

基于高炉炉况评价和反馈补偿的喷煤量决策优化

崔桂梅^{1†}, 陈荣¹, 马祥², 张勇¹

(1. 内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010;

2. 包头钢铁(集团)有限责任公司, 内蒙古 包头 014010)

摘要: 高炉炼铁过程操作者根据炉况设定喷煤量, 针对在增减量的大小和时机上存在盲目性、粗糙性、滞后性难题, 将高炉冶炼机理与专家经验、过程信息相结合, 建立基于煤气流分布和炉缸热状态评价的喷煤反馈补偿模型. 首先, 分析提取表征高炉煤气流分布和炉缸热状态的重要参数, 利用熵权法确定评价模型的输入参数权重, 依据专家经验与数据统计分析相结合的方法划分参数等级, 分别建立煤气流分布和基于炉温预测的炉缸热状态评价模型; 其次, 建立与炉缸热状态和煤气流分布相适应的喷煤量反馈补偿模型, 消除喷煤设定值不确定性、滞后性影响, 提高煤粉的燃烧效率, 实时、准确地为现场操作人员提供喷煤设定值.

关键词: 高炉; 煤气流分布; 炉缸热状态; 炉况评价; 反馈补偿; 决策优化

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.1553

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 崔桂梅, 陈荣, 马祥, 等. 基于高炉炉况评价和反馈补偿的喷煤量决策优化[J]. 控制与决策, 2020, 35(11): 2803-2809.

Decision-making optimization of coal injection volume based on evaluation of blast furnace condition

CUI Gui-mei^{1†}, CHEN Rong¹, MA Xiang², ZHANG Yong¹

(1. School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;

2. Baotou Iron and Steel (Group) Limited Liability Company, Baotou 014010, China)

Abstract: Based on evaluation of blast furnace condition, the operator of the blast furnace iron-making process determines the amount of coal injection according to the furnace condition, and has problems of blindness, roughness and hysteresis in the increase and decrease of the size and timing. In this paper, the blast furnace smelting mechanism is combined with expert experience and process information to establish a coal injection feedback compensation model based on gas flow distribution and furnace thermal state evaluation. Firstly, the important parameters of gas flow distribution and hearth thermal state are analyzed and extracted, and the entropy weight method is used to determine the weights of the evaluation model input parameters, the parameters are classified according to expert experience and data statistical analysis. The evaluation model of furnace temperature thermal status based on furnace temperature prediction and the evaluation model of gas flow distribution are established separately. Then, the coal injection feedback compensation rules based on the gas flow distribution and the evaluation of the furnace hot state are established, which can eliminate the uncertainty of the coal injection set value, and the influence of hysteresis, improve the combustion efficiency of pulverized coal, and provide the on-site operator with the coal injection setting value in real time and accurately.

Keywords: blast furnace; gas flow distribution; hearth thermal state; evaluation of blast furnace condition; feedback compensation; decision optimization

0 引言

钢铁工业能耗占全国总能耗约 15%, 其中高炉炼铁过程占其总能耗 50% 以上^[1-2]. 面对节能减排严峻形势, 高炉正向高效、低耗、自动化方向发展. 高炉冶炼过程存在多种理化反应, 涉及复杂的物质与能量

的传递和转换, 且工况多变, 导致建立精确模型难, 实现优质、低耗和高产的优化控制目标难. 因此, 利用高炉冶炼过程专家知识和过程数据建立控制运行优化模型, 是冶金与控制领域研究的热点与难点问题^[3-4].

高炉运行在不同炉况下有相应的最佳喷煤量.

收稿日期: 2018-11-10; 修回日期: 2019-06-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61763039).

责任编辑: 刘民.

[†]通讯作者. E-mail: crlove1234@163.com.

在炉况平稳的条件下,提高喷煤量替代部分焦炭是高炉冶炼过程节能降耗、降低成本的有效措施,但提高喷煤量要保证煤粉消化率高,而煤气流分布和炉缸热状态与煤粉消化能力密切相关,是实时判断炉况的主要依据.近年来,国内外学者采用智能算法对炉况进行评价:文献[5]结合高炉冶炼工艺特点,提出了基于可拓理论的高炉软熔带位置状态两级模糊综合评价;文献[6]根据高炉煤气流分布特征,采用可拓集理论对高炉煤气流分布的合理性进行了定量化评价.以上研究为炉况评价提供了新思路新方法,但炉况评价与喷煤量决策并未建立联系.目前,对喷煤量决策的研究以优化模型为主,即利用高炉冶炼过程的历史数据,采用二次规划、线性规划、改进粒子群、GA-BP、模式匹配等方法建立多目标优化模型,静态求解出高炉炼铁过程最优的操作参数^[7-11].这些优化模型对于非线性极强的复杂生产过程而言,存在局部极小,实时性、可行性和准确性较差等问题.高炉冶炼现场仍采用人工模式,即操作人员根据工艺指标结合炼铁知识、凭借积累的经验给出喷煤量设定值并根据炉况(炉温)对喷煤量进行增减操作,但由于高炉冶炼过程的复杂性、大滞后性、状态多变性,在操作的时机和量上存在盲目性、模糊性、滞后等问题.

为解决上述问题,本文从反馈补偿控制的角度,将专家经验、过程信息与智能算法相结合,提出与炉况相适应的优化喷煤量反馈补偿方法,利用反馈的实时性,滚动修正喷煤设定值,使喷煤量趋于与炉况相适应的最佳喷煤量,并通过仿真模型验证其有效性.

1 高炉冶炼过程优化控制问题描述

高炉冶炼生产是高炉炼铁系统与外界环境频繁进行物质、能量、信息交换和转换的过程^[12].整个系统中能量以焦炭、热风 and 煤粉为载体带入,以铁水、煤气、冷却水为载体带出.高炉冶炼过程运行优化就是控制输入输出高炉的能量达到小范围内的动态平衡.

1.1 高炉冶炼过程的运行控制模式描述

在生产过程中,高炉操作采用以专家经验为主的上部间歇式与下部连续式的操作模式,如图1所示.上部控制的物料成分、料比和料速相对稳定,仅在炉况波动时调整,下部在最高风温下,通过调节喷煤量和热风量快速调整炉温.高炉冶炼过程运行控制:在保证生产约束的条件下,工长根据工况变化决策出回路设定值 $y_1^*(k)$, $y_2^*(k)$, $y_3^*(k)$,回路控制器产生控制量 $u_1(k)$, $u_2(k)$, $u_3(k)$,作用于被控对象,使其输出跟踪设定值,从而将工艺指标控制在期望目标值 R^* 的小

范围内($R_{\min} \leq R(k) \leq R_{\max}$)^[13-15].这种控制模式虽能保证高炉的平稳运行,却无法使高炉运行于最优工作状态,难以实现优质、低耗、高产的优化控制目标.

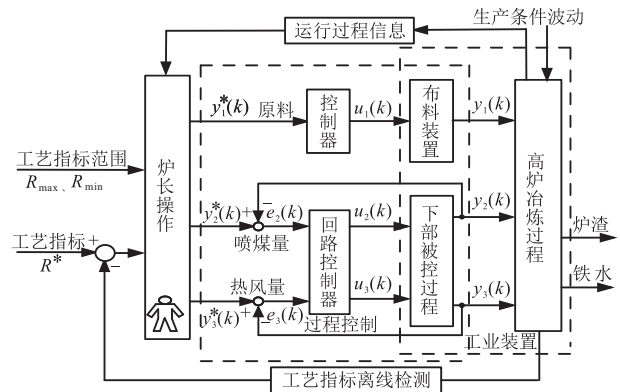


图1 运行控制模式

1.2 高炉冶炼过程喷煤反馈补偿问题描述

高炉是复杂的强耦合性系统,依据高炉上部长机制、下部短机制操作模式特点,利用分层优化方法,将高炉运行优化控制问题等效为有约束的上部、下部子系统优化控制问题.高炉平稳运行时,上部布料控制相对稳定,对下部炉温控制的影响等效为慢干扰,在上部与下部解耦基础上,研究高炉下部喷煤优化控制问题.

高炉运行在不同炉况下有一个相应最佳喷煤量,但由于高炉冶炼过程的复杂性、大滞后性、状态多变性,工长根据炉况(炉温)对喷煤量的增减操作在时机和量上存在盲目性、模糊性、滞后等问题,为此,本文提出基于炉况评价的喷煤反馈补偿控制模式,如图2所示.利用反馈的实时性,滚动修正喷煤设定值,使喷煤量趋于与炉况相适应的最佳喷煤量.

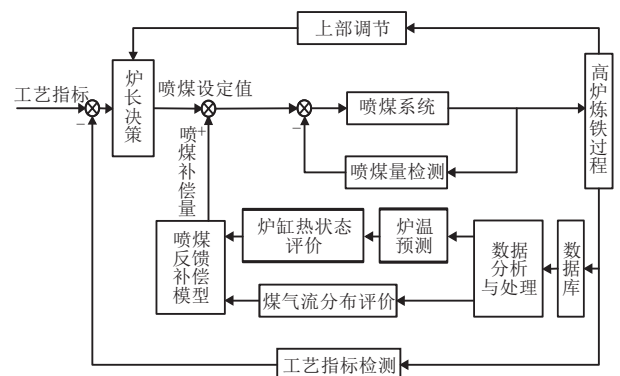


图2 喷煤反馈补偿控制

需解决以下关键问题:

1) 煤气流分布和炉缸热状态与煤粉消化能力密切相关,是实时判断炉况的主要依据,也是喷煤优化的必要条件.针对高炉炉况的影响因素多、关系复杂、难准确描述的问题,采用T-S模糊神经网络,建立反映

煤粉消化率的炉况评价模型。

2) 针对喷煤增减操作在时机和量上存在盲目性、模糊性、滞后性问题, 依据专家经验建立基于炉况评价的喷煤量反馈补偿模型。

2 基于 T-S 模糊神经网络的炉况评价模型

本文将模糊系统与神经网络互补性相结合, 采用 T-S 模糊神经网络建立炉况评价模型: 分析提取高炉煤气流分布和炉缸热状态评价模型的输入参数, 用熵权法确定评价模型的输入参数权重; 将专家经验与数据统计分析相结合划分输入参数等级; 分别建立煤气流分布和炉缸热状态的 T-S 模糊神经网络评价模型, 得到煤气流分布和炉缸热状态评价等级。

2.1 数据预处理

利用过程数据建模前, 需进行参数选择和异常值检测与修补。

1) 参数选取: 高炉冶炼过程具有分布式、多变量、复杂性, 根据冶炼机理和专家经验分别选取煤气流分布和炉缸热状态评价模型输入参数。

煤气流由炉缸燃烧带产生, 向上运动到炉顶经历燃烧带、软熔带、块状带 3 次分布, 如图 3 所示。

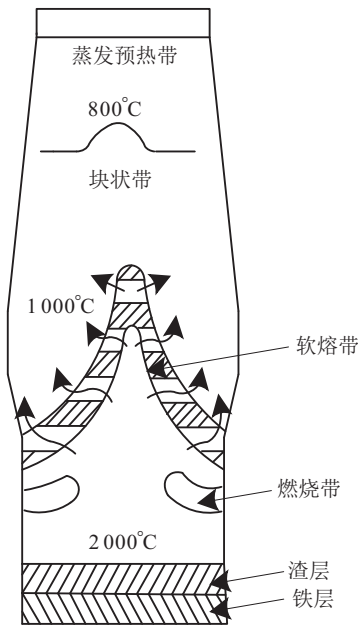


图 3 高炉断面各带分布

若 3 次分布合理, 则总的煤气流分布合理。燃烧带决定煤气初始分布、炉缸的均匀性和活性, 其大小取决于鼓风动能、燃烧速度、透气性以及炉腹煤气量指数; 煤气 2 次分布取决于软熔带形状与位置, 受装料、送风制度影响; 煤气 3 次分布可通过煤气的温度(顶温)、压力(顶压)、煤气利用率以及 CO₂ 利用率来判断。因透气性指数综合了风量、风压和顶压对煤气流分布的影响^[16], 且喷煤过程风温保持最大, 故

选择压差、富氧率、透气性指数、炉腹煤气量指数、顶温、煤气利用率、CO₂ 利用率作为评价煤气流分布的 7 个输入参数。铁水温度和生铁含硅量是高炉热状态指标, 水温差是炉体热状态重要指标, 故选择铁水温度、铁水硅含量、水温差作为评价炉缸热状态的 3 个输入参数。

2) 异常值检测与修补: 由于生产边界波动、外界干扰及生产操作中人为因素的影响, 使得过程数据存在大噪声; 因工艺条件和生产情况限制, 参数部分采样值缺失, 使得利用过程参数建模优化难。高炉平稳过程运行时, 采集的参数应在小范围内波动, 依据 3σ 原则, 突跳值是与平均值的偏差大于 3σ 的数据。对突跳值和缺失值用前后 4 组数据通过拉格朗日插值法修补。用 x_i 表示评价模型的第 i 个输入参数序列, x_i(k) 为第 i 个输入参数的第 k 个样本值, 有

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_i(k) - a_i)^2} \quad (1)$$

其中: x_i(k) 为第 i 个参数的第 k 个序列值, N 为样本总数, a_i、σ_i 分别为第 i 个输入参数平均值和标准差。

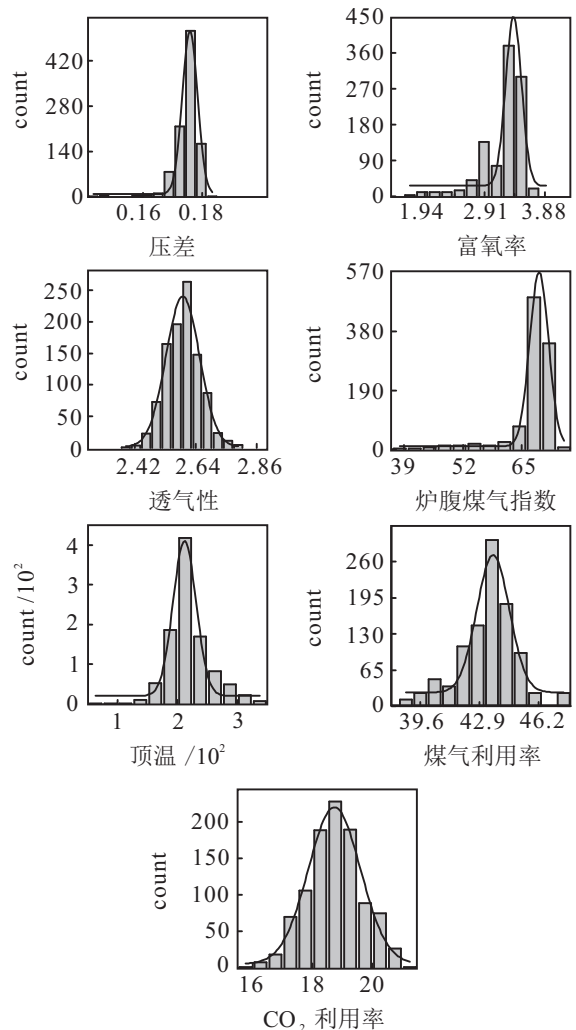


图 4 煤气流分布状态参数频数直方图

2.2 参数等级区间确定

1) 概率统计法:高炉长期运行于稳定状态,各参数近似服从以预期工作点为中心的正态分布,图4为煤气流分布频数分布直方图,用概率统计法求评价模型输入参数的均值和方差,并依此划分5个等级:边缘欠发展中心过分发展、边缘不足中心发展、合适、边缘发展中心不足、边缘过分发展中心欠发展,分别表示为-2, -1, 0, 1, 2.

2) 专家经验法:专家根据操作方针的参数上、下限值和均值,将参数分为5个等级:边缘欠发展中心过分发展、边缘不足中心发展、合适、边缘发展中心不足、边缘过分发展中心欠发展,分别表示为-2, -1, 0, 1, 2.

本文结合数据统计与专家经验,综合划分煤气流分布参数为5个等级;同理,划分炉缸热状态参数为5个等级:过凉、偏凉、合适、偏热、过热.将主客观方法相结合,既考虑了高炉运行过程数据的数理统计的客观性,又考虑了专家经验的主观性.

2.3 权值计算

熵权法是一种客观赋权方法,它利用各参数熵值提供的信息量大小确定权重^[17],避免人为主观因素对参数权值的影响,计算流程如下.

1) 参数标准化

$$\begin{cases} v_i(k) = \frac{x_i(k) - \min_{1 \leq k \leq N}(x_i(k))}{\max_{1 \leq k \leq N}(x_i(k)) - \min_{1 \leq k \leq N}(x_i(k))}, \text{越大越优型;} \\ v_i(k) = \frac{\max_{1 \leq k \leq N}(x_i(k)) - x_i(k)}{\max_{1 \leq k \leq N}(x_i(k)) - \min_{1 \leq k \leq N}(x_i(k))}, \text{越小越优型.} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $x_i(k)$ 、 $v_i(k)$ 分别为第 i 个参数的第 k 个样本标准化前后取值, $\max_{1 \leq k \leq N}(x_i(k))$ 、 $\min_{1 \leq k \leq N}(x_i(k))$ 分别为第 i 个参数标准化前的最大、最小值.

2) 计算特征比重

$$q_i(k) = \frac{v_i(k)}{\sum_{k=1}^N v_i(k)}. \quad (3)$$

3) 计算熵值

$$e_i = -\frac{1}{\ln(N)} \sum_{k=1}^N q_i(k) \ln(q_i(k)). \quad (4)$$

4) 计算差异性系数

$$d_i = 1 - e_i. \quad (5)$$

5) 计算熵权

$$\omega_i = d_i / \sum_{i=1}^n d_i. \quad (6)$$

2.4 T-S模糊神经网络

T-S模糊神经网络由前件网络与后件网络两部分组成,既可表示模糊和定性的知识,又具有较强的学习能力^[18-19],其结构如图5所示.

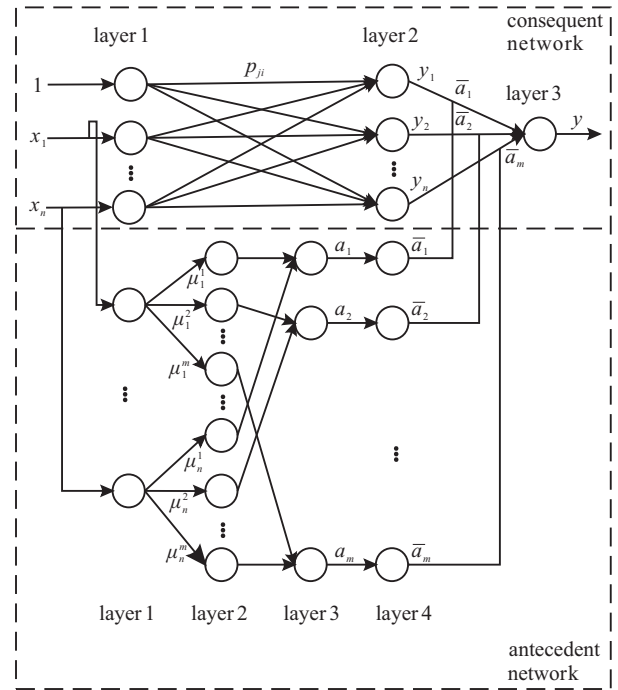


图5 T-S模糊神经网络结构

1) 前件网络.

第1层:输入层,结点数为 $N_1 = n$.

第2层:输入数据模糊化层,其隶属度函数

$$\mu_i^j(k) = \exp\left(-\frac{x_i(k) - c_{ij}(k)}{\sigma_{ij}^2(k)}\right).$$

其中: $i = 1, 2, \dots, n$, n 为输入参数个数; $j = 1, 2, \dots, m$, m 为每个输入参数的模糊分割数; $c_{ij}(k)$ 和 $\sigma_{ij}(k)$ 分别为 $\mu_i^j(k)$ 的中心和宽度.

第3层:模糊规则层, $\alpha_j(k) = \prod_{i=1}^n \mu_i^j(k)$, 结点数 $N_3 = m$.

第4层:归一化层, $\bar{\alpha}_j(k) = \frac{\alpha_j(k)}{\sum_{j=1}^m \alpha_j(k)}$, 结点数 $N_4 = m$.

2) 后件网络.

第1层:输入层,第0个结点输入值 $x_0 = 1$,提供模糊规则后件中常数项.

第2层:共 m 个结点,计算每一条规则的后件,即

$$y_j(k) = \sum_{i=0}^n p_{ji}(k) x_i(k). \quad (7)$$

第3层:系统的输出,即

$$y(k) = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j(k) y_j(k). \quad (8)$$

3) 学习算法: 各输入参数的模糊分割数为 5, 通过神经网络调整后件网络的连接权 $p_{ji}(k)$ 以及前件网络第 2 层各结点隶属函数的中心值 $c_{ij}(k)$ 及宽度 $\sigma_{ij}(k)$.

参数修正:

$$p_{ji}(k+1) = p_{ji}(k) - \lambda \frac{\partial E}{\partial p_{ji}} + \beta(p_{ji}(k) - p_{ji}(k-1)), \quad (9)$$

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \lambda \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} + \beta(c_{ij}(k) - c_{ij}(k-1)), \quad (10)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \lambda \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} + \beta(\sigma_{ij}(k) - \sigma_{ij}(k-1)). \quad (11)$$

其中: λ 为网络学习率; β 为修正系数; $\frac{\partial E}{\partial p_{ji}}$ 、 $\frac{\partial E}{\partial c_{ij}}$ 、 $\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}}$ 表示为

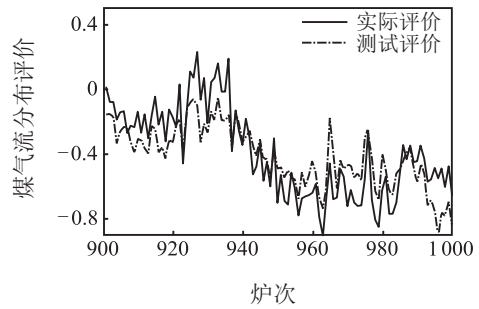
$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial p_{ji}} &= (\hat{y}(k) - y(k)) \bar{\alpha}(k) x_i(k), \\ \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} &= \frac{\partial E}{\partial y} \times \frac{\partial y}{\partial \bar{\alpha}_j} \times \frac{\partial \bar{\alpha}_j}{\partial \alpha_j} \times \frac{\partial \alpha_j}{\partial \mu_i^j} \times \frac{\partial \mu_i^j}{\partial c_{ij}} = \\ &= -2 \sum_{j=1}^m \left((\hat{y}(k) - y(k)) y_j(k) \times \left(\sum_{j=1, j \neq i}^m \alpha_j(k) / \left(\sum_{j=1}^m \alpha_j(k) \right)^2 \right) \right) \times \\ &= \prod_{j=1, j \neq i}^m \mu_i^j(k) \exp \left(-\frac{(x_i(k) - c_{ij}(k))^2}{\sigma_{ij}^2(k)} \right) \times \left(\frac{(x_i(k) - c_{ij}(k))^2}{\sigma_{ij}^2(k)} \right), \\ \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} &= \frac{\partial E}{\partial y} \times \frac{\partial y}{\partial \bar{\alpha}_j} \times \frac{\partial \bar{\alpha}_j}{\partial \alpha_j} \times \frac{\partial \alpha_j}{\partial \mu_i^j} \times \frac{\partial \mu_i^j}{\partial \sigma_{ij}} = \\ &= -2 \sum_{j=1}^m \left((\hat{y}(k) - y(k)) y_j(k) \times \left(\sum_{j=1, j \neq i}^m \alpha_j(k) / \left(\sum_{j=1}^m \alpha_j(k) \right)^2 \right) \right) \times \\ &= \prod_{j=1, j \neq i}^m \mu_i^j(k) \exp \left(-\frac{(x_i(k) - c_{ij}(k))^2}{\sigma_{ij}^2(k)} \right) \times \left(\frac{(x_i(k) - c_{ij}(k))^2}{\sigma_{ij}^3(k)} \right). \end{aligned}$$

2.5 炉况评价模型的建立与仿真分析

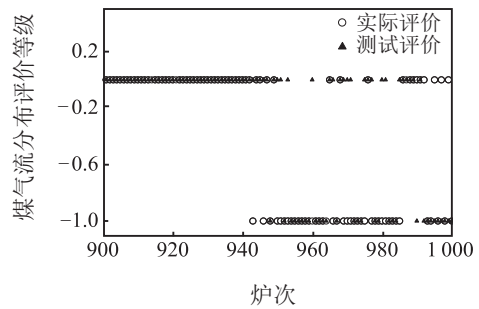
本文以某大型高炉为研究对象, 采集 1 000 组样本数据, 其中前 700 组作为模型的训练数据, 后 300 组

作为测试数据.

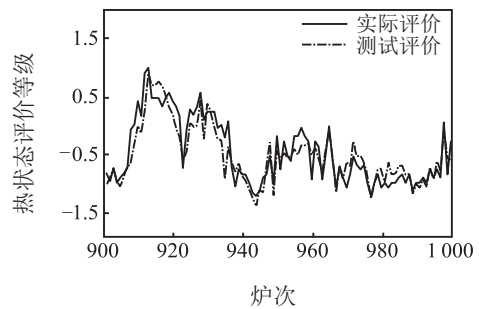
1) 建立煤气流分布评价模型: 首先, 提取表征煤气流分布的参数 $x_i, i = 1, 2, \dots, 7$, 并进行数据预处理. 由式 (2)~(6) 计算参数权值为 [0.365, 0.109 7, 0.197 3, 0.058 5, 0.095 9, 0.289 2, 0.213 0]; 其次, 用概率统计分析与专家经验结合的方法将煤气流分布参数分为 5 个等级; 最后, 应用 T-S 模糊神经网络建立煤气流分布评价模型, 模型的学习率 λ 和修正系数 β 分别为 0.05、0.01, 模型输出 (后 100 组) 如图 6(a) 和图 6(b) 所示.



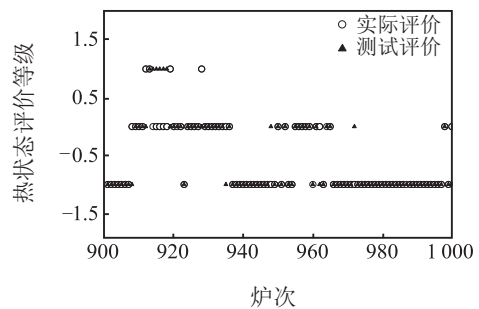
(a) 煤气流分布评价结果



(b) 煤气流分布评价等级



(c) 热状态评价结果



(d) 热状态评价等级

图 6 炉况评估结果

2) 同理,建立炉缸热状态评价模型. 输入参数权值为[0.4164, 0.2261, 0.3575], 模型输出(后100组)如图6(c)和图6(d)所示.

3) 模型性能分析: 由图7可见, 两个炉况模型评价等级均未出现-2和2两个等级, 图7为炉况等级概率密度图, 表明高炉冶炼过程运行于小范围平稳状态, 与实际相符. 两个模型完全匹配率(模型结果与实际值之差 d 为0)分别达89%、87%, 表明炉缸热状态和煤气流分布评价模型参数选择合理, 可实时、准确地评价炉况, 为喷煤操作提供有效指导.

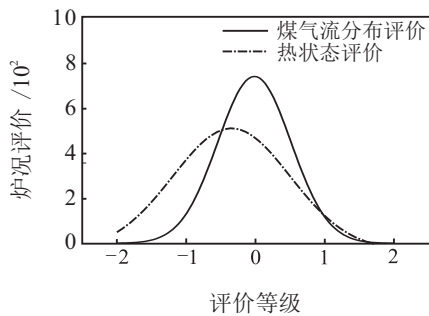


图7 炉况评价概率密度

3 基于炉况评价的喷煤反馈补偿模型

3.1 喷煤反馈补偿模型建立

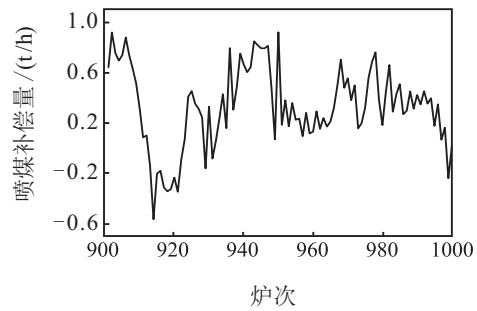
根据专家经验, 采用模糊控制方法, 建立基于炉况评价的喷煤反馈补偿模型, 输入参数为炉缸热状态和煤气流分布的评价等级, 输出参数为喷煤补偿量, 输入、输出参数的隶属度函数均为三角函数, 补偿规则如表1所示, 当炉缸温度向凉、煤气流边缘发展中心不足, 应适当增加喷煤量, 使炉缸热量增加、促进中心气流发展, 反之同理. 喷煤调节量一般为0.5~1.0t/h, 最大为2t/h.

表1 基于炉况评价的喷煤反馈补偿规则

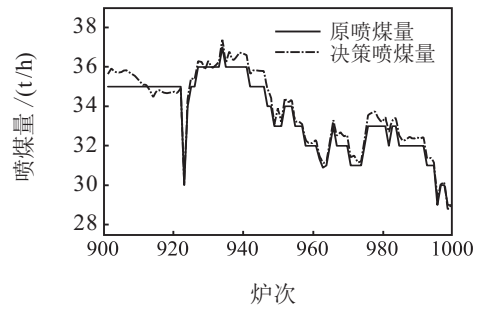
煤气流分布等级	炉缸热状态等级				
	-2	-1	0	1	2
-2	0	-0.5	-1	-1.5	-2
-1	0.5	0	-0.5	-1	-1.5
0	1	0.5	0	-0.5	-1
1	1.5	1	0.5	0	-0.5
2	2	1.5	1	0.5	0

3.2 喷煤反馈补偿模型仿真分析

基于炉况评价的喷煤反馈补偿模型仿真结果如图8所示. 喷煤量较人工决策平均提高了0.33t/h, 若置换比为0.8, 则可替换0.264t/h的焦炭, 可节省120.78元/h, 对实现冶炼过程节焦降耗、降低成本有重要的理论指导作用.



(a) 喷煤补偿量



(b) 补偿前后喷煤量

图8 喷煤反馈补偿模型仿真结果

4 结论

本文提出下部喷煤控制方法由炉况评价与喷煤反馈补偿模型组成. 首先, 采用T-S模糊神经网络模型对炉况进行评价, 评价结果与实际生产情况相符, 验证了模型的有效性; 其次, 根据专家经验建立了喷煤反馈补偿模型, 给出了不同炉况下的最佳喷煤补偿量, 实时修正喷煤设定值, 该模型可指导炉长增煤降焦精细化操作, 使炼铁过程平稳运行于优化目标的小范围内, 对高炉节焦降耗、降低成本具有现实意义.

参考文献(References)

- [1] 孙彦广, 梁青艳, 李文兵, 等. 基于能量网络仿真的钢铁工业多能源介质优化调配[J]. 自动化学报, 2017, 43(6): 1065-1079.
(Sun Y G, Liang Q Y, Li W B, et al. Steel industry multi-type energy optimized scheduling with energy flow network simulation[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(6): 1065-1079.)
- [2] Wang C, Ryman C, Dahl J. Potential CO emission reduction for BF-BOF steelmaking based on optimised use of ferrous burden materials[J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2009, 3(1): 29-38.
- [3] Parshakov V M, Polinov A A, Pavlov A V, et al. Control and optimization of melting zone parameters by means of a two-dimensional model in the blast furnace automated process control system[J]. Metallurgist, 2017, 61(7/8): 535-542.
- [4] 宋贺达, 周平, 王宏, 等. 高炉炼铁过程多元铁水质量非线性子空间建模及应用[J]. 自动化学报, 2016, 42(11): 1664-1679.
(Song H D, Zhou P, Wang H, et al. Nonlinear

- ubspace modeling of multivariate molten iron quality in blast furnace ironmaking and its application[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(11): 1664-1679.)
- [5] 杨贵军, 蒋朝辉, 桂卫华, 等. 基于熵权-可拓理论的高炉软熔带位置状态模糊综合评判方法[J]. *自动化学报*, 2015, 41(1): 75-83.
(Yang G J, Jiang C H, Gui W H, et al. Fuzzy synthesis evaluation method for position state of blast furnace cohesive zone based on entropy weight extension theory[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(1): 75-83.)
- [6] 吴敏, 聂秋平, 许永华, 等. 高炉煤气流分布性能可拓评价方法研究及其应用[J]. *中南大学学报: 自然科学版*, 2010, 41(3): 1001-1008.
(Wu M, Nie Q P, Xu Y H, et al. Method of gas flow distribution extension evaluation in a bell-less blast furnace and its application[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2010, 41(3): 1001-1008.)
- [7] 张宗旺, 车晓锐, 张宏博. 高炉多目标优化模型的建立及验证[J]. *过程工程学报*, 2017, 17(1): 178-182.
(Zhang Z W, Che X R, Zhang H B. Establishment and validation of multi-objective optimization model of blast furnace[J]. *The Chinese Journal of Process Engineering*, 2017, 17(1): 178-182.)
- [8] Zhang R, Tao J. Data-driven modeling using improved multi-objective optimization based neural network for coke furnace system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(4): 3147-3155.
- [9] Zhou H, Yang C, Zhuang T, et al. Multi-objective optimization of operating parameters based on neural network and genetic algorithm in the blast furnace[C]. *Proceedings of 36th Chinese Control Conference (CCC)*. Dalian: IEEE, 2017: 2607-2610.
- [10] 崔桂梅, 胡登飞, 马祥. 基于神经网络预测模型的高炉喷煤操作模式优化[J]. *钢铁研究学报*, 2014, 26(8): 8-12.
(Cui G M, Hu D F, Ma X. Operational-pattern optimization in blast furnace PCI based on prediction model of neural network[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2014, 26(8): 8-12.)
- [11] Hua C, Wang Y, Junpeng L I, et al. Multi-objective optimization model for blast furnace production and ingredients based on NSGA-II algorithm[J]. *CIESC Journal*, 2016, 67(3): 1040-1047.
- [12] 张璋, 赵刚, 张业祥, 等. 钢铁制造资源优化配置研究[J]. *冶金自动化*, 2015, 39(6): 27-31.
(Zhang Z, Zhao G, Zhang Y X, et al. Research on optimal allocation of iron and steel manufacturing resources[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2015, 39(6): 27-31.)
- [13] 代伟, 柴天佑. 数据驱动的复杂磨矿过程运行优化控制方法[J]. *自动化学报*, 2014, 40(9): 2005-2014.
(Dai W, Chai T Y. Data-driven optimal operational control of complex grinding processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(9): 2005-2014.)
- [14] 柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制[J]. *自动化学报*, 2013, 39(11): 1744-1757.
(Chai T Y. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1744-1757.)
- [15] Zhou P, Chai T, Wang H. Intelligent optimal-setting control for grinding circuits of mineral processing process[J]. *IEEE Transactions on Automation Science Engineering*, 2009, 6(4): 730-743.
- [16] 杜楠. 高炉炉况预测和煤气流分布关系建模方法研究[D]. 长沙: 中南大学信息科学与工程学院, 2014: 43-44.
(Du N. Research of status prediction and modeling of gas flow distribution relationship for blast furnace[D]. Changsha: School of Information Science and Engineering, Central South University, 2014: 43-44.)
- [17] 章穗, 张梅, 迟国泰. 基于熵权法的科学技术评价模型及其实证研究[J]. *管理学报*, 2010, 7(1): 34-42.
(Zhang S, Zhang M, Chi G T. The science and technology evaluation model based on entropy weight and empirical research during the 10th five-year of China[J]. *Chinese Journal of Management*, 2010, 7(1): 34-42.)
- [18] 孙增圻, 徐红兵. 基于T-S模型的模糊神经网络[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 1997, 37(3): 77-81.
(Sun Z Q, Xu H B. Fuzzy neural network based on T-S model[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 1997, 37(3): 77-81.)
- [19] Qiao J, Li W, Han H. Soft computing of biochemical oxygen demand using an improved T-S fuzzy neural network[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2014, 22(11/12): 1254-1259.

作者简介

崔桂梅(1963—), 女, 教授, 博士, 从事基于数据的复杂系统建模及优化控制等研究, E-mail: crlove1234@163.com;

陈荣(1992—), 女, 硕士生, 从事基于数据的复杂系统建模及优化控制的研究, E-mail: 294665073@qq.com;

马祥(1968—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事高炉冶炼以及钢铁流程工业的研究, E-mail: courtyard0981@sina.com;

张勇(1981—), 男, 副教授, 博士, 从事系统辨识与数据处理、大数据技术与应用等研究, E-mail: yinghuzhangyong@163.com.

(责任编辑: 闫 妍)