

基于随机森林和改进竞争群算法的铜电解过程能耗优化

周杰¹, 顾伟伟¹, 张建¹, 粟梅², 孙尧², 刘永露², 杨正茂²

(1. 安徽铜冠铜箔集团股份有限公司, 安徽 池州 247100; 2. 中南大学 自动化学院, 湖南 长沙 410083)

[摘要] 电解铜箔生产过程所消耗的电能约占整个铜箔生产能耗的60%, 存在很大节能空间。铜电解过程的能耗与电解过程的槽电压和电流效率直接相关, 而铜电解过程影响因素复杂、工艺参数耦合严重, 导致铜电解过程的能耗建模困难, 能耗控制处于一种“盲目”的状态, 难以运行在最优能耗工况。为此, 本文提出了一种基于随机森林(Random Forest)的高精度拟合方法建立铜电解过程的能耗模型, 建立了表征电流密度、硫酸浓度、铜离子浓度和电解温度作为输入变量与电解能耗内在联系的Random Forest回归模型, 解决了铜电解过程能耗建模难的问题。根据建立的目标函数(能耗的Random Forest回归模型)以及电解过程约束条件, 采用改进竞争群优化算法求解电解过程最优工艺参数, 使铜箔生产的铜电解过程能耗从优化前5400 kW·h/t降低到4850 kW·h/t, 大幅降低了企业的生产成本, 有效提高了企业的生产效益。

[关键词] 随机森林; 改进竞争群算法; 铜箔; 电解; 能耗优化; 槽电压; 电流效率; Random Forest 回归模型

[中图分类号] TF811

[文献标志码] A

[文章编号] 1672-6103(2023)01-0060-08

DOI:10.19612/j.cnki.cn11-5066/tf.2023.01.008

0 引言

电解铜箔是覆铜板(CCL)及印制电路板(PCB)制造的重要材料, 也是电子工业的基础材料之一。近年来, 随着5G、物联网、大数据、自动化、工业智能化及新能源汽车等技术的不断发展, 对电解铜箔的需求飞速增长, 同时也对铜箔产品的质量和性能提出了更高的要求^[1]。

电解铜箔生产过程中, 铜电解过程所消耗的电能耗占到整个铜箔生产能耗的60%。铜电解过程的能耗直接与电解过程的槽电压和电流效率相关,

而影响电解过程槽电压的因素有很多, 包括电流密度、硫酸铜浓度、添加剂含量、杂质含量、电解液温度等。如何协调铜电解过程各工艺参数, 使电解过程能耗最低, 对进一步实现企业的节能降耗、降低生产成本具有重要意义^[2]。针对铜箔生产过程中的节能降耗问题, 文献[3]分析了铜电解生产过程中直流电耗较高的原因, 并介绍了降低直流电耗的一些措施及取得的效果。文献[4]从节气、节电2个方面介绍了铜电解过程中可以采取的节能降耗措施。文献[5]改造了铜电解系统和电解工艺, 并取得了不错的节能效果。

实际生产中, 影响能耗的可控因素主要包括电流密度、电解液中铜离子浓度、硫酸浓度、电解温度和电解液的流量。因此, 建立铜电解过程的能耗数学模型, 实时控制电流密度、电解液中铜离子浓度、硫酸浓度和电解温度, 保证最优的电解工艺条件, 对铜电解生产节能降耗意义重大。但目前铜电解生产工艺参数由人工凭借经验确定, 且各个参数之间存在强耦合和非线性, 难以准确建立能耗的数学模型, 导致铜电解生产过程中能耗的控制处于一种“盲

[收稿日期] 2022-08-11

[作者简介] 周杰(1985—), 男, 安徽池州人, 本科, 工程师, 主要从事铜箔的研发和生产工作。

[基金项目] 生箔工艺能耗的智能分析与节能管理(tgtb-ah-06-2020-009); 长沙市科技计划项目: 长沙市杰出创新青年培养计划(kq2009007)。

[引用格式] 周杰, 顾伟伟, 张建, 等. 基于随机森林和改进竞争群算法的铜电解过程能耗优化[J]. 中国有色金属, 2023, 52(1): 60-67.

目”的状态,无法运行在最优能耗的工况下。

为此,本文提出了一种基于随机森林^[6]和改进竞争群算法^[7]的铜电解过程能耗优化方法。该方法采用随机森林算法建立了表征电流密度、硫酸浓度、铜离子浓度和电解温度作为输入变量与电解能耗内在联系的 Random Forest 回归模型,解决了铜电解过程能耗建模难的问题。然后,根据建立的目标函数(能耗的 Random Forest 回归模型)以及电解过程约束条件,采用改进竞争群优化算法求解电解过程最优工艺参数,用于实际生产,实现了铜电解过程的能耗最优控制。

1 铜电解过程能耗影响因素分析

生箔过程中铜电解过程的有效电单耗、槽电压以及每生产 1 t 阴极铜所消耗的电量有如下关系^[8]。

$$W = \frac{\text{实际消耗直流电量}}{\text{阴极铜产量}} = \frac{V \cdot n \cdot I \cdot t}{n \cdot I \cdot t \cdot q \cdot \eta} \times 1\,000 \quad (1)$$

式中: V 为槽电压,V; n 为电解槽的数量; t 为电解的时间,h; η 为铜电解的电流效率,%; I 为电流强度,A; q 为二价铜的电化当量, $q = 1.186 \text{ g} \cdot \text{A} \cdot \text{h}$; W 为析出吨铜所消耗的电能, $\text{kW} \cdot \text{h}/\text{t}$ 。

整理式(1)得到式(2)。

$$W = 1\,000 \frac{V}{q \cdot \eta} = 843.2 \frac{V}{\eta} \quad (2)$$

由此可见,铜箔生产过程中的铜电解直流电单耗与槽电压成正比,与电流效率成反比。

1.1 影响槽电压的因素

根据电化学原理,在电解生产过程中,槽电压 V 是由电解液电阻和导体电阻以及阴极、阳极极化电压降等部分组成的,其关系见式(3)。

$$V = V_{\text{极}} + V_{\text{液}} + V_{\text{其他}} = V_{\text{极}} + I\rho l/S + IR_2 \quad (3)$$

式中: $V_{\text{极}}$ 表示阴、阳极极化电压降; IR_2 表示阴、阳极与导电板及导电环等接触点电阻 R_2 引起的电压降; I 表示通过电解槽的总电流强度; ρ 表示电解液的比电阻($\Omega \cdot \text{cm}$); l 表示阴、阳电极之间的极距(cm); S 表示阴极的有效面积(cm^2)。

根据式(3),总结出如下影响槽电压的因素及影响规律。

1)极距。缩短极距,既可以增加产量,也可以降低电解液的电阻和槽电压。

2)电流密度。降低电流密度,可以降低槽电压和电耗,但电解铜产量也随之下降。

3)电解液温度。电解温度过低,离子扩散速率减小,电解液电阻增加,从而使槽电压升高,电耗增加。

4)电解液成分。当氢离子浓度增加时,电解液的导电性能增加,比电阻下降;硫酸浓度过高时,槽电压不稳定,硫酸铜的溶解度也迅速下降,析出并沉积在阳极板表面和电解槽底部。

5)阳极板杂质。电解过程中,阳极板杂质在溶液中积累,增大电解液黏度,使阳极泥沉降速率减小,增加电解液中漂浮阳极泥的含量,增大电解液电阻,使槽电压升高,电耗增大。

6)添加剂含量和种类。合适的添加剂种类和含量能降低阴极的电流密度,从而减少阴极的极化现象。

1.2 影响电流效率的因素

工业生产中,将电解过程中阴极实际析出的铜产量和通过相同电量理论上析出的铜产量之比,称为电流效率^[9]。结合法拉第电解定律,电流效率计算见式(4)。

$$\eta = \frac{\text{实际析出物质的量}}{\text{理论析出的物质的量}} \times 100\% = \frac{m}{q \cdot I \cdot t \cdot n} \times 100\% \quad (4)$$

式中: η 为电流效率; n 为电解槽串联的数目; m 为在时间 t 内析出铜的实际产量。

在实际电解生产过程中,电流效率下降的主要原因是电解过程中阴极有氢气析出。因此,影响电流效率的因素归纳如下。

1)阴极铜的化学溶解。阴极铜的化学溶解现象与电解温度、氧含量和阴极铜在电解液中的相对沉浸时间有关。通常阴极铜的化学溶解,可使电流效率降低 0.25% ~ 0.75%。

2)电解液成分。电解液中铜离子浓度过低时,杂质离子容易在阴极放电,降低电流效率。

3)电解液温度。电解液的温度过低也可能造成杂质离子在阴极放电,电流效率也会降低。

综上所述,影响铜电解过程槽电压和电流效率的因素主要包括电流密度、硫酸铜浓度、添加剂含量、杂质含量、电解液温度和电解液的流量等^[10]。由于各个变量之间存在强非线性和强耦合性,且随着时间的延长,运行环境会逐渐恶化,使得钛辊表面光滑度下降,影响沉积过程,导致难以建立铜电解过程能耗模型。

2 基于随机森林和改进竞争群算法的铜电解过程能耗优化

由于铜电解过程的电单耗是一个多输入(具有高维特征)和单输出的函数模型,且在生产过程中所采集的数据受噪声的影响较大,人工采集的数据往往存在缺失值和异常值。而随机森林(Random Forest)算法能够处理高维的特征数据,并且可以很好地拟合输入和输出之间的非线性函数关系。此外,该算法对数据的缺失值和异常值不敏感,具有很强的抗干扰能力,不容易产生过拟合。因此,本文基于 Random Forest 算法,建立了铜电解过程的能耗数学模型;然后根据建立的铜电解生产过程能耗的 Random Forest 回归模型,采用基于改进竞争群算法进行优化求解,得到了最低能耗下的最优生产工艺参数。基于随机森林和改进竞争群算法的铜电解过程能耗优化的整体设计如图 1 所示。

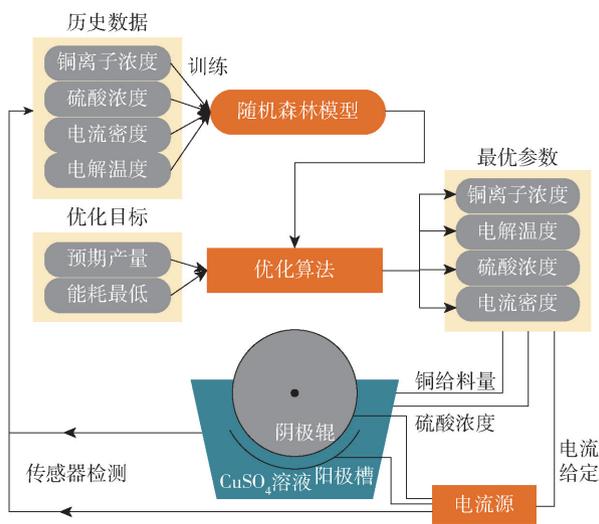


图 1 基于随机森林和改进竞争群算法的铜电解过程能耗优化整体设计

Fig. 1 Overall design diagram of energy consumption optimization of copper electrolysis process based on random forest and improved competitive group algorithm

2.1 基于随机森林的铜电解过程能耗模型

铜电解过程中影响槽电压和电流效率的主要因素包括电流密度、硫酸铜浓度、添加剂含量、杂质含量、电解液温度等。考虑到铜电解过程中添加剂含量相对固定、杂质含量不可控,且其对能耗影响较小,所以本文主要研究铜电解过程中电流密度、硫酸

浓度、铜离子浓度和电解温度对能耗的影响。基于数据驱动的原理,本文建立了表征电流密度、硫酸浓度、铜离子浓度和电解温度作为输入变量与电解能耗之间内在联系的 Random Forest 回归模型。

Random Forest 算法是一个包含多个决策树的分类器,属于集成学习中的 Bagging 算法,即每个决策树模型相互独立,相互平行,基本原理如图 2 所示。

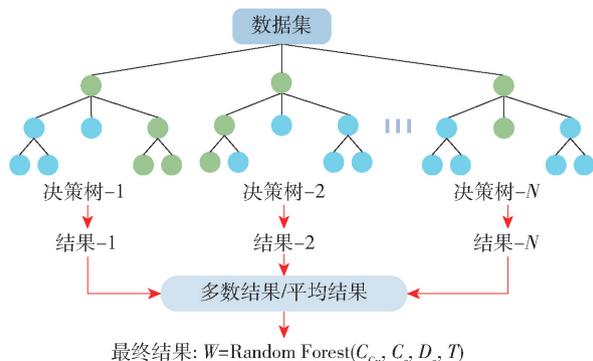


图 2 基于随机森林的能耗优化模型

Fig. 2 Energy consumption optimization model based on random forest

对于输入样本集 $D = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m) : m = 1, 2, \dots, M; x_m$ 是一个四维向量,分别表示电解过程的工艺参数电流密度 D_c 、硫酸浓度 C_s 、铜离子浓度 C_{Cu} 和电解温度 T ; y_m 是一个一维向量,表示电解能耗 W 。Random Forest 的算法流程如下所述。

1) 随机选择训练数据集和样本特征进行 n 轮训练,对于 $n = 1, 2, 3, \dots, N$: ①对样本集 D 进行 M 次的有放回随机采样,共采集 n 个包含 M 个样本的训练数据集 D_n ; ②用采集的训练数据集 D_n 训练第 n 个决策树模型 $G_n(x)$ 。

2) 在训练数据集所在的输入空间中,递归地将每个区域划分为 2 个子区域,并决定每个子区域上的输出值,构建第 n 个决策树模型 $G_n(x)$ 。

(a) 将输入空间划分为 M 个区域 R_1, R_2, \dots, R_m , 且每个区域 R_m 上有 1 个固定的输出值 \hat{c}_m , 于是回归树的模型可表示为式(5)。

$$G_n(x) = \sum_{m=1}^M \hat{c}_m I(x_m \in R_m) \quad (5)$$

当输入空间的划分确定时,可以用平方误差来表示回归树对训练数据的预测误差,用平方误差最

小的准则求解每个单元上的最优输出值。已知区域 R_m 上的 c_m 的最优值 \hat{c}_m 是 R_m 上的所有输入示例 x_m 对应的输出 y_m 的均值,见式(6)。

$$\hat{c}_m = \text{average}(y_m | x_m \in R_m) \quad (6)$$

(b) 采用启发式的方法,对输入空间进行划分。选择第 j 个变量 x^j 和此点的取值 s ,作为切分变量和切分点,并定义两个区域。

$$R_1(j, s) = \{x | x^j \leq s\}, R_2(j, s) = \{x | x^j \geq s\} \quad (7)$$

(c) 选择最优切分变量 j 与切分点 s : 遍历变量 j , 扫描切分点 s , 选择使下式最小的 (j, s) 。

$$\min_{j, s} \left[\min_{c_1} \sum_{x_m \in R_1(j, s)} (y_m - c_1)^2 + \min_{c_2} \sum_{x_m \in R_2(j, s)} (y_m - c_2)^2 \right] \quad (8)$$

式中: $c_1 = \text{average}(y_m | x_m \in R_1(j, s))$; $c_2 = \text{average}(y_m | x_m \in R_2(j, s))$ 。

(d) 继续对 2 个子区域重复步骤(b)和(c),直到满足停止条件。

3) 通过训练后,得到 n 个决策树的回归模型,将 n 个决策树回归模型的回归结果进行算术平均,输出最终随机森林模型 Random Forest(x)。

4) 按照上述的步骤,最终建立电解能耗 W 与电解过程各工艺参数 (C_{Cu} 、 C_s 、 D_c 、 T) 之间的 Random Forest 回归模型。

$$W = \text{Random Forest}(C_{Cu}, C_s, D_c, T) \quad (9)$$

5) 在 python3.7 环境中编程实现上述算法,并选取 217 组试验数据作为训练样本对 Random Forest 回归模型进行训练,23 组试验数据作为测试数据对建立的 Random Forest 回归模型进行测试。图 3 和图 4 分别表示 Random Forest 回归模型的训练效果和测试效果图。从图上可以看出,对于训练数据,模型的准确率达到 99.98%,对于测试数据,模型的准确率达到 96.32%。结果表明,本文建立的表征电解能耗的 Random Forest 回归模型具有较好的拟合精度,且模型的泛化能力(未知数据的拟合能力)较强。

6) 最终训练好的 Random Forest 回归模型可以预测得到不同电流密度、铜离子浓度、硫酸浓度和电解温度下的电解能耗。

2.2 基于改进竞争群算法的铜电解能耗优化

2.2.1 竞争群算法基本原理

竞争群算法适用于大规模优化问题。该算法受到粒子群优化算法的启发,但与粒子群算法不同的

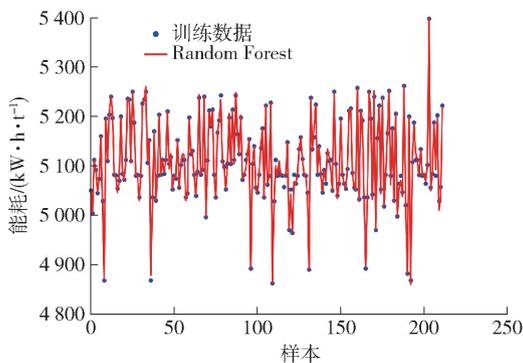


图 3 基于随机森林的能耗回归模型训练效果

Fig. 3 Training result of energy consumption regression model based on random forest

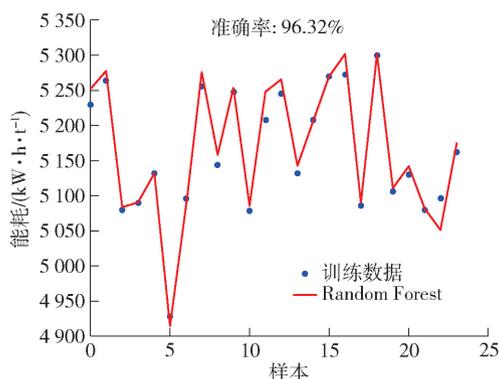


图 4 基于随机森林的能耗回归模型测试效果

Fig. 4 Test result of energy consumption regression model based on Random Forest

是该算法在更新粒子时既不涉及粒子的个体极值,也不涉及全局极值,而是引入成对竞争机制,竞争失败的粒子通过向获胜粒子学习以更新其位置。

竞争群算法的基本思想如图 5 所示。

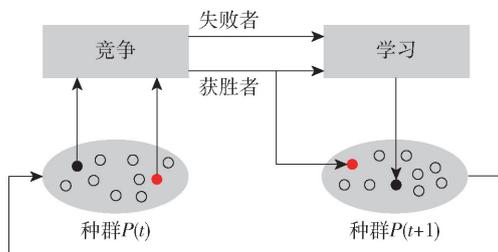


图 5 CSO 的基本思想

Fig. 5 Basic idea of CSO

在每一代中, $P(t)$ 中的粒子被随机分成 $m/2$ 对(假设群体大小 m 为偶数), 每对粒子间进行竞争比

赛,具有更好适应度的粒子(获胜者)将被直接传递给下一代种群 $P(t+1)$,而失败的粒子(失败者)将通过向获胜者学习来更新其位置和速度。向获胜者学习后,失败者也会被传到下一代种群 $P(t+1)$ 。对于1个大小为 m 的种群,每次迭代将发生 $m/2$ 个竞争,且每个粒子只参与一次竞争。分别用 $X_{w,k}(t), X_{l,k}(t), V_{w,k}(t), V_{l,k}(t)$ 表示 t 代第 k 次比赛的胜负双方的位置和速度,其中 $k=1, 2, \dots, m/2$ 。因此,在第 k 次比赛后,失败者的速度和位置将采用式(10)~(11)的学习策略进行更新。

$$\begin{aligned} V_{l,k}(t+1) = & R_1(k,t)V_{l,k}(t) \\ & + R_2(k,t)(X_{w,k}(t) - X_{l,k}(t)) \\ & + \varphi R_3(k,t)(\bar{X}_{l,k}^l(t) - X_{l,k}(t)) \quad (10) \end{aligned}$$

$$X_{l,k}(t+1) = X_{l,k}(t) + V_{l,k}(t+1) \quad (11)$$

式中: $R_1(k,t), R_2(k,t), R_3(k,t) \in [0,1]$, 是第 t 次迭代中第 k 次竞争和学习后随机产生的3个向量; $\bar{X}_k(t)$ 是相关粒子的平均位置值; φ 是控制 $\bar{X}_k(t)$ 影响的参数。

2.2.2 邻域控制策略

对于 $\bar{X}_k(t)$, 可以采用全局 $\bar{X}_k^g(t)$ 和局部 $\bar{X}_{l,k}^l(t)$ 。其中 $\bar{X}_k^g(t)$ 表示 $P(t)$ 中所有粒子的全局平均位置, $\bar{X}_{l,k}^l(t)$ 表示失败粒子 l 的预定义邻域中的局部平均位置。研究表明,邻域控制通过保持更高层次的群体多样性来提高粒子群优化算法在多峰函数上的性能。在 $\bar{X}_k(t)$ 中引入邻域控制,将整个群体动态划分为若干个邻域,每个邻域有1个局部平均位置向量,这将增强群体的多样性,有助于缓解过早收敛。

本文中采用了常用的环形拓扑,在这种拓扑结构中,每个粒子取2个近邻形成1个邻域。则 $\bar{X}_{l,k}^l(t)$ 可表示为式(12)。

$$\bar{X}_{l,k}^l(t) = \frac{1}{3}(X_{l,k}^{i-1}(t) + X_{l,k}^i(t) + X_{l,k}^{i+1}(t)) \quad (12)$$

式中: i 表示第 i 个失败粒子; $i-1$ 和 $i+1$ 分别表示距离 i 最近的2个粒子。

2.2.3 自适应变异策略

竞争群算法擅长利用,但不擅长探索。引入邻域控制策略虽然可以增强探索性,但仍有陷入局部最优的可能。主要原因是早期进化过程中种群相对劣势,个体分布稀疏。使用邻域控制策略可以增加种群的多样性,但在进化过程中增加程度趋于减小,导致种群过早成熟。为了弥补这一不足,有效的方

法是引入突变来丰富种群的多样性。在优化过程中,变异的概率取决于迭代次数,在每次迭代中,变异概率 P_m 按式(13)计算。

$$P_m = 1/2[1 + \sin(t/t_{\max} + 0.5)\pi] \quad (13)$$

变异的概率随着当前迭代以非线性方式呈指数变化,并随着迭代的进行而降低。前期需要更大的 P_m ,加强全局探索,寻找解域的新领域。后期需要更小的 P_m 来改善局部发展,加速收敛。对于每个粒子,采用随机变异的方法来更新丢失粒子的速度。为了在算法的搜索过程中保持粒子的多样性,随机变异的步长与速度的最大边界值成正比,见式(14)。

$$V_{l,k}(t+1) = V_{l,k}(t) + \text{rand}(k,t)V_{\max}/s \quad (14)$$

式中: $\text{rand}(k,t)$ 是 $[0,1]$ 之间的随机数; s 是常数值; V_{\max} 表示最大迭代速度。

综上所述,改进后的粒子群优化算法的伪代码如下。

Algorithm 1: t 为迭代次数; U 代表没有参与竞争的粒子; $\text{randl}(k,t)$ 是 $[0,1]$ 之间的随机数; d_{\max} 是搜索的最大维度; 终止条件是达到设定的迭代次数。

- 1: $t=0$;
- 2: 随机初始化种群 $P(t)$;
- 3: repeat
- 4: 计算 $P(t)$ 的适应度函数值;
- 5: $U = P(t), P(t+1) = I$
- 6: while $U \neq I$ do
- 7: 从 U 中随机选择 $X_1(t), X_2(t)$;
- 8: if $f(X_1(t)) \leq f(X_2(t))$ then
- 9: $X_w(t) = X_1(t), X_l(t) = X_2(t)$;
- 10: else
- 11: $X_w(t) = X_2(t), X_l(t) = X_1(t)$;
- 12: end if
- 13: Add $X_w(t)$ to $P(t+1)$;
- 14: for $d = 1$ to d_{\max} do
- 15: if $\text{randl}(k,t) < P_m$ then
- 16: 用式(10),(12)更新失败粒子;
- 17: else
- 18: 用式(14)更新失败粒子的速度 $V_{l,k}(t+1)$;
- 19: end if
- 19: end
- 20: 用式(11)更新失败粒子的位置 $X_l(t+1)$;
- 21: 将失败粒子 $X_l(t+1)$ 加入到下一代种群;

22:从集合 U 中删除粒子 $X_1(t)$, $X_2(t)$;

23:end while

24: $t = t + 1$;

25:until 达到终止迭代条件;

26:返回最优解;

2.2.4 改进的竞争群算法优化求解铜电解过程生产工艺参数

改进的竞争群算法的铜电解过程能耗优化是基于所建立的随机森林能耗回归模型,以电流密度(D_c)、硫酸浓度(C_s)、铜离子浓度(C_{Cu})和电解温度(T)为优化变量,满足一定约束条件下的能耗最小化模型。在保证铜箔质量的前提下,力求电能消耗最低。因此,选取每日铜电解过程所消耗电能(W)作为优化目标。

铜电解过程中,当电流密度增加时,氢的超电位增大,对电流效率有利,但过高的电流密度会使槽压升高,电耗增大^[8]。当硫酸浓度增加时,电解液的导电性能增加,比电阻下降,会降低电耗,但硫酸浓度过高时,槽电压不稳定,硫酸铜的溶解度也迅速下降,析出并沉积在阳极板表面和电解槽底部^[9]。铜离子浓度过低时,杂质离子容易在阴极放电,会降低电解铜质量和电流效率,铜离子浓度过高时,槽压会升高,使电耗增大^[10]。温度的升高使得氢的超电位降低,容易在阴极析出氢气,会降低电流效率,而温度的降低,增大了电解液的比电阻,使槽压升高,电耗增大^[11]。因此,生产过程中需要对电流密度、铜浓度、酸浓度以及电解温度边界范围进行约束。即目标函数应受到不等式组(15)的约束条件。

$$\begin{cases} D_{cmin} \leq D_c \leq D_{cmax} \\ C_{Smin} \leq C_s \leq C_{Smax} \\ C_{Cummin} \leq C_{Cu} \leq C_{Cumax} \\ T_{min} \leq T \leq T_{max} \end{cases} \quad (15)$$

式中: D_{cmin} 和 D_{cmax} 分别为铜电解工艺允许的电流密度上下限,分别为 0.5 A/cm^2 和 0.9 A/cm^2 ; C_{Smin} 和 C_{Smax} 分别为铜电解工艺酸浓度的上下限,分别为 120 g/L 和 130 g/L ; C_{Cummin} 和 C_{Cumax} 为铜电解工艺铜离子浓度的上下限,分别为 70 g/L 和 80 g/L ; T_{min} 和 T_{max} 为电解温度的上下限,分别为 $40 \text{ }^\circ\text{C}$ 和 $55 \text{ }^\circ\text{C}$ 。

综上所述,铜电解过程能耗优化模型描述为目标函数式(16)。

目标函数: $\min W$

$$\begin{cases} W = \text{Random Forest}(C_{Cu}, C_s, D_c, T) \\ D_{cmin} \leq D_c \leq D_{cmax} \\ C_{Smin} \leq C_s \leq C_{Smax} \\ C_{Cummin} \leq C_{Cu} \leq C_{Cumax} \\ T_{min} \leq T \leq T_{max} \end{cases} \quad (16)$$

从式(16)可以看出,铜电解过程的能耗优化模型是一个典型的包含等式和不等式约束的非线性多变量优化模型。本文处理约束的方法是将粒子的搜索范围限制在约束条件范围内,从而使得竞争群优化算法在可行解空间中进行寻优。

在Python3.7环境中编程实现上述改进的竞争群算法,对铜电解过程的Random Forest能耗回归模型进行优化求解,算法迭代的终止条件为达到规定的最大迭代次数。在该算法中随机产生初始参数,包括铜电解过程的电流密度(D_c)、硫酸浓度(C_s)、铜离子浓度(C_{Cu})和电解温度(T)。算法最大迭代次数为300次,种群大小为500,搜索维度 d_{max} 为4。最终的寻优结果如图6所示,从图中可以看出,采用本文所提出的方法,使得生产铜箔的直流电单耗降低到 $4850 \text{ kW}\cdot\text{h/t}$ 。此时最优的生产工艺参数电流密度(D_c)、硫酸浓度(C_s)、铜离子浓度(C_{Cu})和电解温度(T)分别为 0.78 A/cm^2 、 123.75 g/L 、 78.86 g/L 、 $53.2 \text{ }^\circ\text{C}$ 。由此可见,本文提出的基于随机森林和改进的竞争群算法的新方法在保证铜箔产品质量的前提下,给出了1组最优的生产工艺参数,使每天生产铜箔的电单耗明显下降。

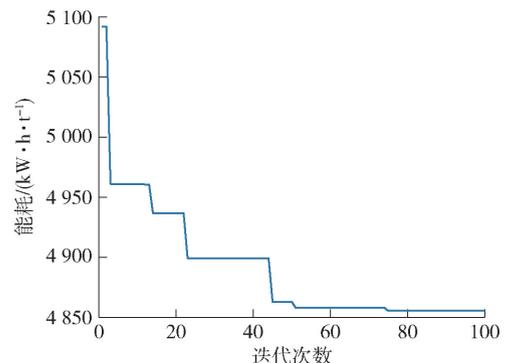


图6 基于改进竞争群算法的铜电解能耗优化迭代示意

Fig.6 Result of iterative optimization of copper electrolysis energy consumption based on improved competitive group algorithm

2.2.5 应用效果

将 2.2.4 小节基于随机森林和改进竞争群算法得到的最优生产工艺参数应用于具体的铜箔生产过程中,以验证本文所提方法的有效性。表 1 对比了在铜箔生产过程中使用优化前、后的生产工艺参数的能耗情况,从表 1 可以看出,采用传统生产工艺参数能耗达到了 5 456 kW·h/t,而采用本文所提方法优化后的生产工艺参数实际能耗为 4 988 kW·h/t。因此,本文所提方法有效,即采用本文基于随机森林和改进竞争群算法提供的最优生产工艺参数可有效降低铜电解过程的电单耗。

表 1 铜箔生产过程的能耗对比

Table 1 Comparison of energy consumption in copper foil production process

参数	$D_c/$ ($A \cdot cm^{-2}$)	$C_s/$ ($g \cdot L^{-1}$)	$C_{Cu}/$ ($g \cdot L^{-1}$)	$T/^\circ C$	$W/$ ($kW \cdot h \cdot t^{-1}$)
优化前	0.82	125	76	40	5 456
优化后	0.78	123.75	79.86	53.2	4 988

3 结论

1) 通过对铜电解过程能耗影响因素分析,得出:铜箔生产过程中的铜电解过程的直流电单耗与槽电压成正比,与电流效率成反比;铜电解过程中影响槽电压和电流效率的主要因素包括电流密度、硫酸浓度、硫酸铜浓度、添加剂含量、杂质含量、电解液温度等。

2) 基于数据驱动的原理,本文建立了表征电流密度、硫酸浓度、铜离子浓度和电解温度作为输入变量与电解能耗之间内在联系的 Random Forest 回归模型,通过测试表明,该随机森林能耗模型具有很高的拟合精度和很强的泛化能力,能够准确地预测不同输入生产工艺参数下的能耗值,解决了传统的方法无法准确建立铜电解过程能耗机理模型的问题。

3) 针对铜电解过程无法运行在最优工艺参数工况下导致铜电解过程能耗高的问题,提出了一种改进的竞争群算法,优化求解得到了最优能耗下的最优生产工艺参数组合,使铜箔生产的铜电解过程的能耗从优化前 5 400 kW·h/t 降到 4 850 kW·h/t,大幅降低了企业的生产成本,有效提高了企业的生产效益。

[参考文献]

- [1] 曹福强,赵辉,马永东. 电解铜箔工艺自动化集成及优化[J]. 中国新技术新产品, 2021(16): 69-71.
CAO Fuqiang, ZHAO Hui, MA Yongdong. Automation integration and optimization of electrolytic copper foil process[J]. New Technology & New Products of China, 2021(16): 69-71.
- [2] 师慧娟,陆冰沪,樊小伟,等. 电解铜箔表面处理技术及添加剂研究进展[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(5): 1270-1284.
SHI Huijuan, LU Binghu, FAN Xiaowei, et al. Research progress of electrolytic copper foil surface treatment technology and additives [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(5): 1270-1284.
- [3] 胡渊明,马春来. 降低铜电解直流电耗的生产实践[J]. 有色矿冶, 2006(4): 61-63.
HU Yuanming, MA Chunlai. Production practice on reducing DC power consumption in copper electrolysis [J]. Non-Ferrous Mining and Metallurgy, 2006(4): 61-63.
- [4] 李春棠. 铜电解车间的节能设计与实践[J]. 中国金属通报, 2008(13): 27-28.
Li Chuntang. Energy saving design and practice of copper electrolysis workshop [J]. China Metal Bulletin, 2008(13): 27-28.
- [5] 张杰. 电解铜工艺的节能措施及效果[J]. 有色矿冶, 2010, 26(3): 95-96.
ZHANG Jie. Energy saving measurements and effects in electrolytic copper smelting [J]. Non-Ferrous Mining and Metallurgy, 2010, 26(3): 95-96.
- [6] 曾水平,王嘉利. 基于随机森林与神经网络的铝电解分子比预测[J]. 轻金属, 2018(12): 21-25,54.
ZENG Shuiping, WANG Jiali. Predicted molecular ratio of aluminum reduction based on random forest and neural network [J]. Light Metals, 2018(12): 21-25,54.
- [7] 张桐瑞,吴定会. 混合竞争群优化算法求解柔性车间调度问题[J]. 控制工程, 2021, 28(9): 1820-1828.
ZHANG Tongrui, WU Dinghui. Hybrid competitive group optimizer algorithm for flexible job-shop scheduling problem [J]. Control Engineering of China, 2021, 28(9): 1820-1828.
- [8] 刘宇锋,董博,柯新安,等. 降低铜电解电耗的生产实践[J]. 中国有色冶金, 2017, 46(2): 23-25,37.
LIU Yufeng, DONG Bo, KE Xinan et al. Production practice of power consumption reduction in copper electrolysis [J]. China Nonferrous Metallurgy, 2017, 46(2): 23-25, 37.
- [9] 周玲丽. 电解铜节能新工艺的研究[D]. 上海:华东理工大学, 2013.
ZHOU Lingli. Research of a new energy-saving technology of electrolytic copper [D]. Shanghai: East China University of Sci-

ence and Technology, 2013.

[10] 王宏丹, 夏文堂, 任兵芝, 等. 工艺条件对电解铜粉过程能耗的影响规律研究 [J]. 粉末冶金工业, 2019, 29(4): 12 - 16.

WANG Hongdan, XIA Wentang, REN Bingzhi, et al. Study on the influence of process conditions on energy consumption in elec-

trolytic copper powder process [J]. Powder Metallurgy Industry, 2019, 29(4): 12 - 16.

[11] 金荣涛. 电解铜箔生产 [M]. 长沙: 中南大学出版社, 2010. JIN Rongtao. Electrolytic copper foil production [M]. Changsha: Central South University Press, 2010.

Energy consumption optimization of copper electrolysis process based on Random Forest and improved competitive group algorithm

ZHOU Jie¹, GU Weiwei¹, ZHANG Jian¹, SU Mei², SUN Yao², LIU Yonglu², YANG Zhengmao²

(1. Anhui Tongguan Copper Foil Group Co., Ltd., Chizhou 247100, China;

2. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The electricity consumption of electrolytic copper foil production process accounts for about 60% of energy consumption for the whole copper foil production, and there is a lot of energy saving space. The energy consumption of copper electrolytic process is directly related to the tank voltage and current efficiency of electrolytic process. However, complex influencing factors and serious coupling of process parameters in copper electrolytic process make it difficult to model energy consumption in copper electrolytic process, and the control of energy consumption in copper electrolytic production process is in a “blind” state, which is difficult to operate in the optimal energy consumption condition. Therefore, a high-precision fitting method based on Random Forest regression model was proposed in the paper to establish an energy consumption model of copper electrolytic process, and a Random Forest regression model was established to characterize the internal relationship between current density, sulfuric acid concentration, copper ion concentration and electrolytic temperature as input variables and electrolytic energy consumption. The problem of energy consumption modeling in copper electrolysis process is solved. According to the established objective function (Random Forest regression model of energy consumption) and the constraint conditions of electrolytic process, the improved competitive group optimization algorithm was used to solve the optimal process parameters of electrolytic process, which reduced the energy consumption of copper foil production from 5 400 kW · h/t before optimization to 4 850 kW · h/t. It greatly reduces the production cost of enterprises and effectively improves the production efficiency of enterprises.

Key words: Random Forest; improved competitive group algorithm; copper foil; electrolysis; energy consumption optimization; tank voltage; current efficiency; Random Forest regression model