doi: 10.7690/bgzdh.2026.10.018

基于改进 A*算法的非结构化地形分层路径规划

钱炳锋，郭　晶，程金润
（上海电机学院机械学院，上海 201306）

摘要：为解决机器人在复杂非结构化地形上的安全导航问题，提出一种改进 A*算法和改进 *Q*-learning 算法的分层路径规划方法。在全局路径规划阶段引入了综合可穿越代价函数，从而更好地应对地形复杂性；在局部路径规划中通过引入语义标签，有效提升了 *Q*-learning 算法对不利地形的规避能力。仿真实验结果表明：该方法在导航成功率上提高了 40%，并显著降低了路径坡度，特别是在陡坡和不规则地形中的表现更加突出，有效地提高了机器人在复杂非结构化环境中的可穿越性和导航成功率。

关键词：非结构化地形；改进 A*算法；强化学习；可穿越性分析
中图分类号：TP242　　**文献标志码：**A

Hierarchical Path Planning in Unstructured Terrain Based on Improved A* Algorithm

Qian Bingfeng, Guo Jing, Cheng Jinrun
(*College of Mechanical Engineering*, *Shanghai Institute of Electrical Engineering*, *Shanghai* 201306, *China*)

Abstract: In order to solve the problem of safe navigation of robot on complex unstructured terrain, a hierarchical path planning method based on improved A * algorithm and improved *Q*-learning algorithm is proposed. A comprehensive traversability cost function is introduced in the global path planning stage to better cope with the complexity of the terrain, and a semantic label is introduced in the local path planning stage to effectively improve the ability of the *Q*-learning algorithm to avoid the unfavorable terrain. The simulation results show that the method improves the success rate of navigation by 40%, and significantly reduces the path slope, especially in steep slopes and irregular terrains, which effectively improves the traversability and navigation success rate of the robot in complex unstructured environments.

Keywords: unstructured terrain; improved A * algorithm; reinforcement learning; traversability analysis

0　引言

在非结构化地形中，实现机器人自主导航对农业作业、野外搜索救援以及野外军事作战等领域具有重要意义。野外军事作战是典型非结构化地形，这使得机器人在导航过程中容易受到困扰，从而对传统导航方法提出了巨大的挑战。

移动机器人在非结构化地形中的路径规划需要精确的地形穿越分析作为基础。非结构化地形环境的可穿越性分析涵盖了基于外观和基于几何的多种方法[1]。基于外观的方法通过视觉测量对地形类型进行分类来设计地形可穿越性[2]。基于几何的方法通过考虑坡度或粗糙度等几何特征来计算可穿越性[3]。例如，Leininger 等[4]利用高分辨率 SGP 局部地图，构建了可穿越性图以指导路径规划过程。Dergachev 等[5]采用 2.5D 高程图分析地形几何特征，并将 MPPI 控制方法应用于非结构化地形。Tanaka 等[6]利用数字高程图（DEM）或累积分数面积（CFA）的特征，评估地形可穿越性。Yang 等[7]将地形几何特征和环境感知相结合，用于行星探测器的路径规划。这些方法通过提取地形高程信息中的几何属性，进行可穿越性分析，以优化机器人路径规划的效果。

目前，为解决路径规划问题，已开发出多种算法。Luan 等[8]提出一种多智能体 A*启发式算法，采用加权和模型来适应动态障碍物。Guo 等[9]设计了包含威胁强度和路径成本的代价函数，用于无人机安全飞行。Qiu 等[10]将传统寻径算法与强化学习相结合，使机器人能够学习是否执行导航或采取简单的避障行动。Ge 等[11-12]通过构造启发函数以改进 A*算法，该方法主要基于几何构造启发函数，未充分结合地形几何特征和地形语义信息，限制了 A*算法在非结构化地形中的路径规划质量。

为解决非结构化地形路径规划问题，将传统 A*算法进行改进，改进后的 A*算法通过 3 维地图和地

收稿日期：2025-02-13；**修回日期：**2025-03-21
第一作者：钱炳锋（1982—），男，浙江人，博士。
通信作者：程金润（1988—），男，安徽人。

形语义代价计算的地形可穿越性来引导节点扩展，同时，Q-learning 算法用于处理局部未知障碍物和不可通行区域，从而优化机器人在全局路径跟踪过程中的导航能力。

1 问题描述

1.1 环境表示

传统方法使用网格将地图划分为障碍物区域和无障碍区域。每个网格有 2 种状态：障碍状态和无障碍状态[13]。野外非结构化特征显著。为准确表示地形的详细特征，使用 3 维地形图，通过地形高程数据来呈现非结构化地形的表面信息。

1.2 地形特征分析

地形的坡度通过计算地形平面法向量与垂直 Z 轴之间的夹角来确定。类似文献[12]中的方法，假设采样 N^2 个点，其中位于栅格图第 i 行、第 j 列的采样点为$(x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j})$，$i,j\in s$, $s=\{1, 2, \cdots, N\}$，其中 $z_{i,j}$ 表示该点的高程值。地形平面方程可以定义为：

$$Ax+By+C=z。 \tag{1}$$

式中 A、B、C 为待解系数。同时，得到最小二乘方程为：

$$F=\sum_{i,j\in S}\left(Ax_{i,j}+By_{i,j}+C-z_{i,j}\right)^2。 \tag{2}$$

F 对 A、B、C 的偏导数分别为 0，其中利用最小二乘回归计算 A、B、C 即可得到地形平面方程。地形平面的法向量为 $\vec{n}=(A,B,-1)$，水平面的法向量为 $\vec{m}=(0,0,1)$。网格 i 的法向量与水平面之间的夹角定义为 j，可通过直线与平面夹角公式计算：

$$\sin\varphi_i=\frac{\vec{n}\bullet\vec{m}}{|\vec{n}|\bullet|\vec{m}|}。 \tag{3}$$

地形平面网格 i 的坡度角为：

$$\theta_i=\frac{\pi}{2}-\sin^{-1}\frac{\vec{n}\bullet\vec{m}}{|\vec{n}|\bullet|\vec{m}|}。 \tag{4}$$

路面的不平整度通过高程的均方差来量化，因此当前网格的不平整度值为：

$$w_i=D^{-1}\sqrt{\frac{1}{9}\sum_{J\in U_i}(z(J)-\bar{z})^2}。 \tag{5}$$

式中：D 为轮式移动机器人的车轮直径；$z(J)$为集合 U_i 中平面位置 J 对应的高程值；$\bar{z}$ 为 U_i 中所有平面位置的平均高程值。U_i 包含当前网格 i 及其 8 个相邻网格的平面位置信息。

地形粗糙度通过拟合平面的均方根来表征：

$$d_i=\frac{\left|Ax_{i,j}+By_{i,j}+C-z_{i,j}\right|}{\sqrt{A^2+B^2+1}}。 \tag{6}$$

每个网格的粗糙度 R_{ij} 为：

$$R_i=\sqrt{\sum\frac{d_i^2}{N^2}}。 \tag{7}$$

1.3 地形可穿越性代价函数

选择斜率和波动最小的路径作为可穿越性准则，结合坡度、不平整度和粗糙度等地形几何信息，计算非结构化环境中的地形可穿越性代价 T_{score}。T_{score}=1 意味着不可通过，在其他情况下，通过赋予 3 种影响因素不同的权重来计算可穿越性代价值，则几何可穿越分数 T_{score} 的公式为：

$$T_{\text{score}}=\begin{cases}\alpha\bullet\dfrac{\theta_i}{\theta_{\text{crit}}}+\beta\bullet\dfrac{\omega_i}{\omega_{\text{crit}}}+\gamma\bullet\dfrac{R_i}{R_{\text{crit}}}, & \text{Others}\\ 1, & \theta_i>\theta_{\text{crit}}\ \text{or}\ \omega_i>\omega_{\text{crit}}\ \text{or}\ R_i>R_{\text{crit}}\end{cases}。 \tag{8}$$

式中 α、β、$\gamma\in[0,1]$为归一化系数，自定义的权重 α、β、γ 决定了每部分的重点，保证 $\alpha+\beta+\gamma=1$。

非结构化环境的外观特征则反映了表面属性，并影响不同地形类别之间的可通行性趋势。每个网格的地形语义代价 C_{semt} 与其所对应的地形标签相匹配：

$$C_{\text{semt}}=\begin{cases}0, & C_{\text{sem}}=\{\text{平坦}\}\\ +5, & C_{\text{sem}}=\{\text{缓坡}\}\text{and}\{\text{浅坑}\}\\ +15, & C_{\text{sem}}=\{\text{陡坡}\}\text{and}\{\text{深坑}\}\\ 1, & \text{Others}\end{cases}。 \tag{9}$$

机器人可穿越性代价函数 C_t 综合了地形的几何因素和地形分类因素的影响，表示为：

$$C_t=T_{\text{score}}+C_{\text{semt}}。 \tag{10}$$

式中 C_t 为每个网格的代价，为了防止路径规划超出机器人的运动能力，设定 θ_{crit}=30°、ω_{crit} =0.03 m、R_{crit}=0.03 m。较小的可穿越性代价分数意味着机器人更容易通过，且路径更为平坦。

2 移动机器人路径规划算法

如图 1 所示自主移动机器人的路径规划。在实际执行过程中，当机器人跟踪全局路径时，机载传感器可能会检测到一些之前未知的障碍物或不可通行区域，这时就需要通过局部路径规划来实时调整路径。

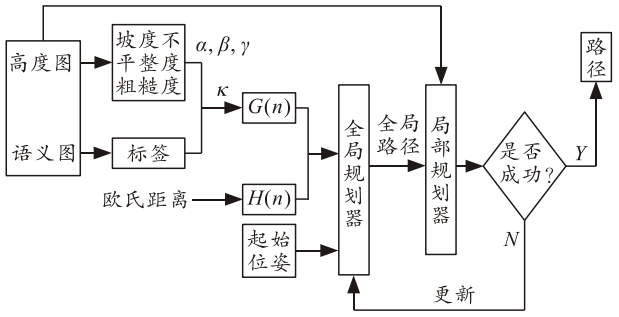


图 1　非结构化地形的路径规划

2.1　改进 A*全局路径规划算法

为了使机器人能够避开因坡度、不平整度和粗糙度过高而无法通过的区域，笔者将 A*算法中的可穿越性代价定义为：

$$f(n)=g(n)+h(n)。\tag{11}$$

式中：$g(n)$为从起始点到当前节点 n 的累计价值；$h(n)$为当前节点到目标节点的预估代价，在此非结构化地形中计算 3 维欧氏距离作为 A*算法的启发函数值；$f(n)$为当前节点的总代价。将地形可穿越性代价函数引入 A*算法的价值函数中，从而改进后的 A*算法通过式(13)计算每个节点的优先级：

$$G(n)=L_{sn}+\kappa C_{st}；\tag{12}$$

$$F(n)=G(n)+H(n)。\tag{13}$$

式中：κ 为权重系数，用于调节地形代价在价值函数中的相对重要程度；$L_{sn}=\sum_{s}^{n-1}l_{k,k+1}$ 为从起始网格 s 到当前网格 n 的累计欧氏距离；C_{st} 为机器人行走的累计可穿越性代价。

2.2　基于 Q−learning 算法的局部路径规划

Sharma 等[14]利用 Q−learning 算法设计了一种局部路径规划策略，以避开在感知范围内检测到的障碍物。参考 Song 等[15]方法，设计 Q−learning 算法用于优化局部路径规划。为了减少 Q−learning 算法陷入局部最优解或无效路径的风险。在算法 1 中实现的 Q−learning 算法，限制算法在某些区域的活动范围，可以显著减少需要处理的状态数。

算法 1 基于 Q−learning 算法的局部路径规划：

初始化 Q 表示($Q(s, a)$)，对于所有状态 $s\in S$ 和动作 $a\in A(s)$，设定最大训练回合数 E。

对于终止状态，设定 Q(terminal state, ·)=0。

对于每个回合 1, 2, … , E：

初始化状态 s_0。

当机器人尚未到达目标位置、未与障碍物碰撞或未进入不可通行的区域时：

使用 ε−greedy 策略选择一个动作 a_t。

执行动作 a_t，获得相应的奖励 r_t 和新的状态 s_{t+1}。

获取新状态 s_{t+1} 的语义标签。

如果 s_{t+1} 的语义标签是“平坦”“缓坡”或“浅坑”：

对 $Q(s_t, a_t)$进行奖励。

否则：

对 $Q(s_t, a_t)$进行惩罚(针对其他不安全区域)。

更新状态−动作对的 Q 值：

$$Q(s_t, a_t)=(1-\alpha)Q(s_t, a_t)+\alpha[r_t+\gamma_{\max}Q(s_{t+1}, a)]-\beta\bullet\mathrm{II}(s_{t+1}\in\text{unsafe regions})。$$

如果检测到全局路径上的障碍物：

使用 Q−learning 重新规划绕过障碍物的局部路径。

移动到新状态 s_{t+1}。

时间步 t 增加 1。

结束循环。

结束回合。

算法 1 中，机器人在执行状态为 s_t 的动作时，通过判断新状态 s_{t+1} 的语义标签，确定对当前 Q 值的更新方式为：

$$Q_{\mathrm{t}}(s_t, a_t)=(1-\alpha)Q_{\mathrm{t}}(s_t, a_t)+\alpha[(r_t+\gamma\max_{a\in A}Q_{t+1}(s_{t+1}, a)]-\beta\bullet\mathrm{II}\left(s_{t+1}\in\text{unsafe regions}\right)。\tag{14}$$

式中：$\alpha\in(0, 1)$为学习率；$\gamma\in[0, 1]$为衰减率；s_t 为当前状态；a_t 为当前动作。惩罚因子 β 被引入以降低在不安全区域内行动的吸引力，促使机器人在未来的决策中更倾向于选择安全路径。式(14)中的指示函数 $\mathrm{II}\left(s_{t+1}\in\text{unsafe regions}\right)$ 表示，当下一个状态 s_{t+1} 处于不安全区域(如陡坡、深坑等)时，它的值为 1，否则为 0。

下一个时间步对应于所有可能的动作 a 的最优动作值表示为：

$$Q^{*}_{t+1}(s_{t+1}, a_{t+1})=\max_{a\in A}(Q_{t+1}(s_{t+1}, a))。\tag{15}$$

经过多次迭代，Q 值逐步更新，并最终收敛至近似最优策略 $Q^{*}(s, a)$，使机器人即使在不安全区域的情况下，也能学习并选择最佳路径。此外，将式(14)中的奖励函数 r_t 定义为：

$$r_t=\begin{cases}+10，\text{到达目标}\\ -1，\text{撞到障碍物}\\ G(n)，\text{其他情况}\end{cases}。\tag{16}$$

通过以上方法，Q−learning 算法将更倾向于探索有效的路径，避开不需要计算的区域。

3 仿真实验结果和分析

通过仿真测试评估所提出的路径规划算法的性能。在 Windows 11 操作系统下使用 Matlab2020a 对算法进行了编译和实现。如图 2 所示，采用一个 10×10(插值后为 100×100)的地图，该环境的关键挑战是起始点和目标点之间需要绕过密集分布的大小不同的负障碍，平坦区域狭窄。

路径规划从起点 s_start=(1, 1)开始，直到到达目标点 s_goal=(95, 95)。机器人成功到达目标位置时，表示导航任务完成。此外定义了地形类型的阈值：平坦地形为 0.2，坡地为 0.8，深坑为−1.5，浅坑为−0.5。在路径规划中，地图通常被分为多个小的网格单元。每个网格单元的地形特征(如高度值)根据预定义的阈值被分类。这些分类结果会在一定程度上决定了每个网格单元的代价，进而影响路径规划算法选择路径的依据。图 3 展示了该实例的 5 种地形类型，使用不同颜色编码，形成语义代价地图，以衡量不同地形的代价。

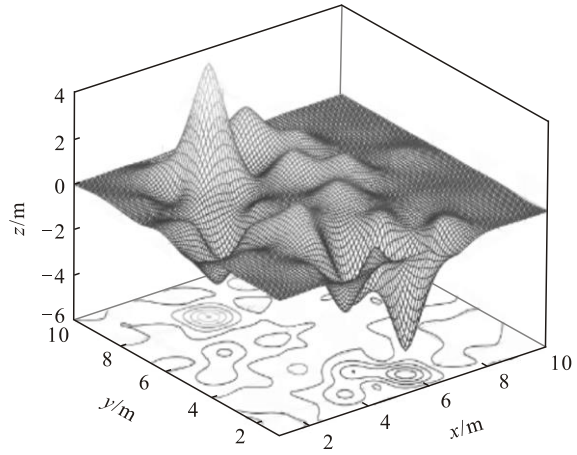


图 2 3 维仿真地形地图实例

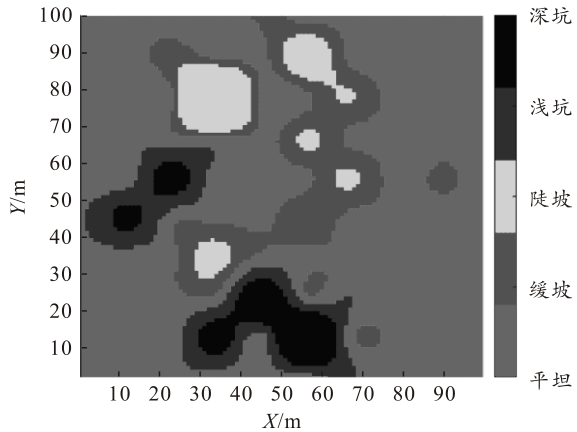


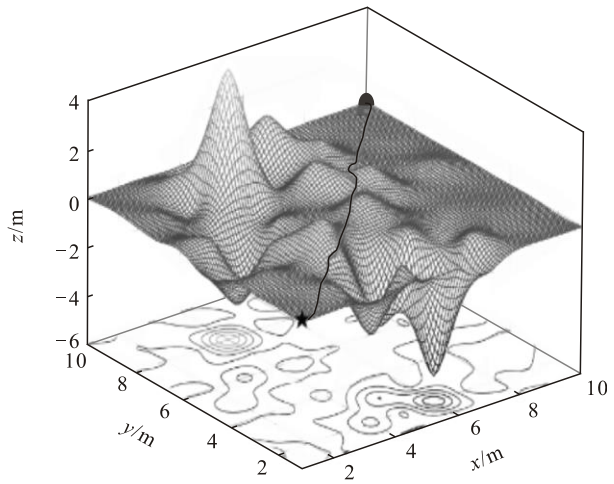
图 3 地表属性分类结果

3.1 基于 A*算法的全局路径规划

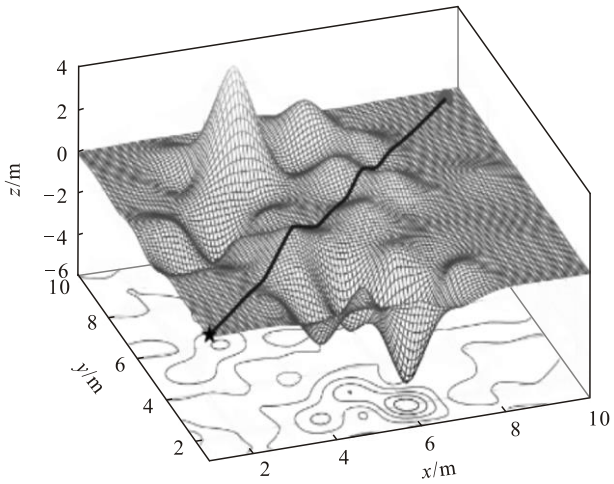
区别于仅考虑几何特征的 A*算法，笔者将考虑几何特征和语义代价的算法简化为改进 A*算法。在式(8)中，针对不同的几何特征赋予不同权重，取 α=0.3、β=0.5、γ=0.2。如图 4 所示，当 κ=1 并且未考虑地形语义代价 $C_{_semt}$，只考虑几何可穿越性 $T_{_score}$ 时，式(10)变为：

$$C_t=T_{score}。\tag{17}$$

仿真实验结果显示：改进后的 A*算法在所有 10 实例场景下都能实现可行路径，而仅仅考虑几何特征的 A*算法在 10 个场景中有 4 个场景规划不出可行路径。



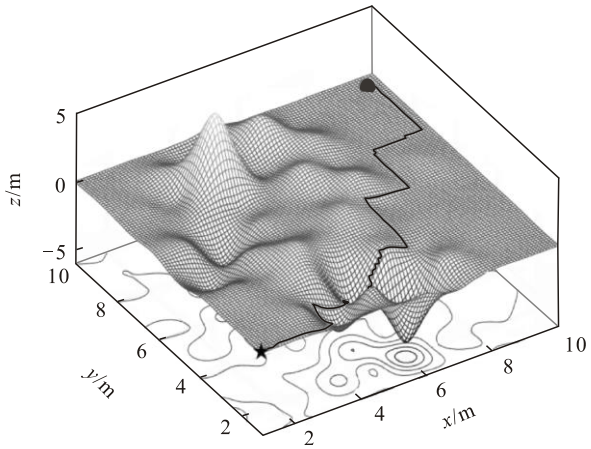
(a) 仅考虑几何特征路径



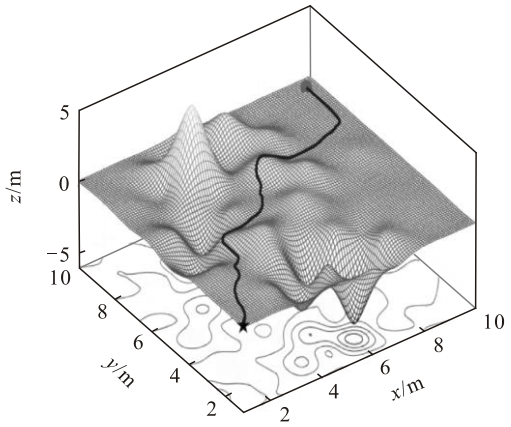
(b) 综合考虑几何特征和语义代价路径

图 4 κ=1 全局路径规划轨迹

仅考虑几何特征的路径规划更加激进，追求最短路径原则。图 4 (b)实例中的路径平均长度为 13.792 m，平均代价为 149.65，最大坡度为 28.98°，最大粗糙度为 0.021 45。κ=5 时全局路径规划轨迹如图 5 所示。



(a) 仅考虑几何特征路径



(b) 综合考虑几何特征和语义代价路径

图 5　κ=5 全局路径规划轨迹

如图 5(a)中仅考虑几何特征的 A*算法经过深坑危险地形，导致极高被困风险，明显偏离安全要求。相比之下，图 5(b)中改进 A*算法路径考虑了几何特征和语义代价，其平均路径长度为 19.792 m，路径平均代价为 135.70，最大坡度降至 24.43°，最大粗糙度为 0.020 34，路径更加安全和平坦。

改进后的 A*不同权重下路径坡度变化比较曲线如图 6 所示，可以看出 κ 的权重增大，使得路径更趋于平坦，坡度变化变小的同时路径长度也在增加。

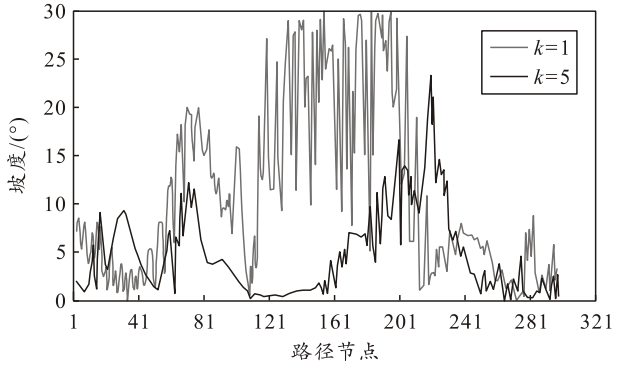
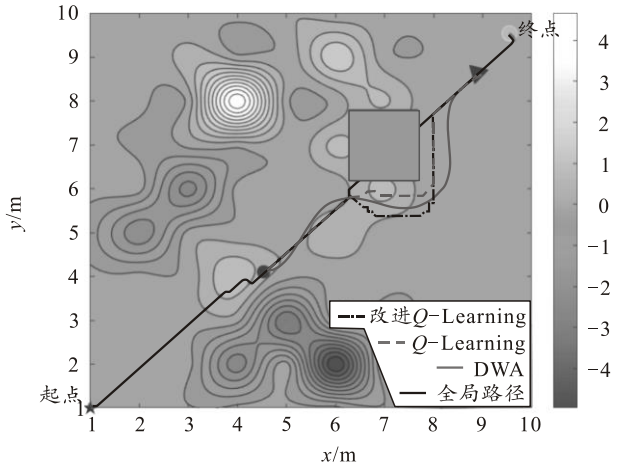


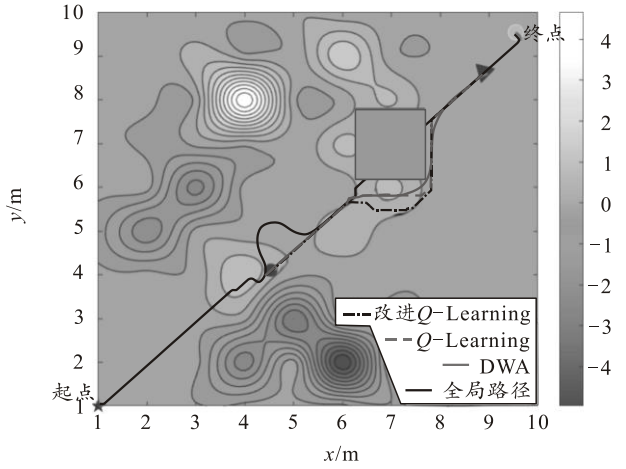
图 6　坡度变化

3.2　基于 Q-learning 算法的局部路径规划

为评估算法性能，设计了 2 个场景，如图 7 所示。



(a) 仅含未知静态障碍物的场景



(b) 包含未知静态和动态障碍物的场景

图 7　局部路径规划

由图 7 可以看出：DWA 算法在复杂越野地形中较少考虑地形特性，距离全局路径点较远时容易陷入局部最优，无法规划出有效路径。而改进后的 Q-learning 算法通过在学习过程中积累环境信息，并结合地形标签改进动作选择，在路径规划时优先选择平坦、缓坡或浅坑区域，从而实现更安全、更高效的局部路径规划。

如表 1 所示对 2 个不同场景中进行了定量结果分析。

表 1　算法的平均性能

场景	局部路径规划算法	平均代价	平均时间/s	成功率/%
场景 1	DWA	61.45	16.26	90
(静态	Q-Learning	44.98	21.98	100
障碍物)	改进 Q-Learning	35.31	36.73	100
场景 2	DWA	79.18	45.39	50
(动态	Q-Learning	53.66	47.11	73
障碍物)	改进 Q-Learning	36.92	62.58	90

在表 1 中，通过对比不同局部路径规划算法在静态和动态障碍物环境下的表现，实验结果显示了改进后的 Q−learning 算法在应对动态障碍物时有效提高路径规划的成功率和安全性。

4 结束语

为解决非结构地形中的路径规划问题，提出了一种结合改进 A*算法和改进 Q−learning 算法的分层路径规划方法。通过在全局路径规划中设计综合可穿越代价函数，并在局部路径规划中引入语义标签来优化 Q−learning 算法，有效地提高了机器人在复杂非结构化环境中的可穿越性和导航成功率。实验结果表明：改进后的 Q−learning 算法在处理静态和动态障碍物时，均能显著降低路径代价。未来的研究将进一步探索在保证导航精度的前提下，优化算法的计算效率以适应进一步实际部署应用。

参考文献：

[1] PAPADAKIS P. Terrain traversability analysis methods for unmanned ground vehicles: A survey[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(4): 1373−1385.

[2] GUAN T, KOTHANDARAMAN D, CHANDRA R, et al. Ga-nav: Efficient terrain segmentation for robot navigation in unstructured outdoor environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 8138−8145.

[3] ISHIGAMI G, NAGATANI K, YOSHIDA K. Path planning and evaluation for planetary rovers based on dynamic mobility index[C]//2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2011: 601−606.

[4] LEININGER A, ALI M, JARDALI H, et al. Gaussian Process-based Traversability Analysis for Terrain Mapless Navigation[C]//2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Piscataway: IEEE, 2024: 10925−10931.

[5] DERGACHEV S, MURAVYEV K, YAKOVLEV K. 2.5 d mapping, pathfinding and path following for navigation of a differential drive robot in uneven terrain[J]. IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(38): 80−85.

[6] TANAKA Y, JI Y, YAMASHITA A, et al. Fuzzy based traversability analysis for a mobile robot on rough terrain[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2015: 3965−3970.

[7] YANG L, LIANG C, HE X, et al. TTA-GEP: Terrain Traversability Analysis with Geometry and Environmental Perception for the Path Planning of Planetary Rovers[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2023, 2023(1): 7147168.

[8] LUAN P G, THINH N T. Real-time hybrid navigation system-based path planning and obstacle avoidance for mobile robots[J]. Applied sciences, 2020, 10(10): 3355.

[9] GUO Y C, LIU X X, LIU X H, et al. FC-RRT*: An improved path planning algorithm for UAV in 3D complex environment[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022, 11(2): 112.

[10] QIU H D. Multi-agent navigation based on deep reinforcement learning and traditional pathfinding algorithm[EB/OL]. arXiv:2012.09134, 2020. htts://ayxiv.org/abs/2012.09134.

[11] GE H, YING Z F, CHEN Z H, et al. Improved A* algorithm for path planning of spherical robot considering energy consumption[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7115.

[12] ZHANG B, LI G B, ZHENG Q X, et al. Path planning for wheeled mobile robot in partially known uneven terrain[J]. Sensors, 2022, 22(14): 5217.

[13] GHOSH D, NANDAKUMAR G, NARAYANAN K, et al. Kinematic constraints based bi-directional RRT (KB-RRT) with parameterized trajectories for robot path planning in cluttered environment[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 8627−8633.

[14] SHARMA A, GUPTA K, KUMAR A, et al. Model based path planning using Q-Learning[C]//2017 IEEE international conference on industrial technology (ICIT). IEEE, 2017: 837−842.

[15] SONG L, LI D Z, SUN Z. Research on Local Path Planning for the Mobile Robot Based on QL-anfis Algorithm[C]//2019 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). IEEE, 2019: 141−148.