采用多层神经网络预测焦炭质量*

芦建文[1]，卢培山[2]，江 鑫[3]，付利俊[3]，贾晓宗[2]

（1. 包头钢铁（集团）有限责任公司信息服务中心，内蒙古 包头 014010；
2. 内蒙古包钢钢联股份有限公司煤焦化工分公司，内蒙古 包头 014010；
3. 内蒙古包钢钢联股份有限公司技术中心，内蒙古 包头 014010）

摘 要： 文章提出了一种利用包钢焦炭生产过程中积累的工艺和生产数据，采用神经网络技术，构建焦炭生产质量预测模型的方法。

关键词： 焦炭质量指标；焦炭质量模型；神经网络

中图分类号： TP183，TF526+.1 **文献标识码：** B **文章编号：** 1009－5438(2020)01－0014－04

DOI:10.13647/j.cnki.btgkj.2020.01.004

Prediction of Coke Quality with Multi－layer Neural Network

Lu Jian－wen[1], *Lu Pei－shan*[2], *Jiang Xin*[3], *Fu Li－jun*[3], *Jia Xiao－zong*[2]

(1. *Information Service Center of Baotou Iron & Steel (Group) Co., Ltd., Baotou* 014010, *Inner Mongolia Autonomous Region, China*;
2. *Coke Chemical Engineering Branch Co. of Inner Mongolia Baotou Steel Union Co., Ltd., Baotou* 014010, *Inner Mongolia Autonomous Region, China*;
3. *Technical Center of Inner Mongolia Baotou Steel Union Co., Ltd., Baotou* 014010, *Inner Mongolia Autonomous Region, China*)

Abstract: In this paper, it is proposed a method for constructing a prediction model of coke production quality with the neural network technique using the process and production data accumulated during the coke productions of Baotou Steel.

Key words: coke quality index; coke quality model; neural network

焦炭作为高炉炼铁的主要原料，在高炉中起供热、还原剂、骨架等作用，其质量的好坏直接影响着生铁质量的优劣。本文针对包钢的实际生产工艺特点与需求，采用大数据技术采集并抽取了配合煤、焦炭质量指标以及结焦温度、结焦时间等焦炉生产工艺参数，并对数据进行了清洗、整理，采用人工神经网络技术构建了焦炭质量预测模型[1]。

1 数据抽取

抽取的数据要求与分析目标有相关性、数据可靠而且有效。经过多年的生产，包钢煤焦化工分公司（以下简称焦化）积累了大量的配合煤指标、焦炭质量指标、焦炉生产过程参数数据，数据存储在焦化服务器ORACLE数据库中，需要抽取到公司的大数

* 收稿日期：2019－08－22
作者简介：芦建文（1969－），男，高级工程师，现从事计算机与自动化工作。

中国知网 https://www.cnki.net

据平台，本文采用 SQL 语句的方式抽取了 2005 年至 2019 年的历史数据，并且实现了在线数据的实时抽取。

2　数据预处理

数据预处理工作包括数据筛选、缺失值处理、坏数据处理、数据标准化、主成分分析、属性选择、数据规约等过程。配合煤、焦炭质量指标与焦化生产过程参数在不同的数据表中，采用 SQL 语句，按照日期、班别对三项数据进行了匹配，合成完整的配合煤、焦炭质量指标、炼焦生产过程记录，共整理完整数据 109 725 条记录。对缺失值按焦化工艺与配合煤、焦炭质量指标变化范围对数据进行了清洗，去掉了异常数据。并对数据进行了标准化处理。

3　构建焦炭质量预测模型

国内外的研究者对焦炭质量的预测模型提出了一些预测方法[2-4]，但所建模型的差异性较大，缺少通用性。其原因在于各焦化企业入炉煤质量各不相同以及每个焦化企业的炼焦工艺及炼焦操作条件互有差异，无法直接满足炼焦企业的实际生产。针对包钢的实际生产工艺特点，对影响焦炭质量的因素进行了相关性分析，建立了焦炭质量指标预测模型。

3.1　相关性分析

为了减少预测模型的复杂度，降低相关性不强的因素对预测结果造成的影响，有必要对各因素进行相关性分析。通过计算焦炭质量指标与配合煤质量指标、炼焦过程参数的相关系数矩阵，找出与焦炭质量相关性比较强的影响因素，做为焦炭质量预测模型的输入变量。

3.2　神经网络构建焦炭质量预测模型

由于炼焦过程中存在复杂的化学反应，焦炭质量指标与配合煤的指标之间存在较强的非线性关系，无法直接用线性函数表示，也无法直接基于工艺过程构建机理模型。目前生产过程信息化程度较高，现场数据库中存有大量配合煤指标、工艺过程参数、焦炭质量指标等的测量数据。因此，可采用基于机理与数据相结合的方法来对该反应过程进行建模，并预测对应的质量指标。

目前，基于数据的机器学习预测方法已有许多研究，如线性回归模型、神经网络、支持向量机等。其中，多层神经网络由于其自学习能力强、能以任意精度逼近一个非线性函数的优点而被广泛应用于数据预测领域。针对炼焦过程具有复杂的非线性关系的特点，本文采用多层神经网络模型进行质量指标预测。

多层神经网络含有输入层、输出层以及多个中间层，由于中间层与外界没有直接的联系，故也称为隐层，在隐层中的神经元也称隐单元。神经网络算法的计算由数据流的前向计算(正向传播)和误差信号的反向传播两个过程构成。正向传播时，传播方向为输入层→隐层→输出层，每层神经元的状态只影响下一层神经元。若在输出层得不到期望的输出，则转向误差信号的反向传播流程。通过这两个过程的交替进行，在权向量空间执行误差函数梯度下降策略，动态迭代搜索一组权向量，使网络误差函数达到最小值，从而完成信息提取和记忆过程。

设输入层、隐层和输出层的节点数分别为 n、q 和 m，输入层与隐层之间的权值为 v_{ki}，隐层与输出层之间的权值为 w_{ik}。隐层的传递函数为 $f_1(\cdot)$，输出层的传递函数为 $f_2(\cdot)$，则隐层节点的输出为:

$$z_k = f_1\left(\sum_{i=0}^{n} v_{ki}x_i\right), k = 1,2,\cdots,q \tag{1}$$

输出层节点的输出可描述为:

$$y_j = f_2\left(\sum_{k=0}^{q} w_{ik}z_k\right), j = 1,2,\cdots,q \tag{2}$$

3.3　多层神经网络模型建立步骤

步骤 1: 输入层和输出层确定

输出层确定为焦炭质量指标，即焦炭灰分、硫分。对于输入层，根据不同的质量指标，依据相关性分析结果选取相关性强的指标作为多层神经网络模型输入。

步骤 2: 隐含层数和隐节点数确定

增加神经网络隐含层数，可以降低误差，拟合更加复杂的函数关系，但同时也会增加训练时间和出现“过拟合”的概率。隐含层节点的个数取决于训练样本数、样本噪声大小以及样本中蕴涵规律的复杂程度。本文采用智能优化算法进行隐含层数的确定。

步骤 3: 转移函数选择

转移函数用于对求和单元的计算结果进行函数运算，进而得到神经元的输出。本文综合运用转移函数 sigmoid 和 purelin 来处理和逼近输入和输出的非线性关系。

焦炭质量预测的多层神经网络模型的基本结构如图 1 所示，计算流程如图 2 所示。

中国知网　https://www.cnki.net

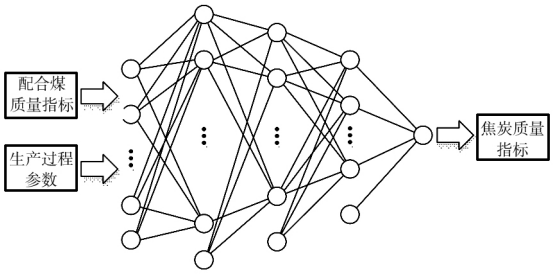


图1 多层神经网络的基本结构

4 预测结果与分析

焦炭质量指标预测模型基于包钢现场采集的焦炉配合煤指标、生产过程数据，构建多层神经网络模型，预测焦炭灰分。根据上述焦炭质量指标相关性分析，在预测不同的焦炭质量指标时，选取相关性最强的几个特征作为多层神经网络模型的输入，进而进行训练预测。预测结果见图3。

图3为焦炭灰分预测值与测量值对比图，横坐标表示测量值，纵坐标则表示其预测值；实线为预测值恰好等于测量值的点；虚线表示误差为±2%。

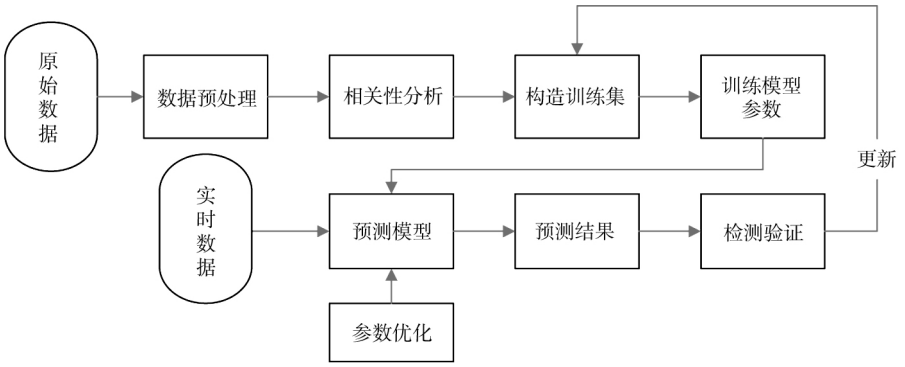


图2 焦炭质量预测流程图

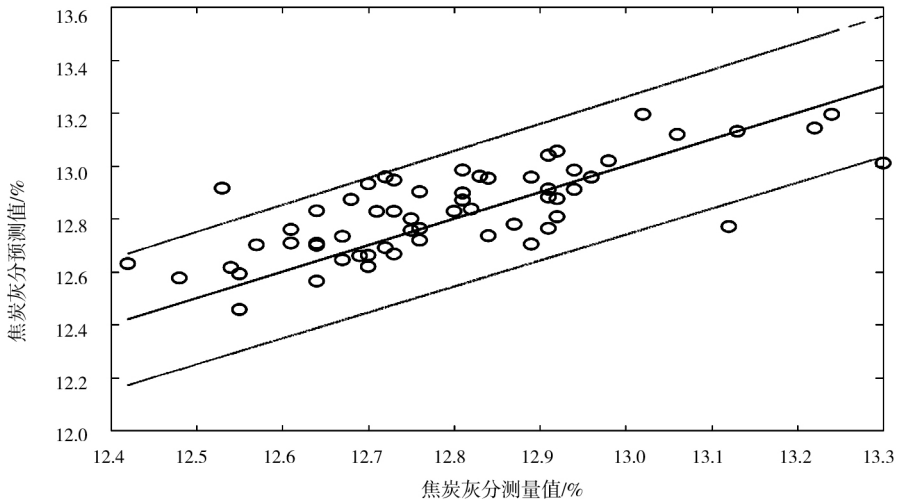


图3 预测值与测量值对比图

将焦炭质量指标的预测结果与标准进行对比，结果如表1所示。

表1 焦炭质量指标预测误差(MAE)

质量名称	国家标准	预测结果
灰分	0.20	0.20

对比表中数据我们可以得知，多层神经网络模型对灰分的预测平均绝对误差达到了国家误差标准。

5 结束语

基于包钢生产过程中积累的配合煤、焦炭质量

中国知网 https://www.cnki.net

指标以及结焦时间、结焦温度等生产工艺指标数据，构建多层神经网络模型的训练样本与训练模型，对焦炭的灰份等指标进行预测。结果表明，本文方法对焦炭质量指标的预测精度满足国家误差标准。

参 考 文 献

[1] 梁敦仕. 2018 年我国煤炭经济运行形势回顾及未来市场展望[J]. 煤炭经济研究，2019，39(2)：4－11.

[2] 周洪，闵礼书，邹祥林. 基于神经网络的特大型焦炉焦炭质量预测研究[J]. 系统仿真学报，2009，(6)：1543－1547.

[3] Zhang Q，Wu X，Feng A，et al. Prediction of coke quality at Baosteel[J]. Fuel Processing Technology，2004，86(1)：1－11.

[4] Golovko M B，Drozdnik I D，Miroshnichenko D V，et al. Predicting the yield of coking by products on the basis of elementary and petrographic analysis of the coal batch[J]. Coke and Chemistry，2012，55(6)：204－214.

(上接第 13 页)

在焦炭完全推出之后，及时恢复吸力及煤气加热，煤气旋塞要比正常值多开 10 个刻度以上，后测量炉温，在确保机侧炉墙温度升温在 1 100 ℃以上后，才进行装煤操作[2]。

出现二次焦后，温度管控的难点在于二次焦炉号相邻炉号的出焦时间要延长，便于炉温的控制，在二次焦出炉后，如果出焦时间超过 8 h 以上，要进行乱签向后丢进行快速归位，而相邻炉号要向前提进行归位，这样只能通过单双号单独控制，防止相邻号不同计划结焦时间带来的温度过高或者过低，影响推焦。

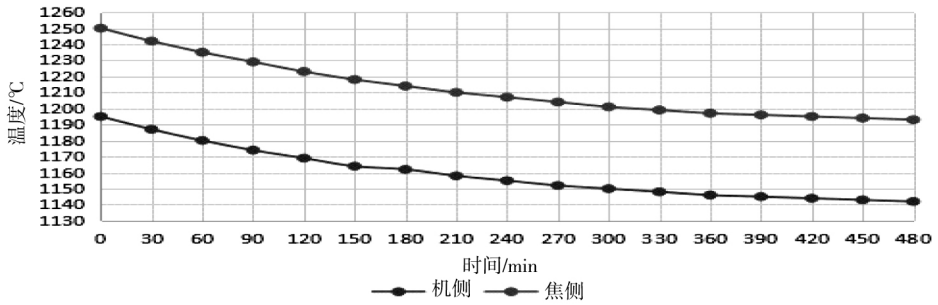


图 3　降温曲线

3　结束语

通过对 JN60 型焦炉直行温度稳定性调节方法的研究，使我们逐渐掌握了在不同情况下炉温的管控。采用合理的直行温度能够保证焦炭均匀成熟，从而保证焦炭产量、质量达标。不仅降低了耗热量、提高了焦炭质量，同时还延长了焦炉寿命。

参 考 文 献

[1] 于振东，蔡承祐. 焦炉生产技术[M]. 沈阳：辽宁科学技术出版社，2003.

[2] 张发刚. 6 米焦炉炭化室底部砖修复的探索与实践[J]. 工业技术，2013，151(6)：52－53.

中国知网　https://www.cnki.net