

# 基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化

李旭良<sup>1</sup>, 李明杰<sup>1†</sup>, 赵志诚<sup>1,2</sup>

(1. 太原科技大学 电子信息工程学院, 太原 030024; 2. 太原工业学院 自动化系, 太原 030008)

**摘要:** 高炉炼铁过程作为现代钢铁生产的重要环节, 其运行稳定性和生产成本直接影响钢铁企业的经济效益。然而, 受原材料成份的波动、运行工况和生产条件变化等不确定因素的影响, 使得待优化的经济目标函数内部潜在大量的随机性, 此时, 传统的基于目标函数均值意义下的优化方法难以获得满意的优化结果。鉴于此, 提出一种基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化方法。首先, 考虑优化表征经济成本的目标函数内部不确定性, 采用核密度估计刻画目标函数分布形状, 通过目标函数的概率密度函数 (PDF) 形状来描述优化过程中随机不确定性; 然后, 分别构建待优化目标函数的 PDF 与理想 PDF 间的误差, 以及具有均值约束的熵优化的性能指标, 通过优化目标函数分布形状, 使得优化过程中的随机性降至最小; 最后, 基于高炉炼铁过程实际生产数据的实验, 验证所提出方法的有效性和优越性。

**关键词:** 高炉炼铁过程; 概率约束; 随机优化; 概率密度函数; 经济优化

中图分类号: TF-9 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0392

引用格式: 李旭良, 李明杰, 赵志诚. 基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化 [J]. 控制与决策, 2025, 40(10): 2978-2984.

## Distribution shape of objective function based economic stochastic optimization for blast furnace ironmaking process

LI Xu-liang<sup>1</sup>, LI Ming-jie<sup>1†</sup>, ZHAO Zhi-cheng<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Department of Automation, Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China)

**Abstract:** The blast furnace ironmaking process, as a crucial part of modern steel production, directly affects the economic benefits of steel enterprises in terms of operational stability and production costs. However, due to the influence of uncertain factors such as fluctuations in raw material composition, operational conditions and production conditions, there is a significant amount of randomness within the economic objective function to be optimized. Under such circumstances, traditional optimization methods based on the mean value of the objective function are difficult to achieve satisfactory optimization results. Therefore, this paper proposes an economic stochastic optimization method for the blast furnace ironmaking process based on the distribution shape of the objective function. Firstly, considering the internal uncertainty of the objective function that characterizes economic costs, the kernel density estimation is used to describe the distribution shape of the objective function, and the random uncertainty during the optimization process is described through the probability density function (PDF) shape of the objective function. Then, we construct performance indicators for both the error between the PDF of the objective function to be optimized and the expected PDF, and for entropy optimization under mean value constraints. By optimizing the distribution shape of the objective function, the randomness during the optimization process is minimized. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed method are verified through experiments based on real data from the blast furnace ironmaking process.

**Keywords:** blast furnace ironmaking process; probability constraint; stochastic optimization; probability density function; economic optimization

## 0 引言

高炉炼铁作为钢铁工业的重要生产环节, 具有

典型的高能耗、高污染和高排放的生产过程, 由于工艺简单、产量大、效率高, 其产量约占世界生铁总产

收稿日期: 2025-04-15; 录用日期: 2025-06-17.

基金项目: 中央引导地方科技发展资金项目 (YDZJSX20231A047); 山西省科技合作交流专项项目 (202304041101001).

责任编委: 周平.

†通信作者. E-mail: limingjie@tyust.edu.cn.

量 95% 以上, 仍然是当前炼铁的最主要方式<sup>[1-2]</sup>. 据统计, 高炉炼铁的成本消耗占钢铁工业总消耗量约 70%, 高炉炼铁操作优化直接影响企业的经济效益<sup>[3]</sup>. 然而, 传统的高炉炼铁操作主要依赖经验和人工调控, 难以实现精确的操作优化和实时调整, 易造成过程不稳定和运行成本增加, 为此, 实现高炉炼铁过程优化运行, 推动钢铁工业节能增效迫在眉睫.

传统高炉炼铁过程优化方法基于表征铁水质量、能耗和成本等运行指标模型, 通过优化所选定的目标函数, 最终实现最优决策. 如文献 [3] 提出了基于递归神经网络和自适应种群遗传算法的高炉炼铁过程混合优化方法, 通过优化焦炭比实现炼铁过程优化运行; 文献 [4] 提出了高炉炼铁过程铁水质量的运行优化控制方法, 通过优化吨铁生产成本指标, 利用案例推理技术和高炉炉长的经验知识, 实现了喷煤、冷风等控制回路的设定值, 保证了过程安全稳定运行; 文献 [5] 基于炼铁过程的物质与能量守恒以及炉料结构理论, 构建了以生产成本和 CO<sub>2</sub> 排放量最小化为目标的多目标配料优化模型, 采用非支配排序多目标遗传算法求解, 获得了配料优化问题的帕累托最优解集; 文献 [6] 提出了一种高炉炼铁智能优化方法, 通过两阶段映射算法将约束优化转化为无约束优化问题, 并采用改进灰狼优化算法降低了生铁硫含量; 文献 [7] 提出了一种结合重采样和局部改进的估计分布算法, 通过使用包含不同分布的概率模型进行分布估计, 优化了钢铁质量的控制参数, 从而有助于实现指定的钢水质量目标. 上述研究基于运行机理、历史和实时数据, 通过优化建立铁水质量、能耗和成本等重要指标模型, 以获得最佳的操作参数以及铁水质量参数, 实现高炉节能、减排和降成本的目的.

然而, 由于受到原材料成分波动、外部干扰和工况变化等不确定性因素的影响, 导致运行数据不可避免地会受到环境噪声的污染, 使得表征铁水质量、能耗和成本等运行指标模型结构、参数和建模误差等具有较大的随机性, 此时, 待优化的目标函数存在大量的随机不确定性<sup>[8]</sup>. 在这种情况下, 高炉炼铁过程优化问题可看作一个典型的随机优化问题, 传统的随机优化方法主要是通过优化目标函数的均值来获得最优解集, 即通过优化目标函数的期望值获得最优决策. 然而, 由于待优化模型的结构、参数受不确定性的影响, 使得模型误差具有典型的非高斯分布特征<sup>[9-10]</sup>, 仅依靠目标函数的均值难以充分刻画性能指标内部存在的不确定性. 因此, 基于目标函数均值意义下的优化方法难以获得满意的优化结果.

针对表征铁水质量、成本和能耗等目标函数的均值难以描述其内部不确定性的问题, 本文提出一种基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化方法. 为有效降低优化过程中不确定性, 将经济目标函数看作一个随机变量, 利用目标函数的概率密度函数形状描述待优化目标函数内部的不确定性, 分别将目标函数的 PDF 形状与理想 PDF 的平方误差积分、目标函数的熵作为性能指标, 通过优化目标函数 PDF 形状得到最优的操作参数. 与基于经济目标函数的均值优化方法相比, 所提出方法在实现高炉炼铁经济优化的同时, 可降低优化过程中的随机不确定性, 能够有效提高优化方法的鲁棒性和可靠性. 此外, 所提出方法在一定程度上包含基于经济目标函数的均值优化方法, 具有更为广泛的应用.

## 1 问题描述及经济随机优化

高炉炼铁过程经济优化是在保证铁水质量满足工艺要求范围的前提下, 通过优化表征运行成本、能耗和排放等目标函数, 进而有效提升过程工艺优化水平和企业生产效益<sup>[11-13]</sup>. 为此, 高炉炼铁过程优化问题可看作如下具有约束的优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{x \in \Omega} f_o(x). \\ \text{s.t. } l_{i,1} \leq f_i(x) \leq l_{i,2}; \\ z_1^l \leq x \leq z_2^u. \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in \mathbb{R}^n$  为决策变量,  $\Omega$  为可行域,  $f_o(\cdot)$  为定义在可行域  $\Omega$  上待优化的经济性能指标,  $f_i(\cdot)$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 表征决策变量与铁水质量指标间关系的非线性约束函数,  $l_{i,1}$  和  $l_{i,2}$  分别为铁水质量指标的下限和上限,  $z_1^l$  和  $z_2^u$  分别为决策变量的下限和上限. 然而, 由于受到原材料成份的波动、运行工况和生产条件变化等诸多不确定因素的影响, 使得式 (1) 所示的经济目标和铁水质量优化模型中存在较强的随机性<sup>[14]</sup>. 在这种情况下, 考虑到优化模型内部不确定性的影响, 式 (1) 所示的优化问题可转化为如下具有约束的随机优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{x \in \Omega} f_o(x, \omega). \\ \text{s.t. } l_{i,1} \leq f_i(x, \tau_i) \leq l_{i,2}; \\ z_1^l \leq x \leq z_2^u. \end{aligned} \quad (2)$$

这里:  $f_o(x, \omega) = \hat{y}(x) + \omega$ ,  $f_i(x, \tau_i) = \hat{y}_i(x) + \tau_i$ ,  $\omega$  和  $\tau$  分别为嵌入在高炉炼铁过程中待优化目标函数和约束函数内部的非高斯建模误差. 可以看出, 式 (2) 中的目标函数和约束函数可看作一个随机变量, 这不仅需要使得待优化目标函数中的随机性降至最低, 还需要考虑所作决策在不利情况发生时, 可能会不

满足约束条件,即允许所做的决策在一定程度上不满足约束条件,然而,需要决策值应使得约束条件成立的概率不小于某一置信水平.为此,式(2)所述的优化问题可看作如下具有概率约束的随机优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} f_o(x, \omega). \\ & \text{s.t. } \Pr\{l_{i,1} \leq f_i(x, \tau_i) \leq l_{i,2}\} \geq 1 - \varepsilon_i; \\ & \quad z_1^l \leq x \leq z_2^u. \end{aligned} \quad (3)$$

其中:  $\Pr(\cdot)$ 为服从某概率分布的随机变量的概率,  $\varepsilon_i \in (0, 1) (i = 1, 2, \dots, m)$ 为概率约束的风险水平.

目前,针对式(3)所示问题的随机优化方法通过构造随机变量的概率分布,找到均值意义下的最优解.然而,某种程度上目标函数的均值无法完整描述它嵌入其内部的随机性,尤其是在待优化目标函数呈现非高斯分布特征时,传统基于目标函数的均值优化方法难以获得可靠的优化效果.为此,与传统的优化方法相比,所提出方法旨在目标函数的均值优化基础上进一步 PDF 优化其分布形状.可以看出,所提出方法在降低目标函数内部不确定性的同时,使得待优化的目标函数最小化,从而提高了优化方法的鲁棒性.

为有效表征高炉炼铁过程经济目标函数和铁水质量约束函数中的不确定性,需要对目标函数分布形状进行估计,其中概率密度函数作为有效描述过程变量随机性的度量函数,其能够有效量化目标函数内部的不确定性<sup>[15]</sup>.因此,式(3)所示优化问题在

某种程度上可看作目标函数的 PDF 形状优化问题,此时,式(3)可转化为如下基于目标函数的 PDF 形状的概率约束下随机优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} J_i(\gamma_f(x, \omega)). \\ & \text{s.t. } \Pr\{g_i(x, \tau_i) \leq 0\} \geq 1 - \varepsilon_i; \\ & \quad z_1^l \leq x \leq z_2^u. \end{aligned} \quad (4)$$

其中:  $J_i$ 为高炉炼铁过程经济目标函数 PDF 的连续函数,  $\gamma_f(x, \omega)$ 和  $g_i(x, \tau_i) (i = 1, 2, \dots, m)$ 分别为高炉炼铁经济成本以及铁水质量运行指标的 PDF 形状.可以看出,通过优化目标函数的 PDF 形状,不仅可以最小化目标函数的均值,同时,能够有效降低其随机不确定性的影响.

所提出基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化方法如图1所示.首先,需要建立描述决策变量与经济指标以及铁水质量间关系的数学模型,这里借助于深度神经网络强大的学习和逼近能力,采用门控循环单元 (GRU)<sup>[16]</sup>神经网络建立经济指标和铁水质量指标模型;然后,由于过程运行受到随机干扰  $\Omega$  的影响,使得待优化的目标函数中存在大量的不确定性  $\tau$ ,传统优化目标函数均值的方法难以获得最优决策,为有效量化目标函数内部的不确定性,采用核密度估计 (KDE) 方法估计随机变量的 PDF 形状  $\gamma_f(x, \omega)$ ;最后,通过优化经济目标函数 PDF 形状有效降低随机不确定性的影响,最终实现高炉炼铁过程的最优决策值  $x_{opt}$ .

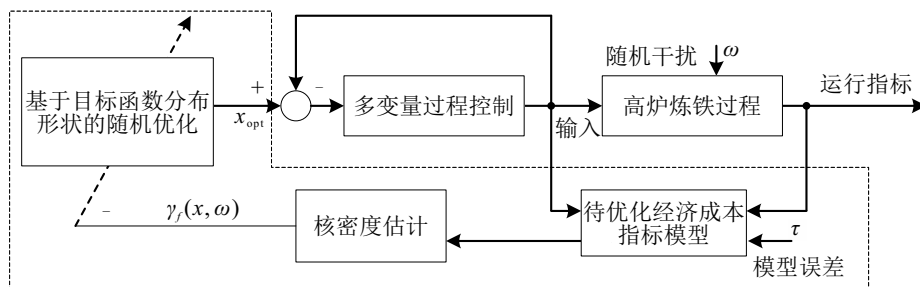


图1 基于目标函数分布形状的高炉炼铁经济优化

## 2 基于目标函数分布形状的随机优化方法

为有效量化待优化经济目标函数内部的不确定性,需要对目标函数 PDF 形状进行估计.目前,随机变量的概率分布函数估计方法主要包括参数估计法<sup>[17]</sup>和非参数估计法<sup>[18-19]</sup>等.其中:核密度估计法<sup>[20-21]</sup>作为一种非参数估计方法,由于其不受数据分布形式的限制,可以适应多种随机变量 PDF 形状的估计;同时,由于其不需要对总体分布做过多假设,能够更好地反映样本数据的实际情况,在不同的领域具有广泛的应用.因此,本文采用 KDE 方法估计经济目标函数 PDF 形状,如下所示:

$$\hat{\gamma}_d(x) = \frac{1}{nh_n} \sum_{i=1}^n H_\sigma\left(\frac{x - x_i}{h_n}\right), \quad x \in R. \quad (5)$$

其中:  $n$ 为随机数据集样本数,  $x_i$ 为随机样本值,  $h_n$ 为窗宽,  $H_\sigma$ 为核函数.通常情况下,若核函数选取高斯核函数时,则其最佳窗宽通常为  $h_n \approx 1.06\sigma n^{-0.2}$ ,  $\sigma$ 为随机变量的标准差.利用核密度估计法得到经济目标函数的 PDF 估计值后,为了降低嵌入在经济目标函数中的不确定性,理论上需要将待优化前 PDF 形状的目标函数转化为一个具有零均值、方差无穷小的脉冲函数,这主要是由于方差越小,目标函数中包含的随机性越小.为此,考虑如下经济目标函数 PDF

与理想 PDF 间误差积分的性能指标:

$$\min J_1 = \int_a^b (\gamma_d(\omega) - \gamma_f(x, \omega))^2 d\omega, \quad (6)$$

这里  $\gamma_f(x, \omega)$  为经济目标函数的 PDF 形状. 式 (6) 所示的性能指标可看作对经济目标函数 PDF 形状的跟踪优化问题, 为便于表达,  $\gamma_d(\omega)$  为具有如下形式的高斯函数:

$$\gamma_d(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_d} \exp\left(-\frac{(x - \mu_d)^2}{2\sigma_d^2}\right), \quad (7)$$

其中  $\mu_d$  和  $\sigma_d$  分别为均值和方差. 可以看出, 经济目标函数的 PDF 形状优化过程, 使其跟踪到一个具有零均值方差无穷小的脉冲函数.

此外, 熵作为表征随机变量的不确定性度量<sup>[22]</sup>, 能够有效量化经济目标函数内部的随机性, 通过最小化经济目标函数的熵, 能够有效降低随机不确定性对优化过程的影响. 为此, 考虑如下具有均值约束的熵混合性能指标:

$$\min J_2 = \alpha_1 J_{11}(x) + \alpha_2 J_{12}(x). \quad (8)$$

其中:  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别为熵和均值相对应的权值;

$$J_{11}(x) = - \int_a^b \gamma_f(x, \omega) \ln\left(\frac{\gamma_f(x, \omega)}{\gamma_d(\omega)}\right) d\omega, \quad (9)$$

$$J_{12}(x) = \int_a^b f_o(x, \omega) \gamma_f(x, \omega) d\omega, \quad (10)$$

这里  $J_{11}(x)$  和  $J_{12}(x)$  分别为经济目标函数的熵和均值.

综上所述, 本文所述优化问题可看作如下基于目标函数分布形状的概率约束随机优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} J_i(x, \omega). \\ & \text{s.t. } \Pr\{g_i(x, \tau_i) \leq 0\} \geq 1 - \varepsilon_i; \\ & \quad z_1^l \leq x \leq z_2^u. \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $J_i(\cdot)$  ( $i = 1, 2$ ) 分别为式 (6) 和 (8) 所示的性能指标. 式 (6) 可视为一种基于目标函数 PDF 追踪的性能指标, 而式 (8) 则可视为一种结合目标函数 PDF 的均值与熵进行复合优化的性能指标. 此外, 对于式 (11) 所示的优化问题, 可采用诸如粒子群算法<sup>[23-24]</sup>、遗传算法<sup>[25]</sup>、差分进化算法<sup>[26-27]</sup> 等智能优化方法获得最优决策变量. 其中: 差分进化算法作为一种基于群体的全局优化算法, 具有实现简单、参数少、收敛速度快等优点, 特别适用于处理如非线性、多峰值和高维等优化问题<sup>[28-29]</sup>. 相比于普通的差分进化算法, 本文给予变异出可行域外的解第 2 次变异的机会, 有效减少了集中在边界个体的数量, 增加了种群的多样性. 若在变异过程中出现了可行域外的解, 即  $x \leq z_1^l$  或  $x \geq z_2^u$ , 则其第 2 次变异如下所示:

$$V_i(g+1) = X_{r_1}(g) - F(X_{r_2}(g) - X_{r_3}(g)). \quad (12)$$

这里:  $r_1$ 、 $r_2$  和  $r_3$  为定义在区间  $[0, 1]$  上的随机数,  $F$  为缩放因子,  $V_i(\cdot)$  为第  $i$  个个体的变异值,  $g$  为当前迭代次数,  $X_{r_1}(g)$ 、 $X_{r_2}(g)$ 、 $X_{r_3}(g)$  为在  $g$  代中随机选择的个体.

综上所述, 所提出基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化算法的实现步骤可总结如下.

step 1: 采用 GRU 神经网络方法建立式 (3) 所示的表征决策变量与经济指标和铁水质量指标间关系的优化模型;

step 2: 由式 (5) 估计高炉炼铁过程经济优化模型中目标函数和铁水质量运行指标的 PDF 值  $\gamma_f(x, \omega)$  和  $g_i(x, \tau_i)$  以及理想 PDF 值  $\gamma_d(\omega)$ ;

step 3: 由式 (6) 和 (8) 分别构建待优化目标函数的 PDF 与理想 PDF 间的误差以及具有均值约束的熵优化的性能指标  $J_1$  和  $J_2$ ;

step 4: 由 step 3, 可将式 (3) 所示的优化模型转化为式 (11) 所示的基于目标函数分布形状的概率约束随机优化模型;

step 5: 利用差分进化算法对式 (11) 进行优化, 最终获得最优决策变量  $x_{opt}$ .

### 3 基于工业数据的实验验证

本文基于我国西南某大型高炉的实际生产数据, 开展工业实验验证. 在高炉炼铁运行过程中, 铁水温度和硅含量作为反映铁水质量的关键工艺参数, 其对于高炉的稳定运行和生产效率至关重要<sup>[30-31]</sup>. 这主要是因为铁水温度的控制直接影响高炉的热状态和能源利用效率, 铁水温度过高会造成能源浪费, 并加速设备损耗; 而温度过低则可能会导致铁水未完全熔化, 从而降低生产稳定性. 硅含量则关系到铁水质量和生产效率, 过高的硅含量会导致炉渣增加, 降低回收率; 而过低的硅含量会导致铁水热量不足, 引发炉内堵塞问题, 进而影响高炉的稳定运行. 因此, 高炉炼铁过程经济优化是在保证生产铁水质量满足生产工艺的约束下, 尽可能降低经济成本, 提高生产效率. 高炉炼铁过程优化问题可看作如下具有不确定约束的优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} f_o(x, \omega). \\ & \text{s.t. } l_1 \leq f_c(x, \tau) \leq l_2; \\ & \quad l_3 \leq f_d(x, \sigma) \leq l_4; \\ & \quad z_1^l \leq x \leq z_2^u. \end{aligned} \quad (13)$$

其中:  $f_c(x, \tau) = \hat{y}_1(x) + \tau$ ,  $f_d(x, \sigma) = \hat{y}_2(x) + \sigma$ ,  $\hat{y}_1(x)$  和  $\hat{y}_2(x)$  分别为采用 GRU 方法建立的铁水温

度和硅含量的非线性优化模型;  $\omega$ 、 $\tau$  和  $\sigma$  均为具有非高斯的模型误差;  $l_1$  和  $l_2$  分别为铁水温度的下限和上限;  $l_3$  和  $l_4$  分别为硅含量的下限和上限.

在实际高炉炼铁工业过程中, 影响经济成本的因素众多. 为有效提升能耗和提高经济优化效率, 需要重点调控对高炉炼铁过程优化具有决定性影响的决策变量. 高炉炼铁过程作为一个非线性的工业过程, 其决策变量间往往存在相关性, 因此, 本文采用相关分析方法对高炉炼铁工业过程中的决策变量进行分析, 筛选出对经济优化影响较大的决策变量, 具体决策变量及其上下限如表 1 所示.

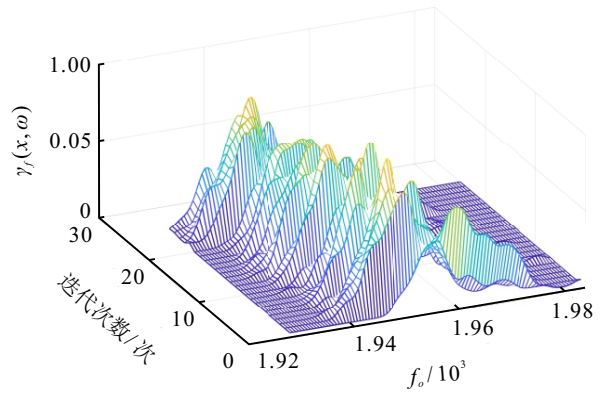
表1 决策变量及其上下限

符号	含义/单位	下限	上限
$x_1$	设定喷煤量/(vol%)	18	50
$x_2$	冷风流量/( $m^3/min$ )	20	35
$x_3$	富氧流量/( $m^3/h$ )	4500	22000
$x_4$	热风温度/ $^{\circ}C$	800	1200
$x_5$	热风压力/MPa	0.35	0.43
$x_6$	压差/MPa	130	210
$x_7$	鼓风湿度/( $g/m^3$ )	3	22

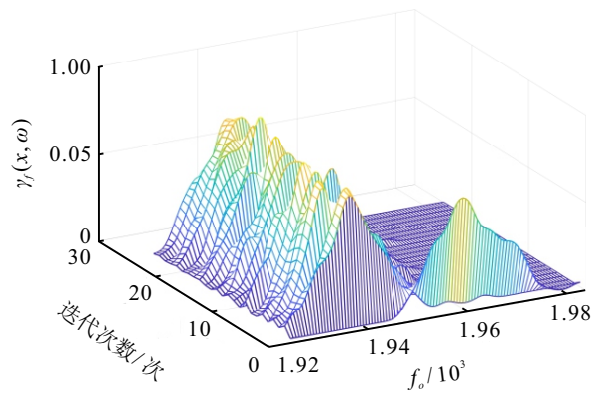
首先, 利用 KDE 方法分别估计高炉炼铁模型经济目标函数和约束函数的 PDF 形状, 可构造基于目标函数 PDF 形状的高炉炼铁过程随机优化模型, 如下所示:

$$\begin{aligned}
 & \min_{x \in \Omega} J_i(\gamma_f(x, \omega)). \\
 & \text{s.t. } \Pr\{g_c(x, \tau) \leq 0\} \geq 1 - \varepsilon_1; \\
 & \quad \Pr\{g_d(x, \sigma) \leq 0\} \geq 1 - \varepsilon_2; \\
 & \quad z_1^l \leq x \leq z_2^u.
 \end{aligned} \tag{14}$$

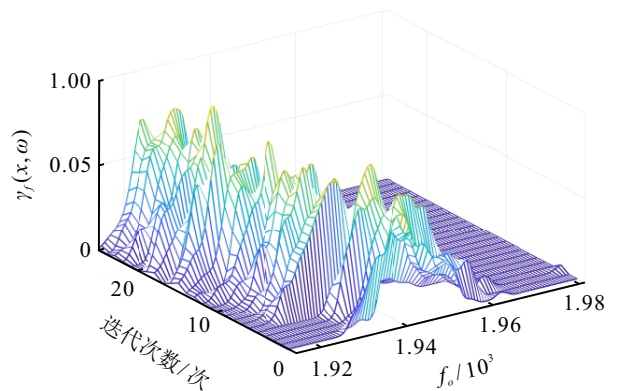
其中:  $J_i(\cdot)$  ( $i = 1, 2$ ) 分别为式 (6) 和 (8) 中所示的性能指标,  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  分别为较小实数的风险水平,  $\gamma_f(x, \omega)$ 、 $g_c(x, \tau)$  和  $g_d(x, \sigma)$  分别为目标函数  $f_o(x, \omega)$ 、约束函数  $f_c(x, \tau)$  和  $f_d(x, \sigma)$  的 PDF 分布形状. 然后, 将种群大小和最大迭代次数分别设置为 50 和 25, 缩放因子和交叉因子分别为 1.5 和 0.8. 根据工艺要求, 硅含量应在 0.4 ~ 0.6 之间, 同时满足相应的约束条件  $g_c(x, \tau) = |f_c(x, \tau) - 0.5| - 0.1 \leq 0$ ; 铁水温度应满足 1480 ~ 1520 之间的工艺要求, 同时满足相应的约束条件  $g_d(x, \sigma) = |f_d(x, \sigma) - 1500| - 20 \leq 0$ . 为平衡模型的可靠性与求解的可行性, 风险水平  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  均选择为 0.04, 该风险水平既能够有效控制约束违反风险, 又可避免因过于保守而导致可行域过小的问题. 构建随机误差参数. 其中:  $\omega$  服从形状参数和尺度参数分别为 10 和 2 的伽马分布,  $\tau$  服从形状参数和尺度参数分别为 0.15 和 0.1 的伽马分布,



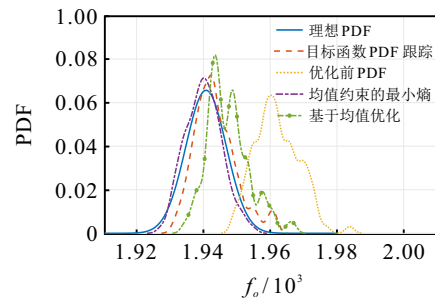
(a) 基于式(6)所示经济目标函数 PDF 跟踪优化方法



(b) 基于式(8)所示均值约束的熵优化方法



(c) 基于式(10)所示均值的优化



(d) 优化前后的目标函数PDF和理想PDF

图2 不同优化方法下经济目标函数的 PDF 形状及其变化趋势

$\sigma$  服从形状参数和尺度参数分别为 2 和 1 的伽马分布. 结合实际数据和生产工艺, 理想 PDF 均值和方差分别为  $\mu_d = 1940$ ,  $\sigma_d = 6.07$ . 最后, 分别采用式

(6) 和 (8) 所示的基于目标函数 PDF 跟踪和基于均值约束的熵的优化方法获得最优决策变量, 式 (9) 和 (10) 中的权值  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别为 1 和 0.005. 经济目标函数的 PDF 形状随迭代次数变化趋势如图 2 所示. 由图 2 可见, 所提出方法在调整经济目标函数的 PDF 形状方面表现出色, 目标函数 PDF 更贴近理想 PDF, 有效减少了高炉炼铁过程优化中不确定性因素的影响. 此外, 如图 3 所示, 虽然所提出方法和传统基于目标函数的均值优化方法均能够实现收敛, 但是, 如图 2(d) 所示的基于均值优化后的 PDF 形状仍然呈现明显的非高斯分布特征, 这进一步表明了常规基于目标函数的均值优化方法具有较大的随机性.

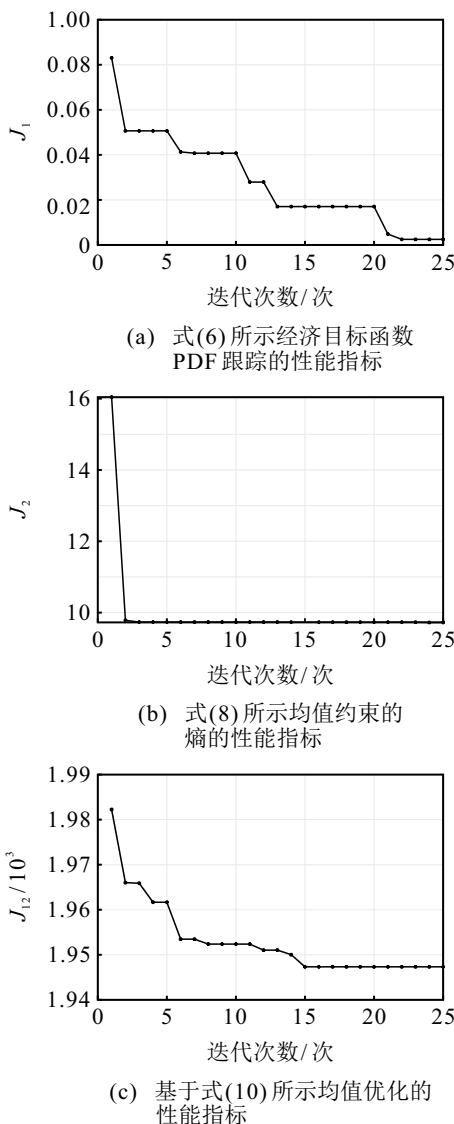


图3 不同优化方法下的性能指标变化趋势

### 4 结论

本文提出了一种基于目标函数分布形状的高炉炼铁过程经济随机优化方法, 高炉生产受原材料成分波动、外部干扰和工况变化等不确定性因素的影

响, 使得传统的待优化目标函数的均值难以完成描述其随机性, 为有效量化目标函数中的不确定性, 利用核密度估计方法对经济成本目标函数的 PDF 形状进行了估计, 通过优化经济目标函数 PDF 形状与理想 PDF 形状间累积误差积分函数以及具有均值约束的熵, 获得了最优决策变量. 所提出方法不再是传统意义下经济目标函数的均值优化, 而是通过优化目标函数的分布形状. 基于实际高炉炼铁过程生产数据验证了所提出方法的有效性和优越性, 降低了优化过程中的随机性, 有效提升了过程运行优化效果.

### 参考文献 (References)

- [1] Li Y J, Li H Q, Zhang J, et al. Burden surface decision using MODE with TOPSIS in blast furnace ironmaking[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 35712-35725.
- [2] Zhou H, Yang C J, Sun Y X. A collaborative optimization strategy for energy reduction in ironmaking digital twin[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 177570-177579.
- [3] Zhou H, Zhang H F, Yang C J. Hybrid-model-based intelligent optimization of ironmaking process[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(3): 2469-2479.
- [4] 陈建华, 周平. 高炉炼铁过程铁水质量的运行优化控制[J]. *控制工程*, 2020, 27(7): 1136-1141. (Chen J H, Zhou P. Operational optimization control of molten iron quality in blast furnace ironmaking process[J]. *Control Engineering of China*, 2020, 27(7): 1136-1141.)
- [5] 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. (Hua C C, Wang Y J, Li J P, 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.)
- [6] Li J F, Yang C J, Xie S J, et al. Intelligent transfer optimization for ironmaking process with nonanalytic constraints[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(6): 7645-7655.
- [7] Tang L X, Liu C, Liu J Y, et al. An estimation of distribution algorithm with resampling and local improvement for an operation optimization problem in steelmaking process[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(3): 1346-1362.
- [8] Li M J, Zhou P, Liu Y L, et al. Data-driven predictive probability density function control of fiber length stochastic distribution shaping in refining process[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(2): 633-645.
- [9] Zhou P, Wang C Y, Li M J, et al. Modeling error PDF optimization based wavelet neural network modeling of dynamic system and its application in blast furnace ironmaking[J]. *Neurocomputing*, 2018, 285: 167-175.
- [10] 乔俊飞, 黄卫民, 丁海旭, 等. 复杂工业过程特征建模

- 方法及应用研究[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2063-2078.
- (Qiao J F, Huang W M, Ding H X, et al. Research on feature modeling method for complex industrial process and its application[J]. Control and Decision, 2023, 38(8): 2063-2078.)
- [11] Gong Y, Liu P, Liu Y N, et al. Robust operation interval of a large-scale hydro-photovoltaic power system to cope with emergencies[J]. *Applied Energy*, 2021, 290: 116612.
- [12] Li Y J, Zhang S, Zhang J, et al. Data-driven multiobjective optimization for burden surface in blast furnace with feedback compensation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(4): 2233-2244.
- [13] Li Y J, Zhang Y J, Li Q, et al. Cooperative co-evolutionary dynamic multiobjective optimization for burden surface profile decision in blast furnace ironmaking[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 2511712.
- [14] Zhang Y, Zhou P, Lv D H, et al. Inverse calculation of burden distribution matrix using B-spline model based PDF control in blast furnace burden charging process[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 19(1): 317-327.
- [15] 周平, 赵向志. 面向建模误差 PDF 形状与趋势拟合优度的动态过程优化建模[J]. *自动化学报*, 2021, 47(10): 2402-2411.
- (Zhou P, Zhao X Z. Optimized modeling of dynamic process oriented towards modeling error PDF shape and goodness of fit[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(10): 2402-2411.)
- [16] Li J F, Yang C J, Li Y X, et al. A context-aware enhanced GRU network with feature-temporal attention for prediction of silicon content in hot metal[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(10): 6631-6641.
- [17] Xu L. Recursive parameter estimation methods based on gradient search for estimating system parameters of first-order inertial control systems[C]. *Proceedings of the 40th Chinese Control Conference*. Shanghai, 2021: 1353-1358.
- [18] Majdara A, Nooshabadi S. Nonparametric density estimation using copula transform, Bayesian sequential partitioning, and diffusion-based kernel estimator[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020, 32(4): 821-826.
- [19] Quan H, Khosravi A, Yang D Z, et al. A survey of computational intelligence techniques for wind power uncertainty quantification in smart grids[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(11): 4582-4599.
- [20] Kamalov F. Kernel density estimation based sampling for imbalanced class distribution[J]. *Information Sciences*, 2020, 512: 1192-1201.
- [21] Wahbah M, EL-Fouly T H M, Zahawi B, et al. Hybrid beta-KDE model for solar irradiance probability density estimation[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2020, 11(2): 1110-1113.
- [22] Zhou P, Sun X Y, Chai T Y. Enhanced NMPC for stochastic dynamic systems driven by control error compensation with entropy optimization[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2023, 31(5): 2217-2230.
- [23] Gad A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic review[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(5): 2531-2561.
- [24] Xu Y H, Hu C H, Wu Q, et al. Research on particle swarm optimization in LSTM neural networks for rainfall-runoff simulation[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 608: 127553.
- [25] Deng W, Zhang X X, Zhou Y Q, et al. An enhanced fast non-dominated solution sorting genetic algorithm for multi-objective problems[J]. *Information Sciences*, 2022, 585: 441-453.
- [26] Deng W, Shang S F, Cai X, et al. An improved differential evolution algorithm and its application in optimization problem[J]. *Soft Computing*, 2021, 25: 5277-5298.
- [27] Ahmad M F, Isa N A M, Lim W H, et al. Differential evolution: A recent review based on state-of-the-art works[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2022, 61(5): 3831-3872.
- [28] Liang J, Xu W W, Yue C T, et al. Multimodal multiobjective optimization with differential evolution[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 44: 1028-1059.
- [29] 齐郑, 徐希茜, 熊巍, 等. 基于变时段设计改进多目标差分进化算法的风/光/火/储日前优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(16): 62-71.
- (Qi Z, Xu X X, Xiong W, et al. An improved multi objective differential evolution algorithm based on variable time period design for a wind/photovoltaic/thermal/storage system day ahead optimization scheduling[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(16): 62-71.)
- [30] Liu Y, Zhou P, Sun X Y, et al. Optimal tracking control of blast furnace molten iron quality based on Krotov's method and nonlinear subspace identification[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(8): 9610-9619.
- [31] Zhou H, Yang C J, Sun Y X. Intelligent ironmaking optimization service on a cloud computing platform by digital twin[J]. *Engineering*, 2021, 7(9): 1274-1281.

## 作者简介

李旭良 (1999-), 男, 硕士生, 主要研究方向为随机系统优化, E-mail: s202315110500@stu.tyust.edu.cn;

李明杰 (1988-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为复杂系统建模与优化控制、非高斯随机控制, E-mail: limingjie@tyust.edu.cn;

赵志诚 (1970-), 男, 教授, 主要研究方向为先进控制理论及应用、计算机测控系统与装置, E-mail: zhaozc@tyust.edu.cn.