

混合课程动态设计研究

孙众¹, 宋洁¹, 骆力明²

(1.首都师范大学 信息工程学院, 北京 100048;
2.首都师范大学 北京成像技术高精尖中心, 北京 100048)

[摘要] 以 MOOC 为代表的在线课程与校园面授课程的紧密结合, 形成了互联网+校园混合课程。为破解面授课程不易满足个性化发展, 在线课程又面临学生低参与度和高流失率的困境, 本研究提出了数据驱动混合课程动态设计理念。通过为期两年的连续教学实践发现, 多元回归可以作为学生课程表现的预测模型, 学生绩点、前导课成绩、在线学习参与度等是学业表现的有效预测因素。提出了动态设计的具体实践路径原则和前期诊断与补救、渗透学习方法、提早社会化和强化兴趣等教学策略, 以实现校园混合课程的动态设计与有效实施。

[关键词] 混合学习; 学习预测; 动态设计; MOOC

[中图分类号] G434

[文献标志码] A

[作者简介] 孙众(1973—), 女, 满族, 辽宁凤城人。博士, 副教授, 主要从事移动学习、个性化学习的研究。E-mail: sunzhong@cnu.edu.cn。骆力明为通讯作者, E-mail: luolm@cnu.edu.cn。

以 MOOC 为代表的在线课程或移动课程, 与校园面授课程的结合越来越紧密, 由此产生的校园混合课程成为智慧学习环境的发展趋势。移动互联与面授相结合的混合课程, 不仅是形式上的叠加和内容上的交叉, 更多的是学习主题专注与宽泛的融合, 学习形式固定与移动的互补, 学习过程线性与泛在的交织, 学习评价结果与过程的兼顾。因此, 设计混合课程, 不仅要考虑面授和在线课程本身的特点, 还要体现两者结合而产生的新特征。

一、混合课程的常见设计方法

(一) 传统和多媒体环境的课程设计

20 世纪 80 年代, 以加涅为代表的学者提出了教学系统设计原理, 并将其发展为教育教学领域里不可或缺的一门学科。面向一门课的教学设计, 通常包括定位课程目标, 编写教学大纲, 设计教学过程, 制作学习资源, 确立评价标准等。随着计算机和多媒体技术的发展, 传统教学设计理论得以丰富, 出现了适合多媒体和信息技术教学环境的教学模式、策略、评价等。

传统和多媒体教学环境的课程设计, 存在共同的特征。(1) 预置性: 在教学实施前教师基本要完成课堂的整体设计与教学材料的准备; 教学调整也多是建立在有前期准备的基础之上, 如教师前期的知识储备、教学资源准备、教学策略掌握等。(2) 系统性: 教师要对教学设计七要素(教学内容、目标、学习者特征、资源、模式/策略、过程、评价)的相互作用进行系统思虑; 比如教学目标的变化, 会带来教学评价的重新定位, 同样的教学内容, 学习者不同时, 学习活动和资源的选择可能会完全不同。(3) 稳定性: 即教学模式的选择相对灵活, 但是教学实施过程要相对稳定。一节课里不同学习活动所采用的教学策略和方法可以比较灵活, 但是面向一门课程整体结构设计要相对稳定。(4) 划一性: 在传统和多媒体教学环境下, 课程的学习者特征是相对收敛的。如都是同一所高校、同一个专业的本科生, 即使学习者之间存在差异, 但在学习时段、学习地点、学习者来源、知识基础、学习需求等方面是相对整齐划一的。稳定的学习内容、学习对象、学习环境等构成了课程设计的基础。

基金项目: 北京成像技术高精尖创新中心资助(项目编号: BAICIT-2016004)

(二)在线课程的常见设计

随着互联网技术的兴起与普及,在线课程开始服务于各级各类的学习者。与传统和多媒体课程相比,在线课程设计的最大特征是要为不同学习者的在线学习提供全程支持服务。如同步或异步讲座、课程网络直播、论坛学习答疑区等,都是与传统学习完全不同的学习过程。而以 MOOC 为代表的新型在线课程的出现,又对在线课程的设计提出了新的要求。李胜波等人^[1]分析了国内有代表性的 14 个平台上 622 门在线课程,发现我国 MOOC 基本采用“观看微课程+测验+在线讨论”的学习路径,建议要采用丰富课程设计策略、多种学习路径、SMART 学习目标、多元化评价方式等来建立更为有效的在线课程。在线学习知名学者 Stephen Downs^[2]也提出 MOOC 的四大设计策略,包括知识与信息聚集策略、知识重组与连接策略、知识再利用与创新策略和开放共享策略。

由此可见,面向在线环境的课程设计更为关注学习过程,重视在线环境下的知识重组、利用创新,以及共享。然而现阶段的在线课程设计多是在课程实施前的设计规划,以及在课程结束后的设计总结,且要依靠教师经验积累和主观判断,很少有基于数据分析在课程进行过程中的动态设计。传统课堂面向集体化教学,不易满足学生的个性化发展,导致学生的课堂出席率低,隐性逃课现象上升,而以 MOOC 为代表的在线课程则需要高质量的前期设计和学习过程设计,但并没有取得高效率和高满意度的学习结果,且存在较高辍学率等问题^[3]。那么,在校园混合课程这一新的学习形式下,教师能否借助学习分析技术,在课程进行的前半段就发现每个学习者的状态和潜在问题,对课程进行动态设计与调整,以帮助尽可能多的学习者能够根据个人能力发展水平高质高效地完成学习,并获得较为理想的学业表现?因此本研究提出了数据驱动的混合课程动态设计方法。

二、混合课程动态设计原则

动态设计是指在混合课程的准备阶段和课程前半段就采集学生多维状态和学习行为进行预测,根据分析结果发现学习者动态学习状态和特征,在此基础上教师对混合课程进行动态调整,对学习者的采取适当的干预或补救教学的设计方法。它是建立在前期预置设计和过程性设计基础上,通过数据分析结果了解学习者的非认知状态和认知水平,从学习进程、学习方法、学习状态等方面提供支持和服务。

要实现混合课程的动态设计,离不开校园混合学

习环境和学习分析技术支持这两个前提。校园混合课程环境,使学习者既能够参与课堂面授,实现师生、生生面对面交流,又能有机会参与在线或移动学习,保留学习行为痕迹,为课程动态设计提供数据来源、过程支持和干预的机会。而随着大数据在教育中的应用,尤其是学习分析技术的引入,为混合课程提供了必不可少的技术支持,构建学习预测模型、描述学习因素关联规律等,都成为动态设计的实证基础。数据驱动的混合课程包括以下六个动态设计原则。

1. 整体规划的完整性

课程设计是对教学多要素的系统思考与规划。课程学习进度的变化,学生学习行为表现的不同,以及学生阶段性反馈的不同,必须要产生动态设计课程的需要。动态设计是局部性的调整,而不是颠覆性的改造。因此教师要提前规划课程中需要稳定保持和可以动态调整的学习活动和内容,在保证基础性的知情意目标能够达成的前提下,再对课程进行动态设计和调整。

2. 分析模型的科学性

课程的动态设计不仅要建立在教师丰富的教学经验和整体判断基础上,还需要客观科学的数据分析支持,学习分析模型和角度的选择均会产生不同的动态设计决策依据。比如要进行学习预测和预警需采用分类模型,预测全班平均成绩还是学生个体成绩,又要细分不同的预测算法等。因此动态设计要建立在分析模型选用的科学准确基础上。

3. 数据收集的阶段性

课程通常会持续几周甚至十几周,其间会产生多种学习信息。因此在动态设计前,教师需要考虑在哪个时间段、通过何种渠道、收集什么样的信息,即数据收集要有明确的阶段性。对于学生背景信息,如年龄、性别、绩点,可以在课程设计之前就收集,用以分析学习者的群体特征;对于学生知识基础和心理状态,如兴趣、学习策略、前期知识等,可在课程第一周收集,用于分析学习者起始状态;对于学生在课程中的参与度与行为表现,需要随着课程的开展持续性收集,用于分析学习过程和预测学习结果。

4. 数据分析的及时性

与前置性和过程性设计相比,动态设计的主要挑战就是在有限时间内的准确调整与干预。课程初期,师生都出于对课程内容和学习伙伴的熟悉适应阶段,这是数据收集的初始阶段,不易得出较为准确全面的预测结果和分析结论;课程快结束时,预测的准确率较高,但此时教学干预的时间已经非常紧张,补救措施难以展开,因此动态设计的最佳实施时间是课程中

期。及时收集数据,迅速进行学习预测,并快速调整课程,实施有效的干预方案,成为动态设计成功的关键。

5. 教学准备的丰富性

动态设计是对已有设计的完善,是对教学预期之外情况的应急处理,教师要在较短的时间内根据学习分析结果,对面授和在线学习的活动及内容进行调整。这需要教师在教学经验、策略、资源、活动设计、评价方案等方面都有充足的准备。前期准备得越充分,可供调整的空间越大,备选方案越多,越有可能实现有效的动态设计。

6. 教学转换的有效性

可靠的数据分析模型和准确的数据分析结果,为动态设计奠定了基础。然而从数据到决策,中间还需要经过必要的转换。教学设计作为桥梁学科,本身就是教学理论和实践之间的转换,而数据驱动的动态设计作为教学设计的特殊形式,也要遵循教学设计的基本原理。教师在拿到学习分析结果后,还要根据特定教学理论、目标,针对学习者特征,并基于丰富的教学经验和判断,实现由数据驱动到智慧驱动的动态设计实践。

三、数据驱动课程动态设计的连续性实践

为了系统地说明混合课程动态设计的过程,本研究连续两年开设了面向大学生的校园混合课程,在此过程中收集和分析多来源的学习者数据,建立学习预测模型,发现预测因素,提出动态设计策略,并采取教学干预措施。本研究意在通过实证研究,探索混合课程动态设计方法,并初步检验设计结果,以实现提高混合学习质量的目的。

(一) 研究对象

北京市某高校计算机科学与技术(师范)专业连续两届大三学生,共142人,其中2015级共78人;2016级64人。他们在大三第一学期有一门教育必修课“信息技术教育学科教学法”,课程为MOODLE平台和面授课堂相结合的混合学习模式。全体学生曾在大一“C语言”课中使用过MOODLE,对平台功能较为熟悉,因此可以进行混合课程的学习。

(二) 研究过程

本研究依托该混合课程而展开。本课共有三次综合性学习任务,分别是设计2分钟的教学片断(重点关注教学基本功)、设计10分钟的教学片断(重点关注教学方法)、设计40分钟完整的课堂教学(重点关注教学模式)。三次任务分布在课程第2~4周,第5~8周和第9~15周。伴随着三次任务的完成,学生要提交

三套完整的教学设计包(含教学设计方案、讲稿、教与学资源、评价方案等)。

教师首先在实体课堂中讲解课程主要内容,并随着课程推进发布学习任务主题。每个任务里教师提供了6~8个备选题目,全班学生分为8~10人左右的小组,以组为单位选择题目。首先由学生自主完成设计任务,然后将对应的教学设计包提交于MOODLE平台,组内互评修改,再开展组间互评修改。接着各组成员到微格教室进行模拟上课,小组成员当场评课,教师点评,然后学生结合同学和教师的评课意见再次修改设计方案,提交到MOODLE作为定稿。全过程均是面授与在线环境相结合的校园混合学习。研究流程图1所示。

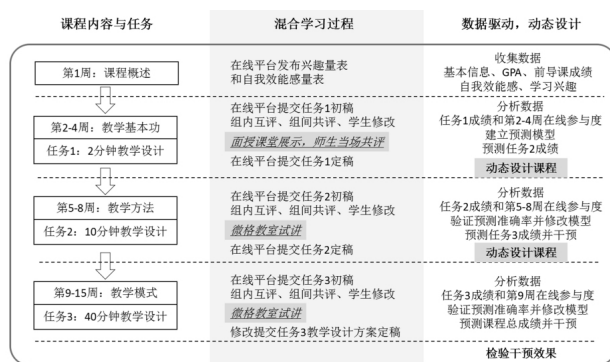


图1 混合课程动态设计的研究流程图

(三) 动态分析的前期准备

1. 初选预测因素

已有研究表明,学习者先前知识是影响其学习效果的重要因素。^[4-6]例如 Hailikari 等人指出,特定领域的先验知识比其他变量对学生成绩的预测力更强; McKenzie 等人以入学成绩、认知水平等因素作为预测因子,对197名大学生的学业表现进行预测,结果显示入学成绩、认知水平等因素是显著预测因子; Huang 等人收集了323名大学生的绩点、四门前导课成绩、三次期中测验成绩建立预测模型,得到了较高的预测成功率。^[7]由此可见,学生的先前知识水平的因素有预测学业表现的重要因素。因此本研究选取了能反映学生前期知识水平的GPA绩点、前导课成绩,以及课程前次任务成绩等作为学生下次任务成绩的预测因子。

研究人员也发现,学生的心理状态也是影响学业成绩的重要因素,如自我效能感和学习兴趣。^[8-11]如 Joo 分析了897名学生的自我效能感、任务价值等变量之间的因果关系,发现自我效能感是影响学习者成就的显著预测因子;^[12]Loo 分析了178名大三学生的自我效能与学生成绩;Chang 和 Peng 等学者的研究发现,

学生对学科兴趣的高低,可以较好地解释他们的成绩。^[13-14]因此本研究将自我效能感和学习兴趣选定为能反映学生心理状态的预测因子。

学习参与度是反映在线学习过程的重要数据。除了可以使用学习者在论坛中发帖的数量^[15-16]和在线学习行为的积极程度来反映学习过程参与度外,^[17-18]Romero发现细分学生在线讨论内容能精确了解他们的在线学习参与度;^[19]Shaw研究了在线论坛中学生的学习交互行为后,总结出四种在线学习参与类型:回复、提问、浏览与无行为,并讨论了这些学习参与行为与学习绩效的关系,其研究表明,“回复”是权重最高的行为类型。因此,参与度的衡量除了要统计参与次数,还要考虑不同参与行为的内容和权重。^[20-21]因此本研究参考Shaw的分类,结合在线学习行为内容,以及加权计算的方法衡量学生的在线学习参与度。

2. 选择预测算法

选择预测算法,构建预测模型,以解释学习行为数据,评估学习状态和效果,是学习分析技术进行预测的主要手段。^[22]Huang等人分别用多元线性回归模型、多层感知网络、径向基函数网络模型和支持向量机等不同算法建立预测模型,结果发现支持向量机在预测个别学生的学业成绩上效果最好;多元线性回归模型预测学生整体的平均学业成绩效果更佳。^[7]Naser用人工神经网络模型,预测信息工程专业学生毕业成绩,准确率高达84.6%;^[23]Thompson用多元线性回归分析法成功地预测422名学生的学业分数。^[24]根据已有研究所采用的预测学业成绩算法可知,人工神经网络模型虽然预测准确率高,但是需要较大的样本量来训练模型;多层感知网络、径向基函数网络模型在学业成绩的预测与其他方法的预测准确率相当,但计算较为复杂;支持向量机模型对于个人成绩预测准确率较高;多元线性回归分析进行学业成绩预测更为普遍,在全班平均水平上预测准确率较高,适合对于课程进行整体的动态设计与调整,因此本研究采用多元回归方程来建立预测模型。

3. 收集分析数据

课程开始前,研究者收集了学习者先前知识水平(绩点、前导课成绩),并测量了心理因素(自我效能感和学习兴趣)。课程开始后,研究者持续性地收集学习者的在线学习行为(登录次数、时长、在线活动)和课程历次学习任务成绩等。

学习兴趣量表改编自Harackiewicz等人的“原始学习兴趣量表”,^[25]共7道题目,采用李克特答题范围,整体一致性系数为0.90。自我效能感量表选自谢幼如

等人编制的“大学生网络学习自我效能感量表”,^[26]共20道题目,采用李克特答题范围,整体一致性系数为0.92,各题项的一致性信度在0.72~0.89之间,具有较高的同质性。在线学习参与度的编码体系是在Shaw等人研究基础上编制,^[20-21]以实现不重不漏地记录学生在线行为,并赋予每个行为权值,以计算出在线参与程度。

4. 确定预测模型和预测因素

2015年和2016年,本研究连续两年采用多元线性回归分析法,建立了预测成绩模型 Y_1 和 Y_2 ,其中 Y_1 为2015年的预测模型, Y_2 为2016年的预测模型。

$$Y_1 = -2.793 + 0.069 * X_4 + 0.539 * X_3 + 0.006 * X_6 + 0.029 * X_2 + 0.158 * X_5 - 0.120 * X_1$$

$$Y_2 = 5.260 + 0.326 * X_3 + 0.020 * X_4 + 0.003 * X_6 + 0.120 * X_5 - 0.025 * X_2 + 0.001 * X_1$$

在2015模型中,影响程度由大到小的预测因子依次为前导课成绩(X_4)、绩点(X_3)、在线学习参与度(X_6)、学习兴趣(X_2)、前次任务成绩(X_5)、自我效能感(X_1)。

在2016模型中,影响程度由大到小因子依次为绩点(X_3)、前导课成绩(X_4)、在线学习参与度(X_6)、前次任务成绩(X_5)、学习兴趣(X_2)、自我效能感(X_1)。

由此可见,前面所选的预测因子均进入了模型,说明对学业成绩都有一定的影响,只是程度各有不同。模型建立后,用10%的样本量检验全班的平均预测准确率,两年来对于任务2的预测准确率分别是94.40%和97.81%,对任务3的预测准确率,两年均为88.76%。说明基于多元回归的预测模型的整体预测效果较好,且模型较稳定。其中绩点、前导课成绩、学生在线参与度和前期任务表现对学业成绩中起到主要影响作用。

四、混合课程动态设计的实践路径

(一) 诊断性评价与补救

研究发现,学生前导课成绩对混合课程中学业表现的影响度很高,即教师要尽早了解学习者前期知识水平,并在课程前期就为学弱者提供有针对性的补救措施,是保障混合课程学习效果的有效手段。奥苏贝尔认为,认知结构同化是有意义学习的心理机制。学生习得新知识的前提,取决于其原有认知结构中是否已有相关的稳定概念,通过新旧知识的相互作用建立有意义的学习,实现认知结构同化。已有知识在学习者原有认知结构中的可利用性越高,可辨别程度越强,稳定性和清晰度越好,对新知识获得、保持和迁移

越有利。^[27]因此混合课程的执教者,要重视了解学习者先前知识水平,在课程开设初始阶段就进行诊断性评价,发现全体学生普遍存在的认知问题,以及个别学弱生的特定不足,尽快通过教学补救查缺补漏,为新知识的建构和课程的开展夯实基础。本课程中将前测知识的诊断性评测融入第一周的学习安排中,根据测评结果,为学生推荐适应其认知水平的多种在线学习资源和活动供其选择,对于需要帮助的学弱群体,教师组织了同伴互助、帮扶小组、一对一辅导等多种形式给予支持。

(二)学习方法渗透

绩点是学分制下评价学习者成绩好坏的基本标准和依据。本研究发现,绩点与可预测的学业成绩密切相关,即绩点高,预测其学习成绩会较好,而最终的学业表现也验证了这一预测结果。虽然绩点是对考试分数的量化表达,但它也能从某种程度上反映出学习者过去在多元学科上的学习方法是否有效。因此本研究在开设混合课程前,就提前了解学生的绩点分布,重点分析绩点较低的学生群体特征,如班级有来自新疆和西藏的少数民族学生、上学期不及格科目超过5科的学生群体等。在本研究为期两年的教学实践中,教师特别重视对这些学生,通过量表测评、个别访谈等多种方式,了解其学习习惯和方法,再结合学生各自的特征和基础,为其推荐多种学习渠道,帮助他们发现学习方法可能存在的问题并加以改进。实践证明,两年来的教学干预对于学弱群体的学业改善最为有效。

(三)提早社会化

在线参与度是预测学业危机或辍学的重要指标。Kloft 等人通过收集学习者在线学习的点击流数据来预测 MOOC 辍学率,发现点击流的下降与辍学率相关,越是在课程早期出现点击流下降的学生,越有可能出现辍学现象;^[28]Yang 等人通过收集学生在线论坛发帖行为数据和社会网络行为,来探究影响学生在慕课学习过程中流失的因素,发现越晚参加学习的学生流失率越高,并指出 MOOC 设计要更加关注社会参与行为。^[3]

本研究中也发现了类似的结论。学生在线参与度能够较好地预测学生的最终学业表现。因此在 2016 年的混合课程中,教师在第二周就发起了社会化活动,并坚持到课程结束。学生们在课堂上先进行小组

讨论,再到在线课程上继续进行合作学习。其目的就是引导学生尽早接触学习伙伴,熟悉在线学习环境,参与社会化学习活动,找到团队归属感和深度参与的责任感,激发其学习内驱力。在课程开设期间,教师还借助在线平台的系统日志统计功能,以及学习仪表盘等可视化分析功能,定期了解学习者的在线参与程度,对于明显游离于课程进程的学生进行及时干预。

(四)兴趣激发与维持

子曰“知之者不如好之者,好之者不如乐之者”。可见在两千多年前的传统教学环境下,孔子已提出学习兴趣能够对学习效果产生积极影响。而近年来国内外诸多实证研究也验证了这一结论。本研究通过学习预测也发现,混合学习环境下,学习兴趣是学业表现的主要预测因素之一。因此如何激发学生的兴趣,并加以维持,使学生发自内心地愿意完成课程学习,是混合课程动态设计中要关注的主要内容。

本课程采取了任务驱动、难题挑战、小组合作、模拟课堂等多种活动来组织教学,意在激发起大多数学生的兴趣。在课程开始后,结合兴趣问卷的分析结果,重点关注班级中学习兴趣较低的同学,鼓励他们自定设计主题,并选择自己感兴趣的技术环境进行作品创造,如设计基于增强现实的教学游戏等。同时利用在线和移动学习平台,为这些学生重点推送符合他们兴趣的相关学习资源,在满足个性化学习需要的同时,维持较高的学习兴趣。

五、结 语

混合课程的动态设计是结合了传统与在线教学设计理论和各自特点,融入了学习分析技术,通过预测为动态改进课程提供实证基础,引导学习走向从数据驱动到智慧驱动的设计路径。然而在混合课程动态设计的实践中,还存在一些值得注意的问题。比如教师是否有较好的数据意识和数据素养,能否利用学习分析技术进行数据采集与分析,并能把数据分析结果转换为合理有效的动态设计方法;学生能否接受课程动态变化,在面授和在线环境下均能较好地融入学习共同体,完成课程学习;教师动态设计的工作量大,对前期设计、预测分析和教学干预的能力要求较高,且要求在课程中期就完成动态改进,那么能否有对应的教学服务人员配合教师工作,以保证教学质量等。

[参考文献]

- [1] 李胜波,陈丽,郑勤华.中国 MOOCs 课程设计调查研究[J].开放教育研究,2016,22(2):46-52.
[2] DOWNES S.Connectivism and connective knowledge[EB/OL].[2016-01-05].http://www.downes.ca/post/54540.

- [3] YANG D, SINHA T, ADAMSON D, et al. "Turn on, Tune in, Drop out": anticipating student dropouts in Massive Open Online Courses[C]// NIPS Workshop on Data Driven Education, 2013.
- [4] THOMPSON R A, ZAMBOANGA B L. Prior knowledge and its relevance to student achievement in introduction to psychology[J]. Teaching of psychology, 2003, 30(2): 96-101.
- [5] 叶海智, 赵耀远, 吴金鸽. 基于 Web 的动态评价系统设计及其应用效果探究[J]. 电化教育研究, 2014(9): 79-84.
- [6] HAILIKARI T, NEVGI A, KOMULAINEN E. Academic self beliefs and prior knowledge as predictors of student achievement in mathematics: a structural model[J]. Educational psychology, 2008, 28(1): 59-71.
- [7] HUANG S, FANG N. Predicting student academic performance in an engineering dynamics course: a comparison of four types of predictive mathematical models[J]. Computers & education, 2013(61): 133-145.
- [8] GALYON C E, BLONDIN C A, YAW J S, et al. The relationship of academic self-efficacy to class participation and exam performance[J]. Social psychology of education, 2012, 15(2): 233-249.
- [9] LEPPER M R. Motivational considerations in the study of instruction[J]. Cognition and instruction, 1988(5): 289-309.
- [10] PINTRICH P R. The dynamic interplay of student motivation and cognition in the college classroom [J]. Advances in motivation and achievement, 1989(6): 117-160.
- [11] PARIS S G, OLSON G M, STEVENSON H W. Learning and motivation in the classroom [M]. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1983.
- [12] JOO Y J, LIM K Y, KIM J. Locus of control, self-efficacy, and task value as predictors of learning outcome in an online university context[J]. Computers & education, 2013, 62(2): 149-158.
- [13] CHANG C Y, CHENG W Y. Science achievement and students' self-confidence and interest in science: a taiwanese representative sample study[J]. International journal of science education, 2008, 30(9): 1183-1200.
- [14] PENG H, TSAI C C, WU Y T. University students' self-efficacy and their attitudes toward the internet: the role of students' perceptions of the internet[J]. Educational studies, 2006, 32(1): 73-86.
- [15] MAZZOLINI M, MADDISON S. Sage, guide or ghost? The effect of instructor intervention on student participation in online discussion forums[J]. Computers & education, 2003, 40(3): 237-253.
- [16] WENGER E. Communities of practice: learning, meaning, and identity[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- [17] DIEP N A, COCQUYT C, ZHU C, et al. Predicting adult learners' online participation: effects of altruism, performance expectancy, and social capital[J]. Computers & education, 2016, 101: 84-101.
- [18] JONASSEN D H. Handbook of research on educational communications and technology[J]. British journal of educational technology, 2004, 35(4): 514 - 515.
- [19] ROMERO C, LÓPEZ M I, LUNA J M, et al. Predicting students' final performance from participation in on-line discussion forums [J]. Computers & education, 2013, 68: 458-472.
- [20] SHAW R S. A study of the relationships among learning styles, participation types, and performance in programming language learning supported by online forums[J]. Computers & education, 2012, 58(1): 111-120.
- [21] SHAW R S. The relationships among group size, participation, and performance of programming language learning supported with online forums[J]. Computers & education, 2013, 62(3): 196-207.
- [22] 顾小清, 张进良, 蔡慧英. 学习分析:正在浮现中的数据技术[J]. 远程教育杂志, 2012, 30(1): 18-25.
- [23] NASER S A, ZAQOUT I, GHOSH M A, et al. Predicting student performance using artificial neural network: in the Faculty of Engineering and Information Technology[J]. International journal of hybrid information technology, 2015, 8(2): 221-228.
- [24] THOMPSON R A, ZAMBOANGA B L. Prior knowledge and its relevance to student achievement in introduction to psychology[J]. Teaching of psychology, 2003, 30(2): 96-101.
- [25] HARACKIEWICZ J M, DURIK A M, BARRON K E, LINNENBRINK-GARCIA L, TAUER J M. The role of achievement goals in the development of interest: reciprocal relations between achievement goals, interest, and performance [J]. Journal of educational psychology, 2008, 100(1): 105-122.

(下转第 116 页)

developing Maker education curriculum. Maker education curriculum serves for teaching activities of Maker Education. Based on clear purposes, principles and multiple subjects, Eberly Center studies curriculum practice, develops educational technology and assessment projects, explores practical problems and refines research findings to develop Maker curriculum through the Simon Initiative. Generally speaking, the development of Maker curriculum characterizes inheritance, research, integration, autonomy, realism and practicality. With reference to Carnegie Mellon University, China may construct the platform of Maker's curriculum development, increase main bodies of Maker's curriculum development, promote Maker's teachers professional development and extend the assessment types of Maker's curriculum.

[Keywords] Carnegie Mellon University; Maker Education; Curriculum Development; Approach; Features

(上接第 90 页)

- [26] 谢幼如, 刘春华, 朱静静, 尹睿. 大学生网络学习自我效能感的结构、影响因素及培养策略研究[J]. 电化教育研究, 2011(10): 30-34.
- [27] 何克抗, 李文光. 教育技术学[M].北京:北京师范大学出版社,2009.
- [28] KLOFT M, STIEHLER F, ZHENG Z, et al. Predicting MOOC dropout over weeks using machine learning methods [C]// EMNLP 2014 Workshop on analysis of large scale social interaction in Moocs, 2014.

Research on Dynamic Design of Blended Courses

SUN Zhong¹, SONG Jie¹, LUO Liming²

(1.College of Information Engineering, Capital Normal University, Beijing 100048;

2. Beijing Advanced Innovation Center for Imaging Technology, Capital Normal University, Beijing 100048)

[Abstract] The Internet+ blended courses have developed rapidly with the combination of online courses represented by MOOC and face-to-face courses in colleges and universities. Since face-to-face teaching cannot meet the needs of individualized development of students and online teaching has lower engagement and higher drop-off rate, this study puts forward the data-driven dynamic design concept. Through two-year continuous teaching practice, it is found that the multiple regression can be used as the prediction model for students' performance, and students' GPA, grades of pre-requisite courses, and online learning engagement etc. are effective predictors. This study also proposes the principle of dynamic design for concrete practice path, the learning methods of early diagnosis and remedy, the teaching strategies of early socialization and strengthening interest for the purpose of realizing the dynamic design and effective implementation of the blended courses.

[Keywords] Blended Learning; Learning Prediction; Dynamic Design; MOOC