

基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的实践探索

张明川*, 汤婉茹, 卢莉丹, 曾文琪, 郎富安

南宁理工学院 广西南宁

【摘要】在信息传播日趋多样化和智能化的当下,情感在新闻内容的表达与接受中扮演着愈发重要的角色。传统的情感识别技术多依赖于文本特征,难以充分捕捉语音、图像、视频等非语言模式中蕴含的情绪信息,导致情感理解的准确率与深度仍有限。随着深度学习技术的迅速发展,多模态情感识别(Multimodal Sentiment Recognition, MSR)成为突破这一瓶颈的关键路径。该技术通过融合语言、视觉与听觉等多模态数据,能够更加全面、精准地解读新闻传播中的情绪内涵,进而提升内容生产的智能化水平与用户体验的个性化质量。本文旨在探讨基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的实践路径与现实挑战,尝试构建理论与实务之间的有效衔接,以期为智慧媒体时代的情绪感知与传播优化提供可行参考。

【关键词】深度学习;多模态;情感识别技术;新闻传播;实践探索

【基金项目】2024 年度广西高校中青年教师科研基础能力提升项目:《自然场景下注意力引导特征融合的人脸表情识别方法研究》(项目编号:2024KY1766)

【收稿日期】2025 年 8 月 15 日

【出刊日期】2025 年 9 月 15 日

【DOI】10.12208/j.ssr.20250374

Exploring the practice of multimodal sentiment recognition technology based on deep learning in news communication

Mingchuan Zhang*, Wanru Tang, Lidan Lu, Wenqi Zeng, Fu'an Lang

Nanning College of Technology, Nanning, Guangxi

【Abstract】In the current era of increasingly diversified and intelligent information dissemination, emotion plays an increasingly important role in the expression and reception of news content. Traditional sentiment recognition technologies rely heavily on text features, making it difficult to fully capture the emotional information contained in non-linguistic modalities such as voice, image, and video, resulting in limited accuracy and depth of sentiment understanding. With the rapid development of deep learning technology, multimodal sentiment recognition (MSR) has become a key path to break through this bottleneck. By integrating multimodal data such as language, vision, and hearing, this technology can more comprehensively and accurately interpret the emotional connotations in news dissemination, thereby enhancing the level of intelligence in content production and the personalized quality of user experience. This paper aims to explore the practical paths and realistic challenges of deep learning-based multimodal sentiment recognition technology in news dissemination, attempting to build an effective connection between theory and practice, with the hope of providing a feasible reference for sentiment perception and dissemination optimization in the era of smart media.

【Keywords】Deep learning; Multimodal; Sentiment analysis technology; News dissemination; Practical exploration

随着人工智能技术的迅速发展,情感计算逐渐成为人机交互和智能媒体领域的重要研究方向。在信息传播日益依赖多模态内容的背景下,单一模态的情感识别方法已难以满足对复杂情绪信息的精准解读。尤其在新闻传播领域,文本、图像、语音、视频等多种媒

体形式共同承载情感信息,对情绪的准确识别不仅关系到内容推荐的精准度,也影响舆论引导与用户认知。多模态情感识别技术借助深度学习模型,能够融合多源数据,提升情感识别的全面性和准确性,逐渐成为智能新闻传播的重要技术支撑。因此,深入研究基于深度

*通讯作者:张明川

学习的多模态情感识别技术, 对于推动媒体内容智能化生产与情绪感知机制优化, 具有重要的理论价值与实践意义。

1 多模态情感识别技术对新闻传播发展的促进作用

多模态情感识别技术通过整合文本、语音、图像、视频等多种信息源, 突破了传统单一模态在情感识别精度与维度上的局限, 为新闻传播的发展注入了新的智能动能。一方面, 该技术能够帮助媒体更全面地理解受众情绪, 实现内容生成与推送的个性化和情境化, 提高用户黏性与传播效果; 另一方面, 新闻平台借助多模态情感分析, 可以实时监测舆情走向, 精准识别公众情绪波动, 为危机应对与信息引导提供有力支持。同时, 在智能编辑、自动摘要与虚拟播报等场景中, 多模态情感识别提升了新闻内容的人机交互体验, 推动新闻传播向更智能、更人性化的方向演进。

2 基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的实践意义

基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的应用, 不仅提升了情感理解的深度与广度, 更为新闻内容的智能化生成与精准传播提供了技术支撑。通过深度神经网络对文本、语音、图像等模态的高层语义融合, 媒体机构能够更准确地把握用户情绪需求, 动态调整内容呈现方式, 实现“情感驱动”的新闻推荐与分发策略^[1]。同时, 该技术有助于识别潜在的负面情绪和敏感话题, 为新闻审核、舆情预警与公共信息管理提供智能化手段。在信息爆炸与情绪传播并存的舆论生态中, 深度学习驱动的多模态情感识别不仅优化了内容服务模式, 也增强了主流媒体的引导力和公信力, 具有显著的实践价值与战略意义。

3 基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的实践难点

3.1 模态融合复杂, 协同机制薄弱

多模态情感识别技术需要对文本、语音、图像、视频等多源信息进行有效整合, 以实现对情绪的全面理解^[2]。然而, 不同模态在数据结构、语义层次和时间同步方面存在天然差异, 融合过程面临语义错位、冗余干扰等问题。现有的协同机制往往难以精准捕捉模态间的深层关联, 导致融合效果不稳定, 影响情感识别的整体性能。尤其在新闻传播中, 各模态之间信息量差异显著, 若缺乏高效的协同模型, 可能造成情感理解片面化或失真。

3.2 语义理解困难, 情感歧义频现

新闻内容通常具备复杂的语义结构和多义性表达,

尤其在涉及讽刺、隐喻或情绪反转的语境中, 情感识别易出现歧义。尽管深度学习模型具备强大的表征能力, 但在处理跨模态语义对齐和情感倾向判定时, 仍存在理解深度不足的问题。例如, 图像中人物的微表情与文本情绪可能存在不一致, 导致情绪解读出现偏差。此外, 不同用户对同一新闻内容的情感反应存在主观差异, 也进一步加剧了模型训练和推理阶段的语义歧义问题^[3]。

3.3 数据标签模糊, 样本分布失衡

高质量的多模态情感识别依赖于大量标注精确的数据, 但在实际新闻传播场景中, 情感标签往往主观性强, 易出现模糊或不一致的情况, 影响模型学习的稳定性。同时, 不同情感类别在数据集中分布极不均衡, 正负样本比例失衡、强烈情感与中性情感样本数量悬殊等问题, 均会导致模型在训练过程中产生偏倚, 降低在真实新闻场景下的适应性与鲁棒性。数据质量与分布问题已成为制约多模态情感识别技术实用化的核心障碍之一。

3.4 算法模型庞大, 计算资源受限

多模态情感识别模型往往依赖多通道深度神经网络(如多模态 Transformer、注意力融合机制等), 其结构复杂、参数众多, 对计算资源和存储空间提出较高要求。在新闻传播平台日益追求实时性和轻量化部署的趋势下, 复杂模型的推理速度和部署成本成为推广应用的关键瓶颈。尤其是在移动终端或边缘设备中运行时, 庞大的模型架构难以满足低延迟、低功耗的需求, 亟需模型压缩、知识蒸馏等技术手段辅助优化。

3.5 真实场景多变, 泛化能力不足

新闻传播环境高度动态, 涉及的事件类型、用户群体和传播语境不断变化, 这对情感识别系统的泛化能力提出了更高要求。然而, 当前深度学习模型多依赖静态数据集进行训练, 面对实时生成、多样化的新闻内容时, 往往缺乏足够的适应性与鲁棒性。尤其在遇到领域迁移、语言变异或跨文化传播等复杂场景时, 模型性能容易骤降。此外, 情绪表达方式随着社会热点事件的演变而变化, 现有模型难以及时更新认知体系, 限制了其实用价值与可持续发展潜力^[4]。

4 基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的实践策略

4.1 优化模态协同, 提升融合效率

在多模态情感识别中, 提升模态融合的效率是实现系统稳定运行的关键。应注重在特征提取阶段采用统一嵌入空间设计, 通过语义对齐机制缓解模态间的结构异构问题。同时, 可引入注意力机制动态调整各模

态的权重分配,使情感表达更加精细化。融合策略应兼顾模态的时序一致性与语义互补性,构建跨模态关系图以捕捉深层次关联。对于冗余和冲突信息,应在融合阶段建立去噪机制和模态置信度判别机制,增强整体协同鲁棒性。通过优化协同方式,可有效降低模型计算冗余,提高识别准确率与系统响应速度。

比如,在“智慧媒体语义融合平台”项目中,工作人员需要针对新闻播报中出现的文本、语音与图像模

态进行多层级协同建模设计。项目组通过构建统一的多模态编码空间,并引入时序对齐模块,对主播语音与新闻稿件文本进行同步匹配,提取语调情绪与文字情感之间的映射关系。同时,针对图像模态,采用注意力机制筛选与文本语义相关的图像区域,确保视觉信息与语言信息融合的高相关性。在融合层,系统采用自适应模态加权策略,根据信息置信度动态分配模态贡献权重,从而提升融合效率和情感识别准确率。

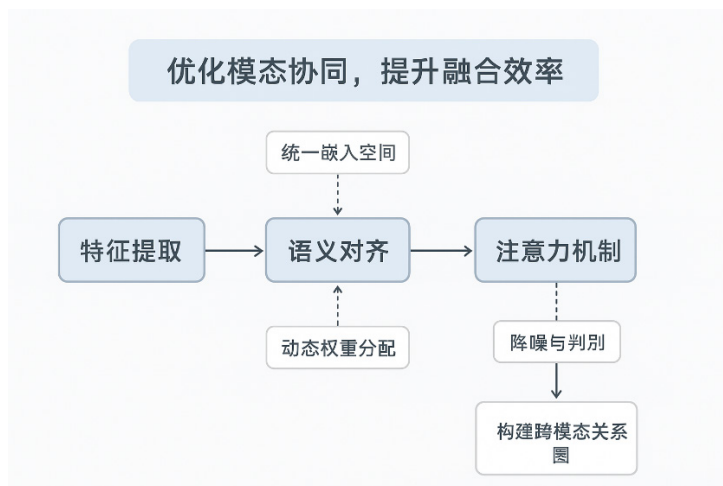


图1 优化模态协同，提升融合效率

4.2 引入先验知识，增强语义感知

深度模型在进行情感推理时,往往对语境依赖较强,引入外部先验知识可显著增强语义理解的深度与广度。应建立情感本体库与事件知识图谱,将知识嵌入机制与神经网络结构融合,实现对情感词、事件类型、舆论倾向等元素的语义增强。同时,利用上下文语义强化机制提升模型对复杂表达的敏感度,增强对隐含情绪与情感转折的识别能力。在跨模态对齐阶段,通过知识引导的语义映射方法减少歧义干扰,使情绪识别更具一致性与解释性。通过先验知识的有序注入,模型的情绪感知能力将更贴合实际传播语境。

比如,在“情感认知驱动的新闻理解系统”项目中,工作人员需要将情感词典、事件图谱和情绪演化逻辑整合为语义先验模块,引导模型在处理多模态新闻数据时实现深层情绪挖掘。项目中构建的知识嵌入机制可将事件背景、相关人物与情绪标签一体化注入模型编码器,增强其对复杂表达如反语、批评、褒义转折等情感现象的识别能力。系统在运行过程中利用上下文线索与知识节点联动,实现情绪意图的推理支持,从而避免因模态间词义偏差导致的识别偏差^[5]。

4.3 构建高质语料，平衡样本分布

多模态情感识别系统的性能高度依赖于训练语料的质量与分布合理性,应重点强化数据采集的多样性与标注的规范性。在构建数据集时,应覆盖多种情感类别与多模态组合场景,提升样本的代表性与覆盖广度。针对情感类别分布不均问题,可通过数据增强、重采样或生成对抗网络等手段提升稀缺类别样本数量,缓解模型偏倚。同时,应建立一致性校验机制,确保跨模态标签的对应准确性,降低标注模糊对模型学习的干扰。高质量、均衡的训练数据可有效提升模型泛化能力和对少数情绪的识别准确率。

比如,在“媒体多模态情感识别语料建设工程”项目中,工作人员需要从新闻客户端、视频平台和电台节目中采集多源情感数据,并对其进行严格的分级标注与质量审校。项目构建了覆盖六类情绪倾向、涵盖文本、音频与图像三种模态的复合数据集,通过引入数据重标机制保证情感标签的一致性。在样本分布方面,团队通过情感生成建模对中性 and 少数类情绪进行样本扩充,缓解类别失衡问题。同时,在模型训练阶段引入类别权重调整策略,提高模型对稀有情绪的敏感度与判别能力^[6]。

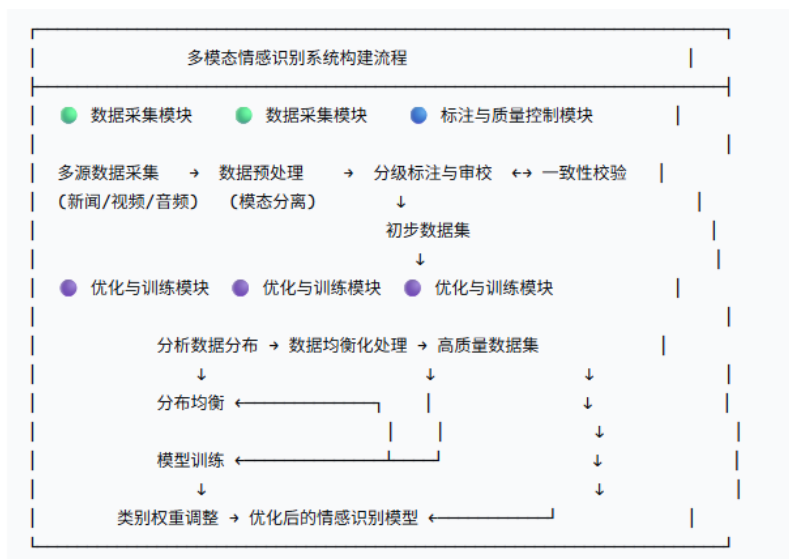


图2 多模态情感识别系统构建流程

4.4 精简模型结构, 降低计算成本

为提升情感识别系统的部署适应性，应在保持识别精度的前提下，对模型结构进行优化压缩。可采用模块裁剪、低秩分解和参数共享等技术，减少模型的运算复杂度与存储空间占用。在模型设计中，应注重轻量化网络的应用，通过调整网络层数与特征维度控制计算规模。针对多模态输入，可引入异步处理机制，实现模态选择性激活，避免资源浪费。通过精简模型架构，可在多终端平台上实现高效部署，满足新闻传播中对实时性与移动性的需求，提高系统的实用性与可持续运行能力。

比如，在“新闻情绪识别轻量化模型开发计划”中，工作人员需要设计适用于移动终端和低功耗设备的多模态模型架构。项目组采用 Transformer 剪枝技术与参数共享机制，大幅压缩模型计算量，并通过引入稀疏激活函数减少内存开销。在模态处理模块中，系统通过特征选择策略保留关键情绪特征，避免对冗余模态信息的重复计算。最终部署的模型可在嵌入式系统上实现实时情绪判断，在不牺牲识别精度的前提下显著提升了响应速度与能耗效率，满足新闻内容快速发布的实际需求^[7]。



图3 多模态情感识别系统优化

4.5 拓展应用场景, 强化迁移泛化

提升多模态情感识别系统在不同传播环境下的适应能力, 应从算法层面加强对跨域知识的迁移与泛化机制设计。通过预训练-微调策略引导模型从通用语料中学习迁移特征, 增强其在新领域的表现稳定性。可构建多源领域适配器, 实现不同传播平台间模型参数的动态调整, 降低领域偏移影响。在训练阶段引入对抗样本和风格变换机制, 提高模型对语境变化和表达多样性的容错能力。系统还应集成在线学习能力, 持续更新模型认知边界, 增强其应对突发事件与语义演化的能力。

比如, 在“跨平台新闻舆情感知系统”项目中, 工作人员需要应对微博、客户端、短视频等不同传播媒介中多样的语言风格和传播语境。项目通过构建多域预训练模型, 采用领域适配层动态调整各平台间的特征表示映射方式, 使情绪识别模型能够平稳迁移至新场景。在系统运行过程中, 工程师设置了持续学习模块, 结合用户反馈数据实现模型参数的实时微调。该系统能够在不同领域间保持情感判定的稳定性, 并对突发事件下的新型表达方式快速适应, 强化了多模态模型的泛化与鲁棒性能^[8]。

结语

综上所述, 本文主要研究了基于深度学习的多模态情感识别技术在新闻传播中的实践路径, 围绕其在模态融合、语义理解、数据构建、模型优化及场景适应等方面的关键问题进行系统探讨。通过分析技术难点与提出可行策略, 论证了多模态情感识别对提升新闻传播智能化水平与情绪感知能力的重要作用。研究结果对于构建高效、可靠的新闻情绪分析系统具有理论价值与应用参考意义, 有助于推动智能媒体领域的深

层融合与创新发展。

参考文献

- [1] 吴广越. 基于多源信息指导的多模态虚假新闻检测算法研究[D]. 北京印刷学院, 2025.
- [2] 郝秀兰, 徐稳静, 魏少华, 等. 基于多模态上下文融合及语义增强的虚假新闻检测[J]. 中文信息学报, 2025, 39(05): 140-149.
- [3] 张珠珠. 基于深度学习的多模态虚假新闻检测方法研究与实现[D]. 湖北师范大学, 2025.
- [4] 吕瑾. 人工智能技术在新闻内容创作中的创新应用[J]. 记者观察, 2025, (12): 80-82.
- [5] 张兆康. 基于社交网络的多模态谣言监管技术研究[D]. 电子科技大学, 2025.
- [6] 陈烁淳, 黄发良, 戴智鹏, 等. 域视角下基于深度学习的虚假新闻检测方法[J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2025, 41(02): 43-54+116.
- [7] 张廷, 袁虎, 赵小兵. 基于优先融合与模态注意力机制的虚假新闻检测[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(05): 1392-1400.
- [8] 徐凤如, 李博涵, 胥帅. 基于深度学习与大语言模型的序列推荐研究进展[J]. 计算机科学与探索, 2025, 19(02): 344-366.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS