

# 改进的粒子群优化算法及其在多目标 过程设计中的应用

毕荣山 杨霞 谭心舜 郑世清

(青岛科技大学计算机与化工研究所, 山东 青岛 266042)

**摘要:**介绍了粒子群优化算法的基本思想和步骤,对基于动态 Pareto 解集的多目标粒子群优化算法进行了分析,提出了随机更新个体粒子最优位置的策略,并把改进的粒子群优化算法用于实际的多目标过程设计中。对甲苯加氢脱烷基化过程进行了分析,利用此方法对以经济和环境为目标的加氢脱烷基化过程设计进行了计算。结果表明,此种方法可以用于实际的多目标过程设计中。

**关键词:**粒子群优化;过程设计;多目标规划;进化算法

中图分类号:TQ018

文献标识码:A

文章编号:0253-4320(2004)S2-0217-04

## Improved particle swarm optimization algorithm and its application in multi-objective process design

BI Rong-shan, YANG Xia, TAN Xin-shun, ZHENG Shi-qing

(Research Center for Computer and Chemical Engineering, Qingdao University of Science and  
Technology, Qingdao 266042, China)

**Abstract:** An improved particle swarm optimization (PSO) algorithm was proposed to solve multi-objective problems in process design. Based on the dynamic pareto warehouse-based particle swarm optimization (DPW-PSO) algorithm, a new particle local optimal position updating policy was presented. A well-documented example of hydrodealkylation process was studied with economic and environmental impact objectives to be optimized simultaneously and the result shows that this algorithm is effective and efficient to deal with multi-objective programming problems in process design.

**Key words:** particle swarm optimization; process design; multi-objective programming; evolutionary algorithm

过程设计的绝大部分实际问题都可以归结为多目标优化问题。一般来说,多目标优化问题有 2 种求解方法:多目标数学规划法和基于进化算法的多目标优化算法(又称多目标进化算法,MOEA)。多目标数学规划法的基本思想是把多目标问题转化成单目标问题再进行求解,这种求解方法的缺点是每次运算只能得到 1 个非劣解(又称 Pareto 解,有效解),并且由于算法的限制,对于可行域非凸和目标函数是非凸函数的问题不能保证得到真正的非劣解<sup>[1]</sup>;而 MOEA 则不存在这些问题,该法具有全局的搜索能力,而且可并行处理各个目标,一次计算就可以得到多个非劣解,因此,MOEA 得到了越来越多的重视,成为处理多目标规划问题的一种重要的手段。已有大量的文献报道了各种进化算法在多目标优化问题中的应用。Zitzler 对不同的进化算法在多目标优化问题中的应用效果进行了分析和总结,并在此基础上开发了综合各种方法优点的强化 Pareto 进化

算法(SPEA)<sup>[2]</sup>,后来又在 SPEA 的基础上进一步开发了 SPEA2<sup>[3]</sup>。粒子群优化算法(PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的,具有编程简单、算法直观、易于理解的优点<sup>[4]</sup>。笔者在基本 PSO 算法的基础上,开发了基于动态 Pareto 解集的 PSO 算法(DPW-PSO)用于多目标优化中<sup>[5]</sup>,并通过对 DPW-PSO 算法做进一步改进,将其用于多目标过程设计问题中。

### 1 多目标优化问题的表示

一般地,多目标优化问题可以定义成如下形式:

$$\begin{aligned} \min \quad & \tilde{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})], \\ & \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^N \\ \text{s.t.} \quad & g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \quad \text{for } j = 1, \dots, p \\ & h_j(\mathbf{x}) = 0 \quad \text{for } j = p + 1, \dots, m \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}$  为优化变量, $f(\mathbf{x})$  表示目标函数向量, $g_j(\mathbf{x})$  和  $h_j(\mathbf{x})$  分别表示等式约束和不等式约束。

为描述方便,对于属于可行域中的任意 2 个解  $u$  和  $v$ ,定义如下的 4 种比较规则:

$u > v: u_i \geq v_i$ ,且至少有一个  $u_i \neq v_i, i = 1, 2, \dots, n$ ;

$u = v: u_i = v_i, i = 1, 2, \dots, n$ ;

$u < v: u_i \leq v_i$ ,且至少有一个  $u_i \neq v_i, i = 1, 2, \dots, n$ ;

$u \cong v$ :其余情况,此时称  $u$  和  $v$  等价。

## 2 DPW-PSO 算法

### 2.1 基本 PSO 算法

PSO 算法是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年首先提出的,其基本思想是让一群粒子在空间里自由运动,记录每个粒子曾经到过的最高位置,然后按一个随机的几率靠近那个位置,不同粒子之间可以互相交流,它们都尽量靠近整个粒子群中曾经到过的最高点。这样,经过一段时间,就可以找到近似的最高点。PSO 算法与其他进化算法相似,都需要一个随机种群作为初始解,不同之处在于 PSO 算法的每个初始解都被赋予了一个随机的速度,然后根据公式(2)和(3)通过改变速度的大小和方向使初始解“飞向”最优解。与其他进化算法相比,PSO 算法不需要进行编码,而且操作更加直观:粒子尽量靠近最优点并且伴有随机变化发生,使得粒子不会停留在最优点不动,而是尽量靠近最优点,同时保持创新性。

$$v_{id}^{k+1} = w * v_{id}^k + c_1 * rand1 * (pbest_{id} - x_{id}^k) + c_2 * rand2 * (gbest - x_{id}^k) \quad (2)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3)$$

其中,  $v_{id}^k$  表示粒子  $id$  第  $k$  次迭代时的速度;  $x_{id}^k$  表示粒子  $id$  第  $k$  次迭代时的位置;  $w$  称为惯性权重,表示粒子沿自己原来方向移动的几率;  $c_1$  和  $c_2$  都是常数;  $rand1$  和  $rand2$  是 0~1 的随机数,它们各自的乘积分别表示粒子向其经过的最优位置移动的几率和向整个粒子群最优位置移动的几率;  $pbest_{id}$  表示粒子  $id$  所经过的最优位置;  $gbest$  表示整个微粒群的最优位置。

PSO 算法的基本步骤如下:

(1) 随机选取一个粒子群,对每个粒子随机给定一个初始位置和初始速度。

(2) 计算每个粒子在初始位置时的适应度,并把它赋给  $pbest$ ,选择适应度最大的一个微粒的适应度作为所有粒子的最优适应度,把它赋给  $gbest$ ,并记录该粒子的位置。

(3) 根据公式(2)和(3)调整粒子的位置。

(4) 重新计算每个粒子在初始位置时的适应度,并把它与粒子的  $pbest$  比较,如果当前值大于  $pbest$ ,则把此值赋给  $pbest$ 。把所有粒子的  $pbest$  与  $gbest$  比较,如果有粒子的  $pbest$  大于  $gbest$ ,则把此值赋给  $gbest$ ,并记录该粒子的位置。

(5) 重复(3)和(4)步直到达到给定的迭代次数或适应度要求,此时适应度值与  $gbest$  相等的粒子的适应度为粒子群的最优适应度。

### 2.2 DPW-PSO 算法及其改进

DPW-PSO 算法是通过建立一个动态的 Pareto 最优解集库(DPW),对库中近似 Pareto 最优解进行动态调整,把找到的所有近似 Pareto 最优解都存在库中,同时去除非 Pareto 最优解,从而保证此库中的所有解都是 Pareto 最优解。利用前述的比较规则,DPW-PSO 算法与基本 PSO 算法的不同之处在于:

(1) 严格的初始化。开始库中所保存的近似 Pareto 最优解为空。初始化开始,把第一个粒子放入这个动态库中,然后对随机产生的每个粒子所得的结果与库中保存的所有粒子的结果进行比较:①如果库中存在粒子的结果小于此粒子,则把那个粒子从库中删除,如此类推与库中所有粒子比较完毕,把此粒子加入库中;②如果库中保存的粒子都与这个粒子等价,则最后也把这个粒子加入库中;③否则对库中的数据不进行修改。如此初始化结束后,库中保存的都是等价的近似 Pareto 最优解。

(2) 全局的信息共享和及时的动态调整。初始化完毕,在以后的每一次迭代中,粒子与库中的一个近似 Pareto 最优解进行随机的信息交换,这样每次迭代过程中粒子可以从不同的近似 Pareto 最优解中获得信息,达到了整个种群信息共享的目的,从而保持了最优解的多样性;每次迭代结束,把新的结果与库中所存的结果进行比较,加入更好的 Pareto 近似最优解和新发现的 Pareto 近似最优解,同时删除已经认为不是 Pareto 最优解的个体,方法与初始化时相同,这样可以保持库中始终都是到目前位置发现的所有近似 Pareto 最优解。随着迭代次数的增加,库中近似 Pareto 最优解的数量也不断增加,而并不依赖于初始种群的数量,可以在较少的初始种群数量下获得大量的近似 Pareto 最优解,这一点可以从后面的例子中得以验证。

在原来 DPW-PSO 算法中,每个粒子自身最优位置是在每次发现新的位置大于或等价于原来位置时都进行更新。笔者运用下列方式进行更新:若新

的位置大于原来的粒子自身最优位置,则无条件进行更新;若2个位置等价,则以50%的概率来决定是更新还是保持原来的位置,这样可以保持 Pareto 解的多样性和分布的均匀性。

### 2.3 参数选择

所有例题参数选取如下:初始粒子个数100,常数  $c_1 = c_2 = 2.0$ ,惯性权重  $w$  在  $0.4 \sim 0.8$  之间随迭代次数线性增加,各个体粒子的初始位置随机给定。

## 3 性能测试及应用

### 3.1 性能测试

测试函数如下:

$$\begin{aligned} \min: \\ f_1(x, y) &= x \\ f_2(x, y) &= [2.0 - e^{-\left(\frac{y-0.2}{0.004}\right)^2} - 0.8e^{-\left(\frac{y-0.6}{0.4}\right)^2}] \cdot x^{-1} \end{aligned}$$

其中:  $0.1 \leq x \leq 1.0$   
 $0.0 \leq y \leq 1.0$

迭代100次后的结果见图1。

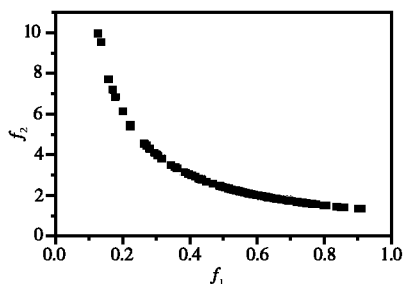


图1 测试函数1迭代100次后的结果

### 3.2 工程实例

甲苯的加氢脱烷基化过程是过程设计中应用最广泛的实例之一, Douglas 对加氢脱烷基化的过程设计进行了详细的研究<sup>[6]</sup>。本文以加氢脱烷基化流程循环结构决策层次为基础,在同时考虑经济目标 and 环境影响的条件下,研究甲苯的转化率和循环(排空)气中氢的含量对整个过程的影响。

加氢脱烷基化流程循环结构的简图见图2。

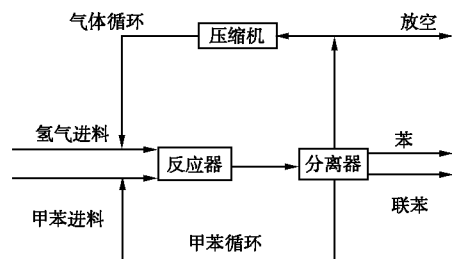


图2 加氢脱烷基化过程的循环结构流程图

经济评价采用文献[6]中的模型和数据计算,环境影响因子采用文献[7]的数据。流程涉及的物质有5种:氢气、甲烷、甲苯、苯和联苯,它们的环境影响因子依次为0.031、0.008、0.301、0.175和0.957。流程对环境的影响可以表示为<sup>[7]</sup>:

$$f = 0.957P_D + 0.031P_H + 0.008P_C$$

其中  $P_D$ 、 $P_H$  和  $P_C$  分别为联苯、氢气和甲烷的排放量。以经济和环境为目标利用 PSO 算法进行计算,所得结果见图3。

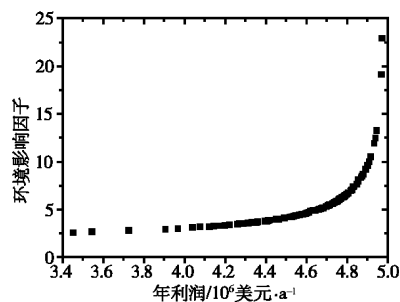


图3 加氢脱烷基化过程迭代200次后的结果

由图3可以看出,随着对环境影响的不同,年利润在  $3.4 \times 10^6$  美元到  $5.0 \times 10^6$  美元之间变化,年利润越高,则对环境的影响越大。在年利润从  $4.8 \times 10^6$  美元增长到  $5.0 \times 10^6$  美元期间,环境影响因子迅速增加,从7.0快速增加到23;而在年利润从  $3.4 \times 10^6$  美元增长到  $4.6 \times 10^6$  美元期间,环境影响因子从2.5缓慢增加到5.0;年利润从  $4.6 \times 10^6$  美元增长到  $4.8 \times 10^6$  美元期间是一个过渡区,环境影响因子和年利润同时快速增加。决策者可以根据图3对流程的环境影响和利润进行权衡,以获取最大利益。

## 4 结论

介绍了粒子群优化算法的基本思想和步骤,对基于动态 Pareto 解集的多目标粒子群优化算法进行了分析,提出了随机更新个体粒子最优位置的策略,并把改进的粒子群优化算法用于实际的多目标过程设计中,通过甲苯加氢脱烷基化过程实例说明此种算法是行之有效的。

### 参考文献

- [1] 贾小平,韩方煜.多目标优化及其在过程工程中的应用[A].见:中国系统工程学会过程系统工程专业委员会.过程系统工程2001年会论文集[C].北京:中国石化出版社,2001.63-70.
- [2] Zitzler E. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications[D]. Zürich: Swiss Federal Institute of Technology

Zürich, 1999.

- [3] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm[R]. Zürich: TIK-Report 103, Swiss Federal Institute of Technology Zürich, 2001.
- [4] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [A]. In: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Ma-

chine and Human Science[C]. New Jersey: IEEE, 1995. 39 - 43.

- [5] Douglas J M. 化工过程的概念设计[M]. 蒋楚生, 夏平译. 北京: 化学工业出版社, 1994. 85 - 98.
- [6] Shi Lei, Shi Hanchang, Qian Yi. A new cleaner production framework based on multi-objective evolutionary algorithms[EB/OL]. <http://www.chinacp.org.cn/newcn/chinacp/iccpaper-39.htm>, 2001. ■

(上接第 213 页)

不少工业过程为具有时延的系统, 这类系统的主要控制问题是容易超调, 继而造成不稳定, Bang-Bang 控制由于只有 2 种控制状态, 超调情况会更严重。

为解决时延系统控制的超调问题, 考虑增加一超调惩罚因素, 其状态值为控制输出的函数, 这样取因素集为控制偏差  $e(k)$  和一阶偏差  $\Delta e(k)$ 、二阶偏差  $\Delta^2 e(k)$ 、超调惩罚因素。

对二阶时延过程进行仿真, 设被控过程数学模型  $G(s) = \frac{5.75}{(0.4s+1)(0.2s+1)} e^{-0.0333s}$  (时间单位为 h), 采样时间 5 s, 滞后 24 步, 开关量为 5, PID 参

数经整定后取 10、5、5。其闭环响应如图 3 和图 4 所示。由图 3 和图 4 可以看出, 基于因素变权 Bang-Bang 控制超调明显小于基于 PID 的 Bang-Bang 控制, 且振荡也较小。

## 5 结语

基于因素空间变权理论的 Bang-Bang 控制算法, 是一种新型的智能算法, 鲁棒性好, 超调小, 并且参数容易整定, 简单实用, 特别适用于工业过程。

## 参考文献

- [1] 李洪兴. [J]. 模糊系统与数学, 1995, 9(3): 1 - 9.
- [2] 李洪兴. [J]. 模糊系统与数学, 1996, 10(3): 12 - 19.
- [3] 柴杰, 江青茵, 等. [J]. 厦门大学学报, 2002, 7(4): 448 - 452. ■

## 中国石化与 BP 携手拓展浙江成品油零售市场

2004 年 5 月 11 日, 中国石油化工集团公司总经理、中国石油化工股份有限公司董事长陈同海先生同 BP 集团首席执行官约翰·布朗勋爵在英国伦敦正式签署了两公司在浙江合资经营成品油零售市场业务项目的合同和章程。

按合同规定, 中国石油化工股份有限公司与 BP 集团将共同投资在浙江省设立中石化碧辟浙江石油有限公司。合资公司自成立起 3 年内, 将在浙江省境内收购, 新建并经营和管理 500 座加油站。该合资项目经营期限为 30 年, 投资总额约为 2.5 亿美元, 合资初期双方股比为 60:40。

该合资公司是中石化与 BP 公司加强合作伙伴关系的具体体现和深入, 将集合作双方的优势, 为浙江的消费者提供清洁的燃料和一流的服务, 为经济发展加油。该项目的签署充分体现了两国政府对于该项目及双方合作的重视和肯定。