

文章编号 1001-8166(2002)04-0470-07

非线性模糊识别及其在海温异常检测中的应用

张 韧¹, 王继光², 蒋国荣¹, 周树道¹

(1. 中国人民解放军理工大学气象学院, 江苏 南京 211101;

2. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要 基于模糊推理和非线性模糊识别原理, 讨论了从实际信号中检测识别主要影响因子, 进而滤除干扰的方法, 进行了相应的去噪试验。试验结果表明: 由于模糊系统具有非线性、容错性和自适应学习等特性, 因此, 能够较为有效地辨识和检测出复杂非线性信号中的主要影响因子及其贡献大小。作为应用, 研究了从观测资料中辨识 El Niño/La Niña 主要影响因子的诊断检测过程, 并对 20 世纪 70 年代以来出现的典型 El Niño/La Niña 事件中信风因子的影响作用进行了诊断检测和模糊识别, 分析发现 70 年代的几次 El Niño 事件主要是由赤道西太平洋西风异常所触发, 而 80 年代的几次 El Niño 事件(尤其是 1982/1983 年暖水事件)则主要是由赤道西太平洋与赤道东太平洋的信风活动异常共同所致, 前者触发激励在先, 后者巩固加强在后。

关键词 模糊推理; 非线性; El Niño/La Niña; 太平洋信风

中图分类号 P732.2 文献标识码 A

0 引 言

实际大气—海洋系统是高度非线性的动力系统, 它们的发展演变及异常由众多因子通过非线性过程共同制约。然而, 对一些复杂的天气系统至今仍然很难准确地弄清它们到底有哪些影响因子, 因子间彼此存在怎样的非线性关系, 以及不同因子对系统变化及系统异常的影响程度和贡献大小等。低(带)通滤波、傅里叶变换和各种统计平滑方法可以描述系统基本的波动特征, 滤除系统快波, 突出主要天气特征及变化趋势。但这些方法也有不足之处, 它们在滤波过程中只是针对信号本身的频率结构进行处理, 对所滤除的噪声究竟怎么产生、源于何处, 并不能明确确认, 因此其滤波过程比较笼统, 不能从实测信号中有效提取诊断系统异常的主要影响因子。基于观测资料分析的反问题研究有助于从实际资料中获取天气气候变化动力特征的有关信息, 通过计算系统的分数维、李雅普洛夫指数或 Renyi 熵,

有助于了解系统的复杂性和可预报性, 但对于具体影响因子的检测识别仍没有太多帮助。如何将观测资料中隐含的非线性映射关系提炼和归纳, 如何诊断和检测系统的主要影响因子, 是一项既有新意又有意义的工作。

模糊推理和模糊识别的理论和应用技术自 80 年代以来就在自然科学和工程技术中得到了成功的实践和广泛的应用, 其非线性、容错性、自适应等特点是对传统线性分析方法的有效补充和完善。本文拟基于非线性模糊系统推理, 探讨从实际信号中检测、滤除系统干扰的方法和途径, 进行相应的非线性去噪试验, 并运用模糊识别、去噪方法对典型 El Niño/La Niña 事件中的主要影响因子进行诊断判别和检测分析。

1 模糊映射和模糊推理

模糊系统由美国加州伯克利大学的 Lotfi Zadeh 创立, 1965 年他发表了“模糊集合”一文, 首次引入

收稿日期 2001-07-25, 修回日期 2002-01-29.

* 基金项目 高等学校骨干教师资助计划(编号: 3149)资助.

作者简介 张韧(1963-), 男, 四川峨眉人, 教授, 主要从事热带海洋天气学研究. E-mail: zren63@sina.com

了模糊概念 :Fuzzy。对一个集合中的每一个物体 , 详尽描述了一个完备的模糊集代数系统并扩展成模式识别的凸理论^[1]。模糊系统的核心是对复杂系统或过程建立一种语言分析的数学模式 , 将专家经验或实践感知从自然描述语言直接转化为用模糊规则和模糊集合表示的定量的计算机算法和控制系统。模糊集合打破了经典集合中只有 0 和 1 的界限。在模糊集合的概念中 , 任一元素可同时部分地属于多个模糊子集 , 隶属关系用隶属度来表示。模糊系统主要是由模糊规则、模糊逻辑推理和非模糊化等几部分组成。模糊规则是定义在模糊集合上的规则 , 它是模糊系统的基本单元 , 模糊规则的形式为 IF A is a THEN B is b , 其中 A 和 B 是语言变量 , 而 a 和 b 是隶属函数映射到的语言值。这些模糊规则都可以表示成模糊伴随记忆 FAM (Fuzzy Associated Memory)。进行模糊映射推理的模糊逻辑控制器基本结构如图 1 所示^[2] , 它主要包括 5 个部分 :

- (1) Rule base : 由许多的“ IF... THEN ...”形式的模糊规则组成 ;
- (2) Data base : 定义隶属函数的形式与范围 ;
- (3) Decision-making unit : 执行模糊规则的推理单元 ;
- (4) Fuzzification interface : 将输入转换为对应隶属函数的模糊语言值 ;
- (5) Defuzzification interface : 将模糊计算和推理结果非模糊化为常规形式。

模糊系统可通过学习途径从训练数据中建立归纳起输入输出间的映射规则或调整优化已有的模糊规则。学习方法可以是无监督的数据聚类 , 也可以是有监督的梯度下降。通常 , 用人工神经网络或统计聚类从训练数据中获取模糊系统的初始规则集 , 然后通过试验或用梯度递减等监督学习调整优化这些初始的模糊规则。基于训练优化模糊规则的模糊推理系统可逼近和描述高维的非线性函数和复杂动力系统^[3]。

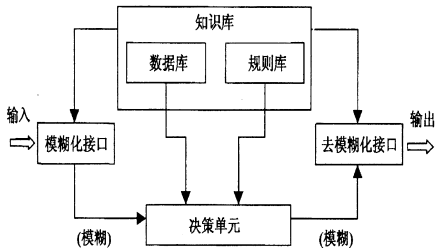


图 1 模糊逻辑控制器结构示意图

Fig.1 The structure of fuzzy logic controller

2 ANFIS 模糊推理系统

自适应网络模糊推理系统 ANFIS (Adaptive- Network-Based Fuzzy Inference System) 能通过训练和自适应学习 , 完成在传统模糊系统中靠经验调整隶属函数以减小误差、提高逼近效率的工作。它以复合式学习过程为基础 , 分别运用最小二乘和后传梯度下降法来辨识线性和非线性参数 , 从而建立起一套“ IF... THEN ...”规则的模糊推理系统(图 2) , 并逐渐调配出适当的隶属函数来满足所需模糊推理系统的输入输出关系。基本意义为 :

Rule 1 : IF x is A_1 and y is B_1 , THEN $h_1 = p_1x + q_1y + r_1$;

Rule 2 : IF x is A_2 and y is B_2 , THEN $h_2 = p_2x + q_2y + r_2$;

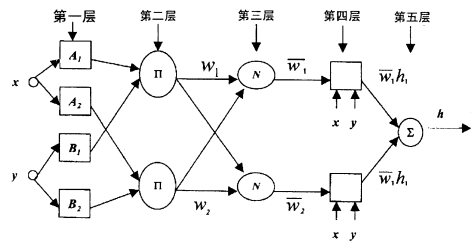


图 2 ANFIS 模糊系统结构图

Fig.2 The system structure of ANFIS model

其中 A_i, B_i 为隶属函数映射值 , x, y 为模糊推理的假设和训练输入 , p_i, q_i, r_i 为模糊推理的结论 , $i = 1, 2$ 。采用加权平均法非模糊化 , 则模糊推理输出

为 $h = \frac{w_1}{w_1 + w_2}h_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2}h_2$, w_i 为第 i 个节点的输出权重。模糊系统可以表现为 Takagi- Sugeno 形式^[4] :

$$h = \frac{w_1}{w_1 + w_2}h_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2}h_2 = (\frac{w_1}{w_1 + w_2})p_1 + (\frac{w_1}{w_1 + w_2})q_1 + (\frac{w_1}{w_1 + w_2})r_1 + (\frac{w_2}{w_1 + w_2})p_2 + (\frac{w_2}{w_1 + w_2})q_2 + (\frac{w_2}{w_1 + w_2})r_2$$

在复合式的学习过程中 , 前向学习到图 2 的第四层 , 而推理参数 p_i, q_i, r_i 由最小二乘估计法求得 , 通过反向学习的最大梯度法 , 返回误差变换及更新前提的参数 x, y 。在改变这些参数的过程中 , 各种对应 A_i, B_i 的适当的钟形隶属函数也相应出现。由于前提与推理的参数已经解耦 (decoupled) , 且 ANFIS 又是放射性网络 , 所以它的学习效率比神经网络高。

3 非线性模糊识别与信号去噪试验

复杂系统一般有多个影响因子,其中的主要因子与系统有直接的动力约束关系,而次要因子与系统则没有直接的动力关联。但在实际研究中,有时很难准确判断出对系统具有重要贡献的主要影响因子。通常采用线性相关性大小来判断彼此关系疏密和影响深浅的办法对某些与系统非线性相关的因子来说,或许会有所遗漏或排除,而一些内在动力关联并不密切的影响因子,其相关系数或许反而会较大。模糊推理方法能否正确识别系统的主信号特征、有效滤除影响因子的干扰,在实际应用之前首先应予以充分试验论证。

定义测试函数信号 $x = \sin(2 \cdot \pi \cdot t/360) + \sin(2 \cdot \pi \cdot t/180)$, $t = [0 \ 1 \ 1000]$, 信号长度 1000 s, 采样步长 1 s, 这是一个包含两个主周期的正弦信号调和信号。取第一噪声源 $n_1 = \sin(2 \cdot \pi \cdot t/240)$, 它通过 $i_1 = 2 \cdot (n_1^3 - 0.5 \cdot n_1)$ 产生干扰信号 i_1 , 第二噪声源 n_2 为 Lorenz 系统(1)的 Y_1 分量, 它通过 Lorenz 非线性系统产生干扰信号 i_2 (Y_2 分量)。

$$\begin{aligned} \frac{dy_1}{dt} &= -r \cdot Y_1 + Y_2 \\ \frac{dy_2}{dt} &= r \cdot Y_1 - Y_2 - Y_1 \cdot Y_3 \\ \frac{dy_3}{dt} &= Y_1 \cdot Y_2 - b \cdot Y_3 \end{aligned} \quad (1)$$

取初值 $[Y_1 \ Y_2 \ Y_3] = [0.2 \ 0.6 \ 0.3]$, $r = 10$, $b = 28$, $\rho = 8/3$, 用变步长 4/5 阶 Runge-Kutta 方法对 Lorenz 方程组(1)积分后, 取其中的 1000 个积分数据用于去噪试验。

平滑主信号 x 和总干扰信号 $i = i_1 + i_2$ 分别为图 3a 实线和虚线, 实测信号 $m = x + i_1 + i_2$ 为图 3b。

基于试验目的, 假设只知道 m 中的干扰信号 i 是由 n_1 和 n_2 共同产生, 但各自的干扰大小, 及 n_1 与 i_1, i_2 之间的非线性关系未知。因此试验中, 可用信息只有实测信号 m 和噪声信号 n_1, n_2 。试验的目标是利用已知噪声源信号 n_1, n_2 和测试信号 m , 分别从 m 中识别并滤除干扰信号 i_1, i_2 , 恢复原始信号 x 。虽然我们既不知 i_1, i_2 , 也不知 i_1, i_2 与 n_1, n_2 间的非线性关系, 但在 $m = x + i_1 + i_2$ 中, i_1, i_2 分别由 n_1, n_2 产生, 是 n_1, n_2 对的贡献, 因此可视为 n_1, n_2 的调和信号。由于缺乏必要的机理信息, 只通过和 n_1, n_2 要找出它们与 i_1, i_2 间精确的非线性关系是很困难的。为此, 试验中引入 2-input 自适应

网络模糊推论系统 ANFIS(即对于每个输入, 指定 2 个隶属函数, 激活 4 条模糊规则) 分别对 n_1, n_2 与的数据集合进行聚类分析和误差后传训练识别, 以推测 n_1, n_2 和 i_1, i_2 间的非线性关系并由此逼近和估算 i_1, i_2 。

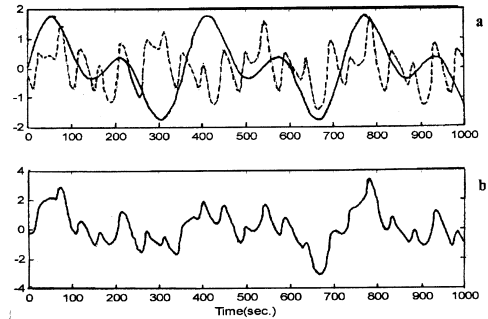


图 3 主信号 x (a 实线), 总干扰信号 i (a 虚线), 实测信号 m (b)

Fig. 3 Main signal x (solid line of a), general interference signal i (dashed of a) and m measured signal m (b)

试验结果表明, 所建模糊系统较好地分离和识别出 n_1, n_2 对的贡献, 得到 i_1, i_2 较为准确的模糊推理逼近值。实际滤除 i_1 干扰后的信号 $x + i_2$ 如图 4a 实线, 利用 n_1 因子模糊去噪后的恢复效果如图 4a 虚线, 利用 n_2 因子模糊去噪后的恢复效果如图 4b 虚线。

可以看出, 用 n_1 噪声源因子有效地识别并滤除了 i_1 干扰, 去噪后的信号准确地逼近了实际的 $x + i_2$ 信号(两者相关系数达 0.95, 图 4a 虚线); 而用 n_2 因子去噪后的结果却存在较大误差(图 4b 虚线), 即利用 n_2 噪声源不能有效滤除 i_1 干扰(实际上它滤除的只是 i_2 干扰)。实际去除 i_2 干扰后的信号 x

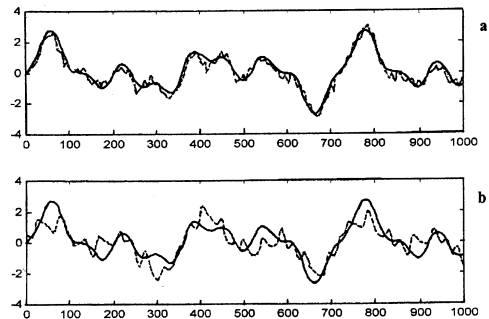


图 4 n_1 影响因子的去噪效果

Fig. 4 The denoised effect of n_1 factor

+ i_1 如图5实线,利用 n_1 因子和 n_2 因子模糊去噪后的恢复效果分别如图(5a,5b)虚线。可以看出,用 n_2 噪声源有效地识别并滤除了 i_2 干扰,去噪后的信号准确地逼近了实际的 $x + i_1$ 信号(两者相关系数达 0.97,图5b虚线),而 n_1 因子的去噪效果却误差较大(图5a虚线),不能有效地滤除 i_1 干扰(实际它滤除的只是 i_1 干扰)。

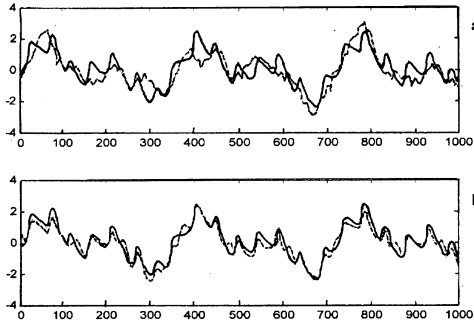


图5 n_2 影响因子的去噪效果

Fig.5 The denoised effect of n_2 factor

上述试验结果表明,模糊识别去噪方法有较强的针对性,不同的噪声源信号只能有效地滤除自身产生的干扰,而不能滤除其它噪声源产生的干扰,确定了产生干扰的噪声源信号,即可大致判别和估算出该噪声源对系统的影响程度和干扰大小,并由此进行相应的去噪滤波。

4 El Niño/La Niña 事件中影响因子的检测

以赤道东太平洋海温异常增暖/变冷为主要特征的 El Niño/La Niña 事件是一个复杂的非线性动力系统。经典理论认为,太平洋信风异常减弱时对前期积累的海洋位能的释放是激发 El Niño 的重要原因^[5]。此外,另有研究表明^[6]对 ENSO 的发展和循环,赤道中西太平洋也是一个关键海域。赤道东、西太平洋的信风异常对 El Niño/La Niña 的发生发展均具有重要作用,它们同是 El Niño/La Niña 发生的前兆。本节运用模糊识别去噪方法,讨论赤道东、西太平洋信风变化对 70~90 年代间 El Niño/La Niña 事件的影响程度和贡献大小。

4.1 资料选取

资料为 NCEP/NCAR 及 COADS1970—1990 年 240 个月的全球月平均海温场和 850 hPa 纬向风场时间序列。研究对象为赤道东太平洋(180°~90°W; 10°S~0°)海区平均的 SST 距平值(记为 SSTe),影

响因子为超前 3~5 个月的 120°~180°E, 0°~10°N (赤道中西太平洋)和 180°~90°W, 10°S~0°(赤道东太平洋)海区平均的 850 hPa 纬向风距平值(分别记为 U_w 和 U_e ,为绘图协调起见,均除以 4)。

4.2 模型仿真和推理结果讨论

将超前 3~5 个月的 U_w 和 U_e 与 SSTe 组成成对的输入/输出数据集用于模糊系统的训练和模糊规则的学习。基于 ANFIS 模型及其误差反传最速梯度下降法进行训练优化后,分别建立起赤道东、西太平洋纬向风同滞后的赤道东太平洋海温的模糊推理系统和模糊映射关系。图 6、7 分别是实测的 SSTe 与超前的 U_w 及滤除 U_w 干扰后的 SSTe 的比较。

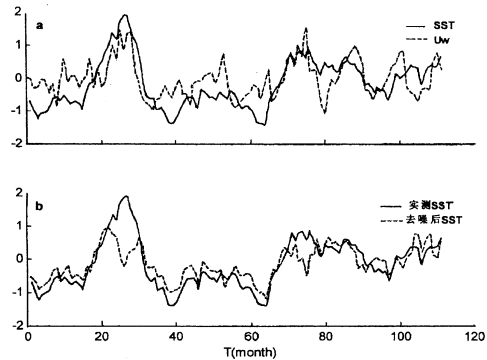


图6 超前3个月的 U_w 同滞后的 SSTe(a) 实测 SSTe 同滤除 U_w 干扰后的 SSTe(b),研究时段:1970-07—1979-09(U_w),1970-10—1979-12(SSTe)

Fig.6 The U_w of ahead 3 months and the lag SSTe (a); measured SSTe and the SSTe of denoising the interference of U_w (b) Calculation period:1970-07—1979-09(U_w) and 1970-10—1979-12(SSTe)

(1) 图 6(b) 可以看出,滤除 U_w 的影响后,1972 年(图中约 20~30 时段)和 1976 年(约 70~80 时段)的 El Niño 现象均被大大削弱。而对 1970 年(约 1~5 时段),1973 年(35~42 时段),1975 年(60~66 时段)几次 La Niña 事件基本上没有实质性影响,仅对其强度有小幅的减弱。由此推算,超前 3~5 个月的赤道中西太平洋纬向风可能是 1972 年和 1976 年 El Niño 事件的关键因子。究其影响机理,从图 6(a) U_w 与滞后的 SSTe 的分布曲线可以发现,1972 年(20~30 时段)和 1976 年(70~80 时段) El Niño 事件期间,超前 3 个月的 U_w 与滞后的 SSTe 具有同位相的峰值,即这两次 El Niño 事件发生的前

3 个月均出现了赤道西太平洋的西风异常加强过程。因此,这两次赤道西风 U_w 的异常可能是导致 1972 和 1976 年 El Niño 的重要原因和主要触发因子。

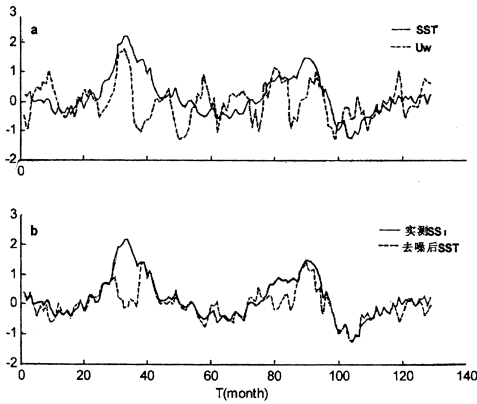


图 7 超前 3 个月的 U_w 同滞后的 SSTe(a); 实测 SSTe 同滤除 U_w 干扰后的 SSTe(b), 研究时段: 1980-01—1990-09(U_w)、1980-04—1990-12(SSTe)

Fig. 7 The U_w of ahead 3 months and the lag SSTe (a); measured SSTe and the SSTe of denoising the interference of U_w (b) Calculation period: 1980-01—1990-09(U_w) and 1980-04—1990-12(SSTe)

(2) 在图 7(b) 中, 滤除 U_w 影响后, 1982—1983 年(25~40 时段)的强 El Niño 现象基本上被消除, 而对 1986—1987 年(78~92 时段) El Niño 事件的影响则小的多, 对 1988 年(约 98~108 时段)的 La Niña 现象基本上没有影响。即前期的赤道西太平洋纬向风对 1982—1983 年的 El Niño 有很大的影响和贡献, 而对 1986—1987 年的 El Niño 事件及其后的 1988 年 La Niña 事件没有明显的影响。 U_w 与滞后的 SSTe 的分布曲线有助于我们分析这种影响机理, 从图 7(a) 可以发现, 1982—1983 年(25~40 时段) El Niño 期间, 超前 3 个月的 U_w 与 SSTe 具有同相的一次正距平增长过程, 即 1982—1983 年 El Niño 事件的前 3 个月赤道西太平洋有一次显著的西风异常加强过程, 这次 U_w 的异常可能是导致 1982/1983 年 El Niño 的一个重要原因。而在 1986—1987 年(78~92 时段) El Niño 事件期间, 超前约 3~5 个月的 U_w 与 SSTe 有一次反相的增长过程, 即该 El Niño 发生前 3~5 个月, 赤道西太平洋有一次偏东信风的增强过程, 显然这不利于 El Niño 的发生。因此, 赤道西太平洋纬向风不是 1986—1987

年 El Niño 事件的主要触发因子。

图 8、9 是赤道东太平洋纬向风 U_e 对赤道东太平洋 SSTe 影响的模糊逼近和仿真分析。

(3) 滤除 U_e 的影响后, 从图 8(b) 可以看出, 1972 年(约 20~30 时段)的强 El Niño 过程基本上保持原样, 1976 年(约 70~80 时段)的 El Niño 构型也没有太大改变, 对 1970 年、1973 年、1975 年的 La Niña 事件也影响很小。即, 超前 3~5 个月的赤道东太平洋纬向风因子对 1970—1979 年时段的几次 El Niño/La Niña 事件均没有显著的贡献和影响。从图 8(a) U_e 与滞后的 SSTe 的分布曲线可以看出, 1972 年(20~30 时段) El Niño 事件期间, 超前 3 个月的 U_e 在出现一个短时的西风扰动后即迅速减弱。因此赤道东太平洋 U_e 不是 72 年 El Niño 事件的主要触发因子。其余时段的 U_e 无论是西风还是东风, 均没有突出的扰动幅度和持续时效, 因此对 El Niño/La Niña 也没有十分显著的影响。

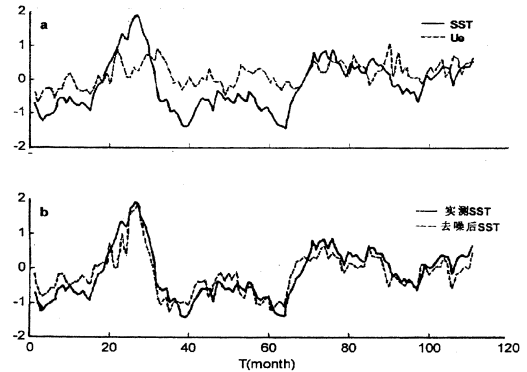


图 8 超前 3 个月的 U_e 同滞后的 SSTe(a) 实测 SSTe 同滤除 U_e 干扰后的 SSTe (b) 研究时段: 1970-07—1979-09(U_e)、1970-10—1979-12(SSTe)

Fig. 8 The U_e of ahead 3 months and the lag SSTe (a) measured SSTe and the SSTe of denoising the interference of U_e (b) Calculation period: 1970-07—1979-09(U_e) and 1970-10—1979-12(SSTe)

(4) 从图 9(b) 可以看出, 滤除 U_e 的影响后, 1982—1983 年(25~40 时段)及 1986—1987 年(78~92 时段)的 El Niño 过程均被基本消除, 1988 年(约 98~108 时段)的 La Niña 现象也有明显减弱。即 3~5 个月前的赤道东太平洋纬向风对 1982—1983 和 1986—1987 年的 El Niño 及 1988 年的 La Niña 均有很大的影响和贡献。究其影响过程和机理, 从图 9(a) 可以发现, 1982—1983 年(25~40 时

段) El Niño 期间, SSTe 与同期甚至滞后的 U_e 有一次同相的正距平增长过程, 即在该 El Niño 事件发生及发生后赤道东太平洋相应出现了一次显著的西风异常加强过程, 由于 U_e 的西风异常同步甚至落后于 SSTe 的增暖, 因此 U_e 的西风异常不是 1982—1983 年 El Niño 的触发产生机制, 而可能是 El Niño 发生后增强和维持的一个重要因素。对应于 1986—1987 年 (78~92 时段) 的 El Niño 事件和 1988 年 (约 98~108 时段) 的 La Niña 事件, U_e 也分别有一次超前 3~5 个月的西风扰动增长和超前 2~3 个月的东风扰动增长。因此, 赤道东太平洋西风 (东风) 异常在 1986—1987 年 El Niño 和 1988 年 La Niña 事件中均是一个重要触发影响因素。

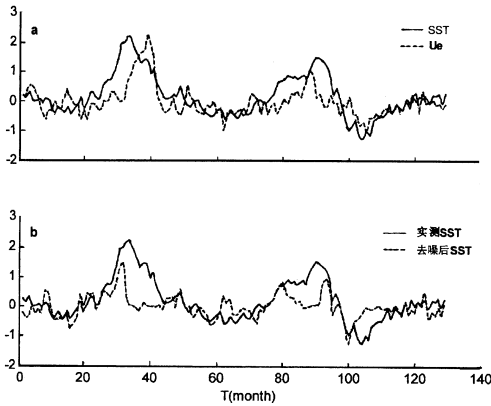


图9 超前3个月的 U_e 同滞后的 SSTe (a) 实测 SSTe 同去除 U_e 干扰后的 SSTe ; (b) 研究时段 1980-01 - 1990-09 (U_e) 1980-04 - 1990-12 (SSTe)

Fig.9 The U_e of ahead 3 months and the lag SSTe (a) measured SSTe and the SSTe of denoising the interference of U_e ; (b) Calculation period: 1980-01 - 1990-09 (U_e) and 1980-04 - 1990-12 (SSTe)

综上所述, U_w 和 U_e 对 El Niño / La Niña 的影响大致有以下几个特点:

(1) 赤道东太平洋纬向风对 1970 年和 1976 年 El Niño 事件的贡献较小, U_e 不是这两次 El Niño 过程的主要影响因素; 赤道中、西太平洋纬向风对 1970 年和 1976 年的 El Niño 事件起重要作用, 超前 3 个月左右的西风异常可能是这两次 El Niño 的重要触发因子。

(2) 1982/1983 年的 El Niño 事件中, 首先在赤道中、西太平洋出现西风异常增强, 导致其后 SSTe 异常增暖, El Niño 发生后, 赤道东太平洋随即也出

现西风的异常加强, 使 El Niño 得以维持和加强。即赤道中、西太平洋前期的西风异常是 1982—1983 年 El Niño 事件的触发因子, 随后的赤道东太平洋西风扰动增长对该 El Niño 事件起了巩固强化作用。正是由于赤道中、西太平洋和赤道东太平洋纬向风依次相继出现西风异常的特殊情况和共同作用导致了 1982—1983 年这次异常强盛的 El Niño 事件。

(3) 1986—1987 年的 El Niño 过程同 1982—1983 年过程有相似之处, U_w 首先出现一次西风增强 (约在第 80 时段), 对该次 El Niño 起了一个触发作用, 随后 U_e 也出现一次西风扰动增强 (约在第 86 时段), 以使 El Niño 增强维持。由于 1986—1987 年 El Niño 期间, 前期的 U_w 和 U_e 的西风扰动强度和持续时间均较 1982—1983 年过程弱小的多, 因此 1986—1987 年的 El Niño 事件也不及 1982—1983 年过程显著。相对而言, 对 1986—1987 年 El Niño 事件 (尤其对其维持增强) 起主要作用的应该是赤道东太平洋的西风扰动增长。而对 1988 年 La Niña 现象起主要作用的则是前期赤道东太平洋的信风 (东风) 异常加强。

上述模糊推理结果和机理分析同部分观测事实和相关研究是相容的。如 1982—1983 年的 El Niño 事件, 增暖现象首先出现在中太平洋地区, 然后暖区向东扩展。该现象用赤道中西太平洋和东太平洋依次相继出现西风异常以触发和强化增暖过程的机理分析是可以解释的。相对而言, 赤道中西太平洋纬向风对 El Niño 发生的贡献略大于赤道东太平洋纬向风, 赤道太平洋纬向风对 La Niña 事件的影响和贡献不及对 El Niño 的显著和频繁。上述对比分析表明, 模糊推理识别方法可有效应用于非线性海—气系统的研究, 研究结果也进一步证实了 El Niño / La Niña 事件发展模式 and 动力过程的多样性及触发因子的非确定性。

5 小结

基于模糊推理的检测分析方法与基于频率结构的滤波方法不同, 它能够相对客观、定量地识别和估算具体因子对系统的影响, 从而有效滤除其产生的干扰。因此, 这种方法比较适宜于诊断、检测大气—海洋系统中不同影响因素的作用大小和贡献程度。一般而言, 实际复杂系统中干扰因子和噪声源之间普遍存在的是非线性关系, 要检测和滤除这些干扰, 用一般的滤波方法有较大的局限性。由于模糊系统高度的非线性、容错性、自适应性和联想学习功能,

因此,在处理具有较大不确定因素的问题时,在复杂的大气—海洋系统的非线性诊断研究中有良好的应用前景。

参考文献(References):

- [1] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. *Information and Control*, 1965, 8: 338-353.
- [2] Meng Yizheng. Application and Skill of MATLAB5.X [M]. Beijing: China Sciences Press, 1999. [蒙以正. MATLAB5.X 应用与技巧[M]. 北京: 科学出版社, 1999.]
- [3] Kosko B. Fuzzy Engineering [M]. Xi'an: Xi'an Traffic University Press, 1999. [Kosko B. 模糊工程[M]. 黄崇福译. 西安: 西安交通大学出版社, 1999.]
- [4] Takagi T, Sugeon M. Fuzzy identification and its application to modeling and control [J]. *IEEE SM C*, 1985, 15(1): 116-132.
- [5] Wyrski K. El Niño—the dynamic response on the equatorial Pacific Ocean to atmospheric forcing [J]. *Phys Ocean*, 1975, 5: 572-584.
- [6] Li Chongyin. Introduction of Climate Dynamics [M]. Beijing: China Meteorology Press, 1995. [李崇银. 气候动力学引论[M]. 北京: 气象出版社, 1995.]
- [7] Rasmusson E M, Wallace J M. Meteorological aspects of El Niño/Southern Oscillation [J]. *Science*, 1983, 222: 1195-1202.
- [8] Fu C, Fletcher J, Diaz H. Characteristics of the response of sea surface temperature in the central Pacific associated with warm episodes of Southern Oscillation [J]. *Mon Wea Rev*, 1986, 114: 1716-1738.

NON-LINEAR FUZZY RECOGNITION AND ITS APPLICATION IN IDENTIFYING SST ABNORMALITY

ZHANG Ren¹, WANG Ji-guang², JIANG Guo-rong¹, ZHOU Shu-dao¹

(1. Institute of Meteorology PLA University of Sciences and Technology Nanjing 211101, China 2. Institute of Electronic Sciences and Engineering National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Based on the principles of non-linear fuzzy inference and recognition, a method and approach identifying systemic chief influence factors from an actual signals and accordingly removing its interference, was studied and discussed, a relevant denoise experiments was also carried out. From our experimental results, it is shown that due to the affiliated advantages of fuzzy inference system such as non-linear, tolerance-error and self-adaptable, by fuzzy reasoning, we can easily identify and recognise the chief influence factors from a non-linear complicated system and effectively find out its contribution to the system. As an application, based on appointed observational data, the research process of identifying chief influence factors forcing on El Niño/La Niña was explored, and the chief inducing/exciting effect of the Pacific trade wind influencing on El Niño/La Niña events since 1970s were diagnosed and identified. It is shown that the notable El Niño events during 1970s were mainly induced by the west Pacific west wind near the equatorial being abnormally stronger, on the other hand, the remarkable El Niño events during 1980s (especially in the 1982—1983s SST warming event) were chiefly led by the corporate effects of the equatorial trade wind abnormality both over the west and the east Pacific, generally, first exciting by the former, then strengthening by the latter.

Key words: Fuzzy inference, Non-linear, El Niño/La Niña, the Pacific trade wind.