

SPOC 模式下“计算机辅助工业设计” 课程的学习行为分析^①

成振波^{1,2}, 柯善军¹, 秦 燕¹

1. 重庆理工大学 汽车零部件先进制造技术教育部重点实验室, 重庆 400054;

2. 重庆理工大学 车辆工程学院, 重庆 400054

摘要: 为了实现“计算机辅助工业设计”课程的小规模限制性在线课程(SPOC)模式改革,对课程模块和考核方式进行了重新规划,并通过对课程后台数据分析,研究学习行为和学习成绩之间的影响关系。通过对学生个人在线学习行为数据和学习成绩的相关性和回归分析,发现学生课后开始线上学习任务的早晚(学习区间)与学习成绩呈显著正相关;学生完成任务的时长(反当比)对实操成绩有一定影响,且呈现二次曲线关系。结合学习成绩,可以发现学生个体在学习主动性、学习态度和学习效率的差异,以此采用针对性的教学策略,实现因材施教的教学目的。

关键词: 计算机辅助工业设计;小规模限制性在线课程;学习行为;相关性;回归分析

中图分类号: G642.0

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2019)09-0149-07

进入 21 世纪以来,随着计算机技术对设计流程逐渐深入的影响,计算机辅助设计能力已成为工业设计师必不可少的专业技能^[1]。“计算机辅助工业设计”课程自 2001 年起,便被教育部工业设计专业教学指导委员会列为专业主干课程^[2]。这门课程开设以来,课程内容和教学方法一直在随着时代发展变革。

1 “计算机辅助工业设计”课程的现状和发展趋势

当前在大多数高校开设的“计算机辅助工业设计”课程,主要分为二维和三维两个模块,教学内容涉及 Photoshop, Coreldraw, Rhino, Keyshot 等相关专业软件^[3-5]。在专业教师实际教学过程中发现,“计算机辅助工业设计”课程普遍存在以下几个方面的问题:

- (1) 软件更新迭代太快,人才培养方案和教学内容无法跟上行业软件工具更新速度及多样性需求。
- (2) 规划教学课时有限,理论基础学习和实践操作难以平衡,不能达到预期的教学效果。
- (3) 师生沟通效率低,教师反复讲解案例,花费了大量时间,但仍不能满足学生学习中的针对性需求。

为了解决这些问题,很多研究者进行了突破性的教学改革和实践。潘小栋等^[3]提出通过 SPOC 的教学方式对课程进行重构;石磊^[4]提出通过项目驱动和校企联合的方式对课程进行改革;王建明等^[5]提出线上教育和工作室教育的混合模式;陈一明^[6]提出互联网与大学课堂的融合,是高等教育教学改革的主要内容,并以“大学计算机”课程为例,探讨互联网环境的模块化教学;罗丽苹等^[7]提出通过“SPOC+微课+BYOD”实现课堂模式的翻转,进行计算机课程教学。

在上述研究和实践中可以看出,当前“互联网+”的教学模式、特别是 SPOC 教学方式正在成为“计算机辅助工业设计”课程教学改革的主要趋势。同时,大多数改革者认为相对于软件操作能力,更加重视对学生学习能力以及解决问题能力的培养。本研究将在“计算机辅助工业设计”SPOC 课程改革的基础上,通过

^① 收稿日期: 2018-10-09

基金项目: 2017 年度重庆市教委高等教育改革项目(173113); 2016 年重庆理工大学校级教改项目(2016YB08, 2016YB07)。

作者简介: 成振波(1980-),男,讲师,硕士。主要从事计算机辅助工业设计教学等。

分析学生线上学习行为与学习效果的关系,反思学生学习态度、学习效率等方面的问题,建立因材施教、以人为本的教学方式.

2 “计算机辅助工业设计”SPOC 教学模式的设计与实施

2012 年起“大规模公开线上课程”(Massive Open Online Course,简称 MOOC)迅速席卷全球,对传统课堂“教”与“学”的模式产生前所未有的冲击.虽然高流失率迅速暴露 MOOC 教学模式的一些问题^[8],但是由此引起的冲击为广大教育者打开了“互联网+”教育模式的大门,互联化成为教育不可逆转的发展趋势^[9].近年来,中国大学 MOOC 网、网易云、淘宝、超星等一批在线教育平台应时而起.

2.1 SPOC 教学方式的特点

SPOC(Small Private Online Course,简称 SPOC)是一种比 MOOC 更精致、更小众的在线开放课程类型.它既符合网络化课程的发展趋势,又结合了传统校园教学的优点,同时也弥补了传统课堂教学的不足^[10].SPOC 的特点在于线上和线下的结合,通过学校的约束机制,强化了学习者的学习意志和学习动力;通过线下实体课堂的教学形式,提升了学习的参与感和沉浸感;通过线上网络课堂打破了时间和空间的限制,提升了学习效率,促进了教师和学生的互动交流.

2.2 “计算机辅助工业设计”课程的 SPOC 建设

重庆理工大学“计算机辅助工业设计”课程自 2001 年起开始设课,分为二维(Photoshop & Coreldraw)和三维(Rhino & keyshot)两个模块,均为 40 个课时,各占 2.5 个学分,在人才培养方案中占 2.86%.2013 年起,重庆理工大学“计算机辅助工业设计”课程小组基于传统的课堂规划和课程性质,结合网络化学学习方式,对“计算机辅助工业设计”课程进行了 SPOC 教学方式的探索.

课程建设小组根据人才培养课程体系要求和用人单位实际需求重构课程模块,细分课程模块中知识点和技能目标,重新规划学习单元;然后制作学习单元的教学课件和教学视频,进行在线学习的课程网站建设;最后布置课后学习任务和在线试题,规范考核方式.图 1 为“计算机辅助工业设计”课程(二维)的 SPOC 教学模块建设.

本课程从 2017 年起从校内网络平台转移到超星的学习通平台,教学形式和交互性得到了更大的提升,如图 2 所示.由于在“计算机辅助工业设计”课程的教学中,最为占用学习时间的是实践练习环节,为了提升效率,大部分的实践练习设置为案例视频的线上学习,线下课堂学习以基础讲授、项目布置、讨论、答疑、讲评为主.

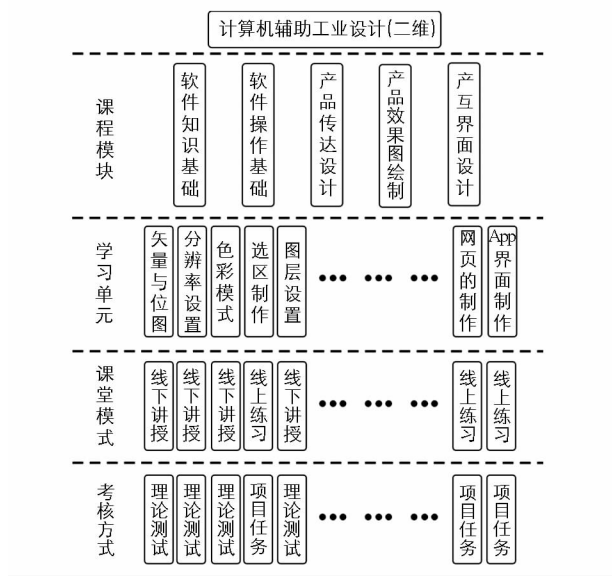


图 1 “计算机辅助工业设计”课程(二维)的 SPOC 教学模块



图 2 基于超星学习通平台的课程网站

2.3 “计算机辅助工业设计”课程的考评方式

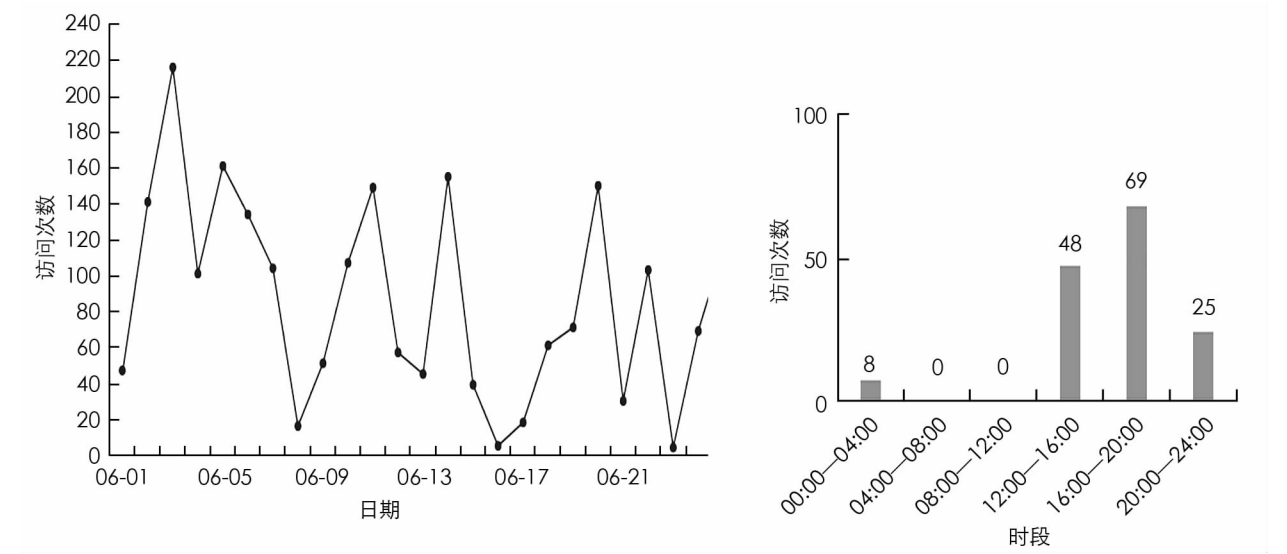
学生在本课程的学习成绩分为两个部分：理论测试成绩(30%)＋实操项目作业成绩(70%)。为了检验学习成果并巩固知识，学生需要在线上复习课上学习的理论知识，并在线答题，这部分形成理论测试成绩，由网站系统直接生成。为了锻炼学生的软件实际应用能力，以实际项目要求为条件，设置了 14 项设计项目任务，学生实操完成任务并提交作业。这一部分成绩需要人工评定录入系统，为了减少老师主观评分偏差，使用规范统一的评分标准。

3 基于 SPOC 教学模式的学习行为分析

本课程结合网络平台进行 SPOC 改革后，提升了学生的学习效率，减少了教师不必要的重复性工作，受到师生的普遍好评，教师可以把精力集中到更有价值的工作领域。课程教学网站除了作为教学资源共享和师生交互的媒介，记录每位学生的学习数据，通过分析这些数据可以帮助教师了解每个学生的学习行为和习惯，进行针对性的学习指导。

3.1 线上学习产生的行为数据

在超星课程系统统计信息中，教师可以得到学生访问课程的总体信息，了解全班学生对课程网站的访问数量、访问的时段，以此得出总体上学生学习行为的活跃程度和活跃时间段(图 3)。在每项任务中，教师可以通过网站统计系统得到每个学生学习所用的时长，以及学习的时间节点(图 4)，其中学生学习某任务的总时长与任务视频时长的比例被称为“反刍比”，这个比例反应了学生重复学习该视频的次数。



仅统计学生进度页面和学生学习页面的访问次数。

图 3 课程访问总量统计



图 4 学生完成某任务的时间分布统计

3.2 学生线上学习行为数据统计

本次研究主要针对“计算机辅助工业设计”课程(二维)在 2017—2018 学年第 2 学期的教学实施过程,授课学生为大学一年级学生,共有 29 名,有过在线课程的学习经验. 为了便于统计分析,需要对数据进行归纳整理. 由于个体的单次学习行为有一定的随机性,因此选择长期的学习行为作为分析对象. 将每个学生学习总时长 T ,除以教学视频总时长 T' ,得到总体的反刍比 A .

$$T = \sum_{i=1}^{14} t_i \qquad A = T/T'$$

本次教学过程中每个教学周布置线上学习任务一次,在次周上课前检查作业,根据学习记录可得知学生在何时开始完成作业. 为了便于量化分析,设置学生单次学习区间系数为 k ,总体的学习区间系数为 K ,这一系数反映了学生何时开始线上自主学习.

$$k = \begin{cases} 3(\text{课后 } 1 \sim 2 \text{ 天内开始做作业}) \\ 2(\text{课后 } 3 \sim 4 \text{ 天内开始做作业}) \\ 1(\text{课后 } 5 \sim 6 \text{ 天内开始做作业}) \end{cases}$$

$$\text{学习区间分布 } K = \sum_{i=1}^{14} k_i$$

结合学生的分数(实操分数、理论分数和总分),可得到表 1,本次课程中有 1 名学生考核未通过,有效数据样本共 28 个.

表 1 学生个人学习行为与成绩统计表

学生样本	反刍比 A	学习区间系数 K	实操得分	理论得分	总分
学生 1	3.33	15	64.40	22.50	86.90
学生 2	4.13	18	66.50	28.00	94.50
学生 3	4.50	17	58.90	28.00	86.90
学生 4	5.62	21	65.80	29.50	95.30
学生 5	6.43	9	57.75	17.25	75.00
学生 6	3.75	23	64.40	28.50	92.90
...	...		...	...	...
学生 28	3.31	10	60.20	27.50	86.70

3.3 学生个体学习行为与学习成绩的相关性分析

学生个人学习行为数据和成绩均为连续变量,为分析其是否存在相关性,首先检验各组数据的正态性. 由于样本的数量为 8~50 个,主要参考 Shapiro-Wilk 检验值^[11-12],从表 2 中可见学习区间 K 和反刍比 A 符合正态性假设,实操得分、理论得分和总分都不符合正态性假设.

表 2 正态性检验

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	统计	自由度	显著性(p)	统计	自由度	显著性(p)
学习区间 K	0.139	28	0.180	0.931	28	0.065
反刍比 A	0.099	28	0.200 [*]	0.978	28	0.807
实操得分	0.220	28	0.001	0.864	28	0.002
理论得分	0.254	28	0.000	0.829	28	0.000
总分	0.159	28	0.068	0.889	28	0.006

注: * 表示与其他数据相比差异有统计学意义($p>0.05$).

由于样本分布不具备正态性,采用 spearman 进行相关性检验,分析学习区间 K 、反刍比 A 分别与实操得分、理论得分、总分之间的相关性,各项成绩彼此之间不进行相关性检验,得到表 3. 通过表 3 数据可得知学习区间 K 与各项分数呈现显著相关性,反刍比 A 与各项分数之间相关性较弱,其中与实操得分显著性 p 接近 0.05,有一定的关联性.

表 3 相关性检验

		实操得分	理论得分	总分
学习区间 K	Spearman 相关性	0.731**	0.535**	0.785**
	显著性	0.000	0.000	0.000
	个案数	28	28	28
反当比 A	Spearman 相关性	0.363	0.160	0.295
	显著性	0.058	0.145	0.128
	个案数	28	28	28

注：**表示与其他数据相比差异有统计学意义($p>0.01$).

3.4 学生个体学习行为与学习成绩的回归分析

进一步通过以学习区间系数 K 为自变量,以学习成绩总分为因变量,进行一元线性回归分析,得到图 5. 方差检查见表 4. 可以看出,学习区间 K 与总分两组数据满足方差要求,具备统计学意义. 总学习区间 K 与总分之间呈现正向线性关系.

表 4 学习区间 K 与总分回归分析方差检查

	平方和	自由度	均方	F	显著性 p
回归	1 098.915	1	1 098.915	41.757	0.000
残差	684.242	26	26.317		
总计	1 783.157	27			

注:自变量为学习区间 K .

反当比 A 与实际项目练习时间有关,因此与实操得分有一定关联,以反当比 A 为自变量,以实操得分为因变量,绘制散点图,进行一元非线性分析,通过曲线估算筛选比较接近的曲线,如图 6.

在曲线估算中,二次曲线拟合程度最高,并符合统计学意义,见表 5、表 6.

结合二次曲线和图 6 中样本分布位置,可以发现反当比 A 在 1~3 区间内,与成绩呈现正向关系,反当比 A 升高,成绩也升高. 反当比 A 在 4~6 区间内,反当比 A 与成绩呈现负向关系,随着 A 升高,成绩在下降. 反当比 A 在 3~4 区间是峰值,样本点分布最为密集,学生数量最多.

表 5 反当比 A 与实操得分回归分析方差检查

	平方和	自由度	均方	F	显著性 p
回归	633.442	2	316.721	18.005	0.000
残差	439.777	25	17.591		
总计	1 073.219	27			

注:自变量为反当比 A .

表 6 反当比 A 与实操得分二次函数系数

	未标准化系数		标准化系数	t	显著性 p
	B	标准误差	Beta		
反当比 A (自变量)	18.952	3.437	3.699	5.515	0.000
反当比 A 的二次幂曲线	-2.114	0.426	-3.328	-4.962	0.000
(常量)	22.600	6.589		3.430	0.002

注:自变量为反当比 A .

4 学习行为分析对教学策略的意义

在传统课堂教学中,教师往往只能以成绩作为评价一个学生学习能力的最终标准. 网络化教学平台和 SPOC 教学方式为教师提供了学生行为学习的量化分析数据,教师可以更加精确的分析影响成绩的行为因素.

图 5 表明了学习区间 K 对成绩会产生正相关影响,学习区间 K 反应了学生何时在课后进行线上自主学习. K 数值越高的学生主动性越强,在课后越早开始线上学习,其学习效果也越好,说明这部分学生学习意愿强烈,学习时间安排更合理,学习效果更好;反之, K 数值较低的学生,学习更加被动,成绩也更差.

图 6 反应出反当比 A 与学习成绩之间更加类似于二次曲线的抛物线关系,而不是正向关系,也就是说,并非学生在学习中付出的时间越多,学习效果就一定会更加理想.结合学习区间 K 值分析,反当比 A 在 1~3 区间内的学生成绩较低,是由于这部分学生不愿意在学习上投入更多的时间,学习动机不足. A 数值在 4~6 区间内的学生在学习上投入了超出其他同学的时间和精力,但成绩仍然不理想,主要原因在于学习效率低,学习方法不正确或不适应教学方式.

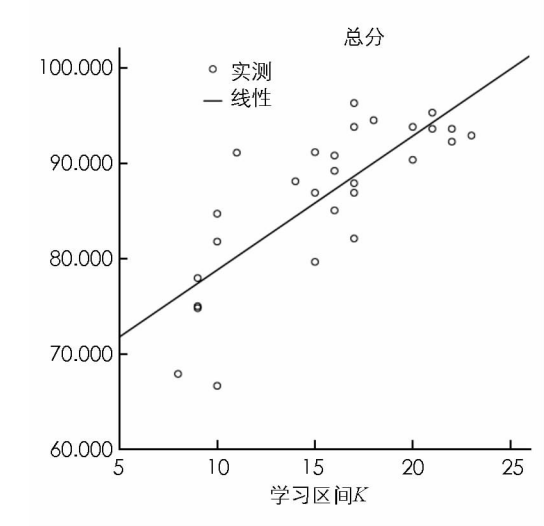


图 5 学习区间 K 与总分线性回归分析

在 2018—2019 学年第一学期对该班进行的“计算机辅助工业设计”(三维)的教学过程,针对上述 3 类不同学生采用不同的教学策略,如表 7 所示.经过 8 项线上学习任务的训练(8 项学习任务累计满分为 60 分),以反当比 A 为自变量,实操得分为因变量,进行回归分析,得到图 7.同图 6 进行比较,可发现调整教学策略后,该班绝大部分学生的反当比 A 收敛至 2~6 的区间,二次曲线的起始点和终止点提高,尤其是 A 数值在 4~6 区间的学生成绩提高显著,总体反应出该班学生的学习效率变高,学习效果有明显提升.

表 7 针对性学习策略

反当比 A 数值	对应学生的教学调整方式
1~3	端正学习态度,提升学习动力,鼓励引导
3~4	正常
4~7	了解学习方法和学习过程中的障碍,针对性的提出学习建议,加强课后线上辅导

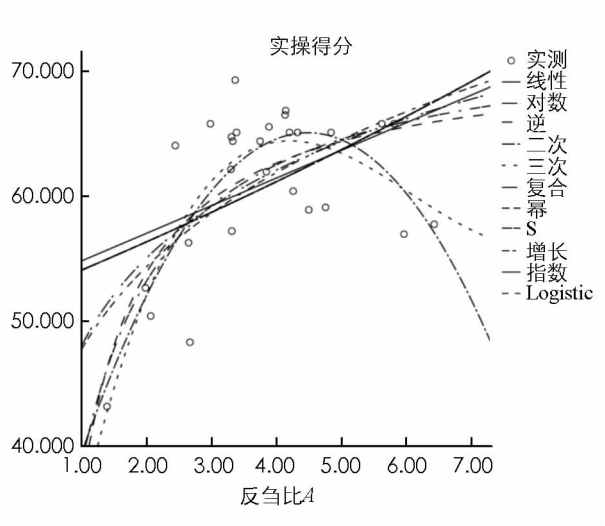


图 6 反当比 A 与实操得分曲线估算

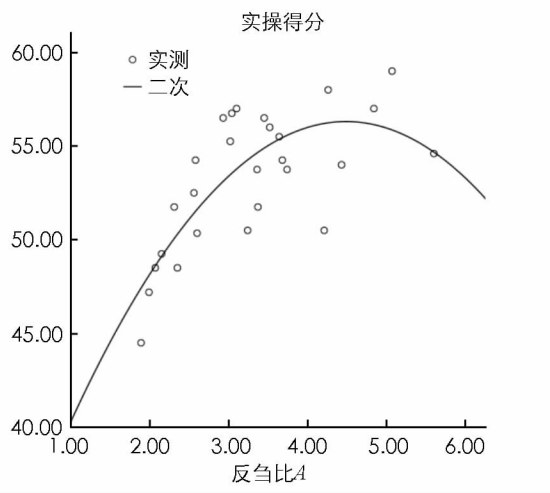


图 7 调整后反当比 A 与实操得分曲线估算

5 总 结

SPOC 教学模式改良了“计算机辅助工业设计”课程的教学效果,而且线上教学平台能够提供学生个人线上学习行为数据,通过相关性分析能够找出学习行为与学习成绩的影响关系,通过回归分析能够发现学习行为对成绩的具体作用.结合每个学生在分析图表中的具体位置,可以发现学生个体在学习态度、学习方法、学习效率方面的差异,有针对性地制定个性化教学策略,更好地实现 SPOC 这种精细化“互联网+”教学模式的目的,也更符合大学素质教育的培养目标.关于学习行为数据对学生学习进程和教学方式的影响,有待于进一步发掘.

参考文献:

- [1] 潘云鹤,孙守迁,包恩伟. 计算机辅助工业设计技术发展状况与趋势 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1999(3): 57-61.
- [2] 教育部工业设计专业教学指导委员会. 本科设置条件 [EB/OL]. (2001-09-26)[2018-09-24]. <http://edu.dolcn.com/qualification>
- [3] 潘小栋,卢艺舟. 基于 SPOC 的“计算机辅助产品表现”课程教学模式重构 [J]. 图学学报, 2018, 39(1): 169-174.
- [4] 石磊. 工业设计专业《计算机辅助设计》教学改革研究 [J]. 吉首大学学报(社会科学版), 2017, 38(S2): 207-209.
- [5] 王建明,陈仕品. 基于线上课程和工作室制度的混合式教学实践研究 [J]. 中国电化教育, 2018(3): 107-114, 139.
- [6] 陈一明. “互联网+”时代课程教学环境与教学模式研究 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2016, 41(3): 228-232.
- [7] 罗丽苹,李相勇,贾巍. 基于“SPOC+微课+BYOD”的翻转课堂设计与应用——以《大学计算机基础》公共课为例 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(8): 158-164.
- [8] 徐碧波,李添,石希. MOOC、翻转课堂和 SPOC 的学习动机分析及其教育启示 [J]. 中国电化教育, 2017(9): 47-52, 61.
- [9] ALLEN I E, SEAMAN J. Changing Course: Ten Years of Tracking Online Education in the United States [EB/OL]. https://onlinelearningconsortium.org/survey_report/changing-course-tenyears-tracking-online-education-united-states, 2018-01-18.
- [10] 薛云,郑丽. 基于 SPOC 翻转课堂教学模式的探索与反思 [J]. 中国电化教育, 2016(5): 132-137.
- [11] 朱红兵. 在 SPSS 16.0 中正确选择构造已知类别函数的方法 [J]. 首都体育学院学报, 2014, 26(1): 91-96.
- [12] 张文彤. SPSS 统计分析基础教程 [M]. 3 版. 北京: 高等教育出版社, 2017.

Learning Behavior Analysis of Computer Aided Industrial Design Based on SPOC

CHENG Zhen-bo^{1,2}, KE Shan-jun¹, QIN Yan¹

1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology for Automobile Parts, Ministry of Education, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

2. Vehicle Engineering Institute, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China

Abstract: In order to reform the course of Computer Aided Industrial Design (CAID) into Small Private Online Course (SPOC), the curriculum modules and assessment methods have been reset, and the relationship between learning behavior and academic performance has been studied by analyzing the data of online courses after class. Through the correlation and regression analysis of students' online learning behavior data and their academic performance, it has been found that there is a significant positive correlation between students' academic performance and the time they embarked on the online learning task (learning time interval) after class; the time length of students completed tasks (rumination ratio) has a certain impact on their performance, and presents a quadratic curve relationship. Combining with the academic performance, the differences of students' learning initiative, attitude and efficiency can be excavated out, so as to different students can be put into different teaching strategies.

Key words: computer aided industrial design; SPOC; Learning behavior; correlation analysis; regression analysis