

基于静平衡的四足巡检机器人跳跃与爬梯步态研究

冷 静¹

LENG Jing

摘 要

由于现有巡检机器人关节角度超过 30°, 在跳跃或爬梯时易因重心突变导致机身不稳定, 使得步态运动轨不连贯, 为此文章研究基于静平衡的四足巡检机器人跳跃与爬梯步态。在摆腿阶段, 机器人重心的地面投影必须始终位于支撑三角形内, 确保运动过程中的静平衡稳定性, 并引入卡尔曼滤波融合不同传感器的数据, 以获得更准确的机器人状态估计, 从而更准确地判断机器人的稳定性状态。基于判断结果, 利用基于强化学习的步态优化技术, 在不断与环境交互的过程中学习最优的步态策略, 自动调整迈腿顺序和运动轨迹, 以在满足稳定性要求的前提下, 实现静平衡步态控制。然后, 采用 1-3-4-2-1 循环序列, 对机器人运动的平稳性进行步态分析, 使得机器人始终在复杂地形下保持运动连贯性。实验结果表明, 机器人展现出了较高的稳定性和协调性, 其运动轨迹平滑连贯, 未出现任何显著的冲击或不稳定现象; 关节角度保持在 25°~30°, 该曲线与理论预测值高度吻合, 充分证明了基于该运动学模型所设计的步态规划方法在实际应用中的有效性和可行性。

关键词

四足巡检机器; 步态; 地形; 核电站无人机组; 自主巡检

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.006

0 引言

面对地形复杂的巡检场景, 四足巡检机器人不仅需要具备稳定的行走能力, 以应对平坦或崎岖的路面, 还需掌握跳跃与爬梯等特殊步态。通过精确控制腿部动作和姿态, 稳定地向上或向下移动, 以接近或远离高处的巡检目标。这种步态不仅要求机器人具备强大的抓地力和平衡能力, 还需要精确的环境感知和动态调整能力, 以确保攀爬过程的安全和稳定。在研究分析过程中, 文献 [1] 根据环境模型, 计算机器人与目标区域之间的空间关系, 评估跳跃的可行性。伺服系统提供足够的动力输出, 以克服重力和惯性力, 实现跳跃动作。跳跃动作需要消耗大量的能量, 特别是在高度和距离较大的情况下。如果机器人的能源供应不足或管理不善, 可能会影响跳跃的持续性和稳定性。文献 [2] 中机器人可能配备有可伸缩的机械臂, 这些设备可以将机器人提升至更高的位置, 以便读取高处的标记。跳跃过程中, 机器人可能因惯性、地面不平或障碍物干扰而失去平衡, 导致跳跃失败或读数不准确。因此现阶段, 以四足巡检机器人跳跃与爬梯步态为研究对象, 研究基于静平衡的四足巡检机器人跳跃与爬梯步态。

1 巡检机器人跳跃与爬梯步态

1.1 四足机器人稳定性判据

在管道内这种空间受限、地形多变且可能存在障碍物和流体影响的特定环境下, 机器人运动稳定性显得更为关键。因此在运动过程中进行稳定性判断, 为后续静平衡步态研究奠定基础^[3]。在管道内环境中, 由于空间狭窄, 机器人与管道壁的接触可能性增加, 动态步态可能会因与管道壁的碰撞而失去稳定性, 因此静态步态在管道内运动中往往更具优势。为实现持续稳定, 四足机器人需维持至少三腿或全四腿同时触地。对于静态步态, 因速度相对缓慢, 可忽略加速度影响, 视每时刻均满足力与力矩的平衡。在摆腿阶段, 三腿支撑形成的三角形成为关键支撑结构, 此时机器人需严格遵循特定的力和力矩平衡方程以维持稳定, 其公式为:

$$\begin{cases} mg = \sum_{i=1}^3 N_i \\ \sum_{i=1}^3 r_i \times r_p \times mg = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为机器人的质量; g 为重力加速度; N_i 为支撑腿的受力; r_p 、 r_i 为支撑腿到各个点的投影。

在四足机器人的摆腿过程中, 只要其重心在地面的投影点位于由剩余三条支撑腿落足点构成的支撑三角形内, 就能通过求解得到各支撑腿所需的大于零的竖直支撑力, 从而确

1. 深圳市第二职业技术学校 广东深圳 518107

保机器人达到力与力矩的平衡状态^[4]。因此，四足机器人静态稳定性的一个关键判据是：在摆腿阶段，机器人重心的地面投影必须始终位于支撑三角形内。在管道内环境下，地面情况复杂，可能存在油污、积水等导致摩擦力变化的因素，这对机器人的稳定性提出了更高要求。

基于此，为进一步判断稳定性状态，在机器人身体关键部位（如躯干、各关节处）安装多种传感器，包括惯性测量单元（IMU）、力传感器、压力传感器等。通过卡尔曼滤波融合来自不同传感器的数据，以获得更准确的机器人状态估计，从而更准确地判断机器人的稳定性状态，提前发现潜在的失稳风险。设机器人的状态向量为 $\mathbf{x}_k = [\theta_k, \phi_k, \psi_k, v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k}]^T$ ，其中， θ_k, ϕ_k, ψ_k 为姿态角； $v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k}$ 为速度。状态方程可以表示为：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

式中： $\mathbf{F}_k$ 为状态转移矩阵； $\mathbf{B}_k$ 为控制输入矩阵； $\mathbf{u}_k$ 为控制输入向量； $\mathbf{w}_k$ 为过程噪声向量。

设测量向量为 $\mathbf{z}_k$ ，包含来自 IMU、力传感器和压力传感器的测量数据。测量方程表示为：

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

式中： $\mathbf{H}_k$ 为测量矩阵； $\mathbf{v}_k$ 为测量噪声向量。卡尔曼滤波预测机器人状态为：

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (5)$$

式中： $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为先验状态估计； $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为先验估计协方差矩阵； $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 为前一时先验状态估计； $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 为前一时先验估计协方差矩阵； $\mathbf{Q}_k$ 为过程噪声的协方差矩阵。则机器人状态更新公式为：

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (8)$$

式中： $\mathbf{K}_k$ 为卡尔曼增益； $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 为后验状态估计； $\mathbf{P}_{k|k}$ 为后验估计协方差矩阵； $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为前一时后验状态估计； $\mathbf{R}_k$ 为测量噪声协方差矩阵。

由此，根据结果 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 判断机器人的稳定性状态。同时，针对四足机器人，将其模型简化为线性倒立摆模型。假设机器人的质量集中在一点（质心），且质心在水平面内运动，忽略摩擦力和空气阻力。设机器人的质心位置为 (x, y) ，支撑点（压力中心点）位置为 (x_p, y_p) 。根据线性倒立摆模型的动力学方程，质心的加速度 $(\ddot{x}, \ddot{y})$ 与质心位置和支撑点位置之间的关系为：

$$\ddot{x} = \omega^2 (x - x_p), \ddot{y} = \omega^2 (y - y_p) \quad (9)$$

式中： ω 为自然频率。

零力矩点是线性倒立摆模型中用于判断机器人的稳定性的。在管道内环境下，由于管道壁的限制，机器人的支撑多边形可能会受到挤压而变形，因此需要实时监测零力矩点的位置，确保其始终位于支撑多边形内部，以避免机器人因与管道壁碰撞或自身重心偏移而发生倾倒。设机器人受到的重力为 mg ，各支撑腿的地面反作用力为 $\mathbf{F}_i$ ，作用点为 (x_i, y_i) 。则零力矩点 (x_{zmp}, y_{zmp}) 的计算公式为：

$$x_{zmp} = \frac{\sum_{i=1}^n F_{iz} x_i - \frac{1}{g} \sum_{i=1}^n (F_{iy} \ddot{x}_i - F_{ix} \ddot{y}_i)}{\sum_{i=1}^n F_{iz}} \quad (10)$$

$$y_{zmp} = \frac{\sum_{i=1}^n F_{iz} y_i - \frac{1}{g} \sum_{i=1}^n (F_{ix} \ddot{y}_i - F_{iy} \ddot{x}_i)}{\sum_{i=1}^n F_{iz}} \quad (11)$$

式中： F_{ix}, F_{iy}, F_{iz} 分别为第 i 个支撑腿的地面反作用力在 x, y, z 轴上的分量； $\ddot{x}_i, \ddot{y}_i$ 分别为第 i 个支撑腿在 x, y 轴上的加速度。

当零力矩点位于支撑多边形内部时，确保了机器人运动过程中的静平衡稳定性^[5]，从而避免失稳问题。

1.2 静平衡步态研究

为了实现更高效的静平衡步态控制，引入基于强化学习的步态优化技术^[6-7]。将四足机器人的步态控制问题建模为一个强化学习任务，定义机器人的状态空间 $\mathbf{s}$ 、动作空间 $\mathbf{a}$ 和奖励函数 r 。通过强化学习算法（深度 Q 网络（DQN））让机器人在不断与环境交互的过程中学习最优的步态策略，自动调整迈腿顺序和运动轨迹，以在满足稳定性要求的前提下，提高运动效率和灵活性。具体实现过程描述如下：

基于零力矩点（ZMP）的位置来设计稳定性奖励 $r_{\text{stability}}$ ，机器人的能耗为 E ，设计能耗奖励 $r_{\text{energy}} = -\alpha F$ ，其中 α 为常数，用于调整能耗对奖励的影响程度；在管道内环境下，机器人的运动空间受限，为避免与管道壁发生碰撞，在设计奖励函数时，需要特别考虑机器人在管道内的运动速度约束，即机器人的运动速度为 $\mathbf{v}$ ，设计运动速度奖励 $r_{\text{speed}} = \beta \|\mathbf{v}\|$ 。设 ZMP 的位置为 $p_{\text{zmp}} = (x_{\text{zmp}}, y_{\text{zmp}})$ ，支撑多边形的中心为 p_{support} ，则稳定性奖励 $r_{\text{stability}}$ 为：

$$r_{\text{stability}} = \exp\left(-\frac{\|p_{\text{zmp}} - p_{\text{support}}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

式中： σ 为常数，用于控制奖励的衰减速度。

同时，考虑到管道内环境，增加碰撞避免奖励 $r_{\text{collision}}$ ，

设机器人与管道壁的距离为 d ，当 d 小于安全距离 d_s 时，给予负奖励以惩罚碰撞行为，表示为 $r_{\text{collision}} = \begin{cases} 0, d \geq d_s \\ -k_c(d_s - d), d < d_s \end{cases}$ ， k_c 为常数，用于控制碰撞惩罚的力度。综上，总奖励函数 r 表示为：

$$r = \omega_1 r_{\text{stability}} + \omega_2 r_{\text{energy}} + \omega_3 r_{\text{speed}} + \omega_4 r_{\text{collision}} \quad (13)$$

式中： ω_1 、 ω_2 、 ω_3 、 ω_4 为各项奖励的权重。

DQN 算法的核心是学习动作价值函数 $Q(s, a)$ ，则 $Q(s, a)$ 的更新公式为：

$$Q(s'', a'') = Q(s', a') + \alpha [r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)] \quad (14)$$

式中： s 、 a 为当前状态和动作； r 为执行动作后获得的奖励； s'' 、 a'' 为下一个状态和动作； s' 、 a' 为上一个状态和动作； α 为学习率； γ 为折扣因子。

在 DQN 中，使用神经网络 $Q(s, a; \theta)$ 来逼近动作价值函数 $Q(s, a)$ ，其中 θ 为神经网络的参数。损失函数为：

$$L(\theta) = E \left[\left(r + \gamma \max_{a'} Q(s'', a''; \theta^-) - Q(s', a'; \theta) \right)^2 \right] \quad (15)$$

式中： θ 为目标网络的参数。

当神经网络的损失函数达到最小时，输出其对应的状态与动作组合，得到最优的步态策略，以此来自动调整迈腿顺序和运动轨迹，以在满足稳定性要求的前提下，实现更高效的静平衡步态控制。

1.3 步态的对比分析

基于对四足机器人静平衡步态的研究，引入相位差模型解析 Walk 步态时序特征，发现相位差取值与全支撑相数量的映射关系，完成步态对比分析，从而实现优化机器人运动稳定，保障管道内复杂地形下的运动连贯性。

由于每种步态都具有独立的运动顺序和轨迹模式，在管道内环境下，由于空间狭窄，机器人需要更加谨慎地选择迈腿顺序和运动轨迹，以避免与管道壁发生碰撞^[8]。四足巡检机器人最多只有一条腿处于转动状态，其余腿则负责支撑和稳定机体^[9-10]。在机器人向前行进时，四条腿需严格遵循预定的顺序进行交替转动。其中四足巡检机器人常采用的序列是 1-3-4-2-1 循环。步态的时序图如图 1 所示。

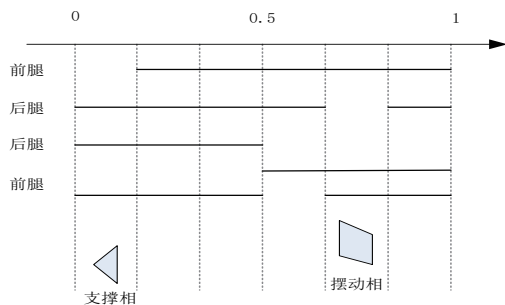


图 1 步态时序图

为使机器人在行走期间保持足够的平衡性能，也就是保证至少有三条腿同时处于立直支撑的状态，需要引入稳定系数 λ 。当 $\lambda > 0.75$ 时，意味着在任一时间点，至少有三条腿是处于支撑地面的状态，从而有效防止机器人倾倒。此外，由于 Walk 步态具有左右对称性，各机械腿之间的相位差成为影响步态稳定性，这些相位差的具体关系为：

$$\mu_i = \mu_0 + (i-1)\Delta\mu \quad (16)$$

式中： μ_i 为第 i 条腿的相位； μ_0 为初始相位； $\Delta\mu$ 为相邻腿之间的相位差。

通过计算各腿之间的相对相位差，绘制出 Walk 步态的时序图。在一个完整的转动周期内，每条机械腿仅完成一次转动，且这次转动的持续时间占据整个周期 T 的 $1-\lambda$ ，可以推导出 $1-\lambda \leq 0.25$ ，表示在有限的转动时间内，机械腿能够充分转动以到达预定的位置。在管道内环境下，当相位差 μ 取其左侧极限值时，一个周期内将仅出现两个全支撑相的状态，导致机器人在抬腿时重心偏移过大，易与管道壁发生碰撞；而若 μ 取其他值，会呈现四个全支撑相的状态，此时机器人会提前调整其质心位置，确保质心投影位于当前的支撑三角形内部，为后续的抬腿动作做好充分的准备，提升机器人在行走过程中的稳定性，避免多腿协同时的轨迹冲突，保障管道内复杂地形下的运动连贯性。

2 实验测试与分析

2.1 搭建实验环境

运用 Adams 软件对机器人进行运动仿真，设定关节最大角速度限制为 $250^\circ/\text{s}$ ，利用样机在真实管道环境中进行全方位的状态测试，以验证仿真结果。在样机设计中，所有关节电机均选用最大角速度可达 50 r/min ，为机器人的快速响应提供了有力保障。根据运动学模型中的坐标轴建立方法，定义了机器人的运动空间和姿态：

- (1) 左前腿的膝关节朝内侧进行转动，同时腰关节则向外侧转动；
- (2) 左前腿的髋关节紧接着向左侧转动；
- (3) 右前腿开始动作，其膝关节同样向内侧转动，腰关节则继续向外侧转动；
- (4) 对左前腿和左后腿的关节角度进行调整，使得机身回到初始位置。

2.2 结果与分析

在完成运动仿真工作之后，开展机器人的管道爬壁实验。将机器人每个平行步态的步幅设定为 3 mm ，每个垂直步态的爬升角度设定为 30° 。在机器人处于管道侧面作业阶段，逐步增大转动腿关节及其对角腿关节的下压角度，同时对机身方向进行细微调整，以保障转动腿的脚掌能够与管道内壁充分接触并实现吸附。得到最后的爬壁结果如图 2 所示。

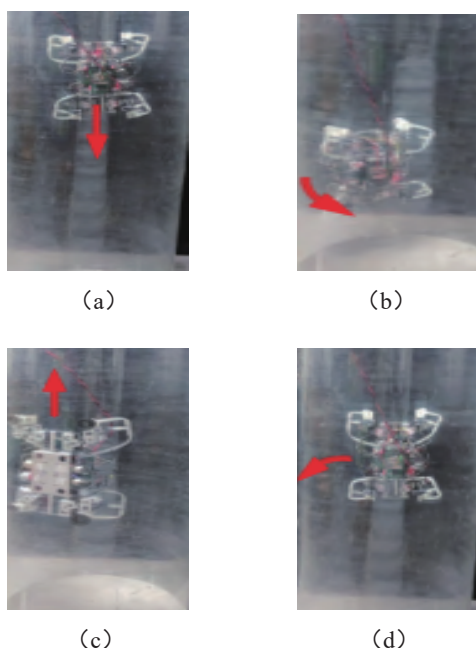


图2 垂直管道爬壁结果

由图2中结果可知,将机器人部署在玻璃管道内,并顺利完成了水平及垂直管道的爬壁实验。实验过程中,机器人展现出了极高的稳定性和协调性,其运动轨迹平滑连贯,未出现任何显著的冲击或不稳定现象,这充分证明了机器人在复杂管道环境下具有较强的适应能力。通过运动仿真测量,得到了一号腿关节的角度变化曲线,具体如图3所示。

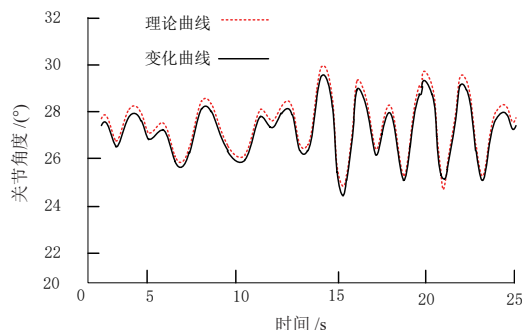


图3 关节角度变化曲线对比图

由图3中结果可知,关节角度保持在 $25^{\circ}\sim 30^{\circ}$,该曲线与理论预测值高度吻合,说明了运用本文方法研究后机器人在复杂管道中运动的安全性。综上所述,本次实验不仅成功验证了机器人运动学模型的正确性,还充分证明了基于该运动学模型所设计的步态规划方法在实际应用中的有效性和可行性。这一成果为机器人在复杂空间内的自主作业提供了重要的技术支撑,具有广泛的应用前景。

3 结语

本文从静平衡入手,研究了四足巡检机器人等相关问题,

探究了基于静平衡的四足巡检机器人跳跃与爬梯步态方法。未来为进一步提高在复杂环境中的巡检效率和安全性,将更加完善计算,机器人的腿部关节需要具备足够的灵活性,以适应楼梯踏步的高度和宽度变化。在爬梯过程中,机器人需要不断调整重心位置,以保持身体平衡。这通常通过控制腿部动作和姿态来实现,从而不断优化和完善研究方法,保障机器人在复杂环境中的巡检效率和安全性。

参考文献:

- [1] 王宏伟,刘亚东,田兵,等.基于空间关系的变电站巡检机器人巡检点自主生成方法[J].高电压技术,2022,48(8):2982-2990.
- [2] 童泉军,陈洋,路浩,等.面向表计读数的变电站巡检机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报,2022,36(8):167-177.
- [3] 张博,周红生.基于RL-APF算法的巡检机器人避障研究[J].组合机床与自动化加工技术,2023(6):7-10.
- [4] 周余,吴功平,杨松,等.巡检机器人塔上自主充电控制方法研究[J].机械设计与制造,2023(3):271-276.
- [5] 吴庆,赵涛,佃松宜,等.基于FPSO的电力巡检机器人的广义二型模糊逻辑控制[J].自动化学报,2022,48(6):1482-1492.
- [6] 董豪,杨静,李少波,等.基于深度强化学习的机器人运动控制研究进展[J].控制与决策,2022,37(2):278-292.
- [7] 周维庆,王飞,赵德京.基于双重限制Q学习的机器人控制方法[J].自动化与仪表,2024,39(3):61-65.
- [8] 张守祥,张学亮,张磊,等.综采巡检机器人关键技术研究[J].煤炭科学技术,2022,50(1):247-255.
- [9] 金书奎,寇子明,吴娟.煤矿水泵房巡检机器人路径规划与跟踪算法的研究[J].煤炭科学技术,2022,50(5):253-262.
- [10] 吴珂,平学成.基于六轴机器人的运动学分析与轨迹规划[J].组合机床与自动化加工技术,2024(7):17-22.

【作者简介】

冷静(1985—),女,吉林蛟河人,硕士,讲师、高级双师型教师、高级机器学习工程师、高级网络工程师,研究方向:计算机应用、人工智能技术与应用。

(收稿日期:2025-07-03 修回日期:2025-12-29)