

多目标进化算法的研究

崔逊学* 方廷健†

(* 中国科学技术大学自动化系,合肥 230027;† 中国科学院智能机械研究所,合肥 230031)

[摘要] 简要介绍了多目标进化算法的研究历史分类及主要方法,并提出了今后需要研究的问题。

[关键词] 人工智能,多目标优化,多目标进化算法,遗传算法

解决多目标工程问题通常很困难,因为在高维问题空间中各目标往往是相互冲突的。多目标优化问题(Multiobjective Optimization Problem, MOP)的经典求解方法是使用目标函数线性聚合或基于 Pareto 方法。在 20 世纪 80 年代中期作为关键智能计算(Intelligent Computation, IC)技术之一的遗传算法理论在该领域开始得到应用,并逐渐形成众多的多目标进化算法(Multiobjective Evolutionary Algorithm, MOEA)^[1]。

1 多目标进化算法的研究现状

1.1 研究历史

多目标优化对于科学家和工程师来说无疑是一个非常重要的研究课题,不仅因为现实问题大多具备多目标的特征,而且还由于该领域仍有一些悬而未决的问题有待攻关。过去的几十年间在运筹学界涌现了 20 多种相关方法来处理具有多个目标的函数优化问题^[2],大多数方法沿袭着一条固定模式的技术解决路线,即使用对策权衡原理对各目标的相对重要性进行折衷后再组合成一个单目标来处理。但始终困扰运筹学理论界的一个概念问题在于多目标优化并不存在类似单目标优化那样的纯“最优解”,最后导致一个问题如果用几种传统方法来求解,结果可能会是五花八门,因为通常有关问题决策的最佳解是与所谓的“决策者(人)”直接相关的,此时用科学方法来实施优化的意义并不明确。

组合优化作为进化算法最基本的也是最重要的研究和应用领域之一,它所取得的巨大成功启迪人

们将人工进化理论从单目标优化问题延伸到多目标优化领域。1985 年 Schaffer 提出了第一个 MOEA^[3],开创了用进化算法处理 MOP 的先河,之后相继出现许多种 MOEA。多数成功的 MOEA 不仅可很好地解决古典运筹学所能处理的连续型 MOP,而且具备进化算法的独有特征,例如处理的问题可包括不连续的、不可微的、高度非线性的组合优化问题。

1.2 分类

尽管涌现出了许多种 MOEA,但我们可依据其特征将它们分门别类。根据某代进化群体内所有个体进行排序所使用的方法来看,MOEA 可分成基于 Pareto 和不基于 Pareto 两大类:前者能够在一次进化过程中快速地找到(或近似找到)多个 Pareto 最优解,充分发挥了进化算法的群体优势,这是目前主要的使用方法;后者又可分为目标函数聚合法和非聚合法,在某些场合有其独特的效果。最近 Van Veldhuizen 从决策的观点出发对现有 MOEA 的使用方式进行了较为系统的分类^[5],主要依据最优解的形成与决策过程的交互方式:先验偏好链接、进程偏好链接和后验偏好链接,形成的 MOEA 层次结构分类图如图 1 所示。

从统计数据中发现,目前比较流行使用后验方法,数量几乎是另两种的 2 倍之多;在后验方法中,使用 Pareto 选择策略的又是其它选择策略的 2 倍;同时发现,使用的进化方法为遗传算法的是其它方法如进化规划、进化策略等的 9 倍。因此可以说目前基于 Pareto 的遗传算法在 MOEA 设计中占据主要地位。

本文于 2001 年 3 月 16 日收到。

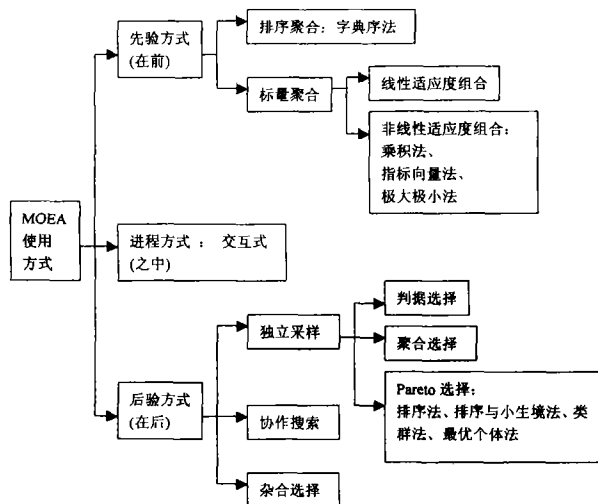


图1 MOEA使用方式分类

1.3 主要方法

Schaffer 提出的“向量评估遗传算法”^[3]是一种非 Pareto 方法,先将群体中全部个体按子目标函数的数目均等分成若干子群体,对各子群体分配一子目标函数,各子目标函数在其相应子群体中独立进行选择操作后组成一新的子群体;将所有新生成的子群体合并为一完整群体再进行交叉和变异操作,如此循环执行“分割-并列选择-合并”过程;最终求出问题的非劣解。

Hajela 等人提出的“可变目标权重聚合法”^[6]是另一种非 Pareto 方法,在适应度赋值进使用加权和法,每个目标赋一权重。为了并行搜索多个解,权重本身并不固定,问题解和权重同时实施进化操作。为了保证收敛速度和遗传搜索的稳定性,该方法需使用配对约束。

Fonseca 等人提出的基于排序选择的“多目标遗传算法”^[7]是一种典型的 Pareto 方法。它根据“Pareto 最优个体”的概念来对群体中的所有个体进行排序,依据这个排列次序来进行进化过程中的选择运算,从而使得排在前面的 Pareto 最优个体将有更多的机会遗传到下一代群体。如此这样经过一定代数的循环之后,最终可求出多目标优化问题的 Pareto 最优解。

Horn 等人提出的基于小生境(Niche)技术的“小生境 Pareto 遗传算法”^[8]也是一种应用较多的 Pareto 方法。它将共享函数的概念引入求解多目标优化的遗传算法中,并运用联赛选择机制来选择当前群体中的优良个体遗传到下一代群体。对于某一个个体而言,需要确定在它的附近存在多少种、多大程度相似的个体即小生境数,算法对它们的数量要加以限

制。这样能产生出种类较多的不同最优解,使最终得到的解尽可能地分散在整个 Pareto 最优解集合内。

Zitzler 等人提出的“强度 Pareto 进化算法”^[9]具有 4 个与众不同的特征:将每代的非劣个体贮存在外部的一个附属可更新群体;群体中个体的适应度与外部集中优于该个体的数目有关;利用 Pareto 优于关系来保持群体多样性;使用聚类方法保证外部集的非劣个体数目不超过规定范围且又不破坏其特征。

2 需研究的问题

迄今为止,不少研究 MOEA 学者的惯用做法是将一些新 MOEA(常属作者自己提出的新方法)与旧的 MOEA(通常是 Schaffer 的向量评估遗传算法,甚至是它的明显缺陷)就某些数字仿真例子进行比较,用图形的形式来描述比较的结果以验证新算法的性能或效率更优。但是,使用某具体试验问题来判断某 MOEA 作为一个完整算法的有效性显然可信度不高,这种研究模式和思路应有所改变。早期 MOP 的一些数字实验例子对于检验 MOEA 的实际效率和性能并不标准和客观,最近一些学者提出了较为正规通用的方法^[10-12],可用于一般的 MOEA 性能比较分析,但这些例子都仅限于 2—3 个子目标或多个约束条件的例子,对于更多个子目标(大于 3 个)的高维函数优化尚无标准例子,这很不利于研究 MOEA 深层次问题。

目前已发表的 MOEA 侧重于理论分析的论文很少,不足总数的十分之一,且所做的理论研究也仅局限于 MOEA 参数、状态和概念方面的探讨,理论分析的内容和深度都非常有限。实际上 MOEA 有很多理论问题尚无人涉足,理论研究大大滞后于 MOEA 在工程中的应用^[13,14]。例如,直到目前仍无理论支持某一个 MOEA 能够用数学方法充分证明其收敛于真正意义的 Pareto 解集^[15,16]。单目标进化方法的理论已趋成熟,Bäck 等的 Handbook of Evolutionary Computation 一书^[17]已全面综述了近 30 年来在进化计算领域取得的理论研究成果。虽然部分研究结果可能适用于 MOEA,但并非能全部移植过来。

MOEA 研究的最困难问题可能属如何度量一个多目标进化的质量好坏,目前为止实际只能使用直观测度,除非在 Pareto 前端有先验信息,但如果是此类情况,则无需再使用多目标优化方法。

通常单目标进化算法的进化停止准则是依据群

体进化的指定代数或近似最优解在一定代数间隔内是否不再改变,这是从单目标优化的全局纯最优解立场出发的,意图在于避免得到局部最优解和获得足够精度的解结果。现在 MOEA 沿袭了这种判据方法,但是 MOEA 追求的是 Pareto 解集,是一群解,并不能够沿用此类方法来判断进化结果的性能何时不再提高,必须寻找新的判决规则。

我国国内目前从事 MOEA 研究和应用的人员极少,可能因为 MOEA 交叉了人工智能和运筹学两个领域的缘故。我国人工智能界和工程设计领域的科学工作者应关注这一领域的发展情况。

参 考 文 献

- [1] Coello C A C. List of reference on evolutionary multiobjective optimization. <http://www.lania.mx/~ccoello/EMOO/EMOObib.html>.
- [2] Hwang C L, Masud A S M. Multiple Objective Decision Making-methods and Application. Berlin: Springer verlag, 1979.
- [3] Schaffer J D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In: Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, 1985, 93—100.
- [4] <http://www.tik.ee.ethz.ch/emo/>
- [5] Van Veldhuizen D A, Lamont G B. Multiobjective evolutionary algorithms: aAnalyzing the state-of-the-Art. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 125—147.
- [6] Hajela P, Lin C Y. Genetic search strategies in multi-criterion optional design. Structural Optimization, 1992, 4: 99—107.
- [7] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic algorithms for multi-objective optimization: formulation, discussion and generalization. In: Proceedings of the fifth international conference on genetic algorithms. 1993: 416—423.
- [8] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. In: Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Computation, Piscataway, NJ, 1994, 1: 82—87.
- [9] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257—271.
- [10] Deb K. Construction of test problems for multi-objective optimization. In: Banzhaf W et al Eds. GECCO-99, Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999, (1): 164—171.
- [11] Shaw K J et al. Assessing the performance of multiobjective genetic algorithms for optimization of a batch process scheduling problem. In: Angeline P ed. 1999 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 37—45.
- [12] Van Veldhuizen D A. Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classifications, Analyses, and New Innovations. Ph. D. Thesis, AFIT/DS/ENG/99 - 01, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio.
- [13] Fonseca C M, Fleming P J. An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. Evolutionary Computation, 1995, 3(1): 1—16.
- [14] Horn J. Multicriterion decision making. In: Bäck T ed. Handbook of Evolutionary Computation. Oxford: Oxford University Press, 1997.
- [15] Rudolph G. Evolutionary search for minimal elements in partially ordered finite Sets. In Porto V W ed. Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming. Berlin: Springer, 1998: 345—353.
- [16] Rudolph G. On a multi-objective evolutionary algorithm and its convergence to the Pareto set. In: Proceedings of the Fifth IEEE Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1998: 511—516.
- [17] Bäck T, Fogel D, Michalewicz Z. Handbook of Evolutionary Computation. Oxford: Oxford University Press, 1997(1).

THE STUEY ON MULTIOBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHM

Cui Xunxue^{*} Fang Tingjian[†]

(^{*} Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027;

[†] Institute of Intelligent Machines, The Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031)

Abstract Generally solving optimization problems with multiple objectives is a very difficult. Evolutionary algorithms of artificial intelligence were initially applied to this field from the mid-eighties. During the past decade, a variety of multi-objective evolutionary algorithm techniques have been come forth and some of them have been applied to engineering practice successfully. Thus a popular area of research has formed recently. This paper discusse some related researches and put forward some problem that need to be studied in future.

Key words artificial intelligence, multiobjective optimization, multiobjective evolutionary algorithm, genetic algorithm