

议程设置中的时间变化：基于社交机器人、媒体和公众时间滞后分析

赵蓓 张洪忠

摘要

社交媒体是一个复杂的媒介系统，其中社交机器人、媒体、公众等传播主体混合交融形成了最终的社交媒体议程。本研究基于新冠疫情早期Twitter数据，综合运用图形观察、格兰杰因果关系检验、脉冲响应分析等方法探讨了社交机器人、媒体和公众之间的关系和时间滞后。研究发现社交机器人和媒体都对公众议程产生正向影响，且随着时间的推移，媒体对公众议程的贡献度逐渐上升，而社交机器人的贡献度则呈现波动和整体下降趋势。其次，社交机器人引起公众响应的最佳时间滞后为1小时，影响持续时间是9小时；媒体则需要更长的时间来设置公众议程，最佳时间滞后为12小时，影响持续时间也更长，为24小时。最后，针对不同性质次级议题分析发现，社交机器人主要是在“具体的议题”引起其他议程响应，最佳时间滞后和影响持续时间均较短，而媒体主要是在“抽象的议题”产生议程设置，最佳时间滞后和影响持续时间相对较长。

关键词

时间滞后、议程设置、社交机器人、社交媒体、公众议程

作者简介

赵蓓，北京师范大学艺术与传媒学院博士后。电子邮箱：zhaobeiid@163.com。

张洪忠（通讯作者），北京师范大学新闻传播学院教授。电子邮箱：zhanghz9@126.com。

本文系国家自然科学基金重点项目“人工智能技术背景下加快国际传播能力建设研究”（项目编号：22AZD072），国家自然科学基金青年项目“社交机器人对网络传播秩序的影响研究”（项目编号：22CXW013）的阶段性研究成果。

DOI:10.13495/j.cnki.cjjc.2023.02.005

Time Change in Agenda Setting: Time-Lag Analysis Based on Social Bots, Media and Public

ZHAO Bei ZHANG Hongzhong

Abstract

Social media platform is a complex media system in which social bots, media, public and other communication agents mix and mingle to form the social media agenda. This study explores

the relationship and time lag between social bots, media, and public based on Twitter data from the early days of the COVID-19 epidemic using a combination of graphical observations, Granger causality tests, and impulse response analysis. The study reveals that both social bots and media positively influence the public agenda, and the contribution of media to the public agenda gradually increases over time, while the contribution of social bots shows more fluctuations and an overall decreasing trend. In addition, the results show that the optimal time lag for social bots to elicit public response is 1 hour, and the positive impact of social bots on public is 9 hours; the media takes longer to set the public agenda, with an optimal time lag of 12 hours and a longer impact duration of 24 hours. Finally, the analysis of sub-issues finds that social bots mainly elicit other agenda responses on concrete issues with shorter optimal time lags and impact durations, while media mainly elicit other agenda responses on abstract issues with longer optimal time lags and impact durations.

Keywords

time-lag, agenda setting, social bots, social media, public agenda

Authors

Zhao Bei is a postdoctoral fellow at the School of Arts and Communication, Beijing Normal University. Email: zhaobeiid@163.com.

Zhang Hongzhong (corresponding author) is a professor at the School of Journalism and Communication, Beijing Normal University. Email: zhanghz9@126.com.

This article is a phased achievement of the Key Project of the National Social Science Foundation of China: “Research on Accelerating International Communication Capacity Building in the Context of Artificial Intelligence Technology” (No. 22AZD072) and the Youth Project of National Social Science Fund “The Impact of Social Bots on the Order of Online Communication” (No. 22CXW013).

一、引言

互联网的快速发展使议程设置的权力中心发生变化，传统议程设置从媒体到公众的单向流动，逐渐转变为社交媒体、新闻聚合者、个人和传统媒体之间的多向流动（Neuman, Guggenheim, Jang & Bae, 2014）。其中社交媒体与其他媒体议程之间不是完全独立的，而是呈现出相互交融的状态。作为平台系统，社交媒体本身并不生产观点和意见，而是由使用者来决定其议程构成。公众毫无疑问是组成社交媒体用户的最大群体。研究表明社交媒体赋予了公众反向议程设置的能力（Meraz, 2016），特别是在突发新闻中，公众往往成为最初的议程设置者（Vargo, Basilaia & Shaw, 2015）。但社交媒体并不只是公众意见的集合，随着越来越多媒体、企业、政府、组织等账号的入驻，逐渐形成了一个混合多元的媒介系统。

在这一媒介系统中，媒体账号依托传统媒体的信息来源和公信力，聚集了大量用户关注，例如，纽约时报的Twitter账号粉丝数量是5400万，CNN是5900万，BBC则是200万。¹此外，同一家媒体机构还建立了面向不同受众、不同地区、不同语言的多账号媒体矩阵。传统媒体通过社交媒体将用户引导至自己的网站或直接在社交媒体输出观点与用户互动来设置议题。新兴媒体（指没有传统媒体形式或自媒体）也在社交媒体平台迅速扩张，吸引公众注意。在相关议题讨论中，媒体账号依然占据着网络中心位置，成为社交媒体空间重要的议程设置者（Yun et al., 2016）。

社交机器人的出现使当前的媒介系统更加复杂。在算法和大数据的作用下，社交机器人成为社交媒体中活跃的传播主体，一方面加快了信息生产和传播的速度（Khaund, Kirdemir, Agarwal, Liu & Morstatter, 2022），另一方面也影响了社交网络舆论的形成（Cheng, Luo & Yu, 2020）。研究者指出社交机器人的重要性不在于直接操纵舆论，而在于议程设置（Sullivan, 2019）。具体来说，社交机器人最显著的作用是通过人为地放大目标信息来制造共识；为关注、转发或喜欢某位候选人或议题的内容营造虚假人气，使该内容看起来比实际情况更合法，以此得到更广泛的支持（Woolley & Howard, 2019: 190）。放大目标信息、制造共识、营造虚假人气等手段的目的是为了提高议题（候选人）的显著性，引起公众的广泛关注，这与议程设置基本假设相吻合。在美国大选（Howard, Woolley & Calo, 2018）、英国脱欧（Bastos & Mercea, 2019）、新冠议题（Uyheng & Carley, 2020）、俄乌冲突（Smart, Watt, Benedetti, Mitchell & Roughan, 2022）等议题中，社交机器人正在成为新兴的议程设置者。

社交媒体已经成为人们获取信息的重要渠道，随着算法和自动化技术的进一步发展，社交媒体空间信息流动时间正在发生变化。研究者指出议程设置时间滞后已经从传统媒体几个月（Stone & McCombs, 1981）、数周（Wanta & Hu, 1994）的时间变为几天（Conway & Kenski, 2015），甚至是几小时（Wang & Guo, 2018）。但社交机器人对议程设置时间滞后产生何种影响，还并未有较多研究关注。时间滞后即变量之间产生议程设置效果的时间差。具体来说社交机器人设置的议题需要多久才可以抵达受众？这一影响持续时间又是多久？社交机器人是否影响了媒体议程设置的时间滞后？同时议题性质是否会对时间滞后产生影响？

本研究首先通过图形观察方法判断社交机器人、媒体、公众在峰值点的时间先后，结合格兰杰因果关系检验进一步确定三者之间的关系。其次通过脉冲响应函数分析随着时间变化一个议程对另一个议程施加的影响，探讨议程设置效果产生的时

间滞后。最后针对不同性质次级议题展开分析与讨论。本研究回答了在新的媒体生态中议程设置时间滞后是否发生变化,以及传播技术的发展在引导公众和社会问题的关注方面是否发挥作用;拓展了关于议程设置时间滞后的研究,对于我们理解连接传播系统的动态过程至关重要,为之后的研究者确定研究时间范围提供参考。

二、文献综述

(一) 社交机器人与议程设置

议程设置理论最初关注的是议题显著性从媒体议程向公众议程的转移,即媒体对关键议题的报道可以影响公众对该议题重要性的认知(McCombs & Shaw, 1972)。新媒介技术的发展极大地改变了媒介环境,从而对议程设置理论的基本假设提出挑战。研究发现传统媒体对公共议程设置的影响已经不那么明显(McCombs, Shaw & Weaver, 2014; Neuman, Guggenheim, Jang & Bae, 2014),在复杂的媒介生态中议程设置方向可以被逆转(Chadwick, 2013: 4)。例如,有研究发现Twitter和Facebook上形成的议程可以反向设置媒体的议程(Meraz, 2016; Paulussen & Harder, 2014)。在许多突发事件中,社交媒体往往是最初的议程设置者(Vargo, Basilaia & Shaw, 2015)。上述研究说明利用社交媒体,普通公民也拥有了反向设置议程的能力,然而社交媒体议程反映的不单纯是民意,而是公民、媒体、政府、组织等多元主体的混合议程。特别是随着社交机器人的广泛应用,当前的媒介环境变得更加复杂。

社交机器人指的是在社交网络中扮演人的身份、拥有不同程度人格属性、且与人进行互动的虚拟AI形象(张洪忠,段泽宁,韩秀,2019)。本研究特指由算法生成的、承担一定任务、发布特定信息、并与人类进行互动的社交媒体账号。社交机器人具有自动化、大规模和隐蔽性、低成本等特点,这些特点使得它成为社交网络中不可忽视的传播主体。当前已有不少研究指出了社交机器人对公众舆论的影响。首先,社交机器人可以通过扩大信息规模影响议题的显著性,例如在2016年美国大选中社交机器人产生了约20%的内容,推动目标政治候选人更加流行(Bessi & Ferrara, 2016)。其次,社交机器人往往与传播假新闻和虚假信息联系在一起,这在一定程度上影响人们对议题的判断。根据Shao, Ciampaglia, Varol, Yang, Flammini和Menczer(2018)研究发现,社交机器人在传播低可信度来源信息方面发挥了不成比例的作用。在一篇推文迅速传播之前,社交机器人会在早期传播时放大这些内容,而人类用户很容易受到此类消息操纵。第三,社交机器人还可以通过

放大负面的、仇恨的或煽动性的言论来加剧网络极化（赵蓓，张洪忠，2022b）。Bail等人（2020）发现，俄罗斯互联网研究机构（IRA）在Twitter上部署了社交机器人，试图通过发布政治敏感话题的煽动性内容来加剧美国政治两极分化。Broniatowski等人（2018）也同样指出社交机器人主要与传播有争议和政治极化的信息有关。第四，社交机器人正是利用了社交媒体去中心化的网状结构，在多个节点中与人类用户产生互动，快速渗透到舆论中心，达到影响舆论的目的。由于参加活动的社交机器人很可能是被同一算法操控，它们之间的沟通也会比人类之间的沟通更为高效。师文和陈昌凤（2020）研究发现社交机器人可以成功渗入社交网络，改变既有的信息交互结构。

在与新冠疫情相关的研究中，社交机器人的影响也不可忽视。Chang和Ferrara（2022）比较了人类和社交机器人在大流行期间的政治行为，发现自由派机器人的影响力在总体上比人类更大，而保守派机器人表现并不突出。机器人在传播错误信息方面发挥了核心作用，Xu和Sasahara（2022）研究发现机器人有利于扩大“5G”和“比尔盖茨”阴谋论等不可信信息的传播，与人类用户寻求真实信息形成鲜明对比。此外，社交机器人同样会影响大流行期间人类账户的情感参与。Shi, Liu, Yang, Zhang、Wen和Su（2020）指出社交机器人和人类在几乎所有的话题中都有类似的情绪极性趋势，对于消极的话题社交机器人甚至比人类更消极。Uyheng和Carley（2020）研究同样发现网络空间中的仇恨言论也可能被社交机器人等不真实的行为者无形地助长。上述这些研究说明了社交机器人在社交网络中的影响力，但都并未从议程设置理论视角出发来探讨社交机器人的议程设置效果。并且关于社交机器人的研究大多是基于“社交机器人—人类”二分法的比较分析，忽视了媒体在社交网络中的重要性。

关于社交机器人议程设置研究，赵蓓和张洪忠（2022a）从第一层（问题）和第二层（属性）分析了社交机器人、公众与媒体账号之间的议程设置效果，发现社交机器人在中美贸易争端讨论中影响了公众议程，同时社交机器人又受到媒体议程的影响。Duan等人（2022）利用早期COVID-19大流行的推文和新闻报道，发现社交机器人有选择性地放大了某些话题，并预测了与党派媒体相一致的报道。可以看到社交机器人正在成为议程设置的另一个权力中心，但社交机器人与媒体之间的关系仍然是不确定的。这两个研究虽然都是针对社交机器人、公众与媒体之间的探讨，但前者完全基于社交媒体中的媒体账号，而后者则将其范围扩展至外部新闻报道。为进一步明确社交媒体空间信息流动的方向，本研究将研究范围限定于社交媒

体之内，通过区分不同账号类型来验证社交机器人、公众与媒体之间的关系。

基于此提出问题：

RQ1：社交机器人、公众、媒体议程之间呈现什么样的关系？

（二）议程设置中的时间滞后

在自然环境中，两个或更多人之间的交流并不是同时发生的，人们需要时间来处理信息，然后做出反应（Wells et al., 2019）。在议程设置研究中，信息的影响既不是强制的也不是及时的（McCombs & Shaw, 1972）。研究者认为大众媒体对议题和人物的建构，不是一夜之间，而是经过一段时间逐渐形成的（Lang & Lang, 1959）。在议程设置理论刚刚提出时，研究者就关注到这一时间变量。Stone和McCombs（1981）研究发现，媒体议程需要2到6个月才能完全转化为公众议程。Shoemaker, Wanta和Leggett（1989）发现在3-4个月内反复强调的报道可能对公众舆论影响最大。Wanta和Hu（1994）研究了五种新闻媒体的时间滞后。他们发现全国性网络新闻广播的最佳时滞为1周，地方新闻广播为2周，地区性报纸为3周，地方性报纸为4周，全国性新闻杂志为8周，且报纸议程设置效果持续的时间要比电视更久。上述研究关注的都是传统媒体的时间滞后，由于地理、时间、出版周期等因素的限制，即使是全国性的网络新闻广播也需要1周的时间才能将媒体议程转移至受众。且由于研究方法和研究对象的不同，产生了不同的研究结果。

新媒介形式的出现缩短了议程设置效果产生的时间滞后。Roberts, Wanta和Dzwo（2002）以美国主流新闻媒体网站为研究对象，发现议程设置的时间滞后由传统媒体的数周缩短至1-7天。Vonbun, Königslöw和Schoenbach（2016）通过时间序列分析，分析了38家报纸、在线新闻网站、电视新闻节目以及通讯社在全国大选期间的跨媒体议程设置过程，发现议程设置时间滞后只有1天。Conway和Kenski（2015）研究发现媒体报道和政党候选人推文之间时间滞后在0-7天之间，滞后期为0表示此类影响是同时发生的，表明了Twitter和传统新闻媒体似乎具有共生关系，其强度和持续时间因所分析的问题而异。还有研究者认为议程显著性的转移可能在数小时内就可以发生，因此将时间滞后缩短至6小时来检验社交媒体议程设置（Wang & Guo, 2018；王晗啸，于德山，2020）。社交媒体的出现大大减少了人们获取信息的时间差，几乎在新闻发生的同时，用户就可以接收到“推送”，并采取进一步行动（阅读或评论等）。基于此，议程设置的时间滞后也被进一步缩短了。

社交机器人依托人工智能技术与社交媒体的深度融合，信息传递速度、网络连

通性和隐蔽性都得到了极大加强。例如, 社交机器人可以不分昼夜、持续不断将相同的内容传递给数百万用户 (Assenmacher, Clever, Frischlich, Quandt, Trautmann & Grimme, 2020); 在算法的操控下批量社交机器人账号可以形成紧密的网络连接 (僵尸网络), 并与人类用户产生互动 (Vasilkova & Legostaeva, 2020); 同时越来越发达的人工智能技术赋予了社交机器人更高的智能, 普通用户很难分辨获取的信息是来自人类还是机器人 (Morrison, 2022)。加之社交机器人通常与虚假信息联系在一起 (Al-Rawi, Groshek & Zhang, 2018), 有研究指出虚假信息在社交媒体中传递的速度非常快 (Raj & Goswami, 2020), 一些虚假信息在不到十秒的时间内就开始流行 (Benjamin, 2021)。在制造共识或增强议题显著性方面, 社交机器人显然比普通账户更有优势 (赵蓓, 张洪忠, 2022a), 但目前关于社交机器人议程设置时间滞后的研究还相对较少, 一些研究仍然以“天”为单位来进行时间序列分析。本研究认为社交机器人议程设置效果可以在数小时内产生, 因此以小时为单位建构时间序列进行分析。

基于此提出问题:

RQ2: 社交机器人产生议程设置效果的最佳时间滞后是多久? 这种影响可以持续多久?

RQ3: 社交机器人与媒体相比时间滞后有何差异? 社交机器人是否影响了媒体议程设置的时间滞后?

(三) 议题性质对议程设置时间滞后的影响

议程设置并不是一种广泛的、无条件的媒体效应, 议程设置效果的产生需要一些中介因素 (McLeod, Becker & Byrnes, 1974)。议题性质是议程设置研究中被广泛研究的中介因素之一 (Lee, 2004)。议题“强制性假说”认为议题的“强制性” (obtrusiveness) 是决定媒体对公众是否产生议程设置的一个重要因素 (Zucker, 1978; Winter, 1981)。判断一个议题是否是强制性议题, 主要在于受众对该议题是否有直接经验, 有直接经验或者直接经验较多则是强制性议题 (如失业、通货膨胀等), 没有直接经验或者直接经验较少则是非强制性议题 (如外交、军备竞赛等)。对一个议题, 公众越是缺乏直接经验时, 越必须依靠媒体获取信息和解释, 媒体议程设置效果也就越强。在互联网媒介研究中, Kalmoe (2017) 的研究同样支持非强制性议题对媒介议程设置效果的激发作用。

还有一些学者将强制性议题用具体到抽象的尺度来衡量, 以“抽象度”为标准将议题分为具体的议题 (concrete issue) 和抽象的议题 (abstract issues), 其中具

体的议题指的是公众较为容易理解和感受的议题（如药物滥用、能源等），而抽象的议题则指的是公众难以理解或感受的议题（如核军备竞赛、联邦预算赤字等）（Yagade & Dozier, 1990）。研究表明，媒体在报道具体议题时对公众产生了更强的议程设置效果，而在报道抽象议题时，媒体和公众之间则不存在或存在较弱的议程设置效果（Wanta & Hu, 1993; Yagade & Dozier, 1990）。议题越是抽象理解起来就越困难，公众很难对他们难以理解的议题赋予显著性，媒体议程设置效果因此也就大打折扣。

“强制性”和“抽象度”的划分有相似之处（Zhu & Boroson, 1997），根据其定义，“抽象的议题”是人们难以感受与理解的，获得这些议题的相关信息可能更加依赖于媒体而不是亲身经验，因此这种“抽象的议题”更加接近于“非强制性议题”（蒋忠波，2015：44）。但在现实研究中，“抽象的议题”和“非强制性议题”却产生了相互矛盾的研究结果。造成矛盾结果的部分原因在于这两个假说是由明显不同的前提驱动的，强制性假说是由媒体依赖理论驱动，而抽象度的划分则基于个人的认知启动机制（Lee, 2004）。关于议题性质对议程设置产生的影响需要更多的实证研究加以证明。

议题性质不仅会对议程设置效果产生影响，还会影响时间滞后的长短。Roberts, Wanta 和 Dzewo（2002）研究指出具体的时间滞后根据不同的议题性质产生不同的结果，例如移民议题在第一天就产生了显著性，而税收则在第六天才产生显著性。Conway和Kenski（2015）在预算、经济、就业、能源、外交政策、医疗保健和税收方面发现了0-7天的时间滞后，滞后期数根据议题性质产生差异。Lee（2004）的研究发现强制性议题比非强制性议题更容易在个人的记忆中被激活，议程设置效果产生的时间也更短。可以看到议题性质是影响时间滞后的重要因素，在新媒介环境之下议题性质是否依然发挥作用，是当前面临的迫切问题。结合前文对议题性质的划分，本研究将新冠议题中出现的次级议题²按照抽象度划分为具体和抽象两类，具体的议题指的是公众直接经验丰富，较为容易理解的议题；而抽象的议题指的是公众缺乏直接经验，难以理解和感受的议题，以此来探讨其对时间滞后的影响。

基于此提出问题：

RQ4：次级议题性质是否会影响社交媒体中议程设置时间滞后？

RQ5：在次级议题中议程设置效果的最佳时间滞后是多久？这种影响可以持续多久？

三、研究设计

(一) 议题选择

本研究以新冠疫情为例，选择该议题的原因主要有以下三点：首先，新冠疫情传播速度之快、影响范围之广、持续时间之长是近年来非常具有研究价值的议题；其次，新冠疫情是人类历史上全新的流行病，在此之前从未被讨论过，因此在时间先后上更方便确定因果关系（主要指的是统计学意义上的因果），这也是本研究将时间范围限定在新冠疫情爆发初期的原因之一；最后，在此次新冠疫情中，大量的虚假信息在社交媒体上以前所未有的速度传播，已有一些学者关注到社交机器人的信息传播行为，并且可能用于在社交媒体上传播阴谋论信息（Ferrara, 2020）、仇恨言论（Ziems, He, Soni & Kumar, 2020）、虚假信息（Yang, Torres-Lugo & Menczer, 2020）等。

(二) 数据获取

本研究基于TweeScrapy³框架和MangoDB⁴数据库编写程序来获取Twitter数据，该方法原则上可以模拟用户关键词搜索获取到的所有对外显示数据，且可以摆脱API的时间和速率限制。研究时间范围主要选择疫情爆发初期，原因在于疫情爆发初期，信息突然呈指数级增长，真假信息难以判断，此时数据更能反映社交机器人在突发公共卫生事件中发挥的作用。因此，研究者在综合判断谷歌指数和Twitter话题趋势的基础上，选取了2020年1月26日至2020年2月1日（7天）作为研究的时间段（见图1）。早期新冠疫情的讨论中多使用“coronavirus”“corona”“pneumonia”等词。在获取所有关键词1天的数据并比较文本数量之后，发现通过“coronavirus”

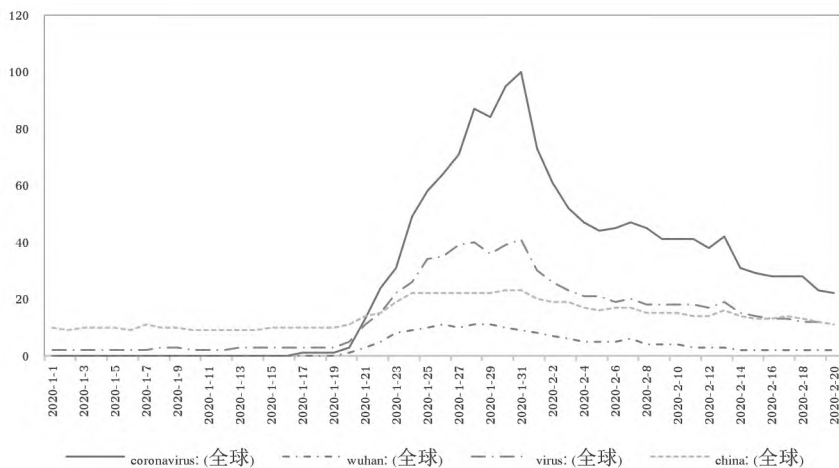


图1：新冠疫情热度随时间变化的趋势 (Google Trends)

获取的数据文本较全。结合本文时间段在2020年2月11日（WHO将新冠病毒引发的疾病命名为Covid-19）之前，故选取“coronavirus”作为采集数据的关键词，最终获取到约37万原始数据。为便于后续操作和分析，对非英语推文进行识别和删除，得到205625条英文推文，其中独立账户99811个。

（三）社交机器人与媒体账号检测

本研究使用开源工具Botometer对参与讨论的99811个账号进行检测，将得分在3分（0-5）以上的判定为社交机器人。其中4455个账号由于被删除或处于保护状态无法检测，予以删除。为了保持账号信息获取的一致性，研究者在文本获取之后的1个星期内完成了所有独立账户的检测。媒体账号检测通过以下两步来完成：一是获取所有账户的认证信息，二是对认证账户进行人工检查，根据其主页信息判断其账号属性，共获取到媒体、名人、企业或组织（包含政府账户）等四类账户信息，由于本研究检查的是社交机器人、公众与媒体账号之间的关系，因此对媒体之外的三种账号不予考虑。具体结果见表1。

表1：账户占比及推文数量

	社交机器人		公众		媒体	
	数量	占比	数量	占比	数量	占比
账户	15929	16.70%	74413	78.04%	1291	1.35%
推文	26310	13.23%	151095	75.95%	10814	5.44%

（四）时间序列分析：VAR模型、格兰杰因果、脉冲响应

社交媒体数据的连续性和可获取性为研究者进行时间序列分析提供了便利条件。本研究引入向量自回归模型（VAR）来分析不同类型账号议程之间的关系。向量自回归把系统中每一个内生变量作为系统中所有内生变量的滞后值的函数来构造模型，从而将单变量自回归模型推广到多元时间序列变量组成的“向量”自回归模型。VAR模型常用于预测相互联系的时间序列及分析随机扰动对变量系统的动态冲击（周勇，赵璇，2017）。由于在整个社交网络中社交机器人与公众、媒体之间的议程并不是独立的，而是相互影响的一个动态过程，VAR模型可以从时间维度上更好的解释三者之间的相互影响。

格兰杰因果关系检验的是变量Y是否受变量X的滞后变量的影响，如果变量Y受变量X的滞后变量的影响，则称它们之间具有格兰杰因果关系。该方法在议程设置研究的相关论文中得到了广泛应用（Guo & Vargo, 2020; Heijkant, Selm & Vliegthart, 2019; Vargo, Guo & Amazeen, 2018; Lee, Kim & Scheufele,

2016), 在解释两个时间序列变量统计学意义上的因果关系时具有较高的可信度。

脉冲响应 (Impulse Response, IR) 指的是一个被测系统在一个脉冲激励信号输入时, 所得到的时域 (时间VS幅度) 的响应特性 (Smaart, 2015)。在VAR模型中, 脉冲响应函数 (IRF) 描述的是VAR模型中的每一个内生变量的冲击对其它内生变量带来的影响, 或脉冲响应函数是随着时间的推移, 观察模型中的各变量对于冲击的响应 (刘克庆, 2012)。本研究通过脉冲响应分析来判断社交机器人、媒体、公众产生议程设置效应的时间滞后。

(五) 次级议题编码

首先通过人工编码确定编码框架。本研究采用分层随机抽样的方法抽取样本, 以“天”为层, 从每天中随机抽取一定比例的推文, 具体比例为公众 3% (4532)、社交机器人 5% (1315)、媒体 5% (540)。通过编码发现了21个比较清晰的次级议题。人工编码是由3个具有相关经验研究生学历的编码人员进行, 其中2名编码人员各编码了一半, 另一位编码者编码了全部, 将结果进行一致性检验, 得分为0.77。具体编码框架见表2。

其次, 为了获取更完整的时间序列模型, 研究者在人工编码基础上采用了计算机辅助内容分析 (Computer-assisted Content Analysis) 的方法对整体数据集进行编码。计算机辅助内容分析方法能够避免因为主观判断引起的误差, 保证了研究信度, 在对大量复杂文本进行分析时具有相对优势, 近年来在国际传播学研究中得到了普遍应用 (党明辉, 2017)。本研究主要是借鉴Vargo、Guo、McCombs和Shaw (2014) 的研究方法, 具体步骤如下: 一、对抽样数据进行定性评估, 确定关键词列表。将之前编码所得同一属性下的所有推文放到一个文本中进行处理, 包括将字符转为小写、删除不规则符号、分词与词性标注、将分词原形化, 最后得到关键词排序结合人工检查将出现频率较高 (前60%) 且具有一定代表性和排他性的分词作为关键词。二、将关键词与全数据进行匹配。在匹配之前同样要对文本进行清理 (重复前文步骤)。编写python程序执行查询, 当一条推文与某个次级议题的一个或多个关键字匹配时, 就会被程序标记1, 没有匹配时标记为0。随机抽取每个次级议题100条推文进行一致性检验, 新冠疫情平均得分0.79, 没有查询得分低于0.75。

表2: 次级议题编码框架、主要内容及主要关键词

次级议题	主要内容
病毒来源	病毒的介绍和来源。
	lab, wildlif, anim, snake, bat, seafood, rat, pathogen, meat, origin

感染症状	感染新冠病毒的症状，比如感冒、发烧、咳嗽等；新冠病毒传播的介质及其特征等。
	symptom, transmiss, fever, contagi, cold, cough, contagion, head, syndrom, asymptomat
疫情防控	包括国家防控和个人预防。
	mask, face, prevent, protect, hand, quarantin, control, border, check, lockdown
治疗信息	治疗相关的推文。
	medic, vaccin, care, expert, cure, treatment, healthcar, doctor, save, treat
病例统计信息	确诊、死亡、疑似病例等统计信息。
	case, confirm, death, toll, number, suspect, dead, posit, die, suspicion
医疗物资	有关医院过载、医院建设、方舱医院或防护服、手套、口罩等医疗物资短缺的信息。
	suppli, n95, resourc, commod, huoshenshan, leishenshan, hospit, wuhanhospit, infrastructur, ingredi
经济影响	此次疫情对经济造成的影响，股市、价格、工作、贸易、石油等。
	market, stock, trade, econom, oil, money, zerohedg, compani, gold, price
信息公开	不信任现在有关疫情的数据，寻求信息公开。
	real+number, true, misinform, fact, truth, fake, trust, lie, fakenew, hide
歧视和阴谋论	种族歧视、实验室病毒、生物武器等。
	wuhanviru, racism, racist, kungflu, xenophobia, discrimin, bioweapon, china_is_terrorist, hoax, boycottchina
救助捐款	国际援助，求救推文和捐款/捐赠信息。
	help, support, togeth, friend, fund, assist, donat, aid, red+cross, chariti
其他病毒	跟其他流行病毒的一些比较，如流感、埃博拉、非典、瘟疫等。
	flu, sars, ebola, plagu, hiv, h1n1, h5n1, sarsviru, plagueinc, influenza
全球爆发	病毒在全世界范围内爆发。
	global, worldwid, coronavirusaustralia, coronaviruscanada, coronavirusuk, coronavirusph, coronavirusutoronto, globalpandem, globalemerg, coronavirusoutbreak
国际组织	国际组织应对，例如WHO在此次疫情爆发初期的一些建议或应对措施。
	unit, nationsun, declar, alert, coronaviruswho, publichealth, pheic, worldhealthorgan, unicef, emerg, public
中国危机	中国在疫情爆发时面临的严峻情况，中国政府的应对。
	china+govern, china+state, china+offic, china+cdc, beij, china+fight, ccp, shanghai, presid, combat
其他国家政府	其他国家政府的应对，包括组织本国公民撤离疫区。
	evacu, escap, leav, flight, govern, measur, trump, auspol, ministri, cdcgov
患者居民	描述患者、疫区居民及志愿者相关信息的推文。
	patient, resid, victim, surviv, sacrific, volunt, journalist, peopl, nightmar, citizen
祈祷祝福	祈祷、祝福等相关推文。
	safe, love, pray, thank, scari, wish, prayforchina, bless, mercy, luck

香港	主要指有关香港的信息，包括抗议者、疫情、封锁关口等。
	hong+kong, standwithhongkong, hkgov, protest, hker
科技	人工智能、5G等新技术在此次疫情中的应用与影响。
	5g, technolog, tech, artifici, digit, social+media, robot, intellig
政治	此次疫情对政治大选、脱欧的影响等。
	brexit, polit, geopolit, democraci, republi, gop, elect, politician, trump2020, impeach
其他影响	对人们的生活造成的其他影响，比如娱乐、节假日等无法正常度过等。
	christma, movi, game, etflix, cultur, chinesenewyear, film, coronab, lunarnewyear, diplomat

四、研究结果

(一) 峰值点的时间先后判断

根据之前研究者的经验，在社交媒体中议程设置时间滞后大大缩短，一些媒体报道和Twitter消息几乎是同时出现，影响也是共生关系（Conway & Kenski, 2015）。本研究以小时为单位建构社交机器人、媒体和公众时间序列，共产生168个时间节点。根据其发文数量来判断其对议题的关注，也就是显著性程度。其中社交机器人发文数量处于上升趋势的时间段有87个，媒体处于上升趋势的时间段有78个，公众处于上升趋势的时间段有84个。在一个议题扩散过程中会出现多个上升或下降的趋势，因此也会产生多个峰值（见图2），即在一定时间范围内的最高值。而峰值点则是显著性相对比较突出的节点，如果某一个议程率先到达峰值，则说明它在较早的时间内关注到该议题。因此比较峰值点的时间先后，可以从侧面反映出哪一个议程在网络中的引领作用。

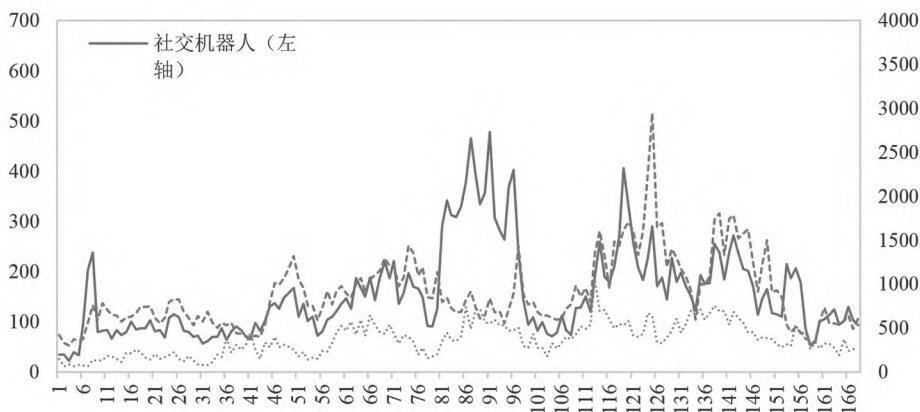
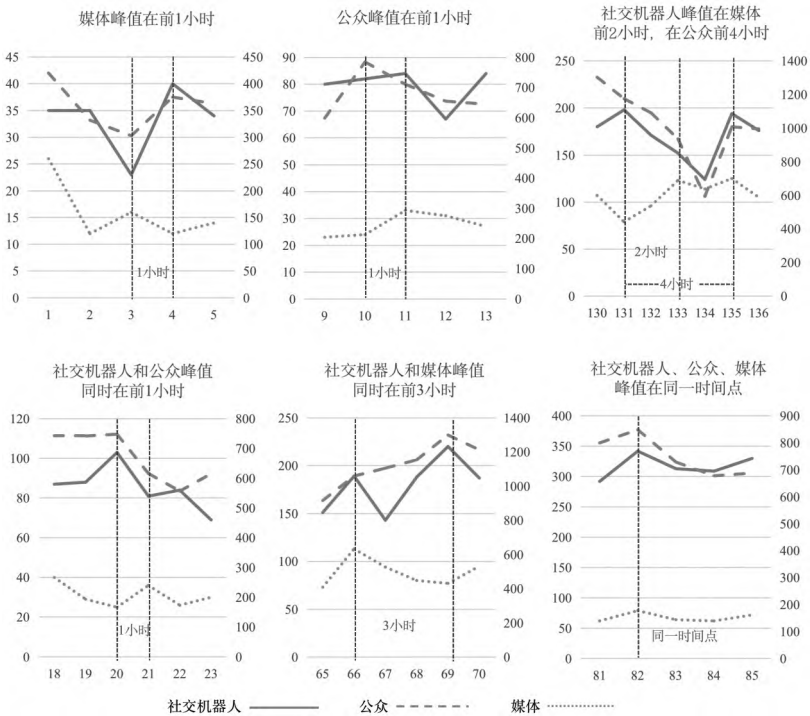


图2：新冠疫情中社交机器人、公众、媒体议程时间序列

由于一些时间段呈连续上升的趋势，因此在峰值点判断上取最后开始下降的时间节点。如，1月26日6时社交机器人发文数量开始增加，这一趋势一直持续到8时，则将8时作为最终的峰值时间点。通过计算和观察，最终得到39个可观察时间范围（从上升时间点开始直到开始下降时间点之间算一个时间范围）。其中社交机器人峰值时间点在前的有13个，媒体议题峰值时间点在前的有22个，公众议题峰值时间点在前的有6个（见图3）。媒体在更多时间节点早于社交机器人和公众展开对新冠议题的讨论，社交机器人次之，最后是公众，三者之间的时间间隔在1-4小时。由此可见，媒体在整个社交网络中依然处于优势地位，社交机器人也在多个时间节点中发挥作用。通过图形观察峰值时间点先后更直观地揭示了不同议程之间存在的时间滞后问题，但不能说明不同议程之间的相互影响关系，因此下文将通过格兰杰因果关系和脉冲响应进一步分析。



*图中截取的是部分峰值数据，以5-6个时间点为一个时间范围。横坐标数值代表的是时间，以每小时为一个时间点，纵坐标代表的是在该时间点发布的推文数量，峰值与峰值的时间间隔用双虚线标识。

图3：部分峰值点先后判断示例图

（二）社交机器人、媒体、公众关系分析

本研究通过基于VAR模型的格兰杰因果关系检验来探究社交机器人、公众与媒体间的相互影响。首先，确定VAR模型的滞后期数。本文利用Eviews的Lag Length Criteria来检验其AIC、SC和LR值⁵，以滞后期数为8来建构模型1。其次，检验模型的平稳性。模型的稳定性是VAR模型有效性的基础，如果模型不平稳，其结果将失去有效性。本研究利用AR根进行检验，VAR模型内所有根模的倒数小于1，说明模型是稳定的。

基于VAR模型的格兰杰因果关系检验结果（见表3）显示，在5%的显著性水平下（ $p < 0.05$ ），社交机器人是公众的格兰杰原因，媒体是社交机器人和公众的格兰杰原因（回答RQ1）。即社交机器人对议题的讨论会影响公众对该提议的关注，同时媒体对议题的报道也会影响社交机器人和公众对该议题的关注。这一结果与峰值点时间先后判断相一致。社交机器人成为影响公众舆论的新兴力量，但与此同时它也会受到媒体账号的影响，成为媒体议程的跟随者，起到增强媒体议程的作用。需要注意的是格兰杰因果关系强调的是时间上的响应关系，并不能完全反应因果关系，因此本文期望通过格兰杰因果关系确定的是变量之间的一种输入—响应关系，为后文的脉冲响应提供基础。

表3：格兰杰因果关系检验结果

原假设	Chi-sq	Prob.
社交机器人不是公众的格兰杰原因	17.46979	0.0256
社交机器人不是媒体的格兰杰原因	10.15958	0.2540
媒体不是社交机器人的格兰杰原因	17.24621	0.0276
媒体不是公众的格兰杰原因	21.68733	0.0055
公众不是社交机器人的格兰杰原因	12.53044	0.1291
公众不是媒体的格兰杰原因	10.11954	0.2567

根据格兰杰因果关系检验结果显示，社交机器人和媒体均对公众议程产生影响。进一步通过方差分解（variance decomposition）评价社交机器人和媒体对公众议程的贡献度，也就是它们在模型中的相对重要性。从表4公众议程的方差分解表可以看到，滞后20期内公众议程自身对其变动的贡献率最大，但逐渐呈现下降趋势，从lag1的81.73%到lag20的50.14%。社交机器人整体上也呈现下降趋势，即从lag1的18.27%到lag20的13.10%，整个过程中呈现出细微波动，例如在lag1和lag2时保持在约18%的贡献度，随后下降直至lag7和lag8再次回到约18%的贡献度，之后逐渐下降。反之，媒体在lag1时贡献度为0，一直到lag20时贡献度增长至36.76%。说明社

交机器人在短期内对公众议程有显著影响，但长期贡献较小。媒体对公众议程的影响较为显著，且会随着时间变化逐渐增长，具备长期效果。横向比较而言，在最高值时媒体对公众议程的贡献度（36.76%）要高于社交机器人（18.51%），以此回答RQ1。

表4：公众议程的方差分解

Period	S.E.	社交机器人	公众	媒体
1	2.044853	18.27123	81.72877	0.000000
2	2.549136	18.45499	79.20580	2.339208
3	2.736259	16.74501	81.06929	2.185707
4	2.845469	15.97725	81.95460	2.068141
5	2.973302	15.50526	81.89130	2.603445
6	3.095169	14.65928	79.08777	6.252952
7	3.263198	18.50976	74.22308	7.267159
8	3.405393	18.40389	70.87077	10.72534
9	3.512778	17.29623	67.91783	14.78594
10	3.590896	16.61543	65.20963	18.17494
11	3.674722	15.88009	62.60901	21.51091
12	3.793797	14.90659	58.88125	26.21216
13	3.890272	14.17642	56.02393	29.79964
14	3.963314	13.67037	54.05409	32.27554
15	4.014040	13.43648	52.72335	33.84017
16	4.058045	13.35462	51.59049	35.05490
17	4.086914	13.21649	50.90279	35.88073
18	4.110484	13.09415	50.43204	36.47382
19	4.127126	13.07998	50.17197	36.74805
20	4.136770	13.09757	50.14274	36.75970

（三）脉冲响应与时间滞后分析

本研究通过脉冲分析来判断议程设置效果产生的最佳时间滞后及持续时间。根据多次尝试，在响应期为72时，可以完整观察脉冲响应函数的变化。脉冲响应分析得到结果如图4所示，基于前文只有3组关系产生了格兰杰因果关系，因此只对这3组关系进行脉冲响应分析，从上至下分别为图4-1（社交机器人对公众的脉冲响应），图4-2（媒体对公众的脉冲响应），图4-3（媒体对社交机器人的脉冲响应）。图中横轴表示期数（小时），纵轴表示变化程度；其中，实线是脉冲响应函数，表示变量冲击后的动态响应，上下两侧虚线是脉冲响应函数加减两倍标准差的值，表明冲击响应的可能范围。

如图4-1所示, 社交机器人对公众议程的影响表现为, 当在本期给社交机器人议程一个正冲击后, 公众议程在lag1就达到最大, 之后开始下降, 但一直呈现正影响, 直到lag7再次达到峰值之后逐渐收敛, lag9时IRF值降为0开始出现负冲击。这说明社交机器人对公众议程产生正向影响的最佳时间滞后为1小时, 而影响持续的时间为9小时。

如图4-2所示, 媒体对公众议程的影响表现为, 当在本期给媒体议程一个正冲击后, 公众议程在lag2产生反应, 在短期内呈现上下波动态势, 直至lag12时达到正向最大值之后逐渐收敛, 在lag24时IRF值降为0开始出现负冲击, 之后虽有短暂正冲击, 但基本稳定在在0上下波动。说明媒体对公众议程产生影响时间为2小时, 最佳时间滞后为12小时, 影响持续的时间为24小时。

如图4-3所示, 媒体对社交机器人议程的影响表现为, 当在本期给媒体议程一个正冲击后, 社交机器人议程在lag2产生反应, 之后出现下降态势, 直至lag5开始上升, lag8时达到最大值, 随后虽有波动但总体上呈现收敛态势, lag40时IRF值降为0。说明在媒体关注一个议题2小时后社交机器人议程开始回应, 产生影响的最佳时间滞后是8小时, 影响持续的时间则为40小时。

总的来说, 社交机器人和媒体对公众议程的影响均在很短的时间内产生, 在新冠议题中表现为1-2小时。但社交机器人得到公众响应的最佳时间滞后(1小时)相比媒体(12小时)更短, 媒体对公众议程影响的持续时间(24小时)则比社交机器人(9小时)更长(回答RQ2和RQ3)。说明社交机器人产生影响的时间更快, 但消逝时间也更快, 而媒体则产生影响的时间相对较晚, 但影响持续时间更久。此外, 媒体对社交机器人影响的持续时间(40小时)也比公众(24小时)更长。说明在特定的目标任务中, 社交机器人倾向于扩散媒体信息来制造共识。

为探究社交机器人的加入是否影响了媒体产生议程设置的时间滞后, 本研究基于媒体和公众两个变量重新建构了VAR模型2。首先, 重复之前建构VAR模型的步骤, 基于AIC、SC和LR值选择滞后期数为2, 并通过AR根检验模型的平稳性。其次, 格兰杰因果关系检验结果显示媒体是公众的格兰杰原因, 卡方值为8.85 ($p < 0.05$)。该结果与模型1一致, 在不考虑社交机器人变量干扰的情况下, 媒体依然对公众具有议程设置效果。在VAR模型2中, 通过脉冲分析显示(见图5), 当在本期给媒体议程一个正冲击后, 公众议程在lag2达到正向最大值, 之后逐渐衰退直至lag40时IRF值降为0。这说明媒体对公众议程产生影响的最佳时间滞后为2小时。在VAR模型1的脉冲响应分析中, 媒体对公众产生影响的最佳时间滞后是12小

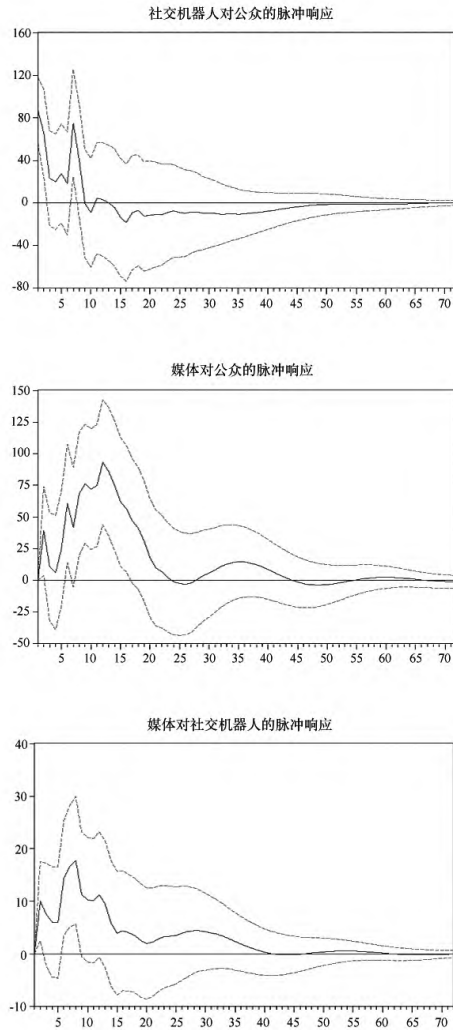


图4: VAR模型1脉冲响应分析结果图示

时。由此可见，在不考虑社交机器人干扰的情况下，媒体对公众产生议程设置效果的时间更短。社交机器人的加入很可能放缓了媒体对公众议程的影响速度，增加了最佳时间滞后的期数（回答问题RQ3）。

（四）次级议题时间滞后分析

本研究构建了全部次级议题时间序列，重复前文步骤进行格兰杰因果检验。结果显示在21个次级议题中，共有18个次级议题产生32组格兰杰因果关系。进一步对产生格兰杰因果关系的议题进行脉冲响应分析得到响应的最佳时间滞后和影响持续

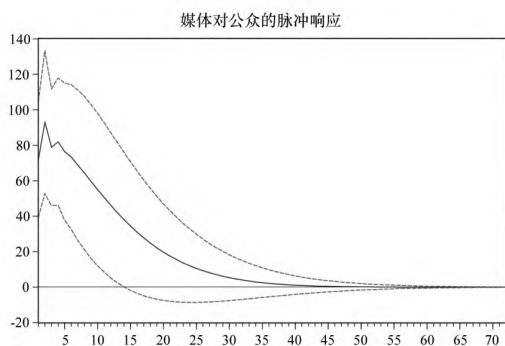


图5: VAR模型2 媒体对公众脉冲响应结果图示

时间（见图6）。如图所示，横坐标表示脉冲响应正向影响的持续时间，纵坐标表示脉冲响应函数最大值时对应的时间点。白色区域议题最佳滞后时间在0-3小时，影响持续时间在0-24小时，分布在这个区域内的议题相对来说比较具体，公众能够感知到的直接经验较为丰富。例如f（医疗资源）、h（歧视与阴谋论）、j（其他病毒）、n（患者居民）、o（祈祷祝福）、p（技术）、r（其他影响）。这些议题都是从受众角度出发，与受众相关性较高联系更为密切。此外，灰色区域议题最佳时间滞后为4或5，影响持续时间在25-52之间，聚集在该范围的议题则比较抽象。例如，b（感染症状）、d（治疗信息）、e（病例统计信息）、k（全球爆发）、l（中国危机）、m（其他国家政府）等都是—些比较抽象的数字或国家应对策略等，对于受众而言，直接经验较少，较难理解。由此可见，具体的议题产生议程设置的最佳时间滞后相对较短，但同时影响持续时间也较短，而相对抽象的议题议程设置的最佳时间滞后相对较长，但同时影响持续时间也较长。上述结果回答RQ4。

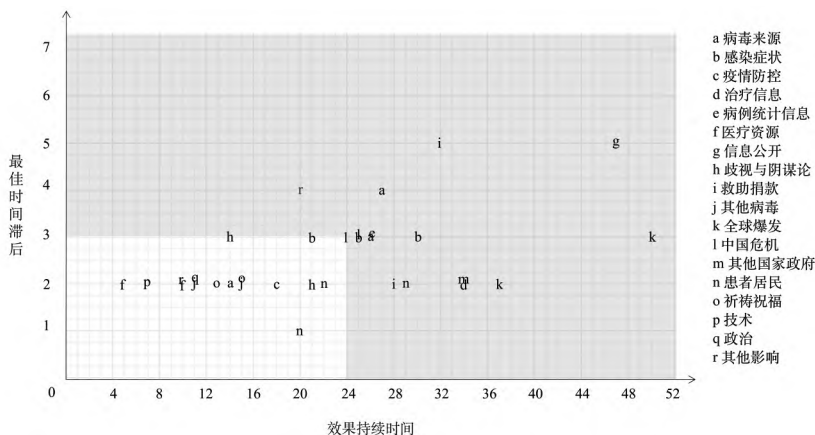


图6: 次级议题的最佳时间滞后和影响持续时间分布

在议题性质之外，本研究还对32组格兰杰因果关系进行了分析，主要考察社交机器人、媒体、公众在次级议题中的时间滞后表现。如图7所示，方块（实心、空心）代表的是社交机器人分别对媒体、公众的影响，简称为社交机器人；圆（实心、空心）代表的是媒体分别对公众和社交机器人的影响，简称为媒体；三角（实心、空心）代表的是公众分别对媒体和社交机器人的影响，简称为公众。从图形分布来看，社交机器人的最佳时间滞后为2或3小时，影响持续时间分布在4-20小时，即图中左下角位置；媒体的最佳时间滞后分布在2-4小时，影响持续时间分布在24-35小时，即图中中间位置；公众分布的较散遍布整个区域，最佳时间滞后分布在1-5小时，影响持续时间分布在8-48小时，由此回答RQ5。这一结果与新冠议题总体的脉冲响应分析结果一致，即社交机器人最佳时间滞后较短，影响持续时间也较短，而媒体最佳时间滞后较长，影响持续时间也较长。同时结合图6可以看到社交机器人产生影响的议题主要为比较具体的议题，与公众关系更为紧密，而媒体产生影响的议题则是比较抽象的议题。

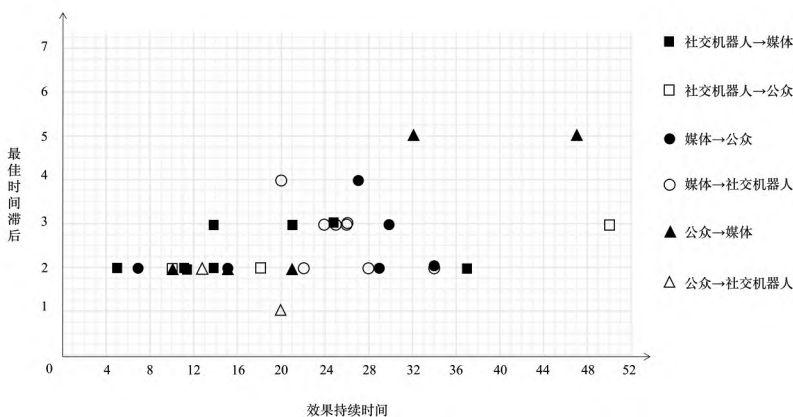


图7：社交机器人、媒体、公众产生格兰杰因果关系时的时间分布

五、结论与讨论

（一）议程设置中的时间变化

传播学的许多理论和模型都包含时间这一核心因素，例如两级传播、培养理论、沉默的螺旋、议程设置、框架和沟通调解模型等（Wells et al., 2019）。这些理论都揭示了随着时间变化，信息通过媒体系统和网络发挥作用，公民感知周围的世界并决定是否进行沟通，这是包括传播接触在内的一个过程的产物，而过程具有时间维度（Box-Steffensmeier, Freeman, Hitt & Pevehouse, 2014: 8）。在议程设置

研究中,时间滞后选择也很重要,因为它证明了随时间变化的因果效应(Roberts, Wanta & Dzwo, 2002)。

本研究基于新冠疫情早期的Twitter数据,探讨了社交机器人、媒体与公众之间的时间滞后。首先,通过峰值点的时间先后判断发现,媒体在较多的时间范围内峰值点在前,社交机器人紧随其后,也在较多的时间范围内领先其他变量到达峰值,时间间隔为1-4小时。该方法通过图形观测,以更为直观的方式揭示了社交机器人、媒体和公众之间存在的时间滞后问题,为我们进行统计检验提供前期素描。其次,进一步通过时间序列分析发现,社交机器人设置的议题在较短的时间内就可以抵达受众,最佳时间滞后为1小时,但影响持续的时间也更短,为9小时;而媒体则需要较长的时间来设置公众议题,最佳时间滞后为12小时,影响持续的时间也更长,为24小时。这一结果在新冠疫情总体议题和次级议题检验中均得到体现。媒体设置议题的前提条件是得到用户的关注,否则媒体发布的信息需要用户主动搜索才能获取,通常来说媒体信息扩散的模式是通过多级转发来实现(李栋,徐志明,李生,刘挺,王秀文,2014),这中间会产生一个时间差,相对的影响持续的时间也会随着信息的逐级扩散而不断拉长。而社交机器人与媒体相比更具隐蔽性,且通过自动化和大规模的特性可以与目标用户产生直接联系,在更短的时间内制造舆论共识,但这种共识也会随着其他媒介或因素的介入而快速消散。

本研究通过单一议题及其次级议题检验了社交机器人、媒体与公众之间议程设置的时间滞后,发现议程设置时间滞后进一步缩短。这需要引起研究者注意,以进一步设置未来研究的时间范围。同时,我们必须意识到随着媒介技术的快速更迭,个人和社会实践被迫适应接近瞬时性的传播过程(Wells et al., 2019)。但由于网络社会中不同地点人们的适应能力和受益于这些新条件的能力各不相同,因此能够产生的回应也各不相同(Castells, 2010: 173)。未来还需要针对不同议题、不同地区受众人群进行研究,拓宽议程设置时间滞后研究的边界。

(二) 议题性质作为中介因素

议题性质会影响议程设置时间滞后的结果。本研究将次级议题按照抽象度划分为抽象和具体两种类型,结果显示社交机器人较多情况下在具体的议题讨论中发挥作用,最佳时间滞后和影响持续时间均相对较短,而媒体在抽象的议题讨论中引起更多响应,最佳时间滞后和影响持续时间相对较长。原因在于对于不同性质的议题,受众与议题的相关性,能够感知到的直接经验也不尽相同,由此产生响应的时间也出现差异。

总体而言，在最佳时间滞后方面，不同次级议题之间的差异较小，这与新冠议题性质相关。新冠疫情作为一种大流行疾病，对于当时受众而言是完全陌生的存在，但同时该议题又与公众的生命健康密切相关，因此属于相关性非常高的议题，受众对其的关注程度自然也随之升高。次级议题属于总体议题的不同侧面或属性，不同议程之间依然是在总体框架内进行互动的。但在影响持续的时间上则表现出较大差异，议题性质对其的影响更为凸显。

正如议程设置受到众多中介因素（例如，导向需求、受众人口统计学特征、以及社会宏观因素等）影响一样，议程设置时间滞后也可能会受到其他因素的干扰，产生各种不同结果。特别是在社交媒体空间，点与点之间不再是线性关系，而是呈现出网状连接，这就导致信息之间流动不必遵循单一路径，而是可以选择最短路径。但同时不管信息流动的路径如何优化，都不可避免遭受来自受众自身因素或其他外部因素的干扰，这些都需要今后的研究进一步证实。

（三）社交机器人、媒体、公众之间的关系

议程设置理论最初研究的是媒体议程与公众议程之间的关系，随着新兴媒介形式的发展，传统媒体是否还具有议程设置能力，一直是传播学者关注的焦点问题。在《设置议程》第二版中，马克斯韦尔·麦库姆斯（Maxwell McCombs）（2018：25）提出议程设置研究进入一个新时代，需要解决三个关键问题，其中有两个与本研究息息相关。网络传播渠道是否具有议程设置效果？这种新渠道的扩散是否削弱了传统媒体议程设置的影响？

本研究发现社交机器人和媒体都对公众议程产生影响，此外，媒体还对社交机器人议程产生影响。且通过方差分析发现，社交机器人在短期内对公众议程具有较高的贡献度，但随着时间的推移会逐渐降低，而媒体则随着时间变化对公众议程贡献度逐渐提升。相比较而言，媒体对公众议程的贡献度要高于社交机器人。以此说明媒体依然在社交网络中发挥较强的影响力，同时，社交机器人成为议程设置的新兴力量，这与其他研究结果相一致（Duan et al., 2022；赵蓓，张洪忠，2022a）。在本研究总体议题分析中并未发现公众反向议程设置，原因可能在于新冠疫情爆发初期公众对该议题的认知较少，只能从媒体或其他渠道获取信息来型塑自己的认知，因此在整个议程设置网络中相对被动。但在一些次级议题，如患者居民、救助捐款、祈祷祝福、其他影响等，公众对社交机器人或媒体产生了反向议程设置。这说明在当前的社交媒体生态中，议程设置不是单一议程流动，而是呈现出多元主体混合流动的态势。

同时研究者还发现在不考虑社交机器人时,媒体对公众议程设置时间滞后更短,社交机器人的加入可能干扰了媒体对公众议程设置的影响。根据之前研究者的经验,竞争视角已经成为解释公众对多种议题动态关注的主导甚至唯一范式。竞争视角认为一个议题在公众议程上的崛起是以另一个议题的消失为代价的(Hilgartner & Bosk, 1988, Zhu, 1992)。但也有学者提出了议题之间的关系不止竞争一种形式,社会议题既相互竞争又相互合作(Brosius & Kepplinger, 1995),有时相互独立(Geiss, 2011),以此获得更多关注。在之前的研究基础上,Peng和Zhu(2022)提出公众议程是一个生态系统,公共议题互动并竞争以吸引公众关注。通过将生态学方法引入议程设置研究,研究者将议题间关系划分为四种类型:竞争、合作、独立、内讧(internecine)。社交媒体平台同样是一个混合的媒介系统(生态系统),其中不同类型传播主体等于生态系统中的物种(species),不同传播主体产生各自的议程,然后相互竞争与合作,甚至独立或内讧,形成最终的网络议程。因此社交机器人、媒体、公众呈现的议程也是一个混合交融的状态。在本研究中,社交机器人一方面被媒体设置起到增强媒体议程作用(合作);另一方面也可以分散公众的大部分注意力,从而削弱媒体议程设置(竞争)。当然本研究的媒体议程仅仅基于社交媒体平台账号,也并未检验到全部的关系组合,还具有一定的局限性,要形成相关结论还需进一步扩大研究范围。

(责任编辑:李宛真)

注释 [Notes]

1. 数据统计时间截至北京时间2022年9月28日。
2. 次级议题指的是议题中的不同侧面或属性。
3. 参见<https://github.com/jonbakerfish/TweetScraper>, 访问日期2020年3月1日。
4. 参见<https://www.mongodb.com/>, 访问日期2020年3月1日。
5. 如果AIC和SC值在同一时间滞后期数达到最低值,则以该滞后期来建构模型,如果两者不匹配则选择LR值作为选择标准,本研究属于后者。

参考文献 [References]

- 党明辉(2017)。公共舆论中负面情绪化表达的框架效应——基于在线新闻跟帖评论的计算机辅助内容分析。《新闻与传播研究》,(4), 41-63+127。
- 蒋忠波(2015)。网络议程设置的实证研究。北京:中国社会科学出版社。
- 李栋,徐志明,李生,刘挺,王秀文(2014)。在线社会网络中信息扩散。《计算机学报》,(1), 189-206。

- 刘克庆 (2012)。我国货币增长与通货膨胀的关系研究——基于VAR模型的脉冲响应和方差分解分析。《西部经济管理论坛》，(1)，36-40。
- 马克思韦尔·麦库姆斯 (2018)。议程设置：大众媒介与舆论 (郭镇之，徐培喜译)。北京：北京大学出版社。
- 师文，陈昌凤 (2020)。分布与互动模式：社交机器人操纵Twitter上的中国议题研究。国际新闻界，(5)，61-80。
- 王晗啸，于德山 (2020)。微博平台媒介间议程设置研究——基于2018年舆情热点事件分析。《新闻大学》，(6)，82-96+125。
- 张洪忠，段泽宁，韩秀 (2019)。异类还是共生：社交媒体中的社交机器人研究路径探讨。《新闻界》，(2)，10-17。
- 赵蓓，张洪忠 (2022a)。议题转移和属性凸显：社交机器人，公众和媒体议程设置研究。《传播与社会学刊》，(59)，81-118。
- 赵蓓，张洪忠 (2022b)。有关北京冬奥会的社交机器人叙事与立场偏向——基于Twitter数据的结构主题模型分析。《新闻界》，(5)，62-70。
- 周勇，赵璇 (2017)。融媒体环境下视听传播效果评估的指标体系建构——基于VAR模型的大数据计算及分析。《国际新闻界》(10)，125-148。
- Al-Rawi, A., Groshek, J., & Zhang, L. (2018). What the fake? Assessing the extent of net worked political spamming and bots in the propagation of #fakenews on Twitter. *Online Information Review*, 43(1), 53-71.
- Assenmacher, D., Clever, L., Frischlich, L., Quandt, T., Trautmann, H., & Grimme, C. (2020). Demystifying social bots: On the intelligence of automated social media actors. *Social Media + Society*, 6(3). Retrieved from <https://doi.org/10.1177/2056305120939264>.
- Bail, C. A., Guay, B., Maloney, E., Combs, A., Hillygus, D. S., Merhout, F., Freelon, D., & Volfovsky, A. (2020). Assessing the Russian Internet Research Agency's impact on the political attitudes and behaviors of American Twitter users in late 2017. *Proceedings of the National Academy of sciences*, 117(1), 243-250.
- Bastos, M. T., & Mercea, D. (2019). The Brexit botnet and user-generated hyperpartisan news. *Social Science Computer Review*, 37(1), 38-54.
- Benjamin, V. (2021). Divisive, demoralizing bots are winning, so big tech needs to think bigger. Retrieved April 4, 2021, from <https://www.bostonglobe.com/2021/03/21/opinion/divisive-demoralizing-bots-are-winning-so-big-tech-needs-think-bigger/>.
- Bessi, A., & Ferrara, E. (2016). Social bots distort the 2016 US presidential election online discussion (SSRN Scholarly Paper No. 2982233). Retrieved from <https://papers.ssrn.com/abstract=2982233>

- Box-Steffensmeier, J. M., Freeman, J. R., Hitt, M. P., & Pevehouse, J. C. W. (2014). *Time series analysis for the social sciences*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Broniatowski, D. A., Jamison, A. M., Qi, S., AlKulaib, L., Chen, T., Benton, A., Quinn, S. C. & Dredze, M. (2018). Weaponized health communication: Twitter bots and Russian trolls amplify the vaccine debate. *Am J Public Health, 108*(10), 1378-1384.
- Brosius, H.-B., & Kepplinger, M. H. (1995). Killer and victim issues: Issue competition in the agenda-setting process of German television. *International Journal of Public Opinion Research, 7*(3), 211-231.
- Castells, M. (2010). *The rise of the network society*. New York, NY: Wiley.
- Chadwick, A.(2013). *The hybrid media system: Politics and power*. Oxford: Oxford University Press.
- Chang, H.-C. H., & Ferrara, E. (2022). Comparative analysis of social bots and humans during the COVID-19 pandemic. *Journal of Computational Social Science, 5*(2), 1409-1425.
- Cheng, C., Luo, Y., & Yu, C. (2020). Dynamic mechanism of social bots interfering with public opinion in network. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 551*. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.124163>.
- Conway, B. A., & Kenski, K. (2015). The rise of Twitter in the political campaign: Searching for intermedia agenda-setting effects in the presidential primary. *Journal of Computer-Mediated Communication, 20*(4), 363-380.
- Duan, Z., Li, J., Lukito, J., Yang, K. C., Chen, F., Shah, D. V., & Yang, S. (2022). Algorithmic agents in the hybrid media system: Social bots, selective amplification, and partisan news about COVID-19. *Human Communication Research, 48*(3), 516-542.
- Ferrara, E. (2020). What types of COVID-19 conspiracies are populated by Twitter bots?. *First Monday, 25*(6). Retrieved from <https://firstmonday.org/article/view/10633/9548>.
- Geiss, S. (2011). Patterns of relationships between issues: An analysis of German prestige newspapers. *International Journal of Public Opinion Research, 23*(3), 265-286.
- Guo, L., & Vargo, C. (2020). “Fake news” and emerging online media ecosystem: An integrated intermedia agenda-setting analysis of the 2016 US presidential election. *Communication Research, 47*(2), 178-200.
- Heijkant, L. van den, Selm, M. van, Hellsten, I., & Vliegthart, R. (2019). Intermedia agenda-setting in a policy reform debate. *International Journal of Communication, 13*, 1890-1912.
- Hilgartner, S., & Bosk, C. L. (1988). The rise and fall of social problems: A public arenas model. *American Journal of Sociology, 94*(1), 53-78.
- Howard, P. N., Woolley, S. C., & Calo, R. (2018). Algorithms, bots, and political communication in

- the US 2016 election: The challenge of automated political communication for election law and administration. *Journal of Information Technology & Politics*, 15(2), 81-93.
- Kalmoe, N. (2017). Digital news-seeking during wartime: Unobtrusive measures of Pakistani and American attention to drone strikes. *Journal of Information Technology & Politics*, 14(1), 16-33.
- Khaund, T., Kirdemir, B., Agarwal, N., Liu, H., & Morstatter, F. (2022). Social bots and their coordination during online campaigns: A survey. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 9(2), 530-545.
- Lang, K., & Lang, G. E. (1959). The mass media and voting. In Burdick, E. and Brodbeck, A.J. (Eds.), *American voting behavior* (pp. 217-235). The Free Press.
- Lee, G. (2004). Reconciling 'cognitive priming' vs 'obtrusive contingency' hypotheses: An analytical model of media agenda-setting effects. *Gazette*, 66, 151-166.
- Lee, B., Kim, J., & Scheufele, D. A. (2016). Agenda setting in the internet age: The reciprocity between online searches and issue salience. *International Journal of Public Opinion Research*, 28(3), 440-455.
- McCombs, M. E., & Shaw, D. L. (1972). The agenda-setting function of mass media. *The Public Opinion Quarterly*, 36(2), 176-187.
- McCombs, M. E., Shaw, D. L., & Weaver, D. H. (2014). New directions in agenda-setting theory and research. *Mass Communication and Society*, 17(6), 781-802.
- McLeod, J., Becker, L., & Byrnes, J.E. (1974). Another look at the agenda-setting function of the press. *Communication Research*, 1, 131-166.
- Meraz, S. (2016). An expanded perspective on network agenda setting between traditional media and Twitter political discussion groups in "Everyday Political Talk." In Guo, L. & McCombs, M. E. (Eds.), *The power of information networks* (pp. 66-87). New York, NY: Routledge.
- Morrison, R. (2022). Twitter bots: Why is it so hard to find out who is real? *Tech Monitor*. Retrieved from <https://techmonitor.ai/policy/big-tech/twitter-bots-why-so-hard-find-out-who-real>.
- Neuman, W. R., Guggenheim, L., Jang, S. M., & Bae, S. Y. (2014). The dynamics of public attention: Agenda-setting theory meets big data. *Journal of Communication*, 64(2), 193-214.
- Paulussen, S., & Harder, R. (2014). Social media references in newspapers. *Journalism Practice*, 8(5), 524-551.
- Peng, T.-Q., & Zhu, J. J. H. (2022). Competition, cooperation, and coexistence: An ecological approach to public agenda dynamics in the United States (1958-2020). *Communication Research*. Retrieved from <https://doi.org/10.1177/00936502221125067>.
- Raj, A., & Goswami, M. P. (2020). Is fake news spreading more rapidly than COVID-19 in India.

- Journal of Content, *Community and Communication*, 11(10), 208-220.
- Roberts, M., Wanta, W., & Dzwo, T.-H. (Dustin). (2002). Agenda setting and issue salience online. *Communication Research*, 29(4), 452-465.
- Shao, C., Ciampaglia, G. L., Varol, O., Yang, K.-C., Flammini, A., & Menczer, F. (2018). The spread of low-credibility content by social bots. *Nature Communications*, 9(1). Retrieved from <https://doi.org/10.1038/s41467-018-06930-7>.
- Shi, W., Liu, D., Yang, J., Zhang, J., Wen, S., & Su, J. (2020). Social bots' sentiment engagement in health emergencies: A topic-based analysis of the COVID-19 pandemic discussions on Twitter. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(22). Retrieved from <https://doi.org/10.3390/ijerph17228701>.
- Shoemaker, P. J., Wanta, W., & Leggett, D. (1989). Drug coverage and public opinion. In Shoemaker, P. J. (Ed.), *Communication campaigns about drugs: Government, media, and the public* (pp. 67-80). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Smaart. (2015). Impulse response measurement basics. Retrieved from <https://downloads.rationalacoustics.com/documentation/smaart-v8/Smaart-v8-User-Guide.pdf>.
- Smart, B., Watt, J., Benedetti, S., Mitchell, L., & Roughan, M. (2022). #IStandWithPutin versus #IStandWithUkraine: The interaction of bots and humans in discussion of the Russia/Ukraine war. arXiv. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2208.07038>.
- Stone, G. C., & McCombs, M. E. (1981). Tracing the time lag in agenda-setting. *Journalism Quarterly*, 58(1), 51-55.
- Sullivan, J. (2019). Review of computational propaganda: Political parties, politicians and political manipulation on social media. *St Antony's International Review*, 15(1), 213-217.
- Uyheng, J., & Carley, K. M. (2020). Bots and online hate during the COVID-19 pandemic: Case studies in the United States and the Philippines. *Journal of Computational Social Science*, 3(2), 445-468.
- Vargo, C. J., Basilaia, E., & Shaw, D. L. (2015). Event versus issue: Twitter reflections of major news, a case study article information. In Robinson, L., Cotten, S. R. & Schulz, J. (Eds.), *Communication and information technologies annual* (pp. 215-239). Bingley, UK: Emerald Publishing Limited.
- Vargo, C. J., Guo, L., & Amazeen, M. A. (2018). The agenda-setting power of fake news: A big data analysis of the online media landscape from 2014 to 2016. *New Media & Society*, 20(5), 2028-2049.
- Vargo, C. J., Guo, L., McCombs, M., & Shaw, D. L. (2014). Network Issue Agendas on Twitter During the 2012 U.S. Presidential Election. *Journal of Communication*, 64(2), 296-316.

- Vasilkova, V. V., & Legostaeva, N. I. (2020). *Social bots as an instrument of influence in social networks: Typologization problems*. Paper presented at the Culture, Personality, Society in the Conditions of Digitalization: Methodology and Experience of Empirical Research Conference. Russia.
- Vonbun, R., Königslöw, K. K., & Schoenbach, K. (2016). Intermedia agenda-setting in a multimedia news environment. *Journalism, 17*(8), 1054-1073.
- Wanta, W., & Hu, Y.-W. (1993). The agenda-setting effects of international news coverage: An examination of differing news frames. *International Journal of Public Opinion Research, 5*(3), 250-264.
- Wanta, W., & Hu, Y.-W. (1994). Time-lag differences in the agenda-setting process: An examination of five news media. *International Journal of Public Opinion Research, 6*(3), 225-240.
- Wang, W., & Guo, L. (2018). Framing genetically modified mosquitoes in the online news and Twitter: Intermedia frame setting in the issue-attention cycle. *Public Understanding of Science, 27*(8), 937-951.
- Wells, C., Shah, D. V., Pevehouse, J. C., Foley, J., Lukito, J., Pelled, A., & Yang, J. (2019). The Temporal Turn in Communication Research: Time Series Analyses Using Computational Approaches. *International Journal of Communication, 13*, 1-22.
- Winter, J.P.(1981). Contingent conditions in the agenda setting process. In Whilhoit, G.C. & Bock, H.D. (Eds.), *Mass Communication Review Yearbook* (pp. 235-243). Beverly Hill, CA: Sage.
- Woolley, S., & Howard, P. N. (2019). *Computational propaganda: Political parties, politicians, and political manipulation on social media*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Xu, W., & Sasahara, K. (2022). Characterizing the roles of bots on Twitter during the COVID-19 infodemic. *Journal of Computational Social Science, 5*(1), 591-609.
- Yagade, A., & Dozier, D. M. (1990). The media agenda-setting effect of concrete versus abstract issues. *Journalism Quarterly, 67*(1), 3-10.
- Yang, K. C., Torres-Lugo, C., & Menczer, F. (2020). Prevalence of low-credibility information on twitter during the covid-19 outbreak. *arXiv*. Retrieved from <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.14484>.
- Yun, G. W., Morin, D., Park, S., Joa, C. Y., Labbe, B., Lim, J., Lee, S., & Hyun, D. (2016). Social media and flu: Media Twitter accounts as agenda setters. *International Journal of Medical Informatics, 91*, 67-73.
- Zhu, J. H. (1992). Issue competition and attention distraction: A zero-sum theory of agenda-setting. *Journalism Quarterly, 69*(4), 825-836.
- Zhu, J. H., & Boroson, W. (1997). Susceptibility to agenda setting: A cross-sectional and

- longitudinal analysis of individual differences. In McCombs, M. E., Shaw, D., & Weaver, D. H. (Eds.), *Communication and democracy: Exploring the intellectual frontiers in agenda-setting theory* (pp. 69-84). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Ziems, C., He, B., Soni, S., & Kumar, S. (2020). Racism is a virus: anti-Asian hate and counterhate in social media during the COVID-19 crisis. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2005.12423>.
- Zucker, H.G.(1978).The variable nature of news media influence. *Communication yearbook*, 2, 225-240.