

医患在线行为对于医患信任建立的影响研究 ——以好大夫在线为例

张珂, 张建同*

同济大学经济与管理学院, 上海

收稿日期: 2025年9月3日; 录用日期: 2025年10月28日; 发布日期: 2025年11月5日

摘要

目的/意义: 在线健康社区中, 患者择医行为的产生以建立医患信任为前提。文章研究了在线健康社区中医患在线行为对医患信任建立的影响机制。方法/过程: 本文依据信任源和信任传递理论视角, 采用好大夫在线平台的真实医患互动数据, 研究医生在线行为和患者在线行为对患者择医行为的影响机制, 并进一步探讨疾病风险对于医生善意信任和患者信任传递的调节作用。结果/结论: 代表善意维度的医生主动开通服务数、个人发布的视频/直播回放数、争取的在线荣誉数及信息披露程度, 以及代表信任传递的患者关注行为、好评数、赠送礼物数均积极影响患者择医行为, 且疾病风险负向调节信任传递中的粉丝数、正向调节好评数对择医行为的影响, 一定程度上修正了过多科普文章总是正向影响患者择医的传统观点, 为相关理论的发展和完善提供了参考。

关键词

在线健康社区, 信任, 在线行为, 疾病风险

Research on the Impact of Online Doctor-Patient Behaviors on Trust Building —Taking Haodf.com as an Example

Ke Zhang, Jiantong Zhang*

School of Economics & Management, Tongji University, Shanghai

Received: September 3, 2025; accepted: October 28, 2025; published: November 5, 2025

Abstract

Purpose/Significance: In online health communities, the establishment of doctor-patient trust is a

*通讯作者。

文章引用: 张珂, 张建同. 医患在线行为对于医患信任建立的影响研究[J]. 建模与仿真, 2025, 14(11): 47-60.
DOI: 10.12677/mos.2025.1411638

prerequisite for patients' doctor-selection behavior. This paper aims to identify which online behaviors of doctors and patients in online health communities can promote the establishment of doctor-patient trust and further encourage patients to choose doctors. Method/Process: From the perspective of trust and based on the theories of trust sources and trust transfer, this study crawls real-world doctor data from Haodf.com. It examines the impacts of various online behaviors of doctors and patients on patients' doctor-selection behavior and explores the moderating effect of disease risk on doctors' benevolent trust and patients' trust transfer. Result/Conclusion: The number of services actively provided by doctors, the number of videos/live-stream replays posted by doctors, the number of online honors obtained, and the degree of information disclosure, which represent the benevolence dimension, as well as patients' attention behavior, the number of positive reviews, and the number of gifts presented, which represent trust transfer, all have positive impacts on patients' doctor-selection behavior. Moreover, disease risk negatively moderates the influence of the number of fans in trust transfer on doctor-selection behavior and positively moderates the influence of the number of positive reviews, and revises the traditional view that an excessive number of popular science articles always have a positive impact on patients' doctor-selection behavior, providing a reference for the development and improvement of relevant theories.

Keywords

Online Health Community, Trust, Online Behaviors, Disease Risk

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在线健康社区向人们提供了搜寻健康资讯的重要平台[1], 如 39 健康网、好大夫在线、春雨医生等平台, 通过提供在线文字咨询、电话问诊、图文咨询等服务, 帮助医患双方建立联系。根据《2025 年中国互联网医疗行业消费行为调查数据》, 健康教育与资讯已成为患者侧具备一定使用频率的服务类型[2], 使患者可以方便快捷地获取医疗建议; 同时, 部分医生开始在互联网健康社区上发表视频、撰写科普文章等, 积累粉丝, 成为“明星医生”, 提升了自身的知名度和在线影响力[3] [4]。

通过国内外研究分析发现, 当前在线健康社区的行为研究包括知识共享意愿[5]、在线健康管理[6]、医患交流文本特征[7]及情感分析[8]、在线健康资讯搜索[9]等方向。然而, 这些研究中却较少关注到健康社区中医生发表作品、获得在线荣誉、积累粉丝等行为以及患者在线评价、在线送礼等行为对医患关系建立的影响。

作为高信任度要求的服务, 医疗健康服务中是否发生择医行为高度依赖医患信任建立[10]。分析国内外相关研究可以发现, 用户往往对于高声誉的在线医疗平台产生更强的信任感[11]; 医生头衔越高、任职医院等级越高, 越容易赢得患者的信任[12]。对于施信方(患者)而言, 受信方(医生)对外呈现的信息, 包括个人素质(能力、仁慈、诚信)及网络声誉(患者评论与评分)等, 可以在不同程度上影响患者的择医行为[13] [14]。医患互动作为在线健康社区的重要功能, 从医生视角看, 其发表文章或作品、在线直播义诊等行为可能传达出其可信度; 从患者角度看, 患者诊后在线评论、对医生“加关注”等行为实际上传递了患者对医生的信任关系, 进而可能影响患者未来的选择。因此, 为进一步明晰在线健康社区中择医行为产生的影响因素及关键路径, 有必要深入研究医患在线行为对医患信任建立的作用机制。

综上,本研究从信任视角出发,基于信任源与信任传递理论,结合医生个人属性因素,研究在线健康社区中医患在线行为对医患信任建立的作用机制,同时考虑疾病风险程度的调节作用,探讨互联网医疗社区中的医患在线行为对患者择医行为的影响路径。本研究为在线医疗平台医患关系提供理论参考,也为在线健康社区的建设与优化(包括医生激励、患者择医与平台建设等方面)提供实践启示。

2. 理论基础与研究假设

2.1. 医生在线行为对患者择医行为的影响

Ring 等指出,交易的两方必须衡量彼此的可信任度,以减轻信息不对称带来的交易风险[15]。在信任源理论中,Mayer 等在 1995 年提出的信任三维度模型被广大学者认同,将信任分为善意信任、能力信任和诚实信任三个维度[16]。其中,善意信任指被信任者主动对信任者做出一些有益的事,以满足自我的利他动机;能力信任指受信方在某一领域有丰富的经验或具备一定影响力;诚实信任指受信方会坚持一套施信方认可的原则(如展示本人真实信息)以减少交易中的信息不对称性。在线健康社区领域中,Corritorecl 等指出医患信任是在线健康服务成功的重要关键因素之一[17];Audrain-Pontevia 和 Menvielle 则进一步探讨了在线健康社区用户之间的互信如何影响患者对医生的信任和满意度,强调了信任在在线医疗环境中的核心作用[18]。

O'Brien 和 Toms 指出,用户的在线行为的活跃度是衡量平台成功程度的核心指标之一,较多的用户参与行为不仅能增强用户体验,还能推动平台的持续发展[19]。Busalim 和 Ghabban 研究了内容发布频率对用户在线行为参与度的影响,发现高质量且频繁的内容更新能促使用户频繁访问并参与互动[20]。在线健康社区不仅为医生提供了多种服务形式,如视频诊断、家庭医生、团队接诊等,也为医生提供了较多经营个人账号的能力,如个人视频号、科普文章号及义诊直播间等,其中绝大多数功能由医生自愿开通。医生深思熟虑的在线反应不仅是为了与患者进行社会互动,也是为了表达他们的专业知识水平[21]。由此可知,医生愿意提供的服务数越多,代表医生在医疗社区中付出的努力越大,且越多的服务类型为患者提供越多的就医方式选择,具备一定的利他性;同时,医生在个人账号中产出的多模态信息也具备公益及利他属性,可能会影响善意信任进而影响其择医行为。下面提出信任源维度中关于善意信任的假设:

H1a: 医生开通的在线服务类型数正向影响患者的择医行为;

H1b: 医生发表的视频数/直播回放数正向影响患者的择医行为;

H1c: 医生发表的科普文章数正向影响患者的择医行为。

医生的职称一般综合医生的专业资格考试认证、学历水平、工作经验等维度的表现进行划分,体现了医生的专业水平[22]。医生的医学职称、学术职称、就职医院等级,以及医生取得的在线荣誉数,在一定程度上传递了医生能力水平的信号。本文纳入相关变量,提出信任源维度中关于能力信任的相关假设,以增强研究的可解释性:

H2a: 医生取得的在线荣誉数正向影响患者的择医行为;

H2b: 医生的个人医学职称正向影响患者的择医行为;

H2c: 医生的个人学术职称正向影响患者的择医行为;

H2d: 医生的就职医院等级正向影响患者的择医行为。

此外,在线医疗平台为医生提供了各种信息披露类型,如执业证书、个人头像等。Oliveira 等指出,企业展示的真实状况可以通过诚实信任的维度影响消费者购买意愿[23]。在互联网医疗社区的环境中,由于缺乏面对面交流,信息不对称性及风险可能更高,因此医生主动披露的个人信息更多,则更可能获得

患者的信任。由此提出信任源维度中关于诚实信任的假设:

H3: 医生信息披露程度正向影响患者的择医行为。

2.2. 患者在线行为对患者择医行为的间接影响

信任传递是指, 当施信方对于受信方的信任, 是通过第三方对于受信方的信任而获取, 即人们可以通过信任传递的方式对于陌生事物做出可信度的预期[24]。Eric 等指出, 社交网站中, 在线口碑可以通过信任传递的方式影响用户的购买意愿[25]。患者在线评论、赠送虚拟礼物、成为医生粉丝等行为为患者提供了更多的参考信息, 从而促进患者决策。由此提出信任传递视角的相关假设:

H4a: 医生粉丝数正向影响患者的择医行为;

H4b: 患者诊后正向评价数正向影响患者的择医行为;

H4c: 医生收到虚拟礼物数正向影响患者的择医行为。

2.3. 疾病风险的调节作用

患有不同风险疾病的患者, 其自身的认知需求和涉入深度可能不同[26], 即在线健康社区中, 疾病风险影响着患者的信息处理模式, 有可能调节着各类医生特征对择医行为的影响强度。高疾病风险(如恶性肿瘤、心血管疾病)意味着更高的威胁感知度和健康决策后果的严重性。这种情境显著提升了患者的涉入深度, 即有更大的动机付出更多的努力处理与医生自身相关的信息。Claggett 从精细加工可能性模型(Elaboration Likelihood Model, ELM)的角度出发, 指出人们对于健康建议的犹豫往往来源于对可信度的怀疑[27]。这意味着患有更高风险疾病的患者, 对有关医生核心能力(技术、诊断准确性、可靠性)的诊断性信息更可能投入自身认知资源。

视频/直播回放数与科普文章数直接承载专业知识水平与临床思维能力, 天然具备高诊断性。高疾病风险患者可能会更积极获取此类内容, 从而更容易对医生建立信任。由此提出假设:

H5a: 疾病风险对医生发表的视频数/直播回放数与患者择医行为之间的关系具有正向调节作用;

H5b: 疾病风险对医生发表的科普文章数与患者择医行为之间的关系具有正向调节作用;

随着新媒体的不断发展, 粉丝的互动性、积极性以及群体性使得粉丝效应的作用范围和作用效果不断扩展[28]。然而, 以往针对粉丝效应的研究往往集中于电商等冲动消费领域, 在线医疗场景下, 患有高风险疾病的患者更可能不受粉丝效应的影响。由此提出假设:

H5c: 疾病风险对医生粉丝数与患者择医行为之间的关系具有负向调节作用;

在网上交易中, 卖方的个人声誉对其销售量有正面的影响[29]。诊后好评数为医生声誉的累积证据, 高风险患者可能更依赖数量所隐含的统计显著性, 来降低个体评价偏差。由此做出假设:

H5d: 疾病风险对患者诊后正向评价数与患者择医行为之间的关系具有正向调节作用;

虚拟礼物数因涉及经济成本, 本质是一种以信任、依赖为前提产生的行为承诺(Behavioral Commitment)[30], 代表深度满意患者的高强度认可, 高风险患者可能更重视此类行为隐含的疗效与人文关怀价值, 进而促进患者决策。由此提出假设:

H5e: 疾病风险对医生收到的虚拟礼物数与患者择医行为之间的关系具有正向调节作用。

2.4. 假设模型

根据以上假设, 得出图 1 所示的假设模型, 其中医生在线行为分为善意、能力、诚实三个维度, 与医生在线口碑共同作用于患者的择医行为。由于本文站在群体视角考虑医患双方的行为及影响效果, 暂不考虑纳入患者个体特征的影响。

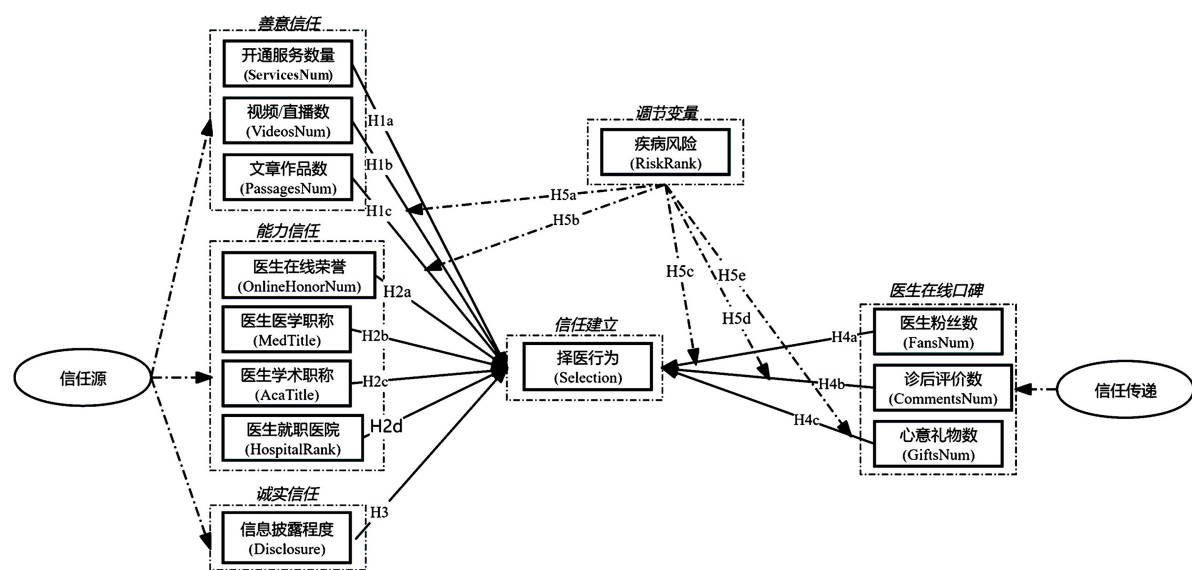


Figure 1. Research model
图 1. 研究模型

3. 变量设计与数据采集

3.1. 变量设计

本文具体研究变量及相应描述如表 1 所示。

Table 1. Description of research variables
表 1. 研究变量描述

变量类型	变量名	变量说明
因变量	择医行为 (Selection)	双周内增加的患者咨询量
自变量(信任源)	医生开通服务数 (ServicesNum)	医生主动开通的在线健康服务类型的总数，共在线问诊、预约挂号、私人医生、团队接诊、约住院/手术 5 种类型
	医生发布视频/直播回放数 (VideosNum)	医生在个人科普号发布的视频数(包含直播回放)
	医生发表科普文章数 (PassagesNum)	医生在个人科普号发布的除去视频之外的文字类作品篇数
	医生在线荣誉获得数 (OnlineHonorNum)	医生获得“年度好大夫”称号的届数
	医生医学职称 (MedTitle)	医师为 1、主治医师为 2、副主任医师为 3、主任医师及以上为 4
	医生学术职称 (AcaTitle)	没有教职为 0、助教为 1、讲师为 2，副研究员/副教授为 3、研究员/教授为 4
	医生就职医院等级 (HospitalRank)	三甲医院为 1，其他为 0
	信息披露程度 (Disclosure)	是否有医生头像和执业证书。有头像为 1，无头像为 0；有执业证书为 1，反之为 0

续表

自变量(信任传递)	医生粉丝数 (FansNum)	医生个人账号获得的粉丝数
	医生收获正向评价数 (CommentsNum)	剔除一般/不满意评价后剩余的医生获取评价总数
	医生收获心意礼物数 (GiftsNum)	医生收获的在线虚拟礼物总数
调节变量	疾病风险等级 (RiskRank)	高风险为 1，低风险为 0

3.2. 数据收集与预处理

本文选取好大夫在线作为实证研究对象。好大夫在线成立于 2006 年，被认为是中国专业程度最高、规模最大的在线健康社区之一[31]，患者可以在该平台上向医生发起问诊或预约，并在医生的个人账号浏览医生发布的多模态资讯，并依据医生在线透传的信息对医生产生认知，最终产生择医行为，因此本文在好大夫平台上收集相关数据来验证本文提出的研究假设。

Table 2. Disease classification
表 2. 疾病分类

疾病名称	疾病类型	数据选取依据
糖尿病	高风险疾病	文献[32] [33]中选取的疾病交集
脑梗塞		
肝硬化		
冠心病		
抑郁症	低风险疾病	文献[32] [33]中选取的疾病交集
月经失调		
胃炎		
乙肝		
高血压		
脑血管病(中风)	高风险疾病	世界卫生组织截至 2023 年 9 月公布的数据
肺癌		
慢性阻塞性肺病(慢阻肺)		
肝癌		
结肠癌		
乳腺癌		
贫血	低风险疾病	好大夫在线平台的常见低风险疾病
鼻炎		
上呼吸道感染(普通感冒)		
骨折		
牙痛		

本文选取的疾病种类如表 2 所示。研究共选取 10 种高风险疾病和 10 种低风险疾病，结合文献[32][33]中选取的疾病交集，选取糖尿病、脑梗塞等 4 种高风险疾病，抑郁症、月经失调等 5 种低风险疾病。此外，依据世界卫生组织截至 2023 年 9 月公布的数据，依照死亡率由高到低依次去重选取脑血管病(中风)、肺癌、慢性阻塞性肺病(慢阻肺)、等 6 种高风险疾病；选取好大夫在线平台上流行的贫血、鼻炎等 5 种低风险疾病。

利用 Python 代码，选取 2025 年 2 月 14 日和 2025 年 2 月 28 日两个时间点，分别在好大夫在线平台上爬取数据。爬取过程中发现，网站某疾病下属医生排序规则具备固定性，因此针对单种疾病仅获取网页前至多 400 位医生，以降低曝光带来的医生选择差异；此外，由于存在单位医生可治疗多种疾病的情况，按照高风险疾病优先原则对于获取的医生数据进行去重。

爬取阶段共获取数据 7981 条，经上述去重处理，最终获得主治高风险疾病医生共 2820 位，主治低风险疾病医生共 2993 位。依照自变量及因变量对应网站信息，最终获取的医生数据各字段包括：医生姓名、14 天内增加患者数、是否有个人头像、是否有执业证书、医学职称、学术职称、所在城市、所属医院、患者正向评价数、开通服务种类、收到心意礼物数、获得“年度好大夫”称号届数、发布视频/直播数、发布科普文章数及个人粉丝数，其中 14 天内增加患者数由两个时间点的患者数作差值得出。

对上述获取的原始数据进行数据预处理，分别通过数据清洗得到满足描述性统计要求的数据。数据清洗后最终获得 5276 条有效数据，清洗后的数据示例如表 3 所示。

Table 3. Example of cleaned data

表 3. 清洗后数据示例

MedTitle	AcaTitle	Disclosure	Selection	CommentsNum	GiftsNum	OnlineHonorNum	ServicesNum	VideosNum	PassagesNum	FansNum	HospitalRank	RiskRank
4	4	2	161	4880	5250	4	0	0	18	37,531	1	1
4	0	2	12	1023	666	1	3	140	22	6664	1	1
4	4	2	114	907	762	7	3	1	113	14,445	1	1
4	0	2	104	1539	236	3	3	107	17	6475	1	1
4	0	2	110	1399	1324	4	4	66	91	11,881	1	1
3	0	2	37	699	422	2	2	1	3	11,689	1	1
3	3	2	25	1324	835	5	1	0	38	11,679	1	1
4	0	2	13	357	31	0	3	0	6	11,908	1	1

4. 实证研究

4.1. 描述性统计和相关性分析

变量的描述性统计见表 4。考虑到因变量和自变量存在不呈正态分布的可能性，因此采用取对数($\ln(x+1)$)进行转换。转换之后，各个变量偏度控制在 3 以下。

Table 4. Descriptive statistics for variables

表 4. 变量描述性统计

变量	平均值	标准差	偏度	峰度	最小值	最大值
Selection	15.12	33.050	6.437	90.503	0	824

续表

ServicesNum	2.00	1.141	-0.023	-0.710	0	5
VideosNum	13.35	103.160	17.804	416.402	0	3146
PassagesNum	38.68	216.099	22.586	734.220	-2273	8951
OnlineHonorNum	0.48	1.420	3.750	15.666	0	12
MedTitle	3.62	0.667	-1.692	2.174	1	4
AcaTitle	2.51	1.739	-0.622	-1.418	0	4
HospitalRank	0.95	0.208	-4.384	17.229	0	1
Disclosure	1.79	0.443	-1.997	3.201	0	2
FansNum	3303.44	5137.512	3.774	22.590	0	64,863
CommentsNum	298.79	459.106	3.532	18.512	0	4880
GiftsNum	238.89	541.208	7.296	92.239	0	11,586
RiskRank	0.53	0.499	-0.137	-1.982	0	1

变量相关性分析见表 5。各自变量之间不存在高度相关, 且绝大多数自变量与因变量之间存在显著相关关系, 与假设保持一致。

Table 5. Variable correlation analysis
表 5. 变量相关性分析

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Selection	1												
ServicesNum	0.480**	1											
VideosNum	0.325**	0.320**	1										
PassagesNum	0.380**	0.404**	0.434**	1									
OnlineHonorNum	0.487**	0.272**	0.314**	0.313**	1								
MedTitle	-0.101**	-0.079**	-0.036**	0.059**	0.019	1							
AcaTitle	-0.210**	-0.171**	-0.087**	-0.005	-0.028*	0.574**	1						
HospitalRank	0.030*	-0.019	-0.033*	-0.028*	0.017	0.070**	0.084**	1					
Disclosure	0.306**	0.354**	0.175**	0.334**	0.148**	-0.042**	-0.120**	-0.023	1				
FansNum	0.566**	0.407**	0.321**	0.564**	0.401**	0.036**	-0.055**	0.043**	0.340**	1			
CommentsNum	0.557**	0.442**	0.331**	0.545**	0.466**	0.103**	0.018	0.038**	0.346**	0.708**	1		
GiftsNum	0.565**	0.472**	0.350**	0.583**	0.493**	0.097**	-0.003	0.033*	0.395**	0.714**	0.858**	1	
RiskRank	0.010	-0.037**	-0.067**	-0.118**	0.043**	0.125**	0.111**	0.072**	-0.034*	-0.145**	-0.038**	-0.001	1

注: ***表示 $p < 0.01$, **表示 $p < 0.05$, *表示 $p < 0.1$ 。

4.2. 回归模型构建

本文从信任源和信任传递两个角度出发, 研究医生在线行为及患者在线行为对医患信任建立(即择医行为)产生的影响, 并探究疾病风险在善意信任及信任传递对于择医行为的影响路径上发挥的调节作用。建立多元回归模型:

$$\begin{aligned}
\ln(\text{Selection}) = & \beta_0 + \beta_1 \text{ServicesNum} \\
& + \beta_2 \ln(\text{VideosNum}) + \beta_3 \ln(\text{PassagesNum}) \\
& + \beta_4 \text{OnlineHonorNum} + \beta_5 \text{Medtitle} \\
& + \beta_6 \text{Acatitle} + \beta_7 \ln(\text{HospitalRank}) \\
& + \beta_8 \text{Disclosure} + \beta_9 \ln(\text{FansNum}) \\
& + \beta_{10} \ln(\text{CommentsNum}) + \beta_{11} \ln(\text{GiftsNum}) \\
& + \beta_{12} \text{Risk} * \ln \text{VideosNum} + \beta_{13} \text{Risk} * \ln(\text{PassagesNum}) \\
& + \beta_{14} \text{Risk} * \ln(\text{FansNum}) + \beta_{15} \text{Risk} * \ln(\text{CommentsNum}) \\
& + \beta_{16} \text{Risk} * \ln(\text{GiftsNum}) + \varepsilon
\end{aligned}$$

其中 ServicesNum、VideosNum 和 PassagesNum 代表对医生的善意信任维度, OnlineHonorNum、MedTitle、AcaTitle 和 HospitalRank 代表对医生的能力信任维度, Disclosure 代表对医生的诚实信任维度。FansNum、CommentsNum 和 GiftsNum 代表在线口碑的信任传递作用。

β_0 为常数项, $\beta_1 \sim \beta_{16}$ 为回归系数, ε 为随机扰动项。Risk * ln VideosNum 检验疾病风险对医生发表的视频数/直播回放数与患者择医行为之间关系的调节作用, Risk * ln(PassagesNum) 检验疾病风险对医生发表的科普文章数与患者择医行为之间关系的调节作用, Risk * ln(FansNum) 检验疾病风险对医生粉丝数与患者择医行为之间关系的调节作用, Risk * ln(CommentsNum) 检验疾病风险对患者诊后正向评价数与患者择医行为之间关系的调节作用, Risk * ln(GiftsNum) 检验疾病风险对医生收到虚拟礼物数与患者择医行为之间关系的调节作用。

4.3. 回归分析

用 Stata 软件进行多元回归分析。表 6 中给出了分层回归的结果。模型 1 中包含自变量, 模型 2 在模型 1 的基础上增加了 5 个交互项。由调整后的 R^2 可知模型整体设计合理; 各变量 VIF 均小于 10, 说明回归方程中不存在严重的多重共线性问题。

4.3.1. 医生在线行为对患者择医行为的影响机制分析

(1) 善意信任

由模型 1 的回归结果可知, 在信任源方面, 医生个人的在线行为中, 代表善意信任的医生开通服务数($\beta = 0.259$)、医生发布视频/直播回放数($\beta = 0.059$)均在 1% 的水平上正向显著, 说明在健康社区中医生主动开通的服务数、发布的视频/直播回放数正向影响患者择医行为的产生, H1a、H1b 得到验证。

医生发表科普文章数($\beta = 0.408$)在 1% 的水平上负向显著, 说明在健康社区中医生发表的科普文章数负向影响患者择医行为的产生, 拒绝假设 H1b。本文对科普文章数量的负向影响给出如下合理的逻辑推测作为解释:

第一, 患者在择医过程中更关注能够直接反映医生专业能力与实际疗效的信息, 例如临床经验、患者评价和成功案例等。相比之下, 科普文章虽然能够体现医生的知识储备, 但其作为间接信号, 对医生专业水平与治疗结果的指示作用较弱;

第二, 过多的科普文章易导致内容同质化与信息冗余, 使患者在获取信息时产生认知负担与审美疲劳, 反而削弱了其择医意愿。

(2) 能力信任

代表能力信任的在线荣誉获得数($\beta = 0.712$)在 1% 的水平上正向显著, 说明在健康社区中, 医生获得的在线荣誉数正向影响患者择医行为的产生, H2a 得到验证。医生就职医院等级($\beta = 0.298$)称在 5% 水平

上正向显著, 说明医生就医院等级正向影响患者择医行为, H2d 得到验证。

医生医学职称($\beta = -0.095$)和医生学术职称($\beta = -0.115$)在 1%的水平上负向显著, 说明在健康社区中, 医生本人的学术职称和医学职称负向影响患者择医行为的产生, 拒绝假设 H2b、H2c。本文对医生职称的负向影响给出如下合理的逻辑推测作为解释:

第一, 在线健康社区中可能存在的信息过载特征, 使得患者可能更关注直观易获取的信息, 如在线荣誉、患者评价等, 而对医生的医学职称和学术职称的重视程度相对降低;

第二, 患者在面对大量信息时, 可能会产生信息过载的情况, 难以准确判断医学职称和学术职称所代表的医生真实能力;

第三, 在线健康社区的环境与传统的线下医疗环境有所不同, 患者在健康社区中寻求医疗建议和帮助时, 可能更注重医生的沟通能力、服务态度和对患者的关注度。高职称医生由于工作繁忙等原因, 可能无法在健康社区中及时、有效地与患者进行沟通, 也难以提供个性化的服务。相比之下, 一些低职称医生可能更有时间和精力与患者互动, 解答患者的疑问, 满足患者的特殊需求, 因此更可能收获患者信任。

(3) 诚实信任

代表诚实信任的信息披露程度($\beta = 0.138$)在 1%水平上显著, 说明医生信息披露程度正向影响患者择医行为, H3 得到验证。

4.3.2. 患者在线行为对患者择医行为的影响机制分析

在信任传递方面, 患者在线行为中, 代表信任传递的对某医生的关注行为(表现为医生粉丝数, $\beta = 0.180$)、正向评价行为(表现为医生收获正向评价数, $\beta = 0.131$)、赠送礼物行为(表现为医生收获心意礼物数, $\beta = 0.059$), 均在 1%的水平上显著, 说明在线健康社区中, 患者的关注、正向评价、赠送礼物行为反映医生以往服务患者对其的信任程度, 进而会对其他患者选择该医生产生正向影响, 促进潜在医患信任的建立, 假设 H4a、H4b、H4c 得到验证。

4.3.3. 疾病风险的调节作用分析

由模型 2 的回归结果可知, 疾病风险与医生粉丝量($\beta = -0.176$)、疾病风险与医生获得正向评论数($\beta = -0.270$)两个交互项在 1%的水平上显著, 说明患有高风险疾病的患者更可能不受粉丝量干扰、更倾向选择好评数多的医生, 假设 H5c、H5d 成立。疾病风险与医生发表视频/直播回放数、疾病风险与医生发表科普文章数及疾病风险对医生收到虚拟礼物数三个交互项对患者择医行为无明显影响, 假设 H5a、H5b、H5e 不成立。本文对上述三项调节作用给出如下合理的逻辑推测作为解释:

第一, 虽然视频直播回放及科普文章天然具备承载专业知识与临床思维的能力, 但实际情况中, 医生发布的科普作品可能存在专业知识讲解不清晰、内容陈旧、缺乏针对性等问题, 而高风险疾病患者需要的是精准、最新且高度适配自身病情的信息, 因此若科普内容无法满足这些需求, 即使数量众多, 患者也不会因此对医生产生更多信任, 进而不会影响其择医行为;

第二, 针对虚拟礼物, 高风险患者在选择医生时, 可能更关注医生的专业技能、临床经验、口碑等核心因素, 而对虚拟礼物这种相对次要的因素往往忽视, 即患者更关心医生能否准确诊断病情、制定有效的治疗方案, 以及是否具有良好的沟通能力和责任心, 因此虚拟礼物所隐含的疗效与人文关怀价值在患者的决策过程中所占的比重较小。

为进一步探究高风险疾病对于信任传递的调节作用的具体效果, 分别对高风险组和低风险组进行多元回归, 回归结果见表 7。回归结果显示, 低风险组中医生的粉丝数对于患者择医影响更大, 进一步验证高风险疾病的患者更可能不受粉丝量干扰; 同时, 高风险组中患者的正向评论数显著影响患者择医行为,

进一步验证高风险疾病的患者更倾向选择好评数多的医生。
此外，分组回归的各项系数与分组前模型的研究结果基本一致，验证模型具备一定的稳健性。

Table 6. Stratified regression results
表 6. 分层回归结果

变量	模型 1	模型 2
ServicesNum	0.259***	0.248***
ln(VideosNum)	0.059***	0.074***
ln(PassagesNum)	-0.048***	-0.025
ln(OnlineHonorNum)	0.712***	0.689***
MedTitle	-0.095***	-0.091***
AcaTitle	-0.115***	-0.121***
ln(HospitalRank)	0.298**	0.247**
Disclosure	0.138***	0.102***
ln(FansNum)	0.180***	0.333***
ln(CommentsNum)	0.131***	-0.028
ln(GiftsNum)	0.059***	0.001
RiskRank × ln(VideosNum)	——	-0.023
RiskRank × ln(PassagesNum)	——	-0.021
RiskRank × ln(FansNum)	——	-0.176***
RiskRank × ln(CommentsNum)	——	0.270***
RiskRank × ln(GiftsNum)	——	0.048
Contant	-0.953***	-1.087***
R ²	0.496	0.508
调整后的 R ²	0.495	0.506
F 变化量	469.889	25.700

注：***表示 $p < 0.01$ ，**表示 $p < 0.05$ ，*表示 $p < 0.1$ 。

Table 7. Grouped regression results
表 7. 分组回归结果

变量	高风险组	低风险组
ServicesNum	-0.615***	0.229***
ln(VideosNum)	0.258***	0.066***
ln(PassagesNum)	0.059***	-0.027
ln(OnlineHonorNum)	-0.037**	0.658***
MedTitle	0.712***	-0.044
AcaTitle	-0.178***	-0.143***
ln(HospitalRank)	-0.095***	0.112
Disclosure	0.336**	0.040

续表

ln(FansNum)	0.138***	0.446***
ln(CommentsNum)	0.130***	0.000
ln(GiftsNum)	0.178***	-0.063
Contant	-0.615***	-1.672***
R ²	0.497	0.527
调整后的 R ²	0.495	0.525
F 变化量	219.699	284.014

注：***表示 $p < 0.01$ ，**表示 $p < 0.05$ ，*表示 $p < 0.1$ 。

5. 讨论与展望

本研究聚焦在线健康社区中医患双方的在线行为对医患信任建立的影响机制，通过分层回归分析与分组回归验证，揭示了信任源(医生行为)与信任传递(患者行为)的双路径作用及疾病风险的调节效应。

在信任源方面，代表善意信任的医生开通服务数、发布视频/直播回放数对患者择医行为有正向影响，而医生发表科普文章数则对患者择医行为有负向影响，我们推测科普文章作为间接能力信号，其效果可能弱于患者评价等直接信息。过量科普易致信息同质化，反增患者认知负担，从而削弱择医意愿；代表能力信任的医生获得在线荣誉数、医生就职医院等级对患者择医行为有正向影响，而医生医学职称和学术职称则对患者择医行为为负向影响，我们推测在线健康社区的信息过载与互动模式可能削弱了高职称医生的传统优势，使其沟通及时性不足的短板被放大，而低职称医生则因互动积极更易获信任；代表诚实信任的信息披露程度对患者择医行为存在正向影响。

在信任传递方面，患者的关注、正向评价、赠送礼物行为均对患者择医行为存在正向影响。其中，疾病风险对于好评数对择医行为的影响具备显著正向调节作用，即患有高风险疾病的患者更倾向选择好评数多的医生；然而，疾病风险对于粉丝数对择医行为的影响具备显著负向调节作用，即高风险疾病患者可能更不易受粉丝量干扰，这对常识性观点进行了一定修正。

本文具备一定理论意义。首先，本文从信任源和信任传递两个方面出发，引入医患行为在其中发挥的作用，全面分析了医患在线行为对医患信任建立的影响，丰富了医患信任的内涵和影响因素，为医患信任理论的发展提供了新的视角和实证依据。其次，本文深化了对疾病风险调节作用的认识，揭示了其在医患信任建立过程中的重要作用，尤其明确了其在粉丝数的影响路径中起到的负向作用，明确了不同疾病风险下患者择医行为的差异，完善了现有理论模型，有助于更深入理解医患信任建立的动态过程。最后，本文验证相关理论假设，如医生开通服务数、发布视频/直播回放数等对患者择医行为的正向影响；同时也对一些传统观点进行了修正，如医生高职称和过多科普文章并非总是正向影响患者择医行为，为相关理论的发展和完善提供了参考。

本研究不仅深化了对在线健康社区中医患互动与信任机制的理解，也为医生激励、患者择医及平台建设等实践问题提供了有益参考。对医生而言，其应积极拓展在线服务，增加视频/直播回放的发布量，以此提高患者的关注度与信任度。发布科普文章时要注重质量，确保内容准确、新颖、有针对性，避免因质量问题导致患者信任度降低；此外，医生应合理利用自身职称和医院等级等优势，并加强信息披露，展示个人的专业资质、临床经验、治疗方案等信息，增强患者的信任感，但不能仅依赖这些外在因素，更要注重提升自身专业技能和沟通能力。对患者而言，其在选择医生时，应综合考虑医生的多方面信息，即职称和粉丝量不能完全代表医生的实际水平，综合考虑多方面信息方能更准确地评估医生的能力，患

有高风险疾病的患者, 要更加谨慎地选择医生, 重点关注医生的正向评价数等关键信息。最后, 在线健康社区平台应加强对医生科普文章的审核与管理, 提高科普内容的质量, 优化平台的信息展示功能, 突出医生的关键信息, 如正向评价数等, 方便患者获取和比较, 此外, 需建立健全的医患信任评价机制, 为患者提供更准确、客观的医生评价信息。

本研究依然存在一定局限性。本研究使用的样本仅来自“好大夫在线”健康社区, 不能完全代表所有患者和医生的情况, 对于不同健康社区, 结论可能存在一定的偏差, 未来研究可以扩大样本范围, 涵盖不同地区、不同类型的在线健康社区, 以提高研究结果的普遍性和适用性; 进一步地, 医生发表科普文章数与医生职称对患者择医行为负向影响亦基于在线社区环境特点, 其普遍性、线下适用性及长期影响仍需进一步验证; 此外, 由于疾病种类繁多, 研究针对疾病风险调节作用的探索, 仅限于高死亡率疾病及常见疾病两个维度, 尚未考虑到其他风险区间的疾病, 后续可进一步细化疾病风险等级划分, 以提供更加具备实践性的研究结论。

参考文献

- [1] Yan, Z., Wang, T., Chen, Y. and Zhang, H. (2016) Knowledge Sharing in Online Health Communities: A Social Exchange Theory Perspective. *Information & Management*, **53**, 643-653. <https://doi.org/10.1016/j.im.2016.02.001>
- [2] 艾媒咨询. 2025 年中国互联网医疗行业消费行为调查数据[R]. 艾媒研究院, 2015.
- [3] Goh, J.M., Gao, G. and Agarwal, R. (2016) The Creation of Social Value: Can an Online Health Community Reduce Rural-Urban Health Disparities? *MIS Quarterly*, **40**, 247-263. <https://doi.org/10.25300/misq/2016/40.1.11>
- [4] Yan, L. and Tan, Y. (2017) The Consensus Effect in Online Health-Care Communities. *Journal of Management Information Systems*, **34**, 11-39. <https://doi.org/10.1080/07421222.2017.1296742>
- [5] Zhao, J., Wang, T. and Fan, X. (2015) Patient Value Co-Creation in Online Health Communities: Social Identity Effects on Customer Knowledge Contributions and Membership Continuance Intentions in Online Health Communities. *Journal of Service Management*, **26**, 72-96. <https://doi.org/10.1108/josm-12-2013-0344>
- [6] 吕琳媛, 周涛. 链路预测[M]. 北京: 高等教育出版社, 2013: 74-77.
- [7] 何帆, 赵梦石, 刘思源, 范昊. 基于医患互动的在线医疗平台医生的画像构建与优化策略[J]. 现代情报, 2025, 45(10): 125-137.
- [8] 郭羽婷, 姚宣合. 基于主题挖掘和情感分析的在线健康社区用户评论研究[J]. 现代情报, 2025, 45(8): 135-145.
- [9] Lin, C.A., Atkin, D.J., Cappotto, C., Davis, C., Dean, J., Eisenbaum, J., et al. (2015) Ethnicity, Digital Divides and Uses of the Internet for Health Information. *Computers in Human Behavior*, **51**, 216-223. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.04.054>
- [10] 曾宇颖, 郭道猛. 基于信任视角的在线健康社区患者择医行为研究——以好大夫在线为例[J]. 情报理论与实践, 2018, 41(9): 96-101+113.
- [11] Qiao, W., Yan, Z. and Wang, X. (2021) Join or Not: The Impact of Physicians' Group Joining Behavior on Their Online Demand and Reputation in Online Health Communities. *Information Processing & Management*, **58**, Article 102634. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102634>
- [12] Daskivich, T.J., Houman, J., Fuller, G., Black, J.T., Kim, H.L. and Spiegel, B. (2018) Online Physician Ratings Fail to Predict Actual Performance on Measures of Quality, Value, and Peer Review. *Journal of the American Medical Informatics Association*, **25**, 401-407. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocx083>
- [13] Gong, Y., Wang, H., Xia, Q., Zheng, L. and Shi, Y. (2021) Factors That Determine a Patient's Willingness to Physician Selection in Online Healthcare Communities: A Trust Theory Perspective. *Technology in Society*, **64**, Article 101510. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101510>
- [14] 陆泉, 李易时, 陈静, 等. 在线健康社区患者择医行为影响因素研究[J]. 图书情报工作, 2019, 63(8): 87-95.
- [15] Ring, P.S. and van de Ven, A.H. (1992) Structuring Cooperative Relationships between Organizations. *Strategic Management Journal*, **13**, 483-498. <https://doi.org/10.1002/smj.4250130702>
- [16] Mayer, R.C., Davis, J.H. and Schoorman, F.D. (1995) An Integrative Model of Organizational Trust. *The Academy of Management Review*, **20**, 709-734. <https://doi.org/10.2307/258792>
- [17] Corritore, C.L., Wiedenbeck, S., Kracher, B. and Marble, R.P. (2007) Online Trust and Health Information Websites. *International Journal of Technology and Human Interaction*, **8**, 92-115. <https://doi.org/10.4018/jthi.2012100106>

- [18] Audrain-Pontevia, A. and Menvielle, L. (2018) Effects of Interpersonal Trust Among Users of Online Health Communities on Patient Trust in and Satisfaction with Their Physician. *International Journal of Technology Assessment in Health Care*, **34**, 56-62. <https://doi.org/10.1017/s0266462317004433>
- [19] O'Brien, H.L. and Toms, E.G. (2008) What Is User Engagement? A Conceptual Framework for Defining User Engagement with Technology. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, **59**, 938-955. <https://doi.org/10.1002/asi.20801>
- [20] Wei, Y., Zheng, P., Deng, H., Wang, X., Li, X. and Fu, H. (2020) Design Features for Improving Mobile Health Intervention User Engagement: Systematic Review and Thematic Analysis. *Journal of Medical Internet Research*, **22**, e21687. <https://doi.org/10.2196/21687>
- [21] Khurana, S., Qiu, L. and Kumar, S. (2019) When a Doctor Knows, It Shows: An Empirical Analysis of Doctors' Responses in a Q&A Forum of an Online Healthcare Portal. *Information Systems Research*, **30**, 872-891. <https://doi.org/10.1287/isre.2019.0836>
- [22] Yang, H., Guo, X., Wu, T. and Ju, X. (2015) Exploring the Effects of Patient-Generated and System-Generated Information on Patients' Online Search, Evaluation and Decision. *Electronic Commerce Research and Applications*, **14**, 192-203. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2015.04.001>
- [23] Oliveira, T., Alinhho, M., Rita, P. and Dhillon, G. (2017) Modelling and Testing Consumer Trust Dimensions in E-commerce. *Computers in Human Behavior*, **71**, 153-164. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.050>
- [24] Wang, N., Shen, X. and Sun, Y. (2013) Transition of Electronic Word-of-Mouth Services from Web to Mobile Context: A Trust Transfer Perspective. *Decision Support Systems*, **54**, 1394-1403. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.015>
- [25] See-To, E.W.K. and Ho, K.K.W. (2014) Value Co-Creation and Purchase Intention in Social Network Sites: The Role of Electronic Word-of-Mouth and Trust—A Theoretical Analysis. *Computers in Human Behavior*, **31**, 182-189. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.10.013>
- [26] Jin, J., Yan, X., Li, Y. and Li, Y. (2016) How Users Adopt Healthcare Information: An Empirical Study of an Online Q&A Community. *International Journal of Medical Informatics*, **86**, 91-103. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2015.11.002>
- [27] Claggett, J.L., Kitchens, B. and Paino, M. (2024) Identifying the Peripheral Cues in the Credibility Assessment of Online Health Information. *Information & Management*, **61**, Article 104037. <https://doi.org/10.1016/j.im.2024.104037>
- [28] 徐鑫亮, 孟蕊, 徐建中. 新媒体环境中品牌粉丝效应形成机理研究[J]. 运筹与管理, 2021, 30(11): 218-225.
- [29] 李维安, 吴德胜, 徐皓. 网上交易中的声誉机制——来自淘宝网的证据[J]. 南开管理评论, 2007(5): 36-46.
- [30] Shiu, E., Jiang, Z. and Zafarian, G. (2014) Antecedents of Behavioural Commitment in Inter-Organizational Relationships: A Field Study of the UK Construction Industry. *Construction Management and Economics*, **32**, 888-903. <https://doi.org/10.1080/01446193.2014.915335>
- [31] 唐坤孟, 李胜利, 张倩. 患者在线医疗团队服务选择行为影响因素研究——以好大夫在线为例[J]. 图书情报工作, 2021, 65(11): 33-45.
- [32] Cao, X., Liu, Y., Zhu, Z., Hu, J. and Chen, X. (2017) Online Selection of a Physician by Patients: Empirical Study from Elaboration Likelihood Perspective. *Computers in Human Behavior*, **73**, 403-412. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.03.060>
- [33] Yang, H., Guo, X. and Wu, T. (2015) Exploring the Influence of the Online Physician Service Delivery Process on Patient Satisfaction. *Decision Support Systems*, **78**, 113-121. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.05.006>