

具身智能中的数据效率问题：仿真到现实迁移中的少样本适应策略

李 盛

武汉光谷职业学院，湖北 武汉 430200

摘要：作为将人工智能理论同实体机器人实践结合起来的关键研究领域，具身智能主要是研究智能体依靠自身的物理属性来对环境进行感知、决策和行动的控制的一种研究范式。相比起关注抽象符号的操作性认知智能来说，更适合工业生产的、生活中的复杂场景。就具体的实现过程而言，具身智能会碰到很多需要解决的技术难题，诸如高成本的数据采集、少而无益的交互样本以及可能带来的安全风险等，这些问题都会对它的推进速度造成较大的阻碍。因此研究者提出了一个叫做“仿真驱动现实”的迁移学习方法，利用虚拟仿真技术生成高保真的、经济高效的模拟数据集来提高模型的性能，并把研究成果应用到真实的物理场景中。由于仿真环境和实际运行环境在视觉特性、物理参数、任务需求等各方面都存在着较大的差别，因此“域适应”就成为实现这个目的的主要技术手段。为克服该问题，研究者提出了一些利用少量真实的观测数据就可以完成任务的高效算法和系统架构，比如随机扰动法、特征映射模型以及元学习技术等等来改善资源不足造成的限制并且加强系统的鲁棒性。通过对目前仿真实现的具身智能发展所存在的关键技术瓶颈进行梳理，分析出其产生的原因，从不同的角度对已有解决方法进行剖析，即各个方法的特点、优势和不足及适用场景，指出目前研究中存在的问题和发展方向，以期给相关技术的实际应用提供理论依据和实践参考。

关键词：具身智能；仿真到现实迁移；域偏移；少样本学习；机器人学习；数据效率

0 引言

伴随着通用人工智能技术迅速发展，研究范式也从以前以静态数据为载体的认知智能转变成了现在以动态交互特征为主的具身智能。作为促使未来智能装备、服务机器人以及工业自动化发生变革的关键技术保障，具有身体智能性的机器人依靠其物理存在实现了对周围环境的感知以及操控，在各种繁杂的情形当中自主地担负起抓取、装配、制订路线、物品区分等各式各样的工作。规模化部署具身智能机器人遇到的主要问题就是数据利用效率低。因为真实环境中开展机器人训练需要进行高强度的试错性交互来获得经验，该模式不但会造成大量的硬件损耗、高昂的人工标注成本和频繁的场景切换造成的额外费用，还会受到噪声干扰、环境变化等各方面的因素的影响，很难建立起一个足够大且质量高的数据集。既不能发挥出传统机器学习算法性能优化的优势和泛化能力，又加大了商业化的应用成本。

仿真技术被广泛地使用之后，在一定程度上解决了由于真实数据缺乏而产生的问题。依靠物理原理开发出的高精度仿真平台可以快速产生大量、多维并且带注解的交互数据集，进而达成对多种环境下的训练需求，并且可以显著缩减投入成本。依靠虚拟环境机器人可以提前对视觉特征识别、力学行为分析以及基本决策规则有所了解。由于仿真是对现实世界的抽象化模

拟，在光照变化、材料特性、摩擦力计算和外部干扰等方面再现程度不高，因此采集的数据同实际情况相比存在较大差距。不匹配会使得模型的泛化性变差，并且还会造成判断出错、动作发生偏差、任务失败等状况。

传统的适应方法依靠大量的真实数据做全局优化，虽然一定程度上解决了域适应问题，但是它对真实数据的依赖性很强，也和 Sim-to-Real 迁移学习所追求的成本效益目标背道而驰。为了克服上述的矛盾，“少样本 Sim-to-Real”自适应学习策略试图用很少的真实交互数据来完成跨域模型的精确匹配，并且把虚拟环境中已有的先验知识运用起来，用来修正领域偏差，从而成为物理智能设备数据利用率提升的重要方式。目前，国内的相关研究正处于快速发展的阶段，涉及多种基于少量样本的领域自适应算法，但是系统性的总结和深入的比较分析还比较缺乏。本文主要从高效数据利用的需求出发，从虚实融合的角度出发，对少样本自适应技术的框架进行全方位的阐述，同时也对它存在的不足之处及未来的发展方向进行了分析。

1 具身智能仿真迁移的数据效率瓶颈与域偏移机理

数据效率是评价具身智能训练效果的重要指标，它体现的是模型在有限的样本量下找到各个任务共性规律的能力。低效数据利用问题主要是由于仿真环境和现实场景之间存在较大的

分布差异而造成的，也就是领域适应性难题。由于不匹配，模拟环境里累积的知识不能自动转移到现实生活中，而且会因为实测数据量小、质量差、序列化信息复杂等原因造成小样本数据集高效适应的难度很大。上述问题不但是影响训练过程中提高效率的因素，也是造成模型无法适应新情境的原因。

视觉域偏差问题有诸多方面，仿真环境所生成的图像一般具有均匀纹理、稳定光照以及干净色彩等特点，而且镜头畸变以及传感器噪声都会得到很好地控制；真实的场景会受到光照动态变化、复杂的纹理分布以及经常出现的遮挡等因素的影响，因此容易产生明显的噪声并且曝光情况也会出现问题。由于其本质不同，模型在仿真环境里创建出的认知机制不能直接套用到实际情况当中去，造成目标定位不准、分类错误等状况频频出现，成为虚拟空间同现实场景之间映射关系创建的主要难题之一。

高精度交互任务的开展中，动力学参数的非线性偏离就成了主要的限制因素。虚拟仿真的对象质量属性、摩擦系数、阻尼系数等物理参数一般事先被定为理想化的稳定常量，并且具有较好的可控制性。就真实物理场景而言，由于关节间隙、接触面非均匀摩擦和能量耗散等各方面因素的作用，上述动力学参数存在很强的时间相关性以及空间变异性。该模型同实际环境的差异会影响抓取、移动以及装配这些操作的效果，这就成了机器人由虚拟领域向现实场景执行高效任务迁移时碰到的主要障碍之一。

任务分配不均匀比较明显。仿真环境里物体布置、障碍物设置、目标姿态等要素都是事先手工定义好的，具有明显的同质化特点，而在真实非结构化的复杂环境中，目标任务是多样化的、不确定的，现有的模型很难达到有效的迁移学习效果。即使加上部分真实的样本做微调，由于缺少样本的代表性，所以模型的泛化能力还存在问题。

相比于传统的计算机视觉领域少样本学习的研究来说，具身少样本迁移学习研究的重点存在较大的差异。该领域的主要数据特征就是高维时空动作轨迹的多模态表示和强内在依赖的关系，从而造成小样本集容易出现过度拟合的技术难题。由于实际的机器人实验环境存在明显的操作偏差以及感知的不确定性，有效的特征提取比例受到很大的影响。由于其具有很强的动态性和广度性，在连续动作空间中，有限个样本很难准确地描述出复杂的动力学映射关系。这些因素一起造成仿真生成的数据虽然具备规模优势，但是存在系统的偏差问题，真实数据由于资源限制而具有明显的稀缺性特点。

2 仿真到现实的少样本适应核心策略

目前对于 Sim-to-Real 迁移学习数据效率低下的问题，少样本适应方法大致可分为仿真预训练优化、特征映射校正、动态建模、增强型数据生成、高效微调和智能采样这六个主要方面。各种方法各有特点，在解决跨域适应问题的时候具有不同的优点和适用场合。

领域随机化属于一种基础且工程化的预处理优化手段，被普遍应用在仿真实验的场景创建当中。该技术依靠对环境里重要要素（光照强度，纹理特性，相机位置，物体几何形状，摩擦系数，重力等）实施随机改变的方式来创建各种仿真场景，进而促使模型重视问题核心而不是仅仅停留在某个情况下的表现形式上。在这种情况下，即使没有标注数据或者完全不需要数据的支持，也能初步建立起虚拟和真实场景之间的映射关系，大大减少后面需要调优的数据量。随机变量设计依靠经验性的判断来实现，实施成本低，但是它的适用范围较广，过度泛化会对算法的收敛性产生不良影响，不能在复杂的交互式动力学环境下发挥作用。

本文主要研究一种把表征学习和元学习结合起来的跨域适配方法，主要研究跨域特征映射的主要问题。对比学习依靠无标签数据驱动的自监督预训练方式，创建起鲁棒且通用的特征表达架构，利用很少量的标注数据来改善目标领域的类别内部特征分布状况，很好地实现了视觉信号和低阶动力学属性之间的联系，特别适合于需要依靠视觉感知的任务环境。元学习是用模拟多任务强化学习的过程来完成虚拟训练，得到具有较强泛化的初始模型参数，在有限的实际交互样本中快速完成领域迁移，具有很高的学习效率和适应性。此法存在较高计算需求的问题，在面对高维连续的动作的时候很容易造成系统脆弱、不稳定的现象。

为了克服动力学模型由于领域偏差而带来的泛化能力不足的问题，提出一种自适应优化的方法。该方法用模块化的设计思想把策略学习和环境建模分开来，先在虚拟仿真的阶段建立并完善初始的动力学模型，用少量的真实场景交互数据对物理参数及状态转换规则进行校准和微调，在得到正确的物理模型之后再用修正后的模型替换掉原来的理论框架，从而实现虚拟实验和现实运行之间的有效对接。所提出的方案样本利用效率高，预测精度高，在机械臂操作控制、移动机器人路径规划等对动力学特性要求高的任务中有着明显的优势；并且结合贝叶斯统计推断技术可以进一步提升由少量观测数据得到的模型拟合质量，但是仍然会面临柔性物体、多体耦合等复杂的工况。

在视觉上出现偏差的时候，图像翻译生成技术用风格迁移模型，以少量真实的图像为训练样本，把大量仿真数据转化为符合实际情况的样式表示形式，进而达到提高数据增强的目的。

利用静态图像进行模型优化的过程可以避免物理设备测试所造成的复杂性以及高昂的成本，但是它的动态物理特性建模存在一定的限制，会带来伪影现象的出现，从而影响决策的准确性。该方案适合于只做简单的视觉分析和交互功能的使用。

参数高效微调 (Parameter-Efficient Fine-Tuning, PEFT) 方法目前已成为工业界优化小样本微调效果的重要技术方案。传统的全量参数微调方式在数据量小的时候很容易造成过拟合，而且会影响模型对预训练阶段语义信息的延续性。PEFT 用冻结主干网络参数的方式，只对低秩矩阵 LoRA、适配模块 Adapter 或者偏差系数等关键子集进行优化，用少量参数来达到特定任务的适配需求，在几十到几百条标注数据的基础上就可以得到稳定的收敛效果，既能提高模型性能又能保证泛化能力。该方法对于大规模分布的异常数据还存在着一些问题没有得到解决或者改善。

主动学习策略对于数据利用效率来说有着明显的优势，它依靠对样本的不确定性做出准确的评价，从而找出那些有较高价值的目标子集，并且依靠高效的信息采集方式避免重复性的收集。在资源匮乏的时候，此办法可以明显削减模型的误差，对于建模精确度非常高的科学研究来说，尤其合适。它的技术架构复杂、实施难度大，也存在着一定的局限性。

3 策略对比与场景适配分析

各种稀有样本适配技术是互相补充的技术体系。领域随机化适配由于普适性特点，初始阶段用数据多样性增强的方式提高模型的泛化能力，元学习算法适合于动态变化场景下的快速适应要求，动力学自适应方法适合于精密机械交互任务的个性化优化。图像翻译技术主要是针对视觉感知的偏差问题提出的，具有较强的针对性。参数高效微调既有高的精度，也有很强的灵活性，因此在工业实践中有着广阔的应用前景。当学习者被给予足够的自主决策权，并参与到知识的探寻过程之中来时，这样一种情况会让学生对于新信息的认识速度加快，在小型样本量下也能得到比较不错的结论。实际使用中常常会把各种技术结合起来一起使用，比如依靠领域随机化改善虚拟环境预训练的效果，并且结合参数高效微调来达成对具体应用场景的匹配，进而加强跨场景迁移的数据处理速度以及任务的稳定性。

4 当前研究的核心挑战

尽管 Sim-to-Real (仿真到真实) 领域在少样本学习上取得了很大的进步，但是它的发展还存在着许多需要解决的关键问题。视觉感知和机器人动力学特性的适配偏差是主要问题之一，目前大部分研究都把注意力放在单个模块上进行优化，不能很

好地解决多模态交互场景中复杂的问题，造成小数据集不能得到准确的映射与校正。对于具身智能任务的序列化轨迹建模问题来说，也存在着很大的困难之处——传统的方法容易产生局部过拟合的现象，很难得到通用的行为规则。机器人自主进行实验活动的时候会存在造成设备损坏等安全风险的情况出现。面向通用型具身智能系统的跨域迁移机制还处在初级阶段，缺少统一标准测试平台和公开数据集资源的限制，一方面会妨碍技术突破的速度，另一方面也会延缓研究成果转化的过程。

5 未来研究展望

未来 Sim-to-Real (仿真和现实) 少样本适应技术的发展方向主要是高精度建模、普适性优化、安全保障、无标注驱动等几个方面。多模态感知、动态系统校准的发展方向是创建以视觉信息和机械特征约束相结合的方式优化算法的设计，同时建立多维度数据之间的映射关系得到统一表示的模型来实现不同场景之间的迁移。采用大量预训练模型加参数微调的方式，可以促使通用型机器人的诸多任务知识发生迁移，进而明显缩减运作代价并且改善泛化表现。依靠虚拟现实融合的世界建模技术有可能会成为重要的突破点，解析虚拟场景里的普适物理规律，用少量实测数据来迅速创建出目标环境模型，渐渐靠近零样本学习的实际运用水平。而且强化自监督学习框架、低能耗传感器技术以及主动交互机制等新的研究方法也会使得闭环反馈系统得到进一步的改善，在保证操作安全的同时减小了对于传统人工标注数据的使用，促使具身智能技术朝着实用化的方向发展。

6 结语

数据缺乏成了制约具身智能技术应用的主要障碍，“Sim-to-Real”少样本跨域自适应学习方法给跨越虚拟仿真和实际运用之间差距给予关键解决途径。本文对虚拟现实和现实环境迁移过程中所涉及到的关键机制进行系统的探究，即数据分布的差异、特征表示的不一致以及目标任务的映射，对目前小样本泛化技术所遇到的各种问题进行了全方位的分析；对六种主流适应策略的技术架构及其优缺点做了详细的介绍；预测了多模态融合建模、大规模预训练模型优化、增强感知推理闭环等新的发展走向将会怎样克服传统限制。未来利用机器人学习算法不断改进，该类轻量级迁移方案可以大幅度降低数据获取的成本，并且明显提高自主系统环境适应的能力，促使具身智能由理论研究向产业化发展迈出重要的一步。

参考文献:

- [1] 王健, 李铁军, 刘今越. 机器人仿真到现实迁移的少样本学习方法综述[J]. 自动化学报, 2023, 49(6): 1210-1232.
- [2] 孙长银. 具身智能自主无人系统技术[J]. 自动化学报, 2024, 50(9): 1821-1836.
- [3] 刘阳, 柏永杰, 林惊. 面向人机物高效融合与协作的具身智能技术体系[J]. 机器人, 2025, 47(4): 559-580.
- [4] 赵启军, 陈启宏, 张立军. 基于虚实迁移强化学习的机器人操纵策略域自适应方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 1547-1554.
- [5] 李林峰, 解永春. 机器人强化学习的仿真实验迁移方法研究进展[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(8): 1452-1464.
- [6] 李腾达, 朱紫钰, 韩子奇. 具身智能机器人关键技术与发展趋势[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(3): 689-696.