

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201505052
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20150630.1629.008.html>

基于学术会议的科研合作网络微观结构动态演化分析

张燕平^{1,2}, 鲍媛媛^{1,2}, 赵姝^{1,2}, 陈洁^{1,2}, 黄梦晗^{1,2}

(1. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 学术科研合作网络的演化特征研究, 对掌握特定学术会议的发展有着重要的意义。目前主要针对合作网络的宏观特征演化进行分析, 然而个体研究者的演化规律同样有着重要的作用。使用 DBLP 数据库系统提供的人工智能与模式识别领域的学术会议论文作者信息以及清华大学 ArnetMiner 系统下载的公用数据集作为原始数据, 对合作发表论文形成的合作网络进行了研究。基于意见领袖和结构洞, 从微观方面分析科研合作网络随时间发展的演化规律。实验结果表明: 在给出的数据集上, 以引用数作为意见领袖影响力衡量指标, 按照 PageRank 值和度中心性指标比特征向量、接近中心性、介数中心性指标具有更好的刻画节点影响力的能力; 在该网络演化过程中, 结构洞变化相比于意见领袖的变化较稳定, 每年占据结构洞的作者基本相同。结构洞的占据者大部分是意见领袖, 并且这些作者在网络中占据结构洞的程度越来越大; 且在网络演化过程中, 结构洞占据者有可能成为意见领袖。

关键词: 演化; 科研合作网; 意见领袖; 结构洞; 微观结构; PageRank; 学术会议; 引用数

中图分类号: TP399 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2015)04-0620-07

中文引用格式: 张燕平, 鲍媛媛, 赵姝, 等. 基于学术会议的科研合作网络微观结构动态演化分析[J]. 智能系统学报, 2015, 10(4): 620-626.

英文引用格式: ZHANG Yanping, BAO Yuanyuan, ZHAO Shu, et al. Dynamic microscopic structure evolution analysis for the author collaboration network of academic conferences[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(4): 620-626.

Dynamic microscopic structure evolution analysis for the author collaboration network of academic conferences

ZHANG Yanping^{1,2}, BAO Yuanyuan^{1,2}, ZHAO Shu^{1,2}, CHEN Jie^{1,2}, HUANG Menghan^{1,2}

(1. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: This paper makes an analysis on the author collaboration network of academic conferences. Based on the opinion leaders and structural holes, the evolution law of the collaboration network of academic conferences developing with time is analyzed from the microscopic view. The evolution characteristics of the academic author collaboration network have very important significance for grasping the development of the particular academic conferences. Currently, researchers mainly focus on the evolution analysis of macroscopic characteristics, but the evolution law of the individual researchers also plays an important role. Author information of conference papers in the field of artificial intelligence and pattern recognition provided by the Database systems and logic programming (DBLP) and the public datasets downloaded from the ArnetMiner system of Tsinghua University are taken as the original data. The experimental results show that in the given dataset, when using the number of citations as the index to measure the opinion leader, the indexes of PageRank and degree centrality are more capable of describing node's influence than eigenvector, closeness centrality, betweenness centrality, and in the network evolution process. The change of structural hole is more stable than that of opinion leader, and the authors occupying structural holes are basically consistent each year. Most of structural hole occupiers are opinion leaders, also the ability of occupying structural holes is becoming better and better. In the process of network evolution, the structural hole occupiers are likely to be opinion leaders.

Keywords: evolution; author collaboration network; opinion leader; structural hole; microscopic structure; PageRank; academic conferences; number of citations

收稿日期: 2015-05-29. 网络出版日期: 2015-06-30.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61175046; 61402006); 安徽省自然科学基金资助项目(1508085MF113); 安徽省高等学校自然科学研究资助项目(KJ2013A016); 安徽大学国家级大学生创新创业训练计划资助项目(201410357041).
通信作者: 赵姝. E-mail: zhaoshuzs@163.com.

科研合作网络作为一种典型的社会网络受到了复杂网络领域众多学者的关注, 美国科学家 Price 出版的《Little science, big science》指出“科研合作已经成为当今科学发展的重要动力”^[1]。科研合作有助于信息的传递和共享、研究者之间

的交流、新时期复合型人才的培养等。同时对某一领域内科研合作网络的演化机制研究,可以发现与科研合作网络相关的新知识,对了解科研合作网的最新研究动态和发展方向有着重要的意义。

很多研究人员对科研合作网络的宏观动态演化进行了研究,Newman 发现生物化学、物理、高能物理和计算机科学 4 个数据库中论文合作网络都呈现小世界特征、度分布具有幂律特征^[2]。Barabasi 等利用数学与神经科学 8 年合作网络,发现平均度随时间减少,定点分离度增加,网络度分布呈无标度特性^[3]。Tomassini 等^[4-5]分析了科研合作网络的时间演化规律,对平均度、聚类系数、平均路径长度、度分布的增长规律做出了实证研究。Almendral 等^[6]分析了欧洲框架内的机构间合作网络,发现了加速增长的无标度现象,表明新合作不断得到鼓励。Kim 等^[7]分析了韩国热点研究者科研合作网的 2 个组群和重叠节点的演化规律。胡枫等^[8]利用平均场理论发现了作者的发表论文数分布符合幂律分布,并且分布的幂指数 γ 与合作领域作者增长速度相关。也有不少微观动态演化方面的研究,主要集中对个体工作者的研究。李季等^[9]考虑到实际网络演化过程中广泛存在的节点数加速增长现象,提出了一种基于 BA 模型的节点数加速增长的网络模型。苑卫国等^[10]对微博网络中用户特征量和增长率分布进行了研究。池丽萍^[11]从微观角度研究了复杂网络演化过程中,通过删除节点和边,网络的平均度变化情况。Madaan 等^[12]分析了科研合作网中合作者和论文数随着时间的变化规律,发现每篇论文的合作者数分布符合幂律分布。Alves 等^[13]研究了在科研合作网的演化过程中核心科研团队的演化规律。Nguyen 等^[14-15]研究了科研合作网演化过程中社团的演化。

目前,研究者对科研合作网络演化的研究虽然从宏观和微观 2 个方面进行,分析科研合作网的网络属性随着时间演化的变化规律,但是对科研合作网的微观结构研究大部分基于节点自身的属性对演化网络的影响,而对网络中意见领袖和结构洞的演化研究甚少。因此本文立足于科研合作网络,从微观层面基于意见领袖和结构洞对学术会议科研合作网络进行分析,比较科研合作网 5 个重要节点作者发现的评价指标 (PageRank 值、聚集中心性、特征向量、介数中心性、接近

中心性)以及研究意见领袖、结构洞的演化规律。

1 理论基础

本文用到的重要节点评价指标如下:设图 $G = (V, E)$ 是一个无向网络,其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是所有节点的集合, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 是节点之间的边的集合。

1.1 度中心性

度中心性^[12]刻画的是节点直接影响力,不同规模的网络中有相同度值的节点有不同的影响力,为了进行比较,定义节点 v_i 的归一化度中心性指标为

$$DC(i) = \frac{k_i}{n - 1} \tag{1}$$

式中: $k_i = \sum_j a_{ij}$, a_{ij} 即网络邻接矩阵 A 中第 i 行第 j 列元素, n 为网络的节点数目,分母 $n-1$ 为节点可能的最大度值。

1.2 特征向量

一个节点的重要性既取决于其邻居节点的数量,也取决于其邻居节点的重要性。记 EC_i 为节点 i 的重要性度量值,那么,应该有^[16]

$$EC_i = \lambda^{-1} \sum_{j=1}^N a_{ij} e_j \tag{2}$$

式中: λ 为邻接矩阵 A 的最大特征值, $e = [e_1, e_2, \dots, e_n]^T$ 为邻接矩阵 A 对应最大矩阵值 λ 对应的特征向量。

1.3 介数中心性

介数指标 (betweenness centrality) 刻画了网络中的节点对于信息流动的影响力,则节点 i 的介数指标定义为^[17]

$$BC(i) = \sum_{s < t} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \tag{3}$$

式中: g_{st} 表示节点 s 和节点 t 之间的最短路径数, n_{st}^i 表示节点 s 和节点 t 之间经过节点 i 的最短路径。节点的介数值越高,这个节点越有影响力,说明这个节点越重要。

1.4 接近中心性

接近中心性用来度量网络中节点通过网络对其他节点施加影响的能力。节点的接近中心性越大,表明该节点居于网络中心的能力越大。接近中心性的表达式为^[12]

$$CC(i) = \frac{N - 1}{\sum_{j=1}^N d_{ij}} \tag{4}$$

式中: N 表示节点数, d_{ij} 表示节点 i 到节点 j 的最短距离,节点接近中心性的值越大,表明节点居于网络

中心位置的程度越大,在网络中越重要。

1.5 PageRank 值

PageRank (PR)^[18] 是 Google 对网页重要性的评估,PageRank 值的高低是衡量网页在 Google 搜索引擎中排名的重要参数之一。本文将 PageRank 值作为衡量节点重要性的指标。

2 结构洞和意见领袖的挖掘及演化

Lou 等认为创新的想法首先是由意见领袖传播到更广泛的群体,因此,某个个体与不同团队的意见领袖有联系,同时这个个体有可能成为结构洞占据者^[19]。本节将提出意见领袖和结构洞两类重要节点在科研合作网上的动态演化。

为了能够清楚地对演化模型进行描述,下面给出结构洞和意见领袖挖掘及演化模型对应的算法。意见领袖和结构洞对应的算法(算法 1)描述如下:

```

begin
1) 根据  $V$  和  $E$  生成图  $G$ 
2) for  $v = 1$  to  $n$  //意见领袖的挖掘;计算每个节点对应的度中心性  $DC(v)$ , 特征向量  $EC(v)$ , 介数中心性  $BC(v)$ , 接近中心性  $CC(v)$ ,  $PR(v)$ ;
end for
3) sort(  $DC$  ); //按照度中心性进行降序排序
   sort(  $EC$  ); //按照特征向量进行降序排序
   sort(  $BC$  ); //按照介数中心性进行降序排序
   sort(  $CC$  ); //按照接近中心性进行降序排序
   sort(  $PR$  ); //按照 PageRank 值进行降序排序
4) 找出按每个指标排序之后的前  $k$  节点即为对应的意见领袖
5) for  $v = 1$  to  $n$  //结构洞的挖掘,计算每个节点对应的约束度
end for
6) sort(  $C$  ); //按约束度进行升序排序
7) 找出排序之后的前  $k$  节点即对应结构洞  $H = (h_1, h_2, \dots, h_k)$ 
End

```

算法 1 中步骤 2,使用的重要节点衡量指标为 PageRank 值、度中心性、特征向量、介数中心性、接近中心性。分别用这几种指标来计算节点的重要性值,并按大小排序,其中 PageRank 算法基本思想是:每个到页面的链接都是对该页面的一次“投票”,被链接的次数越多,意味着该页面就越重要;PageRank 是基于传统的随机游走模型,当网页 A 有一个链接

指向网页 B,就认为 B 获得了 A 对它贡献的分值,该值得多少取决于网页 A 本身的重要程度,即网页 A 的重要性越大,网页 B 获得的贡献值就越高。即本文中使用的 PageRank 值就是节点的链接数,节点 PageRank 值越大,此节点就越重要。PageRank 算法^[18]公式为

$$PR(x) = \frac{1 - \sigma}{n} + \sigma \sum_{i=1}^n \frac{PR(Y_i)}{C_{out}(Y_i)} \quad (5)$$

结构洞和意见领袖的演化算法(算法 2)描述如下:

```

Begin
1) for  $v = 1$  to  $n$ 
   for  $t = 1$  to  $T$ 
 $G_t = \{G_1, G_2, \dots, G_T\}$  //得到每个  $T$  时刻图  $G$  的集合
2)  $OL_1 = \{ol_{1,1}, ol_{1,2}, \dots, ol_{1,k}\}$ 
   :
    $OL_T = \{ol_{T,1}, ol_{T,2}, \dots, ol_{T,k}\}$  //得到每个  $t$  时刻网络图中的前  $k$  意见领袖
3)  $SH_1 = \{sh_{1,1}, sh_{1,2}, \dots, sh_{1,k}\}$ 
   :
    $SH_T = \{sh_{T,1}, sh_{T,2}, \dots, sh_{T,k}\}$  //得到每个  $t$  时刻网络图中的前  $k$  结构洞
4) 比较  $OL_1, OL_2, \dots, OL_T$  // 比较连续  $t$  时刻前  $k$  意见领袖
5) 比较  $SH_1, SH_2, \dots, SH_T$  // 比较连续  $t$  时刻前  $k$  结构洞
6) 对比分析  $OL_1, OL_2, \dots, OL_T$  和  $SH_1, SH_2, \dots, SH_T$  之间的关系
   end for
end for
End

```

其中 $PR(x)$ 为网页 x 的 PageRank 值; $PR(Y_i)$ 为连接到网页 x 的网页 Y_i 的 PageRank 值; $C_{out}(Y_i)$ 为网页 Y_i 的出链接量; σ 为阻尼系数,表示在任意时刻,用户到达某网页后并继续向后浏览的概率,阻尼系数越大,页面级别的收益越大,通常设定 σ 为 0.85; n 为网页总数。本文借鉴 PageRank 算法将网页链接价值概念重要性排名因素的思想。

算法 1 中步骤 5 使用的结构洞挖掘公式,是将约束度最小的节点作为合作网络的结构洞占据者,即按约束度系数来挖掘结构洞,其中节点 i 的网络约束系数的计算表达式^[19]为

$$C_i = \sum_j (p_{ij} + \sum_{q \neq i \neq j} p_{iq} p_{qj})^2 \quad (6)$$

式中: q 为连接节点 i 和节点 j 的间接节点, P_{ij} 为节点 i 花费在节点 j 上的时间占其总时间的比例。网络约束系数 C_i 越小,节点占据结构洞的程度越大。

算法 2 中,按照上述介绍的 PageRank 算法和结构洞挖掘公式分别找出每个时刻 t 对应的前 k 意见领袖 l_t 和前 k 结构洞 h_t ,由每个时刻 t 的前 k 意见领袖和前 k 结构洞得到意见领袖集合 L 和结构洞 H 。分别分析集合 L 和集合 H 中前 k 意见领袖和前 k 结构洞随着时间的变化情况;最后对 $t = 1$ to T 时间内意见领袖和结构洞的动态变化进行对比分析,找出意见领袖和结构洞演化规律。

3 实证分析

3.1 数据来源及处理

本文的数据来源是 DBLP 数据库系统^[20]中下载的作者合作关系数据以及清华大学 ArnetMiner (研究者社会网络分析与挖掘系统)^[21]系统下载的数据 Topic 16。从 DBLP 数据库中选取人工智能与模式识别领域 2005–2013 年的 6 个会议,分为 3 个不同级别,A 类:ICML 会议、AAAI 会议,B 类:COLT 会议、ECAI 会议,C 类:ICTAI 会议、ICANN 会议;具体的数据信息如表 1。

表 1 合作网络数据信息表

Table 1 Statistics of collaboration network datasets

类别	数据来源	节点数	边数
A 类	ICML	2 730	5 516
	AAAI	5 192	11 000
B 类	ECAI	3 207	5 180
	COLT	517	879
C 类	ICTAI	2 485	4 322
	ICANN	1 990	3 066
Topic 16		679	1 687

3.2 微观结构实证分析会议科研合作网络

3.2.1 影响力节点的评价指标分析

在不同级别的 6 个会议数据集上,分别按上述介绍的 5 种指标找出前 5 节点。图 1 给出了其中 3 个会议和 Topic 16 数据集按 5 个指标排序前 5 名作者的引用数之和的结果对比。

从图 1 可以看出,3 个不同级别会议数据集上,按 PageRank 值和度中心性找出的前 5 作者引用数之和大于按特征向量、介数中心性、接近中心性找出的前 5 引用数之和。并且在本文给出的另外 3 个数据上也有类似的结果。结果表明,在本文数据上,以

引用数作为意见领袖衡量指标,PageRank 值和度中心性指标比特征向量、接近中心性、介数中心性指标有较好的刻画节点重要性的能力。

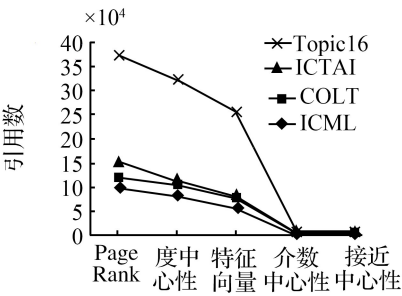


图 1 按 5 个指标挖掘的前 5 节点引用数之和

Fig. 1 The total citation of Top 5 nodes based on five indices

3.2.2 结构洞的发现

以 3 个不同级别会议和 Topic16 数据集为例,表 2 给出前 10 和 Topic 16 数据集结构洞,同时给出前 10 意见领袖作为对比。

表 2 前 10 结构洞与前 10 意见领袖对比

Table 2 Comparison of Top10 structure holes and Top10 opinion leaders

AAAI		COLT		ICTAI		Topic16	
结构洞	意见领袖	结构洞	意见领袖	结构洞	意见领袖	结构洞	意见领袖
1 460	4 719	198	198	186	648	642	642
4 719	1 460	497	512	648	186	615	615
4 200	3 048	467	497	724	724	130	130
4 767	4 767	369	467	1 793	1 916	540	203
2 402	4 476	512	72	1 228	2511	203	540
3 374	512	264	518	853	926	226	226
4 476	389	72	290	830	744	305	590
1 980	4 200	335	141	926	853	174	305
1 345	2 402	451	335	1 611	1 793	590	174
389	1 980	364	369	1 523	1 523	114	497

表 2 中黑体节点编号即是结构洞又是意见领袖,在 AAAI 数据集上,前 10 结构洞占据者有 7 个都是意见领袖,Topic16 数据集上,前 10 结构洞占据者有 9 个都是意见领袖,在其他几个会议上也有类似的结果,再此不给出说明。

实验结果表明,在 3 个会议数据集上,每个会议前 10 结构洞占据者大部分是意见领袖。说明此科研合作网中的科研交流是通过意见领袖产生的,意见领袖不仅领导团队内部的合作,对团队之间的合作也起着重要的作用。

3.2.3 意见领袖与结构洞的动态演化

1) 意见领袖动态演化。

图 2~4 分别以 ICML、ICTAI 和 COLT 数据集为

例,给出了 2005 年按 PageRank 值排序前 3 节点随着时间在网络中影响力排名变化。

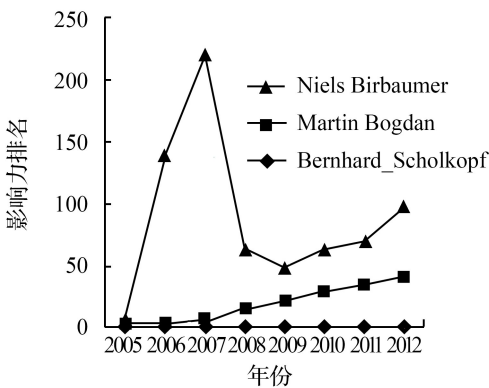


图 2 前 3 节点影响力排名变化 (ICML)
Fig. 2 Ranking of the Top 3 nodes influence (ICML)

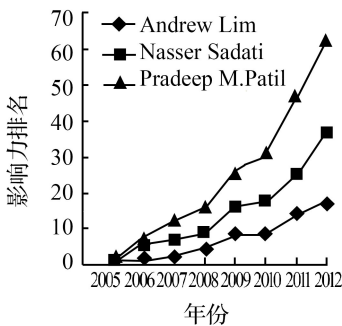


图 3 前 3 节点影响力排名变化 (ICTAI)
Fig. 3 Ranking of the Top 3 node influence (ICTAI)

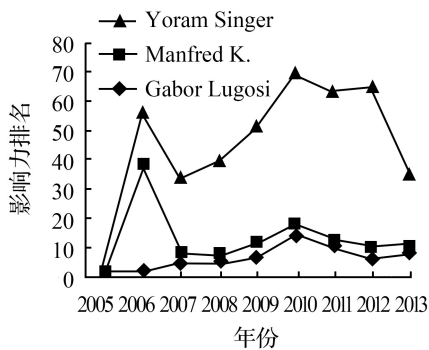


图 4 前 3 节点影响力排名变化 (COLT)
Fig. 4 Ranking of the Top 3 node influence (COLT)

图中可以看出,在 3 个不同级别会议数据上,按 PageRank 值排名前 3 的节点在随后的年份中排名均有所靠后,同样在文本其他几个数据集上也有类似的结果,这说明该类会议每年有新的作者进入,新加入的作者与网络中作者有新的连接,每年的意见领袖变化较大。

2) 结构洞动态演化。

表 3 是前 1 结构洞占据者对应作者以及约束度。本文表中人名全部由首字母缩写给出。ICML 中,2005–2011 年, B.S 一直是结构洞的占据者, 2012–2013 年, M.I. J 成为结构洞。ECAI 中, 从 2009 年后, N.B 就一直是结构洞占据者; ICANN 中, 从 2008 年后, M.F.B 就一直是结构洞的占据者。并且这些结构洞占据者的约束度值随着年份逐年递减。

表 3 ICML、ECAI、ICANN 会议前 1 结构洞节点

Table 3 Top 1 structure holes (ICML、ECAI、ICANN)

	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
ICML	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	M.I.J	M.I.J
约束度	0.146 5	0.142 6	0.111 1	0.088 3	0.089 6	0.090 4	0.080 2	0.068 4	0.062 5
ECAI	A.L	A.L	F.C	F.C	N.B	N.B	N.B	N.B	N.B
约束度	0.302 7	0.302 7	0.225 5	0.225 5	0.157 8	0.157 8	0.142	0.13	0.12
ICANN	A.B	A R.K	T. Z	M.F.B	M.F.B	M.F.B	M.F.B	M.F.B	M.F.B
约束度	0.5	0.31	0.26	0.20	0.14	0.15	0.146	0.12	0.115

实验结果说明,在 3 个不同级别的会议数据集上,科研合作网随着时间动态演化,但每年网络中按约束度排名第 1 结构洞的占据者基本一致。并且这些第 1 作者占据结构洞的程度越来越大,即他们控制科研合作网中团队合作的能力越来越大,在动态的科研合作网中,对信息的交流与研究者合作起着越来越重要的作用。

3) 意见领袖与结构洞的演化关系。

在本文所给的科研合作网中,意见领袖和结构洞之间存在着相互转换的关系。表 4 以 ICML 会议、ICTAI 会议和 COLT 会议为例,给出了每年意见领袖和第 1 结构洞。

ICML 会议中,2005–2011 年的结构洞占据者 B.S,在 2012 和 2013 年成为了意见领袖。ICTAI 会议中,2010 年的结构洞占据者 N.B 在 2011–2013 年成为了意见领袖。COLT 会议中,2008 年的结构洞占据者 M.B 在 2012–2013 年成为了意见领袖,2009 年的结构洞占据者 YM 在 2010–2011 年成为了意见领袖。在其他 3 个会议也能得到同样的结论,这里不做详细图表说明。

实验结果表明,在人工智能与模式识别领域的 6 个会议的数据集上,结构洞随着网络的演化,有可能成为意见领袖,即促进团队之间合作交流的研究者,也有可能随着网络的演化成为团队中的领袖者。

这些结构洞占据者成为合作网络中的领袖,他们在团队间是受关注的中间人,对促进团队的发展有重要影响。

表 4 意见领袖与结构洞的演化

Table 4 The evolution of opinion leaders and structure holes		2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
ICML	意见领袖	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S
	结构洞	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	B.S	M.I.J	M.I.J
ICTAI	意见领袖	A.L	A.L	Y.W	T.M. K	B.O	B.O	N.B	N.B	N.B
	结构洞	A.L	A.L	F.C	F.C	N.B	N.B	N.B	N.B	N.B
COLT	意见领袖	A.B	RA.S	TZ	M.B	YM	M.B	M.B	M.B	M.B
	结构洞	RA.S	RA.S	YM	M.B	YM	YM	YM	M.B	M.B

4 结束语

本文从微观结构层次,基于意见领袖和结构洞对学术科研合作网的动态演化进行研究,分析了人工智能与模式识别领域 3 个不同级别会议科研合作网的重要节点指标评价、意见领袖以及结构洞的演化特征。实验表明,在本文所给的数据集上,用引用数作为衡量意见领袖的影响力,发现按 PageRank 值、度中心性指标找出的重要节点的影响力比按特征向量、接近中心性、介数中心性找出的重要节点的影响力要大;在本文中的会议科研合作网中,随着时间的演化,每年的意见领袖变化比较大,而结构洞的变化相对稳定;结构洞的占据者大部分都是各自团队的领导者,并且这些作者在网络动态演化过程中占据结构洞的程度越来越大,即控制团队之间合作与信息传递的能力越来越强;最后还发现在该科研合作网络演化过程中,结构洞占据者有可能成为意见领袖,由合作网络中团队之间的中间人转变成为团队中的权威作者。未来我们的研究工作主要可从以下展开:将本文数据集上的实验分析结果运用在其他学术会议上,并将实验结果运用在学术会议的影响力预测上。

参考文献:

[1] De Solla P D S. Little science, big science [M]. New York: Columbia University Press, 1963.

[2] Newman M E J. The structure of scientific collaboration networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2001, 98(2): 404-409.

[3] Barabási AL, Jeong H, Neda Z, et al. Evolution of the social network of scientific collaborations [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2002, 311(3/4): 590-614.

[4] Tomassini M, Luthi L. Empirical analysis of the evolution of a scientific collaboration network[J]. Physica A: Sta-

tistical Mechanics and Its Applications, 2007, 385(2): 750-764.

[5] PERC M. Growth and structure of Slovenia's scientific collaboration network [J]. Journal of Informetrics, 2010, 4(3): 475-482.

[6] Ronda-Pupo G A, Guerras-Martín L A. Dynamics of the scientific community network within the strategic management field through the Strategic Management Journal 1980-2009: The role of cooperation [J]. Scientometrics, 2010, 85(3): 821-848.

[7] Kim H, Yoon J W, Crowcroft J. Network analysis of temporal trends in scholarly research productivity [J]. Journal of Informetrics, 2012, 6(1): 97-110.

[8] 胡枫, 赵海兴, 何佳倍, 等. 基于超图结构的科研合作网络演化模型[J]. 物理学报, 2013, 62(19): 198901.

HU Feng, ZHAO Haixing, HE Jiabei, et al. An evolving model for hypergraph-structure-based scientific collaboration networks[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(19): 198901.

[9] 李季, 汪秉宏, 蒋品群, 等. 节点数加速增长的复杂网络生长模型[J]. 物理学报, 2006, 55(8): 4051-4057.

LI Ji, WANG Binghong, JIANG Pinqun, et al. Growing complex network model with acceleratingly increasing number of nodes[J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55(8): 4051-4057.

[10] 苑卫国, 刘云, 程军军. 微博网络中用户特征量和增长率分布的研究[J]. 计算机学报, 2014, 37(4): 767-778.

YUAN Weiguo, LIU Yun, CHENG Junjun. Research on the user characteristics and growth rates distribution in microblog[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(4): 767-778.

[11] CHI Liping. Measuring microscopic evolution processes of complex networks based on empirical data[J]. Journal of Physics Conference Series, 2015, 604(1): 1-7.

[12] Madaan G, Jolad S. Evolution of scientific collaboration networks [C]// 2014 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Washington, DC: IEEE, 2014: 7-13.

[13] ALVES B L, BENEVENUTO F, LAENDER A H F. The role of research leaders on the evolution of scientific communities[C] //Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web Companion. Rio de Janeiro, Brazil, 2013: 649-656.

[14] GREENE D, DOYLE D, CUNNINGHAM P. Tracking the evolution of communities in dynamic social networks[C]// 2010 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). Odense: IEEE, 2010: 176-183.

[15] VAN NGUYEN M, KIRLEY M, GARCIA-FLORES R. Community evolution in a scientific collaboration network [C]// 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Brisbane: IEEE, 2012: 1-8.

[16] 任晓龙, 吕琳媛. 网络重要节点排序方法综述[J]. 中国科学, 2014, 59(13): 1175-1197.
REN Xiaolong, LYU Linyuan. Review of ranking nodes in complex networks[J]. Chinese Science Bulletin, 2014, 59(13): 1175-1197.

[17] 王文钊, 王斌强. 基于网络中心性分析的虚拟网络映射算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(2): 565-568.
WANG Wenzhao, WANG Binqiang. Virtual network embedding algorithm based on analysis of network centrality [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(2): 565-568.

[18] RANI P, SINGH E S. An offline SEO (search engine optimization) based algorithm to calculate web page rank according to different parameters[J]. International Journal of Computers & Technology, 2013, 9(1): 926-931.

[19] LOU Tiancheng, TANG Jie. Mining structural hole spanners through information diffusion in social networks[C]//

Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. Rio de Janeiro, Brazil, 2013: 825-836.

[20] LEY M. DBLP system [EB/OL]. (2015-03-01) <http://dblp.uni-trier.de/xml/>.

[21] TANG J. Social influence analysis in large-scale social network[EB/OL]. (2015-03-01).<http://arnetminer.org/lab-datasets/soinf/>.

作者简介:



张燕平,女,1962年生,教授,主要研究方向为智能计算与商空间理论、机器学习、三支决策等。主持完成省基金项目、省产学研项目多项,参加了多项国家 973 及国家重点基金项目;主持并完成国家自然科学基金项目 1 项。主持

国家质量工程特色专业项目“计算机科学与技术”。获发明专利 2 项,获软件著作权 2 项。发表学术论文 80 余篇,其中 SCI、EI、ISTP 收录 30 多篇,出版专著 1 部。



鲍媛媛,女,1990 年生,硕士研究生,主要研究方向为社交网络。



赵姝,女,1979 年生,副教授,博士,主要研究方向为商空间理论、粒度计算、机器学习等。申请专利 3 项,其中已获专利号 1 项,获软件著作权 1 项,发表学术论文 10 余篇。

[责任编辑:王亚秋]