中国科学 : 物理学 力学 天文学 2026 年 第 56 卷 第 6 期 : 260313
SCIENTIA SINICA Physica, Mechanica & Astronomica physcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文

面向应急物资储备库选址优化的多目标量子遗传算法

杜一康, 杨文光*, 李强丽

应急管理大学理学院, 廊坊 065201
*联系人, E-mail: yangwenguang@ncist.edu.cn

收稿日期: 2025-09-11; 接受日期: 2025-10-27; 网络出版日期: 2026-01-23
中央引导地方科技发展资金(编号: 246Z4701G)、中央高校基本科研业务费(编号: 3142023051)和河北省高等学校科学研究重点项目(编号: ZD2022165)资助

摘要 应急物资储备库是确保应急救援效率与响应能力的核心基础设施. 针对应急物资储备库选址优化问题, 本文构建了多目标优化模型, 其目标是最小化道路网络运输距离和灾害风险, 从而提高应急救援的效率和可靠性. 本文提出一种多目标量子非支配排序遗传算法, 以解决传统智能优化算法在道路网络运输距离与灾害风险多目标优化中因容易陷入局部最优而难以逼近帕累托前沿的问题. 该算法利用量子比特纠缠机制改善了解集的分布多样性, 并采用自适应旋转门高效更新个体量子态, 从而提升解空间的全局搜索能力. 以北京市16个行政区为研究对象, 对算法在道路网络运输距离与灾害风险管控优化中的性能进行评估, 并与传统多目标优化算法进行对比验证. 经过10次独立实验, 本算法获得的帕累托前沿解集平均覆盖率达到77.41%, 在帕累托前沿上, 道路网络运输距离和灾害风险的最小值分别可达到357.40和478.47. 与传统非支配排序遗传算法II、多目标粒子群优化算法及多目标霜冰优化算法相比, 帕累托前沿解集占比分别提高了61.75%、70.48%和77.41%, 帕累托前沿解集占比优于对比算法, 显示出在解集质量和多样性上的明显优势. 本算法在道路网络运输距离、灾害风险管控优化效果、路径规划合理性及布局均衡性方面均优于传统算法, 说明多目标量子非支配排序遗传算法在应急物资储备库选址优化中具有显著优势和实际应用价值.

关键词 多目标优化, 量子遗传算法, 选址优化

PACS: 03.67.Ac, 07.05.Rm, 03.65.-w

1 引言

在突发事件频发的背景下, 应急服务设施的选址与物资分配问题已成为学术界与实践领域的研究重点. 现有研究主要集中在三个方向: 不确定性与鲁棒优化[1]、智能优化与算法融合[2], 以及场景化应用与公平性研究[3].

鲁棒优化方法目前在提升解的稳定性和抗不确定性方面表现出明显优势, 但也存在局限. 文献[4, 5]指出, 鲁棒优化往往导致解较为保守, 使得选址方案在部

引用格式: 杜一康, 杨文光, 李强丽. 面向应急物资储备库选址优化的多目标量子遗传算法. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2026, 56: 260313
Du Y, Yang W, Li Q. Multi-objective quantum genetic algorithm for site selection optimization of emergency material reserves (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2026, 56: 260313, doi: 10.1360/SSPMA-2025-0388

© 2026 《中国科学》杂志社

分情境下可能无法达到最优; 其对不确定集依赖较强, 若不合理设定不确定集, 可能出现过度鲁棒或不足鲁棒的问题. 此外, 鲁棒模型计算复杂度高, 难以在大规模问题中高效求解, 且现有研究多集中于单一或少数不确定因素, 未能充分反映现实中多源复杂不确定性的综合影响.

值得注意的是, 智能优化算法在应急设施选址中展现出较强适应性, 但在处理多目标或大规模问题时仍面临挑战. 文献[6,7]表明, 这类算法容易陷入局部最优, 其收敛速度和迭代效率受初始参数与个体分布影响显著. 同时, 现有模型对实际环境约束的考虑仍不充分, 例如, 路径规划和行驶速度的简化处理可能影响选址精度; 模型输出的不确定性也尚未得到充分分析, 需要敏感性分析以识别对总成本或系统性能影响显著的关键因素, 从而提升决策的可靠性和实用性.

近年来, 量子计算的快速发展为智能优化提供了新的研究思路. 传统遗传算法在处理大规模问题时, 仍存在早熟收敛、搜索效率低和易陷入局部最优的不足. 然而, 量子遗传算法通过引入量子比特、量子门和叠加态等量子计算概念, 使个体能够以概率幅形式表示, 从而在有限种群规模下实现更强的信息表达能力与并行搜索能力[8,9]. 这种特性使得量子遗传算法在搜索空间覆盖率、全局收敛性以及计算效率方面, 相比传统遗传算法表现出更显著的优势. 例如, 在遥感卫星调度问题中, 引入多自适应策略的高阶量子遗传算法显著提高了调度效率和全局优化性能[10]; 在无线通信中, 基于量子遗传算法的频谱分配算法能够在较少迭代次数下快速逼近最优解, 其性能优于传统图论着色方法[11]; 在车辆路径规划中, 结合梯度统计突变机制的量子遗传算法有效克服了局部极值陷阱, 从而获得更短且更平滑的路径[12]. 这些研究充分表明, 量子遗传算法在处理复杂优化问题时, 表现出优于传统遗传算法的适应性和求解能力.

引入量子比特的目的在于利用其幅度与相位的复数表示及叠加态特性, 使算法能够在同一代中并行探索更广阔的解空间. 量子旋转门通过连续可调的角度控制, 在全局探索与局部开发之间实现自适应平衡, 从而有效避免早熟收敛并提升搜索效率. 相比于经典概率模型, 量子比特的相位干涉机制可实现方向性反向搜索, 增强算法跳出局部最优的能力. 因此, 在多目标优化中引入量子比特具有明确的理论合理性与实际必要性. 为此, 本文提出多目标量子非支配排序遗传算法(Multi-Objective Quantum Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, MOQNSGA), 通过量子比特编码与自适应旋转操作相结合, 在多目标优化中兼顾全局搜索与局部开发能力, 实现运输距离最小化与灾害风险管控最优的双重目标. 基于此机制, 对算法进行了评估. 对比结果显示, MOQNSGA相较于非支配排序遗传算法II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II)、多目标粒子群优化算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)和多目标霜冰优化算法(Multi-Objective Rime Optimization Algorithm, MORIME)表现出更优的性能. 在逼近帕累托前沿、提升解集覆盖度与收敛性方面, MOQNSGA均具有显著优势. 同时, 该算法能够在运输效率与灾害风险控制之间实现良好平衡, 使选址与路径布局更加合理均衡, 从而增强应急供应网络的稳定性与韧性. 这些结果验证了MOQNSGA在复杂多目标优化问题中的有效性和应用价值.

本文结构安排如下: 第2节介绍选址优化的数学模型; 第3节阐述MOQNSGA算法的构建过程; 第4节对模型进行求解, 并与其他算法进行对比分析; 第5节给出结论并展望未来研究.

2 优化选址数学模型

2.1 假设条件

本文在以下假设条件下进行建模: 模型不考虑所有规划场景下的运输时间成本及供应点建设成本; 假设每个供应点配备的运输车辆、人员及物资充足, 能够完全满足该供应点所负责的受灾点的需求; 所有物资在运输过程中均通过中型货车运输, 且不区分物资类别. 在此基础上, 本文针对多供应点与多受灾点的选址及路径分配问题构建了一个双目标优化模型, 旨在满足可行性约束的条件下, 协调应急响应速度与运输安全性.

2.2 数学模型构建

为了确保应急物资能够通过最短道路网络运输路径送达受灾区域, 从而提升应急响应效率和资源利用效率, 本文建立了总道路网络运输距离指标f_1, 该指标

通过累加所有受灾点与相关供应点之间的道路网络运输距离计算, 如式(1)所示:

$$\min f_1 = \sum_{i\in M}\sum_{j\in N}\alpha_{ij}P_{ij}, \tag{1}$$

$$P_{ij} > 0, \tag{2}$$

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若供应点}j\text{为受灾点}i\text{提供物资}, \\ 0, & \text{否则}, \end{cases} \tag{3}$$

其中, $i \in M$和$j \in N$分别表示受灾点和供应点的索引, α_{ij}为供应指示变量, 当供应点j为受灾点i提供物资时取值为1, 否则为0, 如式(3)所示. P_{ij}表示由供应点j到受灾点i的道路网络运输距离. 指标f_1通过累加所有受灾点与供应点之间的道路网络运输距离, 反映了整个应急物流网络的路径长度, 从而用于优化应急物资配送的效率.

除了道路网络运输距离因素外, 还应考虑将供应点设置在灾害发生频率较低的区域, 以降低其潜在风险. 然而, 为保证对受灾区域的及时响应和物流效率, 供应点不宜与受灾点相距过远. 鉴于灾害事件通常呈辐射状空间传播特性, 本文采用供应点与受灾点之间的欧氏距离来反映其空间几何关系, 以更贴近实际的风险扩散过程. 基于上述考虑, 建立灾害风险-几何成本指标f_2, 如式(4)所示:

$$\min f_2 = \frac{1}{2}u + \frac{1}{2}v, \tag{4}$$

其中, u和v分别由式(5)和(6)计算得到:

$$u = \sum_{i\in M}\sum_{j\in N}\alpha_{ij}\frac{\eta_j}{U_i}, \tag{5}$$

其中, U_i表示受灾点i的历史灾害发生次数, η_j表示供应点j所在区域的历史灾害次数. 指标u通过灾害频率比值加权, 反映了供应点配置的潜在风险.

$$v = \sum_{i\in M}\sum_{j\in N}\eta_j\sqrt{(x_i-\bar{x}_j)^2+(y_i-\bar{y}_j)^2}, \tag{6}$$

其中, (x_i, y_i)和$(\bar{x}_j, \bar{y}_j)$分别表示受灾点i和供应点j的地理坐标. 通过欧氏距离衡量供应点与受灾点之间的空间接近程度, 并结合供应点所在区域的历史灾害次数η_j, 这一指标即为v, 能够更贴近实际的灾害扩散特性和空间几何关系.

3 多目标量子非支配排序遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一类基于自然选择与遗传机制的全局优化方法, 通过选择、交叉和变异等操作对种群进行进化迭代, 以逼近最优解. 其良好的全局搜索能力和灵活的算子设计, 使其在多目标优化中得到了广泛应用[13]. 其中, Verma等人[14]和Yang等人[15]指出, NSGA-II通过快速非支配排序、拥挤距离计算和精英保留机制, 实现了较优的帕累托前沿分布与收敛性能. 然而, 该算法在高维复杂问题中仍易出现早熟收敛和局部最优现象.

为提升搜索效率与解集多样性, 本文在NSGA-II框架的基础上引入量子计算思想, 构建MOQNSGA. 该算法利用量子态叠加与概率振幅机制实现个体编码与搜索过程的并行化, 避免传统实数编码在高维空间中的搜索受限问题. 与已有的量子启发式算法相比[16–18], MOQNSGA去除了外部存档机制, 避免了因固定清理频率或参数设置不当导致的存档膨胀与优解丢失.

在算法设计上, MOQNSGA采用二比特纠缠机制增强量子交叉的关联性, 从而实现信息的高效传递; 同时通过自适应旋转更新策略动态调节搜索方向, 在全局探索与局部开发之间保持平衡. 该机制提升了帕累托前沿的分布均衡性与解集多样性. 算法的整体流程如图1所示.

3.1 MOQNSGA初始化操作

在MOQNSGA的初始化阶段, 首先, 设定种群规模S、最大迭代次数T、问题维度D以及量子比特长度Q. 随后, 对每个个体在每一维度上构造量子态矩阵$\boldsymbol{\psi}_i^j$ $(i \in S, j \in D)$, 其中每个量子比特由振幅$\alpha_i^{(j,k)}$与$\beta_i^{(j,k)}$随机初始化, 并满足归一化约束条件$|\alpha_i^{(j,k)}|^2 + |\beta_i^{(j,k)}|^2 = 1, k = 1, 2, \cdots, Q$, 如式(7)所示. 然后, 通过测量操作对$\boldsymbol{\psi}_i^j$进行坍缩, 并将所得二进制序列按照式(9)转换为十进制数值, 以用于适应度计算, 其中坍缩与进制转换过程分别由式(8)和(9)描述. 最后, 形成完整种群$\boldsymbol{X}$, 其表示形式如式(10)所示, 并据此计算适应度函数值.

$$\boldsymbol{\psi}_i^j = \begin{bmatrix} \alpha_i^{(j,1)} & \alpha_i^{(j,2)} & \cdots & \alpha_i^{(j,Q)} \\ \beta_i^{(j,1)} & \beta_i^{(j,2)} & \cdots & \beta_i^{(j,Q)} \end{bmatrix}, \tag{7}$$

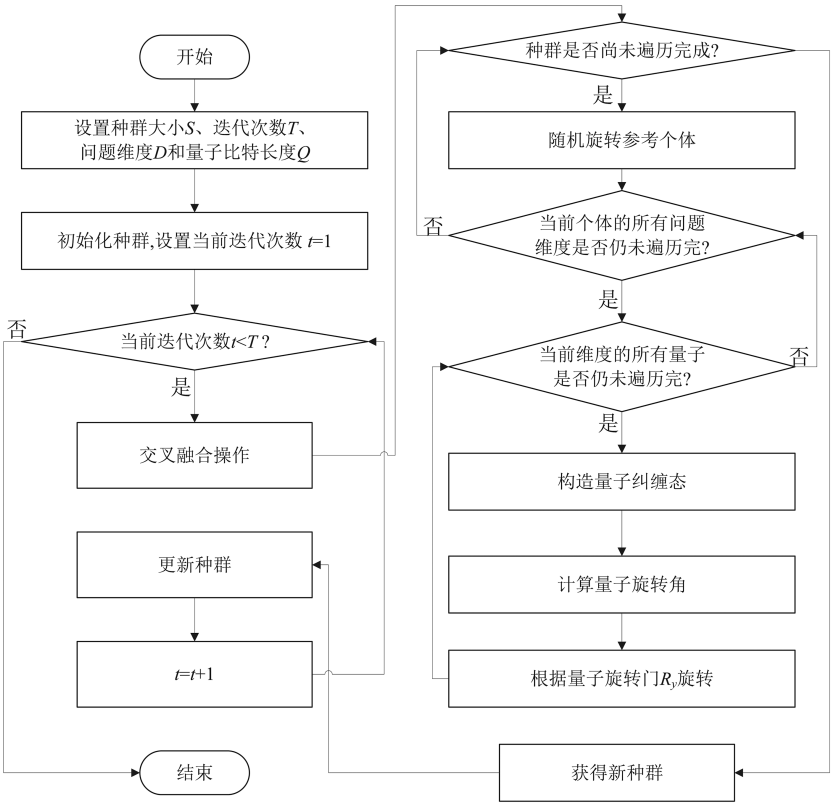


图 1 MOQNSGA流程图

Figure 1 MOQNSGA flow chart.

其中, $\boldsymbol{\psi}_i^j$表示第i个个体($i \in S$)在第j个问题维度($j \in D$)上的量子比特矩阵, 每一维度由Q个量子比特构成. 矩阵中的元素$\alpha_i^{(j,k)}$与$\beta_i^{(j,k)}$分别对应第k个量子比特($k = 1, 2, \cdots, Q$)在基态$|0\rangle$与$|1\rangle$下的概率振幅, 并满足归一化约束$|\alpha_i^{(j,k)}|^2 + |\beta_i^{(j,k)}|^2 = 1$.

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{b}_i^j = (b_i^{(j,1)}, b_i^{(j,2)}, \cdots, b_i^{(j,Q)}), \\ &b_i^{(j,k)} = \begin{cases} 1, & \xi_i^{(j,k)} > |\alpha_i^{(j,k)}|^2, \\ 0, & \xi_i^{(j,k)} \leqslant |\alpha_i^{(j,k)}|^2. \end{cases} \end{aligned} \tag{8}$$

式(8)描述了量子比特的测量过程, 其中$\boldsymbol{b}_i^j$表示第i个个体在第j维度上的二进制测量结果向量. 每个测量结果$b_i^{(j,k)}$由服从均匀分布的随机数$\xi_i^{(j,k)} \sim \text{Uniform}(0,1)$决定: 当$\xi_i^{(j,k)} > |\alpha_i^{(j,k)}|^2$时, $b_i^{(j,k)} = 1$, 否则$b_i^{(j,k)} = 0$.

$$x_i^j = \sum_{k=1}^{Q} 2^{Q-k} b_i^{(j,k)}. \tag{9}$$

在式(9)中, 将二进制向量$\boldsymbol{b}_i^j$转换为十进制数.

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & \cdots & x_1^j & \cdots & x_1^D \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_i^1 & \cdots & x_i^j & \cdots & x_i^D \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_S^1 & \cdots & x_S^j & \cdots & x_S^D \end{bmatrix}_{S \times D}. \tag{10}$$

在式(10)中, 定义了种群矩阵$\boldsymbol{X} \in \mathbb{R}^{S \times D}$, 其行向量对应不同个体, 列向量对应不同维度的十进制编码, 从而为适应度计算提供数学基础.

3.2 MOQNSGA交叉变异融合操作

如算法1所示, 在每次迭代过程中, 首先, 随机选取参考个体X_r ($r \in S$)的单比特量子态$|\psi_r^{(j,k)}\rangle$, 并通过张量积将其与当前个体X_i ($i \in S$)的单比特量子态$|\psi_i^{(j,k)}\rangle$组合, 构造二比特复合态$|\gamma_i^{(j,k)}\rangle$, 如式(11)所示. 然后, 在计

算法 1 交叉变异融合操作

Require: 种群$\boldsymbol{X}=\{X_1,\cdots,X_S\}$, 量子比特长度$Q$, 决策变量维度$D$
Ensure: 更新后的新种群$\boldsymbol{Y}$
for 每个个体$i\in\{1,\cdots,S\}$ **do**
  随机选择参考个体$r\in\{1,\cdots,S\}$
  for 每个决策变量$j\in\{1,\cdots,D\}$ **do**
    for 每个量子比特$k\in\{1,\cdots,Q\}$ **do**
      取父代量子比特: $(\alpha_i^{(j,k)},\beta_i^{(j,k)})$, $(\alpha_r^{(j,k)},\beta_r^{(j,k)})$
      构造二比特纠缠态:
        $|\gamma_i^{(j,k)}\rangle=\alpha_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|00\rangle+\cdots+\beta_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|11\rangle$
      计算测量概率分布: $\boldsymbol{P}_i^{(j,k)}=(P_{|00\rangle},P_{|01\rangle},P_{|10\rangle},P_{|11\rangle})$
      根据$\boldsymbol{P}_i^{(j,k)}$随机抽取测量结果s
      根据s生成中间单比特态$|q_i^{(j,k)}\rangle$
      计算旋转角度: $\theta_i^{(j,k)}=\rho\left(\arccos|\alpha_r^{(j,k)}|-\arccos|u_i^{(j,k)}|\right)$
      构造旋转矩阵$\boldsymbol{R}_y$并更新量子比特: $\omega_i^{(j,k)}=\boldsymbol{R}_y\begin{bmatrix}\alpha_i^{(j,k)}\\ \beta_i^{(j,k)}\end{bmatrix}$
    end for
  end for
  将更新后的量子比特测量并转换为新个体y_i
end for
return $\boldsymbol{Y}=\{y_1,\cdots,y_S\}$

算基$|00\rangle$, $|01\rangle$, $|10\rangle$和$|11\rangle$下计算测量概率分布$\boldsymbol{P}_i^{(j,k)}$, 其中各基态的概率由概率振幅的模平方决定, 如式(12)所示. 继而, 依据该概率分布$\boldsymbol{P}_i^{(j,k)}$采样得到测量结果s, 实现将二比特复合态映射为单比特中间态的采样过程, 据此确定单比特中间态$|q_i^{(j,k)}\rangle$, 如式(13)所示. 进一步计算概率振幅$u_i^{(j,k)}$与概率振幅$\alpha_r^{(j,k)}$对应的Bloch极角差$\theta_i^{(j,k)}$, 如式(14)所示. 接下来, 对量子态$|\psi_i^{(j,k)}\rangle$施加绕y轴的旋转算符$\boldsymbol{R}_y$, 得到更新后的量子态$|\omega_i^{(j,k)}\rangle$, 如式(15)和(16)所示. 当每个维度的单比特完成测量后, 将累积得到的测量比特串转换为十进制编码, 以此计算个体适应度, 如式(8)和(9)所示. 最后, 完成测量与适应度计算后, 将原种群$\boldsymbol{X}$与新生成种群$\boldsymbol{Y}$合并, 并通过非支配排序与拥挤距离选择, 更新$\boldsymbol{X}$得到下一代种群.

$$\begin{aligned}|\gamma_i^{(j,k)}\rangle=&\alpha_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|00\rangle+\alpha_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|01\rangle\\&+\beta_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|10\rangle+\beta_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|11\rangle,\end{aligned}\tag{11}$$

式中, $|\gamma_i^{(j,k)}\rangle$表示由个体X_i与参考个体X_r的第j维第k个量子比特构成的二比特复合态. 符号$\alpha_i^{(j,k)}$和$\beta_i^{(j,k)}$分别表示当前个体X_i对应量子比特的概率振幅, 而$\alpha_r^{(j,k)}$和$\beta_r^{(j,k)}$分别表示参考个体X_r的概率振幅. 基态$|00\rangle$, $|01\rangle$, $|10\rangle$和$|11\rangle$为二比特计算基. 该式通过张量积将两个单比特态组合为二比特复合态, 用于后续测量与旋转操作.

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}_i^{(j,k)}=&(P_{|00\rangle},P_{|01\rangle},P_{|10\rangle},P_{|11\rangle})\\=&\frac{(|\alpha_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|^2,|\alpha_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|^2,|\beta_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|^2,|\beta_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|^2)}{|\alpha_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|^2+|\alpha_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|^2+|\beta_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|^2+|\beta_i^{(j,k)}\beta_r^{(j,k)}|^2},\end{aligned}\tag{12}$$

式中, $\boldsymbol{P}_i^{(j,k)}$表示二比特态$|\gamma_i^{(j,k)}\rangle$在计算基下的测量概率分布, 其中, 每个概率值由对应基态的概率振幅模平方得到, 例如, $P_{|00\rangle}=|\alpha_i^{(j,k)}\alpha_r^{(j,k)}|^2$. 在算法中, 该概率分布用于随机抽样测量结果$s$, 以模拟量子测量过程.

$$|q_i^{(j,k)}\rangle=\left[u_i^{(j,k)},v_i^{(j,k)}\right]=\begin{cases}[1,0],s\in\{|00\rangle,|01\rangle\},\\[1,1],s\in\{|10\rangle,|11\rangle\},\end{cases}\tag{13}$$

式中, $|q_i^{(j,k)}\rangle=u_i^{(j,k)}|0\rangle+v_i^{(j,k)}|1\rangle$定义了当前个体第$j$维第$k$个量子比特的中间态. 测量结果$s\in\{|00\rangle,|01\rangle,|10\rangle,|11\rangle\}$决定$u_i^{(j,k)}$和$v_i^{(j,k)}$的取值: 若$s$的第一比特为0 (即$s\in\{|00\rangle,|01\rangle\}$), 中间态坍缩为$|0\rangle$, 对应$[u_i^{(j,k)},v_i^{(j,k)}]=[1,0]$; 若第一比特为1 (即$s\in\{|10\rangle,|11\rangle\}$), 则中间态坍缩为$|1\rangle$, 对应$[u_i^{(j,k)},v_i^{(j,k)}]=[0,1]$.

$$\theta_i^{(j,k)}=\rho\left(\arccos\left|\alpha_r^{(j,k)}\right|-\arccos\left|u_i^{(j,k)}\right|\right),\tag{14}$$

式中, $\theta_i^{(j,k)}$表示当前个体单比特的旋转角度, 其中, $\left|\alpha_r^{(j,k)}\right|$为参考个体对应量子比特的振幅模, $\left|u_r^{(j,k)}\right|$为测量后中间态的幅值. 角度乘以缩放因子ρ用于控制旋转步长, $\rho\in(0,1]$, 以平衡探索和利用解空间. 此角度用于量子旋转门更新个体状态, 使当前态朝向参考态的方向调整.

$$\boldsymbol{R}_y=\begin{bmatrix}\cos\frac{\theta_i^{(j,k)}}{2}&-\sin\frac{\theta_i^{(j,k)}}{2}\\ \sin\frac{\theta_i^{(j,k)}}{2}&\cos\frac{\theta_i^{(j,k)}}{2}\end{bmatrix},\tag{15}$$

式中, $\boldsymbol{R}_y$表示绕Bloch球y轴旋转$\theta_i^{(j,k)}$的单比特旋转门, 该矩阵为酉矩阵, 作用于单比特幅值向量$[\alpha_r^{(j,k)};\beta_r^{(j,k)}]$实现态的旋转更新.

$$\omega_i^{(j,k)}=\begin{bmatrix}\delta_i^{(j,k)}\\ \epsilon_i^{(j,k)}\end{bmatrix}=\boldsymbol{R}_y\begin{bmatrix}\alpha_i^{(j,k)}\\ \beta_i^{(j,k)}\end{bmatrix},\tag{16}$$

式中, $\omega_i^{(j,k)}$表示量子旋转后的单比特态向量, $\delta_i^{(j,k)}$和$\epsilon_i^{(j,k)}$分别表示量子态$|0\rangle$和$|1\rangle$的概率振幅.

4 实验设计与结果分析

4.1 数据来源

为方便表述, 将北京市东城区、西城区、朝阳区、丰台区、石景山区、海淀区、门头沟区、房山区、通州区、顺义区、昌平区、大兴区、怀柔区、平谷区、密云区和延庆区依次编号为1–16. 依据高德地图(https://gaode.com/)所提供的数据, 北京市16个行政区域间的两两交通距离如表1所示. 依据《北京市应急管理事业发展统计公报》数据[19–24], 本文统计了2018–2024年间各行政区域生产安全事故的发生总次数, 如表2所示.

4.2 算法分析对比

为保证公平性, MOQNSGA, NSGA-II, MOPSO和MORIME的种群规模均设为30, 最大迭代次数设为100, 且均进行10次独立实验以减小随机性. 其中, 本文算法中的式(14)的ρ取值为0.8. 经过10次独立实验后, 不同多目标优化算法在相同实验参数设置下的帕累托前沿平均占比如表3所示. 从表中可以看出, MOQNSGA相较于NSGA-II, MOPSO和MORIME, 帕累托前沿解集占比分别提高了61.75%, 70.48%和77.41%.

从覆盖度与收敛性两个维度进行分析对比: 从覆盖度来看, MOQNSGA的平均占比接近80%, 远超其他三种算法, 说明其解集能够更大范围地逼近真实帕累托前沿; 从收敛性来看, MOQNSGA在迭代过程中利用量子叠加与自适应旋转操作实现了全局搜索与局部开发的平衡, 避免了如MOPSO等方法易陷入局部最优的缺陷.

综上, MOQNSGA在多目标复杂优化问题中展现出明显的性能优势, 其卓越的搜索能力和解集质量验证了量子遗传机制引入的合理性与有效性. 图2展示了经过10次独立实验后, 将各次实验得到的帕累托前沿整合并计算最终帕累托前沿的结果.

图3展示了各算法在配送路径上的空间布局与响应特性, 同时各算法对应的目标函数值分别为MOQNSGA的$(f_1, f_2) = (362.40, 899.77)$、NSGA-II的$(f_1, f_2) = (387.70, 2099.64)$、MOPSO的$(f_1, f_2) =$

表 1 北京市各行政区之间的交通距离矩阵(单位: km)

Table 1 Traffic distance matrix between administrative districts in Beijing (unit: km)

地区编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	–	6.4	4.7	18	21	14	35	48	34	49	41	29	56	78	85	84
2		–	10	12	15	11	31	42	37	34	39	23	61	84	89	84
3			–	20	23	18	45	51	31	47	43	33	61	76	85	86
4				–	10	15	25	36	48	70	50	20	73	98	101	95
5					–	14	14	35	48	76	54	30	74	105	108	96
6						–	23	49	51	57	40	43	61	88	88	83
7							–	46	63	92	56	42	86	120	120	98
8								–	70	91	68	26	91	120	119	110
9									–	35	69	52	55	56	69	112
10										–	46	74	22	47	43	91
11											–	62	45	88	65	44
12												–	83	103	105	120
13													–	62	22	90
14														–	51	131
15															–	117
16																–

表 2 北京市各类生产安全事故分区情况

Table 2 Various production safety accidents in Beijing

地区编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
事故起数	32	22	329	201	61	220	49	195	319	364	269	322	77	95	153	63

表 3 各算法帕累托前沿占比

Table 3 Proportion of Pareto front of each algorithm

算法	平均占比(%)
MOQNSGA	77.41
NSGA-II	15.66
MOPSO	6.93
MORIME	0.00

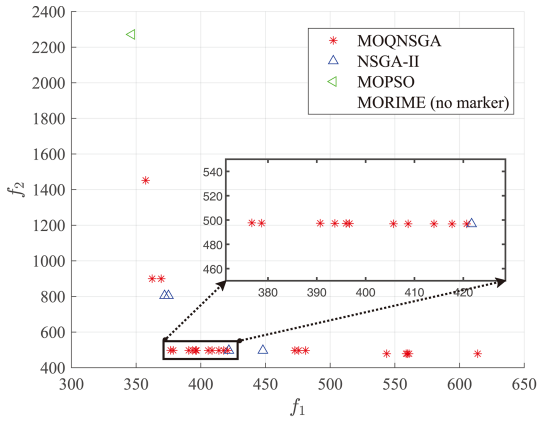


图 2 (网络版彩图)各算法帕累托前沿展示

Figure 2 (Color online) Pareto front display of various algorithms.

(648.70, 624.53), 以及MORIME的(f_1, f_2) = (547.00, 731.50). 在运输距离方面, MOQNSGA取得最小值, 表现出较高的配送效率, 而MOPSO运输距离最长, 效率相对较低; 在灾害风险方面, MOPSO 最低, NSGA-II最高, MOQNSGA和MORIME处于中等水平. 综合两个目标来看, MOQNSGA在运输效率与风险控制之间实现了相对均衡. 进一步从空间布局分析, MOQNSGA相较于NSGA-II有效避免了选址结果过度集中于城市东部的局限; 相比MOPSO, 显著增强了对中心城区的快速响应能力, 避免了因东城区区位和容量限制而可能导致的配送效率不足; 相比MORIME, 怀柔区替代平谷区后, 不仅与主城区的交通联系更加紧密, 而且事故风险水平更低, 从而增强了供应网络在灾害情境下的稳定性. 这一综合对比结果反映了多目标优化算法在提供不同策略方案时的性能差异.

综上所述, 与其他算法相比, MOQNSGA在路径规划合理性、风险承载能力以及整体布局均衡性等方面均表现出更为显著的优势, 充分体现了该方法在复杂多目标优化问题中的优越性与应用潜力.

4.3 选址与路径优化结果分析

MOQNSGA算法在同一实验运行中得到的帕累托前沿解并非唯一, 因此图3和4所示方案存在一定差异. 尽管如此, 两者在优化效果上具有相同的有效性, 可为决策者提供多样化的选址备选方案. 由图4可见,

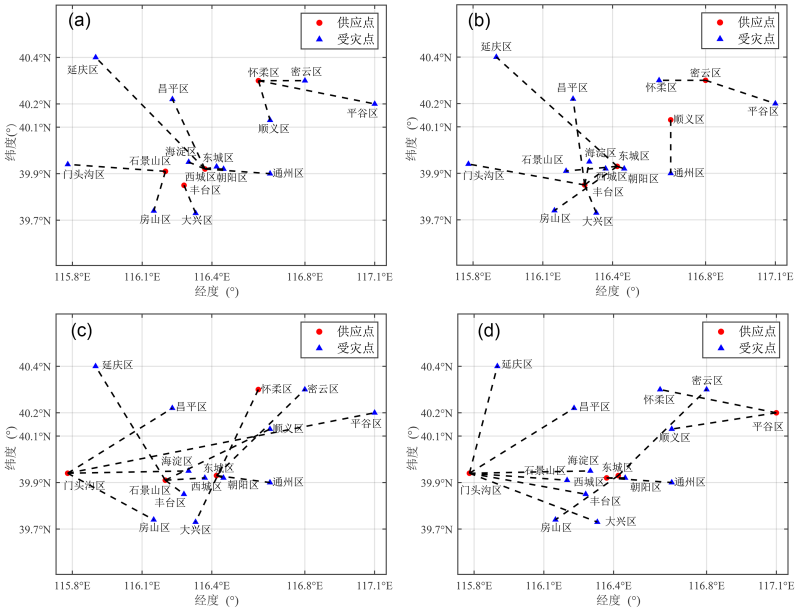


图 3 (网络版彩图)各算法方案展示图. (a) MOQNSGA, (b) NSGA-II, (c) MOPSO, (d) MORIME

Figure 3 (Color online) Illustration of each algorithm scheme. (a) MOQNSGA, (b) NSGA-II, (c) MOPSO, (d) MORIME.

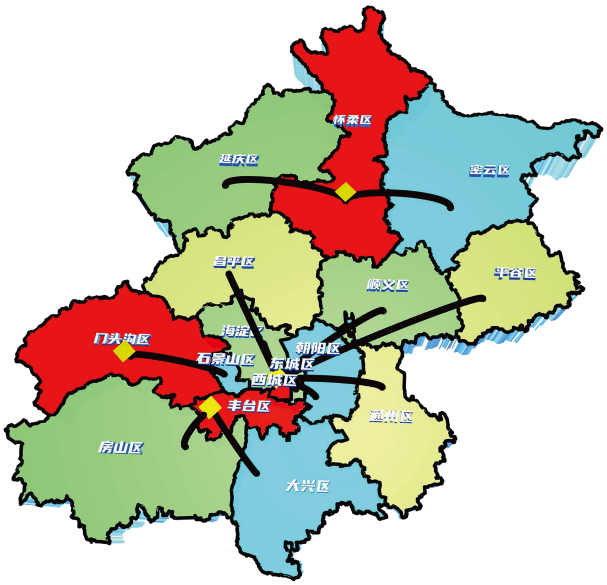


图 4 (网络版彩图)供应点选址优化方案示意图

Figure 4 (Color online) Schematic diagram of the optimization scheme of supply point site selection.

MOQNSGA在权衡运输距离与灾害风险成本的基础上, 选择门头沟区、丰台区、西城区和怀柔区作为供应点. 结合表1和2可以看出, 该选址结果在路径规划合理性及风险承载能力方面均表现出较好的可行性与有效性.

从交通距离指标来看, 所选的门头沟区、丰台区、西城区和怀柔区在北京市的地理分布上形成了相对均衡的布局. 根据表1中的交通距离矩阵, 这些区域与周边区县的交通距离处于中等水平, 能够有效降低运输路径的过长或不均衡现象. 特别是丰台区和西城区位于城市中心及近中心位置, 兼顾了对核心城区的快速供给; 而怀柔区和门头沟区则覆盖了北京北部与西部边缘地区, 保证了对远郊区域的服务覆盖. 这种布局有助于减少整体运输距离, 提高救援物资配送的时效性和灵活性.

从灾害风险-几何成本方面来看, 表2显示各区生产安全事故数量存在显著差异. 所选的丰台区虽然事故起数相对较高, 但其作为城市交通枢纽和物资集散地, 具备较强的应急保障与物资调度能力; 而门头沟区、西城区和怀柔区事故发生频率较低, 作为外围供应点能够在灾害发生时提供相对稳定的储备支持, 从而避免核心区域风险过于集中. 该方案兼顾了运输路径的合理性与风险分布的平衡性, 不仅提高了应急物资配送的效率, 还增强了整体供应网络在面对突发事件时的稳定性与韧性.

5 结论

本文针对城市突发灾害背景下的多供应点与多受灾点选址及路径优化问题, 提出了一种基于量子叠加态、纠缠机制与自适应旋转操作的MOQNSGA. 仿真结果表明, 该算法在处理复杂多目标优化问题时具有较高的求解精度和稳定性, 能够有效支持城市灾害应急中的物资调度与供应点布局决策. 与传统方法相比, MOQNSGA在优化效率和解集质量方面均表现出显著优势. 未来研究将进一步引入动态信息更新机制和多模式约束, 以提升算法在复杂、动态应急场景下的适应性与鲁棒性.

参考文献

1 Kong D, Yang W. Research on site selection of emergency material reserve based on set pair analysis and TOPSIS integration method: A case study of Hebei Province, China. J Supercomput, 2025, 81: 351

2 Yang H, Zhang P, Zhang P, et al. Optimization of a two-stage emergency logistics system considering public psychological risk perception under earthquake disaster. Sci Rep, 2024, 14: 31983

3 Liu J, Cheng Y, Lin Y, et al. A scheme for emergency material allocation based on decision makers' subjective preference. Oper Res Int J, 2025, 25: 34

4 Zhu X L, Luo L C, Wen X M, et al. Robust optimization of highway emergency resource site selection under uncertainty (in Chinese). Technol Econ Areas Commun, 2022, 24: 41–49 [朱兴林, 罗丽朝, 温喜梅, 等. 不确定条件下公路应急资源点选址鲁棒优化. 交通科技与经济, 2022, 24: 41–49]

5 Tang Z P, Qin J, Sun J P. Robust optimization for railway emergency location-routing based on non-probabilistic reliability (in Chinese). Chin J Manage Sci, 2022, 30: 206–216 [汤兆平, 秦进, 孙剑萍. 基于非概率可靠性的铁路应急设施选址-路径鲁棒优化. 中国管理科学, 2022, 30:

206–216]
6 Liu J, Li Y, Li Y, et al. Location optimization of emergency medical facilities for public health emergencies in megacities based on genetic algorithm. Eng Constr Archit Manage, 2023, 30: 3330–3356
7 Zhou G, Zhu Z, Luo S. Location optimization of electric vehicle charging stations: Based on cost model and genetic algorithm. Energy, 2022, 247: 123437
8 Wang P, Wang F. Overview of intelligent optimization algorithms from the perspective of quantum (in Chinese). J Univ Electron Sci Technol China, 2022, 51: 2–15 [王鹏, 王方. 量子视角下的智能优化算法综述. 电子科技大学学报, 2022, 51: 2–15]
9 An J L, Liu X N, He M, et al. Survey of quantum swarm intelligence optimization algorithm (in Chinese). Comput Eng Appl, 2022, 58: 31–42 [安家乐, 刘晓楠, 何明, 等. 量子群智能优化算法综述. 计算机工程与应用, 2022, 58: 31–42]
10 Sun X, Ren Y, Yu L. Multi-adaptive strategies-based higher-order quantum genetic algorithm for agile remote sensing satellite scheduling problem. Sensors, 2024, 24: 4938
11 Zhao Z-J, Peng Z, Zheng S-L, et al. Cognitive radio spectrum assignment based on quantum genetic algorithm (in Chinese). Acta Phys Sin, 2009, 58: 1358–1363 [赵知劲, 彭振, 郑仕链, 等. 基于量子遗传算法的认知无线电频谱分配. 物理学报, 2009, 58: 1358–1363]
12 Yuan Z, Qin H, Li H. An improved artificial potential field path planning based on gradient statistical mutation quantum genetic algorithm. IEEE Access, 2024, 12: 119292
13 Wang L F, Shu X L, Lu G H, et al. Energetics and structures of hydrogen-vacancy clusters in tungsten based on genetic algorithm. Sci China-Phys Mech Astron, 2018, 61: 107022
14 Verma S, Pant M, Snasel V. A comprehensive review on NSGA-II for multi-objective combinatorial optimization problems. IEEE Access, 2021, 9: 57757–57791
15 Yang H Z, Wang A J, Li H J. Multi-objective optimization for deepwater dynamic umbilical installation analysis. Sci China-Phys Mech Astron, 2012, 55: 1445–1453
16 Güzel M, Okay F Y, Kök İ, et al. QNSGA-II: A quantum computing-inspired approach to multi-objective optimization. In: Proceedings of the 2022 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC). Shenzhen: IEEE, 2022. 1–4
17 Shi Z, Chen H, Yan F, et al. An improved NSGA-II for three-stage distributed heterogeneous hybrid flowshop scheduling with flexible assembly and discrete transportation. Symmetry, 2025, 17: 1306
18 He L, Wang W. Design optimization of public building envelope based on multi-objective quantum genetic algorithm. J Build Eng, 2024, 91: 109714
19 Zhang S S. 2019 Beijing emergency management development statistical bulletin (in Chinese). Beijing Emergency Management Bureau, 2020 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/2019 年北京市应急管理事业发展统计公报.pdf [张树森. 2019年北京市应急管理事业发展统计公报. 北京市应急管理局, 2020 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/2019 年北京市应急管理事业发展统计公报.pdf]
20 Zhang S S. 2020 Beijing emergency management development statistical bulletin (in Chinese). Beijing Emergency Management Bureau, 2021 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/2020 年北京市应急管理事业发展统计公报.pdf [张树森. 2020年北京市应急管理事业发展统计公报. 北京市应急管理局, 2021 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/2020 年北京市应急管理事业发展统计公报.pdf]
21 Zhang S S. 2021 Beijing emergency management development statistical bulletin (in Chinese). Beijing Emergency Management Bureau, 2022 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/2406141632314496.pdf [张树森. 2021 年北京市应急管理事业发展统计公报. 北京市应急管理局, 2022 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/2406141632314496.pdf]
22 Zhang S S. 2022 Beijing emergency management development statistical bulletin (in Chinese). Beijing Emergency Management Bureau, 2023 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/d70c1d6a285247b4b5cb6d4ae4973844.pdf [张树森. 2022年北京市应急管理事业发展统计公报. 北京市应急管理局, 2023 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/d70c1d6a285247b4b5cb6d4ae4973844.pdf]
23 Li Z J. 2023 Beijing emergency management development statistical bulletin (in Chinese). Beijing Emergency Management Bureau, 2024 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/633d8568777c45da8a1bc3d037dbf7cf.pdf [李志杰. 2023年北京市应急管理事业发展统计公报. 北京市应急管理局, 2024 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/633d8568777c45da8a1bc3d037dbf7cf.pdf]
24 Miao J H. 2024 Beijing emergency management development statistical bulletin (in Chinese). Beijing Emergency Management Bureau, 2025 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/e1a17029b5954d109ce81b2ca2d1b109.pdf [缪剑虹. 2024年北京市应急管理事业发展统计公报. 北京市应急管理局, 2025 [2025-08-15]. https://yjglj.beijing.gov.cn/attach/0/e1a17029b5954d109ce81b2ca2d1b109.pdf]

Multi-objective quantum genetic algorithm for site selection optimization of emergency material reserves

DU Yikang, YANG Wenguang* & LI Qiangli

College of Science, University of Emergency Management, Langfang 065201, China
**Corresponding author (email: yangwenguang@ncist.edu.cn)*

Emergency material reserves are essential infrastructure for ensuring the efficiency and responsiveness of emergency rescue operations. To address the location optimization problem of emergency supply depots, this study develops a multi-objective optimization model that aims to minimize road network transportation distance and disaster risk, thereby enhancing the efficiency and reliability of emergency rescue. To overcome the limitations of traditional intelligent optimization algorithms, due to the problem of easily falling into local optima, making it difficult to approximate the Pareto front, in multi-objective optimization of road network transportation distance and disaster risk, this study proposes a multi-objective quantum non-dominated sorting genetic algorithm (MOQNSGA). The algorithm enhances solution diversity through the quantum bit entanglement mechanism and employs adaptive rotation gates to efficiently update individual quantum states, thereby improving the global search capability in the solution space. Taking 16 administrative districts of Beijing as the research case, the algorithm's performance in optimizing road network transportation distance and disaster risk management is evaluated and compared against traditional multi-objective optimization algorithms. In ten independent experiments, the algorithm achieved an average coverage rate of 77.41% for the Pareto front solution set. On the Pareto front, the minimum values of transportation distance in the road network and disaster risk reached 357.40 and 478.47, respectively. Compared with the traditional non-dominated sorting genetic algorithm II, the multi-objective particle swarm optimization algorithm, and the multi-objective rime optimization algorithm, the proportions of Pareto front solutions increased by 61.75%, 70.48%, and 77.41%, respectively, and the proportion of Pareto front solution sets was significantly better than that of the comparison algorithm, showing obvious advantages in solution quality and diversity. The algorithm outperforms conventional methods in terms of optimizing road network transportation distance, disaster risk management, rationality of route planning, and overall layout balance, indicating that the multi-objective quantum non-dominated sorting genetic algorithm has notable advantages and practical application value in optimizing the location selection for emergency material reserve depots.

multi-objective optimization, quantum genetic algorithm, site optimization

PACS: 03.67.Ac, 07.05.Rm, 03.65.-w

doi: 10.1360/SSPMA-2025-0388