



JSSI

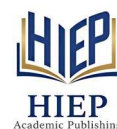
Journal of Social Science Innovation

JSSI, Vol. 1, No. 1, 2026, pp.86-99

Print ISSN: 3134-9226; Online ISSN: 3134-9234

Journal homepage: <https://www.ssijournal.com>

DOI: <https://doi.org/10.64058/jssi260107irhte>



情感人工智能国际研究热点及趋势分析

王 威 (Wang Wei), 鲍 芳 (Bao Fang)

摘要: 本文通过整理 2020-2025 年间 Web of Science 核心数据库中有关情感人工智能的研究, 并运用了结构化主题建模方法进行分析。从中识别出关于语言教育、服务场景、人机交互机制以及教育情境中的情感支持五大主题。进一步分析这些主题之间的关联, 我们发现早期研究更关注情感识别技术和算法本身, 而现在越来越多的研究开始转向具体应用场景中的人机情感交互和系统设计问题, 特别是与教育相关主题之间的联系非常紧密。随着应用范围的不断扩展, 目前的研究在跨文化适配、伦理规范与数据隐私等方面的讨论仍相对有限。未来研究可以扩大数据范围, 拓展研究情境, 进行更为全面细致的探讨。

关键词: 结构化主题建模; 语言教育; 服务场景; 人机交互; 教育情境; 情感人工智能

作者简介: 王威, 研究员, 宁波大学科学技术学院, 研究方向: 人工智能理论及相关应用、智能信息处理、跨文化传播研究。电邮: wangwei@nbu.edu.cn。鲍芳(通讯作者), 讲师, 宁波大学科学技术学院, 研究方向: 英语教育及语言学。电邮: baofang@nbu.edu.cn。

Title: International Research Hotspots and Trends in Emotional Artificial Intelligence: Topic Mining Study Based on STM

Abstract: By collating research on affective artificial intelligence from the Web of Science Core Collection database between 2020 and 2025 and employing structural topic modeling for analysis, this paper identifies five major themes: language education, service scenes, human-

computer interaction mechanisms, and emotional support in educational contexts. Through further analysis of the interconnections among these themes, we found that early research focused more on emotion recognition technologies and algorithms themselves, whereas an increasing number of studies are now shifting towards issues of human-computer emotional interaction and system design in specific application scenarios, particularly demonstrating a very close connection with education-related themes. With the continuous expansion of application scopes, current research remains relatively limited in discussions regarding cross-cultural adaptation, ethical norms, and data privacy. Future research could broaden the data scope and expand research contexts to conduct more comprehensive and detailed inquiries.

Keywords: Structural Topic Modeling; Language Education; Service Scenes; Human-Computer Interaction; Educational Contexts; Affective Artificial Intelligence

Author Biographies: Wang Wei, Intermediate, College of Science and Technology, Ningbo University. His research interests include artificial intelligence theory and its applications, intelligent information processing, and cross-cultural communication studies. E-mail: wangwei@nbu.edu.cn. Bao Fang (Corresponding Author), Researcher, College of Science and Technology, Ningbo University. Her research interests include English Education and Linguistics, E-mail: baofang@nbu.edu.cn, Corresponding author.

随着人工智能（Artificial Intelligence, AI）技术的进步，如果说早期的关注点主要集中在让机器“看得见、听得清”这类感知能力上，那么现在大家更关心的是，如何让 AI 更“懂人心”，也就是迈向认知智能的阶段。近年来，以 ChatGPT、Gemini、DeepSeek 等为代表的大规模语言模型（Large Language Models, LLMs）的快速迭代，在一定程度上重塑了人机交互的新范式，研究关注点正从单纯传递准确信息，转向关注互动中那些更“人性化”的层面。比如，人们开始更多地探讨技术的社会属性和情境特征，比如：一段对话里的情感底色是什么？在不同的场景下，AI 的回应方式应该如何调整？它的反馈会给用户带来怎样的心理感受？

正是因为这些问题越来越受到重视，我们看到了“情感智能”这个分支的兴起。人们逐渐认识到，情感绝非对话中的噪音或干扰，而恰恰是理解意图、建立信任、实现有效沟通的核心纽带。在这一背景下，情感因素逐渐被引入对人机互动关系的理解之中，并由此推动情感人工智能成为一个受到关注的研究方向。

初期的人机交互以模拟人类智商为主，主要通过智能聊天助手与人类进行简单对话。这些机器人能够快速回答用户提出的常见问题，具有较高的应答准确率，并能提供良好的用户体验。然而，当回答复杂问题时，这类机器人往往答非所问，几乎不能通过图灵测试中的类人性要求。（赵妍妍等，2024, pp. 1377-1402）

近年来越来越多的研究将情感元素纳入 AI 系统设计当中。例如，Meta 于 2023 年发布的 CAIRaoke 框架，尝试通过语音韵律、面部微表情等多模态情感信号来实时调整对话策略。在多语言、跨文化交互环境中，如何实现情感自然表达与共鸣，成为情感人工智能研究急需解决的核心问题。

（Li et al., 2020, pp. 4454-4466; Majumder et al., 2020, pp. 8968-8979; Shin et al., 2020, pp. 7989-7993）

在此背景下，本文选择 2020-2025 年 Web of Science 核心数据库中关于情感人工智能的相关文献，采用结构化主题建模（Structural Topic Modeling, STM）方法进行分析，为揭示该领域的热点主题、并探讨不同主题之间的连接关系及随时间变化的演变特征，从而为该研究领域的理论创新和实证探索提供参考。

一、研究问题与研究工具

（一）研究问题

围绕情感人工智能的近年来的发展状况，本文主要关注以下四个问题：1）2020 至 2025 年，关于情感人工智能研究的论文数量与引用情况有何变化趋势；2）STM 建模可以提取出哪些热点主题；3）不同主题之间是否存在一定的结构性联系，其关联程度如何；4）今后研究还应关注哪些方面。

（二）研究工具

在情感计算研究初期阶段，关键词网络分析方法被广泛采用，例如通过共现图谱来呈现研究领域的显性知识结构。然而，此类方法在面对高维数据和复杂问题时，往往容易出现语义信息被过度简化的情况。（Chen et al., 2022, pp. 24-47）

传统方法的局限促使研究者转向自然语言处理（Natural Language Processing, NLP）技术以深入挖掘文本内容。例如：通过潜在狄利克雷分配（Latent Dirichlet Allocation, LDA）模型分析电动汽车评论，识别出消费者关注点的变化。但 LDA 模型的主题解释性较弱，需预设主题数量，在研究方向快速变化的情况下，主题数往往较难确定。（He et al., 2022）

在此基础上，部分研究开始引入 BERTopic 和结构化主题建模。BERTopic 结合 Transformer 表征与聚类算法，在主题区分度和精度识别方面有所提升，更适合处理复杂语境下的文本数据。不过，其计算成本相对较高，在语料规模较少时，模型稳定性不足。（Grootendorst, 2022）相比之下，结构化主题建模可以将元数据作为协变量，在识别出潜在研究主题的同时，还可以进一步分析主题与时间、作者等结构性变量之间的关系，从而增强模型的解释能力。（Tenison et al., 2023, pp. 659-687）已有研究表明，STM 在梳理主题演化路径和知识结构方面具有较好的效果。（Sharma et al., 2021）

此外，STM 并不要求所有文档具有完全相同的主题结构，而是允许在不同条件下表现出差异性。这一特性使其在跨学科研究以及时间跨度较长的文本分析中具有较强的适应性。（Bialas et al., 2024）

通过对比分析，本文最终选择 STM 方法进行分析，从文献标题、关键词与摘要提取关键信息，以发表年份作为协变量，系统识别情感人工智能研究的热点主题、主题关联结构及其随时间变化的特征。

二、研究过程

（一）文献收集与检索策略

数据收集分为两个步骤。首先，选择 Web of Science 为检索数据库，原因在于它在学科覆盖面和引文索引方面具有显著的优势，广泛应用于科学计量与知识图谱等研究。其次，通过主题（TS）和标题（TI）构建以下检索式：

TS=（（“artificial intelligence” OR “AI” OR “intelligent” OR “Large Language Model” OR “ChatGpt” OR “intelligent Agent”） AND TS=（“emotion” OR “dialogue”）） AND TI=（（“artificial intelligence” OR

“AI” OR “intelligent” OR “Large Language Model” OR “ChatGpt” OR “intelligent agent”) AND TS= (“Emotion” OR “Dialogue”))。

(二) 文献筛选

根据检索式共得到 633 篇文献，经过进一步筛选，限定文献发表时间为 2020-2025 年，以突出该领域近期研究成果，时间跨度在五年以上的数据通常能够稳定反映研究主题演化特征。（徐汉青、滕广青，2024, pp. 119-128）去除非英文发表论文以降低语言差异影响。主要选择期刊与会议论文以保证研究质量与学术影响力的一致性，减少不同类型文档的差异性对主题建模结果的影响。（Hosseini et al., 2018, pp. 235-247）

最终筛选出 345 篇文献作为研究样本，从样本中提取出关键词 2122 个，去重后最终得到 1563 个有效关键词，检索日期 2025 年 11 月 4 日。

(三) STM 主题建模

1、数据清洗

主题建模前需进行数据预处理以提升模型效果，主要围绕文本规范化与噪声控制展开。比如清除文本中的数字、标点、特殊字符及常见停用词（如“me” “I” “or” “him” “a” “they”），以降低非语义信息对模型训练的干扰，将术语转为小写并清除可能残留非字母编码字符（如“amacr” “eacute”），确保语料在格式与编码上的一致性。

分词处理采用 tidytext 包分词，剔除英文通用停用词（如“the” “and”）及长度不超过 2 字符的低信息词项。利用 textstem 包进行词形还原，将不同词形映射为对应基本形式，如“learning”还原为“learn”，将“models”还原为“model”。最后过滤低频词，保留单篇文献中出现次数不少于 2 次的词汇，以保证语义信息完整性，同时有效降低噪声水平提升主题建模的稳定性。

2、模型参数设定

在 STM 建模中，主题数 K 的设定对结果影响重大。为避免主观设定偏差，表 1 通过主题连贯性与语义区分度指标，对不同的主题数进行比较。结果显示，K=5 时，模型在语义连贯性与主题区分度间取得良好平衡，整体拟合效果最佳。

参数	取值	说明
主题数(K)	5	通过“主题连贯性”与“语义区分度”测试，K=5 时模型拟合最优。（连贯性= 0.68，区分度= 0.82）。
迭代次数	160 次	当相邻迭代的“每词边界值”变化 $<1e-05$ 时，判定模型收敛。
输入格式	文档-词矩阵	通过 cast_dtm 函数构建，转换为 stm 包可识别的语料库格式。

表 1：模型参数设定表

Table 1: Model parameter setting

3、模型收敛检验与验证

在完成 160 次迭代后，模型边界值稳定在-5.940，相邻迭代变化幅度低于 $1e-05$ ，满足常用模型收敛条件（见图 1）。使用 stm 包中 TopicQuality 函数评估模型质量，5 个主题的平均连贯性得分 0.68，优于通常认为良好语义一致性阈值 0.5，表明主题、关键词语义关联紧密，具备较为清晰的聚类特征。

通过“主题间余弦相似度”计算，5个主题间平均相似度 0.23，低于经验阈值 0.3，表明不同主题在语义上相对独立，没有出现明显的重叠。

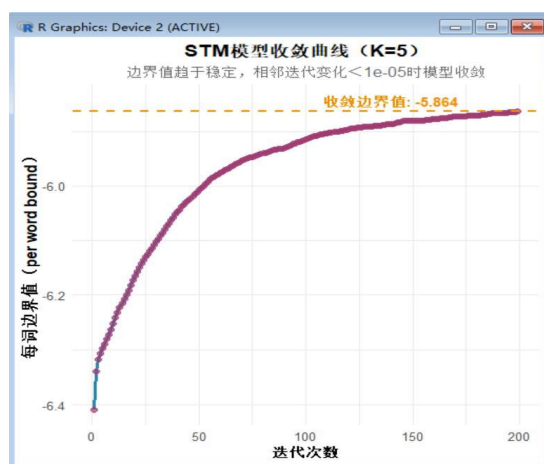


图 1: STM 模型收敛曲线

Figure 1: Convergence Curve of the STM Model

4、STM 主题生成流程

数据清洗、文档-词矩阵构建及可视化分析主要在 Python 环境中执行，结构化主题建模则在 R 环境中调用 stm 包实现。通过使用 stm 包中 t-SNE 的降维方法，将高维主题分布投射至二维平面，生成基于主题分布的文档聚类，其主题生成的流程如图 2 所示。

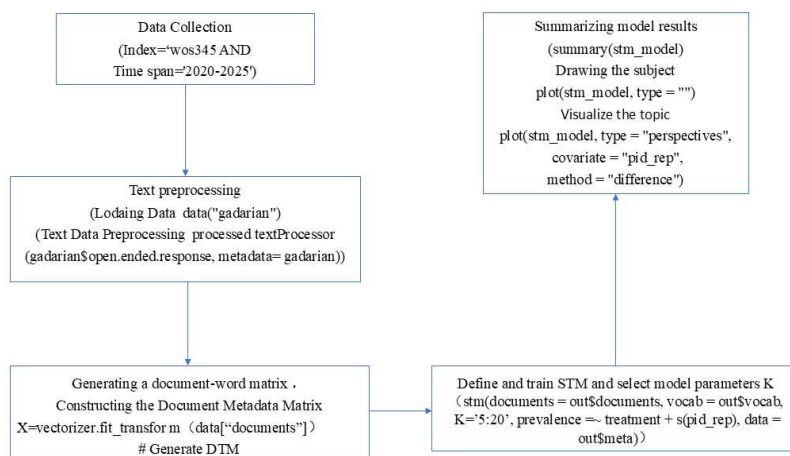


图 2: 主题生成的流程图

Figure 2: Flowchart of Topic Generation

三、研究结果与分析

(一) 文献发表与引用概况

学科的年度论文发表量和被引用情况往往是其是否热点研究方向的“晴雨表”。通过对检索出的

文献进行统计，情感人工智能的研究规模总体上呈现出快速上涨趋势（图 3）。2020 至 2025 年间，年度发文量从 12 篇持续增长至 130 篇，其中 2024-2025 年实现显著跃升，较 2022 年的 50 篇几乎翻倍。尽管 2023 年收录量略有回调至 48 篇，且 2025 年数据因统计时限可能存在不全，但整体发文数量仍保持强劲增长态势。

就引用次数而言，该领域年度被引频次持续攀升，显示出关于情感人工智能的研究在学术界的影响力不断增强。这一发展态势既得益于生成式 AI、多模态感知等关键技术的突破，也反映出情感人工智能与人机交互、教育、医疗等场景的深度融合。随着 AI 技术的快速更新与应用场景的拓展，情感人工智能相关研究预计仍将保持较高增速，并在理论创新与技术落地持续释放潜力。

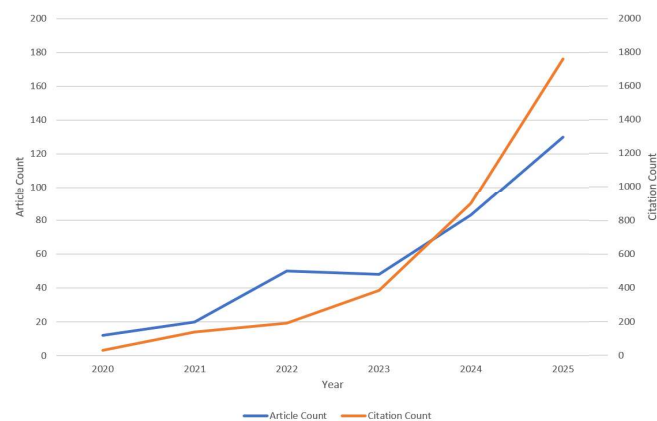


图 3：发文量及引用次数

Figure 3: Number of Publications and Citation Counts

（二）高被引文献

为了更好的挖掘出有代表性的主题信息，被引次数较高的文献通常能揭示一个领域内的核心思路 and 关注重点。这份认识，也引导着我们的分析工作。在整理文献时，我们特别留意了那些被引用超过 60 次的文章，并对它们进行了系统性梳理，从中识别出在情感人工智能领域具有代表性的研究成果。

序号	文献标题	引用次数
文献 1	Emotion recognition and artificial intelligence: A systematic review (2014-2023) and research recommendations	196
文献 2	The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: a systematic review	291
文献 3	Bots with Feelings: Should AI Agents Express Positive Emotionin Customer Service?	132
文献 4	Half human, half machine-augmenting service employees with AI for interpersonal emotion regulation	87
文献 5	Research Challenges and Security Threats to AI-Driven 5G Virtual Emotion Applications Using Autonomous Vehicles, Drones, and Smart Devices	69

表 2：高被引文献

Table 2: Highly cited literature

文献 1 通常被视为该研究领域的技术起点。该研究通过梳理并整合面部表情、语音、文本以及生理信号等多模态数据,构建起较为完整的情感计算技术框架。回答了情感 AI “是否具备技术可行性”这一基础性问题,使情感计算从概念设想转向实践,为后续研究与应用提供了理论方法、算法与模型支撑。在这一意义上,该研究奠定了整个领域向纵深发展的技术前提。

与此形成对照的是,文献 2 并未着力推进技术能力本身,而是从应用后果的角度重新审视 AI 的使用方式。研究指出,即便在技术条件成熟的情况下,如果过度依赖 AI,将在认知与行为层面引发负面影响。因此有必要为技术应用划定边界,讨论重心由“是否可用”转向“如何使用才是合理的”,并推动伦理考量与设计约束逐步纳入情感 AI 研究过程。

文献 3 是典型的场景化验证研究。研究视角不再停留在“技术能不能识别情感”这一层面,而是转向“是否应该表达情感”以及“表达何种情感才合适”等更具深度的交互设计问题。该研究对提升客服机器人满意度提供了更清晰的分析框架,推动情感 AI 走出实验室,进入更为真实的商业应用场景。

在人机交互中,文献 4 对情感人工智能在人机关系中的角色进行了进一步探讨,提出了一种人机协同的新范式。研究认为,在高情感需求的服务中,人类的同理心与 AI 计算能力并非对立关系,而是可以相互补充。AI 更应被视为辅助工具,而不是对人的简单替代,这种理解有助于避免将技术应用简化为“机器取代人”的二元对立。这一视角为情感人工智能在复杂服务场景中的应用提供了更为开放的想象空间。

如果说上述研究仍主要围绕微观交互层面展开,文献 5 则将视角提升至宏观层面。该研究指出,当 AI 与 5G 通信、自动驾驶及无人机等深度结合应用之后,其潜在风险不再局限于单一的交互失误,而可能会演变为涉及影响安全、可靠性、伦理等更为广泛的社会问题。因此对 AI 的发展进行风险评估与制度设计不可忽视。

可以看出,这些高被引研究在研究对象与问题意识上呈现出一定的连续性,但其关注重点并不完全相同。早期工作更多致力于研究情感识别与生成技术,而随着技术逐步成熟,研究重心逐渐转向人机交互中的情感对话能力,以及 AI 与新技术深度融合后存在的风险。这一研究脉络不仅为不同应用场景提供了针对性的解决思路,也为本文在主题范围界定与研究重点选择方面提供了重要的方法。

(三) 主题分布分析

为了更直观地展示每个主题下的文档分布特征,我们从 STM 中提取的 `theta_matrix` 包含每个文档的主题比例,使用 t-SNE(t-distributed Stochastic Neighbor Embedding)将主题可视化为 2D 空间集群,t-SNE 投影的散点图显示了热点主题的文档聚类。在散点图中,每个点代表一篇文献,其颜色对应文献最可能归属的主题,由此可以观察热点主题的聚集形态。

运用 t-SNE 降维技术,可以得到 345 篇文献在二维空间上的分布情况。如图 4 所示,结构化建模后的文献依据主题相似性聚集成五个边界较为清晰、内部相对集中的集群,显示出较高的语义一致性。t-SNE 有效保留了高维空间中的邻近关系,使得主题相似的文献在二维投影中彼此靠近,主题差异较大的则相对分离,少数孤立点则可能对应非主流主题。

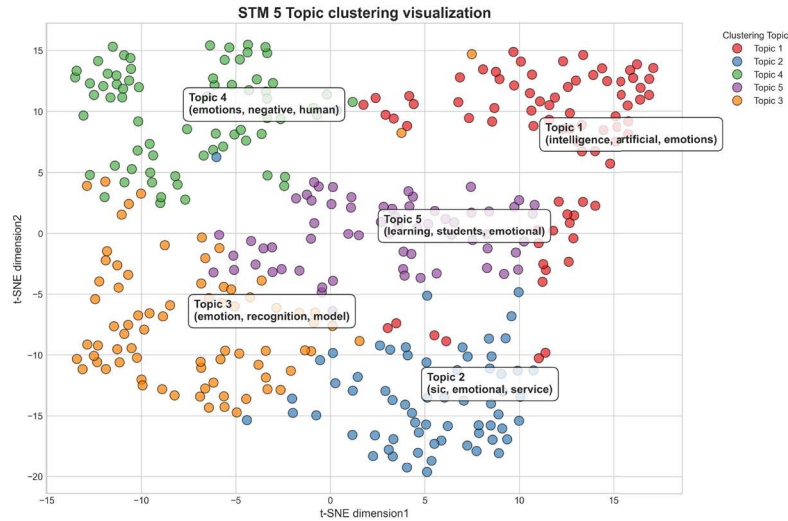


图 4: 主题聚类分布图

Figure 4: Topic Clustering Distribution Map

(四) 主题可视化展示

通过 `labelTopics` 函数提取每个主题排名前 10 的高频关键词，结合领域知识对 5 个核心主题进行语义解读，利用 STM 库中的 `plot(stm_model, type = "summary")` 函数对关键词进行可视化展示（图 5）。

由图 5 可见，部分词汇（如“emotions”“emotional”“human”）在主题间出现了重叠。此类现象是主题建模的固有特征，即特定词汇可同时归属于多个主题（Vayansky, I., & Kumar, S. A., 2020），这些共享词汇在不同主题中与其它词汇形成了差异化的共现语境。该分布特性不仅提升了模型的鲁棒性，也为理解文本语义结构及主题间的关系提供了新的视角。从提取出的主题词来看，它们较为集中地反映了当前情感人工智能研究中的关注重点，既体现了学界对相关问题的持续兴趣，也为后续拓展研究问题和应用场景提供了参考。

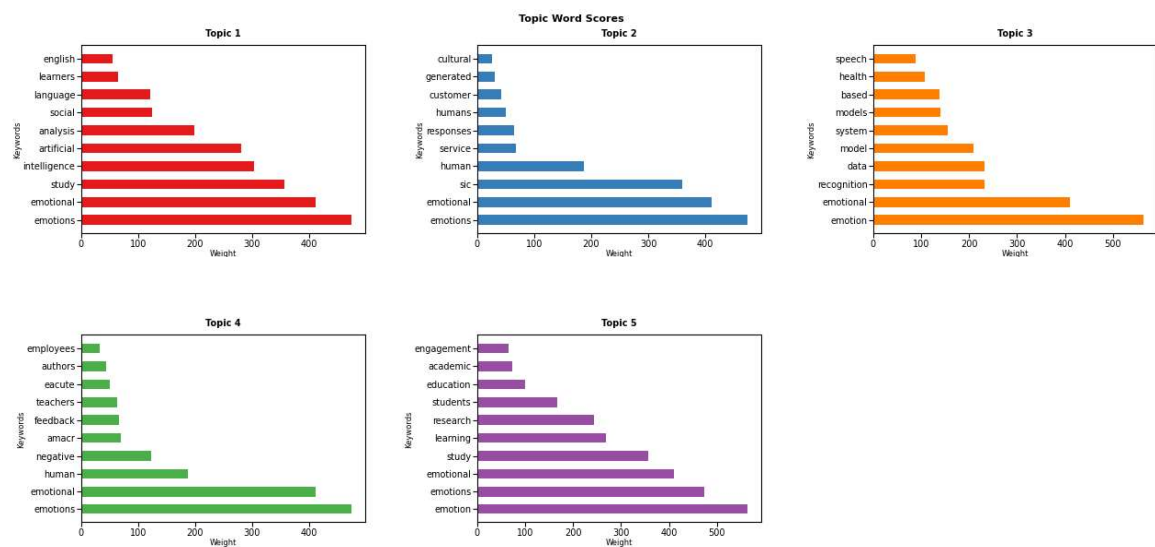


图 5: 主题分布图谱

Figure 5: Topic Distribution Map

（五）主题内容分析

结合主题聚类及分布图谱，本文归纳出五个相对集中的研究主题。需要说明的是，这里的划分并非严格意义上的分类，而更像是对不同研究在应用场景和问题取向上自然聚合状态的一种概括。

Topic 1 主要围绕人工智能在语言教育中的情感应用展开。早期的研究主要倾向于情感识别技术及其性能，该主题下的研究开始把注意力放在情感感知能力如何融入语言学习过程之中。大量研究表明，外语学习者的情绪体验与其课堂参与度、投入意愿以及学习成效之间存在密切关联，因此，情感反馈逐渐被视为智能语言学习系统中不可或缺的组成部分。（Wu, 2023, pp. 3921-3932）部分实证研究发现，引入情感感知的教学系统在一定程度上有助于改善学习体验，并缓解学习焦虑。

（Mahmoudi-Dehaki & Nasr-Esfahani, 2025; Huang et al., 2025）不过，这类结论多建立在短期干预或样本规模有限的情境下，其效果的稳定性以及在不同文化语境下的适用性仍存在争议。（Wang & Dong, 2025; Wang, 2025）

Topic 2 关注服务场景中的情感化 AI 设计。在 2020 至 2025 年间，依托情感计算技术,实现了从技术到具体应用的跨越。研究重点逐渐从“是否能够识别情感”转向用户对情感化系统的主观感受。

（Sanjeeva et al., 2024）在医疗健康、公共服务和客户支持等情境中，研究者开始探讨情感化 AI 是否以及在何种条件下，能够改善用户体验，而不仅仅是提升服务效率。（Lee et al., 2025）部分研究表明，在资源受限或人工服务不足的情况下，具备基础情感反馈能力的 AI 系统有助于缓解用户的孤立感与焦虑。（Pu et al., 2019, pp. e37-e51）但其效果高度依赖具体场景、用户特征及文化背景，且并非总能稳定复现。（Chin et al., 2023）当情感表达过度拟人化时，部分研究甚至观察到用户不适感与信任下降的风险。（Cihodaru-Ştefanache & Podina, 2025）因此，如何在持续优化用户体验、伦理边界与用户自主性之间取得平衡，逐渐成为有待解决的核心问题。（Rahsepar Meadi et al., 2025）

与前两个偏应用取向的主题相比，**Topic 3** 更侧重情感人工智能的技术基础。在技术上，通过融合面部表情、生理信号以及语音等多种模态数据，并结合神经模糊系统、知识驱动推理等混合模型，情感识别的准确性与稳定性在一定程度上得到提升。（Ayari et al., 2022, pp. 3567-3576; Zhang, 2025, pp. 1-12）同时，以 Transformer 为代表的可解释性模型，增强了情绪识别系统开发的可信度。（Yi et al., 2025）在应用层面，该系统已成功应用于医疗健康、汽车安全等场景，并展现出良好性能。未来，该领域将朝着轻量化、实时化、跨模态融合方向发展（Jurist, 2019, pp. 193-198; Rogelj, 2025），但在临床数据的标准化、模型的泛化能力、伦理合规性等方面仍存在挑战。未来需加强产学研协作，推动技术从实验室走向实际应用，同时注重数据隐私与算法公平性问题。（Calvo & D'Mello, 2020, pp. 18-37）

Topic 4 主要关注人类在与 AI 互动过程中的情感心里机制。由于 AI 并不具备与人类相同的主观经验与意向性，传统社会心理学中的解释框架能否直接迁移至人机互动情境，尚未形成共识。部分研究强调用户对系统功能的先验预期在情感反应中占主导地位，也有研究指出角色认知与社会规范同样显著影响用户对 AI 情感表达的接受程度（Devillers & Cowie, 2023, pp. 1445-1458），用户对 AI 情感反馈的反应建立在双重基础之上：一方面是对系统功能可靠性的理性评估，另一方面是对其情感表达是否符合具体互动情境的主观判断。（Meyer & Okuboyejo, 2021; Liu et al., 2025）

当人工智能在交互过程中呈现负面情感反馈时，其对用户产生的心理影响并不完全等同于来自他人的负面评价。有研究通过对比实验发现，这两种情境可能引发不同类型的情绪反应。（Li et al.,

2025) 不过, 相关结论多依赖特定实验条件, 在复杂现实互动中的适用性仍有待进一步检验。随着互动的逐步深入, 情感反馈的文化适配问题逐渐收到关注。由于不同文化背景下对情感表达的理解和规范存在明显差异 (Sutoyo & Permana, 2025), 若情感 AI 未能充分考虑这些差异, 其设计意图可能被误读, 甚至引发用户抵触。因此, 越来越多研究强调将情感交互视为一种高度情境化、需要动态调节的过程, 而非固定不变的功能模块。(Hou et al., 2023)

在教育领域, 人工智能的应用也在不断深化, Topic 5 主要聚焦于教育场景中的 AI 情感学习, 即通过智能技术识别和回应学生的情感状态, 辅助优化学习体验与学习成效。

现有研究普遍认为, 学习情绪、学习动机与学业投入之间存在复杂交互关系, 这一理论视角为情感 AI 在教育中的应用提供了重要支撑。(Tara et al., 2025) 在具体实践中, 学生学习效果往往受到个体差异、课堂组织方式以及教师参与程度等因素的影响。不少研究尝试引入机器学习方法, 对学习行为日志、面部表情、语音信息和交互记录等多模态数据进行整合分析, 用以识别学习过程中可能出现的消极情绪, 并据此提供相应的个性化建议。(Ma et al., 2025; Shafait et al., 2021)

从目前的研究来看, 单独衡量情感支持在教育中的实际效果, 并不容易。这要跟具体的课堂情境、教学方法紧紧相连。其效果在不同学习者、不同阶段及学习环境中可能呈现出明显差异, 这也促使研究者开始反思情感 AI 在教育体系中的角色定位, 情感 AI 更应该成为教师的得力助手, 帮助老师更好地观察课堂、理解学生, 而不是独自扮演情感陪伴的角色。(Yu et al., 2025; Costa & Faria, 2025, pp. 2732-2756)

(六) 主题关联强度分析

从表 3 主题相似度矩阵可以看出, 各主题之间的关联程度分布并不均匀。一些主题在语义特征上表现出较高的接近性, 而另一些主题之间的相似度则相对较低。这种差异表明, 不同研究方向在关注重点和研究内容上存在明显分化。

其中, Topic 1 与 Topic 5 的关联度最高, 相似度为 0.78, 两者均集中于教育相关研究, 尤其在语言教育的情感支持应用方面存在较多重叠内容。反映出教育场景下情感 AI 研究的相对集中性与内在一致性。Topic 2 与 Topic 4 的相似度次之, 表明服务场景与人机情感交互研究共享若干相近议题。如用户服务体验设计、情感表达方式等, 在理论结构与实证方法上具有较强的互补性。相较之下, Topic 2 与 Topic 5 的相似度较低, 显示两类应用领域在现有研究中尚未形成显著交叉。

这一发现提示, 情感 AI 在不同终端应用场景下的知识积累相对独立, 服务领域更偏重商业化部署与用户心理机制, 教育领域则聚焦学习过程干预与教学协同, 未来研究可进一步探索跨场景的通用设计原则或迁移学习策略。

Topic	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
Topic 1	1.0	0.18	0.42	0.35	0.78
Topic 2	0.18	1.0	0.29	0.63	0.15
Topic 3	0.42	0.29	1.0	0.31	0.45
Topic 4	0.35	0.63	0.31	1.0	0.28
Topic 5	0.78	0.15	0.45	0.28	1.0

表 3: 主题关联强度分析表

Table 3: Topic association strength analysis

（七）主题研究热点演变

表 4 呈现了 2020-2025 年各主题的研究热度变化，其以年度主题占比（主题文献数/总文献数）为衡量指标。数据直观反映了各主题在时间维度上的变化趋势。

年份	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5
2020-2021	15.2%	18.7%	32.1%	16.8%	17.2%
2022-2023	18.5%	22.3%	25.6%	19.1%	14.5%
2024-2025	22.8%	25.9%	18.3%	20.7%	12.3%

表 4：研究热点与趋势

Table 4: Research hot spots and trends

从表 4 的数据可以看到，不同主题在研究占比上呈现出明显的趋势性变化。具体而言，服务场景导向的研究占比从 18.7%提升至 25.9%，增长 7.2 个百分点，这一趋势与后疫情时代服务业数字化转型的迫切需求相呼应，特别是在情感化客服、个性化推荐等领域，AI 技术正通过模拟人性化交互来弥补传统服务的不足。

与此同时，与语言教育相关的研究比重呈现出持续上升的趋势，由最初的 15.2% 提高至 22.8%，增幅为 7.6 个百分点。这与生成式 AI 对话系统的快速发展密切相关。随着相关技术在实际教学中的逐步应用，具备即时反馈和个性化引导功能的语言学习工具不断涌现，在一定程度上降低了语言学习的进入门槛，也推动了该研究方向的扩展。

从时间分布来看，围绕情感识别技术展开的研究在样本文献中的占比有所回落，由 32.1% 降至 18.3%。这一变化并不意味着相关技术的重要性减弱，而更可能反映出研究关注点的转移。学术界开始将更多关注点投向具体应用情境，服务系统与语言教育逐步成为情感人工智能研究的重要实践领域。

四、展望

通过对 2020-2025 年 Web of Science 核心合集文献的结构化主题建模研究，本文对情感人工智能领域中的主要研究主题及其变化趋势进行了梳理。从整体情况来看，相关研究已不再单纯围绕情感识别算法性能展开研究，重心逐渐从“基础情感识别技术”向“场景化应用”转移。这一变化在一定程度上反映出学界在真实交互环境中对 AI 情感元素的关注不断增强，也表明单一技术指标已难以充分解释情感人工智能在不同应用中的表现差异。

从主题结构关系来看，与教育相关的主题呈现出较为紧密的关联，这一现象说明，在当前研究阶段，教育场景仍是情感人工智能应用中发展较为成熟，且可持续推进的研究方向之一。同时，服务场景与人机交互心理机制之间的关联也较为明显。在服务情境中，情感化系统的实际效果往往不仅与其功能设计有关，还受到用户对情感反馈是否符合自身预期和情境理解的影响。相比之下，不同应用场景之间联系不够紧密的情况也说明，情感人工智能在实际设计和评估过程中，很难直接套用统一标准。其应用效果往往会受到具体任务目标和使用环境的影响，而这些因素在不同场景中差异较大。

基于上述情况，后续研究有必要在已有工作的基础上，进一步扩大数据来源，并尝试引入更多样的应用情境。同时，围绕跨文化适配、伦理规范以及数据隐私等问题，开展更深入的讨论。情感人工智能的发展不仅取决于技术层面的进步，还需要在实际使用过程中不断检验其情感反馈是否合理，以及可能带来的社会影响。

当然，本研究仍存在一定不足。其一，所选数据仅来自 web of science 期刊论文，未覆盖其他类型文献，这在一定程度上忽视了对非英语研究成果的统计。再者，相关分析主要围绕标题、摘要和关键词文本信息展开，仅引入了时间因素，未进一步考虑可能影响主题关系的其他变量，在一定程度上削弱了主题间的关联强度。值得探讨的是，主题分析结果受参数设定和数据处理方式的影响较为明显，在不同条件下，其稳定性仍有待进一步验证。

Funding: This research received no external funding.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

ORCID

Wang Wei ^{ID} <https://orcid.org/0009-0001-5598-2895>

Bao Fang ^{ID} <https://orcid.org/0009-0009-0398-3034>

References

- Ana Costa, &Luísa Faria (2025). "Implicit Theories of Emotional Intelligence and Students' Emotional and Academic Outcomes." *Psychological Reports* (04): 2732-2756. DOI: <https://doi.org/10.1177/00332941231183327>
- Anam Nazneen Tara, Muhammad Naseem Abid, Suad Dukhaykh, et al. (2025). "Teachers' Academic Motivation and Student Procrastination Behaviour: Mediating Effects of Emotion Regulation and Study Habits." *BMC Psychology* (01): 52. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40359-025-02352-5>
- Anuj Sharma, Nripendra P. Rana, & Robin Nunkoo (2021). "Fifty Years of Information Management Research: A Conceptual Structure Analysis Using Structural Topic Modeling." *International Journal of Information Management*: 102316. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102316>
- Caitlin Tenison, Guangming Ling, & Laura McCulla (2023). "Supporting College Choice among International Students through Collaborative Filtering." *International Journal of Artificial Intelligence in Education* (03): 659-687. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40593-022-00307-0>
- Edi Sutoyo, &Muhammad Cekas Permana (2025). "Enhancing Telemedicine Service Quality through Sentiment Analysis of User Review Dataset in Indonesia." *Data in Brief*: 111878. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.111878>
- E. L. Jurist (2019). "Review of How Emotions are Made: The Secret Life of the Brain." *Journal of Theoretical and Philosophical Psychology* (03): 193-198. DOI: <https://doi.org/10.1037/teo0000098>
- Feiqin Wang, &Jianping Dong (2025). "The Application of Improved AFCNN Model for Children's Psychological Emotion Recognition." *Scientific Reports* (01): 24138. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10269-7>
- HuPei Wang (2025). "Adaptive Fusion of Multi-cultural Visual Elements Using Deep Learning in Cross-cultural Visual Communication Design." *Scientific Reports* (01): 28431. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-13386-5>
- Hyein S. Lee, Colton Wright, Julia Ferranto, Jessica Buttmer, Clare E. Palmer, Andrew Welchman, Kathleen M. Mazor, Kimberly A. Fisher, David Smelson, Laurel O'Connor, Nisha Fahey, & Apurv Soni (2025). "Artificial Intelligence Conversational Agents in Mental Health: Patients See Potential, but Prefer Humans in the Loop." *Frontiers in Psychiatry*: 1505024. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2024.1505024>

- Hyojin Chin, Chani Jung, MingiShin, Hyeonho Song, Gumhee Baek, Meeyoung Cha, Junghoi Choi, & Chiyoung ChaChin (2023). "The Potential of Chatbots for Emotional Support and Promoting Mental Well-being in Different Cultures: Mixed Methods Study." *Journal of Medical Internet Research*: e51712. DOI: <https://doi.org/10.2196/51712>
- Ike Vayansky, &Sathish A.P. Kumar (2020). "A Review of Topic Modeling Methods." *Information Systems*: 101582. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2020.101582>
- Jamin Shin, Peng Xu, Andrea Madotto, & Pascale Fung (2020). "Generating Empathetic Responses by Looking ahead the User's Sentiment." In *Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*: 7989-7993. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICASSP40776.2020.9054379>
- Julien Meyer, &Senanu Okuboyejo (2021). "User Reviews of Depression App Features: Sentiment Analysis." *JMIR Formative Research* (12): e17062. DOI: <https://doi.org/10.2196/17062>
- Laurence Devillers, &Roddy Cowie (2023). "Ethical Considerations on Affective Computing: An Overview." *Proceedings of the IEEE* (10): 1445-1458. DOI: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2023.3315217>
- Lihui Pu, Wendy Moyle, Cindy Jones, & Michael Todorovic (2019). "The Effectiveness of Social Robots for Older Adults: A Systematic Review and Meta-analysis of Randomized Controlled Studies." *The Gerontologist* (01): e37-e51. DOI: <https://doi.org/10.1093/geront/gny046>
- Lin Wu (2023). "Students' Foreign Language Learning Adaptability and Mental Health Supported by Artificial Intelligence." *Journal of Autism and Developmental Disorders*10: 3921-3932. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10803-023-06097-1>
- Lixun He, Jun He, Liwen Zhu, et al. (2022). "Comprehensive Evaluation of Electric Vehicle Charging Network under the Coupling of Traffic Network and Power Grid." *PLoS ONE* (9): e0275231. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275231>
- Maarten Grootendorst (2022). "BERTopic: Neural Topic Modeling with a Class-based TF-IDF Procedure." *ArXiv Preprint ArXiv:2203.05794*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.05794>
- Marcin Białas, Marcin Mirończuk, & Jacek Mańdziuk (2024). "Leveraging Spiking Neural Networks for Topic Modeling." *Neural Networks*: 106494. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2024.106494>
- Mehrdad Rahsepar Meadi, Tomas Sillekens, Suzanne Metselaar, Justin Bernstein, Anton van Balkom, &Neeltje Batelaan (2025). "Exploring the Ethical Challenges of Conversational AI in Mental Health Care: Scoping Review." *JMIR Mental Health*: e60432. DOI: <https://doi.org/10.2196/60432>
- Mohsen Mahmoudi-Dehaki, &Nasim Nasr-Esfahani (2025). "Empowering Stuttering Female English Learners: AI vs. Human-AI Hybrid Tutoring for Alleviating Social Anxiety." *Journal of Responsible Technology*: 100141. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jrt.2025.100141>
- M. Reza Hosseini, Igor Martek, Edmundas Kazimieras Zavadskas, et al. (2018). "Critical Evaluation of Off-site Construction Research: A Scientometric Analysis." *Automation in Construction*: 235-247. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2017.12.002>
- Navonil Majumder, Pengfei Hong, Shanshan Peng, Jiankun Lu, Deepanway Ghosal, Alexander Gelbukh, Rada Mihalcea, & Soujanya Poria (2020). "MIME: MIMicking Emotions for Empathetic Response Generation." In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*: 8968-8979. Association for Computational Linguistics. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-main.721>
- Nizar Ayari, Hazem Abdelkawy, Abdelghani Chibani, et al. (2022). "Hybrid Model-based Emotion Contextual Recognition for Cognitive Assistance Services." *IEEE Transactions on Cybernetics* (05): 3567-3576. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCYB.2020.3013112>
- Peter Rogelj (2025). "Estimation of Task-related Dynamic Brain Connectivity via Data Inflation and Classification Model Explainability." *Neuroinformatics* (02): 33. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12021-025-09733-6>
- Qingqing Zhang (2025). "A Deep Neuro-fuzzy Framework for Speech Emotion Recognition." *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*: 1-12. DOI: <https://doi.org/10.1080/10255842.2025.2559060>

- Qintong Li, Hongshen Chen, Zhaochun Ren, Pengjie Ren, Zhaopeng Tu, & Zhumin Chen (2020). "EmpDG: Multi-resolution Interactive Empathetic Dialogue Generation. In *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics*: 4454-4466. International Committee on Computational Linguistics. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2020.coling-main.394>
- Rafael A. Calvo, & Sidney D'Mello (2020). "Affect Detection: An Interdisciplinary Review of Models, Methods, and their Applications." *IEEE Transactions on Affective Computing* (01): 18-37. DOI: <https://doi.org/10.1109/T-AFFC.2010.1>
- Ruvini Sanjeeva, Ravi Iyer, Pragalathan Apputhurai, Nilmini Wickramasinghe, & Denny Meyer (2024). "Empathic Conversational Agent Platform Designs and their Evaluation in the Context of Mental Health: Systematic Review." *JMIR Mental Health*: e58974. DOI: <https://doi.org/10.2196/58974>
- Shangwu Hou, Gulanbaier Tuerhong, & Mairidan Wushouer (2023). "UsbVisdaNet: User Behavior Visual Distillation and Attention Network for Multimodal Sentiment Classification." *Sensors* (10): 4829. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23104829>
- Shumeng Ma, Ning Jia, Xiuchao Wei, & Wanyi Zhang (2025). "Constructing a Predictive Model of Negative Academic Emotions in High School Students Based on Machine Learning Methods." *Scientific Reports* (01): 19183. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-04146-6>
- Ştefania Cihodaru-Ştefanache, & Ioana R. Podina (2025). "The Uncanny Valley effect in Embodied Conversational Agents: A Critical Systematic Review of Attractiveness, Anthropomorphism, and Uncanniness." *Frontiers in Psychology*: 1625984. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1625984>
- Siru Liu, Allison B. McCoy, Dean F. Sittig, et al. (2025). "A Standard-based Taxonomy of Features that Affect User Response to Clinical Decision Support Alerts." *BMC Medical Informatics and Decision Making* (01): 389. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12911-025-03231-0>
- Wangin Yu, Olivia F. Ward, Brianna Paquette, et al. (2025). "Teacher Personality Predicts Emotional Well-being and Academic Achievement in Students with Specific Learning Disorders." *Children* (06): 764. DOI: <https://doi.org/10.3390/children12060764>
- Xieling Chen, Haoran Xie, Gary Cheng, & Zongxi Li. "A Decade of Sentic Computing: Topic Modeling and Bibliometric Analysis." *Cognitive Computation* (01): 24-47. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12559-021-09861-6>
- Xinyue Li, Mingpeng Huang, Jialin Liu, et al. (2025). "The Impact of AI Negative Feedback vs. Leader Negative Feedback on Employee Withdrawal Behavior: A Dual-path Study of Emotion and Cognition." *Behavioral Sciences* (02): 152. DOI: <https://doi.org/10.3390/bs15020152>
- 徐汉青、滕广青 (2024): "机遇与挑战: 基于BERTopic的AI环境下图书馆主题文本挖掘", 《情报科学》(04): 119-128.
- [Xu Hanqin, Teng Guangqin (2024). "Opportunities and Challenges: Topic Mining in the Library Field Under the Artificial Intelligence Environment Based on the BERTopic Model." *Information Science* (04): 119-128. DOI: <https://doi.org/10.13833/j.issn.1007-7634.2024.04.014>]
- Yanbin Huang, Huanhui Chen, & Changyue Hu (2025). "L2 Growth Mindset in AI-mediated Language Learning: Effects of Perceived Usability and Presence of Generative AI Chatbots." *Frontiers in Psychology*: 1700117. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1700117>
- Yun Yi, Yunkang Zhou, Tinghua Wang, & Jin Zhou (2025). "Advances in Video Emotion Recognition: Challenges and Trends." *Sensors* (12): 3615. DOI: <https://doi.org/10.3390/s25123615>
- Zahid Shafait, Muhammad Asif Khan, Umar Farooq Sahibzada, et al. (2021). "An Assessment of Students' Emotional Intelligence, Learning Outcomes, and Academic Efficacy: A Correlational Study in Higher Education." *PLoS ONE* (10): e0333982. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0333982>
- 赵妍妍、陆鑫、赵伟翔、田一间、秦兵 (2024): "情感对话技术综述", 《软件学报》(03): 1377-1402.
- [Zhao Yanyan, Lu Xin, Zhao Weixiang, Tian Yijian, Qin Bin (2024). "Survey on Emotional Dialogue Techniques." *Journal of Software* (03): 1377-1402. DOI: <https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006807>]