arXiv:2304.00645v1 [cs.RO] 2 Apr 2023

利用语义信念图实现极端环境中的安全高效导航

Muhammad Fadhil Ginting[1], Sung-Kyun Kim[2],Oriana Peltzer[1],Joshua Ott[1],Sunggoo Jung[2],Mykel J. Kochenderfer[1],和 Ali-akbar Agha-mohammadi[2]

摘要——为了实现机器人在未知且无结构环境中的自主运行，我们提出了一种在感知不确定性下进行基于语义的规划方法。对于存在通行能力受限因素、需要采用地形特定运动策略的环境而言，这一能力对于实现安全高效的机器人导航至关重要。我们提出了语义信念图（SBG），这是一种基于几何和语义的机器人在环境中的概率路线图表示。SBG节点由机器人的几何状态以及环境中地形的语义知识组成。SBG边表示局部语义控制器，用于驱动机器人在节点之间移动，或调用信息收集动作以降低语义信念不确定性。我们在SBG上构建了一个基于语义的规划问题，为机器人生成一种策略，使其能够以最小通行时间安全导航至目标位置。我们通过仿真分析了该方法，并展示了足式机器人平台在多层户外环境中导航的真实世界实验结果。

I. 引言

设想一台机器人需要自主探索复杂且未知的环境。环境中可能包含各种通行能力受限因素，例如碎石、楼梯、湿滑表面和狭窄通道（图 1）。为了安全地通过这些区域，机器人需要识别地形的高层语义信息，并据此调整其运动规划策略。然而，由于语义识别存在观测噪声和不确定性，基于语义进行决策可能存在风险。尤其是在安全关键系统中，机器人导航若依赖错误的语义分类，可能导致灾难性后果。本研究探讨如何在真实世界运行中稳健地利用语义信息进行规划。

不确定性下的基于语义的规划面临三项主要挑战。第一项挑战是处理语义检测带来的不确定性和误分类。第二项挑战是构建一种可用于决策且能够扩展至复杂、大规模环境建模的语义表示。第三项挑战是将语义信息融入通常依赖几何信息的机器人规划与控制框架。

为应对这些挑战，我们提出一种用于机器人导航的语义信息建模方法，并计算基于语义的规划策略。我们引入了

[1]斯坦福大学航空航天系，美国加利福尼亚州斯坦福{ginting, peltzer, joshuaott, mykel}@stanford.edu[2]美国国家航空航天局喷气推进实验室，加州理工学院，美国加利福尼亚州帕萨迪纳 { sung.kim, sunggoo.jung, aliagha}@jpl.nasa.gov

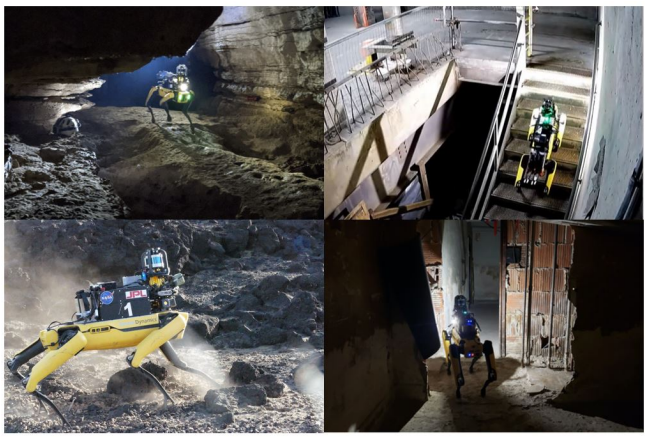

图 1：配备 NASA JPL 的 NeBula 自主解决方案的 Boston Dynamics Spot 四足机器人通过穿越各种地形，探索具有挑战性的真实世界环境，包括：i）湿滑通道、ii）楼梯、iii）碎石，以及 iv）狭窄通道。每种环境都需要特定的控制器，才能安全地穿行其中。 [1]

语义信念图（SBG），用于在机器人的概率路线图（PRM） [2]上联合建模几何信息和语义信息。SBG中的节点刻画语义信息的不确定性。通过刻画语义不确定性，我们可以将基于语义的局部控制器建模为SBG边，使机器人能够根据地形的语义类型选择特定地形的控制器。此外，我们在SBG边中纳入信息收集动作，以建模能够降低语义信息不确定性的机器人动作。此外，我们还探讨了如何构建图转移概率和依赖语义的代价函数。我们证明，在SBG中进行策略计算对于现实世界的导航问题是可行的。

我们的技术贡献如下：
1) 我们提出语义信念图（SBG），这是一种基于地理语义的表示，用于描述机器人在环境中的概率路线图。
2) 通过在 SBG 中表示语义信息，我们可以预测并控制规划中的语义不确定性，而不只是被动响应语义检测。3) 我们提出一种融入语义信息的新型运动规划架构。通过利用高层语义信息，这种方法在需要切换不同地形专用控制器的环境中导航时表现更佳

之间。

4）我们在具有代表性的仿真环境中以及实地使用实体机器人测试了所提出的方法。

II. 相关工作

语义表示。针对表示用于规划和导航的高层语义信息，已有多种不同方法被提出 [3]。一些早期工作引入了多层次的 [4] 和分层空间表示 [5]。Nuechter 和 Hertzberg 提出了一种利用机载机器人传感器构建的语义三维建图方法 [6]。Nieto-Granda 等人通过对空间区域进行分类来构建语义建图 [7]。此外，语义同时定位与地图构建领域也有多项工作，利用 Kimera [8], 、SegMap [9]、Semantic Fusion [10], 和 Voxblox ++ [11]等语义标签来估计场景的三维几何。在我们的工作中，我们采用图表示来捕获语义信息及其在图中的不确定性，并将这些信息直接与机器人的几何路线图关联起来。图的稀疏性在捕获基于语义的规划所需相关信息的同时，降低了计算和内存需求。

基于语义的机器人导航规划。基于语义的导航涉及各种规划问题和方法。Hahnheide 等人提出了一种不确定条件下的任务规划方法，将语义分类为三个知识层，分别用于物体搜索、建图和房间分类 [12]。Kostavelis 等人通过构建由度量地图、拓扑度量地图、稀疏拓扑地图和增强导航图组成的语义地图，引入了一种分层导航图 [13]。一些研究通过在深度强化学习模型 [14]和模仿学习 [15]中纳入语义信息，采用基于学习的方法。在我们的工作中，除了利用语义知识进行机器人路径规划外，我们还考虑根据语义切换机器人运动控制器的问题。此外，我们还通过对信息获取行为建模，将语义不确定性预测纳入机器人动作。

基于语义的控制器切换。我们的工作与根据穿越地形的语义类型选择合适的控制器配置相关。基于语义在控制器之间切换，有助于实现高效、安全的导航。楼梯攀爬是控制器切换至关重要的一个例子，因为机器人需要可靠地识别楼梯并执行不同的运动 [16], [17]。在足式机器人导航中，步态控制器之间的切换可用于在湿滑表面上安全行走 [18] 并优化多重目标 [19]。在这项工作中，我们开发了一个通用框架，用于描述地形检测中的语义不确定性，并据此判断应使用哪个控制器。

III. 问题表述

我们首先表述不确定性下基于语义的规划问题。

几何语义状态。我们定义一种几何语义状态，由机器人几何状态和地形语义状态组成。机器人几何状态 $x_k \in \mathcal{X}$ 是环境中机器人状态的几何描述。语义状态 $l_k \in \mathcal{L}$是机器人所在位置的地形类型描述。例如，在机器人导航中，有用的语义类别包括楼梯、平地、门口、湿滑表面和碎石。几何语义状态定义为机器人状态和语义状态的元组（x_k， l_k）

基于语义的机器人控制器。令 $u_k \in \mathcal{U}$ 表示基于语义的机器人控制。它包含控制器参数，使机器人能够安全、高效地穿越特定类型的地形。过程模型 $(x_{k+1}, l_{k+1}) = f(x_k, l_k, u_k, w_k)$ 描述几何语义状态如何随机器人控制和过程噪声 w_k 而演变。

观测模型。在部分可观测系统中，几何语义状态的真实值未知，只能通过观测变量 $z_k \in \mathcal{Z}$ 推断。观测模型 $z_k = h(x_k, l_k, v_k)$ 编码了 (x_k, l_k) 与 z_k 之间的关系，其中 v_k 是观测噪声。

信念。由于系统运行在部分可观测环境中，我们使用信息状态或信念 $b_k \in \mathcal{B}$ 作为时间步 k 决策的数据。我们将 $b_k = p(x_k, l_k \mid z_{0:k}, u_{0:k-1})$ 定义为给定观测与动作历史时所有可能状态上的条件概率分布。信念通过信念演化模型进行估计：$b_{k+1} = \tau(b_k, u_k^l, z_{k+1})$。

策略与代价到达函数。策略 $\pi \in \Pi$ 根据 b_k信念返回下一个基于语义的机器人控制 u_k。为确定最优策略 π^*，我们将代价函数$c(b, u)$定义为在 b中采取动作 u 所产生的一步代价。代价函数可以编码需要最小化的不同指标，例如，使用特定控制器通行特定地形所需的时间、控制能耗或计算资源。在此表述中，代价函数计算通行时间。采取可能危及机器人安全的动作，例如导致机器人从楼梯上摔下，将产生较高的代价。

基于语义的规划问题。我们将基于语义的规划问题表述如下：给定当前机器人构型 x_S 、语义状态 l_S 和目标构型 x_G，通过选择最佳路径和基于语义的控制器，寻找一个最优策略 π^* ，以最小的预期遍历时间将机器人从 x_S 移动到 x_G：

$$\begin{aligned} \pi^* = \arg\min_{\pi \in \Pi} \mathbb{E}\left[\sum_{k=0}^{T} c(b_k, u_k)\right] \\ \text{s.t. } b_{k+1} = \tau(b_k, u_k, z_{k+1}) \\ z_k = h(x_k, l_k, v_k), \\ x_0 = x_S, l_0 = l_S, x_T = x_G, \\ \forall k \in \{0, \ldots, T\}. \end{aligned} \tag{1}$$

IV. 语义信念图

本节将讨论语义信念图（SBG），这是一种信念空间中的地理语义信息路线图。SBG定义为由节点和边组成的元组

$(\mathcal{V},\ \mathcal{M})$。我们首先介绍SBG节点$\mathcal{V}$ 和边 $\mathcal{M}$的构成，然后讨论如何对转移概率和图代价进行建模。最后，展示如何利用SBG找到图策略和规划。

*A. SBG*节点

SBG中的一个节点是围绕采样信念 b^i的一个小型信念区域 B^i 。在SBG图中，我们将几何语义信念参数化为两种相互独立的表示：高斯几何信念和分类语义信念。

高斯几何信念。我们假设机器人几何信念 x_k 中的噪声服从高斯分布。我们将几何随机估计向量记为 x^+，其分布为 $p(x_k^+) = p(x_k \mid z_{0:k}, u_{0:k-1})$。$x^+$ 的均值和协方差分别记为$\hat{}x^+ = \mathbb{E}[x^+]$ 和 $P = \mathbb{E}[(x^+ - \hat{}x^+)(x^+ - \hat{}x^+)^\intercal]$。在SBG节点中，高斯几何信念由二元组$(\hat{}x^+, P)$表征。

分类语义信念。语义随机估计向量 l^+ 服从分类分布，其分布为 $p(l_k^+) = p(l_k \mid z_{0:k}, u_{0:k-1})$。对于有限数量的语义类型 d_l，l^+ 可以表示为一个$(d_l + 1)$维向量，记为$\hat{}l^+ = [l^1, l^2, \ldots, l^{d_l}, l^{unknown}]$，使得 $l^n \geq 0\ \forall n$ 且$\sum_{n=1}^{d_l+1} l^n = 1$。当语义变量无法归类到任何已定义的语义类别时，使用 $unknown$ 类。

构建 SBG节点。要构建 SBG节点 B，我们首先从无障碍空间 [20]中采样概率路线图节点，记为 $\{v^j\}_{j=1}^N$。然后将这些节点与几何信念的均值和协方差关联起来。几何协方差可以根据任务规范设定，例如，设置较小的协方差，以较小的容差使机器人与楼梯对齐。随后，通过使用$unknown$ 标签初始化语义信念分布，或在存在环境先验知识时利用该知识，来关联语义信念。

*B. SBG*边

我们将 SBG边设计为局部的基于语义的控制器。基于语义的控制器分为两种：*i)* 导航控制器和 *ii)* 信息采集控制器。对于连接节点 B^i 和 B^j的边，基于语义的导航控制器记为μ_n^{ij}，它使用专为穿越语义类型为 l^n的地形而设计的底层运动控制器，驱动机器人从 B^i 到 B^j。对于节点 B^i上的自环边，基于语义的信息采集控制器记为 μ_{IG}^i，它执行信息收集动作，以降低当前节点 B^i 上语义分类的不确定性。

C. 信念转移概率

采用局部的基于语义的控制器会导致信念更新：*i)* 导航控制器 μ_n^{ij}引起的机器人构型变化所导致的几何信念更新，*ii)* 信息采集控制器 μ_{IG}^i通过额外观测所导致的语义信念更新。此类信念更新，即信念转移概率，应当进行建模，因为

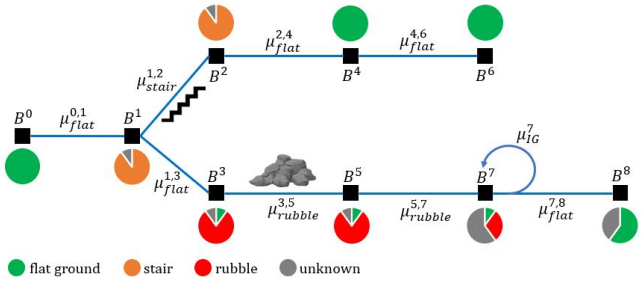

图 2：语义信念图的可视化表示。几何语义信念中的图节点用 B^i 表示。饼图表示节点位置周围语义类型的类别信念分布。图边表示地形专用局部控制器 μ_l^{ij} 。环形边表示信息收集动作μ_{IG}^i，用于减少语义信念不确定性。

最优策略取决于几何信念和语义信念。在本文中，我们假设使用控制器 μ^{ij} 在几何信念节点之间的转移是确定性的，但也可以扩展此框架以考虑失败概率 [21]。

为了对语义信念转移概率进行建模，我们对有限数量的语义信念向量 $\hat{}l^+$ 进行采样。我们假设，执行信息收集动作后，更新后的语义信念只会降低信念的不确定性，并揭示最可能的语义类型。令 $B_{k+1,\ j}^i$ 表示在采取控制器 μ_{IG}^i 后，时间步 $k+1$ 时节点 B^i 的第 j 个样本。那么，该动作的转移概率定义为 $P(B_{k+1,\ j}^i | B_k^i,\ \mu_{IG}^i)$。转移概率可以假设为均匀分布，或从观测数据中学习得到。

D. 图代价

为在 SBG 图上找到策略，我们需要定义与图边和节点相关联的代价。令$C^g(B^i,\ \mu)$表示在节点B^i处使用控制器 μ 的代价。图代价 $C^g(B^i,\ \mu)$将沿边的所有单步代价相加，直到到达目标节点 B^j 或更新当前节点 B^i中的语义信念。

特别是，基于语义的导航控制器 μ_n^{ij}的代价会根据指定的任务目标以及控制器所经过的地形类型而变化。在这项工作中，我们使用通行时间来确定代价。在错误类型的地形上使用地形专用控制器会产生更高的代价，因为机器人在错误地形上的运动效率较低。由于机器人不知道地形的真实语义类型，$C^g(B^i,\ \mu_n^{ij})$通过对语义分布下使用控制器 μ_n^{ij} 的代价取期望值来估算：

$$C^g(B^i, \mu_n^{ij}) = \sum_{m=1}^{n_d+1} p(l^m) C^g((x^i, l^m), \mu_n^{ij}), \qquad (2)$$

E. SBG 上的图策略

我们将图策略 $\pi^g : \mathcal{V} \to \mathcal{M}$ 定义为一个函数，该函数针对图中的任意节点返回一条边。该边

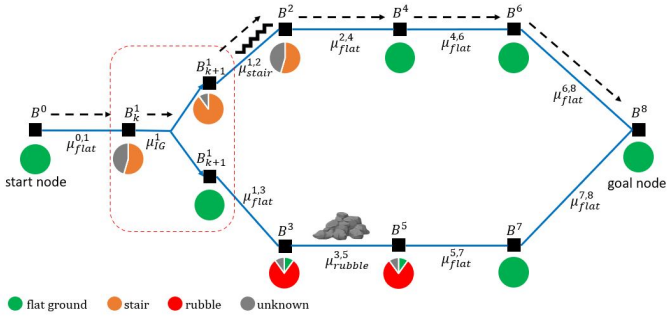

图3：在 SBG 上的一个简单规划问题示例，目的是将机器人从起始节点移动到目标节点。图的上半部分显示了通往目标的可能路径，但在时间步 k，节点 B_k^1 处楼梯的置信度较低。同时，图的下半部分显示了一条经过碎石的路径，其通行时间比经过楼梯更长。红框显示了采取信息收集动作μ_{IG}后，节点 B_{k+1}^1 的两种最可能实现。图上半部分中的虚线箭头显示了在每个节点采取最佳局部控制器策略时最可能的路径。



图 4：基于真实世界城市环境的仿真赛道图，底部照片展示了该环境。地图上的红点标记了楼梯和碎石的位置。所有方法计算出的最可能路径均叠加在地图上。圆形边表示信息收集动作。

就是随后控制机器人的局部控制器 μ 。给定一个目标节点 B^{goal}，图策略 π^g 可以视为一棵规划树，引导机器人从SBG中的任意节点前往 B_{goal} 。

图的剩余代价。为选择最佳图策略，我们定义从每个节点出发的最优图代价到达函数 J^g 。给定节点 B^i 的代价到达函数，等于下一个局部控制器 μ 的代价与从下一个节点出发的预期代价到达函数之和。局部控制器从与 B^i相连的可用边 $\mathcal{M}$（i）中选取。该图的动态规划（DP）方程为

$$J^g(B^i) = \min_{\mu \in \mathcal{M}(i)} C^g(B^i, \mu) + J^g(B^j) \tag{3}$$

$$\pi^g(B^i) = \arg\min_{\mu \in \mathcal{M}(i)} J^g(B^i). \tag{4}$$

由于图中的节点数量有限，因此可以离线求解 DP 方程。可以使用标准技术求解 DP，例如采用值迭代或策略迭代方法。

V. 实验结果

我们首先展示 SBG 的构建过程，并给出在小型领域中的规划结果。随后，我们在更大的环境中展示仿真结果。最后，我们报告在真实世界场景中使用 JPL 的波士顿动力足式机器人进行实验的结果。

A. 在小型环境中使用 *SBG* 进行构建与规划

在本实验中，我们研究了一个规划问题：在表示为路线图的双层环境中，将机器人移动到目标位置。

系统描述。几何语义状态由三维几何状态和语义状态组成，并具有四种

种可能的标签：$l = \{$平地，楼梯，碎石，未知$\}$。动作 u 由四种可能的局部控制器生成：μ_{stair}、μ_{flat}、μ_{rubble}和 μ_{IG}。前三种是用于穿越特定类型地形的控制器，μ_{IG} 则是用于收集机器人周围语义信息的控制器。在本实验中，假设机器人具有准确的几何定位能力。机器人将观测到的语义类型表示为可能标签的分类分布，并且随着机器人接近所观测的语义地形，语义分类的准确性会提高。

SBG。构建的 SBG 和计算出的策略如图3所示。每个概率路线图节点都关联一个几何语义信念状态。随后通过值迭代计算闭环图策略。我们为图中的每个节点计算最优策略。在规划阶段，会采样两个新节点，以涵盖执行信息收集动作后语义标签最可能出现的结果。

使用 SBG 进行规划的优势。使用 SBG 进行规划有两大优势。首先，通过推理环境中可能存在楼梯这一不确定信息，机器人可以被引导去探查潜在的楼梯，从而找到通往目标的更短路径。其次，考虑地形语义后，机器人可以规划切换到适用于特定地形类型、更安全且效率更高的控制器。

B. 仿真结果

为展示我们的框架适用于复杂的真实世界机器人导航场景，我们在 SubT挑战赛决赛的模拟城市环境中评估了规划性能。赛道的城市部分由 27 个路段组成，全长约 300 米。地形和

表 I：第 V.B 节中实验的仿真结果。通行时间（以时间步计）为机器人遵循规划策略从起始位置到目标所用时间在 20 次运行中的平均值。控制器正确率是针对计算得到的图策略中的所有边计算的，包括不在通往目标的最可能路径上的边。

规划策略	控制器正确率	通行时间
我们的方法	93.9%	**18**
保守	**100%**	22
乐观	78.8%	23

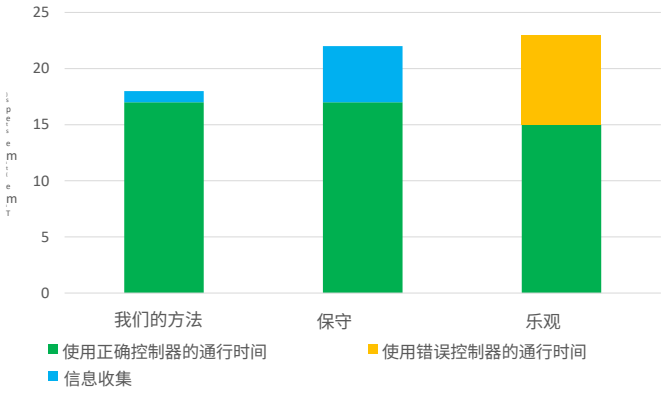

图 5：仿真中通行时间的分解。

环境模型基于 DARPA Callout 文档，且我们采用与前一项实验相同的地理语义模型和控制器模型。

我们将我们的方法与两种朴素策略进行比较：1）保守策略：该策略仅指示机器人通行语义置信度为 $> 95\%l^i$ 的地形；2）乐观策略：该策略始终假设最可能的语义类型。

图 4 展示了仿真的赛道地图以及所有方法计算出的路径。仿真统计数据见表 I 和图 5。

通行时间。我们首先比较通行时间的效率。我们方法的平均通行时间比其他策略更短。保守策略需要更长的通行时间，因为它经常执行信息收集动作，以正确识别地形类型。而乐观策略的通行时间较长，是因为它为适合的地形类型使用了错误的控制器（例如，它使用碎石地形控制器在平坦地形上缓慢行走）。我们的基于 SBG 的规划方法通过根据语义信念考虑执行信息收集动作或选择适当控制器的预期代价，在两种策略之间取得了平衡。

高效切换控制器。我们还将基于语义的控制器的准确性与地形的真实语义进行了比较。虽然我们的规划器的控制器准确性低于保守策略，但它在



图 6：**顶部**：使用 NASA JPL Spot 机器人 [22] 及 Spot 的爬楼梯行为，在双层户外环境中进行实地实验的设置。**底部**：使用 SBG 在信息路线图上计算得到的策略的可视化表示 [20]。红色箭头表示从起始位置（绿色方块）到目标位置（黄色星形）的最可能路径。圆形箭头表示信息收集动作。起初，图中起始位置与目标位置之间的唯一路径是经过坡道。通过考虑经过标记为楼梯的节点的路径，机器人选择了更短的路径，通过爬楼梯到达目标。

信息收集动作与采取更保守的策略之间进行了权衡，以尽量缩短总体通行时间。例如，在一个被分类为碎石且置信度较低的区域，机器人会选择更保守的策略来减慢移动速度，从而节省时间，而不是在需要更长时间才能以更高置信度识别地形类型的地方执行信息收集动作。

C. 现场测试结果

我们在一个通过楼梯和坡道连接的双层室外区域中，对波士顿动力 Spot 足式机器人进行了方法测试，如图 6 所示。机器人的几何定位由机载激光雷达同时定位与地图构建（SLAM）方案提供 [23]，楼梯则由机器人的摄像头通过视觉方式检测，并利用机器人周围的点云分割进行识别。机器人配备了两种不同的基于语义的控制器，分别用于在平坦地形和楼梯上行走。机器人被指派前往另一层的特定目标位置。先验地图是通过让机器人自主探索环境构建的 [24]。

通往 SBG 上目标的计算出的策略会指引机器人前往离目标位置最近的楼梯。在尝试爬楼梯之前，机器人执行了

信息收集动作。该信息收集动作指引机器人向上俯仰，以绘制楼梯区域的地图，并利用局部点云验证楼梯的位置。借助概率语义信息，机器人能够找到更短的路径；否则，机器人将不得不经由坡道绕行更长的路线才能到达目标。

VI. 结论

我们介绍了基于语义信念图（SBG）的不确定性下基于语义的规划方法。通过捕捉几何语义信念不确定性，我们的方法能够在规划中考虑这种不确定性，并主动降低语义不确定性。计算出的策略还会为每条 SBG 边选择最佳地形控制器。我们展示了该方法在具有各种复杂地形的环境中实现高效、安全运动规划的优势。我们认为，所提出的方法是将语义知识融入此类复杂环境中安全现实世界机器人导航的重要一步。

致谢

本研究部分由喷气推进实验室（加州理工学院）根据与美国国家航空航天局签订的合同（80NM0018D0004）资助，并得到美国国防高级研究计划局（DARPA）的资助；此外，本研究还通过 JPL 的战略大学研究合作伙伴（SURP）计划获得资助。

参考文献

[1] A. Agha、K. Otsu、B. Morrell 等，“NeBula：TEAM CoSTAR赢得DARPA地下挑战赛第二阶段的机器人自主解决方案”，*Field Robotics*，第2卷，第1432–1506页，2022年。[2] L. Kavraki、P. Svestka、J.-C. Latombe和M. Overmars，“高维构型空间中的路径规划概率路线图”，*IEEE*机器人与自动化汇刊，第12卷，第4期，第566–580页，1996年。[3] J. Crespo、J. C. Castillo、O. M. Mozos和R. Barber，“机器人导航的语义信息：综述”，*Applied Sciences*，第10卷，第2期，第497–524页，2020年。[4] C. Galindo、A. Saffiotti、S. Coradeschi、P. Buschka、J.-A. Fernandez-Madrigal和J. Gonz´alez，“面向移动机器人学的多层级语义地图”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），加拿大埃德蒙顿，2005年。[5] A. Pronobis和P. Jensfelt，“利用异构模态进行大规模语义建图与推理”，载于*IEEE*国际机器人与自动化会议（*ICRA*），美国明尼苏达州圣保罗，2012年。[6] A. N¨uchter和J. Hertzberg，“迈向移动机器人的语义地图”，*Robotics and Autonomous Systems*，第56卷，第11期，第915–926页，2008年。[7] C. Nieto-Granda、J. G. Rogers、A. J. Trevor和H. I. Christensen，“利用区域分析对室内环境进行语义地图分区”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），中国台北，2010年，第1451–1456页。[8] A. Rosinol、A. Violette、M. Abate、N. Hughes、Y. Chang、J. Shi、A. Gupta和L. Carlone，“Kimera：从同时定位与地图构建到利用三维动态场景图实现空间感知”，*The InternationalJournal of Robotics Research*，第40卷，第12-14期，第1510–1546页，2021年。[10] J. McCormac、A. Handa、A. Davison和S. Leutenegger，“Semanticfusion：利用卷积神经网络进行密集三维语义建图”，载于*IEEE*国际机器人与自动化会议（*ICRA*），新加坡，2017年。[9] R. Dube、A. Cramariuc、D. Dugas、H. Sommer、M. Dymczyk、J. Nieto、R. Siegwart和C. Cadena，“Segmap：使用数据驱动描述符进行基于分段的建图与定位”，*The International Journal of Robotics Research*，第39卷，第2-3期，第339–355页，2020年。[11] M. Grinvald、F. Furrer、T. Novkovic、J. J. Chung、C. Cadena、R. Siegwart和J. Nieto，“体积实例感知语义建图与三维物体发现”，*IEEE*《机器人与自动化快报》，第4卷，第3期，第3037–3044页，2019年。[12] M. Hanheide、M. G¨obelbecker、G. S. Horn、A. Pronobis、K. Sj¨o¨o、A. Aydemir、P. Jensfelt、C. Gretton、R. Dearden、M. Janicek 等，“开放且不确定世界中的机器人任务规划与解释”，《人工智能》，第247卷，第119–150页，2017年。[13] I. Kostavelis、K. Charalampous、A. Gasteratos和J. K. Tsotsos，“通过时空连贯语义地图实现机器人导航”，《人工智能工程应用》，第48卷，第173–187页，2016年。[14] W. Yang、X. Wang、A. Farhadi、A. Gupta和R. Mottaghi，“使用场景先验进行视觉语义导航”，载于国际学习表征会议（*ICLR*），美国路易斯安那州新奥尔良，2019年。[15] A. Mousavian、A. Toshev、M. Fi˘ser、J. Ko˘seck´a、A. Wahid和J. Davidson，“用于语义目标驱动导航的视觉表征”，载于*IEEE*国际机器人与自动化会议（*ICRA*），2019年。[16] D. M. Helmick、S. I. Roumeliotis、M. C. McHenry和L. Matthies，“多传感器高速自主爬楼梯”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），瑞士洛桑，2002年。[17] E. Mihankhah、A. Kalantari、E. Aboosaeedan、H. D. Taghirad、S. Ali和A. Moosavian，“使用模糊控制器的履带式移动机器人自主楼梯检测与爬楼梯”，载于*IEEE*国际机器人与仿生学会议，中国广西，2009年。[18] S. Dey、D. Fan、R. Schmid、A. Dixit、K. Otsu、T. Touma、A. F. Schilling和A.-A. Agha-Mohammadi，“PrePARE：用于极端地形机器人探索中敏捷故障事件检测的预测性本体感知”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），2022年，第4338–4343页。[19] M. Brandao、M. Fallon和I. Havoutis，“面向足式机器人的多控制器多目标运动规划”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），中国澳门，2019年，第4714–4721页。[20] S. Kim、A. Bouman、G. Salhotra、D. Fan、K. Otsu、J. Burdick和A. Agha-mohammadi，“PLGRIM：面向未知环境大规模探索的分层价值学习”，载于国际自动规划与调度会议（*ICAPS*），中国广州，2021年。[21] A. Agha-Mohammadi、S. Chakravorty和N. M. Amato，“Firm：运动不确定性与不完美测量条件下基于采样的反馈运动规划”，*International Journal of Robotics Research*，第33卷，第2期，第268–304页，2014年。[22] A. Bouman∗、M. Ginting∗、N. Alatur∗、M. Palieri、D. Fan、T. Touma、T. Pailevanian、S. Kim、K. Otsu、J. Burdick和A. Agha-mohammadi，“自主Spot：利用足式运动在极端环境中进行远程自主探索”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），2020年。[23] Y. Chang、K. Ebadi、C. E. Denniston、M. F. Ginting、A. Rosinol、A. Reinke、M. Palieri、J. Shi、A. Chatterjee、B. Morrell 等，“LAMP 2.0：用于复杂大规模地下环境作业的稳健多机器人同时定位与地图构建系统”，*IEEE*《机器人与自动化快报》，第7卷，第4期，第9175–9182页，2022年。[24] O. Peltzer、A. Bouman、S.-K. Kim、R. Senanayake、J. Ott、H. Delecki、M. Sobue、M. J. Kochenderfer、M. Schwager、J. Burdick 等，“Fig-op：在固定时间预算内探索大规模未知环境”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），2022年。