

## OpenRank动力学:面向开源生态的影响力评估与动态传播模型

赵生宇, 彭佳恒, 王伟, 黄帆

引用本文

赵生宇, 彭佳恒, 王伟, 黄帆. [OpenRank动力学:面向开源生态的影响力评估与动态传播模型](#)[J]. 计算机科学, 2025, 52(8): 62-70.

ZHAO Shengyu, PENG Jiaheng, WANG Wei, HUANG Fan. [OpenRank Dynamics:Influence Evaluation and Dynamic Propagation Models for Open SourceEcosystems](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(8): 62-70.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

### [数据驱动的开源学术成果演化规律与合作模式分析](#)

Data-driven Analysis of Evolutionary Trends and Collaboration Patterns in Open Source Academic Achievements

计算机科学, 2025, 52(8): 45-50. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250200013>

### [端云人脸识别系统计算卸载策略设计](#)

Design of Computation Offloading Strategy for Device-Cloud Face Recognition System

计算机科学, 2025, 52(6A): 240600065-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240600065>

### [基于大语言模型自身的提示语公平性自动优化与评估](#)

Automatic Optimization and Evaluation of Prompt Fairness Based on Large Language Model Itself

计算机科学, 2025, 52(4): 240-248. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240900008>

### [开源软件开发者价值评估体系及其实证研究](#)

Value Assessment System Oriented for Open-source Software Developers and Its Empirical Research

计算机科学, 2024, 51(12): 87-99. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100169>

### [面向开源协作数字生态的信息服务与数据挖掘](#)

Data Mining and Information Service for Open Collaboration Digital Ecosystem

计算机科学, 2024, 51(10): 187-195. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230900071>

# OpenRank 动力学:面向开源生态的影响力评估与动态传播模型

赵生宇<sup>1</sup> 彭佳恒<sup>2</sup> 王伟<sup>2</sup> 黄帆<sup>2</sup>

1 同济大学电子与信息工程学院 上海 200092

2 华东师范大学数据科学与工程学院 上海 200062

(frank\_zsy@tongji.edu.cn)

**摘要** 随着开源生态系统的快速发展,影响力评估已成为衡量开发者贡献和项目价值的重要工具。在开源生态中,复杂的异质网络结构使得传统静态评估方法难以全面捕捉节点间的影响力传播。为解决这一问题,提出了一种 OpenRank 动力学方法,结合静态评估与动态传播模型,从维度和动态视角对开源社区中的节点影响力进行综合评估。首先,基于矩阵代数法和 Pregel 框架的图迭代法,实现了 OpenRank 算法在中小规模和大规模网络中的高效计算,确保了算法在不同规模网络中的适用性与高效性。其次,结合经典的独立级联模型(IC)、线性阈值模型(LT)和传染病模型(SIR),从传播机制的角度分析了影响力的传播规律、速度与范围,进一步弥补了传统静态评估方法在传播过程中的不足。实验结果表明,OpenRank 动力学方法在影响力传播效率和范围方面显著优于传统方法,并展现出良好的工程适配性和可扩展性。

**关键词**: 开源生态;影响力评估;动力学模型;异质信息网络;OpenRank

**中图分类号** TP391

## OpenRank Dynamics: Influence Evaluation and Dynamic Propagation Models for Open Source Ecosystems

ZHAO Shengyu<sup>1</sup>, PENG Jiaheng<sup>2</sup>, WANG Wei<sup>2</sup> and HUANG Fan<sup>2</sup>

1 School of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China

2 School of Data Science and Engineering, East China Normal University, Shanghai 200062, China

**Abstract** With the rapid development of the open source ecosystem, influence evaluation has become a critical tool for assessing developer contributions and project value. In open source communities, the complex heterogeneous network structures pose challenges for traditional static evaluation methods to comprehensively capture influence propagation among nodes. To address this issue, this paper proposes a OpenRank dynamic method that integrates static evaluation with dynamic propagation models to provide a multidimensional and dynamic assessment of node influence within open source communities. Firstly, the OpenRank algorithm is implemented using matrix algebra and the graph iteration method based on the Pregel framework, enabling efficient computation on both small- and large-scale networks and ensuring its scalability and adaptability. Secondly, by incorporating classic propagation models such as the Independent Cascade(IC) model, the Linear Threshold(LT) model, and the Susceptible-Infected-Recovered(SIR) model, this study analyzes influence propagation patterns, speed, and reach, addressing the limitations of traditional static evaluation methods. Experimental results demonstrate that the dynamic OpenRank method significantly outperforms traditional approaches in terms of influence propagation efficiency and reach. Additionally, it exhibits strong engineering adaptability and scalability.

**Keywords** Open source ecosystem, Influence evaluation, Dynamic models, Heterogeneous information network, OpenRank

### 1 引言

在数字经济和开源生态系统快速发展的背景下,开源生态中的影响力评估已逐渐成为衡量其价值、潜力和社会贡献的核心指标<sup>[1-2]</sup>。开源社区是一个典型的异质信息网络(Heterogeneous Information Network, HIN),由开发者、代码仓库

等多种类型的节点组成,这些节点通过不同类型的边相互连接,如代码提交(PR)、问题讨论(Issue)等多种形式<sup>[3]</sup>。随着开源社区的不断壮大,如何有效地识别出具有关键影响力的开发者、项目及其相互协作关系等,已成为推动开源社区持续

到稿日期:2025-02-25 返修日期:2025-06-13

基金项目:国家自然科学基金(62137001);上海市教委数字化转型创新研究项目(40400-22201)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62137001) and Digital Transformation Innovation Research Project of Shanghai Municipal Education Commission(40400-22201).

通信作者:王伟(wwang@dase.ecnu.edu.cn)

健康发展的重要研究课题<sup>[4]</sup>。

在开源项目影响力评估方面,传统方法主要依赖静态网络中的统计指标,例如仓库的“星标”(Star)数量、开发者代码提交频次(PR)、开发者贡献代码行数等。然而,这些方法往往无法充分捕捉开源社区中复杂的多层次交互关系。为了解决这一问题,近年来,基于图分析的中心性评估方法逐渐被应用于开源社区中,以帮助识别网络中最具影响力的节点<sup>[5-7]</sup>。PageRank 算法作为一种经典的中心性算法,因在网页排名中的成功应用而受到广泛关注,并被逐步推广到其他领域,如学术文献引用、社交网络分析等<sup>[8]</sup>。然而,PageRank 主要针对同质网络,即所有节点和边具有单一类型的网络结构;而开源社区作为典型的异质信息网络,包含了多种类型的节点(如开发者、代码仓库等)和多种交互关系(如代码提交、问题处理等)。为了应对这些挑战,研究者提出了一系列基于异质网络的改进算法,其中 OpenRank 就是一种专门针对异质信息网络设计的高维中心性评估算法<sup>[9]</sup>。

OpenRank 是一种基于 PageRank 的扩展算法,旨在通过引入初始中心性权重和高维节点特征,以更真实地反映网络中多维关系的中心性。其在设计上兼具灵活性和扩展性,可以适应不同类型的异质网络结构<sup>[9]</sup>。OpenRank 不仅保留了 PageRank 的核心思想,即通过节点间相互指向关系评估影响力,还能够根据节点的初始属性以及网络中多种类型的边,动态调整节点的影响力评分。这使得 OpenRank 在处理异质信息网络,尤其是开源社区的复杂性方面展现出独特的优势。OpenRank 作为开源社区中影响力评估的算法,目前已经得到广泛应用,应用场景包括开源数据洞察插件<sup>[10]</sup>、开源协作关系图<sup>[11]</sup>、开源生态系统测试基准<sup>[12]</sup>、开源教育课程等。

尽管 OpenRank 已经在开源生态系统中被作为影响力评估算法广泛使用,但其作为静态算法的局限性依然存在。开源社区的影响力传播并非单纯由节点中心性决定,而是一个复杂的动态过程。开发者的行为影响会沿着网络结构逐层传播,并且不同的传播路径、传播概率和时间延迟都会对最终的影响范围产生显著影响。例如,在 GitHub 平台的协作网络中,某位开发者的高质量 Pull Request(PR)不仅会对直接协作者产生影响,还可能通过社区成员的转发和引用逐步扩大其影响范围。此外,在当今的开源社区中,协作网络日益复杂,网络规模不断扩大,影响力评估模型的高效计算成为实际应用中的关键问题。传统的中心性评估算法虽然在计算复杂度上较为简单,但在面对开源社区中大规模、多维度的异质网络时往往表现出性能瓶颈。例如,对于包含成千上万个节点和边的协作网络,单线程或静态计算方法难以满足实时性和计算效率的需求。如何实现大规模协作网络的高效计算,成为开源影响力评估研究面临的重要挑战。

为了应对上述挑战,对于不同规模网络的性能需求,本文设计了两种方法来实现 OpenRank 算法。其中,矩阵代数法适用于中小规模协作网络的快速计算,而图迭代法实现了高效的分布式计算,能够支持大规模开源协作网络的分析。

同时,为了更全面地解析开源生态系统中影响力的传播机制,本文引入动力学模型<sup>[13]</sup>。动力学模型不仅能够精确刻画影响力传播的路径,还能够模拟不同传播策略对传播范围

和效率的影响,为理解开源社区中的信息扩散规律、优化协作模式以及提升开发者的参与度提供理论支持。

基于此,本文借助 3 种经典动力学传播模型,动态评估 OpenRank 在协作网络中的表现。这些模型不仅使得影响力分析从静态扩展到动态场景,还揭示了影响力在网络中的传播机制。例如,独立级联模型模拟了开发者影响力沿协作者逐层传播的过程;线性阈值模型刻画了协作者在获得一定认可度后对社区的反作用力;而传染病模型则用于描述重大技术创新在社区中的快速扩散规律。通过结合 3 种动力学模型,本文从动态视角评估了 OpenRank 的有效性,弥补了传统静态评估的不足,为理解和优化开源社区中的协作模式提供了更加全面的视角。

本文的主要贡献如下:

1)根据开源协作网络的规模特点,利用两种不同的方法在工程实践中实现了 OpenRank 算法。对于中小规模网络,矩阵代数法利用高效的标准矩阵运算库,实现了快速计算;对于大规模网络,基于 Pregel 框架的图迭代法通过分布式计算显著减少了计算时间,从而满足了不同规模网络的性能需求。

2)通过引入 3 种经典动力学传播模型,分析了影响力在开源社区中动态传播的机制,不仅弥补了传统静态网络评估方法的不足,还从动态视角揭示了影响力的传播规律、传播速度以及传播范围,为开源社区影响力评估提供了多维度的分析视角。

3)利用真实开源社交网络数据进行相关实验,同时将相关代码以开源形式发布,为 OpenRank 算法在开源影响力评价中的大规模应用提供了可靠的工程基础。

## 2 相关工作

### 2.1 异质信息网络

异质信息网络根据结构可以划分为多关系网络、二分网络、星型网络和多中心网络等<sup>[3]</sup>。其中,多关系网络常见于社交网络中,通过描述多种关系来建模复杂的交互特性。Zhong 等<sup>[14]</sup>研究了多关系网络的动态演化问题,通过结合网络演变过程,提高了链接预测的准确性。二分网络主要用于表示两类对象之间的交互关系。例如,从用户与物品的角度构建的二分网络<sup>[15]</sup>和以文档与单词的关联进行建模的二分网络<sup>[16]</sup>。在星型网络中,所有节点均与中心节点连接,但节点之间无直接交互,典型的应用场景为文献信息网络<sup>[17-18]</sup>。在多中心网络中,各节点子集围绕独立的中心节点组织,这种结构在生物信息学中有重要应用<sup>[19-20]</sup>。

PageRank 算法<sup>[8]</sup>最初由 Google 提出,根据网页间超链接计算页面的重要性,并成为搜索引擎优化的重要工具<sup>[14]</sup>。该算法及其衍生方法已被广泛应用于多个领域。例如,Lyu 等<sup>[21]</sup>提出了一种参数自适应的 PageRank 改进算法,用于定量评估用户影响力。基于复杂网络理论开发的 MovieRank 算法<sup>[7]</sup>综合考虑了电影相关参与者的多种角色,对电影排名结果进行了优化。此外,OpenRank<sup>[9]</sup>对 PageRank 进行了拓展,使其能够应用于带初值的任意有向高维异质图,显著拓宽了其适用场景。该算法在开源生态中得到广泛使用,如开源洞察插件。Wang 等<sup>[22]</sup>进一步将 OpenRank 用于开源课程中

的学生贡献与影响力评估,证明了其较传统评分方法更具准确性和可操作性。

## 2.2 观念动力学

观念动力学作为社交网络研究的一个重要领域,旨在通过数学模型分析个体间的观念和和行为如何在网络中传播和聚合。观念动力学模型研究不同个体之间的相互影响,揭示了影响力在复杂社会系统中的传递规律<sup>[10]</sup>。

早期的观念动力学模型主要基于统计物理方法,例如,Ising 模型和选举模型<sup>[23-24]</sup>。这些模型适用于描述简单的观念传播模式,但在处理复杂的个体差异和交互方式方面存在一定的局限性。

更复杂的微观模型通过描述个体的观念如何受邻居的影响,揭示了网络中观念一致性和分群的形成过程<sup>[25]</sup>。Degroot模型假设每个个体在更新自身观念时,会考虑邻居的观念,从而在网络中达到观念一致性<sup>[26]</sup>。Friedkin-Johnsen 模型则进一步引入了个体的固执性,表明个体在决策时不仅依赖于邻居,还会部分保留自身的初始观念<sup>[27]</sup>。在开源社区中,观念动力学可以用于模拟开发者之间的影响力传播,例如,新成员可能受资深开发者的影响,逐渐趋向于特定的贡献模式。结合观念动力学的影响力评估模型能够帮助开源社区理解影响力的传播机制,优化传播路径,实现更广泛的信息传播。

## 2.3 影响力传播模型

影响力传播模型分为 3 类:基于贪心算法的方法、基于启发式的方法和基于逆向影响抽样的方法。影响力传播由 Richardson 等<sup>[28]</sup>首先提出。随后, Kempe 等<sup>[29]</sup>将这一问题表述为一个离散优化问题,并提出了贪心算法,该算法在独立级联 (Independent Cascade, IC) 模型<sup>[30]</sup>和线性阈值 (Linear Threshold, TL) 模型<sup>[31]</sup>下可实现  $(1-1/e)$  的近似最优解。

随后,启发式算法应运而生,该算法通过基于评分函数的节点评分来加速计算,尽管这样会牺牲一定的精度。典型的启发式方法包括多种中心性指标,如度中心性、介数中心性、接近中心性、特征向量中心性以及 HITS 算法。PageRank<sup>[8]</sup>在网页搜索中根据节点的连接关系及其连接的节点的重要性来衡量节点的重要性。随后, Brogs 等<sup>[32]</sup>提出了逆向影响抽样 (Reverse Influence Sampling, RIS),利用逆向可达集来促进影响力传播。TIM, TIM+<sup>[33]</sup>和 IMM<sup>[34]</sup>等扩展方法进一步提高了 RIS 的效率。

许多基础性研究假设网络拓扑结构的完全已知性,这与现实世界中信息传播的复杂性相矛盾,并对传播过程进行了过于简化的处理。Gomez-Rodriguez 等<sup>[35]</sup>通过重构底层传播网络来追踪传播路径,并构建 NETINF 模型以推断传播网络和连接性。ConNle<sup>[36]</sup>利用最大似然估计来进行级联分析,并通过凸优化方法对传播模型进行了优化。Zhang 等<sup>[37]</sup>提出了一种新的考虑邀请机制的传播模型,即 ICI 模型,包含了受邀者、接受者和邀请者 3 个角色,在级联估计和传播预测中表现良好。FIM<sup>[38]</sup>将信息传播视为一个连续时间动态系统,同时通过高级采样方法提升了影响力估计的效率。然而,这些模型大多难以直接应用于具有属性异质性的传播网络。

综上所述,异质信息网络的图分析方法、影响力传播

模型,以及观念动力学的研究,为开源社区中的影响力评估提供了坚实的理论支持。尽管影响力评估在这些领域取得了显著的进展,但仍存在亟待解决的问题,例如动态异质网络中的信息传播规律、节点多行为特性的建模,以及观念传播机制的深入分析等。本文以 OpenRank 为基础,结合静态评估与动态传播模型,从多维度 and 动态视角对开源社区中的节点影响力进行综合评估,从而为开源社区的影响力评估提供了新的研究视角和实践路径。

## 3 本文方法

### 3.1 OpenRank 影响力网络

OpenRank 算法是 PageRank 算法的一种变体,专为开源项目的协作单元(如 Issues 和 Pull Requests)定制,是以开发者为节点的网络模型。通过引入初始权重和高维特征实现对异质信息网络中节点影响力的动态评估。该算法的核心思想是在节点的中心性评分中融入初始属性,结合不同类型的节点和边,全面评估其在网络中的影响力。与传统的 PageRank 不同,OpenRank 通过调整迭代更新公式,实现了对异质网络的适应性。

图 1 给出了基本协作网络模型,描述了开发者在 GitHub 的仓库中围绕 Issue 和 PR 节点展开协作的场景,并展示了各种协作行为。值得注意的是,Issue 和 PR 节点的初始价值会受到开发者在这些 Issue 和 PR 上添加点赞表情的影响。

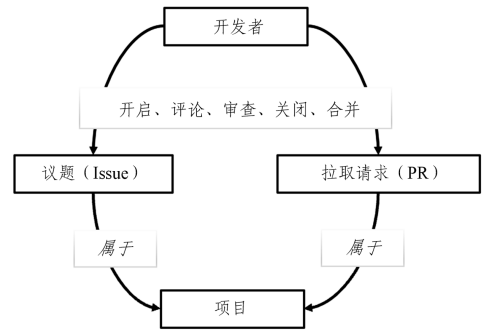


图 1 开源协作网络

Fig. 1 Open source collaborative network

OpenRank 算法的主张与 PageRank, HITS 等特征向量中心性算法类似,即一个节点  $v_i$  的中心性由指向该节点的其他节点的中心性所决定,指向该节点的其他节点的中心性越高,则该节点的中心性也越高。在 OpenRank 算法中,每个节点在每次迭代中的 OpenRank 值的计算式为:

$$v_i = (1 - a_i) \sum_{j=1}^{|V|} \frac{w_{ji}}{d_j^{\text{out}}} v_j + a_i v_0 \quad (1)$$

其中,  $v_0$  代表节点的初始值,  $a_i$  表示节点对其初始值的依赖程度,  $d_j^{\text{out}}$  是节点  $j$  的加权出度;  $|V|$  是所有指向  $v_j$  的节点的集合;  $w_{ji}$  是从节点  $j$  到节点  $i$  的边的权重。

### 3.2 影响力传播模型

对于 OpenRank 的实现,本文基于矩阵代数法和图迭代法设计了工程实现方案,以满足不同规模网络的性能需求。其中,矩阵代数法利用标准矩阵运算库,适用于中小规模协作网络的快速计算;图迭代法则基于 Neo4j 图数据库和 Google 的 Pregel 分布式图计算框架,实现了高效的分布式计算,

能够支持大规模开源协作网络的分析。

对于 OpenRank 实现的工程代码,矩阵代数法直接使用标准矩阵运算库实现,在构造协作网络邻接矩阵后带入矩阵运算中直接计算结果。

使用 Pregel 图计算框架的 OpenRank 伪代码实现如算法 1 所示。

#### 算法 1 OpenRank

Input: Graph  $G=(V, E)$  with vertices  $V$  and edges  $E$ ; Initial OpenRank value vector  $v_0$ ; Damping factor matrix  $A$ ; Convergence threshold  $\epsilon$ ; Maximum number of iterations  $\max\_iter$

Output: OpenRank values for each vertex  $v$  in  $V$

```

1. while not converged or iter < max_iter
2.   // compute in parrallel
3.   for vertex i do
4.     newOpenRank = (1 - A[i][i]) * v0[i] + A[i][i] * sum
      (message from Nin(i))
5.     if abs(newOpenRank - OpenRank[i]) < ε
6.       converged[i] = true
7.     end if
8.     OpenRank[i] = newOpenRank
9.     Send newOpenRank to all Nout(i)
10.  end for
11. // master compute
12. converged = true
13. for vertex i do
14.   if converged[i] not true
15.     converged = false
16.   break for
17. end if
18. end for
19. end while

```

在 Pregel 计算框架下,节点之间通过消息机制进行通信,因此,上述迭代计算过程是可以并行化的。如算法 1 所示,每个节点在计算环节将统计该节点收到的邻居节点发送的 OpenRank 值与自身的初值汇总得到新的 OpenRank 值。之后,该节点将自己的新 OpenRank 值广播给自己的所有邻居节点。特别地,由于 Neo4j 的 Pregel 框架在消息传递时会内部考虑边权归一化,因此在此处未考虑节点加权出度的计算。每轮迭代后,再由主线程对本次迭代后的结果进行汇总,查看是否所有节点均已收敛,若收敛则本次计算结束,否则进行下一轮迭代计算。

上述自适应工程方法已经应用于开源社交网络的影响力评价,并开源在 GitHub<sup>1)</sup> 仓库中,在使用时可根据业务场景需要配置并行化线程数量,默认使用 4 线程进行计算。

### 3.3 3 种动力学传播模型

在 OpenRank 算法的基础上,本文进一步引入了 3 种影响力动力学模型,从动态视角分析节点影响力的传播过程。借助影响力传播的经典模型,如独立级联模型(Independent Cascade Model, IC)、线性阈值模型(Linear Threshold Model, TL)和传染病模型(Susceptible-Infections-Recovered Model,

SIR),本文设计了一种适用于开源社区的动态评估 OpenRank 的模型。通过这些动力学模型,可以模拟在开源社区中开发者与仓库、Issue、Pull Request 等节点之间的影响力传播机制,从而增强 OpenRank 对复杂网络动态行为的捕捉能力。

#### 3.3.1 独立级联模型

独立级联模型是一种经典的信息传播模型,最初用于社交网络中模拟节点的感染过程。该模型假设在传播过程中,每个节点只有一次尝试影响其邻居节点的机会,影响成功的概率由边的权重决定。在开源社区的影响力动力学评估中,独立级联模型可以用于模拟开发者或其他节点之间的影响力传播过程。

具体来说,假设每个节点(如开发者或仓库)具有一定的初始影响力值。当节点被激活后,会以固定概率尝试影响其直接邻居节点,影响力的传播过程呈现逐层扩散的特性。以 GitHub 为例,某开发者在仓库中提交代码后,若其影响力较高,则可能以较高的概率通过独立级联模型的传播机制影响其他协作者。传播的激活概率可以由边权(如协作关系强度)或开发者的贡献频次决定,从而更贴合开源社区的实际情况。

数学上,独立级联模型的迭代公式可以表示为:

$$I^{(t+1)}(v) = I^{(t)}(V) + \sum_{u \in N(v)} p_{uv} \cdot I^{(t)}(u) \quad (2)$$

其中,  $I^{(t)}(V)$  表示节点  $v$  在第  $t$  轮的影响力值,  $p_{uv}$  为节点  $u$  到节点  $v$  的传播概率,  $N(v)$  表示节点  $v$  的邻居集合。通过这种级联的传播方式, OpenRank 不仅能够捕捉到开发者的静态影响力,还可以模拟开发者影响力在网络中的传播路径和范围。

#### 3.3.2 线性阈值模型

线性阈值模型是一种经典的影响力传播模型,被广泛应用于社会网络中模拟节点影响力的传播过程。该模型假设每个节点在其邻居节点施加的影响力之和达到某一阈值后才会被激活。在开源社区的影响力动力学评估中,线性阈值模型可用于模拟开发者或节点在达到特定社区认可度或支持度后,对协作者和其他节点产生的进一步影响。

具体来说,每个节点(如开发者或仓库)设定一个初始激活阈值。当其邻居节点施加的影响力累计超过该阈值时,该节点即被激活,并开始向其邻居节点传播影响力。以 GitHub 为例,某开发者的 Pull Request 可能在获得足够的点赞、评论或关注后,影响力被进一步扩散,从而对更多协作者或社区成员产生连锁效应。传播过程中的节点激活条件可以通过边权(如协作强度)和开发者贡献的频次等参数进行量化,以确保模型能够反映开源社区的实际传播机制。其数学表达式为:

$$I^{(t+1)}(v) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{u \in N(v)} p_{uv} \cdot I^{(t)}(u) \geq \theta_v \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\theta_v$  为节点  $v$  的激活阈值,  $p_{uv}$  为邻居节点  $u$  对节点  $v$  的影响权重。通过这种阈值触发的传播方式,可以模拟开源社区中节点影响力的扩散规律和动态变化路径。该模型不仅能够刻画节点的静态影响力,还可以评估开发者或协作对象在网络中的传播范围与潜在影响力。

<sup>1)</sup> <https://github.com/X-lab2017/openrank-neo4j-gds>

### 3.3.3 线性阈值模型

传染病模型是一种经典的传播模型,常用于模拟信息或影响力在网络中的传播过程。在开源社区中,SIR 模型可以有效描述影响力的广泛传播过程,尤其适用于模拟新技术、新项目或新观点在社区中的快速传播动态。

具体而言,SIR 模型将网络中的节点分为 3 种状态:易感状态(Susceptible)、感染状态(Infectious)和恢复状态(Recovered)。在开源社区场景中,开发者或协作单元(如 Issue 或 Pull Request)可被视为处于这些状态的节点。例如,某些开发者在初始状态下具有较高的影响力(感染状态),他们的影响力会通过协作关系逐步传播至其他节点。被传播影响的节点(易感状态)会随着传播过程被激活(转变为感染状态),并进一步扩散影响力,直至进入收敛阶段(恢复状态)。

以 GitHub 为例,当某位高影响力的开发者提交了一个具有重大变革的 Pull Request 时,其协作者网络中的其他开发者可能逐步受到影响,表现为对该 Pull Request 的点赞、评论或代码交互。这种影响力传播过程随着协作者的响应不断扩散,直至影响范围达到稳定状态或被外界因素中止。

SIR 模型的数学表示为:

$$\begin{cases} S^{(t+1)} = S^{(t)} - \beta \cdot S^{(t)} \cdot I^{(t)} \\ I^{(t+1)} = I^{(t)} + \beta \cdot S^{(t)} - \gamma \cdot I^{(t)} \\ R^{(t+1)} = R^{(t)} + \gamma \cdot I^{(t)} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $S$ 、 $I$  和  $R$  分别表示网络中节点的易感、感染和恢复状态, $\beta$  为传播率, $\gamma$  为恢复率。在 SIR 模型中,通过调整传播率和恢复率,可以灵活控制影响力的传播范围和速度,模拟开源社区中影响力的周期性扩散和衰退过程。例如,较高的传播率可用于描述热门技术在社区中的快速扩散,而较高的恢复率则可反映社区关注热点的快速消退。

结合独立级联模型、线性阈值模型和传染病模型,从动力学角度对影响力传播过程进行模拟和评估,可以更加全面地理解开源社区中的复杂传播机制。这些模型的应用不仅使影响力分析摆脱了传统静态中心性评估的局限性,还能够动态捕捉节点之间的交互模式和传播特性。

在开源社区场景中,这种多模型的结合为开发者和项目的影响力传播模式提供了新的分析维度。例如,通过独立级联模型模拟开发者的直接影响力扩散,通过线性阈值模型刻画社区中累计认可度对影响力传播的触发机制,通过传染病模型分析影响力传播的动态周期与衰退规律。这些方法为优化开源项目的协作关系、理解社区结构演化以及制定针对性的改进策略提供了有效工具。

## 4 实验

### 4.1 数据集与参数设置

本节所使用的协作网络数据集采用 2024 年 1 月在 GitHub 平台上所有活跃过的仓库行为数据进行构建,具体构建方法与 OpenRank Leaderboard<sup>[9]</sup> 相同,即采用仓库、开发者、Issue/PR 作为节点,采用开发者在 Issue/PR 上的行为作为边进行协作网络构建。

同时,为了保证有足够长的时间跨度来研究影响力的传播过程,又另外构建了一个基于全域协作网络的子图网络,涵

盖了从 2022 年至 2024 年间子图网络中仓库的所有交互和关系数据。

### 4.2 协作网络构建

图 2 展示了 GitHub 平台上 openyurtio/openyurt 仓库在 2023 年 6 月的协作网络结构。网络中的节点包括蓝色的仓库节点、红色的开发者节点,以及绿色和黄色分别代表 Issue 和 Pull Request(PR) 节点。为了确保构成有效协作网络,筛选条件限定为当月活跃开发者或 Issue/PR 节点数量至少为 3 个。基于这一条件,在 2024 年 1 月统计期间,共识别出 198420 个有效协作网络。

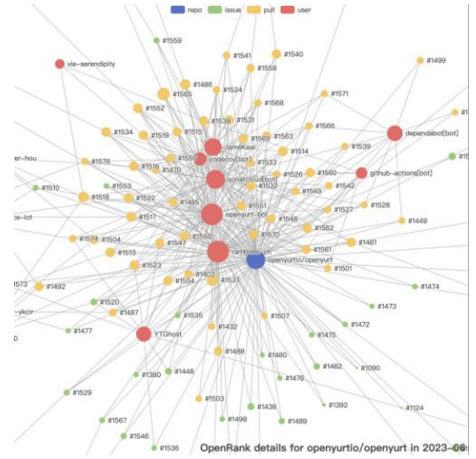


图 2 openyurtio/openyurt 仓库协作网络图(电子版为彩图)

Fig. 2 openyurtio/openyurt repository collaborative network

对这些协作网络的节点规模取对数后生成整体分布,相关统计结果如表 1 所列。统计数据显示,这些仓库的协作网络具有以下特点:平均节点数为 25,边数为 32,网络密度为 0.0788,平均度为 2.06。值得注意的是,大部分协作网络规模较小,其中节点数超过 100 的仓库仅有 6497 个,不足总数的 5%,而拥有超过 2000 个节点的大型协作网络仅为 83 个。这种分布特征表明 GitHub 上的协作网络具有显著的长尾效应——少数仓库形成了复杂的大型网络,而绝大多数仓库的协作网络较为简单,节点规模小于 100。

表 1 网络基本统计信息

Table 1 Network basic statistics

floor (ln(节点数))	网络 数量	平均 节点数	平均 边数	网络 密度	平均度
1	59376	6	4	0.1229	1.59
2	81304	12	13	0.0797	2.04
3	40573	32	41	0.0397	2.49
4	13437	84	114	0.0173	2.73
5	2982	223	317	0.0068	2.83
6	642	619	931	0.0026	2.98
7	100	1641	2326	0.0009	2.84
8	6	3568	4019	0.0003	2.26
总计	198420	25	32	0.0788	2.06

这种网络分布特征对于分析和优化协作行为具有重要意义。小型网络数量的占优和少数超大规模网络的存在,反映了开源社区协作集中于核心项目,同时存在大量小型化的贡献场景。这一特点为针对不同规模的网络设计优化方法提供了参考依据,也为进一步研究协作网络的演化规律提供了数据支持。

### 4.3 平均计算时间

针对不同规模的节点和边构成的协作网络,图 3 展示了完全基于矩阵代数方法和基于图迭代法的平均计算时间对比结果。计算时间采用对数尺度( $\log_3$ )表示,横轴表示图规模的对数。通过分析可以发现,不同方法在计算效率上的表现与网络规模和计算框架的选择密切相关。

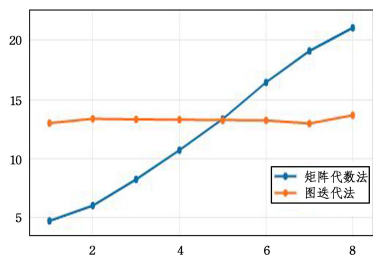


图 3 平均计算时间趋势

Fig. 3 Trend of average calculation time cost

在采用 Neo4j 图数据库结合 Pregel 并行计算框架的图迭代法中,单次计算的时间基本稳定在 4 s 左右,平均每张图的计算时间为 4.2 s。在多线程(4 线程)并行计算的情况下,实际计算本身所需时间仅约为 311 ms,其余约 3.9 s 则用于图网络的准备和构建。这种实现方式虽然计算部分耗时较少,但由于引入了图数据结构及图数据库,增加了相当大的系统开销。

相比之下,矩阵代数法的计算时间随着网络规模的增大呈现出对数线性增长的趋势,这与其时间复杂度为  $O(n^3)$  相一致。当网络规模达到约 146 个节点时,矩阵代数法的计算时间会与图迭代法的平均时间(4.2 s)持平。而当网络规模进一步扩大时,矩阵代数法的计算时间将快速增加。例如,在处理 2500 个节点的协作网络时,矩阵代数法的耗时可能达到 1.3 h,远高于图迭代法。

分析可见,对于节点规模较小(如 150 节点以下)的稀疏网络,矩阵代数法因其简单性和直接性在计算效率上具有优势。然而,当网络规模超过 150 节点时,图迭代法凭借更高的并行化能力表现出更优的性能。尽管开源协作网络中绝大多数仓库的节点规模小于 50,但对于一些较大的网络,例如包含 2500 节点的大型协作网络,图迭代法显然是更高效的选择。

基于以上特点,在实际应用中,根据网络规模灵活选择计算方法是较为理想的策略。通过结合矩阵代数法和图迭代法的优势,依据网络规模动态调整计算方式,不仅可以提升整体计算效率,还能更好地适应实际业务场景的需求。

由此可以看出,在实际的开源协作网络中,即图密度在 0.0788 左右时,在 150 节点以内,使用矩阵迭代法的运算速度较快;而对于 150 节点以上的较大规模网络,图迭代法的速度更快。

虽然对于真实的开源协作网络,有 90% 左右的仓库均无法达到 50 节点,但对于超过 50 个节点的仓库而言,例如对于达到 2500 节点的单一网络,使用矩阵代数法的时间将长达 1.3 h。因此在实践中,采用两种实现方法混合并根据图规模自适应计算的方式较为合理。

### 4.4 迭代次数实验

相较于传统的 PageRank,OpenRank 通过引入初始值的特性,能够更好地适应具有时间序列特征的协作网络分析场景。具体而言,如果对所有开源仓库的历史协作网络进行建模,并在逐月计算 OpenRank 的过程中,将前一月的结果作为当前月份的初始向量输入,不仅能够捕捉连续时序信息,还可以揭示 OpenRank 与经典 PageRank 在计算性能上的差异。

在这种设定下,图 4 展示了两种算法在不同规模网络中的迭代次数对比。从图中可以看出,借助时间序列初值,OpenRank 的收敛速度相较于 PageRank 有明显优势,且随着网络节点数量的增加,这种优势愈发明显。当节点数量达到 2500 时,PageRank 的平均收敛迭代次数为 24.7 次,而 OpenRank 则为 22.5 次。

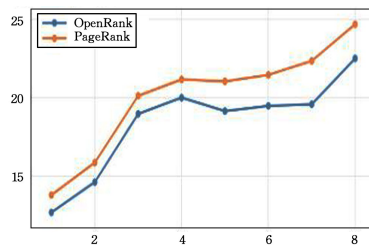


图 4 收敛迭代次数趋势

Fig. 4 Trend of convergence iteration

这种优化效果表明,利用时间序列数据作为初始值,不仅更符合实际应用场景的需求,还在一定程度上提升了计算效率,尤其是在大规模协作网络的分析中,OpenRank 展现出了更高的适用性和性能优势。

### 4.5 影响力传播结果分析

通过 3 种动力学传播模型,动态评估 OpenRank 与 PageRank 等模型在数据集上的影响力传播及传播速度,结果如图 5—图 7 所示。左边的图表示初始种子选取节点的个数与被传播到的节点数量,反映了影响力传播的范围;右边的图表示在每个时间步长下被传播到的节点总数。

图中不同颜色的线和节点代表着不同的信息,红色(OpenRank)表示基于 OpenRank 算法选择种子节点后的影响力传播效果;黄色(PageRank)表示基于 PageRank 算法选择种子节点后的传播效果;绿色(Degree)表示基于节点度中心性选择种子节点后的传播效果;粉色(Closeness)表示基于节点接近度中心性选择种子节点后的传播效果;紫色(Betweenness)表示基于节点中介中心性选择种子节点后的传播效果;蓝色(Eigenvector)表示基于节点特征向量中心性选择种子节点后的传播效果。

从整体结果来看,验证了 OpenRank 在异构和动态环境下能够有效评估节点影响力。在所有影响力传播和传播速度方面,OpenRank 的最终活跃节点(传播到的节点)数显著优于其他基准方法。同时,本文从影响力传播的角度验证了异构优势,相较于其他同质的启发式基准,更多的种子节点能提升影响力传播效果。例如,图 5 显示当  $k$  值为 6000 时,OpenRank 激活的影响节点数为 17158,超出 PageRank 的 478 个节点和接近中心性的 423 个节点。同时,图 7 表明 OpenRank

达到了 17680 的活跃规模,而其他方法的活跃节点数集中在 17500 左右。因此,OpenRank 能有效评估具有异构特征的节点影响力,从而在影响力传播中打破富俱乐部效应。

从传播速度的角度,验证了 OpenRank 通过引入初始值和月度计算,能够处理动态特征。初始值打破了马尔可夫链的限制,继承了上个月的状态,体现了长效性。这表明,尽管 OpenRank 的收敛时间接近其他方法,但其活跃影响规模

更大。在图 5—图 7 的实验中,选择了前 2000 个节点作为种子并模拟 30 次迭代。可以看到,OpenRank 在不同的传播机制下的最终活跃节点数均超过其他方法。在图 5 中,OpenRank 的结果为 16831,而其他方法约为 16730,图 6 中的结果与之类似。在图 7 中,尽管收敛时间比图 5 更短,但最终结果更高。因此,OpenRank 在社交协作网络中展现了卓越的动态能力和快速收敛性。

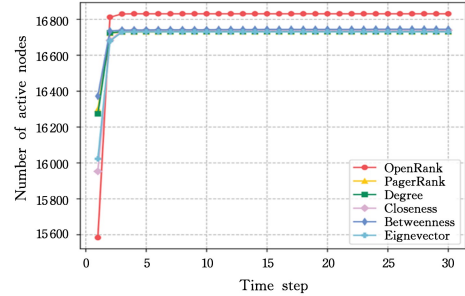
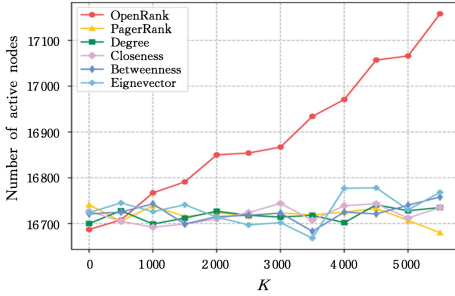


图 5 OpenRank-IC 实验结果(电子版为彩图)

Fig. 5 Experiment result of OpenRank-IC

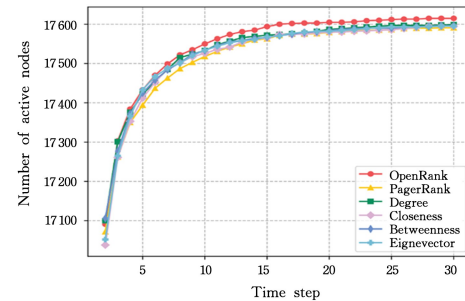
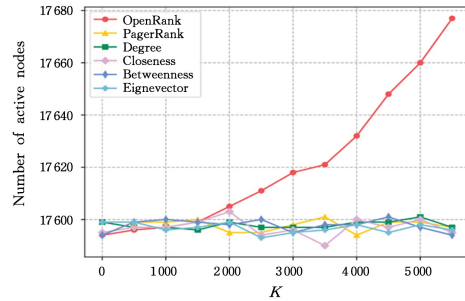


图 6 OpenRank-SIR 实验结果(电子版为彩图)

Fig. 6 Experiment result of OpenRank-SIR

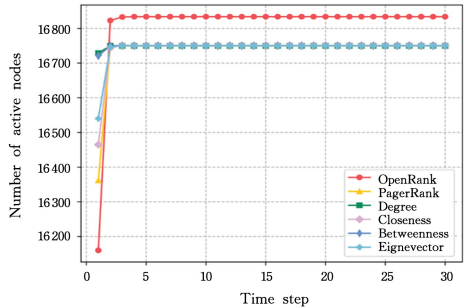
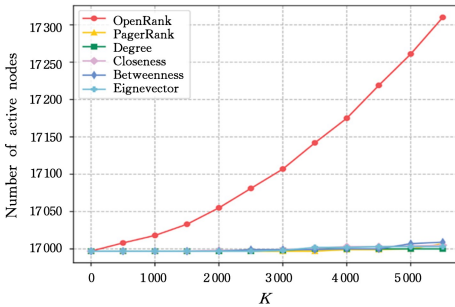


图 7 OpenRank-TL 实验结果(电子版为彩图)

Fig. 7 Experiment result of OpenRank-TL

**结束语** 本文针对开源社区中影响力评估的复杂性,提出了一种结合静态中心性算法和动力学传播模型的分析框架。在工程实现方面,通过矩阵代数法和基于 Pregel 框架的图迭代法,分别优化了中小规模和大规模网络的计算性能;在模型评估方面,结合 3 种经典动力学传播模型,全面分析了影响力在开源协作网络中的动态传播机制,揭示了传播规律、速度和范围,为开源社区的影响力评价提供了多维度视角。

实验结果表明,OpenRank 在传播范围和效率上表现优越,能够有效捕捉开发者及协作单元在网络中的核心影响力。通过性能测试和开源发布,本文不仅在算法层面验证了 OpenRank 的有效性,也为其在下游实际应用中的推广奠定

了坚实的工程基础并提供了理论支持。

### 参考文献

[1] PU Q M, XI Z X, HUANG L R, et al. User influence evaluation algorithm based on GitHub[J]. Journal of South-Central Minzu University(Natural Science Edition), 2023, 42(5): 672-677.

[2] OKONG'O W, NDIEGE J R A. Knowledge sharing in open-source software development communities; a review and synthesis[J]. VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems, 2023, 55(3): 622-649.

[3] SHI C, WANG R J, WANG X. A review of heterogeneous infor-

- mation network analysis and applications[J]. *Journal of Software*, 2022, 33(2):598-621.
- [4] YOU L, PENG J, WANG W, et al. Data Driven Visualized Analysis: Visualizing Global Trends of GitHub Developers with Fine-Grained Geo-Details[C]// *International Conference on Database Systems for Advanced Applications*, 2024:498-502.
- [5] KERMARREC A M, LE MERRER E, SERICOLA B, et al. Second order centrality: Distributed assessment of nodes criticality in complex networks[J]. *Computer Communications*, 2011, 34(5):619-628.
- [6] LI J, WILLETT P. ArticleRank: a PageRank-based alternative to numbers of citations for analysing citation networks[C]// *Aslib Proceedings*. Emerald Group Publishing Limited, 2009:605-618.
- [7] LI Y, LI C, CHEN W. Research on influence ranking of chinese movie heterogeneous network based on PageRank algorithm [C]// *Web Information Systems and Applications: 15th International Conference*. Springer, 2018:344-356.
- [8] PAGE L, BRIN S, MOTWANI R, et al. The pagerank citation ranking: Bring order to the web[C]// *Proceedings of the 7th International World Wide Web Conference*, 1998.
- [9] ZHAO S, XIA X, FITZGERALD B, et al. OpenRank Leaderboard: Motivating Open Source Collaborations Through Social Network Evaluation in Alibaba[C]// *Proceedings of the 46th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice*, 2024:346-357.
- [10] TANG Y, ZHAO S, XIA X, et al. HyperCRX: A Browser Extension for Insights into GitHub Projects and Developers[C]// *Proceedings of the 32nd IEEE/ACM International Conference on Program Comprehension*, 2024:460-464.
- [11] HUANG W, XIA X, ZHOU A, et al. OSGraph: A Data Visualization Insight Platform for Open Source Community[C]// *International Conference on Database Systems for Advanced Applications*. Springer, 2024:476-479.
- [12] HAN F Y, BI F L, ZHANG Y B, et al. OpenPerf: A data science benchmark system for sustainable development of open source ecosystem [J]. *Journal of Computers*, 2025, 48(3):632-649.
- [13] WANG L, TIAN Y, DU J. Idea dynamics on social networks [J]. *Science China: Information Sciences*, 2018, 48(1):3-23.
- [14] ZHONG E, FAN W, ZHU Y, et al. Modeling the dynamics of composite social networks[C]// *Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2013:937-945.
- [15] JAMALI M, LAKSHMANAN L. Heteromf: recommendation in heterogeneous information networks using context dependent factor models[C]// *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, 2013:643-654.
- [16] LONG B, ZHANG Z, YU P S. Co-clustering by block value decomposition[C]// *Proceedings of the Eleventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery in Data Mining*, 2005:635-640.
- [17] SUN Y, HAN J, YAN X, et al. Pathsim: Meta path-based top-k similarity search in heterogeneous information networks[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2011, 4(11):992-1003.
- [18] SHI C, PHILIP S Y. Heterogeneous information network analysis and applications[M]. Cham: Springer, 2017.
- [19] KONG X, CAO B, YU P S. Multi-label classification by mining label and instance correlations from heterogeneous information networks[C]// *Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2013:614-622.
- [20] WANG R, SHI C, YU P S, et al. Integrating clustering and ranking on hybrid heterogeneous information network[C]// *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 17th Pacific-Asia Conference (PAKDD 2013)*. Berlin: Springer, 2013:583-594.
- [21] LYU L, ZHANG Y C, YEUNG C H, et al. Leaders in social networks, the delicious case[J]. *PLoS One*, 2011, 6(6):e21202.
- [22] WANG J, HUANG W, SHENGYU Z, et al. OpenRank contribution evaluation method and empirical study in open-source course[J]. *Journal of East China Normal University (Natural Science)*, 2024, 2024(5):11.
- [23] CASTELLANO C, FORTUNATO S, LORETO V. Statistical physics of social dynamics [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2009, 81(2):591-646.
- [24] SCHNEIDER J J, HIRTREITER C. The impact of election results on the member numbers of the large parties in Bavaria and Germany[J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2005, 16(8):1165-1215.
- [25] FRASCA P, ISHII H, RAVAZZI C, et al. Distributed randomized algorithms for opinion formation, centrality computation and power systems estimation: A tutorial overview [J]. *European Journal of Control*, 2015, 24:2-13.
- [26] DEGROOT M H. Reaching a consensus [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1974, 69(345):118-121.
- [27] QUATTROCIOCCI W, CALDARELLI G, SCALA A. Opinion dynamics on interacting networks: media competition and social influence[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4(1):4938.
- [28] RICHARDSON M, DOMINGOS P. Mining knowledge-sharing sites for viral marketing[C]// *Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2002:61-70.
- [29] KEMPE D, KLEINBERG J, TARDOS É. Maximizing the spread of influence through a social network[C]// *Proceedings of the 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2003:137-146.
- [30] SAITO K, NAKANO R, KIMURA M. Prediction of information diffusion probabilities for independent cascade model[C]// *International Conference on Knowledge-based and Intelligent Information and Engineering Systems*. Berlin: Springer, 2008:67-75.
- [31] CHEN W, YUAN Y, ZHANG L. Scalable influence maximization in social networks under the linear threshold model[C]// *2010 IEEE International Conference on Data Mining*. IEEE, 2010:88-97.
- [32] BORGS C, BRAUTBAR M, CHAYES J, et al. Maximizing social influence in nearly optimal time[C]// *Proceedings of the*

25th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014; 946-957.

[33] TANG Y, XIAO X, SHI Y. Influence maximization: Near-optimal time complexity meets practical efficiency[C]// Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. 2014; 75-86.

[34] TANG Y, SHI Y, XIAO X. Influence maximization in near-linear time: A martingale approach[C]// Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. 2015; 1539-1554.

[35] GOMEZ-RODRIGUEZ M, LESKOVEC J, KRAUSE A. Inferring networks of diffusion and influence[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2012, 5(4): 1-37.

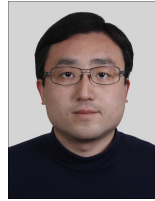
[36] MYERS S, LESKOVEC J. On the convexity of latent social network inference[C]// Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing Systems. 2010; 1741-1749.

[37] ZHANG S, SUN J, LIN W, et al. Information Diffusion Meets Invitation Mechanism[C]// Proceedings of the ACM on Web Conference 2024. 2024; 383-392.

[38] HUANG K, GAO R, CAUTIS B, et al. Scalable Continuous-time Diffusion Framework for Network Inference and Influence Estimation[C]// Proceedings of the ACM on Web Conference 2024. 2024; 2660-2671.



**ZHAO Shengyu**, born in 1988, Ph.D candidate. His main research interests include mining software repositories and open source software ecosystem network.



**WANG Wei**, born in 1979, Ph.D, professor. His main research interests include open source measurements and computational education.

(责任编辑:李亚辉)

## 2025 年中国高校计算机教育大会在银川落幕

2025 年中国高校计算机教育大会(CCEC2025)于 2025 年 7 月 11 日—14 日在宁夏回族自治区银川市成功召开。本次大会由全国高等学校计算机教育研究会、中国计算机学会(CCF)联合主办,CCF 教育专委和北方民族大学承办,大会以“着力推进数智赋能教育教学,全面提升计算机人才培养水平”为主题,共设置 5 个主题报告、10 个分论坛 76 个论坛报告,国内外近千名专家学者参会。大会还得到了百度、同元软控、龙芯中科、腾讯开悟、苹果替替、头歌、叉子科技、希纽教育、奇安信、知行实验室等近二十家合作伙伴的大力支持。

7 月 12 日举行的大会开幕式由大会主席、CCF 教育专委主任张莉教授主持,北方民族大学副校长保文星教授、全国高等学校计算机教育研究会理事长蒋宗礼教授分别在开幕式上致辞。开幕式后是大会特邀报告环节,邀请了 CCF 会士、中国科学院院士、南京大学原校长吕建教授,CCF 会士、常务理事、华中科技大学副校长冯丹教授,CCF 会士、西安电子科技大学副校长王泉教授,北方民族大学副校长保文星教授,CCF 常务理事、百度高校合作部总监李轩涯博士等,分别作了“数智化新时代高校变革初探”“人工智能时代拔尖创新人才培养新范式探索及实践”“以高等教育数字化重构教育教学新生态”“一体两翼多元融合的计算机类人才培养模式探索与实践”“企业视角:百度 AI 人才培养经验及案例”等主题报告。

7 月 12 日下午和 7 月 13 日上午为分论坛报告环节,围绕高校计算机教育不同方面,共设置了 10 个分论坛,内容包括:人工智能赋能虚拟教研室建设、教学成果培育与奖励申报、产教融合与创新能力培养、人工智能赋能教育、职普融通 & 码蹄杯大赛、工程教育与专业认证、教育信息科学与技术、数智化时代高校课程与教材创新实践、青少年教育、最佳论文交流展示。

7 月 13 日下午,举行了第十四届 CCF 教育专委第二次执委大会。张莉主任代表专委汇报了一年以来教育专委工作情况,一年来,专委组织 CCF 中国高校计算机研究生教育大会、CCF 推荐优秀国内教材、计算机课程改革导教班(CCD)、走进高校、CCF Talk 直播等多项活动,进一步提升教育专委的影响力。之后,由专委谭火彬秘书长组织了本届专委执委增选工作,采用差额选举,共 31 位委员参与竞选 26 个执委名额,经常委投票,共 26 位委员达到执委增选条件,增选执委报 CCF 审核通过后再正式公布。

本届大会还举行了论文征文和第二届计算机教学案例大赛。历时 5 个多月的论文征文、网络评审、专家会评、期刊终审等环节,大会共收到论文 470 篇,最终评选出最佳论文 14 篇(占比:2.93%),14 篇论文均参与了大会最佳论文交流环节。历时 4 个多月的案例提交、网络评审、专家会评和现场决赛,第二届计算机教学案例大赛共收到教学案例 336 篇,其中:95 篇优秀案例入围现场决赛(决赛比例:28.86%),最终评选出特等奖 5 篇(占比:1.48%)、一等奖 10 篇(占比:2.98%)、二等奖 25 篇(占比:7.44%),教学案例大赛得到了苏州同元、龙芯中科、腾讯开悟、奇安信、知行网安等企业的鼎力支持,决赛获奖案例除了获得证书之外还将获得丰厚的奖金;7 月 12 日晚上举行了盛大的颁奖晚宴,获奖代表现场领取获奖证书。