

动态知识网络上的知识积累过程模型^①

张薇, 徐迪

(厦门大学管理学院, 厦门 361005)

摘要: 动态异质性网络上的知识及信息流动的研究是当前的热点问题. 为了分析动态异质性知识网络上的多种知识积累过程, 本文建立了对应的网络模型和知识积累模型. 知识网络动态变化策略分为两种: 一是网络均衡策略, 即在知识网络演化过程中, 主体之间的平均联系强度和联系数量保持不变; 二是网络增长变化策略, 即在网络演化过程中知识主体之间的联系逐渐增加. 各种知识的积累量分为两部分: 一是以 S 型增长曲线为特征的主体自身的知识学习, 二是通过知识关联度矩阵计算相邻知识主体之间的知识流动量. 仿真结果表明, 知识关联度较高的知识在网络增长策略下的流动速度快于知识关联度较低知识, 知识流动速度快的网络演化策略下的知识主体之间的知识量方差小于知识流动速度较慢的网络演化策略.

关键词: 复杂网络; 异质性知识网络; 知识积累; 知识关联度

中图分类号: C94 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2014)11-0122-07

0 引言

近年来, 对以复杂网络为载体的知识或信息流动的研究是知识管理研究的热点问题^[1-3]. 研究表明复杂网络作为知识流动的载体, 其拓扑结构对知识传播过程具有重要影响^[4]. 以 Watts 和 Strogatz^[5]、Abert 等^[6]提出的复杂网络解析为基础, 现有对知识和信息流动载体网络的结构研究分为静态网络结构分析和动态网络结构分析.

静态网络结构分析理论主要探索网络的物理结构和属性强度对知识或信息传播的影响, 知识或信息流动通常和分布特征相关联. Sorenson 等人研究了静态网络结构上知识源的分布对主体知识获得的影响^[7]; Hong 等人研究了不同的静态网络结构上的知识传播和发展过程, 并说明不同结构网络的强度特征和弱点, 建立了易于知识传播的可持续网络结构模式^[8]. 静态知识网络结构研究认为网络上主体的连接属性对知识传播产生同

样重要的影响. 如果主体之间的联系强度较“弱”(主体之间是弱连接的), 同质的知识信息流动速度慢于异质的知识信息^[10]; 静态网络的“强”连接关系有利于相同信息的传播或复杂信息流量的控制^[11]. 此外, 王文平和张兵^[12]、李金华和孙东川^[13]分别考虑了动态关系强度和小世界网络结构对知识流动速度的影响.

动态网络对知识和信息流动影响研究主要强调网络结构的变化, 如增删主体(节点)、联系(弧)或者是社团组织对知识传播特征的影响. Boccaletti 等人对复杂网络结果演化特征的基础分析是此方面研究的基础^[14], 其中探讨了网络度分布、社区组团的演化特征以及对应的载体传输性能; Cowan 和 Jonard 研究了网络结构和知识流动效果之间的关系, 指出小世界网络在演化为均衡网络过程中, 其知识水平能够达到最大值^[15]; Stefano 和 Zaccarin 分析了主体和组织关系的变化对创新知识传播的影响^[16]; 在区域发展研究领域, 对产业集

① 收稿日期: 2014-05-20; 修订日期: 2014-09-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71171171).

作者简介: 张薇(1984—), 女, 四川遂宁人, 博士生. Email: dxu@xmu.edu.cn

本文入选第十二届全国青年管理科学与系统科学学术会议优秀论文.

群和网络结构演化的研究也多次运用此方面的分析结论, Wal 完成了此方面的工作^[17].

大多数的研究仅仅探讨单知识的流动, 很少注意到知识内在联系, 即忽略了知识之间的关联性. 基于此着眼点, 本文提出基于动态知识网络的知识积累模型, 分析了网络结构的变化对多种相关知识积累的影响, 具体的分析过程如下文所述.

1 模型构造

1.1 知识网络模型

以知识主体为节点, 建立知识网络模型. $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示网络中的 n 个知识主体. 当且仅当在 t 时刻, 主体 i 和主体 j 之间有边连结时, 知识才有可能流动, 因此, 用 $E_{i,j}(t)$ 来表示任意时刻 t , 主体 i 和主体 j 之间的有向边的集合. 那么有向图 $G(t) = (V, E(t))$ 就是知识主体网络的拓扑结构. $N_i(t) = \{j \in N/\{i\} : i, j \in E_{i,j}(t)\}$ 表示 t 时刻知识主体 i 的邻点的集合.

1.2 知识积累过程

文献 [18] 阐述了单知识的积累过程, 没有考虑到多种知识及知识之间的关联性, 本文针对多种相关相互关联的知识积累过程对其做了修正.

令 $K(t) = \begin{bmatrix} k_1(t) \\ k_2(t) \\ \dots \\ k_n(t) \end{bmatrix}$ 表示 t 时刻 n 个知识主体所拥

有的知识矩阵, 其中行向量 $k_i(t)$ $i = 1, 2, \dots, n$ 表示第 i 个主体的知识量, 为 P 维向量, 表示由 P 种知识构成. 在每一个时间步长中, 第 i 个主体的知识向量 $k_i(t)$ 的积累过程如式 (1) 所示, 式中的 \cdot 表示矩阵(向量)点乘操作; $*$ 表示矩阵(向量)相乘操作

$$k_i(t) = (1 + \alpha \exp(-\beta t))^{-1} \cdot u_i(t) + (1) \\ d_i(t) \cdot \pi_{i, N_i}(t) * R, \forall i \in V$$

式中 $u_i(t)$ 表示第 t 时间步长第 i 个知识主体可能积累的最大知识向量, 即知识主体 i 在时刻 t 的最大知识积累能力; α, β 为 S 型增长曲线参数; $d_i(t)$ 为第 t 个时间步长的知识主体 i 的知识吸收系数行向量; $\pi_{i, N_i}(t-1)$ 表示第 $t-1$ 时间步长知识主体 i 与其所有相邻主体之间的最大知识差行向量,

$\pi_{i, N_i}(t-1) = \max [K_{N_i}(t-1)] - k_i(t-1)$; R 表示知识关联度矩阵, 即各种知识之间的相关程度矩阵, 为 $P \times P$ 矩阵.

知识积累过程包括自我学习和从相邻主体获取知识两部分.

$(1 + \alpha \exp(-\beta t))^{-1} \cdot u_i(t)$ 是主体自身知识学习的过程. 本文采用 S 型增长曲线表示主体自身知识积累过程, 与文献 [18] 中的知识自我增长过程相比, S 型曲线更加符合学习的一般规律; $d_i(t) \cdot \pi_{i, N_i}(t-1) * R$ 表示对象主体从相邻主体上获取知识的过程, 考虑了知识 p 的相关知识对知识 p 的学习过程的影响.

1.3 知识网络变化策略

在知识传播过程中, 知识网络是随着时间和知识量的积累而发生结构改变. 现有对知识网络变化策略主要分为两种: 1) 网络结构关系改变, 即每个时间步长对网络的节点或边进行增删操作, 以改变网络的物理结构; 2) 网络属性改变, 即改变网络节点或者边上的属性如节点能力、边的关系强度等影响知识传播的属性.

对于处于知识网络中的主体而言, 主体是知识的载体, 如个人、社区、企业等, 对其而言, 其所能利用的资源是有限的. 以个人为例, 在时间、精力或金钱等可利用资源有限的情况下, 存在两种极端情况, 一是无力维系更多的关系, 也就是个人与其他人的联系逐渐减少, 二是能维系所有关系, 即能不断认识新的人, 并与所有他认识的人保持联系. 同理, 社区或是企业等也是如此. 这里无法穷尽处于这两种极端情况下的所有可能情形, 所以本文提出两种基于改变网络结构的知识网络变化策略. 假设初始化主体与其它主体的联系为其所拥有的资源所能维持的关系数量, 并在仿真过程中保持不变, 即假设主体的资源能保证其维系这些关系, 这就是网络均衡策略, 同时考虑另一种极端情况, 即主体能维系所有关系, 即能不断认识新的主体, 并与其保持联系, 即网络增长策略.

1) 网络均衡策略

与无标度网络生成时的优先连接概率类似, 依据总知识积累量, 计算出 t 时刻知识主体 i 的相邻主体的优先删除概率, 并计算知识主体 i 的邻居的邻居中总知识积累量的优先连接概率, 完成删除和连接操作.

在时刻 $t-1$ 对知识主体 i 而言, 其邻居主体 j , $\forall j \in N_i(t-1)$ 在时刻 t 被从知识主体 i 的相邻主体中删除的概率是

$$p_j = \frac{k_{i, \max}(t-1) - k_j(t-1)}{\sum_{n \in N_i(t-1)} k_n(t-1)} \text{ 其中 } k_j(t-1)$$

表示 $t-1$ 时刻知识主体 j 的总知识量 $k_{i, \max}(t-1)$ 表示在时刻 $t-1$ 主体 i 的所有邻居总知识量中的最大知识量; 同理, 知识主体 i 邻居的邻居 k , $\forall k \in N_j(t-1), \forall j \in N_i(t-1)$ 在时刻 t 被主体 i 的连接概率是

$$p_m = \frac{k_m(t-1)}{\sum_{j \in N_i(t-1)} \sum_{n \in N_j(t-1)} k_{j,n}(t-1)} \text{ 其中 } k_m(t-1) \text{ 表}$$

示时刻 $t-1$ 知识主体 m 的总知识量, $\sum_{j \in N_i(t-1)} \sum_{n \in N_j(t-1)} k_{j,n}(t-1)$ 表示时刻 $t-1$ 主体 i 的邻居的邻居的知识总量之和。

2) 网络增长策略

与网络均衡策略类似, 网络增长不改变网络规模大小, 即在网络变化的过程中不增加新的知识主体, 只增加主体与主体之间的连接, 不实现删除主体之间连接的操作。

下面依然根据图 1 说明以知识总量为指标的网络变化策略. 如图 1 所示, 第 $t-1$ 时刻主体 i 的邻居中, 三种知识总量最大的是节点 3. 按照总知识进行轮盘赌, 假设 3 被选中, 首先删除它与主体 i 之间的连接(见图 1(a) 中的虚线). 为了保持网络均衡, 检查与主体 3 相邻、知识总量最大的主体(主体 11), 判断它是否与主体 i 相连, 如果否, 则增加它与主体 i 之间的连接, 如图 1(b) 中虚线所示; 如果该主体所有邻居均与主体 i 连接, 则随机建立其和不与之相连的主体之间的联系。

对于网络增长策略, 即不删除与 i 相邻的最大知识总量主体之间的邻居, 但是增加邻居的邻居与 i 之间的连接, 结果如图 1(c) 所示。

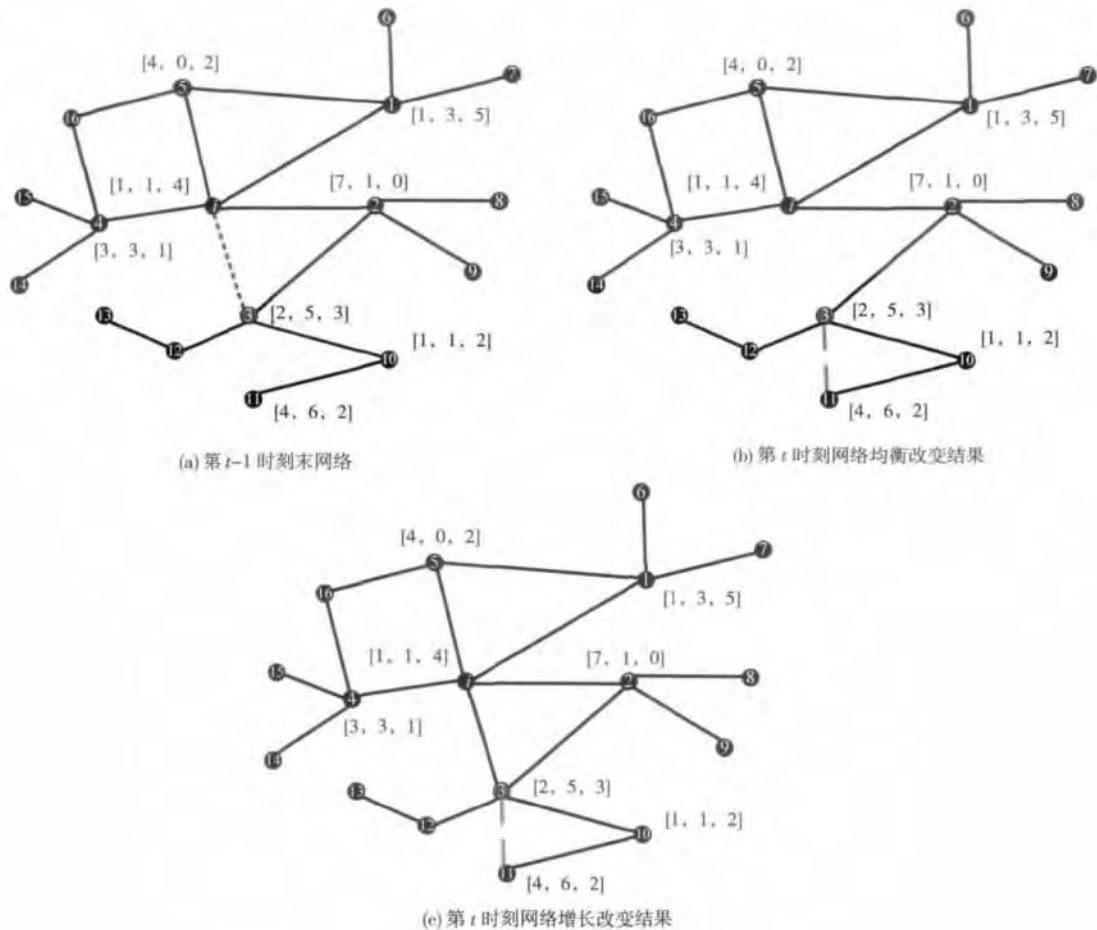


图 1 知识网络改变策略示意图

Fig. 1 The evolutionary strategies of knowledge network

2 仿真分析

2.1 参数准备

知识网络作为知识转移的载体,其异质性主要体现在三方面:1) 知识主体的异质性,如知识主体本身的知识水平、知识类型、对新知识学习能力等;2) 知识网络结构的异质性;3) 知识网络关系的异质性^[12]. 衡量复杂网络异质性常见指标是网络的度分布指数,因此,本文选取无标度网络作为知识流动的载体网络,随机生成度分布指数为 2.5、节点数为 1 000 的无标度网络.

假设每个主体学习 5 种知识,其知识关联度

$$\text{矩阵 } R = \begin{bmatrix} 1 & 0.45 & 0.1 & 0 & 0.07 \\ 0.45 & 1 & 0.7 & 0 & 0.01 \\ 0.1 & 0.7 & 1 & 0.20 & 0.01 \\ 0 & 0 & 0.20 & 1 & 0.50 \\ 0.07 & 0.01 & 0.01 & 0.50 & 1 \end{bmatrix};$$

知识吸收率向量每个时间步长保持不变;每个主体的最初知识量随机生成,在(0, 1]间取值;最大知识能力向量 $u_i(t)$ 的初始值随机生成,在(200, 400]间取值, α, β 为 S 型增长曲线参数分别取 200 和 0.05.

2.2 网络结构改变下的知识自学习

在不同网络变化策略下,只考虑主体自我学习,主体的平均知识量随着时间的增长过程分别如图 2、图 3 所示.

对比图 2 和图 3 可知,在给定每种知识的最大可能知识量的情况下,图 2 和图 3 表明不同的知识网络演化策略下主体自身学习所得到的知识增长趋势是相同的,说明了在不同的网络演化中自身学习知识的同质性和局限性. 两种网络变化策略对应的 5 种知识的平均值增长(见图 2(a) 和图 3(a)) 过程具有很高的相似度,表明即使在不同网络结构演化策略下,主体自身知识的生长的过程一致,即对知识的自我吸收和消化取决于主体本身的能力. 由图 2(b) 和图 3(b) 也可以得知,主体自身学习知识过程下,知识主体所拥有知识的方差随着时间的增长而增大(或者也可以认为是随着知识总量的增长而增大),表明当知识总量越多时,在不考虑主体之间的知识流动和知识之间的关联性促进其他知识的学习的情况下,知识主体各种知识的独立学习受知识主体本身的学习能力影响和制约,随着时间的增长,知识主体之间的知识量方差越来越大,知识主体的知识水平的差异就越来越大.

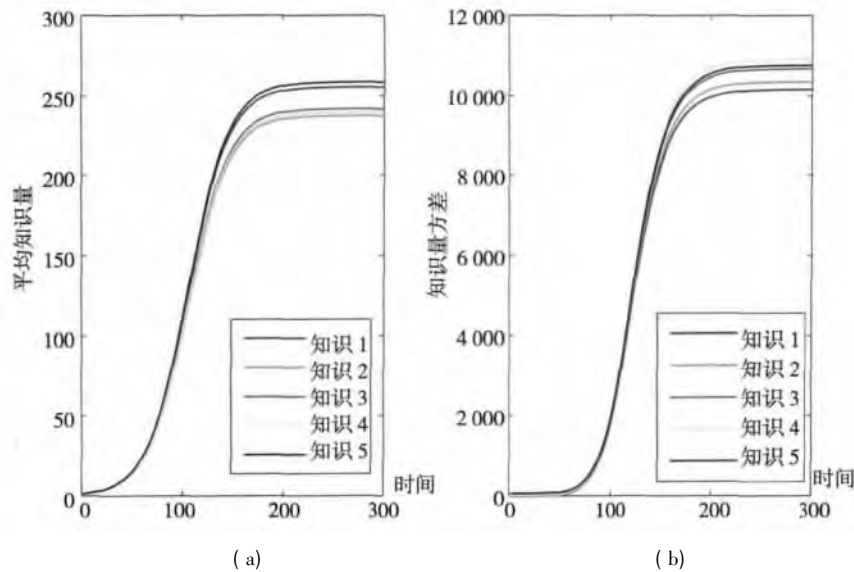


图 2 网络均衡策略下的自身知识增长

Fig. 2 The knowledge growth by self-study in the network equilibrium strategy

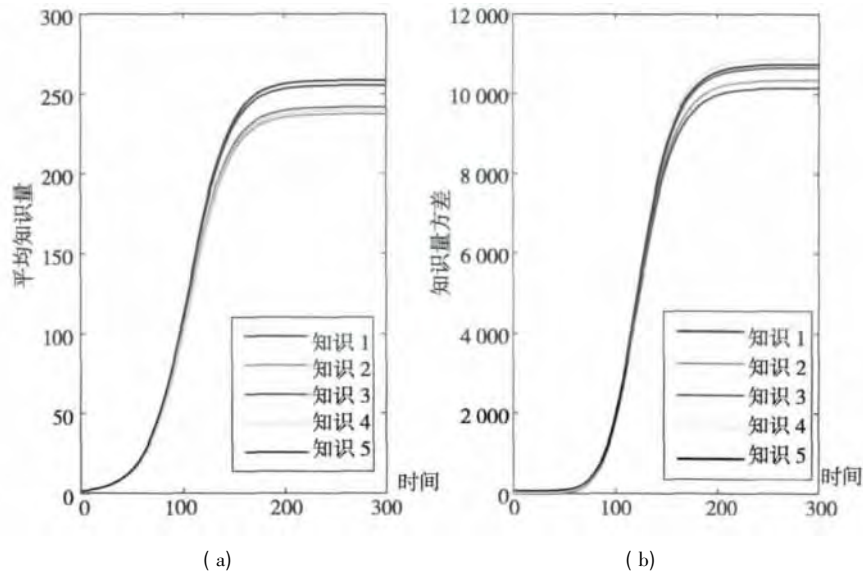


图3 网络增长策略下的自身知识增长

Fig. 3 The knowledge growth by self-study in the network growth strategy

2.3 网络结构改变下的知识累积过程

依据不同的网络改变策略,主体自身学习以

及其从相邻主体学习过程知识积累过程分别如图4、图5所示.

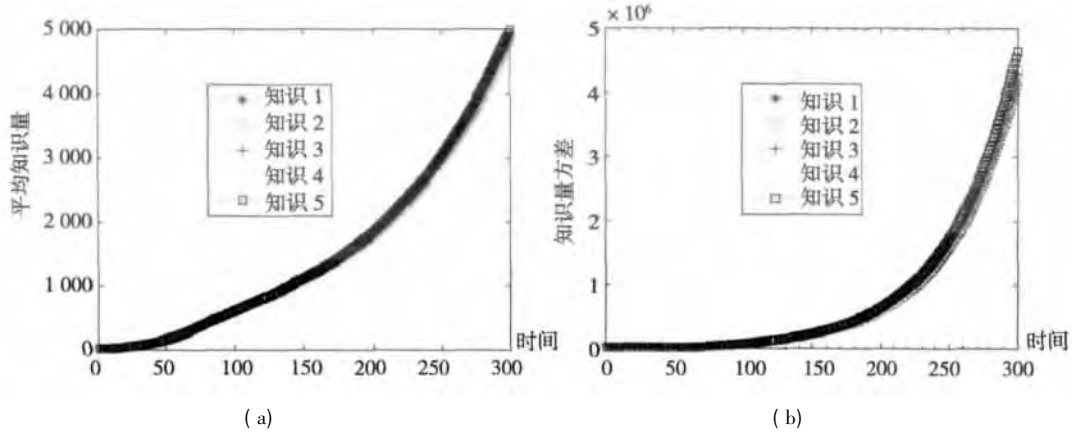


图4 网络均衡变化条件下的知识积累过程

Fig. 4 The knowledge accumulation in the network equilibrium strategy

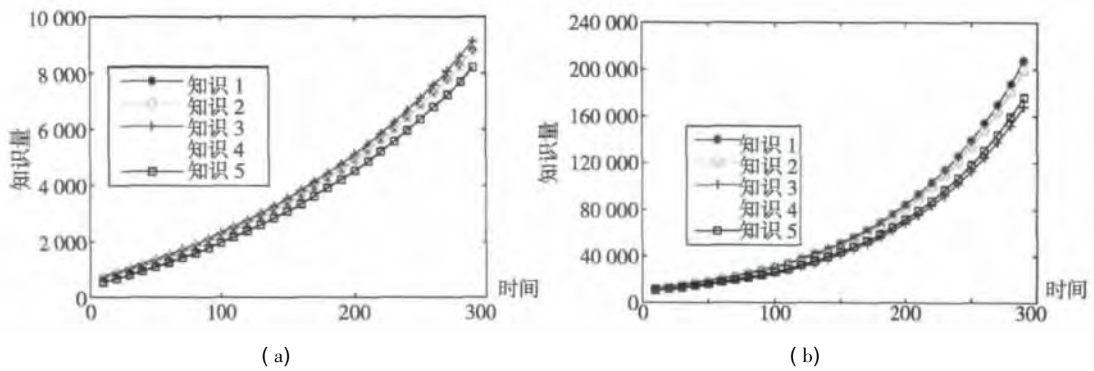


图5 网络增长变化策略下的知识积累过程

Fig. 5 The knowledge accumulation in the network growth strategy

从图 4(a) 和图 5(a) 的变化过程可知, 不同的网络结构改变策略下的知识积累过程中, 主体的平均知识量(包括自身学习和从相邻主体获取)存在差异。究其原因, 在网络均衡改变策略下, 虽然主体择优更新了邻居主体, 但是邻居主体数量是保持不变的, 而图 4(a) 所示的网络均衡变化策略下 5 种知识的平均值的数量相比图 5(a) 所示的网络增长变化策略下的五种知识的平均值小得多, 表明相较于网络增长改变策略而言, 网络均衡改变策略不利于知识流动。图 5(a) 所示的各种知识平均值增长最快的是知识 3, 增长最慢的是知识 5。这种现象对应了知识关联度矩阵中知识 3 和其它知识的关联度最大, 而知识 5 最小的情况。说明了与其它知识关联度大的知识(如交叉学科或基础学科)在网络增长改变策略下的知识流动速度快于知识关联度小的知识, 而在均衡网络策略下, 由于相较于网络增长改变策略, 网络均衡改变不利于知识的流动, 因此不具备这种优势。图 4(b) 和图 5(b) 表明了不同网络演化策略知识主体之间的知识量方差。从中发现一个有趣的现象, 即在网络均衡的状态下, 随着时间的增大, 知识主体之间的知识量方差反而大于网络增长策略下的知识主体之间的方差。由于网络增长策略增加了知识主体的邻居数量, 主体与其它主体之间的联系增强减少了知识流动的差异值。

3 结束语

本文通过对不同的动态异质网络演化策略对应的多种相关知识的积累过程的仿真, 得到如下

结论:

1) 在动态异质网络上, 知识主体自身学习知识的情况下, 各种知识的累积量取决于主体本身的能力, 与所处的网络结构即环境无关;

2) 知识关联度较高的知识在网络增长策略下的流动速度快于知识关联度较低知识, 而在均衡网络策略下, 即使是知识关联度较高的知识的积累也会受到网络环境的制约, 知识的流动速度相较知识关联度低的知识不存在优势。

3) 由于知识流动的速度在不同的网络演化策略下的不同, 网络均衡改变策略下的知识总量增长的方差也异于网络增长的状态下的知识总量增长的方差。知识流动速度快的网络演化策略下的知识主体之间的知识量方差小于知识流动速度较慢的网络演化策略。

4) 对于单知识积累过程而言, 采用网络均衡变化和 network 增长变化策略择优更新相邻主体, 主体的平均知识量增长过程没有明显区别, 因此更适合于采用网络均衡变化策略。而对于多种相关知识的积累过程而言, 网络增长变化策略明显优于网络均衡策略。表明在主体资源有限的情况下, 对于拥有相同知识主体采用网络均衡策略, 对于拥有不同但相关知识的主体采用网络增长策略有利于主体的知识积累和资源的有效利用。

在本研究的基础上, 进一步对异质动态网络的知识增长过程的稳定性和敏感性进行分析, 对知识分享机制进行重新设计, 进行组织层面或区域层面的知识扩散对组织或区域创新能力的实证或案例研究。

参考文献:

- [1] Velikova M, Lucas P J F, Samulski M, et al. On the interplay of machine learning and background knowledge in image interpretation by Bayesian networks [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2013, 57(1): 73–86.
- [2] Ünsoy A, De Haan M, Leander K, et al. Learning potential in youth's online networks: A multilevel approach [J]. *Computers & Education*, 2013, 68(0): 522–533.
- [3] Seijger C, Dewulf G, Otter H, et al. Understanding interactive knowledge development in coastal projects [J]. *Environmental Science & Policy*, 2013, 29(0): 103–114.
- [4] Lin M, Li N. Scale-free network provides an optimal pattern for knowledge transfer [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, 389(3): 473–480.
- [5] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440–442.
- [6] Albert R, Barabási A-L. Statistical mechanics of complex networks [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47–97.
- [7] Sorenson O, Rivkin J W, Fleming L. Complexity, networks and knowledge flow [J]. *Research Policy*, 2006, 35(7): 994

- 1017.

- [8] Hong J F L , Snell R S , Easterby-Smith M. Knowledge flow and boundary crossing at the periphery of a MNC [J]. *International Business Review* , 2009 , 18(6) : 539 - 554.
- [9] Levin D Z , Cross R. The strength of weak ties you can trust: The mediating role of trust in effective knowledge transfer [J]. *Manage Sci* , 2004 , 50(11) : 1477 - 1490.
- [10] Levine S S , Prietula M J. How knowledge transfer impacts performance: A multilevel model of benefits and liabilities [J]. *Organization Science* , 2012 , 23(6) : 1748 - 1766.
- [11] Mcfadyen M A , Semadeni M , JR A A C. Value of strong ties to disconnected others: Examining knowledge creation in bio-medicine [J]. *Organization Science* , 2009 , 20(3) : 552 - 564.
- [12] 王文平 , 张 兵. 动态关系强度下知识网络知识流动的涌现特性 [J]. *管理科学学报* , 2013 , 16(02) : 1 - 11.
Wang Wenping , Zhang Bing. Emergence characteristics of knowledge flow in knowledge networks under dynamic relationship strengths [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2013 , 16(02) : 1 - 11. (in Chinese)
- [13] 李金华 , 孙东川. 复杂网络上的知识传播模型 [J]. *华南理工大学学报(自然科学版)* , 2006 , 34(6) : 99 - 102.
Li Jinhua , Sun Dongchuan. Knowledge propagation model in complex networks [J]. *Journal of South China University of Technology: Nature Science Edition* , 2006 , 34(6) : 99 - 102. (in Chinese)
- [14] Boccaletti S , Latora V , Moreno Y , et al. Complex networks: Structure and dynamics [J]. *Physics Reports* , 2006 , 424(4 - 5) : 175 - 308.
- [15] Cowan R , Jonard N. Network structure and the diffusion of knowledge [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control* , 2004 , 28(8) : 1557 - 1575.
- [16] Stefano D D , Zaccarin S. Modelling multiple interactions in science and technology networks [J]. *Industry and Innovation* , 2013 , 20(3) : 221 - 240.
- [17] Wal A T. Cluster emergence and network evolution: A longitudinal analysis of the inventor network in sophia-antipolis [J]. *Regional Studies* , 2013 , 47(5) : 651 - 668.
- [18] Zhuang E , Chen G , Feng G. A network model of knowledge accumulation through diffusion and upgrade [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* , 2011 , 390(13) : 2582 - 2592.

Modeling knowledge accumulation on the dynamic complex network

ZHANG Wei , XU Di

School of Management , Xiamen University , Xiamen 361005 , China

Abstract: Structural changes on the complex network and the resulting knowledge and information flow variation are hot issues of current study. To analyze the accumulation process of the different knowledge on the heterogeneous complex network , the corresponding network model as well knowledge accumulation model is formulated in this paper. The change strategies of the heterogeneous knowledge network are divided into two categories. The first is equilibrium strategy , according to which the average account and the strength of connecting links between agents on the knowledge network remain fixed during the network evolution process. The second is the network growth strategy , which refers to that the connecting links between agents of the knowledge network are gradually increased. Correspondingly , the cumulative amount of all kinds of knowledge is categorized into two parts. The first part is the self-learning knowledge that is characterized by an S-shaped growth curve. The second is the external knowledge calculated according to the correlation matrix and the neighbor relationships. Simulation results show that a higher correlation degree of knowledge gets a faster flow speed in the network's growth strategy and there is no evidence in the network's balance strategy. Moreover , the variance of knowledge in the network's growth strategy is smaller than that in the network's balance strategy.

Key words: complex network; heterogeneous network structure; knowledge accumulation; correlation degree of knowledge