

BP 人工神经元网络在春季降水量预报中的应用

汤子东 郑世芳 奚秀芬

(山东省气象台, 济南 250031)

提 要

通过普查北半球 500hPa、100hPa、北太平洋海温与山东省春季降水量的相关, 选取相关信度达到 0.05 的相关区作为预报因子, 利用 BP(反向传播)人工神经元网络建立山东省春季降水量预报模型, 并投入业务运用。结果表明, BP 人工神经元网络具有较好的预报效果。

关键词: 人工神经元网络 反向传播 春季降水 长期预报

前 言

山东省是一个农业大省。春季是农作物生长和播种的重要季节, 降水的多少直接影响农业生产, 因此春季降水量的预报对各有关部门指挥生产具有重要的指导作用。

现在降水量的长期预报一般是运用统计模式建立预报方程, 并结合经验指标进行的, 所用统计模式多是属于线性模式, 对起伏较大的降水量预报效果不是很好。

人工神经元网络是近十几年得到迅速发展的一门非线性科学。它以抽象的人脑构造基本单元组成, 模拟人脑的部分思维过程, 例如人工神经元网络所能进行的感知、学习、自适应、联想、模式识别等功能^[1]。

人工神经元网络有多种模式, 这里采用目前应用广泛的反向传播人工神经元网络, 利用选取的预报因子, 经过样本训练, 建立山东省春季降水量预报模型。

1 基本原理

1.1 BP 人工神经元网络的传统算法

80 年代 Rumelhart 和 Webb 等人建立了 BP(Back Propagation Learning Algorithm 反向传播学习算法)理论^[1], 该算法属于前馈型网络。它是一类具有层次结构的网络模块, 具

有很强的近似数学映射能力。BP 人工神经元网络可有多个隐层, 这样能以较少的训练次数就能达到学习的目的, 但由于需要调整的权值较多, 因此训练时间较长。有关理论证明, 只有一个隐层的三层 BP 人工神经元网络, 只要隐层结点数达到一定数目, 就能达到所需的精度。因此, 采用了如图 1 所示具有输入层、隐层、输出层的三层 BP 人工神经元网络。

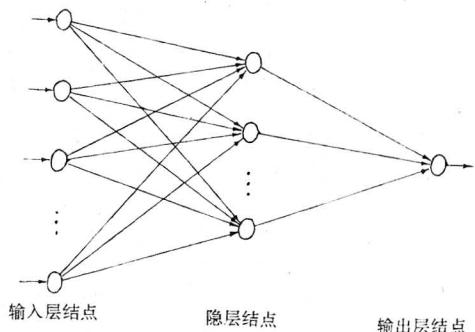


图 1 BP 人工神经元网络示意图

BP 人工神经元网络有两个阶段^[2]: 第一个阶段称之为学习阶段, 神经元网络根据输入输出样本训练调整各层之间的权值和阈值, 使之达到一定要求; 第二个阶段是运用阶

段,通过输入层的输入,依据学习训练所得权值和阈值的作用,得到输出值即预报量。

设输入层为 g 层,隐层为 u 层,输出层为 k 层。每层的节点输入值为 net ,输出值为 O ,权值为 W ,每个样本的误差为 e ,全局误差函数为 E ,修正值为 δ ,学习系数是 η ,惯量系数是 α , x 是变换后的样本值, y 是变换后的输出层的期望输出值。对某一样本而言:

输入层节点的输入值为:

$$net_g(i) = x(i) \quad (1)$$

输入层节点的输出值为:

$$O_g(i) = net_g(i) \quad (2)$$

隐层节点的输入值为:

$$net_u(j) = \sum_i [W_{ug}(i, j) \times O_g(i)] \quad (3)$$

隐层节点的输出值为:

$$\begin{aligned} O_u(j) &= f[net_u(j)] \\ &= 1 / \{1 + \exp[-net_u(j)]\} \end{aligned} \quad (4)$$

输出层节点的输入值为:

$$net_k = \sum_j [W_{ku}(j) \times O_u(j)] \quad (5)$$

输出层节点的输出值为:

$$O_k = f(net_k) = 1 / \{1 + \exp(-net_k)\} \quad (6)$$

每个样本的误差为:

$$e = (y - O_k) \times (y - O_k) \quad (7)$$

全局误差函数为:

$$E = 1/2 \sum_s e(s) \quad (8)$$

输出层节点与隐层结点权值的修正值为:

$$\begin{aligned} \delta_{ku}(j) &= O_k \times (1 - O_k) \\ &\times (y - O_k) \times O_u(j) \end{aligned} \quad (9)$$

隐层节点与输出层结点权值的修正值为:

$$\begin{aligned} \delta_{ug}(i, j) &= O_u(j) \times [1 - O_u(j)] \\ &\times W_{ku}(j) \times \delta_{ku}(j) \times O_g(i) \end{aligned} \quad (10)$$

BP人工神经元网络的学习算法是:

$$\begin{aligned} W(t+1) &= W(t) + \eta \\ &\times \delta(t) + \alpha \times \Delta W(t-1) \end{aligned} \quad (11)$$

其中, W_{ug} 表示隐层节点与输入层结点之间的权值; W_{ku} 表示输出层结点与隐层节点之间

的权值; $i=1,2,\dots,n$, n 为输入层结点数; $j=1,2,\dots,m$, m 为隐层结点数; t 为训练次数; $s=1,2,\dots,A$, A 是样本数; $\Delta W(t-1)$ 表示训练次数为第 $t-1$ 次的权值修正量。

BP人工神经元网络的学习过程是:

①将样本的输入输出参数利用极值标准化公式变化至 $[0,1]$ 区间。

$$T_1 = (T - T_{\min}) / (T_{\max} - T_{\min}) \quad (12)$$

其中, T_1 是变化后的数值, T 是变化前的数值, T_{\min} 和 T_{\max} 分别是输入层和输出层某一节点样本的最小值和最大值。

②利用计算机产生 $[-1,1]$ 之间的随机数给权值 W 赋初值,给修正值赋零值,给学习系数 η 、惯量系数 α 赋初值。用式(1)、(2)计算所有样本输入层的输入值和输出值。

③用式(3)、(4)、(5)、(6)分别计算所有样本的隐层、输出层的输入值和输出值。用式(7)计算每个样本的误差,用式(8)计算全局误差。

④用式(9)、(10)分别计算所有样本的隐层与输入层、输出层与隐层之间权值的修正值。

⑤更新学习次数,若学习次数大于规定的学习次数则执行下面过程⑦,否则判断全局误差 E 是否小于给定误差,如果大于则执行⑥,如果小于则判断每个样本误差是否小于给定误差,如果有大于给定误差转到⑥,如果有全部小于给定误差则转到⑦。

⑥用式(11)修正所有样本的输出层和隐层之间以及隐层和输入层之间的权值,然后转到③继续。

⑦结束训练,存储各层间的权值。

1.2 BP人工神经元网络的改进算法^[1]

上述传统算法学习速度缓慢,训练次数可能要几千次甚至上万次,并常出现平台问题。

因此对于向某一样本倾斜的情况,可采用令 $\Delta W=1/A \sum \Delta W$ 的批处理手段使学习过程趋向平缓稳定。

对于学习系数 η 太小的问题可由学习系数自适应算法来加以改善, 即利用式(13)在训练过程中对 η 进行自动调节:

$$\eta(t+1) = \eta(t)E(t-1)/E(t) \quad (13)$$

对于惯量系数 α 则在第⑤步时加一判断条件, 比较当前全局误差值与上一次误差值: 如果误差值下降取 $\alpha \geq 1$, 否则取 $0 < \alpha < 1$ 。

这一改进的 BP 人工神经元网络算法使训练次数大为降低, 一般训练几百次就能达到所需的精度。

2 具体步骤

2.1 预报因子和预报量的选取

选用自 1959 年以来北半球 500hPa 和 100hPa 月平均高度场、北太平洋月平均海温等 3 种格点资料作为预报因子, 取 1960 年以来山东省 17 个代表站春季降水量的平均值作为山东省春季降水量。

普查北半球 500hPa 和 100hPa 月平均高度场、北太平洋月平均海温场前一年的资料与山东省当年春季降水量的相关, 选取相关系数 > 0.35 或 < -0.35 并且格点数 ≥ 4 的联成一片的正负相关区域, 取其平均值作为一个预报因子。这样就生成由月份和格点序号组成的预报因子检索文件, 并根据该文件从原始资料中选取相关概率 > 0.70 或 < 0.30 的因子生成预报因子库文件。最后, 共找到 36 个预报因子, 其中北太平洋海温有 15 个, 500hPa 高度场有 13 个, 100hPa 高度场 8 个。

2.2 资料预处理

从预报因子库文件中读取预报因子, 从降水量文件中读取预报量, 用式(13)把每个因子及预报量变换到 $[0, 1]$ 区间, 并存储所有的最大值和最小值, 以便在用网络进行预报时应用。

2.3 样本训练

由于隐层节点数的确定无一定规则, 通过试验我们发现隐层节点数太多, 虽然拟合结果很好, 但预报结果并不好, 并且学习缓慢。训练精度也有类似情况, 若训练精度太高则拟合结果好但预报结果不好, 并且训练时间长。通过试验我们将隐层节点数定为 3 个, 训练精度定为 0.0125, 用 1973—1992 年共 20 年间的资料为样本进行训练, 训练了 466 步就达到目的。

2.4 网络在预报中的应用

利用存储的预报因子的最大、最小值和权值得到输出层的输出值, 这只是一些在 $[0, 1]$ 区间的数值, 利用存储的预报量的最大、最小值以及式(13)可以得到 1973—1992 年的拟合降水量, 还有 1993—1996 年的预报降水量, 如附表。其中训练样本数为 20 个, 实况与拟合预报的距平符号相同数为 20 个, 距平符号相同百分率是 100%, 30 年平均值(1961—1990 年)是 95.6mm。网络的输入层节点数, 即因子数为 36 个, 隐层节点数为 3 个, 训练样本所用年代是 1973—1992 年。训练步数为 466 步, 训练时间是 3 秒(机型: IBM-PC350 奔腾 100)。训练结束时的全局平均误差是 0.012413, 给定训练精度是 0.0125。

附表 用 BP 网络计算山东省春季降水量的拟合与预报结果(单位:mm)

年代	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980
实测值	128.9	105.4	85.4	61.3	97.3	47.5	123.2	125.9
预报值	132.8	99.7	86.3	69.5	104.8	56.3	126.1	125.5
差距值	-3.9	5.7	-0.9	-8.2	-7.5	-8.8	-2.9	0.4
年代	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988
实测值	41.8	70.2	122.5	88.6	135.2	49.4	82.8	78.6
预报值	45.5	72.0	127.9	87.0	129.7	48.2	89.2	73.7
差距值	-3.7	-1.8	-5.4	1.6	5.5	1.2	-6.4	4.9
年代	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996
实测值	82.9	156.1	141.5	71.7	87.6	80.2	71.3	66.9
预报值	79.1	143.8	136.8	65.9	77.7	70.5	117.3	77.9
差距值	3.8	12.3	4.7	5.8	9.9	9.7	-46.0	-11.0

用BP网络计算山东省春季降水量的拟合、预报和实况的历史变化曲线如图2。其中实折线表示实况，虚折线表示拟合和预报，虚直线表示从1961年至1990年30年间的平均值。可见BP神经元网络的拟合精度很高，实况和拟合值与30年平均的距平符号均相同，即降水趋势一致。1993—1996年的试报中只有1995年预报与实况相差较大，而其余3年均报对了趋势，且预报值与实况相差也不大。

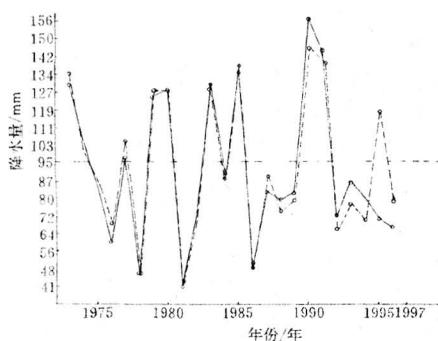


图2 用BP网络计算山东省春季降水量的拟合与预报曲线(从1993年预报)

由于降水形成的长期过程比较复杂，所以选取的35个因子没有进行精选，因为每一个因子都可能是决定降水量大小的一个因素，因子所起的作用大小由网络在训练时自动确定，具体表现在与因子相连的权值大小上。权值大则作用大，否则相反。这样能最大限度地利用有用信息，以保证不放过有用的信息，而且因子多，总的来讲，每一个因子所起的作用都不能是决定性的，这样就不会因

个别的因子变化大而导致预报量的结果变化也大。因此拟合效果和预报效果很好。

由于训练结果只反映了预报因子与训练样本之间的关系，如果预报年的天气形势与训练样本所在年代的天气形势相比发生较大的变化时，就导致预报因子发生较大变化，从而使预报结果与实况相差较大。这是1995年预报误差较大的原因之一。第二个原因可能是预报因子选得不全面，因为影响降水的因素并不仅仅是海温和500hPa、100hPa高度场，还有其它的因素。再就是选取的36个因子中，可能有些因子与降水之间虽有较好的相关，但对降水的影响不一定很大。可见，预报因子的选取是影响预报结果好坏的关键。

3 小结

由于BP人工神经元网络的非线性处理能力较强，能较好地反映降水的变化，具有较高的拟合精度和预报精度。由上可见预报效果还是令人满意的。本方法在长期天气预报业务系统应用中，其拟合精度和预报精度比其它预报方法高，为降水预报增加了一有力依据。

由于影响降水的长期天气物理过程的复杂性，本方法虽然历史拟合较好，但1995年的预报与实况相差较大，究其原因可能与选取的预报因子有关。因此今后要在影响山东省春季降水的长期天气过程和预报因子的选取上深入研究，以便进一步提高长期天气预报的准确率。

参考文献

- 1 黄崇福，王家鼎. 模糊信息优化处理技术及其应用. 北京：北京航空航天大学出版社，1995：174—181.
- 2 刘有才，刘增良. 模糊专家系统原理与设计. 北京：北京航空航天大学出版社，1995：246—250.

The Application of BP Artificial Neural Network in Spring Rainfall Forecast in Shandong Province

Tang Zidong Zheng Shifang Xi Xiufen
(Shandong Meteorological Observatory, Jinan 250031)

Abstract

The correlation coefficient of Northern Hemisphere 500hPa, 100hPa and North Pacific Sea-Surface Temperature with spring rainfall in Shandong province are calculated, the predictors with correlation significance level equaled to 0.05 are selected. A forecast model of spring rainfall in Shandong province is established by BP artificial neural network, and used to vocational work. The results show that forecasts of BP artificial neural network are good.

Key Words: artificial neural network back propagation spring rainfall long-term forecast