

基于混合人工鱼群算法的凸多面体碰撞检测研究

刘海平

(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

摘要 提出了一种基于最短距离计算的凸多面体碰撞检测算法。该算法利用凸多面体三维空间顶点坐标的凸包表示凸多面体,将两个凸多面体间碰撞检测问题归结为一个带约束条件的非线性规划问题,采用混合人工鱼群算法对该问题进行求解,寻优过程前期利用人工鱼群算法快速找到全局极值的邻域,后期切换到模式搜索法,准确找到全局极值。实验表明,无论在计算精度还是在计算速度方面,混合人工鱼群算法比惩罚函数法和遗传算法有更加明显的优势,能够满足碰撞检测的实时性和精确性的要求。

关键词 凸多面体,碰撞检测,非线性规划,混合人工鱼群算法

中图分类号 TN911,TP391 **文献标识码** A

Research on Collision Detection of Convex Polyhedron Based on Mixed Artificial Fish Swarm Algorithm

LIU Hai-ping

(College of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract This paper put forward a detection algorithm based on the shortest distance calculation. The algorithm uses convex polyhedron three dimensional space vertex coordinates of convex hull to present convex polyhedron, and the distance between the convex objects comes down to a non-linear programming problem with a restricted condition. Using mixed artificial fish swarm algorithm solves the problem. In the optimization process, using artificial fish swarm algorithm can quickly find the global extremal neighborhood, and in the late process using pattern search method can accurately find the global extremal. Experiments show that no matter in speed or in accuracy, mixed artificial fish swarm algorithm has more obvious advantage than penalty function method and genetic algorithm.

Keywords Convex polyhedron, Collision detection, Nonlinear programming, Mixed artificial fish swarm algorithm

随着虚拟现实技术的发展,快速碰撞检测技术得到了广泛的重视,精确而快速的碰撞检测对于提高虚拟仿真系统的逼真度和实时性、增强虚拟环境的沉浸感有着至关重要的作用,而虚拟环境自身的复杂性也对碰撞检测算法提出了更高的要求^[1,2]。求解物体间的最短距离是碰撞检测的关键技术之一^[3]。其中最常用的是距离跟踪法,它通过计算两个物体间的最短距离来判断物体是否发生碰撞,该类算法中比较经典的有 Lin-Candy^[4]算法和 GJK^[5]算法。

本文提出将检测两物体是否发生碰撞问题转化为求两物体最短距离的非线性规划问题,并利用混合人工鱼群算法求解该类问题。传统的求解非线性规划问题的方法有很多,但每种方法都有其适用范围和局限性。人工鱼群算法模型简单^[6],具有很强的跳出局部最优、快速收敛至全局最优的能力,但该算法在寻优过程后期收敛速度变慢,不能求取高精度的数值解。本文将传统人工鱼群算法和模式搜索算法^[7]相结合,提出一种高效的混合人工鱼群算法,该算法收敛速度快、计算精度高、易于实现,适于优化复杂的非线性函数。

1 凸多面体距离模型

1.1 理论基础

定义 1 若 $x_i \in R^n, 0 \leq \lambda_i \leq 1, i = 1, \dots, k$, 且 $\sum_{i=1}^k \lambda_i = 1$, 则

称 $x = \sum_{i=1}^k \lambda_i x_i$ 为 x_1, \dots, x_k 的凸组合。其中 R^n 为 n 维空间。

定义 2 设 $V \in R^n$, 则 V 中任意有限点集的凸组合全体称为 V 的凸包(convex hull), 记为 $C(s)$, 即

$$C(s) = \{ \sum_{i=1}^k \lambda_i x_i \mid x_i \in R^n, 0 \leq \lambda_i \leq 1, i = 1, \dots, k, \sum_{i=1}^k \lambda_i = 1 \}$$

定义 3 有限点集 $V = \{x_1, \dots, x_k\}$ 的凸包 $C(s)$ 称为由点 x_1, \dots, x_k 生成的凸多面体(convex polyhedron)。

1.2 距离模型

设 A, B 为三维空间中的两个凸多面体, k_A, k_B 分别表示 A, B 的顶点数, $x_i, y_j \in R^3$ 分别表示物体 A, B 在某时刻的顶点坐标。则根据上述理论,凸物体 A 的点集可表示为:

$$A = \{ x \mid x = \sum_{i=1}^{k_A} \lambda_i x_i, x_i \in R^3, \sum_{i=1}^{k_A} \lambda_i = 1, 0 \leq \lambda_i \leq 1 \}$$

凸物体 B 的点集可表示为:

$$B = \{ y \mid y = \sum_{j=1}^{k_B} \delta_j y_j, y_j \in R^3, \sum_{j=1}^{k_B} \delta_j = 1, 0 \leq \delta_j \leq 1 \}$$

因此可将 A, B 之间的距离模型表示成如下非线性规划问题:

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

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

$$0 \leq \lambda_i \leq 1, 0 \leq \delta_j \leq 1$$

其中, x_i, y_j 表示某时刻物体 A, B 的顶点坐标, $O_{A,B}$ 表示物体

刘海平(1977-),男,硕士,讲师,主要研究方向为机械结构设计, E-mail:quyang19900213@sina.com。

A, B 之间的欧式距离。

这样就可以把两物体 A, B 某时刻的碰撞检测问题转化为求解上述非线性规划问题。在满足约束条件的点中寻找使 $O_{A,B}$ 取最小的点,若 $O_{A,B}=0$,则物体发生碰撞;若 $O_{A,B}>0$,则物体分离。由于物体 A, B 的顶点信息已知,因此主要是求解优化的时间复杂度,本文将采用混合人工鱼群算法进行求解。

2 混合人工鱼群算法

2.1 基本人工鱼群算法

人工鱼群算法(Artificial fish swarm algorithm, AFSA)是李晓磊等人模仿鱼类行为方式提出的一种优化方法,它是一种基于动物行为的寻求全局最优的新思路。

人工鱼相关定义:人工鱼当前的状态为决策变量 $X=(x_1, x_2, \dots, x_i)$,其中 x_i 为寻优变量;食物浓度为目标函数值 $Y=f(X)$;人工鱼 X_i 和人工鱼 X_j 之间的距离为 $d_{ij}=\|X_i-X_j\|$;人工鱼的移动步长为 S ;拥挤度因子为 δ ;随机数为 $R(0<R<1)$ 。

人工鱼群算法通过模仿鱼群的觅食、群聚及追尾行为来进行寻优,人工鱼被设定了 4 种可以选择的行为:觅食行为、追尾行为、聚群行为和随机行为。

(1) 觅食行为:模拟鱼儿在水中发现食物,会迅速向食物浓度高的地方前进的行为。设人工鱼当前状态为 X_i ,在其视野范围内随机选择一个状态 X_j ,如果 $Y_j>Y_i$,则向该方向前进;否则,再重新随机选择状态 X_j ,判断是否满足前进条件;如果反复试探次数仍不能满足,则随机移动一步。其数学表达式为:

$$\begin{cases} X_{i+1}=X_i+RS\frac{X_j-X_i}{\|X_j-X_i\|}, & Y_j>Y_i \\ X_{i+1}=X_i+RS, & Y_j\leq Y_i \end{cases}$$

(2) 追尾行为:模拟鱼儿向其视野范围内食物最多的伙伴所在的方向移动。设 X_i 的搜索视野范围内状态最优的伙伴是 X_{max} ,如果 $Y_{max}>Y_i$,并且 X_{max} 的邻域内伙伴的数目 n_f 满足 $Y_{max}/n_f>\delta Y_i$,表明伙伴 X_{max} 处食物较多且不太拥挤,则向 X_{max} 的方向前进;否则继续觅食。

(3) 聚群行为:模拟鱼儿向邻近伙伴中心移动的行为。设 X_i 探索视野范围内的伙伴数目为 n_f ,中心位置为 X_c ,如果 $Y_c>Y_i$,且 $Y_c/n_f>\delta Y_i$,表明中心位置食物较多且不太拥挤,则向 X_c 的方向前进;否则继续觅食。

(4) 行为选择:人工鱼在不同的环境下可以对觅食、聚群、追尾等行为按照进步最快原则进行选择。进步最快原则是指先试探追尾、聚群等行为,挑选结果最好的执行,缺省为随机行为,采用这种原则可以提高人工鱼寻优的效率和质量。

(5) 公告板:用来记录最优人工鱼的状态及食物浓度值。每条人工鱼在行动完成后与公告板中的状态和食物浓度值进行比较,如果自身状态优于公告板上的记录,则更新公告板信息。公告板保留整个寻优过程中的最优结果。

2.2 混合人工鱼群算法

人工鱼群算法采用随机搜索方式,参数初值随机产生或者设定为固定值,因此不需要了解问题的特殊信息,只需针对目标值进行优劣的比较,非常适合非线性函数的优化,而且它还具有很强的跳出局部最优的能力和快速的收敛性。但是它也存在一些不足的地方,主要表现在以下 3 点:

(1) 算法在搜索过程中,前期搜索速度比较快,但是后期比较缓慢;

(2) 随着人工鱼数目的增多,将会需要更多的存储空间,

也会造成计算量的增长;

(3) 由于感知距离和步长的随机性和随机行为的存在,使得寻优的精度难以很高,只能快速找到全局极值的邻域。

为了克服人工鱼群算法的缺点,进一步提高算法的寻优精度,在迭代后期将算法切换到其他算法是一种好的思路。模式搜索法作为一种传统的直接搜索方法,具有很好的单调搜索特性,并且易于在计算机上实现。但是,模式搜索法单独用于解决优化问题时,通常因为初始点位置选择不当而陷入局部最优,同时模式搜索法对参数的初始值依赖性很大,初始值在很大程度上直接影响着配准效果。

充分考虑到两种算法的优缺点,本文提出一种混合人工鱼群算法。首先,利用基本人工鱼群算法进行全局寻优,快速找到全局极值的领域,然后将人工鱼搜索到的最优解作为模式搜索法的初始值,利用模式搜索法在极值领域中进行局部寻优,快速找到全局极值点。混合人工鱼群算法寻优过程为:

步骤 1 人工鱼参数设定。设定人工鱼数量 N 、视野范围、移动步长 S 、试探次数、拥挤度因子 δ ;

步骤 2 初始化人工鱼。计算每条人工鱼的食物浓度值,将最优者记录在公告板上;

步骤 3 人工鱼寻优。人工鱼通过觅食行为、聚群行为、追尾行为、随机行为不断寻优,更新自己的状态并计算食物浓度,若优于公告板记录,则更新公告板;

步骤 4 判断公告板结果。若公告板上的最优解连续 50 次迭代都不再更新,转第 5 步,否则转第 3 步;

步骤 5 切换到模式搜索法。设定模式搜索法的步长、加速系数、收缩系数及精度,将公告板上的最优记录作为模式搜索法的初值,利用模式搜索法的较好的单调搜索特性,快速找到全局极值点;

步骤 6 检查终止条件。如果模式搜索法的步长小于设定的精度,算法终止,输出最后结果。

混合人工鱼群算法是一种灵活性比较大的算法,针对虚拟场景的复杂程度的不同,可以很方便地调整算法的参数,以满足对碰撞检测的实时性和精确性的要求。算法流程如图 1 所示。

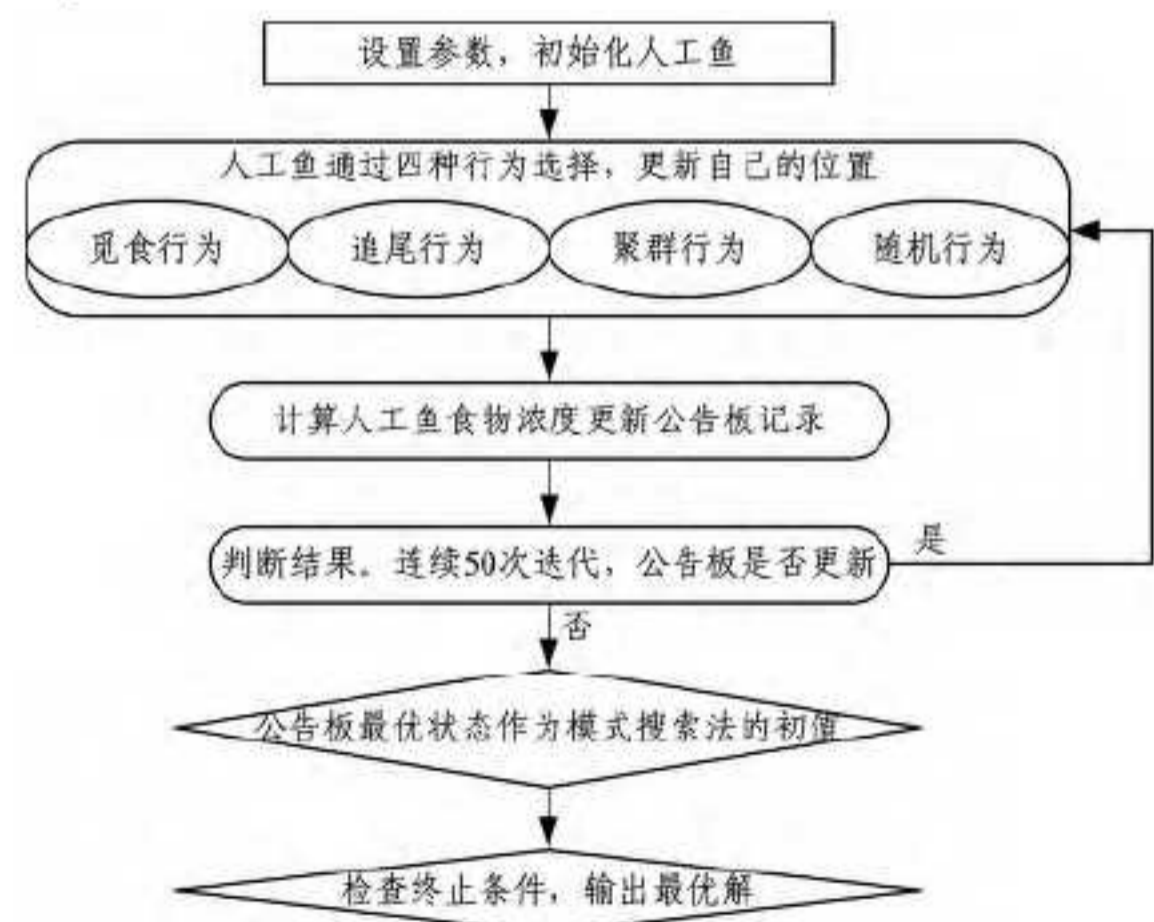


图 1 算法流程

3 实验仿真

针对本文试验,设定人工鱼数量为 10,视野范围为 5,移动步长 $S=1.5$,拥挤度因子 $\delta=2$,试探次数为 5。如果公告板上的最优解连续 50 次迭代都不再更新,切换到模式搜索法,设定其搜索步长为 0.2,加速系数为 1,收缩系数为 0.5,

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