

BP 神经网络法在大气污染预报 中的应用研究

马雁军 杨洪斌 张云海

(沈阳大气环境研究所, 110016)

提 要

近年来将 BP 网络模型应用到大气污染浓度预报中,并建立了大气污染物浓度的神经网络预报模型。将计算结果与监测值进行了验证,结果表明:TSP 的计算值与观测值之间的绝对误差为 $4 \times 10^{-3} \sim 3 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$, NO_x 的计算值与观测值之间的绝对误差为 $5 \times 10^{-3} \sim 2 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$;且具有较好的相关性。BP 模型是目前最为广泛应用的神经网络模型之一,它是一种简单而又非常有效的算法,BP 神经网络法为城市空气污染预报工作提供了一种全新的思路和方法。

关键词: 人工神经网络 BP 模型 大气污染预报

引 言

大气质量是影响居民身体健康和保持经济可持续发展的重要条件之一,随着人民生活水平的提高,人们越来越关心自身的空间生存环境质量,大气污染已成为国家和人民群众十分关注的问题,倍受各级政府的重视。空气质量预报在环境保护工作中具有十分重要的意义。

近 20 年来,大气污染预报模式的研究得到了很大的发展,从过去的统计预报模式,已发展到今天的中尺度气象预报模式、大气污染扩散模式和光化学模式相结合的空气污染预报模式系统。如加拿大国家研究委员会的 MC2-CALGRID 模式系统^[1];德国 Cologne 大学的 EURAN 大气污染预报系统是由 MM5、EEM 污染扩散模式和 CTM2 化学传输模式组成^[2];挪威气象研究所发展的预报 NO_x 和 O_3 的光化学模式是将 EMEP MSC-WNOX 预报模式和 Norwegian 轨迹模式结合起来的^[3];中国气象科学研究院建立了非静稳多箱格大气污染浓度预报和潜势预报系统 CAPPS 模式^[4];大气所建立了一个高分辨率对流层化学模式 HRCM^[5]。国内外采用

的大气预报模式主要可以归为潜势预报、统计预报及数值模式预报三类^[5],它们各有弊端,或者模型过于复杂,或者预报结果的精度欠佳。

人工神经网络在气象预报中得到了广泛的应用,它具有自适应、自组织和容错性。大气污染物浓度的变化具有较强的非线性特性,要对其进行较为准确的预测,就必须采取能捕捉非线性变化规律的预报方法,而人工神经网络正是一种解决非线性问题的有力工具。为此,本文将一典型的人工神经网络模型——“反向传播”模型应用到大气污染预报中,对实测大气污染物浓度进行预报。

1 BP 神经网络模型

基于误差反向传播算法的人工神经网络 B-P 网络模型由输入层、输出层和隐蔽层组成,相邻各层之间节点单方向互连^[6,7],前层单元的输出不能反馈到更前层,同层单元间也没有连接,如图 1 所示。

当给定网络一个输入模式时,它由输入层单元经隐蔽层单元传输到输出层单元,由输出层单元处理后产生一个输出模式,如果输出层与期望输出有误差,则转入反向传播,

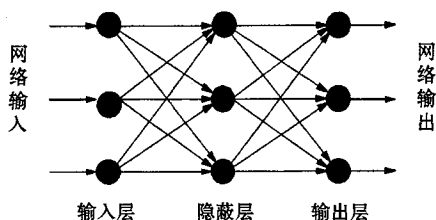


图1 三层B-P网络结构图

将误差值沿连接通路逐层反向传送并修正各层连接权值,当各个训练模式都满足要求时,则学习结束。

在实际训练时,首先要提供一组训练样本,其中的每个训练样本由输入样本和理想输出对组成。当网络的所有实际输出与其理想输出一致时,训练结束。否则,通过误差逆传播的方法来修正权值使网络的理想输出与实际输出一致。反复学习直至样本集总误差(式1)达到某个精度要求,即 $E < \epsilon$ (预先给定的精度) 为止,并记录此时调整后的权值,用于计算。其中 $(y_i^k - c_i^k)$ 表示网络的期望输出与实际输出的绝对误差, n 为学习样本个数。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_i^k - c_i^k)^2 \quad (1)$$

2 大气污染预报模型的建立

2.1 因子(输入神经元)的选取

建立基于BP网络的大气污染预报模型,关键问题是输入模式的确定以及训练数据对的选取,下面以TSP、NO_x日均浓度值预报模型为例,介绍预报模型的建立方法。

大气污染物浓度主要受污染源的源强、初始浓度、大气稳定度、风速、风向、温度、相对湿度等因子的影响。大气稳定度由地面风速、天空云况和日照求出。

因此,污染物浓度的决定因子为:源强、初始浓度、风速、风向、天空云况、日照、温度、相对湿度。将这8个因子作为大气污染预报模式输入层的神经元,分别用 Q 、 C_0 、 WS 、 WD 、 CS 、 S 、 T 、 H 表示。任一 t 时刻大气污染物的浓度用 $C(t)$ 表示。

2.2 大气污染预报模型的建立

图2是本文采用的大气污染浓度神经网络预报模型。模型共三层,输入层为影响大

气污染物浓度的各种因子,含有8个神经元,分别为 Q 、 C 、 WS 、 WD 、 CS 、 S 、 T 、 H ; 隐蔽层含有8个神经元;输出层含有一个神经元为 $C(t)$ 。

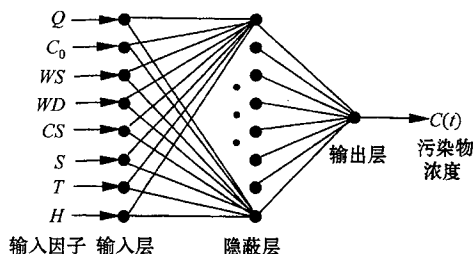


图2 3层BP网络大气污染浓度预报模型

用Matlab编制程序,计算流程可参考文献[8]。由图2所示,输入影响大气污染物浓度的各个因子;从输入层经隐蔽层传向输出层,计算各层输出及输出层误差;如果在输出层得不到期望输出,则转入反向传播,将误差信号沿原来通道返回,并通过学习来修改各层神经元的权值,使误差信号最小;经过反复训练学习,直到输出层(污染物浓度)达到期望输出为止。计算时,学习速率取0.45,期望要求样本集总误差 $E < 0.001$ 。

3 预报结果与分析

3.1 研究所用数据

研究所用的气象数据来自辽宁省气象局资料室,共用了1995、1996、1997连续3年的地面常规资料;和气象资料同期的大气环境现状监测资料来自于辽宁省环境监测站。

3.2 预报结果与分析

用本溪市1995、1996、1997年的气象数据及相应的污染物浓度数据作为神经网络的训练学习样本,进行训练学习,分别建立了相应的神经网络预报模型。

用1995、1996年冬季(12~2月)共90组数据,进行学习,建立了冬季TSP、NO_x浓度日均值预报模型,并采用1997年的数据进行预报验证。

图3、图4分别为TSP、NO_x的计算值与监测值对比,从图3、图4中可以看出预测值与监测值符合的较好,TSP的平均绝对预报误差为 $4 \times 10^{-3} \sim 3 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$,NO_x的平均绝对预报误差为 $5 \times 10^{-3} \sim 2 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot$

m^{-3} 。图5、图6为TSP和 NO_x 的计算值与监测值的相关, TSP的线性相关系数为0.768, NO_x 的线性相关系数为0.785。这表明BP网络处理大气污染物浓度的非线性问题, 具有明显的优越性。如果充分考虑影响大气污染物浓度的各种因子、选择合理的训练数据对和最佳的隐节点数, 会得到良好的预报结果。

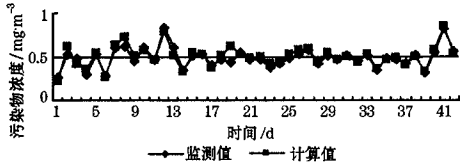


图3 TSP 计算值与监测值对比

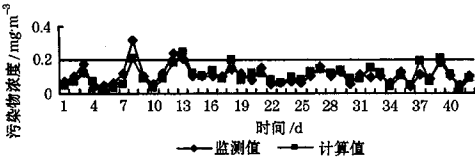


图4 NO_x 计算值与监测值对比

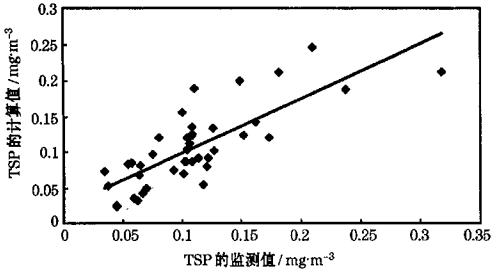


图5 TSP 的计算值与监测值的相关

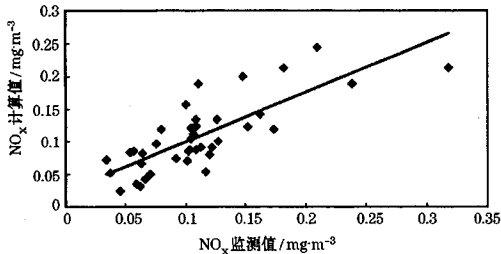


图6 NO_x 计算值与监测值的相关

4 结论

(1)BP网络模型能够很好地捕捉大气污染物浓度与其影响因子之间内在的规律性, 无需设计任何数学模型, 通过神经元之间的相互作用来完成整个网络的信息处理, 并能

得到很好的预测精度。

(2)将BP网络模型应用于大气污染物浓度预报, TSP的计算值与观测值之间的绝对误差为 $4 \times 10^{-3} \sim 3 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$, NO_x 的计算值与观测值之间的绝对误差为 $5 \times 10^{-3} \sim 2 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$; TSP计算值与观测值的线性相关系数为0.768, NO_x 计算值与观测值的线性相关系数为0.785。

(3)BP神经网络模型应用于空气污染物浓度预报中, 是简单可行的, 必将在未来的空气污染预报领域中得到广泛的应用。

参考文献

- Hedly M A, et al. Evaluation of an air quality simulation of the lower fraser valley, II Photochemistry. Atmospheric Environment, 1997, 31:1605—1630.
- Jakobs H J, et al. The use of nested models for air pollution studies; an application of the EURAD model to a SA-NA episode. J. Appl. Meteor. 1995, 34:1301—1319.
- Simpson D. Photochemical model calculations over Europe for two extended summer periods: 1985 and 1989 Model results and comparison with observations. Atmospheric Environment, 1993, 27A:921—941.
- 徐大海, 朱蓉. 大气平流扩散的箱格预报模型与污染潜势指数预报. 应用气象学报, 2001, 11(1):1~12.
- 雷孝恩, 张美根, 韩志伟等. 大气污染数值预报基础和模式. 北京: 气象出版社, 1998:197~221.
- 曹焕光. 神经网络原理. 北京: 气象出版社, 1992.
- 王俭, 胡筱敏, 郑龙熙等. 基于BP模型的大气污染预报方法的研究. 环境科学研究, 2002, 15(5):62~64.
- 赵惠宏. 兰州市 SO_2 排放总量预测的BP人工神经网络模型. 甘肃环境研究与监测, 2001, 14(03):157~159.
- 李学桥, 马莉. 神经网络工程应用. 重庆: 重庆大学出版社, 1996:37~44.
- 张立明. 神经网络的模型及其应用. 上海: 复旦大学出版社, 1993:32~51.
- 刘昱. 大气污染浓度的非线性预报与混沌控制研究. 北京: 中国科学院大气物理研究所, 1999.
- Rage G B, LeMoynel. On the nature or air pollution dynamics in Mexico City I. nonlinear analysis. Atmosphere Environmnet, 1996(30):3978—3993.
- Fred M. vukovich, Alice Gilliland. On performing long term prediction of ozone using the SOMS Model. Atmosphere Environment, 2001(35):569—578.

Study on Prediction of Atmosphere Pollution Concentration Based on BP Model

Ma Yanjun Yang Hongbin Zhang Yunhai

(Shenyang Institute of Atmospheric Environment, 110016)

Abstract

Recent years, BP model has been applied to atmospheric pollution forecast, a neural network prediction model of atmospheric pollutant concentration is set up. The research results show: the absolute errors of TSP between calculating and the monitoring is from $4 \times 10^{-3} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$ to $3 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$, the absolute errors of NO_x between the calculating and the monitoring is from $5 \times 10^{-3} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$ to $2 \times 10^{-2} \text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$. The correlation between results of calculating and the monitoring is very well. As one of the neural network models, BP model has been applied widely, which is a simple and effective algorithm. So, BP neural network model has supplied a new way for the air pollution forecast.

Key Words: artificial neural network BP model atmospheric pollution forecast