

启发-系统式认知模型视角下机器人新闻可信度研究

董哲恺

上海大学 上海 200072

摘要：本研究基于双路径加工模型，探讨机器启发式线索对中国健康短视频新闻可信度感知的影响。通过实验法检验发现：机器启发式认知路径本身能显著提升可信度感知（H2成立），但显性AI标识并未激活更多启发式加工（H1不成立），且启发式认知行为与线索提供与否无显著交互效应（H3A、H3B不成立），既有态度亦未发挥调节作用（H4不成立）。研究表明，短视频平台的AI治理话语将技术来源建构为风险信号，叠加健康议题的高卷入度，导致用户启动防御性系统式加工而非认知捷径。这一发现挑战了机器启发式理论的跨文化普适性，揭示了文化情境、媒介形态与议题特征对双路径选择的边界效应，为机器人新闻的本土化研究提供理论反思。

关键词：机器人新闻；启发-系统式认知模型；新闻可信度研究

引言

机器人新闻，又称自动化新闻或智能新闻，是指利用自然语言处理、大数据分析、算法模型等数字技术实现新闻采集、生产、分发全流程自动化的智能生产模式。该概念最早于2014年《洛杉矶时报》运用Quake-bot地震新闻生成系统完成报道后进入公众视野。国内发展相对滞后，2015年腾讯发布首篇由Dreamwriter撰写的财经新闻后，新华社“快笔小新”、今日头条“张小明”等相继问世，引发一时热潮。

尽管公众关注度有所回落，但相关研究持续深入。2022年成为关键转折点：一方面，俄乌冲突中AI造假滥用引发对国家安全与社会稳定的担忧，美国兰德公司发布报告警示AI深度伪造在新闻领域的风险；另一方面，ChatGPT等低门槛生成技术使AIGC从主流媒体技术转变为社交平台常见工具。路透社《2023数字新闻报告》显示，TikTok等社交平台已成为新闻获取的重要渠道，AIGC的泛滥对新闻真实性与公众信任构成显著影响。

当前学界对机器人新闻的研究多聚焦于公众难以区分生产主体，但对人机写作态度差异尚未形成共识，陈阳等将其归因于研究方法、文化环境及个体认知的差异。Sundar在此基础上提出“机器启发式”概念，本文从机器启发式出发，探讨该认知机制在中国健康传播领域的适用性，并检验健康信息取向与公众对机器信任在认知过程中的调节效应。

一、文献回顾

（一）启发-系统式认知模型与机器启发式

启发-系统式认知模型是认知心理学领域几种流行的双重信息处理模型之一，它与其他的双重信息处理模型一样，都把人类的认知过程区分为两种路径：一种快速而浅显，一种耗时而深入。启发-系统式认知模型将这两种路径命名为启发式与系统式，其中启发式的认知路径依赖于各种启发式线索来处理那些不需要耗费过多认知努力的信息，而系统式的认知路径则要求足够的信息处理动机与能力来进行诸如思考，评估，分析等更耗费认知努力的行为。

目前，许多针对网络信息传播的研究在考虑个体认知因素时都运用了启发-系统式认知模型作为理论基础。例如，Son等人则在社交媒体Twitter平台上验证了启发-系统式认知模型在危机传播中的有效性^[1]。

目前的研究不仅仅对启发-系统式认知模型的应用场景与前置变量进行验证，还细化了启发-系统式认知模型的认知路径，例如Sundar在启发-系统式认知模型的基础上进一步细化了启发式认知路径，提出了MAIN模型^[2]。机器启发式的概念最早源于Sundar和Nass的信息质量研究，该研究表明人们比起新闻编辑选择的新闻更倾向于认为机器选择的新闻质量更高^[3]，Sundar认为这是因为人们将机器人视作更客观，更不存在意识形态偏见的行动者。另一些研究人员认为，这种现象是自动化偏差的结果，即人们往往会忽视内容本身而盲目高估机器人的能力，因而往往会会对机器人的工作做出更高的评

价。因此，本次研究做出以下假设：

H1：在被提供机器启发线索时，研究参与者更可能采用启发式认知路径

H2：在采用机器启发式认知路径时，研究参与者对新闻可信度的感知会被提高

H3A：在被提供机器启发线索时，启发式认知行为能够提高对新闻可信度的感知

H3B：在没有被提供机器启发线索时，启发式认知行为能够提高对新闻可信度的感知

（二）机器人新闻与感知可信度研究

一般而言，学界将机器人新闻的概念定义大多遵从算法+新闻的基本形式，例如文远竹与沈颖仪就认为机器人新闻是指运用人工智能和大数据算法技术自动收集，甄选新闻素材或数据信息，并按新闻格式或用户需求加工生成新闻文本并自动分发或推送的一种新闻报道^[4]。

在过去的机器人新闻研究中，大量实验似乎都指向一个结论，即人类用户通常难以区分一片新闻的作者到底是机器人还是人类，但在将研究进一步深化，即提示用户新闻作者是机器人或人类对传播效果有何影响时，研究者通常无法得出一个确定的结论。过去的研究大多认为用户的态度能够对感知可信度产生影响，例如，Jung等人的研究指出记者与普通读者在对新闻的态度上存在差异，因而新闻作者是否是机器人的提示可能产生不同的影响^[5]。因此，本次研究做出以下假设：

H4：在接收到机器启发式线索时，对机器人生产新闻的既有态度能够调节启发式认知与感知可信度的关系

二、实验设计与测量

（一）实验设计

本次研究选取2023年下半年社交媒体抖音上的一则乙流病毒流行新闻作为研究素材。本次研究将采用对比实验的方法，通过社交媒体平台进行数据采样，首先将被试者分为两组，一组观看的视频具有非常明显的机器启发式线索，这包括在视频右上角的AI生成提示，视频具有的AI生成类别标签以及问卷中特别注明有关AI新闻的调查等，另一组观看的视频则不给予任何机器启发式线索，问卷设计部分也尽量诱导被试者参与的是一项关于健康类短视频新闻的可信度研究。在观看完视频后的问卷题目显示，所有被试者都明确接受到了机器启发式线索并在观看完视频的前提下进行回答。

（二）问卷设计

本研究的问卷设计涵盖三个核心变量。启发式认知

行为区别于Sundar对启发式信念的间接测量，采用自我报告法直接捕捉认知过程，通过4个题项评估被试对信息加工中时间、精力投入的主观感知^[6]。机器人新闻态度聚焦技术层面，将自动化偏见量表在机器人新闻领域精确化，沿用Sundar的机器启发式信任量表以匹配线索提示的实验目的。感知可信度则在Appelman与Sundar的三维标准（真实、准确、可信）基础上，结合对善意维度与界面因素考量，最终选取“准确、完整、客观、具有代表性”四个形容词构成测量量表^[7]。

三、数据分析与讨论

对H1的独立样本t检验显示，提供机器启发式线索组的启发式认知行为得分（M=2.0425）显著低于无线索组（M=2.3985）， $t=-3.018$ ， $p=0.003$ ，表明线索提示反而抑制了启发式加工，H1不成立。对H2的检验发现，线索组的可信度感知（M=3.6275）显著高于无线索组（M=2.3490）， $t=8.553$ ， $p<0.01$ ，H2成立。采用SPSSAU调节效应模型检验H3与H4，结果显示：无论是否提供线索，启发式认知行为与可信度感知均无显著关联（实验1： $p=0.299$ ；实验2： $p=0.829$ ），H3a、H3b不成立；机器启发式信任亦未显著调节上述关系，H4不成立。但探索性分析发现，机器启发式信任对可信度感知具有显著正向预测作用（ $p<0.05$ ）。

表1 研究结论一览

研究假设	是否成立
在被提供机器启发线索时，研究参与者更可能采用启发式认知路径	不成立
在采用机器启发式认知路径时，研究参与者对新闻可信度的感知会被提高	成立
在被提供机器启发线索时，启发式认知行为能够提高对新闻可信度的感知	不成立
在没有被提供机器启发线索时，启发式认知行为能够提高对新闻可信度的感知	不成立
在接收到机器启发式线索时，对机器人生产新闻的既有态度能够调节启发式认知与感知可信度的关系	不成立

四、研究结论和总结反思

双路径加工模型假设个体通过边缘-中心式认知模型或启发-系统式认知模型处理说服性信息。Sundar提出的“机器启发式”正是后者在机器人新闻领域的应用——用户基于“机器无偏见”的信念，将技术来源作为可信度判断的捷径。然而，本研究发现这一机制在中国健康短视频情境中呈现复杂性。H1不成立表明，显性

AI标识并未促进启发式加工。这与平台治理逻辑密切相关：抖音等将AI内容建构为风险信号而非能力线索，叠加健康议题的高个人相关性，反而激活了用户的防御性动机与系统式思考。议题涉入度成为调节双路径选择的关键边界条件。H2成立支持机器启发式的核心效应，但H3A、H3B不成立提示：短视频的媒介形态可能“预设”了边缘路径的主导地位，压缩了实验变量的差异化空间。此时，认知努力的中介作用被媒介逻辑遮蔽，用户可能同时进行“表面启发式、深层系统式”的混合加工。H4不成立表明，既有态度直接作用于可信度判断，绕过认知路径中介。这需引入信号理论补充解释：当AI标识成为负面信号时，用户启动风险规避式深度思考，先验态度作为图式直接过滤信息。

双路径模型在机器人新闻领域的应用需纳入三重边界条件——文化情境、媒介形态、以及情感-认知的交互作用。未来研究应同时测量双路径强度，检验其协同效应，并探索“情感-认知双路径”的扩展模型。

参考文献

- [1]Son J, Lee J, Oh O, et al. Using a Heuristic-Systematic Model to assess the Twitter user profile's impact on disaster tweet credibility[J]. *International Journal of Information Management*, 2020, 54: 102176.
- [2]Sundar S S. The MAIN model: A heuristic approach to understanding technology effects on credibility[M]. Cambridge, MA: MacArthur Foundation Digital Media and Learning Initiative, 2008.
- [3]Sundar S S, Nass C. Conceptualizing sources in online news[J]. *Journal of communication*, 2001, 51(1): 52-72.
- [4]文远竹, 沈颖仪. 人机共存的困惑: 机器人新闻的著作权归属与侵权危机探析[J]. *现代传播(中国传媒大学学报)*, 2023, 45(09): 28-35. DOI: 10.19997/j.cnki.xdcb.2023.09.016.
- [5]Jung J, Song H, Kim Y, et al. Intrusion of software robots into journalism: The public's and journalists' perceptions of news written by algorithms and human journalists[J]. *Computers in human behavior*, 2017, 71: 291-298.
- [6]Trumbo C W. Information processing and risk perception: An adaptation of the heuristic-systematic model[J]. *Journal of communication*, 2002, 52(2): 367-382.
- [7]Appelman A, Sundar S S. Measuring message credibility: Construction and validation of an exclusive scale[J]. *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 2016, 93(1): 59-79.