

冶炼工艺

引文格式:叶娇,徐杨,曹斌. 基于改进 NSGA-II 算法的铝电解工艺参数优化[J]. 中国有色冶金, 2024, 53(5): 8-16.

YE Jiao, XU Yang, CAO Bin. Optimisation of aluminium electrolysis process parameters based on improved NSGA-II algorithm[J]. China Nonferrous Metallurgy, 2024, 53(5): 8-16.

基于改进 NSGA-II 算法的铝电解工艺参数优化

叶娇¹, 徐杨¹, 曹斌²

(1. 贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025; 2. 中铝智能科技发展有限公司, 浙江 杭州 311100)

[摘要] 为提高电能的利用效率,降低铝电解的能耗,根据贵州某铝厂真实的生产数据,通过灰色关联分析法来选取影响铝电解能耗较大的 7 个参数(槽电压 U 、电解温度 T_b 、下料间隔 t_{NB} 、铝水平 h_m 、电解质水平 h_g 、分子比 r_m 和出铝量 q),构建了以最大电流效率和最小吨铝能耗为多目标的铝电解工艺参数优化模型。采用改进非支配排序遗传算法(NSGA-II),对比分析了 60 组实际值与传统 NSGA-II 算法及改进 NSGA-II 算法理论值的差异,使用 30 组实际生产数据验证了算法性能,利用 MATLAB 软件迭代计算得到了帕累托前沿。结果表明,改进 NSGA-II 算法最优的一组电流效率为 95.66%,吨铝能耗为 12 424.54 kWh;与传统 NSGA-II 算法相比,电流效率提升了 0.31%,吨铝能耗降低了 22.11 kWh,达到节能降耗效果,验证了改进 NSGA-II 算法在提高铝电解工艺参数优化方面的有效性和适用性,可为铝电解节能优化和生产设计等提供参考。

[关键词] 铝电解;节能降耗;工艺参数优化;改进 NSGA-II 算法;最大电流效率;最小吨铝能耗;灰色关联分析;约束条件

[中图分类号] TF821; TP391 [文献标志码] A [文章编号] 1672-6103(2024)05-0008-09
DOI:10.19612/j.cnki.cn11-5066/tf.2024.05.002

在大型铝工业中,确保多个工艺参数同时处于最佳运行状态是实现效率最大化、降低能耗的关键因素^[1-2]。铝电解工艺参数优化是一个多目标优化问题,然而,由于铝电解槽工艺的复杂性和非线性特点,增加了实现多重优化目标的难度,传统方法在此方面的应用效果也有限^[3]。因此,如何将采集到的数据通过改进算法模型实现工艺参数优化以达到节能降耗的目的,具有重要的理论和实践意义。

在多目标寻优领域,国内外学者作了深入研究。

文献[4]运用神经网络构建了一个环境影响因素和利润的多目标优化模型,并通过多目标萤火虫算法对该模型进行求解,优化后的参数可以应用于解决化工厂生产的核心问题。仿真结果表明,通过该优化方案,每年可减少约 7 048 t 二氧化碳的排放量,对于降低温室效应具有重要意义。文献[5]采用了最优非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II)来解决工业天然气脱硫工艺的多目标优化问题,运用该算法,可以求解出平衡 3 个目标之间的最优解,从而实现更经济、更环保的生产过程,每个多目标函数都有一组非支配解,为了获得更好的解集,文献[6]提出了一种多目标量子粒子群优化和拥挤距离排序算法,以增强解的多样性。文献[7]针对多模态多目标优化问题提出了一种增强的 NSGA-II 算法,其中使用特殊拥塞策略来改进选择,使用自适应交叉

[收稿日期] 2024-09-25

[第一作者] 叶娇(1999—),女,苗族,贵州遵义人,硕士研究生,研究方向为铝工业大数据。

[通信作者] 徐杨(1980—),男,汉族,贵州贵阳人,工学博士,副教授,研究方向为深度学习,工业大数据。

[基金项目] 贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2023]一般 326)。

策略来解决高维问题,结果显示该方法能有效找到全局 Pareto 解集。针对环保型电解铝生产的工业难题,文献[8]采用多目标细菌觅食优化算法来寻找提高电流效率和最小化能耗的解决方案。然而,在铝电解方面,基于 NSGA-II 算法参数优化的研究较少,尤其在能耗和电流效率方面的研究寥寥无几。

本研究采用了一种改进 NSGA-II 算法,通过分析工厂实际生产数据,建立了优化目标函数和约束条件,并结合实际数据和 MATLAB 仿真数据,分别对优化目标进行迭代评估。最后,通过对比分析传统和改进 NSGA-II 算法理论值与实际值,验证了所采用方法的有效性。研究结果可为铝电解节能优化和生产设计等提供参考建议。

1 相关理论

1.1 NSGA-II 算法原理

NSGA-II 算法是一种多目标优化算法,其基于遗传算法和非支配排序的思想,通过维护一个种群的非支配解集合和 Pareto 最优集合,来促进种群的多样性和收敛性,从而有效寻找多目标优化问题的近似最优解。该算法框图见图 1^[9-11]。

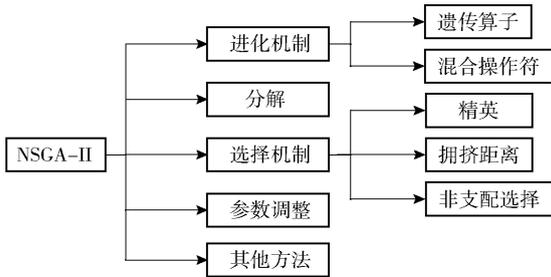


图 1 NSGA-II 算法框图

Fig. 1 Block diagram of NSGA-II algorithm

一般情况下,求解非支配集合最优解采用式(1)。

$$\min F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))^T, x \in \Omega(1)$$

该公式表示同时优化所有 m 个目标 $F(x)$, $\Omega = \{x \in R^n\}$ 为搜索空间, x 为决策变量向量, $s. t.$ 表示约束条件。 $F: \Omega \rightarrow R^m$ 表示将 n 维的决策空间映射到 m 维的目标空间 R^m 。但由于现实问题中最优解的复杂性,很难解析或精确得到真正的 Pareto 解集。

NSGA-II 算法考虑占主导地位的最优解决方案,对于每个解决方案,拥挤距离沿着每个目标函数寻找到最近解的距离,用于修改每个解的适应度^[12]。NSGA-II 不使用存档,而是使用进化机制方

法来实现精英策略。对于图 1 中的选择机制部分中拥挤距离和非支配选择是多目标优化的核心,对优化结果有一定影响。

每个目标函数最接近的较大值 $f_i^+(x)$ 和较小值 $f_i^-(x)$ 的计算见式(2)。

$$\begin{cases} f_i^-(x) = \max_y \{f_i(y), f_i(y) < f_i(x)\} \\ f_i^+(x) = \min_y \{f_i(y), f_i(y) > f_i(x)\} \end{cases} \quad (2)$$

$f_i(x)$ 为 x 的第 i 个目标函数值。

拥挤距离的计算见式(3)。

$$d(x) = \sum_{i=1}^k (f_i^+(x) - f_i^-(x)) \quad (3)$$

通过非支配排序得到同一个层级的解,拥挤距离 $d(x)$ 越大则表示该目标下的解越多,越能达到理想的最优解。

1.2 改进 NSGA-II 算法流程

在传统 NSGA-II 算法中,通过对目标变量进行加权求和得到目标函数,权重值根据经验或专家知识进行设定^[13]。然而,由于铝电解的实际情况不同,导致优化结果不准确。为了解决该问题,本研究在 NSGA-II 算法的基础上加以改进,以提高铝电解工艺参数的优化效果。

本次研究采用了一种新目标函数构建方式。具体来说,是通过对各个目标变量进行归一化处理,将其转化为无量纲的评价指标。然后,将这些评价指标作为目标函数的构建元素,形成多目标优化问题。通过这种方式构建的目标函数不依赖于权重设定,能够更加准确反映铝电解工艺参数的优化效果。改进 NSGA-II 算法流程如图 2 所示。

改进 NSGA-II 算法详细步骤如下所述。

Step 1: 首先,随机生成初始种群,包含若干个个体。每个个体代表一组工艺参数的解,并且需要满足各个参数的约束条件。

Step 2: 对于每一个个体,通过模拟与仿真环境,计算其适应度值。适应度值是评价个体解的优劣程度的指标,用于后续的选择操作。

Step 3: 采用遗传算子对现有种群进行选择、交叉和变异操作,以生成新的子代种群。选择操作根据适应度值进行,优秀的个体有更大的概率被选择到下一代。再将父代种群和新生成的子代种群组合成一个新的种群。

Step 4: 采用快速非支配排序策略对组成后的新

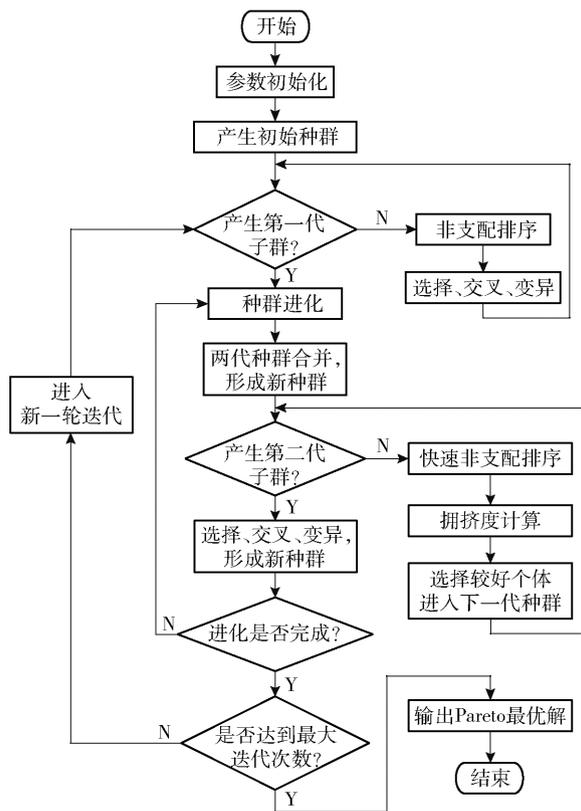


图2 改进 NSGA-II 算法流程

Fig. 2 Flowchart of the improved NSGA-II algorithm

种群进行处理,分成多个非支配层。

Step 5:采用归一化处理非支配排序后得到的优先级较高的非支配层。

Step 6:结合动态计算拥挤距离及精英保留方式选择优秀的个体进入下一代种群。

Step 7:将子代种群替换掉原有种群,成为新的种群,并继续进行下一代的迭代。

Step 8:当满足终止条件时,停止迭代过程,输出最优解集作为算法的结果。

在这个算法流程中,有两个关键点需要进一步说明。首先,为了提高算法的效率和稳定性,引入自适应交叉概率和变异概率的机制。在每一代的选择操作中,根据个体的适应度值来调整交叉概率和变异概率,以增加全局搜索和局部搜索的平衡。其次,为了避免陷入局部最优解,引入多次重启的机制。当算法在一定迭代次数内没有明显进展时,随机生成新的初始种群,重新进行优化过程。

在寻找 Pareto 最优解集时,多目标优化算法都

有两个主要的冲突目标:收敛和覆盖^[14]。收敛性是指提高优化过程中得到的非支配解的质量,以提高其相对算法的精度。覆盖意味着改进非支配解的分布,以覆盖整个 Pareto 最优前沿。只关注两个目标中的一个会对另一个产生负面影响,而采用改进 NSGA-II 算法能很好地平衡这两个标准。Pareto 寻优解集示意如图 3 所示^[15]。

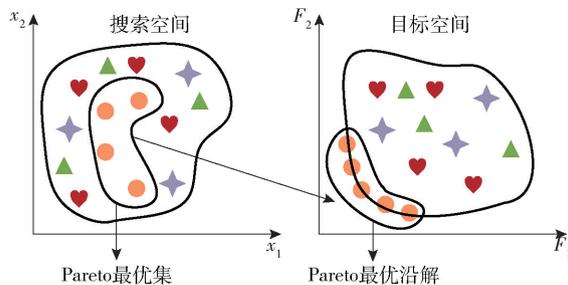


图3 Pareto 寻优解集

Fig. 3 Pareto optimisation solution set

2 实验

2.1 数据收集与处理

在数据采集方面,本次数据来自贵州某铝厂内工人所采集到的真实日报表数据,对 400 kA 系列的 58 台电解槽持续两个月共 3 400 组数据进行收集。

对采集到的数据进行预处理、清洗和筛选。对偏离正常范围值过大或过小的异常数据采取剔除方式;缺失数据较少的样本采用样条插值法^[16]对其进行补齐。最后再对数据采用归一化处理,以便后续的优化目标建模和实验研究,归一化处理见式(4)。

$$x'_i(k) = \frac{x_i(k) - \min x_i(k)}{\max x_i(k) - \min x_i(k)} \quad (4)$$

式中: $x_i(k)$ 表示实际数据; $\min x_i(k)$ 表示第 i 个序列的最小值; $\max x_i(k)$ 表示第 i 个序列的最大值; $x'_i(k)$ 表示归一化后数值; $i=1,2,k=1,2,\dots,9$ 。

2.2 相关性分析

在以往的参数优化研究中,通常根据经验选择 3~6 个优化参数,而不说明选择的原因,具有一定的主观性^[17]。在本研究中利用灰色关联法对变量进行分析,选择对优化目标影响较大的变量,不仅可以提高优化效率,而且可以使结果更加准确。灰色关联分析是一种非线性关联度方法,特别适用于数据不完备或不确定性较大的情况。

铝电解在高温、强电磁环境下发生,具有非线性

性、时变和大时滞的特点^[18], 针对这种复杂多变的生产状况, 结合铝电解机理与灰色关联分析方法特性, 可以确定不同工艺参数对铝电解优化目标影响度, 从而优化工艺参数, 提高电流效率和降低能耗。灰色关联分析方法步骤如下所述。

1) 每个参数对应的灰色相关系数见式(5)。

$$\xi[x'_i(k), x_0(k)] = \frac{\Delta_{\min} + \zeta\Delta_{\max}}{\Delta_{ik} + \zeta\Delta_{\max}} \quad (5)$$

式中: ζ 为分辨率系数, $\zeta \in [0, 1]$, 一般取 0.5; Δ_{\min} 为最小偏差; Δ_{\max} 为最大偏差; $x_0(k)$ 为参考序列; Δ_{ik} 为偏差序列, $\Delta_{ik} = |x_0(k) - x'_i(k)|$ 。

表 1 灰色关联分析结果

Table 1 Results of grey correlation analysis

目标函数	U	T_b	t_{NB}	h_m	h_e	r_m	q	N	φ
吨铝能耗	0.959 8	0.957 1	0.951 2	0.919 3	0.910 1	0.958 4	0.923 0	0.635 4	0.612 0
电流效率	0.961 2	0.963 3	0.962 1	0.929 8	0.900 8	0.959 4	0.997 2	0.642 1	0.611 5

灰色关联度越接近 1, 表示两个变量之间的关联程度越高, 而灰色关联度越接近 0, 两个变量之间的关联程度越低, 灰色关联度大于 0.7 的参数对优化目标存在较强的关联性^[20]。由表 1 的灰色关联分析可知, 槽电压 U 、电解温度 T_b 、下料间隔 t_{NB} 、铝水平 h_m 、电解质水平 h_e 、分子比 r_m 和出铝量 q 与目标函数的灰色关联度均在 0.9 以上; 而效应次数 N 和氧化铝浓度 φ 的灰色关联度均小于 0.7。所以将电流效率、吨铝能耗作为输出变量, 将 7 个关联度较大的参数作为优化目标的输入变量。

对灰色关联度大于 0.7 的 7 个参数进行数据采集。表 2 展示该铝厂 400 kA 系列的 2101 电解槽一周生产日报表的部分真实数据。

表 2 2101 号槽一周生产的日报表部分真实数据

Table 2 Selected real data from the daily table for one week's production in tank 2101

U/V	$T_b/^\circ\text{C}$	t_{NB}/s	h_m/mm	h_e/mm	r_m	q/kg
3.969	947	40	285	180	2.44	2 970
3.942	948	40	285	190	2.44	3 020
3.936	948	36	290	180	2.6	2 950
3.971	947	40	285	180	2.44	3 020
3.927	952	40	250	185	2.6	2 920
3.989	949	33	290	190	2.58	3 020
3.961	947	40	290	170	2.64	3 020

2) 灰色关联度是灰色相关系数的加权和, 通过式(6)计算。

$$\lambda = \sum_{k=1}^n \beta_k \xi \quad (6)$$

式中: β_k 表示各个指标的权重, $\sum_{k=1}^n \beta_k = 1$, n 取 2。

因权重指标的取值都是根据专家经验而定, 这里为了避免主观性带来的偏差, 统一把两个指标权重都定为 0.5。

3) 采用灰色关联分析方法^[19] 结合铝电解机理得到的有关参数与优化目标关联结果, 见表 1。

2.3 优化目标函数

2.3.1 最大电流效率

根据法拉第电解定律, 电流效率 η 是实际生产铝量 q 与理论生产铝量 q' 的比值, 定义为式(7)。

$$\eta = \frac{q}{q'} \times 100\% = \frac{q}{0.3356It} \times 100\% \quad (7)$$

式中: 0.3356 表示铝的电化学当量; I 表示系列电流强度, kA; t 表示生产时间, h。

取上述影响参数, 包括槽电压 U 、电解温度 T_b 、下料间隔 t_{NB} 、铝水平 h_m 、电解质水平 h_e 、分子比 r_m 和出铝量 q 在内。将最大电流效率 η 转化为最小化电流效率 F_1 , 见式(8)。

$$\min F_1 = 1 - \eta(U, T_b, t_{NB}, h_m, h_e, r_m, q) \quad (8)$$

2.3.2 最小吨铝能耗

吨铝能耗 W 通常用在给定周期 t 和电池电流 I 条件下生产吨铝消耗的直流电耗(kW·h)来表示, 见式(9)。

$$W = \frac{IUt10^{-3}}{0.3356It\eta10^{-6}} = 2980 \times \frac{U}{\eta} \quad (9)$$

从式(9)中可以观察到, 能耗与槽电压成正比, 与电流效率成反比。一些研究提出了槽电压最小的优化目标, 并认为槽电压应保持在尽可能低的水平, 尽管当槽电压通过缩短极间距离而降低时, 能耗会降低, 但当槽电压低于阈值极限时, 能耗反而会增加^[8]。这是因为当极距过小的时候, 容易发生铝的

二次反应,导致电流效率降低,从而增加能耗。因此,槽电压越低能耗不一定越少,而是保持在适当的限度内最佳。最小化吨铝能耗 F_2 , 见式(10)。

$$\min F_2 = W(U, T_b, t_{NB}, h_m, h_e, r_m, q) \quad (10)$$

2.4 约束条件

在满足工艺可行性要求的同时,为了保证产品质量和生产安全,还需要对工艺参数进行一定的限制和约束,设定上述7个参数的上限和下限,以确保工艺过程的稳定性和可靠性,见式(11)。

$$s. t. \begin{cases} 3.9 \leq U \leq 4.0 (\text{V}) \\ 945 \leq T_b \leq 955 (\text{°C}) \\ 30 \leq t_{NB} \leq 40 (\text{s}) \\ 250 \leq h_m \leq 295 (\text{mm}) \\ 170 \leq h_e \leq 190 (\text{mm}) \\ 2.4 \leq r_m \leq 3 \\ 2\,910 \leq q \leq 3\,030 (\text{kg}) \end{cases} \quad (11)$$

3 实验结果

在实验研究中,使用 MATLAB 编程语言处理数据和建立模型,将数据以 5:3:2 的比例划分为训练集、验证集以及测试集,并将改进 NSGA-II 算法的优化方案在一台试验槽上开展,根据日报表数据进行验证。改进算法的参数设定见表 3。

表 3 改进 NSGA-II 算法参数设定值

Table 3 Parameter settings of improved NSGA-II algorithm

参数	设定值
种群个数	50
种群代数	100
交叉概率	0.9
实数向量变异概率	1.0
二进制字符串变异概率	1.0
实数交叉分配指数	20
实数变异分配指数	20
最大迭代次数	300

3.1 优化结果

铝电解生产过程优化的最终目标是确保铝电解槽平稳高效的运行状态,减少槽状态波动,最终达到铝电解过程高电流效率和低吨铝能耗的目的。为了验证改进 NSGA-II 算法的优化效果,对两个目标分别进行了优化分析。

通过预处理得到数据集后,选取验证集中 60 组数据进行实验。将选定的 7 个参数作为输入变量,电流效率和吨铝能耗作为输出变量进行优化分析,分析改进和传统 NSGA-II 算法优化后得到的理论值,并与实际值进行对比,结果如图 4 和图 5 所示。

从图 4(a)可以看出,两种算法优化电流效率变

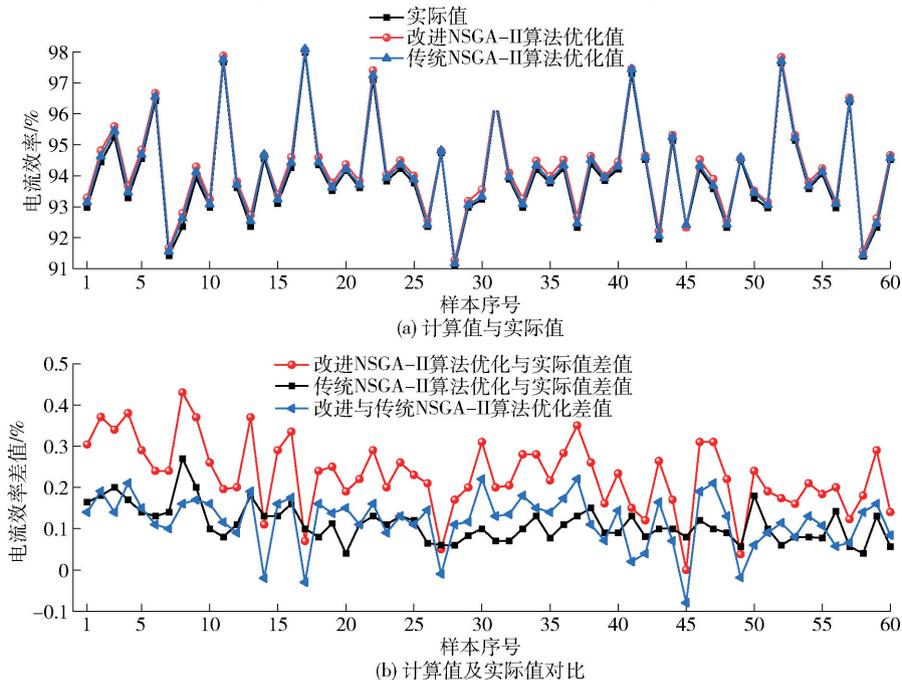


图 4 不同算法的电流效率优化

Fig. 4 Current efficiency optimisation with different algorithms

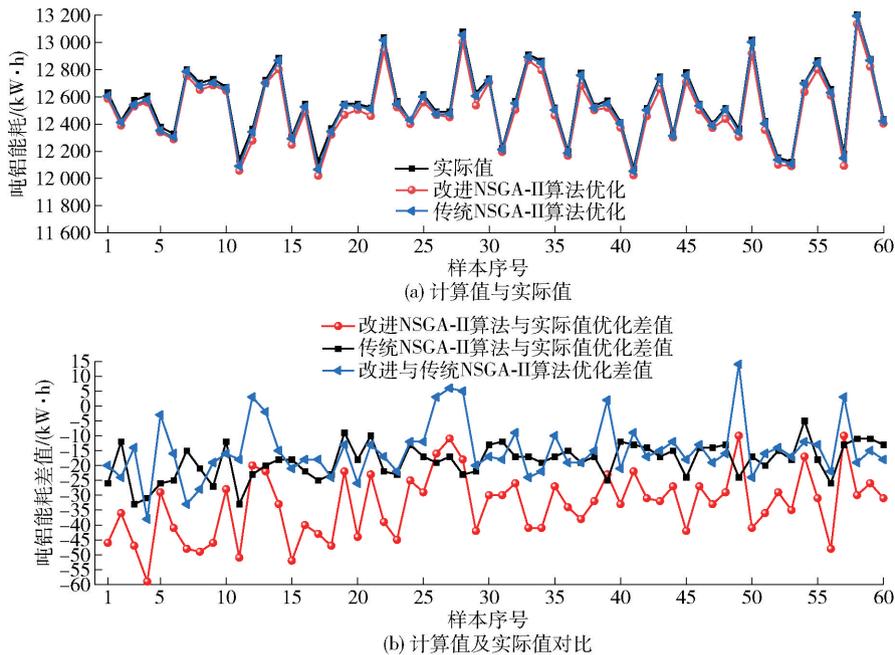


图5 不同算法的吨铝能耗优化

Fig. 5 Optimisation of energy consumption per tonne of aluminium with different algorithms

化趋势和实际值基本一致,但改进的 NSGA-II 算法优化电流效率普遍高于传统 NSGA-II 算法。图 4 (b) 为不同算法与实际值之间的优化差值变化图,从图中可以看到改进算法的曲线波动最大,改进算法的优化电流效率相较于实际值平均提高了 0.23%,传统算法相较于实际值平均只提高 0.11%,改进算法比传统算法平均提升了 0.12%,可见改进 NSGA-II 算法的优化效果更好。

同样,优化算法的吨铝能耗和实际值的变化趋势一致,传统和改进 NSGA-II 算法的优化能耗依次减少,如图 5(a) 所示。不同算法对比优化差值如图 5(b) 所示,改进算法优化能耗比实际能耗平均降低了 32.83 kWh,而传统算法较实际能耗值平均降低 18.35 kWh,改进算法比传统算法平均降低了 14.48 kWh。因此改进算法比传统算法耗能更少,性能更优。

综上,从电流效率和吨铝能耗这两个优化目标的优化效果来看,改进 NSGA-II 算法均达到更好的效果,从而验证了改进 NSGA-II 算法的有效性。

3.2 算法性能分析

为了进一步验证改进算法的可靠性和适用性,在 400 kA 系列的 2101 号电解槽上选取如表 4 所示的 30 组数据进行验证,采用两种算法评估运行 100

次进行迭代求解,最后将改进 NSGA-II 算法结果与传统 NSGA-II 算法求解结果进行比较。在接下来的迭代中,每个算法都试图提高优化目标解的质量,以获得最接近真实 Pareto 解集的逼近,图 6 给出了两种算法的收敛情况。

从图 6(a) 来看,改进算法收敛速度较传统算法快,在 220 次左右搜索到最优值。而对比下,传统 NSGA-II 算法的收敛速度较慢,当迭代到 250 次左右时才能获取最优解。从图 6(b) 来看,采用改进 NSGA-II 算法的曲线下落斜率比传统曲线斜率大,同样在 220 次迭代左右寻到最优值。说明改进 NSGA-II 算法的寻优速度更快,更容易引导种群向目标解的方向收敛。当迭代处于平衡之后,检索 MATLAB 软件参数输入值,从而确保最优的工艺参数与电流效率、吨铝能耗的优化值对应。

图 7 表示两种算法的铝电解电流效率和吨铝能耗多目标优化仿真 Pareto 前沿。传统 NSGA-II 算法的 Pareto 解集拥挤且搜索范围小。相比之下,改进 NSGA-II 算法解集在整个搜索域范围分布均匀,即各优化目标之间相互平衡制约,使结果不会偏向某一目标,且解的密度较高。在相同的电流效率下,改进 NSGA-II 算法优化后的吨铝能耗要低于传统 NSGA-II 算法优化后的吨铝能耗。因此改进 NSGA-II

II 算法优化效果要优于传统 NSGA-II 算法。

表 4 30 组验证参数数据

Table 4 30 sets of validation parameter data

序号	U/V	$T_b/^\circ C$	t_{NB}/s	h_m/mm	h_e/mm	r_m	q/kg
1	3.952	954	35	290	170	2.58	2 970
2	3.955	955	40	285	180	2.58	2 990
3	3.963	955	40	280	190	2.58	3 030
4	3.965	955	30	295	180	2.48	2 980
5	3.948	954	38	280	180	2.48	3 020
6	3.985	952	33	290	180	2.48	3 030
7	3.997	953	40	250	190	2.48	3 020
8	3.915	950	36	290	190	2.6	2 980
9	3.988	953	30	285	190	2.48	3 000
10	3.945	955	35	280	180	2.48	2 970
11	3.972	950	40	285	180	2.48	3 028
12	3.969	951	32	280	190	2.52	2 990
13	3.964	951	40	260	180	2.52	3 030
14	3.959	947	40	250	170	2.52	3 020
15	3.958	954	38	270	170	2.52	2 974
16	3.955	950	40	290	170	2.52	3 011
17	3.982	955	34	280	180	2.6	3 000
18	3.951	951	31	290	180	2.58	3 014
19	3.958	951	33	250	190	2.58	2 987
20	3.978	950	40	285	170	2.58	3 008
21	3.904	953	38	260	190	2.6	2 990
22	3.959	955	38	250	180	2.6	3 012
23	3.978	952	40	280	180	2.6	2 997
24	3.996	954	30	290	190	2.58	3 010
25	3.908	955	37	285	180	2.5	2 995
26	3.99	955	36	270	190	2.6	3 020
27	3.984	953	35	270	180	2.52	3 028
28	3.986	952	39	285	170	2.52	3 022
29	3.982	953	35	260	170	2.52	3 025
30	3.981	954	37	295	190	3.52	3 018

约束条件及参数优化后的实验结果见表 5。从表 5 中数据可以看出,在提升电流效率方面,传统 NSGA-II 算法最优为 95.35%,改进 NSGA-II 算法

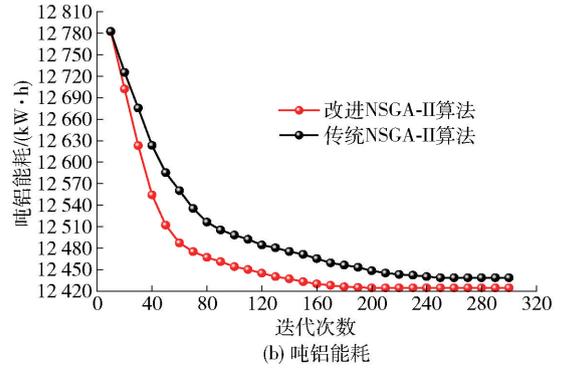
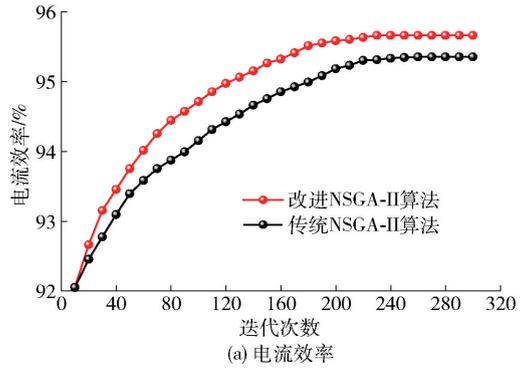


图 6 不同算法收敛曲线

Fig. 6 Convergence curves of different algorithms

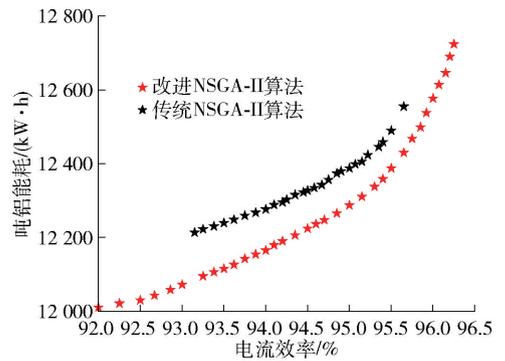


图 7 不同算法的 Pareto 前沿

Fig. 7 Pareto frontiers of different algorithms

为 95.66%，相较于传统 NSGA-II 算法提高了 0.31%。在降低吨铝能耗方面,传统算法最优结果为 12 446.65 kWh,改进算法最优结果为 12 424.54 kWh,

表 5 两种算法参数优化结果

Table 5 Optimisation results of the parameters of the two algorithms

算法	$\eta/\%$	$W/kW \cdot h$	U/V	$T_b/^\circ C$	t_{NB}/s	h_m/mm	h_e/mm	r_m	q/kg
传统 NSGA-II 算法	95.35	12 446.65	3.983	945	40	290	180	2.6	3 040
改进 NSGA-II 算法	95.66	12 424.54	3.988	948	40	290	190	2.56	3 080

较传统算法能耗降低了 22.11 kWh, 可见利用改进 NSGA-II 算法求解得到的优化结果优于传统 NSGA-II 算法。

4 结论

针对铝电解生产能耗高的问题, 本文采用改进的 NSGA-II 算法, 通过优化目标函数和约束条件, 并结合实际数据和 MATLAB 仿真数据, 分别对优化目标进行迭代评估。最后对比分析了传统和改进 NSGA-II 算法理论值与实际值, 验证了所采用方法的有效性。

1) 传统 NSGA-II 算法通过对目标变量进行加权求和得到目标函数, 权重值根据经验或专家知识进行设定。改进 NSGA-II 算法对各个目标变量进行归一化处理, 并将其转化为无量纲的评价指标, 形成多目标优化问题, 该目标函数不依赖于权重设定, 能更准确反映铝电解工艺参数的优化效果。

2) 迭代评估的目标函数为最大电流效率和最小吨铝能耗; 灰色关联分析结果表明与目标函数关联度较大的约束条件为电压 U 、电解温度 T_b 、下料间隔 t_{NB} 、铝水平 h_m 、电解质水平 h_e 、分子比 r_m 和出铝量 q , 这 7 个参数的灰色关联度值均在 0.9 以上。

3) 以贵州某铝厂 400 kA 系列的 58 台电解槽持续两个月共 3 400 组数据为数据集, 对比两个优化目标在不同算法上的优化结果。改进算法相较于实际值平均提高了 0.23% 的电流效率, 较传统算法提高 0.12%; 改进算法优化后得到的吨铝能耗比实际值平均降低了 32.83 kW·h, 较传统算法平均降低了 14.48 kW·h, 表明改进 NSGA-II 算法比传统 NSGA-II 算法优化效果更好。

4) 在贵州某铝厂 400 kA 系列的 2101 号电解槽上进一步验证, 通过实验分别获得铝电解电流效率和吨铝能耗的优化值以及相应的最优工艺参数。改进 NSGA-II 算法最优电流效率和吨铝能耗分别为 95.66%、12 424.54 kWh, 较传统算法分别优化了 0.31%、22.11 kWh, 达到节能降耗效果, 表明改进 NSGA-II 算法具有实用性和有效性, 可为铝电解节能优化和生产设计等提供参考。

[参考文献]

[1] CHOLLIER-Brym, MARIE-Josée, et al. Factors influencing the distribution of impurities in the metal of Hall-Héroult pots and their impacts on current efficiency[J]. *Jom*, 2019, 71(3):1169 -

1174.

[2] M R, H G, et al. Adapting modern industrial operation parameters in a standardized laboratory cell for measuring current efficiency for aluminium deposition; unexpected challenges and lessons learned [C]//Conference on Light Metal. 2020.

[3] JUN Y, J B, WEI Z, et al. Operating parameters optimization for the aluminum electrolysis process using an improved quantum-behaved particle swarm algorithm [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(8): 3405 - 3415.

[4] LA S K, C S, HENS A, et al. Modeling and multi-objective optimization of commercial ethylene oxide reactor to strike a delicate balance between profit and negative environmental impact [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(14): 20035 - 20047.

[5] TIKA D, G A, M G. Multi-objective optimization of industrial gas-sweetening operations using economic and environmental criteria [J]. *Transactions of The Institution of Chemical Engineers. Process Safety and Environmental Protection, Part B*, 2020, 140(1).

[6] SHI Z, CHEN Q. Multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization algorithm based on QPSO and crowding distance sorting[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(4):540 - 547.

[7] A W, A X, C Y, et al. An enhanced fast non-dominated solution sorting genetic algorithm for multi-objective problems[J], 2022, 9:106352 - 106362.

[8] J, Yi, D, et al. Multi-Objective Bacterial foraging optimization algorithm based on parallel cell entropy for aluminum electrolysis production process [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 63(4):2488 - 2500.

[9] PANT M, S V, V S. A comprehensive review on NSGA-II for multi-objective combinatorial optimization problems [J]. *IEEE Access*, 2021, 9:57757 - 57791.

[10] LI X, LI B, JIN T, et al. Uncertain random portfolio optimization with non-dominated sorting genetic algorithm-II and optimal solution criterion[J]. 2023, 56(8):8511 - 8546.

[11] MA H, ZHANG Y, SUN S, et al. A comprehensive survey on NSGA-II for multi-objective optimization and applications[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 23: 10462 - 10526.

[12] ZHENG W, D B. Better approximation guarantees for the NSGA-II by using the current crowding distance[J]. 2022, 611 - 619.

[13] 俞婷婷. 考虑多目标优化的青浦配网重构研究[D]. 2015. YU Tingting. Research on Qingpu distribution network reconfiguration considering multi-objective optimisation [D]. 2015.

[14] 曹岩, 白璐. 多目标权系数群集覆盖遗传算法研究[C]. 计算智能与工业应用国际会议. 2010. CAO Yan, BAI Yu. Research on genetic algorithm for multi-objective weight coefficient cluster coverage[C]// International Conference on Computational Intelligence and Industrial Applications. 2010.

- [15] KHALID A, HAMZA H, S M, et al. MOCOVIDO: a novel multi-objective coronavirus disease optimization algorithm for solving multi-objective optimization problems [J]. *Neural computing & applications*, 2023, 35(23):17319–17347.
- [16] 刘永来,段永宝,官立祥. 三次样条插值方法及其在形变数据预处理中的应用[J]. *勘察科学技术*, 2017(6): 47–50.
LIU Yonglai, DUAN Yongbao, GUAN Lixiang. Cubic spline interpolation method and its application in deformation data preprocessing[J]. *Survey Science and Technology*, 2017(6):47–50.
- [17] WU G, LUO N. Multi-objective optimization of PEMFC performance based on grey correlation analysis and response surface method[J]. *Frontiers in Energy Reseach*, 2023(11): 1–14.
- [18] 郭俊,桂卫华,文新海. 铝电解生产过程的多目标优化[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2012, 43(2):548–553.
GUO Jun, GUI Weihua, WEN Xinhai. Multi-objective optimization of aluminium electrolysis production process [J]. *Journal of Central South University (Natural Science Edition)*, 2012, 43(2):548–553.
- [19] XU J, LIU Z, YIN L, et al. Grey correlation analysis of haze impact factor PM_{2.5}[J]. *Atmosphere*, 2021, 12.
- [20] 何俊隆. 基于数据驱动的铝电解过程关键参数优化方法研究[D]. 广西大学, 2023.
HE Junlong. Research on data-driven optimisation method for key parameters of aluminium electrolysis process [D]. Guangxi University, 2023.

Optimisation of aluminium electrolysis process parameters based on improved NSGA-II algorithm

YE Jiao¹, XU Yang¹, CAO Bin²

(1. College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2. Chalco Intelligent Technology Development Co., Ltd., Hangzhou 311100, China)

Abstract: To improve the utilization efficiency of electric energy and reduce the energy consumption of aluminium electrolysis, according to the real production data of an aluminium plant in Guizhou, the optimization model of aluminium electrolysis process parameters was constructed with the multi-objective of maximum current efficiency and minimum tonne of aluminium energy consumption by using the grey correlation analysis method to select the seven parameters with significant impact, including cell voltage (U), electrolysis temperature (T_b), feed interval (t_{NB}), aluminium level (h_m), electrolyte level (h_g), molecular ratio (r_m) and out aluminum (q). The improved Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) was used to compare and analyse the differences between 60 sets of actual values and the theoretical values of the traditional and improved NSGA-II algorithm, the performance of the algorithm was verified using 30 sets of actual production data, and the Pareto front was obtained by iterative calculations using MATLAB software. The results show that the optimal set of current efficiency of the improved NSGA-II algorithm is 95.66%, and the energy consumption of tonnes of aluminium is 12 424.54 kW·h; compared with the traditional NSGA-II algorithm, the current efficiency is improved by 0.31%, and the energy consumption of tonnes aluminium is reduced by 22.11 kW·h, which achieves the effect of energy saving and consumption reduction, and verifies the effectiveness and applicability of the improved NSGA-II algorithm in improving the optimization of the process parameters of aluminium electrolysis. It verifies the effectiveness and applicability of the improved NSGA-II algorithm in improving the optimization of aluminium electrolysis process parameters, and can provide reference suggestions for the optimization of aluminium electrolysis energy saving and production design.

Key words: aluminium electrolysis; energy saving and noise reduction; process parameters optimization; improved NSGA-II algorithm; maximum current efficiency; minimum tonne of aluminium energy; grey correlation analysis; restraint condition