

# 基于输入参数优化选择的BP神经网络预测垃圾焚烧酸性气体原始排放浓度研究

张瑛华<sup>1</sup>,王明峰<sup>2</sup>,刘博洋<sup>3</sup>,张明阳<sup>2</sup>

(1. 中国恩菲工程技术有限公司, 北京 100038; 2. 赣州恩菲环保能源有限公司, 江西 赣州 341113;

3. 苏州大学, 江苏 苏州 215031)

**[摘要]** 为准确预测垃圾焚烧发电厂SO<sub>2</sub>、HCl酸性气体原始排放浓度,采用Copula函数探讨了多运行参数与酸性气体排放之间的相关性大小,并选择相关性较大的参数作为原始浓度预测的输入参数,建立了酸性气体原始浓度BP神经网络预测模型。以某垃圾焚烧电厂实测运行数据进行实例分析,证明了上述分析方法和预测模型的有效性。

**[关键词]** 垃圾焚烧; 酸性气体; Copula函数; BP神经网络

**[中图分类号]** X773

**[文献标志码]** B

**[文章编号]** 1003-8884(2022)05-0001-04

**DOI:** 10.19611/j.cnki.cn11-2919/tg.2022.05.001

## 0 引言

近年来,生活垃圾焚烧发电技术以其减量化、资源化、无害化的优势特点,在国内生活垃圾处理处置领域蓬勃发展,所占比重越来越大。2014年,国家发布实施了修订后的《生活垃圾焚烧污染控制标准》(GB 18485—2014),对生活垃圾焚烧厂产生的二氧化硫、氮氧化物、氯化氢等污染物排放限值大幅收紧,对焚烧厂整体运营水平也提出了更高的要求。因此,垃圾焚烧后烟气的脱硝脱酸成为生活垃圾焚烧厂运营控制的重要环节,HCl与SO<sub>2</sub>排放浓度也是焚烧厂日常监测的重要指标之一。

由于焚烧过程本身具有非线性、时变性、强耦合性和大滞后等特性,难以建立起关键运行参数与污染物排放原始浓度之间的精确机理模型。通过监测烟囱入口烟气污染物排放指标,反馈控制烟气净化系统,难以达到烟气脱酸精准控制的目的。因此,对

原始排放浓度进行预测,开展烟气净化预控,是经济高效脱硝脱酸的有效途径。

本文利用垃圾焚烧电厂实际运行测量的多维度数据,探讨了多运行参数与酸性气体排放之间的Copula函数相关性大小;基于BP神经网络建立了多参数融合的原始浓度排放预测模型;通过垃圾焚烧电厂运行数据,对BP神经网络模型进行训练,并预测了HCl、SO<sub>2</sub>排放浓度。预测结果与实测结果对比,模型预测具有较好的一致性。

## 1 分析方法

### 1.1 酸性气体原始排放浓度影响因素的工艺理论分析

烟气中酸性气体主要包括HCl、SO<sub>2</sub>等成分。HCl主要由垃圾中含氯有机物(如PVC等)燃烧产生,另外垃圾中无机氯化物(如NaCl)与其它物质反应也会产生HCl。SO<sub>2</sub>通常由垃圾中含硫化合物燃烧时氧化所致。生活垃圾的组成、垃圾焚烧量、焚烧状态等因素都会影响产生的烟气污染物成分。

#### 1.1.1 垃圾组分影响分析

由于生活垃圾成分不能实时在线检测,但按服务范围 and 季节却呈现一定的稳定性。因此,影响烟气酸性气体污染物原始浓度的垃圾成分中Cl、S元素含量,在服务范围 and 季节一定的情况下,波动很小,对烟气中SO<sub>2</sub>、HCl污染物原始浓度排放影响可

**[收稿日期]** 2022-08-12

**[作者简介]** 张瑛华(1977—),女,河南开封人,正高级工程师,硕士,主要研究方向为固废处理及烟气净化。

**[基金项目]** 国家重点研发计划资助(2018YFC1901300)

**[引用格式]** 张瑛华,王明峰,刘博洋,等.基于输入参数优化选择的BP神经网络预测垃圾焚烧酸性气体原始排放浓度研究[J].有色设备,2022,36(5):1-4.

以忽略。

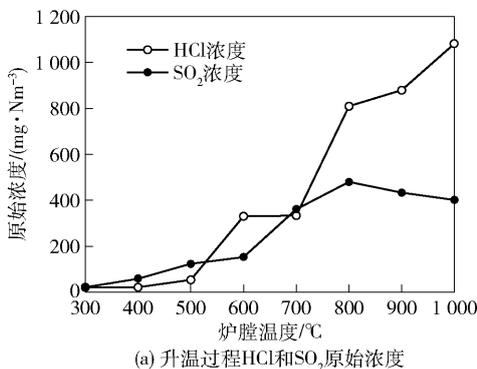
本文建议,在垃圾焚烧电厂的实际运行中,对不同季节垃圾的酸性气体原始排放浓度预测时,可采用与给定组分比对,定期对组分变化系数进行调整。

### 1.1.2 垃圾焚烧量影响分析

垃圾焚烧量变化,烟气中  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  的含量发生变化,对应于生成烟气量的波动,原始污染物排放浓度必然变化。垃圾焚烧电厂的实际运行中,垃圾焚烧量反应在运行实时检测数据上,对应于炉排推料器的速度或位置。

### 1.1.3 焚烧状态影响分析

垃圾焚烧发电厂运行,在焚烧处理生活垃圾目标量的前提下,应该保证焚烧炉安全稳定运行。即对应确定的给料量,过量空气系数在合理范围,合理分配一二次风量,焚烧炉内燃烧状态稳定。此时,生成的烟气中  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  污染物原始浓度排放稳定、波动小,对应于给定焚烧量,烟气中  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  污染物原始浓度最小。



因此,焚烧状态控制保证焚烧炉稳定运行,对于烟气中  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  污染物原始浓度排放至关重要。

### (1) 焚烧状态因素

根据垃圾焚烧发电厂实际运行分析,焚烧炉稳定运行,主要涉及的执行器指令有一二次风门、风机频率、炉排速度。因此,这些执行器动作对于生成的烟气中  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  污染物原始浓度有直接影响。

### (2) 炉膛温度

在燃烧工况中,根据相关文献数据<sup>[1]</sup>,升温及降温工况时,炉膛温度对  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  排放浓度的影响曲线如图1所示。因此,维持合理的炉膛温度范围,对于降低  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  原始排放浓度具有重要意义。

由于炉膛温度是焚烧炉焚烧状态的一个综合反映指标,即不仅由上面的焚烧状态执行器指令决定,又涉及垃圾成分、垃圾热值和给料量等因素,而垃圾焚烧过程是一个具有非线性、时变性、强耦合性和大滞后的复杂过程。因此,鉴于炉膛温度对  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  生成的影响,应作为焚烧状态另一个重要的影响因素。

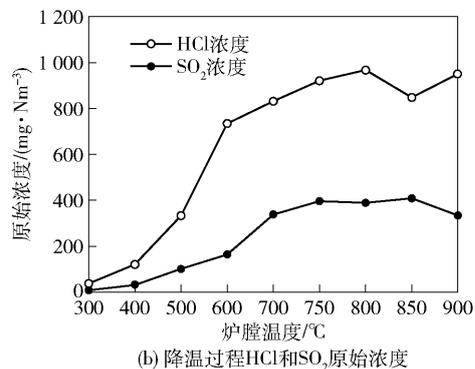


图1 炉膛出口温度对  $\text{SO}_2$ 、 $\text{HCl}$  原始排放浓度影响

## 1.2 酸性气体原始排放浓度影响因素的数学相关性分析

在垃圾焚烧发电厂实际运行中,本文运用数学相关性分析,在垃圾焚烧状态的众多参数中,分析并选用影响烟气原始排放浓度的关键参数,排除其他参数对预测结果的影响。

参与燃烧的垃圾量和氧气量是垃圾焚烧状态的两个重要设计和运行参数,贯穿垃圾焚烧过程,即:干燥段、燃烧段和燃烬段。垃圾在炉排上的传输速度快慢和推料器位置会直接影响垃圾量;垃圾焚烧过程中的氧气量通过鼓入的一、二次风提供。

由于垃圾焚烧电厂运行参数与酸性气体排放之间不是线性关系,为此,本文采用 Copula 函数分析

各运行参数与酸性气体排放的相关性。

Sklar 在 1959 年提出了 Copula 理论,该理论是用来研究相关性的一个非常有效的方法。Copula 函数为相依函数或者连接函数,它是把多维随机变量的联合分布用其一维边际分布连接起来的工具。Copula 函数作为变量间依赖机制的工具,包含了随机变量的几乎所有依赖信息。如果传统线性相关系数不能确定是否能正确测量变量之间的相关关系,则 Copula 函数有助于分析变量之间的相关关系。

基于 Copula 函数的相关性度量包含变量间的秩相关系数  $\tau$  与尾部相关系数  $\lambda$ <sup>[2]</sup>。

Kendall 秩相关系数  $\tau$  用于反映分类变量相关性的指标,适用于两个变量均为有序分类的情况。

Kendall 相关系数的取值范围在  $-1$  到  $1$  之间,当  $\tau$  为  $0$  时,表示两个随机变量是相互独立的;当  $\tau$  为  $-1$  时,表示两个随机变量拥有完全相反的等级相关性;当  $\tau$  为  $1$  时,表示两个随机变量拥有一致的等级相关性。

尾部相关系数  $\lambda$  描述的是,当一个随机变量取极端值即较小或较大的值时,该变量对另一个随机变量取值的影响<sup>[2]</sup>。

表 1 为 16 个运行参数及炉膛出口温度与 HCl、SO<sub>2</sub> 原始浓度的相关性分析结果。其中可以看出,稳定燃烧时,一次风量及配比、二次风量与酸性气体排放浓度相关性较大,特别是燃烧中段的风量影响最大(燃烧炉排及燃烬炉排一段),应当作为燃烧控制的重点。另外推料器位置和炉膛出口温度,对酸性气体的排放影响较大。炉排速度对酸性气体的排放影响较小,可以忽略。

表 1 运行参数与酸性气体相关性系数

项目内容	SO <sub>2</sub> 浓度		HCl 浓度	
	$\lambda$	$\tau$	$\lambda$	$\tau$
燃烬炉排二段一次风量	-0.241	-0.164	-0.147	-0.102
燃烬炉排一段一次风量	-0.355	-0.236	-0.127	-0.089
燃烧炉排三段一次风量	-0.595	-0.376	-0.368	-0.243
燃烧炉排二段一次风量	-0.234	-0.160	-0.305	-0.204
燃烧炉排一段一次风量	-0.146	-0.102	-0.064	-0.045
干燥炉排一次风量	0.132	0.099	-0.223	-0.153
二次风流量	0.334	0.264	0.150	0.112
1#干燥炉排速度	-0.131	-0.092	-0.092	-0.065
1#燃烧炉排速度	-0.057	-0.041	-0.075	-0.053
2#干燥炉排速度	-0.115	-0.080	-0.075	-0.053
2#燃烧炉排速度	-0.063	-0.044	-0.065	-0.046
1#燃烬炉排速度	0.072	0.053	0.079	0.059
2#燃烬炉排速度	0.075	0.055	0.086	0.063
2#推料器位置反馈	0.370	0.295	0.313	0.245
1#推料器位置反馈	0.351	0.278	0.301	0.236
炉膛出口温度	0.396	0.318	0.285	0.222

结合上述分析结果,HCl、SO<sub>2</sub> 原始排放浓度主要影响因素为:燃烧炉排二段、三段一次风及燃烬炉排一段一次风、二次风、炉膛出口温度、推料器位置。

因此,取以上主要影响因素为 BP 神经网络预测的输入数据。

## 2 结果与讨论

### 2.1 HCl、SO<sub>2</sub> 原始排放浓度预测

#### 2.1.1 BP 神经网络设计

BP 神经网络是 umelthant McClelland 于 1986 年提出的,是目前应用最为广泛的一种人工神经网络<sup>[3-4]</sup>。它的学习过程主要有信号的正向传播和误差的反向传播两个部分。迭代过程中,权值和阈值周而复始调整,从而使该网络输出逼近期望的信息。

建立含有一个隐含层的多输入、多输出的 BP 神经网络预测模型,选取燃烧炉排二段、三段一次风及燃烬炉排一段一次风、二次风量、炉膛温度、推料器位置等 7 个参数作为输入层,两种酸性气体原始浓度作为输出层,实际运行数据作为训练样本。

经过多重迭代计算,选择了最优的隐含层神经元个数,隐藏层和输出层激励函数均采用双曲正切 Sigmoid 函数。BP 神经网络预测模型拓扑结构如图 2 所示。

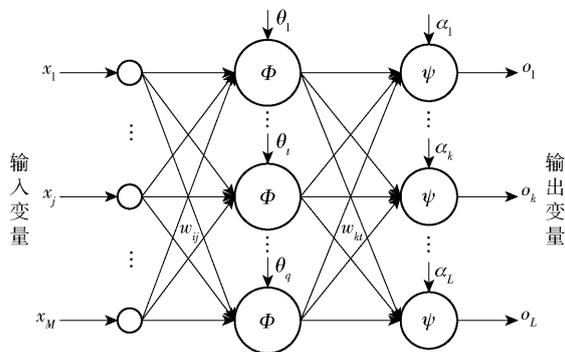


图 2 BP 神经网络预测模型拓扑结构

图 2 中, $x$  输入, $O$  输出, $\Phi$ 、 $\psi$  分别为隐含层和输出层激励函数, $w$  权重, $\theta$ 、 $\alpha$  分别为隐含层和输出层阈值。

#### 2.1.2 学习样本与训练

本文设置神经网络的允许精度  $\text{eps}$  为  $10^{-5}$  和最大学习次数 90 000,训练样本为 1 500 个。原始数据进行预处理及归一化处理,将输入和输出所有数据转化为  $[-1, 1]$  之间的数据。

为便于后续现场烟气净化预控程序扩展,采用结构化语言软件编写原始浓度预测的全部代码。为增加收敛速度和保持训练的稳定性,在进行阈值调

整计算时增加了动量项  $\alpha$ , 这里  $\alpha$  是动量常数,  $0 \leq \alpha < 1$ 。当误差梯度出现局部极小时, 能够跳出局部极小区域, 加快迭代收敛速度。

神经网络训练迭代的误差曲线如图 3 所示, 计算收敛良好, 最终误差精度控制在  $3.036 \times 10^{-6}$  以下。

### 2.2 现场实测与预测结果对比

现场数据预测和测量结果进行对比, 如图 4 所示。

由图 4 可见, BP 神经网络预测模型预测结果与测量结果符合性较好, 满足工程应用的需要。

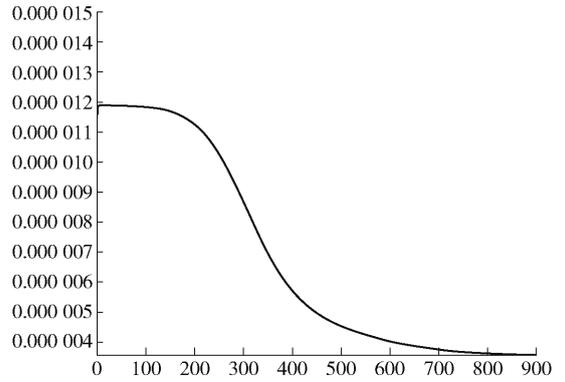


图 3 神经网络训练迭代的误差曲线

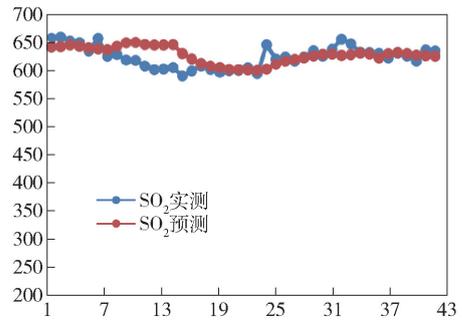
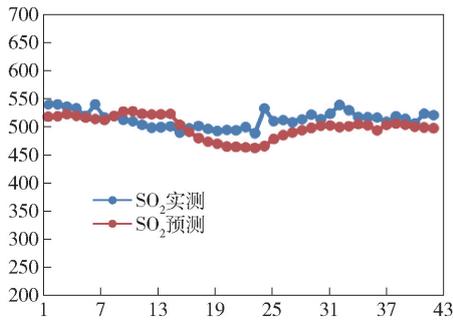


图 4 现场数据预测和测量结果对比

## 3 结论

(1) 垃圾焚烧工艺理论分析, HCl、SO<sub>2</sub> 原始排放浓度受垃圾组分、焚烧垃圾量和焚烧状态影响。

(2) 垃圾焚烧数学相关性分析, 垃圾成分给定时, 一次风量及配比、二次风量、推料器位置及炉膛温度对 HCl、SO<sub>2</sub> 原始排放浓度相关性最大。

(3) 基于多参数融合的 BP 神经网络预测模型能够很好地预测难以数学建模的焚烧参数与 HCl、SO<sub>2</sub> 原始浓度直接的非线性关系。

(4) 本文模型计算结果与现场实测结果具有很好的 consistency, 可作为烟气净化的预控指标。

### [参考文献]

- [1] 杨仕桥. 生活垃圾焚烧发电厂酸性气体排放控制研究 [D]. 北京: 清华大学, 2013.
- [2] 常虹. COPULA 理论在文本分类算法与学生成绩分析中的应用 [D]. 天津: 天津工业大学, 2018.
- [3] Pierre C. Three algorithms for estimating the domain of validity of feed forward neural networks [J]. Neural Networks, 1994, 7(1): 169 - 174.
- [4] Flood I, Kartam N. Neural networks in civil engineering I: principles and understanding [J]. Journal of Computing Civil Engineering, 1994, 8(2): 131 - 148.

(下转第 9 页)

that the lattice constant of the alloy decreases with the addition of Sc, Zn and B; the addition of Sc, Zn and B elements enhances the hardness of Ag-4Cu-0.5Ni due to the effect of fine grain strengthening and second phase strengthening. On the other hand, the addition of Sc, Zn and B produces more grain boundaries and defects, which enhances the scattering during electron transport and leads to a decrease in the conductivity of Ag-4Cu-0.5Ni.

**Key words:** AgCuNi; alloy; mechanical properties; electrical properties



(上接第 4 页)

## Study of BP Neural Network for Predicting Original Emission Concentration of Acid Gas of Waste Incineration Based on Optimal Selection of Input Parameters

ZHANG Ying-hua, WANG Ming-feng, LIU Bo-yang, ZHANG Ming-yang

**Abstract:** In order to accurately predict the original emission concentrations of SO<sub>2</sub> and HCl acid gases from waste-to-energy incineration plants, a BP neural network prediction model for original concentrations of acid gas was established by using the Copula function to explore the magnitude of correlation between multiple operating parameters and acid gas emissions, and the parameters with greater correlation as input parameters for original concentration prediction were selected. The effectiveness of the above analysis method and prediction model is demonstrated by an example analysis with actual measured operational data of a waste incineration plant.

**Key words:** waste incineration; acid gas; Copula function; BP neural network

