

考虑柔性保障优先级约束的改进粒子群算法任务规划

罗国强¹, 冯业提¹, 肖 骅¹, 贾田峰¹, 龙 俊²

(1. 中国人民解放军联勤保障部队工程大学, 重庆 401331;

2. 中国人民解放军 32355 部队, 青海 格尔木 816000)

摘要: 针对高寒山地物资保障中全局保障路径优化与任务优先级差异显著的需求, 以及现有任务规划算法因缺乏柔性优先级适配机制导致高优先级任务难以得到优先保障或因硬性约束造成路径过度冗余的问题, 采用柔性保障优先级约束机制与改进粒子群算法 (PSO) 相结合的方法, 构建了融合柔性优先级约束与航程约束的任务规划模型; 通过线性递减权重与非线性动态异步加速常数对 PSO 算法参数进行优化, 增强算法搜索敏感度; 经多次仿真结果表明, 所提改进 PSO 算法的有效性得到验证; 与无优先级约束的改进 PSO 及只考虑优先级约束的 PSO 进行对比, 所设计的优先级约束机制能够在保证高优先级任务优先完成的前提下, 平衡总航程与保障优先级; 该机制实现了优先级与路径效率的动态平衡, 满足了高寒山地物资保障的实际应用需求。

关键词: 任务规划; 改进粒子群算法; 保障优先级; 柔性约束; 物资保障

Task Planning of Improved PSO Algorithm Considering Flexible Support Priority Constraints

LUO Guoqiang¹, FENG Yeti¹, XIAO Hua¹, JIA Tianfeng¹, LONG Jun²

(1. Joint Logistics Support Force University of Engineering, the People's Liberation Army,

Chongqing 401331, China;

2. Unit 32355 of the People's Liberation Army, Golmud 816000, China)

Abstract: In alpine cold mountain material support, there is a significant disparity between global supply route optimization and task prioritization, and existing task planning algorithms lack a flexible priority adaptation mechanism, resulting in ineffective priority guarantee for high-priority tasks or excessive route redundancy due to hard constraints. To address these issues, a method combining a flexible guaranteed priority constraint mechanism with an improved particle swarm optimization (PSO) is presented, which constructs a mission planning model with flexible priority and range constraints; The linearly decreasing inertia weight and nonlinear dynamic asynchronous acceleration coefficients are used to optimize the parameters of the PSO algorithm, enhancing the search sensitivity of the algorithm. Multiple simulation validations demonstrate the effectiveness of the proposed improved PSO algorithm. Compared with the improved PSO without the priority constraints and the PSO only with the priority constraints, the designed priority constraint mechanism makes a balance between total route length and support priority while ensuring the priority completion of high-priority tasks. This mechanism achieves a dynamic balance between priority and route efficiency, meeting the practical application requirements for material support in alpine mountainous areas.

Keywords: task planning; improved PSO; support priority; flexible constraints; material support

收稿日期:2026-02-27; 修回日期:2026-04-14。

基金项目:重庆市教委科学技术研究计划项目(KJQN202512901)。

作者简介:罗国强(1996-),男,硕士,讲师。

肖 骅(1987-),男,博士,副教授。

通讯作者:冯业提(1983-),男,硕士,助教。

引用格式:罗国强,冯业提,肖 骅,等.考虑柔性保障优先级约束的改进粒子群算法任务规划[J].计算机测量与控制,2026,34(9):250-256,296.

0 引言

高寒山地地形起伏剧烈、海拔高、气候多变且低温缺氧,部队部署分散、物资需求紧急且保障路径稀缺,传统地面物资保障受地形、气象及基础设施限制,存在响应滞后、投送效率低、安全风险高的问题,难以满足复杂环境下的精准保障需求^[1]。随着无人智能化技术发展,载运无人机凭借全天候作业、非接触投送等优势,成为破解该困境的核心载体,可有效突破客观限制,弥补传统保障方式的适配短板^[2]。在人工下达无人机物资保障任务时,易聚焦目标紧急性等主观因素,忽略航程、能耗等客观约束。使用保障任务刚性约束会固化该主观预设顺序,导致客观指标激增甚至任务无法完成;而柔性约束可动态调整主观与客观因素权重,微调规划结果,兼顾核心优先级与客观可行性,保障任务高效完成^[3-4]。当前,粒子群算法(PSO, particle swarm optimization)因原理简单、收敛快等优势应用广泛,但标准 PSO 在该场景中存在早熟收敛、参数固定适配性差、未适配优先级需求等局限^[5-10];现有优先级约束研究要么采用刚性约束导致航程冗余,要么未建立量化机制导致优先级保障不足^[11-14]。针对上述问题,本文以旅行商问题(TSP, traveling salesman problem)模型为基础,构建融合航程与柔性量化优先级约束的任务规划模型,改进 PSO 算法破解现有缺陷,并通过多场景仿真验证有效性,可有效弥补传统保障方式与现有算法的不足,提升高寒山地无人机物资保障效能。

1 问题描述

1.1 分析假设

无人机物资保障任务规划主要是建立无人机与保障任务之间的关联和映射关系,从而使物资保障效能在一定的指标下达到最优。为最大程度贴合高寒山地行动中物资保障的实际情况,现对任务分配模型做如下合理假设:①本次所用无人机一次载运物资量及航程均能满足物资补给要求;②物资补给点位置固定,物资需求点位置已知;③所需物资均进行模块化包装,在物资投送时,可以定点、定量进行投送。

1.2 模型构建

本文以 TSP 为基础模型,结合高寒山地保障需求,引入航程约束与保障优先级约束,构建多目标优化模型,核心目标是在满足约束条件下,实现“总航程最小化”与“高优先级节点优先保障”的动态平衡。

选取 N 个部队作为保障目标,对应的编号为 $1, 2, \dots, N$, d_{ij} 为第 i 个部队到第 j 个部队的欧氏距离,并且 $i, j \in (1, 2, \dots, N)$ 。设 $C = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示图中的 N 个城市的集合, T 为 C 的一个非空子集,

并设 i, j 两个部队间构成的线段最优时, $p_{ij} = 1$, 否则 $p_{ij} = 0$ 。

基于以上假设条件,物资保障任务规划问题的模型可以描述为:

$$\begin{cases} \sum_{i \neq j} p_{ij} = 1, & i \in C \\ \sum_{i \neq j} p_{ij} \leq |T| - 1, & K \in C \\ p_{ij} \in \{0, 1\} & i, j \in C \end{cases} \quad (1)$$

式中,第一个式子表示待补给部队,后面两个式子可以防止解出现回路,满足该模型的路线就是最短路径。

在完成描述 TSP 问题后,针对高寒山地无人化物资保障问题,还需要对 TSP 模型进行进一步深化。在载运无人机运量能够完全满足补给点需求的情况下,影响任务分配的两个主要因素是任务分配的总路径以及需保障任务点的重要性。因此,本次高寒山地无人化物资保障的两个主要约束条件为总的航迹长度和物资保障点需求优先级。

1.2.1 航程约束

本次用欧氏距离代表两个物资保障点之间的距离,物资保障点 a 的坐标为 (x_a, y_a) , 物资保障点 b 的坐标为 (x_b, y_b) , 则 a 点与 b 点之间的距离可以表示为:

$$d_{a,b} = \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2} \quad (2)$$

则航程约束为:

$$\min f_1 = \sum_i^{n-1} \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2} \quad (3)$$

1.2.2 柔性保障优先级约束

1.2.2.1 柔性约束基础理论

在复杂应急保障场景中,任务规划本质是多目标优化问题,核心目标包括两类:一是以路径最短为核心的经济性目标,二是以优先级满足为核心的任务时效性目标。传统硬性优先级约束(强制固定访问顺序)本质是将多目标问题退化为单目标约束满足问题,存在两大核心缺陷:其一是完全牺牲路径优化空间,易导致路径冗余、航程激增,违背应急保障的经济性需求;二是缺乏对优先级“弹性适配”的考量,无法应对实际保障中“高优先级优先但不强制、低优先级延后但不滞后”的柔性需求。

本文提出的柔性保障优先级约束,其理论基础源于约束满足问题的柔性扩展理论与多目标优化的帕累托最优思想,细节如下。

柔性约束理论溯源:在经典约束满足问题中,硬性约束为“必须满足的硬约束”,而柔性约束为“尽可能满足的软约束”,允许约束存在一定程度的违反,并通过惩罚函数量化违反程度,实现约束满足与其他优化目标的权衡。本文将保障优先级建模为软约束,既保留了

优先级对规划顺序的引导性,又避免了硬性约束对路径优化的过度限制,契合应急保障中“优先级优先、兼顾效率”的核心需求^[15-19]。

多目标优化理论支撑:多目标优化的核心是在多个相互冲突的目标间寻找帕累托最优解,而非单一最优解。本文将“优先级满足度”与“路径经济性”作为两个相互冲突的优化目标,通过柔性约束将优先级需求转化为可量化的惩罚项,融入粒子群算法的适应度函数,使算法在迭代过程中自动平衡两类目标,最终输出兼顾优先级与路径效率的帕累托满意解,从理论层面解决了传统算法“重路径、轻优先级”或“硬约束致路径冗余”的矛盾^[20-21]。

1.2.2.2 柔性保障优先级约束模型构建

为实现高寒山地无人机物资保障任务的科学规划,需要在路径优化与任务优先级之间建立合理的量化关系。传统规划方法要么忽视优先级差异,要么采用强制约束导致路径冗余,难以满足实际保障需求。为此在综合考虑任务重要性、保障时序等因素的基础上,构建面向柔性保障优先级的任务规划模型,为后续改进粒子群算法提供统一的优化目标与约束基础。

$$\min f_2 = \epsilon \sum_{i=1}^n |pos(X_i) - i| \quad (4)$$

其中: $pos(X_i)$ 为保障点 i 在实际规划路线中的位置, i 为保障点 X_i 在预设规划路线中的位置, ϵ 为正常数。基于式(4)所计算的应保顺序与实际保障顺序的差值,即为保障优先级柔性约束的核心度量标准:该差值数值越低,代表实际任务规划的节点访问顺序与预设的保障优先级顺序偏差越小,对柔性保障优先级约束的遵循度就越强,既实现了高优先级节点优先保障的核心要求,又未因硬性约束造成路径冗余;若差值过高,则说明实际规划与预设优先级偏离过大,柔性过度导致优先级约束失去导向作用。

需要注意的是,式(4)规定的保障节点重要性约束为柔性约束,这意味着无人机并不是必须按照保障优先级进行保障。换句话说,这里设定的保障优先程度并不是硬性约束,而是综合保障路径、保障节点的重要程度进行考虑。因此本次考虑模型的适应度函数可以为:

$$fit = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 \quad (5)$$

其中: λ_1 和 λ_2 分别为实际任务场景下,航程约束和保障节点重要性约束的权重。

2 算法优化

2.1 粒子群算法简介

在求解优化问题时,群体智能算法通过模拟生物种群的协作行为来搜索最优解。粒子群算法(PSO)便是其中一类典型方法,其设计灵感来源于鸟群在未知环境

中定位食物源的行为规律。鸟群中个体初始位置随机,觅食能力存在差异;然而,个体之间能够通过信息交互实现经验共享,促使群体逐步向食物集中区域靠拢。一旦某个体发现高价值区域,其信息会引导其他个体聚集,从而协助整个群体逼近全局最优。这种生物协作机制为数学优化提供了有效的问题求解框架,并由此发展出标准粒子群算法^[23-24]。其数学描述如下:

在 d 维参数空间中,粒子群算法通过群体智能的迭代演化逼近优化问题的最优解。算法初始化时,随机生成一组带有状态信息的个体,每个个体包含当前解的位置和移动方向。搜索过程以每个个体根据自身历史上的最佳位置和全种群已知的最佳位置为参考,计算下一步的位移向量,并更新当前位置。随着迭代进行,个体会逐渐向高潜力区域聚集,搜索范围持续收缩。当满足终止条件时,算法终止,并返回全种群记录的最优位置作为最终解。在第 t 代时,粒子 i 的位置为 $X_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t)$,速度为 $V_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{id}^t)$,则第 $t+1$ 代粒子 i 的位置和速度分别为:

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 \ell(P_i^t - X_i^t) + c_2 \eta(P_g^t - X_i^t) \quad (6)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (7)$$

其中:式(6)、式(7)分别表示速度和位置更新; ω 称为惯性权重,表示对前一代速度的保留程度; c_1 、 c_2 称为学习因子; ℓ 、 η 是 $(0, 1)$ 之间均匀分布的随机数; $P_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{id}^t)$ 为粒子 i 迄今为止为历史最优序列; $P_g^t = (P_{g1}^t, \dots, P_{gd}^t)$ 为种群历史最优序列。

2.2 改进粒子群算法

针对粒子群算法存在易陷入局部最优解、收敛速度慢的缺陷,有关 PSO 参数的改进,学术界讨论的重点在于对 PSO 的速度方程中惯性权重和其加速常数和的改进上^[25-30]。本文在传统粒子群算法基础上,引入线性递减权重法与扰动动态加速常数策略对其进行改进优化。

2.2.1 线性递减权重的方法

从算法搜索行为的动态需求来看,惯性权重实质上是控制粒子运动“惯性”大小的参数,直接决定了粒子在解空间中的活动范围与搜索策略。当权重取值较高时,粒子的位移主要继承上一时刻的速度,运动轨迹更为开阔,有利于探索未知区域,降低群体过早聚集的风险;当权重取值较低时,粒子的移动步长受限,搜索行为收敛于局部邻域,便于在已发现的优良位置附近进行精细化挖掘。因此,惯性权重 ω 早期需要开阔视野、广域探测,故应赋予较大的惯性权重;后期需要集中火力、局部寻优,故应逐步减小惯性权重^[31-35]。换言之,惯性权重应随迭代进程呈现从大到小的单调递减趋势。

本文使用显性递减的惯性权重来模拟这个过程:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{k}{k_{\max}} \quad (8)$$

式中, $\omega_{\max}$, $\omega_{\min}$ 分别为惯性因子的最大和最小值, 一般将 $\omega_{\max}$ 设为 0.9, 将 $\omega_{\min}$ 设为 $0.4^{[31-35]}$; 为当前迭代次数, $k_{\max}$ 为迭代最大次数。将 (8) 带入 (9) 后得到更新后的位置和速度表达式:

$$V_i^{t+1} = \left[\omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{k}{k_{\max}} \right] V_i^t + c_1 \ell(P_i^t - X_i^t) + c_2 \eta(P_g^t - X_i^t) \quad (9)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (10)$$

式 (9), (10) 是改进后的粒子速度和位置更新公式, 但线性递减权重改进方法由于缺乏种群多样性, 仍存在陷入局部最优的缺点, 下面通过对动态异步加速常数进行优化, 对 PSO 算法进行进一步改进。

2.2.2 动态异步加速常数

在粒子群算法中, c_1 , c_2 两个加速常数分别控制个体认知与社会学习对粒子运动的影响程度。具体而言, 个体学习因子 c_1 引导粒子向自身历史最优位置靠拢, 体现自我经验总结; 社会学习因子 c_2 则驱动粒子向群体发现的全局最优位置汇聚, 反映种群信息共享。不同的参数配置会改变粒子在搜索过程中的行为偏向。从算法演进的需求来看, 迭代早期应强化个体探索能力, 避免群体过早同质化而陷入局部最优, 因此需设置较大的 c_1 与较小的 c_2 ; 迭代后期则应增强社会趋同性, 以加速收敛至全局最优解附近, 因此需逐步减小 c_1 并增大 c_2 。通过这种动态调整, 算法可在前期保持较高的全局搜索能力, 在后期提升局部收敛速度^[35]。

为了更好地描述 c_1 减小, c_2 增大的变化规律, 可以用余弦函数描述其变化。采用余弦函数更新 c_1 、 c_2 , 核心是利用余弦曲线非线性、平滑连续的变化特性, 让学习因子的调整精准贴合 PSO 算法的搜索规律: 迭代前期 c_1 以较慢速率下降、 c_2 以较慢速率上升, 保障粒子的个体探索能力, 扩大全局搜索范围, 避免早熟收敛; 迭代后期 c_1 快速递减、 c_2 快速递增, 推动粒子快速向全局最优靠拢, 强化局部精细开发, 提升收敛精度; 同时余弦变化无突变、无阶跃, 能实现平滑过渡, 避免因参数骤变导致的算法震荡, 相比传统线性更新, 更能平衡算法的全局搜索能力与局部收敛性能, 且保证参数变化的稳定性与连续性, 契合 PSO 算法对动态异步加速常数的核心需求。

$$c_{\text{base}}^1 = (c_{\max} - c_{\min}) \frac{1 + \cos(\pi k / k_{\max})}{2} + c_{\min} \quad (11)$$

$$c_{\text{base}}^2 = (c_{\max} - c_{\min}) \frac{1 - \cos(\pi k / k_{\max})}{2} + c_{\min} \quad (12)$$

同时为了防止 PSO 算法陷入局部最优解, 在更新

动态异步加速常数时, 加入扰动项, 增加算法寻找到更优的结果。

$$c_1 = c_1^{\text{base}} + \delta \text{rand} \quad (13)$$

$$c_2 = c_2^{\text{base}} + \delta \text{rand} \quad (14)$$

其中: δ 为扰动强度系数, rand 为 $(-1, 1)$ 之间的随机扰动。进一步地, 为了保证算法稳定性, 为更新动态异步加速常数设定边界值。

$$c_1 = \max[c_{\min}, \min(c_{\max}, c_1)] \quad (15)$$

$$c_2 = \max[c_{\min}, \min(c_{\max}, c_2)] \quad (16)$$

3 仿真分析

本次仿真采用 Matlab, 分别使用标准粒子群算法、改进粒子群算法对物资保障任务规划问题进行仿真, 从而证明本文所提改进粒子群算法的有效性 & 保障优先级的有效性。

3.1 改进粒子群算法仿真及分析

为验证算法性能与通用性, 本文选取 20 个待保障点开展仿真实验。该规模能够有效反映高寒山地多点分散、距离不均的真实保障特征, 既避免小规模算例难以体现算法差异, 又兼顾计算复杂度与分析合理性, 具有典型场景代表性。实验结果可有效支撑算法在不同规模任务下的泛化性能, 证明其具备较强的通用性与工程适用性。20 个待保障点坐标基于高寒山地地形分布规律随机生成, 坐标离散性模拟了山地中部队部署的分散性, 且通过坐标分布的局部密集与远距离间隔, 间接映射高寒山地峡谷、山峰间隔导致的保障点空间分布不均问题, 使仿真更具场景适配性

图 1 为标准粒子群算法和本文改进粒子群算法 20 个待保障点场景下的迭代收敛曲线图, 横坐标为迭代次数 (0~1 000 次), 纵坐标为适应度函数值 (航程)。图中给出了标准 PSO 算法 (虚线) 与本文改进 PSO 算法 (实线) 在 10 次独立重复实验下的收敛曲线对比。可以看出, 两种算法均能在迭代过程中持续优化路径长度, 但本文改进 PSO 算法的收敛性能显著优于标准 PSO: 一方面, 改进算法在迭代初期即展现出更快的下降速度, 能够快速跳出局部最优, 前期全局勘探能力更强; 另一方面, 在迭代后期, 改进算法的最终收敛路径长度明显低于标准 PSO, 最优解精度更高, 且 10 次实验的收敛结果更集中、稳定性更优。

表 1 中给出了标准 PSO 算法与本文改进 PSO 算法在 10 次独立重复实验下的路径长度对比结果。可以看出, 标准 PSO 算法的路径长度波动范围较大, 单次实验结果介于 343.44~368.77 之间, 平均路径长度为 357.27; 而本文改进 PSO 算法整体结果显著更优, 10 次实验路径长度全部控制在 320 以内, 最低值达到 290.88, 平均路径长度仅为 307.16。综合对比可知,

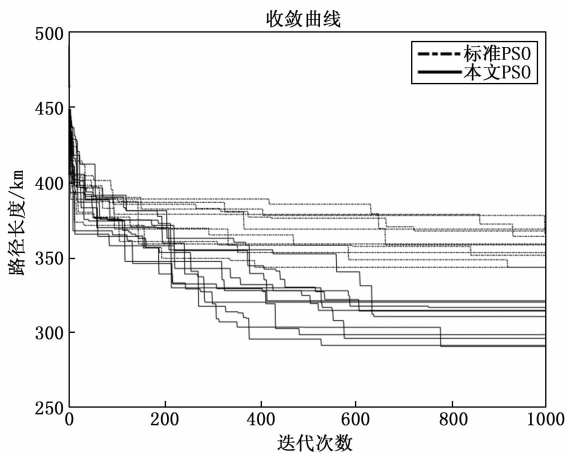


图 1 20 个待保障点粒子群收敛曲线对比图

本文改进算法在平均路径长度上实现了 14% 的性能提升。尽管从标准差数值来看，本文算法的标准差 (10.54) 略高于标准 PSO (8.36)，但这是由于本文算法在优化过程中深入探索了多个局部区域，导致结果区间相对拓宽所致。值得注意的是，本文算法的最优值 (290.88) 远低于标准 PSO 的最优值 (343.44)，且所有 10 次实验结果均稳定保持在标准 PSO 的最优水平之下，充分验证了所提改进策略在保证全局优化性能的同时，具备较好的规划可靠性与工程应用价值。这一结果充分表明，所提融合柔性优先级约束、线性递减惯性权重与余弦+扰动动态加速常数的改进 PSO 算法，在高寒山地载运无人机物资保障任务规划中具有更强的优化性能与稳定性，显著优于标准粒子群优化算法。

表 1 标准 PSO 与本文 PSO 10 次仿真对比

次数	1	2	3	4	5
标准 PSO	368.77	358.90	351.45	364.03	358.34
本文 PSO	318.17	314.38	298.69	290.88	316.79

次数	6	7	8	9	10
标准 PSO	343.44	342.14	367.58	353.23	365.91
本文 PSO	314.83	319.27	296.27	310.76	291.60

图 2 与图 3 分别展示了标准 PSO 算法与本文改进 PSO 算法在同一仿真场景下的最优路径规划结果。从路径长度来看，标准 PSO 规划的路径长度为 373.562，而本文改进算法将路径长度显著优化至 299.004，缩短了约 20%，有效降低了航行成本与能源消耗。对比路径拓扑结构可以发现，标准 PSO 的路径存在较多迂回与交叉的局部最优解，路径分布较为分散；而本文改进算法通过线性递减惯性权重与余弦+扰动动态异步学习因子的协同作用，显著提升了种群多样性与全局搜索能力，不仅实现了路径的整体平滑优化，还有效避免了算法陷入局部最优，最终规划出的路径更趋合理、高效，

充分验证了本文改进策略在路径规划问题上的优越性与求解精度。

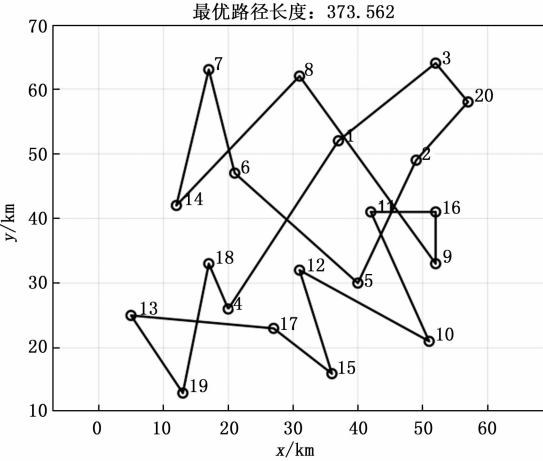


图 2 20 个待补给点标准粒子群算法路径图

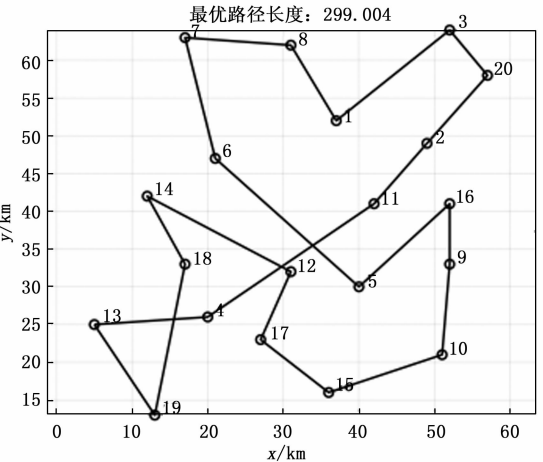


图 3 20 个待补给点改进粒子群算法路径图

3.2 柔性保障优先级有效性仿真及分析

为进一步验证本文所提“柔性保障优先级约束”与改进粒子群算法的适配性，明确优先级约束对保障路线选择的引导作用，特设计小规模精准对比仿真。选取 10 个待保障点构建仿真场景，详见表 2。10 个待保障点的坐标基于高寒山地地形特征生成，部分节点与其他节点距离较远，以此模拟山地中因地形阻隔导致的保障点空间分布不均问题，使路线选择的冲突性更明显，更能凸显优先级约束的调控价值。同时，结合高寒山地物资保障的实际需求，对 10 个待保障点赋予明确的保障优先级排序：1→3→5→7→9→2→4→6→8→10。

设置 $\lambda_1=1$ ， $\lambda_2=0$ ，算法变为未引入柔性保障优先级约束的普通改进粒子群算法，其优化目标仅聚焦于总航程最小化，缺乏对节点重要性的考量，最终输出的保障顺序为 1→3→2→9→10→5→4→6→7→8（如图 4 所示）。从该顺序可清晰地看出，算法完全遵循“就近访问”的路径优化逻辑，完全违背了高寒山地保障“关键

表 2 10 个保障点及其坐标

保障点序号	坐标
1	(37,52)
2	(49,49)
3	(52,64)
4	(20,26)
5	(40,30)
6	(21,47)
7	(17,63)
8	(31,62)
9	(52,33)
10	(51,21)

任务优先”的实战逻辑。这种仅以路径长度为核心的决策结果，虽可能实现总航程的局部最优，但会导致高优先级任务延误，无法满足复杂保障场景的核心诉求。图 4 直观呈现了该保障顺序对应的飞行轨迹，路径虽相对紧凑，但节点访问顺序完全未响应优先级差异。

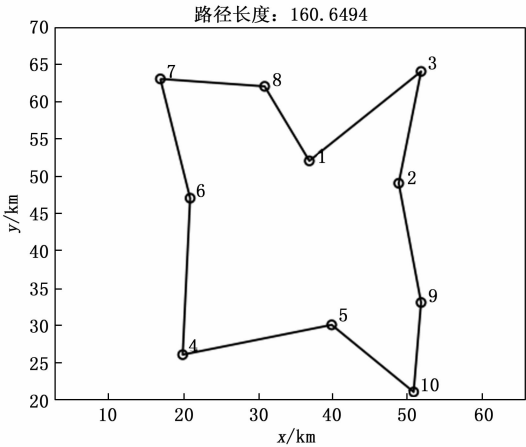


图 4 无保障优先级的改进粒子群算法保障的路径图

设置 $\lambda_1=0$ ， $\lambda_2=1$ ，算法变为严格按照保障优先级顺序进行规划的粒子群算法，其优化目标仅聚焦于按保障节点重要性进行规划，缺乏对保障节点距离及无人机有限航程的考量，最终输出的保障顺序为 1→3→5→7→9→2→4→6→8→10（如图 5 所示）。从该顺序可清晰地看出，算法完全遵循“保障优先级”的路径优化逻辑，违背了“统筹全局”的实战逻辑。这种仅以保障优先级为核心的决策结果，虽实现按保障优先级进行保障，但会导致航程过大，可能导致无人机无法完成保障任务。图 5 直观呈现了该保障顺序对应的飞行轨迹，路径虽完全响应保障优先级，但航程过大。

设置 $\lambda_1=0.5$ ， $\lambda_2=0.5$ ，算法变为考虑柔性保障优先级的改进粒子群算法输出保障顺序为 1→3→5→7→2→9→10→4→6→8（如图 6）。从保障序列可以看出，算法在路径优化过程中有效响应了预设的优先级约束要求：即使保障点 5、7 与当前位置的空间距离相对较远，

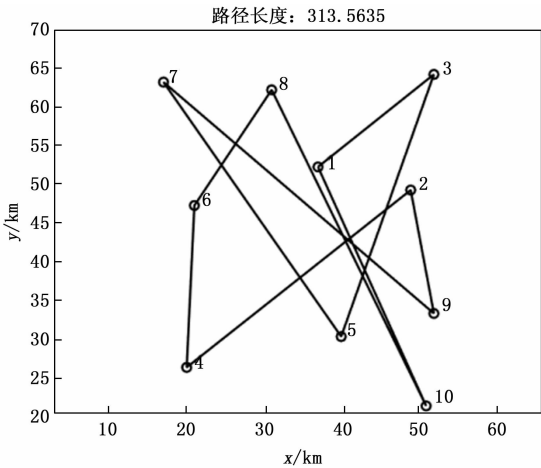


图 5 只考虑保障优先级的改进粒子群算法保障的路径图

算法仍按照预设优先级将其安排在序列靠前位置执行保障任务，体现了对高优先级保障目标的优先响应能力。这一结果充分表明，本文设计的柔性优先级约束能够在不强制固定访问顺序的前提下，有效引导粒子群向满足优先级需求的方向搜索，既保证了高优先级保障点的优先执行，又兼顾了路径规划的效率与合理性，直观验证了所提改进粒子群算法在优先级约束下路径规划问题中的有效性与实用性。

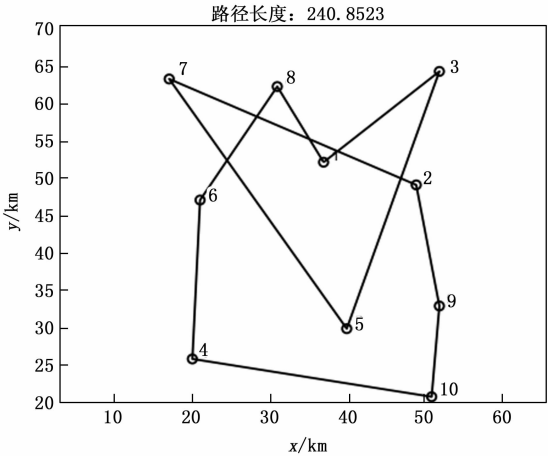


图 6 有保障优先级粒子群的保障的路径图

对比分析设计三种改进 PSO 算法方案开展对比仿真，结果差异显著，柔性保障优先级方案综合性能最优，具体如下。

- 1) 无优先级约束方案：仅以航程最小为目标，输出顺序遵循就近原则，航程 160.64 虽最优，但完全违背高优先级任务优先的实战需求，核心保障易延误；
- 2) 硬约束优先级方案：严格按预设优先级规划，虽满足任务重要性要求，但忽视航程约束，航程骤增至 313.56，冗余严重，无人机易无法完成任务；
- 3) 柔性保障优先级方案：实现了优先级与路径效率的动态平衡，既优先安排 5、7 等高优先级节点，响应核心诉求，又通过柔性调控避免路径过度冗余，将航

程控制在 240.85 的合理范围。

综上,前两种方案均存在单一目标导向的弊端,而柔性保障优先级方案有效兼顾了高寒山地物资保障“关键任务优先”与“航程经济可行”的双重需求,既保证高优先级节点优先保障,又控制了航程损失,充分验证了其适配性与实用性,是更贴合实战的规划方案。

4 结束语

针对高寒山地载运无人机多点物资保障的路径优化与优先级适配需求,本文设计了带柔性优先级约束的改进粒子群算法。该算法融合线性递减惯性权重与余弦非线性更新加随机扰动的动态异步加速常数,解决了标准粒子群算法重路径轻优先级及硬约束导致路径冗余的问题。在 20 个保障点路径优化与 10 个优先级约束场景中的仿真实验表明:纯路径优化下,算法收敛速度和寻优精度显著优于标准粒子群算法;在优先级约束下,能主动优先访问中高优先级节点,并将路径效率损失控制在低水平,实现优先级满足与路径经济性的动态平衡。基于现有研究,后续将拓展至多无人机协同规划,构建分布式优先级分配与路径冲突消解机制。

参考文献:

- [1] 倪贺伟,张 统,马 文. 高寒山地战场环境智能化保障总体框架设计 [J]. 火力与指挥控制, 2025, 50 (6): 185 - 193.
- [2] 董宏祥,李 琳,张航飞. 高寒山地后方防卫无人化作战运用思考 [C] //中国指挥与控制学会. 第十三届中国指挥控制大会论文集 (上册).
- [3] ANTONYSHYN L, SILVEIRA J, GIVIGI S, et al. Multiple mobile robot task and motion planning: a survey [J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55 (10): 1 - 35.
- [4] HOU D, HUANG J, WANG Y. A comparison of approaches with different constraint handling techniques for energy-efficient building form optimization [J]. Energy, 2023, 277: 127540.
- [5] 朴敏楠,李浩龙,李海丰,等. 面向飞机蒙皮覆盖检测的多无人机协同任务规划 [J]. 控制与决策, 2026, 41 (3): 809 - 821.
- [6] 王慧丽,乔咏艺. 考虑优先级和时间窗约束的应急物资调配模型 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24 (12): 5069 - 5075.
- [7] 庄伟卿,吴 琼. 突发疫情下考虑优先级和动态需求的应急物资配送 [J]. 福州大学学报 (哲学社会科学版), 2022, 36 (4): 54 - 62.
- [8] 李 泽,杨 芮,甘旭升,等. 基于改进蚁群算法的多无人机通信中继任务规划 [J]. 火力与指挥控制, 2025, 50 (10): 49 - 57.
- [9] 郝拥军,程 玲,鲍 轩. 多任务 UUV 的路径规划算法及其应用 [J]. 舰船科学技术, 2021, 43 (s1): 48 - 51.
- [10] 于 琪,张 静. 基于融合任务规则优先级蚁群算法的多 AGV 路径规划实现研究 [J]. 机电工程技术, 2024, 53 (3): 190 - 194.
- [11] 武 星,吕 鹏,沙金龙,等. 基于改进多目标粒子群优化的移动机器人对接轨迹规划 [J/OL]. 中国机械工程, 1 - 11. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=nXt_PYYM1GtPI61lrEHlFngl3bJF3uqqN7ch7txVkXtV0-08mW21wQlBw9xie4UVKNASPKqi81Z90-B5xrRFdy5j4JhP-FkCL0ksv3m9j0uB6g8lXsHiCZsZ8DBUcfKm0W3Vv5tUFGrh2Sb6JKvu3UWH6-HxDM7Hv2QceGOs1Vg_puinPm0wJA=&uniplatform=NZKPT&language=CHS
- [12] 陈凯亮,李志刚. 基于改进协同粒子群算法的装配线平衡问题研究 [J]. 现代制造工程, 2025 (12): 19 - 26.
- [13] 龚子祺,刘迪迪,刘以团. 基于改进粒子群算法的综合能源优化调度策略 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2026, 38 (2): 331 - 341.
- [14] 曾相为,宋留勇,舒 科. 基于优先级的侦察力量优化配置排队模型 [J]. 信息工程大学学报, 2024, 25 (3): 351 - 357.
- [15] 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.
- [16] Ha M H, PHAM T T, NGUYEN H T. A multi-regional path-planning method for rescue UAVs with priority constraints [J]. Drones, 2023, 7 (10): 692.
- [17] 孙博文,张美琪. 基于 MPC 和侧偏角约束的无人驾驶车辆路径跟踪控制 [J]. 自动化与仪表, 2025, 40 (2): 53 - 56.
- [18] 陈 朋,江勇奇,俞天伟,等. 基于局部软约束优化的无人机航迹规划方法 [J]. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2022, 50 (6): 27 - 36.
- [19] 陈钉均,李 尧,倪少权,等. 收货时间窗约束下绿色多式联运路径优化 [J]. 计算机仿真, 2020, 37 (4): 209 - 214.
- [20] YE Q, WANG W, LI G, et al. Dynamic-multi-task-assisted evolutionary algorithm for constrained multi-objective optimization [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 90: 101683.
- [21] 冯立杰,付帅帅,张虎翼. 基于改进粒子群算法和 RMxpri 的永磁滚筒多目标优化设计 [J]. 科学技术与工程, 2025, 25 (5): 1936 - 1943.
- [22] 马占友,王文博,郑晓铭. 带抢占优先权和同步多重工作休假的 M/M/c 排队模型 [J]. 重庆师范大学学报 (自然科学版), 2018, 35 (3): 96 - 100.
- [23] 田雨露,米志超,周雁翎,等. 基于改进混合粒子群算法的无人机协同充电路径规划 [J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44 (3): 182 - 190.

(下转第 296 页)