

# 智媒系统如何型塑“上游”知沟： 个性化、新闻增值与普遍差异化

方师师

**【摘要】**“知沟假说”聚焦传统媒体的信息在社会不同经济阶层中对知识获取的效果和影响。智媒时代基于人工智能与算法的信息传播在这个问题上会有哪些变化？又产生了怎样的新问题？本文尝试从“知识生产沟”这一知沟的“上游”环节切入，通过开箱经典的新闻深度学习模型 deepnews.ai，挖掘其如何通过提取价值增量、测量观点距离而生生产出“差异性”的个性化内容，再精准推送给用户。该模型与其衍生产品共同建立了一个“新闻价值系统”，以此来替代“在线优质内容”，从“注意力经济”的角度挖掘出了最有利于“商业化”的内容。由此而来，之前基于经济阶层差异的“知沟”被先期已然决定的“商业价值”所替代，并由此生产出普遍差异化的“知识人”。这种知识人的“普遍差异化”不是绝对的独特性，而是普遍中的特殊性：即看似“个性化”，实则很普通。本文亦提出，普遍差异化的知识人彼此之间的“价值距离”可以通过心理知觉—集体记忆—第三持存的再生产链条再生产，新闻观点之间的距离将转化为知识人的观念距离，并藉此长期沉淀和巩固下来。

**【关键词】**知沟假说；智能系统；价值增量；观点距离；差异化

**【中图分类号】**G21 **【文献标识码】**A

## 一、智媒时代的知沟研究：重思 “知识生产沟”的分析价值

知沟假说 (Knowledge Gap Hypothesis) 被正式地描述为：随着大众传媒的信息对社会系统的注入量增加，社会经济地位较高的阶层往往比地位较低的阶层获得这种信息的速度更快，因此这些阶层之间的知识差距的趋势往往是加大而不是缩小。<sup>①</sup>这里的“知识”是指通过经验

或学习获得的信息，“知沟”是指社会经济地位 (Socioeconomic Status, SES) 与知识之间的关系：当整个社会系统的信息扩散和媒体传播情况不同时，知沟会发生变化。<sup>②</sup>

21 世纪关于知沟的主要议题涉及：互联网的出现与发展对于知沟是否会有影响，媒体市场结构的变化会不会影响知识平等，以及在危机、流行病和自然灾害时是否会增加信息获取的不平衡。<sup>③</sup>

2008—2009 年美国的一项全国性随机调查数据显示，由于互联网而不是其他主要媒体的使用，国民政治知识中确实存在着基于教育和收入的知识差异。<sup>④</sup>2009 年一项研究发现，以市场为导向的经济制度会向社会提供更多的软新闻，从而阻碍人们成为“知情公民”。<sup>⑤</sup>2010 年一项对卡特里娜飓风灾难中不同族群、性别、阶层的人群“信息寻求”的研究发现，收入与人们充分获得信

息的能力之间具有可预测性。<sup>⑥</sup>

近年来,由于社交媒体和算法的出现,对于知沟的研究也展现出与这一“经验技术”(experience technology)<sup>⑦</sup>相关的面向:比如,通过研究发现,脸书的使用会显著增加在公共事物认知中的知沟,但推特却没有表现出这一特质。<sup>⑧</sup>通过对今日头条算法推送新闻的知识效果的研究发现,算法虽然极大地改变了信息的分发机制,但是并没有发现信息窄化、个体信息结构失衡的现象。<sup>⑨</sup>通过研究美国互联网用户的随机抽样数据发现,对于算法的知识(algorithmic knowledge)与社会经济背景之间存在关系,现存社会结构中的不平等是算法知沟的基础。<sup>⑩</sup>

目前对于知沟假说的研究视角根据分析单元(集体/个体)和理论性质(自然发生/社会结构)可以划分为四种类型(见表1)。<sup>⑪</sup>或许是因为比较缺乏实证数据和经验材料,目前较少有直接智能媒体的信息生产传播方式与用户经济社会地位之间的关系进行的研究。而另外一种可能性在于,智能媒体天然地会引入“知识差距”。知沟假说提出的基础是基于大众媒介对社会进行的是无差别的信息传播,因此对知沟的研究则主要集中在“知识拥有”上。而另一个重要的方面——知识生产——却很少受到关注。数字媒体时代,通过开发智能盒子、新闻追踪等业务,媒体通过向用户提供定制服务获取微收入流,并将其纳入媒介融合的创新实践当中。<sup>⑫</sup>智能媒体时

表1 四类知沟假说理论的分析单元比较

| 分析单元                   | 理论性质                            |                                    |
|------------------------|---------------------------------|------------------------------------|
|                        | 自然发生                            | 社会结构                               |
| 集体<br>(Collectivities) | 社会自然主义<br>(Societal naturalism) | 集体自愿主义<br>(Collective voluntarism) |
| 个体<br>(Individuals)    | 原子个体自然主义<br>(Atomic naturalism) | 个体自愿主义<br>(Individual voluntarism) |

代,通过聚合器新闻和算法推荐,针对个体的精准推送、信息订制可以看作实现了当年尼葛洛庞帝的“我的日报(Daily Me)”。<sup>⑬</sup>拉考认为,知沟需要被重新表述为知识生产沟(knowledge-production gap):“某些组织产生的信息越多,它们产生的知识与社会中其他组织产生的知识之间的相对差距就越大”。<sup>⑭</sup>而知识必须与它的生产联系起来考虑,虽然理论上每个人都能创造知识,但这已经成为社会某些组织的特权。“组织控制哪些信息将被提供给谁,并为个人定制信息以达到他们想要的效果。”而反过来,这些组织产生的知识证明了它们有这样做的权力和能力,更好的用户体验,更好地获取连接,更加强大的社会支持,更为精准的技术介入,更加有利的经济效益,这些再次为组织的行为背书,从而形成了一个自我延续的循环。<sup>⑮</sup>

之前对于“知识生产沟”的研究<sup>⑯</sup>主要以政经路径为主,本文试图对于这个问题从另外一个角度进行研究,即从通过开箱经典的深度学习模型 deepnews.ai,挖掘该模型是

如何进行“差异化”的观点生产的。即本文假设智能媒体从源头就以某种既定的价值观念来进行差异化的内容生产,这种差异是一种“新闻价值系统”,结构性地嵌入了新闻观点间的“距离”,通过精准推送和内容定制,这一媒介价值系统在个体层面制造出了普遍差异化的“知识人”。

之所以选择 deepnews.ai 模型,源于其目前是与 OpenAI 齐名的两大涉及新闻内容深度学习的模型。deepnews.ai 始于2016年斯坦福大学的一个“新闻质量评分”项目,当时由法国媒体人弗莱德里克·菲洛克斯(Frederic Filloux)发起并执行。<sup>⑰</sup>菲洛克斯长期关注数字新闻业的发展,长年在自己的博客上发布与 deepnews.ai 项目进展相关的博文。2018-2019年,在斯坦福大学计算机科学的《深度学习》(CS230)课程中,有5个采用深度学习模型对新闻内容进行研究的项目提交了论文。<sup>⑱</sup>这5个项目分别涉及通过深度学习模型预测新闻文章的网页广告收入<sup>⑲</sup>、采用深度新闻模型

探测政治偏见<sup>①</sup>、从新闻质量的维度为新闻文章评分<sup>②</sup>和假新闻的自动化分类<sup>③</sup>。该课程的指导老师之一是著名的计算机深度学习科学家吴恩达(Andrew Ng),他也是在线教育平台Coursera的创始人之一。这5个项目为deepnews.ai后期的架构与拓展奠定了研究基础。本文基于这5篇对新闻质量的深度学习模型的项目论文,以及菲洛克斯本人博客上对deepnews.ai项目的28篇跟踪汇报,开箱这一“新闻价值系统”的技术组件,分析deepnews.ai模型的“新闻价值”观念和产品逻辑,来从“发布信息的媒介系统”的角度分析智能媒体如何从上游形塑了新的知沟。

## 二、作为“新闻价值系统”的深度学习模型deepnews.ai

2018年10月,知名杂志《纽约客》上发表了一篇题为《优步窃取了谷歌的知识产权吗?》的文章,该文讲述了谷歌的自动驾驶汽车部门Waymo与Uber之间的争斗。<sup>④</sup>根据相关的评论显示,这篇文章有着“引人入胜的故事情节,富有争议的角色,近乎完美的架构,并具有深刻的硅谷宫斗背景。”<sup>⑤</sup>但这篇几乎被专业媒体人士认为是“完美”的文章,在进入deepnews.ai模型测试后,结果却差强人意。

该模型对于这篇文章进行了统计和判断后认为:这是一个长篇故事,有9800个单词,102个段落,250条引用,来自17个不同信源,

Gunning-Fox阅读指数得分为10.1,代表可以轻松阅读(6为轻松,20为困难),句子相对较短,每句大约18个单词,使用了600多个逗号,节奏明快。最后,模型给文章打出了3.47分(5分制),相当于百分制的70分不到。这个结果让专业媒体人和人工智能研究团队都大呼“分数太低了!”

之所以deepnews.ai模型的打分系统会引发专业媒体和人工智能团队的高度关注,核心要点在于,deepnews.ai号称是一个通过深度学习模型能够对新闻文章的“质量”而非“流量”负责的新闻系统。该模型倡导通过从新闻故事中提取“信号”,通过卷积神经网络(CNN)迅速将增值新闻(value-added news)同普通的商品新闻(commodity news)区分开来,由此建立真正的对于在线“优质内容”的识别模型。

那么何为增值新闻和商品新闻?为什么要建立这样的模型?所谓增值新闻,是指通过彻底的和协作性的新闻工作,由编辑来决定的报道资源分配,并对文章进行审阅和事实核查后的产品。<sup>⑥</sup>这种形式的新闻不仅考虑一般的新闻要素,同时还关注更多具有新闻增值资质的要素:比如报告的深度,信息的密度,来源的多样性,多样的风格元素(词汇,短语结构等)等。而建立这样的模型,目的是解决数字消费时代一直困扰传受两端的两组深刻的矛盾关系:一方面,对于内容生产者而言,自上世纪90年代以来,数字技

术的迅猛发展让几乎所有的媒体业务都可以借助网络进行生产分发,但一个至关重要的问题在于,虽然媒体的数字业务量不断攀升,但始终缺乏必要且持续的营利模式,“新闻价值”同“市场价值”之间横亘着巨大的差距;<sup>⑦</sup>另一方面,对于内容消费者来说,尤其是社交媒体时代的来临,无数的新闻故事让内容消费者的选择池大大增加,但却缺乏合适的标准帮助他们确定哪些是值得关注的内容。<sup>⑧</sup>这一标准的匮乏最终将把关的权力让位给了基于全局热度、用户画像、社交关系的算法推荐。但这种“机器价值”会带来对外部世界的结构性冷漠,高新闻价值的公共新闻变得越来越无人问津。<sup>⑨</sup>因此,该模型尝试从新闻增值的角度将“新闻价值”、“市场价值”与“用户需求”三者之间互通,以确定对新闻生产者最具专业性、对市场最有商业价值、并对用户更具独特体验的新“新闻价值基准”。<sup>⑩</sup>

(一)Deep Scoring Model:分解新闻“价值增量”的原子结构

对于《优步窃取了谷歌的知识产权吗?》这篇文章的打分引发的强烈争议,技术人员查看了该模型对这篇文章打分权重过重或过轻的部分,发现deepnews.ai的评分系统非常看重如易读性、标点符号、段落数量和长度、句子的字数、概念的密度或词汇的精巧度,但缺少如情感分析、行为预测等方面的考虑。而 these 与普通的仅对文章进行提取(extracting)、评分(scoring)和排名

(ranking)的模型是不同的。

Deepnews.ai 评分模型(Deep Scoring Model, DSM)建立在检测与高质量新闻相关的语法和结构模式上,它由360个过滤器和超过2500万个参数组成,在谷歌云GPU上历时1300多个小时构建并测试了55个版本,涉及数十万篇文章。<sup>⑧</sup>DSM的首席工程师马修·布雷迪夫(Mathieu Brédif)介绍说:“卷积神经网络会检测对象,对其特征进行分类,在类别之间建立联系,为每个功能组建权重库,并推断出它们之间相互作用、相互影响、可能具有某种含义的概率(probabilities)。”<sup>⑨</sup>这些权重构成了该模型用于评估新闻的网格(grid),并通过数百万个人造轴突(artificial axon)连接在一起。<sup>⑩</sup>

与一般的对于内容的评分模型不同,deepnews.ai的评分与信源质量或作者无关,它只衡量给定文章的价值增量(the amount of value-added)。DSM的工作方式是:当一个故事输入后,会在1到5的范围内获得质量得分。该得分反映了新闻内容的附加值:包括报道的深度,来源的多样性、准确性,写作的结构等。在训练了上百个版本的深度学习模型,成千上万的文章以“质量簇”的形式排列。技术团队继而导入了数千篇由新闻专业的学生多次手动评分的文章帮助模型校准,直到该模型以符合期望的方式工作为止。<sup>⑪</sup>该模型的最终的目标,是通过提供所有可能的观点角度和故事可能处理的方式,做到让读者以最少

的时间达成知识的最大化。<sup>⑫</sup>

(二)Digest与Distills:精准且浓缩的“新闻-知识”产品

但仅仅是一个评分模型无法实现Deepnews.ai团队的目标:即构建一个聪明且有用,并有助于节省宝贵时间形成读者自己的想法的系统。因此与之相配合deepnews.ai衍生出两个相关产品:

深度新闻摘要(Deepnews Digest)是一个包含更加广泛主题的全面架构:要建立一个包含数十个精心选择的主题的新闻通讯系统。<sup>⑬</sup>对于选择的主题,主创团队要求其必须具有以下特征:颇具增长潜力,具有创新趋势,属于前瞻性部门,带有挑战性的问题,并且尽管考虑的主题必须具有新闻价值,但其涵盖的范围必须是分散且无组织的,读者很少或不需要必须阅读占主导地位的话语。团队还手动查看了历次摘要中被阅读最多的内容,征询读者意见,通过历史使用特征来调整摘要的选择。<sup>⑭</sup>

深度新闻浓缩(Deepnews Distills)则是一个更具创新的想法:要开发一个可扩展的、灵活且高度自动化的新闻通讯系统。<sup>⑮</sup>团队首先确定一个主题,整理并审查相关资源,通过算法调控,使系统在爬网过程中产生最佳结果。通过提取、测试、比较这些内容中“观点间距离”(angle distance),最终某一主题最核心的要点被涵括在25-50个观点之中,再给用户进行推送。这一垂直平台将被整合集成到deepnews.ai专有

模型中,最终的目标是可以针对几乎任何主题(包括私人用途)快速建立基于核心观点的新闻通讯。产品在设计的时候要求每个版本的纠错时间不得超过一小时人工,主要是消除模型可能会返回的偏离主题的文章。这一系统可以针对客户的要求精准定制,比传统媒体的内容定制服务花少得多的时间和成本,获得更加“浓缩”内容。<sup>⑯</sup>

### 三、“普遍差异化”的知识人:机械地替代,弱化公共服务,精致但孤立

这看起来是一次不错的尝试。通过DSM评分模型构建基于新闻“价值增量”的评价系统,发现和挖掘出真正有益于公共事务的优质新闻,然后通过相关的智能产品,将这一模型系统应用起来,持续迭代和生产出可供学习的有效数据,这些数据集会返回评分模型,帮助深度学习算法不断完善和进化。如果用deepnews.ai自我定位的话来说就是:“优质新闻对于维护和促进民主至关重要。现在,它被一团糟的噪音稀释,错误信息是对民主的真正威胁。然而人工智能和自然语言处理可以极大地帮助优质新闻从背景噪音中脱颖而出,使原始报道更加可见,并增加其经济价值。这就是我们开发deepnews.ai的原因。”<sup>⑰</sup>但是如果仔细考虑,我们会发现,该模型和相关的产品序列具有以下的特点和特征:

(一)该模型作为一种“新闻价



表2 deepnews.ai 专业产品列表中一周主题内容(2020年3月16日-20日)

| 星期 | 标题       | 涵括主题                                      |
|----|----------|---|
| 周一 | 月球之上     | 太空工业化(1), 绿色能源(2)                         |
| 周二 | 食品的未来    | 如何在不进一步破坏地球的情况下养活100亿人口(3)                |
| 周三 | 事实的内容    | 与Covid-19相关的错误信息(4)<br>医学的未来(5), 流行病控制(6) |
| 周四 | “脸”的价值   | 面部识别(7), 科技界的女性(8)                        |
| 周五 | 不间断的数字洪流 | 自动驾驶(9), 监管技术(10)                         |

值系统”,实际上是以“新闻增值”的概念替换掉了“优质内容”

它没有否认新闻价值,但核心点是要从“注意力经济”的角度挖掘最有利于“商业化”的内容。<sup>⑩</sup>或者说,只有在商业化层面上最有“价值”的内容,才是“优质在线内容”。值得辨析的是,“在商业化层面上最有‘价值’的内容”并不是一个贬义。相反,可能只有高质量的内容才“有可能”成为成功且可持续的商业化模式。但这种取向意味着,如果在商业化的层面上暂时没有形成流量红利,则不会成为该项目或者近期人工智能试图想要挖掘的重点。

在菲洛克斯的博文中,他这样写道:“我们将继续完善我们所依赖的深度学习模型,并扩大其操作范围。目前,该模型已针对一般新闻和商业新闻进行了培训和优化,但并未针对体育和文化报道(例如电影评论)进行过培训和优化。”<sup>⑪</sup>而这也意味着,deepnews.ai 模型将最早

在资本最为关注的领域开展业务,而在人文社会领域,可能既缺乏动机,能力也不够充分。

(二)精致的“新闻-知识”产品更多考虑新闻和社会的经济要素,而非公共服务

2020年3月,菲洛克斯提取了deepnews.ai 专业产品列表中一个星期中在工作日推送的主题内容呈现如下<sup>⑫</sup>(见表2)。

按照菲洛克斯的说法,这样的主题的挑选均符合deepnews.ai 专业产品深度新闻摘要的“广泛性”原则和深度新闻浓缩的“创新性”原则。这10大主题来自1500多个经过扫描和审核的主题资源,涉及5000多个被评分和分级的故事。而这周最为“畅销”的主题来自“事实的内容”(主要是医学流行疾病),其次是“食品的未来”,再次是“面部识别”和“太空工业化”。菲洛克斯认为,“该排名显示了我们今年上半年读者所关注的内容,新闻准确性,环

境和隐私。”<sup>⑬</sup>

但是在这10大主题中,“科技界的女性”本身并不在模型扫描和评级的列表中,对于该主题的提取和把握来自人工发现。产品线的编辑们认为,虽然没有突出的参考发表内容,但是根据实时的数据汇报,以及编辑的日常观察,该主题的重要性在日益提高,女性和科技的组合在未来还有很长的路要走。“而我们认为,这是一个有意义的发现。”<sup>⑭</sup>

尽管这10大主题的来源相对较为分散,但如果仔细识别还是可以发现,这些主题更多地涉及全球经济衰退,全球化的未来,迫切需要普惠的医疗体系,以及大量亟需增加的科研资金需求。菲洛克斯承认,“我们将继续扩大新闻通讯主题的规模,高度关注使其与未来世界经济发展前沿相关的话题,比如载人火箭发射与回收的第二阶段。我们将继续致力于为新闻行业和企业界提供带有

针对性的自助式API服务,并通过使用深度学习算法来聚焦、评分和排名出最佳的内容。”<sup>⑤</sup>

因此这样的内容策划、聚合与调控步调,同样会出现与算法内容推荐相类似的问题,即制造出了“缺乏灵魂、个性或目标的无菌的同质化产品”<sup>⑥</sup>。早在21世纪初,数字新闻网络刚刚诞生的时候,聚合器新闻已经出现。通过智能内容管理系统(sophisticated content management systems, CMSs),这些数据直接可以进入到信息发布和传播循环,系统中的智能机器人可以自动搜索、标签和元数据化这些文章,系统自带的过滤器组可以根据要求自动筛选、过滤内容,再打包发给客户,与之相适应的自动广告服务也应运而生。随着用户对针对引起他们兴趣爱好的个性化内容有所反应,“协同过滤”(collaborative filtering)会根据过去的使用习惯和其他具有重叠品味或类似人口统计数据对客户使用模式,给出用户潜在可能感兴趣的故事。<sup>⑦</sup>但是这一个性化服务的出发点是定制服务,它们天生是为了售卖,公共服务的标准则被矮化为根据经济和政治上私人利益要求而进行的制定。而今,这项服务已经演变成了一个“饲料室”(Feedroom),一个忙碌的定制界面,“它只不过是根据消费模式和广告商偏好,在主流新闻中穿梭从不偏离精心限定的故事集。”<sup>⑧</sup>

(三)该系统通过测量新闻观点间的“距离”来给用户精准定制和推

送,形塑了普遍差异化的“知识人”

按照deepnews.ai最初的设定,该产品更加关注的是文章要素方面的指标,深度学习的人工智能技术也主要是从文章类型、长度和各种参数(如词汇范围,可读性指数等)来组织文章集群。但是这样的模型对信息提取的不关注信息源头,评分与信源质量或作者无关,只衡量给定文章的价值增量。它只从故事内容的角度来考虑问题,而不考虑故事的“政治倾向”。<sup>⑨</sup>对于内容的处理考虑最多的是“知识点”,核心诉求是用最少的时间“获取”最多的知识量,但不关注知识点彼此之间的逻辑关系。虽然可以相对保证内容的准确可靠,但这些通常都不涉及“真正的新闻工作”。

值得注意的是,这一推荐系统更强调的“个体”(personal significance),而非新闻机构更在意的“社会”(social significance)。<sup>⑩</sup>对于数字新闻产业而言,之前的教训是,数字新闻网络与智能技术、媒介融合相结合的举措,伴随着商业逻辑的应用,将显著降低数字内容的多样性。<sup>⑪</sup>使用复杂网络爬虫向消费者提供越来越精确、全面、分类与可搜索的信息,经济逻辑导致了价格标签(price tag),最终的效果越好,花费就越多。虽然目前很多个性化推荐仍然是免费的,但部分原因是为了吸引更多下载量和用户触及,鼓励注册和订阅升级服务。而最终,对信息的提供者来说,个性化的定制服务比多样性的复

杂内容更有意义。

于是经由这种信息系统影响而再生产出的“知识人”,看起来是“个性化”的,但这是一种基于普遍性的特殊性(particularity),而并不是真正的独特性(singularity),即看似个性化,实则很普通。而这种普遍存在的“差异化”的基本的底色还是经济要素,系统并不鼓励真正的多样性,“聪明且实用”的知识人远比大写的“公民”更受欢迎。更加重要的是,这种普遍差异化的知识人对于“价值距离”的认同操作可以重新返回系统,再次经过算法和人工的认可进入下一轮的循环。随着该产品的订阅规模和数据集不断扩大,精致且实用的信息不断重现和强化,通过心理知觉-集体记忆-第三持存的再生产链条,<sup>⑫</sup>新闻观点之间的距离将转化为知识人的观念距离,并藉此长期沉淀和巩固下来。<sup>⑬</sup>

#### 四、结语

20世纪末,当博客这一信息技术品类出现的时候,曾有关于“博客是否需要承担社会责任”的讨论。科瓦奇和罗森斯蒂尔认为,虽然从纯技术的角度来看,博客似乎可以不再承担为广大公共利益服务的责任,以此类推,也可能包括更多的频道、交互性媒体和无限的链接。但他们同样也提出了质疑:“但是在现实的传播的和政治文化的自由市场里,在这种观念指导下的创建的公共广场是一个无视事实、公正和责任的空间。(在这个空间里)偏袒取

代核实;公正问题变成了谁拥有最大权力、能量或最多修辞技巧的问题。”<sup>⑤</sup>如果我们顺着这条思路来反思 deepnews.ai 这一智能的“新闻价值系统”,那么这个问题可能变得更加隐蔽,但是担忧丝毫没有减轻。尤其是当这种形式的新闻推荐服务变得越来越“主流”,得到了商业价值和个人价值的认可,那么这一“新闻价值系统”就会定义其所在的媒介生态:“这一来源产生的知识很少或者被认为无意义,因为被认为是知识的东西只有在创造它的系统的逻辑中才有意义”。<sup>⑥</sup>新的“新闻价值系统”从“注意力经济”的角度挖掘出了最有利于“商业化”的内容,以此来替代“在线优质内容”,之前基于经济阶层差异的“知沟”被先期已然决定的“商业价值”所替代,并由此生产出普遍差异化的“知识人”,知识人彼此之间的“价值距离”可以通过心理知觉—集体记忆—第三持存的再生产链条再生产,新闻观点之间的距离将转化为知识人的观念距离,并藉此长期沉淀和巩固下来。从某种意义上说,当我们争论是否存在过滤泡<sup>⑦</sup>、信息茧房<sup>⑧</sup>、回音室<sup>⑨</sup>时,这些也可能是智媒时代“观点间距离”累积形成“观念的差距”的多种表现形式。从这个角度来说,当我们讨论在线信息隔离、群体脱节、网络隔绝等现象的时候,“智能推荐系统是否是一种知识生产沟”的视角可能更加需要我们关注,它提示我们不仅要关注传播效果,还要能够反视结构、反思个体。

[本文系国家社科基金重大项目“中国特色网络内容治理体系及监管模式研究”(项目编号:18ZDA317)子课题四“网络内容治理与监管的国际比较研究”的阶段性研究成果]

(作者系上海社会科学院新闻研究所助理研究员,互联网治理研究中心主任)

#### 注释:

① Tichenor, P. J., Donohue, G. A., & Olien, C. N. (1970). Mass media flow and differential growth in knowledge. *Public opinion quarterly*, 34(2), 159-170. doi: 10.1086/267786.

② Viswanath, K., & Finnegan, J. R. (1996). The Knowledge Gap Hypothesis: Twenty-Five Years Later. *Annals of the International Communication Association*, 19(1), 187-228. doi:10.1080/23808985.1996.11678931

③ Gaziano, C. (2017). Knowledge gap: History and development. *The International Encyclopedia of Media Effects*, 1-12. doi:10.1002/9781118783764.wbieme0041

④ Jeffres, L. W., Neuendorf, K., & Atkin, D. J. (2012). Acquiring knowledge from the media in the Internet age. *Communication Quarterly*, 60(1), 59-79. doi:10.1080/01463373.2012.641835.

⑤ Curran, J., Iyengar, S., Lund, A. B., & Salovaara-Moring, I. (2009). Media system, public knowledge and democracy: A comparative study. *European Journal of Communication*, 24, 5-26. doi: 10.1177/0267323108098943.

⑥ Lachlan, K. A., Spence, P. R., &

Eith, C. A. (2010). Access to mediated emergency messages: Differences in crisis knowledge across age, race, and socioeconomic status. In K. A. Bates & R. S. Swan (Eds.), *Through the eye of Katrina: Social justice in the United States* (2nd ed.) (pp. 205-222). NC: Carolina Academic Press.

⑦ Blank, G., & Dutton, W. H. (2012). Age and trust in the Internet: The centrality of experience and attitudes toward technology in Britain. *Social Science Computer Review*, 30(2), 135-151. doi:10.1177/089310396186.

⑧ Woo-Yoo, S., & Gil-de-Zúñiga, H. (2014). Connecting blog, Twitter and Facebook use with gaps in knowledge and participation. *Communication & society*, 27(4), 33-48. doi:10.15581/003.27.4.33-48.

⑨ 崔迪、吴舫:《算法推送新闻的知识效果——以今日头条为例》,《新闻记者》,2019年第2期,第30-36页。

⑩ Cotter, K. E. L. L. E. Y., & Reisdorf, B. C. (2020). Algorithmic Knowledge Gaps: A New Dimension of (Digital) Inequality. *International Journal of Communication*, 14, 745-765.

⑪ Gaziano, C. (2019). Knowledge Gap Hypothesis and Journalism. *The International Encyclopedia of Journalism Studies*, 1-7. doi: 10.1002/9781118841570.iej002.

⑫ Scott, B. (2005). A contemporary history of digital journalism. *Television & new media*, 6(1), 89-126. doi:10.1177/1527476403255824.

⑬ Thurman, N. (2011). Making 'The Daily Me': Technology, economics

and habit in the mainstream assimilation of personalized news. *Journalism*, 12(4), 395–415. doi: 10.1177/1464884910388228.

⑭ Rakow, L. F. (1989). Information and Power: Toward a Critical Theory of Information Campaigns. In C. Salmon (Ed.) *Information campaigns: Balancing social values and social change* (p. 164). Newbury Park, NJ: Sage.

⑮ DiMaggio, P., Hargittai, E., Neuman, W. R., & Robinson, J. P. (2001). Social implications of the Internet. *Annual Review of Sociology*, 27, 307–336. doi: 10.1146/annurev.soc.27.1.307.

⑯ Wei, L. (2009). Filter blogs vs. personal journals: Understanding the knowledge production gap on the Internet. *Journal of computer-mediated communication*, 14(3), 532–558. doi: 10.1111/j.1083-6101.2009.01452.x.

⑰ Filloux, F. (Jun 26 2017). The News Quality Scoring Project: Surfacing Great Journalism From The Web, Retrieved May 6, 2020, from <https://mondaynote.com/the-news-quality-scoring-project-surfacing-great-journalism-from-the-web-48401ded8b53>

⑱ Past Project. (Spring 2018 ). Retrieved August 28, 2020, from <https://cs230.stanford.edu/past-projects/#spring-2018>

⑲ Griffin, J., Johnson, K., & Lian, L. (Spring 2018). News Article Prediction Using Deep Learning. Retrieved August 28, 2020, from [https://cs230.stanford.edu/projects\\_spring\\_2018/reports/8291200.pdf](https://cs230.stanford.edu/projects_spring_2018/reports/8291200.pdf).

⑳ Zhao, J., Ryzhik, A., & Lee, N. (Spring 2018). DeepNews. AI: Detecting

Political Bias. Retrieved August 28, 2020, from [https://cs230.stanford.edu/projects\\_spring\\_2018/reports/8286849.pdf](https://cs230.stanford.edu/projects_spring_2018/reports/8286849.pdf).

㉑ Carroll, H., & Meyer, S. (Spring 2018). Deep News: Scoring Articles by Quality. Retrieved August 27, 2020, from [http://cs230.stanford.edu/projects\\_spring\\_2018/reports/8289364.pdf](http://cs230.stanford.edu/projects_spring_2018/reports/8289364.pdf); Jo, E. S., Muhamed, A., Nuthakki, S., & Singhanian, A., (Winter 2018). DeepNews: Scoring Articles by Quality. Retrieved August 28, 2020, from [https://cs230.stanford.edu/projects\\_spring\\_2018/reports/8289364.pdf](https://cs230.stanford.edu/projects_spring_2018/reports/8289364.pdf).

㉒ Aggarwal, A. (Winter 2019). DeepNewsNet: Automated Fake News Classification. Retrieved August 28, 2020, from [http://cs230.stanford.edu/projects\\_winter\\_2019/reports/15802990.pdf](http://cs230.stanford.edu/projects_winter_2019/reports/15802990.pdf).

㉓ Duhigg, C. (2018, October 15). Did Uber Steal Google's Intellectual Property? *New Yorker*. Retrieved August 28, 2020, from <https://www.newyorker.com/magazine/2018/10/22/did-uber-steal-googles-intellectual-property>

㉔ Filloux, F. (Oct 22 2018). News Quality Requires an Industrial Approach. Retrieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/news-quality-requires-an-industrial-approach-34c35e20ddea>.

㉕ Filloux, F. (March 4 2019). Deepnews.ai, report # 4: building an angle detector for journalism. Retrieved August 27, 2020, from <https://mondaynote.com/deepnews-ai-report-4-building-an-angle-detector-for-journalism-70874d93cfe3>.

㉖ Filloux, F. (Oct 31 2016). The reigning absurdity in the digital news economy, Retrieved May 6, 2020, from

<https://mondaynote.com/the-reigning-absurdity-in-the-digital-news-economy-e560a4d3708c>.

㉗ Griffin, J., Johnson, K., & Lian, L. (Spring 2018). News Article Prediction Using Deep Learning. Retrieved August 28, 2020, from [https://cs230.stanford.edu/projects\\_spring\\_2018/reports/8291200.pdf](https://cs230.stanford.edu/projects_spring_2018/reports/8291200.pdf).

㉘ Filloux, F. (Jun 26 2017). The News Quality Scoring Project: Surfacing Great Journalism From The Web, Retrieved May 6, 2020, from <https://mondaynote.com/the-news-quality-scoring-project-surfacing-great-journalism-from-the-web-48401ded8b53>.

㉙ Carroll, H., & Meyer, S. (Spring 2018). Deep News: Scoring Articles by Quality. Retrieved August 27, 2020, from [http://cs230.stanford.edu/projects\\_spring\\_2018/reports/8289364.pdf](http://cs230.stanford.edu/projects_spring_2018/reports/8289364.pdf).

㊀ Deepnews Technology. (n.d.). Retrieved May 13, 2020, from <https://www.deepnews.ai/about/technology/>

㊁ Br é dif, M., Tournaire, O., Vallet, B., & Champion, N. (2017). Extracting polygonal building footprints from digital surface models: A fully-automatic global optimization framework. Retrieved August 28, 2020, from <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01557735/document>.

㊂ Filloux, F. (Oct 22 2018). News Quality Requires an Industrial Approach. Retrieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/news-quality-requires-an-industrial-approach-34c35e20ddea>.

㊃ Filloux, F. & Finch, D. (Jan 20 2020). Introducing Deepnews Distills. Re-



trieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/introducing-deep-news-distills-8ef7147674f8>.

③④ Filloux, F. (March 4 2019). Deep-news.ai, report # 4: building an angle detector for journalism. Retrieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/deepnews-ai-report-4-building-an-angle-detector-for-journalism-70874d93cfe3>.

③⑤ Filloux, F. (Jun 10 2019). Introducing Deepnews Digest. Retrieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/introducing-deepnews-digest306235826786>.

③⑥ Deepnews.ai Digest. (n.d.). Retrieved August 28, 2020, from <https://www.deepnews.ai/digest/>

③⑦ Filloux, F. & Finch, D. (Jan 20 2020). Introducing Deepnews Distills. Retrieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/introducing-deepnews-distills-8ef7147674f8>. Deepnews.ai Distills. (n.d.). Retrieved August 28, 2020, from <https://www.deepnews.ai/deepnews-distills/>

③⑧ Deepnews.ai Distills. (n.d.). Retrieved August 28, 2020, from <https://www.deepnews.ai/deepnews-distills/>

③⑨ Mission & Values. (n.d.). Retrieved May 13, 2020, from <https://www.deepnews.ai/about/mission-values/>

④⑩ Filloux, F. (Oct 31 2016). The reigning absurdity in the digital news economy, Retrieved May 6, 2020, from <https://mondaynote.com/the-reigning-absurdity-in-the-digital-news-economye560a4d3708c>.

④⑪ Filloux, F. & Finch, D. (Jan 20 2020). Introducing Deepnews Distills. Re-

trieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/introducing-deepnews-distills-8ef7147674f8>.

④⑫ ④⑬ ④⑭ ④⑮ Filloux, F. (March 23 2020). Five More Newsletters for Deep-news.ai. Retrieved August 28, 2020, from <https://mondaynote.com/five-new-distills-for-deepnews-ai-ea60f1b0b637>.

④⑯ Lasica, J. D. (2002). The rise of digital news network. Online Journalism Review, 11. Retrieved August 30, 2020, from <http://www.ojr.org/ojr/lasica/1018588363.php>.

④⑰ Lasica, J. D. (2002). The second coming of personalized news. Online Journalism Review, 2. Retrieved August 30, 2020, from <https://www.jdlasica.com/media/the-second-coming-of-personalized-news/>.

④⑱ Lasica, J. D. (2002). The promise of the Daily Me. Online Journalism Review, 2. Retrieved August 30, 2020, from <https://www.jdlasica.com/media/the-promise-of-the-daily-me/>.

④⑲ Filloux, F. (March 4 2019). Deep-news.ai, report # 4: building an angle detector for journalism, Retrieved August 30, 2020, from <https://mondaynote.com/deepnews-ai-report-4-building-an-angle-detector-for-journalism-70874d93cfe3>.

⑤⑩ Napoli, P. M. (2019). Social media and the public interest: Media regulation in the disinformation age. NY: Columbia University Press.

⑤⑪ Scott, B. (2005). A contemporary history of digital journalism. Television & new media, 6(1), 89-126. doi: 10.1177/1527476403255824.

⑤⑫ [法] 贝尔纳·斯蒂格勒:《南京课程:

在人类纪时代阅读马克思和恩格斯——从〈德意志意识形态〉到〈自然辩证法〉》,张福公译,南京:南京大学出版社,2018年第一版,第60页,第149页。

⑤⑬ Dräger, J., & Müller-Eiselt, R. (2020). We Humans and the Intelligent Machines: How algorithms shape our lives and how we can make good use of them. Verlag Bertelsmann Stiftung.

⑤⑭ [美] 比尔·科瓦奇, 汤姆·罗森斯蒂尔:《新闻的十大基本原则:新闻从业者须知和公众的期待》, 刘海龙、连晓东译, 北京:北京大学出版社, 2011年1月第一版, 第150页。

⑤⑮ Rakow, L. F. (1989). Information and Power: Toward a Critical Theory of Information Campaigns. In C. Salmon (Ed.) Information campaigns: Balancing social values and social change (pp. 164-184). Newbury Park, NJ: Sage.

⑤⑯ Zuiderveen Borgesius, F., Trilling, D., Möller, J., Bodó, B., De Vreese, C. H., & Helberger, N. (2016). Should we worry about filter bubbles? Internet Policy Review. Journal on Internet Regulation, 5(1). doi: 10.14763/2016.1.401.

⑤⑰ Gossart, C. (2014). Can digital technologies threaten democracy by creating information cocoons? In Transforming politics and policy in the digital age (pp. 145-154). IGI Global.

⑤⑱ Dubois, E., & Blank, G. (2018). The echo chamber is overstated: the moderating effect of political interest and diverse media. Information, communication & society, 21(5), 729-745. doi: 10.1080/1369118X.2018.1428656.9

(责任编辑:王珏)