模拟用户中的视觉偏差：亮度与对比度对基于强化学习的交互的影响

Hannah Selder 可扩展数据分析与人工智能中心 (ScaDS.AI) 德累斯顿/莱比锡，莱比锡大学，德国莱比锡
hannah.selder@uni-leipzig.de

Charlotte Beylier 马克斯·普朗克人类认知与脑科学研究所 & 可扩展数据分析与人工智能中心 (ScaDS.AI) 德累斯顿/莱比锡，德国莱比锡
beylier@cbs.mpg.de

Nico Scherf
马克斯·普朗克人类认知与脑科学研究所 & 可扩展数据分析与人工智能中心 (ScaDS.AI) 德累斯顿/莱比锡，德国莱比锡 nscherf@cbs.mpg.de

Arthur Fleig
可扩展数据分析与人工智能中心 (ScaDS.AI) 德累斯顿/莱比锡，莱比锡大学，德国莱比锡 arthur.fleig@uni-leipzig.de

arXiv:2603.01901v1 [cs.HC] 2 Mar 2026

摘要
强化学习 (RL) 能够模拟人机交互任务，但如果其表现是由有别于交互设计的视觉渲染伪影驱动，其有效性就值得质疑。我们首次系统分析了亮度和对比度如何影响行为：使用强化学习训练了 247 名模拟用户，让他们完成指向和跟踪任务。我们在无干扰物、静态干扰物和移动干扰物条件下，改变任务相关物体、干扰物和背景的亮度，并评估任务表现以及对未见过亮度的鲁棒性。结果表明，在存在静态干扰物时，亮度会成为关键因素，显著降低任务表现和鲁棒性；而运动线索则能缓解这一问题。此外，鲁棒性取决于是否保留亮度之间的相对顺序，而非匹配绝对值。极端亮度，尤其是黑色，往往能带来较高的任务表现，却缺乏鲁棒性。总体而言，看似细微的亮度变化也会显著影响习得的行为，揭示了强化学习驱动的模拟用户实际学到内容的重要见解。

CCS 概念
• **以人为中心的计算** → **用户模型**；• **计算方法** → **强化学习**。

关键词
深度强化学习、计算交互、模拟用户、用户模型、视觉

ACM 参考格式：
Hannah Selder、Charlotte Beylier、Nico Scherf和Arthur Fleig。2026。模拟用户中的视觉偏差：亮度与对比度对基于强化学习的交互的影响。载于 *2026*年计算机系统中的人为因素会议扩展摘要（*CHI EA'26*），*2026*年*4*月*13*日至*17*日，西班牙巴塞罗那。ACM，美国纽约州纽约市，10页。https://doi.org/10.1145/3772363.3798826

本作品依据知识共享署名 4.0 国际许可协议授权。*CHI EA '26*，西班牙巴塞罗那© 2026 版权所有归作品所有者/作者所有。ACM ISBN 979-8-4007-2281-3/2026/04 https://doi.org/10.1145/3772363.3798826

1 引言
仿真为人机交互（HCI）带来了巨大潜力，使交互技术和界面设计能够得到自动化、可重复且可扩展的评估 [13, 23]。仿真支持以低成本系统性地探索广阔的设计空间，也能通过与人类开展的实证评估相辅相成 [13]。强化学习驱动的模拟用户尤其值得期待，因为它们无需人类数据即可进行训练；若与认知模型和生物力学仿真相结合，还能使学到的行为受到人类约束的制约 [19, 24]。

尽管前景广阔，强化学习驱动的模拟用户（即智能体）仍存在许多未知之处。以往研究着重关注生物力学保真度 [3, 4, 9] 以及成功训练的实用指南 [17],，但智能体如何解读视觉信息仍鲜有研究。颜色虽然是界面设计的核心要素，却常被视为强化学习环境中的偶然细节，而非有意识设定的设计参数 [20]。近期研究表明，许多强化学习智能体所使用的基于卷积神经网络的视觉模型，对界面颜色的评估方式与人类判断相一致 [21]。然而，颜色如何影响智能体的行为，尤其是在包含干扰物、视觉复杂度较高的场景中会产生何种影响，以及同一环境以不同方式渲染时智能体的表现能否保持一致，目前尚不清楚。

如果模拟用户对颜色变化敏感，那么性能差异可能反映的是视觉偏差，而非界面质量，从而限制其作为"碰撞测试假人"的有效性 [9]。**在本研究中**，因此，我们系统地分析了模拟用户在改编自 User-in-the-Box 框架 [9] 的视觉运动指向和跟踪任务中的这种敏感性。为了兼顾计算可行性与系统分析的深度——训练一个模拟用户需要 12 小时的计算时间——我们通过亮度和对比度来描述颜色。这样既消除了色度效应这一混杂因素，也使我们能够将分析扩展到数百种配置。基于这一研究范围，我们提出以下研究问题：

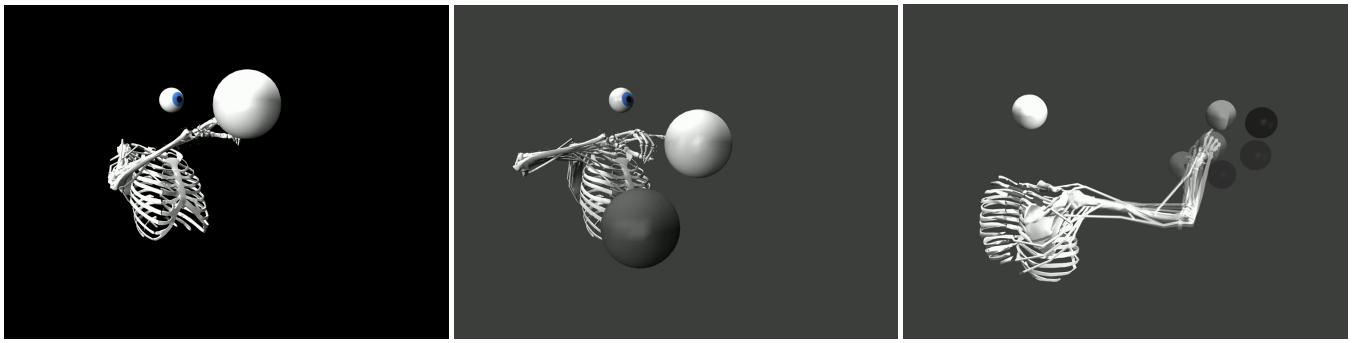


图1：任务示意图。(a) 黑色背景、白色任务相关物体的指向任务。(b) 包含一个目标（明亮物体）和一个干扰项（深色物体）的指向任务。(c) 追踪任务，其中有一个移动的目标，其右侧有一个干扰项。

RQ1： 在跟踪和指向任务中，在无干扰物、静态干扰物和移动干扰物条件下，任务相关对象、背景与干扰物之间的亮度和对比度如何影响任务表现?

RQ2: 这些亮度和对比度选择如何影响已训练的模拟用户在这些设置中对视觉外观变化的鲁棒性?

我们选择跟踪和指向作为两项核心人机交互任务，在247种不同配置中训练模拟用户，系统性地改变目标、背景和干扰物的渲染。我们既评估在已训练亮度上的任务表现，也评估在训练期间未见过的亮度上的鲁棒性。我们发现，在没有干扰物时表现稳定，但在存在静态干扰物时会下降，除非对比度较高；运动可减轻这种敏感性。鲁棒性取决于训练与评估之间相对亮度排序的保持，而非绝对值。

我们**在计算建模方面做出了以下贡献：**(1) 首次系统分析亮度和对比度如何影响强化学习驱动的模拟用户的性能与鲁棒性；(2) 公开提供包含这 247 个训练完成的模拟用户的数据集[1]，以促进复现工作及未来对其视觉鲁棒性的研究。

2 相关工作

人机交互中的生物力学仿真。仿真能够实现对交互任务的自动化、可扩展评估 [13]。通过纳入物理约束和运动控制，生物力学仿真可以对真实的交互进行建模。User- In-The-Box[2] 等框架结合由强化学习驱动的肌肉骨骼模型和感知模型，以模拟指向、跟踪和操控任务 [4, 9]。尽管物理真实性和认知模型方面已取得显著进展 [5],，但迄今为止，模拟环境的视觉属性一直被视为附带因素，因此可视化选择如何塑造习得的交互行为仍有待研究。

人机交互中的颜色与视觉注意。 人机交互仿真的一个核心目标，是不仅对人体运动进行建模，还要对感知与认知进行建模。先前研究表明，颜色通过色度对比度与亮度对比度影响视觉注意、辨别，以及任务表现 [10, 11, 18]。基于颜色的可视化可以进一步降低认知负荷并改善用户体验 [8]。在仿真情境中，眼动模型受益于颜色信息 [7], ，而基于卷积神经网络的模型表现出与人类判断相一致的敏感性 [21], ，从而提出基于强化学习的模拟用户是否也会出现类似一致性的问题。

强化学习中的视觉鲁棒性与干扰物。 非生物力学场景中的强化学习智能体对视觉外观（包括颜色和背景）表现出系统性的敏感性 [22]。以往研究通过领域随机化 [20]以及评估不同背景和干扰物下的性能，或屏蔽无关特征 [6, 14]，探索了提升鲁棒性的方法。尽管这些方法主要旨在降低视觉变化的影响，但在《Interactions》中，颜色是一项有意设计的参数，尤其是在虚拟现实和增强现实等视觉内容丰富的环境中，干扰物不可避免，而颜色在引导注意力和交互方面发挥着核心作用。

研究空白。 尽管颜色会显著影响人类感知，且强化学习智能体对视觉变化十分敏感，但在基于强化学习的交互模拟中，颜色很少被作为设计因素加以研究。我们首先考察亮度和对比度如何影响生物力学强化学习智能体的性能和鲁棒性。

3 方法论

任务与框架。 我们研究亮度和对比度对模拟用户在两种基本交互任务中的行为的影响：**指向**和**追踪**，涵盖与静态和移动目标的交互。基于*User-In-The-Box* 框架 [9],，我们扩展了任务，以在三种视觉条件下评估智能体：无干扰物、形状与目标相同的静态干扰物，以及沿正弦轨迹移动的干扰物（图 1）。在追踪任务中，干扰物会模仿目标的运动，同时保持至少两倍于物体半径的距离。干扰物在视觉上可见，但不会影响任务成功率。智能体接收的环境视觉信息在静态条件下包含单帧，在移动条件下则包含一个较短的时间缓冲区（0.1 秒）。

视觉编码与颜色条件。 为了分离基于亮度的感知效应，视觉场景以零透明度的灰度进行渲染 [12]。各帧由 120 × 80 灰度

[1]https://doi.org/10 18346733 2 5281./zenodo.
https://github.com/User-in-the-Box/user-in-the-box

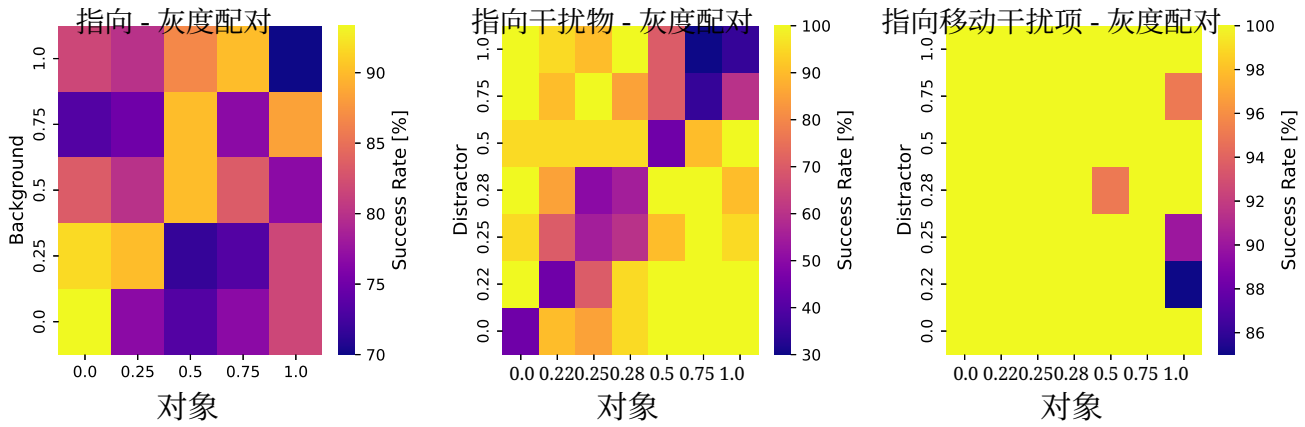


图2：指向性能。请注意成功率刻度范围有所不同。（左）不同背景-物体亮度组合下的性能。较低的背景-物体对比度可带来更好的性能。（中）不同物体-静态干扰物亮度组合下的性能。（右）不同对象与移动干扰物亮度组合下的性能。较高的对象与干扰物对比度有助于应对静态干扰物，而干扰物移动时，干扰物亮度几乎没有影响。存在干扰物时，背景亮度固定为0.25。

图像组成，并归一化到范围 $[0, 1]$, ，其中0表示黑色，1表示白色。我们将场景元素分为三个语义类别：（a）背景，（b）任务相关物体（目标和生物力学模型），以及（c）干扰物。每个类别被赋予从完整强度范围中采样的亮度，从而能够系统地操控对比度。仅在存在干扰物的条件下，背景亮度固定为0.25，此时我们还会额外考虑接近0.25的亮度。

评估指标。我们评估任务表现以及对亮度变化的鲁棒性。对于指向任务，性能以成功率衡量，即在预先设定的停留时间内，智能体将指尖保持在（可穿透）目标内的试次比例。我们对每个智能体进行总计20次试次，每次试次中，目标会在智能体前方55cm处、边长为 30×30cm的正方形区域内随机出现。每次试次开始时，智能体的手臂自然下垂。成功指向后或达到最长4秒后，开始下一次试次。对于跟踪任务，性能以持续10秒期间指尖与目标中心之间的平均距离量化，开始时智能体的手臂自然下垂。我们使用相同的指标，在训练中未见过的任务相关物体、背景和干扰物亮度组合下评估鲁棒性。

强化学习设置。模拟用户使用近端策略优化（PPO）算法进行训练 [16]。生物力学模型采用 Ikkala等人 [9] 提出的 *MoblArmsIndex*，这是先进的*MoblArms* 上肢生物力学模型的精简版 MuJoCo 实现 [15]。该模型通过关节和肌肉来表示上肢，将肌肉激活转化为符合物理规律的运动。对于两项任务，我们分别采用 User-in-the-Box [9], 中的默认奖励函数，该函数综合考虑末端执行器与目标之间的距离、对神经努力的惩罚 [1],, 以及在指向任务中，指尖在所需停留时间内保持在目标区域内的奖励

。追踪任务的智能体训练了 2500 万步，指向任务训练了 1400 万步，我们发现这些步数足以使训练收敛。为确保随机因素不会干扰分析，我们针对指向任务，使用三种不同的神经网络初始化（随机种子），重复了最初涉及背景和任务相关物体颜色的实验。由于发现差异很小，我们没有对所有配置都使用三个随机种子进行实验。

4 结果

我们报告了在各种亮度组合下训练的智能体的结果，并分析其任务表现以及对亮度变化的鲁棒性。这里展示部分有代表性的结果，更多图表见附录。为简洁起见，全文将任务相关物体统称为物体。

4.1 性能

指向。 对于背景-物体组合（图2左），成功率最高的区域集中在对角线上，这表明背景与物体亮度相近时表现最佳。黑色背景上的黑色物体（0.0, 0.0）表现最佳，而白色背景上的白色物体（1.0, 1.0）则明显下降，成功率低至 70%。有**静态干扰物** 时（图2中），随着目标-干扰物对比度降低，表现也随之下降。值得注意的是，亮度是区分目标与干扰物的唯一可用线索。相比之下，有**移动干扰物** 时（图2右），额外的运动线索使物体亮度在很大程度上与表现无关。

跟踪。 对于背景-物体组合（图3左），黑色背景上的黑色物体（0.0, 0.0）再次表现最佳，除此之外没有明显的一致趋势。存在**静态干扰物** 时（图3中），表现较差（纵轴刻度不同）。与指向类似，随着目标-干扰物对比度降低，表现也会变差，但要达到可靠表现，跟踪所需的对比度高于指向。与指向一样，存在**移动干扰物** 时（图3右）

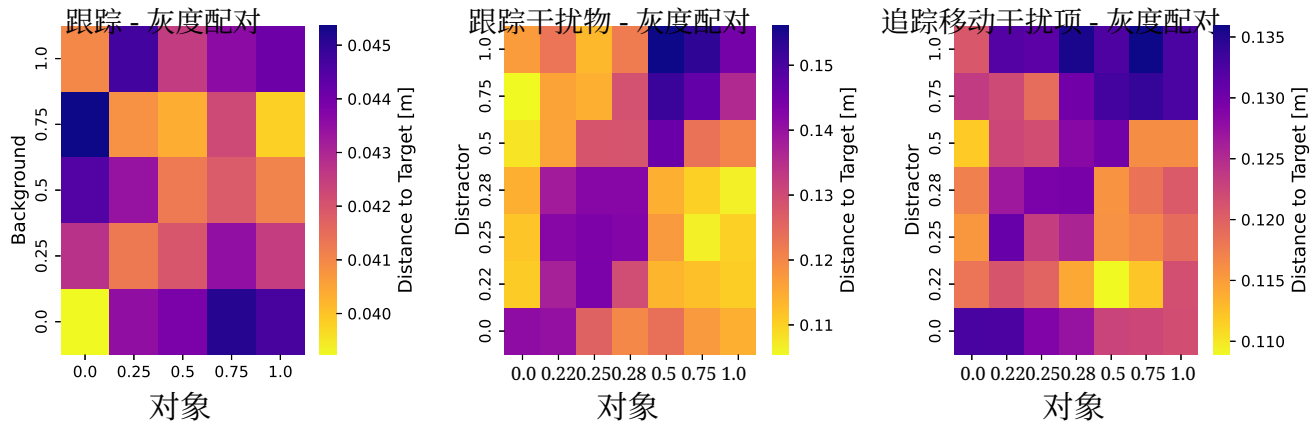


图3：追踪性能（距离越小 =越好）。请注意目标距离刻度各不相同。（左）黑色背景和物体带来最佳性能，整体偏差很小。（中）物体与静态干扰物之间的高对比度可提升性能。（右）在不同的对象与移动干扰物亮度组合下，亮度对性能影响不大。需要指出的是，存在干扰物时，背景亮度固定为 0.25。

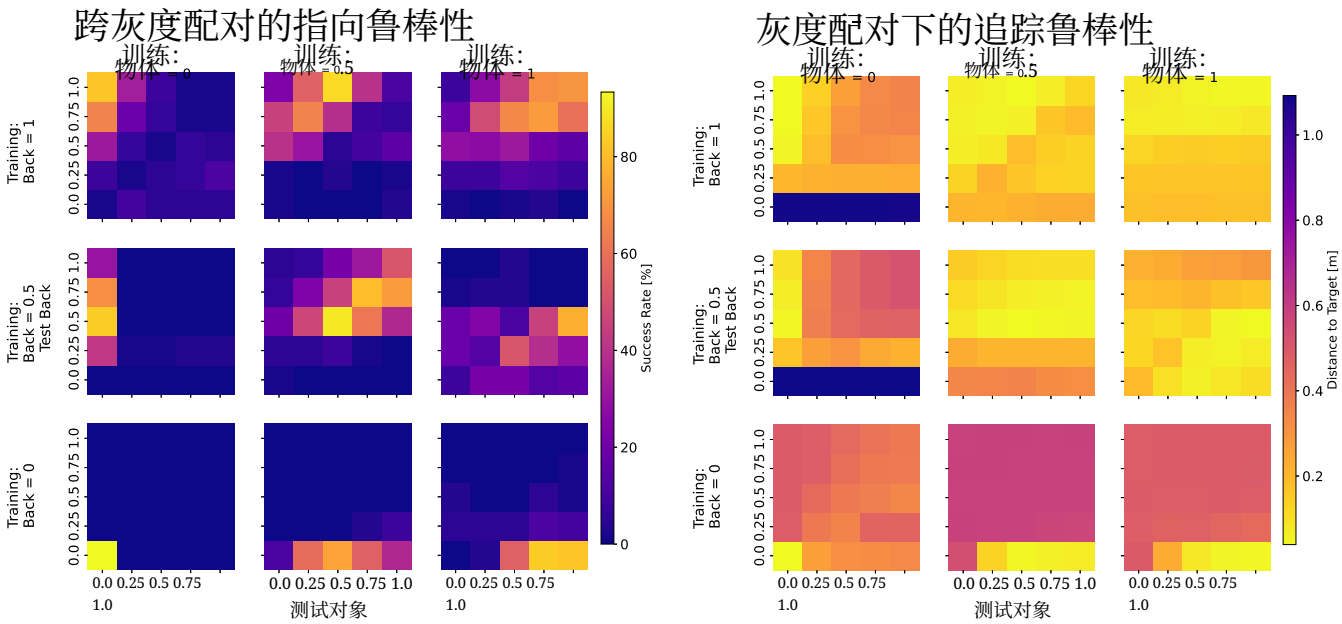


图4：在不同背景-物体亮度组合下的鲁棒性：（左）指向；（右）跟踪。在黑色背景上训练的智能体虽然训练性能很高，但鲁棒性较差。当训练期间学到的相对亮度排序得以保留时，鲁棒性会有所提升：对于左上角的热图，每张单独的热图中最佳性能也位于左上角；右下角的热图同理。

物体亮度的重要性会降低，而较高的对象与干扰物的对比度往往能带来更好的表现。

4.2 鲁棒性

指向。 图4（左）展示了鲁棒性结果，其中每个面板都包含单个智能体在不同亮度组合下评估所得的热图。训练表现最高的智能体性能（黑色物体位于黑色背景上；图2左）鲁棒性最差，因为即使亮度发生轻微变化，指向成功率也会骤降。当训练期间学到的相对顺序 $value_{object} < value_{background}$ 得以保持时，鲁棒性最高；任一元素偏离黑色（零）都会显著降低性能。存在**静态干扰物**时（附录中的图5），当物体亮度接近背景亮度（0.25），且评估亮度保持

在接近训练值的范围内时，鲁棒性得以维持。使用黑色物体训练的智能体鲁棒性仍然最差，亮度偏移较大时（例如从 0.28 变为 0.5），性能会急剧下降。保持相对顺序 $value_{object} < value_{distractor}$ 同样能提高鲁棒性。存在**移动干扰物** 时（附录中的图6），鲁棒性模式总体上与静态情况相似，但成功率普遍更高。性能在不同干扰物亮度下保持稳定，但当物体亮度与智能体训练时所用亮度差异过大时，性能会下降。

跟踪。与指向相比，跟踪（图4右）通常更具鲁棒性，不过仍存在类似的失效模式。表现最佳的配置（黑色物体置于黑色背景上；图3左）同样表现出最弱的鲁棒性。此外，使用黑色物体或黑色背景进行训练的智能体往往鲁棒性较差。对于**静态干扰物** （附录中的图7），与指向任务中的移动干扰物情况类似，性能通常在不同干扰物亮度下保持稳定；当物体亮度与训练期间的亮度相差过大时，性能则往往会下降。使用黑色物体训练的智能体尤其脆弱。同样，保持这些亮度的顺序有助于提高鲁棒性。对于**移动干扰物** （附录中的图8），其鲁棒性呈现出与静态干扰物相同的整体规律。黑色物体的泛化能力较差，而物体亮度相对于训练时的亮度偏移越大，性能就会越快下降。

5 讨论

亮度和对比度对表现的影响（RQ1）。亮度会系统性地影响智能体的表现。没有干扰物时，智能体能够在所有亮度组合下学会指向（成功率为 70%-100%）和跟踪。引入干扰物会降低表现，尤其是在跟踪任务中，并增加感知负担：存在静态干扰物时，提高物体与干扰物之间的对比度可显著改善表现，尤其是在指向任务中，此时亮度是唯一的线索。干扰物移动时，运动会提供额外的分割信号，降低对亮度的依赖，并在很大程度上减轻亮度对表现的影响。最值得注意的是，对于指向和跟踪任务，在黑色背景上训练的模拟用户，实际上与在灰色背景上训练的模拟用户是不同的智能体。对人机交互从业者而言，这会带来评估伪影的风险：模拟用户可能会错误地预测，相比采用纹理背景或灰色背景的界面，纯黑色背景界面的可用性更高，而这纯粹是由智能体的优化偏差所致，并非交互设计本身造成。

亮度和对比度对鲁棒性的影响（RQ2）。鲁棒性在很大程度上取决于能否保留亮度的相对顺序，而非匹配绝对值。使用极端亮度进行训练，尤其是黑色物体，会导致过拟合，并在轻微变化下使性能大幅下降。然而，运动线索能够减轻这种脆弱性：当目标或干扰物移动时，智能体对对比度的依赖会降低。这表明，动态任务天然比静态任务更能产生有效的模拟用户，因为它们迫使智能体学习时序交互，而这比静态模式匹配具有更好的泛化能力。黑色背景表现出色但鲁棒性较差的一种可能解释是，智能体可能学会了一种简单的捷径：将任何非零像素视为“物体”，将零视为“背景”。这种二分类在计算上比学习边缘检测简单。然而，一旦背景变为非零（例如灰色），这一捷径就会立即失效，因为这会改变学到的物体-背景标注。这一机制可以解释训练性能为何提升更快，以及即使亮度发生轻微偏移也会导致灾难性失败。

启示与建议。我们的结果表明，视觉渲染理应得到比其在基于强化学习的仿真中通常所受到的更为审慎的关注。智能体可能会过拟合于渲染伪影（例如，背景是黑色还是灰色），并以并不显而易见的方式行事，例如通过保留训练环境中的关系对比排序而获益。它们可能以威胁其作为评估代理之有效性的方式对视觉渲染敏感，例如，当模拟用户在深色模式与浅色模式等视觉主题之间接受评估时。即使并不关心鲁棒性以及特定的颜色或亮度，不同的视觉环境也会导致不同的性能结果。这为从事模拟用户研究的人员提供了又一个值得考虑的诊断维度，因为性能不佳可能不仅源于选择不当的奖励函数或（缺乏）训练课程，而仅仅是因为所选的渲染。尤其对于视觉运动任务，我们的结果进一步强化了更好地理解智能体在训练期间正在学习什么 的必要性 [2]。

作为界面设计中的一般性预防措施，我们建议对任何仅在单一固定视觉配置下训练的模拟用户持审慎态度，并在得出有关界面质量的结论之前，至少在一小组亮度变化下验证训练出的智能体。为提高鲁棒性，我们建议避免仅使用纯黑或纯白的背景和物体来训练智能体，而应改用中等亮度值。虽然可以在训练过程中就考虑多种视觉配置，但这可能会延长训练时间，并且仍需进一步研究。值得注意的是，运动实际上可以作为额外的线索，有效帮助识别移动目标和干扰物，并提高鲁棒性。这使模拟用户更适用于真实世界中的 AR界面，例如包含背景中运动元素的界面。然而，从更根本的层面来看，我们的结果表明，若要将其作为有效的评估工具，还需要深入研究如何对感知进行建模，从而实现更接近人类的界面评估。

局限性与未来工作。我们的研究聚焦于灰度亮度，以系统性地隔离对比效应，同时兼顾计算成本；未来工作应探究色度是否会引入类似偏差，或提供额外线索。同样，尽管我们考察了静态和移动干扰物，但它们的大小、形状和运动模式都是固定的。还需进一步研究这些因素如何影响结果。更根本地说，尽管 User-in-the-Box 是用于视觉运动人机交互任务的先进模拟框架，但在这项初步分析中，我们没有改变其视觉编码；不同的视觉模型可能会产生不同的结果。总的来说，未来工作的一项尤为重要的方向是考察观察到的颜色敏感性与人类感知行为之间的关系，以明确将模拟用户视为碰撞测试假人的有效性。

6 结论

我们研究了亮度和对比度如何影响基于强化学习的交互模拟中的性能和鲁棒性。在针对指向和追踪任务训练的 247 个模拟用户中，我们发现亮度会系统性地影响任务成功率和泛化。我们的研究结果对计算交互研究的有效性具有直接影响。如果模拟用户过度拟合渲染伪影，就无法可靠地区分优劣界面设计，从而削弱其作为评估工具的实用性。随着基于强化学习的模拟在人机交互领域得到更广泛的应用，确保它们评估的是交互质量而非渲染伪影，对于保证其有效性至关重要。

致谢

作者感谢德国联邦研究、技术与航天部以及萨克森州科学、文化与旅游部通过人工智能研究卓越中心计划提供的资金支持。该计划项目为“可扩展数据分析与人工智能德累斯顿/莱比锡中心”，项目编号：ScaDS.AI。作者衷心感谢德累斯顿工业大学国家高性能计算中心提供的高性能计算机使用时间。该中心由德国联邦研究、技术与航天部以及参与国家高性能计算（NHR）的各州政府共同支持（www.nhr-verein.de/unsere-partner）。

参考文献

[1] Bastien Berret、Enrico Chiovetto、Francesco Nori 和 Thierry Pozzo。2011。手臂运动规划中复合代价函数的证据：一种逆最优控制方法。《*PLoS*计算生物学》7（2011年10月），e1002183。doi: 10 1371 1002183 。/journal.pcbi。Charlotte Beylier、Hannah Selder、Arthur Fleig、Simon M. Hofmann 和 Nico Scherf。2025。注意力轨迹：深度强化学习的诊断轴。arXiv: 2511 20591 [ ] 2511 20591 。cs.LG https://arxiv.org/abs/。Florian Fischer、Miroslav Bachinski、Markus Klar、Arthur Fleig 和 Jörg Müller。2021。上肢生物力学模型的强化学习控制。《科学报告》11, 1（2021年），14445。[4] Florian Fischer、Aleksi Ikkala、Markus Klar、Arthur Fleig、Miroslav Bachinski、Roderick Murray-Smith、Perttu Hämäläinen、Antti Oulasvirta 和 Jörg Müller。2024。SIM2VR：迈向虚拟现实中的自动化生物力学测试。载于第*37*届*ACM*用户界面软件与技术年会论文集（美国宾夕法尼亚州匹兹堡）（*UIST '24*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章79，15页。doi:10.1145/3654777.3676452[5] Arthur Fleig、Florian Fischer、Markus Klar、Patrick Ebel、Miroslav Bachinski、Per Ola Kristensson、Roderick Murray-Smith 和 Antti Oulasvirta。2025。Mind & Motion：在人机交互中整合生物力学与认知模型的机遇和应用。载于第*38*届*ACM*用户界面软件与技术年会（*UIST Adjunct '25*）附录论文集。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章14，4页。doi:10.1145/3746058.3758473[6] Bram Grooten、Tristan Tomilin、Gautham Vasan、Matthew E. Taylor、A. Rupam Mahmood、Meng Fang、Mykola Pechenizkiy 和 Decebal Constantin Mocanu。2024。MaDi：学习屏蔽干扰项，以提升视觉深度强化学习的泛化能力。载于第*23*届国际自主智能体与多智能体系统会议论文集（新西兰奥克兰）（*AAMAS '24*）。国际自主智能体与多智能体系统基金会，美国南卡罗来纳州里奇兰，733–742。[7] Shahrbanoo Hamel、Nathalie Guyader、Denis Pellerin 和 Dominique Houzet。2014。显著性模型中的颜色信息。载于*EUSIPCO 2014*会议论文集。电气电子工程师学会（IEEE），葡萄牙里斯本，1 5 01068276 –。https://hal.science/hal-[8] Xiaotong He、Yuqian Yang、Ruojuan Li 和 Xiaodong Gong。2025。面向老年人的医疗应用界面可视化设计与色彩偏好：对认知负荷和用户体验的影响。《国际人机交互期刊》0, 0（2025年），1–21。doi:10.1080/10447318.2025.2562959

[9] Aleksi Ikkala、Florian Fischer、Markus Klar、Miroslav Bachinski、Arthur Fleig、Andrew Howes、Perttu Hämäläinen、Jörg Müller、Roderick Murray-Smith 和 Antti Oulasvirta。2022。为生物力学用户模型注入生命。载于第*35*届*ACM*用户界面软件与技术年会论文集（美国俄勒冈州本德）（*UIST '22*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章 90, 14 10 1145 3526113 3545689 页。doi: 。/。Luis A. Leiva、Yunfei Xue、Avya Bansal、Hamed R. Tavakoli、Tuðçe Köroðlu、Jingzhou Du、Niraj R. Dayama 和 Antti Oulasvirta。2020。理解移动用户界面中的视觉显著性。载于第*22*届人机交互国际会议：移动设备与服务。ACM，德国奥尔登堡，1–12。doi:10.1145/3379503.3403557[11] Victor A. Mateescu 和 Ivan V. Bajić。2014。通过图像颜色操控重定向注意力。载于第*1*届感知启发视频处理国际研讨会论文集。ACM，美国佛罗里达州奥兰多，15–20。doi:10. 1145/2662996.2663009[12] Maria Concetta Morrone、Valentina Denti 和 Donatella Spinelli。2002。颜色与亮度对比会吸引独立注意。《当代生物学》12, 13（2002 1134 1137 10 1016 0960 9822 02 00921 1 年7月），–。doi: 。/S - ( ) -[13] Roderick Murray-Smith 、 Antti Oulasvirta 、 Andrew Howes 、 Jörg Müller 、 Aleksi Ikkala、Miroslav Bachinski、Arthur Fleig、Florian Fischer 和 Markus Klar。2022。模拟能为人机交互研究做什么。《*Interactions*》29, 6（2022年11月），48–53。doi:10.1145/3564038[14] Joseph Ortiz、Antoine Dedieu、Wolfgang Lehrach、J. Swaroop Guntupalli、Carter Wendelken、Ahmad Humayun、Guangyao Zhou、Sivaramakrishnan Swaminathan、Miguel Lázaro-Gredilla 和 Kevin Murphy。2024。DMC-VB：用于视觉干扰项控制表征学习的基准测试。载于第*38*届神经信息处理系统国际会议论文集（加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华）（*NIPS '24*）。Curran Associates Inc.，美国纽约州雷德胡克，文章211，29页。[15] Katherine R Saul、Xiao Hu、Craig M Goehler、Meghan E Vidt、Melissa Daly、Anca Velisar 和 Wendy M Murray。2015。使用上肢肌肉骨骼模型对两个软件平台中的动态仿真预测进行基准测试。《生物力学与生物医学工程中的计算机方法》18, 13（2015年），1445–1458。[16] John Schulman、Filip Wolski、Prafulla Dhariwal、Alec Radford 和 Oleg Klimov。2017。近端策略优化算法。arXiv:1707.06347 http://arxiv.org/abs/ 1707 06347 。Hannah Selder、Florian Fischer、Per Ola Kristensson 和 Arthur Fleig。2025。揭秘上肢交互强化学习中的奖励设计：人机交互生物力学仿真的实用指南。载于第*38*届*ACM*用户界面软件与技术年会论文集（*UIST '25*）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章[17] 95, 17 10 1145 3746059 3747779 页。doi: 。/。Zhangfan Shen、Chengqi Xue、Jing Li 和 Xiaozhou Zhou。2015。图标密度和颜色对比对人机交互中用户视觉感知的影响。载于工程心理学与认知人因学，Don Harris（编）。施普林格国际出版，占族，66–76。[19] Danqing Shi、Yujun Zhu、Jussi P. P. Jokinen、Aditya Acharya、Aini Putkonen、Shumin Zhai 和 Antti Oulasvirta。2024。CRTypist：通过计算理性模拟触摸屏打字行为。载于*2024*年*CHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（美国夏威夷州檀香山）（*CHI '24*942, 17 10 1145 3613904）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章页数。doi: 。/。[18] 3642918 Reda Bahi Slaoui、William R. Clements、Jakob N. Foerster 和 Sébastien Toth。2019。用于强化学习的鲁棒领域随机化。arXiv:1910.10537 http://arxiv.org/abs/ 1910 10537 。Shixiao Wang、Runsheng Zhang、Junliang Du、Ran Hao 和 Jiacheng Hu。2025。一种面向人机交互界面颜色质量评估的深度学习方法。载于*2025*年第*8*届大数据与应用统计国际研讨会（*ISBDAS*）。电气电子工程师学会（IEEE），中国广州，416–420。doi:10.1109/ISBDAS64762.2025.11117032[22] Xudong Wang、Long Lian 和 Stella X. Yu。2021。用于强化学习的无监督视觉注意与不变性，载于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集。*2021*年*IEEE/CVF*计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）2021年，6673–6683。https://api.semanticscholar.org/CorpusID:233168943[23] Wei Xiang、Hanfei Zhu、Suqi Lou、Xinli Chen、Zhenghua Pan、Yuping Jin、Shi Chen 和 Lingyun Sun。2024。SimUser：通过模拟不同用户与移动应用交互来生成可用性反馈。载于*2024*年*CHI*计算机系统中的人为因素会议论文集（美国夏威夷州檀香山）（*CHI '24*9, 17 10 1145 3613904）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章页数。doi: 。/。[24] [21] 3642481 Yifan Zhu、Hannah VanderHoeven、Kenneth Lai、Mariah Bradford、Christopher Tam、Ibrahim Khebour、Richard Brutti、Nikhil Krishnaswamy 和 James Pustejovsky。2024。多模态人机交互中的心智理论建模。载于人机交互，Masaaki Kurosu 和 Ayako Hashizume（编）。施普林格自然瑞士, Cham, 205–225。

A 干扰物存在时的鲁棒性示例

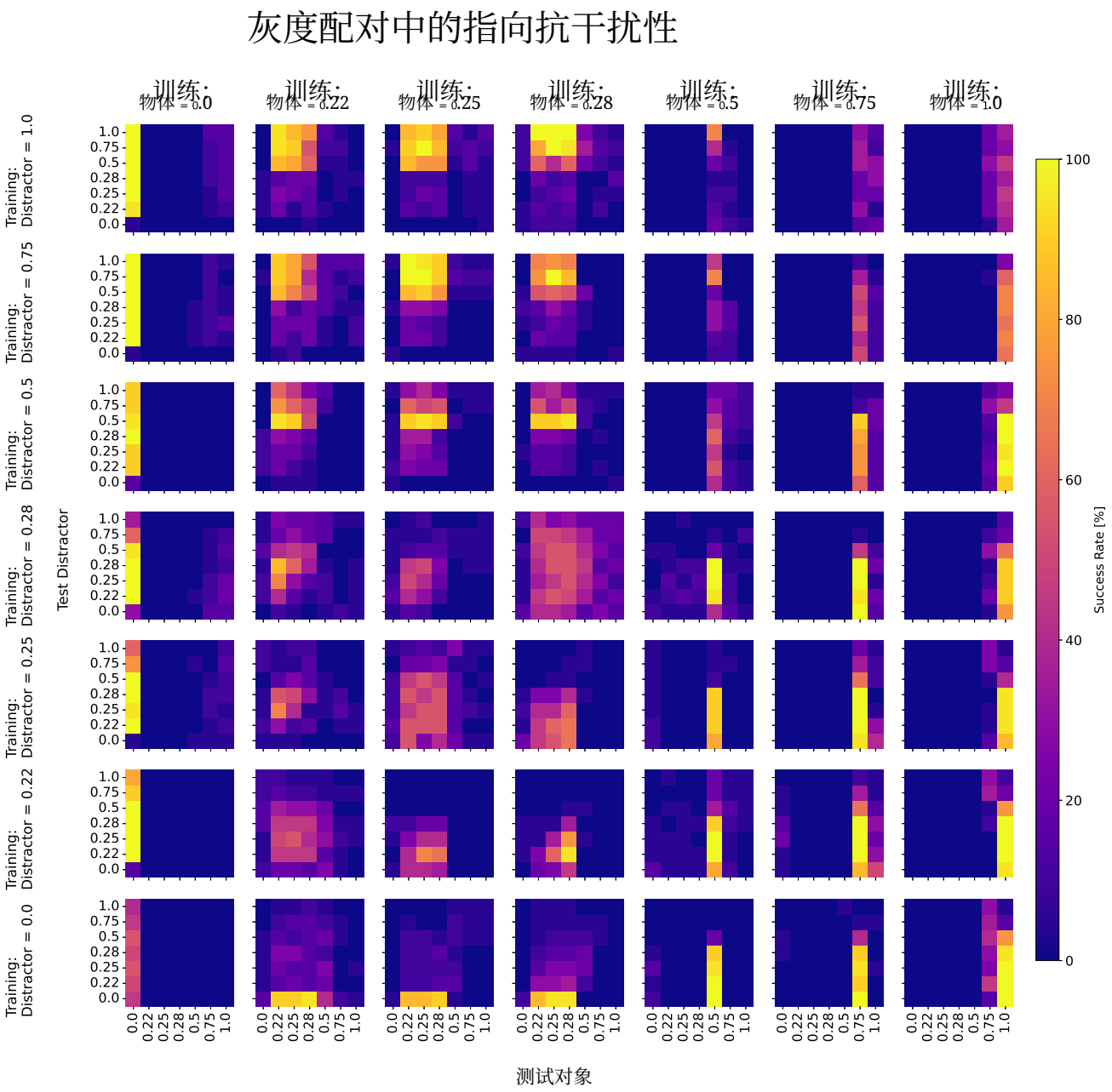


图5：指向任务在不同静态干扰物—物体亮度组合下的鲁棒性。使用与背景亮度相近（0.25）的物体亮度训练的智能体表现出更高的鲁棒性，在亮度接近训练期间所见亮度的评估条件下具有良好的泛化能力。

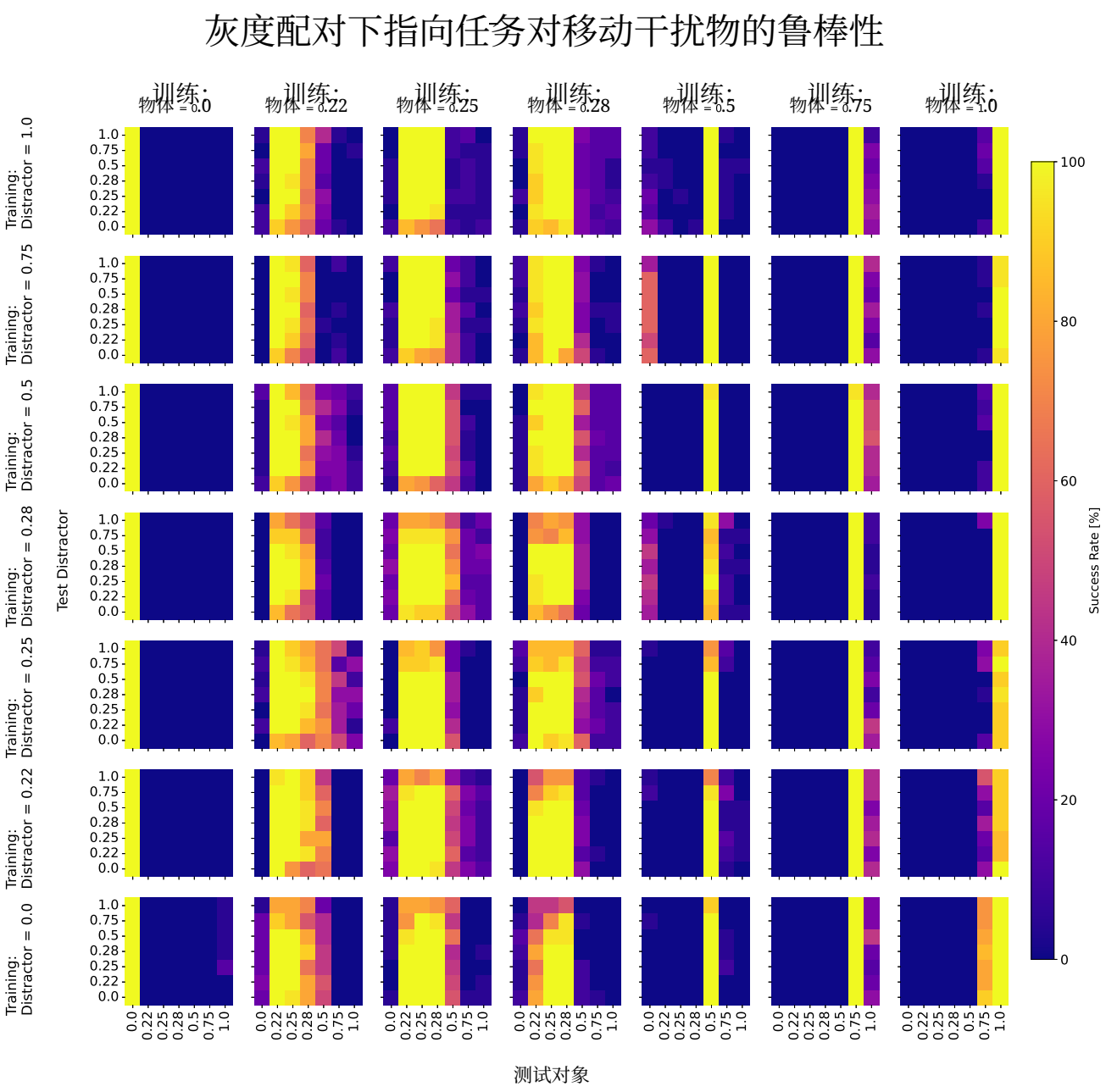


图6：指向任务中不同移动干扰物与物体亮度组合下的鲁棒性。在与背景亮度（0.25）相近的物体亮度条件下训练的智能体，在使用与训练亮度相近的亮度进行评估时表现出良好的鲁棒性。

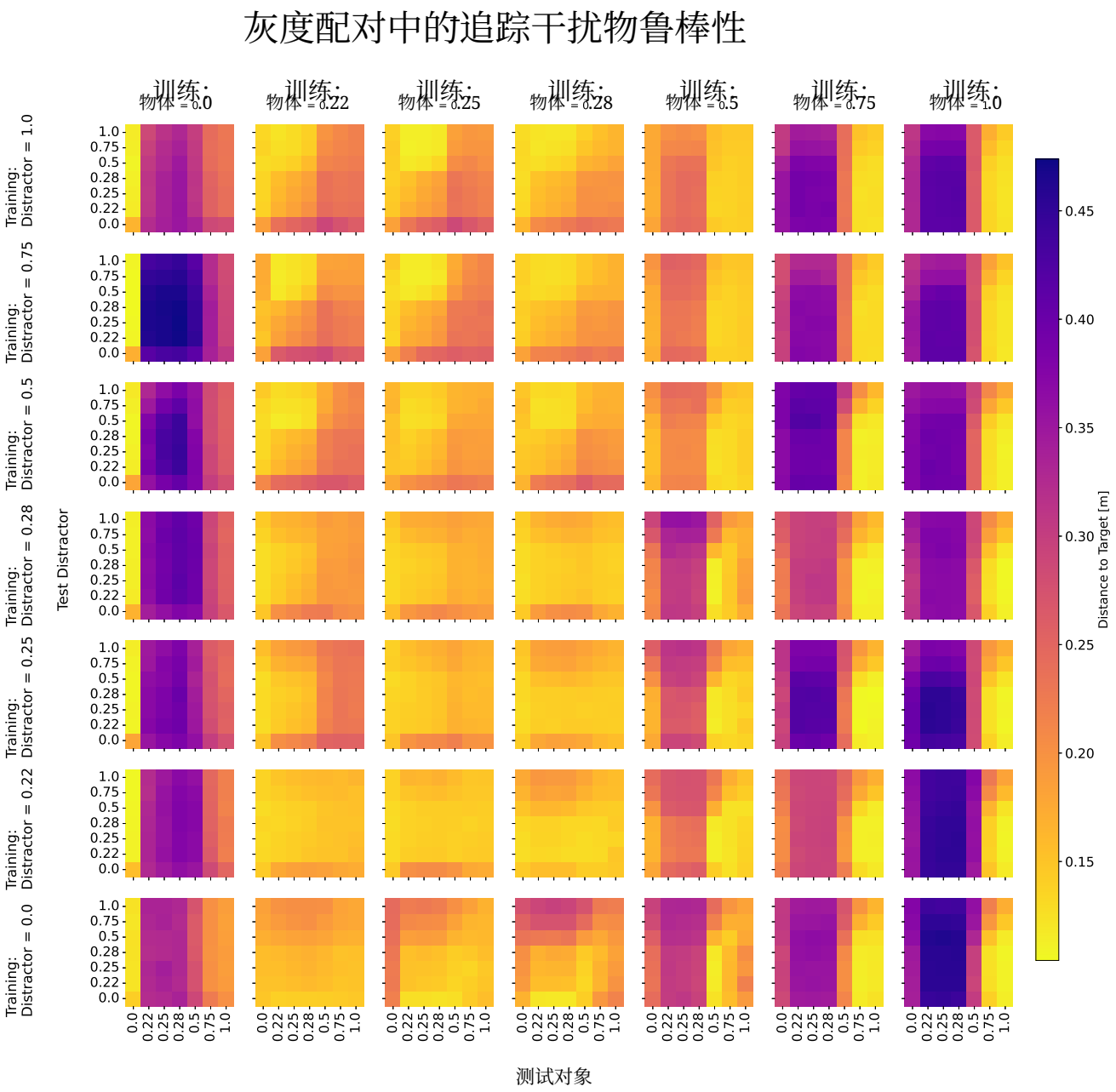


图7：在不同静态干扰物与物体的亮度组合下，跟踪的鲁棒性。使用与背景亮度（0.25）相近的物体亮度训练的智能体具有良好的鲁棒性。

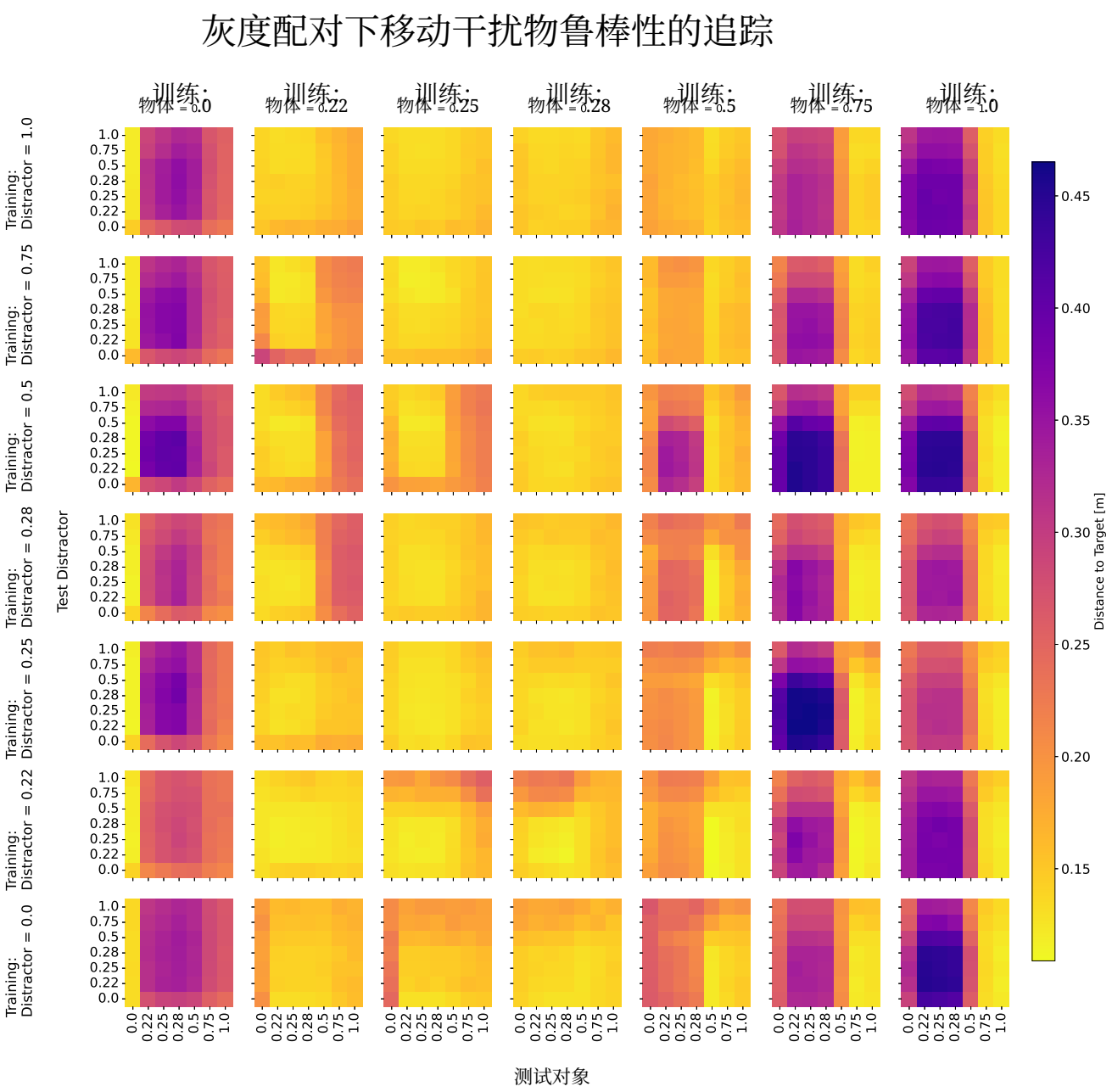


图8：在不同移动干扰物与物体的亮度组合下进行跟踪的鲁棒性。经过训练的智能体所用物体亮度与背景亮度（0.25）相近，因此具有良好的鲁棒性。