

# 高校在线课堂的学习投入度与成绩类型研究

## ——基于布鲁姆认知目标分类的认知网络分析

周耀媛, 盖雨含, 刘清扬, 任佳敏

(北京师范大学 教育技术学院, 北京 100875)

**[摘要]** 本文创新性地将布鲁姆认知目标分类与认知网络分析结合, 开展高校在线课堂学习投入度与成绩的类型研究。基于某校《现代教育技术》课程在线学习数据, 运用聚类分析将学生分为卓越型、天赋型和疏离型三类, 并通过认知网络分析揭示不同类型学生的认知差异。研究发现, 学习投入度与成绩整体呈正相关, 在聚类结果中学习投入与成绩有一定的相关性, 但好成绩不完全依赖高投入; 卓越型学生在理解、分析和评价层面活跃, 展现较强高阶思维; 天赋型以理解和应用为主, 评价能力有限; 疏离型多停留在记忆和简单应用, 整体认知层次较低。研究为精准教学和课程优化提供数据支持和方法参考, 为提升在线课堂学习效果和高等教育质量提供理论与实践价值。

**[关键词]** 学习分析; 学习投入度; 认知建模; 高阶思维; 在线学习; 认知网络分析

**[中图分类号]** G434 (电化教育)

**第一作者:** 周耀媛 (2004—), 女, 福建省厦门市人 (籍贯: 福建省龙岩市), 学生。主要研究方向为 人工智能教育、认知建模、学习分析。手机号: 13375922832, E-mail: amiao@gmail.com。

## 0 引言

在《教育强国建设规划纲要 (2024-2035)》一文中提出, 应探索课上课下协同、校内校外一体、线上线下融合的育人机制<sup>[1]</sup>。指出了线上教学在网络育人建设中的重要战略地位。伴随着教育信息化的持续推进, 在线课堂成为高等教育的重要组成部分, 众多学校使用了线上授课或者“线上+线下”相结合的混合式授课方式。这一变革进程中, 线上教学曾为高校师生的教与学带来过巨大的挑战, 如沟通效果不佳导致师生亲密度低、学生的投入度和参与度低等<sup>[2]</sup>。在线学习投入度是影响学业成功和教育教学质量的重要因素, 也在一定程度上反映着在线教学质量水平, 也指明了在线课堂改良完善的方向。对学生线上学习中投入度与成绩的类型化分析有助于为教师精准施策提供依据, 促进教育数据化、科学化、精准化<sup>[3]</sup>。

## 1 文献综述

### 1.1 学习投入度与学习成绩

学习投入度是一个具有多维结构的复杂概念, 最初发端与心理学研究领域。1992年, Newmann 的理论研究对投入 (Engagement) 进行了界定, 即直接指向于掌握知识、技能或工艺的心理投资和努力。因此, 学习投入, 不仅是简单地听课和完成作业等, 还包括学生在学习体验到兴奋, 对学习负有承

诺，为掌握的知识感到骄傲<sup>[4]</sup>。美国学者 Fredricks 等在 2004 年将其定义为行为参与、情感投入和认知投入三个维度，这一概念得到广泛认可与应用。行为参与是学习活动中的外在表现，如按时上课、积极互动等；情感投入涉及学习的情感体验，包括兴趣、热情等；认知投入为学习中运用的思维策略和努力程度，如深度思考、批判性思维等<sup>[5]</sup>。随着学习科学、认知科学等学科的兴起，研究者逐渐走出概念体系研究，将研究兴趣转向探索学习投入度对学习过程的影响以及在不同学习模式下的作用机制等实证研究。

国内学者在理论的基础上与我国教育实际结合。李爽等从点击流数据出发，探索在线学习注意力投入特征与学习完成度之间的关系<sup>[6]</sup>。万昆等基于后疫情时代特点，通过调查发现教师支持、在线学习态度是影响学习者学习投入度的主要因素<sup>[7]</sup>。

大量实证研究表明，学习投入度与学生学习成绩呈显著正相关。Skinner 和 Belmont 的研究发现，课堂上的行为投入和情感投入能显著预测学习成绩，积极参与课堂、对学习充满热情的学生往往成绩更优<sup>[8]</sup>。在线学习环境下，Macfadyen 和 Dawson 基于 Blackboard 平台的研究表明，课程内容浏览量、论坛发帖量等行为指标与成绩正相关且有预测作用<sup>[9]</sup>。

## 1.2 布鲁姆认知目标分类

根据布鲁姆提出的认知目标分类理论，将认知目标由低到高分作记忆、理解、应用、分析、评价、创造六个维度。Anderson 等学者于 2001 年修订了布鲁姆的教育目标分类学，在原有的基础上从知识和过程两个维度对认知领域进行分类，丰富了原有的认知目标层级<sup>[10]</sup>。在认知目标分类层级中“记忆、理解、应用”是学习的低层次目标，而“分析、评价、创造”是学习的高层次目标。由此可见从低到高，从简单到复杂发展的学习活动层次性教育目标水平。布鲁姆的教育目标分类理论使用测量学的相关知识进行划分，因此，教育目标得以从测量和操作的角度的来评价学习者的学习成绩。

国内外学者在线上学习投入度研究方面成果丰硕，为后续研究奠定了坚实基础。本研究将在已有的研究积淀之上，更细致地分析学生的思维过程和学习行为，揭示二者内在联系。运用布鲁姆认知目标框架进行认知网络编码的四象限特征研究，深入分析通识课学习投入度与成绩之间的关系，剖析不同类型学生的学习特点和需求，为提高通识课程教学质量提供新的思路和方法，具有重要的理论和实践意义。我们提出以下研究问题：

1. 学习投入度和成绩情况是否能被科学聚类，聚类后分别具有哪些特征？
2. 不同类型学生的认知网络所反映的认知表现是怎样的？有什么区别和共同点？
3. 学生的在线学习认知网络情况对在线教学有哪些启发？

2 研究设计

2.1 研究方法

本研究利用 2024 年北京市某校小学期所开设的《教育技术学》课程，该课程在自主开发平台上授课。研究者挖掘线上平台数据，量化学习投入度与学习成绩，使用聚类算法加以类型化，利用认知网络编码探究不同类型学生的学习模式异同。进一步为不同类型学生提供个性化指导，优化学生的学习过程，提高其学习效率及质量。研究过程如图 1 所示：

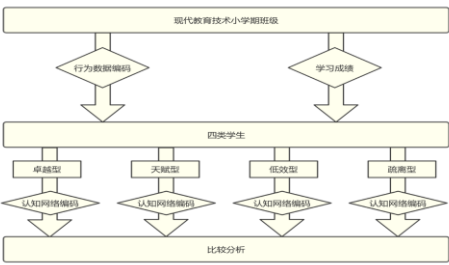


图 1：研究的技术路线

2.2 数据来源

本研究的研究对象为参加《现代教育技术》课程的学生，选取其中两个班级共 140 位同学，在取得知情同意之后，采集同学们的线上学习数据和学习成绩作为本次研究的分析样本，然后对符合以下一个或多个标准的同学进行清洗：（1）该同学无有效的期末考试成绩（如缓考、弃考等）。（2）学生未在平台上发表过任何评论（3）该同学的行为数据存在异常。清洗过后，得到有效学生样本 107 人。

2.3 研究工具

2.3.1 学习投入度分析框架

本研究参照李爽等制定的在线学习行为投入分析框架，将学习行为分作六个维度，分别为参与、坚持、专注、交互、学术挑战和自我监控<sup>[11]</sup>。根据线上平台的具体情况，将六个维度细化为 14 个子维度（表格 1）。本研究采用了赋分制的方式对编码结果进行量化。赋分过程如下：对所有研究对象在某子维度的行为情况进行评定，依照行为次数或实践降序编号。例如某同学在某子维度下的排名为 n，那么该同学在该子维度的分值为： $(100*n)/107$ 。学生整体的分值为 14 个子维度的分值之和。

表 1 学习投入度编码表格

行为投入类型	分析指标
参与	平台登录总次数/ 平台登陆时长 / 内容页面浏览总次数
交互	回复教师发帖总次数 / 回复同伴发帖总次数 / 所发帖获得同伴回帖数
坚持	播放课程视频数 / 播放课程视频总时长
专注	课程学习时长大于改课平均时长的次数 / 完整播放视频数
学术挑战	自测次数 / 自测题成绩均值
自我监控	查看进度页面次数 / 点击课程界面目录

### 2.3.2 布鲁姆认知目标分类框架

本研究采用布鲁姆的认知编码框架作为认知评价的指标，以学生的所有评论作为研究对象，从记忆、理解、应用、分析、评价、创造六个维度加以编码。其中参与指的是学生投入课程基本活动时间与精力，包括学生的平台登陆时长、页面浏览次数等。坚持指的是学生在遇到问题和困难时积极应对、寻找解决方法的情态，主要体现为学生的播放视频数和自测数。专注指的是学生不受外界干扰、保持注意力的程度，利用学生的学习时长进行表征。交互指的是学生与教师、同伴之间的互动，用学生发帖或回复他人发帖的数量进行表示。学术挑战指的是学生是否积极挑战更高层次的学术知识、选择更具挑战性的任务，利用学生进行自我测试的次数加以表述。自我监控指的是学生的自我管理能力，通过学生查看进度版等行为进行标识

为了保证研究的信效度，研究者抽取了 50 条评论对编码框架进行信效度分析，研究员 A（主评）和研究员 B（辅评）分别阅读这五十条评论并进行相互独立的编码，经过两轮独立评判后，300 次编码中完全相同的类目数有 274 个。内容分析信度公式 1 中 R 为信度，n 为评判员数，k 为评判员之间平均相互同意度；公式 2 中，M 为两位评判员均同意的类目数，(N1+N2) 为两位评判的类目总和。根据公式计算结果，本研究的 K 值为 0.91，R 值为 0.95。因此，本研究编码框架信效度较高，可将其评判结果作为内容分析的依据。

$$R = \frac{n \times k}{1 + (n-1) \times k}$$

公式 1：内容分析一致性信度

$$K = \frac{2M}{N_1 + N_2}$$

公式 2：评判员间相互同意度

## 3 研究结果分析

### 3.1 学习投入度与学习成绩的相关性分析

本研究首先对统计完成的学习投入度与学习成绩量化数据进行相关性分析，在单样本柯尔莫哥洛夫-斯米诺夫检验中，两部分数据均呈正态分布 ( $p > 0.05$ )，于是进一步使用 Pearson 法开展相关分析。结果表明，两者呈正相关 ( $r = 0.512^{**}$ ,  $p < 0.01$ )，说明学生的学习投入度越高，学习成绩相应更好。

### 3.2 学生类型聚类分析

图 2 即为聚类分析的结果，纵轴为学习投入度，横轴为学习成绩。蓝色、红色、绿色的小点为每一个学生的学习表现，黄色的点为算法得出的三个簇的质心。聚类分析中，学生被分为三类，分别为好成绩-高投入（卓越型），好成绩-低投入（天赋型）和低成绩-低投入（疏离型）三类。由此可知，学习投入较高的学生，往往都有着较高的学习成绩，大部分的学生都能够通过努力取得预期的成果，低效投入在该类学习场景中并非普遍现象。由此，在接下来的认知网络分析中，研究者将着重分析卓越型、天赋型、疏离型三类学生评论的认知网络。

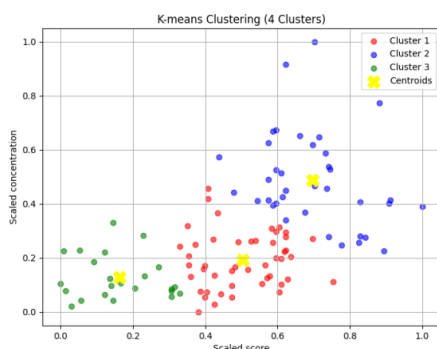


图 2：K-means 聚类分析结果

### 3.3 认知网络分析

认知网络分析（ENA, Epistemic Network Analysis）是一种能够用来分析在线异步学习中参与情况的统计方法，通过思维层次的共现关系进行建模。认知网络分析的过程如图 3 所示。本研究将根据建模的各步骤依次介绍该方法在本研究中的应用。



图 3：认知网络分析流程

#### 3.3.1 数据的分节与编码

节是认知网络分析中数据编码的最小单元，本研究中“节”指同一课程中一定范围内的学生评论，本次分析取每节的宽度为 4。节中的节点是学生于在线学习平台中的所有评论。本次研究中，使用布鲁姆认知目标的六个层次作为编码框架，将符合的认知元素赋值为 1，不符合的赋值为 0。107 位同学共编码 1138 个有效节点，所有节点均至少体现一个布鲁姆认知目标中的一个层级。

在节点编码的比例上，呈现出了比较明显的区别，天赋型学生记忆、理解、应用三个层级的节点数量相近，占比较大，评价、创造节点少；疏离型学生与天赋型相似，但是节点更加集中于记忆与应用两个部分，高层级目标占比小；卓越型同学表现出现了明显的不同，节点重心偏向评价、理解与评价，创造节点的部分也有所升高。综合表现更好的同学的思维层级有明显的区别，趋向于理解整合信息而不是复制信息，倾向于分析、识别信息结构而不是简单地迁移应用

表 2 布鲁姆认知目标层次编码体系

	记忆	理解	应用	分析	评价	创造	总计
天赋型	20.61%	25.95%	24.42%	13.74%	13.74%	1.52%	38.41%
卓越型	10.52%	19.73%	20.39%	13.82%	25.65%	9.87%	44.57%
疏离型	34.48%	17.24%	24.14%	13.79%	8.62%	1.72%	17.02%
总占比	18.47%	21.7%	22.58%	13.78%	18.18%	5.27%	100%

#### 3.3.2 认知网络的降维与建模

通过编码统计与认知网络中绘画邻接矩阵的创建与累加计算，最终形成如图 4-7 所示的认知网络模型。第一维度(SVD1)占原始数据整体变异数的 23.0%，第二维度(SVD2)占原始数据整体变异数的

15.5%，可认为认知网络分析生成的可视化模型与原始模型有较强的拟合优度。如表格3所示，天赋型、卓越型和疏离型的认知网络之间在统计学上均有显著的差异。

表 3 认知网络相关性统计

统计指标	t		p		Cohen's d	
维度分区	SVD1	SVD2	SVD1	SVD2	SVD1	SVD2
卓越型-天赋型	t(78)=4.48	t(76)=1.19	0*	0.24	0.99	0.27
卓越型-疏离型	t(44)=4.72	t(42)=3.56	0*	0.00**	1.27	0.97
天赋型-疏离型	t(50)=0.68	t(41)=2.65	0.5	0.01**	0.17	0.7

节点网络图中，节点对应于认知元素，节点的位置反映了认知网络的关联结构；点是编码的认知层次，编码时使用首字母代替词语，其中 R=记忆、U=理解、P=应用、N=分析、E=评价、C=创造；边则指标准化后的编码线，反映两个认知元素之间共存或链接的相对频次，线的粗细反映编码的关联程度。

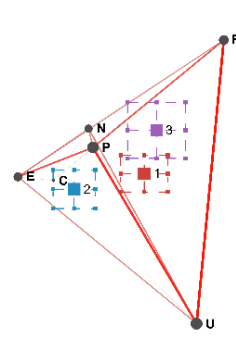
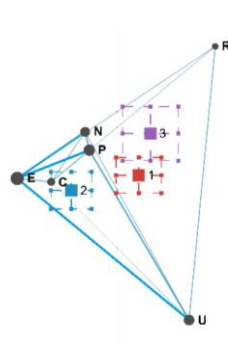
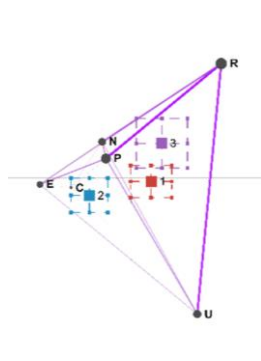
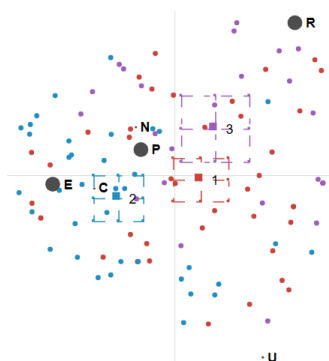


图 4: ENA 网络节点分布 图 5: 疏离型 ENA 网络 图 6: 卓越型 ENA 网络 图 7: 天赋型 ENA 网络

根据图4的认知元素分布，X轴（横轴）和Y轴（纵轴）能够被赋予相关含义：记忆位于第一象限正中，此处节点可理解为视频内容的记忆；理解独立位于第四象限，此处的节点能体现对视频内容的解释、总结和推断；应用、分析、评价、创造四个节点集中分布在第一、三象限。但是应用和分析靠近Y轴，使Y轴周围的区域可解释为用知识解决新情景问题，分解不同信息的结构与关系；评价和创造靠近X轴，代表某节点在基于标准进行批判性判断后，整合信息形成新思路的行为。认知网络模型指出了三种类型学生所对应的质心位置。疏离型位于第一象限；卓越型位于第三象限，距X轴较近；天赋型位于两组的中间紧挨X轴的位置。三组的质心距离相近，三组与六个认知元素的距离没有出现极端的数值。说明三种类型的学生认知差异并没有出现特别极端的两极分化，仅表现出认知重心的差异。

图5为疏离型所呈现的认知网络，其中记忆和理解、应用存在极强的关联，记忆-分析间存在较强关联，理解-应用，应用-评价，分析-评价之间的关联度较弱，创造节点几乎完全隐身。说明该类学生的行为大多行为与记忆有关。但此过程并未发展成为高阶认知，而是停留在中等的应用阶段。应用和理解作为中间节点体现了这部分的同学虽然能够用学到的知识解读新情景，但是鲜少基于课堂和生活的信息进行比较，识别知识与知识之间的结构和关系，进行批判性判断。

图6 卓越型的认知网络与疏离型呈现互补的形态，类型差异大记忆与其他节点的关联明显的降低，强关关节点存在于分析与评价、应用、理解之间，创造与其他节点的关联度也有所增强。应用、分析、理解都一定要基于知识点的记忆，但这部分学生没有外显记忆过程，而是直接在评论区中呈现自己对于这部分知识的思考讨论。底层思维未在评论中外显认知集中于比较探索。这突破了疏离型、天赋型学生学习知识后仅停留在中层阶段、较少深入高层次思维的局限性。但是卓越型学生在新思路新观点的创造上依然有所欠缺。常见到学生发出批判性的疑问但是没有给出探索性答案的情况。

图7 天赋型认知网络显示，记忆-理解-应用存在强关联，与疏离型相比，应用-评价、理解-评价之间的连线有明显的区别，但是创造部分依然式微，连线的权重非常低。天赋型与疏离型间的显著区别在于，记忆-理解-应用取代了记忆-应用之间的直接关联，说明这部分同学能够以对基本信息的进一步理解为基础，进行下一步的应用。这样的应用思路与疏离型相比，理论基础由事实、定义、概念转变为了解释、总结和推断，加入了个人的思考；但与卓越型相比，对知识的评价、分析尚有欠缺。

### 3 研究结论与讨论

#### 4.1 研究结论

本研究利用学习投入度与成绩聚类与布鲁姆认知目标为基础的认知网络分析，深入探究了线上学习投入度与学生成绩之间的关系，并对学生的学习特点进行了类型化解析，得出以下结论：

第一，学习投入度与学习成绩呈正相关关系。通过 K-means 聚类分析，将学生分为好成绩-高投入（卓越型）、好成绩-低投入（天赋型）和低成绩-低投入（疏离型）三类。这一结论进一步验证了学习投入度对学业成就的积极作用——高投入的学生在学习过程中表现出更强的行为参与、情感投入和认知投入，能够更好地掌握知识并取得更为优异的成绩。

第二，不同类型学生的高阶思维存在差异。认知网络分析结果表明，不同类型学生在认知表现上差异显著。卓越型的学生在评论中展现出更多高阶思维活动，说明他们不仅能够记忆和理解知识，还能够进行批判性思考和创造性应用。相比之下，疏离型的学生则更多地停留在记忆和应用层面，缺乏深入的分析和评价能力。

#### 4.2 研究价值

理论价值方面，本研究为促进教师实施个性化教学提供了理论依据。研究中不同类型学生差异为教师开展教学效果评估和改进教学策略提供了重要参考。例如，对于低成绩学生，教师可改进教学方法、提供认知策略指导，帮助他们突破认知瓶颈；对于低投入学生，教师可激发学习兴趣、增强学习动机，提高其学习投入度。其次，本研究为线上课堂的优化提出了建设性建议。课程的目标不仅是传授知识，更重要的是培养学生的批判性思维 and 创新能力。本研究通过分析学生的认知表现，揭示了在线课程培养学生高阶思维能力方面的不足。未来应更加注重引导学生进行深度思考和创造性应用，提升学生的思维层次。但是目前本研究存在样本量较小且样本来源单一问题，未来需进一步扩大样本量以提高结果代表性和全面性

## 参考文献

- [1] 《教育强国建设规划纲要（2024—2035 年）》[EB/OL]. 2025-01-15 [2025-07-20].
- [2] 薛小怀,黄溯萍,张壮联,高正航,叶高强.线上课堂与传统课堂教学学习效果的“实质等效”探讨——以“工程学导论”课程为例[J].高等工程教育研究,2021,69(S01):79-8187
- [3] 吴军其,吴飞燕,张萌萌,等. 多模态视域下智慧课堂协作学习投入度分析模型构建及应用[J]. 电化教育研究,2022,43(7):73-80,88.
- [4] Newmann, F. Student Engagement and Achievement in American Secondary Schools. New York: Teachers College Press. 1992, 62-91.
- [5] Fredricks J A, Blumenfeld P C, Paris A H. School engagement: Potential of the concept, state of the evidence[J]. Review of Educational Research, 2004, 74(1): 59-109.
- [6] 李爽,郑勤华,杜君磊,等.在线学习注意力投入特征与学习完成度的关系——基于点击流数据的分析[J].中国电化教育,2021,(02):105-112.
- [7] 万昆,饶爱京,徐如梦. 哪些因素影响了学习者的在线学习投入?——兼论智能时代在线学习的发展[J]. 教育学术月刊,2021(6):97-104.
- [8] Skinner E A, Belmont M J. Motivation in the classroom: Reciprocal effects of teacher behavior and student engagement across the school year[J]. Journal of Educational Psychology, 1993, 85(4): 571-581.
- [9] Macfadyen L P, Dawson S. Mining LMS data to develop an "early warning system" for educators: A proof of concept[J]. Computers & Education, 2010, 54(2): 588-599
- [10] Anderson L. W, Krathwohl D. R. et. al. Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives (Abridged Edition. ) [M]. New York: Longman. 2001. 38— 62, 63— 92.
- [11] 李爽,王增贤,喻忱,宗阳.在线学习行为投入分析框架与测量指标研究——基于 LMS 数据的学习分析[J].开放教育研究,2016,22(2):77-88

# A Typological Study of Learning Engagement and Academic Achievement in University Online Classes :An Epistemic Network Analysis Based on Bloom's Taxonomy

ZHOU Yaoyuan, GAI Yuhuan, LIU Qingyang, REN Jiamin

(School of Educational Technology, Beijing Normal University, Beijing, 100875, China)

## Abstract:

This study innovatively integrates Bloom's taxonomy with epistemic network analysis (ENA) to conduct a typological study of learning engagement and academic achievement in university online classes. Using data from a "Modern Educational Technology" online course, students were clustered into high-achieving engaged, high-achieving low-engagement, and low-achieving low-engagement types, with cognitive differences examined through epistemic network analysis. Results indicate a positive correlation between learning engagement and achievement, though high achievement does not always require high engagement. High-achieving engaged learners demonstrate strong higher-order thinking in understanding, analysis, and evaluation. High-achieving low-engagement learners focus on understanding and application but show limited evaluation, while low-achieving low-engagement learners remain at memorization and simple application, reflecting lower cognitive complexity. This study provides methodological and data support for precision teaching and course optimization, offering theoretical and practical value for enhancing online learning outcomes and higher education quality.

**Key words:** learning analytics, Learning Engagement, Cognitive Modeling, Higher-Order Thinking, Online Learning, Epistemic Network Analysis