

# 智能学习系统中作业习惯建模研究

殷宝媛<sup>1</sup>, 武法提<sup>2</sup>

(1.哈尔滨师范大学教育科学学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

2.数字学习与教育公共服务教育部工程研究中心, 北京 100875)

**[摘要]** 作业习惯与学习者的学业成就紧密相关,作业习惯的建模是智能学习系统设计中亟待解决的问题。本研究应用混合式研究方法,依据多层次作业模型,确定“学业拖延”和“学业勤奋”作为两个重要且可以测量的作业习惯的维度,分别表征作业时间和作业努力这两类核心的作业行为。构建了包括做题拖延和提交拖延的学业拖延习惯子模型,应用聚类实现了对学业拖延习惯的诊断,定义了“无拖延习惯者”“严重拖延习惯者”“提交作业拖延者”“做作业拖延者”四类学习者。以时间投入—专注度模型为理论框架,构建了包括时间投入和专注度的学业勤奋习惯子模型,应用人工神经网络实现对学业勤奋习惯进行诊断,诊断出五种勤奋度的级别,并验证了模型的有效性。

**[关键词]** 学习习惯; 作业习惯; 学业拖延; 学业勤奋; 智能学习系统; 建模

**[中图分类号]** G434 **[文献标志码]** A

**[作者简介]** 殷宝媛(1980—),女,黑龙江哈尔滨人。副教授,博士,主要从事智能教育、学习分析、数字化学习资源与学习环境设计研究。E-mail:ybyuan2000@163.com。武法提为通讯作者,E-mail:wft@bnu.edu.cn。

## 一、引言

作业是连接教与学的重要环节,体现了教育的价值取向和课程改革的理念。作业在 K-12 教育中具有重要的地位<sup>[1]</sup>,作业可以补充和巩固学生在学校的学习,完善学生的知识和技能<sup>[2]</sup>。因此,培养学生良好的作业习惯,对于学生的学业表现具有重要的意义。随着信息技术的发展,学生做作业的方式也从传统的纸和笔作业发展到在线作业以及线上线下混合的作业形式,与传统作业相比,在线作业可以使学生得到即时的反馈与辅导,能带来更好的学习结果<sup>[3]</sup>。学生在线作业的过程会以数据的形式存储在学习系统中,如何通过这些海量的作业行为数据,分析学生的作业习惯,为学生的个性化学习提供支持和服 务,是智能学习系统设计中亟待解决的问题。

## 二、智能学习系统中作业习惯模型的构建

智能学习系统中作业习惯的建模可以应用学习

习惯的建模方法,可采用自上而下的理论经验法和自下而上的数据挖掘法相结合的混合式思路,重点解决学习习惯测量模型的维度和学习习惯模型的测量指标等问题<sup>[4]</sup>。

### (一)智能学习系统中作业习惯模型维度的确定

在智能学习系统中,学生的作业习惯是通过其作业行为表现出来的。关于学生作业行为的研究,Flunger B 认为作业时间是作业行为的一个重要特征<sup>[5]</sup>;Dettmers 认为学生在作业中投入的努力程度可以表征其作业行为<sup>[6]</sup>;Trautwein U 的研究表明,作业对学业成就的积极效果并不能仅由“作业时间”测量,还与作业的完成质量(专注/效率、按时、正确)有关<sup>[7]</sup>,并提出多层次作业模型,该模型认为作业时间(即花费在作业上的时间)和作业努力(即学习者认真对待作业的程度)可以用来表征学生作业行为的两个中心方面<sup>[8]</sup>。本研究以多层次作业模型为基础,探讨作业时间和作业努力这两类作业行为与哪些教育领域常识性的学习习惯概念相对应,以确定作业习惯模型的维度。

### 1. 通过文献分析提取模型维度的关键词

作业模型维度关键词筛选的原则有两个,一是从价值性的角度出发,选择需要测量的作业习惯,即教育学领域认为应该测量的作业习惯,对学习者的学习和发展会有重要影响的作业习惯;二是从实用性的角度出发,选择能够测量的作业习惯,即当前技术手段等可以实现量化的作业习惯。通过收集和整理国内外关于学习习惯的文献,分析、总结和提取作业学习习惯维度的关键词。共提取出学习习惯维度的关键词76个,其中在线教育维度关键词23个,混合学习环境关键词53个,筛选出与作业有关的关键词48个。按照筛选的两个原则(一是需要测量的;二是能够测量的),对这48个关键词进行筛选。得到学业拖延、时间管理、目标计划、学习环境、主动学习、协作、学业勤奋、独立思考等8个关键词。

### 2. 通过专家访谈补充和修改模型维度的关键词

访谈6位具有在线教学和研究经验的专家,了解在线学习环境下专家对作业习惯关注的要点,经过速记转录与整理,形成了访谈文本资料。使用NVivo软件对访谈资料进行编码,提取出教师和专家关注的作业习惯关键词6个(拖延、勤奋、努力、主动、投入、专注)。将文献分析的8个关键词与访谈挖掘的关键词进行整合,形成德尔菲法调查问卷的关键词集。

### 3. 通过德尔菲法确定模型维度

有16位专家(其中包括5位高校教师、5位研究人员和6位中学教师)参与了本研究的德尔菲调查。调查以问卷形式进行,征询专家对作业习惯模型维度的意见。根据两轮意见征询和修订,确定将学业拖延、学业勤奋作为两个重要且可以测量的作业习惯的维度,分别表征作业时间、作业努力两个方面作业行为的频繁程度对学习的影响。

#### (二)维度1:学业拖延习惯的测量

作业模型中的学业拖延习惯是指当学生面对与作业(学业任务)有关的事件刺激所呈现的延迟行为。学业拖延习惯是一种常见的不良学习习惯。研究发现,大约30%至60%的学习者报告了自己在准备考试、写学期论文等学习任务时具有拖延习惯<sup>[9]</sup>。学业拖延习惯会影响学习者的学习表现,阻碍其学习进步,增加其压力,并降低生活的质量,对学习者的身心健康产生消极影响<sup>[10]</sup>。由于学业拖延习惯对学业成就的影响最为直接,因此也是许多研究者和教师关注的问题。

#### 1. 学业拖延习惯子模型构建

在学业拖延习惯的测量上,大多数采用调查问卷

或量表,通过学习者自我报告的形式来测量拖延习惯,如Tuckman拖延倾向量表(TPS<sup>[11]</sup>)、Solomon等学业拖延量表(PASS<sup>[12]</sup>)等;此外,还有教师评定的方式(如出勤等)测量拖延习惯,如Miligram等的学业拖延量表(APS<sup>[13]</sup>)等。学业拖延习惯通常表现为放弃和推迟完成作业。用行为数据来测量拖延,一般都是判断行为是否在截止时间前完成,用在作业拖延的测量,通常都是单一维度的判断提交作业的截止时间<sup>[14]</sup>。然而拖延作为从时间角度表征作业行为频率对学习影响的变量,不应该仅从“完成的时间”进行单一维度的判断,还应该包括“做的时间”维度,做作业的时间长短不仅是学习者知识能力的表现,更是专注力等方面的外显。因此,本研究构建了包括“做的时间”和“完成的时间”两个维度的学业拖延习惯模型,即做题拖延和提交拖延二维模型。

#### 2. 学业拖延习惯测量的算法设计

研究假设:超出规定做作业时间的次数越多,拖延度越高;超出规定提交作业时间的次数越多,拖延度越高。拖延度表达为: $Pr=f(T,N)$ 。其中, $f()$ 是函数关系, $Pr$ 表示作业的学业拖延度, $T$ 表示作业学习行为中与时间相关的参数, $N$ 表示作业学习行为中与拖延次数相关的参数。

##### (1)做作业时的拖延次数 $N_d$ 的计算

设  $T_{st}$  表示开始做作业的时间、 $T_{sb}$  表示提交作业的时间、 $T_{lt}$  表示规定的做作业的时长、 $N_d$  表示做作业时的拖延次数。则第  $i$  次做作业的时光  $T_{du}(i)=T_{sb}(i)-T_{st}(i)$ ;第  $i$  次做作业拖延的时光  $T_{pd}(i)=T_{du}(i)-T_{lt}(i)$ 。做作业时的拖延次数  $N_d$  的计算公式为: $T_{pd}(i)>0? N_d=N_d+1$ 。其中  $i=1\cdots n$ ,  $n$  为正整数。

##### (2)提交作业的拖延次数 $N_s$ 的计算

设  $T_{dl}$  规定最晚提交作业的时间,则第  $i$  次提交作业拖延的时光  $T_{ps}(i)=T_{sb}(i)-T_{dl}(i)$ 。提交作业的拖延次数  $N_s$  的计算公式为: $T_{ps}(i)>0? N_s=N_s+1$ 。其中  $i=1\cdots n$ ,  $n$  为正整数。

##### (3)学业拖延度 $Pr$ 的计算

研究的目的是诊断出具有不同拖延习惯的学习者,即把学业拖延度  $Pr$  的计算看成一个分类问题。聚类分析是解决分类问题的有效方法,因此可以根据数据的特点,选用不同的聚类算法,对  $Pr$  进行分类,实现对学业拖延度的计算。

#### (三)维度2:学业勤奋习惯模型的测量

学业勤奋习惯用于表征作业行为中的努力行为的频繁程度。学业勤奋是指学习者自觉地卷入学习任务,并不懈地追求学习目标的惜时表现<sup>[15]</sup>。研究表明,

学业勤奋习惯对于学业成就具有预测作用。在线学习环境下,学习者面临更多的诱惑,这会导致学习者的注意力分散,因此学习者保持学业勤奋习惯对其学业表现具有重要的作用。

### 1. 学业勤奋习惯子模型构建

关于学业勤奋习惯的测量,常采用问卷调查法,如 Bernard 等编制的基础教育勤奋调查问卷 DI-HS 和高等教育勤奋调查问卷 DI-HE<sup>[6]</sup>等。但是问卷测量受到许多众所周知的限制,尤其是自我报告式问卷,存在社会期望偏差和其他的限制,特别是当存在激励因素时。有研究者认为,用学习行为测量学业勤奋可能比问卷更适合,因为行为不依赖于主观判断,直接对行为进行分析,可以消除参考偏倚、社会期望偏倚和造假相关的局限性<sup>[7]</sup>。

关于学业勤奋习惯维度的研究主要有两种取向。第一种是学习时间(行为)投入的取向。该取向主要从学习者投入学习中的时间或行为的多少来考察学业勤奋度,认为个体在学习投入的时间或行为越多,个体的学业勤奋水平就越高<sup>[8]</sup>。第二种是学习专注度的取向。该取向强调从认知和情感投入角度来探究学业勤奋度,偏重于从专注程度的视角来考察学业勤奋度<sup>[9]</sup>。但时间投入和专注度是不可分离的,专注度是通过学习时间投入表现出来的,学习时间投入是专注度的载体。因此,单维取向不能够有效地对学习者的学业勤奋度水平进行合理的评估。为避免单维水平评估学习者的学业勤奋的不足,雷浩等综合了时间投入和专注度两种取向,提出了学业勤奋度的“时间投入—专注度双维核心模型”,并检验了该模型应用的有效性<sup>[5]</sup>。但是该研究是通过自编的《中学生学业勤奋度问卷》来获得的数据,仍然存在问卷调查法的弊端。因此,本研究以“时间投入—专注度双维核心模型”为理论框架,探索基于学生学习行为的学业勤奋习惯测量模型。

### 2. 学业勤奋习惯测量的算法设计

学业勤奋习惯的测量假设是学业勤奋习惯与作业学习行为是相关的。这里主要包括以下两个问题:一是学业勤奋习惯水平与哪些在线作业行为相关?二是在线作业行为与学业勤奋习惯水平的关系是否可以描述为数学模型?

由于不同学习平台开发的目的不同,所提供的工具不同,会导致学习行为指标选择的不同。因此,在确定两个维度学习行为的量化指标时,需要考虑学习平台本身的特点,以及数据采集的可行性。一般来说,学业勤奋习惯主要表现在做作业、观看微视频答题、作

业互动、资源浏览等多种行为,各种行为对学业勤奋习惯贡献的程度也不同,这就导致学业勤奋习惯的输入和输出是一种复杂的非线性关系。因此,勤奋习惯的诊断是一个多层次、多目标的问题,难以建立合理、准确的数学公式。对于多指标的预测和分类问题,通常采用多元线性回归、logistic 回归等回归方法,但这些方法是基于线性关系来进行评价,无法对非线性问题进行很好的逼近。人工神经网络的优势恰好体现在处理非线性问题上,相对于其他非线性回归方法,人工神经网络避免了选取何种非线性函数的困扰,因此本研究根据数据之间的非线性特点,以及需要解决问题的性质,选择人工神经网络方法对勤奋习惯进行诊断。

本研究的输入数据为学习者归一化后的特征向量,输出数据为勤奋度(勤奋学习习惯的标度)数值,分为 1~5 类(1 类勤奋度最低,5 类勤奋度最高)。具体建模步骤包括:第一步,根据“时间投入—专注度双维核心模型”的理论框架,以及在线平台可收集到的学习行为数据,设计学业勤奋习惯数字化表征的指标体系。第二步,根据学习行为指标体系确定输入层神经元的个数,模型的输出为学业勤奋习惯评价的等级,确定模型的拓扑结构。第三步,归一化处理各指标数据。第四步,采用神经网络对样本进行训练,建立学业勤奋习惯的测量模型。第五步,应用学业勤奋习惯测量模型对学习者的学习行为进行诊断,并输出诊断结果,对模型性能进行分析。

## 三、智能学习系统中作业习惯模型实验

本研究的实验平台为“Cloudbag 教育云平台”,实验数据来源为 L 中学 654 名学习者使用智能学习系统进行常态化学习的作业行为数据。首先进行数据清洗,过滤掉因转学等各种原因未参与的学习者数据,以及由于误操作的多次提交行为、多次做作业的行为(一个作业在不同的时间做了多次)等数据,得到有效记录。其次,处理缺失值和归一化数据,应用极差变换对数据进行预处理,将数据进行归一化,缩放到从 0 到 1 的闭区间。

### (一) 维度 1: 学业拖延习惯子模型实验

根据智能学习系统中收集的学业拖延习惯数据特征选择算法。由于数据是连续型数值数据,因此选用覆盖型数值划分聚类算法。K-Means 聚类是比较成熟的覆盖型数值划分聚类算法之一,本实验应用 K-Means 聚类来实现学业拖延度 Pr 的分类。

#### 1. 数据分析



本实验聚类分析的因变量是学业拖延习惯诊断结果,自变量是做作业时的拖延次数 Nd、提交作业的拖延次数 Ns。当 K 为 4 时,聚类效果具有最好的解释力,因此聚类数量选择为 4。实验结果如图 1 所示,四种拖延类别具有明显的分区,类别 1 在 Nd 和 Ns 上的数值均较小;类别 2 在 Nd 和 Ns 上的数值均较大;类别 3 在 Nd 上的数值较小,在 Ns 上的数值较大;类别 4 在 Ns 上的数值较小,在 Nd 上的数值较大。在所有统计量中,类别 1 有 398 个,占 60.9%,Nd 的中心点是 0.49,Ns 的中心点是 0.69;类别 2 有 45 个,占 6.9%,Nd 的中心点是 10.48,Ns 的中心点是 9.57;类别 3 有 124 个,占 19.0%,Nd 的中心点是 2.69,Ns 的中心点是 8.41;类别 4 有 87 个,占 13.3%,Nd 的中心点是 7.8,Ns 的中心点是 2.39。方差分析结果显示,Nd、Ns 两个变量能很好地区分各类 (Sig.=0.000),各类别间的差异较大。类别 1 占了整体的 60.9%,说明大部分学习者在作业方面没有拖延习惯,这与中国当前的中学教育现状有关,在现有的中学教育中,因为高考的指向性,教学模式以教师为主导,对于教师安排的作业,大部分学习者都能在提交时间前完成,随着时间的临近,数据量逐步增加,导致类别 1 数值偏大。

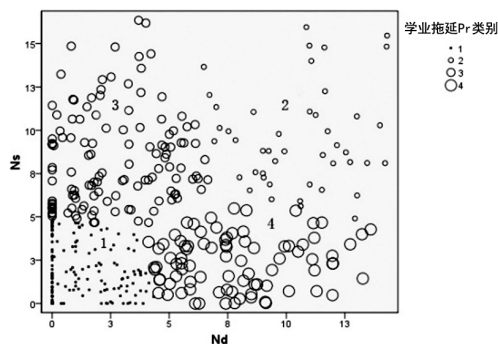


图 1 四种拖延类别在 Nd 和 Ns 上的聚类图

聚类质量的评价采用轮廓测量和 Silhouette 指数。本研究的 Silhouette 指数达到 0.8,聚类轮廓测量也达到了“好”的水平,说明本研究应用 K-Means 聚类分析对学业拖延习惯的分类具有较好的聚类质量。

## 2. 具有不同程度学业拖延习惯的学习者特征

从不同类型的学习者中选择特定的受访者,进行访谈,并结合这类受访者在行为数据中体现出来的行为模式特点,分析学习者的特征。通过对四类不同学习者进行访谈和观察,发现四类学习者在学业上具有不同的特征。“无拖延习惯者”即类别为 1 的学习者,统计数据上表现为:Nd 和 Ns 均较小。在学习行为上表现为:基本没有做题拖延行为和提交拖延行为,能

够提前或按时完成作业,做作业时注意力较为集中,被视为无拖延学习习惯。“严重拖延习惯者”即类别为 2 的学习者,统计数据上表现为:Nd 和 Ns 均较大。在学习行为上表现为:经常出现做题拖延行为和提交拖延行为,通常表现为学习时间安排不合理,经常忘记做作业,喜欢把作业拖后完成或者不完成,而且做作业时注意力不集中,经常被其他事情打扰,导致做作业的时间很长,效率较低。“提交作业拖延者”即类别为 3 的学习者,统计数据上表现为:Nd 较小,Ns 较大。在学习行为上表现为:经常出现提交拖延行为,但很少出现做题拖延行为,这类学习者通常表现为经常忘记做作业,喜欢把作业拖后完成或者不完成,学习时间安排不合理,但做作业时能够集中注意力,效率较高。“做作业拖延者”即类别为 4 的学习者,统计数据上表现为:Ns 较小,Nd 较大;在学习行为上表现为:经常出现做题拖延行为,但很少出现提交拖延行为,这类学习者通常表现为能够按时完成作业,看似在努力学习,但学习效率不高,在做作业时,经常注意力分散、溜号,甚至迷航。以上四类学习者,“无拖延习惯者”是具有良好学习习惯的学习者,“严重拖延习惯者”“提交作业拖延者”“做作业拖延者”三类学习者都是具有不良学习习惯的学习者,需要根据其习惯形成的动力因素设计教学干预,改善其不良的作业习惯<sup>[20]</sup>。

## 3. 模型诊断结果与人工诊断结果的对比

将模型诊断结果与人工诊断结果进行对比,可以帮助完善模型,为后续研究做准备。随机抽取 20 位学习者,由两位该班授课教师研究者背对背对 20 位学习者的拖延类型进行诊断,对于不一致的结果,与第三位教师商讨后确定最终值,两位教师评价的 Cohen's Kappa 一致性检验结果为 0.821,具有一致性。模型的诊断结果与教师诊断结果在类型 1、类型 2 和类型 3 上具有较好的一致性,而类型 4 的判断上有一些不一致,模型诊断出类型 4 的数量要少,说明模型的判断标准比教师的判断标准宽松,原因在于,在判定“规定的做作业的时长”的时候,教师是按照班级大多数同学能够做完的时长,但当对学习者的个人进行评价时,教师通常会从自己的经验和预期出发,根据学习者个人的知识能力来进行判断。如在某次作业中,教师认为大多数学习者 45 分钟能够完成,对于甲同学(学习基础比较差),如果甲 45 分钟写完,教师认为其没有拖延,但对于乙同学(学习基础比较好),如果也是 45 分钟写完,教师认为其有拖延,原因是教师对他的预期应该是 35 分钟之内。因此,模型的后续完善可以考虑增加学习者的知识能力因素。

(二)维度2:学业勤奋习惯子模型实验

1. 提炼学习行为测量指标

通过对 Cloudbag 云平台可收集到的作业学习行为进行分析,同时参考已有文献的量化指标,提炼出基于 Cloudbag 教育云平台的学业勤奋习惯的具体测量指标,共得到两个维度下的 8 项行为指标,15 项量化指标,本研究的假设框架见表 1。这 15 项量化指标与输出均有关系,但没有直接的线性关系。基于此框架进行数据收集和分析,并修订形成最终的学业勤奋习惯子模型。

表 1 学业勤奋习惯子模型的假设框架

学业勤奋习惯子模型的维度	行为指标	量化指标
做作业的时间(行为)投入	做作业时间	做作业总时长、做作业总次数
	登录作业模块	登录作业模块总次数
	课下访问资源	课下浏览学习资源的总次数、课下下载学习资源的总次数
	课下观看微视频	课下观看微视频总次数、课下观看微视频总时长
做作业的效率	作业互动	发帖提问总数、回答总数、回复总数
	做作业效率	每次作业平均分数、每次做作业平均时长
	视频交互点答题	微视频交互点答题的正确率=微视频交互点答题正确次数/总次数
做作业的关注度	长时间做作业	一次完成单次作业所有题目的总次数、完整播放视频的总次数

2. 构建专家样本

建模的目的是将教师经验中的学习习惯与学习者的学习行为建立联系。本实验的因变量是学业勤奋习惯,其数据来自于各种作业行为;自变量是专家样本,来自于教师研究者的人工标注。人工标注勤奋度数值分为 1~5 类(1 类勤奋度最低,5 类勤奋度最高);编码的一致性检验结果 Cohen's Kappa 系数为 0.712,对于不一致的编码,加入第三个研究者,共同

协商决定编码的类别。

3. 模型实验

随机选取 60%作为训练集、20%作为校验集、20%作为测试集。模型选择 BP 神经网络的多层感知器 MLP 模型,使用训练集对模型进行训练,网络结构为:输入层为 15 个神经元(归一化后的 15 维的特征向量),输出层 5 个神经元作为分类结果(1 类勤奋度最低,5 类勤奋度最高),隐藏层为 5 层。如图 2,多层感知器 MLP 模型对于学业勤奋分类的精度,在类别 1 和 5 上均超过了 98%,达到了较高的值,说明模型在 1 和 5 类型上具有较高的识别能力,即对于“特别勤奋”和“特别懒惰”的两类极端学习者具有较好的诊断能力,这符合后续研究的需要,即对勤奋度不高学习者干预的前提是对其精确的诊断,尤其是诊断为“懒惰”的学习者是重点干预对象。模型在类别 2 和 4 上的精度在 85%左右,虽没有达到特别高的值,但符合实际情况,对于介于“特别勤奋”和“一般勤奋”,“特别懒惰”和“有点懒惰”之间的学习者,实践证明,人工标准也会出现±1 级别的误差(在人工标注时,需加入第三个研究者对于不一致的编码进行协商的情况,也是大多出现在对第 2 类和第 4 类的辨别上)。

4. 基于不同算法的模型比较分析

对于不同的分类问题,高精度的算法具有更好的识别能力。下面,将本实验应用的算法与机器学习的主流分类算法进行比较。收益图提供了一种评估和比较多个预测模型并选择最合适的预测模型的方法。如图 2 所示,多层感知器 MLP 取得了最好的预测效果,支持向量机 SVM 和 TAN 贝叶斯网络也取得较好的预测效果,决策树 DecisionTree 次之,径向基函数 RBF 最差,可见多层感知器 MLP 算法的评估指标是五种模型中最高的,对勤奋度分类结果是最优的。因此,本文提出的基于多层感知器 MLP 的学业勤奋模型,通过输入的 15 维特征向量能够较为准确地诊断出学习者的勤奋度级别。

对于诊断出学习者的勤奋度级别的教育意义说

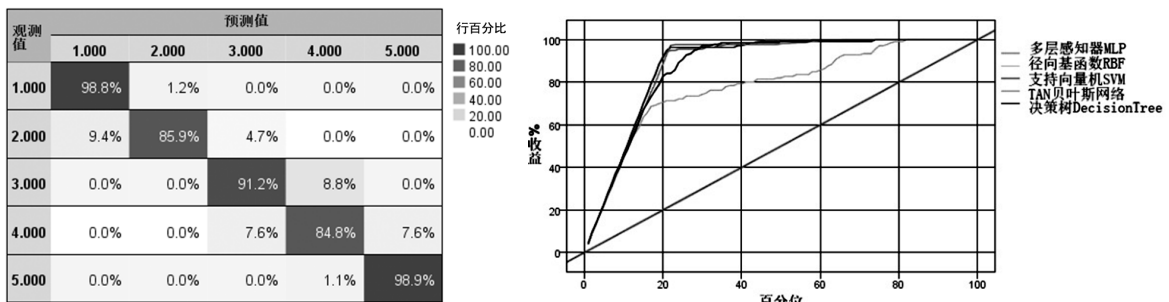


图 2 多层感知器 MLP 模型的混淆矩阵与多个预测模型的收益图

明:勤奋度级别(1、2、3、4、5)分别代表特别不同级别的勤奋习惯(懒惰、有点懒惰、一般、勤奋、特别勤奋)。本研究认为被诊断为4级和5级的学习者是具有良好作业习惯的,而被诊断为1级和2级的学习者是具有不良作业习惯的,分别被定义为“勤奋严重不足者”和“勤奋不足者”类别,对于不良作业习惯的学习者要采取相应的教育干预,帮助其改善作业习惯。

#### 四、结 语

本研究提出了学业拖延习惯和学业勤奋习惯的二维作业习惯模型,分别表征作业时间、作业努力两个方面作业行为的频繁程度对学习的影响。以往学业拖延的测量,通常都是单一维度的对作业提交的截止时间的判断,缺乏对做作业拖延的描述。本研究构建了包括“做的时间”和“完成的时间”两个维度的学业

拖延习惯子模型,使学业拖延习惯的研究更加深入。学业勤奋习惯对于学习者的学业成就具有很好预测作用,但学业勤奋与其他可以用学习行为来测量的概念(如学习行为投入)相比,研究成果却相当有限,学业勤奋的测量也仅是通过一些调查问卷法。本研究提出学业勤奋习惯子模型包括时间投入和专注度两个维度,并根据数据的特点,选择应用人工神经网络实现对勤奋习惯的表征,诊断出五个级别的勤奋度,从而实现了通过学习行为来测量学业勤奋习惯,改进了学业勤奋习惯的测量方法。

由于学习习惯具有多场景、多学段的特征,未来需要将本研究提出的作业习惯二维模型在不同应用场景、不同年龄段群体、不同类型的数据结构表现形式上,作进一步的验证,使作业习惯测量模型进行多次迭代,不断提高模型的效度。

#### [参考文献]

- [1] GILL B P, SCHLOSSMAN S L. Villain or Savior? The American discourse on homework, 1850–2003[J]. *Theory into practice*, 2004, 43(3):174–181.
- [2] 凯洛夫.教育学(上)[M].北京:人民教育出版社,1951:151.
- [3] SINGH R, SALEEM M, PRADHAN P, et al. Feedback during web-based homework: the role of hints[C]// *International Conference on Artificial Intelligence in Education*. Auckland:Springer-Verlag, 2011:328–336.
- [4] 殷宝媛,武法提.智能学习系统中学习习惯建模的方法研究[J].*电化教育研究*,2020,41(4):55–61.
- [5] FLUNGER B, TRAUTWEIN U, NAGENGAST B, et al. A person-centered approach to homework behavior:students' characteristics predict their homework learning type[J]. *Contemporary educational psychology*, 2017, 48(7):1–15.
- [6] DETTMERS S, TRAUTWEIN U, LÜDTKE O, et al. Students' emotions during homework in mathematics: testing a theoretical model of antecedents and achievement outcomes[J]. *Contemporary educational psychology*, 2011, 36(1):25–35.
- [7] TRAUTWEIN U. The homework - achievement relation reconsidered: differentiating homework time, homework frequency, and homework effort[J]. *Learning & instruction*, 2007,17(3):372–388.
- [8] DETTMERS S, TRAUTWEIN U, LÜDTKE, OLIVER, et al. Homework works if homework quality is high: using multilevel modeling to predict the development of achievement in mathematics [J]. *Journal of educational psychology*, 2010,102(2):467–482.
- [9] RABIN L A, FOGEL J, NUTTER-UPHAM K E. Academic procrastination in college students: the role of self-reported executive function[J]. *Journal of clinical & experimental neuropsychology*, 2011, 33(3):344–357.
- [10] STANTON M, LAY C H, FLETT G L. Trait procrastinators and behavior/trait-specific cognitions [J]. *Journal of social behavior & personality*, 2000, 15(5):297–312.
- [11] TUCKMAN B W. The Development and concurrent validity of the procrastination scale [J]. *Educational & psychological measurement*, 1991, 51(2):473–480.
- [12] SOLOMON L J, ROTHBLUM E D. Academic procrastination: frequency and cognitive-behavioral correlates[J].*Journal of counseling psychology*,1984,31(4): 503–509.
- [13] MILGRAM N A, BATORI G, MOWRER D. Correlates of academic procrastination [J]. *Journal of school psychology*, 1993, 31(4): 487–500.
- [14] LEVY Y, RAMIM M M. A Study of online exams procrastination using data analytics techniques [J]. *Interdisciplinary journal of e-Learning and learning objects*, 2012, 8(1):97–113.
- [15] 雷浩,刘衍玲,魏锦,田澜,王鑫强.基于时间投入——专注度双维核心模型的高中生学业勤奋度研究[J].*心理发展与教育*,

2012,28(4):384-391.

- [16] BERNARD H, SCHUTTENBERG E M. Development of the diligence inventory-higher education form [J]. Journal of research & development in education, 1995(28):91-100.
- [17] GALLA B M, PLUMMER B D, WHITE R E, et al. The Academic Diligence Task (ADT): assessing individual differences in effort on tedious but important schoolwork[J]. Contemporary educational psychology, 2014, 39(4):314-325.
- [18] LOVAT T, CLEMENT N, DALLY K, et al. The impact of values education on school ambience and academic diligence [J]. International journal of educational research, 2011, 50(3):166-170.
- [19] JASINEVICIUS T R, BERNARD H, SCHUTTENBERG E M. Application of the diligence inventory in dental education [J]. Journal of dental education, 1998, 62(4):294-301.
- [20] 殷宝媛, 武法提. 学习习惯在线干预的原理与模型设计[J]. 电化教育研究, 2019, 40(12):72-79.

## Study on Modeling of Homework Habits in Intelligent Learning System

YIN Baoyuan<sup>1</sup>, WU Fati<sup>2</sup>

(1.School of Educational Science, Harbin Normal University, Harbin Heilongjiang 150080;  
2.Engineering Research Center of Digital Learning and Education Public Service Ministry of Education,  
Beijing 100875)

**[Abstract]** Homework habits are closely related to learners' academic achievement and the modeling of homework habits is an urgent problem in the design of intelligent learning system. Based on a multi-level homework model, this study adopts a hybrid research approach to identify "academic procrastination" and "academic diligence" as two important and measurable dimensions of homework habits, which represent the two core types of homework behaviors: homework time and homework effort. A sub-model of academic procrastination habits is constructed, including procrastination in doing and submitting. Clustering is applied to diagnose the habit of academic procrastination, and four types of learners are defined as "non-procrastinators", "severe procrastinators", "procrastinators in submitting" and "procrastinators in doing". Based on the theoretical framework of time investment and focus model, a sub-model of academic diligence habits including time investment and focus is constructed. The artificial neural network is used to diagnose the academic diligence habits, as a result, five levels of diligence are diagnosed, and the validity of the model is verified.

**[Keywords]** Studying Habit; Homework Habit; Academic Procrastination; Academic Diligence; Intelligent Learning System; Modeling