

小世界创新网络动态演化及其效应研究^①

张古鹏

(中国科学院大学公共政策与管理学院, 北京 100049)

摘要: 低度、中度和高度开放的创新网络在创新集群创立和解体的动态演化过程中, 其表现出的小世界性对创新绩效的效应有着较大差异. 创新绩效同创新网络小世界性间往往呈现倒 U 形关系, 但该关系只在特定开放度下的创新网络演化到特定阶段才会显现: 低度开放的网络的小世界性同创新绩效的倒 U 形关系在创新集群建立阶段显著, 而在创新集群解体阶段不显著; 高度开放的网络则恰好相反; 在网络演化的其他阶段, 小世界性对创新绩效并未构成显著影响. 这很可能是由于在创新绩效显著变化的阶段, 创新个体的能动性较强, 更倾向于接受新知识: 在低度开放的网络中, 创新绩效显著上升的阶段主要集中于新的创新集群建立的阶段, 而在高度开放的网络则主要集中于原有创新集群解体的阶段. 对中国专利合作发明数据的回归分析结果为该研究结论提供了实证依据. 因此, 应当保持一个适度集聚的创新网络, 以保证其不会传播过多冗余信息; 应在创新网络演化的不同阶段采用不同的开放策略, 以充分利用高度和低度开放的创新网络演化到不同阶段所发挥的优势, 同时, 应当主动按照新兴技术下的新形势适当调整创新网络结构关系.

关键词: 创新网络; 小世界熵数; 集聚指数; 路径长度; 创新绩效

中图分类号: F224.33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2015)06-0015-15

0 引言

有很多证据表明, 现在的创新过程已经变成了一种网络过程^[1, 2]. 企业通过创新网络实现信息共享、研发合作以及技术互补等, 距离、文化等因素对企业合作的限制越来越小, 不同地区、不同国家的企业联系日益密切, 创新网络“小世界性”凸显. 随着 Milgram^[3]的“六度空间理论 (Six-Degrees-of-Separation)”^②为人们所熟知, 与之密切相关的小世界 (small world) 理论受到了越来越多的关注^[4]. 小世界模型最初由 Watts 和 Strogatz^[4]发表在 1998 年 6 月 Nature 上的著名论文提出. 在小世界网络中, 大部分的结点不与彼此邻接, 但大部

分结点可以从其他点经少数几步就可到达. 若将一个小世界网络中的点代表一个人, 而连线代表人与人认识, 则这小世界网络可以反映陌生人由彼此共同认识的人而连结的小世界现象.

近年来, 许多学者开始研究创新网络当中的小世界性, 如 Fleming 和 Marx^[5], Chen 和 Guan^[6], Fleming 等^[7], Guan 和 Shi^[8], Hung 等^[9], 孙耀吾和卫英平^[10]. 上述研究认为, 小世界性拉近了网络中创新个体间的距离, 使得信息传递更为有效, 其在提升个体创新绩效中所起到的作用为许多学者所验证. 然而, 这种验证更多是基于静态网络下的情形. 由于现实中的创新网络往往随着企业、研究

① 收稿日期: 2013-10-19; 修订日期: 2014-11-21.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目 (71402175; 71202116); 教育部人文社科基金青年基金资助项目 (13YJC630219); 北京市自然科学基金青年基金资助项目 (9144036).

作者简介: 张古鹏 (1982—), 男, 山东济宁人, 博士, 讲师. Email: zhanggupeng@ucas.ac.cn

② 世界上任何两个陌生人之间最多通过六个人便可建立联系.

机构等创新组织的结构、行为及其所处环境的变化而变化,也有一些学者结合企业、产业的发展情况研究小世界创新网络的演化,如 Gulati 等^[11]. 然而,现实世界中的创新网络存在的时间往往比已有文献研究的时间跨度得更长,如18世纪兴起的法国葡萄酒的生产酿造革命,19世纪下半叶的钢铁冶炼技术革命,20世纪初福特公司掀起的汽车工业革命,至今仍对人们的生活产生着巨大影响. 一个产业存在的历史往往极为悠久,产业发展呈现周期性变化,带来的往往是内部创新网络的不断演化^[12]. 但是,由产业发展周期带来的创新网络小世界性所呈现的周期性演化过程,及其如何影响到创新绩效则很少为学者所关注. 鉴于此,有必要关注小世界创新网络的动态演化过程,研究其周期性的演化规律,及其对个体创新绩效的作用机制.

1 理论框架

由于社会网络往往纷繁复杂而又十分重要,相关研究受到了包括计算科学、物理学、统计学、

社会学、经济学等多个学科的关注^[13],社会科学和管理学领域有关小世界性的研究文献近些年增长迅速^[14],如 Bjorneborn^[15], Davis 等^[16], Fowler^[17], Kogut 和 Gordon^[18], Kleinberg^[19], Iravani 和 Bora^[20], Goyal 等^[21], Baum 等^[22]. 近年来,越来越多的学者将小世界理论应用到创新网络的研究当中,开始关注创新网络的“小世界性”. 对于完全规则(regular) 的创新网络,创新个体完全受到距离因素限制,因此仅与距离其最近的个体相联系(如图 1(A) 所示); 对于小世界创新网络,个别的创新个体往往同距离其较远的个体也构成联系(如图 1(B) 所示); 而在随机(random) 创新网络下,创新个体间的联系是完全随机的,不受距离因素影响(如图 1(C) 所示). 很明显,小世界创新网络是介于完全规则创新网络与随机创新网络之间的一种创新网络,即创新个体间的联系在很大程度上受到距离因素的限制,但又具有一定程度的随机性. 多数现实的创新网络都介于完全规则的创新网络和随机创新网络之间,因此,小世界创新网络在现实世界中非常普遍,并在企业乃至整个行业的技术进步当中发挥着重要作用^[5, 23].

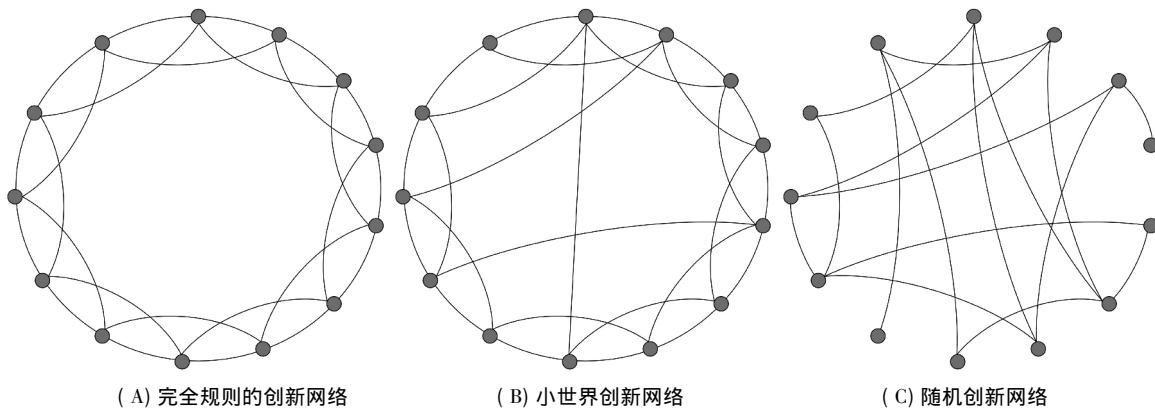


图 1 三类创新网络

Fig. 1 Three types of innovation networks

(资料来源:文献[4])

小世界性往往是网络演化过程中出现的必然结果. 在多数市场中,关于潜在合作者的可得性、可靠性等信息往往难以获得,在合作网络演化的初级阶段,多数个体倾向于寻找他们所直接或间接熟悉的个体作为合作者^[24-26],从而构成一个个独立的创新集群,如图 2(A) 中所示;在强化集群内部合作的同时,往往也会由于个体间行为的相似性而导致存在较多的冗余信息,这时部分个体

会到集群外寻找有用的信息^[27, 28],使得合作网络的小世界性凸显,如图 2(B) 所示;随着集群间信息交换的不断深入,寻找有用信息变得越来越难,小世界网络传播信息的有效性变得越来越低,集群间的个体合作又重新变得稀疏,如图 2(C) 所示. Gulati 等通过使用世界计算机领域 1996—2005 年间跨组织(包括企业和研究机构等)合作数据研究发现,该合作网络在 2000 年以前的集聚

程度不断上升,集群内固定的网络合作关系不断强化,集群间的合作关系也日趋增多,而在 2000 年以后,集群间的合作关系逐渐开始趋于瓦解,整

体网络合作关系逐渐被相互独立的集群内合作关系所取代.因此,Gulati 等^[11]认为,合作网络的小世界性往往呈现先上升后下降的演化规律.

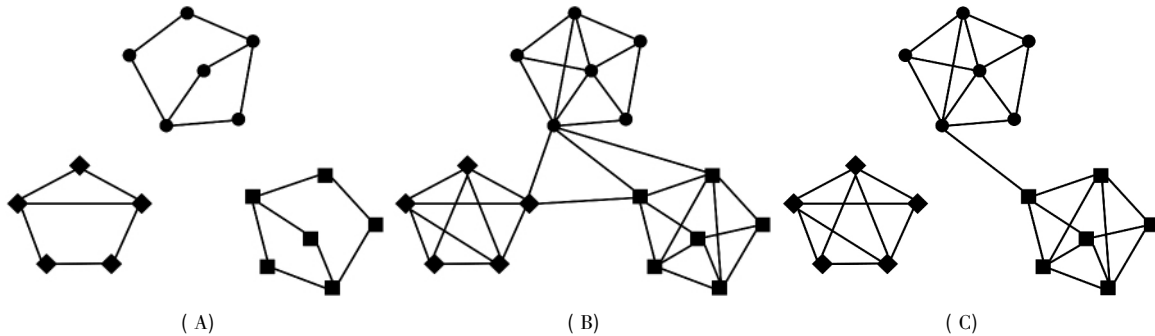


图 2 合作网络小世界性的上升与下降

Fig. 2 The rise and fall of small worldliness of collaboration networks

(资料来源:文献[11])

上述研究所关注的是合作网络的一个演化阶段,即由于对现有技术认识的不断深化导致了小世界创新网络的日趋无效性.随着技术的不断进步,创新网络对于有用信息的传播应当始终是存在并且是十分重要的,同时,由于技术自身拥有其生命周期,创新网络也会随着技术的不断进步而不断演化^[12],以使其适应技术的不同发展阶段的要求.创新网络在技术发展的历程中,往往经历着从建立到瓦解,再由瓦解到建立,最后再瓦解的循环过程.从上世纪初以来,AT&T 公司长期垄断美国长途和本地电话市场,到 20 世纪 90 年代 AT&T 公司被分拆,以诺基亚、摩托罗拉等手机巨头引领的移动通信时代的到来,再到诺基亚、摩托罗拉相继被收购重组,苹果、谷歌、三星所引领的智能互联网通信时代的到来,其中新兴技术不断涌现,使得全球电信领域合作网络关系不断建立、演化、瓦解、重组,其周期性特征极为明显.出于突破现有创新网络的动机,个别个体开始寻求新的合作关系,随着这种行为的不断增多,既定的创新网络开始逐步瓦解.因此,如果把业已固化的网络合作关系视为一种规则的创新网络,则瓦解后的网络更像一种随机创新网络,创新网络因此在规则网络与随机网络之间不断交替更迭,从而构成了其演化周期,如图 3 所示.演化过程中出现的小世界网络,是创新网络演化过程中的一种重要存在形式.

创新网络不断演化的动力,来源于创新个体对于创新绩效的更高追求.高度合作的创新网络对于实施更高效的技术创新活动至关重

要^[29].共享、比对、阐释和更新知识的过程有助于个体、组织和企业达成认识上的统一,以及整体竞争与创新能力的提升,这一点为许多关于创新网络相关研究所验证,如 Asheim 和 Isaksen^[30], Boschma^[31], Feldman 等^[32], Giuliana 和 Bella^[33], Gilbert 等^[34], Oakey^[35].

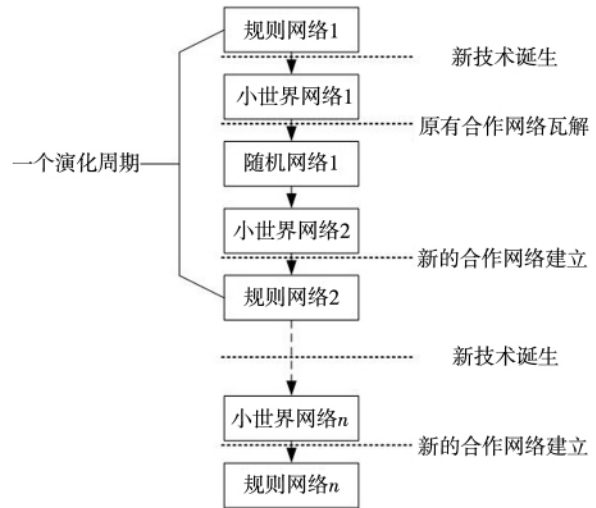


图 3 创新网络的演化

Fig. 3 Evolution of innovation networks

然而,上述研究在致力于回答另外一个重要问题时仍显不足,即究竟什么结构特性的创新网络更有助于提升创新绩效?越来越多的研究为特定的网络结构在新兴技术传播过程中起到的重要作用提供了证据,如 Spielman 等^[36], Van der Valk 等^[37], Hermans 等^[38].合作网络不同的结构特征会对创新绩效起到不同作用^[39], Amaral 等^[40]将小世界网络分为三种类型:自由规模网络(scale

free network) ,大规模网络 (broad scale network) , 和单一规模网络 (single scale network) . Choi 等^[39]通过使用数值模拟方法研究发现,这三种网络结构内个体间重新安排合作关系的概率由小到大依次增加,且自由规模网络 (scale free network) 的创新绩效水平在三种小世界网络中最高. 尽管三种固定的合作网络的创新绩效互有差异为 Choi 等^[39]所验证,但是,合作网络关系往往不是一成不变而是在始终演化的,网络合作关系的演化究竟如何影响到创新绩效,是本研究关注的重点. 多数实证研究表明,小世界网络对创新绩效呈现倒 U 形效应,即在小世界网络建立的初期,小世界性程度的增加会促进创新绩效提升,到达一个阈值后,小世界性的进一步增加则会阻碍创新绩效提升^[6,17,41,42]. 然而,也有研究表明,小世界网络同创新绩效呈不太显著的正相关关系,如 Fleming 等^[7].

上述研究所得出的结论,往往是基于多个地区、多个时期的离散合作网络数据,对单个网络的连续性演化过程本身的关注则不足,因此或许不足以以为小世界网络演化与创新绩效的相关关系提供充分证据. 此外,多数已有研究所关注的是创新网络自建立到集群内合作关系固化的演化阶段,如 Gulati 等^[11],却少有进行更长时期观测的研究,因此可能对于现有创新网络如何分解、重组以形成新的网络关系的研究不足. 研究合作网络的连续性演化过程使得从更加细微的视角洞察合作网络的结构特性,及其对创新绩效的影响称为可能,尤其是在网络演化过程中,小世界性究竟如何变化,又是如何影响到创新绩效的? 本研究意图从更细微的视角入手回答这些问题.

2 模型

2.1 创新绩效测度

设创新网络由结点 (nodes) 和连线 (links) 组成,拥有知识的创新个体用结点表示,创新个体间相互交流知识及其合作行为用连线表示. 使用数值模拟方法分析创新网络演化过程及其对创新绩

效的作用. 初次处于网络当中的个体拥有异质性知识,随着相互合作与交流的增多,个体会将他们基于自己现有知识下的创新绩效表现彼此进行比较. 当发现自身创新绩效表现低于周围个体时,他们可能会向其他表现更好的个体进行学习,将自身掌握的部分知识进行更新.

在测度知识水平时,借鉴 March^[43]关于衡量个体创新绩效的模型: 首先,假设现实中存在能准确描述技术真实内涵的知识,并使用 m 个维度进行表示,每个维度中的元素 $a_s (s = 1, 2, \dots, m)$ 皆以 0.5 的概率取 1 或 -1, 设该知识真实存在却不为现实中的创新个体所知; 其次,假设网络中存在 n 个进行创新活动且彼此联系的个体,每个个体都拥有描述现实世界真实技术的异质性知识,同样使用 m 个维度表示,每个维度中的元素 x_s 以 1/3 的概率取 1, -1 或 0.0 表示个体并不确定自己在这个维度上关于真实知识的认知. 个体 j 的认知水平 k_j 主要由个体对于真实知识的认知同现实中真实知识的差距所决定,因此,设

$$k_j = 1 / \sum_{s=1}^m (x_{s,j} - a_s)^2$$

式中 $(x_{s,j} - a_s)^2$ 表示个体 j 在第 s 维度上的认知与现实知识的距离,显然,当个体的认知情况与真实知识越接近, $(x_{s,j} - a_s)^2$ 就越小^③, k_j 就越大,因此,较大的 k_j 代表了较高的认知水平.

个体的认知水平在很大程度上决定了其创新绩效水平,但是,由于创新活动具有相当大的随机性,假设其为服从某种概率分布的随机变量或许更为恰当. March^[43]假设创新绩效服从正态分布,并认为,较高的知识水平会提高创新绩效的期望值,同时增加其实现值的不确定性. March^[43]从相对竞争优势角度给出了理由,即当存在 $N + 1 (N > 1)$ 个创新个体时,第 $N + 1$ 个个体的创新绩效超过其他 N 个创新个体的概率更多地取决于其概率密度函数右侧尾部的面积,也可参考 David^[44]. 提升知识水平既会增加创新绩效的期望水平,也会增加其变异的程度^[43]. 例如,一项新技术的采用虽然理论上会增加产出,但由于人们

③ 该设定隐含了一个假设,即在某个认知维度上,不掌握知识比掌握错误的知识更有利,因此,在第 i 维度上, $x_{s,j} = 0, a_s = 1$ 所导致的结果比 $x_{s,j} = -1, a_s = 1$ 更好.

开始往往对新技术熟悉程度不高,短期内产出的变动幅度可能较大;在一个组织中引入一个拥有异质性技术、价值观、信仰的个体往往也会起到类似的效果^[43]。鉴于上述理由,同时为了简化问题分析的复杂性,假设个体 j 的创新绩效 y_j 服从期望值和标准差皆为 k_j 的正态分布^④,即

$$y_j \sim N(k_j, k_j^2)$$

在创新网络内,个体间通过相互交流与合作进行学习,学习过程进行得顺利与否,很大程度上取决于网络的结构特征以及个体的开放程度^[39]。设个体重设合作关系的概率为 β ,即假设个体 j 与 s 存在合作关系 j 以概率 β 终止同 s 的合作,转而随机地选择其他个体进行合作。Choi等^[39]根据Amaral等^[40]描述的三种类型合作网络——自由规模网络、大规模网络和单一规模网络的结构特征,将 β 的取值分别设为0, 0.01, 0.1。个体开放的程度(openness)可以用学习效率(learning rate) p 表示,学习效率指个体 j 向其合作伙伴中表现最好的个体 i 进行学习的概率。设每个知识维度都相对独立的变化,则个体 j 以概率 p 将其第 s 维度的认识 $x_{s,j}$ 更换为 i 在相应维度认识 $x_{s,i}$ 的概率,当开放程度高时,即 p 较大时,个体更愿意接受外来信息,从而拥有更高的学习效率。Choi等^[39]和March^[43]按照个体开放程度的高低,在区间 $[0, 0.9]$ 内对 p 进行了赋值。进一步地,假设个体 j 所拥有的知识的每个维度都相对独立地变化。

2.2 创新网络演化

图3显示,创新网络在规则网络与随机网络间不断交替更迭。选取创新网络中的一个演化周期,即规则网络→小世界网络→随机网络→小世界网络→规则网络,进行研究。

2.2.1 由规则网络到随机网络

首先建立一个规则的创新网络,网络演化过程先从该规则网络开始,并逐渐向随机网络演化。设该创新网络中存在100个创新个体,每个个体同距离其最近的6个个体存在合作关系。假设该规则网络是基于对原有技术的认识基础上建立的网络关系,则如果出现新技术,会使得原有创新网

络因不适合新技术的发展趋势而开始逐步趋于瓦解。设技术的真实内涵由一个包括20个(即 $m = 20$)维度的向量表示 $A_s = [a_1, a_2, \dots, a_m]$,如上所述, a_s 以50%的概率分别取1和-1,创新个体对新技术的认识与其对原有技术的认识相互独立,则每个个体需要重新认识新的技术,设个体 i 在第0期对新技术的初始认识为 $X_{i,0} = [x_{1,0}, x_{2,0}, \dots, x_{m,0}]$,如上所述, $x_{s,0}$ 以1/3的概率分别取1, 0和-1,个体通过合作网络不断寻找合作伙伴中创新绩效最高的个体,如果其创新绩效高于自己,就以概率 p_j 向其学习。此外,考虑到处于同一集群内的个体很可能拥有相似的认识背景,假设存在直接联系的两个个体 i, j 对新技术的初始认知向量 $X_{i,0}$ 和 $X_{j,0}$ 在多数维度上取值相同,在具体模拟过程中,随机地从20个维度中选取15个,并让其拥有相同的取值^⑤。

参考Choi等^[39]和March^[43]的研究,研究三种开放程度的创新网络,即低度、中度和高度开放的网络,其对应的初始学习概率分别为 $p_0 = 0.1, 0.3, 0.9$,显然,开放程度越高,个体间相互学习的概率就越高。由于所要研究网络的动态演化过程,初始网络关系重设概率 β_0 的取值不宜过高,以保证网络演化速度不至于过快,设 $\beta_0 = 0.005$ 。

在Choi等^[39]和March^[43]的研究中, β 和 p 的值皆被设定为外生变量,即在给定 β 和 p 的值后再展开模拟过程。显然,该做法并未能充分考虑个体行为对于网络结构演化的能动作用,例如,相较于创新绩效高的个体,创新绩效低的个体向其他个体学习的意愿可能更高,这时 p 较大;随着时间推移,若某个体的创新绩效始终未有显著提高,则其改变当前网络关系的意愿就较高,这时 β 较大。总之,创新绩效高的个体更倾向于维持,而创新绩效低的个体更倾向于改变当前的认知情况和网络关系。此外,考虑到个体 j 改变其意愿的连续性,设个体 j 在第 t 期的开放度 p_j 和网络关系重设概率 β_j 为其第 t 期创新绩效分别与上一期开放度和网络关系重设概率与创新绩效的函数,即

④ 在保持创新绩效分布参数值正比于个体知识水平的假设不变的情况下,尝试了几组其他分布参数值,研究结论并没有太大变化。

⑤ 其他大于10的取值并未颠覆上述研究结论,因此仅以15说明后续研究过程。

$$p_{j,t} = \min [p_{j,t-1} \exp(1 - Y_{j,t}), 1]$$

$$\beta_{j,t} = \min [\beta_{j,t-1} \exp(1 - Y_{j,t}), 1]$$

其中 $Y_{j,t}$ 是相对创新绩效. 个体在评判其创新绩效时, 关注得更多的应当是其创新绩效水平在整个网络当中所处的位置, 因此会参考网络中其他个体的创新绩效水平. 设个体 j 在第 t 期的相对创新绩效为

$$Y_{j,t} = y_{j,t} / \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1, i \neq j}^n y_{i,t} \right)$$

式中的分母是合作网络内除 j 以外全部个体创新绩效的平均值.

将 $p_{j,t-1} \exp(1 - Y_{j,t})$ 、 $\beta_{j,t-1} \exp(1 - Y_{j,t})$ 同 1 进行比较, 是为了保证概率 $p_{j,t}$ 和 $\beta_{j,t}$ 始终小于等于 1. 显然, 当 $Y_{j,t} > 1$ 时 j 的创新绩效高于合作网络内个体的平均创新绩效, $\exp(1 - Y_{j,t}) < 1$, 这时 $p_{j,t} < p_{j,t-1}$ 、 $\beta_{j,t} < \beta_{j,t-1}$. 如果 j 的创新绩效持续较高, 则 $p_{j,t}$ 和 $\beta_{j,t}$ 会不断减小, 反之会不断增加.

在第 0 期有

$$p_{j,0} = \min [p_0 \exp(1 - Y_{j,0}), 1]$$

$$\beta_{j,0} = \min [\beta_0 \exp(1 - Y_{j,0}), 1]$$

p_0 和 β_0 是初始概率.

2.2.2 由随机网络到规则网络

当规则网络瓦解为随机网络后, 集聚程度降为最低, 个体在原有随机网络关系基础之上开始重新确认稳定的合作关系. 随着对新的合作伙伴了解日趋深入, 人们更愿意同创新绩效凸出的个体加强联系, 其表现很可能是同创新绩效表现好的个体的合作伙伴进行合作. 这是由于创新绩效凸出的个体会影响并提高周围个体的创新绩效^[45, 46], 使得人们有理由相信创新绩效凸出的个体的合作伙伴很可能同样拥有较高的创新绩效. 同时, 同创新绩效表现差的个体的合作被摒弃, 使得网络又重新变得集聚. 综上, 可作如下设定: 若个体 j 的合作者中 i 的表现最好, s 的表现最差, 则设 j 放弃同 s 的合作, 转而选择 i 的任意一个合作者作为合作伙伴的概率为

$$\beta_{j,t} = \min [\beta_{j,t-1} \exp(Y_{i,t} - Y_{s,t}), 1]$$

同样取 $\beta_{j,0} = 0.005 \cdot \exp(Y_{i,t} - Y_{s,t})$ 衡量了 i 与 s 创新绩效的差异, 该差异越大, $\beta_{j,t}$ 越高. 随着时间推移, 集聚程度低的随机网络又逐渐会演化回集聚程度高的规则网络.

另外, 由于任何合作关系的重设都有可能分割网络, 需要保证网络在动态演化过程中始终是完全连接的 (totally connected), 即保证网络中的任何两个个体都能够经由其他个体到达对方. 因此, 模拟过程中程序会自动检查, 当随机重设某个合作关系导致网络被分割时, 程序将再次随机设定该合作关系, 以保证网络是始终完全连接的. 所有结果都是基于 1 000 次模拟基础之上得出来的.

2.3 小世界性的测度

随着社会网络关系研究的日益深入, 学者们通常需要面对海量数据所组成的复杂网络, 单纯通过研究网络关系图获取网络关系特征已经变得不再可能. 于是学者们开始使用多种描述性统计指标来表示社会网络特征, 如集聚指数 (clustering coefficient)^⑥、路径长度 (path length)^⑦ 等. Watts 和 Strogatz^[4] 用这两个指标描述创新网络的小世界性 (small worldliness), 并提出了小世界熵数 (small world quotient)^⑧, 该指标能够反映社会网络的整体连接性与集聚性特征.

平均集聚指数 (Clustering Coefficient): 用 j_i 表示个体 i 的度, 即合作网络中同个体 i 存在合作关系的个体数量, e_i 表示个体 i 的邻接个体之间存在的合作关系数量, 则节点 i 的集聚指数为

$$Clustering\ Coefficient_i = \frac{2e_i}{j_i(j_i - 1)}$$

网络平均集聚指数为

$$Clustering\ Coefficient = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Clustering\ Coefficient_i$$

平均路径长度 (Path Length): 用 d_{ij} 表示合作网络中任意两个个体 i, j 间最短路径上的连线数量, 平均路径长度为网络中所有 d_{ij} 的平均值, 即

⑥ 与给定个体有直接联系的全部个体之间有直接联系的比例.

⑦ 两个联系的个体之间所间隔的个体个数.

⑧ 一般是指集聚指数与路径长度的比值. 相较于随机网络, 小世界网络往往拥有较高的集聚指数与较短的平均路径长度, 即较高的小世界熵数.

$$Path\ Length = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{i-1} d_{ij}$$

由于本研究假设合作网络规模固定,即假设网络中的个体与个体间合作关系数量固定不变,在计算小世界熵数时可以不考虑同等规模的随机网络的集聚指数和平均路径长度,这时的小世界熵数(*Small World Q*)可以表示为

$$Small\ World\ Q = \frac{Clustering\ Coefficient}{Path\ Length}$$

与 Humphries 和 Gurney^[47], Humphries 等^[48], Davis 等^[16], Uzzi 和 Spiro^[41], Uzzi 等^[14]不同的是,以下在衡量小世界性时直接使用了集聚系数和路径长度,并未使用集聚系数比(*clustering coefficient ratio*)和路径长度比(*path length ratio*)^⑨,这是因为模型中重点关注的是网络结构演化,因此只考虑反映结构演化的合作关系的变化,而未考虑与结构演化关系不密切的合作频率的变化,因此网络规模(节点和连线数量)始终不变,可以不必考虑相应规模的随机网络的结构特征。

3 实证结果

3.1 创新网络的演化

由于时间趋于无穷大时,网络及其创新绩效趋于收敛,因此不需要设定过长的观测期,设 $T = 600$ 。在模拟过程中,以小世界熵数值的周期性变化为参考选择终止时期,即以完全规则网络下的小世界熵数为基准,当小世界熵数达到该值时,规则网络向随机网络演化过程(阶段1)终止,随机网络向规则网络演化过程(阶段2)开始,直到小世界熵数再次达到该值时终止。这主要是由于在模拟过程中,当小世界熵数再次达到初始值时,集聚系数和路径长度基本趋于完全平缓,尤其是路径长度,使得网络演化的程度变得不再剧烈。该终止规则也参考了 Gulati 等^[11]的研究,即小世界熵数倒U形演化过程开始和终止时的取值几乎相等。

由于不同网络开放程度下的小世界熵数周期性变化趋势并无太大差异,仅给出初始学习概率

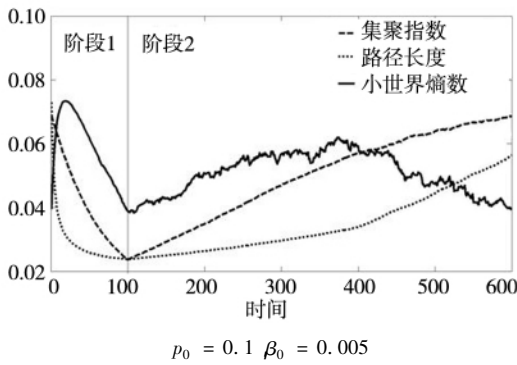
$p_0 = 0.1$ 时的演化周期图。如图4所示,在创新网络演化到100期时,几乎完全演化成一个随机网络,即个体间距离最短,且集聚程度最低,以该时期为节点,将时间轴分为阶段1,阶段2两部分。在一个演化周期内,创新网络小世界性的变化呈现双峰形状,这说明,由规则网络到随机网络过程(阶段1),以及由随机网络到规则网络过程(阶段2)中,其创新网络小世界曲线皆分别呈现了先上升后下降的倒U形状,可见,在创新集群的建立过程和解体过程中,其小世界性皆呈现出类似的规律性的变化趋势。

在阶段1中(0-100期),小世界性程度呈现先上升,后下降的趋势,且小世界熵数变化的速度逐渐下降。这是由于在规则网络解体的初步阶段,个别个体改变其合作关系极大地降低了创新集群(cluster)的集聚度,同时极大地缩短了不同创新集群间的距离,而随着更多的个体改变合作关系,其对于创新网络结构的影响程度逐渐降低。网络的集聚程度逐渐下降,说明个体开始越来越倾向于同固有创新群体之外的个体进行合作。在阶段1中,集聚指数曲线和路径长度曲线皆凸向远点,说明下降的速度皆逐渐减弱,从而使得创新网络小世界性变化的剧烈程度逐渐降低。集聚指数在阶段1初期下降的速度慢于路径长度,而在后期快于路径长度,此外,集聚系数的收敛速度低于路径长度,使得小世界熵数(*small world quotient*)曲线呈现先快速上升,而后缓慢下降的左偏分布趋势。

在阶段2中(101-600期),创新网络演化的速度显然低于阶段1,可见,将杂乱的合作关系重新整合为规则的合作关系所花的时间,远多于打破规则的合作关系所花的时间。相较于阶段1的偏态分布,阶段2的小世界熵数曲线更为对称,约在 $T = 350$ 前上升,而后下降。阶段2中的集聚指数和路径长度皆呈现显著的上升趋势,且集聚指数上升的速度在初期快于,且在后期慢于路径长度的上升速度,使得小世界熵数同样呈现倒U形

⑨ 集聚系数比(*clustering coefficient ratio*)是目标网络的集聚系数与拥有相同节点数量和连线数量的随机网络的集聚系数的比值,路径长度比(*path length ratio*)的计算方法与集聚系数比(*clustering coefficient ratio*)相同。随机网络的集聚系数和路径长度计算方法可参考 Newman 等。

变化趋势. Gulati 等^[11]所描述的小世界网络演化过程同图 4 中的阶段 2 较为吻合,都是描述的创新网络从最初初步建立,到最终集群内合作关系强化的过程,其网络结构的演化趋势也基本吻合.显然,本研究在更长的时间区间内讨论了创新网络的周期性变化:当集群内合作程度达到最高时,新技术的出现又会打破原有合作网络,个体又开始到集群外寻求其他合作关系,使得阶段 1 再次显现.



阶段 1: 从规则网络到随机网络; 阶段 2: 从随机网络到规则网络, 下图同

图 4 创新网络的一个演化周期

Fig. 4 An evolution cycle of innovation network

(注: Clustering Coefficient 和 Path Length 都除以一个常数, 以便于在一个图中绘制取值差异较大的三条曲线)

3.2 创新绩效

使用网络中全部个体的平均创新绩效 $\bar{y} = \sum_{i=1}^{100} y_i$ 表示网络整体的创新绩效. 如图 5 所示, 随着时间推移, 三种不同开放度的创新网络的创新

绩效皆呈现递增趋势, 并逐渐收敛于稳定值. 其中, 当创新网络初始开放度较低 ($p_0 = 0.1$) 时, 创新绩效收敛速度最慢, 但收敛值最高; 当初始开放度较高 ($p_0 = 0.9$) 时, 创新绩效收敛速度最快, 但收敛值最低; 中度开放的网络 ($p_0 = 0.3$) 的收敛值和收敛速度皆位于低度和高度开放网络之间. 可见, 网络的开放度同创新绩效收敛速度呈正比例关系, 但同最终收敛的创新绩效水平呈反比例关系, 即开放度越高, 收敛速度越快, 而最终收敛的创新绩效水平越低. 该结论同 Choi 等^[39]的发现一致, Choi 等^[39]认为, 这是由于高度开放的网络会使得集群内部创新个体的认识较快趋于同质化, 并较快地获得较高的创新绩效, 使得当更先进的知识出现时, 集群内的个体认为自身创新绩效足够高而缺乏动力进行有效学习. 相比之下, 低开放度的创新网络更有助于个体获得较高的创新绩效.

此外, 在创新集群解体时期 (阶段 1) 的初始阶段, 创新绩效并未有显著提升, 这是由于在该时期个体的合作范围主要局限于各集群内部, 由于集群内部对于新技术的认识趋同, 使得创新绩效难以提升. 随着同集群外部个体联系的日益增多, 创新绩效开始以越来越快的速度增长. 对于高度开放的网络, 创新绩效的增长主要集中于创新集群解体时期 (阶段 1), 而在新的创新集群建立阶段 (阶段 2) 其创新绩效过早地趋于收敛, 且未有显著提升. 相比之下, 低度开放网络个体创新绩效的增长则主要集中于阶段 2.

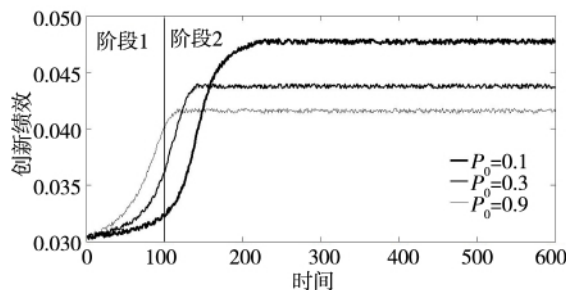


图 5 三种不同开放程度创新网络的创新绩效

Fig. 5 Innovation performance of three innovation networks with different openness

3.3 模拟数据回归结果

由于在不同网络开放度下, 创新绩效增长区间集中于不同阶段, 小世界网络的演化对创新绩效的影响可能存在较大差异, 因此, 按照小世界网

络解体过程和集聚过程可以将数据分为两部分. 以网络平均创新绩效 (performance) 为因变量, 以小世界熵数 (small world Q)、集聚指数 (clustering coefficient)、路径长度 (path length) 为自变量进行

回归分析,考虑到创新绩效与创新网络小世界性可能存在的倒U形关系,参考Uzzi和Spiro^[41],Chen和Guan^[6]的研究,引入小世界熵数和集聚指数的二次项。此外,考虑到创新绩效会影响到个体的网络开放度和网络关系重设概率,进而影响到小世界创新网络的演化,为了避免模型存在的内生性问题,将自变量全部滞后一阶,该做法基于的是合乎常理的一个假设,即: $t-1$ 期的网络结构影响到 t 期的创新绩效。同时,引入创新绩效的滞后项作为控制变量,以避免误差项自相关。表1中12个回归的Durbin-Watson检验统计值皆略大于或小于2,可见,误差项并不存在显著的一阶自相关,从而保证了回归结果的有效性。

在创新集群解体阶段(阶段1),如表1左半部分所示,模型5中, $Small\ World\ Q_{t-1}$ 的参数估计值显著为正,而 $Small\ World\ Q_{t-1}^2$ 则显著为负,这说明,对于高度开放的网络,在创新集群解体过程的初始阶段,小世界性程度适度提高有助于创新绩效的提升,而小世界性程度进一步提升则会抑制创新绩效的提升,从而证明了小世界性同创新绩效的倒U形关系的存在。而对于低度和中度开放的网络,由于模型1,2,3,4中 $Small\ World\ Q$, $Clustering\ Coefficient$ 及其二次项的估计值皆不显著,说明其小世界性同创新绩效并未呈现显著的相关关系。

在创新集群形成阶段(阶段2),如表1右半部分所示,模型7中,低度开放网络下 $Small\ World\ Q_{t-1}$ 和 $Small\ World\ Q_{t-1}^2$ 显著的参数估计值佐证了在创新集群形成阶段小世界性同创新绩效的倒U形关系。而在模型9和模型11中, $Small\ World\ Q_{t-1}$ 和 $Small\ World\ Q_{t-1}^2$ 皆不显著,可见,在创新集群形成阶段,中度和高度开放网络下小世界性对创新绩效的影响并不显著。

综上,该研究结论同Chen和Guan^[6],Zhang等^[42]的发现在某种程度上是一致的,即小世界性同创新绩效的确存在倒U形关系。但是,两者的倒U形关系并不是在网络演化的所有阶段皆成立,低度开放网络在创新集群建立阶段,其倒U形关系较为显著,而高度开放网络则是在创新集群解体阶段显示出了较显著的倒U形关系,而在其他阶段,小世界性对于创新绩效的影响似乎并

不显著。此外,对于中度开放的网络,无论是创新集群解体还是建立,小世界性同创新绩效的因果关系皆不显著。

结合对图5的分析,或许能够从中找到造成上述现象的原因:如图5所示,对于低度开放的网络,在阶段1,由于创新个体对新知识的接受程度较低,使得网络演化所带来的新知识对创新绩效的影响不显著,网络的平均创新绩效提升速度较慢。随着同集群外部联系的日益增多,个体所面对的异质性知识也越来越多,即使学习效率较低的个体也能从中获取较多有益的知识,使得创新绩效在阶段2中开始以较快的速度增长,这时网络演化所带来的大量的新知识会对创新绩效构成显著的影响。而高度开放的网络变化趋势则刚好相反,由于个体对新知识的接受程度高,其创新绩效在阶段1中即有较大幅度的增长,这时网络演化所带来的新知识对其创新绩效贡献较大,而在阶段2,由于创新绩效过早地趋于收敛,个体由于较快地拥有了较高的创新绩效而对新知识的学习程度降低,使得即使连续的网络演化能够不断带来新的知识,其对创新绩效的影响也不显著。可见,创新网络小世界性对创新绩效的影响很可能只在创新绩效显著变化的阶段才会显现。相比之下,中度开放网络的创新绩效在阶段1和阶段2的提升程度相较于其他两类网络皆不剧烈,这可能是网络演化对创新绩效的影响始终不显著的主要原因之一。

此外, $Clustering\ Coefficient$ 及其二次项的估计值符号及其显著性同 $Small\ World\ Q$ 也基本相同,说明适度集聚的网络有助于,但过于集聚则会抑制创新绩效提升。这是由于适度集聚的网络使得个体可以方便地获取多方面知识,但当网络过于聚集时,会使得较多无用、冗余信息在个体间循环^[6,42],这也为小世界性同创新绩效的倒U形关系提供了一个解释。此外,较短的路径长度对创新绩效也有正向作用,这是由于个体间的网络距离能够影响知识信息传递的效率,通过较短路径传播的知识往往拥有较快的速度和较高的完整性。这与Cowan和Jonard^[49],Schilling和Phelps^[50],Uzzi和Spiro^[41],Watts^[51]的结论相一致。但同样地, $Clustering\ Coefficient$ 和 $Path\ Length$ 对创新绩效的影响往往也仅限于创新绩效上升显著的阶段。

表1 基于模拟数据的回归结果 (因变量: Performance_t)

Table 6 Regression results based on simulated data (Dependent variable: Performance_t)

因变量 No. of Patents _{i,j+1}	阶段 1: 从规则网络到随机网络					
	p ₀ = 0.1		p ₀ = 0.3		p ₀ = 0.9	
自变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
<i>Small World</i> Q _{t-1}	0.002 5 (0.007 7)		0.004 2 (0.373 6)		0.087 2*** (0.017 6)	
<i>Small World</i> Q _{t-1} ²	-0.089 6 (0.066 9)		-0.160 8 (0.017 1)		-0.433 8*** (0.156 5)	
<i>Clustering Coefficient</i> _{t-1}		0.002 5 (0.011 1)		-0.003 7 (0.006 5)		0.009 9*** (0.002 9)
<i>Clustering Coefficient</i> _{t-1} ²		-0.002 3 (0.003 0)		-0.000 9 (0.017 9)		-0.008 4*** (0.025 0)
<i>Path Length</i> _{t-1}		-0.000 1 (0.000 1)		0.000 1 (0.000 3)		-0.000 7*** (0.000 1)
<i>Performance</i> _{t-1}	0.901 3*** (0.003 0)	0.812 1*** (0.043 2)	0.762 0*** (0.001 5)	0.725 8*** (0.069 2)	0.577 4*** (0.011 1)	0.648 9*** (0.032 2)
Constant	0.004 3*** (0.000 3)	0.008 6*** (0.002 1)	0.010 4*** (0.043 8)	0.012 0*** (0.004 1)	0.022 2*** (0.000 8)	0.015 3*** (0.002 1)
Sig.	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
R ²	0.999	0.999	0.961	0.962	0.984	0.986
Durbin-Watson	2.068	2.058	2.169	2.131	2.044	2.037
No. of Obs.	99	99	98	98	114	114
	阶段 2: 从随机网络到规则网络					
	p ₀ = 0.1		p ₀ = 0.3		p ₀ = 0.9	
自变量	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10	模型 11	模型 12
<i>Small World</i> Q _{t-1}	0.048 8*** (0.014 5)		0.039 3 (0.030 0)		-0.000 3 (0.005 2)	
<i>Small World</i> Q _{t-1} ²	-0.465 1*** (0.142 0)		-0.299 6 (0.262 6)		0.002 8 (0.046 0)	
<i>Clustering Coefficient</i> _{t-1}		0.003 5*** (0.001 1)		0.005 6* (0.003 4)		-0.000 3 (0.000 5)
<i>Clustering Coefficient</i> _{t-1} ²		-0.012 6* (0.006 9)		-0.013 9 (0.014 1)		-0.001 2 (0.001 6)
<i>Path Length</i> _{t-1}		-0.000 3*** (0.000 0)		0.000 2 (0.000 8)		-0.000 1*** (0.000 0)
<i>Performance</i> _{t-1}	0.762 2*** (0.036 3)	0.773 5*** (0.003 5)	0.539 8*** (0.049 0)	0.512 8*** (0.049 9)	0.997 3*** (0.005 7)	0.955 1*** (0.012 6)
Constant	0.009 2*** (0.001 4)	0.008 9*** (0.001 6)	0.018 8*** (0.002 2)	0.020 0*** (0.002 8)	0.001 1*** (0.000 2)	0.001 8*** (0.000 5)
Sig.	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
R ²	0.795	0.794	0.861	0.873	0.987	0.987
Durbin-Watson	2.268	2.280	1.994	1.977	1.864	1.860
No. of Obs.	500	500	521	521	510	510

注: 括号中是回归系数的标准误;

***, **, *: 分别表示回归系数在 1%, 5% 和 10% 水平下显著.

3.4 实证数据回归结果

为了为数值模拟结论提供实证依据,选取中国 2000 - 2007 年分省份、分年份专利合作发明数据进行研究. Zhang 等^[42]首次基于该数据进行了回归分析,他们发现,对于除经济较发达的北京和广东以外的其他省份,创新绩效同创新网络小世界性之间并不存在显著相关关系. 同样基于中国 31 个省份分年份的专利申请数据以及相似的负二项回归模型(negative binomial model),对两者之间的关系进行再分析,该数据的具体统计性质可参考 Zhang 等^[42]. 同 Fleming 等^[7], Chen 和 Guan^[6]和 Zhang 等^[42]一样,以专利申请数量作为创新绩效的衡量指标,并对研发经费投入 ($\ln(R\&D\ Investment)$)、专利发明人数量

($\ln(No. of\ Inventors)$) 这两个直接影响创新绩效的指标进行控制.

数值模拟过程得到的结果显示:在创新绩效快速上升的阶段,创新网络小世界性对创新绩效的影响显著;而在上升速度较慢的阶段则不显著. 因此,在数据处理过程中,首先需要找出每个省份创新绩效,即专利申请量上升显著的年份,并同申请量上升不显著的年份分开. 对于申请量上升速度较为平稳的省份,同时放到两部分数据中. 由于各省份专利申请量开始加速或减速上升的时间节点不尽相同,得到的是非平衡面板数据,因此需要使用面板模型,其中,固定效应(fixed effect)和随机效应(random effect)模型的取舍主要参考了 Hausman 检验结果,回归结果见表 2.

表 2 非平衡面板负二项模型回归结果

Table 2 Regression results with unbalanced panel negative binomial model

因变量 <i>No. of Patents_{i,t+1}</i>	高专利增长速度			低专利增长速度	
	模型 1 固定效应	模型 2 固定效应	模型 3 随机效应	模型 4 固定效应	模型 5 固定效应
<i>Small WorldQ_{i,t}</i>	0.056 7*** (0.005 0)			-0.000 1 (0.000 6)	
$(Small\ World\ Q_{i,t})^2$	-0.011 6*** (0.002 6)			-1.65e-6 (3.25e-6)	
<i>Clustering Coefficient Ratio_{i,t}</i>		0.057 5*** (0.017 3)	0.046 5*** (0.015 7)		0.001 5* (0.000 8)
<i>Clustering Coefficient Ratio_{i,t}²</i>		-0.000 9*** (0.000 3)	-0.000 7*** (0.000 3)		-2.92e-6 [~] (1.50e-6)
<i>Path Length Ratio_{i,t}</i>		-0.083 7 (0.068 7)	-0.127 7** (0.061 6)		-0.002 0 (0.015 0)
$\ln(R\&D\ Investment)_{i,t}$	0.607 7*** (0.095 0)	0.569 9*** (0.095 3)	0.665 2*** (0.075 3)	-0.153 2* (0.087 6)	-0.157 3* (0.085 5)
$\ln(No. of\ Inventors)_{i,t}$	0.108 2** (0.053 7)	0.037 8 (0.059 9)	0.068 3 (0.056 1)	1.114 3*** (0.078 2)	1.099 7*** (0.074 6)
Constant	-6.501 1*** (1.067 2)	-5.578 3*** (1.120 9)	-6.955 0*** (0.909 2)	-0.986 9 (0.783 6)	-0.712 4 (0.800 2)
No. of Observations	164	164	164	102	102
Wald chi2			345.37		
F-value	166.73	190.59		967.96	1 066.88
Prob > chi2	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
Hausman Chi2	20.08***		15.44** a	23.84***	47.29***
Prob > chi2	0.001 2		0.017 1	0.000 0	0.000 1

注:***, **, *: 参数估计值分别在 1%, 5% 和 10% 水平下显著. 下标 *i* 表示省份, *t* 表示年份. a: 由于 Hausman Chi2 在 1% 水平下不显著, 表 2 同时给出了固定效应和随机效应假设下的回归结果.

如表2所示,在模型1中,当专利申请量增长较快时,小世界性同专利申请量的倒U形关系显著,而在模型4中,当专利申请量增长较慢时,小世界性的作用则不显著。由于模型2和模型3中 $Clustering\ Coefficient\ Ratio_i$ 和 $(Clustering\ Coefficient\ Ratio_i)^2$ 的参数估计值皆在1%水平下显著,而在模型5中上述两个变量的参数估计值在5%水平下皆不显著。 $Path\ Length\ Ratio_i$ 的参数估计值在模型3中在5%水平下显著,但在模型5中则不显著。可见,专利申请量上升较快时,集聚系数同专利申请量的倒U形关系,以及路径长度对专利申请量的反向作用,相较于专利申请量上升较慢时更为显著。可见,对于中国创新系统来说,创新网络结构及其演化对创新绩效的显著作用往往在个体努力提升其创新绩效的阶段才会显现,这就从实证视角为该研究结论提供了证据。

4 结束语

创新网络对于新兴技术、知识、思想、方法的传播与流动往往至关重要^[52]。为了适应技术不断进步的需要,创新网络也需要不断演化,以演化出适应不同阶段技术进步要求的网络结构。创新网络在技术发展的历程中,往往经历着从建立到瓦解,再由瓦解到建立,最后再瓦解的循环过程。

低度、中度和高度开放的创新网络在动态演化过程中小世界性对创新绩效的影响有较大差异。对于创新网络的一个演化周期来说,可以划分为两个阶段,即原有创新集群解体阶段和新的创新集群创立的阶段。两个阶段中创新网络的小世界性皆呈现先上升后下降的变化趋势。不同开放度下的网络创新绩效皆先上升而后收敛于稳定值,且网络开放度越低,创新绩效的收敛值越高,这是由于高度开放的网络会使得集群内部的创新个体的认识较快趋于同质化,并较快地获得较高的创新绩效,使得当更先进的知识出现时,集群内的个体认为自身创新绩效足够高而缺乏动力进行有效学习。相比之下,低开放度的创新网络更有助于个体获得较高的创新绩效。

通过回归分析发现,Fowler^[17], Uzzi 和 Spi-

ro^[41], Chen 和 Guan^[6], Zhang 等^[42] 等诸多研究中得到的创新绩效同创新网络小世界性的倒U形关系,很可能只在特定类型网络演化到特定阶段才成立,其中,低度开放的网络的小世界性同创新绩效的倒U形关系在创新集群建立阶段显著,而在创新集群解体阶段不显著,高度开放的网络则恰好相反。这很可能是由于创新网络小世界性对创新绩效的影响只在创新绩效显著变化的阶段才会显现,创新绩效显著上升的阶段在低度开放的网络中主要集中于新的创新集群建立的阶段,而在高度开放的网络则主要集中于原有创新集群解体的阶段。当创新绩效上升显著时,个体的能动性往往更高,往往更愿意接受新知识,当创新绩效趋于平稳时,个体或因为已经拥有了较高的创新绩效,或因为自身对新知识的接受程度低,而对于网络中的新知识变得不敏感。而在网络演化的其他阶段,由于创新绩效上升程度不足,小世界性对创新绩效并未构成显著影响。

该实证结果的政策涵义在于三方面:一方面,小世界性同创新绩效倒U形的函数关系暗示着,为了保证创新网络在传播有益信息中始终起到积极作用,而不至于传播过多冗余信息,应当始终保持一个适度集聚的小世界网络,且应适当加强创新集群同外部网络的信息交流;另一方面,由于高度开放的创新网络在新兴技术出现的初期表现更好,而低度开放的创新网络在新兴技术出现的后期表现更好,这说明,或许在不同时期采用不同的网络开放度能够获得更好的效果,具体地说,在新兴技术出现时,创新集群应当提高网络开放度,适时地调整其网络结构,积极吸纳集群外部新知识,经过一定时间后,应当适当降低网络开放度,加强创新集群内部的合作,消化吸收从外部获取的知识,从而更好地掌握和研发新兴技术,以获取更高的创新绩效;第三方面,合作网络关系不是一成不变而是实时变化的,特定的创新网络结构往往只在特定的技术水平下才会起到积极作用,随着技术的不断进步,原有的合作关系往往会阻碍创新组织成员同外部的交流合作,这时创新组织应当正视新兴技术,积极进行调整,而不应当极力维持其原有的网络结构关系。

参考文献:

- [1] Dodgson M, Rothwell R. Handbook of Industrial Innovation [M]. Cheltenham: Edward Elgar Publishing, 1994.
- [2] 解学梅. 中小企业协同创新网络与创新绩效的实证研究[J]. 管理科学学报, 2010, 13(8): 51-64.
Xie Xuemei. Empirical study on synergic innovative networks and innovation performance of SMEs [J]. Journal of Management Sciences in China, 2010, 13(8): 51-64. (in Chinese)
- [3] Milgram S. The small world problem [J]. Psychology Today, 1967, 1(1): 60-67.
- [4] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of “small world” networks [J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [5] Fleming L C, Marx M. Managing creativity in small worlds [J]. California Management Review, 2006, 48(4): 6-27.
- [6] Chen Z F, Guan J C. The impact of small world on innovation: An empirical study of 16 countries [J]. Journal of Informetrics, 2010, 4: 97-106.
- [7] Fleming L C, King III, Juda A I. Small worlds and regional innovation [J]. Organization Science, 2007, 18(6): 938-954.
- [8] Guan J C, Shi Y. Transnational citation, technological diversity and small world in global nanotechnology patenting [J]. Scientometrics, 2012, 93: 609-633.
- [9] Hung S W, Wang A P. Examining the small world phenomenon in the patent citation network: A case study of the radio frequency identification (RFID) network [J]. Scientometrics, 2010, 82: 121-134.
- [10] 孙耀吾, 卫英平. 高技术企业联盟知识扩散研究——基于小世界网络的视角[J]. 管理科学学报, 2011, 14(12): 17-26.
Sun Yaowu, Wei Yingping. Study on knowledge diffusion of high-tech enterprise alliance from the small-world network perspective [J]. Journal of Management Sciences in China, 2011, 14(12): 17-26. (in Chinese)
- [11] Gulati R, Sytch M, Tatarynowicz A. The rise and fall of small worlds: Exploring the dynamics of social structure [J]. Organization Science, 2012, 23(2): 449-471.
- [12] Stolwijk C C M, Ort J R, den Hartigh E. The joint evolution of alliance networks and technology: A survey of the empirical literature [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2013, 80(7): 1287-1305.
- [13] Hellmann T, Staudigl M. Evolution of social networks [J]. European Journal of Operational Research, 2014, 234(3): 583-596.
- [14] Uzzi B, Amaral L A, Reed-Tsochas F. Small-world networks and management science research: A review [J]. European Management Review, 2007, 4: 77-91.
- [15] Bjorneborn L. ‘Mini small worlds’ of shortest link paths crossing domain boundaries in an academic web space [J]. Scientometrics, 2006, 68(3): 395-414.
- [16] Davis G F, Yoo M, Baker W E. The small world of the American corporate elite, 1982-2001 [J]. Strategic Organization, 2003, 1(3): 301-326.
- [17] Fowler J H. Turnout in a small world [C]// Zuckerman A. Social Logic of Politics. Philadelphia: Temple University Press, 2005.
- [18] Kogut B, Gordon W. The small world of German corporate networks in the global economy [J]. American Sociological Review, 2001, 66: 317-335.
- [19] Kleinberg J. Navigation in a small world—It is easier to find short chains between points in some networks than others [J]. Nature, 2000, 406: 845.
- [20] Irvani S M, Bora K. Call center labor cross-training: It’s a small world after all [J]. Management Science, 2007, 53: 1102-1112.
- [21] Goyal S, Marco J L, Jose L M. Economics: An emerging small world [J]. Journal of Political Economy, 2006, 114: 403-412.
- [22] Baum J A C, Andrew V S, Tim J R. Where do small worlds come from [J]. Industrial and Corporate Change, 2003, 12:

- 697 – 725.
- [23] Verspagen B , Duysters G. The small worlds of strategic technology alliances [J]. *Technovation* , 2004 , 24: 563 – 571.
- [24] Gulati R , Gargiulo M. Where do interorganizational networks come from [J]. *American Journal of Sociology* , 1999 , 104 (5) : 1439 – 1493.
- [25] Shipilov A V , Li S X. The missing link: The effect of customers on the formation of relationships among producers in the multiplex triads [J]. *Organization Science* , 2012 , 23 (2) : 472 – 491.
- [26] Zaheer A , Hernandez E , Banerjee S. Prior alliances with targets and acquisition performance in knowledge-intensive industries [J]. *Organization Science* , 2010 , 21 (5) : 1072 – 1091.
- [27] Granovetter M. The strength of weak ties: A network theory revisited [M] // Marsden P V , Lin N. *Social Structure and Network Analysis*. London: Sage Publications , 1982.
- [28] Burt R S. *Brokerage and Closure: An Introduction to Social Capital* [M]. New York: Oxford University Press , 2005.
- [29] Hsu P H , Shyu J Z , Yu H C , et al. Exploring the interaction between incubators and industrial clusters: The case of the ITRI incubator in Taiwan [J]. *R&D Management* , 2003 , 33: 79 – 90.
- [30] Asheim B T , Isaksen A. Regional innovation systems: The integration of local ‘sticky’ and Global ‘ubiquitous’ knowledge [J]. *The Journal of Technology Transfer* , 2002 , 27: 77 – 86.
- [31] Boschma R A. The rise of clusters of innovative industries in Belgium during the industrial epoch [J]. *Research Policy* , 1999 , 28: 853 – 871.
- [32] Feldman C , Francis J , Bercovitz J. Creating a cluster while building a firm: Entrepreneurs and the formation of industrial clusters [J]. *Regional Studies* , 2005 , 39: 129 – 141.
- [33] Giuliani E , Bella M. The micro-determinants of meso-level learning and innovation: Evidence from a Chilean wine cluster [J]. *Research Policy* , 2005 , 34: 47 – 68.
- [34] Gilbert N , Ahrweiler P , Pyka A. Learning in innovation networks: Some simulation experiments [J]. *Physica A* , 2007 , 378: 100 – 109.
- [35] Oahey R. Clustering and the R&D management of high-technology small firms: In theory and practice [J]. *R&D Management* , 2007 , 37: 237 – 248.
- [36] Spielman D , Davis K , Negash M , et al. Rural innovation systems and networks: Findings from a study of Ethiopian small-holders [J]. *Agriculture and Human Values* , 2011 , 28 (2) : 195 – 212.
- [37] Van der Valk T , Chappin M M H , Gijssbers G. Evaluating innovation networks in emerging technologies [J]. *Technological Forecasting and Social Change* , 2011 , 78: 25 – 39.
- [38] Hermans F , van Apeldoorn D , Stuver M , et al. Niches and networks: Explaining network evolution through niche formation processes [J]. *Research Policy* , 2013 , 42 (3) : 613 – 623.
- [39] Choi J , Ahn S H , Cha M S. The effects of network characteristics on performance of innovation clusters [J]. *Expert Systems with Applications* , 2013 , 40: 4511 – 4518.
- [40] Amaral L A N , Scala A , Barthelemy M , et al. Classes of small world networks [J]. *PNAS* , 2000 , 97 (21) : 11149 – 11152.
- [41] Uzzi B , Spiro J. Collaboration and creativity: The small world problem [J]. *American Journal of Sociology* , 2005 , 111: 447 – 504.
- [42] Zhang G P , Guan J C , Liu X L. The impact of small world on patent productivity in China [J]. *Scientometrics* , 2014 , 98 (2) : 945 – 960.
- [43] March J G. Exploration and exploitation in organizational learning [J]. *Organization Science* , 1991 , 2: 71 – 87.
- [44] David H A. *Order statistics* [M]. 2nd edition. New York: John Wiley , 1981.
- [45] Ahuja G. Collaboration networks , structural holes , and innovation: A longitudinal study [J]. *Administrative Science Quarterly* , 2000 , 45: 425 – 455.
- [46] Casanueva C , Castro I , Galán J L. Informational networks and innovation in mature industrial clusters [J]. *Journal of Business Research* , 2013 , 66: 603 – 613.

- [47] Humphries M D , Gurney K. Network ‘Small-World-Ness’: A quantitative method for determining canonical network equivalence [J]. *PLoS One* , 2008 , 3(4) : e0002051.
- [48] Humphries M D , Gurney K , Prescott T J. The brainstem reticular formation is a small-world , not scale-free , network [J]. *Proceedings Biological Sciences* , 2006 , 273: 503 – 511.
- [49] Cowan R , Jonard N. Network structure and the diffusion of knowledge [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control* , 2004 , 28: 1557 – 1575.
- [50] Schilling M A , Phelps C C. Interfirm collaboration networks: The impact of large-scale network structure on firm innovation [J]. *Management Science* , 2007 , 53: 1113 – 1126.
- [51] Watts D. Networks , dynamics , and the small-world phenomenon [J]. *American Journal of Sociology* , 1999 , 105: 493 – 527.
- [52] Zhang G P , Lv X F , Duan H B. How do key inventors impact firm innovation in ICT: Implications from patent co-authorship network [J]. *Technology Analysis & Strategic Management* , 2014 , 26(9) : 1091 – 1110.

Dynamic evolution of small world innovation network and its effects

ZHANG Gu-peng

School of Public Policy & Management , University of Chinese Academy of Science , Beijing 100049 , China

Abstract: Based on the method of numerical simulation , this paper studies the impact of small worldliness on innovation performance of networks with low , medium and high openness in the dynamic evolution process of cluster formation and disruption. As many existing studies found the inverted U relationship between small worldliness and innovation performance , the study further finds that this inverted U relationship only appears in certain phases of network evolution. In networks with low openness , the inverted U relationship is significant in the phases where new clusters are being established , and not significant in the phases where former clusters are disrupting. In networks with high openness , the inverted U relationship is totally contrary. In the other phases of network evolution , small worldliness does not impact innovation performance significantly. This is because when innovation performance increases at a relatively high rate , individuals are more motivated to learn new knowledge. In networks with low openness , the increasing intervals are mainly in the phase where new clusters are being established , while in highly opened networks it is mainly in the phase where former clusters are disrupting. Regression result with the patent co-authorship data in China provides evidence for our conclusions. Policy implications of this study are that we should always keep a moderately clustered network , so that less redundant information are transmitted; Different levels of openness in different phases should be adopted , so that the advantage of different openness in different phases are taken. Organizations should actively react to emerging technology and make the adjustment of network relationship.

Key words: innovation network; small world quotient; clustering coefficient; path length; innovation performance