

OBE视角下管理类课程学生数字画像构建及精准教学研究

——以《组织行为学》课程为例

唐 杰, 黄 杰

福建师范大学经济学院, 福建 福州

收稿日期: 2026年6月4日; 录用日期: 2026年7月21日; 发布日期: 2026年7月29日

摘 要

伴随慕课平台的广泛应用, 高等教育正加快迈向数智化时代, 亟需探索数据驱动的复合型管理人才培养新模式。然而, OBE改革在课程实施层面常因缺乏对学生学习过程的细粒度诊断而难以实现精准施策。文章以《组织行为学》课程学生多源数据为例, 基于“理论修养、数据洞察、跨界视野、伦理治理”四维能力框架, 构建学习行为指标体系, 并采用K-means聚类识别学生画像。研究发现, 学生可根据在不同模块学习内容上的相对投入倾向划分为六类具有显著差异的学习行为偏好群体, 且不同画像群体在学习成效上存在显著差异。在此基础上, 文章提出了优化模块内容供给、完善多元考核体系、嵌入学习策略微课程、强化视频交互设计以及建立动态预警机制等精准教学启示。

关键词

OBE, 数字画像, 复合型管理人才, 聚类分析, 精准教学

Student Digital Portrait and Precision Teaching in Management Courses under OBE

—A Case Study of Organizational Behavior

Jie Tang, Jie Huang

School of Economics, Fujian Normal University, Fuzhou Fujian

Received: June 4, 2026; accepted: July 21, 2026; published: July 29, 2026

Abstract

With the widespread adoption of MOOC platforms, higher education is accelerating toward the era of digital intelligence, making it imperative to explore new data-driven models for cultivating interdisciplinary management talent. However, at the level of course implementation, OBE reform often struggles to achieve precise intervention due to the lack of fine-grained diagnosis of students' learning processes. Using multi-source data from students enrolled in the Organizational Behavior course, this study constructs a learning behavior indicator system based on a four-dimensional competence framework consisting of theoretical cultivation, data insight, cross-disciplinary vision, and ethical governance, and employs K-means clustering to identify student portraits. The findings show that students can be classified into six groups with significantly different learning behavior preferences, and that these portrait groups also differ significantly in learning outcomes. On this basis, the study proposes several implications for precision teaching, including optimizing the provision of module content, improving a diversified assessment system, embedding micro-courses on learning strategies, strengthening video interaction design, and establishing a dynamic early-warning mechanism.

Keywords

OBE, Digital Portrait, Compound Management Talents, Cluster Analysis, Precision Teaching

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

教育数字化不仅改变了教学资源的组织方式,也使学生学习过程数据得以持续积累和动态呈现。在此背景下,如何利用多源过程性数据提升课程教学的诊断精度和干预针对性,已成为高等教育改革特别是课程教学改革中的重要议题。与此同时,面向数字经济与社会治理现代化的发展需求,高校管理类专业的培养目标也在发生转变,单一知识传授已难以满足现实需要,培养兼具理论基础、数据素养、跨界视野与伦理意识的复合型管理人才,正逐渐成为管理教育改革的重要方向[1]。

作为当前课程改革的重要理念,OBE强调以学习成果为导向,围绕学生最终应达到的能力目标组织课程设计、教学实施与教学评价[2]。然而,当前基于成果导向教育的改革实践,常因缺乏对学生能力的细粒度诊断而面临“精准施策”的挑战[3]。

基于上述问题,本研究首先基于四维能力框架,构建涵盖多维指标的学习行为指标体系;然后以行为指标为特征变量,对学生群体进行聚类,识别具有不同学习行为模式的学生群体;接着结合成绩进行跨群体比较分析;最后提出针对性的教学改革建议,以实现差异化教学干预。研究旨在回答如何利用多源过程性数据,构建一套可量化、可解释的学生能力画像体系,以实现精准诊断与科学分群,为差异化教学策略制定、个性化学习资源推荐以及培养方案的动态调整提供直接的数据证据。

2. 文献综述

2.1. OBE 理念与管理类课程教学改革

OBE (Outcome-Based Education)即成果导向教育,强调以学生最终应达到的学习成果为中心,反向设

计课程目标、教学内容、教学实施与评价方式,更重视学生能力达成情况及其持续改进机制[4]。在高等教育改革背景下,OBE已成为课程建设与教学评价的重要指导理念,并被广泛应用于不同学科和课程的教学实践之中。

在教育领域,OBE的引入推动了课程目标由“知识覆盖”转向“能力培养”,更加关注学生批判性思维、分析判断能力、跨界整合能力及实践应用能力的发展[5]。国内外商学院普遍通过重构培养目标践行OBE理念,但现有应用多聚焦宏观方案设计,微观层面对“能力”的持续、细粒度测量仍是瓶颈。对于如何在具体课程实施过程中基于学生学习过程数据开展细粒度诊断,并将其用于支持持续改进,相关研究仍显不足。

2.2. 复合型管理人才的能力框架

数字经济发展对管理人才的能力提出了革新性要求,“复合型”特征成为共识。陈旭等(2023)指出管理类专业应用性强,人才培养目标必须回应时代需求,行业数智化发展要求管理人才培养应当突出复合知识、战略思维和创新能力[6]。吴剑琳等(2025)认为数字化转型对工商管理人才的能力结构提出了新要求,调整课程建设是适配数字时代能力需求的有效路径[7]。这些研究普遍说明了数智化背景下的管理人才培养,已不再局限于传统意义上的管理知识训练,而是更加强调理论、技术、视野与价值判断的综合统一。

在这一背景下,本研究采纳的四维框架较好地整合了管理学的理论根基、数智时代的核心技能、跨界融合的思维格局,为后续的量化诊断提供了明确维度。

2.3. 学生数字画像及其在教学中的应用

用户画像概念源自Cooper,是建立在一系列属性数据之上的目标用户模型[8]。其本质是通过对学习者多维数据的采集、整合与分析,形成对学生特征、学习状态和发展需求的数字化表达[9]。然而,现有研究还存在两方面不足。其一是多数画像构建方式单一,缺少深层次的过程性评价和增值性评价,使画像停留在现象描述层面;其二是针对管理教育这一特定领域,尤其是复合型能力诊断的深度画像研究尚显匮乏。

综上所述,现有研究分别从OBE理念、复合型管理人才培养和学生画像应用等方面为本文提供了重要启发,但三者之间仍缺乏充分整合。本文尝试将OBE理念、复合型管理人才能力框架与多源学习行为数据分析相结合,以《组织行为学》课程为例,构建面向精准教学的学生学习行为偏好画像。

3. 研究方法

本文首先对课程视频进行四维能力模块划分并提取学习行为指标,随后采用K-means聚类识别学生群体,再结合学业成效差异分析验证画像的区分效度,最后据此提出差异化教学建议。

3.1. 数据来源与预处理

数据来自福建师范大学《组织行为学》课程2022级与2023级工商管理、财务管理专业共6个教学班的274位学生。该课程采用线上线下混合教学模式,为研究提供了丰富的多源数据。

原始数据包括三部分:一是学生基础信息表(学号、姓名、性别、年级、专业),用于样本描述与后续分析;二是课程成绩登记表(平时成绩、期中成绩、期末成绩及总评成绩),用于衡量学生学习成效;三是在线教学平台行为日志,涵盖视频观看时长、视频原时长、反刍比、任务点完成情况、章节测验得分与提交时间、章节学习次数等。以学号为唯一标识符,将三类数据匹配合并,剔除学号缺失、成绩缺失或线上行为数据为空白的样本共12人,最终获得有效样本262人。为消除不同指标量纲差异对后续分析结

果的影响, 在聚类分析前对连续变量进行了 Z-score 标准化处理。

3.2. 指标构建与能力映射

为刻画学生在线学习过程中的行为特征与能力倾向, 本研究从原始学习日志中提取以下三类指标。第一, 反刍比, 即学生观看某视频的总时长与该视频原始时长的比值, 用于反映学生对学习内容的重复观看与复习深度。本文按不同能力模块分别计算每位学生的平均反刍比。第二, 观看时长, 即学生在各模块视频上的累计观看时间, 用于反映学生在相应学习内容上的投入总量。第三, 学习集中度, 即总观看时长与总章节学习次数之比, 用于反映单次学习的平均时长。该指标的 Z 值越高, 表示学生学习方式相对更连续; Z 值越低, 则表示其学习方式相对更碎片化。

在此基础上, 为将抽象的 OBE 能力框架转化为可测量的数据指标, 本文构建了“理论修养 + 数据洞察 + 跨界视野 + 伦理治理”四维能力框架与学习行为指标之间的映射关系(如表 1 所示)。

Table 1. Indicators of the four-dimensional OBE competence framework
表 1. OBE 四维能力的指标

OBE 维度	操作化定义	测量指标
理论修养	对核心理论知识的学习投入程度	理论修养模块平均反刍比 理论修养模块总观看时长
伦理治理	对组织伦理、群体规范议题的关注深度	伦理治理模块平均反刍比 伦理治理模块总观看时长
跨界视野	对学科前沿、研究方法等拓展内容的兴趣	跨界视野模块平均反刍比 跨界视野模块总观看时长
数据洞察	通过案例学习、理论联系实际的投入度	数据洞察模块平均反刍比 数据洞察模块总观看时长
全局性指标(学习集中度)	反映单次学习的平均时长	总观看时长除以总章节学习次数

3.3. 视频模块划分与编码信度检验

为实现能力维度与学习行为数据之间的有效衔接, 本文首先依据《组织行为学》课程教学大纲与学习目标, 对全部课程视频进行模块划分, 归入理论修养、伦理治理、跨界视野和数据洞察四个模块, 并围绕各模块的核心内涵制定了编码指南, 明确模块定义、判断标准及示例。为检验模块划分的客观性与可重复性, 本文邀请另一名未参与研究的管理科学与工程专业研究生与研究共同进行独立编码。随后采用 Cohen’s Kappa 系数对两位编码者的一致性进行检验。结果显示, Kappa 值为 0.656 ($p < 0.001$), 该结果表明编码一致性达到较高水平。对于少数编码不一致的视频, 双方在讨论后依据内容主次达成一致。

3.4. 聚类分析方法与类别确定

在完成指标提取与模块划分后, 本文采用 K-means 聚类方法对学生群体进行细分。K-means 的核心思想是将 n 个样本划分到 K 个簇中, 使得每个样本属于离其最近的聚类中心所对应的簇, 并通过迭代优化使簇内误差平方和最小化[10]。考虑到本文用于聚类的变量均为连续型指标, 且研究目的在于识别具有不同学习行为偏好的学生群体, K-means 方法具有较好的适用性与结果解释性。

本文选取四个模块的观看时长、四个模块的平均反刍比以及学习集中度, 共 9 个变量作为聚类依据。算法设置最大迭代次数为 100, 收敛准则为聚类中心最大坐标变动小于 0.0001, 所有分析使用 SPSS26.0 完成, 类别数的确定综合考虑肘部法则与结果可解释性。

4. 结果分析

4.1. 聚类分析结果

为确定最佳聚类数, 本文计算了 $K=2$ 至 $K=10$ 的组内误差平方和(WCSS), 并结合肘部法则进行判断。如图 1 所示, WCSS 随 K 增加而下降, 但下降幅度并不呈现单一且明确的拐点。下降速度在 $K=3$ 后放缓, $K=5$ 至 $K=6$ 再次出现较大下降, 而 $K=9$ 之后趋于平稳。为进一步明确最优 K 值, 本文计算了 $K=6$ 时的平均轮廓系数, 结果为 0.3727, 表明该聚类结构具有可接受的类内紧密度与类间分离度。由此可见, 单纯依据肘部法则难以唯一确定最优类别数, 仍需结合轮廓系数与结果解释性进一步判断。本文进一步比较了 $K=3$ 、 $K=6$ 和 $K=9$ 的聚类结果。 $K=3$ 时, 学生群体划分过于粗略, 难以识别在教学实践中具有针对性意义的细分类型; $K=9$ 时则出现小类过多的情况, 不仅类别间差异解释成本较高, 也会削弱统计稳定性。综合考虑统计指标、类别规模分布及教学解释价值, 本文最终确定采用 $K=6$ 的方案进行后续分析。该方案既能够保留学生群体内部的重要差异, 又能避免过度细分带来的结果碎片化问题。

在确定 $K=6$ 后, 本文对 262 名学生进行 K-means 聚类, 模型经过 11 次迭代后聚类中心完全收敛, 说明该分类方案具有较好的稳定性。随后, 本文对 9 个聚类变量进行了方差分析。结果表明, 四个模块的总观看时长、四个模块的平均反刍比以及学习集中度在六个类别之间均达到极显著水平($p < 0.001$), F 值介于 67.074~243.247 之间。这说明不同类别学生在学习投入、复习深度和学习节奏等方面存在显著差异, 聚类结果具有较好的区分度。

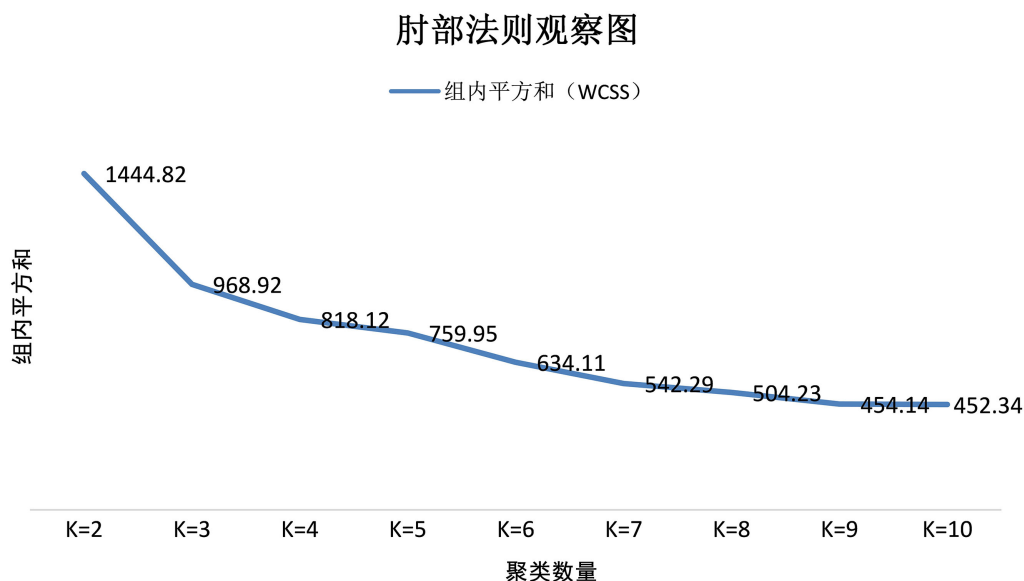


Figure 1. Elbow plot for optimal K

图 1. 肘部法则观察图

从类别分布数量上看, 六类学生的样本数分别为 28 人、37 人、138 人、4 人、45 人和 10 人。整体来看, 大多数学生集中于中间类型群体, 说明其学习行为特征接近总体平均水平。同时, 也存在少量在投入强度或学习节奏上表现出显著特征的边缘群体, 表明学生在学习行为偏好上具有明显异质性。需要说明的是, 聚类 4 的样本量仅为 4 人, 属于规模较小的特殊类型, 但其在多个指标上的表现与其他类别存在明显差异, 具有一定的识别价值, 因此本文在画像构建中予以保留。不过, 考虑到小样本类别在后

续统计比较中的稳定性相对较弱，后续学业成效差异分析将主要将其作为描述性参考，而不作为重点比较对象。

4.2. 学生画像构建

依据最终聚类中心及各类别在 9 个学习行为指标上的相对位置，本文将 262 名学生划分为六类具有不同学习行为偏好的群体(如表 2 所示)，分别命名为理论偏好型、数据洞察偏好型、普通基准型、投入均衡型、学习弱势型和极端连续学习型。此处“偏好”指向学生在不同模块学习内容上的相对投入倾向，而非对学生能力的固化判断。

Table 2. Final cluster centers
表 2. 最终聚类中心

	最终聚类中心					
	理论偏好型	数据洞察偏好型	普通基准型	投入均衡型	学习弱势型	极端连续学习型
Zscore (理论修养模块总时长)	1.63814	0.39415	-0.04516	3.05693	-1.40338	0.13478
Zscore (伦理治理模块总时长)	1.57303	0.06339	-0.00777	3.29021	-1.23999	0.30312
Zscore (跨界视野模块总时长)	1.19004	0.61635	-0.06938	3.2673	-1.28046	0.17318
Zscore (数据洞察模块总时长)	0.4809	1.369	-0.09008	2.47172	-1.30703	0.23231
Zscore (理论修养模块平均反刍比)	1.64449	0.37368	-0.04364	3.11332	-1.397	0.12953
Zscore (伦理治理模块平均反刍比)	1.57567	0.06044	-0.00816	3.27264	-1.23703	0.30666
Zscore (跨界视野模块平均反刍比)	1.17895	0.66326	-0.07935	3.27529	-1.2766	0.16271
Zscore (数据洞察模块平均反刍比)	0.5256	1.37522	-0.08897	2.32275	-1.32903	0.23658
Zscore (学习集中度)	0.03173	0.04657	0.0059	0.49488	-0.83753	3.39106

第一类为理论偏好型(28 人)。该类学生三个模块上的观看时长与平均反刍比均显著高于总体平均水平，学习集中度接近总体均值。由此可见，该类学生在核心理论知识投入了大量学习时间，对组织伦理、群体规范等议题具有深度关注，同时对学科前沿、研究方法等拓展内容表现出浓厚兴趣并能够保持较稳定的学习节奏。

第二类为数据洞察偏好型(37 人)。该类学生的特征是数据洞察模块上的观看时长与平均反刍比远高于总体平均水平，而其余模块仅略高于平均。这表明该类学生更关注案例分析、理论联系实际以及数据相关内容，在课程中表现出较为鲜明的应用导向特征。

第三类为普通基准型(138 人)。该类学生占比最高，各维度指标均接近总体平均水平。这说明普通基准型构成了课程中的主体人群，其学习行为模式较为常规，但也意味着这类学生如果缺乏针对性引导，也可能在后续学习中逐渐分化。

第四类为投入均衡型(4 人)。该类学生在四个模块上的观看时长和平均反刍比均远高于总体平均水平，

学习集中度也相对较高,表现出全方位高投入、较均衡发展的学习特征。但该类样本规模较小,但从画像识别的角度看,该类群体的存在表明课程中确实存在少数在不同维度上都保持较高投入的学生。

第五类为学习弱势型(45 人)。该类学生在四个模块上的观看时长和平均反刍比均显著低于总体平均水平,学习集中度也明显偏低,表现出投入不足、学习碎片化的典型特征。这一群体更可能存在学习基础薄弱、时间管理不足或学习策略欠缺等问题,是课程教学中需要重点识别和优先干预的对象。

第六类为极端连续学习型(10 人)。该类学生的特征是学习集中度极高,而四个模块上的投入仅略高于平均水平,说明他们的单次学习时间显著长于其他群体,可能存在集中式、突击式观看行为。这一类型虽然样本量不大,但具有较强的教学警示意义,提示教师不能仅依据观看时长或完成进度判断学习质量,还应关注学习节奏本身及其可能带来的学习效果差异。

4.3. 不同画像群体的学业成效差异

为进一步验证不同学习行为偏好的群体是否在学习成效上存在显著差异,本研究以聚类类别为自变量,以平时成绩、期中成绩、期末成绩和总评成绩为因变量,对不同学生群体进行差异检验。由于方差齐性检验显示四组成绩均方差不齐(Levene 检验 $p < 0.05$),故采用 Welch 方差分析(稳健检验)及 Games-Howell 法开展事后两两比较。

Welch 方差分析结果表明,六类学生在平时成绩(Welch $F = 15.888, p < 0.001$)、期中成绩(Welch $F = 5.181, p = 0.002$)、期末成绩(Welch $F = 5.634, p = 0.001$)和总评成绩(Welch $F = 11.019, p < 0.001$)上均存在极显著差异。这说明本文构建的学生画像不仅能够区分学习过程中的行为模式,而且能够在一定程度上区分学习结果,因而具备较好的区分效度和教育解释力。

第一,在期末成绩上,数据洞察偏好型显著高于普通基准型(均值差 $= 0.525$)和学习弱势型(均值差 $= 0.678$);极端连续学习型显著高于学习弱势型(均值差 $= 0.677$);理论偏好型与学习弱势型的差异边缘显著(均值差 $= 0.555$),未达到常规显著性水平。这表明,在课程后期考核中,偏向案例分析与理论联系实际的学习方式具有一定优势。与此同时,极端连续学习型虽然整体表现并不最优,但其在期末成绩上的相对提升,也提示集中式、突击式学习可能在短期应试中获得一定收益。

第二,在期中成绩上,数据洞察偏好型显著高于普通基准型(均值差 $= 0.381$),其余组间差异未达到显著水平。这说明数据洞察偏好型学生在学习中期已表现出一定优势,但这一优势主要体现在与一般性中间群体的比较之中,尚未在更多群体间形成显著差距。

第三,在总评成绩上,理论偏好型和数据洞察偏好型均显著高于普通基准型和学习弱势型,而理论偏好型与数据洞察偏好型之间并不存在显著差异。这说明在当前课程考核体系下,无论学生偏向理论投入还是偏向应用导向,只要形成较明确的学习偏好并保持较高投入,都可能取得较好的综合学业表现。

第四,在平时成绩上,理论偏好型显著高于学习弱势型(均值差 $= 0.740$),数据洞察偏好型显著高于普通基准型(均值差 $= 0.366$)和学习弱势型(均值差 $= 0.846$),其他比较未达到显著水平。该结果说明,学习偏好较为鲜明、过程投入较高的学生在平时任务、在线学习和过程性考核中更容易获得较好表现,而学习弱势型则在过程性学习环节中明显处于不利位置。

5. 研究结论与启示

5.1. 研究结论与理论探讨

基于 OBE 四维框架和在线学习行为数据,本研究将 262 名管理类学生聚类划分为六类学习偏好群体:理论偏好型、数据洞察偏好型、普通基准型、投入均衡型、学习弱势型和极端连续学习型。学业成效分析显示,六类群体在平时、期中、期末、总评成绩上差异显著,理论偏好型与数据洞察偏好型综合表

现最优, 学习弱势型全面落后, 极端连续学习型仅期末有所提升。研究表明, 学生的学习行为偏好与学业成效之间存在较为清晰的对应关系, 也进一步验证了基于多源过程性数据构建学生画像的现实意义, 为理论探讨提供了数据基础。

首先, 对 OBE 教学改革的启示在于, 抽象能力目标需要操作化为可观测的行为指标, 从而使能力培养过程可追踪、可评价。持续改进需要过程性数据支撑, 单纯依赖终结性考试成绩可能会掩盖学生不同能力维度上的投入分化。“以学生为中心”需要进一步细化为“以学生不同学习行为偏好为中心”, 针对不同群体设计差异化的学习路径和考核方式。

其次, 对管理类课程数字化评价的贡献在于, 学生画像能够弥补传统成绩评价对学习过程揭示不足的问题。研究表明, 除优势型和弱势型群体外, 还存在“普通基准型”和“极端连续学习型”等较难通过单一成绩识别的群体。这说明数字化评价不仅应关注学生“学得怎么样”, 还应关注学生“是如何学习的”, 从而帮助教师识别隐藏于成绩背后的学习策略差异与潜在风险。

最后, 对精准教学范式的方法论意义在于, 教学研究可以在教育理论、过程数据与教学决策之间建立更紧密的连接。精准教学并非简单依赖技术工具进行分类, 而是需要在理论引导下, 通过数据分析发现真正具有教育意义的差异, 再据此设计有针对性的教学干预。对于其他类课程而言, 这一分析思路同样具有一定的参考价值。

5.2. 教学启示

基于六类学生画像及其学业成效差异, 本文认为管理类课程的精准教学应围绕不同学生群体的学习偏好、投入方式与风险特征, 形成更具针对性的教学支持方案。

第一, 基于学生偏好倾向的差异性, 适当增加不同模块的内容供给。本研究发现学生在四维能力偏好上存在天然的倾向性分化。然而, 当前课程仍以理论为主, 内容供给与学生的多样化需求不匹配。因此建议通过扩充伦理治理、跨界视野、数据洞察三个模块的内容, 增强课程内容的层次性和选择性, 使不同偏好学生都能获得更适配的发展空间。

第二, 完善课程考核体系, 促进四维能力均衡发展。当前考核通常偏重理论记忆或团队作业, 建议构建“模块独立计分 + 综合应用”的多元化考核体系, 各模块成绩单独核算。同时在团队作业中引入同伴互评和个人贡献识别机制, 从而更准确地反映学生不同能力维度上的个体表现。

第三, 引入学习策略微课程, 培养学生自我调节学习能力。对于普通基准型和学习弱势型这两类学生普遍缺乏有效的学习策略, 建议在课程前期嵌入“学会学习”系列微课。同时, 在学习管理系统中设置“学习策略自评问卷”, 根据学生答题情况推送个性化建议。

第四, 增强课程视频交互设计, 防范形式化学习。针对极端连续学习型和部分学习弱势型学生中可能存在的拖拽进度、后台挂机等形式化学习行为, 建议在视频学习过程中增加嵌入式问答、阶段性小测和行为提醒机制, 并将答题正确率、反应时间等纳入辅助评价指标, 以提高学习过程的真实性与有效性。

第五, 建立基于学习行为数据的动态反馈与预警机制, 实现精准教学的持续改进。学生画像的价值不应止于一次性分类, 更重要的是服务于动态干预。基于学习行为数据, 借助算法构建科学合理的评价 - 反馈模型, 可由算法自主进行关联、趋势、聚类 and 因果分析, 自动识别“学习困难学生”, 并向教师推送预警名单, 同时向学生发送个性化提醒, 实现早期干预。

6. 研究不足与未来展望

本研究存在以下局限, 有待未来进一步改进。一是课程覆盖范围有限。本研究仅以一门《组织行为学》课程为案例, 未纳入其他管理类核心课程。研究结论的外部效度有待检验。未来研究可拓展至不同

性质的管理类课程以及不同层次院校, 通过比较研究识别跨情境共存与特定情境特有的行为模式, 验证画像结构的跨课程稳定性。二是课程内容结构可能影响聚类结果。组织行为学课程理论性较强, 理论修养模块占比偏高, 可能导致聚类结果偏向理论维度, 弱化其他能力偏好的区分度。未来研究应推动课程内容改革, 使四维能力观测更加均衡。三是行为指标不够丰富。受限于平台导出的数据字段, 本研究仅使用了反刍比、观看时长和学习集中度三类指标, 未能获取回看率、论坛互动、作业提交质量等更细粒度的学习过程数据。未来研究可进一步结合问卷调查或半结构化访谈, 了解学生的学习动机与策略偏好, 以丰富画像的解释维度; 同时争取更丰富的日志数据, 或采用多模态学习分析工具, 更准确地刻画学生的深度学习行为与学习策略差异。四是教学建议尚未经过因果检验。本研究提出的精准教学建议尚未通过对照实验或跟踪数据验证其实际效果。未来研究可通过准实验设计或跟踪调查, 检验教学建议的实际效果。

基金项目

福建师范大学本科教育改革项目(I2025006): 数智化时代复合型管理人才培养模式研究——基于学生数据画像的改革与实践探索。

参考文献

- [1] 尹航, 刘天森, 李婉红, 潘伟. 数字经济下行业特色型高校复合型管理人才培养模式研究[J]. 科学咨询, 2023(23): 26-28.
- [2] 王鲜霞, 杜孙稳, 白锦文, 等. 基于成果导向教育理念的《矩阵分析》课程案例库建设及教学应用[J]. 系统科学学报, 2026(4): 156-163.
- [3] 方琼. 基于 K-means 算法的学前教育学生成绩聚类分析[J]. 工业技术与职业教育, 2025, 23(3): 72-76.
- [4] 李家春, 孙兰. 职业教育成果导向视角下药学专业核心课程模块化重构——药品分析与检测技术[J]. 化学教育(中英文), 2026, 47(8): 93-99.
- [5] Yao, W.Y., Arshad, M.A. and Liu, J.J. (2024) Business Management Education under the OBE Framework. *International Journal of Academic Research in Progressive Education and Development*, **13**, 2018-2029. <https://doi.org/10.6007/ijarped/v13-i3/22206>
- [6] 陈旭, 雷东, 刘蕾. 数智化环境下领军型管理人才培养模式的创建与实践[J]. 中国大学教学, 2023(12): 32-37+62.
- [7] 吴剑琳, 陈惠珊. 大数据背景下工商管理本科生数据分析能力培养研究[J]. 黑龙江高教研究, 2025, 43(6): 90-96.
- [8] Cooper, A., Reimann, R., Cronin, D., et al. (2014) *About Face: The Essentials of Interaction Design*. 4th Edition, John Wiley & Sons.
- [9] 刘小龙, 钱雨, 陈雅云, 等. 数字化转型视域下学生综合素质评价画像的设计与实现[J]. 上海教育科研, 2024(12): 59-67.
- [10] 陈洪涛. 基于 K-means 算法的学生行为数据与学习成绩关联性分析[J]. 中国科技信息, 2024(23): 86-88.