

学习型社区赋能教育强国建设*

——基于在线学习者关系网络分析视角

贺超波¹, 林晓凡^{2①}, 程俊伟¹, 汤庸¹, 张倚诺²

1.华南师范大学 计算机学院, 广东 广州 510631

2.华南师范大学 教育信息技术学院, 广东 广州 510631

摘要:学习型社区建设有助于加快教育强国落地, 社区中在线学习者的各种协作互动行为, 促进了学习者关系网络的生成。对该网络进行深入分析, 可以挖掘其中蕴含的社区学习的本质特征。该研究提出从社区发现角度对学习者关系网络进行分析, 首先设计基于图卷积网络和非负矩阵分解, 并集成学习者关系网络信息和文本内容信息的新型学习型社区发现方法, 提出四个社区特征度量指标, 在真实的学习者关系网络中进行应用分析。结果表明, 所提出的分析方法能有效挖掘学习者关系网络存在的学习兴趣主题社区, 还可以对社区整体和社区成员个体进行特征分析, 并且分析结果可为引导学习者的在线交互协作行为提供决策支持。最后, 形成“构建可视化学习型社区—开展社区之间知识分享—促进各社区的互动合作—指标反馈下的反思迭代”的学习型社区赋能策略。通过策略赋能学习型社区高质量发展, 以社区新质生产力组合助推教育强国建设。

关键词:学习者关系网络; 网络分析; 学习型社区; 社区发现; 教育强国

中图分类号: G434

文献标识码: A

* 本文系国家自然科学基金面上项目“社交化学习环境下面向动态异质学习者关系网络的重叠社区发现方法研究”(项目编号: 62077045)研究成果。

① 林晓凡为本文通讯作者。

一、引言

2023年5月29日习近平总书记主持中共中央政治局第五次集体学习, 以贯彻落实党的二十大部署为目的, 探究我国建设什么样的教育强国、怎样建设教育强国这一重大课题, 为扎实推动教育强国建设, 强调“加快建设学习型社会, 促进人人皆学、处处能学、时时可学”的重点任务^[1]。而在“互联网+”时代, 在线社区为学习者提供了相互讨论交流的机会, 也能促进经验和资源的共享与交流^[2]。同时, 网民规模剧增的新形势为在线学习型社区的建设提供了契机。根据中国互联网络信息中心(CNNIC)发布的第52次《中国互联网络发展状况统计报告》显示, 截至2023年6月, 我国网民规模达10.79亿人^[3]。如此大规模的网民, 若能形成专业性、有贡献、能服务于社会和行业的在线学习型社区, 将为教育强国建设做出巨大贡献。然而, 仅仅依靠简单的社区数量叠加并不足以支持学习型社会的构建。因此, 社区的高质量发展还应明确发展标准, 才能为学习型社会建设提供支持, 促进个体智力转化为实际有效成果的学习型社会

建设, 从而助推教育强国发展。

当不同的人通过网络联系在一起, 就形成了关系网络。当在线学习者通过网络联系在一起, 就形成了在线学习者关系网络。在线学习者关系网络与在线学习的重要指导理论联通主义密切相关^[4], 它可由学习者之间的各种“联通”行为生成, 例如加好友、加关注、资源分享、答疑讨论以及群组协作等行为。与大众类社交网络(如微信和微博)中用户关系建立存在过多的随机性和噪声不同, 学习者关系网络的关系往往由具有相同学习兴趣或相同学习任务的学习者自发构建, 因此具有更好的稳定性和真实性。由于是在学习场景中产生, 学习者关系网络往往蕴含着学习者的在线学习行为模式和规律, 对其进行深入分析可以了解学习者的学习兴趣特征和学习状态, 为教师做出教学改进、实行教学干预和决策提供参考^{[5][6]}。对于在线学习者关系网络, 已有研究强调要关注社区的协作质量评价, 促进协作互动的深度, 通过在线学习中建立的社会网络关系矩阵, 分析互动频率来衡量社区的协作关系强度, 并提出从在线学习者关系网络分析视角推进学习型社区建设^[7], 这为本研究提出面

向教育强国的在线学习型社区建设提供了科学依据。

在线学习者关系网络分析已有不少相关研究,并取得了一定成效。总的来说,现有研究较少从学习型社区发现的角度提出解决方法^[8]。本研究从在线学习者关系网络分析视角出发,识别具有相同学习兴趣和目标的学习型社区。此外,还设计了四个社区特征度量指标(如从学习型社区高质量发展关键指标的杠杆效应来撬动学习型社会和教育强国的建设,可以衡量学生的社区活动参与度^[9]),基于此,探究社区整体和成员之间的关系,并提出促进教育强国建设的学习型社区深度协作互动赋能策略。

二、相关研究

(一)学习型社区

社区被看作是促进学习型社会建设的重要单位/突破口^[10]。社区(Community)概念最早源于德国社会学家Tönnies的著作《社区与社会》,Tönnies认为社区是由具有相同价值观念、相互合作以及关系密切的人组成的社会群体。后来该概念被进一步扩展并推广到多个领域,其中包括复杂网络领域。在复杂网络中,如果一组网络节点内部连接紧密,外部连接稀疏,那么这组节点被称为一个社区^[11]。已有研究强调驱动学习型社会形成的过程中要重视在线社区的作用,促进“人人皆学、处处能学、时时可学”的理念^[12]。2023年9月教育部印发的《学习型社会建设重点任务》中强调要“推进学习型社区”“把建设学习型社会、学习型大国作为建设教育强国的战略举措”。社区中的互动与学习是密不可分的,不同的学习者相互协作,便形成了一个小型的学习社区。因此,要深刻理解学习型社区对教育强国的内涵意义。学习型社区,是指通过学习促进社区的发展,以社区教育体系和学习组织为基础,通过设置多样化的社区学习活动,让社区居民参与其中,从而有效地提高社区居民的素质和生活质量,发展成一个可持续发展的学习型社区^[13]。基于社区视角,已有研究强调了促进教育强国的进程中建设学习型社会的必要性,并且尝试洞察在线学习型社区学习者的特征^[14]。

(二)在线学习者关系网络分析

在线学习者关系网络分析主要应用社会网络分析方法来揭示网络存在的特征,进而发现学习者的学习状态,可以为后续学习预测、资源推荐以及教师干预等功能提供支持。近年来,在线学习者关系网络分析的相关研究日益增多,其中主要包括网络特征测量,与学习行为、认知发展以及学习成效关系等不同分析主题的研究。网络特征测量更多关注于测量指标的设计,例如,对于学习行为关系的分析,于玻等人^[15]结合社会网络分

析法和内容分析方法对cMOOC学习者进行分类,识别出了8类具有不同参与度的学习者。石月凤等人^[16]则分析了在线学习者社会网络位置信息与学习行为之间的相关性,认为两者之间是正相关的。为分析在线学习者关系网络和认知发展之间的相互作用关系,王慧敏等人^[17]和徐亚倩等人^[18]均以cMOOC的学习者交互关系网络作为分析对象,对个体社会网络地位与其认知概念网络特征水平之间的关系进行了可视化分析,结果发现学习者的网络中心性与其认知发展水平是显著正相关的。为探究学习成效的影响因素,刘三女牙等人^[19]从在线学习者关系网络分析的角度出发,对学习者的典型网络特征与学习成效的关系进行了实证分析,取得了显著效果。

总的来说,已有的相关工作均在不同程度上证明了在线学习者关系网络分析的研究价值,然而大部分工作都从学习者个体角度出发进行相关分析,从学习型社区发现视角进行相关分析仍有待进一步研究。

(三)相关现状的总结与启示

为了寻求解决方案,本文尝试从已有的复杂网络社区发现的研究工作中获取启示。已有研究提出社区发现具有重要的应用价值,例如可以从社会网络挖掘派系或团体,从合著关系网络中挖掘研究团队以及从通信网络中挖掘欺诈团伙等。目前研究人员对社区发现的研究更多集中在模型和应用层面。首先在模型层面,由于社区发现本身属于一个交叉学科研究问题,社会学、物理学、数学以及信息科学等多个学科领域都提出了许多有效方法,其中包括基于模块度最大化的方法^[20]、基于标签传播的方法^[21]、基于矩阵分解的方法^[22]以及基于深度学习的方法^[23]等。各种类型的方法都各具优势,但基于深度学习的方法具有强大的网络特征学习能力,因此常常可以获得更好的社区发现结果。在应用层面,社区发现在社交网络、作者合著关系网络、生物信息网络以及通信网络等各类型网络上都有大量应用,但在学习者关系网络上的应用较少。总的来说,目前国内外的研究都很少专注于学习型社区发现的研究,并且更缺乏从社区发现视角对在线学习者关系网络进行深入分析的研究。要明确构建什么样的学习型社区,就需要探究学习型社区的发现。本研究基于已有的社区发现算法,基于在线学习者关系网络分析视角进行学习型社区发现,以识别具有相同学习兴趣且联系紧密的学习群体,这有助于理解学习者的群体学习行为模式,明晰如何通过组合多个有贡献的在线学习型社区,赋能教育强国建设。

三、基于学习型社区发现的学习者关系网络分析方法

(一)学习型社区发现方法设计

现有的社区发现方法研究表明,集成更多类型的数据,不仅能够更准确地挖掘潜在社区,而且有利于对社区进行特征分析与语义描述^[24]。基于已有的社区发现算法,本研究设计的在线学习者关系网络分析视角下的学习型社区发现方法,不仅利用学习者之间的关系信息(如好友关系或关注关系),而且还利用学习者在学习过程中产生的文本内容信息进行挖掘,其中主要包括所学课程的基本信息(如课程简介和教学大纲)、学习者发表的评论以及留言等。

为充分集成利用学习者关系网络信息和文本内容信息进行学习型社区发现,首先把学习者关系网络信息转换为用二值表示的学习者关系矩阵A(A中的元素值为1表示对应学习者之间存在连接,0则表示没有连接),学习者文本内容信息则利用词袋模型转换为学习者特征词矩阵X(X中的元素值表示为相应的特征词在学习者文本内容中出现的频次),然后使用目前在网络表示学习中广泛使用的图卷积网络Graph Convolutional Network (GCN)^[25]把A和X作为输入获得学习者的特征表示矩阵Z,最后采用非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)聚类模型^[26]对Z进行分解从而获得学习者社区隶属关系矩阵W和社区表示矩阵H。本研究设计的学习型社区发现方法整体框架如图1所示,其中图卷积神经网络GCN和NMF聚类模型这两个核心组成部分的具体实现分别介绍如下:

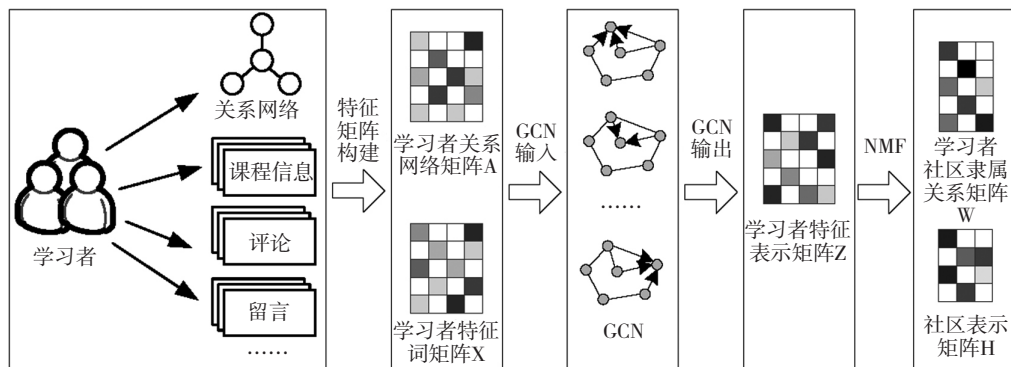


图1 在线学习者关系网络分析视角下的学习型社区发现方法框架

(1)图卷积神经网络GCN。GCN的作用在于通过集成A和X获得 $n \times d$ 维的学习者特征表示矩阵Z, n 为学习者数量。它把X作为学习者节点的初始特征,基于A所表示的网络拓扑结构,通过多层GCN(本研究设计的方法采用2层)进行节点特征的传播与聚合操作,经过多次对GCN的迭代训练可实现节点特征的持续更新。每一次迭代训练后获得的学习者特征表示Z'可以采用如下公式计算:

$$Z^t = \text{Sigmoid}(\tilde{A} \text{ReLU}(\tilde{A} X W^1) W^2) \quad (1)$$

其中 t 为迭代次数, $\tilde{A} = D^{-1/2} A' D^{-1/2}$, $A' = A + I$, D 和 I 分别为 A' 的对角度矩阵和单位矩阵, W^1 和 W^2 分别为GCN第1层和第2层网络的可训练参数, Sigmoid和ReLU均为非线性激活函数。为训练GCN,需要构建损失函数Loss,这可以通过Z与 Z^T 相乘重建邻接矩阵A而产生的误差来表示:

$$\text{Loss} = \|A - ZZ^T\|_2^2 \quad (2)$$

(2)NMF聚类模型。GCN训练结束后可获得最终的学习者特征矩阵Z,假设社区数为 k ,NMF可以将Z分解为 $n \times k$ 维的学习者社区隶属关系矩阵W和 $d \times k$ 维社区表示矩阵H的近似乘积: $Z \approx WH^T$ 。借鉴文献^[27]提出的求解方法可以分别求得W和H的迭代更新规则为:

$$W_{ip} = W_{ip} \frac{(ZH)_{ip}}{(WH^T H)_{ip}} \quad (3)$$

$$H_{jp} = H_{jp} \frac{(Z^T W)_{jp}}{(H W^T W)_{jp}} \quad (4)$$

其中W可以用来判断每一个学习者的社区归属。具体而言,对于某个学习者 i ,W的第 i 行元素中最大值对应的列值即可作为其隶属的社区编号。

(二)学习型社区特征度量指标设计

要以社区为突破口助力“人人皆学、处处能学、时时可学”的学习型社会建设,促进教育强国逐级落地,必须明确教育质量评价体系,以教育质量作为衡量教育成果的重要指标。为了促进在线学习者可以不受时间和地域阻碍的时时学习,已有研究强调在线学习中要衡量在线参与度评价指标,关注参与数量(如输入信息频率)和质量,以分析互动学生的参与积极性,对学习型社区的互动学习和知识传播做出贡献^[28]。为了建成高质量的学习型社区,需要评价真正的质量而不仅仅是认知,评价所涵盖的范围包括学习绩效、学习兴趣、

学习氛围等等^[29]。基于上述对教育质量评价的理解,才能为优质学习型社区树立标准,剖析学习型社会建设重点任务,有效地对在线学习者关系网络进行分析。在线学习者关系网络视角下的学习型社区成员既包含关系网络信息,也包含文本内容特征信息,同时也可以进一步关联其他学习行为信息(如视频观看、互动交流、习题测试等),这些都能为学习型社区特征的分析提供数据来源。为对学习型社区整体和成员个体进行特征分析,研究设计了连接密度(Density)、文本内容特征平均相似

度(Avgsim)、学习者成员重要度(Importance)以及活跃度(Activity)这四个特征度量指标,其中连接密度和平均相似度可以对学习型社区进行整体特征分析。学习者成员重要度和活跃度可以对学习型社区中的学习者成员个体进行特征分析。各度量指标的定义分别说明如下:

对于给定的社区 c_i ,其连接密度Density的定义为:

$$Density(c_i) = \frac{2 \times (c_i \text{中包含的连接数})}{|c_i|(|c_i| - 1)} \quad (5)$$

其中 $|c_i|$ 表示 c_i 中的学习者成员数量。文本内容特征平均相似度(Avgsim)定义为社区中两两学习者的文本内容特征向量余弦相似度的平均值,假定 c_i 中任意两个学习者成员 v_p 和 v_q 对应的文本内容特征向量分别为 x_p 和 x_q ,其余弦相似度表示为 $\cos(x_p, x_q) = \frac{x_p \cdot x_q}{\|x_p\| \times \|x_q\|}$,“ \cdot ”为向量的点积运算符,则Avgsim的定义为:

$$Avgsim(c_i) = \frac{2 \times \sum_{v_p \in c_i, v_q \in c_i} \cos(x_p, x_q)}{|c_i|(|c_i| - 1)} \quad (6)$$

复杂网络领域的相关研究普遍认为,如果网络中的节点连接数越多,则该节点越重要,本研究可以通过学习者的连接数来度量其在学习型社区中的重要度。对于社区 c_i 中的学习者成员 v_p ,假定其连接数为 $d(v_p)$, c_i 中的成员最大连接数和最小连接数分别为 $\max(d(c_i))$ 和 $\min(d(c_i))$,则采用最大最小归一化方法可以计算 v_p 在社区 c_i 中的重要度:

$$Importance(v_p, c_i) = \frac{d(v_p) - \min(d(c_i))}{\max(d(c_i)) - \min(d(c_i))} \quad (7)$$

学习者视频观看、互动交流、习题测试等行为的频率往往可以反映出其活跃程度,此外不同类型行为对活跃度也有着不同的影响,本研究设计了加权的学习者活跃度计算方法。具体地,假定选择了 m 类学习行为,各行为的频率表示为 $s_i(i=1,2,3,\dots,m)$, $w_i(i=1,2,3,\dots,m)$ 为相应的权值,则学习者 v_p 在社区 c_i 中的活跃度定义为:

$$Activity(v_p, c_i) = \sum_{i=1}^m w_i s_i \quad (8)$$

其中 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$,各权值可以根据实际应用数据的特点进行设置。此外,在实际计算中,Activity(v_p, c_i)也将进行最大最小归一化处理。

四、在线学习者关系网络分析结果

为应用上述在线学习者关系网络分析视角下的学习型社区发现方法,本研究选取国家高等教育智慧教育平台成员学堂在线的开放数据集MOOCCubeX^[30]作为数据来源,包括关系网络数据、文本内容数据(课程简介和用户评论)以及学习行为数据(视频观看、习题测试和问题评论)等,其中样本主要来自C++语言程序设计、软件工

程、大学计算机基础等与计算机专业相关的课程。然后应用设计的学习型社区发现方法挖掘潜在社区,最后基于学习型社区特征度量指标进行相关分析。

(一)关系网络的统计特征及可视化。构建的关系网络为反映学习者之间的问题讨论交互网络,实际建模为无向网络,其基本的统计特征如表1所示。从表1可以发现学习者关系网络的聚类系数为0.46,说明该网络具有较好的节点聚集结构(即社区)。采用力导引布局对该网络进行可视化分析(如图2所示),也可以明显地看出其中存在的节点聚集结构。应用本研究提出的学习型社区发现方法挖掘该学习者关系网络潜在学习型社区,采用模块度(Modularity)作为方法性能的评价指标^[31],最终获得最优模块度为0.68,社区数为79,最大社区的成员数为1040,最小社区的成员数为3,社区的平均成员数为141.1。

表1 学习者关系网络统计特征

统计特征名称	数值
节点数	11149
边数	21677
平均度	3.89
平均路径长度	6.1
网络直径	23
聚类系数	0.46

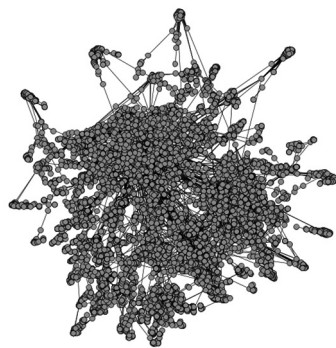


图2 学习者关系网络可视化

(二)学习型社区整体特征度量分析。对获得的各个学习型社区进行整体特征的度量,包括连接密度Density和文本内容特征平均相似度Avgsim,并在二维坐标系中绘制各社区的Density和Avgsim分布(如下页图3所示)。从图3可以看出,大部分数据都分布在线性拟合线上或其周围,说明Density和Avgsim具有相关性。通过进一步计算两者的协方差相关系数,结果为0.78,表明两者具有很强的正相关性。Density和Avgsim的关系说明连接越紧密的社区,其成员的文本内容特征越相似,其原因在于:同一社区的成员往往学习兴趣更相似,如果成员间连接越紧密,协作学习交互行为会越频繁,从而会产生和传播更多相似的与学习相关的文本内容信息,如学习课程

的基本信息、问题回答、留言评论等。

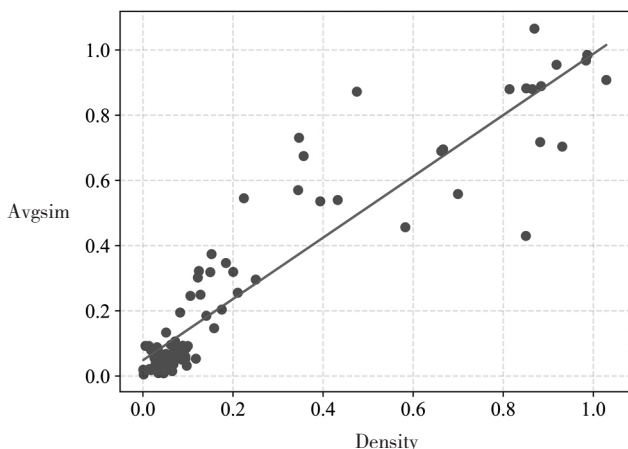


图3 各学习型社区的Density和AvgSim分布

学习型社区中的每一个成员都关联相应的文本内容特征词向量,如果某个特征词在社区所有成员中出现越频繁,那么该特征词越能用于描述社区的学习兴趣主题。表2给出了具有代表性的4个学习兴趣主题社区,描述指标包括Density、AvgSim以及社区中出现的前10个高频特征词。从表2可以看出,高频特征词与相应社区的学习兴趣主题都是密切相关的。

表2 典型学习兴趣主题社区

学习兴趣主题	Density	AvgSim	高频特征词Top10
C++程序设计	0.62	0.53	程序、变量、函数、数据类型、数组、指针、结构、调用、输入、输出
软件工程	0.65	0.49	软件、需求、测试、面向对象、开发、工程、管理、生命周期、设计、质量
数据结构	0.58	0.52	线性表、队列、数组、二叉树、遍历、查找、排序、算法、字符串、堆栈
大学计算机基础	0.51	0.55	计算机、硬件、软件、计算机网络、多媒体、操作系统、数据库、Internet、Office、计算思维

(三)学习型社区成员个体特征度量分析。对学习型社区的各成员根据式(7)和式(8)分别计算重要度和活跃度(选择视频观看、习题测试及问题评论行为,权重分别设置为0.3, 0.3和0.4),并绘制各成员的重要度和活跃度分布。图4展示了表2所示四个社区的计算结果,可以看出学习者成员的重要度Importance和活跃度Activity是密切相关的,且越活跃的成员往往重要度越大。该现象可以解释为:学习者越活跃,如提问及评论等互动交流行为越频繁,越能增加其曝光率及影响力,这容易吸引更多学习者与其进行直接交流互动,从而增加其在关系网络中的连接数并提高重要度。

通过对成员的重要度或活跃度进行度量并排序,可以直接了解学习型社区的活跃成员,这方便在线教学的

教师或管理者了解学习者个体乃至整体的学习状态,并辅助决策是否需要对接消极的学习者采取干预措施。

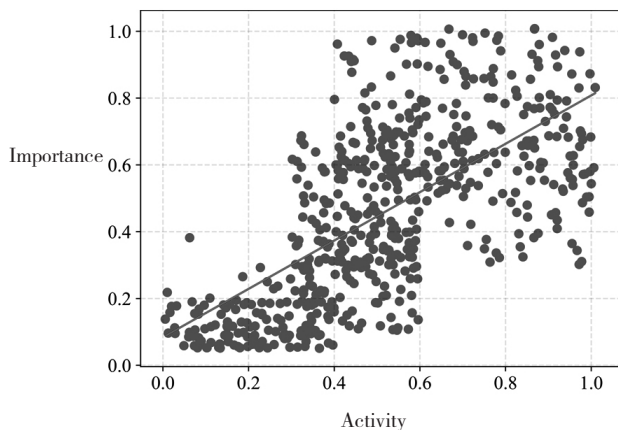


图4 各学习者的Importance和Activity分布

(四)学习型社区特征与学习绩效的关系分析。为探索学习型社区特征与学习绩效的关系,选取数据结构课程按不同学期所形成的两个社区(社区A和社区B)作为分析对象,并结合两个学习型社区各成员的习题平均成绩进行分析。在学习型社区成员个体特征方面,考虑到如前所述各成员的Importance和Activity特征是正相关的,因此只采用Activity特征作为代表汇总分析两个社区成员个体特征与其习题平均成绩(已进行归一化处理表示为Score)的关系,结果如图5所示。从中可以看出Activity与Score是正相关的(协方差相关系数为0.53),越活跃的成员普遍成绩越好,这说明学习型社区成员的活跃度对于成绩的提高是有一定促进作用的。

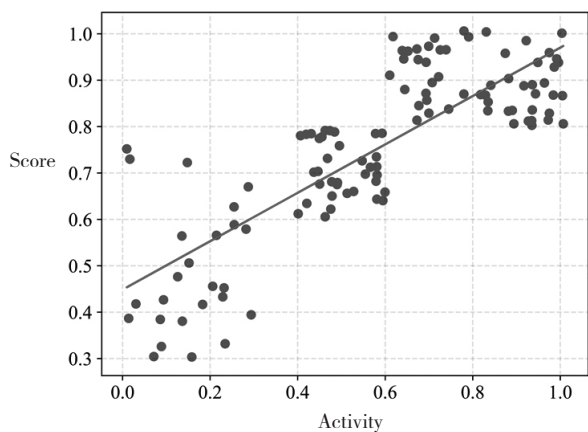


图5 学习型社区成员的学习成绩和Activity分布

在学习型社区整体特征方面,社区A的Density和平均Activity值分别为0.66和0.51,社区B的Density和平均Activity值分别为0.34和0.32,可见社区A明显优于社区B:社区A的成员连接更紧密,学习活跃度更高。两个

社区成员的习题平均成绩进一步分别按五个等级(0—59, 60—69, 70—79, 80—89, 90—100)进行划分统计对比, 结果如图6所示。从图6可以看出, 社区A的课程成绩优良率(≥ 80 分)明显高于社区B, 此外不及格率(< 60 分)也远低于社区B, 这说明社区整体表现的特征对成员的学习成绩也有一定影响。可以认为如果社区连接越紧密, 成员交流、传播分享课程知识会更快速、更广泛, 学习型社区群体学习氛围会更浓厚, 这有利于加快成员的课程知识分享和建构过程, 并最终有利于成员的学习成绩整体提高。反之连接稀疏的社区, 成员之间的交流互动匮乏, 则不利于形成学习型社区的群体学习氛围, 最终会对学习成绩造成一定的不良影响。

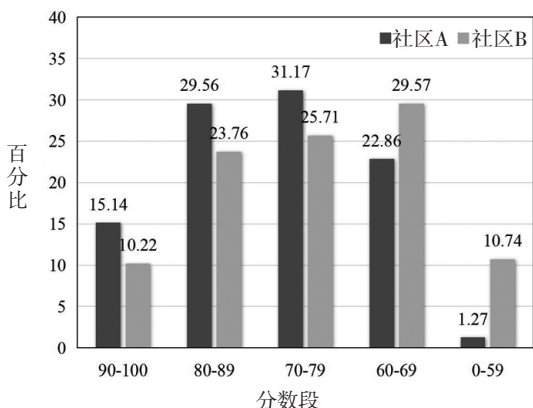


图6 学习型社区成员的学习成绩分布对比

五、形成在线学习者关系网络分析视角下的学习型社区赋能教育强国建设策略

(一) 讨论

本文以学习型社区为突破口, 运用在线学习者关系网络分析的视角, 提出了四个学习型社区特征度量指标: 连接密度、文本内容特征平均相似度、学习者成员重要度以及活跃度, 并分别对学习型社区进行整体特征分析和学习者成员个体进行特征分析, 深入探讨其赋能教育强国建设的具体路径。研究表明, 学习型社区中大部分学习者活跃度较高, 能够依据个人兴趣选择并高效利用学习资源, 通过小组协作和互动交流等模式, 推动集体学习, 并在度量指标反馈的基础上进行反思与持续改进。学习者的活跃度对学习成绩有显著影响, 然而也存在部分成员表现出消极状态, 因此, 有必要对其进行问题诊断、评价、干预、跟踪和监督, 以提升整体的学习活跃度和参与度, 从而提高学习型社区的质量, 以构建高质量的学习型社区助力教育强国建设。综合前期研究和现有研究成果, 本文从关系网络的角度分析社区高质量发展的关键互动模式特征, 识别出影响学习者活跃度的关键因素, 并验证了在线

学习型社区的互动策略是否满足新任务的要求, 以及是否能够适应新的教育形势。

首先, 学习者的学习态度是影响其活跃度的核心因素。研究发现, 活跃的学习者将吸引更多的学习者与其交流互动, 提高其在学习型社区中的重要性。这些活跃的学习者能够组成高质量的学习型社区, 而多个活跃的高质量学习型社区将汇聚成为巨大的力量。以前的研究表明, 社区特征与学习绩效的关系密切, 学习者之间的积极互动能增强效能感、促进获得集体知识^[32]。其次, 教师是否鼓励学生也是关键因素之一。在教师给予一定鼓励的前提下, 学习者的学习积极性会更高。并且, 学习者的学习积极性会影响课堂参与度, 课堂投入度将影响学习成绩。本文的研究结果也验证了Luo等人的发现^[33], 证明同一社区的成员往往学习兴趣更相似, 若成员间连接紧密, 协作学习交互行为会越频繁, 社区中成员将互相建立信任、共同交流分享知识^[34]。这说明为了加深社区成员之间的联系, 需要构建优质学习型社区, 加快知识分享、传播的速度, 营造浓厚学习氛围, 这些都有利于成员学习绩效的提高, 赋能教育强国建设。已有研究提出促进混合学习社区协作与互动的策略, 强调要关注社区中的协作质量评价, 促进协作互动的深度, 通过在线学习中建立的社会关系网络, 分析互动频率来衡量社区中协作关系强度^[35], 这一研究与本研究所使用的方法是类似的。

除此之外, 虽然已有研究也强调了, 在构建学习型社会的过程中, 对在线学习领域进行社会网络分析的重要性不容忽视^[36], 但是他们主要基于文献计量分析, 缺乏实证数据, 与已有研究相比, 本文基于实证数据将网络分析方法应用于在线学习者关系网络的研究中, 揭示面向教育强国建设的学习型社会目标、在线学习社区中学习者的具体特点及行为模式。本文研究结果发展了这些观点, 通过学习型社区特征与学习绩效的关系分析, 本文认为学习者的成绩与活跃度呈正相关, 即越活跃的成员普遍成绩越好。本文突破了已有研究的局限性, 揭示了在学习型社会的建设分析关系网络的重要性。一方面, 对学习兴趣主题的学习型社区关系网络按活跃度形成了可视化分析结果, 以帮助管理人员直观地识别社区的活跃成员, 干预不活跃成员的学习表现。另一方面, 通过对社区成员个体特征进行度量分析, 将学习者活跃度、联系紧密度等指标与建设学习型社会建立关联, 促进社区的分享交流, 进一步促进教育强国战略的落地。

(二) 在线学习型社区赋能教育强国建设策略

为了助力教育强国在数字化转型下的教育情境逐级落地, 以学习型社区为单位, 基于在线学习者关系网络分析视角分析赋能教育强国建设, 结合研究结果, 本

研究提出了“构建可视化学习型社区—开展社区之间知识分享—促进各社区的互动合作—指标反馈下的反思迭代”的在线学习型社区赋能教育强国建设策略。首先,在构建可视化学习型社区方面,借助力导引布局,本研究构建的关系网络能反映学习者之间的交互关系。将可视化技术融入课堂,构建可视化学习型社区对整个教育强国建设起到了重要作用。有效的学习型社区赋能教育强国建设策略强调要在课堂上充分利用可视化技术,促进学习者对自身知识掌握水平的理解。其次,在开展社区之间的知识分享方面,优质数字资源的传播效率与成员联系的密切度有很大关系。合理推荐学习资源能提高在线学习成员的学习资源获取质量和效率,并提高学习的积极性和主动性。这种学习型社区对教育强国建设起到了积极的推动作用,是促进教育强国建设的重要途径之一。再次,在促进各社区的互动合作方面,能够提高学习型社会的连接度、活跃度和互动次数,加强团体成员之间的联系。在线学习型社区将提供优质的学习资源,让学习者不仅在课上能学习,在课后也能进行学习。在线学习型社区发挥了极其重要的作用,使得学习者不受时间、空间的限制,随时随地都能参与讨论、学习。在未来,应加快构建高质量的学习型社区赋能教育强国建设,为学习者提供更多的便利。最后,在指标反馈下的反思迭代方面,基于学习者活跃度、与其他成员的联系紧密度等指标的反馈,反思在线社区是否达到高质量发展的标准,通过多听取学习者的意见,不断地优化和改进在线学习社区发展质量,以提升在线学习社区的质量和效果;并在社区实践过程中,根据实际情况对教育成果相关指标进行多轮的迭代改进,及时解决制约学习型社区整体质量提升的问题,通过多个高质量学习型社区的叠加促进教育强国建设。在线学习过程中,对讨论区的有效运用往往被忽视。因此,未来应该更加关注学习者的活跃度,可以从重视讨论区的建设、合理设置学习任务、树立学习榜样、设置奖惩机制等方面着手,同时借助在线课程平台统计学习者活跃度,给予活跃度较低的学习者一定的关注和引导。以此建设在线学习社区共同体,通过学习型社区促进师生互动和问题解决,赋能教育强国建设。

六、结语

本研究提出从社区发现视角进行学习者关系网络分析,设计了相应的社区发现方法和社区特征度量指标,并以国家高等教育智慧教育平台的数据集为例,在真实的学习者关系网络中进行了应用分析。应用结果表明所提出的分析方法不仅可以对社区整体特征进行分析,而

且可以对社区成员个体特征进行分析,同时可以提供一种直观了解学习者群体或个体学习兴趣特征和学习活跃度的路径。更有意义的是,社区特征与学习绩效关系的分析结果,可以启发在线课程教师加强引导在线学习者的交互协作行为,不断促进高质量学习社区的形成。本研究基于此提出在线学习者关系网络分析视角下的四步骤学习型社区赋能教育强国建设策略,助力我国从教育大国向教育强国的转变。

在后续的研究工作中,将探索通过社区演变分析的方式,从而对学习者的学习兴趣变化进行持续追踪,培养德智体美劳全面发展的人才。为了响应教育强国战略所提出来的新要求,解决培养人才的目标还比较泛化、处于初始阶段的问题,未来可以对社区进行持续跟踪、挖掘所需要的人才。同时应给予更多社区以策略支持,通过观测某些指标评判社区的质量,使得更多优质学习型社区生根发芽,压茬推进形成教育强国。

参考文献:

- [1] 新华社.习近平:扎实推动教育强国建设[J].中国人才,2023,(10):5.
- [2] 王小根,谢兴.教师研修数字化转型:基于技术支持教师研修的分析[J].当代教育与文化,2023,15(5):40-47.
- [3] 中国互联网络信息中心.第52次《中国互联网络发展状况统计报告》[EB/OL].<https://www.cnnic.net.cn/n4/2023/0828/c88-10829.html>,2023-08-28.
- [4] Siemens G.Connectivism:a learning theory for the digital age [J]. International Journal of Instructional Technology and Distance Learning,2005,(1):3-10.
- [5] 秦婷,徐亚倩等.网络分析方法在网络教育中的应用研究综述[J].开放学习研究,2020,(2):55-62.
- [6] 刘三女牙,石月凤等.网络环境下群体互动学习分析的应用研究——基于社会网络分析的视角[J].中国电化教育,2017,361(2):5-12.
- [7][35] 林晓凡,胡钦太.社会网络分析视角下的混合学习社群协作策略研究[J].现代教育技术,2014,24(10):73-80.
- [8] 张海涛,周红磊等.在线社交网络的社区发现研究进展[J].图书情报工作,2020,64(9):142-152.
- [9] 刘复兴,董昕怡.论教育强国指标体系建构[J].新疆师范大学学报(哲学社会科学版),2024,45(1):118-126.
- [10][14] 伍清玲.“互联网+”视角下社区教育多媒体辅助教学方法创新模式研究[J].继续教育研究,2023,(11):56-60.
- [11] Girvan M.,Newman M.E.J.Community structure in social and biological networks [J].Proceedings of the National Academy of the Sciences,2002,(99):7821-7826.
- [12] Lin,X.-F.,Chiu,T.K.F.,et al.Teacher learning community for AR-integrated STEM education [J].Teaching and Teacher Education,2024,141:104490.
- [13] 张小迎,戴晴.高校图书馆助力学习型社区建设的新吴模式实践研究[J].黑龙江教师发展学院学报,2023,42(2):151-153.
- [15] 于波,徐碧岩等.基于社会网络和话题相似度的cMOOC学习者聚类研究[J].开放学习研究,2020,25(1):10-21.
- [16] 石月凤,刘三女牙等.基于社会网络分析的在线学习行为分析实证研究[J].中国教育信息化,2019,(1):5-10.

- [17] 王慧敏,陈丽.cMOOC微信群社会网络特征及其对学习者的认知发展的影响[J].中国远程教育,2019,(11):15-23+92.
- [18] 徐亚倩,陈丽.联通主义学习中个体网络地位与其概念网络特征的关系探究——基于cMOOC第1期课程部分交互内容的分析[J].中国远程教育,2019,(10):9-19+51+92.
- [19] 刘三女牙,郭美伶等.不同关系定义下在线交互网络特点及其与学习绩效关系——以SPOC论坛为例[J].开放教育研究,2020,(3):80-90.
- [20][31] Newman M.E.J.Modularity and community structure in networks [J].Proceedings of the National Academy of the Sciences,2006,(23):8577-8582.
- [21] Garza E.S.,Schaeffer E.S.Community detection with the label propagation algorithm:A survey [J].Physica A:Statistical Mechanics and its Applications,2019,534:122058.
- [22][27] He C.B.,Fei X.,et al.A survey of community detection in complex networks using nonnegative matrix factorization [J].IEEE Transactions on Computational Social Systems,2022,9(2):440-457.
- [23][25] Jin D.,Yu Z. Z.,et al.A survey of community detection approaches:from statistical modeling to deep learning [J].IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2023,35(2):1149-1170.
- [24] Fortunato S.,Hric D.Community detection in networks:A user guide [J].Physics Reports,2016,(659):1-44.
- [26] Lee D.D.,Seung H.S..Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J].Nature,1999,(401):788-791.
- [28] 李文昊,白文倩.反思型异步学习模式中的学生参与度研究[J].远程教育杂志,2011,29(3):14-20.
- [29] 吴文涛,刘和海等.建设学习型大国:以教育数字化践行中国式现代化[J].中国电化教育,2023,(3):17-24+45.
- [30] Yu J.F.,Lu M.Y.,et al.MoocRadar:A fine-grained and multi-aspect knowledge repository for improving cognitive student modeling in MOOCs [A].Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval [C].New York:Association for Computing Machinery,2023.2924-2934.
- [32] Vossen,T.E.,Henze,I.,et al.Finding the connection between research and design:The knowledge development of STEM teachers in a professional learning community [J].International Journal of Technology and Design Education,2020,30:295-320.
- [33] Luo,T.,Freeman,C.,et al.“Like,comment,and share”—professional development through social media in higher education:A systematic review [J].Educational Technology Research and Development,2020,68:1659-1683.
- [34][36] 吴涛,张子石等.网络学习领域作者合作的社会网络分析——基于CSSCI的文献计量研究[J].中国电化教育,2017,(2):96-102.

作者简介:

贺超波:教授,博士,研究方向为图数据挖掘与智能教育。

林晓凡:副教授,博士,研究方向为智慧教育、数字化学习应用。

Empowering the Construction of Education Power with the Learning Community: Based on the Analysis of Online Learner Relationship Networks

He Chaobo¹, Lin Xiaofan², Cheng Junwei¹, Tang Yong¹, Zhang Yinuo²

1.School of Computer Science, South China Normal University, Guangzhou 510631, Guangdong

2.School of Information Technology in Education, South China Normal University, Guangzhou 510631, Guangdong

Abstract: The building of learning communities contributes significantly to the realization of education power. Various collaborative and interactive behaviors of online learners in the community facilitate the formation of learner relationship networks. A deep analysis of these networks can uncover intrinsic characteristics of community learning. This study proposes to analyze the learner relationship networks from the perspective of community discovery. It starts by designing a novel method for discovering learning communities based on graph convolution networks and nonnegative matrix factorization, integrating information from the learner's relational network and textual content. It introduces four community feature measurement metrics for applications in read-world learner relationship networks. The results show that the proposed analysis method can effectively uncover interest-themed communities within the learner relationship networks. It also allows for the characterization of the community as a whole and individual member, providing the decision support to guide the online interaction and collaborative behaviors of learners. Finally, it develops an online learning community enabling strategy, comprising “building visual learning communities, facilitating knowledge sharing among communities, promoting interaction and cooperation between communities, and reflecting and iterating under the feedback of indicators”. Through the strategy to enable the high-quality development of learning communities, with the combination of community new quality productivity to foster a learning community, which will boost the development of education powerhouse.

Keywords: learner relationship networks; network analysis; learning community; community discovery; education power

收稿日期: 2024年1月8日

责任编辑: 李雅璋