

耦合网络视角下企业社交媒体对知识传播影响

朱宏淼¹, 闫辛^{2*}, 靳祯³, 张生太⁴

(1. 上海对外经贸大学工商管理学院, 上海 201620; 2. 上海对外经贸大学统计与信息学院, 上海 201620;
3. 山西大学复杂系统研究所, 山西 太原 030006; 4. 北京邮电大学经济管理学院, 北京 100876)

摘要: 运用复杂网络传播动力学理论, 建立了企业社交媒体与员工线下互动双层耦合网络上的知识传播模型, 推导出区分知识在耦合网络中传播与否的阈值条件, 从耦合网络的视角探讨了企业社交媒体对企业中知识传播的影响. 研究表明, 如果员工个体在单位时间内通过企业社交媒体与线下两渠道交流某一知识的最大次数不变, 那么适当增大单位时间内企业社交媒体中的知识交流次数对耦合网络中这一知识的传播起到促进作用. 然而, 企业社交媒体中的知识交流次数过多, 整个耦合网络中知识的传播绩效将降低. 此外, 在节点数不变的情况下, 增大传播初始时刻知识拥有者数量可以促进耦合网络中知识的传播, 但每新增一个知识拥有者的促进作用递减.

关键词: 企业社交媒体; 耦合网络; 知识传播模型; 阈值

中图分类号: G209 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-5781(2020)02-0153-10

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2020.02.002

Effect of enterprise social media on knowledge transmission from the perspective of coupled network

Zhu Hongmiao¹, Yan Xin^{2*}, Jin Zhen³, Zhang Shengtai⁴

(1. School of Business and Management, Shanghai University of International Business and Economics, Shanghai 201620, China; 2. School of Statistics and Information, Shanghai University of International Business and Economics, Shanghai 201620, China; 3. Institute of Complex Systems, Shanxi University, Taiyuan 030006, China; 4. School of Economics and Management, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: This paper establishes a knowledge transmission model on the coupled network formed by enterprise social media and offline interaction between employees by using the theory of transmission dynamics on complex networks. The threshold conditions for distinguishing whether knowledge propagates in coupled network are derived. This paper discusses the impact of enterprise social media on knowledge dissemination from the perspective of coupled network. The results indicate that if the maximum number of times an employee communicates knowledge, through the two channels of enterprise social media and offline network, in a unit time remains unchanged, then increasing the number of exchanges in enterprise social media in a unit time can promote the propagation of this knowledge in the coupled network. However, the performance of transmission in the coupled network will reduce when there are too many exchanges in the the enterprise social media. In addition, increasing the number of knowledge owners at the initial moment can promote propagation when the total number of nodes is unchanged, but the promotion effect of each additional knowledge owner decreases.

Key words: enterprise social media; coupled network; knowledge transmission model; threshold

收稿日期: 2019-01-12; 修订日期: 2019-12-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71571022; 71901140); 教育部人文社会科学青年基金资助项目(18YJC630220); 上海市哲学社会科学规划资助项目(2018EGL016).

*通信作者

1 引言

伴随着网络知识经济的发展,企业组织的一个重大变革是开始导入知识管理.知识管理理论认为,由于知识的可重复利用性与累积增值性,并且个体的知识是有限度的,因此,知识传播成为企业员工知识获取和创新的途径.企业组织知识的建构在很大程度上依赖知识在需求方和使用方之间的传播和共享^[1].员工之间进行线下直接接触和交流始终是企业知识传播的重要渠道之一.近年来,随着信息技术和移动社交网络技术的发展,新的在线传播路径开始涌现.企业社交媒体继知识库之后逐渐成为企业组织的新一代知识管理系统^[2],其移动化、透明化与互动化的发展趋势为实现企业知识的有效传播带来新的机遇和挑战.

企业社交媒体是利用社交网络技术实现企业内部员工高效沟通的网络平台.相比于微信、QQ等一般社交媒体以及公司目录、问答社区等企业传统信息系统,企业社交媒体对企业知识的有效传播具有以下优势:1)员工工作中使用,不会占用员工过多的私人空间,使员工的社交体验更加清晰,并且可以保证组织知识资源的安全性^[3].2)每个员工在企业社交媒体中分享的知识对其他所有员工都是可见的,未参与初始交流的员工在任意时刻都可以查阅交流的内容,使员工能够从他人的交流中获得工具性知识和组织元知识^[4].3)由于企业社交媒体中进行的对话是透明的,因此员工可以跨越时空和组织层级更容易地加入对话,简化了与相关人员和相关知识的连接,提高了知识传播的效率^[5].4)企业社交媒体中的用户大多为企业内部员工,因此用户的群体认同感和归属感更高,便于开放地讨论问题,那些不善于互动的员工也更易于加入讨论,知识传播活动的参与度更高,有助于挖掘群体智慧.然而,也有学者指出,对于创意、工作经验等较难分享的知识,仅依靠企业社交媒体一种渠道传播效率较低,仍需要员工在线下进行面对面直接交流^[6,7].当前,员工通过企业社交媒体与线下互动是企业内部知识传播的两种主要路径.为探究企业社交媒体对企业内部知识传播的影响,不但要研究企业社交媒体内部的知识传播机制,而且应探索员工通过企业社交媒体与线下互动如何交互作用影响企业中知识的传播.

如果用节点表示员工个体,员工间知识的交流看作边,那么员工通过企业社交媒体与线下互动进行知识交流形成的相对稳定的关系体系构成了一个复杂网络,即企业社交媒体与员工线下互动双层耦合网络.因此,可以基于耦合网络的视角研究企业社交媒体与线下接触网络之间知识传播的交互作用机理,进而探索企业社交媒体对整个企业组织知识传播的影响.目前,大量学者基于复杂网络理论从不同视角研究了知识传播的规律和内在机理.第一,部分学者认为网络上主体的连接属性对知识传播产生重要的影响,因此建立了单层静态网络上的知识传播模型,这类研究主要探索网络结构和属性强度对知识或信息传播的影响机理.如Cowan等^[8]建立了复杂网络上的知识增长模型.Kim等^[9]构建了研发协作网络上的知识扩散模型.Lin等^[10]研究了无标度网络中知识扩散和知识增长模型.王文平等^[11]在分别具有小世界和无标度特征的知识网络中研究关系强度对知识流动的影响.第二,部分学者在静态网络模型的基础上对单层动态网络上的知识及信息流动进行了研究,这类研究主要分析网络结构的动态变化,如增删节点与节点之间的连边或社会组织对知识传播过程的影响.例如,Cowan等^[12]基于非正式的知识交流机制研究了网络结构和知识传播效果之间的关系,指出小世界网络在演化为均匀网络的过程中,每个节点在扩散趋于稳态时的平均知识存量达到最大值.张薇等^[13]分析了动态异质性知识网络上的多种知识积累过程.第三,也有学者通过建立单层复杂网络上的动力学模型来研究知识的传播与演化机理.例如,Cao等^[14]构建了个体的知识遗忘率随知识获得者数量变化的复杂网络动力学模型.Wang等^[15,16]构建了带有自学习机制的网络动力学模型与复杂网络中带有回顾复习机制的知识传播动力学模型.

伴随着网络中节点类型的多样化发展,节点间连接关系更加复杂多变,有时需要考察网络对象的异质性和层次性,出现了与单一网络完全不同的耦合网络系统问题,目前对于耦合网络的研究日渐兴起.所谓耦合网络是指由许多不同结构和功能的单个网络耦合而成的,其中的单个网络是整个耦合网络中的一个子网络,并且网络之间存在诸多联系和相互作用,这也是耦合的真正含义.已有学者应用耦合网络方法研究传染

病、谣言及知识的传播过程. 例如, Saumell-Mendiola 等^[17]在考虑到层间度相关性的基础上构建了多层耦合网络上的 SIS 传染病传播模型, 研究发现即使疾病并不是在任一单个网络中都满足扩散的条件, 但也可能出现疾病在耦合的多层网络中爆发这一现象. Wang 等^[18]提出了具有媒介传播的耦合网络传染病动力学模型, 得出系统的基本再生数以及各类平衡点的全局稳定性, 在此基础上研究了目标免疫策略与均匀免疫策略对耦合网络中传染病传播的控制作用. 于凯等^[19]建立了基于线上线下耦合网络的舆情传播模型, 讨论了层间对称和非对称传播机制下耦合网络中舆情传播的速度和范围. 李丹丹等^[20]构建了由线上社交网络和线下物理接触网络构成的双层社会网络模型, 通过理论分析计算出稳态时的舆情传播者比例, 得到双层社会网络上的舆情传播阈值大于单层线上网络舆情传播阈值, 而小于单层线下网络舆情传播阈值. 朱晓霞等^[21]构建了随机双层网络拓扑结构, 研究了多层网络中伪信息的扩散过程, 并提出了若干干预策略. 席运江等^[22]采用超网络的思想和方法对组织知识系统的复杂构成和整体结构进行研究, 提出了组织知识系统的超网络模型.

比照现有的研究成果可发现: 1) 关于企业社交媒体对企业知识传播的影响研究, 或者强调企业社交媒体的使用对企业知识传播的促进作用, 亦或强调其对企业知识传播产生了负面影响, 较少讨论员工通过企业社交媒体与线下互动两种传播途径之间的交互作用对企业中知识传播的影响, 鲜有研究从这一角度提出相应的管理策略. 2) 现有的复杂网络视角下的知识传播研究, 大多基于单一传播途径的单层网络空间, 较少研究企业社交媒体与员工线下互动双层耦合网络上的知识传播机理. 鉴于此, 本研究引入耦合网络方法, 建立企业社交媒体与员工线下互动双层耦合网络上的知识传播动力学模型. 通过理论分析推导出区分某一知识在耦合网络中传播与否的阈值条件, 结合实际的网络结构数据对耦合网络上的知识传播过程进行仿真分析, 研究单位时间内企业社交媒体中的知识交流次数、初始时刻知识拥有者数量等关键因素对耦合网络中知识传播过程的影响, 为企业组织融合使用企业社交媒体与线下社交网络两种知识传播渠道提供支持.

2 基于耦合网络的知识传播动力学模型

2.1 网络结构描述与模型的构建

研究指出, 员工在使用企业社交媒体分享知识和信息时通常会创建一个团队, 它的好处在于任一员工个体在企业社交媒体中分享的知识, 其他所有用户都可以查阅和接收, 即其他所有用户观察到这一知识的概率是相同的^[3-5]. 相反, 不同的员工个体单位时间内线下交流知识的次数可能完全不同, 并且线下交流的内容只有参与人可见. 因此, 本文假设企业内部员工通过企业社交媒体进行群体交流构成的在线社交网络是一个均匀混合网络, 而员工在线下进行知识传播构成的线下接触网络是一个具有复杂连接关系的网络. 因此, 员工通过企业社交媒体和线下交流知识构成了一个均匀混合与复杂网络共存的双层耦合网络.

由于员工之间知识的交流是相互的, 故可以将员工通过企业社交媒体与线下互动构成的耦合网络看作一个无向网络, 每一次在线交流或线下交流看作一条无向无权边. 用 N 表示员工通过企业社交媒体与线下互动构成的双层耦合网络中的节点数, 即员工总数. 将耦合网络中的员工分为 n 组, 用 N_k 表示单位时间内与其他员工线下交流 k 次某一知识的员工数量, 一个员工在单位时间内与其他员工线下交流这一知识的次数 k 记为耦合网络中节点的度. 因此, 度分布为 $p(k) = N_k/N$, 其中 $k = 0, 1, 2, \dots, n$.

本文借鉴 SIS(易感者 S—染病者 I—易感者 S)传染病动力学模型的思想, 针对某一知识, 将员工分为两类: 1) 知识需求者类, 设 t 时刻单位时间内度为 k 的知识需求者数量为 $S_k(t)$; 2) 知识拥有者类, 设 t 时刻单位时间内度为 k 的知识拥有者数量为 $I_k(t)$, 由此推出

$$N = \sum_{k=0}^n N_k = \sum_{k=0}^n (S_k + I_k). \quad (1)$$

每个员工在单位时间内交流某一知识的次数是有限的^[23], 因此, 设一个员工在单位时间内通过两种渠道交流这一知识的次数的最大值为一正常数 C_1 . 设一个知识拥有者单位时间内在企业社交媒体中交流这

一知识的平均次数为一正常数 C . 当知识拥有者之间交流这一知识时不会发生传播, 只有知识拥有者与知识需求者之间交流这一知识时传播才可能发生, 而度为 k 的知识需求者在网络中所占比例为 S_k/N . 此外, 由于个体的社交精力、时间和注意力都是有限的, 一旦员工在某段时间内线下交流这一知识的次数增多, 即 k 的值增大, 那么员工在这一时间段内通过企业社交媒体交流这一知识的次数很可能降低^[23]. 因此, 可以假设在 t 时刻单位时间内一个知识拥有者每次在企业社交媒体中与其他员工交流这一知识时能够接触到度为 k 的知识需求者的概率为

$$\lambda_k = \frac{(C_1 - k) S_k}{C_1 N}, \quad (2)$$

这意味着, 平均每一知识拥有者单位时间内在企业社交媒体中交流这一知识时能够接触到度为 k 的知识需求者的数量为 λ_k .

设一个知识拥有者与一个知识需求者每次在企业社交媒体中交流这一知识时, 将这一知识传播给知识需求者的概率为 λ_1 , 那么平均每一知识拥有者在单位时间内通过企业社交媒体将这一知识传播给度为 k 的知识需求者的数量为 $\lambda_1 \lambda_k$, 而所有知识拥有者在 t 时刻单位时间内通过企业社交媒体将这一知识传播给度为 k 的知识需求者的数量为 $\lambda_1 \lambda_k \sum_{l=0}^n I_l(t)$.

设 t 时刻单位时间内, 一个度为 k 的知识需求者与其他员工线下交流这一知识时随机接触到一个度为 l 的员工个体的条件概率为 $p(l|k)$, 而度为 l 的个体是知识拥有者的概率为 $I_l(t)/N_l(t)$, 并且每个知识拥有者单位时间内在企业社交媒体中交流这一知识的次数为一正常数 C , 因此, 在 t 时刻单位时间内一个度为 k 的知识需求者每次线下交流这一知识时所接触到的知识拥有者的概率为 $\frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n p(l|k) \frac{I_l(t)}{N_l(t)}$. 设一个知识需求者在单位时间内每次与知识拥有者线下交流这一知识时获得知识的概率为 λ_2 . 可以推出, t 时刻单位时间内, 通过线下接触新产生的度为 k 的知识拥有者数量为 $\lambda_2 k S_k(t) \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n p(l|k) \frac{I_l(t)}{N_l(t)}$.

设 t 时刻, 单位时间内遗忘这一知识的人数与知识拥有者的数量成正比, 比例系数为 γ , 从而单位时间内遗忘知识的度为 k 的知识拥有者的数量为 $\gamma I_k(t)$, γ 是单位时间内遗忘这一知识的员工在知识拥有者中所占的比例, 称为遗忘率系数.

基于以上传播机理分析, 考虑企业社交媒体与线下社交网络两种传播途径, 构建企业社交媒体与员工线下互动双层耦合网络上的知识传播动力学模型

$$\begin{cases} \frac{dS_k(t)}{dt} = -\lambda_1 C \frac{(C_1 - k) S_k(t)}{C_1 N} \sum_{l=0}^n I_l(t) - \lambda_2 k S_k(t) \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n p(l|k) \frac{I_l(t)}{N_l(t)} + \gamma I_k(t) \\ \frac{dI_k(t)}{dt} = \lambda_1 C \frac{(C_1 - k) S_k(t)}{C_1 N} \sum_{l=0}^n I_l(t) + \lambda_2 k S_k(t) \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n p(l|k) \frac{I_l(t)}{N_l(t)} - \gamma I_k(t), \end{cases} \quad (3)$$

其中 $k = 0, 1, 2, \dots, n$, C_1 与 C 均为正常数, C_1 表示一个员工单位时间内通过两种传播渠道交流这一知识的总次数的最大值, C 表示平均一个知识拥有者单位时间内在企业社交媒体中交流这一知识的次数.

2.2 模型分析

本节计算区分知识在耦合网络中传播与否的阈值条件. 首先, 从网络结构的视角, 根据网络中任意两个节点之间是否有边相连与这两个节点的度值的关系, 可以将网络分为三种类型: 1) 度不相关网络, 这类网络中两个不同节点的连接是随机的; 2) 度正相关网络, 这类网络中的节点更倾向于和与自己有相似性质和属性的节点连接, 即总体上度大的节点倾向于连接度大的节点; 3) 度负相关网络, 这类网络中的节点更倾向于与自己具有不相似性质和属性的节点连接, 即总体上度大的节点倾向于连接度小的节点. 本研究设一个员工在单位时间内线下交流某一知识的次数为耦合网络中这一节点的度. 从社会学的观点来看, 员工以线下互动的方式进行知识交流时具有一定的随机性^[23], 因此假设这一耦合网络是度不相关网络. 此外, 目前对大量实际社会网络的研究结果表明它们均呈现出正的度相关性, 即总体上度大的节点倾向于连接度大的节

点, 例如, IMD 电影演员合作网络($r = 0.208$), Fortune 1000 公司董事网络($r = 0.276$), MEDLINE 生物医学家($r = 0.127$), MR MATH 数学家($r = 0.12$), SPIRES 高能物理学家($r = 0.36$)等科研合作网络等^[24]. 在度正相关网络中知识传播的速度和范围大于等于度不相关网络^[24], 因此度正相关网络中得出的传播阈值大于等于度不相关网络中的传播阈值 T_0 . 由此可得, 下面得出的阈值条件同样适用于度正相关网络.

在度不相关网络中, 对一个度为 k 的节点, 在进行知识交流时随机接触到一个度为 l 节点的条件概率 $p(l|k)$ 独立于 k , 而与 $lp(l)$ 成正比, 即 $p(l|k) = \frac{lp(l)}{\langle l \rangle} = \frac{lN(l)}{\langle l \rangle N}$. 因此, 模型(3)变为

$$\begin{cases} \frac{dS_k(t)}{dt} = -\lambda_1 C \frac{(C_1 - k) S_k(t)}{C_1} \frac{1}{N} \sum_{l=0}^n I_l(t) - \lambda_2 \frac{k S_k(t)}{\langle l \rangle N} \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n l I_l(t) + \gamma I_k(t) \\ \frac{dI_k(t)}{dt} = \lambda_1 C \frac{(C_1 - k) S_k(t)}{C_1} \frac{1}{N} \sum_{l=0}^n I_l(t) + \lambda_2 \frac{k S_k(t)}{\langle l \rangle N} \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n l I_l(t) - \gamma I_k(t), \end{cases} \quad (4)$$

其中 $k = 0, 1, 2, \dots, n$, C_1 与 C 均为正常数, $\langle k \rangle = \sum_{k=0}^n kp(k)$ 表示网络的平均度.

对系统(4)进行归一化处理, 令 $s_k(t) = S_k(t)/N_k(t)$, $i_k(t) = I_k(t)/N_k(t)$, 可得

$$\begin{cases} \frac{ds_k(t)}{dt} = -\lambda_1 C \frac{(C_1 - k)}{C_1} s_k(t) \sum_{l=0}^n i_l(t) p(l) - \lambda_2 \frac{k s_k(t)}{\langle k \rangle} \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n l i_l(t) p(l) + \gamma i_k(t) \\ \frac{di_k(t)}{dt} = \lambda_1 C \frac{(C_1 - k)}{C_1} s_k(t) \sum_{l=0}^n i_l(t) p(l) + \lambda_2 \frac{k s_k(t)}{\langle k \rangle} \frac{(C_1 - C)}{C_1} \sum_{l=1}^n l i_l(t) p(l) - \gamma i_k(t), \end{cases} \quad (5)$$

其中 $k = 0, 1, 2, \dots, n$, $p(l) = N_l/N$.

可应用下一代矩阵方法^[25]计算系统(5)的传播阈值, 其中

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} \lambda_1 C p(0) & \lambda_1 C p(1) & \cdots & \lambda_1 C p(n) \\ \left(\lambda_1 C - \frac{\lambda_1 C}{C_1} \right) p(0) & \left(\lambda_1 C - \frac{\lambda_1 C}{C_1} + \frac{\lambda_2 \psi}{\langle k \rangle} \right) p(1) & \cdots & \left(\lambda_1 C - \frac{\lambda_1 C}{C_1} + \frac{n \lambda_2 \psi}{\langle k \rangle} \right) p(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\lambda_1 C - \frac{\lambda_1 C}{C_1} \right) p(0) & \left(\lambda_1 C - \frac{\lambda_1 C}{C_1} n + \frac{n \lambda_2 \psi}{\langle k \rangle} \right) p(1) & \cdots & \left(\lambda_1 C - \frac{\lambda_1 C}{C_1} n + \frac{n^2 \lambda_2 \psi}{\langle k \rangle} \right) p(n) \end{pmatrix}, \quad (6)$$

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} \gamma & \gamma & \cdots & \gamma \\ \gamma & \gamma & \cdots & \gamma \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma & \gamma & \cdots & \gamma \end{pmatrix}_{(n+1) \times (n+1)}, \quad (7)$$

式(6)中 $p(k)$ 表示传播初始时刻度为 k 的节点在耦合网络中所占的比例, $\psi = \frac{C_1 - C}{C_1}$, $k = 0, 1, \dots, n$.

可以推出, 传播阈值 T_0 为矩阵 \mathbf{FV}^{-1} 的谱半径, 其数学表达式为

$$T_0 = \frac{1}{2\gamma} \left(\lambda_1 C \varphi + \lambda_2 \frac{(C_1 - C) \langle k^2 \rangle}{C_1 \langle k \rangle} \right) + \frac{1}{2\gamma} \sqrt{\left(\lambda_1 C \varphi - \lambda_2 \frac{(C_1 - C) \langle k^2 \rangle}{C_1 \langle k \rangle} \right)^2 + 4\lambda_1 C \varphi \lambda_2 \frac{(C_1 - C) \langle k \rangle}{C_1}}, \quad (8)$$

其中 $\langle k \rangle$ 与 $\langle k^2 \rangle$ 分别表示网络的平均度与二阶矩, $\langle k \rangle = \sum_{k=0}^n kp(k)$, $\langle k^2 \rangle = \sum_{k=0}^n k^2 p(k)$, $\varphi = \frac{C_1 - \langle k \rangle}{C_1}$,

$k = 0, 1, \dots, n$.

传播阈值 T_0 与传染病动力学理论中有效再生数的意义是一致的, 它表示在初始时刻, 即 $t = 0$ 时, 耦合网络中都是知识需求者, 此时一个知识拥有者在遗忘这一知识所需的平均时间内, 将这一知识传播给其他员工的最大人数. 由以上论述可得, 如果 $T_0 < 1$, 那么知识拥有者的数量将逐渐减少为 0, 也就是说, 知识在网络中逐渐消失; 反之, 如果 $T_0 > 1$, 知识将在耦合网络中传播. 可以推出, $T_0 = 1$ 是区分知识在耦合网络中传播与否的阈值条件. 需要注意的是, 本节在计算传播阈值时设耦合网络是度不相关网络, 在此基础上得出了以上阈值条件.

下面探讨耦合网络的拓扑结构对传播阈值的影响. 首先, 如果耦合网络较为均质, 即不同节点度的差异性不大, 那么二阶矩 $\langle k^2 \rangle$ 是一个有限数, 由式 (8) 可以推出, 阈值 T_0 也是一个有限数. 其次, 如果这一耦合网络是一个无标度网络, 即各节点之间的连接状况(度数)具有非常高的不均匀分布性, 那么度分布可以表示为 $p(k) = Cf(k)k^{-\alpha}$, α 为幂指数^[14-16], 此时, 将出现两种情况:

1) 如果 $\alpha \leq 3$, 那么当节点度的最大值 n 特别大时, 即网络中存在单位时间内线下接触次数特别大的员工个体时, $\langle k^2 \rangle / \langle k \rangle$ 将会特别大. 在这样的参数设置下, 无论知识传播率系数多么小, 传播阈值仍大于 1, 也就是说, 此时传播阈值将消失, 知识在耦合网络中传播的门槛几乎为零. 以上结论说明, 耦合网络的拓扑结构对知识传播阈值有重要的影响, 当耦合网络具有足够高的异质性时, 由于此时网络中存在度非常大的 hub 节点, 基于这类节点的传播影响力非常大, 因此, 在知识传播率很小的情况下, 知识仍然会在耦合网络中传播.

2) 如果 $\alpha > 3$, 则二阶矩与平均度的比值 $\langle k^2 \rangle / \langle k \rangle$ 始终是一个有限数, 由式(8)可以推出阈值 T_0 也是一个有限数. 此时, 与第一种情况不同, 如果传播率很小, 阈值将很可能小于 1, 即知识在耦合网络中逐渐消失.

3 仿真分析

本节利用实际数据并应用 MATLAB 软件中的四阶龙格库塔方法对所建立的模型进行仿真分析, 研究如何使用企业社交媒体有效促进知识的传播, 制定相应管理策略. 利用文献[19]给出的某企业员工通过 Facebook 交流的部分好友关系数据作为企业社交媒体的网络结构数据集, 因受相关技术和信息安全所限, 无法获取在这一时间段内企业社交媒体中的知识内容与线下网络的拓扑结构数据. 因此, 对应的线下网络拓扑结构数据使用文献[19]给出的该企业员工的电话通信网络的网络结构数据集. 本文采用的企业社交媒体与线下网络的拓扑性质数据如表 1 所示.

表 1 企业社交媒体与线下社交网络的拓扑性质
Table 1 Topology properties of enterprise social media and offline social network

社交网络类型	节点数	边数	平均度	最大度	最小度	平均路径长度	聚类系数	度相关系数
企业社交媒体	769	16 656	43.318 6	79.518 0	13.822 2	非连通图	0.409 3	-0.065 3
线下社会网络	769	1 891	4.918 1	15.269 3	3.000 1	6.23 3	0.185 0	0.389 7

由于文献[19]给出的是 1 个月的数据, 因此本文以 1 个月为单位时间, 假设在初始时刻耦合网络中仅有 5 个知识拥有者, 其余均为知识需求者. 由表 1 可以看出, 这一耦合网络具有较短的平均路径和不明显的聚类特征, 因此可以将这一耦合网络看作是一个无标度网络, 根据文献[26, 27], 此时网络的度分布可以用 $p(k) = (\alpha - 1)m^{\alpha-1}k^{-\alpha}$ 表示, m 是网络的最小度, α 为幂指数. 研究指出, 一般地, $2 < \alpha \leq 3$ ^[27, 28]. 由表 1 可以看出, 文献[19]给出的耦合网络的最小度为 3.000 1. 因此, 取 $m = 3.000 1$. 根据文献[29-31], 在仿真中令幂指数 $\alpha = 3$, 并且当 $2 < \alpha \leq 3$ 时, α 取值的不同只是对知识传播的最终规模或达到最终传播规模所用时间有一定影响, 对本研究的结论不会有较大影响. 由表 1 可以看出, 耦合网络的平均度 $\langle k \rangle$ 为平均每一员工在单位时间内线下交流这一知识的次数 4.918 1, 即 $\langle k \rangle = 4.918 1$. 一个员工通过两种渠道进行知识交流的总次数的最大值 $C_1 = 79.518 0 + 15.269 3 = 94.787 3 \approx 95$. 在仿真中, 分别令知识拥有者

单位时间内通过企业社交媒体交流某一知识的平均次数 C 为 5, 15, 35, 55, 75, 95. 可以推出, 当 $C = 5$ 时, $C_1 - C = 90$. 以此类推, 当 $C = 15$ 时, $C_1 - C = 80$; 当 $C = 35$ 时, $C_1 - C = 60$; 当 $C = 55$ 时, $C_1 - C = 40$; 当 $C = 75$ 时, $C_1 - C = 20$.

员工通过企业社交媒体进行在线交流分享知识的效率一般小于线下分享知识的效率^[6], 因此, 企业社交媒体传播率系数 λ_1 小于线下传播率系数 λ_2 . 文献[15, 16]指出, 知识传播率系数与知识遗忘率系数取值的差距在 1 个数量级之内, 并且人们在获得某一知识后会将这一知识转化为自身知识体系的一部分, 在获得知识后一般不易将其彻底遗忘, 因此, 知识传播率系数 λ_1, λ_2 应大于知识遗忘率系数 γ . 不失一般性, 本文在仿真中取 $\lambda_2 = 2\lambda_1 = 10\gamma = 0.01$, 对于以上三个参数可能的其他取值对知识传播过程的影响, 在本节最后的鲁棒性分析中将进行验证.

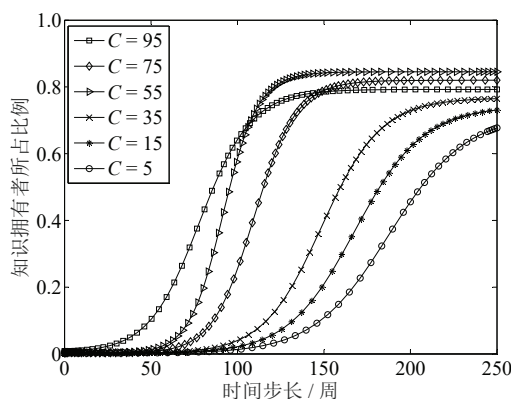


图1 企业社交媒体中知识交流次数的不同对耦合网络中知识传播过程的影响

Fig. 1 The effect of different times of knowledge exchange in enterprise social media on the process of knowledge transmission in the coupled network

从图1中看出, 知识拥有者所占比例的增长规律服从 Logistic 增长曲线, 当一个知识拥有者在单位时间内通过企业社交媒体交流这一知识的平均次数从 5 次增加到 15 次时, 或从 15 次增加到 35 次时, 趋于稳态时的知识拥有者所占比例都变大. 然而, 从 55 次增加到 75 次时, 或从 75 次增加到 95 次时, 趋于稳态时的知识拥有者所占比例都变小. 当 $C = 55$ 时, 趋于稳态时的知识拥有者所占比例达到最大. 造成以上现象的主要原因是, 随着 C 的逐渐增大, $\frac{C_1 - C}{C_1}$ 将逐渐变小, 也就是说, 随着知识拥有者单位时间内在企业社交媒体中交流知识的次数增大, 线下传播率将逐渐减小. 当 $C = 95$ 时, $C_1 - C = 0$, 此时知识拥有者在单位时间内线下交流知识的次数为 0, 即线下传播率为 0. 因此, 适当增大知识拥有者在单位时间内通过企业社交媒体交流知识的次数可以促进耦合网络中知识的传播. 然而, 知识拥有者在企业社交媒体中交流知识的次数过多, 由于人的注意力、时间和社交精力有限, 知识拥有者线下分享这一知识的次数将变小, 从而导致线下社交网络中知识的传播绩效过低, 此时, 整个耦合网络中知识的传播绩效将降低. 以上仿真结果说明, 管理者适当地鼓励员工在企业社交媒体中交流可以促进企业中知识的传播, 但一味地鼓励员工在企业社交媒体中交流将对整个耦合网络中知识的传播产生负面影响.

图1中, 当 $C = 55$ 时, $T_0 = 1.2022$; 当 $C = 75$ 时, $T_0 = 1.2013$; 当 $C = 95$ 时, $T_0 = 1.1533$; 当 $C = 35$ 时, $T_0 = 1.1253$; 当 $C = 15$ 时, $T_0 = 1.1109$; 当 $C = 5$ 时, $T_0 = 1.0748$. 可以看出, 以上每条传播曲线所对应的知识传播阈值都是大于 1 的, 并且传播阈值越大趋于稳态时的知识拥有者所占比例越大, 因此, 数值仿真结果与理论分析结果是一致的.

接下来比较在初始时刻知识拥有者数量的不同对知识传播的影响. 设初始时刻知识拥有者数量分别为 50, 60, 70, 80, 90, 令知识遗忘率系数 $\gamma = 0.01$, 其余参数取值与图 1 一致. 利用模型(3)对知识传播过程进行仿真, 仿真结果如图 2 所示. 从图 2 中看出, 当初始时刻知识拥有者的数量为 50 时, 知识逐渐消失; 当初始时刻知识拥有者的数量从 50 增加到 60 时, 知识将在耦合网络中扩散开来; 相较于初始时刻知识拥有

者的数量从 70 增加到 80, 当初始时刻知识拥有者的数量从 60 增加到 70 时, 趋于稳态时的知识拥有者所占比例有更显著的提高. 因此, 在节点总数不变的情况下, 增大初始时刻知识拥有者的数量对知识传播是有促进作用的, 但初始时刻每增加一个知识拥有者的促进作用是递减的.

图 2 中, $I(0) = \sum_{k=0}^n I_k(0)$ 表示初始时刻知识拥有者数量, 当 $I(0) = 50$ 时, $T_0 = 0.8970$; 当 $I(0) = 60$ 时, $T_0 = 1.0023$; 当 $I(0) = 70$ 时, $T_0 = 1.0935$; 当 $I(0) = 80$ 时, $T_0 = 1.1428$; 当 $I(0) = 90$ 时, $T_0 = 1.1547$. 可以看出, 当初始时刻知识拥有者数量为 50 时, 传播阈值 $T_0 < 1$, 从图 2 中看出知识逐渐消失; 其余情况传播阈值均大于 1. 因此, 理论分析结果与数值仿真结果相一致.

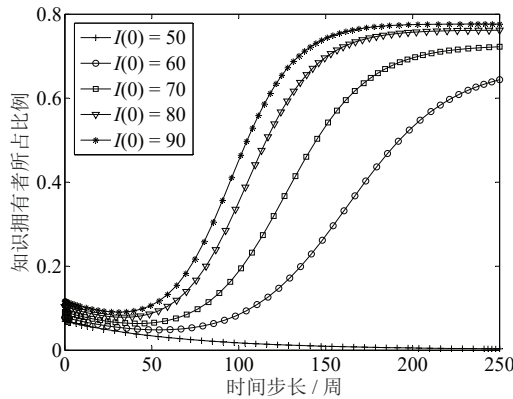


图 2 初始时刻知识拥有者的数量对知识传播的影响结果

Fig. 2 The effect of the number of knowledge owners at the initial moment on the dissemination of knowledge

最后, 对企业社交媒体传播率系数 λ_1 , 线下传播率系数 λ_2 以及知识遗忘率系数 γ 的取值与趋于稳态时耦合网络中知识拥有者所占比例的关系进行数值分析, 详见表 2 和表 3, 其余参数取值及网络结构数据与图 1 一致.

表 2 趋于稳态时知识拥有者所占比例率 $\left(\sum_{k=0}^n i_k\right)$ 随参数 λ_1, λ_2 变化情况 ($\gamma = 0.0001$)

Table 2 The proportion of knowledge disseminator in the steady state $\left(\sum_{k=0}^n i_k\right)$ changes with λ_1, λ_2 ($\gamma = 0.0001$)

		λ_2										
		0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.10
λ_1	0.000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.018 1
	0.001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.243 5	0.223 1
	0.002	0	0	0	0	0	0	0	0.212 4	0.285 7	0.372 3	0.354 9
	0.003	0	0	0	0	0	0	0.233 3	0.301 3	0.365 1	0.442 2	0.501 6
	0.004	0	0	0	0	0.213 0	0.243 1	0.312 4	0.380 0	0.401 3	0.498 4	0.540 8
	0.005	0	0	0	0.204 3	0.241 9	0.300 1	0.339 1	0.415 0	0.464 5	0.521 0	0.613 2
	0.006	0	0.213 5	0.232 6	0.233 3	0.284 5	0.317 0	0.388 0	0.414 9	0.520 8	0.610 4	0.669 3
	0.007	0.225 2	0.226 8	0.254 9	0.287 6	0.334 3	0.382 5	0.412 3	0.506 1	0.560 4	0.639 0	0.693 3
	0.008	0.233 4	0.241 6	0.241 1	0.312 1	0.337 3	0.413 6	0.485 1	0.516 2	0.602 3	0.682 1	0.711 5
	0.009	0.246 9	0.247 2	0.310 3	0.347 5	0.408 2	0.427 8	0.513 7	0.597 5	0.632 7	0.712 3	0.749 8
	0.010	0.256 5	0.288 0	0.330 3	0.381 6	0.438 7	0.508 4	0.579 8	0.636 8	0.689 9	0.739 6	0.776 2

表 3 趋于稳态时知识拥有者所占比例 $\left(\sum_{k=0}^n i_k\right)$ 随参数 λ_1, λ_2 变化情况 ($\gamma = 0.001$)

Table 3 The proportion of knowledge disseminator in the steady state $\left(\sum_{k=0}^n i_k\right)$ changes with λ_1, λ_2 ($\gamma = 0.001$)

		λ_2										
		0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.10
λ_1	0.000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.009 6
	0.001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.185 2
	0.002	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.268 0	0.348 2
	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0	0.250 6	0.332 8	0.402 9

表 3(续)
Table 3(Continue)

	λ_2										
	0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.10
	0.004	0	0	0	0	0	0	0.241 2	0.327 6	0.358 7	0.451 7
	0.005	0	0	0	0	0	0.215 3	0.300 9	0.384 1	0.445 7	0.500 0
	0.006	0	0	0	0	0	0.284 3	0.358 4	0.422 3	0.465 7	0.516 2
λ_1	0.007	0	0	0	0	0.218 6	0.343 4	0.408 5	0.465 2	0.515 0	0.558 7
	0.008	0	0	0	0.253 1	0.328 0	0.405 1	0.452 4	0.530 4	0.548 2	0.588 0
	0.009	0	0	0.215 1	0.312 4	0.380 2	0.440 3	0.501 4	0.537 4	0.578 2	0.615 4
	0.010	0	0	0.218 7	0.309 7	0.365 5	0.426 0	0.480 4	0.526 2	0.568 1	0.638 5

从表 2 和表 3 中看出, 随着 λ_1 或 λ_2 的增大, 趋于稳态时知识拥有者所占比例也增大. 同时, 随着 γ 的增大, 趋于稳态时知识拥有者所占比例逐渐减小. 因此, 本研究所建立的模型在不同参数设置下有较好的鲁棒性.

4 结束语

随着企业社交媒体的普及, 企业中知识的传播越来越呈现出“企业社交媒体与员工线下互动两种渠道交互影响”的特点. 如何加速两种渠道之间知识传播的相互促进, 减少它们的相互竞争, 成为互联网时代知识传播与共享的一个重要课题. 基于此, 本研究应用耦合网络理论, 建立企业社交媒体与员工线下互动双层耦合网络上的知识传播模型, 利用下一代矩阵方法推导出区分某一知识在这一耦合网络中传播与否的阈值条件, 采用理论分析和数值模拟相结合的方法, 系统地研究了企业社交媒体与线下一子网络间知识传播的交互作用机理.

本文的结论对企业中知识的有效传播具有一定的指导意义. 1) 企业中知识的传播依赖于企业社交媒体与员工线下互动两种传播渠道的融合与平衡, 仅使用一种渠道而忽略另一渠道, 将对企业中知识的传播产生抑制作用. 2) 企业可以增大员工线下交流频次之间的差异性, 使耦合网络的度分布具有足够高的异质性, 通过改变耦合网络的结构来促进知识的传播. 3) 企业可以在传播初始时刻适当地从其他企业引入知识拥有者, 通过增大传播初始时刻知识拥有者的数量来促进知识的传播, 但引入知识拥有者的数量不宜过多.

参考文献:

- [1] 徐建中, 朱晓亚, 贯 君. 基于演化博弈的制造企业研发团队知识转移网络演化. 系统工程学报, 2018, 146(2): 3-14.
Xu J Z, Zhu X Y, Guan J. Evolution of knowledge transfer network of R&D team in manufacturing enterprises based on evolutionary game theory. Journal of Systems Engineering, 2018, 146(2): 3-14. (in Chinese)
- [2] Osch V W, Steinfield C W. Strategic visibility in enterprise social media: Implications for network formation and boundary spanning. Journal of Management Information Systems, 2018, 35(2): 647-682.
- [3] Sun Y. The impact of enterprise social media platforms on knowledge sharing. Journal of Enterprise Information Management, 2019, 32(2): 233-250.
- [4] Leonardi P M. Ambient awareness and knowledge acquisition: Using social media to learn “who knows what” and “who knows whom”. MIS Quarterly, 2015, 39(4): 747-762.
- [5] Rode H. To share or not to share: The effects of extrinsic and intrinsic motivations on knowledge-sharing in enterprise social media platforms. Journal of Information Technology, 2016, 31(2): 152-165.
- [6] Lu B, Guo X, Luo N, et al. Corporate blogging and job performance: Effects of work-related and nonwork-related participation. Journal of Management Information Systems, 2015, 32(4): 285-314.
- [7] Panahi S, Watson J, Partridge H. Towards tacit knowledge sharing over social web tools. Journal of Knowledge Management, 2013, 17(3): 379-397.
- [8] Cowan R, Jonard N, Ozman M. Knowledge dynamics in a network industry. Technological Forecasting & Social Change, 2004, 71(5): 469-484.

- [9] Kim H, Park Y. Structural effects of R&D collaboration network on knowledge diffusion performance. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(5): 8986–8992.
- [10] Lin M, Li N. Scale-free network provides an optimal pattern for knowledge transfer. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2010, 389(3): 473–480.
- [11] 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. *管理科学学报*, 2013, 16(2): 1–11.
Wang W P, Zhang B. Emergence characteristics of knowledge flow in knowledge networks under dynamic relationship strengths. *Journal of Management Sciences in China*, 2013, 16(2): 1–11. (in Chinese)
- [12] Cowan R, Jonard N. Network structure and the diffusion of knowledge. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2004, 28(8): 1557–1575.
- [13] 张 薇, 徐 迪. 动态知识网络上的知识积累过程模型. *管理科学学报*, 2014, 17(11): 122–128.
Zhang W, Xu D. Modeling knowledge accumulation on the dynamic complex network. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(11): 122–128. (in Chinese)
- [14] Cao B, Han S H, Jin Z. Modeling of knowledge transmission by considering the level of forgetfulness in complex networks. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2016, 451(7): 277–287.
- [15] Wang H, Wang J, Ding L, et al. Knowledge transmission model with consideration of self-learning mechanism in complex networks. *Applied Mathematics and Computation*, 2017, 304(7): 83–92.
- [16] Wang H, Wang J, Small M, et al. Review mechanism promotes knowledge transmission in complex networks. *Applied Mathematics and Computation*, 2019, 340(1): 113–125.
- [17] Saumell-Mendiola A, Serrano M, Bogua M. Epidemic spreading on interconnected networks. *Physical Review E: Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2012, 86(2): 026106.
- [18] Wang Y, Jin Z, Yang Z, et al. Global analysis of an SIS model with an infective vector on complex networks. *Nonlinear Analysis Real World Applications*, 2012, 13(2): 543–557.
- [19] 于 凯, 荣莉莉, 郭文强, 等. 基于线上线下网络的舆情传播模型研究. *管理评论*, 2015, 27(8): 200–212.
Yu K, Rong L L, Guo W Q, et al. A model of public opinion dissemination on online-offline networks. *Management Review*, 2015, 27(8): 200–212. (in Chinese)
- [20] 李丹丹, 马 静. 双层社会网络上的舆情传播动力学分析. *系统工程理论与实践*, 2017, 37(10): 2672–2679.
Li D D, Ma J. Public opinion spreading dynamics in a two-layer social network. *System Engineering: Theory and Practice*, 2017, 37(10): 2672–2679. (in Chinese)
- [21] 朱晓霞, 刘萌萌, 沈羽翥, 等. 公共危机双层网络伪信息扩散与免疫阈值研究. *系统工程学报*, 2018, 33(5): 15–22.
Zhu X X, Liu M M, Shen Y H, et al. Study of false information diffusion and immunization thresholds on two-layered networks in public crisis. *Journal of Systems Engineering*, 2018, 33(5): 15–22. (in Chinese)
- [22] 席运江, 党延忠, 廖开际. 组织知识系统的知识超网络模型及应用. *管理科学学报*, 2009, 12(3): 12–21.
Xi Y J, Dang Y Z, Liao K J. Knowledge supernetwork model and its application in organizational knowledge systems. *Journal of Management Sciences in China*, 2009, 12(3): 12–21. (in Chinese)
- [23] Alavi M, Leidner D E. Review: Knowledge management and knowledge management systems: Conceptual foundations and research issues. *MIS Quarterly*, 2001, 25(1): 107–136.
- [24] Soffer S N, Vázquez A. Network clustering coefficient without degree-correlation biases. *Physical Review E: Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2005, 71(2): 057101.
- [25] Dreessche P, Watmough J. Reproduction numbers and sub-threshold endemic equilibria for compartmental models of disease transmission. *Mathematical Biosciences*, 2002, 180(12): 29–48.
- [26] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999, 286(5439): 509–512.
- [27] Zhang J P, Jin Z. The analysis of an epidemic model on networks. *Applied Mathematics and Computation*, 2011, 217(17): 7053–7064.
- [28] Albert R, Barabási A L. Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47–97.
- [29] Krapivsky P L, Redner S, Leyvraz F. Connectivity of growing random networks. *Physical Review Letters*, 2000, 85(21): 4629–4632.
- [30] Dickison M. Epidemics on interconnected networks. *Physical Review E: Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2012, 85(2): 1380–1404.