arXiv:2303.01455v1 [cs.RO] 2 Mar 2023

# 在人群中学习接触式导航

Kyle Morgenstein[1], [C] Junfeng Jiao[2] Luis Sentis[1]

尽管无碰撞社交导航已得到广泛研究，但在拥挤环境中有意与人类接触（即“接触式”社会导航）的导航策略却鲜有探索。传统的社交导航框架要求机器人在碰撞迫近时突然停下或“冻结”[1]。这种范式带来两个问题：1）在人群中导航时冻结，可能导致人们被绊倒并摔在机器人身上，造成比碰撞本身更大的伤害；2）在碰撞无法避免的高密度社交环境中，这种控制方案会使机器人无法移动，从而阻碍机器人进入公共交通系统等常见的人类活动环境。然而，若要让机器人真正融入繁忙街道、地铁、商店或其他人口密集场所等拥挤的社交空间，可能无法规划出能够保证零碰撞的轨迹。因此，要在这些环境中采用机器人，就需要开发干扰最小的导航方案，使其能够安全地规划并应对接触。我们提出了一种基于学习的运动规划器和控制方案，让全向移动机器人利用安全接触在高密度社交环境中导航。详细信息及更多材料请参阅我们的项目页面：
h
t
t
ps://sit
es.google.com/view/hirl-contact-based-navigation/

基于接触的社交导航仍未得到充分研究。近期，为解决机器人冻结问题，有研究尝试通过允许安全碰撞来应对：手工设计了一种控制器，使机器人能够沿碰撞点滑入空旷区域 [2]。由此得到的反应式控制器效果良好，并能保证接触力最大值远低于人体伤害阈值 [3]。然而，这种控制方案只允许机器人在单个接触点发生接触，并要求机器人有空旷区域可供滑入——而这两个假设在真实社交环境中都未必成立。在后续研究中，研究人员将该控制方案纳入更大型的导航框架进行测试，所测试的最高密度为每平方米 $< 1$ 人（$\mathrm{pp}/m^2$） [4]。另一项研究 [5]探讨了安装在移动底座上的机器人手臂能否通过有意触碰，促使人们离开机器人的行进路线。然而，该研究并非针对无法规划出畅通路线的拥挤环境而设计。尽管这些研究为基于接触的导航提供了初步方案，但这类方法过于僵化，不太适合部署在地铁、娱乐场所、繁忙走廊或其他人流密度较高的地点。

数据驱动方法在社会导航领域的碰撞规避方面已取得成功 [6]。一些方法从基于模型或机理描述的人类行为中学习，例如社会力模型 [7] [8][9] [10] [11],；另一些方法则采用纯粹的无模型方法来进行人类行为估计 [12] [13] [14]。然而，据我们所知，学习方法尚未应用于高密度社交环境中的基于接触的导航。

为克服这些局限，我们设计了一种基于学习的运动规划器和控制方案，使机器人能够在高密度社交环境中有效导航。尤为重要的是，我们的规划器不对环境中障碍物的动力学作任何假设，也不规定“最优”接触方式。相反，局部规划器会学习环境和接触动力学的隐式表征，并利用该模型估计期望航向。由于难以对人群间交互进行显式建模，这种通用性使我们的方法能够成功地在人群密度高于以往报告水平的环境中导航。

局部规划器被表述为一个多任务强化学习问题的解。随后，我们通过近端策略优化（PPO） [15]训练该规划器。为避免预先规定碰撞规避行为和碰撞处理策略，我们将任务精简为：1）沿全局规划器生成的粗略路径行进；2）尽量减少对人类的干扰。我们将干扰定义为测得的接触力与人类和机器人发生钝性冲击时的平均疼痛阈值之比，该阈值依据 ISO 15066:2016 标准确定。小腿的平均疼痛阈值为 130 牛顿 [3]。将接触力表示为比值，使规划器能够隐式判断哪些接触可以视为可容忍。

我们将局部规划器建模为一种神经网络策略。具体而言，我们使用卷积神经网络，从机器人深度相机拍摄的一系列图像中提取相关特征。这些特征经过下采样后，与机器人状态的观测信息融合，再输入策略的多层感知器主干网络。我们将策略设计得相对浅层，以便在有限的机器人硬件上实时运行。该策略有三个输出：期望速度、期望运动朝向和期望相机朝向。请注意，由于使用了全向轮，机器人的朝向与运动方向彼此独立。我们还从卷积特征提取器中提取了三个额外的辅助输出。这些输出用于估计机器人左右两侧最近墙壁的距离，以及相机视野内最近人类的距离。虽然这些输出不用于控制，但这些

[1]得克萨斯大学奥斯汀分校航空航天工程与工程力学系。 [2]得克萨斯大学奥斯汀分校建筑学院。 [C]通讯作者：kylem@utexas.edu。

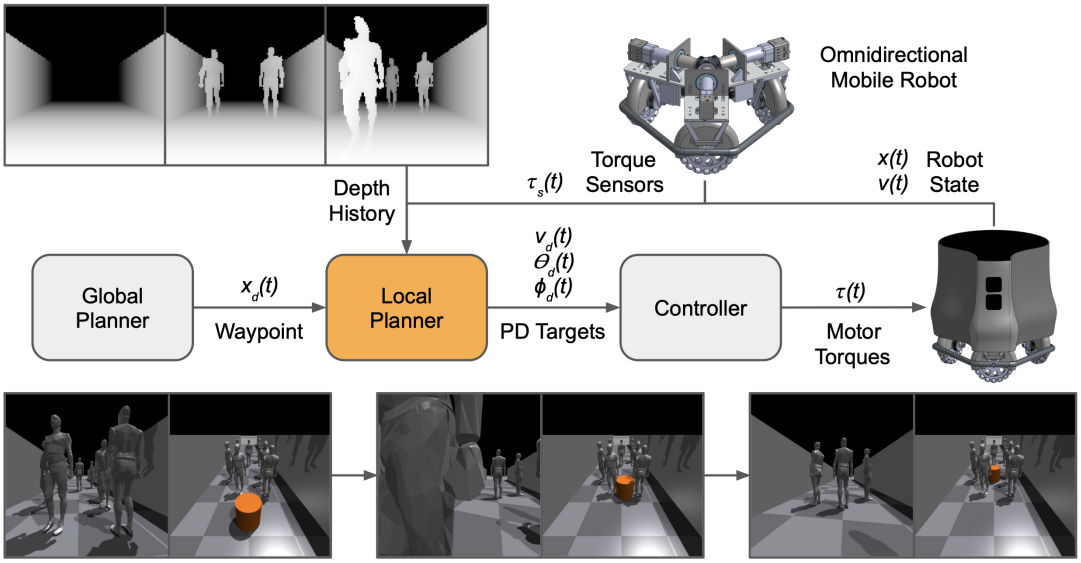


图 1. 基于接触的社交导航。局部规划器接收来自全局规划器的路径点、机器人状态信息、接触力以及深度图像历史记录。随后，局部规划器输出期望速度、运动朝向和相机朝向，从而生成世界坐标系中的期望速度，即 $\dot{\mathbf{x}}_d(t) = v_d(\cos\theta_d \sin\theta_d)$。随后，比例微分控制器将机器人的速度和朝向稳定在期望设定值附近。

输出可用于更高效地训练策略，从而促使特征提取器学会识别环境中的人类和其他障碍物。

我们使用 NVIDIA IsaacGym [16] 在仿真中大规模并行训练局部规划器。我们通过程序化生成环境，模拟机器人测试设施中的各种走廊。训练期间，每个环境中都填充了配备可变形关节的模拟人类，密度为 1 pp$/m^2$。目标位置设定在机器人前方五米处，并在运行时假设环境为空来生成一条 A*路径。我们训练了 200 个环境，总计 5,000,000 个时间步。控制频率为 10Hz，物理频率为 100 Hz，每个时间步包含 4 个子步，因此物理更新频率达到 400 Hz。在配备 NVIDIA 3080 12GB GPU 的工作站上训练需要 12 小时。

该策略在仿真中进行了 360 次试验评估，人群密度在 0.0 至 1.6 pp$/m^2$ 之间变化。结果汇总见表 I。我们将成功率定义为未超过安全接触阈值（130 N）的试验所占百分比。在人群密度最高的试验中，某些人群配置下不存在通往目标的安全路径。在这些环境中，如果机器人在未违反安全接触约束的情况下停下，即视为成功。

表 I

| 密度 (pp$/m^2$) | 成功率 | 完成时间 ($\sigma$) |
|---|---|---|
| $<1.0$ | 96% | 11.28 (2.32) |
| $=1.0$ | 90% | 13.25 (5.37) |
| $>1.0$ | 73% | 16.32 (6.94) |

故障主要可归因于两种原因：感知故障和机械故障。障碍物位于深度相机感受野之外时，就会发生感知故障。具体而言，由于深度相机的朝向和物理限制，机器人无法观察到距机器人 {v1}.25 米处人类的脚和小腿。通过添加额外传感器（例如向下倾斜相机和后视相机），可以解决感知故障。当局部规划器识别到机器人行进路径上有人类，并命令机器人停止或改变方向，却因驱动约束而无法避免接触时，就会发生机械故障。解决机械故障的方法包括提高电机控制器的控制权限，并降低局部规划器可命令机器人达到的最高速度。尽管存在这些故障模式，据我们所知，局部规划器仍能够利用接触，在密度高于以往报告的拥挤人群中安全导航。

为了验证我们的基于接触的导航方案，我们将把运动规划器部署在我们的研究平台 Bumpybot 上——这是一款配备扭矩感知全向轮的移动底座。扭矩传感器用于准确估计施加于机器人的接触力的位置、方向和大小 [17]，使 Bumpybot 成为研究碰撞易发环境中导航的理想平台。我们将在机器人测试设施中，与少量人群开展交互实验。每位参与者都会得到一个按键器，用于记录按下按键器的时刻。我们将要求参与者在感到不适时按下按键器，无论这种不适是由于与机器人发生接触，还是由于机器人在人群中导航时的行为所导致。我们将比较测得的接触力与人类报告的对机器人行为的舒适度。除此之外，我们还将收集调查数据，了解参与者对机器人行为的看法。我们希望这一质性分析能够推动未来关于机器人社交性以及机器人遵守社会规范的研究。机器人正准备大规模进入社会——如果我们希望释放其全部潜力，就必须通过安全、可靠的人机交互赢得公众的信任。我们希望本研究能够为构建这样的未来奠定基础。

# 参考文献


[1] A. J. Sathyamoorthy、U. Patel、T. Guan 和 D. Manocha，“Frozone：在人群中实现无冻结、行人友好的导航”，*IEEE Robotics and Automation Letters*，第 5 卷，第 3 期，第 4352–4359 页，2020 年。[2] D. Paez-Granados、V. Gupta 和 A. Billard，“解冻社会导航：用于机器人导航中接触控制的基于动力系统的柔顺性”，*arXiv preprint arXiv:2203.01053*，2022 年。[3] I. ISO，“Ts 15066：2016 机器人与机器人设备。协作机器人”，瑞士日内瓦：国际标准化组织，2016 年。[4] D. Paez-Granados、Y. He、D. Gonon、D. Jia、B. Leibe、K. Suzuki 和 A. Billard，“自主群体导航中的行人与机器人交互：反应式控制方法与评估指标”，载于*2022IEEE/RSJ International Conferenceon Intelligent Robots and Systems (IROS)*。IEEE，2022 年，第 149–156 页。[5] M. C. Shrestha、Y. Nohisa、A. Schmitz、S. Hayakawa、E. Uno、Y. Yokoyama、H. Yanagawa、K. Or 和 S. Sugano，“利用基于接触的诱导实现拥挤环境中的高效导航”，*2015 24th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*，第 456–461 页，2015 年。[6] R. Mirsky、X. Xiao、J. Hart 和 P. Stone，“社会导航中的冲突避免——综述”，*arXiv preprint arXiv:2106.12113*，2021 年。[7] D. Helbing 和 P. Molnar，“行人动力学的社会力模型”，*Physical review E*，第 51 卷，第 5 期，第 4282 页，1995 年。[8] G. Ferrer、A. Garrell 和 A. Sanfeliu，“机器人伴侣：一种基于社会力、结合人类感知导航的拥挤环境方法”，载于*2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*。IEEE，2013 年，第 1688–1694 页。[9] C. I. Mavrogiannis 和 R. A. Knepper，“利用辫群解释和传达行人意图”，载于*Workshop onIntention Recognition in Human-Robot Interaction, 11th ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction (HRI)*，2016 年。[10] J. F. Fisac、E. Bronstein、E. Stefansson、D. Sadigh、S. S. Sastry 和 A. D. Dragan，“自动驾驶车辆的分层博弈论规划”，载于*2019 International conference on robotics and automation (ICRA)*。IEEE，2019 年，第 9590–9596 页。[11] D. Fridovich-Keil、A. Bajcsy、J. F. Fisac、S. L. Herbert、S. Wang、A. D. Dragan 和 C. J. Tomlin，“用于实时碰撞避免的置信度感知运动预测1”，*The International Journal of Robotics Research*，第 39 卷，第 2–3 期，第 250–265 页，2020 年。[12] V. Tolani、S. Bansal、A. Faust 和 C. Tomlin，“以最优控制为监督器的人群视觉导航”，*IEEE Robotics and Automation Letters*，第 6 卷，第 2 期，第 2288–2295 页，2021 年。[13] S. Bansal、V. Tolani、S. Gupta、J. Malik 和 C. Tomlin，“结合最优控制与学习，实现新环境中的视觉导航”，载于*Conferenceon RobotLearning*。PMLR，2020 年，第 420–429 页。[14] M. Seo、R. Gupta、Y. Zhu、A. Skoutnev、L. Sentis 和 Y. Zhu，“通过转向学习行走：动态环境中的感知式四足 locomotion”，载于*arXiv preprint arXiv:2209.09233*，2022 年。[15] J. Schulman、F. Wolski、P. Dhariwal、A. Radford 和 A. Klimov，“近端策略优化算法”，*arXiv preprint arXiv:1707.06347*，2017 年。[16] V. Makoviychuk、L. Wawrzyniak、Y. Guo、M. Lu、K. Storey、M. Macklin、D. Hoeller、N. Rudin、A. Allshire、A. Handa 和 G. State，“Isaac Gym：用于机器人学习的高性能基于 GPU 的物理仿真”，2021 年。[17] K. S. Kim、T. Llado 和 L. Sentis，“利用全向移动平台进行全身碰撞检测与反应：迈向安全的人机交互”，*Autonomous Robots*，第 40 卷，第 2 期，第 325–341 页，2016 年。