

# 基于多目标粒子群的加热段炉温优化设定

石怀涛<sup>1</sup>, 郭磊<sup>1</sup>, 王雨桐<sup>1</sup>, 李飞<sup>2</sup>, 石群<sup>1</sup>

(1. 沈阳建筑大学机械工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 2. 东北大学信息工程与科学学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要** 目的 在考虑退火工艺指标和能耗指标的同时,对冷轧不锈钢连续退火炉加热段的炉温稳态进行优化研究,合理地设定连续退火炉加热段稳态炉温. 方法 通过考虑退火工艺指标和能耗指标的同时,使用基于R2指标和分解策略的多目标粒子群优化算法(R2-MOPSO)建立炉温稳态设定的多目标优化模型,从所提出的算法获得的 Pareto 最优解集和 Pareto 最优前沿中通过加权的方法选取适合生产的最优解. 结果 将基于R2指标和分解策略的多目标粒子群优化算法(R2-MOPSO)与基于分解的多目标粒子群优化算法(dMOPSO)针对加热段炉温稳态优化设定的仿真结果进行对比,R2-MOPSO 算法优化得出的带钢温度升温曲线较为理想,消耗燃料较少. 结论 在满足生产质量要求和降低成本的同时,R2-MOPSO 算法可以合理地设定连续退火炉加热段稳态炉温,更好地引导工业生产.

**关键词** 连续退火炉;稳态优化;多目标粒子群优化算法;R2 指标;分解策略

中图分类号 TG155.1

文献标志码 A

## Optimization of Temperature Setting in Heating Section by Multi-objective Particle Swarm

SHI Huaitao<sup>1</sup>, GUO Lei<sup>1</sup>, WANG Yutong<sup>1</sup>, LI Fei<sup>2</sup>, SHI Qun<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, China, 110819)

**Abstract:** The steady-state optimization setting of the furnace temperature in cold rolling stainless steel is studied in order to set the steady-state furnace temperature of continuous annealing furnace temperature heating section. is presented in this paper Annealing process indicators and energy consumption indicators are simultaneously focused on, and a multi-objective optimization model for setting the furnace temperature steady state is established by multi-objective particle swarm optimization algorithm based on R2 index and decomposition strategy(R2-MOPSO). And the optimal solution for production is selected from the Pareto optimal solution set and the Pareto optimal frontier. The multi-objective particle swarm optimization algorithm based on R2 index and decomposi-

收稿日期:2017-12-26

基金项目:国家自然科学基金项目(51705341);国家重点研发计划项目(2017YFC0703903);中国博士后基金项目(2016M601335);辽宁省自然科学基金项目(2016010623);沈阳市科技计划项目(17-231-1-28)

作者简介:石怀涛(1982—),男,副教授,博士,主要从事轧钢过程控制、工业系统故障诊断等方面研究.

tion strategy(R2-MOPSO) and the multi-objective particle swarm optimization algorithm based on decomposition(dMOPSO) are applied to the simulation of steady state optimization of furnace temperature in heating section respectively, and simulation results have shown the temperature rise curve of strip optimized by R2-MOPSO algorithm is better, And the fuel is consumed less. Under the premise of meeting the requirements of production quality and reducing costs, the steady-state furnace temperature of the heating section of the continuous annealing furnace can be set reasonably by using the R2-MOPSO algorithm, and the industrial production can be better guided.

**Key words:** continuous annealing furnace; steady-state optimization; multi-objective particle swarm optimization algorithm; R2 indicator; decomposition method

冷轧不锈钢<sup>[1-3]</sup>是钢铁行业的主要产品之一,其生产线上的连续退火炉作为高能耗设备,对生产成本及生产效率起着主导作用。在对连续退火炉优化调度的基础上,合理地设定连续退火炉加热段的稳态炉温<sup>[4-5]</sup>,可有效提升工业生产的质量和成材率,进而降低生产成本,提升企业生产效率。

针对炉温优化的设定,柴天佑等<sup>[6]</sup>针对步进式加热炉的炉温设定,综合考虑燃料消耗最少、钢坯断面温差最小、目标出炉带钢温度最准等指标,提出求解单目标优化的方法。张凯举等<sup>[7]</sup>进一步结合热轧生产工艺,考虑了生产期间钢坯氧化烧损程度对后期轧制过程稳定性能的要求。LIAO Y X<sup>[8]</sup>阐述了将混沌机制、免疫和克隆算子引入粒子群优化算法中,结合钢坯导热微分方程及边界条件,求解蓄热式加热炉的最优稳态炉温的方法。从其本质上来看,连续退火炉加热段炉温稳态优化设定是一个多目标优化的控制过程<sup>[9]</sup>。因此,笔者结合某冷轧不锈钢厂以最小化工艺指标和最小化能耗指标为主要目标,将采用R2指标和分解策略的多目标粒子群优化算法应用在冷轧连续退火炉加热段的炉温优化设定上。

# 1 连续退火炉加热段炉温控制系统

退火炉加热段设备作为连续退火<sup>[10]</sup>的关键设备之一<sup>[11]</sup>,要求根据带钢的钢种类

型、生产线速度和工艺指标,控制炉温,燃料流量及空燃比,炉膛压力,残氧含量,使钢带按规定的退火温度在加热段加热以达到生产要求。炉温控制系统主要根据现代控制理论的知识和方法<sup>[12]</sup>,如最优控制<sup>[13]</sup>、模糊控制、自适应控制<sup>[14]</sup>、自校正控制和自整定PID参数控制等。

## 1.1 连续退火炉加热段炉温控制系统结构

带钢经过连续退火处理后其性能和特性会显著提高,但是仅通过用数学公式对连续退火炉的炉温进行精确建模来研究退火炉的炉温控制有很大的难度<sup>[15]</sup>。通常,退火炉炉内的燃气总发热量和总散热量及其负荷情况都有可能引起炉内温度的变化。连续退火炉加热段<sup>[16]</sup>是决定退火工艺指标和能耗指标的主要部分。某钢厂连续退火炉加热段的炉温优化设定过程以及控制系统结构如图1所示,该系统<sup>[17]</sup>为并联的串联级控制结构,外环是温度控制回路,内环是并联的燃气流量和空气流量控制回路。其中, $LS$ 、 $TH$ 、 $\theta_{sin}$ 、 $\varepsilon$ 、 $\gamma$ 分别代表带钢生产线速度、带钢厚度、连续退火炉入口温度、带钢辐射率和空燃比 $\theta_{fr}$ 、 $\Delta\theta_{fr}$ 、 $\theta_{fr}^*$ 分别表示各段最优炉温设定值、炉温调节偏差、炉温控制系统的参考输入; $\theta_s$ 、 $\theta_s^*$ 、 $\theta_f$ 分别表示实际出炉带钢温度、目标出炉带钢温度、退火炉炉温; $G_o$ 、 $G_f$ 、 $A_o$ 、 $A_f$ 分别表示燃料流量设定值、燃料流量反馈值、空气流量设定值、空气流量反馈值; $\mu(r)$ 表示对炉温分布起控制作用的向量函数。

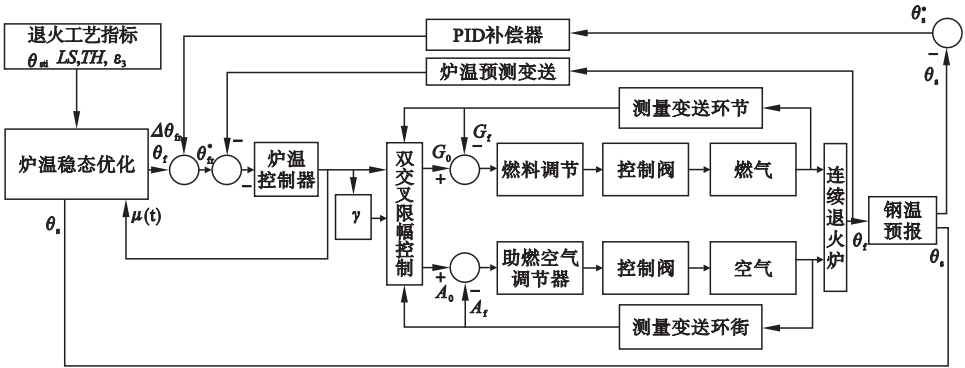


图1 连续退火炉加热段炉温控制系统结构

Fig. 1 Configuration of continuous annealing heating section furnace temperature control system

炉温稳态优化设定模块中,  $\theta_{fr}$  与炉温模型、带钢温度模型、退火工艺指标及和能耗指标等相关控制量息息相关. 此外, 在生产过程中的不可测干扰, 如炉压、炉膛氛围变化、炉体绝缘条件的变化, 会导致带钢温度产生较大的变化. 为了使稳态优化炉温具有更好的鲁棒性, 设计一个 PID 补偿器<sup>[18]</sup>, 通过比较第  $i$  段加热炉各位置的实际出炉带钢温度和目标出炉带钢温度, 可得其偏差量  $e_{ij}$ . 由此, 加热炉第  $i$  段的偏差为

$$E_i = \sum_{j=1}^t (w_j \int_{s_{ib}}^{s_{ia}} e_{ij}(x) dx) / s_i. \tag{1}$$

式中:  $t$  为钢坯数量;  $w_j$  为权系数;  $e_{ij}$  为第  $i$  段加热炉中第  $j$  块钢坯沿炉长的偏差;  $s_{ia}, s_{ib}$  分别表示第  $i$  段加热炉起点与终点的位置. 利用 PID 补偿器, 可将式(1)计算出的加热炉各段偏差转换成炉温调节偏差  $\Delta\theta_{fr}$ , 进而获得较好的  $\theta_{fr}^*$ .

1.2 退火工艺指标和能耗指标

退火炉的加热段炉温控制系统的稳定关系着整个退火炉控制系统是否可靠.

考虑退火工艺指标和能耗指标时, 炉温稳定优化问题就转变成多目标优化问题. 这是因为决策者希望退火工艺指标和能耗指标越低越好. 然而, 当获得最佳退火工艺指标时, 能耗指标往往降为较差的状态. 据此, 笔者提出了构建炉温稳态多目标优化设定模型. 综合考虑退火工艺指标和能耗指标而求得的最优炉温设定值.

1.2.1 退火工艺指标

退火工艺指标对退火质量的评判占据了关键的地位. 该指标是由辐射传热原理和 Avrami 曲线相结合而建立的. 通过设定连续退火炉加热段各段的炉温对带钢加热, 将带钢加热到理想的设定温度, 但实际带钢温度和期望带钢温度往往存在一定偏差, 因此最小化温度偏差, 是确保退火质量的主要目标之一.

$$J_{\min} = \frac{1}{2} (\theta_s - \theta_s^*)^2. \tag{2}$$

带钢温度与炉温关系, 根据辐射传热原理计算获得:

$$dT_s/dt = \sigma_{sb} \cdot 2^\varepsilon (\theta_f^4 - \theta_s^4) / (60 \cdot c_s \cdot d_s \cdot TH \times 10^{-3}). \tag{3}$$

式中:  $\sigma_{sb}$  Stefan - Boltzman 常数;  $c_s$  为带钢比热容;  $d_s$  为带钢密度.

由于该模型的计算量很大, 不便于工业生产应用, 带钢温度随着时间的增加,  $\theta_s$  逐渐靠近  $\theta_f$ , 带钢升温曲线呈现 Avrami 曲线的形式. 因此为了降低计算量, 简化带钢温度和退火炉炉温之间的数学模型:

$$\theta_s \approx (\theta_f - \theta_{sin}) \{ 1 - \exp[ - 1 / (c_1 \cdot TV) ] \} + \theta_{sin}. \tag{4}$$

式中:  $c_1$  为实验参数, 取 0.38;  $TV$  为  $LS$  和  $TH$  的乘积.

由连续退火炉加热段退火工艺流程可知, 炉温可以描述为沿炉长  $s$  方向分布的二

次函数:

$$u(s) = a + bs + cs^2. \tag{5}$$

式中: $s$  表示炉长, $a$ 、 $b$ 、 $c$  为多目标优化问题的决策变量,为待定系数且均大于零<sup>[6]</sup>.

将式(5)代入式(4)中,可以得到一个新的关于  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  的函数,再将这个新的函数代入式(2)中即可获得多目标优化问题中的退火工艺指标:

$$J_{\min} = \frac{1}{2} \{ (a + bs + cs^2 - \theta_{\sin}) [1 - \exp(\frac{-1}{c_1 \cdot TV}) + \theta_{\sin}] - T_s^* \}^2. \tag{6}$$

1.2.2 能耗指标

能耗指标是由  $\theta_f$  曲线围成的面积构成. 节能降耗是连续退火炉加热段实施优化控制的主要目的,求解连续退火炉加热段的优化控制目标<sup>[19]</sup>主要有两种方法,笔者采用将能耗指标描述为炉温二次方函数的积分最小化形式:

$$F_{\min} = \frac{1}{2} \int_0^t \theta_f^2 dt. \tag{7}$$

式中: $t$  为带钢在退火炉中的时间.

1.2.3 约束条件

为了确保连续退火炉安全稳定运行,加热段最低加热炉温不得低于 800 ℃,最高炉温操作值不得高于 1 270 ℃.  $\theta_f$  在不同的加热区段,炉温不同,其约束条件为

$$\begin{cases} \theta_{\min}(s_i) \leq \theta_f(s_i) \leq \theta_{\max}(s_i), \\ \theta_{\min} \leq \theta_{fr} \leq \theta_{\max}. \end{cases} \tag{8}$$

约束依次表示炉温在某重要点  $s_i$  处的波动范围和对第  $i$  段炉温设定值的限定,从而通过该约束条件确定  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  的取值范围. 在应用多目标优化算法前可以利用公式(8)解决约束不等式的问题,具体解决过程如下:首先,火炉包含 7 个部分,前 5 部分的火炉长度各为 9.2 m,第 6 部分的长度为 7.5 m,第 7 部分的长度为 7.1 m,并且炉温的测量是在第 1、2、5、7 部分进行的. 炉温最小矩阵为

$$\theta_{\min} = \begin{bmatrix} 720 \\ 820 \\ 870 \\ 920 \end{bmatrix}. \tag{9}$$

炉温最大矩阵为

$$\theta_{\max} = \begin{bmatrix} 1\ 000 \\ 1\ 100 \\ 1\ 150 \\ 1\ 200 \end{bmatrix}. \tag{10}$$

然后,依据式(8)将约束的多目标优化问题转变成非约束问题来分析. 因此,求得的多目标优化问题的决策变量范围  $x_1 \in [669.498\ 9, 969.489\ 8]$ ,  $x_2 \in [3.073\ 4, 10.073\ 4]$ ,  $x_3 \in [-0.1, 0]$ .

1.2.4 炉温稳态多目标优化设定问题

炉温稳态多目标优化设定问题是包含两个目标函数 3 个决策变量的无约束多目标优化过程,两个目标分别为退火工艺指标和能耗指标,3 个决策变量来确定不同段的炉温的设定值. 因此,提取某不锈钢厂炉温稳态多目标优化设定问题模型为

$$\begin{aligned} \min & \left( \frac{1}{2} (\theta_s - T_s^*)^2, \frac{1}{2} \int_0^T \theta_f^2 dt \right). \\ \text{s. t.} & \begin{cases} x_1 \in [669.498\ 9, 969.489\ 8]; \\ x_2 \in [3.073\ 4, 10.073\ 4]; \\ x_3 \in [-0.1, 0]. \end{cases} \end{aligned} \tag{11}$$

2 多目标粒子群优化算法

多目标粒子群优化(MOPSO)算法起源于对简单社会系统的模拟,具有很好的生物社会背景而易理解、参数少而易实现、多峰问题均具有良好的全局搜索能力,它和人工生命理论以及鸟类或鱼类的群集现象有着密切联系<sup>[20-21]</sup>.

介绍标准粒子群优化算法. 假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有  $m$  个粒子(Particle)组成一个群落(Swarm). 每个粒子在更新自己的过程中需要参考两个指标,其中一

个是粒子本身寻找到的最优解,另一个是整个种群目前找到的最优解。

在粒子群中,第  $i$  个粒子为一个  $D$  维向量  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ , 第  $i$  个粒子的“飞行”速度也是一个  $D$  维向量,表示为  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ . 第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置记为  $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ , 称为个体最优位置;整个粒子群迄今为止搜索得到的最优位置记为  $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ , 称为全体最优位置. 通过这两个最优位置,在第  $K+1$  次迭代计算中,该粒子的速度和位置为

$$\mathbf{v}_{id}^{(k+1)} = w\mathbf{v}_{id}^{(k)} + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{id}^{(k)} - \mathbf{x}_{id}^{(k)}) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_{gd}^{(k)} - \mathbf{x}_{id}^{(k)}), \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{(k+1)} = \mathbf{x}_{id}^{(k)} + \mathbf{v}_{id}^{(k+1)}. \quad (13)$$

式中:  $d$  为  $D$  维搜索空间中的第  $d$  个变量 ( $d=1, 2, \dots, D$ );  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,也称为加速常数,通常情况下  $c_1 = c_2$ ;  $r_1$  和  $r_2$  是在  $[0, 1]$  范围内的随机数;  $w$  称为惯性权重,其大小决定了对粒子当前速度继承的多少,合理选择惯性权重可以使粒子具有均衡的探索和开发能力. 另外常数  $v_{\max}$  限制了粒子在每一维的速度最大值. 在速度更新计算中如果粒子某一维的速度超出最大速度,则粒子在该维的速度被限制为  $v_{\max}$ .

笔者通过分析多目标粒子群优化算法的收敛性和多样性难以权衡的问题,提出了基于 R2 指标和分解策略的多目标粒子群优化算法 (R2 indicator and decomposition based multi-objective particle swarm optimization, R2-MOPSO) 解决连续退火炉加热段炉温稳态优化设定问题。

## 2.1 采用 PSO 算法更新粒子的速度和位置

采用的速度、位置更新式为

$$\mathbf{v}_{i,d}^{t+1} = w\mathbf{v}_{i,d}^t + c_1 \times r_1 \times (\mathbf{p}_{i,d}^t - \mathbf{x}_{i,d}^t) + c_2 \times r_2 \times (\mathbf{g}_d^t - \mathbf{x}_{i,d}^t), \quad (14)$$

$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \mathbf{x}_{i,d}^t + \mathbf{v}_{i,d}^{t+1}. \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{v}_{i,d}^t$  代表粒子  $i$  在第  $t$  次迭代过程中第  $d$

维的速度;  $\mathbf{x}_{i,d}^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  次迭代过程中第  $d$  维的位置;  $\mathbf{p}_{i,d}^t$  代表粒子  $i$  在第  $t$  次迭代过程中个体最优在第  $d$  维的分量;  $\mathbf{g}_d^t$  表示第  $t$  次迭代过程中全局最优在第  $d$  维的分量;  $w$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  分别为加速因子;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  之间随机数。

## 2.2 R2 指标用于修剪候选解

R2 指标<sup>[22]</sup> 不同于 Pareto 支配的概念,从经济学上来看, Pareto 支配的思想是基于序数排序的效用函数,而 R2 指标是基于基数的效用函数,前者主要考虑收敛性而后者通过引入一组均匀分布的权值向量,可以综合权衡算法的收敛性和多样性,通过每个候选解对权值向量的贡献不同进而区分每个候选解,直到选择决策者所偏好的候选解. 通过公式 (16) 和 (17) 来求解 R2 指标和每个候选解的 R2 贡献值。

$$R2(A, \mathbf{A}, \mathbf{z}^*) = \frac{1}{|\mathbf{A}|} \sum_{\mathbf{a} \in A} \min_{\mathbf{a} \in A} (\max_{j \in (1, \dots, m)} \lambda_j \cdot |z_j^* - a_j|). \quad (16)$$

R2 贡献值为

$$C_{R2}(\vec{\mathbf{a}}, A, \mathbf{A}, \mathbf{z}^*) = R2(A, \mathbf{A}, \mathbf{z}^*) - R2(A \setminus \{\vec{\mathbf{a}}\}, \mathbf{A}, \mathbf{z}^*). \quad (17)$$

式中:  $A$  为候选解集合;  $\mathbf{A}$  为权值向量;  $\mathbf{z}^*$  为参考点;  $\vec{\mathbf{a}}$  为一个候选解;  $\mathbf{a}$  为权值向量。

R2 指标的具体执行过程:

$$REP \leftarrow R2(REP, P, \mathbf{A}, \mathbf{z}^*)$$

$$(1) RR \leftarrow REP \cup P$$

$$(2) \forall \mathbf{a} \in RR: C_{\mathbf{a}} = 0$$

$$(3) \text{For } \mathbf{a} \in A \text{ do}$$

$$(4) C_{\mathbf{a}}^{R2} = \min_{\mathbf{a} \in RR} \left[ \max_{j \in (1, \dots, m)} \left( \frac{1}{\lambda} |a_j - z_j^*| \right) \right]$$

$$(5) C_{\mathbf{a}} = C_{\mathbf{a}} + C_{\mathbf{a}}^{R2}$$

$$(6) \text{End For}$$

$$(7) \text{按照 R2 贡献值进行排序, 选择前 } N$$

$$(8) REP \leftarrow RR(N)$$

个

2.3 基于 R2 指标和分解策略的向导选择机制

在完成的候选解的选择之后,需要从整体和个体的角度来考虑学习的问题. 首先采用最优 R2 贡献值的候选解作为全局最优向导用以引导整个种群搜索;然后通过采用 (Penalty – based boundary intersection decomposition method, PBI) 方法用以更新候选解, 选择 PBI 值较小的候选解作为更新之后的个体最优向导, 如果个体最优向导多次不发生变化, 对整个种群采用高斯学习的思想来进行修正.

粒子本身经过的最优位置的更新过程:  
(1) 选择相应的分解策略, 采用 PBI 分解方法;

(2) If  $PBI(x_i^{t+1} | \lambda^i, z^*) \leq PBI(x_{pb,i} | \lambda^i, z^*)$

(3)  $x_{pb,i} = x_i^{t+1}$

(4)  $a_i^{t+1} = 0$

(5) Else

(6)  $a_i^{t+1} = a_i^t + 1$

(7) End If

其中, PBI 为标量化方法,  $a_i^t$  代表第  $i$  个个体第  $t$  次迭代的年龄.

2.4 高斯学习策略

高斯学习策略如为

$$x_i^{t+1}(j) = N(\frac{x_{gb}(j) - x_{pb,i}(j)}{2}, |x_{gb}(j) - x_{pb,j}(j)|). \tag{18}$$

式中:  $x_{gb}(j)$  为第  $j$  维全局最优位置;  $x_{pb,j}(j)$  为第  $i$  个个体第  $j$  维个体最优位置,  $N(0, 1)$  为正态分布的随机数.

高斯学习策略在 pBest 多次未发生变化时执行, 根据式 (18), 此时推测 PSO 极有可能陷入局部最优. 因此, pBest 和 gBest 协同学习机制, 可以有效地确保整个种群的收敛性, 使得算法快速跳出局部 PF, 逼近真实的 PF.

R2 – MOPSO 算法的具体更新过程:

- (1)  $P \leftarrow$  初始化种群  $P$
- (2)  $2\Lambda \leftarrow$  均匀生成  $N$  个权值向量  $\Lambda$
- (3) 开始循环
- (4) For  $i = 1$  to  $N$
- (5) 从  $REP$  中随机选择 gBest
- (6) If  $a_i^t < T_a$  then
- (7) 根据公式 (12) 更新粒子的速度  $v_i^{t+1}$
- (8) 根据公式 (13) 更新粒子的位置  $x_i^{t+1}$
- (9) Else
- (10) 根据式 (15) 重置粒子速度和位置
- (11) End If
- (12) 评价粒子并更新参考点  $z^*$
- (13) 更新 PBest
- (14) End For
- (15)  $REP \leftarrow R2(REP, P, \Lambda, z^*)$
- (16) 直到  $t < MaxIt$  结束循环
- (17) 返回最终解  $REP$

3 仿真分析

笔者立足于炉温稳态多目标优化设定, 采用 R2 – MOPSO 和 dMOPSO 算法进行求解获得 Pareto 最优前沿和最优解集. 采用某不锈钢厂生产 SUS304 系列的不锈钢工艺指标,  $TH$  为 0.960 0 mm,  $LS$  为 59 m/min, 带钢目标出炉温度  $T_s^*$  为 1 070 ℃. 并综合退火工艺指标和能耗指标, 分别采用 R2 – MOPSO 和 dMOPSO 算法求解该问题. 实验参数设定为  $c_1 = c_2 = 2.0$ ,  $\omega = 0.9 \rightarrow 0.4$ ,  $T_a = 2$ ,  $N$  代表种群数目和权值向量大小, 对于双目标优化问题将其设定为 100, 最大迭代次数  $MaxIt$  设定为 250. 通过仿真得到的 Pareto 最优前沿如图 2, 相应的 Pareto 最优解集如图 3 所示.

结合搜索得到的 Pareto 最优前沿和 Pareto 最优解集, 综合权衡退火工艺指标和能耗指标, 首先从 R2 – MOPSO 算法所获得 100 组 Pareto 最优解集中通过加权和方法选取适合工业生产的最优解  $x = (809.123\ 4, 9.798\ 5, -0.044\ 7)$ , 然后从 dMOPSO 算法所获得的 90 组最优解以相同方法获取最优

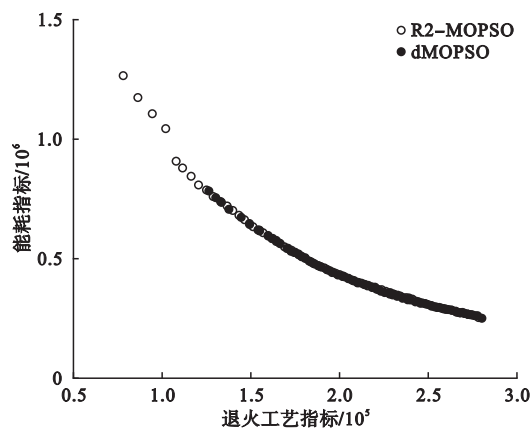


图2 炉温稳态优化设定 Pareto 最优前沿

Fig. 2 Pareto optimal front of the furnace temperature steady-state optimization

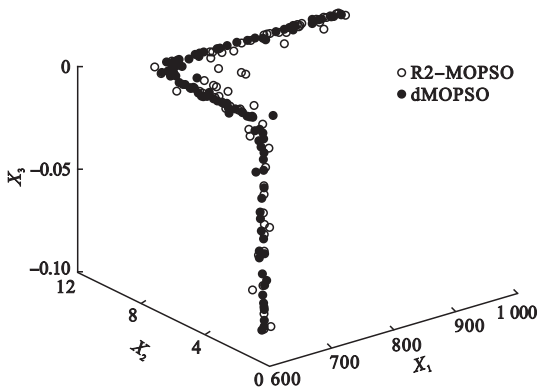


图3 Pareto 最优解集

Fig. 3 Pareto optimal set

解  $x = (820.132\ 4, 10.002\ 1, -0.045\ 0)$ . 然后获得最优炉温升温曲线的二次函数表达式分别为  $T_f = 809.123\ 4 + 9.798\ 5\ s - 0.044\ 7\ s^2$  和  $T_f = 920.132\ 4 + 10.002\ 1\ s - 0.045\ 0\ s^2$ . 相应的炉温和带钢温度曲线如图4所示. 实际生产过程中带钢温度也能满足工业生产的需要,但是实际带钢温度沿着炉长方向所围成的面积要比优化之后带钢温度的面积大,消耗燃料也较多. 在满足出炉带钢温度为  $1\ 070\ ^\circ\text{C}$  的情况下,优化之后的带钢温度升温曲线也较理想. 相比 R2 - MOPSO 和 dMOPSO 两种算法,前者带钢温度沿炉长方向所围成的面积更小.

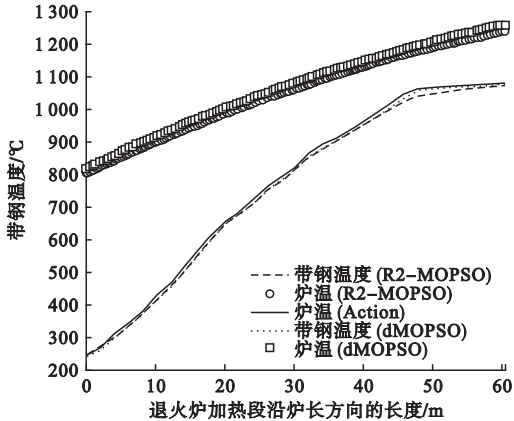


图4 连续退火炉加热段炉温 - 带钢温度曲线

Fig. 4 Furnace-strip temperature in heating furnace for continuous annealing furnace

4 结 论

- (1)在综合权衡算法收敛性和多样性的方面,基于 R2 指标可以更好地选择出决策者所偏好的候选解.
- (2)在仿真结果中,R2 - MOPSO 算法比 dMOPSO 算法优化出的带钢生温曲线沿路长方向的长度上围成的面积更小,优化效果明显.
- (3)采用 R2 - MOPSO 算法对连续退火炉加热段炉温优化设定可以满足生产带钢的温度要求. 在综合考虑能耗指标和工艺指标的 同时有效改善了传统方法产生的能源浪费.

参考文献

[ 1 ] 王国栋. 近年我国轧制技术的发展、现状和前景[J]. 轧钢,2017,34(1):1-8.  
(WANG Guodong. Development, current situation and prospect of Chinese steel rolling technology in recent years[J]. Steel rolling,2017, 34(1):1-8.)

[ 2 ] 白建光. 不锈钢带冷轧工艺的发展[J]. 轧钢, 2016,33(3):56-58.  
(BAI Jianguang. Development of stainless steel strip cold rolling process [J]. Steel rolling, 2016,33(3):56-58.)

[ 3 ] 孙志斌,王林建. 新技术在冷轧带钢连续退火炉上的应用[J]. 工业炉,2017,39(1):14-17.  
(SUN Zhibin, WANG Linjian. Application of new technology in continuous annealing furnace of cold rolled strip[J]. Industrial furnace,

- 2017,39(1):14-17.)
- [4] 李飞. 不锈钢连续退火炉加热段温度控制方法研究[D]. 沈阳:东北大学,2012.  
(LI Fei. Research on temperature control method of continuous annealing furnace heating section for stainless steel[D]. Shenyang: Northeastern University,2012.)
  - [5] 张廷玉. 加热炉钢温建模与炉温优化设定研究[D]. 沈阳:东北大学,2014.  
(ZHANG Tingyu. Research of reheating furnace slab temperature model and furnace temperature optimal setting[D]. Shenyang: Northeastern University,2014.)
  - [6] 柴天佑,王中杰,张莉. 加热炉的炉温优化设定模型[J]. 自动化学报,2000,26(4):537-541.  
(CHAI Tianyou, WANG Zhongjie, ZHANG Li. Optimal setting model of reheat furnace temperature[J]. Acta automatica sinica,2000,26(4):537-541.)
  - [7] 张凯举. 钢铁冶金加热过程建模与综合优化控制方法的研究[D]. 大连:大连理工大学,2004.  
(ZHANG Kaiju. Iron & steel metallurgical reheating process modelling and integrated optimal control[D]. Dalian:Dalian University of technology,2004.)
  - [8] LIAO Y X, SHE J H, WU M. Integrated hybrid-PSO and fuzzy-NN decoupling control for temperature of reheating furnace[J]. IEEE transactions on industrial electronics,2009,56(7):2704-2714.
  - [9] 王艳,曾建潮. 多目标微粒群优化算法综述[J]. 智能系统学报,2010,5(5):377-384.  
(WANG Yan,ZENG Jianchao. A survey of a multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. CAAI transactions on intelligent systems,2010,5(5):377-384.)
  - [10] 白振华,王云祥,王瑞,等. 连续退火机组炉内炉辊辊型综合优化技术[J]. 中国机械工程,2017,28(14):1759-1763.  
(BAI Zhenhua, WANG Yunxiang, WANG Rui, et al. Comprehensive optimization technology of roller profiles in continuous annealing furnaces[J]. China mechanical engineering,2017,28(14):1759-1763.)
  - [11] 白振华,王瑞,张岩岩,等. 连退过程中带钢板形在线控制技术[J]. 钢铁,2016,51(2):62-66.  
(BAI Zhenhua, WANG Rui, ZHANG Yanyan, et al. Shape online control technique of steel strip in continuous annealing process[J]. Iron & steel,2016,51(2):62-66.)
  - [12] 黄斌,谢国进,梁武三,等. 基于混合型模糊PID的加热炉温度控制系统应用[J]. 电气传动,2018,48(2):43-46.  
(HUANG Bin, XIE Guojin, LIANG Wusan, et al. Application of reheating furnace temperature control system by hybrid fuzzy PID[J]. Electric drive,2018,48(2):43-46)
  - [13] 刘相华,赵启林,黄贞益. 人工智能在轧制领域中的应用进展[J]. 轧钢,2017(4):1-5.  
(LIU Xianghua, ZHAO Qilin, HUANG Zhenyi. Prospect of artificial intelligent application in rolling[J]. Steel rolling,2017(4):1-5.)
  - [14] KUANG S, LI Z, YU A. Review on modeling and simulation of blast furnace[J]. Steel research international,2018,89(1):1700071.
  - [15] 李界家,李晓峰,片锦香. 基于改进 PSO 和模糊 RBF 神经网络的退火炉温控制[J]. 南京理工大学学报,2014,38(3):337-341.  
(LI Jiejia, LI Xiaofeng, PIAN Jinxiang. Temperature control of annealing furnaces based on improved PSO and fuzzy RBF neural network[J]. Journal of Nanjing University of science and technology,2014,38(3):337-341.)
  - [16] 包仁人,张杰,李洪波,等. 非对称板形对连续退火炉内带钢跑偏的影响[J]. 钢铁,2015,50(5):34-37.  
(BAO Renren, ZHANG Jie, LI Hongbo, et al. Influence of asymmetric flatness errors on strip wandering in continuous annealing lines[J]. Iron & steel,2015,50(5):34-37.)
  - [17] 徐小青,郝晓东,周石光,等. 热镀锌退火过程中的温度控制策略[J]. 钢铁研究学报,2016,28(1):44-49.  
(XU Xiaoqing, HAO Xiaodong, ZHOU Shiguang, et al. Temperature control strategy for hot dip galvanizing process[J]. Journal of iron and steel research,2016,28(1):44-49.)
  - [18] 骆东松,黄海茗. 基于 CJ2M-CPU31 的真空退火炉控制系统设计[J]. 金属热处理,2017,42(7):189-193.  
(LUO Dongsong, HUANG Haiming. Control system design of vacuum annealing furnace based on CJ2M-CPU31[J]. Heat treatment of metals,2017,42(7):189-193.)
  - [19] 安月明,温治. 连续加热炉优化控制目标函数的研究进展[J]. 冶金能源,2007,26(2):55-57.  
(AN Yueming, WEN Zhi. Evolvement of the study on the optimal control objective function of reheating furnace[J]. Energy for metallurgical industry,2007,26(2):55-57.)
  - [20] JAIN N K, NANGIA U, JAIN J. A review of particle swarm optimization[J]. Journal of the institution of engineers,2018(3):1-5.
  - [21] ESMIN A A A, COELHO R A, MATWIN S. A review on particle swarm optimization algorithm and its variants to clustering high-dimensional data[J]. Artificial intelligence review,2015,44(1):23-45.
  - [22] BROCKHOFF D, WAGNER T, TRAUTMANN H. Indicator-based multiobjective search[J]. Evolutionary computation,2015,23(3):369-395.