

公众对ChatGPT的认知*

——基于跨平台用户生成内容的主题与情感研究

黄本涛 李璨 吴红 郭姗姗

(华中科技大学同济医学院医药卫生管理学院, 武汉 430030)

摘要: 用户生成内容 (User Generated Content, UGC) 对于理解不同用户群体对新兴技术的态度具有关键作用。通过跨平台内容分析, 可全面评估公众对ChatGPT的认知。基于6个社交媒体平台的UGC, 通过向量融合构建LDA-SBERT模型, 挖掘UGC中的隐含主题特征, 并进一步利用中文情感分析模型BERT-wvm分析不同主题、不同平台的公众情感态度。研究表明, ChatGPT相关的UGC可归为经济与产业影响、技术应用与体验、社会关系与影响、安全与伦理风险四大维度14个类别; 跨平台比较表明, 平台间相关话题讨论既有共性也存在特性, 展现了不同的平台特色; 情感分析结果显示, 由于存在认识视角和未来预期的差异, 公众对ChatGPT的态度呈现出明显的两极分化。研究不仅有助于技术开发者和政策制定者更好地理解公众对AI技术的态度, 也为社交媒体平台的内容管理和舆情引导提供理论支撑。

关键词: 跨平台; ChatGPT; 社交媒体; 用户生成内容; LDA-SBERT模型; 公众认知

中图分类号: G206 DOI: 10.3772/j.issn.1673-2286.2025.02.004

引文格式: 黄本涛, 李璨, 吴红, 等. 公众对ChatGPT的认知: 基于跨平台用户生成内容的主题与情感研究[J]. 数字图书馆论坛, 2025, 21(2): 35-46.

2022年11月, OpenAI公司推出ChatGPT, 其强大的文本生成能力迅速引发关注。上线5天用户量达百万, 2个月后月活用户突破1亿, 成为用户增长最快的消费级应用^[1]。基于数千亿的训练参数, 生成式AI突破传统语言模型限制, 实现人机交互领域的颠覆式创新, 开启新一轮AI革命。凭借操作简单、功能强大等特点, ChatGPT从技术开发端逐渐向应用端下沉, 在社交媒体上获得广泛讨论。

当前社交媒体生态中, 无论是微博、抖音等综合性社交平台, 还是以知识交流为核心的知乎问答社区, 以及致力于日常生活分享的小红书和强调知识性、创造性内容的B站, 各个平台的用户群体都积极分享感受

与体验, 对新兴技术议题的关注度上升。用户生成内容 (User Generated Content, UGC) 指用户在平台上发布的原创内容^[2], 包括文本、图片、视频等, 反映公众的思想和行为。不同平台信息传播机制对公众认知产生不同的引导作用, 且不同平台用户因平台功能设计和使用习惯会产生不同的行为模式。如微博用户关注实时热点话题, 而知乎用户偏好深度讨论。通过跨平台分析, 可以收集更具代表性的用户数据, 识别不同平台用户对ChatGPT话题讨论的认知差异。

为实现ChatGPT衍生话题的多维度分析, 本文立足于跨平台视角, 考虑平台多样性和群体差异性, 选取微博、抖音、小红书、知乎、B站、豆瓣6个具有代表性

收稿日期: 2024-11-26

*本研究得到国家自然科学基金面上项目“在线医疗团队协作模式与绩效提升策略研究”(编号: 72371111)、国家自然科学基金青年科学基金项目“基于多渠道融合的医疗服务模式及其影响机制研究”(编号: 72001087)资助。

的网络平台,借助LDA-SBERT算法构建主题分析模型和BERT情感分析模型,深入挖掘跨平台UGC。通过主题情感分析,全面探讨ChatGPT技术涌现带来的舆情影响,揭示不同用户群体对ChatGPT技术的认知差异和情感反应,为未来AI技术的持续发展和社会适应提供指导。

1 文献综述

1.1 跨平台UGC相关研究

社交媒体是UGC的主要载体,其快速发展引起学界广泛关注,涉及UGC的可信度判断^[3]、AI生成内容和UGC的对比^[4]、用户数字囤积行为^[5]以及UGC的价值识别^[6]等方面。社交平台日益多样化,用户在不同平台上的信息行为呈现出差异化的特点。各个平台在用户互动模式和信息传播机制等方面各具特色。抖音用户人均使用时长最长,微信用户人均打开次数最多,B站和知乎用户使用时长较长且较为沉浸^[7],微博舆论呈娱乐化和商业化趋势^[8]。针对跨平台UGC,学者们展开广泛探讨,例如:结合信息计量学和主题建模,探讨UGC跨平台投放对受众信息行为的影响^[9];采用LDA主题模型和W2V-MMR自动摘要技术,研究网络学术社区跨平台UGC的聚合问题^[10];利用关键词挖掘、词共现和情感分析技术,分析跨平台UGC在文本特征、话题转移和内容外延方面的差异性^[11]。总体而言,通过主题挖掘和情感分析,考虑平台多样性和用户群体差异性,对比分析不同平台UGC的语言风格、情感倾向,对理解数字时代公众认知和信息行为具有重要意义。

1.2 ChatGPT相关研究

目前,关于ChatGPT的研究关注其在提高工作效率、促进创新和自动化等方面的潜力^[12],以及数据泄露、抄袭和内容可信度等方面的问题^[13]。在公众对ChatGPT认知的现有研究中,学者们通过问卷调查、访谈法等探讨学生对ChatGPT在课堂教学中应用的想法^[14]、医生和医学生对其在医学领域使用的态度^[15]、不同领域大学生对ChatGPT的理解^[16]以及信息资源管理领域科研人员对ChatGPT的认知^[17]。然而,其样本量相对较少,代表性不足,只能反映某个特定领域的观点。

同时,基于社交平台UGC的研究逐渐增多,学者们基于微博^[18-21]、B站^[22-23]等单个平台文本数据,采用文本挖掘、情感分析等方法,发现大众在信息获取、思维创新等方面对ChatGPT具有积极看法,在语义理解、内容真实性等方面持消极态度。总体而言,关于ChatGPT公众认知的研究主要通过问卷调查、访谈等定性方法开展,也有基于单一社交平台的定量分析,尚未有研究进行跨平台的数据分析,缺乏对多个平台用户认知的综合比较。

综上所述,有关跨平台UGC的研究广泛探讨了不同平台的信息差异,ChatGPT公众认知的研究主要依赖定性分析,定量分析多集中于单一平台,缺乏跨平台的对比分析。然而,不同平台的用户群体不同,其认知与情感态度存在潜在的差异性,跨平台分析能消除单一平台用户特性带来的偏倚,为探讨公众对ChatGPT的认知提供更全面和多元的视角。因此,本文基于微博、知乎、豆瓣、B站、抖音、小红书等6个社交平台,通过单平台的主题与情感分析以及跨平台的对比,进一步明确公众对于ChatGPT的认知。

2 研究框架与方法

2.1 研究框架

分别采用LDA-SBERT模型、BERT模型进行主题聚类和情感分析。LDA模型能有效从文档中提取潜在主题,但在处理复杂语义和上下文关系时存在一定局限^[24]。BERT能够捕捉更深层次的语义信息和上下文关系,然而计算消耗较大,效率较低^[25]。相比之下,SBERT通过优化句子嵌入生成过程,显著提高文本处理效率,降低计算成本^[26]。通过结合LDA和SBERT,既弥补了LDA语义理解上的不足,又充分利用了SBERT捕捉文本细粒度特征的优势,克服单一方法的局限性^[27]。

研究框架(见图1)分为4个步骤。①数据获取与预处理:通过Python爬虫获取微博、知乎、B站、抖音、小红书、豆瓣6个平台中有关ChatGPT的讨论,进行数据清洗。②向量计算与融合:利用Python中的scikit-learn库,生成主题分布向量,基于distiluse-base-multilingual-cased-v2模型训练得到句子嵌入向量,融合LDA主题分布向量和SBERT句子嵌入向量并降维,

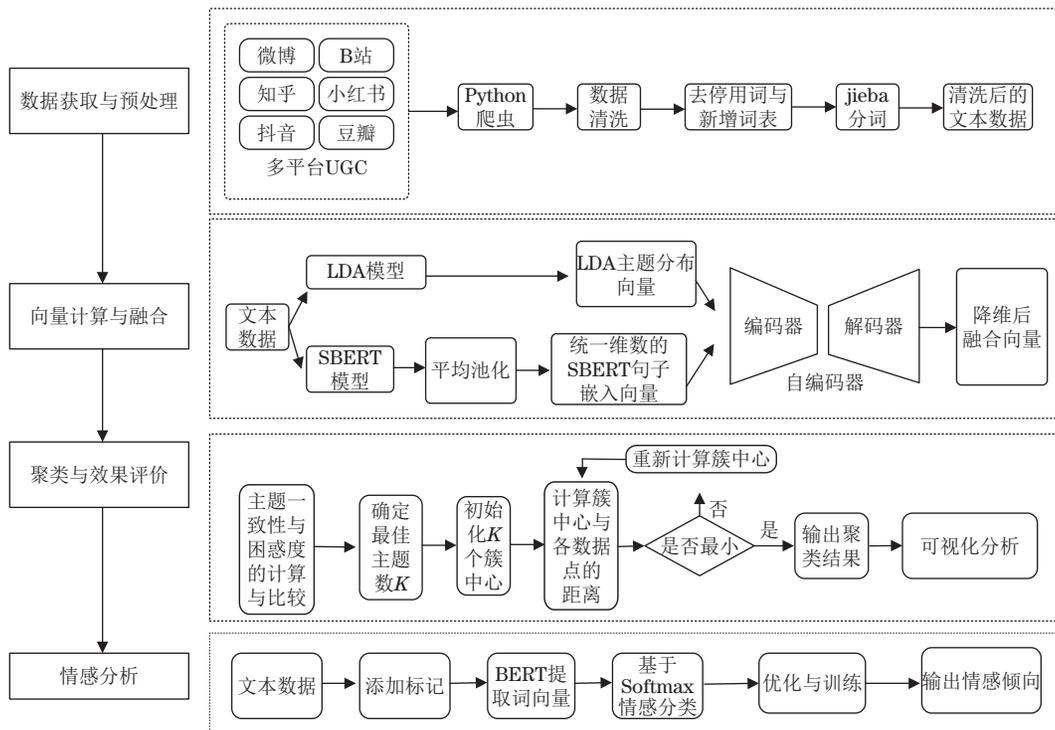


图1 研究框架

避免模型过拟合, 加快训练速度。③聚类与效果评价: 计算一致性和困惑度, 确定最佳主题数, 采用K-means算法进行聚类, 计算轮廓系数, 评价聚类效果。④情感分析: 利用BERT-wwm进行情感分析, 得到情感得分, 对比分析不同平台、不同主题的公众情感态度。

2.2 主题分析

(1) 构建LDA主题分布向量。通过计算一致性与困惑度确定主题数, 采用LDA模型进行主题聚类, 为每条UGC生成一个对应的主题分布向量 R_{LDA} , 将其纵向排列, 形成一个 N 行 K 列的矩阵, 其中 N 表示UGC的数量, K 表示主题数。某一行每一列的元素之和为1, 向量 R_{LDA} 反映每条UGC中各主题的相对相关性。

(2) 构建SBERT句子嵌入向量。采用distiluse-base-multilingual-cased-v2作为预训练模型。SBERT在BERT/RoBERTa的最后一层输出上增加了一个池化操作, 从而生成一个固定维数(512)的句子嵌入向量^[26]。SBERT沿用了孪生网络的结构, 用同一个BERT来处理输入句子的编码器, 让BERT更好地捕捉句子之间的关系, 获取具有语义特征的句向量 R_{SBERT} , 且计算量大大下降。

(3) 向量连接。为深入挖掘评论文本的主题, 将

主题分布向量 R_{LDA} 和句子嵌入向量 R_{SBERT} 进行有效融合, 融合后的新向量定义为: $R_{LDA+SBERT}=\{R_{LDA}; R_{SBERT}\}$ 。考虑到融合向量处于信息稀疏且相互关联的高维空间, 使用自编码器进行降维, 将其映射到低维潜在空间。融合向量构建流程如图2所示。

(4) 聚类与效果评价。采用K-means算法进行主题聚类。K-means算法步骤简单, 复杂度相对较低, 对大规模稀疏短文本的适应性很好^[28]。按照 R_{LDA} 向量的

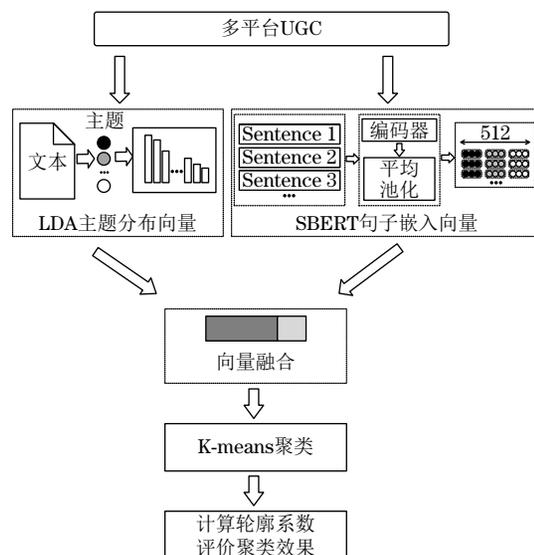


图2 融合向量构建流程

维数确定 K 值,计算轮廓系数,对LDA-SBERT模型与TF-IDF、LDA、SBERT 3类常用模型进行对比。

轮廓系数 $S(i)$ 是一种评价聚类效果的指标,结合内聚度和分离度,能够反映样本的分布情况和集中趋势。计算公式如式(1)~式(2)所示。

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (1)$$

$$a(i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j \neq i}^n d(i, j) \quad (2)$$

式中: $a(i)$ 代表样本的内聚度; j 代表与样本 i 在同一个类内的其他样本点; d 代表 i 与 j 的距离。 $a(i)$ 越小说明该类越紧密。 $b(i)$ 的计算方式与 $a(i)$ 类似,需要遍历其他类簇得到 $\{b_1(i), b_2(i), \dots, b_m(i)\}$,并从中选择最小的值作为最终结果。当 $a(i) < b(i)$ 时,类内距离小于类间距离;当 $a(i) > b(i)$ 时,类内距离大于类间距离;当 $a(i) = b(i)$ 时,类内距离等于类间距离, $S(i) = 0$,聚类效果不佳。轮廓系数的取值范围为 $-1 \sim 1$,且越接近1聚类效果越好。

2.3 情感分析

采用BERT模型来实现情感分析,使用公开数据集weibo_senti_100k对模型进行训练。weibo_senti_100k数据集是一个用于情感分析的数据集,包含10万条来自微博的文本数据,并且每条数据都包含了情感极性。采用交叉验证的方法,将10万条文本数据分为5个子集,多次训练和评估模型。加载中文预训练模型chinese-bert-wwm分词器,将训练集文本及其情感标签导入模型,选择AdamW优化器调整模型参数以最小化损失函数,设置学习率为 2×10^{-5} ,训练周期设置为3,通过5轮交叉验证,模型平均准确率达到90.52%。用训练后的模型进行情感分析,具体操作如图3所示。首先,

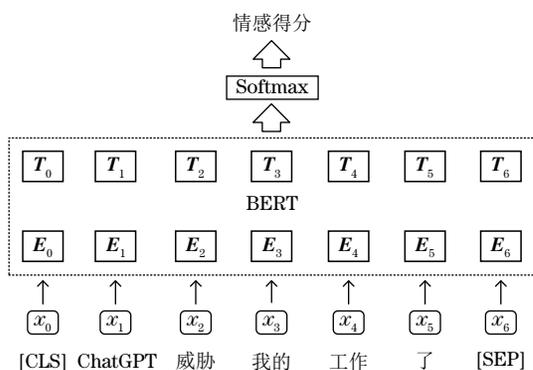


图3 情感分析流程

将包含[CLS]开始标记和[SEP]结束标记的嵌入序列 $x_0 \sim x_6$ 输入模型;输入词汇经过嵌入层处理后,生成词向量表示 $E_0 \sim E_6$,并输入BERT模型。然后,采用BERT模型进行编码,生成高级特征表示 $T_0 \sim T_6$ 。最后,利用带有Softmax激活函数的全连接层,将特征映射到积极与消极情感类别的预测概率分布。最终模型能准确识别UGC的情感倾向,并为其赋予情感得分,取值范围为 $-1 \sim 1$,越接近1表明情感倾向越积极,越接近 -1 表明越消极。

3 实证研究和结果分析

3.1 数据来源和预处理

以“ChatGPT”为检索词,利用Python爬取了2022年12月—2024年9月微博、知乎、抖音、B站、小红书、豆瓣平台的相关文本。为确保数据的可用性,结合Python的jieba库与自建的专业词汇词表进行分词,并采用哈工大的停用词表及自建的停用词表进行去停用词处理。各平台原始文本量与预处理后文本量如表1所示,除豆瓣平台因以影视评论为主,讨论ChatGPT的文本总量较少,其余平台文本量均超过7万条,总文本量超过90万条。数据预处理示例如表2所示。

表1 各平台原始文本量与预处理后文本量
单位:条

平台	原始文本量	预处理后文本量
微博	462 837	462 808
知乎	119 981	119 599
抖音	187 935	153 923
B站	141 209	120 504
小红书	93 011	77 125
豆瓣	8 699	7 186

表2 数据预处理示例

原始文本	预处理结果示例
那你让搜索引擎帮我写一个看网课的脚本试试 要定制化的我需要完美符合我的实际应用需求你看看你能不能用搜索引擎搜到但是gpt真的可以帮我写出来	搜索引擎、帮、写、看网、课、脚本、试试、定制、化、需要、完美、符合、实际、应用、需求、看看、不能、搜索引擎、搜、gpt、帮、写

3.2 主题分析

首先对每个平台的数据单独进行分析,从而得到

更细粒度的分析结果, 识别不同平台上主题分布的共性及差异。随后对跨平台的文本数据进行融合, 综合对比分析同一时期UGC的主题分布特征。

3.2.1 确定最佳主题数

主题一致性和困惑度是确定主题数的重要依据^[28-29]。按照一致性得分较高和困惑度相对较低的原则, 确定了每个平台的主题数: 微博5个、知乎4个、抖

音4个、B站4个、小红书4个、豆瓣3个。

考虑到分别对单个平台进行主题聚类, 每一主题下的主题词各不相同, 在进行不同平台之间的对比时可能因标准不统一而无法比较, 对每条UGC的来源进行标记, 将所有平台的文本作为原始文本, 经过统一的文本预处理, 并通过LDA-SBERT分析, 得到最终的主题分布。基于跨平台的融合文本, 得到主题一致性与困惑度随主题数的变化情况(见图4), 据此将主题数初步定为14个。

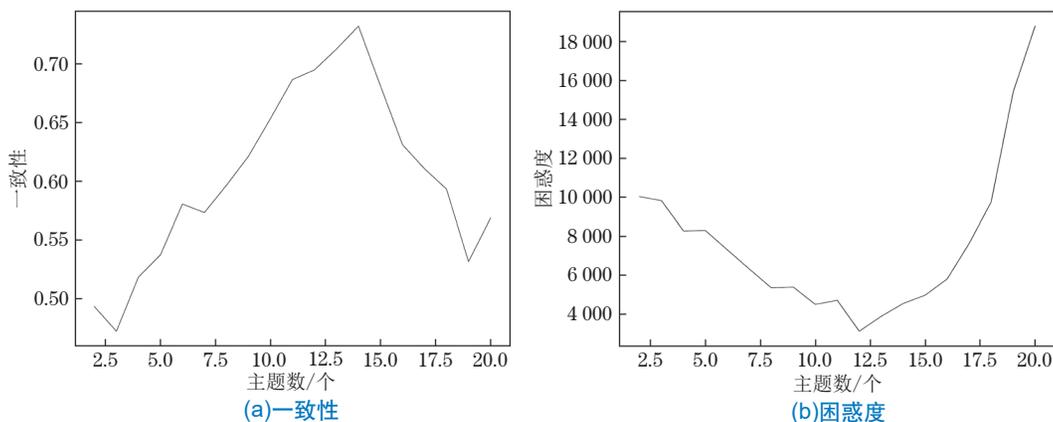


图4 主题一致性和困惑度随主题数的变化情况

3.2.2 单平台主题结果分析

结合最佳主题数, 完成每个平台的LDA-SBERT聚类分析, 并对聚类主题进行筛选和定义, 最终得到各平台的主题分布, 如表3所示。

各大平台UGC在主题特征上表现出一定共性。如“工作”“学习”“聊天”等词高频出现, 表明人们关注ChatGPT对学习、工作、生活的影响。与此同时, 不同平台的UGC具有差异化特征。具体而言, 微博用户话题最多元, 覆盖产品发布动态、未来人机关系等5个主题。平台定位也影响用户表达。其中: 小红书用户主要是年轻女性, 关注AI辅助心理疏导; 知乎以高学历用户为主, 较多讨论学术科研应用; 抖音聚焦于短视频创作, 尤其是视频生成工具Sora发布后, 有关ChatGPT内容创作潜力的讨论热度较高; B站以优质长视频为主, 视频集中于技术交流分享、用户体验分享等话题; 豆瓣用户更关注ChatGPT对就业市场的冲击等话题, 由于豆瓣是以影评为主要内容的平台, 有关ChatGPT的讨论量有限, 该分析可能存在一定的偏差。

3.2.3 跨平台主题对比分析

(1) 主题分布分析。为评价LDA-SBERT聚类的有效性, 通过计算轮廓系数, 将其与常用聚类方法进行对比, 结果如表4所示。LDA-SBERT的平均轮廓系数最高, 说明类簇内一致性较高, 模型聚类效果最好。

对跨平台融合文本进行LDA-SBERT主题分析, 得到的主题分类结果如表5所示。分析显示, 跨平台UGC主要集中在4个维度。在经济与产业影响方面, AI技术对宏观经济和产业的影响验证了“科学技术是第一生产力”的论断。技术应用与体验维度聚焦于用户的实际应用和主观体验, 特别是AI产品的发布和使用场景, 展示了AI在日常生活、工作和学习中的普及。在社会关系与影响方面, 公众关注AI对未来社会结构、就业市场和人类角色的重塑, 尤其是AI是否会取代部分工作岗位的讨论反映了公众对AI带来的风险的担忧。在安全与伦理风险维度, 公众关注未来AI发展中的潜在挑战, 尤其是数据隐私、国家安全和伦理问题。

为进一步探究平台间UGC的差异, 对各平台的主题分布情况进行统计, 结果如表6所示。从不同的平台

表3 单平台主题分布情况

平台	聚类数/个	聚类主题	主题词代表
微博	5	产品发布动态	苹果、微软、马斯克、谷歌、发布、合作、计划、投资、开发、最新
		未来人机关系	人类、工作、取代、未来、时代、生活、替代、思考、普通人、能力
		股票市场波动	市场、指数、涨停、股份、震荡、创业板、经济、大涨、股票、大盘
		国内AI研发进展	大模型、百度、文心一言、发布、国内、产品、公司、华为、腾讯、阿里
知乎	4	技术交流分享	用户、功能、技术、对话、数据、内容、训练、学习、代码、文本
		技术交流分享	模型、技术、训练、数据、语言、大模型、处理、自然语言、生成、研究
		用户体验分享	生成、功能、对话、文本、聊天、图片、视频、产品、文案、快速
		学术科研应用	论文、文章、文献、理解、润色、任务、指令、写作、修改、学术
抖音	4	未来人机关系	人类、能力、知识、回答、取代、理解、学习、意识、替代、思考
		用户体验分享	sora、数据、生成、文心一言、声音、专业、大模型、技术、工具、讯飞星火
		潜在风险威胁	人工智能、工作、失业、萝卜快跑、消费、赚钱、外卖、无人驾驶、出租车、取代
		内容创作潜力	AI绘画、牛逼、视频、好看、曝光、游戏、爱你、可爱、逼真
B站	4	未来人机关系	科技、未来、创造、生活、意识、控制、行业、硅基、淘汰、改变
		未来人机关系	人类、发展、技术、社会、人工智能、生产力、资本、宇宙、创造、进步
		用户体验分享	百度、必应、openai、注册、谷歌、搜索、账号、浏览器、插件、使用
		应用场景讨论	游戏、视频、使用、软件、内容、生成、代码、平台、产品、聊天
小红书	4	技术交流分享	问题、模型、学习、回答、理解、训练、技术、答案、生成、逻辑
		辅助心理疏导	心理、情绪、抑郁症、帮助、治疗、工具、情感、解决、焦虑、生活
		技术交流分享	下载、请问、手机、账号、注册、谷歌、链接、软件、查看、国内
		用户体验分享	kimi、豆包、比较、聊天、回答、文心一言、产品、sora、讯飞星火、好用
豆瓣	3	教育教学应用	辅导、学习、孩子、论文、专业、限制、润色、智障、老师、查重
		就业市场冲击	工作、失业、对话、问题、学习、生成、替代、关系、发疯、机器
		未来人机关系	人类、取代、科技、发展、未来、恐怖、情感、文字、可怕、智能
		技术交流分享	问题、技术、生成、模型、工具、数据、代码、注册、行业、训练

表4 4个主题建模方法对应的平均轮廓系数

主题建模方法	平均轮廓系数
TF-IDF	0.44
LDA	0.49
SBERT	0.55
LDA-SBERT	0.63

来看,小红书、抖音是分享生活的平台,用户体验分享、学术科研应用等的讨论度尤其高。小红书是以图文为主的社交媒体,其中“ChatGPT注册保姆级教程”“科研人必备的ChatGPT指令集合”等教程类讨论内容居

多;而抖音涉及的内容更加广泛,数据安全风险的讨论度相对较高。知乎用户关注技术交流分享,其中如何训练ChatGPT、ChatGPT带来的经济效益等内容具有较高讨论度。B站作为兼顾知识性和娱乐性的长视频平台,社交属性较弱,未来人机关系、用户体验分享等内容有较高的讨论度。豆瓣作为一个高度圈层化的网络社区,平台内部活跃度相对较低,话题范围局限,且主题分布与其他平台类似;但由于文本量有限,该分析可能存在偏差。微博中UGC的综合性最强,14个主题都

表5 跨平台的主题分类结果

维度(编号)	主题(编号)	主题词
经济与产业影响(1)	股票市场波动(1)	板块、指数、震荡、概念、创业板、市场、涨停、个股、概念股、大盘
	国际科技发展格局(2)	落后、学生、研究、人才、英伟达、教育、美国、国内、技术、芯片
	国内AI研发进展(3)	大模型、华为、发布、盘古、阿里、讯飞星火、百度、文心一言、国产、通义千问
	宏观经济效应(4)	科技、概念、发展、中国、行业、芯片、产业、全球、投资、经济
技术应用与体验(2)	产品发布动态(5)	openai、机器人、用户、公司、微软、推出、使用、发布、谷歌、宣布
	用户体验分享(6)	知道、感觉、喜欢、产品、豆包、首款、聊天、话题、智障、聊聊
	内容创作潜力(7)	视频、工具、sora、内容、绘画aigc、设计、文案、创作、语音
	学术科研应用(8)	老师、翻译、论文、作业、英语、学习、英文、代码、学生、生成
社会关系与影响(3)	技术交流分享(9)	模型、能力、训练、用户、对话、提示、任务、prompt、输入、答案
	未来人机关系(10)	人类、工作、取代、未来、发展、机器人、替代、职业、能力、失业
	社会舆论环境(11)	文心一言、评论、文章、回答、头条、评价、微博、配文、讨论、科技、爆火
安全与伦理风险(4)	就业市场冲击(12)	技术、普通人、工作、唯一、问题、解决、强烈推荐、离不开、能力、依靠
	未来科技前景(13)	openai、技术、全球、大模型、科技、发展、对话、未来、宣布、企业
	数据安全风险(14)	中国、回答、信息、价值、国家、数据、安全、鸿蒙、法律、禁止

表6 各平台的主题分布情况

维度	主题	文本量/条 (占比/%)						合计
		微博	知乎	抖音	B站	小红书	豆瓣	
经济与产业影响	股票市场波动	21 231 (4.6)	136 (0.1)	333 (0.2)	196 (0.2)	990 (1.3)	31 (0.4)	22 917 (2.4)
	国际科技发展格局	14 233 (3.1)	579 (0.5)	3 455 (2.2)	2 811 (2.3)	1 802 (2.3)	124 (1.7)	23 004 (2.4)
	国内AI研发进展	13 335 (2.9)	927 (0.8)	6 262 (4.1)	3 513 (2.9)	3 365 (4.4)	201 (2.8)	27 603 (2.9)
	宏观经济效应	36 656 (7.9)	5 013 (4.1)	3 451 (2.2)	2 167 (1.8)	982 (1.3)	80 (1.1)	48 349 (5.1)
技术应用与体验	产品发布动态	43 156 (9.2)	2 591 (2.2)	1 873 (1.2)	1 931 (1.6)	970 (1.3)	159 (2.2)	50 680 (5.4)
	用户体验分享	38 987 (8.4)	4 192 (3.5)	39 516 (25.7)	21 696 (18.0)	14 992 (19.4)	1 094 (15.2)	120 477 (12.8)
	内容创作潜力	33 467 (7.2)	7 383 (6.1)	20 727 (13.5)	18 949 (15.7)	12 301 (16.0)	974 (13.6)	93 801 (10.0)
	学术科研应用	63 288 (13.7)	3 655 (3.1)	17 745 (11.6)	15 290 (12.7)	14 449 (18.5)	1 495 (20.8)	115 922 (12.3)
社会关系与影响	技术交流分享	48 050 (10.4)	71 858 (60.1)	5 740 (3.7)	16 561 (13.8)	12 313 (16.0)	928 (12.9)	155 450 (16.5)
	未来人机关系	54 464 (11.7)	16 988 (14.1)	38 599 (25.1)	26 530 (22.0)	9 336 (12.1)	1 582 (22.0)	147 499 (15.7)
	社会舆论环境	39 171 (8.5)	2 844 (2.4)	2 640 (1.7)	3 554 (3.0)	2 299 (3.0)	202 (2.8)	50 710 (5.4)
安全与伦理风险	就业市场冲击	11 375 (2.5)	63 (0.1)	193 (0.1)	173 (0.1)	123 (0.2)	14 (0.2)	11 941 (1.3)
	未来科技前景	34 000 (7.4)	2 580 (2.2)	2 092 (1.4)	2 033 (1.7)	1 236 (1.6)	112 (1.6)	42 053 (4.5)
	数据安全风险	11 395 (2.5)	790 (0.7)	11 297 (7.3)	5 100 (4.2)	1 967 (2.6)	190 (2.7)	30 739 (3.3)

有一定的讨论度,且主题分布较为均衡。

(2)主题演化分析。按照维度分组,以主题文本量表征讨论度,绘制各维度下不同主题的讨论度随时间的演化趋势图(见图5)。维度1中,主题4的讨论度呈现明显的波动式上升趋势,这反映出ChatGPT带来的经济效应越来越受到人们的重视。主题3的讨论度相对高一些,在2023年3月与2023年10月存在小高峰,这可能与国内头部大模型文心一言的发布与升级有关。而主题1、主题2讨论度相对平稳,总体偏低。

维度2中,主题5讨论度相对较低,呈先上升后下降的趋势,且在2022年12月ChatGPT发布后不久、2023年3月百度文心一言和GPT-4发布、2024年2月Sora发布时讨论度有所升高,可以解释为公众对于新产品的讨论热度较高,但此后的产品缺少亮点,讨论度下降。主题6、主题7和主题8的讨论度随着时间的演变呈明显的上升趋势,这说明大众对于ChatGPT的使用体验、内容创作、科研应用的讨论热情越来越高。主题9的讨论度在ChatGPT发布后逐渐上升,并稳定在一个较高值,结合上文分析发现,该主题主要在知乎平台被讨论,这也反映出该平台对于知识类话题的稳定关注。

维度3中,主题10的讨论度持续较高,呈上升趋势,说明ChatGPT的出现引起了人们对于人与科技关系的持久和广泛的讨论。主题11、主题12的讨论度相对平稳。

维度4中,主题13总体讨论度不高,有一定的波动性,且在2022年12月ChatGPT发布后不久、2023年3月百度文心一言和GPT-4发布、2024年2月Sora发布时,出现明显的峰值,这反映出创新性较大的产品的发布会激发人们对于未来科技发展的讨论。主题14的讨论

度在2023年年初ChatGPT被曝泄露数据、2024年6月ChatGPT连续两次大规模宕机时出现波动,反映出人们对于数据安全的担忧。

3.3 情感分析

首先对总体文本进行情感分析,以了解大众对于ChatGPT的总体情感态度。然后分主题、平台对比大众对于ChatGPT情感态度的差异。最后从文本中筛选代表公众情感的关键词,绘制情感气泡图,更细致地分析公众具体的情感。

3.3.1 总体情感分析

总体情感演化趋势如图6所示,自ChatGPT问世以来,公众的情感得分的波动相对较大,但始终保持在-0.1~0.1。具体来看,2022年12月—2023年1月,公众情绪逐渐高涨并达到顶峰,这可能源于在ChatGPT发布早期,生成式AI是新鲜事物,人们受到好奇心的驱使而产生兴奋情绪,情感得分迅速上升。随后,2023年2—5月,网络平台上出现了大量AI生成的虚假文字和图片,致使公众难以辨别其真伪,负面新闻和争议事件使得人们开始担忧AI大规模使用的风险与隐患,催化了反对者声音的出现和传播。2023年6—8月,国内大模型厂商后来居上,科大讯飞、百度等科技公司在这一阶段相继推出了自家的大模型产品。在“百模大战”的背景下,相关产业和市场经济形势一片向好,同期的公众情绪也表现出积极的波动态势。2023年12月25日,

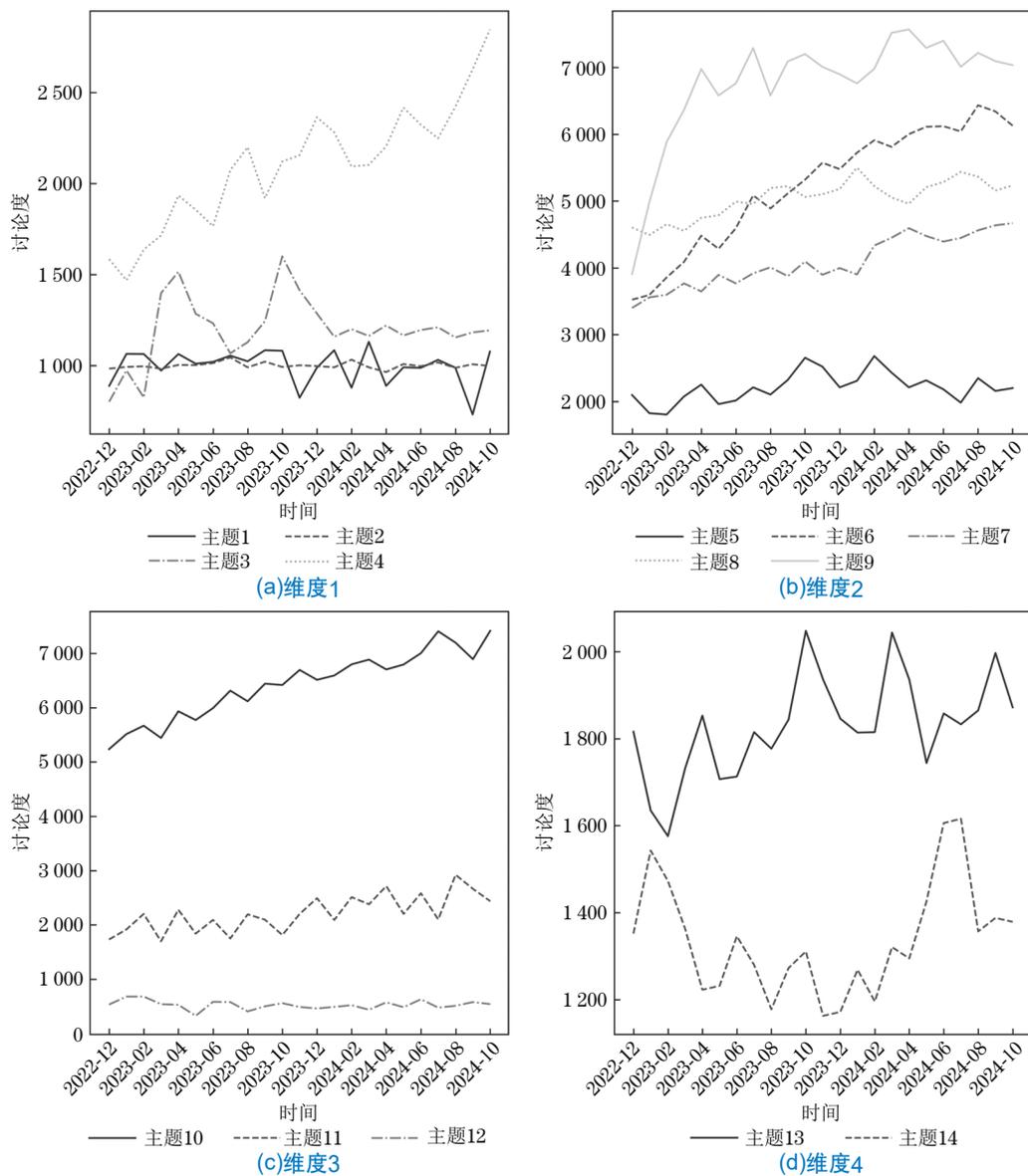


图5 各维度下不同主题的讨论度随时间的演化趋势

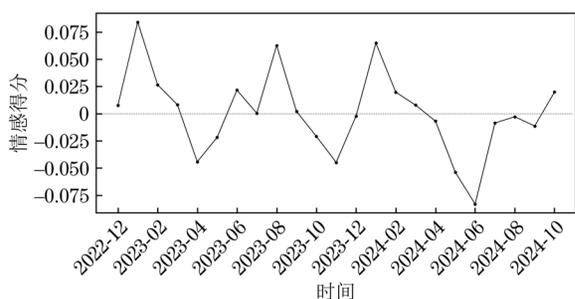


图6 总体情感演化趋势

OpenAI宣布了2024年计划,包括推出更强大的GPT-5模型、更好的语音模型和视频模型等目标。带着对高性能AI产品的憧憬,人们关于ChatGPT的讨论逐渐偏向积极态势。然而,2024年6月公众情绪迎来了又一个低

谷期,当月ChatGPT遭遇了近8小时的大规模宕机,近百万用户无法使用,这使得关于ChatGPT的情感得分降低到最低值。此后情感得分迅速回升,并维持在0附近。从整体上看,公众对于ChatGPT的情感态度逐渐趋于理性和成熟,生成式AI作为一项新兴的技术也正在被广泛理解和接受。

3.3.2 主题情感分析

(1) 主题情感分布。主题情感分布图(见图7)显示,不同主题对公众情绪的影响存在差异,以中性和负面影响居多。如用户对主题3(0.12)、主题5

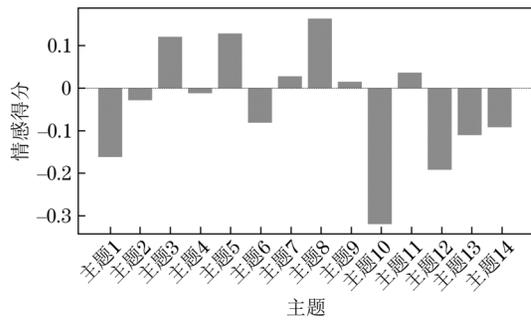


图7 主题情感分布

(0.13)、主题8 (0.16) 持有积极态度。一方面, 作为前沿科技的代表, ChatGPT的发布引发了公众对高新技术的关注, 也促使公众对国内AI技术发展持有期待和信心。另一方面, ChatGPT可以辅助人们完成作业与科研工作, 公众普遍认可其在教育领域的实用性和帮助。此外, 主题7 (0.03) 和主题9 (0.01) 涉及内容与技术等中性话题, 公众对这两个主题的态度相对稳定, 且偏向中性。相较之下, 用户对部分主题呈现出显著的负向情绪, 尤其是与就业和安全相关的讨论。其中, 用户对主题10 (-0.30) 和主题12 (-0.20) 表现出强烈的消极情感, 这可能是因为当前

年轻人失业问题严重, AI技术的兴起进一步加剧了公众对就业威胁的忧虑。对工作机会减少的顾虑超过了人们对技术发展带来的生产力解放的积极情绪, 使得主题13 (-0.11) 情感得分较低。主题1 (-0.16) 因中国股市长期低迷而获得较低的情感得分, 公众对ChatGPT的商业前景普遍持谨慎态度。用户对主题6 (-0.08) 的情感较为复杂, 因社交平台上的内容多为对产品的吐槽, 用户的负面情绪略多于正面情绪。

(2) 主题情感演化。按照维度分组, 绘制了各维度下不同主题情感随时间的演化趋势图(见图8)。可以看出, 维度1中, 主题1情感得分始终较低, 这与中国股市持续低迷, 相关话题讨论普遍较负面有关。主题2情感得分波动较大, 这与国内外大模型发展的差距这一争议性话题受到广泛讨论有关。2023年3月中旬百度文心一言发布, 2023年10月中旬百度推出性能更强的文心一言4.0, 可以看出国产头部大模型的发布在一定程度上使公众对于国际科技发展格局有了更加积极的情绪。主题3得分也有较大的波动性: 在ChatGPT发布的前两个月内, 该主题情感得分持续较低; 2023年3月百度文心一言等国产大模型纷纷诞生, 这使得关于主题3的情感

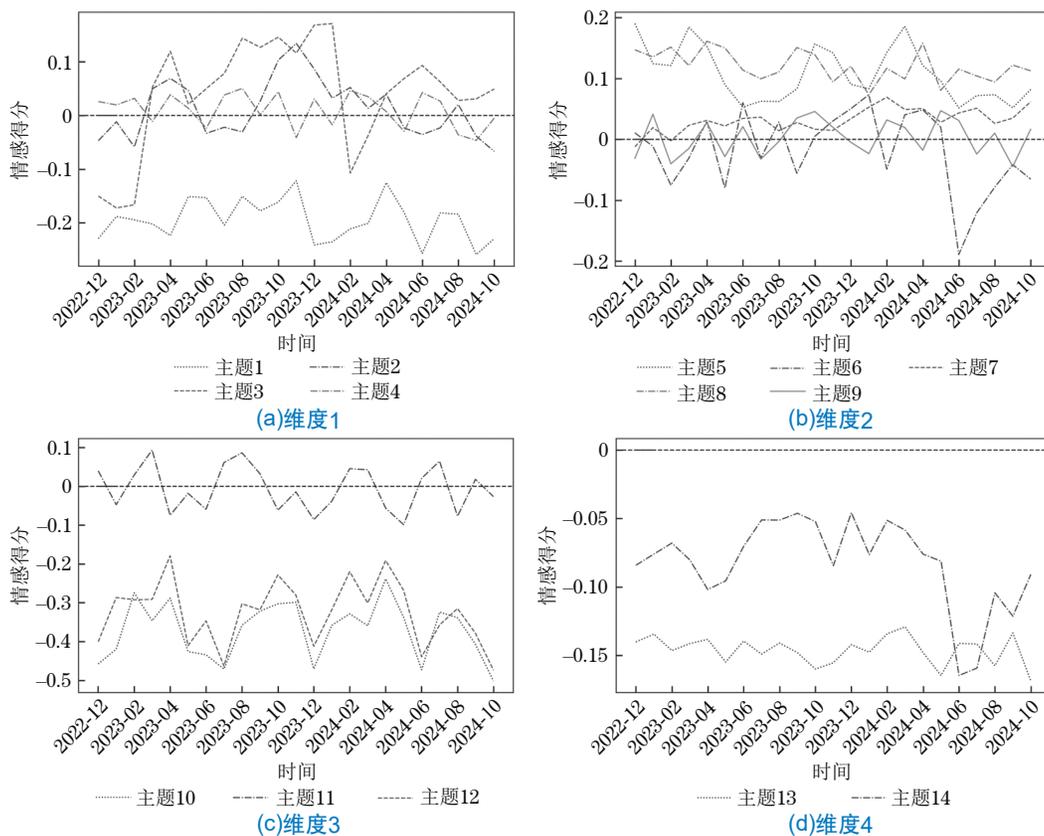


图8 各维度下不同主题情感随时间的演化趋势

得分迅速上升并维持在一个较高的水平；2024年2月，OpenAI发布了视频生成模型Sora，再一次让大众看到了国内外AI发展的差距，情感得分骤降；而后国内大模型迅速跟进，快手可灵AI、字节即梦AI等相继发布，使得情感得分回升，并维持在一个较高的水平。主题4的情感得分在0附近徘徊，说明公众对于ChatGPT本身对于宏观经济的影响持较为中性的态度。

维度2中，主题5情感得分一直较高，且在2022年12月ChatGPT发布不久、2023年3月文心一言发布、2024年2月Sora发布时出现明显的峰值。主题6的情感得分波动性很大，在2024年6月，情感得分大幅下降，这可以解释为2024年6月ChatGPT两次大规模宕机导致了用户体验感下降。主题7情感得分在2024年2月Sora发布后上升比较明显，主题8情感得分较高且相对比较稳定，这反映出ChatGPT在辅助科研方面有着比较稳定且良好的作用。主题9的情感得分在0附近波动，这与这类话题的情感偏向中性有关。

维度3方面，主题10和主题12情感得分持续较低，且二者情感得分变化趋势较为一致，可以解释为ChatGPT引发人们对于技术替代人类的担忧，加上就业环境的持续低迷，人们对于未来人机关系并不具有信心。主题11的情感得分总体相对稳定，这可能与该主题涵盖范围较广，对积极和消极话题都有涉及有关。

维度4中，主题13的情感得分相对平稳，总体不高，可能是由于就业市场长期低迷，科技发展对就业市场的冲击抑制了人们对于科技解放生产力的积极情绪。主题14情感得分始终为负，这反映出大众对于ChatGPT数据安全的持续而普遍的不信任，2023年3月传出的多起ChatGPT隐私泄露事件以及2024年6月ChatGPT两次大规模宕机都加重了公众对于ChatGPT隐私保护的担忧。

3.3.3 平台情感分析

各平台情感得分情况（见图9）显示，B站、微博、抖音、豆瓣等平台的情感得分为负数，小红书和知乎为正数。结合前文的平台用户特征讨论和主题分析结果，B站主要内容为优质长视频，用户主要为年轻人，对于知识类、科技类话题的关注度较高，因此内容创作、技术交流等中性话题的讨论度很高，未来人机关系这一充满争议性的话题的讨论度也很高，总体情感得分偏低。微博平台中关于ChatGPT的讨论内容十分广泛，人

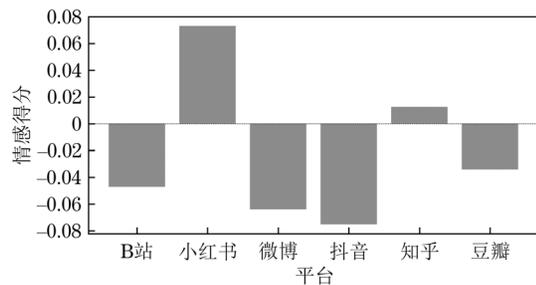


图9 各平台情感得分情况

机关系、科技前景、宏观经济效应等容易引发对立的话题讨论度很高，故总体情感得分偏低。抖音平台用户呈现多元化的特点，用户体验、人机关系、安全风险等话题的讨论度较高，尤其是ChatGPT几次出现数据泄露问题，使得安全风险话题的讨论较多，从而使得情感得分偏低。豆瓣平台内容偏文艺，用户无性别倾向，关于内容创作、学术科研、技术交流等中性话题的讨论占比很高，而用户体验、人机关系、数据安全等也有一定的讨论度，总体情感得分稍低于0；但由于豆瓣平台中ChatGPT的讨论量有限，这一分析可能存在一定的偏差。小红书平台以年轻的女性用户为主，她们乐于分享自己的生活，对ChatGPT的使用体验、如何训练ChatGPT以及ChatGPT在学术科研中的应用等较为积极的话题讨论度很高，故小红书情感得分较高。而知乎平台用户主要分布在沿海发达地区，整体偏年轻化，讨论内容偏理性和严肃化，主要为关于ChatGPT的技术探讨，话题偏中性，此外ChatGPT的科研应用、未来科技前景、未来人机关系等争议性话题的讨论度相当，总体情感得分趋近于0。

3.3.4 公众情感态度分析

从文本中筛选出代表公众情感的关键词，以其所在句子的情感得分为该词的得分。计算包含该词的所有句子的平均情感得分，并绘制ChatGPT情感分析气泡图（见图10），其中横轴为平均情感得分，纵轴为词频，气泡大小表示词频高低。从图10可以看出，公众对于ChatGPT的看法存在明显的分歧。一方面，支持者们看到了AI技术在提高工作效率、推动创新等方面的巨大潜力。尤其是在提高工作效率方面，生成式AI可以协助人们进行翻译、学习、科研，撰写文章和代码，将人们从繁重的工作中解放出来，减轻了人们的压力。同时，他们也表示出对ChatGPT提供情绪价值、给予陪伴的满

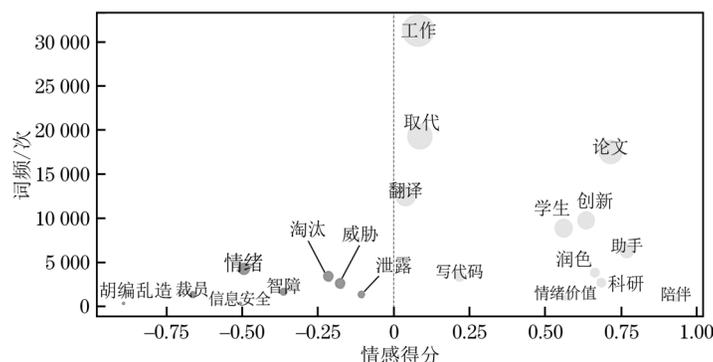


图10 ChatGPT情感分析气泡图

意。该发现提示研发者要注重人机交互的温度, 加强AI的情感支持能力也是提高用户满意度的重要手段。另一方面, 反对者们担忧AI可能带来信息安全问题、就业冲击、数据隐私泄露等风险。生成式AI可能会被用于制造虚假信息, 对社会造成不良影响, 或者在某些行业替代人类工作, 导致失业问题。此外, 大模型的训练和应用过程可能会涉及大量个人数据的使用, 这引发了公众对隐私保护的担忧。相关企业应该同样重视反对者的发声, 在未来推进技术发展的同时规避和解决这些潜在问题。

4 结语

本文研究结果表明, 公众关注的ChatGPT主题多元, 关于其是否会代替人类引发失业的主题讨论度最高, 其次是经济发展、生活体验、政治安全等方面的社会影响。情感分析结果显示, 公众对ChatGPT的态度呈现多元包容的特征, 赞扬与批评共存。针对本文分析得出的公众对ChatGPT的认知和情感态度情况, AI厂商应努力提升产品性能, 确保数据安全, 防止用户隐私泄露, 同时充分考虑用户使用需求, 多方面完善产品功能, 如提供产品配套的方法教程、加强AI情感支持等; 政府与管理者应当关注新一代AI所引发的一系列社会矛盾与伦理问题, 并完善法律、政策; 社会大众应理性看待新技术的发展, 保持独立思考, 防止过度依赖AI而丧失创造性。

本文仍存在可优化的空间: ①仅获取了国内社交平台数据, 未来可获取国际平台数据, 分析国内外关注点差异; ②豆瓣平台文本量较少, 对比分析时可能存在偶然性误差; ③由于数据限制, 无法识别同一用户在使用不同平台时的关注点差异, 未来可作进一步深入探讨。

参考文献

- [1] 100+ ChatGPT statistics 2024[EB/OL]. [2024-11-15]. <https://www.aiprm.com/chatgpt-statistics/>.
- [2] O'REILLY T. What is web 2.0?: design patterns and business models for the next generation of software[M]//The Social Media Reader. Rochester: New York University Press, 2012: 32-52.
- [3] 刘佳佳, 韩毅, 周剑. 体验视角下用户生成内容可信度判断研究[J]. 图书情报工作, 2025, 69(4): 67-76.
- [4] 陈隽柏, 吴国平, 张童, 等. 语言学视角下人工智能生成内容与用户生成内容的对比研究: 以在线医疗服务场景为例[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(9): 192-201.
- [5] 程思宇, 阮建海, 邓小昭. 用户生成内容(UGC)平台用户数字囤积行为影响因素研究: 以小红书为例[J]. 图书情报工作, 2024, 68(4): 58-69.
- [6] 王松, 骆莹, 刘新民. 基于文本语义与关联网络双链路融合的用户生成内容价值早期识别研究[J]. 数据分析和知识发现, 2023, 7(11): 101-113.
- [7] 极光研究[2023年Q3移动互联网行业数据研究报告[EB/OL]. [2024-12-28]. <https://www.moonfox.cn/insight/report/1328>.
- [8] 曾繁旭, 黄广生. 网络意见领袖社区的构成、联动及其政策影响: 以微博为例[J]. 开放时代, 2012(4): 115-131.
- [9] 毕达天, 孔婧媛, 米艳霖, 等. UGC跨平台投放对受众信息行为的影响研究[J]. 图书情报工作, 2023, 67(16): 76-87.
- [10] 陶兴, 张向先, 张莉曼, 等. 网络学术社区跨平台用户生成内容知识聚合研究[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(7): 151-156.
- [11] 胡媛, 蒋天森, 古淋鑫, 等. 跨平台社交媒体用户生成内容差异研究[J]. 情报科学, 2024, 42(4): 69-78.
- [12] SAM S. Early applications of ChatGPT in medical practice, education and research[J]. Clinical Medicine, 2023, 23(3): 278-279.

- [13] 张智雄, 于改红, 刘熠, 等. ChatGPT对文献情报工作的影响[J]. 数据分析与知识发现, 2023, 7 (3): 36-42.
- [14] DING L, LI T, JIANG S Y, et al. Students' perceptions of using ChatGPT in a physics class as a virtual tutor[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2023, 20 (1): 63.
- [15] TANGADULRAT P, SONO S, TANGTRAKULWANICH B. Using ChatGPT for clinical practice and medical education: cross-sectional survey of medical students' and physicians' perceptions[J]. JMIR Medical Education, 2023, 9: e50658.
- [16] LEE Y W. Analysis of college students' perception about generative artificial intelligence ChatGPT[J]. The Treatise on the Plastic Media, 2023, 26 (4): 46-55.
- [17] 段荟, 张海, 王东波. 信息资源管理领域科研人员对ChatGPT态度、认知及应对策略研究[J]. 情报理论与实践, 2023, 46 (7): 17-24.
- [18] 王益君, 董韵美. 公众对人工智能的认知与情感态度: 以ChatGPT为例[J]. 知识管理论坛, 2024, 9 (1): 16-29.
- [19] 聂思言, 杨江华. 多维视角下新一代人工智能技术的公众感知研究[J]. 情报杂志, 2024, 43 (9): 130-138.
- [20] LIU Y T, LYU Z W. Changes in public perception of ChatGPT: a text mining perspective based on social media[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2024: 1-15.
- [21] 王文雨. 社交媒体中公众对ChatGPT的认知与态度研究: 基于社会网络视角的微博文本数据分析[J]. 新媒体研究, 2023, 9 (18): 97-101.
- [22] 侯裕馨. 基于主题情感的ChatGPT用户在线评论分析: 以bilibili平台为例[J]. 情报探索, 2024 (3): 47-55.
- [23] 王冲, 张雅君, 王娟. 社会大众如何看待生成式人工智能在教育中的应用?: 对B站ChatGPT话题弹幕文本的舆情主题与情感分析[J]. 图书馆论坛, 2024, 44 (10): 61-71.
- [24] 陈晓美, 高铨, 关心惠. 网络舆情观点提取的LDA主题模型方法[J]. 图书情报工作, 2015, 59 (21): 21-26.
- [25] 徐月梅, 曹晗, 王文清, 等. 跨语言情感分析研究综述[J]. 数据分析与知识发现, 2023, 7 (1): 1-21.
- [26] REIMERS N, GUREVYCH I. Sentence-BERT: sentence embeddings using Siamese BERT-networks[C]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2019: 3982-3992.
- [27] 阮光册, 黄韵莹. 融合Sentence-BERT和LDA的评论文本主题识别[J]. 现代情报, 2023, 43 (5): 46-53.
- [28] RÖDER M, BOTH A, HINNEBURG A. Exploring the space of topic coherence measures[C]//Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York: ACM Press, 2015: 399-408.
- [29] 杨洋洋. 突发公共舆情事件主题分异与情感缓释模式分析: 基于UGC与AIGC的比较研究[J/OL]. 情报杂志: 1-9[2024-12-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1167.G3.20241011.1730.002.html>.

作者简介

黄本涛, 男, 本科生, 研究方向: 社交媒体分析、社会化媒体数据挖掘。

李臻, 女, 硕士研究生, 研究方向: 社交媒体与用户行为、用户在线健康行为。

吴红, 女, 博士, 副教授, 博士生导师, 通信作者, 研究方向: 信息用户与服务、医疗健康大数据与人工智能, E-mail: hongwu@hust.edu.cn。

郭姗姗, 女, 硕士研究生, 研究方向: 数字资源管理、互联网医疗。

Public Perception of ChatGPT: A Study of Themes and Sentiments Based on Cross-Platform User Generated Content

HUANG BenTao LI Can WU Hong GUO ShanShan

(School of Medicine and Health Management, Tongji Medical College of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430030, P. R. China)

Abstract: User generated content (UGC) plays a key role in understanding the attitudes of different user groups towards emerging technologies. We can comprehensively evaluate the public's attitudes towards ChatGPT through cross-platform content analysis. Based on the UGC of six social media platforms, the LDA-SBERT model is constructed through vector fusion to deeply mine the implicit topic features in UGC. The Chinese sentiment analysis model BERT-wvm is further used to analyze the public's emotional attitudes under different topics and platforms. The study shows that ChatGPT-related UGC can be classified into 14 categories in four dimensions: economic and industrial impact, technical application and experience, social relations and impact, and security and ethical risks. Cross-platform comparisons show that the discussion of related topics between platforms has both commonalities and characteristics, showing different platform characteristics. The sentiment analysis results show that due to differences in cognitive perspectives and future expectations, the public's attitude towards ChatGPT is obviously polarized. This study not only helps technology developers and policymakers better understand public attitudes toward AI technology, but also provides theoretical support for content management and public opinion guidance on social media platforms.

Keywords: Cross Platform; ChatGPT; Social Media; User Generated Content; LDA-SBERT Model; Public Perception

(责任编辑: 王玮)