

文章编号: 1007-6735(2017)01-0025-05

DOI: 10.13255/j.cnki.jusst.2017.01.005

基于交互频率的动态网络上的社会知识传播研究

周 卿, 郭 强, 刘建国

(上海理工大学 复杂系统科学研究中心, 上海 200093)

摘要: 知识传播过程和社会网络结构的演化往往是同步进行的. 基于交互频率的动态网络社会知识传播模型(SKD)在知识传播过程中, 随机选取的目标节点会依据与邻居节点的交互频率来决定知识传播的对象, 或者断边重连到网络中的任意一个非邻居节点. 将 SKD 模型与随机化模型和基于知识距离的传统知识传播模型(TKD)做了对比实验, 实验结果表明: SKD 模型的知识传播速度要快于随机化模型和 TKD 模型; 更重要的是, SKD 模型在网络结构演化过程中呈现出同配性, 网络结构的同配性是社交网络的一项基本结构属性. 该工作对于理解知识传播和网络结构的联合演化过程具有十分重要的意义.

关键词: 知识传播; 交互频率; 动态网络

中图分类号: N 94 **文献标志码:** A

Social Knowledge Diffusion on Dynamical Networks in Terms of Interaction Frequency

ZHOU Qing, GUO Qiang, LIU Jianguo

(Research Center of Complex Systems Science, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The knowledge diffusion process and social network structure are always evolving simultaneously. By taking into account the interaction frequency which is always used to measure the social closeness, the social knowledge diffusion (SKD) model for dynamic networks was presented. In the model, with probability p , the target node would preferentially select one neighbor node to transfer knowledge according to their interaction frequency instead of the knowledge distance. Otherwise, with probability $1-p$, the target node would build a new link with one node in the system randomly. The simulation results show that, comparing with the random model defined by the random selection mechanism and the traditional knowledge diffusion (TKD) model driven by knowledge distance, the knowledge will spread more fast and more importantly, the network structure leads to an assortative one, which is a fundamental feature of social networks. The work is helpful for deeply understanding the coevolution of the knowledge diffusion and network structure.

收稿日期: 2016-12-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61364177, 71371125); 上海市东方学者特聘教授项目; 上海市曙光学者人才计划(14SG42)

第一作者: 周 卿(1991-), 男, 硕士研究生. 研究方向: 复杂网络、社会网络分析. E-mail: dblg_6@163.com

通信作者: 郭 强(1975-), 女, 教授. 研究方向: 复杂网络. E-mail: qiang.guo@usst.edu.cn

Keywords: knowledge diffusion; interaction frequency; dynamical network

网络科学为知识传播研究提供了一个有效的方法^[1-3]. 2004年, Cowan等^[4]首次分析了网络结构和知识传播之间的关系, 并且发现小世界网络的知识传播速度最快. 2006年, Palazzolo等^[5]分析了知识传播和网络结构的联合演化过程. 2014年, Liu等^[6]也认为知识传播和网络结构的演化总是同步进行的. 2015年, Luo等^[7]研究了受知识距离驱动的知识传播和网络结构联合演化模型. 这些研究建立了知识传播和网络结构联合演化模型的基础性架构. 然而, 由于研究对象的广泛性、提出研究假设的理论依据不同等原因, 知识传播和网络结构联合演化模型仍需要针对不同的科学问题作进一步的研究和分析. 本文主要研究了交互频率对知识传播过程和社会网络演化的影响.

交互频率常常用来反映人与人之间的关系强弱^[8]. 1999年, Hansen^[9]研究了社会强弱关系对知识传播的影响. Pentland^[10]认为交互频率会影响知识传播的效果. 而且, 人们往往更偏向与自己交互频率较高的人进行交互^[11]. 除此之外交互频率是影响人社会关系的一个重要因素^[12-13]. 一个人社会关系的改变可以看作是其社会网络结构的变化. 因此, 可以认为交互频率是影响知识传播效果的一个重要因素.

考虑到交互频率对知识传播的影响, 本文提出了一个社会知识传播模型 SKD (social knowledge diffusion) 来研究知识传播和网络结构演化的联合演化过程. 首先, 随机从网络中选取一个节点作为目标节点; 然后, 目标节点以概率 p 并根据与邻居节点的交互频率来选择进行知识交互的节点; 或者目标节点以概率 $1-p$ 与网络中任意一个非邻居节点建立新的关系, 并与一个邻居节点断去连边.

1 模型

1.1 社会知识传播模型

假设随机网络 G 是由 N 个节点和 E 条边所组成的一个无向网络. 每一个节点 i 有一个初始的知识量 $v_i(0) \in (0, 10)$. 如果节点 i 与节点 j 存在连边, 节点 i 与 j 的初始交流频率 $\tau_{i,j}(0) = 1$; 如果节点 i 与节点 j 不存在连边, $\tau_{i,j}(0) = 0$. 节点 i 与邻居节点 j 进行知识交互的频率 $P_{i,j}(t)$ 的定义为

$$P_{i,j}(t) = \frac{\tau_{i,j}(t)}{\sum_{j \in \Gamma_i(t)} \tau_{i,j}(t)} \quad (1)$$

式中: $\Gamma_i(t)$ 表示节点 i 在 t 时刻的邻居的集合; $\tau_{i,j}(t)$ 表示节点 i 与 j 在 t 时刻的交流频率.

在每一时间步, 如果节点 i 与 j 发生交互, 那么 $\tau_{i,j}(t)$ 可以表示为

$$\tau_{i,j}(t) = \tau_{i,j}(t-1) + 1 \quad (2)$$

图1为社会知识传播模型的示意图. 图中: m, j 代表目标节点 i 的一阶邻居节点; n 代表二阶邻居节点; s 代表非邻居节点; 虚线为断去的连边; 边权表示两节点间交互的频率.

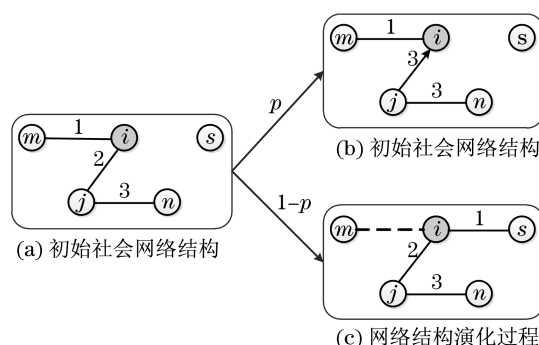


图1 社会知识传播模型示意图

Fig.1 Social knowledge diffusion model

社会知识传播模型可以归纳为如下几个步骤:

Step 1 从随机网络 G 中任意选取一个节点 i 作为目标节点.

Step 2 目标节点进行知识交互或者与网络中的节点建立新的关系.

a. 以概率 p , 依据式(1), 目标节点 i 的一个邻居节点 j 被选择作为知识交互的对象. 然后计算目标节点 i 在交互后新的知识量 $v_i(t+1)$ 为

$$v_i(t+1) = v_i(t) + \alpha_{i,j}(t) \max(v_j(t) - v_i(t), 0) \quad (3)$$

式中, $\alpha_{i,j}(t)$ 是目标节点 i 从节点 j 那获取知识的知识吸收率. 由于两个人交互频率越高, 知识吸收率也越高, 本文将 t 时刻的知识吸收率定义为

$$\alpha_{i,j}(t) = \frac{1}{1 + e^{\frac{1}{\tau_{i,j}(t)}}} \quad (4)$$

b. 以概率 $1-p$, 目标节点 i 从网络中随机选择一个非邻居节点 s 建立新的连边关系, 使得 $\tau_{i,s}(t) = 1$; 然后目标节点 i 断去邻居中与其交互频率最低的节点 m 的连边关系, 使得 $\tau_{i,m}(t) = 0$.

Step 3 重复 Step 1 和 Step 2,直至到达预先设定好的最大时间步长 $T_{\max}$.

1.2 随机化模型

为了更进一步研究交互频率对社会知识传播的影响,本文建立了一个与 SKD 模型对应的随机化模型进行对照实验.在社会知识传播模型 SKD 中,目标节点选择交互的对象是基于目标节点与邻居的交互频率.目标节点与邻居交互频率越高,该邻居被选择交互的概率越大;而目标节点选择断边节点是找到与其交互频率最小的节点.随机化模型中选择交互的对象和断边节点是从目标节点邻居中随机选取的节点.随机化模型可以归纳为以下几个步骤:

Step 1 从随机网络 G 中任意选取一个节点 i 作为目标节点.

Step 2 目标节点进行知识交互或者与网络中的节点建立新的关系.

a. 以概率 p ,依据式(1),目标节点 i 随机选取一个邻居节点 j 作为知识交互的对象.依据式(3)和式(4)更新节点 i 的知识量.

b. 以概率 $1-p$,目标节点 i 从网络中随机选取一个非邻居节点 s 建立新的连边关系,使得 $\tau_{i,s}(t)=1$;然后目标节点 i 断去与随机选取的一个原始邻居节点 m 的连边关系,使得 $\tau_{i,m}(t)=0$.

Step 3 重复 Step 1 和 Step 2,直至到达预先设定好的最大时间步长 $T_{\max}$.

2 数值仿真与结果分析

为了测算社会知识传播模型、随机化模型以及传统知识传播模型^[6]3个模型的知识传播和网络结构演化的特性,本文运用平均知识储量 $\bar{V}(t)$ 来展示知识传播的性能,并运用网络同配系数 $r(t)$ 来

展示网络结构演化的特性.

平均知识储量 $\bar{V}(t)$ 定义为

$$\bar{V}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i(t) \quad (5)$$

式中, N 为节点数.平均知识储量 $\bar{V}(t)$ 能说明知识传播的有效性,其在统一时间步 t 数值越大,知识传播越有效.

同配系数是网络的一个重要特性,可以定义为^[14]

$$r(t) = \frac{1}{\sigma_q^2(t)} \sum_{dk} dk(\epsilon_{dk}(t) - q_d(t)q_k(t)) \quad (6)$$

式中: $q_k(t)$, $q_d(t)$ 分别表示在时间步 t 一个节点随机选择一个邻居节点的度是 k, d 的概率; $\epsilon_{dk}(t)$ 表示 $q_k(t)$, $q_d(t)$ 的联合概率分布; $\sigma_q^2(t)$ 表示 $q_k(t)$ 的方差.同配系数 $r(t)$ 的取值范围为 $-1 < r(t) < 1$.当 $r(t) > 0$,网络显示的是同配性;当 $r(t) < 0$,网络显示的是异配性.网络结构属于同配性是社会网络的一项基本特性.

2.1 仿真结果

为了分析社会知识传播模型的知识传播效率和网络结构演化的特性,本文将 SKD 与随机化模型以及 TKD 模型的仿真结果进行了对比.仿真实验结果如图 2 所示.

图 2 中的网络规模为 500 个节点,所有数据都是 100 次独立实验取平均值,其中参数 $p = 0.6$.

图 2(a)描述了 3 种知识演化机制对于平均知识储量的影响.在演化的初期,3 种传播机制下的平均知识储量快速增长,但随着时间的延长,增长速度逐渐减缓. SKD 模型中知识增长速度快于随机化和 TKD 模型中的知识增长速度.这主要是因为 SKD 中考虑了交互频率对节点的知识吸收能力以及对学习对象选择的影响.从长期来看,无论是否考虑知识

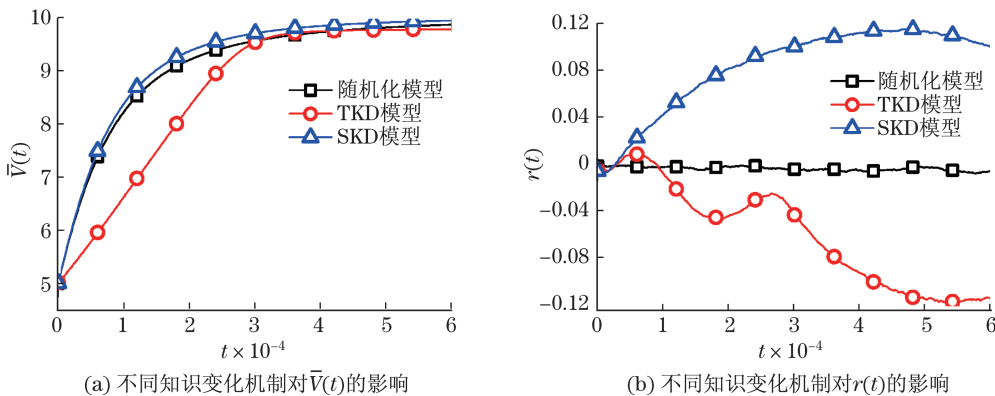


图2 随机化、TKD 和 SKD 模型的实验仿真结果

Fig.2 Simulation results by the Random,TKD and SKD models

传播的机制,网络中节点的知识量都将趋于一致.

图2(b)描述了3种知识演化机制对网络同配系数 $r(t)$ 的影响.同配性是社会网络的一项基本特性.在知识传播过程中,网络结构的特性是不应该改变的,改变之后传播将变得无可比性.在网络演化初期时间步 $t < 8\ 000$,SKD和TKD模型的 $r(t)$ 先下降显示异配性,后上升显示同配性.随着网络的不断演化,SKD模型的同配系数 $r(t)$ 不断上升至 $r(t) = 0.11$,然后缓慢下降,但一直保持同配性.而TKD模型的同配系数 $r(t)$ 先下降然后上升最后下降,但一直显示异配性,最终下降为 $r(t) = -0.12$.相对于SKD和TKD模型,随机化模型的同配系数 $r(t)$ 则一直在 $r(t) = 0$ 附近波动.网络结构演化显示同配性,是社交网络的一项基本特性.显然,SKD模型的结构演化特征更符合社会网络演化的一般特征.

2.2 参数 p 对 SKD 模型演化的影响

参数 p 是用来调节宏观上知识传播的概率.当参数 p 越大,知识传播的概率越大,网络结构变动的概率 $1-p$ 就越小.因此参数 p 能一定程度上反

映社会网络演化过程中结构的稳定性,即 p 越大网络结构越稳定.考虑社会实践中,社会网络结构的演化会相对稳定,知识传播的概率会高于网络结构改变的概率,将 p 的取值范围定为 $0.6 \leq p < 1$.

为了更加清楚地了解 SKD 模型的演化特性,对不同参数 p 的仿真结果进行了对比实验.其仿真结果如图3所示.

图3中的网络规模为500个节点,所有数据都是100次独立实验取平均值.

图3(a)描述了不同参数 p 值对于平均知识储量 $\bar{V}(t)$ 的影响.在演化的初期,3种传播机制下的平均知识储量快速增长,但随着时间的延长,增长速度逐渐减缓.显然当 $0.6 \leq p < 0.8$ 时, p 越大,平均知识储量 $\bar{V}(t)$ 越大.通过对比 $p = 0.8$ 和 $p = 0.9$ 的平均知识储量的曲线,显然随着参数 p 的增大,对知识传播效果的影响会逐渐减弱.参数 p 增大到一定程度时,对知识传播的效率几乎没影响.这个现象间接反映了一定社会网络结构的变动是有利于知识传播的.

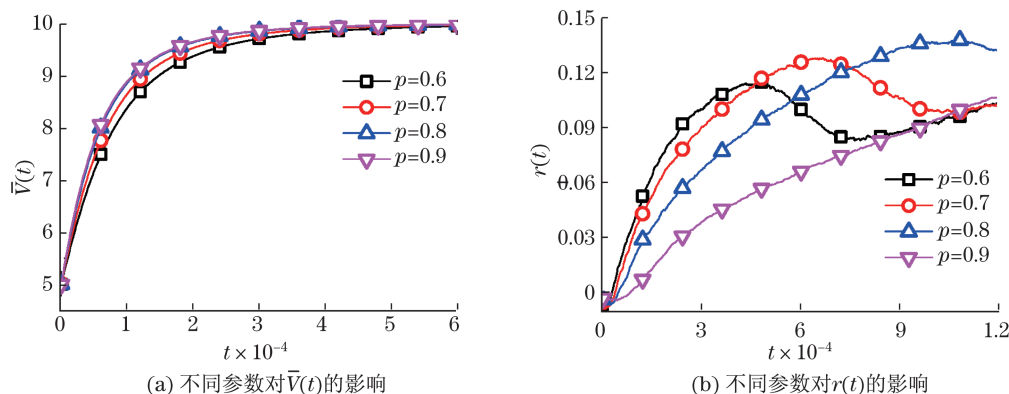


图3 不同参数 p 下的 SKD 模型的实验仿真结果

Fig.3 Influence of the change of p on the knowledge diffusion and network structure

图3(b)描述了不同参数 p 值对于网络结构演化的影响.为了能更好地观测网络结构的演化过程,本文将实验仿真的时间步延长到 $T_{\max} = 1.2 \times 10^5$.在网络结构的演化初期,时间步 $t < 3\ 000$,网络同配系数 $r(t)$ 先下降至 $r(t) = -0.015$ 附近.随着网络的不断演化,不同的参数 p 有着共同的演化趋势,网络同配系数 $r(t)$ 先上升后下降最后又上升.然而当 $t < 40\ 000$,由于 p 越大,结构改变的概率越小,所以 p 越大网络同配系数 $r(t)$ 上升越缓慢.但是不同参数 p ,网络同配系数 $r(t)$ 所能到达的峰值随着 p 的增大而增大.当 p 值分别为 0.6, 0.7, 0.8 时,网络同配系数 $r(t)$ 的峰值 $r(t)_{\max}$ 分别为

0.095, 0.126, 0.136. 这说明社会网络越稳定,可能会导致更高的同配性.

3 结束语

基于交互频率提出了一种社会知识传播模型.首先根据现实生活中社会网络的知识传播选择学习对象的特点,提出了一个动态演化社会网络模型,并对该模型的网络结构的同配性进行了研究,得到了一些新结果.然后,在动态演化社会网络模型基础上研究了知识传播行为.对比对应的随机化模型和传统基于知识距离的知识传播模型的模拟仿真实验结

果,SKD模型知识传播的效果要优于随机化和TKD模型.更重要的是,相对于随机化模型中的网络结构的演化呈现出的同配系数 $r(t)$ 在 $r(t)=0$ 附近波动,SKD模型网络演化过程显示出的是同配性: $0 < r(t) < 0.15$;而TKD模型的网络结构演化显示出了异配性: $-0.12 < r(t) < 0$.网络结构的演化呈现出同配性是社会网络的一项基本特性.该工作对于理解社会网络知识传播和社会网络结构的联合演化过程具有十分重要的意义.

参考文献:

- [1] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440 - 442.
- [2] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286 (5439): 509 - 512.
- [3] 陈则谦. 知识传播及其动力机制研究的国内外文献综述[J]. 情报杂志, 2011, 30(3): 131 - 137.
- [4] COWAN R, JONARD N. Network structure and the diffusion of knowledge [J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2004, 28(8): 1557 - 1575.
- [5] PALAZZOLO E T, SERB D A, SHE Y, et al. Coevolution of communication and knowledge networks in transactive memory systems: using computational models for theoretical development[J]. Communication Theory, 2006, 16(2): 223 - 250.
- [6] LIU J G, YANG G Y, HU Z L. A knowledge generation model via the hypernetwork[J]. PLoS One, 2014, 9 (3): e89746.
- [7] LUO S L, DU Y Y, LIU P, et al. A study on coevolutionary dynamics of knowledge diffusion and social network structure [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(7): 3619 - 3633.
- [8] BERSCHIED E, SNYDER M, OMOTO A M. The relationship closeness inventory: assessing the closeness of interpersonal relationships[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1989, 57 (5): 792 - 807.
- [9] HANSEN M T. The search-transfer problem: the role of weak ties in sharing knowledge across organization subunits[J]. Administrative Science Quarterly, 1999, 44(1): 82 - 111.
- [10] PENTLAND A. The new science of building great teams[J]. Harvard Business Review, 2012: 32 - 47.
- [11] REAGANS R, MCEVILY B. Network structure and knowledge transfer: the effects of cohesion and range [J]. Administrative Science Quarterly, 2003, 48(2): 240 - 267.
- [12] KRACKHARDT D, HANSON J R. Informal networks: the company behind the chart[J]. Harvard Business Review, 1993, 71(4): 104 - 111.
- [13] KRACKHARDT D, BRASS D J. Intraorganizational networks[M] // WASSERMAN S, GALASKIEWICZ J. Advances in Social Network Analysis: Research into the Social and Behavioral Sciences, Chapter VIII. Thousand Oaks, CA: Sage, 1994.
- [14] NEWMAN M E J. Assortative mixing in networks[J]. Physical Review Letters, 2002, 89(20): 208701.

(编辑:丁红艺)