111 公式章 1 节 1·栏目·

基于改进 Bi-RRT 和 A*的月面行走混合路径规划

姚博涵[1，2]，周晴[1*]，江源源[1]

(1.复杂航天系统电子信息技术重点实验室（中国科学院国家空间科学中心），北京 100190；2.中国科学院大学，北京 100049)

摘 要：针对复杂月面环境下宇航员安全行走路径规划问题，提出了一种基于改进双向快速探索随机树（Bidirectional Rapidly-exploring Random Tree, Bi-RRT）和改进 A*的混合路径规划算法。首先，在复杂月面地形中采用基于障碍物密度动态调整目标偏向策略的 Bi-RRT 算法，快速生成初始可行路径，有效应对了大规模搜索空间下的计算挑战。然后，对初始可行路径进行形态学膨胀操作构建搜索空间，为精细路径优化提供有效引导。最后，在此搜索空间内应用多约束加权融合 A*算法进行精细路径规划，重点平衡能耗、风险、光照条件等多项指标。实验结果表明，在真实月面地形数据下，本文提出的混合路径规划算法在多约束平衡优化方面表现优异，与现有路径规划方法相比能够在路径长度、成功率、代谢能耗、风险规避、光照条件等多个指标间取得良好平衡。该方法兼具 Bi-RRT 快速探索和多约束加权 A*精确优化的双重优势，有效提升了复杂月面地形下路径规划的效率与质量，为宇航员月面行走提供了更高效可靠的解决方案。

关键词：月面路径规划；Bi-RRT 算法；A*算法；目标偏向策略；多约束优化

中图分类号： **文献标志码：**A **DOI：**10.19678/j.issn.1000-3428.00XXXXX

Hybrid Lunar Walking Path Planning Based on Improved Bi-RRT and A*

Yao Bohan[1,2], Zhou Qing[1*], Jiang Yuanyuan[1]

(1. Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Space Systems(National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences) , Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

【Abstract】 This paper proposes a hybrid path-planning algorithm that integrates an improved Bidirectional Rapidly-exploring Random Tree (Bi-RRT) with an enhanced A* search to support safe astronaut traversal on the lunar surface under complex constraints. First, an obstacle density adaptive goal-bias Bi-RRT algorithm is used to rapidly explore complex lunar terrain and generate an initial feasible path, effectively managing the computational challenges posed by large-scale search spaces. Then, the search space is constructed by morphological expansion operation on the initial feasible path, which provides effective guidance for fine path optimization. Finally, within this region a multi-constraint weighted A* algorithm plans the final path, focusing on balancing multiple indicators such as energy consumption, risk, and illumination conditions. Experiments on real lunar terrain data show that the hybrid method achieves a superior balance across path length, success rate, metabolic energy consumption, risk avoidance, and illumination conditions when compared with existing planners. By uniting the fast exploration of Bi-RRT with the precise optimisation of the weighted A*, the algorithm improves both efficiency and quality of path planning in complex lunar environments and provides an efficient, reliable solution for astronaut lunar walking.

【Key words】lunar surface path planning; Bi-RRT algorithm; A* algorithm; goal-bias stategy; multi-constraint optimization

0 引言

随着人类探月计划的深入推进，从早期的探测任务到未来的载人登月和月球科考站建设，宇航员安全高效月面行走问题日益受到关注。而月表环境显著区别于地面道路交通环境，具有独特的物理特性：月壤质地松软，地形复杂崎岖，光照条件极端，并随机分布着大小不一的环形坑和岩石，为宇航员活动带来挑战。因此为应对复杂月面环境中的宇航员月面行走问题，合理优化的路径规划需综合考虑路径长度、代谢能耗、风险规避和光照保障等多重约束条件，为月球基地航天员安全出舱执行任务提供技术支持，提高宇航员活动效率和安全保障。

收稿日期： **修回日期：**

基金项目：基金项目类别 (基金号)。

作者简介：姚博涵（2000-），女，硕士研究生，主研方向为空间数据处理与传输

通信作者 E-mail：周晴，zhouqing@nssc.ac.cn

最新录用

回顾阿波罗任务时代，宇航员仅依赖纸质地图和粗略的氧气消耗估计规划路径，这种方法的局限性导致许多月面行走任务被迫提前终止[1]。随着技术发展，宇航员路径规划工具逐渐成熟。2006 年 Márquez 开发了基于月球地形模型和行星成本函数的 PATH 工具[1]；2010 年 Johnson 等人提出了 SEXTANT 工具，集成 A*搜索算法以能量消耗、距离或速度为优化目标计算探测车最优路径、宇航员的热负荷，并评估光照影响[2]。2024 年 Peña - Asensio E 等人提出了更先进的 MoonPath 工具，结合 Dijkstra 最小成本路径算法和蒙特卡洛方法，侧重于累积坡度和缩短路径距离的平衡优化[3]。综合分析上述工具，宇航员路径规划大多侧重于地形与路径长度的优化，对于代谢能耗、风险规避和光照保障等约束的综合考量相对不足，或仅停留在数据计算层面而未能将其有效纳入路径规划的约束优化框架中。

目前，宇航员路径规划研究主要基于图搜索的经典路径规划算法，代表性算法包括 Dijkstra 算法[4]、A*算法[5]。Dijkstra 算法采用贪心策略和广度优先搜索，从起点逐步扩展，优先选择距离起点成本最低的下一个路径点。A*算法在此基础上引入启发式搜索思想，在确定下一个路径点时，不仅仅考虑该节点距离起点的代价，同时考虑距离目的点的代价，从而提升路径规划效率。针对月面探测环境，后续研究人员通过对传统 A*算法进行适应性改进，将地形、光照、通信因素加权融合来改进 A*算法的代价估计函数[6][7]，用于月球车的路径规划。但这些方法往往采用预设的固定权重进行加权融合，路径规划质量依赖权重设定且可能陷入局部最优，同时无法完全适用于宇航员路径规划，如未考虑宇航员代谢能耗、行走能力等约束条件；此外，A*算法随着规划距离以及分辨率的增加，搜索空间显著扩大，影响计算效率。

综合考虑多约束平衡和高质量路径规划的研究需求，本文提出了一种基于动态调整目标偏向策略的 Bi-RRT 算法和多约束加权融合 A*算法的混合路径规划方法。首先进行快速路径规划，通过基于障碍物密度动态调整目标偏向策略的 Bi-RRT 算法，快速生成初始可行路径；然后进行精细路径规划，依据初始路径、优化确定的膨胀半径构建搜索区域约束空间，在此空间内应用加权融合代谢能耗、风险规避和光照保障的 A*算法进行精细路径规划，实现路径规划质量提升。仿真实验结果表明，本文算法在多约束协调优化方面具有显著优势，为月面宇航员活动提供了更高效可靠的路径规划方案。

1 月面路径规划约束条件建模

为综合考虑宇航员月面行走多种约束条件，基于栅格化的真实月面数字高程模型（Digital Elevation Model，DEM）数据，对地形、光照、代谢进行定义和建模计算。

1.1 地形模型

选择坡度、粗糙度和高程差作为表征地形环境特征的关键指标。基于 DEM 栅格高程数据，采用 3×3 分析窗口的邻域分析法[7]提取相关地形特征。通过滚动窗口技术，对各区域应用最小二乘法拟合平面方程，从而精确计算地形数据。

1.1.1 坡度

坡度是表征地形倾斜程度的关键指标，直接影响宇航员行走的风险和能耗。在地形分析中，坡度可定义为拟合平面与基准平面的夹角 θ，如图 1 所示。

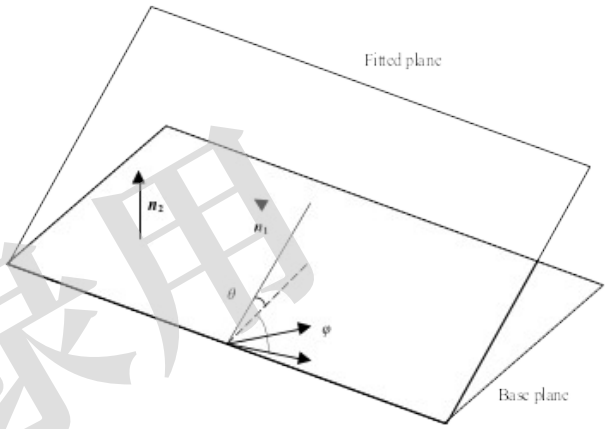


图 1　地形坡度图

Fig. 1　Terrain slope map

分析区域包含 9 个栅格点 $(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2.....9$,其中 (x_i, y_i) 表示点在栅格地图坐标位置，z_i 为对应高程值，设拟合平面为：

$$z = Ax + By + C \tag{22}$$

由最小二乘法及 A, B, C 导数求解，获得对应法矢量：

$$F = \sum_{i=1}^{9} \left(Ax_i + By_i + C - z_i \right)^2 = 0 \tag{33}$$

$$\begin{cases} F_A = 2\sum_{i=1}^{9} (Ax_i + By_i + C - z_i)x_i = 0 \\ F_B = 2\sum_{i=1}^{9} (Ax_i + By_i + C - z_i)y_i = 0 \\ F_C = 2\sum_{i=1}^{9} (Ax_i + By_i + C - z_i) = 0 \end{cases} \tag{44}$$

$$\overline{n_1} = \{-A, -B, 1\}$$ 55* MERGEFORMAT ()

基准水平面方程与法向量已知：

$$Z = 0$$ 66* MERGEFORMAT ()

$$\overline{n_2} = \{0, 0, 1\}$$ 77* MERGEFORMAT ()

则分析区域中心栅格点坡度 θ：

$$\cos\theta = \frac{\overline{n_1} \bullet \overline{n_2}}{|n_1| \bullet |n_2|} = \frac{1}{\sqrt{A^2 + B^2 + 1}}$$ 88* MERGEFORMAT ()

$$\theta = arc\cos\frac{1}{\sqrt{A^2 + B^2 + 1}}$$ 99* MERGEFORMAT ()

φ 为坡向角，反应地形倾斜方向。

1.1.2 粗糙度

粗糙度是表征地形起伏程度的重要指标，反映了局部区域内高程的波动性，直接影响宇航员行走的稳定性和舒适度。在地形分析中，粗糙度 r 可定义为分析窗口内各点实际高程与拟合平面高程的偏差程度，如图 2 所示。

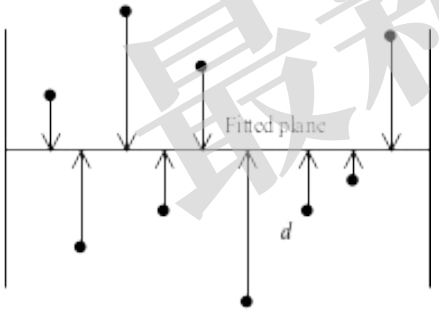


图 2 地形粗糙度图

Fig. 2 Terrain roughness map

基于公式(1)定义的拟合平面方程，计算分析区域每个栅格点到拟合平面的垂直距离：

$$d_i = \frac{|Ax_i + By_i + C - z_i|}{\sqrt{A^2 + B^2 + (-1)^2}}, i = 1, \ldots, 9$$ 1010* MERGEFORMAT ()

则分析区域中心栅格点粗糙度 r：

$$r = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{9}|d_i|$$ 1111* MERGEFORMAT ()

1.1.3 高程差

高程差是表征地形垂直变化幅度的重要指标，当差值超过一定值时，宇航员受限于自身越障能力无法通过。通过分析窗口内高程差变化，可有效检测阶梯地形特征，如图 3 所示。

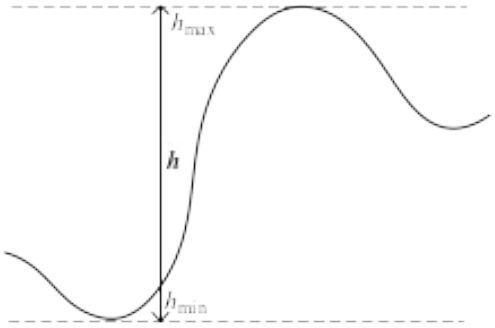


图 3 地形高程差图

Fig. 3 Terrain elevation difference map

通过计算分析窗口最大高程差量化区域中心栅格点阶梯特征：

$$h = h_{max} - h_{min}$$ 1212* MERGEFORMAT ()

1.2 光照模型

光照是影响月面宇航员活动安全性的核心环境因素，直接影响宇航员的信心和移动能力。月球表面的光照条件高度依赖太阳位置，低太阳高度角会显著影响宇航员对地形的感知，尤其是在距离判断和坡度识别方面[8]。在地形分析中，栅格点光强通过太阳方位和地形遮挡关系进行量化评估，如图 4 所示。

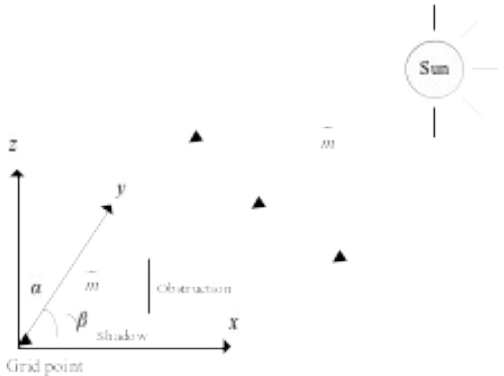


图 4 月面光照计算示意图

Fig. 4 Lunar surface illumination calculation map

基于 SPICE 工具包[9]获取太阳和月球的精确位置数据，计算给定时刻的太阳高度角 β 和方位角 α，进而确定太阳光入射向量 $\overline{m}$：

$$\overline{m} = [\cos\beta\sin\alpha, \cos\beta\cos\alpha, \sin\beta]$$ 1313* MERGEFORMAT ()

结合地形法向量公式(4)，计算光照入射角余弦

最新录用

值，光强与入射角余弦值成正比:

$$\cos(\gamma) = \vec{m} \cdot \vec{n}_1 \quad (1414)$$

$$I = I_0 \cos(\gamma) \quad (1515)$$

其中 I_0 为月面上太阳直射区域的光照强度大致为 1367W/m^2。若 $\cos(\gamma) \le 0$，表明光线背向月面，进一步考虑地形遮挡效应，沿太阳光入射方向进行射线追踪检测。在检测路径上，比较各栅格点实际高程与光线预期高程 h_e:

$$h_e = z_i + d_s \cdot \tan\beta \quad (1616)$$

其中，d_s 为沿光线反方向的水平步长。若路径上任一栅格点实际高程高于光线预期高程 h_e，则判定存在地形遮挡。

1.3 代谢模型

代谢率（MR）是表征宇航员月面行走能量消耗的基础指标，准确预测在特定条件下（如速度、坡度、宇航员自身重力及宇航服负载）的能量消耗，为路径规划提供有价值的信息。

2006 年 Márquez 基于 Waligoria 和 Horrigan1975 年整理的 Apollo 14 任务数据[10]得出宇航员行走速度 S（m/s）与地形坡度 θ 的关系[1]:

$$S(\theta) = \begin{cases} 0.095 \cdot \theta + 1.95 & -20^\circ \le \theta < -10^\circ \\ 0.06 \cdot \theta + 1.6 & -10^\circ \le \theta < 0^\circ \\ -0.2 \cdot \theta + 1.6 & 0^\circ \le \theta < 6^\circ \\ -0.039 \cdot \theta + 0.634 & 6^\circ \le \theta < 15^\circ \\ 0.05 & 15^\circ \le \theta \le 20^\circ \end{cases} \quad (17$$

17* MERGEFORMAT ()

采用 Looney 等人在 2019 年建立的 LCDA 分级行走方程[11]计算不同地形条件下的代谢率 EE:

$$EE = 1.44 + 1.94S^{0.43} + 0.24S^4 + 0.34SG(1-1.05^{1-1.1^{(G+32)}}) \quad (1818)$$

其中 G 为坡度百分比，EE（W·kg^{-1}）。考虑月球重力仅为地球的 1/6，根据重力比例关系对代谢率公式进行修正:

$$E = \frac{1}{6} \times M \times EE \quad (1919)$$

其中，M 为宇航员体重与宇航服负载之和(kg)。

2 混合路径规划算法

本文提出了一种基于动态调整目标偏向策略的 Bi-RRT 算法和多约束加权融合 A*算法的混合路径规划方法。如图 5 所示，该方法包含两个阶段：快速路径生成和精细路径规划。

快速路径生成阶段（Fast path planning）首先根据输入的月面地形环境数据和路径规划起终点信息，初始化月面栅格地图；随后，采用改进的动态目标偏向策略 Bi-RRT 算法在全局范围内进行快速探索，快速生成初始可行路径。

精细路径规划阶段（Precise path planning）根据膨胀半径对初始可行路径进行形态学膨胀操作构建搜索空间，最后，在该搜索空间内应用改进的多约束加权融合 A*算法进行精细搜索，该算法通过一个融合了能耗、风险、光照等多种约束的代价函数，并结合自适应学习的权重，最终输出一条良好权衡多重约束的优化路径。

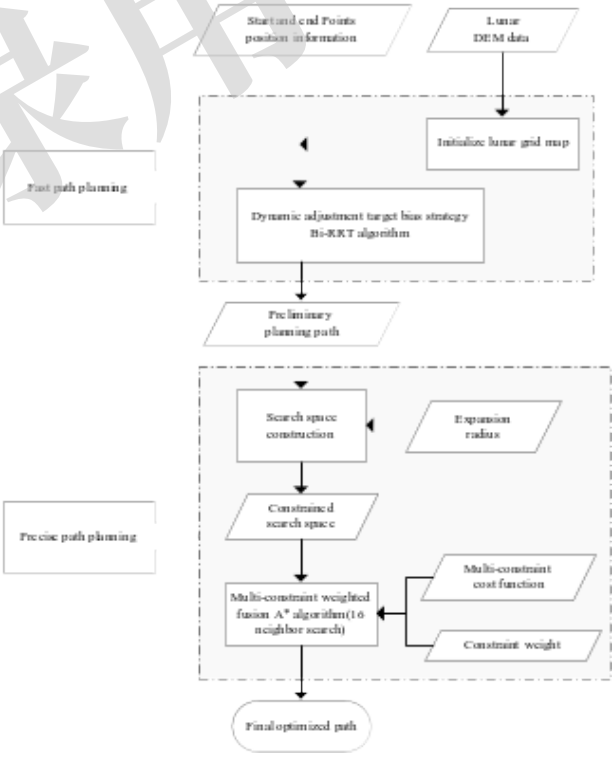


图 5 混合路径规划算法框架

Fig. 5 Framework of hybrid path planning algorithm

2.1 快速路径规划

针对复杂月面地形行走规划问题，直接采用多约束加权融合的 A*算法时，随着搜索空间显著扩大，难以高效平衡多种约束条件。鉴于 Bi-RRT 算法在大规模空间探索中的效率优势，本文在快速路径规划阶段，采用动态调整目标偏向策略的改进 Bi-RRT 算法对进行初步路径规划，根据障碍物密

最新录用

度调整目标偏向策略，以快速获得初步规划路径来缩小后续优化的搜索范围。

2.1.1 传统 Bi-RRT 算法

快速扩展随机树（Rapidly-exploring Random Tree, RRT）算法由 LaValle[12]于 1998 年提出，通过增量式随机采样构建树形结构，对整个环境空间进行采样，具有概率完备性和高适应性，但是在复杂的地图中搜索效率较低且采样点利用率低。为了提高搜索效率，2000 年 Kuffner 和 LaValle 提出 Bi-RRT[13]，核心思想是同时从起点和终点构建两棵树，通过交替扩展与连接策略生成完整路径，如图 6 所示。

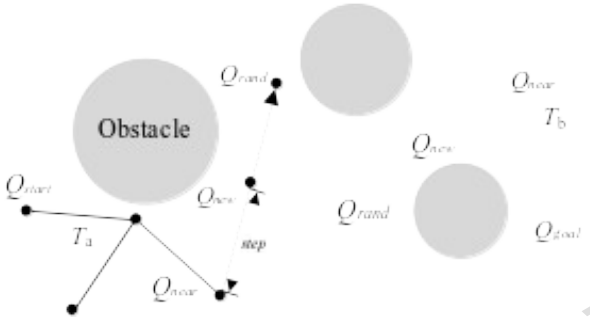


图 6 Bi-RRT 算法生长示意图

Fig. 6 Growth illustration of Bi-RRT algorithm

2.1.2 基于动态调整目标偏向策略的 Bi-RRT 算法

传统 Bi-RRT 已显著提升规划效率，但仍存在目标导向性不足导致收敛速度受限、障碍物密集区域性能下降等问题[14]。针对上述局限性，2003 年 Urmson 和 Simmons[15]引入目标偏向策略，通过增加采样点朝向目标区域的概率，减少无效扩展。后续研究表明，如果目标偏置概率过高，算法可能会过早放弃探索看似远离目标的区域，导致陷入局部最优；而偏置概率过小则会削弱收敛效率[16]。特别是在月面环境这类地形复杂多变的场景中，固定的目标偏向概率难以适应不同区域的特性。

本文提出一种动态调整目标偏向策略的改进方法，对月面不同地形区域都有良好适应性。核心思想是利用树扩展的历史成功率作为环境复杂度指标，自动调整目标偏向概率 p_k:

$$p_k = p_{\min} + (p_{\max} - p_{\min})\,\sigma\left(\kappa\left[\ln\left(1+n_{succ,k}\right) - \ln\left(1+n_{fail,k}\right)\right]\right) \quad 20$$

20* MERGEFORMAT ()

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad 2121*$$

MERGEFORMAT ()

$n_{succ,k}$ $n_{fail,k}$

其中， 和 分别表示扩展成功和失败的累计次数， $\sigma(\cdot)$ 为 Logistic 函数，定义见公式(20)， $\kappa > 0$ 用于调节灵敏度，$p_{\max}$ 和 $p_{\min}$ 为目标偏向概率上下界。公式(19)使目标偏向概率 p_k 随扩展成功率提高而增大，随失败率提高而减小，使算法具有在月面平坦区域倾向于目标导向扩展以加速收敛，在陡峭或障碍密集区域则增强随机探索以提高突破复杂地形的能力,实现对不同月面地形特征的自适应调整。改进后的 T_a 树采样策略如算法 1 所示。

算法 1 T_a 树动态目标偏向的采样策略

输入 Map

输出 Q_{rand}

```
log_odds ← ln(1 + n_succ) − ln(1 + n_fail) //计算成功/失败的对数似然差
σ ← 1 / (1 + exp(−κ × log_odds))      // Logistic 函数，见公式 (20)
p_k ← p_min + (p_max − p_min) × σ//目标偏向概率，见公式 (19)
if Rand(0,1) > pk then// [0,1]随机数确定采样策略
    Qrand ← UniformSample(Map)//均匀采样
else
    Qrand ← Qgoal//采样目标点
end
```

Tb 树采用相同的策略，将第 5 行的目标点改为 Q_{start}。

2.2 精细路径规划

基于初步规划的路径构建搜索空间，有助于限制 A*算法搜索空间，从而提高搜索效率。为综合考虑月面地形变化、能耗、风险和光照条件等多重约束，本文应用改进的多约束加权融合 A*算法在限定搜索空间内进行精细规划，结合邻接搜索方向优化，生成高质量的最终路径。

2.2.1 搜索空间构建

针对 A*算法搜索空间随规划距离和分辨率增加而显著扩大的问题，在精细路径规划阶段，基于初步规划路径采用形态学膨胀方法构建受限搜索空间，从而降低计算复杂度，同时为多约束路径优化提供充足空间。

基于走廊地图法(Corridor Map Method)的理论基础[17]，本文将初步规划的路径视为"骨架路径"，通过形态学膨胀生成连续的"安全走廊"，确定进一步搜索空间范围。形式化表述为：当初步规划的路径 Q 中的每个点 Q_i 向四周均匀膨胀半径 r，所得区

域并集即为搜索空间 Ω：

$$\Omega = \bigcup_{i=1}^{n} \{ q \in \mathbb{R}^2 \mid \| q - q_i \| \le r \}$$

2222* MERGEFORMAT ()

其中 n 为初步规划路径上的节点数量。此方法确保了约束空间既包含初始路径，又保留了其附近可能存在的最优解。如图 7 所示，黑色不规则图形框选区域即为精确路径规划搜索空间。

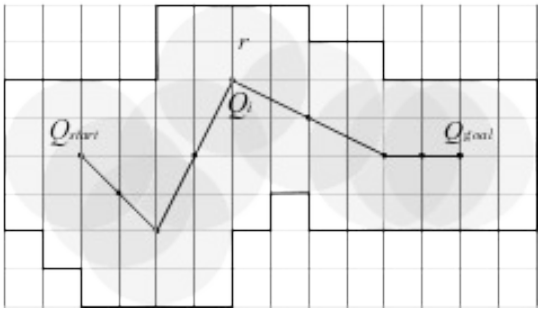


图 7 搜索空间约束构建示意图

Fig. 7 Construction of constrained search space

2.2.2 多约束加权融合的代价函数

在月面环境下，单一目标的评价函数难以满足复杂多约束条件的路径规划需求，因此本文设计了多约束加权融合的代价函数结构，增强精细规划阶段路径质量。

启发式搜索算法 A*的路径质量和性能直接受其评价函数设计的影响。标准 A*算法评价函数定义为：

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

2323* MERGEFORMAT ()

其中 $g(n)$表示从起点到当前节点 n 的累积代价，$h(n)$为从当前节点到目标的估计代价。为实现多约束融合目标，本文对评价函数的两个关键组成部分进行如下优化设计。

$g(n)$采用多约束加权融合形式：

$$g(n, n_{prev}) = w_1 \cdot g_{energy}(n, n_{prev}) + w_2 \cdot g_{risk}(n, n_{prev}) + w_3 \cdot g_{light}(n)$$

2424 * MERGEFORMAT ()

其中，w_1、w_2、w_3 为权重系数，且满足 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$，分别控制能耗、风险和光照三类约束的影响程度。

代谢能耗代价 g_{energy} 基于前文 1.3 节代谢模型公式(18)计算，量化宇航员当前移动的能量消耗。风险规避代价 g_{risk} 融合了三类地形特征：

$$g_{risk}(n, n_{prev}) = k_1 \cdot g_{slope}(n, n_{prev}) + k_2 \cdot g_{rough}(n, n_{prev}) + k_3 \cdot g_{step}(n, n_{prev})$$

25* MERGEFORMAT ()

其中 k_1、k_2、k_3 为风险因素权重，且满足 $k_1 + k_2 + k_3 = 1$，分别控制坡度、粗糙度和高程差特征的影响程度。各子代价函数定义为：坡度代价 $g_{slope}(n, n_{prev}) = \dfrac{d_{ij}}{\cos(|\theta_j - \theta_i|)}$ 其中 d_{ij} 为水平直线距离，θ_i 和 θ_j 分别为两点的坡度角，限制范围为[-20°, 20°]；粗糙度代价 $g_{rough}(n, n_{prev}) = |r_i - r_j|$，其中 r_i 和 r_j 分别为两点的地形粗糙度，限制范围为[-2, 2]；高程差代价 $g_{step}(n, n_{prev}) = |h_i - h_j|$，其中 h_i 和 h_j 为两点的高程值。

光照保障代价 g_{light} 基于前文 1.2 节光照模型公式(14)计算，评估路径点的光照质量。

启发式函数 $h(n)$ 采用带权重的**三维**欧几里得距离，其公式为：

$$h(n) = D_{3D}(n, goal) \cdot w_h$$

2626* MERGEFORMAT ()

其中，$D_{3D}(n, goal)$ 为当前节点 n 到目标节点 goal 的三维空间欧几里得距离。w_h 是一个根据环境全局特性预设的代价缩放因子，其值由地图中基于能耗、风险和光照的综合最小通行代价确定。通过引入该因子，启发式估值结合了对环境通行成本的先验知识，从而在复杂地形中引导算法进行更高效的搜索。

2.2.3 基于多目标进化算法的约束权重自适应学习

针对多约束代价函数中权重参数难以人工精确确定问题，在精细规划阶段，引入多目标进化算法实现约束权重的自适应学习。方法有助于避免传统方法中繁琐的人工参数调优过程，同时提高路径规划在多变月面环境下的适应能力。

月面环境地形条件多变，从陡峭山脊到平坦月海，不同区域对能耗、风险和光照约束的敏感性各不相同，单一固定权重难以适应这种多样性。传统方法中，这些约束权重通常依赖专家经验人工设定，需人工微调和仔细校准[18]。

约束权重自适应学习阶段，通过非支配排序遗传算法（NSGA-III）在权重空间中系统探索，以获得帕累托前沿（Pareto Front），即由一系列“非支配解”构成的最优解集，该前沿中的每个解都代表了一种不同权重配置下的最优性能权衡。从而确定航天员能耗、地形风险和外界光照三种约束的最优权重组合，形式化表述为：

$$\mathbf{w}^{*}=\arg\min \mathbf{F}(\mathbf{P}(\mathbf{w})) \quad 2727\text{*}$$

MERGEFORMAT ()

其中，$W=[w_1,w_2,w_3]$为权重向量，**P(w)**表示在给定权重下规划的路径，**F** 为多目标评价函数，包含路径能耗、风险和光照三个维度。其中光照评分取负值以统一化为最小化目标，表示为$[f_{energy},f_{risk},-f_{light}]$。

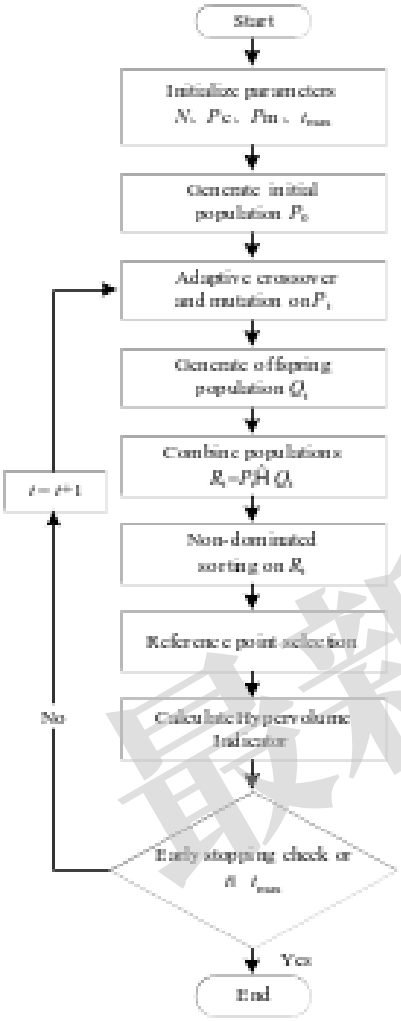


图 8 基于 NSGA-III 的约束权重自适应学习流程

Fig.8 Adaptive learning process of constraint weights based on NSGA-III algorithm

如图 8 所示，采用基于 NSGA-III 的流程来实现 A*算法中多约束权重的自适应学习。首先对种群规模 N、交叉概率 Pc、变异概率 Pm、最多迭代次数 t_{max} 等参数进行初始化，并随机生成满足归一化约束的权重组合作为初始种群 P_0。随后，算法进入迭代寻优循环，针对种群 P_t，通过自适应的交叉与变异操作生成新的子代解集 Q_t。新旧种群合并 R_t 后，采用基于非支配排序和参考点机制的环境选择策略，将帕累托等级高且分布性好的个体保留至下一代。为监控收敛进程，算法采用超体积指标来综合评估解集的质量与多样性。当该指标趋于稳定时，触发早停机制以终止迭代，最终从得到的帕累托前沿解集中，选取综合性能最佳的一组权重用于后续精细路径规划。

通过对权重空间的系统性探索，算法能够在各约束目标间寻找最优平衡点，避免了人工设定权重的局限性。同时为确保实际应用的灵活性，也保留了手动调整接口，支持操作人员根据任务需求和宇航员偏好调整权重，进一步提高路径规划的灵活性。

2.2.4 邻接搜索方向优化

针对传统 A*算法邻接搜索方向有限导致路径平滑度不足的问题，在精细规划阶段引入 16-邻接搜索方向扩展优化策略，提高规划路径的平滑度和航向连续性，更好地满足月面宇航员行走舒适性需求。

具体而言，传统 A*算法常采用 4 或 8-邻接搜索方向，航向分别受限于 90° 和 45°，易生成折线状路径，拐点多、行走不舒适。如图 9 所示，16-邻接模型在传统 8-邻接基础上增加了"骑士步"方向，即从中心点出发可向 16 个不同方向扩展，显著增强了路径角度自由度。相比于 4-邻接和 8-邻接，16-邻接规划的路径更为平滑，拐点更少，路径更短[19]，更满足宇航员行走需求。

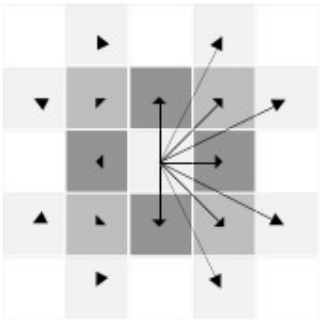


图 9 16-邻接搜索方向图

Fig. 9 Illustration of 16-direction search pattern

为提高搜索效率，设计了基于安全性的 16-邻接节点筛选策略：

$$N_{valid}=\{n_i\in N_{16}\mid \forall n_j\in V(n_i),f(n_j)<\tau\} \quad 2828\text{*}$$

MERGEFORMAT ()

其中，N_{16} 为所有 16-邻接节点集合，$V(n_i)$表示与节点 n_i 相关的验证节点集（通常为相邻的 4-邻接节点），τ 为代价阈值。该策略确保只有当通往某方向的相关节点均安全可通行时，才考虑该方向的扩展。

3 仿真及结果分析

最新论文

为验证混合路径规划算法性能，本章设计了系统性的仿真实验并进行定量分析。在 Intel® CoreTM i9-13900HX CPU @ 2.20 GHz 处理器 Pycharm 环境下，采用真实月面地形数据进行仿真测试，验证本文提出的混合路径规划算法的有效性和可行性。

实验采用 15km×10km 范围的月球南极区域 DEM 数据构建月面环境模型，空间分辨率为 5.0 米/像素，该地形数据来源于美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)的增强型月球轨道激光高度计数字高程模型(LDEM)[20]。该区域中心点位于经度 112.18°W、纬度 88.17°S，处于 Shackleton 与 de Gerlache 撞击坑之间的“连接山脊”一带，属于 Artemis III 任务候选着陆区域之一[21]。文献[22]基于光照率和坡度约束对月球南极开展着陆选址分析，结果表明在该区域适合月面探测活动，可作为潜在着陆区。为模拟真实月面光照条件，选取 2025 年 12 月 14 日（太阳高度角为 3.3°）的数据作为实验光照输入，相关数据来源于 NASA 喷气推进实验室提供的 Horizons 天体历系统[23]。

为进一步表征实验区域的地形环境条件，对地形坡度与光照情况进行了统计分析。考虑到地形粗糙度、高程差与坡度相关性较大，故统一选取坡度作为代表性地形特征进行分析。结果显示，坡度 0–6°、6–15° 与大于 15° 的区域分别约占 13.89%、56.22% 和 29.89%；光照入射余弦值 $\cos(\gamma)$ 的统计结果显示，受太阳高度角极低及局部地形遮挡影响，约 10.95% 的区域具备直射光照，其余约 89.05% 处于阴影区。数据分析表明实验区域包含平缓、缓坡、陡坡低角度直射光区以及大面积阴影区等多种典型月面场景。

如图 10 所示，基于 DEM 数据进一步构建了实验区域的地形通行性地图。图中数值越接近 0 表示通行条件越佳，数值为 1 表示不可通行区域，主要包括坡度过大（坡度大于 20°）的陡峭地形、深陨石坑及由高程突变和粗糙度共同作用形成的局部危险区域。统计结果表明通行性值为 1 的不可通行区域约占 5.50%；在可通行范围内（取值 0～1），数值落在 [0,0.3)、[0.3,0.7) 和 [0.7,1) 的区域分别占 21.75%、70.11% 和 2.63%。该分布进一步表明实验区域内的地形通行条件存在明显差异，既包含通行性较好的平缓区域，也包含大量具有一定风险的复杂区域。

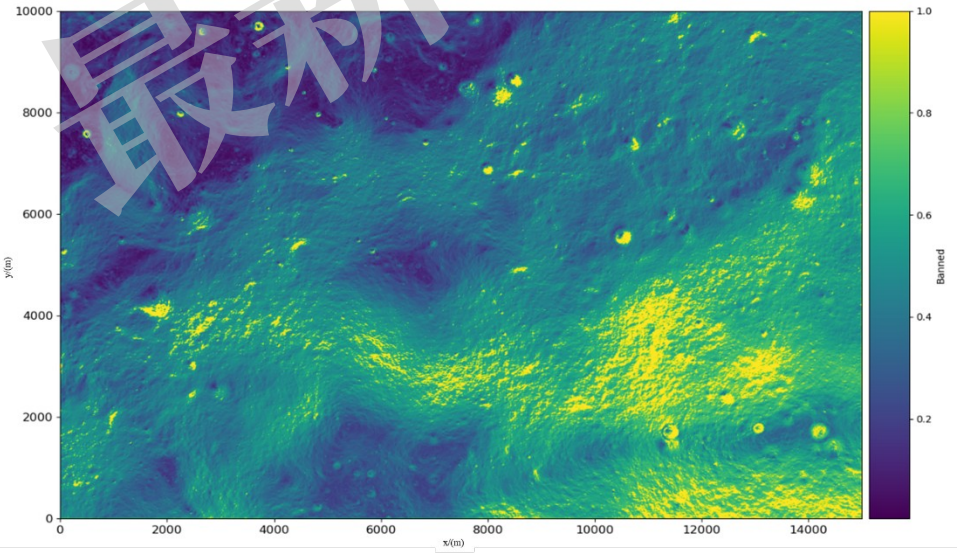


图 10 实验区域地形通行性地图

Fig.10 Terrain traversability map of the experimental area

3.1 算法参数优化与确定

3.1.1 膨胀半径确定

如公式(21)所示，搜索空间构建中膨胀半径 r 是决定约束区域 Ω 范围的关键参数，其取值直接影响路径规划的解空间完备性与计算效率。当 r 值过小时，搜索空间 Ω 可能不包含全局最优解；而当 r 值过大时，计算复杂度将显著增加，而路径质量提升趋于饱和。随着 r 增大至一定大小，算法性能将趋近于直接在原始 DEM 数据上应用 A*算法。

通过系统性参数分析确定适合研究区域的最优膨胀半径值，在研究区域内以 1 像素（5m）步长在 [5, 100] 像素范围内变化膨胀半径（对应 25m-

500m），每个半径配置采样 5 次取平均值以减少随机性影响。如图 11 所示，在多距离(1-4km)多方向组合下进行的参数敏感性测试表明，随膨胀半径增加，路径长度在各场景下呈现趋于稳定特征，稳定后在一定范围内波动，进一步增大半径对路径质量提升有限，但计算复杂度持续增加。对于部分长距离场景(3-4km)呈现的较大波动，反映了多约束路径规划在复杂地形中的敏感性特征，进一步证明膨胀半径参数对规划结果的显著影响。

设计基于综合评分的稳定性分析方法，该方法将候选膨胀半径 r 的评分定义为：

$$S(r)=0.3\cdot CV(r)+0.3\cdot D_{future}(r)+2.0\cdot P(r)$$ 2929* MERGEFORMAT ()

其中，CV(r)为滑动窗口内路径长度的变异系数，用于衡量参数的局部稳定性。一个较低的 CV(r)值表明，当膨胀半径在该窗口内微小变动时，产生的路径长度结果相对一致。D_{future}(r)为该窗口均值与所有后续数据点均值的相对差异，用于衡量对未来数据预测的稳定性；P(r)则是一个随膨胀半径 r 增大的半径惩罚因子，用于优先选择计算成本更低的较小半径值。综合平衡多场景需求与计算效率，最终确定膨胀半径为 40 像素(对应 200m)，如图 11 中垂直黑线所示。

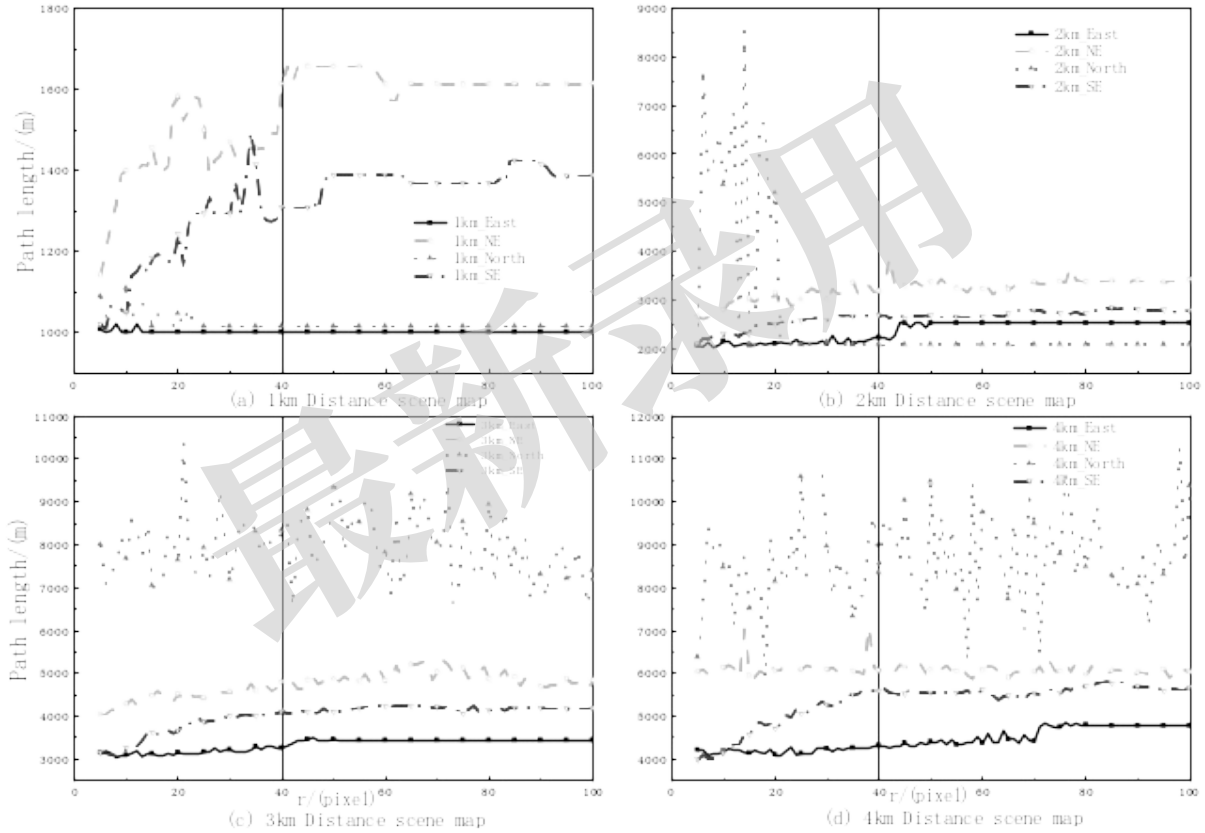


图 11 膨胀半径对路径长度的影响及稳定性分析

Fig. 11 Impact of inflation radius on path length and stability analysis

3.1.2 权重自适应学习结果

基于 2.2.3 节提出的多目标进化算法，在实验区域选取代表性长距离路径进行权重学习实验。为覆盖多样化地形特征，将起点与终点间的距离设定为 8 公里以上，使权重学习结果能够更充分地反映不同地形条件下的约束特性。通过帕累托最优解集，探索确定能耗、风险规避和光照保障三类约束的合适权重配置。

权重学习过程如图 12 所示，算法经 95 代迭代后收敛，获得帕累托前沿解集。基于超体积指标的评估，得到权重组合 $\mathrm{W}=[0.016,0.821,0.164]$，分别对应 w_1(能耗)、w_2(风险规避)和 w_3(光照保障)。

最新录用

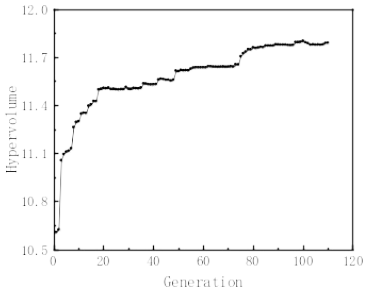


图 12 权重学习过程的超体积收敛特性

Fig. 12 Hypervolume convergence characteristics in weight learning process

权重分配结果体现了多约束间的内在耦合关系其中风险规避权重 w_2=0.821 占主导地位，表明月面地形安全性在路径规划中的首要地位。能耗权重 w_1=0.016 相对较小，并非表明能耗因素缺乏重要性，而是体现了约束优化中的"约束支配效应"——能耗目标通过风险约束间接实现优化，根据公式(16)和(24)，算法选择低坡度路径降低风险的同时，隐含地优化了代谢能耗。光照保障权重 w_3=0.164 保障路径规划中的照明需求。

3.2 算法有效性验证

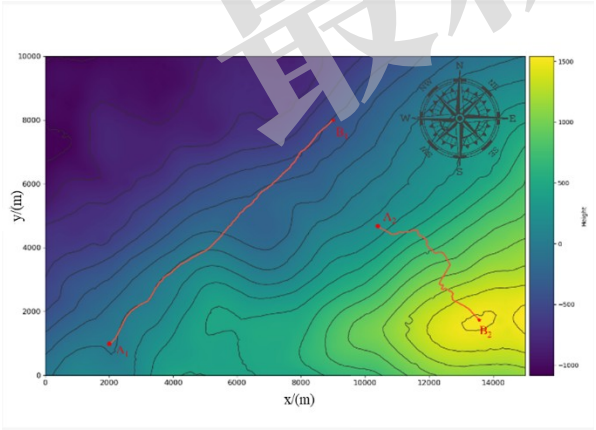
针对月面实验区域进行固定起止点的有效性测试。其中两条路径规划测试所选择的起点和终点的详细情况如表 1 所示。

表 1 月面路径规划起止点详细情况

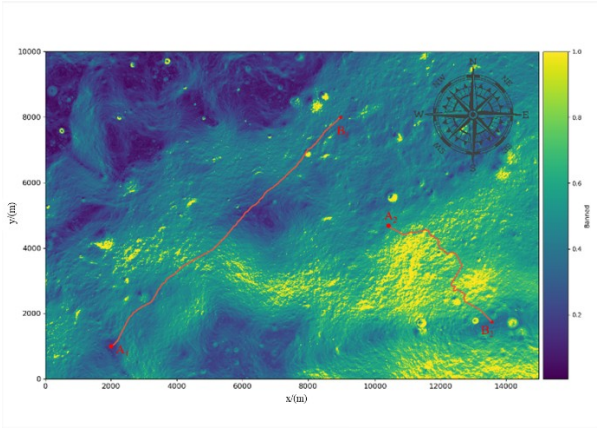
Table 1 Detailed information of start and end points for lunar path planning

起点坐标（A）	终点坐标（B）	直线距离/km
(117°51′W, 88°18′S)	(110°38′W, 88°04′S)	9.9
(109°26′W, 88°11′S)	(107°27′W, 88°17′S)	4.3

所选路径距离较远，地形复杂，具有较强的代表性。如图 13 所示，红色实线路径代表混合路径规划算法在地形等高线图（a）及地形通行性图(b)中得到的规划结果。算法通过改进的动态目标偏向策略 Bi-RRT 构建受限搜索空间，利用 A*算法进行精细路径规划，在保持较短路径长度的同时平衡多种约束条件，进一步提高路径质量。图 13(a)显示规划路径沿等高线稳定区域行进，避免了剧烈高程变化。A_1B_1 路径在中等高程区域（蓝绿色）内行进，A_2B_2 路径从中等高程区域向较高海拔区域（黄色）延伸，两条路径均体现了良好的地形适应能力。图 13(b)显示规划路径完全避开所有不可通行区（黄色区域，数值为 1），包括陡峭地形、深陨石坑及局部危险区域。A_1B_1 路径规划于通行性较好的平缓区域，而 A_2B_2 路径则需要在具有一定风险的复杂区域中灵活绕行，两条路径均在安全通行区域内灵活绕行，确保了路径安全性。测试结果验证了算法的有效性，生成的路径在保证安全性的前提下轨迹平滑，能够有效避开障碍区域，适应不同复杂程度的地形环境，满足宇航员实际通行需求。



(a) 等高线图



(b) 地形通行性图

图 13 路径规划结果图

Fig.13 Path planning results

最新录用

3.3 算法性能分析

为全面评估本文提出的混合路径规划算法的性能，本节首先通过消融实验验证各关键模块的贡献，然后将完整算法与领域内的前沿算法进行性能对比分析。

构建统一多维评估指标体系对混合路径规划算法进行综合性能评估，包括：路径长度、算法运行时间、成功率、坡度特征（路径点坡度低于5°比例，便于宇航员行走）、能量消耗、风险系数、光照情况。

在每个测试场景内对各指标进行标准化处理，并采用加权求和方法。标准化公式如下：

对于"越小越好"类指标，如路径长度、算法运行时间、能量消耗、风险系数的标准化分数：

$$I_i^* = \frac{I_i^{max} - I_i}{I_i^{max} - I_i^{min}} \quad 3030\ * \text{MERGEFORMAT ()}$$

对于"越大越好"类指标，如成功率、坡度特征光照情况的标准化分数：

$$I_i^* = \frac{I_i - I_i^{min}}{I_i^{max} - I_i^{min}} \quad 3131\ * \text{MERGEFORMAT ()}$$

其中，I_i^* 为指标 i 的标准化分数，I_i 为指标 i 的原始值，I_i^{max} 和 I_i^{min} 分别为指标 i 在测试场景中的最大值和最小值。

综合评分计算公式：

$$Score = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\omega_i \times I_i^*)}{\sum_{i=1}^{n} \omega_i} \quad 3232\ * \text{MERGEFORMAT ()}$$

其中，路径长度和成功率设置较高权重（ω=2.0）以突出核心性能要求，运行时间和能耗设置中等权重（ω=1.5）体现效率要求，其余指标采用标准权重（ω=1.0）。该评价体系有助于实现对混合路径规划算法在不同场景下性能的全面客观评估。

3.3.1 消融实验

为系统性地验证本文算法中各关键模块的贡献，在选定仿真月面环境中随机选定50组起点和目标点进行消融实验。实验选取的对比算法包括：本文提出的混合路径规划算法(Hybrid Path Planning Algorithm, HPPA)、传统Bi-RRT算法(Standard Bi-RRT, Std Bi-RRT)、采用动态调整目标偏向策略Bi-RRT（Adaptive Goal-Biased Bi-RRT,AGB Bi-RRT）以及多目标优化自适应权重A*算法(Multi-Objective Adaptive-Weight A*,AWA*)。

实验结果如表2所示，对比了四种算法的性能表现。对比Std Bi-RRT与AGB Bi-RRT的数据显示，引入动态调整目标偏向策略后，综合评分由0.181提升到0.629，约为传统算法的3.5倍。AGB Bi-RRT虽然成功率未有明显改善，但显著改善路径质量：路径长度缩短约26.4%，运行时间缩短约76.5%，代谢能耗和风险系数分别降低了33.7%和9.5%。表明自适应调节偏向策略较大提升复杂地形适应性与搜索效率，优化了路径长度。

对比Std Bi-RRT与AWA*的数据显示，AWA*综合评分由0.181提升到0.497，约为传统算法的2.7倍。虽然在路径长度、运行时间和代谢能耗方面表现欠佳，但利用A*算法完备性将规划成功率由85.10%提升至100%，且在A*算法基础上引入多约束加权融合与约束权重自适应学习机制，路径安全性显著改善：光照得分提升约26.7%，地形坡度特征优化约15.6%，风险系数降低约15.9%。表明AWA*在提升高成功率的同时，在代谢能耗、风险规避和光照保障等多个指标间取得更优的平衡。

数据显示，本文提出的混合路径规划算法HPPA在综合评分方面表现最优(0.709)，较AGB Bi-RRT(0.629)提升12.7%，较AWA*(0.497)提升42.7%，显著优于传统Bi-RRT算法Std Bi-RRT(0.181)。HPPA融合了两种改进策略的优势，并弥补了两者的不足：利用A*算法完备性实现100%规划成功率，改善了AGB Bi-RRT成功率未明显提升的问题；保持动态调整目标偏向策略带来的高效搜索能力，在路径长度和代谢能耗方面较AWA*分别改善21.0%和23.1%；同时借助多约束加权融合机制，在光照保障和地形坡度特征方面达到最优，较AGB Bi-RRT分别提升23.8%和7.7%，风险系数保持良好水平。表明HPPA在保证高成功率与安全性的前提下，在复杂月面环境中实现了更优的多约束平衡。

最新录用

表 2 消融实验结果对比

Table 2 Ablation study results comparison

算法	路径长度/m	运行时间/s	成功率/%	地形坡度特征/%	代谢能耗/kJ	风险规避	光照/(W/m^2)	综合评分
Std Bi-RRT	9877.23	2.38	85.10	56.39	867.22	0.0063	9.86	0.181
AGB Bi-RRT	7272.83	0.56	84.99	61.80	575.32	0.0057	10.09	0.629
AWA*	10634.28	4.85	100.00	65.17	985.33	0.0053	12.49	0.497
HPPA	8396.66	5.18	100.00	66.53	757.31	0.0054	12.49	0.709

3.3.2 算法性能对比

为进一步验证提出的混合路径规划算法性能，在选定真实的月面环境中随机选定 50 组起点和目标点进行多组仿真对比实验。实验选取的对比算法包括：本文提出的混合路径规划算法(Hybrid Path Planning Algorithm, HPPA)、传统 Bi-RRT 算法(Standard Bi-RRT, Std Bi-RRT)、2024 年 Peña-Asensio 等人提出的基于最小化代谢工作符合的月球南极宇航员路径规划工具[3]（MoonPath）以及 2021 年吴伟槐提出的基于多环境约束的月面巡视器改进 A*算法[6](Multi-constraint A*, MCA*)。

MoonPath 工具采用 Dijkstra 最小成本路径算法，基于累积坡度设计成本函数，在“累计绝对坡度最小”与“路径最短”间寻求平衡。针对多约束 A*算法[6]，采用平衡权重配置(地形约束:光照约束 = 0.5:0.5)，该配置基于原文献对比分析选定，并将约束模型适配为宇航员应用场景。

分析结果如表 3 所示，对比了四种算法的性能表现。数据显示，本文提出的混合路径规划算法在综合评分方面表现最优(0.827)，较 MoonPath 提升 21.1%，较 MCA*提升 25.3%，在多约束平衡优化方面显著优于其它对比算法。算法在保持 100%成功率的同时，实现了路径长度、运行效率、能耗控制和风险规避等多指标的协调优化。图 14 通过雷达图对八项核心指标进行归一化可视化，直观展示了各算法的在月面环境下的多维性能对比。

路径长度数据显示，本文算法平均路径长度为 3788.044m，较 MCA* 算法 (3309.111m) 增加 14.5%，但显著短于 Std Bi-RRT(5424.015m)，缩短 30.2%。虽然路径长度不及 MCA*最优，但算法在坡度特征、风险控制等多约束条件下表现更佳，考虑到多约束优化的复杂性，这种差距完全合理。相比 MoonPath 的 3945.962m，本文算法缩短 4.0%，体现了混合策略的路径优化能力。

算法运行时间数据显示，本文算法计算时间为 0.921s，虽比 MCA* 增加约 0.8s，但远优于 MoonPath 的 18.831s，运行效率提升 95.1%。相比 Std Bi-RRT 增加 0.41s，考虑到其在路径质量和安全性方面的显著优势，时间开销合理且可支持在线实时规划。

算法成功率数据显示，本文算法与 MoonPath、MCA*均保持 100%成功率，显著高于 Std Bi-RRT 的 82.0%，体现了算法在复杂月面环境中鲁棒性。地形坡度特征数据显示，MoonPath 在平缓路径(坡度<5%)比例方面表现最优，达到 17.378%，本文算法为 7.629%，虽不及 MoonPath 但与 MCA*(7.036%)相近，显著优于 Std Bi-RRT(3.412%)，且在其他约束条件下表现更佳，能够为宇航员提供相对平缓舒适的行走路径。

代谢能耗数据显示，MoonPath 表现最优(410.650kJ)，本文算法为 485.694kJ，虽比 MoonPath 高 18.3%，但明显优于 MCA*(521.897kJ)和 Std Bi-RRT(629.640kJ)，分别节能 6.9%和 22.9%，有助于在保持高成功率的同时有效控制宇航员代谢能耗。风险系数数据表明，本文算法表现最优，仅为 0.006，比其他算法降低 14.3%-33.3%，体现了算法在安全保障方面的突出优势。光照数据显示，本文算法表现最优(12.364W/m²)，比其他算法提升 1.3%-25.7%，有利于宇航员行走安全。

综合评分数据显示，基于路径长度和成功率优先的多约束权重设置，本文算法表现最优，综合得分 0.827 显著超越 MoonPath(0.683)、MCA*(0.660)和 Std Bi-RRT(0.213)。特别是在风险控制和光照优化两个关键安全指标上均表现最优，验证了算法在复杂多约束环境下的优越性。这表明本文算法在多约束平衡方面表现出色，成功实现多个指标间的良好平衡，验证了混合路径规划算法在月面宇航员应用场景下的有效性和优越性。

表 3 路径规划算法性能对比

Table 3 Performance comparison of path planning algorithms

算法	路径长度/m	运行时间/s	成功率/%	地形坡度特征/	代谢能耗/kJ	风险规避	光照/(W/	综合评分

				%			m^2)	
HPPA	3788.044	0.921	100	7.629	485.694	0.006	12.364	0.827
MoonPath	3945.962	18.831	100	17.378	410.650	0.009	12.200	0.683
MCA*	3309.111	0.079	100	7.036	521.897	0.009	10.103	0.660
Std Bi-RRT	5424.015	0.511	82	3.412	629.640	0.007	9.836	0.213

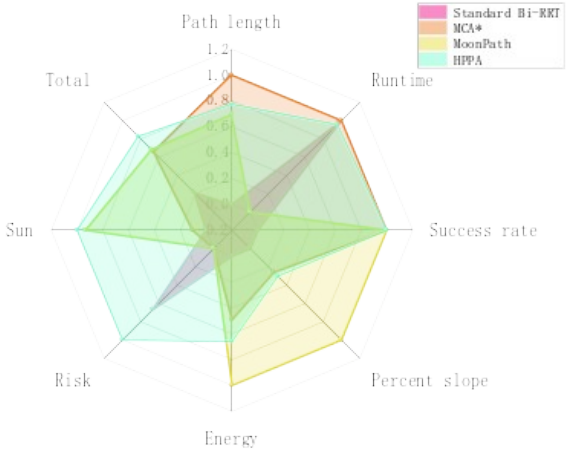


图 14 基于归一化处理的四种路径规划算法多维性能对比雷达图

Fig.14 Multi-dimensional performance comparison radar chart of four path planning algorithms based on normalization

4 结论

针对月面宇航员复杂场景下多约束路径规划问题，本文提出了一种混合路径规划算法，融合 Bi-RRT 的快速探索能力和 A*的精确优化特性。实验结果表明，该算法在多约束平衡优化方面表现突出，综合评分达到 0.827，较 MoonPath 提升 21.1%，较 MCA*提升 25.3%，较 Std Bi-RRT 提升 288.3%；在关键安全指标上表现最优，风险系数最低，光照得分最高，成功率保持 100%。算法通过多约束协调实现了整体性能的显著提升，未来研究将对混合路径规划算法进一步优化，提高计算效率以适应后续资源受限的嵌入式环境，提升在代谢能耗和缓坡比例方面的表现，并结合局部路径规划方法，增强算法应对宇航员主观偏航再规划的能力。

参考文献

[1] MÁRQUEZ J J. Human-Automation Collaboration: Decision Support for Lunar and Planetary Exploration[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2007

[2] JOHNSON A W, HOFFMAN J A, NEWMAN D J, *et al*. An integrated traverse planner and analysis tool for planetary exploration[C]//AIAA SPACE 2010 Conference & Exposition. Anaheim, USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010: 8829

[3] PEÑA-ASENSIO E, SUTHERLAND J, TRIPATHI P, *et al*. Automated astronaut traverses with minimum metabolic workload: accessing permanently shadowed regions near the lunar south pole[J]. *Acta Astronautica*, 2024, **214**: 324-342

[4] DELLING D, GOLDBERG A V, NOWATZYK A, *et al*. PHAST: hardware-accelerated shortest path trees[J]. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2013, **73**(7): 940-952

[5] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, **4**(2): 100-107

[6] WU Weihuai. Research on Path Planning Method of Lunar Rover[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021 (吴伟槐. 月面巡视器路径规划方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021)

[7] SHU Lei. Mission-Level Path Planning and Smoothing of Lunar Rover Based on Grid Map[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013 (束磊. 基于栅格地图的月球车任务层路径规划及平滑处理[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013)

[8] IQBAL W, HEAD III J W, VAN DER BOGERT C H, *et al*. Slopes along Apollo EVAs: astronaut experience as input for future mission planning[J]. *Acta Astronautica*, 2024,

223: 184-196

[9] ACTON JR C H. Ancillary data services of NASA's navigation and ancillary information facility[J]. *Planetary and Space Science*, 1996, **44**(1): 65-70

[10] WALIGORA J M, HORRIGAN D J. Metabolism and heat dissipation during Apollo EVA periods[M]//JOHNSTON R S, DIETLEIN L F, BERRY C A, *et al*. Biomedical results of Apollo. Washington: NASA, 1975: 115-128

[11] LOONEY D P, SANTEE W R, HANSEN E O, *et al*. Estimating energy expenditure during level, uphill, and downhill walking[J]. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 2019, **51**(9): 1954-1960. DOI: 10.1249/MSS.0000000000002002

[12] LAVALLE S M. Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning[D]. Ames: Iowa State University, 1998

[13] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT-connect: an efficient approach to single-query path planning[C]//Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No.00CH37065). San Francisco, USA: IEEE, 2000: 995-1001

[14] XIN P, WANG X M, LIU X L, *et al*. Improved bidirectional RRT* algorithm for robot path planning[J]. *Sensors*, 2023, **23**(2): 1041

[15] URMSON C, SIMMONS R. Approaches for heuristically biasing RRT growth[C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No.03CH37453). Las Vegas, USA: IEEE, 2003: 1178-1183

[16] TAO F Z, DING Z W, FU Z G, *et al*. Efficient path planning for autonomous vehicles based on RRT* with variable probability strategy and artificial potential field approach[J]. *Scientific Reports*, 2024, **14**(1): 24698

[17] GERAERTS R, OVERMARS M H. The corridor map method: a general framework for real-time high-quality path planning[J]. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 2007, **18**(2): 107-119

[18] WILDE N, SMITH S L, ALONSO-MORA J. Scalarizing multi-objective robot planning problems using weighted maximization[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, **9**(3): 2503-2510

[19] FU X, HUANG Z C, ZHANG G X, *et al*. Research on path planning of mobile robots based on improved A* algorithm[J]. *PeerJ Computer Science*, 2025, **11**: e2691

[20] BARKER M K, MAZARICO E, NEUMANN G A, *et al*. Improved LOLA elevation maps for south pole landing sites: error estimates and their impact on illumination conditions[J]. *Planetary and Space Science*, 2021, **203**: 105119

[21] NASA. NASA Identifies Candidate Regions for Landing Next Americans on Moon[EB/OL] (2022-08-19)[2024-05-19]. https://www.nasa.gov/news-release/nasa-identifies-candidate-regions-for-landing-next-americans-on-moon

[22] LIU Dan, GAN Hong, WEI Guangfei, *et al*. Lunar south polar landing area selection constrained by illumination conditions and slopes[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2023, **10**(5): 544-556 (刘丹, 甘红, 魏广飞, 等. 基于光照和坡度约束的月球南极着陆选址分析[J]. 深空探测学报, 2023, **10**(5): 544-556)

[23] GIORGINI J D. Status of the JPL horizons ephemeris system[C]//Proceedings of the 29th International Astronomical Union General Assembly. Honolulu, USA: IAU, 2015: 2256293

第一作者：姚博涵 女，2000 年 6 月出生于山东省威海市，现为中国科学院国家空间科学中心硕士研究生，主要研究方向为空间数据处理与传输。

通信作者：周晴，女，1972 年 2 月出生于湖南省醴陵市，现为中国科学院国家空间科学中心正研级高级工程师，硕士生导师，主要研究方向为空间信息与数据处理技术，高可信嵌入式软件技术。

最新录用