

用 Matlab 中的 Neural Network Toolbox 仿真赤道东太平洋 SST 的预报模型 *

张 韧 蒋国荣 李 妍

(解放军理工大学气象学院海洋气象教研室 南京 211101)

提要 基于 NCEP/ NCAR 再分析资料和 COADS 海洋资料中的全球月平均海平面气压场、850 hPa 纬向风场及海表温度场, 利用 Matlab 中的 Neural Network Toolbox 仿真环境和 BP 模型改进算法比较准确地仿真和反演出了南方涛动指数、赤道纬向风指数和滞后的赤道东太平洋海温之间的动力结构和预报模型。该模型具有很好的拟合精度和可行的预报效果, 可在一定时效内预测赤道东太平洋月平均海温的变化趋势。由于所建系统是具有直接因果关系的预报模型, 因此不仅可直接用于预测, 而且可有效避免类似非线性微分方程组在积分过程中由于对初值敏感性而可能产生的对预报结果的不确定性。

关键词 Neural Network, 系统仿真反演, 赤道东太平洋 SST 模型

 在大气和海洋科学研究中, 预报理论和方法始终是人们关注的热点。天气图分析等经验预报方法缺乏必要的量化, 也存在一定的人为因素; 大部分的统

* 教育部优秀青年教师基金资助项目。

收稿日期: 2000-02-26; 修回日期: 2000-08-30

计预报方法是建立在线性相关的基础之上的,因此在处理比较复杂的非线性问题时也具有较大的局限性,而相当多的气象、海洋问题恰恰又都是非线性的;数值预报方法虽然具有很多的优势,如预报精度高、可调控性强、物理意义清晰等,但其前提是必须弄清研究对象的物理机制并建立描述它们的准确动力学模式。但是对一些特殊的复杂天气系统,如 El Nino 等,我们是很难给出它们精确的动力学描述的,因此寻求一些新的预报方法和途径就显得十分必要。

利用天气观测资料来辨识和反演天气动力系统是近年来发展起来的一种有效途径,比较常用的方法是通过计算观测资料时间序列中的分数维、李雅普洛夫指数和 Re_{nyi} 熵等来确定和辨识该系统的独立变量维数、系统的复杂性及可预报时效,但通过计算分数维、李雅普洛夫指数和 Re_{nyi} 熵等方法只能使我们了解系统的复杂性(混沌性、周期性等)和稳定性以及了解所研究系统大致的可预报时效,尚不能直接用于预报。

人工神经网络 (ANN) 计算仿真技术是近年来迅速发展起来的一门应用研究学科,随着计算机技术的不断更新完善和各种优化仿真算法的出现,ANN 技术在许多研究领域得到了广泛应用^[1-2]。在大气科学中,也有不少人工神经网络方法的气象应用研究,如美国强风暴中心在短期预报中就将人工神经网络方法应用于雷暴业务预报系统之中。金龙^[3-4]、唐海昌^[5]、冯民学^[6]、张韧^[7]等也分别将人工神经网络方法应用于不同的天气系统和预报对象,进行了积极的探索,取得了一定的成效。

Matlab (Matrix laboratory) 是世界上优秀的主导数值计算软件和程序设计语言,具有可靠、高效、稳定的数值运算功能和方便的可视化界面以及与其他高级程序设计语言的接口^[8]。本文拟采用其中的 Neural Network Toolbox 仿真环境和 BP 模型改进算法来仿真和反演赤道东太平洋海温变化发展的预报模型,并检验这种方法在实际应用中的可行性和实用性。

1 仿真赤道东太平洋 SST 的预报模型

尽管目前有许多的大气、海洋模式能模拟 El Nino 的一些重要特征并在一定程度内可对其进行预测,但针对 El Nino 本身的准确动力学描述和预报模式却是一项难度很大,但很有意义的工作。研究表明,El Nino 和南方涛动有很好的相关关系,当赤道东太平洋 SST 出现正(负)距平时,南方涛动指数往往是负(正)值,两者间相关系数在 -0.57 ~ -0.75 之间,达到 99.9% 的信度,南方涛动存在两个位相,当 $SOI > 0$

时,热带地区信风加强;当 $SOI < 0$ 时,信风减弱。对于 El Nino 的发生,有两点值得强调:一是赤道中西太平洋作为 ENSO 发展和循环的关键海域;二是信风异常,太平洋信风的减弱可能是激发 El Nino 的重要原因,除了赤道东太平洋的东南信风异常外,特别强调了赤道中西太平洋地区的信风异常在 ENSO 中的重要作用,尤其是赤道西太平洋出现的西风异常可能是 El Nino 事件发生的前期征兆。

1.1 资料选择和相关分析

鉴于 ANN 模型具有较好的描述和预测非线性复杂系统的能力,本文拟采用 BP 神经网络模型及其改进算法从实际观测资料中仿真和反演赤道东太平洋 SST 同南方涛动指数和赤道纬向风之间的动力结构和预报模型,对包括 El Nino/La Nina 现象在内的海温变化/海温异常现象进行预测。所取资料为 NCEP/NCAR 再分析计划及 COADS 提供的 1982 年 1 月 ~ 1994 年 12 月共 156 个月的全球月平均海温场、海平面气压场和 850 hPa 纬向风场时间序列资料。网络模型中的预报对象为赤道东太平洋 ($180^{\circ} \sim 90^{\circ} W$; $10^{\circ} S \sim 0^{\circ}$ 海区平均) 的 SST 距平值(记为 SS_{Tb});所取第一预报因子为南方涛动指数 SOI ($Tahiti[17^{\circ} S; 150^{\circ} W]$ 和 $Darwin[12^{\circ} S; 130^{\circ} E]$ 的海平面气压差)。鉴于赤道东太平洋和赤道西太平洋的西风异常通常分别与两类 El Nino 现象(太平洋东部增暖西扩和太平洋中东部增暖东扩)的发生密切相关,因此两者之和大体上可包含两类 El Nino 现象的前期征兆,且相关分析发现赤道东、西太平洋纬向风之和与滞后的 SS_{Tb} 的相关性优于它们各自与 SS_{Tb} 的相关性,因此第二预报因子选择 $120^{\circ} E \sim 180^{\circ} E$; $0^{\circ} \sim 10^{\circ} N$ (赤道西北太平洋) 和 $180^{\circ} \sim 90^{\circ} W$; $10^{\circ} S \sim 0^{\circ}$ (赤道东南太平洋) 海区平均的 850 hPa 纬向风距平值之和,称之为赤道纬向风指数 EL_{WI} 。此外,考虑到 SST 变化的连续性,亦选赤道东太平洋 SST 的前期距平值作为第三预报因子(记为 SS_{Ta})。为便于预报模型的建立和预报效果的比较,将数据资料分为独立的两部分:第一部分用于模型的建立,范围为 1982 年 1 月 ~ 1990 年 12 月共 9 a 108 个月;第二部分用于模型的检验和预报效果的评估,范围为 1991 年 1 月 ~ 1994 年 12 月共 4 a 48 个月。根据滞后相关分析,取 1982 年 1 月 ~ 1990 年 9 月共 105 个月的南方涛动指数 SOI 和赤道纬向风指数 EL_{WI} 以及赤道东太平洋 SS_{Ta} 作为模型建立过程中的预报因子,取滞后预报因子 3 个月的 1982 年 4 月 ~ 1990 年 12 月时段,共 105 个月的东太平洋 SS_{Tb} 为建模过程中的预报对象。表 1 为 SS_{Tb} 与同超前 3 个月的 SOI , EL_{WI} 以及 SS_{Ta} 之间的相关分析:它们之间的相

关系数均达到了 0.65 以上和 99 % 的信度。

表 1 SOI, ELWI, SSTa 同 SSTb 的相关系数

Tab.1 Correlation coefficient between SOI, ELWI, SSTa and SSTb

相关系数	SOI	ELWI	SSTa
(1982.01 ~ 1994.09)			
SSTb(1982.04 ~ 1994.12)	- 0.668	0.667	0.793

以上所有相关系数均在 0.01 水平上显著(双尾检验)

1.2 网络模型结构

BP 网络是当前应用最为广泛的一种多层前传神经网络模型,训练学习采用误差反传算法。BP 网络结构简单、状态稳定、计算条件易于满足,可有效地用于非线性函数逼近和基于不规则数据结构的复杂动力系统仿真。本文设计了一个 3 层前传 BP 网络结构(如图 1),网络采用的传递函数均为可微的单调递增函数,其中输入层和隐层之间的神经元采用 Sigmoid 型传递函数 $\log\text{sig}$, 隐层和输出层之间的神经元采用 purelin 传递函数, S_1 为隐层神经元。

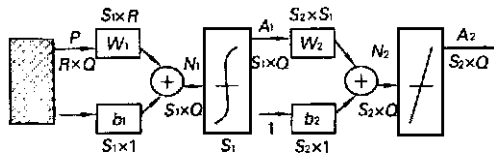


图 1 3 层 BP 网络模型结构

Fig.1 Three layer BP network model pattern

每一时次的各预报因子数据输入均取其当前值和其之前的 4 个值共 5 个数据点作为输入矩阵 $P = [\text{delaysig}(\text{SOI}, 0, 4); \text{delaysig}(\text{ELWI}, 0, 4); \text{delaysig}(\text{SSTa}, 0, 4)]$, 是一个 15×105 阶时间序列矩阵; 预报对象目标矩阵为 $T = [\text{SSTb}]$, 每次只有一个输出, 是一个 1×105 阶的时间序列矩阵。网络的训练和模型的建立过程就是在每一时间序列的数据点都用预报因子的 15 个输入神经元去逼近预报对象的 1 个输出神经元, 找出两者之间传递函数的最佳权值矩阵和阈值矩阵, 建立起两者间尽可能准确的拟合模型和预报方程。模型动力结构和网络预报方程为:

$$A_1 = \log \text{sig}(w_1 * P, b_1)$$

$$A_2 = \text{purelin}(w_2 * A_1, b_2)$$

其中 A_1 为网络隐层的输出, A_2 为网络输出层的输出, 即 SSTb 的预报输出, 在建模中取隐层神经元 $S_1 = 20$, 则每一时次数据点的输入层和隐层之间传递函数的权值 W 为一个 20×15 阶矩阵, 阈值 b_1 为一

个 20×1 阶矩阵; 隐层和输出层之间传递函数的权值 W_2 则为一个 1×20 阶矩阵, 阈值 b_2 为一个 1×1 阶矩阵, 各矩阵参数值均在网络学习和训练过程中经过优化调整, 在误差达到最小值后求出。采用 Matlab 中的 Neural Network Toolbox 系统仿真环境提供的网络学习、训练和仿真模块进行计算, 得到赤道东太平洋 SST(距平值) 同南方涛动指数 SOI、赤道纬向风指数 ELWI 之间的动力关系和网络预报模型。

1.3 预报模型的拟合状况和预报效果

采用 BP 网络动量-自适应学习率调整算法, 网络模型在训练迭代过程中误差率的动态调整情况如图 2。可以看出, 经过约 1 000 次的训练迭代优化, 网络模型的误差率基本降至规定标准。

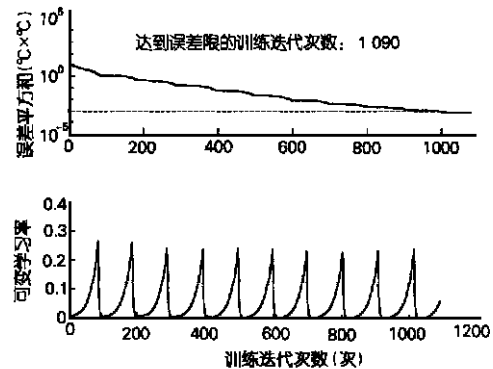


图 2 模型训练过程中误差动态调整

Fig.2 Error's dynamic adjustment in model training process

图 3 是上述网络迭代训练完成后, 所建立的时滞 3 个月的网络模型的预报效果和拟合情况对比。

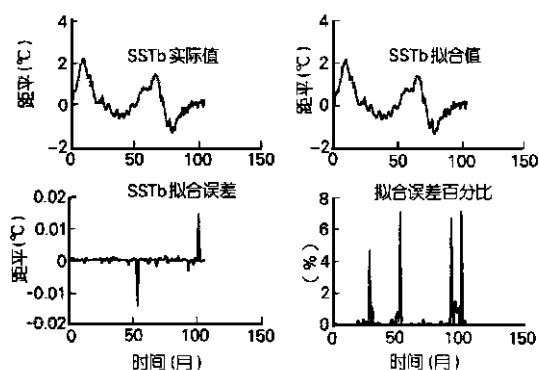


图 3 赤道东太平洋 SSTb 网络模型拟合效果 (时滞 3 个月)
时间范围: 1982 - 04 ~ 1990 - 12

Fig.3 Fitting effect of equatorial East Pacific SSTb ANN model (time lag 3 months)

Time range: 1982 - 04 ~ 1990 - 12

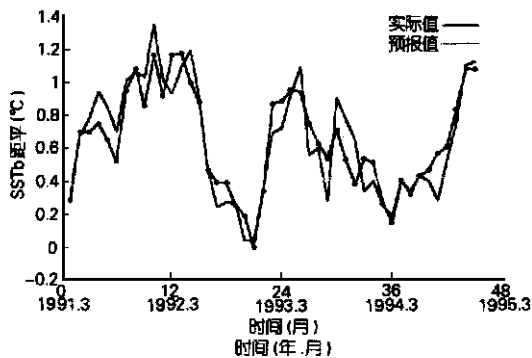


图4 赤道东太平洋 SST 网络模型预报效果(时滞 3 个月)
时间范围:1991-04~1994-12

Fig.4 Prediction effect of equatorial East Pacific SST ANN model (time lag 3 months)

Time range: 1991-04~1994-12

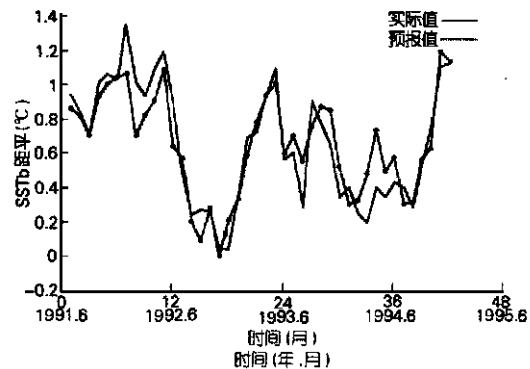


图5 赤道东太平洋 SST 网络模型预报效果(时滞 6 个月)
时间范围:1991.07~1994.12

Fig.5 Prediction effect of equatorial East Pacific SST ANN model (time lag 6 months)

Time range: 1991-07~1994-12

图中可见,由于预报对象和各预报因子之间具有较好的相关关系,因此所建模型中的计算值同实际值之间的拟合程度非常好(误差在1%以内),网络模型较好地建立起了预报因子和预报对象之间的映射关系。图4是所建网络模型基于第二组独立数据所作出的 SST 的独立预报值(虚线)与实际值(实线)之间的比较。尽管预报结果在一些细节上还不够完善,但基本上仿真和预报出了 SST 变化的主要趋势,主要的升降过程和转折点都反映出来,特别是 SST 变化过程中异常的峰、谷事件基本上都能比较恰当地予以把握,表明网络模型可在一定程度上正确描述和预测 El Nino/ La Nina 等 SST 异常现象,预报准确率具有实用意义。SOI, ELWI, SSTa 同滞后半年的东太平洋 SST 之间的模型仿真和反演情况与前者大体相同,图5是训练建立的时滞6个月的网络模型对第二组独立数据所作的 SST 独立预报值(虚线)与实际值(实线)的比较,其预报效果与时滞3个月的情况相差不大,但趋势把握和细节描述略逊于前者。但整体预报结果仍基本可行。

2 小结

本文通过对赤道东太平洋 SST 模型的仿真和反演,所建网络模型的拟合程度和预报效果比较令人满意。这表明,利用神经网络模型和相应算法仿真和预测大气/海洋动力系统不仅理论上合理,技术上可行、

计算效果可以接受,而且由于所建动力系统预报模型具有直接的因果函数关系,因此,不仅可直接用作预报方程,还可避免通常微分动力系统积分时对初值的依赖性和因此造成的误差(特别是对于混沌动力系统更是如此)。因此这种方法具有良好的应用前景。但是,本文建立的赤道东太平洋 SST 网络模型也还存在一些不足,比较突出的问题是,模型的拟合程度很好,但预报效果相对欠佳;预报结果存在一定的位相偏移;细节描述比较粗糙;SST 模型的预报结果不够稳定等等,这些缺点和不足我们拟在以后的研究中通过进一步优化建模数据、增加资料时间序列和合理设计网络结构来加以解决。

参考文献

- 1 薛定宇. 控制系统计算机辅助设计-MATLAB 语言及应用. 北京:清华大学出版社,1996. 17~115
- 2 Abhijit S. Pandya. 徐勇,荆涛译. 神经网络模式识别及其实现. 北京:电子工业出版社,1999. 1~16
- 3 金龙. 气象学报,1999,57(2):198~207
- 4 金龙. 大气科学,2000,24(1):79~86
- 5 唐洵昌. 气象科学,1997,17(4):394~399
- 6 冯民学. 气象科学,1998,18(4):396~401
- 7 张韧. 航空气象科技,1999,6:32~39
- 8 施阳,李俊. Matlab 语言工具箱-Toolbox 实用指南. 西安:西北工业大学出版社,1998. 124~209

IMITATED SST PREDICTION MODEL OF EQUATORIAL EAST-PACIFIC USING NEURAL NETWORK TOOLBOX OF MATLAB

ZHANG Ren JIANG Guorong LI Yan

(*Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101*)

Received: Feb. 26, 2000

Key Words: Neural Network, System Imitate/ Retrieve, East Pacific SST Model

Abstract

Based on NCEP/ NCAR and COADS data set, a dynamic frame and prediction model between equator East - Pacific lag SST and SOI, ELWI is better retrieved and imitated by using BP model and its improved calculation method of Matlab neural network toolbox. The established network model has better coupled accuracy and feasible forecast effect, which can effectively predict the basic development and variation trend of equator East-Pacific SST in suitable time range. For the established dynamic system is a prediction model with direct cause/ effect function relation, which not only can be used to predict weather system directly, but also can effectively avoid such instability of predicted results caused by initial condition sensitivity of non-linear differential equations.

(本文编辑:张培新)