

# 透视算法黑箱：数字平台的算法规制与信息推送异质性\*

刘河庆 梁玉成

**提要：**本研究借鉴实验和逆向工程方法，通过设置若干虚拟账号与数字平台进行长时间真实互动，以尝试真正进入算法的政治化空间，分析算法规制对用户信息获取异质性的影响。实证结果揭示了数字时代算法规制的高度复杂化、精细化和隐蔽化。从信息主题维度看，算法增加了个体获得多样化主题信息的机会。从信息语义维度看，算法强化了过滤气泡效应，出现信息推送的窄化和固化，不同个体被算法框定在语义向量空间中相对固定的位置，只被推送特定语义维度的信息。

**关键词：**算法规制 过滤气泡 信息主题异质性 信息语义异质性 数字社会

## 一、引言

算法无处不在。数字时代，信息呈井喷式爆发，过去留给个体的操作、决策和选择空间越来越被基于计算机代码所编写的算法所取代。算法及其推动的工具、服务和平台通过处理人工难以处理的海量复杂数据，在众多领域扮演着愈加重要的角色，成为连接、重组和调解数字社会与真实社会的关键部分（Cheney-Lippold, 2017）。向用户推送新闻和短视频（Bail, 2021）、外卖骑手的派单与送餐路线（陈龙, 2020）等，都是算法应用的丰富场景。

---

\* 本文为国家社会科学基金青年项目“大数据时代的算法社会学与算法治理研究”（19CSH012）和国家社会科学基金重大项目“基于大型调查数据基础上的中国城镇社区结构异质性及其基层治理研究”（15ZDB172）的阶段性成果。本研究还受到华中科技大学文科双一流建设项目（城乡基层治理研究团队）和“中央高校基本科研业务费”（2021WKYXQN017）的资助。感谢刘太石、张奕驰、文轶然等在数据收集和研究设计中的贡献。感谢匿名评审人的宝贵意见。文责自负。

鉴于算法已成为当代社会生活的重要组成部分,学界迫切需要对算法及其影响给予批判性和经验性的关注,进而对算法如何重组、调解、动员原有社会关系(Ruppert et al.,2013)及其潜在的影响形成更为清晰的认识。以数字平台广泛应用的信息推荐算法为例,信息推荐算法通过自动为用户筛选和推送信息流,同时影响和塑造个体信息获取与社会整体的舆论和心态(Perra & Rocha,2019)。与信息推荐算法在数字时代扮演的关键角色不匹配的是,目前学界对算法如何具体影响信息的扩散、分化仍有较大争议。例如,算法究竟是为用户解锁高质量的多样化信息,还是不断迎合个体喜好而过度推送特定类型的信息,从而将用户锁定在单一、狭窄的过滤气泡之中?超大规模、超高频次的算法与个体行为的动态互动会将不同个体带到信息空间中的哪个位置?是否会因此加剧不同用户间信息的隔离与分化?对上述问题的回答不仅有助于我们厘清算法对个体信息获得、社会知识生产以及公众观念极化等重要议题的影响,而且也是理解作为当代重要技术物的算法如何行使权力以及如何塑造数字时代的社会关系与社会现实的关键(Burrell & Fourcade,2021;王天夫,2021)。

对上述问题作出实证回答并不容易。一方面我们所关心的算法通常非常复杂,晦涩难懂,处于不透明、难追踪的黑箱状态(Mittelstadt et al.,2016),平台公司较少详细公布平台算法架构或工作细节,研究者直接获得平台公司的数据更是难上加难。另一方面,即使研究者拥有足够的技术基础且可以获得部分算法架构或运作细节,仍难以有效分析算法对社会现实的影响,原因在于算法影响社会的突出特征是一种算法介入的社会(algorithmically infused societies)出现(Wagner et al.,2021;Perra & Rocha,2019),具体表现为算法、训练数据集、外部约束条件以及庞大个体用户群之间超大规模、超高频次的循环互动。这种拉图尔意义上的不同行动者高度复杂的动态网络(Latour,2005),意味着我们的研究对象不是一个简单的、确定性的算法黑盒,而是庞大的、网络化的、与社会现实高频互动的算法系统(Seaver,2017)。因此,我们不能仅在技术意义上讨论算法,也难以仅通过公开的部分算法原理和代码来准确分析算法的社会影响(Brown et al.,2021),算法的上述特征给社会科学实证研究带来巨大挑战。

针对上述难题,本文借鉴实验和逆向工程方法,将虚拟账户作为研究工具,通过对参与主体的属性进行虚构观察,关注其与算法、数字平台的长期交互结果,进而尝试真正进入算法的政治化空间(Amoore,2020),以此透视算法黑箱,实证分析算法规制对用户信息获取异质性的影响效应。具体而言,本文尝试以T平台这一高度强调算法的信息推送数字平台为例,设置155个不同信息点击

行为的虚拟个体账号,使每个账号按照设定的点击偏好与平台进行 25 天的持续互动,进而收集不同账号在该平台包含 233973 个推送信息流(news feed)以及超过 294 万条具体信息在内的推送信息大数据。基于该数据,本文从信息主题异质性与语义异质性两个分析维度对比平台为不同虚拟用户推送信息的具体结构和内容的异同,进而探讨数字时代算法对个体信息获取和个体间信息分化的潜在影响以及对治理的启示。

## 二、文献评述

### (一)算法作为社会权力

算法在计算机科学中通常被理解为“完成给定任务的控制结构”(Beer, 2015),然而算法并非在真空中运行,社会科学研究更为关注算法的社会属性与社会后果(邱泽奇,2017)。例如,算法规制(algorithmic regulation)关注算法在建构社会秩序方面所扮演的角色(Kitchin,2017),杨(Karen Young)和洛奇(Martin Lodch)将算法规制定义为规制某一领域行为的决策系统,其通过对大规模数据进行学习,来管控风险、改变行为,以便实现预定目标(杨、洛奇编,2020)。简单来说,算法规制即算法依据海量数据对目标群体进行分类(Amoore,2020),根据分类结果进行自动决策,从而替代传统人工进行的规制,而算法作为社会权力正是来源于上述自动分类和决策过程(Burrell & Fourcade,2021;Thorson et al.,2021)。

与传统人工对个体的识别和分类不同,算法识别“我们是谁”是由无数诠释层组成的,分类的目标也有成千上万个(性别、喜好等),个体随意点击或浏览行为都可能成为分类决策的一部分(Amoore,2020)。现实中清晰的身份变成数字平台中概率化、碎片化以及快速变动的身份,因此算法规制的主要特征就是其动态的模块化控制(Koopman,2019;段伟文,2019)。在这一过程中算法如何实施权力、基于何种标准决定我们从属于特定身份的概率则是一个黑箱,难以知晓(Burrell & Fourcade,2021)。另外,算法作为社会权力的表现是其通过概率化输出的形式将无数不可计算的差异缩减为单个输出。这可能会将不确定的、个人主观的、情境性的东西被完全忽略或将其强行作为一个确定的概率呈现,进而导致分类的错误和对个体的不公平对待(Amoore,2020)。

如果说算法的分类过程是在“了解”人们的行为,那么算法的决策过程则是在大规模地“塑造”人们的行为,已有对算法决策过程及后果的研究主要关注以

下方面。一是商业导向促使算法拥有者通过上瘾设计等方式不断争夺用户注意力(Bakshy et al.,2015),这造成假新闻、标题党、阴谋论等的泛滥(Bucher,2012;孙萍、刘瑞生,2018);二是算法规制系统精准但却片面的大规模信息推送,可能会降低信息的多样化程度以及公共讨论的质量,进而影响整个社会的知识生产与观念结构(陈云松,2022;邱泽奇,2022);三是算法决策的黑箱化及其潜在风险,用户没有充分的解释和追索权,研究者同样难以准确评估该算法决策标准的合理性及潜在风险(Perra & Rocha,2019)。

综上,算法在自动分类和决策中扮演的角色集中体现了数字时代算法权力是通过排除(个体是否从属于某一类别)与不可见(是否推送特定类型的信息)而非剥削来运作(拉什,2009),但已有研究多是外在地指出上述现象,而对于算法究竟如何具体行使排除和不可见权力以此塑造社会现实,特别是在算法介入的社会这一背景下,算法与不同个体的持续互动所带来更深层的影响和后果,有待我们真正进入算法空间进行检验。另外,关于算法作为社会权力的已有文献往往笼统地将多种算法合起来讨论,针对特定算法深入、系统的实证研究将有助于我们更为准确地理解算法在不同情境下对不同个体的真实影响。

## (二) 算法规制与个体间信息获取异质性

算法规制最直接的体现是对信息流的动态控制(Bail,2021)。通过有针对性地为用户推送信息,信息推荐算法主导着数字时代的信息扩散和流动(Bail,2021;Bakshy et al.,2015;Bucher,2012)。关于算法究竟如何通过排除和不可见权来运作,会如何影响个体的信息获取以及个体间的信息分化,仍存在较大争议。已有文献主要分为“过度个体化”与“分类权力”两个研究脉络。

“过度个体化”研究认为,算法依据个体浏览记录等特征为每个个体创造微信息环境,这个微信息环境随着算法与个体互动的深入会不断同质化,进而降低个体对多元化信息的偶遇能力(Bakshy et al.,2015)。这通常被描述为信息茧房、回音室(桑斯坦,2008)或过滤气泡(Pariser,2011)。如帕里瑟(Eli Pariser)认为,脸书、谷歌等平台使用的算法不断推测并提供我们感兴趣的内容,算法正在创建过滤气泡,迎合并放大个体偏好,用户最终可能会被暴露在一幅带有偏见的、碎片化的世界图景中,从而加剧信息隔离以及观念分化(Pariser,2011)。

“分类权力”研究则强调,算法规制将带来个体主动性的丧失。算法根据预测的个体类别进行内容推送,个体的偏好、主观意愿并不重要,个体在数字时代无限多维的类别化或指数化对个体信息获取有着重要的影响(Amoore,2020;

Cheney-Lippold, 2017)。在数字社会中,方法论的个体主义已被指数化所取代,个体仅仅是不同类别编码中的一个数字,个体的主观独特性、想法不仅没有被过度重视,反而变得不再重要(Cheney-Lippold, 2017)。信息推荐算法的本质是依据对个体的数据标注与画像将其转化为无限多维的数据集,进而对相关人群进行更具针对性的内容推荐、目标管理乃至行为引导与控制,个体能获取的只是算法推测的、你的同类人感兴趣的信息(段伟文, 2019; 韩炳哲, 2019)。

上述两种研究视角讨论了算法规制对个体信息获取和个体间信息分化的可能影响。值得关注的是,在后续算法推荐实践中,究竟是“过度个体化”还是“分类权力”在起作用,算法是否导致并强化了过滤气泡效应,个体间产生了何种信息获取差异等重要议题均未得到普遍的实证支持(Thorson et al., 2021; Bail, 2021; 葛岩, 2020; 陈华珊、王呈伟, 2019),相关研究陷入碎片化和争议(施颖婕等, 2022)。例如,有研究发现算法会放大个体偏好,导致个体接收信息的窄化以及个体间接接收信息的差异程度变大(Bucher, 2012);而另有研究认为过滤气泡的威胁被夸大了,个性化的影响比通常认为的要小(Nechushtai & Lewis, 2019)。索尔森(Thorson Kjerstin)等就发现,相对于用户自我报告的兴趣,在算法上被归类为对政治感兴趣的人更有可能被推送该类信息(Thorson et al., 2021)。聂静虹、宋甲子(2020)关于平台用户健康信息获取的研究发现,用户需最大化主观能动性才能部分获得其感兴趣的信息,这与算法所标榜的自动化和精准推送相矛盾。

本文认为,之所以出现上述理论与经验层面的矛盾和张力,重要原因是已有文献或是不分维度笼统、模糊地开展讨论,或是在不同的单一维度讨论信息,而信息在研究中被过度压缩和简化了(Amoore, 2020; Cheney-Lippold, 2017; 拉什, 2009)。信息本身高度复杂,包括信息来源、主题和语义等多个维度;此外,控制着信息分发的数字平台在商业利益、政府监管、信息热度等多个因素的影响下(吕鹏等, 2022; 赵璐, 2022),长期面临信息推送精确性与多样性的抉择(Helberger et al., 2018)。深度学习方法的发展使平台有能力在信息来源、主题等基础上捕捉更为深层次的信息语义(刘波, 2019),以求根据信息的不同维度实现更精细化的信息推送,进而更好地满足平台、用户和政府等各方需求。在此背景下,在研究中区分信息的不同维度,特别是比较不同用户在粗粒度信息主题与细粒度信息语义两个维度上信息获取的差异,有助于我们更为准确地理解数字时代的算法如何通过精细地控制信息流来行使社会权力以及可能带来的潜在社会后果。

综上,已有文献仍有需要深化之处。第一,已有研究多基于单一的信息主题维度来分析推荐算法对信息异质性的影响(Thorson et al., 2021),鲜有研究综合

多个维度分析算法对个体信息获取的影响。第二,需重视算法的实时性和变动性,长时间持续而非从单个时间点观察算法与用户的交互情况有助于检验算法对不同个体信息获取的真实影响。第三,已有研究多采用受访者自我报告、浏览历史等方式来分析算法的影响,这往往使推荐算法的行为与用户对内容的偏好相混淆。若要克服用户点击行为本身的内生性,理想情况下需要锚定用户的行为,进而收集平台推荐算法为不同用户所推送的完整信息列表。

### 三、研究设计

#### (一)数据收集与处理

T平台作为国内最大的信息分发平台之一,完全依靠信息推荐算法实现自动内容分发(推送信息包括科技、体育等百余个垂直领域)。从平台公开的算法推荐原理来看,其算法主要依据用户行为特征、内容特征和环境特征三个维度,综合使用协同过滤方法以及深度神经网络等多种方法进行信息推荐。在其信息推荐实践中,相关性特征、环境特征、热度特征和协同特征是重要考量因素(刘波,2019)。除了模型输入参数以及考虑特征的高度复杂外,T平台推荐算法的另一特征是实时性和高度变动性,算法根据用户行为、内容特征以及环境特征等方面的实时变化不断在线训练更新模型参数,进而实现信息实时动态推送。

表1 虚拟个体账号分组及偏好信息

组别	偏好信息设计	账号数量
第一组	随机点击推送信息流中的信息	20
第二组	政治(11.6%)、金融(4.5%)、科技(0.6%)、自然(0.1%)、汽车(0.1%)	15
第三组	社会(5.6%)、军事(4.7%)、历史(9.5%)、法制(1.9%)、健康(2.1%)、世界(6.3%)	15
第四组	运动(1.4%)、科技(0.6%)、历史(9.5%)、自然(0.1%)	15
第五组	社会(5.6%)、军事(4.7%)、历史(9.5%)、运动(1.4%)	15
第六组	教育(1.3%)、金融(4.5%)、健康(2.1%)、育儿(0.5%)	15
第七组	情感(0.8%)、故事(0.3%)、健康(2.1%)、育儿(0.5%)、家庭(0.8%)	15
第八组	时尚(0.8%)、运动(0.2%)、家庭(0.8%)	15
第九组	情感(0.8%)、娱乐(7.5%)、故事(0.3%)、生活(1.1%)	15
第十组	历史(9.5%)	5
第十一组	情感(0.8%)	5
第十二组	科技(0.6%)	5

注:(1)平台自带的英文标签命名改为中文,如 news\_politics 改为政治。(2)偏好信息设计栏括号中内容为对应研究基准时期(实验第一天)各信息主题的占比情况。

基于上述信息推荐算法的基本原理,考虑到在研究设计中兼顾用户特征、内容特征、环境特征和算法推荐的实时性与变动性,本研究尝试设置 12 个拥有不同信息主题点击偏好的用户组(共 155 个账号),使其分别按照设定的点击偏好与平台进行较长时间的实时互动,收集不同账号在该平台的推送信息大数据。

本研究设计流程包括:(1)招募志愿者注册平台账号,<sup>①</sup>注册完毕后研究者设定不同账号的信息偏好和点击行为。使用虚拟账号的优点在于该方法便于我们按照自己的研究设计设定具体参数。(2)笔者首先通过信息特征预收集器对数据进行预爬取来获取平台信息的标签或分类情况。其次,本研究参考平台发布的历年用户行为报告(报告会从性别、年龄、所在城市级别等角度对用户进行划分,并分析不同用户的信息点击偏好),将 155 个个体虚拟账号分为 12 组,每组<sup>②</sup>在面对平台实时推送的信息流时具有不同的信息点击偏好。(3)表 1 报告了不同组别账号的偏好,其中第一组为随机测试组,包括 20 个账号,具体工作机制是面对平台提供的推送信息流(通常包括 14~15 条信息),该组账号均以 30% 的概率随机点击信息流中的信息(没有偏好的信息类别),继而自动刷新到下一屏,继续上述点击行为(具体流程详见图 1);第二组~第九组则参照平台公布的用户点击偏好设置不同的理想用户类型,<sup>③</sup>如第二组对应的用户类型为一线、二线城市高年龄段男性用户(该组账号会以 90% 的概率去点击信息推送流中政治、金融、科技、自然和汽车等五种标签的信息),第三组对应的用户类型则为三线、四线、五线及以下城市高年龄段男性用户(该组账号会以 90% 的概率去点击信息推送流中社会、军事、历史、法制、健康、世界等六种标签的信息);第十组~第十二组为极端测试组,分别只点击特定某一类标签的信息。(4)需要说明的是,本研究设计并不寻求完全复制用户与平台的真实互动情况。一方面,用户自身及平台的参数均过于复杂,完全复制并不现实;另一方面,本文主要研究的问题是探讨算法对用户信息获取的异质性影响,通过锚定用户的信息偏好和点击行为,持续观测平台为不同用户推送信息的内容变化情况,有助于克服用户点击行为本身的内生性,进而更准确地分析平台算法对信息获取的影响。

图 1 展示了数据的基本收集流程,账号首先获得平台推送的信息流(生成信息流 ID),信息流中包括每条信息的 ID、标题、摘要、推荐日期和标签等内容;之后,账号根据预先设置的标签点击偏好,选择是否点击推送信息流的信息,生成

① 为保证不被其他信息干扰,本研究选择未有过 T 平台注册和使用记录的账号,共计 155 个。

② 为保证研究结果的相对稳健性,各组虚拟账号的个数均在 5 个及以上,详见表 1。

③ 限于篇幅,我们未在文中详细报告各组对应的理想用户类型,需要相关数据的读者可联系作者获取。

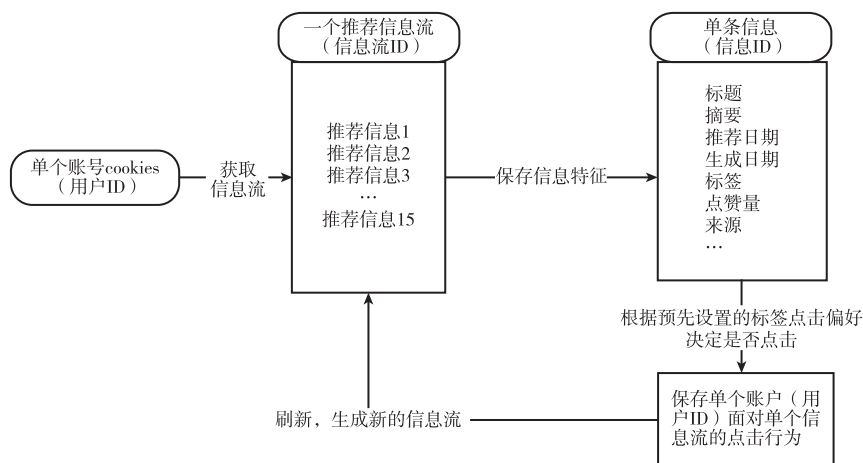


图1 数据基本收集流程

点击行为,继而刷新屏幕,获取新的信息流,并重复上述流程。在实际研究中,笔者设置了155个个体账号,连续25天<sup>①</sup>以一定的时间间隔按照设计的信息点击偏好与平台互动,并保存推送信息流信息。最终,本研究生成包含233973个推送信息流及其基本特征(包括信息流ID等),以及超过294万条具体信息及其基本特征(包括标题、摘要、标签等)在内的多层次数据库。

## (二)数据分析策略与方法

结合已有研究以及平台算法的实际运作过程,本文尝试基于信息主题以及信息语义两个维度对不同用户获取的平台推送信息的差异进行分析。<sup>②</sup>

### 1. 信息主题维度

本研究首先通过对比不同组别推送信息主题分布差异和推送信息流熵指数来测量信息主题异质性。(1)在不同组别推送信息主题分布差异及历时性变化方面,若支持算法强化过滤气泡效应,则可以预期,在总体推送结果中,各组别初始设定中偏好的信息主题占比会更高(随实验的推进不断变高),且由于各组具有不同的点击行为模式,各组被推送的信息主题会存在明显的差异。(2)本研究借用熵指数对各组别推送信息流中信息类别的结构以及多样性程度进行分析(Zhang et al.,2017)。如实证结果支持算法强化过滤气泡效应,则可以预期,偏

<sup>①</sup> 理论上,收集推送信息的时间段应尽可能长一些,但平台对账号缓存有定期清理机制,间隔为28天左右,基于此,我们将推送信息收集的时间跨度定为25天。

<sup>②</sup> 感谢匿名评审人提出的区分主题维度和语义维度、分别说明实验预期的宝贵意见。



好信息点击主题类别多的组别(如第二组)相较于点击主题类别少的组别(如第十组)被推送信息的熵指数(即信息主题多样化程度)更高。

## 2. 信息语义维度

相较于信息主题,深层次的信息语义维度的测量更为复杂。通过平台公开的算法推荐原理可知,平台通过深度学习等方法将超高维用户特征和内容特征转化为低维实数向量,并通过比较用户向量、内容向量之间的距离来进行信息推送。因此,欲有效分析不同个体推送信息在信息语义维度的异质性,需要测量不同用户和内容在向量空间中的距离及其动态变化。基于此,本研究首先尝试使用文档向量模型(Doc2vec)对收集的超过294万条具体信息进行建模。Doc2vec是将词向量模型(Word2vec)扩展到句子、段落、文档或特定类别的方法(Le & Mikolov, 2014),该方法通过在词汇上下文信息中引入文档或文档属性变量(Rheault & Cochrane, 2018),在文档或文档属性内预测具体的词汇,从而可使用单个密集向量表示文档或文档属性。本文以平台推送的每条具体信息的标题和摘要(将两者合并)作为语料库,使用Doc2vec模型对该数据进行训练,设置训练窗口为5,训练中使用词汇的最小出现频率为10,迭代次数为20次,得到每条推送信息内容的200维实数向量表示。<sup>①</sup>在将上述200维实数向量与每条信息其他特征拼接后,笔者使用PCA降维以及多层次固定效应模型等方法对不同个体获取信息的信息语义维度的异质性进行分析。若在语义维度支持算法强化过滤气泡效应,则可以预期:(1)在组别内部,各个虚拟账号在语义向量空间中的分布不会混乱无序,而是会较为接近。(2)不同组别的推送信息在语义向量空间中会出现较为明显的差异和分化。(3)随着各组虚拟账号与平台互动的深入,各组别在语义向量空间中的差异和分化会呈扩大趋势。

## 四、基于信息主题异质性的实证分析结果

### (一)不同组别推送信息主题分布

本节首先分析12个组别在与平台较长时间的互动后被推送信息主题的总体分布情况。表2计算了各组别推送主题信息中占比前六的主题及占比。

<sup>①</sup> 参照已有研究,本文除训练每条推送信息内容的200维实数向量表示外,还以个体账号加日期为单位训练了每个个体账号每天的200维实数向量表示,本文实证分析和稳健性检验部分对两者结果进行了呈现和比较。

表2 各组别推送信息排名前六的主题及其占比 单位:%

组别	占比排序	第一	第二	第三	第四	第五	第六
第一组		政治 27.98	社会 7.50	娱乐 7.31	世界 5.16	历史 5.15	金融 4.62
第二组		政治 26.28	社会 7.43	娱乐 6.53	历史 5.56	世界 4.87	金融 4.28
第三组		政治 15.20	社会 11.51	娱乐 9.86	世界 6.98	历史 6.21	军事 4.44
第四组		政治 14.78	娱乐 9.08	社会 7.87	历史 7.40	世界 5.52	音乐视频 5.24
第五组		政治 13.1	社会 11.43	娱乐 10.41	世界 6.65	历史 6.59	军事 4.72
第六组		政治 14.92	娱乐 8.55	社会 8.22	世界 6.00	历史 5.26	金融 4.80
第七组		娱乐 10.88	政治 10.48	社会 9.34	世界 6.94	历史 6.34	电影视频 4.70
第八组		政治 11.09	娱乐 10.61	社会 8.75	世界 6.44	历史 5.96	运动 4.12
第九组		娱乐 12.44	政治 9.89	社会 8.89	世界 6.85	历史 6.54	电影视频 4.39
第十组		政治 17.08	社会 8.28	娱乐 8.11	历史 7.55	世界 6.73	军事 4.69
第十一组		娱乐 11.17	政治 9.70	社会 9.16	世界 7.03	历史 6.17	电影视频 4.31
第十二组		娱乐 11.60	社会 10.04	政治 9.46	世界 7.98	历史 5.66	军事 4.56
各组平均		政治 14.94	娱乐 9.63	社会 8.83	世界 6.26	历史 6.16	军事 4.14

注:(1)限于篇幅,只呈现各组占比前六类的主题信息标签及其占比。(2)笔者将平台自带标签命名改为中文,如将 news\_politics 改为政治。

按照研究设计,第一组为随机测试组,由表2可见,第一组被推送的政治新闻(news\_politics)最多,占比为27.98%,占比排第二~第六的主题标签分别为“社会”“娱乐”“世界”“历史”“金融”新闻,占比分别为7.50%、7.31%、5.16%、5.15%、4.62%。第一组被推送的“政治”的占比远高于其他组(除第二组外)。在与算法互动过程中,第一组并没有设置特定的信息类别点击偏好,但由于研究实施初期推送信息流中“政治”的比例较高(详见表1),若该组账号以30%的概率随机点击推送信息流中的信息,点击到“政治”类新闻的概率就会相对较高。

表2同时报告了第二组~第十二组推送信息主题分布,上述各组在研究中均有固定的信息点击偏好,若各组偏好的信息主题出现在前六大类别中,则表2对该主题进行了加粗显示。从结果来看,一方面,一旦我们设置的账号偏好点击特定主题,则从长时间的互动结果看平台确实会增加这些主题的推送总量,如第三组被推送的“社会”(11.51%)、“世界”(6.98%)、“历史”(6.21%)等该组偏好主题的比例高于各组均值。但另一方面,从各组推送信息主题分布对比来看,平台信息推荐算法虽然考虑个体点击偏好,但各组均未出现因考虑个体点击偏好而过度推送特定主题信息的情况。以第十组为例,作为极端测试组,该组只点击“历史”新闻,在该组最终被推送的信息主题占比中“历史”排第四(7.55%),仅略高于各组均值(6.16%),并未出现因过度推送而占比过高的情况。同时除第二组和第九组外,各组最终推送结果中占比第一的信息主题均非初设中偏好的信息主题,由此可见,算法并非完全按照个体点击偏好进行信息推送。最后,尽管各组拥有不同的信息点击偏好,但各组被推送的信息主题存在较高程度的重叠(如在12个组别中有8组占比第一的信息主题为“政治”,4组占比第一的信息主题为“娱乐”),各组并未因点击偏好的差异而出现推送主题上的明显差异和分化。

上述基于信息主题维度的分析结果虽未直接否定算法导致的过滤气泡效应,但平台的推荐算法并未出现已有部分文献强调的过度迎合且放大个体偏好的情况,过滤气泡的威胁被夸大了(Nechushtai & Lewis, 2019),个性化的影响比通常认为的要小。

## (二)不同组别信息推送的历时性变化

本节进一步分析不同组别推送信息主题的历时性变化,以探索平台推荐算法与不同组别信息获取的动态互动情况。图2以“政治”主题新闻为例,展示了各组别“政治”信息推送占比的动态变化情况,图2上半部分和下半部分分别呈现第一组~第六组以及第七组~第十二组的情况,横轴日期代表研究开始天数,纵轴代表各组别被推送的“政治”类主题信息占总体被推送信息的比例。

由图2可见,在正式研究开始的第一天,各组被推送的“政治”类主题信息的占比相近,均在10%左右,之后各组开始出现差异。首先,针对“政治”类信息点击量大的组别(第一组和第二组),平台推荐算法在较短时间内快速提高了两个组别政治类信息的推送比例,但随着时间的推移,上述两组该类别信息占比并没有继续上升或持续稳定在高位,而是出现波动和下降趋势。其次,观察从第三

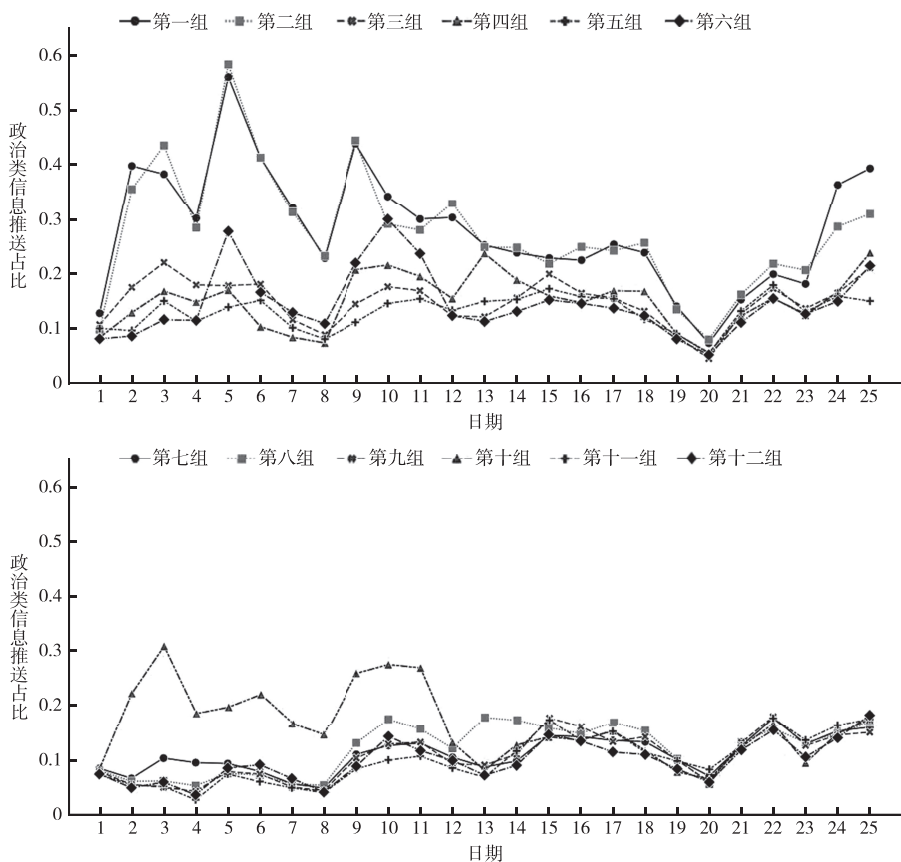


图2 各组别政治类信息推送占比的历时性变化

组~第十二组的变动趋势可发现,尽管上述各组无政治类别信息点击偏好,但可以看到各组的推送信息流中始终会包括一定比例的政治类主题信息;此外,上述各组在研究实施的前半段变动趋势差异较大,而研究实施的后半段变动趋势差异变小。最后,外部信息内容变化同样对个体信息获得有重要的影响。例如,从研究实施的第18天开始,各组推送政治类信息的比例均开始下降,并均在第20天下降到较低的位置。笔者查询第三方平台热度指数发现,在研究实施的第18天某流量明星的负面舆情开始发酵并在第20天达到峰值。由此可见算法设计原理中的内容热度对各组别信息获取存在直接的影响,算法在特定时间会按“流行度”“热度”等指标推送信息流,而相对忽略个体点击偏好和预测的类别。<sup>①</sup>

<sup>①</sup> 与该时间段各组推送政治类信息的比例下降趋势相对应的是各组推送娱乐新闻信息比例的上升,笔者计算了该时间段各组娱乐新闻的变动情况,均呈上升趋势。

### (三) 基于熵指数的各组别推送信息类别分析

本节进一步借用熵指数对各组别推送信息流中信息类别的多样性程度进行分析。笔者以日为单位计算了每个推送信息流的熵指数,值越高代表该推送信息流中的信息类别多样化程度越高。得到每个推送信息流的熵指数后,使用两层次固定效应模型<sup>①</sup>考察各组别不同日期推送信息主题多样化程度的差异。

表 3 推送信息流熵指数的两层次固定效应模型  $N = 233973$

变量	模型一	模型二主效应	模型二交互效应
组别(第一组=0)			
第二组	0.097 ***	0.029 *	0.004 ***
第三组	0.235 ***	0.371 ***	-0.010 ***
第四组	0.344 ***	0.488 ***	-0.011 ***
第五组	0.296 ***	0.542 ***	-0.019 ***
第六组	0.390 ***	0.558 ***	-0.013 ***
第七组	0.443 ***	0.727 ***	-0.023 ***
第八组	0.441 ***	0.742 ***	-0.024 ***
第九组	0.430 ***	0.739 ***	-0.025 ***
第十组	0.312 ***	0.309 ***	0.000
第十一组	0.479 ***	0.829 ***	-0.028 ***
第十二组	0.433 ***	0.702 ***	-0.021 ***
日期	0.009 ***	0.025 ***	
控制变量			
工作日(非工作日=0)	-0.180 ***	-0.187 ***	
推送信息流平均阅读量对数	0.103 ***	0.100 ***	
常数	-3.402 ***	-3.554 ***	
$R^2$	0.144	0.161	

注: \*  $P < 0.05$ , \*\*  $P < 0.01$ , \*\*\*  $P < 0.001$ 。

表 3 模型一报告了控制变量、组别变量以及日期变量对推送信息流熵指数的影响。从组别差异来看,第一组、第二组以及第三组被推送信息的类别多样化程度相对较低,而第十一组、第七组、第八组以及第十二组被推送信息的类别多样化程度则相对较高。结合上文各组别点击偏好设置可以看出,偏好多个信息标签的组别(如第二组)被推送信息的多样化程度不一定高,反而偏好特定某类

<sup>①</sup> 在该两层次固定效应模型中,第一层次是各个虚拟用户接收到的不同推送信息流,第二层次为推送信息流每日的推送时间(以小时为单位)。

标签的第十一组和第十二组。由于偏好的标签均属于小概率信息类别(偏好信息类别在基准时期占比分别为 0.8% 和 0.6%),点击偏好提升了这些信息类别的概率,因此熵指数更高。从日期变量来看,随着研究的推进,各组推送信息流主题的多样化程度有增加的趋势。<sup>①</sup>

表 3 模型二主效应和模型二交互效应(组别与推送日期的交互项)则显示,模型二组别变量(主效应)与模型一组别变量的差异情况高度一致(但系数差异更大),如系数均是第二组最低、第十一组最高,表明模型一中不同组别被推送信息多样化程度的差异主要出现在算法与各组别互动的初期,随着时间的推移,时间作为调节变量明显减少了各组别间信息多样化程度的差异。

综上,基于信息主题维度的分析结果显示,平台算法会因个体点击偏好而增加特定信息的推送量,但各组均未出现因迎合个体点击偏好而过度推送特定类别信息的情况,平台始终会给各组推送一定比例的非该组点击偏好的主题信息,且随着算法与个体点击行为交互的深入,各组别间主题信息多样化程度的差异也在降低。这表明从信息推送主题来看,算法可能导致的过滤气泡的威胁被夸大了,算法增加了个体偶遇多样化主题信息的可能性。

## 五、基于信息语义异质性的实证分析结果

### (一)个体账号及所属组别在语义向量空间中的差异

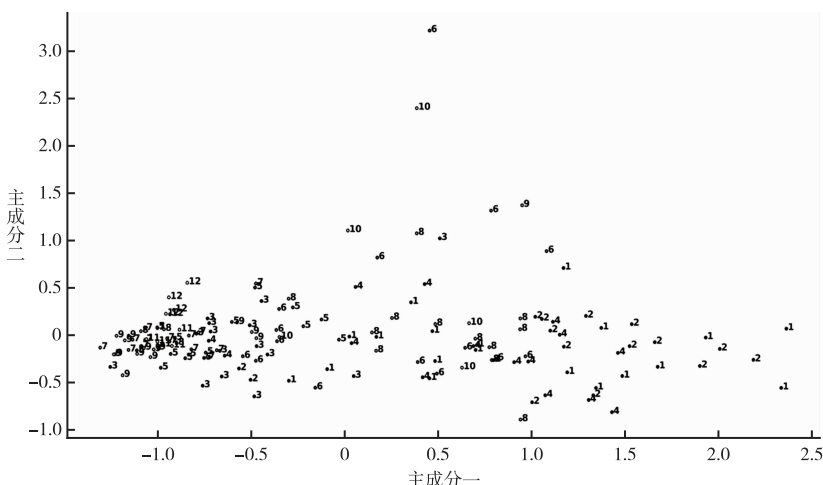
本节从更深层次的信息语义维度分析推送信息异质性。笔者使用 Doc2vec 模型对平台推送的信息(标题和摘要)进行训练,以个体账号加日期为单位,得到各个体账号每天的 200 维实数向量表示。在图 3 中,笔者计算了各个体账号 200 维实数向量均值,进而使用 PCA 降维方法将各个体账号的向量表示投影到有实质意义的二维空间中(图 3 使用个体账号所属的组别来标记每个数据点)。简单来说,通过 PCA 降维后的主成分一能够发现个体账号向量表示间的最大化方差,即可以捕捉不同个体账号间推送信息在语义上的主要差异(Rheault & Cochrane, 2018)。<sup>②</sup> 本研究在此部分主要关注同一个组别内部不同账号以及不

<sup>①</sup> 结合图 2 可知,日期对推送信息类别多样化程度的影响可能是非线性的,但考虑到呈现的简洁性以及本节主要考察各组别之间推送信息类别的差异情况,本文选择将其作为连续变量放入。

<sup>②</sup> 同理也可以计算主成分二(即图 3 中的 Y 轴),它将捕捉不同个体账号推送信息在语义上的下一个差异来源。本文此部分重点关注各个体账号的主要差异,即在主成分一上的差异。

同组别账号在主成分一上的差异情况。

从同一个组别内部不同账号在 X 轴的分布可见,各个账号的分布并非是混乱无序的。同一个组别的个体账号在 X 轴上的分布更为接近,也即同一个组别内账号的推送信息在语义上相对更为接近。从组别间的差异来看,不同组别的推送信息在语义上存在较为明显的差异和分化,其中第一组和第二组位于 X 轴靠右的位置,第七组和第九组位于 X 轴靠左的位置。



说明:为保证可视化的简洁性,在图3中我们将具体的组别替换为对应的数字,如第一组在图中标注为1。图4、图5作同样处理。

图3 不同个体账号在信息语义向量空间中的位置

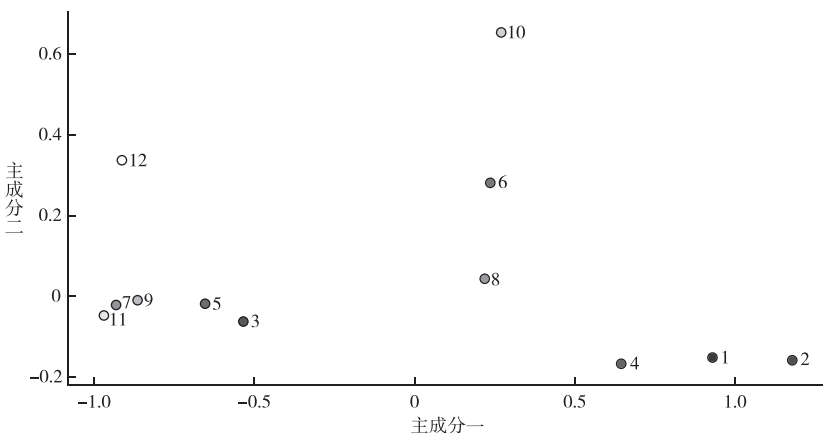


图4 不同组别在信息语义向量空间中的位置

为更直观地呈现不同组别间推送信息内容的差异,本文进一步对各个个体账号的值按照组别加总求均值,结果如图4所示。由图4可见,在主成分一捕捉的推送信息语义差异上,第二组位于最右侧,第十一组位于最左侧,两组之间语义差异最大。另外,以X轴的0值为分界,除去随机测试组(第一组)以及极端测试组(第十组、第十一组和第十二组)外,其余各组在X轴上明显分为两大类,其中第二组、第四组、第六组以及第八组在X轴上为正,而第三组、第五组、第七组、第九组为负。综合图3和图4的结果可以看出,各个虚拟账号在语义向量空间中的分布并非是混乱无序或聚在一团的,同一组别内部各个账号推送信息的内容更为接近,各个组别间内容则出现分化。

## (二)不同组别在各子语义向量空间中的差异

需要说明的是,上一小节观察到各组别间推送信息语义的差异和分化可能是由于各账号间推送信息的主题差异导致的,为此,本部分将深入到各个信息主题子空间,进一步观察各个组别间的语义差异。具体而言,首先挑选“政治”“社会”“娱乐”“世界”“历史”“金融”等六个主题的推送信息(标题加摘要),使用Doc2vec模型分别对这六个子数据进行训练,<sup>①</sup>得到各个个体账号每天在上述六个子数据中的200维实数向量表示,进而参照上节步骤分别对上述向量表示进行PCA降维并按照组别进行加总求平均,图5展现了不同组别在上述六个子信息空间的分布情况。

由图5可见,当我们将研究范围聚焦至具体的信息子空间时,各组别在不同子空间中同样存在着明显的语义差异。有趣的是,各组别在不同子空间中的语义差异存在惊人的一致。除随机测试组以及极端测试组外,其余各组与上一节一致,在不同子空间的X轴上同样出现明显的分化。<sup>②</sup>其中第二组在各个子空间中均位于X轴的最右侧,第七组和第九组在各个子空间中则位于X轴的最左侧,各组别间在不同子空间中出现了规律且一致的分化。以“社会”主题为例,第三组和第五组均有社会新闻的点击偏好,可以看到上述两个组别在社会子空间X轴上的分布非常接近;同时,其他各组并非是聚成一团或与第三组和第五组距离过远,而是呈现与上一节总体向量空间以及其他子信息空间类似的分布规律。如第一组、第二组、第七组和第九组均无社会新闻点击偏好,但他们被推送的社会新闻在语义上出现了明显的分化。

① 模型参数设置与上一节一致。

② “世界”子空间和“历史”子空间存在一定的例外,均是第八组位于第三组的左侧,但两大类之间的差异同样明显。



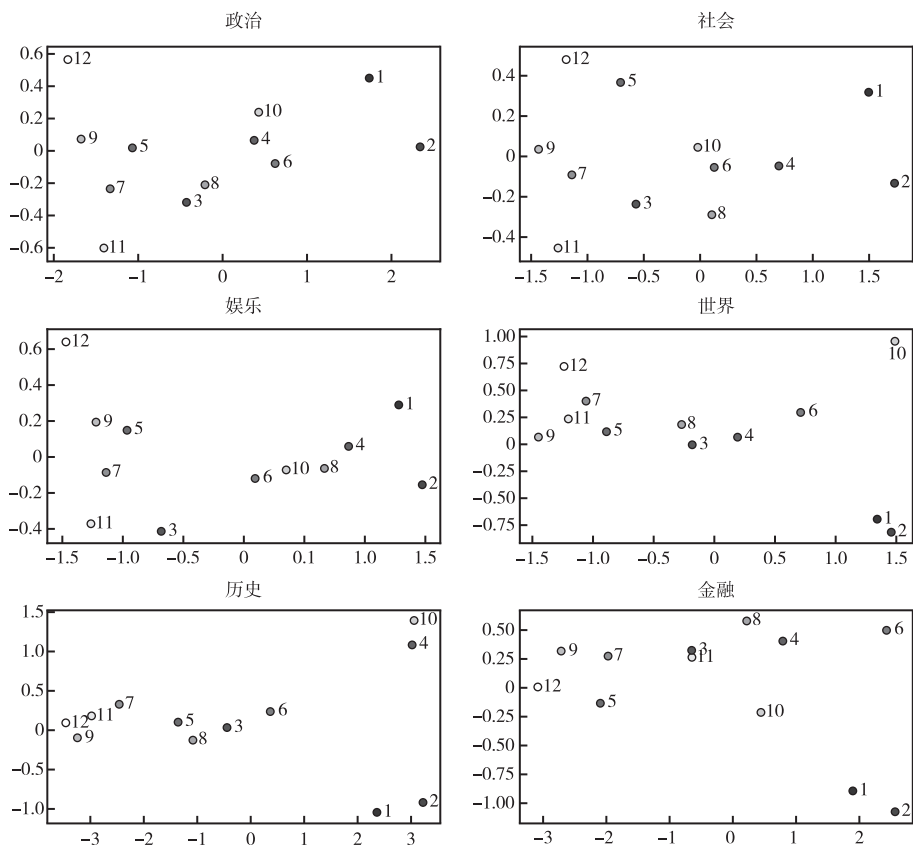


图5 不同组别在各子推送信息向量空间中的位置

各子语义向量空间分布情况再次表明,在信息语义维度,算法强化了过滤气泡效应,不同组别的推送信息在语义向量空间中会出现较为明显的差异和分化。尽管从信息主题维度来看,平台会持续推送部分用户完全不会点击的信息类别,这提升了个体偶遇多样化信息的可能性,进而降低了各组别间推送信息在主题维度的异质性。但从信息语义维度来看,算法根据用户点击偏好来捕捉、估计深层次的语义并进行推送,用户被推送的信息在语义维度出现明显的分化,且这种分化在各子空间高度一致。即在更深层的信息语义维度,信息推送出现窄化和固化,不同用户组别像是被算法框定在语义光谱中一个个相对固定的位置,只能看到特定内容的“政治”“社会”“娱乐”“世界”“历史”“金融”信息。

### (三) 基于两层次固定效应模型的进一步分析

在上文以个体账号加日期为单位训练文档向量的基础上,本节以具体每条

推送信息为单位训练文档向量,在不同单位训练文档向量以检验上文结果的稳健性的同时,进一步考察各组别推送信息语义维度分化的动态变化。笔者首先以每条推送信息为单位,使用 Doc2vec 模型对平台推送的所有信息进行训练,得到每条推送信息的 200 维实数向量表示,进而通过 PCA 降维方法计算每条推送信息向量表示的主成分一的值,进而使用两层次固定效应模型考察各组别不同日期推送信息内容在主成分一上的差异与变化。

表 4 信息内容分化的两层次固定效应模型  $N = 2943769$

变量	模型一	模型二主效应	模型二交互效应
组别(第八组=0)			
第一组	0.001	-0.042***	0.003***
第二组	0.005***	-0.038***	0.003***
第三组	-0.037***	-0.041***	0.000
第四组	0.020***	0.006**	0.001***
第五组	-0.040***	-0.008**	-0.003***
第六组	-0.003**	-0.047***	0.004***
第七组	-0.023***	-0.010***	-0.001***
第九组	-0.022***	-0.003	-0.002***
第十组	0.006**	0.008*	0.000
第十一组	-0.012***	-0.028***	0.001***
第十二组	-0.059***	-0.040***	-0.002***
日期	-0.000***	-0.001***	
控制变量			
工作日(非工作日=0)	-0.005***	-0.005***	
推送流中信息平均阅读量对数	-0.037***	-0.038***	
常数	0.374***	0.383***	
$R^2$	0.051	0.052	

注: \* $P < 0.05$ , \*\* $P < 0.01$ , \*\*\* $P < 0.001$ 。

表 4 模型一报告了控制变量、组别变量与日期变量对推送信息语义的影响。从组别的差异看,以第八组为参照项,<sup>①</sup>可以看到,第二组和第四组在主成分一上明显高于第八组,第六组则低于第八组,但系数较小。与此对应,第三组、第五组、第七组和第九组在上文中与上述各组内容层面分化明显且位于 X 轴左侧的组别在模型结果中均明显低于第八组在主成分一上的值。以具体每条推送信息为单位训练文档向量的结果再次验证了上文结果,各组别间出现了明显的语义

① 因图 4 中第八组处于各组在 X 轴分布的中间位置,故笔者选择第八组为参照项。

维度的分化且模式相对稳定。

模型二则进一步加入了组别与推送日期的交互项,从模型二主效应来看,在研究初期,各组别间在主成分一上有差异,但并未呈现上文中各组间稳定的分化模式。而模型二交互效应结果则显示,随着算法与个体点击行为互动的深入,各组间开始呈现上文中(包括模型一)所展示的分化模式。具体而言,相较于第八组,第二组、第四组和第六组在主成分一上的值在增加,第五组、第七组和第九组在主成分一上的值则在降低(第三组在研究初期就明显低于第八组),逐渐形成了在语义空间中更为稳定的分化(第二组、第四组、第六组和第八组在主成分一上取值较高,第三组、第五组、第七组和第九组在主成分一上取值较低)。该结果的重要性在于,它表明,从信息语义维度来看,算法并非从一开始就将不同用户组框定在一个固定的位置,而是随着算法与个体点击行为互动的不断深入,不同组别在语义光谱中不断移动,逐步出现上文中明显且稳定的分化。

## 六、稳健性检验

为检验信息语义异质性部分的稳健性,笔者提取前述文档向量模型训练的高维向量的前50个主要维度,基于余弦相似度来测量各组间以及各组内部的语义相似度。图6结果显示,各组间出现了与前文结果一致的明显的语义分化。同时笔者计算了各组组内平均语义相似度并赋值给节点权重。由图6可见,各组组内平均语义相似度均较高,组内语义差异明显小于组间差异。

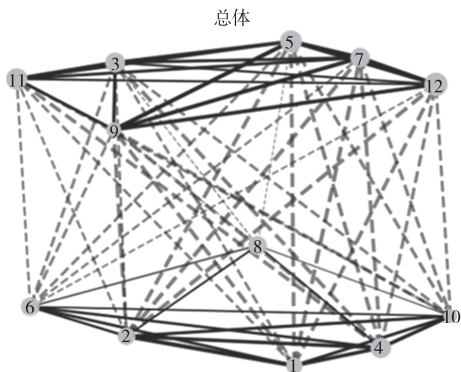


图6 各组组间和组内语义相似度

本文图3、图4和图5结果是以个体账号加日期为单位训练文档向量进行计算得出的,为验证上述模型结果的稳健性,本研究同时直接以每条推送信息为单位训练文档向量,结果与上文无明显差异。

## 七、结论与讨论

我们已经生活在一个充斥着算法的社会中,算法深度介入给社会科学研究带来诸多挑战。针对算法黑箱化、复杂性和难追踪等难题,本研究尝试在研究设计和数据生产环节有所创新(Wagner et al., 2021),通过设置若干不同点击偏好的个体账号与平台进行较长时间的互动,收集不同账号在该平台的推送信息大数据,进而对算法推送信息在主题以及语义两个维度的异质性进行实证分析。

不同组别在信息主题与信息语义两个维度的差异和分化表明,数字时代算法作为社会权力已变得更为隐晦(拉什,2009),算法规制呈现高度复杂化、精细化和隐蔽化等特征。社会层面平台盈利、外部监管、社会舆论等不同甚至是有冲突的需求,以及技术层面算法捕捉深层语义能力的进步,使平台推送的信息呈现主题多样化而深层语义窄化的情况。一方面,平台使用基于内容热度的推荐逻辑,在主题维度上增加了个体偶遇更多样化信息主题的机会,这有利于减少有关算法强化过滤气泡、导致个体信息获取窄化以及个体间信息隔离的争议,也符合外部监管和社会舆论的要求方向。但另一方面,从实证结果可以看到,在更深层、更为隐蔽的信息语义维度,高热度的信息被平台进行了隐蔽的精细化处理,平台通过捕捉和估计用户偏好的语义,试图满足和强化不同个体的语义偏好(尽管这一语义偏好是平台预测的)。随着个体与平台的互动,不同个体逐渐被固定在语义光谱中的特定位置,只被推送特定语义维度的信息,这导致了更为隐蔽的个体信息获取窄化以及个体间的信息隔离。这一发现意味着:首先,在研究中需要重视信息的不同维度,已有文献中看似矛盾的实证分析结果可以通过在研究中细化和统一分析维度来解决。其次,随着平台与深度学习等新技术的不断融合,平台的运行逻辑由传统意义上的分类逻辑(粗粒度、静态的信息类别)向距离逻辑(细粒度、实时变动性的信息距离)转变,平台对信息流的控制在这一过程中变得更加复杂化、精细化和隐蔽化。比较不同用户在传统的信息主题与更深层次的信息语义等两个维度上信息获取的差异,有助于揭示数字时代算法规制如何通过更精细、隐蔽的信息流控制来行使社会权力,进而有助于理解算

法带来的潜在社会后果。

上述算法权力运作方式的特征导致我们既难以通过公开的算法原理和代码,也难以通过单个用户的访谈或平台推荐数据来识别和分析算法权力。面对上述难题,本研究尝试借鉴社会科学算法审计(Brown et al.,2021)和计算机科学计算实验(Wang,2007)的研究思路,将虚拟账号作为研究工具,通过设置不同点击偏好的虚拟账号与算法,与真实数据世界进行长时间自动互动,进而尝试挖掘算法与社会更长时间跨度的互动过程及其潜在影响。上述研究方法为社会科学提供了探索黑箱化技术世界的可能接口与路径,有助于我们真正进入算法的政治化空间去评估算法在决策中的具体角色以及可能的社会影响,从而为数字时代实证研究算法影响提供了数据收集以及研究方法上的新选择。

作为一项社会科学实证分析算法的探索性研究,本文还存在需要继续深入之处。第一,未来基于更多参数、更细致的信息主题类别乃至差异化的数字平台来进一步进行研究有助于我们更为深入地了解算法与个体的互动过程。特别是因为平台可获取的数据有限,在本研究设计用户点击偏好时仅依据信息主题这一大的类别而未能将更细致的点击偏好考虑在内,未来研究设计中若能考虑更细致的点击偏好将有助于推进对本文研究问题的理解。第二,本文研究设计中未包括“点赞”(like)、“不感兴趣”(dislike)等改变平台内容的行为,将来在时机成熟时可在研究设计中加入上述内容,以观察平台推送信息的变化情况。第三,在推送信息内容分析部分,本文使用文档向量模型分析各组别在总体信息内容空间以及各子信息内容空间的相对位置,尚未回答各空间中的主成分一的差异究竟是哪种层次的语义差异,这种复杂的文档向量模型的可解释性有待进一步研究。

#### 参考文献:

- 陈华珊、王呈伟,2019,《茧房效应与新闻消费行为模式——以腾讯新闻客户端用户评论数据为例》,《社会科学》第11期。
- 陈龙,2020,《“数字控制”下的劳动秩序——外卖骑手的劳动控制研究》,《社会学研究》第6期。
- 陈云松,2022,《观念的“割席”——当代中国互联网空间的群内区隔》,《社会学研究》第4期。
- 段伟文,2019,《人工智能与解析社会的来临》,《科学与社会》第1期。
- 葛岩,2020,《社交媒体必然带来舆论极化吗:莫尔国的故事》,《国际新闻界》第2期。
- 韩炳哲,2019,《他者的消失》,吴琼译,北京:中信出版社。
- 拉什,斯各特,2009,《信息批判》,杨德睿译,北京:北京大学出版社。
- 刘波,2019,《今日头条推荐系统背后的技术原理》,《信息安全研究》第11期。
- 吕鹏、周旅军、范晓光,2022,《平台治理场域与社会学参与》,《社会学研究》第3期。

- 聂静虹、宋甲子,2020,《泛化与偏见:算法推荐与健康知识环境的构建研究——以今日头条为例》,《新闻与传播研究》第9期。
- 邱泽奇,2017,《技术与组织:多学科研究格局与社会学关注》,《社会学研究》第4期。
- ,2022,《算法治理的技术迷思与行动选择》,《人民论坛·学术前沿》第10期。
- 桑斯坦,凯斯,2008,《信息乌托邦:众人如何生产知识》,毕竞悦译,北京:法律出版社。
- 施颖婕、桂勇、黄荣贵、郑雯,2022,《网络媒介“茧房效应”的类型化、机制及其影响——基于“中国大学生社会心态调查(2020)”的中介分析》,《新闻与传播研究》第5期。
- 孙萍、刘瑞生,2018,《算法革命:传播空间与话语关系的重构》,《社会科学战线》第10期。
- 王天夫,2021,《数字时代的社会变迁与社会研究》,《中国社会科学》第12期。
- 杨,凯伦、马丁·洛奇编,2020,《驯服算法:数字歧视与算法规制》,林少伟、唐林垚译,上海:上海人民出版社。
- 赵璐,2022,《算法实践的社会建构——以某信息分发平台为例》,《社会学研究》第4期。
- Amoore, L. 2020, *Cloud ethics: Algorithms and the Attributes of Ourselves and Others*. Durham: Duke University Press.
- Bail, C. 2021, *Breaking the Social Media Prism*. Princeton: Princeton University Press.
- Bakshy, E., S. Messing & L. A. Adamic 2015, “Exposure to Ideologically Diverse News and Opinion on Facebook.” *Science* 348(6239).
- Beer, D. 2017, “The Social Power of Algorithms.” *Information, Communication & Society* 20(1).
- Brown, S., J. Davidovic & A. Hasan 2021, “The Algorithm Audit: Scoring the Algorithms that Score Us.” *Big Data & Society* 8(1).
- Bucher, T. 2012, “Want to Be on the Top? Algorithmic Power and the Threat of Invisibility on Facebook.” *New Media & Society* 14(7).
- Burrell, J. & M. Fourcade 2021, “The Society of Algorithms.” *Annual Review of Sociology* 47.
- Cheney-Lippold, J. 2017, *We Are Data: Algorithms and the Making of Our Digital Selves*. New York: New York University Press.
- Helberger, N., K. Karppinen & L. D’acunto 2018, “Exposure Diversity as A Design Principle for Recommender Systems.” *Information, Communication & Society* 21(2).
- Kitchin, R. 2017, “Thinking Critically about and Researching Algorithms.” *Information, Communication & Society* 20(1).
- Koopman, C. 2019, *How We Became Our Data: A Genealogy of the Information Person*. Chicago: University of Chicago Press.
- Latour, B. 2005, *Reassembling the Social: An Introduction to Actor-network-theory*. Oxford: Oxford University Press.
- Le, Q. & T. Mikolov 2014, “Distributed Representations of Sentences and Documents.” *In Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning (ICML014)*. Beijing: ACM Press.
- Mittelstadt, Brent Daniel, Patrick Allo, Mariarosaria Taddeo, Sandra Wachter & Luciano Floridi 2016, “The Ethics of Algorithms: Mapping the Debate.” *Big Data & Society* 3(2).
- Nechushtai, E. & S. C. Lewis 2019, “What Kind of News Gatekeepers Do We Want Machines to Be? Filter

- Bubbles, Fragmentation, and the Normative Dimensions of Algorithmic Recommendations.” *Computers in Human Behavior* 90.
- Pariser, E. 2011, *The Filter Bubble: How the New Personalized Web Is Changing What We Read and How We Think*. New York: Penguin.
- Perra, N. & L. E. C. Rocha 2019, “Modelling Opinion Dynamics in the Age of Algorithmic Personalisation.” *Scientific Reports* 9(1).
- Rheault, L. & C. Cochrane 2018, “Word Embeddings for the Analysis of Ideological Placement in Parliamentary Corpora.” *Political Analysis* 28(1).
- Ruppert, E., J. Law & M. Savage 2013, “Reassembling Social Science Methods: The Challenge of Digital Devices.” *Theory, Culture & Society* 30(4).
- Seaver, N. 2017, “Algorithms as Culture: Some Tactics for the Ethnography of Algorithmic Systems.” *Big Data & Society* 4(2).
- Thorson, Kjerstin, Cotter Kelley, Medeiros Mel & Pak Chankyung 2021, “Algorithmic Inference, Political Interest, and Exposure to News and Politics on Facebook.” *Information, Communication & Society* 24(2).
- Wagner, Claudia, Markus Strohmaier, Alexandra Olteanu, Emre Kıcıman, Noshir Contractor & Tina Eliassi-Rad 2021, “Measuring Algorithmically Infused Societies.” *Nature* 595(7866).
- Wang, F. Y. 2007, “Toward a Paradigm Shift in Social Computing: The ACP Approach.” *IEEE Intelligent Systems* 22(5).
- Zhang, L., L. Zheng & T. Q. Peng 2017, “Structurally Embedded News Consumption on Mobile News Applications.” *Information Processing & Management* 53(5).

作者单位:华中科技大学社会学院(刘河庆)

中山大学社会学与社会工作系(梁玉成)

责任编辑:张志敏