大语言模型在学术写作中的渗透程度及其结构特征
——基于群体文本词汇分布的测度框架

The Penetration of Large Language Models in Academic Writing and Its Structural Characteristics: A Measurement Framework Based on Population-Level Lexical Distribution

胡乐天 [1,2] 杨杰 [1,2] 王凡铭 [1,2] 邓三鸿 [1,2]
HU Letian YANG AlexJie WANG Fanming DENG Sanhong

（1. 南京大学信息管理学院，南京，210023；2. 江苏省数据工程与知识服务重点实验室，南京，210023 / 1.School of Information Management, Nanjing University, Nanjing, 210023; 2.Jiangsu Provincial Key Laboratory of Data Engineering and Knowledge Service, Nanjing, 210023）

摘要：[目的/意义] 旨在量化大语言模型在科学知识生产中的渗透程度及结构特征，为理解科研范式演变和学术规范重构提供参考。**[研究设计/方法]** 基于2020—2025年图书情报领域 SSCI 论文摘要数据，构建了一种基于最大似然估计的群体统计框架，在验证了框架的稳定性与可解释性后，对学术文本中的大语言模型生成比例进行了时间趋势与多维度异质性分析。**[结论/发现]** 图书情报领域学术文本中的大语言模型生成比例在2023年出现了结构断点，2024年呈现指数级爆发，2025年下半年已经达到15.4%；高学术影响力、高跨学科性论文的大语言模型生成比例显著更高，而高创新性论文的比例显著偏低；同时，大语言模型的使用也为科学研究带来了语言和资源的平权效应。**[创新/价值]** 提供了一种可解释的大语言模型使用测度新视角，为改革学术规范与评价制度、明确人工智能使用边界及防范学术内容同质化提供了理论价值与实践指导。

关键词： 大语言模型；学术写作；图书情报领域；最大似然估计；文本生成检测

中图分类号：G252.8 **DOI：**10.13366/j.dik.2026.04.028

引用本文： 胡乐天，杨杰，王凡铭，等．大语言模型在学术写作中的渗透程度及其结构特征——基于群体文本词汇分布的测度框架[J]. 图书情报知识，2026, 43(4): 28-42.(Hu Letian ,Yang AlexJie, Wang Fanming, et al. The Penetration of Large Language Models in Academic Writing and Its Structural Characteristics: A Measurement Framework Based on Population-Level Lexical Distribution[J]. Documentation, Information & Knowledge, 2026, 43(4): 28-42.)

Abstract: [Purpose/Significance] This study aims to quantify the extent to which large language models have penetrated scientific knowledge production and to identify their structural characteristics, thereby providing insights for understanding the evolution of scientific research paradigms and the restructuring of academic norms. **[Design/Methodology]** Based on the abstract data from SSCI-indexed papers in the field of Information Science & Library Science from 2020 to 2025, we constructed a population-level statistical framework based on maximum likelihood estimation. After verifying the framework's stability and interpretability, we conducted a time-series trend analysis and multidimensional heterogeneity analysis of the proportion of large language model-generated content in academic texts. **[Findings/Conclusion]** The proportion of text generated by large language models in academic texts within the Information Science & Library Science field experienced a structural breakpoint in 2023, followed by an exponential surge in 2024, reaching 15.4% by the second half of 2025. The proportion of large language model-generated papers is significantly higher among papers with high academic impact and high interdisciplinarity diversity, while it is significantly lower among highly innovative papers. At the same time, large language model adoption has fostered linguistic and resource equity in scientific research. **[Originality/Value]** This study offers an interpretable perspective on measuring the use of large language models, providing theoretical value and practical guidance for reforming academic norms and evaluation systems, clarifying the boundaries of AI use, and preventing the homogenization of academic content.

Keywords: Large Language Models; Academic writing; Information Science & Library Science; Maximum likelihood estimation; Text generation detection

1 引言

大语言模型（Large Language Models，以下简称大模型）自诞生以来，迅速渗透至各个领域，其应用规模呈现出爆发性增长的态势。作为生成式人工智能（Generative Artificial Intelligence, GenAI）技术的典型应用，大模型具备强大的自然语言处理与生成能力，能够有效协助科研人员完成资料收集、编写数据分析代码、论文撰写与润色等工作[1]，这使得由人类主导的人机协作也逐渐成了科学研究的主流方法[2]。在这一

[基金项目] 本文系国家社会科学基金重点项目“基于领域集体智慧挖掘的颠覆性范式变革预测研究”（25ATQ008）的研究成果之一。（This is an outcome of the Key Project “Predictive Research on Disruptive Paradigm Shifts Based on Domain Collective Intelligence Mining”(25ATQ008) supported by National Social Science Foundation of China.）

[通讯作者] 邓三鸿（ORCID: 0000-0002-6910-3935），博士，教授，研究方向：信息分析、科学计量等，Email: sanhong@nju.edu.cn。（Correspondence should be addressed to DENG Sanhong, Email: sanhong@nju.edu.cn, ORCID: 0000-0002-6910-3935）

[作者简介] 胡乐天（ORCID: 0000-0001-6231-9912），硕士研究生，研究方向：生成式人工智能，Email: letianhu@smail.nju.edu.cn；杨杰（ORCID:0000-0002-1276-0483），博士后，研究方向：科学计量、创新评价，Email: alexjieyang@outlook.com；王凡铭（ORCID: 0009-0007-4487-7532），博士研究生，研究方向：人机交互，Email: 527288991@qq.com。

技术浪潮下， AI for Science（以下简称AI4S）的概念也随之被提出。AI4S本质上是将AI深度融合到科学研究之中，驱动科学发现、技术创新、成果转化与知识服务等多个场景，使科学研究逐步迈向继实验范式、理论范式、计算范式与数据密集型范式之后的第五范式[3]。

然而，科学研究并不止步于发现层面，知识如何被表述、传播并最终被理解与认可，同样是科学知识生产不可或缺的组成部分。作为链接科学发现、学术交流与成果评价的关键环节，学术写作在知识生产过程中发挥着枢纽作用。伴随着大模型等AI工具的广泛使用，学术写作过程也在悄然发生变化。凭借其强大的语言生成能力，大模型能够直接介入写作的内容。一方面，研究人员使用大模型拓展研究思路，提高论文写作效率，降低跨语言写作的门槛，可以为写作过程提供不少便利[4]；而另一方面，由于相关监管政策与措施并未完善，大模型的盲目使用也带来一些直接或潜在的负面影响。其直接影响集中表现为论文内容由大模型代替写作、生成虚假研究数据等学术不端行为[5]，潜在影响则表现为使用者写作表达能力退化[6]、写作内容风格逐渐趋同[7]、学术评价体系受到滋扰等[8-9]。

这些影响也引发了一系列亟待回答的问题：在真实的大规模学术语料中，大模型生成内容究竟渗透到了何种程度？大模型的使用在不同质量、不同作者特征的论文中呈现出怎样的差异？在现有的规范化学术框架下，大模型的不断渗透带来了怎样的影响？

尽管关于“大模型是否在学术写作中使用”的讨论在学界广泛存在，但现有研究多依赖于个体级别的文本分类或者作者自我披露[10]。此类研究无法完全适应当下快速迭代的大模型技术，也同时涉及较高的误判率和学术伦理问题[11]，进而难以精准发现学术写作实践在整体层面发生的结构性变化。因此，本文引入一种基于词汇分布的群体层面统计测度框架[12]，通过混合分布建模与最大似然估计方法，估算一篇论文语料集中由大模型生成内容的比例（记为α），从而推断大模型在写作中的使用程度。

具体而言，本文以图书情报学科（Information Science & Library Science）为例，选择论文中的摘要部分作为语料计算α。与正文内容相比，摘要作为信息密度最高、内容最稳定且规范化的论文单元，也最容易被大模型进行改写处理，适合作为优先测度大模型介入学术写作程度的代理表征。本文在刻画出α的时间变化趋势之后，再结合其他特征指标分析大模型使用与它们之间的相关关系，以期为理解大模型如何重塑学术写作提供经验证据，并为相关学术治理与政策讨论提供参考。

2 相关研究

2.1 人工智能赋能科学研究的演进

随着人工智能技术的不断发展，其在科学研究中扮演的角色也持续演进。如图1所示，大模型作为承载这一技术的核心形态，自其诞生之后也逐步深度嵌入科研流程之中。2017年，Transformer架构的发布解决了长文本与复杂语义结构建模的困境[13]，奠定了大模型的理论与技术基础。随后的2018—2019年，BERT模型和GPT-2模型相继推出，在信息检索[14]、主题识别[15]、知识抽取[16]等领域表现出了强大的性能跃升，进而使大规模信息的结构化提取成为可能。但此时这些模型的功能定位仍然是分析型工具，主要服务于研究人员对既有知识的理解与整合。

2020—2021年，随着LaMDA和GPT-3等超大参数量模型的发布，研究人员的关注点逐渐从模型对语言的理解与表述转向模型的复杂问题推理、归纳与模式泛化能力[17]。这一现象也直接推动了大模型从分析型工具到认知辅助工具的转变。AlphaFold 2在未发现蛋白质结构预测领域取得的突破性成果[18]，进一步证明了大模型在研究问题的初步构思、假设生成以及实验设计等科学研究前置性环节的潜力。

2022—2023年，自ChatGPT、LLaMA、Qwen等对话式大模型问世以来，大模型的使用门槛进一步降低，也使得其与科学研究的结合进一步加深。研究人员能够通过提示词将大模型与编程语言、数据分析框架结合，从而实现模型在科学计算、数据处理与仿真建模中的应用，并能够取得不错的成果[19]。这一时期，大模型开始融入科学研究的中段环节，与实验设计、数据分析和因果推断等过程紧密相连。

2024年起，GPT-4、Gemini、DeepSeek等多模态大语言模型成为主流。此时模型不仅能处理简单的文本信息，还能对图像、数据表格等结构化信息进行直接联合分析[20]。这些能力使得大模型在科学研究中能够承担更综合性的角色，既能支持科学知识发现，也

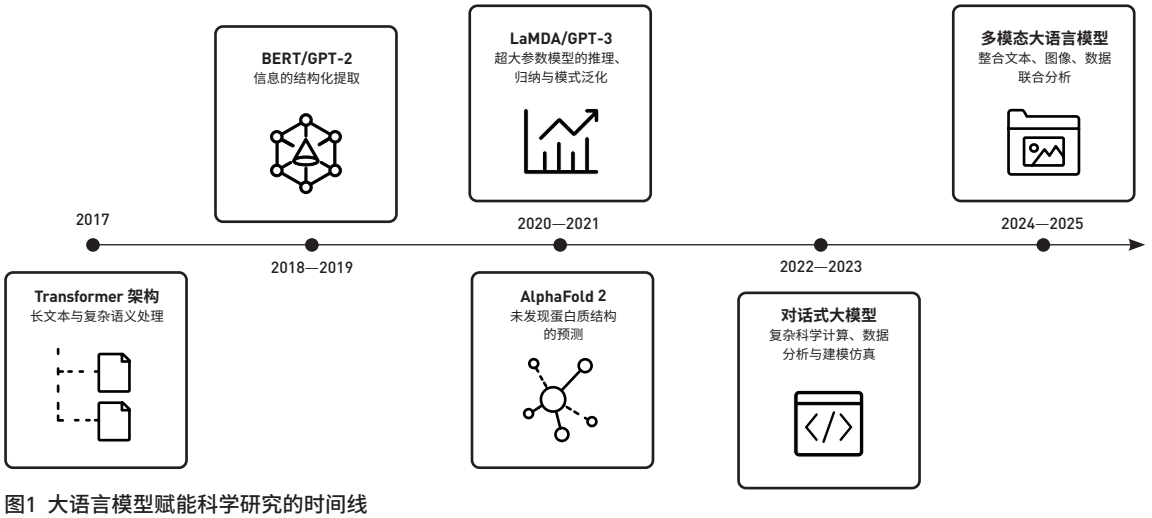


图1 大语言模型赋能科学研究的时间线

Fig.1 Timeline of Large Language Models Empowering Scientific Research

能参与结果分析与表达。自此，大模型已经深度嵌入了“假设—实验—分析—表达”这一完整的科研流程之中，AI4S的理念也应运而生。

不难发现，在上述的演进过程中，大模型并非以单一工具的形式被动融入科研实践中去，而是在多层次、多环节的流程中，对科学研究产生了系统性的赋能效应。值得注意的是，现有关于人工智能赋能科学研究的讨论，主要集中于科学发现与研究过程本身，而较少关注其对知识表示、组织等其他环节所产生的系统性影响。而学术论文作为科研成果的载体，恰恰是大模型使用最直接、广泛的场景。因此，关注大模型在学术写作过程中的渗透，进行量化和实证分析，对AI4S的发展具有重要意义。

2.2 大模型生成文本的检测

大模型生成文本的核心逻辑为，当用户为大模型输入提示词（Prompt）后，模型首先会将提示词进行拆分，分解为更小的单元——词元（Token），随后基于以往的海量文本学习数据和提示词上下文，计算所有可能词元的概率分布，选择出概率最大的词元输出到生成序列中，重复此过程直至生成一个完整的文本。由于大模型技术的迅速发展，生成的内容越来越倾向于模仿人类写作风格，区分大模型生成文本和人类文本也变得尤为困难[21]。

现有相关研究主要分为两个方向：基于文本统计特征的检测方法和基于深度学习模型的检测方法。在使用统计特征识别上，Mitchell等从生成的文本倾向于聚集在大模型输出函数的负曲率区域这一点入手，计算待检测的文本和重新生成的扰动样本之间对数概率的平均值差异，进而实现零样本检测[22]。Venkatraman等认为大模型生成文本时无法遵循信息密度原则，即无法在文本中均匀地分布信息，并通过这一点对生成文本和人类文本进行区分[23]。Yang等则是基于传统的语法分析策略，从生成文本连续出现的n个词或字符序列（n-gram）与人类文本的不同切入，将待检测文本切分成黑盒和白盒部分，通过概率散度分析挖掘生成文本和人类文本之间的显著差异[24]。在使用深度学习模型识别上，Hu等开发了一个对抗学习联合训练框架，通过改写器不断生成文本交付给检测器学习并反馈效果，在此基础上反复双向迭代循环优化，以达到较好的检测效果[25]。Tan等使用微调大模型对生成文本进行重写，借助混合神经网络对生成文本及其重写版本进行融合和分类[26]。Wu等从跨语言风格的角度入手检测大模型生成文本，开发了MoSEs框架，包含文体风格参考库、文体风格感知路由器与条件阈值估计器三个组件，实现了跨风格感知文本来源与动态阈值决策[27]。Park等人则提出了DGRM模块，实现了对文本嵌入的句法特征分解与正则化，提升了大模型生成文本检测器的领域泛化能力，使检测器对不同文本句法的扰动保持稳健性[28]。

然而，现有方法也存在诸多不足之处。例如，对于阿拉伯语等低资源语言来说，现有检测方法的效果较差[29]；大部分方法也难以将检测能力有效迁移到日益迭代的新大模型和新领域中去[30]；而对于非英语母语

写作的作者来说，他们写出来的文本也容易被检测器误判为大模型生成[31]。这些不足实质上都源于同一个问题，即个体文本层面的判别任务本身建立在脆弱的统计基础之上。个体文本所能提供的语言特征有限，难以稳健地剥离语言差异、模型迭代和写作习惯等噪声的干扰。鉴于此，本文使用宏观统计测度方法，其测度结果依赖的是群体层面词汇分布的系统性偏移，而非对个体文本的精确归类，因此能够在很大程度上规避个体文本的统计缺陷，增强测度结果的稳健性。

3 研究设计与方法

3.1 研究思路与数据来源

本文旨在从群体层面测度大模型在学术写作中的使用情况和潜在影响，研究框架如图2所示。

与侧重于判别个体文本的研究不同，本文着重关注在一定的时间范围内，学术论文语料整体语言结构是否出现因大模型使用而产生系统性变化。综合考虑样本数据量、研究结果的有效性等因素，本文选择图书情报领域的SSCI（Social Sciences Citation Index）期刊论文作为研究对象。一方面，相较于其他领域，图书情报领域长期对信息技术的前沿变化有着敏感的认知，是观察大模型渗透学术写作的理想领域；另一方面，SSCI期刊论文具有较高的学术权威性和国际影响力，也有利于从其他维度对研究结果进行异质性分析。

在论文文本的选取上，本研究选取摘要作为主要分析语料。摘要通常作为研究人员进行文献检索、引证的首要依据，也是传播范围最广、最容易获取到的论文文本单元。除此之外，摘要集中呈现了论文的研究背景、研究方法和结论，篇幅内容相对稳定，结构化程度高。与全文相比，摘要中含有最少的语义噪声，能够反映论文的核心语义特征[32]，同时也是最常被大模型生成或改写的论文片段。对摘要进行大模型使用情况测度，也能降低不同论文之间由于篇幅长度与行文结构差异带来的影响。

进一步地，本研究将大模型的使用程度与论文自身的被引次数、创新性等评价指标和团队规模、语言环境、学术年龄、性别差异等作者信息指标联合分析，探讨其在科学创新与作者背景方面的潜在关联。最后，对数据分析的结果进行讨论和深化，解读大模型的使用对科学研究带来了怎样的影响，未来的学术图景与科研实践将如何被重构。

本文所使用的数据来源于Web of Science和OpenAlex数据库。考虑到样本数据需要完整覆盖大模型爆发前的基准期（2020—2022年）以及主流大模型发布后的爆发期（2023年之后）[12]，因此选取了2020至2025年发表的SSCI收录论文，并将期刊的所属学科领域字段控制为图书情报学科“Information Science & Library Science”，共涵盖77本期刊。为了保证每个时间段内的数据量充足且平均，本文以半年为单位进行时间划分，同时排除了“Book Review”“Editorial”“Letter”等非研究型文献。由于被引次数等文献计量指标的积累与更新具有一定的滞后性，本文将研究样本与OpenAlex数据库中2020—2024年的文献计量数据进行匹配，并在此基础上计算了创新性、团队规模、性别结构、跨学科性等指标以供后续分析，最终构建了共包含18,036篇论文的数据集。

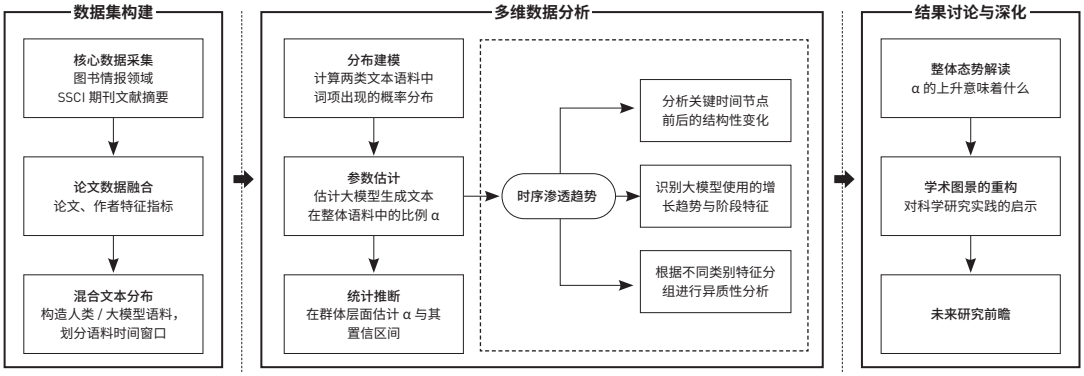


图2 研究框架

Fig.2 Research Framework

3.2 研究方法

尽管大模型能够生成语义通顺的文本，但其底层机制依然是基于概率最大化的生成词预测，所以在句法结构、词性的使用频率上与人类写作仍存在系统的、可统计的偏差。根据Liang等提出的方法[12]，当文本分析的对象扩展至大规模语料集合时，大模型与人类写作模式的系统性偏差能够表现为稳定且可量化的分布差异。因此，本研究采用这种基于分布统计的群体层面推断方法，用于量化图书情报领域大模型参与学术写作的程度。

首先，为了量化人类写作与大模型生成的差异，需要构建两类基准语料分布作为参照系。对于人类写作分布来说，本文选取2020—2022年的摘要文本作为训练语料，考虑到作者从投稿、修回到接受的时间滞后性，假定该时期的文本写作不受当前主流大模型的影响。在研究中将句子作为基本分析单元，判断某个词在句中是否出现，从而估计其在“由人类写作的句子”中出现的二元概率。而在大模型写作分布的构建上，为了确保大模型生成的摘要文本能够还原真实摘要文本所表达的含义，同时模拟真实情况下的大模型使用场景，本文使用两个阶段的提示设计。先提示大模型根据真实的摘要进行总结，提取其中的关键内容以形成一个提纲；再提示大模型根据提纲完成新摘要文本的生成。同样对大模型生成语料进行测算，估计词汇在“大模型生成句子”中出现的概率。

因此可以表示出这样的过程：对于任一词项w，其在人类写作分布P与大模型生成分布Q中的句子s出现的概率计算方式如下所示。

$$P_w = P(w \in s | s \sim P) \quad (1)$$

$$q_w = P(w \in s | s \sim Q) \quad (2)$$

在此基础上，假设任何发表于大模型爆发期（即2023年以后）的目标文献，其中的任一句子都可以看作是人类写作分布和大模型生成分布的线性混合，见公式（3）。

$$S \sim (1-\alpha) \cdot P + \alpha \cdot Q \quad (3)$$

其中$\alpha \in [0,1]$为待估计参数，表示目标语料中在统计意义上更接近于大模型生成或经过显著修改文本的比例。进一步计算混合模型下的似然函数，将每一个独立句子表示为由词项是否出现所构成的二元向量。假设在给定的概率分布下，不同词项在句子中的出现是相互独立的，那么句子在人类写作分布P下的概率计算方式如公式（4）所示。

$$P(s) = \prod_w p_w^{x_{s,w}} (1-p_w)^{1-x_{s,w}} \quad (4)$$

$x_{s,w}$表示词项w是否在句子s中出现。相似地，句子s在大模型生成分布Q下的概率可以由公式（5）计算得出。

$$Q(s) = \prod_w q_w^{x_{s,w}} (1-q_w)^{1-x_{s,w}} \quad (5)$$

由此得到混合分布假设下句子s的边际概率，以及目标语料集合S上关于α的平均对数似然函数，如公式（6）、（7）所示。

$$P_\alpha(s) = (1-\alpha) \cdot P(s) + \alpha \cdot Q(s) \quad (6)$$

$$L(\alpha) = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} \log \left[(1-\alpha) + \alpha \frac{Q(s)}{P(s)} \right] \quad (7)$$

最后，通过极大化对数似然函数进行求解，寻找到最佳估计值$\hat{\alpha}$，见公式（8）。

$$\hat{\alpha} = \underset{0 \le \alpha \le 1}{\operatorname{argmax}} L(\alpha) \quad (8)$$

4 数据分析与结果

本文实验中使用的大模型为本地部署的gpt-oss:20b[33]，由OpenAI在2025年8月开源发布，其理论性能与闭源模型gpt-o3-mini相当，能很好地模拟科研人员在实际情况中使用大模型的场景。实验在GPU为NVIDIA RTX 5080 16G，Python 3.10的环境下完成。

4.1 大模型渗透的时间演化轨迹

如图3所示，自2020年以来，大模型生成内容所占比例α总体呈现明显的上升趋势。总的来看，变化趋势能够分为三个演化阶段：基准静默期（2020—2022年）、拐点期（2023年）以及加速增长期（2024—2025年）。

在基准静默期内，大模型技术尚未成熟，大部分研究人员并没有将其用于学术写作中。此时估计值始终维持在极低且稳定的区间内，数值波动范围仅为0.1%—0.3%。这些α值非零的结果也可以视作本文检测框架的系统底噪，代表着研究人员在学术写作中偶然出现的类似大模型的行文特征，并非实际的大模型使用。与此同时，这一阶段的平稳结果也为后续的增

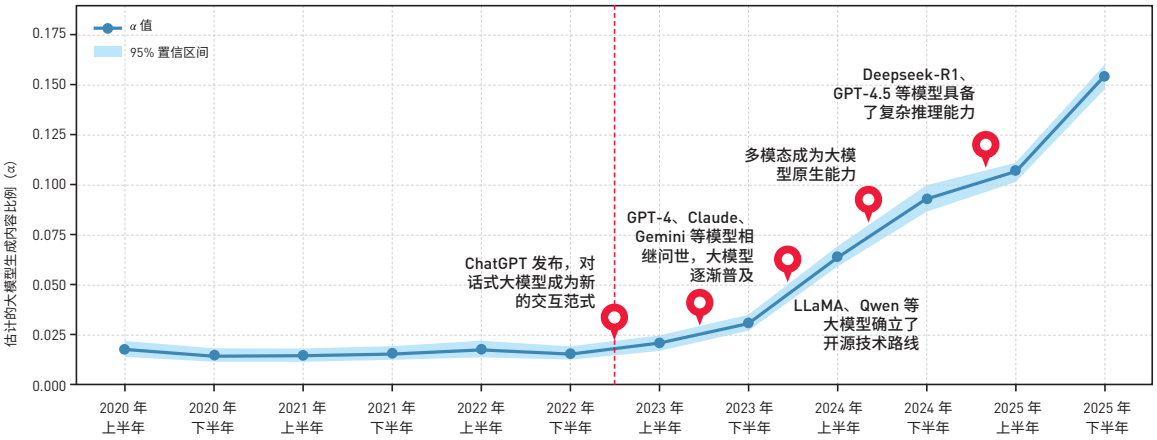


图3 2020—2025 年大模型生成内容比例（α）的变化趋势

Fig.3 The Changing Trend in the Proportion (α) of Content Generated by Large Language Models from 2020 to 2025

长趋势提供了可靠的零点基准参考。

在拐点期内，2023年上半年的α值是一个清晰的结构性断点。这一时间段内α值的变化与ChatGPT于2022年11月的公开发布节点较为吻合，也能够反映图书情报领域内的学者们对大模型这一颠覆性技术的反应极其迅速。也是从2023年上半年起，α值开始逐渐地脱离此前的基准底噪区间，并呈现出持续而温和的上升趋势。特别是2023年下半年（3.1%）相比2022年下半年（1.6%），快速增长了约一倍。从该阶段的变化不难看出，对新技术的早期采纳者已开始将大模型引入到学术写作实践中，尽管其使用程度尚未达到广泛扩散的水平，但足以在群体统计意义上形成可观测到的偏移。

在加速增长期内，α值呈现出明显的爆发上升态势。在2024年下半年，样本中的大模型生成内容比例已飙升至9.3%，与2022年的基准水平相比增幅约为6倍。而2025年下半年的最新比例15.4%较之上半年的10.6%更是一个巨大的跃升，呈现出指数级增长趋势。这些强有力的时间序列证据表明，大模型已经不再是简单的辅助工具，而是融入了学术写作的环节中。需要注意的是，这种增长态势并没有放缓的迹象，也暗示借助大模型进行学术写作逐渐成为一种新的常态。横向对比来看，现有的研究测算出2024年同一时期计算机科学学科的大模型生成内容比例约为23%，电气工程与系统科学约为20%，统计学科约为13%[12]。本文推测，图书情报学科较低的大模型生成内容比例与学科自身特点有关。一方面，图书情报学科处于人文社会学科队列之中，论文的写作过程更强调使用解释性与概念性语言，而大模型生成内容主要强调内容通顺，不考虑论证逻辑是否恰当；另一方面，研究范式和学术规范本身也是图书情报学科的研究内容之一，研究人员对大模型的使用也更为慎重，这也抑制了大模型在写作过程中的深度介入。

4.2 模型稳健性分析

为了确保检测框架在面对真实学术文本时的可靠性与算法透明度，本文对所使用的最大似然估计模型进行了稳健性验证，并进一步通过词频漂移分析输出哪些词是大模型生成时偏好使用的，以此增强整个框架的可解释性。

现有研究发现，大模型生成的文本中的词性并非均匀分布，而是显著集中于形容词、副词等承担修饰与上下文衔接功能的“风格词”（Style Words）[34]。这也意味着，若模型在不同词性子集上的估计结果与全部词汇层面的估计保持一致或相近，那么就可以认为该估计结果具有跨词性维度的稳健性，并非由某一特定词性的信号主导。因此，本研究首先构建了包含真实情况$\alpha \in \{0\%, 5\%, 10\%, 15\%, 20\%, 25\%\}$的6个合成验证数据集，然后对验证集分词性（全部词汇、形容词、副词和动词）进行大模型生成内容比例α估计，图4展示了不同词性子集的α估计值及其置信区间。

如图4所示，不同词性估计值的整体变化趋势一致，均能够随着真实α的增加线性增长，但在估计值的误差上区别较大。具体来说，形容词与副词子集的估计值整体高于动词子集，而这三个子集中估计值最接近真实值的是副词。该现象与大模型在学术写作中更倾向于强化修饰性、连贯性表达的行文特征一致，而

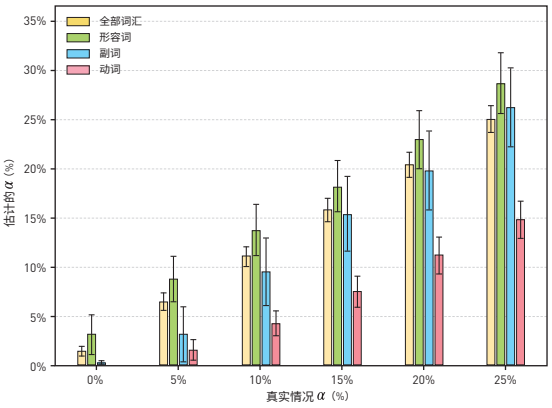


图4 不同词性的数据子集上的模型稳健性验证
Fig.4 Model Robustness Validation on Sub-Sets of Different Grammatical Categories

动词由于具有更强的语义约束性和领域依赖性，导致其在检测中的敏感程度最低。这也从另一个角度佐证了本文的α估计并非由某一类词汇主导驱动，而是能真实捕捉到大模型生成文本和人类文本中的结构性差异。稳健性表现最佳的是全部词汇，也是本文所采用的估计方法，6次验证误差的均值仅为0.1%。

在验证模型稳健性之后，本文进一步探究在具体语言层面上大模型生成所留下的“证据”。已有的实证研究表明，在大模型出现之后，一部分英文词汇在大模型生成的内容中出现的频率异常升高，例如“Delve”“Realm”“Underscore”等，这种现象不仅在学术论文中经常出现，并且还有扩展到口语场景的趋势[35]。本文在分析中所采用的算法流程如下：①首先对原始语料进行清洗，剔除了通用停用词以及一部分特定学术通用词（如Study, Research, Paper等），并进行词形还原处理，将动名词、过去式和复数等不同词形统一归并到其原型；②使用偏差值作为筛选依据，通过计算词汇在目标分布Q与参考分布P之间的对数几率差，量化每个词的相对重要性。设定好最小频率阈值，依据偏差值对词汇进行降序排列，选取排名前100位的词汇构成候选词集合；③为排除学科本身的高频词干扰，本文计算了候选词在基准期（2020—2022年）中的频率，并剔除超过设定阈值的高频词。随后，遍历各时间切片内的所有文本，统计候选词集中每个词的原始频次，并采用“每百万词频”作为标准度量单位进行归一化处理；④在此基础上，对比基准期和观测期（2023—2025年）两个时间窗口，计算每个候选词在两个窗口之间的相对增长率，并结合偏差值进行综合排序，最终筛选出增长趋势最为显著的10个词汇，如图5所示。

在图5中，Underscore、Prompt、Yield、Action-able、Underexplored等词汇在2020—2022年的图书情报论文摘要中整体处于低频且平稳状态，而在2023年之后呈现出明显上升趋势。这些词汇的频率变化趋势与大模型在学术写作中的快速普及过程具有较高的时间一致性，也能从侧面反映出部分由大模型生成的表达模式正在逐渐进入学术写作语境中。

综上所述，无论是在不同词性子集下的参数估计验证，还是在高频词汇时间演化分析中，均能够观察到一致的趋势特征。因此，本研究所采用的检测框架在模型设定与语言特征层面均具有良好的稳健性，研究结论也具有较强的可信度。

4.3 异质性分析

本文讨论了大模型生成内容在学术写作中的爆发性增长趋势。但在现实情况中，由于地区差异、信息差异和技术差异的存在，对大模型这种新技术的采纳并不是在所有学术群体中均匀分布。为进一步揭示大模型使用在不同类型学术群体中的扩散模式，本文基于一系列特征指标对原始论文样本进行重新归类，开展异质性分析。具体而言，这些特征指标可归纳为三类：第一类为论文质量特征，包括论文的被引次数以及创新性水平，其中创新性采用Uzzi等提出的非典型组合Z值作为代理指标进行度量[36]，非典型组合Z值通过衡量论文所引用知识之间的组合是否偏离历史常规模式，从而刻画其知识组合的新颖程度。相较于被引次数等事后影响力指标，该指标能够更直接地反映论文在知识结构层面的创新特征；第二类为作者团队特征，涵盖团队规模以及性别结构特征，后者以团队中女性作者所占比例进行度量；第三类为第一作者个体特征，主要包括其语言环境是否为英语以及学术年龄。

如图6所示，每一种特征指标所对应的论文都被二分为高值组与低值组。由于不同指标在数据分布和时间特性上存在区别，本文采用了差异化的分组策略。针对引用次数的偏态分布，采用四分位数切分法，将前25%定义为高值组，后25%定义为低值组，并且考虑到引用滞后效应的影响，对2024年的数据调整为有引用和无引用的二值切分；针对语言环境变量，本文基于第一作者机构所在地进行二值划分，英语母语国

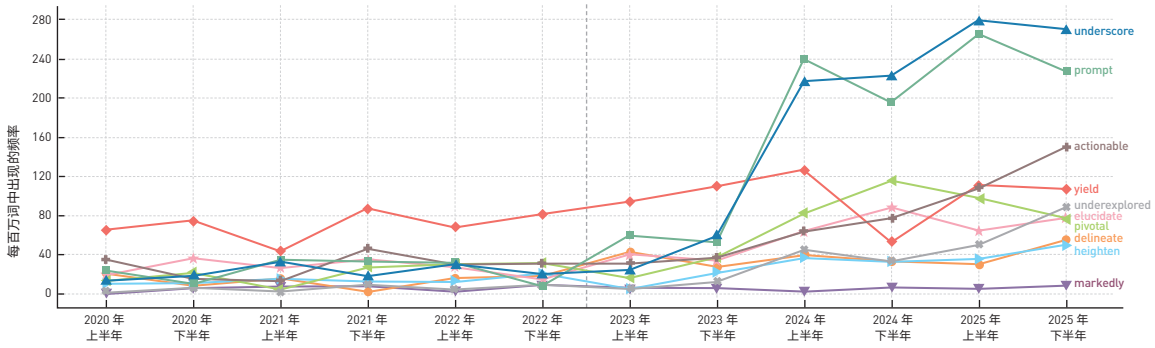


图5 大模型在学术写作中最偏好使用的前十名词汇

Fig.5 The Top 10 Most Frequently Used Vocabulary Items by Large Models in Academic Writing

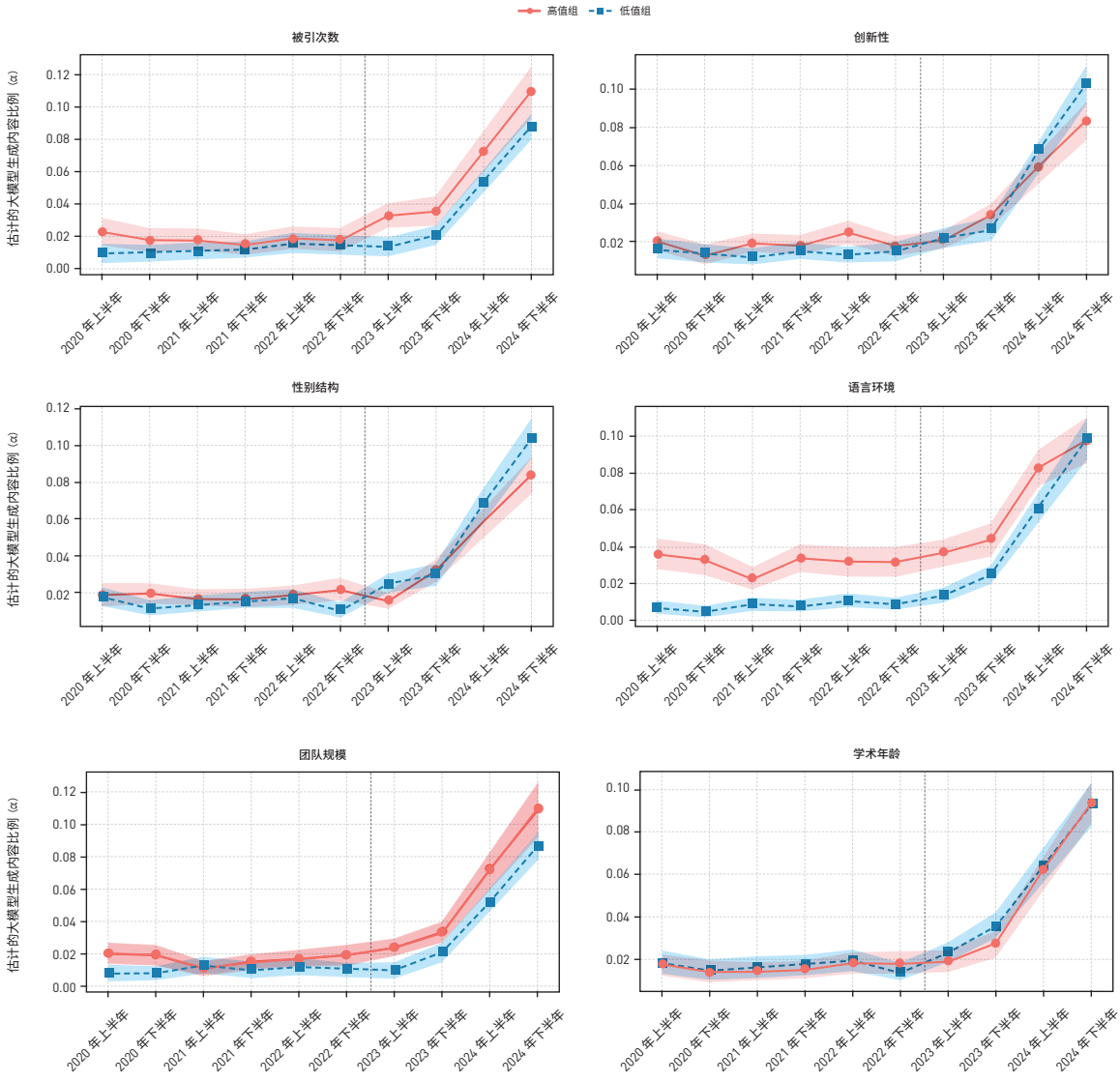


图6 基于特征指标划分的大模型生成内容比例 (α)的变化趋势

Fig.6 The Changing Trend in the Proportion (α) of Generated Content by Large Language Models Based on Feature Indicators

表1 2024年上半年 Z 检验结果

Table 1 Z-Test Results for the First Half of 2024

特征指标	高值组均值	低值组均值	差值	Z 值	P 值
被引次数	7.3%	5.4%	+1.9%	2.74	0.006 **
创新性	5.9%	6.9%	-1.0%	-1.54	0.124
团队规模	7.4%	5.4%	+2.0%	3.44	< 0.001 ***
性别结构	5.9%	6.9%	-1.0%	-1.73	0.083
语言环境	8.3%	6.0%	+2.3%	3.69	< 0.001 ***
学术年龄	6.3%	6.4%	-0.1%	-0.17	0.862

注：* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001。

表2 2024年下半年 Z 检验结果

Table 2 Z-Test Results for the Second Half of 2024

特征指标	高值组均值	低值组均值	差值	Z 值	P 值
被引次数	11.0%	8.8%	+2.2%	2.41	0.016 *
创新性	8.4%	10.3%	-1.9%	-2.63	0.008 **
团队规模	11.0%	8.8%	+2.2%	2.41	0.016 *
性别结构	8.4%	10.4%	-2.0%	-2.64	0.008 **
语言环境	9.8%	9.9%	-0.1%	-0.12	0.904
学术年龄	9.4%	9.3%	+0.1%	0.15	0.884

注：* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001。

家（如美国、英国、澳大利亚等）为高值组，其余非英语母语国家为低值组。对于其他数据分布连续的指标，就根据其每一期的中位数进行动态切分，将高于当期中位数的样本定义为高值组，其余则为低值组，以适应数据随时间的动态变化。进一步地，针对大模型使用显著爆发的2024年，本研究对两组论文的α估计值进行Z检验，以此量化不同学术群体之间大模型使用程度的统计显著性差异。

结合表1、表2以及图6来看，被引次数首先是区分使用大模型生成内容与否的最佳指标。Z检验的显著结果也进一步证明，高被引论文的大模型生成比例高于低被引论文。这个现象可能由两部分原因构成。一方面，研究人员使用大模型对写作内容进行润色，能够提高语言流畅度和可读性，从而增加了被引用的概率。另一方面，追求高影响力的作者一般注重高效率创作，也更具备对新技术的敏感性，因此更倾向于使用大模型来优化学术产出。而对于创新性指标来说，本研究也观察到高创新性论文的大模型生成内容比例小于低创新性论文，并且在2024年下半年以95%的置信水平表现显著。这一差异也揭示了使用大模型进行学术写作带来的潜在影响：大模型会同质化不同作者的学术表达，从而稀释了论文的非典型性及其独特观点与写作风格。

其次，团队规模也在Z检验中表现显著。相较于小规模的团队，较大规模的研究团队使用大模型的比例约高出2个百分点。这也反映了在跨机构与多人协作的研究场景中，大模型能够协助研究人员快速完成内容整理与统稿工作，提高协作研究的效率。性别结构指标下，由男性主导的研究团队表现出更高的大模型使用率。2024年下半年的数据进一步表明，男性主导团队的大模型生成比例达到10.4%，显著高于女性主导团队的8.4%。从技术采纳理论的视角来看，男性往往受感知有用性驱动，会率先将新技术应用到实际问题解决中，而女性更多受感知易用性和社会规范两种因素影响，并不会快速采纳新技术[37]，这与本文的发现也能够相互印证。

对于论文第一作者的语言环境来说，2024年上半年的数据表明英语母语国家学者的大模型使用率（8.3%）显著高于非英语母语国家（6.0%）。而这一现象在下半年发生了逆转，显著的差异几乎消失。综合考虑论文发表出版的时滞性，早期大模型更多被掌握技术先发优势的英语核心圈学者所使用，而随着大模型技术的全面、迅速普及，非英语母语国家学者快速跟进，利用大模型填补了语言表达能力上的不足。这也说明，大模型已经成为弥合学术语言鸿沟的重要工具。在学术年龄上，两期数据检验在高值组和低值组上均未发现差异，说明无论学术生涯长短，资深和年轻的图情领域学者都对大模型技术保持高度的敏感，积极将其作为一种辅助研究工具，是一种跨越代际的共识。

进一步地，针对高创新性论文的大模型生成内容比例小于低创新性论文这一现象，本文进行了更细致的分组分析，并引入多样性熵（Diversity Entropy）指标，以考察论文跨学科性与其大模型生成内容比例之间的关联，如图7所示。本文所采用的多样性熵指标是基于论文的参考文献所属学科分布计算[38]，用以刻画论文知识来源的分散程度及其跨学科特征。结果表明，当划分区间缩小到前20%与后20%时，高创新组论文的大模型生成内容比例在2024年两个时间区间内依然均显著低于低创新组（p<0.05）。与此相对的是，在跨学科性维度上，高值组论文的大模型生成内容比例显著的高于低值组 。在2024年下半年，高值组（0.128）与低值组（0.06）的差值相较于上一个时间段进一步扩大，同时显著性更强（p<0.001）。这说明知识来源越分散、跨学科整合程度越高的论文，越可能体

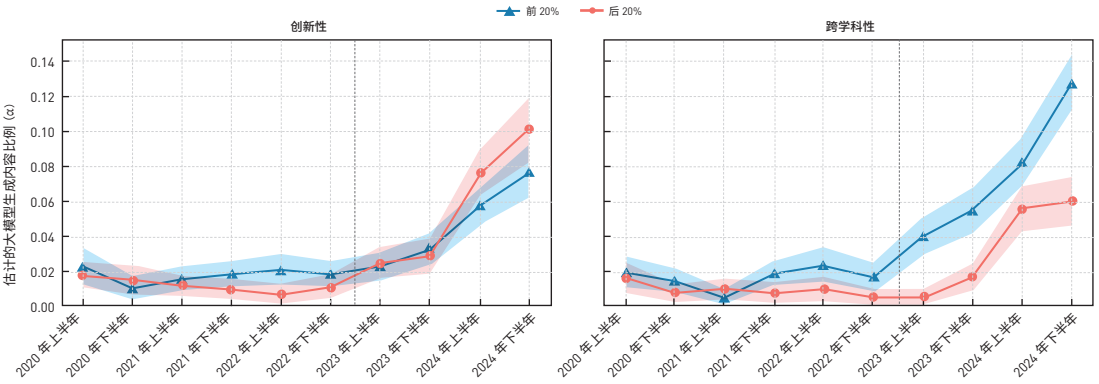


图7 不同创新性与跨学科性水平下的大模型生成内容比例 (α) 变化

Fig.7 Changes in the Proportion (α) of Content Generated by Large Language Models Across Different Levels of Innovation and Interdisciplinary Diversity

现出更高比例的大模型生成内容。我们认为，创新性与跨学科性两个维度下呈现出的不同内容生成比例模式，与大语言模型基于训练语料概率分布生成内容的特点有关。具体来说，大语言模型更擅长生成符合已有语言模式和常见知识结构的表达，因此在相对常规的论文写作中更容易发挥作用；而高创新论文往往包含更多非典型、低概率的知识组合，这类内容与大语言模型的生成偏好并不一致，因此其生成内容比例相对较低。相比之下，跨学科性较高的论文往往信息来源更广，需要完成更多整合性任务，而这类任务恰恰更容易借助大语言模型完成。总体来看，目前大语言模型在学术写作中更适用于常规内容表达和已知知识整合，在面向新颖知识组合的学术任务中仍存在一定局限性，没有推动科学边界进一步延伸，这一发现也与Hao等的研究能够相呼应[39]。

5 讨论

本研究的主要发现及其理论与实践意义可以归纳为以下三个方面：

（1）大模型的指数级渗透标志着科学知识生产方式的结构性转型。通过时间趋势分析发现，文本中的大模型生成比例在2023年已经出现结构性断点，在2024年下半年飙升至9.3%。这说明大模型已不再是边缘辅助性工具，而是被研究人员在科研工作流中深度使用。本文的发现与近期Kusumegi等的研究结论一致，即科学界目前正在经历一场无声的革命，大模型正在重新塑造科学知识的生成与表达方式[40]。借助于大模型较低的使用门槛和极强的自然语言生成能力，研究人员能够迅速填补学术写作中从“想法”到“落笔”的效率鸿沟。然而，这种转型也在监管层面带来了新的问题。当论文中超过10%的内容为大模型生成时，传统的学术诚信规范却仍停留在对逐字抄袭的检测等，显然无法满足新形势下的需求。因此，学术界不仅需要补充完善人工智能相关的科研使用指南，还亟需推进人机协作学术伦理规范的制定，明确界定大模型在学术写作中的合规边界。

（2）大模型在提升论文学术影响力的同时存在内容同质化的潜在风险。本文通过对被引数据和大模型生成比例的分析发现，被引次数较多的论文大模型生成的内容比例较高，说明大模型会带来一定的论文引用红利，也加剧了高影响力研究的马太效应。与此同时，高大模型生成比例的论文创新性显著降低。本文发现大模型在生成学术文本时更“偏爱”使用一部分词汇，这会导致学术观点的输出也被大模型的内在算法概率平滑化。研究人员应当始终将大模型的功能定位在语言润色上，而不是学术观点的生成。充分利用其优化文本的语言表达和逻辑结构，提升写作质量。同时保持自身研究视角的独特性和创新性，以免陷入大模型算法所制造的认知陷阱[41]。

（3）大模型的广泛应用打破了科学研究中语言与资源的传统壁垒。根据第一作者所处语言环境的对比分析结果，随着时间推移，英语环境与非英语环境的大模型使用差异逐渐消失。同时，资深学者与年轻学者的大模型使用率也趋于一致。对于科研资源相对匮乏的研究群体而言，大模型在一定程度上降低了知识生产过程中对人力与其他支持资源的依赖。而对于那

些身处非英语环境的学者而言，大模型提供了高质量的语言支持服务，使其能够跨越语言障碍，与英语环境的学者们在同一水平线上交流成果。这种技术赋能所带来的平权效应能够促进科学知识生产的包容性与普惠性，进而打造开放与多元的学术评价生态[42]。学术竞争也将更多回归到研究本身的价值，而非语言表达能力的差异[43]。

6 总结与展望

目前在图书情报领域，大模型经历了从“研究方法”到“研究对象”的转变，学界不仅关心大模型相关技术应用，也关注人机协作与智能科研的发展趋势[44]。但由于目前相关学术规范尚未完善，学术研究正处于一种“被动渗透”的状态，即大模型正在悄然重塑着科研流程。本研究基于最大似然估计方法，首次对大模型在图书情报领域研究中的渗透现状、演化轨迹及异质性特征进行了系统性的实证测度，深入剖析了大模型如何改变现有的学术写作模式。从量化摘要文本中大模型生成内容所占比例α出发，研究发现了2023年大模型使用的结构性断点，到2024年的指数级爆发，2025年下半年大模型生成内容占比已经达到15.4%。此外，本文还对所使用的框架进行了验证，并得到在图书情报领域中，大模型更偏好使用哪些词进行学术写作。最后，本文通过对α值进行异质性分析，进一步发现大模型的使用不仅能够带来引用红利与技术平权效应等积极影响，也会造成语言表达同质化、研究创新性降低等负面影响。

本文的主要贡献在于，引入了一种可解释性强、透明化的大模型使用测度视角，通过对学术文本中大模型生成内容比例α的精准量化，客观反映大模型在知识生产中的渗透程度。本文以图书情报领域SSCI收录论文为例，深入探讨了α指标的有效性、一致性和科学性，揭示了其数值变化背后的动因与机制，所得出的研究结论对于未来学术文本分析，人机协作时代的学术治理与评价，人工智能时代科学研究的效率与创新问题等方面均具有一定的启示意义。已有的研究指出，尽管多数期刊已经出台了AI使用政策，但研究人员借助AI进行学术写作的趋势仍持续上升，且有无政策的期刊之间并未表现出显著差异[45]。因此，从研究人员对大模型的使用行为出发，重新审视科研生产力的构成，是未来应对大模型挑战的必由之路，也是以“发展负责任的人工智能”为指导的新学术规范体系下的重要内容。

最后，本文也存在一定的局限性，以期在未来的研究中继续改进：首先，本研究聚焦于图书情报领域，图情领域自身具有关注信息技术与知识组织的学科特点。因此，本研究所观察到的大模型生成内容比例和其他结论是否能直接推广至其他人文社会学科，仍需通过具体研究来验证。此外，本文所研究的论文仅限于英文论文，未来可以考虑将研究对象扩展至CSSCI（Chinese Social Sciences Citation Index）等数据集研究国内论文的大模型介入情况。其次，本文未考虑将论文全文作为语料进行测度。由于同一学科内不同研究方向的论文行文结构、思路也存在差异，未来在扩大至论文全语料样本时，需要针对不同的论文章节设定不同的测量模块，从而有效比较论文之间以及论文内部的大模型使用差异。此外，本文在进行学者语言环境分类时，仅从其发文机构所在地进行考虑，也就是只考虑了他们的工作语言。对于大量在美、英等英语国家学习、工作的外籍学者来说，英语并非他们的母语，因此这样划分不能很好地区分学者的工作语言和母语。最后，本研究主要关注了大模型使用的“量”，未能全面评估其“质”。高生成内容含量的论文是否存在更多的逻辑错误？大模型在生成学术文本时是否在潜移默化地展现了其训练数据中的文化偏见？目前的量化指标还无法回答这些问题。未来的研究中可以结合质性研究方法，深入探究人机协同写作对科学知识正确性与逻辑性等产生的深远影响。

作者贡献说明

胡乐天：设计研究方案，进行实验，起草论文；
杨杰：提出研究思路，采集与整理数据，修改论文；
王凡铭：收集文献，梳理资料，修改论文；
邓三鸿：修改研究方案，论文定稿。

支撑数据

支撑数据由作者自存储，E-mail: letianhu@smail.nju.edu.cn。

1. 胡乐天 , 杨杰 . SSCI ISLS papers abstracts.csv. 图书情报领域论文摘要语料 .

2. 胡乐天 , 杨杰 . SSCI ISLS papers metadata.csv. 图书情报领域论文元数据 .

参考文献

[1] Wang H C, Fu T F, Du Y Q, et al. Scientific Discovery in the Age of Artificial Intelligence[J]. Nature, 2023, 620(7972): 47-60.

[2] Branda F, Ciccozzi M, Scarpa F. Artificial Intelligence in Scientific Research: Challenges, Opportunities and the Imperative of a Human-Centric Synergy[J]. Journal of Informetrics, 2025, 19(4): 101727.

[3] 毛进 , 周凡倩 , 王卓昊 . AI for Science 推动科研范式革新 : 创新知识服务视角下的 " 平台科研 " 范式 [J]. 情报学报 , 2025, 44(2): 132-142.(Mao Jin, Zhou Fanqian, Wang Zhuohao. AI for Science Revolution: The"Platform Research"Paradigm from the Perspective of Knowledge Services for Innovation [J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2025, 44(2): 132-142.)

[4] Bai Y Q, Kosonocky C W, Wang J Z. How Our Authors Are Using AI Tools in Manuscript Writing[J]. Patterns, 2024, 5(10): 101075.

[5] 王少 . 生成式人工智能对学术不端治理的妨碍及对策 [J]. 科学学研究 , 2024, 42(7): 1361-1368.(Wang Shao. Challenges and Responses: ChatGPT and Academic Misconduct Governance [J].Studies in Science of Science, 2024, 42(7): 1361-1368.)

[6] Kosmyna N, Hauptmann E, Yuan Y T, et al. Your Brain on ChatGPT: Accumulation of Cognitive Debt When Using an AI Assistant for Essay Writing Task[EB/OL]. [2025-12-15]. http://arxiv.org/abs/2506.08872.

[7] Doshi A R, Hauser O P. Generative AI Enhances Individual Creativity but Reduces the Collective Diversity of Novel Content[J]. Science Advances, 2024, 10(28): eadn5290.

[8] 杨红艳 , 卢思佳 , 徐拥军 . 自然评价 : 人工智能驱动下的学术成果评价模式重构 [J]. 重庆大学学报 (社会科学版), 2023, 29(4): 101-114.(Yang Hongyan, Lu Sijia, Xu Yongjun. Natural Evaluation: The Reconstruction of the Academic Publication Evaluation Model Driven by Artificial Intelligence[J]. Journal of Chongqing University(Social Sciences Edition), 2023, 29(4): 101-114.)

[9] 张洋 , 吴婷婷 , 侯剑华 . 大模型驱动科技创新评价若干问题的思考 [J]. 图书情报知识 , 2025, 42(1): 70-77.(Zhang Yang, Wu Tingting, Hou Jianhua. Reflections on Some Issues of Science and Technology Innovation Evaluation Driven by Large Models [J]. Documentation, Information & Knowledge, 2025, 42(1): 70-77.)

[10] Kousha K. How Is ChatGPT Acknowledged in Academic Publications?[J]. Scientometrics, 2024, 129(12) : 7959-7969.

[11] Rashidi H H, Fennell B D, Albahra S, et al. The ChatGPT Conundrum: Human-Generated Scientific Manuscripts Misidentified as AI Creations by AI Text Detection Tool[J]. Journal of Pathology Informatics, 2023, 14: 100342.

[12] Liang W X, Zhang Y H, Wu Z X, et al. Quantifying Large Language Model Usage in Scientific Papers[J]. Nature Human Behaviour, 2025, 9(12): 2599-2609.

[13] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention Is All You Need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 30. Long Beach: Neural Information Processing Systems Foundation, Inc.(NeurIPS) , 2017: 5998-6008.

[14] Fan-Jiang S W, Lo T H, Chen B. Spoken Document Retrieval Leveraging Bert-Based Modeling and Query Reformulation[C]//ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP). Barcelona: IEEE, 2020: 8144-8148.

[15] Grootendorst M. BERTopic: Neural Topic Modeling with A Class-Based TF-IDF Procedure[EB/OL]. [2025-12-15]. http://arxiv.org/abs/2203.05794.

[16] 胡昊天 , 邓三鸿 , 孔玲 , 等 . 生成式情报学术语自动抽取与多维关联知识挖掘研究 [J]. 情报学报 , 2024, 43(5): 588-600.(Hu Haotian, Deng Sanhong, Kong Ling, et al. Automatic Generative Information Science Term Extraction and Multidimensional Linked Knowledge Mining[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2024, 43(5): 588-600.)

[17] Hu X, Chu L Y, Pei J, et al. Model Complexity of Deep Learning: A Survey[J]. Knowledge and Information Systems, 2021, 63(10): 2585-2619.

[18] Yang Z Y, Zeng X X, Zhao Y, et al. AlphaFold2 and Its Applications in the Fields of Biology and Medicine[J]. Signal Transduction and Targeted Therapy, 2023, 8(1): 115.

[19] 王飞跃 , 缪青海 . 平行科学 : 大模型时代 AI4S 的前沿技术与框架体系 [J]. 人民论坛学术前沿 , 2024(14): 64-79.(Wang Feiyue, Miao Qinghai. Parallel Science: Cutting-Edge Technologies and Framework Systems for AI4S in the Era of Large Models[J]. Frontiers, 2024(14): 64-79.)

[20] 张逸勤 , 邓三鸿 , 巩洪村 , 等 . 面向 AI4Science 的科学论文图像语义描述框架体系构建研究 [J]. 图书馆杂志 , 2026, 45(5): 15-26.(Zhang Yiqin, Deng Sanhong, Gong Hongcun, et al. Research on the Construction of a Semantic Description Framework System for Scientific Document Images[J]. Journal of Library Science, 2026, 45(5): 15-26.)

[21] Kehkashan T, Riaz R A, Al-Shamayleh A S, et al. AI-Generated Text Detection: A Comprehensive Review of Methods, Datasets, and Applications[J]. Computer Science Review, 2025, 58: 100793.

[22] Mitchell E, Lee Y, Khazatsky A, et al. DetectGPT: Zero-shot Machine-Generated Text Detection Using Probability Curvature[C]//Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning. Honolulu: JMLR, 2023: 24950-24962.

[23] Venkatraman S, Uchendu A, Lee D. GPT-Who: An Information Density-Based Machine-Generated Text Detector[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024. Mexico: ACL, 2024: 103-115.

[24] Yang X J, Cheng W, Wu Y, et al. DNA-GPT: Divergent N-Gram Analysis for Training-Free Detection of GPT-Generated Text[C]//12th International Conference on Learning Representation. Vienna: ICLR, 2024: 48572-48597.

[25] Hu X M, Chen P Y, Ho T Y. RADAR: Robust AI-Text Detection via Adversarial Learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 36. New Orleans: Neural Information Processing Systems Foundation, Inc.(NeurIPS), 2023: 15077-15095.

[26] Tan S L, Zhou Y C, Liu H X, et al. DeTinyLLM: Efficient Detection of Machine-Generated Text via Compact Paraphrase Transformation[J]. Information Fusion, 2026, 127: 103713.

[27] Wu J X, Wang J P, Liu Z, et al. MoSEs: Uncertainty-Aware AI-Generated Text Detection via Mixture of Stylistics Experts with Conditional Thresholds[C]//Proceedings of the 2025 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Suzhou: ACL, 2025: 5786-5805.

[28] Park S, Han S, Cha M. Enhancing Domain Generalization for Robust Machine-Generated Text Detection[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2025, 37(12): 7140-7153.

[29] Al-Shaibani M S, Ahmed M. Arabic Machine-Generated Text Detection: Stylometric Analysis and Cross-Model Evaluation[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 305: 130644.

[30] Guo X, Zhang S, He Y X, et al. DeTeCtive: Detecting AI-Generated Text via Multi-Level Contrastive Learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 37. Vancouver: Neural Information Processing Systems Foundation, Inc.(NeurIPS), 2024: 88320-88347.

[31] Liang W X, Yuksekgonul M, Mao Y N, et al. GPT Detectors Are Biased Against Non-Native English Writers[J]. Patterns, 2023, 4(7): 100779.

[32] Tshitoyan V, Dagdelen J, Weston L, et al. Unsupervised Word Embeddings Capture Latent Knowledge from Materials Science Literature[J]. Nature, 2019, 571(7763): 95-98.

[33] Agarwal S, Ahmad L, Ai J, et al. Gpt-Oss-120b & Gpt-Oss-20b Model Card[EB/OL]. [2025-12-15]. http://arxiv.org/abs/2508.10925.

[34] Kobak D, González-Márquez R, Horvát E Á, et al. Delving into LLM-Assisted Writing in Biomedical Publications Through Excess Vocabulary[J]. Science Advances, 2025, 11(27): eadt3813.

[35] Yakura H, Lopez-Lopez E, Brinkmann L, et al. Empirical Evidence of Large Language Model's Influence on Human Spoken Communication[EB/OL]. [2025-12-15]. https://arxiv.org/abs/2409.01754.

[36] Uzzi B, Mukherjee S, Stringer M, et al. Atypical Combinations and Scientific Impact[J]. Science, 2013, 342(6157): 468-472.

[37] Venkatesh V, Morris M G, Davis G B, et al. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View[J]. MIS Quarterly, 2003, 27(3): 425-478.

[38] Stirling A. A General Framework for Analysing Diversity in Science, Technology and Society[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2007, 4(15): 707-719.

[39] Hao Q Y, Xu F L, Li Y, et al. Artificial Intelligence Tools Expand Scientists' Impact but Contract Science's Focus[J]. Nature, 2026, 649(8099): 1237-1243.

[40] Kusumegi K, Yang X Y, Ginsparg P, et al. Scientific Production in the Era of Large Language Models[J]. Science, 2025, 390(6779): 1240-1243.

[41] 米加宁，李大宇，董昌其. 大语言模型引致知识生产方式变革与决策范式的重构[J]. 管理世界，2025, 41(7): 40-58.(Mi Jianing, Li Dayu, Dong Changqi. Large Language Models Driving the Transformation of Knowledge Production and the Reconstruction of Decision-Making Paradigms[J]. Journal of Management World, 2025, 41(7): 40-58.)

[42] 邓三鸿，杨杰，王昊，等. 多源异构数据视角下的学术评价：内涵、进展与展望[J]. 科技情报研究，2023, 5(4): 42-56.(Deng Sanhong, Yang Jie, Wang Hao, et al. Academic Evaluation from the Perspective of Multi-Source Heterogeneous Data: Connotation, Status, and Prospect[J]. Scientific Information Research, 2023, 5(4): 42-56.)

[43] Dalabih A, Aljabari S. Unlocking the Power of AI to Accelerate Scientific Progress and Global Collaboration[J]. Pediatric Research, 2023, 94(3): 873-874.

[44] 姚长青，程齐凯，王莉军，等. 智能情报技术：内涵、边界与体系[J]. 情报学报，2025, 44(1): 1-9.(Yao Changqing, Cheng Qikai, Wang Lijun, et al. Intelligent Information Technology: Connotation, Boundaries, and Frameworks[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2025, 44(1): 1-9.)

[45] He Y Y, Bu Y. Academic Journals' AI Policies Fail to Curb the Surge in AI-Assisted Academic Writing[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2026, 123(9): e2526734123.

附表1 论文样本来源期刊统计表

Appendix 1 Journal Sources of the Sample Papers

期刊名称	出版社	样本量
Journal of the American Medical Informatics Association	Oxford University Press	1,490
Qualitative Health Research	Sage Publications	942
Journal of Knowledge Management	Emerald Publishing	819
Scientometrics	Springer	757
Information Technology & People	Emerald Publishing	652
Journal of Global Information Management	IGI Global	568
Journal of the Association for Information Science and Technology	Wiley	562
Information Systems Research	Institute for Operations Research and the Management Sciences(INFORMS)	560
Information Development	Sage Publications	558

续附表 1

期刊名称	出版社	样本量
Journal of Information Science	Sage Publications	550
Journal of Documentation	Emerald Publishing	538
Journal of Librarianship and Information Science	Sage Publications	481
Journal of Enterprise Information Management	Emerald Publishing	476
Information Processing & Management	Elsevier	464
Online Information Review	Emerald Publishing	459
Social Science Computer Review	Sage Publications	434
Aslib Journal of Information Management	Emerald Publishing	414
Journal of Organizational and End User Computing	IGI Global	386
Knowledge Management Research & Practice	Taylor & Francis	351
Journal of the Medical Library Association	Medical Library Association	292
Information Systems Journal	Wiley	290
Information Research: an International Electronic Journal	University of Borås	287
Research Evaluation	Oxford University Press	281
Learned Publishing	Wiley	279
College & Research Libraries	Association of College and Research Libraries	276
The Electronic Library	Emerald Publishing	275
Journal of Management Information Systems	Taylor & Francis	218
Data Technologies and Applications	Emerald Publishing	214
Journal of the Association for Information Systems	Association for Information Systems	207
Health Information & Libraries Journal	Wiley	190
International Journal of Information Management	Elsevier	188
Government Information Quarterly	Elsevier	175
The Journal of Academic Librarianship	Elsevier	173
Libri-International Journal of Libraries and Information Studies	Walter de Gruyter	165
Information & Management	Elsevier	164
Journal of the Australian Library and Information Association	Taylor & Francis	163
Journal of Informetrics	Elsevier	151
Social Science Information (Information sur les Sciences Sociales)	Sage Publications	150
International Journal of Geographical Information Science	Taylor & Francis	141
Reference Services Review	Emerald Publishing	134
Journal of Information Technology	Sage Publications	132
Telematics and Informatics	Elsevier	129
Library Quarterly	University of Chicago Press	129
The Data Base for Advances in Information Systems	Association for Computing Machinery	127
Information Technology and Libraries	American Library Association	110
European Journal of Information Systems	Taylor & Francis	100
Portal-Libraries and the Academy	Johns Hopkins University Press	78
Malaysian Journal of Library & Information Science	University of Malaya, Faculty of Computer Science and Information Technology	75
Serials Review	Taylor & Francis	75
MIS Quarterly	Management Information Systems Research Center, University of Minnesota	75
Telecommunications Policy	Elsevier	72

续附表 1

期刊名称	出版社	样本量
Journal of Global Information Technology Management	Taylor & Francis	71
Ethics and Information Technology	Springer	68
Információs Társadalom	INFONIA	66
Restaurator-International Journal for the Preservation of Library and Archival Material	Walter de Gruyter	64
Transinformação	Pontifícia Universidade Católica de Campinas	63
Library Resources & Technical Services	American Library Association	62
The Journal of Strategic Information Systems	Elsevier	61
Library Trends	Johns Hopkins University Press	58
Journal of Health Communication	Taylor & Francis	53
Knowledge Organization	IMR Press	52
Journal of Scholarly Publishing	University of Toronto Press	49
The Canadian Journal of Information and Library Science	Western Libraries	46
Library & Information Science Research	Elsevier	44
Information Technology and Management	Springer	44
Information and Organization	Elsevier	43
Investigación Bibliotecológica	Universidad Nacional Autónoma de México	43
Information Technology for Development	Taylor & Francis	38
Journal of Computer-Mediated Communication	Oxford University Press	22
African Journal of Library, Archives and Information Science	Archlib and Information Services Ltd.	21
Revista Española de Documentación Científica	Consejo Superior de Investigaciones Científicas	18
MIS Quarterly Executive	Indiana University, Operations and Decision Technologies Department	17
The Information Society	Taylor & Francis	16
International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning	Springer	16
Law Library Journal	American Association of Law Libraries	15
Information & Culture	University of Texas Press	8
Library and Information Science	Mita Society for Library and Information Science	2

(收稿日期：2025-12-28)