

知识介绍

化学工程中多目标遗传算法的应用

姜 斌^{1,2}, 梁士锋^{1,2}

(1. 天津大学化工学院, 天津 300072; 2. 精馏技术国家工程研究中心, 天津 300072)

摘要:多目标遗传算法(MOGA)是在遗传算法的基础上发展起来的,它可以进行多个目标之间直接权衡。介绍了多目标遗传算法的概念及发展历程,重点介绍了非劣排序遗传算法(NSGA)和 NSGA-II,以及多目标遗传算法和过程模拟器结合在化学工程中的应用情况。

关键词:多目标遗传算法; NSGA; NSGA-II; 过程模拟器

中图分类号: TQ015

文献标识码: A

文章编号: 0253-4320(2007)07-0066-04

Application of multi-objective genetic algorithm in chemical engineering

JIANG Bin^{1,2}, LIANG Shi-feng^{1,2}

(1. School of Chemical Engineering and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. National Engineering Research Center for Distillation Technology, Tianjin 300072, China)

Abstract: MOGA (multi-objective genetic algorithm) is a method developed from genetic algorithm, it can directly weigh the balance among multiple objectives. The concept and development of multi-objective genetic algorithm was introduced in this paper, mainly focusing on non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA), NSGA-II and the combination of multi-objective genetic algorithm and process simulator in chemical engineering.

Key words: multi-objective genetic algorithm; NSGA; NSGA-II; process simulator

科学研究和工程实际中的优化问题大多数情况下不只一个优化目标而是多个目标,也就是多目标优化问题。多目标最优化问题与单目标最优化问题最大的区别是“最优”这个概念。在单目标最优化问题中,只要给定的单个目标达到最大化或最小化,就达到了最优。而在多目标最优化问题中,在考虑最优时必须把各个性能指标结合起来进行评价,因此很难指出哪一个方案更优。与单目标优化问题的本质不同,多目标优化问题的解不是唯一的,而是存在一个最优解集合,集合中元素称为 Pareto 最优或非劣最优(non-dominated)。所谓 Pareto 最优就是不存在比其中至少一个目标好而其他目标不劣的更好的解,也就是不可能通过优化其中部分目标而其他目标不至劣化。

遗传算法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。隐含的并行性和对全局信息的有效利用能力是遗传算法的两大显著特点。多目标遗传算法(MOGA)是在遗传算法的基础上发展起来的,它可以进行多个目标之间直接权衡。自多目标遗传算法诞生以来,已经应用到众多的领域之中,为促进科技进步和生产力

发展做出了卓越的贡献。化学工程作为一门重要的学科,始终在国家的经济发展中发挥着重要作用,因此运用多目标遗传算法对化学工程中的多目标问题进行有效的求解,定能为化学工程带来新的生机和活力,而这已经得到了证明。

1 多目标遗传算法介绍

1.1 多目标遗传算法简介及其发展

一般地,多目标最优化问题可表示如:s. t. $g_i(X) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m$, 式中 m 为约束条件的数量, $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)^T$ 为决策向量, $f_i(x) (1 \leq i \leq k)$ 为各子目标向量函数, k 为子目标的数量。多目标优化问题存在一个非劣解集, 又称 Pareto 解集, Pareto 解集中的解构成了 Pareto 前沿。多目标遗传算法与单目标遗传算法的主要区别是适应度分配策略。开发多目标遗传算法的主要任务是引导种群向 Pareto 前沿移动, 并保持解在当前 Pareto 前沿的多样性。

早在 20 世纪 60 年代末, Rosenberg 就指出了遗传算法应用于多目标优化的可能性, 第一个专门意义上的多目标遗传算法产生于 80 年代中期, J. D.

Schaffer 等^[1]提出向量评估遗传算法(vector evaluated genetic algorithm, VEGA),它包含了原始 SGA 的一些操作算子,对选择机制进行了改进以便处理多个目标函数。但 VEGA 本身有缺陷,找到的解大多属于 Pareto 前端的始末端处。直到 90 年代中期才开始出现多目标遗传算法的研究及应用,逐渐应用到计算机集成、工程设计、自动控制以及经济预测等领域,并展示出良好的发展前景。其中比较典型的算法是 MOGA 算法、NPGA 算法和 NSGA 算法。MOGA 算法是 C. Fonseca 和 P. Fleming^[2]提出的,通过采用通用的 GA 框架来有效地解决多目标问题。MOGA 采用的是基于排序的适应度赋值机制,同时采用小生境技术来防止种群的过早收敛。这种方法的优点是效率高且易于实现,缺点是算法易受小生境大小影响。NPGA 算法即小生境 Pareto 遗传算法是由 J. Horn 等^[3]提出的,它采用 Pareto 优胜关系进行锦标赛选择,并使用适应度共享机制。NPGA 的锦标赛选择机制与通常基于 2 个个体之间的直接比较方案不同,NPGA 还额外地从种群中选取一定数量的(通常为 10 个)其他个体参与非劣最优解的比较。算法的优点是能很快找到一些好的非劣最优解域,缺点是需要选择一个适当的锦标赛规模。

NSGA(non-dominated sorting genetic algorithm)^[4]即非劣排序遗传算法是由 Srinivas 和 Deb 基于 Pareto 最优排序的思想提出的。该算法基于对个体的不同分类,具体如下:在进行选择之前,首先将种群按照非劣性进行排序,所有的非劣个体都被划分为同一个类别,赋予一个 Dummy 适应度值(该值与种群规模成正比),并且对同一类别的个体都赋予相等的复制机会。为了保持种群的多样性,这些划分类别的个体按照其 Dummy 适应度值进行共享。然后忽略这些已经划分为不同类别的个体,对种群中的其余个体继续进行这一步骤,直到所有的个体都被划分为某一类。在这些类的基础之上,进行随机剩余抽样选择,使得种群朝 Pareto 前沿移动。NSGA 的特点在于将多个目标函数计算转化为虚拟适应度计算。但是 NSGA 存在非劣排序的高计算复杂性、缺乏精英保留以及需要特殊的共享参数等缺点。因此 K. Deb 等^[5]对 NSGA 算法进行了改进,引进了 2 个新的算子:非劣解系列 λ_1 和密集比较算子 π_n ,改进的遗传算法称为 NSGA-II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II)。NSGA-II 不仅克服了 NSGA 算法的缺点,而且在保持解的多样性方面 NSGA-II 算法也比 NSGA 算法要好,因此 NSGA-II 得到了广泛的应用。

此外还出现了微遗传算法(micro-GA)、强度 Pareto 进化算法(SPEA)、Pareto 包络选择算法和多目标遗传局部搜索算法等算法^[6-9]。

综观多目标遗传算法的发展历程,其研究主要集中在适应度分配、多样性保持技术、精英策略以及约束处理 4 个方面,下面将详细论述。

1.2 多目标遗传算法的适应度分配

适应度分配是遗传算法求解多目标优化问题需要解决的主要问题之一。根据适应度函数所包括的偏好信息量多少,可以分为多种方法。如果偏好信息量完全给定,可以将目标函数直接加以组合或按优先级排序;如果没有给定任何偏好信息,可以采用基于 Pareto 排序;若只给定部分偏好信息,可以将搜索集中在 Pareto 解集上的特定区域内。

1.3 多样性保持技术

基于 Pareto 的排序法在种群中寻找相同的适应度值的个体,但不能保证 Pareto 解集均一取样。当存在多个相同的最优解,有限的种群倾向于收敛到其中的一个,为了防止这种现象的发生,可以采用生境技术或非生境技术加以避免。生境技术能够促进遗传算法中稳定子种群的生成和保持,从而保护一些次优解以维持种群的多样性,防止遗传算法收敛到 Pareto 前沿的单一性。适应度共享是基于个体在特定的生境中要分享可得的思想,目的是促进种群在整个 Pareto 解集取样从而保持个体均匀分布在非劣前沿上的有效方法。这样,存在一个区域中的个体越多,个体的适应度就越要降低。这个区域以距离的远近度量,以生境半径表示^[10]。常见的非生境技术包括交配受限和空间隔离等。一般来说,不同区域的基因表示大不相同,因此为了保持交配的可行性,交配只允许在局部范围内进行。交配受限策略可以有效避免不可行个体的出现,从而提高算法的在线性能。空间隔离常出现在“岛屿模型”等分布式遗传算法中,该类算法具有天然的生境行为,可以应用于多目标遗传算法当中。

1.4 精英策略

仅仅从产生的子代中选择基因去构造新的种群可能会丢失掉上一代种群中的很多信息。也就是说当利用交叉和变异产生新一代时,有很大的可能把在某个中间步骤中得到的最优解丢失,为了处理在优化过程中由于随机因素而导致的优良解丢失问题,人们采用了精英策略。一种方法是将上一代种群与变异后的种群结合起来,再应用一个确定性选择程序来确定子代而不是仅仅用子代代替父代;另

一种方法是用另一个种群(称为 Archive)来存放每一代中的有希望的个体。Archive 可以存放在优化器的外部,也可以通过在选择过程中包含一个 Archive 成员而整合到遗传算法中。

1.5 约束处理

在遗传算法中,常用的约束处理方法有:抛弃不可行解法、改变遗传因子法和惩罚函数法等,其中惩罚函数法用的最多。惩罚函数法是在最优化问题中处理非线性约束的普遍方法,它通过对约束条件施加惩罚而使约束问题变为无约束问题,从而利用成熟的无约束方法求解。在遗传算法中通过对不可行解施加惩罚以使其适应度值降低,而在个体进化的竞争中被淘汰出局。目前罚函数方法又可分为静态罚函数法、动态罚函数法和自适应函数法等。

2 多目标遗传算法在化学工程中的应用

目前,多目标遗传算法在化工中主要应用于过程优化和反应器工程领域,在精馏和膜分离等方面也有应用。但现在的研究大多针对一些简单的流程,对于复杂系统的研究报道还不多见。根据现在的研究情况,多目标遗传算法在化工中的应用可分为以下 3 种情况:单独使用多目标遗传算法、混合多目标遗传算法以及遗传算法和过程模拟器的结合。

2.1 单独使用遗传算法

单独使用遗传算法也就是对化学工程中一些典型操作如反应、精馏和吸收等,针对其已经建立好的数学模型,运用多目标遗传算法进行优化。运用的算法包括矢量评估遗传算法(VEGA)、NSGA、NSGA-II 等,其中又以 NSGA、NSGA-II 用的最多。

新加坡国立大学 A. K. Ray^[11]等运用 NSGA-II 对工业苯乙烯反应器进行了多目标优化。他们选取了苯乙烯产量、选择性以及总热负荷作为目标函数,以进料乙苯的温度、压力和流量以及反应器的直径和长径比等为决策变量,得到了很好的 Pareto 解集,为实际的生产提供了依据和很好的指导作用;他们还运用 NSGA 对乙酸甲酯水解的模拟移动床进行了多目标优化^[12],选取转换时间、乙酸甲酯进料量、剩余液和采出液的量以及分离塔的数量作为决策变量,得到了产品乙酸和甲醇的量同时最大的 Pareto 解集。印度理工大学 S. V. Inamdar 等^[13]运用 NSGA-II 对原油蒸馏的利润和能耗以及产量和能耗分别进行了多目标优化,选取了原油蒸馏塔的 4 个侧线汽提采出流量、4 个泵回流的流量、回流比以及原油进料预热器的出口温度为决策变量,约束条件

是产品质量必须满足要求、优化必须满足模型方程以及决策变量不能超越边界,分别得到了利润最大同时能耗最低以及产量最大同时能耗最低的 Pareto 解集。

此外,其他一些多目标遗传算法也在化学工程领域得到了较多的应用。C. M. Silva 等^[14]通过对多目标遗传算法引入新的 Pareto 解集过滤算子成功地对间歇自由基苯乙烯聚合过程的单体转化率和产品中的杂质残留进行了多目标优化。英国谢菲尔德大学的 S. R. Anderson 等^[15]对垃圾焚烧炉的操作参数进行了多目标优化,对于垃圾焚烧炉人们希望它有更大的处理量,但增大处理量会加剧气体净化系统的负荷,也会违反一些操作限制,而采用多目标优化的方法既能扩大焚烧炉处理量同时也减少了废气的排放。熊俊文等^[16]运用遗传算法对催化裂化分馏塔进行了研究,首先通过石化厂的数据回归出重石脑油和轻柴油流量的函数关系式,再运用遗传算法多目标优化,找到了在某一组操作参数下生产可以保证分馏塔重石脑油和轻柴油的流量同时最优。

2.2 混合多目标遗传算法

混合多目标遗传算法顾名思义就是将遗传算法和其他优化方法如梯度法、模拟退火法相结合,充分利用遗传算法和其他优化方法的长处,对问题进行多目标求解。混合策略可以应用于多目标遗传算法的开始前、进程中、结束后的各个阶段,目前的研究多集中于在遗传算法进程中的应用。

大连理工大学的高瑛^[17]将多目标遗传算法和模拟退火法结合起来提出了多目标遗传-模拟退火算法。遗传算法的全局搜索能力较强,但局部搜索和爬坡能力较差;而模拟退火算法具有较强的局部搜索和爬坡能力,两者结合起来的多目标遗传-模拟退火算法则具有二者的共同优点。利用这种算法对合成氨系统的经济效益和环境影响进行了多目标优化,得到了二者之间分布均匀的 Pareto 解集,为实际生产提供了指导。印度尼西亚 Diponegoro 大学的 A. N. A. S. Iatadi 等^[18]利用神经网络和遗传算法构成的混合算法对等离子反应器进行了多目标优化,也取得了很好的结果。

2.3 遗传算法和过程模拟器结合

由于化学工程中一些生产工艺的复杂性,往往涉及到数量众多的方程组和约束关系,单纯采用计算机对化工过程的数学模型编程并利用多目标遗传算法进行优化要耗费大量的时间,有时由于模型的复杂性还不得不进行适当的简化,而化工流程模拟

软件如 Aspen、Pro/II 则能对化工过程进行比较准确的模拟,因此将多目标遗传算法和过程模拟器相结合,既省去了对复杂化工流程数学模型进行编程,同时又能对能耗、利润、产量等进行多目标优化,因此越来越多的人开始投身于这方面的研究。

多目标遗传算法和过程模拟器之间是通过接口程序实现的,这是利用了过程模拟器一般都存在外部接口的特点,其计算的框图如图 1 所示。接口程序可以用 VB 等进行设计,其主要功能是在过程模拟器和多目标遗传算法(MOGA)之间进行数据传递和适应值计算。MOGA 首先按一定规则产生一个初始种群并传递给接口程序,接口程序将种群中的每一个个体传递给过程模拟器,过程模拟器则针对个体的具体工况进行模拟计算,将计算适应值需要的信息传递给接口程序。在接口程序中计算得到个体的适应值,应用 MOGA 对这些适应值进行优化处理。当初始种群中的全部个体都经过处理之后,MOGA 会根据处理结果产生一个新的种群并传递给接口程序,从而重复上面的步骤,直到满足给定的条件为止。由于种群中的个体并不都能在过程模拟器中成功的模拟,因此对模拟失败的个体需要进行一定的处理,避免其对 MOGA 的干扰。

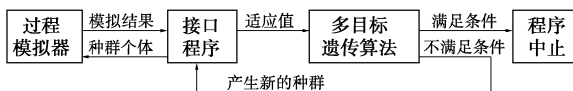


图 1 遗传算法与过程模拟器结合框图

在这方面,新加坡国立大学 A. Tarafder 等^[19]运用 NSGA-II 结合过程模拟器 HYSYS 对工业苯乙烯生产的工艺流程进行了多目标优化。我国岳金彩等^[20]在 Aspen plus 模块环境下建立了基于 NSGA-II 的系统结构,成功地对光气吸收塔的塔顶光气含量和塔底 HCl 含量进行了优化,他们利用多目标遗传算法针对石油化工中的催化裂化吸收稳定系统,以产品干气品质和系统的冷、热能耗作为目标函数,选取了影响吸收效果和系统能耗的吸收温度、压力以及补充吸收剂流量等为决策变量,得到了很好的 Pareto 解集,对催化裂化吸收稳定系统的设计和实际操作具有一定的指导意义。

3 结语

遗传算法可以对化工中的多目标问题进行很好的求解。但是还有许多问题急需解决,比如 Pareto 解的精度、如何对求得的 Pareto 解进行合理选择以

提高求解速度等。随着世界经济的不断向前发展,化学工业也为人类提供着越来越多的产品,但也将消耗大量的能源,排放的废物也会对环境造成巨大的污染。如何利用有限的资源生产更多人类需要的产品,如何节约能源,如何减少环境污染,人类所关注的是多个目标,因此多目标遗传算法,必将被越来越多的化学工程师们所关注,必将对整个化学工程产生深远的影响。

参考文献

- [1] Schaffer J D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms: Proceedings of an international conference on genetic algorithms and their applications[C]. Piffsburgh, PA, 1985:93-100.
- [2] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms. San Mateo, California, 1993.
- [3] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization[C]//IEEE World Congress on Computational Computation. Piscataway, NJ, 1994:82-87.
- [4] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms: Evolutionary computation[J]. Computation, 1994,2(3):221-248.
- [5] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization[M]//Parallel problem solving from nature. Berlin: Springer, 2000:849-858.
- [6] Coello C A, Pulido G T. A micro-genetic algorithm for multiobjective optimization[C]//First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Zurich, 2001:126-140.
- [7] Zitzler E, Thiele L. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength Pareto approach[R]. Technical Report 43. Computer Engineering and Communication Networks Lab(TIK), Swiss Federal Institute of Technology(ETH), Zurich, Switzerland. 1998.
- [8] Corne D W, Knowles J D, Oates M J. The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization[C]//Presented at Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference. Paris, 2000.
- [9] Jaskiewicz A. On the performance of multiple-objective genetic local search on the 0/1 Knapsack problem: A comparative experiment[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002,6:402-412.
- [10] Fonseca C M, Fleming P J. An overview of evolutionary algorithms in multi-objective optimization[J]. Evolutionary Computation, 1995,3(1):1-16.
- [11] Tarafder A, Rangaiah G P, Ray A K. Multiobjective optimization of an industrial styrene monomer manufacturing process[J]. Chemical Engineering Science, 2005,60:347-363.
- [12] Yu Weifang, Hidajat K, Ray A K. Optimization of reactive simulated moving bed and aricol systems for hydrolysis of methyl acetate[J]. Chemical Engineering Journal, 2005,112:57-72.

(下转第 71 页)

兴产业的发展,形成生物产业发展的特色和竞争优势。重点发展生物技术药物(含特色疫苗及诊断试剂)、现代中药、生物医学工程、特色化学原料药及制剂、生物医药服务五大领域。成都国家生物产业基地将以高新区为核心,北连武侯科技园,南接西南航空港开发区生物医药产业园,西毗金牛科技园,连接成片,整体规划建设基地核心区。并重点依托高新区建设基地核心区,发展以生物产业科技创新、孵化、产业化开发应用综合服务为主体的科技园区,集聚发展高附加值的生物技术药物、现代中药、生物医学工程的产业化项目;以彭州集中发展区、温江集中发展区等为依托,建设基地扩展区。

(8)昆明生物产业基地

昆明国家生物产业基地将以形成我国重要的专业性种质资源与基因资源保存、开发利用基地为目标,依托和发挥云南特有的生物多样性战略资源的优势和技术优势,促进产业集聚,实现规模效应,做大做强资源特色生物产业,带动区域产业结构优化升级。昆明国家生物产业基地将围绕种质资源、基因资源的保护与可持续开发利用,重点发展生物农业、生物医药,加快发展生物资源产业和生态产业,逐步形成创新体系完善、产业特色鲜明、布局合理的国家综合性生物产业研发、生产和出口基地。规划到2020年,计划从高新区2.5 km²的“云南省医药园区”作为发展基础,最终向外扩至11 km²左右。

(9)武汉生物产业基地

武汉国家生物产业基地核心区包括东湖开发区南湖生物农业园、关南生物制药园、江夏现代中药园、葛店化学合成创新药物园四大特色产业园区,面积30 km²,是一个集生物产品研发、生产、流通

为一体,基础设施齐全、产业链完善、产业分工明确、产业竞争力强的产业聚集区。扩展区包括吴家山产业园、沌口产业园两大产业园区。武汉国家生物产业基地重点发展农业生物技术及产业,生物制药和化学合成创新药物,着力发展现代中药,加快推进生物能源和生物材料等生物质产业的发展,加强这些领域新产品的开发与产业化,目标是将基地建设成为国内重要的动植物新品种培育与良种产业化、生物农药与肥料、兽药及动物疫苗基地。

(10)石家庄生物产业基地

基地重点建设的华药工业园、石药工业园、神威现代中药产业园三大园区已完成了选址、子项目确定、工艺设计、资金筹措等前期准备工作。目前,石家庄市的“国家生物产业基地”已具备了良好的发展基础,城市医药整体实力居全国第一位。形成了以生物医药为特色,生物制造、生物农业、生物能源、生物环保为一体的生物产业体系。石家庄市将广泛吸引国外资本参与基地建设,不断营造“亲商、安商、扶商、留商”的招商环境;建立和完善以企业为主体,产学研相结合的生物技术创新体系,研究一批拥有独立知识产权的国家级一类新药,并实现就近成果转化;推进环境建设,为基地建设营造良好的服务环境;推进资本市场建设,为企业发展提供资金支撑;强化园区定位,力避园区经济恶性竞争。

(11)深圳生物产业基地

深圳国家生物产业基地已经选址市大工业区,规划控制范围为2.92 km²,除一批重点产业化项目外,拟建的实验动物中心、GMP生物医药中心、医疗器械样机试验制作中心等一批公共服务平台项目都将落户在基地内。该基地将按照国际一流的生物医药专业园区的标准规划

建设,重点吸引世界500强中的制药、医疗器械企业入驻。深圳国家生物产业基地的目标是通过建立完整的生物产业技术支撑平台和产业配套系统,使深圳成为国内市场化程度最高、功能最齐全的成果转化基地,最具竞争力的创新药物研发及产业化基地,技术含量最高的医疗器械产品生产基地。

(12)长春生物产业基地

长春国家生物产业基地动物繁育与实验中心、长春基因工程药物中试工程中心、长春中药前处理基地、长春国家生物产业基地科技信息咨询中心、长春国家生物产业基地辐照灭菌装置中心。2007年后拟建长春国家蛋白类药物剂型开发中心等8个公共平台。力争到2010年全市生物产业产值达到800亿元以上,2020年达到2000亿元以上。成为全国重点生物医药研发基地,生产基地和疫苗出口基地。长春国家生物产业基地将由三大模块构成:医药产业核心区坐落在长春高新技术产业开发区;生物工业核心区布局在长春经济技术开发区;生物农业核心区布局在城东的净月潭旅游经济开发区,形成南药,北工,东农的生物产业基地空间布局。目前长春已经初步形成了一个以生物科研为依托,以生物医药为特色,以生物工业为支撑,生物农业、生物能源、生物材料、生物环保等其他生物产业协调发展的格局。发展重点是疫苗、基因工程药物、生物中药、生化医药四大领域。

国家生物产业基地将充分发挥各自优势,采取措施促进产、学、研之间的联合,提高自主创新能力,加强人才、资金和行业交流,大力开展国际合作,逐步形成集生物医药、生物农业、生物能源、生物制造、生物环保等于一体的生物产业发展体系。(章志勇)

(上接第69页)

- [13] 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 Research and Design*, 2004, 82(A5): 611 - 623.
- [14] Silva C M, Bisciaia E C Jr. Genetic algorithm development for multi-objective optimization of batch free-radical polymerization reactors [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27: 1329 - 1344.
- [15] Anderson S R, Kadirkamanathan V, Chipperfield A, et al. Multi-objective optimization of operational variables in a waste incineration plant [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2005, 29: 1121 - 1130.

- [16] 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 - 464.
- [17] 高瑛.废物最小化的过程集成方法研究[D].大连:大连理工大学, 2001.
- [18] Iatadi A N A S. Hybrid artificial neural network-genetic algorithm technique for modeling and optimization of plasma reactor [J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2006, 45(20): 6655 - 6664.
- [19] Bhutani N, Tarafder A, Ray A K, et al. Multi-objective optimization of industrial styrene production using a process simulator and a genetic algorithm [C]//AICHE Annual Meeting, Texas, USA (2004).
- [20] 岳金彩,程华农,郑世清,等.遗传算法用于光气吸收法的多目标优化[C]//2006中国过程系统工程年会,天津,2006. ■