

# 改进小波神经网络用于火电厂污染物排放量的预测

苏银皎<sup>1</sup> 苏铁熊<sup>2</sup> 王大振<sup>3</sup> 马理强<sup>2</sup>

(中北大学机械与动力工程学院 太原 030051)<sup>1</sup> (中北大学朔州校区 朔州 036000)<sup>2</sup>

(山西大学自动化系 太原 030013)<sup>3</sup>

**摘要** 小波神经网络是神经网络学习的一种,其网络结构与典型的 BP 神经网络类似,隐含层所用函数为小波基函数,改进的小波神经网络相比于之前在数据预测方面有了明显的提高。火电厂的污染问题是关系到整个国计民生的大问题,如果能将小波神经网络的预测能力应用于实际生产过程,将十分有助于促进国家经济发展,提高人民生活质量。

**关键词** 小波神经网络,附加动量项, Morlet 函数, 污染物, 预测

**中图法分类号** TP29 **文献标识码** A

## Improved Wavelet Neural Network Used for Prediction of Pollutant Emissions in Thermal Power Plants

SU Yin-jiao<sup>1</sup> SU Tie-xiong<sup>2</sup> WANG Da-zhen<sup>3</sup> MA Li-qiang<sup>2</sup>

(School of Mechanical and Power Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)<sup>1</sup>

(North University of China Shuozhou, Shuozhou 036000, China)<sup>2</sup>

(Automation Department, Shanxi University, Taiyuan 030013, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Wavelet neural network is a kind of neural network learning, and network structure is similar to the typical BP neural network. The function of the hidden layer is the wavelet basis function. The improved wavelet neural network has the obvious improvement in data prediction. The pollution problem of the power plant is related to the whole national economy and people's livelihood. If we can apply wavelet neural network prediction ability in actual production process, it will help to promote national economic development, and improve people's quality of life.

**Keywords** Wavelet neural network, Additional momentum item, Morlet functions, Pollutants, Predict

### 1 引言

我国煤炭资源储量丰富,以煤炭为主的能源结构决定了我国电力行业以火力发电为主。截至 2014 年底,我国发电装机容量中火电为 91569 万千瓦(含煤电 82524 万千瓦、气电 5567 万千瓦),占全部装机容量的 67.4%<sup>[1]</sup>。火电机组如此庞大的发电量在电力行业中具有举足轻重的地位,但是发电所排放的粉尘、SO<sub>2</sub> 以及 NO<sub>x</sub> 等污染物对环境造成的污染也是相当严重的。特别是近年来我国北方大部分城市出现雾霾天气的天数明显增加,节能降耗、清洁燃烧已经势在必行。2014 年 7 月 1 日,被称为史上最严的《火电厂大气污染物排放标准》已经正式施行,即要求氮氧化物、二氧化硫、烟尘排放分别在 50 毫克/立方米、35 毫克/立方米、5 毫克/立方米以下<sup>[2]</sup>。火电行业迎来“近零排放”时代,要实现这一目标仍然需要付出很大的努力。如果能提前预测污染物在某一时段的排放量,预知排放量有超标的可能,从而控制系统就有足够的时间作出反应,并尽可能采取控制措施,预防污染物排放量超标,从而就能将污染物的排放量控制在一个合理的范围之内。

### 2 小波理论

小波分析是针对傅里叶变换的不足发展而来的。傅里叶变换是信号处理领域中应用最广泛的一种分析手段,然而它有一个严重的不足之处,即是变换时抛弃了时间信息,无法通过变换结果判断某个信号发生的时间,即傅里叶变换在时域中没有分辨能力。小波是一种长度有限、平均值为 0 的波形,它的特点包括:

- 1) 时域内都具有紧支集或近似紧支集;
- 2) 直流分量为 0。

小波函数是由一个母小波函数经过平移与尺寸伸缩得到的,小波分析即把信号分解成一系列小波函数的叠加。小波函数是指把某一基本小波函数  $\phi(t)$  平移  $\tau$  后,再在不同尺度  $a$  下与待分析的信号  $x(t)$  做内积。具体公式如下:

$$f_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, a > 0 \quad (1)$$

等效的时域表达式为,

$$f_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(\omega) \phi(a\omega) e^{j\omega\tau} dt, a > 0 \quad (2)$$

本文受山西省高校重点学科建设项目(20130166),山西省科技攻关项目(20140321022-02),朔州市科技攻关项目(2013-33-38,2013-33-40)资助。苏银皎(1991-),女,硕士,主要研究方向为火电厂节能减排等, E-mail: 15035133954@163.com; 苏铁熊(1963-),男,博士生导师,主要研究方向为机动武器系统工程, E-mail: sutiexiong@nuc.edu.cn; 王大振(1985-),男,硕士,主要研究方向为火电厂污染物排放控制, E-mail: 15602505241@163.com; 马理强(1984-),男,博士,主要研究方向为计算流体力学的无网格技术, E-mail: maliqiang007@163.com。

其中,  $\tau$  和  $\alpha$  是参数,  $\tau$  相当于使镜头相对于目标平行移动,  $\alpha$  相当于使镜头向目标推进或远离。从式(1)、式(2)中可以看出, 小波分析能够通过小波基函数的变换分析信号的局部特征, 并且在二维情况下具有信号方向选择能力。因此, 该方法作为一种数学理论和分析方法, 开始蓬勃发展起来, 并在各个工程领域中得到了广泛的应用。目前, 小波分析已成为信号处理强有力的工具, 典型的有语音信号处理、医学信号处理、图像信息处理、机械故障诊断等<sup>[3]</sup>。

### 3 小波神经网络(WNN)

小波神经网络是一种以 BP 神经网络拓扑结构为基础, 把小波基函数作为隐含层节点的传递函数, 信号前向传播、误差反向传播的神经网络<sup>[4]</sup>。小波神经网络的拓扑结构如图 1 所示。

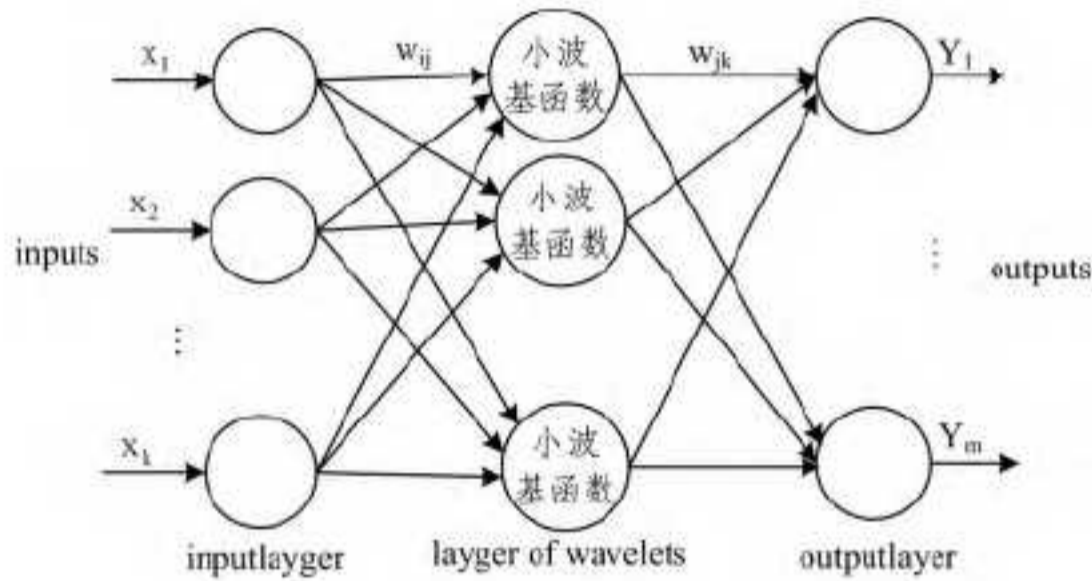


图 1 小波神经网络拓扑结构图

图 1 中,  $x_1, x_2, \dots, x_k$  是小波神经网络的输入参数;  $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$  是小波神经网络的预测输出;  $\omega_{ij}$  和  $\omega_{jk}$  为小波神经网络权值。

在输入信号序列为  $x_i (i=1, 2, \dots, k)$  时, 隐含层输出的计算公式为:

$$h(j) = h_j \left( \frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right), j=1, 2, \dots, l \quad (3)$$

其中,  $h(j)$  为隐含层第  $j$  个节点的输出值;  $\omega_{ij}$  为输入层和隐含层的连接权值;  $b_j$  为小波基函数  $h_j$  的平移因子;  $a_j$  为小波基函数  $h_j$  的伸缩因子;  $h_j$  为小波基函数。

小波神经网络输出层的计算公式为:

$$y(k) = \sum_{i=1}^l \omega_{ik} h(i), k=1, 2, \dots, m \quad (4)$$

其中,  $\omega_{ik}$  为隐含层到输出层的权值;  $h(i)$  为第  $i$  个隐含层节点的输出;  $l$  为隐含层节点数;  $m$  为输出层节点数。小波神经网络权值参数修正算法类似于 BP 神经网络权值修正算法, 采用梯度修正法修正网络的权值和小波基函数参数, 从而使小波神经网络预测输出不断逼近期望输出。小波神经网络修正过程如下:

#### 1) 计算网络预测误差

$$e = \sum_{k=1}^m y_n(k) - y(k) \quad (5)$$

其中,  $y_n(k)$  为期望输出;  $y(k)$  为小波神经网络预测输出。

#### 2) 根据预测误差 $e$ 修正小波神经网络权值和小波基函数系数

$$\begin{aligned} \omega_{n,k}^{(i+1)} &= \omega_{n,k}^i + \Delta \omega_{n,k}^{(i+1)} \\ a_k^{(i+1)} &= a_k^i + \Delta a_k^{(i+1)} \\ b_k^{(i+1)} &= b_k^i + \Delta b_k^{(i+1)} \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $\Delta \omega_{n,k}^{(i+1)}$ 、 $\Delta a_k^{(i+1)}$ 、 $\Delta b_k^{(i+1)}$  根据网络预测误差计算得到。

$$\begin{aligned} \Delta \omega_{n,k}^{(i+1)} &= -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^i} \\ \Delta a_k^{(i+1)} &= -\eta \frac{\partial e}{\partial a_k^i} \\ \Delta b_k^{(i+1)} &= -\eta \frac{\partial e}{\partial b_k^i} \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $\eta$  为学习速率。

Morlet 小波是余弦调制小波, 在时频域中同时具有较高的分辨率。另外, Morlet 小波基具有计算稳定、误差小和对干扰的鲁棒性能好等优点, 因此本文采用 Morlet 小波, 其小波基函数为 Morlet 母小波基函数, 数学公式为:

$$y = \cos(1.75x) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (8)$$

其函数图形如图 2 所示。

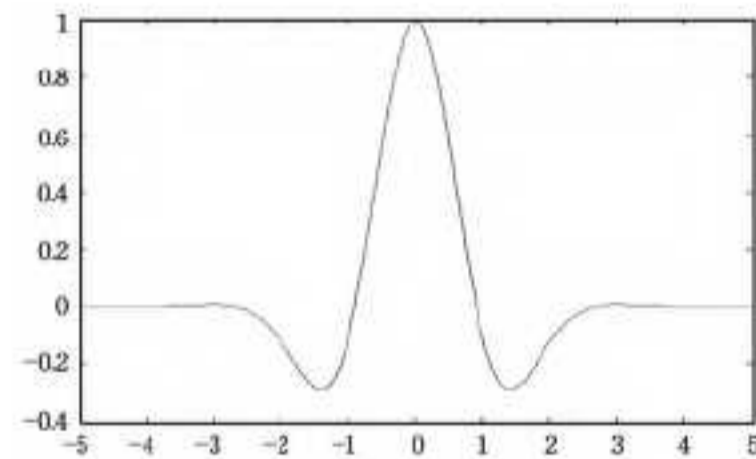


图 2 Morlet 母小波基函数图形

小波神经网络算法的训练步骤如下:

- 1) 网络初始化。随机初始化小波函数伸缩因子  $a_k$ 、平移因子  $b_k$  以及网络链接权重  $\omega_{ij}$  和  $\omega_{jk}$ , 设置网络学习速率  $\eta$ 。
- 2) 样本分类。把样本分为训练样本和测试样本, 训练样本用于训练网络, 测试样本用于测试网络的预测精度。
- 3) 预测输出。把训练样本输入网络, 计算网络预测输出, 并计算网络输出和期望输出的误差  $e$ 。
- 4) 权值修正。根据误差  $e$  修正网络权值和小波函数参数, 使网络预测值逼近期望值。
- 5) 判断算法是否结束, 若没有结束, 返回步骤 3。

### 4 改进小波神经网络(IWNN)

传统神经网络的权重和阈值的修正办法都是基于梯度下降法的, 小波神经网络也是如此。这种方法进化缓慢并且容易陷入局部最小, 可以采用附加动量项的方法来提高网络学习效率。在反向传播算法中, 学习率  $\eta$  越小, 从上一次迭代到下一次结果中的网络权重的变化量就越小, 但是解的轨迹空间会变得光滑, 然而  $\eta$  减小后, 学习速率会下降, 学习时间就会加长。另一方面, 如果  $\eta$  的值太大, 就可能会使网络的权重变化量不稳定, 发生振荡。为此, DE. Rmuelhart 博士提出了一种改进方法, 其既可以保证学习速率不受影响, 又可以使网络变化过程中不发生震荡<sup>[5,6]</sup>。在修改规则中增加一个动量项, 表示为:

$$\Delta \omega(n) = -\eta \frac{\partial e(\omega)}{\partial \omega(n)} + k \Delta \omega(n-1), n=1, 2, \dots \quad (9)$$

式中, 第一项表示常规算法权重的修正量, 第二项是附加的动量项,  $k$  表示动量项系数。可以仿照传统的 BP 神经网络将其应用到小波神经网络权重和参数的修正公式中, 附加动量项的权重和参数修正公式为:

$$\begin{aligned} \omega_{n,k}(i+1) &= \omega_{n,k}^i(i) + \Delta \omega_{n,k}(i+1) + k * (\omega_{n,k}(i) - \omega_{n,k}(i-1)) \\ a_k(i+1) &= a_k(i) + \Delta a_k(i+1) + k * (a_k(i) - a_k(i-1)) \end{aligned}$$

$$b_k(i+1) = b_k(i) + \Delta b_k(i+1) + k * (b_k(i) - b_k(i-1)) \quad (10)$$

其中,  $k$  为动量项学习速率, 其值一般是凭经验选取或者随机选取, 其他参数的计算可由式(7)得到。

从式(10)可以看出, 在原学习规则的基础上, 末尾添加了一项表示上一时刻的权重变化量的动量项, 伸缩因子和平移因子的修正规则相同。有了动量项之后, 学习速率  $\eta$  就可以适当增大, 这样就不必担心增大学习速率  $\eta$  之后网络会变得震荡而不受控制。附加的动量项记忆了上一时刻权重、平移因子和尺度因子的修正量, 带有一定的惯性, 不会因为学习速率变大而导致整个修正过程变得不稳定。附加动量项的另外一个作用就是防止权重和参数的修正过程陷入局部最小值。如果修正的过程中遇到了  $\omega(n) = \Delta\omega(n-1)$  的情况, 修正过程就会停止, 这就是所谓的陷入局部最小点。而附加动量项之后, 因为动量项记录的是上一时刻权重和参数的修正量, 所以即使当前时刻  $\omega(n) = \Delta\omega(n-1)$ , 也不会出现  $\Delta\omega(n) = 0$  的情况。附加动量项之后既保证了收敛速度, 又避免了陷入局部最小点的情况, 使网络性能得到大大改善。

## 5 电厂污染物排放量预测

随着国民经济的快速发展, 全国范围内对于电力的需求在不断增加。火力发电在整个电力行业占据主导地位, 在承担主要发电任务的同时, 也不可避免地带来了环境的污染。煤高温燃烧后排气成分主要包括氮气、二氧化碳、一氧化碳、水蒸气、二氧化硫、氮氧化物及以 PM 颗粒物为主要的烟尘。对于常用的低硫煤, 燃烧后未作后处理的废气中的主要成分仍然是氮气, 体积含量约为 77%, 而二氧化碳和水蒸气体积含量约为 22%, 剩下的二氧化硫、氮氧化物和 PM 颗粒物排放约占 1%。二氧化碳和水蒸气是碳氢化合物完全燃烧的产物, 其中二氧化碳是全球“温室效应”的罪魁祸首, 大量二氧化碳排入大气致使全球气候变暖, 造成越来越严重的生态灾害; 二氧化硫、氮氧化物是形成酸雨的重要因素, 而火电厂烟尘排放是直接导致雾霾天气的主要因素[7]。特别是近年来, 雾霾天数持续增加, 污染加剧, 一系列治理污染的相关政策相继出台, 其中就包括对于火电厂污染物排放量的限制。

主要针对二氧化硫(SO<sub>2</sub>)、氮氧化物(NO<sub>x</sub>)、烟尘颗粒物的排放量进行预测。预测方法根据时间跨度的不同又可分为长期预测和短期预测, 长期预测一般以年、月、天为单位, 短期预测一般以小时、分钟为单位。由于污染物的排放量需要实时监测, 因此采用短期预测的方法, 以分钟为单位, 实现方法如图 3 所示。

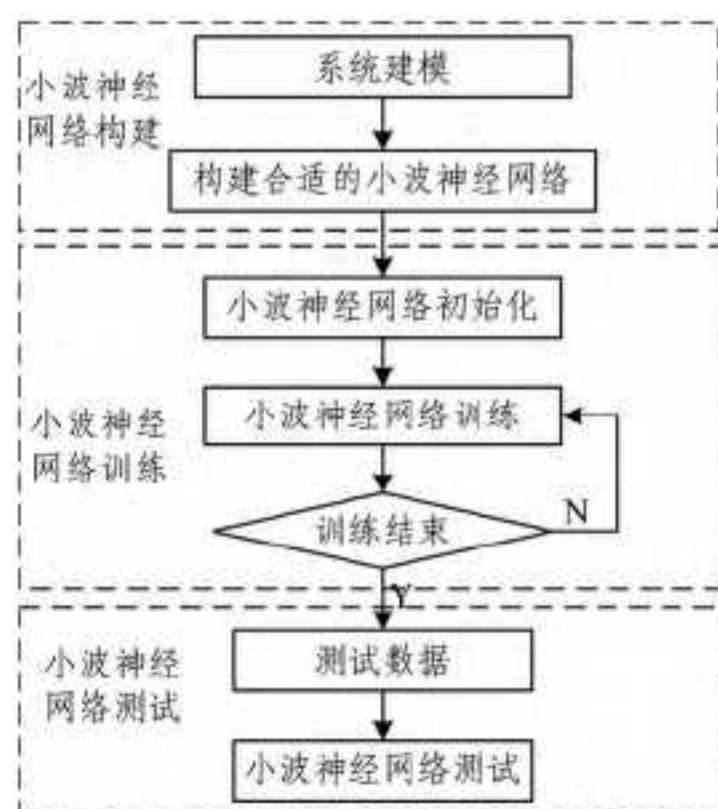


图 3 小波神经网络算法流程图

## 6 模型建立

以山西某电厂 2×300 MW 循环流化床机组为例进行研究。实际运行经验表明, 本时段的污染物排放量与前几个时段的排放量有关, 上一时段污染物的积累情况会影响下一时段污染物的排放量, 而且呈现出准周期的特性。首先采集 5 天内的 SO<sub>2</sub>、NO<sub>x</sub> 以及烟尘颗粒的排放量数据, 每隔 10 分钟记录一次, 共 720 组数据点, 其中取前 4 天的 576 组数据点为训练数据, 用来训练小波神经网络, 用第五天的 144 组数据点作为测试数据, 用训练好的小波神经网络预测第五天的污染物排放量[8]。

根据经验, 三层神经网络理论上已可以逼近任何期望输出, 所以小波神经网络设计时采用输入层、隐含层、输出层的三层结构。其中输入层有 4 个节点, 为前 4 个时间点的污染物排放量数据, 隐含层有 6 个节点, 由 Morlet 小波基函数构成, 输出层有 1 个节点, 为当前时间点的污染物预测排放量; 网络权值在参数初始化时随机得到。为了便于数据处理并保证程序的收敛性, 实测的数据需要经过归一化处理, 输出结果再进行反归一化以得到实际的输出值[9]。常用的归一化方法使数据归一化到 [-1, 1]。具体的公式为:

$$\text{归一化: } y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

$$\text{反归一化: } x_i = (x_{\max} - x_{\min})y_i + x_{\min}$$

## 7 结果分析

为了验证预测结果的好坏, 判断是否满足要求, 定义以下指标[10]:

1) 估计误差均方根值

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

2) 估计误差最大绝对值

$$MaxAE = \max |y_i - \hat{y}_i|$$

3) 估计误差最小绝对值

$$MinAE = \min |y_i - \hat{y}_i|$$

4) 估计误差平均绝对值

$$MeanAE = \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \right)$$

其中,  $y_i$  为实际排放量,  $\hat{y}_i$  为预测排放量。

在 MATLAB 中分别建立小波神经网络预测模型和附加动量项小波神经网络预测模型, 仿真效果如图 4—图 9 所示。

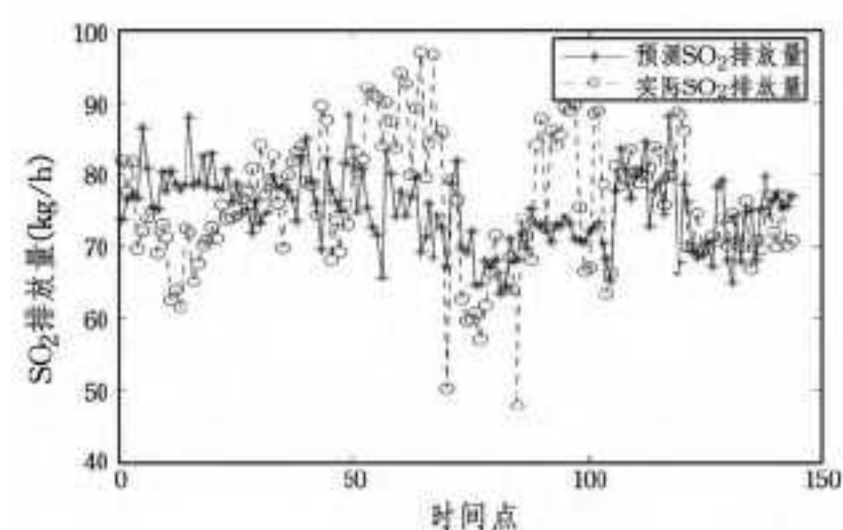


图 4 WNN 用于 SO<sub>2</sub> 排放量预测图

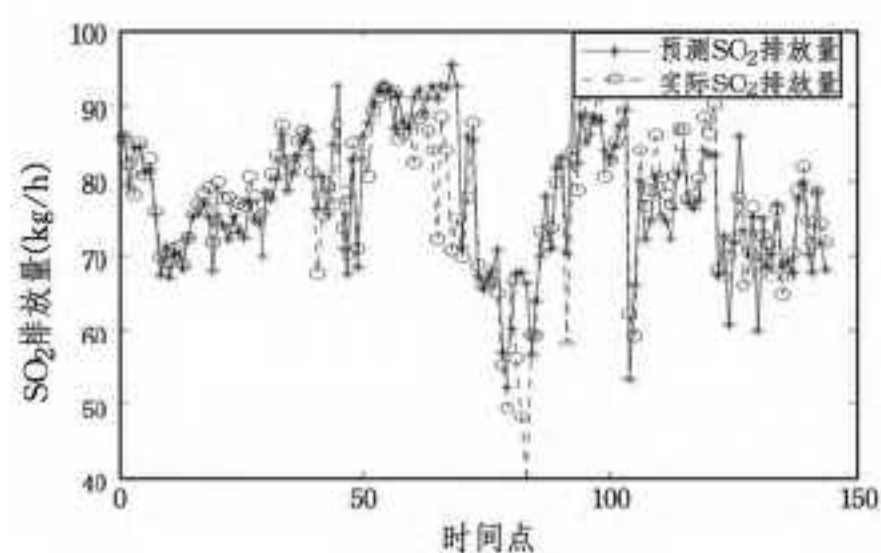


图5 IWNN用于SO<sub>2</sub>排放量预测图

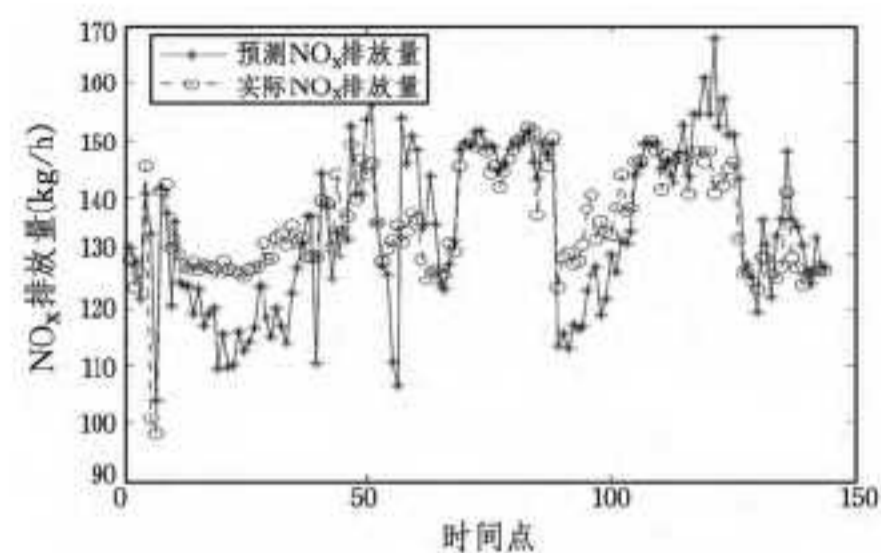


图6 WNN用于NO<sub>x</sub>排放量预测图

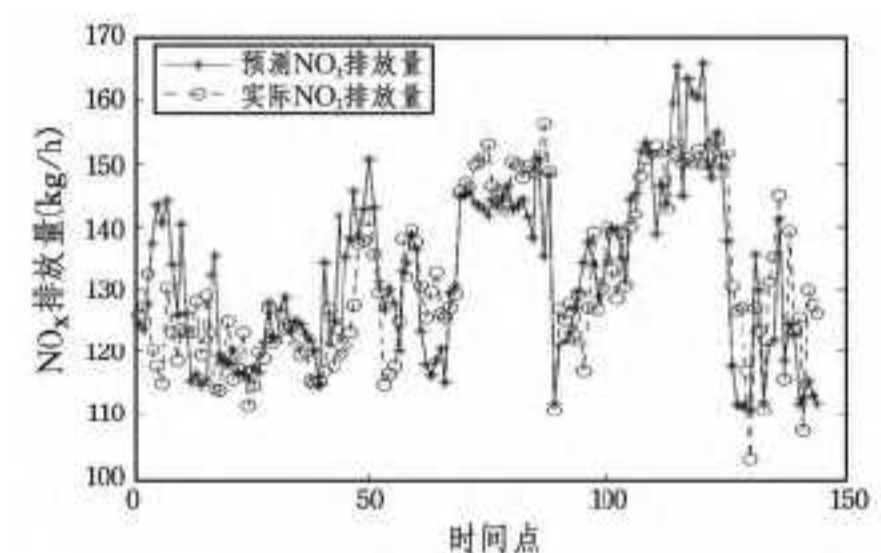


图7 IWNN用于NO<sub>x</sub>排放量预测图

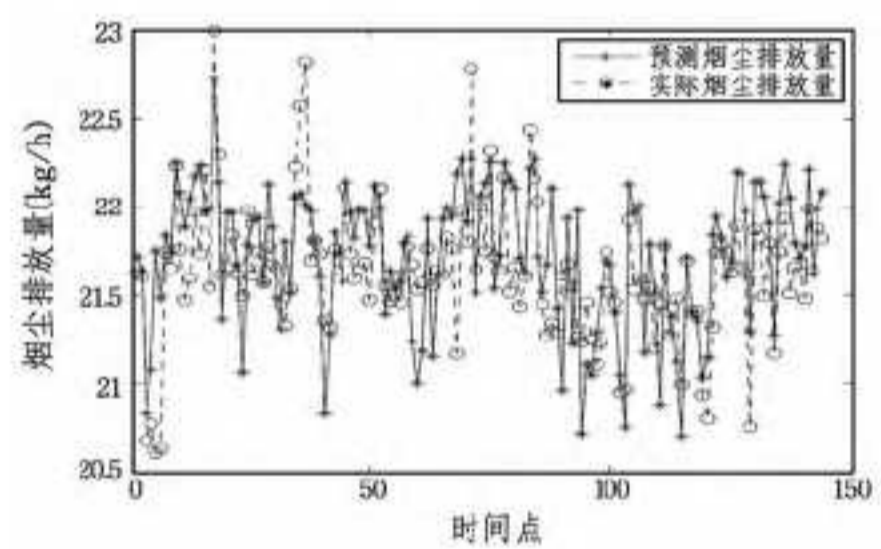


图8 WNN用于烟尘颗粒排放量预测图

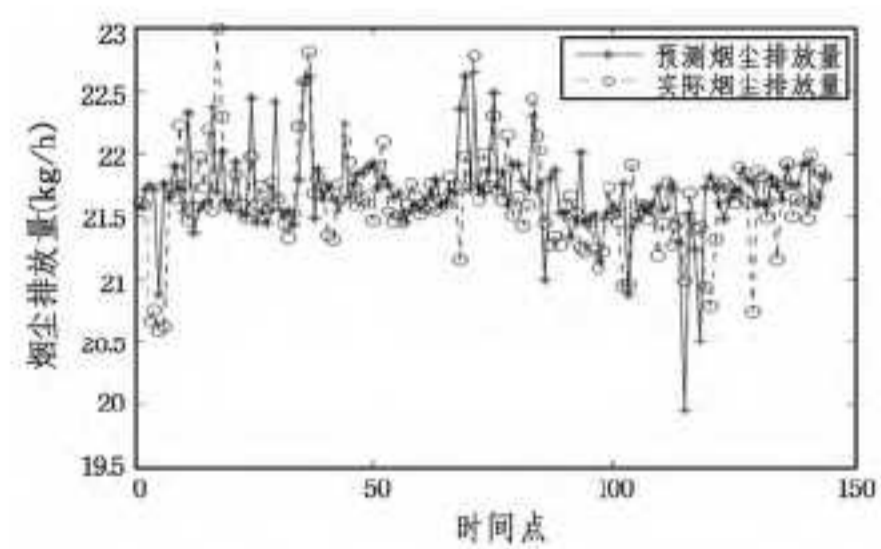


图9 IWNN用于烟尘颗粒排放量预测图

由以上仿真效果图可以看出,附加动量项后的小波神经网络预测结果跟踪实际值的情况更好。无论数据怎样变化,小波神经网络都能很好地反映出数据的变化趋势,多数情况下可以准确地预测出污染物排放量的值。而附加动量项之后,输出结果误差更小,跟踪效果也更好,预测数据与实际数

据几乎完全重合。下面将对各性能指标进行对比,如表1所列。

表1 不同污染物排放量预测误差

Error	项目	WNN	IWNN
RMSE	二氧化硫	0.5644	0.4783
	氮氧化物	1.5023	1.3491
	烟尘颗粒	1.2376	1.2287
MaxAE	二氧化硫	5.97	5.42
	氮氧化物	7.28	6.98
	烟尘颗粒	8.12	6.54
MinAE	二氧化硫	0.38	0.27
	氮氧化物	0.78	0.69
	烟尘颗粒	1.03	0.88
MeanAE	二氧化硫	0.8772	0.7988
	氮氧化物	1.5731	1.3247
	烟尘颗粒	1.2097	1.2219

由表1可以看出,附加动量项的小波神经网络各项指标都优于没有附加动量项的小波神经网络。相对于数据的变化和实际运行需要,误差在可以接受的范围内。将此模型应用于污染物排放量的预测有着十分重要的指导意义。

结束语 附加动量项的小波神经网络提高了网络学习效率,将其应用于火电厂污染物排放量预测的结果表明,该模型具有很好的预测精度和泛化性能。火电厂的污染物排放对环境的污染是相当严重的,如果不能得到有效的控制,将对人们的生产生活甚至子孙后代都产生巨大的影响。虽然目前国家相继出台了一系列措施来治理污染,但因为火电厂发电是一个连续的生产过程,其工艺的特殊性导致任何控制手段都有一定的滞后性,如果能提前预测出污染物排放量,或者是能判断出其增减趋势,对于控制污染、保护环境都将是十分重要的。

### 参考文献

- [1] 刘明才. 小波分析及其应用[M]. 北京, 清华大学出版社, 2013
- [2] 姜爱萍. 混沌时间序列的小波神经网络预测方法及其优化研究[M]. 上海, 上海大学出版社, 2013
- [3] 贺清碧, 黄大荣, 杨永琴. 基于小波分析和多项式细分定位的超分辨率图像重建算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(3): 313-316
- [4] 郑剑, 白响恩, 肖英杰, 等. 组合小波分析与神经网络的船舶缆绳载荷预测[J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 254-257
- [5] 陈艳. 小波神经网络在平整机液压控制系统的应用[J]. 液压与气动, 2012(2): 84-86
- [6] 徐超, 魏连鑫, 王卫新. 基于小波网络的上证指数预测实证分析[J]. 时代金融, 2011(24): 146
- [7] 肖芬, 高协平. 参数可变系统时间序列短期预测方法[J]. 软件学报, 2006, 17(5): 1042-1050
- [8] 王贺, 胡志坚, 陈珍. 基于集合经验模态分解和小波神经网络的短期风功率组合预测[J]. 电工技术学报, 2013, 28(9): 137-144
- [9] 田学民, 王强, 邓晓刚. 一种引入动量项的小波神经网络软测量建模方法[J]. 化工学报, 2011, 62(8): 2238-2242
- [10] 赵学智, 邹春华, 陈统坚, 等. 小波神经网络的参数初始化研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2003, 31(2): 77-79, 84