

# 数据驱动的在线学习倦怠预警模型研究与实现

黄昌勤<sup>1</sup>, 涂雅欣<sup>2</sup>, 俞建慧<sup>1</sup>, 蒋凡<sup>1</sup>, 李明喜<sup>3</sup>

(1.浙江师范大学 浙江省智能教育技术与应用重点实验室, 浙江 金华 321004;

2.华南师范大学 教育信息技术学院, 广东 广州 510631;

3.华南师范大学 外国语言文化学院, 广东 广州 510631)

**[摘要]** 在线学习倦怠是学习者由于学习压力等因素影响而产生的一种倾向于逃避学习的消极心理状态,对其进行有效识别与适时预警是实现高效在线学习的重要途径。鉴于此,文章首先确立了在线学习倦怠的内涵与结构维度,并基于学习倦怠量化表征依据分析构建了数据驱动的在线学习倦怠预警模型;然后从在线学习倦怠预警过程出发,详细阐述了数据驱动在线学习倦怠预警的实现方案;最终依托 iStudy 学习平台完成了在线学习倦怠预警系统功能的设计与开发,并以 H 大学在线学习者作为研究对象进行系统应用和实证分析。实践效果表明,该预警模型可以有效降低学习者倦怠水平并显著提升课程学习效果,为在线教育中的学习倦怠评估与智能化预警奠定了一定的基础。

**[关键词]** 数据驱动; 在线学习; 学习倦怠; 学习预警; 智能教育

**[中图分类号]** G434

**[文献标志码]** A

**[作者简介]** 黄昌勤(1972—),男,湖南常德人。教授,博士,主要从事智能教育技术与应用研究。E-mail:cqhuang@zju.edu.cn。

## 一、引言

随着物联网、人工智能等技术的深入推进,具有典型 5V 特征的教育大数据不断累积,并驱动在线教育实现个性化创新和变革。2019 年,教育部等十一部门联合印发《关于促进在线教育健康发展的指导意见》,明确指出要促进在线教育的健康、规范与有序发展<sup>[1]</sup>,疫情期间“停课不停学”政策的落实更加推动了在线教育应用走向大规模与常态化发展。在线学习在为学习者提供跨时空支持和资源共享保障的同时,其时空分离的特点也造成学习者之间交流互动匮乏,导致部分学习者产生孤独感,并进一步引发学习倦怠<sup>[2]</sup>。学习倦怠是由于学习压力或兴趣等因素影响而产生的一种倾向于逃避学习的消极心理状态。作为新技术支持下的一种认知活动,在线学习中积极心理状态的

维持是在线学习效果提升的内部基础保障,针对学习倦怠等消极心理状态的预防与克服尤其重要。赵呈领等研究表明,在线学习中的教师情感支持可以有效缓解学习倦怠<sup>[3]</sup>;徐恩芹等指出,提高个人成就感是降低与避免学习倦怠的关键策略<sup>[4]</sup>。学习倦怠研究一直是相关交叉领域研究的热点问题,如何识别和缓解学习倦怠是提升在线学习质量的关键所在。

学习倦怠发展与演变相关研究为在线学习倦怠问题的解决指明了方向。Cedoline 认为,学习倦怠的形成是一个连续渐进的过程<sup>[5]</sup>,其发展一般会经历了解、无好感、倦怠与拒绝四个阶段<sup>[6]</sup>,而处于拒绝阶段的学习者,任何形式的教学干预均无法转变其态度,因此,在学习倦怠初期及时识别并消除影响因素是实施学习倦怠干预的最佳策略<sup>[7]</sup>。但由于学习倦怠的产生表现在情感、行为等多维度且涉及人格特质等复杂

基金项目:2018 年广东省哲学社会科学规划项目“网络学习空间中基于学档大数据的英语交互式学习效用研究”(项目编号:GD18CJY07);2019—2020 年度华南师范大学“挑战杯”金种子培育项目“学习云空间中基于情感分析的学习者倦怠预警与干预研究”(项目编号:19JXKC02)

因素,其预防与干预策略的可操控性成为目前面临的主要挑战<sup>[8]</sup>。随着在线教育数据来源和类型的不断丰富及其在教育科学决策中应用的不断深入,数据驱动的智能预警为有效解决在线学习倦怠问题提供了契机。本研究在在线学习倦怠量化表征依据分析的基础上,构建数据驱动的在线学习倦怠预警模型及其实现方案,对于促进在线学习参与度以及在线学习的持续发展具有重要意义。

## 二、数据驱动的在线学习倦怠预警模型构建

### (一)在线学习倦怠内涵与结构维度的确立

明晰在线学习倦怠的内涵与结构维度是构建在线学习倦怠预警模型的重要前提。通过对国内外学习倦怠定义的剖析发现,准确界定学习倦怠需把握两个核心成分:一是影响因素,二是心理与行为表现。目前大多数学者认为,学习倦怠是由感知学习压力造成的<sup>[9]</sup>,但诱发学习压力的因素存在情境差异性。在线学习为学习者构建了一个由学习相关者和学习环境相互作用而形成的完整生态系统,系统运行下的主体与环境因素都会直接或间接地影响在线学习压力,从而引发学习倦怠。依据工作要求—资源模型(JD-R模型),倦怠主要是由于资源缺乏或要求过大造成的消极状态,因此,本研究主要围绕学习资源与学习要求,选取相关主体特征与学习情境要素作为在线学习倦怠的主要影响因素。在线学习倦怠的产生表现为由内向外动态发散的过程,包含心理和行为两个方面,心理方面表现为情绪低落与成就感降低,行为方面表现为学习投入时间和精力减少、完成学习任务被动以及任务完成水平降低等。基于此,将在线学习倦怠界定为:在线学习者受到内部主体特征与外部情境因素影响,由于感知学习压力增强而产生的一种倾向于逃避学习的消极心理状态,主要表现为情绪低落、成就感降低、学习交互被动以及学习效果降低等心理与行为特征。

结构维度是学习倦怠表征与关联量化指标选取的基础。目前国内外研究中多学科、多理论视角下的学习倦怠表征内容不断丰富,主要包括学习情绪、行为与成就感三方面<sup>[10]</sup>。基于上述在线学习倦怠的内涵,本研究借鉴连榕等人提出的情绪低落、行为不当与成就感低三维结构模型<sup>[11]</sup>,结合在线学习环境对学习倦怠各维度进行了修正完善。其中,情绪低落指学习者表现出厌恶、沮丧与无望等情绪特征,行为不当指学习者表现出不按时登录、不积极交流以及不认真学习等行为特征,成就感低指学习者出现能力不足感、无进步体验以及自我评价低等感受。为表述方便,如无特殊说明,下文

的学习倦怠均指学习者的在线学习倦怠。

### (二)在线学习倦怠量化表征依据分析

在线学习倦怠的量化表征依据分析旨在基于在线学习数据对学习者的倦怠情况进行刻画,并将其用于后续学习倦怠的预测。由确立的内涵与结构维度可知,在线学习倦怠不仅包含各种外显行为,更涉及情感、态度等内隐心理活动,因此,本研究在学习倦怠结构维度的基础上引入一些辅助变量或中间变量来间接获取学习倦怠相关指标变量集。已有研究将学习效果或绩效水平作为学习倦怠表现的客观指标,其既是学习行为导致的直接结果,又是学习心理的主要影响因素。因此,首先,引入学习成就水平作为一级辅助变量,与学习心理情绪、学习行为表现共同表征在线学习倦怠,三者构成了既相对独立又相互作用的有机整体,以期为学习者及时全面了解学习倦怠状态提供支持。其次,依据一级指标的具体结构分别引入中间变量作为二级指标。最后,依据各二级指标相关研究,并结合所选择的在线课程学习平台 Moodle,本研究初步形成了在线学习倦怠量化表征关联指标体系,见表1。

表1 在线学习倦怠量化表征关联指标体系

一级指标	二级指标	关联量化指标
学习心理 情绪	学习情感倾向	学习情感极性、学习情感强度
	学习自我评价	作业自评得分、学习反思质量
学习行为 表现	学习积极性	平台登录次数、课程观看次数、互动讨论次数
	学习专注度	平均学习时长、作业完成质量、论坛发帖质量
	学习规律性	登录总间隔、平均登录间隔、活动参与及时性
学习成就 水平	课程学习效果	课程作业得分、学习测试得分

由在线学习倦怠的内涵可知,学习倦怠状态不仅可以通过关联指标的绝对数值反映出来,也可以通过阶段时间内关联指标的变化观察得出。为全面分析各指标对在线学习倦怠的影响,此处的关联量化指标首先进行差分运算,以得到其变化特征值,然后依据其本身的取值和变化特征值共同进行学习倦怠状态分析,以此为后续的学习倦怠预警提供支持。

### (三)数据驱动的在线学习倦怠预警模型构建

#### 1. 数据驱动的在线学习倦怠预警模型

在线学习倦怠预警是通过实时动态监测在线学习多维度倦怠特征数据,对学习者的倦怠状态与发展趋势进行预测评估,并依据学习倦怠预警决策规则与个性化警示原则发出提示信号和个性化建议的过程。基

于此,本研究提出数据驱动的在线学习倦怠预警模型,如图1所示。

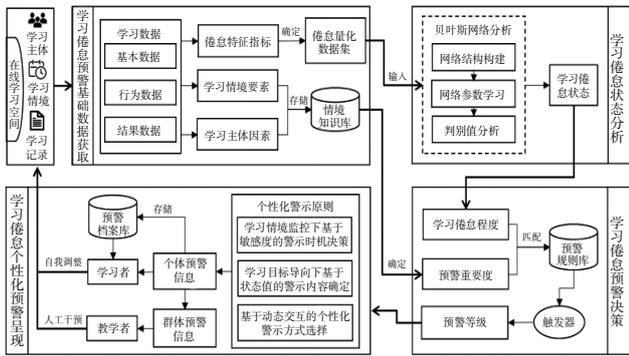


图1 数据驱动的在线学习倦怠预警模型

该模型主要包括学习倦怠预警基础数据获取、学习倦怠状态分析、学习倦怠预警决策与个性化预警呈现四个模块。学习倦怠预警基础数据获取是模型的基础模块,主要通过在线学习平台及时监测并采集在线学习数据,再依据预警要素相关理论分析进行针对性提取,生成可支持学习倦怠状态分析与学习倦怠预警决策的量化数据集和情境知识库。学习倦怠状态分析与学习倦怠预警决策是核心模块。学习倦怠状态分析是基于上述量化数据集,通过贝叶斯网络构建学习倦怠状态分析模型,生成涵盖整体学习倦怠程度与倦怠各维度水平的学习倦怠信息。学习倦怠预警决策是基于前面分析得到的学习倦怠程度,利用情境知识库进行学习倦怠趋势预测,再依据学习倦怠预警规则,实现预警触发、预警等级以及预警信号等决策。学习倦怠个性化预警呈现是关键模块,主要通过个性化警示原则确定预警呈现的时机、内容与方式,给学习者提供及时适配的学习倦怠预警。

## 2. 在线学习倦怠分析与预警方法

### (1) 学习倦怠预警基础数据获取

学习倦怠预警基础数据获取指监测并采集在线学习空间中的学习者基本数据、行为数据和结果数据,经规范化处理后生成供后续学习倦怠预警分析的数据集。其中,基本数据包括个人信息、个人特质等;行为数据包括课程学习行为、师生交互行为等;结果数据包括测试成绩、作业完成情况等。采集的原始数据从两方面为学习倦怠预警提供数据基础:一方面,依据在线学习倦怠特征指标形成学习倦怠量化数据集,用于学习倦怠状态的分析;另一方面,提取学习者情境要素和关键主体特征并存储于情境知识库,为后续学习倦怠预警决策奠定数据基础。

### (2) 基于动态数据的在线学习倦怠状态分析

基于上述学习倦怠量化数据集,在线学习倦怠状

态分析过程包括量化数据集处理、学习倦怠分析模型构建与学习倦怠状态获取(如图2所示)。首先,提取学习倦怠量化数据集,通过差分得到变化特征数据,以此实现数据集的重构;其次,将重构数据集划分为训练数据集和测试数据集,结合学习者倦怠分类进行机器学习模型的训练与测试,构建具有良好拟合度和泛化能力的在线学习倦怠分析模型;最后,基于在线学习倦怠分析模型,通过学习倦怠关联数据的实时监测即可得到学习心理情绪、行为表现与成就水平及其所构成的整体学习倦怠程度。

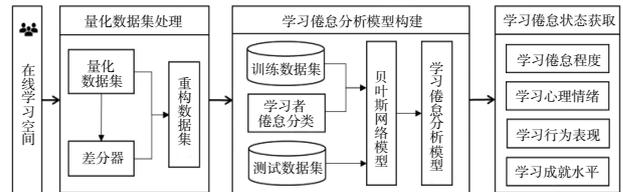


图2 在线学习倦怠状态分析概要图

### (3) 数据驱动的在线学习倦怠预警决策

数据驱动的在线学习倦怠预警决策包括学习倦怠预警决策关联要素获取、学习倦怠预测分析、学习倦怠预警决策三个模块(如图3所示)。在关联要素获取模块,基于学习倦怠相关理论确定关联学习情境要素,依据 JD-R 模型,在线学习需求与大部分资源获取行为均围绕学习目标及其实现展开,因此,本研究主要监测学习目标与学习效果两大情境因素,并通过计算两者差距得到目标完成度。依据已有文献研究选取人格特质、应对风格与自我效能三个学习倦怠显著性影响因素作为关联主体特征<sup>[10]</sup>。学习倦怠预测分析模块主要基于学习倦怠关联要素,通过多元回归分析模型预测学习倦怠发展趋势,从而获取预警重要度。学习倦怠预警决策模块依据学习倦怠程度把学习者划分为危机、警戒与正常三种状态,对于警戒和危机状态学习者,结合预警重要度确定预警触发与预警信号输出。

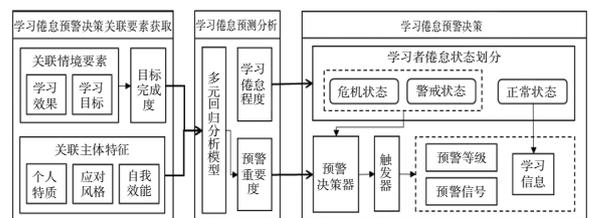


图3 在线学习倦怠预警决策模型

### (4) 学习倦怠个性化预警呈现

依托学习倦怠预警决策结果,进一步确定基于学习情境与主体特征的个性化预警呈现过程。该过程遵循以下三项原则:①学习情境监控下基于敏感度的警

示时机决策原则,即在学习倦怠状态分析与学习情境监控的基础上,基于指标节点敏感度分阶段进行预警呈现;②学习目标导向下基于状态值的警示内容确定原则,即以学习目标为导向,基于节点状态值选择性呈现情感和行为等整合性信息;③基于动态交互的个性化警示方式选择原则,即结合学习者交互风格采取適切多样的可视化呈现方式。此外,学习者可通过预警档案库查看历史学习倦怠预警数据及其变化趋势,教师可通过个体学习倦怠预警信息的统计分析与呈现把握整体学习情况。

### 三、数据驱动的在线学习倦怠预警实现

#### (一)学习倦怠预警相关指标量化

学习情感极性  $S$  通过对交互信息的表情图片与情感词分析得到<sup>[2]</sup>,见公式(1)。通过文本态度判别函数  $O(TC)$  得到文本情感极性,并与表情信息对应数量  $FN$  进行加权求和,  $\gamma_1$  和  $\gamma_2$  分别对应判别函数和表情信息的权重(根据数据集特征分别确定为 0.7 与 0.3)。

$$S = \gamma_1 O(TC) + \gamma_2 FN \quad (1)$$

学习情感强度  $T_i(W_j)$  的计算方法见公式(2),定义强度级别为  $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ ,每个级别对应一个情感强度集合  $A_i, A_i$  的论域  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$  由  $k$  个相互独立的观点词  $W_j$  构成,  $A_i(W_j)$  为交互文本  $W_j$  出现在强度级别  $l_i$  中的可能性,计算方法见公式(3),  $q_{ij} / \sum_{j=1}^k q_{ij}$  为  $W_j$  在强度级别  $l_i$  中出现的概率。

$$T_i(W_j) = \sum_{i=1}^n (A_i(W_j) l_i) \quad (2)$$

$$A_i(W_j) = \frac{q_{ij} / \sum_{j=1}^k q_{ij}}{\sum_{i=1}^n q_{ij} / \sum_{j=1}^k q_{ij}} \quad (3)$$

平均学习时长  $AT$  由总学习时长与总登录次数  $k$  计算得到,计算方法见公式(4),学习者每次活动持续时间为登出时间  $t'_i$  与登入时间  $t_i$  之差。

$$AT = \frac{\sum_{i=1}^k (t'_i - t_i)}{k} \quad (4)$$

登录间隔  $LI$  为第  $i$  次活动开始时间与第  $i-1$  次活动结束时间之差,计算方法见公式(5)。  $k$  次登录的总间隔为  $LS = LI_1 + LI_2 + \dots + LI_k$ ,登录的平均间隔  $LA_k = LS/k$ 。

$$LI = t_{s_i} - t_{e_{i-1}} \quad (5)$$

活动参与及时性  $TL$  为阶段内第  $j$  次学习任务完成时间  $t_{c_j}$  与任务发布时间  $t_{e_j}$  之差(一般为一周),计

算方法见公式(6)。

$$TL = t_{c_j} - t_{e_j} \quad (6)$$

学习反思质量  $R_j$  借助学习系统搜集的学习者反思语料来获取,依据西蒙的反思性思维层次模型<sup>[3]</sup>,反思语料按高、中、低分别编码为  $R_j = \{R_1, R_2, R_3\} = \{1, 2, 3\}$ 。

论坛发帖质量  $F_j$  依据发帖字数、与主题相关性等指标,划分为优秀、良好、一般、较差、不及格五个等级,分别编码为  $F_j = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5\} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

学习倦怠程度  $LB_j$  划分为低、较低、中、较高、高五种程度,分别编码为  $LB_j = \{LB_1, LB_2, LB_3, LB_4, LB_5\} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

人格特质  $PT_j$  划分为外倾性、开放性、神经质、宜人性、严谨性五种<sup>[4]</sup>,分别编码为  $PT_j = \{PT_1, PT_2, PT_3, PT_4, PT_5\} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

应对风格  $CS_j$  划分为灵活应对、问题应对、情绪应对、异常应对四种<sup>[5]</sup>,分别编码为  $CS_j = \{CS_1, CS_2, CS_3, CS_4\} = \{1, 2, 3, 4\}$ 。

自我效能  $SE_j$  划分为高、较高、中等、较低、低五种程度,分别编码为  $SE_j = \{SE_1, SE_2, SE_3, SE_4, SE_5\} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

#### (二)基于贝叶斯网络的学习倦怠状态分析

基于在线学习数据的机器学习技术可高效预测学习倦怠程度,但有效地预警不仅仅是呈现与学习倦怠预测结果相对应的警示信号,更重要的是对学习倦怠状态可解释性信息的反馈。基于贝叶斯网络的学习倦怠预测可以动态分析学习倦怠量化各指标节点的概率变化及其与学习倦怠程度的关联关系,通过推理分析学习倦怠状态值这一关键节点能够了解具体学习情况,从而呈现全面准确的学习倦怠信息。因此,本研究选用贝叶斯网络作为在线学习倦怠状态分析的核心算法。

##### 1. 贝叶斯网络结构构建

贝叶斯网络节点依托学习倦怠关联量化指标及其差分得到的变化特征指标,因此,需在贝叶斯网络中加入差分器。第  $k$  个差分器的输入为第  $k-1$  周的采样  $X_{k-1}$  及第  $k$  周的采样  $X_k$ ,输出差分结果  $Y_{k-1}$  和原特征向量  $X_k$  构成新的特征向量  $Y_k$ 。当  $k \geq 2$  时,变量之间的关系满足公式(7)。

$$Y_k = \begin{pmatrix} k \\ \Delta X_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_k \\ X_k - X_{k-1} \end{pmatrix} \quad (7)$$

在此基础上,依据变量间关联关系构建贝叶斯网络结构,经由专家进行审核修改后具有较强的综合性

和科学性。由此,确定学习心理情绪、学习行为表现与学习成就水平三个指标层节点,通过指标层节点可以直接了解学习者在各维度的学习倦怠情况,该指标层又与可细化该层的节点建立逻辑关系,最终形成的指标层节点都指向学习倦怠状态值节点的贝叶斯网络拓扑结构,如图4所示。

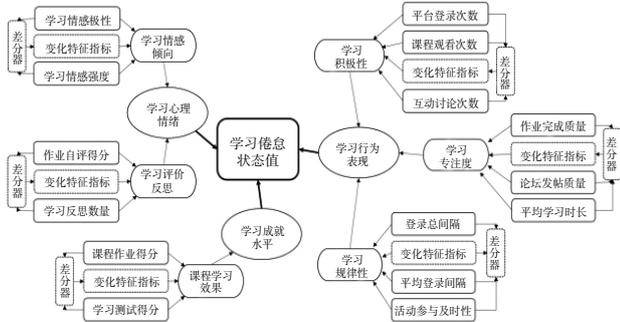


图4 贝叶斯网络拓扑结构

2. 在线学习倦怠状态分析

贝叶斯网络拓扑结构确定后,采用EM算法进行参数学习,以确定网络节点属性及各属性概率。由于目前研究多以最大概率的指标属性作为预测值,无法考虑小概率事件,因此,本研究在贝叶斯网络内部界定一个判别值以准确全面地分析学习倦怠状态。首先,采用主次指标排队分类法和专家打分法确定节点状态各属性的相对重要程度,并赋予各属性概率权重,然后,基于学习数据和系统实验分析不断修正并确定判别值阈值区间。本研究中,对于三个状态的节点,其属于高、中、低的概率分别为  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$ ,对每种状态概率分别赋予  $1/2$ 、 $3/10$ 、 $1/5$  的权重,判别值  $A=1/2 \times a_1 + 3/10 \times a_2 + 1/5 \times a_3$  反映了该节点的学习倦怠风险水平,经理论分析可得  $A$  的取值范围为  $[20, 50]$ ,将其划分为  $[44, 50]$ 、 $[39, 44)$ 、 $[34, 39)$ 、 $[28, 34)$ 、 $[20, 28)$  五个区间,分别对应从高到低五个学习倦怠风险等级水平。对于五个状态的节点,由高到低状态的概率权重分别为  $7/20$ 、 $3/10$ 、 $1/5$ 、 $1/10$ 、 $1/20$ ,其判别值  $A$  的理论取值范围为  $[5, 35]$ ,从高到低五个等级学习倦怠风险水平的取值区间分别为  $[29, 35]$ 、 $[25, 29)$ 、 $[20, 25)$ 、 $[14, 20)$ 、 $[5, 14)$ ,对应学习倦怠程度为无倦怠、轻度倦怠、中度倦怠、高度倦怠与极度倦怠。

(三) 多维因素支持下的学习倦怠预警决策

学习倦怠预警决策通过计算预警重要度与学习倦怠程度并依据决策规则实现,其中,预警重要度代表当前情境学习倦怠的发展态势。为了研究情境要素与主体特征等关联因素对学习倦怠的影响程度,从而进行趋势预测,构建多元回归模型:  $L = \beta_1 y_1 + \beta_2 y_2 + \dots + \beta_k y_k + \varepsilon$ ,其中,  $y_k$  代表目标完成度、人格特质、应对风格

与自我效能等关联要素值,  $L$  代表学习倦怠态势。经过大量学习数据的多次训练,得到模型中各权重参数  $\beta_k$  的数值,即各要素对学习倦怠的影响程度。为把握学习倦怠发展态势的稳定性,将预警重要度划分为高与低两个层次。

在学习倦怠程度和预警重要度分析的基础上,借鉴相关理论成果并调研学习者实际应用情境,本研究提出了三状态、六等级学习倦怠预警决策规则以确定预警等级、预警触发与预警信号,在实际应用中教学者可根据学习者具体情况对规则进行相应调整,具体见表2。

表2 三状态、六等级学习倦怠预警决策规则表

学习倦怠状态	预警决策因素		预警决策内容		
	学习倦怠程度	预警重要度	是否触发	预警等级	预警信号
正常状态	低	高/低	否	无警	紫色
警戒状态	较低	低	否	一级	绿色
		高	否	二级	蓝色
	中	低	否	二级	蓝色
		高	是	三级	黄色
危机状态	较高	低	是	三级	黄色
		高	是	四级	橙色
	高	低	是	四级	橙色
		高	是	五级	红色

(四) 学习倦怠预警结果的可视化输出

学习倦怠预警结果输出需充分考虑主客观差异等因素,满足面向主体多元化发展的自适应可视化需求。通过学习倦怠预警的诊断推理过程确定预警结果输出时机,该过程遵循学习情境监控下基于敏感度的输出时机决策原则,其主要思想为:在划分学习者课程学习阶段  $l_s$  与课程查看阶段  $x_{l_s}$  的基础上,依据学习倦怠预警结果推理分析学习者目前所处时刻  $T_i$  关键事件,并结合该事件指标的敏感度  $S_i$  确定最终输出时机  $T_o$ ,详见算法1。敏感度是指某些可能变化的因素对决策目标优劣性的影响程度,计算方法见公式(8),  $B_0$  为已训练好的贝叶斯网络删除第  $i$  个特征项后的输出预测值,  $B_i$  为贝叶斯网络未删除特征项的输出预测值,  $L$  为训练样本案例,  $n$  为样本案例个数。

算法1: 学习情境监控下基于敏感度的输出时机决策实现算法

```

Begin
1. For each  $T_i \in l_s$ ;

```

2. 获取  $T_i$  时刻影响学习倦怠状态变化指标的敏感度  $S_i$ ;
  3. If  $\max(S) = S_i$  Then
  4.  $T_o = T_i$ , 立即输出预警结果;
  5. Else if
  6.  $T_i \in xls$  Then
  7.  $T_o = T_i$ , 输出预警结果;
  8. End If
  9. End For
- End

$$S_i = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|B_0 - B_i|}{B_0}}{n} \quad (8)$$

为保障预警结果的易理解性和可操作性,遵循学习目标导向下基于状态值的警示内容确定原则、基于动态交互的个性化警示方式选择原则,确定学习倦怠预警呈现的差异化内容与适应性方式。可视化内容主要涉及预警等级、学习心理情绪、学习行为表现、学习成就水平等个体预警信息,以及预警人数占比、预警人数趋势等群体预警信息。考虑到预警信息固有类型与呈现方式的适配性,以及学习者针对呈现方式的认知差异,本研究参考黄昌勤等人提出的学习行为大数据可视化对照表<sup>[16]</sup>,确定可选择的适切呈现方式,并结合学习者交互风格最终输出可视化学习倦怠预警结果。

#### 四、在线学习倦怠预警功能的应用及效果分析

##### (一)在线学习倦怠预警系统功能开发

本研究依托团队已建立的 iStudy 在线学习平台,设计与开发了学习倦怠预警系统,并通过算法实验和

系统测试验证了系统的有效性和可靠性。学习倦怠预警系统主界面及学习倦怠预警信息查看页面如图 5 所示。

##### (二)在线学习倦怠预警系统的应用及效果分析

###### 1. 实验过程

为了分析在线学习倦怠预警系统对学习者的影响,本研究以学习倦怠程度和学习成绩为因变量,以不同系统的使用为自变量,设计并实施了一系列实验。选取 H 大学研究生一年级学习同一门信息类课程的两个班级学生作为研究对象,实验组(32人)使用具有学习倦怠预警系统的平台进行学习,对照组(30人)使用传统学习云平台进行学习,实验时间为 8 周。

###### 2. 实验测量工具

为检验学习倦怠预警系统在不同学习阶段的应用效果,实验设置前、中、后测,学期初和学期末均测量学生学习倦怠程度和知识水平,学期中测量一次学生学习倦怠程度。知识水平的前后测均为 20 道多选题与 10 道填空题(满分 100 分)。学习倦怠测量问卷依据连榕等人的学习倦怠量表<sup>[11]</sup>修订而成,问卷 Cronbach's  $\alpha$  系数为 0.891,对数据进行 KMO 和 Bartlett 球形检验,分析结果显示,KMO 值为 0.876, Bartlett 球形检验的 Sig. 值为 0.000,问卷信度和结构效度良好。为进一步验证学习倦怠预警的有效性,对实验组 32 名学生发送系统效果调查问卷 CSUQ<sup>[17]</sup>,问卷 Cronbach's  $\alpha$  系数为 0.900,问卷信度良好。

###### 3. 应用效果分析

在实验结束后,对问卷数据及系统收集的数据进行分析,评价数据驱动的在线学习倦怠预警模型应用效果,主要涉及学习倦怠状态、学习成绩与预警系统满意度。



图 5 学习倦怠预警系统主界面与预警信息查看界面

表3 实验组与对照组的学习倦怠程度及单维度状态差异分析

学习阶段	组别	N	学习倦怠程度		行为不当维度		情绪低落维度		成就感低维度	
			M	SD	M	SD	M	SD	M	SD
期中	实验组	32	44.88	6.73	14.31	2.87	16.16	3.43	14.41	2.49
	对照组	30	49.67	8.82	15.63	3.25	18.07	4.17	15.97	3.25
期末	实验组	32	40.75	6.87	13.16	2.62	14.63	3.43	12.97	2.43
	对照组	30	51.77	7.76	16.67	3.11	18.53	3.99	15.93	2.64

### (1) 学习倦怠状态分析

对实验组和对照组的学习倦怠程度及学习倦怠各维度进行单因素协方差分析,分析结果见表3。在课程中期和末期,两组学生的学习倦怠程度均存在显著性差异( $p=0.015<0.05$ ;  $p=0.000<0.01$ ),对比两个阶段协方差分析修正后的均值,实验组均值均低于控制组。可见,该预警系统可以有效缓解和降低学习倦怠。在课程中期,两组学生的情绪低落与成就感低维度均存在显著性差异( $p=0.045<0.05$ ;  $p=0.036<0.05$ ),在课程末期,两组学生的差异更为显著( $p=0.000<0.01$ ;  $p=0.000<0.01$ )。行为不当维度在课程中期差异不显著( $p=0.086>0.05$ ),而在课程末期存在显著性差异( $p=0.000<0.01$ )。这可能是由于该预警系统在课程初期主要作用于学习倦怠的情感和成就获得方面,之后才逐渐引导学生调整学习行为,其作用机制也许与学习倦怠的发展演变过程有关,该问题值得进一步思考和验证。

### (2) 学习成绩分析

对期末学习成绩进行单因素协方差分析,得到实验组和对照组的调整后均值分别为93.79和88.03,两者相差5.76,两组学生的学习成绩存在显著性差异( $p=0.018<0.05$ )。由此可见,使用学习预警系统的学生的学习效果要优于使用传统学习平台的学生。

### (3) 预警系统满意度分析

从系统可用性、信息呈现质量与系统界面设计三

方面调查实验组学生对系统的满意度。通过问卷数据分析得到以上三个维度的项目均值分别为4.04、3.93、3.92,表明学生对学习倦怠预警系统整体持满意态度,但系统的信息呈现质量和界面设计还需要进一步改进与优化。

## 五、结 语

数据驱动的在线学习倦怠智能化识别与适时性预警,为学习者、教学者等利益相关者的决策提供了有力支持,从而促进在线学习目标的高效达成,实现真正意义上的个性化学习。本研究确立了在线学习倦怠的内涵与结构维度,在学习倦怠量化表征依据分析基础上,构建了数据驱动的在线学习倦怠预警模型,提出了学习倦怠预警实现方法并进行预警系统功能设计与开发。通过对H大学在线学习者进行学习倦怠预警应用及分析,验证了在线学习倦怠预警模型的科学性和有效性。本研究提出的在线学习倦怠预警模型弥补了当前学习倦怠状态监测评价与预警的不足,为在线学习中的学习倦怠评估与心理状态预警奠定了一定的基础。然而,本研究的在线学习倦怠预警指标主要基于大部分网络学习平台的可采集数据,后续将充分挖掘在线内隐性数据进行预警分析;对于不同学科课程学习者的效果验证可能会使研究更具说服力;此外,针对不同类型学习倦怠学习者的归因与干预研究也将成为未来的研究重点。

## [参考文献]

- [1] 教育部.教育部等十一部门关于促进在线教育健康发展的指导意见[EB/OL].[2020-09-25].[http://www.moe.gov.cn/srcsite/A03/moe\\_1892/moe\\_630/201909/t20190930\\_401825.html](http://www.moe.gov.cn/srcsite/A03/moe_1892/moe_630/201909/t20190930_401825.html).
- [2] 刘军,钱明才,黄琰,等.中小学生网络学习空间自主学习的中介效应分析[J].电化教育研究,2018,39(9):59-65.
- [3] 赵呈领,李红霞,蒋志辉,等.消除在线学习者倦怠:教师情感支持的影响研究[J].中国电化教育,2018(2):29-36.
- [4] 徐恩芹,徐连荣,崔光佐.教师远程培训中的学习倦怠研究[J].中国电化教育,2015(9):28-33.
- [5] ALLEN M G. Job burnout in public education: symptoms, causes, and survival skills by Anthony J. Cedoline. New York: teachers college press, 1982.256pp[J]. The educational forum, 1984, 48(4): 505-506.
- [6] 张爱玲.大学生学习倦怠及其影响因素研究[D].济南:山东师范大学,2006.
- [7] WOOD T, MC CARTHY C. Understanding and preventing teacher burnout[R]. Washington DC: ERIC Clearinghouse on Teaching and Teacher Education, 2002.

- [8] GRIGSBY M L. Personality, coping, and burnout in online doctoral psychology students[D]. Walden; University of Minnesota, 2015.
- [9] PINES A M, NEAL M B, HAMMER L B, et al. Job burnout and couple burnout in dual-earner couples in the sandwiched generation[J]. *Social psychology quarterly*, 2011, 74(4):361-386.
- [10] 陈家胜.学习倦怠研究现状及展望[J].*中国健康心理学杂志*, 2016, 24(6):939-943.
- [11] 连榕,杨丽娟,吴兰花.大学生专业承诺、学习倦怠的状况及其关系[J].*心理科学*, 2006(1):47-51.
- [12] 王希哲,黄昌勤,朱佳,等.学习云空间中基于大数据分析的学情预测研究[J].*电化教育研究*, 2018, 39(10):60-67.
- [13] 王佑镁.网络环境中学习者反思性思维层次评估研究[J].*现代远程教育*, 2009(3):42-45.
- [14] 戴晓阳,姚树桥,蔡太生,等.NEO个性问卷修订本在中国的应用研究[J].*中国心理卫生杂志*, 2004, 18(3):171-173.
- [15] 石林,封丹璐.应对风格问卷的初步编制[J].*心理发展与教育*, 2004(1):77-82.
- [16] 黄昌勤,朱宁,黄琼浩,等.支持个性化学习的行为大数据可视化研究[J].*开放教育研究*, 2019(2), 53-64.
- [17] CHOW M, CHAN L. Development and evaluation of a compartmental picture archiving and communications system model for integration and visualization of multidisciplinary biomedical data to facilitate student learning in an integrative health clinic[J]. *Computers & education*, 2010, 54(3):733-741.

### Research and Implementation of Data-driven Early Warning Model for Online Learning Burnout

HUANG Changqin<sup>1</sup>, TU Yaxin<sup>2</sup>, YU Jianhui<sup>1</sup>, JIANG Fan<sup>1</sup>, LI Mingxi<sup>3</sup>

(1.Key Laboratory of Intelligent Education Technology and Application of Zhejiang Province, Zhejiang Normal University, Jinhua Zhejiang 321004; 2.School of Information Technology in Education, South China Normal University, Guangzhou Guangdong 510631; 3.School of Foreign Studies, South China Normal University, Guangzhou Guangdong 510631)

**[Abstract]** Online learning burnout is a kind of negative mental state that learners tend to avoid learning due to the increase of perceptual learning pressure, and effective identification and timely warning of burnout are important for efficient online learning. This paper first defines the connotation and dimensionality of online learning burnout, and constructs the data-driven online learning burnout early warning model based on the analysis of quantitative representation of learning burnout. Then, starting with the early warning process of online learning burnout, the implementation scheme of the data-driven early warning for online learning burnout is elaborated. Finally, relying on the iStudy learning platform, this study achieves the functional design and development of the online learning burnout early warning system, and the system is applied and empirically analyzed with online learners of H University as the research object. The results show the proposed model can effectively alleviate learners' burnout and significantly improve the learning effect, laying some foundation for learning burnout assessment and intelligent early warning in online education.

**[Keywords]** Data-driven; Online Learning; Learning Burnout; Learning Early Warning; Intelligent Education