

# 智能电商生态中AI技术赋能服装概念设计的演进过程与价值共创机制研究

谭轲欣

浙江理工大学经济管理学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2026年6月17日; 录用日期: 2026年7月1日; 发布日期: 2026年8月11日

## 摘要

随着人工智能技术的快速发展, 智能电商生态正在经历从“人找货”到“货找人”再到“智能共创”的演进过程。本文系统分析了智能电商环境下AI技术赋能服装概念设计的演进路径与价值共创机制, 研究发现: 智能推荐系统通过精准匹配降低设计不确定性, C2M定制模式通过用户数据反馈实现需求精准化, 而生成式AI工具则通过辅助设计师创意生成提升设计效率。本文揭示了智能电商生态中企业、用户、AI三方协同的价值共创逻辑, 为理解技术赋能下的服装设计演进过程提供了理论参考。

## 关键词

智能电商, AI技术赋能, 服装概念设计, 演进过程, 价值共创

# Research on the Evolutionary Process and Value Co-Creation Mechanisms of AI-Empowered Apparel Conceptual Design in Intelligent E-Commerce Ecosystems

Kexin Tan

School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: June 17, 2026; accepted: July 1, 2026; published: August 11, 2026

## Abstract

Driven by the rapid advancement of artificial intelligence (AI), the intelligent e-commerce ecosystem is undergoing a evolutionary process from “consumer-seeking-product” to “product-finding-consumer”

文章引用: 谭轲欣. 智能电商生态中 AI 技术赋能服装概念设计的演进过程与价值共创机制研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(8): 232-241. DOI: 10.12677/ecl.2026.158869

and ultimately to “intelligent co-creation.” This paper systematically analyzes the evolutionary paths and value co-creation mechanisms of AI-empowered apparel conceptual design within the context of intelligent e-commerce. The study finds that: intelligent recommendation systems mitigate design uncertainty through precise matching; C2M (Customer-to-Manufacturer) customization models facilitate demand precision via user data feedback; and generative AI tools enhance design efficiency by augmenting the creative generation process for designers. This research elucidates the tripartite collaborative logic of value co-creation among enterprises, users, and AI, providing a theoretical reference for understanding the evolutionary process in apparel design empowered by technology.

## Keywords

Intelligent E-Commerce, AI Empowerment, Apparel Conceptual Design, Evolutionary Process, Value Co-Creation

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

在互联网技术高速发展的今天，电子商务已经成为商业领域中的一种重要形态[1]。随着人工智能技术的突破性进展，智能电商生态正在经历深刻的结构性变革。传统的电子商务平台主要解决信息不对称问题，而智能电商则通过 AI 技术重构了价值创造的方式，使企业从单一的设计生产者转变为与用户、AI 协同共创的价值整合者[2]。

在服装设计领域，智能电商平台的崛起尤为显著。研究表明，个性化推荐系统通过分析用户行为数据，提供符合用户偏好的内容，能够显著提升用户满意度和购物转化率[3]。更为重要的是，AI 技术正在重塑服装概念设计的流程：从基于历史数据的趋势预测，到基于用户画像的精准推荐，再到基于生成式模型的辅助设计，技术赋能的深度不断拓展[4]。

对电商平台及服装企业而言，深刻理解 AI 技术赋能设计的作用机理，有利于准确把握消费者需求、优化设计流程、提升市场响应速度。因此，研究智能电商生态中 AI 技术赋能服装概念设计的演进过程与价值共创机制具有重要的理论意义与实践价值。

## 2. 智能电商生态中服装概念设计的演进过程

### 2.1. 从“先产后销”到“先销后产”：C2M 模式的逻辑重构

传统服装产业遵循“先产后销”的线性逻辑，设计师凭借经验预判流行趋势，生产后通过渠道推向市场，这种模式面临着库存积压与需求错配的双重风险。C2M (Customer-to-Manufacturer) 模式的出现优化了这一逻辑，实现了从“先产后销”到“先销后产”的结构性调整[5]。

在 C2M 平台生态系统中，价值共创是通过创业小微链群与消费者之间的持续交互实现的。创业小微链群使消费者直连工厂，在价值共识阶段洞察消费者需求并进行宣传推广；在资源共享阶段，消费者主动参与全链条的价值共创，向供方反馈产品创意、需求及改进建议；在互利共赢阶段，基于平台赋能实现大规模个性化定制，使需求方获得适配性消费体验，供给方扩大生态品牌影响力。

这种逻辑重构的本质是将用户数据纳入设计决策的前端，使设计产出不再是设计师的封闭创作，而

是基于用户反馈的协同优化。研究表明,与顾客共创价值不仅对企业服务能力产生积极影响,而且会直接影响顾客化定制能力,而服务能力又对顾客化定制能力有积极影响[6]。数据赋能驱动制造企业实现大规模定制,通过数据资源获取、数据整合与价值共创三个阶段,制造企业能够精准对接消费者需求[7]。

## 2.2. 从“人找货”到“货找人”:智能推荐的设计反向驱动

传统电商模式依赖用户主动搜索,属于典型的“人找货”逻辑。智能推荐系统通过深度学习算法实现了“货找人”的反向驱动,这一转变不仅提升了交易效率,更重要的是重构了设计需求的发现机制[2]。

智能推荐系统的核心在于用户画像构建与个性化匹配。通过收集用户基本信息(年龄、性别、地理位置、职业、收入水平)和行为数据(浏览记录、购买记录、搜索关键词、评价情感分析等),系统构建多层次用户画像。基于用户画像与商品综合特征向量的匹配度计算,系统能够精准识别用户的潜在需求,甚至预测用户尚未明确表达的设计偏好。

然而,智能推荐系统在提升匹配效率的同时,也潜藏着“信息茧房”与算法偏见的风险。当系统过度依赖历史行为数据进行推荐时,可能形成“过滤气泡”,限制用户接触多元风格的机会,进而抑制设计创新的多样性。此外,若训练数据存在代表性偏差(如特定地域、年龄或体型数据占比过高),推荐结果可能系统性地忽视或低估部分用户群体的需求,导致机会分配的不均衡[1][4]。因此,平台需在精准推荐与多样性保障之间建立平衡机制,通过引入探索性推荐策略,主动推送用户可能感兴趣但尚未接触的风格类型,以缓解信息茧房效应。

在服装电商场景中,智能推荐系统通过 ResNet50 模型对商品图像进行特征提取,结合 BERT 模型对商品描述进行文本特征提取,生成表示商品语义的综合特征向量。当用户画像向量与商品特征向量的匹配度达到阈值时,系统主动推送相关商品,同时将用户的点击、收藏、加购行为数据实时反馈至设计端,形成“需求洞察-方案生成-市场验证”的数据闭环。这种“货找人”模式实质上使设计师能够基于真实用户行为而非经验预判进行创作。

研究表明,对于高创造性产品推荐任务,人工智能推荐情况下消费者的采纳意愿更低;对于低创造性产品推荐任务,人工智能推荐情况下消费者的采纳意愿更高[8]。这一发现揭示了 AI 推荐在服装设计中的边界条件:在概念创意等高度创造性环节,人类设计师的直觉判断仍不可替代;而在基础款推荐、搭配方案等标准化任务中,AI 的数据优势更能发挥。这要求智能电商平台合理划分人机职能,避免技术滥用导致的创意同质化。

## 2.3. 从“数据反馈”到“智能生成”:生成式 AI 的设计辅助

生成式人工智能(GenAI)区别于传统分析型 AI 的核心在于生成能力,这些能力使 AI 从价值创造“工具”转变为设计辅助的“协作者”[9]。

在服装设计领域,GenAI 工具正在重塑设计产出的方式。研究表明,时尚设计团队正在将生成式 AI 应用于设计、营销和产品开发,帮助消除摩擦、加速创意工作,使团队有更多时间专注于重要事务。具体应用包括:AI 生成设计草图、开发新廓形、测试重复印花;大规模内容创作(产品描述、季节性营销文案);个性化造型推荐;趋势预测与情绪板制作等。

然而,生成式 AI 在设计领域的广泛应用也引发了一系列伦理与职业层面的隐忧。首先,算法偏见问题不容忽视:若训练数据主要来源于特定文化背景或主流审美标准,AI 生成的设计方案可能系统性地复制并强化既有的审美偏见,导致文化表征的单一化与边缘群体需求的忽视[1][6]。其次,知识产权归属问题尚待厘清:当 AI 基于海量现有设计作品生成新方案时,原创性界定与版权归属存在法律模糊地带。更为关键的是,生成式 AI 对设计师职业前景的潜在影响:随着 AI 承担越来越多的技术性设计任务(如草图

生成、图案设计、渲染优化), 初级设计师与执行层岗位面临被替代的风险; 同时, 过度依赖 AI 工具可能导致设计师原创能力的退化, 形成“算法依赖症”, 削弱人类创意的独特价值。因此, 建立人机协作的合理边界、完善 AI 辅助设计的伦理规范、保障设计师的职业发展路径, 成为智能电商生态可持续发展的重要议题。

更为重要的是, GenAI 工具降低了设计迭代成本, 使设计师能够快速探索多种方案。研究表明, 通用 AI 工具(如 ChatGPT-3.5 和 Midjourney)能够辅助设计师在概念设计阶段快速生成原型, 在新颖性、可行性、可用性和功能多样性等指标上提供参考[10]。设计师通过自然语言提示即可生成设计草图, 通过迭代优化获得满意方案。这种交互模式本质上是一种“人机协同设计”, 设计师与 AI 系统形成持续的反馈循环, 共同推进设计优化[11]。

然而, GenAI 在服装设计中的应用也面临挑战。一项针对 106 项实验研究的元分析发现, 平均而言, 人机协作的表现显著差于单独人类或单独 AI 的最佳表现[12]。这一发现提醒我们, 人机协同设计并非必然提升设计质量, 其效果取决于任务类型、协作模式和设计师专业能力。研究还指出, AI 算法往往基于过去数据进行训练, 存在重复已有设计的风险; 同时, AI 缺乏对品牌方向的设计判断, 无法感知面料触感或风格适配性。因此, 人类设计师的专业判断仍然是不可或缺的, GenAI 的最佳定位是作为认知伙伴而非决策者。

### 3. AI 技术赋能服装概念设计的行为模式

#### 3.1. 需求识别：用户数据驱动的设计触发

AI 技术赋能设计的触发源于用户数据的深度挖掘与需求识别。智能电商平台通过多维度数据采集构建用户行为画像, 包括显性行为数据(浏览、点击、购买、评价)和隐性行为数据(停留时长、鼠标轨迹、情感倾向)。

在此过程中, 数据采集的广度与深度引发了隐私保护与数据伦理的争议。用户行为数据的采集往往缺乏充分的知情同意机制, 部分平台通过默认授权或冗长隐私协议获取数据使用权, 存在“数据剥削”之嫌。此外, 用户画像的精准化构建虽有助于需求识别, 但也可能导致过度个性化带来的操控风险——系统基于用户心理弱点推送特定设计, 实质上将消费者置于算法决策的被动地位[4] [6]。因此, 平台应建立透明的数据治理框架, 明确数据采集边界, 赋予用户数据控制权, 并在需求识别环节引入人工审核机制, 防止算法权力的滥用。

在服装电商场景中, 用户画像构建采用无监督分类法将加购物车、搜索关键词、取消订单等行动分割成细小动机, 利用时间序列神经网络将块面拼成动态偏好, 识别短期尝试与长期忠诚。当系统检测到用户对特定风格(如“法式复古”)的持续关注时, 即触发设计端的响应, 生成相关设计方案。

这种需求识别的本质是数据驱动的设计触发。传统模式下, 设计师依赖经验和市场调研预判需求; 智能电商模式下, 系统通过数据洞察实时捕捉用户需求, 主动生成设计方案供设计师参考或优化。这一转变将设计的起点从“设计师主观预判”转向“用户客观需求”, 提升了设计产出的市场适配性, 但也对设计师的数据解读能力提出了新要求。

#### 3.2. 协同设计：设计师-AI-用户三方互动

AI 技术赋能设计的核心在于协同设计机制。研究表明, 生成式 AI 主要在概念设计的问题定义和想法生成阶段协助人类设计师, 而想法选择和评估阶段仍以人类为主导[11]。这种分工模式形成了设计师-AI-用户的三方协同架构。

为更清晰地呈现三方协同机制, 本文构建了价值共创动态模型。该模型将价值共创过程分解为价值

主张、价值创造、价值捕获三个环节，明确各方在不同阶段的具体角色与互动逻辑：

在价值主张阶段，企业(平台/品牌)承担价值定义者的角色，通过市场洞察与战略定位确定设计方向与品牌调性；用户作为价值需求方，通过行为数据与显式反馈表达偏好与期望；AI 系统则作为价值翻译者，将海量用户数据转化为可执行的设计洞察。此阶段的潜在冲突在于：企业追求规模化与标准化的商业目标可能与用户个性化需求产生张力，而 AI 的数据解读偏差可能导致需求误判。

在价值创造阶段，设计师作为创意主导者，基于 AI 生成的方案进行筛选、优化与整合；AI 作为生成辅助者，提供多样化设计原型与迭代建议；用户则作为间接参与者，通过实时反馈(点击、收藏、评价)影响设计调整。此阶段的核心冲突体现在人机创意主权的分配：若 AI 过度介入创意生成，可能压缩设计师的原创空间；若用户反馈被过度放大，则可能导致设计趋同与风格同质化。

在价值捕获阶段，企业通过产品销售收入与数据资产积累获取经济价值；用户通过获得适配性产品实现使用价值，但其数据贡献往往缺乏对价补偿；AI 系统本身不直接参与价值分配，但其效能提升间接惠及企业与用户。此阶段的结构矛盾在于价值分配的不对称性：用户作为数据贡献者，却难以分享数据变现的收益；设计师的创意劳动价值在 AI 辅助下被重新定义，其专业地位面临潜在稀释风险。

三方协同的有效性取决于动态平衡机制的建立：企业需在人机职能划分中保留人类设计师的创意主导权，在数据利用中保障用户隐私与知情权；AI 系统需在算法设计中嵌入公平性与多样性考量；用户需提升数据素养，理性参与价值共创过程。

在具体协同过程中，设计师通过自然语言提示与 GenAI 系统对话，描述设计需求(如“夏季通勤系列，简约风格，适合都市白领”)。系统基于大语言模型(LLM)解析设计意图，结合扩散模型(Diffusion Model)生成视觉方案。设计师对方案进行评价(采纳、修改建议、重新生成)，系统根据反馈迭代优化[8]。用户则通过平台行为数据(点击、收藏、购买)间接参与设计评估，其偏好反馈成为设计优化的重要依据。

这种协同设计具有三个显著特征：第一，迭代性，设计过程不再是线性推进，而是通过多次试错快速收敛；第二，对话性，设计师与 AI 系统形成持续对话，设计意图在交互中逐步清晰；第三，涌现性，AI 生成的意外方案可能激发设计师的全新创意，突破设计定势[13]。

然而，这种协同模式的有效性取决于设计师的 AI 素养与提示工程能力。缺乏经验的设计师可能难以准确表达设计意图，或无法有效评估 AI 生成方案的质量，导致协同效果不佳。这提示平台需要建立设计师培训机制，提升其人机协作能力。

### 3.3. 优化闭环：销售数据反馈至设计迭代

AI 技术赋能设计的闭环体现在销售数据向设计端的实时反馈。智能电商平台通过“推荐 - 反馈 - 优化”循环过程，将用户行为数据转化为设计决策依据。具体而言，系统实时抓取用户反馈信息(点击、加入购物车、下单、退货)，通过强化学习模型自动调整推荐权重。例如，用户持续点击推荐的碎花裙但从未下单，系统分析可能原因(价格太高、尺码不全、风格不符)，在下一次推荐时调整相应变量(推荐低价位搭配、增加同风格其他单品)，并将这些洞察反馈至设计端，指导下一批次的设计调整。

这一优化闭环的高效运行依赖于数据的持续流动，但也带来了新的伦理挑战。首先，实时反馈机制可能强化“数据至上”的决策逻辑，导致设计决策过度依赖历史数据而忽视前瞻性创新，形成“数据惯性”。其次，用户退货数据的采集与分析虽有助于设计优化，但也可能涉及敏感信息(如体型数据、穿着场景)的二次利用，存在隐私泄露风险。再次，算法优化的目标函数往往以点击率、转化率为核心指标，可能诱导设计向“吸睛”而非“优质”方向偏移，损害长期品牌价值[1][4]。因此，平台应在优化闭环中引入多元评估维度(如用户满意度、设计创新性、可持续性)，建立数据使用的伦理审查机制，避免单一商业指标对设计方向的扭曲。

这种数据闭环使设计优化从经验驱动转向数据驱动。传统服装企业依赖设计师经验和市场调研，决策周期长、试错成本高；智能电商模式下，小批量测试、快速迭代成为常态。研究表明，这种闭环机制显著提升了设计产出的市场适配性[7]。通过实时数据反馈，设计决策能够在数小时或数天内完成调整，而非传统的数月周期，大大降低了设计不确定性带来的风险。

## 4. AI 技术赋能对服装设计效能的影响路径

### 4.1. 需求精准化：大数据降低设计不确定性

智能电商环境通过大数据技术显著降低了设计不确定性，提升了设计产出的精准度。传统服装设计面临的核心困境是需求信息不对称：设计师难以准确预判用户偏好，用户需求难以清晰传达。智能推荐系统通过算法匹配缓解了这一问题。

研究表明，个性化推荐系统通过分析用户行为数据，提供符合用户偏好的内容，能够显著提升用户满意度和购物转化率。在服装设计场景中，这种精准化体现为：系统基于用户历史行为预测其风格偏好，生成个性化设计方案，使设计产出更符合市场需求[3]。

大数据降低设计不确定性的机制包括：第一，需求预测，通过机器学习算法识别用户的潜在需求，提前生成设计选项；第二，偏好学习，通过持续交互优化用户画像，使推荐越来越精准；第三，情境感知，将时间、地点、天气、社交情境等外部信息纳入推荐算法，实现场景化设计推荐。

然而，大数据推荐也面临信息茧房风险。当系统过度依赖历史数据时，可能限制设计创新，抑制风格多样性。因此，优秀的设计系统需要在精准匹配与惊喜发现之间寻求平衡，通过引入探索性推荐机制，主动推送用户可能感兴趣但尚未接触的风格[14]。此外，算法偏见问题同样值得关注：若训练数据存在结构性偏差(如特定人群数据占比过高)，推荐结果可能系统性地忽视边缘群体需求，加剧消费机会的不平等分配[1][6]。平台应定期对算法进行偏见审计，确保推荐系统的公平性与包容性。

### 4.2. 效率提升：AI 工具降低设计迭代成本

AI 工具的普及推动了设计效率的提升，使服装设计从漫长的手工创作向快速迭代演进。研究表明，通用 AI 工具(如 ChatGPT-3.5 和 Midjourney)能够辅助设计师在概念设计阶段快速生成原型，缩短设计周期。

效率提升的实现机制包括：第一，技能加速，AI 工具承担了绘图、渲染、排版等技术性工作，设计师专注于创意概念；第二，灵感激发，AI 生成的多样化方案为设计师提供创意起点；第三，快速迭代，AI 的即时反馈能力支持设计师快速测试多种方案，加速设计演化。

然而，效率提升的背后潜藏着质量控制的挑战与职业伦理的隐忧。一项针对 106 项实验研究的元分析发现，人机协作的表现平均而言显著差于单独人类或单独 AI 的最佳表现[12]。这一发现提醒我们，AI 辅助设计并非必然提升设计质量，其效果取决于任务类型和设计师专业能力。更为深层的问题在于：效率导向的 AI 应用可能导致设计流程的“快餐化”，压缩设计师深度思考与概念打磨的时间；自动化工具的过度使用可能削弱设计师的手绘能力与造型感知，长期或导致专业技能退化。此外，AI 辅助设计的普及可能加剧行业内的技能分化——掌握 AI 工具的设计师获得竞争优势，而技术适应能力较弱者面临边缘化风险。因此，企业在推进 AI 赋能时，应建立质量审核机制，保留人工评估环节，并为设计师提供持续的技术培训，确保效率提升不以牺牲设计质量与专业发展为代价。

在服装电商场景中，效率提升体现为 AI 辅助设计模式。通过准确测量尺寸、推荐风格喜好、提供创意灵感三方面功能，设计师在保持专业判断的同时提升创作效率。因此，设计师的审核和优化仍然是确保设计质量的关键环节。

### 4.3. 价值共创：用户从消费者到数据贡献者

智能电商环境最深远的影响在于用户角色的转变，从被动的“消费者”向主动的“数据贡献者”演进。在智能电商生态中，用户不仅是设计产品的购买者，更是设计优化的数据提供者。

C2M 模式下的价值共创机制清晰地展现了这一转变。在价值共识阶段，用户通过浏览行为贡献偏好数据；在资源共享阶段，用户通过反馈评价贡献改进建议；在协同共生阶段，用户成为生态系统中不可或缺的数据节点，从消费者拿到产品时交易才刚刚开始，通过持续交互实现体验迭代。

AI 技术进一步加速了这一转变。研究表明，AI 通过辅助设计赋能企业提升创造能力，使设计参与门槛降低[10]。用户无需专业设计技能，但其行为数据通过 AI 工具被转化为设计洞察，间接参与设计优化。这种参与深化不仅提升了用户满意度，更重要的是为企业提供了精准的设计反馈。

然而，“用户作为数据贡献者”的角色转变也引发了价值分配公平性的质疑。当前智能电商生态中，用户数据被无偿或低价采集，成为平台算法优化与商业决策的核心资源，但用户本身难以分享数据变现的收益，形成“数据贡献 - 价值捕获”的结构性失衡。此外，数据贡献者的角色定位可能模糊用户对隐私保护的认知：当用户行为被系统性地记录、分析并用于商业目的时，其知情同意权往往流于形式，数据使用的透明度与可控性不足[4] [6]。从伦理视角审视，平台应探索数据贡献的合理补偿机制(如数据积分、个性化服务折扣)，建立用户数据控制权的实现路径(如数据可携带、删除权)，并在价值共创框架中明确用户的数据主体地位，而非仅将其视为被动的数据供给方。

研究还发现，价值共创模式能够显著提升品牌忠诚度。当用户在设计过程中感受到其数据被重视，与品牌形成情感连接，会产生更强的归属感，从而增强复购意愿和口碑传播[15]。考虑反向定制产品风险的平台供应链价值共创研究指出，数据驱动的定制能够显著提升用户满意度和品牌忠诚度，因为用户感受到其需求被精准满足，形成了情感所有权。

## 5. 典型模式与平台分析

### 5.1. 模式一：AI 驱动的个性化推荐设计

淘宝的“千人千面”个性化推荐系统是智能电商服装设计的典型代表。该系统通过分析用户的历史行为数据(浏览、点击、购买、收藏)和实时行为数据(当前会话中的点击流)，构建动态用户画像，实现个性化穿搭推荐。

然而，淘宝推荐系统的广泛应用也伴随着算法伦理的争议。“千人千面”的个性化逻辑虽提升了用户体验，但也可能加剧信息茧房效应，即用户被局限于既有偏好的“舒适区”，难以接触多元风格，长期或导致审美同质化。此外，推荐算法的商业目标(提升转化率)可能与用户长期利益(发现适合的新风格)产生冲突，算法可能优先推送高利润而非高适配性的商品[3]。更为隐蔽的风险在于算法偏见：若系统训练数据主要来自特定消费群体，推荐结果可能系统性地忽视或低估其他群体的需求，形成“数字排斥”。因此，平台应在推荐系统中引入多样性约束与公平性评估，定期披露算法审计结果，并为用户提供“探索模式”选项，主动打破信息茧房。

技术架构上，淘宝推荐系统采用“召回 + 排序”的两阶段设计。召回阶段基于用户历史行为数据、用户偏好画像和用户地域网格化实现多维度召回；排序阶段利用高斯逻辑回归及多维算法计算匹配度，基于用户交互日志训练特征权重，实现自动匹配个性化推荐。

在服装设计维度，淘宝的 AI 搭配师功能进一步将推荐升级为设计辅助。系统不仅推荐单品，还能基于用户已有单品推荐搭配方案，生成完整穿搭。这种推荐实际上是一种轻量级设计服务，帮助设计师理解用户搭配需求[3]。

研究表明, 淘宝个性化推荐系统的核心优势在于实时性和数据规模。系统平均每周进行算法迭代, 采用大数据架构支撑海量数据处理, 与深度神经网络的融合速度越来越快[3]。这种技术能力使设计需求洞察能够紧跟时尚潮流变化, 快速响应新兴风格趋势。

## 5.2. 模式二：用户数据驱动 C2M 定制

必要商城和衣邦人代表了 C2M 模式在服装领域的应用实践。必要商城通过“用户直连制造”模式消除品牌商和渠道商的中间环节, 使消费者能够以工厂价格获得定制产品, 而衣邦人则专注于高端服装定制, 通过上门量体与工厂直供相结合的模式实现个性化服务。

C2M 模式的推广虽实现了供需精准对接, 但也面临着伦理与可持续性的挑战。首先, 定制生产虽降低了库存风险, 但小批量生产可能导致单位产品能耗上升, 与可持续时尚理念存在张力。其次, 用户身材数据的采集与存储涉及敏感个人信息, 若平台数据安全措施不足, 存在隐私泄露风险。再次, C2M 模式下的用户参与虽提升了满意度, 但也可能加剧“过度选择”的认知负担, 即用户需在面料、款式、版型等维度做出大量决策, 从而降低消费体验[5][7]。此外, 定制模式对供应链柔性化要求极高, 若供应商劳动条件未能同步改善, 数据驱动的效率提升可能以牺牲劳动者权益为代价。因此, C2M 平台应在技术赋能的同时, 建立数据安全保护机制, 优化用户决策流程, 并对供应链进行伦理审计, 确保价值共创不以损害隐私、环境或劳动者权益为代价。

在 AI 技术赋能层面, 这些平台正逐步引入 AI 技术优化定制流程。用户通过 APP 提交身材数据、风格偏好及穿着场景等信息后, AI 系统据此生成初步设计方案, 包括面料、款式与版型推荐, 设计师再基于 AI 建议与用户进行在线沟通调整, 最终确定生产方案。

这一模式的创新价值在于重构了设计决策权。传统定制模式中设计师占据绝对主导地位, 用户只能被动接受; 而 C2M 模式下用户数据成为设计决策的核心输入, AI 系统则承担起需求翻译与方案生成的角色。研究表明, 这种数据驱动的定制模式能够显著提升用户满意度与品牌忠诚度。

然而 C2M 模式也面临诸多挑战, 如定制周期通常长达 7 至 15 天、退换货流程繁琐、规模经济效益受限等。AI 技术的引入正逐步缓解这些问题, 如虚拟试衣技术使用户能够在下单前预览穿着效果从而降低决策风险, AI 辅助设计缩短了方案确定时间, 智能生产排程则优化了制造效率[16]。

## 5.3. 模式三：实时数据闭环的快反设计

SHEIN 的“小单快反”模式是实时数据闭环与柔性供应链结合的典范, 也是 AI 技术赋能设计的极致应用。该模式的核心逻辑是: 小批量(通常 100~200 件)生产测试市场反应, 根据销售数据和用户反馈快速决定返单或淘汰, 将设计 - 生产 - 销售的周期压缩至 7~14 天。

SHEIN 模式的高效运转引发了关于可持续性、劳工权益与数据伦理的多重质疑。首先, 超快时尚模式虽提升了市场响应速度, 但也可能加剧过度消费与资源浪费, 与可持续时尚的发展方向相悖。其次, 为压缩成本与周期, 供应链下游的劳动者可能面临高强度工作条件与收入不稳定的风险, 数据驱动的效率提升可能以牺牲劳工权益为代价。再次, 海量用户行为数据的实时采集与分析虽支撑了快速决策, 但用户对其数据被如何使用、是否被跨境传输缺乏充分知情, 数据使用的透明度与可控性不足[2][7]。此外, 快反模式下的设计迭代虽基于数据反馈, 但也可能导致设计趋同, 即系统优先复制已验证的“爆款”元素, 抑制原创性与多样性。因此, 快反模式需在效率追求与伦理责任之间寻求平衡, 建立供应链劳工保护标准, 提升数据使用透明度, 并引入设计多样性评估指标, 避免算法驱动的同质化。

在实时数据闭环场景中, 用户行为数据(浏览、点击、购买、评价)即时传输至设计端, AI 系统分析数据识别用户偏好趋势(如颜色、图案、版型), 生成设计建议供设计师参考。设计师根据 AI 洞察快速调

整设计方案，实现天为单位的迭代速度。

这种模式实现了实时化的价值共创。传统服装开发周期为 6~12 个月，趋势预判依赖设计师经验和时装周发布；SHEIN 模式下，用户通过行为数据直接参与设计决策，AI 系统实时处理海量反馈数据，设计优化以天为单位进行迭代。

研究表明，SHEIN 模式的成功关键在于数据闭环的完整性：从用户行为数据采集、AI 分析洞察、设计快速响应、柔性生产制造，再到销售数据反馈，形成了自我强化的飞轮效应[2]。这种模式下，设计产出不再是前置的经验预判，而是嵌入在销售过程中的持续数据驱动优化。

## 6. 结论与展望

本文围绕智能电商生态中 AI 技术赋能服装概念设计的演进过程与价值共创机制展开系统探讨，得出以下主要结论：第一，智能电商生态中服装概念设计经历了从“先产后销”到“先销后产”、从“人找货”到“货找人”、从“数据反馈”到“智能生成”的三重结构性调整；第二，AI 技术赋能形成了“需求识别 - 协同设计 - 优化闭环”的行为模式，突破了传统线性设计流程；第三，AI 技术赋能通过需求精准化、效率提升、价值共创三条路径提升服装设计效能，但人机协作效果受任务类型与设计师能力调节；第四，淘宝“千人千面”、必要商城/衣邦人 C2M 定制、SHEIN “小单快反”三种模式展现了 AI 技术赋能的差异化实践。

本研究构建的“价值共创动态模型”揭示了企业、用户、AI 三方在价值主张、价值创造、价值捕获环节的具体角色与互动逻辑，明确了各方在协同过程中的潜在冲突与平衡机制。该模型强调：价值共创并非自然实现的和谐状态，而是需要制度设计与伦理规范保障的动态过程；企业需在商业目标与用户权益之间寻求平衡，AI 系统需在效率追求与公平性保障之间建立约束，用户需在数据贡献与隐私保护之间做出理性选择。

本研究拓展了技术赋能理论在服装设计领域的应用边界，构建了“需求识别 - 协同设计 - 优化闭环”的分析框架，识别了 AI 技术赋能的效果边界条件。基于上述发现，对电商平台应构建“数据 - 算法 - 场景”三位一体的设计支持系统，对服装品牌应探索 C2M 定制与 AI 工具的结合路径，对政策制定者应关注数据安全、知识产权与就业影响等规范引导。尽管如此，AI 技术赋能服装设计仍面临创意与效率失衡、数据依赖与风格趋同、人机权责模糊化的现实困局，这些困局源于技术本身的局限性、企业应用的不规范、设计师群体的接受差异以及社会法律道德规范的不完善等多重因素，因而需要遵循人机协同共创原则、数据多元化训练机制、伦理制度化治理的三元协同策略加以系统破解。

尽管如此，AI 技术赋能服装设计仍面临创意与效率失衡、数据依赖与风格趋同、人机权责模糊化的现实困局。这些困局源于技术本身的局限性(如算法偏见、数据惯性)、企业应用的不规范(如过度追求效率而忽视伦理)、设计师群体的接受差异(如 AI 素养参差不齐)以及社会法律道德规范的不完善等多重因素。破解这些困局需遵循三元协同策略：第一，人机协同共创原则，明确 AI 辅助而非替代的定位，保留人类设计师在创意决策中的主导权；第二，数据多元化训练机制，在算法设计中嵌入多样性约束与公平性评估，定期审计训练数据的代表性；第三，伦理制度化治理，建立 AI 设计应用的伦理审查机制，完善数据隐私保护法规，明确知识产权归属规则。

AI 技术赋能服装设计也面临诸多伦理与可持续性挑战，需引起学界与业界的高度重视。在算法层面，信息茧房与算法偏见可能限制设计多样性，加剧消费机会的不平等分配；在职业层面，生成式 AI 对设计师岗位的替代风险与技能退化可能威胁创意产业的可持续发展；在数据层面，用户隐私泄露与数据剥削问题亟待制度性解决方案；在社会层面，快反模式可能加剧过度消费与劳工权益风险。这些问题并非技术发展的必然副产品，而是治理缺位与伦理意识薄弱的结果。未来研究应持续关注 AI 伦理框架的构建，

探索技术赋能与社会责任的平衡路径。

但本研究仍存在一定局限。在研究方法上,本文主要采用理论分析和案例研究,缺乏大样本的定量检验,未来可采用问卷调查收集设计师与用户的感知数据,或通过实验研究验证不同协作模式的效果差异,以增强结论的普适性。在研究对象上,本文聚焦于服装行业,结论向其他创意产业的迁移需谨慎,未来可进行跨行业比较研究以识别技术赋能效果的行业差异。在技术演进上,生成式 AI 正处于快速迭代期,多模态大模型、AI Agent 等新技术将重塑人机协作模式,未来需持续跟踪技术进展,特别需要关注 AI 的创造性自主程度提升对设计师角色的冲击以及 AI 生成设计的伦理与法律问题。在研究视角上,本文主要从企业和平台视角出发,对用户微观行为机制探讨不足,未来可引入消费者行为理论深入分析用户对 AI 设计推荐的接受心理与参与式定制的意愿影响因素,以完善价值共创的理论解释。

## 参考文献

- [1] 孟炯, 田雪, 郭春霞. 实现价值共创的 C2B 数智定制协同治理路径研究[J]. 南开管理评论, 2024, 27(6): 62-73.
- [2] 解学梅, 刘晓杰, 余佳惠. “用户-平台”融合对平台用户商业模式创新影响研究[J]. 科研管理, 2026, 47(4): 119-132.
- [3] 黄劲松, 秦碧璇, 吴铭泉. 产品属性对人工智能产品推荐的影响——基于同理心的视角[J]. 管理科学, 2024, 35(2): 121-133.
- [4] Jin, Y., Yoon, J., Self, J. and Lee, K. (2024) Understanding Fashion Designers' Behavior Using Generative AI for Early-Stage Concept Ideation and Revision. *Archives of Design Research*, 37, 25-45. <https://doi.org/10.15187/adr.2024.07.37.3.25>
- [5] 华连连, 赵泽玲, 彭佳, 等. 考虑反向定制产品风险的平台供应链价值共创[J]. 系统管理学报, 2026, 35(3): 649-661.
- [6] 张明超, 孙新波, 钱雨. 数据赋能驱动智能制造企业 C2M 反向定制模式创新实现机理[J]. 管理学报, 2021, 18(8): 1175-1186.
- [7] 张闯, 王震, 夏春玉. C2M 电商平台数据赋能制造企业大规模定制: 基于动态能力理论视角[J]. 商业经济与管理, 2025(1): 5-18.
- [8] 吴继飞, 于洪彦, 朱翊敏, 张湘昀. 人工智能推荐对消费者采纳意愿的影响[J]. 管理科学, 2020, 33(5): 29-43.
- [9] Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M. and Leimeister, J.M. (2019) Hybrid Intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61, 637-643. <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2>
- [10] Vo, K.H.T. (2025) “Who” Designs Better? A Competition among Human, Artificial Intelligence and Human-AI Collaboration. *Design Science*, 11, e37. <https://doi.org/10.1017/dsj.2025.10029>
- [11] Chen, L., Song, Y., Guo, J., Sun, L., Childs, P. and Yin, Y. (2025) How Generative AI Supports Human in Conceptual Design. *Design Science*, 11, e9. <https://doi.org/10.1017/dsj.2025.2>
- [12] Vaccaro, M., Almaatouq, A. and Malone, T. (2024) When Combinations of Humans and AI Are Useful: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Nature Human Behaviour*, 8, 2293-2303. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-02024-1>
- [13] Leger, R. and Buschek, D. (2025) Human-AI Interaction Patterns in Creative Domains and Their Time-Based Visualization. *Proceedings of the Mensch und Computer*, Chemnitz, 31 August-3 September 2025, 422-433.
- [14] Haase, J. and Pokutta, S. (2024) Human-AI Co-Creativity: Exploring Synergies Across Levels of Creative Collaboration. arXiv: 2411.12527.
- [15] 宋丹霞, 谭琦琦. 工业互联网时代 C2M 大规模定制实现路径研究——基于企业价值链重塑视角[J]. 现代管理科学, 2021(6): 80-88.
- [16] 李淑珍. C2M 电商助力制造企业数字化升级的机理及路径[J]. 企业经济, 2024, 43(7): 71-78.