E-Commerce Letters 电子商务评论, 2026, 15(11), 619-625
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ecl
https://doi.org/10.12677/ecl.2026.15111280

Hans汉斯

电商场景下人工智能生成内容在商品图美化中的失真机理与治理研究

施季莹

上海理工大学管理学院，上海

收稿日期：2026年5月25日；录用日期：2026年6月8日；发布日期：2026年11月18日

摘　要

随着生成式人工智能内容(Artificial Intelligence Generated Content, AIGC)相关技术应用于电商内容生产，商家可借助AIGC工具快速生成商品主图、AI模特图和场景展示图，降低了视觉内容生产成本并提升了营销效率。然而，AIGC商品图在颜色、材质、尺寸比例和场景效果上的过度美化，导致图片与实物不符、消费者预期落差及平台信任损耗等问题日益突出。本文以AIGC商品图美化失真为研究对象，从技术生成、商家选择、平台发布和消费者认知四个维度分析其形成机理。在此基础上，从增加实物比对、改变商家成本收益结构、将图片实物一致性嵌入审核与推荐、让售后反馈驱动前端纠偏四个方向提出治理路径，为电商平台在视觉营销效率与商品信息真实性之间建立可运行的平衡提供理论参考。

关键词

AIGC商品图，美化失真，信息真实性，平台治理

Mechanism and Governance of AIGC Product Image Beautification-Induced Distortion in E-Commerce

Jiying Shi

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: May 25, 2026; accepted: June 8, 2026; published: November 18, 2026

Abstract

With the application of Artificial Intelligence Generated Content (AIGC) technology in e-commerce

文章引用: 施季莹. 电商场景下人工智能生成内容在商品图美化中的失真机理与治理研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(11): 619-625. DOI: 10.12677/ecl.2026.15111280

content production, merchants can leverage AIGC tools to rapidly generate product main images, AI model images, and scene display images, thereby reducing visual content production costs and enhancing marketing efficiency. Yet the use of AIGC product images also raises concerns. When product images are excessively beautified in color, material texture, size proportion, scene presentation, or functional effect, the visual information conveyed to consumers may deviate from the actual product. Consequently, mismatches between displayed images and physical goods, inflated purchase expectations, and the weakening of platform trust have become more noticeable. Focusing on distortion caused by the beautification of AIGC product images, this paper analyzes its formation mechanism through four dimensions: technology generation, merchant selection, platform publication, and consumer cognition. On this basis, the study puts forward corresponding governance measures, including adding physical product comparison, adjusting merchants' cost-benefit structure, embedding image-product consistency into review and recommendation systems, and allowing post-purchase feedback to support front-end correction. The purpose of this research is to offer theoretical reference for e-commerce platforms in coordinating visual marketing efficiency with the authenticity of product information.

Keywords

AIGC Product Images, Beautification-Induced Distortion, Information Authenticity, Platform Governance

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

生成式人工智能内容(Artificial Intelligence Generated Content, AIGC)相关技术逐步进入电商内容生产后，商品视觉内容的制作逻辑也随之改变。商家能够利用 AIGC 工具在较短时间内生成商品主图、AI 模特图、场景展示图和详情页图片，并将这些视觉内容用于商品呈现、营销推广、内容推荐以及促销展示等场景[1]。相较于传统拍摄和后期制作方式，AIGC 减少了商家在摄影、模特、布景和设计处理等方面的投入，同时提升了商品图片的生成效率和页面吸引力，正在推动电商平台视觉营销模式发生转变[2]-[4]。

但 AIGC 商品图并不只带来效率提升，其使用也可能削弱商品信息的真实性[5]。随着 AI 生成主图、AI 模特展示、虚拟场景图和功能效果图在电商页面中不断增多，图文展示与实物状态不一致、色彩呈现偏差、功能效果被放大等现象开始受到关注。在服装、美妆、食品等高度依赖视觉判断的商品类别中，消费者往往会把 AI 生成画面中的颜色、质感、场景和效果理解为商品的真实状态[5] [6]，并由此形成超过实物本身的购买预期。这一问题在信息甄别能力较弱的消费者中会更加突出，他们往往更难准确判断商品信息的真实性[7]。一旦收货后的实物体验与页面图片存在明显落差，这种预期差异便可能进一步引发退货、差评、投诉以及平台信任下降。因此，AIGC 商品图美化失真已经成为电商平台商品信息真实性治理中需要解决的新问题。

现有相关研究强调 AIGC 在提高内容生产效率、优化商品展示和增强营销转化方面的作用[8]，也开始关注其可能带来的信息真实性风险。王张华等[9]揭示了 AIGC 从风险源头经触发、放大到扩散引发社会信任危机的生成机制，证实其可导致眼见未必为实的信任困境。浦天龙等[10]则从参与主体、信息生成、传播渠道和用户模式四个维度，剖析了深度伪造信息的全链条演化逻辑。上述研究为理解 AIGC 信息失真问题提供了重要参照，但尚未将电商商品图中的美化失真作为独立对象，也较少将技术生成、商家选

择、平台发布和消费者认知纳入统一分析框架。此外，既有研究多基于传统图文宣传和商品描述不符的分析框架，其预设是失真的主要来源为商家的主观误导意图，但 AIGC 商品图美化失真源头不仅包括商家的主观意愿，还涉及生成模型的内生偏向、平台的审核与推荐机制，以及消费者对生成内容的认知方式。为弥补这一研究缺口，本文将 AIGC 商品图美化失真作为独立研究对象，构建“技术生成–商家选择–平台发布–消费者认知”的四层分析框架，揭示其在电商平台环境中的形成机理。在此基础上，本文进一步从增加实物比对、改变商家成本收益结构、将图片与实物一致性嵌入审核与推荐、让售后反馈驱动前端持续纠偏四个方向提出治理路径，为电商平台规范 AIGC 视觉营销、维护商品信息真实性和消费者交易信任提供理论参考。

2. AIGC 商品图及美化失真界定

2.1. AIGC 商品图的内涵与功能

AIGC 商品图是指商家或平台利用生成式人工智能工具[11]，根据商品参数、文字提示和参考图片生成或深度加工的商品展示图片，常见形式包括文生图、图生图、背景替换、AI 模特生成和场景合成。与传统实拍图不同，AIGC 商品图不完全依赖实物拍摄，而是由模型基于输入信息和训练数据对商品外观、人物形象和空间背景进行生成。当输入信息受到实物参数约束时，AIGC 可高效产出接近实拍的图像；当输入局限于“显瘦”“高级感”等营销化描述时，输出便可能偏离商品真实状态。

在电商平台中，AIGC 商品图承担着信息表达和交易转化的功能，图像参与消费者对商品属性的判断，影响点击率、转化率等平台核心指标。AIGC 降低了商品视觉内容的生产成本，虽提升了效率，但并不自动保证信息真实性。

2.2. AIGC 商品图美化失真的概念界定

本文将 AIGC 商品图美化失真界定为：商家或平台在使用 AIGC 工具制作商品图片时，对商品颜色、材质、尺寸比例、使用场景或功能效果进行过度美化，使图片内容与商品真实状态产生实质差异，且足以影响普通消费者购买判断的现象。

这一界定的目的在于区分合理美化与误导性失真，判断标准是美化后的商品图是否改变了消费者对商品核心属性的真实认知。根据失真程度及其对购买判断的影响，AIGC 商品图美化失真可区分为三个层次。第一类是可接受的营销优化，表现为对光线、背景、构图和清晰度进行适度调整，未改变商品颜色、材质、尺寸和功能效果等核心属性，不足以影响消费者购买判断，属于正常视觉营销范围。第二类是构成误导的夸大展示，表现为通过 AIGC 强化商品色彩、质感、比例、场景或效果，使消费者形成高于实物状态的交易预期，虽不一定完全虚构商品，但已削弱图片信号与实物之间的对应关系。第三类是导致实质性不符的虚假展示，表现为商品核心属性与实物存在明显差异，如材质严重不符、尺寸明显失真、功能效果被虚构或场景脱离现实，足以导致消费者错误判断，并引发退货、投诉和信任下降等后果。从表现形态看，上述失真可归为颜色失真、材质失真、尺寸比例失真、场景虚构和效果夸大五类，前三类影响基础属性判断，后两类影响价值与功能预期。

2.3. AIGC 商品图美化失真与修图美化的区别

AIGC 商品图美化失真与修图美化在发生逻辑、偏离程度和治理难度上存在区别。修图以实物照片为起点，商品的结构轮廓是修图的基准，偏离程度受原始照片约束。AIGC 商品图不必完全依赖实物照片，模型可基于提示词和训练数据重新生成图像内容，图像不必受实物物理属性的约束，偏离程度可远超修图上限。修图的偏离来自修图师的主观操作，而 AIGC 的偏离同时来源于训练数据的内生偏向、输入约

束和模型的概率补全机制，部分失真并非商家蓄意制造。从治理看，修图可通过修图规范和审核标准划定边界。AIGC 商品图的隐蔽性更高，画面无修改痕迹[12]，不包含违规元素，偏离需与实物对照方可确认，现行审核体系难以在发布环节有效拦截。

3. 电商平台 AIGC 商品图美化失真的形成机理

AIGC 商品图美化失真是生成模型技术特性、商家策略选择、平台发布机制和消费者认知共同作用的结果。

3.1. 技术生成：模型在缺乏实物约束时沿美学方向生成图像

AIGC 商品图美化失真一方面源于生成模型的视觉优化倾向。图像生成模型的训练语料中包含大量商业广告图、摄影作品和精修设计图，这类图像通常经过专业布光、构图和后期处理，在色彩、光影和画面完整度上优于普通实物图。模型在训练过程中并不直接理解“真实”与“美化”的区别，而是学习训练数据中的视觉分布规律。因此，当训练数据中的理想化图像占比较高时，模型输出也更容易偏向清晰、精致和具有视觉吸引力的画面。

另一方面，现有生成模型通常更重视提示词匹配、画面完整度和视觉质量，而商品颜色真实度、材质还原度和比例准确度并非其默认优化目标。当输入信息缺少商品实物约束时，模型便更容易沿着美学方向生成图像，而不是优先保证还原商品真实的属性。商家提供的提示词也往往是“显瘦”“高级感”“大容量”等营销化表达，而非材质克重、物理尺寸、工艺结构等具体参数。模型面对不完整信息时，会根据训练数据中的相似图像进行补全，使生成结果趋向理想化。由于平台缺少 AIGC 生成图与商品实物参数之间的前置比对机制，输入端偏差难以及时识别，进而随商品图片的发布进入展示环节。

3.2. 商家选择：商家在流量竞争中采纳并扩散失真图像

AIGC 工具改变了商家的商品图制作和筛选方式。传统拍摄中，每增加一组场景或更换一位模特都会产生明确成本，而 AIGC 可以围绕同一商品快速生成多个视觉版本，并可以通过点击率、收藏率和转化率等数据比较其营销表现。商家在选择商品图片时，往往会优先采用数据表现更好的图片。矛盾点在于，平台流量竞争中的“表现好”主要由点击和转化定义，而不由真实性定义。当更理想化的图片带来更高点击和成交时，它就更容易在筛选中胜出，真实性在商家的决策中被弱化。此外，这种选择还可能会通过竞争机制向同类商家扩散。当部分商家率先使用高度美化的 AIGC 商品图并获得更多流量时，同类商品的视觉展示标准也会被抬高。这会使普通实拍图在对比中显得不够精致，并在点击竞争中处于劣势。为避免流量损失，更多商家会转向使用 AIGC 工具提高商品图美化程度。

AIGC 还可能模糊商家的责任意识。与修图相比，AIGC 商品图中间存在模型生成这一技术环节，商家对从输入到输出的具体变化未必有充分感知，容易将失真结果归因于 AI 工具本身。同时，“效果示意图”“图片仅供参考”等声明进一步为商家提供了弱化责任的便利。若平台规则未明确商家对 AIGC 商品图真实性的责任，商家主动核查图片与实物一致性、控制生成质量的动机就会下降。

3.3. 平台发布：审核与推荐机制未能有效拦截失真传播

电商平台现有图片审核多围绕显性违规展开，如涉黄涉暴、侵权盗图、违禁商品和敏感内容等。这类审核机制主要判断图片中是否存在违规元素，而较少判断图片内容是否与商品实物一致。AIGC 商品图美化失真往往具有“形式合规、内容失真”的特征：画面本身可能没有违规内容，却在颜色、材质、比例、场景或效果上偏离实物。如果平台缺少 AI 生成内容标识、实拍图对照和图片与实物一致性核验机制，这类图片就容易通过发布审核进入推荐系统。

进入分发环节后，推荐机制可能进一步放大失真图片。电商推荐系统通常以点击率、停留时长、收藏率和转化率等前端行为数据作为重要排序依据。这些指标反映的是内容的即时吸引力，而不是商品信息的真实性。AIGC 美化图在色彩、构图和细节呈现上更具吸引力，容易获得较好的前端数据表现，并被系统识别为优质内容，从而获得更多曝光。平台推荐系统虽未主动偏好失真图片，但因为有以数据为优化目标的分发机制，客观上筛选并放大了美化图片的传播。

更重要的是，前端行为数据与后端售后反馈之间存在断裂。点击、浏览和转化数据产生于购买之前，实时性强，能够快速进入推荐系统；而退货原因和图片不符投诉通常产生于交易完成之后，具有滞后性。如果平台没有将售后反馈纳入内容评价和推荐排序系统，即使某些商品图片持续引发退货和投诉，其推荐权重也未必及时下降。失真图片可能在问题充分暴露之前，已经完成大量曝光和交易转化。

3.4. 消费者认知：消费者误认失真图像，售后反馈无法纠正前端失真现象

AIGC 商品图在光影、纹理和空间关系上已接近真实摄影效果，但消费者并不完全具备逐张识别图片生成方式的能力。普通消费者在浏览商品页面时通常依靠快速扫描和直觉判断，当 AI 模特图的穿着效果、AI 场景图的空间氛围和 AI 效果图的功能展示足够逼真时，消费者容易将其理解为商品真实使用状态下的效果。进而，消费者基于失真图像形成的购买预期，往往高于商品实物状态。收货后，如果商品出现颜色偏差、材质落差、尺寸不符或效果差距，消费者便会产生图片与实物不符的感受，并通过退货、差评和投诉表达不满。

消费者的退货原因、差评文本和晒单图片，本可以成为判断图片与实物一致性的主要标志。但在现有平台治理中，这些反馈往往只用于个案纠纷处理，未能被系统性汇总并应用至商品图审核、商家信用评价和推荐排序机制，售后反馈无法纠正前端图片失真的现象。

4. 电商平台 AIGC 商品图美化失真的治理路径

4.1. 增加实物比对与生成留痕环节

在技术生成层面，由于平台难以直接介入商品图的生成过程，治理的要点应放在要求商家在商品图发布前提供可核验的实物信息和生成记录。平台应要求商家使用 AIGC 生成商品图时，同步上传未经深度美化的商品实物图，并提交商品的核心物理参数，包括材质、颜色色号、尺寸规格和重量。上述实物图和参数并不直接完成失真判断，而是为后续图片与实物一致性审核、纠纷处理和责任认定提供比对基准。对服装、美妆、家居等视觉依赖度高的品类，实物图和核心参数提交应作为 AIGC 商品图发布的前置条件；材料缺失或与商品类目明显不匹配的，平台应暂停发布并要求商家补充。

在此基础上，平台应建立生成留痕机制，要求商家提交生成方式说明、参考图来源和关键提示词，保存商品图的生成记录、上传时间和修改历史，并与商品页面绑定。消费者下单时看到的版本应被固定保存，防止商家在纠纷发生后替换图片。生成留痕的功能在于当失真纠纷发生时，能够回溯到生成环节的原始输入，为责任认定提供事实依据。

4.2. 改变商家以失真换流量的成本收益结构

商家选择层面的治理需让商家承担失真美化的责任，阻断失真策略在商家间的扩散。平台应在商家协议中明确规定，无论商品图为实拍图还是 AIGC 生成图，只要用于展示并影响购买判断，商家均需保证其不对颜色、材质、尺寸和功能效果构成实质性误导。“AI 自动生成”“效果示意图”等声明不能作为免责依据。责任锚定在展示行为上意味着商家不能以“图片是 AI 生成的”为由推卸信息真实性义务。同时，平台应将图片不符投诉率、图片不符退货率和消费者晒单与主图的差异度纳入商家评

分体系，对高失真率商家的商品在推荐排序中降低权重，改变失真策略的成本收益结构。当失真展示不再能稳定转化为流量收益，反而会降低商家信用分和曝光权重时，商家主动采纳美化图的动机便会下降。

4.3. 将图片与实物一致性嵌入审核与推荐机制

平台发布的问题是审核机制存在“形式合规、内容失真”的识别盲区，推荐机制以数据为优化目标，客观上放大美化图的传播。治理需从审核和推荐两个端口切入。

审核端，平台应将图片与实物一致性纳入审核维度。对服装、美妆、家居等视觉依赖度高的品类，要求商家上传未经深度美化的实拍图作为对照基准，平台可依据商家提交的实物图和核心参数，对 AIGC 商品图进行图片与实物比对；系统可对颜色、尺寸比例等差异进行初步识别，差异明显的触发人工复核。建立 AIGC 商品图分类标识机制，在页面显著位置明示图像的生成属性，使消费者在浏览阶段即可区分实拍图、AI 生成图和效果示意图。在治理过程中，应根据美化失真的程度分级施策：对可接受的营销优化，重在标识与留痕；对构成误导的夸大展示，应要求补充实物对照并降低推荐权重；对导致实质性不符的虚假展示，则下架图片或商品、扣减商家信用分。对高退货率、高投诉率商品触发二次图片和实物的审核，将售后前置到内容审核环节。

推荐端，平台应将图片不符投诉率和退货率纳入推荐排序的惩罚机制，对高失真商品降低排名权重。调整的本质是将真实性嵌入推荐系统的优化目标。当前推荐系统只优化吸引力指标，导致吸引力与真实性脱钩；加入惩罚机制后，推荐系统在分配流量时会同时考虑“这张图有多吸引人”和“这张图有多真实”，以减少商品图美化失真现象。

4.4. 让售后反馈驱动前端持续纠偏

为解决消费者难以认出 AIGC 商品图的问题，平台治理需承担信息明示义务，并把消费者的售后反馈用在商品审核和推荐排序上。

平台应要求 AIGC 生成或深度加工的商品图在页面显著位置进行分类标识，AI 模特图应说明人物形象和穿着效果是否为虚拟生成，AI 场景图应说明空间环境是否为虚构展示，AI 效果图应说明功能展示是否属于效果示意。分类标识的设计原则是将识别负担从消费者转移到信息披露方，让消费者在作出购买决策之前就明确知晓所见图像的性质，减少在收货后才发现图片与实物差异的现象。

在售后端，平台应设置“图片与实物不符”专项投诉分类，细分颜色不符、材质不符、尺寸比例不符、场景误导和效果夸大等子类型。消费者的投诉内容、退货原因和晒单图片经整理汇总后，用于三个方面：触发高投诉率商品的二次审核和实拍比对，影响商家信用评分和流量分配，调整推荐排序中的曝光权重。这样一来，消费者的个体反馈将督促商家减少过度美化行为。

5. 结语

本文把 AIGC 商品图美化失真作为研究对象，构建了“技术生成–商家选择–平台发布–消费者认知”的分析框架，解释了失真从生成到扩散的形成过程，并提出了四条治理路径：增加实物比对环节、改变商家以失真换流量的成本收益结构、将图片与实物一致性嵌入审核与推荐机制、让售后反馈驱动前端纠偏。研究表明，AIGC 商品图美化失真是由生成模型的美学偏好、商家的流量竞争策略、平台的审核与推荐机制以及消费者的视觉误认共同导致的，四个环节相互影响，使失真现象扩散。治理需要在每个环节都采取措施，让失真引发摩擦、摩擦触发反馈、反馈驱动纠偏，纠偏再回过头来减少失真，在效率提升与信息真实性之间找到平衡。本文主要从理论层面展开分析，未来的研究可以通过消费者实验、平

台数据和典型案例来验证形成机理中的关键环节，并评估治理路径的实际效果。

参考文献

[1] Zhang, Y. and Liu, C. (2024) Unlocking the Potential of Artificial Intelligence in Fashion Design and E-Commerce Applications: The Case of Midjourney. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, **19**, 654-670. https://doi.org/10.3390/jtaer19010035

[2] 闫芳. 生成式多模态 AI 在电商智能营销中的融合应用与效能评估[J]. 营销界, 2025(10): 19-21.

[3] Hartmann, J., Exner, Y. and Domdey, S. (2025) The Power of Generative Marketing: Can Generative AI Create Superhuman Visual Marketing Content? *International Journal of Research in Marketing*, **42**, 13-31. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2024.09.002

[4] 邵清华. 生成式人工智能对电子商务的促进作用研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(7): 1-6.

[5] Campbell, C., Plangger, K., Sands, S. and Kietzmann, J. (2022) Preparing for an Era of Deepfakes and AI-Generated Ads: A Framework for Understanding Responses to Manipulated Advertising. *Journal of Advertising*, **51**, 22-38. https://doi.org/10.1080/00913367.2021.1909515

[6] Seo, I.T., Liu, H., Li, H. and Lee, J. (2025) AI-Infused Video Marketing: Exploring the Influence of AI-Generated Tourism Videos on Tourist Decision-Making. *Tourism Management*, **110**, Article 105182. https://doi.org/10.1016/j.tourman.2025.105182

[7] 李宝麒. 银发经济视域下网络直播带货对县域老年群体消费行为的影响研究[J]. 老龄化研究, 2026, 13(5): 353-361. https://doi.org/10.12677/ar.2026.135262

[8] Chaisatitkul, A., Luangngamkhum, K., Noulpum, K. and Kerdvibulvech, C. (2024) The Power of AI in Marketing: Enhancing Efficiency and Improving Customer Perception through AI-Generated Storyboards. *International Journal of Information Technology*, **16**, 137-144. https://doi.org/10.1007/s41870-023-01661-5

[9] 王张华, 李成成, 曾玉芝. 眼见未必为实——人工智能生成内容引发的社会信任风险及其化解策略[J]. 自然辩证法通讯, 2026, 48(7): 101-108.

[10] 浦天龙, 王既澎, 汤志伟, 等. 深度伪造信息传播的演化逻辑、潜藏风险与治理进路研究[J]. 情报科学, 2026, 44(7): 186-193.

[11] 张旭龙, 瞿晓阳, 谢骏飞, 等. 人工智能生成内容技术综述[J]. 大数据, 2026, 12(1): 146-173.

[12] Kramer, R.S.S., Jones, A.L., Fitousi, D. and Tree, J.J. (2025) AI-Generated Images of Familiar Faces Are Indistinguishable from Real Photographs. *Cognitive Research*: *Principles and Implications*, **10**, Article 70. https://doi.org/10.1186/s41235-025-00683-w