生成式 AI 接受与持续使用：TAM-ECM 整合机制

王 晨 [1]

(1.江西枫林涉外经贸职业学院，江西 九江 332000)

摘 要：生成式人工智能进入日常学习和知识工作的速度很快，但“开始使用”并不能说明用户之后会怎样选择。本文据此把研究视线由首次采纳向使用后的行为变化延伸，并以技术接受模型（TAM）和期望确认模型（ECM）为主要分析线索，对相关研究作叙述性梳理。文章先讨论用户接触技术时对有用性、易用性、风险、AI 素养和信任的判断，再考察真实任务经验如何改变这些认识。实际使用后，模型表现是否符合预期、核验需要付出多少成本以及任务结果是否可接受，都会进入下一轮评价，并影响满意度及后续选择。由此，本文不把持续使用视为唯一结果，而将继续使用、阶段性停用和重新采用置于同一过程之中，同时讨论任务—技术匹配、AI 疲劳与认知卸载可能造成的差异。本文提出的是概念框架，其关系仍需通过纵向追踪、行为日志等资料验证。

关键词：生成式人工智能；技术接受模型；期望确认模型；持续使用；中辍行为；用户行为

DOI：doi.org/10.70693/202610077735

Generative AI Use Beyond Initial Adoption: Linking TAM and ECM Across Continued Use, Pauses, and Return

Wang Chen

Jiangxi Fenglin College of Foreign Economy and Trade, Jiujiang, Jiangxi 332000, China

Abstract: This conceptual paper examines generative AI use as a sequence of judgments rather than a one-time adoption decision. TAM is used to describe how users approach the technology before or during early use, whereas ECM is used to interpret evaluation after experience has accumulated. The analysis distinguishes expectations formed before substantial use from judgments made after users complete real tasks. At the earlier stage, perceived usefulness, ease of use, risk, AI literacy, and calibrated trust are relevant to adoption. Later, users reassess the technology in light of whether expectations were met, how useful the tool proved in practice, how satisfied they were, and how much checking or correction was required. Continued use is therefore treated alongside temporary discontinuance and subsequent return. Task-technology fit, AI fatigue, and cognitive offloading are discussed as conditions that may change these transitions. The framework remains conceptual and should be tested with longitudinal observations and behavioral records.

Keywords: generative artificial intelligence; technology acceptance model; expectation-confirmation model; continuance use; discontinuance; user behavior

作者简介：王晨（1996—），女，硕士，生成式人工智能与大学生学习机制研究。

1 问题提出与研究方法

1.1 问题提出

以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能（Generative Artificial Intelligence，GenAI）正在改变数字工具的使用方式。资料整理、文字生成、编程辅助和创意构思等过去往往需要在不同软件之间切换，如今可以在连续对话中完成相当一部分工作。不过，操作上的便利并不等于结果始终稳定。提示语写法、上下文信息乃至模型版本都可能影响输出，同一任务也可能出现差异较大的答案。因此，用户决定是否采用生成式 AI 时，除了考虑效率，还会关注答案可信度、任务适配程度以及实际体验是否符合先前预期。

有关生成式 AI 的用户研究，大多延续了信息系统领域关于技术接受的讨论。Davis 提出的技术接受模型（Technology Acceptance Model，TAM）把感知有用性和感知易用性视为影响使用态度与行为意愿的重要因素[1]；UTAUT 则进一步加入绩效期望、努力期望、社会影响和促进条件[2]。这些理论能够解释技术为何被首次采用，但生成式 AI 一旦进入高频使用阶段，研究对象就不再只有“采纳”这一行为。继续使用、减少使用、短期离开以及重新返回，都可能出现在同一用户身上，因此仅从初始意愿出发难以覆盖完整过程。

生成式 AI 的使用评价具有明显的经验修正特征。用户尚未真正接触技术时，对其能力的认识可能来自媒体、同伴评价或产品宣传；完成具体任务后，回答质量、核验时间、返工成本和实际收益则成为新的判断依据。期望确认模型（Expectation-Confirmation Model，ECM）由 Bhattacherjee 提出，其基本思想是比较实际表现与事先预期，并通过确认程度影响使用后的感知有用性、满意度和持续使用意愿[3]。就时间位置而言，TAM 更适合分析采用之前和使用初期，而 ECM 更能解释真实体验形成后的再评价。

国内研究也开始把视线从首次采用延伸至使用后的变化。赵静等分析 AIGC 进入研究生学术实践后的持续使用意愿[4]；张玥等从组态角度讨论平台用户中辍[5]；周涛等关注生成式 AI 用户的间歇性中辍[6]；邱均平等则发现，满意度在大学生持续使用生成式 AI 过程中具有重要影响[7]。这些研究已分别触及持续、中辍等问题，但若从时间连续性看，首次接受、实际体验、暂停使用和再次回流仍较少被放在同一框架中讨论。本文试图从这一角度进行整合。

1.2 文献分析方法

本文采用叙述性文献分析 (narrative review)。研究重点不是建立穷尽式文献库，而是围绕 TAM 与 ECM 的衔接问题选择具有代表性和解释力的成果。资料主要来自中国知网（CNKI）、Google Scholar 以及相关文献的参考文献追溯，检索内容涉及“生成式 AI/ChatGPT/大语言模型”“技术接受/TAM”“期望确认/ECM”“持续使用/中辍/回流”以及“AI 素养/信任/风险”等。选取文献时，一方面保留技术接受和持续使用领域的经典研究，另一方面重点关注 2023—2026 年生成式 AI 用户行为与教育应用研究，并补充任务匹配、认知卸载、AI 疲劳等主题。鉴于研究目标是提出概念框架，本文不按系统综述报告样本量，也不开展元分析或文献计量。

2 TAM 与 ECM 的理论衔接

2.1 TAM：初始接受的认知基础

TAM 主要解释用户在技术采用前后如何形成初始判断。其基本逻辑是：用户会估计某项技术能否改善任务结果，也会评估使用它需要付出多大努力。前者通常被称为感知有用性 (Perceived Usefulness，PU），后者为感知易用性（Perceived Ease of Use，PEOU）[1]。置于生成式 AI 情境中，PU 可表现为节约时间、扩展思路、提高文字处理效率和获得即时反馈；PEOU 除了界面操作是否简单，还涉及用户能否较顺利地获得可用输出。

自然语言交互降低了生成式 AI 的入门门槛，但并没有消除高质量使用所需的投入。打开工具、输入问题通常并不困难，真正困难的是如何说明目标、补足限制条件、连续追问并核实结果。因此，PEOU 在生成式 AI 场景中至少包含两个层面：一是界面与操作成本，二是人机协作过程中的认知投入。后一个层面与提示表达、任务拆解和事实核验关系更密切，将其完全归入传统“易用性”并不合适，更有必要与 AI 素养结合考察。

2.2 ECM：使用后评价与持续使用

ECM 把研究视角放在实际体验之后。此时，用户不再只依赖外部信息，而可以把模型的真实表现同原有期待进行比较。若实际效果符合或超过预期，确认程度通常较高，使用后的有用性判断和满意度也容易上升；反之，反复低于预期的表现可能削弱继续使用的意愿[3]。这一机制对生成式 AI 尤其重要，因为用户很难仅凭一次接触准

确了解模型在不同任务中的能力，较稳定的评价往往需要经过多轮互动才能形成。

TAM 和 ECM 虽然都讨论“有用性”，但二者并不是在同一个时间点测量同一种判断。TAM 中的 PU 往往带有较强的预期成分，可能受到口碑、初次体验和技术想象影响；ECM 关注的则是完成真实任务之后形成的经验评价。比如，同一模型在构思和语言润色中可能很省时，但在事实密集或错误成本较高的任务中，用户还要花时间核查来源、修正细节，其净收益可能明显下降。换言之，生成式 AI 是否“有用”不能脱离具体任务来谈，它会随任务风险、核验成本和使用经验而改变。

2.3 从“接受”到“持续”的双阶段逻辑

将 TAM 与 ECM 连续起来，真正需要处理的是阶段差异，而不是把两套变量简单叠加。用户尚未形成充分使用经验时，判断更多依据预期、少量尝试和外部评价；当真实任务积累到一定程度后，实际结果以及预期是否兑现会成为主要依据。这样处理后，“为何开始使用”与“为什么继续、暂停或重新使用”可以被放在同一条时间链上观察。

表 1　TAM 与 ECM 在生成式 AI 用户行为中的功能比较

比较维度	TAM	ECM	整合后的分析重点
主要问题	为何愿意开始使用	使用之后为何继续或停用	呈现从初始采用到后续选择的过程
核心变量	PU、PEOU、使用意愿	期望确认、使用后 PU、满意度	区分使用前预期与使用后经验
时间位置	采用前及使用初期	形成真实使用经验之后	观察跨阶段的评价变化
GenAI 情境扩展	AI 素养、信任、风险	输出体验、校准信任、AI 疲劳、认知卸载	任务匹配与反馈更新

3 生成式 AI 初始接受的影响机制

3.1 感知有用性与感知易用性

初次采用生成式 AI 时，用户最直接的判断仍是它能否带来实际收益。大型语言模型之所以迅速进入教育和知识工作，与其能够缩短资料整理、文字生成和反馈等待时间有关。Kasneci 等指出，大语言模型在个性化学习、写作支持与反馈方面具有潜在价值，但错误信息和偏见同样不可忽视[8]。因此，PU 不宜被理解为“功能越多越有用”，更合理的判断是：在特定任务中，节省的时间与获得的质量是否足以抵消学习、核验和修改所产生的成本。

PEOU 在生成式 AI 中的含义也比传统软件复杂。自然语言输入使基础操作十分容易，但高质量结果并不会自动出现。用户仍需要说明目标、提供必要背景、调整提示并检查事实。由此可见，“容易操作”与“容易完成任务”并非同义。后续测量若只用界面友好程度代表 PEOU，可能忽略人机协作中的认知负担，因此应考虑把操作负担与协作负担分别测量。

3.2 信任、风险与 AI 素养

生成式 AI 的输出带有概率性，这使信任问题比普通软件更突出。模型可以给出语言流畅、结构完整的答案，但表达形式本身不能保证内容正确。Tlili 等在 ChatGPT 教育应用研究中同时讨论了学习支持作用以及错误信息、伦理与学术诚信风险[9]。因此，用户实际面对的是两个不同问题：工具是否能帮助完成任务，以及当前这条输出是否值得采纳。前者偏向价值判断，后者更接近风险与可信度判断，两者并不总会得出相同结论。

AI 素养在这里也不仅指是否会操作工具。更关键的是，用户是否知道模型在哪些任务中相对可靠、何时需要交叉验证，以及错误一旦发生会带来多大后果。具备较高 AI 素养的用户通常更能识别模型边界，并据此调节自己的依赖程度。因而，AI 素养不仅可能作用于 PU 和 PEOU，也会影响风险判断与信任形成。本文采用“校准信任”这一概念，所强调的是信任与模型实际能力之间的匹配，而不是单纯追求更高的信任水平。

3.3 社会影响与任务—技术匹配

UTAUT 把社会影响与促进条件列为解释技术使用的重要因素[2]。这一思路放到生成式 AI 场景后，意味着用户的选择并非完全由个人判断

决定。学校或组织对工具的态度、同伴使用情况、内部规则以及可获得的技术支持，都会构成使用情境的一部分。本文进一步认为，这类情境因素的作用方向未必一致：鼓励性的规范可能扩大使用范围，而当任务涉及学术诚信、保密或数据合规时，制度要求也可能促使用户收缩使用范围，甚至改用人工处理。

任务—技术匹配能够解释同一用户为何在不同任务中表现出不同的采用倾向。Dishaw 和 Strong 将任务—技术匹配引入技术接受研究，认为技术只有在特征与任务要求相契合时才更容易被使用[12]。就生成式 AI 而言，头脑风暴、改写、语言润色等任务对错误的容忍度较高，而财务、法律等高责任任务更重视准确性、可追溯性与核验成本。因此，研究不能只问用户“用不用 AI”，还应进一步考察 AI 被用于哪类任务，以及它在任务分工中承担了什么角色。

4 生成式 AI 持续使用的形成机制

4.1 期望确认与使用后有用性

持续使用并不是初次采纳之后自然发生的结果。用户在反复完成任务的过程中，会持续修正对技术的认识。如果模型确实节约时间、提高质量，原先的积极预期会得到支持；如果频繁出现幻觉、偏题或高额核验成本，用户对其评价就可能下降。确认因而是一种可以反复发生的过程，而非只在第一次使用后出现。模型升级、用户能力变化或任务类型改变，都可能触发新的判断。Bhattacherjee 和 Premkumar 的纵向研究表明，信息技术使用中的信念与态度会随经验变化[13]，这也为解释停用后的再次采用提供了依据。

使用后的感知有用性，更接近用户完成任务后对“实际得失”的判断。模型功能丰富并不意味着用户一定会觉得有价值。以写作或资料整理为例，如果生成结果需要反复核对事实、重做格式并多次返工，原本节省的时间可能很快被消耗掉；相反，当用户逐渐知道哪些环节适合交给 AI、哪些环节必须自己处理，并形成较稳定的分工方式后，工具的实际价值才可能上升。由此可见，使用后有用性本质上是经验形成的净收益判断，而不是对功能清单的评价。

4.2 满意度与持续使用意愿

在 ECM 中，满意度反映用户完成使用之后对整体体验的评价[3]。生成式 AI 的满意感通常来自多个方面，例如输出是否可用、响应是否及时、修改是否方便、交互是否自然，以及结果能否较少加工就进入后续工作。Ashfaq 等关于 AI 服务代理的研究发现，满意度与持续使用意向之间存在显著关系[14]。虽然服务型聊天机器人与当前生成式 AI 并不完全相同，但这一研究仍提示：用户对交互过程和结果的总体评价，会影响下一次是否继续选择同类工具。

需要进一步区分的是，持续使用意愿并不等于持续使用行为。用户主观上愿意继续使用，也可能因订阅费用、替代工具、单位政策或交互疲劳而降低使用频率；反过来，有些用户即便满意度不高，也可能因为工作流程已经依赖某一系统而继续使用。因而，只用问卷中的持续意愿来替代真实行为，会遗漏相当一部分实际差异。更可靠的做法是结合登录记录、对话频率、任务类别和续费等行为指标进行判断。

4.3 惯性、依赖与 AI 疲劳

当生成式 AI 进入高频使用阶段，认知卸载与 AI 疲劳需要分开讨论。认知卸载是把原本需要由个体内部完成的信息加工转移到外部工具，从而降低即时认知需求[16]。若检索、综合、推理或写作长期整体交给生成式 AI，用户自身参与加工和核验的程度可能下降。AI 疲劳关注的则不是任务是否被外包，而是持续与 AI 互动所带来的心理消耗。Yang 等发现，提示不确定性与响应不确定性可能分别引发情绪疲劳和认知疲劳[17]。二者都可能影响长期使用，但前者涉及认知任务的转移，后者涉及交互过程本身的负担。

5 TAM-ECM 双阶段整合框架

综合前述分析，本文把生成式 AI 使用过程划分为前置认知、TAM 初始接受、实际使用、ECM 使用后评价和后续行为结果五个环节（图 1）。其中，“实际使用”承担前后阶段的衔接功能：只有进入真实任务，用户才有条件用经验修正原有判断。后续行为也并非只有“继续使用”一种。核验成本上升、风险增加或交互疲劳都可能导致阶段性停用；模型更新、任务需要变化或新的良好体验又可能促使用户重新采用。因此，持续、退出和回流更适合被理解为可以相互转化的行为状态。

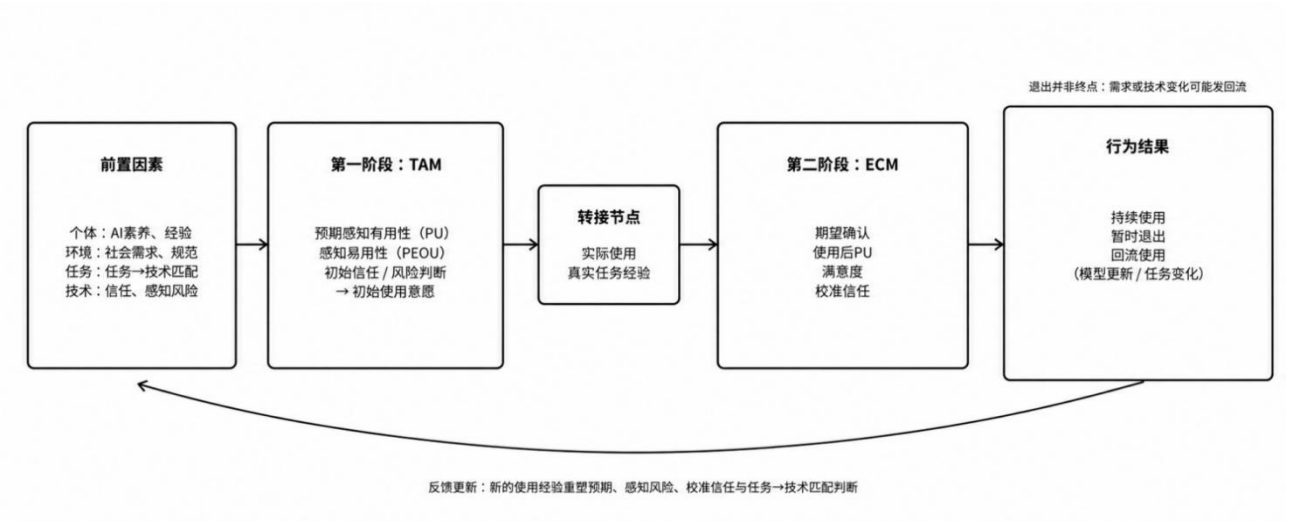


图 1　生成式 AI 接受与持续使用的 TAM-ECM 双阶段整合框架

这一框架的重点之一，是区分用户在不同阶段依赖的信息来源。真正使用之前，价值预期、操作难度、风险与可信度主要来自想象、口碑或有限体验；完成具体任务之后，输出质量、时间成本以及原有预期是否兑现会进入判断。由此，确认、满意度和校准信任都具有较明显的经验属性。即便变量名称相同，其在使用前后也可能代表不同含义，因此研究设计不宜把两类判断直接合并。

把“实际使用”设置为单独的转换环节，还有测量上的考虑。没有真实任务经验，就很难谈期望是否得到确认，也无法形成使用后的满意度。通过这一节点，可以把“准备尝试”“已经尝试”和“使用后仍继续”分别处理，避免把行为意愿、一次性采用与持续行为混为同一结果。

任务匹配和信任校准进一步限定了框架的适用方式。不同任务的错误后果、核验难度与潜在收益差别很大，生成式 AI 因此不存在脱离情境的统一价值。在错误代价高、结果又难核查的任务中，自动依赖程度应当更低，人工复核则需要更强；在低风险、易验证或偏生成性的任务中，人机分工更容易稳定下来。这意味着持续使用不能只统计频率，还要观察这种使用是否与任务风险相适配。

6 研究启示与未来方向

6.1 从意愿研究转向真实行为

技术接受研究常把行为意愿作为最终变量，但生成式 AI 平台事实上能够留下较丰富的行为记录。未来研究可将问卷结果与平台数据配合使用，例如比较自报意愿与实际使用频率、单次对话时长、主要任务类型和订阅续费情况。这样既有助于减少单一自陈资料带来的偏差，也能识别一些表面矛盾的情形，例如“愿意用但很少用”或“满意度一般却仍频繁使用”。

6.2 从横截面研究转向纵向动态研究

持续使用天然包含时间维度，单次横截面调查很难判断某种认知究竟是后续行为的原因，还是已经使用之后形成的结果。更合适的研究可以分阶段收集资料：T1 记录初始 PU、PEOU、信任和风险判断；T2 观察实际使用；T3 测量确认与满意度；T4 再记录继续、暂停或退出。如果研究期间恰逢模型升级，还可以将升级视作一个时间节点，比较前后评价是否发生变化。

6.3 从一般信任转向校准信任

传统技术接受研究往往假定，信任越高，技术越容易被采用。但生成式 AI 可能生成语言自然、形式完整却事实有误的内容，这使“高信任”本身未必是理想状态。更有意义的问题是，用户能否在模型擅长且错误代价较低的任务中适度依赖，又能否在模型能力有限或风险较高时主动核验。换言之，研究应考察的不是信任的绝对高低，而是信任是否与具体任务中的模型表现相匹配。

6.4 从持续使用转向人机能力配置

如果研究只记录生成式 AI 是否被继续使用，还不足以判断这种使用对人的能力意味着什么。Lo 的快速综述显示，ChatGPT 既可能为学习活动提供帮助，也伴随准确性、评价和学术诚信方面

的问题[10]；Dwivedi 等则从多个学科讨论了生成式 AI 在研究、组织实践和社会层面的机会与风险[11]。因此，后续研究有必要把使用行为与学习成效、任务绩效、创造力、自主加工和认知卸载放在一起考察。真正值得区分的不是“用了多少”，而是技术在什么条件下补充人的能力，又在什么条件下替代了原本应由个体完成的认知活动。

6.5 理论命题与可检验路径

为便于后续实证检验，本文把上述关系归纳为六项命题。P1：初始阶段的感知有用性对生成式 AI 使用意愿具有正向影响，其作用可能强于仅体现界面操作难度的感知易用性。P2：AI 素养有助于提升任务拆解和结果核验能力，从而改善信任校准，并减少脱离任务情境的风险判断偏差。P3：真实使用后的期望确认越高，使用后感知有用性和满意度越高。P4：满意度与校准信任共同作用于高质量持续使用，且任务风险可能改变这种作用。P5：任务—技术匹配会影响感知有用性向持续行为的转化程度。P6：连续负面体验会提高阶段性退出的可能，而模型升级、任务变化或新的正向体验可能促成回流；回流之后形成的新经验还会继续修正预期、风险判断和校准信任。

表 2　TAM-ECM 整合框架的核心命题与测量建议

命题	核心关系	建议观测内容	可能的调节因素
P1	初始 PU→使用意愿	任务效率、产出质量、净收益	AI 素养、既往使用经验
P2	AI 素养→信任校准/风险判断	核验行为、提示能力、模型边界理解	任务风险、专业知识
P3	期望确认→使用后 PU/满意度	预期兑现程度、使用后净价值	任务风险、模型表现
P4	满意度+校准信任→高质量持续使用	持续意愿与实际使用记录	任务风险、具体使用情境
P5	任务匹配调节 PU→持续行为	任务类别、错误代价	AI 素养、使用情境
P6	负面体验→退出；技术/任务变化→回流	中辍时间、退出时长、回流次数、行为日志	模型升级、任务变化

7 讨论

7.1 理论贡献与局限

本文的贡献主要体现在对使用过程的重新组织，而不是继续增加解释变量。第一，TAM 与 ECM 被放在同一时间序列中，用户从首次接受、真实使用到使用后的再评价能够被连续观察。第二，框架引入校准信任、任务—技术匹配以及“持续—退出—回流”的状态变化，以回应生成式 AI 输出不稳定、模型更新快等特征。第三，本文区分了系统采用和内容采纳两个层次：用户愿意使用某个 AI 系统，并不意味着会接受系统生成的每一条内容。在高责任任务中，这一区分尤其重要，信息采纳研究可为其提供补充解释[15]。

需要说明的是，本文的解释范围存在明显边界。首先，研究属于概念构建与叙述性综述，六项命题目前尚未由实证数据检验。其次，框架默认用户对生成式 AI 具有一定选择权；如果系统由学校或组织强制部署，个人意愿的重要性可能下降。再次，本文讨论主要基于教育和知识工作场景，消费、娱乐或陪伴型应用是否遵循同样机制，现阶段尚不能确定。最后，组织制度、平台规则和模型更新虽然被纳入外部条件，但它们之间的相互作用并未展开。上述问题都需要在后续研究中进一步处理。

7.2 理论适用边界与研究设计建议

该框架更适合用于分析自主或半自主采用，并且用户能够多次接触生成式 AI 的情境。如果组织要求必须使用某一系统，制度要求、任务安排和支持条件可能取代个人意愿成为更直接的驱动力；若任务本身只发生一次，持续使用也就不是合适的结果变量。因此，在采用 TAM 或 ECM 之前，应先判断研究对象属于自主采用、制度性采

用还是强制使用，再决定各变量在模型中的位置。

量化研究可以沿实际使用进程安排变量测量。使用前记录 PU、PEOU、初始信任、风险感知和 AI 素养；任务进行中观察任务匹配、核验行为与交互质量；任务结束后再测量确认、满意度、校准信任以及之后的持续或退出行为。若使用结构方程模型，最好通过不同时间点收集资料，并尽可能结合行为日志或实验操纵，从而降低同一时间点测量带来的因果解释限制。

量表设计还需注意概念区分。界面是否易用、提示是否有效、核验是否费力、用户能否拆分任务，实际上反映的是不同能力或成本；一般信任与“知道什么时候可以相信 AI”也不宜用同一指标代替。对于退出与回流，访谈、使用日记和任务回溯可能比一次性问卷更有解释力，因为很多所谓“停用”只是阶段性的，用户之后仍可能因模型更新或任务变化重新采用。

7.3 实践启示

对产品设计而言，持续使用本身不宜被当作唯一目标。若系统只是让用户停留更久，却没有帮助其识别结果是否可靠，这种“黏性”并不等于高质量使用。更值得关注的设计包括：让来源信息更容易查看，在答案存在不确定性时给予提示，为事实核查保留便捷入口，并对高风险任务提供醒目的人工复核提醒。与此同时，还应减少因提示反复调整、结果波动和重复返工带来的额外操作成本，使用户能够把精力更多放在任务判断而非无效试错上。

对教育机构和组织管理者而言，生成式 AI 治理也不宜停留在“允许”或“禁止”的二分做法。更可行的方式，是根据任务风险设置不同要求：低风险且容易核验的活动可以在明确边界下使用；涉及隐私、评价、科研诚信或专业责任的高风险任务，则应提高披露、人工复核和责任追踪要求。高校和科研机构还可以把 AI 素养与人机协作规范纳入课程及科研训练，使管理重点从限制工具本身转向明确责任与核验规则。

对个体用户而言，AI 素养的重点也不只是会使用工具或会写提示词。任务界定、结果核查、风险识别以及对最终决定承担责任，同样属于重要能力。较合理的人机分工，是把生成式 AI 放在信息整理、方案发散等适合外部辅助的环节，同时在关键判断、深度学习和高责任决策中保留必要的自主加工。使用程度应由任务性质决定，而不是以“多用 AI”为目标。

8 结论

生成式 AI 用户研究正在从“是否采用”转向“采用之后发生什么”。TAM 能够解释用户在接触技术前后如何判断有用性、易用性和风险，ECM 则把分析推进到真实体验后的确认、满意度与后续选择。将两者按时间顺序衔接，可以更清楚地观察用户如何由预期进入尝试，又如何根据后续经验形成继续、暂停、退出或再次采用等不同结果。

据此，本文形成了一个从前置认知、初始接受、实际使用到使用后评价，再到持续、退出或回流的 TAM-ECM 过程框架。与把持续使用视为单一终点相比，这一框架更强调用户判断会被新的使用经验反复修正。实际使用使事前的有用性预期转化为对真实收益的评价，成功或失败的交互也会改变风险认识与信任程度。对于生成式 AI 而言，更值得关注的不是如何让用户一直使用，而是用户能否在不同任务风险下保持适当依赖、必要核验和自主判断。后续研究可借助纵向追踪、平台行为记录和跨情境比较，对这一过程进行检验。

参考文献：

[1] DAVIS F D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology[J]. MIS Quarterly, 1989, 13(3): 319-340.

[2] VENKATESH V, MORRIS M G, DAVIS G B, et al. User acceptance of information technology: Toward a unified view[J]. MIS Quarterly, 2003, 27(3): 425-478.

[3] BHATTACHERJEE A. Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model[J]. MIS Quarterly, 2001, 25(3): 351-370.

[4] 赵静,倪明扬,张倩,等. AIGC 重构研究生学术实践:持续使用意愿影响因素研究[J]. 现代情报,2024,44(7):34-46.

[5] 张玥,李青宇,刘雨琪,等. 组态视角下 AIGC 应用平台用户中辍行为影响因素研究[J]. 情报理论与实践,2024,47(3):130-137,148.

[6] 周涛,张春雷,邓胜利. 基于 C-A-C 的生成式 AI 用户间歇性中辍行为研究[J]. 现代情报,2025,45(3):40-50,64.

[7] 邱均平,龙康,徐中阳. 基于 ECT-U&G 的生成式 AI 用户持续使用意愿的实证研究——以大学生为例[J]. 现代情报,2025,45(6):46-59.

[8] KASNECI E, SESSLER K, KÜCHEMANN S, et al. ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education[J]. Learning and Individual Differences, 2023, 103: 102274.

[9] TLILI A, SHEHATA B, ADARKWAH M A, et al. What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education[J]. Smart Learning Environments, 2023, 10: 15.

[10] LO C K. What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature[J]. Education Sciences, 2023, 13(4): 410.

[11] DWIVEDI Y K, KSHETRI N, HUGHES L, et al. “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy[J]. International Journal of Information Management, 2023, 71: 102642.

[12] DISHAW M T, STRONG D M. Extending the technology acceptance model with task-technology fit constructs[J]. Information & Management, 1999, 36(1): 9-21.

[13] BHATTACHERJEE A, PREMKUMAR G. Understanding changes in belief and attitude toward information technology usage: A theoretical model and longitudinal test[J]. MIS Quarterly, 2004, 28(2): 229-254.

[14] ASHFAQ M, YUN J, YU S, et al. I, Chatbot: Modeling the determinants of users’ satisfaction and continuance intention of AI-powered service agents[J]. Telematics and Informatics, 2020, 54: 101473.

[15] SUSSMAN S W, SIEGAL W S. Informational influence in organizations: An integrated approach to knowledge adoption[J]. Information Systems Research, 2003, 14(1): 47-65.

[16] RISKO E F, GILBERT S J. Cognitive offloading[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2016, 20(9): 676-688.

[17] YANG H, ZENG Y, XING H, et al. Fatigued by uncertainties: Exploring the cognitive and emotional costs of generative AI usage[J]. International Journal of Information Management, 2026, 87: 103010.