

生成式AI环境下社交媒体信息迷雾的 影响因素与生成路径*

——基于SEM与fsQCA的实证分析

孟玺¹ 王玥¹ 杨伟强¹ 李庆霜¹ 郭亚军²

(1. 中国人民公安大学国家安全学院, 北京 100038; 2. 郑州航空工业管理学院信息管理学院, 郑州 450015)

摘要: 探究生成式AI环境下社交媒体信息迷雾的影响因素与生成路径, 有助于完善我国网络空间安全治理体系, 为网络信息生态优化提供理论参考。本研究基于信息生态理论、精细加工可能性模型与情绪感染理论构建社交媒体信息迷雾生成机制模型, 采用结构方程模型(SEM)与模糊集定性比较分析(fsQCA)相结合的方法, 对520份问卷数据进行实证分析。SEM结果显示, 信息过载、交互氛围、感知个性化、信息有用性正向显著影响认知偏差和情绪感染, 进而影响社交媒体信息迷雾生成, 且认知偏差的路径系数高于情绪感染, 是直接影响信息迷雾生成的最关键变量, 感知拟人化通过情绪感染间接影响信息迷雾生成, 信源可信度对社交媒体信息迷雾生成无显著影响; 通过fsQCA方法分析发现3条触发社交媒体信息迷雾的路径。

关键词: 生成式AI; 社交媒体; 信息迷雾; 影响因素; SEM; fsQCA

中图分类号: G203 DOI: 10.3772/j.issn.1673-2286.2025.08.003

引文格式: 孟玺, 王玥, 杨伟强, 等. 生成式AI环境下社交媒体信息迷雾的影响因素与生成路径: 基于SEM与fsQCA的实证分析[J]. 数字图书馆论坛, 2025, 21(8): 23-34.

2025年初, DeepSeek成功突破算力瓶颈, 推动人工智能生成内容(AIGC)技术实现代际跃迁。这一突破推动了AIGC技术与社交媒体平台深度耦合, 驱动信息内容个性化与高效化生成。AIGC在重构信息生态的同时, 也加剧了信息迷雾的生成与扩散。信息迷雾是一种人为导致的、误导决策的不确定的信息氛围^[1], 具有蓄意性、虚假性、传播性和误导性^[2], 本质是通过操纵性叙事干扰公众认知。社交媒体信息迷雾是信息迷雾在平台算法语境下的衍生形态, 表现为技术驱动下的信息失真与传播失衡。信息迷雾不仅削弱用户信息甄别能力, 还可能引发集体非理性行为, 对国家安全与社会

秩序造成严重威胁。

生成式AI驱动的社交媒体信息环境中, 信息迷雾呈现出显著的技术性异化特征, 主要表现为3个方面。①算法介导的大规模瞬时扩散。生成式AI依托强大算力和数据, 可在毫秒内自动生成内容并通过社交机器人即时推送, 使迷雾信息迅速覆盖全球。②隐蔽性增强。高度拟人化显著正向影响用户的印象好感度、印象鲜明度、印象全面度^[3], 形成“反恐怖谷效应”下的情感信任陷阱。③诱导更为精准。生成式AI算法通过计算宣传将信息精准投放至目标人群^[4], 使具有偏见性的信息迷雾以“个性化服务”的形态广泛扩散。

收稿日期: 2025-07-11

*本研究得到中央高校基本科研业务费基金项目“公安大数据智能分析过程中算法风险与规制研究”(编号: 2024JKF21)、国家社会科学基金项目“算法分发环境下隐性数字弱势群体信息公平实现路径研究”(编号: 22CTQ038)资助。

这种异化的根源在于生成式AI对信息生态的深度介入,其通过高仿真内容生产、算法协同传播、社交机器人操纵等机制实现全流程渗透,并利用对抗性生成技术规避信息验证,深刻影响了社交媒体信息迷雾的生成。基于此,本研究聚焦AIGC所形塑的新型信息生态,解析社交媒体信息迷雾生成的影响因素及触发路径,为破解生成式AI环境下信息生态治理困境提供理论范式与应用参考。

1 相关研究

1.1 信息迷雾研究

信息迷雾最初用于描述信息生态中过量、模糊与失真的信息状态,指个体在多元信息交织、真伪难辨的环境中出现的认知模糊与判断失准现象。相关研究聚焦传统媒体与互联网早期环境中信息供需的不平衡现象,主要从4个方面展开。①概念界定与阐释。传统的信息迷雾概念侧重信息过载与认知不确定性,强调其本质是通过信息过载^[5]、选择性呈现^[6]与来源模糊化^[7]等方式操纵认知并制造认知偏差。②成因机制分析。有研究基于系统论与生命周期理论,强调信息迷雾的形成与社会政治环境、媒介结构、受众心理偏差等宏观变量的相关性^[8]。③大国战略竞争中的应用。信息迷雾被视为大国博弈的重要战略工具,通过加剧认知偏差与信息不确定性重塑国际力量格局^[9]。④应对与治理策略。传统治理以政策规制、媒介规范与素养教育为主要手段,注重外部制度干预与公信力重建^[10],并借鉴西方治理经验^[11],构建立体化防控网络。

1.2 社交媒体信息迷雾研究

与传统信息迷雾相比,社交媒体信息迷雾的内涵已扩展至由算法、平台与用户行为共同塑造的具有蓄意性的信息失真与传播失衡现象。相关研究主要集中于4个方面。①概念界定与理论拓展。研究多从信息特征^[12]、环境特征^[13]双重视角进行界定,指出信息迷雾源于算法放大与社群结构的反馈循环。②特征识别与技术检测。数据科学范式下现有研究多将机器学习视为关键技术手段,聚焦于传播特征^[14]、主体特征^[15]和技术风险特征^[16]等识别方法。③成因要素与传播机制。成

因研究围绕传播过程^[2]、传播主体^[15]两个方面,一部分研究构建了社交媒体信息迷雾多阶段演化模型,另一部分则强调了社交机器人、深伪生成模型在迷雾生成与扩散中的重要作用。④危害与治理策略。危害层面的研究主要涵盖个体层面的用户信息行为失控^[17]、社会层面的群体恐慌与社会失序^[18]以及国家层面的战略安全威胁^[19]等;治理层面的研究从过去的媒介伦理扩展至生态治理^[20]、技术防控^[21]、素养提升^[22]等维度。

尽管上述研究取得了若干成果,但仍存在以下不足:①研究视角缺失,当前研究多囿于传统社交媒体框架,未能关注生成式AI所形塑的新型信息生态场域及其催生的迷雾新特征;②实证研究不足,现有成果多集中于理论阐释,针对社交媒体信息迷雾生成机制的实证研究相对匮乏;③成因要素研究缺乏系统性,主要探讨各要素对迷雾生成的直接作用,缺乏对各要素间复杂因果关系的探讨。

本研究基于信息生态理论、精细加工可能性模型、情绪感染理论探究生成式AI环境下社交媒体信息迷雾的影响因素与生成路径,采用结构方程模型(SEM)与模糊集定性比较分析(fsQCA)相结合的方法,尝试回应以下问题:①社交媒体信息环境中,以认知偏差、情绪感染为代表的信息主体因素,以信息过载、交互氛围为代表的信息环境因素,以感知拟人化、感知个性化为代表的信息技术因素,以及以信息有用性、信源可信度为代表的信息内容因素如何影响信息迷雾生成;②信息主体、信息环境、信息技术和信息内容四者如何相互作用进而导致信息迷雾生成,存在何种组态效应。本研究通过理论分析与实证研究相结合的方法揭示生成式AI环境下社交媒体信息迷雾的形成逻辑与触发路径,以期与信息迷雾治理及网络生态优化提供理论依据与实践参考。

2 理论基础

2.1 信息生态理论

信息生态理论将信息系统类比为生态系统,强调信息生态系统内信息主体、信息内容、信息环境和信息技术等关键维度间的相互作用对信息流动与传播的影响^[23]。信息迷雾正是在复杂信息生态环境中产生的信息现象,其生成与系统中各要素的相互作用密不可分。

社交媒体信息迷雾是信息创建者、传播者、消费者等多元信息主体基于特定的信息环境进行信息传递与交流时产生的不确定信息氛围。其生成路径与信息生态四个维度对信息生态系统的影响机制相契合,故以信息生态理论作为本研究的理论框架。

2.2 精细加工可能性模型

精细加工可能性模型(ELM)又称双路径模型,其核心观点是:个体对信息的处理态度和决策过程遵循两条基本路径,包括中枢路径与边缘路径^[24]。中枢路径依赖用户对信息内容的认知加工;边缘路径则由浅层信息加工行为引发,更易受情感等因素影响。通常情况下,经由中枢路径形成的用户态度更加持久与稳定^[25]。

本研究运用ELM对信息生态理论中的信息主体进行深化,选取认知偏差、情绪感染分别作为中枢路径与边缘路径的代表性因素。信息生态理论从宏观层面体现了环境决定论倾向,而ELM从微观层面阐释了信息主体的认知加工机制。将二者整合,可以实现从宏观环境影响到微观心理机制的有效衔接,从而增强对生成式AI环境下信息迷雾成因的预测力与解释力。

2.3 情绪感染理论

情绪感染理论主要探讨个体的情绪状态如何通过非语言和非意识的方式影响其他个体的情绪状态,是研究群体情绪形成与传递的重要理论^[26]。简单来说,当个体接收到情绪信号时,会不自觉地模仿并随之趋于同步。计卓琳等^[27]研究发现,用户间的情绪感染能直接影响情感茧房的形成;Kramer等^[28]研究发现,他人在社交媒体上的情绪表达会影响个体自身的情绪。本研究将情绪感染作为中介变量,用于解释信息主体间的情绪互动如何对信息迷雾的生成产生影响。

3 研究模型和假设

基于信息生态理论框架,并整合ELM与情绪感染理论构建理论模型,具体包括:信息环境维度引入信息过载、交互氛围;信息技术维度选取感知拟人化、感知个性化;信息内容维度引入信息有用性、信源可信度;信息主体维度则通过认知偏差与情绪感染两个变量表征。

3.1 信息环境维度与信息迷雾

信息过载指个人信息处理能力无法应对巨大信息处理需求时的状态^[29]。生成式AI极大降低了内容生产成本,导致社交媒体信息熵值激增,极易超出用户认知负载阈值。面对信息过载,用户在认知上易受误导,情感上则会感到压力与困惑^[30],导致信息处理行为出现偏差。研究表明,信息过载会引发用户信息焦虑^[31],并可能促使其产生信息规避行为^[32]。

交互氛围指用户间多向交流互动形成的共同感知环境^[33]。社交媒体高频度的信息交互使群体情绪在活跃氛围中借助信任关系被加速放大,从而加剧信息迷雾生成。生成式AI技术的即时响应进一步增加了交互密度,强化了群体情绪共振。据此,提出以下假设。

H1: 信息过载正向影响社交媒体信息迷雾生成。

H2: 交互氛围正向影响社交媒体信息迷雾生成。

3.2 信息技术维度与信息迷雾

拟人化是指赋予机器人、电脑、动物等非人类实体以人类的形态、特征及行为^[34]。生成式AI的强拟人化特性通过诱发用户自我投射与共情,增强了AI幻觉风险^[35]。张铮等^[36]指出,生成式AI技术使用户更易接受隐含的偏见与幻觉内容,甚至主动让渡决策权。同时,拟人化角色能够通过情感绑定效应建立群体认同,使迷雾在情感共鸣中加速扩散。Klein等^[37]发现,用户在与拟人化的聊天机器人交互时,满意度、认同感和愉悦程度会更高。

个性化即基于用户需求动态适配内容或体验的服务过程^[38]。用户往往更加偏好使用感知个性化程度更高的社交媒体平台^[39]。研究表明,这种个性化计算宣传显著影响诈骗等情境中信息迷雾的生成^[40]。高个性化的推荐算法会将用户禁锢于信息茧房^[41]。用户不断强化既有偏见,更易接纳和传播茧房内的信息迷雾。据此,提出以下假设。

H3: 感知拟人化正向影响社交媒体信息迷雾生成。

H4: 感知个性化正向影响社交媒体信息迷雾生成。

3.3 信息内容维度与信息迷雾

信息有用性指信息在特定情境下对用户需求的满足程度^[42]。社交媒体用户会受到社交动机、利他动机

等驱动因素的影响^[43],对信息有用性进行判断,进而进行信息转发、共享。信源可信度是指用户对信息来源的信任程度,这通常取决于信源的专业度、公信力和声誉,该因素正向显著影响用户的认知和情感反应^[44]。生成式AI生成的高拟真内容模糊了真实与合成信源的边界,干扰了用户对信源可信度的准确判断。据此,提出以下假设。

- H5: 信息有用性正向影响社交媒体信息迷雾生成。
- H6: 信源可信度负向影响社交媒体信息迷雾生成。

3.4 信息主体维度的中介作用

在ELM框架下,认知偏差被视为中枢路径的关键要素。认知偏差是指由于认知机制的限制、资源的有限性等原因,用户在信息加工和思维判断过程中产生的偏离客观真相的错误认知或思维倾向^[45]。社交媒体信息过载背景下,用户间的高频交互加剧了信息碎片化,在拟人化、个性化技术的加持下,确认偏误与回音室效应愈发明显,使用户更易产生认知偏差。此外,恶意使用生成式技术,还可主动操纵认知主体的思维^[46],导致偏差在传播过程中不断积累放大,最终形成信息迷雾。

情绪感染则被视为边缘路径的重要因素,主要指一个人的情绪状态可以通过非语言和非意识的方式影响另一个人的情绪状态^[47]。在社交媒体环境中,群际情绪感染的速度和范围都远超传统媒体。带有强烈情绪的信息能迅速引发共鸣与转发,但这种缺乏理性判断的传播易导致信息失真。当大量用户被某种情绪感染

时,他们可能更倾向于接受符合这种情绪的信息,而忽略或排斥与之相悖的信息。信息过载引发的压力和焦虑,会在社交媒体活跃的交互氛围中进一步放大,使群际情绪更为强烈,在算法的分发下加剧信息迷雾的形成。基于此,提出如下假设。

- H7: 情绪感染正向影响社交媒体信息迷雾生成。
- H8: 认知偏差正向影响社交媒体信息迷雾生成。
- H9a: 情绪感染在信息过载与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H9b: 认知偏差在信息过载与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H10a: 情绪感染在交互氛围与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H10b: 认知偏差在交互氛围与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H11a: 情绪感染在感知拟人化与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H11b: 认知偏差在感知拟人化与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H12a: 情绪感染在感知个性化与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H12b: 认知偏差在感知个性化与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H13a: 认知偏差在信息有用性与信息迷雾的关系中起中介作用。
- H14a: 认知偏差在信源可信度与信息迷雾的关系中起中介作用。

根据上述假设,本研究的研究模型如图1所示。

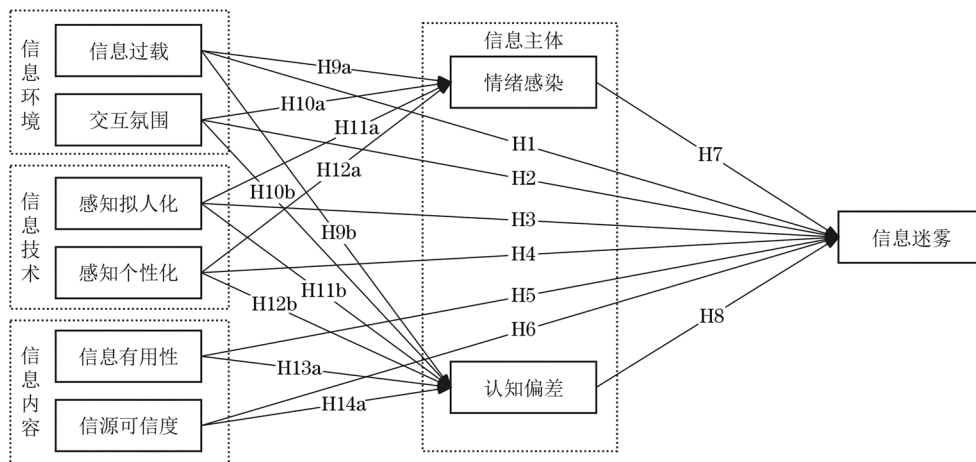


图1 研究模型

4 研究设计

4.1 变量测量

为保证量表内容效度,测量指标均源于国内外成熟量表,采用李克特5级量表度量。信息迷雾变量根据Guelmami等^[48]的量表改编,信息过载参考张艳丰等^[49]的量表,交互氛围参考Chen等^[50]的量表,情绪感染参考杨庆国等^[51]的量表,认知偏差参考严贝妮等^[52]的量表,信源可信度参考查先进等^[44]的量表,信息有用性参考赖胜强等^[53]的量表,感知拟人化与感知个性化参考Li等^[54]的量表。问卷正式发放前选取20名受访者进行预调研。受访者应有丰富的社交媒体使用经历,对信息迷雾相关事件有一定了解,以保证调查有效性。结合预调研结果对问卷进行修正,保证有效收集研究所需数据。

4.2 数据收集与样本信息

采用网络问卷调查形式与滚雪球抽样法,于2025年3月对社交媒体用户开展调查。共回收问卷533份,经过筛选得到有效问卷520份,有效回收率为97.6%。样本描述性统计分析结果如表1所示:本次调查中,女性多于男性,占比为65.2%,男女比例较为均衡;年龄多分布在18~45岁(93.5%),符合社交媒体用户年龄分布特征;具有本科及以上学历者占比82.3%;受访者主要为政府或事业单位职工(22.1%)、企业职工(21.5%)、学生(20.4%)、个体户(18.8%)。在使用习惯方面,92.7%的受访者使用社交媒体超过5年,92.5%每日使用社交媒体不低于1小时。总体来看,样本群体具有充足的使用经验与代表性。

5 数据分析

5.1 信效度分析

运用SPSS 26.0软件测量量表的信度和效度,分析结果如表2所示。其中:各题项因子载荷值均高于临界值0.600;各潜变量Cronbach's α 和组合信度(CR)值均高于0.700,平均方差提取(AVE)值高于0.500,表明量表具有良好信度与收敛效度。区别效度经Fornell-Larcker矩阵方法进行判定,结果如表3所示。AVE的平

表1 样本描述性统计分析结果

变量	选项	数量/人	百分比/%
性别	男	181	34.8
	女	339	65.2
年龄	18~25岁	78	15.0
	26~35岁	275	52.9
	36~45岁	133	25.6
	46~55岁	19	3.7
	55岁以上	15	2.8
教育背景	高中及以下	27	5.2
	大专	65	12.5
	大学本科	385	74.0
	硕士研究生	41	7.9
	博士研究生	2	0.4
职业背景	政府或事业单位职工	115	22.1
	企业职工	112	21.5
	个体户	98	18.8
	离退休人员	11	2.1
	无业人员	46	8.9
	学生	106	20.4
	其他	32	6.2
月收入水平	<3 000元	42	8.1
	3 000~<5 000元	64	12.3
	5 000~<10 000元	195	37.5
	10 000元及以上	219	42.1
使用社交媒体的时间	1~5年	38	7.3
	6~10年	199	38.3
	>10年	283	54.4
每日使用社交媒体的时长	<1小时	39	7.5
	1~3小时	254	48.8
	>3小时	227	43.7

方根均大于某维度与其他维度的相关系数^[55],表明区别效度达到要求。

5.2 SEM分析

模型拟合指数结果如表4所示。卡方自由度比为2.001,低于标准值3.000,模型适配度理想;差异性指标,即近似均方根误差(RMSEA)、标准化残差均方根(SRMR)分别为0.044、0.048,均低于建议标准值0.080,模型拟合优度较好。除调整拟合优度指数(AGFI)的值接近0.900,可以接受外,拟合优度指数(GFI)、增值拟合指数(IFI)、比较拟合指数(CFI)、Tucker-Lewis指数(TLI)均大于0.900,说明数据与模型的适配度良好。

表2 信度和效度分析结果

变量(编号)	题项	因子载荷	Cronbach's α	AVE	CR
信息迷雾 (DI)	DI1	0.799	0.870	0.629	0.872
	DI2	0.795			
	DI3	0.802			
	DI4	0.777			
信息过载 (IO)	IO1	0.740	0.850	0.661	0.853
	IO2	0.839			
	IO3	0.855			
交互氛围 (IA)	IA1	0.657	0.797	0.571	0.798
	IA2	0.806			
	IA3	0.795			
情绪感染 (EC)	EC1	0.831	0.895	0.683	0.896
	EC2	0.847			
	EC3	0.837			
	EC4	0.790			
认知偏差 (CB)	CB1	0.752	0.813	0.524	0.814
	CB2	0.785			
	CB3	0.649			
	CB4	0.702			
信源可信度 (SC)	SC1	0.875	0.927	0.765	0.929
	SC2	0.920			
	SC3	0.894			
	SC4	0.806			
信息有用性 (IU)	IU1	0.872	0.927	0.765	0.929
	IU2	0.837			
	IU3	0.787			
	IU4	0.820			
感知拟人化 (AP)	AP1	0.681	0.833	0.640	0.841
	AP2	0.841			
	AP3	0.865			
感知个性化 (PP)	PP1	0.745	0.825	0.627	0.834
	PP2	0.757			
	PP3	0.867			

采用AMOS 26.0软件进行SEM建模,统计值如表5所示,其中 β 为标准化系数, σ 为标准误。结果表明,假设H3、H6、H11b、H14a所对应的标准化路径系数分别为0.029、-0.109、-0.002、0.099,所对应的 p 值均大于0.05,假设被拒绝,其他假设均得到支持。SEM分析结果如图2所示,其中“***”表示 $p < 0.001$,”**”表示 $p < 0.01$,”*”表示 $p < 0.05$ 。

5.3 中介效应检验

使用PROCESS 4.1软件的Bootstrap抽样法对认知偏差和情绪感染的中介效应进行检验。将Bootstrap样本数设为5 000,采用极大似然法进行取样,置信区间(CI)选择为95%,采用Bias-Corrected进行CI估计。中介效应路径检验结果如表6所示,认知偏差在信息过载($\beta=0.258, \sigma=0.059, t=4.373, p < 0.01, 95\%CI[0.143, 0.375]$)、交互氛围($\beta=0.219, \sigma=0.101, t=2.168, p < 0.1, 95\%CI[0.031, 0.419]$)、感知个性化($\beta=0.252, \sigma=0.097, t=2.598, p < 0.1, 95\%CI[0.052, 0.441]$)、信息有用性($\beta=0.153, \sigma=0.072, t=2.125, p < 0.1, 95\%CI[0.022, 0.304]$)与信息迷雾的关系中均扮演中介角色。同时,情绪感染在信息过载($\beta=0.172, \sigma=0.057, t=3.018, p < 0.01, 95\%CI[0.060, 0.281]$)、交互氛围($\beta=0.427, \sigma=0.086, t=4.965, p < 0.01, 95\%CI[0.272, 0.603]$)、感知拟人化($\beta=0.159, \sigma=0.063, t=2.524, p < 0.01, 95\%CI[0.043, 0.290]$)、感知个性化($\beta=0.196, \sigma=0.091, t=2.154, p < 0.1, 95\%CI[0.005, 0.365]$)与信息迷雾之间的中介效应显著。因此,认知偏差与情绪感染对信息迷雾生成的中介作用显著。

表3 Fornell-Larcker矩阵

变量编号	IO	IA	AP	PP	IU	SC	EC	CB	DI
IO	0.813								
IA	0.341	0.756							
AP	0.362	0.426	0.800						
PP	0.268	0.552	0.439	0.792					
IU	0.274	0.496	0.368	0.446	0.829				
SC	0.257	0.508	0.611	0.428	0.610	0.875			
EC	0.417	0.632	0.483	0.532	0.544	0.517	0.826		
CB	0.460	0.545	0.407	0.541	0.515	0.483	0.657	0.724	
DI	0.474	0.594	0.408	0.564	0.525	0.411	0.639	0.640	0.793

注:表格对角线上加粗的数字为AVE平方根,其他数字为Pearson相关系数。

表4 模型拟合指数结果

拟合指数	参考值	检验值
卡方自由度比	<3.000	2.001
SRMR	<0.080	0.048
RMSEA	<0.080	0.044
GFI	>0.900	0.904
AGFI	>0.900	0.882
IFI	>0.900	0.968
CFI	>0.900	0.952
TLI	>0.900	0.958

5.4 fsQCA分析

在SEM分析基础上,进一步采用fsQCA,从组态视角探究多个前因变量对信息迷雾生成的联合影响,以发现信息迷雾生成中多重并发的复杂性因果关系。

5.4.1 数据集校准与必要条件分析

将信息过载 (IO)、交互氛围 (IA)、感知拟人化

表5 路径关系检验结果

研究假设	路径关系	非标准化系数	β	σ	Z	p	假设结果
H1	信息过载→信息迷雾	0.147	0.169	0.041	3.579	<0.001	支持
H2	交互氛围→信息迷雾	0.204	0.173	0.079	2.583	0.010	支持
H3	感知拟人化→信息迷雾	0.032	0.029	0.060	0.532	0.595	不支持
H4	感知个性化→信息迷雾	0.180	0.174	0.057	3.158	0.002	支持
H5	信息有用性→信息迷雾	0.135	0.162	0.044	3.069	0.002	支持
H6	信源可信度→信息迷雾	-0.073	-0.109	0.039	-1.867	0.062	不支持
H7	情绪感染→信息迷雾	0.146	0.187	0.046	3.148	0.002	支持
H8	认知偏差→信息迷雾	0.210	0.209	0.061	3.420	<0.001	支持
H9a	信息过载→情绪感染	0.193	0.172	0.049	3.980	<0.001	支持
H9b	信息过载→认知偏差	0.225	0.258	0.042	5.313	<0.001	支持
H10a	交互氛围→情绪感染	0.646	0.427	0.089	7.258	<0.001	支持
H10b	交互氛围→认知偏差	0.257	0.219	0.074	3.451	<0.001	支持
H11a	感知拟人化→情绪感染	0.226	0.159	0.067	3.376	<0.001	支持
H11b	感知拟人化→认知偏差	-0.002	-0.002	0.065	-0.027	0.978	不支持
H12a	感知个性化→情绪感染	0.261	0.196	0.069	3.787	<0.001	支持
H12b	感知个性化→认知偏差	0.259	0.252	0.060	4.350	<0.001	支持
H13a	信息有用性→认知偏差	0.128	0.153	0.048	2.657	0.008	支持
H14a	信源可信度→认知偏差	0.066	0.099	0.043	1.526	0.127	不支持

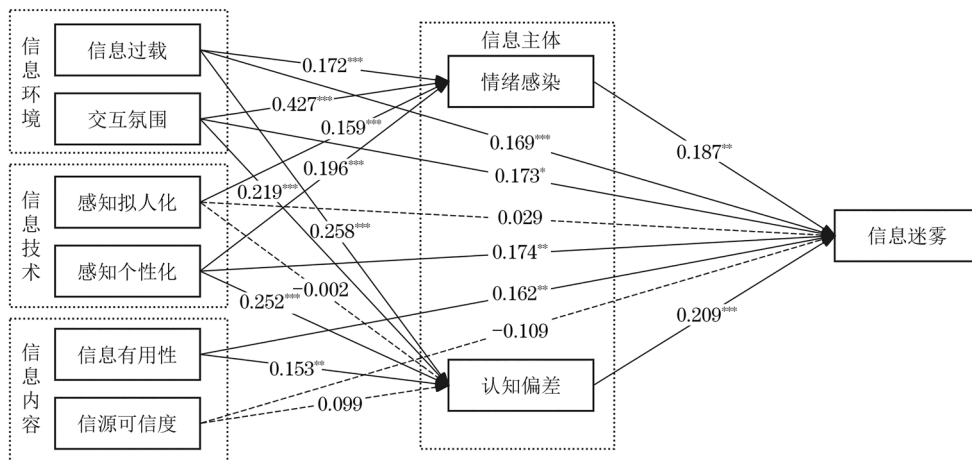


图2 SEM分析结果

表6 中介效应路径检验结果

中介假设: 检验路径	β	Bootstrap法结果			95%CI		中介假设是否成立
		σ	t	p	下限	上限	
H9a: 信息过载→情绪感染→信息迷雾	0.172	0.057	3.018	0.005	0.060	0.281	成立
H9b: 信息过载→认知偏差→信息迷雾	0.258	0.059	4.373	0.001	0.143	0.375	成立
H10a: 交互氛围→情绪感染→信息迷雾	0.427	0.086	4.965	0.002	0.272	0.603	成立
H10b: 交互氛围→认知偏差→信息迷雾	0.219	0.101	2.168	0.028	0.031	0.419	成立
H11a: 感知拟人化→情绪感染→信息迷雾	0.159	0.063	2.524	0.008	0.043	0.290	成立
H11b: 感知拟人化→认知偏差→信息迷雾	-0.002	0.086	-0.023	0.986	-0.159	0.182	不成立
H12a: 感知个性化→情绪感染→信息迷雾	0.196	0.091	2.154	0.043	0.005	0.365	成立
H12b: 感知个性化→认知偏差→信息迷雾	0.252	0.097	2.598	0.016	0.052	0.441	成立
H13a: 信息有用性→认知偏差→信息迷雾	0.153	0.072	2.125	0.022	0.022	0.304	成立
H14a: 信源可信度→认知偏差→信息迷雾	0.099	0.081	1.222	0.200	-0.053	0.258	不成立

(AP)、感知个性化(PP)、信息有用性(IU)、认知偏差(CB)、情绪感染(EC)视为前因变量,信息迷雾(DI)视为结果变量。将数据集校准至0~1的模糊集,依照Ragin^[56]提出的5%、95%与交叉点50%的标准对各变量分别校准。结果表明,所有前因变量的一致性和覆盖率分别低于0.9和0.5,表明不存在单一必要条件,可进一步进行组态分析。

5.4.2 构型分析结果

由于共选取了7个变量作为前因条件,构建128(2⁷)行的真值表。设定频数阈值为6,一致性阈值为0.800, PRI阈值为0.70。分析共得到3条有效组态路径,数据总体一致性为0.939,总体覆盖率为0.569,表明构型解释力良好,结果具有可靠性,具体构型如表7所示。

由表7可知,通过fsQCA识别出3条引发生成式AI环境下信息迷雾的组态路径。研究结果显示,认知偏差在所有路径中均作为核心条件存在,情绪感染在路径2和路径3中为核心条件,信息过载与交互氛围则均在各路径中作为核心或辅助条件出现,据此归纳出以下两种组态路径。

(1) 认知驱动型。路径1中包含信息过载、交互氛围、认知偏差、感知个性化、信息有用性。该路径主要验证了ELM的中枢路径机制,即用户通过系统性认知加工形成判断,而生成式AI进一步放大了认知偏差的影响。过量信息引发的认知负荷会加剧用户的认知局限性,成为信息迷雾生成的关键诱因^[36]。Pennycook等^[57]研究发现,通过减少偏见性信息推送等方式改变

表7 基于fsQCA的信息迷雾触发影响路径

类别	信息迷雾		
	路径1	路径2	路径3
信息过载	●	●	●
交互氛围	•	•	•
认知偏差	●	●	●
情绪感染		●	●
感知拟人化		•	•
感知个性化	●		●
信息有用性	•	•	
一致性	0.944	0.953	0.950
覆盖率	0.518	0.521	0.528
净覆盖率	0.019	0.022	0.029
总体一致性	0.939		
总体覆盖率	0.569		

注: ●表示核心条件, •表示辅助条件, 空白表示在构型中该条件同时具有存在和不存在的可能。

信息环境的特征,能够抑制认知偏差的负面效应,并证明在高认知偏差、低信息过载、低感知个性化的组态下,认知偏差难以被充分激活和放大,从而不足以触发信息迷雾的生成。

(2) 认知-情感双驱动型。路径2和路径3是信息过载、认知偏差、情绪感染等核心条件交叉联动形成的组态路径。路径2和路径3在ELM的中枢路径上延续了路径1的机制,即信息过载、交互氛围通过认知偏差作用于信息迷雾生成。同时,路径2和路径3的结果也验证了当感知个性化与信息有用性两个条件未同时存在时,精细加工信息的可能性较低。群体情绪感染依赖高强度社会互动^[33],即高认知偏差、高情绪感染、低交互氛围可抑制情绪扩散。生成式AI通过情感计算强化

情绪感染,生成内容的真实性模糊特征进一步放大了认知偏差。综合路径2和路径3来看,感知个性化和信息有用性二者具备其一,即可触发社交媒体信息迷雾生成。

5.4.3 稳健性检验

为检验结论稳健性,将PRI阈值由0.70上调至0.75重新分析,所得组态与原结果具有子集关系,研究结论的实质性内涵未改变,研究结果的稳健性得到验证。

6 结论与展望

6.1 研究结论

本研究整合信息生态理论、ELM与情绪感染理论,通过SEM与fsQCA相结合的方法,系统地揭示了生成式AI环境下社交媒体信息迷雾的触发路径,得出如下结论。

(1) 信息迷雾的生成遵循“认知主导、情感协同”的双路径驱动模式。认知偏差是其中最核心的驱动因素,其影响力超越了情绪感染及其他外部因素。这表明,在生成式AI塑造的信息环境中,用户内在的认知机制失灵是信息迷雾产生的根本原因。

(2) 信息迷雾的触发路径多重并发,可归纳为两种典型组态。其一为认知驱动型,由信息过载、感知个性化等因素协同作用,通过加剧认知偏差直接引发迷雾;其二为认知-情感双驱动型,在高感知拟人化情境下,情绪感染与认知偏差协同作用导致迷雾生成。这揭示了信息迷雾成因的多重等效性。

(3) 信息环境与信息技术因素通过塑造认知与情感状态间接催生迷雾。信息过载与感知个性化是引发认知偏差,进而导致迷雾的关键因素;而活跃的交互氛围和高信息有用性则作为重要的辅助条件,分别在强化情绪感染与固化认知偏差方面发挥了催化剂作用。

(4) 传统的信源可信度评估机制在生成式AI环境下可能失效。研究发现,信源可信度对信息迷雾无显著影响,感知拟人化仅能通过情绪感染产生间接作用。这反映出,面对高度拟真且个性化的生成式AI,用户更依赖内容本身的效用与交互体验,而非传统的可信度线索,这构成了新型信息风险的核心。

6.2 贡献与不足

在理论层面,研究构建并验证了一个整合信息生态理论、ELM及情绪感染理论的生成模型,多维揭示了致雾因素的复杂互动;通过引入fsQCA方法,突破了传统研究仅关注变量净效应的局限,厘清了多重前因条件并发作用的组态路径,阐明了“认知主导、情感协同”的双路径驱动机制,为理解新型信息生态下的信息迷雾生成提供了新的理论视角与分析框架。在实践层面,研究结论为精准治理提供了方向:针对认知驱动路径,应加强用户信息素养教育,发挥图书馆信息服务中心的作用,培养公众批判性思维与信息行为自律意识;针对认知-情感双驱动路径,社交媒体平台可借助大语言模型识别并标记高煽动性内容,并通过流量激励引导理性讨论;同时需要系统性优化信息呈现、设置接收阈值,从源头治理信息过载,构建清朗的网络空间。

研究还存在一定局限性:一方面,仅选取各维度具有代表性的变量,未来可结合扎根理论等方法进一步完善变量体系;另一方面,生成式AI环境下信息迷雾生成的边界条件尚未明确,后续研究需要引入调节变量以完善生成路径模型。

参考文献

- [1] 赵柯然,王延飞. 信息迷雾的情感知研究[J]. 情报理论与实践, 2021, 44 (3): 1-5, 12.
- [2] 苏鹏,王延飞. 对信息迷雾的情报观察: 概念、形成与应对[J]. 情报理论与实践, 2021, 44 (3): 6-12.
- [3] 张放,徐子涵. 如何感知AI对话者: 无实体对话式社交机器人拟人化对其印象形成效果影响机制的实验研究[J]. 新闻界, 2024 (5): 46-57, 96.
- [4] 汤景泰,姚春. 计算宣传与社交媒体平台中的舆论操纵[J]. 探索与争鸣, 2022 (11): 60-67, 178, 181.
- [5] TANDOC E C, JR, KIM H K. Avoiding real news, believing in fake news? Investigating pathways from information overload to misbelief[J]. Journalism, 2023, 24 (6): 1174-1192.
- [6] BAI X Q, LIAN S L, SUN X J, et al. The relationship between information hoarding and selective exposure: the role of information overload, identity bubble reinforcement, and intolerance of uncertainty[J]. BMC Psychology, 2025, 13 (1): 736.

- [7] VIVION M, REID V, DUBÉ E, et al. How older adults manage misinformation and information overload: a qualitative study[J]. BMC Public Health, 2024, 24 (1) : 871.
- [8] FRIGGERI A, ADAMIC L, ECKLES D, et al. Rumor cascades[J]. Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media, 2014, 8 (1) : 101-110.
- [9] RID T. Active measures: the secret history of disinformation and political warfare[M]. Picador: Farrar, Straus and Giroux, 2021.
- [10] LEWANDOWSKY S, ECKER U K H, SEIFERT C M, et al. Misinformation and its correction: continued influence and successful debiasing[J]. Psychological Science in the Public Interest, 2012, 13 (3) : 106-131.
- [11] 王海霞. 欧盟信息迷雾治理行动及借鉴意义[J]. 图书与情报, 2022 (1) : 57-65.
- [12] 彭知辉. 论中国语境下Disinformation概念的对接、转换与重新阐释[J]. 情报理论与实践, 2022, 45 (1) : 1-10.
- [13] 郭长青, 侯勇光. 情报感知视角下社交媒体信息迷雾线索识别研究[J]. 情报杂志, 2023, 42 (7) : 140-146.
- [14] 刘洁, 任福兵. 中美竞争中信息迷雾特征的感知研究[J]. 情报杂志, 2023, 42 (2) : 99-104, 98.
- [15] 王晰巍, 吴彦婷, 李玥琪. 社交机器人驱动的信息迷雾: 传播机理、社会风险与治理路径[J]. 情报理论与实践, 2025, 48 (3) : 41-51.
- [16] 赵柯然, 赵英潇, 赵瑞芳, 等. 信息迷雾的情报刻画研究[J]. 情报理论与实践, 2024, 47 (4) : 16-20.
- [17] MURIEL-TORRADO E, PEREIRA D B. Correlations between the concepts of disinformation and Fogg's behavior model[J]. Transinformação, 2020, 32: e200026.
- [18] SHU K, BHATTACHARJEE A, ALATAWI F, et al. Combating disinformation in a social media age[J]. WIRES Data Mining and Knowledge Discovery, 2020, 10 (6) : e1385.
- [19] 王冰琪, 吴晨生. 信息迷雾: 国家战略竞争中不可忽视的重要对象[J]. 情报理论与实践, 2021, 44 (3) : 13-18, 68.
- [20] 张海, 谢靖. 信息迷雾生成机理及图书馆应对策略研究[J]. 图书馆学研究, 2023 (9) : 32-39, 17.
- [21] PATHAK A, SRIHARI R K, NATU N. Disinformation: analysis and identification[J]. Computational and Mathematical Organization Theory, 2021, 27 (3) : 357-375.
- [22] PENNYCOOK G, MCPHETRES J, ZHANG Y H, et al. Fighting COVID-19 misinformation on social media: experimental evidence for a scalable accuracy-nudge intervention[J]. Psychological Science, 2020, 31 (7) : 770-780.
- [23] 田春虎. 信息生态问题初探[J]. 情报杂志, 2005, 24 (2) : 90-92.
- [24] BHATTACHERJEE A, SANFORD C. Influence processes for information technology acceptance: an elaboration likelihood model[J]. MIS Quarterly, 2006, 30 (4) : 805-825.
- [25] 莫祖英, 刘欢, 盘大清. 社交媒体用户虚假信息验证行为影响模型实证研究[J]. 信息资源管理学报, 2023, 13 (4) : 72-83.
- [26] 张晓旭, 陈素白. 自我决定感与情绪易感性对社交媒体受众分享意愿的影响[J]. 现代传播(中国传媒大学学报), 2022, 44 (6) : 132-142.
- [27] 计卓琳, 吉久明. 网络用户情感茧房形成的影响因素研究[J]. 现代情报, 2024, 44 (3) : 70-80.
- [28] KRAMER A D I, GUILLORY J E, HANCOCK J T. Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2014, 111 (24) : 8788-8790.
- [29] EPPLER M J, MENGIS J. The concept of information overload: a review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines[J]. The Information Society, 2004, 20 (5) : 325-344.
- [30] KHALEEL I, WIMMER B C, PETERSON G M, et al. Health information overload among health consumers: a scoping review[J]. Patient Education and Counseling, 2020, 103 (1) : 15-32.
- [31] 胡毓靖. 信息过载时代的信息焦虑与新媒介素养[J]. 新闻传播, 2019 (15) : 18-19.
- [32] 陈琼, 宋士杰, 赵宇翔. 突发公共卫生事件中信息过载对用户信息规避行为的影响: 基于COVID-19信息疫情的实证研究[J]. 情报资料工作, 2020, 41 (3) : 76-88.
- [33] 商宪丽, 王学东. 学术博客用户持续知识共享行为分析: 氛围感、交互感和价值感的影响[J]. 情报科学, 2016, 34 (7) : 125-130, 135.
- [34] BARTNECK C, KULIĆ D, CROFT E, et al. Measurement instruments for the anthropomorphism, animacy, likeability, perceived intelligence, and perceived safety of robots[J]. International Journal of Social Robotics, 2009, 1 (1) : 71-81.
- [35] 胡泳, 王昱昊. 技术过程论视角下AI幻觉生成的价值负荷与伦理问题探析[J]. 南京社会科学, 2025 (3) : 84-94.
- [36] 张铮, 刘晨旭. 大模型幻觉: 人机传播中的认知风险与共治可能[J]. 苏州大学学报(哲学社会科学版), 2024, 45 (5) : 171-180.

- [37] KLEIN K, MARTINEZ L F. The impact of anthropomorphism on customer satisfaction in chatbot commerce: an experimental study in the food sector[J]. *Electronic Commerce Research*, 2023, 23 (4): 2789-2825.
- [38] ALMAIAH M A, JALIL M A, MAN M. Extending the TAM to examine the effects of quality features on mobile learning acceptance[J]. *Journal of Computers in Education*, 2016, 3 (4): 453-485.
- [39] 周涛, 张春雷. 生成式AI用户沉迷的成因研究: 认知-情感-意向视角[J]. *杭州电子科技大学学报(社会科学版)*, 2024, 20 (1): 1-10, 40.
- [40] 王红敬, 刘为军. 生成式人工智能诈骗情境中信息迷雾形成机理和受众反应研究[J]. *情报科学*, 2024, 42 (11): 92-100, 119.
- [41] 郭亚军, 李天祥, 冯思倩, 等. 算法推荐、信息茧房与“附近的消失”[J]. *图书情报知识*, 2025, 42 (2): 156-166.
- [42] 金晓玲, 金可儿, 汤振亚. 微博转发行为实证研究综述[J]. *情报杂志*, 2015, 34 (10): 117-122.
- [43] 蔡剑, 詹庆东. 研究生群体网络信息分享行为动机研究[J]. *图书情报知识*, 2012 (2): 81-86.
- [44] 查先进, 张晋朝, 严亚兰. 微博环境下用户学术信息搜寻行为影响因素研究: 信息质量和信源可信度双路径视角[J]. *中国图书馆学报*, 2015, 41 (3): 71-86.
- [45] 闫燕. 认知偏差对公安情报分析效能的影响研究[D]. 北京: 中国人民公安大学, 2019.
- [46] 白云, 李白杨, 毛进, 等. 从知识困境到认知陷阱: 生成式技术驱动型信息生态系统安全问题研究[J]. *信息资源管理学报*, 2024, 14 (1): 13-21.
- [47] 石密, 刘春雷, 时勘, 等. 影响网络集体行为意向的情绪感染路径研究: 基于情绪-信息的理论视角[J]. *情报杂志*, 2018, 37 (11): 103-109, 121.
- [48] GUELMAMI N, BEN KHALIFA M, CHALGHAF N, et al. Development of the 12-item social media disinformation scale and its association with social media addiction and mental health related to COVID-19 in Tunisia: survey-based pilot case study[J]. *JMIR Formative Research*, 2021, 5 (6): e27280.
- [49] 张艳丰, 李贺, 彭丽徽. 移动社交媒体倦怠行为的影响因素模型及实证研究[J]. *现代情报*, 2017, 37 (10): 36-41.
- [50] CHEN J, ZHANG C, XU Y J. The role of mutual trust in building members' loyalty to a C2C platform provider[J]. *International Journal of Electronic Commerce*, 2009, 14 (1): 147-171.
- [51] 杨庆国, 陈敬良, 甘露. 社会危机事件网络微博集群行为意向研究[J]. *公共管理学报*, 2016, 13, 37 (1): 65-80, 155-156.
- [52] 严贝妮, 刘书曼, 汪聪. 基于结构方程模型的情报分析与认知偏差关系的实证研究[J]. *情报理论与实践*, 2014 (1): 79-83.
- [53] 赖胜强, 唐雪梅. 基于ELM理论的社会化媒体信息转发研究[J]. *情报科学*, 2017, 35 (9): 96-101.
- [54] LI Y, LEE S O. Navigating the generative AI travel landscape: the influence of ChatGPT on the evolution from new users to loyal adopters[J]. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 2025, 37 (4): 1421-1447.
- [55] BAGOZZI R P. Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error: a comment[J]. *Journal of Marketing Research*, 1981, 18 (3): 375-381.
- [56] RAGIN C C. *Redesigning social inquiry: fuzzy sets and beyond*[M]. Chicago: University of Chicago Press, 2008: 89-90.
- [57] PENNYCOOK G, EPSTEIN Z, MOSLEH M, et al. Shifting attention to accuracy can reduce misinformation online[J]. *Nature*, 2021, 592 (7855): 590-595.

作者简介

孟玺, 女, 博士, 副教授, 研究方向: 情报分析。

王玥, 女, 硕士研究生, 研究方向: 情报分析。

杨伟强, 男, 硕士研究生, 研究方向: 情报分析。

李庆霜, 女, 硕士研究生, 研究方向: 情报分析。

郭亚军, 男, 博士, 教授, 通信作者, 研究方向: 信息行为, E-mail: guoyajun0619@126.com。

Influencing Factors and Generative Paths of Social Media Disinformation in the Context of Generative AI:
Empirical Analysis Based on SEM and fsQCA

MENG Xi¹ WANG Yue¹ YANG WeiQiang¹ LI QingShuang¹ GUO YaJun²

(1. School of National Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, P. R. China; 2. School of Information Management, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450015, P. R. China)

Abstract: Exploring the influencing factors and generative paths of social media disinformation in the context of generative AI is helpful to improve China's cyberspace security governance system and provide theoretical references for network information ecology optimization. Based on the theory of information ecology, elaboration likelihood model, and emotional contagion theory, a model of social media disinformation generation mechanism is constructed. The structural equation model (SEM) and fuzzy set qualitative comparative analysis (fsQCA) are used to empirically analyze the data of 520 questionnaires. The SEM results show that information overload, interactive atmosphere, perceived personalization, and information usefulness positively and significantly affect cognitive bias and emotional contagion, and then affect the generation of social media disinformation. The path coefficient of cognitive bias is higher than that of emotional contagion, and it is the most critical variable that directly affects the generation of disinformation. Anthropomorphic perception indirectly affects the generation of disinformation through emotional contagion, while the credibility of the information source has no significant impact on the generation of disinformation on social media. fsQCA method is used to analyze and find three paths that trigger the generation of social media disinformation.

Keywords: Generative AI; Social Media; Disinformation; Influencing Factor; SEM; fsQCA

(责任编辑: 高楠)