

国外教育领域中文本情感分析运用的研究综述

——基于 Citespace 和 Histcite Pro 的计量分析

赵志娟 李睿^{通讯作者}

(云南师范大学信息学院教育技术系, 云南昆明 650000)

摘要: 为了探索文本情感分析在教育中的发展、应用及未来趋势, 以 Web of Science 核心数据库中的 1133 篇相关文章及其中的 60 篇高引文章进行深入分析。采用文献计量法, 结合 Citespace 和 Histcite Pro 软件, 从发文量、发文国家、核心著者、研究热点和主题谱系等进行全面考察。分析发现, 教育领域文本情感分析研究持续增长, 以中国和美国为主要研究阵地; 核心著者主要来自计算机科学领域, 教育领域的研究者摄入较少; 研究内容集中在利用词典、机器学习和深度学习技术进行情感检测和识别的教育应用中; 研究热点聚焦于学习者情感、动机、学习表现以及文本情感分析技术等方面。未来应深化对学习者的情感本质的理解, 融入多学科视角加强合作研究, 发挥情感对学生学习的潜在促进作用, 以期优化教学实践和提升学习体验。

关键词: 教育文本挖掘; 文本情感分析; 学习情感; 机器学习; 情感词典; 深度学习

情感对人的认知过程具有重要影响, 涵盖了感知、注意、学习、记忆、推理和问题解决等方面。神经影像学的研究也表明, 情感对学习和记忆均产生显著影响。这种影响需要通过情感的表达方式来进行评估, 如面部表情、文本、语言和动作姿势等方式。目前主流的基于多模态情感分析方法主要局限于实验条件下, 对于自然条件下发生的学习情感研究有限, 且情感检测设备成本和多模态数据整合等问题也限制了情感分析的深入发展, 导致采用多模态情感分析方法的研究相对较少。在此背景下, 文本作为在线学习中最常见的情感表达方式, 旨在从中收集、检测、提取和分类不同主题的意见、情感和态度, 文本语言表达往往更为准确且对学习者的侵入性较低, 承载的知识更为丰富和具体, 为学习者的情感、观点和动机分析提供了潜在机会。过去十年中, 文本情感分析广泛应用于各领域, 在教育领域被运用于电子学习和网络学习环境中, 为深入了解学习者情感和学习满意度提供了有力工具。

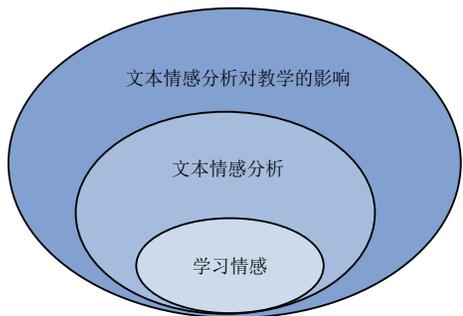


图1 学习情感、文本情感分析及其对教学的影响

文本语言是人类思维直接现实和思想的传播载体, 也是情感的表达媒介, 故而成为情感计算的重要对象。近年来社交媒体学习的普遍性逐渐凸显, 成为了学习分析的新领域。截止 2023 年第一季度, 全球最大的在线社交网络 Facebook 约有 29.8 亿月活跃用户, 其中产生了大量文本评论数据。诸如 “Twitter” 和 “Facebook” 的社交媒体平台支持各种信息寻求、学习讨论和知识分享, 构成了一种非正式的集体学习方式。Mark K 等人认为这种非正式学习方式依赖于网络互动, 通过网络对话发生作用, 网络对话承载着学习者的自我表达, 有助于理解其情感、观点和讨论。虽然国外

对非正式学习文本情感分析的研究在教育领域的应用逐渐增多, 但仍缺乏全面的梳理和深入的分析, 且研究范围和数量也相对有限。鉴于此, 研究旨在以学习者情感为中心, 梳理文本情感分析技术在教育中的应用, 以期探寻如何利用分析结果以支持教学的改善和发展, 如图 1 所示。

一、研究设计

(一) 研究方法和工具

文献计量法是从文献的外部特征出发, 通过对文献的发表时间、发表作者和文章被引次数等方面进行测量, 利用数学统计学方法对特定领域的发展现状和趋势进行描述和预测的一种研究方法。本研究从文献计量法的关键字分析和引文分析两个角度, 对教育领域的文本情感分析相关研究进行时空分布、关键字聚类及共现和引文分析等进行可视化分析, 以揭示该领域的研究前沿、热点和未来发展趋势。在研究工具上: (1) 本研究运用 CiteSpace 软件对教育领域文本情感分析研究的空间分布情况以及关键字进行分析, 其中关键字共现和聚类分析旨在发现该领域的重要术语及其重要关系特征, 从而了解该领域的研究热点和发展方向。(2) 引文分析旨在通过统计文献的年度发文量及高引量, 确定该领域的重要文献, 并深入追溯教育领域文本情感分析的研究发展和变化趋势。本研究采用 HistCite Pro 软件的可视化引文分析功能, 绘制引文编年图以解读重要文章及该领域研究内容的变化趋势。综合运用两种软件的优势, 以及对参考文献的补充阅读, 全面概述教育领域文本情感分析研究的发展状况及未来趋势。

(二) 数据样本选取

本研究数据源自 Web of Science 核心合集数据库, 检索时间为 2023 年 4 月 12 日, 为了尽可能多的覆盖教育领域的文本情感分析研究, 采用以下关键字进行检索: “Text sentiment analysis in education、Text Emotion analysis in education、Online learning sentiment analysis、Student feedback sentiment analysis、Educational data mining sentiment analysis 和 Social media sentiment analysis in education”。通过高级检索方式构建检索策略, 将上述短语用逻辑词 “or” 连接, 得到 2404 篇文章。为使检索结果聚焦于教育

领域，在“Citation topics meso”中选择“Knowledge Engineering & Representation、Management、Education & Educational Research、Communication、Artificial Intelligence & Machine Learning、Telecommunications 和 Remote Research & Education”，时间范围设定为 2007 年至 2023 年，文献类型选择论文、会议论文、综述论文和在线发表，最终获得 1133 篇文章。

二、数据计量分析情况

(一) 教育中文本情感分析研究的整体样态

通过 HistCite Pro 软件的年度发文量功能，统计了教育领域文本情感分析的研究成果（见图 2），可以看出教育领域的文本情感分析研究总体呈现持续增长的趋势。其发文数量及其趋势线显示，2007 年至 2015 年发文数量缓慢增长，而自 2016 年至 2022 年，发文数量从 31 篇增长至 299 篇。特别是在 2016 年被称为人工智能元年之后，自然语言处理技术的发展为文本分析的应用和推广提供了契机。2022 年，发文数量达到顶峰，共计 299 篇。截至 2023 年 4 月，发文数量已增至 67 篇，受文本情感分析技术和教育数据挖掘的推动，这一趋势有望持续增长。此外，通过文本数据分析，可以深入了解大数据背后所蕴含的学习模式和规律，且在研究学生想法和预测行为方面具有较大潜力。通过深入剖析相关文本，全面理解学习情感的呈现方式、探讨学习过程中的情感发生机制以及文本情感与学习之间的相互关系，为实现个性化支持并提供更加丰富的教学反馈创造更多机遇。



图 2 2007-2023 年发文数量分布图

通过 CiteSpace 软件的“country”节点，生成国家之间的合作图谱（见图 3）。从区域跨度上看，全球范围内的教育领域文本情感分析研究呈现出明显的集中趋势，以中国（大陆和台湾）和美国为首。此外，包括印度、西班牙和沙特阿拉伯在内的 94 个国家之间形成了紧密的合作网络，形成了 322 条合作连线，节点密度达到 0.0737。从国家发文数量上看，排名前三的国家分别是中国（343 篇）、美国（208 篇）和印度（132 篇）。其次，从比例

上看，发文量在 50 至 100 篇之间的国家有 6 个，占比 6.38%；在 10 至 50 篇之间的国家有 22 个，占比 23.4%；而发文量在 10 篇以下的国家高达 73 个，占比 77.6%，大多数国家在该领域的发表数量较少，研究活跃度相对较低。以上数据反映出全球范围内教育中文本情感分析研究的分布情况，中国和美国在该领域具有显著影响力，并与其他国家保持不同程度的合作关系，这种合作有利于推动全球教育领域文本情感分析研究的发展。

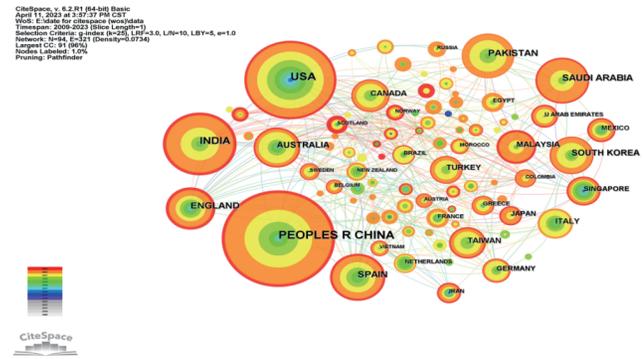


图 3 国家合作网络图谱

(二) 教育文本情感分析研究的核心著者

核心研究人员在特定领域的研究贡献对于洞察该领域的研究焦点和趋势至关重要。使用 CiteSpace 软件的“Author”节点，获得排名前六的作者发文量情况，梳理其近十年关注领域和研究贡献得到表 1，发现大多数核心著者具备计算机科学的学科背景，少部分来自语言学和社会学领域，教育领域摄入相对较少。Mika V.Mäntylä 的研究指出文本情感分析在教育领域的应用较少，可能是因为从大量非结构化文本数据中提取有用的信息仍然是一项巨大的挑战。因为文本存在较多冗余信息，同一文本在不同语境中可能传达不同情感，研究者需要译码用户情感和意见，批量处理文本数据，并解释自然语言文本的含义，这是目前计算机科学领域关注且正在解决的问题。

作者发文摘要和关键字表明，机器学习和深度学习技术已成为研究的核心关注点。这些技术在教育领域被广泛应用于数据集特征分析、学习反馈、成绩预测、作文自动批改以及电子学习平台文本数据挖掘等多个方面。为深入了解学生学习模式、调整教师教学策略以及教学评估提供了支持。如 P.K.Jain 和 R.Pamula 等人认为学生在电子学习系统中的行为对挖掘学习的知识和模式有着重要作用，通过对学习管理系统中的行为痕迹和讨论文本进行特征分析，利用机器学习方法最终预测了学习成绩。

表 1 核心著者研究关注领域

核心著者	工作单位	学科背景	关注领域	近十年研究贡献
Asghar, Muhammad Zubair (阿斯加尔, 穆罕默德·祖拜尔)	戈马尔大学	计算机科学、科学技术	机器学习、情感分析、自然语言处理、文本挖掘、计算语言学	情感特征提取、极性情感词典构建、基于词库的情感分类、垃圾意见的检测和分类、客户满意度的细粒度分析、
Jain, Praphula Kumar (贾因, 普拉普拉·库马尔)	格拉大学	计算机科学、信息科学与图书馆学	深度学习、机器学习、自然语言处理、情感分析、文本挖掘、人工智能	教育数据集特征分析、CNN-LSTM 模型、教育数据挖掘并预测体育成绩、BERT-DCNN 模型

Pamula, Rajendra (帕穆拉·拉真德拉)	格拉大学	计算机科学、工程、科学与技术	数据挖掘、消费者满意度、社交网络、推荐系统	教育数据集特征分析、分类器预测学生成绩、CNN-LSTM 模型、教育数据挖掘、BERT-DCNN 模型
Ashraf, Imran (阿什拉夫·伊姆兰)	岭南大学	计算机科学	深度学习、情感分析与量化、分类和预测算法、数据挖掘	用户推文分类、集合分类器、电子学习有效性和主题建模、讽刺检测
Cambria, Erik (坎布里亚·埃里克)	新加坡南洋理工大学	计算机科学、人工智能、神经科学和神经学、语言学、社会学	情感计算、情感分析、多模态交互	多语言情感分析工具、深度学习检测方法检测心理特征的五大特质、构建基于常识本体的情感分析模型
Choi, Gyu Sang (崔奎相)	岭南大学	计算机科学、工程、科学与技术	文本挖掘、深度学习、计算机视觉、并行和分布式计算	作文自动批改系统、虚假新闻识别、垃圾评论识别、ERCE 模型

(三) 教育文本情感分析的关键字图谱分析

1. 关键字共现分析

关键字共现能够反映教育领域文本情感分析研究的热点，表 2 列出了词频排序前 20 的关键字，除去检索主题词“情感分析 (sentiment analysis)、数据挖掘 (data mining)、文本挖掘 (text

mining)、观点挖掘 (Opinion Mining)”之外，高频关键字还包括机器学习 (machine learning)、深度学习 (deep learning)、社交媒体 (social media)、类 (classification)、模型 (model)、特征提取 (feature extraction)、大数据 (big data)、情绪 (emotion)、口碑 (word of mouth)、推特 (twitter) 和框架 (framework) 等。

表 2 关键字共现表

序号	频次	节点中心性	关键字	序号	频次	节点中心性	关键字
1	545	0.10	情感分析	11	66	0.03	在线评论
2	232	0.07	机器学习	12	66	0.02	影响
3	175	0.03	深度学习	13	63	0.07	大数据
4	140	0.13	社交媒体	14	58	0.07	观点挖掘
5	131	0.16	文本挖掘	15	53	0.03	情绪
6	95	0.04	社交网络	16	53	0.01	任务分析
7	92	0.08	分类	17	51	0.01	数据挖掘
8	92	0.04	模型	18	50	0.14	口碑
9	87	0.04	自然语言处理	19	49	0.03	twitter
10	68	0.01	特征提取	20	42	0.10	框架

通过绘制图 4 进一步梳理关键字之间的关系。海量大数据的不断增加意味着我们已经从一个缺乏行为数据的世界进入一个行为数据及其丰富的世界，社交媒体产生的文本数据凭借海量性、实时性、多样性等特点，已成为文本挖掘和情感分析的重要来源。Twitter 作为一种协作和交流工具，在教育领域得到广泛应用，尤其在高等教育中，被用于构建学生与课堂之间交流的方式。如 Malik 和 Menkhoff 等人将 Twitter 融入混合式学习中，以促进教室内外的互动。机器学习作为人工智能领域的一个分支，被用于构建情感分类模型，以实现文本的自动分类和判断。由于计算机无法直接处理完整的段落或文章，首先需要进行特征提取，将原始文本数据转化为能够反映情感倾向的特征矢量，然后选择相应的机器学习模型用于文本情感分类，如支持矢量机 (SVM)、最大熵 (MaxEnt) 和朴素贝叶斯 (NB) 等。深度学习作为机器学习的一个分支，通过构建深层次的神经网络模型来进行情感分析和文本挖掘。与传统机器学习不同，深度学习模型通过神经网络内部进行层次化的特征提取，无须手动进行特征提取。常见的深度学习模型有卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN) 等。在分析内容上，口碑作为一种非正式的、人际间关于产品、服务或

组织的交流，对人们的选择有着深远影响。在教育领域，口碑影响着学生对大学和课程的选择、教育服务质量和在线课程质量等方面。

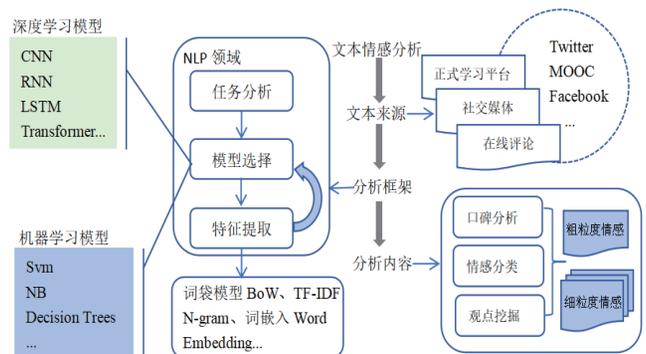


图 4 共现关键字关系图

2. 关键字聚类分析

关键字聚类旨在将具有相似特征的词语或主题归为一类，实现对信息的有效组织和概括。通过关键字聚类的深入分析，形成了 13 个具有明确主题和特征的聚类群组，其中着重分析关键字数

量多且代表性强的聚类。由于部分聚类结果较为相似, 本文根据它们在具体任务或场景中的应用将其归纳为五个主题(详见表3)。值得注意的是, 在关键字共现分析中, 并未直接出现与教学相关的关键字, 而是涉及其他与教育有一定隐含关系的关键字, 如学

习者情感、学习反馈和教学资源评价等, 这说明关键字聚类更能揭示教育领域文本情感分析中概念间的内在联系, 为深化文本情感相关教学研究和优化教学实践等方面提供了更为全面的认识。

表3 关键字聚类表

主题	聚类 ID	聚类关键字
教育技术和数据挖掘	聚类 0	教育技术 (42.34)、文本挖掘 (39.95)、主题建模 (26.62)、教育数据挖掘 (26.04)、远程教育 (23.48)
机器学习和神经网络用于社交媒体情感分析	聚类 1	社交网络 (46.27)、文本挖掘 (34.48)、特征提取 (23.36)、支持向量机 (20.33)、数据模型 (18.25)
	聚类 5	情感分析 (78.15)、深度学习 (67.67)、机器学习 (62.06)、教育数据挖掘 (8.12)、Twitter (8.83)
	聚类 7	卷积神经网络 (12.02)、继承学习 (11.96)、循环神经网络 (10.47)、无监督学习 (8.6)、LSTM (7.61)
自然语言处理与情感分析	聚类 4	在线评论 (27.63)、注意力机制 (22.27)、基于方面的情感分析 (18.5)、情感分类 (15.78)
	聚类 9	情感识别 (17.66)、文本情感识别 (14.57)、计算机体系结构 (9.71)、自然语言处理 (9.71)、服务质量 (8.21)
文本分析和分类	聚类 8	文本分类 (26.85)、文本分析 (17.99)、关联规则 (11.27)、影响力 (8.97)、欺骗性评论 (7.58)
情感计算和情感分析	聚类 11	情感计算 (40.01)、极性分类 (15.93)、仇恨言论检测 (15.93)、情感检测 (15.57)

(1) 聚类 0 (教育技术和数据挖掘)

该聚类关注教育技术和远程教育, 远程教育作为一种在线学习模式, 借助教育技术为学生提供灵活的学习机会。教育技术在远程教育中涉及远程教育平台设计、学习资源开发、在线教学活动设计和评估等方面。利用教育数据挖掘和文本挖掘技术, 从远程教育平台中提取有价值的信息, 挖掘学习者行为模式、偏好和情感状态。主题建模作为文本挖掘的一个子过程, 可揭示文本中的主题或话题, 从学习资料、学生作业以及学习反馈中聚类出相关主题, 从而帮助教师更好地理解学生的需求, 优化教学内容和方法。

(2) 聚类 1、聚类 5 和聚类 7 (机器学习和神经网络用于社交媒体情感分析)

三个集群反映了机器学习和深度学习技术在社交网络文本方面的应用, 研究热点聚焦于机器学习方法及其数据过程处理。继承学习作为特殊的机器学习方法, 旨在利用已有模型或特征提升新任务的学习效率和性能。深度学习的核心是深度神经网络, 从输入到输出的多个神经网络层次, 每层均要进行特征提取和转换。其中, 卷积神经网络 (CNN) 适用于处理图像和文本数据, 例如文本分类和情感分析。有学者开发了远程学习管理系统, 用机器学习技术进行情感分析, 结果表明机器学习技术可用于更好地了解学习者及其感受。

(3) 聚类 4 和聚类 9 (自然语言处理与情感分析)

这两个集群彰显研究者对文本数据中学习者情感的关注。学习过程不仅仅是机械的认知过程, 而是伴随着丰富情感的认知过程。首先, 情感状态只是一种表征, 需要借助在线评论文本等特征来自动识别和判断学习者的情感状态。其次, 在学习分析领域, 自然语言处理能够有效处理文本类数据, 包括学生对各种作业和任务的分析, 其中常见的分析维度有情感、词汇特征、内聚性和语义特征。最后, 数据处理过程涉及大量的并行计算和频繁数据读写操作, 计算机体系结构为执行自然语言处理任务和情感分析提供所需的硬件和基础架构。

(4) 聚类 8 (文本分析和分类)

文本处理与分析领域涵盖多个研究热点, 其中情感分类属于其中一类, 文本情感分析的研究往往结合其他文本分类研究共同进行, 如关联规则挖掘和影响力分析等。文本分类包括情感分类、主题分类和垃圾邮件分类等多个方向。在教育领域, 重点关注学生作业和考试答案的自动评分、学生论文主题分类以及教学材料自动归类等。构建多样化的文本分类模型, 结合关联规则挖掘技术, 揭示教育文本数据中的学习规律和潜在模式, 对教育资源的智能推荐和个性化学习内容提供了支持。另一方面, 文本数据还用于影响力分析, 通过分析频繁发表评论学生与偶尔发表评论学生之间的差异, 从中提取具有影响力的内容和观点用于决策。在在线教学平台或学生作业的评估中, 欺骗性评论可作为判断文本数据的工具, 帮助识别和防范学术不诚信行为, 提升教育文本评论的质量。然而, 在应用这些技术时, 必须关注数据隐私保护的问题, 确保技术的合法使用。

(5) 聚类 11 (情感计算和情感分析)

情感计算旨在使计算机能够识别、解释、处理和模拟人类的情感, 包括从声音、图像和生理信号等多种形式的的数据中解读情感。情感分析作为情感计算的子领域, 其主要目标是判定文本的情感极性。在教育领域, 情感分析应用于了解学生的情感反馈。另一个关注点是仇恨言论检测, 当评论文本或教育平台上出现不当言论时, 该技术可以及时检测并作出处理, 维护教育平台的良好氛围, 为创造积极学习环境提供有力支持。

3. 关键字突现分析

关键字突现可用于分析不同时间段内的研究热点和发展趋势。通过对关键字进行突现词分析, 获得 20 个突现词 (见图 5), 近几年的突现词包括“口碑”“大数据”“管理”“动机”“情感分析”等。首先, “口碑”在短短一年时间内成为研究热点, 且在关键字共现部分出现频率高达 50 次, 因其在决定学生的教育偏好方面起着重要作用。其次, 动机、行为表现和情感也成为文本分析的研究热点之一, Roseman 等人的研究指出, 动机和情感在

不同情境下以不同方式驱动和引导个体的行为。如学习者的文本数据为深入理解学习过程中的动机和情感提供了重要表征。最后,文本情感分析在教育领域的作用更倾向于学生反馈分析、提高教学实践以及改善教学管理,综合来看,国外研究者更关注真实课堂、

正式学习平台和非正式学习平台中的情感分析,而国内大部分研究集中于正规教育环境,对非正式学习平台中的文本研究有限,因此,国内有必要积极关注非正式学习环境中的文本数据在教育教学研究方面的价值。

Top 20 Keywords with the Strongest Citation Bursts

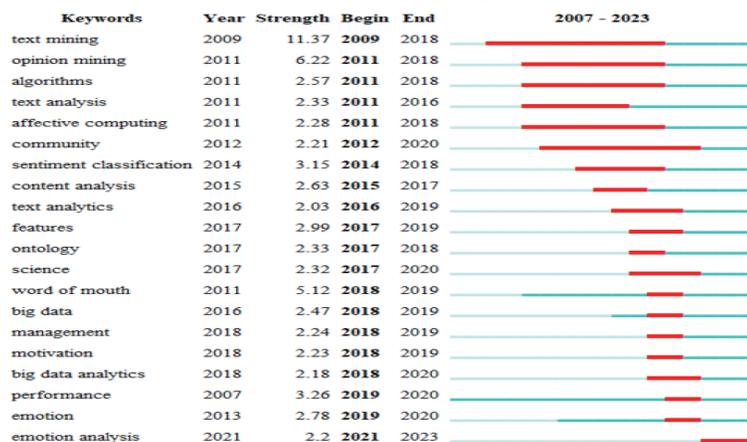


图5 突现词图谱

4. 研究热点小结

经过关键词分析研究发现,教育领域的文本情感分析研究整体上以实践研究为主,理论研究较少。结合前文的计量分析结果,该领域的研究热点可以分为以下三个方面:学习者情感、文本情感分析技术以及文本情感分析对教学的影响。从学习者情感维度出发,目前的研究主要涵盖以下三个方向:①学习者情感识别与分类,通过技术手段自动检测学习者在学习过程中所表现出兴趣、厌烦、无聊、挫折等情感;②学习者情感演变分析,研究者关注学习者在不同学习阶段或任务中的情感变化,以深入了解学习过程。通过分析个体或群体情感变化,获得时间序列下的情感演变情况,并对特定情感对应的视频内容进行分析,探究导致情感变化的因素;③学习者情感诱发与干预调节研究,研究侧重于探讨不同学习环境和学习任务对学习者的情感诱发和调节作用,尤其是在非正式学习平台中,情感被视为自我调节学习中的关键方法,各种情绪调节策略如情感表达、重新评估、回避和放弃等,对于学生心理健康和社交关系至关重要。

从文本情感分析技术角度来看,涵盖基于词典、机器学习、深度学习以及混合的方法。主要应用于情感分类、情感极性检测和情感语义理解,旨在捕捉在线学习环境中的学生情感变化。当前,文本情感分析技术在教育领域的研究热点集中在为什么用技术、用何种技术以及技术应用效果如何三方面:①关注如何对文本进行有效分析,文本能够在多大程度上获取有关学生情感反馈和教学内容认知等相关信息,进而为个性化教学和改善教学提供支持;②针对多样化的文本数据,选择何种文本情感分析方法进行分析并如何改进算法以达到更佳的情感分类结果;③分类模型及特征提取在应用中的效果如何,评估方法在性能处理方面是否得到了提升。在细粒度文本情感分析上,如何提出有效的分类方法并在教育场景中验证其有效性,以深化对多层次和复杂学习情感的理

解。

就情感分析对教学的影响而言,从三个方面分析:①从教育者的角度来看,侧重分析学生在文本中对教师的反馈,如教学方法、行为、知识和经验等,这有助于教师更好地理解学生的情感需求,为教师的专业成长提供建设性反馈;②从学习者的角度来看,研究关注学习者情感和学习成绩之间的关系以及学习者文本反馈与辍学率之间的预测关系;③从教育决策者的角度来看,学生反馈意见是衡量教学质量的标准之一,文本情感分析有助于衡量教学过程、理解学生的需求以及提供师资培训方向,为制定个性化教育政策和资源配置提供科学依据。

三、主题谱系分析

借助 Histcite Pro 软件分析相关文章,归纳教育中文本情感分析的发展和应 用 轨 迹。LCS 代 表 某 一 文 献 在 本 地 数 据 集 中 的 被 引 用 次 数,其 值 越 高 代 表 文 献 越 重 要,选 择 LCS 的“Limit”功 能,将 一 定 数 量 的 代 表 性 文 章 纳 入 分 析。经 过 多 次 预 筛 选 并 绘 制 引 文 编 年 图 后,发 现 60 篇 左 右 的 文 献 能 够 清 晰 地 展 示 节 点 之 间 的 关 系,同 时 兼 顾 了 研 究 的 广 度 和 深 度。于 是 选 定 60 篇 文 献 纳 入 分 析,绘 制 出 引 文 结 果 如 图 6 所 示。图 中 每 个 节 点 对 应 一 篇 文 献,节 点 大 小 代 表 文 献 被 引 用 的 频 次,节 点 越 大 表 示 被 引 用 的 次 数 越 多。从 结 构 上 看,节 点 较 大 的 文 章 呈 现 出 向 下 扩 散 型 结 构,延 伸 至 节 点 较 小 的 文 章,呈 现 出 大 节 点 引 领 小 节 点 的 趋 势。节 点 较 大 的 文 章 之 间 并 没 有 相 互 引 用,这 凸 显 出 该 领 域 内 的 不 同 关 注 点。而 节 点 较 小 的 文 章 之 间 大 多 相 互 引 用,说 明 这 些 文 章 在 研 究 主 题 上 存 在 交 叉 点。少 数 小 节 点 呈 现 单 向 引 用 或 独 立 无 引 用 的 特 点,表 明 这 些 文 章 可 能 涉 及 创 新 性 研 究 课 题。基 于 时 间 和 结 构 的 角 度,将 引 文 编 年 图 中 的 节 点 划 分 为 三 个 阶 段,以 更 深 入 地 探 究 这 些 节 点 所 承 载 的 研 究 内 容。研 究 发 现,基 于 情 感 词 典 的 方 法 最 早 涉 足 于 情 感 分 析 领 域,先 于 机 器 学 习 和 深 度 学 习 方 法 出 现,然 而 并 未 在 前

文中的关键字共现部分显现出来,而是在引文分析时才出现,这恰恰说明结合 Histcite Pro 软件的辅助分析,展示出教育领域中文

本情感分析的更多研究空间。

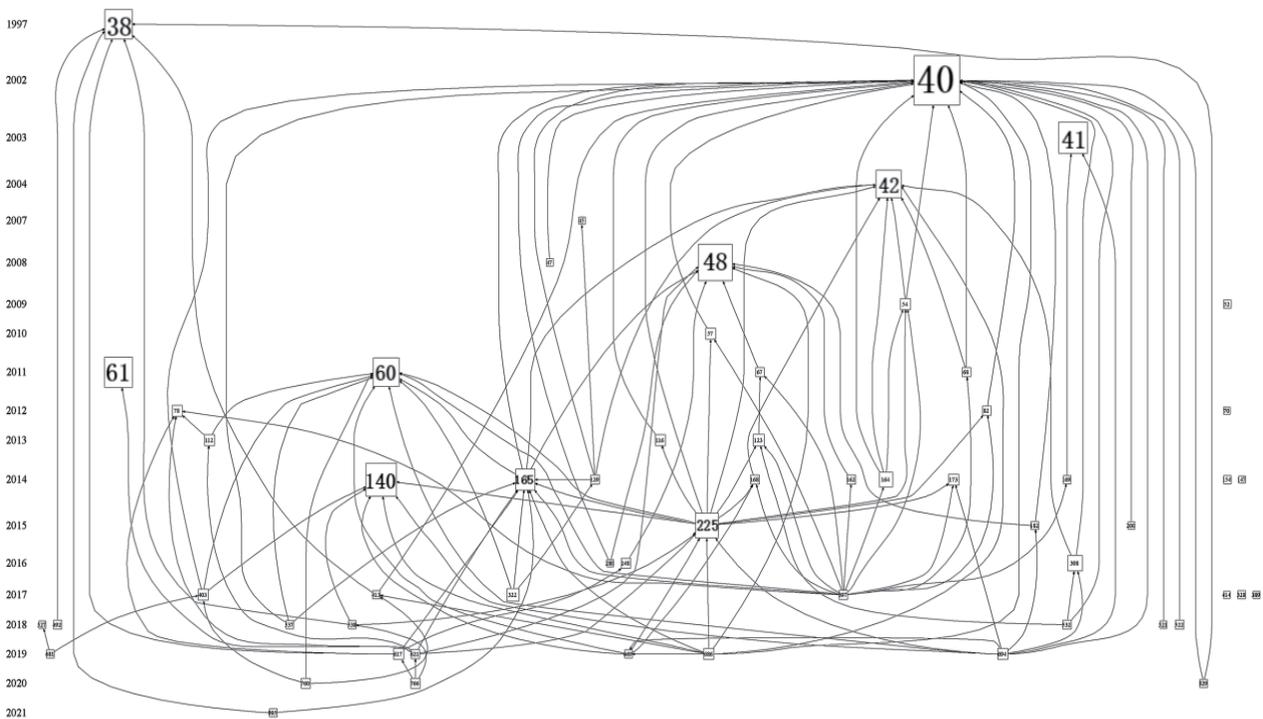


图 6 引文编年图

(一) 技术探索阶段

1997至2011年,此阶段研究节点较少,但大部分为高引节点,此阶段在线讨论和评论网站的迅速崛起,涌现了大量非结构化文本。针对此类文本,研究关注点从基于关键字的主题分类逐渐转向关注用户在网络主题上的观点和总体意见。在此阶段内,研究焦点集中于机器学习、深度学习及各类算法在情绪检测和情感极性分析的探索上,较为突出的节点有节点38、40、42、60、67和68。其中,节点38引入神经网络模型,有效地解决长期依赖性问题,其在文本情感分析中的作用包括序列建模、记忆单元、遗忘机制和输出预测等,能够帮助模型有效捕捉情感信息,并提高情感分类的准确性。节点40介绍了利用机器学习技术对评论文本进行情感分类的方法,通过实验发现这种机器学习技术能够有效的分类正面和负面的评论。节点42对评价性文本、隐私和影响等其他广泛的文本信息进行阐述,同时列举了公共数据库和基于词典的数据集资源。节点68将不同特征用于情感分类,提出基于规则的多变量文本特征选择方法,明显提高了分类的精度。从这些节点的共性来看,反映了文本情感分析领域技术的进展和演化,从词典和规则的方法,到能够自动学习特征和上下文信息的机器学习,再到基于深度学习的方法,逐步提升了情感分析的准确性和适应性,后续方法往往是前序方法的改进和扩展,但这些方法的发展在一定程度上受到计算能力、数据规模以及算法创新等因素的影响。

(二) 深入发展及应用阶段

2012至2018年,技术的不断探索和发展,使文本情感分析

进入了应用阶段,此阶段节点数量增加。教育领域逐渐认识到文本情感挖掘在学生情感分析、教师评估和课程内容分析等方面的潜力,并取得一系列的成果。显著的节点包括78、112、129、165、248、322和492。其中,节点129为实现学生实时反馈,通过采集学生在课程中和课程后的反馈和意见,设计了实时反馈系统,并发现支持向量机在预处理方面的优势。节点165通过社交媒体信息提取学生情绪,建立情感档案以检测重大情绪变化,以更好地支持学生的个性化学习。另外,学生反馈有助于改善教师的教学并提升课程质量,节点248、322和492的研究集中于教师绩效评估方面,通过提取学生的积极和消极情绪,确定教师的优劣势并预测其教学水平。在Ekman提出六种基本情绪:愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤和惊讶之后,教育领域的文本情感分析在其基础上增加了其他类别,用于描述学生学习过程中更为丰富的情感体验。

(三) 技术改进阶段

2019至2022年,经过上一阶段文本情感分析技术的应用,逐渐转向不同情境中情感分析精确度的提升。由于不同领域和平台的文本存在差异,难以用统一的方法和模型获得最佳的情感分析结果,因此需要根据不同场景文本选择合适的文本情感分析方法。此阶段的代表性节点有760、766和995。节点760结合情感词典和深度学习方法提取情感特征和上下文特征,实验表明这种混合模型有效提升文本情感分析效果。节点766提出基于MOOC的课程评价情感自动分析框架,通过方面级情感分析自动识别特定方面的情感,并引入人工标注数据,提高了情感分类的准确性。

节点995利用深度学习中的长短时记忆网络(LSTM)进行多层融合,改进了传统自然语言处理方法,提升了学生反馈的情感分析结果。尽管这些节点在应用场景、方法和数据集上存在差异,但它们都取得了文本情感分析有效性和准确性方面的进展。

四、研究小结和启示

(一) 研究小结

目前,国外文本情感分析在教育中的研究仍处在快速发展的阶段,从前文的计量分析和主题谱系分析结果来看,目前仍有较大的发展空间。

1. 构建理论框架,厘清学习者情感的本质特征

学习者的情感状态对知识获取和信息加工有重要影响,然而,上述计量结果却没有呈现出学习者的情感本质。因此,构建理论框架的首要任务是深入研究学习者情感的本质特征,探究学习者个体和群体在不同场景和学习内容下的情感演化模式,关注情感在学习中的独特作用,以及情感与认知、情感与动机之间的相互作用。关注学习和教学内容相关的情感、学习与认知生成过程、学习与课堂社会互动以及从外部带入课堂的情感等多种场景下的情感。

2. 多实证研究,构建异学习场景下的情感数据库

研究发现,不同学者倾向于采用不同文本情感分析方法对学习者或教师的情感进行分类,反映出不同方法在不同场景下的优势和适用性,但也蕴含着一系列问题:在类似的教育场景和特定的课程中,采用相同的方法是否会产生一致的情感分类。而在不同教育场景下,学生的情感又会呈现何种多样性。该领域急需实证研究来发现不同场景下的学习情感类别,需要开展多层次的课堂研究,从多层次的角度分析学生和教师的情感,探讨个人、活动和学科领域,以及课堂、学校和教育系统之间的情感差异。并建立对应场景内的公开情感数据库,这些数据库将成为理解情感如何影响学习的关键资源,从而使得情感分析的重点转移到情感对学习过程的实际影响上。

3. 跨学科融合,推动理论和技术的创新发展

通过上述内容的计量分析,发现该领域主要集中于计算机科学和统计学领域,尚未充分涵盖认知科学、神经科学、心理学以及教育学等多学科领域的理论支持,且用于分析教育中情感的理论尚未得到充分发展。这种局面可能导致情感分析在教育领域中的分散性和单一性,导致技术的使用仅仅呈现了结果,而并未深刻理解情感背后与学习相关的本质。学习本身就是一个复杂的过程,情感也是如此,只有加强多领域的合作研究,才能从不同学科视角深入理解情感在教育中的作用。通过此种方式,以情感为切入点,推动和提升学生的学习效果,实现理论与技术的创新发展。

(二) 研究启示

由于学习情感受到学科性质、性别差异、个人倾向、课堂互动以及社会历史背景等多重影响,这种复杂性导致难以将情感与其他因素分离开来,未来的研究需要深入探讨情感在上述条件下的差异。然而,当前的研究主要集中于文本情感的识别和分类,还有一系列问题待解决。例如,不同学习活动或学科背景下的文

本表现出的情感差异,在这些层面上,影响学生和教师情感的关键变量是什么,教育研究人员应探索学习环境情感设计的可能性,以创造有益于情感发展的学习任务,构建能够测量学生情感的方法,并进行相应的评估。只有通过以情感为核心的设计和实施干预措施,教育情感研究才能为教育实践者、管理者和政策制定者提供有益的指导。

参考文献:

- [1]Tyng C M, Amin H U, Saad M N M, et al.The influences of emotion on learning and memory[J].Frontiers in psychology, 2017: 1454.
- [2]刘继明,张培翔,刘颖,等.多模态的情感分析技术综述[J].计算机科学与探索,2021,15(7).
- [3]Schouten K, Frasincar F.Survey on aspect-level sentiment analysis[J].IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2015, 28(3): 813-830.
- [4]Mäntylä M V, Graziotin D, Kuuttila M.The evolution of sentiment analysis—A review of research topics, venues, and top cited papers[J].Computer Science Review, 2018, 27: 16-32.
- [5]Lang C, Siemens G, Wise A F, et al.Handbook of Learning Analytics: Second Edition.2 edition[M].SoLAR, 2022.
- [6]Dixon S J.Facebook: quarterly number of MAU (monthly active users) worldwide 2008-2023[EB/OL].(2023-11-09).[2023-12-10].https://www.statista.com/statistics/264810/number-of-monthly-active-facebook-users-worldwide/
- [7]Smith M K.Informal, non-formal and formal education - a brief overview of some different approaches[J].Infed.org: learning, education and community, 2002.
- [8]庞景安.科学计量研究方法论[M].北京:科学技术文献出版社,1999.
- [9]Pang B, Lee L.Opinion mining and sentiment analysis[J].Foundations and Trends® in information retrieval, 2008, 2(1-2): 1-135.
- [10]Mäntylä M V, Graziotin D, Kuuttila M.The evolution of sentiment analysis—A review of research topics, venues, and top cited papers[J].Computer Science Review, 2018, 27: 16-32.
- [11]Poria S, Cambria E, Gelbukh A, et al.Sentiment data flow analysis by means of dynamic linguistic patterns[J].IEEE Computational Intelligence Magazine, 2015, 10(4): 26-36.
- [12]Kumari P, Jain P K, Pamula R.An efficient use of ensemble methods to predict students academic performance[C]//2018 4th International Conference on Recent Advances in Information Technology (RAIT).IEEE, 2018: 1-6.
- [13]Salganik M J.Bit by bit: Social research in the digital age[M].Princeton University Press, 2019.
- [14]Malik A, Heyman-Schrum C, Johri A.Use of Twitter across educational settings: a review of the literature[J].International Journal of

Educational Technology in Higher Education, 2019, 16 (1) : 1–22.

[15]Menkhoff T, Chay Y W, Bengtsson M L, et al.Incorporating microblogging (“tweeting”) in higher education: Lessons learnt in a knowledge management course[J]. Computers in Human Behavior, 2015, 51: 1295–1302.

[16]Harrison–Walker L J.The measurement of word–of–mouth communication and an investigation of service quality and customer commitment as potential antecedents[J].Journal of service research, 2001, 4 (1) : 60–75.

[17]Amani D.I have to choose this university: understanding perceived usefulness of word of mouth (WOM) in choosing universities among students of higher education[J].Services Marketing Quarterly, 2022, 43 (1) : 1–16.

[18]OSMANOĞLU U Ö, Atak O N, Çağlar K, et al.Sentiment analysis for distance education course materials: A machine learning approach[J].Journal of Educational Technology and Online Learning, 2020, 3 (1) : 31–48.

[19]Crossley S A, Allen L K, McNamara D S.A Multi–Dimensional analysis of essay writing[J].Multi–dimensional analysis, 2014, 25: 197–237.

[20]Tao J, Tan T.Affective computing: A review[C]// International Conference on Affective computing and intelligent interaction.Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005: 981–995.

[21]Teo R, Soutar G N.Word of mouth antecedents in an educational context: A Singaporean study[J].International Journal of Educational Management, 2012, 26 (7) : 678–695.

[22]Elliot A J.Handbook of approach and avoidance motivation[M].Psychology Press, 2013.

[23]Zhou J, Ye J.Sentiment analysis in education research: a review of journal publications[J].Interactive learning environments, 2023, 31 (3) : 1252–1264.

[24]张腾, 倪渊, 莫同等. 弹幕视频的情感时间曲线聚类与传播效果 [J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6 (06) : 32–45.

[25]Boekaerts M.Emotions, emotion regulation, and self–regulation of learning[J].Handbook of self–regulation of learning and performance, 2011, 5: 408–425.

[26]Phan M, De Caigny A, Coussement K.A decision support framework to incorporate textual data for early student dropout prediction in higher education[J].Decision Support Systems, 2023, 168: 113940.

[27]Hussain S, Ayoub M, Jilani G, et al.Aspect2Labels: A novelistic decision support system for higher educational institutions by using multi–layer topic modelling approach[J].Expert Systems with Applications, 2022, 209: 118119.

[28]Hochreiter S, Schmidhuber J.Long short–term memory[J].

Neural computation, 1997, 9 (8) : 1735–1780.

[29]Pang B, Lee L, Vaithyanathan S.Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques[J].arXiv, 2002.

[30]Pang B, Lee L.A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts[J].arXiv preprint cs/0409058, 2004.

[31]Abbasi A, France S, Zhang Z, et al.Selecting attributes for sentiment classification using feature relation networks[J].IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 23 (3) : 447–462.

[32]Altrabsheh N, Cocca M, Fallahkhalil S.Sentiment analysis: towards a tool for analysing real–time students feedback[C]//2014 IEEE 26th international conference on tools with artificial intelligence.IEEE, 2014: 419–423.

[33]Ortigosa A, Martín J M, Carro R M.Sentiment analysis in Facebook and its application to e–learning[J].Computers in human behavior, 2014, 31: 527–541.

[34]Balahadia F F, Fernando M C G, Juanatas I C.Teacher’s performance evaluation tool using opinion mining with sentiment analysis[C]//2016 IEEE region 10 symposium (TENSYPMP).IEEE, 2016: 95–98.

[35]Aung K Z, Myo N N.Sentiment analysis of students’ comment using lexicon based approach[C]//2017 IEEE/ACIS 16th international conference on computer and information science (ICIS). IEEE, 2017: 149–154.

[36]Tseng C W, Chou J J, Tsai Y C.Text mining analysis of teaching evaluation questionnaires for the selection of outstanding teaching faculty members[J].IEEE Access, 2018, 6: 72870–72879.

[37]Yang L, Li Y, Wang J, et al.Sentiment analysis for E–commerce product reviews in Chinese based on sentiment lexicon and deep learning[J].IEEE access, 2020, 8: 23522–23530.

[38]Kastrati Z, Imran A S, Kurti A.Weakly supervised framework for aspect–based sentiment analysis on students’ reviews of MOOCs[J]. IEEE Access, 2020, 8: 106799–106810.

[39]Sangeetha K, Prabha D.Sentiment analysis of student feedback using multi–head attention fusion model of word and context embedding for LSTM[J].Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12: 4117–4126.

基金: 国家自然科学基金—地区科学基金项目 “多元文化环境下面向用户的个性化在线学习中的关键技术研究”(61967015); 云南师范大学 2023 年度研究生科研创新基金 “基于课堂教学视频的师范生技术整合教学信念与行为模型建构” (YJSJJ23–B163)