

基于 NSGA-II 的催化裂化分馏塔的多目标优化

吴勇, 程明, 项敏建

(南京工业大学 自动化与电气工程学院, 南京 211816)

摘要: 在催化裂化装置生产中, 主分馏塔的操作水平和技术水平直接影响整套装置的经济效益; 研究催化裂化加工装置优化设计, 分馏系统的操作优化非常重要; 引入已经建立的分馏塔多目标优化函数并运用 NSGA-II 对模型进行求解; 通过深入研究算法并对 NSGA-II 算法中各项参数设置后, 求解得一组 Pareto 最优解, 该组最优解具有良好的延伸和分布; 并引入多目标综合评价优化函数, 求得一组最优解; 结果表明在满足约束条件下, 分馏塔的汽油和柴油的产率能得到显著的优化。

关键词: 催化裂化; 多目标优化; NSGA-II

Multi-objective Optimization of Catalyzing & Cracking Fractionating Tower Based on NSGA-II

Wu Yong, Cheng Ming, Xiang Minjian

(Automation and Electrical Engineering College, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

Abstract: In the catalytic cracking unit production, the operations and technical levels of the main fractionator directly affect the economic benefits of the entire device. As an important device in the catalyzing & cracking process, optimization is very important to the operation of the fractionation system. This paper introduced established fractionator multi-objective optimization function and using the NSGA-II to solve the model. Through study the algorithm and set the parameters of the NSGA-II, solving a set of Pareto optimal solution, and the group of optimal solution has good extension and distribution. And set the optimized function of multi-objective comprehensive evaluation, obtain a set of optimal solution. The results show that under the condition of satisfying the constraints, the yield of gasoline and diesel can get significant optimization.

Keywords: catalyzing & cracking; multi-objective optimization; NSGA-II

0 引言

催化裂化分馏塔是催化裂化装置的核心部分, 对分馏塔的操作状况调节会直接影响到整个石油炼化装备的产品回收率, 所以对其进行优化是非常有必要的^[1]。近年来, 由于先进控制与优化技术的推广应用。如何利用装置的实际操作数据, 通过系统模拟与分析, 确定装置的最佳操作条件, 来提高产品产率与企业效益已经成为一个十分迫切的问题^[2]。

催化裂化分馏塔的操作优化问题是多目标优化问题^[3]。多目标优化问题的解不是唯一的, 而是存在一个最优解集, 集合中元素称为 Pareto 最优或非劣解。目前, 可以采用各类集总模型对分馏塔进行建模求解, 但是由于模型的复杂性, 往往模型优化难以收敛, 传统优化方法求解困难。

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的高度并行、随机、自适应的搜索算法。多目标遗传算法是在遗传算法的基础上发展起来的, 可以进行多目标计算, 其方法简单, 实现容易, 效果比较明显。但是近年来发现它有 3 个方面的不足: 构建 Pareto 最优解集的

时间复杂度太高; 没有最优个体保留机制; 共享参数问题^[3]。因此, Deb 等^[4]人在 NSGA 的基础上, 提出了改进非劣分类遗传算法 (non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II), 提高了算法速度和精度^[5]。

近年来, 将 NSGA-II 或其他 MOGA 应用到化工过程的多目标优化问题的实例已经有很多^[6]。本文将利用 NSGA-II 来实现对分馏塔的多目标操作参数优化, 并对算法各项参数设置进行分析, 给出推荐值并加以验证^[7]。最后得到一组 Pareto 最优解, 能用于指导现场生产。

1 分馏塔多目标优化函数的建立

本文引用熊俊文等^[8]对催化裂化分馏塔多目标优化问题已建立的数学模型, 选取汽油和轻柴油的产量作为多目标优化的目标, 其他 23 个变量作为自变量, 优化目标函数为 P_1 :

$$\max \begin{cases} Q_1 = 0.48039H_1 + 0.32325T_2 - 1.4526T_3 + \\ 0.72868Q_3 + 2.5993H_2 - 1.0342T_5 + 544.34256 \\ Q_2 = 0.77283T_1 + 0.3097H_1 + 0.13858T_2 - \\ 0.03828Q_4 + 0.26168T_4 - 0.14154T_2 - 254.4036 \end{cases}$$

$$s. t. \begin{cases} 317 \leq T_1 \leq 387; 287 \leq T_2 \leq 351; 59 \leq T_3 \leq 72 \\ 202 \leq T_4 \leq 247; 458 \leq T_5 \leq 560; 48 \leq H_1 \leq 58 \\ 45 \leq H_2 \leq 55; 35 \leq Q_3 \leq 43; 417 \leq Q_4 \leq 510 \end{cases}$$

式中变量的含义如表 1 所示。

收稿日期: 2014-05-09; 修回日期: 2014-06-30。

作者简介: 吴勇 (1990-), 男, 江苏南通人, 硕士研究生, 主要从事流程工业的建模与优化方向的研究。

程明 (1964-), 男, 江苏南京人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事画流程工业的建模与优化方向的研究。

表 1 控制变量和约束变量

变量	控制变量										
	(t/h)	(t/h)	(°C)	(°C)	(°C)	(°C)	(°C)	(m)	(m)	(t/h)	(t/h)
单位	(t/h)	(t/h)	(°C)	(°C)	(°C)	(°C)	(°C)	(m)	(m)	(t/h)	(t/h)
符号	Q ₁	Q ₂	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	H ₁	H ₂	Q ₃	Q ₄
名称	汽油流量	轻柴油出装置流量	塔底温度	重循抽出温度	塔顶回流温度	轻柴抽出度	提升管出口温度	塔底液位	轻柴汽提流量位	塔顶循环回流流量	轻柴汽提蒸汽

从表 1 中可以看出, 此模型的所以变量的数据都可以在线获得, 可以确定分馏塔的在线优化也是可能的。

2 改进非劣性遗传算法 (NSGA-II) 智能优化 FC-CU 分馏塔的参数设置

NSGA-II 是 2002 年 Deb 等从第一代 NSGA 中改进而来。它最大的改进在于根据产生的各种非劣前端, 采用更好的快速排序算法, 将计算复杂度由 $O(mN^3)$ 降到 $O(mN^2)$, 其中: m 表示目标函数的数目, N 表示种群中个体的数目^[9]。并且引入了保优机制, 扩大了采样空间, 经选择后参加繁殖的个体所产生的后代同其父代个体共同竞争来产生下一代种群, 因此有利于保持优良的个体, 迅速提高种群的整体水平。

NSGA-II 的基本思想就是: 随机产生规模为 N 的初始种群, 非支配排序后通过遗传算法的选择、交叉和变异 3 个基本操作得到下一代, 从第二代开始, 将父代与子代种群相结合, 进行非支配排序, 同时对每个非支配层的个体进行拥挤度计算, 根据非支配关系以及个体的拥挤度得到新的父代种群, 最后通过遗传算法的基本操作产生新的子代种群, 以此类推, 直到满足结束的条件。

本文利用 NSGA-II 对优化函数进行求优, 在深入研究 NSGA-II 算法的运行机理的基础上, 发现决定算法搜索能力的关键因素是种群多样性, 并得出与其算法参数设置有直接关系。

2.1 种群规模

种群 (N) 的大小直接影响种群的多样性和计算的复杂度。 N 偏小能降低计算难度, 但算法容易过早收敛^[10]。 N 偏大能保持种群的多样性, 使解分布均匀, 但是计算量急剧增加。有关遗传算法专著推荐 N 经验值为 20~160^[11]。然而对于一个具体的工程优化问题, 如此大的 N 取值范围, N 取值很难确定。

本文采用文献[12]所用实验方法, 根据其实验过程, 得出求解精度一种群大小的:

$$f(x) = a * \exp(b * x) + c * \exp(d * x)$$

其中: $f(x)$ 为求解精度, x 为种群大小。参数取值如表 2 所示。

$$R-square = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$P_m = \begin{cases} k_1 - \frac{k_5}{[k_5 + \exp(-k_8 \Delta')] } & P_m > P_{m, \min} \\ P_{m, \min} & P_m \leq P_{m, \min} \end{cases}$$

$$P_c = \begin{cases} k_1 - \frac{k_2}{[k_3 + \exp(-k_7 \Delta')] } & P_c > P_{c, \min} \\ P_{c, \min} & P_c \leq P_{c, \min} \end{cases}$$

表 2 拟合参数表

参数值				拟合评价
a	b	c	d	$R-square$
97.65	9.67	-45.67	-0.024 67	0.99

根据所得曲线图 1 所示。可以看出种群在 0~150 时, 求解精度上升很快, 种群在 150 以上, 求解精度上升较慢。根据一般工程要求, 为减小计算量和保证精度, 本文选取 $N=150$ 。

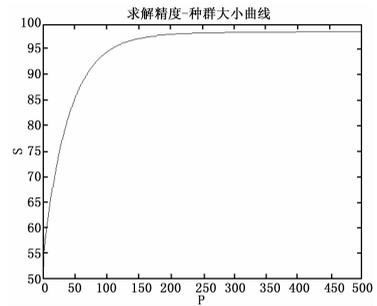


图 1 求解精度与种群大小曲线

2.2 交叉率 P_c 和变异率 P_m

交叉率决定了交叉算子的使用次数, 其大小直接影响种群的生存和重组, 其经验值^[5]为 0.25~1.0; 变异率能改善算法的局部搜索能力和维持群体的多样性, 其经验值^[5]为 0.005~0.1。上述是工程应用的一般经验取值。结合应用实际, 本文运用文献[7]中所采用方法。提出与种群进化程度有关的自适应交叉率和变异率的调节方法: 在进化过程中, 依据种群的多样性状况自动调节, 使得 P_c 和 P_m 随之变化。所设计自适应策略模型如下式所示。

其中, $P_{c, \min}$ 和 $P_{m, \min}$ 分别为交叉率和变异率的最小值。其中 Δ' 表示种群内个体分布的多样性。通过深入分析后选取一组具有自适应特征的最优控制参数组合: $P_{c, \min} = 0.4, P_{m, \min} = 0.04, k_1 = 1.4, k_2 = k_3 = k_4 = 1.0, k_5 = k_6 = 9, k_7 = 0.000 1, k_8 = 0.000 5$ 。

为了验证作者所采用的自适应策略的性能, 表 3 分别列出了采用自适应策略与固定参数的 NSGA-II 算法的多目标优化结果比较。由表 3 可以得到在相同的精度要求下, 本文自适应策略的残差和收敛速度都优于其他。

表 3 固定参数与自适应参数算法优化性能比较

控制策略	模拟计算		
	$\frac{E}{p \cdot u}$	$\frac{E}{p \cdot u}$	$\frac{t_c}{s}$
$P_c = 0.90, P_m = 0.10$	0.033 5	278	195
$P_c = 0.80, P_m = 0.05$	0.030 1	235	75
$P_c = 0.55, P_m = 0.1$	0.025 7	265	64
$P_c = 0.45, P_m = 0.03$	0.021 8	310	83
本文策略	0.021 5	90	30

3 仿真结果及分析

图 2 所示为不同遗传代数下对应的 Pareto 边界。由图 2 中可以看到，汽油的产量与柴油产量基本呈现反相关关系，它们是相互对立的。即汽油产量的增加，柴油产量必定降低。但是在相同的原料输入条件下，可以通过优化操作条件而使汽油产量和柴油产量加权最大。

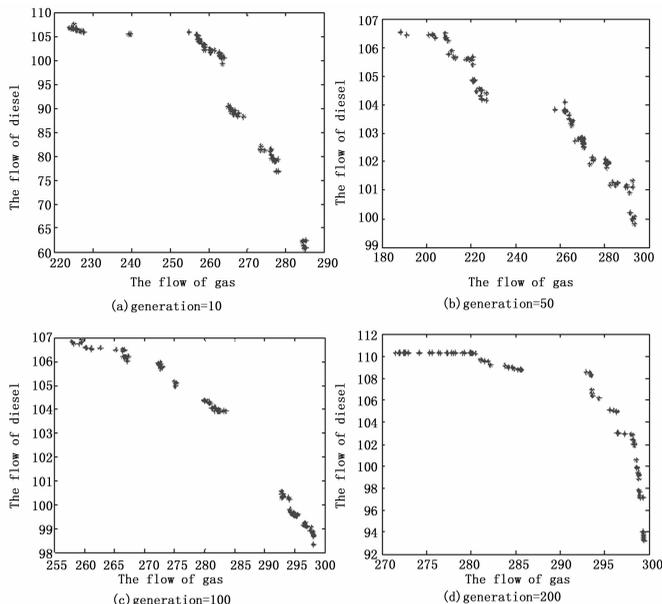


图 2 Pareto 边界

同时可以看到，当遗传代数为 200 时 Pareto 边界已经近似接近 Pareto 前端，而且分布相对均匀。

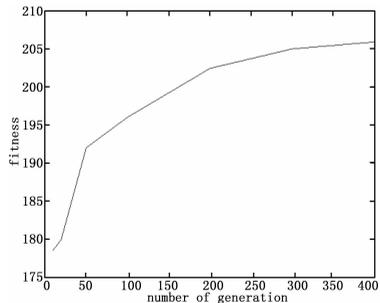


图 3 多目标综合评价优化函数的适应度曲线

图 3 所示为不同遗传代数情况下的适应度值，其中根据生产要求采用加权法将多目标优化函数 P_1 转化为单目标优化目标函数 P_2 : $\text{Max} (\lambda_1 Q_1 + \lambda_2 Q_2)$

对于式中的 λ_1 和 λ_2 的值可以根据汽油与轻柴油的生产要求做相应的变动。本文中为了研究方便，取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.5$ 。

本文多目标综合评价优化函数的适应度值最大为 205，对应情况下汽油 Q_1 和柴油 Q_2 的流量为 300.3 (t/h) 和 110 (t/h)，均高于为进行优化的历史操作最高流量值 $Q_1 = 225.177$ (t/h) 和 $Q_2 = 53.700$ (t/h)。最优操作条件为：塔底液位 $H_1 = 57.6$ m；塔底温度 $T_1 = 387$ °C；重循抽出温度 $T_2 = 351$ °C；塔顶回流温度 $T_3 = 59$ °C；塔顶循环回流量 $Q_3 = 43$ t/h；轻柴汽提蒸汽 $Q_4 = 417$ t/h；轻柴抽出温度 $T_4 = 247$ °C；提升管出

口温度 $T_5 = 458$ °C；轻柴汽提流量位 $H_2 = 54.95$ m。

本算法的优化结果与实际值还有他人优化结果的比较如表 3 所示。如表 4 可见，改进的遗传算法的结果，汽油产量和柴油产量比历史最高（实际值）增长了 33.5% 和 105%。与熊俊文等和刘蓉等相比，汽油产量未增加多少，但柴油产量分别增加了 19.7% 和 15.76%。优化结果明显优于其他算法。

表 4 实验数据对比

产量	历史最高	熊俊文[4]等	刘蓉[5]等	本文算法
汽油	225.177	294.771	300.59	300.3
柴油	53.7	92.053	95.11	110.1

4 结束语

NSGA-II 算法是一种改进的遗传算法，是目前在进化多目标优化领域应用非常广泛的一种算法。本文在熊俊文[5]等的基础上，采用 NSGA-II 算法作为优化手段。通过对算法深入研究，发现影响计算结果的主要参数是种群大小、交叉率和变异率。在此基础上对参数的选取提出了两种方法，并对推荐值进行比对和论证。最后引入多目标综合评价优化函数，求得一组最优解。算法所得最优情况下汽油 Q_1 和柴油 Q_2 的流量为 300.3 (t/h) 和 110 (t/h)。其中汽油产量和柴油产量分别比历史最高产量增加了 33.5% 和 105%，并且均高于其他文献所得结果。实验数据还表明：优化结果较好，但是优化时间有所增加，这表明此算法并不完美，还可以进一步加以改进。

参考文献:

- [1] 李 准, 李 彦. 基于遗传算法有障碍物的机械手工作空间研究 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (3): 872-874.
- [2] 于晓栋, 吕文祥, 黄德先, 等. 基于 HYSYS 和 NSGA-II 的常压塔多目标优化 [J]. 化工学报, 2008, 59 (7): 1646-1649.
- [3] 李庆萍, 宋以常, 蔡永清. 催化裂化装置培训教程 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2006.
- [4] Zheng J H. Multi-objective Evolutionary Algorithms and Their Applications [M]. Beijing: Science Press, 2007.
- [5] Deb K, Agrawal S, Pratap A, Meyarivan T. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization NSGA-II [A]. Proceedings of the Parallel Problem Solving From Nature VI Conference [C]. Berlin, 2000, 21 (3): 849-858.
- [6] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
- [7] 徐 宁, 楚纪正, 冯勇军. 常压塔的稳态模拟和操作优化 [J]. 炼油技术与工程, 2012, 42 (7): 38-41.
- [8] 熊俊文, 吕翠英. 催化裂化分馏塔多目标遗传算法优化 [J]. 计算机与应用化学, 2006, 23 (5): 462-463.
- [9] 金 群, 李欣然. 遗传算法参数设置及其在负荷建模中应用 [J]. 电力自动化设备, 2006, 26 (5): 23-26.
- [10] 刘 蓉, 吕翠英. 自适应粒子群法于应用催化裂化分馏塔多目标的优化 [J]. 计算机与应用化学, 2010, 27 (6): 771-774.
- [11] 李敏强, 寇纪淞. 遗传算法的基本理论与应用 [M]. 北京: 科技出版社, 2003.
- [12] 李 刚, 薛惠锋, 邢书宝. 遗传算法求解精度与种群大小的函数关系 [J]. 计算机技术与发展, 2006, 16 (7): 96-98.