

# 控制与决策

Control and Decision

## 考虑元素烧损和仓储成本的特种铝合金配料优化

张浩, 徐志刚, 王军义

引用本文:

张浩,徐志刚,王军义. 考虑元素烧损和仓储成本的特种铝合金配料优化[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1854–1860.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1501>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 数据驱动选择策略的多目标差分进化算法

Multi-objective differential evolution algorithm with data-driven selection strategy

*控制与决策*. 2023, 38(7): 1816–1824 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1957>

#### 多色服装裁剪分床计划复合优化算法

Hybrid optimization algorithm for cut order planning of multicolor garment

*控制与决策*. 2022, 37(6): 1531–1540 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1749>

#### 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

*控制与决策*. 2021, 36(1): 159–165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

#### 基于复杂昂贵仿真的体系效能多目标优化

Complex and expensive simulation based multi-objective optimization to system-of-system effectiveness

*控制与决策*. 2021, 36(3): 589–598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0844>

#### 一种求解约束多目标问题的协作进化算法

A collaborative evolutionary algorithm for solving constrained multi-objective problems

*控制与决策*. 2021, 36(11): 2656–2664 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0791>

# 考虑元素烧损和仓储成本的特种铝合金配料优化

张浩<sup>†</sup>, 徐志刚, 王军义

(中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110169)

**摘要:** 配料计算是特种铝合金熔炼的重要准备工序, 直接影响产品的最终性能. 为提高产品质量和配料效率, 降低原料和仓储物流成本, 建立考虑元素烧损和旧料循环利用等因素的特种铝合金配料优化模型. 针对该模型的目标多样性和非线性等特点, 设计以投料量和投料时间为决策变量的实数编码规则, 提出一种基于第 3 代非支配遗传算法并融入分布式估计策略的多目标优化算法用于求解该模型. 通过基于真实生产数据的仿真实验进行模型和算法验证. 实验结果表明, 所提出模型能够有效地解决特种铝合金配料优化问题, 与传统的多目标优化算法相比, 所提出求解算法能够获得更优的结果.

**关键词:** 配料优化; 特种铝合金; 分布式估计; NSGA-III; 元素烧损; 多目标优化

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1501

**引用格式:** 张浩, 徐志刚, 王军义. 考虑元素烧损和仓储成本的特种铝合金配料优化[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1854-1860.

## Burdening optimization of special aluminum alloy with melting loss and storage costs

ZHANG Hao<sup>†</sup>, XU Zhi-gang, WANG Jun-yi

(Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China)

**Abstract:** Burdening calculation is the important preparatory process for special aluminum smelting, which affects product quality finally. To improve production quality and burdening efficiency and reduce the costs of material and storage logistics, a burdening optimization model of special aluminum alloy is established with melting loss of chemical elements and cyclic utilization of waste products. For multi-objective and nonlinear characteristics of this model, the real code rule is designed with the amount of raw materials and charging time as decision variables, and the multi-objective algorithm based on NSGA-III is proposed to solve it with the distributed estimation strategy. The model and algorithm are verified by means of the simulation experiment with real production data. The experimental result shows that this optimization model and the proposed algorithm meets the requirements of enterprises and can solve the burdening optimization problem for special aluminum alloy. The proposed algorithm can obtain better solutions compared to NSGA-III when solving the model.

**Keywords:** burdening optimization; special aluminum alloy; distributed estimation; NSGA-III; melting loss; multi-objective optimization

## 0 引言

铝锭的熔炼过程是特种铝合金产品的首道工序, 而配料又是铝锭熔炼过程的首要环节, 各元素成分的配比直接与最终产品质量、成本和经济效益等有着密切的关系<sup>[1-2]</sup>. 特种铝锭配料过程中受众多因素的影响且这些因素具有相关性. 首先, 在配料过程中, 特种合金铝锭的各种元素成分比例必须符合工艺要求, 以保证最终产品的性能; 同时, 铸造铝锭所需的各种原

材料价格差异较大, 某些元素价格昂贵, 因此在配料过程中, 符合配料原则的情况下, 需要通过调整旧料的投入量以控制成本. 在熔炼过程中, 由于化学元素本身的性质, 随着温度的升高会造成元素的烧损, 在配料计算时需要考虑烧损量进行炉前补偿, 尽量避免熔炼过程中的 2 次投料. 原料的投料时间点和熔炼时间极大地影响某些元素的烧损率, 导致元素补偿量间的差异, 从而进一步影响投料成本. 从物流仓储管理

收稿日期: 2021-08-05; 录用日期: 2022-04-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61803367).

责任编辑: 巩敦卫.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: zhanghao@sia.cn.

角度而言,原料存储费用也是一个重要的成本指标,各种原料的消耗引起的库存变化对配料比有着强烈的制约作用.配料结果不佳将造成特种铝合金产品质量下降,可能引发原料短缺和配料工艺的不稳定,影响订单的交货准时率;另外,若原料库存积压又会导致占用流动资金,同样会增加企业生产成本.

针对配料过程优化问题,国内外学者已开展了研究.文献[3]采用线性规划法求解配料模型,对于经过处理的线性模型很有效.文献[4]采用神经网络进行终点预测模型的构建,并结合目标价格函数实现炉料配比模型的构建,实现了降低成本和提高质量的效果.文献[5]以最小化生产成本和CO<sub>2</sub>排放量为优化指标,基于高炉炼铁机理和元素、质量、能量守恒,建立了高炉配料的多目标优化模型,并通过快速非支配排序算法对模型进行优化求解.文献[6]针对标准鲸鱼优化算法(WOA)易早熟的缺点,提出了一种改进的鲸鱼算法,应用于钢铁烧结的配料过程,目的是降低配料过程的成本.文献[7]以最低配料成本和最低吨钢能耗为目标函数建立了双目标数学规划模型并采用NSGA-II算法对模型求解,该算法同时采用了精英保存策略和多样性保护方法,为电弧炉配料研究提供思路.目前,针对特种铝合金熔炼特点的配料过程建模和优化方法研究还比较少.特种铝合金配料过程包含大量的不确定信息,采用传统的线性建模方式,无法描述其过程中影响因素的关联性,同时满足多个约束条件.针对多变量、非线性和多目标模型的求解,现有的配料优化计算方法并不适合,因为传统意义上的最优解难以适应特种合金铝锭配料以及熔炼过程中复杂的物理化学变化和现场环境.近年兴起的基于启发式多目标优化算法能够不过分依赖模型本身复杂的结构,能够快速给出可行解,且具有丰富经验的配料人员从多样性最优解集中选出最符合现场情况的最优解更具有可操作性.目前,国内特种铝合金生产企业主要依靠手工或利用EXCEL表格对合金铝锭的熔炼进行配料计算.现有的配料计算模型和求解算法过于简单或不适应特种合金铝锭熔炼过程的特点而无法直接应用.

针对特种铝合金配料过程中存在的问题,本文对关于特种合金铝锭的各种元素成分比例的配料工艺,熔炼过程易烧损元素的化学特性以及各种原料的仓储成本对配料比的制约作用进行研究,建立一种考虑元素烧损和旧料循环利用等因素以最优配料比、最小化投料和物流仓储成本为目标的特种铝合金配料多目标优化模型,提出一种基于第3代非支配遗传算

法<sup>[8]</sup>并融入分布式估计策略<sup>[9]</sup>的多目标优化算法对该模型进行求解.引入分布式估计策略的目的是为了加强第3代非支配遗传算法求解算法的全局搜索能力,从而提高模型的求解质量,且不会显著增加计算时间.

## 1 特种铝合金配料优化模型

### 1.1 决策变量

设定某种牌号的特种铝锭需要 $n$ 种原料,对每种配料方案进行实数编码,形成一个 $2 \times (n+1)$ 维度的实数向量,为一种配料方案.向量的第1组 $n$ 维代表原料的投料量 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,第 $n+1$ 维代表起熔体重量常数 $G$ ,向量的第2组 $n$ 维代表原料熔炼时间 $T=(t_{n+2}, t_{n+3}, \dots, t_{2n+1})$ 和第 $2n+2$ 维代表起熔体的熔炼时间 $\tilde{t}$ ,则决策变量的实数向量形式如下:

$$[(X, G), (T, \tilde{t})]. \quad (1)$$

### 1.2 目标函数

建立特种铝锭熔炼过程的配料优化目标函数,该函数的优化目标包括:考虑烧损的特种铝锭合金元素配比要符合工艺要求,定义为 $f_1$ ;投入原料的总成本定义为 $f_2$ ;物流和仓储成本定义为 $f_3$ .所优化目标如下.

1)在考虑烧损的情况下,设定 $\varphi_j(\tilde{t} - t_j) = z_j \ln(q_j t_j + 1)$ 为第 $j$ 种原料的烧损时间函数, $\tilde{\varphi}(\tilde{t}) = \tilde{z} \ln(\tilde{q} \tilde{t} + 1)$ 为起熔体烧损的时间函数, $z_j$ 、 $\tilde{z}$ 、 $q_j$ 和 $\tilde{q}$ 分别为各原料和起熔体的烧损经验参数.特种合金铝锭所含 $m$ 种元素的比例要符合工艺要求,有

$$f_1(X, T, \tilde{t}) = \sum_{l=1}^m \left| \sum_{j=1}^n \lambda_j^l x_j [1 - \varphi_j(\tilde{t} - t_j)] + \lambda_l G [1 - \tilde{\varphi}(\tilde{t})] - s_j \right|. \quad (2)$$

其中: $j=1, 2, \dots, n$ 为原料的索引, $l=1, 2, \dots, m$ 为特种合金铝锭所含元素的索引, $\lambda_j^l$ 为第 $j$ 种原料所含的第 $l$ 种元素的比例, $\lambda_l$ 为起熔体中所含的第 $l$ 种元素的比例, $s_l$ 为待铸造特种铝合金第 $l$ 种元素的标准比例, $G$ 为起熔体重量.

2)在考虑烧损的情况下,投入原料的总成本为

$$f_2(X, T, \tilde{t}) = \sum_{j=1}^n \omega_j x_j [1 + \varphi_j(\tilde{t} - t_j)] + \tilde{\omega} G \tilde{\varphi}(\tilde{t}). \quad (3)$$

其中: $\omega_j$ 为第 $j$ 种原料的价格, $\tilde{\omega}$ 为起熔体的价格.

3)物流和仓储成本为

$$f_3(X, T) = \sum_{j=1}^n \theta_j [x_j t_j + (I - t_j)(r_j - x_j)]. \quad (4)$$

其中: $\theta_j$ 为单位时间内物流和仓储成本, $I$ 为成本计

算周期,  $r_j$  为第  $j$  种原料的当前库存量.

1.3 约束条件

1) 投料总量约束为

$$W_l < \sum_{j=1}^n x_j + G < W_u, \quad (5)$$

其中  $W_l$  和  $W_u$  分别为投料总量的上下限.

2) 投料量上下限约束为

$$x_{l_j} \leq x_j \leq x_{u_j}, \quad (6)$$

其中  $x_{l_j}$  和  $x_{u_j}$  分别为投料量上下限.

3) 投料时间约束为

$$t_{l_j} \leq \tilde{t} - t_i \leq t_{u_j}, \quad (7)$$

$$\tilde{l} \leq \tilde{t} \leq \tilde{u}. \quad (8)$$

其中:  $t_{l_j}$  和  $t_{u_j}$  分别为原料熔炼时间上下限,  $\tilde{l}$  和  $\tilde{u}$  分别为起熔体熔炼时间的上下限.

1.4 最终模型

最终的多目标函数可写为

$$\min \{f_1(X, T, \tilde{t}), f_2(X, T, \tilde{t}), f_3(X, T)\}; \quad (9)$$

$$\text{s.t. } W_l < \sum_{j=1}^n x_j + G < W_u,$$

$$x_{l_j} \leq x_j \leq x_{u_j},$$

$$t_{l_j} \leq \tilde{t} - t_i \leq t_{u_j},$$

$$\tilde{l} \leq \tilde{t} \leq \tilde{u}. \quad (10)$$

2 问题求解方法设计

2.1 第3代快速非支配遗传算法

2014年, Deb等<sup>[8]</sup>提出了第3代快速非支配遗传算法, 简称为NSGA-III. NSGA-III算法在NSGA-II<sup>[10]</sup>的基础上引入了基于参考点的方法, 在保持种群多样性的同时, 能够有效降低高维目标函数的计算代价. Deb等<sup>[8]</sup>从数理和算例两方面验证了NSGA-III更适合于求解具有3个以上目标的多目标优化问题, 因此本文以NSGA-III算法框架为基础设计算法, 用于求解特种铝合金配料优化问题.

NSGA-III算法采用Das等<sup>[11]</sup>于1998年提出的边界交叉构造权重的方法确定超平面参考点, 取代了NSGA-II中拥挤距离算子提高算法在目标较多时的迭代效率. 在标准化超平面上, 假设每一维目标被等分为  $p$  份, 此时参考点个数  $H$  计算如下:

$$H = \begin{bmatrix} M + p - 1 \\ p \end{bmatrix}. \quad (11)$$

本文的特种铝合金配料优化模型含有  $M = 3$  个目标函数, 构造超平面参考点时, 将每一维目标  $p = 4$

等分, 生成分布均匀的  $H = 15$  个参考点, 超平面参考点分布如图1所示. 在环境选择过程中, NSGA-III除了强调支配关系外, 还强调了各参考点所关联的个体数目. 当参考点均匀广泛地分布于整个标准的超平面时, 进化后的种群将会均匀分布在真实Pareto前沿表面上.

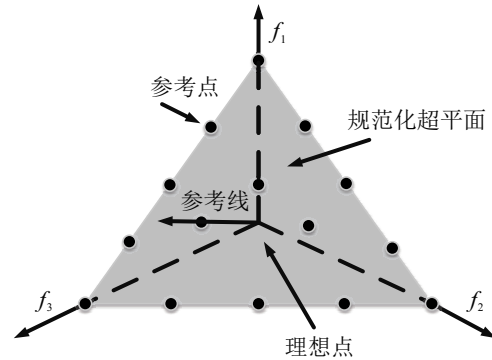


图1 超平面参考点分布

2.2 分布式估计策略

相对于群体智能优化 (swarm intelligence optimization)<sup>[12]</sup> 更多从生物进化的微观层面上进行数学建模, 分布估计算法 (estimation of distribution algorithms, EDA)<sup>[13]</sup> 是基于针对整个群体建立数学模型, 直接描述整个群体的进化趋势. EDA通过概率模型描述变量间的相互关系, 从而对解决非线性、变量耦合的优化问题更加有效<sup>[14]</sup>. 实验结果表明, EDA能够更加有效地解决高维问题, 降低时间复杂度. 特种铝合金配料优化模型决策变量的维度高、耦合性强、目标函数呈非线性, 为了加强求解算法的全局搜索能力, 降低计算时间, 本文将在NSGA-III算法中融入EDA策略以提高模型求解质量. 首先, 构建描述解空间的概率模型. 通过对种群的评估, 选择优秀的个体集合; 然后, 由概率模型随机采样产生新的种群.

概率模型采用多元联合正态分布, 如下式所示:

$$f_x(x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^k |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right). \quad (12)$$

其中:  $\mu$  为均值向量;  $|\Sigma|$  为协方差矩阵的行列式;  $k$  为该多元正态分布的维度, 在特种铝合金配料优化模型中  $k = 2 \times (n + 1)$ .

2.3 模型求解步骤

融入EDA策略的NSGA-III算法求解特种铝合金配料优化模型的步骤如下, NSGA-III-EDA求解流程如图2所示.

step 1: 初始化种群和算法参数;

step 2: 对所有个体进行交叉生成新的候选解, 然

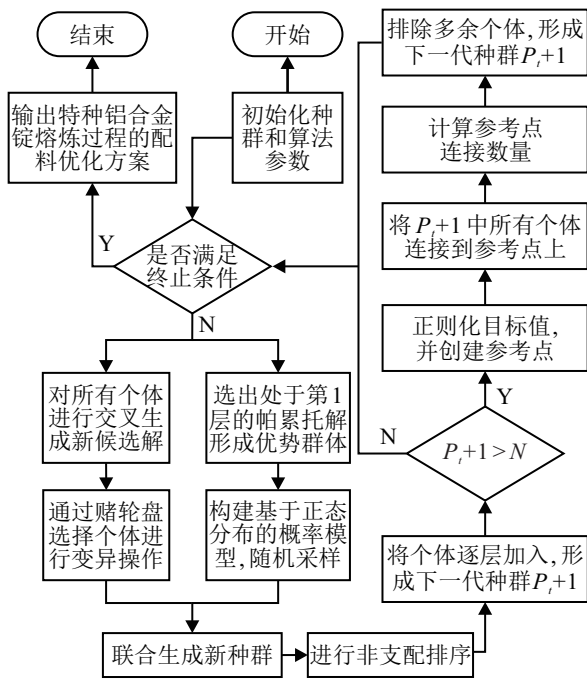


图2 融入EDA策略的NSGA-III-EDA求解流程

后通过赌轮盘选择个体进行变异操作;

step 3: 选出处于第1层的帕累托解形成优势群体,利用式(12)构建概率模型,随机采样生成新的候选解;

step 4: 对联合生成的新种群进行非支配排序,将个体逐层加入,形成下一代种群  $P_t + 1$ ;

step 5: 若种群  $P_t + 1$  中个体数量大于预设的种群数量,则构造超平面参考点,排除多余个体;

step 6: 当迭代次数大于等于预设值时,输出特种合金铝锭熔炼过程的配料优化方案,否则,返回至 step 2.

### 3 实验设计和结果分析

#### 3.1 实验数据

为验证所建立的特种铝合金配料优化模型以及所设计求解算法的有效性,以某铝合金加工企业真实配料工艺和数据为例进行实验. 在实验中,使用的特种铝合金牌号包含6种元素,需要8种原料进行配料. 起熔体重量  $G = 16\ 000\text{ kg}$ ,成本  $\tilde{\omega} = 25.6\text{ kg/元}$ ,起熔体熔炼时间上下限  $\bar{l} = 65\text{ min}$  和  $\tilde{u} = 80\text{ min}$ ,投料总量的上下限  $W_l = 95\ 000\text{ kg}$  和  $W_u = 105\ 000\text{ kg}$ ,烧损经验参数  $\tilde{z} = 0.01$  和  $\tilde{q} = 1.2$ . 表1为某种铝锭含有元素的标准含量,表2为可用原料的成本,表3为原料的投料重量上下限,表4为投料时间上下限和显示熔炼时间的上下限,表5为原料物流和仓储成本,表6为原料的烧损经验参数.

表1 产品成分的标准含量原料元素成份含量及上下限

	$s_l$	$\lambda_l$	$\lambda_1^l$	$\lambda_2^l$	$\lambda_3^l$	$\lambda_4^l$	$\lambda_5^l$	$\lambda_6^l$	$\lambda_7^l$	$\lambda_8^l$
$l=1$	94.62	94.69	99.81	91.59	96.7	94.63	98.97	94.6	0	0
$l=2$	0.10	0.09	0.08	0.16	0.1	0.11	0.08	0.12	0	0
$l=3$	0.25	0.23	0.11	0.4	0.3	0.24	0.95	0.22	0	0
$l=4$	0.32	0.31	0	0.51	0.1	0.31	0	0.32	100	0
$l=5$	4.50	4.46	0	7.2	2.5	4.52	0	4.54	0	100
$l=6$	0.21	0.22	0	0.14	0.3	0.19	0	0.2	0	0

表2 可用原料的成本

$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$\omega_5$	$\omega_6$	$\omega_7$	$\omega_8$
19.09	12.81	23.73	64.53	4.60	9.37	11.65	7.20

表3 原料的投料重量上下限

	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$	$j=7$	$j=8$
$x_{l_j}$	39 000	10 000	2 000	500	4 000	4 000	1 000	150
$x_{u_j}$	53 000	20 000	10 000	2 000	15 000	15 000	5 000	500

表4 投料时间上下限

	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$	$j=7$	$j=8$
$tl_j$	45	15	30	20	35	25	50	40
$tu_j$	65	35	50	40	55	45	70	60

表5 物流和仓储成本

$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$	$\theta_4$	$\theta_5$	$\theta_6$	$\theta_7$	$\theta_8$
6.73	3.52	3.52	3.52	2.82	2.82	8.62	7.29

表6 烧损经验参数

	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$	$j=7$	$j=8$
$z_j$	0.02	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02
$q_j$	1.1	1.2	1.4	1.2	1.35	1.15	1.4	1.2

3.2 参数设置

将所提出NSGA-III-EDA与NSGA-II、MOEA/D和NSGA-III等3种经典算法进行比较,用于测试算法结构的改进和算子的增加对求解性能的影响. 实验程序将运行于个人配置为i7-10 750 H 2.60 GHz的处理器和32 GB内存的个人电脑. 实验结果为所有算法独立运行20次获得的平均值. 针对测试实例,4种算法的参数统一设置如下:种群规模为1000个粒子,最大迭代次数为600,采样个数为100,交叉概率为1,变异概率为 $1/(2n+2)=0.056$ ,参考点为15个<sup>[8]</sup>.

3.3 性能评价指标

本文采用间隔(spacing, SP)和超体积(hypervolume, HV)两项多目标优化算法性能评价指标对NSGA-II、MOEA/D、NSGA-III与NSGA-III-EDA等算法的性能进行比较.

1) 间隔评价指标.

间隔评价指标是度量每个解到其他解最小距离的标准差<sup>[15]</sup>,计算方式如下:

$$SP = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2 d_i} = \min_j \left( \sum_{k=1}^M |f_k^i - f_k^j| \right). \quad (13)$$

其中: $i, j = 1, 2, \dots, n$ ;  $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i$ 为所有解 $d_i$ 的平均值, $n$ 为非支配解的数量. SP值越小,表明解集越均匀.

2) 超体积评价指标.

设定 $z^r = (z_1^r, z_2^r, \dots, z_m^r)^T$ 为被所有Pareto优化目标向量支配的一个最差个体,定义为参考点. 种群 $P$ 的超体积评价指标为非支配解集与参考点 $z^r$ 围成的目标空间中区域的体积<sup>[16]</sup>,计算方式如下:

$$HV(P) = \text{VOL} \left( \bigcup_{z \in P} [z_1, z_1^r] \times [z_2, z_2^r] \times \dots \times [z_m, z_m^r] \right), \quad (14)$$

其中VOL为Lebesgue度量. HV值越大,表明多目标算法的综合性能越好.

3.4 结果分析

NSGA-III-EDA与NSGA-II、MOEA/D、NSGA-III等算法,在各运行20次,每次迭代600次情况下,求

解特种铝合金配料优化模型获得性能评价指标SP和HV的最优值、平均值以及方差的统计对比,如表7所示. 由对比数据可见,在这两项性能评价指标上,融合EDA策略的NSGA-III算法比NSGA-II、MOEA/D与NSGA-III算法获得的结果要更优.

表7 4种算法平均求解结果比较

	算法	最优值	平均值	方差
SP	NSGA-II	0.5617	0.6982	2.3147e-3
	MOEA/D	0.7264	0.8591	0.0016
	NSGA-III	0.5373	0.6472	0.0030
	NSGA-III-EDA	0.2747	0.3049	5.2484e-4
HV	NSGA-II	0.8846	0.8324	4.5879e-3
	MOEA/D	0.9287	0.8950	0.0004
	NSGA-III	0.9049	0.8537	9.0244e-4
	NSGA-III-EDA	0.9513	0.9217	1.2682e-4

为了进一步评价NSGA-II、MOEA/D、NSGA-III与NSGA-III-EDA等4种算法在求解特种铝合金配料优化模型的差异,采用Kruskal-Wallis H检验方式检验这4种算法在性能评价指标SP和HV的最优值是否有显著性差异,计算方式如下:

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N-1). \quad (15)$$

其中: $n_i$ 为每个样本的数值个数, $N$ 为所有样本数值的个数, $R_i^2$ 为每个样本的数值秩和的平方. 由于4种算法运行20次的评价指标SP和HV几乎没有相同秩,不需要对 $H$ 进行修正.

在本文实验中, $n_i = 20$ ,  $N = 4 \times 20 = 80$ . 表8为多目标算法性能评价指标SP和HV最优值的显著性结果,NSGA-III-EDA的秩和低于其他3种算法,表明NSGA-III-EDA的SP和HV最优值排序整体靠前;查看Kruskal-Wallis H临界值表,得到SP和HV最优值的 $p$ 值, $p < 0.05$ 表明4种算法求解特种铝合金配料优化模型获得的结果有显著性差异.

表8 SP和HV性能评价指标的显著性结果

	NSGA-II	MOEA/D	NSGA-III	NSGA-III-EDA	$p$
SP	891	1408	731	210	1.38e-14
HV	886	1386	657	311	3.32e-12

4种算法的平均求解时间如表9所示,在求解特种铝合金配料优化模型中,除了MOEA/D求解速度略慢,其他3种算法平均求解时间相差不大.

表9 4种算法平均求解时间比较 单位:s

NSGA-II	MOEA/D	NSGA-III	NSGA-III-EDA
50.82	93.27	48.36	49.95

融合EDA策略后,在两种性能评价指标获得的数据方面,NSGA-III-EDA算法比经典的NSGA-III的数据效果提升明显;在平均求解时间方面,EDA策略的加入使得求解时间的略微增加,是在可接受范围内,仍然远低于人工配料时间。

NSGA-II、MOEA/D、NSGA-III以及NSGA-III-

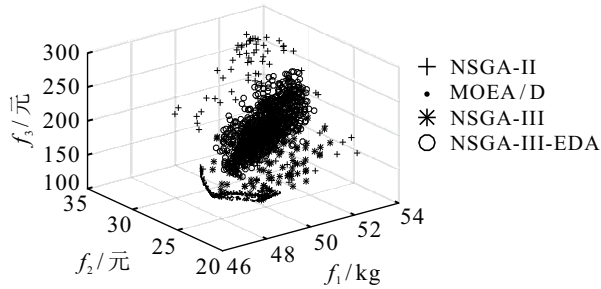


图3 NSGA-III与NSGA-III-EDA的Pareto前沿比较

表10 一次运行获得的10组特种铝锭熔炼配料方案

		1	2	3	4	5	6	7	8	Q	f <sub>1</sub>	f <sub>2</sub>	f <sub>3</sub>
S <sub>1</sub>	x	43 521.71	13 362.15	5 540.03	1 054.64	7 974.37	5 845.82	1 530.29	323.64	16 000	47.61	24.67	209.39
	t	58.22	15.07	37.67	22.07	43.69	32.74	55.08	47.59	74.64			
S <sub>2</sub>	x	43 820.63	13 221.78	5 108.63	1 218.92	9 115.75	6 809.23	2 637.10	382.87	16 000	49.13	24.42	191.71
	t	46.87	23.74	40.49	32.83	46.26	34.33	60.48	53.90	69.69			
S <sub>3</sub>	x	41 774.19	12 239.06	5 265.32	875.30	13 922.01	9 117.85	3 081.80	373.82	16 000	51.21	23.87	191.83
	t	47.96	18.65	35.62	29.53	40.19	31.68	60.76	50.45	69.07			
S <sub>4</sub>	x	44 022.11	14 077.54	5 251.91	813.18	8 848.38	8 187.60	3 270.49	350.32	16 000	50.47	25.77	236.74
	t	59.51	25.40	38.39	27.53	47.03	34.40	67.88	44.72	72.66			
S <sub>5</sub>	x	42 593.98	14 149.69	5 109.02	1 206.87	11 632.13	8 542.68	3 740.66	311.69	16 000	51.71	26.18	250.51
	t	54.34	26.42	40.81	27.48	42.36	32.92	66.07	55.81	66.34			
S <sub>6</sub>	x	44 767.25	13 000.61	4 680.28	1 342.09	9 002.12	8 579.18	2 243.28	283.73	16 000	50.15	25.41	212.55
	t	52.47	26.75	37.62	27.25	48.89	35.12	65.72	53.77	74.18			
S <sub>7</sub>	x	42 578.91	12 230.87	4 666.71	647.29	11 733.58	9 421.65	3 920.50	310.01	16 000	50.76	23.86	191.19
	t	45.59	26.26	34.96	26.08	41.06	31.42	58.76	49.26	76.20			
S <sub>8</sub>	x	42 350.40	14 511.09	4 879.12	1 609.99	9 122.64	7 967.77	2 072.75	216.60	16 000	49.68	24.19	182.03
	t	47.26	22.11	36.84	27.77	43.73	28.40	54.41	48.99	67.02			
S <sub>9</sub>	x	43 508.76	11 941.31	4 202.43	1 020.55	8 618.43	7 713.25	2 587.75	234.09	16 000	48.08	23.73	198.06
	t	50.64	24.67	34.27	24.88	47.72	31.48	63.94	43.11	65.66			
S <sub>10</sub>	x	43 540.64	13 288.51	4 744.86	517.10	8 853.29	9 911.08	3 912.59	298.23	16 000	50.67	23.74	190.99
	t	45.94	18.04	37.80	24.23	42.16	29.31	63.29	51.78	65.63			

### 4 结论

本文对特种铝合金配料过程的优化问题进行了研究. 根据特种铝锭配料熔炼过程的特点, 建立一种考虑元素烧损和旧料循环利用等因素以最优配料比、

EDA求解特种铝合金配料优化模型得到的Pareto平面如图3所示. 由图3可见, NSGA-III-EDA算法比其他3种算法分布性更均匀, 收敛平面更加集中. 实验结果验证了NSGA-III-EDA的正确性和有效性, 相对于其他3种经典多目标优化算法, 求解特种铝合金配料优化模型效果更好.

表10为针对该牌号的特种铝合金, NSGA-III-EDA算法一次运行获得的10组特种铝锭熔炼配料方案. 某铝合金加工企业一个有经验的配料员手动计算获得一个可行解平均需要30 min, 而运用NSGA-III-EDA算法在计算机进行计算, 平均需要49.95 s即可获得多组可行解. 此外, 由于该模型考虑了元素烧损和原料、仓储和物流成本, 与人工配料结果相比, 大幅度减少了投料后期重复计算和投料工人的工作量, 且降低了生产成本. 可见, 所提出特种铝合金配料优化模型符合企业实际需求, 所设计的求解算法效果好, 提高了企业生产效率, 实现了企业的降耗增效.

最小化投料和物流仓储成本为目标的特种铝合金配料多目标优化模型, 提出一种改进的第3代非支配遗传算法的多目标优化算法对该模型进行求解, 并融入分布式估计策略增加算法的多样性和收敛精度. 通

过基于真实生产数据的模型、算法仿真实验和验证,该模型和求解方法符合企业实际需求,能够有效地解决特种铝合金配料优化问题,提高配料效率,降低生产成本.与传统的NSGA-III相比,所提出求解算法能够获得更优的结果.

#### 参考文献(References)

- [1] 肖亚庆. 铝加工技术实用手册[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2005: 1-1182.  
(Xiao Y Q. Aluminum processing technology manual[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2005: 1-1182.)
- [2] 王祝堂, 田荣璋. 铝合金及其加工手册[M]. 长沙: 中南大学出版社, 2000: 1-1131.  
(Wang Z T, Tian R Z. Aluminum alloy and its processing manual[M]. Changsha: Central South University Press, 2000: 1-1131.)
- [3] Andersson A J, Andersson M A T, Jonsson P G. Use of an optimisation model for the burden calculation for the blast furnace process[J]. *Scandinavian Journal of Metallurgy*, 2004, 33(3): 172-182.
- [4] 张捍东, 姚园园, 凌羨彦, 等. 转炉炼钢炉料配比模型的构建与分析[J]. *钢铁研究学报*, 2016, 28(7): 32-37.  
(Zhang H D, Yao Y Y, Ling X Y, et al. Construct and analysis of the burden ratio's model of converter steelmaking[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2016, 28(7): 32-37.)
- [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] 伍铁斌, 朱红求, 龙文, 等. 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): 103-111.  
(Wu T B, Zhu H Q, Long W, et al. Improved whale optimization algorithm and its application in sintering blending process[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2020, 51(1): 103-111.)
- [7] 王红君, 冯国良, 赵辉, 等. 基于NSGA II算法的电弧炉优化配料模型研究[J]. *控制工程*, 2018, 25(8): 1409-1414.  
(Wang H J, Feng G L, Zhao H, et al. Study on optimized charge proportioning for steel-making of EAF based on NSGA II[J]. *Control Engineering of China*, 2018, 25(8): 1409-1414.)
- [8] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach—Part I: Solving problems with box constraints[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4): 577-601.
- [9] 王圣尧, 王凌, 方晨, 等. 分布估计算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2012, 27(7): 961-966.  
(Wang S Y, Wang L, Fang C, et al. Advances in estimation of distribution algorithms[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(7): 961-966.)
- [10] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [11] Das I, Dennis J E. Normal-boundary intersection: A new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 1998, 8(3): 631-657.
- [12] Abhishek K, Pramod S R, Vicente G D, et al. Swarm intelligence optimization: Algorithms and applications[M]. Salem: Scrivener Publishing LLC, 2021: 1-384.
- [13] Larranaga P, Lozano J A. Estimation of distribution algorithms: A new tool for evolutionary computation[M]. Boston: Kluwer Press, 2002: 1-416.
- [14] 周树德, 孙增圻. 分布估计算法综述[J]. *自动化学报*, 2007, 33(2): 113-124.  
(Zhou S D, Sun Z Q. A survey on estimation of distribution algorithms[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(2): 113-124.)
- [15] Schott J R. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization[M]. Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1995: 1-203.
- [16] Zitzler E, Thiele L, Laumanns M, et al. Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2003, 7(2): 117-132.

#### 作者简介

张浩(1984—), 男, 副研究员, 博士, 从事复杂制造过程的建模与优化、机器学习等研究, E-mail: zhanghao@sia.cn;

徐志刚(1971—), 男, 研究员, 博士, 从事智能生产线的建模和仿真技术等研究, E-mail: zgxu@sia.cn;

王军义(1984—), 男, 副研究员, 硕士, 从事智能装配、数字孪生等研究, E-mail: jyywang@sia.cn.