

文章编号:1671-1637(2026)04-0134-10

面向生物样本泄露风险的医用无人机运输 网络优化模型

赵佳虹^{1,2}, 张建平^{*2,3}, 胡鹏^{2,4}, 张龙飞¹, 张光远^{2,3}

(1. 广东工业大学 土木与交通工程学院, 广东 广州 510006; 2. 低空交通智能管控四川省重点实验室, 四川 成都 610041;
3. 西南交通大学 交通运输与物流学院, 四川 成都 610031; 4. 中国民用航空总局第二研究所, 四川 成都 610041)

摘要:为保障生物样本低空运输的安全性,提出了医用无人机运输系统的多目标优化模型与求解方法;考虑无人机运输事故的随机性和生物样本的危险性,建立了医用无人机运输生物样本的风险度量模型;以总风险最小化和总成本最小化为目标,构建了医用无人机运输网络优化模型,根据模型的计算复杂度,通过改进NSGA-II算法思路,设计了求解步骤;通过深圳市实例和多个测试算例验证了模型和算法的有效性。研究表明:新模型在3 023.51 s内为深圳市生物样本运输提供165个有效的运输网络优化方案;新建的风险度量模型可定量评估载货医用无人机的运输风险,相比于几类常见的风险度量模型,新模型求得的方案平均减少约18.32%的总成本,平均提升约1.3倍风险均摊度;针对不同规模的优化问题,改进算法能够在有限的求解时间内提供多个有效的非支配解,并保有一定的计算稳定性。建立的模型和求解算法可为生物样本低空运输与应急安全管理提供医用无人机运输网络规划方案和风险控制方法。

关键词:低空运输;网络优化;多目标优化;风险度量;选址-路径;生物样本

中图分类号:U121 **文献标志码:**A **DOI:**10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.169

Optimization model of medical UAV transportation network for biological sample leakage risk

ZHAO Jia-hong^{1,2}, ZHANG Jian-ping^{*2,3}, HU Peng^{2,4}, ZHANG Long-fei¹, ZHANG Guang-yuan^{2,3}

(1. School of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, Guangdong, China; 2. Intelligent Management and Control of Low-altitude Traffic Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610041, Sichuan, China; 3. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China; 4. The Second Research Institute of CAAC, Chengdu 610041, Sichuan, China)

Abstract: To ensure the safety of low-altitude transportation of biological samples, a multi-objective optimization model and a solution procedure are developed for the medical UAV transportation system. Considering the randomness of UAV transportation accidents, as well as

出版历程:2025-08-27 收稿,2026-01-11 修回,2026-01-23 录用

基金项目:国家重点研发计划(2022YFB4300903);国家自然科学基金民航联合研究基金重点项目(U2433217);国家自然科学基金项目(52472332,61803091);四川省重大科技专项揭榜挂帅项目(2024ZDZX0044);广东省自然科学基金项目(2025A1515010200);四川省自然科学基金项目(2025ZNSFSC0394);低空交通智能管控四川省重点实验室开放课题(2025UASKLSP01)

作者简介:赵佳虹(1986-),女,山西朔州人,副教授,工学博士,E-mail:zhaojiahong1@126.com。

***通信作者:**张建平(1976-),男,安徽芜湖人,研究员,博士生导师,工学博士,E-mail:zhangjp@swjtu.edu.cn。

引用格式:赵佳虹,张建平,胡鹏,等.面向生物样本泄露风险的医用无人机运输网络优化模型[J].交通运输工程学报,2026,26(4):134-143.

Citation: ZHAO Jia-hong, ZHANG Jian-ping, HU Peng, et al. Optimization model of medical UAV transportation network for biological sample leakage risk[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(4): 134-143.

the risk of biological sample leakage, a risk measurement model for medical UAV transportation is established. A medical UAV transportation network optimization model is built with the objectives of minimizing total cost and total risk. Considering the computational complexity of the proposed model, a modified NSGA-II algorithm is adopted to design the solution procedure. Finally, a real-life case in Shenzhen, China, and several test cases are used to demonstrate the effectiveness of the proposed model and algorithm. The results show that the proposed model provides 165 effective transportation network optimization schemes for biological sample transportation in Shenzhen within 3 023.51 s. Compared with traditional risk models, the proposed risk measurement model quantitatively evaluates the transportation risk of cargo-carrying medical UAVs, and the obtained solutions reduce the total cost by an average of 18.32% and increase the degree of risk sharing by an average of 1.3 times. When solving optimization problems of different scales, the improved algorithm provides multiple non-dominated solutions within limited solution time and maintains a certain level of computational stability. The proposed model and solution algorithm provide medical UAV transportation network planning schemes and risk control methods for low-altitude transportation and emergency safety management of biological samples.

Keywords: low-altitude transportation; network optimization; multi-objective optimization; risk assessment; location-routing; biological sample

Publication history: Received 2025-08-27; Received in revised form 2026-01-11; Accepted 2026-01-23

Funding: National Key R&D Program of China (2022YFB4300903); Key Program of the Joint Fund for Civil Aviation of National Natural Science Foundation of China (U2433217); National Natural Science Foundation of China (52472332, 61803091); Sichuan Provincial Major Science and Technology Special Project-tackling Key Problems Initiative (2024ZDZX0044); National Natural Science Foundation of Guangdong Province (2025A1515010200); National Natural Science Foundation of Sichuan Province (2025ZNSFSC0394); Open Project of Intelligent Management and Control of Low-altitude Traffic Key Laboratory of Sichuan Province (2025UASKLSP01)

* **Corresponding author:** ZHANG Jian-ping, research fellow, PhD, E-mail: zhangjp@swjtu.edu.cn.

0 引言

随着低空经济的不断推进,服务于医疗应急系统的生物样本运输模式成为了医用无人机的主要应用示范场景^[1]。生物样本主要是病毒、血液样本等具有危害性的医用品;若运输时突发事故,则极易引发环境污染、财产损失和人员伤亡^[2]。因此,评估医用无人机运输风险,是保障低空安全的重要前提;合理规划无人机运输网络的设施布局与路径,是低空应急医疗系统的重要决策。

现有的国内外相关研究主要聚焦于无人机自身飞行安全的设施选址和路径规划,针对无人机自身飞行安全的研究主要分为碰撞风险评估与飞行冲突化解 2 类。其中,王文涛等^[3]根据无人机下降受力模型,提出了一种考虑不确定性因素的

低空无人机运行风险评估方法;Li 等^[4-5]考虑了城市环境风险源的多元性,评估了不同目标区域的潜在风险源和飞行风险;Primatesta 等^[6]构建了无人机风险地图,以细化无人机飞越不同区域的风险量化维度。

针对无人机运输的设施选址和路径规划研究,主要围绕数学建模与求解方法进行创新与拓展。其中,Zhang 等^[7]研究了城市末端无人机配送问题,以成本最小化为目标,构建了分层设施选址模型;张宏宏等^[8]结合人工势场和蚁群算法提出了无人机路径规划方法;胡莘婷等^[9]针对城市低空飞行安全,提出了一种基于离散化飞行空间的多路径规划方法;张薇等^[10]提出了一种基于改进遗传算法的无人机自主路径规划方法;Pang 等^[11]研究了基于综合成本评估模型的无人机路径优化方法;王祝等^[12]结合优

先级单边避碰机制和组合规避策略,解决了无人机路径的局部冲突问题;赵江等^[13]提出了一种空地无人集群的自适应队形控制与动态路径规划方法;Salama等^[14]提出了一种协同卡车-无人机配送方法,在非客户地点进行无人机的发射和回收的同时,优化了路线规划和调度决策;Meng等^[15]考虑了无人机的能耗影响,提出了多访问无人机路径问题的混合整数线性规划模型;Zhou等^[16]研究了两级的无人机和车辆协同的路径优化问题;Timiç等^[17]以成本最小化为目标,建立了无人机与卡车协同作业的规划模型;羊钊等^[18]综合考量了碰撞风险、航程长度以及航线风险与剩余航程之比等要素,研究了多无人机的运输路径规划问题。

综上所述,若直接将以上研究成果应用于生物样本的低空运输,将存在以下局限:①现有研究忽略了无人机运行事故与货物泄露事故的复合风险影响;②很少协同优化运输网络的设施选址与路径规划问题;③没有根据具体的应用场景设计运输网络的层次和运输流程。

鉴于此,本文从生物样本低空运输的安全性和经济性出发,提出医用无人机运输网络优化的多目标建模与求解方法。建立医用无人机运输生物样本的立体式风险度量模型,以总风险和总成本最小化为目标,构建无人机运输网络的设施选址和路径规划模型,并设计基于改进 NSGA-II 算法的求解步骤。最后,通过深圳实例和测试算例,验证模型和算法的有效性。

1 医用无人机运输风险分析与度量

1.1 风险分析

低空环境中运行的医用无人机及其载运的生物样本都是运输网络的潜在风险源。生物样本具有毒性或感染性,若在低空中泄漏,其含有的有害物质将扩散于大气环境中,形成一个潜在风险场,对场内的人员、财产和环境产生有害影响。

本文将医用无人机运输风险定义为:突发无人机生物样本运输泄露事故时,生物样本携带的有害物质在低空环境中形成的有害影响范围。显然,如图 1 所示,该有害影响的范围可以描述为有害物质以泄漏源为中心,在低空环境中扩散形成的近似球体。

1.2 风险度量

融合扩散模型^[19]和碰撞模型的建模方法,将低空医用无人机运输风险 R_{risk} 设定为泄露事故概率 P

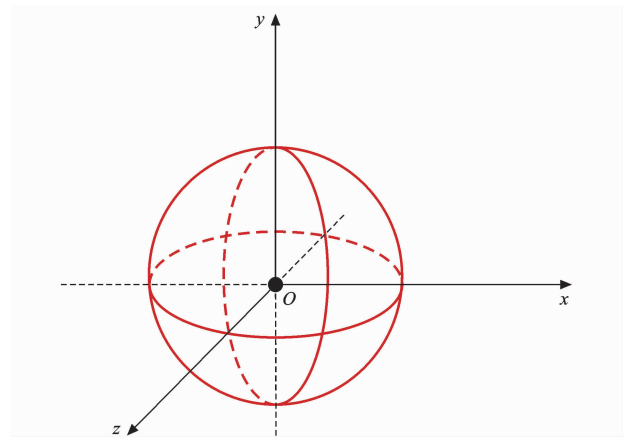


图 1 医用无人机运输的风险场

Fig. 1 Risk impact area of medical UAV transportation and leakage of the harmful impact range ψ of the product, i.e.

$$R_{\text{risk}} = P\psi \quad (1)$$

有害影响范围可描述为完整的球体体积,为

$$\psi = \frac{4\pi\tau^3}{3} \quad (2)$$

式中: τ 为有害影响半径。

融合标准高斯烟羽模型,测算污染区域内任何位置的有害物质浓度,从最坏情况和极端场景的角度,假设有害物质在扩散时间内沿同一方向稳定扩散^[20]。其中,标准高斯烟羽模型为

$$C(x, y, z) = \frac{v}{\pi u \sigma_y \sigma_z} \exp\left[-\left(\frac{y^2}{2\sigma_y^2} + \frac{H^2}{2\sigma_z^2}\right)\right] \quad (3)$$

$$\sigma_y = \alpha x^\gamma \quad (4)$$

$$\sigma_z = \beta x^\lambda \quad (5)$$

式中: $C(x, y, z)$ 为顺风条件下点 (x, y, z) 处的有害物质浓度, x 为顺风方向测算点与泄漏源的距离, y 和 z 分别为水平和垂直方向的距离; v 为泄露速度; u 为平均风速; H 为泄漏源高度; σ_y 和 σ_z 分别为水平和垂直的扩散系数; $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$ 均为大气环境的稳定性参数。

需要说明的是,本文设定载有生物样本的医用无人机是在低空运输时突发泄露事故,泄漏源具有瞬时高度,因此,可将式(3)转化为

$$C(x, y, z) = \frac{v}{\pi u \alpha \beta x^{\gamma+\lambda}} \exp\left(-\frac{H^2}{2\sigma_z^2}\right) \quad (6)$$

本文主要考虑顺风方向的有害物质扩散,即 $y=0$,有害物质扩散方向为垂直于 z 轴的各个方向。显然,当表示某种有害物质浓度为极限边界值 C_{lv} 时,泄漏源的有害影响半径 τ 为

$$\tau = \sqrt{\frac{v}{\pi u \alpha \beta C_{lv}} \exp\left(-\frac{H^2}{2\sigma_z^2}\right)} \quad (7)$$

同时,将医用无人机的最大载运量视作潜在的

最大泄漏量,将泄露时间定义为应急响应时间,即从泄露发生至应急队伍到达事故现场的运输时间。因此,泄露速度的计算公式为

$$v = \frac{Q_{cap}}{t} \quad (8)$$

式中: Q_{cap} 为医用无人机的最大载运量; t 为泄露时间。

另外,假定一定时间内的风向和风速相对稳定,在风险场的横切面上,将有害物质沿顺风方向扩散的距离计为扩散半径,因此,医用无人机运输风险场的体积计为

$$\psi = \frac{4\pi}{3} \left[\frac{Q_{cap}}{\pi u \alpha \beta t C_{lv} \exp(H^2/2\sigma_z^2)} \right]^{\frac{3}{\gamma+1}} \quad (9)$$

将式(9)代入到式(1)中,可将医用无人机运输风险度量模型转化为

$$R_{risk} = \frac{4\pi P}{3} \left[\frac{Q_{cap}}{\pi u \alpha \beta t C_{lv} \exp(H^2/2\sigma_z^2)} \right]^{\frac{3}{\gamma+1}} \quad (10)$$

2 问题描述

医用无人机运输网络见图 2。在低空环境中,采用医用无人机运输生物样本,需构建一个包括样本收集、检测、试验和处置环节的多层运输网络。检测中心配置的医用无人机负责收集各生产点的生物样本,并运送至检测中心进行技术检测,在该阶段,无人机的运行路径是一条环式的收集路线。经过技术处理后,检测中心的生物样本分解为可试验和可处置的样本,这 2 类样本分别被无人机转运至试验中心和处置中心,在此阶段,无人机的运行路径是一条链式的转运路线(包括试验和处置路线)。因此,本文研究的医用无人机运输网络优化问题,是在考虑低空安全和成本控制的基础上,从战略规划层面,确定检测中心建设位置及配置检测技术,确定试验中心和处置中心的建设位置,以及规划无人机的不

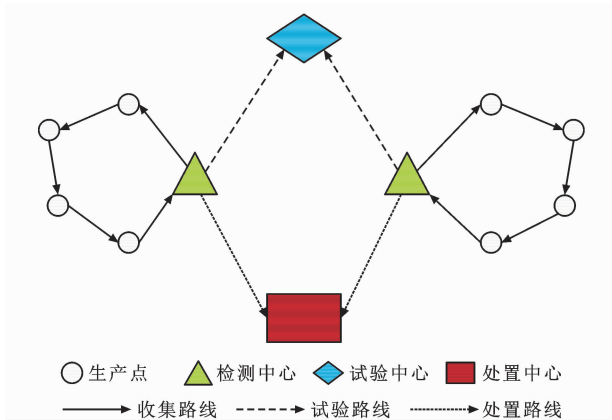


图 2 医用无人机运输网络

Fig. 2 A sample of medical UAV transportation network

同运输路线。

3 数学模型构建

3.1 基本假设

(1)医用无人机和低空空域环境符合运输生物样本的基本安全条件,无人机飞行高度为 150~300 m,无人机续航能力满足运输时间要求。

(2)低空环境参数取值为研究规划期内的平均值和经验值。

(3)在检测环节,生物样本必须由符合相容性条件的检测技术进行处理。

(4)医用无人机的最大载运量计为泄漏量。

3.2 医用无人机运输网络优化模型

设所有网络节点集合为 $V=G \cup U \cup R \cup D$, $v, v' \in V$ 。其中, G 为生物样本生产点集合, $g, g' \in G$; U, R, D 分别为检测、试验和处置中心的建设候选点集合,且 $u, u' \in U, r \in R, d \in D$ 。产生点与检测中心的并集为 $F=G \cup U, i, j \in F$;生物样本集合为 $W, w \in W$;检测技术集合为 $K, k \in K$;医用无人机集合为 $L, l \in L$ 。

以总成本和总风险最小化为优化目标,构建运输网络优化模型。总成本 f_1 包括建设各类中心的固定成本和医用无人机的收集、转运成本,最小化总成本如下

$$\begin{aligned} \min f_1 = & \sum_{u \in U} \sum_{k \in K} U_{uk}^{fc} o_{uk} + \sum_{r \in R} R_r^{fc} p_r + \sum_{d \in D} D_d^{fc} q_d + \\ & \sum_{w \in W, v, v' \in V, l \in L} C_w^{col} h_{wv} x_{wv'l} + \\ & \sum_{w \in W, u \in U, r \in R} C_w^{tra} h_{ur} y_{wur} + \\ & \sum_{w \in W, u \in U, d \in D} C_w^{tra} h_{ud} z_{wud} \end{aligned} \quad (11)$$

式中: U_{uk}^{fc} 为检测中心 u 引进检测技术 k 的固定成本; o_{uk} 为 0-1 决策变量,若在检测中心 u 引进检测技术 k ,则为 1,反之为 0; R_r^{fc} 和 D_d^{fc} 分别为建设试验中心 r 和处置中心 d 的固定成本; p_r 为 0-1 决策变量,若建设试验中心 r ,则为 1,反之为 0; q_d 为 0-1 决策变量,若建设处置中心 d ,则为 1,反之为 0; C_w^{col} 为样本 w 的单位收集成本; h_{wv} 为网络节点 v 到节点 v' 的距离; $x_{wv'l}$ 为 0-1 决策变量,若生物样本 w 由医用无人机 l 在点 v 到点 v' 之间运输,则为 1,反之为 0; C_w^{tra} 为样本 w 的单位转运成本; y_{wur} 为连续决策变量,表示样本 w 从检测中心 u 运往试验中心 r 的总量; z_{wud} 为连续决策变量,表示样本 w 从检测中心 u 运往处置中心 d 的总量。

医用无人机运输风险 f_2 包括无人机在收集路

线和转运路线上的运输风险,其最小化如下

$$\begin{aligned} \min f_2 = & \sum_{w \in W} \sum_{u \in U} \sum_{v \in V} p_{wv}^{\text{edge}} h_{wv} \phi x_{wuv'l} + \\ & \sum_{w \in W} \sum_{u \in U} \sum_{r \in R} p_{wr}^{\text{edge}} h_{wr} \phi a_{wur} + \\ & \sum_{w \in W} \sum_{u \in U} \sum_{d \in D} p_{wd}^{\text{edge}} h_{wd} \phi b_{wud} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: p_{wv}^{edge} 为点 v 到点 v' 的事故概率; a_{wur} 为 0-1 决策变量,若生物样本 w 从检测中心 u 运往试验中心 r ,则为 1,反之为 0; b_{wud} 为 0-1 决策变量,若样本 w 从检测中心 u 运往处置中心 d ,则为 1,反之为 0。

式(13)~(27)为约束条件。其中

$$\sum_{j \in F} \sum_{l \in L} x_{wjgl} = 1 \quad (13)$$

$$\sum_{j \in F} x_{wjil} - \sum_{j \in F} x_{wjl} = 0 \quad (14)$$

$$\sum_{w \in W} \sum_{u \in U} \sum_{g \in G} x_{wugl} \leq 1 \quad (15)$$

$$c_{wgl} - c_{wgl'} + Mx_{wgg'l} \leq M - 1 \quad (16)$$

$$x_{wugl} + x_{wug'l} - v_{wgu} \leq 1 \quad (17)$$

式中: c_{wgl} 为整数决策变量,表示环式收集路线中生产点 g 被无人机 l 访问的次序; M 为无穷大的正整数,且 $M \geq |G \cup U|$,其中, $|G \cup U|$ 表示集合 $G \cup U$ 中元素的个数; v_{wgu} 为 0-1 决策变量,当生产点 g 的样本 w 被运至检测中心 u ,则为 1,反之为 0。

式(13)表示每一个生产点的任意一类生物样本当且仅当被一个检测中心的一架无人机运输。式(14)为环式收集路线上任意 2 个节点间的连接性约束。式(15)表示任意一架医用无人机至多只能从一个检测中心出发。式(16)和(17)为环式收集路线的支路消除约束。

生物样本运输的流量守恒约束为

$$\sum_{k \in K} \sum_{g \in G} \varphi_{wk} v_{wgu} g_{wsg} = \sum_{r \in R} y_{wur} \quad (18)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{g \in G} (1 - \varphi_{wk}) v_{wgu} g_{wsg} u_{wuk} = \sum_{d \in D} z_{wud} \quad (19)$$

式中: φ_{wk} 为样本 w 经技术 k 检测后,生成可试验样本的百分比; v_{wgu} 为 0-1 决策变量,若样本 w 从生产点 g 最终运到检测中心 u ,则为 1,反之为 0; g_{wsg} 为样本 w 在生产点 g 的产量。

各中心的最大能力和最小检测量约束为

$$\sum_{g \in G} v_{wgu} g_{wsg} \leq o_{uk} U_{uk}^{\text{cap}} \quad (20)$$

$$\sum_{w \in W} \sum_{u \in U} y_{wur} \leq p_r R_r^{\text{cap}} \quad (21)$$

$$\sum_{w \in W} \sum_{u \in U} z_{wud} \leq q_d D_d^{\text{cap}} \quad (22)$$

$$\sum_{g \in G} v_{wgu} g_{wsg} \geq o_{uk} N_{uk} \quad (23)$$

式中: U_{uk}^{cap} 为检测中心 u 技术 k 的最大检测能力; R_r^{cap} 为试验中心 r 的最大能力; D_d^{cap} 为处置中心 d 的最大能力; N_{uk} 为检测中心 u 技术 k 的最小检测量。

“生物样本-检测技术”的相容性约束为

$$\sum_{g \in G} v_{wgu} g_{wsg} \leq s_{uk} U_{uk}^{\text{cap}} \quad (24)$$

式中: s_{uk} 为 0-1 常量,若样本 w 与检测技术 k 相容,则为 1,反之为 0。

医用无人机的最大载重能力约束为

$$\sum_{i \in F} \sum_{g \in G} x_{wigl} g_{wsg} \leq Q^{\text{cap}} \quad (25)$$

决策变量逻辑约束表明,只有被选中的运输路径才能运行医用无人机,表示为

$$y_{wur} \leq a_{wur} M \quad (26)$$

$$z_{wud} \leq b_{wud} M \quad (27)$$

4 求解方法

本文构建的是一个多目标 0-1 混合整数线性规划模型,主要解决设施选址和运输路线规划的组合优化问题。本文采用 NSGA-II 算法的求解思路,通过引入最近邻域原则和欧式距离计算规则,改进染色体编码解码和适应度计算方法,并设计求解步骤。

4.1 染色体编码和解码

在编码过程中,本文采用自然数编码方法,将每条染色体视为一个 $|G| \times |W|$ 列的矩阵, $|G|$ 、 $|W|$ 分别为集合 G 、 W 中元素的个数。染色体编码如图 3 所示,染色体第 1 行基因表示随机排列的检测技术,第 2~5 行基因分别为随机排列的处置中心、试验中心、检测中心和生产点,第 6 行基因表示各生产点和各类生物样本相容的检测技术。

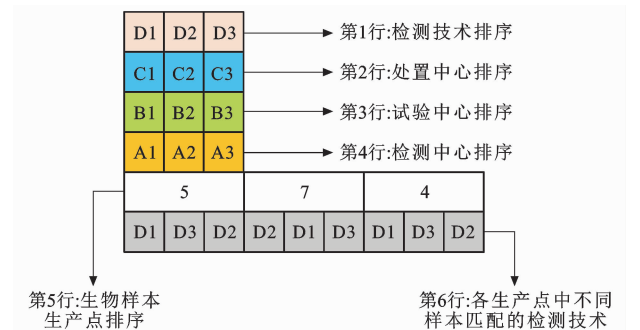


图 3 染色体编码

Fig. 3 Chromosome encoding

在解码过程中,主要考虑“生物样本-检测技术”相容性约束和“检测技术-检测中心”组合决策关系,确定设施选址和医用无人机路径优化决策。首先,根据样本检测的相容性要求,按照染色体第 5 行的

基因顺序,依次给生产点的样本分配技术。其次,根据染色体第 4 行的基因顺序,选择检测中心的建设位置,并在第 1 行基因中选取成本最低的检测技术,加入检测中心的选址子集合,计算固定成本。随后,选择一架医用无人机从该检测中心出发,以无人机最大载重能力和检测技术最大能力为限,遵循最近邻域原则和检测技术匹配要求,逐步完成各生产点的样本收集路径,并计算环式路线的运输成本和风险。同理,根据第 2、3 行的基因顺序,选择处置和试验中心的建设位置,计算固定成本,以中心最大能力为限,依次选取距离最近的检测中心,逐步完成样本的转运路线,并计算运输成本和风险。

4.2 求解步骤

改进 NSGA-II 算法求解步骤如下。

步骤 1:生成初始种群。设定最大迭代次数 N 、种群规模 K 、进化代数 $s=0$ 。

步骤 2:适应度计算。对同一等级的非支配解进行排序,采用欧氏距离计算任意 2 个染色体在成本和风险解空间坐标的相对距离,即拥挤度。

步骤 3:选择、交叉和变异,产生新一代种群。

步骤 4:更新种群。合并父代和子代的个体,更新种群 $s=s+1$,若 $s=N$,则进行非支配排序,输出非支配解集,转至步骤 5;否则转至步骤 2。

步骤 5:采用 TOPSIS 方法^[21]选择推荐解,输出方案。

5 算例

5.1 基础数据

根据深圳市生物样本的无人机运输管理实际,本文采用 ArcGIS 软件生成运输网络节点布局图,

如图 4 所示。选取罗湖区的 15 个居民小区(节点 1~15)作为病毒、血液和细胞 3 类生物样本的生产点,各生产点的生物样本产量在 $1\sim 5\text{ kg}\cdot\text{d}^{-1}$ 内随机取值。设定 3 个检测中心建设候选点(节点 16~18),各检测中心设有 3 类待选检测技术(技术 1~3),检测中心建设候选点信息如表 1 所示,各类检测技术与可试验样本的相容性关系如表 2 所示。试验中心和处置中心建设候选点信息如表 3 所示,设置 3 个试验中心(节点 19~21)和 3 个处置中心的建设候选点(节点 22~24)。医用无人机的最大载质量为 50 kg,在环式收集路线上运输各类生物样本的单位成本分别为 $0.25, 0.15, 0.33\text{ 元}\cdot\text{m}^{-1}$;在链式路线上转运各样本的单位成本分别为 $7.32\times 10^{-3}, 3.66\times 10^{-3}, 8.12\times 10^{-3}\text{ 元}\cdot\text{m}^{-1}$ 。低空环境的风速为 $3\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,应急响应时间为 $[300, 900]\text{ s}$ 。设置大气环境稳定性参数 α, β, γ 和 λ 分别为 0.02、0.08、0.89 和 1.11^[22]。各运输路段的事故概率取值为 $[1.0\times 10^{-7}, 1.0\times 10^{-6}]$ ^[23]。

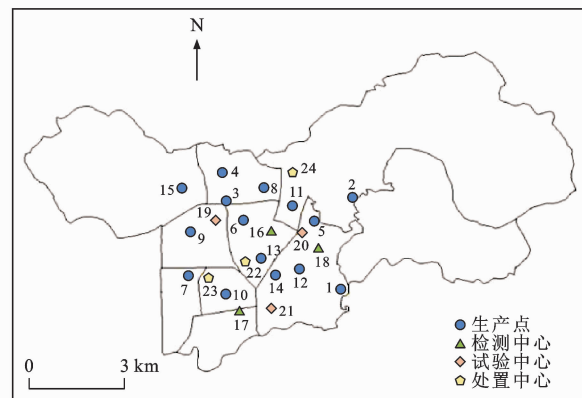


图 4 深圳市罗湖区实例网络

Fig. 4 Shenzhen Luohu district case network

表 1 检测中心建设候选点信息

Table 1 Information on candidate locations for inspection centers

节点编号	固定建设成本/ 10^6 元			最小检测量/ $(\text{kg}\cdot\text{d}^{-1})$			最大检测能力/ $(\text{kg}\cdot\text{d}^{-1})$		
	技术 1	技术 2	技术 3	技术 1	技术 2	技术 3	技术 1	技术 2	技术 3
16	6.00	4.50	3.00	10.00	9.00	8.00	100.00	90.00	80.00
17	6.00	4.50	3.00	10.00	9.00	8.00	100.00	90.00	80.00
18	6.00	4.50	3.00	10.00	9.00	8.00	100.00	90.00	80.00

表 2 检测技术信息

Table 2 Information on inspection technologies

技术类型	病毒样本	血液样本	细胞样本
技术 1	相容	相容	
技术 2	相容		相容
技术 3		相容	相容

表3 试验中心和处置中心建设候选点信息

Table 3 Information on candidate locations for testing centers and response centers

节点编号	固定成本/ 10^6 元	最大能力/ $(\text{kg} \cdot \text{d}^{-1})$	节点编号	固定成本/ 10^6 元	最大能力/ $(\text{kg} \cdot \text{d}^{-1})$
19	2.00	100.00	22	2.20	90.00
20	1.80	85.00	23	2.80	80.00
21	3.00	90.00	24	2.80	85.00

5.2 计算结果

设置初始种群数为 50,交叉、变异概率分别为 0.80 和 0.20,最大迭代次数 1 000,在计算机 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H@2.30 GHz 环境下,使用 Python3.9.7 和 Gurobi 9.5 编程计算。设计的模型和算法能在 3 023.51 s 内提供 165 个有效方案。其中,代表性方案信息见表 4。

5.3 测试对比

5.3.1 风险度量模型对比

本文采用深圳实例数据,将新模型与几类常见风

险度量模型进行对比分析(表 5)。其中,传统风险度量模型统计了事故概率和方圆 800 m 以内的暴露人口数量;箱式模型将泄露范围计为一个以无人机为中心形成的边长 50 m 的立方体;标准高斯烟羽模型则是在距离泄露源 100 m 处测算有害物质的浓度。

表 5 按照新建风险度量模型的计算方法,估算每个方案的风险值;统计每一条收集路线的运输风险值,计算其对应的标准差,作为均摊运输风险;其结果显示新的风险模型能求得总成本更小的方案,且运输风险均摊程度更优。

表4 各类优化方案的计算结果

Table 4 Computational results of different optimization schemes

优化方案	检测中心 (检测技术)	试验中心	处置中心	总成本/ 10^7 元	总风险/ m^3	收集路线(生物样本)
总成本 最小	16(2), 18(3)	20	22	1.15	128.22	16-7-3-8-6-10-9-11-14-15-2-4-12-5-1-16(病毒样本); 16-13-16(病毒样本); 18-1-2-4-9-11-5-12-18(血液样本); 18-10-7-14-3-8-6-15-13-18(血液样本); 16-7-3-8-11-9-15-16(细胞样本); 18-10-6-12-4-2-1-5-14-13-18(细胞样本)
总风险 最小	16(1), 16(2)	19,20, 21	22,23, 24	2.51	36.24	16-3-8-11-13-14-16(病毒样本); 16-5-10-2-15-4-7-6-12-1-9-16(病毒样本); 16-8-5-12-3-2-16(血液样本); 16-11-4-13-9-10-14-15-7-1-6-16(血液样本); 16-8-3-15-9-5-12-4-16(细胞样本); 16-10-2-7-6-1-11-14-13-16(细胞样本)
推荐方案	16(2), 16(3)	19,20, 21	22,23, 24	2.22	77.69	16-3-5-8-6-4-15-16(病毒样本); 16-13-9-7-1-10-14-12-2-11-16(病毒样本); 16-11-3-5-4-15-16(血液样本); 16-13-9-7-1-10-14-2-12-8-6-16(血液样本); 16-14-12-3-15-4-11-5-16(细胞样本); 16-6-8-10-9-7-1-2-13-16(细胞样本)

表5 风险度量模型的对比结果

Table 5 Comparativeresults of risk measurement models

风险度量模型	总成本/ 10^7 元	均摊运输风险
传统风险度量模型	3.09	0.67
箱式模型	2.51	0.81
高斯烟羽模型	2.28	0.39
本文模型	2.51	0.27

5.3.2 求解方法对比

本文采用深圳实例数据,设置了 3 类求解方法的对比测试:①对比改进算法与常规多目标优化方法;②对比改进算法和常规 NSGA-II 算法;③设置不同迭代次数限制的测试算例,对比改进算法和常规 NSGA-II 算法的求解性能,对比结果见表 6。

首先,常规多目标优化方法选取线性加权法、增

表 6 改进算法与常规多目标求解方法的对比结果
Table 6 Comparative results of the proposed algorithm and conventional multi-objective solution methods

求解方法	求解时间/s	Pareto 解数量
线性加权	19 269.51	11
增广域约束	12 981.02	10
遗传算法	8 741.93	48
本文改进算法	3 023.51	165

广域约束法和遗传算法,采用百分比量纲一化方法^[24]处理子目标的量纲,每个子目标优化问题的最优求解时间计入总求解时长。线性加权法的权重单次变化值为 0.10,增广域约束法计算间隔设为 10,每次有效解的求解时间计入总求解时长。遗传算法的适应度函数采用线性加权法进行整合,2 个子目标的权重都为 0.50。算法测试对比结果见表 7。由表 7 可知改进算法能有效缩短求解时间并增加 Pareto 解的数量。

其次,常规 NSGA-II 算法采用顺序编码与解

表 7 改进 NSGA-II 算法与常规 NSGA-II 算法测试对比结果

Table 7 Comparative results of the improved NSGA-II algorithm and the conventional NSGA-II algorithm

算法	推荐方案的总成本/ 10^7 元	推荐方案的总风险范围/ m^3	Pareto 解的数量	求解时间/s
常规 NSGA-II	2.29	93.10	144	2 821.48
改进 NSGA-II	2.22	77.69	165	3 023.51
变化率/%	-3.06	-16.55	14.58	7.16

表 8 NSGA-II 算法改进前后对比

Table 8 Comparison of NSGA-II before and after improvement

迭代测试组	迭代次数	求解方法	推荐方案的平均成本/ 10^7 元	推荐方案的平均风险范围/ m^3	平均求解时间/s	Pareto 解的平均数量
1	1 000	常规 NSGA-II 算法	2.13	90.67	2 761.53	141
		改进 NSGA-II 算法	2.01	76.93	2 973.92	162
		变化率/%	-5.63	-15.15	7.69	14.89
2	3 000	常规 NSGA-II 算法	1.98	89.35	5 310.29	150
		改进 NSGA-II 算法	1.86	75.06	5 847.23	167
		变化率/%	-6.06	-15.99	10.11	11.33
3	5 000	常规 NSGA-II 算法	1.93	86.42	11 285.22	149
		改进 NSGA-II 算法	1.84	74.95	11 863.72	164
		变化率/%	-4.66	-13.27	5.13	10.07

5.3.3 事故概率敏感性测试

为进一步分析事故概率取值区间对推荐方案求解结果的影响,本文设置 2 个含有不同事故概率取值区间的测试组(测试组 1、2),每组含有 100 个随机生成的测试算例,除事故概率之外,所有算例的数据取值范围与深圳实例相同。其中,测试组 1、2 的

码方法。根据表 7 的计算结果可知:改进 NSGA-II 算法能够在延长 7.16% 的求解时间时,增加 21 个有效解,其求得的推荐方案能够节省 3.06% 的总成本;在编码过程中,改进算法优先考虑了风险分散的设施布局决策,使得总风险范围降低了 16.55%。

最后,构建 3 类不同迭代次数的测试组(迭代测试组 1~3),每组随机生成 50 个测试算例,每个测试算例的节点位置随机生成,样本产量为 $0\sim 10\text{ kg}\cdot\text{d}^{-1}$,检测和处置中心的固定成本为 $1.0\times 10^6\sim 5.0\times 10^6$ 元,检测和处置中心的最大能力为 $50\sim 200\text{ kg}\cdot\text{d}^{-1}$ 。在每组测试中,求解时间和 Pareto 解数量都是该组计算结果的平均值。表 8 为 NSGA-II 算法改进前后对比。由表 8 可知:随着迭代次数增加,求解时间增加,推荐解的优化程度更高;在不同的迭代次数条件下,常规 NSGA-II 算法的求解时间更短,但是,改进算法能够求得总成本和总风险范围更小的推荐方案,并提供更为稳定的 Pareto 解数量。

事故概率取值区间分别为 $[1.0\times 10^{-6}, 1.0\times 10^{-5}]$ 和 $[1.0\times 10^{-8}, 1.0\times 10^{-7}]$ 。表 9 为事故概率的敏感性测试,由表 9 可知:在不同事故概率区间下,模型和算法均能生成多个有效方案;扩大和缩小事故概率区间,测试组 1、2 的结果相比推荐方案,其平均总成本的变化率分别为 -0.90% 和 1.35% ,平均总

表 9 事故概率的敏感性测试

Table 9 Sensitivity analysis for incident probability

测试组	平均总成本/ 10 ⁷ 元	平均总风险范围/ m ³	Pareto 解的 平均数量
测试组 1	2.20	835.09	117
测试组 2	2.25	5.73	131
推荐方案	2.22	77.69	165

风险范围分别增加 757.40 m³ 和减少 71.96 m³。

6 结 语

(1)提出了面向生物样本泄露风险的医用无人机运输网络优化模型和改进的 NSGA-II 算法,实现了“检测-试验-处置”三层网络设施布局与无人机运输路径的联合优化。其中,运输网络优化模型以设施选址与路径规划为优化内容,设置了总风险最小和总成本最小的优化目标。风险目标函数以扩散模型、碰撞模型与传统风险模型为建模基础,建立了医用无人机运输生物样本的风险度量方法。

(2)基于深圳市生物样本运输的实地数据进行实例分析,其结果表明:本文构建的模型和算法能在 3 023.51 s 内提供 165 个有效网络优化方案;与 3 类常见风险度量模型相比,新建风险度量模型求得的方案平均减少了约 18.32% 的总成本,平均提升了约 1.3 倍风险均摊度;与常规多目标优化方法及常规 NSGA-II 算法相比,改进算法在求解时间、Pareto 解数量及推荐方案的总风险控制上均具有显著优势。

(3)事故概率敏感性分析表明:在不同事故概率取值区间下,模型和算法均能生成多个有效方案;扩大或缩小事故概率区间对平均总成本的影响较小,但对平均总风险的影响显著,说明事故概率是影响运输风险的关键敏感因素。

(4)未来值得进一步研究的内容包括:考虑不确定动态条件、城市网格人群密度数据、空间差异性风险、动态续航管理与充放电调度的无人机运输网络规划问题;将无人机坠毁的冲击影响与生物样本的泄露风险进行耦合评估,并针对不同生物样本探索差异化路径规划策略,设计针对性的启发式求解算法;结合现实低空空域管控要求,建立更符合工程技术需求的网络模型。

参 考 文 献 :

References :

[1] 刘长石,吴 张,周愉峰,等. 疫区应急物资供应的卡车-无人

机动态协同配送路径优化[J]. 系统科学与数学,2022,42(11):3027-3043.

LIU Chang-shi, WU Zhang, ZHOU Yu-feng, et al. The optimization of dynamic and cooperative truck-drone distribution routes for emergency supplies delivery in pandemic areas[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2022, 42(11): 3027-3043.

[2] 刘子豪,赵佳虹. 鲁棒感知风险下医疗废物回收系统优化研究[J]. 中国安全科学学报,2022,32(12):188-194.

LIU Zi-hao, ZHAO Jia-hong. Research on optimization of medical waste recycling system under robust perceived risk[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(12): 188-194.

[3] 王文涛,甘旭升,吴亚荣,等. 考虑不确定性的低空无人机运行风险评估方法[J]. 现代防御技术,2022,50(5):14-21.

WANG Wen-tao, GAN Xu-sheng, WU Ya-rong, et al. Low-altitude UAV operation risk assessment method considering the uncertainty[J]. Modern Defence Technology, 2022, 50(5): 14-21.

[4] LI Q Y, WU Q G, TU H Y, et al. Ground risk assessment for unmanned aircraft focusing on multiple risk sources in urban environments[J]. Processes, 2023, 11(2): 542.

[5] 马 涛,吴 俊,唐樊龙,等. 基于多源数据与大模型的无人机巡航风险识别技术[J]. 交通运输工程学报,2026,26(3):75-88.

MA Tao, WU Jun, TANG Fan-long, et al. Unmanned aerial vehicle cruise risk identification technology based on multi-source data and large models[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(3): 75-88.

[6] PRIMATESTA S, RIZZO A, LA COUR-HARBO A. Ground risk map for unmanned aircraft in urban environments[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2020, 97(3): 489-509.

[7] ZHANG G Y, ZHANG J P, HE B S, et al. An optimisation model of hierarchical facility location problem for urban last-mile delivery with drones[J]. Transportmetrica A: Transport Science, 2024: 1-29.

[8] 张宏宏,甘旭升,孙静娟,等. 基于 STPA-TOPAZ 的低空无人机冲突解脱安全性分析[J]. 航空学报,2022,43(7):255-267. ZHANG Hong-hong, GAN Xu-sheng, SUN Jing-juan, et al. Analysis of low altitude UAV conflict resolution safety based on STPA-TOPAZ[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(7): 255-267.

[9] 胡莘婷,吴 宇. 面向城市飞行安全的无人机离散型多路径规划方法[J]. 航空学报,2021,42(6):452-463.

HU Xin-ting, WU Yu. Risk-based discrete multi-path planning method for UAVs in urban environments[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(6): 452-463.

[10] 张 薇,何若俊. 面向物联网数据收集的无人机自主路径规划[J]. 航空学报,2024,45(8):229-243.

ZHANG Wei, HE Ruo-jun. Autonomous trajectory design for IoT data collection by UAV[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(8): 229-243.

- [11] PANG B Z, HU X T, DAI W, et al. UAV path optimization with an integrated cost assessment model considering third-party risks in metropolitan environments [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2022, 222: 108399.
- [12] 王 祝,张梦通,张振鹏,等.基于多指标动态优先级的无人机协同路径规划[J].*航空学报*,2024,45(4):256-269.
WANG Zhu, ZHANG Meng-tong, ZHANG Zhen-peng, et al. Multi-UAV cooperative path planning based on multi-index dynamic priority[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(4): 256-269.
- [13] 赵 江,张 璇,池 沛,等.空地无人集群自调节控制与动态路径规划方法[J].*航空学报*,2024,45(16):207-226.
ZHAO Jiang, ZHANG Xuan, CHI Pei, et al. Self-adaptive formation control and dynamic path planning for air-ground heterogeneous swarm[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(16): 207-226.
- [14] SALAMA M R, SRINIVAS S. Collaborative truck multi-drone routing and scheduling problem: Package delivery with flexible launch and recovery sites [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 164: 102788.
- [15] MENG S S, GUO X P, LI D, et al. The multi-visit drone routing problem for pickup and delivery services [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2023, 169: 102990.
- [16] ZHOU H, QIN H, CHENG C, et al. An exact algorithm for the two-echelon vehicle routing problem with drones [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2023, 168: 124-150.
- [17] TINIÇ G O, KARASAN O E, KARA B Y, et al. Exact solution approaches for the minimum total cost traveling salesman problem with multiple drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2023, 168: 81-123.
- [18] 羊 钊,齐洪彪,于阳阳,等.风险规避与组合策略融合的多无人机协同路径规划方法[J].*交通运输工程学报*,2026,26(3): 140-158.
YANG Zhao, QI Hong-biao, YU Yang-yang, et al. Integrated risk avoidance and hybrid strategy for multi-UAV cooperative path planning [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(3): 140-158.
- [19] 赵佳虹,柯紫琪,吴文俊,等.考虑辐射风险的核污染废物回收系统优化[J].*安全与环境学报*,2024,24(10):4014-4021.
ZHAO Jia-hong, KE Zi-qi, WU Wen-jun, et al. Optimization of a nuclear contaminated waste recycling system considering radiation risks[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(10): 4014-4021.
- [20] VERMA M, VERTER V. Railroad transportation of dangerous goods: Population exposure to airborne toxins[J]. *Computers and Operations Research*, 2007, 34(5): 1287-1303.
- [21] WANG Z Y, RANGAIAH G P. Application and analysis of methods for selecting an optimal solution from the Pareto-optimal front obtained by multi-objective optimization[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2017, 56(2): 560-574.
- [22] ZHAO J H, VERTER V. A bi-objective model for the used oil location-routing problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2015, 62: 157-168.
- [23] ZHAO J H, CHEN J F, KE G Y, et al. A bi-objective data-driven chance-constrained optimization for sustainable urban medical waste management [J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 267: 126213.
- [24] ZHAO J H, WU B H, KE G Y. A bi-objective robust optimization approach for the management of infectious wastes with demand uncertainty during a pandemic [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 314: 127922.