

控制与决策

Control and Decision

改进非支配排序精英遗传算法的篦冷机参数优化

赵志彪, 刘浩然, 刘彬, 闻言

引用本文:

赵志彪, 刘浩然, 刘彬, 等. 改进非支配排序精英遗传算法的篦冷机参数优化[J]. *控制与决策*, 2020, 35(5): 1217–1225.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0749>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于灰支持向量回归机预测适应值的交互式集合进化计算

Set-based interactive evolutionary computation with forecasting fitness by grey support vector regression
控制与决策. 2020, 35(2): 309–318 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0729>

基于灰支持向量回归机预测适应值的交互式集合进化计算

Set-based interactive evolutionary computation with forecasting fitness by grey support vector regression
控制与决策. 2020, 35(2): 309–318 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0729>

一种基于参考点约束支配的NSGA-III算法

A reference point constrained dominance-based NSGA-III algorithm
控制与决策. 2019, 34(2): 369–376 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1067>

区间参数高维多目标集合进化优化方法

Optimizing many-objective problems with interval parameters using set-based evolutionary algorithms
控制与决策. 2018, 33(12): 2213–2217 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0938>

一种基于密度的局部搜索NSGA2算法

A local search strategy based on density for NSGA2 algorithm
控制与决策. 2018, 33(1): 60–66 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1303>

空间数据关联的多目标粒子群优化算法

Multiple objective particle swarm optimization algorithm with space data association
控制与决策. 2015(7): 1291–1297 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0660>

求解约束多目标区间优化的交互多属性决策NSGA-II算法

Interactive multi-attribute decision-making NSGA-II for constrained multi-objective optimization with interval numbers
控制与决策. 2015, 30(5): 865–870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0455>

多目标自适应混沌粒子群优化算法

Multi-objective adaptive chaotic particle swarm optimization algorithm
控制与决策. 2015, 30(12): 2168–2174 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1869>

改进非支配排序精英遗传算法的篦冷机参数优化

赵志彪¹, 刘浩然^{1†}, 刘彬¹, 闻言²

(1. 燕山大学 信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004;

2. 燕山大学 机械工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 为优化篦冷机控制参数, 提高换热效率, 将传热和粘性耗散引起的修正熵产数分别作为目标函数, 利用遗传算法对篦冷机参数进行多目标优化. 为增加多目标遗传算法的种群多样性, 提高算法的局部搜索能力, 对传统的非支配排序精英遗传算法(NSGA-II)进行部分功能改进. 构建多种群、多交叉算子的操作模式, 根据子种群对最优解集的贡献量自适应调节子种群规模, 利用局部搜索算法提高算法的局部搜索能力. 通过标准多目标优化问题验证所提出算法的有效性, 并根据优化得到的篦冷机熵产数的最优解集, 给出冷却风机功率最小的最优控制方案, 通过与生产线的实际数据进行对比验证其优化效果.

关键词: 篦冷机; 熵; 热力学; 多目标优化; NSGA-II

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Optimization of grate cooler parameters based on improved no-dominated sorting genetic algorithm II

ZHAO Zhi-biao¹, LIU Hao-ran^{1†}, LIU Bin¹, WEN Yan²

(1. School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. School of Mechanical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: To optimize the grate cooler control parameters and improve the heat exchange efficiency, the modified entropy production numbers caused by heat transfer and viscous dissipation are respectively taken as objective functions, and the genetic algorithm is used for grate cooler parameters multi-objective optimization. In order to increase the population diversity of the multi-objective genetic algorithms and improve the local search ability of the algorithms, some improvements are made to non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II). The operation modes of multi-group and multi-crossing operators are constructed. According to the contribution of sub-populations to the optimal solution set the size of the sub-populations size is adaptively adjusted. The local search algorithm is used to improve the local search ability of the algorithm. The effectiveness of the proposed algorithm is verified by some benchmark multi-objective optimization problems. According to the optimal solution set, the optimal control scheme for the minimum cooling fan power is given. The comparison with the actual data of the production line verifies the optimization effect.

Keywords: grate cooler; entropy; thermodynamics; multi-objective optimization; NSGA-II

0 引言

篦冷机是水泥生产过程中的重要设备, 负责高温熟料的骤冷以及热量的回收和分配. 改善篦冷机的换热效率对提高水泥质量、降低能耗具有重要作用^[1]. 一些学者采用熵产指标来评估水泥篦冷机中的不可逆损失, 从而提高篦冷机换热效率^[2-3]. 在近些年的研究中发现, 换热器的最小熵产并不总是与其最优性能相对应^[4], 即存在“熵产悖论”问题. 在熵产最小的框架下, 一些学者采用修正熵产数^[5-6]处理这种“熵产悖论”, 但未能彻底解决. 于是, 一些学

者重新设计熵产最小的优化目标, 如: Sanaye 等^[7]根据换热机理分析了控制参数对换热器的影响, 以熵产和能耗作为两个独立优化目标, 利用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)进行多目标优化, 获得了换热器的最优控制参数; Guo 等^[8]将传热引起的熵产数和粘性耗散引起的熵产数分别考虑, 作为换热器的两个优化目标进行多目标优化, 在得到的最优解集中选择最终的最优解, 从而提高换热器性能. 在篦冷机系统的熵产优化方面, Shao 等^[9]基于篦冷机的传热熵产最小和压降

收稿日期: 2018-06-01; 修回日期: 2019-04-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51641609); 河北省自然科学基金项目(F2019203320, E2018203398).

†通讯作者. E-mail: 13081866205@163.com.

熵产最小,利用标准的多目标遗传算法进行多目标优化,给出了篦冷机的最优配风方案.由于标准的多目标遗传算法收敛性能的局限性,导致获得的最优解集分布不均匀,与真实最优解差距较大.

NSGA-II是目前最先进的多目标遗传算法之一^[10],它采用更好的记账策略,降低了计算的复杂度,同时引进了精英策略,使优良个体更容易保留下来,从而提高优化精度.在近些年的研究中,很多学者改进了NSGA-II算法,以提高算法的收敛性能^[11-12]和解集分布的均匀性^[13].但这些改进方法都属于单种群改进,根据间接平衡理论,单一种群的进化过程往往由于缺乏激烈竞争,难以进化出较强适应性的个体.将多目标优化算法进行多种群拓展可以保持个体的多样性,避免早熟现象,提高解集分布的均匀性.目前,大量多目标优化算法已经实现了多种群拓展,如差分进化算法^[14]、粒子群算法^[15]等.

本文针对NSGA-II进行多种群改进,提出一种自适应多种群非支配排序精英遗传算法(adaptive multi-population non-dominated sorting genetic algorithm II, AMP-NSGA-II),建立多种群、多交叉算子的遗传操作模式,避免种群陷入局部最优.根据子种群对外部最优解(external excellent solutions, EXS)解集贡献量实现种群自适应调节,改善个体在Pareto前沿的分布.同时考虑篦冷机中由传热和由粘性耗散引起的修正熵产数,利用AMP-NSGA-II进行篦冷机参数优化.最后,通过仿真实验来说明AMP-NSGA-II相比NSGA-II优化性能的提升和最终换热效率的优化效果.

1 AMP-NSGA-II算法建立

为增加种群的多样性,本文将NSGA-II中的单一种群划分为4个亚种群,每个亚种群分配一个独特的交叉算子,从而产生不同收敛性能和分布规律的种群.算法在求解未知特性的多目标问题时,根据种群进化的优劣自适应增加优势的种群个体,减少劣势种群个体,使合适的交叉算子产生的个体数量得到拓展,从而使算法拥有更强的适应性.

交叉算子BLX- α (blend crossover)^[16], SBX (the simulated binary crossover)^[17], SPX (the simplex crossover)^[18], PCX (parent centric crossover)^[19]在求解连续问题中被证明拥有很好的求解能力,且它们对不同问题的求解能力不同.利用BLX- α 交叉算子产生的个体具有较好的多样性,改善种群的个体分布,并对分段函数拥有很好的求解能力;利用SBX交叉

算子能够对两个父代,交叉出任意子个体,对具有多个最优解的可行域狭窄的问题和上下界未知的优化问题拥有很好的求解能力;采用SPX交叉算子能够综合对种群的开发和探索性能,善于求解多模态函数、具有3个父代的低维函数和具有4个父代的高维函数;PCX交叉算子采用自适应方法进行交叉操作,生成的子个体靠近父个体.算法同时引入上述交叉算子,通过各种群对EXS解集的更新,使子种群中占优的个体聚集到EXS解集中,并使各种群之间可互相协调、相互竞争.算法在迭代过程中包含多种群遗传操作、EXS解集的更新和自适应调整种群大小3个阶段,如图1所示.

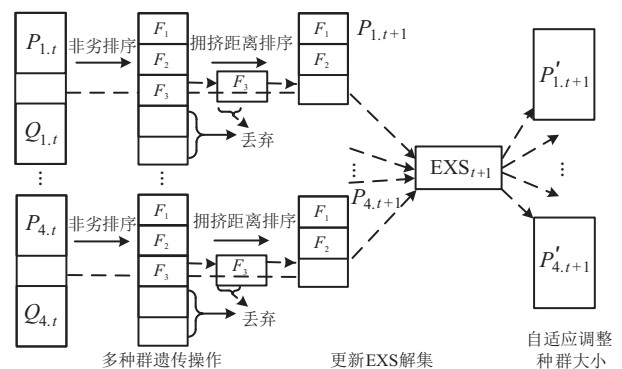


图1 AMP-NSGA-II算法迭代过程

图1中: $P_{i,t}$ 为种群 i 的第 t 代父种群, $Q_{i,t}$ 为种群 i 的第 t 代子种群, F_j 为种群 $P_{i,t} \cup Q_{i,t}$ 中排序值为 j 的个体集合, $P'_{i,t+1}$ 为种群 i 自适应调整后的第 $t+1$ 代父种群. 在多种群遗传操作阶段,每个种群各自继承了NSGA-II的非劣排序和拥挤距离排序规则,将第 t 代种群 $P_{i,t}$ 进行选择、交叉、变异操作,再将产生的 $Q_{i,t}$ 种群与种群 $P_{i,t}$ 合并,进行非劣排序与拥挤度排序,得到占优个体.在更新EXS解集阶段,利用得到的占优个体替代EXS解集中的劣解,实现EXS解集的全局更新,并根据4个种群对EXS解集的贡献量来选择交叉算子,实现EXS解集的局部搜索.在自适应调整种群大小阶段,使总个体数量保持不变的情况下让占优群体的子代个体增加,劣势群体的子代个体减少,从而实现种群的优胜劣汰.

1.1 种群初始化与EXS解集全局更新

在NSGA-II算法中,种群的初始状态对优化的最终结果有很大影响.为了保证初始种群均匀分布,降低优化结果的随机性,将所有个体平均分成4个种群,采用分区域轮盘赌方式初始化种群^[20],其过程如下.

EXS自更新算法.

1) 将每一个变量平均分成4个子区间,即有 $L = 5$ 个区间端点.

2) for $j = 1 : n$ do

3) for $i = 1 : NP$ do

4) if $i == 1$ then

5) 每一个变量的子区间 l 初始选择概率为 $p_l = 1/L$.

6) end if

7) 根据每一个子区间的选择概率,使用轮盘赌的方法选择子区间.

8) 在所选择的区间随机生成变量 x_{ij} .

9) 更新每一个子区间 l 的选择概率

$$p_l = \begin{cases} p_l - 1/NP, & \text{种群} l \text{ 被选择;} \\ p_l + 1/(NP \times (L - 1)), & \text{其他.} \end{cases}$$

10) end for

11) end for

上述算法中: NP 表示种群大小, n 表示变量个数. 采用二元锦标赛选择法,由初始化的4个子种群分别经过二元锦标赛选择、交叉、变异操作,生成4个子代种群 $Q_{i,1}$,将子种群与父种群合并,进行非劣排序,并将4个种群中的优势个体逐个添加到EXS解集中,尽量让初始EXS解集在Pareto前沿有更大密度的分布. EXS全局更新的过程是将4个种群中占优个体替代EXS集合中劣解的过程,使EXS集合不断接近Pareto最优解集.

1.2 EXS解集的局部搜索

EXS解集中包含了求解多目标问题的最优解,其收敛性能至关重要.为使个体更加逼近最优解,提高遗传算法局部搜索能力,采用原NSGA-II的变异算子,调整最优解集中个体染色体串中的部分基因值.此时,EXS解集的优化被分为两个阶段:第1个阶段为全局迭代更新;第2个阶段为EXS解集自更新过程.在EXS解集的全局迭代更新过程中,统计每个子种群相对于EXS解集的占优个体数量,作为种群的贡献量,依此确定更新过程中的交叉算子类型,通过EXS解集个体间的交叉操作,实现对EXS解集的局部搜索,挖掘出EXS解集中潜在的最优解个体^[21].贡献量最大的种群所采用的交叉算子为BLX- α 和SBX时,EXS解集中的个体两两交叉;贡献量最大的种群所采用的交叉算子为SPX和PCX时,EXS解集中每3个个体进行交叉,利用生成的个体对EXS解集进行更新.

1.3 种群的自适应调整

由于每个子种群所分配交叉算子的不同,随着算法迭代运行,每个种群进化得到的个体分布均不同.对于不同的多目标优化问题,各个分布不同的子种群对EXS解集更新的数量也不同,因此,各个子种群在Pareto前沿中的个体密度有差异.可以通过指定种群大小的调整规则,给Pareto前沿密度大的种群更多的进化机会,实现种群之间的优胜劣汰的竞争关系.在保证个体总数 NP 不变的条件下,增加Pareto前沿密度大的种群分配的个体数量,减少Pareto前沿密度小的种群分配的个体数量,实现种群大小的自适应调节.因此,对于不同的多目标优化问题,算法能够让合适的种群进化机会更多,使算法的适应性更强.

设第 j 个子种群所提供的个体数量为 c_j ,则第 j 个子种群大小的计算公式为

$$\text{sub}_j = NP \times \frac{c_j}{\sum_{i=1}^4 c_i}. \quad (1)$$

按照这种规则,随着种群的迭代更新,占优势群体的个体势必逐渐增多,而劣势种群个体逐渐减少.为了防止劣势种群消失、占优种群早熟的情况出现,应限制每个种群的最小个体数量.如果 $\text{sub}_d < n_{\min}$,则令 $\text{sub}_d = n_{\min}$.为保证个体总数不变,从个体数量最多的种群中删除 $n_{\min} - \text{sub}_d$ 的个体.计算出各个种群分配的个体数量后,首先利用NSGA-II方法对每个种群进行非劣排序和拥挤排序.然后,针对需要增加个体的种群,从种群和EXS中分别随机挑选个体进行交叉,将产生的最优个体逐个加入到种群中;需要减少个体的种群,从非劣排序和拥挤排序后的最劣解开始删除,直到种群 d 的数量达到预设的 sub_d .

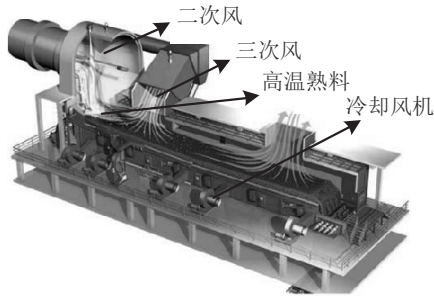
2 篦冷机熵产分析及多目标优化

篦冷机水泥熟料的骤冷过程如图2(a)所示,熔融态高温熟料在篦床推动作用下缓慢前进,冷空气由篦床下方垂直向上吹入,与高温熟料进行热交换.由热力学第二定律可知,能量传递必然带来可用能的不可逆损失.熵产最小化方法是优化篦冷机熟料换热过程中不可逆损失、提高换热效率的主要方法之一. Bejan^[22]将换热器的熵产分为由传热引起的熵产和由粘性耗散引起的熵产,其定义的熵产率与无量纲熵产数计算公式为

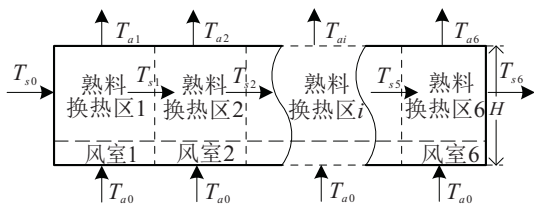
$$s_{\text{gen}} = \frac{q\Delta T}{T^2(1+\tau)} + \frac{q_m}{\rho T} \left(-\frac{dP}{dx} \right), \quad (2)$$

$$N_s = \frac{S_{\text{gen}}}{q_m C_p}. \quad (3)$$

其中: q_m 为质量流率, q 为单位传热量, $\tau = \Delta T/T$ 为去量纲的温差, ρ 为气体密度, P 为气体压力, C_p 为定压比热. 式(2)的第1项是由传热引起的熵产, 第2项是由粘性耗散引起的熵产.



(a) 水泥熟料骤冷过程



(b) 能量流动过程

图2 篦冷机工作原理及热量传递示意

为了防止出现篦冷机换热有效度与熵产数无关的“熵产悖论”问题, 按照文献[5-6]将Bejan的无量纲熵产数进行改进, 改进后的熵产数为

$$N_s = \frac{S_{gen} T_0}{Q}, \quad (4)$$

其中 Q 为总换热量. 为说明熵产优化在篦冷机中的适用性, 避免“熵产悖论”, 分析篦冷机换热系统的改进无量纲熵产数与有效度的关系是有必要的.

第4代篦冷机拥有6个风室, 将篦冷机按照风室划分为6个换热区域, 各风室能量流动如图2(b)所示. 为简化分析, 首先考虑每个换热区域的传热熵产与篦冷机有效度的关系. 定义篦冷机每个换热单元的有效度为熟料温度变化与气固温差的比值^[5], 即

$$\varepsilon_i = \frac{T_{s(i-1)} - T_{si}}{T_{s(i-1)} - T_{a0}}. \quad (5)$$

其中: T_{si} 为区域 i 的出口熟料温度, T_{a0} 为冷却空气入口温度, T_{s0} 为入口熟料温度. 根据热量计算公式, 可计算与有效度相关的热交换量表达式为

$$Q_i = C_s(T_{s(i-1)} - T_{si}) = C_s \varepsilon_i (T_{s(i-1)} - T_{a0}), \quad (6)$$

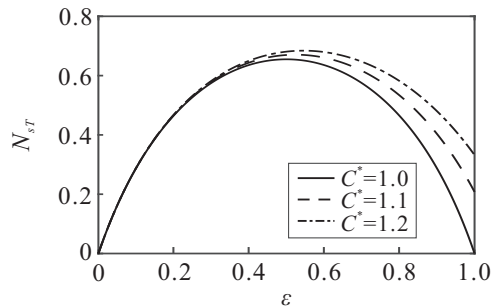
其中 $C_s = mC_{ps}$ 为熟料的热容流率. 将式(5)和(6)代入原始Bejan 换热熵产数公式和修正的熵产数公式, 分别得到与有效度相关的无量纲熵产数原始公式和修正公式

$$N_{sT} = \ln \left(1 + \varepsilon_i \left(\frac{T_{s(i-1)}}{T_{a0}} - 1 \right) \right) +$$

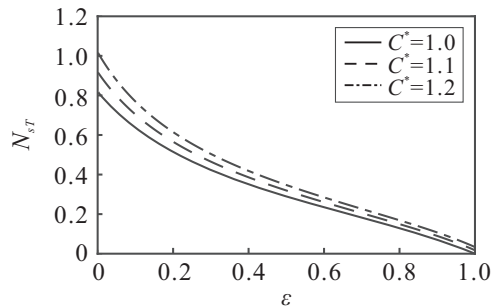
$$C^* \ln \left(1 - \frac{\varepsilon_i}{C^*} \left(1 - \frac{T_{a0}}{T_{s(i-1)}} \right) \right), \quad (7)$$

$$N_{sT} = \frac{T_{a0}}{\varepsilon(T_{s(i-1)} - T_{a0})} \times \left\{ \ln \left(1 - \varepsilon_i \left(1 - \frac{T_{a0}}{T_{s(i-1)}} \right) \right) + C^* \ln \left(1 + \frac{\varepsilon_i}{C_i^*} \left(\frac{T_{s(i-1)}}{T_{a0}} - 1 \right) \right) \right\}, \quad (8)$$

其中 $C^* = C_a/C_s$. 在给定熟料温度和冷却空气温度以及其热容流率比值的情况下, 由式(7)和(8)可以得到无量纲熵产数与篦冷机有效度的关系曲线. 以熟料换热区域1为例, 代入冷却空气与熟料的初始温度(本文假设冷却空气温度为303 K, 入口熟料温度为1673 K), 考虑到气固温度变化, 其热容流率是未知的, 取3种不同的热容流率比值. 根据式(7)和(8), 3种情况下篦冷机系统换热有效度与改进前后无量纲熵产数的关系曲线如图3所示.



(a) 原始熵产数



(b) 修正熵产数

图3 篦冷机有效度与无量纲熵产数关系曲线

由图3(a)可以看出: 在篦冷机系统中未改进的熵产数与有效度不是负相关的, 曲线呈抛物线形状; 随着有效度的增大, 换热熵产数先增大后减小. 由图3(b)可以看出, 使用改进的熵产数在3种情况下的有效度与换热熵产数均呈负相关, 改进的无量纲换热熵产数越小, 有效度越高. 因此在本文给定的初始条件下, 将改进熵产数最小作为目标函数进行优化, 能够提高篦冷机的有效度和换热效率.

需要指出的是, 目前改进熵产数的物理意义并不明确, 尽管篦冷机改进熵产数越小有效度越大, 但不

同的气固热容流率比值同样会导致有效度的变化,温度变化引起的气固热容发生变化,导致热容流率变化,这为改进熵产数与有效度的关系增加了不确定性.此外,熟料入口温度和冷却空气温度对改进熵产数也有较大的影响,不同的初始条件也可能导致改进熵产数与有效度不相关问题.因此,当利用改进熵产数来评估篦冷机性能时,需要充分考虑这些应用条件,以避免熵产悖论.以下是篦冷机中的熵产计算过程.

考虑篦冷机多个换热区域气固之间的换热,区域*i*的换热量^[9]为

$$Q_i = (T_{s(i-1)} - T_{a0}) \frac{1 - q_i}{\frac{1}{C_{ai}} - \frac{q_i}{C_s}} \quad (9)$$

其中: $q_i = \exp\left(\alpha_i S_i \left(\frac{1}{C_s} - \frac{1}{C_{ai}}\right)\right)$, $C_{ai} = \rho_i V_i L_i Y C_{pai}$ 为区域*i*内的气体热容流率, $S_i = \frac{6K_i(1-\phi)}{d}$ 为熟料颗粒有效受热面积^[23], ϕ 为孔隙率, $K_i = L_i Y H$ 为熟料体积, α_i 为料层内的气固综合换热系数^[24], 即

$$\alpha_i = \frac{1}{\frac{1}{h_i} + \frac{\theta d}{2\lambda_s}} \quad (10)$$

这里: λ_s 为熟料导热系数, θ 为颗粒形状修正系数^[24], d 为颗粒的等效直径, $h_i = \frac{\lambda_g Nu}{d}$ 为气体对流换热系数.

至此,已知熟料和冷却空气的边界温度时,区域*i*的换热量可以求出.由图2(b)可递推求出各区域换热量和气固温度.其中,区域*i*的空气输出温度 T_{ai} 和出口熟料温度 T_{si} 分别为

$$T_{ai} = T_{a0} + \frac{Q_i}{C_{ai}} \quad (11)$$

$$T_{si} = T_{s(i-1)} + \frac{Q_i}{C_s} \quad (12)$$

根据Bejan给出的熵产定义式,由换热引起的熵产及改进的无量纲熵产数为

$$S_{gen_T} = C_s \ln\left(\frac{T_{s6}}{T_{s0}}\right) + \sum_{i=1}^6 C_{ai} \ln\left(\frac{T_{ai}}{T_{a0}}\right) \quad (13)$$

$$N_{s_T} = \frac{S_{gen_T} T_0}{\sum_{i=1}^6 Q_i} \quad (14)$$

由Ergun公式,换热区域*i*的冷却空气在料层内的压降可由下式计算^[25]:

$$\Delta P = H \left(\frac{150\mu}{d^2} \cdot \frac{(1-\phi)}{\phi^3} \cdot V_i + \frac{1.75\rho}{d} \cdot \frac{1-\phi}{\phi^3} \cdot V_i^2 \right) \quad (15)$$

其中 μ 为冷却空气动力粘度.根据Bejan给出的熵产定义式,由粘性耗散引起的熵产率及改进的无量纲熵产数为

$$S_{gen_P} = R_g \sum_{i=1}^6 q_{mi} \ln\left(1 + \frac{\Delta P}{P_{out}}\right) \quad (16)$$

$$N_{s_p} = \frac{S_{gen_P} T_0}{\sum_{i=1}^6 Q_i} \quad (17)$$

其中: R_g 为理想气体常数, P_{out} 为料层表面气体压强.由式(14)和(17)可知:当增加每个风室的风机流量时,冷却空气在熟料层中的压降将增大,由粘性耗散引起的熵产数也将增大;而由于每个换热区域的出口空气温度减小,由换热引起的熵产数将减小.可见,由换热引起的熵产数和由压降引起的熵产数是两个相互抵触的优化目标.利用AMP-NSGA-II可以找到一组同时优化流体的压降和换热性能的折中方案.

将式(14)和(17)的无量纲熵产数分别作为两个目标函数,此时优化问题的数学描述为

$$J = \min[N_{s_T}, N_{s_p}]^T; \quad \text{s.t.} \begin{cases} T_{ai} \geq T'_{ai}, \\ T_{sj} \leq T'_{sj}, \\ q'_i \leq q_i \leq q''_i, \\ H' \leq H \leq H''. \end{cases} \quad (18)$$

其中约束条件为料层表面空气出口温度、熟料出口温度、冷却空气质量流量和料层厚度.根据EXS自更新算法描述的过程来初始化多目标优化算法的种群,按照图1执行AMP-NSGA-II,便可得到最优解集.

3 优化算法仿真与优化结果分析

3.1 优化算法仿真

因为待解决问题为双目标优化问题,所以使用基准双目标测试问题来验证本文的优化算法.选用的待优化问题为Zitzler-Deb-Thiele (ZDT)系列问题^[26]:ZDT1、ZDT2、ZDT3、ZDT4、ZDT6.采用GD (general distance) 指标来评价算法的收敛结果,其表达式为

$$GD = \sqrt{\frac{|\text{EXS}|}{\sum_{i=1}^{|EXS|} d_i^2}} \quad (19)$$

其中:|EXS|是外部解集的个体数量, d_i 是目标空间中个体*i*与真实Pareto前沿个体中最近的解个体之间的欧氏距离.GD值越小,说明算法的收敛性越好.另外,利用Hypervolume指标来评价最终解集的综合性能

能,其表示解集中的个体与参考点在目标空间中所围成的超立方体的体积,用来同时评价解集的收敛性、均匀性以及广泛性^[4].用Hypervolume指标进行评价时,将目标函数取值范围归一化为[0, 1],参考点设为(1, 1).

将AMP-NSGA-II算法与NSGA-II算法分别独立

运行100次,运行条件为:种群个体数量 $NP = 100$,最优解数量 $N_{EXS} = 100$,迭代次数5000. NSGA-II算法利用文献[27]中的开源框架实现.实验对比结果如表1所示,所得数值为运行100次得到的中位数 X_m 以及四分位数 IRQ .利用数据分析软件SPSS进行独立样本 t 检验,验证两算法的最终结果是否存在显著性差异.

表1 ZDT问题AMP-NSGA-II与NSGA-II对比结果

problems	AMP-NSGA-II				NSGA-II				GD指标 显著性差异	I_h 指标 显著性差异
	GD指标		I_h 指标		GD指标		I_h 指标			
	X_m	IRQ	X_m	IRQ	X_m	IRQ	X_m	IRQ		
ZDT1	1.410e-04	3.196e-05	6.619e-01	4.16e-05	4.586e-04	5.976e-05	6.551e-01	9.12e-04	Y	Y
ZDT2	4.791e-05	4.814e-06	3.287e-01	4.09e-05	5.225e-04	9.523e-05	3.206e-01	1.36e-03	Y	Y
ZDT3	3.348e-05	3.048e-06	5.876e-01	2.07e-05	1.799e-04	3.695e-05	5.835e-01	8.46e-04	Y	Y
ZDT4	1.034e-04	4.488e-05	6.620e-01	3.28e-05	1.606e-04	5.000e-05	6.595e-01	9.19e-04	Y	Y
ZDT6	8.413e-03	0.715e-03	4.013e-01	6.87e-05	9.627e-02	1.357e-02	6.587e-01	0.00e+00	Y	Y

由表1中对比结果可以看出,AMP-NSGA-II在5个测试问题中收敛性指标GD全面优于NSGA-II,其中有4个问题的综合性指标优于NSGA-II,且独立样本 t 检验显示AMP-NSGA-II算法与NSGA-II算法存在显著性差异.说明本文的改进方法是有效的,且在绝大部分优化测试问题中能得到更好的结果.

为了更为直观地显示两者的差异,给出ZDT-1至ZDT-4问题的Pareto前沿如图4所示.可以看出:在ZDT-1和ZDT-3两个测试问题中,NSGA-II算法优化产生的一些个体落入 $f_1 = 0$,而且其个体分布不

均,说明在这两种测试问题求解时NSGA-II陷入了局部最优;在ZDT-2测试问题中,NSGA-II产生的个体分布不够均匀,与真实Pareto前沿的距离较远,而AMP-NSGA-II产生的个体准确均匀地分布在真实的Pareto前沿;在ZDT-4测试问题中,NSGA-II产生的个体集中在 $f_1 \in [0, 0.7]$ 范围内,而在Pareto前沿的边界处分布较少,随着 f_1 值增大,NSGA-II产生的个体距离真实Pareto前沿越来越远. AMP-NSGA-II较NSGA-II而言收敛性能更好,在真实Pareto前沿的各个部分均匀分布.

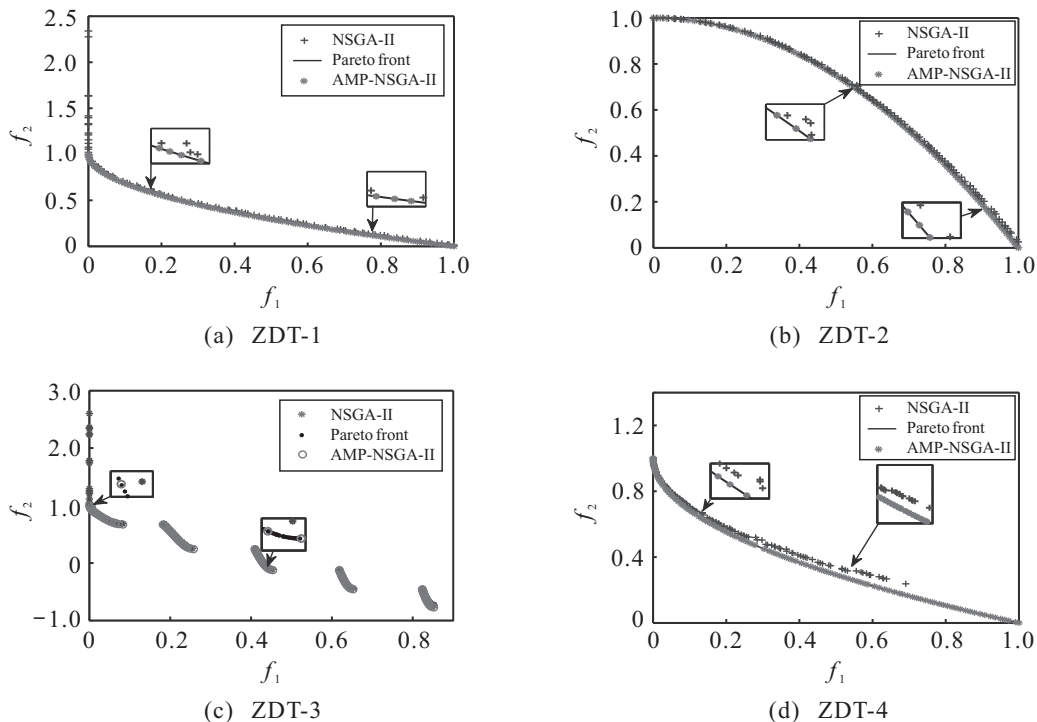


图4 NSGA-II与AMP-NSGA-II的Pareto前沿对比

3.2 篦冷机熵产多目标优化结果及分析

以第4代篦冷机为研究对象,篦宽4 m,每个风室长度及风机数如表2所示.为了简化计算,作出以下合理假设:篦冷机处于稳定状态,熟料分布均匀,料层厚度一致,颗粒形状可类比于等体积球体,其余所需的边界条件及参数如表3所示.

表2 篦冷机风室长度

风室编号	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
长度/m	2.85	4	6	6	6	8

表3 边界条件及参数设置

变量	参数值
熟料密度 $\rho / (\text{kg}/\text{m}^3)$	2900
熟料孔隙率 $\phi / \%$	50
熟料颗粒平均直径 d / m	0.025
入口熟料温度 T_{s0} / K	1673.15
冷却空气温度 T_{j0} / K	303.15
熟料实时流量 (kg/s)	58
料层表面气体风压 / Pa	-50
熟料比热容 $C_{ps} / (\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K}))$	920

为了满足工艺要求,保证水泥质量,给定如下约束条件:

- 1) 料层厚度不低于0.5 m,不高于1 m;
- 2) 各风室冷却风质量流量不低于5 kg/s,表观流速不高于2 m/s;
- 3) 换热区域1的料层表面空气出口温度不低于1473 K;
- 4) 换热区域3出口熟料温度不高于873 K;
- 5) 换热区域5出口熟料温度不高于473 K;
- 6) 篦冷机出口熟料温度不高于432 K.

式(14)和(17)中的未知控制变量为各风室风机流量和料层厚度.利用NSGA-II和AMP-NSGA-II优化得到的Pareto前沿对比如图5所示.可以看出,AMP-NSGA-II比NSGA-II收敛性能更好,优化得到的压降熵产和传热熵产更小.AMP-NSGA-II获得的Pareto前沿将图5分为两个区域,区域1表示所有可行解区域,区域2表示所有不可行解区域,得到的Pareto前沿是最接近不可行解区域的最优目标值.决策者可以根据特定工艺需要,在得到的Pareto前沿中选择最优解.AMP-NSGA-II得到的Pareto前沿分布更加均匀,更有利于最优解的选取.可以看出,在Pareto前沿中,由粘性耗散引起的压降熵产数与由换热引起的传热熵产数呈负相关.

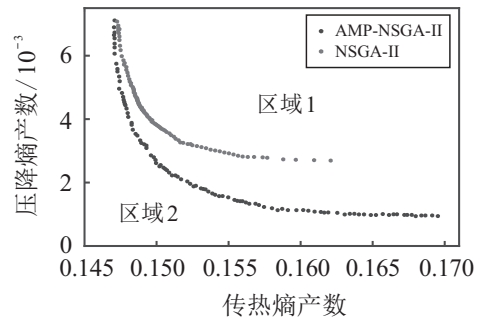


图5 篦冷机熵产多目标优化Pareto前沿

假设最优解的选取标准为风机功率之和最小,将Pareto最优解集中的每个最优解代入风机的功率计算公式,经对比得到最小的风机功率对应的最优解.风机功率计算公式^[28]为

$$W = \sum_{i=1}^6 W_i = \sum_{i=1}^6 \frac{1}{\eta} \frac{q_{mi}}{\rho_i} \Delta P_i. \quad (20)$$

其中: $q_{mi} = \rho_i V_i S_i$ 为各风室的空气质量流量, ΔP_i 由式(15)计算.篦冷机二、三次风和余热发电用风的显热 Q_1 、 Q_2 、 Q_3 都是篦冷机的回收热量,入篦冷机熟料显热 Q_s 和入篦冷机冷却空气显热 Q_g 之和是传入篦冷机的总热量,则篦冷机热效率计算公式^[28]为

$$\begin{cases} \eta = \frac{Q_1 + Q_2 + Q_3}{Q_0 + Q_g} \times 100\%, \\ Q = mCT, \end{cases} \quad (21)$$

其中 m 、 C 、 T 分别表示熟料或空气对应的质量、热容和温度.假设换热区域1至区域5产生的料层表面空气用于产生篦冷机二、三次风和余热发电用风的显热,将篦冷机的优化参数和现场参数代入求解以验证换热效率是否得到提高.

篦冷机优化前后参数对比如表4所示.在风机功率最小的最优解中,冷却风机总功率为458.99 kW,熟料出口温度为378 K,与现场实际运行的数据相比,风机功耗和熟料出口温度都有所降低.将优化后的参数和实际运行中的参数代入式(21)计算,优化后的篦冷机换热效率要高于实际运行数据计算的换热效率6%,这进一步表明了基于改进熵产数的篦冷机优化的适用性.考虑所建熵产模型与实际模型有所偏差,通过现场的风机运行数据,代入式(14)和(17)计算对应的传热熵产数为0.157,粘性耗散熵产数为 6.32×10^{-3} ,在图5中处于可行解中的劣解位置,明显高于优化后的熵产数,进而表明了本文方法对熵产数的优化效果.

按照最小熵产数选取最优解时,冷却风机的总功耗大幅增加,换热效率减小.由于传热引起的熵产数远大于粘性耗散引起的压降熵产数,压降熵产数对最

表4 篦冷机优化前后参数对比

变量	最小功率	最小熵产数	实际数据
风室1冷却空气质量流量/(kg/s)	20.5	31.62	15.99
风室2冷却空气质量流量/(kg/s)	29.68	37.64	37.49
风室3冷却空气质量流量/(kg/s)	17.25	28.08	37.4
风室4冷却空气质量流量/(kg/s)	17.55	24.2	27.59
风室5冷却空气质量流量/(kg/s)	31.2	39.32	33.93
风室6冷却空气质量流量/(kg/s)	19.5	24.76	19.76
料层厚度/m	0.66	0.72	—
熟料出口温度/K	378	341	432
传热熵产数	0.162	0.147	0.157
粘性耗散熵产数	1.32e-03	7.14e-03	6.32e-03
冷却风机总功耗/kW	458.99	668.45	564.91
篦冷机热效率/%	78	65	72

优解的影响极小,此时求解问题近似于将传热熵产数作为目标函数的单目标优化问题,而传热熵产数最小化需要更大的冷却风流量和更高的冷却风机功耗,大量被加热的冷却空气被排出大气中,不利于篦冷机的节能减排.这也间接说明了将传热熵产数和压降熵产数分为两个目标函数进行多目标优化的必要性.

4 结论

本文对NSGA-II遗传算法进行了多种群改进,采用局部搜索和自适应调节种群大小的策略,有效改进了NSGA-II种群个体分布不均匀、易陷入局部最优的缺点,将传热和压降引起的两个修正熵产数分别作为目标函数,建立了篦冷机熵产多目标优化模型.以风机的功率最小化为例给出了参数选择方案,对于降低篦冷机工作中的不可逆损失,促进篦冷机的节能降耗具有重要意义.本文的主要结论如下:

1) 针对NSGA-II的几种改进措施,使优化结果在Pareto前沿分布更加均匀,避免了从最优解集中选择最优解时,由于两个解之间差距过大无法找到合适解而失去优化的意义.

2) 将篦冷机传热和压降引起的改进无量纲熵产数作为两个独立目标进行多目标优化,建立了篦冷机熵产多目标优化模型,得到的模型可以根据特定的工程需要,在优化得到的Pareto前沿中选择最优控制参数,避免了经验操作的盲目性,对促进篦冷机的节能降耗具有重要意义.

3) 在篦冷机系统中,本文使用的改进的熵产数能够让其与有效度呈负相关,但将熵最小化原理应用于篦冷机这类传热系统中仍然存在局限性,在未给定气固热容和入口温度等条件的前提下进行优化依然有

可能会出现“熵产悖论”问题.因此,在后续的研究中将充分考虑篦冷机换热系统中熵产悖论的可能性,结合火积耗散理论进一步研究篦冷机中的不可逆能量损失的优化.

参考文献(References)

- [1] Mujumdar K S, Ganesh K, Kulkarni S B, et al. Rotary cement kiln simulator (RoCKS): Integrated modeling of pre-heater, calciner, kiln and clinker cooler[J]. *Chemical Engineering Science*, 2007, 62(9): 2590-2607.
- [2] Touil D, Belabed H, Frances C, et al. Heat exchange modeling of a grate clinker cooler and entropy production analysis[J]. *International Journal of Heat and Technology*, 2005, 23(1): 61-68.
- [3] Ahamed J, Madlool N, Saidur R, et al. Assessment of energy and exergy efficiencies of a grate clinker cooling system through the optimization of its operational parameters[J]. *Energy*, 2012, 46(1): 664-674.
- [4] 程雪涛, 梁新刚. 熵产最小化理论在传热和热功转换优化中的应用探讨[J]. *物理学报*, 2016, 65(18): 239-245.
(Cheng X T, Liang X G. Discussion on the application of entropy generation minimization to the optimizations of heat transfer and heat-work conversion[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(18): 239-245.)
- [5] Hesselgreaves J. Rationalisation of second law analysis of heat exchangers[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2000, 43(22): 4189-4204.
- [6] Xu Z M, Yang S R, Chen Z Q. A modified entropy generation number for heat exchangers[J]. *Journal of Thermal Science*, 1996, 5(4): 257-263.
- [7] Sanaye S, Hajabdollahi H. Thermal-economic multi-objective optimization of plate fin heat exchanger using genetic algorithm[J]. *Applied Energy*, 2010, 87(6): 1893-1902.
- [8] Guo J, Cheng L, Xu M. Multi-objective optimization of heat exchanger design by entropy generation minimization[J]. *Journal of Heat Transfer*, 2010, 132(8): 08180(1-8).
- [9] Shao W, Cui Z, Cheng L. Multi-objective optimization design of air distribution of grate cooler by entropy generation minimization and genetic algorithm[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2016, 108: 76-83.
- [10] Kwon E, Ahn J, Cho B, et al. A study on development of recycled cement made from waste cementitious powder[J]. *Construction and Building Materials*, 2015, 83: 174-180.
- [11] Li A D, He Z, Zhang Y. Bi-objective variable selection for key quality characteristics selection based on a modified

- NSGA-II and the ideal point method[J]. Computers in Industry, 2016, 82: 95-103.
- [12] Qiao S, Dai X, Liu Z, et al. Improving the optimization performance of NSGA-II algorithm by experiment design methods[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications(CIMSA). Tianjin: IEEE Press, 2012: 82-85.
- [13] Karakostas S. Multi-objective optimization in spatial planning: Improving the effectiveness of multi-objective evolutionary algorithms (non-dominated sorting genetic algorithm II)[J]. Engineering Optimization, 2015, 47(5): 601-621.
- [14] Wang X, Tang L. An adaptive multi-population differential evolution algorithm for continuous multi-objective optimization[J]. Information Sciences, 2016, 348: 124-141.
- [15] Wang H, Fu Y, Huang M, et al. A hybrid evolutionary algorithm with adaptive multi-population strategy for multi-objective optimization problems[J]. Soft Computing, 2017, 21(20): 5975-5987.
- [16] Ali M Z, Awad N H, Suganthan P N. Multi-population differential evolution with balanced ensemble of mutation strategies for large-scale global optimization[J]. Applied Soft Computing, 2015, 33: 304-327.
- [17] 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.
- [18] Tsutsui S, Yamamura M, Higuchi T. Multi-parent recombination with simplex crossover in real coded genetic algorithms[C]. Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999: 657-664.
- [19] Deb K, Anand A, Joshi D. A computationally efficient evolutionary algorithm for real-parameter optimization[J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(4): 371-395.
- [20] Nebro A J, Luna F, Alba E, et al. AbYSS: Adapting scatter search to multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(4): 439-457.
- [21] Zhao Z, Liu B, Zhang C, et al. An improved adaptive NSGA-II with multi-population algorithm[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(2): 569-580.
- [22] Bejan A. Advanced engineering thermodynamics[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2016: 122-131.
- [23] Liu B, Wang M, Wen Y, et al. Research on control mechanism model of grate cooler based on seepage heat transfer theory[J]. Journal of Computational Information Systems, 2013, 20(9): 8281-8288.
- [24] Wang M, Liu B, Wen Y, et al. Numerical simulation and analytical characterization of heat transfer between cement clinker and air in grate cooler[J]. Journal of Chemical Engineering of Japan, 2016, 49(1): 10-15.
- [25] Hu D, Xu D, Cai Y. Gas solid process engineering and its application in cement industry[M]. Wuhan: Wuhan University of Technology Press, 2003: 132-133.
- [26] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195.
- [27] Durillo J J, Nebro A J. JMetal: A java framework for multi-objective optimization[J]. Advances in Engineering Software, 2011, 42(10): 760-771.
- [28] Shao W, Cui Z, Cheng L. Multi-objective optimization of cooling air distributions of grate cooler with different clinker particles diameters and air chambers by genetic algorithm[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 111: 77-86.

作者简介

赵志彪(1989—),男,博士生,从事智能优化算法、神经网络的研究, E-mail: zzb@stumail.ysu.edu.cn;

刘浩然(1980—),男,教授,博士生导师,从事智能优化算法、故障诊断等研究, E-mail: 13081866205@163.com;

刘彬(1953—),男,教授,博士生导师,从事智能优化算法、模型辨识等研究, E-mail: liubin@ysu.edu.cn;

闻岩(1963—),男,教授,博士生导师,从事多孔介质换热模型理论等研究, E-mail: wenyang@ysu.edu.cn.

(责任编辑:李君玲)