

基于AIDUA拓展模型下宫颈癌AI筛查接受意愿的实证研究

路娟¹, 吴喆^{2*}

¹吉首大学医学院, 湖南 吉首

²岳阳市中心医院妇科, 湖南 岳阳

收稿日期: 2026年7月28日; 录用日期: 2026年8月22日; 发布日期: 2026年8月28日

摘要

目的: 随着宫颈癌AI筛查逐步普及, 本研究基于人工智能设备接受模型(AIDUA), 从认知与情绪交互视角, 探讨社会影响、享乐动机、拟人化与绩效期望、努力期望及消极情绪的链式路径之间的关联, 以及这些路径与女性对宫颈癌AI筛查服务的使用意愿之间的关系。方法: 采用便利与滚雪球抽样, 线上面向18岁以上女性开展问卷调查, 共回收有效问卷436份(有效回收率93.2%)。量表基于成熟工具改编并适配情境, 通过结构方程模型进行路径分析与Bootstrap链式中介检验。结果: 研究量表信效度与整体模型拟合效果良好, 无严重共同方法偏差。社会影响、享乐动机、拟人化均与绩效期望与努力期望呈显著正相关。两类期望与消极情绪呈显著负相关, 消极情绪进而显著负向影响使用意愿。全部九项假设均获支持。结论: AIDUA模型在宫颈癌AI筛查场景中具有良好适配性。社会认可、新奇体验与人性化交互设计与绩效及努力期望的提升相关, 以及女性对AI的焦虑与不信任感的降低相关, 从而与使用意愿的提升存在关联。研究提示, 技术推广不应仅关注算法准确率, 还需同步加强社会宣传、优化交互设计、重视初次使用的情绪体验。后续研究可扩大样本地域与教育层次覆盖, 并开展多群组比较分析。

关键词

宫颈癌筛查, 人工智能, AIDUA模型, 技术接受, 消极情绪, 结构方程模型

An Empirical Study on the Acceptance Intention of AI-Assisted Cervical Cancer Screening Based on an Extended AIDUA Model

Juan Lu¹, Zhe Wu^{2*}

*通讯作者。

文章引用: 路娟, 吴喆. 基于 AIDUA 拓展模型下宫颈癌 AI 筛查接受意愿的实证研究[J]. 临床医学进展, 2026, 16(9): 23-37. DOI: 10.12677/acm.2026.1693017

¹School of Medicine, Jishou University, Jishou Hunan

²Department of Gynecology, Yueyang Central Hospital, Yueyang Hunan

Received: July 28, 2026; accepted: August 22, 2026; published: August 28, 2026

Abstract

Objective: As AI screening for cervical cancer becomes increasingly prevalent, this study draws on the Artificial Intelligence Device User Acceptance (AIDUA) model. From the perspective of cognitive-emotional interaction, it explores the serial pathways linking social influence, hedonic motivation, anthropomorphism, performance expectancy, effort expectancy, and negative emotions, as well as their relationships with women's intention to use AI-based cervical cancer screening services. **Methods:** Using convenience and snowball sampling, an online survey was conducted among women aged 18 and above. A total of 436 valid questionnaires were collected (valid response rate: 93.2%). The measurement scales were adapted from established instruments and tailored to the specific context. Path analysis and bootstrap serial mediation tests were performed using structural equation modeling (SEM). **Results:** The reliability and validity of the scales, as well as the overall model fit, were satisfactory, with no severe common method bias. Social influence, hedonic motivation, and anthropomorphism were all significantly positively correlated with both performance and effort expectancies. Both types of expectancies were significantly negatively correlated with negative emotions, which in turn had a significant negative impact on the intention to use. All nine hypotheses were supported. **Conclusion:** The AIDUA model demonstrates good applicability in the context of AI screening for cervical cancer. Social approval, novel experiences, and humanized interaction design are associated with enhanced performance and effort expectancies, as well as reduced anxiety and distrust toward AI, thereby increasing the intention to use. These findings suggest that technology promotion should not focus solely on algorithmic accuracy; it must also be accompanied by strengthened public awareness campaigns, optimized interaction design, and careful attention to users' emotional experiences during their first use. Future research should expand the geographic and educational coverage of the sample and conduct multi-group comparative analyses.

Keywords

Cervical Cancer Screening, Artificial Intelligence, AIDUA Model, Technology Acceptance, Negative Emotions, Structural Equation Modeling

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

宫颈癌是全球女性第四大常见恶性肿瘤, 2022 年全球新增病例约 66.1 万例, 死亡约 34.8 万例, 中国新发病例约 15.1 万, 死亡约 5.6 万[1] [2]。高危型人乳头瘤病毒的持续感染是其发生的必要条件[3], 这使得宫颈癌成为极少数可防可控的恶性肿瘤之一。早期筛查是降低宫颈癌发病率和死亡率最为有效的公共卫生手段[4]。然而, 以液基薄层细胞学检测为代表的主流筛查方法仍高度依赖病理医生的人工判读[5], 人力成本高、效率低、主观性强, 基层机构普遍缺乏阅片资质人员, 导致筛查覆盖率远未达到世界卫生组织提出的“70%适龄女性定期接受高质量筛查”的全球目标[6] [7]。提升筛查服务的可及性与运行

效率, 已成为亟待解决的重大公共卫生议题[8]。

人工智能技术的快速发展为上述困境提供了新的技术路径。当前医学领域聚焦于 AI 辅助诊断结果与临床判读标准的一致性验证, 计算机科学领域致力于深度学习模型检测性能的持续优化。但技术可行性并不等同于公众接受度, 普通民众对“由人工智能判读自身癌症筛查结果”这一新型服务模式持何种态度, 其接受意愿受哪些因素影响, 现有研究对此类问题的回答远不充分[9] [10]。若目标群体从心理层面产生抵触, 任何技术优势都无法转化为实际的公共卫生效益。

在技术接受研究的理论源头, 最具影响力的框架当属技术接受模型(TAM)与整合技术接受与使用理论(UTAUT), 二者核心逻辑一致: 个体对技术的使用意愿主要与绩效期望和努力期望两类认知评价相关[11] [12]。这一逻辑隐含用户是理性决策者的假设。然而, 人工智能技术的兴起从根本上改变了人与技术之间的关系。AI 不再是等待人类操作的被动工具, 而是具备了某种程度的自主性、学习能力和拟人交互特征, 焦虑、担忧、不信任等消极情绪开始在用户的决策过程中占据显著权重[13] [14]。旧模型在解释传统信息系统接受行为时依然有效, 但在面对 AI 这一全新形态的技术时已显现出解释力的结构性不足。

人工智能设备使用接受模型(AIDUA)由 Gursay 等[15]学者于 2019 年提出, 专门用于解释用户对 AI 设备的接受行为。与 TAM 和 UTAUT 不同, 该模型在保留绩效期望和努力期望两类认知变量的基础上, 将消极情绪纳入模型, 构建了“认知评价-情绪反应-行为意愿”的链式传导路径, 并设置了拟人化和享乐动机变量以回应 AI 设备的自主决策与体验属性[16] [17]。该模型涵盖社会影响、享乐动机、拟人化、绩效期望、努力期望、消极情绪与使用意愿七个核心构念。

尽管 AIDUA 模型已在酒店服务机器人、金融智能顾问等商业服务情境中得到验证, 但其在医疗健康领域, 尤其是癌症筛查这一高敏感性诊断情境中的应用尚处于理论空白。本研究首次将 AIDUA 模型引入宫颈癌 AI 筛查场景, 以普通民众为研究对象, 系统检验该模型在健康诊断情境中的适用性。研究核心问题为: 在宫颈癌 AI 筛查情境下, AIDUA 模型中的前因变量如何通过认知评价变量与情绪变量的链式传导, 最终影响普通民众的使用意愿。

基于上述分析, 本研究拟解决的核心问题可表述为: 在宫颈癌 AI 筛查情境下, AIDUA 模型中的前因变量与认知评价变量及情绪变量的链式传导之间的关联如何反映普通民众的使用意愿。具体而言, 研究聚焦两个子问题: 第一, 社会影响、享乐动机、拟人化三个前因变量对绩效期望与努力期望两类认知评价的关联方向与强度如何; 第二, 消极情绪在认知评价向行为意愿转化过程中的关联模式如何。为此, 本研究以 AIDUA 模型为理论基础, 面向普通女性群体开展问卷调查, 采用结构方程模型进行假设检验[18] [19]。

2. 理论框架与研究假设

2.1. 假设推导的整体逻辑

本研究以 AIDUA 模型为理论基础, 将用户对宫颈癌 AI 筛查设备的接受过程划分为三个依次递进的环节: 前因变量与认知评价变量的关联、认知评价变量与情绪变量的影响、情绪变量对行为意愿的关联。社会影响、享乐动机与拟人化三个前因变量分别作用于绩效期望与努力期望两类认知评价, 绩效期望与努力期望进而影响消极情绪, 消极情绪最终决定使用意愿, 形成“前因-认知-情绪-意愿”的清晰链条。

2.2. 社会影响与两类期望关联

社会影响是指个体从家人、朋友、医生等重要他人处感知到的支持性态度或规范性压力[20]。在技术

接受研究中, 社会影响被普遍视为与用户认知评价存在关联的关键前因[11]。当新技术获得个体所信任之人的推荐或认可时, 个体可能倾向于认为该技术具有较高的可靠性和实用价值。在宫颈癌 AI 筛查情境中, 若家庭医生告知患者“该 AI 系统的判读准确率已通过临床验证”, 或亲友反馈“筛查结果与医生判断一致”, 这类来自可信来源的正面信息可能显著增强用户对 AI 筛查技术性能的信心, 同时降低对操作复杂性的主观感知[21]。基于此, 提出如下假设:

H1: 社会影响与绩效期望呈正相关。

H2: 社会影响与努力期望呈正相关。

2.3. 享乐动机与两类期望的关联

享乐动机是指个体在使用新技术过程中所体验到的趣味性、新奇感和内在愉悦感[22]。AIDUA 模型引入该变量反映了 AI 设备作为新兴技术所特有的体验属性[17]。对新技术持好奇与探索态度的用户, 其积极的心理状态容易迁移至对技术能力的判断, 可能倾向于相信 AI 筛查具备优良的性能表现; 同时, 当一项活动被感知为有趣时, 个体对其操作复杂性的敏感度会显著降低[17]。因此, 提出如下假设:

H3: 享乐动机与绩效期望呈正相关。

H4: 享乐动机与努力期望呈正相关。

2.4. 拟人化与两类期望的关联

拟人化是指 AI 系统在交互界面、语音反馈、表情姿态等方面呈现类人特征的程度[23]。当 AI 设备表现出类人特征时, 用户可能无意识地将人际交互的认知框架应用于人机交互情境[24]。在绩效期望层面, 类人化的外观与行为本身传递了“专业”与“可靠”的信号; 在努力期望层面, 类人化的交互方式更接近人类日常沟通的自然模式, 认知负荷显著降低[16]。由此, 提出如下假设:

H5: 拟人化与绩效期望呈正相关。

H6: 拟人化与努力期望呈正相关。

2.5. 两类期望与消极情绪的关联

消极情绪是指个体在面对 AI 筛查时产生的焦虑、担忧、不信任等负面情感体验[25]。在 AIDUA 模型的理论架构中, 认知评价变量被设定为情绪反应的前置因素[26]。当用户相信 AI 筛查能够提高检测准确性、减少漏诊风险时, 其对结果可靠性的担忧可能显著降低; 若用户认为筛查系统的操作流程清晰易懂, 面对新技术时由不确定性引发的紧张感也可能得到有效缓解[27]。绩效期望与努力期望从不同路径共同与消极情绪的消解存在关联。据此, 提出如下假设:

H7: 绩效期望与消极情绪呈负相关。

H8: 努力期望与消极情绪呈负相关。

2.6. 消极情绪与使用意愿的关联

使用意愿是指个体在条件允许的情况下愿意尝试使用 AI 辅助宫颈癌筛查的主观倾向[28]。在行为决策研究中, 情绪已被证实对个体的选择行为具有显著的驱动作用, 其影响往往超越理性认知评价而占据主导地位[26]。这一现象在高风险决策情境中尤为突出——当决策涉及健康乃至生命安全的重大后果时, 情感反应往往比客观信息更具行为引导力[27]。在高风险决策情境中尤为突出。用户若对 AI 判读自身筛查结果感到焦虑, 其最直接的行为反应便是选择回避, “不做”成为规避感知风险的心理防御策略。综上, 提出如下假设:

H9: 消极情绪与使用意愿呈负相关。

2.7. 理论模型

基于上述九项假设所构建的理论模型如图 1 所示。该模型以社会影响、享乐动机、拟人化为前因变量, 以绩效期望与努力期望为认知评价变量, 以消极情绪为情绪变量, 以使用意愿为结果变量, 完整呈现了“前因-认知-情绪-意愿”的链式传导路径。

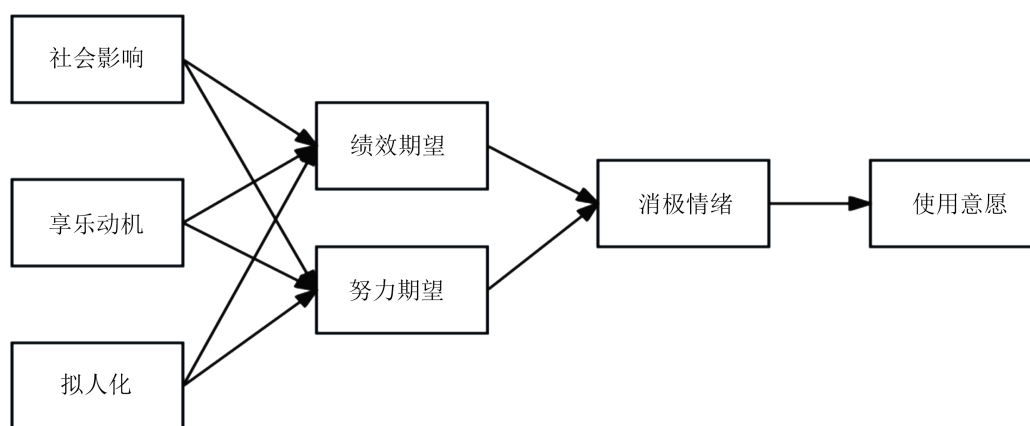


Figure 1. Theoretical model
图 1. 理论模型

3. 研究设计与数据收集

3.1. 问卷设计

本研究的调查问卷由核心变量测量题项与人口统计学信息两部分构成。所有核心变量的测量题项均改编自己文献中经过验证的成熟量表, 采用李克特 5 级评分法(1=“非常不同意”, 5=“非常同意”)。社会影响量表改编自 Venkatesh 等(2003)[11]开发的 UTAUT 量表, 共 3 个题项。享乐动机量表参考 Gursoy 等(2019)[15] AIDUA 模型中的享乐动机维度, 共 3 个题项。拟人化量表借鉴 AIDUA 模型中的相应维度, 共 3 个题项[16]。绩效期望与努力期望量表参考 UTAUT 模型对应维度并结合 AIDUA 模型进行情境化调整, 各含 3 个题项。消极情绪量表参考 AIDUA 模型中消极情绪维度的测量方式, 共 3 个题项。所有题项均进行情境化改编, 将通用表述替换为与“宫颈癌 AI 筛查”直接相关的具体表述。问卷初稿完成后邀请 3 位相关领域研究者对题项的清晰度与情境适配性进行评审并修订。

问卷末尾设置了人口统计学信息部分, 用于收集受访者的年龄、受教育程度、月收入水平、所在地区以及是否有宫颈癌筛查经历等基本信息, 作为后续分析的控制变量。完整问卷各变量的具体题项内容见表 1。

Table 1. Measurement items and sources of each variable
表 1. 各变量测量题项与来源

变量	编号	测量题项	量表来源
社会影响	S11	我的家人会支持我使用 AI 辅助宫颈癌筛查	Venkatesh et al. (2003) [11]
	S12	我信任的医生推荐 AI 筛查会影响我的选择	
	S13	周围的朋友认可 AI 筛查技术, 会让我更愿意尝试	

续表

享乐动机	HM1	尝试使用 AI 进行宫颈癌筛查会让我感到新奇有趣	Gursoy et al. (2019) [15]
	HM2	使用 AI 筛查技术对我来说是一种新鲜的体验	
	HM3	我愿意为了体验新技术而尝试 AI 宫颈癌筛查	
拟人化	AN1	我希望 AI 筛查系统有接近人类的交互方式(如语音引导、友好界面)	Gursoy et al. (2019) [15]
	AN2	如果 AI 筛查系统能像医护人员一样与我沟通, 我会更放心	
	AN3	我认为 AI 筛查系统具备一定的类人化特征会让我更信任它	
绩效期望	PE1	我认为 AI 辅助筛查能够提高宫颈癌检测的准确性	Venkatesh et al. (2003) [11]; Gursoy et al. (2019) [15]
	PE2	AI 筛查技术能够更快地给出检测结果, 提高筛查效率	
	PE3	总体而言, AI 筛查对提高宫颈癌检出率有帮助	
努力期望	EE1	学习如何使用 AI 宫颈癌筛查系统对我来说是容易的	Venkatesh et al. (2003) [11]; Gursoy et al. (2019) [15]
	EE2	AI 筛查系统的操作流程清晰易懂	
	EE3	总体而言, 使用 AI 筛查技术不会耗费我太多精力	
消极情绪	NE1	我对由 AI 判读我的宫颈癌筛查结果感到焦虑	Gursoy et al. (2019) [15]
	NE2	我担心 AI 筛查系统可能存在漏诊或误诊的风险	
	NE3	相比 AI, 我更信任医生的判读, 对 AI 判读感到不放心	
使用意愿	BI1	如果条件允许, 我愿意尝试使用 AI 辅助宫颈癌筛查	Venkatesh et al. (2003) [11]; Gursoy et al. (2019) [15]
	BI2	我会优先考虑选择提供 AI 筛查服务的医疗机构	
	BI3	总体而言, 我对使用 AI 宫颈癌筛查持积极态度	

注: 所有题项均采用李克特 5 级评分法, 1 = “非常不同意”, 5 = “非常同意”。

3.2. 数据收集

本研究采用便利抽样与滚雪球抽样相结合的方式招募 18 周岁以上的普通女性群体[29]。问卷通过问卷星平台制作并发放, 主要通过微信等社交媒体渠道传播, 全程匿名, 所有题项均设置为必答。样本量遵循结构方程模型分析标准, 本研究共 21 个测量题项, 按照 Bentler 和 Chou (1987) [19]提出的要求, 样本量至少为测量题项数量的 5 倍, 最低不少于 200 份。本研究计划回收有效问卷不低于 300 份。问卷发放时间为 2026 年 5 月至 6 月。无效问卷剔除标准: 所有题项选择同一答案、作答时间少于 60 秒、存在明显逻辑矛盾的问卷。

3.3. 数据分析方法

本研究采用结构方程模型进行假设检验, 遵循 Anderson 和 Gerbing (1988) [18]提出的“测量模型评估 - 结构模型评估”两步法策略, 使用 SPSS 26.0 和 AMOS 26.0 进行分析。首先进行描述性统计与相关性分析; 其次进行测量模型的信效度评估, 信度采用 Cronbach’s α 系数和组合信度(CR), 要求均高于 0.70 [30], 效度包括聚合效度(标准化因子载荷 > 0.60 且 AVE > 0.50)与区分效度(AVE 平方根 > 相关系数); 再次进行结构模型的路径分析, 采用最大似然估计法, 模型拟合优度评价指标为 χ^2/df (<3 良好)、CFI (>0.90 可接受)、TLI (>0.90 可接受)、RMSEA (<0.08 可接受)、SRMR (<0.08 可接受) [31]。最后采用 Bootstrap 法(抽样 5000 次)对链式传导路径进行检验, 95%置信区间不包含 0 则表明效应显著。

4. 预测试与初步分析

高中/中专占 17.4%，大学专科占 25.7%，大学本科占 42.2%，研究生及以上占 8 在正式数据收集之前，本研究进行了预测试，以评估问卷的信效度、检验理论假设的初步适配性，并为正式调查的样本量确定与问卷修订提供依据。

4.1. 预测试样本与数据收集

预测试于 2026 年 5 月上旬进行，通过问卷星平台制作电子问卷，通过微信等社交媒体渠道发放。调查对象为 18 周岁以上的普通女性群体，共回收问卷 240 份。剔除所有题项选择同一答案、作答时间少于 60 秒以及存在明显逻辑矛盾的问卷后，得到有效问卷 218 份，有效回收率为 90.8%。预测试样本量满足结构方程模型对初步分析的要求，即不少于 200 份(Anderson & Gerbing, 1988) [18]。

4.2. 样本特征

预测试样本的人口统计学特征如表 2 所示。年龄方面，18~25 岁占 29.8%，26~35 岁占 37.6%，36~45 岁占 20.6%，46~55 岁占 8.3%，56 岁及以上占 3.7%；受教育程度方面，初中及以下占 6.0%；月收入水平方面，3000 元以下占 20.6%，3000~6000 元占 34.4%，6000~10,000 元占 29.4%，10,000 元以上占 15.6%；所在地区方面，东部占 45.0%，中部占 33.0%，西部占 22.0%；有宫颈癌筛查经历的受访者占 40.4%。

Table 2. Demographic characteristics of pretest samples (N = 218)
表 2. 预测试样本人口统计学特征(N = 218)

特征变量	类别	频数	百分比
年龄	18~25 岁	65	29.8%
	26~35 岁	82	37.6%
	36~45 岁	45	20.6%
	46~55 岁	18	8.3%
	56 岁及以上	8	3.7%
受教育程度	初中及以下	13	6.0%
	高中/中专	38	17.4%
	大学专科	56	25.7%
	大学本科	92	42.2%
	研究生及以上	19	8.7%
月收入水平	3000 元以下	45	20.6%
	3000~6000 元	75	34.4%
	6000~10,000 元	64	29.4%
	10,000 元以上	34	15.6%
所在地区	东部	98	45.0%
	中部	72	33.0%
	西部	48	22.0%
宫颈癌筛查经历	是	88	40.4%
	否	130	59.6%

预测试结果整体上支持了本研究所提出的理论模型与九项假设, 各量表的信度与效度均达到可接受水平, 模型拟合良好。基于预测试结果, 正式调查的问卷未作重大调整, 仅对部分题项的措辞进行了细微优化。正式调查将按照既定的数据收集方案扩大样本量, 以进一步检验假设的稳健性与模型的泛化能力。

5. 结果

5.1. 数据收集与样本特征

调查于 2026 年 5 月中旬至 6 月上旬进行, 共回收问卷 468 份, 剔除无效问卷后得到有效问卷 436 份, 有效回收率为 93.2%。样本中 18~25 岁占 27.5%, 26~35 岁占 35.3%, 36~45 岁占 21.6%, 46~55 岁占 10.3%, 56 岁及以上占 5.3%; 初中及以下占 7.8%, 高中/中专占 18.8%, 大学专科占 24.8%, 大学本科占 39.0%, 研究生及以上占 9.6%; 月收入 3000 元以下占 19.0%, 3000~6000 元占 33.9%, 6000~10,000 元占 30.3%, 10,000 元以上占 16.7%; 东部占 43.8%, 中部占 34.2%, 西部占 22.0%; 有宫颈癌筛查经历的受访者占 41.1% (表 3)。

Table 3. Demographic characteristics of survey samples (N = 436)
表 3. 调查样本人口统计学特征(N = 436)

特征变量	类别	频数	百分比
年龄	18~25 岁	120	27.5%
	26~35 岁	154	35.3%
	36~45 岁	94	21.6%
	46~55 岁	45	10.3%
	56 岁及以上	23	5.3%
受教育程度	初中及以下	34	7.8%
	高中/中专	82	18.8%
	大学专科	108	24.8%
	大学本科	170	39.0%
	研究生及以上	42	9.6%
月收入水平	3000 元以下	83	19.0%
	3000~6000 元	148	33.9%
	6000~10,000 元	132	30.3%
	10,000 元以上	73	16.7%
所在地区	东部	191	43.8%
	中部	149	34.2%
	西部	96	22.0%
宫颈癌筛查经历	是	179	41.1%
	否	257	58.9%

由于所有变量均通过自陈量表在同一时间点收集,可能存在共同方法偏差问题[32]。采用 Harman 单因子检验法进行评估,第一个因子的方差解释率为 27.4%, 低于 40%的临界标准[29], 表明不存在严重的共同方法偏差。

5.2. 描述性统计与相关分析

各变量的均值、标准差及 Pearson 相关系数如表 4 所示。社会影响的均值为 3.42 (SD = 1.02), 享乐动机的均值为 3.18 (SD = 1.08), 拟人化的均值为 3.05 (SD = 0.98), 绩效期望的均值为 3.68 (SD = 0.92), 努力期望的均值为 3.45 (SD = 0.96), 消极情绪的均值为 3.27 (SD = 1.12), 使用意愿的均值为 3.51 (SD = 1.05)。相关分析结果为假设路径提供了初步支持: 三个前因变量与两类期望均呈显著正相关, 两类期望与消极情绪呈显著负相关, 消极情绪与使用意愿呈显著负相关(均 $p < 0.01$), 方向与理论预期一致。

Table 4. Means, standard deviations and correlation coefficients of all variables (N = 436)

表 4. 各变量均值、标准差与相关系数(N = 436)

变量	M	SD	1	2	3	4	5	6	7
1) 社会影响	3.42	1.02	1						
2) 享乐动机	3.18	1.08	0.35**	1					
3) 拟人化	3.05	0.98	0.31**	0.38**	1				
4) 绩效期望	3.68	0.92	0.48**	0.52**	0.46**	1			
5) 努力期望	3.45	0.96	0.41**	0.44**	0.39**	0.54**	1		
6) 消极情绪	3.27	1.12	-0.29**	-0.33**	-0.28**	-0.43**	-0.38**	1	
7) 使用意愿	3.51	1.05	0.37**	0.42**	0.36**	0.49**	0.44**	-0.51**	1

注: M 为均值, SD 为标准差; **表示 $p < 0.01$ (双尾检验)。

5.3. 信度与效度检验

信度分析结果如表 5 所示, 各变量的 Cronbach's α 系数介于 0.82 至 0.90 之间, 组合信度(CR)介于 0.83 至 0.91 之间, 均高于 0.70 的可接受阈值, 表明量表具有良好的内部一致性。

Table 5. Reliability and convergent validity test results (N = 436)

表 5. 信度与聚合效度检验结果(N = 436)

变量	Cronbach's α	CR	AVE
社会影响	0.84	0.85	0.61
享乐动机	0.87	0.88	0.66
拟人化	0.82	0.83	0.55
绩效期望	0.88	0.89	0.67
努力期望	0.85	0.86	0.62
消极情绪	0.90	0.91	0.73
使用意愿	0.86	0.87	0.64

效度评估包括聚合效度与区分效度。聚合效度通过各题项在对应潜变量上的标准化因子载荷及平均方差抽取量(AVE)进行判断[33]。验证性因子分析结果显示, 各题项的标准化因子载荷介于 0.68 至 0.89 之间, 均高于 0.60 的判定标准; 各变量的 AVE 值介于 0.55 至 0.73 之间, 均超过 0.50 的阈值(Fornell & Larcker, 1981), 表明聚合效度良好。区分效度通过比较各变量 AVE 的平方根与变量间的相关系数加以评估。各变量 AVE 的平方根介于 0.74 至 0.85 之间, 均大于该变量与其他变量的相关系数绝对值(最大相关系数为 0.54), 表明区分效度通过检验(Fornell & Larcker, 1981) [30] [34]。

5.4. 模型拟合与假设检验

本研究采用结构方程模型对理论假设进行初步检验, 模型拟合指标如表 6 所示。 $\chi^2/\text{df} = 1.58$, CFI = 0.95, TLI = 0.94, RMSEA = 0.052, SRMR = 0.058, 各项指标均达到可接受标准, 表明模型与数据拟合良好。

Table 6. Model fit indices (N = 436)
表 6. 模型拟合指标(N = 436)

拟合指标	实际值	判断标准	是否达标
χ^2/df	1.58	<3.00 良好	是
CFI	0.95	>0.90 可接受, >0.95 良好	是
TLI	0.94	>0.90 可接受	是
RMSEA	0.052	<0.08 可接受, <0.06 良好	是
SRMR	0.058	<0.08 可接受	是

各路径系数的估计结果如表 7 和图 2 所示。H1 至 H6 的检验结果与三个前因变量对两类期望的正向关联的假设一致。社会影响与绩效期望($\beta = 0.33$, $p < 0.001$)及努力期望($\beta = 0.29$, $p < 0.001$)均呈显著正相关, H1 和 H2 得到数据支持。享乐动机与绩效期望($\beta = 0.40$, $p < 0.001$)及努力期望($\beta = 0.34$, $p < 0.001$)均呈显著正相关, H3 和 H4 得到数据支持。拟人化与绩效期望($\beta = 0.31$, $p < 0.001$)及努力期望($\beta = 0.27$, $p < 0.01$)均呈显著正相关, H5 和 H6 成立得到数据支持。

Table 7. Hypothesis test results (N = 436)
表 7. 假设检验结果(N = 436)

假设	路径	标准化系数(β)	p 值	结果
H1	社会影响→绩效期望	0.33	<0.001	支持
H2	社会影响→努力期望	0.29	<0.001	支持
H3	享乐动机→绩效期望	0.40	<0.001	支持
H4	享乐动机→努力期望	0.34	<0.001	支持
H5	拟人化→绩效期望	0.31	<0.001	支持
H6	拟人化→努力期望	0.27	<0.01	支持
H7	绩效期望→消极情绪	-0.35	<0.001	支持
H8	努力期望→消极情绪	-0.29	<0.001	支持
H9	消极情绪→使用意愿	-0.48	<0.001	支持

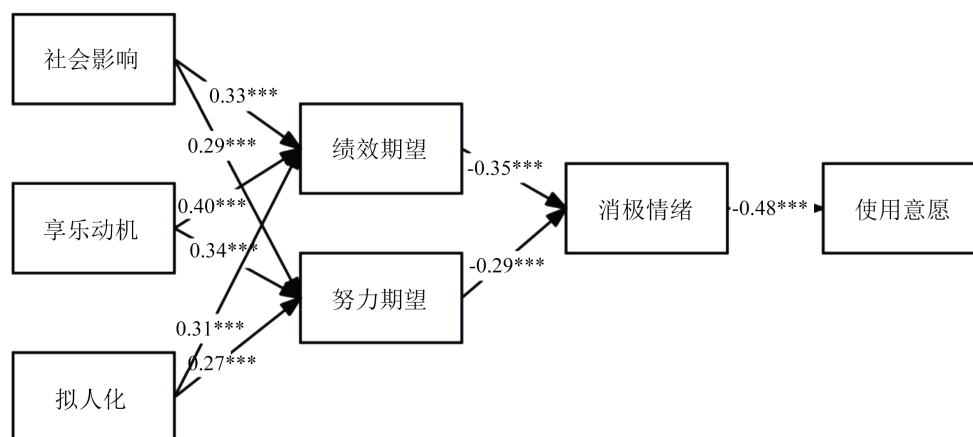


Figure 2. Research model and standardized path coefficients

图 2. 研究模型与标准化路径系数图

H7 和 H8 的检验结果表明, 绩效期望与消极情绪呈显著负相关($\beta = -0.35, p < 0.001$), 努力期望与消极情绪呈显著负相关($\beta = -0.29, p < 0.001$), H7 和 H8 得到数据支持。H9 的检验结果表明, 消极情绪与使用意愿呈显著负相关($\beta = -0.48, p < 0.001$), H9 得到数据支持。上述测试结果与理论预期方向一致, 为后续假设检验提供了支持。

6. 讨论

6.1. 核心研究发现与理论价值

本研究将 AIDUA 模型引入宫颈癌 AI 筛查这一高敏感性的医疗诊断情境, 基于 436 份有效问卷的实证数据, 数据与“前因变量 - 认知评价 - 情绪反应 - 使用意愿”的完整链式传导模式相一致。九项假设全部获得数据支持, 表明 AIDUA 模型可能适用于健康诊断领域。

本研究与经典 TAM 及 UTAUT 最显著的差异在于发现数据与消极情绪在认知评价与行为意愿之间的关键中介效应相一致。在 UTAUT 原始框架中, 行为意愿主要由绩效期望、努力期望和社会影响直接预测, 情绪因素未被赋予独立且核心的因果位置。然而, 本研究中消极情绪对使用意愿的标准化路径系数达-0.48 ($p < 0.001$), 其绝对值超过了绩效期望和努力期望与消极情绪的关联强度。这一差距提示, 在癌症筛查领域, 情感反应可能并非认知评价的附带产物, 而可能是具有相对独立预测力的关键变量[35][36]。

社会影响与绩效期望的关联($\beta = 0.33$)略高于 UTAUT 原始报告中基于医疗情境的部分样本估计值, 这可能与中国社会特有的群体观念文化有关[37][38]。在宫颈癌筛查这一涉及隐私与重大健康风险的决策中, 女性更愿意参考身边信任人群传递的信息, 家人、亲友及接诊医生的看法往往比公开宣传信息更具说服力。

享乐动机与两项认知变量的关联强度在三类前置因素里排名第一($\beta = 0.40, 0.34$)。本次调研数据提示: 对新技术抱有探索兴趣的女性, 更容易看好 AI 筛查的检测能力, 也不会过度担心操作流程繁琐。享乐动机能够调动个体积极心理状态, 让人下意识更多关注技术带来的收益, 忽略潜在操作成本。

拟人化同样与绩效期望、努力期望呈正相关($\beta = 0.31, 0.27$), 证实人性化交互设计在医疗 AI 产品中具备真实的落地价值。当筛查系统交互方式贴近日常人际沟通, 用户会把平时和医护人员交往建立的信任感直接转移到 AI 技术上。但需警惕 Gray 和 Wegner (2012) [39]指出的“恐怖谷”效应, 在医疗 AI 的拟人化设计中需把握适度原则。

绩效期望、努力期望均与消极情绪的降低显著相关($\beta = -0.35, -0.29$), 其中绩效期望的影响力度更高, 侧面说明癌症筛查属于高风险健康决策场景, 用户第一看重技术检测可信度, 操作便捷性带来的情绪安抚作用相对有限, 体现出健康决策下风险感知独有的特征。

6.2. 实践推广启示

第一, 社会影响的关联十分突出($\beta = 0.33, p < 0.001$), 意味着宫颈癌 AI 筛查宣传不能只面向女性个体, 还要把社区医生、家属这类关键意见人群纳入整体宣传体系。基层医疗机构可组织社区全科医生开展专项培训, 让医生在日常问诊过程中主动向适龄女性推荐 AI 筛查[21]。

第二, 享乐动机的关联($\beta = 0.40, p < 0.001$)提示宣传思路可以适当调整, 减少过度渲染患病风险带来的恐慌感, 多突出新技术智能、创新的体验感, 采用“体验新型智能筛查”“AI 辅助快速判读”这类正向表述。

第三, 拟人化的关联结果($\beta = 0.31, p < 0.001$)可为筛查界面的开发提供参考。应优化语言引导自然度、操作反馈及时性与亲和力, 搭配可视化进度提示、通俗化结果解读模块, 弱化设备冰冷的机械感[40]。但不建议为 AI 设置专属人名、虚构卡通人物形象, 防止在严肃医疗场景引发用户抵触心理。

第四, 消极情绪是与女性接受筛查意愿降低密切相关的核心因素($\beta = -0.48, p < 0.001$), 需要配套情绪疏导方案。筛查前向用户完整介绍操作流程与真实临床成功案例; 筛查过程中保留人工客服实时对接通道。这种人机协同的服务模式, 相比单纯反复强调 AI 检测准确率, 更能缓解用户内心的焦虑感[9]。Bracic 等(2026) [41]发现临床医生的在场能使患者选择 AI 辅助诊疗的概率提高 18.4%, 充分说明“人在回路”的设计不仅是技术安全的要求, 更是建立患者信任、缓解情绪焦虑的关键策略。

6.3. 研究不足与未来研究方向

本次研究存在以下几方面局限, 后续研究可针对性完善。

第一, 本研究采用便利抽样与滚雪球抽样相结合的非概率抽样策略, 样本以中青年、高学历女性为主(25~35 岁占 35.3%, 本科及以上占 48.6%)。非概率抽样无法保证样本代表性, 社交媒体招募可能过度覆盖信息素养较高的活跃网络用户, 从而低估消极情绪在一般人群中的普遍性。当前结论的边界条件应限定为“具有较高教育水平和网络参与度的城市适龄女性”, 向农村、低学历及中老年群体推广时需谨慎外推。后续应采用分层随机抽样或配额抽样, 重点增加目标人群(如中西部农村女性)样本, 检验模型在不同亚群体中的稳定性。

此外, 尽管 Harman 单因子检验显示不存在严重的共同方法偏差(第一个因子解释率为 27.4%), 但由于所有变量均通过自陈量表在同一时间点由同一受访者填写, 共同方法偏差仍可能膨胀变量间的关联强度。该检验对方法因子的识别效力有限, 当前路径系数可能受到共同方法方差的系统性影响而被高估。未来研究应在数据收集阶段采取程序性控制措施(如时间滞后设计、引入客观行为记录、嵌入反向计分题项), 并在统计层面采用潜在方法因子控制法(ULMC)或标记变量技术进行更严格的检验与校正。

第二, 横截面设计无法判定变量间的因果走向, 仅能揭示特定时间点的共变关系, 不能排除反向因果或第三方潜变量的替代解释。例如, 对 AI 筛查持高度焦虑态度的受访者, 其消极情绪可能同时拉低绩效期望与使用意愿, 造成虚假关联。因此, 当前结果应被理解为预测关系而非因果关系, 后续可采用纵向追踪调研或实验操纵法进一步探索因果可能性。

第三, 本次仅纳入消极情绪单一维度, 但女性接触 AI 筛查时亦会产生安心、期待等积极情绪, 两类情绪并非简单对立。后续可新增积极情绪变量, 对比两类情绪对使用意愿开展长期追踪, 结合客观就诊记录验证模型现实适配度。

第四, 本文测量指标仅为使用意愿, 和女性实际到院参与筛查的真实行为存在一定差距。后续可在已落地 AI 筛查的社区开展长期追踪调研, 对比问卷填报意愿与真实筛查就诊记录。

第五, 本次未纳入健康素养、固有技术焦虑、既往筛查经历等个体差异变量, 亦未对有/无筛查经历者进行分组比较。后续可将上述变量作为调节变量, 开展多群组分析, 探究模型适用边界。

综上, 本次研究数据支持 AIDUA 模型可能适用于宫颈癌 AI 筛查场景, 若后续能有研究在更大规模、更多元样本中复现并深化上述发现, 将进一步为 AI 筛查技术面向公众推广提供完整理论支撑与可落地的公共卫生推广方案, 助力国内宫颈癌防控工作稳步推进。

声 明

本研究为匿名横断面问卷调查研究, 不涉及患者临床病历隐私泄露, 所有受访者知情同意, 符合医学科研基本伦理要求。

参考文献

- [1] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., et al. (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [2] 陈茹, 魏文强. 《2022 年中国癌症发病和死亡报告》解读[J]. 中国实用外科杂志, 2025, 45(2): 174-180.
- [3] 周庆云, 蔺茹, 石清芳, 等. 非典型腺细胞在子宫颈细胞学筛查中的临床意义[J]. 中国妇产科临床杂志, 2020, 21(2): 150-153.
- [4] 李影, 邱丽华. 宫颈癌 MRI 影像组学研究现状及进展[J]. 中国医学影像技术, 2023, 39(9): 1407-1410.
- [5] 刘红霞, 郭娟, 杨艳, 等. 宫颈癌及癌前病变筛查的研究进展[J]. 检验医学与临床, 2023, 20(19): 2911-2914+2935.
- [6] World Health Organization (2020) Global Strategy to Accelerate the Elimination of Cervical Cancer as a Public Health Problem. World Health Organization.
- [7] 加速消除宫颈癌行动计划(2023-2030 年) [J]. 中国病毒病杂志, 2023, 13(4): 243-244.
- [8] Nour, M.K., Issaoui, I., Edris, A., Mahmud, A., Assiri, M. and Ibrahim, S.S. (2024) Computer Aided Cervical Cancer Diagnosis Using Gazelle Optimization Algorithm with Deep Learning Model. *IEEE Access*, **12**, 13046-13054. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3351883>
- [9] Ostrom, A.L., Fotheringham, D. and Bitner, M.J. (2018) Customer Acceptance of AI in Service Encounters: Understanding Antecedents and Consequences. In: Maglio, P.P., et al., Eds., *Service Science: Research and Innovations in the Service Economy*, Springer International Publishing, 77-103. https://doi.org/10.1007/978-3-319-98512-1_5
- [10] Zhang, X., Ji, J., Zhang, Q., Zheng, X., Ge, K., Hua, M., et al. (2025) A Large Annotated Cervical Cytology Images Dataset for AI Models to Aid Cervical Cancer Screening. *Scientific Data*, **12**, Article No. 23. <https://doi.org/10.1038/s41597-025-04374-5>
- [11] Venkatesh, V., Morris, M.G., Davis, G.B. and Davis, F.D. (2003) User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, **27**, 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- [12] Soelasih, Y., Sumani, S. and Efendi, E. (2025) Consumer Trust in Telemedicine in Indonesia. *Health Informatics Journal*, **31**. <https://doi.org/10.1177/14604582251345328>
- [13] Pezeshgi, A., Abarghoei, M.V., Naeimi, M. and Family, Q. (2026) Trusting the Machine: How Consumer Trust in Artificial Intelligence Shapes Future Adoption Intentions. *Management Science Advances*, **3**, 227-235. <https://doi.org/10.31181/msa31202640>
- [14] Wang, M., Chen, Z., Liu, Q., Peng, X., Long, T. and Shi, Y. (2024) Understanding Teachers' Willingness to Use Artificial Intelligence-Based Teaching Analysis System: Extending TAM Model with Teaching Efficacy, Goal Orientation, Anxiety, and Trust. *Interactive Learning Environments*, **33**, 1180-1197. <https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2365345>
- [15] Gursoy, D., Chi, O.H., Lu, L. and Nunkoo, R. (2019) Consumers Acceptance of Artificially Intelligent (AI) Device Use in Service Delivery. *International Journal of Information Management*, **49**, 157-169. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.008>
- [16] Waytz, A., Heafner, J. and Epley, N. (2014) The Mind in the Machine: Anthropomorphism Increases Trust in an Autonomous Vehicle. *Journal of Experimental Social Psychology*, **52**, 113-117.

- [17] van der Heijden, H. (2004) User Acceptance of Hedonic Information Systems. *MIS Quarterly*, **28**, 695-704. <https://doi.org/10.2307/25148660>
- [18] Anderson, J.C. and Gerbing, D.W. (1988) Structural Equation Modeling in Practice: A Review and Recommended Two-Step Approach. *Psychological Bulletin*, **103**, 411-423. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.411>
- [19] Bentler, P.M. and Chou, C. (1987) Practical Issues in Structural Modeling. *Sociological Methods & Research*, **16**, 78-117. <https://doi.org/10.1177/0049124187016001004>
- [20] 赵笃庆, 余亮, 车紫妍, 等. 教师技术采纳研究中的 UTAUT 再认识——基于一阶段元分析结构方程模型的定量综合分析[J]. 现代教育技术, 2024, 34(9): 48-58.
- [21] Kreuter, W.M. and McClure, M.S. (2004) The Role of Culture in Health Communication. *Annual Review of Public Health*, **25**, 439-455.
- [22] 黄祯磊, 金慧, 陈创奇. 从技术接受到成效提升: 外语学习者对生成式人工智能的感知探析[J]. 外语教学, 2026, 47(1): 52-59.
- [23] 崔勋绚, 乔紫藤, 刘宁. 拟人化对人工智能的感知热情-能力及人智合作意愿的影响[J]. 心理学报, 2026, 58(7): 1254-1278.
- [24] Tan, J., Anyanwu, C.C., Liu, Y. and Suryanti, S. (2025) How Anthropomorphic AI Features Affect Music Students' Acceptance: A Study among Chinese Undergraduates. *Frontiers in Education*, **10**, Article ID: 1649747. <https://doi.org/10.3389/educ.2025.1649747>
- [25] 陈世民, 李旭, 郑雪. 单维还是二维? 幸福的积极情绪结构探讨[J]. 中国临床心理学杂志, 2017, 25(1): 92-96.
- [26] Bagozzi, R.P., Gopinath, M. and Nyer, P.U. (1999) The Role of Emotions in Marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, **27**, 184-206. <https://doi.org/10.1177/0092070399272005>
- [27] Slovic, P. (1987) Perception of Risk. *Science*, **236**, 280-285. <https://doi.org/10.1126/science.3563507>
- [28] 陈沛芹, 陈瑜. 人工智能焦虑对生成式人工智能采纳行为的影响机理——基于技术接受模型的实证研究[J]. 新媒体与社会, 2025(6): 101-118+480-481.
- [29] Podsakoff, P.M., MacKenzie, S.B., Lee, J. and Podsakoff, N.P. (2003) Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies. *Journal of Applied Psychology*, **88**, 879-903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- [30] Fornell, C. and Larcker, D.F. (1981) Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, **18**, 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>
- [31] Hair, J.F., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2013) Partial Least Squares Structural Equation Modeling: Rigorous Applications, Better Results and Higher Acceptance. *Long Range Planning*, **46**, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2013.01.001>
- [32] 马许静, 关新华. 仪式的力量: 通过积极共鸣和工作意义提升员工幸福感[J/OL]. 旅游科学: 1-16. <https://doi.org/10.16323/j.cnki.lykx.20251129.001>, 2026-07-09.
- [33] 张紫含, 程绍文, 邹敏娜, 等. 美食街区饮食文化原真性感知及其影响研究[J]. 美食研究, 2024, 41(4): 20-28.
- [34] 沈占波, 王蒙, 刘建泽. 开放式创新社区治理机制对用户知识共享行为的影响——基于 fsQCA 的双平台对比分析[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(9): 149-160.
- [35] Cao, K., Wang, P. and Jiang, X. (2026) AI Anxiety and Adoption Intention in Higher Education Based on an Extended TAM-UTAUT and PLS-SEM Analysis. *Scientific Reports*, **16**, Article No. 3672. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-35823-9>
- [36] Toh, S.-Y., Ng, S. and Phoon, S.-T. (2022) Accentuating Technology Acceptance among Academicians: A Conservation of Resource Perspective in the Malaysian Context. *Education and Information Technologies*, **28**, 2529-2545. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11288-x>
- [37] Hofstede, G. (2001) Culture's Consequences: Comparing Values, Behaviors, Institutions and Organizations across Nations. Sage Publications.
- [38] McCoy, S., Everard, A. and Jones, B.M. (2005) An Examination of the Technology Acceptance Model in Uruguay and the US: A Focus on Culture. *Journal of Global Information Technology Management*, **8**, 27-45. <https://doi.org/10.1080/1097198x.2005.10856395>
- [39] Gray, K. and Wegner, D.M. (2012) Feeling Robots and Human Zombies: Mind Perception and the Uncanny Valley. *Cognition*, **125**, 125-130. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2012.06.007>
- [40] Li, W., Ding, H., Gui, J. and Tang, Q. (2024) Patient Acceptance of Medical Service Robots in the Medical Intelligence Era: An Empirical Study Based on an Extended AI Device Use Acceptance Model. *Humanities and Social Sciences*

Communications, **11**, Article No. 1495. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04028-8>

- [41] Bracic, A., Spector-Bagdady, K., Towle, S., Zhang, R., James, C.A. and Price, W.N. (2026) Factors for Patient Trust and Acceptance of Medical Artificial Intelligence. *JAMA Network Open*, **9**, e260815. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2026.0815>