

洁净煤技术  
*Clean Coal Technology*  
ISSN 1006-6772, CN 11-3676/TD

## 《洁净煤技术》网络首发论文

题目：基于 BP 神经网络的 CFB 锅炉飞灰含碳量建模  
作者：白继亮，李斌，朱璿琦，肖显斌  
收稿日期：2020-09-03  
网络首发日期：2020-10-12  
引用格式：白继亮，李斌，朱璿琦，肖显斌. 基于 BP 神经网络的 CFB 锅炉飞灰含碳量建模. 洁净煤技术.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3676.TD.20201011.0828.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于 BP 神经网络的 CFB 锅炉飞灰含碳量建模

白继亮<sup>1</sup>,李斌<sup>2</sup>,朱璘琦<sup>2</sup>,肖显斌<sup>2</sup>

(1.国家能源集团国神公司,北京 100033; 2.华北电力大学生物质发电成套设备国家工程实验室,北京 102206)

**摘要：**飞灰含碳量是影响锅炉热效率的一个重要指标，影响着机组的经济运行。本文建立一种基于 Levenberg-Marquardt(L-M)算法改进的 BP 神经网络模型，对某电厂 150MW CFB 锅炉的飞灰含碳量进行建模预测，包括一个母模型和三个子模型。母模型选取煤的工业分析、低位发热量等 7 个参数作为输入参数，子模型研究煤质参数偏差对母模型其他输入参数的影响。利用改进的 BP 神经网络分别对样本进行训练，预测飞灰含碳量。将训练结果与传统多项式回归法或经验方法得出的结果进行对比。结果表明，BP 神经网络、多项式线性回归(PLR)、多项式非线性回归(PNR)的相关系数  $R^2$  分别为：0.9571，0.6051，0.7667，相对平均误差 RME 分别为：4.84%，17.02%，12.46%。改进的 BP 神经网络模型对飞灰含碳量具有更高的预测精度和更好的泛化能力。

**关键词：**飞灰含碳量；CFB 锅炉；BP 神经网络；煤质；预测模型

中图分类号：TK229.6

文献标志码：A

## Modeling of carbon content in fly ash of CFB boiler based on BP neural network

Bai Jiliang<sup>1</sup>, Li Bin<sup>2</sup>, Zhu Jinqi<sup>2</sup>, Xiao Xianbin<sup>2</sup>

(1. Guoshen Company of CHN Energy, Beijing 100033, China;

2. National Engineering Laboratory of Biomass Power Generation Equipment, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** The carbon content of fly ash is an important indicator that affects the thermal efficiency of the boiler and the economy operation of the units. An improved BP neural network model based on the Levenberg-Marquardt algorithm was established to predict the carbon content of fly ash in a 150MW circulating fluidized bed boiler, including a parent model and three sub-models. The parent model selects 7 parameters such as the technical analysis and low calorific value of coal as input parameters. The sub-models investigate the coal quality deviation parameters on other input parameters of the parent model. The improved BP neural network is used to train the samples to predict the carbon content of fly ash. The training results are compared with the results obtained by traditional polynomial regression methods or empirical methods. The results show that the correlation coefficient  $R^2$  of BP neural network, Polynomial linear regression, and Polynomial nonlinear regression are 0.9571, 0.6051, 0.7667, respectively, and the relative mean error RME are 4.84%, 17.02%, 12.46%, respectively. The improved BP neural network model has higher prediction accuracy and better generalization ability for fly ash carbon content.

**Key words:** Carbon content of fly ash, CFB boiler, BP neural network, Coal quality, Predictive model

收稿日期：2020-09-03

基金项目：国家重点研发计划项目（2016YFB0600205）

作者简介：白继亮（1966—），男，北京人，本科，高级工程师，研究方向为电厂节能、洁净煤技术及煤炭高效利用。E-mail: jiliang.bai@chnenergy.com.cn.

## 0 引言

循环流化床锅炉具有燃料适应性广、燃烧效率高、NO<sub>x</sub> 排放量低、炉内高效脱硫脱氮、负荷调节范围大等优点, 在洁净发电技术领域被广泛应用<sup>[1,2]</sup>。但是, 中国大多数循环流化床锅炉燃用贫煤、无烟煤和煤矸石等低热值燃料导致飞灰含碳量往往高于预期值<sup>[3,4]</sup>。飞灰含碳量是影响锅炉燃烧效率的重要参数, 其影响因素多且复杂, 如煤种、锅炉结构、运行参数等, 很难采用具体公式对其估算。实时、准确地监测飞灰含碳量, 有利于调整风煤比, 可将飞灰含碳量控制在最佳范围内, 提高锅炉燃烧水平, 保证机组经济、安全、稳定地运行<sup>[5-7]</sup>。

目前, 用于检测飞灰含碳量的主要方法包括: 热重分析法、光反射法、微波法、灼烧失重法等<sup>[8]</sup>。现场应用较多的是灼烧失重法, 该方法通过采样口收集飞灰样品进行称重、燃烧、干燥、计算等步骤, 获得飞灰含碳量的值<sup>[9]</sup>。该方法测量精度高, 然而由于是离线检测, 具有较大的滞后性, 不能及时反映飞灰含碳量的现状, 对现场指导意义较小。因此, 软测量方法预测飞灰含碳量得到相关研究人员的广泛关注。BP 网络是应用最广泛的多层前向网络, 可以实现任何非线性连续映射。周昊等<sup>[10]</sup>采用基于人工神经网络模型预测飞灰含碳量; 叶兆青等<sup>[11]</sup>以超临界对冲火焰锅炉为研究对象, 基于 BP 神经网络算法, 建立飞灰含碳量预测模型; 李力等<sup>[12]</sup>利用基于粒子群算法优化 BP 神经网络建立飞灰含碳量预测模型; 崔锐等<sup>[13]</sup>通过对飞灰含碳量影响因素的机理分析以及灰色关联法对其相关性的计算, 提出基于 L-M 算法优化 BP 神经网络的数据融合技术的飞灰含碳量预测方法。

本文应用 BP 神经网络的非线性动力学特性及自学习特性, 针对 CFB 锅炉的飞灰含碳量建立了基于 L-M 算法改进的 BP 神经网络预测模型<sup>[14]</sup>, 区别于传统 BP 神经网络飞灰含碳量预测模型的输入参数, 本文选取的输入参数均是可自主调节的变量, 但同时它们之间也存在某种耦合关系, 采用嵌套的母子模型结构, 研究了各输入参数间的关系, 将训练结果与传统多项式回归法或经验方法进行比较, 更有利于准确预测飞灰含碳量, 为优化燃烧调整提高锅炉效率提供有效的手段<sup>[15]</sup>。

## 1 BP 神经网络

### 1.1 BP 神经网络简介

BP(Back Propagation)神经网络是人工神经网络中使用最广泛、最重要的神经网络之一, 结构上具有输入层、输出层和多层隐藏层。算法基础是信息正向传播、误差反向传播, BP 网络的输入层神经元接收外界传入的信息, 传递给隐含层神经元, 隐含层可以是一层或多层, 进行信息的加工处理, 处理后传递给输出层, 输出层向外传递处理结果。同时, 误差由输出层开始, 按照梯度下降的方式修正各层权值、阈值, 逐层向隐含层、输入层传递, 完成一次迭代, 进行下一个信息正向误差反向传递, 不断调整各层权值, 直到误差达到预设的程度或预先设定的学习次数时停止训练。输出含各层权值、阈值、传递函数的网络结构, 用于仿真新的输入<sup>[16]</sup>。

### 1.2 BP 神经网络的结构与算法

BP 神经网络是一种多层前向网络, 由“信号的正向传输”和“误差的反向传播”组成。模型基本结构如图 1 所示。

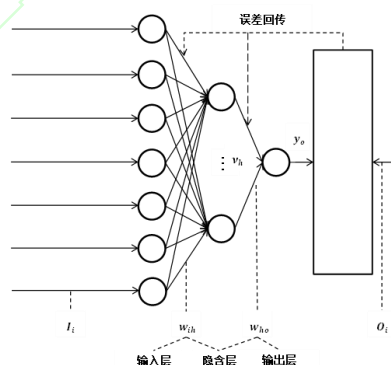


图 1 BP 神经网络的基本结构

Fig.1 The basic structure of BP neural network

式中:  $w_{ih}$  为输入层的第  $i$  个神经元到隐含层的第  $h$  个神经元之间的连接权值;  $w_{ho}$  为隐含层的第  $h$  个神经元到输出层的第  $o$  个神经元之间的连接权值;  $v_h$  为隐含层第  $h$  个神经元的输出;  $t_h$  为隐含层第  $h$  个神经元的阈值;  $t_o$  为输出层第  $o$  个神经元的阈值;  $y_o$  为输出层第  $o$  个神经元的实际输出。

激励函数  $f$  为 Sigmoid 函数:

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-cu}} \quad (1)$$

式中:  $c$  为倾斜参数;  $u$  为自变量。

输出层中第  $o$  个神经元的输出为:

$$y_o = f_2 \left( \sum_{h=1}^H w_{ho} f_1 \left( \sum_{i=1}^I w_{ih} x_i - t_h \right) - t_o \right) \quad (2)$$

第  $i$  个样本对的神经网络学习误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (y_o - o_{io})^2 \quad (3)$$

连接权值  $w_{ih}, w_{ho}$  的更新增量为:

$$\begin{cases} \Delta w_{ho} = -\eta \cdot \partial E / \partial w_{ho} = \eta (o_{io} - y_o) \cdot f_2' \cdot v_h \\ \Delta w_{ih} = -\eta \cdot \partial E / \partial w_{ih} = \eta \sum_{j=1}^J (o_{io} - y_o) \cdot f_2' \cdot w_{ho} \cdot f_1' \cdot x_i \end{cases} \quad (4)$$

连接阈值  $\Delta t_o, \Delta t_h$  的更新增量为:

$$\begin{cases} \Delta t_o = -\eta \cdot \partial E / \partial t_o = -\eta (o_{io} - y_o) \cdot f_2' \\ \Delta t_h = -\eta \cdot \partial E / \partial t_h = -\eta \sum_{j=1}^J (o_{io} - y_o) \cdot f_2' \cdot w_{ho} \cdot f_1' \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\eta$  为学习效率

### 1.3 BP 神经网络算法的改进

BP 神经网络算法存在着一些固有的缺陷, 如容易陷入局部极小值、学习收敛速度慢等。为了对标准 BP 算法进行优化, 人们提出了许多改进算法。第一类是在标准梯度下降法的基础上修改得到的, 如附加动量法、可变学习率法等; 第二类是数值优化法, 如共轭梯度法、L-M 算法等。

梯度下降法开始下降较快, 但是越接近最优值, 梯度越小, 直到趋于零, 导致收敛缓慢, 而牛顿法在最优值附近可以得到一个理想的搜索方向。L-M 法是梯度法和牛顿法的结合, 在权值数目较少时收敛非常迅速。本文采用的是基于 L-M 算法改进的 BP 神经网络预测模型。应用 L-M 优化算法比传统的 BP 及其它改进算法收敛速度更快, 精确度更高。其更新增量公式是:

$$\Delta w_{(k)} = -(J_k^T J_k + \mu_k I) J_k^T e_k \quad (6)$$

式中:  $J_k$  为第  $k$  次迭代中误差函数的雅可比矩阵;  $e_k$  为第  $k$  次迭代中返回的误差向量;  $I$  为单位矩阵;  $\mu_k$  为一个标量, 自适应调整。如果  $\mu_k$  接近于 0, L-M 算法就变成了牛顿法; 如果  $\mu_k$  非常大, L-M 算法就变成了标准 BP 算法。

## 2 BP 神经网络飞灰含碳量模型

### 2.1 母模型的建立

从整个燃烧过程来看, 能量转换主要是通过煤

和空气进行的, 建立煤和空气与飞灰碳含量的非线性映射。本文选择煤的工业分析 (灰分, 水分, 挥发分和固定碳)、低位发热量、给煤量和总风量作为母模型的输入参数, 飞灰含碳量作为输出参数。

### 2.2 子模型 A、B、C 的建立

为了研究神经网络母模型中煤质参数偏差对飞灰含碳量的影响, 需要先确定煤质参数偏差如何影响母模型的其他输入参数。因此, 建立三个子模型来分别研究不同的煤工业分析对低位发热量、给煤量和总风量的影响, 如图 2 所示:

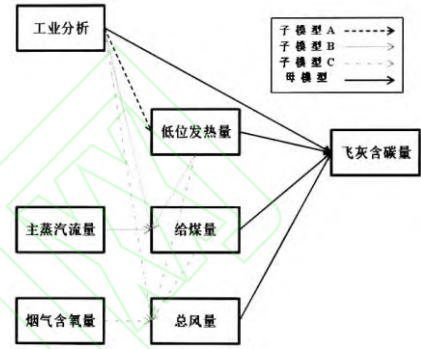


图 2 BP 神经网络模型

Fig.2 BP neural network model

#### 2.2.1 子模型 A

目前, 关于煤的低位发热量的计算存在多种方法, 如王江荣等<sup>[17]</sup>提出基于模糊非线性回归法预测低位发热量, 叶恩青等<sup>[18]</sup>对 69 个发电厂的 70 种煤进行了统计分析, 并总结了低位发热量和工业分析的经验方程, 其相对误差较小, 约为 5%, 见公式(7):

$$Q_{net,ar} = 35000 - 106.54 V_{ar}^{0.75} - 257.22 A_{ar}^{1.07} - 563.75 M_{ar}^{0.955} \quad (7)$$

式中:  $Q_{net,ar}$  为低位发热量;  $V_{ar}$  为收到基挥发分含量, %;  $A_{ar}$  为收到基灰分含量, %;  $M_{ar}$  为收到基水分含量, %。

为了进一步提高预测精度, 建立了神经网络子模型 A。将煤的工业分析作为输入层, 将低位发热量作为输出层, 预测低位发热量随工业分析偏差的变化情况。

#### 2.2.2 子模型 B

在传统的锅炉热力计算中, 给煤量通常和煤种成分、锅炉负荷、锅炉效率有关。本文建立神经网络子模型 B, 将煤的工业分析、低位发热量和主蒸汽流量作为输入层, 给煤量作为输出层, 预测给煤量随工业分析偏差的变化情况。



### 2.2.3 子模型 C

在电厂的实际运行过程中，很难获得元素分析准确计算燃烧所需的实际风量。通常采用统计分析计算所需空气量和低位发热量的经验公式。Wang 等人<sup>[19]</sup>和 Chen 等人<sup>[20]</sup>得到以下方程：

$$\begin{cases} V_{\alpha}^0 = 0.239 Q_{net,ar} / 1000 + 0.6 (V_{daf} < 15\% \text{ 无烟煤, 贫煤}) \\ V_{\alpha}^0 = 0.251 Q_{net,ar} / 1000 + 0.278 (V_{daf} > 15\% \text{ 烟煤}) \\ V_{\alpha}^0 = 0.239 Q_{net,ar} / 1000 + 0.45 (Q_{net,ar} < 12540 \text{ kJ/kg 劣质煤}) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} V_{\alpha}^0 = 0.27 Q_{net,ar} / 1000 + 6.8 M_{ar} / 1000 - 0.083 (\text{无烟煤, 贫煤}) \\ V_{\alpha}^0 = 0.27 Q_{net,ar} / 1000 + 6.8 M_{ar} / 1000 - 0.23 (\text{烟煤, 褐煤}) \end{cases} \quad (9)$$

式中： $V_{\alpha}^0$  为计算所需空气量，t/h； $V_{daf}$  为干燥无灰基挥发分含量，%。

引入公式(10)和(11)建立神经网络子模型 C。将工业分析、低位发热量、给煤量和烟气含氧量作为输入层，将总风量作为输出层，预测总风量随工业分析偏差的变化情况。

$$V_{\alpha} = 1.293 V_{\alpha}^0 \cdot \alpha \cdot F_c \quad (10)$$

$$\alpha = \frac{21}{21 - O_{fg}} \quad (11)$$

式中： $V_{\alpha}$  为总风量，t/h； $\alpha$  为过量空气系数； $O_{fg}$  为烟气含氧量； $F_c$  为给煤量，t/h； $1.293 V_{\alpha}^0$  为用质量表示的理论空气量，kg/kg。

### 2.3 神经网络母模型的训练结果

表 1 是某电厂 150MW 循环流化床锅炉现场测得的 37 组数据，作为人工神经网络的总样本，将其随机分为 3 组：80% 的数据用于训练网络，10% 的数据用于验证网络以防止过拟合，10% 的数据用于测试网络的准确性。在网络训练期间，验证数据的误差并不总是会减少。当验证数据的误差连续增加的次数达到预设值（本文为 6 个）时，训练停止，此时网络处于过拟合状态。

BP 神经网络隐含层中神经元的数量无法直接确定，若数量太少，则无法完全反映输入和输出参数之间的非线性关系；反之，则会发生信息冗余，导致神经网络泛化性不佳。近似范围只能由经验公式(12)确定。其中 I、H 和 O 分别是输入层，隐藏层和输出层中神经元的数量。

$$\sqrt{I+O} \leq H \leq \sqrt{I+O} + 10 \quad (12)$$

相关系数( $R^2$ )和相对平均误差值(RME)通常用于评价训练结果，见公式(13)和(14)。当  $R^2$  接近 1 或 RME 接近 0 时，模型显示出良好的结果。使用不同的随机验证数据（10%，4 组）和测试数据（10%，4 组）进行了 400 次独立的重复试验，通过交叉验证方法确保模型的准确性。训练后最终确定，当隐含层的神经元数为 5（模型结构为 7-5-1）时，神经网络训练效果最佳。400 次重复试验中的最佳 ( $R^2=0.9571$ ,  $RME=4.84\%$ ) 实验结果如图 3 所示。

$$RME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{[(y_o - o_{io}) / o_{io}]^2} \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (o_{io} - y_o)^2}{\sum_{i=1}^n (o_{io} - \bar{o}_{io})^2} \quad (14)$$

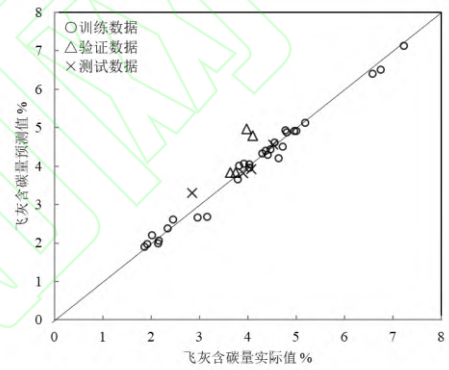


图3 母模型训练结果

Fig.3 Training results of parent model

作为对比，多项式线性回归法(PLR)和多项式非线性回归法(PNR)选取了与神经网络相同的输入参数<sup>[21]</sup>，见公式(14)和(15)。PLR 的  $R^2$  和 RME 的值分别为 0.6051 和 17.02%，而 PNR 的  $R^2$  和 RME 的值分别为 0.7667 和 12.46%。

$$C_{fa} = -94.6993 + 0.9153M + 1.3677A + 0.9682FC + 0.0008NCV + 0.2916F_c - 0.0188V_{\alpha} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} C_{fa} = & -555.8510 - 207.5154M + 26.0172M^2 - 1.3994M^3 \\ & + 0.0275M^4 - 8.1686A + 0.5189A^2 - 0.0076A^3 \\ & + 74.8169FC - 1.4952FC^2 + 0.0100FC^3 \\ & + 0.0009NCV - 4.1926F_c + 0.1053F_c^2 \\ & - 0.0008F_c^3 - 0.1821V_{\alpha} + 0.0002V_{\alpha}^2 \end{aligned} \quad (16)$$

式中： $C_{fa}$  为飞灰含碳量，%； $M$  为水分，%； $A$  为灰分，%； $FC$  为固定碳，%； $NCV$  为低位发

热量, kJ/kg。

结果表明, BP 神经网络的预测效果强于两种多项式回归方法, 并且 PNR 略优于 PLR。在选定

的输入参数和飞灰含碳量之间观察到强烈的非线性关系, 因此 BP 神经网络擅长非线性映射, 并且比多项式回归方法表现更好。

表 1 37 组飞灰含碳量关键数据

Table.1 37 groups of key data on fly ash carbon content

No.	工业分析 (收到基)				低位发热量 (kJ/kg)	给煤量 (t/h)	总风量 (t/h)	主蒸汽流量 (t/h)	烟气含氧量 (%)	飞灰含碳量 (%)
	水分 (%)	挥发分 (%)	灰分 (%)	固定碳 (%)						
1	14.30	26.81	11.62	47.28	22093.71	53.01	451.48	423.35	1.60	6.75
2	15.00	25.99	14.36	44.65	20720.70	52.21	439.22	408.07	1.55	7.23
3	14.30	27.47	14.41	43.82	20310.47	54.84	445.86	407.60	1.57	4.42
4	12.50	28.19	11.64	47.67	22478.82	55.70	450.99	418.55	1.58	4.55
5	13.90	27.67	14.30	44.13	20984.42	53.56	449.12	416.57	1.68	4.30
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
34	14.70	27.63	10.65	47.02	22930.91	43.92	443.50	381.25	3.01	2.02
35	14.10	27.35	13.30	45.25	21813.25	43.14	439.91	379.70	2.95	2.15
36	14.20	27.04	12.52	46.23	22353.24	42.74	440.23	377.97	3.00	2.16
37	13.40	27.83	11.32	47.45	23085.79	43.54	442.54	379.26	3.01	1.86

2.4 神经网络子模型 A、B、C 的训练结果

2.4.1 子模型 A

选取表 1 中的数据训练 BP 神经网络子模型 A。将煤的工业分析作为输入参数, 将低位发热量作为输出参数(模型结构为 4-9-1), 得出的  $R^2$  和 RME 值分别为 0.9173 和 0.93%, 叶恩青等人的经验公式得出的结果分别是 0.7349 和 4.22%。预测结果如图 4 所示, 证明了 BP 神经网络在通过工业分析预测低位发热量时的优越性。

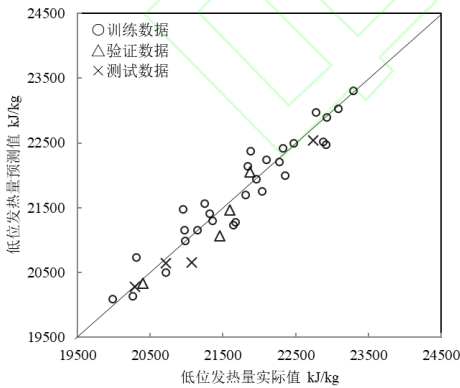


图 4 子模型 A 低位发热量预测结果

Fig.4 Prediction results of low calorific value of sub-model A

2.4.2 子模型 B

选取表 1 中的数据训练 BP 神经网络子模型 B。将工业分析, 低位发热量和主蒸汽流量作为输入参数, 将给煤量作为输出参数(模型结构为 6-10-1)。

结果表明, BP 神经网络子模型 B 的  $R^2$  为 0.9660, RME 为 0.78%, PNR 的  $R^2$  为 0.9141, RME 为 1.60%, PLR 的  $R^2$  为 0.8567, RME 为 2.06%, BP 神经网络子模型 B 的预测结果如图 5 所示。

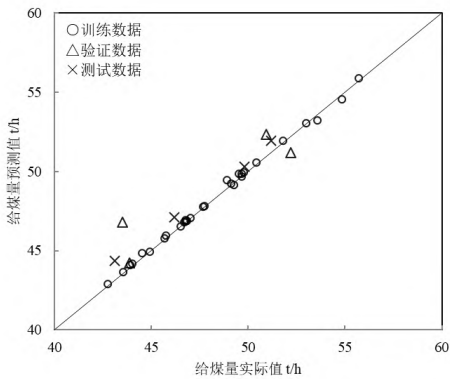


图 5 子模型 B 给煤量预测结果

Fig.5 Prediction results of coal feed of sub-model B

2.4.3 子模型 C

选取表 1 中的数据训练 BP 神经网络子模型 C。将工业分析、低位发热量、给煤量和烟气含氧量作为输入参数, 将总风量作为输出参数(模型结构为 7-10-1), 结果表明, BP 神经网络子模型 C 的  $R^2$  和 RME 值分别为 0.9498 和 0.30%, Wang 等人的经验公式的  $R^2$  和 RME 值分别为 0.2222 和 10.53%, Chen 等人的经验公式的  $R^2$  和 RME 值分别为 0.2170 和 10.52%。BP 神经网络子模型 C 的预测效

果如图 6 所示。

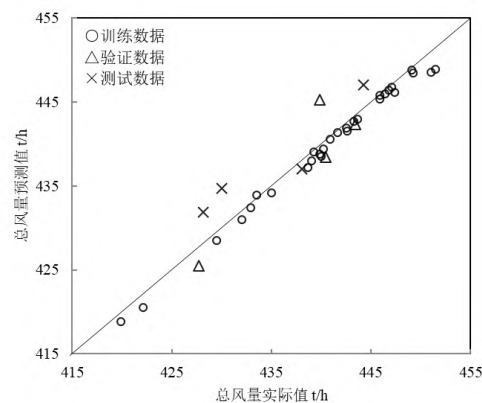


图 6 子模型 C 总风量预测结果

Fig.6 Prediction results of total air flow of sub-model C

表 2 中列出了所有 4 种神经网络的性能参数与相应的线性或非线性公式的比较。BP 神经网络模型在拟合效果和离散程度方面要优于 PLR 和 PNR。

表 2 BP 神经网络与 PLR 和 PNR 结果对比

Table.2 Comparison of BP neural network with PLR and PNR

模型	BP 神经网络		PLR		PNR	
	$R^2$	RME (%)	$R^2$	RME (%)	$R^2$	RME (%)
母模型	0.9571	4.84	0.6051	17.02	0.7667	12.46
子模型 A	0.9173	0.93	0.8567	2.06	0.7349	4.22
子模型 B	0.9660	0.78			0.9141	1.60
子模型 C	0.9498	0.07	0.2222/0.2170	10.53/10.52		

3 结 论

本文建立了基于 L-M 算法改进的 BP 神经网络飞灰含碳量预测模型，以某电厂 150MW CFB 锅炉为研究对象，选用该锅炉实际的运行参数对神经网络模型进行训练，并将训练后的结果与多项式回归方法和经验公式对比，得出如下结论：

- 1) BP 神经网络母模型预测飞灰含碳量的相关系数  $R^2$  为 0.9571，高于 PLR(0.6051)和 PNR(0.7667)，相对平均误差为 4.84%，低于 PLR(17.02%)和 PNR(12.46%)。
- 2) BP 神经网络子模型 A 预测低位发热量的相关系数  $R^2$  为 0.9173，高于 PNR(0.7349)，相对平均误差为 0.93%，低于 PNR(4.22%)。
- 3) BP 神经网络子模型 B 预测给煤量的相关系数  $R^2$  为 0.9660，高于 PLR(0.8567)和 PNR(0.9141)，相对平均误差为 0.78%，低于 PLR(2.06%)和 PNR(1.60%)。
- 4) BP 神经网络子模型 C 预测总风量的相关

因此，BP 神经网络模型能更好地预测循环流化床锅炉中的飞灰含碳量。

系数  $R^2$  为 0.9498，高于 PLR(0.2222/0.2170)，相对平均误差为 0.07%，低于 PLR(10.53%/10.52%)。

5) 改进的 BP 神经网络飞灰含碳量预测模型的相对误差更小，精度更高，对于降低发电成本、提高锅炉效率、指导锅炉优化运行具有重要的工程意义。

参考文献(References)：

[1]李影平,辛胜伟,王凤君.660MW 超超临界循环流化床锅炉超低 NO<sub>x</sub> 排放研究[J].洁净煤技术,2019,25(5):86-92.  
Li Yingping, Xin Shengwei, Wang Fengjun. Study on ultra-low NO<sub>x</sub> emission technology of 660MW ultra-supercritical circulating fluidized bed boiler[J]. Clean Coal Technology,2019,25(5):86-92.  
[2]黄中,杨娟,车得福.大容量循环流化床锅炉技术发展应用现状[J].热力发电,2019,48(6):1-8.  
Huang Zhong, Yang Juan, Che Defu. Application and development status of large-scale CFB boilers.[J]. Thermal Power Generation,2019,48(6):1-8.

- [3]李永华,黄治坤.循环流化床锅炉降低飞灰含碳量研究[J].锅炉技术,2012,43(3):24-27.
- Li Yonghua, Huang Zhikun. Study on Reduce the Carbon Content of Fly Ash in Circulating Fluidized Bed Boilers[J]. Boiler technology,2012,43(3):24-27.
- [4]刘兴国,张宗珩,刘海玉,金燕.480 t/h 循环流化床锅炉飞灰特性的试验研究[J].热能动力工程,2013,28(3):262-266+324.
- Liu Xingguo, Zhang Zongheng, Liu Haiyu, et al. Experimental Study of the Fly Ash Characteristics of a 480 t/h Circulating Fluidized Bed Boiler[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2013,28(3):262-266+324.
- [5]解海龙,张帅.锅炉飞灰含碳量监测的必要性及其技术的发展[J].科学技术与工程,2016,16(7):115-121.
- Xie Hailong, Zhang Shuai. The Necessity of Monitoring Carbon Content in Fly-ash and the Development of Measuring Technique[J]. Science Technology and Engineering,2016,16(7):115-121.
- [6]王建峰,李硕,路野,王志军,王蒙安.飞灰含碳量在线监测装置的研发与应用[J].华电技术,2012,34(10):14-17+77.
- Wang Jianfeng, Li Shuo, Lu Ye, et al. Development and application of online monitoring device of flying ash carbon content[J]. Huadian Technology,2012,34(10):14-17+77.
- [7]程启明,程尹曼,汪明娟,王映斐.火电厂锅炉飞灰含碳量测量技术与现状[J].锅炉技术,2011,42(1):1-4.
- Cheng Qiming, Cheng Yiman, Qang Mingmei, et al. The Development and Status on the Measurement Techniques of Carbon Content of Fly Ash in Boiler of Thermal Power Plant[J]. Boiler technology,2011,42(1):1-4.
- [8]刘莘稷.火电机组飞灰含碳量软测量模型研究[D].北京:华北电力大学,2016.
- Liu Pingji. Research on Soft Measurement Model of the Carbon Content in Fly Ash of Thermal Power Units[D]. Beijing: North China Electric Power University,2016.
- [9]张帅,李玉超,于玲.失重法飞灰含碳量在线监测系统[J].东北电力大学学报,2016,36(3):47-51.
- Zhang Shuai, Li Yuchao, Yu Ling. On-line Monitoring System of Carbon Content in Fly Ash by Weight Loss Method[J]. Journal of Northeast Electric Power University,2016,36(3):47-51.
- [10]周昊,朱洪波,曾庭华等.基于人工神经网络的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J].中国电机工程学报,2002, 22(6):96-100.
- Zhou Hao, Zhu Hongbo, Zeng Tinghua, et al. Artificial neural network modelling on the unburned carbon in fly ash from utility boilers[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(6): 96-100.
- [11]叶兆青,鄢晓忠,卢坤杰,林光营.基于 BP 神经网络的超临界对冲火焰锅炉飞灰含碳量预测分析[J].锅炉制造,2014(5):1-9+30.
- Ye Zhaoqing, Yan Xiaozhong, Lu Kunjie, et al. A Predictive Analysis of Carbon Content in Fly Ash Based on BP Neural Network[J]. Boiler Manufacturing,2014(5):1-9+30.
- [12]李力,陆金桂.基于 PSO-BP 神经网络的飞灰含碳量测量方法[J].机械与电子,2019,37(4):68-71+76.
- Li Li, Lu Jingui. Prediction Method of Carbon Content in Fly Ash Based on PSO-BP Neural Network[J]. Machinery and Electronics, 2019,37(4):68-71+76.
- [13]崔锐,刘国栋,李晓江.基于 L-M 算法优化 BP 神经网络的飞灰含碳量测量[J].山西电力,2017(3):49-51.
- Cui Rui, Liu Guodong, Li Xiaojiang. Measurement System for Unburned Carbon in Fly Ash Based on L-M Algorithm Optimized BP Network[J]. Shanxi Electric Power,2017(3):49-51.
- [14]Ham F. M., Kostanic I. Principles of neurocomputing for science & engineering[M]. New York: McGraw-Hill Companies, Inc., 2001.
- [15]袁野,郑妍,马凤明,池晓旭,时正海,孙献斌,高洪培,肖平.循环流化床垃圾炉积灰结焦机理及控制方法[J].洁净煤技术,2019,25(6):177-183.
- Yuan Ye, Zheng Yan, Ma Fengming, et al. Mechanism and control method of fouling and slagging in circulating fluidized bed garbage incinerator[J]. Clean Coal Technology,2019,25(6):177-183.
- [16]Simon H. Neural Networks and Learning Machines[M]. Beijing: China Machine Press, 2009.
- [17]王江荣,赵振学,罗资琴,文晖.基于模糊非线性回归的煤炭发热量预测研究[J].洁净煤技术,2015,21(1):81-85.
- Wang Jiangrong, Zhao Zhenxue, Luo Ziqin, et al. Prediction research of calorific value of coal based on fuzzy nonlinear regression[J]. Clean Coal Technology,2015,21(1):81-85.
- [18]叶恩清,张定海,何维等.燃煤变化后发热量的计算及对锅炉效率修正[J].电站系统工程,2018, 34(2): 11-12+16.
- Ye Enqing, Zhang Dinghai, He Wei, et al. Low Heat Value Calculation and Efficiency Correction of Boiler for Burning Coal Changed[J]. Power Plant System Engineering,2018,34(2):11-12+16.
- [19]Wang Q. L., Zhu J. L., Li T. L., et al. Evaluation of the integrated characteristics on combustion and drying using element analysis[J]. Energy & Fuels, 2014, V28: 4421-4430.
- [20]Chen B. K., Sun F. Z. A method for combustion calculation based on proximate analysis and net calorific value of



coal[J]. Advanced Materials Research, 2015, V1092-1093: 479-482.

[21] Nhuchhen D. R., Abdul S. P. Estimation of higher heating value of biomass from proximate analysis: A new approach[J]. Fuel, 2012, V99: 55-63.

