

蚁群元胞优化算法在人群疏散路径规划中的应用*

王培良^{1)3)†} 张婷²⁾ 肖英杰¹⁾

1) (上海海事大学商船学院, 上海 201306)

2) (山东交通职业学院航海学院, 潍坊 261206)

3) (潍坊科技学院, 潍坊 262700)

(2019年11月22日收到; 2020年1月9日收到修改稿)

针对疏散路径规划问题, 以栅格化地图为背景的基础上, 提出了蚁群元胞优化算法. 首先为统一仿真时间步长, 建立以六边形元胞为基础的栅格地图; 然后利用静态势场对启发函数进行优化, 利用分段更新规则优化信息素更新方式; 最后, 将模型参数作为粒子群优化算法的粒子位置信息进行优化, 求解参数的最优组合值. 仿真结果表明: 采用蚁群元胞优化模型进行疏散路径规划时, 不仅加快了搜索速度, 而且增大了解空间, 提高了搜索能力, 可以有效避免陷入局部最优解.

关键词: 路径规划, 人群疏散, 蚁群元胞优化算法, 粒子群优化**PACS:** 05.50.+q, 45.70.Mg, 05.65.+b**DOI:** 10.7498/aps.69.20191774

1 引言

随着现代工业和科技的发展, 大型建筑物结构变得越来越复杂, 突发事件的发生, 使得疏散人群的难度越来越高, 易造成重大的人员伤亡和经济损失. 如何快速及时的预警、应对突发事件已经成为世界范围内亟待解决的问题. 疏散路径规划是提升疏散成功率的有效方式之一, 大量学者正进行坚持不懈的研究, 以期最大限度地降低发生突发事件所带来的危害, 因此疏散路径规划已成为当前学科研究的重点和热点.

目前, 在应急疏散路径规划中应用较为广泛的算法有 Dijkstra 算法、Floyd 算法、A*算法、蚁群算法 (ant colony algorithm, ACO) 等. 相比于时间损耗较大的 Dijkstra 算法、时间复杂度较高而不适应大量数据仿真的 Floyd 算法、以及易陷入局部

最优解的 A*算法, Dorigo 和 Gambardella^[1] 提出的带有正反馈、启发式的 ACO 算法, 具有较强的鲁棒性及全局搜索能力, 在解决路径规划问题时效果良好. Babinec 等^[2] 提出了跳点搜索策略, 减少了遍历节点的数目, 提高了算法运算速度, 但是在所规划的路径中仍存在转折点. Cui 等^[3] 通过改进启发式因子对蚁群算法进行优化, 提升了寻径效果. Imen 等^[4] 提出了改进的禁忌搜索模型, 用于求解网格地图中的路径规划问题. Dorigo 和 Gambardella^[5] 通过研究提出了蚂蚁系统模型 (ant colony system, ACS), 该算法能够在保持蚂蚁算法模型的基础上, 精简了算法结构. Stützle 和 Hoos^[6,7] 提出了最大-最小蚂蚁系统 (max-min ant system, MMAS), 该算法通过设置信息素的阈值提高了其全局搜索能力, 避免出现停滞现象. 张玮等^[8] 将蚁群算法与烟花算法相结合, 通过对信息素的初始值进行优化提升算法性能. 胡启国等^[9] 通过

* 上海市科学技术委员会项目 (批准号: 14170501600)、潍坊市科学技术发展计划 (批准号: 2019GX075) 和国家自然科学基金青年科学基金 (批准号: 51909155) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: gfy5216@126.com

优化信息素更新和状态转移规则, 解决了算法容易陷入局部最优解的问题. Hsu 等^[10]通过改进信息素的更新规则对蚁群算法进行优化, 缓解了原算法易陷入局部最优解的问题. 李东妮等^[11]将蚁群算与遗传算法相结合, 加入交叉和变异算子, 增加了获得全局最优解的概率. 王晓燕等^[12]结合人工势场法, 通过优化信息素初始值以及挥发系数, 提升了算法搜索能力. 总之, 现有研究主要依据传统四边形栅格为背景的 ACO 算法, 并进行优化来进行路径规划^[13,14], 未能解决仿真时步长不统一问题, 同时对算法参数的优化也未能提出系统性方法^[15-17].

鉴于上述问题, 本文提出蚁群元胞优化模型 (ant colony cellular optimization, ACCO), 以六边形栅格为仿真地图划分依据, 重新设计并优化启发函数和信息素更新方式, 以期提升 ACCO 算法的搜索能力、收敛速度等. 同时系统性地提出利用粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法对 ACCO 算法参数进行优化的方法^[18]. 最后通过仿真对比分析, 验证 ACCO 算法的可行性和有效性.

2 蚁群元胞优化模型构建

2.1 栅格地图建立

在进行传统的路径规划仿真求解时, 均使用的四边形栅格地图^[19,20], 且一般采用 moore 型邻域, 即 $N = \{s_1, s_2, \dots, s_i\}, i \in [1, 8], s_i \in [0, 1], i$ 和 s_i 均取整数, i 表示邻域元胞编号, s_i 表示元胞是否被选中, 取 1 时表示被选中, 灰色为中心元胞即蚂蚁

当前所在元胞, 黑色元胞表示障碍物或者边界, (2 1) 分别表示栅格的行列号 (行号以中心点所在位置为基准, 列号同理), 如图 1(a) 所示.

使用上述四边形栅格在进行系统仿真时, 假定栅格的边长为 e , 则选择下一步的目标元胞时, 极轴和斜向方向的移动距离分别为 e 和 $\sqrt{2}e$, 如图 1(b) 所示, 因此当元胞的移动速度 v 不变时, 元胞的移动时间为 e/v 或者 $\sqrt{2}e/v$, 产生时间步长不统一问题, 影响模型的真实性和有效性. 为有效避免“斜向穿墙”现象, 提出使用六边形栅格, 当栅格边长仍为 e 时, 元胞每次仿真移动的距离为 $\sqrt{3}e$, 移动时间为 $\sqrt{3}e/v$, 如图 1(c).

因此, 建立六边形栅格地图, 并以地图左下角为原点建立笛卡尔坐标系, 水平方向为 X 轴. 设每个六边形的内切圆圆心为其中心坐标点, 则坐标值 (x, y) 为

$$x = \begin{cases} \frac{5e}{2} + (j-1) \times dx, & \text{mod}(i, 2) = 1, \\ e + (j-1) \times dx, & \text{mod}(i, 2) = 0, \end{cases}$$

$$y = dy \times i,$$

其中 i 为当前栅格行号, $i \in [1, 2, \dots, N_i]$; j 为当前栅格列号, $j \in [1, 2, \dots, N_j]$; N_i 和 N_j 分别为栅格的行列总数; $dx = \sqrt{3}e$ 和 $dy = \sqrt{3}e/2$ 分别为 x, y 方向上的单位增量.

2.2 基本模型描述

使用 ACCO 算法对疏散路径进行规划时, 采用六边形栅格将仿真环境划分为均匀的离散网格图, 然后计算出从起始节点到目的节点的可行网格链集合, 最后在集合中选择最优解^[21].

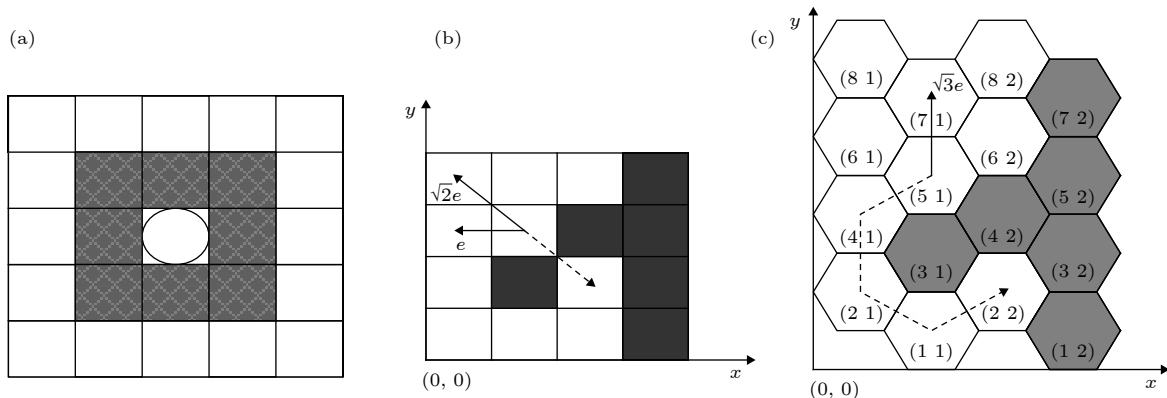


图 1 栅格示意图 (a) Moore 型邻域; (b) 传统四边形栅格; (c) 改进六边形栅格

Fig. 1. Grid schematic: (a) Moore-type neighborhood; (b) traditional quadrilateral grid; (c) improved hexagon grid.

蚁群元胞优化算法可表示为:

$$ACCO = (G_{m \times n}, P_{m \times n}, C_S, C_w, C_N, C_R, O),$$

其中 $G_{m \times n}$ 为网格地图的信息矩阵; $P_{m \times n}$ 为信息素矩阵; m 和 n 表示矩阵的行列数, m 一般与单次迭代蚂蚁数量相同; C_S 为元胞状态, 取值为 $\{0, 1\}$, 表征此元胞是否被占用, 1 表示被占用; C_w 为元胞空间, w 表示空间维数, 从 G 中获取, 这里 w 取 2 维; C_N 为元胞邻域, 使用 2.1 节中所述 Moore 型; C_R 为元胞规则, 是蚁群移动的基本约束, 主要取决于三点, 即 1) 所选元胞为非障碍物或边界; 2) 所选元胞更加有利于到达目的元胞; 3) 概率转移公式决定邻域元胞被选中的概率, 如

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij})^\alpha \times (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{s \in \text{tabu}} (\tau_{ij})^\alpha \times (\eta_{ij})^\beta}, & \text{if } j \notin \text{tabu}, \\ 0, & \text{others,} \end{cases} \quad (1)$$

其中 p_{ij} 为由元胞 i 转移到元胞 j 的概率值, τ_{ij} 为元胞 i 与 j 之间的信息素浓度, η_{ij} 为元胞 i 与 j 之间的启发函数, α 与 β 为信息素启发因子和期望启发因子, tabu 为当前蚂蚁的禁忌表; O 为优化策略, 主要针对传统模型存在的问题进行优化, 详见第 3 节.

3 优化策略描述

ACCO 算法的优化策略主要是对启发函数、信息素更新方式以及参数组合设定等方面优化, 以解决传统蚁群算法在进行路径规划问题时存在的收敛速度慢、搜索空间小、易陷入局部最优解等问题.

3.1 启发函数的设计优化

启发函数表征各邻域元胞被选择的期望程度, 传统四边形栅格地图常选用两元胞之间的距离值为参考标准, 而六边形栅格地图两元胞之间的距离值为常数, 导致启发函数为常数而失去价值. 将静态势场引入启发函数的设计优化中. 静态势场值反映邻域元胞与目的元胞之间的距离程度, 距离越近, 静态势场值越大, 因此符合模型对启发函数的要求. 同时静态场值的引入在提高模型收敛速度的基础上, 降低了迂回现象的发生概率.

优化后的启发函数为

$$\eta_{ij} = \frac{1}{|X - X_i| + |Y - Y_i| + C}, \quad (2)$$

其中 (X, Y) 和 (X_i, Y_i) 分别为目的元胞和邻域元胞在元胞空间的横纵坐标, C 为常数, 一般取 0.001, 目的是为防止目的元胞自身的启发函数无意义.

同时, 为增加解空间的范围, 提升最优解的效果, 当 ACCO 算法迭代到一定次数后, 对最优路径中的节点与目的节点之间的启发函数使用 (3) 式进行更新:

$$\begin{aligned} \eta_{id} &= \frac{1}{D_{id}}, \\ D_{id} &= S - D_{(i-1)d}, \end{aligned} \quad (3)$$

其中 D_{id} 为节点 i 与目的节点 d 之间的距离值, S 为最优路径长度, $i-1$ 为最优路径中节点 i 的前一节点.

3.2 信息素更新规则优化

当前常用的信息素更新方式主要分为三类: 蚁密模型, 蚁量模型, 以及蚁周模型. 以蚁周模型为基础, 将全局信息素浓度的值限定在阈值 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 范围内, 设计分段更新规则进行信息素的更新, 公式如下:

$$\tau_{ij} = \begin{cases} \tau_{\max}, & \tau_{ij} \geq \tau_{\max}, \\ \tau_{\min}, & \tau_{ij} \leq \tau_{\min}, \\ (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t), & \text{其他,} \end{cases} \quad (4)$$

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_b}, & \text{路径 } (i, j) \text{ 在本次迭代结果的最优路径中,} \\ \frac{Q}{L_k}, & \text{路径 } (i, j) \text{ 在本次迭代结果的非最优路径中,} \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (5)$$

其中 k 为当前蚂蚁; 信息素浓度 τ_{\min}, τ_{\max} 分别为 $1/L_b, \tau_{\max}/20$; $\rho \in [0, 1]$ 为信息素挥发系数; Q 为信息素浓度总量; L_b 为本次迭代的最优路径长度值; L_k 为蚂蚁 k 完成本次搜索所经过的路径长度.

3.3 参数优化

在 ACCO 算法中, 参数 α, β, ρ 对算法的收敛速度以及解空间的大小等性能影响显著: 参数 α 值越小, 算法搜索的随机性增强, 但算法的收敛

速度变慢; 参数 β 值越小, 算法越易陷入局部最优解; 参数 ρ 直接影响模型的全局搜索能力和收敛速度. 因此, 为提升模型性能, 将利用粒子群优化算法对参数进行优化求解.

粒子群优化算法是由 Eberhart 与 Kennedy^[22] 在 20 世纪 90 年代提出的一种基于种群的全局随机优化算法. 该算法中的每个粒子根据自身及其他粒子的位置信息不断调整移动速度, 同时调整移动的方向和距离, 从而实现粒子在解空间内的全局寻优. 在算法求解的迭代过程中, 粒子通过个体极值和全局极值调整自身的速度与位置, 其公式如下:

$$V_{ig}^t = \omega V_{ig}^t + c_1 r_1 (P_{ig}^t - X_{ig}^t) + c_2 r_2 r_1 (P_{gg}^t - X_{ig}^t),$$

$$X_{ig}^k = X_{ig}^k + V_{ig}^k,$$

其中 V 表示粒子速度; $\mathbf{X} = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$ 为 G 维空间 n 个粒子组成的种群, 分别代表粒子当前位置; ω 为惯性权重; $g = 1, 2, \dots, G$; $i = 1, 2, \dots, n$ 表示粒子编号; t 为当前迭代次数; P_{ig} 为个体极值; P_{gg} 为全局极值; c_1 和 c_2 为非负常数, 称为加速度因子; r_1 和 r_2 为介于 $[0, 1]$ 之间的随机数.

使用粒子群优化算法进行参数优化的思路是: 将 ACCO 算法的参数 α, β, ρ 作为粒子群优化算法的粒子位置信息进行求解, 通过适应度评价函数不断调整粒子位置, 从而求得参数的最优值和组合值. 因此针对解路径规划问题, 综合考虑寻优能

力、运行时间、收敛速度和稳定性等影响因素, 设计出如下适应度评价函数:

$$F_i(x) = \lambda_1 L_i(x) + \lambda_2 S_i(x) + \lambda_3 Q_i(x) - \lambda_4 T_i(x),$$

$$L_i(x) = 1 / (L_{\text{best}} + 1),$$

$$S_i(x) = e^{-N_{\text{best}} / N_{\text{max}}},$$

$$Q_i(x) = 1 / L_{\text{std}},$$

$$T_i(x) = e^{1 - 1 / \text{Dis}},$$

其中 $F_i(x)$ 为第 i 个粒子代表的参数所对应的适应度函数值; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 为权重系数, 且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_4 = 1$; $L_i(x)$ 是使用粒子 i 运算所得的参数, 表示 ACCO 算法搜索最优路径的能力; L_{best} 表示每次 PSO 迭代所得到的最优路径的元胞数量; $S_i(x)$ 是使用粒子 i 运算所得的参数, 表征 ACCO 算法的收敛速度; N_{best} 为 ACCO 算法搜索到当前最优路径时自身的迭代次数; N_{max} 为元胞蚂蚁的最大迭代次数; $Q_i(x)$ 是使用粒子 i 运算所得的参数, 表示 ACCO 算法的稳定性; L_{std} 为每次 PSO 迭代过程中, 表征 ACCO 算法搜索到的路径的方差; $T_i(x)$ 表示使用粒子 i 运算所得的参数, 表征 ACCO 算法的运行时间; Dis 表示元每次 PSO 迭代过程中 ACCO 算法搜索路径总和.

3.4 路径规划流程

使用 ACCO 算法进行路径规划的流程如图 2 所示.

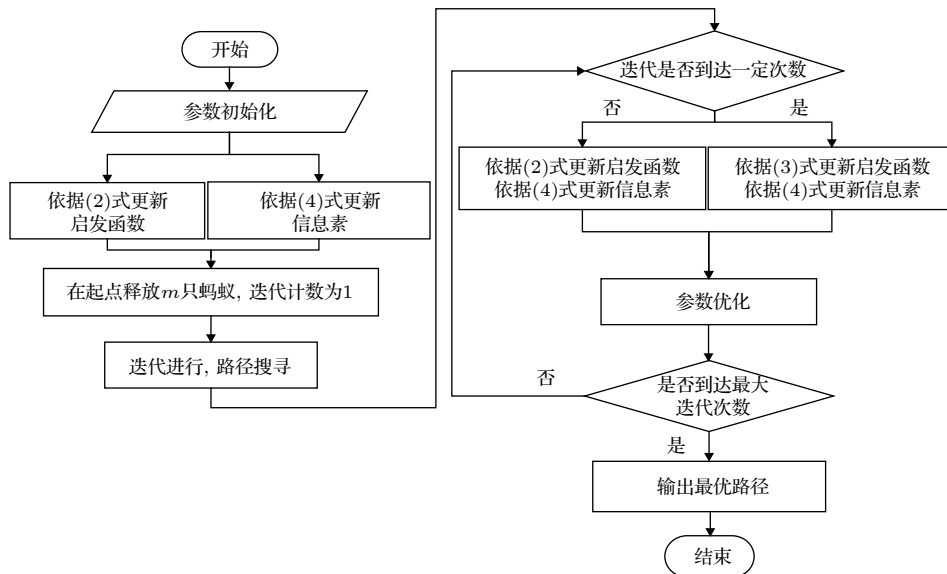


图 2 算法流程图

Fig. 2. Simulation flow chart.

4 仿真分析

4.1 仿真环境设定

为验证所构建模型的性能,以某大型邮轮的 B 甲板上的展厅为工程背景进行仿真,模型的信息

素浓度取 14, 蚂蚁数量为 30, 计算对比 ACCO 算法与传统算法的优劣, 邮轮 B 甲板构造详情如图 3 所示.

甲板中间位置展厅面积为 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的封闭空间, 其构造详情见图 4(a), 仿真环境为 20×20 的栅格地图, 如图 4(b) 所示.

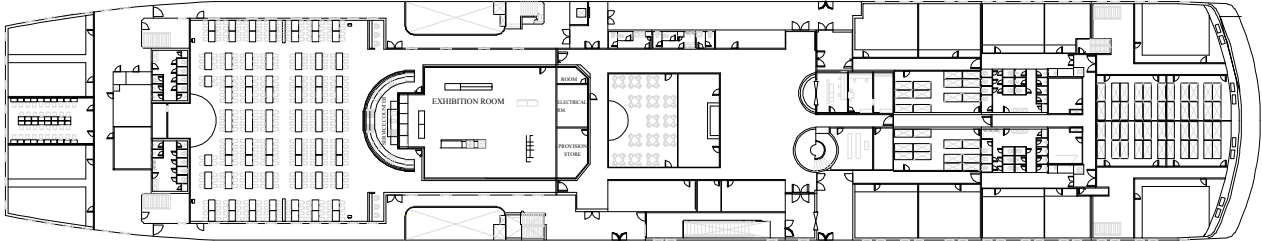


图 3 某邮轮 B 甲板构造图

Fig. 3. B-deck structure diagram of a cruise ship.

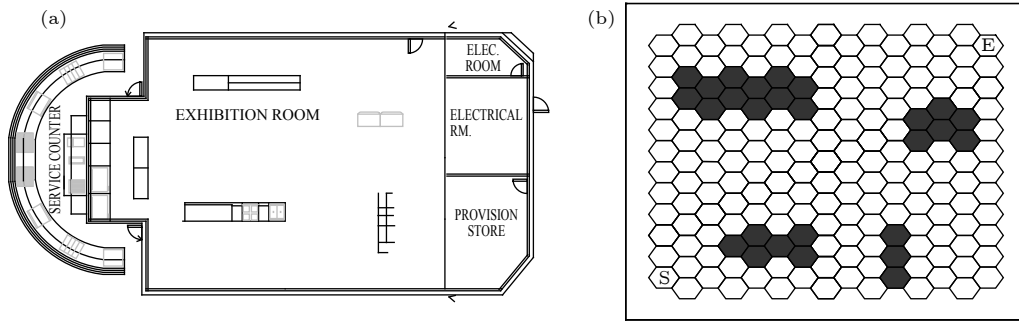


图 4 展厅构造与仿真图 (a) 展厅构造图; (b) 仿真环境图

Fig. 4. Exhibition hall construction and simulation: (a) Exhibition hall structure; (b) simulation environment diagram.

4.2 仿真结果分析

4.2.1 参数优化结果

根据专家经验法^[23], 对 PSO 算法的其他参数值分别按照表 1 进行赋值.

根据仿真要求进行两组运算, 其求解结果如表 2 所列.

表 1 PSO 算法参数取值

Table 1. The parameters of PSO algorithm.

参数名称	参数取值	备注
c_1, c_2	1.49445	
T_{\max}	50	最大迭代次数
ω	$0.5 \times (T_{\max} - t) / T_{\max} + 0.2$	t 为当前迭代次数
λ_1	0.7	
λ_2	0.1	
λ_3	0.1	
λ_4	0.1	

表 2 参数求解结果

Table 2. Parameter solution results.

参数名称	α	β	ρ
参数组 1	3.50	8.05	0.68
参数组 2	1.35	8.50	0.36

同时为观察适应度评价函数性能, 对比分析两组参数的适应度值曲线, 如图 5 所示.

4.2.2 路径规划结果

根据上述模型构建描述及参数设定, 分别使用传统算法与 ACCO 算法进行仿真, 其最终路径效果如图 6 所示.

图 6 中 S 表示起始节点, E 表示目的节点. 从图 6 可知, 传统模型与 ACCO 算法均可进行有效路径规划.

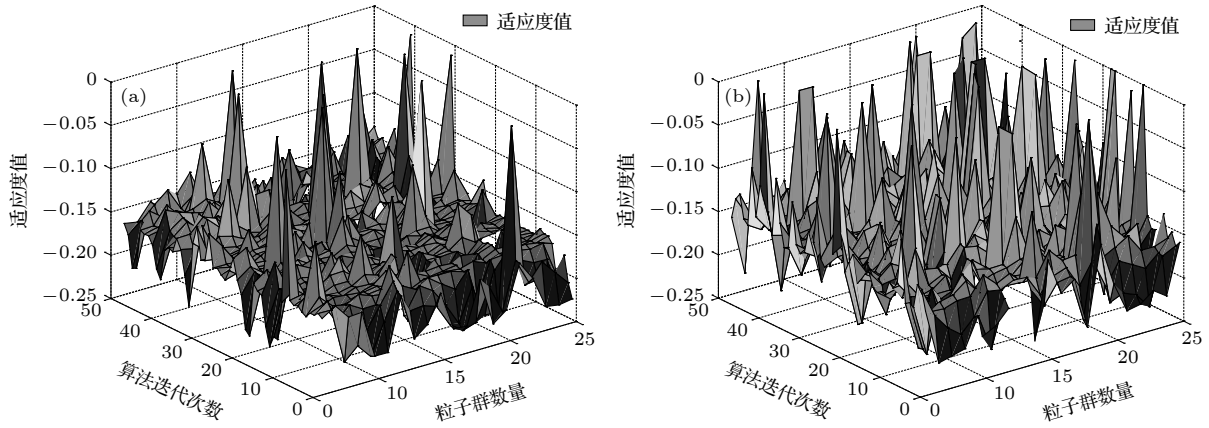


图 5 粒子适应度值曲线 (a) 参数组 1; (b) 参数组 2

Fig. 5. The fitness value curves: (a) Parameter group 1; (b) parameter group 2.

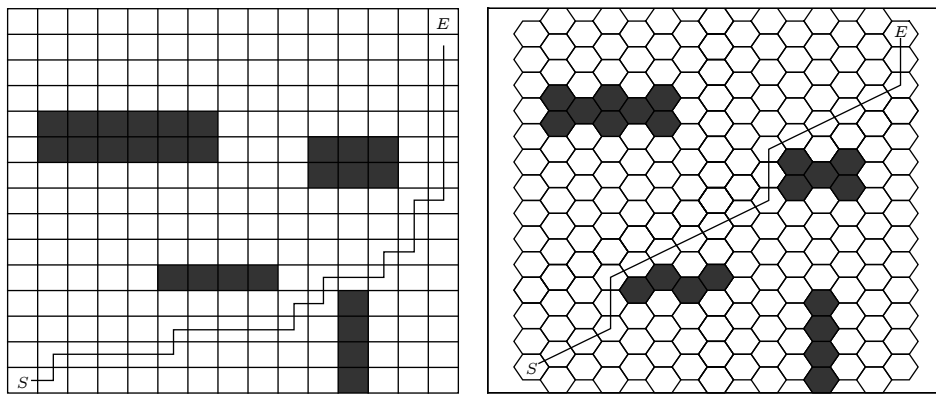


图 6 仿真效果图

Fig. 6. Simulation effect chart.

4.2.3 路径长度及分析

当最大迭代次数一定时, 由于传统算法与 ACCO 算法在路径选择概率上的差异, 导致每次迭代所有蚂蚁搜寻的总路径长度和搜索速度也不同, 其结果如图 7 所示.

由图 7 分析可知, 两类算法在搜索路径时, 所经过的元胞总数随着迭代次数的增加而逐渐减少; 在算法迭代次数相同的情况下, ACCO 算法经过的元胞总数明显小于传统算法, 表明 ACCO 算法的搜索速度较快; 随着迭代的不断进行, 传统算法的搜索已基本停滞, 而 ACCO 算法仍在进行; 横向对比图 7(a), (b), (c), (d) 可知, 当只是优化启发函数或者信息素更新方式时, 优化算法所经过的元胞总数高于 ACCO 算法, 并且在收敛性方面也相对较弱, 但是优化算法的规划效果明显高于传统算法; 同时从图 7(b) 中曲线走势可明显看出, 优化后的启发函数对算法搜索能力和收敛速度的提升; 对比分析图 7(b), (e), (f) 可知, 基于经验值的 ACCO

算法的收敛速度和搜索速度明显弱于参数组 1, 参数组 2, 但是收敛性比参数组 1 强, 而参数组 2 在收敛速度、搜索能力以及收敛性方面均表现出明显优势. 此外, 由于存在部分断头路径问题, 传统算法在前期的搜索中波动性比较明显. 因此在算法搜索能力上, ACCO 算法表现出更佳的性能.

4.2.4 迭代对比分析

由于 ACCO 算法对部分参数进行优化, 导致其与传统算法在搜索能力上存在差距, 因此当增加迭代次数时, 解空间也表现出差异, 如图 8 所示.

分析图 8 可知, 当迭代进行到第 70 次时, 传统算法的搜索路径已基本停滞, 从而解空间已经固定, 陷入局部最优解的可能性增大; 而 ACCO 算法在迭代进行到近 200 次时, 搜索路径的元胞总数依旧在减小, 解空间在不断增加, 表明仍然在搜寻全局最优解. 因此传统算法相比 ACCO 算法而言, 更易陷入局部最优解.

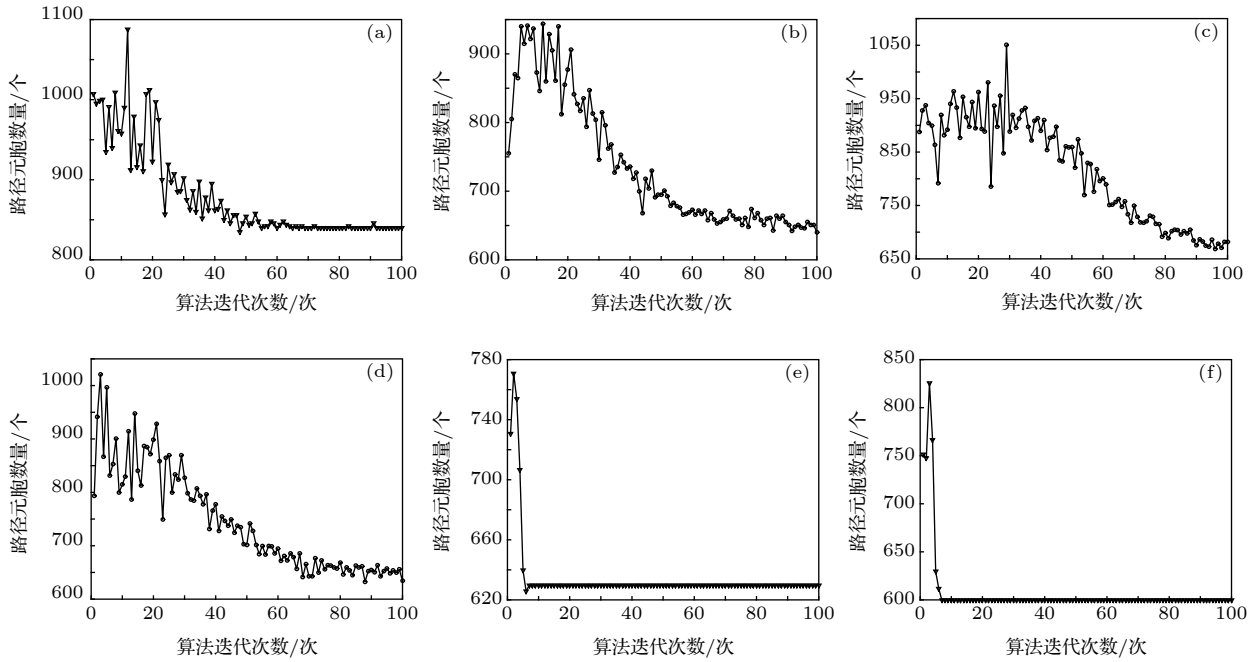


图 7 路径长度对比 (a) 传统算法路径统计; (b) 基于经验参数的 ACCO 算法路径统计; (c) 启发函数优化后的路径统计; (d) 信息素更新优化的路径统计; (e) 基于参数组 1 的路径统计; (f) 基于参数组 2 的路径统计

Fig. 7. Path length comparison: (a) The path statistics for traditional algorithm; (b) the path statistics for ACCO algorithm with experience; (c) the path statistics for only optimizing heuristic function; (d) the path statistics for only optimizing pheromone update methods; (e) the path statistics for parameter group 1; (f) the path statistics for parameter group 2.

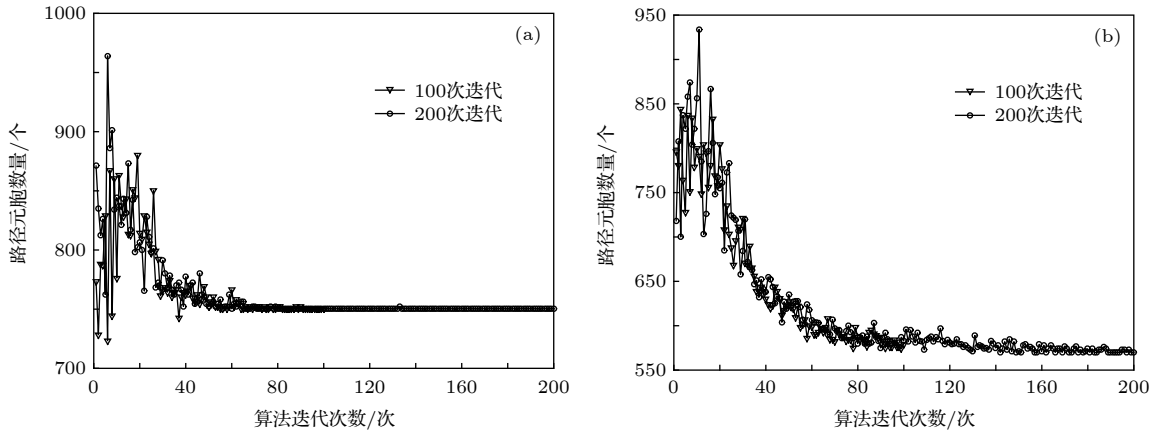


图 8 路径长度迭代对比 (a) 传统算法; (b) ACCO 算法

Fig. 8. Iteration comparison of path length: (a) Traditional algorithm; (b) ACCO algorithm.

4.2.5 其他性能对比分析

在对算法的搜索能力以及收敛性等性能进行了上述分析后, 为了进一步凸显本文所提算法的优势, 现对算法其他方面性能进行分析, 主要包括:

运行时间是指在相同的运行环境中, 算法运行所消耗的平均时间;

可重复性是指对真实环境进行仿真时, 对于相同输入数据, 经过多次重复实验, 实验过程中出现完全相同的局部最优路径的概率;

收敛速率是指算法运行过程中, 相邻迭代过程中最优路径的元胞数之差的平均值; 最优性是指经过相同的迭代次数, 算法搜索到的最优路径的元胞数量, 以第 100 次迭代为例. 详见表 3.

通过分析可知, ACCO 算法与基本蚁群算法时间复杂度的区别主要在启发函数和信息素的更新方式上, 但是改进算法只增加了时间复杂度的常数项和低幂次项, 可以忽略, 因此时间复杂度并未改变, 但由于增加了邻域元胞的选择性从而导致运

行时间有所加长. 同时改进算法在收敛速率、最优性和可重复性方面均展现出明显优势.

表 3 算法性能对比表

Table 3. Performances comparison of algorithms.

	时间复杂度	运行时间/s	收敛速率	最优性/个	可重复性
传统算法	$O(N_{\max}n^2m)$	94.157737	-0.93	762	5%
本文算法	$O(N_{\max}n^2m)$	111.091862	-1.22	571	30%

5 结 论

在进行路径规划算法时, 传统算法使用四边形栅格地图进行求解, 容易导致时间步长不一致、搜索速度慢、易陷入局部最优解等问题.

针对以上问题, 提出以六边形栅格替代传统四边形栅格作为背景地图栅格化方法, 从而解决四边形栅格地图的时间步长不统一的问题, 为对比算法性能奠定基础. 同时, 分别对启发函数以及信息素更新方式进行了优化设计. 最后将 ACCO 算法的参数作为 PSO 算法的位置信息进行迭代求解, 利用适应度函数值对求解性能做出评价, 从而得到 ACCO 的最优参数组合. 仿真实验结果表明, 提出的 ACCO 算法相比于传统算法, 在算法收敛速度、算法搜索速度、最优解的搜寻能力等各方面上均有明显优势, 因此可以为智能疏散系统的开发设计提供有益参考.

参考文献

- [1] Dorigo M, Gambardella L M 1997 *Biosystems* **43** 73
- [2] Duchoň F, Babinec A, Kajan M, Beňo P, Florek M, Fico T, Jurišica L 2014 *Procedia Eng.* **96** 59
- [3] Cui S G, Wang H, Li J G 2013 *Third International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control* Shenyang, China, September 21–23, 2013 p200
- [4] Chaari I, Koubaa A, Bennaceur H, Ammar A, Trigui S, Tounsi M, Shakshuki E, Youssef H 2014 *Procedia Comput. Sci.* **32** 604
- [5] Dorigo M, Gambardella L M 1997 *IEEE Trans. Evol. Comput.* **1** 53
- [6] Stützle T, Hoos H 1999 *Meta-heuristics* (Boston: Springer) p313
- [7] Stützle T, Hoos H 1998 *Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms* Norwich, England, April 2–4, 1998 p245
- [8] Zhang W, Ma Y, Zhao H D 2019 *Control Decis.* **34** 335 (in Chinese) [张玮, 马炎, 赵捍东 2019 控制与决策 **34** 335]
- [9] Hu Q G, Hu X H, Wu Y L 2013 *J. Chongqing Jiaotong Univ. (Natural Science)*. **32** 543 (in Chinese) [胡启国, 胡小华, 吴泳龙 2013 重庆交通大学学报 (自然科学版) **32** 543]
- [10] Hsu C C, Hou R Y, Wang W Y 2013 *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics* Manchester, United Kingdom, October 13–16, 2013 p2777
- [11] Li D N, Jia X Y, Chen L L, Zheng D, Tao J 2017 *Trans. Beijing Inst. Technol.* **37** 704 (in Chinese) [李冬妮, 贾晓宇, 陈琳, 郑丹, 陶军 2017 北京理工大学学报 **37** 704]
- [12] Wang X Y, Yang L, Zhang Y, Meng S 2018 *Control Decis.* **33** 1775 (in Chinese) [王晓燕, 杨乐, 张宇, 孟帅 2018 控制与决策 **33** 1775]
- [13] Zhao K, Sun X, Wang D 2017 *Bull. Sci. Technol.* **33** 76
- [14] Zhou W C, Liu M R, Kong L J, Kuang H 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 3001 (in Chinese) [周金旺, 刘慕仁, 孔令江, 邝华 2009 物理学报 **58** 3001]
- [15] Liu Y, Shen F M 2018 *Control Decis.* **33** 1598 (in Chinese) [刘毅, 沈斐敏 2018 控制与决策 **33** 1598]
- [16] Dong L Y, Chen L, Duan X Y 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 220505 (in Chinese) [董力耘, 陈立, 段晓茵 2015 物理学报 **64** 220505]
- [17] Yu E D, Wu Z, Guo M W 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 094501 (in Chinese) [禹尔东, 吴正, 郭明旻 2014 物理学报 **63** 094501]
- [18] Chen L, Guo R Y, Ta N 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 050506 (in Chinese) [陈亮, 郭仁拥, 塔娜 2013 物理学报 **62** 050506]
- [19] Yue H, Shao C F, Yao Z S 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 4523 (in Chinese) [岳昊, 邵春福, 姚智胜 2009 物理学报 **58** 4523]
- [20] Zhang L, Yue H, Li M, Wang S, Mi X Y 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 060505 (in Chinese) [张磊, 岳昊, 李梅, 王帅, 米雪玉 2015 物理学报 **64** 060505]
- [21] Xie J J, Xue Y 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 194502 (in Chinese) [谢积鉴, 薛郁 2012 物理学报 **61** 194502]
- [22] Eberhart R, Kennedy J 1995 *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science* Nagoya, Japan, October 4–6, 1995 p39
- [23] Eberhart R C, Shi Y 2000 *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation* La Jolla, USA, July 16–19, 2000 p84

Application research of ant colony cellular optimization algorithm in population evacuation path planning*

Wang Pei-Liang^{1)3)†} Zhang Ting²⁾ Xiao Ying-Jie¹⁾

1) (*Merchant Marine College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China*)

2) (*Marine College, Shandong Transport Vocational College, Weifang 261206, China*)

3) (*Weifang University of Science and Technology, Weifang 262700, China*)

(Received 22 November 2019; revised manuscript received 9 January 2020)

Abstract

With the improvement of people's living standards, large-scaled public activities have increased considerably, and the emergency probability has increased greatly. When an emergency occurs, the emergency evacuation can effectively reduce casualties and economic losses. Therefore, how to quickly evacuate crowd is a current research hotspot in this field. The path planning of emergency evacuation is one of the effective ways to implement the crowd evacuation. Aiming at the problem of path planning for emergency evacuation and taking the grid map as the background, the ant colony cellular optimization (ACCO) algorithm is proposed as the path planning algorithm based on the cellular automata theory and ant colony algorithm. Firstly, in order to solve the problem of inconsistent time steps in the quadrilateral grid map, the grid map based on hexagonal cell is established and the ACCO algorithm is developed based on the hexagonal grid map. And the method of solving grid coordinate is given. Then, in order to improve the convergence speed and search ability of the ACCO algorithm, the static field is used to optimize the heuristic function, and the segment update rule is used to optimize the pheromone update method. Finally, the parameters of ACCO algorithm are optimized through the particle swarm optimization (PSO) algorithm. The method of designing the fitness evaluation function is proposed, and the optimal combination of parameters of the ACCO algorithm is implemented according to the fitness function. In order to verify the scientificity and effectiveness of the algorithm proposed in this research and also to systematically verify the optimization strategy, in this research the exhibition hall on the B-deck of a large cruise ship is used as the engineering background, and the traditional algorithm and the ACCO algorithm are adopted to perform the simulations. The simulation results show that compared with the traditional quadrilateral grid, the hexagonal grid proposed in this research unifies the simulation time step and can be used as the division method of the simulation environment. At the same time, the ACCO algorithm can effectively perform the evacuation path planning, and the optimization strategy proposed in this research not only accelerates the search speed, but also increases the solution space and improves the search ability, which can effectively avoid falling into the local optimal solution.

Keywords: path planning, population evacuation, ant colony cellular optimization, partical swarm optimization

PACS: 05.50.+q, 45.70.Mg, 05.65.+b

DOI: [10.7498/aps.69.20191774](https://doi.org/10.7498/aps.69.20191774)

* Project supported by the Science and Technology Commission Program of Shanghai, China (Grant No. 14170501600), the Science and Technology Development Program of Weifang, China (Grant No. 2019GX075), and the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 51909155).

† Corresponding author. E-mail: gfy5216@126.com