

复杂约束下应急救援无人机路径的熵增强量子涟漪协同算法

王恩良 章 祯 孙知信*

(南京邮电大学江苏省邮政大数据技术与应用工程研究中心 南京 210003)
(南京邮电大学国家邮政局邮政行业技术研发中心(物联网技术) 南京 210003)

摘要: 针对自然灾害应急救援中无人机路径规划面临的复杂约束和时效性要求, 该文提出一种熵增强量子涟漪协同优化算法(E²QRSA)。该文构建了以受困人员生存概率最大化为目标的数学模型, 将生存概率随时间指数衰减的特征融入目标函数, 并综合考虑禁飞区、警戒区、动态障碍物等多重约束; 设计了基于信息熵的量子态初始化策略, 通过评估搜索空间的不确定性分布引导初始种群生成; 提出多涟漪协同干涉机制, 利用干涉场的建设性叠加强化优质解特征传播; 建立了熵驱动的参数自适应调控方法, 根据搜索熵变化率动态调整涟漪传播参数。结果表明: 与PSO, QRO, ATLA, IVCSA, SEWOA等5种算法相比, E²QRSA的平均生存概率较次优算法提升4.3%~5.4%, 显著提升了复杂灾害环境下无人机路径规划的时效性、安全性与决策科学性。

关键词: 灾害救援; 无人机路径规划; 量子涟漪优化; 信息熵; 生存概率

中图分类号: TN911.7; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)04-1708-11

DOI: 10.11999/JEIT250694

CSTR: 32379.14.JEIT250694

1 引言

随着全球气候变化加剧, 自然灾害的频率和强度显著增加, 构建高效的应急救援体系已成为保障人民生命财产安全的关键防线。无人机凭借其高机动性与快速响应能力, 在灾后信息获取、物资投送和生命探测等方面展现出显著优势, 逐步从单一监测工具发展为覆盖灾情检测、缓解、响应与准备全流程的综合救援平台^[1,2]。尤其在道路中断、地形复杂的极端环境下, 无人机可突破地理限制, 优化资源调度, 提升整体救援效率^[3]。

然而, 灾害环境下的无人机路径规划面临多重复杂约束的挑战。在空间维度, 倒塌建筑形成的禁飞区、直升机作业警戒区以及漂浮物等动态障碍限制了无人机的可行路径^[4]; 在时间维度, 受困人员生存概率随时间呈指数衰减, 对救援任务的时效性提出极高要求^[5]; 在任务维度, 则需综合考虑能量限制、动态障碍规避与多目标协同等因素。研究表明, 传统最短路径准则往往无法直接转化为最优救援路径, 必须引入服务质量(QoS)评价指标, 并在时间效率与生存概率之间进行权衡^[6]。此外, 在多无人机协同场景下, 任务分配的合理性与路径规划

的协调性也成为影响救援效果的关键^[7]。

为应对上述挑战, 各类元启发式算法被引入路径规划问题。例如, Puma优化器在高维复杂问题中表现出较强的搜索能力^[8]; 量子启发算法则通过模拟量子叠加与纠缠机制, 在保持经典计算框架的前提下显著提升了解的质量与收敛速度^[9,10], 相关改进算法在甄然等人^[11]的无人机冲突解脱等问题中也取得了良好效果。与此同时, 信息熵作为刻画不确定性的工具, 被逐步应用于优化算法的设计之中。例如, Liang等人^[12]提出的熵驱动进化算法通过平衡探索与开发过程提升搜索效率; Fernández-Sánchez等人^[13]用Alpha熵搜索重构了贝叶斯优化的获取函数; 张运凯等人^[14]基于信息熵的加权策略也在多分类器模型中用于评估预测可靠性。在工程实践方面, 自适应邻域A*算法^[15]、特征选择决策模型^[16]、双能量感知赌博机方法^[17]以及协方差矩阵自适应进化策略^[18]等, 均在特定场景下验证了多策略融合与约束处理的有效性。

尽管已有研究取得了显著进展, 仍存在若干关键问题尚未很好解决: 一是多数模型未充分考虑受困人员生存概率的时间衰减特性; 二是现有算法对高维动态约束的自适应能力有限; 三是静态优化框架难以有效处理禁飞区时变扩展、障碍物动态迁移等不确定性问题。

基于此, 本文提出一种熵增强量子涟漪协同优化算法(Entropy-Enhanced Quantum Ripple Synergy Algorithm, E²QRSA), 将量子涟漪传播机制与信息熵理论相结合, 通过熵自适应调控实现全局探索与局部开发的平衡。主要贡献包括: (1)构建

收稿日期: 2025-07-23; 改回日期: 2025-10-16; 网络出版: 2025-10-27

*通信作者: 孙知信 sunzx@niupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62272239), 江苏省农业科技创新基金(CX(22)1007), 贵州省科技支撑项目([2023]一般272)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62272239), Jiangsu Agriculture Science and Technology Innovation Fund(JASTIF) (CX(22)1007), Guizhou Provincial Key Technology R&D Program ([2023]272)

以生存概率最大化为目标的路径规划模型, 引入时间敏感性评价; (2)设计E²QRSA算法, 融合熵引导初始化、多涟漪干涉与量子纠缠机制, 提升复杂环境下的求解效率; (3)通过多尺度灾害场景实验验证算法有效性, 为应急救援决策提供技术支持。

2 问题建模

2.1 基本定义与决策变量

定义灾害场景图 $G = (V, E, O)$, 其中 $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$ 表示节点集合, v_0 为救援中心, $v_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为受困点; E 表示节点间的可行连接; O 表示环境约束集合。

决策变量包括3个层次: 路径规划变量 x_{ijk} 为0-1变量, 表示无人机 k 是否从节点 i 直接飞往节点 j ; 时间调度变量 t_{ik} 表示无人机 k 到达节点 i 的时刻; 飞行控制变量包括路径段的飞行高度 h_{ijk} 和飞行速度 v_{ijk} 。这些变量共同决定了无人机的完整飞行方案。

环境约束采用平面空间表示, 禁飞区集合 $NFZ = \{nfz_1, nfz_2, \dots, nfz_p\}$, 每个禁飞区 nfz_i 定义为空间中的凸多面体; 警戒区集合 $CZ = \{cz_1, cz_2, \dots, cz_q\}$, 除空间范围外还包含最大允许停留时间 $T_{max}^{cz_i}$; 动态障碍物集合 $DO(t) = \{do_1(t), do_2(t), \dots, do_r(t)\}$, 其位置和形状随时间变化。

2.2 生存概率目标函数

传统的路径规划多采用最小化总距离或总时间作为目标, 这种简单的线性目标函数无法反映灾害救援的本质特征。本文提出基于生存概率的目标函数, 将救援效果直接与受困人员的生存机会关联。

单个受困点的生存概率模型定义为

$$P_{sur}(i, t) = P_b(i) \cdot \exp(-\lambda_i \cdot \max(0, t - t_{cri}(i))) \quad (1)$$

该模型基于救援实践中广泛认可的时间衰减规律构建。 $P_b(i) \in [0.7, 1.0]$ 为受困点 i 的基础生存概率, 反映灾情评估系统对该点当前状况的综合评价, 其中医院、学校等关键设施因人员密集且包含脆弱群体而赋予较低值; λ_i 为衰减系数, 量化了该受困点的紧急程度, 其取值 $\lambda_i \in [0.01, 0.05]$ 为衰减系数, 根据受困人数、受困环境严重程度和资源需求紧迫性综合确定; $t_{cri}(i)$ 为临界时间阈值, 表示在此时间内生存概率保持相对稳定的安全窗口期。

对于无人机访问序列 $\pi = \{v_{i_1}, v_{i_2}, \dots, v_{i_n}\}$, 整体救援效果通过连乘形式表达, 确保任何单点的救援失败都会显著影响总体目标值。类似“木桶原理”驱动算法寻求均衡的救援方案。算法根据各点 λ_i 值动态调整访问优先级, 优先访问高衰减系数点, 使路径规划从纯几何优化转化为时间敏感的动力学决策问题。

任务执行成功概率综合考虑多个风险因素

$$P_{suc}(k, \pi_k) = P_e(k, \pi_k) \cdot P_{wea}(\pi_k) \cdot P_s(\pi_k) \quad (2)$$

其中, π_k 表示无人机 k 的飞行路径。能量成功概率 P_e 基于剩余电量和后续飞行需求计算; 天气成功概率 P_{wea} 考虑风速、能见度等气象条件对飞行的影响; 安全成功概率 P_s 反映成功规避所有障碍物和约束区域的可能性。

2.3 约束条件体系

本文设计了以下约束组, 包括:

路径连通性约束确保每个受困点被访问且仅被访问1次

$$\sum_{k=1}^m \sum_{j \in V} x_{ijk} = 1, \forall i \in V \quad (3)$$

$$\sum_{j \in V} x_{0jk} = \sum_{j \in V} x_{j0k} = 1, \forall k \quad (4)$$

流平衡约束保证路径的连续性

$$\sum_{i \in V} x_{ijk} = \sum_{l \in V} x_{jlk}, \forall j \in V, \forall k \quad (5)$$

禁飞区硬约束要求飞行路径严格避开禁飞区域。对于任意路径段 (i, j) , 其飞行轨迹 L_{ij} 必须满足

$$L_{ij} \cap nfz_p = \emptyset, \forall p \in \{1, 2, \dots, |NFZ|\} \quad (6)$$

警戒区时间约束限制无人机在警戒区内的累计停留时间

$$\sum_{\{(i,j)|L_{ij} \cap CZ_q \neq \emptyset\}} \frac{|L_{ij} \cap CZ_q|}{v_{ijk}} \leq T_{max}^{CZ_q}, \forall q, \forall k \quad (7)$$

动态障碍规避约束要求在任意时刻 t , 无人机位置 $p_k(t)$ 与障碍物保持安全距离 d_s

$$\|p_k(t) - DO_r(t)\| \geq d_s, \forall r, \forall t, \forall k \quad (8)$$

能量约束考虑飞行距离、速度、高度和负载的综合影响 E_t

$$E_t(k) = \sum_{(i,j) \in \pi_k} e(d_{ij}, v_{ijk}, h_{ijk}, w_k) \leq B_k \cdot \eta \quad (9)$$

其中, e 为能耗函数, B_k 为电池容量, η 为安全系数。

其他约束则为, 动力学约束限制无人机的飞行性能、时间窗约束要求在指定时间范围内完成任务, 属于设定最大最小值的约束, 因此不再赘述。

3 方法论

3.1 量子涟漪优化算法基础理论

量子涟漪优化算法(Quantum Ripple Optimization, QRO)是一种融合量子计算原理与波动传播机制的新型元启发式算法^[19]。该算法的核心思想源

于量子力学中的波粒二象性和水波涟漪的传播现象,通过模拟量子态的叠加与坍缩过程,以及涟漪在介质中的扩散机制,实现解空间的高效探索。在QRO算法中,每个潜在解被编码为一个 D 维量子态,表示为

$$|\psi_i\rangle = \sum_{j=1}^D (\alpha_{ij}|0\rangle_j + \beta_{ij}|1\rangle_j) \quad (10)$$

其中, $|x_j\rangle$ 表示位置态, $|p_j\rangle$ 表示动量态, α_{ij} 和 β_{ij} 为复数概率幅, 满足归一化条件 $|\alpha_{ij}|^2 + |\beta_{ij}|^2 = 1$, 该算法能够同时维持解的位置信息和搜索动量。其中 $|0\rangle_j$ 和 $|1\rangle_j$ 表示第 j 维的量子比特基态, 分别对应解空间的探索和开发状态。 α_{ij} 和 β_{ij} 为复数概率幅, 满足局部归一化条件 $|\alpha_{ij}|^2 + |\beta_{ij}|^2 = 1$ 。整个量子态满足全局归一化条件: $\sum_{j=1}^D (|\alpha_{ij}|^2 + |\beta_{ij}|^2) = D$, 因此算法可以在每个维度上同时维持探索 ($|0\rangle$ 态主导) 和开发 ($|1\rangle$ 态主导) 的叠加状态。当一个量子个体发现较优解时, 会在解空间中激发涟漪, 其传播规律遵循

$$R(r, t) = A_0 \cdot \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \cos(kr - \omega t) \quad (11)$$

其中, r 是到涟漪源的距离, A_0 是初始振幅, σ 控制涟漪的传播范围。通过多个涟漪的叠加和干涉, 算法能够在解空间中形成复杂的搜索模式, 从而发现潜在的优质解区域。然而, QRO算法在处理复杂约束优化问题时仍存在以下局限性: 涟漪传播缺乏方向性引导, 在高维复杂约束环境下搜索效率较低; 量子态更新机制相对单一, 容易陷入局部最优; 算法缺乏多个优质解之间的协同机制, 未能充分利用种群中的有益信息。

3.2 熵增强量子涟漪协同优化算法

针对基础QRO算法的不足, 本文提出熵增强量子涟漪协同优化算法 (Entropy-Enhanced Quantum Ripple Synergy Algorithm, E²QRSA)。在基础QRO算法框架上进行了系统性改进, 主要体现在量子态初始化、涟漪传播机制、参数自适应调控和个体协同进化4个方面。

(1) 基于信息熵的量子态初始化: 传统量子优化算法采用随机初始化策略, 忽略了问题空间的结构信息。E²QRSA在初始化阶段引入信息熵理论, 通过评估搜索空间不同区域的不确定性来指导初始种群分布。算法计算搜索空间的信息熵 $H(x) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \lg p(x_i)$, 其中 $p(x_i)$ 表示解在位置 x_i 的概率分布。高熵区域意味着包含更多未知信息, 可能隐藏着优质解。

在算法初始化阶段, E²QRSA首先对搜索空间进行网格划分, 计算各网格单元的局部熵值。基于熵分布构建概率密度函数, 使得初始量子态的生成偏向高熵区域。优先计算归一化的熵分布概率

$$p(x_i) = \frac{H(x_i)}{\sum_j H(x_j)} \quad (12)$$

确保 $\sum_i p(x_i) = 1$ 。然后生成满足归一化条件的初始量子态: $|\psi_0\rangle = \sum_i \sqrt{p(x_i)} |x_i\rangle$ 验证: $\langle\psi_0|\psi_0\rangle = \sum_i p(x_i) = 1$, 以确保算法从一开始就将计算资源集中在信息丰富的区域, 避免在低价值区域浪费搜索努力。

(2) 多涟漪协同干涉搜索策略: 基础QRO算法中, 各个体产生的涟漪独立传播, 缺乏相互作用。E²QRSA建立了完整的多涟漪协同干涉框架, 使得多个优质解能够通过涟漪干涉实现信息融合和特征强化。当种群中的个体发现优质解时, 会在解空间中激发涟漪。E²QRSA允许多个涟漪同时存在并相互作用, 形成复杂的干涉场

$$\Psi_t(r, t) = \sum_{k=1}^K w_k \cdot R_k(r, t) \cdot e^{i\varphi_k} \quad (13)$$

权重 w_k 根据解的质量动态分配, 使得更优的解产生更强的涟漪影响。相位因子 φ_k 使得涟漪之间能够产生建设性或破坏性干涉, 前者强化优质特征的传播, 后者抑制劣质特征的扩散。干涉场的计算采用快速傅里叶变换技术, 将空间域的涟漪叠加转换到频域进行高效计算。通过逆变换得到的干涉图样指导新解的生成: 干涉加强的区域具有更高的被选择概率, 干涉相消的区域则被避开, 因此使得算法能够自动识别和强化解空间中的优质模式。

(3) 动态参数调控机制: E²QRSA的参数调控策略基于搜索熵的实时反馈。涟漪传播半径 $\sigma(t)$ 和振幅 $A(t)$ 是影响算法性能的关键参数, 它们决定了搜索的范围和强度。涟漪传播半径的调整遵循

$$\sigma(t) = \sigma_0 \cdot \left(1 + \gamma \cdot \frac{dH}{dt}\right) \quad (14)$$

当熵变化率为正时, 表明算法正在探索新区域, 此时增大传播半径以扩大搜索范围; 当熵变化率为负时, 算法正在收敛, 减小传播半径以实现精细搜索。参数 γ 控制调整的灵敏度, 需要根据问题特征进行标定。涟漪振幅的调整采用指数衰减模型

$$A(t) = A_0 \cdot \exp\left(-\lambda \cdot \frac{H(t)}{H_0}\right) \quad (15)$$

随着搜索熵的降低，涟漪振幅逐渐增强，使得算法在收敛阶段具有更强的局部搜索能力。

(4)量子纠缠机制设计：E²QRSA引入量子纠缠机制实现精英个体间的深度信息共享。设精英个体集合 $E = \{i_1, i_2, \dots, i_e\}$ ，其对应的量子态为 $\{|\psi_{i_1}\rangle, |\psi_{i_2}\rangle, \dots, |\psi_{i_e}\rangle\}$ 。纠缠态构造为

$$|\Psi_e\rangle = \sum_{i,j \in E} c_{ij} |\psi_i\rangle \otimes |\psi_j\rangle \quad (16)$$

其中纠缠系数 c_{ij} 由个体适应度和相似度共同决定

$$c_{ij} = w_1 \cdot \frac{f(\psi_i) \cdot f(\psi_j)}{\sum_{k,l} f(\psi_k) \cdot f(\psi_l)} + w_2 \cdot \text{sim}(\psi_i, \psi_j) \quad (17)$$

纠缠强度受搜索熵调控

$$\eta_e(t) = \eta_0 \cdot \exp\left(-\frac{H(t)}{H_0}\right) \quad (18)$$

当搜索熵降低时，纠缠强度增加，促进精英个体间的基因交流；反之则保持多样性。灾害场算子定义为 \hat{H}_d

$$\hat{H}_d = -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 + V(x) \quad (19)$$

其中，势能函数 $V(x)$ 编码了约束条件

$$V(x) = \sum_p V_{\text{nfz}}(x, \text{nfz}_p) + \sum_q V_{\text{cz}}(x, \text{cz}_q) + \sum_r V_{\text{do}}(x, \text{do}_r(t)) \quad (20)$$

其中， V_{nfz} 为禁飞区势垒(趋于无穷)， V_{cz} 为警戒区势阱， V_{do} 为动态障碍物时变势场。

3.3 算法整体架构与协同机制

如图1所示，E²QRSA将熵驱动初始化、么正演化、灾害场算子、涟漪传播与干涉、量子纠缠等模块有机整合为一个完整的优化框架。算法始于基于搜索空间信息熵分布的初始化，生成偏向高熵区域的量子态种群。在迭代优化中，量子态经历么正演化和灾害场作用后坍塌为经典解；高质量解触发涟漪传播，其相遇产生的干涉图样(考虑质量权重和相位关系)形成干涉场指导后续搜索方向。同时，智能控制中心依据搜索熵及其变化率动态调节涟漪传播参数。量子纠缠机制在精英个体间建立关联，其操作强度由熵监控系统决定：低熵(收敛期)加强纠缠以融合优质基因；高熵则减少以维持多样性。

3.4 算法收敛性分析

本节提出以下定理：满足以下条件时，E²QRSA算法以概率1收敛到全局最优解的 ϵ -邻域：(1)涟漪

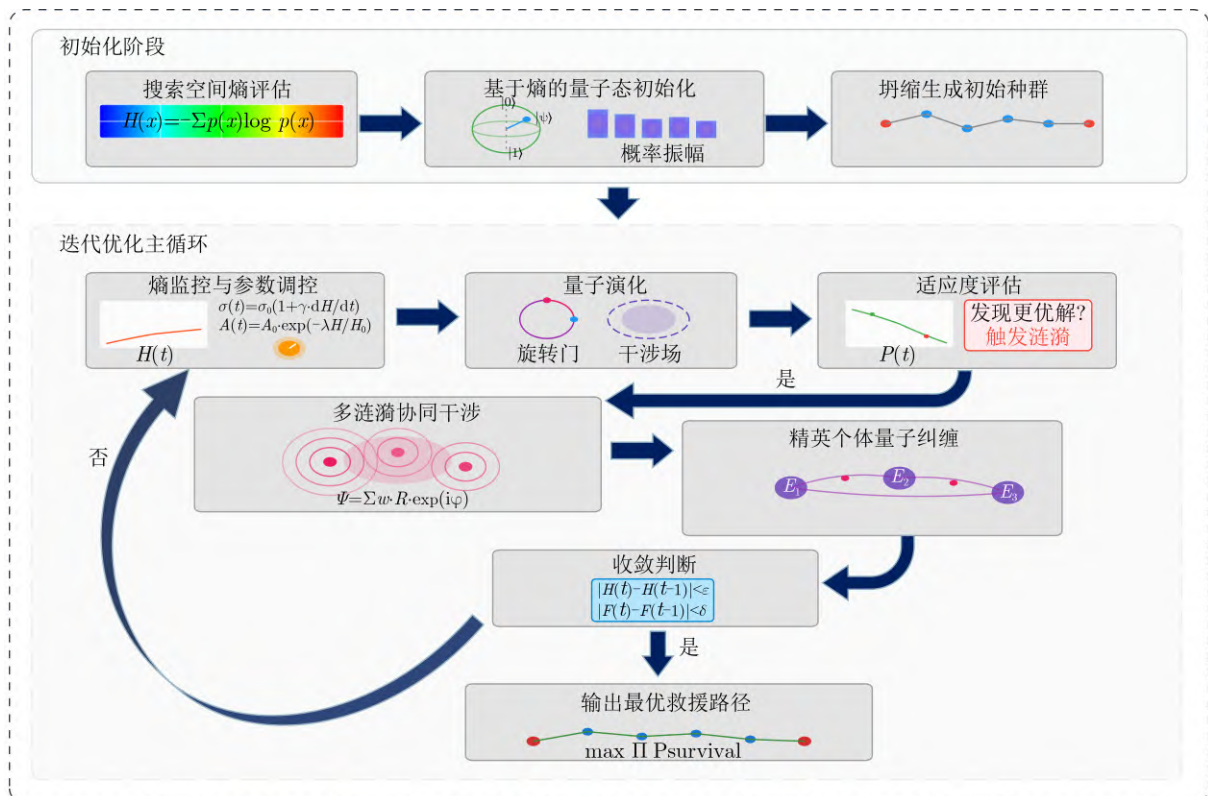


图1 E²QRSA算法框架示意图

干涉矩阵半正定；(2)量子隧穿概率满足 $P_{\text{tun}}(t) > 0$, $\forall t$ ；(3)精英保留策略确保 $P_{t+1}^* \geq P_t^*$ 。

证明：设 X 为可行解空间， $\{X_t\}_{t=0}^{\infty}$ 为算法生成的解序列，其中 $X_t = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_N^t\}$ 表示第 t 代种群。由于量子态的概率演化特性和涟漪传播的随机性， $\{X_t\}$ 构成离散时间Markov链，其转移概率核为

$$P(X_{t+1} | X_t) = \prod_{i=1}^N [\omega_1 P_{\text{qua}}(x_i^{t+1} | X_t) + \omega_2 P_{\text{rip}}(x_i^{t+1} | X_t) + \omega_3 P_{\text{ent}}(x_i^{t+1} | X_t)] \quad (21)$$

其中， P_{qua} , P_{rip} , P_{ent} 分别表示量子态坍塌、涟漪干涉和量子纠缠的生成概率，权重系数满足 $\sum_{i=1}^3 \omega_i = 1$ 。

构造Lyapunov函数

$$V(X_t) = \alpha \cdot H(X_t) + \beta \cdot (P_{\text{max}}^* - P_t^*) \quad (22)$$

其中， $H(X_t)$ 为种群分布熵， P_{max}^* 为理论最优生存概率， P_t^* 为当前最优值， $\alpha, \beta > 0$ 为权重系数。注意式(24)中第2项为 $P_{\text{max}}^* - P_t^*$ 而非 $P_t^* - P_{\text{max}}^*$ ，确保 $V(X_t) \geq 0$ 。

计算Lyapunov函数的条件期望差分

$$E[\Delta V(X_t) | X_t] = E[V(X_{t+1}) - V(X_t) | X_t] \quad (23)$$

将式(22)代入式(23)，得

$$E[\Delta V(X_t) | X_t] = \alpha \cdot E[H(X_{t+1}) - H(X_t) | X_t] + \beta \cdot E[(P_t^* - P_{t+1}^*) | X_t] \quad (24)$$

对于第1项，由于涟漪干涉的建设性叠加使优质解区域的概率密度增加，根据信息论的最大熵原理

$$E[H(X_{t+1}) - H(X_t) | X_t] \leq -\lambda_H \cdot H(X_t) \quad (25)$$

其中， $\lambda_H > 0$ 为熵衰减率。

对于第2项，精英保留机制保证 $P_{t+1}^* \geq P_t^*$ ，且量子隧穿提供改进可能

$$E[P_{t+1}^* - P_t^* | X_t] \geq P_{\text{tun}}(t) \cdot \epsilon_P \quad (26)$$

其中， $\epsilon_P > 0$ 为最小改进量， $P_{\text{tun}}(t) = \exp(-\Delta E/k_B T(t))$ 为量子隧穿概率。

将式(24)和式(26)代入式(23)，得

$$E[\Delta V(X_t) | X_t] \leq -\alpha \lambda_H H(X_t) - \beta P_{\text{tun}}(t) \epsilon_P \quad (27)$$

当 $H(X_t) > 0$ 或 $P_t^* < P_{\text{max}}^*$ 时，式(27)严格为负，表明 $V(X_t)$ 期望递减。由于 $V(X_t) \geq 0$ 且有界，根据鞅收敛定理， $V(X_t)$ 以概率1收敛。

在收敛状态下，若 $E[\Delta V(X_t) | X_t] = 0$ ，则由

式(27)可知，必有 $H(X_t) \rightarrow 0$ (种群收敛)且 $P_{t+1}^* - P_t^* \rightarrow 0$ (达到稳定点)。然而，该稳定点可能为局部最优。关键在于量子隧穿机制维持 $P_{\text{tun}}(t) > 0$ ，为逃逸局部最优提供正概率。

设算法陷入局部最优 $P_1^* < P_{\text{max}}^*$ ，由式(26)，存在正概率 $P_e = P_{\text{tun}} > 0$ 使得算法跳出当前局部最优。在充分长的运行时间下，算法访问全局最优邻域的概率趋于1。因此，E²QRSA算法以概率1收敛到全局最优解的 ε -邻域，其中 ε 由温度参数 $T(t)$ 和算法精度共同决定。

4 实验仿真

4.1 实验设置

4.1.1 测试场景构建

实验根据中国东南沿海台风灾害特征，构建了中等(50 km×50 km)与大规模(全市范围)两类测试场景。中等场景在中心20 km×20 km区域内设置15个受困点、8个圆柱形禁飞区(模拟倒塌建筑)和3个球形警戒区，并配有5个随机游走的动态障碍物。大规模场景扩展至30个受困点(医院、学校等为高优先级)、15个禁飞区(新增带状禁区)和10个动态障碍物(部分呈周期性运动)。所有场景飞行高度限300 m，受困点生存概率衰减系数 $\lambda=0.01-0.05$ ，临界救援窗口10~30 min。无人机参数参考M300 RTK，环境风速设为15 m/s以模拟台风影响。

4.1.2 对比算法选择与参数配置

选取5种代表性算法进行对比实验：(1)粒子群优化算法(PSO)，作为经典群智能算法的代表；(2)基础量子涟漪优化算法(QRO)，验证本文改进的有效性；(3)人工变性天牛算法(ATLA)^[20]；(4)全局数值改进乌鸦搜索算法(IVCSA)^[21]；(5)螺旋增强鲸鱼优化算法(SEWOA)^[22]，Zhang等人针对复杂约束优化提出的改进算法。

各算法参数设置如下：PSO采用线性递减惯性权重策略， w 从0.9递减至0.4，学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ，种群规模50；基础QRO的涟漪传播半径 $\sigma = 5$ ，振幅 $A=1$ ；ATLA的步长因子 $\delta = 0.95$ ，混沌映射采用Tent映射；IVCSA的感知概率 $AP=0.1$ ，飞行长度 $fl = 2$ ；SEWOA的螺旋系数 $b = 1$ ，收敛因子 a 从2线性递减至0。所有算法最大迭代次数设为500，种群规模统一为50，独立运行20次取统计结果。

4.2 算法综合性能评估

4.2.1 不同场景下的求解质量

本节通过两种典型灾害场景验证E²QRSA的求解性能。中等规模场景模拟局部城区受灾，包含15个受困点；大规模场景扩展至全市范围，涵盖30个受困点，表1展示了各算法统计结果。

E²QRSA在两种场景下均取得最高生存概率，相比次优SEWOA分别提升4.3%和5.4%，标准差仅为0.015和0.021。尽管引入复杂机制，其运行时间仍优于多数对比算法。算法生成的路径虽非最短但最有效，验证了生存概率目标函数的合理性——主动选择更安全及时而非距离最优的路径。

4.2.2 扩展性能测试

为验证E²QRSA的泛化能力，在CEC2017标准测试集上进行扩展评估。选取10个代表性函数：单峰函数F1-F3测试收敛精度，多峰函数F4-F6评估全局搜索能力，混合函数F11, F15和组合函数F21, F28检验复杂场景适应性。测试维度D=30，搜索域[-100, 100]^D，每算法独立运行30次，表2呈现各算法优化结果。

CEC2017测试集结果显示，E²QRSA在多峰函数F4(23.86)和混合函数F11(287.4)上取得最优，但在F5和F28上分别被SEWOA(7.23)和IVCSA(1698.7)超越，表明不同算法在特定问题结构上各有优势。Wilcoxon秩和检验(α=0.05)显示E²QRSA在6个函数上显著优于次优算法，Friedman检验平均排名为：E²QRSA(2.1), SEWOA(2.3), IVCSA(2.9), ATLA(4.0), QRO(4.7), PSO(5.0)。结果表明E²QRSA具备良好泛化性但非绝对优势，其在灾

害路径规划上的卓越表现归因于算法设计与问题特征的良好匹配——熵机制适应动态约束环境，涟漪干涉契合多目标权衡，量子纠缠促进全局协调。

4.3 算法关键机制验证与剖析

4.3.1 核心组件消融实验

为验证E²QRSA各核心组件的贡献，设计4个变体进行消融实验：V1去除熵增强机制，V2去除多涟漪协同干涉，V3去除量子纠缠机制，V4采用传统最短路径目标替代生存概率模型，表3展示了在大规模场景下各变体的性能退化情况。

去除多涟漪协同干涉(V2)性能下降最显著(9.97%)，收敛减慢37.6%，证实其为核心创新；去除熵机制(V1)后失去自适应能力，收敛变慢且约束违反率上升；量子纠缠(V3)主要维持种群多样性；采用距离目标(V4)虽收敛快但生存概率降16.67%，验证了本文目标函数的必要性。

4.3.2 熵演化过程分析

图2展示了E²QRSA运行过程中搜索熵H(t)与涟漪传播半径σ(t)的协同演化过程，直观呈现了算法自适应调控机制。

算法初始阶段，搜索熵维持在0.85以上的高位，对应的涟漪传播半径达到10.5，保证全局探索，熵值的小幅波动表述算法不断发现新可行域。

表 1 不同规模场景下各算法性能对比

算法	中等规模场景			大规模场景		
	生存概率	计算时间(s)	路径长度(km)	生存概率	计算时间(s)	路径长度(km)
E ² QRSA	0.847	42.3	163.8	0.762	138.5	394.4
SEWOA	0.812	58.7	162.5	0.723	187.3	391.2
IVCSA	0.805	54.2	164.1	0.716	176.8	395.7
ATLA	0.793	61.4	167.3	0.698	195.6	472.3
QRO	0.778	52.8	169.7	0.685	171.4	467.8
PSO	0.731	35.6	171.2	0.624	112.3	418.3

表 2 CEC2017测试函数优化结果(均值±标准差)

函数	E ² QRSA	SEWOA	IVCSA	ATLA	QRO	PSO
F1	3.67e-06±7.2e-07	2.13e-06±4.8e-07	5.48e-06±9.1e-07	1.27e-05±2.3e-06	8.94e-05±1.5e-05	4.32e-05±8.6e-06
F2	1.24e-04±2.8e-05	3.56e-04±6.1e-05	2.87e-04±9.0e-05	5.13e-04±8.7e-05	7.82e-04±1.3e-04	6.95e-04±1.1e-04
F3	68.4±12.3	57.3±9.8	52.7±8.4	74.6±13.7	89.2±15.8	96.5±17.2
F4	23.86±4.52	31.92±5.84	38.75±6.93	45.28±8.16	52.64±9.43	67.83±11.25
F5	8.74±1.95	7.23±1.62	9.86±2.14	12.47±2.78	15.38±3.21	18.92±3.87
F6	0.318±0.074	0.462±0.091	0.524±0.108	0.687±0.142	0.819±0.165	1.025±0.198
F11	287.4±32.6	342.5±38.9	386.7±44.2	425.3±49.8	478.6±55.4	532.8±61.7
F15	1326.7±87.4	1284.3±79.8	1412.5±93.6	1523.4±102.7	1687.2±113.5	1825.6±124.8
F21	423.8±18.7	467.2±22.4	492.6±25.8	518.4±28.9	564.7±32.3	612.3±35.6
F28	1823.5±67.8	1756.4±58.9	1698.7±52.3	1942.6±74.2	2087.3±81.5	2234.8±89.7

进入过渡期后，随着优质解区域的逐步明确，熵值稳定下降至0.4左右，涟漪半径相应收缩到5.8，实现了探索与开发的平衡。收敛期熵值降至0.15以下，涟漪半径维持在3.2的较小值，算法专注于局部精细搜索。

为定量分析熵变化率与解质量改进的关系，计算了滑动窗口(窗宽20代)内的相关系数。如图3所示，在算法前期和中期， dH/dt 与 ΔF 呈现显著负相关($r=-0.76$)，即熵下降越快，解质量提升越明显。这种负相关性在后期减弱($r=-0.32$)，因为此时算法已接近最优解，改进空间有限。

4.3.3 量子纠缠效应分析

量子纠缠机制实现了精英个体间的深度信息共享。图4展示了纠缠度 $\eta_{entangle}$ 随迭代过程的演化，以及其与种群多样性指标的关系。

纠缠度从0.15增至0.77，受搜索熵调控。前期低纠缠维护多样性，后期高纠缠促进优良基因传

播。种群多样性稳定在0.12，未因纠缠增强而过度下降，体现了算法的自适应平衡机制。

4.4 超参影响与鲁棒性分析

涟漪初始振幅 A_0 直接决定了优质解的传播强度。表4展示了 A_0 在 $[0.5, 2.0]$ 变化时的算法性能。

$A_0=1.0$ 时算法性能最优，过小的振幅限制了优质解的传播范围，过大则可能破坏已有的良好搜索区域。能量消耗随 A_0 增大而增加，反映了更强的涟漪传播需要更多的路径调整。

量子纠缠机制在促进精英个体信息共享的同时，也可能影响种群多样性。图5系统分析了纠缠概率对算法性能的影响。

如图5(a)所示，随着纠缠概率增加，生存概率呈现先升后降的趋势，在 $p=0.3$ 时达到峰值0.762。这种非单调变化揭示了量子纠缠的双重作用：适度的纠缠($p \in [0.2, 0.4]$)促进了优良基因在精英个体间的有效传播，加速了算法收敛；而过高的纠缠概率导致种群过早同质化，限制了算法的探索能力。图5(b)可以看出，种群多样性随纠缠概率增加而单调递减，当 $p > 0.4$ 时，多样性指标降至0.1以下，低于维持有效搜索所需的阈值。值得注意的是，算法默认参数 $p=0.3$ 恰好位于性能与多样性的平衡点。

4.5 约束满足性分析与路径规划结果

4.5.1 约束验证

能量约束决定了无人机能否顺利完成任务并安全返航，各算法规划路径的最终耗能情况如表5所

表3 核心组件消融实验结果(大规模场景)

算法变体	生存概率(最优)	相对下降(%)	收敛代数	计算时间(s)
E ² QRSA完整版	0.762	-	287	138.5
V1(无熵机制)	0.698	8.40	368	156.3
V2(无协同干涉)	0.686	9.97	395	147.8
V3(无量子纠缠)	0.714	6.30	334	142.6
V4(距离目标)	0.635	16.67	236	125.7

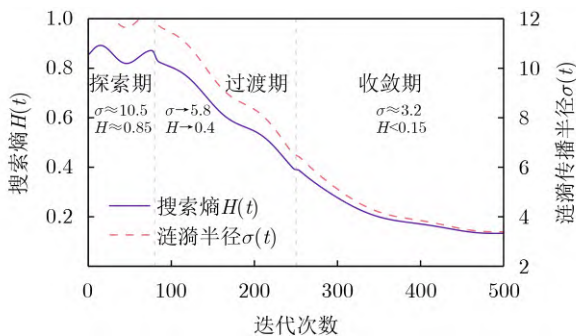


图2 搜索熵与涟漪参数的动态耦合关系

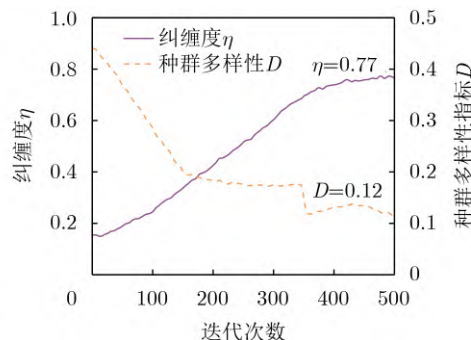


图4 纠缠度演化及其对种群多样性的影响

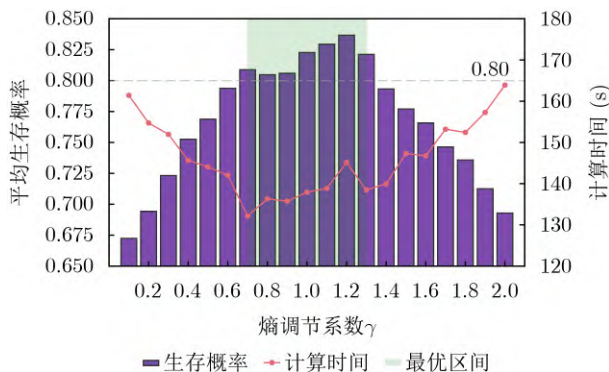


图3 熵变化率与解质量增量的相关性分析

表4 涟漪初始振幅 A_0 对算法性能的影响(大规模场景下)

A_0	生存概率	收敛代数	能量消耗(%)
0.5	0.698	412	78.3
0.8	0.736	334	81.7
1.0	0.762	287	85.2
1.2	0.745	318	88.6
1.5	0.721	365	92.4
2.0	0.682	423	96.8

示，设定10%作为电量的安全余量标准，来衡量其是否能够稳定返航。

如表5所示，E²QRSA算法的总耗能为85.2%，保留了14.8%的安全余量，成功满足了约束条件。

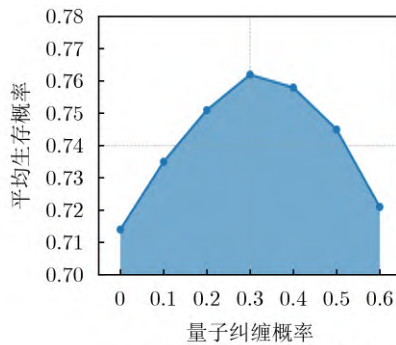
表 5 算法能量消耗与约束满足对比分析

算法	总能耗 (%)	剩余电量 (%)	安全余量	最大段耗能 (%)	能耗标准差
E ² QRSA	85.2	14.8	是	3.8	2.1
SEWOA	88.6	11.4	是	4.4	2.6
IVCSA	89.3	10.7	是	3.6	3.1
ATLA	96.8	3.2	否	5.2	4.3
QRO	97.4	2.6	否	5.8	4.8
PSO	87.4	12.6	是	4.2	4.6

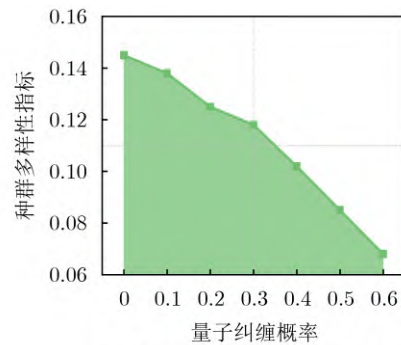
对比其他算法，E²QRSA算法的总耗能最低，对比最大耗能段，E²QRSA算法的耗能为3.8%，虽然不是所有算法中的最低值，但也与最优的IVCSA算法的3.6%相接近，保持着优秀的效能。值得注意的是，ATLA和QRO算法均未能保留充足的安全余量，考虑到现实环境的不确定性，上述两种算法均有任务失败风险。

4.5.2 三维路径规划结果

为了直观展示各算法对比E²QRSA在三维复杂环境下的规划效果，图6和图7呈现了E²QRSA对比其他5种算法在大规模环境下生成的最优路径三维视图与飞行高度视图。对比其他算法，E²QRSA算法有效规避了代表禁飞区和警戒区的静态障碍，其规划的路径具备高度的平滑性与简洁性。观察飞行

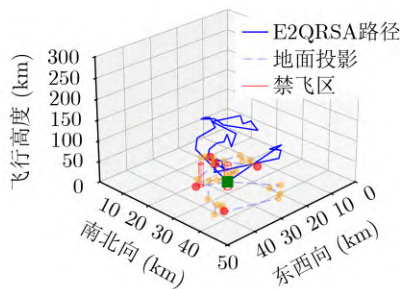


(a) 纠缠概率对生存概率的影响

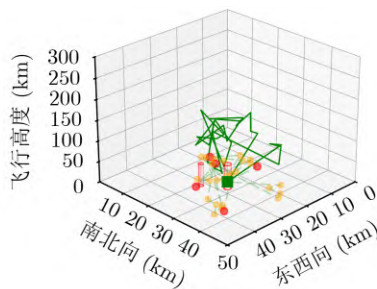


(b) 纠缠概率对种群多样性的影响

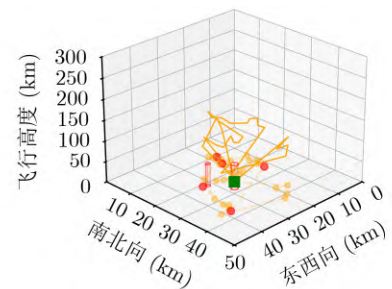
图 5 纠缠概率对算法性能的影响



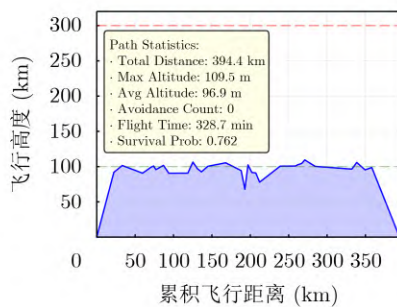
(a) E²QRSA算法
生存概率: 0.762



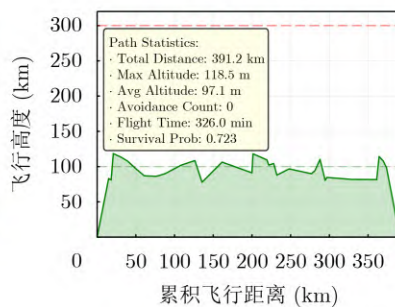
(b) SEWOA算法
生存概率: 0.723



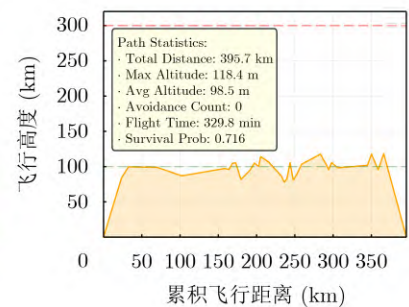
(c) IVCSA算法
生存概率: 0.716



(d) E²QRSA高度剖面分析



(e) SEWOA高度剖面分析



(f) IVCSA高度剖面分析

图 6 多算法三维路径规划对比第1组

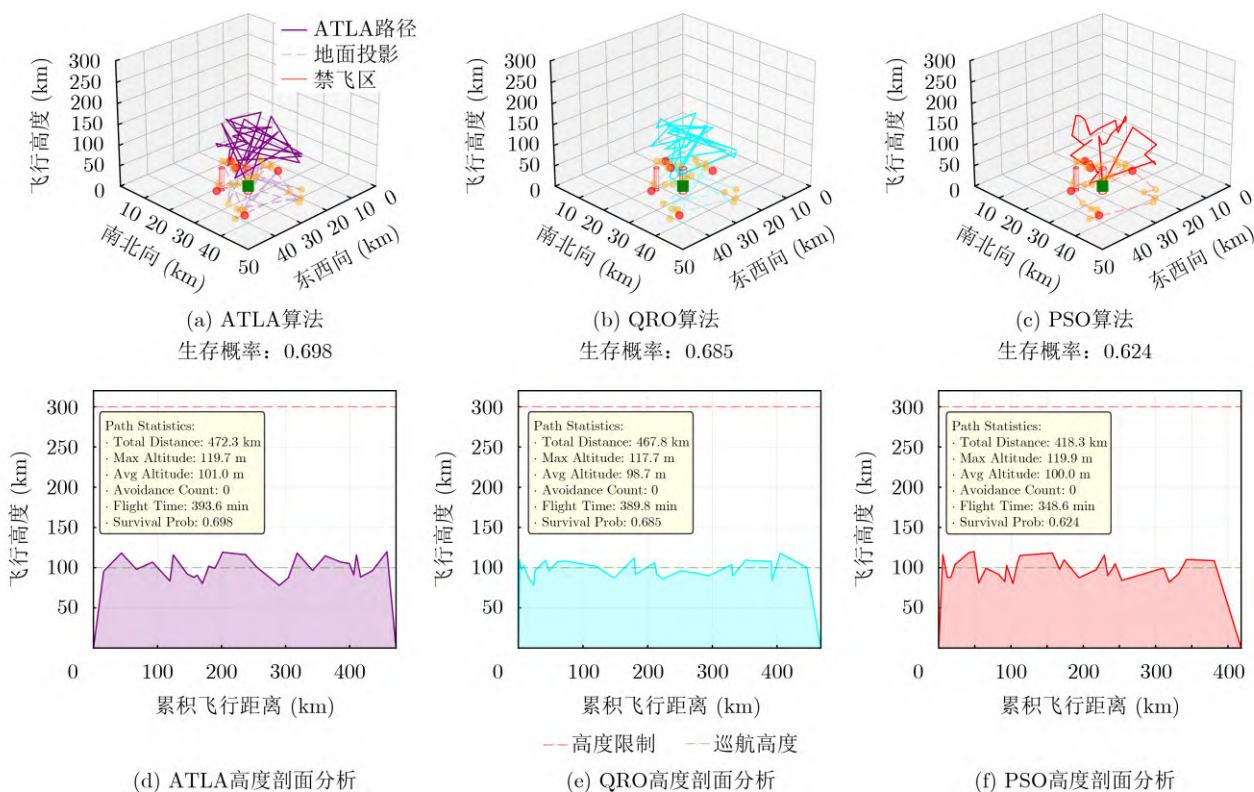


图7 多算法三维路径规划对比第2组

高度剖面可以看出, E^2QRSA 给出的路径平均飞行高度保持在96.9 m, 并能够根据障碍物的情况动态调整, 最高至109.5 m, 该最大飞行高度在所有算法中最小, 表明 E^2QRSA 能够有效运用垂直空间, 精确控制飞行高度以减少能量消耗。

5 结束语

本文针对灾害救援无人机路径规划中的复杂约束优化问题, 提出了熵增强量子涟漪协同优化算法(E^2QRSA)。该研究从实际救援需求出发, 构建了以生存概率最大化为目标的数学模型, 将被困人员的时效性生存特征纳入优化框架, 相较于传统距离目标更贴合灾害救援的本质需求; 在算法设计上, E^2QRSA 引入信息熵理论实现搜索过程的自适应调控, 利用多涟漪协同干涉机制促进优质解特征的快速传播, 并采用量子纠缠策略增强精英个体间的信息交互。实验结果表明, E^2QRSA 在不同规模灾害场景下均表现出优越性能, 在生存概率和收敛速度方面优于多种对比算法, 并在高密度动态障碍环境中保持较高任务成功率。

参考文献

[1] YUCESOY E, BALCIK B, and COBAN E. The role of drones in disaster response: A literature review of operations research applications[J]. *International Transactions in*

Operational Research, 2025, 32(2): 545–589. doi: 10.1111/itor.13484.

- [2] KHAN A, GUPTA S, and GUPTA S K. Emerging UAV technology for disaster detection, mitigation, response, and preparedness[J]. *Journal of Field Robotics*, 2022, 39(6): 905–955. doi: 10.1002/rob.22075.
- [3] 刘勇, 陈卓, 马良. 地震应急救援中卡车-无人机多目标协同调度问题及优化算法[J/OL]. *计算机应用研究*. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2025.03.0111>, 2025.
- LIU Yong, CHEN Zhuo, and MA Liang. Multi-objective cooperative scheduling optimization for truck-drone systems in earthquake emergency rescue operations[J/OL]. *Application Research of Computers*. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2025.03.0111>, 2025.
- [4] DIAO Qifeng, ZHANG Jinfeng, LIU Min, *et al.* A disaster relief UAV path planning based on APF-IRRT* fusion algorithm[J]. *Drones*, 2023, 7(5): 323. doi: 10.3390/drones7050323.
- [5] HAYAT S, YANMAZ E, BETTSTETTER C, *et al.* Multi-objective drone path planning for search and rescue with quality-of-service requirements[J]. *Autonomous Robots*, 2020, 44(7): 1183–1198. doi: 10.1007/s10514-020-09926-9.
- [6] LI Jing, XIONG Yonghua, SHE Jinhua, *et al.* Optimal path planning for unmanned aerial vehicles with multiple round-trip flights in coverage tasks[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2025, 189: 104970. doi: 10.1016/j.robot.2025.

- 104970.
- [7] 田宇, 唐阳山, 李冬月, 等. 基于改进灰狼优化算法的多无人机应急救援任务分配[J]. 现代电子技术, 2025, 48(11): 163–168. doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2025.11.025.
- TIAN Yu, TANG Yangshan, LI Dongyue, *et al.* Multi-UAV emergency rescue task planning based on improved grey wolf optimization algorithm[J]. *Modern Electronics Technique*, 2025, 48(11): 163–168. doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2025.11.025.
- [8] ABDOLLAHZADEH B, KHODADADI N, BARSHANDEH S, *et al.* Puma Optimizer (PO): A novel metaheuristic optimization algorithm and its application in machine learning[J]. *Cluster Computing*, 2024, 27(4): 5235–5283. doi: 10.1007/s10586-023-04221-5.
- [9] GHAREHCHOPOGH F S. Quantum-inspired metaheuristic algorithms: Comprehensive survey and classification[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(6): 5479–5543. doi: 10.1007/S10462-022-10280-8.
- [10] AGRAWAL R K, KAUR B, and AGARWAL P. Quantum inspired Particle Swarm Optimization with guided exploration for function optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 102: 107122. doi: 10.1016/j.asoc.2021.107122.
- [11] 甄然, 王攀, 武晓晶, 等. 基于量子遗传算法的无人机冲突解脱方法[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(17): 6963–6969. doi: 10.3969/j.issn.1671-1815.2020.17.038.
- ZHEN Ran, WANG Pan, WU Xiaojing, *et al.* A method of unmanned aerial vehicles conflict resolution based on quantum genetic algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(17): 6963–6969. doi: 10.3969/j.issn.1671-1815.2020.17.038.
- [12] LIANG Peng, CHEN Yangtao, SUN Yafeng, *et al.* An information entropy-driven evolutionary algorithm based on reinforcement learning for many-objective optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 122164. doi: 10.1016/j.eswa.2023.122164.
- [13] FERNÁNDEZ-SÁNCHEZ D, GARRIDO-MERCHÁN E C, and HERNÁNDEZ-LOBATO D. Alpha entropy search for new information-based Bayesian optimization[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2025, 322: 113612. doi: 10.1016/j.knosys.2025.113612.
- [14] 张运凯, 高金, 李青, 等. 基于信息熵的自适应多分类器交通数据插值模型[J]. 河北科技大学学报, 2025, 46(3): 248–256. doi: 10.7535/hbkd.2025yx03002.
- ZHANG Yunkai, GAO Jin, LI Qing, *et al.* Adaptive multi classifier traffic data interpolation model based on information entropy[J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2025, 46(3): 248–256. doi: 10.7535/hbkd.2025yx03002.
- [15] XU Longyan, XI Mao, GAO Ren, *et al.* Dynamic path planning of UAV with least inflection point based on adaptive neighborhood A* algorithm and multi-strategy fusion[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 8563. doi: 10.1038/s41598-025-92406-w.
- [16] ALI H, XIONG Gang, HAIDER M H, *et al.* Feature selection-based decision model for UAV path planning on rough terrains[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 232: 120713. doi: 10.1016/j.eswa.2023.120713.
- [17] AMRALLAH A, MOHAMED E M, TRAN G K, *et al.* UAV trajectory optimization in a post-disaster area using dual energy-aware bandits[J]. *Sensors*, 2023, 23(3): 1402. doi: 10.3390/s23031402.
- [18] 俞佳晨, 胡剑虹, 郑恩辉. 基于CMA-ES算法的无人机群协同救援任务分配优化[J]. 现代电子技术, 2025, 48(10): 92–96. doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2025.10.015.
- YU Jiachen, HU Jianhong, and ZHENG Enhui. UAV swarm cooperative rescue task assignment optimization based on CMA-ES algorithm[J]. *Modern Electronics Technique*, 2025, 48(10): 92–96. doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2025.10.015.
- [19] ABBAS A, AMBAINIS A, AUGUSTINO B, *et al.* Challenges and opportunities in quantum optimization[J]. *Nature Reviews Physics*, 2024, 6(12): 718–735. doi: 10.1038/s42254-024-00770-9.
- [20] HAN Xiaokuang, DU Xianjun, and YU Ping. ATLA: A novel metaheuristic optimization algorithm inspired by the mating search behavior of longicorn beetles in the nature[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2020, 782(5): 052028. doi: 10.1088/1757-899X/782/5/052028.
- [21] SHETA A, BRAIK M, AL-HIARY H, *et al.* Improved versions of crow search algorithm for solving global numerical optimization problems[J]. *Applied Intelligence*, 2023, 53(22): 26840–26884. doi: 10.1007/s10489-023-04732-z.
- [22] QU Shizheng, LIU Huan, XU Yinghang, *et al.* Application of spiral enhanced whale optimization algorithm in solving optimization problems[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 24534. doi: 10.1038/s41598-024-74881-9.
- 王恩良: 男, 博士生, 研究方向为神经架构优化、搜索算法。
章 祯: 男, 硕士生, 研究方向为深度学习算法优化、种群算法。
孙知信: 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机技术、信息网络、深度学习。
- 责任编辑: 马秀强

Entropy-Enhanced Quantum Ripple Synergy Planning Method for Emergency Path of Unmanned Aerial Vehicles Driven by Survival Probability

WANG Enliang ZHANG Zhen SUN Zhixin

(Jiangsu Postal Big Data Technology and Application Engineering Research Center, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

(National Postal Industry Technology R & D Center (Internet of Things Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract:

Objective Natural disaster emergency rescue places stringent requirements on the timeliness and safety of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) path planning. Conventional optimization objectives, such as minimizing total distance, often fail to reflect the critical time-sensitive priority of maximizing the survival probability of trapped victims. Moreover, existing algorithms struggle with the complex constraints of disaster environments, including no-fly zones, caution zones, and dynamic obstacles. To address these challenges, this paper proposes an Entropy-Enhanced Quantum Ripple Synergy Algorithm (E²QRSA). The primary goals are to establish a survival probability maximization model that incorporates time decay characteristics and to design a robust optimization algorithm capable of efficiently handling complex spatiotemporal constraints in dynamic disaster scenarios.

Methods E²QRSA enhances the Quantum Ripple Optimization framework through four key innovations: (1) information entropy-based quantum state initialization, which guides population generation toward high-entropy regions; (2) multi-ripple collaborative interference, which promotes beneficial feature propagation through constructive superposition; (3) entropy-driven parameter control, which dynamically adjusts ripple propagation according to search entropy rates; and (4) quantum entanglement, which enables information sharing among elite individuals. The model employs a survival probability objective function that accounts for time-sensitive decay, base conditions, and mission success probability, subject to constraints including no-fly zones, warning zones, and dynamic obstacles.

Results and Discussions Simulation experiments are conducted in medium- and large-scale typhoon disaster scenarios. The proposed E²QRSA achieves the highest survival probabilities of 0.847 and 0.762, respectively (Table 1), exceeding comparison algorithms such as SEWOA and PSO by 4.2~16.0%. Although the paths generated by E²QRSA are not the shortest, they are the most effective in maximizing survival chances. The ablation study (Table 3) confirms the contribution of each component, with the removal of multi-ripple interference causing the largest performance decrease (9.97%). The dynamic coupling between search entropy and ripple parameters (Fig. 2) is validated, demonstrating the effectiveness of the adaptive control mechanism. The entanglement effect (Fig. 4) is shown to maintain population diversity. In terms of constraint satisfaction, E²QRSA-planned paths consume only 85.2% of the total available energy (Table 5), ensuring a safe return, and all static and dynamic obstacles are successfully avoided, as visually verified in the 3D path plots (Figs. 6 and 7).

Conclusions E²QRSA effectively addresses the challenge of UAV path planning for disaster relief by integrating adaptive entropy control with quantum-inspired mechanisms. The survival probability objective captures the essential requirements of disaster scenarios more accurately than conventional distance minimization. Experimental validation demonstrates that E²QRSA achieves superior solution quality and faster convergence, providing a robust technical basis for strengthening emergency response capabilities.

Key words: Disaster relief; UAV path planning; Quantum ripple optimization; Information entropy; Survival probability