

人工神经网络在空气污染预报中的研究进展

Progress of Research on Artificial Neural Network in Air Pollution Prediction

白晓平/BAI Xiao-ping¹, 李红/LI Hong¹, 张启明/ZHANG Qi-ming¹, FRANCESCA Costabile²,
方栋/FANG Dong¹

1. 清华大学核能与新能源技术研究院, 北京 100084

2. 意大利国家研究委员会大气污染研究所, 罗马, 意大利 Via Salaria, Km29,3; 00016

1. Institute of Nuclear and Energy Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

2. Institute for Atmospheric Pollution, Italian National Research Council, Via Salaria,
Km29,3; 00016 Rome, Italian

[摘要] 人工神经网络是 20 世纪 80 年代迅速兴起的一门非线性科学, 特别适用于对具有多因素性、不确定性、随机性、非线性等特点的对象进行研究, 而空气污染预报正是这样的一类问题。简单介绍了人工神经网络的基本概念, 详细地回顾了国内外人工神经网络在空气污染预报领域的研究应用情况, 最后讨论了人工神经网络在空气污染预报领域中的研究方向和发展趋势。

[关键词] 空气污染预报; 人工神经网络; 非线性

[中图分类号] X823

[文献标识码] A

[文章编号] 1000-7857(2006)12-0077-05

Abstract: The artificial neural network, which rapidly sprung up in the 1980s, is a non-linear science. It is especially suitable for the research on the objects with the characteristics of multi-factors, uncertainty, randomness, nonlinearity, and so on. And the air pollution prediction is just this class of problem. The fundamental conception of artificial neural network is briefly described; the research progress of air pollution prediction based on artificial neural network is reviewed in detail. At last, further research directions of artificial neural network in air pollution prediction are provided.

Key Words: air pollution prediction; artificial neural network; nonlinearity

CLC Number: X823

Document Code: A

Article ID: 1000-7857(2006)12-0077-05

随着经济的高速发展、人口的快速增加以及人类对自然资源的过度开发和利用, 空气污染问题日益严重, 已经成为全球人类共同面临和关注的问题。开展空气污染预报可以更好地了解空气污染变化趋势, 为环境管理决策提供及时、准确、全面的空气质量信息, 以加大环境污染控制力度, 预防严重污染事件的发生。

空气污染物浓度的时空分布受到气象场、排放源、复杂下垫面、理化生过程的耦合等多种因素的影响, 具有较强的非线性特性^[1]。人工神经网络是在现代神经科学研究成果的基础上提出的, 它具有自学习、自组织、自适应和较强的容错性等特点, 是描述和刻画非线性现象的一种有效的工具。

由于人工神经网络具有良好的非线性映射能力、灵活有效的学习方法, 不需要建立反映系统物理规律的数学模型, 较其他方法更能容纳噪声等优点, 加之引入误差反馈传播(back propagation——BP)算法^[2], 使得人工神经网络表现出了很强的预测预报能力。人工神经网络用于预测领域, 始于 Lapedes 等^[3]的研究工作, 之后 Weigend 等^[4]进一步讨论了人工神经网络用于预测的方法。

20 世纪 90 年代初, 人工神经网络逐渐引入空气污染预报领域。Boznar 等^[5]在 1993 年最早开展人工神经网络在空气污染预报中的应用研究, 他们建立一个 3 层 MLP (multilayer perceptron——MP)模型, 给出斯

洛文尼亚一个大火电厂周围 SO₂ 浓度的预报, 并与大气扩散模式的结果进行比较。在国内, 李祚泳等^[6]在 1997 年率先建立某市 SO₂ 浓度预报的 BP 模型, 对于 BP 模型在国内空气污染预报中的应用进行了探索性的研究。目前, 人工神经网络主要应用于空气污染物浓度的短期预报, 尤其适用于当前无法开展空气污染数值预报的城市。此外, 为确定最佳网络结构、改进网络泛化能力, 一些学者采用支撑向量机(support vector machine——SVM)、模糊推理、主成分分析技术等方法来改善预报结果。经过十几年发展, 基于人工神经网络的空气污染预报的应用研究逐渐趋于成熟。

收稿日期: 2006-10-19

作者简介: 白晓平, 女, 清华大学核能与新能源技术研究院, 博士生, 主要研究方向为空气污染预报;

E-mail: bxp03@mails.tsinghua.edu.cn

方栋(通讯作者), 男, 清华大学核能与新能源技术研究院, 研究员, 主要研究方向为辐射防护与环境保护;

E-mail: dfang@tsinghua.edu.cn

1 人工神经网络概述

人工神经网络 (artificial neural network—ANN)简称神经网络,是以人脑结构为参考模型,由大量简单神经元广泛连接而成的复杂网络,可用来模拟人类大脑神经的思维活动。

神经网络的基本单元是神经元结点,单个神经元节点可以用图 1 的模型结构来描述。神经元的输出函数可以表示为: $a=f(WP+b)$,其中 P (由 $p_1 \sim p_r$ 构成)、 W 、 b 、 f 、 a 分别为神经元的输入向量、权值矩阵、偏置、激活函数、输出。对于神经元节点而言,激活函数是其固有属性,权值矩阵用于保存记忆信息。常见的神经元激活函数有 Hard Limit、Linear、Hyperbolic Tangent Sigmoid、Log-Sigmoid 等。由多个神经元并列输

后,MLP 模型的研究和应用产生了重大的进展。目前,BP 算法和各种改进的 BP 算法是训练 MLP 网络最常用的算法。

神经网络的研究始于 20 世纪 40 年代信息科学的开创,经过 60 多年发展,神经网络已经成为一种多学科、综合性的交叉技术研究领域,吸引着国内外许多不同领域专家和学者对其进行研究和探索。目前,神经网络已广泛应用于信号处理、目标跟踪、模式识别、预测、智能控制等众多领域。

2 神经网络在空气污染预报中的研究进展

到目前为止,神经网络在空气污染预报的应用研究中,空气污染物浓度的短期预报、空气污染指数的预报以及与其他预

化或者观测地形比较复杂的情况^[5]。Mlakar 等^[6]采用基于神经网络的空气污染预报模型对火电厂旁的一个复杂地形所得数据进行预报研究,结果表明,模型的预报结果是合理的。

排放进入大气的一次污染物在阳光下可能会发生化学反应生成大量的二次污染物,由于 O_3 是这个过程中非常重要的化学物质,Ruiz-Suarez 等^[9]在 1994 年开发了全息关联记忆(holographic associative memory—HAM)的 ANN 模型来预报墨西哥的 O_3 浓度;Ruiz-Suarez 等^[10]在 1995 年又开发出双向联想记忆(bidirectional associative memory—BAM)的 ANN 模型,并分别将基于 HAM 和 BAM 的以上 2 种 ANN 模型对墨西哥 O_3 浓度的预报结果与 BP 模型的预报结果进行比较。实验表明,基于 HAM 或 BAM 的 ANN 模型预报结果均优于 BP 模型;Abdul-Wahab 等^[11]开发了 3 个 BP 模型预报 O_3 浓度,第一个模型用来研究 24 h 内 O_3 浓度影响因素,第二个模型用来研究白天 O_3 浓度较大的时段内影响因素,第三个模型用来预报 O_3 日最大浓度。结果表明, O_3 浓度与一级污染物和气象条件都有很大关系。万显列等^[12]建立 3 层 BP 模型应用于大连市 O_3 浓度的预测,其中模型的输入主要包括 6 个气象因子,即风速、风向、相对湿度、云量、平均气温、最高气温。预测实验表明,神经网络是预测 O_3 浓度的一种有效工具。

除了对 O_3 浓度进行预报研究外,对其他的常规大气污染物也进行了预报试验。Pelliccioni 等^[13]使用一个 3 层 MLP(BP 算法)模型进行 CO 、 NO_2 浓度的预测,并认为激励函数中参数的选取会直接影响模拟结果,激励函数中参数的选取将由输入/输出变量统计分析后得到。Mok 等^[14]建立 3 层反馈神经网络(three-layered feed-forward networks—TLFN)对澳门 SO_2 进行预报,结果发现,即使在训练数据非常有限的情况下,TLFN 仍可以得到很好的预报结果。王俭等^[15]建立 BP 模型进行 NO_x 小时浓度预报,结果发现总体拟和效果较好,但对于天气突然变化的浓度预报结果不太理想,造成这种结果的原因可能是由于没有足够的资料去适应该种气象条件下污染物浓度的变化。因此,在利用神经网络进行预报时,样本数据的选取非常关键。刘罡等^[16]首次在国内将径向基函数(radial basic function—RBF)网络用于 CO 、 NO_x 、 O_3 浓度的预报,网络预报值与观测值符合得较好;同时指出,在实际应用中,对于一个具体预报,问题在于很难事先确定选择何种网络结构,而大量试验都表明,预报结果对输入层

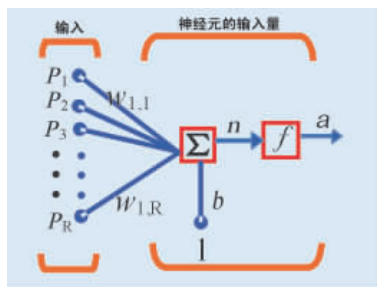


图 1 单个神经元的结构

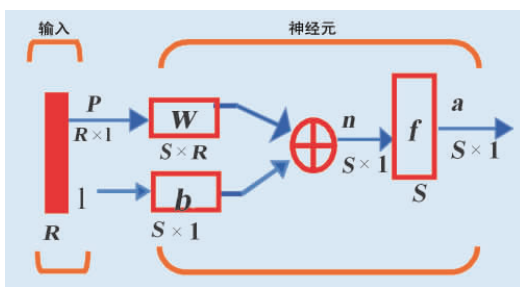


图 2 多个神经元构成的层

Fig. 1 Structure of single neuron

Fig. 2 Layer structure made of many neurons

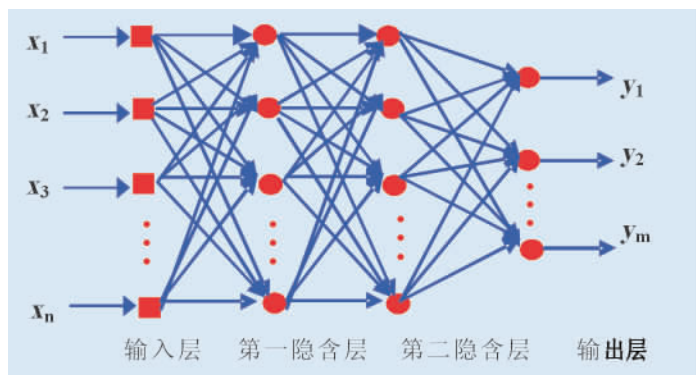


图 3 带有 2 个隐层的 MLP 模型

Fig. 3 MLP model with two hidden layers

入时,便组成如图 2 的神经元层状结构。多个神经元层依次连接,就构成了神经网络。

MLP 模型是目前众多神经网络模型中应用最为广泛的模型之一,它由输入层、输出层和 1 个或多个隐含层组成,每层有 1 个或多个节点,每个节点有 1 个或多个输入,但仅有 1 个输出。相邻层的节点通过一定的权值单方向互连,带有 2 个隐含层的 MLP 模型如图 3 所示。

1974 年,Werbos 最先提出 BP 算法^[2];1986 年,Rumelhart 等^[7]发展并完善了著名的 BP 算法。将 BP 算法应用于 MLP 模型之

报方法的比较是研究的 3 个主要方向。此外,随着预报要求的不断提高,对于神经网络模型的改进以及污染物排放总量的预报也逐渐开展起来。下面将从 5 个方面详细地介绍国内外神经网络在空气污染预报中的应用研究情况。

2.1 空气污染物浓度的短期预报

基于神经网络的空气污染预报模型,是用半经验的结果分析出污染物的变化趋势,属于随机模型。只要可以获得充足的观测数据,随机模型就可以进行短期实时预报,特别适合于气象数据在短期有较大变

与隐层的数目并不十分敏感。王灿星等^[17]通过构建并选用合适的 BP 网络对杭州市污染物浓度 (total suspended particulate——TSP) 进行预测研究,指出 BP 网络对不同的初始值会表现出不同学习能力,因此适应于环境参数变化较大的情况。

2.2 空气污染指数的预报

空气污染指数 (air pollution index——API) 就是将常规监测的几种空气污染物浓度简化成为单一概念性指标数值形式,并分级表征空气污染程度和空气质量状况,适合于表示城市的短期空气质量状况和变化趋势。目前,国际上普遍采用污染指数的形式向社会公众发布空气质量信息和环境管理决策。不同国家和地区记入 API 项目也不同,我国大陆地区主要包括 SO₂、NO₂、PM₁₀、CO、O₃。蒋大和等^[18]采用改进的 MLP 模型预报 PM₁₀、SO₂ 和 NO_x 的污染指数,发现未进行改进的 MLP 模型预报效果并不好,而经过改进后的 MLP 模型预报效果大大提高。由预报实验还得出,对于污染指数的预报至少需要 1 年的观测数据。此外,气象预报数据、API 观测数据的误差以及这些数据的代表性对于污染指数的预报都具有非常重要的影响。吴小红等^[19]在传统 BP 模型中引入自适应调节动量值的算法,经仿真对比后发现,该算法的学习速率和精度均高于传统算法,并且随着学习样本不断增加,其预测精度也会进一步提高。此外,目前该算法仅以一维时间序列进行预测以判断大气质量指标的变化趋势,还可以将此算法推广至多维时空上进行,以实现重要污染源方位的预测及污染源排放量变化趋势预测。

神经网络预测大多是将现有多个气象观测因子以及污染数据作为输入,最终空气污染数据作为输出来进行训练,必须将实际测得的各种影响因子数据带入神经网络结构才能进行预测,这就要求必须有充足的数据源。除了神经网络外,灰色系统也可以用于空气污染预报,灰色系统用于空

气污染预报时,只需较少数据就可以建模,但是,对于波动性较强的序列只能给出系统大致发展趋势。郎君等^[20]结合灰色理论中 GM(1,1)、无偏 GM(1,1) (记为 WPGM(1,1))、pGM(1,1) 和 BP 神经网络的特点,提出有机灰色神经网络预报模型 (网络结构如图 4 所示)。将一维序列通过 3 个灰色模型得到 3 组值作为神经网络的输入,原始序列作为神经网络输出,结合哈尔滨市近 3 年内空气污染指数变化规律,建立哈尔滨市月平均空气污染指数的有机灰色神经网络预报模型。结果表明,该模型拟合误差小、预报精度高。

2.3 污染物排放总量的预报

我国空气污染控制已经由初期的重点控制浓度指标逐步过渡到污染物排放总量指标,这样可以总体上控制某一地区大气环境质量状况,从而对大气污染综合治理进行总体优化,以最大限度地保护大气环境。当前,对污染物排放总量的预测常用一些传统方法,如最小二乘法、多元回归法等。但是,由于城市污染源量大、污染物产生方式和排放数量千差万别,对这种问题的传统研究方法具有一定局限性。赵慧宏^[21]利用 BP 网络对兰州市 1995–2000 年的工业 SO₂ 排放总量曲线进行拟合,结果表明,BP 网络能够较好地预测 SO₂ 排放总量,且具有预测精度高、对数据数量和精度要求不高、客观性较强的优点。此外,由于 BP 网络自学习、自适应能力以及其预测兰州市工业 SO₂ 排放量的科学普适性,因此 BP 网络同样可用于其他地区其他种类污染物排放总量的预测。

2.4 神经网络模型改进的研究

目前,用于空气污染预报的神经网络模型仍以 MLP 模型居多,尤其在國內,多以 BP 算法展开应用研究。但是,传统 BP 算法存在收敛速度慢、最小误差为局部极小值、网络泛化能力差、未考虑样本选择对系统学习影响等问题,实际预报效果并不十分理想。王俭等^[22]采用变步长、加动量项的方

法加速网络收敛、避免振荡现象,同时采用基于遗传算法的寻优策略确定最佳网络结构,并将改进的 BP 模型用于沈阳市某监测点冬季 SO₂ 日均含量预报中,得到令人满意的结果。神经网络能够通过学习和训练获得用数据表达的知识,除可以记忆已知信息外,神经网络还具有较强概括能力和联想记忆能力。然而神经网络也有缺点,其推理知识能力较弱,体现在网络连接权值上即是该表达较难理解。相对来说,模糊系统具有能够直接表示逻辑的显著优点,适于直接或高级知识表达,具有较强的逻辑功能,但它很难实现模糊规则的自动提取和隶属度函数的自动生成。因此如果把两者联系起来,将符号逻辑推理方法与联接机制方法进行结合,将数值逻辑方法和模糊逻辑方法进行结合,就会大大改善预报效果。Neagu 等^[23]开发了模糊神经网络模型并应用于 NO₂ 浓度预报中,实验表明,预报效果确实好于单独使用其中任何一种方法,尤其是能够比较准确地预报其他方法一般都不能预报的污染物浓度出现的峰值。

神经网络的泛化能力是用来表征网络对不在训练集中的样本仍能正确处理的能力,影响泛化能力的主要因素是网络结构和训练样本,那么,如何提高泛化能力,关键在于采用何种模型结构和从样本提取多少信息量,才能较精确地描述污染物浓度时间序列的内在规律。主成分分析技术是利用降维的思想,把相关的多指标转化为少数几个不相关的综合指标的一种多元统计分析方法。在神经网络模型中使用主成分分析方法来构造神经网络学习矩阵,可以浓缩众多预报因子的有用信息,起到显著的降维作用,同时由于各主成分正交性,可以使学习矩阵的输入节点减少重复信息和噪声。卢伟真等^[24]最先将主成分分析技术应用于 RBF 网络进行香港 RSP (Respirable Suspended Particulate)、NO_x、NO₂ 浓度预测,并将预测值与站点观测值进行比较,得出了该改进模型进行空气污染物预测较传统神经网络模型更有效的结论。黄海洪等^[25]运用 BP 网络与主成分分析相结合方法,建立南宁市 SO₂ 浓度预报模型,结果表明,主成分神经网络可以达到提高预报泛化性能及预报准确率的效果,具有很好的业务前景。黄世芹^[26]将 BP 模型中原来的性能函数

$$F = \text{mse} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2$$

调整为 $\text{mse}_{\text{reg}} = \gamma \text{mse} + (1 - \gamma) \text{msw}$, 其中 γ 为性能参数, e_i 、 t_i 、 a_i 分别表示第 i 个训练样本的训练误差、目标误差、网络输出,

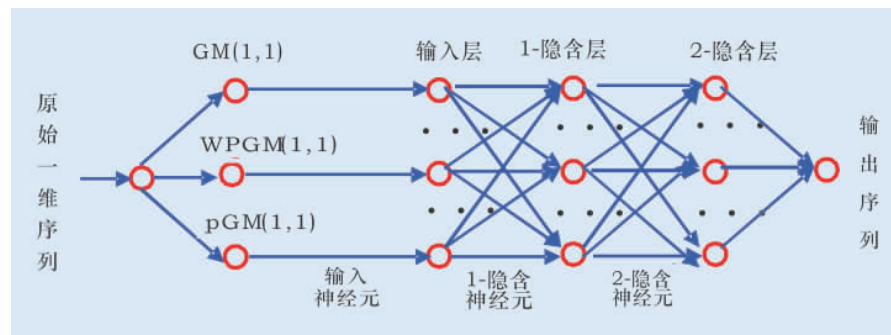


图4 有机灰色神经网络拓扑结构

Fig. 4 Topological structure of organic grey neural network

$msw = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega_j^2$, 为第 j 个节点的权值。应用泛化改进后的 BP 网络, 选用贵阳市 2001—2003 年的气象数据和环境监测资料按年度、季度分别建立预报模型, 结果表明, 该方法很好地解决了传统 BP 网络训练误差很小时一个新输入与对应目标输出具有较大误差的问题。

神经网络隐层的结点数对于网络的性能非常重要, 一般来说, 网络隐层节点数太少, 网络的容错性较差; 但隐结点数太多, 网络相对比较脆弱, 容易出现过度拟合。王文剑等^[27]开发了一种适应性的 ARBF (adaptive radial basis function——ARBF) 模型, 该模型可以根据实际需要灵活确定隐层节点个数, 避免网络训练过程中隐层节点过多或者节点过少的问题。他们将 ARBF 模型用于香港日最大 O_3 浓度预测, 结果表明, 该模型可以提供比较理想的预报结果, 并且预报结果优于 RBF 模型, 同时预报结果很少受季节变化影响。但是该模型对于地形变化较大的情况预测结果不够理想, 不适合于进行乡村地区预报。

2.5 神经网络与其他预报方法的比较研究

近年来, 随着灰色系统、模糊数学、遗传算法和神经网络等技术的发展, 空气污染预报方法出现了以污染物排放相关因素为基础的模型, 如回归分析方法、灰色预测模型、模糊识别方法、神经网络预测方法等。这些新的模型和方法主要是分析与空气污染物浓度相关的人口密度、工业耗煤、交通密度、饮食服务点密度和气象等因素之间关系, 根据实测数据推断这些相关因素发生新变化后的污染物浓度值。许多学者进行了神经网络与其他不同方法对空气污染预报结果的比较研究。

Yi 等^[28]使用 MLP 模型预测北美一个工业区日最大 O_3 浓度, 模型输入包括风速、风向、温度等 9 个因子。研究结果表明, 采用相同输入因子, MLP 模型模拟结果优于回归模型和 ARIMA (auto regressive integrated moving average——ARIMA) 时间序列模型。但是, MLP 模型并未考虑降雨影响, 因此, 在出现降雨时, MLP 的预测结果可能会存在很大误差。Gardner 等^[29]采用 MLP 模型模拟伦敦市 NO_x 、 NO_2 的浓度, MLP 模型预测结果优于多线性回归模型。此外, Perez 等^[30-33]所进行的对比预报实验也都表明, 神经网络, 尤其是 MLP 模型的应用, 可以较回归模型更好地预报空气污染物浓度随时间的变化趋势, 得出比较理想的预报结果。

Kolehmainen 等^[34]根据 1994—1998 年间斯德哥尔摩 NO_2 浓度和气象数据, 使用 5

种方法对 NO_2 浓度进行预测研究并进行比较。这 5 种方法是周期分量的回归方法、应用于 NO_2 原始时间序列的 MLP 模型、应用于 NO_2 原始时间序列的自组织映射 (self-organizing map——SOM) 神经网络模型、过滤掉周期分量后使用 MLP 模型、过滤掉周期分量后使用 SOM 模型。结果表明, 应用于 NO_2 原始时间序列的 MLP 模型预报结果最好。但是这 5 种方法都不能预报 NO_2 浓度峰值, 一般来说, 经验模型都很难捕捉到训练数据以外的特殊情况, 为进一步改善预报结果, 应该增加更多气象因子。此外, 还应该考虑大气的混沌现象, 使模式能够更好地解释污染物浓度非线性变化。李少华等^[35]根据大气污染物含量与气象要素的关系建立了污染物浓度小时预测的 RBF 网络, 网络采用在线自适应聚类学习算法, 不需要事先确定网络结构, 将 RBF 网络预报结果与 BP 网络进行比较, 得出 RBF 网络具有更好的预报结果。但是, 无论 RBF 网络还是 BP 网络都不能反映出污染物浓度峰值的变化趋势。Nunnari 等^[36]将 ANN、MNN (artificial neural networks with maximum likelihood cost function and conjugate gradient training algorithm)、WAG (wavelet functions with genetic algorithms)、NFU (neuro-fuzzy techniques)、GAM (generalised additive models)、LPH (local prediction in phase-space)、LIN (linear time-series model)、PER (persistence model) 等 8 种方法模拟 SO_2 浓度并进行比较, 结果表明, 单个使用任何一个模型都不能产生最优的预测, 相比之下推荐神经网络模型。Gorani 等^[37]使用 PNNs (Pruned Neural Networks)、LL (Lazy Learning)、FFNNs (Feed-Forward Neural Networks) 对米兰的 O_3 和 PM_{10} 进行预测, 结果表明, 3 种方法在预测准确性方面并无明显不同。其中, FFNNs 容易出现过拟合问题, 建模花费时间大, 而 LL 和 PNNs 都可以减少这些问题的发生。

尽管许多空气污染预报的实验都表明神经网络是一个可靠且经济的预报方法, 但是神经网络自身固有的局限性, 如过拟合现象、局部极小问题、网络的泛化能力、网络结构的确定等, 这些都阻碍着神经网络方法的业务化应用。SVM 模型以 VC 维理论以及结构风险最小化理论为基础, 改变传统思维中的降维为升维, 具有良好的泛化能力和推广能力, 能较好地解决小样本、非线性、高维数以及大规模的实际问题。卢伟真等^[38]使用 SVM 和 RBF 网络分别进行了空气污染物浓度的预测, 结果表明, SVM 预报效果优于 RBF。此外, Slini 等^[39]使用 CART (classification and regression trees)

——CART 和神经网络模型对希腊萨洛尼卡的 PM_{10} 进行了对比预报实验, 结果两种方法都可以预测 PM_{10} 的变化趋势, 其中 CART 方法预报结果更理想。

总之, 由于空气污染预报的复杂性, 采用一种预报方法往往不可能得到令人满意的预报结果, 因此, 根据预报的不同需要, 将多种预报方法联合应用, 充分发挥各预报方法的不同特点, 这样才能够比较准确地预测空气污染物的未来变化情况。

3 讨论与展望

随着神经网络理论和技术的不断发展, 它在空气污染预报领域的应用也越来越广泛, 以下几方面的研究将会得到更多关注。

1) 研究网络输入因子选取的方法。建立空气污染预报的神经网络模型, 关键是找出隐含于各气象要素和污染物浓度之间的规律, 设计最佳网络结构。空气污染受气象条件、污染源的变化、季节、人口密度、交通等多种因素的影响。充分考虑影响空气污染物浓度的各种因素, 采用合适的方法选取网络的输入因子, 是确定网络结构必不可少的一个重要环节, 这就要求研究人员在选取输入因子的方法上多下功夫, 以确保网络结构更加合理。

2) 探索适合于空气污染预报使用的神经网络模型和算法, 进一步提高网络的泛化能力。目前神经网络在空气污染预报领域中的应用研究, 尤其在国内外, 大多还是集中在传统 BP 算法的尝试和应用方面, 对于模型和算法的优化所做的工作较少, 网络的泛化能力还有待提高。网络的泛化能力是评价网络预报性能的一个重要指标, 神经网络模型对于历史样本数据拟合的精度高并不能说明网络预报效果就一定很好, 还需要考虑网络对于将来未知数据的预报效果。因此, 获得更高的预报精度、更快的收敛速度、更小的误差、更高的泛化能力、实现长期预报, 将是今后神经网络在空气污染预报领域应用的重要研究内容。

3) 提高监测系统和监测网络的性能。神经网络预测的效果还取决于训练数据的代表性和数据量的大小, 一般而言, 训练数据量较大的网络, 预测的精度也较高。另外, 由于神经网络使用大量的参数, 为避免出现过拟合现象, 也需要大量观测数据。因此, 对空气污染物浓度、气象条件、污染源强等因子进行长期监测, 以获得高质量和充足的观测数据, 从而提高预测准确度, 是进行空气污染预报一个非常重要的前期准备工作。

4) 将神经网络与遗传算法、模糊系统

理论、混沌理论、小波分析等技术相结合,应用于空气污染预报领域,将会是今后神经网络研究的一个重要方向。这样可以克服神经网络单独应用于空气污染预报中存在的问题,发挥不同方法之间各自的优势,进一步提高网络预测的精度、改善网络的预测性能。

参考文献 (References)

- [1] RAGA G B, MOYNE L L E. On the nature of air pollution dynamics in Mexico City – I. Nonlinear analysis [J]. Atmos Environ, 1996, 30(23): 3987–3993.
- [2] WERBOS P J. Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the Behavioral Science [D]. Harvard University, 1974.
- [3] LAPEDES A, FARBER R. Genetic database analysis with neural nets [C]. IEEE Conference on neural information processing systems—nature and synthetic—CART. USA: IEEE, 1987.
- [4] WEIGEND A S, RUMELHART D E, HUBERMAN B A. Predicting the future: a connectionist approach [J]. Journal of Neural Systems, 1990(1): 193–209.
- [5] BOZNAR M, LESJAK M, MLAKAR P. A neural network –based method for the short –term predictions of ambient SO₂ concentrations in highly polluted industrial areas of complex terrain [J]. Atmospheric Environment, 1993, 27B(2), 221–230.
- [6] 李祚泳,邓新民. 环境污染预测的人工神经网络模型[J]. 成都气象学院学报, 1997, 4(12): 279–283.
- [7] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning internal representations by error propagation[M]. Cambridge MA: MIT Press, 1986.
- [8] MLAKAR P, BOZNAR M. Short –term air pollution prediction on the basis of artificial neural networks [C]. International Conference on Air Pollution, Proceedings, Part 1, Southampton: Computational Mechanics, 1994.
- [9] RUIZ–SUAREZ J C, MAYORA–IBARRA O A, SMITH–PEREZ R. A neural network –based prediction model of ozone for Mexico City[C]. International Conference on Air Pollution Proceedings. Barcelona, Spain, 1994.
- [10] RUIZ–SUAREZ J C, MAYORA–IBARRA O A, TORRES–JIMENEZ J, et al. Short –term ozone forecasting by artificial neural networks [J]. Advances in Engineering Software, 1995(23): 143–149.
- [11] ABDUL–WAHAB S A, AL–ALAWI S M. Assessment and prediction of tropospheric ozone concentration levels using artificial neural networks [J]. Environmental Modelling & Software, 2002 (17): 219–228.
- [12] 万显列,杨凤林,王慧卿. 利用人工神经网络对空气中 O₃ 浓度进行预测 [J]. 中国环境科学, 2003, 23(1): 110–112.
- [13] PELLICIONI A, POLI U. Use of neural net models to forecast atmospheric pollution [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2000(65): 297–304.
- [14] MOK K M, TAM S C. Short–term prediction of SO₂ concentration in Macau with artificial neural networks [J]. Energy and Buildings, 1998(28): 279–286.
- [15] 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[J]. 环境科学研究, 2002, 15(5): 62–64.
- [16] 刘罡,李昕,胡非. 大气污染物浓度的神经网络预报 [J]. 中国环境科学, 2000, 20(5): 429–431.
- [17] 王灿星,祁国伟,何曦,等. BP 神经网络用于大气中颗粒物(TSP)预测的研究[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(4 增刊): 529–530.
- [18] JIANG D H, ZHANG Y, HU X, et al. Progress in developing an ANN model for air pollution index forecast[J]. Atmospheric Environment, 2004(38): 7055–7064.
- [19] 吴小红,康海燕,任德官. 基于神经网络中小城市空气污染指数预估器的设计 [J]. 数学的实践与认识, 2005, 35(2): 87–91.
- [20] 郎君,苏小红,周秀杰. 基于有机灰色神经网络模型的空气污染指数预测 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 26 (12): 1598–1601, 1704.
- [21] 赵慧宏. 兰州市 SO₂ 排放总量预测的 BP 人工神经网络模型 [J]. 甘肃环境研究与监测, 2001, 14(3): 157–159.
- [22] 王俭,胡筱敏,郑龙熙,等. BP 模型的改进及其在大气污染预报中的应用 [J]. 城市环境与城市生态, 2002, 15(5): 17–19.
- [23] NEAGU C –D, AVOURIS N, KALAPANIDAS E, et al. Neural and neuro–fuzzy integration in a knowledge–based system for air quality prediction[J]. Applied Intelligence, 2002(17): 141–169.
- [24] LU W Z, WANG W J, WANG X K, et al. Using improved neural network model to analyze RSP, NO_x and NO₂ levels in urban air in Mong KOK, Hong Kong [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2003 (87): 235–254.
- [25] 黄海洪,孙崇智. SO₂ 浓度主成分神经网络预报方法初探[J]. 上海环境科学, 2003(增刊): 171–174.
- [26] 黄世芹. 改进 BP 神经网络在城市环境大气污染分季节预报中的应用 [J]. 贵州气象, 2005, 29(3): 6–8.
- [27] WANG W J, LU W Z, WANG X K, et al. Prediction of maximum daily ozone level using combined neural network and statistical characteristics [J]. Environment International, 2003(29): 555–562.
- [28] YI J, PRYBUTOK V R. A neural network model forecasting for prediction of daily maximum ozone concentration in an industrialised urban area [J]. Environmental Pollution, 1996, 92(3): 349–357.
- [29] GARDNER M W, DORLING S R. Neural network modelling and prediction of hourly NO_x and NO₂ concentrations in urban air in London [J]. Atmospheric Environment, 1999(33): 709–719.
- [30] PEREZ P. Prediction of sulfur dioxide concentrations at a site near downtown Santiago, Chile [J]. Atmos Environ, 2001 (35): 4929–4935.
- [31] CHELANI A B, CHALAPATI R C V, Phadke K M, et al. Prediction of sulphur dioxide concentration using artificial neural networks [J]. Environmental Modelling & Software, 2002(17): 161–168.
- [32] 周秀杰,等. 基于 BP 网络的空气污染指数预报研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36(5): 582–585.
- [33] AGIRRE –BASURKO E, IBARRA –BERASTEGI G. MADARIAGE I. Regression and multilayer perceptron –based models to forecast hourly O₃ and NO₂ levels in the Bilbao area [J]. Environmental Modelling and Software, 2006, 21(4): 430–446.
- [34] KOLEHMAINEN M, MARTIKAINEN H, RUUSKANEN J. Neural networks and periodic components used in air quality forecasting [J]. Atmospheric Environment, 2002(35): 815–825.
- [35] 李少华,董向元,于静梅. 基于神经网络的大气污染预报方法的研究 [J]. 东北电力学院学报, 2003, 23(4): 2–4.
- [36] NUNNARI G, DORLING S, SCHLINK U, et al. Modelling SO₂ concentration at a point with statistical approaches [J]. Environmental Modelling & Software, 2004 (19): 887–905.
- [37] GORANI G. Air quality prediction in Milan: feed–forward neural networks, pruned neural networks and lazy learning [J]. Ecological Modelling, 2005(185): 513–529.
- [38] LU W Z, WANG W J. Potential assessment of the “support vector machine” method in forecasting ambient air pollutant trends [J]. Chemosphere, 2005(59): 693–701.
- [39] SLINI T, KAPRARA A, KARATZAS K, et al. PM₁₀ forecasting for Thessaloniki, Greece [J]. Environmental Modelling & Software, 2006(21): 559–565.

(责任编辑 赵佳)