

基于混合蚁群算法的核应急车辆疏散路径规划

周怀芳^{1,2} 张华^{1,2} 霍建文^{1,2} 李林静^{1,2} 陈波^{1,2} 林海涛^{1,2}

¹(西南科技大学信息工程学院 绵阳 621010)

²(西南科技大学特殊环境机器人技术四川省重点实验室 绵阳 621010)

摘要 核事故的发生具有不可预测性和破坏性,为应急车辆制定合理的疏散计划将危险区域的人员撤离至安置点,可以有效减少人员所受到的伤害。针对核事故下应急车辆路径规划问题,以累积辐射剂量为评价指标,提出了一种基于混合蚁群算法(Hybrid ant colony algorithm, HACO)的车辆路径规划方法。首先,利用模糊网络建立了时间窗内疏散路径平均通行时间期望模型,同时结合累积辐射剂量计算模型,建立了能够随时间变化的动态累积辐射剂量计算模型。然后在蚁群算法迭代过程中引入模拟退火算法,并且在邻域搜索中引入A*算法启发式思想,提高了算法全局寻优能力。为进一步提高算法的局部搜索能力,引入帕累托排序方式,在蚁群算法信息素更新方式中加入距离对信息素增量的影响。仿真结果表明:HACO算法相较于蚁群算法平均收敛值提高了31%,稳定性提高了30%,能够为核事故下疏散路径规划预案的制定提供技术支持。

关键词 核事故, 路径规划, 混合蚁群算法, 动态模糊网络, 累积辐射剂量模型

中图分类号 TL72, TL77

DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0030

引用该文:

周怀芳, 张华, 霍建文, 等. 基于混合蚁群算法的核应急车辆疏散路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2023, 41(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0030.

ZHOU Huaifang, ZHANG Hua, HUO Jianwen, *et al.* Vehicle evacuation route planning in nuclear emergencies based on hybrid ant colony algorithm[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2023, 41(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0030.



Vehicle evacuation route planning in nuclear emergencies based on hybrid ant colony algorithm

ZHOU Huaifang^{1,2} ZHANG Hua^{1,2} HUO Jianwen^{1,2} Li Linjing^{1,2} CHEN Bo^{1,2} Lin Haitao^{1,2}

¹(School of Information and Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

²(Sichuan Key Laboratory of Special Environmental Robotics, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

基金资助: 国家自然科学基金(12205245)和四川省科技计划项目(2021YFG0376)资助

第一作者: 周怀芳, 女, 1995年12月出生, 2020年于新疆大学获硕士学位, 目前为西南科技大学博士研究生, 控制科学与工程专业, E-mail: zhouhuaifang2020@163.com

通信作者: 张华, 教授, E-mail: swust_aa@126.com

收稿日期: 初稿 2023-03-30; 修回 2023-08-14

Supported by National Natural Science Foundation of China (12205245), and Sichuan Provincial Science and Technology Plan (2021YFG0376)

First author: ZHOU Huaifang (female) was born in December 1995, and obtained a master's degree from Xinjiang University in 2020. Now she is a doctoral candidate at Southwest University of Science and Technology, majoring in control science and engineering, E-mail: zhouhuaifang2020@163.com

Corresponding author: ZHANG Hua, professor, E-mail: swust_aa@126.com

Received 30 March 2023; accepted 14 August 2023

ABSTRACT Nuclear accidents, although unpredictable and devastating, can be mitigated through well-formulated evacuation plans. An efficient evacuation of residents from hazardous zones to safer locations can be ensured through such plans. To address the vehicle path planning challenge under nuclear accidents, this paper proposes a method based on the hybrid ant colony algorithm (HACO). Cumulative radiation dose is used as a key assessment metric. Initially, a model estimating the average time for evacuating a route within a given time window is designed using a fuzzy network. In addition, a time-varying dynamic radiation dose model is proposed by incorporating the cumulative radiation dose calculation. The ant colony algorithm's iterative process is enhanced by the incorporation of the simulated annealing algorithm, while the heuristic approach of A* algorithm is employed for neighborhood searches. This integration results in an enhanced capacity for global optimization of the algorithm. For refining the local search capabilities of the algorithm, Pareto ordering is implemented. Additionally, the pheromone update method of the ACO algorithm is adjusted to account for the impact of distance on pheromone increments. Upon employing the HACO algorithm, simulation results indicate a 31% improvement in average convergence value and 30% boost in stability over the conventional ACO algorithm. These enhancements are instrumental in fortifying the planning of evacuation routes in the event of nuclear accidents.

KEYWORDS Nuclear accidents, Path planning, Hybrid ant colony algorithm, Dynamic fuzzy network, Cumulative radiation dose model

CLC TL72, TL77

历史上发生的3次严重核事故使人们意识到核安全的重要性。核事故的发生具有突发性和复杂性,如果在事故发生前没有制定相应的应急疏散计划,则会因为不能及时采取有效措施而造成大量资源的浪费^[1]。比如,在2011年发生的福岛核事故,由于没有提前制定合理有效的核应急计划,应急部门多次修改疏散指令,使得受影响区域的人员被迫多次经过高辐射区域,增加了受灾人员所受到的伤害^[2]。由于发生严重核事故后放射性物质会对环境、场内人员、公众等造成辐射伤害,提前为核应急疏散车辆提供合理的疏散路径能够有效减少由于缺少应急预案对疏散人员造成的伤害。在核事故应急撤离过程中疏散车辆路径规划问题作为应急疏散过程中的关键环节,其目的是在核事故发生后,尽快采取有效措施,减少辐射泄漏对公众造成的辐射伤害。

近年来,随着核电站周围配套设施不断完善,烟羽计划区内居民人数呈现大幅增长趋势,而我国对核电事故的应急资源配备尚不完善,大部分情况下政府所提供的应急车辆需要往返与集合点和安置点之间。在此过程中,疏散路径安排不合理会增加受灾人员的辐照剂量,易造成不良社会影响。目前,对于核应急疏散路径规划中疏散路径累积辐射剂量的计算,都未考虑应急车辆由于出发时刻的不同对疏散路径累积辐射剂量产生的影响。而在实际疏散过程中,应急车辆出发时刻

会随着应急情况、交通情况等因素而发生变化,使得应急车辆通过不同路径时的通行时间发生变化,从而导致疏散路径累积辐射剂量发生变化。受灾人员累积辐射剂量作为衡量疏散路径优劣的重要指标,其模型建立的准确性和合理性是亟需解决的难点问题。并且不同与常规核应急车辆疏散路径规划,核应急车辆疏散路径规划中不仅需要考虑疏散路径累积辐射剂量的影响,还需要在搜索过程中考虑距离对疏散路径的影响。因此,本文针对核事故应急车辆疏散路径规划问题,结合疏散路径累积辐射剂量模型和路径规划算法开展工作。

近年来,关于核辐射环境中路径优化问题的研究工作主要集中于减少工作人员暴露在空气中的辐照风险,对于核应急车辆疏散路径规划问题研究较少。由于路径规划的核心是算法的改进和应用,因此,可以借鉴核辐射环境中人员疏散路径优化算法来解决核应急车辆疏散优化问题。在路径规划算法中,Dijkstra算法由于原理简单,易于实现,被广泛应用于解决不同环境下的路径规划问题^[3]。Alzalloum^[4]通过Bellman-Ford和Dijkstra算法搜索得到了环境中剂量最小的路径,为辐射环境下得到辐射风险最小的路径提供了技术支持。Pei等^[5]针对辐射环境下疏散路径规划问题,利用Dijkstra算法提出了一种集体累积辐射剂量最小的疏散路径,同时考虑交通情况对疏散路径的影响,

引入道路阻力模型来制定核事故下的疏散路线计划，为核环境下疏散路径提供多条路线。由于Dijkstra算法属于广度优先搜索算法，所以存在算法运算效率低的问题。因此，在Dijkstra算法基础上延伸的A*算法，因其良好的计算效率而被广泛应用于求解最优路径问题^[6]。Chen等^[7]针对核设施复杂环境下最小剂量路径规划问题，提出一种改进A*算法，实验结果表明：改进A*算法精确性和稳定性明显优于传统算法的搜索结果。Qiu等^[8]针对缺乏周围核环境信息的路径规划问题，提出了一种改进人工势场-A*算法，并且在启发式函数中引入了适用于核辐射环境的动态调整系数。实验结果表明，改进A*算法有效的提高了算法性能。赵恒柱等^[9]综合考虑环境中辐射剂量分布和路径长度等因素对路径规划的影响，提出了一种改进型A*算法，实验结果表明，改进型A*算法的精确性和可行性要明显优于传统A*算法。由于核事故具有高度的不确定性和复杂性，在实际疏散过程中，不同应急阶段核应急车辆疏散路径规划的特点和需求会存在差异。尽管Dijkstra算法和A*算法在解决路径规划问题时都取得了良好的效果，但两种算法并不适用于求解多目标问题和NP难等问题。

群智能算法是一种基于生物群体行为规律的计算技术，因其具有较强的自学习性、自适应性和自组织性等智能特性被广泛应用于解决路径规划问题中，并且取得了良好的效果^[10]。Zhuang等^[11]为减少核设施工作人员辐射暴露的风险，针对核辐射环境下的路径规划问题，提出了一种改进粒子群算法解决路径规划问题，实验结果表明，改进粒子群算法性能要明显优于传统粒子群算法。粒子群算法作为一种新兴的智能优化技术，与传统优化算法相比，具有较快的计算速度和更好的全局搜索能力，并且适合于解决多目标优化问题^[12]。但是在解决路网地图或者栅格地图下的路径规划问题时，需要重新制定其速度和位置更新公式的映射方式，在此过程中可能会对路径节点的选择造成影响。而蚁群算法因其独特的路径搜索方式解决了此问题。Zhou等^[13]同时考虑辐射环境下辐射剂量和距离对路径的影响，针对蚁群算法易陷入局部最优，种群多样性差等问题，提出一种改进象群-蚁群算法，并且结合辐射环境的特殊性，对蚁群算法信息素更新方式进行改进，实验结果表明，改进象群-蚁群算法不仅提高了算法的收敛精度而且提高了算法的收敛速度。充分考

虑辐射环境的特殊性，在蚁群算法中引入基于辐射场剂量权重因子修正的蚁群算法，提出了一种基于剂量权重因子的改进蚁群算法，为辐射环境下的路径规划问题提供了技术支持^[14]。Tang等^[15]针对严重核事故下场外应急疏散问题，结合大气扩散模型和道路阻力模型对环境中的辐射剂量和出行时间进行描述，提出一种基于蚁群算法的多目标疏散路径优化方法，结果表明，该方法能够有效地为核事故早期应急响应、不同重点方案的选择提供决策支持。魏强等^[16]为减少放射性环境中工作人员受到的辐射伤害，以时间和剂量值为约束，采用蚁群算法对工作人员疏散路径进行规划，最后以某辐射场所为例验证了算法的有效性和可行性。通过对常用群智能算法解决核辐射环境中路径规划问题进行分析，蚁群算法在解决路径规划问题时具有环境地图局限性低、易于其他算法融合、独特的正反馈机制以及路径节点选择方式灵活性强等特点，因此本文以蚁群算法为基础解决核应急车辆疏散路径规划问题。

以上针对核辐射环境下的路径规划问题，对于路径上累积辐射剂量的计算都未考虑不同出发时刻对路径累积辐射剂量的影响。因此，本文通过建立动态模糊网络，利用线性加权法得到时间窗内出发车辆疏散路径的平均期望通行时间，利用烟团轨迹模型对环境中放射性核素活度浓度分布情况进行描述，建立了随时间变化的累积辐射剂量计算模型对疏散路径优劣进行评价，提出一种混合蚁群算法对核事故疏散车辆路径进行规划。

1 基于动态模糊网络的辐射剂量计算模型

1.1 辐射剂量计算方法

核事故条件下，放射性污染物扩散过程会受到气象条件、地形以及放射性核素本身的物理和化学性质等诸多因素的影响而发生变化。综合考虑多种因素对放射性污染物扩散的影响，常用的物质扩散活度浓度计算模型有标准高斯模型、烟团轨迹模型和分段烟羽轨迹模型。结合我国核电厂厂址地形情况，烟团轨迹模型更适合用于分析我国核事故应急中对烟羽应急计划区放射性污染物活度浓度分布情况^[17]。因此，本文采用烟团轨迹模型对放射性核素扩散进行分析，从而对放射性核素活度浓度分布情况进行估算，如式(1)所示。

$$c_{(x,y,t)} = \frac{2Q}{(2\pi)^{3/2} \sigma_x \sigma_y \sigma_z} \exp \left[-\frac{(x-\mu t)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y)^2}{2\sigma_y^2} - \frac{(z)^2}{2\sigma_z^2} \right] \quad (1)$$

式中： $c_{(x,y,t)}$ 表示在时刻 t 、地面空间任意一点 (x,y) 处放射性核素的活度浓度， Bq/m^3 ； Q 为泄露源强， Bq ； σ_x 、 σ_y 和 σ_z 表示顺风方向、水平垂直风方向和垂直方向的扩散系数； μ 为平均风速， m/s ； x 、 y 分别为下风向距离和侧风向距离， m ； z 为空间点高度，取值为 2 m 。

根据国际放射防护委员会(ICRP)及其第60号建议书^[18]，在核事故应急中，人员撤离期间所接受到的有效剂量参考标准值为 50 mSv 。而在疏散过程中，放射性核素的种类和照射途径在很大程度上决定了防护措施的有效性。由于在事故早期，对受灾人员造成伤害的主要照射途径是烟羽外照射和吸入内照射。因此，核应急疏散过程通常选取以上两种照射途径及其对应的总剂量贡献较大的放射性核素计算受灾人员受到的辐射剂量，具体烟羽外照射主要考虑 ^{41}Ar 、 ^{60}Co 、 ^{85}Kr 、 ^{90}Sr 、 ^{131}I 、 ^{133}Xe 、 ^{137}Cs ；吸入内照射考虑 ^3H 、 ^{60}Co 、 ^{90}Sr 、 ^{131}I 、 ^{137}Cs 、 ^{239}Pu 等元素。

根据文献[19]对福岛核事故源项反演的研究， ^{131}I 和 ^{137}Cs 两种放射性核素在评价严重事故对环境造成的后果时起着关键作用。其中， ^{131}I 在气态放射性污染物中占有大量份额，半衰期较短仅为 8.3 d ，但是由于该核素很容易被人体甲状腺吸收，因此，会对人体造成高剂量的内照射； ^{137}Cs 半衰期较长有 30.2 a ，对土壤长期污染贡献最大，从而对人员长期健康和环境问题产生影响。由于本文主要解决在疏散过程中的路径规划问题，因此选取 ^{131}I 为发生严重核事故后，对受灾人员在疏散过程中接受的辐射剂量进行评估的关键放射性核素。测试利用的剂量场源项释放情况参考福岛核事故中，发生堆芯严重损坏事故时放射性核素 ^{131}I 向大气环境中排放的核素总活度 $1.3 \times 10^{17}\text{ Bq}$ ， β 射线的平均能量为 0.6 MeV ， γ 射线能量为 0.3 MeV ^[20]。针对应急车辆从疏散集合点前往至安置点的路径规划问题，将受灾人员的吸收剂量作为评价疏散路径优劣的主要因素，同时结合烟团轨迹模型，则可得到环境中剂量率分布情况，如式(2)、(3)所示^[21]。

$$\dot{D}_{(x,y,t)} = 2.78 \times 10^{-10} \times c_{(x,y,t)} \times F_w \quad (2)$$

$$\dot{D}_{\text{BN}} = 2.78 \times 10^{-10} \times C_{\text{BN}} \times r_{\text{Breath}} \times F_{\text{BN}} \quad (3)$$

式中： $\dot{D}_{(x,y,t)}$ 为浸没外照射的剂量率， Sv/s ； $c_{(x,y,t)}$ 为放射性核素在空气中的活度浓度， Bq/m^3 ； F_w 放射性核素在计算烟羽外照射时的浓度与剂量转换因子， $(\text{Sv} \cdot \text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})/\text{Bq}$ 。 \dot{D}_{BN} 为呼吸作用下吸入体内的放射性物质引起的内照射剂量率， Sv/s ； C_{BN} 为空气中放射性核素活度浓度， Bq/m^3 ； r_{Breath} 为呼吸率， m^3/s ； F_{BN} 放射性核素吸入剂量转换因子， Sv/Bq 。

1.2 路网结构

在发生严重核事故后，需要对撤离区域道路网进行统一表示，以便为应急车辆疏散路径规划提供依据。文中将实际道路网中变化较大的交叉口视为节点，将两个节点之间的连通路程视为可行路段集合。基于图论基本概念将道路网用加权有向图 $G=(V,E)$ 进行表示，其中 $V=(1,2,\dots,i,\dots,j,\dots,N)$ 和 $E \in (i,j)$ 分别代表图 G 中的节点集合和可行路段集合，对于一条完整的疏散路径Route可有若干可行路段组成 $Dose_{e(i,j)}$ ，如图1和式(4)所示。其中横纵坐标表示不同节点所处的位置。

$$\text{Route} = Dose_{e(12-13)} + Dose_{e(13-14)} + Dose_{e(14-18)} + Dose_{e(18-19)} + Dose_{e(19-16)} + Dose_{e(16-29)} \quad (4)$$

由于核辐射环境的特殊性，将每条可行路段的权重 w 用该路段累积辐射剂量进行表示。设 k 点的吸收剂量率为 \dot{D}_k ，则从节点 i 到节点 j 疏散路径上的累积辐射剂量 $D_{\text{section}(i,j)}$ 可由式(5)表示。

$$D_{\text{section}(i,j)} = \int_i^j \dot{D}_k dt_{ij} \quad (5)$$

式中： t_{ij} 为通过路段 $(i-j)$ 时所需要的时间。为方便计算将式(5)离散化，首先，选择合适的步长将路段划分为 $n+1$ 段，如图2所示，再利用式(6)分别计算 $n+1$ 段路径的累积辐射剂量，最后将 $n+1$ 段的累积辐射剂量求和则可得路段 $(i-j)$ 的累积辐射剂量，如式(6)所示。

$$D_{\text{section}(i-j)} = \sum_{n=1}^{m-1} \left(\frac{\dot{D}(x_n, y_n) + \dot{D}(x_{n+1}, y_{n+1})}{2} \times t_n \right) \quad (6)$$

式中： n 为划分路段的节点数量， $\dot{D}(x_n, y_n)$ 为第 n 个节点的辐射剂量率， Sv/h ； $\dot{D}(x_{n+1}, y_{n+1})$ 为第 $n+1$ 个节点的辐射剂量率， Sv/h ， t_n 为第 n 个子路段的长度与平均速度之比， h 。

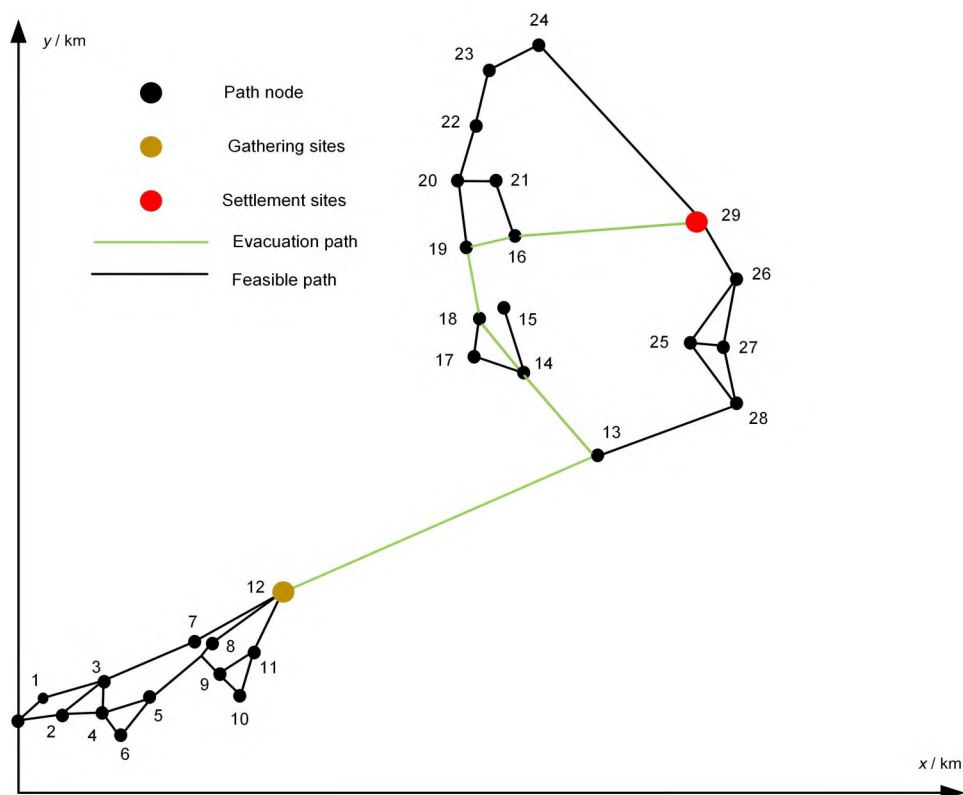


图1 完整疏散路径示意图(彩色见网络版)
Fig.1 Schematic diagram of complete evacuation route (color online)

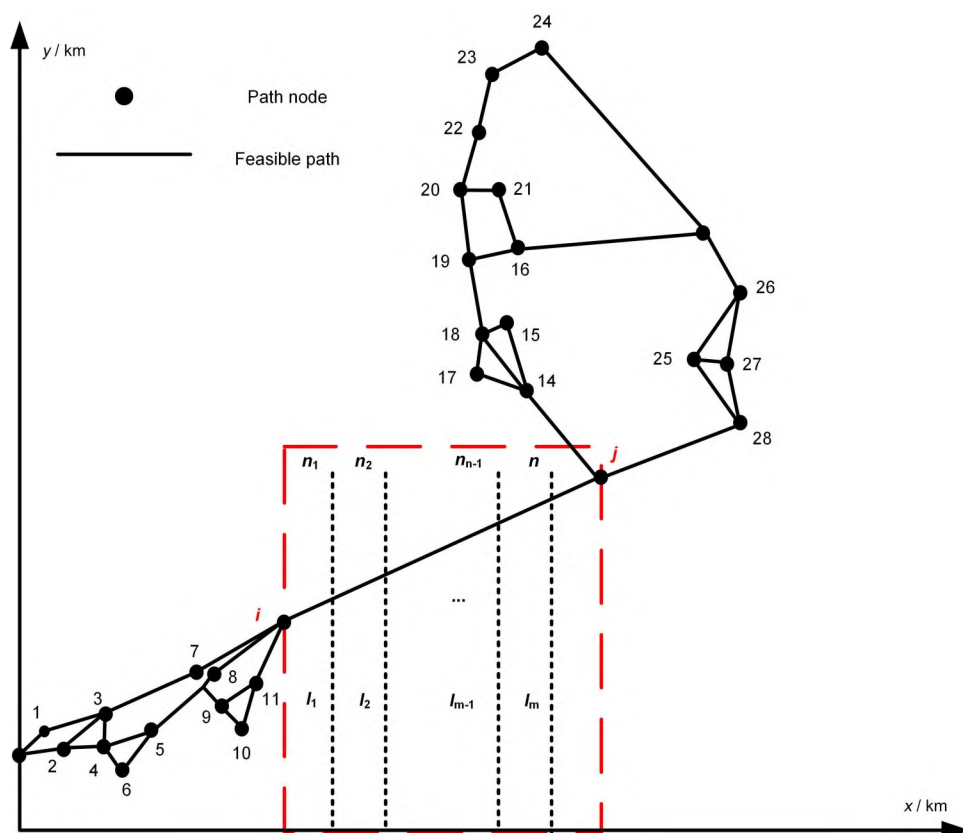


图2 路段划分示意图
Fig.2 Schematic diagram of road section division

1.3 疏散路径平均期望通行时间

在实际疏散过程中, 路段上车辆通行时间由于交通、天气等因素的影响具有动态不确定性。为充分描述模糊道路网的动态性和模糊性, 对于缺乏道路历史信息的情况, 采用专家估计方法把路段通行时间处理为随时间变化的离散模糊变量。并且引入模糊集理论和模糊网络对不确定路段上通行时间的动态性进行描述^[21], 从而得到疏散路径平均期望通行时间。在模糊集理论中, Zaden^[22]用可能性测度 Pos 来度量模糊事件发生的概率, 之后由 Liu^[23]提出了如下4条公理:

公理1, $\text{Pos}\{\Theta\} = 1$;

公理2, $\text{Pos}\{\Phi\} = 0$;

公理3, 对于 $P(\Theta)$ 中任意的集合序列 $\{A_i\}$, 有 $\text{Pos}\{\bigcup_i A_i\} = \sup_i \text{Pos}\{A_i\}$;

公理4, 若 $\Theta(i = 1, 2, \dots, n)$ 为非空集合, 且 $\Theta = \Theta_1 \cdot \Theta_2 \cdot \dots \cdot \Theta_n$, 则对于 $A \in P(\Theta)$, A 的可能性测度可表示为 $\text{Pos}\{A\} = \sup_{\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}} \text{Pos}_1\{\theta_1\} \wedge \text{Pos}_2\{\theta_2\} \wedge \dots \wedge \text{Pos}_n\{\theta_n\}$, 可简记

$\text{Pos} = \text{Pos}_1 \wedge \text{Pos}_2 \wedge \dots \wedge \text{Pos}_n$ 。

模糊集理论可对路段上通行时间的模糊性进行描述, 进一步采用动态模糊网络对路段上的动态性进行描述。为直观表达模糊网络的动态性, 将物理网络扩展为时空网络, 如图3所示, 其横坐标表示出发时刻, 纵坐标表示到达节点的时空序列。结合公理3和公理4则可得到在出发时刻 $t \in T$ 所对应的通行时间 $T(t)$ 和可能性 $\text{Pos}(t)$ 。

为直观地将 $T(t)$ 和 $\text{Pos}(t)$ 计算方式体现在动态模糊网络中, 图3标出了在 t_0 时刻出发的 $T(t)$ 和 $\text{Pos}(t)$ 。进一步, 假设路径 $c(s, \dots, i, \dots, n)$ 在出发时刻 t 的可能通行时间集合为 $T_c(t)$, 对应的通行时间可能性集合为 $\text{Pos}_c(t)$, 则路径 c 在出发时刻 t 的可能通行时间 $T_c(t)$ 和 $\text{Pos}_c(t)$ 可由式(7)、(8)表示。式中: s 为起点; c_{sn} 为路径 c 上从起点到某一中间节点 $V=s, \dots, i, \dots, n$ 的子路径; $T_{c_{sn}}(t) = \{\lambda_{c_{sn}}^1(t), \lambda_{c_{sn}}^2(t), \dots, \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)\}$ 和 $\text{Pos}_{c_{sn}}(t) = \{\mu_{c_{sn}}^1(t), \mu_{c_{sn}}^2(t), \dots, \mu_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)\}$ 分别表示出发时刻 t 路径 c_{sn} 可能通行时间集合和可能性集合; $G_{c_{sn}}(t)$ 表示在出发时刻 t 路径上可能通行时间的数量; $\lambda_{c_{sn}}^g(t)$ 和 $\mu_{c_{sn}}^g(t)$ 分别表示路径 c_{sn} 在出发时刻 t 时第 g 个可能通行时间和可能性。 K_g 表示通过路段可能通行

时间的数量。 $\tau_{i,j}^k(t + \lambda_{c_{sn}}^g(t))$ 和 $\mu_{i,j}^k(t + \lambda_{c_{sn}}^g(t))$ 分别表示路段在时刻 $t + \lambda_{c_{sn}}^g(t)$ 的第 k 个可能通行时间和可能性。

$$T_{c_{sn}}(t) = \begin{cases} \lambda_{c_{sn}}^1(t) + \begin{cases} \tau_{i,j}^1(t + \lambda_{c_{sn}}^1(t)) \\ \tau_{i,j}^2(t + \lambda_{c_{sn}}^1(t)) \\ \vdots \\ \tau_{i,j}^{K_1}(t + \lambda_{c_{sn}}^1(t)) \end{cases} \\ \lambda_{c_{sn}}^2(t) + \begin{cases} \tau_{i,j}^1(t + \lambda_{c_{sn}}^2(t)) \\ \tau_{i,j}^2(t + \lambda_{c_{sn}}^2(t)) \\ \vdots \\ \tau_{i,j}^{K_2}(t + \lambda_{c_{sn}}^2(t)) \end{cases} \\ \vdots \\ \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t) + \begin{cases} \tau_{i,j}^1(t + \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)) \\ \tau_{i,j}^2(t + \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)) \\ \vdots \\ \tau_{i,j}^{K_{G_{c_{sn}}(t)}}(t + \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)) \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{Pos}_{c_{sn}}(t) = \begin{cases} \mu_{c_{sn}}^1(t) \wedge \begin{cases} \mu_{i,j}^1(t + \lambda_{c_{sn}}^1(t)) \\ \mu_{i,j}^2(t + \lambda_{c_{sn}}^1(t)) \\ \vdots \\ \mu_{i,j}^{K_1}(t + \lambda_{c_{sn}}^1(t)) \end{cases} \\ \mu_{c_{sn}}^2(t) \wedge \begin{cases} \mu_{i,j}^1(t + \lambda_{c_{sn}}^2(t)) \\ \mu_{i,j}^2(t + \lambda_{c_{sn}}^2(t)) \\ \vdots \\ \mu_{i,j}^{K_2}(t + \lambda_{c_{sn}}^2(t)) \end{cases} \\ \vdots \\ \mu_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t) \wedge \begin{cases} \mu_{i,j}^1(t + \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)) \\ \mu_{i,j}^2(t + \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)) \\ \vdots \\ \mu_{i,j}^{K_{G_{c_{sn}}(t)}}(t + \lambda_{c_{sn}}^{G_{c_{sn}}(t)}(t)) \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

将式(7)、(8)得到路径 c 的通行时间 $\lambda_n(n = 1, 2, \dots)$ 和对应的可能性 $\mu_n(n = 1, 2, \dots)$ 进行整理, 其分布如式(9)所示。

$$\zeta = \begin{cases} \lambda_1, & \text{可能性为}\mu_1 \\ \lambda_2, & \text{可能性为}\mu_2 \\ \vdots & \vdots \\ \lambda_n, & \text{可能性为}\mu_n \end{cases} \quad (9)$$

式中: ζ 为离散模糊变量。通常, 假设 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$, 则离散模糊变量 ζ 的期望值可表示为

式 (10)。

$$E(\zeta) = \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i \lambda_i \quad (10)$$

$$\begin{cases} w_i = \frac{1}{2} \left[\max_{1 \leq k \leq n} (\mu_k | A_k \leq A_i) - \max_{1 \leq k \leq n} (\mu_k | A_k < A_i) + \max_{1 \leq k \leq n} (\mu_k | A_k \geq A_i) - \max_{1 \leq k \leq n} (\mu_k | A_k > A_i) \right] \\ w_i \geq 0, \text{ 且 } \sum_{i=1}^n w_i = 1 \end{cases} \quad (11)$$

如图3所示, 在一个时间窗里包括多个出发时刻, 将该时间窗内不同时刻期望通行时间进行加权, 则可得到该路径在此时间窗内的平均期望通行时间, 如式(12)所示。

$$f_c(T) = \frac{1}{D} \sum_{t \in D} E(\zeta(t)) \quad t \in D \quad (12)$$

式中: $f_c(T)$ 是路径 c 在所有可能出发时刻的平均期望通行时间; D 为出发时刻的集合。进一步, 结合式(6)和式(12), 则可得到能够描述不同路段随时间变化的累积辐射剂量模型, 如式(13)所示。

式中: ω_i 为权重系数, 可由式 (11) 得到。

$$D_{\text{section}(i-j)} = \sum_{n=1}^{m-1} \left(\frac{\dot{D}(x_n, y_n) + \dot{D}(x_{n+1}, y_{n+1})}{2} \times t_n \right) \quad (13)$$

式中: $t_n = f_n(T)$; n 为划分路段的节点数量; $\dot{D}(x_n, y_n)$ 为第 n 个节点的辐射剂量率, Sv/h; $\dot{D}(x_{n+1}, y_{n+1})$ 为第 $n+1$ 个节点的辐射剂量率, Sv/h; $f_c(T)$ 是路径 c 在所有可能出发时刻的平均期望通行时间, h。

因此, 应急车辆从疏散集合点前往至安置点疏散路径累积辐射剂量最小的路径规划模型可表示为式(14)。

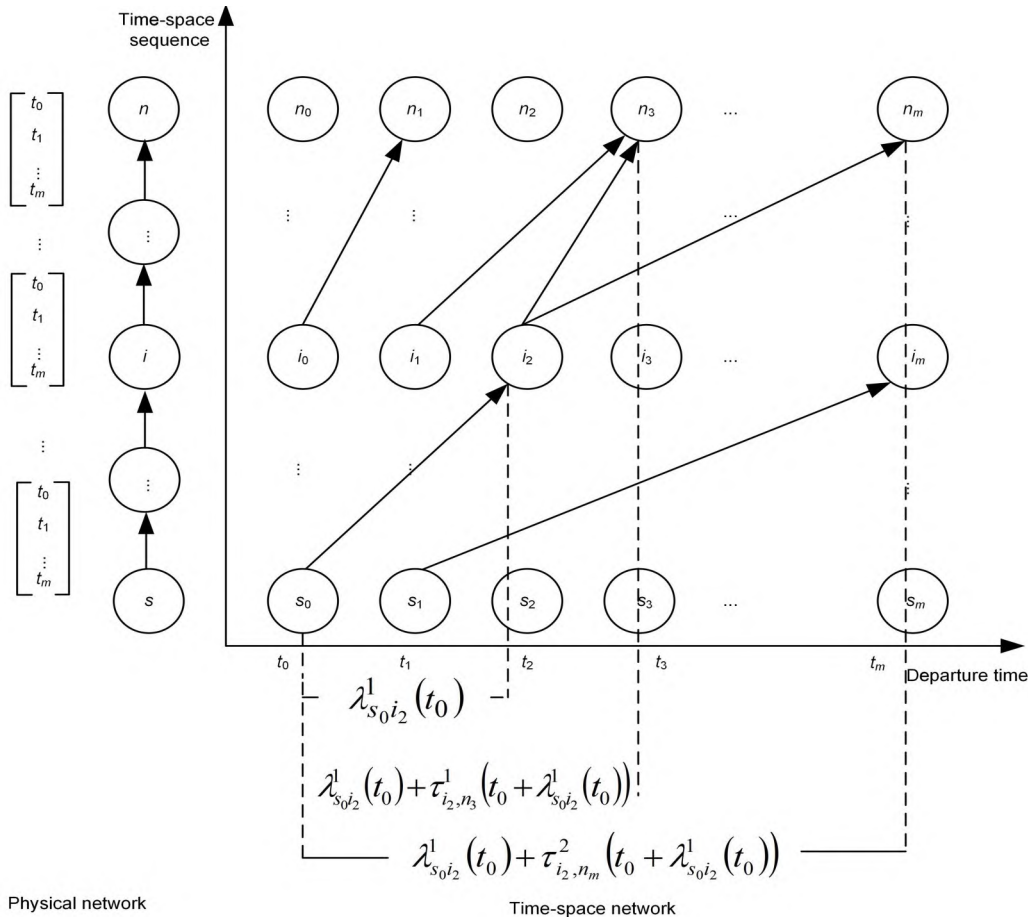


图3 动态模糊网络示意图
Fig.3 Schematic diagram of dynamic fuzzy network

$$\begin{aligned} \min f &= D_{\text{section}} \cdot x \\ \text{s.t. } x &\in \{0,1\} \end{aligned} \quad (14)$$

式中: x 为决策变量, 若选择路段 x , 则记为 1, 否则记为 0。

2 混合蚁群算法

2.1 自适应信息素更新方式

在基本蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO) 中, 通常根据每只蚂蚁目标函数值分配信息素大小对信息素矩阵进行更新, 并未根据不同路径适应度值对信息素量分配大小进行自适应调整。因此为提高 ACO 算法的寻优能力, 对当前迭代中每只蚂蚁对应的路径进行帕累托非支配排序, 通过对不同路径优劣进行等级划分, 相较于低等级的路径对高等级路径分配更多的信息素, 从而实现信息素矩阵的自适应更新方式。

对于非支配排序与非合作博弈论中消除劣势策略类似, 候选人需要考虑对手策略的同时选择一个可以获胜的策略^[24]。由于辐射环境的特殊性, 为提高疏散路径的安全性和可行性, 加入疏散路径长度对路径等级 $\text{rank}_k (k=1, 2, \dots, n)$ 进行排序。具体操作方式为: 首先计算当前迭代中蚂蚁个体得到路径的累积辐射剂量和距离, 将目标函数组成的集合记为 M , 基于非支配排序对目标函数值进行两两比较, 从而获得非支配解, 记为 rank_1 , 同时将 rank_1 中的非支配解从集合 M 中移除。然后在更新后的集合 M 中继续寻找非支配解, 记为 rank_2 , 直至 M 中的解均被移除。在当前迭代中蚂蚁个体对应的路径全部获得其帕累托排序后, 根据帕累托排序等级对疏散路径上信息素大小进行分配。随着疏散路径等级逐渐增加, 对应分配的信息素大小逐渐降低, 如图 4 所示, 信息素浓度大小由深到浅逐渐减少。

进一步, 将引入非支配排序更新方式的 ACO 算法信息素迭代过程用数学模型可表示为式 (15)。

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \\ \Delta\tau_{ij} = \sum_{m=1}^M \text{rand}_k / \text{Dose}_{ij}^m (k=1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 表示在 t 时刻从节点 i 到节点 j 路径上的信息素量; $\rho \in (0, 1)$ 表示路径上信息素蒸发系

数; $1-\rho$ 表示信息素的持久性系数; $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示蚂蚁 k 在本次迭代中留在城市 i 和城市 j 信息素量; Dose_{ij}^m 表示第 m 条路径上的累积辐射剂量。

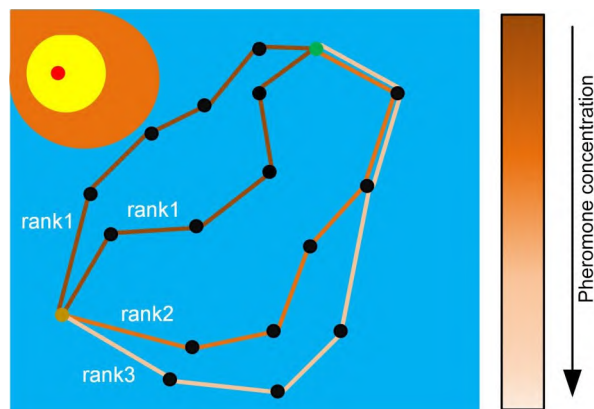


图 4 信息素浓度分布情况
Fig.4 Distribution of pheromone concentration

2.2 模拟退火算法与 ACO 混合算法

由于 ACO 算法存在易陷入局部最优的缺点, 为提高算法的寻优能力, 模拟退火算法因其具有强大的全局搜索能力被广泛应用。因此, 本文在迭代过程中采用随机因子选择需要引入模拟退火算法 (Simulated annealing, SA) 的染色体, 确保算法在一定程度上保留原始信息的情况下, 增加算法全局寻优能力。

在核应急疏散过程中, 减少疏散路径上累积辐射剂量是需要考虑的主要目标。为增加算法跳出局部最优的能力, 利用 A* 算法启发式函数对 SA 邻域搜索方法进行改进, 进一步提高算法搜索最小累积辐射剂量疏散路径的能力, 如式 (16) 所示。

$$f(n) = g_dose(n) + h_dose(n) \quad (16)$$

式中: $f(n)$ 为从初始节点到可行节点的总代价; $g_dose(n)$ 表示从初始节点到可行节点的最小累积辐射剂量; $h_dose(n)$ 表示从可行节点到终点的累积辐射剂量。

假设需要引入 A* 算法对路径影响的染色体为 $\text{Chrom}=[a, b, \dots, n]$, 改进邻域搜索算法步骤如下。

步骤 1: 随机生成范围在 $(1, \text{size}(\text{Chrom}))$ 之间的整数 num , 将 Chrom 分为 chrom_1 和 chrom_2 。

步骤 2: 以 Chrom 中 $\text{num}+1$ 个元素为起点, 选择可行的路径节点, 结合式 (13) 和式 (16) 依次计算适应度值, 选择代价最小的节点作为下一个路径节点 Node 。

步骤3：当 *Node* 为终点或者没有下一个可行节点时，结束循环。将得到的路径记为 *chrom₂'*，结合 *chrom₁* 生成优化后的路径 *Chrom'=[chrom₁, chrom₂']*。

2.3 混合蚁群算法步骤

步骤1：参数初始化。设置最大迭代次数 G_{\max} ，蚂蚁个数 m ，信息素启发式因子 α ，期望启发式因子 β ，初始信息素矩阵 $\tau_{ij}(t)$ ，循环次数 N_c 。

步骤2：循环次数 $N_c = N_c + 1$ 。

步骤3：根据 ACO 算法概率转移公式选择一个节点 j 。

步骤4：更新禁忌表。将下一节点 j 加入到禁忌表。

步骤5：判断蚂蚁个体 k 是否遍历完所有节点，即 $k < m$ ，则跳转到步骤3，否则执行步骤6。

步骤6：禁忌表中路径记为路径 *route*。

步骤7：如果 $\text{rand} > 0.5$ ，在 *route* 中引入 SA 和改进邻域搜索方式，其中 rand 为 $[0, 1]$ 的随机数。

步骤8：记录本次结果的最佳路线 *route* 和目标函数值。

步骤9：计算 *route* 的累积辐射剂量和距离，利

用帕累托解集排序方式对信息素矩阵进行更新。

步骤10：若 $N_c \geq G$ ，循环结束输出结果，否则清空禁忌表并跳转至步骤2。

3 仿真实验及结果分析

核应急区域通常包括居民区、生活区、应急指挥中心等。不同的核电站周围的建筑布局和路网情况会结合实际情况有所不同。结合 §2.1，参考 YJ 核电站和现有的核电厂周围道路情况，假设了一种核电站周围路网结构，如图 5 所示。在图 5 中，红色五角星表示事故发生地，预设了 3 个集合点位置和 1 个安置点位置，路径节点之间的弧表示可通行路段，横纵坐标表示不同路径节点所处的位置。对于每段路段离散模糊通行时间根据每条路径长度和车辆速度范围 (30~50 km/h) 估算得到。

测试利用的剂量场源项释放情况，参考了福岛核事故中 ^{131}I 向大气环境中排放的核素总的活度为 1.30×10^{17} Bq，气象条件为平均风速 2 m/s， β 射线的平均能量为 0.6 MeV， γ 射线能量为 0.3 MeV，风向为西风，其他条件不予考虑^[20]。假设核电站坐标为 (20, 200)，结合 §2.2 中烟团轨迹模型和累积辐射剂量计算模型，借助于 Matlab 模拟得到某时刻剂量场分布情况，如图 6 所示，横纵坐标可用来表示处在剂量场中的不同位置坐标。

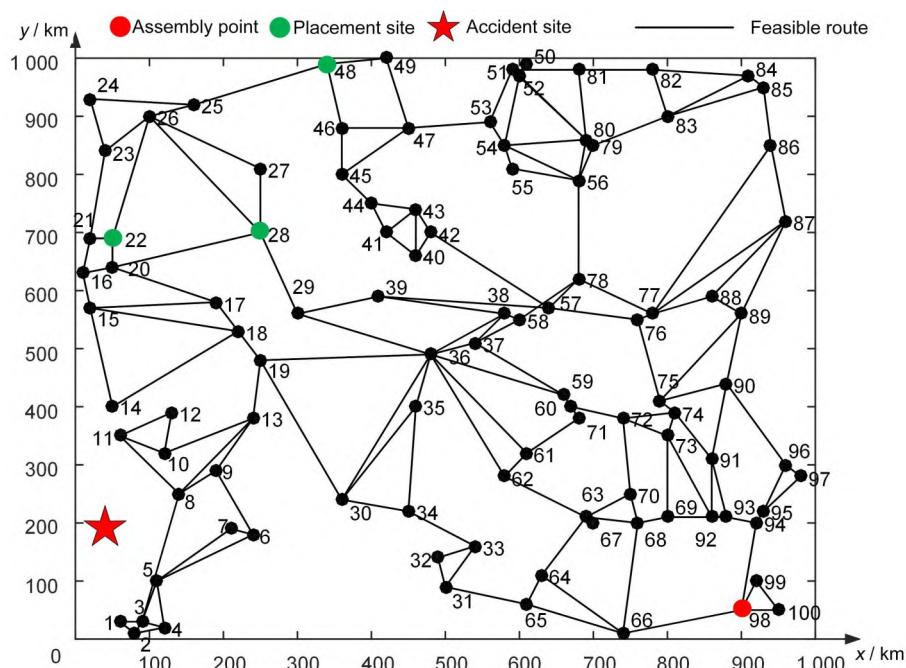


图5 核电站周围路网结构示意图
Fig.5 Schematic diagram of road network structure around a nuclear power station

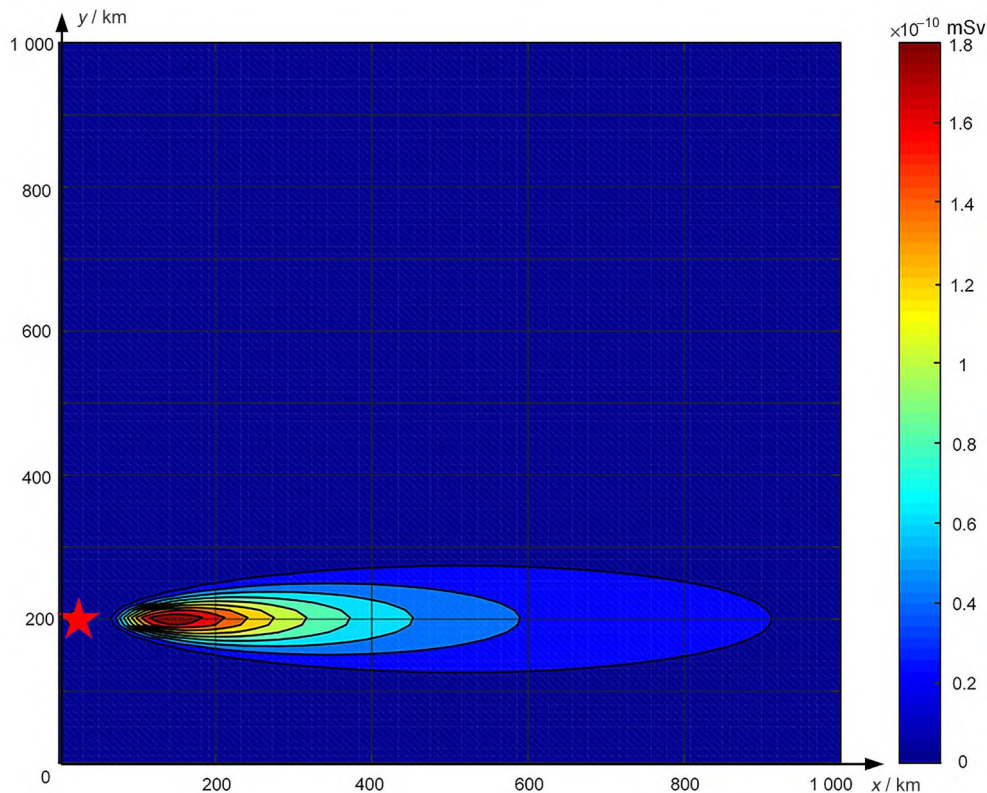


图6 辐射剂量分布情况(彩色见网络版)
Fig. 6 Distribution of radiation dose (color online)

为验证 HACO 算法的有效性,假设所有算法疏散车辆都在同一时间窗内出发,并且根据不同集合点的位置,将每种改进策略依次引入到 ACO 算法中。为方便起见,将引入了非支配排序改进

信息素更新方式的算法记为 ACO_Pareto,将引入 SA 和 A*融合策略的 ACO 算法记为 ACO_SA_A*,将加入不同策略的算法分别运行 20 次,实验结果如表 1~3 和图 7 所示。

表1 引入不同策略后疏散路径上的累积剂量和距离结果统计(集合点 48-安置点 98)
Table1 Cumulative dose and distance of evacuation path after introducing different strategies
(Gathering 48–Settlement sites 98)

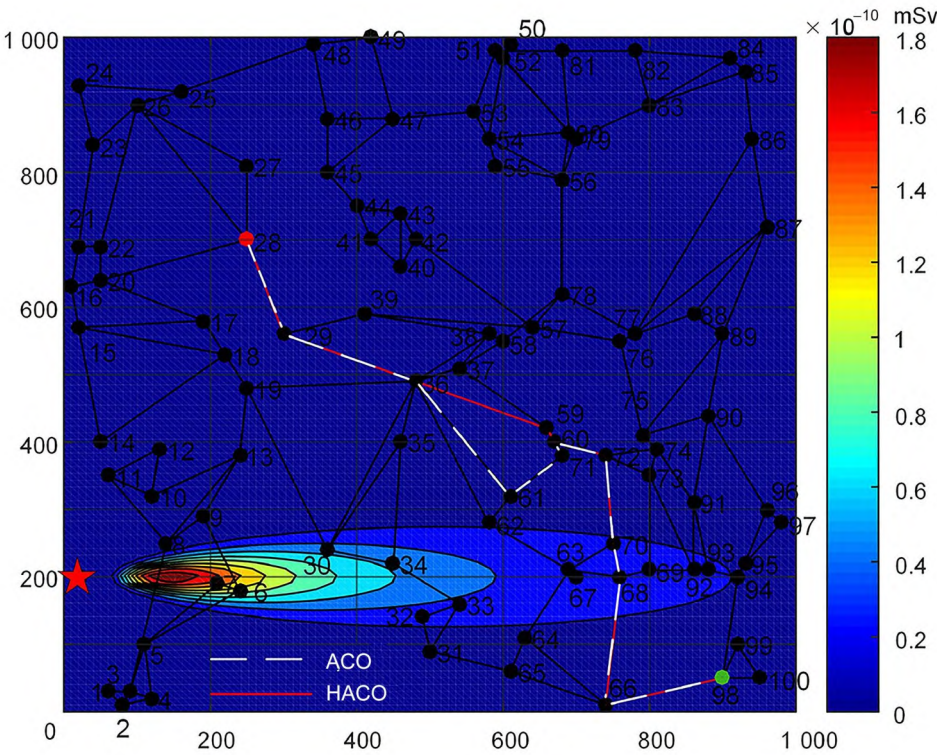
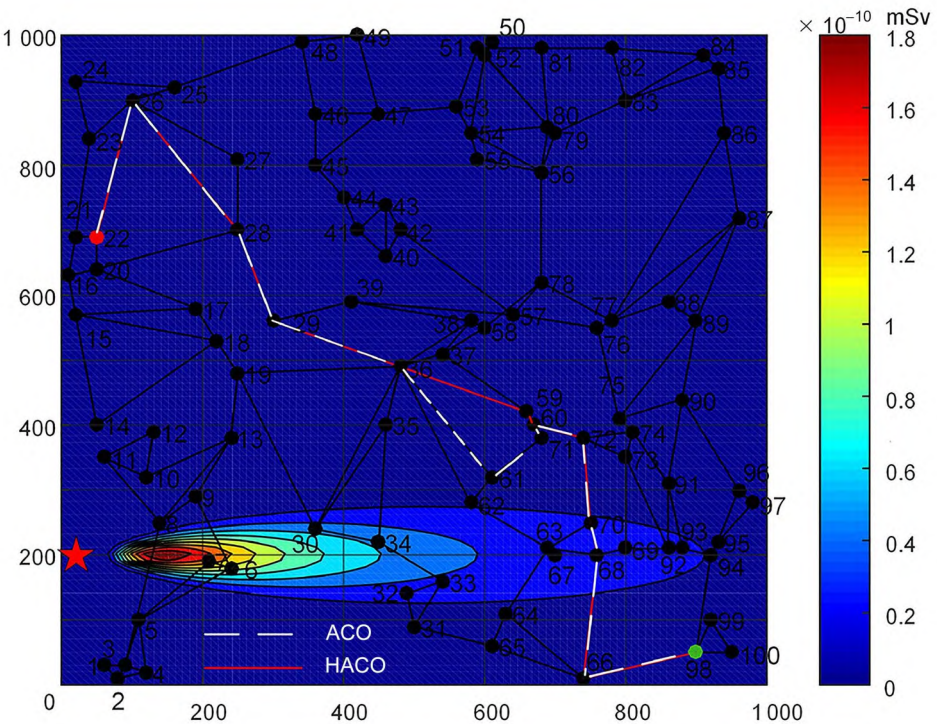
算法 Algorithms	<i>Dose_best</i> /Dis	<i>Dose_worst</i> /Dis	<i>Mean_dose</i>	<i>Std_dose</i>
ACO	$3.66\times10^{-9}/1\ 750$	$5.76\times10^{-9}/2\ 116$	5.00×10^{-9}	7.62×10^{-10}
ACO_Pareto	$5.44\times10^{-9}/1\ 734$	$5.68\times10^{-9}/1\ 440$	5.52×10^{-9}	1.86×10^{-10}
ACO_SA_A*	$5.06\times10^{-9}/1\ 734$	$5.44\times10^{-9}/1\ 734$	5.21×10^{-9}	2.02×10^{-10}
HACO	$3.63\times10^{-9}/1\ 720$	$5.44\times10^{-9}/1\ 734$	4.40×10^{-9}	8.46×10^{-10}

表2 引入不同策略后疏散路径上的累积剂量和距离结果统计(集合点 22-安置点 98)
Table 2 Cumulative dose and distance of evacuation path after introducing different strategies
(Gathering 22–Settlement sites 98)

算法 Algorithms	<i>Dose_best</i> /Dis	<i>Dose_worst</i> /Dis	<i>Mean_dose</i>	<i>Std_dose</i>
ACO	$5.12\times10^{-9}/2\ 584$	$8.22\times10^{-9}/2\ 926$	6.43×10^{-9}	1.03×10^{-9}
ACO_Pareto	$5.12\times10^{-9}/2\ 584$	$5.74\times10^{-9}/2\ 628$	5.42×10^{-9}	2.56×10^{-10}
ACO_SA_A*	$3.63\times10^{-9}/1\ 746$	$5.68\times10^{-9}/2\ 048$	2.38×10^{-9}	7.84×10^{-10}
HACO	$3.63\times10^{-9}/1\ 746$	$5.44\times10^{-9}/2\ 109$	4.03×10^{-9}	7.04×10^{-10}

表3 引入不同策略后疏散路径上的累积剂量和距离结果统计(集合点28-安置点98)
Table 3 Cumulative dose and distance of evacuation path after introducing different strategies
(Gathering 28-Settlement sites 98)

算法 Algorithms	<i>Dose_best</i> /Dis	<i>Dose_worst</i> /Dis	<i>Mean_dose</i>	<i>Std_dose</i>
ACO	5.12×10^{-9} /1 280	1.10×10^{-8} /1 416	7.90×10^{-9}	1.89×10^{-9}
ACO_Pareto	5.12×10^{-9} /1 280	7.49×10^{-9} /1 378	5.70×10^{-9}	9.17×10^{-10}
ACO_SA_A*	3.66×10^{-9} /1 167	7.79×10^{-9} /1 349	5.47×10^{-9}	1.33×10^{-10}
HACO	3.66×10^{-9}/1 167	5.68×10^{-9}/1 983	4.35×10^{-9}	8.70×10^{-10}



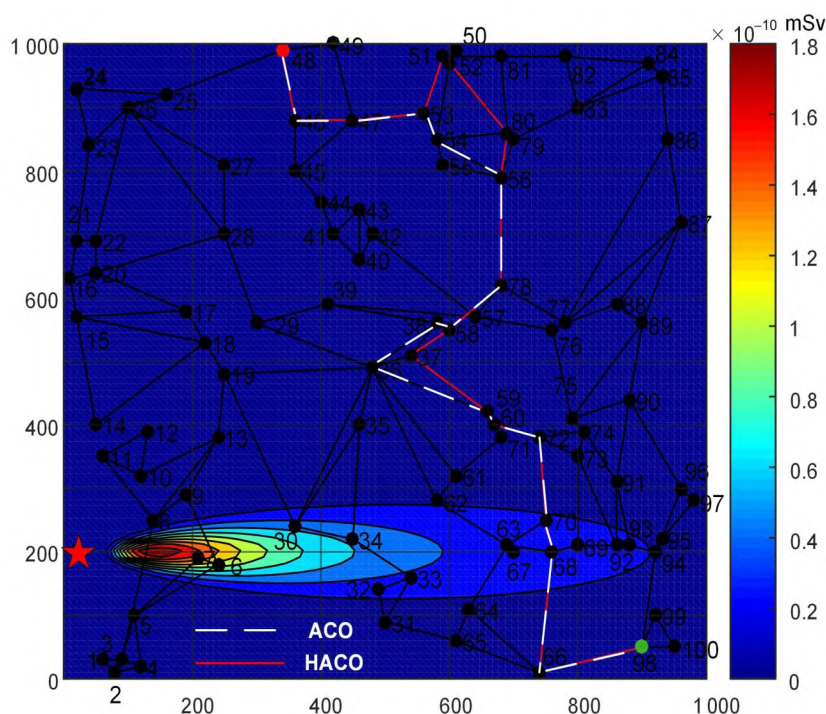


图7 ACO和HACO算法在不同集合点-安置点的最优疏散路径(彩色见网络版)
Fig.7 Evacuation path of ACO and HACO at different starting points and assembly point (color online)

$Dose_best$ 和 $Dose_worst$ 分别进行20次实验后得到的疏散路径上最优累积辐射剂量和最差累积辐射剂量(mSv), Dis 为疏散路径距离(km), $Mean_dose$ 和 Std_dose 分别为进行20次实验后, 疏散路径上累积剂量平均值(mSv)和标准差。通过分析表1~3可以得到, HACO算法相较于ACO算法, 由于在信息素更新时引入了疏散路径长度动态调整信息素大小, 可能会出现疏散路径距离减少的同时增加疏散路径上累积辐射剂量的情况, 虽然ACO_pareto算法稳定性得到显著提升, 但同时也增加了算法陷入局部最优的能力。因此, 文中进一步引入了SA和A*算法提高算法全局寻优能力。实验结果表明, ACO_SA_A*搜索得到的疏散路径累积辐射剂量和长度要明显优于ACO_Pareto算法和ACO算法, 其平均值和标准差相较于ACO算法也得到了显著提升。HACO算法相较于其他3种算法, 疏散路径上累积辐射剂量、平均值和稳定性方面都是最优的, 其稳定性相较于ACO算法提高了30%, 平均收敛值提高了31%。图7表示事故发生后环境中辐射剂量分布情况, 辐射剂量分布强度由红色到蓝色逐渐减小。图7对ACO算法和HACO算法进行20次重复实验后得到最优疏散路径进行了展示, 从图7可以更加明显看出, 无论起

点和集合点之间的路网复杂程度如何变化, HACO算法搜索疏散路径累积辐射剂量都要明显优于ACO算法。

4 结论

由于核辐射环境的特殊性, 为应急车辆提供合理的疏散路径可以有效减少辐射对于受灾人员的伤害。本研究针对核应急车辆疏散路径规划问题, 建立了随时间变化的疏散路径累积辐射剂量计算模型, 充分考虑了应急车辆疏散路径规划在核辐射环境中的特殊性以及蚁群算法存在的易陷入局部最优, 种群多样性差等问题, 提出一种混合蚁群算法。仿真结果表明, 该算法不仅提高了蚁群算法解决路径规划问题时的稳定性, 而且提高了算法的平均收敛值。在未来的研究工作中, 将会加入受灾人员恐慌情绪对疏散路径的影响, 使得算法更接近于实际核应急疏散环境。

作者贡献声明 周怀芳主要负责算法设计, 实验设计和实验数据分析; 张华主要负责文章选题, 论文指导和修改; 霍建文主要负责论文选题, 内容的指导和修改; 李林静主要负责梳理论文思路和论文校对; 陈波主要负责实验思路设计和论文校对; 林海涛主要负责选题思路和论文校对。全

体作者均已阅读并同意最终的文本。

参考文献

- 1 湛丽, 韦卫军, 邹益民. 对加强核电厂核事故应急工作的探讨[C]//中国核学会. 中国核科学技术进展报告(第二卷)—中国核学会2011年学术年会论文集第3册(核能动力分卷(下)). 北京: 中国原子能出版社, 2012: 515-520.
ZHAN LI, WEI Weijun, ZOU Yimin. Discussion on strengthening emergency work for nuclear accidents in nuclear power plants[C]//Chinese Nuclear Society. Progress report on China nuclear science & technology (Volume II)—Proceedings of the 2011 Academic Annual Conference of the Chinese Nuclear Society, Book 3 (Sub-volume of nuclear power). Beijing: China Atomic Energy Press, 2012: 515-520.
- 2 Huang X D, Du F L. Off-site emergency response of AP1000[C]//Proceedings of 2013 21st International Conference on Nuclear Engineering. Chengdu, China. ASME, 2014. DOI: 10.1115/ICONE21-16718.
- 3 Sultan M S, Chen X P, Qadeer N, *et al.* Vision guided path planning system for vehicles using infrared landmark [C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Shenzhen, China. IEEE, 2014: 179-184. DOI: 10.1109/ROBIO.2013.6739455.
- 4 Alzalloum A Q. Application of shortest path algorithms to find paths of minimum radiation dose[D]. Urbana, Illinois: University of Illinois at Urbana-Champaign, 2009.
- 5 Pei Q Y, Hao L J, Chen C H, *et al.* Minimum collective dose based optimal evacuation path-planning method under nuclear accidents[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2020, **147**: 107644. DOI: 10.1016/j.anucene.2020.107644.
- 6 Fernandes E, Costa P, Lima J, *et al.* Towards an orientation enhanced astar algorithm for robotic navigation[C]//2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). Seville, Spain. IEEE, 2015: 3320-3325. DOI: 10.1109/ICIT.2015.7125590.
- 7 Chen C, Cai J J, Wang Z, *et al.* An improved A* algorithm for searching the minimum dose path in nuclear facilities[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2020, **126**: 103394. DOI: 10.1016/j.pnucene.2020.103394.
- 8 邱滕文, 张华, 周怀芳. 基于改进人工势场-A*算法的核辐射环境路径规划[J]. *辐射研究与辐射工艺学报*, 2022, **40**(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0054.
- 9 QIU Mengwen, ZHANG Hua, ZHOU Huaifang. Path planning for nuclear radiation environments based on an improved artificial potential field A*algorithm[J]. *Journal of Radiation Research and Radiation Processing*, 2022, **40**(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0054.
- 9 赵恒柱, 杨明翰, 邓多成, 等. 期望核辐射剂量下移动机器人的路径规划[J]. *辐射研究与辐射工艺学报*, 2021, **39**(5): 050601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2021.rj.39.050601.
- 10 ZHAO Hengzhu, YANG Minghan, DENG Duocheng, *et al.* Path planning of mobile robot under expected radiation dose[J]. *Journal of Radiation Research and Radiation Processing*, 2021, **39**(5): 80-87. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2021.rj.39.050601.
- 10 郑志强, 段方, 宋国鹏, 等. 无人车路径规划算法研究综述[C]//2022年无人系统高峰论坛(USS2022)论文集, 2022: 116-120.
ZHENG Zhiqiang, DUAN Fang, SONG Guopeng, *et al.* Summary of research on path planning algorithm of unmanned vehicle[C]//Proceedings of the 2022 Unmanned Systems Summit (USS2022), 2022: 116-120.
- 11 Wang Z, Cai J J. The path-planning in radioactive environment of nuclear facilities using an improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2018, **326**: 79-86. DOI: 10.1016/j.nucengdes.2017.11.006.
- 12 韩红桂, 徐子昂, 王晶晶. 基于Q学习的多任务多目标粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2023, **38**(11): 3039-3047. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1662.
- HAN Honggui, XU Ziang, WANG Jingjing. A Q-learning-based Multi-task Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, **38**(11): 3039-3047. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1662.
- 13 Zhou H F, Zhang H, Qiu M W. Radiation avoiding algorithm for nuclear robot path optimization[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2022, **169**: 108948. DOI: 10.1016/j.anucene.2021.108948.
- 14 张广成, 何桃, 郑晓磊, 等. 基于剂量权重因子与蚁群算法耦合的核应急路径规划仿真[J]. *辐射研究与辐射工艺学报*, 2020, **38**(2): 020601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2020.rj.38.020601.
- ZHANG Guangcheng, HE Tao, ZHENG Xiaolei, *et al.* Simulation research of nuclear emergency path planning based on the coupling of dose weight factor and ant

- colony optimization[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2020, **38**(2): 020601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2020.rj.38.020601.
- 15 Tang Z H, Xie X W, Cai J J, *et al.* An optimization method of multi-objective evacuation path for off-site emergency under severe nuclear accidents[J]. Annals of Nuclear Energy, 2022, **174**: 109170. DOI: 10.1016/j.anucene.2022.109170.
- 16 魏强, 朱波, 谢长记. 核应急多约束条件下人员行动路径规划仿真研究[J]. 核动力工程, 2013, **34**(4): 176-179. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0926.2013.04.041.
WEI Qiang, ZHU Bo, XIE Changji. Simulation research on path planning of nuclear emergency decision with constraints[J]. Nuclear Power Engineering, 2013, **34**(4): 176-179. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0926.2013.04.041.
- 17 余琦, 刘原中. 分段烟羽模型和烟团模型在核事故应急中的应用比较[J]. 核科学与工程, 2001, **21**(3): 288-292. DOI: 10.3321/j.issn:0258-0918.2001.03.016.
YU Qi, LIU Yuanzhong. Application of a Gaussian segmented plume model and a Lagrangian puff model during the nuclear emergency[J]. Chinese Journal of Nuclear Science and Engineering, 2001, **21**(3): 288-292. DOI: 10.3321/j.issn:0258-0918.2001.03.016.
- 18 Terada H, Katata G, Chino M, *et al.* Atmospheric discharge and dispersion of radionuclides during the Fukushima Dai-ichi Nuclear Power Plant accident. Part II: verification of the source term and analysis of regional-scale atmospheric dispersion[J]. Journal of Environmental Radioactivity, 2012, **112**: 141-154. DOI: 10.1016/j.jenvrad.2012.05.023.
- 19 ICRP. ICRP Publication 60 radiation protection, 1990 recommendations of the international commission radiological protection[J]. Annals of the ICRP, 1991, **21**: 1-3.
- 20 王永红. 福岛核事故应急[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
WANG Yonghong. Fukushima nuclear accident emergency[M]. Beijing: Published by National Defense Industries Press, 2005.
- 21 Wang L, Gao Z Y, Yang L X. *A priori* least expected time paths in fuzzy, time-variant transportation networks[J]. Engineering Optimization, 2016, **48**(2): 272-298. DOI: 10.1080/0305215x.2015.1005081.
- 22 Zadeh L A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1978, **1**(1): 3-28. DOI: 10.1016/0165-0114(78)90029-5.
- 23 Liu B. Uncertainty theory: an introduction to its axiomatic foundation[M]. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004. DOI: 10.1007/978-3-540-39987-2.
- 24 Giagkiozis I, Purshouse R C, Fleming P J. An overview of population-based algorithms for multi-objective optimisation[J]. International Journal of Systems Science, 2015, **46**(9): 1572-1599. DOI: 10.1080/00207721.2013.823526.