

社交媒体指数和健康信息的个人相关性 对第三人效应的影响及其眼动证据^{*}

高雯^{**} 弓蕊 魏建华 王灿

(辽宁师范大学心理学院, 大连, 116029)

摘要 第三人效应是指个体感知媒体信息对他人的影响要大于对自己的影响。这种认知偏差在传统媒体的信息传播中普遍存在。新兴的社交媒体不仅能传递信息, 还能提供反映他人态度的指标参数。为了考察社交媒体信息传播中是否也有第三人效应及其影响因素, 研究选取健康信息的微博帖子作为实验材料, 观测了 87 名成人对信息影响的评估报告以及对信息和社交媒体指标(点赞、评论和转发)数量的眼动数据。结果显示, 社交媒体指数(高/中/低)与信息的个人相关性(高/低)对第三人效应和两个兴趣区的总注视时间均有显著影响。可见, 社交媒体上的第三人效应是他人反馈线索与自我感知的信息特征交互作用的结果, 高社交媒体指数可能发挥从众的启发式线索的作用。

关键词 第三人效应 社交媒体指数 信息的个人相关性 健康信息 眼动追踪

1 引言

第三人效应(third-person effect)是指个体在面对具有说服性的信息时往往认为信息对他人的影响要大于对自己的影响(Davison, 1983; Perloff, 1993)。这种认知偏差在报纸、广播、电视等传统媒体的信息传播中普遍存在, 并且会影响人们的后续行为意图和媒体信息的传播效果。因此, 第三人效应是媒体心理学和传播学研究中的一个重要主题(Perloff & Shen, 2023)。相反, 如果个体认为信息对自己的影响大于对他人的影响, 即第一人效应(first-person effect; Golan & Day, 2008; Gunther & Thorson, 1992)。相对而言, 第三人效应通常出现在负面信息的感知与传播中, 促使个体采取行动去减少媒体信息对他人的消极影响; 第一人效应则更多出现在积极信息的感知与传播中, 推动个体采纳信息并投入相应的行动(Golan & Day, 2008)。

以往许多研究将第三人效应与不合理的自我信念或归因方式联系起来(别碧洁, 周树华, 2014; Paul et al., 2000)。例如, 人们普遍具有一种乐观偏差, 认为自己遭遇消极事件的概率小于他人(Gunther

& Mundy, 1993)。为了保持自尊或增强自我意象, 人们在加工媒体信息时会出现自我服务的认知偏向(Meirick, 2005; Park & Salmon, 2005)。个体在判断信息对他人的影响时倾向内部特质归因, 在判断信息对自己的影响时采取外部情境归因(Gunther, 1991; Paul et al., 2000)。近来一些研究借鉴信息加工、社会比较等理论, 将第三人效应及其后续行为视为理性认知的结果(Perloff & Shen, 2023)。这种观点仍需进一步的实证研究来加以检验和拓展。

最近十年人们更多使用社交网站(例如 Facebook、微博)来获取和发布信息。与传统媒体单向传播信息不同, 社交网站不仅能让用户自主搜索和浏览信息, 还能让用户围绕信息开展互动, 通过在线社交网络进一步传播信息(Alhabash et al., 2019)。这就提高了信息传播的速度和广度, 因此社交网站也被称为社交媒体(social media)。因用户使用而由系统自动生成的信息指标(例如点赞、评论和转发)的数量, 即为社交媒体指数(social media metrics)。它们在一定程度上反映其他用户对信息的接触程度和态度, 影响个体对信息可信度的判断(Chung, 2017)。于是, 人们在感知社交媒

^{*} 本研究得到辽宁省社会科学规划基金一般项目(L22BXW016)的资助。

^{**} 通讯作者: 高雯, E-mail: gaowen@lnnu.edu.cn

DOI:10.16719/j.cnki.1671-6981.20260117

体信息时是否同样存在第三人效应，成为当前研究的新问题（Perloff & Shen, 2023）。相对于其他信息，社交媒体极大地促进了健康信息的传播（Liu et al., 2017）。例如，健康与医疗类主题占全网搜索科普主题总份额的 66.83%，排名第一（科普中国，2019）。上亿用户通过微博发布与疫情防控和居家生活有关的信息（微博，2020）。因此，本研究的首要目的是以健康信息为实验材料，考察信息在社交媒体上传播时能否引发第三人效应。

网络环境中的信息量巨大，人们基于外部线索处理信息的趋势有所增强（Sundar, 2008）。根据双重加工理论，例如，精细加工可能性模型（elaboration likelihood model）和启发式-系统式模型（heuristic-systematic model），媒体信息阅读可能包含启发式加工（Chung, 2017）。文本信息附近的点赞、评论和转发这类指标的数量，可能是一种从众的启发式线索（bandwagon heuristic cue），促使个体进行自动的、无意识的或较少调用认知资源的信息加工并最终采取与他人反馈信息相一致的行为（Kim, 2021）。这种线索被赋予了多重意义，在一定程度上能够反映信息的传播度、可信度、社会推荐度或社会认同度（Kim, 2021）。它们预示了一个可参照的社会常模（social norm），即一个被广泛认可和接受的行为规范或价值观念（Hechter & Opp, 2001），可以帮助人们快速形成对某个信息的判断（Chung, 2017; Stavrositu & Kim, 2014）。

因此，社交媒体指数的水平越高，个体感知信息对他人的影响就越大，并且越有可能简化认知加工、采取从众行为（Bellur & Sundar, 2014），进而感知信息对自己的影响也有所增加。由于存在自我服务的认知偏向，上述两种感知的差距也可能相应增大。Kim（2018）的结果支持了上述观点，发现皮肤癌信息在高点赞条件下引发的第三人效应大于低点赞条件。然而，Stavrositu 和 Kim（2014）发现，在低指数条件下癌症信息引发了第三人效应，在高指数条件下该效应不显著。反之，Chung（2019）以诸如病毒信息为实验材料，发现在高转发条件下引发的是第一人效应。这些结果不一致的研究在社交媒体指数的选取和水平划分上存在差异，大多没有事先检验信息在无社交互动的传播中能否引发第

三人效应。因此，第二个研究问题是考察社交媒体指数对第三人效应以及相关认知加工的影响。

人们对信息的个人相关性（personal relevance of information）的判断也会影响第三人效应（Chung, 2017）。它是指个体认为信息与自己相关联或者符合自己需要、目标和价值的程度，能够引导认知加工和行为表现（Celsi & Olson, 1988）。在态度和说服的研究中，这个变量常被考察或控制（王美芳等，2014; Claypool et al., 2004）。对于高个人相关性的信息（简称高相关信息），个体更多进行系统式加工、使用说服的中心路径、参照信息本身；对于低个人相关性的信息（简称低相关信息），个体更多进行启发式加工、使用说服的外周路径、参照外部线索（Liu & Yang, 2023; Petty & Cacioppo, 1986）。因此，当评估社交媒体信息具有高个人相关性时，个体对信息的加工动机更强、精细程度更高，进而感知信息对自己的影响更大，削弱第三人效应；反之，个体对信息的加工动机和精细程度会较低，进而感知信息对自己的影响更小，增大第三人效应。Schweisberger 等人（2014）的结果支持了这一观点，并且发现高相关信息对他人的影响大于低相关信息。因此，第三个研究问题是考察信息的个人相关性对第三人效应以及相关认知加工的影响。

在第三人效应上，信息的个人相关性也有可能与社交媒体指数产生交互作用。在态度与说服的研究中，信息的个人相关性也被视为一个调节变量。例如，在低相关信息条件下，人们对杂志广告产品的态度会受到产品代言人的影响；在高相关信息条件下，这种影响不存在（Petty et al., 1983）。它还会调节社交媒体指数对新闻质量感知的影响。例如，对于低相关信息，人们认为有指数的新闻比无指数的新闻具有更高的质量；对于高相关信息，上述两类新闻在质量感知上没有差异（Chung, 2017）。以上研究表明，在媒体信息的感知过程中，信息的个人相关性会负向调节人们对外部线索的参照程度，即在低相关信息条件下外部线索更可能作用。然而，由于第三人效应反映的是个体在信息对自己和他人影响上的感知偏差，社交媒体指数这个外部线索可能发挥更大作用。根据双重加工理论，当指数过高或过低时，个体对信息影响的感知可能更多参

照这个外部线索,较少投入认知资源,更多采取启发式加工,较少考虑信息的个人相关性;当指数为中等水平时,即不能明确反映他人态度,个体对信息影响的感知更有可能进行系统式加工,投入更多的认知资源,进一步参照信息的个人相关性等线索(Liu & Yang, 2023)。因此,第四个研究问题是考察信息的个人相关性与社交媒体指数是否会对第三人效应及其认知加工产生交互作用。

人们浏览帖子的眼动数据在一定程度上能够客观反映他们的信息加工状况(Sülflow et al., 2019; Vraga et al., 2016)。有一些研究开始使用眼动追踪技术来分析用户在线行为的心理机制(Gwizdka et al., 2019)。然而,以往有关第三人效应的研究大多采用问卷调查法(Wei et al., 2008)。基于社交媒体的第三人效应研究开始使用行为实验法(Kim, 2018)。目前,尚未发现有关第三人效应的眼动研究。根据双重加工理论,社交媒体指数过高或过低时,个体更可能采取启发式加工,认为信息源可靠或者进行随意归因(Sundar, 2008),从而较少浏览信息和指数,产生较大的第三人效应。当社交媒体指数处于中等水平时,个体更可能采取系统式加工,更多关注信息和指数,引发较小的第三人效应。尚无实证研究显示社交媒体指数与帖子注视时间之间存在关联。一些研究发现了信息的个人相关性以及不同信息与帖子的认知加工之间的联系。例如,相较于低相关商品的广告,人们对高相关商品广告的浏览时间和注视次数更多(García et al., 2000)。与起干扰作用的帖子(例如风景、时尚)相比,人们对目标帖子(癌症信息)的注视时间更长(Chou et al., 2020)。

综上所述,本研究旨在采用行为实验法和眼动追踪技术,考察社交媒体指数和健康信息的个人相关性对第三人效应以及相关认知加工的影响。针对以往研究不足和我国实际情况,首先,检验实验材料中的文本信息在无社交媒体指数的条件下能否引发第三人效应。其次,同时呈现点赞、评论和转发三个彼此联系的常见指标(Liu et al., 2022),并且数量水平保持一致。第三,将以往研究中的高指数(即千位数)划为中指数,万位数视为高指数,个位数和十位数仍为低指数;信息的个人相关性仍被

分为高相关和低相关。具体研究假设如下:第一,基于社交媒体的健康信息能够引发第三人效应。第二,社交媒体指数水平越高,个体感知信息的第三人效应越大,对帖子(即文本和指数)的认知加工越多。第三,信息的个人相关性越高,个体感知信息的第三人效应越小(甚至出现第一人效应),但对帖子的认知加工会越多。第四,社交媒体指数和信息的个人相关性对第三人效应及其认知加工存在交互作用。在中指数条件下,对高相关信息的感知偏差(即第三人效应或第一人效应)与低相关信息没有明显区别,对高相关帖子的认知加工要多于低相关帖子;在高、低指数条件下,对低相关信息影响的感知偏差会大于高相关信息,但仅在高指数条件下对低相关帖子的认知加工多于高相关帖子。

2 方法

2.1 被试

本研究采用3(社交媒体指数:高指数/中指数/低指数) \times 2(信息的个人相关性:高相关/低相关)被试内实验设计。使用Morepower 6.0.4软件(Campbell & Thompson, 2012),选择ANOVA分析,设置效应量Effect size f 为.25(即 η^2 为.06)、统计检验力 $1-\beta$ 为.80、I类错误率 α 为.05,估计最小样本量为78人。在大连市的一所大学,随机招募了99名大学生和研究生。他们均为社交网站用户(例如微博,微信朋友圈),全部完成了行为实验和眼动追踪。4人的眼动采样率低于80%,8人未按要求浏览社交媒体指数。最终,有效被试为87人。男性24人(27.6%);女性63人(72.4%)。他们的年龄在18~28岁之间($M=21.24$ 岁, $SD=2.39$ 岁)。所有被试的视力或矫正视力正常,均来自医学或生物学专业,在实验结束后获得了一定的报酬。

2.2 测量工具与计分

2.2.1 第三人效应

参照以往测量范式(Kim, 2018; Wei et al., 2008),要求被试在浏览某个信息(例如有关肺癌的信息)后分别使用2个题目去评估该信息对自己和他人的影响,例如“这个信息在多大程度上影响了你(或其他人)”,“这个信息是否让你(或其他人)更关注肺癌”。采用7点计分,从“1完全

没有影响”到“7有极大影响”。计算“信息对他人的影响”和“信息对自己的影响”对应题目的平均数，使用前者得分减去后者得分。这个差值为正数，即第三人效应得分；反之，则为第一人效应得分。两个指标对应题目的内部一致性信度为 .87 和 .90。

2.2.2 信息的个人相关性

要求被试采用 Chung (2017) 编制的量表去评估某个信息的个人相关性，包括 3 个题目：“这个信息对我很重要”，“这个信息中的问题与我的生活很相关”，“我对这个问题很感兴趣”。采用 7 点计分，从“1 非常不同意”到“7 非常同意”。3 个题目的平均分越高，意味着某个信息的个人相关性越高。这些题目的内部一致性信度为 .90。

2.2.3 社交媒体指数

参照以往研究 (Chung, 2019; Kim, 2018)，要求被试使用以下 3 个题目去评估每个帖子中的社交媒体指数的水平：“这条信息获得了大量的点赞”，“这条信息获得了大量的评论”，“这条信息获得了大量的转发”。采用 7 点计分，从“1 非常不同意”到“7 非常同意”。总体平均分越高，某个社交媒体指数的水平越高。这些题目的内部一致性信度为 .98。

2.3 实验材料



图 1 实验材料的样例及眼动兴趣区的划分

从传染病、重大疾病和慢性病中选取 9 种常见疾病，用于编制健康信息文本、作为实验材料的信息内容。参照 Kim (2018) 的实验材料，每个文

本介绍一种疾病的诱因和患病风险，具体信息来自百度百科或维基百科，字数在 333~354 字之间。

为了检验这些信息能否引发第三人效应以及它们的个人相关性，使用问卷星呈现这些信息和对应的测题（共 63 题）。随机调查的 210 名大学生认为这些信息对他人的影响显著大于对自己的影响 ($t = 2.76, df = 209, p < .01, d = .19$)。根据以往研究 (Schweisberger et al., 2014)，计算所有信息的个人相关性的平均分 ($M_{\text{总体}} = 5.21$)，据此将 9 个信息分为高相关 (4 个) 和低相关 (5 个) 两组。考虑到社交媒体指数分为三个水平，从两组中各选 3 个信息，分别对应传染病 (艾滋病和新冠肺炎)、重大疾病 (肺癌和肝癌) 和慢性病 (高血压和颈椎病)。3 个高相关信息 ($M = 5.82, SD = .76$) 和 3 个低相关信息 ($M = 4.78, SD = 1.11$) 在个人相关性上差异显著, $t = 14.73, df = 209, p < .001, d = .37$ 。

将以上信息放入一个可编辑的在线微博生成器，生成 6 个微博手机 APP 上的帖子。如图 1 所示，每个帖子包含 1 个健康信息文本和 3 个社交媒体指标 (转发、评论和点赞) 的数值。根据以往研究，低指数设在 1~30 之间，中指数设在 2000~3500 之间。参照 2021 年 9 月微博“V 影响力榜”中健康领域排名前三的博主发布的热门帖子，高指数设在 20000~50000 之间。使用随机数字生成器，在每个水平的数量范围内，生成每个帖子被点赞、评论和转发的具体数值。为控制其他变量的影响，使用水果或动物图片作为头像，使用统一方式构建昵称，将发布时间随机设在半年以内。最终，使用每个帖子的截图 (640 × 1080px) 作为实验材料。

2.4 实验程序

正式实验在一个光源稳定且无噪音的眼动实验室进行。被试坐在电脑屏幕前、距离眼动仪 65 厘米的位置。先确认被试是否理解屏幕上的统一指导语，再对其眼睛进行 9 点校准。如图 2 所示，首先在屏幕中央随机呈现一个微博帖子，要求被试进行全面浏览，同步进行眼动记录。随后，被试按空格键进入评估反应阶段，进行第三人效应 (4 题) 的评估。为进一步检验自变量水平操纵的有效性，要求被试对每个信息的个人相关性 (3 题) 和社交媒体指数

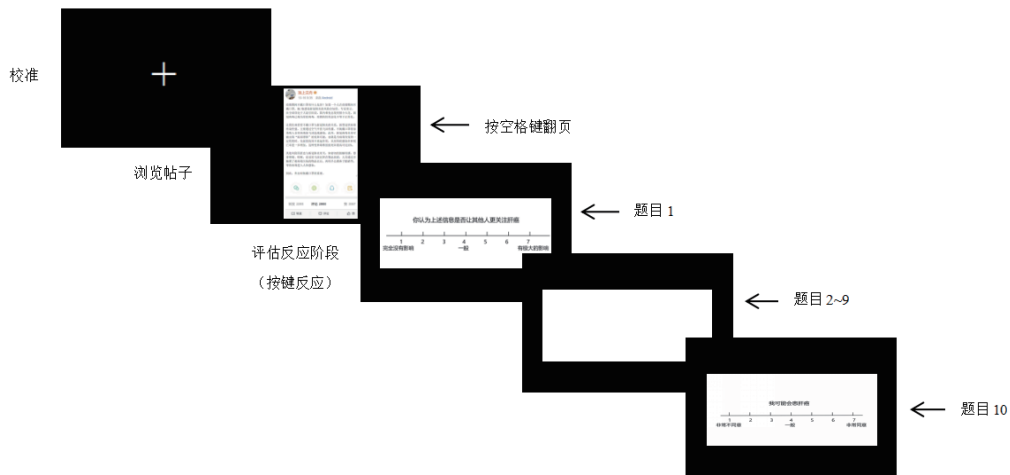


图2 单个试次中实验材料的呈现与评估反应顺序

水平（3题）进行评估。所有题目单独随机呈现。被试依据题目下方的等级标尺进行按键反应。完成所有题目后，立即进入下一个帖子的浏览与评估。

2.5 实验仪器与眼动指标

使用 EyeLink1000 眼动仪，采样率为 1000Hz。使用 EyeLink Experiment Builder 软件编写实验程序。使用 Data Viewer 软件将实验材料划分为文本和指数两个兴趣区（见图 1）并生成眼动热点图（见图 4）。选取总注视时间（total fixation duration，简称 TFD）作为分析指标。它代表兴趣区内所有注视点的持续时间的总和，能够反映个体对兴趣区内信息的认知加工整体情况（闫国利等，2013）。

3 结果

3.1 自变量操纵有效性的检验结果

实验材料的社交媒体指数在被试感知上存在显著水平差异， $F(2, 521) = 717.75, p < .001, \eta_p^2 = .73$ 。

多重比较发现，高指数组的数量水平评估得分 ($M = 5.96, SD = .90$) 显著高于中指数组 ($M = 4.40, SD = 1.17; MD = 1.56, p < .001$) 和低指数组 ($M = 1.58, SD = 1.18; MD = 4.38, p < .001$)，中指数组显著高于低指数组 ($MD = 2.82, p < .001$)。高相关组的个人相关性评估得分 ($M = 5.42, SD = 1.20$) 显著高于低相关组 ($M = 4.15, SD = 1.57; t = 10.37, df = 520, p < .001, d = .90$)。上述结果表明，自变量的水平操纵是有效的。

3.2 第三人效应的描述统计和差异检验结果

按照实验条件对第三人效应及其两个指标进行描述统计（见表 1）。两个指标的配对样本 t 检验结果显示，在中、高指数条件下信息引发显著的第三人效应 ($M = .30, SD = .91; t = 3.12, p < .001, d = .67; M = .37, SD = .80; t = 4.29, p < .001, d = .92$)，在低指数条件下信息引发显著的第一人效应 ($M = -.70, SD = 1.24; t = -5.28, p < .001, d = -1.14$)；高相关信息引

表 1 不同实验条件下因变量的描述统计结果 ($M \pm SD$)

因变量	高指数		中指数		低指数	
	高相关	低相关	高相关	低相关	高相关	低相关
第三人效应	.16±1.11	.57±.99	.19±.95	.42±1.48	-1.21±1.61	-.20±1.53
信息对他人的影响	5.38±1.20	5.57±1.02	5.10±1.18	4.55±1.23	3.46±1.61	3.49±1.63
信息对自己的影响	5.22±1.37	5.00±1.10	4.91±1.25	4.13±1.57	4.67±1.48	3.69±1.62
指数兴趣区 TFD	1.64±1.92	2.42±2.20	2.80±4.64	1.48±1.99	1.28±1.54	.96±1.10
文本兴趣区 TFD	23.75±11.60	32.54±12.67	34.59±22.66	22.24±12.65	23.79±11.20	22.19±13.48

注：TFD，总注视时间。

发显著的第一人效应 ($M = -.29, SD = .76; t = -3.52, p < .01, d = -.76$)，低相关信息引发显著的第三人效应 ($M = .27, SD = .87; t = 2.86, p < .01, d = .62$)。在所有条件下，这三个变量均无显著的性别差异 ($-1.66 \leq t \leq 1.55, .10 \leq p \leq .99$)。

以社交媒体指数和信息的个人相关性为自变量，对信息对自己的影响、信息对他人的影响和第三人效应进行 3×2 重复测量的方差分析。在信息对自己的影响上，社交媒体指数的主效应显著, $F(2, 172) = 27.14, p < .001, \eta_p^2 = .24$ ，三个水平之间差异显著 ($MD_{高-低} = .93, p < .001; MD_{中-低} = .34, p < .05; MD_{高-中} = .59, p < .001$)；信息的个人相关性的主效应显著, $F(1, 86) = 50.48, p < .001, \eta_p^2 = .37$ ，高相关组 ($M = 4.93, SD = 1.38$) 显著大于低相关组 ($M = 4.27, SD = 1.55$)；自变量的交互作用显著, $F(2, 172) = 5.54, p < .01, \eta_p^2 = .06$ 。在中、低指数条件下，高相关组显著大于低相关组 ($MD_{中} = .79, MD_{低} = .98, ps < .001$)；在高指数条件下，二者无显著差异 ($MD = .21, p > .05$)。

在信息对他人的影响上，社交媒体指数的主效应显著, $F(2, 172) = 108.71, p < .001, \eta_p^2 = .56$ ，三个水平之间差异显著 ($MD_{高-低} = 2.00, MD_{中-低} = 1.35, MD_{高-中} = .65, ps < .001$)；信息的个人相关性的主效应不显著, $F(1, 86) = 1.72, p > .05$ ；自变量的交互作用显著, $F(2, 172) = 6.82, p < .01, \eta_p^2 = .07$ 。在中指数条件下，高相关组显著大于低相关组 ($MD = .56, p < .001$)；在高、低指数条件下，二者无显著差异 ($MD_{高} = -.20, p > .05; MD_{低} = -.03, p > .05$)。

在第三人效应上，社交媒体指数的主效应显著, $F(2, 172) = 38.18, p < .001, \eta_p^2 = .31$ ，高、中指数组均显著大于低指数组 ($MD_{高-低} = 1.07, MD_{中-低} = 1.01, ps < .001$)，高、中指数组之间无显著差异 ($MD_{高-中} = .63, p > .05$)；信息个人相关性的主效应显著, $F(1, 86) = 31.50, p < .001, \eta_p^2 = .27$ ，低相关组 ($M = .27, SD = 1.39$) 显著高于高相关组 ($M = -.29, SD = 1.41$)；自变量的交互作用显著, $F(2, 172) = 4.89, p < .01, \eta_p^2 = .05$ 。如图 3 所示，在低指数条件下，高相关组的第一人效应显著大于低相关组 ($MD = -1.01, p < .001$)；在高指数条件下，高相关组的第三人效应显著小于低相关组 ($MD =$

$-.41, p < .01$)；在中指数条件下，二者的第三人效应无显著差异 ($MD = -.23, p > .05$)。

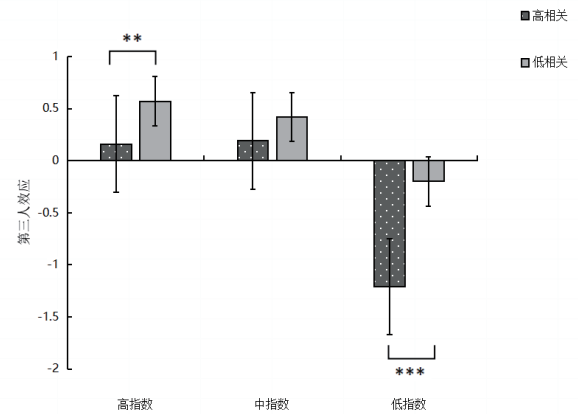


图 3 社交媒体指数和信息的个人相关性对第三人效应的交互作用

3.3 眼动数据的描述统计和差异检验结果



图 4 实验材料的热点图样例 (即高指数、高相关条件)

由热点图 (图 4) 可见，被试对文本信息的注视集中在患病风险区域 (即第二段)，对指数的注视集中在评论上 (即中间位置)。按照实验条件对两个兴趣区内总注视时间进行描述统计 (见表 1)。对于指数兴趣区的总注视时间，社交媒体指数的主效应显著, $F(2, 172) = 8.90, p < .001, \eta_p^2 = .09$ ，高、中指数组均显著大于低指数组 ($MD_{高-低} = .91, p < .001; MD_{中-低} = 1.02, p < .01$)，高、中指数组之间差异不显著 ($MD = -.11, p > .05$)；信息的个人相关性的主效应显著, $F(1, 86) = 4.60, p < .05, \eta_p^2 = .05$ ，高相关组 ($M = 1.91, SD = 3.25$) 显著大于低相关组 ($M = 1.62,$

$SD=1.98$)；两个自变量的交互作用显著， $F(2, 172)=13.10, p<.001, \eta_p^2=.13$ 。在中、低指数条件下，高相关组显著大于低相关组 ($MD_{中}=1.32, p<.01; MD_{低}=.33, p<.01$)；在高指数条件下，二者正好相反 ($MD=-.79, p<.01$)。

对于文本兴趣区的总注视时间，社交媒体指数的主效应显著， $F(2, 172)=13.07, p<.001, \eta_p^2=.13$ ，高、中指数组均显著大于低指数组 ($MD_{高-低}=5.16, MD_{中-低}=5.43, ps<.001$)，高、中指数组之间差异不显著 ($MD=-.27, p>.05$)；信息的个人相关性的主效应显著， $F(1, 86)=3.89, p=.05, \eta_p^2=.04$ ，高相关组 ($M=27.38, SD=17.59$) 显著大于低相关组 ($M=25.55, SD=13.94$)；两个自变量的交互作用显著， $F(2, 172)=46.26, p<.001, \eta_p^2=.35$ 。在中指数条件下，高相关组显著大于低相关组 ($MD=12.35, p<.001$)；在低指数条件下，二者也是如此，但是没有显著差异 ($MD=1.60, p>.05$)；在高指数条件下，情况正好相反，高相关组显著小于低相关组 ($MD=-8.78, p<.001$)。

3.4 第三人效应与眼动数据之间的相关分析

第三人效应及其两个指标与两个兴趣区内总注视时间的相关分析结果显示，文本兴趣区总注视时间与两个指标均显著正相关 ($r=.13, p<.01; r=.17, p<.001$)；指标兴趣区总注视时间与“信息对他人的影响”显著正相关 ($r=.11, p<.05$)，与“信息对自己的影响”没有显著相关 ($r=.05, p>.05$)；两个总注视时间与第三人效应均无显著相关 ($r=.04; r=.07, ps>.05$)。

4 讨论

4.1 社交媒体指数与健康信息的个人相关性对第三人效应的影响

t 检验结果显示，在中、高指数条件下，信息引发第三人效应；在低指数条件下，信息引发第一人效应。由表 1 进一步可知，高指数、低相关条件对应最大的第三人效应，低指数、高相关条件对应最大的第一人效应；高指数、高相关条件对应的第三人效应不显著。上述结果基本整合了以往研究结论 (Chung, 2019; Kim, 2018; Stavrositu & Kim, 2014)，总体支持假设 1，表明健康信息在社交媒

体上传播时能够引发第三人效应。第三人效应及其两个指标都不存在性别差异，与以往研究结果保持一致 (Chung, 2019; Kim, 2018)。

就具体信息而言，第三人效应的大小和方向受到社交媒体指数和信息的个人相关性的共同影响，支持假设 2 和假设 3。社交媒体指数水平越高，个体感知信息对自己和他人的影响都越大；但前者小于后者，导致第三人效应也相应增大。信息的个人相关性只影响了个体感知“信息对自己的影响”，进而削弱了第三人效应，甚至出现第一人效应。这与 Schweisberger 等人 (2014) 的结果不同，未发现信息的个人相关性与“信息对他人的影响”有关联。相较于前者采用的商品信息，本研究考察的健康信息 (即疾病的诱因与风险) 与个体的相关性更高。由此推断，在评估社交媒体信息对自己的影响时，人们会同时参照信息特征和他人反馈线索；在评估信息对他人的影响时，人们主要参照他人反馈线索。

社交媒体指数和信息的个人相关性对第三人效应有交互作用。在高指数条件下，低相关信息的第三人效应显著大于高相关信息；在低指数条件下，情况基本相同，只是低相关信息的第一人效应显著小于高相关信息；在中指数条件下，二者的第三人效应均不显著且无差异。这些结果与假设 4 基本一致，可以由相同实验条件下两个指标的结果比较来解释。一方面，在感知信息对自己的影响上，高相关信息总是大于低相关信息，只在高指数条件下二者无显著差异。可见，万位数的社交互动指标会削减信息的个人相关性的影响，发挥启发式线索的作用。另一方面，在感知信息对他人的影响上，在中指数条件下高相关信息大于低相关信息；在高、低指数条件下，情况相反但无显著差异。可见，数以万计或低于 30 次的社交互动，明确反映了他人对于信息的基本态度，能够极大地增加或降低信息的可信度，促使个体不再耗费认知资源去形成判断，而是选择简化认知加工、与他人态度保持一致 (Chung, 2017)。相对而言，千位数的社交互动尚不足以明确反映他人的态度，于是个体会将“信息的个人相关性”纳入考量、进行系统式加工。与以往发现不同 (Chung, 2017; Petty et al., 1983)，人们对社交媒体指数展现出一种优先加工的倾向性。有研究发现，

社交媒体用户会在完全没有阅读的情况下去转发热门新闻的链接 (Molina et al., 2023)。

综上所述,点赞、评论和转发的数值是从众的启发式线索 (Sundar et al, 2008)。相对于社交媒体上的海量信息,个体的认知加工资源有限 (Alhabash et al., 2019)。借助社交媒体指数,用户可以快速推断他人对于特定信息的基本态度 (Chung, 2017)。尤其是数以万计的点赞、评论和转发,会让个体产生“我也应该这样认为”的想法,从而诱发网络从众行为,产生更大的第三人效应。另一方面,信息的高个人相关性可以提升人们对信息的重视程度,产生一种自我卷入感 (Celsi & Olson, 1988),调动更多的认知资源进行系统式加工 (Liu & Yang, 2023)。在社交媒体上,人们评估信息的影响会优先参照简单、明确的他人反馈线索,其次是信息的内容或特征。高、低水平的社交媒体指数都会增加人们对信息影响的感知偏差;中等水平的指数会激活系统式加工,减少第三人效应。由于信息的个人相关性是信息特征与个体内部特征的函数结果 (Celsi & Olson, 1988),社交媒体上的第三人效应也可视为他人反馈线索与自我感知的信息特征共同作用的结果。因此,有必要进一步考察个体的内部特征对社交媒体信息第三人效应的影响。

4.2 社交媒体指数和信息的个人相关性对个体信息加工的影响

从总体上看,社交媒体指数水平越高,或者信息的个人相关性越高,人们对帖子(即文本和指数)的总注视时间越长,即认知加工越多,支持假设2和假设3。千位数以上的点赞、评论和转发以及信息的高个人相关性,可能分别通过提供社会参照和信息的重要性增强个体认知加工的外部 and 内部动机 (Alhabash et al., 2019),进而提高对帖子的精细加工程度 (Liu & Yang, 2023; Petty & Cacioppo, 1986)。然而,中、高指数条件之间未见帖子加工时长的显著差异。一种可能是,千位数的社交互动即可引发人们对帖子的重视,提升个体对信息的加工动机和精细程度。第二种可能是,千位数的社交互动激活的是系统式加工,而万位数的社交互动发挥了从众的启发式线索的作用,激活了启发式加工,即一种自动的、无意识的或者较少调用认知资源的

加工方式,使得个体最终选择与他人态度保持一致。

交互作用结果显示,在中、低指数条件下,高相关信息的两个总注视时间几乎都显著多于低相关信息;在高指数条件下,情况相反。当社交媒体指数过万,人们反而会对一个包含低相关信息和高指数的帖子投入更多的认知加工。这可以解释为何这种条件引发了最大的第三人效应。根据 Festinger 的认知失调理论,当已有观念与后来信息不相符时,人们会体验到认知上的不一致,会通过改变认知来恢复认知平衡 (Hinojosa et al., 2016)。所以,当看到低相关信息获得了数以万计的点赞、评论和转发时,个体可能出现了认知失调。为了恢复认知平衡,个体对信息和指数进行了更长时间的认知加工。上述结果进一步支持并发展了第二种可能。万位数的社交互动可能发挥了从众的启发式线索的作用。但是,当它与信息的低个人相关性同时出现时,个体可能出现认知冲突,反而增加了对帖子的认知加工。根据双重加工理论中的混合模型,在启发式和系统式加工之外,还有一个冲突探查过程 (艾炎, 胡竹箐, 2018)。在探查成功后,个体会对信息进行合理化(也可能解耦),从而转变自己的认知、与他人态度保持一致,表现出更大的第三人效应。

文本加工时长与第三人效应的两个指标呈正相关,指数加工时长只与个体感知“信息对他人的影响”呈正相关。两类信息的加工时长均与第三人效应无显著相关。检验两类信息的加工时长是否在两个自变量与两个指标之间发挥中介作用,可以为眼动数据结果的推断解释提供支持。此外,热点图显示,个体对信息内容的风险感知以及评论的数量或性质,可能在信息加工中发挥更重要的作用 (Kim, 2021)。

4.3 本研究的贡献、局限与未来方向

通过行为实验和眼动追踪,本研究以社交媒体指数和信息的个人相关性为框架,基本整合了社交媒体上第三人效应的发生规律,初步揭示了第三人效应潜在的系统式加工和启发式加工。本研究发现,当点赞、评论和转发达到千位数时,会增强人们对信息的外部加工动机;当这些指标达到万位数时,能够引发网络从众行为。这可以解释社交媒体上的许多现象(例如“网红”和“大V”的流量密码),

为制定网络空间管理制度（例如虚假信息传播造成影响的认定）、推进网络空间的社会治理提供了实证依据。此外，本研究以健康信息为例揭示了信息在社交媒体上是如何被用户感知和传播的，对于专业机构和人员如何运用社交媒体开展科普宣传也有指导作用，如适度引发危险感知，信息发布要面向目标人群以增强个人相关性感知。

本研究存在一些不足之处。首先，被试数量相对有限。尽管它超过了估计的最小样本量，并且重复测量方差分析的效应量达到了预设值，但是未来研究需要根据实验设计进一步增加样本量，以增进结果的有效性和可靠性。其次，在实验材料方面，每个帖子中的文本字数差距不大，但不完全相同。眼动数据分析结果没有受到字数不同的显著影响，但是未来研究应尽可能让字数完全相同。第三，眼动分析，只划分了文本和指标两个兴趣区，选择了总注视时间一个眼动指标。本研究首次使用眼动追踪技术来探索第三人效应的信息加工过程。未来研究可根据研究目的细化兴趣区或分析更多的眼动指标，如眼跳距离、回视时间和瞳孔直径。第四，本研究使用双重加工理论的混合模型来解释内外部因素激活的启发式加工与系统式加工的协同作用，然而该理论还存在细分和争论（艾炎，胡竹箐，2018）。未来研究应针对社交媒体信息传播的特点进一步构建第三人效应的信息加工理论。

5 结论

当点赞、评论和转发的数量为万位数，高个人相关性的信息引发的第三人效应明显小于低个人相关性的信息；当这些社交媒体指数为千位数，两类信息引发的第三人效应无明显差异；当社交媒体指数为个位数或十位数，高相关信息引发的第一人效应明显大于低相关信息。社交媒体指数和信息的个人相关性越高，人们对这些指数和信息的认知加工就越多。然而，当低相关信息得到万位数的点赞、评论和转发，人们也会对帖子投入更多的认知加工。

参考文献

- 艾炎，胡竹箐. (2018). 推理判断中双重加工过程的协作与转换机制. *心理科学进展*, 26(10), 1794-1806.
- 别碧洁，周树华. (2014). 英文文献中的第三人效果研究：三十年发展回顾.

- 中国传媒海外报告, 10(2), 1-16.
- 科普中国. (2019). 数说科普: 中国网民科普需要搜索行为报告. <https://www.kepuchina.cn/notice/ss/201912/P020191209524164151495.pdf>
- 王美芳，袁翠翠，杨峰，张秀娟. (2014). 个人相关性对个体内隐和外显公平推理的影响. *中国临床心理学杂志*, 22(1), 25-47.
- 微博. (2020). 微博 2020 用户发展报告. <https://data.weibo.com/report/reportDetail?id=456>
- 闫国利，熊建萍，臧传丽，余莉莉，崔磊，白学军. (2013). 阅读研究中的主要眼动指标评述. *心理科学进展*, 21(3), 589-605.
- Alhabash, S., Almutairi, N., Lou, C., & Kim, W. (2019). Pathways to virality: Psychophysiological responses preceding likes, shares, comments, and status updates on Facebook. *Media Psychology*, 22(2), 196-216.
- Bellur, S., & Sundar, S. S. (2014). How can we tell when a heuristic has been used? Design and analysis strategies for capturing the operation of heuristics. *Communication Methods and Measures*, 8(2), 116-137.
- Campbell, J. L., & Thompson, V. A. (2012). MorePower 6.0 for ANOVA with relational confidence intervals and Bayesian analysis. *Behavior Research Methods*, 44, 1255-1265.
- Celsi, R. L., & Olson, J. C. (1988). The role of involvement in attention and comprehension processes. *Journal of Consumer Research*, 15(2), 210-224.
- Chou, W. Y. S., Trivedi, N., Peterson, E., Gaysynsky, A., Krakow, M., & Vraga, E. (2020). How do social media users process cancer prevention messages on Facebook? An eye-tracking study. *Patient Education and Counseling*, 103(6), 1161-1167.
- Chung, M. (2017). Not just numbers: The role of social media metrics in online news evaluations. *Computers in Human Behavior*, 75, 949-957.
- Chung, M. (2019). The message influences me more than others: How and why social media metrics affect first person perception and behavioral intentions. *Computers in Human Behavior*, 91, 271-278.
- Claypool, H. M., Mackie, D. M., Garcia-Marques, T., McIntosh, A., & Udall, A. (2004). The effects of personal relevance and repetition on persuasive processing. *Social Cognition*, 22(3), 310-335.
- Davison, W. P. (1983). The third-person effect in communication. *Public Opinion Quarterly*, 47(1), 1-15.
- García, G., Ponsoda, V., & Esteban, H. (2000). Scanning ads: Effects of involvement and of position of the illustration in printed advertisements. *Advances in Consumer Research*, 27, 104-109.
- Golan, G. J., & Day, A. G. (2008). The first-person effect and its behavioral consequences: A new trend in the twenty-five year history of third-person effect research. *Mass Communication and Society*, 11(4), 539-556.
- Gunther, A. C. (1991). What we think others think: Cause and consequence in the third-person effect. *Communication Research*, 18(3), 355-372.
- Gunther, A. C. (1995). Overrating the X-rating: The third-person perception and support for censorship of pornography. *Journal of Communication*, 45(1), 27-38.
- Gunther, A. C., & Mundy, P. (1993). Biased optimism and the third-person effect. *Journalism and Mass Communication Quarterly*, 70(1), 58-67.
- Gunther, A. C., & Thorson, E. (1992). Perceived persuasive effects of commercials and public service announcements: The third-person effect in new domains.

- Communication Research*, 19(5), 574–596.
- Gwizdka, J., Zhang, Y., & Dillon, A. (2019). Using the eye-tracking method to study consumer online health information search behaviour. *Aslib Journal of Information Management*, 71(6), 739–754.
- Hechter, M., & Opp, K. D. (2001). *Social norms*. Russell Sage Foundation.
- Hinojosa, A. S., Gardner, W. L., Walker, H. J., Cogliser, C., & Gullifor, D. (2016). A review of cognitive dissonance theory in management research: Opportunities for further development. *Journal of Management*, 43(1), 170–199.
- Kim, J. W. (2018). They liked and shared: Effects of social media virality metrics on perceptions of message influence and behavioral intentions. *Computers in Human Behavior*, 84, 153–161.
- Kim, J. (2021). The meaning of numbers: Effect of social media engagement metrics in risk communication. *Communication Studies*, 72(2), 195–213.
- Liu, N. C., Sun, X. H., Hong, S., & Zhang, B. W. (2022). Reproduction, cultural symbolism, and online relationship: Constructing city spatial imagery on TikTok. *Frontiers in Psychology*, 13, 1080090.
- Liu, X. C., Lu, J., & Wang, H. Y. (2017). When health information meets social media: Exploring virality on Sina Weibo. *Health Communication*, 32(10), 1252–1260.
- Liu, Z. L., & Yang, J. Z. (2023). Communicating per- and polyfluoroalkyl substances (PFAS) contamination to the public through personal relevance. *Journal of Health Communication*, 28(2), 73–81.
- Meirick, P. C. (2005). Self-enhancement motivation as a third variable in the relationship between first- and third-person effects. *International Journal of Public Opinion Research*, 17(4), 473–483.
- Molina, M. D., Wang, J., Sundar, S. S., Le, T., & DiRusso, C. (2023). Reading, commenting and sharing of fake news: How online bandwagons and bots dictate user engagement. *Communication Research*, 50(6), 667–694.
- Park, H. S., & Salmon, C. T. (2005). A test of the third-person effect in public relations: Application of social comparison theory. *Journalism and Mass Communication Quarterly*, 82(1), 25–43.
- Perloff, R. M. (1993). Third-person effect research 1983–1992: A review and synthesis. *International Journal of Public Opinion Research*, 5(2), 167–184.
- Perloff, R. M., & Shen, L. (2023). The third-person effect 40 years after Davison penned it: What we know and where we should traverse. *Mass Communication and Society*, 26(3), 384–413.
- Paul, B., Salwen, M. B., & Dupagne, M. (2000). The third-person effect: A meta-analysis of the perceptual hypothesis. *Mass Communication and Society*, 3(1), 57–85.
- Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). The elaboration likelihood model of persuasion. *Advances in Experimental Social Psychology*, 19, 123–205.
- Petty, R. E., Cacioppo, J. T., & Schumann, D. (1983). Central and peripheral routes to advertising effectiveness: The moderating role of involvement. *Journal of Consumer Research*, 10(2), 135–146.
- Schweisberger, V., Billinson, J., & Chock, T. M. (2014). Facebook, the third-person effect and the differential impact hypothesis. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 19, 403–413.
- Stavrositu, C. D., & Kim, J. (2014). Social media metrics: Third-person perceptions of health information. *Computers in Human Behavior*, 35, 61–67.
- Sundar, S. S. (2008). The MAIN model: A heuristic approach to understanding technology effects on credibility. In M. J. Metzger & A. J. Flanagin (Eds.), *Digital media, youth, and credibility* (pp. 73–100). The MIT Press.
- Sundar, S. S., Oeldorf-Hirsch, A., & Xu, Q. (2008). The bandwagon effect of collaborative filtering technology. *Proceedings of CHI '08 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 26, 3453–3458.
- Stülflow, M., Schäfer, S., & Winter, S. (2019). Selective attention in the news feed: An eye-tracking study on the perception and selection of political news posts on Facebook. *New Media and Society*, 21(1), 168–190.
- Vraga, E., Bode, L., & Troller-Renfree, S. (2016). Beyond self-reports: Using eye tracking to measure topic and style differences in attention to social media content. *Communication Methods and Measures*, 10(2–3), 149–164.
- Wei, R., Lo, V. H., & Lu, H. Y. (2008). Third-person effects of health news: Exploring the relationships among media exposure, presumed media influence, and behavioral intentions. *American Behavioral Scientist*, 52(2), 261–277.

The Impact of Social Media Metrics and Personal Relevance of Health Information on the Third-Person Effect: Eye-Movement Evidence

Gao Wen, Gong Rui, Wei Jianhua, Wang Can

(School of Psychology, Liaoning Normal University, Dalian, 116029)

Abstract The third-person effect refers to the perception that media messages affect others more than they affect oneself. This effect exists widely in traditional media. Individuals are increasingly using social media to seek and share information. Unlike traditional media, social media can provide users with some metrics (e.g., likes, comments, and forwards) to refer to the attitudes of others toward a particular message, which may affect people's perceptions of the message's impact. However, previous studies have yielded mixed conclusions regarding the relationship between social media metrics and the third-person effect. It may relate to problems in experimental design, materials, and research methods. Moreover, the personal relevance of information may also play a significant role in the relationship mentioned above. Eye-tracking data indicate that high-relevance information can gain more fixation time and points than low-relevance information. Therefore, this study employed a behavioral experiment combined with eye-tracking techniques to examine the impact of social media metrics and the information personal relevance on the third-person effect, which consists of the influence of information on oneself and the influence of information on others.

This study employed a 3 (social media metrics: low, medium, and high) \times 2 (personal relevance: low and high) within-subjects experimental design. Ninety-nine undergraduates and graduates were randomly recruited from a university in Dalian, China. After excluding 12 participants due to incomplete or unusable eye-tracking data, 87 valid participants were retained (24 males and 63 females). Their ages ranged from 18 to 28 years ($M = 21.24$, $SD = 2.39$). The experimental materials included six Weibo posts, which consisted of social media metrics and health information texts covering three types of diseases: infectious, major, and chronic. A preliminary survey showed that these health messages could trigger third-person effects in the absence of a social media framework and metrics. During the formal experiment, each post was presented randomly on a computer screen. After viewing the post freely, participants evaluated the two indicators of the third-person effect using rating scales. Eye-tracking data were recorded synchronously and divided into two regions of interest: the text and the metrics.

The results showed that health information triggered a third-person effect when social media metrics were in the thousands or tens of thousands; conversely, a first-person effect was triggered when metrics were in the single digits or tens. High-relevance information led to a third-person effect, whereas low-relevance information triggered a first-person effect. Social media metrics and information personal relevance, the two independent variables in this study, had significant main effects and interactions on the third-person effect and its two indicators, except for the personal relevance of information, which did not affect the perceived influence of information on others. According to the eye-tracking data, the higher the social media metrics, the longer participants' total fixation time on the text and metrics in the post; the same pattern was observed for the personal relevance of information. However, in the high metrics condition, participants spent more time fixing on low-relevance information than on high-relevance information.

According to the results, whether health information on social media triggers third-person effects is determined by the interaction between social media metrics and information personal relevance. When judging the impact of a message on others, people rely on social media metrics, but when judging its impact on themselves, they further consider the personal relevance of the information. Social media metrics and information personal relevance may enhance the accuracy of information processing by strengthening both external and internal motivations. High social media metrics are important as heuristic cues in most conditions. When high metrics appear with low-relevance information, people may experience cognitive dissonance and thus invest more effort in processing to restore cognitive balance. Such cognitive processing promotes users' comprehension and processing of the information, leading to behaviors consistent with the feedback from others.

Key words third-person effect, social media metrics, information personal relevance, health information, eye-tracking