

动态关系强度下知识网络知识流动的涌现特性^①

王文平¹, 张兵^{1,2}

(1. 东南大学经济管理学院, 南京 210096; 2. 江苏行政学院管理工程部, 南京 210004)

摘要: 现有复杂知识网络研究大多只关注网络结构的影响, 而忽视网络中关系强度的作用. 文中采用多主体建模与仿真方法, 在分别具有小世界和无标度特征的复杂知识网络中, 研究在5种变化策略下, 动态关系强度对知识流动的影响. 结果表明, 依据不同策略改变主体间的关系强度, 所得网络的知识流动效率(用网络平均知识水平和知识流动速度衡量)和知识分布的均衡性(用网络知识分布方差衡量)呈现出不同的变化规律, 而且当关系强度变动概率取特定值时, 复杂知识网络的知识流动表现出高流速、高平均知识水平和低知识分布方差的涌现特征. 论文进一步分析了产生该涌现特性的机理, 指出网络关系强度分布的指数衰减, 对均衡状态下知识流动涌现特性的产生具有决定性影响.

关键词: 复杂知识网络; 知识流动; 关系强度; 仿真

中图分类号: F27 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2013)02-0001-11

0 引言

研究各类复杂网络中知识流动的规律和内在机理, 是近年来知识管理、组织学习及创新等领域的重要研究课题^[1-2]. 由企业、个人等不同主体间正式、非正式关系形成的知识网络是知识流动的重要载体^[3-7]. 知识网络中的正式或非正式关系, 本质上具有结构/关系二相性, 通常“结构”仅强调网络中存在的关系分布, “关系”则强调网络中关系的强度^[8]. 而关系强度对主体间信息、知识的流动具有重要作用. 如: Granovetter^[8]指出, 弱关系对于主体间信息, 特别是异质信息流动有特别重要意义, 甚至成为主体间异质信息流动的的必要条件; Krackhardt^[9]提出, 强关系的重要作用体现在隐性/复杂信息流动及控制两方面; 虽然网络是信息流动的主渠道, 但促进信息在网络中流动的动力却是主体间的关系强度^[10]; 文献[11]研究了通过降低网络免疫节点所关联的边的关系强

度, 使免疫后网络节点间既保持连通, 又使网络正常运行的免疫策略. Borgatti 和 Foster^[12]指出, 根据对关系及其功能看法的不同, 网络研究中存在结构主义(structuralism) 和连接主义(connection-ism) 结构主义注重网络的结构特征而忽视关系内容, 连接主义则相反. 而当前在对由大量主体构成的复杂知识网络的研究中, 大多秉承纯粹的结构主义而忽略了“关系”^[13]. 本文认为知识网络上知识流动的相关研究, 除考虑网络中关系的分布外, 关系强度分布的作用和影响更加值得关注.

自 Watts^[14, 15]及 Barabasi 和 Albert^[16, 17]分别发现小世界及无标度网络以来, 大量实验研究表明, 现实世界的科研合作网络、技术联盟网络等知识网络, 几乎都具有复杂网络结构特征^[18], 多项纯粹结构主义的研究也表明了当网络呈现复杂网络结构特征时, 网络上的信息、知识流动效率最高^[19-21], 而由大规模节点间形成的知识网络(如: 产业集群中的知识网络、互联网用户间形成

① 收稿日期: 2010-11-22; 修订日期: 2011-09-26.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70973017; 71172044; 71273047); 教育部人文社科规划资助项目(09YJA630020); 江苏高校哲学社会科学研究重大资助项目(2011ZDAXM009); 江苏省哲学社会科学研究基地资助项目(09JD018).

作者简介: 王文平(1966—), 女, 山东日照人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: wpwang@seu.edu.cn

的知识网络等) 具有小世界及无标度结构特征^[22]; 那么, 在众多具有小世界、无标度结构特征的复杂知识网络上, 网络关系强度分布对知识流动效率和均衡性(类似于文献 [19], 知识流动效率用群体平均知识量及知识传播速度衡量, 知识流动均衡性用群体知识分布方差衡量。) 又有怎样的影响? 不同关系强度下, 复杂知识网络上知识流动又会呈现怎样的特性? 这些影响和特性分别在复杂知识网络的小世界、无标度特征下是否会有所不同? 这些尚未解决的问题成为本文研究的内容。

1 仿真模型

1.1 网络模型

小世界及无标度网络是复杂网络的两种典型代表, 本文分别采用标准的 WS 小世界模型^[14, 15]和 BA 无标度模型^[16], 作为知识流动的载体网络, 具体的网络生成算法分别见文献 [23] 及 [24]。

1.2 知识流动模型

知识流动是知识从一个主体流到另一个主体的过程, 此过程的微观经济学模型大体可以分为两类, 即交易型和广播型, 两者的本质区别在于知识在两主体间流动是否有条件^[25]。与交易型比较, 广播型由于不需要考虑交易条件的影响, 更适用于比较不同网络结构或固定网络结构上不同广播模式下知识流动的绩效^[25]。本文在保持网络结构的小世界或无标度特性不变的基础上, 探索改变关系强度分布是否能进一步优化知识流动效率, 故采用知识流动的广播模型。

假设有 N 个主体构成的小世界或无标度网络, 主体平均邻居主体数目为 n 。在 t 时刻, 主体 i 随机具有一个知识值 $k_{ij,t}$ (交易模型下一般将主体知识设为向量, 而广播模型下一般用标量), 主体 i 与 j 间存在关系, 关系强度为 $r_{ij,t}$ ($0 < r_{ij,t} \leq 1$)。若将主体间关系看作知识流动的管道, 则主体间关系越强, 该管道的摩擦系数越小, 反之则越大。相互接触两物体间的压力差必须超过最大静摩擦力时才能滑动, 与之类似, 两主体间知识差必须足以克服该管道的最大阻力(如: 知识流动中的损耗等) 时, 知识才能流动。设 t 时刻存在关系的两

主体 i 与 j 间知识差为 $k_{ij,t}$ ($k_{ij,t} > 0$) 知识流动条件为

$$k_{ij,t} > \frac{k_{j,t}}{10}(1 - r_{ij,t}) \tag{1}$$

与典型广播模型类似, 当主体 i 与 j 间知识差满足该流动条件时, $t + 1$ 时刻主体 j 的知识 $k_{j,t+1}$ 为

$$k_{j,t+1} = k_{j,t} + \frac{k_{ij,t}r_{ij,t}}{10} \tag{2}$$

当群体中所有存在关系的主体间知识差均不满足其间的知识流动条件时, 网络达到均衡状态。

1.3 关系强度变动概率

纯粹结构主义观点实质上是将群体中每对主体间关系的强度看成是相同的, 类似于均匀网络, 无疑这是一种极端; 与之相对应, 另一极端是群体中主体间关系强度为随机分布, 类似于随机网络。在均匀网络上以概率断开原有连接并随机重新连接, 随着该连接变动概率在区间 $(0, 1]$ 上变动, 产生了不同的网络结构。Watts 等发现当连接变动概率处于一段小区间内时, 对应的网络空间中会产生小世界网络。与之类似, 以概率 p 选择主体并让其依据一定的策略改变和邻居主体间的关系强度, 随着该强度变动概率 p 在区间 $(0, 1]$ 上变动, 在关系强度均匀分布网络及关系强度随机分布网络之间, 也将产生关系强度的不同分布。那么, 强度变动概率 p 是否存在特定的小区间, 当强度变动概率位于该小区间时, 会产生使知识流动具有特定涌现特性的复杂知识网络呢?

1.4 关系强度变动策略

当以强度变动概率 p 选中主体 i 后, 设主体 i 的伙伴主体集合为 A_i , t 时刻主体 i 分别依据强度优先、知识优先、度优先、距离优先及随机选择 5 种策略, 从其伙伴主体集合 A_i 中偏好选择邻居主体 j 。所谓强度优先、知识优先、度优先策略, 分别指主体优先与关系强度较强或知识水平较高或度数较大的主体加强或建立关系; 而距离优先策略则指选择空间距离较近的主体建立或加强关系。当邻居主体 j 分别按上述策略被选中后, $t + 1$ 时刻主体 i 与 j 间的关系强度 $r_{ij,t+1}$ 调整为

$$r_{ij,t+1} = r_{ij,t} + \varepsilon, j \in A_i \tag{3}$$

由于主体资源的有限性, 故假设主体 i 同时从其伙伴主体集合 $A_i - \{j\}$ 中随机选择一主体 k 并减

弱期间的关系强度 $r_{ik,t}$, 减弱后的关系强度 $r_{ij,t+1}$ 调整为

$$r_{ik,t+1} = r_{ik,t} - \varepsilon, k \in A_i - j \quad (4)$$

其中小正数 ε 为关系强度变化值.

2 仿真分析

与文献 [19] 类似, 本文从群体知识水平均值、知识流动速度两方面衡量网络知识流动效率, 从知识分布方差衡量知识流动所形成的知识分布的均衡性.

2.1 参数设置

针对小世界网络, 设有 100 个主体构成的均匀网络, 每个主体和距其最近的 8 个邻居主体有连接, 即网络密度约为 8% 并保持不变(一般局部交互模型可不考虑网络密度的影响). 以小概率随机切断该均匀网络中的连接并随机重新连接后, 产生小世界网络. 本文以 0.09 这一小概率重复 50 次(小概率的具体值, 只要能产生小世界网络, 可以任意选取, 文献 [19] 中在 0.09 这一小概率下产生的小世界网络知识流动效率最高, 故此处亦取 0.09) 获得了 50 个小世界网络构成的网络空间, 作为知识流动的小世界基础网络架构.

针对无标度网络, 设有 120 个主体构成的无标度网络(在保证产生复杂网络涌现特性对网络规模的要求, 又考虑实验条件下计算时间, 在二者之间折衷确定主体数目), 依据文献 [23] 中提出的算法运行 50 次, 获得了 50 个无标度网络构成的网络空间, 作为知识流动的基础网络架构.

主体初始知识值在区间 $(0, 1)$ 上随机分布, 即初始主体知识值均很小. 为了便于观察知识流动的效果, 需要在群体内设置一定数目具有较高知识值的专家主体, 本模型针对小世界及无标度网络分别在群体中随机选取 6 及 10 个主体并将其初始知识值设为 10(在保证知识流动效果可观察的前提下, 仿真中可任意选取专家主体的数目及初始知识值).

针对小世界及无标度网络, 初始每条连接均有相同的初始关系强度, 其值分别 0.2 及 0.3, 即初始网络是关系强度的均匀网络; 关系强度变化值 ε 分别取为 0.05 及 0.01. 理论上群体初始强度值(即不变的群体关系强度均值)越大, 网络知识流动的效率越高. 对初始强度值的敏感性分析表明, 初始关系强度值的选取并不改变本文的研究结论.

对于每种策略, 强度变动概率 p 在区间 $[0.001, 1]$ 变化. 对于每种策略下每个强度变动概率 p 在网络空间的每个网络架构上分别运行 50 次, 以其均值作为该网络架构在对应策略及对应强度变动概率下的相应知识流动效率指标值. 对网络空间中 50 个网络架构知识流动效率指标值取均值, 得到每种策略下随着强度变动概率变化对应的网络知识流动效率指标曲线, 相应值 95% 置信区间用垂直线表示.

2.2 群体知识水平均值

图 1 及图 2 分别给出了不同策略下基于小世界网络及无标度网络随着强度变动概率变化群体知识水平均值的半对数坐标演化曲线.

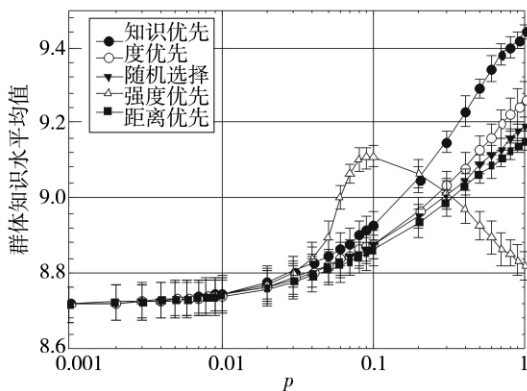


图 1 小世界网络不同策略下群体知识水平均值
Fig. 1 Average knowledge levels under different policies of small-world networks

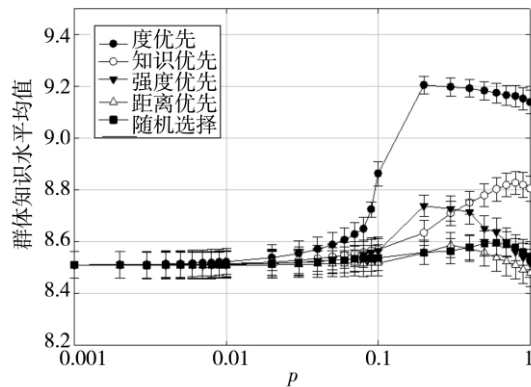


图 2 无标度网络不同策略下群体知识水平均值
Fig. 2 Average knowledge levels under different policies of scale-free networks

由图 1 可以看出,在区间 $[0.001, 0.01]$ 内,随着强度变动概率的增加,每种策略下群体平均知识水平均缓慢增长,但在区间 $[0.01, 1]$ 内,强度优先策略和其他策略出现差异.其他策略下,随着强度变动策略的增加,群体平均知识水平始终快速增长.尽管在增长速度上有所差异,但增长趋势基本类似.而在强度优先策略下,群体平均知识水平迅猛增长,在 0.1 处达到顶点,但随即快速降低.

由图 2 可以看出,首先,均衡状态时群体平均知识水平随着强度变动概率的变化并非是非线性而是非线性的,典型的表现为形态各异的 S 型曲线,具有程度不等的阶段性特征.其次,均衡状态时,不同策略下群体平均知识水平随着强度变动概率的演化规律具有差异性.

从强度变动概率角度,均衡状态下,群体平均知识水平随着强度变动概率的变化呈现出程度不等的阶段性特征.当强度变动概率极小时(大致位于区间 $[0.001, 0.01]$ 内),群体平均知识水平基本保持不变.随着强度变动概率的增加,群体平均知识水平也随之缓慢提高.当强度变动概率值继续增加时,群体平均知识水平急剧上升,但并非持续单调上升,当强度变动概率增加到一定值时,它不但没有提高甚至呈现程度不等的下降趋势.

不同策略下群体平均知识水平随着强度变动概率的变化具有较明显的差异,随着强度变动概率的变化,基于度优先的策略能够达到最高的群体平均知识水平,其次分别为知识优先及强度优先策略,而基于距离优先及随机策略的群体平均知识水平基本无变化.

2.3 群体知识分布方差

图 3 及图 4 分别给出了不同策略下基于小世界网络及无标度网络上群体知识分布方差随着强度变动概率的半对数坐标变化曲线.由图 3 可以看出,在区间 $[0.001, 0.01]$ 内,每种策略下群体知识分布方差都几乎无变化,但在区间 $[0.01, 1]$ 内,强度优先策略和其他策略间出现差异.在区间 $[0.01, 0.1]$ 内,其他 4 种策略下群体知识分布方差极其缓慢的增长,而在强度优先策略下,群体知识方差表现出骤升骤降两种截然相反的过程,在 0.06 处达到顶点,随后迅猛下降,在 0.1 附近达到最低点.

图 4 中,随着强度变动概率的变化,均衡状态时不同策略下群体知识分布方差演化出现异常明

显的区别.首先,在群体平均知识水平急剧上升阶段,基于度优先策略下的群体知识分布方差先是急剧上升,在强度变动概率等于 0.1 处达到顶点,随后急剧下降并在 0.2 处达到低点后,随着强度变动概率的进一步增加基本保持不变.其次,在基于强度优先策略下,当强度变动概率位于区间 $[0.07, 0.2]$ 内时,群体知识分布方差快速上升,其后随着强度变动概率的继续增加,虽有微小起伏但基本保持平稳.最后,基于知识优先、距离优先及随机策略的群体知识分布方差随着强度变动概率增加始终保持不变,并始终处于最低水平.

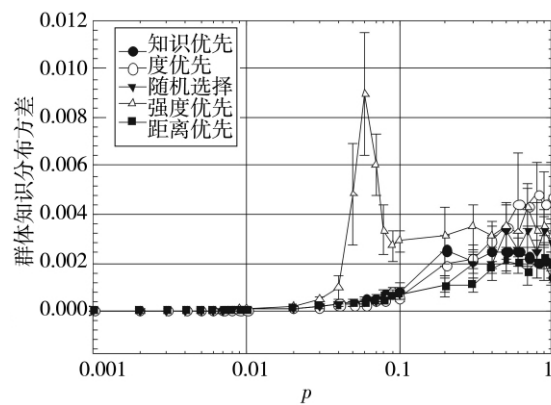


图 3 小世界网络不同策略下群体知识分布方差
Fig. 3 Knowledge variances under different policies of small-world networks

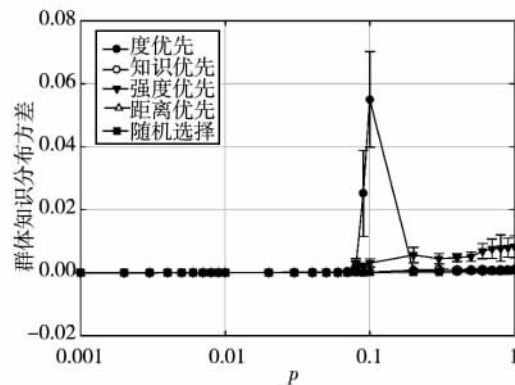


图 4 无标度网络不同策略下群体知识分布方差
Fig. 4 Knowledge variances under different policies of scale-free networks

2.4 群体知识流动速度

不同策略下基于小世界及无标度网络上群体知识流动速度随强度变动概率的变化趋势分别见图 5 及图 6.

由图 5 可以看出,在区间 $[0.001, 0.01]$ 内,各种策略下网络达到均衡状态需要的时间(用仿真运行轮数表示)基本无差异,且随着强度变动

概率的增加基本保持不变. 在区间 $[0.01, 1]$ 内, 和均值与方差变化类似, 又是强度优先策略与其他策略间出现了明显的分化. 在其他策略下, 虽然增长速度有所不同, 但增长趋势基本类似. 而在强度优先策略下, 随着强度变动概率的增加, 网络达到均衡需要的时间先迅猛增加, 在约 0.08 处达到顶点, 随后又迅猛降低, 在约 0.2 处达到最低点后, 又近乎直线上升.

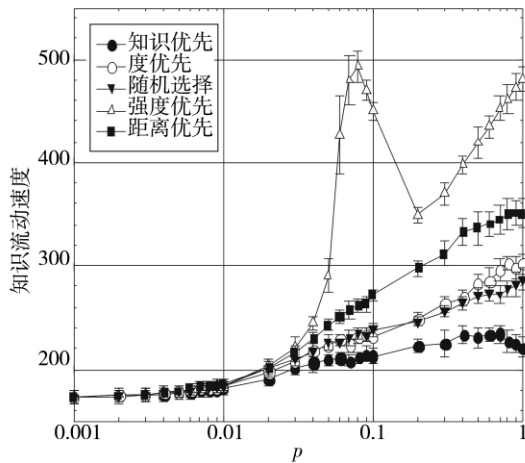


图 5 小世界网络上不同策略下知识流动速度

Fig. 5 Flow velocities of knowledge under different policies of small-world networks

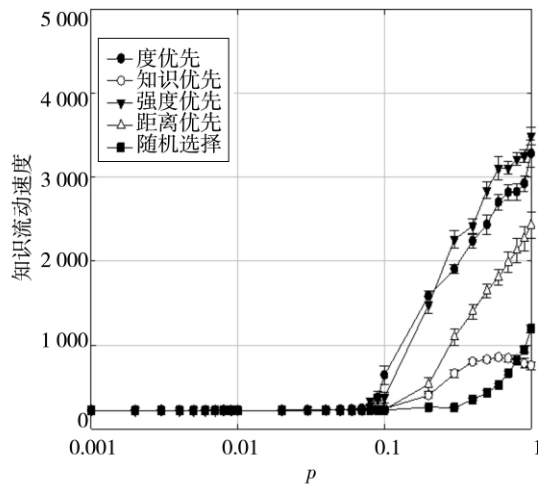


图 6 无标度网络上不同策略下知识流动速度

Fig. 6 Flow velocities of knowledge under different policies of scale-free networks

由图 6 可以看出, 当强度变动概率小于 0.07 时, 无论基于何种策略, 网络知识流动达到均衡状态的速度均极快, 且随着强度变动概率的增加基本保持不变. 但当强度变动概率继续增加时, 网络

知识流动达到均衡状态的速度开始放缓, 且在各种策略间出现区别.

当强度变动概率高于 0.07 时, 随着强度变动概率的增加, 基于度优先、强度优先及距离优先策略的网络知识流动达到均衡状态所需的仿真轮数几乎呈现直线上升趋势; 基于随机策略时, 在强度变动概率达到 0.3 以前, 知识流动达到均衡所需的仿真轮数基本保持不变, 但随着强度变动概率的进一步增加, 也逐渐呈现快速上升趋势; 基于知识优先策略时, 当强度变动概率超过 0.1 后, 网络知识流动达到均衡所需的仿真轮数快速上升, 但当强度变动概率达到 0.6 以后, 随着强度变动概率的增加, 达到均衡所需的仿真轮数随之轻微下降.

2.5 知识流动涌现特性

由衡量网络知识流动效率和均衡性的 3 个指标随着强度变动概率 p 的变化趋势, 可以明显看出, 无论主体基于何种策略改变其和邻居主体之间的关系强度, 所得网络的知识流动效率较强度均匀分布网络都有极大的提高. 当强度变动概率位于区间 $[0.001, 0.01]$ 内, 此时改变强度的关系数目极少, 所得网络近似于初始的强度均匀分布网络. 由上述图像可以看出, 此时的群体知识水平均值、知识分布方差及流动速度变化均不大. 但当强度变动概率进一步增加时, 无论基于何种策略, 衡量网络知识流动效率和均衡性的 3 个指标值均显著增加.

由图 1 ~ 图 6 可以看出, 在小世界及无标度网络上、分别基于强度优先及度优先策略时, 当强度变动概率处于一个小区间时 (小世界网络架构上基于强度优先策略时在 0.1 附近、无标度网络架构上基于度优先策略时在 0.2 附近), 网络知识流动达到高均值、低方差、较高流动速度这一较理想的状态, 且在此区域内网络知识流动效率及均衡性对于强度变动概率具有高度的敏感性.

2.6 知识流动涌现特性产生的机理

上述仿真分析发现, 小世界网络架构上知识流动涌现特性出现于强度优先策略下, 而在无标度网络架构上该现象出现于度优先策略下. 欲究其原因, 需进一步研究知识流动涌现特性产生的内在机理.

关系强度变动概率与策略的不同, 实质上是通过影响关系强度宏观分布进而对网络知识流动产生影响. 以小世界网络架构为例, 由于在小世界网络上强度优先策略与其他策略差异异常明显,

而其他策略间差异不明显,故可将小世界网络上的5种策略分为两类,即以强度优先为代表的第1类策略和以知识优先为代表的第2类策略.在强度优先与知识优先两类策略下,当关系强度变动概率分别处于0.01、0.1、1三个临界值,网络达到所有主体知识属性值不再变化的均衡状态时,关系强度分布分别如图7、图8所示.

可以看出,当关系强度变动概率 $p = 0.01$ 时,

两类策略下网络关系强度分布均近乎泊松分布.但当 $p = 0.1$ 及1时,两类策略下的关系强度分布表现出明显差异. p 等于1时强度优先及知识优先策略下网络关系强度分布,可以分别采用指数衰减及多项式衰减模型进行拟合.两类策略下修正后的判定系数分别为1.0及0.994.如图9,而 p 等于0.1时的拟合曲线较 $p = 0.01$ 时更分别逼近指数衰减及多项式衰减.

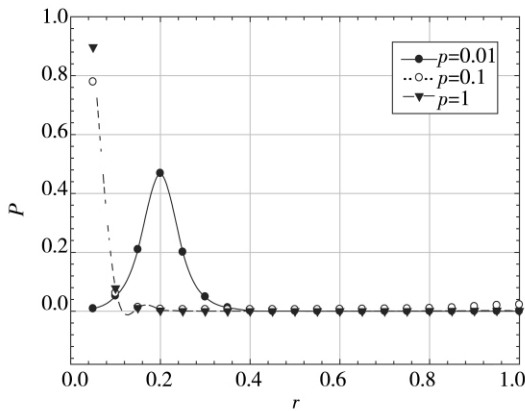


图7 强度优先策略下关系强度分布

Fig. 7 Probability distributions of relation strength under strength preferential policy

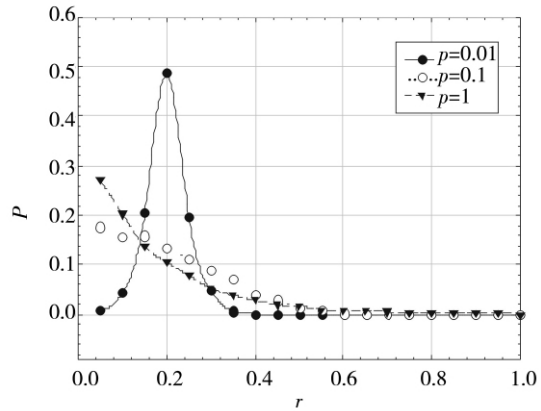


图8 知识优先策略下关系强度分布

Fig. 8 Probability distributions of relation strength under knowledge preferential policy

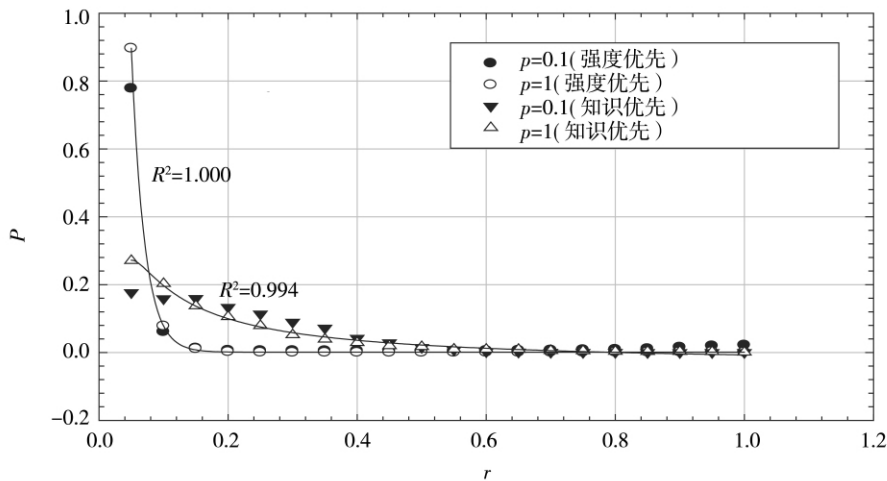


图9 两类策略下关系强度分布曲线拟合

Fig. 9 Curve fits of relation strength under both policies

因此,当关系强度变动概率 p 在区间 $(0, 1)$ 内由小到大增加时,在强度优先策略,网络关系强度分布逐渐由泊松分布演变为指数衰减;在以知识优先策略下,网络关系强度分布逐渐由泊松分布演变为多项式衰减.特别地,当关系强度变动概率 p 增加到0.1时,两种策略下网络关系强度分布即已分别逼近指数衰减及多项式衰减.可以看出,

网络关系强度分布具有适当的衰减速度,促成了知识流动高均值、低方差、较高流动速度的涌现特征,该涌现特征所对应的关系强度变动区域,亦即网络关系强度分布具有适当衰减速度的演化区间.而在知识优先策略下,由于其偏好选择依据不如强度优先策略下明确,导致了网络关系强度分布的衰减速度偏慢,从而无法出现知识流动涌现

特性, 当其偏好选择依据进一步明确、网络关系强度分布衰减速度加快时, 同样会出现该涌现特性.

无标度网络架构下, 基于度优先策略时, 当关系强度变动概率为 0.01 时, 均衡状态下网络知识流动效率和均衡性处于低点, 此时网络关系强度服从泊松分布; 当关系强度变动概率增加到 0.1 时, 均衡状态下网络知识流动效率处于急剧上升中, 此时网络关系强度分布服从指数衰减; 当关系强度变动概率继续增加至 0.2 时, 均衡状态下网络知识流动效率处于高点, 此时网络关系强度分布服从具有高斯衰减截断尾部的指数衰减. 而在随机策略下, 当关系强度变动概率由小到大变化时, 未出现知识流动的涌现性特征. 同时, 其网络关系强度分布随着关系强度变动概率的增加, 跨越了指数衰减这一变化过程(相关仿真图象由于篇幅所限, 在此略去). 因此, 可以得到与小世界网络架构下一致的结论: 网络关系强度分布具有适当的衰减速度, 促成了知识流动高均值、低方差、较高流动速度的涌现特征的产生, 该涌现特征

所对应的关系强度变动区域, 亦即网络关系强度分布具有适当衰减速度的变化区间.

2.7 敏感性分析

小世界网络上, 以强度优先为代表的第 1 类策略和以知识优先为代表的第 2 类策略下, 网络初始关系强度值分别为 0.1 及 0.3 时的网络知识流动效率如图 10 ~ 图 12 所示. 无标度网络上, 度优先策略与其他策略间的区分差异没有小世界网络上那么明显, 故其敏感性分析考虑了 5 种策略.

初始关系强度值分别为 0.1 及 0.5 时网络知识流动效率如图 13 ~ 图 18 所示. 由图 10 ~ 图 18 可以看出, 无论基于小世界网络架构还是无标度网络架构, 不同策略下网络知识流动效率和均衡性在不同网络初始关系强度值下具有相似性, 特别是当基于小世界网络架构上的强度优先策略及无标度网络架构上的度优先策略时, 知识流动涌现特性均在关系强度变动概率的相似位置出现, 从而表明了本文结果对网络初始关系强度值具有稳定性.

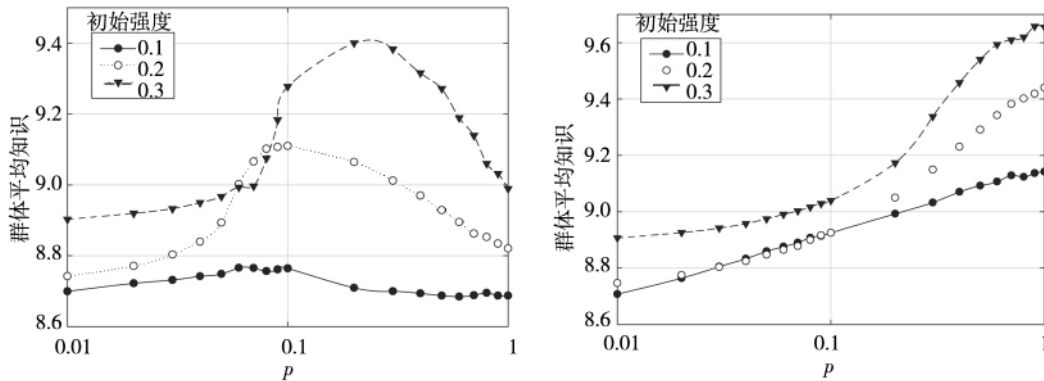


图 10 小世界网络上不同初始强度下的群体平均知识(左图基于强度优先策略, 右图基于知识优先策略)

Fig. 10 Average knowledge levels under different initial strength values (the left is strength preferential and the right is knowledge preferential) on small-world networks

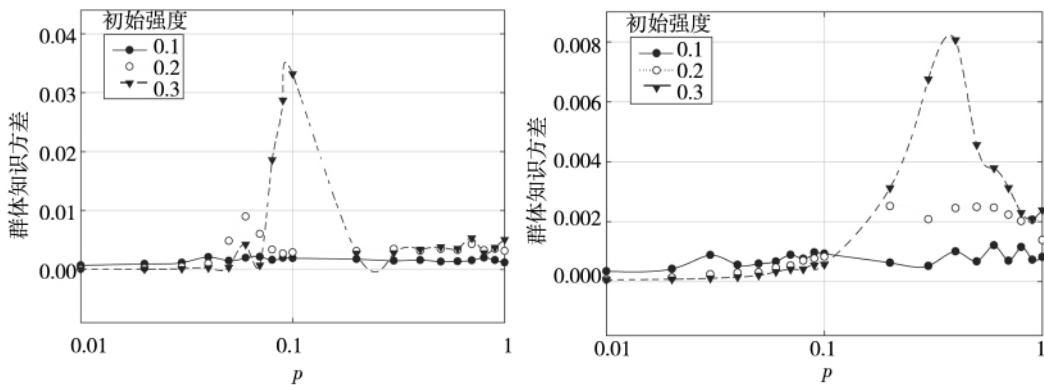


图 11 小世界网络上不同初始强度下的群体知识方差(左图基于强度优先策略, 右图基于知识优先策略)

Fig. 11 Knowledge variances under different initial strength values (the left is strength preferential and the right is knowledge preferential) on small-world networks

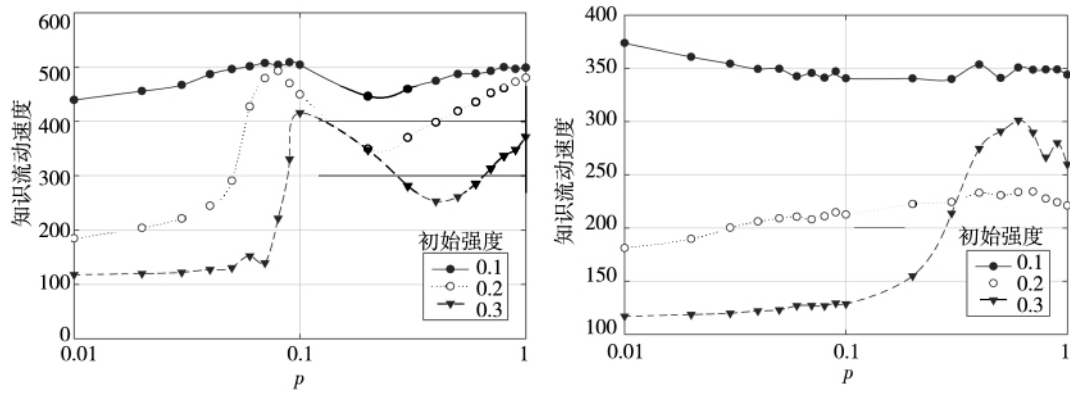


图 12 小世界网络上不同初始强度下的知识流动速度(左图基于强度优先策略,右图基于知识优先策略)

Fig. 12 Flow velocities of knowledge under different initial strength values (the left is strength preferential and the right is knowledge preferential) on small-workld networks

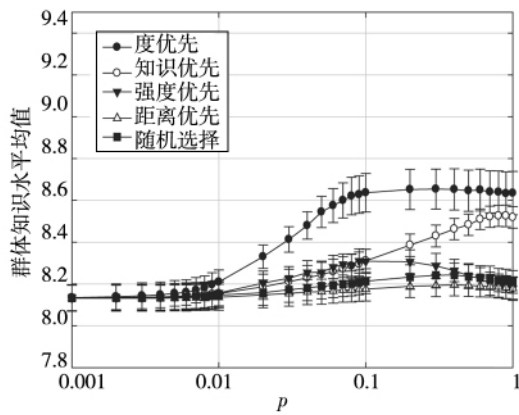


图 13 初始强度 0.1 下的群体平均知识水平

Fig. 13 Average knowledge levels with initial strength 0.1

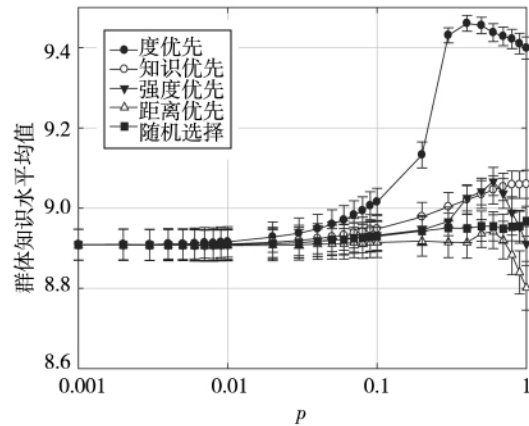


图 14 初始强度 0.5 下的群体平均知识水平

Fig. 14 Average knowledge levels with initial strength 0.5

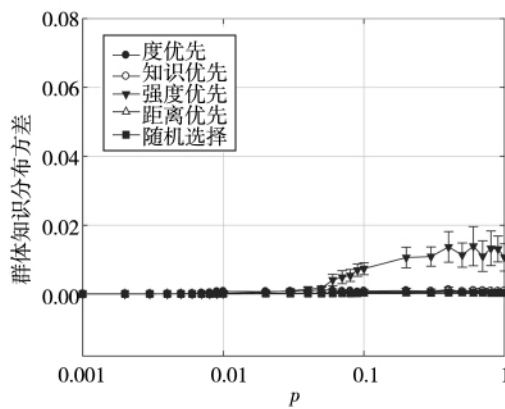


图 15 初始强度 0.1 下的群体平均知识方差

Fig. 15 Average knowledge variances with initial strength 0.1

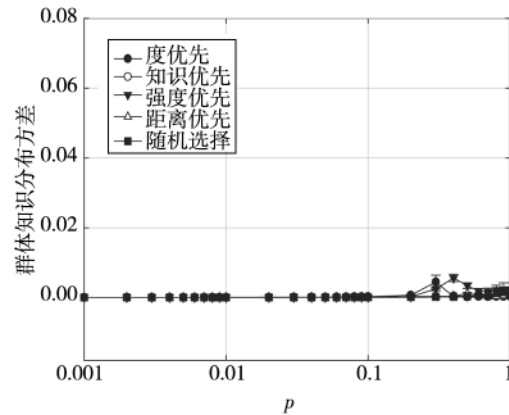


图 16 初始强度 0.5 下的群体平均知识方差

Fig. 16 Average knowledge variances with initial strength 0.5

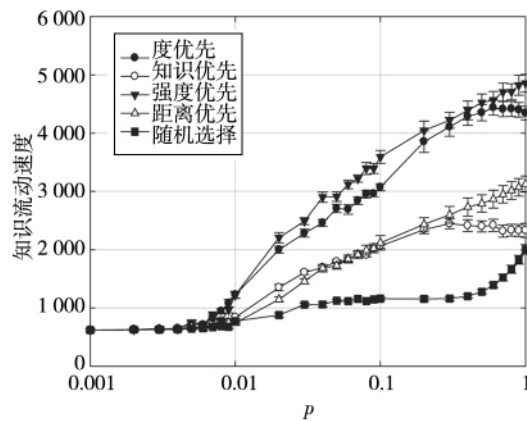


图 17 初始强度 0.1 下的知识流动速度

Fig. 17 Velocities of knowledge flow with initial strength 0.1

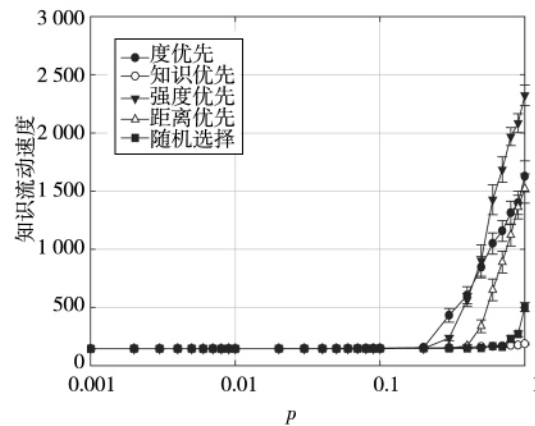


图 18 初始强度 0.5 下的知识流动速度

Fig. 18 Velocities of knowledge flow with initial strength 0.5

3 结束语

通过建立知识流动模型,分析关系强度变动策略,以及设定主体及其知识属性参数,建立了小世界网络和无标度网络架构下的多主体仿真模型,通过仿真分析,研究了知识网络关系强度变动对网络群体的平均知识水平、知识分布方差及知识流动速度的影响,得到以下结论:

1) 在小世界网络上,基于强度优先策略时,当关系强度变动概率处于 0.1 附近时,网络知识流动出现高均值、低方差、较高流动速度的涌现特性,且在此区域内网络知识流动效率及均衡性对于强度变动概率具有高度的敏感性;

2) 在无标度网络上,基于度优先策略时,当关系强度变动概率处于 0.2 附近时,网络知识流动出现高均值、低方差、较高流动速度的涌现特性,且在此区域内网络知识流动效率及均衡性对于强度变动概率具有高度的敏感性;

3) 在小世界网络上,当关系强度变动概率 p 在区间 $(0, 1)$ 内由小到大增加到 0.1 附近时,在强度优先策略(即能够产生知识流动涌现特性的策略)下,网络关系强度分布逐渐由泊松分布演

变为指数衰减;

4) 在无标度网络上,基于度优先策略(即:能够产生知识流动涌现特性的策略)时,当关系强度变动概率 p 在区间 $(0, 1)$ 内由小到大增加到 0.2 附近时,网络关系强度分布逐渐由泊松分布演变为指数衰减,进而演变为具有高斯衰减截断尾部的指数衰减;

5) 无论是在小世界网络还是无标度网络上,网络关系强度分布具有适当的衰减速度,促成了知识流动涌现特征的产生,且该涌现特征所对应的关系强度变动区域,亦即网络关系强度分布具有适当衰减速度的变化区间。

6) 无论是在小世界网络还是无标度网络上,知识流动涌现特性对网络初始关系强度值具有稳定性。

在本文研究的基础上,尚存在以下问题有待进一步探索: 1) 本文提出的复杂知识网络知识流动涌现特性在实际复杂知识网络(如:产业集群网络、区域创新网络等)中的实证或案例研究及管理意义; 2) 本文研究建立的多主体仿真模型中,未对主体及知识类型加以区分,后续研究应进一步考虑异质化主体及知识的显性和隐性特征对研究结论的影响。

参考文献:

- [1] Pittaway L, Robertson M, Munir K, et al. Networking and innovation: A systematic review of the evidence [J]. International Journal of Management Reviews, 2004, 5/6(3/4): 137-168.
- [2] 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 [J]. 管理科学学报, 2009, 12(3): 12-21.

- Xi Yunjiang , Dang Yanzhong , Liao Kaiji. Knowledge supernetwork model and its application in organizational knowledge systems[J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2009 , 12(3) : 12 – 21. (in Chinese)
- [3] Allen T J. *Managing the Flow of Technology* [M]. Cambridge , MA: MIT Press , 1977: 20 – 25.
- [4] Cross R , Prusak L , Parker A , et al. Knowing what we know: Supporting knowledge creation and sharing in social networks [J]. *Organizational Dynamics* , 2001 , 30(2) : 100 – 120.
- [5] Cross R , Nohria N , Parker A. Six myths about informal networks and how to overcome them[J]. *MIT Sloan Management Review* , 2002 , 43(3) : 66 – 75.
- [6] Cross R , Parker A. *The Hidden Power of Social Networks* [M]. Boston: Harvard Business School Press , 2004: 10 – 12.
- [7] Allen J , James A D , Gamlen P. Formal versus informal knowledge networks in R&D: A case study using social network analysis [J]. *R&D Management* , 2007 , 37(3) : 179 – 196.
- [8] Granovetter M S. The strength of weak ties [J]. *The American Journal of Sociology* , 1973 , 78(6) : 1360 – 1380.
- [9] Krackhardt D. The Strength of Strong Ties: The Importance of Philos in Networks and Organizations [M] // Nohria N , Eccles R G. *Networks and Organizations* , Cambridge: Harvard Business School Press , 1992: 1 – 3.
- [10] Cowan R. *Network Models of Innovation and Knowledge diffusion* [M] // Breschi S , Malerba F. *Clusters , Networks and Innovation*. Oxford: Oxford University Press , 2006: 29 – 53.
- [11] 马英红 , 李慧嘉 , 张晓东. 赋权网络中的弱化免疫研究 [J]. *管理科学学报* , 2010 , 13(10) : 32 – 39.
Ma Yinghong , Li Huijia , Zhang Xiaodong. Some researches on weakened immunization for weighted network [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2010 , 13(10) : 32 – 39. (in Chinese)
- [12] Borgatti S P , Foster P C. The network paradigm in organizational research: A review and typology [J]. *Journal of Management* , 2003 , 29(6) : 991 – 1013.
- [13] 张 兵 , 王文平. 知识流动的小世界——基于关系强度的观点 [J]. *科学学研究* , 2009 , 27(9) : 1312 – 1321.
Zhang Bing , Wang Wenping. Small world of knowledge flowing: From a relation strength point of view [J]. *Studies in Science of Science* , 2009 , 27(9) : 1312 – 1321. (in chinese)
- [14] Watts D , Strogatz S. Collective dynamics of small-world networks [J]. *Nature* , 1998 , 393: 440 – 442.
- [15] Watts D. Dynamics and the small-world phenomenon [J]. *American Journal of Sociology* , 1999 , 105(2) : 493 – 527.
- [16] Barabási A L , Albert R. Emergence of scaling in random networks [J]. *Science* , 1999a , 286(5439) : 509 – 512.
- [17] Barabási A L , Albert R , Jeong H. Mean-field theory for scale-free random networks [J]. *Physics A* , 1999b , 272: 173 – 187.
- [18] Newman M E J. The structure and function of complex networks [J]. *Society for Industrial and Applied Mathematics* , 2003 , 45(2) : 167 – 256.
- [19] Cowan R , Jonard N. Network structure and the diffusion of knowledge [J]. *Journal of Economic Dynamics & Control* , 2004a , 28: 1557 – 1575.
- [20] Cowan R , Jonard N , Ozman M. Knowledge dynamics in a network industry [J]. *Technological Forecasting & Social Change* , 2004b , 71: 469 – 484.
- [21] Schilling M A , Phelps C C. Interfirm collaboration networks: The impact of large-scale network structure on firm innovation [J]. *Management Science* , 2007 , 53(7) : 1113 – 1126.
- [22] 张 兵 , 王文平 , 孟庆松. 非正式创新网络结构仿真研究 [J]. *管理工程学报* , 2008 , 22(4) : 62 – 66.
Zhang Bing , Wang Wenping , Meng Qingsong. Computational simulation of informal innovation networks structure [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management* , 2008 , 22(4) : 62 – 66. (in Chinese)
- [23] Wilensky U. NetLogo Small Worlds Model [R/OL]. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/SmallWorlds>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling , Northwestern University , Evanston , IL , 2005a.
- [24] Wilensky U. NetLogo Preferential Attachment model [R/OL]. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/PreferentialAttachment>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling , Northwestern University , Evanston ,

IL, 2005b.

[25] Cowan R. Network Models of Innovation and Knowledge Diffusion [R]. MERIT-Economics Research Memorandum series, 2004c, 016: 1 - 27.

Emergence characteristics of knowledge flow in knowledge networks under dynamic relationship strengths

WANG Wen-ping¹, ZHANG Bing^{1 2}

1. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Department of Management Engineering, Jiangsu Administration Institute, Nanjing 210004, China

Abstract: The influence of network structure was considered in the existing researches of complex knowledge networks, but the influence of relationship strength is often neglected. Based on multi-agent models and simulation methods, the influence of the dynamic relationship strength under five different varying policies on knowledge flow in complex knowledge networks with the characteristics of small world and scale-free is studied. The results show that the knowledge flow efficiency (measured by the average level of networks knowledge and the knowledge flow velocity) and equilibration (measured by the variance) present different laws with the changing of macro-distribution of relationship strength, and the complex knowledge networks represent emergence characteristics such as high velocity knowledge flow, high average knowledge level, and low knowledge distribution variance when the varying probabilities of relationship strength are with special values. Furthermore, the mechanism of the emergence characteristics is analyzed, and it is found that the exponential decay of relationship strengths distribution has crucial influence on the emergence of the knowledge flow emergence characteristics.

Key words: complex knowledge networks; knowledge flow; relationship strengths; simulation