

MOOC 网络的行为交互及影响因素研究

蔡河长

(昆明理工大学 管理与经济学院, 昆明 650000)

摘要:大规模开放课程已成为一种在线学习的新途径,探索学习者—课程交互关系网络的拓扑结构,对于提高学习者参与度和 MOOC 平台的活跃程度具有重要作用。研究随机爬取“中国大学 MOOC”的学习者数据,利用复杂网络分析工具探究学习者的度分布演变,基于学习者的学习行为建模,提出学习者学习增益产出模型,并利用 Pajek 软件将二模网映射至学习者—模关系网;同时结合学习者的属性数据,构建属性数据各分量影响学习者参与课程度的回归模型。

关键词:复杂网络;MOOC;行为交互;拓扑性质;在线教育

中图分类号:F49 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2020)06-0037-08

大规模开放在线课程(MOOC)是近年来开放和远程教育领域的一种新的在线学习方式,进而引发了众多的教育专家对 MOOC 讨论^[1-3]。与传统课堂相比,MOOC 更加强调以学习者为中心的教学理念,能够使学习者获得从单线性到复杂路径的知识^[4]。虽然 MOOC 以规模化、开放性、网络化和创新性等特征^[5],为学习者提供了全球优秀的教育资源,使得学习者可以实现更高层级的方法创新^[6]。因此,深入探讨疫情冲击下 MOOC 学习者的学习行为模式对在线教育产业发展具有重要意义。

1 文献综述

2014 年,中国大学 MOOC 正式上线开启了国内 MOOC 学习的热潮,同时,国内学者也逐步对 MOOC 开展了研究。李曼丽^[7]指出教学者的教学设计和引导对 MOOC 学习者的课程参与度具有重要作用。唐九阳等^[8]通过构建 MOOC 学习模型,针对 MOOC 的三大主体提出 5 类学习策略,来保持学习者的上线率和并引导学习者完成课程。自 MOOC 在国内备受关注以来,MOOC 的学习者行为也是国内研究人员关注的重点。姜茜等^[9]探讨了学习者的学习特征对其学习效果的影响,并指出学习者的参与度是学习效果的达成的重要影响因素。危秒等^[10]从学习行为的多个方面出发,构建学习成绩关联模型,研究结果表明不同的学习行为导致学习成绩的差异。薛宇飞等^[11]基于 edX 平台数据选取了不同国家的学习者在线学习行为数据,通过计算其“学习活跃度”和

“持续性”,比较了跨文化背景的学习者行为的异同,进而影响其学习行为的可持续。王晰巍等^[12]利用结构方程模型探究社交媒体学习者转移行为的影响因素。沈欣亿等^[13]通过多轮德尔菲法等研究方法,利用中国大学先修课的在线学习行为数据,构建了学习行为对学习绩效的关系模型。张媛媛等^[14]对 MOOC 学习者的不同访问行为研究,通过二阶聚类方法,来刻画不同的课程资源访问模式对学习绩效的影响。王璐等^[15]根据 edX 学习者行为数据,运用 K-Means 聚类算法将学习者划为 5 类,指出学习者参与程度不同会对 MOOC 教育质量产生差异。王哲等^[16]运用复杂网络理论分析学习小组在线知识协作中的学习者角色及其行为与分布特征。

国外学者对 MOOC 学习者行为的研究相对广泛,Zheng 等^[17]通过探讨学习者学习 MOOC 的动机、观念和经验,指出深入了解学习者需求对于 MOOC 的未来发展是至关重要的。Hone 等^[18]基于开罗大学 379 名参与者的调查,结果指表明课程内容是 MOOC 参与程度的重要影响因素。Pursel 等^[19]研究了 MOOC 学生的人口统计学数据、预期行为和课程互动对 MOOC 完成量的影响。Goldberg 等^[20]认为教育背景的差异不会对课程的参与程度造成影响,并指出完成 MOOC 的参与者比未完成课程的参与者更喜欢在讨论区上发言。Kovanovic 等^[21]和 Wise 等^[22]使用聚类分析和回归分析来研究学习者参与行为对社会知识构建的影响。Gasevic 等^[23]把

收稿日期:2020-03-07

作者简介:蔡河长(1994—),男,江西赣州人,昆明理工大学管理与经济学院,硕士研究生,研究方向:复杂网络及应用,技术创新。

社会关系和话语内容分析中产生的不同维度的协作学习建模为网络,把社会网络分析和认知网络分析相结合,运用于 MOOC 产生的学习数据上,结果表明高低不同层次的学习者存在差异。

综上所述,国内外研究者多从学习者个体行为作为切入点,探讨学习者的参与程度与学习绩效等其他指标之间的相关性,但却没有考虑学习者之间、学习者与课程之间的行为交互关系,没有考虑学习者连接而成的群体行为对其学习兴趣和参与度的影响;同时,学习者属性特征对学习者的行为交互具有重要影响,而现有研究多从主观视角分析 MOOC 参与程度,缺少从学习者属性特征探析其对学生参与程度的影响。因此,上述研究缺乏从整体网视角探讨学习者行为特征与其学习持续参与度的关系。基于此,本文试图融合社会网络分析和计量分析方法,从宏观和微观两个角度回答上述问题,即从宏观角度分析学习者关系网络的结构和拓扑有何特征以及从微观视角分析学习者属性特征对学习者的学习参与程度有何影响?

2 数据来源及研究方法

由于网络中节点的局部特性,社会网络能够将网络的局部特性和全局特性联系起来^[24]。因此,研究基于节点的局部性质作为网络分析的方法,运用 python 网络爬虫和集搜客软件对中国大学 MOOC 的课程和学习者信息进行采样。通过分析采样信息,研究能够刻画出中国大学 MOOC 学习者—课程的整体网络结构。

采集从中国大学 MOOC 的课程评论区开始,收集了每个评论学习者的主页上可以访问的所有信息,包括描述性信息,评论数,关注数,证书数,以及学习者参加的所有课程等信息。由此产生的“雪球样本”几乎包含中国大学 MOOC 平台部分的强连通组件的所有课程与学习者信息。本研究从中国最大的 MOOC 教学平台中国大学 MOOC 收集了大约 3 370 人的学习者元数据,共计 77 790 条选课记录。研究使用 MATLAB 和 python 对数据进行清洗,去除一些重复项和无用项去除,得到干净的数据后,运用 python 和 Pajek 对数据进行社会网络分析,并运用 Gephi 对图形作可视化处理。

3 MOOC 网络分析

3.1 网络节点分析

不同学习者在中国大学 MOOC 平台上因学习了不同的课程而在网络中处于不同的位置,本研究旨在研究学习者与课程的二元互动关系,并基于二元互动

关系建立 MOOC 二模关系网络。二模网络中,网络中的节点有两类;一类是学习者节点,另一类是课程节点。连线只在不同的节点之间产生,它们之间通过学习关系产生连接。利用 Gephi 对关系行为进行可视化及相关参数分析,中国大学 MOOC 的学习者与课程的关系如图 1 所示。由图 1 可知网络拓扑连接呈现“一多一少”的失衡:①大部分的学习者节点之间联系紧密,少数节点成为孤立节点;②多数学习者节点连接的课程数节点在 2~3 之间,少量学习者节点连接较多的课程数节点。

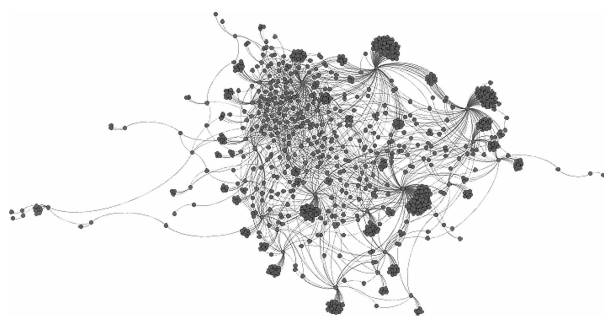


图 1 学习者—课程二模关系网

在二模网络中,学习者的度数中心度是指该学习者节点所连接的课程节点的数量,即该学习者所参加的课程数量,图 2 展示了学习者的度数中心度分布,由图 2 可知:学习者的度数中心度分布图具有幂律分布的特征,为了更加深入研究学习者的度数中心度的幂律性质,研究将学习者节点由 100 扩大至 5 000,并计算学习者的度数中心度分布。图 3 展示了 $N=3\ 370$ 的学习者的度数中心度分布图。图 4 和图 5 对数据进行了双对数转化,图 5 将学习者的度分成 30 组,并用各组的组中值代表各组的实际数据,把各组的频数看作相应组中值的权,计算得到各组的平均值。

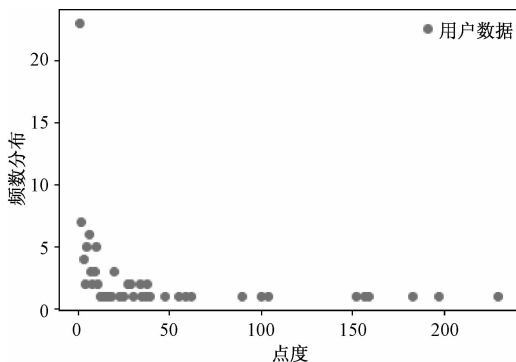


图 2 $N=100$ 度分布图

由图 4 和图 5 可知, MOOC 学习者度分布具有

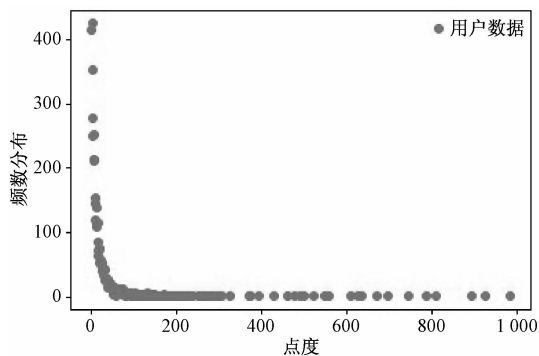


图3 N=3370 度分布图

“低头”和“长尾”的特征。“低头”特征表明学习者的度分布在较小的范围内,其度分布频数保持在一个稳定的范围内,即当学习者学习的课程数在 0~3 门之间,学习者的数量保持不变。“长尾”特征说明当学习者的度分布超过某个值后,其度分布频数也将保持不变,即学习者学习的课程数超过 150 门的人数为一个定值。这意味着学习者的学习边界是 150 门课程左右,这与罗宾·邓巴所提出的 150 定律相吻合^[25]。MOOC 平台的人与课程构成的二模网络结构给学习者的学习能力设置了边界,不论是 N=100 还是 N=5 000 的学习者—课程二模网络结构,一个学习者能够有效学习的课程数约为 150 门,这就是邓巴数。而当度迈过“低头”阶段时,曲线进入“衰减”阶段,其度分布频数逐步衰减,至“长尾”阶段衰减结束。由图 5 知:学习者—课程二模关系网络中少部分学习者节点拥有大量连边,而大部分节点的连边却很少,节点度分布符合幂律分布。基于此,学习者—课程二模网络符合无标度,并由图 5 拟合计算得到学习者—课程二模网络在“衰减”阶段的度分布函数:

$$\lg P(k)=3.66-1.55\lg k \tag{1}$$

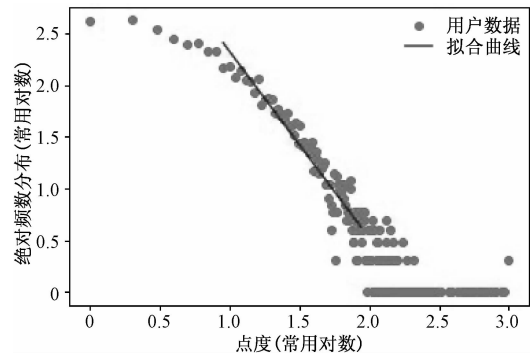


图4 N=3370 点度双对数坐标绝对频数分布

3.2 学习者网络的最优化产出分析

Lera 等^[26]认为通过配置层次化组织,可以使得组织获得最优化产出。受 Lera 的启发,本研究考虑

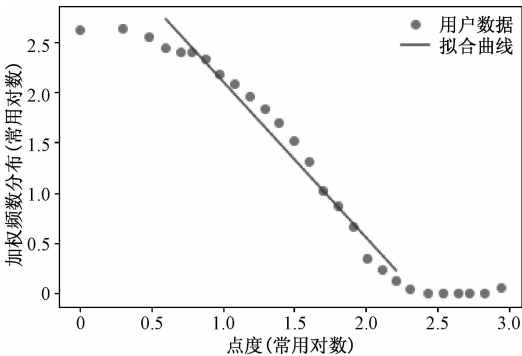


图5 N=3370 点度双对数坐标加权频数分布

学习者总共学习了 n 门课程,学习者同一个学习周期内学习 n_0 门课程以提高自身能力,获得信息增益。这可能是直接可以测量的信息增益产出,如学习成绩、获得了更多的技能、学习带来收入的增加等。同时,假定学习者学习 1 门课程,其信息增益为 1;学习者学习了 n 门课程的联合信息增益 Q 就是 n 的 β 次方($\beta>0$)。最直接的情况是 $\beta=1$,即学习者学习每门课程的信息增益与课程数成正比增长。然而,对于学习者学习课程的数量较少时,其对应的 β 应大于 1,这会造成“ $1+1>2$ ”的超线性增长。对于学习课程数较少的学习者,可以期望他们的学习增益是整体大于部分之和。一般来说,学科互补性的课程能够有效扩大学习者学习边界,以提高学习者的信息增益。但随着学习课程的增加,协调学习时间将更加困难,这种超线性增长可能转化为线性增长($\beta=1$),甚至是亚线性增长($\beta<1$),一味地追求学习课程数的增加并不能有效地提高信息增益。学习课程数过多将导致学习者的信息过载,导致信息增益的下降。当课程数增加时,课程之间协调的成本课程数量的增加要快。因为每新选一门课程,学习者需要对新课程的了解时间将更多,新课程需要与现有每一门课程进行协调、衔接,使得协调成本达到 $n(n-1)/2$ 。因此,协调成本正比于 n^2 。

综上所述,对于学习者的学习行为而言,其数学建模遵循以下三条原则:

- 1)学习课程带来的信息增益呈指数化增加;
- 2)学习时间协调的成本与学习的课程数的平方呈正比;
- 3)不同类型的课程对信息与协调给予的权重不同;

基于上述原则,给定课程数的学习者增益 β ,学习者在某一固定时期内的学习者增益产出,可以如下方式建模:

$$Q = \alpha n^\beta - \lambda n^2 \quad (2)$$

其中, α 和 λ 分别假定为学习系数和协调系数, 并且都为正。为了得到学习者增益最大化条件下 n 的值, 方程两边同时对 n 求导。 n^* (代表最优产出时 n 的值) 取值如下:

$$n^* = (\alpha\beta/2\lambda)^{1/(2-\beta)} \quad (3)$$

本研究考虑将学习者边界 150 门课程(邓巴数), 作为学习者最大产出条件时的 n^* 。根据 Diliter 的研究^[27], 研究假定 $\beta=1.5$, 将 β 代入式(3)可知: α/λ 约等于 16。由此可知: 学习者要想实现自身学习增益的超线性增长, 其学习系数与协调系数之比要达到 16。而众多学习者的自身学习增益是线性增长或者是亚线性增长, 归根结底是由于其自身对课程的协调组织能力差所导致的。因此, 在自身学习能力一定的情况下, 自身协调组织能力的提高将显著提高学习者的学习曲线。考虑到学习者的学习行为是长期性的, 本研究将一个学习者的课程数假定是由个学习周期逐期完成, 每个周期的持续时间一致, 每个周期学习 n_0 门课程。由学习行为的建模原则可知: 每个学习周期课程间的协调成本正比于 n_0^2 , 故学习全过程课程间的协调成本正比于 $n_0^2 \cdot n_1$; 而各个学习周期之间的协调成本为 n_1^2 。因此, 学习者的总成本为:

$$C \sim n_0^2 \cdot n_1 + n_1^2 \quad (4)$$

为使学习者的总成本最小化, 式(4)两边分别对 n_0 或 n_1 求导, 可得:

$$n_0 \sim n^{1/3} \quad n_1 \sim n^{2/3} \quad (5)$$

式(5)表明学习者一个固定周期内的学习课程数服从其未来时间段内欲学习课程总数的 $1/3$ 幂律规则。因此, 要保持学习效率的最大化, 一个学习者在个学习周期内学习的课程数应该是 3~4 门课程。

由式(5)可得:

$$C \sim n^{4/3} \quad (6)$$

比较式(2)的协调成本和式(6), 研究发现成本由 n^2 下降到 $n^{4/3}$ 。这一结果表明在学习者将课程有计划地分阶段学习完之后, 其成本大幅度降低。由此可知: 学习者制定课程学习计划并分阶段实施, 能够显著提高学习者自身的效率, 自身增益也更显著, 而不是在一个学习周期里选择过多的课程, 这容易导致学习者信息过载, 并进一步降低学习者的学习欲望。同时, 学习者通过系统交叉地学习, 其学习增益将显著增加, 而其学习的协调成本也将降低。介数中心度前十的学习者对应的选课数如表 1 所示, 其选课数的平均值为 84 门。由式(5)可得:

$$n_0 \approx 4, \quad n_1 \approx 19 \quad (7)$$

假定表 1 中的学习者是大学 MOOC 平台 2014 年运行以来的注册用户, 其学习时间应为 60 个月, 故学习者效率最优化的单个学习时长为 3.16 个月, 这与大学 MOOC 平台大部分课程的开课时长也相吻合, 从侧面印证了模型构建的正确性与有效性。由图 5 可知: “低头”阶段右侧边界为 3 门课程, 这意味着学习者在 3 门课程之内并没有形成学习的规模效应, 而只有学习者学习的课程数多于 3 门课程时, 学习效率的规模效应才开始显现。结果表明学习者想通过 1~2 门课程快速提高自身能力是不现实的, 而大部分的学习者的课程数都停留在 1~3 门课程之间。因此, 学习者应正视学习规模效应是在周期性的学习 3~4 门课程之后所带来的。

表 1 N=100 时, 介数中心度前十的学习者

学习者编号	介数中心度	选课数
19	0.176 960 154	24
14	0.110 005 728	230
38	0.043 277 075	159
66	0.028 559 635	55
33	0.022 966 805	183
51	0.020 801 539	17
85	0.019 098 648	28
52	0.018 296 621	100
100	0.018 296 621	34
77	0.017 221 45	20

3.3 网络对比分析

为了更加深入分析学习者—课程二模网络在一模网络上的相关性质, 本文将学习者—课程二模网络通过 Pajek 软件将其映射至学习者关系上, 生成的网络称之为学习者关系网。本研究拟通过探究观测到的学习者关系网络与某种特定类型的随机网络的相似性, 可以更深入刻画学习者关系网络的整体网络特征, 以了解学习者关系网络的赖以生成的随机过程。基于此, 适宜的随机网模型有助于解释学习者关系网络成员的学习行为。更进一步, 通过 Pajek 软件随机模拟伯努利随机图模型、点度条件统一随机图模型、小世界随机图模型和优先连接随机图模型, 并计算和分析其组元数、最大组员规模、直径平均距离、云集性、中介中心势, 并由此分析学习者关系网络与典型随机图的异同。表 2 显示了学习者关系网络与生成的随机图模型的相关参数对比。总体来说, 学习者关系网络与生成的随机图模型的相关参数差异性较小。就差异性而言, 变异主要表现在中介中心势上: 即 4 个随机图模型都不能很好地表征学习者关系网络的

中介中心度;就直径而言,伯努利随机模型、点度条件统一模型和优先连接随机图模型对学习者的关系网络的匹配程度都是一样高,而小世界随机图模型相对较差一些。而从平均距离来看,伯努利随机图模型与学习者关系网络最相似,但从其云集性度量相似性却是最差的;模拟结果也与现有理论相一致,即伯努利随机图模型的云集性会显著低于实测网络的云集性。而小世界随机图模型却恰好相反,小世界随机图模型在云集性与学习者关系网络最相似,在平均距离的度量上相差最大,而小世界网络中的行动者更偏好形成传递性闭合。在学习者关系网络中,学习者易通过学习同一门课程或共同的专业背景建立联系,进而表现出高集聚性,这也验证了学习者关系网络与小世界网络模型相似度高。换句话说,学习者关系网络中的传递性闭合和高集聚性表明学习者的专业背景、共同学习课程对维系学习者之间的关系起着重要作用。综上,MOOC 学习者关系网并没有在整体网的所有属性与某个随机网完全一致,也就是说,MOOC 学习者关系网远比单一属性的随机网更加复杂,但上述分析表明在研究 MOOC 学习者网的单一属性时,可以将与其相似度高的随机网作为研究对象,进而探究其总体性质。

表 2 随机网络模拟

	学习者 关系网	伯努利 随机图 模型	点度条件 统一随机 图模型	小世界 随机图 模型	优先连 接随机 图模型
组元数(个)	4	1	1	1	1
最大组员规模(%)	92	100	100	100	100
直径	4	3	3	2	5
平均距离	1.87	1.737 78	1.67	1.47	2.21
云集性	0.799	0.27	0.39	0.71	0.68
中介中心势	0.17	0.009	0.015	0.002 5	0.054

4 学习者学习参与程度的影响因素分析

4.1 变量选择与模型构建

王晓光等^[28]运用回归分析模型探究了关注数、博文数与粉丝数之间的关系。中国大学 MOOC 平台是在线开放课程平台中学习者间互动性比较强的典型平台,学习者和学习者之间存在相互关注关系、讨论、回复等行为会提高整个 MOOC 平台的社交属性,这都与微博特征具有一定的相似性。因此,在参照 MOOC 相关经典理论基础上,结合微博用户行为特征研究的经典方法,本文尝试从学习者的行为属性特征层面分析学习者学习参与程度的影响因素。鉴于

MOOC 课程话题的讨论数能反映该学习者在 MOOC 平台的活跃程度,也能反映整个 MOOC 平台的活跃程度。基于此,本文拟用学习者参与课程的讨论数来刻画学习者学习的参与程度,参与课程越积极,那么相应地参与讨论数也将会越多。本研究假定讨论数由关注数、粉丝数、证书数、评论数、学习者状态信息(如是否是学生)、参加的课程数共同衡量。因此,本研究将讨论数作为模型的被解释变量,关注数、粉丝数、证书数、点赞数、学习者状态信息、参加课程数作为模型解释变量。变量分类和赋值如表 3 所示,描述性统计见表 4,计量模型如下:

$$discuss = \beta_0 + \beta_1 concern + \beta_2 fan + \beta_3 certificate + \beta_4 state + \beta_5 like + \beta_6 course + \epsilon$$
 (8)

式中:因变量 discuss 为学习者参与课程的讨论数;concern、fan、certificate、state、like、course 分别表示关注数、粉丝数、证书数、状态、点赞数和课程数;为待估参数;为随机误差项。

表 3 变量分类及赋值

变量	赋值情况
讨论数	连续变量,学习者实际信息为准
关注数	连续变量,学习者实际信息为准
粉丝数	连续变量,学习者实际信息为准
证书数	连续变量,学习者实际信息为准
学习者状态	赋值变量,在职学习者赋值为 1;状态备注为学生,赋值为 2;状态备注为学生且注明自身学校,赋值为 3
点赞数	连续变量,学习者实际信息为准
课程数	连续变量,学习者实际信息为准

4.2 回归结果分析

模型回归结果如表 5 所示。由表 5 可知:
第一,表 5 的回归结果显示模型的 R² 达到 0.6656,表明模型具有较好的解释能力。
第二,粉丝数、证书数、点赞数、状态等解释变量均与讨论数存在显著地相关关系,关注数、课程数对讨论数的作用不显著;如果以学习者之间的相互关注数构建有向关系网络,关注数代表学习者的出度,粉丝数代表学习者的入度;模型回归结果表明在关注关系网中,入度对整个网络的活跃程度具有明显地推动作用。在关注关系网络中,被众多学习者节点指向的学习者更易对课程发表讨论或回复,也意味着其更易形成 MOOC 中的“意见领袖”,也更易形成以其为中心的小集团。而在学习者一课程的二模关系网络中,课程数代表了该学习者的度,而回归结果却表明课程数对讨论数的作用是高

度不显著,这说明单纯课程数的增加并不能带来学习者的活跃程度的提高。

表 4 各变量描述性统计

变量	符号	有效观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
讨论数	discuss	1 124	15.01	45.38	0	644
关注数	concern	1 124	0.26	1.17	0	28
粉丝数	fan	1 124	0.056	0.33	0	6
证书数	certificate	1 124	0.89	2.70	0	48
学习者状态	state	1 124	2.10	0.75	1	3
点赞数	like	1 124	6.09	29.73	0	518
课程数	course	1 124	20.81	35.30	1	594

表 5 回归结果

discuss	Prob > F=0.0000			R-square=0.6656		
	Coef.	标准误差	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
concern	-0.598 996 3	1.544 37	-0.39	0.698	-3.629 189	2.431 196
fan	14.122 17	6.928 188	2.04	0.042	0.528 442 5	27.715 9
certificate	9.482 782	1.950 158	4.86	0.000	5.656 396	13.309 17
state	-2.853 433	1.104 997	-2.58	0.010	-5.021 537	-0.685 329 7
like	0.494 010 3	0.184 969 2	2.67	0.008	0.131 084	0.856 936 5
course	-0.025 085 3	0.024 438 7	-1.03	0.305	-0.073 036 3	0.022 865 7
常数项	9.398 61	2.952 796	3.18	0.001	3.604 959	15.192 26

第三,从回归系数的角度看,学习者的粉丝数和获得证书数对学习者的讨论具有较强的推动作用,并且都形成了规模效益,即粉丝数和证书数增加 1,其参加讨论次数将倍增。这说明充分发挥 MOOC 平台的社交属性和提高课程的整体通过率,有利于学习者的学习兴趣的增加,有利于学习者的参与课程的程度,对增加 MOOC 平台的活跃性也具有显著作用。关注数对学习者的讨论并不具有较强推动力,而状态对学习者的讨论具有抑制作用。

5 结论与启示

以“中国大学 MOOC”为研究对象,随机爬取了 MOOC 平台的部分学习者数据,以学习者-课程关系构建关系矩阵,并进一步生成学习者-课程二模网络,分析二模关系网中的学习者与课程之间的网络拓扑结构。研究发现:第一,学习者-课程的二模网中,其度分布存在明显的幂律分布特征。同时,其度分布曲线存在“低头”和“长尾”特征。第二,度分布在达到 150 左右时,其度分布衰减结束,进入“长尾阶段“,表明学习者的学习边界是 150 门课程。第三,基于学习者的学习行为建模结果发现:学习者一个学习周期内的学习课程数服从其学习课程总数的 1/3 幂律规则。即一个学习者在—个学习周期内学习的课程数应该是 3~4 门课程。第四,将二模网络映射至学习者的一模学习者关系

网络与伯努利随机图模型、点度条件统一随机图模型、小世界随机图模型和优先连接随机图模型对比发现,一模关系网络中在不同的指标下与不同的随机网具有相似性。第五,回归结果表明模型具有较强的解释能力,粉丝数和证书数对学习者的参与课程(讨论数)具有倍增效应。

基于学习者的属性数据回归结果,并结合复杂网络理论和 MOOC 平台现状,得出如下思考:

1)MOOC 平台具有社交属性的优势并未完全发挥。研究认为:继续强化 MOOC 平台的社交功能,继而将 MOOC 平台打造成社交、学习相互交融的学习平台,有利于学习者的整体参与课程的程度,也有利于 MOOC 平台的持续发展。

2)证书数对学习者的参与课程的程度具有明显的规模效应。因此,进一步提高课程整体的通过率,有利于推动学习者的学习欲望,提高学习者的参与课程的程度,增强 MOOC 平台的活跃性。

由于学习者的参与课程的程度不仅仅受 MOOC 平台上的各种网络结构的影响,其参与度还受到线下的众多因素影响,亦存在数据方法不全面,研究不细致等不足之处。例如,学习者线下环境的影响、学习时间的不足等都可能对模型具有影响。因此,模型的解释变量有待继续拓展,以期可以更好地解释学习者的参与课程的程度。

参考文献

- [1] RUSSELL D M, KLEMMER S, FOX A, et al. Will massive online open courses(MOOCs) change education? [M]//CHI 13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, 2013: 2395—2398.
- [2] MARTIN F G. Will massive open online courses change how we teach? [J]. Communications of the ACM, 2012, 55(8): 26—28.
- [3] BAKER P M A, BUJAK K R, DEMILLO R. The evolving university: disruptive change and institutional innovation[J]. Procedia Computer Science, 2012, 14: 330—335.
- [4] ZHUO J, JIANG X. The design of mobile technology systems architecture for MOOC[C]//2014 11th International Conference on Service Systems and Service Management(ICSSSM). IEEE, 2014: 1—4.
- [5] HOLLANDS F M, TIRTHALI D. MOOCs: expectations and reality[D]. Center for Benefit-Cost Studies of Education, Teachers College, Columbia University, 2014.
- [6] 王颖, 张金磊, 张宝辉. 大规模网络开放课程 (MOOC) 典型项目特征分析及启示[J]. 远程教育杂志, 2013(4): 67—75.
- [7] 李曼丽. MOOCs 的特征及其教学设计原理探析[J]. 清华大学教育研究, 2013, 34(4): 13—21.
- [8] 唐九阳, 时聪, 赵翔, 等. MOOC 架构下促进个体学习的策略研究[J]. 工业和信息化教育, 2015(6): 8—12.
- [9] 姜茜, 韩锡斌, 程建钢. MOOCs 学习者特征及学习效果分析研究[J]. 中国电化教育, 2013(11): 54—59.
- [10] 危妙, 傅霖, 黎刚, 等. MOOC 课程平台学习行为与学习效果大数据分析[J]. 教育教学论坛, 2015(38): 60—61.
- [11] 薛宇飞, 黄振中, 石菲. MOOC 学习行为的国际比较研究——以“财务分析与决策”课程为例[J]. 开放教育研究, 2015(6): 80—85.
- [12] 王晰巍, 贾若男, 王雷, 等. 社交媒体用户转移行为影响因素模型及实证研究[J]. 图书情报工作, 2018, 62(18): 45—54.
- [13] 沈欣忆, 吴健伟, 张艳霞, 等. MOOCAP 学习者在线学习行为和学习效果评价模型研究[J]. 中国远程教育: 综合版, 2019(7): 38—46.
- [14] 张媛媛, 李爽. MOOC 课程资源访问模式与学习绩效的关系研究[J]. 中国远程教育, 2019(6): 22—32.
- [15] 王璐, 杨洋, 余佳每. 大数据视角下的 MOOC 学习者行为特征分类研究[J]. 吉首大学学报: 社会科学版, 2018(S1): 129—133.
- [16] 王哲, 张鹏翼. 学习小组在线知识协作中的用户角色与行为[J]. 图书情报工作, 2018, 62(7): 77—87.
- [17] ZHENG S, ROSSON M B, SHIH P C, et al. Understanding student motivation, behaviors and perceptions in MOOCs [C]//Proceedings of the 18th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing. 2015: 1882—1895.
- [18] HONE K S, EL SAID G R. Exploring the factors affecting MOOC retention: a survey study[J]. Computers & Education, 2016, 98: 157—168.
- [19] PURSEL B K, ZHANG L, JABLOKOW K W, et al. Understanding MOOC students: motivations and behaviours indicative of MOOC completion[J]. Journal of Computer Assisted Learning, 2016, 32(3): 202—217.
- [20] GOLDBERG L R, BELL E, KING C, et al. Relationship between participants' level of education and engagement in their completion of the understanding dementia massive open online course[J]. BMC Medical Education, 2015, 15(1): 60—71.
- [21] KOVANOVIĆ V, GAŠEVIĆ D, JOKSIMOVIĆ S, et al. Analytics of communities of inquiry: effects of learning technology use on cognitive presence in asynchronous online discussions[J]. The Internet and Higher Education, 2015, 27: 74—89.
- [22] WISE A F, SAGHAFIAN M, PADMANABHAN P. Towards more precise design guidance: specifying and testing the functions of assigned student roles in online discussions [J]. Educational Technology Research and Development, 2012, 60(1): 55—82.
- [23] GAŠEVIĆ D, JOKSIMOVIĆ S, EAGAN B R, et al. SENS: network analytics to combine social and cognitive perspectives of collaborative learning[J]. Computers in Human Behavior, 2019, 92: 562—577.
- [24] GAMBLE J, CHINTAKUNTA H, WILKERSON A, ET AL. Node dominance: revealing community and core-periphery structure in social networks[J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, 2016, 2(2): 186—199.
- [25] Dunbar's number[DB/OL]. (2014-09-10). http://en.wikipedia.org/wiki/Dunbar's_number.
- [26] LERA S C, SORNETTE D. A theory of discrete hierarchies as optimal cost-adjusted productivity organisations[G]. Plos One, 2019, 14(4).
- [27] SORNETTE D, MAILLART T, GHEZZI G. How much is the whole really more than the sum of its parts? $1+1=2.5$: superlinear productivity in collective group actions[G]. Plos One, 2014, 9(8).
- [28] 王晓光. 微博客用户行为特征与关系特征实证分析——以“新浪微博”为例[J]. 图书情报工作, 2010, 54(14): 66—70.

(下转第 79 页)

学报:社会科学版,2014(4):117—121.

[J].中国软科学,2010(10):137—141.

[8] 马敬春. 科研院所科技成果产业化瓶颈及对策研究[J]. 价值工程,2015,34(19):59—61.

[10] 江杨,林丽珍. 我国科技成果转化管理体系探讨[J]. 农业科研经济管理,2019(1):21—24.

[9] 张俊芳,郭戎. 我国科技成果转化的现状分析及政策建议

Study on the Strategies for the Transformation of Scientific and Technological Achievements in Anhui Province

ZHANG Zheng

(Anhui Science and Technology Achievements Transformation Service Center, Hefei 230088, China)

Abstract: Promoting the transformation of scientific and technological achievements is an important content and task to promote the implementation of innovation-driven development strategy, and an important means and path to promote the close combination of science, technology and economy. By combing the practices and achievements of the transformation of scientific and technological achievements in Anhui Province, this paper analyses the problems and challenges of the transformation of scientific and technological achievements, and puts forward some pertinent and operable countermeasures and suggestions for speeding up the transformation of scientific and technological achievements in Anhui Province.

Key words: transformation of scientific and technological; achievements; problem; countermeasures and suggestions

(上接第 43 页)

Research on the Behavior Interaction and Influencing Factors of MOOC Network

CAI He-chang

(Faculty of Management and Economics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650000, China)

Abstract: Large-scale open courses have become a new way of online learning. Exploring the topology of the learner-course interaction network has an important role in improving learner participation and the activity of the MOOC platform. The study randomly crawls the learner data of “China University MOOC”, uses complex network analysis tools to explore the evolution of the degree distribution of learners, and based on the learning behavior modeling of the learners, proposes a learner learning gain output model, and uses Pajek software to The two-mode network is mapped to the learner's one-mode relationship network; at the same time, a regression model is constructed by combining the attribute data of the learners with each component of the attribute data that influences the learner's participation in the course.

Key words: complex network; MOOC; behavior interaction; topological properties; online education