

基于 Kano 模型的即梦 AI 生成艺术用户满意度研究

韩伟

(淮北理工学院, 安徽 淮北 235000)

摘要: AI 生成艺术平台发展迅速, 但产品迭代常缺少精细化的用户需求支撑。本文以即梦 AI 为研究案例, 运用 KANO 模型探究其用户满意度, 通过访谈与观察梳理出五大维度 14 项用户需求, 基于 241 份有效问卷, 结合 Better-Worse 与 EI 系数开展需求属性划分和优先级分析。研究发现该平台以 9 项期望属性需求为主体, 含 3 项魅力属性、2 项无差异属性, 无必备与反向属性; 艺术风格是核心竞争要素, 生成稳定性、修改效率构成体验底线, 惊喜创作、人机共创有助于提升用户粘性。据此从核心功能保障、差异化艺术体验、深化人机共创、合理调配研发资源角度给出产品优化建议。研究拓展了 KANO 模型的应用场景, 可为同类 AI 艺术产品迭代提供决策参考。

关键词: KANO 模型; 即梦 AI; AI 生成艺术; 用户满意度; 用户需求

基金项目: 淮北理工学院 2025 年校级质量工程项目课题《商品拍摄与设计》(项目编号: 2025xAljy14)

DOI: doi.org/10.70693/202610122647

Research on User Satisfaction of Jimeng AI Generated Art Based on Kano Model

Han Wei

Huaibei Institute of Technology, Huaibei 235000, Anhui, China

Abstract: AI-generated art platforms are developing rapidly, but product iteration often lacks refined support from user demands. Taking Jimeng AI as a case study, this paper uses the KANO model to explore user satisfaction. Through interviews and observations, 14 user demands across five dimensions are identified. Based on 241 valid questionnaires, the Better-Worse and EI coefficients are used to classify demand attributes and analyze priorities. The findings show that the platform is dominated by 9 expected attribute demands, including 3 attractive attributes and 2 indifferent attributes, with no must-be or reverse attributes. Artistic style is the core competitive factor, while generation stability and modification efficiency constitute the baseline of experience. Surprise creation and human-AI co-creation help enhance user stickiness. Accordingly, product optimization suggestions are provided from the perspectives of core function support, differentiated artistic experience, deepened human-AI co-creation, and rational allocation of R&D resources. This study expands the application scenarios of the KANO model and can provide decision-making references for the iteration of similar AI art products.

Keywords: KANO model; Jimeng AI; AI-generated art; user satisfaction; user demand

随着生成式人工智能技术的突破, AI 生成艺术已从实验走向大众应用。Midjourney、Stable Diffusion 等国际产品及即梦 AI、豆包、醒图等国产平台, 正改变艺术创作的生产和消费方式[1]。早期研究多关注算法性能与生成质量, 但用户满意度构成复杂, 除“生成得像不像”外, 还涉及指令理解、偏好记忆、修改便捷和输出稳定等[2]。不同功能对满意度的影响机制存在差异, 识别需求属性是产品优化的前提。即梦 AI 功能日益丰富, 但资源投入分散, 团队缺乏基于用户数据的优先级依据[3]。传统满意度调查难以回答“缺少某功能是否导致用户流失”的问题。

KANO 模型将需求划分为必备、期望、魅力、无差异和反向五类属性, 可揭示满意度的非对称性, 适合用于功能优先级排序[4]。该模型在交互设计、智能产品等领域已有应用[5], 但在 AI 生成艺术场景中尚属空白[6]。现有研究多将不同功能视为同质, 且缺乏针对 AI 生成艺术产品的 KANO 分析[7]。

本文以即梦 AI 为对象, 运用 KANO 模型分析其用户需求属性, 回答核心需求维度、属性分类及优先级排序问题, 以拓展 KANO 模型应用场景[8], 并为同类产品迭代提供参考[9]。

一、即梦 AI 软件的用户需求分析

即梦 AI 作为国内代表性的 AI 生成艺术平台, 其功能体系日趋复杂, 但产品迭代中面临的核心问题在于不同功能对用户满意度的影响机制存在本质差异[10], 而传统的满意度调查难以区分哪些功能是用户认为必须做好的底线需求, 哪些是能够带来惊喜的加分项, 哪些则属于用户并不敏感

的无差异功能。若不厘清这一问题, 产品团队在资源有限的情况下将缺乏功能优先级的决策依据[11]。为此, 本研究引入 KANO 模型作为分析框架, 旨在回答即梦 AI 用户的核心需求可归纳为哪些维度, 各项需求分别属于 KANO 模型中的哪类属性, 以及基于 Better-Worse 系数各功能的优先级排序如何[12]。为回答上述问题, 本研究首先通过半结构化访谈与非介入式观察提炼用户原始需求, 进而设计 KANO 正反问卷进行数据采集, 最终依据分类规则与系数计算结果对需求属性进行判定与排序。

(一) KANO 问卷设计与发放

为识别即梦 AI 用户的核心体验需求, 本研究面向高频使用该平台的设计师、设计类专业学生与内容创作者开展半结构化访谈, 结合非介入式用户观察, 初步提取 14 项原始体验需求[13]。经焦点小组研讨, 对需求进行归类整理, 划分为指令理解、生成质量与效率、艺术体验、情绪体验、交互控制 5 个维度[14], 各维度对应的具体需求因素如表 1 所示。为便于后续数据统计与结果呈现, 对 14 项需求因素进行编码标记, 各编码与需求名称的对应关系见表 2。依据 KANO 问卷设计范式, 针对每一项需求分别设置正向、反向两组问题, 最终形成 28 个问卷题项。问卷作答采用五级态度选项, 分别为“我很喜欢”“理应如此”“我无所谓”“勉强接受”“我不喜欢”, 对应 KANO 模型的魅力属性、期望属性、必备属性、无差异属性与反向属性评判标准[15]。问卷通过问卷星线上平台投放, 调研对象覆盖即梦 AI 用户社群、设计类院校及自媒体创作者群体。

表 1 用户原始体验需求因素

需求维度	需求因素
指令理解	精准理解指令、理解抽象描述
生成质量与效率	生成稳定少畸变、生成响应快速
艺术体验	结果惊喜惊艳、艺术风格高级、作品耐看耐品
情绪体验	沉浸创作状态、人机共创感强、获得成就感、情绪起伏适度
交互控制	精准控制构图、记忆审美偏好、修改便捷高效

表 2 用户需求 KANO 问卷

指令理解		生成质量与效率		艺术体验		情绪体验		交互控制	
编码	需求因素	编码	需求因素	编码	需求因素	编码	需求因素	编码	需求因素
IC1	精准理解指令	GQ1	生成稳定少畸变	AE1	结果惊喜惊艳	EE1	沉浸创作状态	C T1	精准控制构图

IC2	理解抽象描述	GQ2	生成响应快 速	AE2	艺术风格 高级	EE2	人机共创感强	C	记忆审美偏 好
				AE3	作品耐看 耐品	EE3	获得成就感	T2	修改便捷高 效
						EE4	情绪起伏适度	T3	

(二) KANO 问卷数据分析

将数据收集和整理后,分别计算用户每个需求因素的魅力需求(Attractive Quality, A)值、期望需求(One-dimensional Quality, O)值、必备需求(Must-be Quality, M)值、无差异需求(Indifferent Quality, I)值、反向需求(Reverse Quality, R)值和可疑结果(Q)值[16]。并根据 Better - Worse 和 EI 系数计算公式(1)、(2)和(3),计算每个单因素($i=1,2,3,\dots,n$)的满意度系数(S_i)、不满意度系数(DS_i)和需求因素影响力系数(EI)[17]。

$$Better(S_i) = \frac{A_i + O_i}{A_i + O_i + M_i + I_i} \quad (1)$$

该需求因素得到满足时:

式中:

S_i ——每个单因素的满意度系数, %;
 A_i ——每个单因素的魅力需求值, %;
 O_i ——每个单因素的期望需求值, %;
 M_i ——每个单因素的必备需求值, %;
 I_i ——每个单因素的无差异需求值, %。

当该需求因素未能得到满足时:

$$Worse(DS_i) = -1 \times \frac{O_i + M_i}{A_i + O_i + M_i + I_i} \times 100\% \quad (2)$$

式中:

DS_i ——每个单因素的不满意度系数, %。

需求因素影响力系数:

$$EI_i = \sqrt{S_i^2 + |DS_i|^2} \quad (3)$$

EI ——需求因素影响力系数, %。

(三) 基于 KANO 模型的数据分析

对回收的 KANO 问卷数据进行整理后,首先依据 KANO 属性分类表,逐项统计每个需求因素在魅力属性(A)、期望属性(O)、必备属性(M)、无差异属性(I)、反向属性(R)及可疑结果(Q)上的频数分布,以确定各需求的基本属性类别。然而,单纯的属性分类无法反映同一属性内部不同需求之间的相对重要性。为此,进一步计算每个需求因素的满意度系数(Better)、不满意度系数(Worse)以及需求因素影响力系数(EI)[13]。其中,Better系数衡量该功能满足时用户满意度的提升程度,Worse系数衡量该功能缺失时用户不满意度的加剧程度,EI系数则综合反映该需求对用户满意度的整体影响力[6]。基于Better与Worse的数值,可以绘制四象限图,直观呈现各需求属性的分布格局,并为后续的优先级排序提供量化依据。

表 3 KANO 问卷 Better-Worse 和 EI 系数统计

编码	A	O	M	I	R	Q	分类结果	Better	Worse	EI 值	优先级
IC1	10.79 %	33.61 %	24.48 %	20.33 %	2.49 %	8.30%	期望属性	49.77 %	-65.12 %	0.820	7
IC2	20.33 %	26.14 %	12.86 %	29.05 %	1.24 %	10.37 %	无差异属性	52.58 %	-44.13 %	0.686	14
GQ1	8.30%	39.42 %	17.43 %	21.16 %	2.07 %	11.62 %	期望属性	55.29 %	-65.87 %	0.860	2
GQ2	15.35 %	37.34 %	14.11 %	20.33 %	2.07 %	10.79 %	期望属性	60.48 %	-59.05 %	0.845	4
AE1	31.12	30.29	7.47%	21.99	1.24	7.88%	魅力属性	67.58	-41.55	0.793	8

	%	%		%	%			%	%		
AE2	15.77	42.32	10.37	21.99	1.66	7.88%	期望属性	64.22	-58.26	0.867	1
	%	%	%	%	%			%	%		
AE3	30.71	29.46	7.05%	23.24	2.90	6.64%	魅力属性	66.51	-40.37	0.778	9
	%	%		%	%			%	%		
EE1	14.11	40.25	11.62	24.07	0.83	9.13%	期望属性	60.37	-57.60	0.834	5
	%	%	%	%	%			%	%		
EE2	28.63	27.39	6.22%	27.80	4.56	5.39%	魅力属性	62.21	-37.33	0.726	12
	%	%		%	%			%	%		
EE3	24.90	30.71	6.22%	26.97	3.73	7.47%	期望属性	62.62	-41.59	0.752	10
	%	%		%	%			%	%		
EE4	24.48	26.56	9.13%	29.46	3.32	7.05%	无差异属性	56.94	-39.81	0.695	13
	%	%		%	%			%	%		
CT1	20.33	38.59	9.13%	23.24	3.73	4.98%	期望属性	64.55	-52.27	0.831	6
	%	%		%	%			%	%		
CT2	20.75	31.54	7.88%	29.05	2.90	7.88%	期望属性	58.60	-44.19	0.734	11
	%	%		%	%			%	%		
CT3	12.45	39.42	17.43	20.33	3.32	7.05%	期望属性	57.87	-63.43	0.859	3
	%	%	%	%	%			%	%		

备注: A: 魅力属性,O: 期望属性,M: 必备属性,I: 无差异属性,R: 反向属性,Q: 可疑属性

统计结果如表 3 所示。从分类结果来看, 14 个需求因素中, 期望属性共 9 项 (IC1、GQ1、GQ2、AE2、EE1、EE3、CT1、CT2、CT3), 魅力属性共 3 项 (AE1、AE3、EE2), 无差异属性共 2 项 (IC2、EE4), 未出现必备属性和反向属性[7]。为进一步明确各需求因素的优先级排序, 以 Better 值为纵坐标、Worse 值为横坐标, 以 Better 均值 (60.08%) 和 Worse 均值 (50.43%) 为坐标原点, 绘制 KANO 模型四象限图 (见图 1)。各象限分布情况如下:

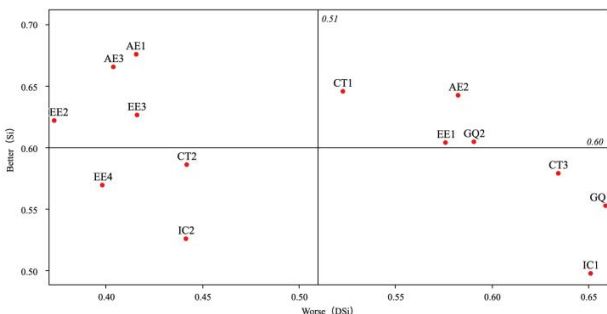


图 1:KANO 模型四象限图

第一象限 (期望属性): 共 9 项需求落入该象限, 包括 GQ1 (生成稳定少畸变)、GQ2 (生

成响应快速)、AE2 (艺术风格高级)、EE1 (沉浸创作状态)、CT1 (精准控制构图)、CT3 (修改便捷高效)、IC1 (精准理解指令)、EE3 (获得成就感)、CT2 (记忆审美偏好)。该类需求 Better 值与|Worse|值均较高, 表明满足这些需求能显著提升用户满意度, 不满足则会明显降低满意度, 是产品优化的核心关注点。

第二象限 (魅力属性): 共 3 项需求落入该象限, 包括 AE1 (结果惊喜惊艳)、AE3 (作品耐看耐品)、EE2 (人机共创感强)。该类需求 Better 值较高而|Worse|值较低, 表明满足这些需求能带来惊喜体验、显著提升用户满意度, 但不满足时用户也不会明显不满, 是产品的差异化竞争优势所在。

第三象限 (无差异属性): 共 2 项需求落入该象限, 包括 IC2 (理解抽象描述) 和 EE4 (情绪起伏适度)。该类需求 Better 值与|Worse|值均较低, 表明用户对这两项功能的存在与否不敏感, 在产品资源有限的情况下可暂缓投入。

第四象限 (必备属性): 无需求落入该象限, 表明即梦 AI 当前的功能体系中尚未出现用户认为“必须有”的基础性需求, 或现有功能已基本满足用户的底线要求[5]。

(四) 用户需求属性分析

期望型需求属性

14 项需求中期望属性共 9 项, 占比最高, 包括生成稳定少畸变 (GQ1)、生成响应快速 (GQ2)、艺术风格高级 (AE2)、沉浸创作状态 (EE1)、精准控制构图 (CT1)、修改便捷高效 (CT3)、精准理解指令 (IC1)、获得成就感 (EE3) 和记忆审美偏好 (CT2)。这类需求的 Better 与 Worse 值均较高, 满足时能显著提升满意度, 缺失时则引发不满。其中, GQ1 和 CT3 的 Worse 绝对值分别达 65.87% 和 63.43%, 位列前两位, 说明用户对生成稳定性和修改流畅性有极高的底线期待, 一旦表现不佳, 不满尤为强烈[4]。因此, 这两项应作为产品优化的基础防线, 确保迭代中不倒退。

AE2 的 EI 值 (0.867) 排名第一, Better 值达 64.22%, 同样位居前列, 反映用户对生成内容审美品质的强烈期待。用户使用即梦 AI 不仅为“生成图像”, 更追求“具有艺术感的作品”[10]。在基础生成能力同质化的背景下, 审美品质将成为区分产品竞争力的关键[8]。

魅力型需求属性

魅力属性共 3 项: 结果惊喜惊艳 (AE1)、作品耐看耐品 (AE3) 和人机共创感强 (EE2)。其 Better 值均超过 62%, Worse 值均低于 42%, 表明满足这些需求能带来“意料之外”的惊喜, 显著提升满意度, 但缺失时用户不会明显不满。AE1 的 Better 值高达 67.58%, 位列第一, 说明用户不仅期望“完成任务”, 更期待“被 AI 的创意所激发”[3]; 当生成结果超出预期时, 用户会产生强烈正向情绪, 增强黏性与推荐意愿。EE2 同样属于魅力属性, 表明用户渴望的不只是工具性体验, 更希望感受到 AI 作为“创作伙伴”的存在[7]。因此, 即梦 AI 不应仅被设计为“执行指令的机器”, 而应通过交互与反馈营造“共同创作”的情感体验[5]。

无差异型需求属性

无差异属性共 2 项: 理解抽象描述 (IC2) 和情绪起伏适度 (EE4)。其 Better 与 Worse 值均低于均值, 说明用户对这两项功能不敏感, 资源有限时可暂缓投入[9]。但 IC2 被归为无差异属性需谨慎解读。理论上, 理解“孤独的繁华”等抽象描述应是 AI 生成艺术的高级能力。原因可能有三: 一是当前用户以功能性使用为主, 抽象表达需求尚未激活; 二是用户对 AI 理解能力期望较低, 未将其视为评价标准; 三是即梦 AI 当前表现尚未让用户意识到其价值。建议通过用户教育或功能

引导进一步验证[15]。

必备型与反向型需求属性

本次分析未发现必备属性与反向属性。必备属性的缺失有两方面解读: 一方面, 即梦 AI 在基础功能 (如基本生成能力、基础操作流畅性) 上已较好地满足了用户的底线期望[11], 未出现用户认为“必须有但当前不具备”的功能; 另一方面, 随着 AI 生成艺术行业的成熟和用户认知的提升, 未来可能会出现新的必备属性 (如“生成内容无侵权风险”“支持商业用途”等), 需持续跟踪监测[16]。反向属性的缺失则表明问卷设计未出现明显的措辞偏差或诱导性问题[14], 所有功能均被用户视为“有价值”或“可接受”, 不存在用户明确排斥的功能方向。

二、即梦 AI 用户满意度提升策略

基于 KANO 模型分析, 即梦 AI 用户需求呈“期望主导、魅力补充、无差异边缘”特征。策略应遵循“期望属性优先保障、魅力属性差异化竞争、无差异属性审慎投入”原则[13]。以下依据 EI 值排序与属性分类, 从核心功能、艺术体验和人机共创三个维度提出建议。

(一) 核心功能优先保障策略

EI 值排名前 5 的需求为: AE2 (艺术风格高级)、GQ1 (生成稳定少畸变)、CT3 (修改便捷高效)、GQ2 (生成响应快速)、EE1 (沉浸创作状态), 均属期望属性, 应优先保障[6]。

从提升生成稳定性上。GQ1 的 Worse 绝对值达 65.87%, 位列第一, 是用户最不能容忍出问题的功能。建议优化底层模型, 减少多人脸、多手指、肢体扭曲等畸变; 建立质量分级机制, 对低质量结果自动触发重新生成; 提供“质量优先”与“速度优先”两种模式。从优化修改流程上。CT3 的 Worse 绝对值 (63.43%) 同样居前, EI 值排名第 3, 说明用户对修改难易度极为敏感。“改一处需重绘全部”是突出痛点。建议强化局部修改, 支持自然语言指令 (如“去掉水印”“将背景改为夜晚”); 建立修改历史面板, 支持回溯至任意节点; 减少操作点击次数与等待时间。从保障响应速度上。GQ2 的 Better 值 (60.48%) 与 EI 值 (0.845) 均靠前, 响应速度直接影响创作节奏与心流状态。建议优化服务器调度, 高峰期优先保障高频用户; 提供排队预估功能以降低焦虑; 探索端侧生成技术, 对轻量需求实现本地快速响应。

(二) 艺术体验差异化提升策略

AE2 的 EI 值 (0.867) 排名第一, AE1 与 AE3 作为魅力属性 Better 值均超 66%, 三项需求共同指向艺术体验维度, 是差异化竞争的关键[10]。具体而言, 应持续引入经典艺术流派 (如印象派、浮世绘、赛博朋克) 与当代流行风格 (如盲盒风、像素风、极简风), 建立风格标签与搜索功能, 并推出限定风格或艺术家联名以制造话题与新鲜感; 同时, 在生成算法中引入“创意度”参数, 允许用户调节“常规—惊喜”程度, 建立“灵感画廊”推送高质量创意作品, 并对高评分结果进行特征提取与模式学习, 以增强生成结果的惊喜感与耐看度[6]; 此外, 还需简化界面布局, 提供“专注模式”屏蔽通知与弹窗, 优化操作连贯性, 减少加载等待与打断感, 从而营造沉浸式创作体验。

(三) 人机共创体验深化策略

EE2 属魅力属性, EE3 与 CT1 属期望属性, 三者共同指向用户与 AI 的“协作关系”, 反映用户对 AI 工具“创作伙伴”角色的深层期待。就精准控制而言, CT1 的 Better 值 (64.55%) 与 EI 值 (0.831) 均靠前, 表明专业用户对控制力需求强烈[13], 建议提供构图控制面板, 支持设置画面比例、主体位置与景深等参数, 支持多轮迭代生成以便在上一轮结果上微调, 并引入“种子锁定”功能确保相同参数下结果可复现。针对审美偏好记忆, CT2 虽 EI 值排名第 11, 但作为期望属性其长期价值不可忽视, “每次都像第一次见我”是高频痛点, 建议建立用户画像记录常用风格、色调与构图偏好, 提供“偏好强度”滑块让用户自主控制 AI 对个人偏好的遵循程度, 并在授权前提下允许导入历史作品作为风格参考。对于共创感与成就感, EE2 作为魅力属性是差异化突破口, 建议优化 AI 反馈语设计[5], 如用户输入指令时回应“这个想法很棒, 我来尝试实现”等拟人化表达, 并在结果页增加“灵感来源”标注, 解释 AI 如何理解指令, 增强透明感与协作感; EE3 的优化则可通过成就系统实现, 如根据生成作品数量、获赞数设立勋章与等级, 强化用户自我效能感。

(四) 资源投入的优化方向

对于识别出的无差异属性——理解抽象描述 (IC2) 与情绪起伏适度 (EE4), 建议在产品资源有限的情况下暂缓优先投入。然而需注意, “理解抽象描述”在理论层面对 AI 生成艺术具有重要

价值, 建议通过以下方式进一步验证: 一是面向高阶用户 (如专业艺术家、创意总监) 进行深度访谈, 确认该需求的真实价值; 二是在产品中设置“抽象表达”示例引导, 降低用户使用门槛, 观察使用率与满意度变化; 三是待核心期望属性优化完成后, 通过 A/B 测试验证抽象理解功能对用户满意度的实际影响。

三、结论

本研究以即梦 AI 为研究对象, 运用 KANO 模型对其用户需求进行属性分类与优先级排序。研究发现, 14 项需求因素中期望属性占 9 项 (64.3%), 魅力属性 3 项, 无差异属性 2 项, 未出现必备属性与反向属性, 表明用户对即梦 AI 的功能期待较为明确务实。“生成稳定少畸变”与“修改便捷高效”的 Worse 绝对值分别高达 65.87% 和 63.43%, 是用户最关切的底线需求, 一旦缺失将严重损害用户体验; 而“艺术风格高级”的 EI 值 (0.867) 排名第一, Better 值达 64.22%, 是优先级最高的核心竞争力; “结果惊喜惊艳”“作品耐看耐品”“人机共创感强”三项魅力属性 Better 值均超过 62%, 满足后可有效激发用户忠诚度。综上, 即梦 AI 的产品迭代应遵循“期望属性优先、魅力属性差异化、无差异属性暂缓”原则, 重点保障生成稳定性与修改便捷性, 持续提升艺术风格表现力, 方可在激烈的 AI 生成艺术市场竞争中构建可持续的用户满意度优势。

参考文献:

- [1] 孟文, 韩玉启, 何林. 基于模糊 Kano 模型的顾客服务需求分类方法[J]. 技术经济, 2014, 33(6): 54-58.
- [2] Madzik, P., Shahin, A., Zimon, D., & Y adav, N. (2024). Requirements classification in Kano Model – from strict categories to satisfaction and dissatisfaction potential. *Total Quality Management & Business Excellence*, 35(11–12), 1418–1438.
- [3] 黄莺, 李东展, 张孝娟. 基于 Kano 模型的生鲜电商用户需求分类模型探究[J]. 西南民族大学学报(自然科学版), 2024, 50(5): 584-590.
- [4] 张锐, 钟世禄. 基于 Kano 模型的智能吸尘器设计研究[J]. 工业设计, 2026, (1): 134-137.
- [5] KONG Y, DONG T, CHEN R, et al. Beyond writing machines: A Kano model analysis of researchers' hierarchical needs for AIGC services across the research lifecycle[J]. *PLOS ONE*

E, 2026, 21(3): e0344849.

[6]KARAKURT N F, CEBI S. A fuzzy Kano model proposal for sustainable product design: Mobile application feature analysis[J]. Applied Soft Computing, 2025, 172:112824.

[7]张宁,陈江玲,袁勤俭.何以栖居? 人智交互中用户矛盾态度对人机知识共创体验的影响[J].图书情报知识,2025,42(5):66-78.

[8]李润莹,马广韬,吕明.基于 KANO-AHP 的社区养老服务 App 功能设计研究[J].工业设计,2025,(4):126-129.

[9]杨怡,万晨硕,李瑾,等.基于在线评论的国产生成式人工智能产品用户满意度分析[J].数字图书馆论坛,2025,21(11):62-72.

[10]Wenyu Zhang, Cong Xie, Liuqing Jiang, Li Yang, Zhe Hu, Ning Hao, Neural correlates of evaluative bias against artificial intelligence-labeled versus human-labeled artworks, Social Cognitive and Affective Neuroscience, Volume 20, Issue 1, 2025, nsaf071

[11]金皓月,余敏杰,张紫徽,等.生成式人工智能辅助学术写作调查研究[J].开放教育研究,2024,30(4):79-90.

[12]曹晟,罗欣星,明均仁.基于 AIGC 的图片内容生成对用户满意度的影响研究[J].印刷与数字媒体技术研究,2025,(S2):11-1765.

[13]LI J W, LUO W Q, SHI R F, et al. Research on the application of a generative AI-driven Kano - AHP model in the optimization of interaction for immersive art installations[C]//Proceedings of the 2025 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Digital Media Technology and Interaction Design (ICADI 2025). New York: ACM, 2025:1 - 7. <https://doi.org/10.1145/3795926.3795962>.

[14]刘滕怡,吴国安.基于 SOR 模型对 AIGC 持续使用意愿的影响因素研究——以湖南省大学生为例[J].奥秘,2025,(36):284-286.

[15]李慧,任莉.基于 KANO 模型的互联网医院服务优化研究[J].现代医院管理,2026,24(1):25-29.

[16]彭颖,魏容,王琮,等.基于 Kano 模型的三级癫痫中心.护理服务需求调查[J].上海护理,2024,24(8):33-38.

[17]游佳斌,周屹.基于 AIGC 的多模态非遗 APP 交互界面设计研究[J].包装工程,2026,47(08):404 - 417.