

# 中美特定网民群体 看待社交机器人的差异

——基于技术接受视角的比较分析

张洪忠 何康 段泽宁 斗维红

[摘要] 社交机器人已经广泛参与到网络信息传播活动中,网络用户是如何看待这一新现象的?中美之间有何不同?本文从技术接受视角对中美特定网民群体进行对比研究。结果发现,总体上中国网民对社交机器人持更乐观看法。中国网民倾向于认为社交机器人带有好的目的,而更多美国网民则认为其带有坏的目的,对社交机器人参与社会热点事件讨论的影响认知也是如此;在辨别社交机器人方面,中国网民对自己辨别社交机器人账号的能力更加自信;在社交机器人使用场景方面,中美网民的看法基本一致,均是最接受使用社交机器人发布紧急消息,最反对用以分享虚假信息。

[关键词] 社交机器人; 社交媒体; 技术接受; 中美文化差异

中图分类号: G206.3

文献标识码: A

文章编号: 1004—3926(2021)05—0160—07

作者简介: 张洪忠,北京师范大学新闻传播学院教授,博士生导师,研究方向:传播效果测量、智能传播、传媒公信力;何康,北京师范大学新闻传播学院博士研究生,研究方向:智能传播。北京 100875 段泽宁,美国威斯康辛大学(麦迪逊)博士研究生,研究方向:智能传播。美国威斯康辛州 53705 斗维红,北京师范大学新闻传播学院博士研究生,研究方向:智能传播。北京 100875

## 一、问题提出

社交机器人指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。<sup>[1]</sup>2014 年的研究显示,推特(Twitter)上大约有 2300 万社交机器人,脸书(Facebook)上大约有 1.4 亿社交机器人,照片墙(Instagram)上大约有 2700 万社交机器人。<sup>[2]</sup>一方面,越来越多的社交机器人在网上参与公共舆论,<sup>[3]</sup>已有研究发现在英国公投脱欧,<sup>[4]</sup>2016 年美国总统选举,<sup>[5]</sup>2017 年法国总统“邮件门事件(Macron Leaks)”<sup>[6]</sup>2018 年美国总统中期选举<sup>[7]</sup>以及 2020 年美国总统选举<sup>[8]</sup>之中均存在社交机器人的身影。另一方面,社交机器人已经得到大范围应用并对现实生活产生了影响,《洛杉矶时报》的 QuakeBot 被用于向人们传递地震发生的消息,<sup>[9]</sup>展现了社交机器人在某些方面远超人类工作效率的优势,为人们获取信息带来现实便利。在未来传播中必须构建从对立走向协作共生的“人-机”关系。<sup>[10]</sup>

美国皮尤研究中心(Pew Research Center)

2018 年发布了《社交机器人引发公众注意与关注报告》(“Social Media Bots Draw Public’s Attention and Concern”)描述了美国网民对社交机器人的认知情况,分析了人们对社交机器人的角色扮演认同度和辨别信心。而据中国知网检索,国内新闻传播学界关于社交机器人的研究论文最早出现在 2019 年<sup>①</sup>,截至目前,文献多是探讨社交机器人的账号特征,少有基于用户角度的研究。对于我国网络用户来说,对社交机器人的了解如何?如何看待社交机器人的到来?是否接受社交机器人参与信息传播?是否有信心辨别社交机器人?中国网民的这些认知与美国网民有何差异?探究清楚这些基础问题有助于拓展社交机器人传播现象研究的广度与深度。

之所以与美国相提并论,不单是因为社交机器人对中美两国而言都已是显性议题,有一定可比性,也是因为社交机器人相关技术在美国发展较为成熟,能助于我们理解、借鉴与反思以社交机器人为代表的人工智能技术在网络环境中的应用与反

馈情况。

本文采用“技术接受”的理论框架比较中美网民看待社交机器人的差异,暂不探讨技术接受模型(TAM)变量之间的关系,也不分析这些变量对行为变量的影响,只将技术接受模型及其延展模型涉及的自变量和中介变量进行横向比较,并从技术使用角度展开分析。比较的变量包括:对社交机器人参与新闻传播活动的感知,对社交机器人目的和影响的判断,辨别社交机器人的信心,对社交机器人使用的接受程度。

## 二、研究方法

### (一) 测量指标

与皮尤研究中心报告的问题相对应,针对我国网民设计以下问题:

1. 对社交机器人参与新闻传播活动的感知。具体提问“在社交媒体中阅读的新闻,您认为多大程度上是由社交机器人发布的?”

2. 对社交机器人的目的和影响判断。具体提问“您认为当前社交机器人大多是带有什么样目的?”“在您看来,社交机器人参与社会热点事件的讨论,会给公众带来什么影响?”

3. 对社交机器人的辨别信心。具体提问“在多大程度,您相信自己有能力辨别社交媒体中一个账号是社交机器人?”

4. 对社交机器人使用场景的接受程度。具体提问“以下对象可能使用社交机器人。对于您个人而言,这些使用者是可接受的,还是不可接受的?”列举社交机器人的使用主体包括“政府机构、明星、企业/商业机构、新闻机构、社交媒体平台、普通个人和其他组织团体”。

进一步提问“以下是社交机器人一些可能的用途。对于您个人而言,这些应用场景是可接受的,还是不可接受的?”将社交机器人的应用场景分为“使用机器人账号发布紧急情况信息、使用机器人账号分享虚构新闻或虚假信息、使用机器人账号来吸引民众对特定社会议题的注意力、使用机器人账号来获得更多关注度、使用机器人账号来推广产品、使用机器人账号传播新闻相关资讯、使用机器人账号发布分享一些利于或不利于政治人物的消息、使用机器人账号分享图片和网络语录、使用机器人账号回应客户问题”。

### (二) 数据采集与样本构成

本研究是基于立意样本的分析,分析对象是对社交机器人有所了解的网民群体,而对社交机

器人不了解的网民不纳入分析之中,这是两国特定群体之间的横向比较。调查从2020年7月13日-22日通过极术云平台发放网络问卷,共收集3072份完整样本。在剔除异常样本后,剩余2380份有效问卷。<sup>②</sup>

在2380份样本中,29.1%的网民对社交机器人不了解,27.9%的网民表示对社交机器人了解一些,38.6%的网民对社交机器人了解较多,4.4%的网民对社交机器人非常了解。对比皮尤研究中心在2018年7月30日至8月12日对全国代表性美国趋势小组(Nationally Representative American Trends Panel)<sup>③</sup>进行的调查,在4581名美国成年网民样本中,66%的人对社交机器人有所了解,16%的人对社交机器人非常了解,28%的人对社交机器人了解较多,22%的人对社交机器人了解一些,34%的人对社交机器人一无所知。<sup>④</sup>

与皮尤研究中心一样,筛选不了解社交机器人的样本数据,剩余1687份样本作为分析对象。1687份样本的构成情况是:性别结构方面,男性占比52.5%,女性占比47.4%,其他占比0.1%。年龄结构方面,18岁到28岁占比33.5%,28岁到38岁占比44.3%,38岁到48岁占比18.7%,48岁到58岁占比3.4%,58岁及以上占比0.1%。学历结构方面,初中及以下占比1.2%,中专/技校/职业高中/高中占比16.8%,大专占比28.2%,本科占比50.1%,研究生占比3.7%。居住地区方面,农村居民占比11.9%,城镇居民占比88.1%。

## 三、对社交机器人参与新闻传播活动的感知比较

早在2015年初,由美联社及其他投资者提供融资的科技公司Automated Insights就宣称,平台每季度能够通过算法自动获取数据并撰写、发布3000篇文章。<sup>[11]</sup>2019年12月,脸书删除了数百个由算法生成的账号。<sup>[12]</sup>2020年新冠肺炎疫情讨论中,推特平台上出现了大量的社交机器人讨论、转发相关新闻。<sup>[13]</sup>随着人工智能技术的进步,社交机器人不仅能够转发新闻,还能够自动抓取数据并撰写、发布与人类创作相近的新闻内容。那么,用户能够感知到多少新闻是由社交机器人参与的呢?

如图1所示,中美两国样本网民都认为有较多社交机器人参与发布新闻,美国样本网民感知社交机器人参与较多和非常多的比例达到81%,而中国网民中这一比例为69%。

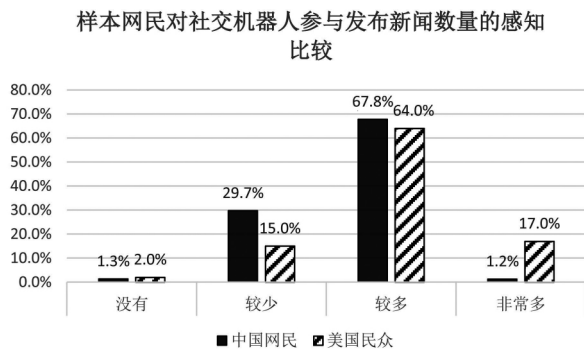


图 1 对社交机器人参与发布社交媒体中新闻的数量认知为进一步分析中国网民样本对社交机器人参与新闻发布的看法,将样本中认为“没有”和“较少”合并为“感知数量偏少”类,认为“较多”和“非常多”合并为“感知数量偏多”类,以比较两类样本在学历、性别、地域等人口特征变量方面的构成差异。

将以上人口特征变量对“感知社交机器人参与社交媒体新闻发布数量”进行卡方检验,发现在学历( $P = 0.009$ )和性别( $P = 0.004$ )方面具有显著差异,居住地区( $P = 0.662$ )无显著差异。

对样本学历结构分析显示,相比于低学历样本(大专及以上学历),高学历样本(本科和研究生学历)认为社交机器人参与社交媒体上新闻发布数量更少。本科和研究生学历的样本认为社交机器人参与发布社交媒体中新闻数量偏多的比例在 65% 左右,而这一比例在大专及以上学历中为 70% 左右。

对样本性别结构分析显示,相比于女性样本,男性样本认为社交机器人参与社交媒体上新闻发布数量偏多一些,比例达 72.5%,而在女性样本中为 65.1%。具体结果如表 1 所示。

表 1 对社交机器人参与发布社交媒体中新闻的数量认知的人口特征变量构成

人口特征变量		感知数量偏少	感知数量偏多	合计	N
学历	初中及以下	30.0%	70.0%	100%	20
	中专到高中	30.7%	69.3%	100%	283
	大专	24.8%	75.2%	100%	476
	本科生	34.4%	65.6%	100%	845
	研究生	33.3%	66.7%	100%	63
性别	男	27.5%	72.5%	100%	885
	女	34.9%	65.1%	100%	800

#### 四、对社交机器人影响的看法比较

2016 年美国大选中社交机器人对竞选活动的

干扰,引发了公众的强烈抗议,大量新闻报道讨论社交机器人的危险性。<sup>[14]</sup>研究发现,社交机器人已经在传播虚假信息方面发挥了核心作用。<sup>[15]</sup>在罗斯(Ross)等人的模拟实验中发现,三分之二的案例中,存在 2% 到 4% 的社交机器人就能造成舆论反转。<sup>[16]</sup>也有学者发现社交机器人只须在特定讨论中占参与者的 5% 到 10% 就可以改变公众舆论,从而使其传播的观点最终成为主导意见,由此影响社交网络上意见的形成。<sup>[17]</sup>那么,网民对于社交机器人参与社会热点事件的程度及其影响的认知情况如何?

对比分析发现,在社交机器人参与社会热点事件讨论的影响方面,中美两国网民的看法是相反的。中国网民倾向于认为社交机器人参与社会热点事件的讨论影响偏向于正面,而美国网民更倾向于负面。

如图 2 所示,就社交机器人参与社会热点事件的讨论带来的影响而言,中国网民中 41.7% 的人认为是正面影响,29.3% 的人认为是负面的;美国网民中 66% 的人认为会产生负面影响,仅 11% 的人认为是正面影响。

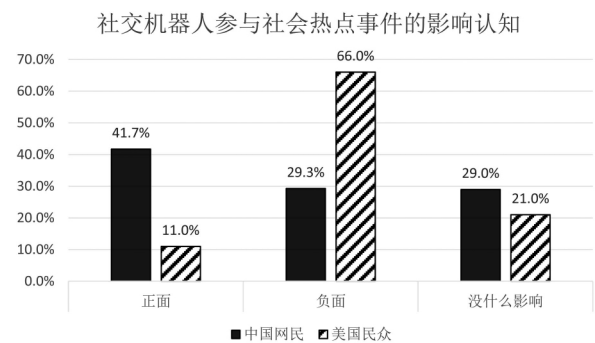


图 2 对社交机器人参与社会热点事件讨论的影响认知

进一步分析中国样本网民对社交机器人参与社会热点事件讨论的看法在学历、性别、地域人口特征变量方面的构成差异,具体结果如表 2 所示。

将以上人口特征变量与社交机器人参与社会热点事件讨论的影响性质认知进行卡方检验,其中学历( $P = 0.000$ )和性别( $P = 0.029$ )具有显著差异,居住地区( $P = 0.158$ )无显著差异。

对样本学历结构分析显示,相比于低学历样本,高学历样本认为社交机器人参与社会热点事件讨论的影响为负面的比例更大。大专及以上学历样本认为社交机器人参与社会热点事件讨论的影响为负面的比例均在 25% 以下,更倾向于正面影响,本科和研究生学历的样本认为影响为负面的比例均在 35% 以上,且研究生学历样本中持负

面影响观点的网民比例要大于正面。

对样本性别结构分析显示,认为社交机器人参与社会热点事件讨论的影响为负面的女性比例

更大,占比 32.1%,而男性样本中 26.8%的人认为是负面影响。

表 2 对社交机器人参与社会热点问题讨论影响性质认知的人口特征变量构成

人口特征变量		正面	负面	没什么影响	合计	N
学历	初中及以下	40.0%	20.0%	40.0%	100%	20
	中专到高中	43.8%	24.4%	31.8%	100%	283
	大专	44.1%	21.0%	34.9%	100%	476
	本科生	40.6%	35.1%	24.3%	100%	845
	研究生	30.2%	38.1%	31.7%	100%	63
性别	男	43.5%	26.8%	29.7%	100%	885
	女	39.9%	32.1%	28.0%	100%	800

### 五、对社交机器人设计目的看法比较

算法功能决定了社交机器人的具体目的,因而不同的功能取向会导致使用社交机器人产生的影响存在积极与消极两个方面。对于社交机器人参与新闻传播活动来说,用户是如何看待社交机器人的设计目的的呢?

如图 3 所示,中国网民对社交机器人的目的性判断与美国网民相反,中国网民大多认为社交机器人的应用是出于好的目的,这在样本中高达 75.9%,只有 24.1%的人认为是出于坏的目的。而美国网民的认知结果则相反,有 80%的人认为出于坏的目的,仅 17%的人认为是出于好的目的。

社交机器人目的性质认知

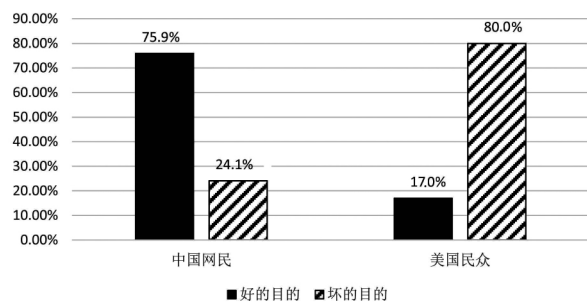


图 3 对社交机器人的目的性质认知

进一步考察中国网民样本对社交机器人目的的性质认知在学历、性别、地域等人口特征变量方面的构成差异,具体结果如表 3 所示。

将以上人口特征变量对社交机器人目的性质的认知进行卡方检验,其中学历( $P=0.000$ )在社交机器人目的性质认知方面具有显著差异,性别( $P=0.057$ )和居住地区( $P=0.065$ )则无显著差异。

对样本的学历结构分析显示,相较于低学历样本,高学历样本认为社交机器人的目的偏向于坏的比例更高一些。就坏的目的认知而言,本科和研究生学历样本中比例均高于 28%,而初中及

以下到大专学历样本均在 25% 以下,尤其是初中及以下学历样本仅有 5%。

表 3 对社交机器人目的性质认知的人口特征变量构成

人口特征变量		坏的目的	好的目的	合计	N
学历	初中及以下	5.0%	95.0%	100%	20
	中专到高中	24.7%	75.3%	100%	283
	大专	16.8%	83.2%	100%	476
	本科生	28.2%	71.8%	100%	845
	研究生	28.6%	71.4%	100%	63

### 六、辨别社交机器人的信心比较

依据账号资料、传播内容及其行为模式可以将社交机器人分为“机械化”或“拟人化”两种感知类型。如 QuakeBot 在发布地震信息时表现为简单的填词行为,是无感情的“机械化”风格,而“拟人化”的机器人更能够在情感方面与人类建立融洽的关系。<sup>[18]</sup>因此,“机械化”的机器人身份更加明显,“拟人化”的机器人则更难辨别。有学者观察到,大多数用户通常不会检查来自社交媒体的文章的可靠性,<sup>[19]</sup>这些用户很可能在不知情的情况下传播有害内容,更难以分辨信息是否来自社交机器人。

英国科学家图灵(Alan Turing)于 1950 年提出过关于判断机器是否能够思考的著名思想实验,以测试机器能否表现出与人相似的智能。而现在人工智能的发展已经远远超过了当初“图灵测试”的识别标准。社交机器人与人类之间的区分变得越来越困难。<sup>[20]</sup>如人工智能公司 OpenAI 的 GPT-2 模型使用数百万级的数据进行非监督训练后发现,社交机器人在语言模型相关的任务中取得了突破性成绩,生成的内容更加近似人类表达。<sup>[21]</sup>在不断进步的技术条件下,人们对自己辨别社交机器人的能力是否充满信心呢?

如图 4 所示,中国网民样本对辨别社交机器人更有信心。中国网民样本中,近八成(77.1%)认为有信心辨别社交机器人,只有两成多表示不太自信或者毫不自信;而美国网民更加谨慎,有些自信和非常自信的比例不到一半(47%),不太自信和毫不自信的人更多。

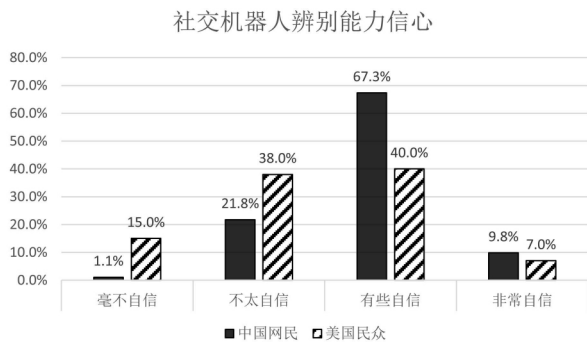


图 4 对社交机器人账号辨别能力信心评估情况

在中国样本中,将社交机器人账号辨别能力“毫不自信”和“不太自信”合并为“评估信心较低组”,将“有些自信”和“非常自信”合并为“评估信心较高组”,考察两类样本在学历、性别、地域等人口特征变量方面的构成差异。具体结果如表 4 所示。

卡方检验显示,其中学历( $P=0.114$ )和性别( $P=0.079$ )在社交机器人辨别能力信心方面无显著差异,而居住地区( $P=0.030$ )具有显著差异。

对样本居住地区结构分析显示,相比于农村居民样本,城镇居民样本对社交机器人账号辨别更具有信心,比例达 78.0%,而农村居民样本中则为 71.1%。

表 4 社交机器人账号辨别能力信心的人口特征变量构成

人口特征变量		评估信心较低	评估信心较高	N
居住区域	城镇	22.0%	78.0%	1486
	农村	28.9%	71.1%	201

### 七、对社交机器人使用场景的接受分析

当前社交机器人已经被实际应用于多种场景,有学者认为 2016 年总统大选中,俄罗斯利用社交机器人在推特和脸书上进行宣传并干扰了美国大选;<sup>[22]</sup> 2018 年美国中期选举中,分别具有民主党和共和党立场的社交机器人在推特上持续活跃并对选举结果产生影响;<sup>[7]</sup> 在美国联邦通信委员会的网络中立评议期间,研究发现社交机器人提交了 94% 的评论;<sup>[23]</sup> 2010 年美国股市发生了一场闪电崩盘,道琼斯指数在几分钟内暴跌 1000 多点,研究人员认为其原因不排除社交机器人对交易的干扰。<sup>[24]</sup> 各种各样的主体将社交机器人应用于不同场景之中,用户对于这些使用主体

和应用场景的接受情况如何?

网民对社交机器人的接受可能会因为使用主体与应用场景不同而存在差异,皮尤研究中心并未对二者进行细分调查,为考察这种差异,本次研究对二者进行了分别调查。

首先,对社交机器人使用主体的接受情况进行分析,如图 5 所示,中国样本网民对社交机器人的各个使用主体均有较高接受度,接受分值均高于 4 分,表明中国网民并不拒绝接受这些主体使用社交机器人。其中,对社交媒体平台使用社交机器人的接受最高,对明星使用社交机器人接受则最低。

中国网民对社交机器人使用主体的接受情况 (五分制)

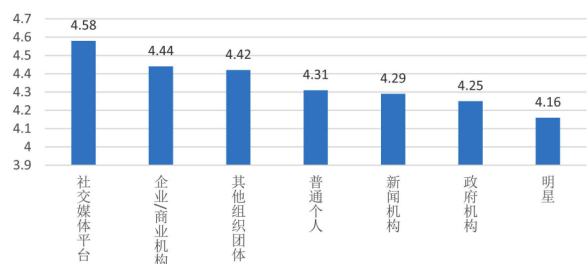


图 5 中国网民对社交机器人使用主体的接受情况

其次,对中国网民对社交机器人应用场景的接受情况分析,如图 6 所示,中国网民最接受的是“使用社交机器人账号发布紧急情况信息”场景,最反对的是“分享虚构新闻或虚假信息”场景。其中,对多数场景的接受分值均在 4 分以上,对“使用社交机器人发布分享一些利于或不利于政治人物的消息”“分享虚构新闻或虚假信息”的接受分值在 4 分以下。

中国网民对社交机器人应用场景的接受情况 (五分制)

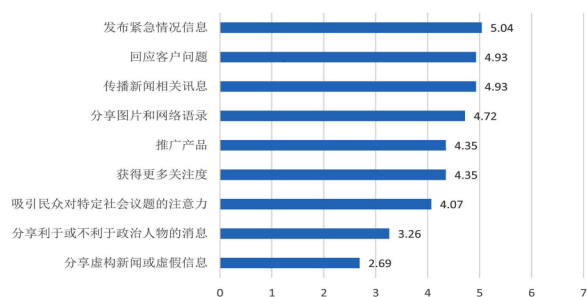


图 6 中国网民对社交机器人应用场景的接受情况

据表 5,皮尤研究中心的调查显示,美国网民最支持的社交机器人用途是“政府机构发布紧急情况信息”,接受度达 78%,最反对的用途是“组织(机构)或个人分享虚构新闻或虚假信息”,有 92% 的网民拒绝。

表5 美国民众对社交机器人用途的接受情况

用途/接受情况	接受	拒绝	合计
政府机构发布紧急情况信息	78%	21%	100%
企业推广产品	55%	44%	100%
商业机构回应客户问题	53%	46%	100%
新闻机构发布头条新闻或新闻报道	50%	49%	100%
个人分享图片或网络语录	48%	50%	100%
基于问题的团体用于吸引民众对特定社会议题的注意力	42%	57%	100%
明星获得更多关注度	32%	67%	100%
政党分享利于或不利于政治人物的信息	24%	75%	100%
组织(机构)或个人分享虚构新闻或虚假信息	7%	92%	100%

通过对比发现,在对社交机器人应用接受度最高和最低的选项上,中美样本网民的看法一致,均是最接受使用机器人发布紧急消息,最反对使用机器人来分享虚假信息。

#### 八、结论与分析

总体而言,中美两国样本网民群体对社交机器人的接受有明显差异,中国网民更加乐观,而美国网民对社交机器人的接受相对谨慎。就使用目的的认知而言,中国网民倾向于认为社交机器人带有好的目的,而美国网民则倾向于认为带有坏的目的;两国样本网民对社交机器人参与社会热点事件讨论的影响认知也是如此:中国网民正面看法居多,美国网民负面看法居多;在辨别社交机器人方面,中国网民对自己的辨别能力更加自信,有近八成的中国网民对自己辨别能力具有信心,而对自己辨别社交机器人具有信心的美国网民比例则不到一半。

从技术接受模型来看,行为意向由使用态度(Attitude toward using)和感知的有用性共同决定,中国网民对在这两个维度上所调查的相关指标都有较积极看法,并明显高于美国网民。也就是说,中国网民对于社交机器人参与新闻传播活动的技术接受程度较高,较容易认可社交机器人参与新闻传播活动。

究其原因,中国网民对社交机器人的技术接受程度高,与最近二十多年中国互联网产业的整体发展态势密不可分,信息技术已深度融入千家万户的日常生活中。社交机器人的运用实际也是一次互联网技术的延续与更新,在此过程中,我国网民对于信息新技术接受的开放性与适应性也在相应发展。除此之外,中美两国网民对社交机器人接受程度的差异也与实际使用程度不同有关。

中国社交机器人的应用水平还处于较为初级的阶段,发布内容简单,行为模式单一,较容易辨别。更重要的是,目前中国网民更多见到的是机构媒体在新闻发布中的应用,这些应用多是正面的,而商业机构、社会团体和个人等使用的社交机器人呈现出来的较少,网民感知社交机器人的负面影响程度便会较低。而美国的社交机器人应用较多,尤其在政治领域的应用获得了大量利益相关团体的支持,政治机器人现在已经发展成为政治传播的一个重要参与变量。<sup>[25]</sup>个人、社会团体、商业机构等都有使用社交机器人的行为,各种社会和政治活动中均可见代表不同观点方的社交机器人。

换言之,虽然中美两国所考察网民群体感知社交机器人的程度是差不多的,但感知的对象是有差异的。中国网民感知的更多是单一机构媒体使用的社交机器人,而美国网民群体感知更多的是社会团体、商业机构或者个人所使用的社交机器人,这种感知差异导致了对社交机器人的影响、目的、辨别信心等技术接受指标认知的不同。

用户拥有高的技术接受度,对于新技术的创新扩散是好事,能够推动新技术的快速普及使用。但用户如果没有对新技术的谨慎态度或批判思维,新技术可能带来的负面效果也会影响到用户乃至社会的公共利益。有国外学者指出,部分政治团体、军队和政府机构已经开始采用这项新的数字技术,启用社交机器人模仿人类用户以混淆舆论视听,并通过对公民信息进行自动化抓取和分析,操纵公共舆论,扰乱正常的组织信息交流。<sup>[26]</sup>对于社交机器人这样的新传播技术,如何有效应对是我们面临的一个现实问题。

## 注释:

①数据来源:按“社交机器人”为主题,“新闻与传媒”为学科,检索查阅中国知网,得到符合条件的中文论文文献最早发表时间为2019年2月10日,网址:https://www.cnki.net,检索时间:2021年2月2日。

②本文中的中美两国样本网民均为成年网民。

③由皮尤研究中心创建的美国趋势小组(ATP)是美国全国范围内的样本代表,它们从座机和手机随机数字拨号(RDD)调查中随机抽取了美国成年人。小组成员通过每月自我报告的方式参与网络调查。

④皮尤报告中的数据排除掉“不了解社交机器人”的样本。4581名受访者的全样本抽样误差幅度为正负2.4个百分点。

## 参考文献:

- [1]张洪忠,段泽宁,韩秀.异类还是共生:社交媒体中的社交机器人研究路径探讨[J].新闻界,2019(2).
- [2]Salge CADL, Berente N. *Is That Social Bot Behaving Unethically?* [J]. Communications of the ACM, Vol. 60, No. 9, 2017.
- [3]Woolley S C. *Automating Power: Social Bot Interference in Global Politics* [J]. First Monday, Vol. 21, No. 4, 2016.
- [4]Bastos M T, Mercea D. *The Brexit Botnet and User-Generated Hyperpartisan News* [J]. Social Science Computer Review, Vol. 37, No. 1, 2019.
- [5]Bessi A, Ferrara E. *Social Bots Distort the 2016 U. S. Presidential Election Online Discussion* [J]. First Monday, Vol. 21, No. 11, 2016.
- [6]Ferrara E. *Disinformation and Social Bot Operations in the Run Up to the 2017 French Presidential Election* [J]. First Monday, Vol. 22, No. 8, 2017.
- [7]Luceri L, Deb A, Badawy A, et al. *Red Bots Do It Better: Comparative Analysis of Social Bot Partisan Behavior* [C]. Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference 2019.
- [8]Guglielmi Giorgia. *The Next-Generation Bots Interfering With the US Election* [J]. Nature, Vol. 587, 2020.
- [9]Oakley M. *Rise Of The Robot Writers?* [J]. Micro Mart, Iss. 1307, 2014.
- [10]喻国明,杨雅.5G时代:未来传播中“人-机”关系的模式重构[J].新闻与传播评论,2020(1).
- [11]Carlson, Matt. *The Robotic Reporter: Automated Journalism and the Redefinition of Labor, Compositional Forms and Journalistic Authority* [J]. Digital Journalism, Vol. 3, No. 3, 2015.
- [12]Alba, Davey. *Facebook Discovers Fakes That Show Evolution of Disinformation* [N]. The New York Times, 2019-12-20.
- [13]Ferrara E. *What Types of COVID-19 Conspiracies are Populated by Twitter Bots?* [J]. First Monday, Vol. 25, No. 6, 2020.

[14]Desirée Schmuck, Sikorski C V. *Perceived Threats From Social Bots: The Media's Role in Supporting Literacy* [J]. Computers in Human Behavior, Vol. 113, 2020.

[15]S C. Shao, G. L. Ciampaglia, O. Varol, K. C. Yang, A. Flammini, F. Menczer. *The Spread of Low Credibility Content by Social Bots* [J]. Nature Communications, Vol. 9, 2018.

[16]Ross, Björn, Pilz L, Cabrera B, et al. *Are Social Bots a Real Threat? an Agent-based Model of the Spiral of Silence to Analyse the Impact of Manipulative Actors in Social Networks* [J]. European Journal of Information Systems, Vol. 28, No. 4, 2019.

[17]Cheng C, Luo Y, Yu C. *Dynamic Mechanism of Social Bots Interfering with Public Opinion in Network* [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 551, 2020.

[18]Jacqueline M. Kory-Westlund, Cynthia Breazeal. *Exploring the Effects of a Social Robot's Speech Entrainment and Backstory on Young Children's Emotion, Rapport, Relationship, and Learning* [J]. Frontiers in Robotics and AI, Vol. 6, 2019.

[19]Efthimion, Phillip, George, et al. *Supervised Machine Learning Bot Detection Techniques to Identify Social Twitter Bots* [J]. SMU Data Science Review, Vol. 1, No. 2, 2018.

[20]Everett R M, Nurse JRC, Erola A. *The Anatomy of Online Deception: What Makes Automated Text Convincing?* [C]. the 31st Annual ACM Symposium, New York, 2016.

[21]Radford A, Wu J, Child R, Luan D, Amodei D, Sutskever I. *Language Models Are Unsupervised Multitask Learners* [J]. OpenAI Blog, Vol. 1, No. 9, 2019.

[22]Keller T R, Klinger U. *Social Bots in Election Campaigns: Theoretical, Empirical, and Methodological Implications* [J]. Political Communication, Vol. 36, No. 1, 2018.

[23]Hitlin, P., Olmstead, K., Toor, S. *Public Comments to the Federal Communications Commission About Net Neutrality Contain Many Inaccuracies and Duplicates* [EB/OL]. Pew Research Center, https://www.pewresearch.org/internet/2017/11/29/public-comments-to-the-federal-communications-commission-about-net-neutrality-contain-many-inaccuracies-and-duplicates/ 2017-11-29.

[24]Hwang T, Pearce I, Nanis M. *Socialbots: Voices from the Fronts* [J]. Interactions, Vol. 19, No. 2, 2012.

[25]张洪忠,段泽宁,杨慧芸.政治机器人在社交媒体空间的舆论干预分析[J].新闻界,2019(9).

[26]Woolley S C. *Automating Power: Social Bot Interference in Global Politics* [J]. First Monday, Vol. 21, No. 4, 2016.

收稿日期 2021-02-16 责任编辑 刘立策 王启涛