

基于深度学习的电商评论多模态大数据融合与价值挖掘研究

曾 娜

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年12月4日; 录用日期: 2025年12月18日; 发布日期: 2025年12月31日

摘 要

深度学习驱动的多模态电商评论(文本、图像、视频、语音等)正在深刻重构电子商务内容生态。为探究其价值挖掘机制与伴生伦理风险, 实现技术创新与消费者权益的平衡, 本文以多模态大数据融合与深度学习技术逻辑为视角, 系统分析其对评论功能、平台运营、消费者信任及生态位阶的重构路径, 并梳理技术深化进程中出现的真实性挑战、隐私侵蚀与算法歧视等困境。研究发现, 多模态评论通过“视觉证实”、社交临场感与算法精准分发, 有助于提升内容生产效率、信任强度与运营智能化, 可能推动评论生态从辅助系统向平台核心资产与差异化竞争优势转型; 同时, AIGC伪造、过度数据采集与训练数据偏见也导致“眼见不再为实”、隐私权益失控与市场不公。基于此, 本文提出以“发展与规范动态平衡”为核心原则, 构建平台内生治理(真实度中台、算法透明、精细化授权)、多元共治(行业自律公约 + 外部监管红线)与人机协同(机器筛查 + 人工终审、人在回路)的三层治理框架。本研究既丰富了多模态电商评论生态的理论视角, 也为平台智能升级与可持续治理提供了实践参考。

关键词

多模态评论, 价值挖掘, 生态重构, 伦理风险, 协同治理

Research on Multimodal Big Data Fusion and Value Mining of E-Commerce Reviews Based on Deep Learning

Na Zeng

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: December 4, 2025; accepted: December 18, 2025; published: December 31, 2025

文章引用: 曾娜. 基于深度学习的电商评论多模态大数据融合与价值挖掘研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(12): 6310-6317. DOI: 10.12677/eci.2025.14124615

Abstract

Deep learning-driven multimodal e-commerce reviews (encompassing text, images, videos, speech, etc.) are profoundly reshaping the content ecosystem of e-commerce. To explore their value-mining mechanisms and associated ethical risks, while achieving a balance between technological innovation and consumer rights protection, this study adopts the perspective of multimodal big data fusion and deep learning technological logic. It systematically analyzes the reconstruction paths of review functions, platform operations, consumer trust, and ecosystem hierarchy, while identifying key dilemmas emerging during technological deepening, including authenticity challenges, privacy erosion, and algorithmic discrimination. The findings indicate that multimodal reviews contribute to enhancing content production efficiency, trust intensity, and operational intelligence through mechanisms such as “visual verification”, social presence, and precise algorithmic distribution, potentially propelling the review ecosystem from an auxiliary system toward a core platform asset and differentiated competitive advantage. Concurrently, AIGC-based forgery, excessive data collection, and biases in training data have led to the erosion of “seeing is believing”, uncontrolled infringement of privacy rights, and new forms of market inequity. Accordingly, this study proposes a three-tier governance framework centered on the core principle of “dynamic balance between development and regulation”: platform-endogenous governance (authenticity detection mid-end platform, algorithmic transparency, and granular authorization), multi-stakeholder co-governance (industry self-discipline conventions coupled with external regulatory red lines), and human-machine collaboration (machine screening + human final review, human-in-the-loop). This research not only enriches the theoretical perspective on multimodal e-commerce review ecosystems, but also provides practical guidance for intelligent platform upgrading and sustainable governance.

Keywords

Multimodal Reviews, Value Mining, Ecological Reconstruction, Ethical Risks, Collaborative Governance

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

随着电商行业的快速发展，消费者在购买决策中越来越依赖于来自其他用户的评论与反馈。电商评论作为消费者获取产品信息、评估商家服务质量的重要途径，已成为电商平台中的核心内容之一。然而，随着用户生成内容(UGC)的激增，评论内容的真实性、可信度以及有效性面临诸多挑战。如何从海量的电商评论中提取有价值的信息，成为了平台和商家亟待解决的问题。与此同时，随着深度学习技术的不断进步，基于多模态大数据的分析方法逐渐成为解决这一问题的有效工具[1]。通过结合文本、图像、视频等多种信息源，深度学习不仅可以提升评论内容的分析精度，还能更全面地洞察消费者的需求和情感趋势。

在这一背景下，基于深度学习的电商评论多模态大数据融合技术，正逐步改变着评论分析与价值挖掘(指从数据集中提取隐藏模式以支持决策的过程[2])的方式。通过分析评论文本中的情感倾向、语义关联，以及配套的图像、视频内容，电商平台能够更加精准地识别消费者的真实需求和潜在痛点。这一技术的广泛应用，推动了个性化推荐、精准营销等电商模式的创新，也极大提升了用户体验与平台的商业

效益[3]。然而,随着技术的深入应用,评论内容的质量控制、虚假信息的识别、数据隐私保护等问题也逐渐暴露出来,如何平衡技术创新与消费者权益的保护,成为了亟待解决的课题。

现有文献显示,多模态深度学习在电商评论领域的应用已取得显著进展,但对伦理风险的研究仍有待进一步探讨。例如,研究者通过多模态学习分析框架探讨了教育领域的证据影响和伦理考虑[4],并在电商场景中开发了基于深度学习的在线评论分类模型,提升了情感分析精度[5]。此外,文献强调了多模态预测在客户满意度方面的鲁棒性[6],以及情感分析模型如 Bert-BiGRU-Softmax 的应用[7]。然而,这些研究多聚焦技术优化,较少关注伴生风险如算法偏见[8]和隐私问题[9]。本文在此基础上,深入分析价值挖掘与伦理困境,并提出治理框架。

本文将深入探讨基于深度学习的电商评论多模态大数据融合与价值挖掘的现状与挑战,分析这一技术在电商评论分析中的应用与发展趋势,并从数据伦理、隐私保护等方面提出相应的治理框架与解决思路,以期为电商平台的可持续发展提供理论支持与实践指导。

2. 多模态评论价值挖掘驱动下的电商生态演进逻辑

2.1. 从信息集散到智能洞察：评论功能的范式革命

随着深度学习技术的不断发展,多模态评论的功能发生了根本性的变化,从传统的“信息记录”转变为“智能洞察”,推动了评论功能的范式革命。在此过程中,评论不仅仅是零散的用户反馈,更成为了一个可以被系统性量化、解读和预测的重要战略资源。

过去,用户评论往往是孤立的信息点,企业只能通过手工分析和简单统计来获取大致的用户意见和产品反馈,缺乏深层次的洞察和精准的市场预测。而在深度学习的赋能下,多模态评论的价值得到了显著提升。深度学习算法,特别是自然语言处理(NLP)、计算机视觉(CV)和语音识别技术,能够同时处理文本、图片、语音等多种信息形式,深入挖掘用户情感、需求和行为模式。这种跨模态的数据融合,显著提升了用户对用户反馈的全面理解[10]。

近年来,研究者已提出多种混合深度学习模型并创新特征加权与选择机制,进一步提升了电商产品评论情感分析的精度与鲁棒性[11],企业不仅能够量化评论中的情感倾向(如情绪评分、满意度等级),还可以识别出潜在的问题和需求,进而进行精准的预测。例如,评论中提到的具体问题(如产品质量、售后服务等)可以通过算法自动分类和优先级排序,为产品优化和客户服务提供有力的数据支持[12] [13]。此外,基于对大量评论的智能解读,企业还能够预测消费者未来的行为和偏好,进一步提升个性化推荐和精准营销的效果。

深度学习赋能下的多模态评论,推动了从信息集散到智能洞察的范式革命,成为了企业获取竞争优势、优化产品与服务的重要工具。这一转变不仅让评论功能从“信息记录”向“智能洞察”转型,并为市场决策和用户体验的提升提供数据支撑。

2.2. 从经验决策到数据驱动：平台运营模式的系统重构

在深度学习和大数据技术的推动下,平台运营模式正在经历从经验决策到数据驱动的系统性重构,尤其是在多模态评论的价值挖掘方面,企业能够从用户反馈中提炼出更多潜在的价值,进而重塑平台的核心运营[14]。平台不仅可以在营销端精确捕捉消费者情感与市场趋势,还能在治理端通过动态、多维的反馈数据提升商品质量监控和商家信用评估的科学性与精准度。

在营销端,深度学习技术通过对用户多模态评论的智能分析,能够精准捕捉消费者的情感倾向、需求变化与潜在偏好。过去,企业依赖经验和直觉进行市场趋势的判断,容易受到片面数据或短期波动的影响。而如今,通过对大规模用户评论的情感分析和趋势预测,平台可以更清晰地了解消费者的情感变

化,提前识别市场的潜在机会和风险。例如,通过深度分析产品评论中的关键词、情绪波动以及多媒体内容,平台能够准确识别出哪些产品受到消费者欢迎,哪些方面可能引发负面情绪,进而优化营销策略,进行精确的产品推荐与广告投放[15]。

在治理端,平台也通过对多模态评论的深入挖掘,获得了更为全面的商品质量监控和商家信用评估工具。传统的商品质量监控主要依赖于静态的产品数据和偶发的投诉反馈,无法及时发现潜在的质量问题。而通过对用户评论中的图像、视频和文本数据的实时分析,平台能够动态追踪商品的使用情况,发现可能的质量隐患。此外,平台还可以利用评论中的行为数据、情感倾向等信息,动态评估商家的服务水平和信用状况,及时识别违规行为或不当商家行为,提升平台的治理能力[16]。

通过深度学习对多模态评论的价值挖掘,平台的核心运营模式发生了深刻的变革。数据驱动的决策取代了传统的经验判断,使得营销和治理更为精准、高效,也为平台的长期可持续发展奠定了坚实的基础。

2.3. 从单向传递到互动建构: 消费者信任机制的深化

传统电商时代,消费者信任主要依赖单向传递:文字描述、静态图片、信誉分与买家评价,消费者被动接受,信任脆弱且易因信息不对称崩塌。随着短视频、直播、AR试用等多模态内容的兴起,信任机制正从单向传递转向互动建构。

多模态内容的核心在于“视觉证实”效应。动态视频能实时展现商品质感、使用场景与真实反应,相比文字与静态图,其高保真感官刺激有助于降低认知不确定性。心理学研究显示,视觉信息处理速度更快、记忆更持久。当消费者看到主播在自然光下展示衣物真实颜色、布料垂坠感,或通过AR看到首饰即时试戴效果时,会迅速产生“眼见为实”的确认,从而建立更牢固的初始信任。

更关键的是,信任建构已延伸至平台算法的整合与呈现能力。算法通过分析用户行为、社交关系与实时互动,将最匹配的多模态内容精准推送,并在关键节点插入弹幕、连麦、“种草”笔记等社交讨论,制造强烈的“社会临场感”。消费者不再孤立面对商家,而是置身于无数同类消费者共同验证的场域,信任强度显著提升。

互动性则进一步将信任从静态判断变为动态过程。消费者可通过评论、提问、连麦甚至共同决策直接参与内容生产,每次正向互动都累积信任存量,算法再据此优化后续呈现,形成持续强化的正向循环。

多模态内容凭借视觉真实与社交临场感,配合算法驱动的精准确分发与互动机制,重塑了消费者信任生成路径,使信任更加坚韧、动态且难以逆转,成为平台与品牌在存量时代的核心竞争优势。

2.4. 从辅助系统到核心资产: 评论生态的战略位阶提升

传统电商时代,评论仅被视为辅助系统:买家秀、文字评价、追评等主要用于降低信息不对称、辅助消费者决策,其功能定位偏向“售后补充”。然而,在多模态与算法双轮驱动的新阶段,评论生态已完成从边缘配套到核心资产的跃迁,成为平台精细化运营与智能化决策的支柱性基础设施。

多模态评论已演化为平台高价值内容生产要素与核心运营基础设施:短视频评价、直播回放、AR晒单、语音评论等形式信息密度高、富含真实场景与情绪表达,具有引流与转化属性,可被算法二次分发,形成远超图文的流量与转化效率;同时,其显性(关键词、情绪)与隐性(语速、表情、光线、使用时长)多维数据经视觉与语音分析实时提炼,成为最精准的用户需求传感器,驱动推荐从“千人千面”向“千人千时”进化;更深度嵌入闭环治理,算法依据情感倾向与真实度自动调节曝光、介入纠纷、预警质量风险,并将优质评论者转化为KOC,构建内容-信任-销量自驱动正循环。

评论生态不再是交易后的附属品,而是贯穿内容生产、用户洞察、算法决策与商业闭环的全链路核

心资产。其数据密度、内容价值与战略杠杆作用的全面提升，使其位阶空前提升，成为平台在存量竞争中难被复制的差异化优势。

3. 价值挖掘过程中的伦理失范与治理挑战

3.1. 真实性的消解：虚假内容与认知操纵

在多模态内容赋予“眼见为实”新力量的同时，技术滥用却逐渐削弱了真实性的根基，导致“有图有真相”这一消费者信任的最后防线出现系统性风险。AIGC 技术带来了新型真实性挑战(指 AI 生成内容导致的真实性验证困难[17])，增加了用户甄别虚假内容的难度。

AIGC 技术成熟使伪造成本大幅降低，一键换脸、虚拟主播、AI 高保真商品视频与“生活化”开箱测评已与真实内容感官难辨；与此同时，摆拍造假升级为产业化，专业团队批量生产“自然光试穿”、“闺蜜种草”、“日常 vlog”并配以水军刷弹幕、刷播放，形成闭环虚假社会证明，将消费者依赖的“动态真实感”系统性利用。更致命的是，算法因追求停留时长与转化率，默认优先分发高情绪、高冲突、高完播的虚假内容，可能成为认知操纵的放大因素：夸张反转的伪测评迅速覆盖目标人群，制造“多数人都用所以是真的”羊群幻觉；消费者一旦误购，即触发商家销量、平台 GMV、算法“用户喜欢”信号的三重正向强化，真实性被持续、规模化地牺牲。

当“眼见”不再为实，消费者只能退回到极度保守的信任策略：只买大牌、只信熟人、只看销量前 10，这直接导致长尾品牌与中小商家的生存空间被挤压，平台生态的多样性与创新活力同步枯萎。真实性挑战不仅涉及信任问题，还可能影响多模态电商商业逻辑的稳定性。若不能建立起强有力的技术治理与内容真实度基础设施，“视觉证实”带来的信任红利将迅速逆转为信任削弱[5]。

3.2. 隐私的边界：数据采集与二次利用的困境

多模态内容的高价值建立在海量高维数据之上，而采集逻辑已从“你点了什么”迅速演进为“你是谁、你在哪、你长什么样、你情绪如何”。为实现精准推荐与智能决策，平台对隐私边界的侵入达到前所未有的深度，传统知情-同意框架几近失效。

多模态时代的数据采集已突破合理性与必要性原则：观看时长、停顿回看、表情微反应、语音语调、AR 试妆面部 3D 网格、试衣身材扫描、直播间背景物品与环境音，甚至智能设备心率等生物特征、家庭空间与情绪状态，均被无声纳入用户画像，却以“默认开启”、“一键同意全部”形式一次性打包授权；二次利用更彻底失控——脱敏不严重即可跨平台再识别，面部、声纹、步态等永久性生物标识无法更换，数据除用于广告定向外，还被用于训练垂直大模型、出售给风控机构或与数据经纪商交换，形成用户完全不可感知的地下流通链条，隐私权益面临系统性侵蚀。

当隐私成为算法燃料的隐性代价，用户要么选择退出(放弃个性化便利)，要么被迫以个人空间换取服务，平台则持续在监管红线边缘快速扩张。隐私边界的退缩，可能影响个体权益，并影响消费者对数字生态的信任，成为多模态电商需要面对的问题。

3.3. 公平的侵蚀：算法偏见与市场歧视

多模态时代看似赋予了所有商家同样的“内容武器”，却因算法偏见与数据偏差悄然制造了新的结构性不公，公平竞争的底线正在系统性侵蚀。

算法偏见导致系统性市场歧视：训练数据因头部品牌与高净值用户主导，天然偏好精致面孔、白皙肤色、都市高客单场景，长尾商家、少数民族服饰、大码服装、农村背景等内容因“不够高级”被判定低质，曝光持续雪崩；消费者层面则出现隐性分层——高消费力用户获顶级测评，低消费力、五环外用

户被批量推送低价低质虚假货，同一商品在地域、收入、年龄间被差异化呈现，价格与品质体验被固化割裂；偏见自我强化形成马太效应，头部持续虹吸优质评论与流量，中小商家与“低价值”用户陷入死亡螺旋，最终导致市场多样性枯萎、社会包容性受损，多模态工具可能从普惠优势转向导致不均衡的因素。

从技术社会学(STS)视角看，算法歧视(指 AI 系统导致的群体不公待遇[18])嵌入社会结构中，技术并非中性，而是反映并强化现有不平等。同时，引入算法正义框架，强调公平分配资源以缓解偏见循环[9]。当算法以“用户喜欢”为名，将历史偏见包装成“个性化”，公平竞争被替换为用户群体分化，市场多样性与社会包容性双双受损。多模态本应是普惠工具，却在无监督的偏差放大下，成为制造新不平等的隐形推手。若不引入偏见审计、数据多元化矫正与反歧视算法机制，电商生态将从“货找人”异化为群体分化。

4. 多模态评论生态的协同治理框架构建

4.1. 核心原则：构建发展与规范的动态平衡机制

首先，平台必须内生内容合规审核能力。面对 AIGC 伪造、摆拍造假、刷量刷评等高隐蔽风险，单纯依赖事后举报可能变得无效。平台需建立多模态内容真实度检测中台，融合数字水印、生成痕迹识别、行为异常检测、跨视频一致性校验等技术手段，对视频、图片、语音进行自动化前置审核；同时保留人工精审通道，对高风险品类与高流量内容实施“可信创作”认证标记，让真实内容获得流量加权，让虚假内容失去生存空间。

其次，算法透明度与可解释性是信任重建的基石。平台应强制披露推荐核心逻辑与权重构成(如完播率、情绪强度、评论者历史可信度占比等)，并向商家与用户开放“为什么推荐给我/我的内容为何被限流”的解释接口；对涉及种族、性别、体型、地域等敏感维度的排序结果，引入第三方偏见审计与红线拦截，确保算法不成为歧视放大器。

第三，用户权益保障需从形式合规转向实质保护。废除“一键同意全部权限”的霸王条款，改为分级、场景化、即时可撤回的精细化授权；对生物特征、家庭环境等超敏感数据实行“最小必要 + 时效销毁”原则；建立隐私赔偿与数据删除一键执行机制，让用户真正拥有“被遗忘的权利”。

最终，平台需设立跨部门的生态治理委员会，吸纳监管机构、消费者组织、学者与行业代表，形成发展指标(GMV、停留时长)与规范指标(虚假内容拦截率、用户投诉下降率、偏见审计得分)并重的 KPI 体系。通过将社会责任内化为核心竞争力，平台可能在真实性、隐私、公平等挑战中重建信任，实现创新与规范的平衡。

4.2. 平台内生治理：强化主体责任与治理机制

平台内生治理主要针对真实性挑战和隐私困境，通过强化主体责任和内部机制，防控相关风险。

首先，平台需建立内容合规审核能力。针对 AIGC 伪造、摆拍造假、刷量刷评等高隐蔽性风险，单纯依赖事后举报难以有效应对。平台应构建多模态内容真实度检测中台，整合数字水印、生成痕迹识别、行为异常检测、跨视频一致性校验等技术，对视频、图片、语音实施自动化前置审核；同时设立人工审核通道，对高风险品类和高流量内容实施“可信创作”认证标记，以提升真实内容的曝光度并限制虚假内容的传播。

其次，在用户权益保障方面，平台应从形式合规转向实质保护。取消“一键同意全部权限”的授权方式，改为分级、场景化且支持即时撤回的精细化授权机制；对生物特征、家庭环境等敏感数据实行“最小必要 + 时效销毁”原则；建立隐私赔偿和数据删除的便捷执行机制，确保用户行使“被遗忘权”。

通过上述措施，平台可有效缓解真实性和隐私相关风险，形成内部治理闭环。

4.3. 多元共治：完善行业自律与外部监管体系

单靠平台自驱难以根治系统性风险，必须构建“自律为基、他律为纲、多元共治”的协同框架，形成内外合力、上下贯通的治理闭环。

内部自律层面，行业应组建跨平台联合自律组织，制定并迭代多模态内容与算法伦理公约，强制要求：AIGC 内容标识与留痕、多模态评论满足真实度技术底线、算法偏见定期公开审计、生物特征数据零共享零交易限时存在。成员共享黑名单与虚假账号特征库，实现一处识别、全网封禁；并设立共同基金，帮扶中小平台整改，避免“一刀切”加剧垄断。构建“自律”与“他律”相结合的协同框架：内部推动行业建立数据伦理与技术应用标准；外部强化立法与监管，明确红线，填补法律空白。

外部他律层面，国家需完善法律法规，明确合成内容、生物特征、算法决策的法律红线，将面部、声纹、步态等纳入最高等级保护，禁止非必要流转；建立大规模平台算法备案与审查制度；设立专门监管机构，赋予其调取数据、现场检测、跨平台追责权，对严重虚假内容获利者施以高额罚款、责任人处罚直至股权限制。自律与他律同向发力、宽严相济，方能有效遏制风险、保障生态健康。

同时强化第三方监督力量：支持消费者组织提起算法歧视公益诉讼，鼓励高校与独立机构开展开源偏见检测工具研发，建立全国统一的“电商内容投诉-调解-仲裁”快速通道。当行业自律与国家监管协同、社会监督发挥作用时，平台才可能在商业利益与社会责任之间实现平衡，从而促进多元共治落地，智能评论生态才能从野蛮生长走向长期健康。

4.4. 人机协同：明确智能时代的伦理分工

在多模态评论生态中，技术能力已远超人类个体判断，若完全放任自动化决策，真实性、隐私与公平风险将失控。必须确立“人类决策权优先”的根本原则，将技术定位为辅助而非替代，确保人在价值判断、复杂情境与最终责任链条中始终占据主导地位。

在内容真实性治理上实行“机器筛查 + 人工终审”：算法高效拦截深度伪造、刷量等明显违规，但灰色摆拍、情感操控、文化敏感等需交由包含法务、心理学家、文化学者与消费者代表的常设伦理委员会人工终审并拥有一票否决权；在算法治理层面建立人机闭环反馈，重大迭代、权重调整、偏见矫正须经人类审核团队批准，每日异常推荐案例强制人工抽查并回馈训练；在用户权益救济中强化“人最终负责”，隐私泄露、算法歧视、错误封号等争议必须提供人工复核与真人听证通道，平台高管对系统性错误承担连带责任，确保机器失误最终由具体的人而非抽象算法兜底。

唯有坚持人在回路(Human-in-the-Loop)，技术才能真正服务于人，而非凌驾于人；多模态评论生态也才能在智能化浪潮中保持价值理性，实现技术赋能与人文底线并重的可持续发展。

参考文献

- [1] 杨妮. 大数据时代人工智能在电子商务领域的应用研究[J]. 营销界, 2024(16): 56-58.
- [2] Qlik (2023) What Is Data Mining? Key Techniques & Examples. <https://www.qlik.com/us/data-analytics/data-mining>
- [3] 张芮涵. 人工智能技术在电子商务中的应用策略[J]. 商场现代化, 2025(18): 46-48.
- [4] Alwahaby, H., Cukurova, M., Papamitsiou, Z. and Giannakos, M. (2022) The Evidence of Impact and Ethical Considerations of Multimodal Learning Analytics: A Systematic Literature Review. In: Giannakos, M., Spikol, D., Di Mitri, D., Sharma, K., Ochoa, X. and Hammad, R., Eds., *The Multimodal Learning Analytics Handbook*, Springer International Publishing, 289-325. https://doi.org/10.1007/978-3-031-08076-0_12
- [5] Liu, J., Sun, Y., Zhang, Y. and Lu, C. (2024) Research on Online Review Information Classification Based on Multimodal Deep Learning. *Applied Sciences*, 14, Article 3801. <https://doi.org/10.3390/app14093801>

-
- [6] Zhang, X. and Guo, C. (2024) Research on Multimodal Prediction of E-Commerce Customer Satisfaction Driven by Big Data. *Applied Sciences*, **14**, Article 8181. <https://doi.org/10.3390/app14188181>
 - [7] Liu, Y., Lu, J., Yang, J. and Mao, F. (2020) Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews by Deep Learning Model of Bert-Bigru-Softmax. *Mathematical Biosciences and Engineering*, **17**, 7819-7837. <https://doi.org/10.3934/mbe.2020398>
 - [8] Wang, X., Wu, Y.C., Ji, X. and Fu, H. (2024) Algorithmic Discrimination: Examining Its Types and Regulatory Measures with Emphasis on US Legal Practices. *Frontiers in Artificial Intelligence*, **7**, Article 1320277. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1320277>
 - [9] Eubanks, V. (2018) Automating Inequality: How High-Tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor. Macmillan.
 - [10] 易文龙, 黄暄, 刘木华, 等. 基于分层动态邻域的多模态电商特色水果评价情感分析方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(19): 206-217.
 - [11] Rasappan, P., Premkumar, M., Sinha, G., *et al.* (2024) Transforming Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews: Hybrid Deep Learning Model with an Innovative Term Weighting and Feature Selection. *Information Processing & Management*, **61**, Article ID: 103654.
 - [12] 陈攻. 基于深度学习的电商评论细粒度情感分析研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉邮电科学研究院, 2022.
 - [13] 赵浩博, 唐非. 基于深度学习的电商平台产品评论情感分析[J]. 现代信息科技, 2023, 7(5): 30-32+36.
 - [14] 陈贝贝. 新媒体环境中电子商务数据驱动决策的挑战与应对[J]. 中国管理信息化, 2025, 28(17): 224-227
 - [15] Liu, Z., Liao, H., Li, M., Yang, Q. and Meng, F. (2024) A Deep Learning-Based Sentiment Analysis Approach for Online Product Ranking with Probabilistic Linguistic Term Sets. *IEEE Transactions on Engineering Management*, **71**, 6677-6694. <https://doi.org/10.1109/tem.2023.3271597>
 - [16] Chen, S., Zhu, M., Han, S. and Gupta, S. (2026) A Deep Fusion Framework for End-to-End Multi-Product Inventory Optimization in E-Commerce Scenarios. *International Journal of Production Economics*, **291**, Article ID: 109839.
 - [17] Hamed, A.A., Zachara-Szymanska, M. and Wu, X. (2024) Safeguarding Authenticity for Mitigating the Harms of Generative AI: Issues, Research Agenda, and Policies for Detection, Fact-Checking, and Ethical AI. *iScience*, **27**, Article ID: 108782. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2024.108782>
 - [18] Algorithm Watch (2023) What Is Algorithmic Discrimination? <https://algorithmwatch.org/en/what-is-algorithmic-discrimination/>