

论证挖掘研究现状与进展

李 娇^{1,2}, 赵瑞雪^{1,2,4*}, 鲜国建^{1,2,4}, 黄永文^{1,2}, 孙 坦^{3,4}

(1. 中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081; 2. 国家新闻出版署 农业融合出版知识挖掘与知识服务重点实验室, 北京 100081; 3. 中国农业科学院, 北京 100081; 4. 农业农村部 农业大数据重点实验室, 北京 100081)

摘 要: [目的 / 意义] 论证挖掘是近年来计算语言学领域的热点研究内容, 为论证计算模型提供机器可处理的结构化数据, 对其研究现状及进展进行总结和分析可为后续的研究及应用深化提供借鉴。[方法 / 过程] 本研究通过对国内外论证挖掘重要文献进行收集、整理和分析, 从相关研究基础、技术体系、应用实践等多个维度进行系统性综述, 通过梳理总结论证挖掘发展路径展示该研究领域的发展全貌和特征, 并重点描述多模态论证挖掘研究的现状。[结果 / 结论] 论证挖掘任务与自然语言处理等人工智能技术息息相关, 相关研究经历了“机器学习 - 深度学习”“文本 - 多模态”的发展变迁, 且领域发展与应用水平不一; 如何实现多粒度、多模态内容泛化, 以及如何促进其应用落地实践将是下一步研究的热点和重点。

关键词: 论证挖掘; 技术体系; 发展路径; 多模态

中图分类号: G254

文献标识码: A

文章编号: 1002-1248 (2023) 06-0016-13

引用本文: 李娇, 赵瑞雪, 鲜国建, 等. 论证挖掘研究现状与进展[J]. 农业图书情报学报, 2023, 35 (6): 16-28.

1 引 言

论证挖掘 (Argument Mining, AM), 又称论辩挖掘, 是指自动识别和提取自然语言文本内容中论证结构 (如前提、结论)、推理方案及逻辑关系的技术^[1], 通过论证理论模型建模和分析文本的知识内容, 实现语用层面上的语篇分析^[2], 促进论证内容深层次、全面化挖掘与领域内论证链条揭示。论证挖掘研究可追溯至 2007 年的法律文件论证句抽取实验^[3], 随后研究对

象扩展至政府报告、产品评论、科技文献、维基百科、社交网络等。人工智能视域下的论证挖掘目标是实现可用资源的发现和重用^[4], 涉及自然语言处理、知识表示与推理、人机交互等多项关键技术^[5]。

目前国际上已有较为系统的研究, 形成较为明确的技术实现路线。随着资源形态的丰富及深度学习、大模型 (Large Language Model, LLM) 等技术的快速发展与迭代, 新的研究成果不断涌现。本文对论证挖掘研究相关文献进行梳理分析, 从任务框架、复杂度影响因素、方法分类等多个方面归纳其技术体系, 介绍面向

收稿日期: 2023-05-05

基金项目: 中国科协青年人才托举工程项目“面向科研论文的科学论证语义识别与解析研究” (2022QNRC001)

作者简介: 李娇 (1989-), 女, 博士, 助理研究员, 研究方向为文本挖掘、知识图谱与知识服务研究。鲜国建 (1982-), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为关联数据与知识服务。黄永文 (1975-), 女, 博士, 副研究馆员, 研究方向为科学数据与知识组织。孙坦 (1970-), 男, 博士, 研究馆员, 博士生导师, 研究方向为数字信息描述与组织

*通信作者: 赵瑞雪 (1968-), 女, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为信息与信息系统、知识服务研究。Email: zhaoruiXue@caas.cn

不同细分领域的应用实践现状并作对比分析, 总结论证挖掘发展阶段与趋势, 重点追踪新的人工智能技术环境下多媒体论证挖掘进展, 并对论证挖掘技术体系变革、与领域知识结合、落地应用等方面的研究内容进行展望, 以期对相关领域研究和实践提供参考与借鉴。

2 论证挖掘研究基础

2.1 论证挖掘相关研究

论证挖掘的价值在于通过论证链条的语义揭示主流流派、观点等知识产生过程的发现, 通常以观点挖掘 (Opinion Mining)、争议发现 (Controversy Detection)、引用挖掘 (Citation Mining) 等多项研究作为技术起点进行延伸和扩展。

(1) 观点挖掘。观点挖掘是指通过自动分析用户的评论文本从而提取用户对所评价事物的情感和态度等主观内容^[5], 主要应用于信息预测、舆情分析等方面。通常与观点挖掘可交替使用的还有情感分析 (Sentiment Analysis), 它聚焦积极或消极观点两个具体层面或范畴。论证可以促进观点或情感的表达, 因此论证结构常被应用于观点或情感挖掘, 如经济情感发现模型^[6]。反之, 观点或感情也可作为论证过程中的指标或组件, 以结论挖掘为例, 与文档整体描述情绪或情感一致的部分相较于不一致的内容更有可能是结论。

(2) 争议发现。争议发现本质上是观点挖掘外延的扩展, 其目的是识别有争议的主题和呈现冲突观点的文本, 包括信任模型和在线争议两类技术研究。争议发现具备发现潜在热点问题的能力, 并可以在冲突出现的早期阶段予以处理, 如 RUMSHISKY 等^[7]利用基于内容和基于图形的特征来分析社会或政治冲突随时间发展的态势。论证挖掘和争议发现最直接的联系是, 经过论证句的文本相似性聚类可以识别在线辩论中的突出论点或争议。

(3) 引用挖掘。引用挖掘是科技文献领域用于确定引文背后激励因素的技术, 主要是对文献中的引文实例及其在语篇中的修辞作用进行标引, 涉及引文动

机及引文功能等维度知识。作者对引文的观点 (或态度) 通常被分类为积极 / 消极 / 客观或赞同 / 反对^[8]。论证挖掘任务中可基于论证角色对文本跨度进行标记, 如强调差距或不足的引用大概率表示冲突关系, 表示以当前工作或研究为基础的引用很可能存在支持关系。

2.2 论证语义表示模型

论证语义表示模型是指对语篇内容中论证单元和其逻辑关系等结构及过程进行规范化和形式化表达, 是论证挖掘及其应用实现的重要依据。相关理论包含图尔敏 (Toulmin) 模型、修辞结构理论、沃尔顿模型等, 其中图尔敏模型最为典型, 定义了断言、数据、保证、反驳、支持和修饰语 6 个论证要素^[9], 是论证语义建模最常采用的理论模型基础。在语义出版、信息科学等技术发展的推动下, 论证语义表示模型的研究经历了从粗粒度、浅层次到细粒度、深层次的变化过程, 本体模型是论证内容语义描述的主要形式。

相关研究成果颇丰, 诸多研究者已做系统评述, 本文以科技文献领域为例进行说明, 早期的论证语义表示模型多关注论证过程中的独立知识单元, 如科学论述本体 (Scholarly Interpretation and Discourse, ScholOnto)^[10]针对主张、假设、方法、软件、证据等论证过程中的知识单元进行类和属性的定义。语义出版的发展和相关研究的深入使得论证语义表示模型的设计与研究重点逐渐过渡到逻辑论证过程的描述, 代表性实例有: 博洛尼亚大学 VITALI 等^[11]基于图尔敏模型设计的论证模型本体 (Argument Model Ontology, AMO), 定义了 6 种相互关联的论证要素——主张、证据、保证、支持、反对和限定词; 哈佛大学 CLARK 等^[12]提出的微语义出版模型 (Micro Publication) 注重描述科学主张及其论据的关联特征, 通过陈述、数据、方法、材料支撑等内容元素形成论文的科学论证链; 同样源自生物医学领域的 SWAN (Semantic Web Application in Neuromedicine) 本体描述科研知识生态中的假设、主张、对话、出版物等要素^[13]。

论证语义表示模型是指导论证挖掘的关键, 通用性较低, 不同学科领域论证模式的差异性使得论证语

义表示模型的设计需要考虑处理对象研究范式、应用场景等多种因素。实际应用中, 研究者们通常在优先继承复用经典模型的基础上结合领域特征进行改造, 如科技文献领域王晓光等^[14]基于 AMO、微型出版物模型构建通用论证本体 SAO (Scientific Paper Argumentation Ontology), 曲佳彬等^[15]借助图尔敏模型构建句子级及实体级的多粒度论证结构本体。

3 论证挖掘技术体系

3.1 论证挖掘任务框架

论证挖掘是“在语用学层面上分析语料并应用一定的论证理论来建模和自动分析数据的一般任务”^[2], 包含了人工智能、计算机语言学和知识表示的许多不同概念, 这种内在的异质性使得论证挖掘涉及自然语言处理、信息提取、特征发现、话语分析等多方面的技术。2018 年, CABRIO 和 VILLATA 归纳提炼出论证挖掘的基本流程框架, 涉及两个重要阶段^[1]。

(1) 论证抽取 (Argument Extraction)。识别输入自然语言文本中的论证内容, 包含论证组件检测和论辩成分分类两个主要任务。具体过程为: 将原始文本中具有论证性质的文本片段分割成最小论证分析单元——论证文本单元 (Argumentative Discourse Unit, ADU)^[16], 进而对其在论证文本中的功能类型进行分类, 如依据、前提、结论等。

(2) 关系预测 (Relations Prediction)。预测论证文本单元间的关系, 包括一般论证关系和复杂论证关系, 是一项涉及高级知识表示和推理的复杂任务, 目前的研究重点集中在一般性论证关系的判断^[17]。各论证文本单元及单元间关系共同构建论证图 (Argumentation Graph), 论证关系对应于该图中的边。结构化论证挖掘中, 这一阶段还负责预测各论证文本单元的内部关系, 如前提和主张之间的联系^[18]。

3.2 论证挖掘复杂度影响因素

论证挖掘复杂度与论证单元和关系识别的细粒度

呈正相关 (图 1), 经历了“单句是否论证”“简单的前提/结论关系考虑论证关系”“考虑一组子句是否形成复杂论证关系”这样一个由简单到复杂、由个体到联系的发展路径^[19]。

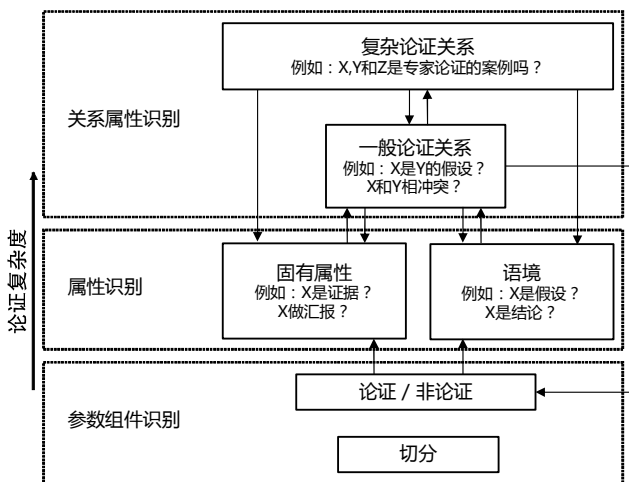


图 1 论证挖掘技术的复杂度^[19]

Fig.1 Tasks and levels of complexity in argument mining techniques

从任务层面可将论证挖掘框架进一步细分为 3 类:

①论证组件识别, 即识别切分文本中论证/非论证分类过程, 这一步骤的执行与文本切分方法紧密相关, 若采用人工分析工具, 该步骤可与文本切分同时执行, 只需避免对文本中与论点无关的部分进行分段; 若采用自动分割或由不同的分析员进行分割, 则该步骤必须独立进行, 这种情况下判断一个特定的片段是否具有论证性可以作为确定结构的初步步骤, 也可以留到分析的最后, 任何与结构的其他部分没有联系的片段都可以直接丢弃、属性识别和关系属性识别。任务由浅层向深层逐步深入又互为基础。②属性识别, 即识别论证组件的属性, 包括固有属性 (如证据、断言) 和语境属性 (如支持、反对)。③关系属性识别, 主要是指论证句间关系的属性, 包括一般论证关系 (如支持、反对、中立) 和复杂论证关系 (如修辞、对话)。

3.3 论证挖掘方法分类

上述任务框架阐述了论证挖掘研究的重要目标和阶段, 与之对应的关键支撑技术也成为近年来相关研

究密切关注的热点主题。本文以时间为主线对相关文献进行整理和分析, 梳理出两类具有代表性的论证挖掘方法并归纳其主要思路, 以期为后续研究和实践提供参考。

3.3.1 基于特征工程机器学习的方法

早期论证挖掘研究多为基于特征工程机器学习的方法, 其基本思想是: 通过对人工标注的浅层特征集(词汇特征如主题词、线索, 句法特征如命名实体数量、动词数量等)进行训练, 进而使用分类器来实现论证抽取。一个典型的基于特征工程机器学习的论证挖掘流程^[20]如图2所示, 机器学习算法和技术部分采用系列模型和特征分析技术判定筛选出论证挖掘任务中表现较好的模型和变量子集, 同时基于模型预测向标注平台中的用户提供未标注文本中的潜在论证。这类方法主要采用有监督算法分类模型, 使用较为广泛的如支持向量机^[21-23]、逻辑回归^[24]、朴素贝叶斯^[25]、决策树和随机森林^[26]等。

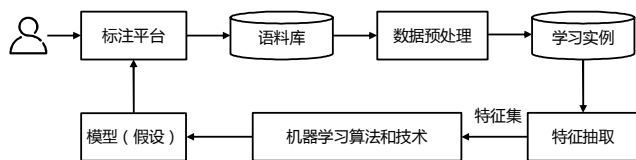


图2 基于特征工程机器学习的论证挖掘一般流程^[20]

Fig.2 Workflow process of argument mining based on machine learning

朴素贝叶斯模型是最早被应用于论证挖掘的方法, PALAU 等^[27]通过“论证 (Argument)”和“论证 (Non-Argument)”两类标签对不同文本(如法律判决书、报纸、议会记录、周刊等)拆分的句子进行特征检测和分类, 经过朴素贝叶斯分类器训练后在实验数据集上达到了 73% 的准确率。其中, 句子的论证和非论证分类也是其它机器学习方法中通常会融合考虑采用的特征分类方式。MOCHALES 等^[28]将论证、非论证特征分类与支持向量机模型组合, 使用独立分类器来识别前提和主张, 并通过定义上下文无关的语法来预测不同论证组件之间的关系。GOUDAS 等^[29]提出一种针对表达不正式、语法或拼写规范性较差的社交媒体文本的两步论证抽取方法, 采用逻辑回归分类器

实现准确率达 77% 的论证挖掘。GROZA 等^[30]采用本体和自然语言处理技术从生物医学文献中挖掘论证结构及逻辑关系。WACHSMUTH 等^[31]使用 PageRank 算法来构建论证相关性模型, 结合专家手动标注和递归加权方案进行分析, 得到的结果超过同数据集上的多个 Benchmark。

就基于特征工程机器学习的论证挖掘方法准确率而言, LIPPI 等^[32]通过不同的实验效果对比发现, 部分研究者使用相同特征集训练的不同分类器产生了非常相似的性能, 决定挖掘效果的关键是特征的选择与设计。

3.3.2 基于深度学习的方法

随着深度学习技术的发展, 其强大的编码和表征能力使其在包括自然语言处理的众多领域中广泛应用起来, 基于深度学习的神经网络模型已逐渐发展成论证挖掘任务的基本模型。相较于基于特征工程机器学习的方法, 这一类模型可自动学习、提取文本的特征表示, 不再依赖人工标注特征, 在编码过程中可基于更广泛的上下文语境捕获长距离依存关系, 提升论证挖掘的效率和识别效果。基于深度学习模型的论证挖掘方法通常结合或伴随着其它技术或方法, 如图神经网络、注意力机制^[33]等。石岳峰等^[17]结合深度学习任务特征, 归纳出基于深度学习的论证挖掘模型与流程如图3所示, 包含输入、编码和解码3个重要阶段。

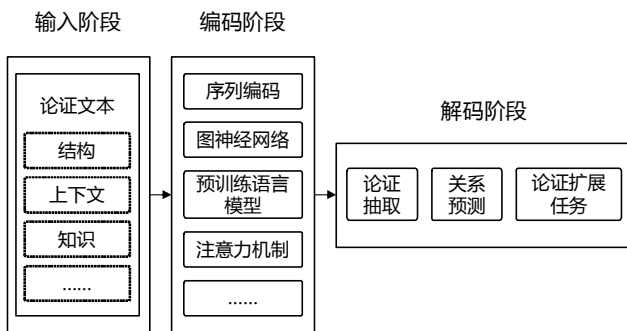


图3 基于深度学习的论证挖掘流程^[17]

Fig.3 Argument mining process based on deep learning

COCARASCU 等^[34]提出基于单向和双向两种长短期记忆网络的论证挖掘深度学习架构, 用于预测输入文本对间的攻击和支持关系; 随后结合深度学习和论

证推理定义了一种基于关系的论证挖掘方法,分析新闻标题是否支持推文及判断评论是否具有欺骗性,与标准监督分类器结合使用时在小数据集上表现出优异性能^[35]。NICULAE等^[36]针对文档中论证关系不一定能生成树结构的场景,结合循环神经网络和支持向量机设计了一种可以强制结构约束(如可传递性)的因子图模型,表达相邻关系和主张之间的依赖关系。GALASSI等^[37]首次将残差网络(Residual Networks)^[38]引入到论证挖掘任务,结合多目标学习(Multi-Objective Learning)算法提出一种优于等效深度网络的模型,在链接关系预测方面成效显著。

随着以BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformers)^[39]为代表的基于深层Transformer的大规模预训练语言模型的出现与发展,预训练-微调的方法逐渐成为论证挖掘任务的研究主流。ZHANG等^[40]在多个法律BERT变体及其它预训练嵌入模型研究基础上,采用神经网络针对欧洲人权法院ECHR(European Court of Human Rights)的实际案例法进行论证挖掘。SRIVASTAVE等^[41]提出基于BERT和自注意力嵌入的论证挖掘方法,对网络语篇中典型论点结构的因果层次进行建模,通过变压器编码器层来预测关系。HARLY等^[42]采用CNN(Convolutional Neural Network)-BERT架构来解决论证挖掘中比较困难的一致性预测任务,相较于纯粹基于BERT的方法,可将准确率提升至71.87%。REIMER^[43]等利用BERT、词向量生成模型ELMo(Embeddings from Language Models)对主题相关的论证进行分类和聚类。上述研究反映出以BERT模型为基础的论证挖掘实现已成为当前研究者们的主要解决方案,在各数据集上性能表现优异。

4 论证挖掘应用研究

4.1 面向领域的论证挖掘应用实践

领域资源的价值很大程度体现在其中蕴含的丰富论证性质信息,如观点、依据、事实、决策等论证单元,支持、反对等关联关系,通过论证挖掘可以分析

和呈现出领域内知识逻辑链条,为知识发现、决策分析、知识推理等提供重要支撑。实际应用中,论证挖掘在法律领域、网络内容、政治辩论、科技文献等基础语料资源丰富的领域开展了大量实践且成果颇丰,社会科学、数字人文等相关领域近年也开始受到更多关注。

4.1.1 法律领域的论证挖掘

法律领域的论证挖掘旨在发现法规、判决等法律文本中的前提、主张和论证方案,以辅助简化法官或者法律学者在识别不同判决间异同、提出论点及案件结果等方面的工作。早在2007年,MOENS^[44]就尝试从律文本中识别抽取粗粒度论证内容。MOCHALES等^[45]提出一种用于法律文件的论证组件检测和论证关系预测系统,并基于欧洲人权法院的系列判决文件创建基础语料库。在此基础上,TERUEL等^[46]发布一个新的欧洲人员法院判决文集,标注了前提和主张、以及论证组件间的支持和攻击关系。GRABMAIR等^[45]与美国联邦索赔法院的系列案件合作,通过论证挖掘判断赔偿要求是否符合国家疫苗赔偿计划项目的联邦法规。他们设计从法律文件中抽取论证相关语义信息(主要指条款的论证作用)的UIMA(Unstructured Information Management Architecture)系统,支持基于证据的事实发现和中间推理,以及特定案例的过程或者程序性事实挖掘。

法律领域作为率先开展论证挖掘研究的重点领域之一,其资源内容及论证成分的复杂性是论证挖掘任务面临的主要挑战,现有研究主要关注前提和结论之间的支持、反对两类关系。该领域较具代表性的论证模型除了图尔敏模型外,还有威哥摩尔图示模型^[46]、沃尔顿模型^[47]等,其中沃尔顿模型的高通用性使其广泛应用于各类场景,如ECHR判例法。

4.1.2 网络内容的论证挖掘

多元化网络内容的论证挖掘可针对多来源、多形态的实时及历史网络资源进行分析进而支持舆情监测、动态或趋势预测、主题发现、智能推荐等场景,处理对象包括维基百科文章、网络平台言论、在线产品评论、报纸、社交媒体等。LIPPI等^[21]设计了用于论证组

件分类和边界检测的网络系统 MARGOT (Mining Arguments from Text), 并在 IBM 数据集上进行验证。HABERNAL 等^[42]基于图尔敏模型进行改良, 提出通过序列标记识别用户 Web 话语中论证成分的方法, 应用于教育领域中的争议话题发现。IBEKE 等^[48]使用 EI Capitan 数据集上的统一潜变量模型来解决挖掘对比意见的任务, 其中用户评论被人工标注为主题和情感两类标签, 可进行产品评价方面的论证挖掘与情感分析。DUSMANU 等^[49]收集推特数据集 DART 进行论证性和非论证性推文的识别区分, 内容可范围覆盖政治话题到商业产品推介发布。LAI 等^[50]研究政治社交媒体文本中的多语种立场检测, 通过文本风格、结构、情感和上下文特征分析有效的应用场景。FABBRI 等^[51]设计“问题 - 观点 - 断言”框架驱动的标注协议, 针对新闻评论、讨论论坛、社区问答论坛、电子邮件线程四种在线对话媒介领域众包构建标准化数据集。

论证挖掘在网络内容中的应用方向及场景丰富, 然而面临着数据质量参差不齐、应用独立缺乏系统性等问题, 需要加强来源真伪辨识、挖掘内容质量评估等方面的研究。

4.1.3 政治辩论领域的论证挖掘

政治领域的论证挖掘目标是发现政治辩论 (如政治候选人发言) 中的谬误、说服力及连贯性等。LIPPI 等^[52]基于 2015 年英国政治选举辩论的语料库, 通过研究语音中的声音特征解决论点提取问题, 尤其是主张检测。DUTHIE 等^[25]应用论证挖掘方法来检测英国议会论证中道德论点的存在和两极化, 并通过可视化结果促进用户理解。NADERI 等^[53]提出基于嵌入表示的特征可改进辩论性政治演讲中的论证框架发现。MENINI 等^[54]基于语料库实现独白形式政治演讲中的论证关系 (主要指支持和攻击) 预测任务。由于相关领域资源形式的复杂性和多样性, 部分研究者逐渐开始关注面向跨文件类型 (如报纸、议会记录等) 的论证挖掘方法泛化^[55,56]。

政治辩论和演讲领域论证结构相对简单, 但涉及较多情感分析, 如观点的极性 (悲观、乐观)、论证的情绪等。该领域具备丰富的音频资源, 多模态论证挖

掘研究也率先在政治辩论领域开展。

4.1.4 科技文献领域的论证挖掘

科技文献是内涵丰富的有机体, 由描述表达知识的语义元素 (内容组件) 及其逻辑关系组成, 蕴含着研究者从观点提出到产生新知识的复杂论证过程。面向科技文献领域的论证挖掘也被称为学术论证挖掘 (Scholarly Argument Mining, SAM)^[57], 与语义出版等技术的发展密不可分。自然语言处理领域知名学者 TEUFEL^[58]首次提出从科研论文文本中挖掘不同含义论点的理念, 相继设计基于科研论文的论证分区模型 AZ-I^[59]、AZ-II^[60], 并引入情感倾向与文本修辞等内容。GREEN^[61]探讨学术论文科学发现叙述中的论证发生与关联机理, 设计一种基于语义的论证框架用于生物医学领域论文中基因和疾病的关系发现。LAISCHER 等^[62]提出一种科技文献论证分析标注方案并应用于 Dr.Inventor 语料库^[63]。WANG 等^[64]基于论证理论和科学论文本体构建编码模式, 通过统计分析和序列模式挖掘方法计算出不同论证单元和论据类型的比例。

科技文献领域的学术论证挖掘研究相较于其它领域起步较晚, 面临着语料库规模小、理论模型系统性缺乏、应用场景化困难等挑战, 但近年在挖掘深度、复杂度等方面有所突破, 处理对象由文献摘要逐渐扩展至全文^[57], 理论模型上部分研究者开始探索文献中图片和表格等数据型元素的论证语义^[64]。

4.2 论证挖掘应用对比分析

针对上述论证挖掘研究实践较为丰富的领域进行应用情况调研, 结果如表 1 所示。总体来讲, 面向各领域的论证挖掘应用在研究对象形式、场景实现等方面表现出明显的差异性, 究其原因, 各领域学科特性、数据集及语料基础、论证系统必备要素均不同。法律领域资源的多源异质性等特征使得司法判决、智能推理等场景对论证挖掘产生大量需求; 网络内容聚焦观点类论证要素的识别、评估和可视化展示; 政治辩论和演讲领域通常通过基于特定主题生成论证图的方式揭示候选人的观点或立场, 应用场景侧重观点可靠性、连贯性评估等; 科技文献中论证性内容的严谨性和规

表 1 各领域论证挖掘应用现状

Table 1 Applications of argument mining in various fields

专业领域	研究对象形式	场景实现
法律	判决书、法律条文、案例报告、证词、信件等文本资源	自然语言与法律文本的处理、法律案件事实认定、信息检索、案件挖掘、智能推理等
网络内容	论坛、维基百科、新闻社评、线上商品评论等文本资源	争议性观点识别、观点可信度评估、观点影响力评估、观点呈现与检索、产品推荐、交往辩论等
政治辩论	演讲文稿、语音、视频等多模态资源	观点可靠性、连贯性评估
科技文献	学术论文等自然语言文本	暂无面向人类阅读场景的应用，多为数据库层面的查询、可视化

范性强、论证过程复杂等特点，给学术场景中基于论证的知识服务落地实践带来极大挑战，目前相关应用实践正处于模式设计向实例化开发转化的过渡阶段，相关应用多为面向计算机的信息理解和读取工具 / 软件，如论证与修辞分析工具 ArguminSci^[65]，面向科研人员检索与阅读的应用研究处于理论描述和方案设计阶段，如在数据库层面设计基于论证的语义检索和可视化技术架构^[21]，采用论证结构的可视化模型改善议论文语境下复杂论证的可解释性^[66]等。

5 论证挖掘发展路径与趋势

5.1 论证挖掘发展阶段

论证挖掘相关研究成果较为丰富，其实现与机器学习、深度学习、大模型等技术浪潮的发展紧密相关，处理的资源形式由自然语言文本向图片、音频等多模态扩展。如果将论证挖掘的发展划分为 3 个层次或阶段（图 4）：关注论证本体建模的初级阶段、关注论证语义特征标引的发展阶段以及基于论证内容实现服务的应用阶段，目前，相关研究实践尚处于侧重技术层面及标引深度的发展阶段，并逐渐向应用阶段过渡。事实上，论证挖掘研究很大程度取决于领域语料基础、论证模式复杂度等因素，其发展水平也因领域而异。

5.2 多模态论证挖掘进展

信息技术和大数据环境的发展使得数字资源在内容、呈现形式、载体等方面都日益丰富。受限于非文

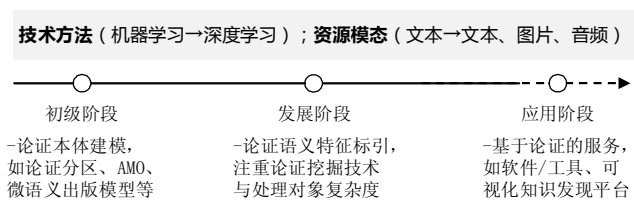


图 4 论证挖掘发展阶段

Fig.4 Development stages of argument mining

本语料库的稀缺和多模态自然语言处理技术瓶颈，前期论证挖掘方向主要聚焦于自然语言文本对象。随着多模态深度学习（Multimodal Deep Learning, MMDL）的发展，其先进的输入表示和融合解决方案（基于输入表示的迁移学习端到端架构、用于有效输入管理的基于注意力的架构）使得研究者们逐渐开始探讨多模态论证挖掘方法和实践，尤其是包含大量音频和听力文稿的政治辩论领域，表 2 展示了该领域的主要实验标注数据集，其中使用较为广泛的是 UKDebates^[67]和 M-Arg^[68]，前者处理主张检测任务，后者关注论证关系（包含支持和攻击两类）并提供带有音频和时间戳的文本内容。MANCINI 等^[69]以此为基础，设计了包含论证语句检测、论证组件分类、主张检测和论证关系分类 4 个逻辑层次的多模态论证挖掘架构，并发布迄今为止最大的多模态论证挖掘数据集 MM-USElecDeb60to16。

值得注意的是，多模态论证挖掘的基本框架和技术路线一定程度上延续了文本论证挖掘，针对不同模态资源的论证抽取和关系预测任务选用相应的算法模型，如处理音频的预训练模型 AudiBERT，并行处理识别语义特征，其关键是将多模态空间映射到共享语义子空间实现多模态特征融合，弥补不同模态的异质

表 2 多模态论证标注数据集

Table 2 Datasets of multimodal argument mining

名称	标注类型及数量分布/个	应用场景
UKDebate	主张 (152)、非主张 (234)	主张检测
M-Arg	攻击 (120)、支持 (384)、其它 (3 600)	论证关系分类
M-Arg ($\gamma \geq 0.85$)	攻击 (29)、支持 (132)、其它 (2 282)	论证关系分类
MM-USElecDeb60to16	主张 (10 882)、前提 (9 683)、非论证 (6 226)	论证语句检测、论证成分分类

性差异。多模态资源特征的挖掘对模型提出了更高要求, 预计在大模型、多模态深度学习等技术的助推下, 多模态论证挖掘将成为未来研究的热点。

6 总结与展望

论证挖掘旨在研究如何借助信息技术从自然语言文本中自动识别论点及论点间关系, 以期满足大数据背景下的信息检索和信息抽取的更高需求。通过对近年来论证挖掘相关技术及实践的分析研究, 可以得出如下结论: ①论证语义表示模型作为论证挖掘的基础规范, 经历了“浅层论证结构-深层论证过程”的发展过程且日趋成熟, 未来相关研究应以实例化应用导向为主。②论证挖掘研究融汇了自然语言处理、知识推理等多领域多类型关键技术, 与信息技术发展浪潮息息相关, 经历了“特征工程机器学习-基于深度学习的神经网络-大规模预训练模型”的技术路径演进, 目前基于深度学习框架的预训练-微调方法是主流。③论证挖掘复杂度取决于论证单元和关系识别的细粒度, 可将论证挖掘任务细化为“论证组件识别-属性识别-关系属性识别”的3层技术框架, 由简单及复杂。同时, 随着多模态深度学习技术的发展, 论证挖掘研究也正在经历着文本对象向多模态对象的深化。④论证挖掘研究及应用多面向法律、网络内容、政治辩论、科技文献等领域, 其中法律和领域的应用更为工程化和成熟化, 原因在于论证挖掘任务的实现离不开高质量语料库及多类型论证模型等基础知识资源的支持, 上述领域正是相关研究的技术和资源高地。

总而言之, 论证挖掘研究进展有赖于信息技术水平, 自然语言处理、深度学习等人工智能技术的快速

发展为相关研究提供了强大的分析处理能力。可以预见, 除语料库和理论模型的规划化和系统化建设以外, 未来的论证挖掘研究将朝着多粒度、多模态内容泛化, 聚焦相应的技术体系及应用落地实践, 可能的研究方向包括: ①技术体系的变革。如何实现大规模高质量的语料标注和多粒度多模态的论证内容自动抽取等问题仍是未来论证挖掘任务关注的重点技术内容。目前论证挖掘主要集中在基于深度学习的方法上, 大模型的兴起与发展, 其在自然语言处理、多模态学习等下游应用中体现出巨大优势, 同时也可为论证内容生成提供一定技术条件, 论证挖掘任务或将向以大模型为技术底座的方法迈进, 部分研究者已开始尝试在尚未开展论证挖掘研究实践的领域(如具备不可预测性的播客), 通过自定义 Prompt 和 Open AI 的 GPT-4^[70]语言模型相结合的方式构建论证图^[71]。②领域知识的融合。各领域资源内容、主题及形式丰富, 难以采用统一的模型解决科学论证的领域特定特征表示。可充分利用词表、知识库、知识图谱等领域知识组织体系, 将领域特定论证模式与丰富知识结构结合, 加强语义表示与组织, 提升领域内论证模型研究的系统性及挖掘深度, 丰富论证图维度。③论证内容的应用。目前基于论证内容的实际应用通常包括网络论点搜索、会议中的论点分析等场景, 仍需推动论证挖掘在更多领域或跨学科中的应用研究与实践, 同时加强论证信息检索及可视化, 如将信息检索方法与论证挖掘相结合, 构建下一代论证搜索引擎等。

参考文献:

- [1] CABRIO E, VILLATA S. Five years of argument mining: A data-driven analysis[C]// Proceedings of the 27th International Joint Con-

- ference on Artificial Intelligence, New York: ACM, 2018: 5427–5433.
- [2] HABERNAL I, GUREVYCH I. Argumentation mining in user-generated web discourse[J]. Computational linguistics, 2017, 43(1): 125–179.
- [3] MOENS M F, BOIY E, PALAU R M, et al. Automatic detection of arguments in legal texts[C]// Proceedings of the 11th International Conference on Artificial Intelligence and Law, New York: ACM, 2007: 225–230.
- [4] DOUGLAS W. Argument mining by applying argumentation schemes[J]. Studies in logic, 2011, 4(1): 38–64.
- [5] LIU B. Sentiment analysis and subjectivity Bing Liu [M]//Handbook of natural language processing. Chapman and Hall/CRC, 2010: 651–690.
- [6] HOGENBOOM A, HOGENBOOM F, KAYMAK U, et al. Mining economic sentiment using argumentation structures[C]//International Conference on Conceptual Modeling, Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 200–209.
- [7] RUMSHISKY A, GRONAS M, POTASH P, et al. Combining network and language indicators for tracking conflict intensity[M]// International conference on social informatics. Cham: Springer, 2017: 391–404.
- [8] ATHAR A. Sentiment analysis of citations using sentence structure-based features[C]// Proceedings of the ACL 2011 Student Session. New York: ACM, 2011: 81–87.
- [9] TOULMIN S E. The uses of argument[M]. Updated ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2003.
- [10] BUCKINGHAM SHUM S, MOTTA E, DOMINGUE J. ScholOnto: An ontology-based digital library server for research documents and discourse[J]. International journal on digital libraries, 2000, 3(3): 237–248.
- [11] VITALI F, PERONI S. The argument model ontology [EB/OL]. [2023-01-11]. <https://sparontologies.github.io/amo/current/amo.html>.
- [12] CLARK T, CICCARESE P N, GOBLE C A. Micropublications: A semantic model for claims, evidence, arguments and annotations in biomedical communications [J]. Journal of biomedical semantics, 2014, 5: 28.
- [13] CICCARESE P, WU E, WONG G, et al. The SWAN biomedical discourse ontology[J]. Journal of biomedical informatics, 2008, 41(5): 739–751.
- [14] 王晓光, 周慧敏, 宋宁远. 科学论文论证本体设计与标注实验[J]. 情报学报, 2020, 39(9): 885–895.
- WANG X G, ZHOU H M, SONG N Y. Scientific paper argumentation ontology and annotation experiment[J]. Journal of the China society for scientific and technical information, 2020, 39(9): 885–895.
- [15] 曲佳彬, 欧石燕. 语义出版驱动的科学论文论证结构语义建模研究[J]. 现代情报, 2021, 41(12): 48–59.
- QU J B, OU S Y. Semantic modeling for scientific paper argumentation structure driven by semantic publishing[J]. Journal of modern information, 2021, 41(12): 48–59.
- [16] PELDSZUS A, STEDE M. From argument diagrams to argumentation mining in texts[J]. International journal of cognitive informatics and natural intelligence, 2013, 7(1): 1–31.
- [17] 石岳峰, 王熠, 张岳. 深度学习在论辩挖掘任务中的应用[J]. 中文信息学报, 2022, 36(7): 1–12, 23.
- SHI Y F, WANG Y, ZHANG Y. Deep learning in argument mining: A survey[J]. Journal of Chinese information processing, 2022, 36(7): 1–12, 23.
- [18] STAB C, GUREVYCH I. Parsing argumentation structures in persuasive essays[J]. Computational linguistics, 2017, 43(3): 619–659.
- [19] LAWRENCE J, REED C. Argument mining: A survey[J]. Computational linguistics, 2020, 45(4): 765–818.
- [20] ROCHA G, CARDOSO H L, TEIXEIRA J. ArgMine: A framework for argumentation mining[C]//Computational Processing of the Portuguese Language – 12th International Conference, 2016: 13.
- [21] LIPPI M, TORRONI P. MARGOT: A web server for argumentation mining[J]. Expert systems with applications, 2016, 65: 292–303.
- [22] NICULAE V, PARK J, CARDIE C. Argument mining with structured SVMs and RNNs[J]. arXiv: 1704.06869, 2017. <https://arxiv.org/abs/1704.06869>.
- [23] BAR-HAIM R, BHATTACHARYA I, DINUZZO F, et al. Stance classification of context-dependent claims[C]. EACL, 2017: 251–261.
- [24] LEVY R, BILU Y, HERSHCovich D, et al. Context dependent claim detection[C]. COLING, 2014: 1489–1500.
- [25] DUTHIE R, BUDZYNSKA K, REED C. Mining ethos in political debate[C]. COMMA, 2016: 299–310.
- [26] STAB C, GUREVYCH I. Identifying argumentative discourse struc-

- tures in persuasive essays[C]// Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2014: 46–56.
- [27] PALAU R M, MOENS M F. Argumentation mining: The detection, classification and structure of arguments in text[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Artificial Intelligence and Law. New York: ACM, 2009: 98–107.
- [28] MOCHALES R, MOENS M F. Argumentation mining[J]. Artificial intelligence and law, 2011, 19(1): 1–22.
- [29] GOUDAS T, LOUIZOS C, PETASIS G, et al. Argument extraction from news, blogs, and social media[M]//Hellenic conference on artificial intelligence. Cham: Springer, 2014: 287–299.
- [30] GROZA A, POPA O M. Mining arguments from cancer documents using natural language processing and ontologies[C]//2016 IEEE 12th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP). Piscataway, New Jersey: IEEE, 2016: 77–84.
- [31] WACHSMUTH H, STEIN B, AJJOUR Y. "PageRank" for argument relevance[C]//Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 1, Long Papers. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2017: 1117–1127.
- [32] LIPPI M, TORRONI P. Argument mining: A machine learning perspective[M]//International workshop on theory and applications of formal argumentation. Cham: Springer, 2015: 163–176.
- [33] SUHARTONO D, GEMA A P, WINTON S, et al. Argument annotation and analysis using deep learning with attention mechanism in Bahasa Indonesia[J]. Journal of big data, 2020, 7(1): 1–18.
- [34] COCARASCU O, TONI F. Identifying attack and support argumentative relations using deep learning[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2017: 1374–1379.
- [35] COCARASCU O, TONI F. Combining deep learning and argumentative reasoning for the analysis of social media textual content using small data sets[J]. Computational linguistics, 2018, 44(4): 833–858.
- [36] NICULAE V, PARK J, CARDIE C. Argument mining with structured SVMs and RNNs[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2017: 985–995.
- [37] GALASSI A, LIPPI M, TORRONI P. Argumentative link prediction using residual networks and multi-objective learning[C]//Proceedings of the 5th Workshop on Argument Mining. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2018: 1–10.
- [38] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, New Jersey: IEEE, 2016: 770–778.
- [39] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv: 1810.04805, 2018. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>.
- [40] ZHANG G C, NULTY P, LILLIS D. Enhancing legal argument mining with domain pre-training and neural networks[J]. arXiv: 2202.13457, 2022. <https://arxiv.org/abs/2202.13457>.
- [41] SRIVASTAVA P, BHATNAGAR P, GOEL A. Argument Mining using BERT and Self-Attention based Embeddings[C]//2022 4th International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICAC3N). Piscataway, New Jersey: IEEE, 2023: 1536–1540.
- [42] WILLIAM H, SUGANDA G A. CNN-BERT for measuring agreement between argument in online discussion[J]. International journal of web information systems, 2022, 18(5/6): 356–368.
- [43] REIMERS N, SCHILLER B, BECK T, et al. Classification and clustering of arguments with contextualized word embeddings[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2019: 567–578.
- [44] TERUEL M, CARDELLINO C, CARDELLINO F, et al. Increasing argument annotation reproducibility by using inter-annotator agreement to improve guidelines[C]. LREC, 2018: 4061–4064.
- [45] GRABMAIR M, ASHLEY K D, CHEN R, et al. Introducing LUIMA: An experiment in legal conceptual retrieval of vaccine injury decisions using a UIMA type system and tools[C]//Proceedings

- of the 15th International Conference on Artificial Intelligence and Law. New York: ACM, 2015: 69–78.
- [46] FREEMAN J B. A theory of argument structure[M]. Berlin; New York: Foris Publications, 1991.
- [47] WALTON D. Argumentation theory: A very short introduction[M]//Argumentation in artificial intelligence. Boston, MA: Springer US, 2009: 1–22.
- [48] IBEKE E, LIN C H, WYNER A, et al. Extracting and understanding contrastive opinion through topic relevant sentences[C]. IJCNLP, 2017: 395–400.
- [49] DUSMANU M, CABRIO E, VILLATA S. Argument mining on twitter: Arguments, facts and sources[C]. EMNLP, 2017: 2317–2322.
- [50] LAI M, CIGNARELLA A T, HERNÁNDEZ FARIAS D I, et al. Multilingual stance detection in social media political debates[J]. Computer speech & language, 2020, 63: 101075.
- [51] FABBRI A R, RAHMAN F, RIZVI I, et al. ConvoSumm: Conversation summarization benchmark and improved abstractive summarization with argument mining[J]. arXiv: 2106.00829, 2021. <https://arxiv.org/abs/2106.00829>.
- [52] LIPPI M, TORRONI P. Argument mining from speech: Detecting claims in political debates[C]. Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence, 2016, 30(1): 2979–2985.
- [53] NADERI N, HIRST G. Argumentation mining in parliamentary discourse[M]//Principles and practice of multi-agent systems. Cham: Springer International Publishing, 2016: 16–25.
- [54] MENINI S, CABRIO E, TONELLI S, et al. Never retreat, never retract: Argumentation analysis for political speeches[C]. Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence, 2018, 32(1): 4889–4896.
- [55] HUA X Y, WANG L. Understanding and detecting supporting arguments of diverse types[EB/OL]. arXiv: 1705.00045, 2017. <https://arxiv.org/abs/1705.00045>.
- [56] STAB C, MILLER T, GUREVYCH I. Cross-topic argument mining from heterogeneous sources using attention-based neural networks[J]. arXiv: 1802.05758, 2018. <https://arxiv.org/abs/1802.05758>.
- [57] BINDER A, VERMA B, HENNIG L. Full-text argumentation mining on scientific publications[J]. arXiv: 2210.13084, 2022. <https://arxiv.org/abs/2210.13084>.
- [58] TEUFEL S. Argumentative zoning: Information extraction from scientific text[D]. Scotland: University of Edinburgh, 1999. <http://hdl.handle.net/1842/11456>.
- [59] TEUFEL S, SIDDHARTHAN A, BATCHELOR C R. Towards domain-independent argumentative zoning: Evidence from chemistry and computational linguistics[C]. EMNLP, 2009: 1493–1502.
- [60] TEUFEL S. The structure of scientific articles – Applications to citation indexing and summarization[J]. Studies in computational linguistics, 2010, 38(2): 443–445.
- [61] GREEN N L. Towards mining scientific discourse using argumentation schemes[J]. Argument & computation, 2018, 9(2): 121–135.
- [62] LAUSCHER A, GLAVA? G, PONZETTO S P. An argument-annotated corpus of scientific publications[C]//Proceedings of the 5th Workshop on Argument Mining. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2018: 40–46.
- [63] FISAS B, RONZANO F, SAGGION H. A multi-layered annotated corpus of scientific papers[C]//Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'16), 2016: 3081–3088.
- [64] WANG X G, SONG N Y, ZHOU H M, et al. The representation of argumentation in scientific papers: A comparative analysis of two research areas[J]. Journal of the association for information science and technology, 2022, 73(6): 863–878.
- [65] LAUSCHER A, GLAVA? G, ECKERT K. ArguminSci: A tool for analyzing argumentation and rhetorical aspects in scientific writing[C]//Proceedings of the 5th Workshop on Argument Mining. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2018: 22–28.
- [66] 牛丽慧, 欧石燕. 基于论证结构的科学论文内容呈现模式研究[J]. 情报理论与实践, 2022, 45(10): 155–163.
- NIU L H, OU S Y. Research on the content presentation mode of scientific articles based on argument structure[J]. Information studies: Theory & application, 2022, 45(10): 155–163.
- [67] LIPPI M, TORRONI P. Argumentation mining: State of the art and emerging trends[J]. ACM transactions on Internet technology, 16(2): 1–25.
- [68] MESTRE R, MILICIN R, MIDDLETON S, et al. M-arg: Multimodal

- argument mining dataset for political debates with audio and transcripts[C]//Proceedings of the 8th Workshop on Argument Mining. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2021: 78–88.
- [69] MANCINI E, RUGGERI F, ANDREA G, et al. Multimodal argument mining: A case study in political debates[C]//Proceedings of the 9th Workshop on Argument Mining, Co-Located with the 29th International Conference on Computational Linguistic, 2022: 158–170.
- [70] OpenAI. GPT-4 technical report[J]. arXiv preprint arXiv: 2303. 08774, 2023.
- [71] POJONI M L, DUMANI L, SCHENKEL R. Argument-mining from podcasts using ChatGPT [C]//ICCBR TMG'23: Workshop on Text Mining and Generation at ICCBR2023, 2023.

Research Advances in Argument Mining

LI Jiao^{1,2}, ZHAO Ruixue^{1,2,4*}, XIAN Guojian^{1,2,4}, HUANG Yongwen^{1,2}, SUN Tan^{3,4}

(1. Agricultural Information Institute of CAAS, Beijing 100081; 2. Key Laboratory of Knowledge Mining and Knowledge Services in Agricultural Converging Publishing, National Press and Publication Administration, Beijing 100081; 3. Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081; 4. Key Laboratory of Agricultural Big Data, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100081)

Abstract: [Purpose/Significance] Argument mining, a research hotspot in the field of computational linguistics, provides machine processable structured data for computational models of argument. Argument mining tasks are closely related to artificial intelligence (AI) technologies, such as natural language processing and knowledge representation. There are numerous systematic studies in academia and a clear technical realization route has come into being. New research results continue to emerge as a result of rich resources and rapid development and iteration of deep learning, large language models (LLMs), and other technologies. This study, which reviews the research status and progress of argument mining, can serve as a resource for future research and application development. [Method/Process] Through literature review, this paper systematically reviews the relevant research basis (including foundational techniques and semantic representation models), summarizes the related technical system in terms of task framework, influencing factors of technological complexity, and method classification, and then introduces the argument mining practice and application cases for specific fields and research objectives and makes a comparative analysis. Most importantly, the overall development and characteristics of this research field are summarized, with a focus on tracking the progress of multimedia argument mining in the context of the new AI environment. [Results/Conclusions] Relevant research has experienced the development of "machine learning - deep learning" and "text only - multimodal", and the levels of development and application of various fields vary much. Future research may focus on how to achieve multigranularity and multimodal content generalization, as well as how to promote its application and implementation in practice. Possible research directions include: 1) the use of LLMs in argument mining, because they exhibit significant benefits in downstream applications such as natural language processing and multimodal learning, and can also provide certain technical conditions for the generation of argument content; 2) the use of domain knowledge organization systems such

as vocabulary, knowledge base and knowledge graph: with these systems, researchers can combine domain-specific argument mining models with rich knowledge structure, to strengthen semantic representation and organization improve the systematization and dig deeper into argument mining model research in the domain; 3) promoting the application research and practice of argument mining in more fields or across disciplines, and improving the retrieval and visualization of argument information, such as combining information retrieval methods with argument mining to build the next generation of argument search engines.

Keywords: argument mining; technical system; development path; multimodal