



## 基于PCA-BP神经网络的LF精炼终点温度预测

苏春阳<sup>1</sup>, 陈君<sup>2</sup>, 姜亚清<sup>2</sup>

(1 靖江特殊钢有限公司, 靖江 214500; 2 大冶特殊钢有限公司工艺研究所, 黄石 435001)

**摘要:**为提高LF精炼钢水终点温度控制水平,提出了基于主成分分析(PCA)和BP神经网络的联合方法预测LF钢包炉精炼钢水终点温度。基于冶金理论和实际生产实践,选取了42CrMo钢生产过程的10个对终点温度有显著影响的因素作为预测模型的指标体系,然后借助主成分分析法对样本数据进行处理,得到了7个主成分变量,累计方差贡献率为87.24%,消除了数据之间的关联性,以此为基础,建立了基于PCA-BP神经网络的LF炉终点温度预测模型,该模型预测误差在 $\pm 25$  °C时,模型的命中率为98.71%,模型有较好的识别能力,能够达到LF炉生产过程预测终点温度的目的。

**关键词:**主成分分析; BP神经网络; 终点温度预测

**DOI:**10.20057/j.1003-8620.2023-00150 **中图分类号:**TF741

## Prediction of LF Refining Endpoint Temperature Based on PCA-BP Neural Network

Su Chunyang<sup>1</sup>, Chen Jun<sup>2</sup>, Jiang Yaqing<sup>2</sup>

(1 Jingjiang Special Steel Co., Ltd., Jingjiang 214500, China; 2 Institute of Technology, Daye Special Steel Co., Ltd., Huangshi 435001, China)

**Abstract:** In order to improve the end point temperature control level of molten steel in LF refining, a combined method based on principal component analysis (PCA) and BP neural network was proposed to predict the end-point temperature of molten steel in LF ladle furnace. Based on the metallurgical theory and practical production practices, 10 factors that have significant influence on the endpoint temperature of 42CrMo steel production process were selected as the index system of the prediction model. Then the data were processed by principle component analysis, and seven principal component variables were obtained. The cumulative variance contribution rate was 87.24%, and the correlation between the data was eliminated. Based on this, a prediction model of end point temperature of LF furnace based on PCA-BP neural network was established. When the prediction error of the model is within  $\pm 25$  °C, the hit rate of the model is 98.71%. The model has good recognition ability and can achieve the purpose of predicting the end point temperature of LF furnace production process.

**Key Words:** Principal Component Analysis; BP Neural Network; Endpoint Temperature Prediction

42CrMo钢是一种中碳低合金钢,由于具有良好的强度、韧性、耐磨性、淬透性、冲击强度和抗疲劳性能,广泛应用于热连轧工作辊、轴、齿轮等机械零件。42CrMo钢含有锰、铬和钼等合金元素,可在较大的范围内进行热处理,近年来,人们对42CrMo钢的性能进行了大量的研究<sup>[1-3]</sup>。

LF是钢铁生产过程中重要的二次精炼设备。由于具有电弧加热、降渣、快速脱氧、脱硫等处理能力,是几乎所有钢厂都配备并应用的精炼设备。因其具有持续升温的能力,极大地提高了炼钢与连铸之间的缓冲能力,在钢厂的实际制造过程中得到广泛的应用。在LF精炼中,加强钢水终点温度的有效控制具有重要意义。

但在实际生产过程中,LF精炼的温度控制必须依靠周期性测温,这不仅延长了精炼时间,增加了检测成本,而且温度控制的一致性较低。因此,越来越多的研究试图利用计算机技术来解决这一问题。

近年来,人们对智能算法方面进行了大量的研究,提出了诸如极限学习机(ELM)算法,反向传播神经网络(BP)、部分线性正则化网络(PLRN)等方法。在所有可用的数据可靠性评估方法中,BP神经网络是一种典型的和广泛使用的方法。基于以上分析,提出了基于主成分分析(PCA)和BP神经网络模型来研究LF炉的终点温度控制。

### 1 研究方法 with 模型构建

42CrMo 钢的主要化学成分见表 1, 生产流程如图 1 所示, 转炉出钢和 LF 精炼过程加入的合金如图 2 所示。

#### 1.1 主成分分析法

在 LF 精炼过程中, 影响终点温度的工艺参数有很多, 且相互之间存在一定的关联, 主成分分析的目标就是降低多个关联变量组成的数据集的维度, 同时保持数据集的可变性<sup>[4-5]</sup>。该算法将数据集里的变量转换为一组新的正交主成分, 其排列顺序是越靠后的主成分变量中, 原始变量的数据信息越少。因此, 第一主成分保留了原始变量中存在的最大数据信息。主成分是协方差矩阵中正交的特征向量, 主成分变量被定义为“最优加权观测变量的线性组合”。主成分分析法输出的结果即这样的主成分变量, 其个数应小于或等于原始变量。实现 PCA 所涉及的步骤从数据的标准化开始, 数据的标准化是将数据按照一定比例进行缩放, 使处理后数据在一定区间内波动。接着是计算协方差矩阵, 然后计算协方差矩阵的特征根和特征向量, 最后将主成分变量按方差贡献率进行排序, 并用碎石图法选择累计方差贡献率大于 85% 的主成分变量, 忽略其余变量来降低维数, 具体流程如图 3 所示。

(1) 标准化原始数据: 假如有  $m$  个原始变量  $X_1, X_2, \dots, X_m$  和  $n$  个对象。对原始变量进行标准化处理, 以消除变量间大小和维度的差异, 并获取归一化数据矩阵, 如式(1)所示。

$$X_{n \times m} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $X_{n \times m}$  为归一化数据矩阵。

(2) 建立相关系数矩阵即协方差矩阵  $R$  并计算其特征根和特征向量, 如式(2)所示。

$$R = (r_{ij})_{m \times m} = X^T X \quad (2)$$

式中:  $r_{ij}$  为原始变量  $X_i$  和  $X_j$  的相关系数。

得到特征根  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m > 0$  和对应的单位特征向量, 如式(3)所示。

$$u_1 = \begin{bmatrix} u_{11} \\ u_{21} \\ \vdots \\ u_{m1} \end{bmatrix}, u_2 = \begin{bmatrix} u_{12} \\ u_{22} \\ \vdots \\ u_{m2} \end{bmatrix}, \dots, u_m = \begin{bmatrix} u_{1m} \\ u_{2m} \\ \vdots \\ u_{mm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $u_m$  为第  $m$  个特征根对应的特征向量

(3) 确定主成分变量个数: 选择主成分的数量取决于关于累积方差贡献率。当第  $P$  个主成分变量之前的累计方差贡献率不低于 85% 的时候, 前  $p$  个主成分变量即可很好的反应原始变量的信息。方差贡献率和累积方差贡献率分别如式(4)所示。

表 1 42CrMo 钢的化学成分(质量分数)

Table 1 Chemical composition range of 42CrMo steel

C	Si	Mn	P	S	Cr	Ni	Cu	Mo
0.38 ~ 0.45	0.17 ~ 0.37	0.50 ~ 0.80	≤0.03	≤0.03	0.90 ~ 1.20	≤0.30	≤0.20	0.15 ~ 0.25

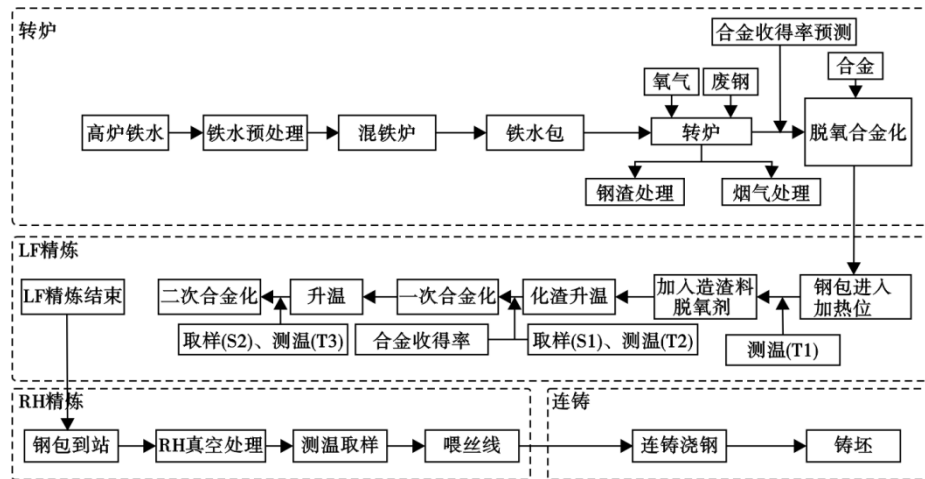


图 1 42CrMo 钢的生产流程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of 42CrMo steel production process

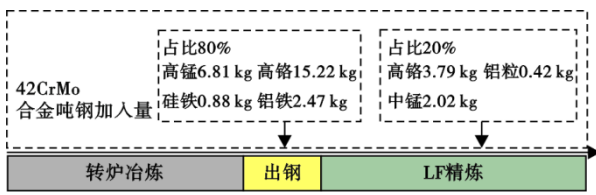


图2 42CrMo 钢合金化流程图  
Fig. 2 42CrMo steel alloying process diagram

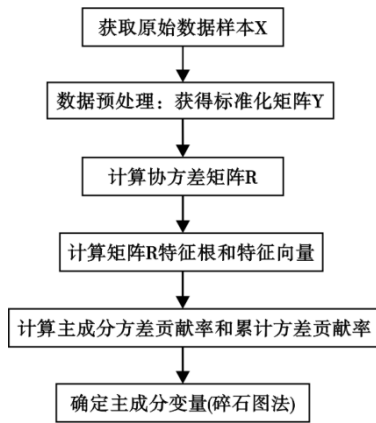


图3 主成分分析流程图  
Fig. 3 Flow chart of principal component analysis

$$\alpha_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^m \lambda_j}, \beta_i = \frac{\sum_{j=1}^i \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \quad (4)$$

式中:  $\alpha_i$  为方差贡献率;  $\beta_i$  为累积方差贡献率。

(4)  $P$  个主成分的特征向量是  $U_{m \times p} = [u_1, u_2, \dots, u_p]$ ,  $n$  个样本的主成分变量组成如式(5)所示。

$$Z_{n \times p} = X_{n \times m} U_{m \times p} \quad (5)$$

### 1.2 BP神经网络

BP神经网络是一种多层前馈神经网络,可以趋近于任意连续函数,并具有非线性映射能力<sup>[6-8]</sup>。其拓扑结构有三层,分别为输入层、隐含层和输出层。每相邻层神经元之间全连接,但同层神经元之间未连接。BP神经网络的原理是网络研究和调整连接权重和根据输入及输出的神经元之间的阈值给定样本,为了使网络接近映射输入和输出之间的关系。

训练过程本质上是信息正向传递和误差反向传播,如图4所示。BP神经网络模型善于处理复杂的非线性问题,为了提高炼钢过程控制,BP神经网络或者其他相关算法已经广泛用于BOF、LF、RH等工序的终点成分或温度预测<sup>[9-13]</sup>。

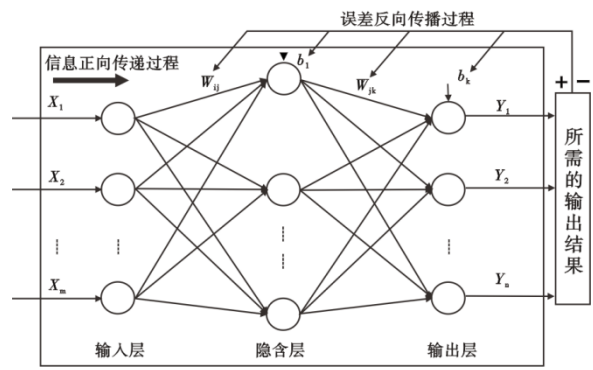


图4 BP神经网络结构示意图  
Fig. 4 Sketch diagram of BP neural network structure

## 2 实验部分

### 2.1 数据采集与处理

以某钢厂 120 t LF 精炼炉生产过程中采集的 42CrMo 钢生产数据作为 PCA-BP 神经网络计算和验证的数据源。模型输入、输出变量的选择直接影响预测模型的预测精度,本模型输出变量为 LF 炉终点温度,输入变量为确定的 LF 精炼终点温度的影响因素。基于冶金理论和实际生产实践,对于整个 LF 精炼过程从开始精炼、软吹、喂丝、加热到精炼结束,确定了以下 10 个对 LF 精炼终点温度的影响因素:钢水滞留时间、精炼时间、送电 15 min 温度、取一样温度、一样电耗、出钢量、总电耗、碳化硅用量、石灰用量、铝粒用量。根据实际生产数据对这些因素进行描述性统计分析,见表 2。其中钢水滞留时间指精炼结束后,未及时进真空,在炉外吹氩点搁置的时间。

利用 SPSS 统计软件对其 10 个因素进行相关分析,得到的相关系数见表 3。两个变量之间的相关系数可以在一定程度上反映出变量间的相关程度。因此,各因素对 LF 精炼终点温度的影响程度可以通过相关系数的大小来评估。

由表 3 可以看出,各参数之间存在较强的相关性,如果直接将 10 个影响因素作为 BP 神经网络的输入,变量过多会使神经网络结构复杂化,加大网络训练强度,训练容易陷入局部极小值点,最终导致模型的泛化能力差。这个问题可以通过主成分分析来解决。主成分分析用于降低数据集维数,消除各因素之间的相关性,得到的主成分作为 BP 神经网络的输入向量。

表 2 LF 精炼钢水终点温度影响因素及数据分布  
Table 2 Influencing factors and data distribution of end-point temperature of LF refining molten steel

影响因素	工序	参数	平均值	标准差
A	钢水滞留时间/min	3 ~ 137	34.4	21.2
B	精炼时间/min	45 ~ 98	58.9	8.7
C	送电 15 min 温度/°C	1 465 ~ 1 560	1 513.1	13.4
D	取一样温度/°C	1 500 ~ 1 625	1 529.6	15.4
E	一样电耗/kWh	1 751 ~ 8 754	3 770.5	995.2
F	出钢量/t	113 ~ 146.2	130.8	5.2
G	总电耗/kWh	5 414 ~ 18 349	9 926.1	1 764.2
H	碳化硅用量/kg	90 ~ 410	265.1	24.9
I	石灰用量/kg	140 ~ 900	454.2	91.4
J	铝粒用量/kg	0 ~ 140	56.1	36.2
Z	终点温度/°C	1 565 ~ 1 669	1 610.9	14.5

2.2 主成分分析结果

主成分分析是通过降维分析,用少量综合评价

指标来代替原来多个指标的大部分重要信息,实现数据的简化。而主成分负荷矩阵可以反映不同参数变量对此主成分载荷的相对大小和作用方向,即该指标对主成分影响的程度,一般以碎石图判断依据。主成分分析见表 4,碎石图如图 5 所示。特征根在第 7 个主成分后明显变小,且前 7 个主成分累计贡献率达到 87.24%,基本解释了数据集的绝大部分信息,因此,提取前 7 个为主成分。

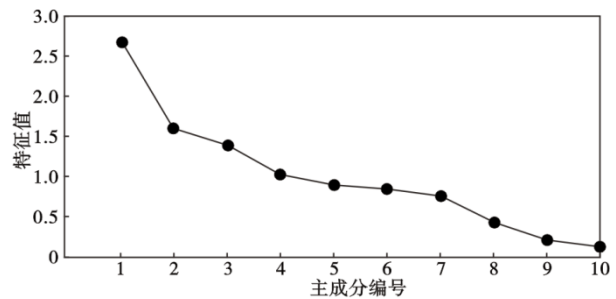


图 5 主成分分析碎石图  
Fig. 5 Scree graph of principal component analysis

表 3 过程变量的相关性分析  
Table 3 Correlation analysis of process variables

影响因素	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A	1.000	0.235	-0.131	-0.038	0.073	0.014	0.370	0.016	0.114	0.066
B	0.235	1.000	-0.128	0.271	0.246	0.081	0.649	0.032	0.161	0.180
C	-0.131	-0.128	1.000	0.510	-0.207	-0.002	-0.365	-0.096	-0.060	-0.023
D	-0.038	0.271	0.510	1.000	0.216	-0.005	0.005	-0.041	0.008	0.138
E	0.073	0.246	-0.207	0.216	1.000	-0.018	0.279	-0.096	0.007	0.032
F	0.014	0.081	-0.002	-0.005	-0.018	1.000	0.103	0.090	0.026	0.109
G	0.370	0.649	-0.365	0.005	0.279	0.103	1.000	0.065	0.235	0.143
H	0.016	0.032	-0.096	-0.041	-0.096	0.090	0.065	1.000	0.053	0.058
I	0.114	0.161	-0.060	0.008	0.007	0.026	0.235	0.053	1.000	0.206
J	0.066	0.180	-0.023	0.138	0.032	0.109	0.143	0.058	0.206	1.000

表 4 主成分的特征向量、特征根和累计方差贡献率  
Table 4 The characteristic vector, characteristic root and cumulative variance contribution rate of principal components

工序	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4	主成分 5	主成分 6	主成分 7
钢水滞留时间/min	1.795	-0.060	-0.067	0.041	0.116	-0.030	0.107
精炼时间/min	1.599	0.219	-0.064	0.098	0.141	0.036	0.100
送电 15 min 温度/°C	1.774	0.718	-0.052	0.081	0.094	0.147	0.019
取一样温度/°C	-0.906	0.589	0.136	-0.080	0.269	-0.125	0.082
一样电耗/kWh	0.916	0.139	-0.489	0.250	-0.375	0.222	0.011
出钢量/t	0.328	0.021	0.418	0.633	-0.159	-0.562	0.198
总电耗/kWh	0.786	0.025	0.368	0.565	-0.214	0.045	0.598
碳化硅用量/kg	1.044	-0.086	-0.029	-0.236	0.577	-0.352	-0.341
石灰用量/kg	0.221	-0.142	0.482	0.329	0.347	0.685	-0.019
铝粒用量/kg	0.691	0.193	0.434	-0.187	-0.468	0.026	-0.677
特征根	2.694	1.596	1.395	1.029	0.899	0.844	0.763
方差贡献率/%	23.049	15.930	12.309	9.979	9.276	9.003	7.697
累计贡献率/%	23.049	38.980	51.289	61.269	70.544	79.547	87.244

表 5 PCA-BP 神经网络训练参数

Table 5 Training parameters of PCA-BP neural network

参数	特征参数	参数	取值
训练函数	trainlm	隐含层神经元个数	10
学习函数	learngdm	训练步长	5 000
隐含层传递函数	Sigmoid	训练目标误差	0.000 001
输出层传递函数	Sigmoid	学习率	0.01

### 2.3 预测结果

在数据样本 720 组数据中,随机选取 588 组数据作为训练数据,其余 132 组数据作为测试集数据。PCA-BP 神经网络模型结构见表 5,其中输入层神经元个数为 7,隐含层神经元个数为 10,输出层神经元个数为 1。除以上参数外,训练目标误差设置为 0.000 001,最大训练步长设置为 5 000,学习率设置为 0.01,显示训练结果迭代的步数设置为 50,输入层初始阈值和权值为 1,神经网络训练时间设置为无限。PCA-BP 神经网络训练 5 000 次后,均方误差为 0.000 029 5。

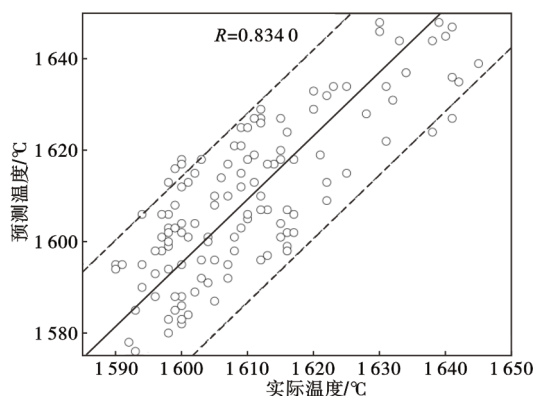


图 6 PCA-BP 神经网络模型 LF 终点温度预测值与实际值比较

Fig. 6 Comparison between the predicted value and the actual value of LF end-point temperature by PCA-BP neural network model

LF 终点温度预测值与实际值对比如图 6 所示。由图 6 可知,预测值与实际值的相关系数为 0.834, LF 终点温度预测值与实际值吻合较好。PCA-BP 神经网络预测折线图如图 7 所示,PCA-BP 神经网络 LF 终点温度预测模型误差的频率分布如图 8 所示。该模型的预测误差主要分布在 ±15 °C 以内。当预测误差在 ±25 °C 时,模型的命中率为 98.71%;当预测误差在 ±15 °C 时,模型的命中率为 86.67%;当预测误差在 ±5 °C 以内时,模型的命中率为 31.81%,基于以上分析,可以得出该 PCA-BP 神经网络模型具有较高的

预测精度。

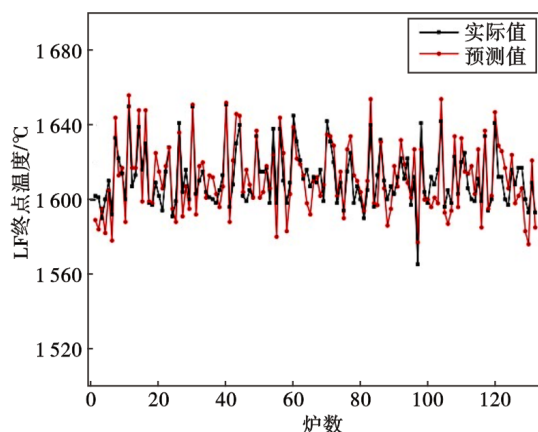


图 7 PCA-BP 神经网络预测折线图

Fig. 7 Fold line chart of PCA-BP neural network prediction

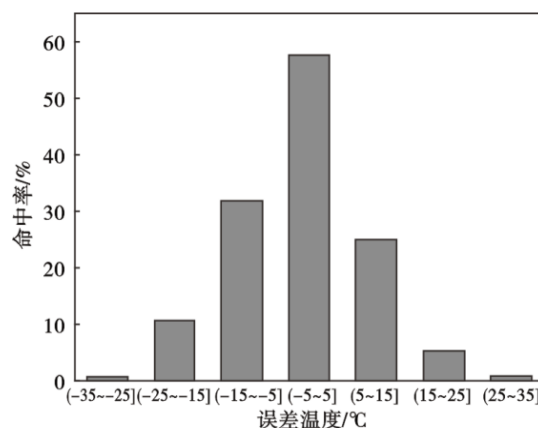


图 8 预测命中率频率分布

Fig. 8 Predicted hit rate frequency distribution

### 3 结论

(1)系统地分析了 LF 炉终点温度的影响因素,并遴选出 10 项可观测指标,构成 LF 精炼炉终点温度预测的指标体系。

(2)借助主成分分析法对样本数据进行降维处理,得到 7 个主成分变量,累计方差贡献率为 87.24%,消除了数据之间的关联性。

(3)建立基于 PCA-BP 神经网络的 LF 炉终点温度预测模型,选取 588 炉数据训练样本,132 组数据作为测试集样本对模型进行训练和预测。该模型的预测误差主要分布在 ±15 °C。当预测误差在 ±25 °C 时,模型的命中率为 98.71%;当预测误差在 ±15 °C 时,模型的命中率为 86.67%;当预测误差在 ±5 °C 以内时,模型的命中率为 31.81%。该模型有较好的识别能力,能够达到 LF 炉生产过程预测终点温度的目的。

参考文献

[1] 金启邦,孙世平,王青海,等. 控轧控冷和冷床保温工艺对 42CrMo 钢  $\phi 50$  mm 轧材力学性能的影响[J]. 特殊钢,2021,42(5):72-74.

[2] 李康丽,李永志,孙国栋. 正火预热处理对 42CrMo 曲轴钢调质后的组织与性能影响[J]. 特殊钢,2020,41(4):26-29.

[3] 张越,吕泽安,马建祯,等. 轻压下和拉速对 42CrMo 钢 410 mm $\times$ 530 mm 铸坯轧成  $\phi 195$  mm 材的低倍和中心 C 偏析的影响[J]. 特殊钢,2021,42(4):35-38.

[4] 张博峰. 基于 PCA 与 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 内燃机与配件. 2021(11): 131-132.

[5] 姬亚锋,王晓军,孟媛,等. 基于 PSO-BP 的 2205 双相不锈钢热变形行为预测[J]. 钢铁,2023,58(2):96-103.

[6] 牛华. 基于改进 BP 神经网络的汽车发动机故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(5):57-61.

[7] 汪雅婷,黎俊良,袁楷峰,等. 基于 GA 改进 BP 神经网络预测热变形流变应力模型的建立[J]. 材料工程,2022,50(6):170-177.

[8] 张志雄,付永伟,王涛,等. 基于 BP 神经网络算法的 316L 不锈钢板薄带热处理力学性能预测[J]. 精密成形工程,2023,15(2):68-77.

[9] 高聪,蔡晓桐,赵晓旭,等. 基于烟气成分分析的转炉炼钢终点控制[J]. 新一代信息技术,2018(1):27-33.

[10] 董晶,张利民,张燕超,等. 基于 PSO-BP 神经网络的转炉炼钢碳含量预测[J]. 华北理工大学学报(自然科学版),2022,44(1):16-23.

[11] 张家磊,李占春,石晨敏,等. 电弧炉终点碳含量预测模型的构建与分析[J]. 炼钢,2022,38(6):1-5,37.

[12] 汪森,李胜利,高闯,等. 80 t 转炉终点预报 TSVR 模型精度[J]. 钢铁,2020,55(7):53-57.

[13] 杨晓猛,赵阳,钟良才,等. 基于 XGBoost 算法的转炉吹炼终点预报[J]. 炼钢,2021,37(6):1-8.

《特殊钢》稿件内容写作要求

1. 论文题目:应简洁、准确,不宜使用缩略词;
2. 摘要:摘要应包括论文的研究目的、方法、结果、结论,推荐使用小标题进行结构化标注。中文摘要字数一般在 300~500 字,英文摘要字数在 400~600 个单词,或更长。鼓励作者使用英文长摘要,对中文摘要内容进行拓展,以便于文章内容的国际化传播,可另外简要介绍研究背景、研究内容等等。
3. 关键词:关键词个数 3~8 个;
4. 图片质量:论文电子版为彩色出版,纸质期刊原则上为灰度印刷,请确保图片在灰度模式下也能够清晰可辨,不接受截屏图片;
5. 参考文献:作者引用文章应不少于 15 篇(其中英文 $\geq 5$ 篇),综述类文章参考文献应不少于 30 篇。参考文献中须三分之二的文章是在最近 5 年以内出版的,保证引用的时效性和新颖性。
6. 文末声明:若研究成果获得过奖励或属国家、省、部级有关基金资助项目,在文末注明项目名称和编号。若不涉及,可不设置文末声明。

《特殊钢》编辑部