arXiv:2512.21832v1 [cs.DL] 26 Dec 2025

超越内容：作者网络中心性如何驱动顶级人工智能会议中的引用差异

Renlong Jie*[1]、Longfeng Zhao[1], 、Chen Chu†[2]、Danyang Jia[3], 和 Zhen Wang[3]

[1]管理学院，西北工业大学[2]统计与数学学院，云南财经大学[3]人工智能、光学与电子学学院（iOPEN），西北工业大学

摘要

尽管学术引用对于评估学术影响力至关重要，但其往往反映出超越研究质量的系统性偏见。本研究考察了一个关键但尚未得到充分探索的引用差异驱动因素：作者在科学合作网络中的结构位置。通过对2005年至2024年间发表于三个顶级机器学习会议（NeurIPS、ICML、ICLR）的17,942篇论文进行大规模分析，我们量化了作者中心性对引用的影响。在方法层面，我们采用Beta回归对引用百分位数进行建模，从而恰当地处理引用数据的有界特性，推进了该领域的研究。我们还提出了一种新的中心性指标——具有时间衰减和合作次数衰减的调和接近中心性（HCTCD），该指标纳入了时间衰减和合作强度。结果稳健地表明，长期中心性对引用百分位数的影响显著强于短期指标，其中接近中心性和HCTCD是最具预测力的变量。重要的是，团队层面的中心性聚合，尤其是通过指数加权求和实现的聚合，比传统的基于排名的方法更有效地解释引文变异，凸显了集体网络连通性相较于个人突出度的首要地位。将中心性特征纳入机器学习模型后，预测误差（均方误差）降低了2.4%至4.8%，证实了这些特征在基于内容的基准之外的价值。这些发现对根深蒂固的评价范式提出了挑战，并倡导采用网络感知评估框架，以减轻科学认可中的结构性不平等。

1 引言

引文数是广泛采用的衡量研究论文影响力的指标，在评估研究人员、期刊和会议时发挥着关键作用。尽管

*通讯作者。电子邮箱：jierenlong@nwpu.edu.cn
†通讯作者。电子邮箱：chuchenynufe@hotmail.com

引文数常被视为学术影响力的指标，但越来越多的文献揭示了引文实践中存在的系统性不平等与偏见 [Kwon, 2022]。这些偏见体现在多个层面，包括同行引用中的性别差异 [Lerman et al., 2022], 物理学等领域对女性作者论文引用不足 [Teich et al., 2022], 以及编辑职位中种族和地域代表性不足 [Liu et al., 2023]。在宏观层面，证据表明，随着合作不断增加，累积引文不平等也日益加剧 [Nielsen and Andersen, 2021]。这些模式共同表明，学术贡献之外的结构性因素会显著影响引文结果；文献计量指标可能存在的偏见及其误用所引发的批评也反映了这一问题 [Adams, 2014]。因此，识别并厘清研究质量之外影响引文表现的因素至关重要。

在这些因素中，作者在科学合作网络中的结构位置（例如网络中心性）是一项关键的结构性因素。对于一篇给定的论文，某些作者的中心性可能与其内容所体现的质量或贡献无关，却能显著提高论文的引文数。一个相关机制是，各学科中荣誉作者、客座作者和幽灵作者普遍存在 [Anstey, 2014, Flanagin et al., 1998, Morreim and Winer, 2023, Wislar et al., 2011], 而他们通常对研究工作的智力贡献甚少。由于许多这类作者的网络中心性相对较高，他们带来的引文优势可能会加剧学术认可方面的不平等。这一作用路径本身值得进一步研究。

尽管先前研究已建立模型来解释中心性驱动的引文效应 [Biscaro and Giupponi, 2014, Guan et al., 2017, Yan and Ding, 2009], 但仍存在三项主要局限。首先，这些模型的解释力有限，表明可能存在遗漏变量或模型设定错误。其次，在控制文本内容（例如标题、摘要）后，这些研究未能量化中心性指标带来的解释力和预测增益。第三，研究结果对作者列表聚合方法（例如按论文计算中心性的平均值还是最大值）的敏感性仍未得到探讨。这些不足共同限制了我们对网络位置如何不公平地影响学术影响力的理解。

为解决这些局限，本研究开展了大规模统计分析，以考察作者的网络中心性（以论文发表时为准）对后续引文表现的影响。本文的主要贡献概述如下。

- 我们提出了一种新颖的中心性指标，并使用Beta回归对引用百分位数进行建模，为分析作者中心性与引用之间的关系提供了一种精确方法，同时考虑到百分位数数据具有有界性。

- 通过使用预训练变换器编码器对文本内容的影响进行建模，我们将网络结构对引用的影响与研究内容区分开来，从而提供了有力证据，表明中心性除了论文内容之外也会影响引用。

- 我们发现，与第一作者/末位作者指标相比，团队整体中心性聚合更能解释引文变异，这凸显了团队整体连接性在推动引用方面的关键作用，并对传统的作者排名评估提出了质疑。

- 通过统计分析，我们发现，若加入一位HCTCD中心性比第一作者高出50%的共同作者，预期引用百分位数将显著提高。

- 开发了结合中心性指标的机器学习模型，与纯内容模型相比，预测误差（均方误差）降低了 2.4% 至 4.8%,

这表明中心性指标有助于提高引文预测的准确性。

2 相关研究

2.1 引文分析

关于引文动态的研究揭示了不同学科间的显著模式及不断演变的实践。Radicchi 等人 [2008] 表明，尽管各领域的引文分布存在显著差异，但可通过相对指标 $c_f = c/c_0$（其中 c_0 代表该学科的篇均引文数）将其重新缩放至一条普适曲线，从而确立了 c_f 作为衡量跨学科、跨时间引文表现的无偏指标。在这一标准化工作的基础上，Varga [2019] 观察到，1950 年至 2018 年间引文距离显著缩短，平均路径长度从 5.33 步降至 3.18 步，表明跨领域交流有所增加，并凸显了高影响力论文发挥的关键网络桥接作用；与此同时，领域内和跨领域引文的聚类值均逐渐上升。与此同时，Petersen 的合作分析 [2015] 通过考察超过 166,000 条合作记录，识别出“超强关系”——不可或缺且经过战略性建立的合作伙伴关系。对 473 份个人档案进行自我中心视角分析后发现，这些密切合作与篇均引文数增加 17% 相关，凸显了其对科研生产力和职业发展的重大影响。为进一步完善对引文的解读，Catalini 等人 [2015]开发了一种结合文献计量数据与自然语言处理的方法，用以识别“负面”引文；研究发现，这类引文往往针对在学术和社会层面与作者关系密切的学者所取得的高质量研究发现。这些进展共同体现了引文分析范围的不断拓展，而这一趋势在很大程度上得益于大型书目数据库（如 Web of Science、Scopus）的可用性，以及自然语言处理和机器学习技术的日益广泛应用 Iqbal 等人 [2021]。

Yan and Ding [2009] 利用来自16种图书情报学期刊、跨度20年的数据构建了一个不断演变的合著网络，计算四种中心性度量（接近中心性、中介中心性、度和 PageRank），发现它们与引用次数显著相关，由此表明中心性度量是作者影响力分析的有用指标。Biscaro 和 Giupponi [2014] 考察了合著网络和书目耦合网络对论文引用的影响，发现作者的度中心性对引文有正向影响；当巨型连通分量具有相关性时，接近中心性也有正向影响，而中介中心性则有负向影响。Guan等人[2017] 根据论文关键词构建知识网络，并结合合作网络分析其对引文的影响，结果表明，作者和知识要素的网络位置会显著影响引用次数。

2.2 引文预测

引文预测的最新进展运用多种方法，通过网络分析和特征工程来预测学术影响力。Yu 等人 [2012] 率先开拓了这一领域，提出两阶段引文概率模型；该模型在主题判别搜索空间中纳入作者、主题、发表场所和时间特征，性能优于传统的链接预测方法。基于网络的方法方面，Sarig¨ol 等人 [2014]

证明，在计算机科学领域，合著网络中的作者中心性与引文成功呈正相关。后续研究发现了其他预测因素：Deng [2015] 揭示了标题长度与引用次数之间的负相关关系，而 Bhat 等人 [2015] 则利用作者跨学科性（通过香农熵和詹森-香农散度量化）、作者影响力指标以及标题中的词汇特征，开发了分类模型。近期的创新包括 Geng 等人 [2022] 提出的动态图与节点重要性（DGNI）框架，该框架捕捉学术网络中的演变趋势，以预测新出版物的引用情况，并在大规模数据集上的表现显著优于最先进模型。同样，Yang 和 Han [2023]提出的 CATE-HGN 框架通过簇感知与文本增强异构图神经网络推进引文预测，在研究影响传播建模方面表现出更优的性能。这些方法学进展由 Xia 等人 [2023]在全面的分类体系中进行了系统整理；该体系将论文、学者、发表场所和机构的影响力预测任务划分为四类方法：数理统计、传统机器学习、深度学习和基于图的方法。

2.3 中心性影响

除引文分析领域外，越来越多的研究开始探讨网络中心性如何在不同分析层面影响各种现实结果。Nezami 等人近期开展的元分析研究 [2025], 整合了 147 项研究的发现，提供了全面综述：度、接近中心性、介数中心性和特征向量中心性均对企业绩效产生积极影响，不过其影响会受到时间、市场和网络特定因素的调节；随着时间推移，特征向量中心性的影响日益凸显，而其他因素的影响则有所减弱。

在个体层面，中心性会影响关键绩效机制。Ahuja 等人[2003] 发现，在虚拟研发团队中，个体中心性完全中介了职能角色和地位对发表绩效的影响，并部分中介了沟通的影响。同样，He [2022] 发现，中心性较高的高管更容易出现财务报告失实，这些高管借助自身的影响力地位和较少的监督实施此类行为。在团队和组织中，中心性的作用则呈现出复杂的条件性。Kane 和 Alavi [2008] 采用多模态网络视角研究医疗团队，发现信息系统的中心性能够显著预测护理效率和质量。相比之下，Sasidharan 等人 [2012] 观察到，中心化结构会阻碍实施成功；不过，入度和介数中心性较高的个体报告了更大的任务影响和更高的信息质量。组织研究的证据凸显了网络中心性是影响绩效的关键因素，其作用取决于具体情境。这引出了一个问题：此类结构优势如何在科学合作网络中发挥作用并影响引文结果？本研究旨在填补这一研究空白。

3 方法

3.1 合作网络

中心性由 Freeman [1978] 形式化，并由 Stephenson 和 Zelen [1989],扩展至加权有向图，可为衡量合作网络中行动者的结构重要性提供具有理论依据的指标。为探究作者

中心性对论文引用的影响，我们使用复杂网络对作者之间的合作关系建模 [Albert and Barab´asi, 2002, Camarinha-Matos and Afsarmanesh, 2005, Newman, 2003]。具体而言，我们通过网络的度量化作者与其他作者的合著情况，并通过中心性指标衡量作者在整个网络中的相对影响力。我们采用了多种中心性度量，分别刻画作者在合作网络中的不同位置特征 [Freeman 等人, 2002, Page 等人, 1999, Zhang and Luo, 2017]。此外，我们提出了一项名为 HCTCD 的新指标，以及一种适用于作者列表的中心性聚合方法。这些中心性指标的详细信息见第 3.1.1 节至第 3.1.3 节。

3.1.1 现有中心性指标

度中心性：衡量一个节点拥有的直接连接（边）的数量，反映作者的即时合著关系。作者 i 的度中心性$C_D(i)$计算如下：

$$C_D(i) = \frac{\text{Degree}(i)}{N-1} \tag{1}$$

其中，N 是网络中的节点（作者）总数，而 Degree(i) 表示作者 i 在相关会议或期刊的所有过往出版物中合作过的不同合著者数量。

接近中心性：反映一个节点与网络中所有其他节点的接近程度，体现作者访问网络中所有其他作者的效率。作者 i 的接近中心性 $C_C(i)$计算如下：

$$C_C(i) = \frac{N-1}{\sum_{j \neq i} d(i,j)} \tag{2}$$

其中，$d(i,j)$ 是合作网络中节点 i 与 j 之间的最短路径长度，N 是网络中的节点总数或从节点 i 可到达的节点数。此外，调和接近中心性的一种形式定义如下：

$$C_{HC}(i) = \frac{\sum_{j \neq i} \frac{1}{d(i,j)}}{N-1} \tag{3}$$

介数中心性：量化一个节点位于其他节点之间最短路径上的频率。它衡量作者在网络中作为桥梁的程度。作者 i 的介数中心性 $C_B(i)$ 计算如下：

$$C_B(i) = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}} \tag{4}$$

其中，σ_{st} 是节点 s 和 t 之间最短路径的总数，而 $\sigma_{st}(i)$ 是其中经过 i 的路径数量。

PageRank中心性：PageRank 最初用于网页排名，它引入阻尼因子 d，以防止网络中的“重要性泄漏” [（Page 等人， 1999]）。如今，它已成为分析有向图和无向图中节点重要性的基础工具。节点 i 的 PageRank 得分 C_{PR}（i）通过迭代计算得出：

$$C_{PR}(i) = \frac{1-d}{N} + d \sum_{j \in N(i)} \frac{C_{PR}(j)}{\text{Degree}(j)} \tag{5}$$

其中，$d \in$（0，1）为阻尼因子（通常为 0.85），N 为节点总数，N（i）表示节点 i 的邻居，Degree(j) 表示节点 j 的度。

在学术合作网络中，各种中心性指标从不同角度揭示作者在网络结构中的位置及其潜在影响力。度中心性衡量直接合著者的数量，反映作者合作的广度，但无法体现合作深度或间接影响力。接近中心性评估作者到所有其他作者的平均最短路径长度，表明其获取网络信息和资源的整体效率，但容易受到孤立子群或碎片化结构的影响 [Yan and Ding, 2009]。介数中心性凸显作者作为群体间桥梁的作用，体现跨群体合作和知识流动的重要性，但计算成本较高，且可能受少数关键节点的主导 [Brandes, 2001, White and Borgatti, 1994]。PageRank中心性综合考量直接和间接连接，通过迭代计算和阻尼因子反映声望传播过程，因此适用于衡量大型网络中长期累积的影响力。然而，对于合作关系有限的新兴研究人员，该指标可能会低估其影响力 [Senanayake et al., 2015, Zhang et al., 2022]。总体而言，这些指标为分析作者的网络位置及其潜在引文表现提供了全面的视角。

3.1.2 拟议中心性指标

现有中心性指标无法充分捕捉解释论文引文所需的合作网络各个方面。为解决这些局限性，我们基于以下假设提出一种新的中心性度量：

- 发生在更久以前的合作对当前引文的影响较小。
- 多次合作的权重高于单次合作，但权重的增加并非线性。相反，随着合作次数增加，其边际效应会逐渐减弱。
- 该中心性度量对网络中的孤立节点或簇具有稳健性。

考虑上述假设，我们提出一种参数化中心性，命名为**具有时间衰减和合作次数衰减的调和接近中心性（HCTCD）**，其定义见式（6）。

$$C_{HCTCD}(i) = \frac{\sum_{j \neq i} \frac{1}{d(i,j)} e^{-\alpha(t_p - t_c) + \beta c_{ij}}}{N - 1} \tag{6}$$

首先，由于协作网络涵盖了跨越多年的合作，较早的合作或中心性可能不如近期的合作贡献大。因此，我们引入一个指数衰减因子 $e^{-\alpha(t_p - t_c)}$，其中 α 是一个参数，t_p 是用于评估引文数的论文发表时间，i 是论文作者，t_c 是作者 i 与作者 j之间最后一次合作的时间。因此，最后一次合作时间越早，作者 i 与作者 j 之间的有效距离 $d(i,j)$ $e^{\alpha c_{ij}}$ 就越大。此外，我们还考虑每对作者之间的合作次数。鉴于合作次数的贡献具有边际效应，我们引入另一个指数衰减因子$e^{-\beta c_{ij}}$，其中 β 是另一个参数。合作次数 c_{ij} 越多，作者 i 与作者 j之间的有效距离 $d(i,j)e^{-\beta c_{ij}}$ 就越短。

3.1.3 作者列表的聚合方法

由于一篇论文通常涉及多位作者，我们需要汇总所有作者的中心性，以获得该论文的中心性指标。我们考虑的汇总策略包括第一作者的中心性、末位作者的中心性、所有作者的平均中心性、所有作者的中心性总和、所有作者中心性的最大值和最小值，以及所有作者中心性的加权平均值/总和。对于加权中心性，我们作出如下假设：

- 前沿作者的中心性在论文引用中的权重高于后续作者。

对于加权中心性，我们采用指数衰减加权平均，其定义如下：

$$C_{agg,ave} = \sum_{i}^{n} w_i C_i = \sum_{i}^{n} \frac{e^{-\tau i} C_i}{\sum_i^n e^{-\tau i}}, \quad C_{agg,sum} = \sum_{i}^{n} e^{-\tau i} C_i \tag{7}$$

其中， $w_i = \frac{e^{-\tau i}}{\sum_i^n e^{-\tau i}}$ 和 τ 是待估参数， C_i 是第 i位作者的中心性（针对任意选定的中心性指标）， n 是给定论文作者列表中的作者数量。这里我们假设，第一作者的中心性对于确定引用情况最为重要。在本研究中，我们采用数值方法优化全局参数，包括 α 和β （用于 C_{HCTCD}），以及 τ （用于 C_{agg}），以最大化其与同年发表论文的引文百分位之间的相关性。调优后的参数将应用于中心性指标，以进行后续统计分析。

3.2 Beta回归

为分析作者中心性与论文引用之间的关联，我们将同年发表论文中的引文百分位作为因变量 y。论文 i 的百分位数pcite$_i$ 计算如下：

$$\text{pcite}_i = \frac{1}{|S_{t_i}|} \sum_{j \in S_{t_i}} 1\{c_j \leq c_i\} \tag{8}$$

其中， c_i 和 c_j 分别是论文 i 和论文 j的引文数， S_{t_i} 是年份为 t_i的所有论文的集合。引文百分位在0到1之间均匀分布。给定百分位数和引文数的完整分布，可以近似确定原始引文数。探索性研究表明，在回归分析中，百分位数指标比Z分数指标（如Guan等人 [2017]所述）更稳健。

鉴于百分位数的取值范围介于0和1之间，我们采用贝塔回归模型来拟合数据 [Ferrari and Cribari-Neto, 2004，Liu和Eugenio, 2018]。贝塔回归模型特别适合对连续比率与比例进行建模。对于一个实例（X_i， y_i），相应的密度函数为：

$$f(y_i; \alpha_i, \beta_i) = \frac{y_i^{\alpha_i - 1}(1 - y_i)^{\beta_i - 1}}{B(\alpha_i, \beta_i)} \tag{9}$$

其中， $\alpha_i = \mu_i \phi > 0$ 和 $\beta_i = (1 - \mu_i)\phi > 0$ 是形状参数， ϕ 是全局精度参数， $B(\alpha, \beta)$ 是贝塔函数，定义如下：

$$B(\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha + \beta)} \tag{10}$$

其中，$\Gamma(\cdot)$ 是伽马函数 [Sebah and Gourdon, 2002]。考虑数据集 $(\mathbf{X}, \mathbf{y}) = \{(X_1, y_i) \ldots\ldots, (X_n, y_n)\}$，其期望值为 $E(Y|\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\alpha+\beta} = \mu$。由于因变量是百分位数，我们使用 Probit 链接函数将自变量 $\mathbf{X}$与期望值 μ [Aldrich and Nelson, 1984]联系起来：

$$\mu = E[\mathbf{y}|\mathbf{X}] = \Phi(\gamma\mathbf{X}), \quad \text{Var}(\mathbf{y}|\mathbf{X}) = \frac{\mu(1-\mu)}{1+\phi} \tag{11}$$

其中，$\mathbf{X}$ 是自变量矩阵，γ 是参数向量，Φ 是标准正态分布的累积分布函数。这确保估计得到的 $E[y|X]$ 介于 0 和 1 之间。参数使用最大对数似然估计法进行估计，似然函数见公式（12）。

$$\begin{aligned} \ln L(\alpha, \beta; \mathbf{y}) &= \sum_{i=1}^{n} \ln f(y_i|\alpha_i, \beta_i) = \sum_{i=1}^{n} [\ln y_i^{\alpha_i - 1} + \ln(1-y_i)^{\beta_i - 1} - \ln B(\alpha_i, \beta_i)] \\ \alpha &= \phi\mu(\gamma, \mathbf{X}), \quad \beta = \phi(1-\mu(\gamma, \mathbf{X})) \end{aligned} \tag{12}$$

其中，γ 和 ϕ 是待优化的模型参数。我们将目标重新参数化为：

$$\gamma^*, \phi^* = \text{argmax}_{\gamma,\phi} \ln L(\gamma, \phi; \mathbf{y}, \mathbf{X}) \tag{13}$$

估计过程的详细信息见 [Ferrari and Cribari-Neto, 2004]。这种方法使我们能够有效地对作者中心性与论文引用之间的关系进行建模，同时考虑因变量取值有界这一特性。

3.3 变量与符号

变量及其对应符号汇总于表 1，其中“X”表示第 3.1 节讨论的中心性类型。

4 实验与分析

4.1 设置

4.1.1 数据集

我们从 Aminer [（Tang，2016；Wan 等人，2019], ）收集了人工智能顶级会议论文的元信息，包括每篇论文的标题、摘要、作者 ID、引文、发表场所和发表年份。我们重点关注三大机器学习会议：NeurIPS、ICLR 和 ICML，其中包括 2005年 至 2024年 间发表且可在 Aminer 上获取的 17,942 篇论文，其中 NeurIPS 有 8,222 篇，ICML 有 4,776 篇，ICLR 有 4,944 篇。

4.1.2 实验设计

为探究作者中心性在引用结果中的作用，我们设计了一项统计分析，围绕若干关键研究问题展开：

- 第一作者或末位作者的中心性指标对论文引文的影响是否强于其他作者?

表1：变量及说明

变量	说明
Pcite	当前引用在发表于同一年的论文中的百分位数。
年初至今	发布日期至今的年数。
N.Author	论文的作者数量。
绝对长度	摘要的字符长度。
标题长度。	标题的字符数。
模型	预训练模型的输出。
度	度中心性变量。
接近中心性	接近中心性变量。
中介中心性	介数中心性变量。
Cpagerank	PageRank中心性变量。
HCTCD	所提出的HCTCD中心性变量。
X.第一	第一作者的X中心性值。
X.第一.d	第一作者两年和八年X中心性值之差。
X.总和。	论文所有作者的 X中心性值之和。
X.总和差。	论文所有作者的两年和八年 X中心性值之和的差
X.最后	论文的作者。 末位作者的 X中心性值。
X.Last.d.	最后一个的两年和八年 X中心性值之差
X.Ave.	作者。 所有作者的 X中心性值的平均值。
X.Ave.d.	所有作者的两年和八年平均X中心性值之差
X.Max	。 论文所有作者中的最大中心性值。
X.Min	论文所有作者的最小中心性值。
X加权平均值。	根据公式（7）计算的所有作者X中心性值的加权平均值。
X加权求和。	所有作者的 X中心性值的加权求和（按）公式（7）。
X-n	在论文发表年份之前的 n 年窗口内计算的 X中心性 论文的年份。

注释： X 是度／接近中心性／中介中心性／Cpagerank／HCTCD 之一。

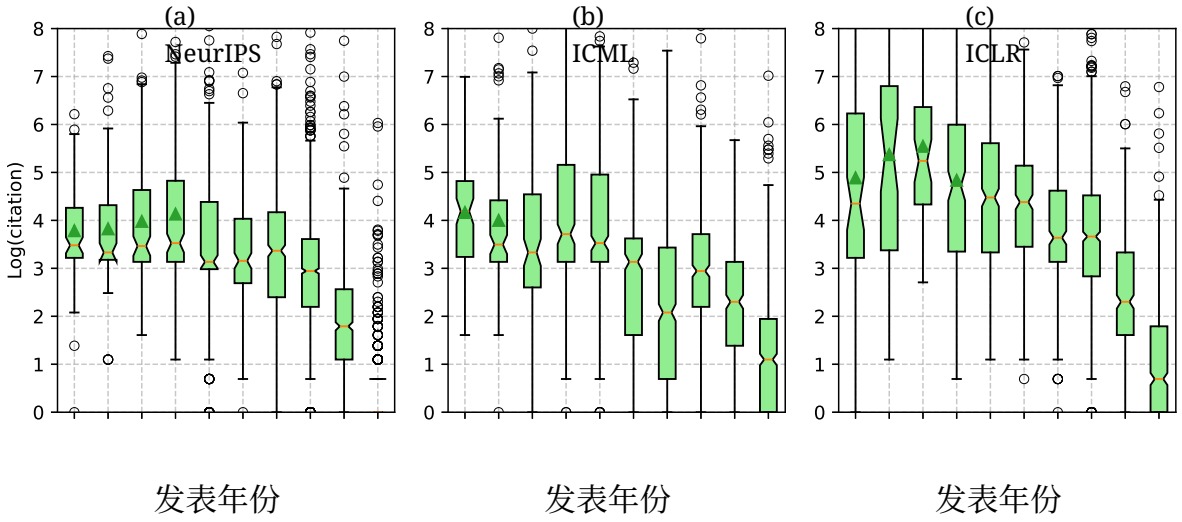


图 1：不同发表场所和年份的论文引文数箱线图。

- 不同中心性指标（如度、接近中心性、中介中心性、PageRank、HCTCD）在解释引文变异方面表现如何?
- 不同的论文作者列表中心性聚合方法（如求和、平均值、最大值、加权求和）在预测引文方面的能力有何差异?
- 在已知第一作者的情况下，加入一位中心性显著高于第一作者（例如高出 50%）的合著者，会对论文的预期引文数产生什么影响?

在方法上，我们动态计算每篇论文发表年份之前 1、2、4、8 和 16 年时间窗口内的中心性指标，并计算时间导数以捕捉近期中心性变化。在团队层面，我们通过求和、平均值和位置极值对中心性值进行聚合，并与基于排名的指标进行比较。我们使用贝塔回归模型分析中心性特征与引用百分位数之间的联系，同时控制发表场所、标题/摘要长度和发表年份。我们还训练了包含和不包含中心性特征的机器学习模型，以评估预测增益。

在变量设定方面，因变量为引文百分位（pcite）。自变量包括动态窗口中心性、时间导数和聚合中心性值。控制变量包括发表场所（NeurIPS/ICLR/ICML）、发表年份、摘要/标题长度（Len.Abs、Len.Title）、作者人数（N.Author），以及基于Transformer的内容模型的输出。

在实验中，作者中心性是根据焦点论文发表年份之前发表的出版物构建的合著网络计算得出的。同时，引用以同年发表的论文中的百分位数衡量，并在论文发表后累积。这一设计有助于缓解对反向因果关系的担忧：引用可能会直接影响事后计算的中心性，因为未来的引用无法影响历史网络位置。

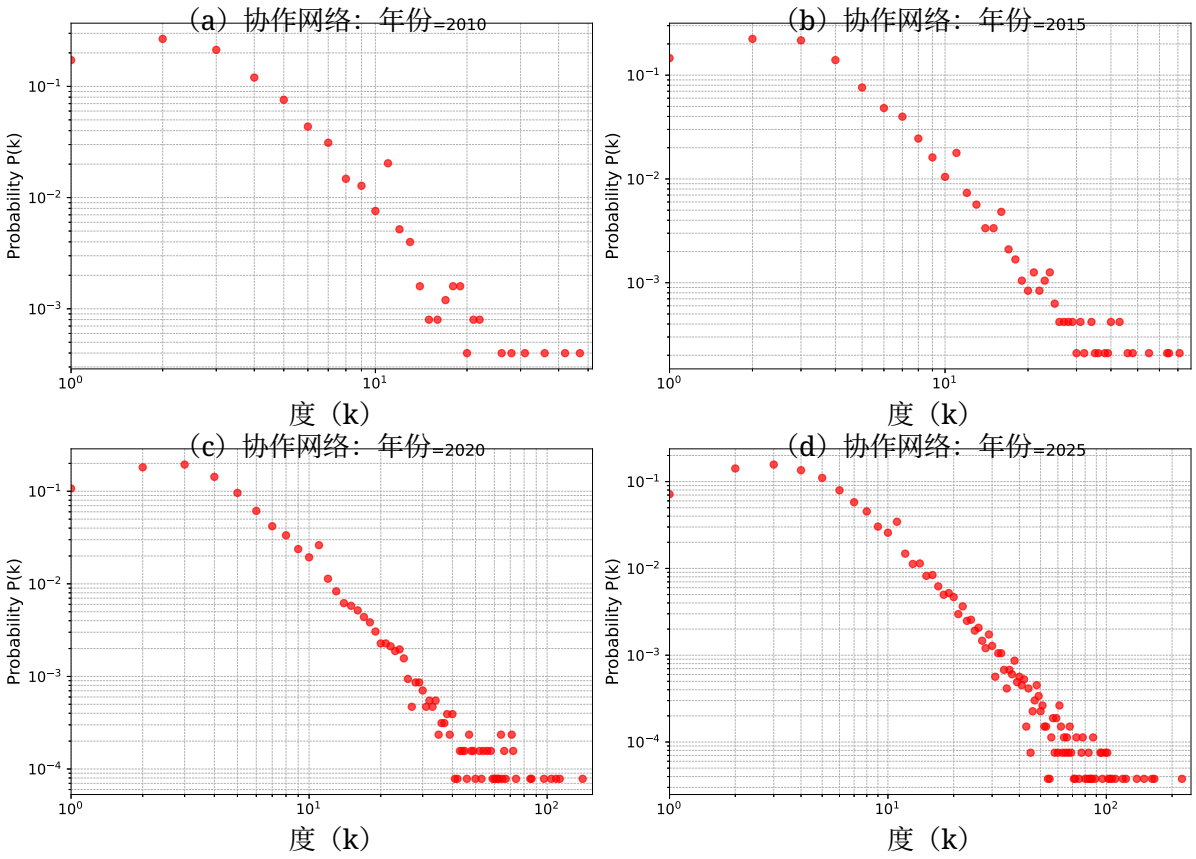


图2：作者网络在2005年、2010年、2015年、2020年和2025年的度分布。

4.2 探索性与可视化分析

4.2.1 可视化分析

图 1 展示了不同发表场所、不同年份发表的论文当前引文数对数的箱线图。总体而言，引用与发表后的年份呈正相关，但这种模式并非线性。NeurIPS 和 ICML 在 2017 年发表的论文获得的总引用数最高，而 ICLR 在 2015 年发表的论文获得的引用数最高。这表明，当时人工智能领域出现了新方向和新架构的突破。由于总引文数与发表年份索引之间存在显著但非线性的关联，因此选择按年份划分的引用百分位数作为因变量是合理的。同时，我们可以从图 1 看出，在给定年份索引的情况下，不同发表场所的引文数有所不同。例如，2014 年至 2021 年间，ICLR 论文的中位引文数通常高于 NeurIPS 和 ICML 论文。这表明应将发表场所用作自变量。

我们还在图2中展示了所有这些会议协作网络的度分布。我们在四个子图中考察了四个不同时间范围（2005年-2010年、2005年-2015年、2005年-2020年和2005年-2025年）的协作网络，发现它们在双对数坐标下均呈线性模式，表明其服从幂律分布。

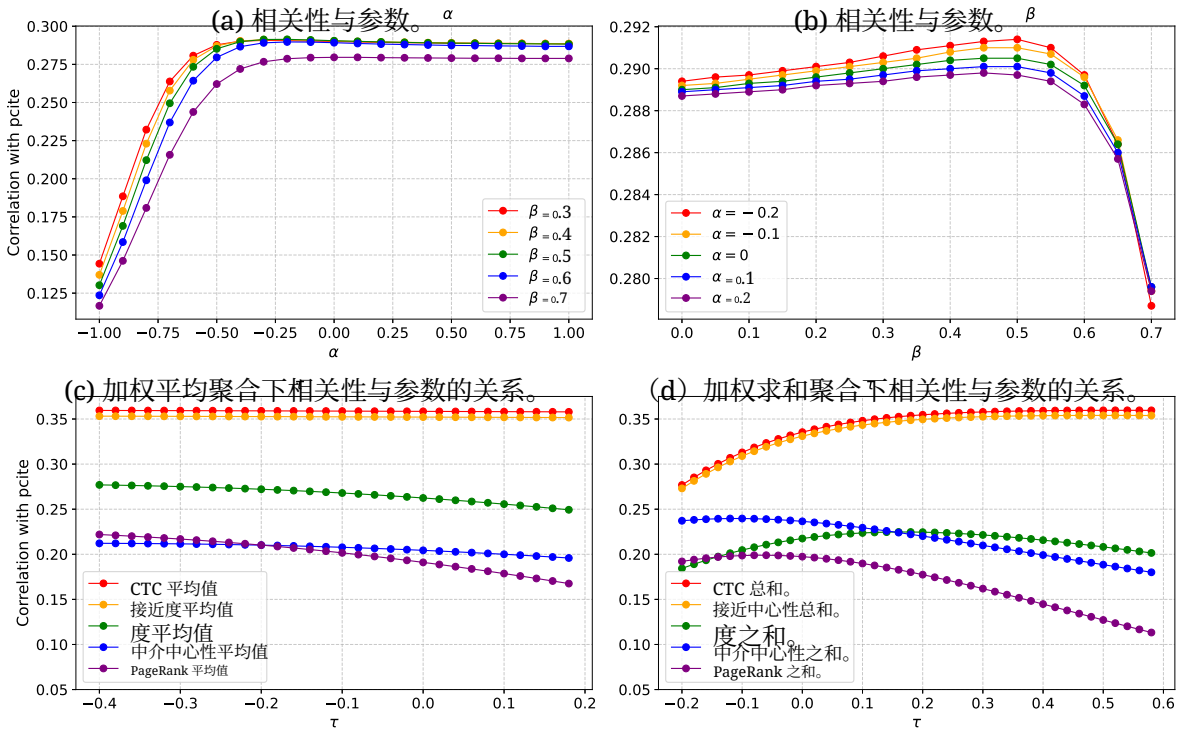


图3：不同参数值下与引文百分位数的相关性。我们使用2015年至2016年的数据子集绘制这些曲线。

4.2.2 中心性指标的参数搜索

为优化中心性指标的参数，我们从2015–2016年的出版物中选取一个分层子集进行网格搜索，使其与引用百分位数（pcite）的皮尔逊相关系数最大化。对于PageRank中心性，以0.025为步长扫描阻尼因子 $d \in (0,1)$，结果显示最优值为 $d = 0.975$（相关系数：0.145），这表明随机游走过程中网络影响力几乎得以完整保留（图3(a)）。对于所提出的HCTCD指标，对 $\alpha, \beta \in [0,1]^2$ 进行联合二维网格搜索，得到 $\alpha = -0.2$ 和 $\beta = 0.45$。负的 α表明较早的合作贡献更大，这可能反映了知名作者持久的影响力；而正的 β 则证实，重复合作带来的收益会递减（图3(b)）。

同样，作者列表聚合权重 T 经过优化后设为 $\tau = 0.3$，用于加权求和（公式7）；这意味着第二作者的中心性权重约为第一作者的74%（$e^{-0.3}$），符合优先考虑第一作者的惯例（图3(c)）。图3中的敏感性分析显示：(a) PageRank 在 $d = 0.975$处出现相关性峰值，(b) HCTCD 的高相关性区域为 $\alpha \in [-0.3, 0]$, $\beta \in [0.4, 0.6]$，以及 (c) 加权聚合在 $T = 0.3$ 之后呈现相关性平台。这些参数在完整数据集上得到验证，并固定用于后续分析。

4.2.3 中心性指标的时间动态

对不同时长的时间窗口（1–16年）内中心性指标进行分析，发现一种稳定的规律：长期网络位置对引文结果的影响远大于短期连接。如表2所示，随着时间窗口

表2：不同时间跨度下不同中心性与 Pcite 的相关性。所有相关系数均相对于 Pcite 计算。

	1	2	4	8	16
1.度	0.272	0.284	0.284	0.284	0.275
2.HCTCD	0.322	0.375	0.376	0.380	0.382
3.Cpagerank	0.216	0.234	0.240	0.240	0.232
4.接近中心性	0.313	0.367	0.373	0.378	0.389
5.中介中心性	0.195	0.222	0.216	0.195	0.175
6.HCTCD加权总和	0.323	0.378	0.385	0.394	0.397
7.HCTCD加权平均	0.319	0.374	0.377	0.382	0.385

延长，所有中心性指标与引用百分位数的相关性均有所增强，其中接近中心性（标准形式和加权变体）的提升最为显著：其相关系数从0.313（1年时间窗口）升至0.389（16年时间窗口），增幅达24.3%。类似地，度中心性在中间时间窗口（两至八年）稳定在0.284，随后在16年时略降至0.275；介数中心性则在两年窗口达到峰值0.222，之后逐渐降至16年时的0.175。值得注意的是，本文提出的具有时间衰减和合作次数衰减的调和接近中心性（HCTCD）指标（HCTCD加权总和）在所有时间窗口中均优于传统指标，并在16年时达到最高相关系数0.397。这种随时间推移的变化凸显了持续学术整合的累积效应：持久的网络嵌入性，而非短暂合作，才是提升引文可见性的主要驱动力。短期指标预测能力的减弱（例如，1年时间窗口的接近中心性相关性比16年时间窗口低19.5%）进一步证实，引文优势在很大程度上会倾向于拥有稳固、持续网络存在的作者。

4.2.4 中心性比较性能

中心性指标在解释引文变异方面的相对效能存在显著差异，其中 HCTCD中心性是最有效的预测指标。表3显示，它与引用百分位数的双变量相关性最高（0.378），高于度中心性（0.284）、PageRank（0.240）和介数中心性（0.195）。接近中心性衡量全局网络可达性，其主导地位表明，引文优势主要属于那些能够在协作生态系统中高效传播知识的作者，而非局部连通性（度中心性）较高或承担经纪角色（介数中心性）的作者。此外，较高的

表3：不同中心性的相关性

	1	2	3	4	5	6	7
1.Pcite	1.000						
2.HCTCD-8	0.380	1.000					
3.度	0.284	0.730	1.000				
4.中介中心性	0.195	0.569	0.841	1.000			
5.接近中心性	0.378	0.962	0.633	0.502	1.000		
6.Cpagerank	0.240	0.644	0.961	0.846	0.556	1.000	
7.N.Author	0.263	0.368	0.401	0.237	0.337	0.309	1.000

度中心性与 PageRank中心性之间存在多重共线性（$r = 0.961$），这表明使用度中心性时，这些局部影响力指标存在冗余；而接近中心性与度中心性之间的中度相关性（$r = 0.633$）则表明二者提供了互补的信息价值。综合这些发现，应将全局网络效率（接近中心性）视为引文成功的首要结构性决定因素。

4.2.5 聚合方法效能

团队层级聚合中心性指标在解释引文变异方面显著优于基于排名的方法，挑战了优先关注第一作者或末位作者的传统评价范式。如表 4 所量化所示，所有作者的平均接近中心性（HCTCD.ave）与引用百分位数的相关系数为 0.381，略高于第一作者中心性（0.379）和末位作者中心性（0.370）等位置指标。值得注意的是，加权求和（HCTCD.wsum）按照作者顺序对贡献进行指数折减，取得了最强的总体相关性（0.394），超过了无权求和（$\Delta r = 0.024$）以及最大值／最小值中心性聚合（分别为 0.380 和 0.381）。这一优势在回归分析中依然存在（见表 8），其中中心性总和表现出最高的统计显著性（$\hat{\gamma} = 0.4823,\ p < 0.001$）和模型拟合度（$R^2 = 0.6092$）。集体聚合方法，尤其是加权求和，持续展现出的优越表现证明，引文优势源于整体性的团队连接性，而非个人突出度。这一证据要求我们从以作者排名为中心的评价转向基于网络的集体学术整合评估。

表 4：不同中心性聚合方法的相关性。

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1.Pcite	1.000										
2.HCTCD.Sum	0.370	1.000									
3.HCTCD.Ave.	0.381	0.838	1.000								
4.HCTCD 首次值	0.379	0.838	0.991	1.000							
5.HCTCD.Last	0.370	0.829	0.980	0.963	1.000						
6.HCTCD最大值	0.380	0.858	0.984	0.969	0.977	1.000					
7.HCTCD最小值	0.381	0.836	0.996	0.992	0.971	0.971	1.000				
8.HCTCD.Std	0.287	0.675	0.751	0.711	0.785	0.848	0.700	1.000			
9.HCTCD加权总和	0.394	0.928	0.971	0.968	0.951	0.967	0.968	0.740	1.000		
10.HCTCD加权平均	0.382	0.841	0.999	0.989	0.984	0.987	0.995	0.761	0.971	1.000	
11.N.Author	0.263	0.693	0.339	0.350	0.339	0.368	0.347	0.271	0.493	0.343	1.000

4.2.6 方法论启示

时间变体之间存在较高的多重共线性（表1：$r > 0.91$ 度量指标），这表明在后续回归模型中只需纳入其中一个（可能是与 Pcite 相关性最高的那个）。接近中心性的优异表现凸显了全局网络定位相较于局部连通性的重要性，也为我们设计新颖的 HCTCD 指标提供了依据。汇总结果支持采用团队层级中心性分析，而非传统的作者排名方法，这与集体影响评估的新兴趋势相一致。

4.3 回归分析

4.3.1 设置

为探究不同中心性相关因素与引文百分位数之间的关联，我们针对以下情形构建了若干回归模型：

情况 1：自变量包括给定论文作者的不同中心性指标、发表场所、年份、作者总数、标题长度和摘要长度。

情况 2：自变量包括第一种情况中的变量，以及在不考虑中心性信息的情况下训练的基于Transformer的模型的输出。该模型的详情见第 4.3.2 节；模型使用标题和摘要的文本内容进行训练，以预测引文百分位。

情况 3：我们采用不同的聚合方法来合并作者列表中的中心性。同时，我们引入作者两年与八年中心性之间的差值，以考虑作者中心性的上升或下降趋势。

我们重点关注第二种情况，因为希望控制研究领域和文本内容的影响。我们使用 2015 年至 2020 年的数据样本构建回归模型，因为我们希望聚焦于现代深度学习方法革新之后的论文；此外，我们认为，短期内的引文数并不能反映论文的最终价值和认可度。对于中心性，我们以样本论文发表日期之前八年的较大窗口计算其中心性。

4.3.2 基于模型的基线

我们构建了一个基于Transformer的模型来预测引用百分位数，并将其预测值作为后续回归分析中的内容控制因素。我们的方法基于一个预训练的 bert-base-uncased Transformer编码器，该编码器有12层、12个注意力头，隐藏层大小为768，并在经过筛选的文本数据集上进行微调。该数据集包含 NeurIPS、ICLR 和 ICML 的所有录用论文，以标题和摘要作为输入特征，并以同年份的引用百分位数作为目标变量。数据按8:1:1的比例划分为训练集、验证集和测试集。训练模型时使用学习率为0.00002的Adam优化器，有效批次大小为64。我们评估了四种实验设置：(a) 将发表场所名称、年份、标题和摘要全部作为输入信息。(b) 从(a)中提到的四部分信息中去掉一部分，将其余三部分作为输入信息。各配置在测试集上的表现汇总于表5。报告结果为使用不同随机种子进行的五次独立试验所得的中位数。总体而言，基于Transformer的引用百分位数预测模型在不同元数据配置下表现出显著差异。完整模型（设置1）纳入发表场所、年份、标题和摘要，取得了最佳表现（相关系数 =0.6963，均方误差 $=0.06844$）。排除摘要元数据（设置2）仅使相关性略有下降（Δ 相关系数 = -0.0155），而省略发表场所信息（设置4）造成了最严重的性能下降（相关系数 $=0.5516$，均方误差 $=0.07163$）。这些结果凸显了发表场所声望和文本内容在引文预测中的关键作用。标题和摘要特征的稳健性（设置2–3）与此前关于内容驱动影响评估的研究发现一致，不过发表场所元数据对于跨会议泛化仍不可或缺。

表 5：不同设置下测试集上的预测输出与引文四分位数之间的相关性和均方误差。

设置	Year	发表场所	标题	摘要	Corr	MSE	MAE
设置 1	✓	✓	✓	✓	0.6963	0.06844	0.2240
设置 2	✓	✓	✓		0.6808	0.06925	0.2263
设置 3	✓		✓	✓	0.6256	0.07075	0.2282
设置 4		✓	✓	✓	0.5516	0.07163	0.2299

4.4 Beta回归与普通最小二乘法

鉴于因变量——同一年论文的引用百分位数（pcite）——具有有界性，取值范围为 $[0,1]$ 区间，因此本研究采用 Beta回归框架进行建模 [Ferrari and Cribari-Neto, 2004]。我们使用 Python 包*statsmodels.othermod.betareg* 进行 Beta回归。为验证该方法相较于传统普通最小二乘法（OLS）的优越性，我们构建了两组控制模型：第一组引入第一作者的接近中心性（Closeness.1st），第二组使用作者列表中最高的接近中心性（Closeness.max）。我们控制了发表延迟（YearToNow）、会议场所（ICLR/ICML）、摘要长度（Len.Abs）、标题长度（Len.Title）以及作者数量（N.Author）等协变量。我们使用均方误差（MSE）比较两种模型的预测能力。如表6所示，Beta回归在两组模型中均表现出更优的拟合性能：在第一作者中心性模型中，Beta回归$MSE = 0.05831$ 显著低于OLS的0.05842；在最大中心性模型中，Beta回归 $MSE = 0.05828$ 也优于OLS的0.05840。尽管 R^2 的提升幅度有限，Beta回归在所有设置下始终保持性能优势，表明其更善于捕捉有界数据的分布特征。

理论依据与实证结果共同支持 Beta回归的适用性：首先，其 Probit 链接函数将线性预测量映射到 (0，1) 区间，从而解决普通最小二乘法在预测边界值时固有的缺陷（系数尺度差异见表6：Closeness.1st 的 Beta 回归系数为 5.61，而普通最小二乘法系数为 1.39）。其次，精度参数 ($\phi \approx 1.09$，$p < 0.001$) 显著异于零，证实 Beta 分布适用于对引用百分位数的变异结构进行建模。最后，尽管普通最小二乘法也检测到中心性变量的显著性 ($p < 0.001$)，但 Beta回归凭借其严格的分布假设，为后续分析提供了更稳健的建模基础。因此，我们将 Beta回归确立为研究网络中心性与引文表现之间关系的核心方法框架。

4.4.1 混合回归模型

我们采用第 3.2 节讨论的 Beta回归。包含选定变量的回归模型如下： $Y_i \sim f(y|\alpha,\ \beta)$ $E(Y|\alpha,\ \beta) = \mu_i,\ \ \mu_i = \Phi(u_i)$，其中

$$u_i = \gamma X_i = \gamma_0 + \gamma_1 \mathrm{YearToNow}_i + \gamma_2 \mathrm{ICLR}_i + \gamma_3 \mathrm{ICML}_i + \gamma_4 N.Author + \gamma_5 \mathrm{Len.Abs}_i + \gamma_6 \mathrm{Len.Title}_i + \gamma_7 \mathrm{Model}_i + \gamma_8 X_i + \gamma_9 \mathrm{X.d.}_i + \epsilon_i$$

表6：Beta回归与线性回归的比较

	线性回归		Beta回归	
模型	1	2	1	2
常数项	0.4309***	0.4323***	-0.2590*	-0.2518*
	(0.026)	(0.026)	(0.109)	(0.109)
年初至今	-0.0049*	-0.0049*	-0.0244*	-0.0246*
	(0.002)	(0.002)	(0.010)	(0.010)
ICLR	0.1104***	0.1102***	0.4496***	0.4491***
	(0.010)	(0.010	(0.039)	(0.039)
ICML	-0.0407***	-0.0404***	-0.1630***	-0.1622***
	(0.009)	(0.009)	(0.036)	(0.036)
绝对长度	4.01e-05***	4.00e-05***	0.0002***	0.0002***
	(9.77e-06)	(9.76e-06)	(4.73e-05)	(4.73e-05)
Len,标题	-0.0015***	-0.0015***	-0.0059***	-0.0059***
	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.001)
N.Author	0.0198***	0.0196***	0.0742***	0.0732***
	(0.002)	(0.002)	(0.009)	(0.009)
接近中心性.1st	1.3904***		5.6081***	
	(0.076)		(0.312)	
接近中心性.max		1.2173***		4.8975***
		(0.066)		(0.272)
精确率			1.0887***	1.0888***
			(0.019)	(0.019)
MSE	0.05842	0.05840	**0.05831**	**0.05828**

其中，$\gamma = (\gamma_0, \ldots\ldots, \gamma_9)$ 是自变量的参数。这里我们引入变量 $X.d_i = X_{i2} - X_{i8}$，用于捕捉两年窗口与八年窗口之间中心性的变化，反映中心性近期的增长。我们的结果表明，中心性指标提供了显著的额外解释力。

Beta回归结果见表7，其中 Beta 回归的精度参数 ϕ 也在模型拟合过程中进行了估计。这些结果表明，在控制协变量（发表场所、发表年份、标题/摘要长度和基于Transformer的内容特征）后，不同中心性指标对引用百分位数的影响存在显著差异。接近中心性表现出最强的正相关（$\hat{\gamma} = 1.44$，$p < 0.001$），其次是度中心性总和（$\hat{\gamma} = 38.35$，$p < 0.001$）和介数中心性（$\hat{\gamma} = 8.17$，$p < 0.001$）。相反，PageRank中心性呈现出矛盾的效应：系数较大（$\hat{\gamma} = 207.8$，$p < 0.001$），但由于与度中心性存在多重共线性，实际显著性可以忽略不计（$r = 0.961$）。需要注意的是，拟合系数的大小既反映了关联强度，也受到中心性指标分布尺度的影响。中心性的时间差分（$X.d_i$）在所有情况下均具有统计显著性，但其影响始终弱于累积指标。纳入中心性后，模型拟合度大幅提升：接近中心性增强模型（模型4）的 $\Delta AIC = -37$ 高于基线模型（$\Delta R^2 = 0.0032$），这证实了中心性在内容和上下文特征之外的解释力。控制变量的结果符合预期——引用百分位数随时间推移而下降（$\hat{\gamma}_1 = -0.0374$，$p < 0.001$），并随团队规模扩大而上升（$\hat{\gamma}_4 = 0.0378$，$p < 0.001$）。精度参数（$\phi \approx 1.73$）验证了 Beta 分布适用于有界引用数据。

表 8 进一步量化了中心性聚合方法的效用，揭示出，与个人突出度相比，团队整体连接性更能带来引文优势。所有作者的接近中心性总和（$\hat{\gamma}_{HCTCD.sum} = 0.4823$，$p < 0.001$；$R^2 =$

表7：不同模型设置下 Beta回归的汇总表。

模型	1	2	3	4	5	6
常数项	-15.91***	-15.55***	-15.60***	-15.54***	-15.74***	-15.64***
	(0.273)	(0.277)	(0.276)	(0.279)	(0.275)	(0.276)
年初至今	-0.0185*	-0.0197*	-0.0341***	-0.0229**	-0.0258**	-0.0374***
	(0.008)	(0.008)	(0.009)	(0.008)	(0.009)	(0.009)
ICLR	0.0396	0.0279	0.0284	0.0354	0.0387	0.0347
	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)
ICML	-0.0094	-0.0070	-0.0159	-0.0034	-0.0140	-0.0162
	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)
N.Author	0.0507***	0.0360***	0.0318***	0.0385***	0.0437***	0.0378***
	(0.007)	(0.007)	(0.008)	(0.007)	(0.007)	(0.007)
绝对长度	9.88e-5**	9.49e-5**	9.52e-5**	9.57e-5**	9.88e-5**	9.43e-5**
	(3.59e-5)	(3.57e-5)	(3.53e-5)	(3.59e-5)	(3.58e-5)	(3.54e-5)
标题长度	-0.0014*	-0.0011	-0.0012*	-0.0011	-0.0014*	-0.0012*
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
模型	30.46***	29.67***	30.05***	29.66***	30.23***	30.13***
	(0.496)	(0.508)	(0.498)	(0.510)	(0.497)	(0.498)
HCTCD		1.305***				
		(0.197)				
度			38.35***			
			(5.974)			
接近中心性				1.44***		
				(0.229)		
中介中心性					8.17***	
					(1.792)	
Cpagerank						207.8***
						(36.94)
精确率	1.73***	1.74***	1.74***	1.74***	1.73***	1.73***
	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)
Log-似然	1950.6	1972.3	1971.7	1970.1	1961.4	1966.8
AIC	-3883.	-3925.	-3923.	-3920.	-3903.	-3914.
BIC	-3826.	-3861.	-3860.	-3856.	-3839.	-3850.
决定系数	0.6045	0.6083	0.6081	0.6077	0.6062	0.6074

注： ***、** 和 * 分别表示 0.001、0.01 和 0.05 的显著性水平。

0。6092）优于基于排名的指标（例如末位作者中心性：$\hat{\gamma}_{HCTCD.last}$ =2。4335，$p < 0.001$）和极值聚合（最大/最小中心性：$p > 0.05$）。加权求和（按作者顺序进行指数折扣）取得了最高的模型拟合度（$\hat{\gamma}_{HCTCD.wsum} = 1.29$，$p < 0.001$，$AIC = -3935$）。值得注意的是，聚合中心性的时间导数（例如 HCTCD.Sum.d）仍具有显著性，但对解释力的贡献较小（$\Delta R^2 < 0.001$）。这些发现有力地挑战了传统评价范式：这类范式强调第一作者或“明星”研究人员，而非合作网络中的整体团队整合。

4.5 纳入高中心性合著者的影响

在给定第一作者的情况下，我们进一步对纳入高中心性合著者的影响进行统计分析。我们创建了一个新变量 X_{maxind}，当$X_{max} > (1+\alpha)X_{1st}$时，其取值为 1。我们设定 $\alpha = 0.5$，这意味着当共同作者的中心性值比第一作者高 50% 时，该指标取值为 1，否则取值为 0。

表 8：不同中心性聚合设置下 Beta回归的汇总表。

模型	1	2	3	4	5	6	7
常数项	-15.55***	-15.49***	-15.50***	-15.57***	-15.50***	-15.51***	-15.53***
	(0.278)	(0.278)	(0.277)	(0.278)	(0.278)	(0.277)	(0.277)
年初至今	-0.0197*	-0.0140	-0.0141	-0.0154	-0.0138	-0.0138	-0.0146
	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)
ICLR	0.0283	0.0187	0.0197	0.0218	0.0197	0.0213	0.0210
	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)
ICML	-0.0068	-0.0122	-0.0119	-0.0132	-0.0117	-0.0112	-0.0123
	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)
N.Author	0.0361***	0.0271***	0.0338***	0.0145	0.0342***	0.0338***	0.0349***
	(0.007)	(0.008)	(0.007)	(0.009)	(0.007)	(0.007)	(0.007)
绝对长度	9.49e-5**	9.49e-5**	9.44e-5**	9.73e-5**	9.43e-5**	9.47e-5**	9.42e-2**
	(3.57e-5)	(3.6e-5)	(3.58e-5)	(3.65e-5)	(3.6e-5)	(3.59e-5)	(3.58e-5)
标题长度	-0.0011	-0.0011	-0.0011	-0.0012*	-0.0011	-0.0011	-0.0011
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
模型	29.66***	29.55***	29.53***	29.84***	29.52***	29.54***	29.59***
	(0.510)	(0.509)	(0.509)	(0.504)	(0.510)	(0.510)	(0.509)
HCTCD最大值	1.191						
	(0.752)						
HCTCD最小值	0.1566						
	(0.993)						
HCTCD加权和		1.29***					
		(0.189)					
HCTCD加权和差异		0.9827***					
		(0.286)					
HCTCD.Wave			2.66***				
			(0.384)				
HCTCD.Wave.d			2.173***				
			(0.578)				
HCTCD.Sum				0.4823***			
				(0.086)			
HCTCD.Sum.d				0.3154*			
				(0.138)			
HCTCD 平均值					2.753***		
					(0.430)		
HCTCD 平均值（差分）					2.252***		
					(0.628)		
HCTCD 首次值						2.829***	
						(0.415)	
HCTCD 首次值（差分）						2.275***	
						(0.610)	
HCTCD 最后值							2.4335***
							(0.366)
HCTCD.Last.d							2.0586***
							(0.553)
精确率	1.7373***	1.7402***	1.7404***	1.7366***	1.7404***	1.7396***	1.7395***
	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)
决定系数	0.6082	0.6091	0.6092	0.6081	0.609	0.6086	0.6088
对数似然	1972.3	1978.6	1979.1	1970.2	1979.1	1977.6	1977.0
AIC	-3923	-3935	-3936	-3918	-3936	-3933	-3932
BIC	-3852	-3865	-3866	-3848	-3866	-3863	-3862

注： ***、** 和 * 分别表示显著性水平为 0.001、0.01 和 0.05。

表9：不同中心性聚合设置下 Beta回归的汇总表。

模型	1	2	3	4	5	6	7
常数项	-0.1555	-0.163	-0.349***	-15.49***	-15.49***	-15.51***	-15.51***
	(0.106)	(0.106)	(0.109)	(0.278)	(0.277)	(0.277)	(0.277)
年初至今	-0.0028	-0.0051	-0.0035	-0.0152	-0.0168*	-0.0153	-0.0155
	(0.010)	(0.010)	(0.010)	(0.008)	(0.009)	(0.008)	(0.008)
ICLR	0.4077***	0.4038***	0.4120***	0.0154	0.0134	0.0195	0.0190
	(0.040)	(0.040)	(0.040)	(0.033)	(0.033)	(0.033)	(0.033)
ICML	-0.199***	-0.200***	-0.182***	-0.0200	-0.0211	-0.0125	-0.0124
	(0.036)	(0.036)	(0.036)	(0.030)	(0.030)	(0.030)	(0.030)
绝对长度	0.0002***	0.0002***	0.0002***	0.0001**	0.0001**	9.36e-5**	9.35e-5**
	(4.74e-5)	(4.74e-5)	(4.72e-5)	(3.56e-5)	(3.54e-5)	(3.58e-5)	(3.58e-5)
标题长度	-0.006***	-0.006***	-0.006***	-0.0010	-0.0010	-0.0010	-0.0010
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
模型				29.70***	29.69***	29.53***	29.53***
				(0.510)	(0.509)	(0.510)	(0.510)
HCTCD 首次值	8.77***	8.78***	7.71***	3.36***	3.37***	2.86***	2.82***
	(0.479)	(0.480)	(0.503)	(0.399)	(0.399)	(0.415)	(0.428)
HCTCD 首次值（差分）	5.171***	4.911***	4.18***	2.675***	2.489***	2.123***	2.110***
	(0.743)	(0.749)	(0.754)	(0.605)	(0.609)	(0.614)	(0.617)
HCTCD.max.ind		0.1519**	0.1278*		0.1099*	0.0976*	0.0854
		(0.053)	(0.053)		(0.044)	(0.044)	(0.052)
N.Author			0.0629***			0.0327***	0.0327***
			(0.009)			(0.007)	(0.008)
HCTCD.1st.int							2.3621
							(3.881)
HCTCD最大值.int							-1.0816
							(2.006)
精确率	1.083***	1.085***	1.097***	1.734***	1.736***	1.741***	1.741***
	(0.019)	(0.019)	(0.019)	(0.020)	(0.020)	(0.020)	(0.020)
Log-似然	588.03	592.08	616.30	1967.4	1970.5	1980.1	1980.3
AIC	-1158.	-1164.	-1211.	-3915.	-3919.	-3936.	-3933.
BIC	-1101.	-1100.	-1140.	-3851.	-3849.	-3860.	-3843.
R2	0.2283	0.2301	0.241	0.6057	0.6065	0.6065	0.6094

注： ***、** 和 * 分别表示显著性水平为 0.001、0.01 和 0.05。

此外，我们还考虑了两个交互项：第一个是 X_{maxind}与 X_{1st}之间的交互项，第二个是 X_{maxind} 与 X_{max}之间的交互项。相应的方程如下：

$$u_i = \gamma_0 + \gamma_1 \text{年初至今}_i + \gamma_2 \text{ICLR}_i + \gamma_3 \text{ICML}_i + \gamma_4 N.Author + \gamma_5 \text{摘要长度}_i + \gamma_6 \text{标题长度}_i + \gamma_7 \text{模型}_i + \gamma_8 X_{1st,i} + \gamma_9 X.d._{1st,i} + \gamma_{10} X_{maxind,i} + \gamma_{11} X_{maxind,i} \cdot X_{1st,i} + \gamma_{12} X_{maxind,i} \cdot X_{max,i} + \epsilon_i$$

我们在拟合模型中采用所提出的中心性指标 HCTCD 作为中心性指标。表9给出了Beta回归的结果。可以看到，在控制文本内容、作者数量和第一作者的中心性后，加入一位中心性比第一作者高 50% 的共同作者，与引文百分位数的显著提升相关（$0.08 < \hat{}\gamma_{10} < 0.16$）。此外，这一效应与第一作者的绝对中心性或作者列表中中心性最高的作者的中心性并无显著关联，这一点可由交互项系数 γ_{11} 与 γ_{12}不显著看出。还值得注意的是，在控制第一作者和中心性最高的作者后，作者数量仍与引文百分位数显著正相关（$0.03 < \hat{}\gamma_4 < 0.06, p < 0.0001$）。

4.6 中心性影响的似然比检验

为严格量化中心性指标在解释引用百分位数变化方面的统计显著性，我们通过比较嵌套回归模型进行了似然比检验（LRT）。具体而言，我们评估了完整模型，该模型纳入了时间聚合中心性指标 X_{wave} 及其时间差分 $X.d_{wave}$ ，并将其与两个简化模型进行比较：简化模型$_1$, 不包含 $X.d_{wave}$，以及简化模型$_2$, 同时不包含 X_{wave} 和$X.d_{wave}$。结果（表10）表明，基线中心性度量及其时间动态均显著提升了解释力。简化模型$_1$ 与完整模型相比的检验统计量为 $LRT_{stat} = 31.056$ ，对应 $p < 0.001$；而简化模型$_2$与完整模型相比的检验结果为 $LRT_{stat} = 339.637$，其中 $p << 0.001$。这些结果有力地证实，中心性指标及其随时间的演变是解释引用差异的非冗余预测变量，进一步凸显了持续保持网络位置对学术影响力的关键作用。

表10：中心性指标与中心性指标时间差分之间关联的似然比检验。

比较	$LL_{reduced}$	LL_{full}	LRT_{Stat}	p 值
简化模型$_1$ 与完整模型	597.908	613.436	31.056	0.000
简化模型$_2$ 与完整模型	443.617	613.436	339.637	0.000

4.7 预测分析

我们综合使用多种预测变量，包括中心性指标、年份、发表场所，以及预训练的基于Transformer的预测模型的输出，并预测论文在同一年发表的所有论文中的引文百分位数。我们训练的模型包括线性回归、前馈神经网络、随机森林和XGBoost。我们将

原始数据集按 0.9:0.1 的比例划分为训练验证集和测试集。在训练验证集中使用五折交叉验证进行模型选择和超参数调优，并使用测试集评估训练所得模型的泛化性能。我们对每种模型的主要超参数进行调优，并将交叉验证损失达到最优时的设置选为最终超参数设置。对于随机森林，估计器数量为 290，最大深度为 15，叶节点最小样本数为 3。对于XGBoost，估计器数量为 178，最大深度为 11，学习率为 0.03426，按树列采样率为 0.7。对于前馈神经网络，我们使用三个隐藏层，隐藏层大小为 32，学习率为 0.005，批次大小为 64。

不同模型在测试集上的结果见表11。这表明，中心性指标能够提升机器学习模型的引文百分位预测性能。加入中心性后，均方误差降低了 2.4–4.8%（例如，XGBoost：加入中心性时的均方误差 =为 0.03502，不加入时为 0.03645），相关系数提高了 1.2–1.7%。采用中心性特征的随机森林取得了最佳相关系数（相关系数 $= 0.717$），而线性回归的相对提升最大（Δ相关系数 $= 0.0083$）。尽管提升幅度不大，这些结果仍证实，中心性是内容特征和发表场所特征之外的互补预测因子。不同异构算法（参数化算法与基于树的算法）均持续表现出这一优势，凸显了网络衍生信号在影响力预测中的稳健性。

表11：机器学习模型的预测性能结果。

	采用中心性			不采用中心性		
	MSE	MAE	相关系数	MSE	MAE	相关系数
LR	0.03529	0.1484	0.7142	0.03616	0.1498	0.7059
随机森林	0.035213	0.1452	0.717	0.03698	0.1497	0.7004
XGBoost	0.03502	0.14711	0.71647	0.03645	0.1505	0.7025
神经网络	0.0357	0.1498	0.7101	0.03678	0.1514	0.7025

5 讨论

5.1 与相关研究比较

我们进一步将研究结果与现有研究进行比较。众所周知，几乎所有现有研究都未能使用预训练人工智能模型控制文本内容，也没有评估在给定第一作者的情况下（控制内容后）加入高中心性作者所产生的影响。此外，Yan and Ding [2009]证明，图书情报学期刊中多种中心性度量（接近中心性、中介中心性、度和 PageRank）与引文数之间存在显著相关性，但其解释力仍然有限，这可能是由于领域差异、数据预处理技术，以及忽略时间动态和团队层级聚合所致。本研究通过引入时间衰减调整中心性指标（HCTCD），推进了这一研究方向，并表明长期中心性（例如，16年时间窗口）比短期度量的影响更强；这是早期研究未能揭示的一个细微差别。此外，Guan等人 [2017]将知识网络与合作网络结合起来解释引用，但其模型未能充分考虑引用数据的有界特性，也未能充分处理聚合

作者列表中的策略。我们使用Beta回归对引用百分位数建模，弥补了这一方法上的不足；与早期研究中常用的普通最小二乘回归相比，这一方法提供了更稳健的估计框架。此外，尽管Sarig¨ol等人 [2014] 报告称，在计算机科学领域，作者中心性与引文成功之间存在正相关，但他们并未探究团队层级上不同中心性聚合方法的差异化影响。我们发现，对所有作者的中心性值进行加权求和，优于基于排名的方法（例如第一作者或末位作者中心性）；这一结果挑战了传统评价范式，也与影响力评估中日益重视集体而非个人指标的趋势相契合。

5.2 理论洞见

尽管我们的研究从实证角度确立了作者中心性与引文结果之间的显著关系，但必须将这些发现置于更广泛的理论框架中，以阐明其背后的作用机制。从社会资本理论的视角来看，嵌入中心网络位置的作者能够积累关系资源，从而提升其作品的可见性、可信度与传播效果 [Holes, 1992, Nahapiet and Ghoshal, 1998]。高中心性作者通常更容易接触多样化的知识来源和具有影响力的受众，这会加速其出版物的传播与认可。与此相辅相成的是，知识扩散理论认为，网络中心性能够缩短信息流的路径长度，使研究更高效地触达更广泛的受众 [Rogers et al., 2014, Valente, 1996]。此外，信号理论表明，由关系网络广泛的学者署名的作品可能会成为一种质量线索，由于其被感知的可信度更高，因而能够获得更高的引用率 [Connelly et al., 2011, Siler et al., 2022]。因此，在识别中心性的真实影响时，控制主题和内容因素至关重要，以排除内在质量差异的影响。综合这些视角，我们认为，中心性不仅仅是一种结构特征，也代表着未被观察到的社会与认知过程，而这些过程会推动引用差异。这一理论基础凸显了这样的重要性：应超越单纯的文献计量指标，更细致地理解网络嵌入性如何塑造学术影响力。

5.3 对研究管理的启示

我们的研究发现为改革多个领域的研究评价实践提供了可行的见解：

资金分配：资助机构应更加重视支持那些展现出强大且多元化合作网络的科研团队，而非过度依赖某位知名研究者的团队。为落实这一做法，资助机构可将基于团队的网络指标（例如我们提出的 HCTCD）纳入评估标准。这种做法有助于遏制累积优势偏差，并推动科研资源实现更加公平的分配。

学术晋升：建议机构重新设计晋升框架，在传统的基于产出的指标之外，也对集体网络指标赋予权重。例如，将合作网络度量和智力贡献指标作为两个不同的维度进行评估，而非仅依赖第一作者或通信作者身份，从而更全面地评估个人的协作影响力，并减少对象征性署名的过度依赖。

期刊评审流程：期刊和会议可以采用“网络感知”的评审机制，利用中心性分析识别潜在的荣誉署名。对于合著者之间中心性差异较大的论文，相关工具可以标记并提示编辑要求作者提供明确的贡献声明，从而加强问责制并减少不当署名。

这些基于实证网络分析的干预措施，有望助力构建一个更高效、透明且公平的科学体系。

6 结论

本研究表明，在控制研究主题或内容后，作者在科学合作网络中的长期位置仍会显著影响引文结果的系统性差异。通过对 17,942 篇机器学习出版物进行纵向分析，我们发现，长期中心性（如 16 年接近中心性）对引文的影响强于短期合作模式。在方法上，我们提出了 HCTCD中心性指标，将时间衰减和合作强度纳入考量，从而推进了引文分析。同时，我们采用 Beta回归对有界的引用百分位数进行建模；对于 $[0,1]$ 分布的数据，这种方法在统计上更为严谨，且优于传统的普通最小二乘法。更重要的是，我们通过基于Transformer的嵌入控制文本内容，证实中心性效应独立于研究实质而持续存在。我们还发现，在论文主题和第一作者相同的情况下，加入中心性较高（相对于第一作者高出 50%）的合著者，会显著提高论文的预期引用百分位数，这凸显了荣誉署名如何在结构上使人脉广泛的团队占据优势。

正如第 5.3 节所讨论的，这些发现表明，利益相关者应改革研究评价实践。资助机构应优先支持展现出多元化网络整合的团队，而不是依赖孤立“明星”研究人员的团队，从而减轻资源分配中的累积优势偏差。期刊和会议可以实施“网络感知型”评审协议，审查引用网络，以降低荣誉署名的影响。学术机构应重新设计晋升框架，在考量贡献指标的同时，纳入合作/中心性指标。尽管我们聚焦于机器学习，未来仍需在跨学科语境中进行验证，但团队中心性聚合始终优于个人作者指标这一现象，从根本上对根深蒂固的评价范式提出了挑战。

我们承认研究在领域可推广性和因果识别方面存在局限。然而，中心性特征在机器学习模型中带来的稳健预测增益，证明了其对学术治理的实用价值。展望未来，将这些洞见转化为以公平为中心的干预措施（例如，限制高影响力研究人员在缺乏实质性贡献的情况下被列为作者，并确保所有作者都切实参与研究、对论文质量负责），有望促进更加高效、公平的科学生态系统。通过连接网络理论、Scientometrics 与《管理科学》，本研究将引用公平从抽象批判重新导向可操作的改革。

参考文献

J. Adams。《文献计量学：引用游戏》，2014年。

M. K. Ahuja、D. F. Galletta 和 K. M. Carley。虚拟研发团队中的个体中心性与绩效：一项实证研究。《管理科学》，49(1):21–38，2003年。R. Albert 和 A.-L. Barab´asi。复杂网络的统计力学。《现代物理评论》，74(1):47，2002年。J. H. Aldrich 和 F. D. Nelson。《线性概率、*logit* 和 *Probit* 模型》。第45卷。Sage，1984年。A. Anstey。署名问题：抱怨者、客座作者与幽灵作者，2014年。H. S. Bhat、L.-H. Huang、S. Rodriguez、R. Dale 和 E. Heit。使用多样化特征进行引文预测。载于*2015*年*IEEE*数据挖掘国际会议研讨会（*ICDMW*），第589–596页。IEEE，2015年。C. Biscaro 和 C. Giupponi。合著与书目耦合网络效应对引文的影响。*PLOS ONE*，9(6):e99502，2014年。U. Brandes。用于计算介数中心性的更快算法。《数学社会学杂志》，25(2):163–177，2001年。L. M. Camarinha-Matos 和 H. Afsarmanesh。合作网络：一门新的科学学科。《智能制造杂志》，16:439–452，2005年。C. Catalini、N. Lacetera 和 A. Oettl。科学领域负面引文的发生率及其作用。《美国国家科学院院刊》，112(45):13823–13826，2015年。B. L. Connelly、S. T. Certo、R. D. Ireland 和 C. R. Reutzel。信号理论：回顾与评估。《管理学杂志》，37(1):39–67，2011年。B. Deng。标题较短的论文获得更多引文。《自然》，2(8):150266，2015年。S. Ferrari 和 F. Cribari-Neto。用于比率与比例建模的 Beta回归。《应用统计学杂志》，31(7):799–815，2004年。A. Flanagin、L. A. Carey、P. B. Fontanarosa、S. G. Phillips、B. P. Pace、G. D. Lundberg 和 D. Rennie。同行评审医学期刊中包含荣誉作者和幽灵作者的文章比例。《美国医学会杂志》，280(3):222–224，1998年。L. C. Freeman。社交网络中的中心性：概念澄清。*Social Networks*，1 (3):215–239，1978年。L. C. Freeman 等人。社交网络中的中心性：概念澄清。《社会网络：社会学中的关键概念》。伦敦：*Routledge*，1(3):238–263，2002年。H. Geng、D. Wang、F. Zhuang、X. Ming、C. Du、T. Jiang、H. Guo 和 R. Liu。为未来引文预测建模动态异质图与节点重要性。载于第*31*届*ACM*信息与知识管理国际会议，第572–581页，2022年。J. Guan、Y. Yan 和 J. J. Zhang。合作网络与知识网络对引文的影响。《信息计量学杂志》，11(2):407–422，2017年。

J. He. 高管网络中心性与企业报告。《管理科学》, 68(2): 1512–1536, 2022年。S. Holes. 竞争的社会结构。马萨诸塞州剑桥：哈佛大学出版社，1992年。S. Iqbal, S.-U. Hassan, N. R. Aljohani, S. Alelyani, R. Nawaz, and L. Bornmann. 基于自然语言处理和机器学习技术的十年文内引文分析综述：实证研究概览。*Scientometrics*, 126(8):6551–6599, 2021年。G. C. Kane and M. Alavi. 撒网：用户—系统交互的多模态网络视角。*Information Systems Research*, 19(3):253–272, 2008年。D. Kwon. 引文公正的兴起：学者如何让参考文献更加公平。《自然》, 603(7902):568–571, 2022年。K. Lerman, Y. Yu, F. Morstatter, and J. Pujara. 科学精英中的性别化引文模式。《美国国家科学院院刊》, 119(40):e2206070119, 2022年。F. Liu and E. C. Eugenio. Beta回归与零膨胀或一膨胀贝塔回归中贝叶斯推断和基于似然的推断综述与比较。《医学研究统计方法》, 27(4):1024–1044, 2018年。F. Liu, T. Rahwan, and B. AlShebli. 非白人科学家进入的编辑委员会更少、审稿时间更长，获得的引文也更少。《美国国家科学院院刊》, 120(13):e2215324120, 2023年。E. Morreim and J. C. Winer. 客座署名作为科研不端：定义与可能的解决方案。《英国医学杂志循证医学》, 28(1):1–4, 2023 年。J. Nahapiet and S. Ghoshal. 社会资本、智力资本与组织优势。《管理学会评论》, 23(2):242–266, 1998年。M. E. Newman. 复杂网络的结构与功能。《工业与应用数学学会评论》, 45(2): 167–256, 2003年。M. Nezami, N. Chisam, and R. W. Palmatier. 网络中心性与企业绩效：荟萃分析。《营销科学学会期刊》, 53(1):79–104, 2025年。M. W. Nielsen and J. P. Andersen. 全球引文不平等日益加剧。《美国国家科学院院刊》, 118(7):e2012208118, 2021年。L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd. PageRank 引文排名：为网络建立秩序。技术报告，斯坦福大学信息实验室，1999年。A. M. Petersen. 量化弱关系、强关系和超强关系对科研生涯的影响。《美国国家科学院院刊》, 112(34):E4671–E4680, 2015年。F. Radicchi, S. Fortunato, and C. Castellano. 引文分布的普适性：迈向科学影响力的客观度量。《美国国家科学院院刊》, 105(45):17268–17272, 2008年。

E. M. Rogers, A. Singhal, and M. M. Quinlan. 创新扩散。载于传播理论与研究的综合方法，第432–448页。Routledge，2014年。E. Sarig¨ol, R. Pfitzner, I. Scholtes, A. Garas, and F. Schweitzer. 基于合著网络预测科学成功。*EPJ Data Science*, 3:1–16, 2014年。S. Sasidharan, R. Santhanam, D. J. Brass, and V. Sambamurthy. 社交网络结构对企业系统成功的影响：纵向多层次分析。*Information Systems Research*, 23(3-part-1):658–678, 2012年。P. Sebah and X. Gourdon. 伽马函数简介。*American Journal ofScientific Research*, 2, 2002年。U. Senanayake, M. Piraveenan, and A. Zomaya. PageRank 指数：超越引用次数，量化研究人员的科学影响力。*PLOS ONE*, 10(8):e0134794, 2015年。K. Siler, P. Vincent-Lamarre, C. R. Sugimoto, and V. Larivi`ere. 学术期刊中重复发表作者的累积优势与引文表现。*PLOS ONE*, 17(4):e0265831, 2022年。K. Stephenson and M. Zelen. 重新思考中心性：方法与实例。*SocialNetworks*, 11(1):1–37, 1989年。J. Tang. Aminer：迈向大规模学者数据理解。载于第九届 *ACM* 国际网络搜索与数据挖掘会议（*WSDM*）论文集，第467–467页，2016年。E. G. Teich, J. Z. Kim, C. W. Lynn, S. C. Simon, A. A. Klishin, K. P. Szymula, P. Srivastava, L. C. Bassett, P. Zurn, J. D. Dworkin, et al. 当代物理学中的引文不平等与性别化引用实践。*Nature Physics*, 18(10):1161–1170, 2022年。T. W. Valente. 创新扩散的网络模型，1996年。A. Varga. 随着时间推移，论文间距离缩短，源于跨领域引用增多以及对高影响力论文的引用率提高。《美国国家科学院院刊》, 116(44):22094–22099, 2019年。H. Wan, Y. Zhang, J. Zhang, and J. Tang. Aminer：学术社交网络的搜索与挖掘。*Data Intelligence*, 1(1):58–76, 2019年。D. R. White and S. P. Borgatti. 有向图的中介中心性度量。*Social Networks*, 16(4):335–346, 1994年。J. S. Wislar, A. Flanagin, P. B. Fontanarosa, and C. D. DeAngelis. 高影响力生物医学期刊中的荣誉署名与幽灵署名：横断面调查。*BMJ*, 343, 2011年。W. Xia, T. Li, and C. Li. 科学影响力预测综述：任务、特征与方法。*Scientometrics*, 128(1):543–585, 2023年。E. Yan and Y. Ding. 将中心性度量应用于影响力分析：合著网络分析。美国信息科学与技术学会会刊, 60(10):2107–2118, 2009年。

C. Yang 和 J. Han。重新审视簇感知文本增强异构图神经网络的引文预测。载于*2023* 年 *IEEE* 第*39*届国际数据工程会议（*ICDE*），第682–695页。IEEE，2023年。X. Yu、Q. Gu、M. Zhou 和 J. Han。异构文献网络中的引文预测。载于*2012*年*SIAM*国际数据挖掘会议论文集，第1119–1130页。SIAM，2012年。J. Zhang 和 Y. Luo。社交网络中的度中心性、介数中心性和接近中心性。载于*2017*年 第二届建模、仿真与应用数学国际会议（*MSAM2017*），第300–303页。Atlantis Press，2017年。Y. Zhang、M. Wang、M. Saberi 和 E. Chang。利用测试数据和基准分析学术论文排名算法：一项调查。*Scientometrics*，127(7)：4045–4074，2022年。