

高维多目标优化算法分析研究

周草臣 陈自郁 何中市
(重庆大学计算机学院 重庆 400044)

摘 要 目前,大部分多目标进化算法 MOEA(Multi-Objective Evolutionary Algorithms)是针对 2 到 3 个目标问题而设计,并且已经取得良好的优化效果,而对于目标个数大于或远大于 3 个的高维多目标问题,用 MOEA 逼近 Pareto 前沿和保持较低的计算复杂度都十分困难。通过讨论分析目标个数对高维优化算法带来的困扰,总结针对这些困扰引入的一些算法和策略。介绍了已有的高维多目标算法对占优机制进行的改善,并着重对现存的高维多目标减少算法做了系统的分类综述,对比分析验证了各类算法的优化效果,并给出进一步可研究的方向。

关键词 高维目标,多目标优化,目标减少算法,冗余目标

中图法分类号 TP18 文献标识码 A

Survey of Many-objective Optimization Algorithms

ZHOU Cao-chen CHEN Zi-yu HE Zhong-shi

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract At present, most multi-objective evolutionary algorithms MOEA (Multi-Objective Evolutionary Algorithms) are designed for the problems of 2~3 goals with good optimization results. But for 4 or more goals, approximating Pareto front by MOEA and maintaining a low computational complexity are very difficult. This article analyzed the problems caused by the number of objectives in Many-objective optimization algorithm. To solve the problems, some of strategies and algorithms were introduced. This paper introduced the improvement of dominant mechanism in existing many-objective optimization algorithm and focused on a systematic review of many-objective reduction algorithm, comparative analysis of the effectiveness of various algorithms, and gave the directions for further research.

Keywords Many-objective, Multi-objective optimization, Multi-objective reduction algorithm, Redundancy objective

1 引言

现实世界的很多问题通常由多个目标组成,解决多目标问题通常很困难,因为目标之间往往会相互冲突。一个目标性能的提升往往会导致另一个目标性能的下降,要使所有目标同时都达到最优往往是不可能实现的,因此,对于多目标问题,需要找到的一组均衡解,也就是 Pareto 最优解^[1],使各个目标尽可能达到最优,这个过程即为多目标优化。

近年来,多目标进化算法(Multi-Objective Evolutionary Algorithms, MOEA)^[2]已经取得了飞速的发展,在许多方面都有极其广泛的应用。但是大部分的文献都是处理低维目标问题^[3],如 2 维或者 3 维,也有少部分是处理 4 至 9 维的高维问题,处理超过 10 维以上的非常少^[4,5]。但现实应用中,很多问题的目标个数超过 3,即高维多目标优化问题。Purshouse^[6]等指出,随着目标维数的增加,传统的多目标进化算法(MOEA)的优化效果大大降低。因此,高维多目标优化问题是当前进化多目标优化领域的研究难点之一。

本文主要针对高维多目标问题的处理方法做了详细的分析总结。首先讨论了目标维数的增多对优化算法产生的影

响,以及相应的解决方案。然后,对已有的高维多目标优化算法做了详细介绍,并对比分析了几种高维多目标减少算法的优点和局限性,进而得出进一步的研究方向。

2 高维目标对优化算法的影响

传统的基于 Pareto 排序的 MOEA 算法用于解决高维多目标优化问题会遇到一些困难,目前针对这些困难已经提出了一些解决方案。

1. 对于高维多目标问题,这些传统算法的搜索能力大大降低^[9]。高维多目标优化中这些算法产生的非支配解的个数会呈指数增加,甚至近似于整个 Pareto 前沿面。而 Pareto 支配是一种较强的排序关系,当优化问题的维数较高时,它将使得进化算法在有限规模的群体中产生大量的非支配解,这些非支配解之间缺乏确定的比较标准,难以从中进行选优操作。针对这一困难,需要发展新的适应度评价^[11]与选择策略来取代基于 Pareto 支配概念的方法,以有效地处理目标个数较多的优化问题。如果仍然采用基于 Pareto 支配的排序方法,可以结合其他技术以及偏好缩小搜索空间^[13]。也可以采用松散的 Pareto 支配方式^[14]或者非 Pareto 支配方式^[15],如定义

本文受重庆市自然科学基金(cstc2013jcyjA40049)资助。

周草臣(1990—),女,硕士生,主要研究方向为高维多目标优化算法,E-mail:489386171@qq.com;陈自郁(1976—),女,博士,硕士生导师,CCF 会员,主要研究方向为智能算法和机器学习;何中市(1965—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为自然语言处理和机器学习。

Rank 值^[10]来加强其趋向于 Pareto 最优面的选择压力,或者改变评价机制^[11,12]。

2. 高维多目标优化的非支配解集的可视化也是一个难题。常用的直角坐标系最多只能表示 3 维,不适用于高维目标优化问题,给决策者的最终选择制造了障碍。Fleming^[16]等采用平行坐标系在二维平面上有效地表示出高维目标结果。另一类可视化技术是将高维数据映射到低维空间,从而实现对高维目标向量的表示,如 Obayashi^[17]的自组织映射技术。除此之外还有主成分分析、多维标度法^[18,19]等多元统计分析技术。

3. 高维多目标优化需要计算更多的维度与搜索更多的 Pareto 最优解才能近似 Pareto 前沿,因此对算法的复杂度要求也较高。高斯随机过程模型^[52]是目前最流行最有效的降低算法复杂度的方法。Emmerich 等^[46]将此方法扩展到多目标优化领域。通过使用高斯随机元模型预测目标函数的值来加速收敛。Knowles^[42]提出了 ParEGO 算法,应用 EGO 算法^[8]在随机选择的聚合函数上预测下一步。Zhang 等^[43]提出了通过高斯随机模型分解多目标优化的 MOEA/D-EGO 算法,使用并行计算来降低算法复杂度。

4. 高维多目标优化中如何有效地保持解的多样性以及分布的均匀性也是一个重要的研究方面。多目标优化问题当前常用的多样性保持策略主要有以下几类方法:小生境方法^[44]、聚类方法^[45]和网格方法^[40]等。而对于高维多目标优化问题,几乎还没有非常有效的方法。

3 已有的高维多目标优化算法

3.1 对占优机制的改进

3.1.1 结合偏好信息^[13]的 Pareto 支配方法

对于高维多目标优化问题,由于非支配解的指数级增长,传统的 Pareto 支配方式不能得到决策者期待的解。因此,需要在搜索过程中加入偏好信息以缩小 Pareto 前沿区域。Masahiro^[20]开发了第一个结合决策者偏好的多目标进化算法,依据决策者通常只对某一区域内的 Pareto 折中解感兴趣,在算法中加入决策者的偏好信息以指导算法的搜索过程,使得算法在一次运行结束时只求得偏好区域内的若干个折中解,这将大大提高算法的求解效率,减少计算资源的消耗,同时也便于决策者从较少的候选方案中做出最终的决策。Horn^[21]给出了结合偏好信息的 3 种方式,即事前、事后和交互式。其中交互式能够动态地引入偏好信息,并且不断完善更新偏好信息,因此更适用于高维多目标优化问题。Wierzbicki^[22]提出了基于参考点的方法,优化结果得到一个最靠近决策者给定参考点的 Pareto 最优解。Deb^[23]等将基于参考点的偏好信息结合到进化 MOEA 中,并通过选择一组参考点得到一个 Pareto 最优解集。

3.1.2 松散 Pareto 支配方法

松散 Pareto 支配的排序方法通过放宽 Pareto 支配关系,能够对许多非支配个体进行比较与选择,如 Drechsler^[24]等提出的优胜关系,确定非支配解集中个体的优先顺序。如果非支配解 s 在更多的目标上优于 t ,则说明 s 优于 t 。Ikeda^[25]等提出了 α -支配,它将 x 和 y 两个解在各个目标上的比较通过一组 α 权值综合起来,从而当解 x 在某个目标上稍差于 y 但在其他目标上远胜于 y 时仍然认为解 x 优于解 y 。Di^[26]等

提出了 k -最优的概念,即在忽略一个或几个目标的情况下,检验非支配解之间的支配关系,以确定其优劣顺序。

3.1.3 非 Pareto 支配方法

非 Pareto 的排序方法采用新的评价准则对种群个体进行比较与排序。有些学者提出了新的占优机制,如 Laumanns 和 Deb^[27]提出了 ϵ -占优, Brockhoff 和 Zitzler^[28]提出了部分占优。

还有基于评价指标的一些方法。应用这些评价指标代替 Pareto 支配关系,以指导进化算法的搜索过程,并发现较好的优化效果。Zitzler^[29]等建立的基于指标的进化算法(indicator-based evolutionary algorithms (IBEAs))对于高维多目标优化有良好的效果,IBEAs 不采用 Pareto 支配方式,其搜索能力不会随着目标数目的增多有很大的降低。但其算法的计算复杂度较高。

还有一类采用类非 Pareto 方法通过权值将多目标优化函数聚合成一个单目标优化问题,将每个目标向量都转换成 1 个标量值进行比较与选择,如 Hughes 提出的多重单目标 Pareto 采样 (MSOPS) 方法^[30]及后来学者对其改进的算法^[41]。

3.2 几种高维多目标减少算法

针对高维多目标问题,人们通常会考虑是否多个目标之间存在冗余^[7],采用目标缩减技术是最直接的简化问题的方法,也就是对目标进行降维处理。在对多个目标进行处理时,除去冗余目标能够更快捷地减少算法复杂度,达到可视化目的,同时给决策者带来方便。

将高维目标减少到低维目标,一种简单的方法是只选择目标中较为重要的目标,舍弃其他目标。这种选择不是随便选取的,需要大量的用户偏好信息。另一种方法是通过一定的技术或者方法,将高维目标映射到低维空间,除去目标之间相关的冗余目标,从而达到降维的目的。下面将介绍几种已有的目标减少算法。

3.2.1 基于主成分分析的目标减少算法

基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)的目标减少算法于 2005 年由 Deb^[31,32]等提出。他们运用主分量分析,提取冲突的目标,将冗余的目标抛弃,以达到降维的目的。算法首先定义一个用户参数阈值 TC ,各目标函数经标准化后求出各自的特征值与对应的特征向量,并将所有特征值转换成比率数,排序后依次累加,当累加结果超过 TC 时,将不再分析后继目标,而认为它们是冗余的。一般情况下 TC 值取 95%。

2007 年, Saxena 和 Deb^[33]又对该算法进行了改进。他们认为,主分量分析产生了一个低维线性空间,通过最小均方误差准则,该空间能够在一定误差下表示原始数据。但是,当原始数据点本身位于非线性的流形空间上或者原始数据点本身是非高斯分布时,主分量分析无法揭示数据的内在维数。非线性降维的方法在模式识别领域也是一个研究热点,有等度规映射 (ISOMAP)、局部线性嵌入 (LLE)、Laplace 特征映射、核主分量分析 (KPCA) 等方法。随后, Deb^[34]等又对该算法进行了改进,分别提出了基于相关熵主分量分析和最大变化伸展主分量分析的 NSGA-II^[35]改进算法。

但是并不是所有的问题的目标之间都存在冗余目标,所以,这些算法并不能很好地解决目标之间相互冲突的问题。

当所有目标都相互冲突时,上述 3 种算法都是无效的。

3.2.2 基于最小目标子集的目标减少算法

基于最小目标子集 (Minimum Objective Subset, MOSS) 的目标减少算法是由 Zitzler^[36] 等提出的。其主要思路与子集覆盖问题相似。Zitzler 等在文献中首先定义了 Pareto 支配关系的 3 种不同方式,从理论上证明目标减少存在可能性,然后利用定义将高维目标减少的算法分为两种,即 K-EMOSS 与 δ -MOSS。

集合中有一个简单的关系,如果 $S = S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_k$ 成立,则 $\bar{S} = \bar{S}_1 \cap \bar{S}_2 \cap \dots \cap \bar{S}_k$ 。 δ -MOSS 近似算法的子集覆盖就是利用上述原理,每次取 S_i 中元素个数最少的子集合并,直到 S 为空。而 K-EMOSS 近似算法只是在判断结束时有所不同,必须等目标增加到 K 个时才退出。算法的时间复杂度均不是指数级,并且通过实验表明,最终的结果与精确算法的结果相差不大。

3.2.3 基于特征选择的目标减少算法

2008 年,Jaimes 和 Coello^[37] 提出了基于特征选择技术的目标减少算法。该方法的假设是如果两个目标是负相关(相关系数为负值),则这两个目标函数存在非冗余关系。算法分为 3 步,首先按相关系数的大小以每个目标为中心,另外的 q 个目标为邻居,将其划分为 S 个(S 为目标个数)邻居群,然后选择最拥挤的邻居群,最后保留该邻居群的中心并删除其它目标。

3.2.4 基于最小二乘法的目标减少算法

2010 年,周聪和陈静等提出了基于最小二乘法的高维目标减少算法^[38]。利用最小二乘法拟合每个目标函数为一条直线,然后比较两两之间斜率的差,得到一个关于目标之间相关程度的值。这些值中较小者对应的目标被认为是冗余的目标。该算法和基于 PCA 的目标减少算法在 DTLZ2 和 DTLZ5^[39] 两个测试函数上的多次实验结果基本相同。

4 几种高维多目标减少算法的实验分析比较

4.1 实验设置

与很多其他算法相比,NSGA-II 算法的复杂度较低,而且算法概念简单,便于更好地分析。本文将采用 NSGA-II 多高维多目标进行进化操作,DTLZ5 系列作为测试函数。NSGA-II 的参数设置^[32] 如表 1 所列。

表 1 参数设置

运行代数	1000
种群规模	200
交叉概率	0.9
变异概率	0.01

4.2 实验结果分析

经过测试,表明 DTLZ5 原目标是存在冗余目标的。对 DTLZ5(2,10) 使用 PCA 方法对目标进行降维处理,需要 4 次迭代才能得到结果,如表 2 所列。

表 2 PCA 降维 DTLZ5(2,10)

原始 10 个目标	$f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}$
第 1 次迭代	$f_1, f_2, f_5, f_9, f_{10}$
第 2 次迭代	f_5, f_9, f_{10}
第 3 次迭代	f_9, f_{10}
第 4 次迭代	f_9, f_{10}

对 DTLZ5(3,10) 使用 PCA 方法对目标进行降维处理,需要 3 次迭代才能得到结果,如表 3 所列。

表 3 PCA 降维 DTLZ5(3,10)

原始 10 个目标	$f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}$
第 1 次迭代	f_7, f_8, f_9, f_{10}
第 2 次迭代	f_8, f_9, f_{10}
第 3 次迭代	f_8, f_9, f_{10}

使用基于特征选择的目标减少算法和基于最小二乘法的目标减少算法^[37,38],对 DTLZ5 进行降维处理,得到的非冗余目标集如表 4 所示。

表 4 基于特征选择

问题	基于特征选择	基于最小二乘法
DTLZ5(2,3)	f_1, f_3	f_2, f_3
DTLZ5(2,5)	f_1, f_5	f_1, f_5
DTLZ5(2,10)	f_1, f_{10}	f_9, f_{10}
DTLZ5(3,10)	f_1, f_9, f_{10}	f_8, f_9, f_{10}

通过实验表明,几种目标减少算法都去除冗余目标,达到降低目标维度的目的。虽然得到的非冗余目标集不尽相同,但是得到的 Pareto 前沿面都非常接近。

在计算复杂度方面,几种目标减少算法的时间复杂度如表 5 所列^[32,36,37]。

表 5 时间复杂度

算法	时间复杂度
PCA	$o(ms^2 + s^3) + o(gms^2)$
K-EMOSS	$o(m^2 s^3)$
δ -MOSS	$o(\min\{m^2 s^3, m^4 s^2\})$
基于特征选择	$o(ms^2)$
基于最小二乘法	$o(\max\{s \times l \times m, l \times s^2\})$

其中, s 为目标个数, m 为种群中非支配解的个数, g 为每次迭代中运行 NSGA-II 的代数, l 为目标拟合的段数。

结束语 高维多目标优化问题是当前研究的一个热点和难点。本文对已有的一些方法进行了分类总结,并得到下述高维多目标优化问题的研究趋势:

1. 建立新的算法框架,当前流行的多目标优化算法大多是基于 Pareto 支配和基于评价指标的。而对于高维多目标优化问题,改变支配方式能够对其提供很好的帮助,其中非 Pareto 支配方式体现了明显的优势。研究具有一般性的非 Pareto 评价指标并给出理论依据,将具有重要意义。
2. 测试函数与实际问题,现有的高维多目标减少算法只是针对个别的测试函数而言,并没有应用到更多的测试函数与实际问题。
3. 评价指标,目前并没有相关的理论证明目标减少的合理性与否,然而用一般的评价方式,如评价分布性或者评价收敛性等去评价减少冗余目标也是不合适的,怎样确定两个不同的减少冗余目标的算法的优劣程度,这些都是亟待解决的问题,也是接下来要做的工作。
4. 进一步的理论研究,继续加强高维多目标问题的理论研究是非常有必要的,不断研究开发新的数学分析模型,对问题本身进行有效的抽象建模更能对高维多目标问题进行有效的优化。

参考文献

[1] Goldberg D E. Genetic algorithms for search, optimization, and

- machine learning [M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989; 100-150
- [2] 郑金华. 多目标进化算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2007; 2-276
- [3] Paechter B, Rankin R C, Cumming A. Timetabling the classes of an entire university with an evolutionary algorithm [M] // PPSN V Proceedings. Springer, 1998; 865-874
- [4] Coello C A C, Vanveldhuizen D A, Lamont G. Evolutionary Algorithms For Solving MultiObjective Problems [M]. Boston, MA: Kluwer Academic Publishers, 2002; 123-179
- [5] Coello C C A, Hernandez Aguirre A. Design of Combinational Logic Circuits through an Evolutionary Multiobjective Optimization Approach [J]. Artificial Intelligence for Engineering, Design, Analysis and Manufacture, 2002, 16 (1): 39-53
- [6] Purshouse R C, Fleming P J. Evolutionary many-objective optimization: An exploratory analysis [C] // Proc of 2003 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Canberra: IEEE Service Center, 2003; 2066-2073
- [7] Brockhoff D, Zitzler E. Are All objectives Necessary on Dimensionality Reduction in Evolutionary Multi-objective Optimization [M]. Parallel Problem Solving from Nature. Springer, 2006; 533-542
- [8] Jones D, Schonlau M, Welch W. Efficient global optimization of expensive black-box function [J]. Journal of Global Optimization, 1998, 13(4): 455-492
- [9] Ishibuchi H, Tsukamoto N, Nojima Y. Evolutionary many-objective optimization: A short review [C] // Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hong Kong: IEEE Service Center, 2008; 2424-2431
- [10] Sinha D A, Korhonen P, Wallenius J. An interactive evolutionary multi-objective optimization method based on progressively approximated value functions [J]. Evolutionary Computation, IEEE Transactions, 2010, 14: 723-739
- [11] Knowles J D, Corne D W, Fleischer M. Bounded archiving using the Lebesgue measure [C] // Proc of 2003 Congress on Evolutionary Computation. Canberra: IEEE Service Center, 2003; 2490-2497
- [12] Zitzler E, Künzli S. Indicator-based selection in multi-objective search [C] // Lecture Notes in Computer Science 3242; Parallel Problem Solving from Nature-PPSN VIII. Berlin: Springer-Verlag, 2004; 832-842
- [13] Deb K, Sundar J. Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms [C] // Proc of 2006 Genetic and Evolutionary Computation Conf. New York: ACM, 2006; 635-642
- [14] 孔维健, 丁进良, 柴天佑. 高维多目标进化算法研究综述 [J]. 控制与决策, 2010, 25(3): 321-326
- [15] 郭思涵, 龚小胜. 正交设计的 E 占优策略求解高维多目标优化问题研究 [J]. 计算机科学, 2012, 29(2): 276-310
- [16] Fleming P J, Purshouse R C, Lygoe R J. Many-objective optimization: An engineering design perspective [C] // Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin: Springer-Verlag, 2005; 14-32
- [17] Obayashi S, Sasaki D. Visualization and data mining of Pareto solutions using self-organizing map [C] // Lecture Notes in Computer Science 2632: Evolutionary Multi-Criterion Optimization - EMO 2003. Berlin: Springer-Verlag, 2003; 796-809
- [18] Naud A, Duch W. Interactive data exploration using MDS mapping [C] // The 5th Conf Neural Networks and Soft Computing. New York: Physica-Verlag, 2000; 255-260
- [19] Li X J. Visualization of high-dimensional data with relational perspective map [J]. Information Visualization, 2004, 3(1): 49-59
- [20] Tanaka M, Tanino T. Global optimization by the genetic algorithm in a multi-objective decision support system [C] // Proc of the 10th Int Conf on Multiple Criteria Decision Making. Berlin: Springer-Verlag, 1992; 261-270
- [21] Horn J. Multicriterion decision making [C] // Handbook of Evolutionary Computation. IOP Publishing Ltd. and Oxford University Press, 1997; 1-15
- [22] Wierzbicki A P. The use of reference objectives in multi-objective optimization [C] // Multiple Criteria Decision Making Theory and Applications. Berlin: Springer-Verlag, 1980; 468-486
- [23] Deb K, Sundar J. Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms [C] // Proc of 2006 Genetic and Evolutionary Computation Conf. New York: ACM, 2006; 635-642
- [24] Drechsler D, Drechsler R, Becher B. Multi-objective optimization based on relation favour [C] // Proc 1st Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin: Springer-Verlag, 2001; 154-166
- [25] Ikeda K, Kita H, Kobayashi S. Failure of Pareto-based MOEAs: Does non-dominated really mean near to optimal [C] // Proc of 2001 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Seoul: IEEE Service Center, 2001; 957-962
- [26] Di Pierro F, Djordjevic S, Khu S-T, et al. Automatic calibration of urban drainage model using a novel multi-objective GA [J]. Water Science and Technology, 2004, 52(5): 41-52
- [27] Laumanns M, Thiele L, Deb K, et al. Combining convergence and diversity in evolutionary multi-objective optimization [J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(3): 263-282
- [28] Brockhoff D, Zitzler E. Are all objectives necessary on dimensionality reduction in evolutionary multiobjective optimization [C] // Parallel Problem Solving from Nature. Berlin: Springer-Verlag, 2006; 533-542
- [29] Zitzler Z, Künzli S. Indicator-based selection in multi-objective search [C] // Lecture Notes in Computer Science 3242; Parallel Problem Solving from Nature-PPSN VIII. Berlin: Springer-Verlag, 2004; 832-842
- [30] Hughes E J. Multiple single objective pareto sampling [C] // Congress on Evolutionary Computation (CEC 03). Piscataway NJ: IEEE Press, 2003; 2678-2684
- [31] Saxena D K, Deb K. Dimensionality Reduction of Objectives and constraints in MultiObjective Optimization Problems [C] // A System Design Perspective. In Congress on Evolutionary Computation (CEC 2008). IEEE Press, 2008; 3203-3210
- [32] Deb K, Saxena D K. Searching for Pareto optimal Solutions through Dimensionality Reduction for Certain Large Dimensional MultiObjective Optimization Problem [C] // Congress on Evolutionary Computation (CEC 2006). IEEE Press, 2006; 3352-3360

(下转第 63 页)

精度为 10^{-4} 。

(1) 选取两个相交的凸物体 A 和 B 。 A 的顶点坐标为 $x_1(0,0,0), x_2(0,1,0), x_3(0,0,1), x_4(1,0,0)$; B 的顶点坐标为 $y_1(1,0,0), y_2(3,-2,0), y_3(0,-2,3), y_4(0,-2,0)$; 则凸多面体间的距离求解过程如下:

$$\min O_{A,B} = \left\| \sum_{j=1}^4 \delta_j y_j - \sum_{i=1}^4 \lambda_i x_i \right\|$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^4 \lambda_i = 1, \sum_{j=1}^4 \delta_j = 1,$$

$$0 \leq \lambda_i \leq 1, 0 \leq \delta_j \leq 1 (i=1,2,3,4)$$

对上述非线性规划优化问题分别采用遗传算法、惩罚函数法和混合人工鱼群算法进行计算,其结果如表 1 所列。

表 1 碰撞情况下 3 种算法的比较

算法	时间/s	距离
惩罚函数法	6.3752	965e-032
遗传算法	1.2351	1.4581e-034
混合人工鱼群算法	0.9654	1.4550e-034

(2) 选取两个分离的凸物体 A 和 B 。 A 的顶点坐标为 $x_1(0,1,0), x_2(1,0,0), x_3(0,0,1), x_4(0,0,0)$; B 的顶点坐标为 $y_1(1,-1,0), y_2(3,-3,0), y_3(0,-3,-3), y_4(0,-2,0)$; 采用同样的方法进行凸多面体间的距离求解。分别采用遗传算法、惩罚函数法和混合人工鱼群算法进行计算,其结果如表 2 所列。

表 2 分离情况下 3 种算法的比较

算法	时间/s	距离
惩罚函数法	6.8966	1.0018
遗传算法	1.4550	1.0000
混合人工鱼群算法	0.9785	1.0000

从表 1 和表 2 可以看出,在计算两个凸物体间最短距离时,混合人工鱼群算法的运算速度、计算精度和稳定性都大大

优于惩罚函数法,而相对于遗传算法,混合人工鱼群算法的优势主要体现在运算速度和稳定性两方面。

结束语 本文主要讨论了一种求解最短距离的碰撞检测算法,将空间中两个凸物体间的最短距离计算转换为带约束条件的非线性规划最优解问题,并利用混合人工鱼群算法进行求解。通过和其他算法的对比,说明该算法具有运行时间短、计算精度高、稳定性好等特点。实验表明,混合人工鱼群算法更加适合解决基于物体间最短距离计算的碰撞检测问题,并能够满足碰撞检测的实时性和精确性的要求。本文仅就两个简单物体进行讨论,如果利用混合人工鱼群算法求解更复杂的物体形态会有更大的优势。

参考文献

- [1] 杜鹃,唐敏,童若锋.多核加速的并行碰撞检测[J].计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(5):833-838
- [2] 李成景,王洁,肖强明,等.三维视景仿真的包围盒碰撞检测算法优化[J].电视技术,2011,35(17):122-125
- [3] 金汉均.虚拟环境中物体碰撞检测算法研究[D].武汉:华中科技大学,2006
- [4] Lin M C, Manocha D. Fast interference detection between geometric models [J]. The Visual Computer, 1995, 11(10): 542-561
- [5] Gilbert E G, Johnson D W, Keerthi S S. A fast procedure for computing the distance between complex objects in three-dimensional space [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1988, 4(2): 193-203
- [6] 李晓磊.一种新型的智能优化算法—人工鱼群算法[D].杭州:浙江大学,2003
- [7] 谢政,李建平,汤泽莹.非线性最优化[M].长沙:国防科技大学出版社,2003:213-2
- [8] Evolutionary Computation. CEC 2002. 2002:825-830
- [9] Knowles J, Come D. The Pareto Archived Evolution Strategy: A New Baseline Algorithm for Pareto Multiobjective Optimisation [C]// Congress on Evolutionary Computation. 1999:98-105
- [10] 刘磊,杨仕友.高维多目标优化设计的改进多重单目标 Pareto 采样算法研究[J].电工电能新技术,2013,32(1):89-93
- [11] Knowles J. ParEGO: a hybrid algorithm with on-line landscape approximation for expensive multiobjective optimization problems [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(1): 50-66
- [12] Zhang Q, Liu W, Tsang E, et al. Expensive multiobjective optimization By MOEA/D with Gaussian process model [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 14(3): 456-474
- [13] Srinivas N, Deb K. Multiobjective Optimization Using Non-dominated Sorting in Genetic Algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3): 221-248
- [14] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271
- [15] Emmerich M T M, Giannakoglou K, Naujoks B. Single-and multiobjective evolutionary optimization assisted by Gaussian random field meta models [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(4): 421-439
- [16] (上接第 60 页)
- [17] Saxena D K, Deb K. Non-Linear dimensionality reduction procedure for certain large-dimensional multi-objective optimization problems: Employing correntropy and a novel maximum variance unfolding [C] // Proc. of the 4th Int'l Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, EMO 2007. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 272-287
- [18] Deb K, Saxena D K. On Finding Pareto-Optimal Solutions Through Dimensionality Reduction for Certain Large-Dimensional Multi-Objective Optimization Problems [R]. KanGAL, 2005
- [19] Deb K, Pratap A, Agrawal S, et al. A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [20] Brockhoff D, Zitzler E. Dimensionality Reduction in Multi-Objective Optimization, the Minimum Objective Subject problem [C] // Operations Research Proceedings. [S. l.]: Springer, 2007: 423-429
- [21] Jaimes A L, Coello C A C, Chakraborty D. Objective Reduction Using a feature Selection Technique [C] // GECCO 08. 2008: 673-680
- [22] 陈静,周聪,李珂,等.高维目标减少算法[J].计算机工程与应用,2010,46(11):38-41
- [23] Deb K, Thiele L, Laumanns M, et al. Scalable multi-objective optimization test problems [C] // Proc. of the IEEE Congress on