

文章编号: 1001-9081(2012)08-2223-04

doi: 10.3724/SP.J.1087.2012.02223

基于改进群搜索优化算法的群体路径规划方法

郑慧杰^{1,2*}, 刘 弘^{1,2}, 郑向伟^{1,2}

(1. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 济南 250014; 2. 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室(山东师范大学), 济南 250014)

(* 通信作者电子邮箱 dang920521dang@126.com)

摘要: 针对群体动画中传统路径规划算法搜索时间长、寻优能力差等问题, 提出一种利用群搜索算法进行多线程路径规划的方法。该方法首先将模拟退火算法引入到搜索模式中, 克服算法易陷入局部最优的问题; 其次, 通过结合多线程和路径随机拼接技术, 将算法应用到路径规划中。仿真实验表明该算法无论在高维还是低维情况下都具有较好的全局收敛性, 能够很好地满足在复杂动画环境下路径规划的要求。

关键词: 群体智能; 群搜索优化算法; 模拟退火算法; 路径规划; 群体动画

中图分类号: TP181; TP391.72 文献标志码:A

Group path planning method based on improved group search optimization algorithm

ZHENG Hui-jie^{1,2*}, LIU Hong^{1,2}, ZHENG Xiang-wei^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan Shandong 250014, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Technology (Shandong Normal University), Jinan Shandong 250014, China)

Abstract: Concerning the problems that traditional path planning of group animation needs long time for searching and is of poor optimization, the authors proposed a multi-threaded path planning algorithm based on group search optimization. Firstly, to solve the problem that the algorithm easily gets trapped in local optimum, metropolis rule was introduced in this search mode. Secondly, by using random path through the multi-threading and stitching techniques, the algorithm was applied to path planning. The simulation results show that the algorithm has better global convergence both in high-dimensional and low-dimensional cases, and the method is good enough to meet the requirements of path planning in complex animation environment.

Key words: swarm intelligence; group search optimization algorithm; simulated annealing algorithm; path planning; group animation

0 引言

路径规划^[1]是指给定环境障碍条件, 以及起始和目标的位置, 要求选择一条从起始点到目标点的路径, 使运动物体能安全、无碰撞地通过所有的障碍。随着路径规划问题的复杂化和人工智能理论的深入研究, 经典的群体智能算法, 如蚁群算法、粒子群算法、人工蜂群算法等已被广泛地应用到路径规划中。源于群居动物觅食行为提出的群搜索优化算法 (Group Search Optimizer, GSO)^[2] 在高维多模态型问题上的明显优势^[2], 但算法自身较为复杂, 收敛性较差, 优化效果不理想, 并且在低维问题上性能较差。参考文献[3–6]中提出了对标准 GSO 算法的不同改进, 如限域拟牛顿法混合的群搜索 (Hybrid Group Search Optimizer With Limited, LGSO) 算法^[3]、快速群搜索优化 (Quick Group Search Optimizer, QGSO) 算法^[4]、快速被动群搜索优化 (Quick Group Search Optimizer with Passive Congregation, QGSOPC) 算法^[5]、带趋势预测的群搜索优化 (Group Search Optimizer with Predictive Model, PGSO) 算法^[6]等。其中, LGSO 利用角度搜索, 并没有解决算法收敛性较低问题; QGSO、QGSOPC 以及 PGSO 都存在大部分寻优算法共同的问题: 容易陷入局部最优点, 影响算法收敛性, 降低了算法的优化性能。

针对传统群搜索算法存在的问题, 考虑到模拟退火算法^[7]具有较强的局部搜索能力, 将模拟退火算法引入发现者的搜索模式, 提出了一种改进的 GSO 算法——MPGSO (Group Search Optimization with Metropolis and Predictive) 算法。该算法以一定的概率接受劣解, 能有效跳出局部极值点, 从而强化算法的全局搜索能力。

同时, 为避免路径较长、环境较复杂时单纯使用算法规划起始点到目标点之间的路径造成的计算量大、耗时长等问题, MPGSO 引入多线程和路径随机拼接技术进行分层次路径规划, 外层利用基于 A* 算法全路径规划方法, 内层利用 MPGSO 算法进行栅格区域内的多线程局部路径规划, 实现栅格区域间的并行性。针对传统路径拼接技术容易出现“拉长线”、“聚集”现象, 本文采用随机路径拼接技术, 将栅格区域内的路径进行有效拼接, 进而规划出整体路径。仿真实验结果表明, MPGSO 算法在寻优能力和收敛性上都有较大提高, 能有效地进行群体路径规划^[8]。

1 基于 MPGSO 算法的路径规划原理

路径规划是实现群体动画效果的一个关键技术。近年来, 群智能算法被广泛地运用到路径规划当中。无论采用何种规划算法, 其原理^[9]如图 1 所示。

收稿日期: 2012-01-13; 修回日期: 2012-03-01。基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60970004); 教育部博士点基金资助项目(20093704110002); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2010QL01)。

作者简介: 郑慧杰(1987-), 女, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要研究方向: 进化计算、计算机辅助设计; 刘弘(1955-), 女, 山东济南人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 计算机辅助设计、人工智能; 郑向伟(1971-), 男, 山东济南人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 进化计算、人工智能。

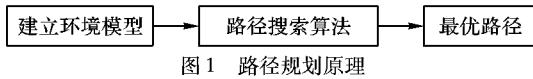


图1 路径规划原理

从图1可知,路径搜索算法的选择是路径规划最关键的一步。本文在分层路径规划的基础上,利用群智能算法对群体路径进行有效规划。其基本原理如图2所示。

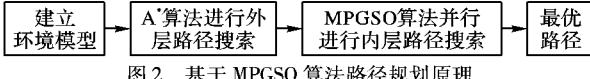


图2 基于MPGSO算法路径规划原理

本文在确定起点和终点的环境中,通过A*算法进行全局路径搜索,确定一条大路径方向。如图3所示。

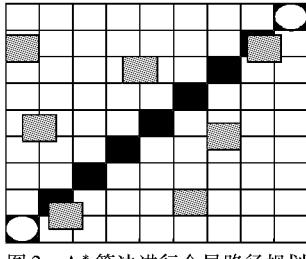


图3 A*算法进行全局路径规划

图3中圆圈分别表示起始点和终点,灰色方形代表随机障碍物,从起始点到终点的黑色路径是利用A*算法规划出的。群体动画中每个角色作为粒子,在全局路径中运动,此时,粒子若利用简单群智能算法在此运行,时间为从起始点到终点顺序执行的时间。本文在此采用MPGSO算法多线程并行执行,每个栅格内的粒子同时运行,总运行时间为小栅格内的运行时间,能大大缩短路径规划时间,提高效率。

2 MPGSO 算法

2.1 Metropolis 准则

Metropolis准则^[10]先将粒子相对位置表征的初始状态作为固体的当前状态,该状态下的能量为 E_i 。随后,该粒子在振动装置随机选取下,位移发生一个随机的微小变化,得到一个新的状态,能量为 E_j 。如果 E_i 小于 E_j ,则接受这一变化;如果 E_i 大于 E_j ,则根据固体处于该状态的概率 p 来判断,式(1)为概率 p 的计算公式。

$$p = \exp(E_i - E_j / KT) \quad (1)$$

其中: K 是 Boltzmann 常数, T 是温度。

2.2 算法基本思想

GSO 算法建立在发现者—加入者 (Producer-Srounger, P-S) 模型上,将群成员分为三类:发现者、加入者和游荡者。在每次迭代过程中,选择当前位置最佳的个体作为此次迭代的发现者。本文基于 Metropolis 准则和带趋势预测思想对其进行有效的改进;加入者根据一定的更新策略向发现者靠近;而游荡者在一定区域内进行游荡扫描。本文采用了步长搜索方式,加入者和游荡者保留较优解。在每次迭代过程中,所有成员都是平等的,可以在这三种角色中切换。算法流程如图4 所示。

2.2.1 发现者

如果发现者陷入某一局部极值点,容易导致整体陷入局部最优而使寻优性能下降。为此,MPGSO 算法利用趋势预测思想,根据式(2)更新经验和位置。

$$\begin{cases} V_i^k = c_1 V_{best}^{k-1} + c_2 r_1 (X_{best}^k - X_{best}^{k-1}) \\ X_i^k = X_{best}^k + r_2 V_i^k \end{cases} \quad (2)$$

其中: $X_i^k \in \mathbf{R}^n$ 是第 i 个群成员在第 k 次迭代中的位置; $V_i^k \in \mathbf{R}^n$ 是第 i 个群成员在第 k 次迭代中的经验; X_{best}^k 是第 k 次迭代中最优群成员的位置; c_1, c_2 为常量系数; r_1 为 n 维向量,其分量均为 $[0,1]$ 均匀分布随机数。

随后,算法根据 Metropolis 准则确定更新后的 X_i^k 是否作为本次迭代中群成员的新位置。根据 $\Delta f = f(X_i^k) - f(X_i^{k-1})$ 计算出 Metropolis 准则的优值增量,其中 $f(\mathbf{X})$ 为目标函数。若 $\Delta f < 0$,则接受 X_i^k 作为第 i 个群成员第 k 次迭代时的新位置,否则以概率 $\exp(-\Delta f / MaxIter)$ 接受 X_i^k 作为第 i 个群成员第 k 次迭代时的新位置,即式(3)。这样,既能将好的移动方向作为经验保存起来,预测到更好的移动位置,又能达到有效跳出局部极小值点的目的。

$$X_i^k = \begin{cases} X_i^k, & \exp((f(X_i^k) - f(X_i^{k-1})) / MaxIter) > rand \text{ 或} \\ & f(X_i^k) < f(X_i^{k-1}), MaxIter \text{ 为最大迭代次数} \\ X_i^{k-1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

2.2.2 加入者

随机选择极小部分加入者使用带趋势预测思想,按照式(2)进行位置更新,剩余加入者按照式(4)进行位置更新。

$$X_i^k = X_i^{k-1} + r_3 (X_{best}^k - X_i^{k-1}) \quad (4)$$

其中: r_3 为 n 维向量,其分量均为 $[0,1]$ 均匀分布随机数。如果 $f(X_i^k) - f(X_i^{k-1}) > 0$, 则不选择更新,即 $X_i^k = X_i^{k-1}$; 否则,更新位置。

2.2.3 游荡者

根据式(5)以随机步长进行变异计算。

$$\begin{cases} X_i^k = X_i^{k-1} + r_4 \cdot step \cdot mutationflag \\ mutationflag = \begin{cases} 1, & r_s < 1.5/n + (4n/k)^2 \\ 0, & r_s \geq 1.5/n + (4n/k)^2 \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

其中: r_4 为 n 维向量,其分量均为 $[0,1]$ 均匀分布随机数; r_s 是 $[0,1]$ 内的随机数; $mutationflag$ 为标志各维是否变异的布尔值。对于新产生的 X_i^k , 如果 $f(X_i^k) - f(X_i^{k-1}) > 0$, 则不选择更新,即 $X_i^k = X_i^{k-1}$; 否则,更新位置。

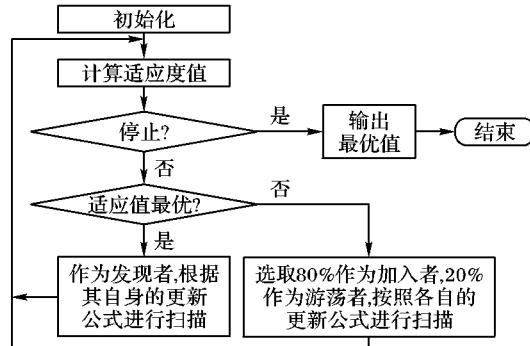


图4 算法流程

3 算法分析

为验证本算法的可行性和高效性,本文采用函数优化问题对 MPGSO 算法进行性能测试,并将其与遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)、微粒群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)、CSO 和 PGSO 进行比较。采用三种典型的测试函数进行算法性能分析:Sphere 函数和 Rosenbrock 函数用于测试算法对单模态的优化能力,Rastrigin 函数用于测试算法在多模态问题的寻优效果。函数如下:

1) Sphere 函数。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2; -100 \leq x_i \leq 100, \min(f_1) = 0$$

2) Rosenbrock 函数。

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]; -30 \leq x_i \leq 30, \min(f_2) = 0$$

3) Rastrigin 函数。

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)^2; -5.12 \leq x_i \leq 5.12, \min(f_3) = 0$$

对每个测试函数, 种群规模设置为 50。当维数为 30 时迭代次数为 3000, 维数为 300 时迭代次数为 60000。表 1、2 分别显示了五种算法在低维和高维情况下的优化结果。由表中可以看出, 对于三种测试函数, 在低、高维情况下, MPGSO 较 GA、PSO、GSO、PGSO 都有更好的数据结果, 算法稳定性较高。

表 1 函数 f_1, f_2, f_3 在低维情况下运行 50 次的结果平均值和标准差

算法	f_1		f_2		f_3	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
GA	0.0123	0.0048	1727.104	1.76E+03	86.3025	55.4558
PSO	9.20E-45	2.87E-44	53.259	188.6345	95.1729	46.4783
GSO	9.11E-09	1.51E-08	49.1093	31.2171	2.6736	1.6404
PGSO	3.57E-21	1.99E-20	11.6914	82.6708	1.13E-20	7.85E-20
MPGSO	1.86E-23	1.26E-22	0.6296	1.4369	3.53E-23	2.47E-22

表 2 函数 f_1, f_2, f_3 在高维情况下运行 10 次的结果平均值和标准差

算法	f_1		f_2		f_3	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
GA	0.4745	0.0544	1.03E+04	8.89E+03	938.353	293.2822
PSO	5.02E-10	2.19E-09	7.67E+03	8.24E+03	5.28E+03	617.008
GSO	0.6864	1.51E-08	7.57E+03	1.16E+03	1.53E+03	228.4
PGSO	3.48E-15	1.02E-14	1.14E+03	308.9287	3.19E-21	8.61E-21
MPGSO	8.07E-15	7.21E-15	936.13	644.6961	1.97E-21	4.43E-21

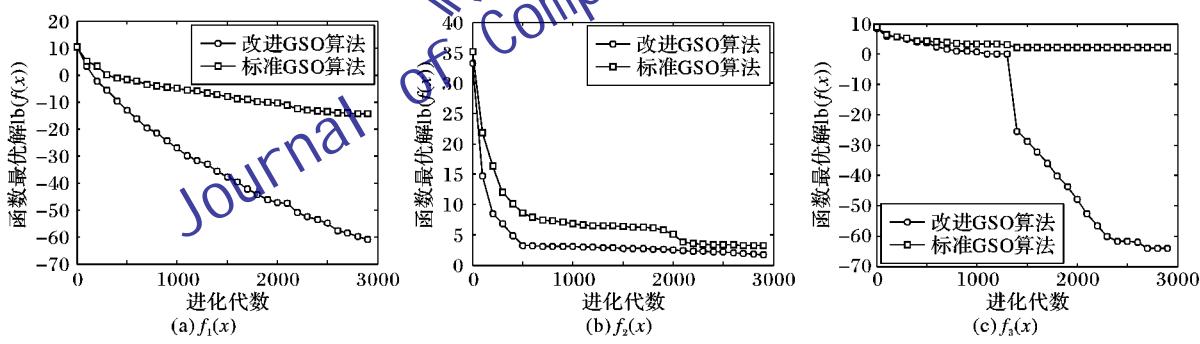


图 5 低维情况下的优化曲线

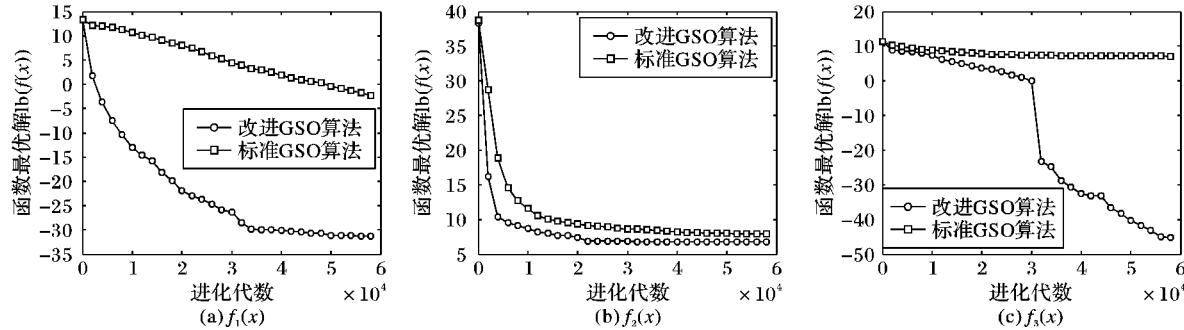


图 6 高维情况下的优化曲线

表 3 MPGSO 与标准 PSO 在三维情况下的优化结果

适应值	f_1		f_2		f_3	
	PSO	MPGSO	PSO	MPGSO	PSO	MPGSO
最小值	0.00	5.8415E-26	5.793	5.7992E-32	30.84	0
平均值	5.65	7.0067E-22	105.170	5.0270E-18	55.18	1.0518E-31
标准差	20.35	3.1048E-21	170.000	1.3493E-13	12.31	5.6642E-31

图 5、6 分别为基于 Matlab 平台下生产的标准 GSO 与 MPGSO 对各个函数在低维、高维情况下优化过程的对比曲线。从图中可以看出, 随着时间的推移, MPGSO 在持续能力上与 GSO 的差距有逐渐变大的趋势。在低、高维的情况下, 相对于标准的 GSO, MPGSO 大大提高了群搜索算法的寻优能力, 算法收敛性上有较明显的提高。特别对于 f_3 , 当 GSO 陷入局部最小时, MPGSO 在搜索一段时间后总能跳出局部最小。

为了进一步证明 MPGSO 在低维情况下有较好的性能, 本文采用 MPGSO 在三维情况下与标准 PSO 进行相应比较, 设置种群大小为 20, 运行 30 次, 迭代 1000 代, 得到的优化结果如表 3 所示。

通过表 3 可以看出, MPCSO 在低维(三维)情况下, 比标准 PSO 表现出更好的寻优优势, 并且稳定性较高。这为将 MPCSO 引入三维群体动画制作中打下良好的数据基础。

实验结果表明, 通过引入模拟退火而改进的 MPCSO 算法相比 GA、PSO、GSO、PGSO 而言, 在算法寻优性和收敛性能都有较明显的优势。

4 仿真实验

为验证算法在路径规划过程中的可用性, 本文在 Microsoft Visual Studio. NET 2003 平台下, 基于 ACIS 和 HOOPS 环境进行仿真实验, 采用 MPCSO 算法用于群体路径规划。

在内层路径规划中, 采用多线程路径规划, 每一个栅格区域内的 MPCSO 算法路径规划作为一个线程模块。多线程完成后, 要对各个区域内的数据进行拼接, 才能形成完整的运动路径。然而, 简单的顺序拼接方法会使最终的数据产生“快的更快, 慢的更慢”的趋势, 粒子群体出现“拉长”、“排队”等不良效果; 同时对于区域间路径数据, 连接节点有可能不易获取或获取不够, 导致粒子群体“聚集”的不良效果。

为解决以上问题, 仿真实验采用随机路径数据拼接。随机路径数据拼接操作主要是在执行完区域内的路径规划数据基础上, 对每个区域中的每条路径数据按照外层路径规划所规定的区域间拼接顺序, 将每条路径与下一个区域内的任何一条随机指定的路径数据连接, 再加上部分对于速度过快或过慢的限定, 达到平衡群体中每个粒子速度的效果, 如图 7 所示。图中不同形状的实体为障碍物, 黑色个体为粒子, 黑色曲线表示了在外层路径规划基础上的内层路径规划效果。

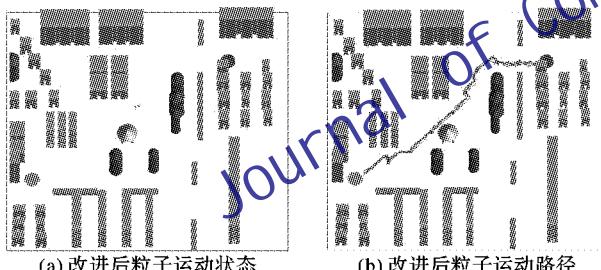


图 7 多线程拼接改进后粒子运动效果图

从图 7 可以看出, 通过采用随机路径数据拼接技术, 群体中粒子的速度得到平衡, 以稳定的速度和平滑的路径到达目标点, 远真地显示出粒子的运动轨迹。

测试在外层路径规划相同(10 个栅格和 10 个粒子)的情况下, 分别采用顺序拼接和随机路径拼接时粒子路径规划的性能, 结果如表 4 所示。从中可以看出, 在采用随机路径拼接技术后, 缩短了路径规划时间, 提高了粒子运动的群体性。

表 4 两种拼接方法路径规划时间对比

拼接方法	最先到达时间/s	最后到达时间/s	平均时间/s
顺序拼接	0.410	0.422	0.4157
随机路径拼接	0.412	0.417	0.4143

同时, 在此环境下, 为了证明 MPCSO 算法的高效性, 在外层路径规划相同的情况下, 分别计算 MPCSO 与标准 GSO、PSO 路径规划的时间, 如表 5 所示。从表中可以看出, 在相同栅格数的情况下, MPCSO 算法比标准 GSO、标准 PSO 算法能够更快地规划出路径, 表现出较高的路径规划速率; 同时, 随

着栅格数的增加, MPCSO 算法的路径规划时间增加逐渐缩短, 栅格数越多, 即场景越复杂、路径越长, MPCSO 算法的优越性能得到越明显的体现。

表 5 各算法路径规划时间对比

栅格数	路径规划时间/s		
	标准 GSO	标准 PSO	MPCSO 算法
10	0.482	0.426	0.414
15	0.561	0.558	0.549
20	0.627	0.642	0.621

仿真实验结果表明, MPCSO 算法运用到群体动画的路径规划中是可行的。MPCSO 算法多线程和随机路径数据拼接技术, 提高了路径规划的速度, 形象地再现了群体的人工智能性。在群体动画仿真过程中, 可以根据动画需要在此平台中导入某特定动画场景, 采用 MPCSO 算法进行路径规划, 然后将粒子运动轨迹的数据导入到动画制作软件中, 辅助动画生成。

5 结语

MPCSO 算法不仅在高维上继续保持了算法的高效性, 而且在低维上也有较好的寻优效果, 并在碰撞避免等情况下将其应用于路径规划中, 通过 MPCSO 算法多线程和随机路径数据拼接技术, 为群体路径规划的实现提供了新的思路和方法。GSO 诞生至今已被实践证明是一种有效的方法, 但是在日后工作中无论在理论研究、提高算法性能以及应用于实践等方面还有很多工作和问题尚待解决。

参考文献:

- [1] 正永兴, 丁睿, 姚林泉. 移动机器人全局路径规划的盲人摸路算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(5): 157 - 161.
- [2] HE S, WU Q H, SAUNDERS J R. Group search optimizer: an optimization algorithm inspired by animal searching behavior[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(5): 973 - 990.
- [3] 房娟艳. 混合群搜索优化算法及其应用研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2010.
- [4] 刘锋, 覃广, 李丽娟. 快速群搜索优化算法及其应用研究[J]. 工程力学, 2010, 27(7): 38 - 44.
- [5] 刘锋, 覃广, 李丽娟. 快速被动群搜索优化算法及其在空间结构中的应用[J]. 工程设计学报, 2010, 17(6): 420 - 425.
- [6] 张雯雾, 朱朝晖. 带趋势预测的群搜索优化算法[J]. 信息技术, 2010(6): 48 - 51.
- [7] 周钰婷, 刘光远, 赖祥伟. 模拟退火免疫粒子群算法在皮肤电信号情感识别中的应用[J]. 计算机应用, 2011, 31(10): 2814 - 2817.
- [8] 饶云波, 陈雷霆, 周骏, 李艳梅. 计算机群体动画中的真实感行为综述[J]. 计算机应用, 2010, 30(3): 571 - 577.
- [9] 刘鹏, 刘弘, 郑向伟, 丁艳辉. 基于改进萤火虫算法的动态自动聚集路径规划方法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11): 4148 - 4149.
- [10] METROPOLIS N, ROSENBLUTH A W, ROSENBLUTH M N, et al. Equations of states calculations for fast computing machines[J]. Journal of Chemical Physics, 1953, 21(6): 1087 - 1091.
- [11] 魏迎梅, 瞿师, 吴玲达. 基于学习的群体动画生成技术研究[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(6): 971 - 977.
- [12] LI L J, XU X T, LIU F, et al. The group search optimizer and its application to truss structure design[J]. Advances in Structural Engineering, 2010, 13(1): 43 - 51.
- [13] 聂晶, 刘弘, 王琪. 基于粒子群算法的群体路径生成方法研究与实现[J]. 计算机应用, 2010, 30(2): 461 - 463.