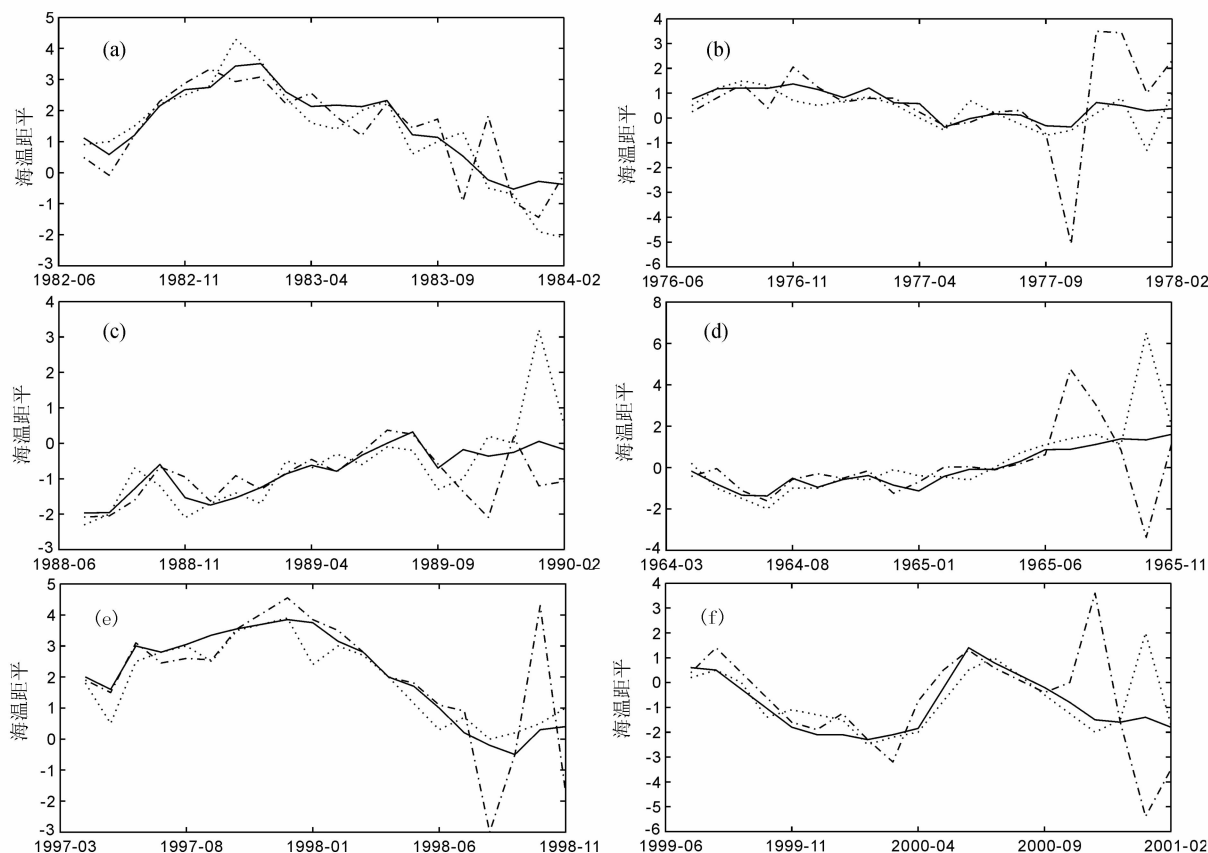


图5 20个月时效的海温距平模型集合预报试验

实线:实际海温距平值;点划线:海温距平预测值;虚线:海温距平集合预测值

- (a) 初值 1982 年 4,5,6 月(预报-实况相关系数 0.712);(b) 初值 1976 年 4,5,6 月(预报-实况相关系数 0.706);  
 (c) 初值 1988 年 4,5,6 月(预报-实况相关系数为 0.711);(d) 初值 1964 年 1,2,3 月,(预报-实况相关系数 0.704);  
 (e) 初值 1997 年 1,2,3 月(预报-实况相关系数为 0.715);(f) 初值 1999 年 4,5,6 月(预报-实况相关系数为 0.736)。

Fig. 5 SSTA composite forecast test for 20-month duration under different initial conditions

Solid line is actual SSTA data, dotted line is forecast SSTA data and dashed line is compositely forecast SSTA data

- (a) Initial conditions, same as Fig. 1a (The correlation coefficient between forecast and reality is 0.712); (b) Initial conditions, same as Fig. 1b (The correlation coefficient is 0.706); (c) Initial conditions, same as Fig. 1c (The correlation coefficient is 0.711); (d) Initial conditions, same as Fig. 1d (The correlation coefficient is 0.704); (e) Initial conditions, same as Fig. 3a (The correlation coefficient is 0.715); (f) Initial conditions, same as Fig. 3b (The correlation coefficient is 0.736)。

发展机理的复杂性和影响制约因子的多样性<sup>[11]</sup>,本文研究方法和所建模型仅是一种探索和尝试.许多问题有待进一步发展和完善.具体表现为:

(1) 模型预测结果对初值较为敏感,这也是非线性动力学模型普遍存在的问题.如何获取准确的初值或采用更优、更合理的集合方案是改进提高模型预测效果的重要途径.

(2) 建模要素的单一化影响制约了模型的预报效率. ENSO 是一个复杂的系统,影响制约因素众多.

本文仅选择海温指数时延序列作为模型变量,信息完备性不够充分,合理选择和客观提取有效模型因子(如引入南方涛动和季风系统的相关动力因

子<sup>[12]</sup>),将有助于进一步改进完善 ENSO 预报模型.

## 参考文献(References)

- [1] 周广庆,李旭,曾庆存. 一个可供 ENSO 预测的海气耦合环流模式及 1997/1998 ENSO 的预测. 气候与环境研究, 1998, **3**(4): 349~357  
 Zhou G Q, Li X, Zeng Q C. A coupled ocean-atmosphere general circulation model for ENSO prediction and 1997/1998 ENSO forecast. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 1998, **3**(4): 349~357
- [2] Zhou G Q, Zeng Q C. Predictions of ENSO with a coupled GCM. *Adv Atmos Sci*, 2001, **18**(4): 587~603
- [3] 丁裕国,江志红,朱艳峰. Nino 海区 SSTA 的短期气候预测模型试验. 热带气象学报, 1998, **14**(4): 289~296

- Ding Y G, Jiang Z H, Zhu Y F. Experiment on short term climatic prediction to SSTA over the NINO oceanic region. *Journal of Tropical Meteorology* (in Chinese), 1998, **14**(4):289~296
- [ 4 ] 张 韧,王继光,蒋国荣. 基于小波分解和 ANFIS 模型的赤道东太平洋海温集成预测. *热带海洋学报*, 2002, **21**(3):77~84  
Zhang R, Wang J G, Jiang G R. A composite prediction of Eastern pacific Equatorial SST based on wavelet decomposition and ANFIS model. *Journal of Tropical Oceanography*(in Chinese), 2002, **21**(3):77~84
- [ 5 ] 洪 梅,张 韧,吴国雄. 用遗传算法重构副热带高压指数非线性动力模型. *大气科学*, 2007, **31**(2): 346~352  
Hong M, Zhang R, Wu G X. A non-linear dynamic system reconstruction of the subtropical high characteristic index based on genetic algorithm. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2007, **31**(2):346~352
- [ 6 ] 洪 梅,张 韧,何金海. 基于动力统计模型重构副热带高压中长期预报. *气象学报*, 2006, **64**(6): 780~789  
Hong M, Zhang R, He J H. A Mid/Long-Range forecast of pacific subtropical high based on dynamic statistic model reconstruction. *Acta Meteorologica Sinica* (in Chinese), 2006, **64**(6):780~789
- [ 7 ] 张 韧,洪 梅,孙照渤. 经验正交函数与遗传算法结合的副高位势场非线性模型反演. *应用数学和力学*, 2006, **27**(12): 1438~1445  
Zhang R, Hong M, Sun Z B. Non-linear dynamic model retrieval of subtropical high based on empirical orthogonal function and genetic algorithm. *Applied Mathematics and Mechanics* (in Chinese), 2006, **27**(12):1438~1445
- [ 8 ] Takens F. Detecting strange attractors in fluid turbulence. *Lecture Notes in Mathematics*, 1981, **898**(2):361~381
- [ 9 ] 王 凌. 智能优化算法及其应用. 北京:清华大学出版社, 2001  
Wang L. Intelligent Optimization Algorithms and Its Application (in Chinese). Beijing: Tsinghua University Press, 2001
- [10] 王小平,曹立明. 遗传算法理论与软件实现. 西安:西安交通大学出版社, 2003  
Wang X P, Cao L M. Algorithms-Theory, Applications and Soft Realization (in Chinese). Xi' an: Xi' an Jiaotong University Press, 2003
- [11] 孙旭光,杨修群. El Nino 演变不同阶段东亚大气环流年际异常型的数值模拟. *地球物理学报*, 2005, **48**(3):501~510  
Sun X G, Yang X Q. Numerical modeling of interannual anomalous atmospheric circulation patterns over East Asia during different stages of an El Nino event. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2005, **48**(3):501~510
- [12] 韩晋平,王会军. 东亚夏季风年代际变化的若干重要特征及两份大气再分析资料的异同. *地球物理学报*, 2007, **50**(6):1666~1676  
Han J P, Wang H J. Features of interdecadal changes of the East Asian summer monsoon and similarity and discrepancy in ERA-40 and NCEP/NCAR Reanalysis. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2007, **50**(6):1666~1676

(本文编辑 汪海英)