

SPOC环境下学习拖延分析与干预研究

陈逸菲, 孙宁, 宋莹

(无锡学院自动化学院, 江苏无锡 214105)

摘要: 学习拖延行为在一定程度上反映了学生的学习态度与习惯。对SPOC平台上记录的学生学习数据进行分析,发现拖延行为与学习效果呈现出明显的负相关性。分析学生存在拖延行为的主要原因,设计一种基于学习通平台与社交工具的线上线下学习干预模型,提出量化反馈、学习预警和动机唤醒3种递进的干预策略。同时引入群体拖延指数、拖延类别转换率等指标,对实验班和对照班的教学实践进行定量分析与可视化分析。教学实践结果表明,实施干预后2个实验班的拖延行为分别降低了10.42%和7.69%,而未采取干预措施的对照班则上升了12.67%。此外,实验班考试成绩的平均值、中位数和四分位数均高于对照班。调查问卷结果表明,80%以上的学生认为干预策略有助于改善拖延行为和提升成绩。所提干预模型及相关建议对于SPOC环境下数据驱动的教学有一定的参考价值。

关键词: 数据驱动;学习拖延;学习干预;SPOC

DOI: 10.11907/rjdk.241100

中图分类号: G434

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1672-7800(2024)006-0178-07



Analysis of Procrastination Behavior and Research of Intervention Strategies in SPOC Environment

CHEN Yifei, SUN Ning, SONG Ying

(School of Automation, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

Abstract: The procrastination behavior in learning reflects to a certain extent the learning attitude and habits of students. Analysis of student learning data recorded on the SPOC platform revealed a significant negative correlation between procrastination behavior and learning outcomes. The main reasons for students' procrastination behavior were analyzed. An online and offline learning intervention model based on the Learning Platform and social tools were designed. Three progressive intervention strategies of quantitative feedback, learning warning, and motivation awakening were proposed and applied in teaching practice. At the same time, indicators such as group procrastination index and procrastination category conversion rate were introduced to quantitatively analyze and visually analyze the teaching practices of the experimental class and the control class. The teaching practice results showed that after implementing intervention, the procrastination behavior of the two experimental classes decreased by 10.42% and 7.69%, respectively, while the control class without intervention measures increased by 12.67%. In addition, the average, median, and quartile scores of the experimental class were higher than those of the control class. The survey results indicate that over 80% of students believe that intervention strategies can help improve procrastination behavior and improve grades. The proposed intervention model and related suggestions have certain reference value for data-driven teaching in SPOC environment.

Key Words: data-driven; academic procrastination; learning intervention; SPOC

0 引言

教育部部长怀进鹏在2023年“世界教育数字大会”上

指出“强化数据赋能,提升教书育人效力”是我国教育着力发展的方向之一。数据驱动教学、分析革新教育已成为趋势^[1]。近年来,学者和教师们日益关注数据驱动的精准教学^[2]、教学决策^[3]、在线教学质量评价^[4]、学习干预^[5-6]等

收稿日期:2024-02-02

基金项目:江苏省高校“智慧教育与教学数字化转型研究”专项课题(2022ZHSZ72);江苏省青蓝工程项目(2022);无锡学院教学改革研究课题项目(XYJG2023007)

作者简介:陈逸菲(1981-),女,博士,CCF会员,无锡学院自动化学院副教授,研究方向为不确定数据管理、教育大数据分析;孙宁(1981-),男,硕士,无锡学院自动化学院正高级实验师,研究方向为智能控制与系统集成、智能仪器与装备;宋莹(1979-),女,博士,无锡学院自动化学院讲师,研究方向为控制理论与运筹学。

方向的研究。在开展混合式教学后,SPOC(Small Private Online Course)平台积累了大量教学数据,为以上方向的研究提供了数据基础。

为了及时发现潜在的学困生或学习绩效低下者并进行干预帮扶,教师应及时关注反映学生真实学习状态的行为^[7]。学习拖延即学生面对预期时间内应该完成的学业任务时,在明知会造成不良后果且伴有消极情绪体验的情况下仍然不必要地推迟任务完成的行为^[8]。有学者指出学习拖延在高校学生中比较普遍,体现了学生的学习习惯和态度^[9]。研究表明,提交作业的早晚与课程成绩之间有较强的相关性^[10-11]。近年来,有些研究利用在线学习的拖延行为数据预测学习成绩^[12-14],有些从学业拖延的视角结合K-means聚类算法和社会网络分析方法分析MOOC(Massive Open Online Course)学习者的学业行为类型和学习行为变化^[15],还有一些研究利用作业晚交或未交的情况预测学生在混合式学习模式下的学业表现^[7]。以上工作的重点为算法、模型或框架体系的设计与研究^[16-18],没有直接应用于教学实践环节。虽然有学者基于时间决策模型,采用学习分析仪表盘自我调节、即时通讯软件消息提醒等方法对存在拖延倾向的学生进行干预,但仅考虑了在线学习场景^[19]。目前,SPOC、混合式等教学形式在高校更为普遍,与MOOC等在线学习方式相比,两者在学生规模、学习动机、过程可控性、师生互动等方面有显著差异,因而在设计干预策略时应考虑到相关因素^[20]。本文针对SPOC场景下的学习拖延行为进行分析并构建干预模型,在实际教学中验证了干预策略的有效性。

1 学习拖延现象分析

1.1 学习拖延与成绩的相关性分析

从学习通平台提取无锡学院2022年单片机嵌入式系统原理及应用课程教学中,在未采取干预措施的情况下学生完成学习任务的相关行为数据。课程发布的任务,如作业、实验等均设置了开始与截止时间,超过截止时间仍可提交,但将根据拖延时间扣除相应分数。根据任务提交时间与截止时间的关系,统计每个学生提前提交、截止日提交、拖延(含不交)任务的次数,分析任务提交情况与期末卷面成绩的相关性,结果如图1所示。可以看出,相关性系数分别为0.54、-0.25、-0.49,说明任务提交情况可在一定程度上反映学习绩效^[9,19]。本文干预的重点对象为学习表现不佳的学生,因此选取学习任务拖延这一行为进行观察并设计干预策略是合理的。

1.2 学习拖延原因分析

学生出现拖延行为主要出于以下几方面原因^[8-9,19]:
①学生因素。包括时间管理能力、学习动机、自我效能不足,如对完成学习任务所需的时间估计不足、先修课掌握得不好、对SPOC平台功能不适应等;
②教师因素。管理监

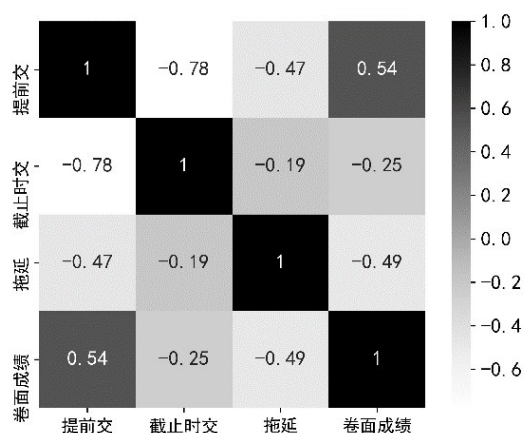


Fig. 1 Correlation heatmap of task submission status and final exam scores

图1 任务提交情况与期末卷面成绩的相关性热力图

督反馈不及时,没有及时发现并干预学习表现不佳的学生,布置任务前的学情分析不到位等;
③环境因素。学业压力也可能导致学习拖延,例如课程开课学期要修的学分较多,此时对于基础弱、学习习惯不好的学生而言影响较大。

2 干预模型构建

为有效对存在学习拖延行为的学生进行干预,借助学习通平台和社交工具构建一个线上/线下+课内/课外的递进式干预模型,结构如图2所示。

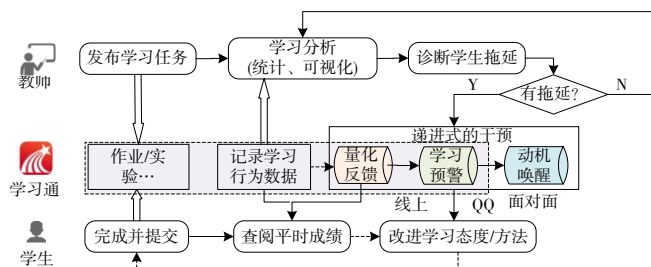


Fig. 2 The intervention model of academic procrastination.

图2 学习拖延干预模型

课程基于学习通平台开展教学,各环节数据在平台上均有记录。教师定期对平台数据进行统计分析,以便及时发现表现不佳的学生,可采取以下干预策略:
①量化反馈。设置学习通平台课程成绩学生可见,定期公布班级最高分,提醒学生查看个人成绩,及时查缺补漏;
②学习预警。利用学习通平台预警功能,向学习有明显拖延、表现不佳的学生发送提醒信息,并经由QQ软件一对一发送消息,确认学生知晓,督促其及时完成学习任务;
③动机唤醒。以线下交流为主,通过谈话了解学生的学习困难之处,从辅导员处了解学生的学习基础、心理健康等情况,有针对性地引导帮扶,从心理上激发学生的学习动机,唤醒学习目标。

“量化反馈”覆盖全体学生,提醒学生看到与优秀学生的差距,努力提高课程过程化考核环节得分。“学习预警”针对有明显拖延行为的学生,督促其及时完成学习任务。在前两种策略没有明显作用时,则实施“动机唤醒”策略。3种干预策略层层递进,针对性逐渐增强。

3 拖延干预指标

为定量评价拖延干预措施的效果,定义群体拖延指数、拖延类别转换率等指标,并设计分类算法用于指标计算。设课程任务集为 $T=\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, 学生集为 $S=\{s_1, s_2, \dots, s_k\}$, 每个学生 s_i 都有一组任务提交时间 $Submission^i=\{Submission^{i,1}, Submission^{i,2}, \dots, Submission^{i,m}\}$, 其中 $Submission^{i,j}$ 表示学生 s_i 提交任务 t_j 的时间; 任务 t_j 的截止时间为 $Deadline^j$ 。采用算法1将学生分为 $C_1, C_2, \dots, C_n$ 几个类别, 分类阈值集合 $TH=\{th_1, th_2, \dots, th_{n-1}\}$, 其中 $0<th_{n-1}<\dots<th_2<th_1<1$ 。

算法1: 拖延群体分类

输入: $S, T, Deadline, Submission, TH$

输出: 分类 $C_1, C_2, \dots, C_n$

```

1:  FOR  $i=1$  TO  $|S|$  DO:
2:       $v_i=0$ 
3:      FOR  $j=1$  TO  $|H|$  DO:
4:          IF ( $Submission^{i,j}>Deadline^j$ ) THEN
5:               $v_i = v_i + 1$  //统计学生  $s_i$  的拖延次数
6:          END IF
7:      END FOR
8:       $p_i = v_i / |H|$  //计算学生  $s_i$  在  $|H|$  次任务中拖延的比例
9:      IF ( $p_i > th_1$ ) THEN
10:         insert student  $s_i$  into  $C_1$  //将学生  $s_i$  归入类别  $C_1$ 
11:      ELSE IF ( $p_i > th_2$ ) THEN
12:         insert student  $s_i$  into  $C_2$  //将学生  $s_i$  归入类别  $C_2$ 
13:         ..... //将学生  $s_i$  归入类别  $C_3, \dots, C_{n-1}$  (步骤略)
14:      ELSE IF ( $p_i > th_{n-1}$ ) THEN
15:         insert student  $s_i$  into  $C_{n-1}$  //将学生  $s_i$  归入类别  $C_{n-1}$ 
16:      ELSE
17:         insert student  $s_i$  into  $C_n$  //将学生  $s_i$  归入无拖延类别  $C_n$ 
18:      END IF
19:  END FOR
20: 返回分类  $C_1, C_2, \dots, C_n$ 

```

定义1 群体拖延指数 (Group Procrastinating Index, GPI) 表示某一学生群体 S 的学习任务拖延程度, 群体人数为 $|S|$, 假设根据个体拖延情节的严重性从高到低对学生分类, 得到类别 $C_1, C_2, \dots, C_n$, 每个类别的人数分别为 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 。则有:

$$GPI = \frac{1}{|S|} \sum_{i=1}^n \frac{(n-i)c_i}{n-1} \quad (1)$$

式中: $\sum_{i=1}^n c_i = |S|$; GPI 的取值范围为 $[0, 1]$, 当 $c_1=|S|$ 时, $GPI=1$, 表示全体学生都处于最高拖延级别; 当 $c_n=|S|$ 时, $GPI=0$, 表示全体学生无拖延。

在不同阶段, 每个类别的人数会有所不同, 如原本属于类别 C_1 的学生可能转变为属于类别 $C_2, \dots, C_n$, 可采用拖延类别转化率指标衡量这种变化程度。

定义2 拖延类别转换率 (Procrastinating Categories Conversion Rate, PCCR) 的计算公式为:

$$PCCR = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \times s_{ij}}{|S|} \quad (2)$$

式中: $w_{ij} = \frac{j-i}{n-1}$, 为类别转化权重; s_{ij} 表示从类别 C_i 转变为类别 C_j 的人数。PCCR 的取值范围为 $[-1, 1]$, 正值表示学生整体往积极方向转变, 反之则是往消极方向转变; PCCR 绝对值越大, 表明转变幅度越大。该指标可定量反映干预策略的效果。

性质1 设同一群体在前后2个阶段的拖延指数分别为 GPI_α 和 GPI_β , 则从阶段 α 到阶段 β 的拖延类别转换率 $PCCR = GPI_\alpha - GPI_\beta$ 。

证明: 将类别 C_i 在阶段 k 的人数记为 c_i^k , 其中 $k \in \{\alpha, \beta\}$, $i \in \{1, \dots, n\}$ 。根据式(1)和(2)则有:

$$\begin{aligned} GPI_\alpha - GPI_\beta &= \frac{1}{|S|} \sum_{i=1}^n \frac{(n-i)c_i^\alpha - (n-i)c_i^\beta}{n-1} \\ &= \frac{1}{(n-1)|S|} \sum_{i=1}^n (n-i)(c_i^\alpha - c_i^\beta) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $c_i^\alpha - c_i^\beta$ 表示从阶段 α 到阶段 β 类别 C_i 减少的人数, 相当于从类别 C_i 转变为其他类别的人数与从其他类别转变为类别 C_i 的人数之差。计算公式为:

$$c_i^\alpha - c_i^\beta = \sum_{j=1}^n (s_{ij} - s_{ji}) \quad (4)$$

因此, 式(3)可转换为:

$$GPI_\alpha - GPI_\beta = \frac{1}{(n-1)|S|} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (n-i)(s_{ij} - s_{ji}) \quad (5)$$

根据式(2)有:

$$PCCR = \frac{1}{(n-1)|S|} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (j-i)s_{ij} \quad (6)$$

将式(5)和式(6)中求和符号后的部分分别记为:

$$a_{ij} = (n-i)(s_{ij} - s_{ji}) \quad (7)$$

$$b_{ij} = (j-i)s_{ij} \quad (8)$$

式(5)可看作一个 $n \times n$ 的矩阵 A 中所有元素之和, 类似的式(6)可看作矩阵 B 中所有元素之和, $a_{ii} = 0$ 和 $b_{ii} = 0$, 即矩阵 A, B 对角线上的元素均为0。

根据式(7), 矩阵 A 中关于主对角线对称位置上的2个元素之和为:

$$a_{ij} + a_{ji} = (n-i)(s_{ij} - s_{ji}) + (n-j)(s_{ji} - s_{ij}) = (j-i)(s_{ij} - s_{ji}) \quad (9)$$

根据式(8),类似得到矩阵 B 中有:

$$b_{ij} + b_{ji} = (j - i)s_{ij} + (i - j)s_{ji} = (j - i)(s_{ij} - s_{ji}) \quad (10)$$

根据式(9)和式(10)有:

$$a_{ij} + a_{ji} = b_{ij} + b_{ji} \quad (i \neq j) \quad (11)$$

因此 $A=B$, 可知 $PCCR = GPI_{\alpha} - GPI_{\beta}$, 性质 1 成立。

根据性质 1, GPI 和 $PCCR$ 在描述学生群体拖延程度和改善程度上具有一致性, 指标定义合理。

4 拖延干预效果实证分析

选取实验班实施学习拖延干预模型。采用算法 1 对干预前后的学生进行分类, 并计算 GPI 和 $PCCR$ 。通过定量和可视化方式, 与未采取干预措施的对照班进行比较, 并以调查问卷的形式了解学生对实施拖延干预的主观评价, 从而得出结论并给出教学建议。

4.1 实验对象说明

本文在课程、授课教师、授课方式均相同的前提下, 以 2023 年春季 A 班、B 班为实验对象, 以未采取干预策略的 2022 年春季 C 班作为对照进行实验, 具体的实验结果如表 1 所示。由表 1 可知, 开课学期各班学业负担接近, 开课前期 A 班成绩优良以上的学生占比最低。2022 年秋季学期期末考试因新冠疫情影响推迟至 2023 年春季学年的第 3-6 周进行, 补考安排在第 7-8 周。从第 8 周开始对 A 班、B 班学生采取“量化反馈”策略; 第 8 周和第 15 周通过学习通平台发送“学习预警”消息, 第 8 周起对照预警名单逐一通过 QQ 交流; 第 10 周和第 13 周起分别对 A 班、B 班仍然存在拖延情况及成绩排名倒数的学生实施“动机唤醒”策略。

4.2 实验效果分析

4.2.1 拖延行为变化定量分析

3 个班均发布 12 次任务, 其中 A 班、B 班 3 种干预策略全部开始实施分别是在任务 6 和任务 9 之后, 使用算法 1, 取 $n=3$, 即将干预前后两个阶段的学生分为类别 C_1 (重度)、 C_2 (一般)、 C_3 (无拖延); C 班没有实施干预, 以学期中的任务 6 为界进行统计。分别计算每个班第一阶段的 GPI 和两

个阶段的 $PCCR$, 结果见表 2。可以看出, 在阶段 1, A 班拖延情况最严重, B 班次之; 在阶段 2 结束时, 最早采取所有干预策略的 A 班 $PCCR$ 最高, 而没有采取任何干预策略的 C 班最低且为负值, 说明干预策略对于学习任务拖延行为有改善作用, 且实施得越早, 效果越明显。

4.2.2 拖延行为变化可视化分析

(1) 整体变化情况。图 3、图 4、图 5 以桑基图的形式描述了 3 个班拖延人数变化以及期末考试卷面成绩分布情况。其中, A、B 班试卷相同; C 班与 A、B 班试卷题型、考点一致, 难度相当。可以看出, 干预前 A 班拖延最明显, 实施 3 种干预策略后, C_1 (重度) 类别学生数量明显减少, 且期末卷面分低于 50 分的学生比例最低, 加上过程化考核成绩后, A 班课程总评成绩及格率高于其他班。B 班“动机唤醒”策略实施较晚, 干预后 C_2 (一般) 类别学生数量减少, 但 C_1 类别学生数量略有增加。C 班没有实施干预, 虽然前半学期整体学习积极性最高, 但呈下降趋势。可见采取拖延干预措施可在一定程度上改善班级学习氛围, 不进行干预则可能相反。

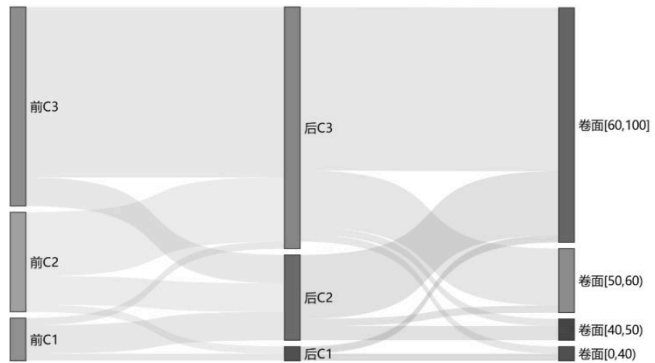


Fig. 3 The change of number of procrastinators and distribution of test scores in class A

图 3 A 班拖延人数变化及卷面成绩分布情况

(2) 个体变化情况。以 A 班为例, 分析干预前后学生的个体变化。按照干预前任务拖延比例从高到低对学生进行排序, 图 6 中未出现的学生说明其干预前后均属于 C_3 类别。干预前有拖延行为的学生共 20 名, 干预后拖延行

Table 1 Class description
表 1 班级情况说明

班级	年级	人数 SI	基本情况		开课学期总学分	干预情况			
			加权平均分的分布*			量化反馈	学习预警(平台)	学习预警(QQ)	动机唤醒(线下)
			[80, 100]	[60, 79]					
A 班	22 级	48	14%	86%	29.5	第 8 周起	8 和 15 周	第 8 周起	第 10 周起
B 班	22 级	78	19%	81%	30.5	第 8 周起	8 和 15 周	第 8 周起	第 13 周起
C 班	21 级	75	35%	65%	29.5	/	/	/	/

注: *表示开课前已修的 14 门课程的加权平均分。

Table 2 Calculation result of GPI and PCCR
表 2 GPI 和 PCCR 计算结果

班级	c_1	c_2	GPI_1	s_{12}	s_{13}	s_{21}	s_{23}	s_{31}	s_{32}	$PCCR/\%$
A 班	6	14	0.27	4	1	1	9	0	4	10.42
B 班	3	24	0.19	0	1	1	17	1	4	7.69
C 班	4	15	0.15	0	0	3	9	3	19	-12.67

$n=3$

为改善的有 15 名;而 5、16、17、19 号仍然在原类别,8 号从 C_2 类别变为 C_1 类别,拖延加剧,最终考试成绩很差。而原来无拖延的 21-24 号从 C_3 类别变为 C_2 类别,说明干预策略对部分学生作用不明显,在干预策略实施的时机、频率、覆盖面、针对性等方面仍需进一步优化调整。

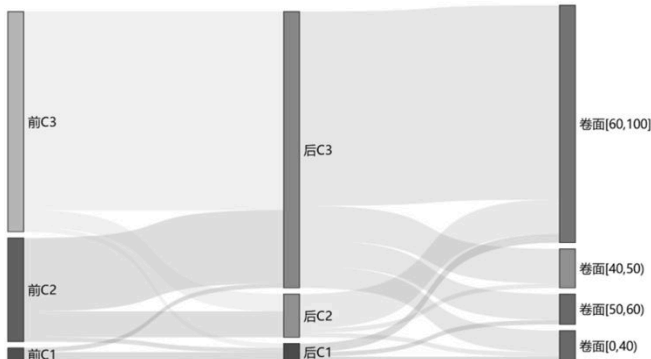


Fig. 4 The change of number of procrastinators and distribution of test scores in class B

图 4 B 班拖延人数变化及卷面成绩分布情况

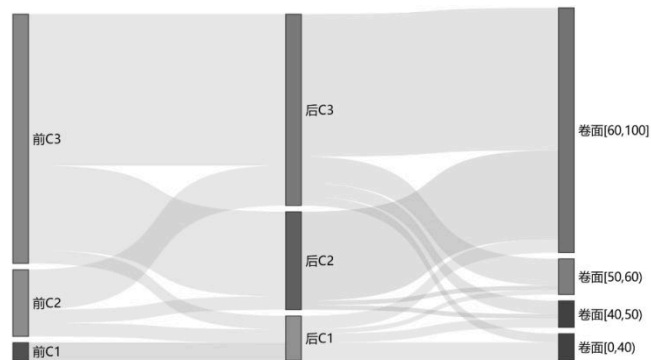


Fig. 5 The change of number of procrastinators and distribution of test scores in class C

图 5 C 班拖延人数变化及卷面成绩分布情况

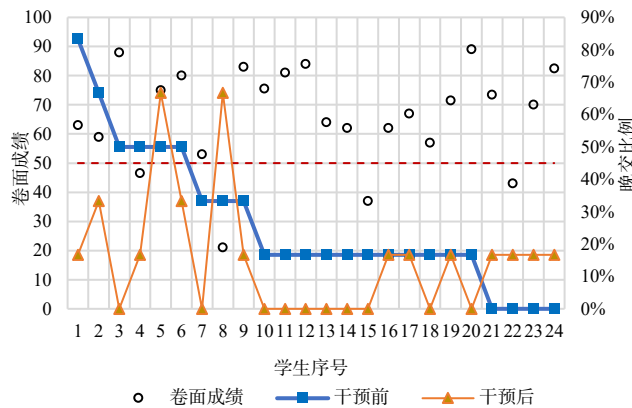


Fig. 6 Comparison of individual student procrastination and exam scores before and after intervention

图 6 干预前后学生个体拖延情况与卷面成绩比较

4.2.3 成绩分析比较

如表 3 所示,在考核方式和难度相同的情况下开课前优秀学生占比最低并且前期拖延最严重的 A 班,在卷面成绩平均分、较小四分位数、中位数和较大四分位数方面均

高于 C 班;A 班低分数段的学生比例明显低于 B 班,说明较早实施干预,尤其是“动机唤醒”策略对于平时学习拖延、态度不积极的学生有一定作用。

Table 3 Comparison of paper scores

表 3 卷面成绩比较

班级	mean	std	min	25%	50%	75%	max
A 班	69.67	16.34	21	59.00	71.00	83.25	93.5
B 班	68.57	18.55	30	54.25	72.25	84.00	97.00
C 班	68.05	17.75	29	58.75	70.50	79.25	99.00

4.2.4 调查问卷分析

课程结束后向 A、B 班学生发放调查问卷,结果见图 7、图 8、图 9。可以看出,超过 60% 的学生认为需要提供针对拖延行为的干预。学生普遍认为 3 种干预策略均有助于改善拖延行为。

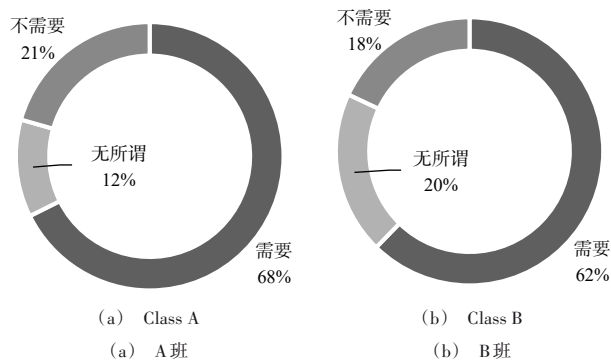


Fig. 7 Investigation result of the need for procrastination intervention

图 7 拖延干预需求调查结果

如图 8 所示,在 3 种策略作用大小排序上,两个班有所不同。A 班对于“预警提醒”的认可度最高,“动机唤醒”的认可度次之,且相差不大;B 班对“量化反馈”的认可度最高,对“动机唤醒”的认可度明显低于其他 2 种策略。可能的原因是 B 班实施“动机唤醒”策略比 A 班晚,并且干预前的拖延情况比 A 班轻,“预警提醒”和“动机唤醒”策略覆盖的学生比例低于 A 班,因而学生感受不如 A 班明显。两个班 80% 以上的学生认可干预策略对于成绩提升有帮助。

4.3 结论与建议

通过对以上教学实践结果的分析,得出以下结论并提出相应建议。首先,干预策略有助于改善学习拖延行为,而且越早实施效果越好。“量化反馈”策略能够推动学习优良的学生提高过程化考核成绩;而对于学习表现不佳的学生,“学习预警”和“动机唤醒”策略更为有效。建议在开课通过前置课程等学习情况初步筛选出重点对象,尽早跟踪与干预;其次,同一类拖延行为背后的原因可能不同,相同的干预策略在不同学生身上的效果有所差异。在技术手段上,建议从多途径获取各类学生的学习特点,采用个性化干预方式。同时,在干预过程中应重视学生的主观感受,动态调整干预策略实施的方式、频率等;最后,表现中等的学生最容易被教师忽略。建议从更全面的角度,如章

节学习、章节测验、PBL(Problem-Based Learning)任务等完成情况全面评估学生真实水平,以便及时发现需要干预和帮助的学生。

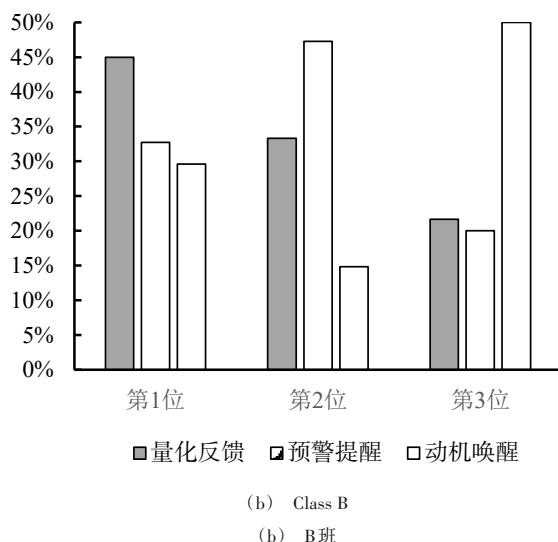
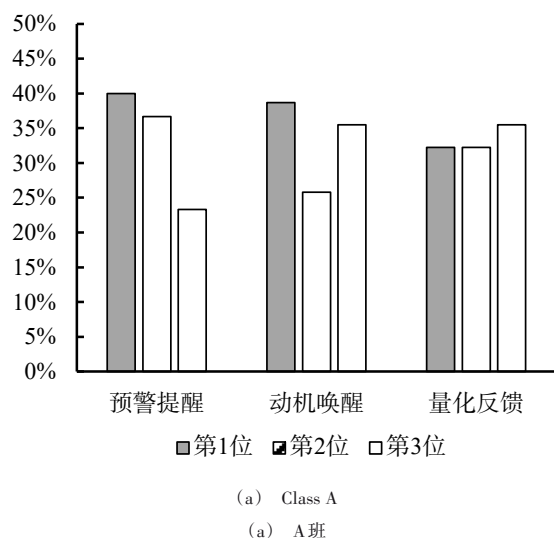


Fig. 8 The ranking of the effects of intervention strategies

图8 干预策略作用大小排序

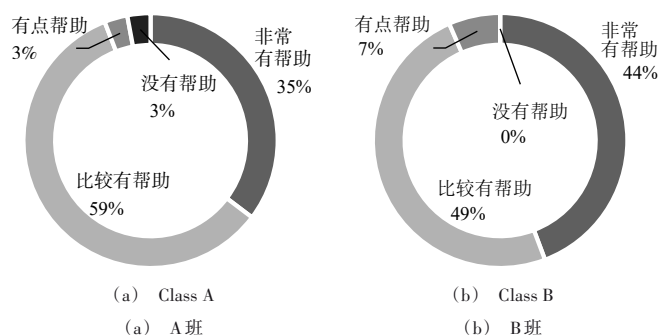


Fig. 9 The effect of procrastination intervention on performance improvement

图9 拖延干预对于成绩提升的作用

5 结语

本文以学习拖延为视角,分析SPOC场景下学习任务完成情况与课程成绩的相关性,设计了基于学习通平台与社交软件的线上/线下+课内/课外递进式干预模型,并应用于教学实践。基于学生提交任务的行为数据,在实验班与对照班之间进行统计分析,并发放了调查问卷。结果表明:尽早采取干预措施能够在一定程度上帮助学生改善学习态度,缓解学习拖延程度,降低挂科风险。然而本研究尚存在一定局限性:①仅对提交作业和实验报告的拖延行为进行观察,类型比较单一;②对于拖延行为的分类比较简单,仅考虑了是否拖延,未考虑完成任务的时长、提交时间距离截止时间的远近等;③受上一学期期末考试推迟的影响,干预策略实施的时机偏晚,作用有限。今后将尝试纳入更多类型的行为数据、丰富拖延行为评价指标,并通过行为画像^[21]、聚类分析^[22-23]等方法对学生拖延行为进行更准确的分类,采用个性化方式尽早实施干预,从整体上提升教学质量。

参考文献:

- [1] LIU B Q. Digital transformation of teaching driven by data: mechanism, field and path [J]. Modern Educational Technology, 2023, 33(9): 16-26.
刘邦奇. 数据驱动教学数字化转型: 机理、场域及路径[J]. 现代教育技术, 2023, 33(9): 16-26.
- [2] BAI X M, GU X Q, YIN H H, et al. Data-driven precision instruction: practice paths, perceptual understanding and realistic dilemmas [J]. e-Education Research, 2022, 43(4): 77-84.
白雪梅, 顾小清, 尹欢欢, 等. 数据驱动精准教学: 实践路径, 感知理解与现实困境[J]. 电化教育研究, 2022, 43(4): 77-84.
- [3] ZHANG X B, LIN S B, SUN Y X. From data to knowledge: theoretical model and ability improvement of data-driven instructional decision-making [J]. e-Education Research, 2021, 42(12): 41-47, 54.
张学波, 林书兵, 孙元香. 从数据到知识: 数据驱动教学决策的理论模型与能力提升[J]. 电化教育研究, 2021, 42(12): 41-47, 54.
- [4] LI S, LIU Z J, ZHENG Q H. Research on data-driven online teaching quality evaluation in the intelligent era [J]. e-Education Research, 2022, 43(8): 36-42, 76.
李爽, 刘紫荆, 郑勤华. 智能时代数据驱动的在线教学质量评价探究[J]. 电化教育研究, 2022, 43(8): 36-42, 76.
- [5] FAN M S, WU F T. Design of a data-driven dynamic learning intervention system [J]. e-Education Research, 2020, 41(11): 87-93.
樊敏生, 武法提. 数据驱动的动态学习干预系统设计[J]. 电化教育研究, 2020, 41(11): 87-93.
- [6] REN H F, LU S, DONG Q C. Mixed classroom learning behavior portrait and intervention of introduction to computer course [J]. Software Guide, 2023, 22(9): 238-242.
任会峰, 陆松, 董庆超. 计算机导论混合课堂学习行为画像与干预[J]. 软件导刊, 2023, 22(9): 238-242.
- [7] AKRAM A, FU C Z, LI Y Y, et al. Predicting students' academic pro-

- crastination in blended learning course using homework submission data [J]. IEEE Access, 2019, 19(7): 102487-102498.
- [8] YANG X. Online learning procrastination diagnosis and intervention based on learning analytics [D]. Siping: Northeast Normal University, 2018.
杨雪. 基于学习分析的在线学习拖延诊断与干预研究[D]. 四平: 东北师范大学, 2018.
- [9] JIANG X Q. Analysis of learning behavior and intervention strategies in SPOC environment [D]. Nanchong: China West Normal University, 2022.
蒋学强. SPOC 环境中学习行为分析及干预策略研究[D]. 南充: 西华师范大学, 2022.
- [10] CHEN Y F, MA C L, ZHAI H R, et al. The analysis of learning behavior data of the SPOC course [J]. Software Guide, 2021, 20(9): 248-252.
陈逸菲, 马辰来, 翟慧茹, 等. SPOC 课程的学习行为数据分析[J]. 软件导刊, 2021, 20(9): 248-252.
- [11] CHEN Y F, YUAN J W, SONG Y, et al. Comparative analysis and research on learning behavior of parallel classes in blended teaching [J]. Software Guide, 2023, 22(2): 193-198.
陈逸菲, 袁加伟, 宋莹, 等. 混合式教学下的平行班学习行为对比分析研究[J]. 软件导刊, 2023, 22(2): 193-198.
- [12] XU H M, QU J H, MA X, et al. Prediction and visualization of academic procrastination in online learning [C]// Shanghai: International Conference on Distance Education and Learning, 2021: 133-139.
- [13] HOOSHYAR D, PEDASTE M, YANG Y. Mining educational data to predict students' performance through procrastination behavior [J]. Entropy, 2020, 22(1): 12.
- [14] NISHA S R, RENUMOL V G. An approach for early prediction of academic procrastination in e-learning environment [J]. International Journal of Information and Education Technology, 2023, 13(1): 73-81.
- [15] XIONG L Y, GUO X J, JIANG Q, et al. Study on learner academic procrastination in online learning environment [J]. e-Education Research, 2019, 40(12): 29-35, 50.
熊潞颖, 郭幸君, 蒋琪, 等. 基于在线行为数据对学习者的学业拖延的研究[J]. 电化教育研究, 2019, 40(12): 29-35, 50.
- [16] LI J, LIU L. Data-driven teaching decision-making: paradigm shift, operation logic and development approach [J]. Jiangsu Higher Education, 2023(8): 90-98.
李静, 刘蕾. 数据驱动教学决策: 范式转向、运行逻辑与发展进阶[J]. 江苏高教, 2023(8): 90-98.
- [17] GU X Q, LI S J. Artificial intelligence education brain: a technical framework for data-driven educational governance and teaching innovation [J]. China Educational Technology, 2021(1): 80-88.
顾小清, 李世瑾. 人工智能教育大脑: 以数据驱动教育治理与教学创新的技术框架[J]. 中国电化教育, 2021(1): 80-88.
- [18] CHEN X. Research on the development path of data-driven teaching reform in universities [J]. Theory and Practice of Education, 2020, 40(33): 54-57.
陈曦. 高校数据驱动教学改革的发展路径[J]. 教育理论与实践, 2020, 40(33): 54-57.
- [19] HU Q, JIANG Q, ZHAO W. Empirical research on accurate identification and intervention of online academic procrastination based on data mining [J]. Modern Distance Education, 2022(3): 46-54.
胡琼, 姜强, 赵蔚. 基于数据挖掘的在线学业拖延精准识别及干预实证研究[J]. 现代远程教育, 2022(3): 46-54.
- [20] CHEN J, FAN F, JIA H, et al. Student behavior analysis and performance prediction based on blended learning data [C]// Singapore: International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management, 2022: 597-609.
- [21] CHENG Y L, TAN A P. Research on online open course learning warning based on learner portrait [J]. Contemporary Vocational Education, 2022(4): 102-112.
成亚玲, 谭爱平. 基于学习者画像的在线开放课程学习预警研究[J]. 当代职业教育, 2022(4): 102-112.
- [22] DENG J Y, MEI Y H. Cluster analysis of performance warning based on behavioral data of college students [J]. Modern Information Technology, 2023, 7(6): 35-37, 40.
邓钧元, 梅轶骅. 基于高校学生行为数据的成绩预警聚类分析[J]. 现代信息科技, 2023, 7(6): 35-37, 40.
- [23] JIN X, YU F F, DAI Y T, et al. Analysis of teaching effectiveness evaluation model based on cluster analysis and discriminant information [J]. Journal of Shandong University (Science Edition), 2023, 58(7): 115-120.
金鑫, 于非凡, 戴雨桐, 等. 基于聚类分析和鉴别信息的教学效果评价模型分析[J]. 山东大学学报(理学版), 2023, 58(7): 115-120.

(责任编辑: 尹晨茹)