

机器人碰撞：关于检测、隔离和识别的调查

Sami Haddadin , IEEE会员, IEEE, Alessandro De Luca , IEEE Fellow, 以及Alin Albu-Schäffer , IEEE Fellow

摘要—机器人助手和职业同事正成为家庭和工业环境中的商品。为了使机器人能够与人类共享工作空间并与他们进行物理互动, 需要对整个机器人结构的可能碰撞进行快速可靠的处理, 以及为安全机器人反应制定控制策略。主要动机是防止或限制由于物理接触可能造成的人身伤害。在本调查论文中, 基于我们早期关于该主题的工作, 我们回顾、扩展、比较和评估了仅使用本体感觉传感器的实时碰撞检测、隔离和识别的实验模型算法。这涵盖了机器人与环境交互的碰撞事件管道的与环境无关的阶段, 例如物理人机交互或操作任务。该问题首先针对刚体机器人进行处理, 然后扩展到存在关节/传动柔性的情况。基本的物理驱动解决方案已经应用于全球众多机器人系统, 范围从操作器和类人机器人到飞行机器人, 甚至商业产品。

索引词—碰撞检测, 碰撞识别, 碰撞隔离, 柔性关节机械臂, 人机友好机器人, 物理人机交互 (pHRI), 安全机器人。

I. 引言

HUMAN-FRIENDLY 机器人 将很快成为灵活且多功能的机器人同事, 帮助人类在工业环境中进行复杂或体力要求高的工作。此外, 它们将作为多功能服务助手成为我们日常生活的重要组成部分。在这些预见的应用中, 一个共同的特点是, 机器人应该能够在非常动态、非结构化和部分未知的环境中运行, 与人类用户共享工作空间, 防止即将发生的非预期碰撞, 处理不可避免或故意的

以安全且稳健的方式实现物理接触, 并反应性地生成基于传感器的运动。实现这种机器人行为是物理人机交互 (pHRI) 研究的全球目标 [1], [2]。

实现人与机器人紧密协作的宏伟目标, 需要开发新型机械设计的操作器连杆和驱动系统, 旨在通过弹性组件、广泛使用外部传感器来减少惯量/重量, 从而实现快速可靠的人机距离识别, 并开发具有人机感知能力的运动规划与控制策略。

pHRI中的核心问题之一是处理机器人与人类之间的碰撞, 主要动机是限制因物理接触可能造成的人身伤害。¹ 实际上, 应通过外部传感器监控工作空间以避免不期望的碰撞, 从而预判危险情况。然而, 由于机器人与人类之间的相对运动可能非常快或难以预测, 使用外感知传感器可能不足以防止碰撞。此外, 当需要直接且有意的人机交互时, 实际需要接触来执行任务, 这就需要接触分类来区分有意接触和无意接触。实际上, 人们希望从冲击事件中获取尽可能多的物理信息, 例如接触位置和强度, 以便机器人能以最恰当的方式做出反应。为了系统化处理接触问题, 我们引入了一个名为“碰撞事件管道”的统一框架, 旨在涵盖碰撞可能经历的所有相关阶段。

请注意, 本工作中提出的方法可以很容易地扩展到操作器以外的其他类别的机器人。事实上, 系统性的碰撞处理, 例如, 对于移动机器人非常有益, 这些机器人需要通过适当检测和识别的人形系统 [3], 上半身或甚至飞行机器人 [5]进行引导。考虑到浮动基座, 人形机器人 [6], 还需要更多的工作, 这需要对系统的角动量进行明确处理。

A. 碰撞事件流程与当前技术

我们建议在完整的碰撞事件管道中一般考虑高达七个基本阶段 (见图1)。

¹事实上, 同样的问题在机器人操作中也同样相关, 其中可能会在不确定的环境和潜在易碎的物体中发生冲击。

稿件于2017年2月1日收到; 于2017年6月12日接受。发表日期为2017年10月5日; 当前版本日期为2017年12月14日。本文由副编辑H. Kress-Gazit和编辑A. Kheddar根据评审意见推荐发表。这项工作部分由欧洲委员会在FP7项目SAPHARI (资助号287513) 内、由欧盟“地平线2020”研究和创新计划 (资助号688857) 内以及由阿尔弗雷德·克虏伯青年教授奖资助。(通讯作者: Sami Haddadin。) S. Haddadin就职于德国汉诺威莱布尼茨大学自动控制研究所和汉诺威系统神经科学中心, 德国汉诺威30167 (电子邮件: sami.haddadin@irt.uni-hannover.de)。A. De Luca就职于罗马大学“智慧”理工大学信息工程、自动化与管理系统系, 意大利罗马00185 (电子邮件: deluca@diag.uniroma1.it)。A. Albu-Schäffer就职于德国航空航天中心 (DLR) 机器人与机电研究所, 德国韦斯特林82234 (电子邮件: alin.albu-schaeffer@dlr.de)。本文中一个或多个图的颜色版本可在<http://ieeexplore.ieee.org>在线获取。数字对象标识符: 10.1109/TRO.2017.2723903

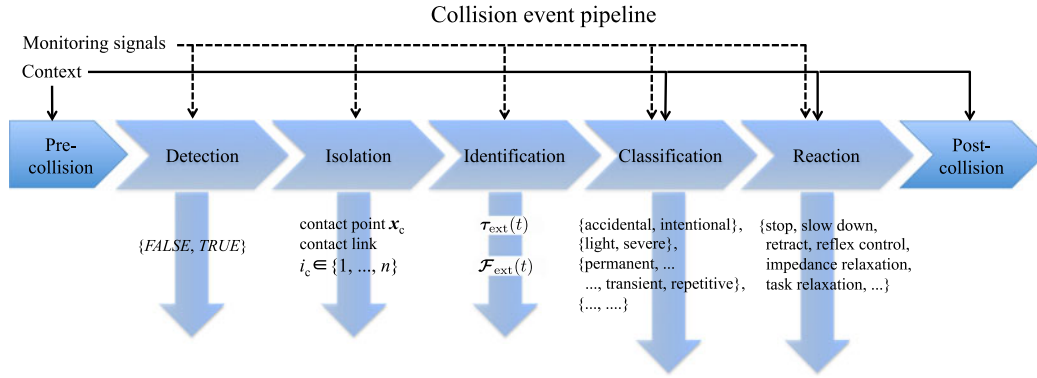


图1. 碰撞事件管道的几个阶段及其预期输出。

可以使用各种监控信号来收集有关事件的信息。有些阶段是（几乎）瞬时的，而另一些则不是。此外，从检测到识别的阶段与上下文无关，而其余阶段则取决于内部和外部因素，包括人/环境状态和正在进行的任务。

1) 碰撞前阶段：这里的主要目标是碰撞避免和/或预期机器人运动以最小化冲击效应。规划无碰撞路径需要（至少是局部）当前环境几何形状的知识 [7]。离线运动规划技术计算成本高，将其高效转换为能够处理瞬时变化的在线方法仍然是正在进行的研究 [8][9]，特别是在考虑人类感知的情况下 [10][11]。预期碰撞通常基于使用额外的外部传感器，例如车载视觉 [12], [13] 或放置在环境中的RGB-D相机 [14]。许多算法被设计用于实时生成（增量）无碰撞路径，例如使用人工势能 [15], [16], 弹性条 [17], 或其他类似变体 [18]–[20]。其他方法如 [11], [21]–[23] 旨在有效规划无碰撞机器人运动，同时结合人类行为的预测。

然而，人类运动的固有速度（人类通常比任何典型的高速比机器人快一个数量级）使得基本上不可能事先保证无碰撞行为。

2) 碰撞检测：碰撞检测阶段，其二元输出表示机器人是否发生碰撞，其特征在于接触 wrench 的传输，通常用于非常短的冲击持续时间。碰撞的发生，可能发生在机器人结构的任何位置，应尽可能快速地检测到。一个主要的实际问题是在监控信号上选择阈值，以避免假阳性并同时实现高灵敏度。一种相当直观的方法是监控机器人电气驱动中的测量电流，寻找可能由碰撞引起的快速瞬变 [24], [25]。另一种提出的方案是将实际指令电机扭矩（或电机电流）与基于模型的标称控制律（即碰撞不存在时预期的瞬时电机扭矩）进行比较，任何差异都归因于碰撞 [26]。

这个想法通过考虑使用自适应顺应控制 [27], [28] 得到了改进。然而，由于控制扭矩的高度变化动态特性，在这些方案中调整碰撞检测阈值很困难。一种同时获得碰撞检测和隔离的方法是使用敏感皮肤 [29]–[32]。然而，显然更实用和可靠的是在不需要额外的触觉传感器的情况下检测并可能隔离碰撞。

3) 碰撞隔离：知道哪个机器人部件（例如，串联机械臂的哪个连杆）参与了碰撞，是可用于机器人反应的重要信息。碰撞隔离旨在定位接触点 x_c ，或者至少确定 n -体机器人中哪个连杆 i_c 发生了碰撞。另一方面，之前提到的在 [24]–[28] 中使用的监控信号通常无法实现可靠的碰撞隔离（即使机器人动力学完全已知）。事实上，它们要么仅基于标称期望轨迹进行计算，要么通过逆质量矩阵计算关节加速度，从而将碰撞的动态效应分散到单个连杆的多个关节上。或者，它们使用用于力矩预测和比较的加速度估计，这本质上会引入噪声（由于位置数据的二阶数值微分）和固有延迟。这些方法的共同缺点是，由于机器人动力学耦合，碰撞对连杆的影响会传播到其他连杆变量或关节命令，从而影响隔离特性。

4) 碰撞识别阶段：关于碰撞的其他相关量包括方向信息和广义碰撞力的强度，无论是接触点的笛卡尔力矩 $F_{ext}(t)$ ，还是整个物理交互事件期间产生的结果外关节扭矩 $\tau_{ext}(t)$ 。这些信息（在某些情况下完全）表征了碰撞事件。首次同时实现碰撞检测、隔离和识别的方法是在 [33] 和 [34] 中提出的。其基本思想是将碰撞视为机器人驱动系统的故障行为，而检测器设计则利用了机器人广义动量 [35], [36] 的解耦特性。

5) 碰撞分类阶段：基于前几个阶段生成的信息，我们可以根据上下文来解释碰撞的性质，例如将碰撞分类为意外的或故意的、轻微的或严重的，甚至可以将其时间进程标记为永久的、暂时的或重复的。

碰撞作为意外的或故意的 [37], 轻微的或严重的, 甚至可以标记其时间进程为永久的、暂时的或重复的。

6) 碰撞反应阶段: 确实, 机器人应该对碰撞事件做出有目的的反应, 即考虑可用的环境信息。由于问题的快速动态性和高不确定性, 机器人的反应应该嵌入在最低控制级别。例如, 对碰撞的最简单反应是停止机器人。然而, 这可能会导致不便的情况, 即机器人不自然地限制或阻碍人类 [38], [39]。为了定义更好的反应策略, 应使用来自碰撞隔离、识别和分类阶段的信息。一些成功的碰撞反应策略示例已在 [40]–[42] 中给出, 并在图1中简要提及。

7) 碰撞后阶段: 在碰撞反应后达到安全条件后, 机器人应自主决定如何继续, 例如, 是否尝试恢复原始任务, 或放弃它以及如何 [42]。例如, 如果碰撞被分类为有意为之, 机器人可能会认识到人类的意愿是开始特定的物理协作。这个决策仍然是一个相对开放的问题。它的解决不能纯粹在控制级别完成, 因为显然需要全局环境信息和推理。一种使用机器学习的方法在 [37]中给出。

B. 贡献

本文的重点在于碰撞检测、隔离和识别, 即图1中碰撞事件管道的2-4阶段。我们从早期工作 [34], [35], [40], [43], [44] 出发, 并利用多年来在开发、使用和改进我们原始方法方面积累的丰富经验。它们已被成功应用于液压驱动的人形机器人 [45]、飞行机器人 [5], 甚至在 KUKA LWR iiwa [46], FRANKA EMIKA[47], 或 ABB YuMi [48] 等商业产品中。我们方法的主要特点如下:

- 1) 仅使用本体感觉机器人传感器 (类似于 [49], 但仅估计机器人末端执行器处的力);
- 2) 处理可能发生在机器人结构任何位置发生的碰撞, 甚至重复发生 (即在任意位置 and 任何时间);
- 3) 具有优雅的物理动机, 基于监控机器人总能量或广义动量的量;
- 4) 可高效地应用于完全刚体机器人或柔性关节机器人, 后者可利用其特殊功能;
- 5) 与用于任何阶段控制/命令机器人的方法无关, 从而缓解了定义碰撞检测阈值的关键问题;
- 6) 在隔离碰撞后, 为安全机器人反应提供方向和强度信息。

除了总结原始方法外, 本文的主要创新贡献如下。

- 1) 首先, 我们提出碰撞事件管道作为一个统一的框架, 用于展示和分类机器人碰撞处理文献中的现有和未来结果 (参见第 I-A 节)。

ature results in the robot collision handling literature (see Section I-A).

- 2) 我们推导出一种基于动能的、计算上更优越的能量观测器版本 (参见第 III-A 节)。

- 3) 我们详细阐述了碰撞隔离算法的特性, 展示出定位碰撞连杆上接触点以及仅使用本体感觉信息估计接触力向量的充分条件 (参见第IV-B节)。

- 4) 我们在计算工作量、所需的测量量以及刚性或柔性机器人的其他特性方面比较和评估所有考虑的方法 (参见第V节和第VI节)。

- 5) 我们在第七节中提供了使用 DLR/KUKA LWR 的链接动量观测器的新实验结果, 包括其对外力估计、碰撞隔离和识别的能力。此外, 还介绍了第三节 A 中引入的能量观测器的首次实验分析。6) 最后, 对基于动量的监控方法在实际效果方面进行了模拟分析 (见第七节)。

此外, 还提供了一些与实际应用相关的结果和关于所提出方法实现方面的评论。

- 1) 我们讨论了我们的碰撞检测与隔离算法的相关实现/计算方面 (参见第III-F节)。
- 2) 我们评论了电机/连杆侧摩擦和阈值处理对碰撞检测性能的相关性 (参见第 IV-A 节)。
- 3) 我们还介绍了一种适用于柔性机器人的动量观测器变体, 该变体不需要任何关于关节刚度的信息, 并且仅使用电机和连杆侧位置测量值 (参见第VI节)。

本文的结构安排如下。第二节概述了刚体机器人和柔性关节机器人的机器人动力学和有用特性。第三节提供了可用于碰撞事件管道的监控信号的理论背景。第四节介绍了动量观测器的检测、隔离和识别阶段。第五节和第六节分别比较了针对刚体机器人和柔性关节机器人的所有考虑方法。第七节报告了动量观测器和能量观测器的仿真和实验结果。最后, 第八节总结本文。

II. 机器人动力学与特性

在本节中, 我们总结了机器人的动态建模和相关特性, 同时将机器人与环境的碰撞纳入公式化。

A. 刚体机器人

我们将机械臂视为由刚体组成的开放运动链, 具有 n 刚性关节。广义坐标 $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$ 可以与连杆的位置相关联。

电机位置 $\theta \in \mathbb{R}^n$ ，通过刚性传动的齿轮比反映出来，被假设与连杆坐标一致，即 $\theta = q$ 。动态模型是

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) = \tau_m - \tau_F \quad (1)$$

其中 $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是对称正定惯量矩阵， $C(q, \dot{q})\dot{q} \in \mathbb{R}^n$ 是向心力和科里奥利向量，使用克里斯托弗符号矩阵 C 进行分解，而 $g(q) \in \mathbb{R}^n$ 是重力向量。方程 (1) 右侧的非保守项是主动电机扭矩 $\tau_m \in \mathbb{R}^n$ 和耗散扭矩 $\tau_F \in \mathbb{R}^n$ ，主要是由电机摩擦引起的（例如， $\tau_F = f(\dot{q})$ ，其中 $f(\dot{q})\dot{q} \geq 0$ ）。电机（电气）执行器施加到机器人的扭矩是 $\tau_m = K_i i_m$ ，电机电流为 i_m ，电流到扭矩的对角增益矩阵为 $K_i > 0$ 。在以下内容中，我们假设电机电流可以测量，增益矩阵已知，且 τ_m 对应于指令扭矩。

机器人动力学的一个基本属性是矩阵 $M(q) - 2C(q, \dot{q})$ 的斜对称性，这也等效于恒等式（参见，例如 [50]）

$$\dot{M}(q) = C(q, \dot{q}) + C^T(q, \dot{q}). \quad (2)$$

接下来，考虑由于碰撞导致机器人结构沿广义接触力。为简化起见，我们假设碰撞最多涉及一个连杆。令

$$V_c = \begin{bmatrix} v_c \\ \omega_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x}_c \\ \dot{\omega}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{c, \text{lin}}(q) \\ J_{c, \text{ang}}(q) \end{bmatrix} \dot{q} = J_c(q)\dot{q} \in \mathbb{R}^6 \quad (3)$$

表示所考虑机器人连杆在接触点 x_c 处的线性速度 v_c 和角速度 ω_c 的堆叠（螺旋）向量，以及相关的（几何）接触雅可比矩阵 $J_c(q)$ 。相应地，笛卡尔碰撞力矩在 x_c 处（包括其力和力矩）表示为

$$\mathcal{F}_{\text{ext}} = \begin{bmatrix} f_{\text{ext}} \\ m_{\text{ext}} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^6. \quad (4)$$

注意，接触位置 x_c 和接触雅可比矩阵通常是未知的。当发生碰撞时，机器人动力学 (1) 变为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) + \tau_F = \tau_m + \tau_{\text{ext}} = \tau_{\text{tot}} \quad (5)$$

其中 $\tau_{\text{ext}} \in \mathbb{R}^n$ 是由给出的外部关节扭矩

$$\tau_{\text{ext}} = J_c^T(q) \mathcal{F}_{\text{ext}}. \quad (6)$$

方程式 (5) 右侧的两个主动（非保守）项已集体表示为 $\tau_{\text{tot}} \in \mathbb{R}^n$ ，同时我们将耗散项 τ_F 移到左侧。

机器人的总能量 E 是其动能 T 和重力势能 U_g 的和

$$E = T + U_g = \frac{1}{2} \dot{q}^T M(q) \dot{q} + U_g(q) \quad (7)$$

使用 $g(q) = (\partial U_g(q) / \partial q)^T$ 。从 (5) 和 $M - 2C$ 的斜对称性，可以得出

$$\dot{E} = \dot{q}^T \tau_{\text{tot}} - \dot{q}^T \tau_F \quad (8)$$

这表示系统中的功率平衡，包括外部功率 $P_{\text{ext}} = \dot{q}^T \tau_{\text{ext}}$

机器人的广义动量 p 定义为

$$p = M(q)\dot{q}. \quad (9)$$

从 (5) 式可得， p 的时间演化可以写为

$$\dot{p} = \tau_{\text{tot}} - \tau_F + \dot{M}(q)\dot{q} - C(q, \dot{q})\dot{q} - g(q) \quad (10)$$

$$= \tau_{\text{tot}} - \tau_F + C^T(q, \dot{q})\dot{q} - g(q), \quad (11)$$

其中使用了 (2) 式。特别是， i 分量也可以写为

$$\dot{p}_i = \tau_{\text{tot}, i} - \tau_{F, i} - \frac{1}{2} \dot{q}^T \frac{\partial M(q)}{\partial q_i} \dot{q} - g_i(q) \quad (12)$$

对于 $i = 1, \dots, n$ 。因此，广义动量的每个分量只受非保守（主动和耗散）力矩的相应分量的影响。这种解耦特性将在后面进一步利用。

B. 具有柔性关节的机器人

如果需要考虑传动和减速组件的柔性，广义坐标需要加倍，因为电机位置 $\theta \in \mathbb{R}^n$ 与连杆位置 $q \in \mathbb{R}^n$ 之间存在动态位移。此外，还会出现一个由于关节变形 $\delta = \theta - q$ 而产生的附加势能项 U_e 。相关的关节扭矩 τ_J 将连杆和电机动力学耦合起来，其依赖性 δ 可能呈现多种形式（从线性到非线性），也可能随时间变化或由额外的控制

输入独立修改，例如在 VSA [51] 中。无论 τ_J 的函数表达式多么复杂，只要连杆动力学在实践中仅受 τ_J 直接影响，本文中的推导将保持不变。为了清晰起见，我们在以下仅考虑每个机器人关节的线性粘弹性情况。有关该类别的完整概述，请参阅 [52]。

对于具有 n 粘弹性关节的机器人，我们考虑 Spong [53]，所称的降阶模型，该模型假设电机和连杆之间没有惯性耦合。替换 (1) 的连杆动力学为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) + K_J(q - \theta) = D_J(\dot{\theta} - \dot{q}) - \tau_{F, q} \quad (13)$$

其中 $\tau_{F, q}$ 表示作用于关节连杆侧的摩擦项。我们将通过关节传递的弹性扭矩定义为

$$\tau_J = K_J(\theta - q). \quad (14)$$

关节刚度矩阵 $K_J = \text{diag}\{K_{J, i}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是对角矩阵且正定，而关节阻尼矩阵 $D_J = \text{diag}\{D_{J, i}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是对角矩阵且正半定。所有耗散项都已汇集在式 (13) 的右侧。式 (14) 中的 τ_J 值在关节扭矩传感装置可用时也是其输出。

对于电机动力学，我们假设一个解耦二阶系统

$$B\ddot{\theta} + K_J(\theta - q) = \tau_m - D_J(\dot{\theta} - \dot{q}) - \tau_{F, \theta} \quad (15)$$

其中 $B = \text{diag}\{B_i\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是对角正定电机惯量矩阵。 $\tau_{F,\theta}$ 包含作用于关节电机侧的摩擦项。

在许多情况下, 传动/减速元件的机械设计使得可以忽略关节阻尼, $D_J \simeq 0$, 以及摩擦对连杆侧的影响, $\tau_F, q \simeq 0$ 。特别是, 这对于DLR/KUKA轻型机器人系列适用。另一方面, 电机摩擦 τ_F, θ 通常不能忽略。然而, 请注意, 对于本质上弹性系统(如DLR手/臂系统HASY), 阻尼被明确建模, 因为它基于电机和连杆侧的位置和速度传感改善了关节扭矩估计。

因此, 当还包括由于接触力(作用于连杆动力学)引起的关节扭矩时, 我们将考虑具有柔性关节的机器人的以下动态模型:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) = \tau_J + \tau_{\text{ext}} = \tau_{\text{tot},J} \quad (16)$$

$$B\ddot{\theta} + \tau_J = \tau_m - \tau_{F,\theta}. \quad (17)$$

公式(16)基本上与(5)具有相同的特性, 除了 τ_J 现在与 τ_{ext} 一起是动力学的驱动扭矩。类比地, 我们将公式(16)右边的两个项共同标记为 $\tau_{\text{tot},J} \in \mathbb{R}^n$ 。

为了后续使用, 并且与刚性情况类似, 我们接下来为具有柔性关节的机器人推导能量和动量方程。柔性关节机器人的总能量 E_J 也包括储存在弹性中的能量, 形式为

$$\begin{aligned} E_J = T + U_g + U_e = & \frac{1}{2}\dot{q}^T M(q)\dot{q} + \frac{1}{2}\dot{\theta}^T B\dot{\theta} \\ & + U_g(q) + \frac{1}{2}(\theta - q)^T K_J(\theta - q). \end{aligned} \quad (18)$$

从(16)和(17)可以得出, 环境与系统之间交换的功率 E_J 由下式给出

$$\dot{E}_J = \dot{q}^T \tau_{\text{ext}} + \dot{\theta}^T (\tau_m - \tau_{F,\theta}). \quad (19)$$

扭矩 τ_J 仅作用于系统内部, 而不是系统与环境之间。虽然(19)完全有效, 但仅使用连杆能量 [, 即(7)] 对于检测目的即使在柔性关节情况下也更方便。这是因为(7)不包含电机能量项, 这些项对于与环境发生碰撞无关紧要。注意, 在用(16)计算 E 的时间导数时, 既不出现摩擦项, 也不出现电机位置。

$$\dot{E} = \dot{q}^T \tau_{\text{tot},J}. \quad (20)$$

此外, 请注意, 由描述的系统输入扭矩现由 $\tau_J + \tau_{\text{ext}} = \tau_{\text{tot},J}$ 给出。

柔性关节机器人的广义动量矢量 p_J 有 $2n$ 个分量定义为

$$p_J = \begin{bmatrix} p_q \\ p_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M(q)\dot{q} \\ B\dot{\theta} \end{bmatrix}. \quad (21)$$



图2. 从左到右: DLR LWR-III (由DLR提供)、KUKA LBR iiwa以及FRANKA EMIKA (由FRANKA EMIKA GmbH提供)。

相应地, 两个 n -维动量分量随时间演化

$$\dot{p}_q = \tau_{\text{tot},J} + \dot{M}(q)\dot{q} - C(q, \dot{q})\dot{q} - g(q) \quad (22)$$

$$= \tau_{\text{tot},J} + C^T(q, \dot{q})\dot{q} - g(q) \quad (23)$$

and

$$\dot{p}_\theta = \tau_m - \tau_J - \tau_{F,\theta}. \quad (24)$$

再次注意, (23) 与摩擦项独立。

C. 轻量化机器人系列

由于本文中始终使用DLR/KUKA轻量化机器人系列作为参考平台, 我们简要总结了这些机械臂的一些关键特性 [54], [55]。

图2展示了DLR LWR-III、KUKA LBR iiwa (智能工业助手) 以及FRANKA EMIKA GmbH全新全软体机器人控制的轻量化机器人 FRANKA EMIKA [47]。这些轻量化机器人采用细长臂设计, 具有七个旋转关节(球形肩部、肘关节以及球形手腕, 适用于DLR LWR-III和KUKA LBR iiwa), 尺寸与人相似。LWR-III重13.5公斤, 可搬运高达15公斤的负载, 从而实现了近似单位负载重量比。与标准扭矩控制机器人(如UR或ABB Yumi)不同, 该轻量化机器人系列采用直流无刷电机驱动, 并可实现完全关节扭矩或关节阻抗控制。

这些传动系统包含谐波齿轮, 具有较大的传动比(介于100:1和160:1之间)。由于存在关节扭矩传感器, 这些变速箱在关节处引入了显著的弹性, 但关节本身的阻尼较低, 且连杆侧的摩擦力也较低。我们实验中使用的所有机械臂要么是DLR LWR-III型, 要么是KUKA LWR4型, 从动力学角度来看几乎完全相同。因此, 我们将它们统称为DLR/KUKA LWR。该系列的所有机器人都配备了电机位置编码器(测量 θ) 和关节扭矩传感器(测量 τ_J), 而连杆位置 q 则使用公式(14)根据这些测量值估计为 $\hat{q}$ 。理想情况下, 应满足以下关系:

$$\hat{q} = \theta - \hat{K}_J^{-1} \tau_J = q. \quad (25)$$

从现在起，一个通用标量量 x （或向量 $\mathbf{x}$ ）的估计值将用 $\hat{x}$ （或 $\hat{\mathbf{x}}$ ）表示。

III. 碰撞监测方法

碰撞监测方法是动态或代数的，范围从机器人能量的标量监测到基于动量的观测器。在本节中，重点介绍了所审查的每种方法的特性及其在碰撞检测、隔离和识别中可能的用途。此外，我们还详细阐述了计算问题，这些问题在迄今为止的先前出版物中尚未被考虑。所有方案都是针对刚体机器人描述的，而它们向柔性关节机器人的扩展将在第 VI 节中考虑。

在本节中，假设关节摩擦 $\tau_F = \mathbf{0}$ ，即它可忽略不计或由控制补偿。我们将在第 IV 节中回到这个问题。

A. 通过能量观测器估计与外部关节扭矩相关的功率 P_{ext}

由于碰撞预计会改变机器人系统的能量水平，因此监控函数的一个直观选择是采用能量论证。为此，定义标量量

$$r(t) = k_O \left(\hat{E}(t) - \int_0^t (\dot{\mathbf{q}}^T \boldsymbol{\tau}_m + r) ds - \hat{E}(0) \right) \quad (26)$$

初始值为 $r(0) = 0$ ，增益为 $k_O > 0$ ， $\hat{E}(t)$ 是在时间 $t \geq 0$ 时机器人总能量的估计值，如公式 (7)[34] 所定义。监控信号 r 可以使用指令电机扭矩 $\boldsymbol{\tau}_m$ 、测量的连杆位置 $\mathbf{q}$ 和速度 $\dot{\mathbf{q}}$ （可能通过数值微分获得）来计算。不需要加速度测量或估计。在理想条件下，当 $\hat{E}(t) = E(t)$ 时，结合公式 (8) 和定义 $\tau_{\text{tot}} = \boldsymbol{\tau}_m + \boldsymbol{\tau}_{\text{ext}}$ ， r 的动力学特性为

$$\dot{r} = k_O (\dot{\mathbf{q}}^T \boldsymbol{\tau}_{\text{ext}} - r) = k_O (P_{\text{ext}} - r). \quad (27)$$

这代表一个由碰撞引起的、与外部关节扭矩相关的功率 P_{ext} 驱动的一阶稳定线性滤波器。在自由运动期间， $r = 0$ 保持不变。对于一般的碰撞， r 随时间常数 $1/k_O$ 指数地接近外部关节扭矩。当接触丢失时， r 同样衰减至零。

为减少计算量，我们引入了式(26)的一个有用等价形式，该形式仅基于机器人动能定义监控信号，即，

$$r(t) = k_O \left(\hat{T}(t) - \int_0^t (\dot{\mathbf{q}}^T (\boldsymbol{\tau}_m + \hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q})) + r) ds - \hat{T}(0) \right) \quad (28)$$

其中 $\hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q})$ 是重力矢量 $\mathbf{g}(\mathbf{q})$ 的估计。式(28)与(26)等价，因为附加项

$$\int_0^t \dot{\mathbf{q}}^T \hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q}) ds = \int_0^t \frac{\partial \hat{U}_g}{\partial \mathbf{q}} \dot{\mathbf{q}} ds = \int_0^t \dot{U}_g ds = \hat{U}_g(t) - \hat{U}_g(0) \quad (29)$$

正好提供了缺失的势能项。因此，监控信号的动力学仍然保持为所给的

(27)。事实上，当从 (26) 移动到 (28) 时，我们用重力矢量 $\hat{\mathbf{g}}$ 的评估替换了势能 U_g 的评估。后者可以使用高效的递归数值方法获得（另见第 III-F 节），此外，它可能已经在机器人控制律中计算过。沿着同样的思路，请注意，

(28) 直接适用于运动控制律中包含重力消除项的情况。然后，(28) 中的扭矩 $\boldsymbol{\tau}_m$ 将只包含附加的控制作用，无论这是什么（例如，PD 反馈律）。

并非所有可能的碰撞情况都能被这种简单方案检测到。当机器人静止时，我们有 $\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{0}$ ，而 $\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}}$ 的瞬时值不会影响 r ，直到机器人移动（由于碰撞本身或其他原因）。因此，如果机器人初始静止，真实的脉冲碰撞无法可靠检测。此外，当机器人运动时，只有笛卡尔碰撞力 $\mathbf{F}_{\text{ext}}$ 在接触点产生运动时才会检测到碰撞。事实上，从 (3) 和 (6) 可得以下性质：

$$\dot{\mathbf{q}}^T \boldsymbol{\tau}_{\text{ext}} = \dot{\mathbf{q}}^T \mathbf{J}_c^T(\mathbf{q}) \mathbf{F}_{\text{ext}} = \mathbf{V}_c^T \mathbf{F}_{\text{ext}} = 0 \Leftrightarrow \mathbf{V}_c \perp \mathbf{F}_{\text{ext}} \quad (30)$$

即，垂直于接触速度的力矩无法被检测。尽管存在上述缺点，但应注意，只要保持接触，信号 $r(t)$ 大致定义了碰撞期间传递给机器人的功率，该信息也可用于碰撞流程中的后续决策。

B. 直接估计 $\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}}$

使用公式(5)，外部关节扭矩 $\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}}$ 的代数估计为

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_{\text{ext}} = \hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q}) - \boldsymbol{\tau}_m. \quad (31)$$

这确实是最直接的监测方法，它使用电机扭矩以及连杆的位置、速度和加速度。然而，这种方法在实际中并不适用，因为通常只测量 $\mathbf{q}$ ，而对其进行二阶微分（需在线执行）会导致估计过程中包含不可忽略的噪声。人们可能会考虑在关节或连杆上安装加速度传感器 [56]，但这会显著增加系统复杂性。

C. 通过逆动力学监测 $\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}}$

当机器人由高性能（经过良好调优）的位置控制器控制，并执行足够平滑的期望轨迹 $\mathbf{q}_d(t) \in \mathbb{R}^n$ [40] 时，可以使用此方法。然后，可以假设

$$\mathbf{q} \approx \mathbf{q}_d, \quad \dot{\mathbf{q}} \approx \dot{\mathbf{q}}_d, \quad \ddot{\mathbf{q}} \approx \ddot{\mathbf{q}}_d. \quad (32)$$

通过计算与 (32) 相关的逆动力学（即所谓的前馈项），使用 (5) 在 $\boldsymbol{\tau}_{\text{ext}} = \mathbf{0}$ 处评估得到由碰撞引起的关节扭矩的估计值：

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_{m, \text{ff}} = \hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q}_d)\ddot{\mathbf{q}}_d + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}_d, \dot{\mathbf{q}}_d)\dot{\mathbf{q}}_d + \hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q}_d). \quad (33)$$

机器人动力学项上的帽^符号表示其估计值。然后, (33) 与施加的电机扭矩进行比较, 得到

$$\hat{\tau}_{\text{ext}} = \hat{\tau}_{m, \text{ff}} - \tau_m. \quad (34)$$

该方法对于刚性位置控制和平滑期望运动可能效果合理。然而, 它并非独立于执行的轨迹以及特定的控制律及其参数。此外, 在使用计算扭矩控制器时, 上述基于模型的计算需要执行两次, 一次在期望状态轨迹上, 另一次在实际状态 $(q, \dot{q})$ 上。此外, 从碰撞瞬间起, (32)式不再有效。因此, 该方法适用于监控, 但不适用于估计 τ_{ext} 。

D. 基于关节速度观测器对 τ_{ext} 的估计

该方法的基本思想是使用一个降维观测器来动态估计关节速度 $\dot{q}$, 然后将该方案拟合为未知外部关节扭矩 τ_{ext} [57]的扰动观测器。该观测器使用维度为 n 的降维状态 (而不是 $2n$, 具有 n 个广义坐标的机械系统的状态维度), 因此, 它能更快地对外部关节扭矩的变化做出反应 (实际上, 它是一个一阶系统)。

首先, 实际加速度 $\ddot{q}$ 表示为

$$\ddot{q} = M^{-1}(q)(\tau_m - n(q, \dot{q}) + \tau_{\text{ext}}) \quad (35)$$

用符号 $n(q, \dot{q}) := C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q)$ 表示: 观测器输出 r 代表对真实扰动关节扭矩 τ_{ext} 的估计 $\hat{\tau}_{\text{ext}}$ 。根据 [58], 我们假设扰动为常数, 并对外部碰撞关节扭矩的观测采用以下基本模型:

$$\hat{\tau}_{\text{ext}} = r \in \mathbb{R}^n, \quad \dot{r} = 0. \quad (36)$$

使用该模型是因为没有关于 τ_{ext} 预期行为的进一步信息。然后定义观测器动力学为

$$\begin{aligned} \hat{\dot{q}} &= \hat{M}^{-1}(q)(\tau_m - \hat{n}(q, \dot{q}) + r) \\ \dot{r} &= K_O(\ddot{q} - \hat{\ddot{q}}) \end{aligned} \quad (37)$$

其中 $K_O = \text{diag}\{k_{O,i}\} > 0$ 是观测器的对角增益矩阵。图3显示了机器人和观测器的框图。该方法提供观测器输出

$$r(t) = K_O \left(\dot{q}(t) - \int_0^t \hat{M}^{-1}(q)(\tau_m - \hat{n}(q, \dot{q}) + r) ds - \dot{q}(0) \right). \quad (38)$$

观测器动力学由下式给出

$$\dot{r}(t) = K_O \left(\ddot{q}(t) - \hat{\ddot{q}}(t) \right) \quad (39)$$

$$= K_O M^{-1}(q)(\tau_m - n(q, \dot{q}) + \tau_{\text{ext}}) \quad (40)$$

$$- K_O \hat{M}^{-1}(q)(\tau_m - \hat{n}(q, \dot{q}) + r).$$

因此, 在理想条件下, 外部关节扭矩 τ_{ext} 与观测到的扰动 $\hat{\tau}_{\text{ext}}$ 之间的动态关系

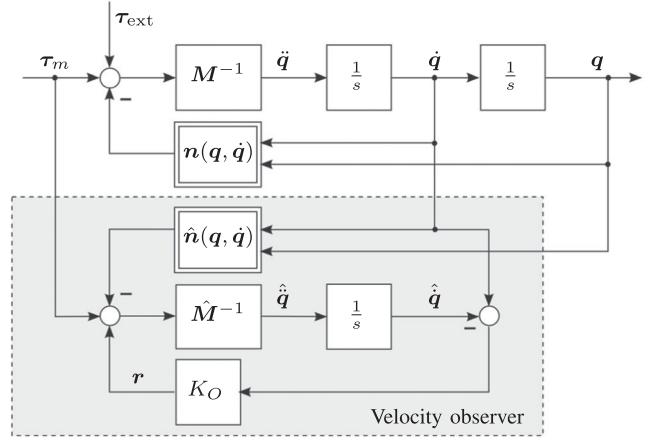


图3. 约简观测器 (37) 的框图

$\dot{q}$.

$\hat{r}$ 是通过将 $M = \hat{M}$ 和 $\hat{n} = n$ 代入公式(40)得到的。由此可知

$$\dot{r} = K_O M^{-1}(q)(\tau_{\text{ext}} - r) \quad (41)$$

也就是说, r 是 τ_{ext} 的滤波估计, 但由于存在逆惯性矩阵, 滤波方程是非线性和耦合的。

E. 通过动量观测器估计 τ_{ext}

基于在 [33], [34], 和 [44] 中引入的广义动量观测器, 监控方法被提出, 其动机在于避免机器人惯性矩阵的反转, 解耦估计结果, 并消除对关节加速度估计的需求。为简洁起见, 定义量

$$\beta(q, \dot{q}) := g(q) + C(q, \dot{q})\dot{q} - \dot{M}(q)\dot{q} \quad (42)$$

$$= g(q) - C^T(q, \dot{q})\dot{q} \quad (43)$$

其中使用了性质(2)。

基于 p 动力学表达式, 如(10)或等效地(11)所示, 动量观测器动力学定义为

$$\begin{aligned} \dot{p} &= \tau_m - \hat{\beta}(q, \dot{q}) + r \\ \dot{r} &= K_O(\dot{p} - \hat{p}) \end{aligned} \quad (44)$$

其中 $K_O = \text{diag}\{k_{O,i}\} > 0$ 是观测器的对角增益矩阵。观测器输出 $r(t)$ 由对(44)中的第二个方程积分然后使用第一个方程作为

$$r = K_O \left(p(t) - \int_0^t \dot{p}(s) ds - p(0) \right) \quad (45)$$

$$= K_O \left(p(t) - \int_0^t (\tau_m - \hat{\beta}(q, \dot{q}) + r) ds - p(0) \right) \quad (46)$$

使用 $p = \hat{M}(q)\dot{q}$ 。图4展示了动量观测器的框图。监控信号 r 也称为残差^向量 (参见 [34] 和 [35])。在理想条件下, $M = \hat{M}$ 和 $\hat{\beta} = \beta$, 外部关节扭矩与动态关系

表I 刚体机器人碰撞监测方法

监测方法		计算量	测量量	优点	缺点
绝对电机扭矩	$ \tau_m \geq \tau_{m, \max}$	复杂性: * 内存: * 双重用途: no 整体: *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$	- 极其简单 - 只需要 $\dot{\mathbf{q}}_m$	- 启发式 - 与摩擦相关 - 灵敏度低 - 无隔离/识别
电机扭矩变化	$ \dot{\tau}_m \geq \dot{\tau}_{m, \max}$	复杂性: * 内存: * 双重用途: no 整体: *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$ $\dot{\tau}_m = K_i \ddot{\mathbf{q}}_m$	- 极其简单 - 仅需 $\dot{\mathbf{q}}_m$	- 启发式 - 与摩擦相关 - 灵敏度低 - 需要 $\dot{\mathbf{q}}_m$ - 无隔离/识别
电机扭矩tube	$\hat{\tau}_{m, \text{ext}} \approx \tau_{m, \text{ref}} - \tau_m$	复杂性: * 内存: * * * * 双重用途: no 整体: *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$	- 简单的 - 无模型 - 无摩擦依赖	- 控制器/轨迹依赖 - 仅适用于精确跟踪 - 需要预先执行 - 大数据存储
能量观测器	公式(26); 属性: 公式(27)	$\frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T \text{NE}_0(\mathbf{q}, 0, \dot{\mathbf{q}})$ 复杂性: ** 内存: ** 双重用途: 部分 整体: **	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$ $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$	- 简单的 - 仅 $M(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}$, 无反转 - 一些识别	- 无检测如果 - $\dot{\mathbf{q}} \equiv \mathbf{0}$ - $\mathcal{F}_{\text{ext}} \perp \mathbf{V}_c$ - 无隔离
直接估计	公式(31)	$\text{NE}_{g_0}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$ 复杂性: * * * * * 内存: * 双重用途: yes 整体: * * *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$ $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$	- 理想模型 - 中等复杂 - 仅 $M(\mathbf{q})$, 无反转 - 隔离/识别可能	- 需要 $\ddot{\mathbf{q}}$ - 完整动力学必要 - 摩擦相关
逆动力学	$\hat{\tau}_{m, \text{ext}} \approx \tau_{m, \text{ff}} - \tau_m$; $\tau_{m, \text{ff}}$ 来自公式 (33)	$\text{NE}_{g_0}(\mathbf{q}_d, \dot{\mathbf{q}}_d, \ddot{\mathbf{q}}_d)$ 复杂性: * * * * * 内存: ** 双重用途: no 整体: * * * * *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$	- 无位置传感器依赖 - 隔离/识别可能 - 前馈计算 - 无论如何	- 控制器/轨迹依赖 - 动态计算两次
速度观测器	公式(38); 属性: 公式(41)	$\text{NE}_{g_0}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, 0)$ $n \times \text{NE}_0(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{e}_i)^T M^{-1}$ 复杂性: * * * * * 内存: * 双重用途: 部分 整体: *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$ $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$	- $\ddot{\mathbf{q}}$ 不需要 - 隔离/识别可能的 - 进一步用于状态恢复	- 灵敏度取决于 $\mathbf{q}$ - 需要完整动力学
动量观测器	公式(46); 属性: 公式(47)	$\text{NE}_{g_0}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, 0)$ $n \times \text{NE}_0(\mathbf{q}, 0, \dot{\mathbf{q}}_i \mathbf{e}_i / T_s)$ $\text{NE}_0(\mathbf{q}, 0, \dot{\mathbf{q}})$ OR 定制动力学 OR $\text{NE}_{g_0}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, 0)$ $n \times \text{MNE}_0(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{e}_i, 0)$ $\text{NE}_0(\mathbf{q}, 0, \dot{\mathbf{q}})$ 复杂性: * * * * * 内存: * 双重用途: 部分 整体: * * * *	$\tau_m = K_i \dot{\mathbf{q}}_m$ $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$	- $\ddot{\mathbf{q}}$ 不需要 - 可实现隔离 - 仅 $M(\mathbf{q})$, 无反转 - 灵敏度独立于 $\mathbf{q}$	- 需要完整动力学 - $\dot{M}(\mathbf{q})$ 需要 - (或 n 调用修改后的 NEfor $C^T(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$)

以下方法是我们先前工作的扩展[34], [40], 通过系统地推导出一个对模型不确定性和干扰具有更高鲁棒性的阈值。碰撞检测函数 $cd(\cdot)$ 将监控信号 $\mu(t)$ 映射到两个不相交的碰撞类别 TRUE 或 FALSE:

$$cd: \mu(t) \rightarrow \{TRUE, FALSE\}. \quad (50)$$

理想情况下, 这种分类是通过

$$cd(\mu(t)) = \begin{cases} TRUE, & \text{if } \mu(t) \neq \mathbf{0} \\ FALSE, & \text{if } \mu(t) = \mathbf{0}. \end{cases} \quad (51)$$

在实际应用中, 为了确保碰撞检测的准确性, 需要采用适当的阈值处理来增强鲁棒性。以下非理想因素需要被考虑:

1) 扭矩/电流测量噪声 n_{τ_m} 导致电机扭矩误差 $\Delta\tau_m(\mathbf{n}_{\tau_m}) = \mathbf{K}_i \Delta\mathbf{i}_m(\mathbf{n}_{\tau_m})$, 其中对角增益矩阵 $\mathbf{K}_i > \mathbf{0}$ 包含电流到扭矩的电机常数;

2) 位置和速度传感器噪声 $n_q, n_{\dot{q}}$ 导致关节位置和速度测量误差 $\Delta\mathbf{q}(n_q) \Delta\dot{\mathbf{q}}(n_{\dot{q}})$;

3) 估计的机器人动力学建模误差 $\mathbf{D} := \hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}), \hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q})\}$ 相对于真实动力学 $\mathbf{D}$; 4) 摩擦力矩 $\tau_F(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \tau_{\text{tot}}, \vartheta, t)$, 通常取决于机器人状态、负载力矩、温度和时间。

由于测量、建模和干扰（摩擦、迟滞等）中存在的上述误差，监控信号在实际中即使没有接触也会变成 $\mu(t) \neq \mathbf{0}$ 。假设所有上述效应都作用于力矩级别，引入未知但有界的广义干扰向量

$$\tau_{d,\text{tot}} = \Delta\tau_m(\mathbf{n}_{\tau_m}) + \tau_F(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \tau_{\text{tot}}, \vartheta, t) + \Delta\tau_d(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \hat{\mathbf{D}}) \quad (52)$$

其中 $\Delta\tau_d(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \hat{\mathbf{D}})$ 表示由位置和速度噪声以及动态建模误差引起的扭矩扰动。由于存在扰动，无接触情况下监控信号动力学变为 [参见(47)]

$$\dot{\mu} = \mathbf{K}_O(\tau_{d,\text{tot}} - \mu). \quad (53)$$

得益于系统(53)的稳定性，有界输入 $\tau_{d,\text{tot}}(t)$ 总会生成有界输出 $\mu(t)$ 。因此，在足够长的时间间隔 $[0, T]$ 内对一组合适的机器人运动进行观测且无任何外部扰动，即可得到

$\mu_{\max} := \max\{|\mu(t)|, t \in [0, T]\}$ ，其中最大值需按分量取。考虑一个小的常数鲁棒性裕度 $\epsilon_{\text{safe}} > \mathbf{0}$ ，碰撞检测问题可以使用保守的对称阈值 $\epsilon_{\mu} = \mu_{\max} + \epsilon_{\text{safe}} > \mathbf{0}$ 来判定：

$$cd(\mu(t)) = \begin{cases} \text{TRUE}, & \text{if } |\mu(t)| > \epsilon_{\mu} \\ \text{FALSE}, & \text{if } |\mu(t)| \leq \epsilon_{\mu} \end{cases} \quad (54)$$

这种阈值处理方案能够稳健地限制假阳性。同时，它可能对轻接触产生假阴性，并且对软接触可能产生延迟的阳性。为了克服这一局限性，可以应用合适的技巧，如摩擦补偿、基于模型的自适应阈值处理 [60]，或学习技术，以提高检测灵敏度 [61]。

非线性的误差动力学 (52) 在整个状态和参数空间中难以完全捕捉。然而，相对简单的动作可能会显著提高碰撞检测性能。² 首先，通过在 (46) 中选择较小的（即较慢的）滤波器常数 $\mathbf{K}_O$ ，可以减少高频测量噪声，但代价是某些检测延迟。其次，可以利用碰撞监控信号的频率信息。与典型的碰撞事件相比，与标称运动速度相关的机器人动力学在较低频段具有频率成分。因此，应对动态建模误差的一个简单而有效的方法是分项对 (48) 中的信号进行高通滤波，这会导致

²目前，假设 τ_F 的影响可以忽略不计，这通常意味着它要么得到了非常好的补偿，要么使用了变速箱后的关节扭矩传感。

碰撞监控信号的频率信息。与典型的碰撞事件相比，与标称运动速度相关的机器人动力学在较低频段具有频率成分。因此，一个简单而有效的方法来处理动态建模误差是对 (48) 中的信号进行分项高通滤波，这会导致

$$\mu'_i := T_{O,i} s \mu_i = \frac{s}{s + k_{O,i}} \tau_{\text{ext},i} \quad (55)$$

使用 $T_{O,i} = 1/k_{O,i}$ 。使用 μ'_i 代替 μ_i 来计算(54)之后的 cd ，可以得到对高频扭矩分量（即快速和刚性的冲击）更敏感的监控方案。确实，使用(55)意味着会忽略外部关节扭矩的极低频成分。然而，这些成分仍可以通过(48)并行估计，可能增益更小 $\mathbf{K}_O$ 。事实上，甚至可以使用一个由适当设计的低通、高通和带通滤波器组成的整个滤波器组，以进行精确的冲击频率分析。

或者，除了高通滤波信号 (55) 之外，还可以使用 (34) 与 (48) 之间的差值作为监控信号。由于动态建模误差在两个信号中同样存在，在理想条件下，它们的差值几乎不受此类误差的影响。由于 (34) 具有代数特性，这种方案同样会导致 τ_{ext} 的分量式高通滤波版本

$$\mu''_i := \hat{\tau}_{\text{ext},i} - \mu_i \approx \tau_{\text{ext},i} - \frac{1}{1 + T_{O,i} s} \tau_{\text{ext},i} = \frac{s}{s + k_{O,i}} \tau_{\text{ext},i}. \quad (56)$$

然而，请注意，这种关系仅在假设 (32) 成立时才有效，而在碰撞发生时，该假设通常不再成立。

B. 隔离

解决隔离问题意味着要找到机器人上的碰撞连接 i_c 以及相关的接触点 x_{c0} 。到目前为止，这个问题还没有系统且正式的解决方案，将在下文中假设每次只发生一次碰撞的情况下推导出来。对于多个接触点的更昂贵的方法在 [62, 4] 中给出。

为了简化表示，假设阈值 ϵ_{μ} 为零。假设在机器人的开式运动链结构的第 i_c 个连杆上发生单个接触。那么，我们有属性

$$\mu = [\mu_1 \quad \dots \quad \mu_{i_c} \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad 0]^T \quad (57)$$

其中最后的 $n - i_c$ 个零是结构性的。事实上，对于连杆 i_c 上的碰撞，接触雅可比矩阵 $\mathbf{J}_c(\mathbf{q})$ 的最后 $n - i_c$ 列都恒为零。因此，向量 $\tau_{\text{ext}} = \mathbf{J}_c^T(\mathbf{q}) \mathbf{F}_{\text{ext}}$ ，其中 $\mathbf{J}_c(\mathbf{q})$ 通常未知，其最后 $n - i_c$ 个分量将恒为零。由于 (47) 的解耦结构， μ 的最后 $n - i_c$ 个分量也如此。另一方面，向量 μ 的前 i_c 个分量通常不为零，至少在接触期间，并且一旦失去接触就会以指数形式衰减至零。显然，碰撞连杆 $i_c \in \{1 \dots n\}$ 可以作为

$$i_c = \max\{i \in \{1 \dots n\} : \mu_i \neq 0\}. \quad (58)$$

通常, μ 只会受到笛卡尔碰撞力矩 F_{ext} 的影响, 该力矩对可接受的机器人运动做功, 即不属于 $J_c^T(q)$ 核的净力矩。此外, 通常情况下, 受影响残差分量的每个 (索引至 i_c) 对 F_{ext} 的灵敏度会随手臂配置变化。得益于广义动量的特性, 这种动态分析可以仅基于静态考虑, 使用从笛卡尔力矩到关节扭矩的转换矩阵 $J_c^T(q)$ 进行。事实上, (47) 中的残差动力学不受机器人速度或加速度的影响。

隔离碰撞连杆 i_c 上的接触区域需要更仔细的处理, 为此在以下推导出合适的方法。然而, 一般来说, 只能针对特定类型的碰撞获得隔离的接触区域。对于作用在连杆 $i = i_c$ 上的通用碰撞力矩 F_{ext} , 我们可以写出相对于一个已知位置连接在连杆 i 上的框架 (例如, 达尼维-哈滕伯格框架) 的刚体变换, 并使用伴随矩阵作为

$$\mathcal{F}_i = \begin{bmatrix} f_i \\ m_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & O \\ S^T(r_{c,i}) & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{\text{ext}} \\ m_{\text{ext}} \end{bmatrix} = J_{c,i}^T \mathcal{F}_{\text{ext}}. \quad (59)$$

向量积的斜对称矩阵 $S(\cdot)$ 由其向量参数的分量构建, 而 $r_{i,c} = -r_{c,i} \in \mathbb{R}^3$ 是从框架 i 原点到接触力作用点的向量。对于接触点的位置, 我们也有 $x_c = r_i + r_{i,c}$, 其中 $r_i = r_i(q)$ 是框架 i 原点的已知位置。请注意, 当所有量都表示在局部框架 i 中时, 矩阵 $J_{c,i}$ 是常数 (假设接触点保持不变)。此外, 尚未知的接触雅可比矩阵可以分解为

$$J_c(q) = J_{c,i} J_i(q) \quad (60)$$

已知 $6 \times n$ (几何) 雅可比矩阵 $J_i(q)$ 与坐标系 i 的线速度和角速度相关联。

一旦从 (58) 中确定了 $i = i_c$, 通过使用 (60), 就可以获得坐标系 i 中笛卡尔碰撞 wrench 的效应估计。

$$\hat{\mathcal{F}}_i = \begin{bmatrix} \hat{f}_i \\ \hat{m}_i \end{bmatrix} = (J_i^T(q))^{\#} \mu. \quad (61)$$

当 $J_i(q)$ 具有满行秩时, 这必然要求 $i_c \geq 6$, 在使用 (61) 时, 所获得的 6-D 估计 F_i 没有信息损失。在这个阶段, 请注意, 对于由力和力矩组成的通用接触 wrench, 无法确定 x_c (或等效地, $r_{i,c}$)。为了继续, 我们假设只有形式的 wrench

$$\mathcal{F}_{\text{ext}} = \begin{bmatrix} f_{\text{ext}} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (62)$$

在接触力矩可忽略的情况下发生, 这对于冲击碰撞也是典型情况, 同时也是实践中最相关的接触情况。假设仅存在形式为 (62) 的接触 wrench, 则可利用 (59) 和 (61) 定位接触点, 即 (估计的) 外力 $f_i = f_{\text{ext}} \approx f_{\text{ext}}$ 施加的位置。简单的操作可得到以下线性系统用于求解未知向量 $f_i = f_{\text{ext}} \approx f$:

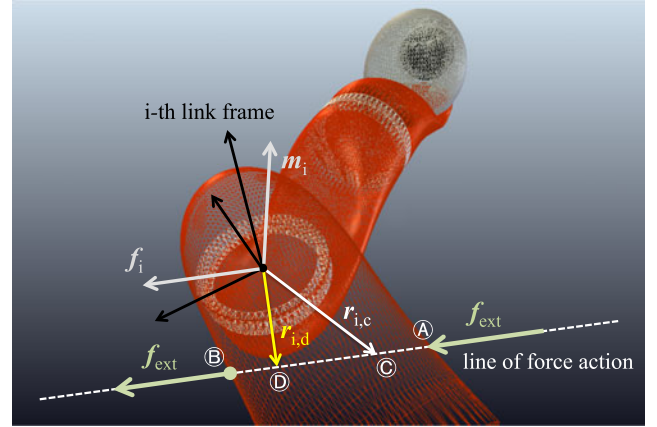


图 5. 隔离接触点的几何形状, 当纯接触力 f_{ext} 应用于连杆 i 的表面上的任意点时。沿力的作用线的任意位置 C 都是外力应用点的候选者。点 D 由伪逆解 (64) 定义。关于连杆表面的额外知识将可能性仅限制为点 A (推动连杆) 或 B (拉动连杆)。

用于求解未知向量 $r_{i,c}$ 的线性系统:

$$S^T(\hat{f}_i) r_{i,c} = \hat{m}_i \quad (63)$$

在 3×3 斜对称系数矩阵 $S^T(\hat{f}_i)$ 为 $\hat{f}_i$ 2 阶秩, 除非 $\hat{f}_i \equiv 0$ 处。参考图 5, (63) 可用于确定 f_{ext} 的作用线。从框架 i 原点到该线的最小距离矢量由 (63) 的伪逆解给出

$$r_{i,d} = (S^T(\hat{f}_i))^{\#} \hat{m}_i. \quad (64)$$

然后, 沿力的作用线上的所有点都可以用 $r_{i,d} + \lambda(\hat{f}_i / \|\hat{f}_i\|)$ 描述, 其中 λ 为变化的标量。将连杆视为凸体, 并假设对碰撞连杆的表面 $S_{i,c}$ 完全了解, 可以通过将力的作用线与 $S_{i,c}$ 相交来找到接触点 x_c 。在图 5 中, 原则上可以隔离两个最终接触点 (对于两个不同的 λ 值, 比如 λ_A 和 λ_B)。因此, $r_{c,i}$ 可以通过这种方式确定, 从而 (60) 中的 $J_{c,i}$

C. 识别

解决识别问题旨在估计碰撞关节扭矩 τ_{ext} , 以及作用在机器人结构上的接触 wrench F_{ext}

我们在第 III-E 节已经表明, 动量观测器输出 τ_{ext} 的准确估计, 即碰撞引起的关节扭矩的完全识别总是可能的。相比之下, 估计接触 wrench F_{ext} 只能在知道 $J_c(q)$ 的情况下完成。为了计算相应的外部 wrench, 我们使用公式 (6), 得到

$$\hat{\mathcal{F}}_{\text{ext}} = (J_c^T(q))^{\#} \mu. \quad (65)$$

三个主要来源可以提供关于接触 Jacobian J_c 的所需信息:

- 1) 对于无需预期其他接触的操纵任务, 任务上下文通过指定接触位置来定义

2) 假设 (62) 成立, 可以从 (60) 和 IV-B 节中概述的步骤中获取 $\mathbf{J}_c$ 。3) 使用 (可能是二元的) 触觉传感器使我们能够直接定位接触区域。然后, 如果雅可比矩阵是满秩的, $\mathbf{F}_{\text{ext}}$ 可以被精确计算。

当然, (65) 仅适用于完全行满秩 $\mathbf{J}_c(\mathbf{q})$ 的情况, 此时 $(\mathbf{J}_c^T)^\# = (\mathbf{J}_c \mathbf{J}_c^T)^{-1} \mathbf{J}_c$ 。由于接触雅可比矩阵可以解释为灵敏度矩阵, 沿奇异方向的力矩不能被感知, 因为这些被机械臂结构的反应力和力矩所平衡。然而, 在常规工作空间内, (65) 可能具有有趣的应用。例如, 它可以用来代替手腕力-力矩传感器, 在虚拟传感器框架 S_{vs} 中测量 TCP 力矩

$$\hat{\mathbf{F}}_{\text{vs}} = (\mathbf{J}_{\text{vs}}^T(\mathbf{q}))^\# \boldsymbol{\mu}. \quad (66)$$

为此, 需要为 Denavit-Hartenberg 参数定义一个合适的 $\mathbf{J}_{\text{vs}} = \mathbf{J}_n(\mathbf{q})$ 。这对于所有需要在操作空间中定义且需要手腕力矩控制的任务都很有用, 例如在装配过程中。这种虚拟传感策略特别适用于工业任务, 其中希望限制外部传感设备的添加。这降低了初始和维护成本, 并消除了潜在的传感器故障风险。

另一方面, 当接触发生在机器人结构上的通用位置时, 即使已知位置 $\mathbf{x}_c$, 估计完整的外部力矩在很多情况下也是不可能的。其原因有1) 接触雅可比矩阵在接触发生在靠近基座的连杆时缺乏秩, 或2) 接近奇异配置。实际上, 这会导致部分接触力矩分量转移到机械结构中。因此, 无论使用哪种基于关节扭矩的方法 (测量或估计), $\mathbf{F}_{\text{ext}}$ 的部分都无法再被识别。类似地, 仅使用本体感觉是无法解决多个接触力的估计问题。在这种情况下, 将其与触觉传感器 [63] 和/或外感知 [64] 进行融合是最近有趣的研究方向, 以及独立使用更昂贵的机器学习技术 [62]。

V. 刚性机器人方法的比较

本节从检测、隔离和识别特性等方面, 对第III节中针对刚体机器人提出的五种基于模型的碰撞监测算法进行了新的系统性比较。

为了完整性, 我们还考虑了三种已知的工业方案, 即监测绝对电机扭矩、电机扭矩变化或电机扭矩管。前两种基于绝对电机扭矩和电机扭矩变化的方法简单地检查电机扭矩及其导数是否超过阈值。这些方案实现非常简单, 计算成本极低。然而, 它们的检测灵敏度较低, 纯粹是启发式的。显然, 无法进行隔离和识别。

这些方案实现非常简单, 计算成本极低。然而, 它们的检测灵敏度较低, 纯粹是启发式的。显然, 无法进行隔离和识别。

所有方法的主要特性均列于表I。关于这五种基于模型的碰撞监测算法的其他方面, 请参考该节中的相应描述。对于每种监测方法, 我们根据复杂度、内存、结果可能的二元用途 (例如, 当计算量也用于控制器以及直接估计方案时) 以及最终的整体评分 (均从* = “非常低” 到***** = “非常高”) 对计算工作量进行分类。此外, 我们列出了所需的测量量, 并总结了最重要的优缺点。

前两种仅基于电机扭矩与阈值比较的工业方案, 其复杂度评分为* (“非常低”)。第三种工业方案 (电机扭矩管) 粗略估计外部关节扭矩, 这需要稍多一点计算工作量, 但需要大量内存。其他解析方案则根据标准递归NE算法所需的计算工作量进行评分。对于计算工作量, 广泛使用的Big-O表示法在此并不十分有用, 因为所有算法都是 $O(n)$, 即其复杂度随关节数量 n 线性增长, 除了动量观测器, 当 $\dot{\mathbf{M}}$ 被精确计算时, 其复杂度为 $O(n^2)$, 但使用近似推导方法计算该矩阵时, 其复杂度仍为 $O(n)$ 。请注意, 逆动力学方法计算的动力学量通常不能用于控制, 导致其整体评分高于直接估计方案。

电机扭矩管方法本质上是无模型的逆动力学方法的等效方法。通过记录, 可能重复记录, 沿给定轨迹的电机扭矩, 创建了一个时变参考轮廓 $\tau_{m,\text{ref}}(t)$, 以及一个鲁棒性裕度。这些作为动态阈值在下次执行轨迹时使用。这种非常简单但有效的策略有两个主要缺点: 大的内存需求和轨迹和控制律修改方面的灵活性很小。特别是, 该方法不适用于在线生成的轨迹。

请注意, 除了扭矩管之外, 所有方案的性能都本质上受限于公式 (1) 中未知的摩擦 τ_F 。反过来, 根据可能实现的摩擦校正 $\hat{\tau}_F$ 的质量, 如第 IV 节中已提到的, 所有受影响方法的监控性能都可以得到同等改进。我们还指出, 可以并行运行多个冗余监控算法, 包括同一算法的不同变体。

当结合第III节的评估和表I时, 我们可以得出以下结论。能量观测器, 一方面相当简单, 但另一方面却无法检测特定方向的碰撞或当机器人静止时 (参见第VII节和图13)。此外, 它也不提供隔离的可能性。这两种基于机器人逆动力学的方案需要测量

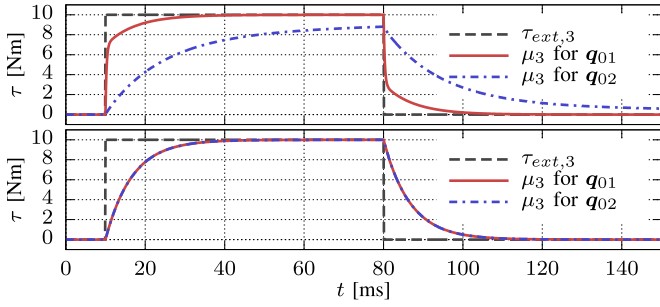


图6. 速度观测器（顶部， $k_{O,i} = 15, -1$ ）和动量观测器（底部， $k_{O,i} = 150, -1$ ）在两种不同初始构型下的外部关节扭矩 $\tau_{ext,3}$ 及其估计 μ_3 （单位：弧度）和 $(0, 1.3, 0, 1.3, 0, 1, 0)$ 弧度。

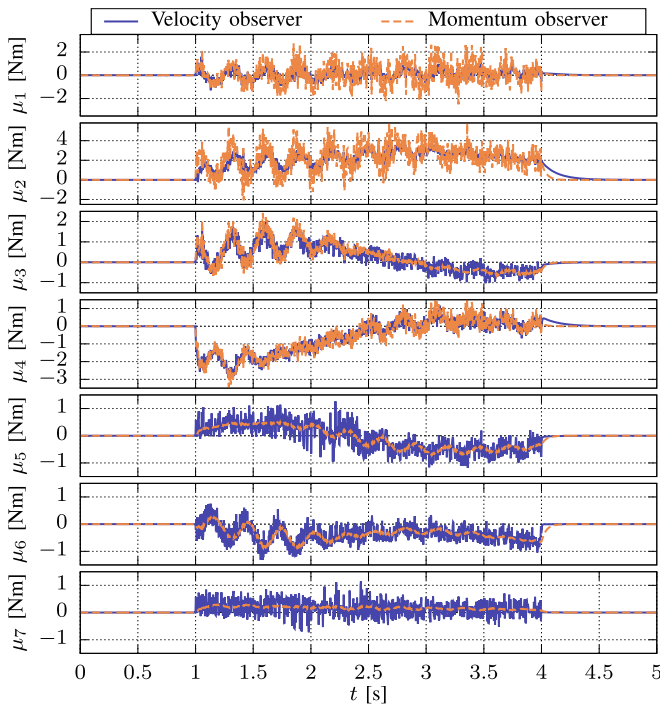


图7. 在理想条件下（ $t < 1$ 、 $t > 4$ ）和扰动条件下（ $1 < t < 4$ ）的LWR在七个关节处的外部关节扭矩估计，进行正弦运动时 $\tau_{ext} = 0$ 。

关节加速度（在使用实际关节位置时）或依赖于所使用的控制器（在使用期望关节位置时）。相反，基于速度和动量观测的另外两种监控方案具有以下主要优势：

- 1) 同时进行碰撞检测、隔离和识别；2) 在执行过程中完全独立于参考轨迹和控制律。

因此，由于速度观测器的非线性观测器误差动力学取决于 $M(q)$ ，动量观测器成为完整碰撞事件管道（参见第VII节和图6、8、12及15-19）的最佳选择。

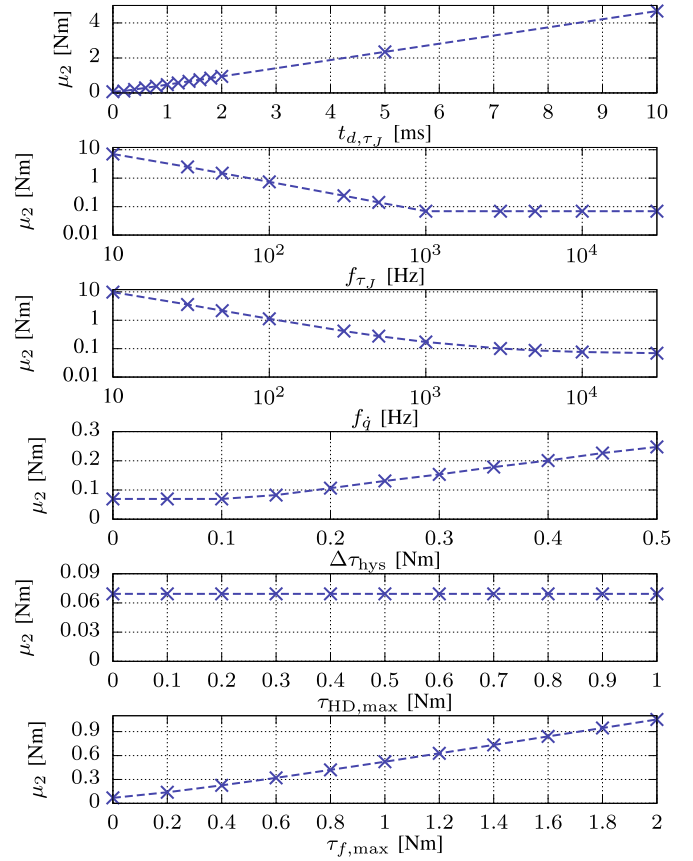


图8. 不同干扰效应对 μ_2 的影响。

VI. 扩展至具有柔性关节的机器人

将碰撞监控方案扩展到柔性关节机器人相对直接。通常，我们区分两种不同的柔性关节机器人实现类型，它们在各异的传感化方面存在显著差异。

1) 弹性关节机器人具有有限但通常相当高的关节刚度。这通常被视为一种寄生效应，例如当应变波齿轮用作减速元件时。关节变形 $\delta = \theta - q$ 非常小，因此， τ_J 无法通过公式(14)从位置测量中准确估计。因此，这些机器人配备了测量 θ 的电机编码器，以及测量减速齿轮后 τ_J 的刚性关节扭矩传感器，从而独立于 τ_F 、 θ 。然后， q 根据公式(25)进行估计。另一种方法是来自[65]，的迭代方案，该方案基于稳态近似根据 θ 计算连杆位置 q 。或者，弹性关节的连杆侧上安装了第二个位置传感器直接测量 q 。然而，在这种情况下，通过数值微分获得 $\dot{q}$ 所需的分辨率相当难以实现。

2) 柔性关节机器人有意地在电机和连杆之间配备了一个非常柔顺的元件（通常是一个机械弹簧）。因此， δ 变得显著，并且可以用足够的精度进行测量。在这些机器人中，有两个位置传感器（例如，编码器）

对于线性弹性情况，即 $\mathbf{K}_J$ 为常数的情况，关节扭矩被估计为 $\hat{\tau}_J = \mathbf{K}_J(\boldsymbol{\theta} - \mathbf{q})$ 。这种情况通常被称为串联弹性驱动 (SEA) [66]。然而，相同的论点也适用于非线性关节扭矩/变形特性以及变刚度关节，其中关节扭矩估计的形式为 $\hat{\tau}_J = \mathbf{k}_J(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{q}, \mathbf{u}_m)$ 。在那里， $\mathbf{u}_m$ 是一个额外的控制输入，通过第二个执行器来修改关节的弹性行为。

尽管在机械设计和用于获取完整状态测量的传感原理方面存在显著差异，但由于我们采用的基于物理原理的方法，将碰撞监控方案从刚体机器人扩展到上述柔性关节机器人类别是相当直接的。

事实上，第 III 节中的所有方法都可以直接应用于具有关节扭矩传感（或估计）的柔性关节机器人，只需将 τ_m 替换为 τ_J （或 $\hat{\tau}_J$ ），并始终使用连杆位置 $\mathbf{q}$ （或 $\hat{\mathbf{q}}$ ）——而不是电机位置 $\boldsymbol{\theta}$ 。直接测量 τ_J （或准确估计它）的一个主要优势是将碰撞监控问题与电机侧的摩擦 τ_F 、 θ 隔离。此外，由于连杆动力学（16）和电机动力学（17）仅通过 τ_J 耦合，因此只需考虑连杆动力学即可监控碰撞。换句话说， τ_J 可以被视为连杆动力学（16）中的系统输入。

例如，对于刚体机器人，动量观测器成为柔性关节情况下的连杆侧动量观测器，形式为

$$\mathbf{r} = \mathbf{K}_O \left(\hat{\mathbf{p}}_q(t) - \int_0^t (\tau_J - \hat{\beta}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{r}) dt - \hat{\mathbf{p}}_q(0) \right) \quad (67)$$

$$\dot{\mathbf{r}} = \mathbf{K}_O(\tau_{\text{ext}} - \mathbf{r}) \quad (68)$$

$\hat{\mathbf{p}}_q = \hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{q}}$ 。请注意，(67)与(46)具有完全相同的形式，只是用 τ_m 替换了 τ_J ，而(68)与(47)完全相同。

表II比较了柔性关节机器人的所有碰撞监测方案。特别是，测量量列显示了用户为测量和/或估计具有弹性或固有柔性关节的机器人所需信号的选择（ $\vee$ 代表逻辑或）。请注意，由于篇幅限制，省略了通过 [65] 迭代方案估计连杆位置、速度和加速度的可能性。

唯一不需要关节扭矩传感（或估计）的方法是总动量观测器。这是基于连杆动量的监测方法的一种扩展：它不仅观测 $\mathbf{p}_q$ ，还观测机器人的总动量 $\mathbf{p}_{\text{tot}}$ ，该总动量根据 (21) 定义为

$$\mathbf{p}_{\text{tot}} = \mathbf{p}_q + \mathbf{p}_\theta = \mathbf{M}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{B}\dot{\boldsymbol{\theta}}. \quad (69)$$

定义

$$\mathbf{r} = \mathbf{K}_O \left(\hat{\mathbf{p}}_{\text{tot}} - \int_0^t (\tau_m - \hat{\beta}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{r}) ds - \hat{\mathbf{p}}_{\text{tot}}(0) \right) \quad (70)$$

这又导致了一致的一阶行为，其滤波器频率与(68)中相同。然而，估计值不依赖于 τ_J ，即不再需要关节扭矩传感器。反过来，这种方法对 τ_F 、 θ 仍然敏感，因此对于高减速比的机器人来说是一种次优选择。尽管如此，我们指出，基于残差的方法也可以独立地应用于电机动力学(17)，从而为 τ_F 、 θ 提供无模型的估计。这已在 [67] 中提出，并用于其中在线补偿电机侧的摩擦。

总之，由于与刚性情况类似的原因，对于仅使用本体感觉进行碰撞检测、隔离和识别，柔性关节机器人选择连杆动量观测器是最佳选择。获得了对外部关节扭矩的准确估计，而无需依赖于特定的控制器或轨迹，也无需依赖于电机侧的摩擦。此外，无需加速度测量值，也无需估计或反转机器人质量矩阵。实际上，确实需要一个相当准确的机器人动力学模型，并且其项必须实时评估。然而，评估完整的机器人动力学（如今可以轻松以千赫兹速率完成）是无论如何都需要进行的，以实现精确的基于模型的运动控制。

最后，应该指出，扩展到具有内在柔性关节且刚度可变的机器人也是直接的，出于简洁考虑，这里不予以考虑（例如，参见 [57], [68], 和 [69]）。

VII. 实验评估

现在我们已经确定了刚性机器人与柔性机器人碰撞事件管道的上下文无关阶段的最佳解决方法，我们将进一步阐述速度观测器和动量观测器的特性。为此，我们首先比较了动力学以及寄生效应对检测性能的影响。然后，通过分析合适的仿真和实验，我们详细讨论了连杆动量观测器的性能和时序特性。随后，在新的实验中验证了使用能量观测器的碰撞检测，以及分别使用连杆动量观测器的碰撞检测与隔离，并与我们之前的工作进行了比较。尽管所展示的实验是在配备关节扭矩传感器的弹性关节机器人上进行的，但对于其他机器人类别也可以得出类似的结论。

A. 观测器动力学速度和连杆动量观测器

$\mathbf{M}(\mathbf{q})$ 对速度观测器(37)动力学的影响通过以下示例仿真得到验证。图6(上)描绘了LWR(μ_3) (柔性关节动力学)在观测器增益为 $k_{O_i} = 15 \text{ s}^{-1}$ 以及未知外部关节扭矩下的结果。观测器受 $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ 影响，导致其行为与配置相关，从而难以调整观测器动力学。图中展示了在初始条件为 $\mathbf{q}_{01} = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \text{ rad}$ 和 $\mathbf{q}_{02} = (0, 1.3, 0, 1.3, 0, 1, 0) \text{ rad}$ 时 $\tau_{\text{ext}_3} = 10 \text{ Nm}$ 在 $10 \leq t \leq 80 \text{ ms}$ 下的结果。一方面，当前配置明显影响观测器动力学。另一方面，由 $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ 引起的非线性耦合导致瞬态行为变形。相比之下，

表II 柔性关节机器人的碰撞监测方法

监测方法		测量量
绝对关节扭矩	$ \tau_J \geq \tau_{J,\max}$	$\tau_J \vee \hat{\tau}_J = \hat{K}_J(\theta - q)$
关节扭矩变化	$ \dot{\tau}_J \geq \dot{\tau}_{J,\max}$	$\tau_J \vee \hat{\tau}_J = \hat{K}_J(\theta - q)$ $\dot{\tau}_J \vee \dot{\hat{\tau}}_J = \hat{K}_J(\dot{\theta} - \dot{q})$
关节力矩管	$\tau_{\text{ext}} \approx \tau_{J,\text{ref}}(t) - \tau_J(t)$	$\tau_J \vee \hat{\tau}_J = \hat{K}_J(\theta - q)$
能量观测器	用 τ_J 替换 Eq. (26) 中的 τ_m ; 属性: Eq. (27)	$q \vee \hat{q} = \theta - \hat{K}_J^{-1} \tau_J$ $\tau_J \vee \hat{\tau}_J = \hat{K}_J(\theta - q)$ $\dot{q} \vee \hat{\dot{q}} = \dot{\theta} - \hat{K}_J^{-1} \dot{\tau}_J$
直接估计	用 τ_J 替换公式(31) 中的 τ_m	$q \vee \hat{q} = \theta - \hat{K}_J^{-1} \tau_J$ $\ddot{q} \vee \hat{\ddot{q}} = \ddot{\theta} - \hat{K}_J^{-1} \ddot{\tau}_J$ $\dot{q} \vee \hat{\dot{q}} = \dot{\theta} - \hat{K}_J^{-1} \dot{\tau}_J$ $\hat{\tau}_J \vee \hat{\tau}_J = K_J(\theta - q)$
逆动力学	$\hat{\tau}_{\text{ext}} \approx \hat{\tau}_{J,\text{ff}} - \tau_J$ 公式(33)得到 $\hat{\tau}_{J,\text{ff}}$, 而不是 $\hat{\tau}_{m,\text{ff}}$	$\tau_J \vee \hat{\tau}_J = K_J(\theta - q)$
速度观测器	在公式(38)中用 τ_m 替换 τ_J ; 属性: 公式(41)	$q \vee \hat{q} = \theta - \hat{K}_J^{-1} \tau_J$ $\tau_J \vee \hat{\tau}_J = \hat{K}_J(\theta - q)$ $\dot{q} \vee \hat{\dot{q}} = \dot{\theta} - \hat{K}_J^{-1} \dot{\tau}_J$
动量观测器	公式(67); 属性: 公式(68)	$q \vee \hat{q} = \theta - \hat{K}_J^{-1} \tau_J$ $\tau_J \vee \hat{\tau}_J = \hat{K}_J(\theta - q)$ $\dot{q} \vee \hat{\dot{q}} = \dot{\theta} - \hat{K}_J^{-1} \dot{\tau}_J$
总动量观测器	公式(70); 属性: 公式(68)	$\theta, \dot{\theta}$ $q \vee \hat{q} = \theta - \hat{K}_J^{-1} \tau_J$ $\dot{q} \vee \hat{\dot{q}} = \dot{\theta} - \hat{K}_J^{-1} \dot{\tau}_J$

动量观测器(44)的动力学与机器人配置 [无关——参见图6(下)]。

B. 观测器误差与阈值处理

通常来说, 在实现碰撞检测算法时, 一个挑战是调整检测阈值。在基于观测器的方法中, 模型不确定性 (如未知的摩擦扭矩、量化效应、测量噪声或延迟) 通常包含在扭矩/关节扭矩估计中, 因此即使对于 $\mu \neq 0$ 也会导致 $\tau_{\text{ext}} = 0$ 。为了比较速度观测器和动量观测器的鲁棒性, 针对LWR III (柔性关节动力学) 进行了机器人运动的仿真, 考虑了以下效应。

- 1) θ 的测量是量化, 电机侧分辨率为400级, 并使用一阶滤波器 (截止频率 $f_\theta = 300\text{Hz}$) 进行滤波。
- 2) τ_J 的测量受均匀分布的噪声影响, 噪声为

$$\pm 0.3 \quad \Delta \tau_{\text{hys}} = 12$$

Nm, 滞后 (宽度Nm), -位分辨率量化, 并使用一阶滤波器 (截止频率 $f_{\tau_J} = 300\text{Hz}$) 进行滤波。

- 3) 假设谐波驱动齿轮产生幅值为 $\tau_{\text{HD}, \max} = 0.2\text{Nm}$ 的波动扭矩, 其频率为电机侧速度 θ 的两倍, 即 $\dot{\theta}$ 。
- 4) 连杆侧位置 q 通过 $\hat{q} = \theta - K_J \tau_J$ 估计。
- 5) 连杆侧速度 $\dot{q}$ 通过 $\hat{\dot{q}}$ 的数值微分计算, 并使用一阶滤波器 (截止频率 $f_{\dot{q}} = 300\text{Hz}$) 进行滤波。
- 6) 考虑连杆侧库仑摩擦扭矩 τ_{f_q} , 大小为 $\tau_{f_q} = \pm 0.5\text{Nm}$ 。
- 7) 在 $M(q)$ 、 $\hat{c}(q, \dot{q})$ 和 $\hat{g}(q)$ 中考虑的估计末端执行器质量仅为真实质量的一半。
- 8) θ 和 τ_J 的测量分别延迟了 $t_{d,\theta} = 1\text{ms}$ 和 $t_{d,\tau_J} = 1\text{ms}$ 。

图7描绘了 $k_{O_i} = 25\text{s}^{-1}$ 、初始位置 $q_0 = (0, 0.79, 0, 1.57, 0, 0.61, 0.79)\text{rad}$ 以及围绕 q_0 的期望正弦位置, 其幅值为 0.6rad , 频率范围为 $0.75 \leq \omega \leq 1.6\text{rad/s}$, 不同轴的频率不同。上述效果在 $1\text{s} < t < 4\text{s}$ 内启用。可以看出, 在理想条件下, 两个观测器工作良好, 但在实际条件下存在较大差异。对于轴3和轴4, 两个观测器的行为相似, 而在轴1和轴2上, 速度观测器表现略好。然而, 在轴5-7上, 动量观测器允许检测外部关节扭矩的更小阈值。

进一步评估表明, 与对 τ_J 和 $\dot{q}$ 测量的寄生效应相比, $\hat{q}$ 的影响可以忽略不计。图8通过模拟仅考虑一种效应时轴2的动量观测器估计 μ_2 , 展示了详细分析。此外, 所有仿真均未包含任何测量噪声, 因为其影响强烈依赖于所使用的滤波器。因此, 它无法与其他效应区分开来。总之, f_{τ_J} 和 $f_{\dot{q}}$ 以及 t_{d,τ_J} 具有最显著的影响, 在系统设计和实际实现中需要特别关注。

C. 连杆动量观测器性能

1) 所需监控带宽: 为了确保碰撞关节扭矩 τ_{ext} 的最高质量估计, 显然应选择尽可能大的 K_O 。然而, 噪声会恶化监控信号, 并且在实践中 K_O 从上方受到限制。为了评估最佳权衡, 我们应该分析 μ , 即 (67) 中的 r , 相对于观测器增益 K_O 的行为, 并验证在现实 (最坏情况) 刚性碰撞中, 真实的外部关节扭矩能否被良好估计。

对于评估 K_O 对观测器瞬态行为的影响, 对于 K_O 的非常广泛的值范围, 进行模拟

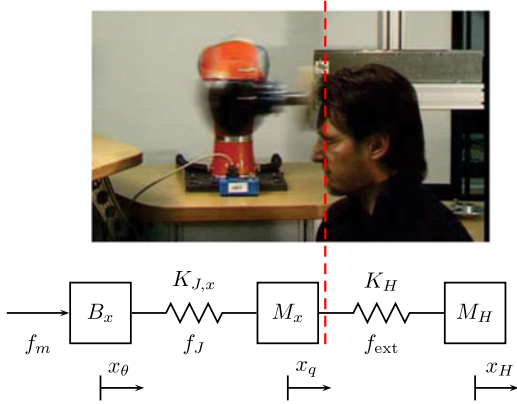
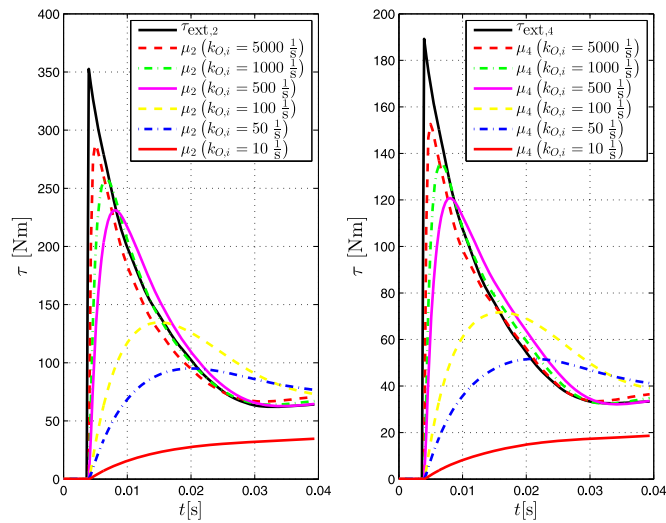


图9。机器人与人体头部之间的硬碰撞（上）和工作空间中的动态模型（下）。

图10。外部关节扭矩 τ_{ext} 与基于动量的监控信号 μ 在不同 $K_O = \text{diag}\{k_{O,i}\}$ 值的比较，在图9所示的柔性关节机器人-人体头部碰撞仿真中，关节2（左）和关节4（右）。

对 DLR/KUKA LWR 与人体头部之间的碰撞进行了仿真研究，使用了机器人的完整柔性关节动力学模型以及人体头部的以下数据：前额头部刚度 $K_H = 10^5$ N/m，头部质量 $M_H = 4.5$ kg。图 9 描绘了沿瞬时单位碰撞方向的简化操作空间模型。当机器人以其最后一个关节($i_c = 7$)以碰撞速度 $\|\dot{x}_c\| \approx 2$ m/s 碰到头部时，机器人处于伸展配置($q = 0$)。沿碰撞方向 u ，反射关节和电机惯量分别为 $M_x \approx 4$ kg 和 $B_x \approx 13$ kg。反射关节刚度为 $K_{J,x} \approx 7000$ N/m。最大碰撞力为 $\|f_{ext}\|_{\max} \approx 500$ N。图 10 显示了与第二和第四个机器人关节相关的两个分量 μ 在碰撞后 40 ms 内的时间演化，对于不同的 K_O 值，并与实际 τ_{ext} 进行比较。为了快速且几乎理想的碰撞检测，假设一个非零但很小的阈值 ϵ_μ ，增益 K_O 应该设置为至少 500 s^{-1} ，以便使测量值 μ 在碰撞后几乎立即增加。然而，对于

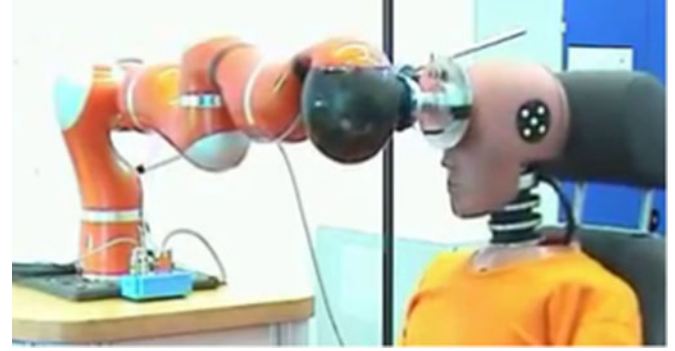


图11。碰撞实验（DLR/KUKA LWR和Hybrid III假人）。

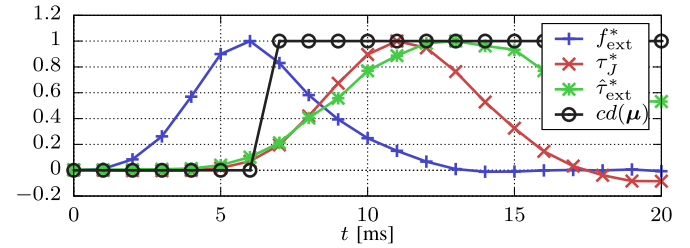


图12。在1-kHz记录时间内，DLR/KUKA LWR机器人和Hybrid III假人之间进行冲击实验的相关标准化 (*) 信号的时序。

在已进行的实验中考量的机器人， K_O 的对角线元素在实践中可能取值在 25 s^{-1} 和最大 75 s^{-1} 之间。虽然仿真是在理想条件下进行的（即精确模型且无噪声），但噪声传感器、模型不确定性和通信延迟会导致实际应用中的上限。反过来，更重的滤波会导致检测、隔离和识别性能更低（延迟）。

2) 信号时序：当深入分析柔性关节机器人中基于关节扭矩感知和连杆位置估计的碰撞处理时序时，可以揭示其进一步的重要特征。为此，已进行了一次 DLR/KUKA LWR 机器人与 Hybrid III 碰撞假人前部头部区域的实际碰撞实验，模拟了机器人与人类的高速碰撞（见图 11）。

对于 $t = 1$ ms 时的冲击，末端执行器速度为 2 m/s，图 12 显示了在最初的几毫秒内一些相关信号的时间演化。它们均被归一化到碰撞实验期间达到的最大值（归一化量用星号标记）：通过高速 20-kHz 带宽力传感器测量的接触力 f_{ext} ；关节 4 处测量的关节扭矩 τ_J ；由 f_{ext} 引起的关节 4 外部扭矩的估计 τ_{ext} ；以及最终的二进制碰撞检测信号 $cd(\mu)$ 。

机器人头部接触持续约 10 毫秒。值得注意的是， τ_{ext}^* 仅在 f_{ext}^* 之后约 5 毫秒才开始显著上升，这也导致 $cd(\mu) = \text{TRUE}$ 出现相同的延迟。理想情况下，如果不存在结构弹性，通过设置 $\epsilon_\mu \approx 0$ 确实可以即时检测到碰撞。然而，关节扭矩测量（使用指定的关节扭矩）

$\hat{q} = \theta - K_J^{-1} \tau_J$ 和 $\dot{\hat{q}} = \dot{\theta} - K_J^{-1} \dot{\tau}_J$, 它们将受到相同的延迟响应。事实上, 测量的关节扭矩及其导数 (均乘以大型关节刚度的倒数) 分别是连杆位置和速度估计变化的主要因素。结合存在正检测阈值, 这会导致检测碰撞时出现显著延迟, 因为监控信号只有在测量开始对冲击做出反应时才会激活。

在检测到碰撞之前, 关节扭矩 τ_J^* 几乎为零, 因为机器人以恒定速度运动且没有加速度。碰撞后, $cd(\mu)$ 即使在接触力消失后仍然成立。实际上, $cd(\mu)$ 将在正常机器人操作恢复时返回为假, 根据反应策略。估计的外部关节扭矩 τ_{ext}^* 表示传感器和观测器滤波器特性的某种脉冲响应, 并且在所示极短的时间间隔内 (遵循 f_{ext}^*) 不会显著减小。关节扭矩 τ_J^* 不会立即返回为零 (遵循 f_{ext}^*), 但表明机械结构对冲击的反应, 在这种情况下是阻尼振荡。

D. 基于能量观测器的碰撞检测

为了在一个实验中展示基于能量的观测器的所有方面, 如第III-A节和表II所述, 我们考虑了碰撞的影响, 而DLR/KUKA LWR在大部分时间内处于静止状态, 或在特定时间间隔内沿着 (x, y) -平面上的笛卡尔阻抗控制律下运动。图13显示了获得的结果, 报告了期望和实际的机器人笛卡尔运动 (笛卡尔位置 x 和速度 $\dot{x}$ 在水平平面上的两个分量)、外部接触力 f_{ext} 、由(28)给出的标量碰撞监控信号 μ (其中 τ_J 替换了 τ_m), 最后, 检测灵敏度度量 $s = |\mathbf{f}_{ext}^T \dot{\mathbf{x}}|$ 。

A-F所指示的实验阶段系列, 其特征如下行为。

- 1) 阶段 A: 检测方案正确识别了外力, 因为它在机器人运动方向上施加作用力。外力与碰撞检测之间的最小延迟在所用时间尺度上不可见。
- 2) 阶段 B: 未施加外力; 机器人处于静止状态。
- 3) 阶段 C: 在 (x, y) 平面上施加的外力在静止期间逐渐增加, 但由于机器人不移动, 因此无法检测, 导致 $s \approx 0$ 。

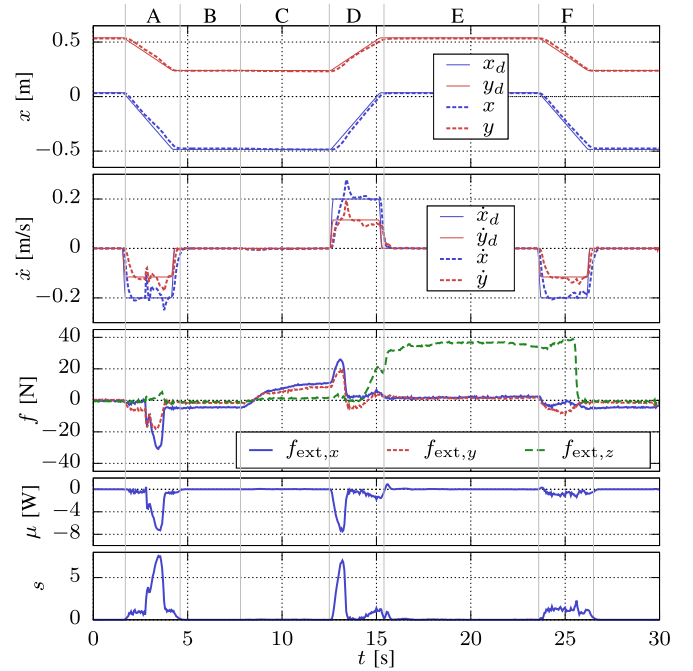


图13. 基于能量观测器的碰撞检测实验行为。从上至下: 期望的 x_d (实线) 和实际笛卡尔碰撞位置 x ; 期望的 $\dot{x}_d$ 和实际笛卡尔碰撞速度 $\dot{x}$; 通过手腕力/力矩传感器测量的外部接触力 f_{ext} ; 监控信号 μ ; 检测方案的灵敏度 s 。

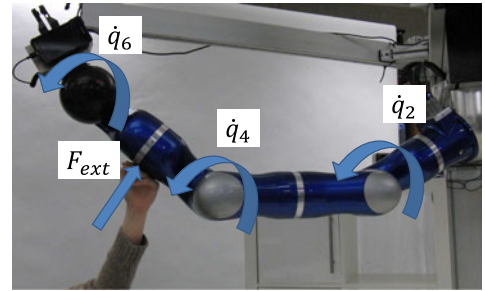


图14. 使用连杆动量观测器的碰撞检测与隔离实验 (67)。

- 4) 阶段 D: 机器人再次开始移动, 这立即导致灵敏度 s 增加并进而引起监控信号 μ 的变化。
- 5) 阶段 E: 当机器人静止时, 在 z -方向施加了强大的力, 但未被检测到。
- 6) 阶段 F: 机器人再次移动, 而 z -力仍在施加。然而, 由于它垂直于运动矢量, 因此无法被识别 ($s \approx 0$)。

E. 使用连杆动量观测器的碰撞检测/隔离

使用连杆动量观测器 (67) 进行碰撞检测与隔离实验的实验装置如图14所示。DLR/KUKA LWR机器人以50至80°/s的最大速度, 在带重力补偿的全状态反馈关节位置控制律下运动关节2、4和6。期望轨迹是一个从静止到静止的五阶多项式, 总运动时间为80°s。其余四个关节均固定在, 对于、3、5、7。

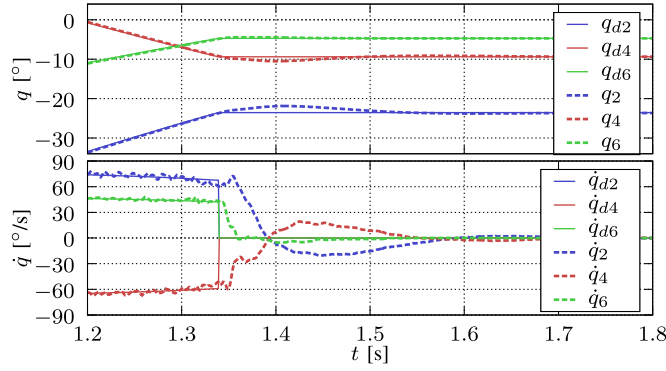


图15. 基于连杆动量观测器 (67) 的碰撞检测与隔离方案 (针对图14实验) 的实验行为。展示了关节2、4和6的期望位置与实际位置 (上) 以及期望速度与实际速度 (下) (省略了从静止到静止运动轨迹的前1.2秒)。

总运动时间为 $T = 2$ s。其余四个关节均固定在 $q_i = 0$ ，对于 $i = 1, 3, 5, 7$ 。

图15显示了在时间间隔 $1.2 \leq t \leq 1.8$ s内的期望关节位置和测量速度。在 $t \approx 1.3$ s时达到轨迹最大速度的瞬间，人用手通过撞击机器人连杆4来阻止运动。一旦检测到碰撞，期望速度切换为零，即激活了受控的紧急停止 (实际上是可能的最简单反应策略；参见 [40])。机器人瞬间执行期望停止，并在约200毫秒内停止运动。

图16说明了监控关节扭矩 μ ，以及二进制碰撞检测信号 $cd(\mu)$ 和常数阈值 ϵ_μ 。后者被设置为 $\epsilon_\mu = 0.05 \cdot \tau_{J, \max}$ ，其中 $\tau_{J, \max} = [180 \ 180 \ 80 \ 80 \ 35 \ 35 \ 35]^T$ Nm。这是一个相当敏感的阈值，然而，在整个工作空间中它不会导致任何假阳性。关节2和4的监控信号表明发生了碰撞，而关节1和3的信号保持静默，因为笛卡尔接触力不会在这些关节轴上产生作用。方程(58)提供了 $i_c = 4$ ，因此已经隔离了正确的碰撞连杆。

F. 估计外力和接触点

以下实验旨在展示第 IV-B 和 IV-C 节中接触力隔离和识别方案的性能。具体而言，一个固定在末端执行器上的质量为 2.4 kg 的物体 (且机器人控制器未知) 在运动过程中必须被识别。产生的结果外力

$$\mathcal{F}_{\text{ext}} = \begin{bmatrix} \hat{f}_{\text{ext}} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (71)$$

是根据动量观测器 (67) 的 $\mu = \hat{\tau}_{\text{ext}}$ 和伪逆 (61) 估计的。图17显示，即使在末端执行器速度逐步变化时， $\hat{f}$ 也能正确重建力分量 $f_{\text{ext}, x} = 0$ 、 $f_{\text{ext}, y} = 0$ 以及 $f_{\text{ext}, z} = 2.4g \approx 23.54$ N。估计的力矩 $\hat{m}$ 不为零，因为给定的 $\hat{f}$ 和 $\hat{m}$ 与机器人的基坐标系相关。因此，力矩 $\hat{m}_y$ 随机器人 x -位置的变化而变化，这直接影响

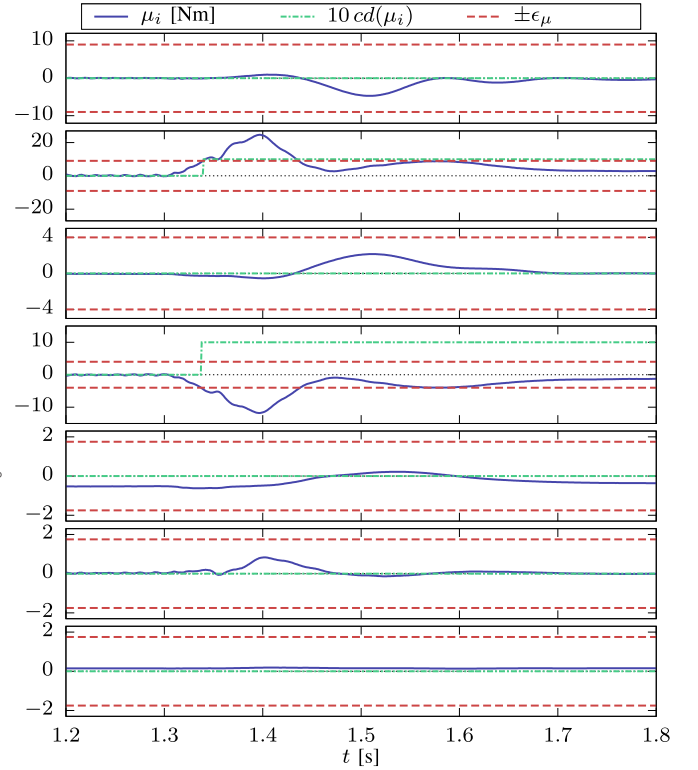


图16. 监测实验14和15中关节1-7的关节扭矩 μ 、碰撞检测信号 $cd(\mu)$ 以及检测阈值 ϵ_μ 。根据(58)，碰撞在连杆 $i_c = 4$ 处被正确隔离。

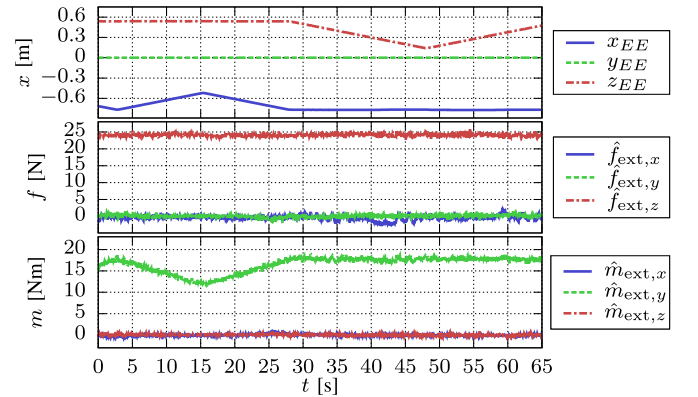


图17. 末端执行器位置 (顶部)、重建恒定力 (中间) 和重建力矩 (底部)，由 2.4 kg 的质量引起。力和力矩相对于机器人基座坐标系表示。

了外力力臂相对于机器人基座的位置。 z -位置与力臂垂直，对力矩没有影响。

随后，为了验证重建碰撞点的能力，实验进行了扩展。将 1 公斤的质量依次放置在机器人球形手腕中心的不同距离处 $x_{6,c}$ (见图18)。实验中测试了以下 $x_{6,c}$ 值: 0.187米、0.237米、0.287米、0.337米、0.387米和0.437米。实验期间，机器人处于静止状态。

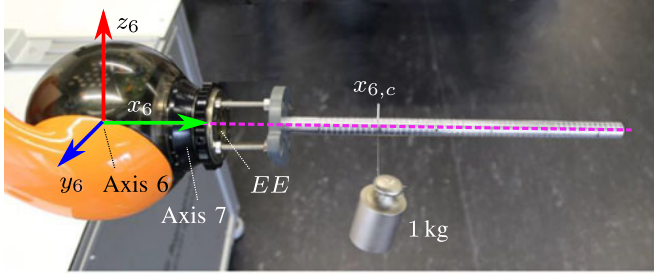


图18. 质量为1公斤的物体放置在末端执行器（关节7）上，距离关节轴6的 $x_{6,c}$ 不同。

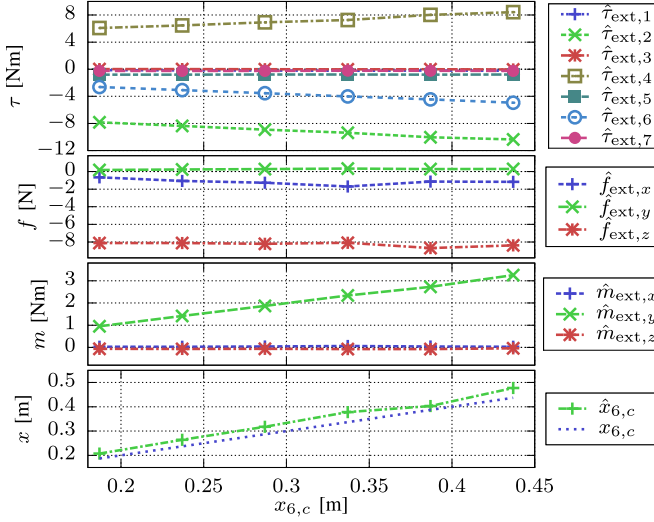


图19. 估计的外部关节扭矩 $\mu = \hat{\tau}_{\text{ext}}$ （顶部），估计的框架6中的力矩分量（中间图），以及估计的1公斤质量从关节轴6的实际距离（底部），对于机器人末端执行器上1公斤质量的六种不同放置。

与之前的实验一样，计算出的力矩由估计的外部关节扭矩 $\mu = \hat{\tau}_{\text{ext}}$ 得到，该扭矩由广义动量观测器[（见图19

（上）]获得。可以看出，对于给定的机器人配置，只有关节2、4和6受到影响。因此，接触点位于关节6和7之间。或者，它位于正 x_6 -方向，因为形式为（71）的力矩在作用于 x_6 -轴时不会对关节7的扭矩产生任何影响。因此，接触点的估计基于

$$\hat{\mathcal{F}}_6 = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{f}}_6 \\ \hat{\mathbf{m}}_6 \end{bmatrix} = (\mathbf{J}_6^T(\mathbf{q}))^\# \mu. \quad (72)$$

从(64)式，可以找到力的作用线的位置矢量。

$$\mathbf{r}_{6,d} = \left(\mathbf{S}^T(\hat{\mathbf{f}}_6) \right)^\# \hat{\mathbf{m}}_6 \quad (73)$$

哪里

$$\mathbf{S}^T(\hat{\mathbf{f}}_6) = \begin{bmatrix} 0 & \hat{f}_{6,z} & -\hat{f}_{6,y} \\ -\hat{f}_{6,z} & 0 & \hat{f}_{6,x} \\ \hat{f}_{6,y} & -\hat{f}_{6,x} & 0 \end{bmatrix}. \quad (74)$$

最后，力的作用线（在关节6的坐标系中表示为 $\hat{\mathbf{r}}_6$ ， $\mathbf{r}_{6,d} + \lambda \hat{\mathbf{f}}_6$ 与机器人结构的交点被估计为接触点。在我们的案例中，由于位置矢量 $\mathbf{r}_{6,d}$ 的长度，可以排除关节6和7之间的接触。因此，通过求解力的作用线与机器人结构的交点可以得到

$$\mathbf{r}_{6,d} + \lambda \hat{\mathbf{f}}_6 = \nu \mathbf{e}_{x_6} \quad (75)$$

其中 $\mathbf{e}_{x_6}$ 是沿轴 x_6 的单位矢量。这最终导致。

$$\begin{bmatrix} \lambda^* \\ \nu^* \end{bmatrix} = [-\hat{\mathbf{f}}_6 \quad \mathbf{e}_{x_6}]^\# \mathbf{r}_{6,d}. \quad (76)$$

结果如图19所示。估计的 z -方向力对应于未知的1公斤质量。接触点估计效果良好，尽管它提供的关节6的轴与接触点之间的距离值略大。估计误差

$$e_{6,c} = \|\mathbf{r}_{6,d} + \lambda^* \hat{\mathbf{f}}_6 - \nu^* \mathbf{e}_{x_6}\| \quad (77)$$

为 $0.42 \text{ 厘米} \leq e_{6,c} \leq 1.16 \text{ 厘米}$ ，即，合理地小且实际上有用。

VIII. 结论

碰撞事件管道已被引入为机器人碰撞处理的七个阶段的正式抽象。特别是，我们在本文中详细阐述了三个与上下文无关的阶段理论基础，即碰撞检测、隔离和识别。在这个单一框架中，我们描述了用于生成碰撞监控信号的通用工业以及高级研究算法。所有方法仅依赖于本体感觉信息，并且是为刚性关节机器人和柔性关节机器人开发的。最先进的算法采用能量论据或机器人广义动量。我们系统地概述和比较了所有方案在碰撞检测、隔离和识别过程中的使用。此外，我们讨论了每种方法的计算需求以及一般优缺点。所呈现的实验和模拟结果支持理论发现，并提供了对碰撞动力学及其对检测速度的影响以及相关非理想性的影响的见解。

需要注意的是，在我们的技术转移过程中，有两种方法被商业化。事实上，基于链动量观测器的碰撞检测方法（被证明是性能最好的方法），以及末端执行器接触 wrench 识别算法，已经应用于 KUKA LBR 产品系列 [55]，并且最近还进入了 FRANKA EMIKA [47]。我们的方法使得这一代轻量级机器人能够应用于汽车和电子产品生产及组装中的各种新任务。这些过程以前是完全手动的，现在可以自动化了，并且我们的碰撞处理技术被认为是实现真实应用中安全人机物理交互的关键要素。

致谢

作者感谢 R. Weitschat、K. Krieger 和 L. Johannsmeier 在实验中提供的帮助。他们还特别感谢 T. Lilge 在论文修改过程中给予的支持。

参考文献

- [1] A. Bicchi, M. A. Peshkin, and J. E. Colgate, “安全的人机物理交互,” 在 Springer 机器人手册中, B. Siciliano 和 O. Khatib, 编. 德国柏林: Springer, 2008, pp. 1335–1348. [2] A. De Santis, B. Siciliano, A. De Luca, 和 A. Bicchi, “人机物理交互的图谱,” 机械与机器理论, 卷. 43, 期. 3, pp. 253–270, 2008. [3] J. Frémy, F. Michaud, 和 M. Lauria, “推动机器人——人机交互的自然界面,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2010, pp. 3440–3445. [4] J. Vorndamme, M. Schappler, 和 S. Haddadin, “人形机器人的碰撞检测、隔离和识别,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2017, pp. 4754–4761. [5] T. Tomic 和 S. Haddadin, “飞行机器人中空气动力学和接触力的同时估计: 应用于度量风估计和碰撞检测,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2015, pp. 5290–5296. [6] F. Flacco, A. Paolillo, 和 A. Kheddar, “人形机器人的基于残差接触估计,” 在第 16 届 IEEE 人形机器人国际会议论文集中, 2016, pp. 409–415. [7] J.-C. Latombe, 机器人运动规划. 美国马萨诸塞州诺尔: Kluwer, 1991. [8] R. Diankov 和 J. Kuffner, “OpenRAVE: 一种自主机器人规划架构,” 机器人研究所, 卡内基梅隆大学, 美国宾夕法尼亚州匹兹堡, 技术报告 CMU-RI-TR-08–34, 2008 年 7 月. [9] I. A. Sucan 和 S. Chitta, MoveIt!, 2016 年 8 月 31 日. [在线]. 可用: <http://moveit.ros.org> [10] E. A. Sisbot 和 R. Alami, “一种考虑人的操作规划器,” IEEE 机器人 Transactions., 卷. 28, 期. 5, pp. 1045–1057, 2012 年 10 月. [11] J. Mainprice 和 D. Berenson, “使用早期预测的人体运动的人机协作操作规划,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2013, pp. 299–306. [12] D. Ebert 和 D. Henrich, “安全的人机合作: 工业机器人的基于图像的碰撞检测,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2002, pp. 239–244. [13] S. Kuhn 和 D. Henrich, “基于视觉的已知和未知物体之间快速最小距离确定,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2007, pp. 2186–2191. [14] F. Flacco, T. Kröger, A. De Luca, 和 O. Khatib, “一种深度空间方法用于人机碰撞避免,” 在 IEEE 机器人与自动化会议论文集中, 2012, pp. 338–345. [15] O. Khatib, “机械手和移动机器人的实时障碍物避免,” 国际机器人研究杂志, 卷. 5, 期. 1, pp. 90–98, 1985. [16] C. Warren, “使用人工势场进行全局路径规划,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 1989, pp. 316–321. [17] O. Brock 和 O. Khatib, “弹性带: 人类环境中运动生成的框架,” 国际机器人研究杂志, 卷. 21, 期. 12, pp. 1031–1052, 2002. [18] H. Minoura, R. Kijima, 和 T. Ojika, “在静电势场中使用虚拟电荷进行碰撞避免,” 在虚拟系统与多媒体国际会议论文集中, 1996, pp. 289–294. [19] J. Roßmann, “多机器人系统的在线碰撞避免: 一种考虑机器人动力学的新的解决方案,” 在 IEEE/SICE/RSJ 多传感器融合与智能系统国际会议论文集中, 1996, pp. 249–256. [20] P. Ögren, N. Egerstedt, 和 X. Hu, “使用动态轨迹跟踪的响应式移动操作,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2000, pp. 3473–3478. [21] N. Ratliff, M. Zucker, J. A. Bagnell, 和 S. Srinivasa, “CHOMP: 用于高效运动规划的梯度优化技术,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2009, pp. 489–494. [22] M. Kalakrishnan, S. Chitta, E. Theodorou, P. Pastor, 和 S. Schaal, “STOMP: 用于运动规划的随机轨迹优化,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2011, pp. 4569–4574. [23] C. Park, J. Pan, 和 D. Manocha, “使用 GPU 在动态环境中进行实时优化规划,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2013, pp. 4090–4097. [24] K. Suita, Y. Yamada, N. Tsuchida, K. Imai, H. Ikeda, 和 N. Sugimoto, “一种安全失效系统 “kyozon”, 具有简单的接触检测和停止能力, 用于安全的人-自主机器人共存,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 1995, pp. 3089–3096. [25] Y. Yamada, Y. Hirasawa, S. Huang, Y. Umetani, 和 K. Suita, “保护空间中的人-机器人接触,” IEEE/ASME 机械电子传输, 卷. 2, 期. 4, pp. 230–236, 1997 年 12 月. [26] S. Takakura, T. Murakami, 和 K. Ohnishi, “工业机器人中碰撞检测和恢复运动的方法,” 在 IEEE 工业电子学会第 15 届年度会议论文集, 1989, pp. 421–426. [27] S. Morinaga 和 K. Kosuge, “基于自适应阻抗控制律的机械臂碰撞检测系统,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2003, pp. 1080–1085. [28] K. Kosuge, T. Matsumoto, 和 S. Morinaga, “基于自适应控制方案的机械臂碰撞检测系统,” 仪器仪表控制工程学会传输, 卷. 39, pp. 552–558, 2003. [29] V. Lumelsky 和 E. Cheung, “远程操作的全身敏感机器人臂机械臂中的实时碰撞避免,” IEEE 系统科学与人类传输, 卷. 23, 期. 1, pp. 194–203, 1993 年 1 月/2 月. [30] M. Strohmayer, “机器人的假皮肤,” 博士论文, 卡尔斯鲁厄理工学院, 卡尔斯鲁厄, 德国, 2012. [31] G. De Maria, C. Natale, 和 S. Pirozzi, “用于机器人应用的力/触觉传感器,” 传感器与执行器 A: 物理传输, 卷. 175, 72, 2012 60pp. – [32] R. Dahiya, P. Mittendorf, M. Valle, G. Cheng, 和 V. Lumelsky, “tactile skin 有效利用方向: 复习,” IEEE 传感器传输, 卷. 13, 期. 11, pp. 4121–4138, 2013 年 11 月. [33] A. De Luca 和 R. Mattone, “无传感器的机器人碰撞检测和混合力/运动控制,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2005, pp. 1011–1016. [34] A. De Luca, A. Albu-Schäffer, S. Haddadin, 和 G. Hirzinger, “使用 DLR-III 轻型机械臂的碰撞检测和安全反应,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集, 2006, pp. 1623–1630. [35] A. De Luca 和 R. Mattone, “使用广义动量的执行器故障检测和隔离,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2003, pp. 634–639. [36] H.-B. Kuntze, C. Frey, K. Giesen, 和 G. Milighetti, “人交互机器人的容错监督控制,” 在 IFAC 先进控制诊断研讨会论文集, 2003, pp. 55–60. [37] S. Golz, C. Osendorfer, 和 S. Haddadin, “使用触觉感觉学习接触知识: 区分碰撞与物理交互,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2015, pp. 3788–3794. [38] S. Haddadin, A. Albu-Schäffer, 和 G. Hirzinger, “机器人质量和速度在物理人-机器人交互中的作用—第一部分: 无约束钝性撞击,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2008, pp. 1331–1338. [39] S. Haddadin, A. Albu-Schäffer, 和 G. Hirzinger, “机器人质量和速度在物理人-机器人交互中的作用 - 第二部分: 约束钝性撞击,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2008, pp. 1339–1345. [40] S. Haddadin, A. Albu-Schäffer, A. De Luca, 和 G. Hirzinger, “碰撞检测和反应: 对安全物理人-机器人交互的贡献,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集, 2008, pp. 3356–3363. [41] A. De Luca 和 L. Ferrajoli, “利用机器人冗余在碰撞检测和反应中,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集, 2008, pp. 3299–3305. [42] S. Parusel, S. Haddadin, 和 A. Albu-Schäffer, “模块化基于状态的行为控制用于安全人-机器人交互: 一个轻量级机器人控制架构,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 2011, pp. 4298–4305. [43] A. De Luca 和 R. Mattone, “用于机器人机械臂的自适应和检测执行器 FDI 方案,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集, 新奥尔良, LA, 美国, 2004, pp. 4975–4980. [44] S. Haddadin, “安全人-机器人交互的评价标准和控制结构,” 硕士论文, 慕尼黑工业大学 / 德国航空航天中心 (DLR), 科隆, 德国, 2005. [45] J. Vorndamme, M. Schappler, A. Tödtche, 和 S. Haddadin, “液压驱动机械臂的碰撞检测,” 在第 8 届人友好机器人国际研讨会论文集, 2015. [在线]. 可用: <http://www.hri.eit.um.de/fileadmin/w00bsw/www/hfr2015/HFR2015Proceedings.pdf> [46] KUKA. LBR iiwa, 2016 年 7 月 15 日. [在线]. 可用: <http://www.kuka-lbr-iiwa.com/>

[47] FRANKA EMIKA. 这是Franka, 2017年1月23日。[在线]。可访问: <https://www.franka.de/> [48] A. Wahrburg, E. Morara, G. Cesari, B. Matthias, 和 H. Ding, “基于卡尔曼滤波和广义动量的机械臂笛卡尔接触力估计,” 在 IEEE 国际自动化科学与工程会议论文集中, 2015, pp. 1230–1235. [49] D. P. Le, J. Choi, 和 S. Kang, “基于关节扭矩传感器的外力估计及其在机械臂阻抗控制中的应用,” 在第13届国际控制、自动化系统会议论文集中, 2013, pp. 1794–1798. [50] R. Murray, Z. Li, 和 S. Sastry, A Mathematical Introduction to Robotic Manipulation. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 1994. [51] B. Vanderborght 等人, “可变阻抗执行器: 综述,” Robot. Auton. Syst., vol. 61, no. 12, pp. 1601–1614, 2013. [52] A. De Luca 和 W. Book, “具有柔性元件的机器人,” 在 Springer 机器人手册中, B. Siciliano 和 O. Khatib 编辑, Berlin, Germany: Springer, 2008, pp. 287–319. [53] M. W. Spong, “弹性关节机器人的建模与控制,” ASME 动态系统与测量控制杂志, vol. 109, no. 4, pp. 310–319, 1987. [54] A. Albu-Schäffer, S. Haddadin, C. Ott, A. Stemmer, T. Wimpey, 和 G. Hirzinger, “DLR轻量级机器人—用于人类环境的轻量级设计和软机器人控制概念,” Ind. Robot, vol. 34, no. 5, pp. 376–385, 2007. [55] R. Bischoff 等人, “KUKA-DLR轻量级机械臂: 机器人研究和制造的新参考平台,” 在第41届国际机器人会议论文集中, 2010, pp. 1–10. [56] A. De Luca, D. Schröder, 和 M. Thummel, “基于加速度的状态观测器用于具有弹性关节的机械臂,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2007, pp. 3817–3823. [57] S. Haddadin, Towards Safe Robots - Approaching Asimov's 1st Law (ser. Springer Tracts in Advanced Robotics), vol. 90. Berlin, Germany: Springer, 2014. [58] O. Foellinger, Regelungstechnik (in German). Heidelberg, Germany: Huethig, 1992. [59] A. De Luca 和 L. Ferrajoli, “用于机器人故障检测与控制的改进牛顿-欧拉方法,” 在 IEEE 国际机器人与自动化会议论文集中, 2009, pp. 3359–3364. [60] V. Sotoudehnejad, A. Takhmar, M. Kermani, 和 I. Polushin, “基于扭矩观测器的碰撞检测中对抗建模误差的时间阈值方法,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2012, pp. 4315–4320. [61] R. Isermann, Fault-Diagnosis Systems. Berlin, Germany: Springer, 2006. [62] L. Manuelli 和 R. Tedrake, “使用本体感觉传感器定位外部接触: 接触粒子滤波器,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2016, pp. 5062–5069. [63] M. Fumagalli 等人, “利用触觉和近端力/力矩传感器的力反馈,” Auton. Robots, vol. 33, no. 4, pp. 381–398, 2012. [64] E. Magrini, F. Flacco, 和 A. De Luca, “使用虚拟力传感器估计接触力,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2014, pp. 2126–2133. [65] A. Albu-Schäffer, C. Ott, 和 G. Hirzinger, “用于柔性关节机器人位置、扭矩和阻抗控制的统一被动控制框架,” Int. J. Robot. Res., vol. 26, pp. 23–39, 2007. [66] G. Pratt 和 M. Williamson, “串联弹性执行器,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 1995, pp. 399–406. [67] L. Le Tien, A. Albu-Schäffer, A. De Luca, 和 G. Hirzinger, “用于具有关节扭矩测量的机器人的摩擦观测与补偿,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2008, pp. 3789–3795. [68] A. De Luca, F. Flacco, A. Bicchi, 和 R. Schiavi, “非线性解耦运动-刚度控制与碰撞检测/反应于VSA-II可变刚度设备,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2009, pp. 5487–5494. [69] S. Haddadin, A. Albu-Schäffer, O. Eiberger, 和 G. Hirzinger, “关于关节内在弹性的新见解对于安全性而言,” 在 IEEE/RSJ 国际智能机器人系统会议论文集中, 2010, pp. 2181–2187. [70] O. Khatib, “机器人操作中的惯性特性: 一个对象级框架,” Int. J. Robot. Res., vol. 14, no. 1, pp. 19–36, 1995.



Sami Haddadin (M' 11) 从德国慕尼黑工业大学和慕尼黑路德维希·马克西米利安大学获得电气工程、计算机科学与技术管理的学位, 并于2011年从德国亚琛工业大学获得机器人安全博士学位。

他是德国汉诺威利布尼茨大学的自动控制研究所全职教授和主任。他组织/编辑了多个国际机器人会议和期刊, 并撰写/合著了120多篇科学文章。

他的研究兴趣包括物理人机交互、非线性机器人控制、实时运动规划、实时任务和反射规划、机器人学习、最优控制、人运动控制、可变阻抗驱动和机器人安全。

哈达丁博士在顶尖国际机器人会议和期刊上获得了多项奖项, 包括2015年IEEE/RAS青年职业奖、2015年RSS青年职业杰出奖以及2015年阿尔弗雷德·克虏伯奖。2015年和2016年, 他被选为德国40岁以下“政治、国家与社会”领域的首都青年精英人才。



亚历山德罗·德·卢卡 (F' 07) 于1987年在意大利罗马的 sapienza 大学获得了系统工程博士学位。

自2000年以来, 他一直是罗马sapienza 大学信息工程、自动化和管理系的正教授。2005-2006年, 他获得了德国航空航天中心DLR机器人与机电研究所的赫姆霍茨-洪堡外国科学家研究奖, 并在那里度过了一段休假期, 其中...

本论文的研究工作始于[[...]]。他的研究兴趣包括动态建模、运动规划和机器人的控制, 特别是具有弹性关节或柔性连杆的机械手以及运动学冗余机器人系统的控制, 以及物理人机交互的安全控制。

De Luca博士曾是IEEE机器人学与自动化汇刊(1998–2003)的编委和主编(2003–2004), 也是IEEE机器人学汇刊的首任主编(2004–2008)。他是2007年IEEE国际机器人与自动化会议的大会主席, 以及2016年IEEE国际机器人与自动化会议的程序主席。他是2011–2015年欧盟FP7项目SAPHARI的协调人。



Alin Albu-Schäffer (F' 16) 于1993年在罗马尼亚蒂米什瓦拉理工大学获得电气工程学士学位, 并于2002年在德国慕尼黑理工大学(TUM)获得控制系统博士学位。

自1995年以来, 他一直就职于德国航空航天中心——德国机器人与机械技术研究所(DLR), 德国韦斯林。2012年, 他成为该研究所的负责人, 并担任慕尼黑工业大学正教授。他的

研究兴趣包括机器人设计、建模与控制、用于操作和移动的柔性关节与可变刚度机器人、物理人机交互以及仿生机器人设计。

Albu-Schäffer博士及其团队获得了多项奖项, 包括IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS的IEEE King-Sun Fu最佳论文奖(2012年和2014年), 以及多个IEEE国际机器人与自动化会议和IEEE/RSJ国际智能机器人与系统会议最佳论文奖, 以及德国航空航天中心科学奖。