

# 基于模糊神经网络的燃煤锅炉炉膛结渣特性研究

朱超<sup>1</sup>, 郁翔<sup>1</sup>, 李峰<sup>1</sup>, 周熙宏<sup>2</sup>, 毕凌峰<sup>2</sup>, 杨冬<sup>2</sup>

(1. 国网陕西省电力公司电力科学研究院, 陕西 西安 710100; 2. 西安交通大学 动力工程多相流国家重点实验室, 陕西 西安 710049)

**摘要:**当前,我国电力行业仍以煤炭为主要能源消耗品,加之电站锅炉常用燃煤中的硫含量与灰分较高,易造成受热面的积灰和结渣,而炉膛严重结渣将限制锅炉出力,威胁机组运行的经济性与安全性,因此,开发一种全面、综合的结渣预测模型对锅炉炉膛结渣程度有效监测非常关键。将模糊数学理论与 BP 神经网络相结合,构建适用于燃煤电站锅炉炉膛结渣特性判定的模糊神经网络。在选择输入评判指标时,从煤灰本身考虑其结渣特性,同时将无因次炉膛最高温度纳入模型,考虑锅炉运行情况,使判别依据更加全面,共选取了分辨率较高且最具代表性的 6 个因素作为本模型的输入判别指标。采用 4 种不同类型的隶属函数,将判别指标模糊化后,作为模糊神经网络的模型输入,并与不进行模糊化处理的神经网络对比,根据统计学原理,选用出现概率最大的结果作为最终评判指标,增加预测结果的精确度。针对华能秦岭电厂 660 MW 超临界锅炉 BMCR 负荷运行时炉膛结渣情况,采用构造好的炉膛结渣模糊神经网络模型进行预测。结果表明,该机组在燃用华亭煤时,炉膛结渣判别指标软化温度、硅比、硅铝比、碱酸比、综合指标、炉膛无因次最高温度分别为 1 220 ℃、58.71、1.63、0.48、2.55、0.982,为重度结渣。在适当掺烧黄陵 1 号煤时,各项指标则分别为 1 255 ℃、71.02、2.04、0.31、2.15、0.958,为中等结渣,因此可采用掺烧优质煤来改善炉膛结渣状况。该模型预测结果准确,为综合评价锅炉炉膛的结渣特性提供了新方法。

**关键词:**燃煤锅炉;炉膛结渣;模糊理论;神经网络;隶属函数;模式识别

中图分类号:TK229 文献标志码:A 文章编号:1006-6772(2022)04-0175-08

## Slagging characteristics of coal fired boiler furnace based on fuzzy neural network

ZHU Chao<sup>1</sup>, YU Xiang<sup>1</sup>, LI Feng<sup>1</sup>, ZHOU Xihong<sup>2</sup>, BI Lingfeng<sup>2</sup>, YANG Dong<sup>2</sup>

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Shaanxi Electric Power Company, Xi'an 710100, China; 2. State Key Laboratory of Multiphase Flow in Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** At present, coal is still the main energy consumption in the power industry. In addition, the sulfur content and ash content in the commonly used coal for power station boilers is high, which is easy to cause ash and slagging on the heated surface. The serious slagging in the furnace will limit the output of the boiler and threaten the economy and safety of the unit operation, therefore, the development of a comprehensive and comprehensive slagging prediction model will be the focus of further research, which is very important to effectively monitor the degree of slagging in boiler furnace and its development trend. Combining fuzzy mathematics theory with BP neural network, a fuzzy neural network suitable for judging characteristics of slagging in the furnace of coal-fired power plant was constructed. When selecting the input evaluation index, not only its slagging characteristics from the coal ash itself were considered, but also the dimensionless furnace maximum temperature, which reflects the slagging judgment index of unit operation, was incorporated into the model. Taking the operating conditions of the boiler into account, the judgment basis is more comprehensive. A total of 6 factors with higher resolution and the most representative were selected as the input discriminant indicators of this model. Four different types of membership functions were used to fuzz the discriminative index as the input of the fuzzy neural network model, and the neural network without fuzzification was used

收稿日期:2021-01-22;责任编辑:张鑫 DOI:10.13226/j.issn.1006-6772.21012201

基金项目:国网陕西省电力公司科技资助项目(5226KY19004H)

作者简介:朱超(1988—),男,河南安阳人,高级工程师,博士。E-mail:zhuchao\_xjtu@163.com

通讯作者:郁翔(1967—),男,陕西凤翔人,高级工程师。E-mail:yuxiang3853@163.com

引用格式:朱超,郁翔,李峰,等.基于模糊神经网络的燃煤锅炉炉膛结渣特性研究[J].洁净煤技术,2022,28(4):175-182.

ZHU Chao, YU Xiang, LI Feng, et al. Slagging characteristics of coal fired boiler furnace based on fuzzy neural network[J].

Clean Coal Technology, 2022, 28(4): 175-182.



移动阅读

as the comparison. According to the principles of statistics, the result with the highest occurrence probability was selected as the final evaluation index to increase the accuracy of the prediction result. The results show that when the unit burns Huating coal, the furnace slagging discrimination indexes softening temperature, silicon ratio, silicon aluminum ratio, alkali acid ratio, comprehensive index and the dimensionless maximum temperature of the furnace are 1 220 °C, 58.71, 1.63, 0.48, 2.55 and 0.982 respectively, which are severe slagging. When Huangling No. 1 coal is properly mixed, it is 1 255 °C, 71.02, 2.04, 0.31, 2.15 and 0.958 respectively, which is medium slagging. Therefore, proper blending of high-quality coal can be used to improve the slagging condition of the furnace. The prediction result of this model is accurate, which can provides a new way to comprehensively evaluate the slagging characteristics of the boiler furnace.

**Key words:** coal-fired boiler; furnace slagging; fuzzy theory; neural network; membership function; pattern recognition

## 0 引 言

当前,我国电力行业仍以煤炭为主要能源消耗,加之电站锅炉常用燃煤中的硫含量与灰分较高,易造成受热面的积灰和结渣,而炉膛严重结渣将限制锅炉出力,威胁机组运行的经济性与安全性<sup>[1-3]</sup>。锅炉炉膛结渣是一个不断加剧过程,一旦发生结渣,炉内水冷壁的吸热减少,导致水冷壁外壁温与灰渣温度升高,加上灰渣表面不平滑,灰渣更易发生黏附,加剧结渣过程<sup>[4]</sup>。炉膛结渣包含一系列错综复杂的物理及化学反应,不仅涉及煤灰的结渣特性,还受到煤燃烧、炉内传热传质及管壁与灰渣静电吸附等因素影响<sup>[5]</sup>。我国常用的判断燃煤结渣特性的指标较多<sup>[6]</sup>,主要考虑灰分熔点和影响灰熔融温度的灰分成分,也开发出许多研究煤灰结渣特性的特殊方法,但存在很大局限性。单一结渣判别指标分辨率较低,综合判别指标并未充分考虑主要影响因素。因此,开发一种全面、综合性的结渣预测模型将是进一步研究重点,可对锅炉炉膛结渣程度进行有效监测<sup>[7-9]</sup>。杨冬等<sup>[6]</sup>依据煤灰渣组分工业分析,建立了综合指标判据与单一指标判据的超临界锅炉结渣趋势预判程序,该模型虽然运算速度快、结构简单,但预测准确率偏低,且无法预测锅炉燃煤不均匀时炉内情况。王宏武<sup>[10]</sup>采用不同的聚类算法预处理燃煤电站锅炉结渣指标,通过支持向量机算法(SVM)预测炉膛结渣趋势,该方法在选择不同的聚类算法和聚类指标时,预测结果变化较大,若想获得较高的预测精确度,则需进行多个分类计算,计算量较大。任林等<sup>[11]</sup>提出一种优化量子粒子群(QPSO)算法,建立了优化量子粒子群算法改进隶属函数的模糊 SVM 燃煤电站锅炉结渣倾向预判模型,通过与试验结果对比,该模型准确度较好,但单一优化改进量子粒子群算法具有较大局限性。

判定锅炉炉膛的结渣特性可被视为典型的模式识别问题,而神经网络的一个重要功能是模式识别技术<sup>[11]</sup>。在上述研究基础上,笔者将模糊数学理论

和神经网络相结合,采用4种不同类型的隶属函数,将判别指标模糊化后,作为模型输入,并将不进行模糊化处理的神经网络作为对比,根据统计学原理,选用出现概率最大的结果作为最终指标,构造了炉膛结渣的模糊神经网络模型,以此判定华能秦岭电厂660 MW 超临界锅炉常用混煤的结渣特性,为综合评价锅炉炉膛的结渣特性提供了新方法。

## 1 模糊神经网络的拓扑结构

### 1.1 BP 神经网络算法

神经网络算法不仅具有自我学习功能,能快速找到最优解,还有很强的泛化能力和一定的容错能力,最显著特点在于超强的非线性映射能力<sup>[12-13]</sup>。BP 算法即多层前馈网的误差反向传播算法(Back Propagation),在神经网络中的应用极为广泛,其核心思想是将每一个神经元的均方根误差当作目标函数,依据不同训练算法优化修正阈值与权值,将全局误差调整到最小<sup>[14]</sup>。运算过程由2部分组成:输入样本的前向计算与误差的逆向散布,其结构如图1所示,初始运算循环中,由已知的样本输入数据,结合初始化的阈值与权值计算各隐层和输出层神经元的输入和输出,根据神经元的实际输出和期望输出得到目标函数,依据不同训练函数对阈值与权值求偏导来获得修正值,依照输出层—隐层—输入层的顺序逆向修正参数,网络反复迭代计算,当达到设置的循环次数或要求的精度时,结束循环。

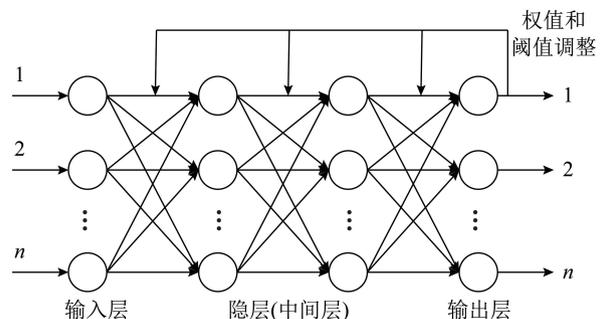


图1 BP神经网络的组成结构

Fig.1 Composition structure of BP neural network

BP神经网络的前向计算:

$$y_j^m = f \left( \sum_{i=1}^n w_{ij}^m x_i^m - \theta_j^m \right), \quad (1)$$

式中,  $y_j$  为对应神经元的输出值;  $m$  为迭代计算次数;  $j$  为层数;  $f$  为传递函数;  $n$  为神经元总个数;  $i$  为神经元序数;  $w_{ij}$  为权值;  $x_i$  为对应神经元的输入值;  $\theta_j$  为阈值。

误差的反向传播过程:

均方误差  $E$ :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (R_i - y_i), \quad (2)$$

式中,  $R_i$  为对应  $x_i$  的期望输出向量。

$$w_{ij}^{m+1} = w_{ij}^m + \Delta w_{ij}^m = w_{ij}^m - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (3)$$

$$\theta_j^{m+1} = \theta_j^m + \Delta \theta_j^m = \theta_j^m - \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_j}, \quad (4)$$

其中,  $\Delta w$  为对应步长下权值的变化量;  $\eta$  为动量梯度下降算法中的步长, 也称学习算子或收敛因子 ( $0 < \eta < 1$ );  $\Delta \theta$  为对应步长下阈值的变化量。

BP 神经网络是一种有监督式的学习算法, 其使用分为 2 个过程: ① 学习过程, 根据输入的学习样本, 不断调整输入层与隐层、隐层与输出层间的权值和阈值, 使输入与输出间建立特定的非线性映射关系, 只有建立科学、有效的学习网络才能利用此网络实现后续计算预测。神经网络学习过程如图 2 所示。② 计算过程, 输入计算样本, 利用上述建好的各层间权值、阈值对样本进行计算, 得到预测结果。可以看出神经网络预测结果的精确度取决于学习网络输入、输出的准确性及广泛性, 因此需保证学习样本尽可能准确和全面。

## 1.2 模糊逻辑与神经网络的结合

炉膛结渣是一个模糊化的概念, 结渣程度是一个由轻变重的历程, 笔者应用“模糊化”概念, 将模糊数学理论与 BP 神经网络算法串联型结合, 使用模糊数学理论, 采用 4 种不同类型的隶属度函数将判别结渣程度的 6 个指标模糊化后作为模型的输入, 以 3 种不同的炉膛结渣程度, “轻微”、“中等”与“严重”作为模型的输出, 构成模糊神经网络模型, 再根据上述 BP 算法进行训练, 最终可以用于预判锅炉炉膛的结渣特性。

## 2 炉膛结渣模糊神经网络模型

### 2.1 输入判别指标的确定

造成锅炉炉膛结渣的主要原因不仅包括煤灰自身因素, 还包括锅炉炉膛结构、运行参数 2 类外部因素<sup>[15]</sup>。目前我国判别结渣的指标较多, 各指标在对

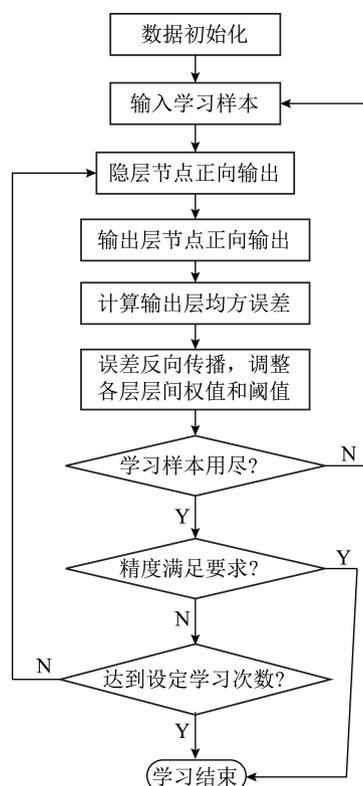


图 2 神经网络学习过程

Fig.2 Neural network learning process

应的适用范围内具有一定精度<sup>[16]</sup>, 仅靠单一指标很难准确预测结渣特性, 其中硅比  $R(\text{Si})$  和软化温度  $t_2$  准确度最高<sup>[17]</sup>。另外选择代表煤灰成分特性的指标如碱酸比  $R(\text{B/A})$ 、硅铝比  $R(\text{Si/Al})$  以及准确度最高的综合指标  $R$  作为炉膛结渣的判别指标。此外, 考虑到锅炉运行方式对炉膛结渣特性影响, 引入炉膛无因次最高温度  $\psi_1$ , 确定了 6 个评价指标, 各指标表达式<sup>[17]</sup> 具体为

$$R(\text{Si}) = \frac{100w(\text{SiO}_2)}{w(\text{CaO}) + w(\text{MgO}) + w(\text{SiO}_2) + \varphi(\text{Fe}_2\text{O}_3)}, \quad (5)$$

$$\varphi(\text{Fe}_2\text{O}_3) = 1.43w(\text{Fe}) + 1.11w(\text{FeO}) + w(\text{Fe}_2\text{O}_3), \quad (6)$$

$$R(\text{B/A}) = \frac{w(\text{K}_2\text{O}) + w(\text{CaO}) + w(\text{Na}_2\text{O}) + w(\text{MgO}) + w(\text{Fe}_2\text{O}_3)}{w(\text{Al}_2\text{O}_3) + w(\text{SiO}_2) + w(\text{TiO}_2)}, \quad (7)$$

$$R = 5.41 - 0.002t_2 + 1.24R(\text{B/A}) - 0.02R(\text{Si}) + 0.28R(\text{Si/Al}), \quad (8)$$

$$\psi_1 = \frac{1144 + 249 \ln \left\{ B_j Q_d / [2ab(a+b)\eta_i C_a \xi] \right\}}{t_2}, \quad (9)$$

$$\xi = 1 - \frac{0.535F_w}{2(a+b)(h+3)}, \quad (10)$$

其中,  $w$  为质量分数;  $\varphi$  为当量;  $a$ 、 $b$  分别为炉膛宽度、深度,  $m$ ;  $B_j$  为计算燃料消耗量,  $kg/s$ ;  $Q_d$  为煤的低位发热量,  $kJ/kg$ ;  $\eta_i$  为二次风层数;  $\xi$  为卫燃带修正系数;  $C_a$  为二次风距,  $m$ ;  $F_w$  为卫燃带面积,  $m^2$ ;  $h$  为燃烧器高度,  $m$ 。不同判别指标的结渣评价标准见表 1。

表 1 不同判别指标的评价标准

Table 1 Evaluation criteria of discriminant indexes

评判指标	轻微	中等	严重
$R(Si/Al)$	$<1.87$	$1.87 \sim 2.65$	$>2.65$
$t_2/^\circ C$	$>1\ 390.1$	$1\ 260.5 \sim 1\ 390.1$	$<1\ 260.5$
$R(Si)$	$>78.8$	$66.1 \sim 78.8$	$<66.1$
$R(B/A)$	$<0.208$	$0.208 \sim 0.400$	$>0.400$
$R$	$<1.5$	$1.5 \sim 2.5$	$>2.5$
$\psi_1$	$<0.960$	$0.960 \sim 1.064$	$>1.064$

## 2.2 输入判别指标的模糊化

通常将锅炉炉膛结渣情况划分为“轻微”、“中等”、“严重”3种程度。由于结渣程度难以量化,不同结渣程度之间没有明确的界限,因此引入每一个指标的隶属度函数将其模糊化处理,求得指标相应的不同结渣程度的隶属度。利用隶属度函数将输入判别指标模糊化,得到模糊集合,作为神经网络模型的输入。采用不同隶属度函数对输入数据进行处理,得到不同的模糊集合,作为神经网络计算数据初始值计算时会得到不同结果,分别利用4种隶属函数对每一输入项进行了模糊化处理:三角形(Trimf)、梯形(Trapmf)、高斯形(Gaussmf)以及 $\pi$ 形(Pimf),另设一传统神经网络(No-fuzzy)即不进行模糊化处理的神经网络与上述4种模糊化处理后的网络进行比较,4种隶属函数的数学模型如图3所示。

以硅比  $R(Si)$  为例,分别写出了三角形隶属函数对应不同结渣程度的表达式。其他判别指标函数形式相似,构造各种类型的隶属度函数,求得不同判别指标的隶属度。

$$r_1 = \begin{cases} 1, & x \geq 78.8 \\ (x-72.45)/6.35, & 72.45 \leq x < 78.8, \\ 0, & x < 72.45 \end{cases} \quad (11)$$

$$r_2 = \begin{cases} 0, & |x-72.45| \geq 6.35 \\ (x-66.1)/6.35, & 66.1 \leq x < 72.45, \\ (78.8-x)/6.35, & 72.45 \leq x < 78.8 \end{cases} \quad (12)$$

$$r_3 = \begin{cases} 1, & x < 66.1 \\ (72.45-x)/6.35, & 66.1 \leq x < 72.45, \\ 0, & x \geq 72.45 \end{cases} \quad (13)$$

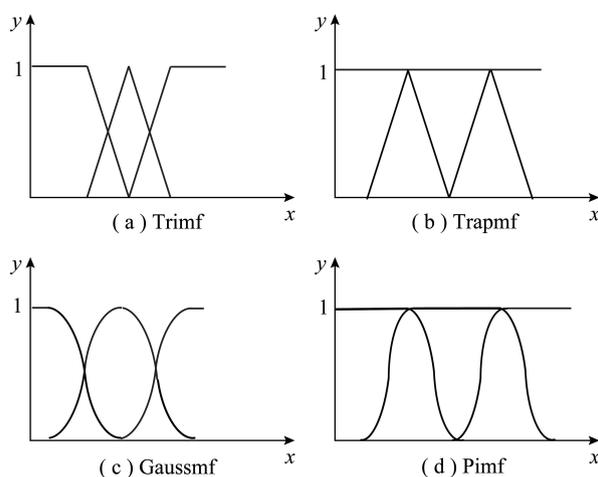


图 3 隶属函数数学模型

Fig.3 Mathematical model of membership function

其中,  $r_1$ 、 $r_2$ 、 $r_3$  分别为“轻微”、“中等”、“严重”的隶属度。输入层经模糊化处理后作为网络结构的第1隐层,因此第1隐层共  $3 \times 6 = 18$  个节点。

## 2.3 第二隐层与输出层的确定

第2隐层节点数的确定与整个网络的复杂程度和预测精确度都密切相关,节点数过多会使整个网络结构过于复杂,导致运算较慢,节点数过少会影响网络的学习效率,导致网络的容错性较低,即预测精确度降低。节点数的范围根据公式  $i = \sqrt{m+n+a}$  来确定<sup>[18]</sup>,其中  $m$ 、 $n$  分别为输入层和输出层的节点个数,  $a$  取 1~10。通过比较不同网络的学习精确度,确定了各自第2隐层节点数,Trimf、Trapmf、Gaussmf、Pimf 和 No-fuzzy 形的节点数分别为 8、8、10、10、8。

输出层设置3个神经元,分别对应于样本结渣程度,“轻微”、“中度”、“严重”。由于输出层与隐层间的传递函数采用了S型传递函数,因而输出层各神经元的输出值只能趋向于但不能等于1和0。规定“轻微”、“中度”与“严重”3种结渣程度分别对应的输出为(0.99, 0.01, 0.01)、(0.01, 0.99, 0.01)、(0.01, 0.01, 0.99)。所建立的模糊神经网络拓扑结构以 Trimf 形为例如图4所示。

在 MATLAB 神经网络工具箱中的训练函数有:附加动量法(Traingdm)、自适应学习速率法、共轭梯度法、RPROP 方法、拟牛顿法以及 Levenberg-Marquardt 方法(Trainlm)<sup>[19]</sup>。使用 MATLAB 神经网络工具箱对建立的模型进行训练和计算,与 C/C++、FORTRAN 等语言相比, MATLAB 的功能更加强大,且语法规则简单。

## 2.4 各层节点传递函数

传递函数包含3种:Purelin型、Logsig型以及

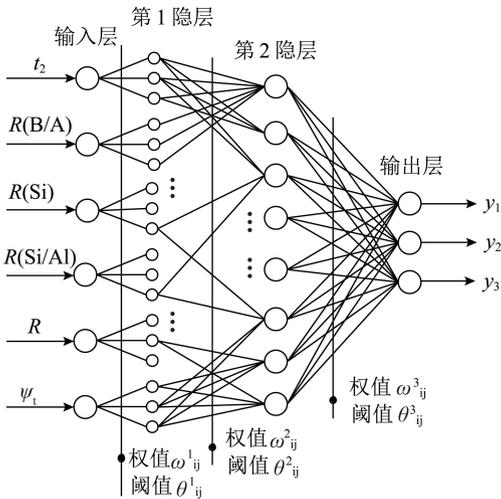


图4 模糊神经网络拓扑结构

Fig.4 Topology of fuzzy neural network

泛性,第2隐层和输出层间传递函数选用 Logsig 型传递函数,输出层值域同样为(0,1)。

### 2.5 训练函数和学习函数

训练函数的功能在于全局调整神经网络的阈值与权值,现有函数 10 多种,由于构建的神经网络较为简单,学习样本较小,选用 Trainlm 训练函数。Trainlm 训练函数适用于中等规模的神经网络,具有学习速度与收敛速度快等特点。

学习函数是对训练函数的进一步补充,用于局部调整阈值和权值。训练函数计算得到阈值和权值后,由学习函数重新调整阈值和权值进行,再由训练函数进行训练,不断重复。选用带动量的梯度下降的权值和阈值学习函数(Learngdm)。

## 3 计算结果及分析

### 3.1 模型验证

在文献[18,20]中 38 组不同锅炉数据的基础上,利用 28 组作为神经网络学习数据,其他 10 组作为验证数据。分别用 4 种模糊神经网络和传统神经网络进行学习和预测。传统的神经网络直接将 6 项判别指标归一化处理作为输入项,未进行模糊处理。表 2 和表 3 为验证集数据和不同神经网络的预测结果。

根据表 3 预测结果,传统 BP 神经网络的精度为 70%,而 4 种模糊神经网络的预测结果更加精确,依次是 80%、90%、90%和 100%,由不同隶属度函数构造的模糊神经网络预测结果存在偏差。虽然  $\pi$  形隶属度函数构造的模糊神经网络预测精确度为 100%,但由于预测样本较少,不能保证该模型对所有样本都能达到 100%。因此,引入统计结果指标,并通过各种隶属度函数构造的模糊神经网络的计算结果来获得最终统计预测结果。与单一模糊神经网络相比,精确度大幅提高,只要确保学习过程选用的样本范围足够大,便可进行预测,且预测精确度高,对不同炉型和煤种的包容性更大。

Tansig 型。3 种传递函数的表达式如下:

$$f_p(x) = x, \tag{14}$$

$$f_L(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \tag{15}$$

$$f_T(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}. \tag{16}$$

传递函数曲线如图 5 所示。

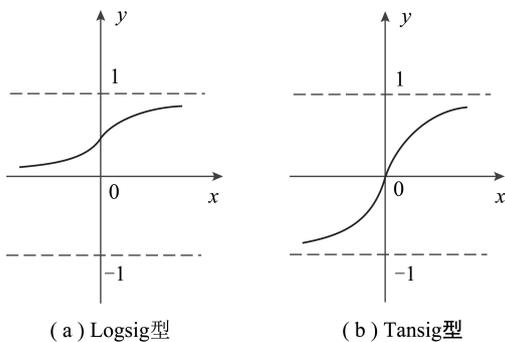


图5 传递函数曲线

Fig.5 Transfer function graph

输入层经模糊化处理后通过 Purelin 型传递函数线性传递给第 1 隐层,根据隶属函数性质可知此时第 1 隐层值域为(0,1),为确保输出层值域的广

表 2 验证集数据

Table 2 Verification set data

序号	$t_2/^\circ\text{C}$	$R(\text{Si})$	$R(\text{Si}/\text{Al})$	$R(\text{B}/\text{A})$	$R$	$\psi_t$	实际结果
1	1 255(重)	74.80(中)	1.38(轻)	0.26(中)	1.83(中)	1.242(重)	中
2	1 260(中)	79.87(轻)	3.16(重)	0.23(中)	2.18(中)	0.034(轻)	中
3	1 390(轻)	82.44(轻)	2.24(中)	0.19(轻)	1.52(中)	0.129(轻)	轻
4	1 400(轻)	82.44(轻)	1.50(轻)	0.22(中)	1.33(轻)	1.040(中)	轻
5	1 190(重)	63.60(重)	3.20(重)	0.51(重)	3.01(重)	1.093(中)	重
6	1 160(重)	59.20(重)	4.25(重)	0.16(轻)	3.03(重)	1.120(重)	重

续表

序号	$t_2/^\circ\text{C}$	$R(\text{Si})$	$R(\text{Si}/\text{Al})$	$R(\text{B}/\text{A})$	$R$	$\psi_1$	实际
7	1 120(重)	39.78(重)	2.08(中)	1.04(重)	3.96(重)	0.114(重)	重
8	1 170(重)	49.10(重)	2.14(中)	0.71(重)	3.28(重)	1.031(中)	重
9	1 500(轻)	81.82(轻)	1.19(轻)	0.14(轻)	0.93(轻)	0.125(轻)	轻
10	1 350(中)	84.33(轻)	2.53(中)	0.17(轻)	1.63(中)	0.101(轻)	中

表3 不同的神经网络预测结果

Table 3 Different neural network prediction results

序号	预测结果						实际结果
	No-fuzzy	Trimf	Trapmf	Gaussmf	Pimf	统计结果	
1	中	中	中	中	中	中	中
2	中	重×	中	轻×	中	中	中
3	轻	轻	轻	轻	轻	轻	轻
4	轻	轻	轻	轻	轻	轻	轻
5	中×	重	重	重	重	重	重
6	重	重	重	重	重	重	重
7	中×	重	重	重	重	重	重
8	中×	重	重	重	重	重	重
9	轻	轻	轻	轻	轻	轻	轻
10	中	重	轻	中	中	中	中

### 3.2 实例计算分析

对华能秦岭电厂 660 MW 锅炉 BMCR 负荷运行时炉膛结渣情况进预测,分别对该机组常用华亭煤(煤种 1)、黄陵 1 号煤(煤种 2)、75%华亭煤和 25%黄陵 1 号煤混配煤(煤种 3)、50%华亭煤和 50%黄

陵 1 号煤混配煤(煤种 4)以及、25%华亭煤和 75%黄陵 1 号煤混配煤(煤种 5)进行炉膛结渣预测,混配煤的煤质指标根据配煤煤质指标计算得到,表 4 为煤灰工业特性分析数据,表 5 为炉膛结渣判别指标计算结果。

表4 煤灰工业特性分析数据

Table 4 Analysis data of coal ash industry characteristics

煤种	$t_2/^\circ\text{C}$	质量分数/%						
		CaO	Na <sub>2</sub> O	MgO	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	SiO <sub>2</sub>	TiO <sub>2</sub>
1	1 220.0	11.10	2.71	4.82	23.26	10.80	37.9	1.51
2	1 290.0	7.57	0.55	1.07	23.26	3.43	57.1	1.11
3	1 237.5	10.22	2.17	3.88	23.26	8.96	42.7	1.41
4	1 255.0	9.33	1.63	2.95	23.26	7.12	47.5	1.31
5	1 272.5	8.45	1.09	2.01	23.26	5.27	52.3	1.21

表5 炉膛结渣判别指标

Table 5 Discriminant index of furnace slagging

煤种	$t_2/^\circ\text{C}$	$R(\text{Si})$	$R(\text{Si}/\text{Al})$	$R(\text{B}/\text{A})$	$R$	$\psi_1$
1	1 220(重)	58.71(重)	1.63(轻)	0.48(重)	2.55(重)	0.982(中)
2	1 290(中)	82.54(轻)	2.45(中)	0.18(轻)	1.81(中)	0.933(轻)
3	1 238(重)	64.89(重)	1.84(轻)	0.41(重)	2.37(中)	0.971(中)
4	1 255(重)	71.02(中)	2.04(中)	0.31(中)	2.15(中)	0.958(轻)
5	1 273(中)	76.75(中)	2.25(中)	0.24(中)	1.96(中)	0.952(轻)

根据表5计算结果,将该机组燃用不同煤种时的不同结渣判别指标值输入上述构建好的模糊神经网络进行预测计算,预测结果见表6。

表6 不同神经网络计算结果

Table 6 Different neural network calculation results

煤种	No-fuzzy	Trimf	Trapmf	Gaussmf	Pimf	统计结果
1	重	重	重	重	重	重
2	中	轻	轻	轻	轻	轻
3	重	中	中	重	重	重
4	轻	中	重	中	中	中
5	轻	中	中	中	中	中

由表6可知,单一燃用华亭煤时,所有神经网络模型预测结果均为严重结渣;燃用黄陵1号煤时,除No-fuzzy型神经网络预测结果为中等,其余均为轻微结渣,因此判断为轻微结渣;燃用掺烧25%黄陵1号煤的配煤时,Trimf型和Trapmf型神经网络预测结果为中等结渣,其余均为严重结渣,因此判断为严重结渣。燃用掺烧50%黄陵1号煤的配煤时,No-fuzzy型神经网络预测结果为轻微结渣,Trapmf型神经网络预测结果为严重,其余均为中等结渣,因此判断为中等结渣。燃用掺烧75%黄陵1号煤的配煤时,No-fuzzy型神经网络预测结果为轻微结渣,其余均为中等结渣,因此判断为中等结渣。综上所述,在单独燃烧华亭煤时,存在较严重的炉膛结渣问题,而适当掺烧黄陵1号煤时,炉膛结渣情况缓解。该方法预测结果准确,为综合评价锅炉炉膛的结渣特性提供了一个新途径。

## 4 结 论

1)在选择输入评判指标时,充分考虑了煤灰本身结渣特性和锅炉结构及运行工况的影响,选取了最具代表性、分辨率较高的几个因素作为本模型的判别指标,并将反映锅炉运行情况的结渣判别指标—无因次炉膛最高温度 $\psi_1$ 纳入模型,将锅炉的运行工况考虑在内,判别依据更加全面。

2)将模糊数学理论与BP神经网络相结合,采用4种不同类型隶属函数,将判别指标模糊化后,作为模糊神经网络模型的输入,并将不进行模糊化处理的神经网络作为对比,根据统计学原理,选用出现概率最大的结果作为最终评判指标,增加预测结果的精确度。

3)采用构造好的适合于锅炉炉膛结渣的模糊神经网络模型对华能秦岭电厂660 MW超临界锅炉

BMCR负荷运行时炉膛结渣情况进行预测,结果表明该机组在燃用华亭煤时严重结渣,适当掺烧黄陵1号煤时中等结渣,因此可采用掺烧优质煤来改善炉膛结渣状况。该模型预测结果准确,为综合评价锅炉炉膛的结渣特性提供了新方法。

## 参考文献(References):

- [1] 白杨,赵勇纲,徐会军,等. 准东煤及其混煤燃烧与结渣特性[J]. 洁净煤技术,2019,25(6):132-138.  
BAI Yang, ZHAO Yonggang, XU Huijun, et al. Combustion and slagging characteristics of Zhundong coal and blended coals[J]. Clean Coal Technology, 2019, 25(6):132-138.
- [2] 符慧林,蔡正春,周育才,等. 四角切圆煤粉锅炉结渣原因分析及预防[J]. 电力科学与技术学报,2012,27(4):91-96.  
FU Huilin, CAI Zhengchun, ZHOU Yucai, et al. Analysis and prevention of tangentially pulverized coal fired boiler slagging reason[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2012, 27(4):91-96.
- [3] 施爱弟,翁善勇. 煤粉锅炉燃烧调整减轻结渣试验研究[J]. 锅炉技术,2013,44(4):60-64.  
SHI Aidi, WENG Shanyong. Test study upon slagging on the heating surface of pulverized coal boiler[J]. Boiler Technology, 2013, 44(4):60-64.
- [4] 胡勇,巨林仓,范伊波,等. 基于神经网络及模糊理论建立回热系统故障诊断层次模型[J]. 西安交通大学学报,1998,32(11):55-59.  
HU Yong, JU Lincang, FAN Yibo, et al. Fuzzy logic and artificial neural network applied in evaluating malfunction-model of thermodynamic system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1998, 32(11):55-59.
- [5] 池作和,周昊,蒋啸,等. 锅炉结渣机理及防结渣技术措施研究[J]. 热力发电,1999(4):26-30.  
CHI Zuohe, ZHOU Hao, JIANG Xiao, et al. Study of furnace slagging mechanism and its countermeasure[J]. Thermal Power Generation, 1999(4):26-30.
- [6] 杨冬,龙俊,茆凯源,等. 1 000 MW超超临界锅炉结渣特性预测模型[J]. 南京航空航天大学学报,2017,49(3):320-324.  
YANG Dong, LONG Jun, MAO Kaiyuan, et al. Prediction model of slagging characteristics of large capacity coal fired boiler[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 49(3):320-324.
- [7] 赵宁宁,荣金玉. 锅炉结渣特性的预测模型研究[J]. 华电技术,2012,34(6):37-40.  
ZHAO Ningning, RONG Lingyu. Research on the prediction model of boiler slagging characteristics[J]. Huadian Technology, 2012, 34(6):37-40.
- [8] 梁晓茹. 锅炉结渣评判因素权重的确定方法[J]. 煤炭技术,2010,29(8):190-194.  
LIANG Xiaoru. A method for determining the weight of boiler slagging evaluation factors[J]. Coal Technology, 2010, 29(8):190-194.
- [9] 王俊武. 锅炉结渣的危害及防治措施[J]. 内蒙古石油化工, 191

- 2008(20):39-41.
- WANG Junwu. The harm of boiler slagging and its preventive measures [J]. Inner Mongolia Petrochemical Industry, 2008(20):39-41.
- [10] 王宏武. 基于聚类算法和支持向量机的燃煤结渣特性预测 [D]. 保定:华北电力大学,2014:22-30.
- [11] 任林,王东风. 基于 QPSO 优化模糊-SVM 的电站锅炉燃煤结渣特性预测[J]. 山东电力技术,2019,46(7):38-43.
- REN Lin, WANG Dongfeng. Prediction of coal-fired slagging characteristics of power station boiler based on QPSO optimized Fuzzy-SVM [J]. Shandong Electric Power, 2019, 46(7): 38-43.
- [12] 谭得健. 神经网络的应用与发展趋势[J]. 计算机工程与应用, 2003(3):98-100,113.
- TAN Dejian. Application and developing trends of neural network [J]. Computer Engineering and Applications, 2003(3):98-100,113.
- [13] DAI Bangwu, WANG Fuli, CHANG Yuqing. Multi-objective economic load dispatch method based on data mining technology for large coal-fired power plants [J]. Control Engineering Practice, 2022,121:105018.
- [14] 苏高利,邓芳萍. 论基于 MATLAB 语言的 BP 神经网络的改进算法[J]. 科技通报,2003(2):130-135.
- SU Gaoli, DENG Fangping. On the improving back propagation algorithms of the neural networks based on MATLAB language: A Review [J]. Bulletin of Science and Technology, 2003(2): 130-135.
- [15] 蒋月美,苏艺,冯莉莉. 锅炉结渣机理分析[J]. 锅炉技术, 2001(6):9-11.
- JIANG Meiyue, SU Yi, FENG Lili. Analysis of boiler slagging mechanism [J]. Boiler Technology, 2001(6):9-11.
- [16] 陈立军,文孝强,王恭,等. 燃煤锅炉结渣特性预测方法综述 [J]. 热力发电,2006,35(6):1-5.
- CHEN Lijun, WEN Xiaoqiang, WANG Gong, et al. A summary of prediction methods for slagging properties of coal fired boiler [J]. Thermal Power Generation, 2006, 35(6):1-5.
- [17] 岑可法,樊建人,池作和,等. 锅炉和热交换器的积灰、结渣、磨损和腐蚀的防止原理与计算 [M]. 北京:科学出版社, 1994:46.
- [18] 王洪亮. 基于模糊神经网络的电站燃煤锅炉结渣特性研究 [D]. 保定:华北电力大学,2011:32-33.
- [19] 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用 [M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,1998:142-169.
- [20] 刘丹,周熙宏,杨冬,等. 燃煤电站锅炉炉膛结渣特性计算分析 [J]. 西安交通大学学报,2019,53(9):150-158.
- LIU Dan, ZHOU Xihong, YANG Dong, et al. Calculation and analysis of slagging characteristics of coal-fired power station boilers [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(9): 150-158.