

用 EOF 展开和人工神经网络方法 预测 ENSO 的研究

蒋国荣 张 韧 沙文钰

(解放军理工大学气象学院海洋气象教研室, 南京)

摘 要 本文利用 EOF 展开技术和人工神经网络方法进行了预测 ENSO 的研究, 研究结果表明, 二种方法的结合对预测 ENSO 有较好的效果, 但预报效果依赖于预报时效, 依赖于预报因子的合理选取。

关键词: EOF 展开; 神经网络; BP 网络; ENSO 预测

中图分类号: P456 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003 - 0239 (2001) 03 - 0001 - 11

1 引言

众所周知, ENSO (厄尔尼诺 / 南方涛动) 事件是迄今为止所发现的海气相互作用最强的信号^[1], 它的出现将对全球大气环流、气候变化和天气变化产生重大影响。因此, 预测 ENSO 事件具有重要的应用价值。预测 ENSO 的模式很多, 其中统计预报型模式建立较为简单, 利用现有的观测资料就可实现, 因而研究一些统计预报型模式仍是较好的选择。但以往的统计预报型模式大部分是线性的模式, 而海洋或大气现象 (包括 ENSO 事件) 往往是非线性的, 因此采用非线性技术和手段将更为有效。人工神经网络应用技术近几年获得了很快的发展, 基于前传多层网络算法的神经网络模型能够在相当精度上逼近任意非线性函数和复杂动力系统, 这在数学上也已得到了严格的证明。本文将利用神经网络 BP 模型及其优化算法和观测资料建立预测 ENSO 的网络模型, 并探讨一些预报效果问题。

研究还表明^[2], EL Nino 现象并不是局部小区域的海温异常升高现象, 而是赤道中、东太平洋大范围的海温异常升高现象, 因此 ENSO 过程应当是具有海盆尺度的大尺度变化过程, 或者说描述 ENSO 过程应采用时空变化序列。由于人工神经网络处理时变序列

本文于 2001 年 6 月 11 日收到修改稿。

作者简介: 蒋国荣 (1963-), 男, 教授。基金项目: 《高等学校骨干教师资助计划》资助 (2000-2001)。

甚佳,因而有必要将时空变化序列转化成时变序列以利于网络建模。EOF 展开是一种能将时空变化函数分解成空间函数部分和时间函数部分的方法,本文进行网络建模时拟同时采用 EOF 展开方法。

2 资料来源和方法简介

2.1 资料来源及研究范围

本文所采用的资料为 NCEP/NCAR 再分析计划及 COADS 提供的 1958 年 1 月~1995 年 10 月约 38 年 454 个月 $5^{\circ}\times 5^{\circ}$ 网格点月平均海温距平及 1000hPa 高度场资料,本文所研究的范围为热带太平洋区域 $120^{\circ}\text{E}\sim 80^{\circ}\text{W}$, $22.5^{\circ}\text{S}\sim 17.5^{\circ}\text{N}$ 。

2.2 EOF 展开及神经网络方法简介

假设给定某一区域的某一气象要素场序列 F_{ij} ($1\leq i\leq m$, $1\leq j\leq n$; n 为场中观测点个数, m 为场的个数,也即时间序号), EOF 展开的基本思想就是将气象要素场序列 F_{ij} 分解成正交的时间函数与正交的空间函数乘积之和,通常把空间函数 X_{in} 看作典型场,而把 T_{in} 看作典型场的权重系数,则不同时间的要素场是若干个典型场按不同权重线性迭加的结果。各个场之间的差别就在于各典型场系数的不同。从统计学观点看^[3], EOF 展开不仅仅是正交函数逼近的问题,而且是从具有随机噪声干扰的气象场提取主要信号特征,排除随机干扰的统计分析方法。

人工神经网络是由人工建立的以结构和功能简单有限的神经元组成的网络系统^[4],通过系统的组合功能效应来完成各种复杂的信息处理任务。本文所采用的 BP 网络是一种具有三层或三层以上的阶层型神经网络。上、下层之间各神经元实现全连接,即下层的每一个单元与上层的每个单元都实现权连接,而每层各神经元之间无连接。网络按有教师示教(即先提供实测样本)的方式进行学习,当一对学习模式提供给网络后,神经元的激活值,从输入层经各中间层由输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的输入响应。在这之后,接减小希望输出与实际输出误差的方向,从输出层经各中间层逐层修正各连接权,最后回到输入层,故得名“误差逆传播神经网络(Backpropagation Neural Network)”。随着这种误差逆传播修正的不断进行,网络对输入模式响应的正确率也不断上升。可以证明, BP 网络能够逼近任意的非线性函数和复杂动力系统。

3 建模过程及预测结果分析

3.1 海温场及高度场 EOF 展开结果分析

分别对前述研究范围的海温距平场和 1000hPa 高度场进行了 EOF 展开。图 1a、1b 分

别是海温距平场第一主分量(占总方差 26.28%)的空间分布图和时间系数变化曲线。由图 1a 可以看出, 海温距平场第一主分量的空间分布是赤道中、东太平洋为高正值区, 而赤道西太平洋为弱负值区, 这是 ENSO 事件发生时海温场的典型分布型, 也与许多学者所得结果一致; 而由时间系数变化曲线图 1b 可以发现, 时间系数的高正值与 ENSO 的发生、发展时间对应得非常好, 这也表明海温距平场 EOF 展开的第一主分量较好地代表了 EL Nino 现象。

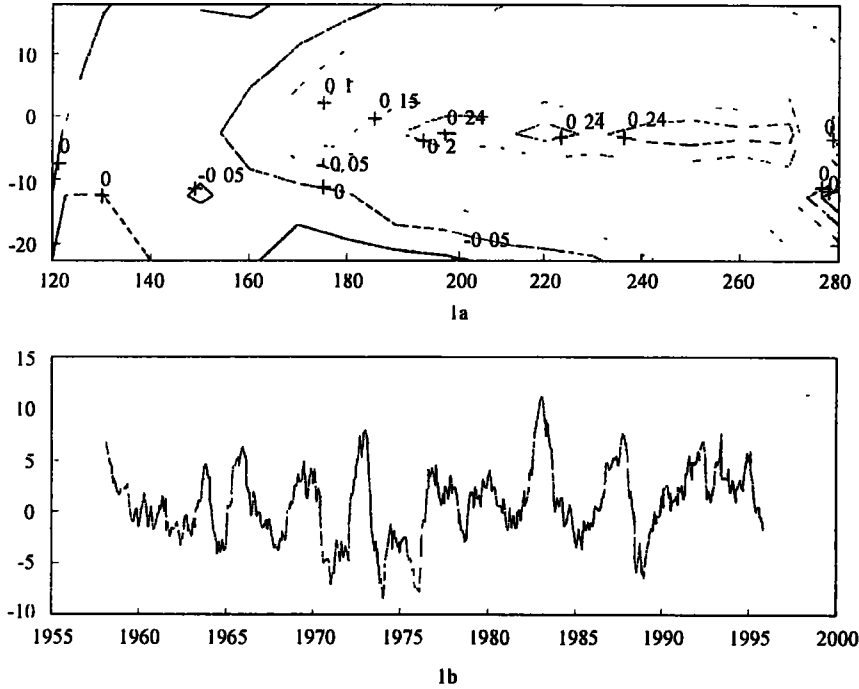


图 1 海温距平场第一主分量的空间分布图 (1a)
和时间系数变化曲线 (1b)

图 2a、2b 则分别是 1000hPa 高度场第一主分量(占总方差的 28.9%)的空间分布图和时间系数变化曲线。由图可以发现, 与海温距平场的空间分布正好相反, 高度场在热带西太平洋为相对高正值区, 负值区分别位于 10°N 以北的东北太平洋和 15°S 以南的东南太平洋, 这两个区域正好对应于东北太平洋副高和东南太平洋副高区, 负值表明 ENSO 现象发生时, 这两个副高都是减弱的, 这与实际情况符合得较好。表明 1000hPa 高度场第一主分量也能较好地代表 ENSO 现象发生时的大气系统状况, 相对而言, 1000hPa 高度场第一主分量的时间系数变化似乎没有海温场与 ENSO 之间的对应关系那么好, 但仍然可以发现, ENSO 现象发生时, 也基本对应于其高正值。

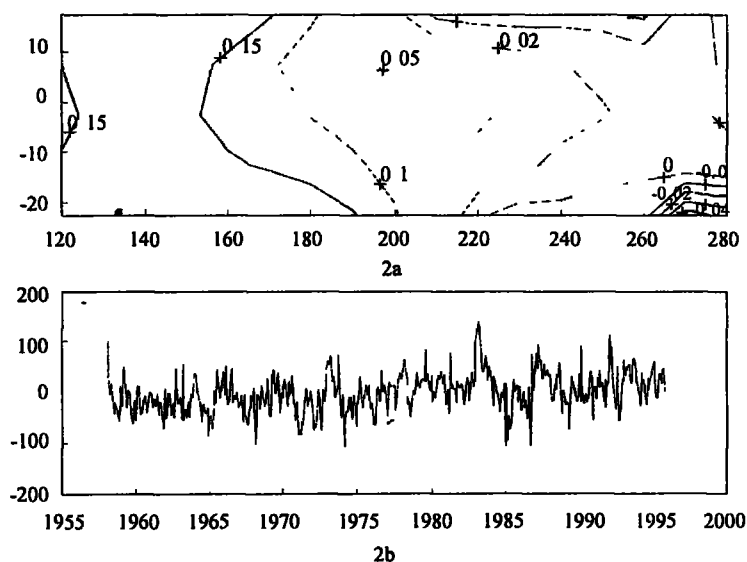


图 2 1000hPa 高度场第一主分量的空间分布图(2a)和时间系数变化曲线(2b)

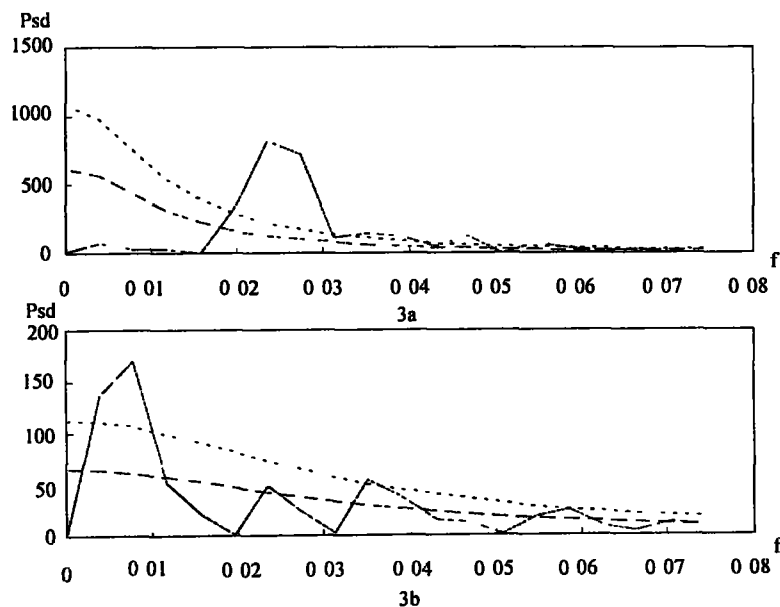


图 3 海温场第一、二主分量时间系数功率谱分析结果。3a 第一主分量。3b 第二主分量。

(图中 实线——功率谱, 点划线——红噪声谱, 虚线——红噪声谱 90%置信限上界)

为了进一步说明 EOF 展开所具有的提取主信号特征的功能, 我们分别对海温距平场和 1000hPa 高度场第一、二主分量的时间系数序列进行了谱分析。图 3a、3b 分别是海温距平场第一 (3a)、第二主分量 (3b) 的时间系数功率谱分析结果, 图中纵轴为功率谱值 (Psd 表示), 横轴为频率值 (f 表示, 与周期 T 的关系为 $f=1/T$), 由图 3a 可以发现,

海温距平场第一主分量在频率 $f \approx 0.025$ 处有最大值, 对应的周期 T 约为 40 个月 (超过 90% 置信限上界), 这正是 ENSO 变化的主周期, 而由图 3b 则可以发现, 第二主分量中存在约 10 年 (120 个月, 超过 90% 置信限上界) 的长周期振荡、40 个月以及约 28 个月 (准两年振荡 QBO, 超过 90% 置信限上界) 的周期振荡信号, 这与以前的许多研究结果非常一致。因此, 海温距平场的前两个主分量可以非常好地代表热带太平洋海温大范围的时空变化特征。

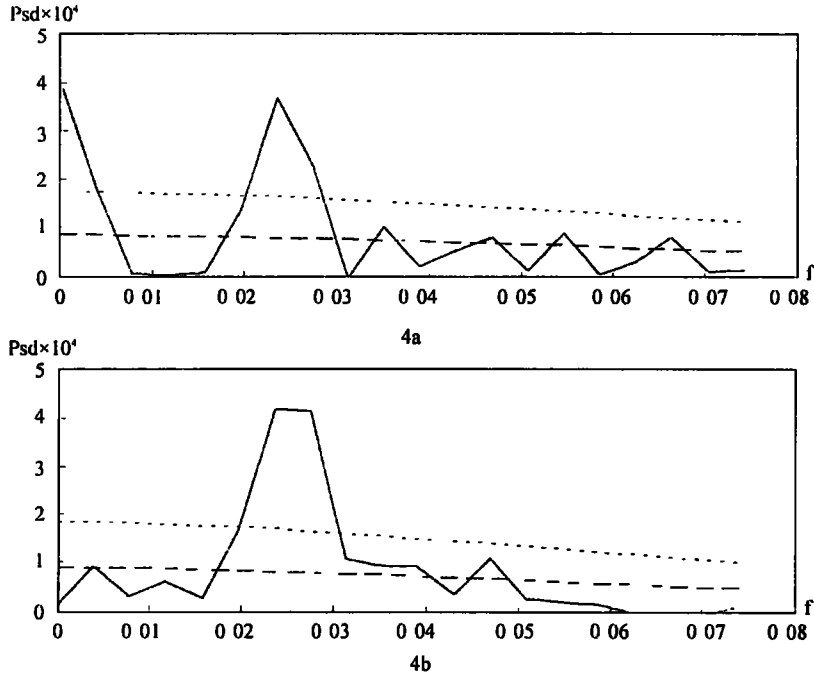


图 4 1000hPa 高度场第一、二主分量时间系数功率谱分析结果。

4a 第一主分量。4b 第二主分量。

(图中 实线 —— 功率谱, 点划线 —— 红噪声谱, 虚线 —— 红噪声谱 90% 置信限上界)

由图 4 可以发现, 与海温距平场变化不同, 1000hPa 高度场只有约 40 个月 (超过 90% 置信限上界) 的 ENSO 主周期振荡比较明显, 其它则相对弱得多, 这似乎表明海温的变化 (海洋变化) 要复杂得多, 大气系统的变化比较单一。

3.2 模型建立

网络模型的建立过程, 是通过对预报因子输入序列和预报对象输出序列之间对应关系的反复学习和训练, 不断调整网络输入层与隐层、隐层与输出层之间的连接权值和阈值, 找出其传递函数的最佳权值矩阵和阈值矩阵, 从而建立两者之间映射关系的过程。本文拟采用 3 层前传 BP 网络结构和动量—自适应学习率调整算法^[5], 模型隐层中的神经元和输出层的神经元均采用 Sigmoid 型传递函数。本文的预报对象 (输出目标) 拟分

别选取目前国际上通用的几个区域的平均海温距平值, Nino3 区 (范围)、Nino4 区 (范围) 及 Nino1+2 区 (范围); 另外本文还同时选择了海温距平场 EOF 展开第一主分量的空间分布型中最能反映赤道中、东太平洋海温异常升高的区域 (图 1a 中的高正值区, 范围 $2.5^{\circ}\text{N} \sim 7.5^{\circ}\text{S}$, $170^{\circ}\text{W} \sim 90^{\circ}\text{W}$) 的平均海温距平值 (简称为 Nino 主区) 作为预报对象; 预报因子 (输入目标) 的选择是十分重要的, 它关系到预测的效果。从 ENSO 发展的过程来看, 海温变化的惯性很大, 因此前期因子可选择自身; 另一个众所周知的事实是南方涛动指数与 EL Nino 现象相关最为密切, 因此选择热带太平洋地区的海平面气压场作为预报因子显然最为合适, 由于我们没有海平面气压场资料, 故选择了 1000hPa 高度场资料, 在海洋上, 二者差别不大; 另一个在 ENSO 发展的过程中起重要作用的是纬向西风的异常, 由于纬向西风的 EOF 展开不太稳定, 故本文未选择纬向西风作为预报因子。

3.2.1 模式建立过程

为了设计出预测效果相对较佳的网络模式, 需要对预报因子进行一些选择, 我们初步选择了 1000hPa 高度场 EOF 展开的前六个特征向量 (累积方差占 77.36%) 和海温距平场 EOF 展开的前六个特征向量 (累积方差占 43.79%) 所对应的时间系数系列作为预报因子, 首先分别计算了这些预报因子与各个预报对象 (Nino3 区、Nino4 区、Nino1+2 区和 Nino 主区的平均海温距平值) 的相关系数, 结果如表 1。

表 1 海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场与 Nino 分区之间的相关系数

	Nino3	Nino4	Nino1+2	Nino main
SSTE0F1	0.9634	0.7933	0.7851	0.9682
SSTE0F2	-0.0546	0.4926	-0.4450	-0.0147
SSTE0F3	-0.2100	-0.0708	-0.0924	-0.2178
SSTE0F4	0.1682	-0.0184	-0.0123	0.1171
SSTE0F5	-0.0299	0.0440	0.2151	-0.0616
SSTE0F6	-0.0514	-0.0634	-0.1124	0.0036
ZEO1	0.4986	0.3933	0.3908	0.5004
ZEO2	-0.5978	-0.5393	-0.4998	-0.6252
ZEO3	0.1600	0.2709	0.0528	0.1656
ZEO4	0.0862	-0.0246	0.0967	0.0863
ZEO5	-0.0855	-0.1308	0.0250	-0.0957
ZEO6	0.0059	-0.0119	-0.0033	0.0153

注: 表中 SSTE0F1 和 ZEO1 分别代表海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场第一主分量, 其它以此类推。

由表 1 可以看出, 总体而言, Nino 各分区海温与海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场中前二个主分量的相关较好, 虽然这仅是一种线性相关, 但至少表明它们之间存在某种较佳的关联。因此, 我们将先选择海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场中前二个主分量及预报对象的前期量作为预报因子, 后面我们还将适当增加预报因子量来讨论增加线性相关不佳因子对模式预报效果影响的问题。

为了考察模式预测的时效, 我们分别计算了预报因子超前预报对象 1~6 个月的结

果。这里所谓预报因子超前预报对象 1 个月是指，如果预报对象是今年 1 月份的值，那么预报因子则必须是去年 12 月份以前的值（含 12 月份），以此类推。

根据所选择的预报因子和要预测的预报对象，我们按照如下方式建立神经网络模式。假设预报对象是 Nino3 区海温，预报提前量是 3 个月。选择三层 BP 网络，输入层 15 个神经元，即有 15 个输入量，它们分别是：海温 EOF 展开场中前二个主分量时间序列分别超前 Nino3 区海温 3、4、5 个月 6 个量；1000hPa 高度 EOF 展开场中前二个主分量时间序列分别超前 Nino3 区海温 3、4、5 个月 6 个量；Nino3 区海温自身超前预报时刻 Nino3 区海温 3、4、5 个月 3 个量；隐含层选择 20 个神经元，这个层的神经元个数可根据拟合状况进行调节，输出对象即为预报时刻 Nino3 区海温。当预报对象为其它 Nino 分区海温时，可依上述方式类似建模，不再赘述。为便于预报模型的建立和预报效果的比较，我们将资料分为相互独立的两部分：一部分用于模型的建立，资料时段为 1958 年 1 月~1988 年 12 月共 372 个月；一部分用于模型的检验和预报效果的评估，资料时段为 1989 年 1 月~1995 年 10 月约 7 年 82 个月。

3.2.2 模式的调试和预报结果分析

模型的学习、训练和仿真过程利用 Matlab 语言中的 Neural Network Toolbox 提供的 BP 网络进行。分别对不同的预报对象及不同的预报时效的模式进行了模型拟合和预报效果检验。表 2 给出了用这些模式进行预测的结果（隐含层均为 20 个神经元，输入层 15 个神经元），但表 2 中未给出 Nino1 + 2 区海温的预报结果，主要是预报效果太差。

表 2 BP 网络拟合及预报结果

预报区域 预报时效	Nino3		Nino4		Nino main	
	拟合相关	预报相关	拟合相关	预报相关	拟合相关	预报相关
超前 6 个月	0.6577	0.4709	0.6949	0.6267	0.6936	0.5509
超前 4 个月	0.7720	0.6704	0.7845	0.8047	0.8031	0.7402
超前 3 个月	0.8343	0.7424	0.8271	0.8546	0.8510	0.7936
超前 2 个月	0.8789	0.7850	0.8677	0.8814	0.8914	0.8340
超前 1 个月	0.9320	0.8924	0.8996	0.9101	0.9431	0.9225

由表 2 的结果可以发现，总体而言，Nino 主区海温的拟合与预报效果最佳，这似乎表明这样一个结论：如果某个局部区域的要素变化与 EOF 展开场的主分量的变化较为一致时，利用 EOF 展开场的主分量来预测该局部区域的要素变化将会收到较好的效果。由图 2 还可以发现，随着预报时效的缩短，预报效果逐级增加，当预报因子仅超前预报对象 1 个月时，拟合相关高达 0.94，预报相关也达到 0.92。这一点很容易理解，选择离预报时刻越近的预报因子，显然其预报效果会更好些，因为其相互间的关联要密切得多。

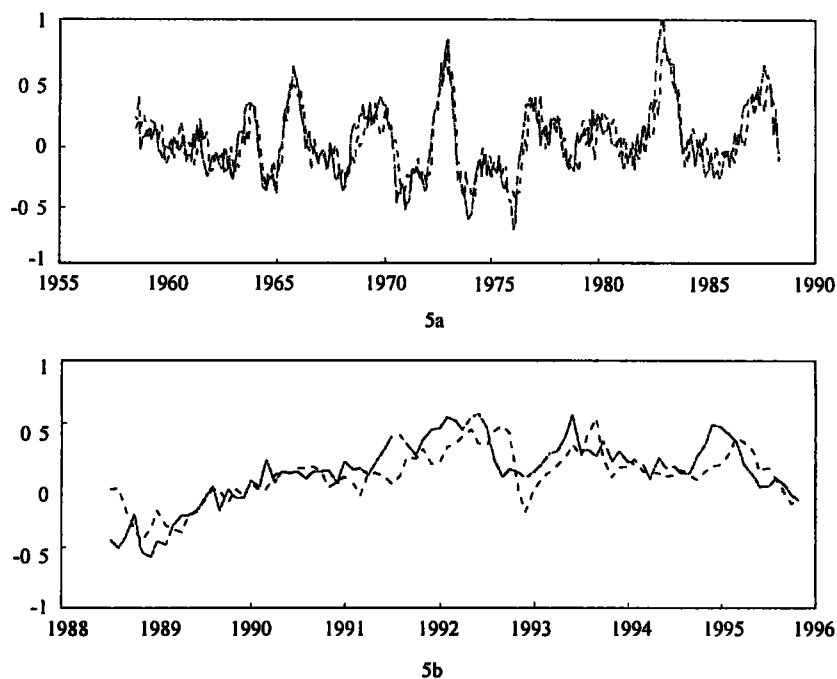


图 5 用三层 BP 网络预报 Nino 主区海温图示结果, 预报时效 3 个月
(5a 拟合结果; 5b 预报结果)

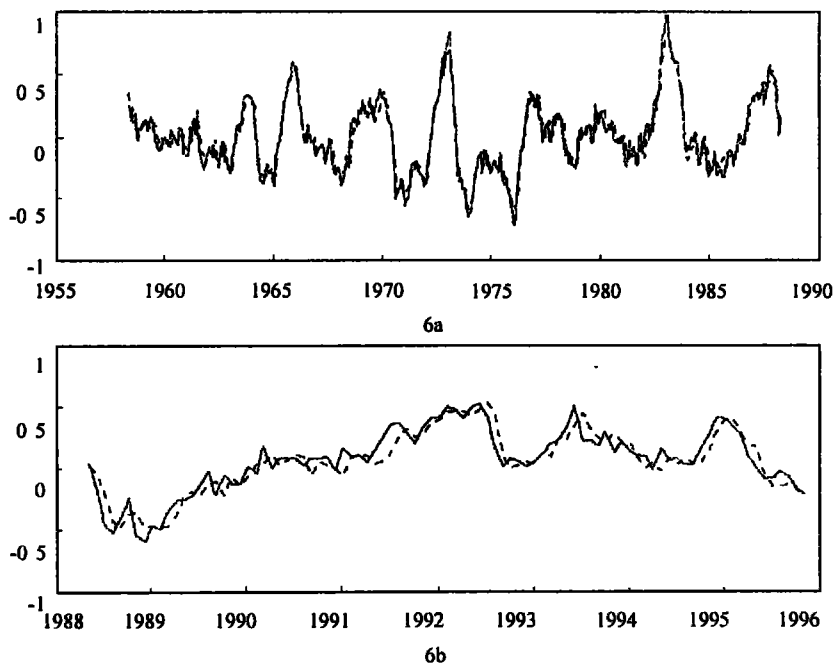


图 6 用三层 BP 网络预报 Nino 主区海温图示结果, 预报时效 1 个月。
(6a 拟合结果; 6b 预报结果)

为了更直观地给出模式的预报效果,我们给出图示结果,图 5a、5b 分别是预报对象的 Nino 主区海温,预报因子超前 3 个月时模式拟合结果 (5a) 和预报结果 (5b)。图 6a、6b 则分别是预报对象的 Nino 主区海温,预报因子超前 1 个月时模式拟合结果 (6a) 和预报结果 (6b)。图中实测海温曲线用实线表示,拟合及预报海温曲线用虚线表示。由图可以看出,由于拟合结果是由网络模型通过不断地训练和学习得到,因此效果较好。预报效果则略差一些,而令人欣慰的是,预测曲线与实测曲线虽有些偏差,但 1991 ~ 1995 年末的三次海温升高都预报出来了。特别是预报时效为 1 个月时 (图 6a、6b),其拟合结果相当好,拟合曲线与实测曲线基本重合,预报效果也非常的好,不但趋势一致,量值也基本相同,表明用神经网络模型预测 ENSO 事件有较好的效果,而利用 EOF 展开场确定主要关键区,可提高主要关键区的预报质量。

为进一步检验网络模型的性能,我们首先进行了改变隐含层神经元个数的试验研究,研究结果表明,增加隐含层神经元个数对预报效果改进不大,因此,虽然隐含层具有特征抽取器的作用,通过盲目增加隐含层神经元个数以期改进预报效果的方法并不理想,反而大大增加了计算量。其次,我们还进行了预报因子选择实验,在上面的网络模型建立中,对输入因子我们选择的基准是高线性相关,那么这种选择是否合理呢?表 3 给出了以海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场中第四、第五和第六个主分量为预报因子用 BP 网络进行建模后预测 Nino 主区海温所得结果。由表 1 可知,这些量与预报对象的线性相关都不佳。由表 3 可以看出,由这些与预报对象相关不佳的因子作输入量构造网络模型其拟合和预报效果是非常差的,因此利用与预报对象相关较好的因子作为预报因子仍是合理的选择。那么,在已选择了高相关因子作为预报因子的基础上再增加一些相关不高的因子能不能提高预报效果呢?我们也做了一个试验,即在 (1) 节所建模式的输入层再增加以 SSTE0F3 和 ZEOF3 (二者的含义见表 1 中的注解) 为预报因子的 6 个神经元,以此构造网络模型,计算结果如表 4。

表 3 用海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场第四、第五、第六个主分量预测 Nino 主区海温结果

超前月数 相关系数	超前六个月	超前四个月	超前三个月	超前一个月	超前一个月
拟合相关系数	0.5028	0.6271	0.5376	0.6233	0.6574
预报相关系数	0.2530	0.4403	0.5537	0.4688	0.2974

将表 4 结果与表 2 进行对比可以发现,增加预报因子的确能使拟合相关系数提高,且拟合效果也有所提高,但预报相关系数并未提高,相反还略有降低,因此盲目增加预报因子也不可取。

表 4 用海温和 1000hPa 高度 EOF 展开场第一、第二、
第三个主分量预测 Nino 主区海温结果

超前月数 相关系数	超前六个月	超前四个月	超前三个月	超前一个月	超前一个月
拟合相关系数	0.7868	0.8584	0.9002	0.9274	0.9537
预报相关系数	0.4186	0.6754	0.7169	0.8250	0.9184

4 小结

本文利用 EOF 展开技术和人工神经网络方法建立了预测代表 ENSO 变化的各分区海温的三层 BP 网络模型,并用该模型对各分区海温进行了预测,同时对网络模型的性能进行了一些测试,得到了一些有意义的结果,现将主要结果总结如下:

(1) 利用 EOF 展开技术可以从大范围的海洋或大气要素场中提取主要信号,并确定该要素时间和空间变化的主要特征。从空间分布场中可以确定主要关键区,从而有效提高主要关键区的预报效果;时间变化部分则可用于神经网络建模。

(2) 利用三层 BP 网络建立的人工神经网络模型可以较好地预测 ENSO 事件(关键区海温的变化趋势),但预报效果依赖于预报时效,当预报时效较短时,预报效果较好,反之,则较差。

(3) 利用与预报对象的高线性相关性选择预报因子仍是较好的方法,用随意增加预报因子也即扩大输入量来提高预报效果并不可取;同样,用盲目增加隐含层神经元个数以期提高预报效果的方法也不可取。

需要指出的是,从本文的研究中可以发现,神经网络模型建立过程中,隐含层神经元的个数选取有一定随意性,这虽是 BP 网络本身的一大缺陷,但也给神经网络模型建立造成了一些困难,它使得我们只能通过大量试验来确定;另外,预报时效与预报效果之间的矛盾仍需解决,如何在确保较长预报时效基础上提高预报效果将是我们今后不断努力的目标。

参考文献

- [1] 川 笃正等.当代气候研究.气象出版社,1991.215~225
- [2] B. Hoskins and R. Pearce. 大气中大尺度动力过程.气象出版社,1987,340~345.
- [3] 丁裕国等.经验正交函数展开气象场收敛性的研究.热带气象,1988,Vol. 4, No. 4, 316~325
- [4] 王伟.人工神经网络原理—入门与应用.北京航空航天大学出版社,1995,52~74
- [5] 闻新等. Matlab 神经网络应用技术.科学出版社,2000,207~232.

THE STUDY OF FORECASTING ENSO BY USING EOF APPROACH AND NEURAL NETWORK METHOD

Jiang Guorong zhang ren Sha Wenyu

(Institute of Meteorology, PLAUST, Nanjing)

Abstract——In this paper, the EOF approach and neural network method is used for study of forecasting ENSO. The result shows, the combination of these two methods has better effect on forecasting ENSO, but the forecasting effect depend on forecasting effectiveness for a given period of time, and depend on the reasonable choice in predictor.

Key words: EOF approach; neural network; BP network; forecasting ENSO