arXiv:2303.04781v2 [cs.RO] 8 Sep 2023

本体感知与尾部控制助力四足机器人穿越极端地形

Yanhao Yang[1, 2], Joseph Norby[1], Justin K. Yim[1, 3], 和 Aaron M. Johnson[1]

摘要——足式机器人利用地面接触及其产生的反作用力实现敏捷运动。然而，不确定性与接触不连续性相互作用，可能导致机器人失效，尤其是在岩石山坡或路缘等高度变化难以预料的真实环境中。为实现极端地形的动态穿越，本文提出：1）一种基于本体感知的步态规划器，用于估计高度变化引起的未知混合事件，并通过在线调整接触时序和规划落足点来作出响应；2）一种两自由度尾部，用于改善与接触无关的控制，并提出相应的解耦控制方案，以提升通用性和效率。仿真结果表明，与假设接触时序和落足点固定的方法相比，该步态规划器显著提高了机器人在遭遇不可预见的地形高度变化时的稳定性。此外，测试表明，当机器人在初始角扰动下遭遇地形变化时，尾部在维持稳定性方面尤为有效。结果显示，这些方法协同作用，可稳定机器人在高度变化幅度达腿长 1.5 倍的地形及倾斜初始状态下的运动。

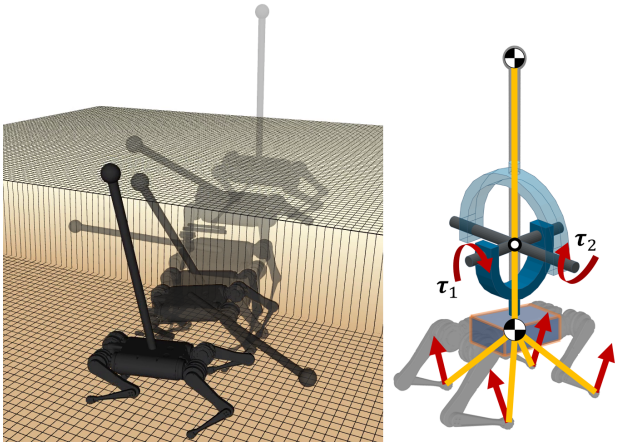

图 1。左：四足机器人利用受动物启发的本体感知和尾部，成功穿越了一处未预见的悬崖。右：带尾部机器人的控制建模示意图。

I. 引言

四足机器人能够穿越轮式和履带式机器人无法通行的复杂环境，因此具有巨大的潜力。这使它们非常适合环境监测和灾害救援等任务。但要执行这些任务，就必须能够安全地穿越极不平坦的地形，例如岩石山坡或路缘（图 1 左图）。尽管腿式运动控制器可以具有较强的鲁棒性，但大多数控制器都依赖预先设定的名义接触时序或基于启发式的名义落足点 [3–5]。这些方法适用于在相对平坦的实验室环境中行走，却难以应对极端地形；在这类地形中，高程变化幅度很大，足以使名义接触时序和落足点失效。相比之下，动物可以运用各种策略轻松穿越这些环境，包括让足端重复落在相同位置以确保可靠接触 [6],利用尾部抵消扰动 [7,8], 以及通过分布式肢体控制促进快速反应行为[9]。这些生物现象启发我们提出四足机器人的感知与控制新方法，以提升其在各种极端地形上的鲁棒性。

提升机器人在崎岖地形上表现的一种常见方法是引入感知。对于足式机器人，深度相机或激光雷达等外感知传感器十分常见，它们能够近乎开箱即用地构建环境地图。基于感知构建的地形地图，我们可以采用在线规划与落足点搜索算法 [10], ，或使用混合迭代线性二次调节器[11]等实时控制器。然而，这些算法依赖已知且准确的地形地图。在未知的真实环境中，由于传感器噪声、障碍物、反射或光照条件等因素 [12]，在线构建的地形地图可能并不完美。本体感知是适应非结构化地形的另一种选择，并已被证明既强大又可靠。四足机器人的本体感知可通过接触感知 [13,14] 或利用高透明度驱动的广义扰动观测器 [15–17]实现。随后，可以将这些方法与概率地形估计 [18], 、基于事件的控制 [19], 、机器学习 [12,14,20], 以及外感知信息 [12,21] 相结合，以提高机器人在未知地形中的鲁棒性。尽管这些方法前景可期，但受腿部关节运动学的限制，它们仍难以在高度变化较大的极端环境中通行。

另一种方法是设计具有以下动力学特性的机器人：

本文是研讨会摘要 [1,2] 的扩展版本。本文的研究由……资助 [illegible] 研究 [illegible] 研究 [illegible] 资助 [illegible] 以及通过 CIFellows 项目向计算机研究协会提供资助的美国国家科学基金会（资助编号 CCF-2030859）。本文所载的观点和结论仅代表作者的意见，不应被解释为代表美国陆军研究办公室、美国国家科学基金会或美国政府的官方政策（无论明示或暗示）。尽管本文包含版权声明，美国政府仍有权为政府用途复制和分发本文的重印件。

[1]美国宾夕法尼亚州匹兹堡市卡内基梅隆大学机械工程系，邮编 15213，{jnorby, amj1}@andrew.cmu.edu

[2]俄勒冈州立大学协作机器人与智能系统研究所，美国俄勒冈州科瓦利斯市，邮编 97331，yangyanh@oregonstate.edu

[3]伊利诺伊大学厄巴纳-香槟分校机械科学与工程系，美国伊利诺伊州厄巴纳 61801jkyim@illinois.edu

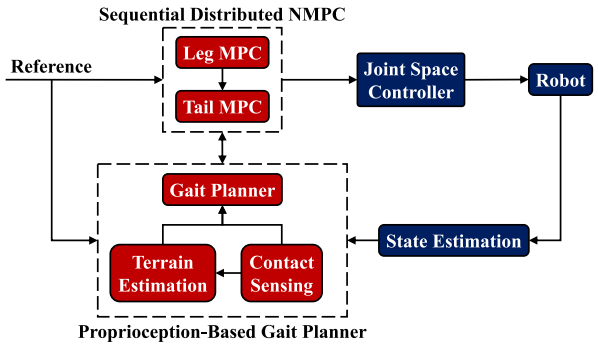

图 2. 所提出控制方案的框图。该系统由三个主要部分组成：基于本体感知的步态规划器（左下方红色模块）、用于腿部与尾部控制的序贯分布式非线性模型预测控制（左上方红色模块），以及机器人接口（右侧蓝色模块）。其中，红色模块是本文的主要贡献。

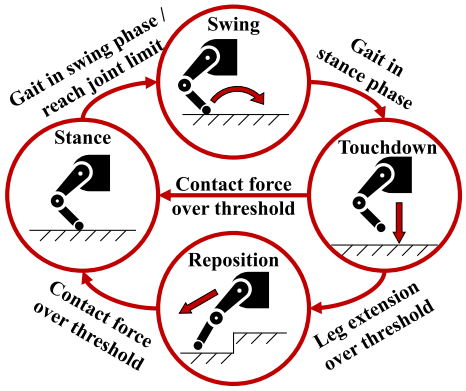

图 3. 接触感知有限状态机示意图。该有限状态机根据所列条件检测机器人的每条腿的接触状态，并通知机器人各处接触是否按预定时序进行，或是否发生意外失去接触的情况。

相对于接触误差保持稳定，包括采用被动稳定和非接触式驱动。摆动腿回缩 [22] 可以通过改变混合守卫的形状 [23]，被动地提高机器人在不平坦地形上的步态稳定性。然而，它无法主动应对极端的高度变化，并且其吸引域受到腿部行程的限制。相反，一些研究人员采用了非接触式驱动方法来稳定机器人。这些方法涉及利用现有肢体 [24]，或额外配备尾部 [25] 、反作用轮 [26]等执行器。在 [27,28], 中，一台四足机器人配备了尾部，并利用尾部有效抑制冲击扰动；在 [29],中，作者提出了一种利用阻力提高效率的气动尾部。然而，鉴于角偏转范围有限，尾部可能需要采用圆锥运动等非完整行为，以最大限度地提高机动性 [30]。此外，还需要协调尾部运动与腿部运动，以防止相互干扰引起的不稳定。

本研究提出了一种融合感知、控制与尾部的策略，以协同提升极端地形穿越能力。具体而言，如图 2 所示，我们提出：1）一种步态规划器，根据本体感知在线更新接触、机身、落足点和地形参考值，以适应意外的混合事件和高程变化（第 II 节）；2）一种时间尺度解耦的序贯分布式非线性模型预测控制器（NMPC），使四足机器人上的 2 自由度（2DOF）尾部在关节角度受限的情况下仍具有较高的尾部机动性（第 III 节）。

我们进行了四项仿真实验（第 IV 节），分别单独及结合使用，以评估所提出的感知与控制算法在复杂地形上的表现。首先，让四足机器人在未知的崎岖地形上行走，并计算估计误差，以测量本体感知地形估计的准确性（第 IV-A 节）。随后，在机器人错失一次接触、需要迅速作出反应以维持平衡的环境中，测量所提出的用于腿部与尾部控制的序贯分布式非线性模型预测控制的性能，并将其与反馈控制和集中式非线性模型预测控制进行比较（第 IV-B 节）。最后，我们通过模拟机器人走下较大且意料之外的台阶，评估这些方法对极端地形穿越的影响。我们展示了基于本体感觉的步态规划器能够提升运动稳定性（第 IV-C 节），并且将 2 自由度尾部运动与腿部协调起来，在存在角扰动时能够进一步提高稳定性（第 IV-D 节）。最后，我们在第 V 节讨论结论与未来工作。

II. 基于本体感知的步态规划器

基于本体感知的步态规划器旨在在线识别意外的混合事件、估计未知地形，并通过修改步态（包括接触时序、规划落足点以及身体和摆动足参考轨迹）来适应无法预见的高度变化。该规划器分为两个步骤：本体感知和步态规划。本体感知的目标是进行接触感知并生成地形估计。步态规划器根据这些信息完善接触时序和参考轨迹，从而适应未知地形，并重新定位足部以实现更稳健的支撑。

A. 接触感知有限状态机

作为混合系统的足式机器人，在穿越非结构化地形时，高度依赖准确的接触信息来控制和规划地面反作用力（GRF）。本节将讨论基于本体感知的有限状态机的实现，并利用它进行接触感知。

如图3所示，我们将基于时钟的标称支撑相-摆动相双阶段接触时序细分为4个不同阶段：支撑、摆动、触地和重新定位。每个阶段都设有相应的持续时间和切换条件，包括时刻、腿部伸展和接触力。当时钟即将切换至标称支撑阶段时，腿部开始触地。在触地阶段监测腿部伸展情况，即可识别接触丢失。在这种情况下，有限状态机会判定发生了接触丢失，并切换至重新定位阶段以避免过度伸展，详情请参见II-C节。另一方面，如果通过检查动量观测器或接触传感器测得的接触力确认了稳固支撑，有限状态机就会触发向

算法1 地形估计

输入： 地形估计、摆动空间、接触状态、足端位置

输出： 地形估计、摆动空间

```
对 腿索引 = 0 至 3 执行
    如果 !contactState.at(legIdx)则
        如果 footPos.z < terrainEst.at(footPos.xy)则
            地形估计.at(足端位置.xy) ←足端位置.z
            摆动空间.at(腿索引).append(足端位置.xy)
        结束 if
    else
        地形估计.at(足端位置.xy) ← 足端位置.z
        当 !摆动空间.at(腿索引).empty()执行
            地形估计.at(摆动空间.at(腿索引).pop back())
            ← footPos.z
        结束 while
    结束 if
结束 for
```

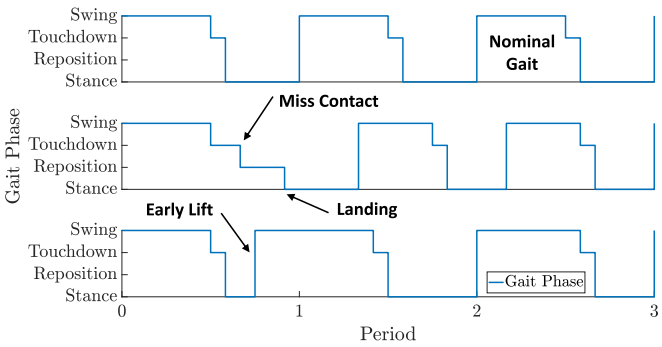

图4. 机器人跌落和着陆期间步态规划的示意图。步态规划基于接触时序中的三个离散事件：1）接触失败；2）着陆；3）提前抬腿。上：名义时钟步态。中：步态规划对接触丢失和着陆作出响应，随后渐近恢复至基于时钟的步态。下：步态规划提前抬起受困腿，随后渐近恢复至基于时钟的步态。

支撑阶段的转换。最后，当腿部达到运动学极限时，可以提前抬腿，以避免触及物理硬限位。注意，与 [19], 不同，我们只关注延迟接触的情况，因为它会破坏标称支撑。通过力控制将接触力维持在较低水平，直至预定触地时刻，可以最大限度地减小提前接触的影响。

B. 地形估计

足式机器人要在崎岖地形上成功进行规划和控制，不仅需要接触信息，还需要充分了解地形的高度变化。本文提出一种地形估计算法，通过基于接触感知信息筛选落足点历史，来估计未知的高程变化。该算法可为摆动相和支撑相的腿部提供地形估计更新，并且旨在利用有限的传感器构建足够精确的地图，以辅助后续的控制和规划。

算法1将地形估计过程概括为两个步骤。初始化时，terrainEst 是一个存储高程信息的二维网格，swingSpace 是一个用于临时存储网格中摆动足位置的列表。首先，算法检查接触感知，即 contactState。对于未接触的足部，包括处于摆动相或发生接触丢失的足部，我们判断其是否低于当前位置 footPos.xy 处的地形估计值 terrainEst。若是，则说明该位置当前的地形估计值过高，但实际高度尚不确定。算法会临时记录当前足部高度 footPos.z，以便更新参考轨迹，从而通知非线性模型预测控制地形发生变化，并使其降低机身高度。但由于此时足部尚未触及地面，实际地面高度低于该临时值。因此，我们还会将该位置保存到 swingSpace 中，等待下一次触地时对其进行更新。其次，若足部处于接触状态，我们将当前足部位置保存至地形估计历史中，并用其更新 swingSpace 中的所有临时值。这假设在足部发生接触丢失的地形处存在简单的垂直下落，从而能够更好地规划后足的摆动轨迹，使其直接触地，而非再次发生接触丢失。最后，我们对地形估计值进行后处理[31],，包括根据未填充区域的邻域对其进行图像修复，并应用卷积平均滤波器进行平滑。请注意，如 [21],所述，基于本体感知的地形估计还可通过自适应加权方案扩展，以融合外部感知。

C. 步态规划器

根据接触感知信息和估计的地形，为了在该环境中稳定行进，规划合适的步态（包括接触时序和足部轨迹）至关重要。本节提出一种步态规划器，它为每条腿独立规划接触时序和落足点序列，以反映地形情况，并渐近收敛至中心时钟步态。

为尽量减少对 NMPC 热启动的影响，步态规划器的设计原则是尽可能少地修改接触时序。我们定义接触时序中的三个离散事件：1）接触失败；2）着陆；3）提前抬腿。图4展示了机器人接触失败或提前离地时恢复至标称步态的过程。具体而言，对于接触丢失，我们假设当前整个支撑阶段均告失效，直至触发着陆，以确保行为足够保守。确认着陆后，我们执行一个完整的支撑阶段，以确保有足够时间吸收跌落产生的动能。最后，对于由运动学约束导致的提前抬腿，我们分配一个完整的摆动阶段，以确保腿能够越过任何障碍物。这样，事件一旦发生，我们便可立即确定自适应步态期间的整个接触时序。

对于发生在 t_{event} 的事件，我们切换到自适应步态，其相位相对于参考时间 t_{adaptive} 存在偏移，并在事件周期T_{event}内线性收敛至原始步态。本文中，T_{event} 设为 $T_{\text{event}} = 2T_{\text{nominal}}$，以确保机器人及时恢复标称步态。具体而言，给定标称步态周期 T_{nominal}，所采用的步态相位$\phi(t)$是参考时间 t_{nominal} 和 t_{adaptive} 处的标称步态相位与自适应步态相位的加权平均。

权重 $w(t)$ 根据事件时间t_{event} 和事件周期 T_{event} 线性变化，

$$\begin{aligned}\phi(t) &= (1-w)\phi_{\text{nominal}} + w\phi_{\text{adaptive}} && \text{(1a)}\\ &= (1-w)\frac{\operatorname{mod}(t-t_{\text{nominal}}, T_{\text{nominal}})}{T_{\text{nominal}}} \\ &\quad + w\frac{\operatorname{mod}(t-t_{\text{adaptive}}, T_{\text{nominal}})}{T_{\text{nominal}}} && \text{(1b)}\\ w(t) &= \max\left(1-\frac{t-t_{\text{event}}}{T_{\text{event}}}, 0\right) && \text{(1c)}\end{aligned}$$

与 Raibert 启发式 [3,4], 类似，每个期望落足点 $\boldsymbol{p}_l$ 根据非线性模型预测控制预测的轨迹，以及动力学和运动学启发式确定，具体如下

$$\boldsymbol{p}_l = \begin{cases}\boldsymbol{p}_{\text{center}} + \boldsymbol{p}_{\text{vel}} + \boldsymbol{p}_{\text{centrifugal}} & \text{(stance)}\\ \boldsymbol{R}_v\boldsymbol{p}_0 & \text{(reposition)}\end{cases} \tag{2}$$

其中， $\boldsymbol{p}_0$ 是腿向下伸展时的名义足部位置， $\boldsymbol{R}_v$ 是旋转矩阵，用于旋转名义腿部伸展，以获得重新定位后的落足点；该落足点的设计旨在最大化着陆时可能形成的支撑多边形。当前方法只是将名义上朝下的腿向速度方向旋转，直至达到关节限位。另一种可选方法是参照捕获点对期望位置进行参数化，详见 [4]。 $\boldsymbol{p}_{\text{center}}$ 将支撑中心的求解表述为一个最小包围圆问题，以最小化支撑阶段腿部基座 $\boldsymbol{p}_{\text{lb}}$ 到支撑中心的最大距离，从而确保落足点可达性，

$$\boldsymbol{p}_{\text{center}} = \underset{\boldsymbol{p}}{\operatorname{argmin}}\left(\max_{i\in\text{stance}}\left\|\boldsymbol{p}-\boldsymbol{p}_{lb,i}\right\|_2^2\right) \tag{3}$$

基于速度和角速度跟踪的偏移项 $\boldsymbol{p}_{\text{vel}}$ 和 $\boldsymbol{p}_{\text{centrifugal}}$ [4] 会添加到名义足部位置，以尽量减小敏捷运动期间不期望的力矩，

$$\begin{aligned}\boldsymbol{p}_{\text{vel}} &= \sqrt{\frac{p_{lb_z,\text{td}}}{g}}\left(\dot{\boldsymbol{p}}_{b,\text{td,ref}} - \dot{\boldsymbol{p}}_{b,\text{td}}\right) && \text{(4a)}\\ \boldsymbol{p}_{\text{centrifugal}} &= \frac{p_{lb_z,\text{td}}}{g}\dot{\boldsymbol{p}}_{b,\text{td}} \times \boldsymbol{\omega}_{\text{ref}} && \text{(4b)}\end{aligned}$$

其中， $\boldsymbol{p}_b$ 是机身位置，下标 td 和 ref 分别表示触地时刻和参考轨迹中的数值， g 是重力加速度。随后，使用三次 Hermite 样条，根据离散的落足点和摆动顶点生成摆动足轨迹。摆动顶点由标称髋部高度确定，并调整至预测机身高度与估计地形高度之间。

III. 带尾四足机器人控制

为了在混合扰动下弥补运动学受限的腿部，我们设计了一种带尾四足机器人控制器，利用二自由度尾部提升极端地形穿越性能。该控制器考虑尾部的非线性动力学，并能在特殊欧几里得群 SE(3) 中实现非完整尾部运动。此外，它兼容现有的腿部控制器，并以异步方式运行。

A. 带尾机器人质心动力学

带尾机器人的非线性动力学可简化为一个由单刚体和质点尾部组成的系统，其输入为地面反作用力和内部尾部力矩，如图 1 右侧所示。将系统状态空间定义为

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{q} & \boldsymbol{v}\end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix}\boldsymbol{p}_b & \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{\phi} & \dot{\boldsymbol{p}}_b & \boldsymbol{\omega} & \dot{\boldsymbol{\phi}}\end{bmatrix}^\top \tag{5}$$

其中， $\boldsymbol{p}_b$ 是机器人在世界坐标系中的位置，$\boldsymbol{\theta}$ 是描述机体姿态的欧拉角（另一种可避免欧拉角奇异性的方案是无表示模型 [32]）， $\boldsymbol{\phi}$ 是尾部关节的位置， $\boldsymbol{\omega}$ 是机器人在机体坐标系中的角速度。系统输入可分为腿部地面反作用力 $\boldsymbol{u}_l$ 和尾部关节力矩 $\boldsymbol{u}_t$,

$$\boldsymbol{u} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{u}_l & \boldsymbol{u}_t\end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix}\boldsymbol{f}_1 & \boldsymbol{f}_2 & \boldsymbol{f}_3 & \boldsymbol{f}_4 & \tau_1 & \tau_2\end{bmatrix}^\top \tag{6}$$

通过应用拉格朗日方程推导状态空间动力学模型

$$\begin{aligned}L &= \frac{1}{2}\left(\boldsymbol{v}^\top\boldsymbol{J}_{v,b}^\top\boldsymbol{M}_b\boldsymbol{J}_{v,b}\boldsymbol{v} + \boldsymbol{v}^\top\boldsymbol{J}_{v,t}^\top\boldsymbol{M}_t\boldsymbol{J}_{v,t}\boldsymbol{v}\right) \\ &\quad - \left(m_b p_{b_z} + m_t p_{t_z}\right) g && \text{(7)}\\ \frac{d}{dt}&\left(\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{v}}\frac{\partial \boldsymbol{v}}{\partial \dot{\boldsymbol{q}}}\right) - \frac{\partial L}{\boldsymbol{q}} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{J}_{u,b} & \boldsymbol{J}_{u,t}\end{bmatrix}\boldsymbol{u} && \text{(8)}\end{aligned}$$

其中，$\boldsymbol{J}_{v,\ b}$和 $\boldsymbol{J}_{v,\ t}$对应于将状态空间速度映射到机器人机身和尾部速度的雅可比矩阵，而 $\boldsymbol{J}_{u,\ t}$和 $\boldsymbol{J}_{u,\ t}$ 表示将控制输入映射到广义坐标的雅可比矩阵。$\boldsymbol{M}_b$、 $\boldsymbol{M}_t$、 m_b和 m_t 分别对应机身和尾部的惯性矩阵及质量。 p_{b_z} 和 p_{t_z} 表示机身和尾部相对于世界坐标系的高度，可直接从状态中获取，也可通过正向运动学计算得到。随后，采用后向欧拉法的隐式形式，将连续动力学离散化，时间步长为 t_i，得到方程 f_d（$\boldsymbol{x}_i$， $\boldsymbol{x}_{i+1}$， $\boldsymbol{u}_i$， $\boldsymbol{p}_{l,\ i}$, t_i） $=\mathbf{0}$，其中 $\boldsymbol{p}_{l,\ i}$是足部位置。

B. 时间尺度解耦序贯分布式模型预测控制

出于多种原因，不宜强制腿部和尾部使用同一个控制器 [2]。首先，许多现有的腿部控制器已取得显著成功 [3,5], ，因此我们的目标之一是能够重用这些成功的控制器。其次，将腿部和尾部同时纳入同一个控制器会增加系统的维数和多体动力学的复杂性，从而削弱鲁棒性。此外， [33] 已表明，经过适当近似后，尾部动力学可以与机身姿态以外的状态解耦。因此，将尾部和腿部的控制解耦是合理的。以往的工作为这类部分解耦系统设计了分布式非线性模型预测控制框架，并讨论了其闭环稳定性[34]。另一项先前研究采用了类似的概念，为四足机器人开发了分布式基于二次规划的控制器，并探讨了其周期轨道稳定性

和渐近收敛性 [35]。受这些先前研究的启发，本节介绍一种基于分布式非线性模型预测控制的尾部控制器，以将尾部和腿部的控制解耦。尽管这种选择会导致一定程度的次优，但能够重用现有腿部控制器并以更高频率运行各个非线性模型预测控制器，使其成为一种理想的方法（如第 IV-B 节所示）。

我们设计了一种基于序列分布式非线性模型预测控制的腿部与尾部解耦控制方法，如图 2 顶部的红色方框所示。该方法使尾部能够考虑腿部驱动的影响，而无需指定特定形式的腿部控制器。给定预定的落足位置，腿部控制器基于质心动力学非线性模型预测控制求解地面反作用力。随后将这些信息传递给尾部控制器，由其求解尾部力矩。需要注意的是，只要已知地面反作用力对机体产生的近似净力矩，就可以用任何现有控制器替换该腿部控制器。所需的腿部信息可以是地面反作用力、接触序列或关节力矩指令。这样，我们便可以复用现有的腿部控制器，减少尾部所需的信息，并并行运行腿部和尾部非线性模型预测控制。

具体而言，在本研究中，我们使用[36] 中的腿部非线性模型预测控制来确定腿部控制的地面反作用力，然后将求解结果发送至尾部非线性模型预测控制，以求解尾部力矩。尾部非线性模型预测控制保留了特殊欧几里得群 SE(3) 动力学的非线性。给定期望的机体状态轨迹$\boldsymbol{x}_{i,\text{ ref}}$、标称输入 $\boldsymbol{u}_{i,\text{ ref}}$、规划足端位置 $\boldsymbol{p}_{l,\ i}$、初始条件 $\boldsymbol{x}_{\text{initial}}$以及已知的腿部控制地面反作用力 $\boldsymbol{u}_{l,\text{ sol}}$，尾部非线性模型预测控制可表述为以下优化问题，

$$\min_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{u}} \quad \sum_{i=0}^{N-1} \|\boldsymbol{x}_{i+1}-\boldsymbol{x}_{i+1,\text{ref}}\|_{\boldsymbol{Q}_i} + \|\boldsymbol{u}_i-\boldsymbol{u}_{i,\text{ref}}\|_{\boldsymbol{R}_i} \tag{9a}$$

$$s.t. \quad \boldsymbol{x}_0 = \boldsymbol{x}_{\text{initial}} \quad \text{(initial condition)} \tag{9b}$$

$$f_d\left(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_{i+1}, \boldsymbol{u}_i, \boldsymbol{p}_{l,i}, t_i\right) = \boldsymbol{0} \quad \text{(dynamics)} \tag{9c}$$

$$\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{X} \quad \text{(state bound)} \tag{9d}$$

$$\boldsymbol{u}_i \in \mathbb{U} \quad \text{(control bound)} \tag{9e}$$

$$\boldsymbol{u}_l = \boldsymbol{u}_{l,\text{sol}} \quad \text{(known GRF)} \tag{9f}$$

$$\boldsymbol{C}_i\boldsymbol{u}_i \leqslant \boldsymbol{0} \quad \text{(friction pyramid)} \tag{9g}$$

$$\boldsymbol{D}_i\boldsymbol{u}_i = \boldsymbol{0} \quad \text{(contact selection)} \tag{9h}$$

其中，$i \in [0,\ldots,N-1]$ 为时间索引，N为预测时域长度，$\boldsymbol{Q}_i$ 和 $\boldsymbol{R}_i$ 为状态和输入对应的对角二次代价矩阵，t_i 为有限元时长，$\mathbb{X}$ 和$\mathbb{U}$为可行状态与控制集合，$\boldsymbol{C}_i$ 为摩擦金字塔矩阵，而混合系统通过接触选择矩阵 $\boldsymbol{D}_i$进行简化。

我们还提出了一种新颖的热启动技术，用于解耦非线性模型预测控制的更新频率与有限元离散化之间的时间尺度，从而能够异步求解腿部和尾部非线性模型预测控制。具体而言，我们使第一个有限元 t_0 的持续时间可调，从而使后续有限元仍与离散化后的配点保持对齐。这样，我们便可以随时开始求解非线性模型预测控制。这使系统能够快速响应最新的状态估计和本体感觉更新，并使尾部和腿部非线性模型预测控制异步运行（同时仍能相互传递控制信息

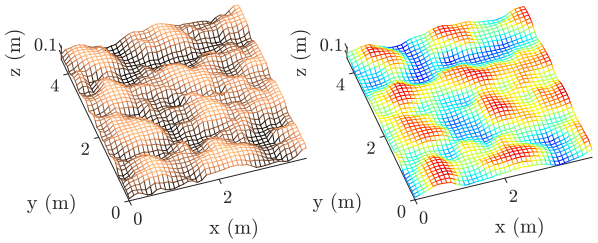

图 5. 最终地形估计结果（右）与真实值（左）的对比。所提出的地形估计算法无需先验知识，即可在行走过程中有效估计崎岖地形。

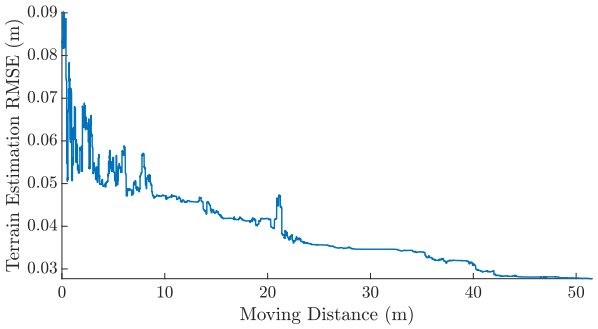

图 6. 行走区域约为 4×4.5m 时，估计地形的均方根误差。随着移动距离增加，整体估计误差逐渐收敛至可接受范围。行走 52 米后，地形的最终估计结果的均方根误差为 0.028m。

）。此外，由于在两个配点之间可以多次求解非线性模型预测控制问题，而其余部分保持不变，这大大减少了建模误差的累积，并改进了热启动。

IV. 实验评估

我们进行了 4 项仿真实验，以评估所提出的感知与控制算法在复杂地形上的表现。实验中，机器人的动力学参数按照 Ghost Robotics Spirit 40 在 Quad-SDK [36] 中的设置进行配置。所有测试均在 Gazebo 9 中使用 ODE物理引擎运行，所用计算机配备英特尔酷睿 i7-1165G7 处理器，主频为 2.8 GHz，随机存取存储器为 16 GB。本体感知所需的接触力通过 Gazebo 中的接触插件获取。如图 1 右图所示，尾部设计为一条细长（长度约为机身的两倍）、轻质（二自由度尾部的无质量杆上连接有一个质量约为机器人重量 2% 的质点）的二自由度尾部，并通过横滚与俯仰电机串联连接到机器人顶部中央，从而更好地近似解耦动力学 [25,33,37]。在仿真中，通过对每个关节施加 ±90 度的限制来模拟尾部与机身碰撞。为避免因尾部支撑机身而造成不公平比较，我们关闭了尾部与地面碰撞的建模，但尾部关节和机身旋转限制共同作用，以避免尾部与地面碰撞。仿真采用完整的多体机器人动力学，而控制器则假设腿部质量集中在腿根部并与机身相连。在实现中，随着腿部非线性模型预测控制不断迭代，接触感知有限状态机和步态规划器也随之更新

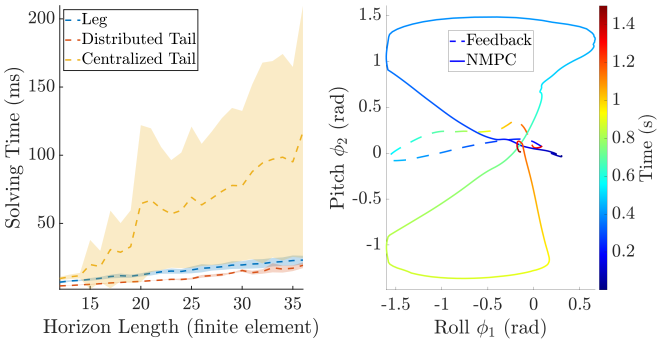

图 7。左：接触缺失时，不同预测时域长度下各类非线性模型预测控制的求解时间。曲线表示以步态周期的每个有限元（共 12 个）初始化的所有试验的均值，阴影区域表示标准差。右：非线性模型预测控制与反馈控制器的尾部摆动轨迹。非线性模型预测控制使二自由度尾部沿“8”字形摆动，以延长滚转机动并保持俯仰稳定性。在机体俯仰角较大时，它会获得较小的惯性，并迅速使滚转关节回位，以适应有限的角偏转。另一方面，反馈控制器的摆动仅与当前机体姿态和角速度误差成比例。

而地形估计则按照传感器采样频率更新。为减轻状态估计带来的影响，仿真中直接从真实值获取机器人的状态。

A. 地形估计性能

本节评估本体感知地形估计算法的性能。我们手动驱动一台仿真机器人在一片崎岖地形区域内移动，且事先并不知道该区域的高程。该区域面积约为 4×4.5 米，高度标准差为 50 厘米，是腿长的 1.25 倍。使用本文提出的本体感知地形估计方法，机器人得以构建局部地形的估计，如图 5 所示。

行走区域内高程估计的均方根误差（RMSE）如图 6 所示，行走约 52 米后，误差收敛至 30 厘米以下。机器人最初仅在起始位置拥有落足点信息，因此误差较大，估计和规划也不稳定。随着行走区域扩大、记录的落足点数量增加，估计变得更加稳定，并能够捕捉地形的全局和局部特征。如图 5 所示，最终的地形估计成功刻画了崎岖地形中的峰谷，为后续控制和规划提供了良好的参考。

B. 序贯分布式非线性模型预测控制性能

为展示所提出的带尾机器人序贯分布式非线性模型预测控制的优势，我们将其与一种简单的反馈控制器进行比较。该控制器根据机体姿态和角速度按比例摆动尾部；同时，我们还将其与集中式非线性模型预测控制[1] 进行比较，后者同时求解腿部与尾部控制。实验设置在机器人失去接触、需要进行反应式控制以恢复平衡的时刻。由于腿部未接触地面，必须由尾部提供控制能力。更重要的是，接触丢失会使先前的接触时序失效，并扰乱热启动。因此，非线性模型预测控制应在感知到扰动后立即求解并更新控制指令。

在不同预测时域长度下，对序贯分布式非线性模型预测控制和集中式非线性模型预测控制的效率进行了比较。步态周期固定为 12 个有限元。对于每种预测时域，统计结果取自 12 次试验的平均值，每次试验分别从步态周期的一个有限元处进行初始化。预测时域内的接触丢失时间设为步态周期的一半（6 个有限元）。腿部非线性模型预测控制、用于尾部的序贯分布式非线性模型预测控制，以及用于腿部和尾部的集中式非线性模型预测控制的求解时间均值和标准差如图 7 左图所示。

当接触丢失导致接触时序发生变化时，所提出的序贯分布式非线性模型预测控制比集中式非线性模型预测控制更加高效、稳定。其求解时间随预测时域长度的增长而变化，比集中式非线性模型预测控制平缓得多，甚至比腿部非线性模型预测控制更快（因为腿部非线性模型预测控制的优化问题规模更大）。性能提升的主要原因是，它可以利用腿部非线性模型预测控制的结果进行热启动，而且尾部自身的动力学是连续的，因此其控制不应受到接触时序变化的太大影响。请注意，由于序贯分布式非线性模型预测控制将腿部和尾部的控制分开，其完整控制回路需要求解两个非线性模型预测控制问题；不过，由于二者异步并行运行，求解时间可能无需相加。序贯分布式非线性模型预测控制带来了诸多优势：尾部与腿部解耦控制能够更快地响应因接触丢失而失效的先前解的更新；更高效的求解使其能够采用更长的预测时域；稳定的求解时间则降低了部署的不确定性。

图 7 右侧面板绘制了机器人像图 1 左侧面板所示那样侧向跌落悬崖时的尾部轨迹，分别对应序贯分布式非线性模型预测控制和反馈控制器。反馈控制器仅执行一次摆动，以抵消滚转方向上的身体倾斜。然而，由于关节限制，其机动性有限，而且回摆抵消了大部分前摆产生的正功。相比之下，非线性模型预测控制更充分地利用了二自由度尾部动力学，将滚转与俯仰运动结合起来，产生两次摆动：二者在滚转方向上的效果相叠加，而在俯仰方向上的效果则相互抵消。最终形成了类似“8”字形的轨迹。在旋转角度受限的情况下，通过这种非完整行为控制尾部能够提升尾部机动性，其行为也与 [30]的结果一致。总体而言，与反馈控制器相比，非线性模型预测控制所产生的行为更加有效、生物学上更加合理，并且在物理上切实可行。

C. 基于本体感觉的步态规划器性能

为评估所提出的基于本体感知的步态规划器的整体性能，我们将其与一个基础版本进行比较，该版本假设

[1]集中式非线性模型预测控制与式 (9) 中的尾部非线性模型预测控制采用相同的系统和约束，区别在于地面反作用力未知，且与尾部力矩同时确定。

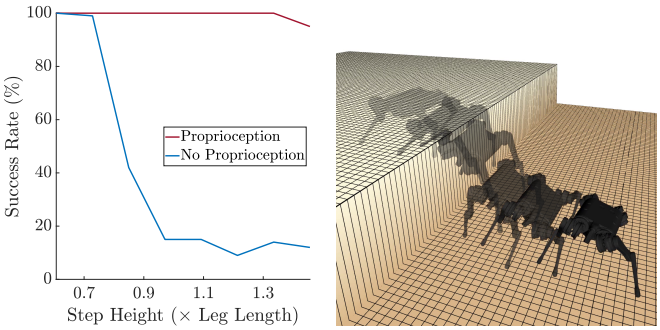

图 8。左：采用和未采用基于本体感觉的步态规划器时，不同悬崖高度下的批量仿真成功率统计。右：机器人横向走下未预见悬崖时，所提出的基于本体感觉的步态规划器的控制行为。本体感知识别出失去接触，步态规划器随之修改接触时序、重新定位腿部，并提前抬起受困腿。机器人以合适的姿态着陆，步态规划器提供支撑性步态和控制，随后逐渐恢复为基于时钟的步态。

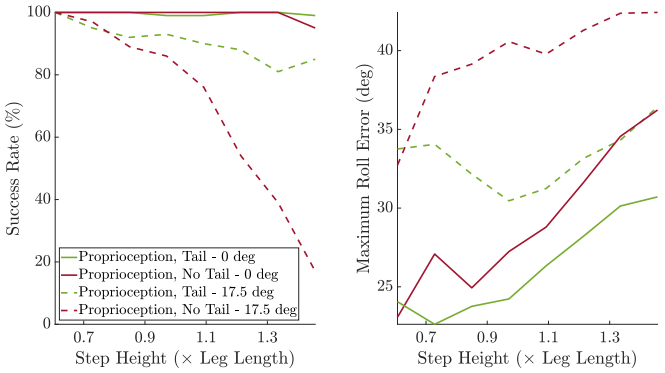

图 9。左：有尾部和无尾部时，不同初始条件及悬崖高度下的批量仿真成功率统计。右：有尾部和无尾部时，不同初始条件及悬崖高度下成功试验的平均最大横滚误差。

地面平坦，且位于最低腿部高度，并采用标称接触时序和落足点。我们通过仿真四足机器人在 100 次试验中跨越未预见的高度变化来衡量性能。为衡量系统在不同扰动下的稳定性，我们将高度变化从 25 cm 调整至 60 cm，相当于腿部全长的约 0.6 至 1.5 倍。每次试验中，机器人的初始位置均有所变化，使其能够在步态周期中的任意时刻抵达边缘。考虑到机器人的外展关节限位为 40.5 度，我们将失效判据定义为最大横滚误差超过 45 度，因为超过这一角度后，腿部很可能无法在摩擦锥内保持适当支撑。所有仿真均以 0.1× 倍实时速度进行，以确保非线性模型预测控制有充足时间求得最优解。有关效率问题，请参阅第 IV-B 节。

成功率统计数据如图 8 左图所示，右图展示了一次试验示例。不使用所提出的基于本体感知的步态规划器时，成功率会随着悬崖高度增加而显著下降，尤其是在悬崖高度超过腿的全长时。这主要是因为接触时序与标称值的差异越来越大，使机器人脱离了控制器稳定性的吸引域。此外，平坦地形假设可能导致落足点和机身参考值无效，从而产生激进或不可行的控制。另一方面，使用基于本体感知的步态规划器时，机器人能够稳健地跨越高度达腿长 1.5 倍的台阶，成功率超过 95%。如图 8 右图所示，机器人在悬崖边缘附近踏空时成功识别出接触偏差，并通过调整接触时序、重新定位足端、提前抬起后随腿至悬崖顶部，以及平衡着陆作出响应。需要注意的是，较高的悬崖会导致电机饱和，因此，即使步态规划器能够保持机器人的姿态，机器人仍会因动能过大、电机无法吸收而跌落。

D. 有尾机器人控制性能

本节将考察尾部带来的进一步性能提升。实验设置和失败条件与步态规划器分析相同，但为比较有尾部和无尾部时基于本体感知的步态规划器的成功率，机器人分别以 0 度和 17.5 度的初始横滚误差进行初始化。初始姿态误差主要用于模拟现实环境任务中由不平坦地形导致跌落时的非理想初始条件。对于足式机器人，一旦失去接触，其腿部便无法提供地面反作用力来平衡机身，因此姿态不佳很容易导致着陆失败。

成功率统计如图 9 左图所示。即使采用所提出的步态规划器，无尾部时的成功率仍会随着悬崖高度增加而显著下降，这是由初始误差导致的。这是因为初始角扰动使机器人转向腿部外展关节的活动极限。着陆姿势不佳，超出支撑多边形范围，导致腿部过度压缩而无法循环运动。加入尾部后，在最高悬崖处的成功率从 17% 提高到 85%。

图 9 右侧面板展示了成功试验中的平均最大横滚误差。在存在初始横滚误差时，尾部最多可将角度误差有效降低 25%。这进而提升了腿部控制能力——角度误差较小意味着着陆姿态更佳，腿部也能在更大的范围内调整位置，以保持身体平衡。如图 1 左侧面板所示，尾部通过抵消角度误差并提供运动学上更可行的着陆方式，增强了腿部的能力。

V. 结论与未来工作

本文提出了一种结合本体感知与尾部控制的方法，以提升四足机器人在极端地形上的穿越能力。该方法利用本体感知在线更新接触时序、落足点和地形估计，从而增强对未知高程变化的鲁棒性。尾部控制通过补充欠驱动腿的作用，提升机器人在受到角度扰动时的性能。这些优势在一台模拟四足机器人上得到了验证。

该机器人在倾斜初始状态下，能够鲁棒地穿越高度变化最高达腿长 1.5 倍的环境。

基于这些令人鼓舞的结果，未来工作的重点之一是在硬件上评估所提出的方法。这将对状态和接触估计提出更高要求，因为控制、地形估计和步态规划器都高度依赖这些信息。此外，可能还需要更精确地对尾部建模，以考虑其齿轮箱，并采用更精细的控制约束来处理尾部与机身以及尾部与地面的碰撞。最后，必须确保在计算资源有限的情况下，能够高效且可行地求解非线性模型预测控制（NMPC）。该方法的一个缺点是，它假设地形变化较为简单。尤其是在狭窄沟壑或踏脚石等地形上，腿部可能会被绊住，始终无法触地。幸运的是，在这种情况下，尽管该方法无法获取用于地形估计的触地信息，但控制器在得知足端已失去接触后，仍会保守地降低机身高度。通过在步态规划中加入事件，可以进一步改进这一方法；此外，还可以将实验扩展到其他类型的地形。

参考文献

[1] Y. Yang, J. Norby, J. K. Yim, and A. M. Johnson,《本体感知与尾部控制使四足机器人能够穿越极端地形》，发表于*ICRA* 腿式机器人研讨会，2022年5月。[2] ——，《通过序贯分布式模型预测控制提升尾部兼容性》，发表于*RSS* 实时最优控制软件工具研讨会，2021年7月。[3] M. Raibert，《保持平衡的腿式机器人》。麻省理工学院出版社，1986年。[4] J. Pratt, J. Carff, S. Drakunov, and A. Goswami，《捕获点：迈向人形机器人抗推恢复》，发表于*IEEE-RAS* 国际人形机器人会议，2006年，第200–207页。[5] J. Di Carlo, P. M. Wensing, B. Katz, 等，《通过凸模型预测控制实现 MIT Cheetah 3 的动态运动》，发表于*IEEE/RSJ* 智能机器人与系统国际会议，2018年，第1–9页。[6] W. Christensen，《猫的身体》，载于《智胜猫咪：说服你生活中的猫科动物，让它们相信你想要的正是它们想要的，所需的技巧、诀窍与方法》。Globe Pequot，2004年，第22–45页。[7] T. Libby, T. Y. Moore, E. Chang-Siu, 等，《蜥蜴、机器人和恐龙的尾部辅助俯仰控制》，《自然》，第481卷，第7380期，第181–184页，2012年。[8] S. Shield, R. Jericevich, A. Patel, and A. Jusufi，《尾巴、摆动肢与帆：附肢如何通过提升稳定性改善陆地机动性》，《综合与比较生物学》，第61卷，第2期，第506–520页，2021年5月。[9] A. J. Ijspeert，《用于动物和机器人运动控制的中央模式发生器：综述》，《神经网络》，第21卷，第4期，第642–653页，2008年。[10] F. Jenelten, T. Miki, A. E. Vijayan, 等，《崎岖地形中的感知运动——在线落足点优化》，*IEEE*机器人与自动化快报，第5卷，第4期，第5370–5376页，2020年。[11] N. Kong, C. Li, and A. M. Johnson，《用于足式机器人接触隐式稳定的混合迭代线性二次调节器模型预测控制》，*arXiv:2207.04591 [cs.RO]*, 2022, 审稿中。[12] T. Miki, J. Lee, J. Hwangbo, 等，《学习四足机器人在野外实现稳健的感知运动》，《科学·机器人学》，第7卷，第62期，2022年。[13] M. Hutter, C. Gehring, D. Jud, 等，《ANYmal——一种高机动性、高动态性能的四足机器人》，发表于*IEEE/RSJ* 智能机器人与系统国际会议，2016年，第38–44页。[14] M. Łysakowski, M. R. Nowicki, R. Buchanan, 等，《用于触觉蒙特卡洛定位的地形表征无监督学习》，发表于*2022*年国际机器人与自动化会议，2022年，第4642–4648页。[15] A. M. Johnson, G. C. Haynes, and D. E. Koditschek，《足式机器人通过步态转换实现扰动检测、识别与恢复》，发表于*IEEE/RSJ* 智能机器人与系统国际会议，2010年，第5347–5353页。

[16] P. M. Wensing, A. Wang, S. Seok, 等，《MIT Cheetah 的本体感知执行器设计：面向动态足式机器人的冲击缓解与高带宽物理交互》，《IEEE机器人学汇刊》，第33卷，第3期，第509–522页，2017年。[17] G. Kenneally, W.-H. Chen, and D. E. Koditschek，《执行器透明度与本体感知的能量成本》，发表于《国际实验机器人研讨会》。施普林格，2018年，第485–495页。[18] P. Fankhauser, M. Bloesch, and M. Hutter，《面向不确定定位移动机器人的概率地形映射》，《IEEE机器人与自动化快报》，第3卷，第4期，第3019–3026页，2018年。[19] G. Bledt, P. M. Wensing, S. Ingersoll, and S. Kim，《非结构化地形中基于事件的运动接触模型融合》，发表于IEEE国际机器人与自动化会议，2018年，第4399–4406页。[20] J. Lee, J. Hwangbo, L. Wellhausen, 等，《学习在复杂地形上的四足运动》，《科学·机器人学》，第5卷，第47期，文章编号eabc5986，2020年10月。[21] T. Homberger, L. Wellhausen, P. Fankhauser, and M. Hutter，《足式机器人支撑面估计》，发表于IEEE国际机器人与自动化会议，2019年，第8470–8476页。[22] A. Seyfarth, H. Geyer, and H. Herr，《摆动腿回缩：稳定奔跑的简易控制模型》，《实验生物学杂志》，第206卷，第15期，第2547–2555页，2003年8月。[23] J. Zhu, N. J. Kong, G. Council, and A. M. Johnson，《混合事件整形以稳定周期混合轨道》，发表于IEEE国际机器人与自动化会议，美国宾夕法尼亚州费城，2022年5月。[24] V. Kurtz, H. Li, P. M. Wensing, and H. Lin，《Mini Cheetah，Falling Cat：机器人特技的机器学习与轨迹优化案例研究》，发表于2022年国际机器人与自动化会议（ICRA）。美国宾夕法尼亚州费城：IEEE，2022年5月，第4635–4641页。[25] T. Libby, A. M. Johnson, E. Chang-Siu, 等，《惯性重新定向用附肢的比较设计、尺度缩放与控制》，《IEEE机器人学汇刊》，第32卷，第6期，第1380–1398页，2016年。[26] C.-Y. Lee, S. Yang, B. Bokser, and Z. Manchester，《足式机器人的反作用轮辅助运动》，发表于ICRA 腿式机器人研讨会，2022年5月。[27] R. Briggs, J. Lee, M. Haberland, and S. Kim，《仿生设计中的尾部：分析、仿真与实验》，发表于IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议，2012年，第1473–1480页。[28] R. T. Fawcett, A. Pandala, J. Kim, and K. Akbari Hamed，《具有多关节尾部的四足运动实时规划与非线性控制》，《动态系统、测量与控制杂志》，第143卷，第7期，2021年2月。[29] J. Norby, J. Y. Li, C. Selby, 等，《轻质尾部利用气动阻力实现动态行为》，《IEEE机器人学汇刊》，第37卷，第4期，第1144–1153页，2021年。[30] A. Patel and E. Boje，《论受猎豹启发的二自由度尾部的圆锥运动》，《IEEE机器人学汇刊》，第31卷，第6期，第1555–1560页，2015年。[31] P. Fankhauser and M. Hutter，《通用网格地图库：崎岖地形导航的实现与用例》，载于《机器人操作系统（ROS）——完整参考指南（第1卷）》，A. Koubaa 编。施普林格，2016年，第5章。[32] Y. Ding, A. Pandala, C. Li, 等，《四足机器人动态运动的无表示模型预测控制》，《IEEE机器人学汇刊》，第37卷，第4期，第1154–1171页，2021年。[33] S. W. Heim, M. Ajallooeian, P. Eckert, 等，《足式机器人主动尾部的设计：通过控制目标解耦简化控制》，《工业机器人：国际期刊》，第43卷，第3期，第338–346页，2016年1月。[34] J. Liu, X. Chen, D. Mu˜noz de la Pe˜na, and P. D. Christofides，《非线性过程系统分布式模型预测控制的序贯与迭代架构》，《美国化学工程师学会期刊》，第56卷，第8期，第2137–2149页，2010年。[35] V. R. Kamidi, J. Kim, R. T. Fawcett, 等，《用于足式机器人周期步态的基于分布式二次规划的非线性控制器》，《IEEE控制系统快报》，第6卷，2514，2022年2509页–。[36] J. Norby, Y. Yang, A. Tajbakhsh, 等，《Quad-SDK：灵活四足运动全栈软件框架》，发表于ICRA 腿式机器人研讨会，2022年5月。[37] W. Saab, W. S. Rone, and P. Ben-Tzvi，《机器人尾部：前沿综述》，《Robotica》，第36卷，第9期，第1263–1277页，2018年9月。