

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211594

基于 LSTM-Attention 与 MOPSO 高炉 节能减排控制算法研究*

耿治胜¹ 王月明¹ 高东辉^{2,3} 罗果萍²(1. 内蒙古科技大学信息工程学院 包头 014010; 2. 内蒙古科技大学材料与冶金学院 包头 014010;
3. 包钢稀土钢炼铁厂 包头 014010)

摘要: 随着节能环保观念和绿色可持续发展理念的深入人心,如何做好高炉节能减排已成为目前钢铁行业面对的主要问题之一。为实现高炉节能减排,将人工智能技术与高炉生产数据相结合,提出了燃料比最低和煤比最高的多目标优化方案。在燃料比和煤比预测方面运用随机森林(RF)、长短期记忆网络结构(LSTM)、结合注意力机制的长短期记忆(LSTM-Attention)3个算法对比分析,选择出对燃料比和煤比预测最准确的 LSTM-Attention 模型作为预测模型。并在 LSTM-Attention 预测模型基础上,结合多目标粒子群算法(MOPSO)和非支配排序遗传算法(NSGA-II)分别寻找 Pareto 最优解进行对比,选择效果较好的 MOPSO 进行结果分析。结果表明,在高炉生产工况一定的情况下,控制决策变量压差、氧量、喷煤量和风量的参数值,约能降低能耗 4.06×10^{11} kJ/年,减少 CO₂ 的排放量 25.91 t/年,为高炉实现节能减排提供技术支持。

关键词: 节能减排;燃料比;煤比;LSTM-Attention;多目标粒子群优化算法
中图分类号: TP399 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 450.35

Research on control algorithm for energy saving and emission reduction of blast furnace based on LSTM-Attention and MOPSO

Geng Zhisheng¹ Wang Yueying¹ Gao Donghui^{2,3} Luo Guoping²(1. School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;
2. School of Materials and Metallurgy, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;
3. BISG Rare-earth Steel Iron-making Plant, Baotou 014010, China)

Abstract: With the concept of energy conservation and environmental protection and the concept of sustainable green development deeply rooted in the hearts of people, how to do a good job in energy conservation and emission reduction of blast furnaces has become one of the main problems facing the steel industry at present. In order to achieve energy conservation and emission reduction of blast furnace, a multi-objective optimization scheme with the lowest fuel ratio and the highest coal ratio is proposed by combining artificial intelligence technology with blast furnace production data. In terms of fuel ratio and coal ratio prediction, random forest (RF), long short memory network structure (LSTM), and long short memory combined with attention mechanism (LSTM Attention) are used for comparative analysis, and LSTM Attention model, which is the most accurate for fuel ratio and coal ratio prediction, is selected as the prediction model. On the basis of LSTM Attention prediction model, combined with multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) and non dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II), the pareto optimal solution is found and compared, and MOPSO with better effect is selected for result analysis. The results show that under a certain production condition of the blast furnace, the energy consumption can be reduced by 4.06% by controlling the parameter values of the decision variables such as pressure difference, oxygen content, coal injection volume and air volume $\times 10^{11}$ kJ/year, reducing CO₂ emissions by 25.91 t/year, providing technical support for energy conservation and emission reduction of blast furnace.

Keywords: energy saving and emission reduction; fuel ratio; coal ratio; LSTM-Attention; MOPSO

0 引言

钢铁工业是世界上最大的能源消耗行业,它排放了

4%~5%二氧化碳。钢铁行业作为我国的重要经济支柱,同样面临着相同的问题,据统计,目前钢铁行业能耗约占中国全国总能耗的 11%,占工业总能耗 23%,CO₂ 的排放同

收稿日期:2022-10-14

* 基金项目:内蒙古自治区自然科学基金(2020MS06008)、内蒙古自治区关键技术攻关项目(2021GG0045)资助

样占到中国碳排放总量的 15%，针对目前现状，我国开始实行了一系列的节能减排措施，随着“深度脱碳”、“碳中和”、“节能减排”等相关概念的提出，标志着节能减排行动已经刻不容缓。在节能减排论坛中也同样提到，希望我国钢铁行业争做碳达峰、碳中和、节能中坚力量之一^[1]。

目前在高炉冶炼过程中，控制高炉减少排放和节约能耗主要依靠现场人工进行调整，没有统一的标准，具有较大的主观性。对于高炉方面的研究很少把燃料比和煤比这种节能降耗参数采取人工智能算法进行分析，科学的调整相关参数，实现节能降耗。如果能利用高炉生产数据，结合人工智能算法，分析高炉燃料比和煤比生产最优情况，找到合适的控制变量，进而达到指导高炉生产，科学的控制高炉，节能减排的效果。

高炉是我国钢铁行业高能耗，高排放的主要来源，其中高炉燃料比作为衡量能耗和排放的主要指标，是实现高炉节能减排的关键所在。燃料比主要是由煤比和焦比组成，而焦炭中含碳大约为 85%，煤粉中含碳则为 70%，且煤粉价格相对于焦炭更加低廉。刘征建等^[2]提出节能降耗主要通过降低焦比以及优化合理的煤比以综合降低高炉燃料比。降低燃料比，提高煤比是实现高炉节能减排的有效处理手段。Zhang 等^[3]提出可以在改变鼓风湿度，富氧率，喷煤率的情况下，实现低燃料比技术，进而降低运行成本。华长春等^[4]利用非支配排序遗传算法建立多目标优化模型，得到高炉生产配料多目标优化问题的 Pareto 最优解集，使成本和 CO₂ 排放量都有相应程度的降低。因此可以通过算法找到合适变量如喷煤量等进行设置，通过改变决策变量，得到对应的最优燃料比和煤比值，进而节能减排。

随着人工智能技术的不断发展，大量智能算法被用于高炉生产过程之中，发掘数据中隐含的大量规律，进而对高炉生产进行指导。单宝明等^[5]利用基于改进粒子群算法的极限学习机预测模型对高炉喷煤量变化进行准确预测，有较高的工业应用价值。Jian 等^[6]运用加入滑动窗口的光滑支持向量机模型能够对预测铁水硅的变化趋势进行准确预测。Ji 等^[7]利用极值学习机算法的高炉煤气利用率预测模型，对于高炉平稳运行有一定的指导意义。Zhai 等^[8]对于钢铁行业发展带来的问题，提出了只有将燃料比（包括焦炭、煤粉等）总和降低，才是解决钢铁行业问题的关键。Ma 等^[9]通过降低燃料比来降低炼铁成本，进而达成低渣量炼铁高炉的效果。人工智能在高炉生产数据分析方面具有较为广泛的应用。燃料比和煤比作为节能减排重要指标之一，利用人工智能算法进行预测，提前获知其变化趋势，对于高炉控制成本，减少排放具有一定的指导意义。

以高炉节能减排为目的，采集某钢铁厂 4 150 m³ 高炉一年的生产数据，利用随机森林(random forest, RF)、长短时记忆网络结构(long short-term memory, LSTM)和结合注意力机制的长短时记忆(long short-term memory combined with attention mechanism, LSTM-Attention)分

别建立燃料比和煤比的预测模型。选择预测效果较好的预测模型作为多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)和非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)的目标函数，构建相关决策变量和约束条件，最终得到 Pareto 解。对比选择出优化效果好的算法作为最终优化算法。实现控制相关决策变量后，能将燃料比和煤比调整到相对最优情况，达到节能减排目的，为现场工人提供技术指导。

1 数据预处理

数据采集于某钢铁厂 4 150 m³ 高炉一年的生产数据，共 4 212 组数据。燃料比和煤比对高炉节能减排的影响较大，探索如何优化控制参数，使得燃料比达到最低，煤比达到最高，是实现节能减排的关键所在。因此本研究将燃料比和煤比作为研究对象。由于高炉生产过程较为复杂，数据获取过程中可能因为机器故障、人为因素、生产环境等方面的影响，导致数据中可能存在一定的异常或缺失情况。需要通过对数据进行预处理，得到相对合理的数据，从而提高模型的准确性。

初步筛选对建模输出变量燃料比和煤比影响较大的变量 12 个分别是压差、风量、氧量、喷煤量、顶压、热风压力、含水量、累计料批和上一炉铁水硅含量、硫含量、锰含量、磷含量作为预处理变量。

1.1 异常值修补

由于生产和数据获取过程中存在大量异常数，所以利用 3 σ 原则对异常值进行剔除，通过式(1)得到 σ 值，如果目标数据与样本的均值的差大于 3 σ 时，该数据会被定为异常值，然后对其赋空值，然后通过取相邻两值取平均数对其进行修补。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \mu^2} \quad (1)$$

式中： x_i 为数据样本值， μ 为样本数据平均值， σ 为样本数据的偏差。

1.2 相关系数计算分析

在对燃料比和煤比的预测建模过程中，如果将所有的数据均作为输入变量，不仅模型变复杂，增加计算难度，同时将与输出变量相关性很小的数据作为输入变量，还会影响最后的预测效果。所以需要输入数据和输出数据之间做相关性分析，利用式(2)，完成降维，选出与燃料比和煤比相关性最高的变量进行预测，可以减少计算难度并提高预测准确率。

$$\rho = \frac{\sum_i x_i - \bar{x}y_i - \bar{y}}{\sqrt{\sum_i x_i - \bar{x}^2 y_i - \bar{y}^2}} \quad (2)$$

式中： ρ 为相关系数， x_i 和 y_i 分别为输入变量样本和输出变量样本， \bar{x} 和 \bar{y} 分别为输入变量和输出变量均值。

利用式(2)对 12 个输入变量和 2 个输出变量进行相关

性计算,结果如表 1 所示。综合考虑燃料比和煤比的相关性系数,对两值取绝对值后进行平均,最后选择 $|\rho| \geq 0.1$ 的 5 个变量作为输入变量。考虑到上一炉锰含量为结果值,不易进行人工控制调整,所以最终选择压差 m_6 、氧量 m_7 、风量 m_9 和喷煤量 m_{12} 作为燃料比和煤比输入变量进行建模预测。

表 1 数据相关性结果

代号	参数	燃料比	煤比	绝对值后 平均值
m_1	上一炉铁水硅	0.009 6	0.027 1	0.018 3
m_2	上一炉硫含量	0.104 5	0.030 9	0.067 7
m_3	顶压	-0.017 6	0.040 1	0.029 3
m_4	上一炉锰含量	0.192 8	0.022 6	0.107 7
m_5	热风压力	-0.035 6	0.063 0	0.049 3
m_6	压差	-0.105 4	0.165 6	0.135 6
m_7	氧量	-0.091 1	0.152 2	0.121 7
m_8	上一炉磷含量	-0.004 4	-0.086 4	0.045 4
m_9	风量	0.039 3	0.169 8	0.104 6
m_{10}	含水量	-0.066 1	0.015 8	0.041 0
m_{11}	累计料批	-0.063 0	0.020 1	0.041 6
m_{12}	喷煤量	-0.168 0	0.203 2	0.185 6

2 预测模型实验与分析

为了实现高炉节能减排,本研究采用与燃料比和煤比相关性较好的压差、氧量、喷煤量和风量进行建模,分别构建基于 RF、LSTM 和 LSTM-Attention 的燃料比和煤比预测模型,选择其中预测效果最好的模型指导高炉生产。实验采用 4 212 组数据,其中 212 组作为测试集。为了对模型预测效果进行定量评价,采用 RMSE 和 MAE 作为模型评价指标。

2.1 预测模型

1)RF 模型

随机森林是一种 EL 类算法,由多颗决策树组成,其本质是决策树算法的组合和改进^[10]。RF 回归模型由多颗回归树组成,每一颗树之间没有关联。预测过程中在总样本中随机选取若干个样本点,组成子训练集,训练得到 CART 回归树,每一个 CART 回归树的预测结果是该样本点所到叶节点均值,RF 最终预测结果为多个 CART 回归树预测结果的均值。

2)LSTM 模型

LSTM 作为时间递归神经网络的一种形式,不但能够体现出信息的前后关联性,并且更能够处理长时间依赖的问题^[11]。

LSTM 记忆单元由输入门 i , 遗忘门 f , 记忆细胞 c 和输出门 o 组成,如图 1 所示,这些门相互合作,提高了神经

网络的数据运算能力。记忆单元运行原理可由式(3)表示^[12-14]。

$$\begin{cases} i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + V_i C_{t-1} + b_i) \\ f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + V_f C_{t-1} + b_f) \\ c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \\ o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + V_o C_{t-1} + b_o) \\ h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: σ 表示 Sigmoid 激活函数, W 、 U 、 V 表示权值, b 表示偏置, i_t 、 f_t 、 o_t 分别为 t 时间点输入门、遗忘门和输出门的计算公式, c_t 表示记忆单元, h_t 为隐层的输出。

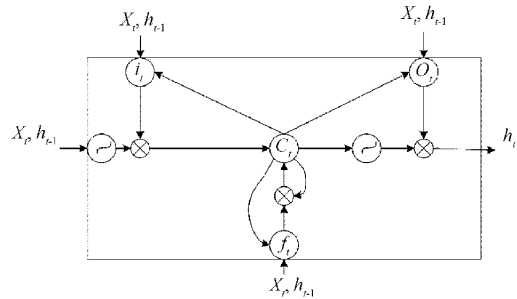


图 1 LSTM 结构

3)LSTM-Attention 模型

LSTM 不能根据不同输入变量的重要程度进行预测,从而降低了数据的利用程度。但是加入 Attention 机制可以解决这个问题,它可以根据各个输入变量的重要程度来分配注意力,对于输出变量影响较大的输入变量分配较大的权重,使模型对于数据的利用程度提高,进而提升模型的预测准确率。LSTM-Attention 的模型结构如图 2 所示。

由图 2 可知,相对于 LSTM 模型,LSTM-Attention 模型在 LSTM 模型的基础上加了一个 Attention 机制层,它对于 LSTM 模块的输出进行分析,获得每个变量对应的注意力系数 $[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$,然后将其与上一层输出序列 $[h_1, h_2, \dots, h_n]$ 进行加权求和得到对应输出 H 。计算方法如式(4)所示。

$$H = \sum_{i=1}^n \alpha_i h_i \quad (4)$$

式中: α_i 为注意力系数, h_i 为 LSTM 的输出变量。

2.2 模型实验对比分析

在燃料比和煤比预测建模中,RF 模型建模以压差、氧量、风量和喷煤量为输入变量,输出变量分别为燃料比和煤比。LSTM 和 LSTM-Attention 以压差、氧量、风量、喷煤量和当前炉的燃料比或煤比作为燃料比和煤比的输入变量。

模型预测结果与真实值对比如图 3 所示,图 3(a)为燃料比预测对比图,图 3(b)为煤比预测对比图。其中 RF 模型、LSTM 模型、LSTM-Attention 模型和真实值由图形标注为方形、菱形、圆形和三角形分别表示。通过燃料比和煤比预测实验对比图可以得到:

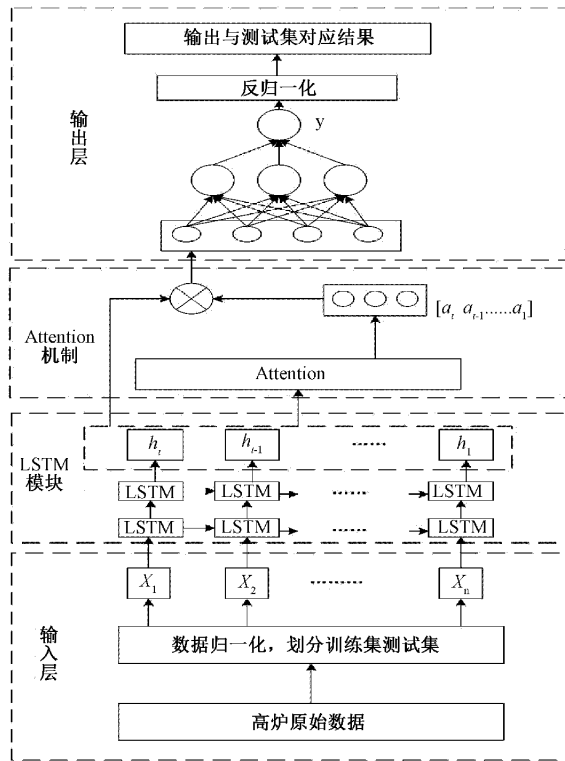


图 2 LSTM-Attention 结构

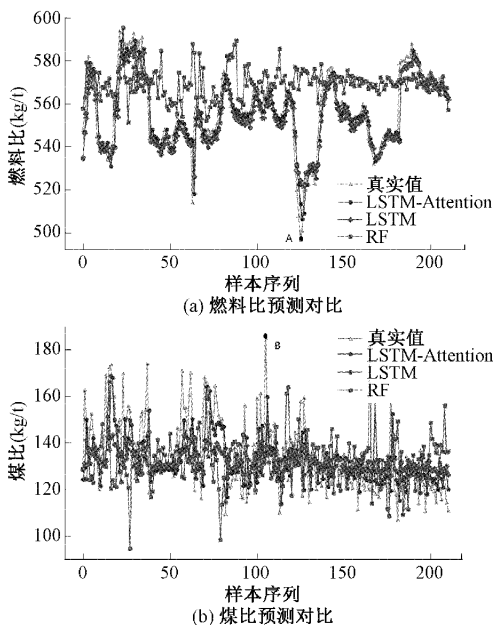


图 3 燃料比和煤比 3 种模型对比

1)RF 模型对于燃料比和煤比的预测效果不佳(方形标注),如图 3(a)燃料比预测所示,RF 只能预测变化趋势,对于图 3(b)中煤比预测,变化趋势的预测也存在一定的误差。

2)LSTM 模型对于燃料比和煤比变化趋势可以很好的预测,在波动较大情况下预测效果不佳。如图 3(a)中 A 点,燃料比急剧下降至最低点,以及图 3(b)中 B 点煤比变化较大时,LSTM 模型可以预测到燃料比和煤比的变化趋

势(菱形标注),但是预测不够准确。

3)LSTM-Attention 模型对于变化趋势能够很好预测的同时,波动较大时,也能较为准确的预测。如两图中 A 和 B 两点与 LSTM 模型预测相比,LSTM-Attention 模型预测值(圆形标注)更接近真实值,所以选择 LSTM-Attention 模型能够更好的预测。

为了能定量的描述 3 种模型对燃料比和煤比预测效果,本文利用均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)在数据方面评估模型的准确性,计算方法分别如式(5)和(6)所示。对比结果如表 2 所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

式中: m 为样本数量, y_i 为实际值, \hat{y}_i 为预测值。

表 2 燃料比和煤比预测模型对比结果

预测变量	评价指标	RMSE	MAE
燃料比	RF	18.68	17.35
	LSTM	8.14	5.57
	LSTM-Attention	7.61	4.95
煤比	RF	22.34	17.40
	LSTM	14.32	10.85
	LSTM-Attention	14.21	10.47

由表 2 可以看出,RF 模型对于燃料比和煤比预测的 RMSE 和 MAE 比较大,预测效果较差;由于数据具有时序性的特点,而 LSTM 融合了时序特征,相对 RF, RMSE 和 MAE 数值较小, LSTM 预测效果较好。因各个输入变量对于燃料比和煤比的影响程度不同,本文在 LSTM 模型的基础上加入注意力机制,对于不同的输入变量,计算出相应的注意力系数, LSTM-Attention 模型与 LSTM 模型相比,燃料比和煤比 RMSE 和 MAE 都有不同程度的降低。实验结果得出,RF 模型、LSTM 模型、LSTM-Attention 模型三者中,LSTM-Attention 模型的预测效果最佳。

3 多目标优化模型建立与分析

为了实现节能减排,高炉实际生产中,可以调节生产参数达到低燃料比和高煤比的效果。采用与燃料比和煤比相关性较大且高炉较易控制的变量——压差、氧量、喷煤量和风量作为决策变量,运用优化算法去寻找合适的决策变量值,通过改变控制决策变量使得燃料比较低且煤比较高,在降低总体燃料比的同时,提高煤粉对焦炭的置换比,实现节能减排。考虑到燃料比是煤比和焦比之和,燃料比低和煤比高相互制约,故采用多目标算法。本文将采用 MOPSO 和 NSGA-II 分别对压差、氧量、喷煤量和风量进行寻优,选择出优化效果较好的算法进行结果分析。通过控制上述参

数,设置变量值,实现低燃料比和高煤比,提高煤粉对焦炭置换比,以此实现节能减排。

3.1 优化模型

1)MOPSO 原理

粒子群算法是根据鸟类捕食现象而提出的一种种群搜索的优化算法。粒子经过分配随机初始位置和随机初始速度,后根据每个粒子已有的速度和掌握信息改进每个粒子的位置。随着计算的进行,搜索到空间中最佳位置,粒子围绕最优点聚集或聚合。MOPSO 的创新点则是使用了外部存储库和基于网格的粒子分布方法来保持种群的多样性,其中外部存储库是存储每次迭代的非支配解集。

由于多目标问题中,各个目标之间互相冲突,无法同时达到最优,因此多目标问题中找到的解都是非支配解,即 Pareto 解。这样通过设置目标函数,就能通过 MOPSO 找到对应的 Pareto 解。

2)NSGA-II 原理

NSGA-II 算法在 NSGA 的基础上进行改进,是目前应用最多的多目标遗传算法之一。算法进行初始化,非支配排序,选择交叉变异后,父子代合并,经过快速非支配排序和拥挤度计算,组成新的个体,后再进行选择交叉变异,重复多次,最终选出最优个体。NSGA-II 算法通过引入快速非支配排序法、拥挤度比较算子和精英策略 3 种关键技术,使 Pareto 最优解前沿中的个体在 Pareto 域中均匀分布,避免陷入局部最优^[15]。

燃料比和煤比最优作为多目标问题,同样可以采用 NSGA-II 算法找到 Pareto 解。

3.2 优化参数设置

降低燃料比,提高煤比是实现高炉节能减排的重要途径,在此次优化过程,选取燃料比和煤比的 LSTM-Attention 预测模型作为目标函数。为保证不影响生铁质量,将铁水硅 m_1 和铁水硫 m_2 作为约束条件。而优化过程中的决策变量选择压差 m_6 、氧量 m_7 、风量 m_9 和喷煤量 m_{12} 四个变量。选择约束条件和决策变量的范围如式(7)所示。

优化过程中的决策变量不包含当前炉燃料比和煤比,所以对当前炉燃料比进行取值,取值范围为 540~544 kg/t,并将燃料比对应的煤比也进行取值。将数据运用优化算法进行优化,经过取值后,优化目标为式(7)所示。式中目标函数 $\max f_2$ 转换为 $\min -f_2$,对目标函数同时求极小值,简便计算过程。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{决策变量:} \\ \text{约束变量:} \\ \text{优化目标:} \end{array} \right. \begin{cases} 0.2 < m_6 < 0.23 \\ 13\ 000 < m_7 < 16\ 000 \\ 5\ 900 < m_9 < 6\ 800 \\ 40 < m_{12} < 60 \\ 0.4 < m_1 < 0.7 \\ 0.03 < m_2 < 0.07 \\ \min f_1(m_6, m_7, m_9, m_{12}) \\ \min -f_2(m_6, m_7, m_9, m_{12}) \end{cases} \quad (7)$$

3.3 结果及分析

利用 MOPSO 和 NSGA-II 分别进行寻 Pareto 最优解,得到的两种算法 Pareto 前沿面如图 4 所示。其中图 4(a)为 MOPSO 得到 Pareto 前沿面,图 4(b)为 NSGA-II 得到 Pareto 前沿面。

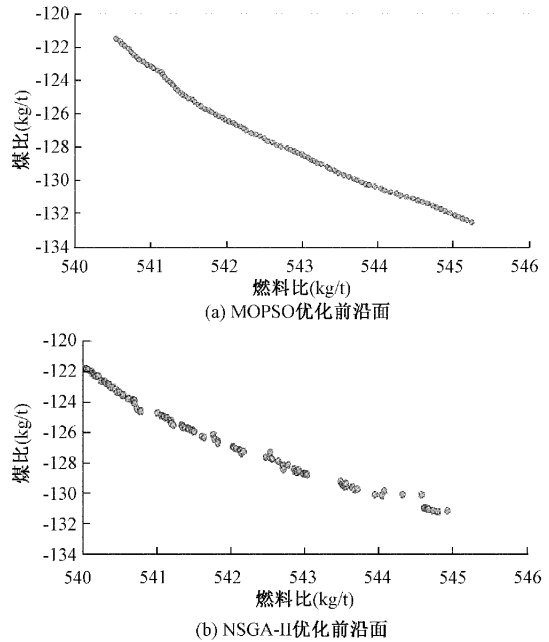


图 4 Pareto 前沿面图

Pareto 前沿面上的值能实现燃料比较小且煤比较大,通过对比 Pareto 前沿面的所有值,在当前炉燃料比值为 540~544 kg/t 时每组随机找出优化值进行分析。

通过 MOPSO 和 NSGA-II 寻优找到的当前炉燃料比为 540~544 kg/t 时,当前炉燃料比和煤比对应的决策变量压差、氧量、喷煤量、风量值,以及下一炉优化值。MOPSO 和 NSGA-II 优化后均可得到如表 3 所示结果,表 3 所示为 MOPSO 部分优化结果及对应决策变量值。

以表 3 中 MOPSO 优化结果为例,在当前炉燃料比值为 540 kg/t 时,当前炉煤比为 122.2 kg/t,在约束范围内,设置其对应的决策变量压差、氧量、喷煤量和风量分别为 0.23 MPa、13 726.26 m³/h、55.00 t/h 和 6 708 m³/min 时,就可以得到下一炉的优化燃料比和煤比值 540.0 kg/t 和 122.1 kg/t。在当前炉燃料比为 541~544 kg/t 时也均可通过设置与其对应的决策变量得到下一炉的优化燃料比和煤比值。通过下一炉优化值和下一炉实际值对比计算,即可看出燃料比是否降低,煤比是否提高,进而观察此优化能否达到节能减排效果。

在 MOPSO 和 NSGA-II 优化得到的 Pareto 解中,随机各取 100 组进行结果分析对比。表 4 为 MOPSO 得到的下一炉优化值与实际值的对比示例,优化燃料比和下一炉实际燃料比对比如表前两列所示,优化煤比和下一炉实际煤比对比如表 3 中 4 列所示。

表 3 MOPSO 部分优化值和对应决策变量

优化下一炉燃料比/ (kg/t)	优化下一炉煤比/ (kg/t)	当前炉燃料比/ (kg/t)	当前炉煤比/ (kg/t)	压差/ MPa	氧量/ (m ³ /h)	喷煤量/ (t/h)	风量/ (m ³ /min)
540.0	122.1	540	122.2	0.230	13 726.26	55.00	6 708.00
541.8	125.9	541	125.3	0.215	16 188.89	46.57	6 459.93
542.0	127.1	542	129.1	0.215	15 006.03	48.40	6 431.61
543.4	129.8	543	132.7	0.212	13 669.68	45.53	6 360.78
543.8	130.3	544	133.6	0.212	13 703.76	45.00	6 161.54

表 4 优化值和下一炉实际值对比

优化下一炉 燃料比/ (kg/t)	下一炉 燃料比/ (kg/t)	优化下 一炉煤比/ (kg/t)	下一炉 煤比/ (kg/t)	当前炉 燃料比/ (kg/t)	当前 炉煤比/ (kg/t)	燃料比 变化/ (kg/t)	煤比变化/ (kg/t)	是否达到 目标
539.8	540	121.3	120.1		120.7	-0.2	+1.2	是
539.8	542	121.4	121.3	540	120.8	-2.2	+0.1	是
539.8	543	121.6	120.8		121.2	-3.2	+0.8	是
539.9	541	121.8	130.6		121.6	-1.1	-8.8	否
544.4	544	131.2	122.6	⋮	135.4	+0.4	+8.5	否
544.5	545	131.5	126.3	⋮	133.6	-0.5	+5.2	是
543.8	547	130.3	129.0		134.5	-3.2	+1.3	是
544.0	547	130.7	130.0	544	134.1	-3.0	+0.7	是
544.1	546	130.8	130.1		134.2	-1.9	+0.7	是

计算得出降低燃料比和提高煤比的数据量分别占总数据量比例,以及同时达到两种效果的比例,并计算出数

据平均降低燃料比数值和提高煤比数值,结果如表 5 所示。通过表 5 数据对比可知,MOPSO 的优化效果更佳。

表 5 结果统计表

算法	降低燃料比 比例/%	提高煤比 比例/%	平均降低燃料比/ (kg/t)	平均提高煤比/ (kg/t)	同时降低燃料比和 提高煤比比例/%
MOPSO	85	84	1.76	2.35	71
NSGA-II	72	70	1.26	1.44	56

经过 MOPSO 优化过后的燃料比和煤比值,平均降低燃料比 1.76 kg/t,提高煤比 2.35 kg/t。在随机数据中,85%的优化值能实现降低燃料比,84%的优化值能实现提高煤比,71%的数据能同时实现降低燃料比,提高煤比的效果。在高炉生产工况一定的情况下,将压差、氧量、喷煤量和风量设置为相应值,可以得到较低的燃料比和较高的煤比。

降低燃料比 1.76 kg/t,提高煤比 2.35 kg/t,则计算降低焦比 4.11 kg/t。煤比焦比的转换系数为 0.8,焦炭与标煤折算系数 0.971 4,1 kg 标煤的热量为 2.93×10^4 kJ/kg。以高炉每年生产 640 万吨铁水为例,通过优化预计可以减少 4.06×10^{11} kJ/年能耗,计算过程如式(8)~(11)所示。

$$\text{煤比换算为焦比: } 2.35 \text{ kg/t} \times 0.8 = 1.88 \text{ kg/t} \quad (8)$$

$$\text{吨铁降低焦比: } 4.11 - 1.88 = 2.23 \text{ kg/t} \quad (9)$$

$$\text{每年节省焦炭: } 2.23 \times 6\,400\,000 = 14\,272 \text{ t/年} \quad (10)$$

$$\text{节省能耗为: } 14\,272 \times 10^3 \times 0.971\,4 \times 2.93 \times 10^4 = 4.06 \times 10^{11} \text{ kJ/年} \quad (11)$$

由 2020 年天津钢铁集团有限公司研究科技成果高炉降低燃料比技术研究中可知:每降低 1 kg/t 的燃料比,0.002 3 kg 的 CO₂,通过优化预计可以减少 25.91 t/年 CO₂ 计算过程如式(12)所示。

$$1.76 \times 0.002\,3 \times 6\,400\,000 = 25.91 \text{ (t/年)} \quad (12)$$

运用 MOPSO 进行多目标优化,经过结果分析,71%的优化值可以在炉况一定的情况下,通过设置压差、氧量、喷煤量和风量从而达到降低燃料比,提高煤比的效果,平均降低燃料比 1.76 kg/t,提高煤比 2.35 kg/t。根据优化结果得出每年大约可降低能耗 4.06×10^{11} kJ/年,减少 CO₂ 的排放量 25.91 t/年。本算法可实现高炉节能减排的目标,为控制高炉节能减排提供了技术支持。

4 结 论

为了实现钢铁行业节能减排,确立利用人工智能降低燃料比和提高煤比,进而实现节能减排的目标。选取某钢铁厂 4 150 m³ 高炉近一年的生产数据,经过对数据预处理,后对燃料比和煤比分别进行建模,对比分析 RF、LSTM 和 LSTM-Attention 的预测模型,在 3 种模型中选择了预测效果更佳的 LSTM-Attention 模型作为最终预测模型。以模型输入变量中的压差、氧量、喷煤量和风量作为决策变量,铁水硅和铁水硫含量作为约束条件,燃料比和煤比的 LSTM-Attention 预测模型作为目标函数,建立 MOPSO 和 NSGA-II 优化模型,对比后选择效果更佳的 MOPSO 作为优化模型。在当前炉燃料比和煤比一定的情况下,通过改变决策变量压差、氧量、喷煤量和风量值,得出最优燃料比和煤比值。通过优化结果对比分析,71% 优化值能在设置决策变量后,实现降低总体燃料比的同时,提高煤比。可以降低能耗 4.06×10^{11} kJ/年,减少 CO₂ 的排放量 25.91 t/年,为高炉节能减排提供了技术支持。

参考文献

- [1] 刘晓慧. 钢铁行业节能减排要靠科技创新[N]. 中国矿业报, 2021-07-23 (003), DOI: 10.28106/n.cnki.nckyb.2021.001406.
- [2] 刘征建,王家保,张建良,等. 高炉能耗现状及降耗技术展望[J]. 钢铁研究学报, 2023, 35(1):10.
- [3] ZHANG F M, CAO C Z, MENG X L, et al. Technological development orientation on ironmaking of contemporary blast furnace [C]. Advanced Materials Research. Trans Tech Publications Ltd, 2014, 875: 1138-1142.
- [4] 华长春,王雅洁,李军朋,等. 基于 NSGA-II 算法的高炉生产配料多目标优化模型建立[J]. 化工学报, 2016, 67(3):1040-1047.
- [5] 单宝明,薛永杰. 基于改进 PSO 优化 ELM 的高炉喷煤量预测研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3):93-98.
- [6] JIAN L, GAO C, XIA Z. A sliding-window smooth support vector regression model for nonlinear blast furnace system [J]. Steel Research International, 2011, 82(3): 169-179.
- [7] JI Y F, ZHANG S, YIN Y, et al. Application of the

improved the ELM algorithm for prediction of blast furnace gas utilization rate[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(21): 59-64.

- [8] ZHAI X, CHEN M, LU W. Fuel ratio optimization of blast furnace based on data mining [J]. ISIJ International, 2020, 60(11): 2471-2476.
- [9] MA X, CHEN M, ZHU J, et al. Properties of low-MgO ironmaking blast furnace slags [J]. ISIJ International, 2018; ISIJINT-2018-022, DOI:10.2355/isijinternational. ISIJINT-2018-022.
- [10] 徐肖伟,李鹤健,于虹,等. 基于随机森林的变压器油中溶解气体浓度预测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(3):66-70.
- [11] 柳长源,李文强,毕晓君. 基于 RCNN-LSTM 的脑电情感识别研究[J]. 自动化学报, 2022, 48(3):917-925.
- [12] ZHU X, LI L, LIU J, et al. Image captioning with Triple-Attention and stack parallel LSTM [J]. Neurocomputing, 2018, 319: 55-65, DOI: 10.1016/j.neucom.2018.08.069.
- [13] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNÍK J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 28(10): 2222-2232.
- [14] CHEN D, ZHANG J, JIANG S. Forecasting the short-term metro ridership with Seasonal and Trend decomposition using Loess and LSTM neural networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 91181-91187, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2995044.
- [15] 郭志君,卢文科,左锋,等. 基于 NSGA-II & BP 的应变片式压力传感器温度补偿研究[J]. 中国测试, 2020, 46(6):72-77.

作者简介

耿治胜,硕士研究生,主要研究方向为大数据分析。

E-mail: 1074623067@qq.com

王月明(通信作者),教授,博士,硕士生导师,主要研究方向为智能信息处理技术。

E-mail: wym20017@imust.edu.cn

高东辉,高级工程师,主要从事高炉炼铁生产工作。

E-mail: donghuigao@126.com

罗果萍,教授,博士生导师,主要研究方向为冶金新工艺。

E-mail: luoguoping3@126.com.