BP 神经网络在大气环境质量评价中的应用研究

王红芳 康慕宁 邓正宏 (西北工业大学计算机学院,西安 710072)

摘 要 针对城市大气环境质量问题,运用人工神经网络理论和方法,建立城市大气环境质量评价的 BP 神经网络模型。通过实例进行评价分析,说明用 BP 神经网络方法评价城市大气环境质量是可行的。该模型具有很强的学习、联想和容错功能,其分析结果和过程都接近人脑的思维过程和分析方法,使得城市大气环境质量评价结果的精度大大提高。

 关键词 BP 神经网络
 大气环境质量评价
 MATLAB

 中图法分类号 X651;
 文献标志码 B

大气环境质量评价是环境质量评价的重要方面,近年来国内外学者在深入研究的基础上,提出了多种评价方法,常用的有综合指数法、模糊综合评价法和灰色聚类法等,这些方法各有利弊[1]。

人工神经网络技术的发展,为大气环境质量评价提供了一个强有力的工具。人工神经网络力图模拟人脑的一些基本特性,具有自适应、自组织和容错性能。目前其网络结构多数采用 BP 网络的形式,本文在大气环境质量评价模型中引入 BP 神经网络模型,建立西安市大气环境与其影响因素间的非线形关系,用以评价西安市大气环境质量的等级。

1 BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,名字源于网络权值的调整规则采用的是后向传播学习算法。反向传播算法又称为 BP 算法,是 Rumelhart 等在 1986 年提出的。它是一种有导师的学习算法,使用最优梯度下降技术,实现网络的实际输出与期望输出的均方差最小。据统计,80%—90%的神经网络模型采用了 BP 网络或者它的变化形式。BP 网

络包括输入层、隐含层(中间层)和输出层,上下层之间实现全连接,而每层神经元之间无连接,对于输入信号,要先向前传播到隐含层节点,经过激励函数后,再把隐含层节点的输出传播到输出节点,最后给出输出结果^[2](图1)。激励函数通常选取 S型函数,如对数函数和正切函数。

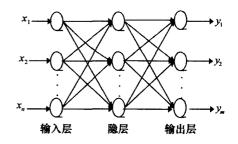


图 1 BP 神经网络

BP 算法的学习过程是由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层单元逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转向反向传播,将误差信号沿原来的通路返回,通过修改各层神经元的权值,使得误差信号最小。

2 BP 神经网络学习算法及设计过程

2.1 BP 神经网络学习算法

设有 $P \uparrow n$ 维输人样本 $\overline{X_P}(P=1,\cdots,P)$ 和相

²⁰⁰⁸年12月19日收到

第一作者简介: 王红芳,西北工业大学计算机学院硕士研究生。E-mail:wanghf0218@gmail.com。

应的 m 维期望目标输出 $\overline{t_P}(p=1,\cdots,P)$, 若构造网络的误差函数为: $E=\frac{1}{2}\sum_p\sum_j(t_{pj}-o_{pi})^2$ 则采用BP 学习算法总能使 E 在学习中按梯度下降。

BP 学习算法可以简述如下:

步骤1:将各权重和阈值的初始值设置为小的随机数:

步骤 2: 输入学习样本 $\overline{X_P}(P=1,\dots,P)$ 和相应的目标输出 $\overline{t_P}(P=1,\dots,P)$,对每个学习训练 $\{\overline{X_P},\overline{t_P}\}$ 进行步骤 3—步骤 5。

步骤3:计算网络的实际输出及隐含层神经元的输出:

$$O_{pj} = f_j(Net_{pj}) = f(\sum_j \omega_{ji}x_i + \theta_j)$$
。
步骤 4:计算学习误差;
输出层: $\delta_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj})(t_{pj} - O_{pj})$,

隐层: $\delta_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj}) \sum_{j} \omega_{ji} \delta_{k}$ 。

 δ_{p} 的计算从输出层开始,逐层向后进行; 步骤 5: 更新权重和阈值:

$$\omega_{ji}(t+1) = \omega_{ji} + \eta \delta_{j} o_{pj} + \alpha (\omega_{ji}(t) - \omega_{ji}(t-1)), \theta_{j}(t+1) = \theta_{j} \eta \delta_{j} + \alpha (\delta_{j}(t) - \theta_{j}(t-1)), \theta_{j}(t+1) = \theta_{j} \eta \delta_{j} + \alpha (\delta_{j}(t) - \theta_{j}(t-1)), \theta_{j}(t+1)$$
其中 η 为学习速率, α 为动量系数;

步骤 6:判断误差函数 E 是否收敛到所给学习精度 $\varepsilon(E \le \varepsilon?)$,若满足学习精度要求则结束学习,否则转到步骤 2 继续进行。 $^{[3]}$ 参见图 2。

2.2 BP 神经网络设计过程

2.2.1 生成 BP 神经网络

采用 newff 函数可以用来创建一个前馈 BP 网络。newff 函数的常用格式为

 $net = newff(PR, [S1, S2, \dots, SN], \{TF1, TF2, \dots, TFN\}, BTF)$ 。其中PR为2维矩阵,表示R维输入矢量中每维输入的最小值与最大值的范围;若神经网络有N 层则 $[S1, S2, \dots, SN]$ 中各元素分别表示各层神经元的数目; $\{TF1, TF2, \dots, TFN\}$ 中各元素分别表示各层神经元采用的传递函数; BTF表示神经网络训练时所使用的训练函数。

2.2.2 权值初始化

前馈型神经网络在训练之前必须要对权值和 阀值进行初始化,newff()函数可以自动完成这一过

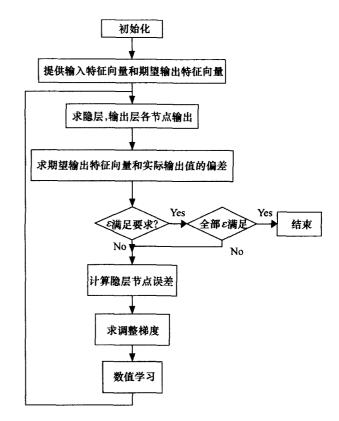


图 2 BP 网络模型的算法框图

程,但是无法重新赋初值。如果想重新初始化,可以应用 init()函数,使网络恢复到初始化的情况。

2.2.3 网络训练参数的设定

在 BP 神经网络生成和初始化以后,即可利用现有的"输入一目标"样本矢量数据对网络进行训练。BP 网络的训练通常采用 train 函数来完成。对不同问题,在训练之前有必要对网络的训练参数 net. train. Param 进行适当的设置。表 1^[4]为几个主要的神经网络训练参数及含义。

表 1 几个主要神经网络训练参数及含义

| 训练参数 | 参数含义 | 默认值 | |
|-----------------------------|----------|---------------------|--|
| net. train. Param. epochs | 训练步骤 | 100 | |
| net. train. Param. show | 显示训练迭代过程 | 25 | |
| net. train. Param. goal | 训练目标误差 | 0 | |
| net. train. Param. time | 最大训练时间 | inf | |
| net. train. Param. min_grad | 最小梯度要求 | 1×10^{-10} | |

2.2.4 网络训练

在设置完训练参数之后,就可以调用 train 函数

对网络进行训练了。train 函数的常用格式如下: [net,tr] = train(net,P,T)其中,P 为输人样本矢量集;T 为对应的目标样本矢量集;等号右、左两侧的net 分别用来表示练前、后的神经网络对象;tr 存储训练过程中的步骤信息和误差信息。当训练步骤大于net. train. Param. epoch,训练误差小于net. train. Param. goal,训练时间超过net. train. Param. time,或误差梯度值小于net. train. Param. min_grad时,训练都将被自动终止,并返回训练后的神经网络对象。

2.2.5 网络仿真

利用 sim 函数可以对训练后的网络进行仿真。 sim 函数的常用格式如下:

Y = sim(net, P)

2.2.6 数据预处理和后处理函数

为了提高神经网络的训练效率,在某些情况下需要对"输入一目标"样本集数据作必要的预处理。如利用 premnmx 或 prestd 函数可以对输人和目标数据集进行归一化处理,使其落人[-1,1]区间;利用 prepca 函数可以对输人样本集进行主元分析,以减小输入样本矢量间的相关性,从而起到降维的目的;利用 postreg 函数可对训练后网络的实际输出和目标输出作线性回归分析,以检验神经网络的训练效果。

2.3 BP 神经网络模型应用于西安市大气环境质量评价

本文的程序实现基于 MATLAB 环境下采用 MATLAB 以及神经网络工具箱中的函数来求解。 若将城市环境质量的评价指标作为一个样本输入, 评价级别作为网络输出,BP 网络通过不断学习,归 纳出评价指标与评价级别间复杂的内在对应关系, 利用这样的网络模型即可进行大气环境指标综合 评价。

2.3.1 模型的训练

利用 BP 网络评价环境质量等级,首先要对评价分级标准和待评价的指标监测值进行数据处理,使得各数据在[0,1]之间^[5],然后将环境质量评价指标作为因变量用网络的输入节点表达,环境质量

评价级别则由网络输出节点表达,根据待评判城市的输出结果与标准值的贴近程度来判断。

采用 BP 神经网络,输人层为 4 个代表因子 (SO₂,NO_x,TSP,降尘)^[6],隐含层节点取 6,输出层 对应四个等级,取大气环境质量标准数据为训练样 本网络^[7](见表 2)。根据表中的对应输出矢量来判 断每个输入矢量隶属那个环境等级,样本输出值采用正交编码,学习速率取 0.01。训练后网络需达到的要求是单个样本的训练精度为 0.000 01,训练过程迭代 1000 次。

表 2 神经网络训练样本[除降尘的单位为 $\frac{t^2}{km}$ · 月 $^{-1}$,其它指标均取 mg/m^3]

| Tr.T- | 輸入矢量 | | | | 松山た墨 | | | |
|-------|-----------------|-----------------|------|------|------|-----|-----|------|
| 指标 | SO ₂ | NO _x | TSP | 降尘 | 输出矢量 | | | |
| I级 | 0.002 | 0.016 | 0.02 | 3.4 | 0.9 | 0.1 | 0.1 | 0.1 |
| Π级 | 0.02 | 0.05 | 0.15 | 6.8 | 0.1 | 0.9 | 0.1 | 0. 1 |
| Ш 级 | 0.06 | 0.10 | 0.30 | 10.2 | 0.1 | 0.1 | 0.9 | 0. 1 |
| IV级 | 0.10 | 0.15 | 0.50 | 13.6 | 0.1 | 0.1 | 0.1 | 0.9 |

2.3.2 评价标准

应用神经网络训练样本得到的 BP 神经网络模型对西安市不同地区及各个地区的平均指标进行测评,得到对应的输出矢量,如表 3,输出矢量中每行取最接近 0.9 的对应级别作为相对应的级别,就是该地区的大气环境质量级别。

表 3 BP 神经网络训练样本[除降尘的单位为 $\frac{t^2}{km}$ · 月 $^{-1}$, 其它指标均取 mg/ m^3]

| 样本 | | 输入 | 矢量 | | 松山石具 | 评价 |
|-----|-----------------|-----------------|--------|------|---------------------------------|----|
| | SO ₂ | NO _x | TSP | 降尘 | 输出矢量 | 等级 |
| 均值 | 0.086 | 0.026 | 0.440 | 12.6 | 0.173 9 0.004 1 0.225 4 0.862 0 | īV |
| 工业区 | 0.077 | 0.018 | 0.410 | 16.0 | 0.214 3 0.027 8 0.856 3 0.146 5 | Ш |
| 居民区 | 0.134 | 0.031 | 0.431 | 16.5 | 0.203 0 0.023 3 0.316 5 0.824 2 | IV |
| 交通区 | 0.093 | 0.056 | 0.962 | 9.8 | 0.169 3 0.155 1 0.097 7 0.824 4 | IV |
| 风景区 | 0.460 | 0.012 | 0. 180 | 4.8 | 0.391 1 0.720 4 0.203 5 0.096 9 | П |
| 清洁区 | 0.022 | 0.006 | 0.231 | 3.8 | 0.176 5 0.824 8 0.108 5 0.096 5 | п |

2.3.3 程序及训练结果

net = newff(minmax(P),[6,4],{tansig', purelin}, traincgb').

net. trainParam. show = 25;
net. trainParam. epochs = 1000;
net. trainParam. goal = 1e - 5;
[net,tr] = train(net,P,T)
a = sim(net,P);

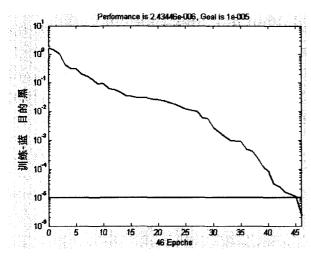


图 3 训练结构图

选取6个大气环境质量污染指标的实测资料, 作为实测样本,利用上述训练好的 BP 神经网络,对 这6组实测样本进行了计算识别,网络输出结果如 表3所示。在输出层4个结点中,取最大数的结点 即为其质量等级。从表3可以看出,西安市大气污 染仍然比较严重,只有风景区和清洁区达到 IT 级标 准,居民区,交通区才达到 IV 级标准,提高大气环境 质量,仍是当务之急。

3 结束语

人工神经网络方法具有很强的学习联想和容错功能具有高度非线性函数映射功能它使得大气环境质量评价结果的精度大大提高,并且 BP 网络模型用于评价时不需要过多的数理统计知识,也不需要对数据进行复杂的预处理,同时该方法还适用于进行其它相关的评价。[9] 尽管本文是一种简单的尝试,但相信该方法会在实际研究中得到广泛应用。

参考文献

- 1 谢士杰,刘继琳. 应用 BP 神经网络评价大气环境质量,武测科技,1996;(04):
- 2 刘晓莉,李梦婷.基于 MATLAB 的神经网络在城市环境质量评价中的应用.佛山科学技术学院学报(自然科学版),2005;(03):
- 3 龚向东. BP 神经网络模拟软件的设计和实现. 南昌大学学报, 1994;18(3):
- 4 邢进良. BP 神经网络模型及其应用. 沙洋师范高等专科学校学报,2007;(05):
- 5 白润才,殷伯良,孙庆宏. BP 神经网络模型在城市环境质量评价中的应用. 辽宁工程技术大学学报自然科学版,2001;(06)
- 6 武永峰,马 瑛. 西安市大气环境质量分析与综合评价研究. 环境科学与技术,2001;(12):
- 7 杨文东,程洪斌. 神经网络在大气环境质量评价中的应用研究. 工业安全与环保,2001;(09):
- 8 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现. 北京: 电子工业出版社,
- 9 彭荔红,李祚泳,伍开宝. 城市环境质量的 BP 网络综合评价. 厦门大学学报(自然科学版),1999;(09):

BP Neural Network Applied Research in the Air Environment Quality Assessment

WANG Hong-fang, KANG Mu-ming, DENG Zheng-hong

(School of Computer, Northwestern Polytechnical Vnversity, Xi'an 710072, P. R. China)

[Abstract] According to ANN theory and method, a BP neural network model for city atmospheric environment quality evaluation was built. The result shows that the application of BP neural network in city atmospheric environment quality evaluation is feasible. This model possesses strong functions of study, association and fault tolerance, moreover, both its analysis results and process approach the metal process and analysis method of human brain, which greatly improves the accuracy for city environment quality evaluation.

[Key words] BP neural network

atmospheric environment quality evaluation

MATLAB