烧结

改进的差分进化算法及其在烧结配料中的应用

赵志伟[1,2]，冯伟健[1]，刘 颂[2]，熊志坚[2]，葛 超[3]，赵亚迪[2]
(1. 华北理工大学 人工智能学院，河北 唐山 063009；2. 唐山学院 人工智能学院，河北 唐山 063000；
3. 华北理工大学 电气工程学院，河北 唐山 063009)

摘要： 针对传统烧结配料方法准确率和经济性低等问题，本文提出一种分阶段二次变异的改进差分进化算法。其特征：结合多种变异策略，在算法运行过程中，分阶段的选择合适的变异策略；当适应度值连续多次迭代不更新时，加入正态分布的扰动因子可以有效地改善种群的结构，使算法跳出停滞状态，减少陷入局部最优解的概率；算法中各参数采用自适应值，通过 8 个标准测试函数验证改进差分进化算法的性能。试验结果表明：改进后的算法精度高，全局寻优能力强，将其应用于烧结配料问题中，可在保证混合料基本成分的基础上得到成本最优解。

关键词： 烧结；配料；差分进化算法；变异策略；测试函数
中图分类号： TF046. 4；TF321. 1；U279 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)03－0055－08
doi： 10. 13403/j. sjqt. 2023. 03. 040

Improved differential evolution algorithm and its application in sintering accessory

ZHAO Zhiwei[1,2], FENG Weijian[1], LIU Song[2], XIONG Zhijian[2], GE Chao[3], ZHAO Yadi[2]
(1. College of Artificial Intelligence, North China University of Science and Technology, Tangshan 063009, Hebei, China; 2. College of Artificial Intelligence, Tangshan University, Tangshan 063000, Hebei, China; 3. School of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063009, Hebei, China)

Abstract: Aiming at such problems as low accuracy and economy of traditional sintering distribution, an improved differential evolution algorithm for staged quadratic variation is proposed. Its characteristics: combining multiple mutation strategies, during the operation of the algorithm, the appropriate mutation strategy is selected in stages. When the fitness value is not updated for several consecutive iterations, adding a normally distributed perturbation factor can effectively improve the structure of the population, make the algorithm jump out of the stagnant state, and reduce the probability of falling into the local optimal solution. The adaptive values of each parameter in the algorithm are used to improve the performance of the differential evolution algorithm through eight standard test functions. The test proves that the improved algorithm has high precision and strong global optimization ability. Applying it to the sintering accessory problem can obtain a cost optimal solution on the basis of ensuring the basic composition of the compound.

Key words: sintering; accessory; differential evolution algorithm; mutation strategy; test function

自 2014 年以来，中国粗钢产量约占全球的 50%，其中，烧结矿占高炉负荷的近 75%[1]。烧结过程是钢铁生产的关键阶段，其稳定性直接影响高炉的性能和铁水的产量[2]。针对配料求解是一种动态的多目标约束求解的问题，为了保证烧结矿性能，通常采用进化算法来对配料进行求解

收稿日期： 2022－01－12；**修回日期：** 2023－04－13
基金项目： 河北省教育厅科学技术研究资助项目(BJ2021099)；唐山市人才资助项目(A2021110015)；唐山市应用基础研究科技计划项目(21130213C，21130233C)
作者简介： 赵志伟(1980—)，男，博士，教授，从事于进化算法方面的研究。
通信作者： 刘 颂(1990—)，男，博士，讲师，从事于冶金工艺的研究。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

以降低成本。对配料求解常见的方法有遗传算法[3]、蚁群算法[4]和鲸鱼算法[5]。差分进化算法(DE)具有收敛速度快，较强的全局搜索能力，在求解该类问题时，也表现出较好的性能[6]。

针对配料优化求解问题，传统的DE算法存在早熟和易停滞的现象。目前，DE算法的改进研究主要是对遗传策略的改进[7-8]，以及对参数的改进[9]。本文尝试引入多种变异策略相结合，设置最优值最大不更新迭代次数来判断算法是否陷入停滞状态。陷入停滞后引入正态分布判断跳出停滞的方向和步长，提出一种改进后的差分进化算法。针对烧结配料优化问题，建立配料数学模型，通过实例验证该方法的实用性。

1 改进差分进化算法

1.1 变异策略

传统的差分进化算法中，在整个优化过程中使用单一突变策略，导致每一代突变和搜索方式停滞不前[10]。在解决优化问题时，可能会遇到一些问题，例如收敛缓慢、精度下降或者陷入局部最优等。为了克服这些问题，本文提出了一种多策略相结合的变异策略，在算法的初期，需要保持种群的多样性，以提高算法的搜索能力和优化性能。在算法的中后期，随着迭代次数的增加，每一代最优解之间的差异变小，进一步的全局搜索会增加搜索时间。此时，重要的是要关注最佳个体及其周围区域。经研究DE/rand/1具有较大的搜索范围，适合在算法初期进行全局搜索[11-12]。DE/rand-to-best/2具有较快的搜索速度，适合在算法中后期进行局部的精确搜索[13-14]。

根据各策略在不同的阶段有不同作用的特点，将DE/rand/1和DE/rand-to-best/2两种变异策略相结合，加入动态权重因子ω。在算法运行的过程中动态调整两种变异策略的权重，充分发挥各策略在不同阶段的优势，达到快速收敛的目的。

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\min} - \omega_{\min})(G/G_{\max}) \tag{1}$$

$$v_{i,G+1} = (1-\omega)\ [X_{r1,G} + F(X_{r2,G} - X_{r3,G})] + \omega\ [X_{i,G} + F(X_{\text{best},G} - X_{i,G}) + F(X_{r4,G} - X_{r5,G}) + F(X_{r6,G} - X_{r7,G})] \tag{2}$$

式中：ω为权重因子，$\omega_{\min}=0$，$\omega_{\max}=1$。$G_{\max}$为最大迭代次数，G为当前迭代次数；$v_{i,G+1}$表示$G+1$代表变异个体；，r_1，r_2，r_3，r_4，r_5，r_6，r_7为[，NP]中的7个互不相等的随机数且不等于i(NP为种群的大小)；F为缩放因子。$x_{\text{best},G}$为第G代最优个体。$x_{i,G}$为第G代第i个个体。

随着迭代次数的增加ω不断地增大，该算法能够动态调节两种变异策略的权重平衡。在算法的初期，使DE/rand/1变异策略的权重高于其他变异策略，这有助于提高全局搜索的效率，并且可以有效地提升种群的多样性。而随着算法的发展，DE/rand-to-best/2策略渐渐占据主导地位，能够更快的进行局部的搜素，找到精确解。

1.2 二次变异

传统的差分进化算法存在着容易陷入局部最优解的问题，这会导致算法的停滞和早熟现象的出现。为了克服这一问题，本文提出了一种新的方法来提高算法跳出局部最优解的能力。具体而言，系统通过记录算法在迭代过程中每一代的最优解连续不更新的次数，来判断算法是否陷入停滞状态。设定一个迭代次数最大值$count_{\max}$，若结果连续不更新的代数达到设定的$count_{\max}$则认为算法陷入停滞状态，采用第二阶段的变异，打破停滞状态并继续运行算法。在二次变异时结合全局最优信息和正态分布扰动，使算法能够及时跳出停滞状态，增强全局搜索能力。

$$v'_{i,G+1} = v_{i,G+1} + N(x_{\text{best},G} - v_{i,G+1}) \tag{3}$$

式中：$v'_{i,G+1}$表示$G+1$代二次变异后的新个体；N为服从正态分布的随机数；$x_{\text{best},G}$为第G代最优个体；表示$G+1$代正常变异个体。

其中，当$N>0$时，产生的$v'_{i,G+1}$向全局最优的方向移动搜索，有利于局部精准搜索。当$N<0$时，产生的$v'_{i,G+1}$移动搜索的方向与全局最优的方向相反，有利于探索其他空间的解。在算法的中后期适当增加寻优范围。

1.3 参数设置

在差分进化算法中，缩放因子F和交叉概率CR是两个主要的控制参数，它们直接影响下一代群体的搜索方向和寻优范围。传统的差分进化算法中，这两个参数通常被固定不变，然而在算法的不同阶段，对F和CR的需求是不同的。本文

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

采用一种自适应控制参数的方法，动态地调节各阶段的搜索方向和寻优范围。其利用参数自适应的方法，根据种群分布与适应度值之间的相对位置，修改种群的搜索范围和方向，从而提高整体优化性能。通常，F 和 CR 参数的取值范围为 0 ~ 1。在本文中，我们提出保留产生优秀个体的参数值，并重置产生劣质个体的参数值。具体来说，我们使用每个个体的适应度值来确定是否将其参数值保留给下一代。此方法的表达式如下:

$$F_{i,G+1}=\begin{cases}F_{i,G+1}=F_{\min}+rand(F_{\max}-F_{\min}) & f(u_{i,G})>f(x_{i,G})\\ F_{i,G+1} & others\end{cases} \tag{4}$$

式中: $F_{i,G+1}$ 表示第 $G+1$ 代缩放因子; $F_{\max}$、$F_{\min}$ 表示缩放因子的最大值与最小值; $x_{i,G}$、$u_{i,G}$ 分别为第 G 代第 i 个目标向量和对其缩放后的新目标向量; $f(x_{i,G})$、$f(u_{i,G})$ 分别表示两种目标向量的适应度。改进后的差分进化算法流程图如图 1 所示。

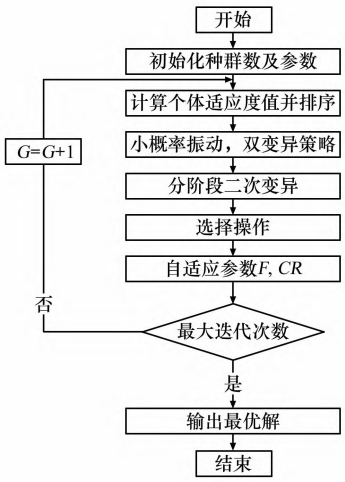


图 1　改进差分进化算法流程

Fig. 1　Flow chart of improved differential evolution algorithm

2　数据试验及比较

2.1　测试函数及参数设置

为了评估文中提出的改进差分进化算法的性能，选取了具有代表性的 8 个测试函数进行试验评估，如表 1 所示。其中，F_1-F_3 为多维单峰函数，F_4-F_8 为多峰函数，将本文提出的改进后的 DE 算法与基本的 DE 算法，基本遗传算法，基本粒子群算法作比较。另外，根据研究建议标准 DE 算法的控制参数 F 和 CR 分别设为 0.7 和 0.9，标

表 1　测试函数

Table 1　Test function

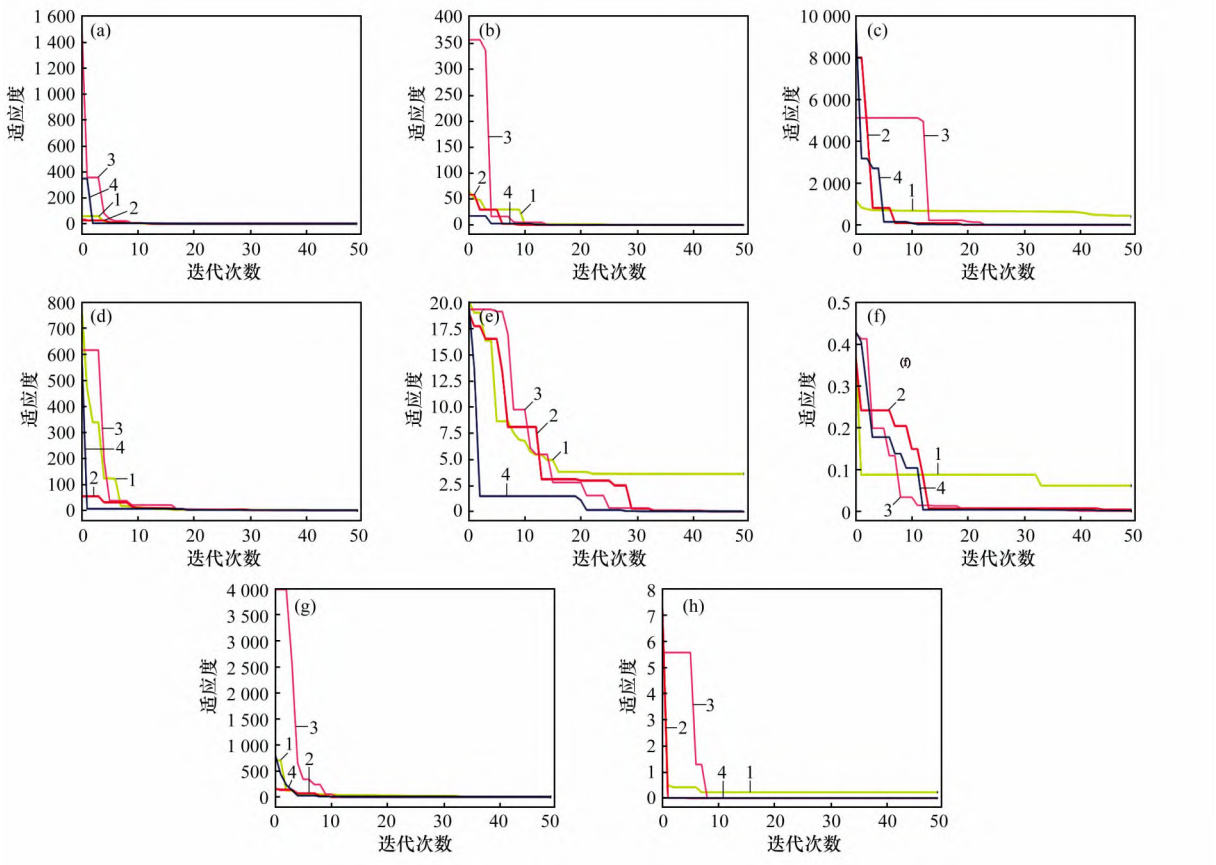
函数名	维度	函数表达式	搜索区间	理论最优值
$f_1(x)$	20	$f_1(x)=\sum_{i=1}^{n}ix_i^2$	[-5.12, 5.12]	0
$f_2(x)$	20	$f_2(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2$	[-100, 100]	0
$f_3(x)$	20	$f_3(x)=\sum_{i=1}^{n-1}[100(x_{i+1}-x_i^2)^2+(x_i-1)^2]$	[-30, 30]	0
$f_4(x)$	20	$f_4(x)=\sum_{i=1}^{n}[x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10]$	[-5.12, 5.12]	0
$f_5(x)$	2	$f_5(x,y)=-20\exp[-0.2\sqrt{0.5(x^2+y^2)}]-\exp\{0.5[\cos(2\pi x)+\cos(2\pi y)]\}+20+e$	[-5, 5]	0
$f_6(x)$	2	$f_6(x)=\dfrac{0.5+[\sin\sqrt{x_1^2+x_2^2})^2-0.5]}{[0.001(x_1^2+x_2^2)+1]^2}$	[-5, 5]	0
$f_7(x)$	2	$f_7(x,y)=2x^2-1.05x^4+\dfrac{x^6}{6}+xy+y^2$	[-5, 5]	0
$f_8(x)$	2	$f_8(x,y)=[1+(x+y+1)^2(19-14x+3x^2-14y+6xy+3y^2)][30+(2x-3y)^2(18-32x+12x^2+48y-36xy+27y^2)]$	[-2, 2]	$F(0,-1)=3$

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

准 GA 算法的变异率和交叉率分别设置为 0.01 和 0.4。为了凸显改进差分进化算法的性能，本文采用了一系列改进措施来设置参数。其中种群大小 *pop* 设置为 20，惯性权重 w 从 0.9 减小到 0.4。学习因子 c_1 和 c_2 均设置为 2，速度 - 位置相关系数 m 为 1。与传统的 DE 算法不同的是，本文采用了自适应的控制参数来动态调节搜索方向和寻优范围。为了公平比较算法性能，我们将 4 种算法的初始种群规模都设为 50，最大迭代次数为 500。

2.2 试验结果

在相同参数设置下，我们对 4 种算法在同一环境下独立运行 30 次，分别应用于 8 个具有代表性的测试函数，比较了它们的最优值和平均值。我们随机选取其中一次运行结果绘制了 4 种算法对各测试函数的寻优收敛曲线，如图 2 所示。仿真结果如表 2 所示。



(*a*) $f_1(x)$ 寻优曲线；(*b*) $f_2(x)$ 寻优曲线；(*c*) $f_3(x)$ 寻优曲线；(*d*) $f_4(x)$ 寻优曲线；(*e*) $f_5(x)$ 寻优曲线；(*f*) $f_6(x)$ 寻优曲线；(*g*) $f_7(x)$ 寻优曲线；(*h*) $f_8(x)$ 寻优曲线

1—GA；2—DE；3—PSO；4—改进 DE。

图 2 基本 GA、DE、PSO 和改进 DE 对测试函数寻优曲线

Fig. 2 Optimization curves of basic GA, DE, PSO and improved DE for test function

表 2 仿真结果表

Table 2 Simulation results

函数	基本 DE 算法		基本 GA 算法		基本 PSO 算法		改进 DE 算法	
	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值
$f_1(x)$	4.00×10^{-89}	1.89×10^{-6}	6.51×10^{-15}	2.20×10^{-1}	1.14×10^{-16}	26.60	0	2.32×10^{-5}
$f_2(x)$	1.25×10^{-90}	7.31×10^{-5}	4.34×10^{-15}	10.80	6.94×10^{-18}	1.72	0	2.02×10^{-5}
$f_3(x)$	0	0	6.79×10^{-10}	2.14×10^{-2}	2.30×10^{-18}	4.79×10^{-15}	0	0
$f_4(x)$	0	0	3.09×10^{-13}	5.89×10^{-1}	0	0	0	0

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 2(续)

函数	基本 DE 算法		基本 GA 算法		基本 PSO 算法		改进 DE 算法	
	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值
$f_5(x)$	0	0	1.53×10^{-7}	1.53×10^{-7}	2.20×10^{-13}	4.12×10^{-12}	0	0
$f_6(x)$	0	1.01×10^{-10}	0	2.37×10^{-3}	8.88×10^{-16}	7.76×10^{-14}	0	0
$f_7(x)$	0	7.20×10^{-13}	0	3.55×10^{-13}	5.61×10^{-18}	4.11×10^{-15}	0	0
$f_8(x)$	3.00	3.00	3.00	1.98×10	3.00	3.00	3.00	3.00

由图 2 可知，改进后的 DE 算法在寻优速度上比其他几种算法好。且由表 2 可以看出，改进后的差分进化算法在测试函数 $f_1(x)$、$f_2(x)$、$f_6(x)$、$f_7(x)$ 上都取得了最优值。在其他测试函数上寻优精度也比其它算法高。显然改进后的差分进化算法具有很强的全局寻优能力，且不容易陷入局部最优。

3　改进差分进化算法在烧结配料中的应用

烧结配料是将不同的原料确定一种合适的配比以满足烧结工艺所规定的烧结矿化学成分和质量的过程。配料的质量和效果直接影响烧结矿的化学成分和稳定性，因此是降低烧结矿成本和提高烧结矿质量的关键因素。配料分为预配料和烧结配料两个过程。本文试图将配料过程通过优化算法的计算，在保证烧结矿质量的同时尽量降低原料的价格。

3.1　配料的数学模型

3.1.1　预配料模型

预配料是将产地不同，化学成分不同的各种铁矿石原料按比例混合形成中和矿的过程。由工艺理论可知，中和矿的全铁质量分数与烧结矿的品位有着直接的关系，中和矿的 SiO_2 质量分数会影响到烧结矿的碱度，此外，对于冶炼钒钛矿的钢铁企业非常重视烧结矿的含钒量，而钒成分主要来源于配加的含钒精矿粉。因此，预配料计算模型选择 TFe、SiO_2 和 V_2O_5 成分作为计算变量。在预配料过程中，参与配料的含铁原料品种多，价格差异较大，预配料是降低成本的关键一步。所以将预配料计算模型描述:

$$\begin{cases} \mathrm{TFe_neu} = \sum_{i=1} z_i \mathrm{TFe}_i \\ \mathrm{SiO_2_neu} = \sum_{i=1}^{m} z_i \mathrm{SiO_2} \\ \mathrm{V_2O_5_neu} = \sum_{i=1}^{m} z_i \mathrm{V_2O_{5i}} \\ \mathrm{F_neu}(Z) = \sum_{i=1}^{m} z_i P_i \end{cases} \tag{5}$$

式中: z_i 为 i 种含铁原料的配比; TFe_neu、SiO_2_neu、V_2O_5_neu 分别为中和矿的铁品位、SiO_2 和 V_2O_5 质量分数; TFe_i、SiO_{2i}、V_2O_{5i}($i=1$，2，…，m) 分别为第 i 种含铁原料的铁品位，SiO_2 和 V_2O_5 质量分数。F_neu(Z) 为预配料成本。P_i 表示第 i 种含铁原料的价格。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{m} z_i = 1 \\ [Z_i]_{\min} \leqslant z_i \leqslant [z_i]_{\max} \\ [\mathrm{TFe_neu}_{Set}]_{min} \leqslant \mathrm{TFe_neu} \leqslant [\mathrm{TFe_neu}_{Set}]_{\max} \\ [\mathrm{V_2O_5_neu}_{Set}]_{\min} \leqslant \mathrm{V_2O_5_neu} \leqslant [\mathrm{V_2O_5_neu}_{Set}]_{\max} \\ [\mathrm{SiO_2_neu}_{Set}]_{\min} \leqslant \mathrm{SiO_2_nueu} \leqslant [\mathrm{SiO_2_neu}_{Set}]_{\max} \end{cases} \tag{6}$$

考虑到原料库存情况，在配料过程中对各种含铁原料的配比进行约束，具体 $[z_i]_{\min}$ 和 $[Z_i]_{\max}$ 分别表示第 i 种原料配比的下限和上限值。此外，中和矿的化学成分 TFe_neu，SiO_2_neu 和 V_2O_5_neu 需要满足一定的要求，$[\mathrm{TFe_neu}_{Set}]_{\min}$、$[\mathrm{TFe_neu}_{Set}]_{\max}$、$[\mathrm{SiO_2_neu}_{Set}]_{\min}$、$[\mathrm{SiO_2_neu}_{Set}]_{\max}$、$[\mathrm{V_2O_5_neu}_{set}]_{\min}$、$[\mathrm{V_2O_5_neu}_{set}]_{\max}$ 分别为设定值。

3.1.2　烧结配料模型

烧结配料是指将返矿、中和矿、熔剂和燃料等原料按照一定配比混合，并通过加水、搅拌等工艺步骤形成混合料的过程。该过程的重要性在于确保混合料的成分满足要求，并通过优化原料

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的配比，降低生产成本，提高生产效率。具体而言，本文将两次配比中所用原料的总价格作为目标函数进行优化，以得到最优的原料配比。其配比计算模型的描述如下。

$$\begin{cases} \mathrm{TFe}_H = y_1\mathrm{TFe_neu} + y_2\mathrm{TFe}_r \\ \mathrm{V_2O_{5H}} = y_1\mathrm{V_2O_5_neu} + y_2\mathrm{V_2O_{5r}} \\ \mathrm{SiO_{2H}} = y_1\mathrm{SiO_2_neu} + y_2\mathrm{SiO_{2r}} + \sum_{j=3}^{n} y_j\mathrm{SiO_{2f_j}} \\ \mathrm{CaO}_H = y_1\mathrm{CaO_neu} + y_2\mathrm{CaO}_r + \sum_{j=3}^{n} y_i\mathrm{CaO}_{f_j} \\ R_H = \mathrm{CaO}_H/\mathrm{SiO_{2H}} \\ \mathrm{F_}(Z) = \mathrm{F_neu}(Z) + \sum_{j=3}^{n} y_j P_j \\ \min \mathrm{F}(Z) \end{cases} \tag{7}$$

式中：TFe_H、$\mathrm{V_2O_{5H}}$、$\mathrm{SiO_{2H}}$、CaO_H 和 R_H 分别为混合料的铁品位、$\mathrm{V_2O_5}$、$\mathrm{SiO_2}$、CaO 和碱度的计算值；TFe_r、$\mathrm{V_2O_{5r}}$、$\mathrm{SiO_{2r}}$和 CaO_r 分别为返矿的铁品位、$\mathrm{V_2O_5}$、$\mathrm{SiO_2}$ 和 CaO 质量分数；y_i($j=1$，2，…，n) 分别表示中和矿、返矿和非铁原料(熔剂、燃料等) 的配比；$\mathrm{SiO_{2f_j}}$与 CaO_{f_j}分别表示第 j 种非铁原料的 $\mathrm{SiO_2}$ 和 CaO 质量分数。P_j 表示第 j 种原料的价格。F_(Z) 表示混合料的成本，该模型以混合料的成本为目标函数。

$$\begin{cases} \mathrm{TFe}_H - \mathrm{TFe}_{HSet} \Rightarrow 0 \\ \mathrm{V_2O_{5H}} - \mathrm{V_2O}_{HSet} \Rightarrow 0 \\ \sum_{j=1}^{n} y_j = 1 \\ [y_j]_{\min} \leqslant y_j \leqslant [y_j]_{\max} \\ R_H - R_{HSet} \Rightarrow 0 \end{cases} \tag{8}$$

在配料工艺中，混合料各化学成分的重要性是不同的。为了满足高炉炼铁对烧结矿铁品位、$\mathrm{V_2O_5}$ 和碱度的要求，对混合料成分的铁品位，$\mathrm{V_2O_5}$ 和碱度建立了严格的约束条件，使上述成分逼近给定的混合料成分设定值，设定值由每日钢厂需求给定。在烧结配料模型中同样限定了每种原料的用量，分别采用 $[y_j]_{\min}$和 $[y_j]_{\max}$作为配比的下限和上限值。

3.2 模型求解

以某钢铁厂某烧结机 2021 年 4 月 15 日的原料配比为例，该厂给出的当日混合料的成分如表 3 所示。

表 3 混合料成分

Table 3 Mixture composition

w(TFe)/%	w($\mathrm{V_2O_5}$)/%	R
50.39	0.24	2.23

根据给定的混合料成分，采用本文提出的改进差分进化算法求解配料问题，并与标准差分进化算法(DE)、遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO) 进行对比。该厂当日预配料使用的原料化学成分检验值和价格如表 4 所示。由于预配料使用的含铁原料会受到料场库存量的影响，则各原料配比容许的区间范围以及中和矿成分的限制区间如表 5 所示。

表 4 预配料化学成分及价格

Table 4 Chemical composition and price of prebatching

原料	化学成分(质量分数)/%								价格/元
	TFe	$\mathrm{SiO_2}$	CaO	MgO	$\mathrm{V_2O_5}$	$\mathrm{Al_2O_3}$	S	P	
$\mathrm{T_1}$	63.99	3.38	1.15	4.17	0.53	0.70	0.27	0.07	990
$\mathrm{T_2}$	65.52	2.25	1.08	2.98	0.52	1.37	0.08	0.03	1 120
$\mathrm{T_3}$	58.38	4.09	0.96	1.43	0.40	1.98	0.13	0.13	845
$\mathrm{T_4}$	65.61	6.22	1.53	0.68	0.03	2.27	0.17	0.02	1 340
$\mathrm{T_5}$	61.40	3.56	0.32	0.14	0.04	2.25	0.02	0.11	1 050
$\mathrm{T_6}$	60.84	5.62	0.39	0.13	0.03	2.54	0.02	0.08	1 285
$\mathrm{T_7}$	54.55	6.57	0.35	0.28	0.03	2.32	0.02	0.06	725
$\mathrm{T_8}$	43.06	9.03	10.40	5.56	0.66	3.98	0.35	0.21	0

表 5 原料配比和中和矿成分限制区间

Table 5 Limit range of raw material ratio and neutralized ore composition

原料	配比限制区间(质量分数)/%		中和矿成分	成分限制区间(质量分数)/%	
	下限值	上限值		下限值	上限值
$\mathrm{T_1}$	10	15	TFe	60.5	61.5
$\mathrm{T_2}$	15	25	$\mathrm{SiO_2}$	4.2	4.5
$\mathrm{T_3}$	3	8	$\mathrm{V_2O_5}$	0.28	0.3
$\mathrm{T_4}$	13	18	—	—	—
$\mathrm{T_5}$	15	25	—	—	—
$\mathrm{T_6}$	5	15	—	—	—
$\mathrm{T_7}$	5	10	—	—	—
$\mathrm{T_8}$	5	10	—	—	—

二次配料中，使用中和矿的化学成分和价格由预配料所决定，除中和矿外的原料成分和价格如表 6 所示。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 6　二次配料使用原料的性能和价格

Table 6　Performance and price of secondary raw materials

原料名称	化学成分(质量分数)/%								烧损(质量分数)/%	价格/元
	TFe	SiO_2	CaO	MgO	V_2O_5	Al_2O_3	S	P		
返矿	54.80	4.94	11.05	1.9	0.292	1.75	0.03	0.06	0	0
焦粉	0.00	7.89	1.25	0.35	0	4.56	0.40	0.00	81.50	895.00
石灰石粉	0.00	1.10	49.78	3.86	0	0.90	0.02	0.00	41.50	217.00
钙灰	0.00	3.40	72.89	5.23	0	2.80	0.07	0.00	12.50	337.61
镁灰	0.00	1.30	43.92	32.51	0	1.85	0.07	0.00	17.50	324.79

通过上述几种优化算法进行配料优化计算并将结果与该烧结厂当天所采用的实际配比及化学成分与价格进行了对比，结果分别如表 7、8 所示。

表 7　预配料比

Table 7　Prebatching ratio

原料	配比(质量分数)/%			
	实际	改进 DE	GA	PSO
T_1	13.06	15.00	11.79	10.65
T_2	23.99	24.88	25.07	29.67
T_3	4.99	3.03	6.87	7.88
T_4	11.04	13.21	13.75	9.90
T_5	21.97	21.50	18.35	17.43
T_6	10.93	5.00	10.40	4.95
T_7	7.01	10.00	6.00	9.74
T_8	7.01	7.38	7.77	9.78

表 8　预配料主要成分与价格

Table 8　Main composition and prices of prebatching

成分及价格	实际	改进 DE	GA	PSO
w(TFe)/%	61.21	61.21	61.22	60.59
w(SiO_2)/%	4.36	4.38	4.43	4.39
w(CaO)/%	1.49	1.56	1.61	1.80
w(MgO)/%	1.86	1.98	1.92	2.11
w(V_2O_5O)/%	0.28	0.29	0.29	0.32
w(Al_2O_3)/%	1.98	1.94	2.00	1.99
w(S)/%	0.12	0.13	0.13	0.14
w(P)/%	0.08	0.07	0.08	0.08
成本/元	1 010.11	992.27	1 009.62	954.22

试样采用上述几种优化算法对二次配料的模型进行优化计算，二次配料的原料配比和成分的约束条件如表 9 所示，二次配料和混合料主要化学成分与价格计算结果分别如表 10、11 所示。

表 9　二次配料配比限制和混合料成分约束

Table 9　Secondary ingredient ratio restrictions and mixture composition constraints

原料名称	配比限制区间(质量分数)/%		混合料成分(质量分数)/%	约束条件
	下限值	上限值		
返矿	10.00	15.00	TFe	逼近值为 50.39%
焦粉	4.40	4.50	V_2O_5	逼近值为 0.24%
石灰石粉	5.00	5.50	R	逼近值为 2.23%
钙灰	5.50	6.00	SiO_2	大于 4.2%，小于 4.5%
镁灰	1.00	1.50	CaO	大于 9.5%，小于 10.5%
中和矿	70.00	80.00	—	—

表 10　二次配料比

Table 10　Secondary ingredient ratio

原料	配比(质量分数)/%			
	实际	改进 DE	GA	PSO
返矿	11.5	13.75	11.65	13.17
焦粉	4.43	4.50	4.46	4.43
石灰石粉	5.13	5.20	5.22	5.03
钙灰	5.66	5.50	5.73	5.64
镁灰	1.24	1.04	1.12	1.35
中和矿	72.03	70.01	71.82	70.38

表 11　二次配料主要成分与价格

Table 11　Main composition and prices of selondary ingreded ratio

成分及价格	实际	改进 DE	GA	PSO
w(TFe)	50.39	50.39	50.35	49.86
w(SiO_2)/%	4.32	4.36	4.38	4.35
w(CaO)/%	9.63	9.72	9.77	9.99
w(MgO)/%	2.47	2.49	2.48	2.68
w(V_2O_5)/%	0.24	0.24	0.24	0.26

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表11(续)

成分及价格	实际	改进DE	GA	PSO
$w(Al_2O_3)$/%	2.06	2.02	2.07	2.06
$w(S)$/%	0.11	0.13	0.12	0.13
$w(P)$/%	0.06	0.06	0.06	0.06
碱度	2.23	2.23	2.23	2.29
成本/元	803.42	769.08	799.34	745.57

由表10、11可知，运用上述3种算法求解后皆得到了比原始配比成本低的方案，其中运用PSO算法得到的方案成本最低，但是性能与实际所需性能相差甚远。综合比较使用改进后的差分进化算法可以在满足配料性能的基础上降低配料的成本。因此，认为改进后的差分进化算法更适合于对现场配比方案的求解。

4 结 论

(1) 提出了一种改进的分阶段二次变异的DE算法，该算法较传统的DE、GA和PSO算法具有更好的收敛性。

(2) 构建了以配料成本最低为目标函数，烧结矿成分和配料结构为约束条件的二次配料优化模型。使用该算法求解模型能够快速给出满足烧结矿化学成分、质量指标要求，且成本最低的配矿方案，有效的优化了烧结配料成本，展现了改进的DE算法在烧结配料中较强的应用性。

参考文献:

[1] 李立芬,张淑会,吕庆,等. 烧结配矿的研究现状及展望[J]. 钢铁研究学报,2013,25(9):1-5.
LI Lifang,ZHANG Shuhui,LÜ Qing,et al. Research status and prospect of sinter blending[J]. Journal of iron and steel research,2013,25(9):1-5.

[2] 谌晓文,邬捷鹏. 基于BP神经网络的烧结终点预测模型[J]. 烧结球团,2006,31(4):21-26.
CHEN Xiaowen,WU Jepeng. Sintering endpoint prediction model based on BP neural network[J]. Sintering and pelletizing,2006,31(4):21-26.

[3] 陈金鸿,张柳叶,贾学勇,等. 基于遗传算法建立球团矿配料寻优模型的研究[J]. 烧结球团,2019,44(5):43-49.
CHEN Jinhong,ZHANG Liuye,JIA Xueyong,et al. Study on the establishment of pellet ore batching optimization model based on genetic algorithm[J]. Sintering and pelletizing,2019,44(5):43-49.

[4] 刘红芳,王荣成,徐伟,等. 蚁群算法在杭钢烧结混匀矿等SiO_2等TFe配料中的应用[J]. 烧结球团,2007,32(1):33-38.
LIU Hongfang,WANG Rongcheng,XU Wei,et al. Application of ant colony algorithm in sintered blended ore such as SiO_2 and other TFe dosing in Hanggang[J]. Sintering and pelletizing,2007,32(1):33-38.

[5] 伍铁斌. 改进的鲸鱼优化算法及其在烧结配料中的应用[J]. 中南大学学报: 自然科学版,2020,51(1):105-111.
WU Tiebin. Improved whale optimization algorithm and its application in sintering batching[J]. Journal of Central South University: Natural Science Edition,2020,51(1):105-111.

[6] 秦岭,李逸飞,李智. 基于自适应进化算法的烧结配料优化[J]. 工矿自动化,2011,37(2):67-70.
QIN Ling,LI Yifei,LI Zhi. Sintering batching optimization based on adaptive evolutionary algorithm[J]. Industrial and mining automation,2011,37(2):67-70.

[7] 张伟,刘三阳. 动态局部搜索差分进化算法[J]. 西南大学学报自然科学版,2015,37(3):93-95.
ZHANG Wei,LIU Sanyang. Dynamic local search differential evolution algorithm[J]. Journal of Southwest University,Natural Science Edition,2015,37(3):93-95.

[8] 张锦华,宋来锁,张元华,等. 加权变异策略动态差分进化算法[J]. 计算机工程与应用,2017,53(4):156-159.
ZHANG Jinhua,SONG Laisuo,ZHANG Yuanhua,et al. Dynamic differential evolution algorithm with weighted mutation strategy[J]. Computer engineering and application,2017,53(4):156-159.

[9] 孟红云,张小华,刘三阳. 用于约束多目标优化问题的双群体差分进化算法[J]. 计算机学报,2008,31(2):228-235.
MENG Hongyun,ZHANG Xiaohua,LIU Sanyang. Dual population differential evolution algorithm for constrained multi-objective optimization problems[J]. Journal of computer science,2008,31(2):228-235.

[10] DAS S,SUGANTHAN P N. Differential evolution: a survey of the state of the art[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2011,15(1):4-31.

(下转第82页)

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

LI Qiang. Study on separate adding technology of fine grained fuels in sintering process [J]. Sintering and Pelletizing,2012,37(2):9 – 12.

[10] 闫小卫. 烧结燃料分加工艺优化试验研究 [J]. 山东冶金,2017,39(3):23 – 25.
YAN Xiaowei. Experimental study on separated addition process optimization of sintering fuel [J]. Shandong Metallurgy,2017,39(3):23 – 25.

[11] 冯根生,吴胜利,赵佐军. 改善厚料层烧结热态透气性的研究 [J]. 烧结球团,2011,36(1):1 – 5.
FENG Gensheng,WU Shengli,ZHAO Zuojun. Research on improving hot permeability of deep bed sintering [J]. Sintering and Pelletizing,2011,36(1):1 – 5.

[12] 薛方,熊军,石江山,等. 湿熄焦的分加对烧结生产的影响研究 [J]. 烧结球团,2019,44(2):9 – 12.
XUE Fang,XIONG Jun,SHI Jiangshan,et al. Study on effect of separate addition of wet quenched on sintering production [J]. Sintering and Pelletizing,2019,44(2):9 – 12.

[13] LI Guanghui,LIU Chen,RAO Mingjun,et al. Behavior of SO_2 in the process of flue gas circulation sintering (FGCS) of iron ores [J]. ISIJ International,2014,54(1):37 – 42.

(上接第26页)

[15] 叶恒棣,周浩宇,王业峰,等. 分层供热富氢烧结关键技术探索与研究 [J]. 钢铁,2021,56(12):134 – 141.
YE Hengdi, ZHOU Haoyu, WANG Yefeng, et al. Exploration and research on key technologies of multi-layer heat supplying and H_2-rich sintering [J]. Iron and Steel,2021,56(12):134 – 141.

[16] 叶恒棣,周浩宇,王兆才,等. 高配比富氢燃料烧结技术研究及展望 [J]. 烧结球团,2020,45(5):1 – 7.
YE Hengdi, ZHOU Haoyu, WANG Zhaocai, et al. Research and prospect of high proportion hydrogen-rich fuel sintering technology [J]. Sintering and Pelletizing, 2020,45(5):1 – 7.

[17] 李威,谭炳富,栗克建,等. 钢铁厂含锌固废资源循环利用研究现状及发展态势 [J]. 有色冶金节能,2021,37(1):8 – 12.
LI Wei,TAN Bingfu,LI Kejian,et al. Research status and development trend of zinc-containing solid waste recycling in iron and steel plants [J]. Energy Saving of Nonferrous Metallurgy,2021,37(1):8 – 12.

[18] HAN J,HUANG Z,QIN L,et al. Refused derived fuel from municipal solid waste used as an alternative fuel during the iron ore sinter process [J]. Journal of Cleaner Production,2021,278:1 – 8.

[19] GAN M,FAN X,JI Z,et al. Application of biomass fuel in iron ore sintering: influencing mechanism and emission reduction [J]. Ironmaking & Steelmaking,2015,42(1):27 – 33.

[20] GHOULEH Z,SHAO Y. Turning municipal solid waste incineration into a cleaner cement production [J]. Journal of Cleaner Production,2018,195:268 – 279.

[21] YAN D,PENG Z,YU L,et al. Characterization of heavy metals and PCDD/Fs from water-washing pretreatment and a cement kiln co-processing municipal solid waste incinerator fly ash [J]. Waste Management,2018,76:106 – 116.

(上接第62页)

[11] NERI F,TIRRONEN V. Recent advances in differential evolution: a survey and experimental analysis [J]. Artificial intelligence review,2010,33(1):61 – 106.

[12] STORN R,PRICE K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. Journal global optimization,1997,11(4):341 – 359.

[13] 葛延峰,金文静,高立群,等. 多种群并行的自适应差分进化算法 [J]. 东北大学学报(自然科学版),2011,32(4):481 – 483.
GE Yanfeng,JIN Wenjing,GAO Liqun,et al Multi population parallel adaptive differential evolution algorithm [J]. Journal of Northeast University,Natural Science Edition,2011,32(4):481 – 483.

[14] 郑威迪,李志刚,贾涵中,等. 基于改进型鲸鱼优化算法和最小二乘支持向量机的炼钢终点预测模型研究 [J]. 电子学报,2019,47(3):700 – 706.
ZHENG Weidi, LI Zhigang, JIA Hanzhong, et al. Research on steelmaking end point prediction model based on improved whale optimization algorithm and least squares support vector machine [J]. Acta electronica Sinica,2019,47(3):700 – 706.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net