

基于量子蚁群算法的建筑消防疏散路径规划

王 钾, 王慧琴, 冯路佳

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710054)

摘要: 针对现在大空间建筑消防应急疏散问题, 在火灾发生时, 为撤离人群提供一条从危险区域到安全地带的最短安全路线; 对疏散路径优化进行了研究, 提出一种融合量子进化算法的改进蚁群算法用于消防疏散路径规划, 用量子比特表示信息素, 量子旋转门反馈控制信息素更新, 即能体现量子并行计算的高效性, 又能拥有蚁群算法较好的寻优能力; 通过 3 个基准函数优化仿真与传统量子进化算法进行对比, 证明算法较优的性能; 再通过路径优化的仿真实验与经典蚁群算法进行比较, 结果表明, 算法能够有效避免陷入局部最优和拥有更快的收敛速度, 在疏散路径规划中更为有效。

关键词: 消防疏散; 路径规划; 量子蚁群算法; 量子比特; 量子旋转门

Building Fire Evacuation Path Planning Based on Quantum ant Colony Algorithm

Wang Jia, Wang Huiqin, Feng Lujia

(School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: In view of the fire emergency evacuation problem of large space buildings, in case of fire, provide a shortest safety route from dangerous area to safe area for evacuees. In this paper, the fire evacuation path planning method based on quantum ant colony optimization is adopted. The pheromone is represented by quantum bits, and the pheromone is updated by quantum revolving door feedback control. It can not only reflect the efficiency of quantum parallel computing, but also have the better optimization ability of ant colony algorithm. By comparing the three benchmark function optimization simulation with the traditional quantum evolution algorithm, the performance of the algorithm is proved to be better. The simulation results show that the algorithm can effectively avoid falling into local optimum and has faster convergence speed than ant colony algorithm, and is more effective in evacuation path planning.

Keyword: fire evacuation; path planning; quantum ant colony algorithm; qubit; Quantum revolving gate

0 引言

在消防应急疏散研究领域, 路径规划一直是研究的重中之重。在火灾事故发生时, 在短时间内对撤离人员进行安全高效的疏散和转移是现代城市消防救援的关键问题^[1]。路径优化在疏散中起着重要作用, 并且是影响和衡量疏散计划是否可行的标准。目前, 国内外学者在路径疏散规划方面已经进行了大量的研究, 并提出了相应的解决方案。常用的路径规划方法有可视图法^[2]、栅格法^[3]、人工势场法^[4]以及包括神经网络算法^[5]、遗传算法^[6]、蚁群

算法^[7]、粒子群算法^[8]等一些智能算法。

蚁群算法作为最具代表性的群体智能算法之一, 具有正反馈、鲁棒性、分布式计算以及容易同其他算法相结合的特点, 在解决路径规划问题上取得了很好的效果。并且, 疏散人群在撤离过程中的群体归属, 自组织等运动特征与蚁群系统有许多共同之处。但是蚁群算法在解决大规模路径规划问题时存在容易陷入局部最优, 收敛速度过慢等问题, 为了克服这些问题, 很多专家学者对其进行了改进优化, 文献 [8] 许凯波等人使用了一种改进信息素二次更新与局部优化策略, 增强了搜索能力, 多样性更好, 但收敛问题却有待提高; 文献 [9] 利用全局信息素和局部更新相结合的方法, 动态调配当前最优路径的信息素, 从而使算法跳出局部最优, 避免停滞。文献 [10] 张立毅等人将蚁群与细菌觅食算法融合来改进蚁群算法易死锁和收敛速度慢的不足。

在现有文献的基础上, 采用一种融合量子进化算法^[11]的改进蚁群算法: 量子蚁群算法 (Quantum ant colony algorithm, QACA), 集成了蚁群算法和量子进化算法的特

收稿日期: 2019-11-24; 修回日期: 2019-12-13。

基金项目: 陕西省教育厅重点科学研究计划 (Z20180411); 陕西省文物局项目 (Z20180301); 西安市社会科学规划基金项目 (Z20190065)。

作者简介: 王 钾 (1992-), 男, 陕西渭南人, 硕士研究生, 主要从事智能算法, 火灾疏散路径规划方向的研究。

王慧琴 (1970-), 女, 山西长治人, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理, 智能算法方向的研究。

性，其群体大小可自由调控，收敛速度快，具有较强的全局寻优能力和丰富的群体多样性。

1 相关研究

1.1 疏散网络简述

在建筑消防应急疏散问题上，疏散计划的目的是选择一条最短安全路径，以最大限度的减少撤离人员从危险区域到安全地点的所需的总时间。通过建立一个疏散网络来模拟现实建筑体内部情况。将建筑内部空间信息抽象为由节点集和疏散通道集合共同组成网络数学模型^[12]，节点用于描述房间、走廊、楼梯和大厅等位置信息，疏散通道表示节点之间的链路通道，采用图网中的节点和弧段来模拟撤离人员的流动情况。如图 1 所示。

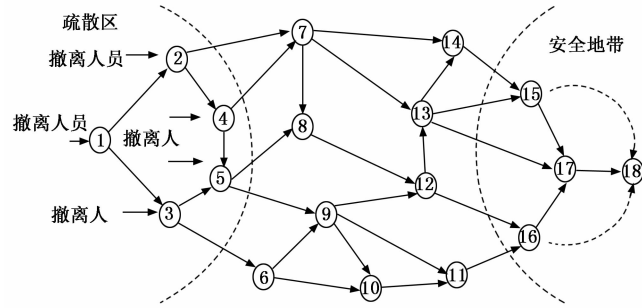


图 1 应急疏散网络拓扑图

其数学模型描述为：给定有向图 $G(N,A)$ ， N 表示节点集， A 表示两个节点之间的通道集合，对其内部变量和参数进行定义： T 表示当前疏散时刻的变量， i 为网络节点， M 为撤离人数， l_{ij} 为节点 i 和 j 之间的通道长度， t_{ij}^k 为人员 k 通过 ij 间通道所用时间， $path_k$ 表示疏散者的撤离路径， $density_{ij}$ 表示 ij 通道上的撤离人密度， s_0^i 示撤离者初始节点， $v_{ij}^k(T)$ 为 ij 通道上撤离者的速度， $v_{ij}(0)$ 为正常情况下通道 ij 的疏散速度， $N_{ij}(T)$ 为通道 ij 的人数， C_{ij} 为通道 ij 所的最大容纳人数。

则路径优化问题可描述为：

$$\min f_1 = \sum_{k=1}^M \sum_{i=s_i^k}^{j=path_k} t_{ij}^k \quad (1)$$

$$\min f_2 = \sum_{k=1}^M \sum_{i=s_i^k}^{j=path_k} density_{ij} \quad (2)$$

$$density_{ij} = \frac{N_{ij}(T)}{l_{ij}} \quad (3)$$

$$v_{ij}^k(T) = v_{ij}(0) e^{-\omega \cdot density_{ij} \cdot T} \quad (4)$$

$$\int_0^{t_{ij}^k} v_{ij}^k(T) dT = l_{ij} \quad (5)$$

则：

$$\frac{N_{ij}(T)}{C_{ij} \cdot T} \leq 1 \quad (6)$$

上式中，公式 (1) 表示最小总疏散时间，(2) 表示所有路径的最小人群密度。(3) 为路径密度公式。(4) 为疏散人员 k 在通道 ij 上的疏散速度函数，其速度值随着通道内人群密度增加而逐渐减小， ω 是一个控制下降速率的参

数。(5) 为撤离者速度 v_{ij}^k 与通道长度 l_{ij} 之间的关系公式，(6) 为约束公式，以确保通道 ij 在撤离时刻总人数不超过通道的最大容纳量。

对于上述路径问题，采用加权理想点法^[13]用于处理多目标问题。其最优解可以通过求解下式单目标优化问题得到，即路径长度 F 可表示为：

$$F = c_1 \left(\frac{f_1 - f_1^{\min}}{f_1^{\min}} \right)^2 + c_2 \left(\frac{f_2 - f_2^{\min}}{f_2^{\min}} \right)^2 \quad (7)$$

其中： $f^{\min} = (f_1^{\min}, f_2^{\min})$ 的理想点， (c_1, c_2) 是一对权重因子，且 $c_1 + c_2 = 1$ ， $c_1 > 0$ ， $c_2 > 0$ 。

1.2 蚁群算法

蚁群算法 (ant colony optimization, ACO) 是 20 世纪 90 年代初意大利学者 Marco Dorigo 等模拟蚂蚁觅食及提出的用来解决旅行商和分布式优化问题的一种算法^[14]。研究发现，蚂蚁在进行觅食过程中，会在途径的路径上留下一种对同类有吸引力的化学物质：信息素，每一只蚂蚁都会受到其他蚂蚁信息素的影响，也会在经过的路径上释放信息素。蚂蚁在选择路径时，会更大概率的选择信息素较多的路径，这种正反馈效果使得经过的蚂蚁趋向于选择最短的路径。蚁群算法包括两个部分：路径构造和信息素更新。

1) 路径构建规则：

在 AOC 算法中，每只蚂蚁 k 从当前位置 i 处，根据状态转移规则决定其下一次移动的构造路径，在每个节点 i 中，蚂蚁按照伪随机比例规则移动到下一个节点 j ，其规则如公式：

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^k(t) \eta_{ij}^v(t)}{\sum_{j \in U} \tau_{ij}^k(t) \eta_{ij}^v(t)}, j \in U \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中， P_{ij} 表示 i 到 j 点的转移概率，其中 U 表示蚂蚁下一步可到达且尚未访问过的节点集， $\tau_{ij}(t)$ 表示节点 i 和节点 j 之间的链路中保留的信息素； μ 和 ν 分别表示信息素和启发式的影响程度， t 代表迭代次数。 η_{ij} 为的启发式信息，其表达式为公式：

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (9)$$

式中， η_{ij} 表示节点 i 到 j 的启发式信息， d_{ij} 是两点间链路的距离。两点间距离越大时，启发式量则越小，蚂蚁在节点 i 时选择节点 j 的概率就会变小。启发式信息是一种局部信息，在初始阶段可以指导蚂蚁快速的构造较好解，大大提高算法前期的效率。

2) 信息素更新：

信息素更新规则：蚂蚁在进行一次路径选择时，即从当前节点 i 到下一个节点 j 后，立即更新信息素，信息素在每个搜索周期中都会更新，其公式为：

$$\tau_{ij}(t+1) \leftarrow \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} \quad (10)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \sum \Delta \tau_{ij}^k \quad (11)$$

其中： ρ 为信息素挥发率，其范围为 $0 < \rho < 1$ ； $\Delta \tau_{ij}$ 表示蚂蚁 k 在节点 i, j 之间的信息素增量，它在所走过的边上

引起的信息素增量按公式计算为:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{C}{F_k} & k \in ij \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

其中: C 是个常数, 称为总信息量; F_k 为蚂蚁 k 遍历所有节点后本次循环所得到的的最优路径。

2 改进蚁群算法

2.1 量子编码与量子旋转门

量子进化算法 (Quantum evolutionary algorithm QEA)^[15], 是一种基于量子计算的进化算法。

1) 量子比特:

在经典的 QEA 中, 量子比特是最小的信息单元, 即 Q 比特, 一个简单的量子比特是一个双态系统, 它的状态空间由两个基 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$, “ $|\rangle$ ” 为量子态的表示方式。一个量子比特除了可以表示 0 态和 1 态之外, 还可以处于它们的叠加态, 即表示为: $|\varphi_i\rangle = \alpha_i |0\rangle + \beta_i |1\rangle, i = 1, 2, \dots, n$ 。其中 α 和 β 为满足叠加条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 的任意复数。 $|\alpha|^2$ 和 $|\beta|^2$ 值代表量子比特在 “0” 状态或者 “1” 状态的概率大小。其可表示为:

$$q_i = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \beta_1 \end{pmatrix} \cdots \begin{pmatrix} \alpha_n \\ \beta_n \end{pmatrix} \quad (13)$$

该量子比特有 2^n 个状态, 例如下式一个具有 3 个比特位:

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix} \quad (14)$$

即可表示为

$$\left(\frac{1}{4} |000\rangle + \frac{\sqrt{3}}{4} |001\rangle - \frac{\sqrt{3}}{4} |011\rangle + \frac{1}{4} |100\rangle + \frac{\sqrt{3}}{4} |101\rangle - \frac{1}{4} |110\rangle - \frac{\sqrt{3}}{4} |111\rangle \right) \quad (15)$$

其状态概率为 $|001\rangle, |010\rangle, |011\rangle, |100\rangle, |101\rangle, |110\rangle$ 和 $|111\rangle$ 分别表示为: $1/16, 3/16, 1/16, 3/16, 1/16, 3/16, 1/16$ 和 $3/16$ 。

2) 量子旋转门:

在量子理论中, 量子比特的改变是通过量子门来实现的, 量子旋转门对算法的性能有很大的影响, 其更新公式如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中: $i = (1, 2, \dots, m)$, $[\alpha_i, \beta_i]^T$ 表示量子旋转门处理前后第 i 个量子比特的概率幅, 并满足归一化条件 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1$, θ_i 为旋转角度, 其大小和方向采用动态调整或查表得到。

2.2 基于 QACA 的路径规划

对路径优化算法进行研究, 将蚁群算法与量子进化算

法融合, 提出一种改进的量子蚁群算法 (QACA) 用于疏散路径优化问题。采用量子比特作为信息素, 并通过量子旋转门的操作更新信息素, 跳出局部最优解, 避免早熟, 加快算法的收敛速度。

2.2.1 信息素的量子比特表示

在 QACA 算法中, 其信息素用量子比特可表示为:

$$Q = (q_1, q_2, \dots, q_j, \dots, q_m), j = 1, 2, \dots, t \quad (17)$$

对于每个个体, q_j 有 n 位比特, 如式 (13) 所示。

2.2.2 新的信息素更新策略

经典蚁群中, 蚂蚁经过的路径上信息素会越来越多, 不经过的路径上的信息素则越来越少, 且是以迭代次数为指数减少。最后导致某一条路径上信息素最大, 其他路径上减少至 0, 使算法陷入局部最优。而在搜索的后期, 由于信息素改变较小, 收敛速度变慢。量子蚁群算法引入量子旋转门, 用旋转门实现信息素的更新, 可以有效的防止早熟和加快收敛。

在量子蚁群算法中, 对于量子比特中第 j 个蚂蚁个体的第 i 位信息素更新过程 $(\alpha_{ji}, \beta_{ji})^T$ 如下式:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_{ji} \\ \beta'_{ji} \end{bmatrix} = Q \begin{bmatrix} \alpha_{ji} \\ \beta_{ji} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$Q = \begin{pmatrix} \cos\theta_{ji} & -\sin\theta_{ji} \\ \sin\theta_{ji} & \cos\theta_{ji} \end{pmatrix} \quad (19)$$

旋转门的大小为:

$$\theta_{ji} = \Delta\theta_{ji} \times s(\alpha_{ji}, \beta_{ji}), i = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

$$\Delta\theta = 0.5 * \pi * \exp(-t/t_{\max}) \quad (21)$$

式中, $(\alpha'_{ji}, \beta'_{ji})^T$ 表示更新位, θ_{ji} 为旋转角度, $\Delta\theta$ 是一个与迭代次数相关的变量, 它决定了量子旋转角度值, 收敛速度和性能。而本文采用动态调整策略将 $\Delta\theta$ 定义为式 (21)。其中, π 是圆周率; t 表示当前迭代次数; t_{\max} 表示迭代的上限。 $s(\alpha_{ji}, \beta_{ji})$ 为控制旋转方向的函数, 当 $s(\alpha_{ji}, \beta_{ji}) > 0$, 量子旋转门逆时针旋转, $s(\alpha_{ji}, \beta_{ji}) < 0$ 时, 旋转门顺时针旋转。图 2 为量子比特的旋转门极坐标图。

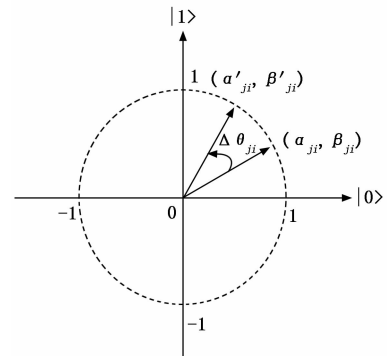


图 2 量子门旋转极坐标图

3 算法流程及步骤描述

基于 QACA 的疏散路径优化流程图如图 3。其具体步骤为:

1) 初始化: 设定蚂蚁个数为 m , 包含 m 个个体的蚁群表示为: $Q(T) = (q_1^t, q_2^t, \dots, q_j^t, \dots, q_m^t) q_j^t (j = 1, 2, \dots, m)$ 表示为第 t 次迭代的第 j 个个体, 其描述如式:

$$q_j^t = \left(\begin{matrix} \alpha'_{j1} \\ \beta'_{j1} \end{matrix} \middle| \begin{matrix} \alpha'_{j2} \\ \beta'_{j2} \end{matrix} \middle| \dots \middle| \begin{matrix} \alpha'_{jn} \\ \beta'_{jn} \end{matrix} \right) \quad (22)$$

其中: n 为比特总位数, 开始时, $\alpha_i, \beta_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 均取 $1/\sqrt{2}$, 初始迭代 $t = 0$ 。

2) 根据 $Q(T)$ 的概率幅取值构造 $P(T)$, 计算二进制解: $P(T) = (p_1^t, p_2^t, \dots, p_j^t, \dots, p_m^t)$, $p_j^t (j = 1, 2, \dots, m)$ 为长度 n 的二进制串, 其可行解通过比较 $Q(T)$ 中 q_j^t 的 α'_{jt} 与 $\omega (\omega < \omega < 1)$ 得到。

3) 构造路径, 将 m 个蚂蚁个体随机放入源节点上, 根据式 (8) ~ (10) 中蚂蚁的状态转移规则和转移概率选择节点;

4) 评估适应度函数 P_i , 并计算最优解存入 B_i 。其评估函数公式为式 (7)。

5) 节点接收到蚂蚁信息后, 通过量子旋转门对量子蚁群进行变换更新。

6) 如果循环次数 t 小于设定的最大循环次数 t_{max} , 则返回步骤 3, 直到当前迭代次数超过最大迭代次数。

7) 输出得到最优解的节点, 并根据最优解的节点得到最优疏散路径, 算法结束。

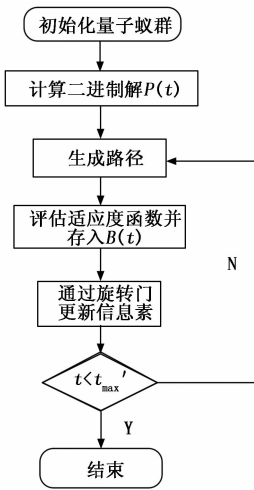


图 3 算法流程图

4 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 分别从两方面进行验证其有效性和效率。一方面通过经典 QEA 与本文改进算法之间的性能比较。另一方面在路径优化方面对基于 ACO 和基于 QACA 的解决方案进行比较分析。

4.1 实验分析

将本文 QACA 算法与经典 QEA 算法进行比较实验, 采用 3 种基准函数对算法进行对比分析。分别从算法的寻优成功率 (rate), 寻优的平均迭代次数 (T) 以及平均最优值 (Av) 3 个方面来进行评估, 验证其有效性。本实验使

用 3 个基准函数如下:

表 1 QEA 和本文 QACA 性能比较分析

函数	最优值	QEA			QACA		
		Rate	T	A	Rate	T	A
F_1	0	1	40	0	1	51	0
F_2	0	0.37	423	0.0 077	0.98	513	1.15 356
F_3	1	1	61	1	1	25	1

$$F_1 = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1}) + 1.0] - 100 < x_i < 100 \quad (23)$$

$$F_2 = [-13 + x_1 + ((5 - x_2) \cdot x_2 - 2) \cdot x_2] + [-29 + x_1 + ((x_2 + 1) \cdot x_2 - 14) \cdot x_2^2]^2 - 100 < x_i < 100 \quad (24)$$

$$F_3 = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^4} - 100 < x_i < 100 \quad (25)$$

其中: F_1 和 F_2 具有全局最小值, F_3 具有全局最大值。实验中, 我们设定种群大小为 20, 量子比特长度为 30 位, 重复试验 100 次, 固定最大迭代次数为 1 000。实验结果如表 2。由表可知, 在 F_1 中, QEA 的平均迭代次数略好于 QACA。而 F_2 中, 虽然 QACA 的迭代次数相较于 QEA 多了 90 次, 但其准确率是 QEA 的两倍多。另外, QACA 的最优值可准确到小数点后六位。 F_3 中, QACA 在另外两个数值相同的情况下, 时间效率方面明显优于经典 QEA。综上所述, QACA 具有更好的准确性。

4.2 路径疏散实例分析

本文用生成的随机网络模型来表示疏散网络, 如图 (4 ~ 6) 所示。模型中每个人都当被当做撤离人员, 图 (a) 是具有 50 个节点的网络实例模型。其疏散区域面积设定为 1 平方公里。每个相邻节点之间通过直线相连接。撤离人员移动速度设定为 2 m/s。即该疏散情况下将疏散人员从节点 1 危险区域撤离到节点 50 的安全出口。并设定了三组人群即 $m = 10, m = 20, m = 30$ 在 MATLAB 对本文 QACA 和 ACO 进行仿真试验。结果如图 4~6, 实线表示本文 QACA 搜索到的最佳路径, 而虚线表示基于 ACO 搜索到的最佳路径。并通过两个性能指标 l, E_i 对本文 QACA 和经典 ACO 进行比较分析, 验证其有效性。如表 2~4 所示, 其中 l 代表最优路径的长度, E_i 表示迭代期间找到最优路径所有个体的总撤离时间。因此, 当 l 长度越短, E_i 的值越小, 说明算法的有效性和效率越好。

表 2 当 $n = 50, m = 10$ 的疏散情况下 ACO 和 QACA 比较分析

		t_{max}					
		50	100	150	200	300	400
$l(m)$	ACO	2 601	2 630	2 834	1 952	2 613	2 435
	QACA	2 611	2 589	2 750	1 969	1 970	1 971
$E_i(s)$	ACO	40 546	56 383	53 073	50 469	49 196	54 416
	QACA	42 817	40 356	47 828	35 209	41 948	42 798

表 3 当 $n=50, m=20$ 的疏散情况下 ACO 和 QACA 比较分析

		t_{max}					
		50	100	150	200	300	400
$l(m)$	ACO	2 230	3 982	1 881	2 177	2 429	1 948
	QACA	2 355	3 269	2 025	2 160	2 275	1 901
$E_i(s)$	ACO	120 654	132 934	77 393	83 454	118 942	94 805
	QACA	122 830	114 424	72 239	80 812	106 687	81 872

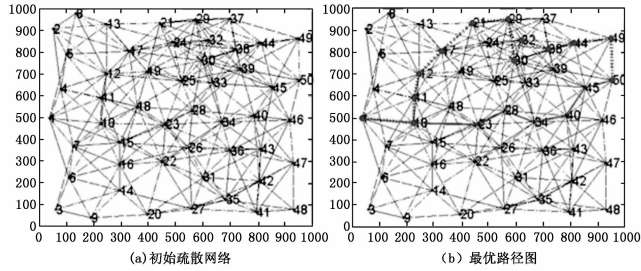


图 4 $n=50, m=10, t_{max}=300$ 的疏散网络

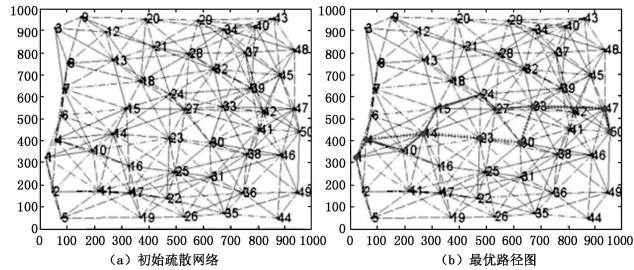


图 5 $n=50, m=20, t_{max}=300$ 的疏散网络

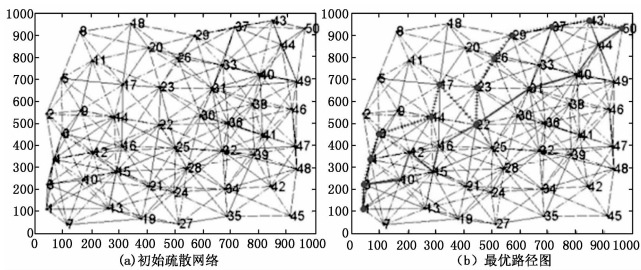


图 6 $n=50, m=30, t_{max}=300$ 的疏散网络

表 4 当 $n=50, m=30$ 的疏散情况下 ACO 和 QACA 比较分析

		t_{max}					
		50	100	150	200	300	400
$l(m)$	ACO	2 935	2 421	2 354	2 239	2 099	2 170
	QACA	2 684	2 402	2 217	2 049	2 020	2 018
$E_i(s)$	ACO	144 131	187 351	159 894	149 427	111 605	147 879
	QACA	142 765	173 114	149 627	136 569	105 321	130 366

表 2~4 分别对应了图 4~6 不同情况下的最优路径长度和总撤离时间, 迭代次数 t_{max} 分别设定为 50, 100, 150, 200, 300, 400, 本文以表 2 例, 即当 $n=50, m=10$ 情况下, ACO 和 QACA 的疏散结果分析。从表中可以看出当 $t=50$ 时, ACO 最优路径的总撤离时间 E_i 略小于 QACA,

但随着 t_{max} 的不断增大, QACA 所用总撤离时间和最优路径长度明显少于基于 ACO 的解决方案。为了更直观表现 QACA 的有效性, 以 $n=50, m=10$ 时为例绘制不同迭代时 E_i 的趋势图, 如图 7 所示, X 轴表示最大迭代次数, Y 轴表示总撤离时间, 由图中可看出, 除 t 值为 50 外, 基于 QACA 的总撤离时间均小于 ACO 算法的总疏散时间, 并在当 t 值为 300 时, QACA 逐渐稳定趋于水平。

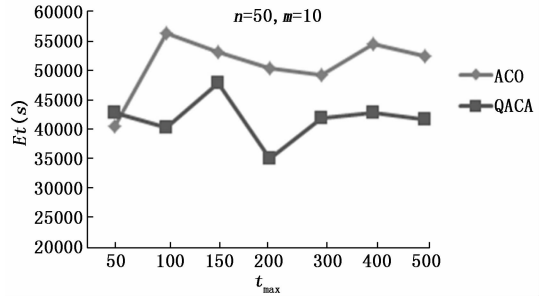


图 7 $n=50, m=10$ 的 E_i 的趋势图

表 4~5 为群体 m 大小分别为 20, 30 时的最优路径长度 l 和疏散时间 E_i 的结果分析。综上所述, 基于 QACA 的路径寻优性能优于基于 ACO 的寻优能力。当迭代次数很少时, 差异很小。但随着数量, 次数的增加, 本文 QACA 算法在时间效率方面的优势越来越明显。

5 结束语

建筑消防应急疏散是以在最短的时间内为撤离人员提供最短安全路径。为了提高蚁群优化算法的收敛性和寻优效率, 引入量子计算机制, 采用量子比特表示信息素, 用量子旋转门反馈控制信息素更新。使改进算法具备量子并行计算的高效性, 又兼备蚁群算法良好的寻优性能。通过比较基于 ACO 和基于 QACA 的疏散路径规划方案比较, 仿真结果表明本文的改进算法不仅提高了多样性, 还加快了收敛速度, 在疏散路径规划问题上能快速的找到最优路径。并且随着迭代次数的增加, 其优势趋于明显。此外, 研究重点不仅限于两个节点(起始-目的地)之间的单个路径, 也适用于多个源节点到多个目的节点路径规划问题。

参考文献:

- [1] 曹 辉. 建筑综合体防火安全疏散设计策略研究 [D]. 上海: 同济大学, 2006.
- [2] Chen B M, Fan X P, et al, Ant colony algorithm Matlab simulation research for TSP problems [J]. Comp. Measur. Control, 2011, 19 (4): 990 - 997.
- [3] 王秀芬. 窄通道路径规划的改进人工势场蚁群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (3): 104 - 107.
- [4] Socha M K, Dorigo M. Ant colony optimization for continuous domains [J]. Eur. J. Oper. Res. 2008, 185: 1155 - 1173.
- [5] Wang J, Tefpenhart W, Rosca D. Emergency response workflow resource requirements modeling and analysis [J]. 2009,

39 (3): 270 - 283.

[6] Zhang F, Liu M, Zhou Z, et al. Quantum ant colony algorithm -based emergency evacuation path choice algorithm [A]. IEEE 17th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD) [C]. 2013, 576 - 580.

[7] 许凯波, 鲁海燕, 程毕芸, 等. 求解 TSP 的改进信息素二次更新与局部优化蚁群算法 [J]. 计算机应用, 2017, 37 (6): 1686 - 1691.

[8] 孟祥萍, 片兆宇, 沈中玉, 等. 基于方向信息素协调的蚁群算法 [J]. 控制与决策, 2013, 28 (5): 782 - 786.

[9] 许向阳, 吴泽华. 紧急疏散路径选择算法 [A]. IEEE 第 17 届国际计算机支持的设计合作工作会议 (CSCWD) [C]. 2013: 576 - 580.

[10] Han K H, Kim J H. Quantum - inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [J]. IEEE Trans. Evol. Comput. 2002, 6 (6): 580 - 593.

[11] 李士勇, 李盼池. 量子计算与量子优化算法 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2009.

[12] Cova T J, Johnson J P. A network flow model for lane - based evacuation routing [J]. Transp. Res. 2003 (7): 579 - 604.

[13] 雷春英. 基于改进蚁群算法的火灾疏散路径优化研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2014

[14] 冯韦韦, 裘 灵. 蚁群算法在消防疏散平台上的应用 [J]. 电子科技, 2015, 28 (4): 13 - 16.

[15] 马 颖. 基于量子计算理论的优化算法研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2014.

准备; Tick3 时, Target 处于打击准备状态, 武器分发为等待状态, 触发武器选择规则, 并按照相应的武器选择规则进行打击武器选择; Tick4 时, 武器选择完成后, 武器分发状态为已分配状态; Tick5 时刻, Target 处于 UAV 打击范围内后, 触发相应打击规则, 进行武器发射, 如图 4 (b); Tick6 时, 打击结束, Target 处于已攻击状态, 触发相应毁伤评估规则, 进行打击效果评估; Tick7 时, 打击效果达标, 目标处于被摧毁状态, 触发相应规则, UAV 的目标队列中 Target 被移除, 打击任务完成, 如图 4 (c)。在上述仿真过程中, UAVAgent 通过感知并使用评估网络获取当前态势, 设置各模块的状态值并触发相应的规则, 做出对应的行动, 动作完成时改变各模块状态值, 触发新的规则, 以此不断推进任务的完成, 完成自主决策。

表 3 状态值记录表

状态	Target			UAV		Action	Info
	威胁程度	武器分配	打击距离	雷达告警状态	任务状态		
警告				安全	进行中	威胁评估	获取目标信息
威胁评估完成	高			安全	进行中	打击准备	目标威胁程度高
打击准备中		等待		安全	进行中	选择武器	
打击准备中		分配中	距离内	安全	进行中	发射武器	满足发射条件
已打击					进行中	毁伤评估	完成打击
已摧毁				已完成	移除目标		目标任务完成

4 结束语

结合人脑的思维模式和思维过程, 提出基于知识库来实现无人机的自主决策。知识库主要用以存储军事作战经验。通过规则匹配的方式进行决策, 能避免神经网络等理论进行模型构建带来的困难和一些不确定因素, 而且从实

验看, 此决策过程是可行的。下一步工作是对无人机领域模型的完善, 并加入环境态势, 提高无人机复杂态势下的自主决策能力。

参考文献:

[1] 魏瑞轩, 李学仁. 无人机系统及作战使用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2009.

[2] 姜进晶, 汪民乐, 姜 斌. 无人机作战运用研究 [J]. 飞航导弹, 2019 (1): 41 - 44.

[3] 冯志峰, 刘鸿福, 陈 浩. 基于规则推理的无人机对地攻击目标选择自主决策 [J]. 指挥控制与仿真, 2015, 37 (4): 31 - 35.

[4] 孙海文, 谢晓方, 孙 涛, 王诚成. 基于知识的舰空武器智能综合控制系统设计 [J]. 指挥控制与仿真, 2019, 41 (3): 97 - 101.

[5] 周思羽, 吴文海, 张 楠, 等. 自主空战机动决策方法综述 [J]. 航空计算技术, 2012, 42 (1): 27 - 31.

[6] 李 伟. 基于黑板体系的 CGF 智能决策系统的构造 [J]. 舰船电子工程, 2005 (3): 39 - 42.

[7] 杨艾军, 江敬灼, 张俊学, 等. 基于范例推理的指挥决策仿真 [J]. 军事运筹与系统工程, 2003 (1): 10 - 14.

[8] Zhao N, Bai L F. Research of the rule engine based on XML [A]. Proceedings of the 2016 3rd International Conference on Materials Engineering, Manufacturing Technology and Control [C]. 2016.

[9] 孟光磊, 罗元强, 梁 宵, 等. 基于动态贝叶斯网络的空战决策方法 [J]. 指挥控制与仿真, 2017, 39 (3): 49 - 54.

[10] 谭格帆. 离散动态贝叶斯网络精确推理的研究与实现 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2016.

[11] 蒲 玮, 李 雄. 基于能力组件的作战仿真 Agent 模块化结构设计 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2017, 14 (3): 45 - 57.

[12] Michael J N, Nicholson T C, Jonathan O, et al. Complex adaptive systems modeling with Repast Symphony [J]. Complex Adaptive Systems Modeling, 2013, 1 (1): 1 - 26.

[13] 黄克明, 王 涛, 胡 军. 无人机作战仿真平台设计及其关键技术研究 [J]. 兵工自动化, 2016, 35 (1): 90 - 92.