

## 论中国社交媒体上的控烟传播细分策略：基于健康信念模式

程 成, Rita Espanha

### 摘 要:

**[目的]**基于健康信念模型,探讨社交媒体上控烟信息浏览对吸烟用户和非吸烟用户控烟行为的影响。分析社交媒体用户的吸烟习惯和吸烟用户的社交媒体使用习惯,并比较不同群组间的效果差异。**[方法]**本研究共收集 921 份有效问卷,包括 466 名吸烟用户和 455 名非吸烟用户。使用 SPSS 26.0 进行卡方检验。使用 Smart PLS 3.3,应用偏最小二乘法对模型中的路径进行检验。并应用多群组分析探讨各群组间的差异。**[结果]**第一,社交媒体用户中,男性用户、31 岁以上用户、或月收入较高的吸烟用户多对尼古丁依赖程度较高,且常使用卷烟。女性吸烟用户则偏向使用电子烟。第二,新浪微博平台的受众多为受教育程度较高、月收入较高、或偏向使用电子烟的烟民。而抖音平台受众多为偏向使用卷烟的烟民。第三,控烟信息浏览通过直接影响吸烟用户的感知障碍( $\beta = -0.254, p < .001$ )、感知严重性( $\beta = 0.196, p < .001$ )和自我效能( $\beta = 0.347, p < .001$ )促使其控烟行为( $\beta = 0.149, p < .001$ )。通过直接影响非吸烟用户的自我效能( $\beta = 0.421, p < .001$ )促使其控烟行为( $\beta = 0.421, p < .001$ )。第四,社交媒体上控烟信息浏览的直接效应和总效应在吸烟用户的各群组间(性别、年龄、月收入、起床后第一支烟时间、每日吸烟量)均无显著差异。控烟信息浏览对女性非吸烟用户的感知障碍有更强的抑制作用(Diff.=0.219,  $p < .001$ )。**[结论]**研究再次证明社交媒体上控烟宣传的显著效果,并依据用户细分画像,针对不同群体、不同平台提出相应的传播策略。

### 关键词:

控烟信息浏览、控烟行为、健康信念模型、社交媒体、用户细分

### 作者简介:

程成(通讯作者):里斯本大学学院(ISCTE-IUL),社会与公共政治学院,传播学专业,博士研究生;邮箱:ccggh@iscte-iul.pt。

Rita Espanha:里斯本大学学院(ISCTE-IUL),社会与公共政治学院,传播学副教授。邮箱:

Rita.espanha@iscte-iul.pt

## **The segmentation strategies for social media-based smoking education in China: based on health belief model**

CHENG Cheng; RITA Espanha

### **Abstract**

**[Objectives]** The current study set out to examine the effects of unintended exposure to anti-smoking-related information during the routine of social media use on actual anti-smoking behaviors based on the health belief model. And it aims to determine the smoking characteristics of the social media users as well as ascertaining the choice of social media platforms of smokers. In addition, this research was conducted to identify the differences in path coefficients among different subgroups. **[Methods]** An online survey provided quantitative data from 921 social media users, including 466 smokers and 455 non-smokers. Chi-square tests were utilized to identify the differences in smoking characteristics and the choice of social media platforms. Then, partial least squares structural modeling (PLS-SEM) was employed using Smart PLS 3.3.5 to test hypotheses and the multi-group analysis (MGA) was conducted to quantitatively describe the differences in path coefficients. **[Results]** Firstly, social media users who are male, or elder, or with higher monthly income are more likely to be addicted smokers and reported using regular cigarette more frequently, while the female smokers tend to use e-cigarette. Second, smokers who reported higher monthly income or higher education level or using e-cigarette rely on Sina microblog to obtain anti-smoking information. And the smokers who reported using regular cigarette prefer TikTok. Thirdly, there was empirical evidence that anti-smoking information scanning via social media platforms exerts a positive effect on smokers' anti-smoking behaviors ( $\beta = 0.149, p < .001$ ) by directly influencing their perceived barriers ( $\beta = -0.254, p < .001$ ), perceived severity ( $\beta = 0.196, p < .001$ ) and self-efficacy ( $\beta = 0.347, p < .001$ ). And the anti-smoking information scanning via social media platforms is positively associated with non-smokers' self-efficacy ( $\beta = 0.421, p < .001$ ), thereby promoting their anti-smoking behaviors ( $\beta = 0.421, p < .001$ ). Finally, there was no significant difference in the direct and total effect of anti-smoking information scanning on smokers' perceptions and actual behaviors among subgroups (age, gender, income, CPD, TTF). And anti-smoking information scanning exerts a more decisive influence on perceived barriers of female non-smokers than male non-smokers (Diff.= 0.219,  $p < .001$ ). **[Conclusion]** The present results highlight the effectiveness of anti-smoking information dissemination via social media on public anti-smoking behaviors and put forward the segmentation strategies targeted to various users and

tailored to three social media platforms.

**Keywords**

Scanning information acquisition, Anti-smoking behaviors, Health belief model ,  
Social media, Segmentation strategies

**Authors**

Cheng Cheng is a PhD student in communication at the School of Sociology and Public Policy,  
University Institute of Lisbon (ISCTE-IUL). Email: ccggh@iscte-iul.pt

Rita Espanha is Qualified Assistant Professor at the School of Sociology and Public Policy,  
University Institute of Lisbon (ISCTE-IUL). Email: Rita.espanha@iscte-iul.pt

## 一、引言

截止 2020 年底,全球吸烟人数已超过 13 亿,每年因烟草流行引发的各类疾病,致使超过八百万人死亡 (Dai et al., 2022)。作为全球最大的烟草生产国和消费国,目前中国烟民数量超过三亿,如何有效遏制烟草流行已经成为备受关注的公共健康议题之一 (Luo et al., 2021; Wang et al., 2020)。与此同时,我国社交媒体用户的极速增长为缓解医患关系紧张、平衡医疗资源、预防慢性疾病发生、提高健康传播效率提供了新机遇,尤其是以社交媒体为媒介的控烟干预正受到广泛关注 (Li et al., 2020; Zeng et al., 2020)。近年来,微信公众号、抖音、新浪微博等平台已成为政府机构、卫生组织传播戒烟知识和普及无烟法规最有利的工具之一 (Luo et al., 2022; Jiang et al., 2016)。例如,2021 年北京朝阳医院上线了我国首个专业戒烟微信小程序——“戒烟有道”,为戒烟者提供各项咨询服务。此外,中国疾病预防控制中心控烟办公室、北京市吸烟与健康协会等相关部门也开设了官方微博、微信公众号等积极开展控烟宣传。在此背景下,本文旨在:1) 明确我国社交媒体用户的烟草使用习惯;2) 基于健康信念模型,验证社交媒体上控烟信息的浏览如何影响吸烟用户和非吸烟用户的态度、认知和控烟行为;3) 比较在不同群组间控烟信息浏览的效果异同,包括年龄、性别、烟草产品使用偏好等;4) 依据分析结果,对我国社交媒体上的控烟信息传播提出细分策略。

## 二、文献综述与研究假设

社交媒体 (Social media) 是基于 Web 2.0 技术,允许用户生成和分享个性化内容的一系列网络应用或网络平台的总称 (Naslund et al., 2017)。近年来,因其交互性强、内容形式多样、信息源丰富、功能全面、使用方便快捷等优势吸引着不同年龄层、不同地域的网民,影响着公众的日常健康决策 (Cawley et al., 2020; Li et al., 2020)。大量学者指出,社交媒体上的控烟信息传播通过提升公众的知识储备,增强公众的控烟信念,营造积极的控烟氛围,有效

促使公众参加控烟活动 (Luo et al., 2022)。由于社交媒体已被广泛应用于控烟宣传教育中, 公众在使用社交媒体时, 会被动接触到各类控烟信息, 此类无意识的信息接触方式又可被称为信息暴露或信息浏览。研究指出, 信息浏览是指人们在日常生活中偶然、随意地接触到相关信息, 并且这些信息在日后可通过简单的提示被回忆起来 (Biggsby et al., 2018; Longo, 2005)。相较于有目的性的信息搜寻, 因信息浏览过程中, 个体接触到的信息数量更多, 话题更广泛, 已经成为公众获取健康信息最常见的方式之一 (Yu et al., 2015; Zhu et al., 2019)。

自 1966 年以来, 健康信念模型 (Health Belief Model, HBM) 被广泛的应用于解释和预测公众的长期或短期健康行为, 即探究外部因素如何通过影响个体的健康信念和认知, 进而影响其健康决策 (Rosenstock, 1974)。该模型提出, 当个体认为采取某种行为可以给自身带来的好处越多时 (感知收益)、认为采取行动可能遇到的障碍与困难越少时 (感知障碍)、认为自己可能患有某疾病风险更高时 (感知易感性)、认为疾病的危害程度更大时 (感知严重性)、或认为自己具有足够的的能力采取行动时 (自我效能), 发生健康行为改变的几率就越高 (Prentice-Dunn & Rogers, 1986)。

本研究的自变量为社交媒体上的控烟信息浏览, 即个体在日常社交媒体的使用中偶然获取到相关的控烟信息, 如戒烟方法、吸烟危害、法律法规和社会新闻等。中介变量为个体对控烟行为的感知收益、感知障碍、自我效能, 对烟草使用所造成疾病的感知易感性和感知严重性。因变量为个体实际发生的控烟行为。吸烟者的控烟行为包括成功戒烟、尝试戒烟、减少吸烟频率和复吸率降低 (Bala et al., 2017)。非吸烟者的控烟行为则包括劝说他人戒烟、保护自己免于二手烟危害和积极响应相关控烟政策 (Jiang et al., 2016)。

研究表明, 个体接触到的健康信息越多, 就越易形成有益的认知和态度 (Zhu et al., 2019)。具体而言, 随着用户通过社交媒体获得的控烟类信息越多, 会更加深刻的意识到吸烟的危害、戒烟的好处, 从而形成积极的心理倾向 (Cohen et al., 2007; Çakı Döner & Güngörmüş, 2023)。

同时，大量控烟信息的传播，可以营造良好的信息环境，从而为用户解决困难提供情感和信息支持 (Panahi et al., 2018)。此外已有的研究结果也证明在个体无意识掌握了更多的健康信息后，会对自己能达到某一健康目标更加自信 (Nazione et al., 2021)。据此，假设如下：

H1a: 社交媒体上的控烟信息浏览与用户感知收益呈正相关

H1b: 社交媒体上的控烟信息浏览与用户感知严重性呈正相关

H1c: 社交媒体上的控烟信息浏览与用户感知易感性呈正相关

H1d: 社交媒体上的控烟信息浏览与用户自我效能呈正相关

H1e: 社交媒体上的控烟信息浏览与用户感知障碍呈负相关

而当个体获取了足够多的控烟类信息，从而清晰准确地意识对控烟有正面的认知、积极的态度、较高的信心时，会更倾向于采取行动，反之则不然 (Çakı Döner & Güngörmüş, 2023; Yu et al., 2015)。同时，但个体意识到自己会因烟草使用而患有某种疾病，或正处于相关疾病的威胁下时，采取控烟行动的可能性会增高 (Panahi et al., 2018; Zhu et al., 2019)。据此，假设如下：

H2a: 感知收益促使控烟行为

H2b: 感知严重性促使控烟行为

H2c: 感知易感性促使控烟行为

H2d: 自我效能促使控烟行动

H2e: 感知障碍抑制控烟行为

### 三、研究方法

#### (一) 问卷设计与分发

本文研究对象纳入标准为：1) 年满 18 周岁；2) 有使用社交媒体的习惯。本文的研究

问卷一共分为六个部分：1) 人口统计学信息：年龄、性别、月收入、教育水平；2) 烟草使用习惯：包括是否吸烟，烟草产品使用偏好，起床后吸第一支烟的时间（TTF）和每日吸烟总量（CPD）；3) 社交媒体使用习惯：包括是否使用社交媒体，控烟信息获取的平台；4) 控烟信息浏览：涉及活跃度（接触频次）、广度（信息源数量）和深度（回忆程度），即参与者被问及在社交媒体平台上接触到控烟信息的频率，信息渠道的多少以及记忆的深刻程度 (Biggs et al., 2018; Niederdeppe et al., 2007)；5) 健康信念量表：此部分依据以往研究编制量表，针对吸烟者和非吸烟者分别设置测量问题 (Kueh et al., 2022)。即测量吸烟用户对自己戒烟的益处、信心、困难、相关疾病的严重性和风险性的评估；和测量非吸烟用户对劝说他人戒烟或持续不吸烟的好处、信心和障碍的评估，以及二手烟使自己患病的可能性与危险性的评估；6) 分别测量吸烟者和非吸烟者控烟行为发生频率 (Yu et al., 2015)。第四、五、六部分的量表编制均采用李克特五级量表(5-point Likert scale)。

该问卷于 2022 年 9 月至 11 月间经由见数(Credamo)平台和其他社交媒体平台(如微信、新浪微博、知乎)发放，采用滚雪球的抽样方式(Snowball sampling)最大限度扩大样本量。调查开始前，参与者均被告知研究内容和数据处理方式，并签署知情同意书。本研究经由里斯本大学学院伦理道德委员会审批（编号：95/2021）。

## （二）数据分析

首先，使用 SPSS 26.0 进行皮尔逊卡方检验( $\chi^2$ )和交叉表分析，分析社交媒体用户的烟草使用习惯。其次，使用 SMART PLS3.3，运用偏最小二乘的结构方程模型(Partial least squares structural equation modeling, PLS-SEM)对多变量因果关系进行检验。首先运行 PLS Algorithm 检验结构方程模型的可靠性和路径系数，包括其信效度等。然后运行 Bootstrapping (重复抽样数 5000) 检测显著性。最后采用多群组分析 (Partial least squares multigroup analysis, PLS-MGA)，比较吸烟者和非吸烟者的各群组间路径系数差异。在进行多群组分析前，先通过

Measurement invariance of composite models(MICOM)程式对测量恒等性进行评估 (Henseler et al., 2016)。

## 五、研究结果

### (一) 描述性统计

如表 1 所示, 本研究共收集 921 份有效问卷, 其中吸烟者 466 人 (占 50.5%), 非吸烟者 455 人 (占 49.5%)。受访者中女性占 49.6%, 男性占 50.4%。研究样本中, 年轻群体占比较高, 83.5%的参与者年龄集中在 18 至 34 周岁。99.3%的被调查者具有高中及以上学历, 84%的被调查者个人月收入超过 4501 元。吸烟者大多数为男性, 占比 72.5%, 年龄主要集中在 26-34 岁 (67.2%)。其中 99.2%的吸烟者具有高中及以上学历, 仅有 5.3%的吸烟者个人月收入低于 4500 元。非吸烟者大多数为女性, 占比 72.3%, 年龄主要集中在 26-34 岁 (57.8%)。85.1%的非吸烟者具有大学本科以上学历, 73.2%的非吸烟者个人月收入超过 4501 元。

关于控烟类信息的浏览渠道 (见表 1), 44.6%的受访者表示, 过去三个月通过抖音平台接触到控烟类信息的几率更高。除抖音外, 31.5%的吸烟者和 29.2%的非吸烟者表示, 过去三个月在使用新浪微博平台的过程中, 浏览到的控烟类信息更多。关于烟草使用习惯, 34.3%的吸烟用户表示会每日吸烟, 2.3%的吸烟用户习惯使用卷烟。52.2%的吸烟用户表明, 会在起床后 5 至 60 分钟内吸当日第一支烟, 97%的吸烟用户每日吸烟总量少于 20 支。

表 1: 样本人口统计学特征与媒体使用习惯 (N=921)

|           | 总体<br>(N=921) | 吸烟者<br>(N=466) | 非吸烟者<br>(N=455) |
|-----------|---------------|----------------|-----------------|
| <b>性别</b> |               |                |                 |
| 女         | 457 (49.6%)   | 128 (27.5%)    | 329 (72.3%)     |
| 男         | 464 (50.4%)   | 338 (72.5%)    | 126 (27.7%)     |
| <b>年龄</b> |               |                |                 |



|                                         |             |             |             |
|-----------------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| 18-25                                   | 194 (21.0%) | 52 (11.2%)  | 141 (31.0%) |
| 26-34                                   | 576 (62.5%) | 313 (67.2%) | 263 (57.8%) |
| 35-44                                   | 128 (13.9%) | 91 (19.5%)  | 37 (8.1%)   |
| ≥ 45                                    | 24 (2.6%)   | 10 (2.1%)   | 14 (3.1%)   |
| <b>教育水平</b>                             |             |             |             |
| 初中及以下                                   | 7 (0.7%)    | 4 (0.8%)    | 3 (0.6%)    |
| 高中/大专                                   | 104 (11.3%) | 39 (8.3%)   | 65 (14.3%)  |
| 大学本科及以上                                 | 810 (87.9%) | 423 (90.8%) | 387 (85.1%) |
| <b>个人月收入</b>                            |             |             |             |
| < 4500 元                                | 147 (16.0%) | 25 (5.3%)   | 122 (26.8%) |
| 4501-8000 元                             | 338 (36.7%) | 155 (33.3%) | 183 (40.2%) |
| ≥ 8001 元                                | 436 (47.3%) | 286 (61.4%) | 150 (33.0%) |
| <b>过去三个月，您从以下哪个社交媒体平台无意间获取了更多的控烟信息？</b> |             |             |             |
| 抖音                                      | 411 (44.6%) | 227 (48.7%) | 184 (40.4%) |
| 新浪微博                                    | 280 (30.4%) | 147 (31.5%) | 133 (29.2%) |
| 微信公众平台                                  | 230 (25.0%) | 92 (19.7%)  | 138 (30.3%) |

表 2: 吸烟用户的烟草使用习惯 (N=466)

|                          | 性别  |     | 年龄     |      | 个人月收入    |          | 受教育程度     |             |
|--------------------------|-----|-----|--------|------|----------|----------|-----------|-------------|
|                          | 女   | 男   | <18-31 | ≥ 31 | < 8000 元 | ≥ 8001 元 | 高中及<br>以下 | 大学本科<br>及以上 |
| <b>吸烟习惯</b>              |     |     |        |      |          |          |           |             |
| 每日吸烟                     | 9   | 151 | 73     | 87   | 50       | 110      | 16        | 144         |
| 偶尔吸烟                     | 119 | 187 | 188    | 118  | 130      | 176      | 27        | 279         |
| <b>烟草产品使用偏好</b>          |     |     |        |      |          |          |           |             |
| 卷烟                       | 99  | 331 | 235    | 195  | 157      | 273      | 39        | 391         |
| 电子烟或其他                   | 29  | 7   | 26     | 10   | 23       | 13       | 4         | 32          |
| <b>起床后多久吸第一支烟 (TTF)?</b> |     |     |        |      |          |          |           |             |
| < 30 分钟                  | 34  | 115 | 77     | 72   | 64       | 85       | 17        | 132         |
| ≥ 30 分钟                  | 94  | 223 | 184    | 133  | 116      | 201      | 26        | 291         |
| <b>每日吸烟量(CPD)</b>        |     |     |        |      |          |          |           |             |

|        |     |     |     |     |     |     |    |     |
|--------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|
| < 10 支 | 102 | 177 | 171 | 108 | 112 | 167 | 27 | 252 |
| ≥ 10 支 | 26  | 161 | 90  | 97  | 68  | 119 | 16 | 171 |

## (二) 比较分析结果

### 1. 社交媒体用户的烟草使用习惯

通过比较吸烟者和非吸烟者两个群组的人口统计学因素，卡方检验结果显示，在社交媒体用户中，吸烟者多为男性，非吸烟者多为女性 ( $\chi^2(1, N = 921) = 185.162, p < .001, \phi = .448, p < .001$ )。吸烟者年龄多集中于 35 至 44 岁，非吸烟者年龄多为 18 至 25 岁 ( $\chi^2(3, N = 921) = 68.708, p < .001, Cramer's V = .273, p < .001$ )。具有本科以上学历的用户中吸烟者比例较高， $\chi^2(1, N = 921) = 7.100, p < .01, \phi = .088, p < .01$ 。个人月收入在 4501 元至 8000 元区间的受访者中，非吸烟者占比较高， $\chi^2(1, N = 921) = 7.100, p < .01, \phi = .088, p < .01$ 。

卡方检验结果显示，在吸烟用户中，自述“每天都吸烟”的男性受访者比例显著高于女性 ( $\chi^2(1, N = 466) = 58.351, p < .001, \phi = .354, p < .001$ )。年轻用户占比 (18 至 31 岁) 显著高于 31 岁以上用户 ( $\chi^2(1, N = 466) = 10.662, p < .05, \phi = .354, p < .001$ )。月收入在 8000 元以上的受访者占比显著高于月收入较低的用户 ( $\chi^2(1, N = 466) = 5.593, p < .05, \phi = .110, p < .05$ )。

关于烟草产品使用偏好，女性吸烟用户偏好于使用电子烟或其他烟草制品，男性吸烟用户偏向于使用卷烟， $\chi^2(1, N = 466) = 55.189, p < .001, \phi = .344, p < .001$ 。此外，32 岁以上和个人月收入高于 8000 元的吸烟用户偏向于使用卷烟， $\chi^2(1, N = 466) = 4.163, p < .05, \phi = .095, p < .05$ ， $\chi^2(1, N = 466) = 10.503, p < .001, \phi = .150, p < .001$ 。

关于尼古丁依赖程度，起床后吸第一支烟的时间在性别、年龄、受教育水平和个人月收入水平各组间均无显著差异。但每日吸烟量在性别与年龄群组间存在显著差异，即自述每日

吸烟量超过十支的受访者中，男性社交媒体用户占比显著高于女性， $\chi^2(1, N = 466) = 10.503, p < .001, \phi = .150, p < .001$ ，31 岁以上用户占比显著高于较年轻用户， $\chi^2(1, N = 466) = 7.872, p < .01, \phi = .130, p < .01$ ，其他均无显著差异。

## 2. 吸烟用户的社交媒体使用习惯

受教育水平较低或月收入较低的烟民表明在微信公众平台上浏览到了更多的控烟类信息，而受教育水平较高或月收入较高的烟民在新浪微博上浏览到控烟类信息的频率更高， $\chi^2(2, N = 466) = 8.810, p < .05, \text{Cramer's } V = .137, p < .05$ ， $\chi^2(2, N = 466) = 6.883, p < .05, \text{Cramer's } V = .122, p < .05$ 。此外，习惯使用电子烟或其他烟草制品的吸烟用户表示，在新浪微博平台上浏览到控烟信息的频率更高，而倾向使用卷烟的用户则表示从抖音平台上浏览到的控烟信息更多， $\chi^2(2, N = 466) = 6.883, p < .05, \text{Cramer's } V = .122, p < .05$ 。

## (三) 模型检验结果

### 1. 测量模型评估

测量模型检验中的信度一般从因子载荷 (Outer loading)、克隆巴赫系数 (Cronbach's Alpha) 和组合信度 (Composite reliability, CR) 三个方面进行考量，即当三个值均高于阈值 0.7 时，表明量表具有较好的信度 (Türegün, 2019)。效度检验则从区别效度 (Discriminant validity) 和收敛效度 (Convergent validity) 两个方面进行考量，即平均方差提取值 (Average variance extracted, AVE) 需高于 0.5 (Sarstedt & Cheah, 2019)。如下表 3 所示，在针对吸烟者和非吸烟者群体各自设计的问卷中，剔除不满足标准的测量题目后，所有构念的因子载荷和 CR 值均高于 0.7，AVE 均高于 0.5，表明各量表信度和收敛效度良好。此外，方差膨胀因子 (Variance inflation factor, VIF) 值均小于 5，表明量表中不存在共线性问题 (Türegün, 2019)。同时，还需根据 Fornell-Larcker 标准对区别效度进行评价，即 AVE 的平方根需大于各潜在

变量的相关度 (Edeh et al., 2022)。如表 4 和表 5 所示, 两份问卷的各个构念间区分效度良好。

表 3: 问卷信效度检验结果

| 潜在变量                                                                                  | 因子载荷  |       | VIF   |       |
|---------------------------------------------------------------------------------------|-------|-------|-------|-------|
|                                                                                       | 吸烟者   | 非吸烟者  | 吸烟者   | 非吸烟者  |
| <b>控烟信息浏览</b> (CR:0.842; AVE:0.641) <sup>a</sup> ; (CR:0.896; AVE:0.741) <sup>b</sup> |       |       |       |       |
| IN01                                                                                  | 0.838 | 0.889 | 1.591 | 2.138 |
| IN02                                                                                  | 0.733 | 0.857 | 1.280 | 1.884 |
| IN03                                                                                  | 0.827 | 0.836 | 1.510 | 1.727 |
| <b>感知利益</b> (CR:1.000; AVE:1.000) <sup>a</sup> ; (CR:1.000; AVE:1.000) <sup>b</sup>   |       |       |       |       |
| PBE01                                                                                 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| PBE02                                                                                 | -     | -     | -     | -     |
| <b>感知障碍</b> (CR:0.898; AVE:0.746) <sup>a</sup> ; (CR:0.875; AVE:0.778) <sup>b</sup>   |       |       |       |       |
| PBA01                                                                                 | 0.864 | -     | 1.809 | -     |
| PBA02                                                                                 | 0.845 | 0.842 | 1.863 | 1.467 |
| PBA03                                                                                 | 0.881 | 0.921 | 2.140 | 1.467 |
| <b>感知易感性</b> (CR:0.852; AVE:0.657) <sup>a</sup> ; (CR:0.836; AVE:0.631) <sup>b</sup>  |       |       |       |       |
| PSU01                                                                                 | 0.781 | 0.751 | 1.516 | 1.609 |
| PSU02                                                                                 | 0.836 | 0.749 | 1.543 | 1.248 |
| PSU03                                                                                 | 0.814 | 0.876 | 1.396 | 1.597 |
| <b>感知严重性</b> (CR:1.000; AVE:1.000) <sup>a</sup> ; (CR:1.000; AVE:1.000) <sup>b</sup>  |       |       |       |       |
| PSE01                                                                                 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| PSE02                                                                                 | -     | -     | -     | -     |
| PSE03                                                                                 | -     | -     | -     | -     |
| <b>自我效能</b> (CR:0.882; AVE:0.713) <sup>a</sup> ; (CR:0.880; AVE:0.786) <sup>b</sup>   |       |       |       |       |
| SE01                                                                                  | 0.838 | 0.870 | 1.722 | 1.490 |
| SE02                                                                                  | 0.852 | 0.903 | 1.818 | 1.490 |
| SE03                                                                                  | 0.844 | -     | 1.625 | -     |

控烟行为(CR:1.000; AVE:1.000)<sup>a</sup>; (CR:1.000; AVE:1.000)<sup>b</sup>

|     |       |       |       |       |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| B01 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
|-----|-------|-------|-------|-------|

<sup>a</sup>吸烟者; <sup>b</sup>非吸烟者

表 4: 区分效度 (Fornell-Larcker criterion) (吸烟者)

|      | 控烟行为   | 信息浏览   | 感知障碍   | 感知收益  | 感知易感  | 感知严重  | 自我效能  |
|------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|
| 控烟行为 | 1.000  | -      | -      | -     | -     | -     | -     |
| 信息浏览 | 0.252  | 0.801  | -      | -     | -     | -     | -     |
| 感知障碍 | -0.167 | -0.254 | 0.864  | -     | -     | -     | -     |
| 感知利益 | 0.204  | 0.287  | -0.336 | 1.000 | -     | -     | -     |
| 感知易感 | 0.249  | 0.196  | -0.258 | 0.249 | 1.000 | -     | -     |
| 感知严重 | 0.237  | 0.452  | -0.330 | 0.319 | 0.444 | 0.811 | -     |
| 自我效能 | 0.315  | 0.347  | -0.666 | 0.363 | 0.246 | 0.448 | 0.845 |

表 5: 区分效度 (Fornell-Larcker criterion) (非吸烟者)

|      | 控烟行为   | 信息浏览   | 感知障碍   | 感知收益  | 感知易感  | 感知严重  | 自我效能  |
|------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|
| 控烟行为 | 1.000  | -      | -      | -     | -     | -     | -     |
| 信息浏览 | 0.412  | 0.861  | -      | -     | -     | -     | -     |
| 感知障碍 | -0.266 | -0.301 | 0.882  | -     | -     | -     | -     |
| 感知利益 | 0.385  | 0.219  | -0.293 | 1.000 | -     | -     | -     |
| 感知易感 | 0.225  | 0.143  | -0.080 | 0.396 | 1.000 | -     | -     |
| 感知严重 | 0.135  | 0.091  | -0.078 | 0.267 | 0.327 | 0.794 | -     |
| 自我效能 | 0.676  | 0.421  | -0.444 | 0.519 | 0.268 | 0.155 | 0.887 |

## 2. 结构模型检验

经检验, 该模型解释了社交媒体用户中, 吸烟者控烟行为 14.4%的方差, 非吸烟者控烟行为 46.1%的方差。且社交媒体上控烟信息浏览对吸烟用户( $\beta = 0.149, p < .001$ )和非吸烟用户( $\beta = 0.664, p < .001$ )的控烟行为均有正向促进作用。如表 6 和表 7 所示, 社交媒体平台上控烟信息浏览对吸烟用户的感知收益( $\beta = 0.287, p < .001$ )、感知严重性( $\beta = 0.196, p <$

.001)、感知易感性( $\beta = 0.452, p < .001$ )和自我效能( $\beta = 0.347, p < .001$ ) 有显著促进作用,对吸烟用户的感知障碍有显著抑制作用( $\beta = -0.254, p < .001$ )。相似地,社交媒体平台上控烟信息浏览对非吸烟用户的感知收益( $\beta = 0.219, p < .001$ )、感知严重性( $\beta = 0.143, p < .01$ )和自我效能( $\beta = 0.421, p < .001$ ) 有显著促进作用,对非吸烟用户的感知障碍有显著抑制作用( $\beta = -0.301, p < .001$ )。在吸烟者群体中,感知障碍( $\beta = -0.121, p < .05$ )、感知严重性( $\beta = 0.168, p < .001$ ) 和自我效能 ( $\beta = 0.308, p < .001$ )为显著中介因子,但在非吸烟者群体中,仅有自我效能为显著中介因子( $\beta = 0.664, p < .001$ )。

表 6: 模型路径系数检验 (吸烟者)

| 假设  | $\beta$ | T-value | P    | $f^2$ |
|-----|---------|---------|------|-------|
| H1a | 0.287   | 5.286   | .000 | 0.090 |
| H1e | -0.254  | 5.127   | .000 | 0.069 |
| H1b | 0.196   | 3.752   | .000 | 0.040 |
| H1c | 0.452   | 8.959   | .000 | 0.256 |
| H1d | 0.347   | 7.860   | .000 | 0.137 |
| H2a | 0.079   | 1.595   | .111 | 0.006 |
| H2e | -0.121  | 2.087   | .037 | 0.009 |
| H2b | 0.168   | 3.573   | .000 | 0.026 |
| H2c | 0.039   | 0.645   | .516 | 0.001 |
| H2d | 0.308   | 4.634   | .000 | 0.054 |

表 7: 模型路径系数检验 (非吸烟者)

| 假设  | $\beta$ | T-value | P    | $f^2$ |
|-----|---------|---------|------|-------|
| H1a | 0.219   | 4.971   | .000 | 0.051 |
| H1e | -0.301  | 7.077   | .000 | 0.100 |
| H1b | 0.143   | 3.139   | .002 | 0.021 |
| H1c | 0.091   | 1.759   | .088 | 0.008 |
| H1d | 0.421   | 10.120  | .000 | 0.215 |
| H2a | 0.038   | 0.793   | .421 | 0.002 |
| H2e | 0.042   | 1.140   | .262 | 0.002 |

|     |       |        |      |       |
|-----|-------|--------|------|-------|
| H2b | 0.032 | 0.852  | .398 | 0.002 |
| H2c | 0.008 | 0.234  | .813 | 0.000 |
| H2d | 0.664 | 15.940 | .000 | 0.515 |

### 3. 多群组分析

本研究根据人口统计学因素（性别、年龄、月收入）和烟草使用习惯（起床后第一支烟时间、每日吸烟量）将吸烟用户和非吸烟用户分别分成不同群组。结果表明，社交媒体上控烟信息浏览的直接效应和总效应在吸烟用户各群组间均无显著差异。且社交媒体上控烟信息浏览对非吸烟用户的控烟行为的总效应在各群组间均无显著差异。

但值得注意的是，控烟信息浏览对女性吸烟用户和烟草依赖程度较高的吸烟用户的感知严重性无显著促进作用，对男性非吸烟用户的感知易感性无显著促进作用。且控烟信息浏览对女性非吸烟用户的感知障碍有更强的抑制作用 ( $\text{Diff} = 0.219, p < .001$ )。其他路径系数在各群组间均无显著差异。

## 六、讨论与总结

本研究再次证明了，以社交媒体平台为载体传播的控烟信息，正在以新颖的形式、丰富的内容、高强度的互动和较广的传播范围，通过改变公众的认知和态度，对个体控烟行为产生积极影响。其一，与以往研究结果一致，健康信念模型再次得到验证，即通过浏览社交媒体上的控烟信息，个体会形成正确、积极的控烟态度，意识到吸烟的危害和戒烟的益处，对自己能够远离烟草的信心也随之提高 (Çakı Döner & Güngörmüş, 2023; Panahi et al., 2018)。其二，研究发现健康信念模型不仅可以用于解释和预测吸烟者的控烟行为机制，也可以用于探讨非吸烟者的健康决策。近年来，随着我国控烟工作的稳步推进，控烟工作已不再局限于干预烟民的健康行为，还同时重视针对二手烟、电子烟的宣传教育，以期构建全民无烟环境

(Wang et al., 2020)。

其三，社交媒体上控烟信息浏览对吸烟用户和非吸烟用户控烟行为的总效应，并不因受众年龄、性别、个人月收入、尼古丁依赖程度（每日吸烟量、清晨第一支烟时间）的不同而变化。目前我国的控烟宣传工作已实现全平台化，虽然各社交媒体平台上传播的控烟类信息形式稍有不同，但整体而言，大部分的卫生机构、政府组织都在不同传播渠道上已多点开花，全方位覆盖。借助社交媒体平台传播的控烟信息，因话题丰富、清晰明了、简单易懂、便于记忆，已经高效地渗透到各个阶层。而这也再次说明，在控烟宣传这一全民性活动中，社交媒体在干预公共健康行为、缩小健康不平等、提供公民健康素养等方面的重要性 (Biggsby et al., 2018; Lazard, 2021; Zhu et al., 2019)。

研究发现，社交媒体上的控烟信息浏览并未促进尼古丁依赖程度较高的吸烟用户的感知易感性，也未能对其最终的控烟行为产生更大的影响。不可否认的是，千篇一律的控烟类信息通过各个渠道广泛传播，在一定程度上造成了公众的消息疲劳，甚至会使用户产生抵触情绪和厌烦心理 (Keating & Galper, 2021)。同时，依据上限效果论，大量同质性的控烟信息经多年传播后，受众已经对吸烟的危害、戒烟的好处等有了足够的认知，而现有的控烟信息未能向受众提供更多未知和新鲜的内容，所以未对用户的部分认知产生持续的刺激 (Bekalu et al., 2022)。

此外，研究发现，社交媒体上控烟信息浏览仅对女性非吸烟用户对二手烟所造成疾病的感知易感性产生影响，未对男性非吸烟用户的相关认知产生影响。相反，社交媒体上控烟信息浏览仅对男性吸烟用户对吸烟所造成疾病的感知严重性产生影响，未对男性非吸烟用户的相关认知产生影响。且相比于男性非吸烟用户，社交媒体上的控烟信息更大程度抑制了女性非吸烟用户的感知障碍。由于吸烟在我国社交文化中的特殊作用，且我国女性吸烟者占比较低，因此目前在社交媒体上传播的控烟内容，大多是以男性吸烟者的视角而设计，向其普



及了大量关于烟草使用对男性和对妊娠期女性健康的危害，男性如何在职场或社交场合拒绝他人递烟等内容；或仅关注女性非吸烟者群体，向其传播了大量关于二手烟危害的知识。

针对用户吸烟习惯的分析，为未来我国社交媒体上的控烟宣传工作提供了清晰的用户画像。首先，吸烟者作为社交媒体上控烟教育的首要目标受众，多为男性用户，或年龄集中于 35 至 44 岁，或学历或收入较高；在吸烟用户中，男性用户、31 岁以上用户、月收入较高的用户对尼古丁依赖程度较高，更偏向于使用卷烟。而女性吸烟用户则为电子烟控烟宣传的重要受众。其次，成年非吸烟者作为被动吸烟的主要受害人群，同时也是控烟工作中关键的群众基础，多为女性用户，或年龄在 18 至 25 岁区间的年轻用户。

而中介因子的验证和不同群组间路径系数的也为如何有针对性的设计控烟信息提供了理论支持。研究表明在吸烟用户中，感知障碍，感知严重性和自我效能受到控烟信息浏览的影响，并最终改变个体控烟行为。此项结果与以往的研究结果一致 (Niederdeppe et al., 2007; Nazione et al., 2021)。而在非吸烟者群体中，自我效能是影响其控烟行为唯一显著的中介因子。

以上结果表明在利用社交媒体进行控烟教育时，需要按照用户的吸烟习惯、吸烟者和非吸烟者不同的信息需求、认知水平，制定不同的传播策略 (Bol et al., 2020)。针对吸烟者群体，需关注以下四点：1) 传播更多关于如何克服戒烟中遇到的困难、缓解戒烟时的不良情绪、合理应对社交时烟草使用等内容，提升吸烟者解决实际问题的能力；2) 继续普及吸烟的坏处、相关疾病的危害，通过提供可靠的数据、实用的知识，加强其认知；3) 注重控烟信息的原创性和趣味性，采取更新颖的形式，挖掘更前沿的知识，吸引烟民的注意力；4) 加强针对女性吸烟群体的控烟教育 (Solomon, 2020)。在设计控烟信息时，一方面，应充分考虑烟草使用在我国人际交往中的特殊含义。另一方面，需格外重视我国烟草使用中存在的性别差异和刻板印象。针对非吸烟者群体的控烟宣传则需要格外关注如何提升非吸烟者的

自信心，一方面促使非吸烟者敢于发声，保护自己免受二手烟雾的危害；另一方面提醒非吸烟者，烟草使用并不是社会交往和缓解焦虑的必要手段。

此外，针对不同社交媒体上的控烟宣传工作，侧重点有所不同。其一，微信公众平台上的控烟宣传工作重点对象为受教育水平较低或个人月收入较低的吸烟用户，因此需多借助H5长图文、短视频等多媒体技术，提升传播内容的易读性，趣味性，便于用户理解和记忆。同时，微信公众平台应利用其优势，吸引更多的个人用户分享故事，为用户提供更多的经验类文章和更强的情感支持。其二，抖音平台上需提供更多针对卷烟使用危害的内容，而新浪微博平台则需提供更多关于电子烟危害的内容。

本研究在验证健康信念模型的同时，初步探讨了吸烟习惯和人口统计学等因素的中介作用。最后针对不同人群、不同平台提出较有针对性的传播策略。本文仍存在诸多不足，其一，针对吸烟和非吸烟用户的感知利益和感知严重性的测量，仅一题通过信度分析，未来需要改进相关题目设置。其二，因受教育水平高低两群组间样本量相差过大，未测量社交媒体上控烟信息浏览总效应的差别。其三，本文仅采用多群组分析探讨相关因素对控烟信息总浏览的调节效应，未来研究可进一步验证其调节中介效应。

### 参考文献

- Bala, M. M., Strzeszynski, L., & Topor-Madry, R. (2017, November 21). Mass media interventions for smoking cessation in adults. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2017(11). <https://doi.org/10.1002/14651858.cd004704.pub4>
- Bekalu, M. A., Gundersen, D. A., & Viswanath, K. (2020, October 15). Beyond Educating the Masses: The Role of Public Health Communication in Addressing Socioeconomic- and Residence-based Disparities in Tobacco Risk Perception. *Health Communication*, 37(2), 214–221. <https://doi.org/10.1080/10410236.2020.1831755>
- Biggsby, E., & Hovick, S. R. (2017, January 6). Understanding Associations between Information Seeking and Scanning and Health Risk Behaviors: An Early Test of the Structural Influence Model. *Health Communication*, 33(3), 315–325. <https://doi.org/10.1080/10410236.2016.1266575>
- Bol, N., Smit, E. S., & Lustria, M. L. A. (2020, January). Tailored health communication: Opportunities and challenges in the digital era. *DIGITAL HEALTH*, 6, 205520762095891. <https://doi.org/10.1177/2055207620958913>
- Çakı Döner, B., & Güngörmüş, Z. (2023, May 15). Adaptation of the Smoking Cessation Process to the Health Belief Model. *International Journal of Mental Health and Addiction*. <https://doi.org/10.1007/s11469-023-01069-z>
- Cawley, C., Buckenmeyer, H., Jellison, T., Rinaldi, J. B., & Vartanian, K. B. (2020, July 6). Effect of a Health System–Sponsored Mobile App on Perinatal Health Behaviors: Retrospective Cohort Study. *JMIR MHealth and UHealth*, 8(7), e17183. <https://doi.org/10.2196/17183>
- Cohen, E. L., Shumate, M. D., & Gold, A. (2007, August 8). Anti-Smoking Media Campaign Messages: Theory and Practice. *Health Communication*, 22(2), 91–102. <https://doi.org/10.1080/10410230701453884>
- Dai, X., Gakidou, E., & Lopez, A. D. (2022, March). Evolution of the global smoking epidemic over the past half century: strengthening the evidence base for policy action. *Tobacco Control*, 31(2), 129–137. <https://doi.org/10.1136/tobaccocontrol-2021-056535>
- Edeh, E., Lo, W. J., & Khojasteh, J. (2022, September 9). Review of Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R: A Workbook. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 30(1), 165–167. <https://doi.org/10.1080/10705511.2022.2108813>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016, May 9). Testing measurement invariance of composites using partial least squares. *International Marketing Review*, 33(3), 405–431. <https://doi.org/10.1108/imr-09-2014-0304>

- Jiang, S., & Beaudoin, C. E. (2016, May 27). Smoking Prevention in China: A Content Analysis of an Anti-Smoking Social Media Campaign. *Journal of Health Communication, 21*(7), 755–764. <https://doi.org/10.1080/10810730.2016.1157653>
- Keating, D. M., & Galper, E. (2021, February 21). An examination of how message fatigue impacts young adults' evaluations of utilitarian messages about electronic cigarettes. *Communication Research Reports, 38*(2), 90–102. <https://doi.org/10.1080/08824096.2021.1885372>
- Kueh, M. T. W., Rahim, F. F., & Rashid, A. (2022, September). Development and validation of the health belief model questionnaire to promote smoking cessation for nasopharyngeal cancer prevention: a cross-sectional study. *BMJ Open, 12*(9), e057552. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-057552>
- Lazard, A. J. (2021, January). Social Media Message Designs to Educate Adolescents About E-Cigarettes. *Journal of Adolescent Health, 68*(1), 130–137. <https://doi.org/10.1016/j.jadohealth.2020.05.030>
- Li, X., & Liu, Q. (2020, October 9). Social Media Use, eHealth Literacy, Disease Knowledge, and Preventive Behaviors in the COVID-19 Pandemic: Cross-Sectional Study on Chinese Netizens. *Journal of Medical Internet Research, 22*(10), e19684. <https://doi.org/10.2196/19684>
- Longo, D. R. (2005, August 2). Understanding health information, communication, and information seeking of patients and consumers: a comprehensive and integrated model. *Health Expectations, 8*(3), 189–194. <https://doi.org/10.1111/j.1369-7625.2005.00339.x>
- Luo, T., Li, M. S., Williams, D., Fritz, J., Beiter, K., Phillippi, S., Yu, Q., Kantrow, S., Lin, W. T., Kao, Y. H., Chen, Y., Chen, L., & Tseng, T. S. (2022, April). A WeChat-based smoking cessation intervention for Chinese smokers: A pilot study. *Internet Interventions, 28*, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.invent.2022.100511>
- Luo, T., Li, M., Williams, D., Phillippi, S., Yu, Q., Kantrow, S., Kao, Y., Celestin, M., Lin, W., & Tseng, T. (2020, February 20). Using social media for smoking cessation interventions: a systematic review. *Perspectives in Public Health, 141*(1), 50–63. <https://doi.org/10.1177/1757913920906845>
- Naslund, J. A., Kim, S. J., Aschbrenner, K. A., McCulloch, L. J., Brunette, M. F., Dallery, J., Bartels, S. J., & Marsch, L. A. (2017, October). Systematic review of social media interventions for smoking cessation. *Addictive Behaviors, 73*, 81–93. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2017.05.002>
- Nazione, S., Perrault, E., & Pace, K. (2020, November 12). Impact of Information Exposure on Perceived Risk, Efficacy, and Preventative Behaviors at the Beginning of the COVID-19

- Pandemic in the United States. *Health Communication*, 36(1), 23–31. <https://doi.org/10.1080/10410236.2020.1847446>
- Niederdeppe, J., Hornik, R. C., Kelly, B. J., Frosch, D. L., Romantan, A., Stevens, R. S., Barg, F. K., Weiner, J. L., & Schwartz, J. S. (2007, August 8). Examining the Dimensions of Cancer-Related Information Seeking and Scanning Behavior. *Health Communication*, 22(2), 153–167. <https://doi.org/10.1080/10410230701454189>
- Panahi, R., Ramezankhani, A., Tavousi, M., & Niknami, S. (2018, February 12). Adding Health Literacy to the Health Belief Model: Effectiveness of an Educational Intervention on Smoking Preventive Behaviors Among University Students. *Iranian Red Crescent Medical Journal*, 20(2). <https://doi.org/10.5812/ircmj.13773>
- Prentice-Dunn, S., & Rogers, R. W. (1986). Protection Motivation Theory and preventive health: beyond the Health Belief Model. *Health Education Research*, 1(3), 153–161. <https://doi.org/10.1093/her/1.3.153>
- Rosenstock, I. M. (1974, December). The Health Belief Model and Preventive Health Behavior. *Health Education Monographs*, 2(4), 354–386. <https://doi.org/10.1177/109019817400200405>
- Sarstedt, M., & Cheah, J. H. (2019, June 27). Partial least squares structural equation modeling using SmartPLS: a software review. *Journal of Marketing Analytics*, 7(3), 196–202. <https://doi.org/10.1057/s41270-019-00058-3>
- Solomon, A. (2020, July 31). Gender, women, and the future of tobacco control. *Drugs and Alcohol Today*, 20(3), 249–262. <https://doi.org/10.1108/dat-02-2020-0005>
- Türegün, M. (2019, December 26). Partial Least Squares-Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Analysis of Team Success Using R. *International Journal of Sport, Exercise & Training Sciences*, 201–213. <https://doi.org/10.18826/useeabd.628653>
- Wang, X., Xiong, Y., & Zhao, W. (2020, September). Tobacco control challenges in China: Big data analysis of online tobacco marketing information. *International Journal of Nursing Sciences*, 7, S52–S60. <https://doi.org/10.1016/j.ijnss.2020.07.002>
- Yu, S., Koplan, J., Eriksen, M. P., Yao, S., Redmon, P., Song, J., Uretsky, E., & Huang, C. (2015, April 15). The Effects of Antismoking Messages From Family, School, and Mass Media on Smoking Behavior and Smoking Intention Among Chinese Adolescents. *Journal of Health Communication*, 20(11), 1255–1263. <https://doi.org/10.1080/10810730.2015.1018561>
- Zeng, R., & Li, M. (2020, December 2). Social Media Use for Health Communication by the CDC in Mainland China: National Survey Study 2009-2020. *Journal of Medical Internet Research*, 22(12), e19470. <https://doi.org/10.2196/19470>

Zhu\*, J., Li\*, J., He#, Y., Li, N., Xu#, G., & Yu, J. (2019, November 27). The influence and interaction of exposure to pro-smoking and anti-smoking messaging on youth smoking behaviour and susceptibility. *Tobacco Induced Diseases*, 17(November). <https://doi.org/10.18332/tid/114066>