

用于动态四足运动的同时碰撞检测和力估计

Ziye Zhou¹, Stefano Di Cairano¹, Yebin Wang¹, Karl Berntorp¹

Abstract—在本文中，我们只使用关节编码器信息和机器人动力学来解决四足行走的同时碰撞检测和力估计问题。我们设计了一个交互多模型卡尔曼滤波器 (IMM-KF)，用于估计作用在机器人上的外部力和多种可能的接触模式。该方法对任何步态模式设计都是不变的。我们的方法利用基于机器人动力学和编码器信息的外部力伪测量信息。基于估计的接触模式和外部力，我们设计了一个反射运动和一个摆动腿的允许控制器，通过调整腿部参考运动来避免碰撞。此外，我们实施了一个力自适应的模型预测控制器来增强平衡。仿真消融研究和实验表明了该方法的有效性。

I. 介绍

四足行走在过去几十年中取得了显著进步，展示了出色的动态行为和对外部干扰的鲁棒性 [1]–[3]。为了增强步行机器人在更具挑战性地形（如楼梯或岩石）上的能力，成功的方法 [4]–[7] 已将地形信息集成到规划或估计 [8] 模块中，以有意减少绊倒的风险。然而，由于传感器数据带宽的限制和潜在的跟踪误差，周围地形的可靠描述并不总是可用的，特别是在高速度行进的步行机器人情况下。这一限制凸显了在动态行走中独立于外部传感器的鲁棒碰撞检测和接触力估计的重要性，能够对意外接触事件迅速反应。

不依赖于昂贵且易损坏的额外传感器，刚性机器人自身感知的碰撞检测已经引起了显著关注 [9]。对于腿式运动，由于运动中固有的频繁有意接触，碰撞检测提出了更大的挑战。一个关键问题是区分不同的接触模式，例如常规的站立模式和意外碰撞。基于启发式的方法已经成功地运用于四足机器人。例如，在 [10] 中，意外碰撞根据运动步态和摩擦锥形状的先验知识，以及外部接触力的粗略估计来检测。此外，[11] 显式地构建了一个隐马尔可夫模型，后来在 [12] 中扩展到接触和滑动检测。然而，上述工作主要集中在接触或碰撞检测，而没有准确估计外部接触力或扭矩以供进一步使用。

基于动量的观测器 (MBO) [13] 在不需要关节加速度测量的情况下提供对外部力矩的准确估计，当接触位置已知时，这些力矩可以进一步计算外部接触力。MBO 已被有效应用于动态步态的各个方面，包括接触检测（站立或摆动）[14]–[16]、碰撞检测 [17], [18] 和扰动拒绝 [19], [20]。特别地，以前关于接触或碰撞检测的工作通常采用分层管道，首先估计外部力，然后使用后处理技术，例如阈值法，来确定是否发生了接触。虽然在 [18] 中提出了一种稳健的阈值方法以考虑模型的不确定性，但开发一种能考虑多种接触模式而不仅仅是二进制接触检测的稳健标准仍然具有挑战性。为了实现可靠性能，通常需要额外的滤波和启发式方法，例如从控制器设计调度的接触时间。据我们所知，目前不存在一种能同时估计多种接触模式和外部力并保持对任何步态模式设计不变的碰撞检测方法。

为此，我们提出了一种基于交互多模型卡尔曼滤波器 (IMM-KF) [21] 的方法，利用编码器信息和机器人动力学同时估计外部力量和接触模式，包括摆动、支撑和碰撞。IMM-KF 中的每个 KF 都针对特定的接触模式进行了定制，其中广义动量 (GM) 的动力学与用于接触力的干扰观测器相结合 [22]。在测量模型中，我们结合了源自机器人动力学的外部力伪测量。然后，IMM-KF 融合这些接触模式并确定每种模式发生的概率。在估计接触模式和外部力之后，我们实施了一个顺应控制律，以有效应对检测到的碰撞。此外，估计的接触力被发送到模型预测控制器 (MPC) [1], [23] 以消除干扰，确保在感知能力最低的情况下实现稳健和自适应的运动。

本研究的主要贡献是：

- 我们开发了一种基于 IMM-KF 的估计器，该估计器独立于任何特定的控制器设计。通过结合 GM 与所需的地面反作用力，我们提供了增强的反馈，以区分接触模式和碰撞模式。
- 利用碰撞检测能力，我们设计了一个反射运动响应。此外，估算的力被输入到 MPC 模块中，以改善平衡控制。
- 我们通过消融研究和与其他基线在仿真和硬件环境中的比较来验证我们的方法。

II. 预备知识

本节包含基于动量的观测器和卡尔曼滤波器的简要描述，以促进对所提出方法的理解。

A. 基于动量的观测者

具有 n 自由度 (DoF) 的四足机器人动力学可以表示为

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) + \boldsymbol{\tau}_f = \boldsymbol{\tau}_{\text{ext}} + \boldsymbol{\tau}_m, \quad (1)$$

其中 $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是质量矩阵， $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是由于科里奥利和离心项引起的克里斯托弗符号， $\mathbf{q}$ 是关节角， $\mathbf{g}$ 是重力项， $\boldsymbol{\tau}_f$ 是关节摩擦力矩， $\boldsymbol{\tau}_m$ 是电机引起的关节力矩， $\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}}$ 是地面反作用力引起的外部关节力矩。外部关节力矩为

$$\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}} = \sum_{j=1}^{n_f} \mathbf{J}_{c_j}^T(\mathbf{q}) \mathcal{F}_{\text{ext},j}, \quad (2)$$

其中 $\mathbf{J}_{c_j}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{6 \times n}$ 和 $\mathcal{F}_{\text{ext},j}$ 分别是几何接触雅可比矩阵和施加在第 j 足的外部扭矩。 n_f 是机器人的足数量。外部扭矩包含外力 $\mathbf{f}_{\text{ext}}$ 和力矩 $\mathbf{m}_{\text{ext}}$ ，即

$$\mathcal{F}_{\text{ext}} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_{\text{ext}} \\ \mathbf{m}_{\text{ext}} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^6. \quad (3)$$

广义动量 (GM) $\mathbf{p}$ 可以定义为

$$\mathbf{p} = \mathbf{M}\dot{\mathbf{q}} \quad (4)$$

¹ Mitsubishi Electric Research Laboratories (MERL), 02139 Cambridge, MA, USA. karl.o.berntorp@ieee.org.

由于机器人动力学的反对称性质

$$\dot{M}(q) = C(q, \dot{q}) + C^T(q, \dot{q}), \quad (5)$$

估计的 GM $\hat{p}$ 的动力学可以写为

$$\dot{\hat{p}} = \tau_m - \tau_f + C^T \dot{q} - g + \tau_{\text{ext}}. \quad (6)$$

然后, 可以通过使用一阶滤波器 [13] 或卡尔曼滤波器 [22] 进行进一步滤波, 使用 $p = \hat{M}\dot{q}$ 作为测量的 GM 和 $\hat{M}$ 作为估计的质量矩阵。

B. 单模型卡尔曼滤波器

卡尔曼滤波器是一种递归的状态估计器, 适用于形式为

$$x_{t+1} = A_t x_t + B_t u_t + w_t, \quad (7a)$$

$$y_t = C_t x_t + v_t, \quad (7b)$$

的动态系统, 其中 $x_t \in \mathbb{R}^{n_x}$ 是时间步 t 的状态, u_t 是输入, $y_t \in \mathbb{R}^{n_y}$ 是输出向量, $w_t \sim \mathcal{N}(0, Q_t)$ 定义过程噪声, $v_t \sim \mathcal{N}(0, R_t)$ 定义测量噪声。在每次递归时, 卡尔曼滤波器执行一个预测步骤和一个更新步骤 [24]。

1) 预测步骤: In the prediction step, a model of the dynamical system's evolution is used to propagate and predict the first and second moments of the posterior distribution,

$$\hat{x}_{t|t-1} = A_{t-1} \hat{x}_{t-1|t-1} + B_{t-1} u_{t-1}, \quad (8a)$$

$$P_{t|t-1} = A_{t-1} P_{t-1|t-1} A_{t-1}^T + Q_{t-1}, \quad (8b)$$

where $\hat{x}_{t|t}$ and $P_{t|t}$ are the mean and covariance of the distribution describing the state estimate at time step t , and $\hat{x}_{t|t-1}$ and $P_{t|t-1}$ are the predicted mean and covariance.

2) 更新步骤: In the update step, the predicted mean and covariance are updated using sensor measurements:

$$\tilde{y}_t = y_t - C_t \hat{x}_{t|t-1}, \quad (8c)$$

$$S_t = C_t P_{t|t-1} C_t^T + R_t, \quad (8d)$$

$$K_t = P_{t|t-1} C_t^T S_t^{-1}, \quad (8e)$$

$$\hat{x}_{t|t} = \hat{x}_{t|t-1} + K_t \tilde{y}_t, \quad (8f)$$

$$P_{t|t} = (I - K_t C_t) P_{t|t-1}, \quad (8g)$$

with the innovation residual $\tilde{y}_t$, the innovation covariance S_t , and the Kalman gain K_t .

为了确保所提算法与足的数量无关, 我们假设在碰撞阶段, 施加到一只足上的外力对漂浮基座和其他腿的作用可以忽略不计, 这与 [16] 的方法类似。在发生严重崩溃之前, 这一假设是合理的, 尤其是在同时部署了高级平衡控制器时。需要注意的是, 尽管所提算法可以应用于完整模型, 但这将导致指数级增加的接触模式和显著更高的计算复杂度。因此, 每条腿使用相同的估计器但独立更新。下文中提到的带有下标 j 的所有向量, 除非另有说明, 表示对应于 j^{th} 腿的 n_j 自由度的部分。通过将 GM 与用于接触力的干扰观测器 [22] 结合, j^{th} 腿在连续形式下的模式依赖系统动力学可以表示为

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_j \\ \dot{f}_{\text{ext},j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & S^{(k)} J_j^T \\ 0 & A_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_j \\ f_{\text{ext},j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} \omega_p \\ \omega_f \end{bmatrix}, \quad (9)$$

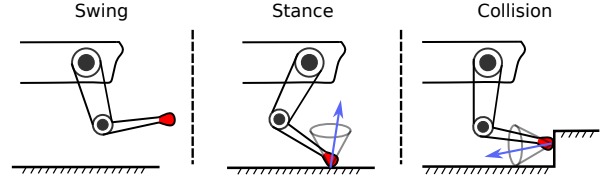


Fig. 1. 用于不同接触模式的力测量模型。

, 其中状态是 $x = [p_j^T, f_{\text{ext},j}^T]^T$, 控制是 $u = (\tau_m - \tau_f + C^T \dot{q} - g)_j$, 过程噪声是 $\omega = [\omega_p^T, \omega_f^T]^T$ 。我们通过从 J_{c_j} 中提取出 j^{th} 腿的子块定义雅可比矩阵 $J_j \in \mathbb{R}^{3 \times n_j}$ 。注意, 由于点足和之前假设的漂浮基座的影响, 我们忽略了外部力矩。矩阵 $A_f \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 通常定义为一个小的负定对角矩阵, 用以调节外部力的动力学, 从而减轻由于干扰 [25] 引入的潜在常数偏移。模式依赖的部分由选择矩阵 $S^{(k)}$ 决定, 其中 $k \in \{1, \dots, M\}$ 表示 k^{th} 种模式中的 M 。在这项工作中, 我们定义了具有摆动模式 ($k=1$)、支撑模式 ($k=2$) 和碰撞模式 ($k=3$) 的 $M=3$ 。我们定义选择矩阵 $S^{(k)}$ 。因此, 在过程模型中, 我们只区分摆动模式和其他接触模式。对于摆动模式, 我们假定外力为零, 这在 GM 的预测中没有被考虑。

在测量模型中, 我们引入了一个额外的伪力测量, 以更好地区分不同的接触模式。测量模型是

$$y = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_j \\ f_{\text{ext},j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_p \\ v_f \end{bmatrix}, \quad (10)$$

, 其中输出是 GM 和接触力 $y = [p_j^T, f_{\text{ext},j}^T]^T$ 以及测量噪声 $v = [v_p, v_f]^T$ 的组合。GM 测量直接从 $p = \hat{M}\dot{q}$ 获得。虽然由于缺乏力传感器无法进行直接力测量, 但在给定显式接触模式的情况下, 仍可以计算一个假想的伪力。对于摆动模式, 我们假设接触力为零。对于其他接触模式, 我们结合机器人动力学 (1) 和接触约束

$$J_{c_j} \ddot{q} + \dot{J}_{c_j} \dot{q} = 0. \quad (11)$$

因此, 简写为 $\tau = \tau_m - \tau_f - g$, 伪扳手为

$$\mathcal{F}_{\text{pse},j} = -(J_{c_j} M^{-1} J_{c_j}^T)^\dagger (J_{c_j} M^{-1} \tau + \dot{J}_{c_j} \dot{q}). \quad (12)$$

其中 $\mathcal{F}_{\text{pse}} = [f_{\text{pse}}^T, m_{\text{pse}}^T]^T$ 和 $(\cdot)^\dagger$ 表示伪逆。假设接触期间关节速度为零, 则进一步简化的表达式为 [10], [26]

$$\mathcal{F}_{\text{pse},j} = -(J_{c_j}^T)^\dagger \tau_m. \quad (13)$$

我们的多个接触模型的显式定义允许我们分别对于非接触 (摆动) 模式和其他接触模式使用这种伪力作为附加反馈, 而不是直接使用 (13)。同样, 在这项工作中, 由于点接触, 我们仅使用 f_{pse} 。

为了进一步区分接触模式, 如图 1 所示, 摩擦锥的形状 $\mathcal{F}^{(k)}$ 根据事先对潜在地形的假设, 分别为站立模式 (垂直锥 $\mathcal{F}_v$) 和碰撞模式 (水平锥 $\mathcal{F}_h$) 进行定义。然后, 外力 $v_f^{(k)}$ 的测量噪声为

$$v_f^{(k)} = \begin{cases} \text{large value} & \text{if } f_{\text{pse},j} \in \mathcal{F}^{(k)} \\ \text{small value} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

C. 交互多模型卡尔曼滤波器

Given the mode-dependent process and measurement models described above, we formulate an IMM-KF for a switched system of the form

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}_t^{(k)} \mathbf{x}_t + \mathbf{B}_t^{(k)} \mathbf{u}_t + \mathbf{w}_t^{(k)} \quad (15a)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{C}_t^{(k)} \mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t^{(k)}. \quad (15b)$$

The switched system's modes are modeled as a Markov chain with transition probabilities

$$\Pr(m_{t+1} = m^{(j)} | m_t = m^{(i)}) = \pi_{ij}, \quad (15c)$$

where $m_t \in \mathcal{M}$ is the mode at time step t , and the transition probability from mode $m^{(i)}$ to mode $m^{(j)}$ is π_{ij} . The IMM-KF involves an interaction, a filtering, a probability update, and a combination step [21].

1) 交互步骤: In the interaction step, the estimates of the M filters are mixed and used to initialize each filter,

$$c^{(k)} = \sum_{j=1}^M \pi_{jk} \mu_{t-1}^{(j)}, \quad (16a)$$

$$\mu_{t-1|t-1}^{(j|k)} = \frac{\pi_{jk} \mu_{t-1}^{(j)}}{c^{(k)}}, \quad (16b)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(k)} = \sum_{j=1}^M \mu_{t-1|t-1}^{(j|k)} \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(j)}, \quad (16c)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{t-1|t-1}^{(k)} = \sum_{j=1}^M \mu_{t-1|t-1}^{(j|k)} \left(\mathbf{P}_{t-1|t-1}^{(j)} + \mathbf{X}_{t-1|t-1}^{(k,j)} \right), \quad (16d)$$

with $\mathbf{X}_{t|t}^{(k,j)} = (\bar{\mathbf{x}}_{t|t}^{(k)} - \hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(j)}) (\bar{\mathbf{x}}_{t|t}^{(k)} - \hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(j)})^T$, where $\hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(k)}$ is the state estimate of filter k at time step t , and $\mu_t^{(k)}$ is the probability of filter k being active.

2) 过滤步骤: Each Kalman filter is executed separately using the mixed estimate $\bar{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(k)}$ and $\bar{\mathbf{P}}_{t-1|t-1}^{(k)}$ to initialize filter k .

3) 概率更新步骤: The filters innovation residuals are used to update the filters model probabilities,

$$L_t^k = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(\tilde{\mathbf{y}}_t^k)^T (\mathbf{S}_t^k)^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_t^k\right)}{\left|2\pi \mathbf{S}_t^{(k)}\right|^{0.5}} \quad (16e)$$

$$\mu_t^k = \frac{c^k L_t^k}{\sum_{i=1}^M c^i L_t^i} \quad (16f)$$

with the likelihood L_t^k and the model probability μ_t^k .

4) 组合步骤: Lastly, the filters' state estimates are combined as a weighted sum using the model probabilities,

$$\hat{\mathbf{x}}_{t|t} = \sum_{k=1}^M \mu_t^k \hat{\mathbf{x}}_{t|t}^k \quad (16g)$$

$$\mathbf{P}_{t|t} = \sum_{k=1}^M \mu_t^k \left(\mathbf{P}_{t|t}^k + (\hat{\mathbf{x}}_{t|t} - \hat{\mathbf{x}}_{t|t}^k) (\hat{\mathbf{x}}_{t|t} - \hat{\mathbf{x}}_{t|t}^k)^T \right), \quad (16h)$$

, 这是 IMM-KF 的最小均方估计。因此, 这提供了估计的外力 $\hat{\mathbf{x}}_{t|t}$ 和每种接触模式处于活动状态的概率 $\mu_t^{(k)}$ 。

尽管接触感知运动控制算法的设计仍然是一个活跃的研究领域 [27], 我们通过将准确的碰撞检测和外力估计信息整合到广泛采用的运动控制框架 [1] 中, 展示了这一做法的优势。碰撞感知的调整包括反射运动设计、摆动腿的顺应控制 (AC) 律, 以及带有外力反馈的 MPC。

在检测到一条腿的碰撞时, 会触发一个反射运动。如果摆动脚处于其摆动期间的前半段 (由步态调度器确定), 原始的步高将会被增加一个固定值, 该固定值高于碰撞时当前的脚高度。在我们的验证中, 我们使用了增加 10 厘米的脚高度, 但可以根据需要进行实际调整。前进方向 (x) 和侧向方向 (y) 上理想的摆动脚轨迹几乎保持不变, 仅根据新插值的轨迹朝向原始落脚点, 以进一步评估摆动腿的 AC, 接下来将讨论这一点。

我们部署了一个 AC 方案以应对外力,

$$\ddot{r} = M_a^{-1}(\hat{f}_{\text{ext}} - D_a(\dot{r} - \dot{r}_d) - K_a(r - r_d)) + \ddot{r}_d, \quad (17)$$

其中标量 r 和 r_d 分别是 x 或 y 方向上的当前和期望的脚部位置。估计的外力 $\hat{f}_{\text{ext}}$ 仅在检测到碰撞事件后才施加。参数 M_a 、 D_a 和 K_a 分别是虚拟质量、阻尼系数和刚度系数, 可以根据实际系统进行调节。与传统的在 [1], [23] 中使用的操作空间控制 (OSC) 相比, 把估计的外力加入使得对意外碰撞能做出顺应性反应, 最小化冲击力的同时对原有参考轨迹的跟踪误差有所妥协。在这项工作中, 我们使用了一个基于单刚体模型的凸 PC [1]。与 [1] 中原始的 MPC 实现不同的是, 当检测到碰撞时, 我们将施加到摆动腿上的估计外力纳入单刚体模型的动力学中。这使得 MPC 能够考虑因意外碰撞引起的干扰, 从而增强机器人的平衡能力。

我们通过对四足机器人 Unitree A1 进行仿真和硬件实验验证所提出的方法。关键的运动学和动力学参数通过 Pinocchio [28] 高效计算。

D. 估计量设置

表 I 显示了我们方法的估计器参数。转移概率矩阵 (TPM) π 选择为:

$$\pi = \begin{bmatrix} \pi_1 & \frac{1-\pi_1}{2} & \frac{1-\pi_1}{2} \\ 1-\pi_2 & \pi_2 & 0 \\ 1-\pi_3 & 0 & \pi_3 \end{bmatrix}$$

其中 $\pi_1 = \pi_2 = \pi_3 = 0.8$ 。这种设计基于这样的观察: 在运动过程中, 碰撞和站立模式通常不会直接相互转换。

TABLE I
估计量参数设置

$\mathbf{A}_f$	ω_p	ω_f	$\mathbf{v}_p$	$\mathbf{v}_f$
-0.01	0.0001	10.0	0.0001	0.001 / 200

由于硬件上缺乏真实力测量, 我们首先在 Gazebo 仿真引擎中进行了广泛的研究。我们建立了如图 ?? 所示的环境, 其中一组刚性块被放置在机器人移动方向的前方。机器人被指令以 0.5m/s 的速度小跑。我们比较了以下方法:

对于我们比较的方法, 由于没有明确计算不同接触模式的可能性, 我们使用类似于图 1 中的逻辑来根据估计的力分布确定接触模式。阈值和估计器参数分别进行调

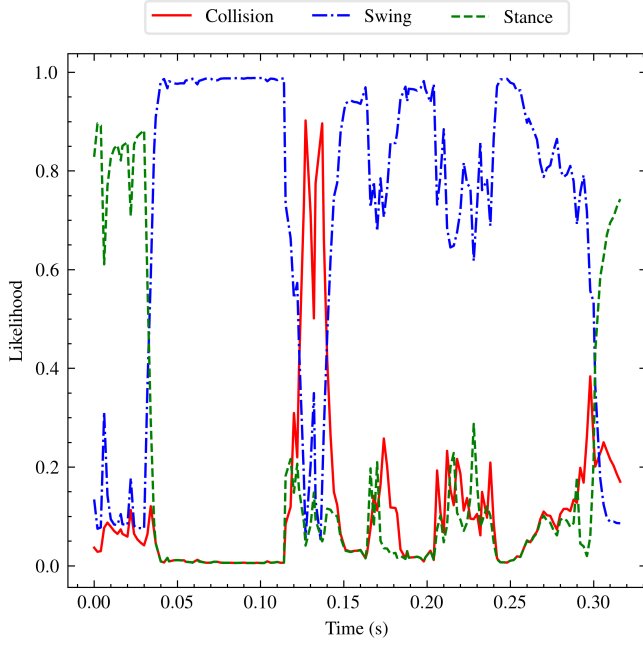


Fig. 2. 由 IMM-MBKO 估计的不同接触模式的可能性。当碰撞在大约 0.11 秒时发生时，碰撞可能性开始上升。

TABLE II
观察者基准测试结果

	FO-MBO	MBKO	PM-MBKO	IMM-MB
Success/Total	74/89	84/89	84/89	85/89
False positive	69	4	10	1
False negative	9	5	4	4
Delay (ms)	15.08	13.44	24.34	14.79
Abs error (%)	58.96	45.69	31.54	33.09
Swing RMSE (N)	16.77	17.25	.56	4.46
Post-collision RMSE (N)	15.33	11.21	25.15	12.43

整以达到最佳性能。我们排除与其他基于启发式的方法的比较，这些方法需要来自规划器或控制器的输入，因为这些依赖于特定的控制器设计和广泛的调整。

表格 II 显示了经过 89 次测试碰撞后的碰撞检测结果，包括成功检测的数量、检测延迟以及错误检测的实例（过早检测的误报和漏检的误报）。为了进一步评估估算的外部力的质量，我们包括了额外的指标：碰撞力幅值的绝对误差，以及与真实数据相比的摆动力和碰撞后力的均方根误差（RMSE）。按照 [18] 中的方法，我们计算绝对误差

$$e = \left| \left(\frac{\|\hat{\mathbf{F}}^*\|}{\|\mathbf{F}^*\|} - 1 \right) \cdot 100\% \right| \quad (18)$$

以体现各个方向上碰撞期间估计力的大小。这些指标包括 (18) 提供了碰撞事件发生前、期间和之后的力估计准确性的全面分析。

IMM-MBKO 在大多数指标上优于其他方法。碰撞力误差的幅度、检测延迟和碰撞后均方根误差等指标也可以与表现最佳的方法媲美。这证明了 IMM-MBKO 结合了使用伪测量以提高力估计准确性和 IMM-KF 以区分接触模式的优点。

使用一个特定的碰撞作为示例，图 2 展示了当碰撞发生在约 0.11 秒时，不同接触模式的可能性如何变化。图 3 展示了在同一时间段内，在 x 和 z 轴上的估计力的相

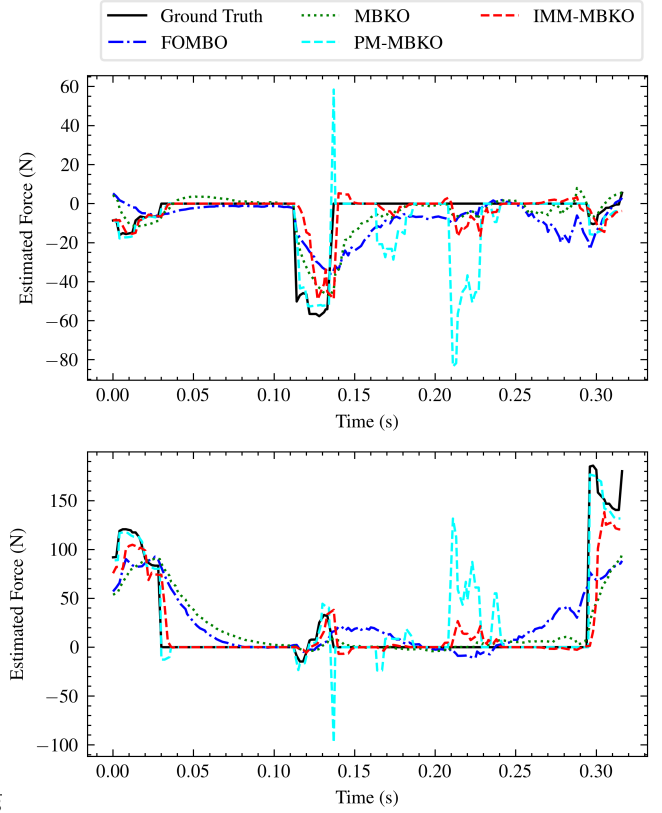


Fig. 3. 在 x (上) 和 z (下) 方向的估计力。

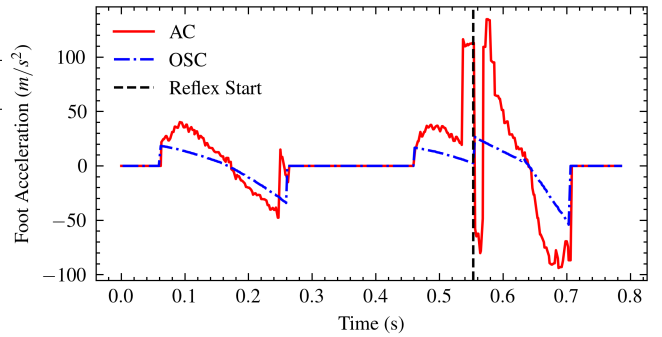


Fig. 4. 反射动作（黑色）被触发前后，AC（红色）和 OSC（蓝色）在 x 方向上的期望足部加速度。

应变化。IMM-MBKO 在扩展摆动 $\rightarrow$ 碰撞 $\rightarrow$ 摆动阶段中显示了与真实力曲线更好的匹配。值得注意的是，PM-MBKO 在碰撞后产生了较大的估计力，主要是由于反射运动造成的高加速度。通过使用 IMM-KF，IMM-MBKO 通过明确区分不同的接触模式来显著降低这种不准确性。

为了演示所提出的用于摆动腿的 AC，图 4 展示了碰撞后 AC 和 OSC 如何修改参考足部加速度。AC 通过向后拉脚来响应估算的碰撞力，以减少冲击，而 OSC 只是简单地跟随新插值的轨迹。表 III 在相同的模拟环境中提出了一个基准测试，比较了在 [1] 中使用原始 MPC 的 OSC 与结合估算力反馈的 MPC 所提出的 AC 的性能。结果显示基准速度跟踪 RMSE、平均碰撞持续时间和冲击力都有显著减少。

TABLE III
摆动腿控制方案比较

	OSC + MPC w/o $\hat{f}_{ext}$	AC + MPC w/ $\hat{f}_{ext}$
Total Collisions	61	71
Average Duration (s)	0.052	0.036
Velocity RMSE (m/s)	0.090	0.072
Average Impulse (Ns)	2.134	1.15

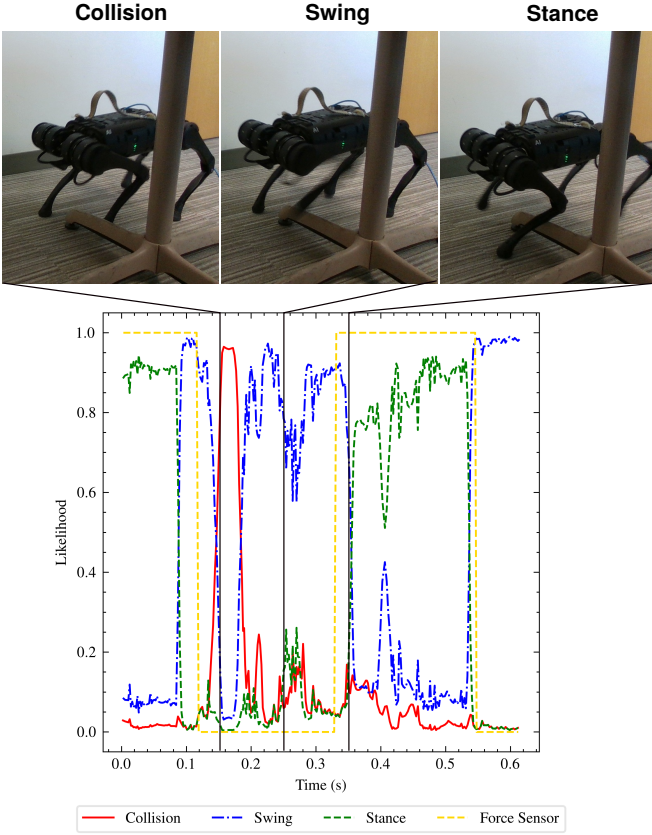


Fig. 5. IMM-MBKO 给出的每个接触模式的概率，以及机器人在不同阶段执行反射运动的快照。

E. 硬件实验

为了进一步在硬件上验证所提出的算法，我们在真实世界场景中测试了碰撞检测和反射运动，在该场景中，一个重型桌子被放置在机器人前面。桌子腿构成了一个潜在的绊倒危险，可能造成损害。步高度故意设置得低于桌子腿以验证碰撞检测。机器人在 0.3–0.45 米/秒的速度范围内操作，对前进和后退行走进行了测试。完整的性能可以在附加的视频中查看。

图 5 展示了硬件设置，其中左前足执行反射动作，并显示了相应的接触可能性。使用默认的低分辨率压力传感器，我们对传感器读数进行了阈值处理以标记接触状态。观察到力传感器难以区分碰撞和站立模式。相比之下，IMM-MBKO 能够检测到碰撞并通知控制器，防止机器人倾倒。

F. 计算时间

对于单腿的 IMM-MBKO，在未经优化的 Python 实现中平均需要 1.8 毫秒，而四腿版本需要 5.0 毫秒，没有进行分布式实现的任何优化。控制器和估计器运行在配备 AMD 5950X 处理器的计算机上。

III. 结论

本工作提出了一种新颖的方法，使用 IMM-KF 同时估计外部力和接触模式，以增强机器人碰撞检测和运动响应。通过将广义动量动力学和外部力估计与伪测量集成，该方法为 AC 和力自适应 MPC 提供了可靠的反馈。其有效性通过广泛的模拟和硬件验证得以证明，突显了其在传感器受限的情况下进行稳健运动的潜力。

这项研究中也发现了几个局限性。首先，如果 TPM 没有适当调整，估计器可能会出现延迟。此外，需要一些地形形状的粗略先验知识来定义与模式相关的测量模型。未来的工作将着重于加入更多的运动学数据，例如足部速度，以进一步减少检测延迟。这些信息可以直接整合到 TPM 设计中。此外，将所提出的本体感知估计方法与感知信息结合，可能会提高准确性。最后，浮动基座假设的影响可以忽略，可能会限制更灵活动作的潜力，这需要进一步研究。

REFERENCES

- [1] J. Di Carlo, P. M. Wensing, B. Katz, G. Bledt, and S. Kim, "Dynamic locomotion in the mit cheetah 3 through convex model-predictive control," in *2018 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)*. IEEE, 2018, pp. 1–9.
- [2] D. Kim, J. Di Carlo, B. Katz, G. Bledt, and S. Kim, "Highly dynamic quadruped locomotion via whole-body impulse control and model predictive control," *arXiv preprint arXiv:1909.06586*, 2019.
- [3] H. Zhu, D. Wang, N. Boyd, Z. Zhou, L. Ruan, A. Zhang, N. Ding, Y. Zhao, and J. Luo, "Terrain-perception-free quadrupedal spinning locomotion on versatile terrains: Modeling, analysis, and experimental validation," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, p. 724138, 2021.
- [4] D. Kim, D. Carballo, J. Di Carlo, B. Katz, G. Bledt, B. Lim, and S. Kim, "Vision aided dynamic exploration of unstructured terrain with a small-scale quadruped robot," in *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2020, pp. 2464–2470.
- [5] A. Agrawal, S. Chen, A. Rai, and K. Sreenath, "Vision-aided dynamic quadrupedal locomotion on discrete terrain using motion libraries," in *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2022, pp. 4708–4714.
- [6] F. Jenelten, T. Miki, A. E. Vijayan, M. Bjelonic, and M. Hutter, "Perceptive locomotion in rough terrain—online foothold optimization," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 4, pp. 5370–5376, 2020.
- [7] R. Grandia, F. Jenelten, S. Yang, F. Farshidian, and M. Hutter, "Perceptive locomotion through nonlinear model-predictive control," *IEEE Transactions on Robotics*, 2023.
- [8] P. Varin and S. Kuindersma, "A constrained kalman filter for rigid body systems with frictional contact," in *Algorithmic Foundations of Robotics XIII: Proceedings of the 13th Workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics 13*. Springer, 2020, pp. 474–490.
- [9] S. Haddadin, A. De Luca, and A. Albu-Schäffer, "Robot collisions: A survey on detection, isolation, and identification," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 33, no. 6, pp. 1292–1312, 2017.
- [10] M. Focchi, V. Barasuol, I. Havoutis, J. Buchli, C. Semini, and D. G. Caldwell, "Local reflex generation for obstacle negotiation in quadrupedal locomotion," in *Nature-Inspired Mobile Robotics*. World Scientific, 2013, pp. 443–450.
- [11] J. Hwangbo, C. D. Bellicoso, P. Fankhauser, and M. Hutter, "Probabilistic foot contact estimation by fusing information from dynamics and differential/forward kinematics," in *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2016, pp. 3872–3878.

- [12] F. Jenelten, J. Hwangbo, F. Tresoldi, C. D. Bellicoso, and M. Hutter, "Dynamic locomotion on slippery ground," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 4, no. 4, pp. 4170–4176, 2019.
- [13] A. De Luca, A. Albu-Schaffer, S. Haddadin, and G. Hirzinger, "Collision detection and safe reaction with the dlr-iii lightweight manipulator arm," in *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2006, pp. 1623–1630.
- [14] G. Bledt, P. M. Wensing, S. Ingersoll, and S. Kim, "Contact model fusion for event-based locomotion in unstructured terrains," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2018, pp. 4399–4406.
- [15] P. Cai, D. Liu, and L. Zhu, "Predefined-time external force estimation for legged robots," in *International Conference on Intelligent Robotics and Applications*. Springer, 2023, pp. 542–552.
- [16] H. Cha and I. Lee, "Implementation of a gait phase informed sensorless collision detector for legged robots," in *2023 20th International Conference on Ubiquitous Robots (UR)*. IEEE, 2023, pp. 245–249.
- [17] J. K. Yim, J. Ren, D. Ologan, S. G. Gonzalez, and A. M. Johnson, "Proprioception and reaction for walking among entanglements," in *2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2023, pp. 2760–2767.
- [18] J. Van Dam, A. Tulbure, M. V. Minniti, F. Abi-Farraj, and M. Hutter, "Collision detection and identification for a legged manipulator," in *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2022, pp. 13 602–13 609.
- [19] V. Morlando, A. Teimoorzadeh, and F. Ruggiero, "Whole-body control with disturbance rejection through a momentum-based observer for quadruped robots," *Mechanism and Machine Theory*, vol. 164, p. 104412, 2021.
- [20] F. Jenelten, R. Grandia, F. Farshidian, and M. Hutter, "Tamols: Terrain-aware motion optimization for legged systems," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 38, no. 6, pp. 3395–3413, 2022.
- [21] H. A. Blom and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients," *IEEE transactions on Automatic Control*, vol. 33, no. 8, pp. 780–783, 1988.
- [22] A. Wahrburg, E. Morara, G. Cesari, B. Matthias, and H. Ding, "Cartesian contact force estimation for robotic manipulators using kalman filters and the generalized momentum," in *2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. IEEE, 2015, pp. 1230–1235.
- [23] A. Schperberg, S. Di Cairano, and M. Menner, "Auto-tuning of controller and online trajectory planner for legged robots," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 3, pp. 7802–7809, 2022.
- [24] G. Welch, G. Bishop *et al.*, "An introduction to the kalman filter," 1995.
- [25] X. Yu, S. Teng, T. Chakhachiro, W. Tong, T. Li, T.-Y. Lin, S. Koehler, M. Ahumada, J. M. Walls, and M. Ghaffari, "Fully proprioceptive slip-velocity-aware state estimation for mobile robots via invariant kalman filtering and disturbance observer," in *2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2023, pp. 8096–8103.
- [26] M. Menner and K. Berntorp, "Simultaneous state estimation and contact detection for legged robots by multiple-model kalman filtering," *arXiv preprint arXiv:2404.03444*, 2024.
- [27] T. Pang and R. Tedrake, "Easing reliance on collision-free planning with contact-aware control," in *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2022, pp. 8375–8381.
- [28] J. Carpentier, G. Saurel, G. Buondonno, J. Mirabel, F. Lami-raux, O. Stasse, and N. Mansard, "The pinocchio c++ library: A fast and flexible implementation of rigid body dynamics algorithms and their analytical derivatives," in *2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*. IEEE, 2019, pp. 614–619.