文章编号：1003-1421(2026)05-0058-15
引用格式：陈华群，吴麟，高震宇，等. 基于改进GA-QPSO算法多无人机集群高原地区巡逻路径优化[J]. 铁道运输与经济，2026，48(5)：58-72.
CHEN Huaqun，WU Lin，GAO Zhenyu，et al. Multi-UAV Swarm Patrol Route Optimization in Plateau Areas Based on Improved GA-QPSO Algorithm[J]. Railway Transport and Economy，2026，48(5)：58-72.

基于改进GA-QPSO算法多无人机集群高原地区巡逻路径优化

陈华群，吴　麟，高震宇，黄宇杰，王蔙婷

(中国民用航空飞行学院 空中交通管理学院，四川 成都　641419)

摘　要：高原地区受地形和气候限制，使无人机巡逻面临诸多挑战。多无人机集群路径规划，需兼顾安全与效率并适应高原环境，因而构建高效可靠路径规划方法至关重要。面向高原低空应用场景，研究多无人机集群巡逻路径规划模型与算法，实现多机队规模不同目标下路径自动优化，定量评估安全性与效率的提升效果。以典型高原山地环境为背景，搭建高原场景仿真平台，并以此为基础生成巡逻任务场景进行实例验证。结果表明：所提方法适配2~15架无人机群规模，可自动规划路径以规避“穿山”等危险地形，并生成目标平衡的优化方案；与传统启发式算法相比，总飞行距离与最大任务完成时间最高可分别缩短29.07%和27.71%，展现出卓越的多目标协同优化能力。

关键词：多无人机集群；高原巡逻路径；改进GA-QPSO算法；智能避障；分层优化
中图分类号：U116；V279　　**文献标识码**：A　　DOI：10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20250912002

Multi-UAV Swarm Patrol Route Optimization in Plateau Areas Based on Improved GA-QPSO Algorithm

CHEN Huaqun，WU Lin，GAO Zhenyu，HUANG Yujie，WANG Yiting

(College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Chengdu 641419, Sichuan, China)

Abstract: Restricted by the terrain and climate in plateau areas, unmanned aerial vehicle (UAV) patrol confronts multiple challenges. Multi-UAV swarm path planning requires a trade-off between safety and efficiency while adapting to the environment in plateau areas, so the development of an efficient and reliable path planning method is critical. This study focused on the path planning model and algorithm for multi-UAV swarm patrols for the low-altitude application scenarios in plateau areas, realizing automatic path optimization for multi-fleet scale under different objectives and quantitatively evaluating the improvement effects on safety and efficiency. Taking the typical mountainous environment of plateau areas as the research background, this paper constructed a simulation platform for plateau scenarios. On this basis, patrol mission scenarios were generated to conduct case verification. The results indicate that the proposed method, applicable to multi-UAV

收稿日期：2025-09-12　　**修订日期**：2026-04-06
通信作者：吴麟(1999—)，男，黑龙江鹤岗人，中国民用航空飞行学院空中交通管理学院硕士研究生。
基金项目：西藏自治区科技计划项目(XZ202403ZY0014，XZ202601ZY0091)；中国民用航空飞行学院面上项目(25CAFUC03045)；中国民用航空飞行学院研究生科研创新基金项目(202601)

swarms with 2~15 UAVs, automatically plans paths to avoid hazardous terrains such as "terrain penetration" and generates optimized schemes with balanced objectives. Compared with traditional heuristic algorithms, the proposed algorithm reduces the total flight distance and the maximum mission completion time by up to 29.07% and 27.71%, respectively, which fully demonstrates the excellent multi-objective collaborative optimization performance.

Keywords: Multi-UAV Swarm; Patrol Route in Plateau Area; Improved GA-QPSO Algorithm; Intelligent Obstacle Avoidance; Hierarchical Optimization

0　引言

高原地区在社会公共安全与生态治理时面临低气压、低温、强阵风与复杂地形等不确定性，传统人工巡护与常规规划易受限，效率低、风险高且覆盖不均。面向此类场景，无人机低空治安巡逻具备远程控制、低风险运行、快速部署与精细感知等优势，已广泛应用于覆盖边境侦察、电力巡检[1-2]及铁路沿线巡查与设施运维养护[3-4]等多个领域。然而，高海拔、低气压的特殊环境不仅对无人机的空气动力学性能与能耗管理构成严峻挑战，也是高空长航时无人机路径规划的核心考量因素[5-6]。因此，为克服高原地区复杂环境限制、人力与地面设备作业范围受限等困境，急需研究多无人机集群飞行路径智能规划，实现基于安全余度保障的最大化巡逻效率。

无人机路径规划属于资源组合优化问题。当前研究人员在无人机路径规划领域开展了大量探索，聚焦复杂低空物流、自适应环境采样[7-8]等任务需求，普遍采用遗传算法、粒子群算法等元启发式方法求解[9-11]。例如，陈兆芳等[12]针对需求不确定下卡车-无人机协同路径优化问题，提出的改进自适应大规模邻域搜索算法，即体现了此类方法在应对动态环境方面的优势。此外，高九州等[13]的改进A*算法则通过优化评价函数，在复杂地形路径的安全性与平滑度提升方面积累了实践经验，为高原地形适配提供了参考方向，同样针对复杂约束路径规划，赵明丽等[14]针对设备密集的铁路巡检场景，建立了融合安全空间的自适应动态避障模型，其动态航向调整策略为高原无人机抗干扰与安全航行提供了关键参考。Yu等[15]提出多分类动态保护区模型与冲突感知算法，先依飞行参数构建椭球形保护区，结合有人与无人机特性及流体动力优化动态模型，配套算法依航向或速度适配避障，兼顾安全与效率，可为高原无人机路径规划的安全边界与冲突解决提供参考。Zhong等[16]针对城市低空无人机构建了安全规划框架，静态冲突采用双目标动态保护区模型，兼顾边界违规风险与安全缓冲空间效率；动态冲突以聚类分组结合三维保护区与改进速度障碍法，突破二维避障的垂直局限，提升了空域利用率与计算效率。

在多机协同领域，刘文兵等[17]将K-means聚类与改进遗传算法结合，成功解决了大型多旅行商问题，其任务划分逻辑对高原区域覆盖巡逻的协同规划具有参考价值。与之思路相近，Zhong等[18]提出蜂群分裂式多机协同策略：将同航线类型、速距相近的飞行器分群，以动态椭圆保护区为核心，结合碰撞锥分析确定低碳撤离策略，辅以机群控制保障安全间隔，既提升协同效率又降低能耗。其"安全-低碳"双目标与分组逻辑，适配高原多无人机的任务分组与能效管控，可为协同规划提供参考。Wu等[19]聚焦遗传算法改进，在多无人机任务分配中提升了任务适配性与执行效率；Duan[20]等针对多无人机协同任务动态性提出动态离散鸽群启发优化算法，该算法经协同搜索-攻击任务规划验证，其核心设计提升复杂场景响应速度与适应性。杨旭等[21]在综述中进一步指出，蚁群算法、粒子群算法和遗传算法凭借良好的并行性和适应性，成为无人机集群路径规划的主流选择，为高原多无人机协同巡逻的算法选型提供了重要依据。同时，Dai等[22]针对复杂几何环境下多无人机的覆盖和路径规划问题，提出一种考虑遮挡和能量效率的方案，其对复杂环境下时空分辨率的考量方式，与高原巡逻任务中对多机协同覆盖和路径规划的需求相呼应，有助于优化高原多无人机协同巡逻的任务执行策略。Zhou等[23]提出的高能效无人机网络资源分配方案，通过动态资源调度模型匹配任务负载与无人机能耗，其资源分配与能效耦合的量化方法，为解决高原无人机性能衰减问题提供了技术参照。上述研究未精确建模高原环境对无人机性能的衰减、未区分固定翼与多

旋翼机动特性、多目标优化依赖固定权重且未解决权衡问题，对动态路径调整略显不足，直接应用于复杂高原环境具有一定局限性。

在规划无人机巡逻路径时，必须满足相关法规与技术标准对低空运行的约束，根据规章设定路径规划的空域以及最小高度约束，包括中国民用航空局2022年发布的《一般运行和飞行规则》(CCAR-91-R4)[24]、国务院与中央军事委员会2023年公布的《无人驾驶航空器飞行管理暂行条例》(国令第761号)[25]，以及中国民用航空局2016年发布的《民用无人驾驶航空器系统空中交通管理办法》(MD-TM-2016-004)[26]。同时，需将高原环境对气动性能与能耗的衰减耦合进模型，面向固定翼与多旋翼双模态特性开展多目标优化与安全校验，并严格遵循民用无人机运行安全管理规则，确保方案的合规性与工程可行性。

针对上述研究在高原环境适配、异构机型建模与多目标优化权衡方面的不足，本研究在满足相关低空运行法规约束的前提下，基于组合优化覆盖理论动态耦合环境限制与机型性能，引入气动衰减与扰动项构建异构双模态多目标路径数学模型，设计改进量子启发式混合算法求解机队规模，并引入帕累托非支配存档提升解集多样性与稳定性，为高原地区无人机集群路径智能规划提供参考。

1　问题描述

高原复杂环境下的多无人机协同巡逻路径规划，是在受限可飞空域内，综合考虑复杂地形、三维避障、安全净空、能源与时间等异构约束，对各巡逻点进行无人机任务分配与执飞顺序优化的组合优化问题。现有研究常将机队调度、任务分配与航迹生成拆分为独立环节，或简化为二维路径规划，难以适配高原地区高差起伏大、地形复杂多样的特征要求。

研究考虑无人机自基准起降场起飞后面对山体障碍的“翻越-绕行”选择，航迹规划以真实三维地形为数据背景，生成满足最低安全净空、最小转弯半径、爬升/下降率等机动要求的可行航迹。高原山地环境下多无人机协同路径规划问题示意图如图1所示。

从图1可知，障碍物一为单座高海拔独立山体；障碍物二高度略低但坡度更陡；障碍物集群三为密集障碍聚集区，高度层次错落、分布密度大，对无人机飞行阻碍风险更强。起降点位于起降场旁山麓，巡逻点A，B处于不同山体两侧，巡逻点C处于山谷低洼地带，巡逻点D位于障碍物二周边山体，“山顶-山谷”交错分布格局凸显了高原地形的复杂程度。图中虚线和实线分别代表穿山航线与避障航线，红、绿、橙三色线形对应3架无人机各自航迹。

据此，本研究将核心问题界定为“机队规模—任务分配—三维航迹”的多维度耦合协同优化问题，在续航、作业时窗及巡逻点驻留时间等约束下实现各机闭环返航。

2　路径规划优化模型构建

考虑在高原地区特殊地理环境下无人机作业的

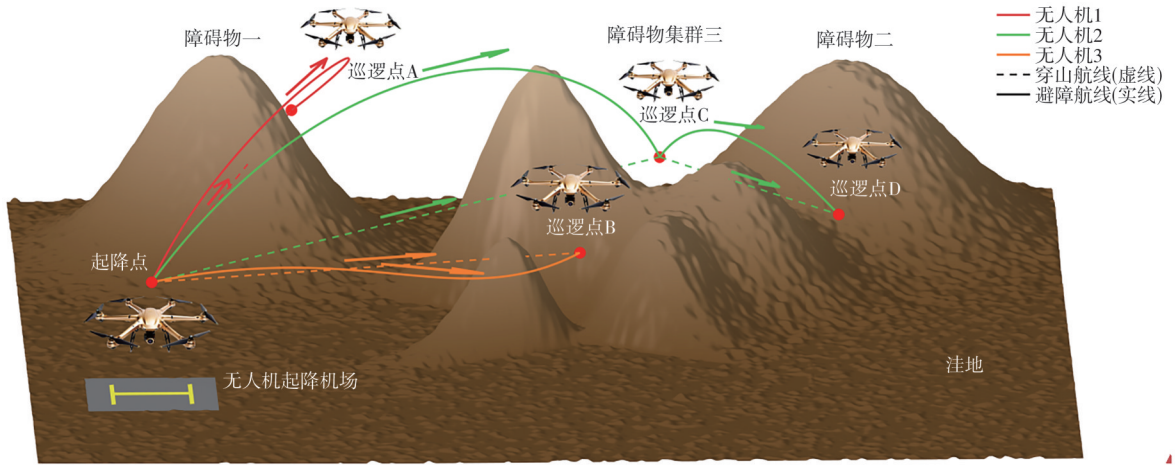


图1　高原山地环境下多无人机协同路径规划问题示意图

Fig.1　Collaborative path planning problems of multiple UAVs in mountainous environments of plateau areas

安全与效率要求，基于多目标规划理论与方法，分别构建任务总完成时间、机队总飞行距离、任务负载均衡度和平均续航利用率4个评价指标，引入环境限制与性能动态耦合的约束方式，确保指派的无人机作业能力覆盖目标范围内各巡逻点且能安全折返。

2.1　参数定义

为准确描述高原环境下多无人机集群协同巡逻路径规划问题，适应仿真平台物理与环境建模，定义如下集合、参数、变量与中间量，各项参数的定义如表1所示。除非特殊说明，距离单位以m、时间单位以s计。

表1　各项参数的定义

Tab.1　Definition of various parameters

变量	含义	变量	含义
P	所有巡逻点集合	V_j	第j架无人机的理想巡航速度
P_0	起降场	R_j^C	理想爬升率
P_i	任意一个需巡逻点	R_j^D	理想下降率
K	巡逻作业的无人机集群	t_i	作业点P_i的机动惩罚时间
K_j	任意一架执行任务的无人机	H_i	巡逻点P_i的海拔高度
d_j^t	预设停留时间	T_i	温度
H_i^{Min}	最小安全高度裕度	S_i	风速
L_j^{Max}	无人机的最大续航里程	D_i	气象风向
ΔL_j	强制保留的安全剩余里程	W_d	距离权重系数
L_j	实际续航里程	W_t	时间权重系数

2.1.1　作业属性参数

（1）作业对象属性。定义所有巡逻点集合$P=\{P_0, P_1, \cdots, P_i, P_n\}$，其中$P_0$为唯一的起降场，$P_i$表示任意的需巡逻点，$n$表示最后一个巡逻点的编号；执行巡逻作业的无人机集群$K=\{K_1, K_2, \cdots, K_j, \cdots, K_m\}$，其中$m$为无人机总数量；$d_j^t$表示无人机在$i$巡逻点所需的预设停留时间。

（2）无人机基础性能。H_i^{Min}表示无人机飞行时必须保持的最小安全高度裕度；L_j^{Max}表示单架无人机的最大续航里程，ΔL_j表示强制保留的安全剩余里程，实际用于路径规划有效续航里程为L_j^{Max}与ΔL_j的差值L_j。

（3）机型理想效能参数。V_j表示第j架无人机的理想巡航速度；R_j^C和R_j^D表示第j架无人机的理想爬升/下降率；t_i表示作业点P_i的机动惩罚时间，若是固定翼无人机取值为0 s，多旋翼无人机取值5 s。

（4）作业环境参数。H_i表示巡逻点P_i海拔高度；T_i表示温度，℃；S_i表示风速，m/s；D_i表示气象风的风向。

（5）目标权重参数。目标权重W_d，W_t分别表示距离和时间在多目标优化中的权重系数，满足W_d，$W_t\in[0, 1]$，且$W_d+W_t=1$；负载均衡权重$W_b\geqslant 0$。

距离与时间分别反映系统能耗与任务效率，目标权重参数的设定需结合实际场景进行权衡。通过最大或最小的极值方案下2项指标的变化幅度归一化，确保统一量纲的比较，提升参数选取的科学性。采用$W_d+W_t=1$的约束，使距离与时间在目标函数中保持平衡，便于连续调整优化偏向，有效防止单一目标主导整体优化。

2.1.2　性能参数

为反映高原稀薄空气、低温和复杂风场对无人机关键性能参数的影响，需要对气象风向进行直角坐标的航迹换算，计算公式为

$$\varphi_w=\mathrm{mod}(270^\circ-D_i, 360^\circ) \tag{1}$$

通过将气象风向角转化为航迹角φ_w，引入对飞行高度和环境温度影响的分段惩罚因子$I(H, T)$，高原环境综合修正因子计算公式为

$$I(H_i, T_i)=\max\left(0.7, 1-\frac{H_i-3\,000}{10\,000}\right)\cdot \max\left(0.8, 1-\frac{|T_i+15|}{40}\right) \tag{2}$$

经过换算和环境综合修正后，使模拟高度贴合高原现实，远超传统“定值仿真”，保证了路径规划解的可落地性和安全边界。

修正后的有效性能为

$$V_j^{eff}=V_j\cdot I \tag{3}$$

$$R_j^{Ceff}=R_j^C\cdot I \tag{4}$$

$$R_j^{Deff}=R_j^C\cdot I \tag{5}$$

依据I对无人机巡航、爬升、下降3项核心性能参数加权修正。结合具体飞行任务环境条件，使算法自动调整无人机在各段轨迹上的速度与能力，参数V_j^{eff}，R_j^{Ceff}，R_j^{Deff}分别表示修正后的有效巡航速度、有效爬升率以及下降率。

风对地速度修正：设某段飞行的水平航向角为

$$V_g=\max(1, V_j^{eff}+S_i\cos(\phi-\phi_w)) \tag{6}$$

式中：V_g，S_i分别表示实际巡航速度以及风速，综合考虑了无人机在复杂风场下航迹与风向的夹角，动态修正对地航速。

通过性能和风速修改，使得路径规划结果充分反映“逆风减速、顺风增速”等真实飞行规律，显著提升了里程、时效等性能预测的准确性。

2.1.3　决策变量

$X_{i,\,i+1}^{j}\in\{0,\,1\}$表示第$j$架无人机是否执行$P_i$至$P_{i+1}$的任务航段，是则$X_{i,\,i+1}^{j}=1$，否则为0。

$Y_i^j\in\{0,\,1\}$表示巡逻点是否被无人机执行巡逻的决策变量。如果巡逻点P_i由无人机j负责访问，则$Y_i^j=1$，否则为0。

2.2　相关假设

无人机集群高原巡逻需克服低氧、强风、地形复杂等环境挑战，通过明确边界条件建立巡逻路径智能优化模型与算法，平衡计算效率与模型精度，确保路径规划方案满足实际应用的安全性与经济性要求。为便于模型构建，作以下假设：

（1）每架无人机完成所负责巡逻点的全部任务后返回初始起降场。

（2）每一巡逻点依据社会活动产生，不考虑随机另设，且只指派一架无人机完成巡检作业。

（3）作业的气象条件符合巡逻数据采集的要求，飞行范围和时间不受空域限制。

（4）山体、建筑等固定障碍物位置已知且不变，通信忽略高海拔信号衰减。

2.3　目标优化函数

为实现巡逻任务的高效与均衡调度，兼顾任务效率与资源消耗，引入“负载均衡”与“续航超限惩罚”以增强可行性约束；为统一不同物理量纲的尺度，引入多目标加权融合建立统一优化目标函数为

$$F(x)=W_d f_1(x)+W_t f_2(x)+W_b f_4(x)+f_5(x)\quad(7)$$

式中：$F(x)$为联合适应度指标；$f_1(x)$和$f_4(x)$的单位为km；$f_2(x)$的单位为min。W_d，W_t，W_b分别为距离、时间、均衡多目标的加权系数，其具体取值由优化方案设定。

各子目标项和约束项定义如下。

（1）总航程距离：所有无人机巡逻飞行的路径之和

$$f_1(x)=\sum_{j=1}^{M}\sum_{i=1}^{N}\sum_{i+1}^{N}X_{i,\,i+1}^{j}\,l_{i,\,i+1}\quad(8)$$

其中，$X_{i,\,i+1}^{j}$为路径分配变量；$l_{i,\,i+1}$为点对之间的实际距离。该项反映整个无人机系统的总能耗。

（2）最大完成时间：所有无人机中耗时时间最长。

$$f_2(x)=\max\Big(\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}X_{i,\,i+1}^{j}(t_{i,\,i+1}^{j}+t_i),\ \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=2}X_{i,\,i+1}^{j}(t_{i,\,i+1}^{j}+t_i),\ \cdots,\ \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=M}X_{i,\,i+1}^{j}(t_{i,\,i+1}^{j}+t_i)\Big)\quad(9)$$

式中：$f_2(x)$为两个巡逻点之间的飞行和停留时间；$f_2(x)_{\max}$为所有无人机中最大任务完成时长，衡量批次整体效率。

（3）各机总距离$f_3(x)$和路径负载均衡性$f_4(x)$的计算公式分别为

$$f_3(x)=\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}X_{i,\,i+1}^{j}\,l_{i,\,i+1}\quad(10)$$

$$f_4(x)=std\big(f_3^1(x),\ \cdots,\ f_3^j(x)\big)\quad(11)$$

式中：$X_{i,\,i+1}^{j}$表示无人机j是否飞行i到$i+1$航段；$f_3^j(x)$为$j(j=1,\,2,\,\cdots,\,M)$架无人机的总航程；$f_4(x)$为全部无人机路径长度的标准差，刻画各机作业量均衡性，标准差越小系统分工越均衡。

（4）续航超限惩罚。

$$f_5(x)=\rho\sum_{j=1}^{M}\max\big(0,\,f_3(x)-L_j^{\mathrm{Max}}\big)\qquad\rho\gg1\quad(12)$$

其中，L_j^{Max}为第j架无人机单次最大续航里程。若无人机实际路径超出有效航程，则引入极大惩罚，强化可行性约束；同时，$\rho\gg1$意味着续航超限惩罚系数远大于各子目标权重，用于确保一旦存在无人机航程超限，目标函数就会被显著放大，从而优化算法自动排除所有不可行方案，保证最终结果严格满足续航约束。

2.4　中间变量与约束条件

对每一对巡逻点$(P_i,\,P_{i+1})$，首先判断最短直线路径是否与地形冲突。若存在冲突，则额外生成左、右2种水平绕行路径作为候选。最终在所有安全候选路径采取垂直抬升、左绕行和右绕行方式，依据最短飞行时间原则选择最优路径。

$$Z^*(i,\,j)=\arg\min_{p\in\{vertical,\,left,\,right\}}t_{i,\,i+1}(z)\quad(13)$$

式中：$Z^*(i,\,i+1)$表示点i至点$i+1$最优航路方案；z表示从垂直抬升、左绕行、右绕行中选择的方案；$t_{i,\,i+1}(z)$表示以方案z走完全程的时间。

（1）单段时间与路径长度计算时，设某段端点的高度差为Δh，水平距离为d_{xy}，则该段时间为

$$t^{seg}\begin{cases}\max\left(\dfrac{\Delta h}{R_j^{Ceff}},\ \dfrac{d_{xy}}{V_g}\right),\ \Delta h \geqslant 0\\ \max\left(\dfrac{|\Delta h|}{R_j^{Deff}},\ \dfrac{d_{xy}}{V_g}\right),\ \Delta h < 0\end{cases} \tag{14}$$

（2）路径$Z^*(i,\ i+1)$的总飞行时间$t^z_{i,\ i+1}$与最优总长度$l_{i,\ i+1}$分别为各子段$S \in Z^*(i,\ j)$的时间和长度之和。

$$t^z_{i,\ i+1} = \sum_{S \in Z} t^{seg}_s \tag{15}$$

$$l_{i,\ i+1} = length(Z^*(i,\ j)) \tag{16}$$

（3）航段总时间计算如下式所示。

综合考虑飞行、停留与机动，从点i到点$i+1$的总耗时$t^H_{i,\ i+1}$计算公式为

$$t^H_{i,\ i+1} = t^z_{i,\ i+1} + 60d^t_j + t_i \tag{17}$$

（4）路径地形安全性(离散点抬升策略)。路径离散点的高度$H_i(O)$满足以下条件。

$$H(O) \geqslant H_i(O) + H_i^{\min}) \tag{18}$$

（5）为确保规划路径方案的有效性和可行性，所有解必须满足以下约束条件。

①任务覆盖约束：除起降场外，每1个巡逻点必须仅被1架无人机访问。

$$\sum_{j \in K} Y^j_i = 1 \qquad \forall i \in P\backslash\{0\} \tag{19}$$

②起降点的设置只能有一个。

$$Y^j_0 = 1 \qquad \forall j = K \tag{20}$$

③路径流量守恒约束：对于任意一架无人机，其飞入一个巡逻点的次数必须等于其飞出的次数，确保路径的连续性。

$$\sum_{i \in P} X^j_{i,\ i+x} = \sum_{i \in P} X^j_{i+x,\ i} = Y^j_i \qquad \forall i \in P\backslash\{0\},\ \forall j \in K \tag{21}$$

④起飞与返回的次数满足在初始起降点只能1次的限制。

$$\sum_{i \in P} X^j_{0,\ i} = 1 \qquad \forall j \in K \tag{22}$$

$$\sum_{i \in P} X^j_{i,\ 0} = 1 \qquad \forall j \in K \tag{23}$$

⑤实飞续航距离小于有效巡航距离的约束限制。续航由大惩罚法实现，数值等价于硬约束。

$$\sum_{i \in P} \sum_{i+1 \in P} X^j_{i,\ i+1} l_{i,\ i+1} \leqslant L_j \qquad \forall j \in K \tag{24}$$

⑥规划路径的高度需大于两点之间地形高度与安全裕度的约束限制。

$$H_{i,\ i+1}(z) \geqslant H_i(z) + H_i^{\min} \qquad \forall z \in Z^*(i,\ i+1) \tag{25}$$

⑦子回路消除的限制。采用显式路径序列的启发式框架，路径均以起降点为起讫点；结合修复与2-opt局部优化，结构上排除子回路。

⑧被选择决策变量取1，否则取0的约束限制。

$$X^j_{i,\ i+1} \in \{0,\ 1\} \tag{26}$$

$$Y^j_i \in \{0,\ 1\} \tag{27}$$

3　基于分层优化混合智能算法求解

无人机高原巡逻路径规划属于多目标非线性组合优化问题，求解复杂度随作业范围与巡逻点密度的增加而上升。为此，采用上下分层求解思路以降低算法复杂度，并在传统算法基础上引入量子干涉扰动，设计改进GA-QPSO组合算法，以规避局部最优并提升收敛速度。

3.1　基于DM-QPSO上层求解机队规模

为确定最优无人机派遣数量，本研究提出动态多种群量子粒子群优化(DM-QPSO)算法，求解流程如下。

（1）任务分区：对每个候选机队规模，用K-means将巡逻点划分为空间独立的任务簇。

（2）并行优化：为每个任务簇创建并行QPSO子种群，粒子经SPV规则解码为访问序列并拼接为完整巡逻方案。

（3）自适应搜索：依据任务簇复杂度动态调整搜索强度，复杂区域侧重探索，简单区域侧重开发。

（4）全局探索：周期性在最差与最佳任务簇间迁移巡逻点并重置子种群，避免早熟收敛。

（5）适应度评估：基于地形/风感知代价构建综合指标，叠加续航惩罚项；对全部候选机队规模多次独立评估，选取平均适应度最优者作为推荐无人机数量。

3.2　混合遗传量子干涉的下层协同路径寻优

机队规模确定后，采用改进混合遗传-量子粒子群算法(GA-QPSO)并周期性注入量子干涉扰动进行协同路径优化，核心流程如下。

（1）表示与修复：解由多条首尾于起降点的子路线组成，初始化均衡分配巡逻点，修复操作保证任务覆盖与路径连通。

（2）适应度函数：加权综合总飞行距离与最大完成时间，引入负载均衡与续航超限惩罚项；“平

衡方案”额外引入锚点二次惩罚项，引导解向帕累托前沿中心收敛，增强多目标寻优稳定性。

（3）进化算子：采用锦标赛选择、顺序交叉与复合变异，以2-opt进行单路线局部改良；设置变异率衰减与精英保留以稳定收敛。

（4）量子干涉：按固定节奏对非精英个体注入量子扰动，随机重构子路线以增强种群多样性、抑制局部最优。

（5）可行化与抛光：优化后执行续航重平衡确保路径可行；“平衡方案”额外调用受限邻域搜索精细化抛光，在归一化边界内进一步降低最大任务时间，以获得质量更高的均衡解。

3.3　参数波动场景下方法适应性与性能评估

DM-QPSO与GA-QPSO遵循“上层机队规模决策—下层路径优化”2层逻辑。上层DM-QPSO通过K-means分区、动态多种群并行与自适应搜索，精准匹配任务簇需求，规避早熟收敛；下层GA-QPSO融合全局搜索与局部精搜，叠加量子干涉扰动、多目标加权惩罚及邻域搜索后处理，弥补单一算法的收敛与多目标优化缺陷。两者形成“数量决策—路径优化”连贯链路，故选择这2种针对性与适配性更优的算法用于两层优化。

为验证模型和算法的鲁棒性与适用边界，研究针对波动场景进行了条件限制的补充。在限制条件动态变化时，算法求解方案的时间复杂度和目标优化值虽有轻微损耗，但方案是可行的且优化效果良好，主要变化包括。

（1）气象波动：DM-QPSO自适应搜索与GA-QPSO续航重平衡策略可适配，优化耗时增5%~12%，总距离与任务时间损失≤8%。

（2）地形复杂度提升，DM-QPSO分区确保独立性，GA-QPSO邻域搜索优化路径，负载均衡性仅轻微下降。

（3）无人机参数偏差，DM-QPSO调整机队规模，GA-QPSO路径修复保障可行。

3.4　多目标归一化与权重自适应平衡机制

在上下层优化基础上，研究设计了多目标归一化与权重自适应平衡机制，兼顾任务总时间、总距离等多重目标，实现负载均衡分配。

适应度函数对距离与时间进行归一化处理，引入边界惩罚、锚点引导、动态权重与物理续航约束，兼顾均衡性、可行性与收敛稳定性。该机制包含：距离与时间的归一化融合、端点性能边界刻画、边界外溢惩罚与锚点引导项，以及在非凸帕累托前沿上采用带边界惩罚和锚点牵引的归一化方法以稳定获取中间解。

通过“最短时间”和“最短距离”2个端点方案确定性能边界，设$D_{\min}$，$D_{\max}$，$T_{\min}$，$T_{\max}$分别表示所有可允许方案中最小、最大的距离和时间。为确保在非凸帕累托前沿上稳定地找到中间解，采用加权切比雪夫方法[27]构建无量纲目标。

（1）按下述步骤构建适应度函数，性能归一化处理计算公式为

$$d_n = \frac{f_1(x) - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} \tag{28}$$

$$r_n = \frac{T_c - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} \tag{29}$$

式中：d_n，r_n分别为归一化距离与时间指标，使物理量统一在同一间隔区间；T_c为当前评估方案下实际得出的最大无人机飞行时间，随每次方案实时计算。

（2）边界外惩罚计算公式为

$$Q_a = \rho_b((\max(0,\ -d_n))^2 + (\max(d_n - 1))^2 + (\max(0,\ -r_n))^2 + (\max(0,\ r_n - 1))^2) \tag{30}$$

式中：Q_a表示边界惩罚项；ρ_b表示惩罚权重。

（3）锚点牵引计算公式为

$$Q_b = W_a((\min(1,\ \max(0,\ d_n)) - d_t)^2 + (\min(1,\ \max(0,\ r_n)) - r_t)^2) \tag{31}$$

式中：Q_b表示锚点惩罚；W_a表示锚点牵引系数；d_t，r_t分别表示目标归一化距离、时间。

（4）最终适应度计算公式为

$$F_{bal} = W_d \cdot \min(1,\ \max(0,\ d_n)) + W_t \cdot \min(1,\ \max(0,\ r_n)) + Q_a + Q_b \tag{32}$$

式中：F_{bal}代表方案适应度，为多目标归一化加权求和。

（5）权重自适应计算公式为

$$d_r = D_{\max} - D_{\min} \tag{33}$$

$$r_r = T_{\max} - T_{\min} \tag{34}$$

式中：d_r，r_r分别表示距离、时间的范围衡量变量在种群内部变化幅度。

$$d_m = (D_{\max} + D_{\min})/2 \tag{35}$$

$$r_m = (T_{\max} - T_{\min})/2 \tag{36}$$

式中：d_m，r_m分别表示距离、时间的范围中点，防止极端值影响。

$$d_r^n = \frac{d_r}{\max(\in, D_{\text{mid}})} \tag{37}$$

$$r_r^n = \frac{r_r}{\max(\in, T_{\text{mid}})} \tag{38}$$

式中：d_r^n，r_r^n分别表示经过归一化的距离与时间；$\in$表示极小常量。

$$W_t = clip(d_r^n, \alpha, \beta) \tag{39}$$

$$W_d = 1 - W_t \tag{40}$$

（6）平衡方案采用有界自适应权重。设置自适应权重参数是为了平衡多目标优化与实际巡逻需求，防止目标权重失衡。设α和β分别为权重下限与上限，系统在此区间内动态调整，实现距离与时间目标的自适应平衡，避免固定权重带来的局限。基于仿真实验，权重变化区间设为0.45~0.65时，可规避单目标主导的失衡风险，并与算法中clip动态限界机制严格对应，从而使无人机编队在不同解分布、地形复杂度及多种实际约束下均能获得理想的均衡性、鲁棒性和目标适应性。即$\alpha = 0.45$、$\beta = 0.65$，$clip(x, \alpha, \beta) = \min(\beta, \max(\alpha, x))$，$W_d = 1 - W_t$，保证权重和为1，端点范围见式(33)—(40)，故为自适应权重。

上述适应度评价体系与平衡机制实现了多目标性能的归一化融合，有效引入物理工程约束，后续所有机队及协同路径优化均以此为统一评价基准。此外，在适应度评价与路径生成过程中，采用路径合法性修复、2-opt局部搜索与显式起讫点约束，彻底消除子回路，保证航迹的工程可行性与联盟调度约束。

4　实验与结果分析

为验证所建立数学模型与算法的有效性，基于数学软件模拟高原环境与任务场景，从多个维度对系统性能进行测试与分析；计算任务主要由CPU执行，GPU辅助进行三维地形与路径的可视化渲染。

4.1　实验环境与参数设置

（1）仿真地理与气象环境。①地形数据：采用预生成高原DEM进行仿真，场景加载后等比例缩放并统一高度基准；巡逻点执行自动高度校准确保安全裕度；地形以栅格插值重建并稳健外插，路径规划与风场模型在统一坐标网格下耦合，确保代价评估与可视化的一致性。②气象条件：全局温度−15 ℃，平均风速8 m/s，恒定西南风，模拟高原典型恶劣气象环境。③巡逻作业：无人机最大续航里程约100 km，安全续航里程约80 km；巡逻区域20 km×30 km，共设62个巡逻点。

（2）无人机比选参数。为验证算法对不同类型无人机的普适性，本次仿真分别选取了具有灵活垂直机动性、悬停能力强且适用于对复杂地形抵近侦察的多旋翼无人机，能执行大范围、长距离巡逻任务的固定翼无人机。2种无人机类型与参数如表2所示。

基于巡航性能、能源消耗和巡逻悬停的作业要求，研究拟选用天目山一号集群进行路径规划。

（3）条件设置合理性分析。实验条件合理性体现在以下几个方面：DEM模型经校准重建，保留核心地形特征；−15 ℃低温参考高原冬季气象数据，检验电池续航与能耗优化适配性；8 m/s西南风模拟高原真实风场干扰，测试算法抗风扰动能力；多旋翼适配复杂地形侦察、固定翼匹配大范围巡逻，参数参考成熟机型以保障仿真与工程一致性；地形数据处理解决缺失与偏差，固定无关参数以聚焦算法性能评估。

4.2　核心算法有效性验证

为验证分层混合优化算法的有效性，从上层机队规模寻优、下层路径规划收敛性及多目标权衡能力3个方面，基于数学软件完成地形建模、算法优化与结果评估，对算法的可行性与优化效果进行深入分析。

4.2.1　基于分层优化的机队规模优化

实验首先对上层求解的DM-QPSO算法的有效性进行验证。该算法通过评估不同机队规模下的综合适应度，成功捕捉到了任务效率与资源成本之间的平衡点，得到不同无人机数量适应度曲线如图2所示。

表2　无人机类型与参数

Tab.2　UAV types and parameters

机型	旋翼类型	巡航速度/(m/s)	最大爬升率/(m/s)	最大续航里程/km	机动悬停/s
天目山一号	多旋翼	12	8	100	5
雨燕航翼YC-1380-Y	垂直起降固定翼	20	5	100	0

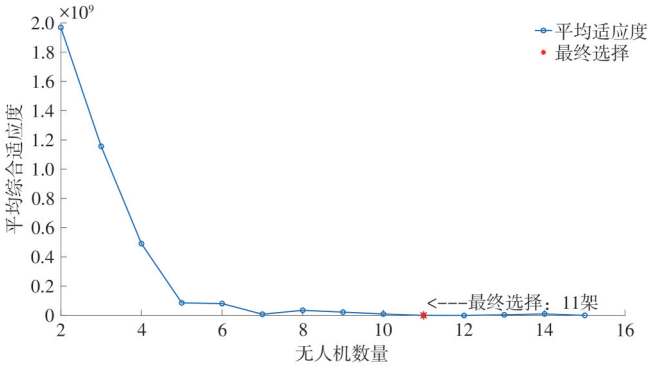


图2　不同无人机数量适应度曲线

Fig.2　Fitness curves for different numbers of UAVs

由图2可知，无人机数量过少(少于4架次)时单机任务过重导致适应度较高；随无人机数量增加成本迅速下降；超过阈值后边际效益递减，资源冗余致成本略升。因此，算法自动推荐最优部署数量为11架。

4.2.2　路径优化算法收敛性分析

完成初选无人机架次规模求解后，对下层求解的混合遗传算法收敛过程进行分析。利用数学软件仿真，跟踪混合遗传算法在优化迭代中的目标值收敛过程，并输出收敛曲线以评估算法效果，算法收敛曲线如图3所示。

由图3可知，该混合遗传算法针对最短时间、最短距离2种方案均可在10次以内快速生成高质量解，生成平衡权重方案也可在100次以内迭代完成收敛，并在后续迭代中保持稳定。

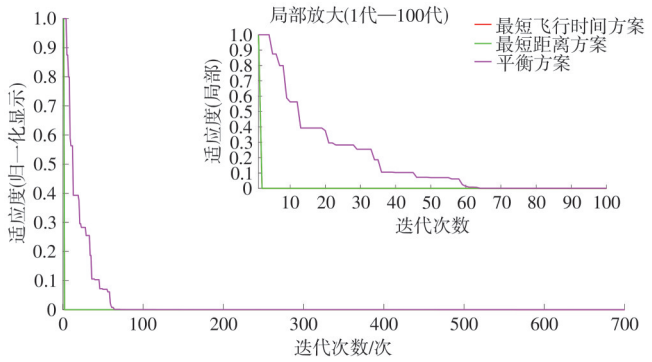


图3　算法收敛曲线

Fig.3　Convergence curve of algorithm

4.2.3　多目标帕累托前沿分析

为验证算法的多目标优化效果，基于现有数据排序和筛选直接提取帕累托前沿绘制，系统生成了描述“总飞行距离”与“任务总时间”2个主要目标制衡关系的帕累托前沿，帕累托前沿分析如图4所示。

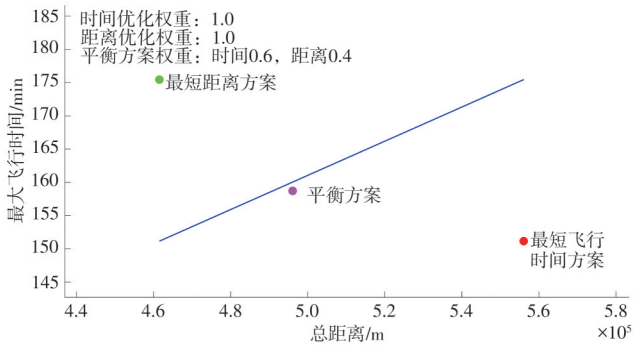


图4　帕累托前沿分析

Fig.4　Pareto frontier analysis

由图4可知，蓝色曲线展示了最短总距离与最短飞行时间2个目标之间的最优权衡边界，即多目标优化的帕累托前沿；前沿上的“3种方案”为3组典型权重下的调度结果，随权重变化揭示了“节能优先”与“效率优先”2种策略之间的权衡关系。

4.3　面向平衡方案的三维路径规划

相较于仅追求单一极致的“最短时间”与“最短距离”方案，“平衡方案”要求算法在时间效率与能源消耗2个核心维度间寻求最优折衷，其结果最能综合体现本框架在复杂约束下的多目标协同优化能力。因此，选取平衡方案作为典型实例，平衡方案三维规划图(多旋翼)如图5所示。

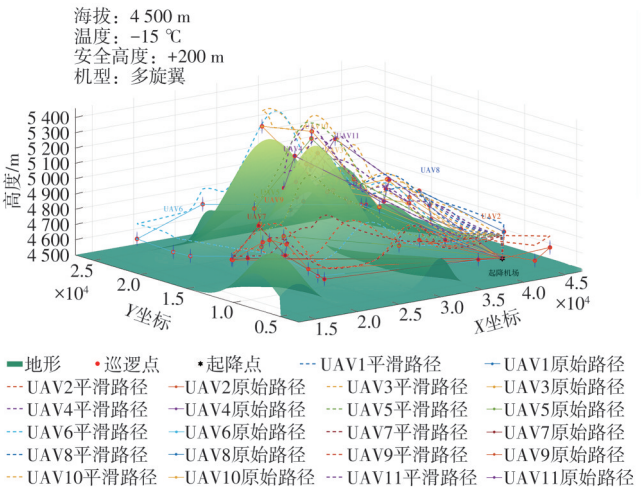


图5　平衡方案三维规划图(多旋翼)

Fig.5　Three-dimensional planning diagram of balanced scheme (multirotor)

由图5可知，作业标高从4 500 m至5 400 m，地形范围20 km×30 km，11架次无人机以2种线形分别呈现原始路径与平滑路径。三维路径图显示所有巡逻点被合理分配，路径无交叉冲突，实现高效

空间协同。当航线遭遇高大山脉时，系统自动触发动态避障机制，并行计算“垂直翻越”与“水平绕行”2种策略的预估飞行时间并选择耗时最短方案执行，验证了算法的智能决策与地形感知能力。

为微观评估飞行高度与障碍物的超障余度，基于DEM地形建模，通过山体轮廓与规划航迹的高度剖面对比方式进行分析，平衡方案高度剖面图(多旋翼)如图6所示，呈现了11架天目山一号多旋翼无人机各飞行阶段的安全飞行高度剖面。

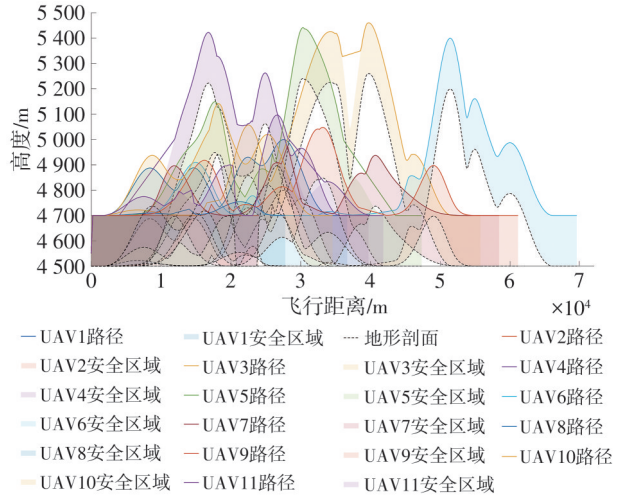


图6　平衡方案高度剖面图(多旋翼)

Fig.6　Height profile of balanced scheme (multirotor)

由图6可知，每条彩色曲线为单架无人机的路径高度剖面，所有规划轨迹均严格保持在地形剖面上方安全区域内，有效规避碰撞风险；同时路径在保证安全的前提下尽可能贴近地形，减少不必要爬升，体现了方案的能源经济性。

为分析任务执行效率，引入时间调度甘特图，呈现各架无人机的任务分配、巡逻点之间的飞行时间和巡逻点悬停巡查时间，仿真结果平衡方案时间调度甘特图(多旋翼)如图7所示。

由图7可知，所有巡逻点在时间轴上被分配至各无人机执行，如中间数字小方框“12”代表第12个巡逻点，方框的横向宽度表示该点作业悬停时长；若各无人机任务总时长相近，表明“平衡方案”在飞行时间维度上实现了有效的负载均衡，确保了机队整体作业的协调性与鲁棒性。

为评估不同方案对飞行时间的影响，引入均值与标准差对比有助于提升路径规划的稳定性和协同效能，3种方案的无人机飞行时间对比(多旋翼)如图8所示。

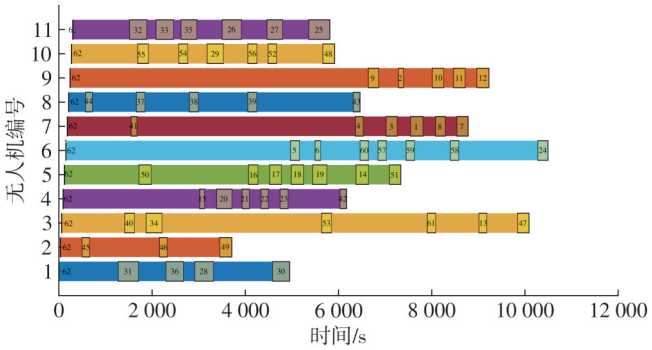


图7　平衡方案时间调度甘特图(多旋翼)

Fig.7　Gantt chart for time scheduling of balanced scheme (multirotor)

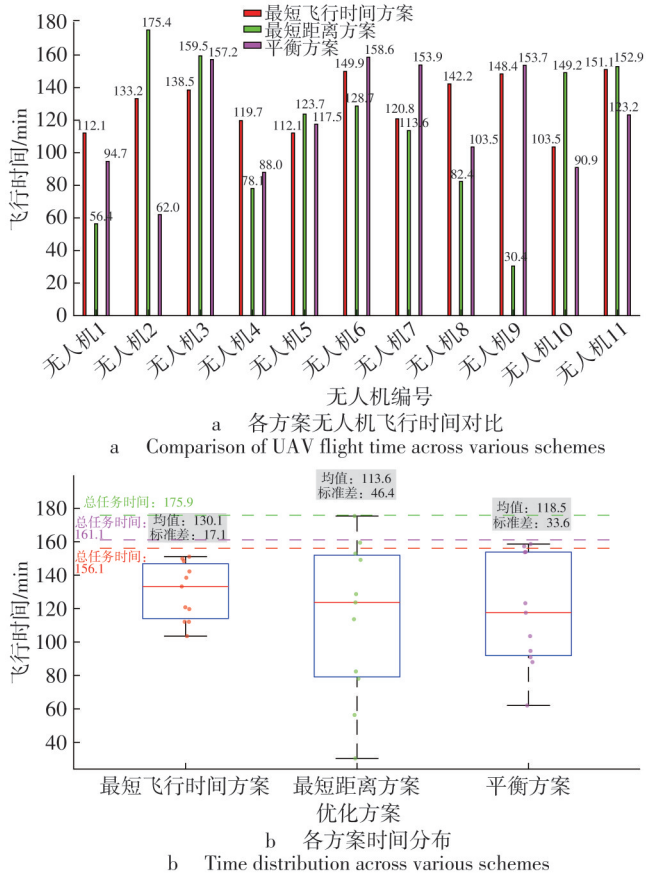


图8　无人机飞行时间对比(多旋翼)

Fig.8　Comparison of UAV flight time (multirotor)

由图8可知，11架无人机在3种方案下的飞行时长并列对比中，最短飞行时间方案飞行时长为103.5~151.1 min，均值较高但离散度小；最短距离方案为30.4~175.4 min，离散度最大；平衡方案为62.0~158.6 min，介于两者之间。3种优化策略在飞行时长调控效果上的差异可为方案选型提供依据。

为评估续航可靠性，引入无人机(多旋翼)续航里

程分析，通过建立能源消耗模型与可靠性约束，综合反映电压衰减、温度影响与负载变化，获取各架次无人机在不同方案下的飞行里程与剩余里程对比数据，无人机续航里程分析(多旋翼)如图9所示。

图9结果表明，所有方案均满足续航约束；然而，最短距离方案续航利用率最高达67.8%，最大飞行里程为67.8 km，无人机9的飞行里程仅为11.3 km，续航裕度高达88.7 km；最短飞行时间方案和平衡方案最大里程为67.5 km与69.5 km，最小为27.7 km与23.9 km，任务分配更均衡，确保了机队整体更高的任务可靠性和安全性。

最后，为直观呈现规划结果，引入无人机巡逻路径拓扑与执行顺序的综合可视化，展示平衡方案的整体效果，平衡方案的无人机巡逻路径拓扑与顺序如图10所示。

图10a列出11架无人机的巡逻路径，采用“起降点62→巡逻点序列(32-33-35-26-27-25)→起降点62”的格式，清晰标明各机的执行顺序与覆盖范围。

图10b在二维坐标系中以不同颜色并配合箭头方向标示各机飞行轨迹，同时标注所有巡逻点位置，直观呈现任务分配、路径走向与相互关系。

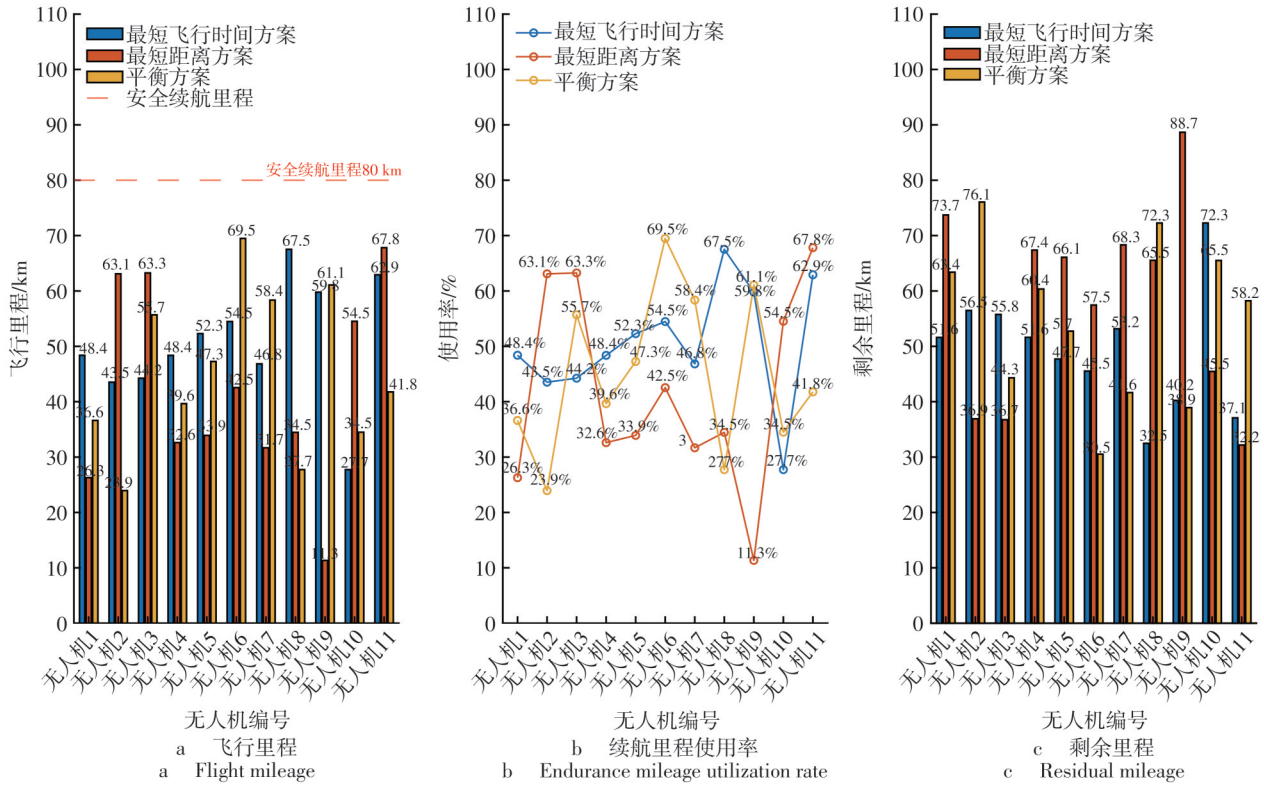
4.4　算法对比分析

为定量评估研究提出的GA-QPSO分层混合智能算法的性能，与3种经典启发式算法进行对比：模拟退火算法(SA)、蚁群优化(ACO)与标准粒子群(PSO)。

4.4.1　收敛性能对比

通过调用数学软件内置的统计函数，计算收敛精度、速度等关键指标，自动标注最优解和收敛点，生成了SA，ACO，PSO和GA-QPSO4种算法的收敛曲线，算法收敛性能对比如图11所示。

由图11可知，GA-QPSO在各方案下均呈现清晰的“两阶段”收敛特征，最终收敛至最低适应度值；ACO易早熟收敛并停留于次优平台，PSO收敛斜率偏缓、效率受限，SA收敛速度较慢且最终适应度偏高。GA-QPSO通过融合多种寻优机制，在收敛速度与解的质量上均显著优于3种基准算法。



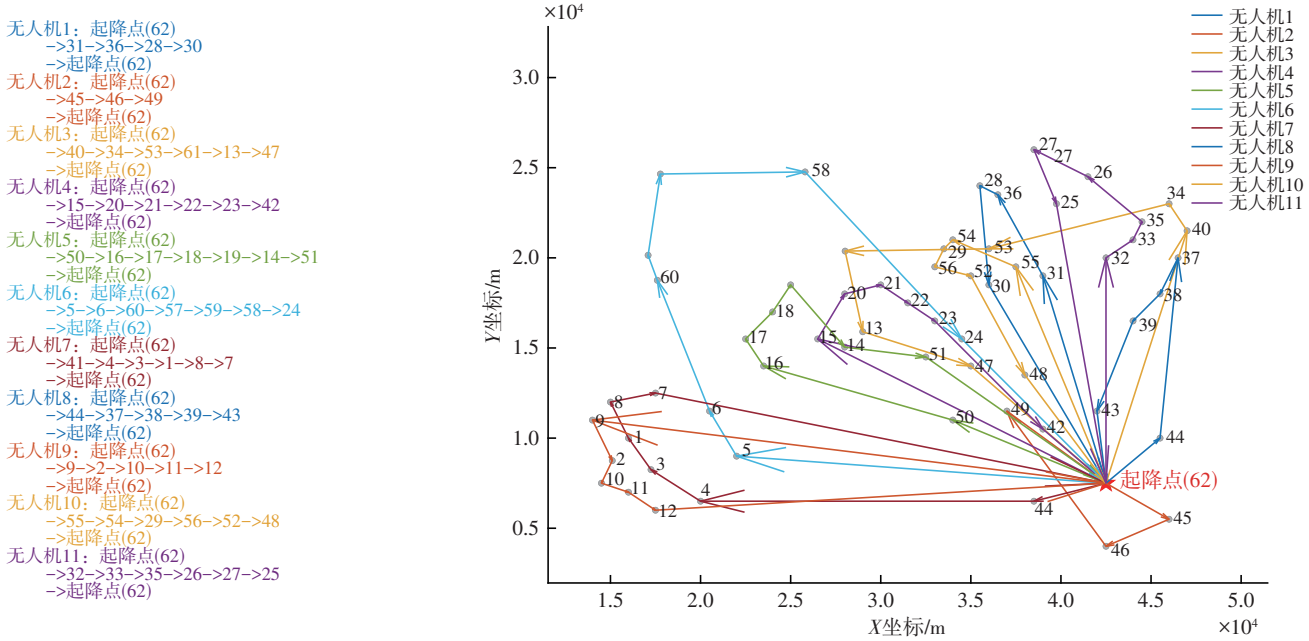
a　飞行里程
a　Flight mileage

b　续航里程使用率
b　Endurance mileage utilization rate

c　剩余里程
c　Residual mileage

图9　无人机续航里程分析(多旋翼)

Fig.9　Analysis of UAV endurance mileage (multirotor)

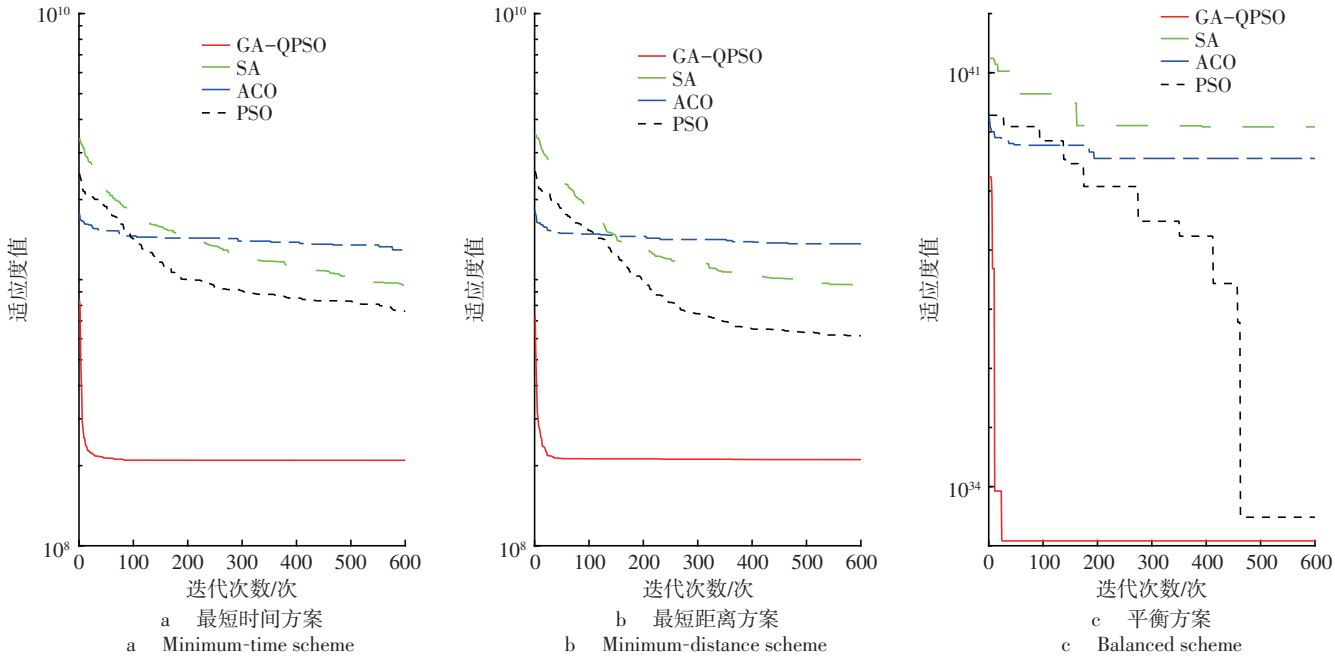


a　无人机巡逻路径顺序
a　UAV patrol path sequence

b　无人机巡逻路径拓扑
b　UAV patrol path topology

图10　平衡方案的无人机巡逻路径拓扑与顺序

Fig.10　Topology and sequence of UAV patrol paths for balanced scheme



a　最短时间方案
a　Minimum-time scheme

b　最短距离方案
b　Minimum-distance scheme

c　平衡方案
c　Balanced scheme

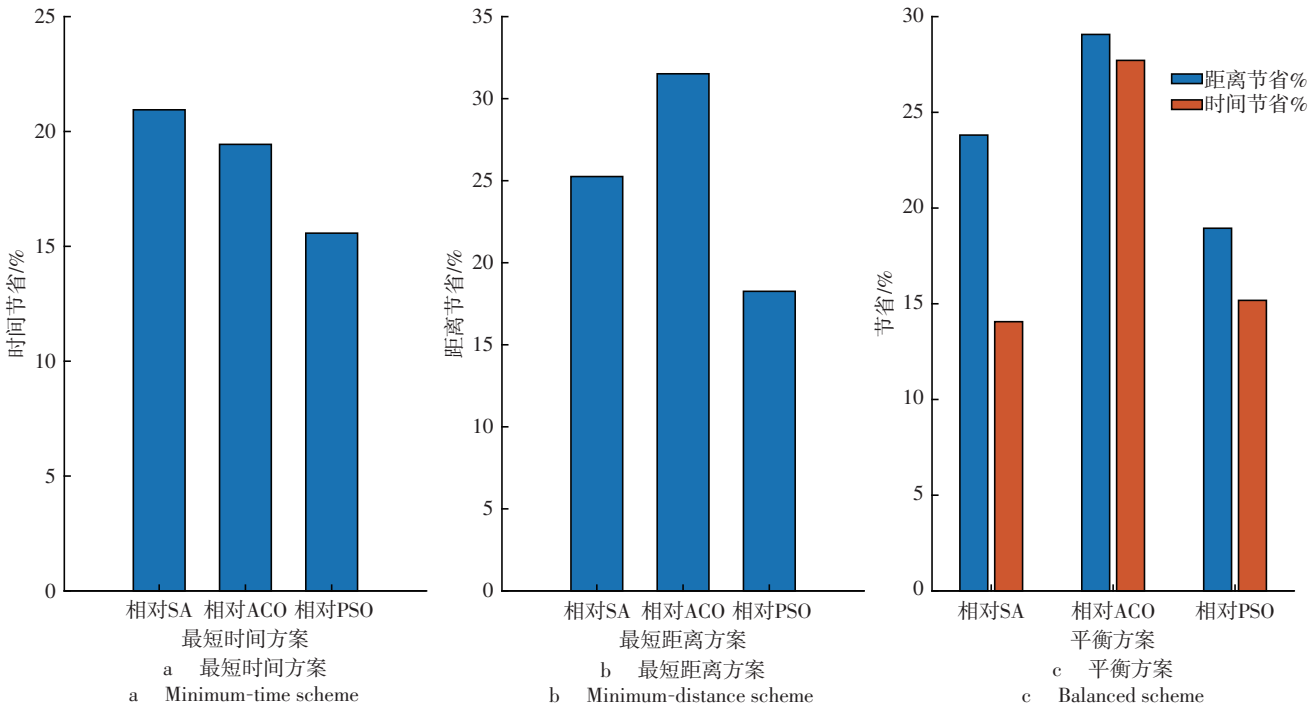
图11　算法收敛性能对比

Fig.11　Comparison of algorithm convergence performance

4.4.2　优化效果对比

为定量分析GA-QPSO算法对多无人机集群巡逻路径规划的各项指标的改进效果，采用统计平均节省三联图形式进行对比，统计平均节省三联图如图12所示，优化效果对比(三方案平均节省)如表3所示。

由图12和表3可知，在最短时间方案、最短距离方案与平衡方案3种目标下，GA-QPSO相较



a　最短时间方案　b　最短距离方案　c　平衡方案

a　Minimum-time scheme　b　Minimum-distance scheme　c　Balanced scheme

图12　统计平均节省三联图

Fig.12　Tri-panel graph of statistical average savings

表3　优化效果对比(三方案平均节省)　%

Tab.3　Optimization effect comparison (average savings of three schemes)

比较对象	平均时间节省(最短时间方案)	平均距离节省(最短距离方案)	平均距离节省(平衡方案)	平均时间节省(平衡方案)
相对SA	20.94	25.25	23.81	14.06
相对ACO	19.44	31.52	29.07	27.71
相对PSO	15.57	18.26	18.95	15.18

SA，ACO，PSO具有稳定优势，离散度更小、一致性更高。在续航、风场与地形约束下，该方法约束可满足性与稳健度更优，帕累托解集体现“能耗-时效”双目标协同改进。此外，GA-QPSO在后期边际改进能力更强，终端解质量与工程可用性更佳。

4.4.3　算法效能分析

在统一且真实的评测链条下，GA-QPSO算法在最短时间方案、最短距离方案与平衡方案3种目标上均优于SA，ACO，PSO。收敛上表现为“初期快、后期稳”的持续改进；质量上，3种方案各自对应指标相对基线算法均呈稳定两位数节省，综合表现优势明显。

5　结论

（1）基于DEM与风/温/海拔等环境信息，构建面向高原的三维运动学-时距一体化模型；统一高度并自动校准巡逻点，形成“地形+安全高度”刚性约束；通过风向换算与环境折减修正对地速度与爬升/下降能力，以有效续航边界保障能量可行性。

（2）上层以任务聚类与动态多种群QPSO自适应确定机队规模；下层以“混合遗传+量子干涉”为核心，对总飞行距离与最大完成时间进行协同路径优化，采用基于端点解的归一化空间与带锚点导向的加权和适应度函数，施加严格续航超限惩罚，并结合路径构造、轨迹平滑与续航重平衡策略，确保所有方案的质量与可行性。

（3）在数学软件仿真中生成“最短时间/最短距离/平衡”3类方案与成套可视化；在复杂地形与多风条件下稳定满足安全与续航约束，兼容固定翼/多旋翼，与SA，ACO，PSO等算法对比显示解集质量与稳定性优势，完成从数据预处理到结果展

示的一体化流程。

（4）当前模型基于空域不受限与通信不遮蔽的假设，实际作业中可通过网格化空域拆分与精准绕飞航迹加以应对；随任务规模增大，混合算法复杂度将显著提升，未来可通过合理的任务模块拆解降低算法复杂度。

（5）研究所提出的多目标自适应优化与大规模任务分配机制，可应用于铁路沿线高海拔、地形复杂条件下的空中勘测、日常巡检、关键节点检测与应急响应等无人机协同任务，针对铁路场景中空间跨度大、巡逻点密集及突发障碍等难题，基于能耗与避障全局搜索策略可以有效提升巡检任务的智能化和自动化水平。

参考文献：

[1] 杨根庆，胥辉旗，毛廷鎏，等. 基于可拓学的无人机边境侦察巡逻能力评估[J]. 兵工自动化，2024，43(2)：93-96.
YANG Genqing，XU Huiqi，MAO Tingliu，et al. Evaluation of UAV Border Reconnaissance and Patrol Capability Based on Extenics[J]. Ordnance Industry Automation，2024，43(2)：93-96.

[2] 高　坤，李昶君，杨金波，等. 无人机在高原山区线路巡检中的应用[J]. 电气技术，2015，16(4)：130-131，133.

[3] 刘　磊，游玉石，王志军，等. 低空技术在铁路巡查中的经济效益分析[J]. 铁道运输与经济，2025，47(10)：50-59.
LIU Lei，YOU Yushi，WANG Zhijun，et al. Economic Benefit Analysis of Low-Altitude Technology in Railway Inspection[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(10)：50-59.

[4] 刘佳雯，王镠莹，沈　通，等. 国内外低空经济发展及其在铁路领域的应用场景研究[J]. 铁道运输与经济，2025，47(10)：30-43.
LIU Jiawen，WANG Liuying，SHEN Tong，et al. Low-Altitude Economy Development in China and Abroad and Its Application Scenarios in Railways[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(10)：30-43.

[5] PAREDES J A，SAITO C，ABARCA M，et al. Study of Effects of High-Altitude Environments on Multicopter and Fixed-Wing UAVs' Energy Consumption and Flight Time[C]//2017 13th IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE). August 20-23，2017，Xi'an：IEEE，2018：1645-1650.

[6] 刘浩然. 面向高高原地区的多无人机协同搜救航迹规划研究[D]. 南京：南京航空航天大学，2021.

[7] 张启钱，许卫卫，张洪海，等. 复杂低空物流无人机路径规划[J]. 北京航空航天大学学报，2020，46(7)：1275-1286.
ZHANG Qiqian，XU Weiwei，ZHANG Honghai，et al. Path Planning for Logistics UAV in Complex Low-Altitude Airspace[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2020，46(7)：1275-1286.

[8] KOSIOR M，PRZYSTAŁKA P，PANFIL W. Adaptive Path Planning for UAV-Based Pollution Sampling[J]. Applied Sciences，2024，14(24)：12065.

[9] 黄书召，田军委，乔　路，等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划[J]. 计算机应用，2021，41(2)：390-397.
HUANG Shuzhao，TIAN Junwei，QIAO Lu，et al. Unmanned Aerial Vehicle Path Planning Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of Computer Applications，2021，41(2)：390-397.

[10] 广　鑫，耿增显. 基于离散粒子群算法的集群无人机飞行路径规划[J]. 现代电子技术，2025，48(4)：119-122.
GUANG Xin，GENG Zengxian. Clustering UAV Flight Path Planning Based on DPSO[J]. Modern Electronics Technique，2025，48(4)：119-122.

[11] CHEN X. UAV Patrol Path Planning Based on Machine Vision and Multi-Sensor Fusion[J]. Open Computer Science，2023，13：20220276.

[12] 陈兆芳，李文静，黄文翰. 需求不确定下卡车-无人机协同的路径优化研究[J]. 铁道运输与经济，2025，47(10)：60-72.
CHEN Zhaofang，LI Wenjing，HUANG Wenhan. Research on Path Optimization of Truck-Drone Collaboration under Uncertain Demand[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(10)：60-72.

[13] 高九州，徐威峰，张立辉，等. 基于改进A*算法的无人机避障航线规划[J]. 现代电子技术，2023，46(8)：181-186.
GAO Jiuzhou，XU Weifeng，ZHANG Lihui，et al. Obstacle Avoidance Route Planning of UAV Based on Optimized A* Algorithm[J]. Modern Electronics Technique，2023，46(8)：181-186.

[14] 赵明丽，马小龙，曹若飞. 基于无人机的铁路非正常接发列车作业方案设计[J]. 铁道运输与经济，2025，47(8)：30-39.
ZHAO Mingli，MA Xiaolong，CAO Ruofei. UAV-Assisted

Operation Design for Abnormal Train Reception and Departure in Railway[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(8)：30-39.

[15] YU Y X，AI Y，ZHONG Q W，et al. A Refined Protected Zone Model and Conflict-Aware Algorithm for Manned and Unmanned Fusion Airspace[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences，2025，26(4)：1427-1451.

[16] ZHONG Q W，YU Y X，ZHONG L F，et al. Optimizing Safety Buffer Spacing and 3D Dynamic Obstacle Avoidance Strategies for Urban Low-Altitude UAV (Swarm) Operations[J]. Chinese Journal of Aeronautics，2025：103901.

[17] 刘文兵，王艺栋. 多无人机协同搜索多目标的路径规划问题研究[J]. 电光与控制，2019，26(3)：35-38，73.
LIU Wenbing，WANG Yidong. Path Planning of Multi-UAV Cooperative Search for Multiple Targets[J]. Electronics Optics & Control，2019，26(3)：35-38，73.

[18] Zhong Q，Yu Y，Zhang Y，et al. Swarm Division-based Aircraft Velocity Obstacle Optimization Considering Low-Carbon Emissions[J]. Sustainability，2024，16(5)：1855.

[19] WU X L，YIN Y N，XU L，et al. Multi-UAV Task Allocation Based on Improved Genetic Algorithm[J]. IEEE Access，2021，9：100369-100379.

[20] DUAN H B，ZHAO J X，DENG Y M，et al. Dynamic Discrete Pigeon-Inspired Optimization for Multi-UAV Cooperative Search-Attack Mission Planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems，2021，57(1)：706-720.

[21] 杨　旭，王　锐，张　涛. 面向无人机集群路径规划的智能优化算法综述[J]. 控制理论与应用，2020，37(11)：2291-2302.
YANG Xu，WANG Rui，ZHANG Tao. Review of Unmanned Aerial Vehicle Swarm Path Planning Based on Intelligent Optimization[J]. Control Theory & Applications，2020，37(11)：2291-2302.

[22] DAI R，FOTEDAR S，RADMANESH M，et al. Quality-Aware UAV Coverage and Path Planning in Geometrically Complex Environments[J]. Ad Hoc Networks，2018，73：95-105.

[23] ZHOU S，ZHANG W，XU F，et al. Highly Energy-Efficient Resource Allocation in UAV Networks[C]//IEEE. 2023 IEEE 23rd International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway：IEEE，2023：1-8.

[24] 中国民用航空局. 一般运行和飞行规则：CCAR-91-R4[S]. 北京：中国民用航空局，2022：24-25.

[25] 中华人民共和国国务院，中华人民共和国中央军事委员会. 无人驾驶航空器飞行管理暂行条例：国令第761号[S] 北京：中国法制出版社，2023：12-15.

[26] 中国民用航空局. 民用无人驾驶航空器系统空中交通管理办法：MD-TM-2016-004[S]. 北京：中国民用航空局，2016：5-6.

[27] HASHIR S M，GUPTA S，MEGSON G，et al. Rate Maximization in a UAV Based Full-Duplex Mult-User Communication Network Using Multi-Objective Optimization[J]. Electronics，2022，11(3)：401.

(责任编辑　吴文娟)