

网络结构对知识转移的作用研究

林敏 李南

(南京航空航天大学经济与管理学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 本文借助复杂网络的理论与方法, 通过度量知识增长速度、知识水平差异程度和知识水平的空间自相关性这三个指标, 研究不同网络结构对组织中知识转移的作用。对无标度网络、小世界网络、规则网络、随机网络这四种典型网络上知识转移的研究表明, 无标度网络是最有利于知识增长的一种网络模型, 它的知识水平分布最均匀并呈现出随机的空间分布模式。

关键词: 知识转移; 复杂网络; 拓扑结构; 空间自相关

The effect of network structure on knowledge transfer

Lin Min, Li Nan

College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, PR China

Abstract: This paper models the phenomenon of knowledge communication in organizations. After simulating the dynamics of knowledge communication on four representative networks, namely, scale-free network, small-world network, regular network and random network, we calculate the growth rate, the variation coefficient and the Moran coefficient of knowledge level. Results show that scale-free network performs best both in the growth rate and the equity of knowledge distribution.

Keywords: knowledge transfer; complex network; network structure; spatial auto-correlation

1. 前言

近十年来随着复杂网络研究的兴起, 经济学家和经济物理学家们已经逐渐认识到在经济系统中存在一个由局部相互作用机制所形成的网络结构, 这种结构影响甚至支配着经济系统的运行和演化。以网络建模技术来研究经济或金融问题正引起学者们的极大关注, 已有许多关于不同经济领域中的经济网络形成的研究, 如R&D合作关系网^[1]、寡头合作关系网^[2]、技术创新网络^[3]和国际贸易网络^[4]等等。另外, 许多经济物理学家们运用统计物理的方法结合网络关系建模经济或金融市场的运行, 如Rama Cont 和 Bouchaud 建立了描述金融市场波动性的著名CB模型^[5], 该模型以随机图为基础, 反映出回报分布的厚尾性特征; K.Sznajd-Weron和R.Weron提出的描述股票市场价格形成的Sznajd模型^[6], 原来是规则网

络上的一种Ising式模型, 后来被推广到了其他网络形式上。

基于复杂网络的仿真建模同时也为知识转移问题的研究及其过程模拟提供了一种新方法。知识转移是借由知识接收者和知识提供者, 通过各种媒介取得所需知识, 并将知识加以吸收、发展、创新与运用的过程。由于知识转移是组织知识管理问题中最重要也是最困难的一个环节, 研究如何有效地进行知识转移, 将分散在个体中的知识转化为组织知识, 对成功实施知识管理、促进组织知识创新具有相当重要的意义。

在现实世界中, 任何组织或个人都是置身于一个由多种关系联结交织成的多重、复杂、交叉重叠的社会网络之中。人们之间的知识转移实际上是通过这个网络完成的。网络的一些结构特征决定了知识转移的效果。

Cowan^[7, 8]等人通过研究规则网络、小世界网络和随机

基金项目: 航空科学基金(03J52075)

作者简介: 林敏(1982-), 女, 南京航空航天大学经济与管理学院博士研究生。研究方向: 复杂网络和知识管理;

李南(1956-), 女, 南京航空航天大学经济与管理学院教授, 博士生导师。研究方向: 技术经济及管理; 知识系统工程; 工业工程。

网络上的知识转移得出：当吸收能力较弱时，小世界网络有利于知识转移；当吸收能力较强时，随机网络有利于知识转移。李南^[9, 10]等人通过建立研发团队知识学习过程的网络模型，研究了团队知识学习过程的知识增长特征，并提出用加权小世界网络模型的全局效率、局部效率和成本来测量知识共享效果。而对影响知识转移效果的因素的研究，集中在知识有关的特性、知识源的特征、接受者的特征和知识转移发生的情境等方面，忽略了网络结构的特性对知识转移的作用。目前对知识转移和共享的研究都是基于小世界模型，而许多关于经济与金融系统的网络结构的实证研究表明：在经济的多个方面也观测到了Barabási所描述的网络无标度性。本文将借鉴知识转移的相关研究成果，结合小世界、无标度等复杂网络模型，分析网络结构对知识转移的作用。本研究有助于我们认识知识转移的机理，并为知识的推广应用提供理论指导。

2. 网络模型

本文将组织成员之间的关系抽象为一个网络，网络的节点表示组织成员，两节点的连线表示成员之间的相互作用。对组织知识转移问题的研究是基于规则网络、无标度网络^[11]、小世界网络^[12]和随机网络这四种典型网络模型展开的。①规则网络是指具有平移对称性的晶格网，其中任何一个节点的度都相同的网络。本文采用一维周期性网格，即所有节点围成一个圆环，然后每个节点固定与其最近邻的 $2z$ 个节点相连；②无标度网络，本文采用Barabási和Albert于1999年提出的BA模型。该模型的算法如下：(1) 增长：初始网络只有少量 m_0 个节点，每个时间步加入一个带有 m 条边的节点，并且满足 $m \leq m_0$ ，这个新加入的节点将与网络中的 m 个不同的已经存在的节点相连，这是网络具有的增长性。(2) 择优连接：在选择与自己相连的 m 个节点时，遵从优先连接的原则，即新加入节点连接到节点 i 的概率 p_i 优取决于节点 i 的度数 k_i ，其中 $p_i = k_i / \sum_j k_j$ ，网络的度分布服从幂律分布， $p(k) \propto k^{-3}$ ；③小世界网络，本文采用Watts和Strogatz1998年提出的WS模型，模型的算法如下：(1) 从规则网开始：从具有 N 个节点的环形网络开始，其中每个节点都与它初始的 K 个邻点相连（每一边有 $K/2$ ）。(2) 随机化：以概率 p 随机为网格的每条边重新布线，同时保证没有自连接和重复边。这一过程引进了 $pNK/2$ 条长距离边，它们连接那些属于不同邻点的一

部分节点。通过改变 p ，可以观察到规则网（ $p=0$ ）和随机网（ $p=1$ ）之间的变化；④随机网络，本文采用ER模型。

3. 知识转移模型

3.1 模型描述

在组织中，每个人都与一定数量的其他个体有着某种联系。在本文中，用图 $G(V, \Gamma)$ 来刻画由 N 个个体组成的知识转移网络。 $V = \{1 \dots N\}$ 表示节点集， $\Gamma = \{\Gamma(i), i \in V\}$ 是边的集合。组织中的个体就抽象为网络中的节点，个体之间的联系和交流用边来表示，而节点的度是刻画该个体与多少数量的其他个体有联系。 $\Gamma_i = \{j \in V - \{i\} | d(i, j) = 1\}$ 表示节点 i 的邻居节点的集合， $d(i, j)$ 是节点 i 和节点 j 之间的最短距离。当节点 i 传授知识的时候，只有邻居 Γ_i 才是潜在的知识接受对象。

组织成员是通过自学习和吸收他人的知识提高知识水平的。因此，在本文知识转移网络中分别用 α_i 和 β_i 表示节点 i 的自学习能力和吸收能力，并且不同个体的这两种能力是不同的。

$$\alpha_i = \underline{\alpha} + a_i r \quad \beta_i = b_i \bar{\beta}$$

其中， $a_i, b_i \in \{0.1, 0.2, \dots, 1\}$ ， r 是一个常量，值为2。

$\bar{\beta} = 0.05$ ，调整 $\underline{\alpha}$ 的值。本文研究中 $\underline{\alpha}$ 取五个值：0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8。由于每个人对于别人所传授的知识只能部分吸收，因此 $\alpha_i < 1$ 。

$V_i(t)$ 表示节点 i 在 t 时刻的知识水平，选中的节点在该时刻进行自学习，节点 i 在 $t+1$ 时刻的知识水平

$$V_i(t+1) = (1 + \beta_i) V_i(t) \quad \beta_i > 0$$

而与节点 i 相邻的节点 $j \in \Gamma_i$ 在 $t+1$ 时刻的知识水平根据下式确定

$$v_j(t+1) = \begin{cases} v_j(t) + \alpha_j \{v_i(t+1) - v_j(t)\} & v_i(t+1) > v_j(t) \\ v_j(t) & v_i(t+1) \leq v_j(t) \end{cases}$$

3.2 统计参数计算

为了度量组织知识转移的效果，本文计算出组织知识增长的速度，研究经过长期的知识交流演化后，知识水平的差异程度以及空间分布情况。

3.2.1 知识增长速度

在 t 时刻，组织的平均知识水平是 N 个个体知识水平累加后除以组织规模。

$$\bar{v}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V} v_i(t)$$

t 时刻的知识增长速度是衡量经过一轮知识交流后，该时刻组织平均知识水平较上一时刻提高的程度。

$$\rho(t) = \frac{\bar{v}(t)}{\bar{v}(t-1)} - 1$$

由于知识水平是一个很难量化的一个量，并且我们的重点不是在知识的量化问题上，而是关注知识的增长的速度，这是一个相对的量，如何确定知识水平对知识增长速度的统计并没有影响。在确定每个节点初始的知识水平值时，本文是采用由计算机随机产生一个 $[0, 1]$ 范围内的值，作为该节点的初始量。为了得到稳定的结果，本文取知识交流演化 100,000 步后的 10,000 步知识增长速度的平均值作为 ρ 。

3.2.2 知识水平的差异性

本文用知识水平的方差衡量 t 时刻组织的整体知识水平差异。

$$\sigma^2(t) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V} v_i^2(t) - \bar{v}^2(t)$$

但由于 $\sigma^2(t)$ 会随着知识水平的提高而增大，它并不能客观地反映出知识水平的差异程度，因此本文用差

异系数 $C(t)$ 来刻画组织知识水平的差异性。

$$C(t) = \frac{\sigma(t)}{\bar{v}(t)}$$

3.2.3 知识水平的空间自相关、空间关联的度量

空间自相关、空间关联反映的是一个区域单元上的某种地理现象或某一属性值与邻近区域单元上同一现象或属性值的相关程度。Moran系数^[13]是一个用来度量空间自相关的全局指标。它反映的是空间邻接或空间邻近的区域单元属性值的相似程度。空间权重矩阵 W 确定了位置相似性， $(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})$ 反映属性相似性，确定了位置邻近关系 W_{ij} 和属性相似性 C_{ij} 就可以计算出全局 Moran系数。从统计上讲，Moran系数是很有效的，因此，本文使用Moran系数 (MC) 来度量全局空间自相关。

$$MC = \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i \in V} \sum_{j \neq i} w_{ij} (v_i - \bar{v})(v_j - \bar{v})$$

其中，

$$w_{ij} = \frac{X(i, j)}{\sum_{i \in V} \sum_{j \neq i} X(i, j)}$$

根据邻接标准，当 i 和 j 邻接时，空间权重矩阵的元素 $X(i, j) = 1$ ，否则 $X(i, j) = 0$ 。

4. 演算结果及分析

本文用不同拓扑结构的网络模型研究知识转移，希望找出网络结构与知识转移效果之间的关系。是否存在一个最优的网络结构？而这个网络结构又如何对应于现实的组织成员关系结构。

α_i	Networks			
	Regular	Small-world	Scale-Free	Random
[0.0, 0.2]	1.6	1.6	2.74	1.57
[0.2, 0.4]	3.0	2.9	5.57	2.91
[0.4, 0.6]	4.37	4.31	10.0	4.35
[0.6, 0.8]	6.77	6.46	14.12	6.3
[0.8, 1.0]	7.66	9.0	21.91	10.13

表1 知识增长速度与网络结构和吸收能力 $\alpha_i (\times 10^4)$ 的关系

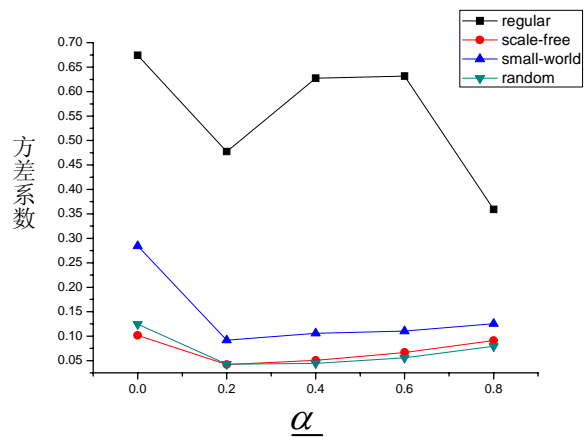
4.1 知识增长速度

从表 1 我们可以清楚的看到，知识增长速度随吸收能力是正方向变化的：知识增长率随 α 增加而增加。这一点在四种网络模型中都是一致的，因为如果学习他人知识的能力越强，知识就增长得越快。但是 BA 网络较其它三种网络知识增长的速度要高出很多。可以看出，在初始知识水平分布相同的条件下，无标度网络结构最能促进组织知识的转移，使得组织整体的知识水平提高得最快，这对于身处“知识就是生产力”的当今社会和靠知识资源取胜的激烈的市场竞争中的企业和组织来说，是至关重要的。而对于小世界网络、规则网络和随机网络，在 $\alpha_i \in [0, 0.8]$ ，这三种网络结构对组织知识增长的作用几乎相同，而只有当 $\alpha_i > 0.8$ 时，它们的影响才区分开来。从表中可以看出，知识增长速度从高到低依次是：随机网络，小世界网络，知识增长最慢的是规则网络。

4.2 知识水平差异

知识水平方差系数是用于衡量整体知识水平的差异程度。从图1可以看出，在规则网络上进行的知识转移，组织成员间的知识水平差异很大。这是由于，在规则网络中，每个人只能和相近邻的几个人交流知识，这种局域性的转移是不利于知识水平的均衡分布的。而其它三种网络结构，在 $\alpha_i < 0.2$ 时组织整体知识水平的差异是随吸收能力的增加而减少的，这是因为，如果学习他人知识的能力增强的话，就能较快地缩小与他人的知识水平差距，从而减小整体的知识水平方差。在 $\alpha_i = 0.2$ 处出现了拐点， $\alpha_i \in [0.2, 0.4]$ 时知识水平分布得最均衡。当 $\alpha_i > 0.4$ 时，知识水平的方差系数略有抬头。这说明，学习他人知识的能力高于一定值时，交流并不是拉近个体之间的知识水平，相反将知识水平差距拉大了。很有趣的是，我们发现在无标度网络上进行知识转移，不仅知识增长地快并且知识水平分布的均匀。这正是我们最希望看到的。无标度网络中有择优连接的机制，这使得组织中产生度很大的核心人物，正是由于这个核心人物的作用，使得整体的知识水平差距减小。

图 1 知识水平差异



从管理的角度来看，组织整体知识水平较小的差异应该是有利于成员之间的相互竞争和学习，但如果这个差异过大，是不利于交流和组织的管理的。而这个知识水平整体差异应该控制在怎样一个范围内才是比较合适的，是一个值得研究的问题。

4.3 知识水平的空间自相关性

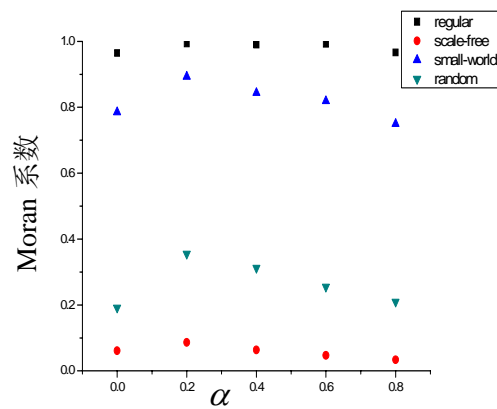


图 2 知识水平空间分布的自相关特性

本文对知识水平空间自相关性的研究表明，四种网络结构都使得知识水平具有正的空间自相关性。其中，规则网络 Moran 系数是趋近于 1 的，说明这种网络结构使得知识水平相近的组织成员聚集在一起。Moran 系数离 1 越远，说明正的空间自相关性越弱，知识水平相近的成员聚集在一起的现象越不明显。小世界网络结构和随机网络结构都较规则网络正的空间自相关性弱，而无标度网络的 Moran 系数趋于 0，表明该网络结构使得组织知识水平呈现一种随机的空间分布模式。也就是说组织成员之间的知识转移是没有歧视、公平的，不论知识水平高低，成员之间都可能进行交流。进一步对不同网络知识水平空

间自相关性的强弱变化趋势进行观察，我们仍在 $\alpha=0.2$ 时发现一个拐点。当 $\alpha_i < 0.2$ ，网络中知识水平正的空间自相关性随吸收能力的提高而增强；当 $\alpha_i > 0.4$ 时，网络中知识水平正的空间自相关性随吸收能力的提高而减弱；在 $\alpha_i \in [0.2, 0.4]$ 是知识水平正的空间自相关性最强的区域。

5. 结论

通过本文的对比研究可以得出，无标度网络结构对知识转移是具有明显优势的：在初始状态相同的条件下，经过相同次数的知识转移 ①组织知识水平最高②组织成员之间的知识水平差异最小：组织知识转移的目的就是要通过相互学习，缩短差距，提高组织整体知识水平，

从而促进组织知识创新；③组织成员之间的知识转移是最公平的：知识水平低的成员同样有机会与知识水平高的成员进行交流，形成了良好的知识转移的氛围。而组织知识水平的增长以及良好知识转移氛围的形成，最终都是为了促进组织知识的创新。

同时，无标度网络形成过程中择优连接机制产生的hub节点在本研究中起到的作用，给了我们如下的启示：组织应当注重培养或引进领军人物。由于他们有很强的凝聚力和辐射能力，能够对组织其他成员的行为产生很大的影响，从而影响组织知识转移的效果，组织中的这种核心人物是加速组织知识创新的关键因素。例如现实中有许多研究机构，通过引进学科带头人，充分发挥他们的带头作用和影响力，最终实现自身的跨越式发展。因此，在组织知识管理的实施过程中，能否首先实现对核心人物的“管理”，将最终影响组织知识创新的成败。

参考文献：

- [1] S. Goyal and J. L. Moraga-Gonzalez. R&D networks. *Rand Journal of Economics*, 2001, 32(4):686-707
- [2] S. Goyal and S. Joshi. Networks of collaboration in oligopoly. *Games and Economic Behavior*, 2003, 43(1): 57-85.
- [3] Nicolas Carayol and Pascale Roux .Self-organizing innovation networks: When do Small Worlds Emerge?, Working Papers of GRES - Cahiers du GRES 2003-08
- [4] Jose L. Fillat. Networks and International Trade, working paper,2003
- [5] Rama Cont and Jean-Philippe Bouchaud. Herd behavior and aggregate fluctuations in financial markets. *Macroeconomic Dynamics*,2000,4:170-196
- [6] K.Sznajd-Weron and R.Weron . A simple model of price formation.*International Journal of Modern Physics*, 2002, 13(1):115-123
- [7] R.Cowan and N. Jonard . The Dynamics of Collective Invention. *Journal of Economics Behavior& Organization*, 2003, 52(4): 513—532
- [8] R..Cowan and N. Jonard . Network Structure and the Diffusion of Knowledge. *Journal of Economic Dynamics& Control*, 2004, 28(8): 1557-1575
- [9] 李南, 田慧敏, 邓丹. 团队知识学习的网络建模及分析. *中国机械工程*,2006,17(22):2366-2369
- [10] 邓丹, 李南, 田慧敏. 加权小世界网络模型在知识共享中的应用研究. *研究与发展管理*,2006,18(4):62-66
- [11] A. L. Barabási and L. Albert . Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999,286:509-512
- [12] D. J. Watts and S. H. Strogatz . Collective dynamics of small-world networks . *Nature*, 1998,393:440-442
- [13] Robin A. Dubin. Spatial Autocorrelation: A Primer. *Journal of housing economics*, 1998, 7:304-327