arXiv:2602.01061v1 [cs.HC] 1 Feb 2026

直接选择与基于评分的选择：理解虚拟现实中不同输入模态下目标获取的海森堡效应

Linjie Qiu，Duotun Wang，Boyu Li，Jiawei Li，Yulin Shen，Zeyu Wang，以及 Mingming Fan

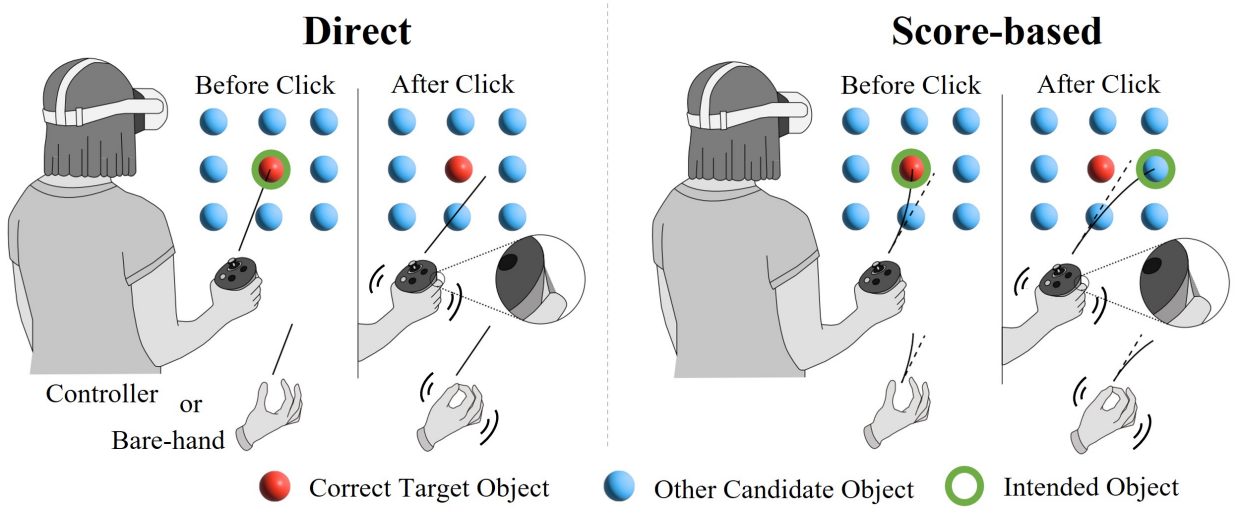

图 1：直接选择和基于评分的选择都会受到确认时动作干扰的影响。基于评分的选择会推断用户意图以降低错误率，但它几乎总是会吸附到某个特定对象上，因此与直接选择相比，发生的错误往往无法挽回。我们的用户研究（$N = 24$）探讨了采用不同输入模态（即控制器输入和手部输入）的直接选择与基于评分的选择方法，如何受到海森堡效应的影响，进而影响任务表现和用户体验。

摘要——目标选择是虚拟现实（VR）中的一项基本交互。然而，确认选择的动作（例如按钮按压或捏合手势）可能会干扰跟踪姿态，使预期目标发生偏移，这种现象称为海森堡效应。以往研究主要关注控制器输入。然而，该效应在徒手输入中的表现，以及基于评分的技术如何在不同空间变化下缓解这一效应，仍不明确。为弥补这一空白，我们开展了一项被试内研究，考察海森堡效应在两种输入模态（即控制器和手部输入）及两种选择机制（即直接选择和基于评分的选择）中的表现。结果表明，手部输入更容易受到海森堡效应的影响；直接选择受目标宽度的影响更大，而基于评分的选择对目标密度更敏感。基于先前的投票导向技术和时间分析，我们提出了加权 VOTE，这是一种用于目标投票的基于历史的意图准确度模型，通过重新加权近期交互意图来抵消输入干扰。评估结果表明，与基准技术相比，该方法提高了选择准确度。最后，我们讨论了自适应选择方法的未来方向。

In索引词—虚拟现实、输入模态、海森堡效应、基于评分的选择、交互技术

es

1 引言

目标选择是虚拟现实（VR）和增强现实（AR）中的一项基础交互任务，支撑着对象操控和任务执行等广泛应用。在当前的商用 VR 系统中，用户使用多种输入模态执行选择任务，其中 [22,31], 手持控制器和裸手追踪最为常见，这得益于它们直观且用途广泛的特点。[15]然而，这两种输入模态都涉及对按钮等离散动作的追踪按压或手指捏合可能干扰用户对目标的获取，并引入非预期的空间偏移 [3,42]。这种现象被称为空间计算中的**海森堡效应** [42]，，它描述了选择这一离散动作如何干扰被观察或瞄准的目标，从而影响选择性能。

尽管海森堡效应已在直接控制器输入中得到系统评估，但多项研究非正式地指出，在基于手部的交互中，这种效应可能更加明显，这很可能是因为运动变异性更大且缺乏物理约束 [8, 17, 41]。然而，这种效应对徒手输入的影响尚未经过正式、定量的评估。除了输入模态之外，近期研究还采用了基于评分的选择方法，例如吸附式射线投射 [5, 11], 焦点选择 [16, 41] 和气泡式机制 [14, 46], ，以减轻海森堡效应。这些基于评分的选择方法会动态估计用户意图，从而减少对精确对准的需求，并避免选中空目标的风险 [5]，同时降低目标宽度对性能的影响程度，这正如菲茨定律所预测的那样 [7]。与直接选择不同，基于评分的方法大幅降低了无效选择的可能性。因此，发生错误时，更可能立即导致不可逆或破坏性

• *Linjie Qiu*、*Duotun Wang*、*Jiawei Li*、*Yulin Shen*、*Zeyu Wang* 和 *Mingming Fan* 任职于香港科技大学（广州）。电子邮箱：*lqiu250*、*dwang866*、*jli526*、*yshen654@connect.hkust-gz.edu.cn*

• *Boyu Li*、*Zeyu Wang* 和 *Mingming Fan* 任职于香港科技大学。电子邮箱：*blibr*、*zeyuwang*、*mingmingfan@ust.hk*。

• *Mingming Fan* 为通讯作者。稿件收稿日期：*xx xxx. 201x*；录用日期：*xx xxx. 201x*。出版日期：*xx xxx. 201x*；当前版本日期：*xx xxx. 201x*。如需获取本文的重印本，请发送电子邮件至：*reprints@ieee.org*。数字对象标识符：*xx.xxxx/TVCG.201x.xxxxxxx*

操作。尽管此类方法已得到广泛应用，但海森堡效应对虚拟现实中基于评分的选择性能的影响仍未得到充分研究，且针对密集、遮挡环境的研究也十分匮乏 [18, 36, 45]。这一研究空白促使我们探究海森堡效应在不同输入模态和机制下如何变化，以及变化程度如何。

在本研究中，我们首先将目标选择中海森堡效应的分析扩展到采用直接机制和基于评分机制的控制器输入与手部输入。值得注意的是，捏合手势是选择远距离物体最常用的手势 [26, 48], ，在本研究中被用作确认动作。我们发现，在弹道式选择过程中，海森堡效应分别占直接控制器选择、基于评分的控制器选择、直接手部选择和基于评分的手部选择中选择错误的 80.57%、47.50%、71.86% 和 46.86%。从海森堡效应的角度来看，我们的结果为手部追踪的选择准确度低于控制器跟踪提供了新的解释。我们还观察到，直接选择对目标宽度更为敏感，而基于评分的机制能够部分补偿海森堡效应。然而，其有效性会因目标密度（在我们的实验中描述为目标间距）而显著变化。此外，我们发现，随着任务难度增加，海森堡幅度会降低，这可能是因为用户会根据感知到的难度下意识地稳定双手，从而减少非预期动作。

为追踪不同选择技术随时间推移呈现的意图变化和准确率趋势，我们拟合了一个三次多项式，以建立正确匹配意图对象与目标的概率模型（第 5.1 节）。评估结果表明，尽管直接手部输入和基于得分的手部输入最终的选择准确度都较低，但时间记录显示，期间仍会间歇性地出现高精度时刻。在借鉴这些发现以及 VOTE [24] 和 BackTracer [4], 等经典的基于历史的选择技术后，我们的定量分析表明，历史数据不应对最终选择决策产生同等影响。因此，我们将拟合得到的时间准确率函数融入 VOTE，并结合基于采集数据训练的加权函数对其进行改进。消融研究表明，所有输入方式均受益于加权 VOTE，其中基于得分的手部输入提升最为显著。选择错误率大幅下降，从 21.96% 降至 7.54%，达到与控制器输入相当的水平；经过改进后，基于评分的控制器输入错误率为 8.18%。我们还分析了个体意图准确率历史，以指导个性化调整。尽管未观察到显著提升，我们仍阐述了对虚拟现实中未来自适应方法的启示。本研究的贡献如下：

- 我们将对虚拟现实中海森堡效应的系统分析扩展到不同的输入模态和选择机制。
- 我们分析选择事件中用户意图转移和准确率变化的时间分布。
- 我们提出并评估了一种加权 VOTE 方法，通过利用历史意图来减轻海森堡效应。

2 相关工作

为了全面理解海森堡效应，我们首先回顾试图减轻该效应及其在不同输入模态中的影响的相关工作（第 2.1 节）。随后，我们重点介绍在选择任务中利用基于评分的启发式方法和用户历史意图的交互技术；事实证明，这些技术尤其高效，并且能够直接为我们的方法提供依据（第 2.2 节）。

2.1 空间交互中的海森堡效应

海森堡效应，最早由 Bowman 等人（STID）所产生的副作用，Wolf 等人进一步深入分析了目标选择任务中的控制器跟踪。通过系统地分析用户行为，他们确定了影响这一效应的关键因素（即目标宽度），并将海森堡误差定义为“在目标内开始选择，却因输入设备受到扰动而在目标外结束选择。”他们的研究还指出，按钮按压等离散输入可能会对 STID 造成物理扰动，从而在射线投射交互过程中使选择点发生偏移。海森堡效应对直接控制器选择的影响已得到充分关注 [4, 41, 43], ，但其对裸手追踪的影响在很大程度上尚未得到评估，而裸手追踪也容易受到捏合手势等离散动作的干扰 [8, 17]。

此外，从输入模态的角度来看，控制器和徒手输入是虚拟现实中对象选择与操作最广泛使用的两种方式 [10]。控制器通常配备操纵杆和按钮 [21], ，可提供物理触觉反馈、人体工学设计以及精确、稳定的控制等优势 [15]。与此同时，手部追踪通常依赖基于视觉的算法 [29] 来检测手势，从而实现自然的无设备交互，增强用户的临场感和身体所有感 [13, 19]。然而，尽管徒手输入直观，但在目标选择方面，其选择效率和准确率始终不及控制器 [19, 33, 41], ，尤其是在远距离对象交互中 [32, 34]。先前研究主要将这种劣势归因于跟踪算法的可靠性和精度有限 [1, 20]。在本研究中，我们探究海森堡效应作为性能下降中一个被忽视因素所起的作用。我们跨输入模态进行定量分析，以确定其在多大程度上损害选择性能和用户体验。

2.2 虚拟现实中的基于评分的选择

除了基于经典射线投射的技术外，人们还开发了基于评分的选择技术，以改进虚拟现实中的目标获取，尤其是在与远处或动态对象交互时 [11, 28, 46]。这些方法会为每个潜在目标分配一个意图评分，并吸附到用户期望的目标上。早期方法（如 IntenSelect [5, 11] 和 StickyRay [37] ）会根据用户射线方向与目标之间的角度计算此类评分。这一原理已融入实际开发工作流（例如 Meta 的距离手部抓取交互器 [26]）。这一概念的一个重要扩展是基于焦点的选择 [16, 41], ，它将空间距离纳入意图模型，并使其适用于各种输入模态。然而，FocalSelect [41] 和 BubbleRay [14] 指出，这些基于评分的技术在密集环境中存在明显局限。我们的实验结果证实了这一点，而海森堡效应可能会无意中导致选择不稳定，使用户更难获取预期目标。

除了吸附式方法，基于历史的评分也已成为另一种基于评分的技术，可用于推断用户意图。例如，VOTE [24] 会选择固定时间段内出现次数最多的对象。BackTracer [4] 则通过根据目标的感知稳定性动态调整时间段的时长，对其加以改进。为减轻海森堡效应，Wolf 等人 [42] 利用历史交互轨迹推断最初意图选择的目标，以弥补空间或时间上的干扰。然而，这种方法似乎会增加许多假阳性选择错误，因此在许多情况下并不稳健。

我们的工作在这些研究的基础上，纳入了加权的历史时间输入。通过第 3 节中的定量分析，我们拟合函数来建模历史输入的时间贡献。这些函数可作为减轻海森堡效应的策略，并通过消融研究进行评估，结果表明其在各种输入模态和选择机制中均有效。

3 实验

本节将考察并分析在目标选择任务中，各种输入模态和选择机制受到海森堡效应影响的方式及程度。我们还分析了选择前用户行为和意图历史。

3.1 参与者

我们招募了24名参与者（11名女性、13名男性），平均年龄为25.0岁（标准差 = 2.74）。所有人均自我认定为右利手，且视力和色觉正常。其中15人曾以设计师或开发者的身份从事虚拟现实相关工作，其余人对虚拟现实设备经验较少或毫无经验。每位参与者均获得50人民币的参与报酬。本研究

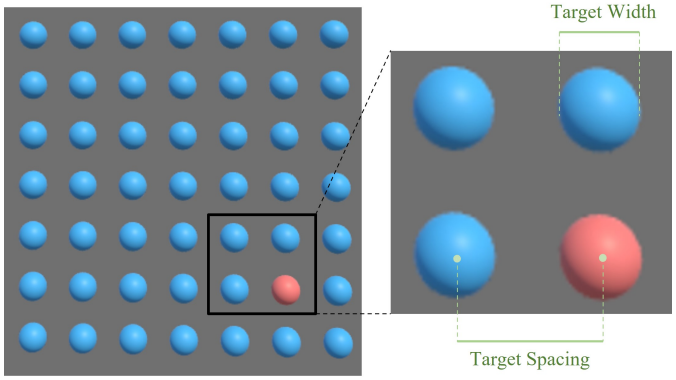

图 2：Unity 实验设计示例，包含目标宽度与间距的九种组合。在此示例中，目标宽度为 42 cm，目标间距为 70 cm。用户与目标之间的距离固定为 8 米。

经机构伦理审查委员会（IRB）批准，并已取得参与者的知情同意。

3.2 实验设备

实验使用 Unity 2022 LTS 开发，在 Quest 3 上运行，并由一台 Windows 10 桌面计算机驱动（CPU：AMD Ryzen 7 5800H，GPU：Nvidia GeForce RTX 3060）。Meta Oculus SDK 支持徒手输入与控制器跟踪。

为确保实验公平，我们将统一白色射线设为直接射线投射追踪的视觉指示器；Oculus SDK 射线交互框架支持手部输入和控制器输入。 [28]遵循 Wolf 等人的指向任务， [42], 用户通过 Quest 3 控制器上的扳机按钮进行目标选择。Oculus SDK 会以连续量表记录扳机的按压力度，范围从 0（未按压）到 1（完全按压），并在完全按压时触发选择事件。对于徒手输入，则通过拇指与食指捏合手势进行确认，该手势由内置姿态识别系统检测。 [27]关于捏合动作起始时刻的检测详情，请参见第3.3.2节。

我们实现了 IntenSelect [5], ——一种经典的虚拟现实吸附式选择技术，用于支持两种输入方式下的基于评分的选择。所有基于评分的方法均采用统一的吸附射线作为视觉指示器，并遵循时空评分计算，选中排名最高的对象 [5]。评分函数定义如下：

$$s_t = s_{t-1}\gamma + \left(1 - \frac{\eta(t)}{\varepsilon}\right)(1-\gamma), \tag{1}$$

其中，s_t 表示时间t的得分， $\eta(t)$表示原始光线投射方向与从射线原点指向目标中心的方向在时间t时的夹角， ε 为角度阈值， γ为时间衰减因子，固定为 0.5。

3.3 测试变量

3.3.1 自变量

鉴于海森堡效应源于物理交互，我们假设输入方式会显著影响选择性能及其影响程度(**H1**)。如图1所示，我们评估了输入模态与选择机制的四种组合，具体如下：输入**输入**

技术，用于分析海森堡效应：*(a)* 使用控制器输入进行直接选择（直接控制器输入选择）、*(b)* 使用手部输入进行直接选择（直接手部输入选择）、*(c)* 使用控制器输入进行基于评分的选择（基于评分的控制器输入选择）和*(d)* 使用手部输入进行基于评分的选择（基于评分的手部输入选择）。遵循 Wolf 等人 [42] 的实验设置以及 BubbleRay [14], 中的非正式发现，我们假设目标大小和环境密度可能是影响选择性能和海森堡效应程度的重要变量（**H2**）。因此，我们引入了两个环境变量：**目标宽度**（*14*、*28*、*42 cm*）和**目标间距**（目标之间的间距）（*30*、*50*、*70 cm*）。用户与选择目标之间的距离固定为 8 米，从而可以使用相对于参与者的偏移角度来测量射线投射的空间偏移。图2展示了实验设置示例。

3.3.2 因变量

我们收集了以下因变量：**选择时间**、**总体误差**、**海森堡误差**和**海森堡幅度**。

- 单次选择操作所用的时间定义为**选择时间**。
- 将导致目标遗漏或选择错误的次数占总选择次数的百分比，作为**总体误差**。
- **海森堡误差**反映了这样一种选择所占的比例：选择开始时位于目标区域内，但最终却未命中目标或选择了错误的目标。
- 选择操作起点与终点之间的角度偏移量，作为**海森堡幅度**进行测量。

为准确检测捏合手势的起始时刻，我们使用了两个关键信号：拇指与食指之间距离的变化率（*velocityTI*）以及手掌的旋转角速度（*velocityRot*）。检测过程分为两个步骤：

- **识别潜在的捏合手势起始时刻：**我们首先找到*velocityTI* 首次超过阈值 $0.05 m/s$ 且连续至少 3 帧保持在该阈值以上的时刻。
- **确定捏合动作的开始时刻：**从识别出的起始时刻向前搜索，找到*velocityRot* 连续至少 5 帧低于 0.1 deg/s 的位置。随后将该时间索引确定为捏合动作的精确开始时刻。

3.4 流程

我们采用被试内设计，实验结构为 $4 \times 3 \times 3$ 因子设计：4 种**技术**条件、3 个**目标宽度**水平和 3 个**目标间距**水平，并遵循 Lu等人 [14] 的网格布局。为减少顺序效应，我们使用拉丁方平衡各技术条件的顺序。目标宽度与目标间距的组合在参与者之间随机安排。每种条件重复三次，以减轻潜在的学习效应。在与特定技术条件相关的每个场景中，均以网格布局显示 49 个 (7×7 网格) 球形目标，目标与参与者之间的距离固定为 8 米；这一设置沿用先前研究 [42]，以便清晰地观察海森堡效应。球体为红色或蓝色。此外，遵循 BubbleRay [14], 的实验环境，仅使用 25 个内侧目标（5×5 网格，不含边界目标）进行选择任务，以确保每个目标都有四个相邻目标，且选择难度相同。

在单次试验的每种技术条件下，参与者需要依次选择 6 个红色目标，这些目标从 5×5 内部网格中随机选取。在正式实验之前，参与者会接受指导，并获得充足的练习时间（每种技术约 2 分钟）。他们可以口头表示自己已准备就绪；如有任何疑惑，也可以提问。在正式实验期间，每次试验之间都会安排休息时间（至少 1 分钟，或延长至参与者表示不再感到疲劳）。所有参与者均坐在带扶手的椅子上完成实验，以支撑手臂。每位参与者的整个实验环节约持续 40 至 50 分钟，其中包括一次半结构式实验后访谈，参与者会在访谈中回顾自己在不同条件下使用各种选择技术的体验。

4 结果

总共收集了 2592 次试验（每种输入技术 648 次试验），其中包括 21621 个选择数据点（DH 中 7275 个、SH 中 5347 个、DC 中 4612 个、SC 中 4387 个）。我们首先剔除了 32 次试验（占 2592 次试验的 1.24%；DH 中 12 次、SH 中 11 次、DC 中 3 次、SC 中 6 次），这些试验中每种交互的完成时间均超过均值三个标准差

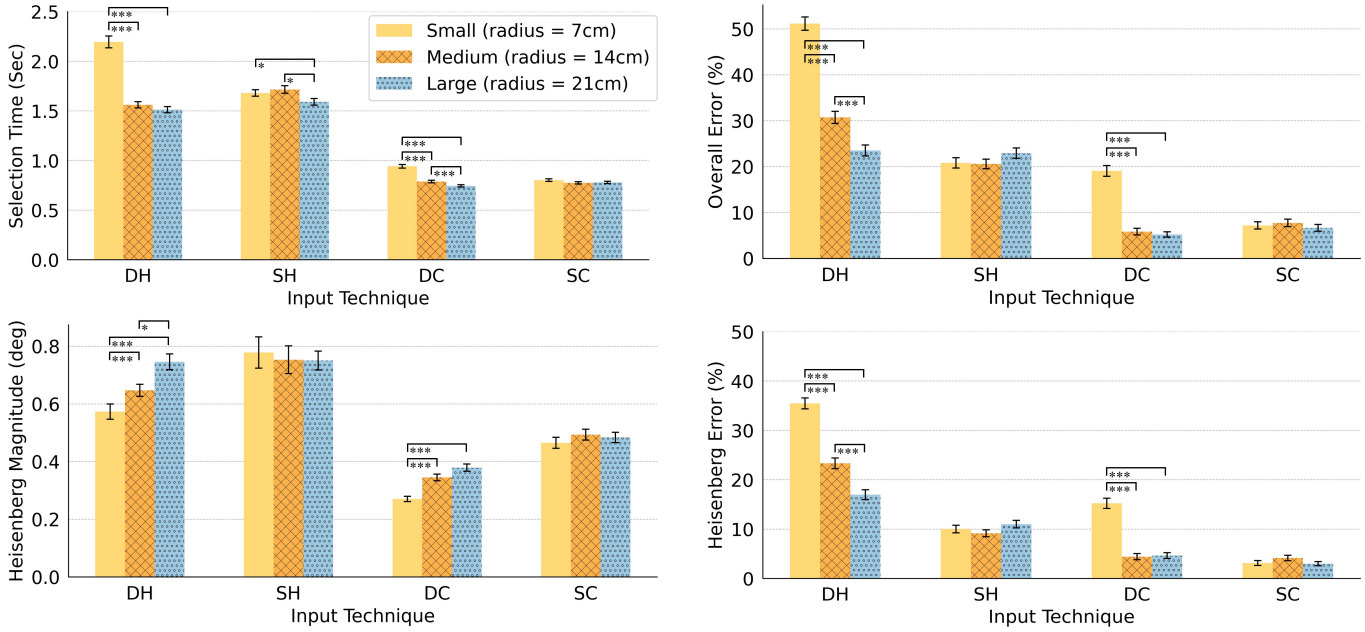

图3：不同目标宽度条件下各技术的性能汇总，包括选择时间、总体误差、海森堡误差和海森堡幅度。误差条表示标准误。DH：使用手部输入的直接选择；SH：使用手部输入的基于评分的选择；DC：使用控制器输入的直接选择；SC：使用控制器输入的基于评分的选择。

技术 × 目标宽度 ×目标间距条件。这些离群值均由以下原因造成：部分参与者要求短暂休息，以及口头报告在进入新场景时意外触发了选择事件。Shapiro-Wilk检验表明，所收集的选择时间数据并非正态分布，因此我们采用对齐秩变换 [6]进行重复测量方差分析。事后成对比较采用配对t检验，并进行Bonferroni校正。不同目标宽度下的主要性能指标见图3，不同目标间距下的比较见图4。我们用 * 表示统计显著性$p < 0.05$，用 ** 表示$p < 0.01$，用 *** 表示$p < 0.001$。事后敏感性分析（$\alpha = 0.05$，检验效能 $= 0.80$，$N = 24$，被试内设计）表明，本研究设计具有检测**中效应量**(Cohen 的$f \geq 0.26$，相当于 $\eta^2 \geq 0.06$)的检验效能。值得注意的是，整个研究中观察到的效应量范围很广，从小（$\eta^2 = 0.01$）到大（$\eta^2 = 0.35$）。对于效应量较小但具有统计显著性的结果，应谨慎解读。

4.1 定量结果

4.1.1 选择时间

图3展示了目标宽度对选择时间的影响。对于 DH，重复测量方差分析显示，目标宽度的影响显著（$F2_{,609.06} = 87.856$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.22$）；小目标的选择时间显著长于中等目标（$t_{609} = 10.719$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{609} = 12.108$, $p < 0.001$）。对于 SH，目标宽度的影响显著（$F2_{,610.8} = 5.366$, $p < 0.01$, $\eta^2 = 0.02$）；大目标的选择时间短于中等目标（$t_{610} = 2.892$, $p < 0.05$）和小目标（$t_{610} = 2.782$, $p < 0.05$）。小目标与中等目标之间的差异（$t_{610} = 0.107$, $p = 0.994$）不显著。对于 DC，观察到显著影响（$F2_{,618.01} = 84.866$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.22$）；小目标的选择时间长于中等目标（$t_{618} = 8.976$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{618} = 12.632$, $p < 0.001$）。中等目标的选择时间长于大目标（$t_{618} = 3.636$, $p < 0.001$）。对于 SC，目标宽度的影响不显著（$F2_{,615.02} = 2.2264$, $p = 0.109$），表明在所有目标宽度下选择性能稳定。

目标间距对选择时间的影响如图 4 所示。对于 SH，重复测量方差分析显示，目标间距的影响显著（$F2_{,609.08} = 3.371$, $p < 0.05$, $\eta^2 = 0.01$）。仅近间距下的选择时间长于中间距（$t_{609} = 2.596$, $p < 0.05$）。近间距与远间距之间的差异不显著（$t_{609} = 1.247$, $p = 0.426$），而中间距与远间距（$t_{609} = -1.345$, $p = 0.371$）。对于 SH，目标间距的影响显著（$F2_{,610.1} = 45.874$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.13$），近间距下的选择时间长于中间距（$t_{610} = 7.134$, $p < 0.001$）和远间距（$t_{610} = 9.105$, $p < 0.001$）。对于 DC，重复测量方差分析显示，目标间距的影响显著（$F_{2,618.02} = 5.021$, $p < 0.01$, $\eta^2 = 0.02$）。中间距下的选择时间短于远间距（$t_{618} = -3.122$, $p < 0.01$）。近间距与中间距之间的差异不显著（$t_{618} = 1.088$, $p = 0.522$），而近间距与远间距（$t_{618} = -2.035$, $p = 0.105$）。对于 SC，目标间距的影响显著（$F2_{,615.02} = 10.063$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.03$），近间距下的选择时间长于中间距（$t_{609} = 4.356$, $p < 0.01$）和远间距（$t_{609} = 3.098$, $p < 0.01$）。

4.1.2 总体误差

目标宽度对总体误差的影响如图3所示。对于 DH，重复测量方差分析显示目标宽度的影响显著（$F2_{,609.06} = 166.4$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.35$）：小目标的错误率显著高于中等目标（$t_{609} = 12.678$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{609} = 17.695$, $p < 0.001$），中等目标的错误率也高于大目标（$t_{609} = 4.998$, $p < 0.001$）。对于 SH，目标宽度的影响不显著（$F2_{,610.17} = 1.334$, $p = 0.2642$）。对于 DC，观察到显著影响（$F2_{,618.04} = 93.736$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.23$）：小目标产生的选择误差高于中等目标（$t_{618} = 11.847$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{618} = 11.863$, $p < 0.001$）。中等目标与大目标之间的影响不显著（$t_{618} = -0.058$, $p = 0.998$）。对于 SC，目标宽度的影响不显著（$F2_{,615.04} = 0.424$, $p = 0.655$）。

目标间距 对总体误差的影响如图4所示。**对于直接手部输入选择**，重复测量方差分析显示目标间距无显著效应（$F2_{,609.09} = 1.201$, $p = 0.302$）。**对于基于评分的手部输入选择**，目标间距具有显著效应（$F2_{,610.24} = 36.02$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.11$），其中近距离间距造成的选择误差高于中距离间距（$t_{610} = 3.557$, $p < 0.01$）和远距离间距（$t_{610} = 4.901$, $p < 0.001$）。中距离间距产生的选择误差高于远距离（$t_{610} = 8.452$, $p < 0.001$）。中距离间距造成的选择误差高于远距离

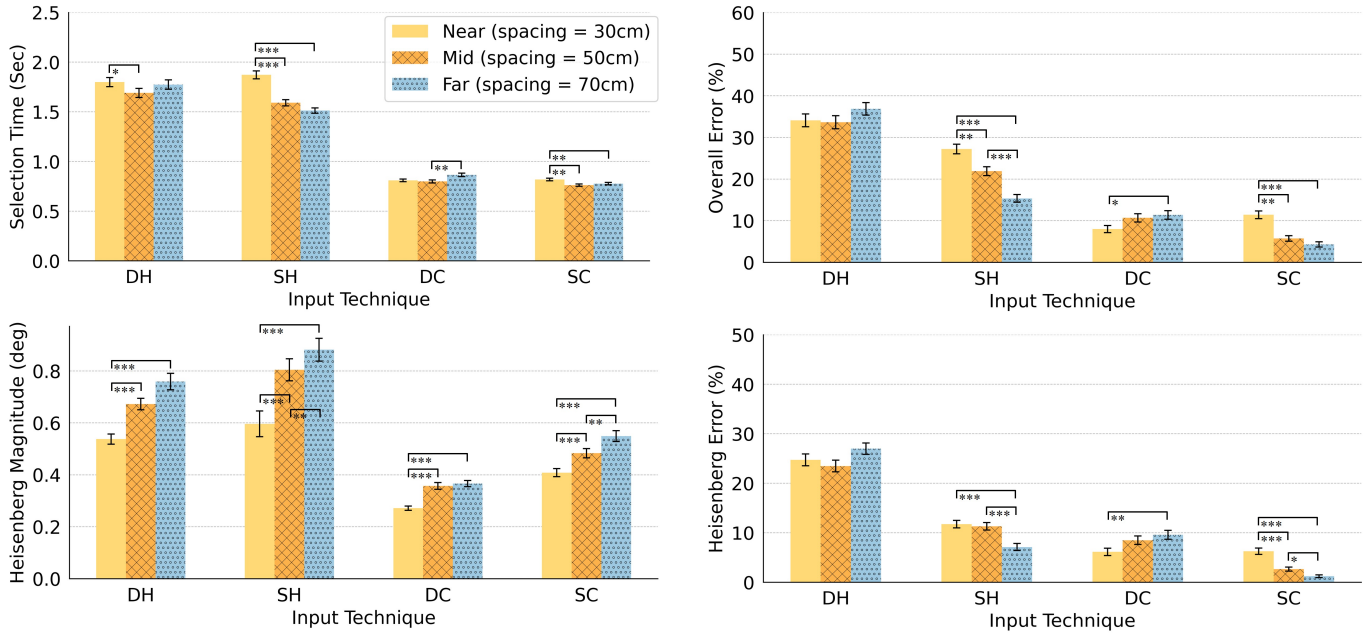

图 4：不同目标间距条件下各项技术的性能总结，包括选择时间、总体误差、海森堡误差和海森堡幅度。误差条表示标准误。DH：手部输入直接选择，SH：手部输入基于评分的选择，DC：控制器输入直接选择，SC：控制器输入基于评分的选择。

表 1：海森堡误差占不同空间变化下总体误差的比例。DC 和 DH 始终表现出较高的比例，而基于评分的方法在不同目标宽度和间距下的比例较低且更稳定。

海森堡误差占总体误差的比例（%）							
	目标宽度			目标间距			
输入	小（14cm）	中（28cm）	大（42cm）	近（30cm）	中（50cm）	远（70cm）	总体
DC	79.84	75.51	88.87	76.78	79.44	84.14	80.57
SC	43.48	53.51	44.89	54.82	46.18	28.31	47.50
DH	69.30	75.92	72.17	72.47	69.76	73.18	71.86
SH	48.10	44.43	47.94	43.14	51.58	46.35	46.86

（$t_{610} = 4.901$, $p < 0.001$）。对于直接控制器输入选择，重复测量方差分析显示目标间距具有显著效应（$F2_{,618.05} = 3.854$, $p < 0.05$, $\eta^2 = 0.01$）。近距离间距造成的误差低于远距离（$t_{618} = -2.578$, $p < 0.05$）。近距离与中距离目标的间距之间无显著效应（$t_{618} = 2.180$, $p = 0.075$），而中距离与远距离间距（$t_{618} = 0.401$, $p = 0.915$）。对于基于评分的控制器输入选择，目标间距具有显著效应（$F2_{,615.04} = 30.389$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.09$），其中近距离间距造成的选择误差高于中距离间距（$t_{615} = 5.407$, $p < 0.001$）和远距离间距（$t_{615} = 7.562$, $p < 0.001$）。中距离与远距离间距之间无显著效应（$t_{615} = -2.134$, $p = 0.084$）。

4.1.3 海森堡幅度

目标宽度对海森堡幅度的影响如图3所示。对于基于评分的手部输入选择，重复测量方差分析显示存在显著影响（$F2_{,609.07} = 24.241$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.07$）：小目标产生的海森堡幅度低于中目标（$t_{609} = -4.053$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{609} = -6.929$, $p < 0.001$）。中等物体产生的海森堡幅度低于大型物体（$t_{609} = -2.868$, $p < 0.05$）。对于基于评分的手部输入选择，目标宽度没有显著影响（$F2_{,610.09} = 0.184$, $p = 0.832$）。对于直接控制器输入选择，观察到显著影响（$F2_{,618.03} = 43.178$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.12$）：小目标造成的海森堡误差高于中目标（$t_{618} = -6.830$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{618} = -8.870$, $p < 0.001$）。中目标与大目标之间没有显著差异（$t_{618} = -2.067$, $p = 0.098$）。对于基于评分的控制器输入选择，目标宽度的影响不显著（$F2_{,615.01} = 1.686$, $p = 0.186$）。

目标间距对海森堡幅度的影响如图4所示。对于基于评分的手部输入选择，重复测量方差分析显示存在显著影响（$F2_{,609.07} = 26.328$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.08$）：近间距产生的海森堡幅度低于中间距（$t_{609} = -5.330$, $p < 0.001$）和远间距（$t_{609} = -6.928$, $p < 0.001$）。中间距与远间距之间没有显著差异（$t_{609} = -1.604$, $p = 0.2445$）。对于基于评分的手部输入选择，目标间距有显著影响（F 2 610.1 = 82.482 < 0.001 $\eta^2 =$, , p , ）：近间 0.21
距产生的海森堡幅度低于中间距（$t_{610} = -9.251$, $p < 0.001$）和远间距（$t_{610} = -12.344$, $p < 0.001$）。中间距与远间距之间也存在显著差异（$t_{610} = -3.102$, $p < 0.01$）。对于直接控制器输入选择，目标间距有显著影响（F 2 <,618.03 = 34.877, 0.001 $\eta^2 = 0.10$
p , ）：近间距产生的海森堡幅度低于中间距（$t_{618} = -6.517$, $p < 0.001$）和远间距（$t_{618} = -7.780$, $p < 0.001$）。中间距与远间距之间没有显著差异（$t_{618} = -1.271$, $p = 0.412$）。对于基于评分的控制器输入选择，目标间距有显著影响（F 2 <, 0.001 $\eta^2 = 0.11$
615.01 = 38.674, p , ）：近间距产生的海森堡幅度低于中间距（$t_{615} = -4.982$, $p < 0.001$）和远间距（$t_{615} = -8.766$, $p < 0.001$）。中间距产生的海森堡幅度也低于远间距（$t_{615} = -3.758$, $p < 0.01$）。

4.1.4 海森堡误差

.....的影响**目标宽度**对海森堡误差的影响如图3所示。**对于基于评分的手部输入选择**，重复测量方差分析显示存在显著影响

($F2_{,609.12} = 92.737$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.23$)，小目标产生的海森堡误差高于中等目标（$t_{609} = 8.428$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{609} = 13.477$, $p < 0.001$）；中等目标产生的海森堡误差也高于大目标（$t_{609} = 5.033$, $p < 0.001$）。对于基于评分的手部输入选择，目标宽度的影响不显著（$F2_{,610.33} = 1.477$, $p = 0.229$）。对于直接控制器输入选择，观察到目标宽度的显著影响（$F2_{,618.05} = 71.457$, $p < 0.001, \eta^2 = 0.19$），小目标产生的海森堡误差高于中等目标（$t_{618} = 10.744$, $p < 0.001$）和大目标（$t_{618} = 9.907$, $p < 0.001$）。中等目标与大目标之间未发现显著差异（$t_{618} = -0.800$, $p = 0.703$）。对于基于评分的控制器输入选择，目标宽度的影响不显著（$F2_{,615.09} = 1.885$, $p = 0.15$）。

目标间距对海森堡误差的影响如图4所示。对于 DH，重复测量方差分析未发现显著影响（$F2_{,609.16} = 2.594$, $p = 0.0756$）。对于 SH，目标间距的影响显著（$F2_{,610.47} = 14.362$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.04$），近间距下的海森堡误差高于远间距（$t_{610} = 4.520$, $p < 0.001$）。近间距与中间距之间未发现显著影响（$t_{610} = 0.237$, $p = 0.969$）。中间距下的海森堡误差也高于远间距（$t_{610} = 4.754$, $p < 0.001$）。对于 DC，重复测量方差分析发现目标间距的影响显著，且效应量较小（$F2_{,618.06} = 5.170$, $p < 0.01$, $\eta^2 = 0.02$）。近间距产生的海森堡误差低于远间距（$t_{618} = -3.148$, $p < 0.01$）。近间距与中间距之间未发现显著影响（$t_{618} = -2.140$, $p = 0.083$），中间距与远间距之间亦未发现显著影响（$t_{618} = -1.011$, $p = 0.570$）。对于 SC，目标间距的影响显著（$F2_{,615.08} = 30.534$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.09$），近间距下的海森堡误差高于中间距（$t_{615} = 5.013$, $p < 0.001$）和远间距（$t_{615} = 7.672$, $p < 0.001$）。中间距下的海森堡误差高于远间距（$t_{615} = 2.660$, $p < 0.05$）。

我们还在表 1 中展示了不同空间布局下海森堡误差在总体误差中所占的比例。

4.1.5 海森堡效应下的方向偏差

为进一步量化海森堡效应引入的系统性方向偏移，我们分析了每次选择中的空间位移。该偏移通过离散动作（即按压或捏合手势）开始时与完成时的瞄准向量之间的角距离计算得出。根据每次选择的最终位置相对于初始瞄准向量的方向，将其归入四个象限之一：右上、左上、右下或左下。这些方向偏移的汇总分布见表 2。

表 2：海森堡效应大小的方向分布。大多数输入偏移集中在**右上**，尤其是 SC 和 DC；而**左下**在所有输入中出现频率最低。

	偏移方向（%）			
输入	右上	左上	右下	左下
DC	39.89	28.03	16.83	15.11
SC	47.41	29.89	10.75	11.31
DH	29.68	31.60	25.04	13.69
SH	34.90	33.31	21.64	10.14

与 Wolf 等人 [42], 的研究结果一致，我们的结果揭示了基于控制器的交互存在明显的方向偏差。在使用 Quest 3 控制器的 72.6% 试验中，我们观察到最终选择点持续向上偏移。我们将这一系统性误差归因于扳机按钮的物理位置和触发机制：按压按钮时，控制器往往会轻微向上旋转。相比之下，徒手输入的空间偏移没有明显的主导方向，分布也显著更加分散。我们推测，这种差异源于个体手部生理结构的固有多样性，以及各参与者采用的捏合手势各不相同，导致选择时产生的位移向量更难预测。

4.2 评估与讨论

4.2.1 海森堡效应的一般特征

对海森堡幅度的定量分析表明，在直接选择中，目标宽度越小，海森堡幅度越低。先前研究将这一现象归因于预期性姿势调整：人们会根据感知到的目标宽度调整肌肉张力和手臂姿势 [25, 42]。我们的研究进一步发现，无论参与者采用直接选择还是基于评分的选择，目标间距越小，海森堡幅度也越低。这表明，随着任务难度增加，参与者会加强运动控制策略，以应对更高的选择错误率，从而减轻海森堡效应的影响。事后访谈也支持这一解释：多数参与者（22/24）表示，在执行最具挑战性的任务时感到更加紧张。

4.2.2 徒手输入与控制器输入

与先前研究一致 [42], ，直接控制器输入选择会受到海森堡效应的影响。我们的研究结果表明，该效应造成的性能限制仅在非常小的目标上最为明显，因为在选择中型物体与大型物体时，我们没有发现总体误差存在显著差异。

在定量评估中，我们发现，与 DC 相比，DH 会导致更长的选择时间（$t_{1254} = 49.383$, $p < 0.001$）、更高的总体误差（$t_{1254} = 26.200$, $p < 0.001$）、海森堡误差（$t_{1254} = 21.910$, $p < 0.001$）和海森堡幅度（$t_{1254} = 26.169$, $p < 0.001$）。同样，与 SC 相比，SH 会导致更长的选择时间（$t_{1252} = 65.570$, $p < 0.001$）、更高的总体误差（$t_{1252} = 20.725$, $p < 0.001$）、海森堡误差（$t_{1252} = 13.523$, $p < 0.001$）和海森堡幅度（$t_{1252} = 14.324$, $p < 0.001$）。**H1** 得到支持：对两种不同输入模态的分析表明，徒手输入比控制器输入更容易受到海森堡效应的影响。尽管徒手输入产生的海森堡错误绝对数量更多，但与控制器条件相比，这些错误在总误差中的比例更小。这表明，除海森堡效应之外，在执行选择手势之前，徒手输入的初始指向准确度低于基于控制器的输入。

我们发现，在捏合动作发生前，轻微的头部晃动或摄像头移动也可能干扰手部追踪。与利用基于惯性测量单元的追踪、实现相对稳定空间定位的控制器输入不同，手部追踪依赖基于视觉的方法，因此容易受到摄像头运动的影响。因此，轻微的头部移动也可能导致手部输入出现意料之外的空间偏移。不过，遵循先前研究对海森堡效应的定义 [42], ，我们并未将其归类为海森堡误差的一部分。

4.2.3 直接选择与基于评分的选择

在定量评估中，我们发现，与 SH 相比，DH 的总体误差（$t_{1246} = 12.946, p < 0.001$）和海森堡误差（$t_{1246} = 19.273, p < 0.001$）更高，而海森堡幅度更低（$t_{1246} = 3.056$, $p < 0.05$）。此外，与 SC 相比，DC 的选择时间更长（$t_{1260} = 3.165, p < 0.01$），总体误差更高（$t_{1260} = 3.888$, $p < 0.001$），海森堡误差更高（$t_{1260} = 8.034, p < 0.001$），而海森堡幅度更低（$t_{1260} = 14.470$, $p < 0.001$）。对两种不同选择机制的分析进一步支持了海森堡效应。总体而言，基于评分的选择相比直接选择显著提升了性能，尤其是在手部选择中，有助于减少选择误差。

此外，第4.1 节对性能指标的定量分析也支持**H2**。目标宽度显著影响了直接选择的性能和海森堡效应相关指标，并产生了中等程度的显著效应。由此可见，直接选择对目标宽度更敏感，但只有在目标较小时，其性能才会大幅下降。相比之下，目标间距对基于评分的选择有显著影响，尤其是在密集环境中，会导致总体误差和海森堡误差增加。这些结果表明，空间因素对海森堡效应的影响方式因选择机制而异。与直接选择不同，基于评分的选择在很大程度上不受

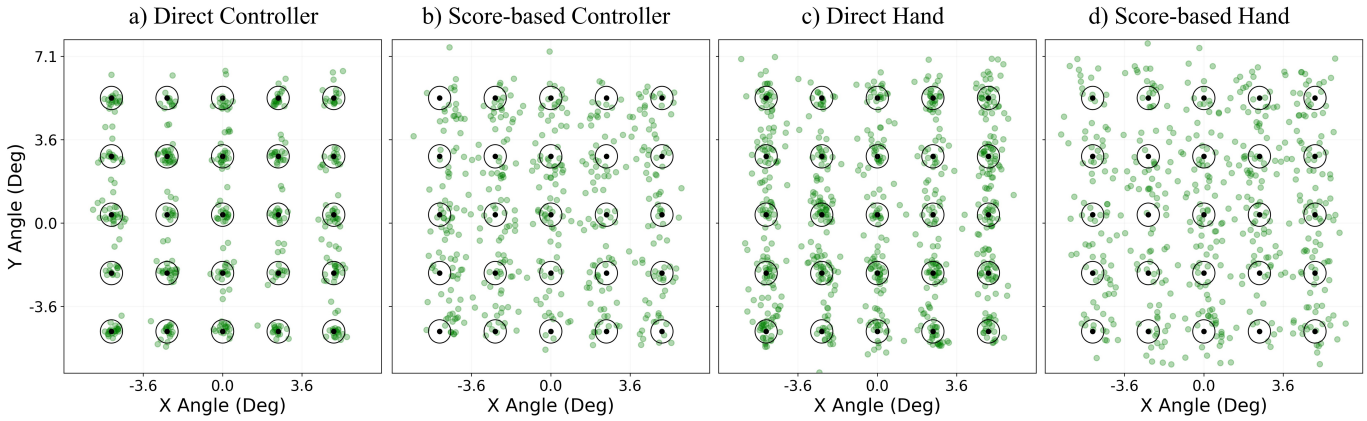

图 5：目标宽度为 28 cm、间距为 70 cm 时，不同输入技术下选择端点的分布。直接选择（a、c）的端点更集中在目标周围，而基于评分的选择（b、d）的端点分布更分散。这些端点表示原始指向射线，而非最终的吸附式射线投射。

目标宽度影响，因为它避免了空选择。然而，目标密集排列会显著损害其性能，导致选择错误增多。有趣的是，基于评分的选择产生的海森堡幅度大于直接选择。

4.2.4 视觉指示器对海森堡效应至关重要

当部分参与者（7/24）认为基于评分的选择不如直接选择时，他们指出：“粘滞射线无法准确确定端点。”我们的观察支持这一反直觉观点：在基于评分的选择过程中，附近对象的得分往往接近意图对象的得分，因此难以区分。尽管贝塞尔曲线的弯曲程度可以部分指示射线的原始方向及其与目标的对齐情况，参与者仍难以控制射线，避免其意外偏移。

图 5展示了目标选择中视觉指示器作用的更多证据，其中呈现了不同输入技术下端点的分布。直接选择的端点紧密聚集在目标周围，而基于评分的选择则产生更分散的端点分布。这种对比表明，视觉指示器对于稳定端点控制至关重要。在直接选择中，射线与目标之间清晰的空间对齐提供了强烈的视觉线索，使参与者能够将射线汇聚到意图对象上。在基于评分的选择中，由于缺少明确的空间锚定，端点变异性更高，尤其是在高密度环境中。这些发现强调，视觉指示器的存在及清晰度会影响用户表现和对目标选择的信心。

4.2.5 不同设备和设置导致的偏差

与 Wolf 等人报告的定量结果相比，我们测得的直接控制器追踪的海森堡幅度（平均值 0 332 > 0 5 .°）略低于他们的结果（平均值 .°）。我们推测，这种差异源于硬件不同：我们的研究使用了 Meta Quest 3，这是一款较新的虚拟现实设备，其按钮位置和压力阈值与 HTC Vive 不同，而 Wolf 等人使用的是 HTC Vive。还需进行更多测试，以评估按钮位置和设备设计如何影响不同虚拟现实设备控制器的方向偏移。[42],

我们的结果表明，海森堡效应占目标选择任务总体误差的 80.57%，明显高于弹道式选择任务中报告的 30.49% [42], ，并且与静止选择任务中观察到的误差（81.98%）接近。这种差异可能是因为我们在意图对象周围使用了视觉高亮，从而减少了初始定位错误 [2]。这表明，海森堡效应还会受到意图目标的视觉高亮以及选择过程中所提供反馈的影响。

尽管目标宽度和目标间距在我们的研究中被视为主要效应，但事后分析显示，总体误差存在细微的交互效应。在大宽度（42 cm）条件下，总体误差在近间距时显著高于远间距时（t 2.74 < 0.05 2524 =，p）。值得注意的是，在选择时间和海森堡效应相关指标中未观察到显著的交互效应。

5 提出的缓解方法

5.1 关于意图历史的观察与动机

为分析用户意图在选择之前如何演变，我们对每个选择事件的时间维度进行归一化。存储在历史缓存中的交互帧会根据其在事件时间线上的相对位置重新缩放到 0–1 范围。该归一化考虑到选择事件持续时间短于 0.4 秒阈值的情况。随后，我们将收集到的数据划分为训练集（19 名参与者，17187 条选择记录）和测试集（5 名参与者，4157 条选择记录）。观察到先前时间窗口内的意图准确率呈 S 形趋势后，我们使用三次多项式，针对所有输入方式，对将意图对象正确匹配到目标的可能性进行建模。时间长度的归一化公式以及意图准确率的拟合函数如下：

$$\tilde{T} = \frac{t - T_c}{T_e}, \tag{2}$$

$$f(\tilde{T}) = a\tilde{T}^3 + b\tilde{T}^2 + c\tilde{T} + d, \tag{3}$$

˜其中 T 表示每次选择的意图历史中候选项的相对时间。T_c 表示用户执行确认动作的时间戳，t 是所评估候选项的时间戳。$T_e = 0.4$ s 表示定义记录过去交互帧的有效时间范围的过期窗口。系数a、b、c和d 根据训练数据经验拟合得出，总体拟合函数如图6第一行所示，展示了交互过程中变化的选择准确度。

与包含搜索、瞄准和确认阶段的多重过程模型一致， [44], 所有方法的意图准确率都先上升，随后在确认阶段急剧下降。如图6 b）和 d）所示，这表明海森堡效应对选择性能有显著影响，在 DH 和 SH 条件下尤为明显（准确率损失近**20%**）。值得注意的是，基于得分的手部输入准确率接近 98%，与两种控制器条件相当，这表明引入历史信息能够通过减轻海森堡效应，显著提高准确率。

虽然海森堡效应会在最后的运动动作中引入不可避免的扰动，但用户在确认之前的指向行为通常更稳定，也更能反映其真实意图。这一观察促使我们采用一种基于历史信息的缓解策略：不再仅依赖最终选择时间戳上的瞬时指向状态，

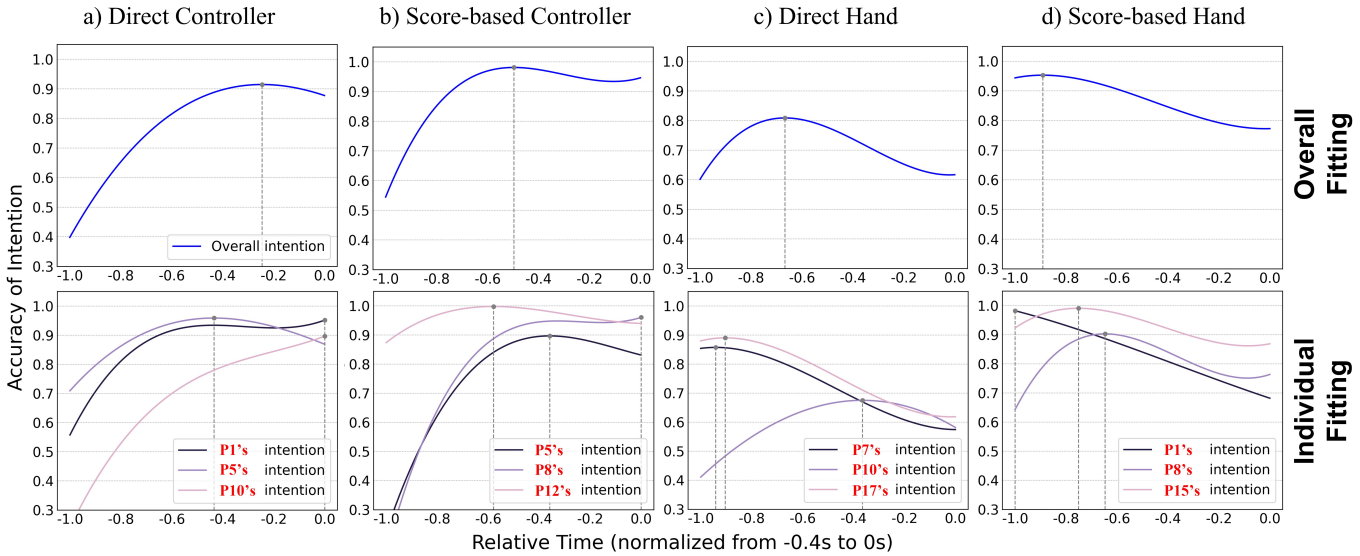

图6：四种选择模态和机制下用户意图准确率随时间变化的趋势。每条曲线均使用选择之前0.4秒内的数据拟合三次多项式。选择事件的相对时间（x轴）经过归一化，其中**0.0表示选择完成**。意图准确率（y轴）定义为用户的选择射线指向或吸附到正确目标对象的概率，其中**1.0表示意图对象必须是目标对象**。第一行展示基于P1–P19的数据训练得出的总体准确率曲线，体现了总体趋势。底行则重点展示准确率模式偏离总体趋势的个别参与者。

而是汇总确认前短时间缓存窗口内的信息。通过对过去的指向样本赋予权重，系统即使在最后的动作短暂受到干扰而导致错误选择时，也能推断出用户最可能想要选择的目标。

然而，统一的加权函数并不足够。如图6第二行所示，尽管大多数参与者符合总体模式，但个体的意图准确率趋势仍可能显著偏离总体模型。这种差异既源于细粒度因素（例如手部震颤、捏合速度），也源于粗粒度因素（例如手部姿态）。我们的研究结果表明，先前工作提出的常见补偿机制——将选择回溯到固定时间范围 [42], ——可能并非最优。这种直接回溯方法往往会增加直接选择（即DC和DH）中的假阳性错误。我们对意图准确率的时间分析表明，应对历史数据采用不同的权重，以减轻海森堡效应。

5.2 基于实证数据的加权 VOTE

为整合研究发现以提升目标选择任务的表现，我们首先参考了以往基于历史的技术 [4, 24]，并实现了经典的 VOTE 方法 [24] 作为基线。VOTE 会在确认事件发生前的时间缓存窗口（我们在实现中设为 0.4 秒）内累积意图，最终选择得票数最高的对象；窗口内每一帧的姿态都对应一个指向样本，且每个样本的权重相同。经典 VOTE 的公式如下：

$$O^* = \arg\max_{o \in \tilde{O}} \sum_{\tilde{T} \le 1} \mathbf{1}[V(\tilde{T}) = o], \tag{4}$$

其中O^* 表示加权 VOTE 返回的最终对象。 $\tilde{O}$表示意图历史中所有候选（可选择）对象构成的有限集合。V（$\tilde{T}$）表示底层交互技术在时间 $\tilde{T}$ 指示的对象；若当前未指示任何对象，则取特殊符号“null”。 $1[\cdot]$ 表示一个函数：条件为真时返回 1，否则返回 0。

我们的方法受到意图累积原则的启发，但通过超越等权重假设对其进行了扩展。我们并非平等对待所有历史帧，而是根据实证发现对其进行加权（图6）。我们引入了**加权 VOTE**量身定制以减轻海森堡效应所造成的干扰。基于我们的研究发现，**每个时间帧需要不同的投票权重**：特定时间帧的历史准确率越高，其投票权重就应越高。为了提高选择精度，并为更有价值的帧赋予更高的投票权重，我们应用了Sigmoid函数来增强投票权重的对比度。该加权机制可表述为：

$$W(\tilde{T}) = \frac{1}{1 + e^{-k(f(\tilde{T}) - A)}}, \tag{5}$$

$$O^* = \arg\max_{o \in \tilde{O}} \sum_{\tilde{T} \le 1} W\left(\tilde{T}\right) \cdot \mathbf{1}[V(\tilde{T}) = o], \tag{6}$$

其中，$W(\tilde{T})$表示时间加权函数，该函数根据每次投票的相对时间为其分配非负权重。k 表示一个控制 Sigmoid 加权曲线陡峭程度的可调参数，在我们的实现中设为 10。A 表示 Sigmoid 函数的平移参数。对于每个拟合的权重函数，该参数被自适应地定义为函数值在 $[0, 1]$区间内的经验三分之二分位数。

为解决个体差异问题，我们开发了自适应加权 VOTE，以实现更加个性化的回溯策略。具体而言，我们使用测试用户选择历史的前 20% 拟合三次函数，并将其与总体拟合函数（P1–P19）进行插值，同时为个体模型分配更高的插值权重（即在我们的实现中为 0.4）。这种方法使系统能够更快速地适应个人行为模式，同时保留通用模型的稳定性。

5.3 缓解策略评估

除了原始方法、VOTE 和我们提出的加权 VOTE 外，我们还选择了训练数据上拟合函数峰值所对应的时间点，作为回溯参考时间范围。我们将这种方法称为“移至之前”。在为每种输入方式拟合投票权重后，我们对原始选择方法和改进后的技术进行了比较评估。为确保对所有缓解策略的评估公平一致，我们使用测试集最后 80% 的数据进行评估。

如表 3所示，加权 VOTE 显著降低了所有输入技术的错误率，但其影响程度各不相同。最

表3：在测试集中评估采用缓解策略后的选择误差。粗体表示错误率最低的技术。我们提出的技术，包括加权 VOTE 和自适应加权 VOTE，与其他基线相比实现了更低的错误率。

	测试集中的错误率（%）				
输入	原始	偏移至之前	VOTE	加权 VOTE	自适应加权 VOTE
DC	15.20	12.06	3.49	2.96	**2.94**
SC	13.35	14.72	11.56	**8.18**	8.56
DH	32.92	25.00	10.42	**10.42**	10.65
SH	21.96	8.22	11.90	7.93	**7.54**

显著的改善出现在 SH 中，采用加权 VOTE 后，其错误率降至与控制器跟踪相当的水平。这一成效源于裸手交互固有的较长瞄准时间，由此产生了更丰富的用户意图历史数据，VOTE 能够有效利用这些数据。相反，加权 VOTE 对直接选择技术（DH 和 DC）的帮助甚微。对于这些方法，历史数据中本就以正确目标和大量空对象为主。由于 VOTE 默认会忽略空对象，应用该方法并未带来显著改善。基于投票的方法具有的这些特性，也解释了为何自适应加权 VOTE 在直接选择中表现并不突出。SH 技术仅有轻微的性能提升。我们将在第 6.2 节讨论自适应技术。

6 讨论与未来工作

本研究系统分析了海森堡效应在不同输入技术中的影响，并提出了一种基于意图数据的潜在缓解策略。本节将展示研究发现及其对未来工作的启示。

6.1 空间计算中海森堡效应的表现形式与缓解原则

先前关于海森堡效应的分析考察了使用手持控制器进行直接射线输入的情况，并发现目标宽度是主要影响因素 [42]。我们的结果将这一结论扩展至两种输入方式和选择机制，表明海森堡效应的表现形式在很大程度上取决于所采用的技术。

对于直接选择，控制器输入和手部输入的表现都主要受目标宽度影响。这一模式符合指向行为的经典运动控制模型：运动行为受菲茨定律中的速度—精度权衡支配 [7]。目标宽度越小，精度要求越高，用户就越需要依赖修正动作，而这些动作容易受到信号相关噪声的影响。因此，观察到的指向行为越来越受选择任务本身而非用户意图的影响，从而形成由宽度驱动的海森堡效应。相比之下，基于评分的选择对目标密度而非宽度表现出明显的敏感性。这反映了任务结构的根本变化：评分函数分担了部分空间精度要求，降低了对终点精度的要求，却将选择转变为不确定情境下的决策过程。在概率式技术和其他技术中也有类似发现：几何约束有所放宽，但邻近候选项之间的竞争随之加剧 [9, 39]。从运动控制的角度来看，基于评分的选择并未消除速度—精度权衡，而是重新分配了其成因。最优控制模型和基于反馈的控制模型将运动行为描述为预测性规划与含噪执行之间持续的平衡，其变异性在规划和修正过程中都会产生 [23, 38]。在目标密集的布局中，规划不确定性和运动噪声会造成轻微的方向扰动，却可能显著改变目标的相对排名。这会导致选择不稳定性，进而产生由密度驱动的海森堡效应。

以往基于历史的方法默认，最终选择之前的所有意图记录贡献相同 [4, 24]。然而，我们的分析揭示了海森堡效应会在运动控制过程中引入一种固有的意图不对称性。较早的射线方向往往比最终端点更能可靠地反映用户意图。加权 VOTE 并非直接启发式方法，而是一种时间推断机制。它会随时间整合方向证据，同时降低可能引入运动执行噪声的帧的权重。通过进一步根据观察到的行为模式调整权重配置，自适应加权 VOTE 能够适应个体差异。从更根本的层面来说，我们的策略可以被视为一种与具体技术无关的时间推断模块，而不是一种独立的输入技术。加权 VOTE 兼容多种选择技术，包括基于射线的指向 [42], 基于手部的 [17], 基于注视的选择 [30], 以及基于评分的方法 [14, 16, 41]。

6.2 局限性与未来工作

我们的工作重点分析海森堡效应，并发现它在交互技术以及底层的运动或决策过程中呈现出不同的表现。未来的工作可以将海森堡效应的分析扩展到其他输入模态，包括 Hand + Eye [30] 等复合输入，以及头部射线或基于脚部的选择等替代方法 [30, 40]。还应在不同硬件上评估这一效应，以确保交互质量的一致性 [3, 12]。通过进一步分解运动控制理论，未来研究可以探索视觉反馈设计。替代指标，或将视觉反馈与选择机制解耦，或许能够减轻密集环境中的性能下降 [41]。对于缓解策略，我们的研究未通过主观数据（例如 NASA-TLX、SUS 或感知信心）考察用户体验。未来工作可以纳入更多行为输入（例如来自眼动追踪的运动学数据 [47]），以改进加权 VOTE 的自适应变体。此外，整合实时错误检测 [35]或可实现对意图历史的自动标注，并支持加权 VOTE 的动态、人在回路自适应。

7 结论

在本研究中，我们评估了四种广泛使用的虚拟现实交互技术在目标选择任务中的海森堡效应，重点考察其对选择性能和用户体验的影响。为评估环境因素的影响，我们开展了一项用户研究（$N = 24 \times$ ），涵盖目标宽度和目标间距的九种组合。结果表明，直接射线投射在小目标上表现不佳，而基于评分的技术在目标间距较小的环境中效果较差。与控制器相比，徒手输入表现不佳的主要原因似乎是海森堡效应。基于对历史意图中准确率的时间分析结果，我们提出了一种加权 VOTE 方法，以提升选择性能。评估结果表明，该方法显著提高了徒手输入下基于评分的选择准确率，其表现可与控制器输入相媲美。

致谢

本研究部分受到2025年广东省本科高校教学质量与教学改革项目、城市文化人工智能研究与学习基地项目 2023WZJD008、广东省泛在物联网集成通信、感知与计算重点实验室项目（编号：2023B1212010007）以及 DEGP 项目（编号：2023KCXTD042）的资助。本研究还部分得到国家自然科学基金（编号：U25A20384）的支持。同时，感谢香港科技大学（广州）红鸟硕士项目的支持。

参考文献

[1] F. Argelaguet 和 C. Andujar。《触摸第三维专题：虚拟环境中三维物体选择技术综述》。《计算机图形学》，37(3):121–136，16页，2013年5月。doi: 10.1016/j.cag. 2012.12.003 2[2] M. Baloup、T. Pietrzak 和 G. Casiez。《RayCursor：一种基于光线投射的三维指向辅助技术》。载于*2019*年*CHI*计算机系统人因会议论文集，CHI '19，12页，

第1–12页。计算机协会，纽约州纽约，美国，2019年。doi: 10.1145/3290605.3300331 7[3] D. Bowman、C. Wingrave、J. Campbell 和 V. Ly。《在虚拟环境中使用捏合手套实现自然交互与抽象交互技术》。人机交互国际会议论文集，01 2001 1, 2, 9 。K. [4] Chen、H. Wan、S. Zhao 和 X. Liu。《BackTracer：通过回溯交互历史改进基于光线投射的三维目标获取》。《国际人机研究杂志》，176(C)，15页，2023年8月。doi: 10.1016/j. ijhcs. 2023 103045 2, 8, 9 。G. de Haan、M. Koutek 和 F. H. Post。《IntenSelect：利用动态对象评分辅助三维对象选择》。载于第11届Eurographics虚拟环境会议论文集，EGVE'05，9页，第 [5] 201 209 2005 1, 2, 3 –页。Eurographics协会，戈斯拉尔，德国，。L. A. Elkin、M. Kay、J. J. Higgins 和 J. O. Wobbrock。《用于多因素对比检验的对齐秩变换程序》。载于第 34 届ACM用户界面软件与技术研讨会，UIST '21，15 754 768页，第–页。计算机协会，纽约州纽约，美国，2021年。doi: 10.1145/3472749.3474784 4[6] P. M. Fitts。《人体运动系统在控制运动幅度时的信息容量》。《实验心理学杂志》，47 6:381–91，1954年。1，9[7] J. Gabel、S. Schmidt、K. Pfeuffer 和 F. Steinicke。《虚拟现实中的手部射线引导：基于注视和基于对象的辅助光线投射重定向比较》。载于2024年ACM空间用户交互研讨会论文集，SUI '24，文章编号27，12页。计算机协会，纽约州纽约，美国，2024年。doi: 10.1145/3677386.3682080 1，2[8] T. Grossman 和 R. Balakrishnan。《气泡光标：通过动态调整光标激活区域大小增强目标获取》。载于SIGCHI计算机系统中的人为因素会议论文集，CHI '05，10页，第281–290页。计算机协会，纽约州纽约，美国，2005 10 1145 1054972 1055012 9 。doi: 。/。[9] J. Kangas、S. K. Kumar、H. Mehtonen、J. Järnstedt 和 R. Raisamo。《虚拟现实中直接对象操作的任务准确度、任务完成时间与自然度之间的权衡》。《多模态技术与交互》，6 1 2022 10 3390 6010006 2 ( )，。doi: 。/mti M. Krüger、[10] T. Gerrits、T. Römer、T. Kuhlen 和 T. Weissker。《IntenSelect：增强虚拟现实中的基于评分的选择》。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，30(5):2829–2838，2024年。doi: 10 . 1109/TVCG.2024.3372077 1，2[11] N. Li、T. Wu、Z. He、L. Shen、T. Luo、T. Han、B. Gao、Y. Zhang、L. Zhang、F. Tian 和 Q. Wang。《用于增强虚拟对象光线投射交互的双摇杆控制器》。载于2025年IEEE虚拟现实与三维用户界面会议（VR），第381–391页，2025年。doi: 10.1109/VR59515. 2025.00062 9[12] L. Lin、A. Normoyle、A. Adkins、Y. Sun、A. Robb、Y. Ye、M. Di Luca 和 S. Jörg。《手部尺寸与交互模态对虚拟手错觉的影响》。载于2019年IEEE虚拟现实与三维用户界面会议（VR），第 510 518, 2019 10 1109 2019 8797787 2 –页。[13] doi: 。/VR。。Y. Lu、C. Yu 和 Y. Shi。《研究用于光线投射的气泡机制，以改进虚拟现实中的三维目标获取》。载于2020年IEEE虚拟现实与三维用户界面会议（VR），第35–43页，2020年。doi: 10.1109/VR46266.2020.00021 1，2，3，9[14] T. Luong、Y. F. Cheng、M. Möbus、A. Fender 和 C. Holz。《控制器还是徒手？虚拟现实中输入技术对交互表现与体力消耗的受控评估》。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，29(11):4633–4643，2023年。doi: 10. 1109 2023 3320211 1, 2 /TVCG. 。J. Ma、J. Qian、T. Zhou 和 J. Huang。《FocalPoint：用于选择小型三维虚拟对象的自适应直接操作》。《ACM交互、移动、可穿戴与无处不在技术论文集》，7(1)，文章编号22，26页，2023年3月。doi: 10.1145/3580856 1，2，9[15] H. Mao、M. Gonzalez-Franco、V. Phadnis、E. J. Gonzalez 和 I. Chatterjee。《RestfulRaycast：探索用于XR中精准手部射线选择的人体工学绑定与关节放大》。载于2025年ACM交互系统设计会议论文集，DIS '25，12页，第28–39页。计算机协会，纽约州纽约，美国，2025年。doi: 10.1145/3715336.3735677 1，2，9[16] M. Maslych、Y. Hmaiti、R. Ghamandi、P. Leber、R. K. Kattoju、J. Belga 和 J. J. LaViola。《通过交互式遮挡消除小地图实现被遮挡虚拟现实对象的直观获取》。载于2023年IEEE虚拟现实与三维用户界面会议（VR），第460–470页，2023年。doi: 10. 1109/VR55154.2023.00061 2[17] H. Mao、M. Gonzalez-Franco、V. Phadnis、E. J. Gonzalez 和 I. Chatterjee。《RestfulRaycast：探索用于XR中精准手部射线选择的人体工学绑定与关节放大》。载于2025年ACM交互系统设计会议论文集，DIS '25，12页，第28–39页。计算机协会，纽约州纽约，美国，2025年。doi: 10.1145/3715336.3735677 1，2，9[18] M. Maslych、Y. Hmaiti、R. Ghamandi、P. Leber、R. K. Kattoju、J. Belga 和 J. J. LaViola。《通过交互式遮挡消除小地图实现被遮挡虚拟现实对象的直观获取》。载于2023年IEEE虚拟现实与三维用户界面会议（VR），第460–470页，2023年。doi: 10. 1109/VR55154.2023.00061 2[19] A. Masurovsky、P. Chojecki、D. Runde、M. Lafci、D. Przewozny 和 M. Gaebler。《沉浸式虚拟现实中抓取与放置任务的无控制器手部跟踪：设计要素及其经验研究》。《多模态技术与交互》，4(4)，2020年。doi: 10. 3390/mti4040091 2[20] S. Mayer、V. Schwind、R. Schweigert 和 N. Henze。《偏移校正和光标对真实与虚拟环境中空中指向的影响》。载于《2018年CHI计算机系统人为因素会议论文集》，CHI '18，共13页，第1–13页。计算机协会，纽约，美国，2018年。doi: 10.1145/3173574 . 3174227 2[21] D. Mendes、F. M. Caputo、A. Giachetti、A. Ferreira 和 J. Jorge。《三维虚拟对象操纵综述：从桌面计算机到沉浸式虚拟环境》。《计算机图形论坛》，2019年。doi: 10.1111/cgf .13390 2[22] Meta Platforms, Inc. Quest 3。https://www.meta.com/quest/ quest-3 2023 10, 2025 1 /, 。检索于8月。D. E. [23] Meyer、R. A. Abrams、S. Kornblum、C. E. Wright 和 J. E. Smith。《人类运动表现的最优性：快速瞄准运动的理想控制》。《心理学评论》，95(3):340–370，1988年7月。doi: 10. 1037/0033-295x.95.3.340 9[24] A. G. Moore、J. G. Hatch、S. Kuehl 和 R. P. McMahan。《VOTE：面向投票的技术增强的射线投射研究》。《国际人机研究杂志》，120:36–48，2018年。doi: 10.1016/j. ijhcs. 2018 07 003 2, 8, 9 . 。S. Nana-Ibrahim、S. Vieilledent、[25] P. Leroyer、Y. Kerlirzin 和 Y. Brenière。《目标大小会改变预期性姿势调整及后续的基本手臂指向》。《实验脑研究》，184 260，2008 2 255 10 1007 00221 007 1178 7 6 ( ): – . doi: . /s - - -[26] Oculus 开发者文档。《距离手部抓取交互器》。https://developer.oculus.com/documentation/unity/unity-isdk-distance-hand-grab-interaction/，2023年。检索于8月 10, 2025 2 。Oculus开发者文档。《Oculus姿态检测》，[27] 2025年。检索于8月 10, 2025 3 。Oculus开发者文档。《射线交互》。https: [28] //developers.meta.com/horizon/documentation/unity/unity-isdk-ray-interaction，2025 10，2025 2，3。检索于8月。[29] M. Oudah、A. Al-Naji 和 J. Chahl。《基于计算机视觉的手势识别：技术综述》。《影像学杂志》，6(8)，2020 10 3390 6080073 2 。doi: . /jimaging K. Pfeuffer、[30] B. Mayer、D. Mardanbegi 和 H. Gellersen。《虚拟现实中的注视捏合交互》。载于《第五届空间用户交互研讨会论文集》，SUI '17，共10页，第99–108页。计算机协会，纽约，美国，2017年。doi: 10.1145/3131277 .3132180 9[31] PICO Immersive Pte.ltd. Pico 4。https://www.picoxr.com/global/ products/pico 4, 2023 10, 2025 1 。检索于8月。I. [32] Poupyrev、M. Billinghurst、S. Weghorst 和 T. Ichikawa。《Go-Go交互技术：虚拟现实中直接操纵的非线性映射》。载于《第九届ACM用户界面软件与技术年度研讨会论文集》，UIST '96，共2页，第79–80页。计算机协会，纽约，美国，1996年。doi: 10.1145/237091. 237102 2[33] H.-R. Rantamaa、J. Kangas、S. K. Kumar、H. Mehtonen、J. Järnstedt 和 R. Raisamo。《虚拟现实中的对象操控和医疗标记任务：虚拟现实触控笔与控制器、手部追踪及鼠标的比较》。《应用科学》，13(4)，2023年。doi: 10.3390/app13042251 2[34] J. Schjerlund、K. Hornbæk 和 J. Bergström。《忍者之手：使用多只手提升虚拟现实中的目标选择》。载于《2021年CHI计算机系统人为因素会议论文集》，CHI '21，文章编号130，共14页。计算机协会，纽约，美国，2021 10 1145 3411764 3445759 2 。doi: . / . N. [35] Sendhilnathan、T. Zhang、D. Bethge、M. Nebeling、T. Grossman 和 T. R. Jonker。《一种利用隐式用户行为检测虚拟现实中指向错误的多模态方法》。载于《2025年CHI计算机系统人为因素会议论文集》，CHI '25，文章编号1152，共14页。计算机协会，纽约，美国，2025 10 1145 3706598 3713777 9 。doi: . / . A. [36] Steed。《迈向虚拟环境中选择的通用模型》。载于《三维用户界面》（3DUI'06），第103–110页，2006年。doi: 10.1109/VR.

2006年.134 2
[37] F. Steinicke、T. Ropinski和K. Hinrichs。使用改进的虚拟指针隐喻在虚拟环境中进行对象选择，第320–326页。Springer Netherlands，多德雷赫特，2006年。doi: 10.1007/1-4020-4179-9_462[38] E. Todorov和M. I. Jordan。最优反馈控制作为运动协调理论。《自然·神经科学》，5(11):1226–1235，2002年11月。doi: 10.1038/nn963 9[39] L. Vanacken、T. Grossman和K. Coninx。面向密集与遮挡三维虚拟环境的多模态选择技术。《国际人机研究杂志》，67(3):237–255，2009年。
3 10 1016 2008 09 001 9 D用户界面
[40] 研究的当前趋势。doi: . /j.ijhcs. . . T. Wan、L. Zhang、H. Yang、P. Irani、L. Yu和H.-N. Liang。面向虚拟现实环境的基于足部的文本输入技术探索。载于2024年CHI计算机系统中的人为因素大会论文集，CHI ’24，文章编号940，17页。计算机协会，纽约，NY，美国，
2024 10 1145 3613904 3642757 9 。
[41] doi: . / . D. Wang、L. Qiu、B. Li、Q. Liu、X. Wei、J. Chen、Z. Wang和M. Fan。FocalSelect：通过启发式选择与消歧改进虚拟现实中的遮挡对象获取。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，(01):1–11，2025年3月。doi: 10. 1109/TVCG.2025.3549554 1, 2, 9[42] D. Wolf、J. Gugenheimer、M. Combosch和E. Rukzio。理解空间交互的海森堡效应：空间追踪输入设备的选择诱发误差。载于2020年CHI计算机系统中的人为因素大会论文集，CHI ’20，10页，第1–10页。计算机协会，纽约，NY，美国，2020年。doi: 10.1145/3313831.3376876 1, 2, 3, 6, 7, 8, 9[43] D. Yu、T. Dingler、E. Velloso和J. Goncalves。虚拟现实头显中的对象选择与操作：研究挑战、解决方案与成功度量。《ACM计算调查》，57(4)，文章编号98，34页，2024年12月。doi: 10.1145/3706417 2[44] D. Yu、J. Roberts、K. Hornbæk和J. Bergström。基于多重过程模型推导图形用户界面的选择技术。CHI ’25，文章编号851，16页。计算机协会，纽约，NY，美国，2025年。doi: 10.1145/3706598.3713089 7[45] D. Yu、Q. Zhou、J. Newn、T. Dingler、E. Velloso和J. Goncalves。虚拟现实中的完全遮挡目标选择。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，26(12):3402–3413，2020年。doi: 10. 1109/TVCG.2020.3023606 2[46] B. Zhang、M. Sun、Z. Li、Y. Jin和Y. Tian。GazeBubble：探索用于三维注视指向的气泡机制以增强虚拟现实中的目标获取。《国际人机交互杂志》，第
1 32, 07 2025 10 1080 10447318 2025 2526594 1, 2 –页。doi: . / .
[47] . T. Zhang 、 Z. Hu 、 A. Gupta 、 C.-H. Wu 、 H. Benko 和 T. R. Jonker。RIDS：在虚拟现实徒手指向过程中利用手部运动动态对选择手势进行隐式检测。载于第35届ACM用户界面软件与技术年度研讨会论文集，UIST ’22，文章编号4，12页。计算机协会，纽约，NY，美国，2022年。doi: 10.1145/3526113.3545701 9[48] F. Zhu、L. Sidenmark、M. Sousa和T. Grossman。PinchLens：应用空间放大与自适应控制显示增益实现虚拟现实中的精确选择。载于2023年IEEE混合与增强现实国际研讨会（ISMAR），第1221–1230页，2023年。doi: 10. 1109/ISMAR59233.2023.00139 2