

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2024.08.004

医联网下医源性风险偏差感知扩散模型及干预^①

朱宏森¹, 齐佳音^{2,3*}, 靳 祯^{4,5}

(1. 上海对外经贸大学工商管理学院, 上海 201620; 2. 广州大学网络空间安全学院, 广州 510006;
3. 北京邮电大学可信分布式计算与服务教育部重点实验室, 北京 100876; 4. 山西大学复杂系统研究所,
太原 030006; 5. 山西大学疾病防控的数学技术与大数据分析山西省重点实验室, 太原 030006)

摘要: 首先,本研究从多重网络理论视角出发,构建医联网环境下医源性风险偏差感知多渠道扩散模型.该模型考虑了医联网环境下不同信息渠道之间医源性风险偏差感知扩散的交互影响;其次,得出区分医联网下医源性风险偏差感知在公众中扩散开来与否的阈值;最后,利用实际数据对所建立的理论模型进行参数估计及案例分析.研究结论表明:1)与仅进行正确认知的宣传推广相比,在正确认知宣传的同时进行认知纠偏,医联网下医源性风险偏差感知的扩散效率将降低的更加明显;2)与仅对一种或两种渠道中医源性风险偏差感知的扩散进行深度管控相比,如果同时对所有渠道中医源性风险偏差感知的扩散均进行适度干预,医源性风险偏差感知的扩散效率将更显著地降低.

关键词: 医联网; 医源性风险偏差感知; 社会传播; 多重网络; 复杂网络传播动力学

中图分类号: C931.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2024)08-0057-16

0 引言

伴随着信息技术在全民健康促进与公民健康教育中的广泛应用,医疗健康服务体系得到了极大完善与蓬勃发展,医联网这一全新概念由此逐渐产生.医联网是指由分布在各类医疗、健康、保险机构或社区、家庭等空间的,并与医疗健康相关的人和物及其信息资源构成的互联网络^[1,2].医联网的建设及演进可对与医疗健康相关的各类资源实现智能互联,并对卫生服务体系与产业逻辑带来全面变革,进一步实现院内院外、线上线下协同的智慧医疗健康服务,从而加快提升公共卫生服务的质量,有效提高医疗健康系统的复原力^[3],最大限度地整合医疗资源以解决我国长期存在优质医疗资源分配不均及我国社会随着老龄化的程度加深优质医疗资源的需求不断增

长^[4]等问题.

医联网的发展与应用在为社会带来医疗进步的同时,也会引起公众的心理变化,可能引发人们对医联网下新医疗技术的不同看法.一方面,用户给予新技术过度信任,甚至出现信息相背时仍更倾向于智能技术提供的结果.另一方面,人们对新技术又极度恐惧,担心新技术的潜在伤害,甚至出现患者在医疗活动中心理压力非理性增大的现象^[5].比如,在采用基于智能算法的乳腺癌患者筛查决策辅助系统后,38岁~50岁的女性不愿接受乳腺癌筛查的人数增加,从而降低筛查性乳房X光检查的使用率^[6].可见,由于公众对医联网环境下医源性风险的错误理解与经验知识匮乏以及医源性风险的频繁发生,容易导致公众对医联网环境下的医源性风险产生偏差感知,并经由不同信息渠道扩散,直接影响公众对于医联网下医源

① 收稿日期: 2021-05-10; 修订日期: 2023-06-18.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72101143; 72293583; 72293580); 国家社会科学基金资助重大项目(16ZDA55).

通讯作者: 齐佳音(1972—),女,陕西洛南人,博士,教授,博士生导师. Email: qijiaiyin@163.com

性风险的认知程度,从而进一步放大或弱化医联网下的医源性风险,随之诱发一系列影响深远的医源性风险感知问题.如果无法有效预防和治理医联网环境下医源性风险偏差感知的扩散,会迅速降低公众对医联网的信任,严重阻碍医联网的发展,对我国新时代基于医联网的医疗健康体系和急救体系建设产生显著负向影响^[7].

以往研究对医源性风险的界定和概念讨论并不多见,本研究将医源性风险拆分为医源性和风险两个术语,在此基础上对其进行界定.“医源性”一词源于希腊语,意为由治疗者带来的,分为广义医源性和狭义医源性.广义医源性泛指由于医疗服务所引起的非预期结果,而狭义医源性特指由于医疗行为所导致的不良后果^[8].关于风险概念的探讨目前已较为成熟.普遍而言,风险也可以分为广义风险和狭义风险两种类型.广义风险是指由内因和外因相互作用导致的、偏离当事人预期目标的综合效应,狭义风险则指由于未来结果的不确定性而对个体或组织产生损失的可能性^[9].可见,狭义医源性和狭义风险均强调带给当事人的负面后果,包括了损失的严重性和不确定性,因此,狭义医源性风险可以归纳为由于医疗服务所引起的,最终给患者生理、心理及经济等带来不良后果的可能性^[10].从管理学的视角出发,探究医联网下医源性风险偏差感知的扩散及治理,采用医源性风险的狭义定义较为合理^[11].与目前医疗体系中主要由医疗行为本身所引起的医源性风险不完全相同,医联网下的医源性风险是由医患双方在医联网的技术环境下,通过科学分析与社会理解来公共定义和建构的,因而具有技术形态性、过程形态性与社会形态性.技术形态医源性主要由医联网中所使用的信息技术本身的不完善所引起,而过程形态医源性主要来自于医联网所支撑的新型医疗服务过程的不规范,社会形态医源性则由医联网所带来的新型医疗社会生态的不健全所导致.

公众当前难以客观衡量医联网环境下的医源性风险,因此会主观感知医联网下医源性风险的可能性及损失,并且很可能由于各方因素的影响和制约而系统性地高估或低估医联网环境下的医源性风险,从而相应地产生对医联网下医源性风险感知的悲观偏差或乐观偏差,并通过线上线下

等多种信息渠道将其分享给其他公众^[11].例如,当人们接触到高科技医疗技术所导致的严重医疗事故时,很可能对这类技术形态医源性风险产生极度恐惧和过度担忧,并随之通过社交媒体和线下等多种信息渠道将这种偏差认知扩散开来.再如,患者通过社交媒体与其他公众就可穿戴设备所引起的安全和隐私问题的担忧与恐慌进行在线讨论^[12],导致需要使用这些可穿戴智能设备的部分患者不再使用.又如公众对疾病治疗方案的偏差认知会以失真健康信息的形式通过医联网不断扩散,演化为医联网下新出现的一种突出的社会形态医源性风险^[13].部分患者就是由于在线搜索治病方案时被一些失真健康信息所误导,从而导致贻误治疗,给患者健康带来巨大危害.可见,医联网下医源性风险偏差感知在线上线下多渠道沟通环境中不断扩散,导致医联网下医源性风险偏差感知被不断重复和反复强化,进一步扩大其传播范围,从而导致医联网的应用产生社会接纳的复杂性.

风险感知作为公众个体的主观意识^[14],是个体搜集、选择、理解危机信息并产生主观判断的过程^[15],即为个体对某事物表达的担忧和恐慌,包括对风险的信息需求和应急行为,其决定了个体如何管理并采取相应的保护措施以应对风险^[16,17].已有风险感知的研究多采用心理测量法或案例分析法^[18],从个体微观层面和社会宏观层面分别探讨个体的接受度及知识水平、个体与风险的心理距离以及个体在其社交网络中的邻近程度等多种相关因素对个体风险感知产生的差异化影响及作用机理.当前医源性风险偏差感知及其扩散研究多集中于传统的由医疗行为本身所引起的医源性风险问题.Fiksdal等^[19]研究指出公众对自身所患疾病进行自我诊断时经常在线搜索相关信息,但其搜索需求存在偏好,其需求偏好主要依赖于公众之前患类似疾病时的诊疗过程与效果,部分依赖于公众对这类相关健康信息的过往理解与经验认知,从而容易形成对该类健康信息带有偏见的医源性风险认知.Kasraie等^[20]研究指出如果医疗服务者与患者之间就医学成像的医源性风险、益处和替代方案等未进行积极交流,那么大多数患者极易对具有辐射的医学成像所导致的风险产生恐惧和担忧,逐渐形成医源性风险偏

差感知,并经加工后不断分享给其他患者。此外,电子药店的崛起将供应处方药的权利交给了市场,自由市场对药品供应的有效控制极为有限,同时由于信息不对称的影响,导致许多公众不当使用药品、接收错误诊断和医疗等,从而对其身心造成伤害,并形成一种偏差感知^[21]。而公众对数字时代电子药店所产生的这类偏差认知又被商家加以利用,作为一种影响人们消费行为和提高销量的失真健康信息通过社交媒体持续扩散^[22]。总体来看,目前关于医联网环境下医源性风险偏差感知的扩散机理与干预策略研究仍相对匮乏。我国应在这一领域率先进行探索和实践,研究如何有效预防和治理医联网下医源性风险偏差感知的扩散,形成治理模式,不仅能促进健康中国战略,还将为全球的医联网下医源性风险偏差感知防控提供中国方案。

社交媒体在线互动、传统媒介线上交流与线下面对面沟通是医联网环境下医源性风险偏差感知在公众中扩散的主要渠道。移动互联网设备的广泛应用和社交媒体的飞速发展催生了新的媒体格局并深刻变革了现代社会的风险感知沟通方式^[23]。近年来,社交媒体逐渐成为个体之间风险感知沟通的重要渠道,亦成为公众交流、扩散其对医联网环境下医源性风险所产生的偏差感知的主要渠道之一^[24]。社交媒体具有开放性特征与“回音室”效应^[25],容易导致关于医联网下医源性风险的相关偏差信息被不断重复和强化,长此以往会使公众更容易对医联网所引发的医源性风险产生恐慌心理,进而加速医联网下医源性风险偏差感知在公众中的传播与扩散。传统媒介在医源性风险感知沟通中的作用一直较为突出^[26],是人们交流医联网下医源性风险偏差感知的另一主要渠道。本研究所讨论的传统媒介是相对于广播、电视以及报纸等传统大众传播而言,在人际传播的情景中借助媒介技术手段与通讯工具实现的人与人交流的中介化沟通。以电话、手机(非智能手机)为代表的传统媒介与以智能移动设备为基础的社交媒体的差别在于,传统媒介不依赖于软件或应用程序,虽然功能单一但稳定性较强;而以微信为代表的新兴社交媒体则依赖软件或应用程序以实现其交流、沟通和传播的功能^[27]。虽然电话、手机(非智能手机)等传统媒介所承载的信息非常

有限,其信息传播模式也相对比较滞后,不能为人们提供多样化且及时的信息需求,同时交流方式的单一性也制约了公众的互动性,但仍有部分老年人群使用。由于医源性风险偏差感知的扩散也经常发生于老年人群中,而老年群体并非全部使用社交媒体或智能手机,正是基于这一考虑,本研究从社交媒体与传统媒介两个维度来考察个体间的在线交流对医联网下医源性风险偏差感知在公众中扩散的影响,以期建构准确的传播模型。此外,线下面对面的人际沟通因其影响力强、互动性强等特征仍是广大民众交流医源性风险偏差感知的主要渠道,但线下面对面接触与沟通存在时空局限性^[28]。可见,社交媒体、传统媒介及线下等三种主要信息渠道各具特点,掌握医联网下医源性风险偏差感知通过以上多种信息渠道在公众中扩散的规律,探究基于多渠道的医联网下医源性风险偏差感知扩散防控策略,对于医联网下医源性风险偏差感知的治理具有重要理论与实践意义。

兴于世纪之交的网络科学在过去二十年取得重要进展,网络科学中的多重网络理论为理解和研究上述问题提供了一个全新的视角。多重网络是对单层复杂网络的拓展,其重点关注真实复杂系统中同一组元素在多个不同层面的交互影响,将同一组元素间的多种不同作用方式区别对待,以开展更为准确有效的复杂系统研究。如果用不同类型的节点表示对医联网诱发的医源性风险具有不同认知的公众,将公众通过社交媒体、传统媒介与线下渠道交流医联网下医源性风险偏差感知所形成的三种不同的社会关系看作三种不同类型的链接,那么可将公众通过以上三种信息渠道交流医联网下医源性风险偏差感知构成的复杂系统看作一组多重网络。因此,可以建立以上多种信息渠道构成的多重网络中医联网下医源性风险偏差感知扩散的动力学模型,利用模型对医联网下医源性风险偏差感知通过多种渠道扩散的过程进行清晰描述和刻画,通过对模型动力学性态的定性、定量分析、参数估计及相关案例探讨来揭示医联网下医源性风险偏差感知的扩散规律,深入研究这一多重网络中子网络层之间医联网下医源性风险偏差感知扩散的交互作用机理,从而探究公众通过多种渠道互动如何交互作用影响医联网环境下医源性风险偏差感知的扩散,为提出合理的干

预策略提供理论依据。

近年来,随着网络科学和复杂性科学的迅速发展,已有学者将单层复杂网络上的动力学模型推广至多重网络空间,对流行病与相关警觉意识信息在某一社会群体中的竞争传播^[29-31]、同一群体中考虑耦合增强效应的谣言与行为的耦合传播以及这两种动力学过程间的交互作用^[32]、组织中两种知识的耦合传播^[33]、考虑员工之间多种不同沟通渠道及其之间交互影响的知识传播^[34]、隐性知识传播^[35]以及医联网环境下考虑多种信息渠道及其之间相互影响的失真健康信息传播^[36]等进行动力学建模与复杂系统仿真研究,取得重要进展。通过建立多重网络上的传播动力学模型和仿真模拟,从传播机理方面揭示耦合传播的规律,分析耦合传播过程中的关键影响因素,了解传播过程的全局性态,预测变化发展趋势,为干预策略的提出提供了必要的理论基础及可靠的数量依据。然而,现有文献对于医联网下医源性风险偏差感知通过多种信息渠道扩散而开展的复杂网络动力学研究相对匮乏。此外,医源性风险偏差感知的传播与传染病传播的机制截然不同:个体对医联网下医源性风险产生的偏差感知是通过相互间的医源性风险偏差信息交换与自身主观判断不断建构而逐渐形成的,这一过程具有明显的记忆性,个体通过社交媒体、传统媒介及线下其中任一渠道交流医源性风险的相关偏差信息,对其通过其他渠道传播医联网下医源性风险偏差感知都有一定影响。这与传染病传播不同,在传染病传播中这次接触是否发生传染与下一次接触的传染效果相互独立。因此,需要构建一个符合医联网下医源性风险偏差感知扩散特征的动力学模型来解释、探索和定量地分析其扩散模式是如何在社会系统中演化的。

鉴于此,首先,在已有研究的基础上引入多重网络理论与传播动力学理论,构建医联网环境下医源性风险偏差感知的多渠道扩散模型;其次,对所建立的模型进行动力学分析,探讨区分医联网下医源性风险偏差感知在多渠道构成的多重社会网络中扩散开来与否的阈值条件;最后,利用实际数据对模型进行参数估计和案例分析,探究如何防治医联网下医源性风险偏差感知扩散。

对比现有研究,本研究的理论意义在于将多

重网络理论与传播动力学理论引入医联网环境下医源性风险偏差感知扩散研究中,构建多渠道构成的多重网络中医联网下医源性风险偏差感知扩散的动力学模型,探究社交媒体在线互动、传统媒介线上交流及线下面对面直接沟通等多种传播渠道交互作用下的医联网下医源性风险偏差感知扩散与演化机制。与描述性研究、统计研究及实验性研究相比,多重网络传播动力学理论与方法能更好地从医源性风险偏差感知的扩散机理方面来反映其扩散规律,能使人们了解扩散过程中的一些全局性态。本研究将推动基于多重网络的医联网下医源性风险偏差感知扩散模型研究,深化医联网环境下医源性风险偏差感知扩散研究的理论和方法,丰富多重网络理论与传播动力学理论在医联网环境下医源性风险偏差感知扩散领域的研究成果。

本研究的实践意义在于提出正确认知教育与偏差感知纠偏的融合使用策略,并提出基于多渠道的医联网下医源性风险偏差感知扩散管控策略,讨论了融合并适度管控社交媒体、传统媒介及线下等多种信息渠道以控制医联网下医源性风险偏差感知扩散的有效方法,为合理利用正确认知宣传、偏差认知纠偏及多种信息渠道有效预防医联网环境下医源性风险偏差感知在社会公众中的扩散提供决策参考。本研究也可为有效应对医联网引起的社会型医源性风险问题所制定的相关策略的调整和优化提供更多规律性与科学性参考。

1 模型构建

用节点表示公众个体,用节点之间的某一类链接来表示公众间通过社交媒体、传统媒介及线下其中一种渠道传播医联网下医源性风险偏差感知所形成的关联关系。那么,基于多重网络理论可以将公众在医联网环境下通过以上三种主要信息渠道传播医联网下医源性风险偏差感知所形成的相对稳定的关系体系看作一组多重网络,网络框架如图1所示。图中各节点分别代表对医联网诱发的医源性风险已产生偏差感知的公众、尚未对医联网下的医源性风险产生偏差感知的公

众、医联网环境下医源性风险偏差感知的弱化者及免疫者. 多重网络中子网络层之间的层间边由各节点本身连接, 各子网络层的节点完全相同, 都表示公众. 每一子网络层内的链接与其他子网络层内的链接互不相同, 分别代表公众间基于不同沟通方式形成的不同关系.

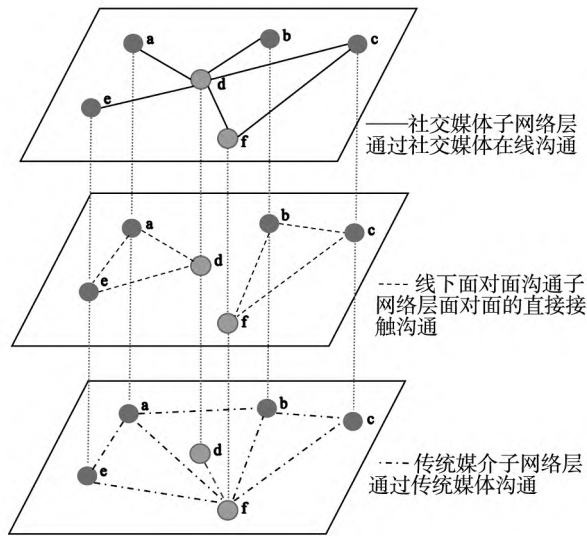


图 1 三种主要信息渠道构成的多重网络框架图

Fig. 1 Frame diagram of the multiplex networks composed of three main information channels

由于个体在单位时间内通过社交媒体在线交流医联网下医源性风险偏差感知的次数之间差异性较大, 因此本研究依据个体在单位时间内通过社交媒体在线交流医联网下医源性风险偏差感知的次数对其进行分组, 并将一个个体在单位时间内通过社交媒体在线交流医联网下医源性风险偏差感知的次数 k 设为这一个体在社交媒体子网络层中的度, 其中 $k = 0, 1, \dots, n$. 用 N, N_k 分别表示整个多重网络中节点的总数与在多重网络中的社交媒体子网络层中度为 k 的节点的数量. 用 $S_k(t)$ 表示 t 时刻在社交媒体子网络层中度为 k 的尚未对医联网下医源性风险产生偏差感知的节点的数量; 用 $I_k(t)$ 表示 t 时刻在社交媒体子网络层中度为 k 的医联网下医源性风险感知偏差者的数量; 用 $R_k(t)$ 表示 t 时刻在社交媒体子网络层中度为 k 的医联网下医源性风险偏差感知弱化者的数量; 用 $M_k(t)$ 表示 t 时刻在社交媒体子网络层中度为 k 的经过正确认知教育或偏差认知纠偏而对医联网下医源性风险偏差感知形成自身免疫

的免疫者的数量. 由此可得 $N = \sum_k N_k = \sum_k (S_k + I_k + R_k + M_k)$. 基于以上分析, 从多重网络中随机选取一个节点其在社交媒体子网络层中度为 k 的概率为 $p(k) = N_k/N, p(k)$ 即为社交媒体子网络层的度分布.

设一个在社交媒体子网络层中度为 k 的尚未对医联网下医源性风险产生偏差感知的节点每次通过社交媒体与其他节点在线交流医联网下医源性风险感知时随机接触到一个在社交媒体子网络层中度为 l 的节点的条件概率为 $p(l | k)$. 本研究在模型构建中基于“能够解决问题的最简单模型为最优模型”的思想, 并不考虑各子网络层内部网络结构的相关性, 因此可得 $p(l | k) = \langle k \rangle^{-1} l p(l), \langle k \rangle = \sum_k k p(k)$ 表示社交媒体子网络层的平均度. 因此, 一个在社交媒体子网络层中度为 k 的尚未对医联网下医源性风险产生偏差感知的节点在 t 时刻每次通过社交媒体与其他节点在线交流医联网环境下医源性风险感知时接触到医联网下医源性风险感知偏差者的概率为 $\langle k \rangle^{-1} \sum_l l p(l) I_l / N_l$.

个体的心理能量、社交精力和时间都有限^[37], 短期内每一个体只能通过线下渠道与其他个体进行有限次数的关于医联网下医源性风险感知的面对面直接沟通, 并且个体在单位时间内线下面对面交流医联网下医源性风险偏差感知的次数之间差异性不大. 因此, 设每一个体在单位时间内与其他个体线下面对面交流医联网下医源性风险偏差感知的次数为常数 C . 此外, 设每一个体在单位时间内通过传统媒介交流医联网下医源性风险偏差感知的次数为某一数值 C_0 . 基于刺激-反应理论, 某一个体通过社交媒体在线交流医联网下医源性风险偏差感知的次数增多, 很可能使该个体形成交流医联网下医源性风险偏差感知的习惯, 逐渐成为其平时工作和生活中关注的热点之一, 从而促进该个体通过传统媒介进行交流. 然而, 如果该个体在一段时间内通过社交媒体在线交流医联网下医源性风险偏差感知的次数过多, 那么该个体很可能在这段时间内不愿再通过传统媒介进行交流. 因此, 在模型构建中需考虑子网络层间网络结构的关联性. 本研究设传统媒介子网

络层的平均度 C_0 为社交媒体子网络层的平均度 $\langle k \rangle$ 的先增后减函数,可构建如下函数 $C_0 = C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2}$, 其中正常数 ν 表示传统媒介子网络层的平均度与社交媒体子网络层的平均度之间的关系参数. 可见, ν 越小, 意味着传统媒介子网络层与社交媒体子网络层之间关于医联网下医源性风险偏差感知扩散的相互关系越强. 常数 C_1 表示由于个体通过社交媒体在线交流医联网下医源性风险偏差感知的次数过多而对其通过传统媒介进行交流产生疲劳心理所需的平均交流次数, 并且 $C_1 \geq \langle k \rangle$. 常数 C_0^{\max} 与 C_0^{\min} 分别表示一个公众在单位时间内通过传统媒介交流医联网下医源性风险偏差感知的次数的最大值和最小值.

本研究重心是医联网下医源性风险偏差感知的扩散机理及干预, 将研究聚焦于医联网环境下医源性风险偏差感知扩散的视角, 因此, 在下文模型建立和理论分析等部分将固定个体的医联网下医源性风险偏差感知收益. 具体的, 设 t 时刻单位时间内一个医联网下医源性风险感知偏差者每次通过社交媒体、传统媒介及线下渠道将其对医联网环境下医源性风险所产生的偏差感知传播给尚未产生医联网下医源性风险偏差感知的个体后, 引起其感同身受并产生风险认同感, 使其转化为一个新的医联网下医源性风险感知偏差者的概率分别为 β, λ 与 μ . 以上三个概率所代表的不同类型节点之间在单位时间内相互转换的可能性是通过节点间交流医联网下医源性风险偏差感知后才会发生的, 因此, 在复杂网络传播动力学中将其称之为传播率系数.

$$\begin{cases} \beta = \beta_1 + (\beta_2 - \beta_1) \frac{C + C_0}{\beta_3 + C + C_0}, & \beta_1 \leq \beta_2 \leq 1, \beta_3 > 0 \\ \lambda = \lambda_1 + (\lambda_2 - \lambda_1) \frac{C + \langle k \rangle}{\lambda_3 + C + \langle k \rangle}, & \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq 1, \lambda_3 > 0 \\ \mu = \mu_1 + (\mu_2 - \mu_1) \frac{C_0 + \langle k \rangle}{\mu_3 + C_0 + \langle k \rangle}, & \mu_1 \leq \mu_2 \leq 1, \mu_3 > 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中正常数 β_1, λ_1 与 μ_1 分别表示社交媒体子网络层、传统媒介子网络层与线下子网络层中的最小传播率系数, 正常数 β_2, λ_2 与 μ_2 分别表示社交媒体子网络层、传统媒介子网络层与线下子网络层中的最大传播率系数. 它们的实际意义是指一个

公众对于医联网所引发的医源性风险的主观判断和自身经历往往也能直接决定其对医联网下医源性风险的认知情况, 因此, 本研究设 t 时刻单位时间内一个尚未对医联网下医源性风险产生偏差感知的个体由于不当医疗及自身不合理的主观意识而自主产生医联网下医源性风险偏差感知的概率为 δ . 基于规范行为理论, 设一个公众周围的医联网下医源性风险感知偏差者数量越多, 其越容易由于自身不合理的风险认知而自主产生医联网环境下的医源性风险偏差感知.

医联网下医源性风险感知偏差者通过一种渠道传播医源性风险偏差感知对其通过其它渠道分享医源性风险偏差感知存在一定的促进作用. 为此, 本研究设社交媒体子网络层中的传播率系数 β 是医联网下医源性风险偏差感知在除社交媒体外的另外两种渠道中被公众在单位时间内交流的平均次数 $(C + C_0)$ 的增函数; 设传统媒介子网络层中的传播率系数 λ 是医联网下医源性风险偏差感知在除传统媒介外的另外两种渠道中被公众在单位时间内交流的平均次数 $(C + \langle k \rangle)$ 的增函数; 设线下面对面沟通子网络层中的传播率系数 μ 是医联网下医源性风险偏差感知在除线下渠道外的其它另外两种渠道中被公众在单位时间内交流的平均次数 $(C + \langle k \rangle)$ 的增函数. 研究指出, 增加冗余信号可以提高个体形成某种行为意识的可能性, 但每新增一次信号的促进作用递减^[38], 因此, 设任一渠道中的传播率系数是医联网下医源性风险偏差感知在其它渠道中被公众在单位时间内交流的平均次数的增函数, 但增长率递减, 本研究构造如下函数

医联网下医源性风险感知偏差者在单位时间内每次通过社交媒体、传统媒介与线下渠道将医联网下医源性风险偏差感知传播给其他个体后, 其他个体转化为新的医联网下医源性风险感知偏差者的最小概率分别为 β_1, λ_1 与 μ_1 , 而其他个体转化

为新的医联网下医源性风险感知偏差者的最大概率分别为 β_2, λ_2 与 μ_2 . 常数 β_3, λ_3 与 μ_3 分别表示某一信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知的扩散受到另外两种信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知扩散的影响程度,用于刻画三种主要信息渠道中任意两种信息渠道间医联网下医源性风险偏差感知扩散的不同的相互促进关系.

设医联网环境下医源性风险感知偏差者与弱化者在单位时间内受内部及外部因素影响而彻底改变其对医联网下医源性风险所产生的过高或过低的感知水平,恢复并维持正常的医源性风险感

知,从而转化为医联网环境下医源性风险偏差感知免疫者的概率分别为 γ_1, γ_2 . 设医联网环境下医源性风险感知偏差者在单位时间内由于遗忘因素的影响而转化为医联网环境下医源性风险偏差感知弱化者的概率为 ω ,设医联网下医源性风险偏差感知弱化者在单位时间内受自身及外部因素的影响再次转化为医联网下医源性风险感知偏差者的概率为 σ . 基于以上扩散机理分析和必要假设,建立多渠道构成的多重网络中医联网环境下医源性风险偏差感知扩散的动力学模型

$$\begin{cases} \frac{d S_k(t)}{d t} = -\beta k S_k(t) \sum_{l=1}^n \frac{l p(l)}{\langle k \rangle} \frac{I_l(t)}{N_l(t)} - \left(\mu C + \lambda \left(C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \right) \frac{S_k(t)}{N} \sum_{l=0}^n I_l(t), \\ \frac{d I_k(t)}{d t} = \beta k S_k(t) \sum_{l=1}^n \frac{l p(l)}{\langle k \rangle} \frac{I_l(t)}{N_l(t)} + \left(\mu C + \lambda \left(C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \right) \times \\ \quad \frac{S_k(t)}{N} \sum_{l=0}^n I_l(t) + \sigma R_k(t) - (\gamma_1 + \omega) I_k(t), \\ \frac{d R_k(t)}{d t} = \omega I_k(t) - (\sigma + \gamma_2) R_k(t), \\ \frac{d M_k(t)}{d t} = \gamma_1 I_k(t) + \gamma_2 R_k(t). \end{cases} \quad (2)$$

式中参数含义如表 1 所示.

表 1 式(2)中各参数含义

Table 1 Meaning of each parameter in formula (2)

参数	含义
β	社交媒体子网络层中医联网下医源性风险偏差感知的传播率系数
μ	线下面对面交流子网络层中医联网下医源性风险偏差感知的传播率系数
λ	传统媒介子网络层中医联网下医源性风险偏差感知的传播率系数
δ	个体在单位时间内受周围环境影响而自主产生医联网下医源性风险偏差感知的概率
C	节点在线下面对面沟通子网络层中的平均度
C_0	节点在传统媒介子网络层中的平均度
$\langle k \rangle$	节点在社交媒体子网络层中的平均度
γ_1	医联网下医源性风险感知偏差者在单位时间内转化为医源性风险偏差感知免疫者的概率
γ_2	医联网下医源性风险偏差感知弱化者在单位时间内转化为医源性风险偏差感知免疫者的概率
σ	医联网下医源性风险偏差感知弱化者在单位时间内转化为医源性风险感知偏差者的概率
ω	医联网下医源性风险感知偏差者在单位时间内转化为医源性风险偏差感知弱化者的概率

2 扩散阈值与理论分析

医联网下医源性风险偏差感知扩散阈值是刻画医联网下医源性风险偏差感知在某一社会系统中扩散初期的重要量,它表示在一个全部由尚未对医联网下医源性风险产生偏差感知的个体构成的社会系统中,进入一个医联网下医源性风险感知偏差者,在其纠正医源性风险偏差感知所需的时间内将医源性风险偏差感知通过多种信息渠道传播给其他个体的平均数量.当每个医联网下医源性风险感知偏差者在其认知纠正期内将医联网下医源性风险偏差感知传播给其他人的平均数量大于1时,那么该系统

$$\begin{cases} \frac{d s_k}{d t} = -\beta k s_k \langle k \rangle^{-1} \sum_{l=1}^n l i_l p(l) - \left(\mu C + \lambda (C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \Big) s_k \sum_{l=0}^n i_l p(l), \\ \frac{d i_k}{d t} = \beta k s_k \langle k \rangle^{-1} \sum_{l=1}^n l i_l p(l) + \left(\mu C + \lambda (C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \Big) s_k \sum_{l=0}^n i_l p(l) + \sigma r_k - (\gamma_1 + \omega) i_k, \\ \frac{d r_k}{d t} = \omega i_k - (\sigma + \gamma_2) r_k, \\ \frac{d m_k}{d t} = \gamma_1 i_k + \gamma_2 r_k \end{cases} \quad (3)$$

其中 $s_k \geq 0, i_k \geq 0, r_k \geq 0, m_k \geq 0, s_k + i_k + r_k + m_k = 1$.

首先验证式(3)满足使用再生矩阵法计算医联网下医源性风险偏差感知扩散阈值的条件,将式(3)重写为

$$\frac{d x_k(t)}{d t} = f_k(x) = \mathfrak{S}_k(x) - v_k(x) \quad (4)$$

其中 $v_k = v_k^- - v_k^+, k = 0, 1, \dots, (2n + 1), \mathfrak{S}_k(x)$ 表示单位时间内由在社交媒体子网络层中度为 k 的个体所构成的群体中新产生的医联网环境下医源性风险感知偏差者的出现率, $v_k^-(x)$ 表示单位时间内由在社交媒体子网络层中度为 k 的个体所构成的群体中医联网环境下医源性风险感知偏差者的移出率, $v_k^+(x)$ 表示单位时间内由在社交媒体子网络层中度为 k 的个体所构成的群体中非新产生的医联网环境下医源性风险感知偏差者的移入率.

定义 $X_s = \{x \geq 0 \mid x_k = 0, k = 0, 1, \dots, n\}$, 本研究所构建的式(3)存在唯一的无医联网环境下医源性风险感知偏差者平衡点 $E^0 = (1, 0, 0,$

中医联网下医源性风险感知偏差者的数量会不断增加并达到峰值;反之,当每个医联网下医源性风险感知偏差者在其认知纠正期内将医联网下医源性风险偏差感知传播给其他人的平均数量小于1时,那么该系统中医源性风险感知偏差者的数量将直接逐渐减少为0,即医联网下医源性风险偏差感知在该社会系统中直接消失.因此,扩散阈值可用于判断医联网下医源性风险偏差感知是否会在社会系统中扩散开来.再生矩阵法被广泛应用于较为复杂的网络动力学模型的扩散阈值计算中^[39].本研究采用再生矩阵法计算式(2)的扩散阈值.先进行归一化处理,令 $s_k = S_k/N_k, i_k = I_k/N_k, r_k = R_k/N_k, m_k = M_k/N_k$, 则式(2)变为

$0, \dots, 1, 0, 0, 0, \dots, 1, 0, 0, 0)$, 可以验证以下五个条件在式(3)的无医联网环境下医源性风险感知偏差者平衡点处成立:1) 如果 $x \geq 0$, 那么 $\mathfrak{S}_k \geq 0, v_k^+ \geq 0, v_k^- \geq 0$, 其中 $k = 0, 1, \dots, 2(n + 1)$; 2) 如果 $x_k = 0$, 那么 $v_k^- \geq 0$, 其中 $k = 0, 1, \dots, n$; 3) 如果 $k = n + 1, n + 2, \dots, 2(n + 1)$, 那么 $\mathfrak{S}_k = 0$; 4) 如果 $x \geq X$, 那么 $\mathfrak{S}_k = 0$, 并且当 $k = 0, 1, \dots, n$ 时, $v_k^+ = 0$; 5) 如果将 $\mathfrak{S}(x)$ 设为0, 那么式(3)在无医联网下医源性风险感知偏差者平衡点处的 Jacobian 矩阵的所有特征值均有负实部.因此,本研究可以采用再生矩阵法计算医联网下医源性风险偏差感知扩散阈值.为便于计算,用 \mathfrak{S} 表示单位时间内各部分群体中新产生的医联网环境下医源性风险感知偏差者的出现率,用 v^+ 表示单位时间内各部分群体中非新产生的医联网环境下医源性风险感知偏差者的移入率,用 v^- 表示单位时间内各部分群体中医联网环境下医源性风险感知偏差者的移出率,可以得到 $v = v^- - v^+$, 并且可以推出

$$\mathfrak{S} = \begin{pmatrix} \left(\mu C + \lambda \left(C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \right) s_0 \sum_{l=0}^n i_l p(l) \\ \beta s_1 \langle k \rangle^{-1} \sum_{l=1}^n l i_l p(l) + \left(\mu C + \lambda \left(C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \right) s_1 \sum_{l=0}^n i_l p(l) \\ \vdots \\ \beta s_n \langle k \rangle^{-1} \sum_{l=1}^n l i_l p(l) + \left(\mu C + \lambda \left(C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2} \right) + \delta \right) s_n \sum_{l=0}^n i_l p(l) \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix},$$

$$v = \begin{pmatrix} (\gamma_1 + \omega) i_0 - \sigma r_0 \\ (\gamma_1 + \omega) i_1 - \sigma r_1 \\ \vdots \\ (\gamma_1 + \omega) i_n - \sigma r_n \\ -\omega i_0 + (\sigma + \gamma_2) r_0 \\ -\omega i_1 + (\sigma + \gamma_2) r_1 \\ \vdots \\ -\omega i_n + (\sigma + \gamma_2) r_n \end{pmatrix}$$

\mathfrak{S} 和 v 在无医联网环境下医源性风险感知偏差者平衡点 E^0 处的导数如下所示

$$F = D\mathfrak{S}(E^0) \begin{pmatrix} F_{(n+1)}^{11} & F_{(n+1)}^{12} \\ F_{(n+1)}^{21} & F_{(n+1)}^{22} \end{pmatrix}$$

$$V = Dv(E^0) \begin{pmatrix} V_{(n+1)}^{11} & V_{(n+1)}^{12} \\ V_{(n+1)}^{21} & V_{(n+1)}^{22} \end{pmatrix}$$

其中 $V_{(n+1)}^{11} = (\gamma_1 + \omega) I_{(n+1)}$, $V_{(n+1)}^{12} = -\sigma I_{(n+1)}$, $V_{(n+1)}^{21} = -\omega I_{(n+1)}$, $V_{(n+1)}^{22} = (\sigma + \gamma_2) I_{(n+1)}$, 并且 $F_{(n+1)}^{12}$, $F_{(n+1)}^{21}$, $F_{(n+1)}^{22}$ 均为 $(n+1) \times (n+1)$ 阶零矩阵, $I_{(n+1)}$ 为 $(n+1)$ 阶单位矩阵, 进一步推出

$$F = \begin{pmatrix} Zp(0) & Zp(1) & \cdots & Zp(k) & \cdots & Zp(n) \\ Zp(0) & \left[\frac{\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(1) & \cdots & \left[\frac{k\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(k) & \cdots & \left[\frac{n\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Zp(0) & \left[\frac{k\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(1) & \cdots & \left[\frac{k^2\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(k) & \cdots & \left[\frac{kn\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Zp(0) & \left[\frac{n\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(1) & \cdots & \left[\frac{nk\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(k) & \cdots & \left[\frac{n^2\beta}{(\sigma + \omega)\langle k \rangle} + Z \right] p(n) \end{pmatrix},$$

其中 $Z = \mu C + \lambda C_0 + \delta$.

医联网环境下医源性风险偏差感知扩散阈值 R_0 为再生矩阵 FV^{-1} 的谱半径, 可以推出 $R_0 = \rho(FV^{-1}) = \phi(\beta \langle k \rangle^{-1} \langle k^2 \rangle + \mu C + \lambda C_0 + \delta + \sqrt{\Delta})$ (5)

在式 (5) 中, $\phi = \frac{\sigma + \gamma_2}{2((\gamma_1 + \omega)(\gamma_2 + \sigma) - \sigma\omega)}$, $C_0 = C_0^{\min} + (C_0^{\max} - C_0^{\min}) \frac{\nu}{\nu + (C_1 - \langle k \rangle)^2}$, $\langle k^2 \rangle$ 表示公众通过社交媒体在线互动、传统媒介线上交流以及线下面对面直接沟通等多种主要渠道传

播医联网环境下医源性风险偏差感知所构成的多重网络的二阶矩, $\langle k^2 \rangle = \sum_k k^2 p(k)$, 并且可以推出

$$\Delta = (\beta \langle k \rangle^{-1} \langle k^2 \rangle - (\mu C + \lambda C_0 + \delta))^2 + 4\beta(\mu C + \lambda C_0 + \delta) \langle k \rangle \quad (6)$$

稳定性理论主要研究时间趋于无穷时微分方程解的性态, 在自然科学、工程技术、环境生态、社会经济等方面有着广泛的应用. 一个动力学方程的零平衡点即为该方程的零解, 本研究中的零平衡点是指在某一时间点医联网下医源性风险感知偏差者的人数及其变化率均为 0 时式(3)的解. 一个动力学方程的正平衡点即为该方程的正解, 本研究中的正平衡点是指在某一时间点医联网下医源性风险感知偏差者、医联网下医源性风险偏差感知的弱化者、免疫者与尚未产生医联网下医源性风险偏差感知的公众等各类群体的数量均保持稳定时式(3)的正解. 可以看出, 式(3)不存在正平衡点, 就说明在不干预的自然状态下医联网下医源性风险偏差感知虽然可能会在一段时间内扩散开来, 但当时间趋于无穷时仍会在社会系统中逐渐消除.

根据医联网下医源性风险偏差感知扩散阈值的推理和稳定性理论可得到如下结论^[39]: 对式(3), 如果 $R_0 < 1$, 则 E^0 局部渐近稳定. 这意味着, 在所给人群中无论扩散初始时刻医联网下医源性风险感知偏差者的数量有多少, 医联网下医源性风险感知偏差感知者的数量都将直接逐渐减小为 0, 即医联网下医源性风险偏差感知都不会扩散开来而是直接逐渐消失; 如果 $R_0 > 1$, 则 E^0 不稳定, 可以预测医联网下医源性风险感知偏差者的数量将逐渐增大并达到峰值, 即医联网下医源性风险偏差感知必将在社会系统中扩散开来. 此时, 应对社会公众实施必要的医联网下医源性风险感知纠偏和医源性风险素养教育, 提升公众对医联网下医源性风险的认知水平, 使其对医联网环境下的医源性风险产生正确认知, 从而使尽可能少的公众成为医联网下医源性风险感知偏差者. 因此, 针对某一拟考察的社会系统, 只要依据以上阈值条件确保对医联网下医源性风险已产生偏差感知的个体数量始终控制在某一数值以下, 就可以使医联网下医源性风险偏差感知在该社会

系统中自动消亡.

从式(5)看出, 相比于仅大幅减小一种或两种信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知在单位时间内被公众交流的次数, 如果同时对各信息渠道进行适度管控, 即同时适当地减小各信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知在单位时间内被公众交流的次数, 那么医联网下医源性风险偏差感知扩散阈值很可能变得更小, 这意味着更有助于控制整个社会系统中医联网下医源性风险偏差感知的扩散.

3 参数估计与案例分析

随着医联网的发展和应用, 医源性风险也在医联网中显露出来, 成为一种医联网的内生性风险, 引起专家学者的注意. 在尚未接收到足够多的、准确的医联网下医源性风险信息的情况下, 公众对医联网下的医源性风险可能存在过于悲观或过于乐观的错误认知, 即医联网下医源性风险的偏差感知, 从而影响到公众对医联网应用和普及的态度, 并做出不利于医联网推广的行为或言论. 本节试图在质化访谈的基础上了解公众对医联网及其医源性风险的态度, 并通过参数估计与案例分析等研究方法开展验证性的跟进研究, 以验证本研究提出的医联网环境下医源性风险偏差感知多渠道扩散模型的准确性, 同时找出改变或影响公众认知的有效策略, 为医联网的推广提供对策性建议.

数据采集是参数估计的前提, 本研究于 2020 年 8 月 1 日—2021 年 3 月 21 日, 在北京市、上海市和太原市的 5 所综合性大学、6 家医院与 22 家参与“读万企, 走中国”社会调查项目的企业中进行线上数据采集. 在北京市和上海市共招募 163 位教师、692 位在读本科生或硕士生、294 位医院工作者和 221 位企业员工, 在太原市共招募 187 位教师和 575 位在读本科生或硕士生作为访谈对象, 其中男性 943 人 (44.2%), 女性 1 189 人 (55.8%), 未报告性别者 0 人. 全部被试的年龄在 18 岁~57 岁之间 (Mean = 37.50, S. D. = 2.73). 本研究将所有访谈对象随机地分为两个组, 即实验组和对照组. 其中, 实验组中共有 1 037 人, 对照组中共有

1 095 人. 实验组中男性 533 人(51.4%), 女性 504 人(48.6%); 对照组中男性 574 人(52.4%), 女性 521 人(47.6%). 实验组与对照组的人数也基本一致, 并且实验组或对照组中教师、学生、医院工作者及企业员工的相对密度基本一致, 以确保研究结果具有一定的普适性. 基于学术伦理与隐私数据保护, 本研究隐去受访者的姓名、具体工作单位等信息. 根据访谈对象的职业与机构的差异, 分别建立 13 个微信群(其中教师群体 2 个群、学生群体 7 个群、医护工作者 3 个群, 以及企业员工群体 1 个群), 供具有同质性的访谈对象能够在线交流医联网下医源性风险信息及其感知现状. 微信群的建立也使得访谈对象们逐渐建立起社会关系, 访谈对象之间可以更多地通过社交媒体、传统媒介及线下渠道开展交流.

在实验初期分别对实验组和对照组中的受访对象进行线下或线上的结构式访谈, 依据实验组和对照组中受访对象的回答情况、在微信群中的话题引领性以及发言次数来招募有意愿对医联网下医源性风险问题进行探讨的个体, 作为实验组与对照组中有代表性的受访对象. 按照配额抽样法分别创建实验组微信群和对照组微信群, 每个群有 200 位有代表性的受访对象, 分别从教师群体、在读本科生或研究生群体、医护工作者群体、企业员工群体各抽取 50 人. 实验组微信群和对照组微信群分别由 4 位研究助理担任访问员, 每隔 10 天对这些有代表性的受访对象进行一次线上的结构式访谈, 每次访谈时提出的问题并不相同, 但所测试的内容基本一致. 依据他们的回答情况判断他们中有多少人对于医联网下的医源性风险产生了偏差感知. 每次访谈表示一个时间点, 以“一天”为单位时间, 因此所获得的数据是连续的. 分别在实验组和对照组微信群中每隔 10 天(每次访谈的前 5 天)分享一篇相同的关于医联网正面宣传的文章, 为受访对象在微信群中自由交流提供基础文本. 在对照组微信群中, 访问员不对受访对象进行任何纠偏干预, 即任由受访对象在微信群中自由讨论或发布关于医联网下医源性风险信息, 无论信息是否失实. 此外, 从 2020 年 10 月 13 日—2020 年 11 月 13 日, 访问员每星期监测一次微信群中交流的内容, 发现在这一个月

内对照组 200 人微信群中共出现 77 条关于医联网下医源性风险感知的失实言论(共来自于 13 位实验对象), 并发现在实验组 200 人微信群中共出现 75 条关于医联网下医源性风险感知的失实言论(共来自于 7 位实验对象), 两个微信群的失实言论大致相当. 在这一个月的时间内一旦实验组微信群中出现医联网下医源性风险偏差感知的相关信息或讨论, 群内研究助理就对这些失实言论进行认知纠偏. 具体的, 在这一个月针对实验组中以上 7 位对医联网下医源性风险产生偏差感知的实验对象提出的 15 条偏差感知观点, 通过实验组微信群聊的“@提醒”或“引用”功能以及微信私聊功能有针对性地进行适时辟谣回应或予以纠正. 其中有 2 位研究对象回应了研究助理的纠偏, 认识到了自己对医联网下医源性风险的认知偏差. 对于另外 5 位研究对象, 研究助理通过微信私信的方式再次纠偏, 传递正确认知的信息, 并获得了他们的正面回应.

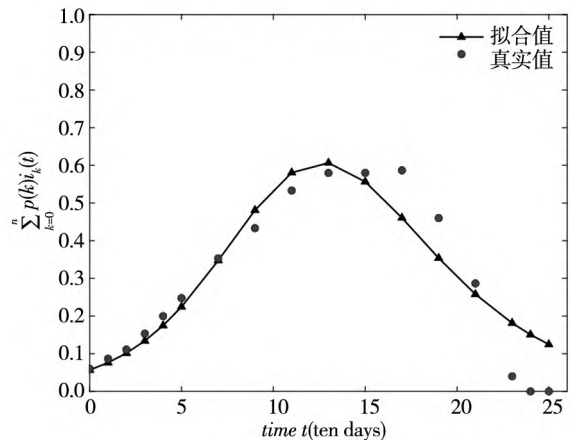
结构访谈围绕受访者对医联网下医源性风险的“认知、态度、行为”三个维度展开: 1) 访谈对象对医联网的认知情况, 如是否了解医联网的概念框架, 医联网与远程医疗、医疗物联网、互联网医疗等的区别; 2) 访谈对象对医联网的情感态度, 如评估自己赞成或反对医联网的推广和普及, 以及对医疗健康公共服务中可能带给自身和他人的各种医源性风险(包括技术形态医源性风险、过程形态医源性风险和社会形态医源性风险)的评价倾向; 3) 访谈对象对医联网实际行为, 如是否使用过医联网进行就医, 在条件允许的前提下是否会尝试使用医联网, 是否对周边的亲朋好友表达过对医联网正面或负面的观点等. 在每次“一对一”的线上访谈中, 访问员首先评估并记录受访者对医联网下医源性风险的认知情况, 即参照上一次访谈, 是否对医联网下医源性风险有新的认知, 并判断新认知是否失实. 其次, 访问员评估并记录受访者对医联网及医联网下医源性风险的态度是否转变, 并判断转变是正面还是负面. 最后, 访问员评估并记录受访者在近 10 天内是否采取相关的行动, 如尝试检索收集医联网及其医源性风险的新闻信息、计划通过医联网就医问诊、向亲朋好友表达推荐或反对医联网的言行. 利用辟谣平台和邀请专家来判断每一受访者是否为医联网下医源性风险感知偏差者. 若受访者对医联

网下医源性风险的偏差感知仅停留在认知层面, 则判断受访者无偏差感知, 若受访者的偏差感知是在态度与行为层面, 则判断受访者有偏差感知.

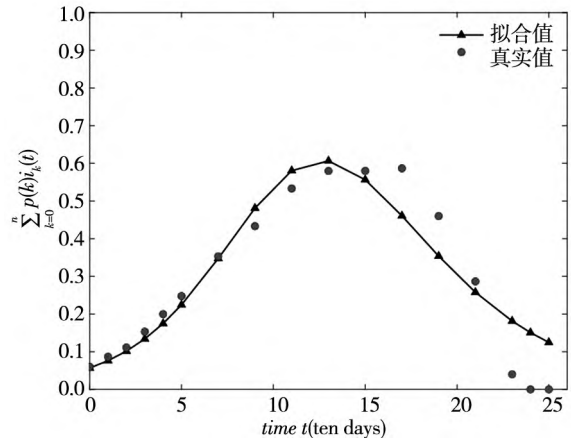
通过调查和访谈发现: 1) 在实验初期, 在实验组 200 位受访对象与对照组 200 位受访对象中分别有 94.5% 和 98.5% 的个体在谈到医联网时认为自己和他人对这一新时代的医疗健康服务基础设施并不十分了解, 其余受访者对医联网下的医源性风险产生了偏差认知和错误理解; 2) 大约在第 9 次访谈时发现实验组和对照组中均有接近 42% 的受访对象受自身经验及他人影响而对医联网下的医源性风险产生了偏差认知, 并且这些医联网下医源性风险感知偏差者认为他人也会对医联网下的医源性风险有类似的认知; 3) 在进行认知纠偏后发现, 实验组中几乎所有的受访对象都逐渐对医联网下的医源性风险产生了正确认知, 而对照组中的受访对象在实验结束时约有 93% 的个体已成为医联网下医源性风险感知偏差者. 基于以上实验获得的医联网环境下医源性风险感知偏差者比例的实际数据 $i(t)$ 用最小二乘法来拟合本研究所构建的式 (3) 的各参数, 即尝试寻找一组参数 $\Lambda = \{\beta, \mu, \lambda, \delta, \gamma_1, \gamma_2, \sigma, \omega\}$, 通过计算不同时间节点的实际数据 $i(t)$ 与模型得出的医联网环境下医源性风险感知偏差者比例 $\sum_k p(k) i_k(t)$ 的最小平方差总和, 使模型解与实际数据能有很好的拟合效果. 在本节的参数估计中需定义最小目标函数为 $Y(\Lambda) = \sum_{t=0}^{n_d} \left\{ i(t) - \sum_{k=0}^n p(k) i_k(t) \right\}$, 其中 n_d 表示选择观测数据的次数. 现实中个体间的关系分布 $p(k)$ 一般服从幂律度分布, 因此设 $p(k) = k^{-\alpha} / \sum_{k=0}^n k^{-\alpha}$, $\alpha = 3$ [33]. 综上, 可以得到医联网下医源性风险感知偏差者比例变化的模型解与实验所获得的实际数据的拟合图, 如图 2(a) 和图 2(b) 所示.

从图 2 看出, 本研究所提出的式 (3) 可以非常好地描述医联网下医源性风险偏差感知在公众间扩散的主要特征. 因此, 可以用该模型对某一社会系统中医联网下医源性风险偏差感知的扩散过程进行数值模拟, 估测医联网下医源性风险偏差感知是否会在所考察的这一社会系统中扩散开

来, 进而确定是否有必要进行治理及干预的程度.



(a) 采取认知纠偏策略的实验组拟合结果



(b) 未采取认知纠偏策略的对照组拟合结果

图 2 医联网环境下医源性风险偏差感知多渠道扩散模型解与实际数据的拟合

Fig. 2 Fitting diagram of model solution and actual data of the diffusion process of biased perception of iatrogenic risk through multiple channels under internet of healthcare systems

图 2(a) 中所拟合的式 (3) 的各参数值分别为: $\beta = 0.2100$, $\mu = 0.4306$, $\lambda = 0.0965$, $\delta = 0.0352$, $\gamma_1 = 0.3535$, $\gamma_2 = 0.5107$, $\sigma = 0.1005$, $\omega = 0.2132$, 用这些参数可以求出医联网环境下医源性风险偏差感知扩散阈值为 $R_0 = 1.0295$, 并且发现只对一小部分医联网下医源性风险感知偏差者采取认知纠偏后, 医联网下医源性风险偏差感知就会在实验组中迅速消失. 图 2(b) 中所拟合的式 (3) 的各参数值分别为 $\beta = 0.4108$, $\mu = 0.5228$, $\lambda = 0.1097$, $\delta = 0.0758$, $\gamma_1 = 0.3037$, $\gamma_2 = 0.2003$, $\sigma = 0.1092$, $\omega = 0.0265$, 用这些参数可以求出医联网下医源性风险偏差感知扩散阈值为 $R_0 = 1.1003$, 并且

可以估测出医联网下医源性风险感知偏差者在对照组群体中能够达到的最大比例约为 97%。如图 2(a) 和图 2(b) 所示, 与对受访对象同时进行正确认知教育和偏差感知纠偏相比, 如果仅对受访对象进行医联网下医源性风险正确认知的宣传和讲解, 那么医联网下医源性风险偏差感知的扩散效率更高, 扩散的范围明显更广, 医联网下医源性风险偏差感知在群体中存在的时间更久, 从而对医联网的发展和运用也更为不利。

本节最后利用 Matlab 对医联网下医源性风险偏差感知通过多种信息渠道在公众间的扩散过程进行数值模拟, 探讨各信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知在单位时间内被公众交流的平均次数的不同对医联网下医源性风险偏差感知扩散过程的影响, 提出基于多渠道的最优干预策略。设总人口数为 $N = 10^7$, $C_1 = 50$, 除参数 C, C_0 与 $\langle k \rangle$ 外其余参数取值与图 2(a) 中参数取值一致, 结果如图 3 所示。

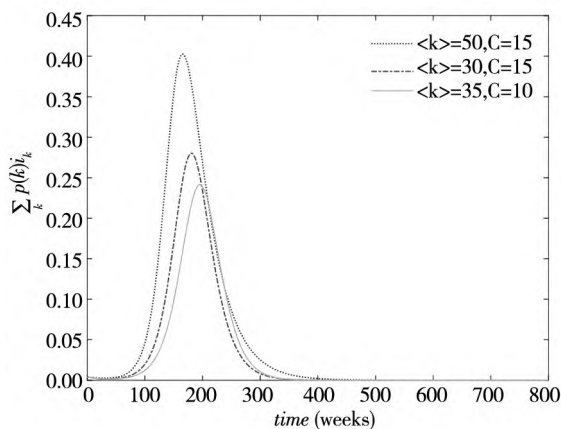


图 3 各渠道中医联网下医源性风险偏差感知在单位时间内被公众交流的平均次数对其扩散过程的影响

Fig. 3 The impact of the average number of times that biased perception of iatrogenic risk is communicated by the public in each channel in unit time on its diffusion process under the internet of healthcare systems

图 3 中, 依据扩散的最大规模从大到小的顺序, 各曲线对应的扩散阈值分别为 1.031 5, 1.030 3, 1.027 6。很明显, 当扩散阈值大于 1 时, 医联网下医源性风险感知偏差者的数量将逐渐增大, 最大比例甚至可达到 42% 左右。这说明数值模拟结果与理论分析结果是一致的。图 3 也验证了本研究提出的理论模型在不同参数下具有一定的鲁棒性。从图 3 中看出, 与仅大幅减小一种或两种信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知在单位时

间内被公众个体交流的平均次数相比, 如果同时适度减小各信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知在单位时间内被公众个体交流的平均次数, 那么对整个社会系统中医联网下医源性风险偏差感知扩散的控制效果更佳, 可以使医联网下医源性风险偏差感知在社会系统中扩散所达到的最大规模降低的更多。

4 结束语

本研究从多重网络理论视角出发, 通过构建医联网环境下医源性风险偏差感知多渠道扩散模型, 分析了不同干预策略对于医联网下医源性风险偏差感知通过多种信息渠道在公众中扩散的影响, 并利用实际数据对所建立的模型进行了参数估计和案例分析, 得出以下结论和建议:

第一, 为了有效防范和控制医联网下医源性风险偏差感知在社会公众中的扩散, 应适度进行正确认知的宣传。部分公众之所以对医联网环境下医源性风险产生偏差感知并不断传播相关失实言论, 主要由于其并不了解医联网以及由此可能诱发的不同于以往的新型医源性风险, 因此, 需要对这部分公众进行适度地正确认知教育和健康素养培训, 如营造积极的医患沟通氛围、通过电视、广播等传统媒体及新媒体平台强化对部分公众的伦理自律和法律他律等引导措施, 加强公众对基于医联网的公共卫生服务体系变革的准确理解, 但正确认知宣传的频次不宜过多, 以免使公众对医联网下的医源性风险过度敏感, 产生认知疲劳, 并导致逆反心理。此外, 仅进行医联网下医源性风险正确认知的宣传推广是不够的, 在进行正确认知宣传推广的同时, 也要对医联网环境下医源性风险感知偏差者进行认知纠偏。部分公众是由于在接触或使用互联医疗设施和在线卫生服务系统的过程中出现了自身、家人或朋友的身心受到伤害等问题, 才会对医联网下医源性风险产生偏差感知, 且较难形成自我纠偏机制, 并且这部分公众也可能将医联网下医源性风险偏差感知扩散开来。因此, 需在了解具体情况条件下通过领域专家对这类公众进行认知纠偏、心理疏导及风险感知沟通工作, 同时也要规范自媒体信息的加工行

为,使其重新理解和客观评估医联网所引发的医源性风险,有效降低其传播医联网下医源性风险偏差感知的可能性,才能有效控制医联网环境下医源性风险偏差感知的扩散.可见,同时采用正确认知宣传与偏差认知纠偏两种干预策略,对医联网环境下医源性风险偏差感知在公众中扩散的消减作用明显更强.

第二,通过对所建立的医联网环境下医源性风险偏差感知扩散模型进行动力学分析,得出区分医联网下医源性风险偏差感知通过多种信息渠道在公众中扩散开来与否的阈值.因此,依据阈值条件,只要确保对医联网环境下医源性风险产生偏差感知的公众数量始终在某一临界值之下,就可以以最小代价使医联网下医源性风险偏差感知在整个社会系统中直接消失.

第三,在医联网环境下医源性风险监管方面,

本研究发现与仅对社交媒体、传统媒介及线下其中一种或两种渠道中医联网下医源性风险偏差感知的扩散进行深度管控相比,同时对以上三种信息渠道进行适度管控,更有助于控制医联网下医源性风险偏差感知的扩散.因此,政府部门需同时对各信息渠道中医联网下医源性风险偏差感知的扩散进行适度管控,可以更有效地预防医联网下医源性风险偏差感知在整个社会系统中扩散开来.

诚然,本研究尚存在不足,在建立医联网环境下医源性风险偏差感知扩散模型时并未考虑人口流动的影响,将医联网下医源性风险偏差感知通过多种主要信息渠道扩散构成的复杂社会系统看作一个多重静态网络.未来的研究可以建立考虑人口流动的多重动态网络模型,以进行更为准确的医联网环境下医源性风险偏差感知多渠道扩散机理与干预策略研究.

参考文献:

- [1]杨善林,丁帅,顾东晓,等. 医联网:新时代医疗健康模式变革与创新[J]. 管理科学学报, 2021, 24(10): 1-11.
Yang Shanlin, Ding Shuai, Gu Dongxiao, et al. Internet of healthcare system (IHS): Revolution and innovations of healthcare management in the new era[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(10): 1-11. (in Chinese)
- [2]杨善林,范先群,丁帅,等. 医联网与智慧医疗健康管理[J]. 管理科学, 2021, 34(6): 71-75.
Yang Shanlin, Fan Xianqun, Ding Shuai, et al. Internet of healthcare systems and smart medical health management[J]. Journal of Management Science, 2021, 34(6): 71-75. (in Chinese)
- [3]Victoria H, Chuan D F, Salma M A, et al. Health systems resilience in managing the COVID-19 pandemic: Lessons from 28 countries[J]. Nature Medicine, 2021, 27(6): 964-980.
- [4]葛延风,王列军,冯文猛,等. 我国健康老龄化的挑战与策略选择[J]. 管理世界, 2020, 36(4): 98-106.
Ge Yanfeng, Wang Liejun, Feng Wenmeng, et al. The challenge and strategy selection of healthy aging in China[J]. Journal of Management World, 2020, 36(4): 98-106. (in Chinese)
- [5]Pranav R, Emma C, Oishi B, et al. AI in health and medicine[J]. Nature Medicine, 2022, 28(1): 31-38.
- [6]Ivlev I, Hickman E N, Mcdonagh M S, et al. Use of patient decision aids increased younger women's reluctance to begin screening mammography: A systematic review and meta-analysis[J]. Journal of General Internal Medicine, 2017, 32(7): 803-812.
- [7]欧阳桃花,郑舒文,程杨. 构建重大突发公共卫生事件治理体系:基于中国情景的案例研究[J]. 管理世界, 2020, 36(8): 19-32.
Ouyang Taohua, Zheng Shuwen, Cheng Yang. The management of large-scale public health emergency: A case study of coronavirus epidemic in China[J]. Journal of Management World, 2020, 36(8): 19-32. (in Chinese)
- [8]Chioncel O, Parissis J, Mebazaa A, et al. Epidemiology, pathophysiology and contemporary management of cardiogenic shock—a position statement from the heart failure association of the European society of cardiology[J]. European Journal of Heart Failure, 2020, 22(8): 1315-1341.
- [9]Elahi B. Safety Risk Management for Medical Devices (Second Edition)[M]. New York: Academic Press, 2022.
- [10]Aughey H, Jardine J, Knight H, et al. Iatrogenic and spontaneous preterm birth in England: A population-based cohort study[J]. BJOG: An International Journal of Obstetrics & Gynaecology, 2023, 130(1): 33-41.
- [11]Wang Y Y, Guo C H, Susarla A, et al. Online to offline: The impact of social media on offline sales in the automobile in-

- dustry[J]. *Information System Research*, 2021, 32(2): 582–604.
- [12] Zhang Z, Nan G F, Tan Y. Cloud services vs on-premises software: Competition under security risk and product customization[J]. *Information System Research*, 2020, 31(3): 848–864.
- [13] Kim Y, Ayvaci M, Raghunathan S, et al. When it creates legal vulnerability: Not just overutilization but underprovisioning of health care could be a consequence[J]. *MIS Quarterly*, 2022, 46(3): 1483–1515.
- [14] Brown P, Daigneault A J, Tjernstrom E, et al. Natural disasters, social protection, and risk perceptions[J]. *World Development*, 2018, 104(3): 310–325.
- [15] Menegatti M, Petter R. Changes in risky benefits and in risky costs: A question of the right order[J]. *Management Science*, 2022, 68(5): 3625–3634.
- [16] 孙典, 薛澜, 张路蓬. 新兴技术风险感知扩散机理分析[J]. *科学学研究*, 2021, 39(1): 2–11.
Sun Dian, Xue Lan, Zhang Lupeng. Social contagion of emerging technologies risk perception based on “coupling-evolution” process[J]. *Studies in Science of Science*, 2021, 39(1): 2–11. (in Chinese)
- [17] Bruin D, Bruine W, Bennett D. Relationships between initial COVID-19 risk perceptions and protective health behaviors: A national survey[J]. *American Journal of Preventive Medicine*, 2020, 59(2): 157–167.
- [18] Bearth A, Siegrist M. The social amplification of risk framework: A normative perspective on trust? [J]. *Risk Analysis*, 2022, 42(7): 1381–1392.
- [19] Fiksdal A S, Kumbamu A, Jadhav A S, et al. Evaluating the process of online health information searching: A qualitative approach to exploring consumer perspectives[J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2014, 16(10): 185–193.
- [20] Kasraie N, Jordan D, Keup C, et al. Optimizing communication with parents on benefits and radiation risks in pediatric imaging[J]. *Journal of the American College of Radiology*, 2018, 15(5): 809–817.
- [21] 高杰, 樊慧荣, 李潇潇. 信息不对称下医药营销服务外包契约设计[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(8): 109–126.
Gao Jie, Fan Huirong, Li Xiaoxiao. Pharmaceutical marketing service outsourcing contract design under information asymmetry[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(8): 109–126. (in Chinese)
- [22] Miller R, Wafula F, Onoka C A, et al. When technology precedes regulation: The challenges and opportunities of e-pharmacy in low-income and middle-income countries[J]. *BMJ Global Health*, 2021, 6(5): 1–7.
- [23] De Corniere A, Sarvary M. Social media and news: Content bundling and news quality[J]. *Management Science*, 2022, 69(1): 162–178.
- [24] Wang S, Greenwood B, Pavlou P. Tempting fate: Social media post, unfollowing, and long-term sales[J]. *MIS Quarterly*, 2021, 44(4): 1521–1571.
- [25] Bar-Gill S, Inbar Y, Reichman S. The impact of social vs nonsocial referring channels on online news consumption[J]. *Management Science*, 2021, 67(4): 2420–2447.
- [26] Cristina E T, Cornel O T. Internet of things as key enabler for sustainable healthcare delivery[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2013, 73(2): 251–256.
- [27] Gelper S, van der Lans R, van Bruggen G. Competition for attention in online social networks: Implications for seeding strategies[J]. *Management Science*, 2021, 67(2): 1026–1047.
- [28] Alicea L, Juliana S. Two social lives: How differences between online and offline interaction influence social outcomes[J]. *Current Opinion in Psychology*, 2020, 31(2): 16–21.
- [29] Wang Z, Xia C, Chen Z. Epidemic propagation with positive and negative preventive information in multiplex networks[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 51(3): 1454–1462.
- [30] Lihe Z, Wenshan L, Zhengdi Z. Interplay between epidemic and information spreading on multiplex networks[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2021, 188(10): 268–279.
- [31] Huan W, Chuang M, Han-Shuang C, et al. Effects of asymptomatic infection and self-initiated awareness on the coupled disease-awareness dynamics in multiplex networks[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2021, 400(7): 126084.
- [32] Zhang Y, Su Y, Li W, et al. Interacting model of rumor propagation and behavior spreading in multiplex networks[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2019, 121(4): 168–177.
- [33] Zhu H, Jin Z, Yan X. A dynamics model of two kinds of knowledge transmission on duplex networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2022, 608(12): 128282.
- [34] Zhu H, Yan X, Jin Z. Knowledge transmission model in the multiplex networks with consideration of online and offline channels[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2022, 108(5): 106186.

- [35] 朱宏淼, 闫 辛. 双重网络中考虑自我损耗机制的隐性知识传播模型[J]. 系统工程学报, 2022, 37(4): 433–447.
Zhu Hongmiao, Yan Xin. Tacit knowledge transmission model in dual networks with consideration of ego depletion mechanism[J]. Journal of Systems Engineering, 2022, 37(4): 433–447. (in Chinese)
- [36] 朱宏淼, 齐佳音, 靳 祯, 等. 医联网环境下失真健康信息传播动力学模型与干预策略研究[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(7): 1927–1940.
Zhu Hongmiao, Qi Jiayin, Jin Zhen, et al. Research on distorted health information transmission dynamics model and intervention strategy in internet of healthcare system[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2022, 42(7): 1927–1940. (in Chinese)
- [37] Ghasemaghaei M, Turel O. Why do data analysts take IT-mediated shortcuts? An ego-depletion perspective[J]. Journal of Management Information Systems, 2022, 39(2): 483–512.
- [38] Centola D. An experimental study of homophily in the adoption of health behavior[J]. Science, 2011, 334(6060): 1269–1272.
- [39] Driessche P, Watmough J. Reproduction numbers and sub-threshold endemic equilibria for compartmental models of disease transmission[J]. Mathematical Biosciences, 2002, 180(1): 29–48.

Diffusion model of biased perceived iatrogenic risk and intervention in internet of healthcare systems

ZHU Hong-miao¹, QI Jia-yin^{2, 3 *}, JIN Zhen^{4, 5}

1. School of Management, Shanghai University of International Business and Economics, Shanghai 201620, China;
2. School of Cyberspace Security, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;
3. Key Laboratory of Trustworthy Distributed Computing and Service, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;
4. Institute of Complex Systems, Shanxi University, Taiyuan 030006, China;
5. Shanxi Key Laboratory of Mathematical Techniques and Big Data Analysis on Disease Control and Prevention, Shanxi University, Taiyuan 030006, China

Abstract: Firstly, from the perspective of multiplex network theory, a multi-channel diffusion model of the biased perceived iatrogenic risk (BPIR) in the context of the Internet of Healthcare Systems (IHS) is constructed in this paper. The model considers the interactive effects of perceived diffusion of BPIR among various information channels under IHS. Secondly, the threshold to distinguish whether BPIR spreads among the public under the IHS is obtained. Finally, the parameters of the established theoretical model are estimated and the case analysis is conducted using actual data. The results indicate that: 1) Compared with mere the publicity of correct cognition, the diffusion efficiency of BPIR under IHS would be significantly reduced when the correct cognition dissemination is combined with cognitive correction; 2) Compared with the in-depth control of the diffusion of BPIR in only one or two channels, moderate intervention across all channels results in a more significant reduction in the diffusion efficiency of BPIR.

Key words: internet of healthcare systems; biased perceived iatrogenic risk; social dissemination; multiplex networks; transmission dynamics in complex networks