arXiv:2603.13639v1 [cs.HC] 13 Mar 2026

自适应虚拟现实博物馆：面向参与度感知文化遗产的闭环框架

Joseph Damouni[1],Wadia Tanus[1],和 Naomi Unkelos-Shpigel[*1]

[1]布劳德工程学院，以色列卡米埃尔，{joseph.damouny, wtanoos905}@gmail.com

摘要

虚拟现实文化遗产中的静态信息呈现常会导致认知负荷过重或刺激不足。我们提出一种闭环自适应界面，通过隐式多模态感知，根据访客的实时行为调整内容深度。该方法持续监测凝视停留、头部运动学和移动，并通过透明的基于规则的分类器推断参与度，再驱动大语言模型动态调整讲解的复杂程度，同时不中断探索过程。

我们在培拉特民族志博物馆实现了一项概念验证，并开展了初步评估（$N = 16$），比较自适应内容与静态内容。结果表明，自适应组参与者的阅读参与度和探索时间提高了 2–3$\times$ 倍，同时保持较高的可用性（系统可用性量表 $= 84.3$）。技术验证证实，在消费级虚拟现实硬件上，参与度推断的延迟低于一毫秒。

这些初步发现值得开展更大规模的研究，并引发了关于文化遗产语境中的参与度验证、人工智能透明度以及生成模型等问题的思考。我们呈现这项尚在进行中的工作，旨在引发关于沉浸式文化体验中隐式人工智能驱动自适应的讨论。

关键词： 虚拟现实 · 文化遗产 · 自适应界面 · 用户参与度

1 引言

近年来，虚拟现实（VR）已成为展示文化遗产的强大媒介，能够沉浸式重现那些因地理位置难以到达、结构脆弱或

[*]通讯作者：naomius@braude.ac.il

已不复存在的历史空间，Marto 和 Gonçalves [2024]并通过支持空间探索和具身交互，使虚拟现实博物馆有望比传统的基于屏幕的数字展品带来更丰富的参与度。Konstantakis 和 Caridakis [2023]。

尽管具有这些优势，大多数现有虚拟现实博物馆系统仍沿用实体展览的静态内容传递范式。展品描述通常会预先撰写，并以相同方式呈现给所有访客，而不考虑他们注意力持续时间或即时参与度的差异Khan 等人 [2025]。因此，用户经常会经历认知错位：在快速移动时呈现复杂说明会造成认知过载，而简短描述无法满足专注注意时则会导致刺激不足 Nasri [2025]。

尽管现代一体式 VR 头显能够持续提供行为数据流（例如头部运动、注视方向、移动模式和手部运动），从而有望在不中断用户体验的情况下推断注意力，但在大多数虚拟现实博物馆应用中，这些信号仍未得到充分利用Clay 等人 [2023]。大语言模型的最新进展进一步拓展了设计空间，使得生成长度和复杂度可控的文本解释成为可能；然而，这些模型在对延迟敏感的交互系统中的集成仍缺乏充分探索。

本文提出一种用于虚拟现实博物馆体验的多模态闭环自适应框架，可根据推断出的访客参与度实时个性化展品说明。我们的方法监测消费级 VR 头显可获取的隐式行为信号，包括凝视停留、头部运动学、移动速度和手部接近度。这些信号由一个透明的、基于规则的参与度分类器进行处理，用于估计用户当前的参与状态，无需校准或显式输入。推断出的投入度驱动自适应内容机制，该机制借助大语言模型调整文本解释的深度Steiner 等人 [2026]。本研究探讨以下问题：

与静态虚拟现实博物馆相比，基于参与度调整内容能否提升用户体验？

我们重点探讨以下两个具体子问题：

- **研究问题 1：**隐式行为信号在多大程度上能够支持实时注意力感知适应？

- **研究问题 2：**与静态对照组相比，自适应调整如何影响探索行为、内容消费以及参与展品互动的动机？

我们在培拉特民族志博物馆的高保真虚拟重建中实现了该系统 培拉特国家博物馆 [无日期] 并开展了一项被试间用户研究（$N = 16$），以评估这些问题。

总而言之，本文的贡献如下：

1. 一种新颖的多模态闭环框架，通过融合隐式行为信号，实时推断用户参与度。

2. 一项概念验证实现，展示了将大语言模型（LLM）集成到虚拟现实中的内容自适应流程，以根据用户注意力动态调整文本复杂度。

3. 关于隐式节奏感知个性化对虚拟博物馆中行为参与度和内容消费影响的初步实证见解。

2 背景与相关工作

2.1 虚拟现实中的自适应界面

自适应界面是一类能够根据用户信号调整呈现方式、导航或交互逻辑的系统。在虚拟现实中，这通常意味着定制环境，以减轻晕动症或管理认知负荷。人机交互（HCI）领域的先前研究探讨了训练、康复和游戏中的自适应Yildirim [2025]。在文化遗产应用中，个性化主要侧重于参观前画像或由用户手动选择内容路径。然而，这类方法假设用户意图稳定 Ivanov [2024]。由设计思维驱动的增强现实遗产系统也被用于提升文化与纪念场景中的访客参与度Unkelos-Shpigel[2024]。

近期研究指出，沉浸式媒体中的静态内容呈现可能导致外在认知负荷升高，这表明仅依靠明确的选择机制不足以应对动态变化的注意力需求Lee 等人 [2025]。近期研究虽已探索多模态意图建模Han等人 [2025] 以及扩展现实中的大语言模型集成Tang 等人 [2025], ，但我们的工作有所不同：我们通过闭环系统专门调整信息传递节奏，而非进行一般性的意图检测。此外，不同于依赖参观前画像或明确叙事选择的既有个性化方法Lau[2025], Kuflik等人 [2011], ，我们的框架仅通过隐式的实时行为线索调整内容深度，从而减少对手动校准或基于菜单的交互的依赖。

2.2 隐式行为信号

用户参与度通常被描述为一种多维构念，涵盖注意力、兴趣和投入。在没有显式反馈（如按钮或评分）的情况下，系统必须依靠隐式信号来估计这一状态。头部运动学是衡量虚拟现实中注意力稳定性的可靠指标 Sidenmark 和 Gellersen [2019], 的研究表明，较低的头部角速度与持续的视觉注意力密切相关。关于基于注视的交互，研究显示，在注视驱动交互流程中，约一秒的注视时长足以区分有意聚焦与短暂扫视 Imamura 等人 [2023]。同样，移动行为已被证明会影响认知可用性；具体而言，在虚拟现实步行任务中，移动增加与注意力资源减少有关 Janeh 等人 [2019]。

2.3 生成式内容适配

生成式内容适配是指在运行时利用人工智能动态创建或修改媒体。大语言模型（LLM）的近期进展，使生成流畅且具备上下文感知能力的文本解释成为可能。然而，将大语言模型集成到沉浸式虚拟现实

环境中会带来与延迟和可预测性相关的挑战。关于虚拟现实中文本阅读的研究表明，有效阅读需要感知稳定性来维持可读性。受这些延迟和可靠性限制，许多以往在沉浸式文化遗产场景中应用大语言模型的项目，优先采用离线生成或预设检索，而非完全实时适配 Cho 和 Park [2026]。

3 方法

3.1 参与度建模

我们的参与度建模架构通过三阶段流程，将原始传感器数据转化为高层次的认知状态估计。在本研究中，我们将“参与度”具体定义为注意力稳定性和阅读准备度的代理指标，而非更广泛的情绪或认知构念。图1概述了该架构，后续章节将对此进行说明。

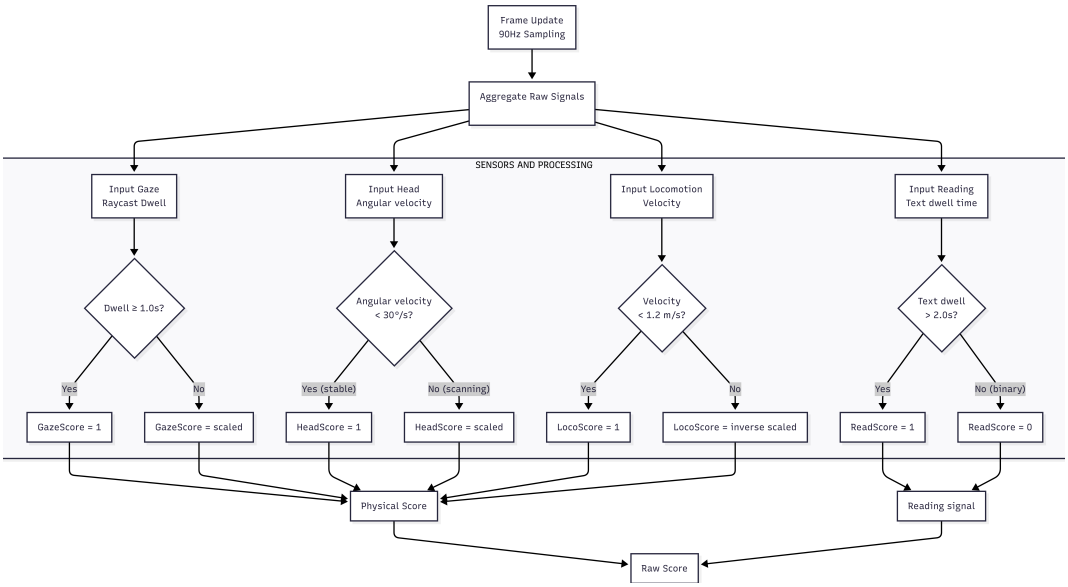


图 1：信号预处理与传感器融合。归一化的行为信号汇总为综合参与度评分 E_{raw}。

3.2 信号预处理

VR头显的原始传感器数据以 90 Hz 的频率采样。为确保分类稳健，所有输入均归一化至单位尺度 $[0, 1]$。

- **头部稳定性 (S_{head})：** 根据将头部最小幅度运动与持续视觉注意力联系起来的研究 Sidenmark 和 Gellersen [2019], ，我们设定了一个较为保守的阈值 **30 °/秒** ，以区分环境扫描与专注注视。

• **凝视停留 (S_{gaze})：**关于基于注视的交互的先前研究表明，一秒左右的注视时长能够有效区分有意的专注与短暂的瞥视Imamura 等人 [2023]。遵循这一建议，我们在系统中采用**1.0 秒的注视停留阈值**，用于确保注视射线投射的稳定性。

• **移动速度（S_{loco}）：**关于虚拟现实移动的研究表明，当用户的认知负荷或参与度增加时，他们会本能地放慢速度Janeh 等人[2019]。根据典型的虚拟现实行走速度，我们将**1.2 米/秒**（约为标准现实世界行走速度）设为舒适移动的归一化基准；超过此限的速度将与参与度分数呈反向映射。

3.3 传感器融合与加权

使用加权融合策略（$W_{phys} = 0.75, W_{read} = 0.25$）将归一化信号汇总为综合参与度评分（$E_{raw}$）：

$$E_{raw} = (W_{phys} \times S_{phys}) + (W_{read} \times S_{read}) \tag{1}$$

• **身体活动评分（S_{phys}）：**头部稳定性（35%）、注视（30%）和移动（35%）的加权平均值。

• **阅读情境（S_{read}）：**当用户在文本上停留> 2.0秒时触发的二元信号Lee 等人 [2025]。

为模拟情感惯性D'Mello 和 Graesser [2012], ，使用线性插值（$\alpha = 0.35$）对融合分数进行时间平滑处理。

3.4 安全门控

为减少高熵状态下的假阳性，系统采用保守的逻辑门控。这一设计基于既有研究结果：移动会增加认知负荷，并降低虚拟现实中的视觉注意力可用性Janeh 等人。 [2019]。

1. **移动门控（$v > 1.2$米/秒）：**在持续以超过通常步行速度移动时，用户不太可能持续将视觉注意力集中于密集的展览文本。与此前关于移动会消耗认知资源并降低加工能力的研究一致，我们采取保守策略，将参与度推断上限设为中立状态。

2. **跑步门控（$v > 2.0$米/秒）：**当用户以超过典型步行速度的高速移动时，几乎无法持续专注地阅读内容。根据虚拟现实移动过程中速度相关认知需求的证据，我们保守地将跑步行为视为与专注阅读不相容，并强制将状态设为未投入。

图2展示了对原始参与度估计进行的时间稳定化和安全门控。连续融合的参与度分数（E_{raw}）首先通过线性插值进行时间平滑，以模拟情感惯性，防止参与度状态之间快速波动。随后，根据基于速度的安全门控评估平滑后的分数。在中等速度移动时（$v > 1.2$米//秒），参与度推断会被保守地限制在中立状态，以反映步行时注意力容量降低的情况。在高速移动时（$v > 2.0$米//秒），系统会覆盖推断分数，强制设为未投入状态。只有经过时间平滑和安全门控后，参与度估计才会映射为离散参与度状态，进而驱动自适应内容机制。

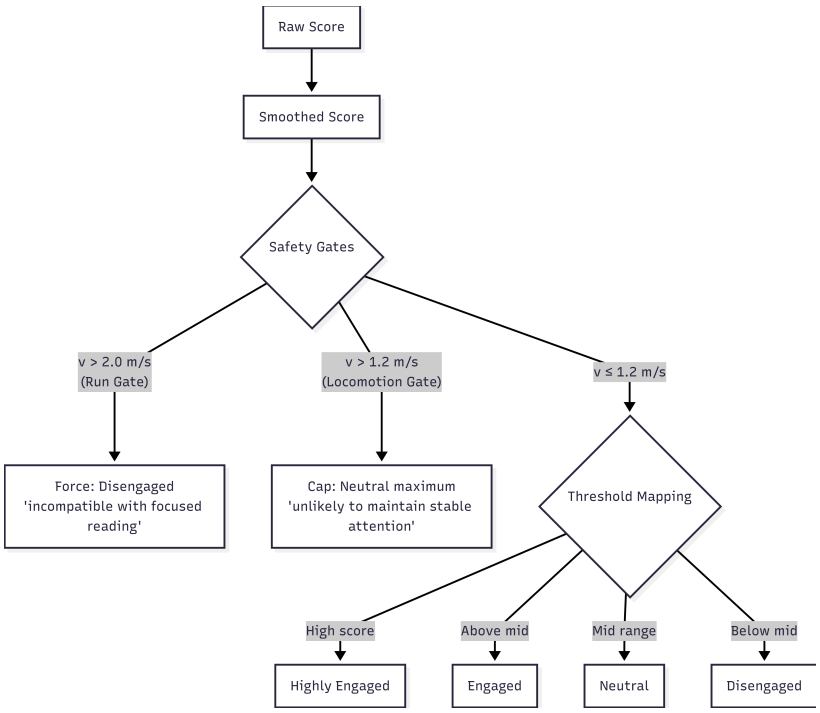


图 2：时间平滑与安全门控。平滑后的分数经过基于速度的安全门控，再映射为离散参与度状态。

3.5 设计目标

我们的系统支持在虚拟现实文化遗产环境中实时提供自适应内容，同时确保系统易于理解，并能部署在消费级硬件上。架构设计遵循以下四项目标：

1. 适应仅依赖标准虚拟现实传感器获取的隐式行为信号，从而无需显式输入、校准或可能干扰探索的外部仪器。2. 参与度推断采用具有明确阈值的透明、基于规则的分类，而非不透明的机器学习，以确保可解释性和可复现性。

3. 内容适应在与VR帧率兼容的低延迟约束下运行，感知和推理均在毫秒级完成，从而实现响应迅速的适应。

4. 系统借助生成式语言模型支持大规模内容变体，使其能够适配任意展品，而无需针对每件展品编写脚本。

3.6 参与者

通过大学邮件列表和社交媒体招募了16名参与者（每种条件8人），年龄为13–34岁，其中男性15人，女性1人。表1 按条件总结了参与者特征。曼–惠特尼U检验确认，各组在先前的博物馆兴趣（$U = 30.0,\ p = .872$）和博物馆参观可能性（$U = 28.5,\ p = .743$）方面均衡。

表1：按条件划分的参与者特征

特征	**自适应（N=8）**	**对照组（N=8）**
既往虚拟现实体验		
有（一次或两次）	5（62.5%）	4（50.0%）
No	3（37.5%）	4（50.0%）
使用控制器的游戏频率		
频繁（每周/每天）	4（50.0%）	1（12.5%）
偶尔	2 (25.0%)	3 (37.5%)
很少（每月或更少）	2 (25.0%)	2 (25.0%)
从不	0（0.0%）	2（25.0%）
基线博物馆态度，*M*（*SD*）		
对博物馆的兴趣	3.12（1.25）	3.25（1.49）
参观可能性	3.75 (1.04)	3.88 (1.36)

4 系统实现

系统遵循一个持续的闭环周期：行为感知、参与度推断、自适应内容选择和用户再次交互。每一帧都会处理来自虚拟现实头显的多模态行为信号，以估计参与状态。

系统使用 **Unity 6000.2.8f1** 开发，并部署于**Meta Quest 3**。所有核心交互循环——行为感知、信号聚合和参与度推断——均在 Snapdragon XR2 Gen 2 处理器上本地运行，以实现低延迟性能。图 3展示了研究设置、虚拟环境和关键界面组件。

4.1 感知与推断

信号采集在 Unity 的更新循环和物理循环中进行。注视通过对展品碰撞体进行向前射线投射来近似表示，而头部运动学和移动速度



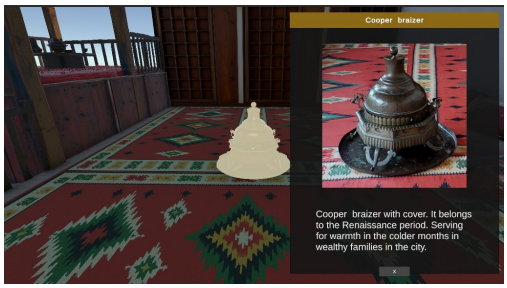
(a) 研究期间的参与者



(b) 虚拟博物馆环境



(c) 成就界面



(d) 物体信息面板

图3：系统实现概览：(a) 佩戴 Meta Quest 3 头戴式设备的参与者，(b) 虚拟博物馆环境，(c) 成就与游戏化界面，以及 (d) 显示自适应内容的物体信息面板示例。

根据 CenterEyeAnchor 和 CameraRig 变换的姿态增量得出。参与度推断引擎会先进行时间平滑并通过安全门控，然后再更新全局状态机。

4.2 异步内容管线

内容自适应与渲染线程解耦，以防止卡顿。当参与状态发生转换时，系统会向大语言模型（GPT-4o）发出异步请求。为确保输出一致，我们采用两部分提示策略：一条强调遵循长度限制的系统指令（例如："必须符合要求的字数"），以及一条用于调整风格深度的动态用户提示。正如补充材料中详述的，这一策略会根据用户投入度调整内容：对高度投入用户，要求采用"细节丰富、包含轶事的学术风格"；对未投入用户，则精简为"2–3 条少于 10 个词的简短要点 "。生成的说明会使用复合键（展品 ID + 投入度）进行缓存，以便用户重访时即时检索，并减少网络开销。

为具体说明投入度驱动的提示如何影响内容呈现，表2 展示了一个展品（铜火盆）的示例，呈现静态内容与针对不同参与度状态动态调整后生成的内容之间的差异。这些示例仅用于说明，反映了上述提示策略，而非固定的硬编码响应。

表 2：内容自适应比较（示例展品：铜火盆）

参与度等级	**提示策略（示意）**	**生成内容示例**	**词语**
静态／中立	"以清晰简洁的方式提供重要的历史事实，表达清晰、简明 "。	这件带盖的铜火盆可追溯至文艺复兴时期。它是富裕家庭在寒冷月份使用的便携式取暖器。这些精致的花卉雕刻彰显了所有者的崇高社会地位。	32
未投入	"请整理成 2–3 条简短的项目符号，每条少于 10 个词。"	文艺复兴时期的便携式取暖器。 供富裕家庭使用。 花卉雕刻表明其高社会地位。	13
高度投入"采用	学术风格，细节丰富；加入背景轶事。"	这只火盆是文艺复兴时期金属加工的杰作。 除了作为便携式加热器，盖子上的花卉纹饰仅限上层家庭使用，表明其用于正式接待空间，以给访客留下深刻印象。	46

5 评估

5.1 研究设计

我们采用被试间设计，设置了两种实验条件（$N = 16$）：

- **自适应 (N=8)：**系统根据行为信号持续推断用户的参与度，并实时动态调整内容深度。

- **对照组 (N=8)：**系统为所有展品呈现静态、中等长度的内容，不进行行为感知或自适应调整。

两种条件使用相同的虚拟环境、展品素材、交互技术和导航机制。两种条件之间的唯一区别是是否进行参与度驱动的内容自适应调整。

5.2 流程

参与者提供知情同意后，填写了一份简短的人口统计学问卷，并接受了如何使用 Meta Quest 3 头戴式设备在虚拟现实博物馆中导航和互动的标准化说明。参与者受指导自由探索博物馆，按意愿阅读展品描述，并收集分布在环境各处的信息卡片。

每位参与者均完成了一次探索会话，时长最长为 15 分钟。虚拟现实体验结束后，参与者立即填写体验后问卷，测量可用性、感知临场感、阅读动机以及参观实体博物馆的兴趣。参与者还可选择提供定性反馈。每位参与者的总会话时长约为 20–30 分钟。

5.3 测量指标

5.3.1 客观行为测量指标

系统自动记录了：

- **会话时长：** 在虚拟现实体验中花费的总时间。
- **阅读行为：**阅读事件数、总阅读时长以及估算的呈现词数。

- **互动结果：**收集的卡片数量（最多 18 张）以及解锁的徽章。

- **参与状态：**不同参与度分类所占时间的分布。

5.3.2 主观测量

使用系统可用性量表（SUS）评估可用性，得分范围为 0 至 100。其他李克特量表条目（1–5）用于测量感知临场感、阅读展品说明文字的动机、导航便捷性和内容适切性。参与者还报告了虚拟现实体验是否提高了他们参观实体博物馆的兴趣。

5.4 结果

鉴于样本量较小（$N = 16$），研究采用曼–惠特尼U检验，并报告 Cohen's d效应量。表3展示了行为结果，表4 展示了参与状态分布。两种条件下的系统可用性整体较高，SUS 平均得分为 84.3。

表3：各条件下的行为结果

指标	自适应 均值（标准差）	对照组 均值（标准差）	p	d
会话时长（秒）	889.4（422.0）	451.4（157.3）	.003**	1.38
阅读查看时间（秒）	473.4 (294.5)	164.1 (121.1)	.015*	1.37
阅读事件	67.2 (19.9)	50.1 (34.7)	.050*	0.61
呈现词数	1515.5 (616.8)	745.1 (511.3)	.007**	1.36
阅读动机（1–5）	4.00 (0.76)	3.25 (0.89)	.083	0.91
收集的卡片	8.6 (5.4)	4.8 (3.7)	.140	0.84

*$p < .05$, **$p < .01$；曼–惠特尼U检验

表4：参与状态分布（会话时间百分比）

条件	高度投入	投入	中立 未投入		高度未投入
自适应	24.3%	47.4%	22.2%	5.9%	0.3%
对照组	13.6%	48.0%	28.4%	9.6%	0.3%

主观测量。 自适应条件下的感知临场感呈现较高趋势（自适应： $M = 4.12$, $SD = 0.35$；对照组： $M = 3.50$, $SD = 1.20$； $U = 42.5$, $p = .201$），这表明自适应文本生成没有削弱沉浸感，反而可能增强了沉浸感。自适应条件下，参观实体博物馆的意愿也呈现较高趋势（自适应： $M = 3.75$, $SD = 0.89$；对照组： $M = 3.25$, $SD = 1.16$； $U = 40.0$, $p = .414$），但鉴于样本量有限，两项差异均未达到统计显著性。鉴于本研究具有探索性，这些自我报告结果应谨慎解读。

5.5 讨论

我们的初步结果表明，在隐式多模态感知的引导下，由大语言模型驱动的内容节奏控制能够提升沉浸式文化

遗产体验。

RQ1：隐式行为信号在多大程度上能够支持实时的注意力感知型自适应？ 结果表明，所选取的隐式行为信号足以支持内容深度的稳定实时自适应，同时不会干扰用户体验。尽管这些信号无法直接获取用户的内部认知状态，但将其结合使用后，系统能够持续区分浏览行为与持续阅读准备度，从而及时实现不同参与度状态之间的切换。未出现可用性下降（SUS > 84），且自适应管线运行顺畅，这表明，基于隐式信号的注意力感知型自适应在消费级虚拟现实系统的延迟和交互约束下是可行的。这些发现表明，隐式多模态感知可作为注意力感知型内容节奏控制的实用基础，而不能被视为衡量认知参与的决定性指标。

RQ2：自适应如何影响探索行为、内容消费和参与动机？ 自适应条件表现出更高的正向参与度：会话时间中有 71.7% 处于高度投入和投入状态，而控制条件下这一比例为 61.6%。值得注意的是，高度投入状态的时间几乎翻倍（24.3% 对比 13.6%），而负向参与总时间（未投入 + 高度未投入）减少了 37%（6.2% 对比 9.9%）。自适应条件还将中立或被动状态的时间从 28.4% 降至 22.2%，这表明用户将更多时间用于积极参与，而非被动浏览。

这些模式表明，大语言模型介导的自适应支架通过提供难度适宜的内容，帮助用户保持心流，减少认知摩擦和未投入状态，同时使用户保持在高效学习区间内Lee 等人 [2025], D'Mello 和 Graesser[2012]。这一观察与先前研究结果一致：自适应和情感感知系统能够在复杂学习和探索性任务中积极影响参与度，同时不影响用户体验Yildirim [2025], Khan 等人 [2025]。

信任、透明度与多模态交互。虽然参与者并未被告知这些文本由人工智能生成，但无人质疑其内容真实性；不过，这也引发了有关人工智能介导的文化体验中透明度的伦理问题。若要将应用扩展到我们受限的领域之外，就需要采取防护措施以避免幻觉，例如通过检索增强生成，让大语言模型的输出以精选知识库为依据Cho 和 Park [2026]。我们的多模态感知方法表明，有效的人机协作不必依赖显式指令Clay 等人 [2023]。纯粹依靠隐式信号取得的成功表明，具身行为是一种丰富的通信模态，无需打破临场感即可实现主动式人工智能支持Janeh 等人 [2019]。不过，未来研究应探讨用户对人工智能适应行为的认知，以及他们对显式控制的需求。

5.6 局限性

样本量较小（$N = 16$），因此即使效应量中到较大（$d \approx 0.87$），检测不显著效应的统计功效仍然有限。

我们的参与度推断采用固定的 4 秒滚动窗口来平滑信号噪声。非正式的试点观察表明，较短的窗口（< 2 秒）会因短暂扫视而导致不稳定，而较长的窗口（> 6 秒）则会让人感觉系统响应滞后，这凸显了未来对时间阈值进行个性化设置的必要性。

此外，词汇接触量等指标本身会受到干预的直接影响，因为自适应系统会向推断为参与度较高的用户呈现更长的文本；因此，这项测量反映的是系统行为和用户选择，而非单纯的参与度。

我们没有评估知识保持情况，也没有依据外部真实值测量指标验证参与度分类；这仍是未来在沉浸式博物馆体验中开展多模态参与度建模的一项重要方向 Sawyer 等人[2020], Clay 等人[2023]。15 分钟的探索环节捕捉了初期交互模式，但无法反映长期参与度或学习效果。最后，持续行为感知和人工智能介导的自适应所带来的隐私影响，仍值得进一步研究 Tang 等人[2025]。

6 结论与未来工作

本研究提出了一种闭环框架，其中大语言模型能够对虚拟现实文化遗产环境中的隐式多模态行为信号作出响应，从而显著增加探索时间、阅读参与度和词汇接触量，同时保持较高的可用性。我们的研究结果表明，人工智能集成扩展现实系统可以利用多模态行为数据作为注意力感知型自适应的实用信号，使大语言模型充当动态中介，通过平衡精心策划的历史准确性与个性化节奏，根据用户能力调整创作内容。未来研究应探讨长期影响、对参与度代理指标进行明确验证，以及整合多模态基础模型，使智能体能够根据观察到的用户兴趣推荐展品、回答问题或提供协作式注释。

致谢

我们感谢所有参与者投入时间并提供宝贵反馈。虚拟重建参考了公开资料以及培拉特国家博物馆官方网站提供的虚拟导览内容。

生成式人工智能声明

本研究将 OpenAI GPT-4o API 集成到系统实现中所述的自适应内容生成流程中。GPT-4o 用于在运行时动态生成不同复杂程度的展品描述。在准备手稿期间，还使用了人工智能辅助工具对语法和语言进行了细微润色。作者审阅并编辑了所有内容，并对最终手稿承担全部责任。

参考文献

培拉特国家博物馆，未注明日期。民族志博物馆。https://muzeumet-berat.al/en/ethnographic-museum/。访问日期：2026年-01-16。Cho, Y., Park, K.S., 2026年。将基于KCHDM的本体与大语言模型相结合的移动增强现实：用于城市遗产中的自适应问答与知识测试。Electronics 15, 2, 336。10.3390/electronics15020336。Clay, V., König, P., König, S.U., 2023年。虚拟现实中的眼动追踪：应用与挑战的广泛综述。Virtual Reality 27, 1481–1505。10.1007/s10055-022-00738-z。D'Mello, S., Graesser, A., 2012年。复杂学习过程中情感状态的动态变化。Learning and Instruction 22, 2, 145–157。10.1016/j.learninstruc.2011.10.001。Han, V.Y., Wang, T., Cho, H., Todi, K., Fernandes, A.S., Levi, A., Zhang, Z., Grossman, T., Ion, A., Jonker, T.R., 2025年。基于动态贝叶斯网络的多模态上下文感知交互框架。载于：第30届国际智能用户界面会议（IUI '25）论文集。计算机协会，纽约，纽约州，美国，第54–69页。10.1145/3708359.3712070。Imamura, S., Jieun, L., Rekimoto, J., Makoto, I., 2023年。与手持控制器相比，利用累积注视时长进行虚拟现实纯注视内容浏览的优势。载于：2023年ACM空间用户交互研讨会论文集。计算机协会，纽约，纽约州，美国，文章编号1。10.1145/3607822.3614513。Ivanov, R., 2024年。使用基于遥测数据的智能徽章进行个性化博物馆体验的高级访客画像。Electronics 13, 20, 3977。10.3390/electronics13203977。Janeh, O., Katzakis, N., Tong, J., Steinicke, F., 2019年。虚拟现实中的无限行走：认知负荷对连续长距离行走过程中速度的影响。载于：2019年ACM应用感知研讨会（SAP '19）。计算机协会，纽约，纽约州，美国，文章编号9。10.1145/3343036.3343119。Khan, R.U., Oon, Y.B., Madihie, A.B., Barawi, M.H.B., Hutasuhut, I.J., Ranudinata, H.N., Kristanto, D.D., 2025年。从静态展示到交互式增强现实：评估增强现实应用对Z世代和阿尔法世代在Museum Pusaka中的有效性。Journal of Theoretical and Applied Information Technology 103, 10, 4069–4079。Konstantakis, M., Caridakis, G., 2023年。博物馆展览中沉浸式技术的文献计量分析：探索用户体验。Frontiers in Virtual Reality 4, 1240562。10.3389/frvir.2023.1240562。Kuflik, T., Stock, O., Zancanaro, M., Gorfinkel, A., Jbara, S., Kats, S., Sheidin, J., Kashtan, N., 2011年。活跃型博物馆中的访客指南：展示、交流与反思。Journal on Computing and Cultural Heritage 3, 3, 文章编号11。10.1145/1921614.1921618。

Lau, K.H.C., 2025年。为文化韧性设计并评估生成式人工智能。载于：第27届多模态交互国际会议（ICMI ’25）论文集。计算机协会，纽约，纽约州，美国，第706–710页。10.1145/3716553.3750819。Lee, J., Jang, H., Lee, J., 2025年。我们如何在虚拟现实中阅读文本？文本片段数量和社交干扰对虚拟博物馆情境中文本可读性的影响。IEEE 可视化与计算机图形学汇刊 31，11，9699–9708。10.1109/TVCG.2025.3616803。Marto, A., Gonçalves, A., 2024年。沉浸式虚拟现实中文化遗产虚拟三维重建的系统综述。多媒体工具与应用 83，55879–55949。10.1007/s11042-024-18700-3。Nasri, M., 2025年。迈向智能虚拟现实训练：认知负荷与压力检测的生理适应框架。arXiv 预印本 arXiv:2504.06461。Sawyer, R., Smith, A., Rowe, J., Azevedo, R., Lester, J., 2020年。利用多模态贝叶斯层次模型研究互动式科学博物馆展项中的访客参与度。载于：第21届人工智能教育国际会议（AIED）论文集。施普林格，第395–407页。10.1007/978-3-030-52237-7_32。Sidenmark, L., Gellersen, H., 2019年。Eye&Head：用于注视指向和选择的眼动与头部运动协同机制。载于：第32届 ACM 用户界面软件与技术年会（UIST ’19）论文集。计算机协会，纽约，纽约州，美国，第1161–1174页。10.1145/3332165.3347921。Steiner, B., Saada, I., Unkelos-Shpigel, N., 2026年。AR-Institure：通过游戏化增强现实提升可持续制造实践。载于：May, D., Auer, M.E.（编），《2025年学习新兴技术年鉴》，《智能系统中的学习与分析》第59卷。施普林格，Cham。10.1007/978-3-032-09058-4_17。Tang, Y., Situ, J., Cui, A.Y., Wu, M., Huang, Y., 2025年。扩展现实中的大语言模型集成：当前趋势、挑战与未来展望的全面综述。载于：2025年计算机系统中的人为因素国际会议论文集。计算机协会，纽约，纽约州，美国，文章编号1054。10.1145/3706598.3714224。Unkelos-Shpigel, N., 2024年。荣耀之巅：运用增强现实设计思维，提升战争纪念碑参观体验。载于：AVICH 2024论文集。意大利热那亚。

Yildirim, C., 2025年. 用于适应性体育训练的变革性虚拟现实游戏：探索行动障碍人士的感知。《国际人机交互期刊》41, 2, 1078–1090. 10.1080/10447318.2024.2311970.