

文章编号: 1001-0920(2006)05-0481-06

多目标进化算法及其在控制领域中的应用综述

马清亮, 胡昌华

(第二炮兵工程学院 自动化系, 西安 710025)

摘要: 多目标进化算法在求解多目标优化问题方面具有独特的优势. 对此, 介绍了多目标进化算法的基本原理, 讨论了多目标进化算法的一系列改进方法; 论述了近年来多目标进化算法在自动控制领域中的最新研究成果, 并对其未来的发展方向进行了展望.

关键词: 优化控制; 多目标控制; 多目标进化算法

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Survey of Multi-objective Evolutionary Algorithm and Its Applications in the Field of Automatic Control

MA Qing-liang, HU Chang-hua

(Department of Automation, Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China. Correspondent: MA Qing-liang, E-mail: mq199@sohu.com)

Abstract: Multi-objective evolutionary algorithm (MOEA) is especially suitable to solve multi-objective optimization problems. The basic principle of MOEA is first introduced, and a series of improved algorithms are discussed briefly. Then, newly successful applications of MOEA in the field of automatic control are reviewed in detail. Finally, some of the most promising areas of further research are briefly discussed.

Key words: Optimal control; Multi-objective control; Multi-objective evolutionary algorithm

1 引言

在科学和工程领域中存在大量的多目标优化问题. 与单目标优化问题不同, 多目标优化问题的最优解是一个由众多 Pareto 最优解组成的集合. 传统的基于目标权重分配的多目标优化方法, 不仅需要较多的先验知识, 计算效率较低, 而且不能收敛到 Pareto 最优前沿面上的非凸区域^[1].

进化算法(EA)是一类模拟生物进化机制而形成的全局性概率优化搜索方法, 主要包括遗传算法(GA)、遗传规划(GP)和进化规划(EP)等. EA 不仅对优化问题的种类有很强的鲁棒性, 更为重要的是, 它针对由众多个体组成的种群执行进化操作, 其优化结果也是一个集合, 因而特别适合于求解复杂的多目标优化问题. 用于求解多目标优化问题的进化

算法, 即多目标进化算法(MOEA), 不仅可以一次性获得多目标优化问题的大量 Pareto 最优解, 而且其优化结果具有良好的一致性^[2,3].

1984年, Schaffer 提出了第一种 MOEA——向量评估遗传算法(VEGA)^[4]. 从上世纪90年代中后期开始, 国际上掀起了 MOEA 的研究热潮, 并一直持续至今, 目前已发表数千篇有关 MOEA 的研究论文. 近年来, 随着 MOEA 研究的不断深入, 一些国际期刊开始出版专刊, 集中介绍 MOEA 的研究工作. 特别是从 2001 年开始, 每两年召开一次的 MOEA 国际会议, 极大地推动了 MOEA 的研究工作^[5~7]. 最近, Coello 和 Abraham 等也分别出版了专著, 及时对 MOEA 的研究成果作了出色的总结^[1~3]. 目前, MOEA 已成为国际学术界跨学科研究的热点和

收稿日期: 2005-06-27; 修回日期: 2005-10-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(69931040).

作者简介: 马清亮(1974—), 男, 河南商水人, 博士, 从事进化计算、鲁棒控制等研究; 胡昌华(1966—), 男, 湖北罗田人, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断、容错控制等研究.

前沿课题^[6~12].

2 多目标进化算法的基本原理

多目标进化算法从一组随机生成的种群出发,通过对种群执行选择、交叉和变异等进化操作,经过多代进化,种群中个体的适应度不断提高,从而逐步逼近多目标优化问题的 Pareto 最优解集^[13].

与单目标进化算法不同,多目标进化算法具有特殊的适应度评价机制.为了充分发挥进化算法的群体搜索优势,大多数 MOEA 算法均采用基于 Pareto 排序的适应度评价方法^[6,13].在实际应用中,为使算法更好地收敛到多目标优化问题的 Pareto 最优解,现有的 MOEA 算法通常还采用了精英策略、小生境和设置外部集等关键技术^[11].

MOEA 算法的一般框架如图 1 所示.

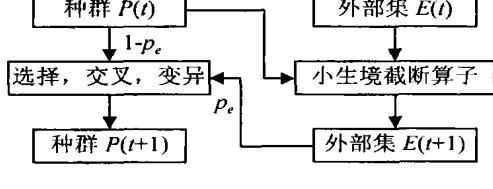


图 1 MOEA 算法的一般框架

由图 1 可知, MOEA 通过对种群 $P(t)$ 执行选择、交叉和变异等进化操作产生下一代种群 $P(t+1)$. 在每一代进化过程中, 首先将种群 $P(t)$ 中的所有非劣解个体都复制到外部集 $E(t)$ 中, 然后运用小生境截断算子剔除 $E(t)$ 中的劣解和一些距离较近的非劣解个体, 以得到个体分布更为均匀的下一代外部集 $E(t+1)$, 并且按照概率 p_e 从 $E(t+1)$ 中选择一定数量的优秀个体进入下代种群. 在进化结束时, 将外部集中的非劣解个体作为最优解输出.

3 多目标进化算法的改进

实践表明, MOEA 具有很强的全局搜索能力, 但也存在早熟收敛、局部搜索能力较弱等缺点. 为使 MOEA 尽快收敛到多目标优化问题的 Pareto 最优解, 并保证目标空间中与之对应的非劣解在 Pareto 最优前沿面上的均匀分布, 近年来, 许多学者提出了一系列改进的 MOEA 算法^[5,6,13~24].

为提高搜索效率, Deb 等^[13]的 NSGA- \hat{E} 算法采用了一种计算复杂度为 $O(MN^2)$ 的快速群体非劣解排序技术. 对于种群中的任一个体 i , NSGA- \hat{E} 将与其相邻的具有相同非劣解等级的两个个体在目标空间的距离作为其虚拟适应度 $i_{distance}$, 并定义了一种拥挤比较算子“ n ”:

$$i; n_j \text{ if } ((i_{rank} = j_{rank}) \text{ and } (i_{distance} > j_{distance})) \\ \text{or } (i_{rank} < j_{rank}). \quad (1)$$

基于上式定义的拥挤比较算子, NSGA- \hat{E} 算法实现

了一种不需要设置参数的自动小生境技术, 从而增强了算法的鲁棒性.

为了更好地维持种群的多样性, Zitzler 等的 SPEA2 算法^[14]采用的细粒度适应度分配机制, 同时考虑了种群 $P(t)$ 和外部集 $E(t)$ 中的个体在目标空间中的分布密度情况. 而且, SPEA2 还使用增强的小生境截断算子以保护进化过程中曾出现的优秀个体, 但外部集的规模对算法性能的影响较大.

为增强 MOEA 算法的局部搜索能力, Ishibuchi 等^[10]提出了多目标遗传局部搜索策略(MOGLS). MOGLS 每隔一定代数 T , 以一定概率 P_{ls} 对种群中的优良个体执行局部优化操作. 目前, 需要进一步研究对相关参数进行动态调整的有效方法, 以实现遗传搜索与局部搜索之间的平衡和协调.

对于一些实际的复杂多目标优化问题, 由于需要对较多个体执行大量进化操作, 因此提高 MOEA 的运行速度是至关重要的. Coello 等^[15]研究了基于主-从式模型的并行协同演化 MOEA 算法, 初步结果表明, 并行 MOEA 不仅能在很大程度上加快运行速度, 而且有助于维持种群的多样性.

在运行过程中, 对算法的控制参数进行动态自适应调整, 能有效地改善 MOEA 的收敛性能. Kollat 等^[5]提出的基于 E 支配概念的自适应 MOEA 算法(ENSGA- \hat{E}), 通过对种群规模的动态调整, 不仅能有效地维持种群的多样性, 而且在一定程度上提高了算法的收敛速度.

对于高维多目标优化问题, Gunawan 等^[6]首先将其等价地表示为若干个具有层次结构的子问题, 并在此基础上, 给出了一种基于最大信息熵准则的多层多目标遗传算法(EM-MOGA). EM-MOGA 根据最大信息熵准则, 通过选择最具多样性的进化种群来指导进化过程. 与单层 MOEA 相比, EM-MOGA 虽然能够得到较多的 Pareto 解, 但所需的计算量较大, 且算法的参数选择缺乏理论证明.

由于一些实际多目标优化问题的决策空间往往难以事先确定, 因此有必要研究优化空间自适应调整的智能 MOEA 算法. Khor 等^[16]通过对各个决策变量的取值范围执行扩张或压缩操作, 实现优化空间的自适应调整. Beck 和 Parmee^[17]将种群划分为若干个独立进化的子种群, 并采用动态适应度共享和边界搜索技术不断拓展优化空间, 从而自动实现对未知区域的优化搜索. Parmee 等^[18,19]还进一步研究了搜索与决策相结合的交互式 MOEA. 在求解过程中, 基于进化搜索提供的信息, 决策者对于问题的理解也不断深入, 并通过交互方式表达个人偏好, 实现对搜索过程的指导. 在缺乏先验知识的情况下, 通

过决策者的不断参与,交互式MOEA能够实现特定区域的优化搜索,从而得到质量较高的满意解,但求解过程较为复杂。

粒子群优化算法(PSO)是一种模拟鸟群捕食行为的优化算法,具有计算效率高、鲁棒性强等优点。2002年,Parsopoulos等^[20]首次研究了应用PSO求解多目标优化问题的可行性。Sierra等^[21]在多目标粒子群算法(MOPSO)中引入了E支配的概念,同时采用变异操作和小生境技术,从而提高了算法的收敛性能。通常,许多用于改善MOGA性能的有效方法也可推广应用于MOPSO。然而,由于基本的PSO算法实质上是一种非约束优化方法,因此,如何更有效地处理约束多目标优化问题是目前MOPSO研究的重要内容之一。

蚁群算法(ACA)是一种模拟蚂蚁集体寻径行为的仿生进化算法。ACA采用分布式并行计算机制,易于与其他方法相结合。Mariano等^[22]将ACA与强化学习(QL)相结合,提出了用于求解多目标优化问题的分布式强化学习算法(MOAQ)。MOAQ采用分布式计算和信息共享机制,能够较好地搜索到多目标优化问题的全局Pareto最优解,但算法的参数选择对其性能的影响较大。

免疫算法(IA)是一种描述生物机体免疫系统的计算模型,具有学习、记忆和自适应调节能力。近年来,国外学者开始研究将IA应用于多目标进化。Coello等^[23]提出的基于细胞克隆选择理论的多目标免疫算法(MIAS),不仅采用了NSGA-II和SPEA2算法的许多关键技术,而且通过引入自适应克隆和变异操作,使MIAS同时具有很强的全局和局部搜索能力。2004年,Villalobos-Arias等^[24]给出了MISA算法的Markov链模型,并从理论上证明了采用最优保留策略的MISA算法以概率1收敛到全局Pareto最优解。目前,对于其他类型的多目标免疫算法的理论分析还有待进一步展开。

Zitzler等^[25]的研究表明,对于M维多目标优化问题,为了比较两个非劣解集的优劣,至少应采用M种不同的性能准则。因此,为了全面评价MOEA的性能,必须首先建立多种不同的性能准则。目前,评价MOEA性能的准则大致可分为3类:度量非劣解个体逼近Pareto最优前沿面程度的准则;个体分布准则;能够同时反映算法收敛性和个体分布情况的准则等。在MOEA的比较研究中,通常采用生成距离(GD)、统计个体分布(S)和非劣最优区域占有率(HR)等作为性能评价准则^[1,13]。

目前,人们已经提出多种评价MOEA性能的方法,但这些方法都属于一元评价方法,即只能根据某

一个标量值对MOEA的性能进行评价。Zitzler等^[26]的最新研究表明,即使同时采用多种一元评价准则,也不能对两个非劣解集的优劣关系作出可靠的判断。为了更好地评价MOEA的性能,必须建立新的更有效的多元性能评价方法。

从公开发表的论文看,MOEA的理论研究滞后于应用研究。目前,MOEA的理论研究主要集中在算法的参数选择、性能准则以及不同算子对算法性能的影响等方面^[2,26]。Rudolph^[27]对MOEA的全局收敛性进行了初步讨论。从理论上证明MOEA的收敛性将是未来研究的重要内容。

4 多目标进化算法在控制领域中的应用

近年来,国内外学者开始研究将MOEA应用于控制领域,并取得了许多有价值的研究成果,充分显示了MOEA在控制领域中的巨大潜力。

4.1 非线性系统辨识

近年来,非线性系统的多目标辨识问题已成为一个研究热点。由于非线性系统本身所固有的复杂性,在辨识之前,人们往往缺乏与系统结构相关的先验知识。而MOEA不需要较多的先验知识,Rodrigue-Vazquez等^[28]运用MOEA辨识非线性系统的NARMAX模型的结构,与传统的正交回归辨识方法相比,不仅能获得较高的辨识精度,而且模型结构也较为简单,但所需要的计算量较大。如何运用MOEA同时辨识非线性模型的结构和参数是今后进一步的研究方向。

在辨识非线性系统的模糊模型时,现有的基于单目标EA的建模方法,通常只以模糊模型的准确性作为优化目标,而较少考虑模型的可解释性。在缺乏较多先验知识的情况下,MOEA为实现非线性系统的多目标模糊建模提供了一种高效且计算稳定的方法^[29]。

4.2 最优控制

传统的基于目标权重分配的多目标优化控制方法,每次运算只能得到一个Pareto最优解,而且即使运用一组均匀分布的权重系数也不一定能得到均匀分布的Pareto最优解。理论上已经证明,基于目标权重分配的多目标优化控制方法不能收敛到Pareto最优前沿面上的非凸区域,从而难以在多个相互冲突的目标之间进行合理的折衷与协调。

由于MOEA在求解多目标优化问题方面所具有的独特优势,运用MOEA实现控制系统的多目标优化控制具有重要的研究价值。对于关节机器人的关节运动控制问题,Nantawatana等^[30]的研究表明,在同时考虑跟踪误差和运动时间的情况下,利用MOEA能够获得多个满足设计要求的Pareto最优

解. 类似的, Low 等^[8]通过运用 MOEA 优化硬盘驱动控制器的参数, 设计出同时满足多个给定性能指标的硬盘驱动伺服系统.

4.3 非线性控制

许多实际的控制问题往往都是非线性的, 性能指标可能既不连续也不可微. 传统的优化方法对初始值的选择较为敏感, 且易陷入局部极值. 由于 MOEA 对优化问题的种类有很强的鲁棒性, 能够有效处理不连续、不可微甚至高度非线性的优化问题, 因此为非线性控制系统的多目标优化设计提供了一种新的有效途径.

Rahmati 等^[31]研究利用 MOEA 对具有特定结构的非线性系统的参数值进行优化, 结果表明, 基于 MOEA 的多变量非线性系统设计方法, 不仅可获得全局最优的控制器参数, 而且能够对系统的动态性能及其相互关系进行深入分析. 混合动力学系统是同时包含连续时间动态过程和离散时间动态过程的严重非线性系统, 因此通常不存在解析解. 李艳君等^[32]将 MOEA 应用于求解混合动力学系统的控制问题, 结果表明, MOEA 能有效地解决一些传统控制理论难以解决的复杂非线性系统的多目标控制问题.

4.4 鲁棒控制

多变量连续或离散系统的动态品质在很大程度上取决于系统的特征结构配置, 对于多目标特征结构配置问题, 至今还缺乏普遍适用和计算稳定的方法. Bottura 等^[33]通过运用具有决策单元的并行 MOGA 算法对线性二次型调节器的增益进行优化, 从而使系统具有满意的多目标特征结构配置.

多目标 H_2/H_∞ 控制本质上是一个非凸的 NP-难问题. 线性矩阵不等式(LMI)方法在求解过程中, 需要引入较多的附加约束条件, 从而导致其设计结果具有较大的保守性. 由于 MOEA 不要求目标函数是凸的, 作者^[34]运用 MOEA 直接对 H_2/H_∞ 控制器的参数进行优化. 与 LMI 方法相比, 在具有相同的 H_∞ 性能约束条件下, MOEA 的设计结果具有更小的保守性.

4.5 模糊控制

模糊规则和隶属度函数对模糊控制器的性能有着重要影响. 通常, 模糊规则和隶属度函数需要由领域专家的知识确定. 当输入、输出变量较多, 且同时考虑多个设计目标的情况下, 仅靠领域专家的知识通常难以设计出性能优良的模糊控制器.

Blumel 等^[7]在设计导弹自动驾驶仪多目标模糊控制器时, 运用 MOEA 对隶属度函数进行优化. Mahfouf 等^[35]研究运用 MOEA 对自组织模糊控制

器的模糊规则进行优化. 结果表明, 与传统的基于领域知识设计的模糊控制器相比, 在控制器的性能基本相同的情况下, 模糊规则的数量减少了 55%.

即使是在缺乏先验知识的情况下, MOEA 仍然能够有效地实现对多维优化空间的优化搜索, 因此, 在设计多目标模糊控制器时, 运用 MOEA 对模糊规则和隶属度函数进行优化, 不仅可以在很大程度上克服知识获取的困难, 而且有利于设计者在多个不同的设计目标之间进行合理的折衷与协调.

4.6 自适应控制

将 MOEA 应用于自适应控制的关键在于如何缩短在线运行 MOEA 所需的时间, 以及如何从众多的非劣解中选择一个合适的满意解作为控制方案. MOEA 的执行时间问题可通过增量 MOEA、并行 MOEA 和微型 MOEA 来解决, 而满意控制律的选择则主要依赖于设计者的个人偏好和具体的设计要求.

Barlow 等^[36]在运用 MOEA 设计无人机(UAV)自主导航控制器时, 采用增量进化方式, 显著提高了 UAV 在线设计的成功率. Stewart 等^[37]运用并行 MOEA 对离线设计的模糊控制器的模糊规则和隶属度函数进行在线自适应调整, 使之能适应系统的动态变化, 从而进一步提高了模糊控制器的性能. 但他们的研究目前还处于实验验证阶段, 更深入的研究工作有待于进一步展开.

此外, MOEA 还在神经网络控制^[38]和预测控制^[35]等方面取得了很大进展. 限于篇幅, 在此不作详细介绍.

5 展望

作为一类具有广泛适用性和很强鲁棒性的软计算方法, MOEA 具有广阔的应用前景. 目前, 除自动控制领域之外, MOEA 还在机械设计^[6]、航空航天^[7]、网络通信^[9]、作业调度^[10]、图像处理^[11]、生命科学^[12]等诸多领域得到了成功的应用.

虽然 MOEA 的研究已取得很大进展, 但由于 MOEA 的集中研究只有 10 年左右的时间, 仍有许多具有挑战性的问题亟待解决, 未来的研究工作可从以下几个方面展开:

- 1) 加强 MOEA 的基础理论研究, 发展新的数学分析和建模工具, 从理论上证明 MOEA 的收敛性, 并建立更有效的性能评价准则.
- 2) 深入研究混合 MOEA, 并行 MOEA 和自适应 MOEA 算法, 进一步增强 MOEA 的搜索能力.
- 3) 对于高维多目标优化问题, 研究新的非基于 Pareto 最优概念的群体排序方法.
- 4) 关注现代生物学的最新研究成果, 不断探索

基于新型进化机制的MOEA算法。

5) 设计与领域知识相结合的MOEA算法,针对具体的多目标优化问题的特点,并结合相关的领域知识,设计出各种专门的MOEA算法,才能取得较好的优化效果。

目前,国内的MOEA研究已取得初步成果,但大多属于应用研究^[9,32,34]。可以预计,随着MOEA理论研究的不断深入,MOEA也必将在更多领域得到成功的应用。

参考文献(References)

[1] Coello C A C, Veldhuizen D A V, Lamont G B. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-objective Problems [M]. New York: Kluwer Academic Publishers, 2002.

[2] Abraham A, Jain L, Goldberg R. Evolutionary Multiobjective Optimization: Theoretical Advances and Applications[M]. London: Springer, 2005.

[3] Tan K C, Khor E F, Lee T H. Multiobjective Evolutionary Algorithms and Applications [M]. London: Springer, 2005.

[4] Schaffer J D. Some Experiments in Machine Learning Using Vector Evaluated Genetic Algorithms [D]. Nashville: Vanderbilt University, 1984.

[5] Kollat J B, Reed P M. The Value of Online Adaptive Search: A Performance Comparison of NSGA-II, ENSGA-II and EMOEA[A]. Proc of the 3rd Int Conf on Evolutionary Multi-criterion Optimization[C]. Mexico, 2005: 386-398.

[6] Gunawan S, Farhang-Mehr A, Azarm S. Multi-level Multi-objective genetic Algorithm Using Entropy to Preserve Diversity[A]. Proc of the 2nd Int Conf on Evolutionary Multi-criterion Optimization [C]. Faro, 2003: 148-161.

[7] Blumel A L, Hughes E J, White B A. Multi-objective Evolutionary Design of Fuzzy Autopilot Controller[A]. Proc of the 1st Int Conf on Evolutionary Multi-criterion Optimization[C]. Zurich, 2001: 668-680.

[8] Low K S, Wong T S. Optimization of a Hard Drive Servo System Using Multiobjective Genetic Algorithm [A]. Proc of the 2004 IEEE Conf on Cybernetics and Intelligent Systems[C]. Singapore, 2004: 705-710.

[9] 李满林, 杜雷, 闻英友, 等. 多目标优化进化算法在移动网络规划中的应用[J]. 控制与决策, 2003, 18(4): 441-444.

(Li M L, Du L, Wen Y Y, et al. Applications of Multiple Objective Evolutionary Algorithms in Mobile Networks Planning[J]. Control and Decision, 2003, 18(4): 441-444.)

[10] Ishibuchi H, Yoshida T, Murata T. Balance Between

Evolutionary Search and Local Search in Memetic Algorithms for Multiobjective Permutation Flowshop Scheduling [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2003, 7(2): 204-223.

[11] Dale B M. Optimal Design of MR Image Acquisition Techniques [D]. Cleveland: Case Western Reserve University, 2004.

[12] Shin S Y, Lee I H, Kim D, et al. Multiobjective Evolutionary Optimization of DNA Sequences for Reliable DNA Computing [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2005, 9(2): 143-158.

[13] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Evolutionary Algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

[14] Zitzler E, Laumanns E, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm [A]. Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems[C]. Athens, 2001: 12-21.

[15] Coello C A C, Sierra M R. A Study of the Parallelization of a Coevolutionary Multi-objective Evolutionary Algorithm[A]. Proc of the 3rd Mexican Int Conf on Artificial Intelligence [C]. Mexico, 2004: 688-697.

[16] Khor E F, Tan K C, Lee T H. Multi-objective Evolutionary Algorithm with Non-stationary Search Space [A]. Proc of the 2001 IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway, 2001, 1: 527-535.

[17] Beck M A, Parmee I C. Design Exploration: Extending the Bounds of the Search Space[A]. Proc of the 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Washington, 1999: 519-526.

[18] Parmee I C, Abraham J A. Supporting Implicit Learning via the Visualisation of COGA Multi-objective Data[A]. Proc of the 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Portland, 2004: 395-402.

[19] Parmee I C. Poor Definition, Uncertainty and Human Factors — Satisfying Multiple Objective in Real-world Decision-making Environments [A]. Proc of the 1st Int Conf on Evolutionary Multi-objective Optimization [C]. Zurich, 2001: 67-81.

[20] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle Swarm Optimization Method in Multiobjective Problems[A]. Proc of the 2002 ACM Symposium on Applied Computing[C]. New York, 2002: 603-607.

[21] Sierra M R, Coello C A C. Improving PSO-based Multi-objective Optimization Using Crowding, Mutation and E-dominance [A]. Proc of the 3rd Int

- Conf on Evolutionary Multi-criterion Optimization[C]. Mexico, 2005: 505-519.
- [22] Mariano C E, Morales E. MOAQ an Ant-Q Algorithm for Multiple Objective Optimization Problems [A]. Proc of the 1999 Genetic and Evolutionary Computing Conf [C]. San Francisco, 1999, 1: 894-901.
- [23] Coello C A C, Cort s N C. Solving Multiobjective Optimization Problems Using an Artificial Immune System [J]. Genetic Programming and Evolvable Machine, 2005, 6: 163-190.
- [24] Villalobos-Arias M, Coello C A C, Hernandez-Lerma O. Convergence Analysis of a Multiobjective Artificial Immune System Algorithm[A]. Proc of the 3rd Int Conf on Artificial Immune Systems [C]. Catania, 2004: 226-235.
- [25] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L, et al. Why Quality Assessment of Multiobjective Optimizers is Difficult [A]. Proc of the 2002 Genetic and Evolutionary Computation Conf [C]. California, 2002: 666-673.
- [26] Zitzler E, Thiele L, Laumanns M, et al. Performance Assessment of Multiobjective Optimizers: An Analysis and Review [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2003, 17(2): 117-132.
- [27] Rudolph G, Agapie A. Convergence Properties of Some Multi-objective Evolutionary Algorithm [A]. Proc of the 2000 Conf on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, 2000, 2: 1010-1016.
- [28] Rodrigue-Vazque K, Fonseca C M, Fleming P J. Identifying the Structure of Nonlinear Dynamic Systems Using Multiobjective Genetic Programming [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans, 2004, 34(4): 531-545.
- [29] Wang H L, Kwong S, Jin Y C, et al. Multi-objective Hierarchical Genetic Algorithm for Interpretable Fuzzy Rule-based Knowledge Extraction[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 149(1): 149-186.
- [30] Nantawatana W, Nachol C. Closed-loop Time-optimal Path Planning Using a Multi-objective Diversity Control Oriented Genetic Algorithm[A]. Proc of the 2002 IEEE Conf on Systems, Man, and Cybernetics [C]. Tunisia, 2002, 6: 346-352.
- [31] Rahmati A, Rashidi F. Multi-objective Evolutionary Technique Based Intelligent Controllers: Application to Control of Multivariable Nonlinear Systems [A]. Proc of the 2004 IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics [C]. Hague, 2004, 4: 3704-3708.
- [32] 李艳君, 吴铁军. 一种混合动力学系统多目标优化控制问题的求解方法[J]. 自动化学报, 2002, 28(4): 606-609.
(Li Y J, Wu T J. An Approach to Multi-objective Optimal Control Problems for Hybrid Dynamic Systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(4): 606-609).
- [33] Da-Fonseca N J V, Bottura C P. An Inequalities Method for Multivariable System's Eigenstructure Assignment via Genetic Multi-objective Optimization [A]. Proc of the 2003 American Control Conf [C]. Denver, 2003, 2: 1476-1481.
- [34] 马清亮, 胡昌华. 基于多目标进化算法的混合 H_2/H_∞ 优化控制[J]. 控制与决策, 2004, 19(6): 699-701.
(Ma Q L, Hu C H. Mixed H_2/H_∞ Optimal Control Based on Multiobjective Evolutionary Algorithm[J]. Control and Decision, 2004, 19(6): 699-701.)
- [35] Mahfouf M, Linkens D A, Abbod M F. Multi-objective Genetic Optimisation of GPC and SOFLC Tuning Parameters Using a Fuzzy-based Ranking Method [J]. IEE Proc: Control Theory and Applications, 2000, 147(3): 344-354.
- [36] Barlow G J, Oh C K, Grant E. Incremental Evolution of Autonomous Controllers for Unmanned Aerial Vehicles Using Multi-objective Genetic Programming [A]. Proc of the 2004 IEEE Conf on Cybernetics and Intelligent Systems[C]. Singapore, 2004: 688-693.
- [37] Stewart P, Stone D A, Fleming P J. Design of Fuzzy-logic Control Systems by Multi-objective Evolutionary Methods with Hardware in the Loop[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004, 17(3): 275-284.
- [38] Fieldsend J E, Singh S. Pareto Evolutionary Neural Networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(2): 338-354.