

基于局部扰动粒子群算法的常压塔稳态操作优化

杨雪飞 楚纪正*

(北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029)

摘要: 针对传统粒子群优化算法(CPSO)用于常压塔稳态操作优化时极易陷于局部极值的问题,本文应用局部扰动粒子群算法(PPSO)予以解决,并分析了操作变量按照相关性或敏感性等关系进行分组对优化结果的影响,分别给出了以提高经济效益为目标和以提高拔头油收率为目标的操作优化结果。优化测试实验表明与序贯二次规划(SQP)和 CPSO 相比,PPSO 可以更好地优化常压塔各种工况下的目标函数,使经济收益提高 4.84% 或者拔头油产率提高 9.31%。在此基础上计算该优化点 Hessian 矩阵条件数的倒数,藉此分析常压塔参数的可辨识性。

关键词: 常压塔; 操作优化; 局部扰动粒子群算法; 可辨识性

中图分类号: TQ015.9; TP391.9

引言

石油作为现代能源结构的主要组成部分,在加工过程中要消耗大量的能量,而如何对石化过程中耗能最大的单元—常压塔进行操作优化以降低能耗、提高产量,就显得非常重要。因此,已有很多学者对常压塔的操作优化进行了研究,如 Inamdar 等^[1]使用改进非支配排序遗传算法(NSGA-II)研究常压塔的多目标优化问题,李向阳等^[2]通过改进粒子群优化算法(PSO)以提高拔头油产量并降低能耗,Yao 等^[3]使用信息分析法进行常压塔稳态操作优化等。

常压塔稳态优化,首先需要构建一个可靠的稳态模型。针对对象模型的不同,可以分为基于经验模型和机理模型两种。经验模型中比较常见的是利用神经网络建立对象的稳态模型^[4-6],其优点是模型形式简单、计算速度快、可以快捷地建立复杂过程模型,缺点是需要大量难以获取的实际数据用于模型训练。而在机理建模中常用的方法为基于平衡级模型建模^[7-9],其优点是准确性高、意义明确,缺点是求解费时、收敛受初值影响大。其次常压塔稳态优化需要一个快速有效的优化算法,传统优化算法在寻优过程中,特别是对高维非线性模型的寻优中,存在收敛速度慢、极易陷入局部极值等问题。为了

改善这一状况,Powell 等^[10]提出通过序贯二次规划(SQP)算法进行快速收敛计算,本课题组前期研究了在 NSGA-II 中引入参数自适应调整算法克服局部极值的影响^[11],Chen 等^[12]在 PSO 算法中引入最优值局部扰动的概念,提出局部扰动粒子群算法(PPSO),并已成功应用至心肌细胞跨膜电位模型的参数辨识。

本文采用 PPSO 算法对平衡级模型进行操作优化,研究了不同参数分组方式对优化结果的影响及不同工况下操作优化的效果,同时分析其参数可辨识性。

1 常压塔稳态模型

本文研究对象为某厂设计处理能力 5×10^6 t/a 的常压塔,如图 1 所示,其中主塔和 1、2、3 号汽提塔分别有 55、8、4、4 层塔板,主塔带有 3 个中段回流和 1 个侧线抽出,塔顶带有 1 个部分冷凝器。产品为石脑油(常顶油)、煤油(常一线油)、轻质柴油(常二线油)、重质柴油(常三线油)、过汽化油(常四线油)和常压渣油(常底油)。

常压塔严格机理模型包括塔板模型和热力学模型,本文均采用课题组已有模型^[13-14]。其中塔板模型使用经典的 MESH 平衡方程并以液相物质的量分数、温度、气相流率和液相流率为自变量迭代求解;而热力学模型包括石油物系假组分特征化方法及其简化物性关联式。

常压塔稳态模拟结果详见表 1,其中作为非主要变量的 3 个中段回流偏差较大,其主要作用为平

收稿日期: 2013-09-04

第一作者: 男,1990 年生,硕士生

* 通讯联系人

E-mail: chujz@mail.buct.edu.cn

<http://www.journal.buct.edu.cn>

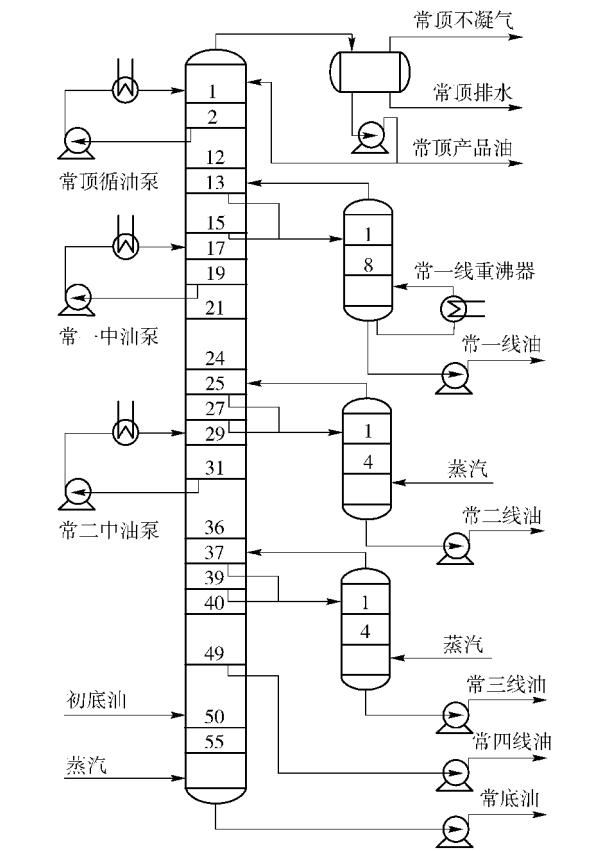


图 1 常压塔流程图

Fig.1 Diagram of the atmospheric distillation column (ADC)

表 1 常压塔稳态模拟结果

Table 1 Steady-state simulation results of ADC

工艺指标	实际值	模拟值	相对误差/%
塔顶产品流量 F_1 , t/h	11.326	11.326	0
常一线产品流量 F_2 , t/h	43	42.998	0.0047
常二线产品流量 F_3 , t/h	56.3	56.3	0
常三线产品流量 F_4 , t/h	48.132	48.132	0
常四线产品流量 F_5 , t/h	11.903	11.692	1.7727
常压塔塔底流量 F_6 , t/h	382.827	383.054	0.0593
塔顶温度 T_1 , °C	117	117.08	0.0684
常一线温度 T_2 , °C	222	222.03	0.0135
常二线温度 T_3 , °C	255	255.01	0.0039
常三线温度 T_4 , °C	310	310.01	0.0026
常四线温度 T_5 , °C	353	353.02	0.0079
常压塔塔底温度 T_6 , °C	359	360.21	0.3370
第一中段流量 F_{PA1} , t/h	253.177	235.45	7.0018
第二中段流量 F_{PA2} , t/h	134.194	125.61	6.3967
第三中段流量 F_{PA3} , t/h	132.202	124.27	6.0717
煤油闪点 T_{FP1} , °C	48	48.26	0.5417
轻柴闪点 T_{FP2} , °C	84	85.41	1.6786
重柴闪点 T_{FP3} , °C	119	123.76	4.0
煤油比重 sg_1	0.8034	0.7998	0.4481
轻柴比重 sg_2	0.8357	0.835	0.0838
重柴比重 sg_3	0.8633	0.8585	0.5560

衡液相负载和利用回流热,故准确性要求不太严格,并没有作为稳态模型的调整目标。重柴闪点偏大是因为关联式与实际测量偏差所致,结果依然可以接受。总的来说,该模型较为精确地模拟了常压塔的稳态运行状况,可以作为后续操作优化的对象使用。

2 常压塔稳态操作优化算法

本文采用 PPSO 算法进行操作优化,其速度与位置更新公式如式(1)所示。

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_\tau^l &= \omega \mathbf{v}_\tau^{l-1} + c_1 R_1 (\mathbf{L}_\tau^{l-1} - \mathbf{x}_\tau^{l-1}) + c_2 R_2 (\mathbf{G}^{l-1} - \mathbf{x}_\tau^{l-1}) \\ \mathbf{x}_\tau^l &= \mathbf{x}_\tau^{l-1} + \mathbf{v}_\tau^l \end{aligned} \tag{1}$$

其中 \mathbf{x} 为粒子位置,每一维代表一个操作变量, \mathbf{v} 为粒子速度, l 表示进化代数, $\tau = 1, \dots, n$, n 为粒子个数, \mathbf{L} 表示粒子 τ 的历史最优位置, \mathbf{G} 表示整个粒子群的最优位置, ω 为惯性因子,采用杨朝霞等^[15]建议的方法调整。根据操作变量是否可控,选择下列变量作为操作变量:塔顶产品流量、常一线至常三线产品流量、3 个中段回流量和原料进口温度,即 $\mathbf{x} = [F_1, F_2, F_3, F_4, F_{PA1}, F_{PA2}, F_{PA3}, T_f]$ 。出于操作稳定性的考虑将塔顶及常一至常三线抽出改变量限定在 10% 以内,中段回流改变量限定在 20% 以内,原油进口温度改变量限定在 5% 以内。

在连续若干次没有更新最优点的情况下认为算法陷入局部极值,启动局部扰动,如式(2)所示。

$$\tilde{\mathbf{x}}_\lambda(i) = \begin{cases} \left(1 + \frac{(R_\lambda - 0.5)}{40}\right) \mathbf{G}^l(i), & e_{\lambda,i} = 1 \\ \mathbf{G}^l(i), & e_{\lambda,i} = 0 \end{cases} \tag{2}$$

其中 R_λ 为符合 $[0,1]$ 均匀分布的随机数, $e_{\lambda,i} (\lambda = 1, \dots, N, i = 1, \dots, M)$, N 为扰动类型数, M 为操作变量数目, $e_{\lambda,i} = 1$ 意味着该操作变量 i 属于扰动类型 λ 。若扰动组中最优粒子适应度优于现全局最优粒子,则将其赋予全局最优粒子,并将该全局最优粒子替换最差粒子,实现在跳出局部极值的同时,保留现有的全局最优粒子。若没有更好的粒子出现,则认为局部扰动失败,不改变现有粒子。

3 适应度函数构建

石化厂最关心的优化目标自然是经济效益,故本文中考察的第一个工况就是最大化经济效益。但其他指标的优化,比如降低能耗、提高某单个产品产

量或者提高总馏出量等也是需要考虑的目标,故本文考察的第二个工况选取为提高原油拔出率。

工况 1 的适应度函数如式(3)所示。

$$\Phi_1(x) = -I_p + C_{fd} + C_{fl} + C_s + C_c + C_e + PM \tag{3}$$

其中 x 为操作变量, I_p 为产品收益, C_{fd} 为原料成本, C_{fl} 为燃料成本, C_s 为水蒸气成本, C_c 为冷却水成本, C_e 为电力成本, PM 为违反约束条件的惩罚项, 本文使用多级惩罚函数^[16]用于对产品质量, 即塔顶、常一线、常二线和常三线产品的比重和闪点进行约束。以上经济指标按式(4)~(10)计算。

$$I_p = \sum_{i=1}^6 P_{pi} F_i \tag{4}$$
$$C_{fd} = P_{fd} F_{fd} \tag{5}$$
$$C_{fl} = P_{fl} F_{fl} \tag{6}$$
$$C_s = P_s \sum_{i=1}^3 F_{si} \tag{7}$$
$$C_c = P_c F_c \tag{8}$$
$$C_e = P_e \left(F_r + \sum_{i=1}^6 F_i + \sum_{i=1}^3 F_{PAi} \right) \tag{9}$$
$$PM = \sum_{i=1}^3 \Theta(T_{FPi}) + \sum_{i=1}^3 \Theta(sg_i) \tag{10}$$

式中 P 是指产品、原料、燃料、水蒸气、冷却水和电费的价格, 详见表 2; F_s 为水蒸气流量, F_r 为塔顶冷回流量, F_{fl} 为常压炉燃料油流量, 按式(11)计算。

$$F_{fl} = \frac{H_{fd}^0 - H_{fd}^1}{\eta_{fe} Q_{fl}} \tag{11}$$

其中 η_{fe} 为常压炉燃烧效率, 本文取为 0.6, Q_{fl} 为燃料油燃烧热, H_{fd}^0 和 H_{fd}^1 分别为常压炉原油出口焓和入口焓。冷却水消耗量按式(12)计算。

表 2 产品、进料、操作和能耗价格

Table 2 Prices of the products, feed, utilities and electricity

项目	变量名	价格/元·t ⁻¹	项目	变量名	价格/元·t ⁻¹
常顶油	P_{p1}	2014.40	进料油	P_{fd}	873.69
常一线	P_{p2}	2054.18	燃料油	P_{fl}	1137.17
常二线	P_{p3}	1933.09	水蒸气	P_s	2.86
常三线	P_{p4}	1793.26	冷却水	P_c	1.83
常四线	P_{p5}	1588.12	电费	P_e	2.86
常底油	P_{p6}	1137.17			

$$F_c = \frac{Q_{cr}}{c_{p,c} \Delta T_c} \tag{12}$$

其中 Q_{cr} 为冷凝器取热量, $c_{p,c}$ 为冷却水热容, ΔT_c 为冷却水温度增量, 本文取为 20℃, $\Theta(\cdot)$ 为惩罚函数, 按式(13)计算。

$$\Theta(p_i) = \sum_{k=1}^{N_e} \theta(p_{ri}) p_{ri}^\alpha \tag{13}$$
$$\theta(p_{ri}) = \begin{cases} 0, & p_{ri} = 0 \\ 10, & 0 < p_{ri} < 0.001 \\ 20, & 0.001 \leq p_{ri} < 0.1 \\ 100, & 0.1 \leq p_{ri} < 1 \\ 300, & 1 \leq p_{ri} \end{cases}$$
$$\alpha = \begin{cases} 1, & 0 \leq p_{ri} < 1 \\ 2, & 1 \leq p_{ri} \end{cases}$$

其中 p_i 为第 i 个质量指标, 本文中为产品的闪点和比重, 需先按式(14)计算出超限值 p_{ri} , 然后代入式(13)中求得惩罚值。

$$p_{ri} = \begin{cases} \frac{p_i^L - p_i}{p_i^U - p_i^L}, & p_i < p_i^L \\ 0, & p_i^L \leq p_i < p_i^U \\ \frac{p_i - p_i^U}{p_i^U - p_i^L}, & p_i^U \leq p_i \end{cases} \tag{14}$$

式中 p_i^U 第 i 个产品质量约束的上限, p_i^L 为第 i 个产品质量约束的下限。工况 2 的适应度函数如式(15)所示。

$$\Phi_2(x) = F_6 + PM \tag{15}$$

其中 F_6 为常压塔塔底油的流量, PM 为违反产品质量约束的惩罚项。该目标函数的目的是减少常底油流量, 在进料流量保持不变的情况下增加常压塔拔头油产量。

4 测试与优化结果

本文程序编码运行于 Matlab 2013b, 电脑配置为 Windows 8.1 操作系统, 2.5 GHz Intel® Core™ i5 处理器和 8 G 内存。优化过程中粒子数目为 12, 粒子初始值为操作变量允许变化范围内的随机值, 优化迭代均进行 100 次。为了说明方法有效性, 本文以化工优化中常用的梯度优化算法 SQP 以及传统粒子群优化算法(CPSO)的优化结果作为对照, 其中 SQP 采用 Matlab 中优化工具箱约束非线性优化函数 fmincon 里的 SQP 算法。

4.1 不同参数分组方式的影响

分组并没有特定的依据, 主要是靠经验的方法。本文根据常压塔操作变量的相关性和敏感性进行分

组,并探讨不同分组方式对操作优化的影响。其中参数的敏感性是指该参数在从稳态值的 90% 变化至 110% 时对应适应度函数值线性回归的斜率绝对值,如表 3 所示。

根据相关性、敏感性以及用于对照的随机分组,确定 3 种分组方式,如表 4 所示。

方式 I 为按照相关性,即产品、中段回流和进料温度进行分组;方式 II 按照敏感性,即将敏感性处于相同数量级的变量划分至 1 组;方式 III 为随机分组。方式 III 的扰动方式如表 5 中穷举法所示,方式 II 与方式 III 用类似方法扰动。使用工况 1 的目标函数考察不同分组方式的影响,结果如表 6 所示。

表 3 操作变量敏感度

Table 3 Sensitivity of manipulated variables

变量	敏感度	变量	敏感度
F_1	784	F_{PA1}	88
F_2	34303	F_{PA2}	232
F_3	23971	F_{PA3}	254
F_4	12342	T_f	3348169

表 4 操作变量分组方式

Table 4 Groups of manipulated variables

分组	常压塔优化操作变量			
	a	b	c	d
方式 I	F_1, F_2, F_3, F_4	$F_{PA1}, F_{PA2}, F_{PA3}$	T_f	
方式 II	F_2, F_3, F_4	$F_1, F_{PA1}, F_{PA2}, F_{PA3}$	T_f	
方式 III	F_1, F_{PA1}	F_2, F_{PA2}	F_3, F_{PA3}	F_4, T_f

表 5 方式 I 的变量扰动类型

Table 5 Patterns of variables to be perturbed for scheme I

扰动类型	扰动变量组	扰动类型	扰动变量组
1	a	5	a、c
2	b	6	b、c
3	c	7	a、b、c
4	a、b		

表 6 不同分组方式的结果与运行时间

Table 6 Results and running times of different schemes

分组方式	收益提高量/ $\text{元} \cdot \text{h}^{-1}$	运行时间/s
方式 I	9539	26910
方式 II	10464	26688
方式 III	9994	35237

从表 6 中数据可以看出,3 种分组方式中方式

II 的收益量提高最大,而且程序耗时最短,说明按照方式 II 进行参数分组对本文的对象操作优化来说较好。同时,通过对比方式 II 和方式 III 的运行时间可以看出,分组越多,程序耗时越长,而且效果并不一定更好。从优化效果和消耗时间综合考虑,本文选择方式 II 作为后续计算的参数分组方式。

4.2 不同工况的优化结果

图 2 为在工况 1 下进行优化时,经济指标及连续未改进代数的变化曲线。从图 2(a)中可以看出,PPSO 操作优化可使总收益提高 10464 元/h(约 4.84%)。对照图 2(a)和图 2(b),可以从中看出局部扰动算法能够有效地克服局部极值,例如在第 13、21、72 次迭代中,扰动算法成功地使增加了经济指标,而 CPSO 已经陷入局部极值中久久没有更新。SQP 相比于 CPSO 算法来说效果稍好,但是同样容易陷入局部极小。SQP 优化程序耗时 44055 s,相比 PPSO 并无时间优势,但是其收敛速度较快,在第 60 次迭代之前一直占据领先地位。

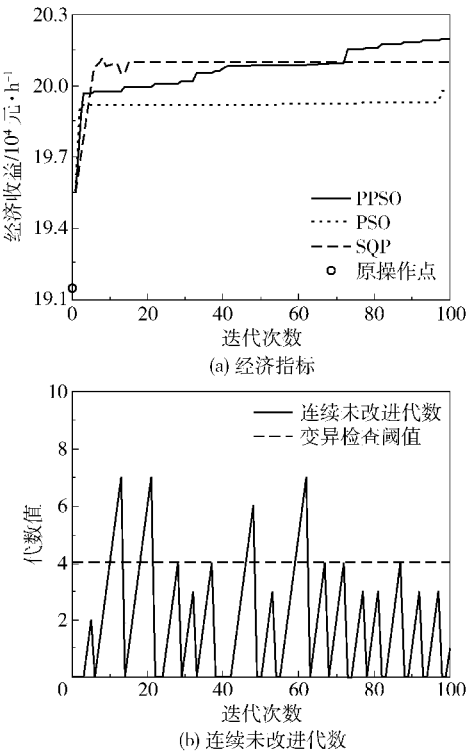


图 2 PPSO 优化中经济指标及连续未改进代数变化曲线
Fig. 2 Changes in the economic index and the number of non-improvement generations with PPSO iterations

经 PPSO 优化后的操作点对应的产品质量和操作变量变化率如图 3 所示,可以看出产品质量偏差最大的重质柴油,其变化率也不足 0.5%,满足质量

要求。从图 3(b)中可以看出,产品价格最高的常一线抽出量增加,而其他价格低的产品流量下降,进料温度和总体中段回流量有所下降。

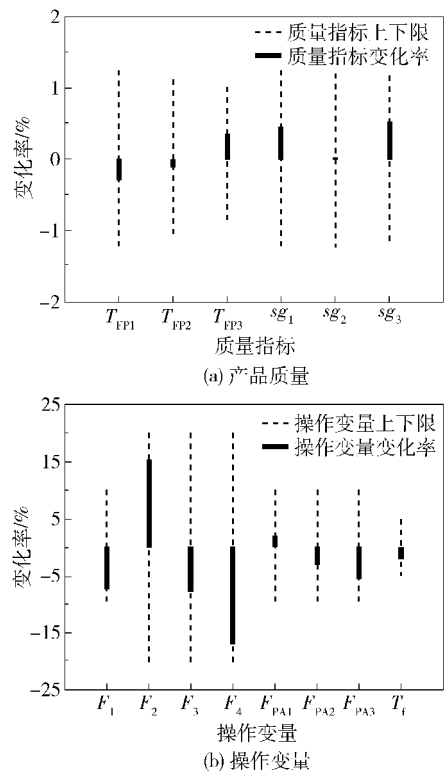


图 3 工况 1 优化后的产品质量及操作变量变化率
Fig. 3 Scheme 1's optimized values of product quality and manipulated variables

从图 4(a)中可以看出,PPSO 可有效克服局部极值,使拔头油产量提高 52 t/h、拔头油收率提高 9.31%。CPSO 和 SQP 虽然具有很快的收敛速度,但是比较容易受困于局部极小。

从图 5(a)中可以看出相对于工况 1,工况 2 下的优化对产品比重影响较大而闪点影响较小;从图 5(b)中可以看出质量指标和操作变量虽在规定范围内,但是变化较为剧烈,除了常三线产品流量和第二中段回流量外,其他量均接近其限值。

4.3 常压塔参数的可辨识性

参数可辨识是指在当前优化点处,整个操作空间中仅有一组参数使得对象达到该优化点,同时意味着优化点的 Hessian 矩阵 H 非奇异,即当 $1/\lambda \rightarrow \infty$ 时, λ 为 H 的条件数。按照 Dokos 等^[17]的所述,本文使用有限数值差分法计算 H , λ 的值按照式 (16) 计算。

$$\lambda = \frac{\max(|EV|)}{\min(|EV|)} \tag{16}$$

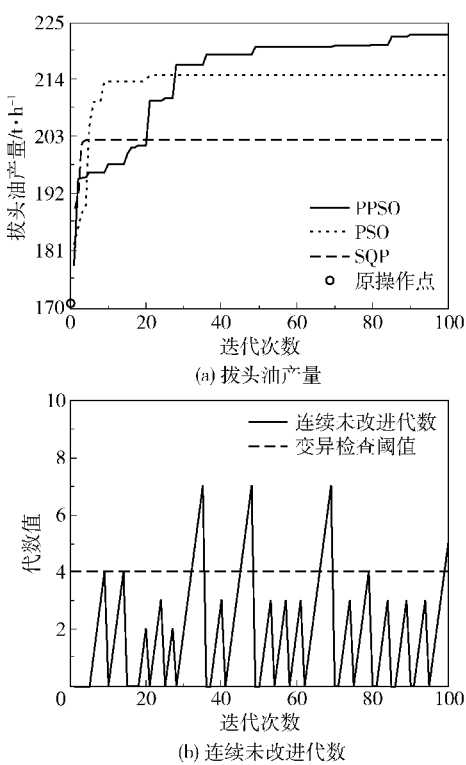


图 4 PPSO 优化中拔头油产量及连续未改进代数变化曲线

Fig. 4 Changes in the head oil recovery and the number of non-improvement generations with PPSO iterations
其中 $EV = \{EV_1, EV_2, \dots, EV_8\}$ 为优化点处矩阵 H 的特征值。

经计算,工况 1 的条件数倒数 λ_1 为 1.0157×10^{-4} ,该值大小适中,说明该点具有良好的参数可辨识性,由优化点可近似唯一确定一组操作参数使得常压塔达到该工况下的最优;而工况 2 的条件数倒数 λ_2 仅为 1.2299×10^{-8} ,该值偏小,说明该优化状态下的操作变量几乎无法唯一确定,存在多个操作环境使得常压塔到达该最优点。

5 结论

平衡级常压塔模型可由 PPSO 算法针对不同工况进行操作优化。从结果来看,PPSO 算法具有很好的全局寻优能力,可以应对不同工况下的操作优化要求,且算法形式简单、实现容易,同样适用于其他多种优化问题的求解。通过对优化点条件数倒数的分析可知,类似于常压塔这种复杂的对象在某些工况下的最优可由不同的操作环境实现,针对这种情况,可以根据实际问题引入新的评价标准,籍此区分操作环境的优劣程度。

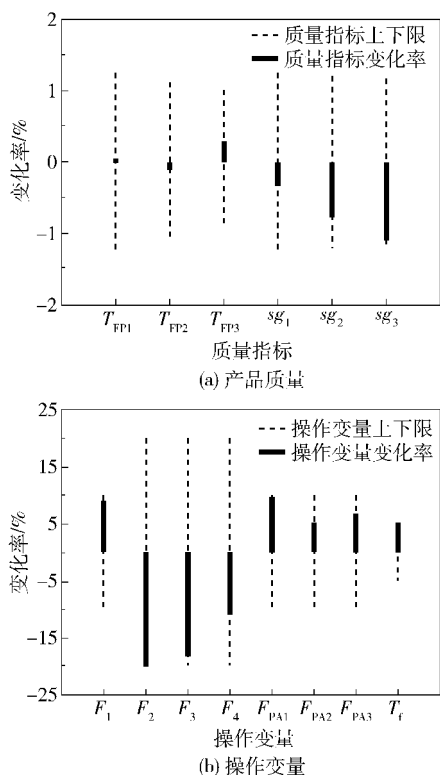


图5 工况2优化后的产品质量及操作变量变化率

Fig.5 Scheme 2's optimized values of product quality and manipulated variables

参考文献:

- [1] Inamdar S V, Gupta S K, Saraf D N. Multi-objective optimization of an industrial crude distillation unit using the *Elitist* non-dominated sorting genetic algorithm [J]. Chemical Engineering and Design, 2004, 82(A5): 611-623.
- [2] 李向阳, 叶贞成, 钱锋, 等. 改进的 PSO 算法在常压塔参数调优中的应用[J]. 计算机与应用化学, 2010, 27(10): 1345-1348.
Li X Y, Ye Z C, Qian F, et al. The application of improved PSO in parameters optimization of atmospheric column[J]. Computers and Applied Chemistry, 2010, 27(10): 1345-1348. (in Chinese)
- [3] Yao H H, Chu J Z. Operational optimization of a simulated atmospheric distillation column using support vector regression models and information analysis[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2012, 90: 2247-2261.
- [4] 裴浩东. 基于神经网络的稳态优化和控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2001: 8-11.
Pei H D. Steady-state optimization and control based on neural networks [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2001: 8-11. (in Chinese)
- [5] 王文新, 潘立登, 李荣, 等. 常减压蒸馏装置双模型结构 RBF 神经网络建模及其应用[J]. 北京化工大学学报: 自然科学版, 2004, 31(4): 91-94.
Wang W X, Pan L D, Li R, et al. Development of RBF neural network with double model structure and its application to atmospheric and vacuum distillation units [J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology: Natural Science, 2004, 31(4): 91-94. (in Chinese)
- [6] Singh V, Gupta I, Gupta H O. ANN-based estimator for distillation using Levenberg-Marquardt approach[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2007, 20(2): 249-259.
- [7] Yang L D, Chuang K T. A new approach to simulation of distillation in packed columns[J]. Computers & Chemical Engineering, 2000, 24: 1843-1849.
- [8] 侯凯锋, 李有润, 沈静珠, 等. 原油蒸馏装置的在线模拟, 修正与优化[J]. 石油炼制与化工, 1999, 30(10): 28-34.
Hou K F, Li Y Y, Shen J Z, et al. On-line simulation, parameter estimation and optimization of crude unit[J]. Petroleum Processing and Petrochemicals, 1999, 30(10): 28-34. (in Chinese)
- [9] Olsen I, Endrestøl G O, Sira T. A rigorous and efficient distillation column model for engineering and training simulators[J]. Computers & Chemical Engineering, 1997, 21: S193-S198.
- [10] Powell M J D. A fast algorithm for nonlinearly constrained optimization calculations[J]. Lecture Notes in Mathematics, 1978, 630: 144-157.
- [11] 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.
Xu N, Chu J Z, Feng Y J. Steady-state simulation and operation optimization of a commercial crude distillation unit[J]. Petroleum Refinery Engineering, 2012, 42(7): 38-41. (in Chinese)
- [12] Chen F L, Chu A D, Yang X F, et al. Identification of the parameters of the beeler-reuter ionic equation with a partially perturbed particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(12): 3412-3421.
- [13] 黄文, 楚纪正. 复杂石油蒸馏塔的稳态模拟[J]. 炼油技术与工程, 2011, 41(6): 13-18.
Huang W, Chu J Z. Steady-state simulation of complex crude oil distillation column[J]. Petroleum Refinery Engineering, 2011, 41(6): 13-18. (in Chinese)
- [14] 楚纪正, 张玉梅, 胡上序. 满足精馏塔实时仿真需要的石油馏分物性简化关联[J]. 炼油设计, 1997, 27

(1): 51–55.

Chu J Z, Zhang Y M, Hu S X. Simplified correlations of physical properties of petroleum fractions for real-time simulation of fractioning columns[J]. Petroleum Refinery Engineering, 1997, 27(1): 51–55. (in Chinese)

[15] 杨朝霞, 方健文, 李家蓉, 等. 粒子群优化算法在多参数拟合中的应用[J]. 浙江师范大学学报: 自然科学版, 2008, 31(2): 173–177.

Yang C X, Fang J W, Li J R, et al. Application of particle swarm optimization to multi-parameters fitting [J]. Journal of Zhejiang Normal University: Natural Science, 2008, 31(2): 173–177. (in Chinese)

[16] 杨亚飞. 约束优化问题的粒子群算法方法[D]. 北京: 中国地质大学, 2012: 24–33.

Yang Y F. The method of particle swarm optimization solving constrained problems[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2012: 24–33. (in Chinese)

[17] Dokos S, Lovell N H. Parameter estimation in cardiac ionic models[J]. Progress in Biophysics & Molecular Biology, 2004, 85: 407–431.

Partially-perturbed particle swarm optimization based steady-state operational optimization of an atmospheric distillation column

YANG XueFei CHU JiZheng

(College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: Given the tendency of conventional particle swarm optimization(CPSO) based operational optimization of atmospheric distillation column(ADC) to be trapped in a local minimum, we employ partially-perturbed particle swarm optimization (PPSO) as the algorithm for operational optimization of an ADC. We analyze the influence of different group schemes based on sensitivity or relativity, then give the detailed optimized results of two different objective functions, one targeting at maximizing the profit and the other one at increasing the head oil recovery. On this basis, we analyze the optimization by calculating the reciprocal condition value of a Hessian matrix. The results show that compared with CPSO and sequential quadratic programming(SQP), PPSO can afford better values of ADC objective functions, such as increasing profit by 4. 84% or head oil recovery by 9. 31% .

Key words: atmospheric distillation column; operational optimization; partially-perturbed particle swarm optimization (PPSO); identifiability