arXiv:2601.01117v1 [stat.AP] 3 Jan 2026

在线专业发展课程中的讨论网络的形成与演变：来自面向K-12教育工作者的大规模开放在线课程的证据

SHUHAN AI加利福尼亚大学洛杉矶分校教育与信息研究学院，美国，邮编 *90095*aishuhan@ucla.edu

随着面向教育工作者的大规模开放在线课程（MOOC教育课程）日益普及，了解教育工作者如何在在线专业发展环境中互动并形成同伴网络变得愈发重要。本研究考察了“《K-12学校的数字学习转型》”中的同伴讨论网络的形成与演变。该课程是一门于2013年春季面向美国及国际教育工作者开设的MOOC-Ed。本研究采用横截面和时序指数随机图模型（指数随机图模型和时间指数随机图模型），分析了两个网络子样本：最大连通分量（N = 363）以及发生三次或以上交互的活跃参与者（N = 227）。结果显示，在两个网络中，互惠性和传递闭包效应都很强；参与者回应互动的可能性是其他情况的六至九倍，与拥有共同讨论伙伴的同伴建立关系的可能性则超过两倍。指定讨论组同质性是关系形成最有力的预测因素，而区域同质性和建立联系的意愿也显著影响网络结构。时间分析显示，讨论活动在课程中期达到峰值，随后急剧下降；网络结构也从广泛分布的参与逐渐转变为紧密连接的核心成员之间的集中互动。这些研究发现揭示了在线专业发展环境中推动同伴支持式学习的机制，并为设计工作提供启示，以促进教育工作者在基于大规模开放在线课程的学习环境中持续参与。

关键词：网络分析；大规模开放在线课程；专业发展；指数随机图模型；在线学习

1. 引言

在过去二十年中，大规模开放在线课程（MOOCs）打破了地域位置或机构隶属关系的限制，使世界各地的学习者都能够参与高质量课程，从而改变了教育的获取方式（Milligan & Littlejohn，2014年）。这一转变对教育领域的专业发展（PD）产生了重要影响。专门面向教育工作者设计的MOOCs（通常称为MOOC教育课程）已经成为提升教学能力的可扩展平台（Koukis & Jimoyiannis，2019）。与通用型MOOCs不同，MOOC教育课程以有效专业学习的原则为基础，并围绕四项核心设计原则构建：多元声音、自主学习、同伴支持式学习以及与工作相结合的学习（Kellogg & Edelmann，2015）。这一设计的核心是通过围绕职业角色、地理位置或共同兴趣组织的讨论空间，促进同伴互动。这些同伴网络在地域分散的教育工作者之间培育实践共同体，并推动不同职业情境中的交流与反思。随着MOOC教育课程为应对对高质量在线教学方法日益增长的需求而不断发展（Hartshorne 等人，2020），理解教育工作者如何在在线讨论论坛中互动并建立联系，对于优化课程设计变得越来越重要。

尽管人们日益关注在线学习的网络视角，但对MOOC教育课程中同伴讨论网络的研究仍然有限。文献中存在若干值得关注的空白。首先，既有关于MOOC教育课程的网络研究主要关注基于参与者地理位置、职业角色和教学经验的同质性，却忽视了参与者在在线讨论论坛中表达的与同伴建立联系的意愿（Kellogg 等人，2014年）。其次，尽管以往研究已将横截面网络分析应用于MOOC教育课程，但对时间动态的关注仍然有限。Kellogg 等人（2014年）使用指数随机图模型（指数随机图模型）考察了MOOC教育课程讨论论坛中的同伴支持网络，发现互惠性和职业角色同质性对关系形成具有显著影响。然而，他们的分析汇总了整个课程持续时间内的互动，因此关于这些网络如何形成、演变并可能随时间解体的问题仍未得到解答。此外，先前研究主要考察包含所有参与者的网络，而不论其参与度如何（Kellogg 等人，2014；Wu& Wu，2021年）。这种做法可能导致网络样本被从未回复帖子或仅回复过一次的参与者所主导，从而掩盖投入程度更高的参与者之间的互动模式。纳入大量边缘节点或不活跃节点，可能会限制指数随机图模型识别活跃参与者之间正在发生的有意义关系过程的能力。

本研究通过将大规模开放在线课程（MOOC-Ed）讨论论坛的横截面网络分析扩展至时间建模，并考察两种网络操作化方式：最大连通分量（LC）和活跃网络（互动次数不少于三次的参与者），以弥补上述研究空白。本研究使用《K-12学校的数字学习转型》课程的数据。该 MOOC-Ed 课程于 2013 年春季面向美国及国际教育工作者开设（Kellogg 与 Edelmann，2015），旨在考察整个课程持续时间内同伴讨论网络的形成与演变。本研究采用横截面指数随机图模型（ERGMs）和时间指数随机图模型（TERGMs），分析参与者属性和网络结构如何影响各时间段内及跨时间段的讨论关系形成。本研究围绕以下三个研究问题展开：

1. 大规模开放在线课程（MOOC-Ed）中同伴讨论网络的人口统计特征和结构特征是什么，尤其是在最大连通分量（LC）和活跃网络（互动 ≥ 3）中？随着课程推进，网络结构特征如何随时间变化？ 2. 参与者属性（如职业角色、性别、地理位置、经验水平、建立联系的意愿）和结构机制（如互惠性、传递性、受欢迎程度）在多大程度上能够解释汇总后的课程讨论网络中的关系形成？这些关系在最大连通分量和活跃网络之间是否存在差异？ 3. 参与者属性和网络结构机制在多大程度上能够预测连续时间段内（如从第一季度到第二季度）的关系形成？随着课程推进，推动网络演化的因素在不同过渡时期是否有所不同？

2. 文献综述

近年来，研究日益将社会网络方法应用于在线教育情境，包括考察网络位置如何预测学习成果、知识扩散如何在讨论论坛中发生、同伴互动如何塑造在线社区结构，以及教师如何促进在线社区发展（Kellogg 等，2014年；Kumi，2023年；Ouyang 和 Scharber，2017；Wu 和 Wu，2021年；Wu 和 Nian，2021年）。这些方法揭示了在线学习的结构性和关系性

维度，而传统回归方法可能忽略这些维度，从而深入洞察在线学习情境中连接学习者的关系模式。

例如，Wu 和 Nian（2021年）分析了一门为期 18 周、借助 Facebook 学习小组开展的混合式研究生统计课程。他们发现，网络中心性指标，尤其是出度、度和接近中心性，能够显著预测学生学习成果。纵向分析还表明，学习共同体随着时间推移变得日益活跃，互惠性在三个课程阶段中从 0.638 上升至 0.667。类似地，一项针对大型 Coursera 机器学习论坛中知识扩散的研究采用指数随机图模型，区分了知识转移网络与知识共享网络，并指出，高度中心性的用户会积极向他人转移知识，而助教则成为促进论坛活动的关键影响者（Wu &Wu，2021年）。除了大型平台之外，Kumi（2023年）证明，社会网络分析能够揭示学生互动的结构和关系层面，而汇总统计量和自我报告测量无法捕捉这些内容。该研究运用图形表示和中心性指标，识别出孤立参与者、发现新兴领导者，并揭示了本科生讨论论坛中关系纽带的优势与不足。

具体而言，在大规模开放在线课程情境中，Kellogg 等人（2014年）研究了两门面向 K-12教育工作者设计的 MOOC-Ed课程中的同伴网络；他们的分析揭示了若干典型的结构模式，包括核心—边缘结构、较低的网络密度（0.01–0.06），以及介于 0.15 至 0.26 之间的互惠系数。在此基础上，Zhang 等人（2016年）运用实证网络分析模拟调查（SIENA），考察中国慕课讨论论坛中驱动网络随时间变化的动态机制。他们的研究检验了四种网络效应：同质性、互惠性、传递性和优先连接。研究发现表明，互惠性、传递性和优先连接均具有显著的正向效应，但角色同质性呈负向效应，这表明学生更倾向于与教师和助教互动，而非与同伴互动。

尽管这些研究采用指数随机图模型和时间指数随机图模型考察在线讨论论坛，但大多数研究聚焦于面向普通学生群体设计的大规模开放在线课程，并在网络分析中纳入教师引导。考察同伴网络的结构动态，有助于为设计有效的社会化学习环境提供重要见解，尤其是在专为教育工作者专业发展量身打造的 MOOC-Ed情境中。了解参与的教育工作者通过讨论论坛帖子与谁互动，以及这些交互如何形成特定的社会结构，有助于阐明社会化学习在参与的教育工作者中发生的过程。因此，本研究探讨了在 MOOC-Ed情境中驱动网络形成与演变的机制，并通过同时采用横截面和时序指数随机图模型，拓展了此前对 K-12教育工作者同伴讨论网络的研究。

3. 方法

3.1. 数据

2013年春季，Friday Institute for Educational Innovation 与 Alliance for Excellent Education 合作，启动了 MOOC-Ed倡议。该倡议始于一门为期六周的试点课程，名为“规划幼儿园至高中学校的数字化学习转型”（DLT），旨在帮助学校和学区领导规划并实施幼儿园至高中数字化学习倡议（Kleiman 等人，2013）。在关系构建方面，讨论主题帖的发起者被视为所有回复的默认接收者，除非评论明确指向其他参与者

。对于指向非发起者的评论，则依据两个标准进行识别：（1）使用论坛的“引用”功能来提及另一位参与者；或（2）明确提及先前评论者的姓名。所有此类评论均经过目视核验，以确保准确性（Kellogg 与 Edelmann，2015）。

网络数据来源于两个方面。首先，MOOC-Ed 注册表收集了参与者自行报告的人口统计信息，包括其职业角色、工作环境、教育工作年限和个人学习目标。其次，MOOC-Ed 讨论论坛记录了所有同伴互动，包括帖子、评论和回应。我们合并了包含发帖和评论内容的数据库表，生成网络边列表，标明参与者之间的互动关系，并记录参与者ID、时间戳和讨论内容。随后，我们将这些互动数据与注册信息关联，生成了一个同时包含同伴互动关系和参与者属性的统一数据集。

为专门关注同伴支持式学习，分析中排除了课程助教发布或收到的帖子。为考察网络机制是否会因参与者群体而异，本研究分析了从整体讨论网络（N =441）中提取的两个子网络：(1) 最大连通分量（N = 363），以及 (2) 活跃网络（N = 227），其定义为总度达到三次或以上互动的参与者。表1呈现了各网络中讨论者的人口统计特征和分配的讨论组。参与者以女性为主（约占三分之二），且大多来自美国；技术/媒体工作人员是人数最多的职业群体（34%），而不同经验水平的参与者在教学经验方面分布相对均匀。

讨论论坛活跃了72天，从2013年4月4日至2013年6月15日。为进行时间分析，这段时间被划分为四个季度：第一季度（第1–18天）、第二季度（第19–36天）、第三季度（第37–55天）和第四季度（第56–72天）。研究构建了各季度的子网络，以考察关系形成模式如何随课程进程而演变。

3.2. 变量

ERGM 和 TERGM 模型均包含网络结构变量、一个受欢迎度协变量以及同质性协变量。四个结构变量用于捕捉内生网络过程：边表示关系形成的基线倾向；互惠用于捕捉互惠性，即关系得到回应的倾向；传递闭包用于评估共享互动伙伴的参与者是否更可能彼此互动；以及几何加权二元组共享伙伴（GWDSP）用于捕捉双路径连通性（Hunter 与 Handcock，2006；Snijders 等，2006）。GWESP 和 GWDSP 均采用固定的 0.5 衰减参数，以防止模型退化。在时间模型中，还纳入了孤立点，以捕捉参与者保持与讨论网络断开的倾向。此外，受欢迎度协变量出度用于衡量发帖更频繁的参与者是否会吸引他人更多互动。此外，同质性协变量用于评估参与者是否倾向于与属性或社会身份相似的人建立关系。这些协变量包括性别、地区、国家、职业角色、分配的讨论组、年级、教学经验、专家身份（即讨论者是否为受邀参与课程的小组成员）以及建立联系的意愿。

表1 研究节点样本的描述性统计

	所有在线专业发展课程参与者（N = 441）	LC参与者（N = 363）	活跃参与者（N = 227）
地区			
国际	32 (7.3%)	27 (7.4%)	16 (7.0%)
美国中西部	77 (17.5%)	63 (17.4%)	39 (17.2%)
美国东北部	111 (25.2%)	89 (24.5%)	58 (25.6%)
南部	169 (38.3%)	142 (39.1%)	92 (40.5%)
West	52 (11.8%)	42 (11.6%)	22 (9.7%)
国家			
非美国	32 (7.3%)	27 (7.4%)	16 (7.0%)
US	409 (92.7%)	336 (92.6%)	211 (93.0%)
性别			
女性	301 (68.3%)	243 (66.9%)	150 (66.1%)
Male	140 (31.7%)	120 (33.1%)	77 (33.9%)
教育角色			
教师	83 (18.8%)	75 (20.7%)	48 (21.1%)
管理人员	91 (20.6%)	79 (21.8%)	48 (21.1%)
技术/媒体工作人员	162 (36.7%)	125 (34.4%)	77 (33.9%)
其他教育职务	105 (23.8%)	84 (23.1%)	54 (23.8%)
涉及年级			
通才	215 (48.8%)	168 (46.3%)	103 (45.4%)
小学教育	57 (12.9%)	50 (13.8%)	29 (12.8%)
中等教育	153 (34.7%)	133 (36.6%)	88（38.8%）
中学后教育	16（3.6%）	12（3.3%）	7（3.1%）
教学经验			
≤10 年	115（26.1%）	100（27.5%）	62（27.3%）
11–20年	150（34.0%）	115（31.7%）	79（34.8%）
20+ 年	176（39.9%）	148（40.8%）	86（37.9%）
专家小组成员			
Yes	20（4.5%）	19（5.2%）	11（4.8%）
No	421（95.5%）	344（94.8%）	216 (95.2%)
连接意愿			
Yes	69 (15.6%)	60 (16.5%)	45 (19.8%)
No	372 (84.4%)	303 (83.5%)	182 (80.2%)
分配的讨论组			
AC	74 (16.8%)	68 (18.7%)	36 (15.9%)
DL	50 (11.3%)	46 (12.7%)	27 (11.9%)
M	58 (13.2%)	43 (11.8%)	28 (12.3%)
N	119 (27.0%)	88 (24.2%)	60 (26.4%)
PD	74 (16.8%)	60 (16.5%)	28 (12.3%)
PS	66 (15.0%)	58 (16.0%)	48 (21.1%)

注：最大连通分量 = 最大连通分量；活跃 = 节点，累计交互 ≥3 次。

3.3. 分析

3.3.1. 描述性分析

本研究首先通过描述性统计来刻画最大连通分量和活跃网络的结构。指标包括网络规模、边数、密度、平均度（入度、出度和总度）、边互惠性、传递性和中心化指标。为进行纵向分析，我们针对每个季度网络（第一至第四季度）计算这些指标，以考察讨论网络结构在课程持续时间内如何演变。

3.3.2. 指数随机图模型（指数随机图模型）

我们使用指数随机图模型来考察汇总讨论网络中的关系形成。两个节点形成关系的可能性取决于笔记的属性和网络结构（Cranmer 和 Desmarais，2011；Leifeld 等人，2018）。网络 N 的指数随机图模型，其中 $N_{ij} = 1$ 如果参与者 i 向参与者发送了一篇讨论帖 j，则可表示为：

$$P(N, \theta) = \frac{\exp(\theta^\top h(N))}{c(\theta)} \tag{1}$$

其中 θ 是模型系数向量，$h(N)$ 是充分统计量向量，而$c(\theta)$ 是归一化常数（Hunter 等人，2008）。在本研究中，$h(N)$包括互惠性、几何加权边共享伙伴和 GWDSP 等结构统计量，以及基于参与者特征的同质性统计量。

3.3.3. 时序指数随机图模型（时间指数随机图模型）

时间指数随机图模型通过引入能够捕捉先前网络状态如何影响当前关系形成的参数，将横截面指数随机图模型扩展到跨时间依赖情形（Leifeld 等人，2018）。网络N^t 在以前一网络为条件时，可表示为：

$$P(N^t | N^{t-1}, \theta) = \frac{\exp(\theta^\top h(N^t, N^{t-1}))}{c(\theta, N^{t-1})} \tag{2}$$

在本研究中，每个季度网络均以前一季度为条件进行建模（例如，第二季度$2|Q1$）。从第二季度到第四季度观察到该网络序列的联合概率为：

$$P(N^{Q2}, N^{Q3}, N^{Q4} | N^{Q1}, \theta) = \prod_{t=Q2}^{Q4} P(N^t | N^{t-1}, \theta) \tag{3}$$

时间指数随机图模型包含与横截面指数随机图模型相同的结构项和同质性项，此外还包含一个孤立点项，用于捕捉在某个季度中始终保持孤立的参与者。

3.3.4. 估计

ERGM 和 TERGM 均采用最大伪似然估计（MPLE）进行估计，该方法通过将联合概率替换为各条件二元关系概率的乘积来近似似然（Strauss&Ikeda，1990）：

$$\pi_{ij}(\theta) = \text{logit}^{-1}\left(\sum_{r=1}^{R} \theta_r \delta_r^{(ij)}(N)\right) \tag{4}$$

其中，$\pi_{ij}(\theta)$ 表示在网络中的其他所有关系均已给定的条件下，参与者i与参与者j建立关系的概率。$\delta_{(ij)r}(N)$是变化统计量，用于衡量在i与j之间增加一条关系时，网络统计量h_r的变化幅度。例如，如果两位参与者具有相同的职业角色，则角色同质性的变化统计量等于 1。MPLE 的一项关键优势是计算效率高：与马尔可夫链蒙特卡罗（MCMC）估计不同，MPLE 无需模拟，因此非常适合分析大型网络。

横截面指数随机图模型使用 `ergm`软件包（Hunter 等人，2008年）进行拟合。使用 `btergm` 软件包对所有季度的数据进行合并，拟合时间指数随机图模型，并采用自助法置信区间（R= 100 次重复）以处理基于 MPLE 的方差估计偏差（Leifeld 等人，2018年）。为考察关系形成机制在不同过渡时期是否存在差异，我们使用带有条件最大伪似然估计的 `tergm` 软件包，分别针对每个连续季度对（例如，从第一季度至第二季度）估计形成模型（Krivitsky 和 Handcock，2014年）。

4. 研究发现

4.1. 描述性结果

表 2 展示了横截面网络的描述性统计。LC 网络由 363 名参与者组成，他们通过 1,406 条有向关系相连（密度 = 0.011）；而活跃网络（N =227）的密度更高（0.024），这是因为参与度较高的参与者之间的互动更加集中。与 LC 网络相比，活跃网络的平均度、互惠性、传递性和中心化程度都更高。两个网络中相对较高的特征向量中心化程度表明，尽管总体参与分布较为均衡，但一群联系紧密的参与者倾向于彼此互动。图 1 展示了横截面讨论网络，并根据参与者建立联系的意愿对其进行分组。

表 2 横截面在线讨论网络的描述性统计

	LC 网络	活跃网络 (≥3)
节点	363	227
边	1,406	1,225
密度	0.011	0.024
平均入度	3.870	5.400
平均出度	3.870	5.400
平均总度	7.750	10.790
边互惠性	0.195	0.214
传递性	0.126	0.138
入度中心化	0.091	0.130
出度中心化	0.092	0.137
特征向量中心化	0.280	0.269

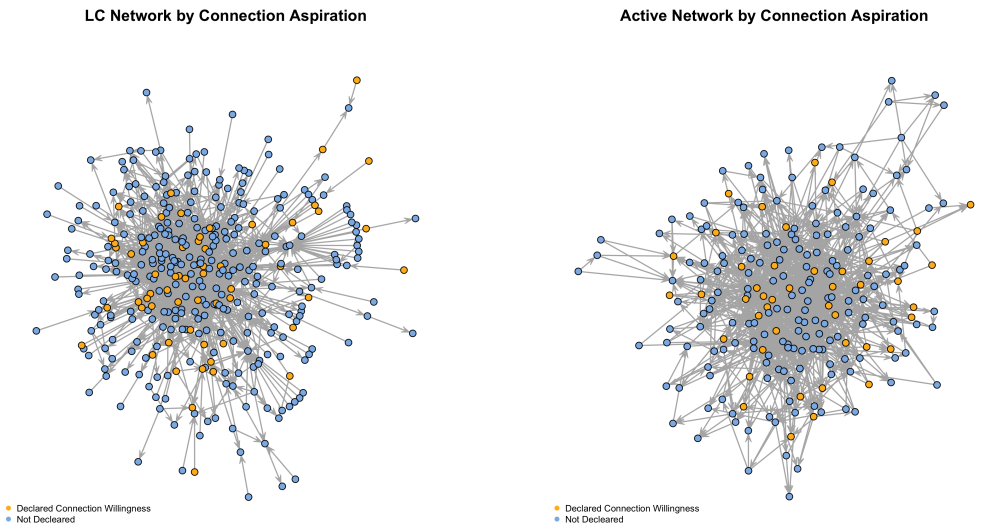

图 1. 按连接意愿分组的横截面讨论网络

表 3 按四分位数划分的纵向在线讨论网络描述性统计 *rs*

	LC 网络				活跃网络（≥3）			
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2	Q3	Q4
节点	363	363	363	363	227	227	227	227
边	515	523	264	104	389	476	260	100
密度	0.004	0.004	0.002	0.001	0.008	0.009	0.005	0.002
平均入度	1.420	1.440	0.730	0.290	1.710	2.100	1.150	0.440
平均出度	1.420	1.440	0.730	0.290	1.710	2.100	1.150	0.440
平均总度	2.840	2.880	1.450	0.570	3.430	4.190	2.290	0.880
边互惠性	0.093	0.191	0.197	0.019	0.113	0.202	0.192	0.000
传递性	0.075	0.107	0.119	0.095	0.088	0.117	0.120	0.100
度中心化	0.042	0.039	0.034	0.017	0.055	0.060	0.053	0.025
中介中心化	0.047	0.030	0.007	0.002	0.066	0.063	0.016	0.004
特征向量中心化	0.357	0.367	0.293	0.476	0.354	0.363	0.283	0.470

表3 和图2 展示了网络结构的时间变化。讨论活动在第二季度达到峰值，随后大幅下降，到第四季度时边数减少了约 80%。两个网络的传递性都从第一季度上升至第三季度，随后在第四季度下降。有趣的是，尽管度中心化和中介中心化在第二季度后持续下降，特征向量中心化却在第四季度大幅上升。这一模式可能表明，尽管总体参与度有所下降，剩余的活动仍集中在一小部分联系紧密且具有影响力的参与者身上。图3 展示了讨论关系在各课程阶段的演变。

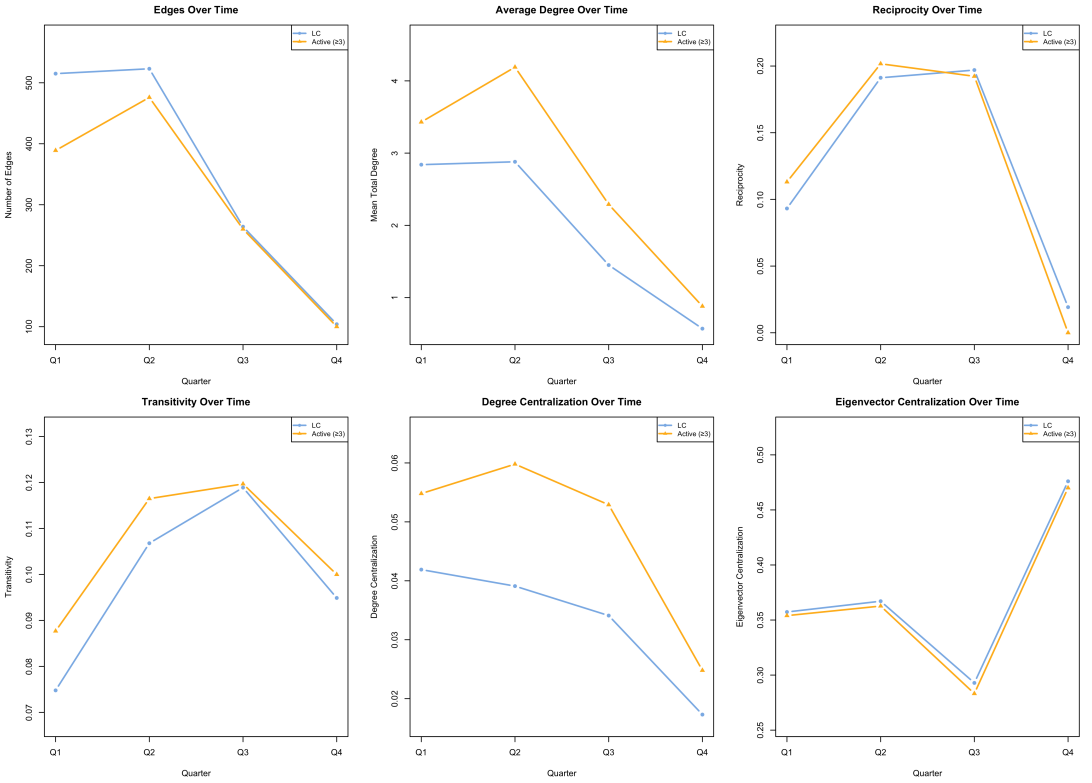

图2. 各季度网络结构的时间变化

4.2. 横截面指数随机图模型结果

表4呈现了最大连通分量和活跃网络的指数随机图模型结果。与根据预测变量预测二元结果的逻辑回归类似，指数随机图模型根据网络结构协变量和节点属性预测网络联系的存在（Lusher 等，2013）。正系数表明，在控制其他预测变量后，观测网络中的相应网络参数（例如，双方均已声明愿意建立联系的参与者之间的关系）比随机情况下预期的更常出现；负系数则表示相反的情况。边项反映了关系形成的基线联系倾向，其作用相当于线性回归中的截距（Handcock 等，2008）。

参与者表现出很强的互惠性倾向（LC：$\exp(b) = 7.623$；活跃网络：$\exp(b) = 6.313, p < 0.001$），这表明他们回应曾回应过自己的同伴的可能性是回应其他同伴的六到七倍。参与者也表现出显著的传递闭包（LC：$\exp(b) = 2.615$；活跃网络：$\exp(b) = 2.241, p < 0.001$），这表明拥有共同互动伙伴的讨论者彼此互动的可能性是其他人的两倍以上。二路径连通参数仅在活跃网络中为负且达到显著水平（$\exp(b) = 0.964, p < 0.001$）；发帖更频繁的参与者也会略微获得更多他人的回应（LC：$\exp(b) = 1.011$；活跃网络：$\exp(b) = 1.014, p < 0.05$）。

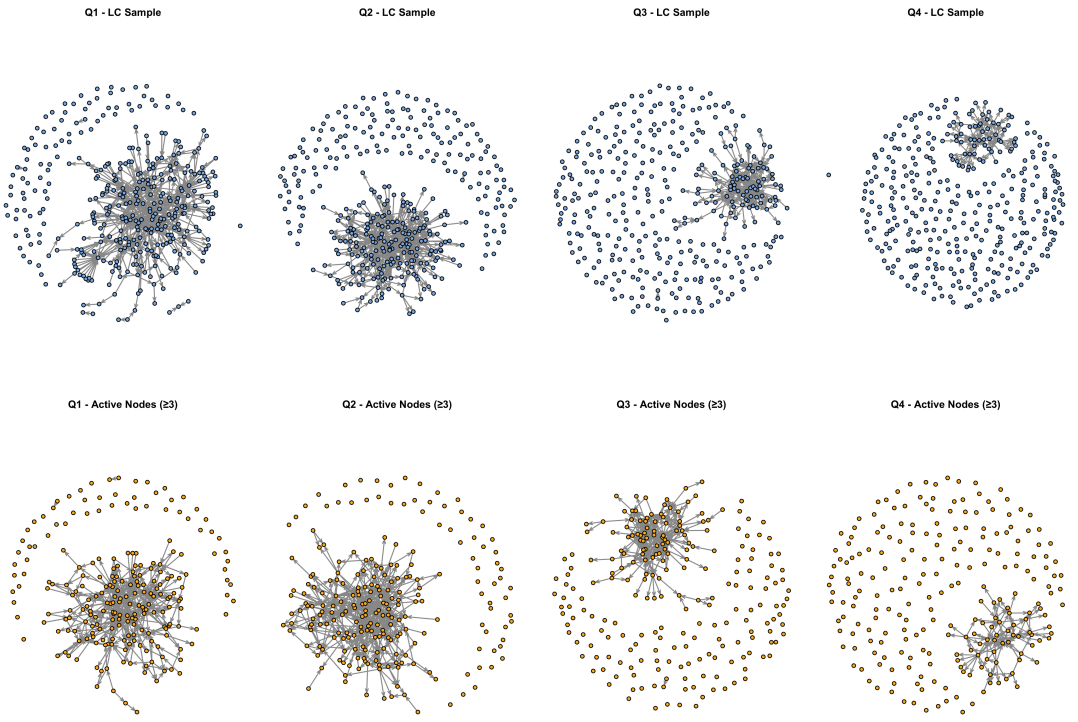

图 3. 课程阶段中讨论关系的演变

在同质性效应中，分配的讨论组是最强的预测因素：同一群体中的参与者彼此互动的可能性是其他参与者的两倍以上（LC：$\exp(b) = 2.444$；活跃网络：$\exp(b) = 2.068, p < 0.001$）。区域同质性也显著，其中国际参与者表现出最强的区域内偏好（LC：$\exp(b) = 0.836$；活跃网络：$\exp(b) = 0.862, p < 0.01$），其次是来自美国中西部和美国东北部的参与者。受邀分享经验的专家小组成员更倾向于与其他专家互动，但这一关联仅在 LC 网络中显著（$\exp(b) = 2.749, p < 0.01$）。非专家参与者在两个网络中也都表现出群体内偏好（LC：$\exp(b) = 1.311$；活跃网络：$\exp(b) = 1.309, p < 0.05$）。此外，已声明愿意建立联系的参与者更可能与志趣相投的同伴建立关系（LC：$\exp(b) = 1.328$；活跃网络：$\exp(b) = 1.339, p < 0.05$）；而未表达此类意愿的参与者彼此互动的可能性则较低（LC：$\exp(b) = 0.836$；活跃网络：$\exp(b) = 0.862, p < 0.05$）。相比之下，职业角色、年级、性别、国家和教学经验都不能显著预测关系形成。模型拟合指标显示，活跃网络指数随机图模型的拟合优于 LC 网络指数随机图模型。

4.3. 时间指数随机图模型结果

表5呈现了总体时间指数随机图模型结果，该结果考虑了整个课程持续时间内关系形成的时间依赖性。参与者表现出较强的互惠性（最大连通分量：$\exp(b) = 9.550$；活跃：

表4 最大连通分量网络和活跃网络的指数随机图模型结果

	最大连通分量 指数随机图模型				活跃网络指数随机图模型			
	b	SE	exp(b)	p值	b	SE	exp(b)	p值
Edge	-5.557	0.146	0.004	***	-4.601	0.160	0.010	***
互惠	2.031	0.091	7.623	***	1.843	0.092	6.313	***
传递闭包	0.961	0.026	2.615	***	0.807	0.027	2.241	***
双路径连通性	-0.009	0.005	0.991		-0.037	0.006	0.964	***
出度流行度	0.011	0.005	1.011	*	0.014	0.006	1.014	*
同质性：角色	0.036	0.065	1.037		0.070	0.070	1.072	
同质性：群体	0.894	0.060	2.444	***	0.726	0.067	2.068	***
同质性：年级	-0.048	0.060	0.953		-0.069	0.065	0.933	
同质性：性别	0.058	0.059	1.060		0.051	0.063	1.053	
同质性：国家	-0.083	0.086	0.921		-0.113	0.093	0.893	
同质性：地区								
国际	0.793	0.251	2.211	**	0.877	0.289	2.403	**
美国中西部	0.445	0.152	1.561	**	0.339	0.176	1.404	
美国东北部	0.307	0.110	1.359	**	0.261	0.118	1.298	*
南部	0.141	0.077	1.152		0.153	0.082	1.166	
West	0.080	0.230	1.083		0.094	0.284	1.099	
同质性：经验								
≤10 年	-0.216	0.129	0.806		-0.236	0.141	0.790	
11-20年	0.059	0.090	1.061		-0.019	0.095	0.981	
20+ 年	-0.031	0.080	0.970		0.073	0.087	1.075	
同质性：专家身份								
专家	1.011	0.383	2.749	**	0.788	0.465	2.200	
非专家	0.271	0.112	1.311	*	0.270	0.123	1.309	*
同质性：连接意愿								
已声明	0.284	0.137	1.328	*	0.292	0.136	1.339	*
未声明	-0.179	0.064	0.836	**	-0.149	0.069	0.862	*
空模型伪偏差	182,167				71,370			
残差伪偏差	12,471				9,876			
AIC	12,515				9,920			
BIC	12,730				10,115			

注：显著性：*** $p < 0.001$；** $p < 0.01$；* $p < 0.05$；. $p < 0.1$；估计方法：最大伪似然估计

$\exp(b) = 7.802$），在控制其他预测变量后，这表明参与者回复此前回复过自己的同伴的可能性高出七至九倍。传递闭包仍然显著（最大连通分量：$\exp(b) = 2.585$；活跃：$\exp(b) = 2.327$，$p < 0.05$）。如果参与者A曾与参与者B进行讨论，而参与者B曾与参与者C进行讨论，那么在下一个时间点，参与者A和C彼此形成讨论关系的可能性是其他情况下的两倍以上。此外，显著为正的孤立点参数（最大连通分量：$\exp(b) = 7.529$；活跃：$\exp(b) = 10.427$，$p < 0.05$）表明，参与者在各时间段内都强烈倾向于与讨论网络保持断开状态。

与横截面指数随机图模型相比，时间指数随机图模型揭示了额外的同质性效应。职业角色同质性在两个网络中均达到显著水平（最大连通分量：$\exp(b) = 1.038$；活跃网络：$\exp(b) = 1.067, p < 0.05$），这表明随着时间推移，参与者更可能与职业角色相似的同伴互动。性别同质性也达到显著水平（最大连通分量：$\exp(b) = 1.088$；活跃网络：$\exp(b) = 1.073, p < 0.05$），参与者随着时间推移表现出与同性互动的偏好。分配的讨论组仍是最强的同质性预测因素（最大连通分量：$\exp(b) = 2.565$；活跃网络：$\exp(b) = 2.214, p < 0.05$）。区域同质性持续存在，国际参与者（最大连通分量：$\exp(b) =$

表5 5 最大连通分量网络和活跃网络的时序指数随机图模型结果

	最大连通分量时序指数随机图模型				活跃网络时序指数随机图模型			
	B	SE	exp(B)	95% 置信区间	B	SE	exp(B)	95% 置信区间
Edge	-5.305	0.370	0.005*	[-6.121；-4.761]	-4.619	0.106	0.010*	[-4.792；-4.439]
互惠	2.257	0.334	9.550*	[1.314; 2.463]	2.054	0.311	7.802*	[1.095; 2.342]
传递闭包	0.950	0.060	2.585*	[0.761；0.997]	0.845	0.066	2.327*	[0.643；0.911]
双路径连通性	-0.012	0.019	0.988	[-0.049; 0.002]	-0.041	0.018	0.960*	[-0.090；-0.013]
孤立点	2.019	0.566	7.529*	[1.050；3.324]	2.344	0.185	10.427*	[2.034；2.769]
出度流行度	0.019	0.020	1.019	[-0.004; 0.059]	0.018	0.011	1.018*	[0.007；0.046]
同质性：角色	0.038	0.024	1.038*	[0.010；0.096]	0.065	0.025	1.067*	[0.018；0.119]
同质性：群体	0.942	0.164	2.565*	[0.501；1.180]	0.795	0.180	2.214*	[0.258；0.947]
同质性：年级	-0.058	0.026	0.944*	[-0.116；-0.001]	-0.057	0.037	0.944	[-0.132；0.013]
同质性：性别	0.084	0.049	1.088*	[0.038；0.225]	0.071	0.049	1.073*	[0.006；0.207]
同质性：国家	-0.149	0.083	0.862	[-0.362；0.008]	-0.160	0.098	0.852*	[-0.400；-0.032]
同质性：地区								
国际	0.700	0.203	2.014*	[0.289; 1.235]	0.720	0.227	2.055*	[0.229; 1.189]
美国中西部	0.375	1.488	1.455	[-0.417；0.642]	0.294	0.210	1.342	[-0.363；0.525]
美国东北部	0.329	0.089	1.389*	[0.113；0.523]	0.314	0.063	1.369*	[0.163；0.450]
南部	0.199	0.109	1.220	[-0.033；0.423]	0.199	0.120	1.221*	[0.002；0.491]
West	0.020	1.310	1.020	[-0.219；0.198]	0.027	0.183	1.027	[-0.693；0.096]
同质性：经验								
≤10 年	-0.207	0.118	0.813	[-0.351；0.187]	-0.176	0.133	0.839	[-0.386；0.145]
11-20年	0.051	0.052	1.052	[-0.062；0.157]	-0.031	0.055	0.969	[-0.178；0.050]
20+ 年	-0.058	0.180	0.943	[-0.641；0.110]	0.013	0.167	1.013	[-0.465；0.240]
同质性：专家身份								
专家	0.753	5.355	2.124	[-10.831; 0.887]	0.141	0.136	1.151*	[0.048；0.596]
非专家	0.141	0.164	1.151*	[0.102；0.711]	0.614	5.255	1.848	[-11.263; 1.020]
同质性：连接意愿								
已声明	0.259	0.096	1.296	[-0.005；0.409]	-0.203	0.121	0.816	[-0.326；0.152]
未声明	-0.258	0.125	0.773	[-0.380；0.191]	0.259	0.167	1.296	[-0.186；0.479]

注： 置信区间不包含零的系数在 $\alpha = .05$时具有统计显著性。

2.014；活跃网络：$\exp(b) = 2.055, p < 0.05$）和东北地区参与者（最大连通分量：$\exp(b) = 1.389$；活跃网络：$\exp(b) = 1.369, p < 0.05$）均表现出显著的区域内偏好。值得注意的是，活跃网络中的国家同质性为负且达到显著水平（$\exp(b) = 0.852, p < 0.05$），这表明随着时间推移，活跃参与者较少只与来自同一国家的同伴互动。

表6展示了可分离的时间指数随机图模型形成模型，这些模型考察了关系形成过程在相邻季度时段之间如何变化。边系数逐渐变得更负，反映出随着课程推进，关系形成的基准概率不断下降；而孤立点系数逐渐变得更正，则表明参与者随着时间推移，发布或回复讨论帖的可能性降低。在第一季度至第二季度和第二季度至第三季度，互惠性很强，但在第三季度至第四季度则不再显著，这表明课程中期的互动以相互交流为特征，但这种交流在课程结束前逐渐消退。相比之下，传递闭包在所有时段都保持显著。同质性效应也随时间而变化：指定讨论组同质性在第一季度至第二季度和第三季度至第四季度显著，但在第二季度至第三季度不显著；而国际参与者对本地区的偏好逐渐增强，在第二季度至第三季度和第三季度至第四季度形成关系的频率显著更高。有趣的是，未声明建立联系意愿的参与者在第一季度至第二季度形成关系的可能性较低，但在第三季度至第四季度则更高。与横截面ERGM结果不同，时间指数随机图模型

TABLE 6 可分离时序指数随机图模型形成模型

	LC时间指数随机图模型（形成）			活跃时间指数随机图模型（形成）		
	第一季度至第二季度	第二季度至第三季度	第三季度至第四季度	第一季度至第二季度	第二季度至第三季度	第三季度至第四季度
Edge	-6.151***（0.219）	-6.433***（0.365）	-7.344***（1.054）	-5.202***（0.238）	-5.859***（0.378）	-6.943*** (1.051)
互惠	2.467*** (0.144)	2.030*** (0.179)	0.024 (0.458)	2.231*** (0.142)	1.888*** (0.178)	-0.467 (0.543)
传递闭包（几何加权边共享伙伴）	1.031*** (0.043)	0.888*** (0.050)	0.783*** (0.087)	0.866*** (0.043)	0.825*** (0.050)	0.776*** (0.087)
双路径连通性 (GWDSP)	-0.018 (0.009)	-0.032* (0.013)	-0.047 (0.030)	-0.059*** (0.011)	-0.039** (0.014)	-0.048 (0.030)
孤立点	-0.009 (0.230)	3.474*** (0.453)	3.823*** (0.394)	1.713*** (0.504)	2.775*** (0.506)	3.437*** (0.461)
出度流行度	0.029* (0.013)	0.126*** (0.024)	0.012 (0.052)	0.035* (0.015)	0.122*** (0.024)	0.007 (0.053)
同质性：角色	-0.034 (0.106)	-0.081 (0.154)	0.058 (0.231)	0.038 (0.110)	-0.060 (0.153)	0.007 (0.239)
同质性：群体	0.930*** (0.097)	0.001 (0.162)	0.802*** (0.216)	0.868*** (0.103)	-0.008 (0.164)	0.756*** (0.223)
同质性：年级	-0.038 (0.097)	-0.172 (0.142)	-0.271 (0.221)	-0.089 (0.102)	-0.174 (0.143)	-0.237 (0.226)
同质性：性别	0.083 (0.094)	0.048 (0.138)	0.411 (0.220)	0.082 (0.099)	0.061 (0.139)	0.420 (0.225)
同质性：国家	0.121 (0.152)	-0.293 (0.204)	-0.606* (0.273)	0.124 (0.160)	-0.393 (0.205)	-0.603*(0.274)
同质性：地区						
国际	-0.269 (0.597)	1.454** (0.551)	2.161*** (0.647)	-0.425 (0.699)	1.630** (0.564)	2.176*** (0.649)
美国中西部	0.517* (0.232)	0.415 (0.452)	-13.723 (424.054)	0.452 (0.251)	0.338 (0.446)	-14.333 (552.978)
美国东北部	0.544*** (0.157)	-0.006 (0.324)	1.004** (0.315)	0.472** (0.165)	0.028 (0.325)	0.842* (0.346)
南部	0.261* (0.123)	0.596*** (0.162)	-0.056 (0.293)	0.204 (0.129)	0.558*** (0.162)	-0.099 (0.294)
West	-0.344 (0.407)	0.567 (0.599)	-13.636 (501.768)	-0.318 (0.446)	-0.296 (1.017)	-14.006 (772.692)
同质性：经验						
≤10 年	-0.330 (0.221)	-0.204 (0.310)	0.492 (0.314)	-0.316 (0.238)	-0.184 (0.310)	0.436 (0.315)
11-20年	0.008 (0.147)	0.021 (0.203)	-0.293 (0.359)	-0.070 (0.149)	-0.006 (0.200)	-0.483 (0.403)
20+ 年	-0.077 (0.128)	-0.210 (0.194)	-1.392** (0.471)	0.038 (0.135)	-0.114 (0.195)	-1.351** (0.472)
同质性：专家身份						
专家	1.303** (0.413)	-10.877(203.494)	-10.902 (937.070)	1.050* (0.501)	-10.460 (218.867)	-11.769 (1537.337)
非专家	-0.210 (0.148)	0.740* (0.297)	1.806 (1.015)	-0.046 (0.165)	0.558 (0.312)	1.552 (1.018)
同质性：连接意愿						
已声明	0.026 (0.216)	-0.116 (0.344)	-0.308 (0.771)	0.176 (0.208)	-0.197 (0.338)	-0.399 (0.773)
未声明	-0.273** (0.103)	-0.068 (0.151)	0.865** (0.265)	-0.281** (0.109)	0.009 (0.152)	0.888*** (0.267)
对数似然	-3103.28	-1631.17	-744.255	-2474.966	-1528.12	-704.742
AIC	6252.559	3308.34	1534.509	4995.932	3102.24	1455.484
BIC	6477.638	3533.419	1759.588	5199.378	3305.686	1658.93

研究发现并未显示已声明建立联系意愿的参与者存在显著的同质性效应。此外，最大连通分量和活跃网络中的系数模式大体一致。

5. 讨论

本研究实证考察了为K–12教育工作者专业发展而设计的大规模开放在线课程中的同伴讨论网络，有助于深入理解如何构建在线互动，以促进有效的网络化学习环境。为探究MOOC-Ed情境下网络结构动态的内在机制，本研究同时采用了横截面指数随机图模型和时间指数随机图模型。研究发现，同伴互动模式符合在线讨论网络中已有充分记录的特征，包括核心—边缘结构、幂律度分布以及弱连接占主导地位（Kellogg等，2014年；Zhang等，2016年）。此外，在LC和活跃网络中都观察到了较强的互惠性和显著的传递闭包效应，这表明参与者倾向于进行相互交流，并与拥有共同讨论伙伴的其他人建立关系。值得注意的是，这些效应在整个课程持续时间内始终较强且稳定。

关于同质性，被分配到相同讨论小组的教育工作者，以及具有相同地区背景的教育工作者，更有可能彼此交流，这表明结构化的小组分配能够有效促进在线教育环境中的互动与知识共享。本研究特别关注教育工作者自我声明的连接意愿在塑造社会关系形成中的作用。虽然基于连接意愿的同质性在横截面指数随机图模型中具有显著影响，但在时间模型中并未随时间表现出一致的效应；未声明此类意愿的参与者在不同课程季度中呈现出不一的影响。此外，讨论活动在课程第二季度达到峰值，并在最后一个季度急剧下降，而特征向量中心化则在课程接近结束时达到最高水平。这一模式表明，随着课程推进，许多边缘参与者逐渐退出参与或中途退出，留下一个规模更小、连接更密集的核心群体，其影响力也日益集中。这种动态反映了大规模开放在线课程中典型的流失模式：参与度随时间推移而下降，网络则从广泛分布的结构演变为由紧密连接的核心主导的结构（Wu和Nian，2021年）。

本研究存在若干局限。首先，边列表网络构建方法无法区分讨论帖发起者与其他参与者。因此，无法移除发起讨论主题帖的教育工作者与直接回复他们的教育工作者之间的边。这会导致网络解释出现不对称，并可能混淆对同伴互动模式的分析。讨论帖发起者占据着一种结构上的优越位置，与引导者相似——他们设定讨论议程，而且仅仅因为率先发帖，自然会收到更多回复。这会人为抬高其入度中心性，反映的是其讨论帖发起者身份，而非其在学习共同体中真实的同伴影响力或认可度。其次，本研究分析的是单次开设的MOOC-Ed课程，这限制了研究发现从多个维度推广的可能性。研究发现未必适用于教学设计、平台功能或教师引导方式各异的大规模开放在线课程。此外，研究结果的普适性可能仅限于服务类似人群（即K-12教育工作者）或涉及类似内容领域（即数字化学习转型）的课程。最后，本研究仅考察了课程期间同伴讨论网络的形成与演变，未探讨哪些因素能够预测网络解体或持续存在。未来研究可以揭示在线讨论关系如何随时间推移而持续或解体。

参考文献

Cranmer, S. J., & Desmarais, B. A. (2011). 使用指数随机图模型进行推断性网络分析。*Political Analysis*, 19(1), 66–86. https://doi.org/10.1093/pan/mpq037 Handcock, M. S., Hunter, D. R., Butts, C. T., Goodreau, S. M., & Morris, M. (2008). statnet：用于表示、可视化、分析和模拟网络数据的软件工具。*Journal of Statistical Software*, 24(1), 1548–7660. https://doi.org/10.18637/jss.v024.i01 Hartshorne, R., Baumgartner, E., Kaplan-Rakowski, R., Mouza, C., & Ferdig, R. E. (2020). 特刊编者按：COVID-19疫情期间的职前与在职专业发展。*Journal ofTechnology and Teacher Education*, 28(2), 137–147. Hunter, D. R., & Handcock, M. S. (2006). 网络曲指数族模型的推断。*Journal of Computational and Graphical Statistics*, 15(3), 565–583. https://doi.org/10.1198/106186006X133069 Hunter, D. R., Handcock, M. S., Butts, C. T., Goodreau, S. M., & Morris, M. (2008). ergm：用于拟合、模拟和诊断网络指数族模型的软件包。*Journal of Statistical Software*, 24(3). https://doi.org/10.18637/jss.v024.i03 Kellogg, S., Booth, S., & Oliver, K. (2014). MOOC中面向教育工作者的同伴支持式学习的社会网络视角。*International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 15(5), 263–289. https://doi.org/10.19173/irrodl.v15i5.1852 Kellogg, S., & Edelmann, A. (2015). 教育工作者大规模开放在线课程（MOOC-Ed）网络数据集。*British Journal of Educational Technology*, 46(5), 977–983. https://doi.org/10.1111/bjet.12312 Kleiman, G., Wolf, M. A., & Frye, D. (2013). 面向教育工作者的数字化学习转型MOOC：探索一种可扩展的专业发展途径。Alliance for Excellent Education and Friday Institute for Educational Innovation, North Carolina State University. Koukis, N., & Jimoyiannis, A. (2019). 面向教师专业发展的MOOC：探讨教师认知与学习成果。*Interactive Technology and Smart Education*, 16(1), 74–91. https://doi.org/10.1108/ITSE-10-2018-0081 Krivitsky, P. N., & Handcock, M. S. (2014). 动态网络的可分离模型。*Journal of the Royal Statistical Society Series B (Statistical Methodology)*, 76(1), 29–46. https://doi.org/10.1111/rssb.12014 Kumi, R. (2023). 讨论论坛与学生参与度：社会网络分析视角。*Decision Sciences Journal of Innovative Education*, 21(4), 197–207. https://doi.org/10.1111/dsji.12299 Leifeld, P., Cranmer, S. J., & Desmarais, B. A. (2018). 使用btergm拟合时序指数随机图模型：估计与自助法置信区间。*Journal of Statistical Software*, 83(6). https://doi.org/10.18637/jss.v083.i06 Lusher, D., Koskinen, J., & Robins, G. (2013). 社会网络指数随机图模型：理论、方法与应用。剑桥大学出版社。Milligan, C., & Littlejohn, A. (2014). 支持大规模开放在线课程中的专业学习。*International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 15(5), 197–213. https://doi.org/10.19173/irrodl.v15i5.1855 Ouyang, F., & Scharber, C. (2017). 有经验教师的讨论设计与引导对在线学习共同体发展的影响：一项社会网络分析研究。*The Internet and Higher Education*, 35, 34–47. https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2017.07.002 Snijders, T. A. B., Pattison, P. E., Robins, G. L., & Handcock, M. S. (2006). 指数随机图模型的新设定。*Sociological Methodology*, 36(1), 99–153. https://doi.org/10.1111/j.1467- 9531.2006.00176.x Strauss, D., & Ikeda, M. (1990). 社会网络的伪似然估计。*Journal of the American Statistical Association*, 85(409), 204–212. https://doi.org/10.1080/01621459.1990.10475327 Wu, B., & Wu, C. (2021). 使用指数随机图模型研究MOOC学习论坛中的知识扩散机制。*Computers & Education*, 173, 104295. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104295 Wu, J.-Y., & Nian, M.-W. (2021). 混合式统计课堂中在线学习共同体随时间变化的动态：对采用社会网络分析的问题导向型问题解决课程设计的启示

方法。*Computers &Education*, 166, 104120. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.104120 Zhang, J., Skryabin, M., & Song, X. (2016年). 通过实证网络分析模拟调查（SIENA）理解大规模开放在线课程讨论论坛的动态变化。《远程教育》, 37(3), 270–286. https://doi.org/10.1080/01587919.2016.1226230