

基于知识流动的大学生学习网络结构研究

——识别、建模与实证分析

张 骏, 符 斌

(金陵科技学院商学院, 江苏 南京 211169)

摘 要:运用社会网络理论界定学习网络的内涵,对网络中个体间的知识流动效应进行分析,利用指数随机图模型构建大学生学习网络结构模型,进而利用有关大学生学习关系的调研数据进行实证分析,从而为高等教育教学政策措施的制定与效果评价提供定量分析的思路与方法。

关键词:学习网络;社会网络理论;知识流动;指数随机图模型

中图分类号:G642;TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-131X(2019)04-0078-06

Research on the Structure of College Students' Learning Network Based on Knowledge Flow: Identification, Modeling and Empirical Analysis

ZHANG Jun, FU Bin

(Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China)

Abstract: This paper defined the connotation of learning network through using social network theory, analyzed the effect of knowledge flow among individuals in the network, used an exponential random graph model to construct the structure model of college students' learning network, and further made an empirical analysis through using the survey data of learning relationship between university students, in order to provide quantitative analysis ideas and methods for the formulation and the effect evaluation of higher education teaching policies and measures.

Key words: learning network; social network theory; knowledge flow; exponential stochastic graph model

随着我国高等教育教学改革推进与深化,国内学者开始从理论和实践上探讨“以学生为中心”理念在本科教育教学环境下的落实^[1]。“以学生为中心”旨在替代“以教师为中心”的教学模式,使教学活动回归“教为手段,学为目的,教师为学生学习提供支持与控制”的本质。基于社会网络分析视角,学习成效是学习者通过无缝交谈、共同实践以

及构建关系网络而实现的集体性成果^[2]。研究表明,学生在学习过程中形成的关系网络(学习网络)是构建协作性学习环境的核心要素之一^[3],其结构特征影响知识在学生间的有效流动与共享。对学习网络进行干预、引导、控制,形成良性网络结构,是在“以学生为中心”原则下提升学生学习成效的重要途径。

收稿日期:2019-06-30

基金项目:金陵科技学院教育教改课题(JYJG2017-9);金陵科技学院商学院教改项目“理论课程在应用型本科人才培养中的定位及创新研究——面向能力提升的培养思路”

作者简介:张骏(1980-),男,江苏南京人,讲师,博士,主要从事区域创新与技术经济研究。

国内关于教育教学改革的研究多关注政策(输入)与成效(输出)之间的定性关联,而忽视对学习网络结构(政策对成效的作用机制之一)的关注,尤其在定量研究方面较为欠缺。本研究采用社会网络分析方法,基于知识流动效应对大学生学习网络结构进行识别,并利用指数随机图模型构建学习网络结构模型,以期为打开学习网络黑箱提供一种实证分析方法。

一、学习网络结构与知识流动效应分析

社会网络是行为个体及其之间关系的集合,其分析的基本单元是不同行为个体间的关系,即社会

连带。个体间连带关系的组合构成其所处网络的网络结构,网络结构支持和制约着网络内资源的多样性程度以及个体对这些资源的获取与使用,从而影响个体与网络的绩效表现。

学习网络是社会网络的一种表现形式。本研究将学习网络界定为一个由若干行为个体及其之间学习关系组成的集合。网络中的行为个体以获取知识为目的,通过共同学习的过程,实现知识在网络中的流动。学习网络结构表现为网络中个体间多种学习关系(基于知识流动)的组合,而学习关系背后知识流动的表现形式和知识流动效应如表 1 所示。

表 1 学习网络个体互动关系与知识流动效应

效应	知识流动图示				
	二元关系	三元关系		多元关系	
传递效应	 二元传递	 三元传递	 三元传递闭合	 多元传递	 多元传递闭合
交换效应	 二元交换	 三元循环闭合		 多元循环闭合	
中心效应	—	 三元明星中心	 三元行为中心	 多元明星中心	 多元行为中心
群体协同效应	—	—		 基于行为效应的多元连通与闭合	
				 基于明星效应的多元连通与闭合	

第一,传递效应。知识由一个个体向另一个个体单向流动,依次传递,但不伴随知识反馈,具体包括二元、三元、多元传递和传递闭合。其中,三元、多元传递是两个个体通过一个或多个第三方传递知识,形成结构洞;传递闭合则是上述两个个体跳过第三方直接实现知识流动以缩短知识传递路径。

第二,交换效应。知识由一个个体向另一个个体流动,依次传递,同时伴随着知识的反馈,具体包括二元、三元、多元交换。二元交换是反映两个个体间互惠关系的知识双向流动;而三元、多元交换

则是知识在三个及以上个体间的循环流动,进而形成闭合,是广义上的知识交换。

第三,中心效应。其反映知识流动的中心化形态,分为明星中心与行为中心。其一,明星中心。社交关系中受欢迎的个体往往被多个其他个体选为社交对象。本研究用明星中心表征一个个体从多个其他个体处接收知识,即被其他个体选择作为传递知识的对象,从而成为局部(知识流入)中心,具体形式包括三元、多元明星中心。其二,行为中心。与明星效应相对,行为中心表征一个个体同时向多个其他个体传递知识,即特定个体基于同一行

为选择(向外传递知识),成为局部知识流出中心,具体形式包括三元、多元行为中心。

第四,群体协同效应。其用来说明多个个体间的协同互动关系,表现为各类三元关系在网络局部(多元节点)的聚集与堆叠。例如:甲乙之间存在知识流动,丙丁之间也存在知识流动,若观察到甲丙间存在知识流动,则乙丁之间很可能也会存在涉及知识流动的学习关系。具体包括:基于明星效应的协同,即甲乙两个个体从多个相同的其他个体接收知识;基于行为效应的协同,即甲乙两个个体向多个相同的其他个体传递知识。根据 Brass 的“同质性假设”^[4],本文认为甲乙之间有直接出现知识传递的倾向,进而形成闭合。

二、学习网络结构建模与样本说明

(一)建模

一个被观察到的网络形态是构成该网络的个体集合所可能形成的所有网络形态的一种“实现”。为了发现导致特定“实现”的潜在机制与过程,研究者们研究出指数随机图模型^[5]——给定行为个体出现特定连带组合的概率分布函数。

1. 指数随机图模型的一般形式。特定群体的网络形态可以通过“图”加以表述,“图”由节点和边构成,节点代表行为个体,边代表个体间的关系。一个由 n 个节点构成的点集 N , 设 $Y_{i,j}$ 是节点 i 和节点 j 间的关系变量。若 $Y_{i,j} = 1$, 则存在一个由节点 i 指向节点 j 的连带(即存在一条由 i 指向 j 的边 e); 若 $Y_{i,j} = 0$, 则不存在有向边。那么, n 个节点及其之间边 e 构成随机图 $G = (N, E)$ 。

设 $Y = [Y_{i,j}]$ 是图 G 的邻接矩阵,用以表征图 G 中所有节点对网络连带存在与否的状态;记 $y = [y_{i,j}]$, 其由图 G 中每个节点对网络连带状态的观测值 $y_{i,j}$ 构成,表征图 G 的一个特定“实现”;记 A 为“构型”,是图(网络)中的一部分节点以及这些节点间“连带”的集合,各类构型的统计量反映网络的结构特征。据此,指数随机图模型的一般形式为

$$Pr(Y = y) = \frac{1}{k(\eta)} \exp\left\{\sum_A \eta_A g_A(y)\right\} \quad (1)$$

$Pr(Y = y)$ 为出现网络实现 y 的概率, $g_A(y) =$

$\prod_{y_{i,j} \in A} y_{i,j}$ 为构型 A 的统计量。该统计量是将构成构

型的各边取值相乘,若任何一边不存在,则该统计量为 0,即在该网络实现中构型 A 不存在;若取值 1,则观察到构型 A 。如节点 (i, j) 之间若存在双向弧,则需要 $y_{i,j} = y_{j,i} = 1$ 。 η_A 为对应构型 A 的参数,是指数随机图的估计参数。 $k(\eta)$ 为标准化系数,确保式(1)取值在 0 和 1 之间。

2. 模型形式的确定。各类构型反映了各节点间的连带组合,可以用于指代学习网络中个体间基于各类知识流动效应的学习关系。指数随机图模型形式上的差异在于式(1)中所纳入的构型统计量的种类,而构型统计量的选择在于其对应的依存性假设在所研究的主题中是否具有行为逻辑。

根据以上分析,本研究在式(1)中纳入的构型统计量为单向弧、双向弧、两步、各类 K -星、各类多元两步与各类多元三角^①。各类学习关系及其对应的构型统计量如表 2 所示。

(二)样本说明

网络结构的研究需要整体数据,因此首先要确定分析单位,并依此界定网络边界。本研究选取江苏省某应用型二本院校的 J 学院国际贸易专业三年级的 46 名学生作为研究样本,将其视为一个封闭群体,以收集整体数据。而对于学习关系是否存在的判别依据,本研究关注知识在网络间的流动。因此,明确区分学习关系的知识流向是本调查问卷设计的基础。根据 Granovetter 的标准^[6],结合所观察到的大学生日常学习活动,对学习关系进行分类:强关系涉及信息双向流动,具有互惠性,体现双方相互信任与较为持久、频繁的关系;而弱关系则多为信息单向流动,非互惠性,双方关系较松散。

本研究利用问卷调查法,让学生分别就表中两种关系按次序列举不超过 6 位关系人,回答与其互动的频率问题,并将此频率信息作为区分强弱关系的辅助指标。学生间的强学习关系表现为节点之间代表知识互相流动的双向弧,弱学习关系则表现为单向弧。根据问卷调查结果可以得到一个展现知识在该学习网络中流动态势的有向图。

① 由于多元关系是三元关系的聚集与堆叠,多元统计量是为了回避模型退化与过度参数化问题用以替代三元相关统计量的综合统计量,通常当选择这些多元统计量时,对应的三元相关统计量则不纳入式(1)。

表 2 学习关系及其对应的构型统计量^①

学习关系		构型统计量	数学形式
二元	二元传递	单向弧	$\sum_{i,j} x_{ij}, i \neq j$
	二元交换	双向弧	$\sum_{i,j} x_{ij} x_{ji}, i < j$
多元中心	明星中心	交替入度 K -星	$\sum_{k=2}^{n-1} e^{-\alpha k} S_{ik}$
	行为中心	交替出度 K -星	$\sum_{k=2}^{n-1} e^{-\alpha k} S_{ok}$
多元连通	基于行为效应	交替上两步	$\lambda \sum_{i \neq j} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{wij}}], U_{wij} = \sum_{h \neq i,j} x_{ih} x_{jh}$
	基于明星效应	交替下两步	$\lambda \sum_{i \neq j} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{dij}}], U_{dij} = \sum_{h \neq i,j} x_{hi} x_{hj}$
	多元传递效应	交替传递两步	$\lambda \sum_{i \neq j} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{nij}}], U_{nij} = \sum_{h \neq i,j} x_{ih} x_{hj}$
多元闭合	基于行为效应	交替上三角	$\lambda \sum_{i \neq j} x_{ij} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{wij}}], U_{wij} = \sum_{h \neq i,j} x_{ih} x_{jh}$
	基于明星效应	交替下三角	$\lambda \sum_{i \neq j} x_{ij} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{dij}}], U_{dij} = \sum_{h \neq i,j} x_{hi} x_{hj}$
	多元传递闭合	交替传递三角	$\lambda \sum_{i \neq j} x_{ij} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{nij}}], U_{nij} = \sum_{h \neq i,j} x_{ih} x_{hj}$
	多元循环闭合	交替循环三角	$\lambda \sum_{i \neq j} x_{ji} [1 - (1 - \lambda^{-1})^{U_{nij}}], U_{nij} = \sum_{h \neq i,j} x_{ih} x_{hj}$

三、实证分析

(一)样本网络整体特征分析

本文采用 R 语言统计软件对调查结果进行分析,得到样本班级整体学习网络可视化图(图 1)和反映网络整体特征的描述统计量(表 3)。

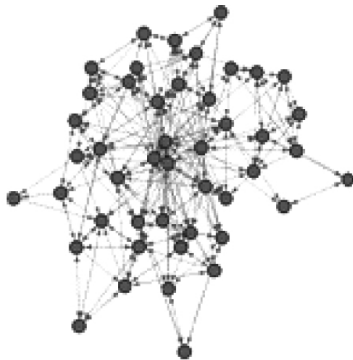


图 1 样本班级学习网络

表 3 样本班级学习网络整体特征^②

属性	值
总节点数/个	46
总边数/个	289
密度	0.140
连通性	是
互惠性	0.561

从图 1 和表 3 可以看出,样本班级学习网络整体密度较小(0.140),说明该网络是稀疏网络,这符合通常印象,即每个学生往往只与班级内有限数量的其他学生建立学习关系;连通性取值为“是”,说明该网络中没有孤立点,知识可以流动至班级内所有学生处;较高的互惠性(0.561)体现了网络中更多出现双向弧的倾向,说明相较于弱学习关系,学生更愿意建立强学习关系。

(二)样本网络结构实证分析

指数随机图模型参数估计采用的是马尔科夫链蒙特卡罗极大似然估计法,即从给定参数集合的一组起始值开始,随机模拟生成指数随机图的分布,通过比较观测图与随机图的分布来改进参数集合的取值,并不断重复此过程,直到参数估计值稳定(收敛)。

用于模型评价的拟合优度检验在指数随机图模型的估计中尤其重要。检验思路是利用指数随机图模型模拟生成大量的随机图作为样本,比较其与观测图网络特征的差异,差异越小则拟合优度越高。Robins 等^[7]开发了 51 种用以检验拟合优度的

① $\lambda = e^{\alpha} / e^{\alpha-1} \geq 1$,通常默认取值 2; S_{ik} 和 S_{ok} 分别表示在特定的网络实现 y 中观察到的拥有 k 阶入度与出度的节点的数量。

② 互惠性:有向网络中有关联(边)的“节点对”(二元组)的互惠程度,即有边的二元组中,边表现为双向弧的比例。

特征统计量,引入 t -比率指标来度量各类构型参数的样本均值与观测值的差异程度,判定标准是:对于模型中包含的统计量, t -比率绝对值应小于 0.1;对于模型中未纳入的统计量, t -比率绝对值小于 1 则拟合较好,大于 2 则拟合较差;符合上述标准的特征统计量越多,则整体拟合优度越高。

利用 Pnet 软件^①对样本数据进行统计分析,各构型统计量的参数估计值与 t -比率结果如表 4 和表 5 所示。初始模型的参数估计结果并不理想,单向弧、交替入度 K-星、交替下三角的参数估计值都没有通过显著性检验,估计值与 0 的距离都在一个标准差之内,不能有效判定该估计值显著区别于 0,同时拟合优度检验结果(模型中多个统计量的 t -比率远大于 0.1)显示该模型拟合较差,需要修正。

表 4 学习网络实证分析结果——参数估计值

构型统计量	初始模型		修正模型	
	参数估计值	标准误差	参数估计值	标准误差
单向弧	1.482	1.884	-2.559*	1.226
双向弧	3.111*	0.368	3.226*	0.373
交替入度 K-星	-1.030	1.041	1.434*	0.706
交替出度 K-星	-1.419*	0.496	-1.205*	0.455
交替传递三角	0.951*	0.233	0.861*	0.233
交替循环三角	-0.500*	0.113	-0.502*	0.116
交替下三角	-0.062	0.149	0.238	0.143
交替上三角	0.441*	0.174	0.369*	0.178
交替传递两步	-0.081*	0.029	0.086	0.053
交替下两步	0.081*	0.015	0.054*	0.016
交替上两步	-0.292*	0.073	-0.541*	0.110
两步	—	—	-0.133*	-0.032

注:多元组各统计量 λ 取值为 2; * 表示该参数估计值绝对值超过对应标准误差的两倍,在 5% 水平显著。

模型修正可以遵循两条路径:一是将不显著的构型统计量从模型中去除,二是在模型中加入低阶的构型统计量。本研究尝试遵循前者来修正模型,但这并不能有效提高拟合优度;而遵循后一路径在模型中加入“两步”构型统计量后,检验结果有明显改善(见表 4 和表 5“修正模型”部分)。从参数估计结果看,虽然“交替下三角”“交替传递两步”显著性稍差,但估计值与 0 仍保持约 1.65 个标准误差的距离,单边检验在 5% 水平显著,整体上说明修正模型的统计显著性要优于初始模型。从拟合优度的检验结果看,修正模型则明显好于初始模型。大多数模型内特征统计量的 t -比率符合小于 0.1 的严格标准,而少数不符合严格标准的 t -比率也只

是稍稍超过 0.1;模型外特征统计量的 t -比率,除“入度分布标准差”以外,均小于 1。

综上所述,修正模型是较为理想的估计模型。

表 5 学习网络实证分析结果——拟合优度检验: t -比率(节选)

特征统计量		初始模型	修正模型
		t -比率	t -比率
模型内统计量	单向弧	0.830	0.059
	双向弧	0.713	0.038
	两步	—	0.092
	交替入度 K-星	0.839	0.075
	交替出度 K-星	0.849	0.074
	交替传递三角	0.805	0.046
	交替循环三角	0.785	0.050
	交替下三角	0.808	0.020
	交替上三角	0.697	0.009
	交替传递两步	0.758	0.111
	交替下两步	0.327	-0.105
	交替上两步	0.635	0.102
模型外统计量	没入点	-0.353	-0.622
	源头点	-0.071	-0.395
	两步	0.493	—
	星状:多入度一出度	0.792	0.073
	星状:一入度多出度	0.712	0.017
	星状:多入度多出度	0.098	-0.163
	入度分布标准差	0.798	1.119
	入度分布偏斜度	-0.411	0.713
	出度分布标准差	0.951	0.512
	出度分布偏斜度	-0.973	-0.954

(三) 样本网络结构特征分析

参数估计值取值的正或负,反映相应结构在网络中出现的可能性或不可能性,取值的大小反映可能性(或不可能性)的程度。基于表 4 和表 5 的实证结果,对该样本班级学习网络结构特征可以作出如下解释:

1. 传递效应。“单向弧”“两步”的估计值(-2.559、-0.133)与“交替传递两步”“交替传递三角”的估计值(0.086、0.861)表明该网络中两个或三个学生之间很少会出现单向的知识传递,传递效应主要体现在多元关系中,而且传递效应更多表现为闭合形态。

2. 交换效应。“双向弧”“交替循环三角”的估

① WANG P, ROBINS G, PATTISON P. PNet: Program for the Simulation and Estimation of Exponential Random Graph Models. Melbourne School of Psychological Sciences, The University of Melbourne, 2009

计值(3.226、-0.502)表明知识交换主要发生在两个学生之间,三元、多元关系上(三个以上学生之间)则很少会出现广义上的知识交换。

3. 中心效应。“交替入度 K-星”“交替出度 K-星”的估计值(1.434、-1.205)表明该网络结构呈现一定的中心—外围形态,主要表现为明星效应的中心结构。

4. 群体协同效应。“交替上两步”“交替下两步”的估计值(-0.541、0.054)与“交替上三角”“交替下三角”的估计值(0.369、0.238)表明该网络中多元协同效应并不显著,主要表现为闭合形态。

综合来看,该学习网络中二元关系多表现为双向的互惠关系;三元、多元关系相较于局部闭合形态,更多地呈现为中心—外围形态。

四、结论与启示

(一)结论

本研究在采用社会网络方法界定学习网络及其知识流动效应的基础上,识别大学生学习网络结构的基本构型,探讨利用指数随机图模型分析网络结构的方法,并通过样本数据的实证研究,详细说明了这种方法的运用思路。该方法可以有效考察给定学生群体中二元、三元、多元层面上各类知识流动形式出现的可能性,实现对学习网络内部结构的认识。

网络整体与结构特征的实证分析结果描绘了一幅样本班级的学习网络图景:班级整体的学习协同并不显著,学生们更倾向在少数人之间实现局部的知识共享,并主要以点对点的形式建立强学习关系;班级整体的知识共享主要通过单向传递的弱关系连接,缺乏班级整体范围内的知识反馈与交换;班级内存在作为知识流动中心的学生,但其主要为知识流入的中心,这类学生直接(点对点)从其他多数学生处获取知识,但很少给予直接的知识反馈。

(二)启示

1. 为政策制定提供分析工具。任何政策的制定与调整都要以充分认知现状为前提,本研究为认

识特定学生群体当前网络结构特征提供了分析工具,将分析结果与目标网络结构特征(如某一种良性结构)进行对比,可以发现两者之间的差别,在此基础上制定出的政策措施,才能有效实现学习网络结构的优化。

2. 检验政策的实施效果。在特定学生群体以形成某种良性学习网络结构为目标的前提下,政策实行一段时间后,可以通过网络结构分析来检验政策的有效性。

3. 探讨导致某一学习成效(如课程成绩、创造力等)的网络结构因素。具有何种结构特征的学习网络会带来整体学习成效的提升,本研究为其研究提供了识别网络结构的定量分析方法。

参考文献:

- [1] 赵炬明,高筱卉. 关于实施“以学生为中心”的本科教学改革的思考[J]. 中国高教研究,2017(8):36-40
- [2] Cho H, Gay G. Social Networks, Communication Styles, and Learning Performance in a CSCL Community[J]. Computers & Education,2007,49(2): 309-329
- [3] Brown J S, Duguid P. Organizational Learning and Communities-of-practice: Toward a Unified View of Working, Learning, and Innovation [J]. Organization Science,1991,2(1):40-57
- [4] Brass D J. A Social Network Perspective on Human Resources Management[J]. Research in Personnel and Human Resources Management, 1995,13(3):39-79
- [5] Robins G, Snigder T, Wang P, et al. Recent Developments in Exponential Random Graph (p^*) Models for Social Networks[J]. Social Networks, 2007, 29 (2): 192-215
- [6] Granovetter M. The Strength of Weak Tie[J]. Social Networks, 1977,78(6): 347-367
- [7] Robins G, Pattison P, Wang P. Closure, Connectivity and Degree Distributions: Exponential Random Graph (p^*) Models for Directed Social Networks[J]. Social Networks, 2009,31(2):105-117

(责任编辑:李海霞)