

炼油厂原油选购多目标优化

王 佩, 史 彬, 鄢烈祥*

(武汉理工大学 化学化工与生命科学学院, 湖北 武汉 430070)

摘要: 为保证原油加工装置的平稳生产和取得好的经济效益,大多数炼油厂会通过控制混合性质同时选购几种原油进行混炼. 原油选购优化现已成为提高炼油厂经济效益的重要手段. 以炼油厂原油选购利润最大以及混合原油与目标原油的性质相对偏差最小作为目标,建立了一个多目标原油选购优化混合整数非线性规划模型. 在多目标列队竞争算法(MOLCA)的基础上,改进了目标值的排序方式,并加入变异算子,提出了一种改进的多目标列队竞争算法(IMOLCA). 利用 IMOLCA 优化求解该模型,可以得到两优化目标最优解集的 Pareto 前沿. 通过实例分析,验证了模型和算法的有效性. 计算得到的方案可为炼油厂原油选购提供参考.

关键词: 原油选购优化;混合整数非线性规划;多目标列队竞争算法

中图分类号: TE621; TP391.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.7511/dllgxb201903005

0 引 言

炼油厂在加工原油时,为保证原油性质的稳定和取得好的经济效益,会同时选购几种原油进行混炼. 原油选购优化现已成为提高炼油厂经济效益的重要手段. 目前,国内炼油厂大都根据经验进行选购. 由于市场上可供选购的原油品种众多,优选的空间非常大,依靠传统的经验方法很难得到既能保证加工原油性质要求又能取得好的经济效益的采购方案. 国内也有炼油厂通过引入国外的商业软件进行原油的选购优化,如 Aspen 公司的 PIMS^[1] 以及 Honeywell 公司的 RPMS^[2],但这几种软件都十分昂贵,而且操作复杂,限制了其应用. 因此,快速选择合适的原油进行优化生产,无疑是炼油厂提高经济效益的重要途径.

原油在进行混炼时,有些原油的混合物性可以按照体积或质量比例进行线性加和,而有些物性不能用简单的线性加和法计算. Ganji 等^[3]给出了一些常用混合原油性质的估算方法. De Rubio 等^[4]使用神经网络对原油混合系统建模,预测混合原油的性质,取得了较好的实验结果,但其训练和使用都比较复杂. 李进等^[5]提出了一种简单快

速的混合原油性质计算方法. 对于原油种类的优选,国内外也有学者对其进行了研究. De Rubio^[6]针对前馈神经网络的大数据学习,提出了一种递归最小二乘法与前馈神经网络相结合的原油混合过程的建模方法. López 等^[7]同时考虑原油混合和操作条件约束并以利润最大化为目标构建非线性模型,利用 GAMS 作为求解器求解. 杜祜康等^[8]采用遗传算法求解原油混合优化问题. 以上大多以混合原油性质偏差最小或者成本最低对原油优选进行单目标研究,而对于原油优选的多目标研究相对较少. Muteki 等^[9]和马巍等^[10]均以混合原料属性偏差最小以及成本最低为目标,对原油优选进行了多目标研究工作. 前者利用历史混合经验数据建立偏最小二乘法(PLS)模型;后者利用改进的多目标布谷鸟搜索算法求解该模型. 但两者均未考虑原油的购买量限制以及产品的价格、收率等因素.

列队竞争算法(line competition algorithm, LCA)是一种群体的、并行的全局优化搜索算法^[11-12],该算法特别适合于求解较大规模的组合优化问题及混合整数非线性规划问题. 本文以炼油厂原油选购利润最大以及混合原油与目标原油

的性质相对偏差最小作为目标,建立多目标原油选购优化混合整数非线性规划模型.利用改进的多目标列队竞争算法(improved multi-objective line competition algorithm, IMOLCA)进行优化求解,得到满足约束条件的多目标 Pareto 前沿,以期为炼油厂原油选购优化过程提供参考.

1 多目标原油选购优化模型

1.1 目标函数

本文以炼油厂原油选购利润最大以及混合原油与目标原油的性质相对偏差最小作为目标,建立了多目标原油选购优化模型.其中,目标函数如下:

$$\max f_1(w,y)=W\sum_{j=1}^p\sum_{i=1}^n w_i y_i z_{ij} D_j - W\sum_{i=1}^n w_i y_i C_i \tag{1}$$

$$\min f_2=\sum_{k=1}^m \left(\frac{P_{objk}-P_{bk}}{P_{objk}}\right)^2 \tag{2}$$

式(1)表示混合原油选购利润最大,其中第一项为侧线产品的价值,第二项为原油成本.式(2)表示混合原油与目标原油性质相对偏差最小.式中, W 为某段时间内原油的加工总量; w_i 为第*i*种原油的质量分数; y_i 表示是否选择第*i*种原油参与混炼,若 $y_i=1$,表示选择第*i*种原油参与混炼,若 $y_i=0$,表示不选择第*i*种原油参与混炼; z_{ij} 为第*i*种原油第*j*条侧线产品的收率; C_i 为第*i*种原油的价格; D_j 为第*j*个侧线产品的价格; P_{bk} 为混合原油的第*k*个物性值; P_{objk} 为混合原油的第*k*个目标物性值; n 为待选原油的个数; p 为侧线产品的个数; m 为目标物性的个数.

1.2 原油混合性质计算模型

本文选取原油的密度、黏度、硫含量、氮含量、凝点、酸值、镍含量、钒含量这 8 种重要的物性作为目标物性参数,通过线性或非线性混合规则建立原油混合性质计算模型.其中,满足线性加和的物性参数为密度、硫含量、氮含量、酸值、镍含量和钒含量;而原油混合后黏度和凝点则不具有加和性,为非线性关系.

设第*i*种原油的物性为 P_i ,则混合原油的物性为

$$P_b=\sum_{i=1}^n w_i P_i \tag{3}$$

对于混合原油的硫含量、氮含量、酸值、镍含

量和钒含量而言,满足质量加和性,可用式(3)计算混合物性值;而文献[5]提出密度具有体积加和性,则可以利用下式计算混合物性:

$$P_b=1/\sum_{i=1}^n \frac{w_i}{P_i} \tag{4}$$

对于混合原油的黏度 μ_b 和凝点 T_{fb} ,文献[3]提出了混合原油的物性指数 $\text{index}(P_b)$ 与各原油的物性指数 $\text{index}(P_i)$ 满足如下公式:

$$\text{index}(P_b)=\sum_{i=1}^n w_i \text{index}(P_i) \tag{5}$$

黏度的混合性质可按照式(6)~(8)进行计算:

$$\mu_b=e^{\text{index}(\mu_b)}-0.8 \tag{6}$$

式中

$$\text{index}(\mu_b)=\sum_{i=1}^n w_i \text{index}(\mu_i) \tag{7}$$

$$\text{index}(\mu_i)=\ln(\ln(\mu_i+0.8)) \tag{8}$$

凝点的混合性质可按照式(9)~(11)进行计算:

$$T_{fb}=600(\text{index}(T_{fb}))^{1/13.33}-460 \tag{9}$$

式中

$$\text{index}(T_{fb})=\sum_{i=1}^n w_i \text{index}(T_{fi}) \tag{10}$$

$$\text{index}(T_{fi})=e^{13.33\ln((T_{fi}+460)/600)} \tag{11}$$

1.3 约束条件

1.3.1 最大和最小购买量约束 为使炼油厂原油选购利润最大,同时满足混合原油的性质要求,传统线性规划软件的优化结果往往是选择混炼少量的一种或多种原油.但实际采购原油时,通常存在最小或最大购买量的问题.特别是当采购的原油品种较多时,会增加问题的复杂程度.对于此种问题,可在约束条件中加上带有最小或最大购买量的混合整数规划约束:

$$U_i y_i \geq W_i \geq L_i y_i \tag{12}$$

式中

$$W_i=w_i y_i W \tag{13}$$

其中 W_i 为第*i*种原油的购买量, U_i 为第*i*种原油的最大购买量, L_i 为第*i*种原油的最小购买量.

1.3.2 混合原油品种约束 若参与混炼的原油种类过多,在实际混合操作中会存在一定困难,还会造成成本的增加.因此,必须限制参与混炼原油的品种.其约束为

$$N_{\min} \leq \sum_i y_i \leq N_{\max} \tag{14}$$

1.3.3 混炼比约束 不同原油在混炼前应该满足如下约束：

$$\omega_{\min} \leq \omega_i \leq \omega_{\max} \tag{15}$$

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = 1 \tag{16}$$

2 应用实例

2.1 待选原油的基础数据

从原油评价数据库中调取 12 种原油的评价数据,根据某炼油厂的生产方案和某日原油的市场价格,为该炼油厂选购某月 42×10^4 t 原油. 其

中,要求所选原油的最小购买量 L_i 为 3×10^4 t, 最大购买量 U_i 为 25×10^4 t. 待选原油混炼的最大和最小品种数分别为 $N_{\max} = 5, N_{\min} = 2$. 侧线产品的价格、待选原油物性与价格数据见表 1 和表 2.

表 1 侧线产品的价格

Tab. 1 The price of side product

产品	产品价格/(元·t ⁻¹)
石脑油	6 000
柴油	5 400
蜡油	4 700
减压渣油	3 000

表 2 待选原油物性数据与价格列表

Tab. 2 The list of property data and price of the candidate crude oil

原油	密度(20 ℃)/ (g·cm ⁻³)	黏度(50 ℃)/ (mm ² ·s ⁻¹)	w(硫)/%	w(总氮)/ 10 ⁻⁶	原油 凝点/℃	原油酸值(KOH)/ (mg·g ⁻¹)	w(镍)/ 10 ⁻⁶	w(钒)/ 10 ⁻⁶	价格/ (元·t ⁻¹)
Y01	0.885 0	26.25	0.12	1 300	34	0.10	5.8	0.2	3 475.981
Y02	0.876 3	10.38	0.63	2 400	−43	0.55	21.7	15.8	3 812.300
Y03	0.855 9	8.23	0.39	2 200	4	0.16	21.5	7.4	3 837.497
Y04	0.870 5	8.18	0.39	2 300	−24	0.44	13.6	4.5	3 839.837
Y05	0.878 5	8.44	0.48	3 300	−60	0.78	28.8	8.4	3 746.325
Y06	0.864 0	6.63	0.39	1 800	−18	0.86	9.2	4.0	3 762.266
Y07	0.863 5	5.40	0.32	2 900	−26	0.60	22.9	8.8	3 779.914
Y08	0.861 2	9.95	0.63	1 300	−6	0.08	6.1	10.0	3 898.549
Y09	0.862 3	14.78	1.52	1 500	−34	0.65	11.2	9.5	3 716.369
Y10	0.876 4	9.87	2.02	2 174	−30	0.11	25.7	85.7	3 610.942
Y11	0.854 4	5.77	2.00	1 000	−31	0.05	3.0	10.2	4 028.740
Y12	0.851 7	5.16	1.93	1 100	−26	0.04	9.8	10.2	3 717.439

2.2 多目标原油选购优化的求解方法

MOLCA 是在 LCA 的基础上发展起来的. 本文又在 MOLCA 基础上,提出了 IMOLCA. 该 IMOLCA 对目标函数值的排序方式进行了改进,将排序方式由原来按列进行从小到大排序改为利用非支配法进行排序,并在繁殖子代时加入变异算子. 利用 IMOLCA 求解上述建立的多目标原油选购优化问题的基本步骤如下:

Step 1 产生初始家族. 因为模型中既有 0-1 整数变量又有连续变量,因此需要对整数变量和连续变量进行预处理,在搜索空间内随机生成初始家族,记录并保存每个家族的 0-1 整数变量.

Step 2 计算目标函数值. 即计算原油选购利润和混合原油与目标原油的性质相对偏差.

Step 3 对目标值进行非支配排序,重新分配搜索空间. 进化代数 为奇数时,对第一个目标从大到小对家族进行排序,再对第二个目标进行非支配排序;当进化代数为偶数时,对第二个目标即混合原油与目标原油的性质相对偏差,从小到大对家族进行排序,再对第一个目标进行非支配排序;规定非支配解排在前面,支配解排在后面. 排序后的家族根据其前后位置相应分配从小到大的搜索空间.

Step 4 变异、繁殖产生子代. 对 Step 1 中保存的 0-1 整数变量进行变异操作,根据排完序的先后位置进行从小到大的变异个数操作. 每个家族的变异个数小于或等于给定的变异个数. 然后每个家族在各自的搜索空间内产生子代.

Step 5 保留优秀个体, 计算每个家族子代的目标值, 并与父代的目标值一起进行非支配排序, 并将非支配解保存在外部集中.

Step 6 判断此时非支配解个数是否大于初始家族数. 若否, 补足至初始家族数后返回 Step 2; 若是, 进行下一步.

Step 7 判断此时非支配解个数是否大于进化代数. 若是, 输出最优解; 若否, 进行下一步.

Step 8 判断是否达到终止条件. 若否, 重复 Step 2~Step 7; 若是, 输出最优解.

2.3 优化计算结果分析

求解得到的炼油厂原油选购优化双目标 Pareto 前沿如图 1 所示. 由图 1 可知, 当混合物性与目标物性偏差增大时, 原油的选购利润也会增大. 但性质偏差增大, 会使常减压装置和二次装置

的生产稳定性下降.

图 2 为不同混炼比约束情况下求解的双目标 Pareto 前沿的对比图. A 中各原油的混炼比约束为 $0.1 \leq w_A \leq 0.9$; B 中各原油的混炼比约束为 $0.071\ 4 \leq w_B \leq 0.595\ 0$. 经过 IMOLCA 优化计算后, 由图 2 可知, 满足 A 中混炼比约束的非支配解的个数相较满足 B 中混炼比约束的要多, 因为 B 的约束限制了各原油的混炼比上限, 混炼比最大只能为 0.595 0, 且经优化计算得到 Pareto 前沿 B 中的最大利润要比 Pareto 前沿 A 中的最大利润低. 若不设置混炼比, A 中有一部分非支配解会被 B 中的解支配.

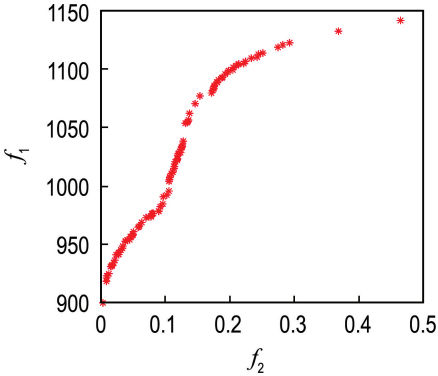


图 1 考虑最大最小购买量约束的 Pareto 前沿
Fig. 1 The Pareto frontier with maximum and minimum purchase amount

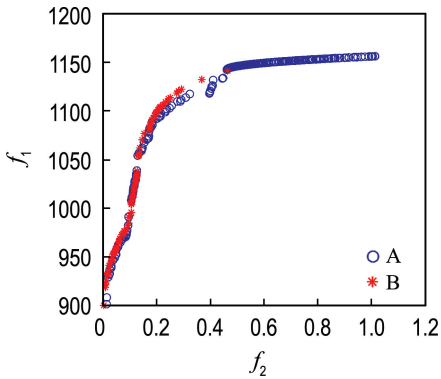


图 2 两种约束下 Pareto 前沿比较
Fig. 2 The comparison of Pareto frontier in two constraints

表 3 是从图 1 得到的 Pareto 前沿解集中选取的 10 种不同选油及其混炼比方案. 表 4 为各混合方案对应的混合物性值. 多目标 Pareto 前沿上

表 3 10 种选油及其混炼比方案
Tab. 3 Ten schemes of crude oil selection and blending ratio

方案	w_i								利润/ (元·t ⁻¹)	相对偏差
	Y03	Y04	Y06	Y07	Y08	Y09	Y10	Y12		
1	0.139 2	0.421 4	0	0	0	0.346 5	0.092 9	0	900.06	0.003 6
2	0.147 7	0.269 0	0	0.129 3	0	0.361 9	0.092 0	0	931.21	0.015 5
3	0.131 8	0.127 7	0	0.300 0	0	0.359 8	0.080 6	0	972.86	0.070 4
4	0.178 7	0	0	0.331 5	0	0.402 5	0.087 4	0	978.58	0.090 1
5	0.105 6	0	0	0.359 8	0.178 5	0.252 9	0.103 1	0	990.76	0.097 2
6	0	0.441 6	0.214 8	0.071 7	0	0	0.110 2	0.161 7	992.31	0.102 4
7	0	0	0.281 4	0.291 9	0.137 9	0	0.101 8	0.187 0	1 053.71	0.131 2
8	0	0	0.341 1	0.290 9	0	0	0.096 4	0.271 7	1 079.54	0.171 6
9	0	0	0	0.584 3	0	0	0.076 6	0.339 1	1 132.39	0.368 4
10	0	0	0	0.593 5	0	0	0	0.406 5	1 141.47	0.464 4

的每一个点代表一种混合方案所对应的双目标值. 而且, 从 IMOLCA 的结果中可以发现, 许多混合方案选择的原油种类相同, 而各原油混炼比的差异会影响混合原油与目标原油的性质相对偏差与原油的选购利润. 如果要使混合原油与目标

原油的性质相对偏差较小, 往往需要更多品种的原油进行混炼. 因此, 炼油厂可以根据各混合原油的物性指标以及原油的混炼利润来选择合适的原油进行生产.

表 4 各混合方案对应的混合物性值
Tab. 4 The blending properties value of each blending scheme

方案及 原油	密度(20 ℃)/ (g · cm ⁻³)	黏度(50 ℃)/ (mm ² · s ⁻¹)	w(硫)/%	w(总氮)/ 10 ⁻⁶	原油 凝点/℃	原油酸值(KOH)/ (mg · g ⁻¹)	w(镍)/ 10 ⁻⁶	w(钒)/ 10 ⁻⁶
1	0.866 1	10.11	0.93	1 997.2	-21.716	0.44	14.98	14.16
2	0.865 0	9.59	0.94	2 061.7	-21.737	0.46	16.20	14.76
3	0.864 0	8.83	0.91	2 168.8	-22.613	0.50	17.53	14.51
4	0.862 8	8.93	0.96	2 148.1	-21.189	0.50	18.17	15.54
5	0.863 3	8.43	0.86	2 111.4	-19.173	0.42	17.07	16.97
6	0.866 1	7.14	0.81	2 027.7	-23.659	0.44	14.03	14.57
7	0.862 4	6.50	0.86	1 959.3	-20.598	0.45	14.56	15.72
8	0.861 6	6.03	0.94	1 965.8	-23.401	0.49	14.93	14.97
9	0.860 4	5.54	0.99	2 234.0	-26.291	0.37	18.67	15.19
10	0.858 7	5.30	0.97	2 168.3	-26.000	0.37	17.57	9.39
目标原油	0.866 6	9.92	0.90	1 939.5	-21.667	0.45	14.90	14.56

3 结 语

本文以炼油厂原油选购利润最大以及混合原油与目标原油的性质相对偏差最小为目标, 建立了多目标原油选购混合整数非线性规划模型, 并提出一种改进的多目标列队竞争算法(IMOLCA). 一方面, 利用 IMOLCA 对模型进行优化求解, 既可以得到多目标的 Pareto 解集前沿, 揭示混合原油与目标原油的性质偏差与原油选购利润之间的影响规律, 还可以同时确定原油的种类以及混合的比例, 进而可以得到不同的原油选购方案. 另一方面, 考虑原油的购买量限制和侧线产品的价格、收率等因素, 更加符合炼油厂实际. 炼油厂可根据自身实际情况, 利用本文提出的方法, 为炼油厂原油选购优化提供参考.

参考文献：

[1] 庞新迎, 王业华, 辛若凯, 等. PIMS 软件在炼油厂总加工流程优化阶段进行原油优选的应用 [J]. 石油炼制与化工, 2016, 47(7):96-100.
PANG Xinying, WANG Yehua, XIN Ruokai, *et al.* Application of PIMS on crude selection during overall configuration optimization of refinery [J].

Petroleum Processing and Petrochemicals, 2016, 47(7):96-100. (in Chinese)
[2] 王一冠, 蒋决根. RPMS 在炼化企业中的应用 [J]. 石油化工技术经济, 2007, 23(1):45-49.
WANG Yiguan, JIANG Juegen. Application of RPMS in petroleum refining and chemical enterprises [J]. *Techno-Economics in Petrochemicals*, 2007, 23(1):45-49. (in Chinese)
[3] GANJI H, ZAHEDI S, AHMADI MARVAST A, *et al.* Determination of suitable feedstock for refineries utilizing LP and NLP models [J]. *International Journal of Chemical Engineering and Applications*, 2010, 1(3):225-310.
[4] DE RUBIO J J, YU Wen. Modelling of crude oil blending via discrete-time neural networks [C] // 2004 1st International Conference on Electrical and Electronics Engineering, ICEEE. Acapulco: IEEE, 2004:427-432.
[5] 李 进, 廖良才, 谭跃进. 一种简单的混合原油性质估算方法 [J]. 石油化工自动化, 2005(5):37-39.
LI Jin, LIAO Liangcai, TAN Yuejin. A simple method for estimating the properties of mixed crude oil [J]. *Automation in Petro-Chemical Industry*, 2005(5):37-39. (in Chinese)

- [6] DE RUBIO J J. Least square neural network model of the crude oil blending process [J]. **Neural Networks**, 2016, **78**(SI):88-96.
- [7] LÓPEZ D C, HOYOS L J, MAHECHA C A, *et al.* Optimization model of crude oil distillation units for optimal crude oil blending and operating conditions [J]. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, 2013, **52**(36):12993-13005.
- [8] 杜祜康,赵英凯. 基于遗传算法的原油混合优化研究 [J]. 化工自动化及仪表, 2010, **37**(1):8-10.
DU Hukang, ZHAO Yingkai. Research of mixed optimization of crude oil based on genetic algorithms [J]. **Control and Instruments in Chemical Industry**, 2010, **37**(1):8-10. (in Chinese)
- [9] MUTEKI K, MACGREGOR J F, UEDA T. Rapid development of new polymer blends; the optimal selection of materials and blend ratios [J]. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, 2006, **45**(13):4653-4660.
- [10] 马 巍,杨辉华,李 虎,等. 多目标原油选择与混合优化方法 [J]. 计算机仿真, 2014, **31**(11):132-137.
MA Wei, YANG Huihua, LI Hu, *et al.* Method for multiobjective crude oil selection and blending optimization [J]. **Computer Simulation**, 2014, **31**(11):132-137. (in Chinese)
- [11] YAN Liexiang, MA Dexian. Global optimization of non-convex nonlinear programs using line-up competition algorithm [J]. **Computers and Chemical Engineering**, 2001, **25**(11/12):1601-1610.
- [12] YAN Liexiang, SHEN Kun, HU Shenghua. Solving mixed integer nonlinear programming problems with line-up competition algorithm [J]. **Computers and Chemical Engineering**, 2004, **28**(12):2647-2657.

Multi-objective optimization of crude oil purchase in refinery

WANG Pei, SHI Bin, YAN Liexiang*

(School of Chemistry, Chemical Engineering and Life Sciences, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: In order to ensure the steady production and achieve economic benefits of crude oil processing unit, most refineries often need to control the blending properties and blend different types of crude oil simultaneously. Crude oil purchase optimization has become an important means to improve the economic benefits in refineries. Aiming at maximizing the profit of crude oil purchase and minimizing the property relative deviation between blending crude oil and target crude oil, a multi-objective optimization model of crude oil purchase with mixed integer nonlinear programming is established. Based on the basic multi-objective line competition algorithm (MOLCA), the sort means of target values is modified and mutation operator is added, and an improved multi-objective line competition algorithm (IMOLCA) is proposed. Then the IMOLCA is employed to solve the optimization model, which can obtain the Pareto frontier of two optimization target solution sets. By analysis of example, it is proved that the model and algorithm are effective. The blending solution can provide a reference for crude oil purchase in the refinery.

Key words: crude oil purchase optimization; mixed-integer nonlinear programming; multi-objective line competition algorithm