

# 基于多维统计方法的科技创新产品用户体验研究现状与分析

宁 晶, 向明生, 陆俊文

云南农业大学经济管理学院, 云南 昆明

收稿日期: 2025年8月24日; 录用日期: 2025年9月14日; 发布日期: 2025年9月25日

## 摘 要

在科技快速发展的背景下, 用户体验(UX)已成为科技创新产品竞争力的关键因素。本文从多维统计方法角度, 梳理UX的研究现状, 明确其感官、行为、情感三大核心维度及相关理论基础, 分析了因子分析、聚类分析、结构方程模型等方法的应用, 指出数据单一、动态建模脱节等问题。通过选取三类具有代表性的科技创新产品, 进行了案例研究和分析, 为科技创新产品用户体验研究提供一定的理论基础和应用价值。

## 关键词

多维统计方法, 用户体验, 科技创新产品, 数据分析

## Current Situation and Analysis of User Experience Research on Technological Innovation Products Based on Multidimensional Statistical Methods

Jing Ning, Mingsheng Xiang, Junwen Lu

School of Economics and Management, Yunnan Agricultural University, Kunming Yunnan

Received: August 24<sup>th</sup>, 2025; accepted: September 14<sup>th</sup>, 2025; published: September 25<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

With the rapid development of science and technology, User Experience (UX) has become a key factor in the competitiveness of innovative technology products. From the perspective of multivariate

文章引用: 宁晶, 向明生, 陆俊文. 基于多维统计方法的科技创新产品用户体验研究现状与分析[J]. 统计学与应用, 2025, 14(10): 1-8. DOI: 10.12677/sa.2025.1410278

statistical methods, this paper combs through the current research status of UX, defines its three core dimensions—sensory, behavioral, and emotional dimensions—as well as the relevant theoretical foundations, analyzes the application of methods such as factor analysis, cluster analysis, and structural equation modeling, and points out issues including single-source data and disconnection from dynamic modeling. By selecting three representative types of innovative technology products, the paper conducts case studies and analyses, providing a certain theoretical basis and application value for the research on UX of innovative technology products.

## Keywords

Multidimensional Statistical Methods, User Experience, Technological Innovation Products, Data Analysis

Copyright © 2025 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

随着人工智能、机器人、大数据、物联网等前沿技术的飞速发展,科技创新产品日益丰富。从智能手机、可穿戴设备、智能家居到虚拟现实(VR)应用,从服务型机器人、人工智能算法到智能机器人终端和在线 AI 教育平台,产品形态不断扩展,应用场景日趋多元。各类科技产品不断刷新人们的生活方式和消费习惯,也对用户体验提出了更高要求。用户体验(User Experience, UX)成为衡量科技产品市场适应性与用户满意度的关键指标,越来越多的企业与研究机构将 UX 纳入产品开发全过程中,从而推动了用户体验研究的广泛展开。

用户体验是一种涉及感官、认知、行为与情绪等多维因素的复杂系统。统计方法和多维数据分析作为强大的研究工具,在深入理解用户需求、精准评估用户体验及有效识别影响因素等方面发挥着重要作用,为科技创新产品用户体验的提升提供了有力支持。

国外学者较早将多维统计方法引入 UX 领域,如 Norman (2004) [1]提出以“可用性、情感和感知”三维构建产品体验框架;Sauro 和 Lewis (2016) [2]则将结构方程模型用于用户满意度路径建模。国内研究起步稍晚,但近年来发展迅速,涌现出大量关于智能硬件、移动应用、服务系统等领域的 UX 统计分析成果。例如,文献[3]研究了基于情境的用户体验设计方法,将用户体验设计分为问题情境、求解情境和结果情境三个维度,构建了情境维度模型与人机系统模型,并通过手机英语学习软件界面设计验证了该方法的有效性与实用性;文献[4]研究了人机交互设计技术在现代科技产品中的应用,分析了直接操作、界面模型和选单设计等要素,并结合案例探讨其在产品设计中的具体应用,优化了用户体验。触觉体验研究(严海伦等, 2024) [5]从感官交互出发拓展了用户体验的感知维度;群体体验测试优化设计(李巧月等, 2024) [6]则解决了测试结果不稳定和缺乏代表性的问题。

本文从多维统计方法的视角出发,系统梳理科技创新产品用户体验研究的现状,分析其主要研究方法与应用领域,总结存在的核心问题,并展望未来发展方向。本文的研究内容对于深化用户体验理论、提升科技产品设计的用户导向性、推动以用户为中心的产品创新具有重要的理论价值与实践意义。

## 2. 用户体验的研究维度与理论基础

### 2.1. 用户体验的概念界定

用户体验(User Experience, UX)最初由 Don Norman 在 20 世纪 90 年代提出,其核心强调用户在使用

产品过程中的主观感受与情感反馈。ISO 9241-210 标准[7]将用户体验定义为：“用户在使用产品、系统或服务过程中所产生的感知和反应，包括其情感、信念、偏好、生理与心理反应、行为及成就。”该定义明确指出 UX 是一个动态、多维且主观的认知过程，涉及用户与产品在不同情境下的交互行为。

## 2.2. 用户体验的核心研究维度

在多年的理论与实证研究基础上，用户体验已发展出多个关键维度。典型研究维度主要包括以下三个维度：

### (1) 感官体验(Sensory Experience)

用户通过视觉、听觉、触觉等感官系统对产品进行直接感知。严海伦等(2024) [5]指出，产品材质、形态与纹理对触觉感知具有重要影响，不同质感可传递不同的心理暗示与品牌形象。

### (2) 行为体验(Behavioral Experience)

指用户在使用产品过程中的操作流程、交互便捷性及效率反馈。张锐等(2024) [8]强调，用户与界面之间的“软交互”与“硬交互”均影响使用流畅度和操作舒适性，是行为维度的关键评价因素。

### (3) 情感体验(Emotional Experience)

用户因使用产品产生的主观感受、认知印象与价值共鸣。李永斌等(2024) [9]提出，在老年人康复产品设计中，应注重产品传递的文化意义与情感共鸣，以激发积极的心理反馈与归属感。

## 2.3. 用户体验研究的理论基础

### (1) 期望确认理论

期望确认理论(Expectation Confirmation Theory, ECT) [10]指出用户满意度源于实际体验与预期之间的比较差异，若体验超出预期，则用户更容易产生积极评价。该理论广泛用于 UX 满意度建模与服务质量评估。

### (2) 技术接受模型

技术接受模型(Technology Acceptance Model, TAM) [11]强调“感知有用性”和“感知易用性”是影响用户接受新技术的两个核心变量，为科技产品 UX 研究提供了经典路径模型。

### (3) 情感设计理论

情感设计理论(Emotional Design) [1]由 Norman 提出，认为产品应在可用性之上满足用户的情感层次，包括本能层(感官)、行为层(可控性)和反思层(象征意义)。该理论为多维 UX 指标的构建提供理论依据。

### (4) 体验经济理论

体验经济理论(Experience Economy) [12]强调“体验”作为商品之外的新型价值维度，指出产品不仅应解决功能性问题，更应通过沉浸感、个性化等方式提升用户整体感受，特别适用于创新科技产品领域。

### (5) 服务主导逻辑

服务主导逻辑(Service-Dominant Logic, S-D Logic) [13]视产品为服务的载体，强调用户在价值共创中的主动角色，有助于 UX 研究从以“产品为中心”向“用户为中心”转变。

用户体验是一个多维度、多层次、跨学科的复杂研究对象，其理论基础涵盖心理学、人机交互、设计与行为科学等多个领域。准确识别与测量用户体验各维度，并将其转化为可量化的研究指标，是实现科学评估与优化设计的前提。而多维统计方法，正是处理这类高维复杂数据、揭示潜在结构与影响机制的有力工具。

## 3. 多维统计方法在用户体验研究中的应用

随着用户体验研究的深入发展，如何有效地提取、分析和解释多维度体验数据成为研究中的关键问

题。传统的单变量或简单回归分析已难以满足对用户复杂心理与行为模式的刻画需求。多维统计方法，凭借其在数据降维、结构建模和变量间关系探索中的优势，已成为科技创新产品用户体验研究的重要工具之一。

### 3.1. 因子分析与维度提炼

用户体验涵盖的指标体系复杂而多样，因子分析(Factor Analysis)作为一种经典的降维方法，能够有效从大量用户评价指标中提取潜在结构维度，从而简化模型构建与数据解释过程。例如，在电商平台的用户体验研究中[14][15]，研究者可利用因子分析提取出“购物便利性”、“视觉设计感”、“服务响应速度”等主因子，为后续评分体系与用户分群分析提供基础。

因子分析通过识别多个观测变量之间的内在联系，揭示其背后共同作用的潜在因子，广泛应用于用户体验评价指标体系的构建与优化。例如，在针对智能穿戴设备的体验调研中，研究者可将十多个感知变量(如“佩戴舒适度”、“交互流畅性”、“数据准确性”)归纳为几个核心维度，如“感官体验”、“功能可靠性”与“情感联结”。

### 3.2. 聚类分析与用户分群

在面对大规模用户群体时，聚类分析(Cluster Analysis)是一种常用的无监督学习方法，可根据用户的行为模式与偏好特征将其划分为若干具有相似特征的群组，进而实现精准的用户画像构建与个性化产品设计[16]。通过 K-means、层次聚类等经典算法，研究者能够识别出诸如“价格敏感型”、“社交互动型”、“功能导向型”等典型用户类型，从而提升产品交互设计的契合度与服务效率。

在用户体验研究中，聚类分析主要应用于以下几个方面：

- 基于体验得分或行为数据对用户进行细分与画像建模；
- 针对不同用户群体定制界面风格、交互逻辑或功能配置；
- 支持个性化推荐与差异化设计策略，实现以用户为中心的体验优化。

例如，在智能家居产品的用户研究中，用户可根据其在“控制方式偏好”、“界面操作复杂度感知”、“系统响应速度满意度”等维度的表现，被划分为“便捷导向型”、“控制精细型”或“情感交互型”等不同群体。此类分类有助于产品团队根据群体特征进行定向优化，提升用户满意度与产品黏性。

### 3.3. 结构方程模型与路径关系识别

结构方程模型(Structural Equation Modeling, SEM) [17]是一种融合因子分析与路径分析优势的多变量统计方法，能够同时处理多个因果关系与潜在变量之间的结构路径。其强大的建模能力使其在用户体验研究中得到广泛应用，特别适用于探索体验变量之间的内在机制与因果链条。

在 UX 领域，SEM 常被用于以下几个方面：

- 构建用户感知、情绪反应与行为意图之间的因果路径模型；
- 验证各体验维度(如可用性、视觉感知、交互满意度)对整体满意度或用户忠诚度的影响程度；
- 揭示用户行为背后的潜在心理结构与决策机制。

例如，有研究通过 SEM 模型验证了“感知有用性→使用意愿→持续使用行为”的路径关系，深入揭示了科技产品中用户体验对行为转化的影响机制。在界面设计优化研究中，结构方程模型可有效揭示“界面可用性→使用效率→情感满意度”的影响路径，为产品迭代提供科学依据。

由于其能够同时处理多个显变量与潜变量，结构方程模型尤其适合应用于用户体验这种具有复杂多维结构的问题情境，为建立完整的体验认知逻辑模型提供了有力工具。

3.4. 回归分析与用户行为建模

回归分析是一种常用的实证数据分析方法，广泛用于揭示用户体验各影响因素与满意度之间的数量关系[18]。通过建立因变量与一个或多个自变量之间的函数关系，回归模型能够有效识别用户行为的关键驱动因子。

例如，在智能设备的交互体验研究中，研究者可利用多元线性回归模型对操作响应时间、界面布局合理性、功能实现精度等多个因素进行建模分析，评估它们对用户总体评分或满意度的影响程度。通过标准化回归系数的比较，可进一步识别出对用户体验贡献最大的关键变量，为产品优化与体验改进提供明确方向与量化依据。

3.5. 方法的比较与选择

为直观展现不同多维统计方法的特性，通过表 1 对因子分析、聚类分析、结构方程模型、回归分析等常用方法从假设前提、适用数据类型、优缺点三方面进行横向对比，具体如下表 1 所示。

Table 1. Comparison and selection of methods  
表 1. 方法的比较与选择

| 方法类型   | 假设前提                                | 适用数据类型                   | 优点                                             | 缺点                               |
|--------|-------------------------------------|--------------------------|------------------------------------------------|----------------------------------|
| 因子分析   | 变量间存在潜在公共因子；数据近似正态分布。               | 连续型观测变量                  | 简化高维数据，提取核心公共因子，揭示变量内在关联。                      | 对样本量、数据分布敏感；因子的实际解释具有一定主观性。      |
| 聚类分析   | 数据存在天然的类别/群组结构。                     | 连续型数据、离散型数据              | 无需先验知识，探索数据内在分组规律与相似性。                         | 类别数量难以客观确定；结果易受初始聚类中心、距离度量方式影响。  |
| 结构方程模型 | 变量间存在预设的结构关系；数据满足正态性、方差齐性等统计假设。     | 连续型显变量(可纳入潜变量分析)         | 同步分析“测量模型(潜变量与显变量关系)”与“结构模型(变量间结构关系)”，支持潜变量研究。 | 模型构建与适配过程复杂；对样本量要求高。             |
| 回归分析   | 变量间存在线性关系；残差独立且服从正态分布；自变量间无严重多重共线性。 | 连续型因变量，自变量可为连续型或分类编码后的变量 | 量化自变量对因变量的影响程度，解释性强；可构建预测模型。                   | 对非线性关系适配性差；多重共线性会干扰系数解释；假设条件较严格。 |

4. 当前研究存在的问题与挑战

尽管多维统计方法在用户体验(UX)研究中已取得一定成果，但在实际应用过程中仍存在诸多限制和挑战。尤其在科技创新产品不断演化的背景下，如何精准捕捉用户多层次、多场景的体验反馈，构建科学合理的评估模型，仍是学界与业界关注的焦点。本文从数据来源、方法适配、模型解释力等方面总结当前研究中存在的主要问题。

4.1. 数据来源单一与样本代表性不足

大多数 UX 研究仍依赖问卷调查或实验室模拟数据，样本数量有限且代表性较差，难以真实反映用户在实际使用情境中的复杂体验。不同研究所用的调查量表存在标准不统一、维度定义不清的问题，影响了横向比较和统计推理的有效性。同时，用户的主观反馈往往受到记忆偏差与社会期望效应影响，导致数据存在一定偏差。相比之下，用户的真实行为数据(如点击路径、操作频率、生理数据)仍未得到充分

挖掘与整合。

## 4.2. 多源异构数据融合难度大

随着可穿戴设备、APP 日志、眼动追踪、语音识别等技术的发展，用户体验数据日趋多样化，涵盖结构化行为数据、半结构化语音文本数据和非结构化图像或生理数据。但现有统计方法在处理这类多源异构数据时存在挑战，如：数据标准化与对齐困难；不同维度信息之间的交互机制不明确；缺乏统一的数据融合框架。这在一定程度上限制了多维统计方法对真实用户体验的综合建模能力。

## 4.3. 静态建模与动态体验脱节

多数统计模型(如因子分析、SEM 等)基于静态数据假设，忽略了用户体验在时间维度上的演化特征。实际中，用户在产品生命周期各阶段(初次使用、持续使用、技术更新后等)的体验感知会发生明显变化。静态模型无法有效反映用户行为的时间序列特征和情绪波动过程。目前尚缺乏将多维统计方法与动态建模技术(如时间序列分析、动态图模型)相结合的有效实践，难以捕捉 UX 的“过程性”特征。

## 4.4. 模型解释力与可操作性有待提高

部分研究在追求模型复杂度与预测精度的同时，忽视了模型的可解释性与对设计实践的指导价值。多维统计结果若缺乏清晰的可视化呈现或用户可读性，往往难以被产品设计团队直接采纳。例如，SEM 模型虽能揭示潜在路径关系，但其参数意义不直观，且难以对应到具体设计改进建议。此外，在研究中未能建立从“用户体验发现”到“产品设计响应”的闭环机制，导致统计结果停留在理论分析层面，未形成真正的设计驱动。

## 4.5. 方法选择与适配缺乏规范

在实际研究中，不同统计方法的选用缺乏统一的判断标准，部分研究存在“方法堆砌”或“过拟合建模”现象，影响结果的科学性与稳健性。同时，对于方法本身的前提条件(如变量正态性、线性关系、变量独立性)缺乏严格检验，容易产生误用或误解。

## 4.6. 新兴方法在 UX 研究中的应用与挑战

机器学习、自然语言处理(NLP)等新兴方法为 UX 研究拓展了新路径：机器学习算法(如随机森林、神经网络)可基于用户行为日志、生理信号等多源数据，预测满意度、持续使用意愿等体验指标，弥补传统统计方法的线性假设局限；NLP 技术能高效挖掘评论、访谈记录等文本中的情感倾向与需求痛点，实现非结构化数据的量化分析。但这类方法也存在挑战：机器学习模型易因数据标注偏差导致“体验预测偏差”，且复杂模型“可解释性弱”会降低研究结论的说服力；NLP 在解析专业领域术语、多模态情感表达时，语义理解精度仍有不足，需结合领域知识优化模型。

# 5. 案例应用与分析

为了更好地验证多维统计方法在用户体验研究中的实际应用价值，本文选取三类具有代表性的科技创新产品——人形机器人、云南白药牙膏(作为融合科技与传统的日化创新产品)、3D 打印机，分别从用户体验数据采集、指标建构、分析方法选用等角度进行简单案例分析，展示统计模型在产品优化的应用。

## 5.1. 案例一：人形机器人——情感交互与行为路径建模

**背景：**人形机器人作为人工智能与硬件技术深度融合的产物，其用户体验不仅涉及功能执行效率，

还涵盖人机交互的自然性与情感响应能力。

#### 方法应用:

因子分析用于提取用户体验评价指标中的核心维度,如“语言自然度”、“表情真实感”、“动作反应时间”、“互动趣味性”等,归纳为“交互可控性”“情感模拟效果”和“外观亲和力”三个主因子;结构方程模型(SEM)进一步构建用户对机器人感知信任、情感连接与使用持续意愿之间的路径关系;聚类分析用于识别不同类型用户群体,如“陪伴型用户”“教育型用户”“技术探索型用户”,支持机器人功能与语料系统的个性化适配。

### 5.2. 案例二：云南白药牙膏——科技与传统融合的感知体验分析

**背景:** 云南白药牙膏将中药配方与现代护齿技术结合,其用户体验涵盖感官体验、功效感知和品牌情感认同等多重维度,典型体现了消费品中的科技创新趋势。

#### 方法应用:

因子分析(PCA)用于从多个用户评价维度中提炼核心体验指标,如“口感清新度”“中草药气味接受度”“使用后牙龈舒适感”“品牌信赖度”;多元回归分析建立用户满意度与不同感知变量之间的量化关系;判别分析识别忠实用户与尝试性用户的行为特征,预测营销策略效果。

### 5.3. 案例三：3D 打印机——功能复杂型产品的多维使用体验评估

**背景:** 3D 打印机作为高技术密集型产品,其用户体验主要集中在操作便捷性、打印稳定性、结果精准度与软件交互等维度,涵盖高度技术性与可用性体验。

#### 方法应用:

因子分析提取“设备安装流程”“建模软件易用性”“打印成功率”“成品精度”“故障反馈响应”等指标,归纳为“技术可靠性”“交互友好性”“成品满意度”三大维度;聚类分析区分专业用户、教育用户与创客用户三类群体,分别制定操作界面与说明文档;回归模型评估各维度对总体体验评分的贡献,识别最需优化环节。

## 6. 结论

随着科技创新产品在各类智能化场景中的广泛渗透,用户体验(UX)已从辅助性设计指标跃升为产品成功的核心驱动力。用户对产品的满意度、情感认同与持续使用意愿等关键要素,愈发依赖于对其综合体验的深度解析与科学评估。多维统计方法凭借严谨、系统且数据驱动的优势,成为用户体验研究中不可或缺的分析利器。

本文从多维统计方法切入,系统梳理了科技创新产品用户体验的研究现状,明确了用户体验的多维构成及其理论根基,并重点剖析了因子分析、聚类分析、结构方程模型等统计技术在体验数据建模与用户行为识别中的实际应用价值。后续研究中,多维统计方法的应用需紧密契合人工智能、大数据与人机交互等技术发展趋势,为科技创新产品的持续优化提供扎实的数据支撑与科学的决策依据。

## 基金项目

本论文为 2025 年度云南省教育厅科学研究基金项目(NO.2025J0404)的研究成果。

## 参考文献

- [1] Norman, D.A. (2004) Emotional Design: Why We Love (or Hate) Everyday Things. Basic Books.

- [2] Sauro, J. and Lewis, J.R. (2016) Quantifying the User Experience: Practical Statistics for User Research. 2nd Edition, Elsevier.
- [3] 罗仕鉴, 朱上上, 应放天, 张劲松. 手机界面中基于情境的用户体验设计[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(2): 239-248.
- [4] 刘娟. 人机交互设计在科技产品中的应用[J]. 包装工程, 2014, 35(18): 64-67.
- [5] 严海伦, 黄志荣, 吴琼. 基于用户触觉体验的锅具设计研究[J]. 工业设计, 2024(10): 157-160.
- [6] 李巧月, 李太福, 刘森宇, 等. 基于用户群体体验研究的人体工学椅优化设计[J]. 包装工程, 2024, 45(20): 192-204.
- [7] International Organization for Standardization (2010) ISO 9241-210: Ergonomics of Human-System Interaction—Part 210: Human-Centred Design for Interactive Systems. ISO.
- [8] 张锐, 钟世禄. 基于用户体验的智能吸尘器改进设计[J]. 工业设计, 2024(10): 25-28.
- [9] 李永斌, 肖贺婷, 许佳灿. 基于用户体验的老年人下肢康复训练产品设计研究[J]. 设计, 2024, 37(19): 116-118.
- [10] Oliver, R.L. (1980) A Cognitive Model of the Antecedents and Consequences of Satisfaction Decisions. *Journal of Marketing Research*, **17**, 460-469. <https://doi.org/10.1177/002224378001700405>
- [11] Davis, F.D. (1989) Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, **13**, 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [12] Pine, B.J. and Gilmore, J.H. (1999) The Experience Economy: Work Is Theatre & Every Business a Stage. Harvard Business School Press.
- [13] Vargo, S.L. and Lusch, R.F. (2004) Evolving to a New Dominant Logic for Marketing. *Journal of Marketing*, **68**, 1-17. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.1.1.24036>
- [14] 郭薇. 基于因子分析的 B2C 电子商务客户体验模糊评价[J]. 统计与决策, 2018, 34(7): 182-184.
- [15] 夏近秋. 电子商务平台用户体验对购买意愿的影响研究[J]. 商场现代化, 2024(21): 25-27.
- [16] John, J.M., Shobayo, O. and Ogunleye, B. (2023) An Exploration of Clustering Algorithms for Customer Segmentation in the UK Retail Market. *Analytics*, **2**, 809-823. <https://doi.org/10.3390/analytics2040042>
- [17] 金小璞, 毕新. 基于结构方程的移动图书馆用户体验满意度模型研究[J]. 情报科学, 2017, 35(11): 94-98, 131.
- [18] 程求江, 彭艳兵. 基于用户行为模型的客流量分析与预测[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(3): 275-279.