DOI: 10.3901/JME.2020.23.021

考虑足地作用的足式机器人环境表征与路径规划^{*}

徐鹏 丁亮 高海波 周如意 李楠 邓宗全
(哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150080)

摘要: 足式机器人在行走过程中,足端与地面之间的相互作用影响机器人的地面通过情况。足地作用与地表的几何形状和地面的物理特性息息相关,因此仅基于几何特性地图进行路径规划难以满足野外环境下规避松软沙土等非几何危险的需求。针对该问题,考虑足地作用力学提出包含几何与物理特性的环境模型进行足式机器人路径规划。通过简化和统一软硬地面下的足地作用模型,提出表征地面法向松软特性和切向摩擦特性的参数化指标,结合几何特性构建更全面的环境模型。综合考虑影响机器人通过性的地面几何与物理特征,重构路径规划的优化目标,通过图搜索算法实现最优路径规划。以六足机器人 Elspider 为对象进行仿真和试验,验证了所提出的方法能够有效规避非几何危险,实现了更安全、通过性更强的路径规划。

关键词: 环境表征;物理特征;足式机器人;路径规划

中图分类号: TP242

Environmental Characterization and Path Planning for Legged Robots Considering Foot-terrain Interaction

XU Peng DING Liang GAO Haibo ZHOU Ruyi LI Nan DENG Zongquan
(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080)

Abstract: During the walking of a legged robot, the interactions between its end of feet and the terrain strongly affect the traversability of the robot. Foot-terrain interaction is closely related to the geometry of the terrain surface and the physical characteristics of it. Therefore, path planning based on geometric map alone is difficult to meet the demand of avoiding non-geometric hazards such as soft sand in the wild. To solve this problem, an environment model including geometric and physical characteristics is proposed in consideration of foot-terrain interaction for path planning of legged robots. By simplifying and unifying the foot-terrain interaction model under soft and rigid terrain, parameterized indexes characterizing the normal softness and tangential friction characteristics of the terrain are proposed, and a more comprehensive environment model is constructed by combining geometric characteristics and the proposed physical characteristics. Comprehensively considering the ground geometric and physical characteristics affecting the robot's traversability, the optimization target of path planning is reconstructed and the optimal path is planned for legged robots with graph search algorithm. Simulation and experiments with the hexapod robot Elspider verified that the proposed method can effectively avoid non-geometric hazards and plan a safer and more reliable path to traverse.

Key words: environmental characterization; physical characteristics; legged robot; path planning

0 前言

足式机器人可离散地选取落足点在环境中通行,具备良好的运动灵活性和地形适应能力,其相

关理论和技术一直活跃在野外机器人研究的前沿。许多学者在运动控制^[1-2]方面开展了大量的研究工作,其中苏黎世联邦理工开发的 ANYmal^[3]机器人以其敏捷的动态运动性能将相关研究推向了新的高度。然而,野外环境复杂多变,几何障碍与非几何危险并存,为了实现全自主作业,机器人还需要具备更智能的环境感知和理解能力。因此,构建更全面的环境模型,以避免碰撞、打滑并规划出安全的可通行路径也是足式机器人研究的重要内容。环境

^{*} 国家自然科学基金优秀青年科学基金(51822502)、国家自然科学基金重大研究计划重点支持项目(91948202)、“跃升计划”(HIT.BRETIV.201903)和“111计划”(B07018)资助项目。20200212收到初稿,20200520收到修改稿

建模是足式机器人自主作业必不可少的过程。当前的环境建模研究主要围绕几何地图构建展开,向着更高灵活性和更强可靠性的地图构建方法发展。HOFFMAN 等^[4]率先开展了面向足式机器人运动规划的环境建模研究,采用三维激光传感器构建了环境的栅格地图。BELTER 等^[5]在此基础上构建了更灵活的局部地形高程图,使得地图能够跟随机器人的运动而移动。FANKHAUSER 等^[6]则提出了一种概率化的环境建模方法,提高了环境建模方法的可靠性。此外,部分研究工作开始在环境表征中加入语义信息,并构建语义地图。提取语义信息的方法主要有特征法^[7-8]、词袋法^[9-10]、基于深度学习的语义分割法^[11]等。

基于环境模型进行可通行路径规划,通常先设置通行评价指标并计算对应的代价地图,然后采用 A*、D* 等搜索算法在 2D 代价地图中搜寻代价最低的目标路径。2009 年,ANNETT 等^[12]采用地形粗糙度、倾斜度和阶梯度作为通行评价指标,借助 A* 算法进行六足机器人的全局路径规划,并采用 D* 算法进行局部的路径重规划。DAVID 等^[13]基于地形几何特征进行路径规划并在 BigDog 机器人上得到成功应用。随着工作环境日趋复杂,高维运动规划问题引起人们重视,演化出基于采样的规划策略,并在人形机器人上得到良好实践^[14-16]。最新的研究工作开始在通行评价指标中引入更丰富的内涵,例如考虑地形的语义信息进行六足机器人的路径规划^[17]。

总的来说,现有的环境建模在内容上还缺乏一定的丰富性。在野外环境下,地面的物理特性对机器人的地形通过性具有较大影响,单纯的几何地图难以满足规划的需求。尽管添加语义信息能够为路径规划提供更多的地面特性,但以地形分类为主的实现方式还停留在定性表征层面,且难以反映地表以下的特性差异。因此,亟需针对环境建模提出定量表征环境物理特性的参数化方法,并在路径规划中引入对应的物理特性参数化指标,提高规划结果的客观性和合理性。

本文基于足地接触模型,提出了定量表征地面法向松软特性和切向摩擦特性的物理特性参数化指标,结合几何特性构建了更完备的环境模型;综合考虑环境的几何与物理特征,通过图搜索算法完成了足式机器人的机体路径规划。通过面向六足机器人进行的仿真以及实际的整机试验,验证了本文提出的方法能够有效地规避野外复杂环境下的非几何危险,改善足地接触情况,规划出更安全可靠的可通行路径。

1 考虑足地力学的地面特性表征方法

当足式机器人在野外环境行走时,其依靠足端与地面的相互作用驱动前进。在不同物理特性的地面上,机器人腿足与地面的接触情况不尽相同,如图 1 所示。其可能在光滑的瓷砖上打滑或在沼泽中发生沉陷。腿足和地面的相互作用主要体现在法向力和切向力上。从腿足的角度来说,法向力表示地面为机器人提供的支撑力,间接反映地面的松软情况。当地面的承载能力不足时,腿足会发生沉陷,例如好奇号火星车曾深陷在松软的沙地中连续数天无法正常工作。而切向力则表示地面为机器人提供的驱动力,间接反映地面的切向摩擦程度。若地面可提供的切向力过小,机器人容易发生打滑,影响其稳定地运动。因此,可利用足地之间的相互作用直观地表征地面的物理特性,并用于规避易发生打滑沉陷的地形,规划出安全的路径。

图 1 不同地形下的足地接触

1.1 地面法向松软程度的表征

1.1.1 法向足地接触模型

根据足端类型和地面特性的不同,足地接触一般可分为以下四种形式:① 刚性足端与松软地面接触;② 柔性足端与松软地面接触;③ 柔性足端与硬质地面接触;④ 刚性足端与硬质地面接触。由于刚性足与硬质地面之间的相互作用会对机器人造成破坏性伤害,常见的足式机器人都会在足端添加弹簧或软质材料来规避破坏性的刚性碰撞,因此本文暂不考虑刚性足端与硬质地面的碰撞接触情况。

柔性足端与硬质地面的相互作用通常采用 Hertz 模型进行表示

$$F_N = k_{FN} \delta^{n_{FN}} \quad (1)$$

式中, k_{FN} 表示足的刚度系数, n_{FN} 表示相应的指数系数。

丁亮等^[18]提出的刚性足端与松软地面的相互作用模型与 Hertz 模型具有相同的形式

$$F_N = k_{TN} \delta^{n_{TN}} \quad (2)$$

式中, k_{TN} 与土壤的力学参数、足的形状、材料和相应的尺寸有关, n_{TN} 则与土壤沉陷指数 n_T 和足端

形状有关^[18], 常见的不同类型足的 k_{TN} 与 n_{TN} 参数如表 1 所示。

表 1 不同类型足的足地接触模型相关参数^[18]

模型名称	等效刚度 k_{TN} (N/m)	指数项系数 n_{TN}	摩擦因数 μ_H
圆平足	$k_c \pi r + k_\phi \pi r^2$	n_T	$\pi r^2 c / F_{TN} + \tan \varphi$
矩阵平足	$k_c a + k_\phi ab$	n_T	$abc / F_{TN} + \tan \varphi$
圆柱足	$\sqrt{2rk_c} + \sqrt{2rbk_\phi}$	$n_T + 1/2$	$\sqrt{2rbkc} / \left[\sqrt{(2n+1)} \sqrt{2rk_c} + \sqrt{2rbk_\phi} / F_{TN} \right] + \tan \varphi$
半球足	$\pi k_c + \pi R k_\phi$	$n_T + 1$	$\pi R c / \left[\sqrt{(n+1)} \sqrt{\pi k_c + \pi R k_\phi} / F_{TN} \right] + \tan \varphi$

柔性足与松软土壤之间的相互作用过程则更为复杂, 通常表示为两个相连的弹簧阻尼模型。若将足与土壤视作一个整体, 则足地接触模型可简化为一个并联的弹簧模型

$$F_N = k_N \delta^{n_N} \quad (3)$$

式中, δ 为足端与弹簧共同的变形量, k_N 表示足端与弹簧的等效刚度, n_N 为相应指数项系数。

柔性足与硬质地面和松软地面的相互作用力学模型不同, 针对不同类型的足的具体表达也各异。但不难发现, 这些模型在形式上具有一致性, 因此可归纳出统一的法向足地接触模型, 如下

$$F_N = k \delta^n \quad (4)$$

式中, 参数 k 可解释为不同地形的等效刚度系数, n 为沉陷量的指数系数, k 与 n 的取值与地面类型 and 足端材料有关。对于成型的足式机器人, 其足端设计和所用材料已经固定, 则参数 k 与 n 的变化仅与地面类型有关, 因此可作为衡量地面法向松软程度的关键参数。

1.1.2 地面法向松软程度表征

为了比较参数 k 和 n 对地面法向松软程度的影响, 绘制不同 k 或 n 值下的承压特性曲线如图 2 所示。在图 2a 中, 当 n 固定为 1.5 时, 随着 k 值以 2×10^3 的步幅由 1×10^4 增长至 3×10^4 , 可以看出地面承压特性曲线的斜率逐渐增大, 对应的地形刚度也变大; 在图 2b 中, 当 k 值固定为 2×10^4 时, 随着 n 值以 0.05 的增量由 0.8 变化到 1.8, 对应的地面承压特性曲线斜率逐渐减小, 相应的地形则逐渐变松软。大多数工况下足式机器人的沉陷量 δ 小于 1 m, 根据指数函数的特性, 当底数值小于 1 时, 指数越大, 则曲线越靠近 x 轴, 所表示地形则越松软。

可以看到, 地形的法向松软程度由等效刚度系数 k 和指数系数 n 的共同作用决定, 但简单地结合

两者进行地面的法向松软程度度量存在许多不合理的情况。如图 2b 中, 曲线 s_1 ($k=1 \times 10^4, n=1.1$) 和曲线 s_2 ($k=2 \times 10^4, n=1.35$) 为两种不同地面的承压特性曲线, 当法向力为 F'_N 时, 此时曲线 s_2 对应的沉陷量 δ 小于曲线 s_1 对应的沉陷量, 可以推断出 s_1 对应的地面比 s_2 对应的地面更为松软; 而当法向力为 F''_N 时, 加粗实线的沉陷量 δ 小于加粗虚线, 利用相同的方法则会得出完全相反的结论。因此, 仅采用单一的沉陷量 δ 衡量地面法向松软程度, 在承受不同法向力的情况下呈现出不同的度量结果。对地面承压能力的度量不仅需要考虑地形参数, 还需要添加机器人的工作状态进行约束。基于以上分析本文提出根据机体的重量、姿态和规划的足端加速度估计足端力, 然后结合足端力和法向足地接触模型估计该工况下的足端沉陷量用于衡量地形的法向松软程度的方法。记机器人的额定接触力为 F'_N , 对应工况下的沉陷量用于度量地形的法向松软程度, 计算公式如下

$$k_{\text{soft}} = \left(\frac{F'_N}{k} \right)^{1/n} \quad (5)$$

式中, k_{soft} 为地形的法向松软程度系数, 作为一个单值量对地面法向松软程度进行表征。

图 2 法向力与沉陷量的关系图

根据文献[18-20], 归纳总结不同地面的物理特性参数如表 2 所示。本文所用试验平台为哈尔滨工业大学 Elspider 机器人^[21], 其足的构型为半径为

0.05 m 的圆形平板足。根据该试验平台的适用工况, 设置单腿额定法向力 $F_N' = 600 \text{ N}$, 结合表 2 计算不同地面的法向松软程度系数 k_{soft} 如图 3 所示。其中,

数值越大代表地形越松软, 可以看出松软地面和硬质地面可以根据该参数明显区分, 且结果与实际情况相符合。

表 2 不同地形的物理参数表^[18-20]

材料	法向等效 刚度系数 $k_N/(\text{N/m})$	法向等效 阻尼系数 $c_N/(\text{N} \cdot \text{s/m})$	切向接触 阻尼系数 $c_T/(\text{N} \cdot \text{s/m})$	剪切位移模量 K/m	沉陷量指数 n_1	沉陷量指数 n_2	沉陷速度指数 m_c	摩擦因数 μ_f
石板	3.7×10^9	1.7×10^5	1×10^4	0.001	2	1	1	0.52
湿滑石板	3.7×10^9	1.7×10^5	1×10^2	0.001	2	1	1	0.30
软泥	528	700	7×10^4	0.20	0.2	1	1	0.28
硬泥	1.6×10^4	1.6×10^4	1×10^5	0.01	1.2	1	1	0.5
水	≈ 0	0	0	>1	—	—	—	≈ 0
沙子	1.27×10^4	2.8×10^4	1×10^5	0.028	1.1	1	1	0.6
碎石	2.3×10^7	1.4×10^4	1×10^4	0.016	2	1	1	0.41
木头	1.5×10^9	1.2×10^5	1×10^4	0.001 2	2	1	1	0.56
岩石	3.4×10^9	1.8×10^5	1×10^4	0.001	2	1	1	0.52

图 3 不同地形的法向松软程度系数图

1.2 地面切向摩擦程度的表征

1.2.1 切向足地作用力学模型

硬质地面可采用传统的库伦摩擦模型进行切向特性的建模。切向力 F_T 表示为

$$F_T = \begin{cases} F_e & v = 0 \\ \mu F_N \operatorname{sgn}(v) & v \neq 0 \\ \mu_s F_N \operatorname{sgn}(F_e) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中, F_e 为静摩擦力, 当足端与地面发生相对滑动时, 静摩擦会立刻转换为动摩擦。动摩擦由摩擦因数 μ 和法向接触力 F_{TN} 决定, 其中摩擦因数 μ 与足端材料和地面材料有关。当足端快要离开地面时, 此时静摩擦因数 μ_s 略大于动摩擦因数。

足在松软地面和硬质地面上采用的切向相互作用模型也不尽相同。在地面力学领域, 采用 Janosi 剪切模型进行松软地面上切向足地相互作用的描述。根据 Janosi 模型, 丁亮推导并提炼了不同类型的足端与松软地面相互作用的统一模型^[18]

$$F_H = -\operatorname{th}(j, 1.5K) \mu_H F_N \quad (7)$$

$$\operatorname{th}(j, K') = \frac{\exp(j/K') - \exp(-j/K')}{\exp(j/K') + \exp(-j/K')} \quad (8)$$

式中, F_H 表示剪切力; F_N 表示法向力; $j(\text{m})$ 表示松软地面的剪切位移量; $K(\text{m})$ 表示松软地面的剪切变形模量系数, 当 $j(\text{m})$ 达到 $K(\text{m})$ 值的三倍时, 对应的切向力基本达到饱和; μ_H 表示摩擦因数, μ_H 与足端的形状、材料和土壤参数有关, 表 1 呈现了常见形状的足的 μ_H 参数表达式。参数 μ_H 包含两个部分: 一部分为土壤内摩擦角的正切函数 $\tan \varphi$, 另外一部分为关于土壤内聚力系数 c 的方程, 由土壤内聚力系数引起的最大的切向力与内聚力系数 c 和接触面积 S 成正比。

为了在形式上统一库伦摩擦模型与足在松软地面上的切向模型, 我们在库伦模型中引用双曲线函数并变换其形式如下

$$F_T = -\mu \cdot \operatorname{th}(j, 1.5K) F_N \quad (9)$$

式中, μ 表示地形的动摩擦因数。由于静摩擦阶段的过程十分短暂, 对于建立地面切向摩擦程度的表征影响不大, 所以在该变换模型中忽略最大静摩擦阶段。由于静摩擦到动摩擦阶段没有产生任何滑移量, 所以模型中的 K 值为一个较小的固定值。因此, 足端与硬质地面和松软地面的切向模型也可以表示为统一的形式。

1.2.2 切向摩擦程度表征

地面切向摩擦程度可以通过在接触过程中地面所能提供的最大切向力和达到最大切向力时的切向

位移两个参数来共同度量。由图 4a 可以得出, 当 $K=0.01$ 时, 保持法向力 F_N 不变, 随着 μ 值以 0.005 的间隔由 0.3 增加到 0.5, 剪切特性曲线能达到的最大切向力增大, 所对应的地形能提供机器人的驱动力也逐渐增大。在图 4b 中, 设置 μ 为 0.3, 随着 K 由 0.01 增加到 0.03, 剪切特性曲线表现的地形变得越来越软, 想要达到目标切向力时, 需要付出的切向滑移量代价则越大。综合以上情况, 设置打滑系数 k_{slip} 衡量地形的切向摩擦程度, 具体表达如下

$$k_{\text{slip}} = \omega_1 \cdot \arctan\left(\frac{-\mu \cdot \text{th}(3K, 1.5K)F_N}{3K}\right) + \omega_2 \cdot \mu \cdot F_N \quad (10)$$

图 4 $\mu \cdot \text{th}(3K, 1.5K)F_N$ 与切向位移的关系图

如图 5 所示, 式 (10) 中第一项中 $\arctan\left(\frac{-\mu \cdot \text{th}(3K, 1.5K)F_N}{3K}\right)$ 表示切向力达到饱和时与原点的连线与 x 轴的夹角, 第二项中 $\mu \cdot F_N$ 表示当 F_N 一定时的最大切向力, 其中 ω_1 、 ω_2 为权值系数, 通过改变系数值可以调整最大切向力指标和饱和位移值对打滑度的重要程度。 k_{slip} 为打滑系数, 其值越大代表足地之间越不容易打滑, 与定义地面法向松软程度一致。对于机器人而言, 如果足端材料确定, k_{slip} 只与地面参数有关系, 因此该参数可以作为单值量表征地面切向摩擦程度。

图 5 切向力与切向位移关系图, 其中参数 K 与 μ 为定值, 支撑力 F_N 固定不变

根据表 2 地形信息, 设置 $\omega_1 = 0.01$, $\omega_2 = 0.02$,

可计算得到地面切向摩擦程度的综合指标 k_{slip} , 如图 6 所示, 数值越小代表越容易打滑。

图 6 不同地形的打滑程度系数图

2 地面环境几何与物理地图构建

环境信息通常存储在代价地图中用于路径规划。在传统的代价地图中, 所有数据都存储在单一的代价栅格中, 构成单代价地图。这种地图的访问或读取只有单个接口, 简单的结构使其成为应用的主流, 但也造成大量环境特征信息的丢失, 不利于代价地图的维护。因此, 借鉴文献[22]的工作, 我们构建如图 7 所示的分层特征地图。其由基础层和演绎层构成, “基础层” 包含几何和力学的基本要素, 包括高度层、高度方差层、法向松软程度层和切向摩擦程度层; “演绎层” 则由基本层的信息直接或间接地推导得来, 包括但不限于粗糙度层、倾斜度层、阶梯度层等。

图 7 分层特征地图示意图

2.1 基础层

(1) 高度层。

常用的地面几何模型为 2.5D 高程图, 此处称之为高度层。构建高度层的一般方法为获取环境点云, 然后将环境点云投影到所建立的栅格平面, 同一栅格可能包含多个高度不同的值, 可通过一阶卡尔曼

滤波方法进行高度的估计。

(2) 高度方差层。

由于传感器数据带有噪声且机器人的运动位置估计存在误差, 往往使得所构建的地形高程图存在一定程度的偏差。同时, 由于传感器的安装具有一定倾角, 对于竖直墙面等物体, 所测量的点云数据会落在同一栅格, 于是同一栅格中存在离散的高度估计值, 通过滤波方式无法获得有效的估计结果。通过在地图中添加方差信息, 可以使规划层更好地处理硬件和算法引起的几何建模偏差。构建数字高程地图时, 可以计算不确定度。除了高度测量误差外, 还可以考虑机器人运动时产生的定位误差, 类似的工作可以参考文献[6], v_{var} 表示高度方差。

(3) 法向松软程度层。

根据机器人的质量等机体信息确定额定法向力 F_N' 和地形相关参数, 由式(5)可以计算出地形相应的法向松软程度层, 用参数 v_{soft} 表示。

(4) 切向摩擦程度层。

通过式(10)衡量地面的切向摩擦程度时, 可以看出 k_{slip} 值越大, 所代表的地形越不容易打滑, 则通过对应地形所付出的代价越小。同时当切向摩擦程度 k_{slip} 大于一定阈值时, 地形几乎不打滑。为了统一形式, 设定摩擦阈值为 k'_{slip} , 由此定义新的地面切向摩擦程度参数 v_{slip} 如下

$$v_{\text{slip}} = k'_{\text{slip}} - k_{\text{slip}} \quad (11)$$

2.2 演绎层

(1) 粗糙度层。

粗糙度通过量化真实表面与其理想形状的垂直偏差来对地形表面纹理进行度量。粗糙表面的垂直偏差较大, 而较小的偏差值则表示对应的表面相对光滑。粗糙度的计算方法有多种, 如面积比法^[23]、矢量散度法^[24-25]、地形高度残差法^[26]、剖面曲率标准差法^[27]等。这里采用矢量散度法来度量表面粗糙度, 通过矢量方向的角度来表示, 在不同尺度的应用场景具有很强的灵活性

以矩阵形式输入数字高程图, 通过三角网格的方法进行快速三维重建, 然后计算每一个三角形的单位法向量 (x_i, y_i, z_i) , 如图8所示。各栅格的粗糙度可通过滑动窗口的方法依次进行计算, 如图9所示, 滑动窗口的尺寸 d 可以根据地形和机器人的尺寸进行调整, 每个栅格的粗糙度可以根据以下公式计算

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^N x_i, \bar{y} = \sum_{i=1}^N y_i, \bar{z} = \sum_{i=1}^N z_i \quad (12)$$

$$R = \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2 + \bar{z}^2} \quad (13)$$

$$k = (N-1)/(N-R) \quad (14)$$

$$v_{\text{rough}} = 1/k \quad (15)$$

式中, N 表示窗口内矢量的个数, R 表示矢量强度, k 表示矢量的散度, v_{rough} 表示栅格的粗糙度。

图8 粗糙度矢量散度法测量示意图

图9 滑动窗口示意图

(2) 倾斜度层。

地形的倾斜度是评价可通过性的另一个重要指标。地形的倾斜度越大, 斜坡上的重力分量越大, 机器人越容易打滑, 因此越难满足机体稳定裕度的要求, 机器人倾覆的可能性也相应越大。各栅格的地形倾斜度也可通过滑动窗口来计算。对于不同的规划目的, 可以选择不同大小的滑动窗口。若滑动窗口的面积小于机器人足端面积, 则计算得到的倾斜度层适用于机器人落足点的选取; 若滑动窗口的面积设置接近于六足机器人机体面积, 则计算得到的倾斜度层更适用于机器人机体的运动规划。将滑动窗口中包含的 $d \times d$ 个栅格点的高度值通过最小二乘法估计得到相应的平面方程, 拟合得到的一般平面方程表示为

$$Ax + By + Cz + 1 = 0 \quad (16)$$

式中, A 、 B 、 C 为相应平面系数。因此拟合平面的倾斜度 v_{slope} 可表示为

$$v_{\text{slope}} = \arccos(C) \quad (17)$$

(3) 阶梯度层。

地形阶梯值表示地形的高度差, 虽然倾斜度也可以在一定程度上代表地形的高度变化, 但仍然无法准确衡量机器人是否能够通过这样的高度变化。例如, 当局部地形的高度差较小而对应的倾斜度接近 90° 时, 机器人仍能通过相应地形, 而对于倾斜度值而言, 90° 却是一个极度危险的角度。阶梯值仍可通过移动窗格的方法进行计算, 整个过程分为两个

部分：第一步，设置可接受的最大阶梯高度值 h_{crit} ，计算每个窗格中各个栅格与窗格中心栅格的差值绝对值，选取最大值 h_{max} 作为临时阶梯值，若 h_{max} 大于 h_{crit} ，那么倾斜度 v_{slope} 需要大于最大倾斜度值 $v_{slope,c}$ ；第二步，使用以下公式更新最终阶梯值

$$v_{step} = \min \left(h_{max}, h_{max} \cdot \frac{n_{st}}{n_{scrit}} \right) \quad (18)$$

式中， v_{step} 表示阶梯值， h_{max} 为临时阶梯值， n_{st} 表示在滑动窗格中高度差大于最大接受的阶梯值 h_{crit} 的栅格个数， n_{scrit} 表示存在高度差大于最大接受的阶梯值 h_{crit} 滑动窗格中的有效栅格个数。

3 考虑地面多特征的路径规划

A*算法是一种常用的路径规划图搜索算法，它可以搜索通过终点的最短路径，其评估函数为

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (19)$$

$g(n)$ 表示从起始节点到节点 n 的代价值， $h(n)$ 表示从节点 n 到目标节点路径中估算的最小代价值。 $f(n)$ 可视为经过节点 n 具有最小代价值的路径。通过给定评估函数 $h(n)$ 可以得到最优路径。

本文以 A*算法为基础，采用图搜索算法进行机器人的路径规划。首先，定义图搜索算法中的障碍地图，根据设置的代价阈值，将障碍地图分为可通过区域和不可通过区域。根据试验平台(六足机器人)的通过能力，设置机器人可接受的最大高度方差为 $v_{var,crit}$ ，最大阶梯度为 $r_{step,crit}$ ，最大法向松软程度为 $v_{soft,crit}$ ，最大切向摩擦程度为 $r_{slip,crit}$ 。粗糙度和斜

坡度虽然可以表示地形的通过难易程度，但对于足式机器人而言，能够通过选取离散的落足点进行通行，所以局部地形坡度很大或者粗糙度很大仍然无法设定为障碍物。因此地形的障碍地图仅由高度方差、阶梯度、松软程度、摩擦程度这四个量决定，可通过以下公式设置障碍地图

$$obstacle(i, j) = \begin{cases} 0 & v_{var} > v_{var,crit} \text{ 或 } r_{step} > r_{step,crit} \\ & \text{或 } v_{soft} > v_{soft,crit} \text{ 或 } r_{slip} > r_{slip,crit} \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

式中， $obstacle(i, j)$ 为地图在 (i, j) 位置时的障碍标志位，若标志位为 0，表示该栅格为不可穿越栅格；若标志位为 1，则表示该栅格为可穿越栅格。然后，在可通过区域以代价函数为评估函数搜索出全局代价较低的路径。通过性代价函数可以根据地面几何特征(粗糙度，倾斜度，高度不确定度)和物理特征(切向摩擦程度、法向松软程度)进行调整。本文所用代价函数如下

$$f(n) = k_1(g(n) + h(n)) + k_2(\sum v_{var}(n) + v_{var,next}(n)) + k_3(\sum v_{rough}(n) + v_{rough,next}(n)) + k_4(\sum v_{slope}(n) + v_{slope,next}(n)) + k_5(\sum v_{step}(n) + v_{step,next}(n)) + k_6(\sum v_{soft}(n) + v_{soft,next}(n)) + k_7(\sum v_{slip}(n) + v_{slip,next}(n)) \quad (21)$$

该代价函数由七个部分组成，第一个部分与经典的 A*算法相同，用于计算较短的路径，其中 $h(n)$ 为其中的启发函数项，用于加速整个图搜索的过程。如图 10 所示， $g(n)$ 为当前点到初始点的路径长度距离， $h(n)$ 为当前点到目标点的欧式距离。除了第

图 10 考虑环境几何与物理特征路径规划示意图

一项之外, 其余项分别为高度方差代价项、地形粗糙度代价项、地形倾斜度代价项、地形阶梯度代价项、地面法向松软程度代价项、地面摩擦程度代价项, 分别对应地形的几何特征代价和物理特征代价, 这六项代价项具有相同的表达形式, 例如 $\sum v_{\text{var}}(n)$ 表示从起始点到当前点的累计高度方差代价, $v_{\text{var,next}}(n)$ 表示从当前栅格到下一栅格的高度方差代价, k_i ($i=1\sim 7$) 为相应的权重项, 可以根据专家经验进行调整。最后, 通过图搜索算法可规划出通过代价最低的路径。

4 路径规划仿真与整机试验验证

本文分别通过仿真试验与实物试验结合的方式进行方法的可行性与效果验证。在仿真试验中, 我们通过计算机软件构建出模拟野外地形环境的仿真场景, 并根据仿真场景重建相应的分层特征地图模型, 并在其基础上进行路径规划。根据所规划好的路径, 在 Vortex 仿真系统中进行路径跟踪模拟, 最后在整机上进行试验。试验平台为哈尔滨工业大学研制的电动重载六足 Elspider^[21], 如图 11 所示。机器人总体质量为 300 kg, 且具备 150 kg 负重下稳定行走的能力。机构设计上采用高稳定性圆周均布六腿构型, 在各腿部基关节处均布驱动轮组。腿部结构设计采用昆虫型多关节腿部仿生设计。在控制上, 该机器人可以实现平地连续稳定行走、25° 坡面上下坡、300 mm 单腿越障及姿态稳定调整等多种功能。

图 11 哈尔滨工业大学电动重载六足 Elspider

4.1 仿真环境地图构建

使用 3DMax 构建了如图 12 所示的仿真场景, 整个场景长 25.6 m, 宽 19.8 m, 包括软泥地、硬泥地、打滑石板桥、不打滑石板桥、河流、泥地、沙地、碎石地、山地九种不同的地形, 对应的地形参数设置如表 2 所示。将三维模型的点云数据导出, 然后将地形点云数据导入 Matlab 中进行地形重建,

将环境点云数据投影到 128×99 的栅格图中, 构建环境的栅格高程图, 每个栅格的大小为 0.2 m×0.2 m, 图 13a 是地图对应的数字高程图。由于本文仿真环境中的地图在确定条件下建立, 所以设置高度的不确定度为 0, 计算代价时忽略高度方差对试验的影响。在建立的高程图的基础上, 计算了相应的粗糙度图、倾斜度图和阶梯图, 计算阶梯值设置最大阶梯度 $v_{\text{step,crit}}=0.2$ m, 所建立的分层特征地图如图 13 所示。

图 12 3Dmax 构建的环境三维模型

图 13 地形特征地图

4.2 仿真路径规划试验

在路径规划试验中, 通过对比仅考虑地形几何特征和综合考虑几何与物理特征两种情况下的机器人机路径规划结果, 进行规划方法的性能比较。在仅考虑地形几何信息的路径规划试验中, 根据机器人能通过的最大地形倾斜度、粗糙度和阶梯度建立障碍地图, 然后建立仅考虑地形粗糙度、倾斜度、阶梯度和路径距离的图搜索代价函数进行路径规划。在综合考虑地形几何与物理信息的机路径规划试验中, 首先根据地形的倾斜度、阶梯度、粗糙度、法向松软程度、切向摩擦程度建立障碍地图, 然后根据地形粗糙度、地形倾斜度、地形阶梯度、法向松软程度、切向摩擦程度和距离的图搜索代价函数获得目标路径。本试验中, 设置机器人接受的最大阶梯度 $v_{step, crit} = 0.2 r$ 、最大法向松软程度 $v_{soft, crit} = 499$ 、最大切向摩擦程度 $v_{slip, crit} = 12$ 。

表 3 路径规划试验数据表

实验任务	起始点坐标/m	终止点坐标/m	仅考虑几何信息路径长度/m	是否安全通过	考虑几何与物理信息路径长度/m	是否安全通过
任务一	(1.4, 7.6)	(6.6, 1.4)	8.35	否	10.11	是
任务二	(6.0, 8.8)	(16.2, 7.8)	10.61	否	18.14	是
任务三	(1.2, 9.0)	(24, 3.8)	27.27	否	29.59	是

分别设置了三个不同场景用于规划试验, 第一个场景如图 15a 所示, 起始点坐标为(1.4 m, 7.6 m), 终止点坐标为(6.6 m, 1.4 m), 机器人需要通过软泥区域, 图 15a 为仅考虑地形几何信息进行的规划, 路径直接穿越了软泥区域, 路径长度为 8.35 m; 图 15b 为考虑物理与几何特征进行的规划结果, 路径长度为 10.11 m, 可以看出机器人选取了更长但更安全的路径作为最终路径。第二个场景机器人需要从河流的一端到达另一端, 起始点坐标为(6 m, 8.8 m), 目标点坐标为(16.2 m, 7.8 m)。图 15c 中的规划仅考虑了几何特征, 选择了一条距离最近的路径, 长度为 10.61 m, 但需要经过一条打滑的桥面, 由于式(21)中的权值设置原因, 机器人没有选择一条平坦的路径(绕桥经过河道); 图 15d 为考虑了物理特征规划的路径, 机器人绕行到了存在局部打滑的桥面, 整个路径长度为 18.14 m。第三个场景为在所构建的环境地图中进行较远距离规划, 起始点为(1.2 m, 9 m), 终止点为(24 m, 3.8 m)。图 15e 中所规划的路径仅考虑了地面的几何信息, 可以看到机器人经过非几何障碍物(河流), 整个路径长度为 27.27 m; 图 15f 为考虑了物理特征的路径规划, 机器人不仅绕过硬泥区域, 并选择了不打滑的桥面通过河流。可以看出整个试验符合预期, 考虑物理特征的规划可以躲避非几何障碍物避免危险。

分别建立仅考虑几何特征与综合考虑几何与物理特征的障碍图如图 14 所示, 其中黑色区域为超过机器人能接受最大值参数的不可通过区域, 灰色表示根据不可通过区域和机体尺寸设置的膨胀区域, 白色区域是可通行区域, 机器人的路径搜索过程在白色区域中进行。由图 14a 可以看到, 在仅考虑几何特征的障碍地图中, 河流区域和软泥部分被当做可通行区域, 这明显不合常理, 考虑物理特征后能够更好地避开非几何障碍物。在障碍地图的基础上, 根据所对应的图搜索代价函数进行路径搜索。实验结果如图 15 所示, 图 15a、15c、15e 为仅考虑几何特征所规划的路径示意图, 图 15b、15d、15f 与图 15a、15c、15e 一一对应, 表示考虑几何与物理特征所规划的路径示意图。路径规划的场景都与图 12 一致, 但对应起始点不相同的三种任务, 起始点坐标与路径长度如表 3 所示。

图 14 地形障碍地图

图 15 路径规划示意图

4.3 仿真路径跟踪试验

利用六足机器人分别对第4.2节中规划出的目标路径进行了跟踪仿真。在越过软泥地形的试验中,机器人跟踪没有考虑地面的物理性质所规划的路径,如图16a所示,六足机器人直接踩到了软泥里。对应的六足机器人机体俯仰角和翻滚角随时间变化如图16e所示。在155 s左右,机器人踩到软泥,其机体的俯仰角和翻滚角发生了较大的变化,如果不能及时停止,机器人将会发生倾覆。在考虑环境物理信息后,机器人可以使用最快的三支

撑腿步态安全地绕行淤泥区域,绕行过程如图16b所示,机器人上方的多边形代表其支撑状态。第二个试验中,要求六足机器人从河流的一侧到达另一侧。在不考虑环境物理信息时,机器人需要经过湿滑的石板桥面,即图中红色桥,在经过桥时为了减少打滑桥面对机体稳定性的影响采用了最稳定的五支撑腿步态。但机器人仍然在图16c所示位置发生了足底打滑,难以继续前进。该过程对应的机体运动状态如图16f所示,在220 s以后机器人机体打滑量 s_{slip} (根据每步中机器人的目标位置 and 实际位作差

(a) 六足机器人在踏进软泥地

(b) 六足机器人绕过软泥地

(c) 六足机器人在红色桥面完全打滑状态

(d) 六足机器人绕道通过局部打滑的桥面

(e) 机器人俯仰角、翻滚角与时间的关系图

(f) 机器人方向前进量机体打滑量与时间的关系图

(g) 机器人大场景下的不同规划路径和运行图

图16 路径跟踪实验图

计算得到, 对应图中的虚线)在 30 mm 附近波动, 因此, 几乎接近所设定的单步目标前进量。因此, 机器人在 x 方向的前进量(实线), 在 220 s 后几乎保持不变。在考虑环境物理信息后, 所规划的路径选择了距离更远不易打滑的石板桥, 即图中粉色桥, 机器人顺利通过桥面。第三个场景中, 机器人通行两条不同规划路径的情况如图 16g 所示。在不考虑物理特征情况下, 机器人采用最快的三支撑腿数目步态跟踪路径 1, 但在经过河流时发生了机体倾覆; 路径 2 为考虑物理特征的路径, 可以看到在跟踪过程中机器人能够合理地在易打滑、易沉陷的区域使用更多支撑数目的步态以达到更稳定的机体状态, 最终到达指定目的地。

4.4 整机试验

我们搭建了模拟松软地形场地进行了实物整机试验, 如图 17 所示, 其中泡沫板代表软地, 其余地面为较为安全的硬质地面。试验中, 在仅考虑地形的几何信息的情况下, 机器人规划出如图 17a 所示路径 1, 该路径会经过松软的泡沫地板, 容易引起机器人足端沉陷。在考虑地形物理特征的情况下, 机器人规划出如图 17a 所示的路径 2, 通过绕行较软的区域, 生成一条更加安全的机体路径。图 17b~

图 17 六足机器人避开软地路径与行走过程

17g 展示了机器人安全通过局部松软地形的过程, 验证了考虑物理信息对于足式机器人路径规划的优越性(注: 图 17 中地形场地尺寸和障碍物尺寸是人为测量)。在实际环境的物理参数可以通过建立地形类别与物理特征的关系进行映射获取, 另一方面可以通过足端力传感器, 实时的获取数据并辨识相应参数获取, 本文未对其进行详细介绍, 在未来的工作中我们将对该问题进行研究。

5 结论

(1) 本文以足地力学为基础, 针对足式机器人提出了一种地形的力学特性表征方法, 简化并统一了不同地形与足的接触模型, 根据统一的模型提出了表征地面法向松软程度和切向摩擦程度的单值指标, 并对典型野外地形的参数进行计算, 结果符合实际情况。

(2) 本文结合足式机器人常用的几何特征, 为足式机器人导航提出了一种包含环境几何与物理特征的分层地图, 并针对足式机器人提出了一种综合考虑地形几何与物理特征的机体路径规划方法。

(3) 本文在仿真试验与整机试验中验证了上述方法的有效性, 加入物理特征后所规划的路径能够避开环境中的非几何障碍物, 相比仅考虑几何特征的规划而言, 足式机器人在复杂地形下的通过能力得到了提高。本文的研究为足式机器人的导航提出了新思路。

参 考 文 献

- [1] RAIBERT M, BLANKESPOOR K, NELSON G, et al. Bigdog, the rough-terrain quadruped robot[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2008, 41(2): 10822-10825.
- [2] KATZ B, DI CARLO J, KIM S. Mini cheetah: A platform for pushing the limits of dynamic quadruped control[C]// 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 6295-6301.
- [3] HWANGBO J, LEE J, DOSOVITSKIY A, et al. Learning agile and dynamic motor skills for legged robots[J]. Science Robotics, 2019, 4(26): eaau5872.
- [4] KROTKOV, E, HOFFMAN R. Terrain mapping for a walking planetary rover[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1994, 10(6): 728-739.

- [5] BELTER D, LABCKI P, SKRZYPCZYŃSKI P. Estimating terrain elevation maps from sparse and uncertain multi-sensor data[C]// 2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 2012: 715-722.
- [6] FANKHAUSER P, BLOESCH M, HUTTER M. Probabilistic terrain mapping for mobile robots with uncertain localization[J]. IEEE Robotics & Automation Letter, 2018, 3(4): 3019-3026.
- [7] ANGELOVA A, MATTHIES L, HELMICK D M, et al. Fast terrain classification using variable length representation for autonomous navigation[J]. Proc. 21st IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 2007(1): 1-8.
- [8] SHIRKHODAIE A, AMRANI R, TUNSTEL E. Soft computing for visual terrain perception and traversability assessment by planetary robotic systems[J]. SMC, 2005, 2: 1848-1855.
- [9] FILITCHKIN P, BYL K. Feature-based terrain classification for littledog[C]// 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2012: 1387-1392.
- [10] FILITCHKIN P. Visual terrain classification for legged robots[D]. Santa Barbara: University of California, 2011.
- [11] WU H, LIU B, SU W, et al. Optimum pipeline for visual terrain classification using improved bag of visual words and fusion methods[J]. Journal of Sensors, 2017(1): 1-25.
- [12] CHILIAN A, HIRSCHMULLER H. Stereo camera based navigation of mobile robots on rough terrain[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE Press, 2009: 1.
- [13] WOODEN D, MALCHANO M, BLANKESPOOR K, et al. Autonomous navigation for BigDog[C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2010: 4736-4741.
- [14] HAUSER K, BRETL T, LATOMBE J C, et al. Motion planning for legged robots on varied terrain[J]. The International Journal of Robotics Research, 2008, 27(11-12): 1325-1349.
- [15] JAILLET L, CORTÉS J, SIMÉON T. Transition-based RRT for path planning in continuous cost spaces[C]// 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2008: 2145-2150.
- [16] PERRIN N, STASSE O, BAUDOUIN L, et al. Fast humanoid robot collision-free footstep planning using swept volume approximations[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 28(2): 427-439.
- [17] BELTER D, WIETRZYKOWSKI J, SKRZYPCZYŃSKI P. Employing natural terrain semantics in motion planning for a multi-legged robot[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 93(3-4): 723-743.
- [18] DING L, GAO H, DENG Z, et al. Foot-terrain interaction mechanics for legged robots: Modeling and experimental validation[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(13): 1585-1606.
- [19] GAO H, JIN M, DING L, et al. A real-time, high fidelity dynamic simulation platform for hexapod robots on soft terrain[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2016, 68: 125-145.
- [20] SILVA M F, MACHADO J A T, LOPES A M. Modelling and simulation of artificial locomotion systems[J]. Robotica, 2005, 23(5): 595-606.
- [21] ZHUANG H, GAO H, DING L, et al. Method for analyzing articulated torques of heavy-duty six-legged robot[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 26(4): 801-812.
- [22] LU D V, HERSHBERGER D, SMART W D. Layered costmaps for context-sensitive navigation[C]// 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014: 709-715.
- [23] HOBSON R D. FORTRAN IV programs to determine surface roughness in topography for the CDC 3400 computer[M]. Kansas: University of Kansas, 1967.
- [24] HOBSON R D. Surface roughness in topography: A quantitative approach[J]. Anesthesia Sanalgesia, 1972, 90(3): 51-64.
- [25] MCKEAN J, ROERING J. Objective landslide detection and surface morphology mapping using high-resolution airborne laser altimetry[J]. Geomorphology, 2004, 57(3-4): 331-351.
- [26] EVANS I S. Correlation structures and factor analysis in the investigation of data dimensionality: Statistical

properties of the Wessex land surface, England[C]//
International Symposium on Spatial Data Handling,
Zurich. 1984: 98-116.

- [27] SCHMIDT J, EVANS I S, BRINKMANN J. Comparison
of polynomial models for land surface curvature
calculation[J]. International Journal of Geographical
Information Science, 2003, 17(8): 797-814.

作者简介：徐鹏，男，1996 年出生。主要研究方向为足式机器人地面感知、运动规划、决策。

E-mail: pengxu_hit@163.com

丁亮(通信作者)，男，1980 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为星球车、足式机器人、地面力学与仿真。

E-mail: liangding@hit.edu.cn

高海波，男，1970 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为特种机器人技术，宇航空间机构及控制。

E-mail: gaohaibo@hit.edu.cn