

基于改进蚁群算法的步行街火灾疏散路径规划^{*}朱 翠¹ 罗宇豪¹ 王占刚¹ 戴 娟²

(1. 北京信息科技大学信息与通信工程学院 北京 100192;

2. 北京信息科技大学高动态导航技术北京市重点实验室 北京 100026)

摘 要: 商业步行街作为新兴建筑,方便了人们的生活,但也潜藏着严重的火灾风险。针对商业步行街突发火灾事件时的人员疏散问题,提出了在烟气环境下基于改进蚁群算法的路径规划算法。首先,采用高斯烟羽模型计算道路上烟气的浓度值,在此基础上采用当量距离代替欧氏距离量化气体对人的损害,同时考虑人群密度对速度的影响,提出改进的启发式函数。考虑到传统蚁群算法在路径规划中收敛速度慢、易陷入局部最优、冗余节点过多等问题,进一步结合 A^{*} 算法调整蚁群算法的初始信息素浓度,并改进了路径选择规则、信息素更新规则,加入了防止死锁处理,使得算法在提高全局搜索能力的同时加快搜索效率。最后,对获得的路径进行平滑处理,从而减少冗余节点带来的多余路径长度。通过仿真实验验证了算法不仅在性能方面有了显著的提升,还可以根据火灾环境规划出适合逃生的路径。

关键词: 商业步行街;路径规划;烟气环境;蚁群算法

中图分类号: TN964 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.104

Fire evacuation route planning for pedestrian streets based on improved ant colony algorithm

Zhu Cui¹ Luo Yuhao¹ Wang Zhangang¹ Dai Juan²

(1. School of Information and Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;

2. Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100026, China)

Abstract: Pedestrian streets, as emerging urban structures, have made life more convenient but also pose significant fire risks. To address the problem of evacuating people during sudden fire incidents in commercial pedestrian streets, a path planning algorithm based on an improved ant colony algorithm in a smoky environment is proposed. Firstly, the Gaussian plume model is used to calculate the concentration of smoke on the roads. Based on this, the equivalent distance is used instead of the Euclidean distance to quantify the harm of gases to humans. At the same time, a modified heuristic function is proposed by considering the impact of crowd density on speed. Given that traditional ant colony algorithms exhibit slow convergence, a tendency to get trapped in local optima, and an excess of redundant nodes in path planning, the A^{*} algorithm is further integrated to adjust the initial pheromone concentration of the ant colony algorithm. The path selection and pheromone update rules are also improved, and a deadlock prevention mechanism is introduced, enhancing the global search capability and increasing search efficiency. Finally, the obtained path is smoothed to reduce the extra path length caused by redundant nodes. Simulation experiments have validated that the algorithm not only significantly improves performance but also effectively plans escape routes according to the fire environment.

Keywords: commercial pedestrian street; path planning; smoky environment; ant colony algorithm

0 引 言

近年来,我国经济蓬勃发展,人们对购物的需求不断提

升,因此在各地新建了许多商业步行街。商业步行街以经营服装和餐饮为主,然而,由于衣物以及餐厅中的桌椅、门帘等均为易燃物,再加上用电不规范、设备老化、游客乱扔

收稿日期:2024-06-15

^{*} 基金项目:北京市自然科学基金(4222052)、北京信息科技大学促进高校分类发展重点研究培育项目(2121YJPY221)、北京信息科技大学“勤信人才”培育计划项目(QXTCP C202110)、北京市科技创新服务能力建设-基本科研业务费(市级)(科研类)(PXM2019_014224_000026)项目资助

烟头等^[1-2]原因,步行街区的火灾频繁发生。在火灾事故中,大多数伤亡者并非由于高温所导致,而是因为吸入大量有毒气体^[3]。同时,如果在路径上聚集大量人流,不仅会影响疏散效率,甚至还可能造成挤压、踩踏等威胁到人身安全的事件发生。且商业步行街大多是在原有的历史街区的基础上改造而成,为保留历史街区特点,步行街内应急出口不足、位置分布不均匀的现象普遍存在^[4]。在缺少疏散路径加以引导时,待疏散人员难以自行选择逃生路径。因此研究商业步行街突发火灾时的疏散路径规划极为重要。

目前常用的路径规划方法有迪杰斯特拉算法(dijkstra algorithm, dijkstra)^[5]、弗洛伊德算法(floyd-warshall algorithm, floyd)^[6]、A 搜索算法(A search algorithm, A*)^[7]等传统路径规划算法以及邻近政策优化算法(proximal policy optimization algorithm, PPO)^[8]、深度 Q 网络算法(deep q-network algorithm, DQN)^[9]等强化学习算法,国内外学者将这些方法应用于突发火灾路径规划当中。廖慧敏等^[10]针对建筑火灾人员的安全疏散,提出了一种基于 Dijkstra 算法的火灾动态疏散指示系统。张海鹏等^[11]采用 Floyd 算法与水力模型相结合的方法,提高了船舶火灾环境下人员应急疏散能力。Cheng 等^[12]改进了传统的 A* 算法启发式函数,使规划的出路径远离火灾区域。Sharma 等^[13]提出了一种改进的 DQN 方法,用于火灾紧急疏散问题。然而传统路径规划算法虽然易于实现,但却难以应用到复杂的环境当中,强化学习算法虽自适应性强,但面临高额的计算成本。

相比于其他算法,蚁群算法(ant colony optimization algorithm, ACO)^[14]具有并行式处理、正反馈机制等搜索特点,在面对复杂环境可以表现出良好的自适应性和鲁棒性。同时,ACO 算法的基本原理相对简单,不需要复杂的数学模型支持,更加易于理解和实现。然而,ACO 算法在寻优过程中仍存在收敛速度较慢、易陷入局部最优、冗余节点过多等缺陷^[15-16],学者们针对这些问题提出了各种解决方案,霍非舟等^[17]利用 Dijkstra 规划出的次优路径调整初始信息素浓度,从而解决 ACO 算法前期搜索盲目的问题,但 Dijkstra 算法的时间复杂度较高,在面对复杂环境时搜索效率较低。陈永鸿等^[18]通过利用回退策略,解决 ACO 算法前期易陷入死锁的问题,然而并没有考虑所得路径过多拐点和冗余节点的问题。

基于上述研究背景,本文以 ACO 算法为基础,针对商业步行街突发火灾的路径规划问题展开研究。首先,通过当量距离来量化 CO 对人的危害,同时考虑人群密度对速度的影响,在此基础上提出了改进的启发式函数。接着,针对 ACO 算法收敛速度慢、易陷入局部最优以及拐点数量多的问题,融合 A* 算法调整初始信息素浓度,并根据最优 Bellman 方程改进局部信息素更新规则,自适应调整全局信息素强度,加入防死锁策略,采用伪随机转移规则进行路径选择,同时自适应增加转移因子和启发式因子的值,最后

对得到的路径进行平滑处理。最终,在有火灾和无火灾的情况下分别进行仿真实验。仿真结果验证了本文提出的改进 ACO 算法不仅在收敛速度、全局搜索能力和拐点数量方面有显著提升,同时还能根据火灾环境,为逃生人员规划出更适合疏散的路径。

1 问题描述及建模

1.1 环境模型

为了便于研究和分析,本文采用栅格法^[19]对步行街进行建模,将商业步行街地图转化为栅格地图,如图 1 所示。图中,每个栅格可向 8 个邻居栅格移动,黑色栅格为障碍物,表示步行街内墙壁、商铺等不可移动区域,白色栅格为可行栅格,表示自由通道区域。从左上角开始,每行从左至右,每个栅格可由栅格序号 i 表示,栅格地图的规模为 row 行、 col 列,栅格的中心坐标按下式计算:

$$\begin{cases} x_i = a \times [\text{mod}(i - 1, col) + 0.5] \\ y_i = a \times [row - \text{ceil}(i / col) + 0.5] \end{cases} \quad (1)$$

式中: a 为栅格边长, mod 为取余函数, ceil 为向正无穷方向取整函数。

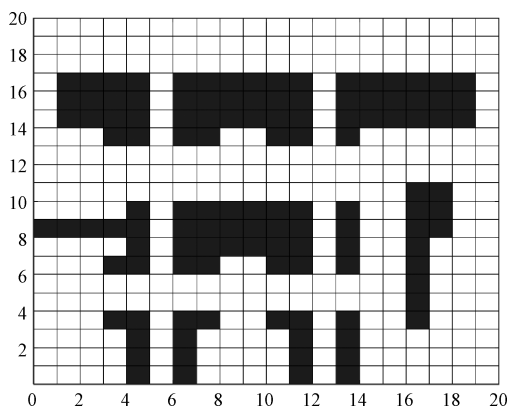


图 1 疏散区域地图模型

Fig. 1 Evacuation area map model

1.2 路径规划数学模型

火灾发生后,逃生人员可能受到恐慌情绪的驱使而出现盲目从众行为,同时,由于步行街存在道路狭窄、曲折度高等问题,极易出现密集人流拥堵在一个区域,这样不仅影响了疏散效率同时还增加了踩踏等事故的风险。因此,本文通过人群密度影响系数 f_p 来量化人群密度对疏散速度的影响,公式如下^[20]:

$$f_p = \begin{cases} 1, & \rho_p < 1.18 \\ 0.797 - 0.313 \ln \rho_p - 0.0138 \rho_p, & 1.18 \leq \rho_p < 6 \\ 0, & \rho_p > 6 \end{cases} \quad (2)$$

式中: ρ_p 表示人群密度,单位为人/ m^2 。

根据美国消防协会有关数据统计^[21],火灾中的人员死亡 80% 源于毒烟,如 CO、HCL、SO₂ 等,其中 CO 是造成人

员伤亡的主要气体。

高斯扩散模型为非重质气体的扩散模型,包括高斯烟团模型和高斯烟羽模型。高斯烟团模型适用于短时间突然释放大气气体而高斯烟羽模型适用于点源持续扩散,因此本文采用高斯烟羽模型来计算 CO 浓度:

$$C(x_0, y_0, z, H) =$$

$$\frac{Q_c}{2\pi\delta_{y_0}\delta_z} \exp\left[-\frac{y_0^2}{2\delta_{y_0}^2}\right] \left\{ \exp\left[-\frac{(z-H)^2}{2\delta_z^2}\right] + \exp\left[-\frac{(z+H)^2}{2\delta_z^2}\right] \right\} \quad (3)$$

式中: $\delta_{y_0} = \gamma_1 x_0^{a_1}$, $\delta_z = \gamma_2 x_0^{a_2}$, C 表示该坐标下气体浓度, Q_c 表示单位时间气体产生量, H 表示有效排放的高度, x_0 表示顺风向距排放点的距离, y_0 表示侧风向距排放点的距离, z 表示垂直风向的距离, u 为风速, δ_{y_0} 和 δ_z 分别为水平和垂直方向的扩散参数, $\alpha_1, \alpha_2, \gamma_1, \gamma_2$ 分别为 y_0 与 z 方向上的回归指数与回归系数,参照当天的大气稳定度等级取值。将每个栅格的属性定义为 $i(x_i, y_i, C(x_i, y_i, z, H))$ 。

根据国家标准中关于 CO 质量浓度对人员伤害的规定,将 CO 对逃生人员的影响按以下 3 个等级划分,如表 1 所示。

表 1 CO 浓度对疏散的影响

Table 1 Impact of CO concentration on evacuation

等级/S	CO 浓度 $C/(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	通行状况
0	$C \leq 5 \times 10^{-6}$	正常
1	$5 \times 10^{-6} < C \leq 50 \times 10^{-6}$	勉强通行
2	$C > 50 \times 10^{-6}$	禁止通行

CO 对人体造成的损伤与 CO 浓度和在 CO 环境下暴露的时间有关^[22],当 $C > 50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 时,该栅格视为障碍物栅格;当 $C < 50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 时,按照如下公式量化 CO 浓度和人群密度对疏散的影响^[23]:

$$L_{ij} = \left| \int_{x_i}^{x_j} \frac{C(x, y(x), z, H) dx}{f_p} \right| \quad (4)$$

式中: L_{ij} 为 i, j 栅格的当量距离。 L_{ij} 的值越小,表示该路径上 CO 浓度越小、疏散所花费时间越短。因此,本文通过当量距离替代路径实际距离为逃生人员规划出受 CO 损伤小且疏散效率高的逃生路径。

2 改进的蚁群算法

2.1 初始信息素浓度的调整

在 ACO 算法中,蚂蚁的路径选择由启发式函数的大小和信息素浓度决定。在算法迭代开始,所有路径上的初始信息素浓度是相同的,这样使得蚂蚁在进行路径搜索缺乏导向性,严重影响搜索效率的同时还会使得算法陷入局部最优解。

A* 算法作为一种启发性搜索算法,其价值函数由 3 部分构成:

$$F(n) = G(n) + H(n) \quad (5)$$

式中: $F(n)$ 为总代价值, $G(n)$ 为从起点到当前位置的代价值, $H(n)$ 为从该点到目标点的估计代价值。

A* 算法具有计算量小且运行原理简单的优势,因此本文首先利用 A* 算法规划出次优路径,然后增加该路径上的信息素浓度,为 ACO 算法后续寻优过程中给予一个引导信息,从而减少无效路径的搜索,具体方法如下:

$$\tau_{ij}(0) = \tau_0 + \tau_A, i, j \in L^A \quad (6)$$

式中: τ_0 为常数,表示信息素初始浓度; L^A 为 A* 算法所得到的次优路径; τ_A 为该路径初始信息素浓度的增加量。

2.2 启发式函数的改进

ACO 算法中,选用当前位置与下一位置欧式距离的倒数作为启发式函数,但针对商业步行街突发火灾的疏散路径规划研究当中,需要考虑 CO 对人体的损伤以及人群密度对疏散速度的影响,故提出当量距离将火灾环境影响因素量化后转化为对应函数替代原算法中的欧氏距离。同时,为保证在路径选择时蚂蚁不会偏离目标点方向,还需考虑待移动位置到目标位置的距离。依照以上问题,本文采用以下启发式函数:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{\epsilon_1 \times L_{ij} + d_{je}} \quad (7)$$

式中:用当量距离 L_{ij} 替代路径的欧式距离 D_{ij} , d_{je} 为栅格 j 与目标栅格的欧式距离, ϵ_1 为调节系数,根据路径情况适当取值。

2.3 路径选择规则

在 ACO 算法中,蚂蚁根据各条通道上的信息素浓度及启发式函数的大小,利用路径选择规则选择下一个栅格 j ,为规划出逃生人员受 CO 伤害小且疏散效率高的路径同时又可以提升算法的收敛速度与全局搜索能力,依照下列公式对路径选择规则进行改进:

$$j = \begin{cases} \arg_{j \in \text{allowed}_k} \max\{\tau_{ij}(n)^{\alpha(n)} [\eta_{ij}(n)]^{\beta}\}, & q < q_0(n) \\ P_{ij}^k(n), & q \geq q_0(n) \end{cases} \quad (8)$$

$$q_0(n+1) = \begin{cases} q_{\max}, & q_n(n) \geq q_{\max} \\ q_0(n) \times \exp\left[\frac{n}{N}\right], & q_n(n) < q_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

其中, allowed_k 为下一步可选栅格的集合,蚂蚁在栅格 i 时,根据转移因子 $q_0(n)$ 控制的伪随机比率^[24]规则筛选出下一个移动栅格 j , q 是 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数,若 $q \geq q_0(n)$,则选择乘积最大的节点,反之按照 $P_{ij}^k(n)$ 进行选择。

在节点选择过程中, $q_0(n)$ 的值越大,越会使得蚂蚁在选择路径时集中在同一道路,随着经过该路径的蚂蚁数量的增加,路径上的信息素浓度也越积越多,加速了算法的收敛速度。但同时也会限制算法的搜索范围,降低了全局搜

索能力。为了在不影响算法全局搜索能力的前提下提高算法的收敛速度,式(9)对转移因子 $q_0(n)$ 进行改进。其中, $q_{\max}$ 为 $q_0(n)$ 的最大值, N 为最大迭代次数, n 为当前迭代次数。在迭代初期时,将 $q_0(n)$ 设置较小的值,加强算法的探索性,使得蚂蚁有较大的搜索范围,从而保证路径的多样性,随着迭代次数的增加,蚂蚁逐渐集中于一条路径上,增加 $q_0(n)$ 的值来加快收敛速度。

$$P_{ij}^k(n) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(n)]^{\alpha(n)} [\eta_{ij}(n)]^{\beta}}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(n)]^{\alpha(n)} [\eta_{is}(n)]^{\beta}}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\alpha(n) = \begin{cases} \alpha_{\max}, & n \geq \frac{N}{10} \text{ 且 } \alpha(n) \geq \alpha_{\max} \\ \alpha(n) \times \left(1 + \frac{n - \frac{N}{10}}{N}\right), & n \geq \frac{N}{10} \text{ 且 } \alpha(n) < \alpha_{\max} \\ \alpha(n), & n < \frac{N}{10} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\tau_{ij}(n)$ 为路径 (i, j) 上的信息素浓度; $\alpha(n)$ 、 β 分别表示信息素因子、启发式函数因子,分别反应了信息素浓度与启发式函数的大小对路径选择的影响程度, $\alpha_{\max}$ 为 $\alpha(n)$ 的最大值。

在启发式函数中,本文引入了当量距离来量化 CO 和人群密度对逃生人员的影响,因此为规划出受 CO 伤害小且疏散效率高的路径,需在算法迭代前期更多发挥启发式函数对路径选择的作用。将信息素因子 $\alpha(n)$ 在迭代前期设置较小的值,随着蚂蚁慢慢找到最优路径且在该条路径上留下高浓度的信息素,增加的 $\alpha(n)$ 值,提高信息素浓度在路径选择中的作用,使得后面在搜索过程中集中于一条路径,从而提高算法的收敛速度。

2.4 信息素更新的规则

在信息素更新过程中,被经过的路径会留下新的信息素,而那些连续几次迭代都没有被经过的路径,会由于信息素的挥发导致该路径上的信息素浓度不断降低,从而降低被选择的概率。在商业步行街火灾疏散路径规划的研究中,为规划出逃生人员受到 CO 损伤小且疏散速度快的逃生路径,同时提高算法的收敛速度和全局搜索能力,本文对信息素更新规则做了如下改进。

1) 局部信息素更新

任意时刻,蚂蚁从栅格 i 移动到栅格 j 后,依据如下公式更新路径 (i, j) 上的信息素浓度。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho \left(Q_2 \times \max(\tau_{jallowed_k}(t)) - S \times \frac{Q_1 \times C_j}{50 \times 10^{-6}} \right) \quad (12)$$

本文采用最优 Bellman 方程^[25]并结合路径中的 CO 浓度情况来改进局部信息素更新规则。式中, ρ 为信息素挥发系数, $\max(\tau_{jallowed_k})$ 为所有和栅格 j 连通的路径上最大

的信息素的浓度, C_j 为栅格 j 处的 CO 浓度, S 为路径 (i, j) 的等级,如表 1 所示, Q_1 、 Q_2 均为常数。如果存在与栅格 j 连通并且较高信息素浓度的路径,说明该路段可能为最优路径的部分路径,增加该路径信息素浓度。反之则会因挥发而减少该路段对后续搜索蚂蚁的吸引力。同时,还要考虑该路径上 CO 浓度对信息素进行更新,如果该路径上的 CO 浓度范围在安全范围内,那么不减少信息素浓度,如果此条路径上的 CO 浓度超过安全范围,那么 CO 浓度越高,减少的信息素浓度就越多。通过以上改进,提高了算法的寻优能力。

2) 全局信息素更新

当所有蚂蚁完成一次迭代搜索,依据如下公式更新最优路径上的信息素浓度。

$$\tau_{ij}(n+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(n) + \Delta\tau_{ij}^{gb}(n) \quad (13)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{gb}(n) = \begin{cases} \frac{Q(n)}{D^{gb}}, & i, j \in s^{gb} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$Q(n) = Q_0 \times \left(1 + \frac{n}{N}\right) \quad (15)$$

式中: D^{gb} 为本次迭代所得的最优路径长度, $\Delta\tau_{ij}^{gb}$ 表示完成一次迭代后的信息素增量, s^{gb} 为经过此路径的所有栅格的集合, Q_0 是一个常数, $Q(n)$ 表示全局信息素增强度。

$Q(n)$ 的值越大越能促进算法的正反馈作用,从而提高算法的收敛速度,但同时也可能导致过早收敛陷入而局部最优。因此,需要根据算法不同的运行阶段自适应调整 $Q(n)$ 的值。在迭代初期时给 $Q(n)$ 较小的值,增加算法的全局搜索能力,随着迭代次数增加后,蚂蚁有了足够的搜索范围后找到最优路径,增加 $Q(n)$ 的值,提高最优路径的引导能力,加快算法收敛速度。

2.5 防止死锁策略

在步行街发生火灾时,由于有毒烟气的扩散而导致原本通道区域变成障碍物区域,这些区域与原本的障碍物区域叠加形成死胡同,极易造成在寻优过程中出现死锁现象。如图 2 所示,灰色表示因 CO 浓度过高而不可达区域。

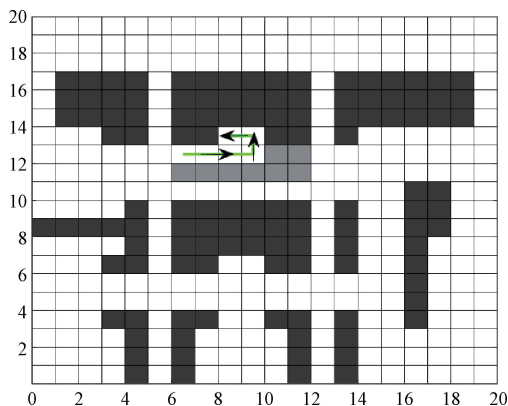


图 2 蚂蚁陷入死锁示意图

Fig. 2 Diagram of ants in deadlock

在迭代初期,由于各个路径上的信息素差异不明显,大量蚂蚁会因搜索盲目而陷入死锁,ACO 算法中,选择丢失这部分蚂蚁,但是这样会造成在迭代初期因蚂蚁数量不足缺少对路径的探索性,严重影响了算法的全局搜索能力与搜索效率。针对这一问题,本文提出的解决策略为,从死锁栅格往回查询,找到距死锁栅格最近且至少还有一个可行路径的栅格,将蚂蚁返回至该栅格继续完成路径搜索,从该栅格到死锁节点路段的所有栅格在本只蚂蚁搜索当中加入到禁忌表中。

图 2 中,蚂蚁所经过的路线为 147-148-149-150-130-129(栅格序号在式(1)中给出),当蚂蚁到达栅格 129 时,由于连通的 130、150、149 和 148 已经加入到禁忌表当中,其余为障碍物栅格,蚂蚁无法选择下一栅格而陷入死锁状态。由图可知,在栅格 147 位置还存在可行路径,本文将蚂蚁返回至 147 栅格继续完成搜索。

2.6 路径平滑处理

由于 ACO 算法只能向与当前栅格相邻的 8 个栅格移动且一次移动一格,所以规划出的路径可能会存在冗余栅格从而增加了路径的长度。考虑到上述问题,本文对路径平滑处理如图 3 所示。

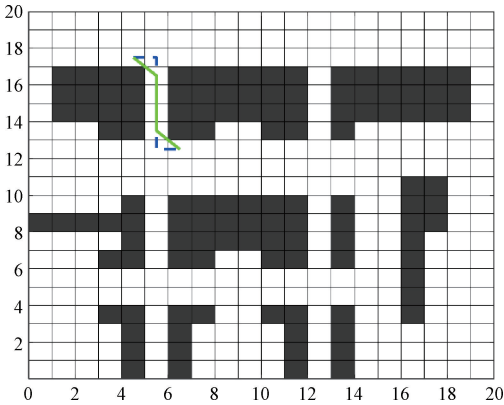


图 3 路径平滑处理

Fig. 3 Path smoothing process

如图 3 所示,从起点栅格开始遍历本条路径中的其余

栅格,如果两栅格之间的连线会经过障碍物栅格,则停止,连接起点到经过障碍物栅格的上一个栅格,并从该栅格开始继续重复此操作,直到到达目标点栅格位置。图中,原本路径为蓝色双划线,经过路径平滑处理后得到的路径为绿色实线,可以看出经处理后减少了栅格冗余带来的多余路径长度。

2.7 路径规划步骤

综合前面的分析,使用改进蚁群算法进行路径规划的具体实施步骤如下:

- 1)建立二维静态栅格环境地图模型,导入火灾信息并建立高斯烟羽扩散模型,确定起始点和目标点并初始化各参数。
- 2)根据初始信息素浓度调整规则对初始信息素浓度进行调整,将 M 只蚂蚁放置于起点位置开始进行路径搜索。
- 3)蚂蚁根据路径选择规则选择下一个栅格,将已经选择过的栅格加入到禁忌表中,并按照信息素局部更新规则进行局部信息素更新。
- 4)判断蚂蚁是否发生死锁,若发生,则按照防止蚂蚁陷入死锁策略进行处理,之后转至步骤 2)继续路径搜索。
- 5)判断蚂蚁是否到达终点,若已经到达,则记录本次路径;否则,返回步骤 3)继续完成搜索。
- 6)判断当前迭代蚂蚁是否全部完成,若全部完成,则记录最优路径距离长度并按全局信息素更新规则来进行全局信息素更新;否则返回步骤 3)继续完成搜索。
- 7)判断是否到达最大迭代次数,若到达,则对最优路径进行路径平滑处理,路径规划结束;否则返回步骤 2)进行下一轮迭代。

3 仿真分析

为了验证本文提出的改进蚁群算法在商业步行街突发火灾逃生路径规划中的可行性,本节利用 Matlab 软件对无火灾和火灾情景分别进行仿真分析。以此来检验该算法在性能方面的提升以及是否能够根据火灾环境为逃生人员规划出最优路径。实验参数按表 2 设置。

表 2 仿真参数设置

Table 2 Simulation parameter settings

参数	参数值	参数	参数值
最大迭代次数 K	50	蚂蚁个数 M	50
初始信息素浓度 τ_0	8	信息素增加量 τ_A	2
信息素挥发系数 ρ	0.6	启发式因子 β	10
信息素因子初始值 $\alpha(0)$	1	信息素因子最大值 $\alpha_{\max}$	3
转移因子初始值 $q_0(0)$	0.4	转移因子最大值 $q_{\max}$	0.6

3.1 无火灾情况下仿真分析

首先为验证本文算法在收敛速度、全局搜索能力以及拐点数量方面的改进,将本文算法与 ACO 算法、文献[26]

算法在 20×20 的栅格地图中无火灾情况下进行比较,其中起始点坐标为 $(10, 10)$,目标点坐标为 $(390, 390)$,由于考虑的是未发生火灾情况,暂不用当量距离替代欧氏距

离,将 ϵ_1 设为 1。 Q_1 、 Q_2 、 Q_0 为 0、1、500。通过 MATLAB 仿真,3 种算法的最优路径如图 4(a),收敛曲线图如图 4(b)所示,性能对比结果如表 3 所示。

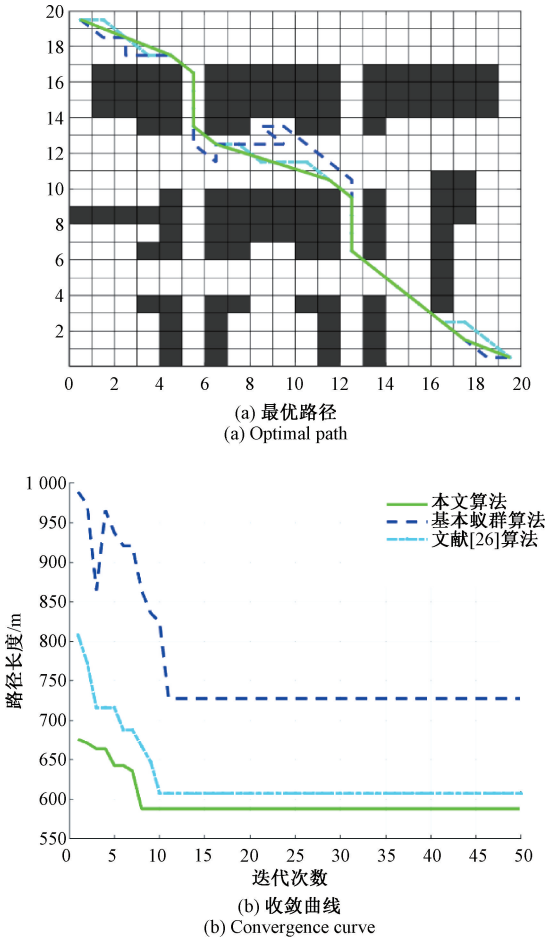


图 4 20×20 栅格地图 3 种算法对比图
Fig. 4 Comparison of three algorithms on a 20×20 grid map

表 3 20×20 栅格地图 3 种算法性能对比

Table 3 Performance comparison of three algorithms on a 20×20 grid map

算法	路径长度/m	迭代次数/次	拐点数量/个
本文算法	588.14	8	6
ACO 算法	727.64	11	15
文献[26]算法	607.64	10	13

通过图表可得,相比于 ACO 算法和文献[26]算法,本文算法在路径长度和拐点数量方面分别减少了 19.17%和 3.21%以及 60%和 58.85%。在收敛迭代次数方面减少了 27.27%和 20%。

由图 4(a)可以看出,在 20×20 的栅格地图环境中,本文算法与 ACO 算法以及文献[26]算法所搜索到的路径大部分路段是相同的,然而,ACO 算法却存在着大量的冗余节点,导致其最终得到的路径距离较长。文献[26]算法通

过在启发式函数中加入方向性信息,使得蚂蚁在搜索过程中减少拐弯次数。但蚁群算法是一种概率型搜索算法,这样也并不能显著消除冗余节点。相比之下,本文算法通过对路径进行平滑处理,更为有效地减少了拐点数量,从而减少了因冗余节点带来的多余路径长度。

3 种算法的收敛曲线如图 4(b)所示。可以看出,本文算法的收敛速度最快,且在迭代初期所找到的路径明显短于 ACO 算法和文献[26]中的算法。文献[26]算法通过对信息素更新策略进行改进,减少了造成死锁的路径上的信息素,帮助蚂蚁避免在后续搜索过程中再次走入死锁路径。但文献[26]算法并没有让前期已经陷入死锁的蚂蚁继续完成搜索。本文通过防止死锁的策略,使在迭代初期大量陷入死锁的蚂蚁能够继续完成搜索,从而有效扩大了搜索范围,找到更优的路径,并更好地帮助算法在后续搜索中提高了效率。

为进一步检验本文算法性能的提升在复杂环境中仍具备有效性,在 30×30 栅格地图环境下继续进行验证,其中起点坐标为(10,10),目标点坐标为(590,590),最优路径如图 5(a),收敛曲线图如图 5(b)所示,算法性能的对比如表 4 所示。

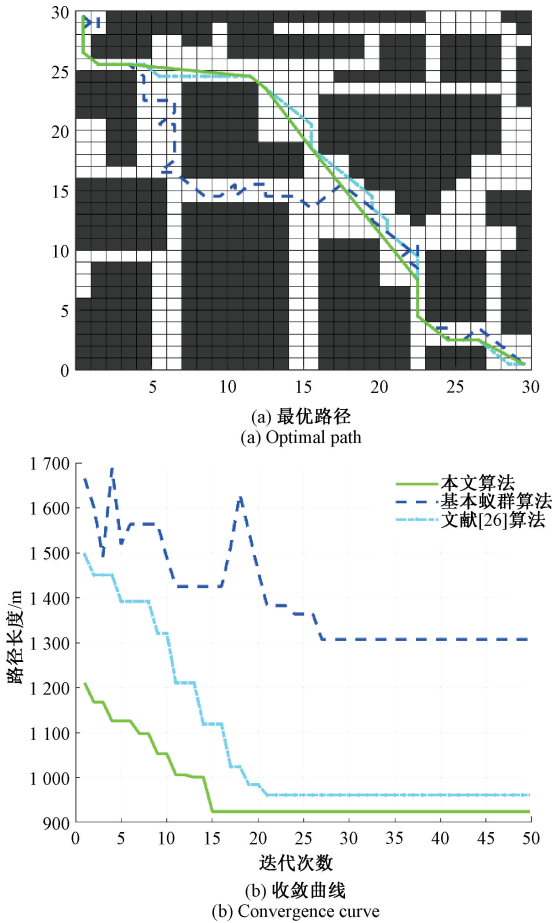


图 5 30×30 栅格地图 3 种算法对比图
Fig. 5 Comparison of three algorithms on a 30×30 grid map

表 4 30×30 栅格地图 3 种算法性能对比

Table 4 Performance comparison of three algorithms on a 30×30 grid map

算法	路径长度/m	迭代次数/次	拐点数量/个
本文算法	923.88	15	8
ACO 算法	1 307.00	27	36
文献[26]算法	960.76	21	16

由图表可得,相比于简单地图,在复杂地图中,3 种算法的最优路径长度、收敛稳定次数和拐点数量都明显增多。本文算法较 ACO 算法、文献[26]算法在最优路径长度方法分别减少了 29.31%和 3.84%;在迭代稳定次数方面分别减少了 44.44%和 28.57%;在拐点数量方面分别减少了 66.67%和 50%。

通过图 5(a)可以看出,与 ACO 算法相比,本文算法和文献[26]中的算法在规模更大且障碍物更为复杂的地图中,并不像在 20×20 地图中那样具有大部分相同的路径。这说明在更大规模的环境中,ACO 算法的全局搜索能力不足,难以找到更优的路径。同时,随着环境复杂性的增加,文献[26]算法也出现了较多的拐点。此外,在复杂环境下,蚂蚁在寻优过程中更容易走入死锁路径,如果忽视这些陷入死锁的蚂蚁,蚂蚁数量的不足将严重影响搜索效率,导致迭代次数明显增加。

整体而言,在规模更大、障碍物更为复杂的地图中,本文算法在最优路径长度、路径平滑程度和迭代稳定次数方面的提升仍然具有显著效果。

3.2 火灾情况下仿真分析

为检验本文算法在火灾发生时能否根据火灾环境为待疏散人员规划出 CO 浓度低且人流稀疏的逃生路径,本节将导入火灾信息,对比本文算法与文献[27]算法的路径规划结果。在实际疏散中,往往需要多个安全出口才能满足疏散需求,因此构建 30×30 多出口栅格地图,其中逃生起点 S1、S2 坐标分别为(270,110)和(570,390),安全出口 E1、E2、E3 的坐标分别为(590,50)、(590,590)和(10,410)。参数 ϵ_1 、 Q_1 分别重新设置为 5×10^{-6} ,1,启发式函数中由当量距离替代欧氏距离。CO 扩散模型由式(2)给出,其中将不受到火灾所影响的区域的 CO 浓度设置为 5×10^{-6} ,人群密集区域的人群密度 ρ 设置为 5.8 人/m²。 Q_c 为 0.1 g/m³, H 为 2 m, u 为 1 m/s,考虑到待逃生人员平均呼吸点高度,将 z 设置为 1.6 m,当天大气稳定度等级为 B 级, α_1 、 α_2 、 γ_1 、 γ_2 按表 5、6 取值,仿真结果如图 6 所示,2 种算法所规划出路径的当量距离对比结果如表 7 所示。

图中,蓝色双划线表示文献[27]所规划的路径,绿色实线表示本文算法生成的路径,红色栅格表示着火点,黄色栅格表示人员密集区域,浅灰色栅格表示 CO 浓度大于 5×10^{-6} 且小于等于 50×10^{-6} 的栅格,深灰色栅格表示 CO 浓度大于 50×10^{-6} 的栅格。由图可知,文献[27]算法

表 5 水平方向扩散参数

Table 5 Horizontal diffusion parameters

下风向距离/m	γ_1	α_1
>1 000	0.396 353	0.865 014
≤1 000	0.281 846	0.914 370

表 6 垂直方向扩散参数

Table 6 Vertical diffusion parameters

下风向距离/m	γ_2	α_2
>500	0.127 190	0.941 015
≤500	0.057 025 1	1.093 56

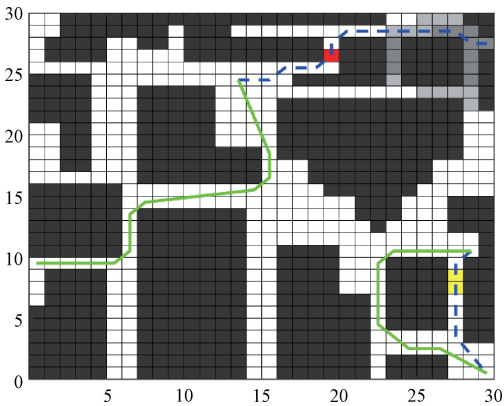


图 6 火灾环境下两种算法疏散路径对比疏散路径对比图

Fig. 6 Comparison of evacuation paths under fire conditions using two algorithms

表 7 火灾环境下两种算法路径路径当量距离

Table 7 Equivalent distance of paths generated by two algorithms under fire conditions

逃生起点 \ 算法	本文算法	文献[27]算法
逃生起点 S1	2.764×10^{-3}	$8.224\ 2\times10^{-3}$
逃生起点 S2	1.985×10^{-3}	2.601×10^{-3}

仅规划了最短路径,并没有考虑着火点、烟气以及人群对疏散的影响。此外,文献算法也因未对路径平滑处理,路径存在较多拐点。相比之下,本文算法不仅绕过了浓烟和人员密集区域,还通过对路径的平滑处理减少了拐点数量,避免了逃生人员在逃生过程中因拐点过多而产生盲目和惊慌失措的情绪,为逃生人员规划出最适合逃生的疏散路径。

3.3 Pathfinder 平台验证

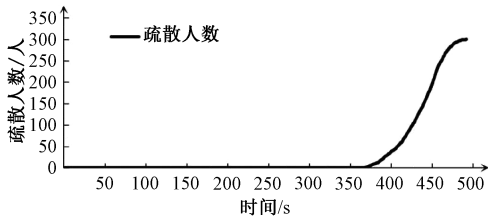
在通过 Matlab 软件进行充分验证后,本文借助 Pathfinder 软件设计了实际的步行街疏散模拟案例以进一步验证。其中,待疏散人员构成及不同疏散人群的特征如表 8 所示,不同逃生起点的疏散人数随时间的变化,如图 7

和 8 所示,分别展示了是否采用本文优化疏散路径的对比结果。

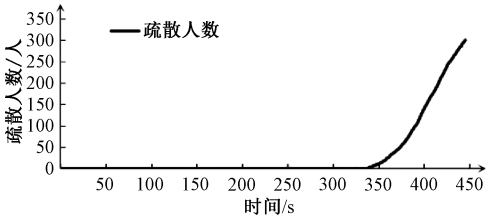
表 8 不同疏散人群特征及构成

Table 8 Characteristics and composition of different evacuation populations

类别	肩宽/cm	速度/(m·s ⁻¹)	比例
老人	40	1.1	0.1
儿童	30	1.0	0.1
成年男性	45	1.3	0.4
成年女性	37	1.19	0.4

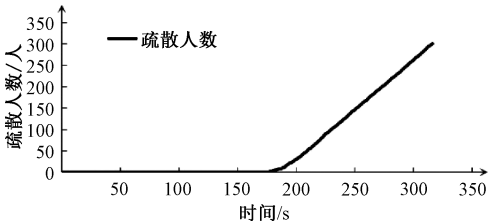


(a) 优化前完成疏散人数随时间变化
(a) Number of evacuees over time before optimization

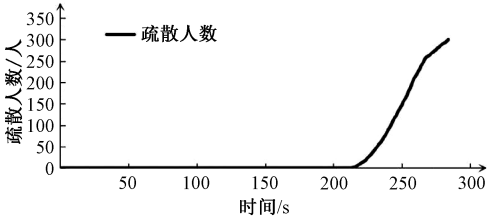


(b) 优化后完成疏散人数随时间变化
(b) Number of evacuees over time after optimization

图 7 S1 起点完成疏散人口随时间变化
Fig. 7 Evacuees over time from starting point S1



(a) 优化前完成疏散人数随时间变化
(a) Number of evacuees over time before optimization



(b) 优化后完成疏散人数随时间变化
(b) Number of evacuees over time after optimization

图 8 S2 起点完成疏散人口随时间变化
Fig. 8 Evacuees over time from starting point S2

由图 7 可知,当未利用本文算法进行优化时,将 S1 起点处全部逃生人员疏散至安全区域所用时间为 492 s,而利用本文算法优化后人员所需疏散时间为 445 s,疏散效率提高了 9.55%。同时由图 8 可知,优化前使得 S2 出口全部人员完成疏散需要 316 s,而优化后所需时间为 284 s,疏散效率提高了 10.13%。

4 结 论

针对商业步行街突发火灾人群疏散路径规划问题,本文在 ACO 算法基础上,采用当量距离量化 CO 对人体的损伤,同时考虑人群密度对逃生速度的影响,对启发式函数进行改进。针对 ACO 算法收敛速度慢、易陷入局部最优、路径拐点多的问题,首先利用 A* 算法构造次优路径,以此来调整初始信息素浓度,从而减少迭代初期算法的盲目性。然后,改进路径选择、信息素更新规则,使得在不影响搜索范围的前提下提高算法的收敛速度。此外,针对迭代初期蚂蚁易陷入死锁的情况,提出防止死锁策略,使得陷入死锁的蚂蚁继续完成路径搜索。最后,对最终收敛得到的路径进行平滑处理,减少了路径上的拐点以及冗余节点带来的多余路径长度。经仿真验证,该算法不仅在搜索效率、全局搜索能力以及拐点数量等方面的性能均得到显著提高,还可以根据火灾环境,为逃生人员规划出最适合逃生的疏散路径。

本文仅集中于突发火灾的全局路径规划,在未来的研究中,将会考虑更复杂的火灾情况,并针对在疏散过程中出现突发危险源来展开研究。

参考文献

[1] 张国庆. 大型商业步行街的人员安全疏散案例研究[J]. 消防科学与技术, 2022, 41(1): 53-57.
ZHANG G Q. Case study on the evacuation of people from large commercial pedestrian streets [J]. Fire Science and Technology, 2022, 41(1): 53-57.
[2] 梁江涛. 基于智能算法的历史街区火灾疏散路径规划研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2021.
LIANG J T. Research on fire evacuation path planning in historical districts based on intelligent algorithms [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2021.
[3] 王鑫宇. 火灾烟气毒性研究进展[C]. 中国消防协会学术工作委员会消防科技论文集, 2022.
WANG X Y. Advances in research on the toxicity of fire smoke [C]. Fire Science and Technology Papers, Academic Working Committee of the China Fire Protection Association, 2022.
[4] 姜雪, 杨欢, 张培红. 基于蚁群算法的商业步行街应急疏散决策优化[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(10): 144-151.

- JIANG X, YANG H, ZHANG P H. Optimization of emergency evacuation decision-making for commercial pedestrian streets based on ant colony algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(10): 144-151.
- [5] 郑弈, 谢亚琴. 基于 Dijkstra 算法改进的飞行器航迹快速规划算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(12): 73-79.
- ZHENG Y, XIE Y Q. Improved aircraft trajectory rapid planning algorithm based on Dijkstra's algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(12): 73-79.
- [6] 李峻林, 熊兴中, 杨开来, 等. 基于 ROS 与融合算法的室内无人机路径规划研究[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(1): 173-181.
- LI J L, XIONG X ZH, YANG K L, et al. Research on indoor drone path planning based on ROS and fusion algorithms [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(1): 173-181.
- [7] 孙岩霆, 王荣杰, 蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 301-310.
- SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning for water surface vessels combining A* and DWA algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.
- [8] 张仪, 冯伟, 王卫军, 等. 融合 LSTM 和 PPO 算法的移动机器人视觉导航[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 132-140.
- ZHANG Y, FENG W, WANG W J, et al. Visual navigation for mobile robots combining LSTM and PPO algorithms [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 132-140.
- [9] 周治国, 余思雨, 于家宝, 等. 面向无人艇的 T-DQN 智能避障算法研究[J]. 自动化学报, 2023, 49(8): 1645-1655.
- ZHOU ZH G, YU S Y, YU J B, et al. Research on T-DQN intelligent obstacle avoidance algorithm for unmanned surface vehicles [J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(8): 1645-1655.
- [10] 廖慧敏, 朱宇倩, 陈子鹏. 一种基于 Dijkstra 算法的火灾动态疏散指示系统[J]. 安全与环境学报, 2021, 21(4): 1676-1683.
- LIAO H M, ZHU Y Q, CHEN Z P. A dynamic fire evacuation guidance system based on Dijkstra's algorithm[J]. Journal of Safety and Environment, 2021, 21(4): 1676-1683.
- [11] 张海鹏, 陈森, 李语松, 等. 一种船舶火灾环境下人员疏散路线优化算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(1): 97-108.
- ZHANG H P, CHEN M, LI Y S, et al. An optimization algorithm for personnel evacuation routes in ship fire environments [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(1): 97-108.
- [12] CHENG P J, LI SH, WU N, et al. Research on fire escape path planning based on improved A* algorithm[C]. IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, 2020.
- [13] SHARMA J, ANDERSEN P A, GRANMO O C, et al. Deep Q-Learning with Q-Matrix transfer learning for novel fire evacuation environment [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(12): 7363-7381.
- [14] ZHANG L Y, ZHANG R X. Research on UAV cloud control system based on ant colony algorithm [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(4): 805-811.
- [15] 王宏健, 鄂鑫, 张凯等. 改进蚁群算法解决 UAV 集群任务规划问题 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 238-254.
- WANG H J, E X, ZHANG K, et al. Improved ant colony algorithm for solving UAV swarm task planning problems [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 238-254.
- [16] 张松灿, 普杰信, 司彦娜, 等. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 10-19.
- ZHANG S C, PU J X, SI Y N, et al. A review of ant colony algorithm applications in mobile robot path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 10-19.
- [17] 霍非舟, 高帅云, 魏云飞, 等. 改进蚁群算法的拥堵环境疏散路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(11): 263-271.
- HUO F ZH, GAO SH Y, WEI Y F, et al. Research on evacuation path planning in congested environments using an improved ant colony algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(11): 263-271.
- [18] 陈永鸿, 甘文杰, 武蕾, 等. 基于改进蚁群算法的古建筑群火灾疏散路径规划[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5662-5669.
- CHEN Y H, GAN W J, WU L, et al. Fire evacuation path planning for historical buildings based on an improved ant colony algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(13): 5662-5669.
- [19] 李维刚, 王肖, 赵云涛, 等. 基于栅格法的钢厂无人天车

- 调度系统[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(4): 687-699.
- LI W G, WANG X, ZHAO Y T, et al. Unmanned gantry crane scheduling system in steel plant based on grid method[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(4): 687-699.
- [20] 郑斌, 冉海潮, 孙丽华. 建筑火灾中人群智能疏散诱导系统的工程设计方法[J]. 建筑科学, 2014, 30(7): 98-102.
- ZHENG B, RAN H CH, SUN L H. Engineering design method for intelligent crowd evacuation induction systems in building fires [J]. Building Science, 2014, 30(7): 98-102.
- [21] 叶成豪, 刘月婵, 孙超, 等. 考虑火灾产物影响条件下的人员疏散仿真研究[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(6): 142-151.
- YE CH H, LIU Y CH, SUN CH, et al. Simulation study of personnel evacuation considering the effects of fire products[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(6): 142-151.
- [22] 袁春燕, 王坤, 陈虹燕, 等. 基于人员心理-环境因素的火灾疏散速度修正方法研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(7): 112-118.
- YUAN CH Y, WANG K, CHEN H Y, et al. Research on a fire evacuation speed correction method based on psychological and environmental factors of personnel[J]. China Safety Production Science and Technology, 2020, 16(7): 112-118.
- [23] SHUO ZH, JIANG P, ZHENG S, et al. Research on decision method of non-point target escape route in chemical gas leakage[C]. 2019 Chinese Automation Congress(CAC), 2019: 174-179.
- [24] 马小陆, 梅宏. 基于 JPS 策略的 ACS 移动机器人全局路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(4): 494-502.
- MA X L, MEI H. Global path planning for ACS mobile robots based on JPS strategy[J]. Robotics, 2020, 42(4): 494-502.
- [25] 王付宇, 张康, 谢昊轩, 等. 基于改进 Q-learning 算法的移动机器人路径优化[J]. 系统工程, 2022, 40(4): 100-109.
- WANG F Y, ZHANG K, XIE H X, et al. Path optimization for mobile robots based on an improved Q-learning algorithm[J]. Systems Engineering, 2022, 40(4): 100-109.
- [26] 杜云, 刘小雨, 贾科进, 等. 改进蚁群算法的火灾环境疏散路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(8): 309-319.
- DU Y, LIU X Y, JIA K J, et al. Research on fire evacuation path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(8): 309-319.
- [27] 周晓晖, 李研强, 王勇, 等. 基于双启发式信息蚁群算法的机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2024: 1-10. DOI: 10.16182/j. issn1004731x. joss. 24-0010.
- ZHOU X H, LI Y Q, WANG Y, et al. Robot path planning based on a dual-heuristic information ant colony algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024: 1-10. DOI: 10.16182/j. issn1004731x. joss. 24-0010.

作者简介

朱翠(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为路径规划、网络化滤波、数据融合。

E-mail: cuizhu_lzy@bistu. edu. cn

罗宇豪, 硕士研究生, 主要研究方向为路径规划。

E-mail: 1029009176@qq. com

王占刚, 博士, 副教授, 主要研究方向为物联网应用、大数据分析、增强现实。

E-mail: wangzg@bistu. edu. cn

戴娟, 博士, 副研究员, 主要研究方向为导航制导与控制, 智能控制方法。

E-mail: daijuan@bistu. edu. cn