

改进多目标粒子群算法及其在电弧炉供电优化中的应用

冯 琳¹, 毛志忠^{1,2}, 袁 平^{1,2}

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 针对炼钢过程的供电优化问题, 提出了一种改进的多目标粒子群算法(CRMOPSO). 文中利用约束条件满意度函数并加权求和的策略将约束条件转化为一个待优化目标; 同时为了克服基本多目标粒子群算法在求解复杂优化问题时, 搜索速度较慢, 精度较低的缺点, 引入变区域加速算子以提高算法收敛速度和精度; 针对算法易于早熟收敛的问题, 引入混沌算子以提高算法局部搜索能力; 进化过程中采用受约束的竞争选择机制(RCS)小生境技术保证种群多样性. 建立了新的供电多目标优化模型并将CRMOPSO算法用于该模型优化电弧炉供电过程, 达到了减少电量消耗, 缩短冶炼时间, 延长炉衬使用寿命的目的, 表明了该算法的有效性.

关键词: 粒子群算法; 多目标优化; 供电曲线优化; 变区域加速算子; 混沌算子

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Improved multi-objective particle-swarm algorithm and its application to electric arc furnace in steelmaking process

FENG Lin¹, MAO Zhi-zhong^{1,2}, YUAN Ping^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China;

2. Key Laboratory Automation of Process Industry, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

Abstract: We propose a chaos region changed multi-objective particle-swarm optimization algorithm(CRMOPSO) for optimizing the power supply for the electric arc furnace in a steelmaking process. All index functions with constraints are summed up with different weighting factors into a single performance function to be optimized. To deal with the inherent disadvantage of slower convergence and low accuracy of basic multi-objective particle -swarm algorithm, a variable-domain acceleration operator is introduced to expedite the convergence process the algorithm. Meanwhile, a chaotic operator is employed to prevent the algorithm from prematurity by enhancing the algorithm searching capability around local optimal solutions. A restricted competition selection(RCS) operator is used to guarantee the diversity of populations during the evolution process. After a new power supply model has been built, the CRMOPSO was applied to optimize the steelmaking process; it reduces the electric energy consumption, shorten the melting time and prolong the lifespan of the furnaces lining. The application results show the efficacy of the proposed algorithm.

Key words: particle swarm optimization algorithm; multi-objective optimization; power supply curve optimization; variable domain acceleration operator; chaotic operator

1 引言(Introduction)

电弧炉炼钢过程是一个多变量、非线性的复杂过程, 合理的供电策略不仅能保证操作顺利进行, 而且有助于降低电量消耗、电极损耗、炉衬消耗以及缩短冶炼周期, 带来良好的经济效益^[1,2]. 电炉炼钢过程中的供电曲线优化问题, 属于典型的有约束最优化问题.

随着多目标模拟退火算法^[3]、多目标遗传算法^[4]等优化算法的兴起, 现代优化算法被广泛地应用到约束优化问题的求解中. 粒子群算法是一种新兴的群体智能算法, 以其实现容易, 信息单向传递, 设置参数少, 高效并行搜索等优点被广泛的应用

于各类复杂环境中的多目标优化问题求解^[5]. 随着进化算法在多目标函数优化中的进一步应用, 利用多目标优化方法来求解约束优化问题成为一个新的研究方向. 从解决比较复杂的约束优化问题出发, 多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization algorithm, MOPSO)^[6]面临着如何快速进入可行域和能否找到全局最优解等问题.

文中为了提高MOPSO的搜索性能, 对其进行改进, 并提出了改进的多目标粒子群算法(the chaos region changed mopso, CRMOPSO). CRMOPSO算法采用约束条件满意度函数并加权求和的策略处理约束条件; 引入改进变区域算子^[7]提高算法收敛速度, 加

速进入可行域;同时引入混沌算子^[8,9]避免单一搜索机制引起的停滞现象,加强局部搜索能力,提高搜索效率;并且利用受约束的竞争选择机制(restricted competition selection, RCS)小生境技术^[10]以保证算法进化过程中的种群多样性.综合考虑各类因素,在电弧供电过程中,建立了以吨钢电耗、冶炼时间、电极消耗和炉衬寿命为目标的多目标优化模型,并利用CRMOPSO进行求解.

2 多目标约束优化问题描述(Multi-objective constrained optimization problem description)

以最大化问题为例,多目标约束优化问题可描述为^[11]

$$\max \begin{cases} F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})), \\ \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \subset X \subseteq \Omega \subseteq S \subseteq \mathbb{R}^n, \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{s.t. } g_j(\mathbf{x}) \leq 0, j = 1, \dots, l,$$

$$h_j(\mathbf{x}) = 0, j = l + 1, \dots, p.$$

这里: X 为决策向量, Ω 为可行域, S 为决策空间, 是 $\mathbb{R}^n$ 中的 n 维长方体: $a(i) \leq x_i \leq b(i)$, $a(i), b(i)$ 为常数, $i = (1, 2, \dots, n)$; $F(\mathbf{x})$, $g_j(\mathbf{x})$, $h_j(\mathbf{x})$ 均为 $\mathbb{R}^n$ 上的 n 元函数, $F(\mathbf{x})$ 为目标函数, $g_j(\mathbf{x}) \leq 0$ 为第 j 个不等式约束条件, $h_j(\mathbf{x}) = 0$ 为第 j 个等式约束条件. l 表示不等式约束条件的个数, $p - l$ 表示等式约束条件的个数.

定义 1 Ω 为问题 (1) 的可行域 (feasible region) 当且仅当

$$\Omega = \{\mathbf{x} \in S | g_j(\mathbf{x}) \leq 0, j = 1, \dots, l;$$

$$h_j(\mathbf{x}) = 0, j = l + 1, \dots, p\}.$$

Ω 在 S 中的补集为式 (1) 的不可行域. 可行域中的解称为可行解, 不可行域中的解称为不可行解.

定义 2 Pareto 最优解集 (Pareto optimal set). 对于给定得多目标优化问题 $F(\mathbf{x})$, Pareto 最优解集 (ρ^*) 定义为

$$\rho^* = \{x_u \in X | \neg \exists x_v \in \mathbf{x}, x_u \prec x_v\}.$$

Pareto 最优解集中的个体也称为非劣个体.

定义 3 Pareto 前沿 (Pareto front). 对于给定的多目标优化问题 $F(\mathbf{x})$ 和 Pareto 最优解集 (ρ^*), Pareto 前沿 (ρf^*) 定义为

$$\rho f^* = \{U = F(\mathbf{x}) | x_u \in \rho^*\}.$$

3 混沌变区域多目标粒子群混合算法(The chaos region changed multi-objective particle swarm optimization algorithm)

3.1 优化策略 (Optimization strategy)

通常在处理多目标约束优化问题时有几个问题

要解决^[12], 一是快速进入到可行域, 二是得到全局最优解. 为解决上述问题提出以下改进策略: 1) 采用约束条件满意程度并加权求和的方法处理等式及不等式约束条件, 并添加到优化目标中, 将约束优化转化为无约束优化; 2) 采用一个改进变区域机制来加速算法的收敛速度; 3) 结合混沌算子在粗搜索找到的最优解附近进行细搜索, 以得到全局最优解, 从而解决前面所提出问题.

1) 优化目标转换.

将多目标约束优化问题转换为多目标优化问题, 然后利用多目标优化技术来处理转换后的问题^[13]. 针对式 (1) 所示, 将约束优化问题转换为具有两个目标的问题. 第 1 个目标为目标函数 $F(\mathbf{x})$, 第 2 个目标为个体满足约束条件程度函数 $\varphi(\mathbf{x})$. 即

$$F'(\mathbf{x}) = (F(\mathbf{x}), \varphi(\mathbf{x})). \quad (2)$$

若群体中的个体 $\mathbf{x}$ 满足第 j 个约束条件的程度表示为

$$\begin{cases} \varphi_{g_j}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } g_j(\mathbf{x}) \leq 0, \\ 1 - g_j(\mathbf{x})/\delta_j, & \text{如果 } 0 \leq g_j(\mathbf{x}) \leq \delta_j, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \\ \varphi_{h_j}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 - |h_j(\mathbf{x})|/\gamma_j, & \text{如果 } |h_j(\mathbf{x})| \leq \gamma_j, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

其中: δ_j 和 γ_j 的取值根据具体问题具体设置, 但一般选取范围为 $[0, 1]$. 则

$$\varphi(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^l \varphi_{g_j}(\mathbf{x}) + \sum_{j=l+1}^p \varphi_{h_j}(\mathbf{x}). \quad (4)$$

2) 变区域加速算子.

多目标粒子群算法优化过程中, 从粒子的移动方向来看, 若第 t 次迭代粒子本身所找到的最优解为 $\mathbf{x}_{pb}^t$, 则该粒子的位置会影响下次迭代粒子的移动方向, 这样那些距离 $\mathbf{x}_{pb}^t$ 较远的区域将不再是搜索的重点, 那么缩小粒子的搜索范围就可以加快算法的收敛速度. 为了避免找不到可行解或找到的可行解数量太小, 利用种群中可行解所占比例来控制搜索范围的大小, 将有利于找到更多的可行解. 因此可以根据

$$b_{t+1} = \mathbf{x}_{pb}^t + \frac{\theta}{\sigma(t)} \times (b(t) - a(t)), \quad (5)$$

$$a_{t+1} = \mathbf{x}_{pb}^t - \frac{\theta}{\sigma(t)} \times (b(t) - a(t)) \quad (6)$$

来调节搜索范围. 其中

$$\sigma(t) = \frac{ES(t)}{KS(t)}. \quad (7)$$

$\sigma(t)$ 为占比系数, 代表第 t 次迭代后种群中的可行解所占的比例(ES 为可行解个数, KS 为种群个数); 根据不同优化问题设置参数 θ 的数值. 按上述策略实现了粒子下一次迭代的搜索范围完全由这一代搜索到的可行解个数所占比例来决定. 可见 $\sigma(t)$ 的大小对搜索半径起决定性作用. 通过多次数值实验得到, 为了保证在搜索过程中一定能找到可行解, 设定:

① $\sigma(t) \leq 0.25$, 此时群体找到的解大部分都是不可行解, 再迭代下去也未必能找到更多的可行解. 所以有必要增大搜索半径, 取 $\theta = 2 \times \theta$. 同时, 要将前50%的满足约束条件程度高到低的不可行解保留在群体中, 避免算法找不到最优解也加强了边界搜索;

② $\sigma(t) \geq 0.9$, 此时群体中的绝大部分都是可行解, 不可行解将很难进入到群体之中, 种群多样性迅速降低, 为了保持群体的多样性, 利用RCS小生境技术. RCS小生境技术中的各个参数的阈值同文献[10].

3) 可行解比较.

在第 t 代种群 $\text{Pop}(t)$ 中, 有 Pop 个个体 $\mathbf{x} = (x_1^t, x_2^t, \dots, x_{\text{Pop}}^t)$, 其对应的目标空间中的受约束的多目标函数值向量分别为 $f_1(x_1^t), f_2(x_2^t), \dots, f_m(x_{\text{Pop}}^t)$. 则可以根据式(8)计算第 t 代种群中个体对应的目标函数泛数值.

$$D_t(\mathbf{x}) = \|f_i(\mathbf{x}^t)\|_2 = \sqrt{(f_1(x_1^t))^2 + (f_2(x_2^t))^2 + \dots + (f_m(x_{\text{Pop}}^t))^2}. \quad (8)$$

因为群体中每个个体都对应一个满足约束条件程度值 $\varphi(\mathbf{x}^t)$ 和一个受约束的多目标优化问题的目标函数泛数值 $D_t(\mathbf{x})$, 因此可以根据这两个数值来决定可行解的取舍.

可行解比较可以按以下4个准则来进行:

① 当两个个体均为可行解时, 比较它们的约束满足程度值, 满足程度值大的个体占优;

② 可行解总是优于不可行解;

③ 当两个个体均为不可行解时, 若一个个体劣于, 另外一个个体非劣, 则非劣个体占优;

④ 当两个个体均为不可行解且同时非劣或劣于时, 约束满足程度值大的占优.

4) 混沌算子.

混沌算子搜索的主要思路是通过某种特定格式迭代产生混沌序列, 然后通过载波的方式将混沌变量的值域“放大”到优化变量的取值范围空间. 本文利用常用的一维Logistic映射混沌模型来产生混沌序列, 即

$$x_{t+1} = \mu \times x_t(1.0 - x_t). \quad (9)$$

其中: $x_t \in (0, 1)$; μ 为控制参数, 当 $\mu \in (3.56, 4.0]$ 时, 式(9)处于混沌状态. μ 的取值不同, 混沌序列的搜索范围也不同, 这里取值 $\mu = 4$. 然后通过载波方式式(10):

$$x'_t = x_{\text{pb}}^t + r_t(2x_t - 1), \quad (10)$$

将混沌迭代变量 x_t 转化为 x'_t , 即将混沌变量 x_t 的取值范围变换到一个以粒子当前最优解位置 x_{pb}^t 为中心, 以 r_t 为半径的区域上. 其中 r_t 为混沌搜索半径.

3.2 CRMOPSO算法流程(Steps of CRMOPSO)

Step 1 初始化, 确定种群规模 Pop , 迭代次数 D_{max} , 惯性权重 w , 以及 c_1, c_2 ;

Step 2 根据式(2)描述计算所有粒子的适应度值 $F(\mathbf{x})$, 将种群中的所有满足非劣条件的解放入到非劣解集 KS , 所有可行解放入到可行解集 ES ;

Step 3 根据

$$v_{\text{id}}^{t+1} = w \times v_{\text{id}}^t + c_1 \times r_1 \times (P_{\text{pb}}^t - x_{\text{id}}^t) + c_2 \times r_2 \times (ES(h) - x_{\text{id}}^t), \quad (11)$$

$$x_{\text{id}}^{t+1} = v_{\text{id}}^{t+1} + x_{\text{id}}^t. \quad (12)$$

速度式(11)、位置式(12)更新粒子的速度和位置, 其中 $E(h)$ 中的 h 值选取通过随机选择的方式在可行解集中确定. 根据式(5)(6)限定粒子的搜索范围, 将超出边界的粒子重新限定到搜索范围中;

Step 4 根据式(7)计算可行解所占比例, 若大于等于0.9, 则进入文献[10]中提到的RCS小生境算法程序, 由于篇幅限制, 这里不再赘述;

Step 5 判断是否满足终止条件, 若满足则继续执行下一步, 若不满足则返回到Step 2;

Step 6 以粒子群算法粗搜索出的结果为参照点, 利用式(9)生成混沌序列, 根据式(10)映射到参照点附近后, 计算所有新粒子的适应度值, 找到全局最优值, 并输出结果.

4 供电曲线多目标优化(Multi-objective optimization of power supply curve optimization)

综合考虑各类因素, 从节省成本角度出发, 以降低吨钢电耗、缩短冶炼时间、减小电极消耗、增加炉衬寿命为目标的多目标优化问题, 可以总结为以下数学模型, 方程式如下:

$$b = \frac{KP_a + P_a P_g T_s / M}{\eta(P_a - P_g)}, \quad (13)$$

$$T = \frac{KM + P_g T_s}{P_a - P_g}, \quad (14)$$

$$C = 0.02 \times I^2 \times \frac{KM + P_g T_s}{(P_a - P_g)\eta} +$$

$$A \times R \times \frac{KM + P_g T_s}{(P_a - P_g)G}, \quad (15)$$

$$n = D/L = \frac{D}{\frac{K}{d^2} \int_0^T f(E) P_a dt}. \quad (16)$$

其中: b 为吨钢电耗, T 为冶炼时间, C 为电极消耗, G 为出钢量, n 为炉衬寿命, D 为炉衬厚度, L 为炉衬消耗, d 为电极到炉壁的厚度. $K, M, P_g, T_s, D, d, f(E)$ 由工艺条件决定, 当工艺条件一定时, 可以认为常数. 优化目标(16)中, 优化目标 n 是求最大值, 而目标 b, T, C 则是求最小值, 将求最小值的目标函数转化为求最大值. 则优化目标(13)~(16)可以等价

$$\max b' = \frac{1}{b} = \frac{\eta(1 - \frac{P_g}{P_a})M}{K + P_g T_s}, \quad (17)$$

$$T' = \frac{1}{T} = \frac{P_a - P_g}{KM + P_g T_s}, \quad (18)$$

$$C' = \frac{1}{C} = \frac{(P_a - P_g)\eta G}{(I^2 + AR)(KM + P_g T_s)}, \quad (19)$$

$$n = \frac{Dd^2}{K \int_0^T f(E) P_a dt}. \quad (20)$$

供电模型的约束条件, 除了在文献[14]中提到的约束条件以外, 本文还列出了约束条件:

文献[15]认为运行电抗与功率因数存在负相关关系, 运行电抗可以表示为

$$X_{op} = X_{sc} \times \exp(c \cdot \cos \varphi), \quad (21)$$

X_{sc} 为短路电抗, C 为常数.

另外考虑整个炼钢过程电弧对炉盖及炉衬的烧损, 耐火材料烧损系数约束在300~450之间, 即

$$\frac{P_a U_a}{d^2} \leq R_s \in [300, 450]. \quad (22)$$

将优化目标式(17)~(20)及约束条件(21)(22)整理, 并考虑运行电抗, 得到优化供电模型数学表达式为

$$\begin{aligned} \max f_1(\mathbf{x}) = & \frac{(\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2)}{3x_2 x_1^2 - (x_2 x_5)^2} \times \\ & \frac{(3x_2(\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2) - 5)}{3x_2 x_1^2 - (x_2 x_5)^2}, \\ f_2(\mathbf{x}) = & 3x_2(\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2), \\ f_3(\mathbf{x}) = & \frac{(\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2)^2}{x_2^2(x_1^2 - (x_2 x_5)^2)} \times \\ & \frac{(3x_2(\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2) - 5)}{3x_2 x_1^2 - (x_2 x_5)^2}, \\ f_4(\mathbf{x}) = & \end{aligned}$$

$$\frac{0.75^2}{\int_0^T x_2(\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2) dt},$$

$$\text{s.t. } x_2 x_5 \geq 0.366 x_1,$$

$$x_2[\sqrt{x_1^2 - (x_2 x_5)^2} - 0.0007 x_2]^2 \leq 2.25 x_3,$$

$$x_5 = [0.00184 + \frac{x_4 x_1^2}{35000^2}] \times$$

$$\exp(2.125 \times (1 - \frac{x_2^2 x_5^2}{x_1^2})),$$

$$300 \leq x_3 \leq 450, 0 \leq x_2 \leq I_e^i,$$

$$x_1 \in \{U_1, U_2, \dots, U_{S_t}\}, x_4 \in \{x^1, x^2, \dots, x^{S_r}\}.$$

其中:

$$f_1(\mathbf{x}) = b', f_2(\mathbf{x}) = T', f_3(\mathbf{x}) = C', f_4(\mathbf{x}) = n,$$

x_1 为变压器二次侧电压, x_2 为工作电流, x_3 为烧损系数, x_4 为电抗器档位感抗, x_5 为运行电抗.

以某厂40t25MVASR电弧炉为研究对象. 采用本文提出的CRMOPSO算法求解上述供电优化问题, 并结合炼钢过程中的点弧、穿井、主熔化期和熔化末了4个阶段, 得出相应每个阶段的供电策略及相应的电弧炉工作参数. CRMOPSO算法的参数设置为种群规模 $\text{Pop} = 200$, 惯性权重 $\omega = 0.9 - (0.9 - 0.1) \times i/M_t$, 当前进化代数 t , 最大进化代数 $M_t = 1000$, 加速因子 $c_1 = c_2 = 2$. 将约束条件转化为优化目标, 式(3)中的参数取值为 $\delta < 0.5, \gamma < 0.05$. 由此约束条件转化得到, 不等式约束为

$$g_1(\mathbf{x}) = 0.366 x_1 - x_2 x_5 \leq 0,$$

$$g_2(\mathbf{x}) = x_2[\sqrt{x_1^2 - (0.0375 x_2)^2} - 0.0007 x_2]^2 - 2.25 x_3 \leq 0.$$

等式约束为

$$h_3(\mathbf{x}) =$$

$$x_5 - [0.00184 + \frac{x_4 x_1^2}{35000^2}] \times \exp(2.125 \times \cos \varphi) = 0.$$

则满足约束条件程度函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 为

$$\varphi_{g_1}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } g_1(\mathbf{x}) \leq 0, \\ 1 - g_1(\mathbf{x})/0.3, & \text{如果 } 0 \leq g_1(\mathbf{x}) \leq 0.3, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

$$\varphi_{g_2}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } g_2(\mathbf{x}) \leq 0, \\ 1 - g_2(\mathbf{x})/0.3, & \text{如果 } 0 \leq g_2(\mathbf{x}) \leq 0.3, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

$$\varphi_{h_3}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 - |h_3(\mathbf{x})|/0.02, & \text{如果 } |h_3(\mathbf{x})| \leq 0.02, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

$$\varphi(\mathbf{x}) = \varphi_{g_1}(\mathbf{x}) + \varphi_{g_2}(\mathbf{x}) + \varphi_{h_3}(\mathbf{x}).$$

综上, 新的待优化目标为

$$F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}), f_4(\mathbf{x}), \varphi(\mathbf{x})).$$

由于算法是随机搜索算法, 进行30次计算, 取其中最好结果. 优化结果见图1和表1.

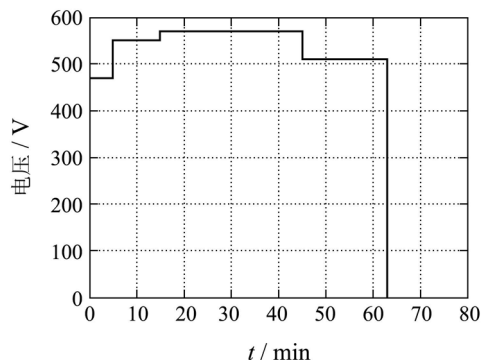


图 1 电弧炉炼钢供电曲线

Fig. 1 Electric arc furnace steelmaking power supply curve

表 1 电弧炉炼钢供电策略

Table 1 Electric arc furnace steelmaking power supply

阶段	变压器 档位	电抗器 档位	工作电流/ kA	烧损系数/ (kW · V · cm ⁻²)
点弧	6	1	32.26	323
穿井	2	1	40.68	436
主熔	1	2	45.44	489
末了	5	2	29.37	410

采用上述供电策略对电弧炉炼钢过程进行控制, 并结合图1和表1可以得出: 点弧阶段由于电弧不稳定且弧光靠近炉盖, 采用低电压、较小电流方式可以保护炉盖; 穿井阶段电弧不稳定, 采用较高电压、较大电流方式; 主熔化期阶段表1中看出此阶段的烧损系数为489, 远远超出了约束中给定的范围, 主要因为主熔阶段电极上升电弧被废钢铁料包围, 对炉盖和炉衬的烧损可以忽略不计, 因此采用高电压、大电流方式以加快炼钢速度, 获得最短的冶炼通电时间; 末了阶段较低电压、小电流的方式保护整个炉衬.

作为比较, 本文还利用NSGA-II和MOPSO算法求解上述多目标优化问题. 这两种算法的初始种群数和最大迭代次数与CRMOPSO相同. 以电弧炉炼钢过程中的主熔阶段为对象, 算法优化的结果在表2中给出. 可见CRMOPSO算法计算求得的电流处于MOPSO算法和NSGA-II算法计算得到的电流之间, 这样一方面可以避免由于电流过大造成的电弧不稳定, 降低电弧功率、增加电耗和烧损系数的问题; 另一方面可以避免电流过小延长冶炼时间等问题. 从这种意义上说, 本文提出的CRMOPSO算法得到的结果要优于其他算法.

在实际应用过程中, 采用本文优化的供电策略对比该炉原始数据, 同一钢种的410-0172到410-0191进行对比试验, 发现平均每炉冶炼时间提高了10.2%, 吨钢电耗减少了6.5%, 炉衬的使用寿命提高了17.4%, 同时还降低了电极消耗延长了其使用寿命. 从而, 综合经济效益得到了大幅度提高.

表 2 主熔阶段对比结果

Table 2 The comparison of main melting period

算法	工作电流/ kA	电弧功率/ MW	功率 因数	烧损系数/ (kW · V · cm ⁻²)
CRMOPSO	45.44	24.7	0.84	489
MOPSO	48.75	25	0.79	523
NSGA-II	45.17	23.56	0.82	519

5 结论(Conclusions)

改进粒子群算法(CRMOPSO)针对约束条件, 采用满足约束条件程度函数并加权求和的策略来处理, 将有约束优化转化为无约束优化; 针对收敛速度, 利用粒子的前进方向对粒子的搜索区域进行限定, 并根据算法找到的可行解所占比例调整搜索区域大小; 并利用小生境技术, 以保证种群多样性; 利用混沌算法在局部区域内搜索全局最优解, 提高了算法的收敛速度、求解精度和搜索效率. CRMOPSO改进算法有效地克服了MOPSO在求解复杂优化问题时易过早收敛和局部搜索能力差的缺点. 结合新的供电模型, 应用改进粒子群算法进行优化, 不但降低了电炉的吨钢消耗, 缩短了冶炼时间, 降低了电极消耗, 而且延长了炉衬使用寿命, 综合经济效益得到了大幅度提高, 显示出本文算法在复杂函数优化中的应用潜力.

参考文献(References):

- [1] 袁平. 电弧炉冶炼过程行进控制方法的研究与应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2006.
(YUAN Ping. *Research and application of advanced control technology in the smelting process of EAF*[D]. Shenyang: Northeastern University, 2006.)
- [2] 刘润藻. 大型超高功率电弧炉炼钢综合节能技术研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2006.
(LIU Runzao. *Research on integrated energy-saving technologies of large-scale UHP-EAF steelmaking*[D]. Shenyang: Northeastern University, 2006.)
- [3] KIM Y H, RANA S, WISE S. Exploring multiple viewshed analysis using terrain features and optimisation techniques[J]. *Computers and Geosciences*, 2004, 30(9): 1019 – 1032.
- [4] SRINIVAS N, DEB K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(3): 221 – 248.
- [5] 刘波, 王凌, 金以慧, 等. 微粒群优化算法研究进展[J]. *化工自动化及仪表*, 2005, 32(3): 1 – 6.

- (LIU Bo, WANG Ling, JIN Yihui, et al. Advances in particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2005, 32(3): 1 – 6.)
- [6] COELLO C C A, PULIDO G T, LECHUGA M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 256 – 279.
- [7] SURRY P D, RADCLIFFE N J. The COMOGA method: constrained optimization by multiobjective genetic algorithm[J]. *Control and Cybernetics*, 1997, 26(3): 391 – 412.
- [8] 李兵, 蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用[J]. *控制理论与应用*, 1997, 14(4): 613 – 615.
(LI Bing, JIANG Weisun. Chaose optimization method and its application[J]. *Control Theory & Applications*, 1997, 14(4): 613 – 615.)
- [9] 王凌, 郑大钟, 李清生. 混沌优化方法的研究进展[J]. *计算技术与自动化*, 2001, 20(1): 1 – 5.
(WANG Ling, ZHENG Dazhong, LI Qingsheng. Survey on chaotic optimization methods[J]. *Computing Technology and Automation*, 2001, 20(1): 1 – 5.)
- [10] 贾东立, 张家树. 基于混沌变异的小生境粒子群算法[J]. *控制与决策*, 2007, 22(1): 117 – 120.
(JIA Dongli, ZHANG Jiashu. Niche particle swarm optimization combined with chaotic mutation[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(1): 117 – 120.)
- [11] XIA Y S, FENG G, WANG J. A novel recurrent neural network for solving nonlinear optimization problems with inequality constraints[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(8): 1340 – 1353.
- [12] GOH C K, TAN K C. An investigation on noisy environments in evolutionary multiobjective optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 3(11): 354 – 381.
- [13] AMIRJANOV A. The development of a changing range genetic algorithm[J]. *Computer Methods in Mechanics and Engineering*, 2006, 195(19/22): 2495 – 2508.
- [14] 袁平, 王福利, 毛志忠. SR电弧炉熔化期供电优化模型[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2005, 26(10): 930 – 933.
(YUAN Ping, WANG Fuli, MAO Zhizhong. Optimized power supply model in melting period of SR-EAF[J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2005, 26(10): 930 – 933.)
- [15] 武骏, 李士琦. 炼钢交流电弧炉工作电抗模型[J]. *北京科技大学学报*, 1999, 21(5): 440 – 443.
(WU Jun, LI Shiqi. Operation reactance of AC-EAF[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 1999, 21(5): 440 – 443.)

作者简介:

冯琳 (1979—), 女, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为复杂工业工程建模与优化, E-mail: fenglin@ise.neu.edu.cn;

毛志忠 (1961—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂工业系统建模、控制与优化, E-mail: maozhizhong@ise.neu.edu.cn;

袁平 (1971—), 男, 副教授, 主要研究方向为复杂工业系统建模、控制与优化, E-mail: yuanping1@ise.neu.edu.cn.