

基于画像模型的高职数学教学定点追踪策略研究

任治国

江门职业技术学院，广东 江门 529090

DOI:10.61369/ASDS.2025100015

摘要：随着教育信息化的发展，多维度下个性化教学决策已成为高职教育改革的重要方向。本文以高职数学课程为例，探讨了如何利用教育大数据构建学生个性化画像模型，并基于该模型开展精准教学实践。研究结合了改进的 K-means 聚类算法与支持向量机（SVM）预警模型，通过采集学习行为、知能结构、个人特质及环境交互四维数据，形成了动态的学生画像。教学实践表明，基于画像模型的分层教学与个性化干预，能有效提升教学效率与学生学业表现，为实现“因材施教”提供了可操作的路径。

关键词：学生画像；高职数学；K-means 聚类；学业预警

A Study of Teaching Practices in Higher Vocational Mathematics Using a Personalized Student Profiling Model

Ren Zhiguo

Jiangmen Polytechnic, Jiangmen, Guangdong 529090

Abstract： With the development of educational informatization, personalized teaching decision-making in multiple dimensions has become an important direction in the reform of higher vocational education. Taking the higher vocational mathematics curriculum as an example, this paper explores how to utilize educational big data to construct a personalized student profile model and implement precision teaching practices based on this model. The study integrates an improved K-means clustering algorithm with a Support Vector Machine (SVM) early warning model, collecting four-dimensional data—learning behavior, knowledge-ability structure, personal traits, and environmental interaction—to formulate dynamic student profiles. Teaching practice demonstrates that stratified teaching and personalized interventions based on the profile model effectively enhance teaching efficiency and student academic performance, providing an actionable pathway to achieve "teaching students according to their aptitude."

Keywords： student profiling; higher vocational mathematics; K-means clustering; academic early warning

引言

高职数学课程作为专业学习的必要工具，长期面临生源结构多元化、学习动机和信心不足、传统“一刀切”教学效果不佳的困境。教师往往依赖考试成绩、课堂提问等滞后性指标判断学情，难以在教学过程中实现及时、精准的干预，充分体现学生的自主学习个性。

尽管智慧校园和在线学习平台上积累了大量数据，但这些数据更多停留在简单的统计与展示层面，未能深度转化为指导教学决策的“智能”。因此，构建一个能够精准刻画学习者特征、预测学习风险、并引导个性化资源推送的数字化模型，已成为破解高职数学教学困境的迫切需求。本研究以江门职业技术学院大数据与会计班的《经济数学》课为例，旨在系统构建并实证检验一个适用于高职数学的个性化学习画像模型，以期实现从“宏观群体教学”到“微观个体赋能”的范式转变。

一、学生画像模型的教育学理论背景

（一）多元视角下的数学学习评价

加德纳的多元智能理论揭示了人类智能的多样性，指出个体

在语言、逻辑数学、空间、内省和自然观察等诸方面各具潜能^[1]。

在数学学习中，学生的理解能力不仅体现在解题速度与准确率上，更可能表现为逻辑推理、空间想象、问题建模或合作探究等不同智能的协同作用。因此，仅以考试成绩作为评价标准，容易

基金项目：“三维”联动视域下高职数学课程的实践与创新（广东省高等职业院校教育与体育类专业教学指导委员会，编号：2022G120）。

作者简介：任治国（1978-），男，汉族，内蒙古凉城县人，研究方向为数学教学、数据挖掘和数学建模。

忽视学生在数学思维过程中的独特优势与成长轨迹。唯有构建多维度的评价体系，关注学生在学习过程中的表现、策略选择与情感投入，才能真正反映其数学素养的全貌，为后续教学提供科学依据。

（二）面向全体的掌握式学习路径

掌握学习理论强调，学习成效的差异并非源于能力高低，而是学习所需时间与教学支持的差异^[2]。只要给予充分的时间和合

适恰当的教学干预，绝大多数学生都能达到既定的学习目标。在数学教学中，这意味着不应以统一进度要求所有学生，而应关注个体是否真正理解核心概念。个性化学习画像模型正是基于这一理念，通过持续诊断学生的学习状态，识别其知识盲点与认知风格，动态调整教学节奏与方式，为每位学生量身定制“适恰条件”，从而实现“学不会”到“学会”的转化，真正落实精准化教学和个性化培养。

（三）数据驱动精准教学支持

学习分析理论为教育数字化转型提供了方法论支撑，它主张通过采集和分析学习过程中的行为数据，深入理解学生的学习模式与困难成因。在构建个性化学习画像模型时，这一理论指导我们整合作业完成情况、课堂互动、测评反馈等多源数据，运用技术手段识别学习趋势与潜在风险。这不仅使教师能及时干预，也为优化教学设计、资源配置和评价机制提供实证依据。技术赋能下的学习分析，让教育决策从经验驱动转向数据驱动，为实现科学、高效、个性化的数学教学提供了坚实的技术保障。

二、学生画像模型的构建过程

（一）学生画像模型的定义

学生画像模型是教育数字化转型的结果，它不只是一个简单的学生标签集合，而是一个动态的、多维的、基于数据驱动的学生数字孪生体。其构建始于对学生在学习全周期中产生的海量、多维度数据的系统性采集与分析，最终目标是形成一个能够深度刻画学生个体特征、预测其发展轨迹、并赋能教育决策的智能系统。模型主要的算法框架结构如下：

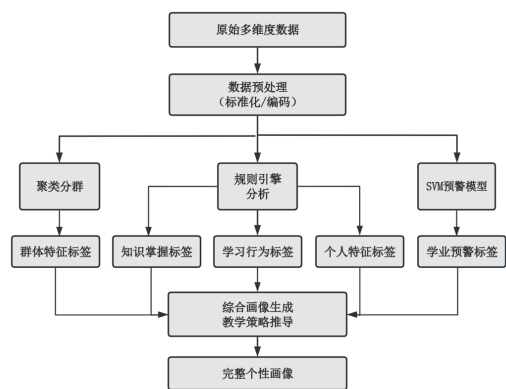


图1：学生个性完整画像算法框架流程图

1. 多维度原始数据

学生画像的生命力在于其数据基础的广度与深度。这些数据

远远超越了传统的考试成绩，构成了一个立体的数据生态。在这些数据中，我们主要是从学习行为、知能结构、个人特质和环境交互这四个维度上展开分析。详细的数据维度和指标如下表1所示：

表1：学生画像模型的数据维度与指标示例

维度	子维度	具体数据指标	数据来源
学习行为	投入度	线上学习时长、视频观看完成率、登录频率	超星学习通
	专注度	作业平均耗时、视频反复观看节点	平台学习日志
	互动性	论坛发帖/回帖数、向教师提问次数	平台交互数据库
知能结构	基础知识	特定知识点的掌握度	考试小题分析、作业数据
	思想方法	数学思想的应用频率与正确率	作业与测验的质性分析
	应用能力	数学建模、解决专业相关应用题的得分率	项目作业、案例分析报告
个人特质	情感态度	数学学习信心、数学价值认同度	问卷调查（前测/后测）
	元认知能力	学习计划性、自我监控与调节策略使用频率	学习日记、自我报告量表
	学习风格	活跃型/沉思型、感悟型/直觉型	行为数据推断
环境交互	资源偏好	对微课、图文、交互式模拟等资源的点击率与停留时长	平台日志
	社交网络	在学习社群中的中心度、影响力	社交网络分析（SNA）

2. 立体化的数字表征

通过对上述数据的融合与分析，画像模型将学生从抽象的“群体中的一员”转化为鲜活的“数字个体”。这种数字化表征主要有以下几个方面的特点。能够生成“知识图谱”，以直观展示学生在各知识板块的掌握程度，清晰标识出优势领域与薄弱环节；为学生标上形如“逻辑推理能力强、应用迁移能力待提升、学习计划性不足”一系列动态的能力标签，使个体之间有很明显的边界轮廓；通过分析行为与交互数据，识别出学生最高效的学习路径与资源偏好，容易判断其属性；基于历史数据轨迹，利用机器学习模型预测学生未来的学业表现与发展方向，为个性化培养方案提供可靠性依据。

3. 从数据到决策的智能闭环

构建画像的最终价值并非止于“描述”，而在于“赋能”，即形成一个可持续优化的教育智能闭环系统。这样教师不再是凭主观经验猜测，而是通过数据了解每个学生独特的学情，能准确把握每个学生的学习现状；基于画像，模型可以自动研判，对不同类型有不同需求的学生进行分类识别和个性化指导；与此同时教师也可以根据模型中所反馈的数据结果发现班级的共性薄弱点，及时调整教学进度与重难点讲解策略，实现“以学定教”。

（二）数据采集体系的构建

数据是画像模型的原始基石。根据建模需要，并结合高职数学的学科特点，我们如表1构建了四个维度的数据采集体系，根据表1的实际分布特征，我们采用均值插补与动态调整相结合的渐

进漂移算法，对30名学生的学科成绩、课堂表现等稀疏字段进行系统性填充，形成完整的规范化数据集，确保数据质量满足后续的建模分析与统计研究要求。该处理方法既保持原始数据分布规律，又能通过置信度阈值控制实现合理推断。

表2：数据平台导出的真实学习数据

学号	视频完成率 (%)	作业正率 (%)	测验成绩	概念理解	计算能力	应用能力	学习信心	资源偏好
1	95	92	95	0.95	0.95	0.95	5	视频
2	88	85	88	0.90	0.88	0.85	4	图文
3	45	60	62	0.60	0.65	0.55	2	视频
4	92	89	91	0.92	0.90	0.90	5	图文
5	78	82	80	0.85	0.82	0.75	4	视频
6	82	78	81	0.80	0.82	0.80	4	图文
7	65	70	72	0.70	0.75	0.65	3	视频
8	90	88	89	0.88	0.89	0.87	5	图文
9	50	65	68	0.65	0.70	0.60	2	视频
10	85	83	84	0.83	0.85	0.82	4	图文
11	40	55	58	0.55	0.60	0.50	2	视频
12	75	77	76	0.75	0.78	0.72	3	图文
13	92	90	93	0.91	0.93	0.92	5	视频
14	60	68	70	0.68	0.72	0.65	3	图文
15	50	55	58	0.50	0.60	0.50	2	图文
16	35	40	52	0.40	0.55	0.45	1	视频

17	88	86	87	0.85	0.87	0.86	4	图文
18	70	72	74	0.70	0.75	0.70	3	视频
19	55	62	65	0.60	0.65	0.60	2	图文
20	48	58	60	0.55	0.62	0.55	2	视频
21	82	84	83	0.82	0.85	0.81	4	图文
22	92	91	94	0.93	0.94	0.93	5	视频
23	68	72	75	0.70	0.76	0.72	3	图文
24	42	52	56	0.50	0.58	0.50	2	视频
25	85	87	86	0.86	0.87	0.85	4	图文
26	58	65	68	0.63	0.68	0.62	3	视频
27	45	58	61	0.55	0.63	0.55	2	图文
28	90	92	91	0.90	0.92	0.90	5	视频
29	38	48	54	0.45	0.55	0.47	1	图文
30	40	45	50	0.45	0.50	0.40	1	图文

（三）个性化画像建模的过程

1. 数据预处理

为保证数据挖掘结果的质量^[3]。对于不同量纲的指标（如完成率与成绩），需要进行无量纲化处理^[4]，以便于后续的综合分析。本文采用的是z-core 标准化方法将所有初始数据转化为均值为0，标准差为1的正态分布数据。标准化后的数据如下表3所示。

表3：z-core 标准化真实学习数据

学号	视频完成率	作业正确率	测验成绩	概念理解	计算能力	应用能力	学习信心	资源偏好
S01	1.72	1.72	1.71	1.71	1.69	1.75	1.67	1
S02	1.22	1.25	1.24	1.26	1.21	1.20	1.00	0
S03	-0.78	-0.25	-0.56	-0.56	-0.41	-0.69	-0.33	1
S04	1.58	1.38	1.46	1.47	1.39	1.45	1.67	0
S05	0.58	0.83	0.69	0.89	0.76	0.49	1.00	1
S06	0.87	0.57	0.76	0.72	0.76	0.69	1.00	0
S07	-0.13	0.12	0.11	0.12	0.26	-0.09	0.33	1
S08	1.36	1.21	1.18	1.13	1.25	1.32	1.67	0
S09	-0.65	-0.05	-0.25	-0.31	-0.09	-0.39	-0.33	1
S10	1.00	0.95	0.90	0.84	0.95	0.98	1.00	0
S11	-0.91	-0.50	-0.75	-0.68	-0.59	-0.88	-0.33	1
S12	0.36	0.45	0.34	0.38	0.41	0.29	0.33	0
S13	1.58	1.43	1.54	1.44	1.52	1.55	1.67	1
S14	-0.39	0.02	0.01	-0.06	0.09	-0.09	0.33	0
S15	-0.65	-0.50	-0.75	-0.87	-0.59	-0.88	-0.33	0
S16	-1.18	-1.09	-1.21	-1.12	-0.84	-1.07	-1.67	1
S17	1.22	1.09	1.07	0.89	1.09	1.17	1.00	0
S18	0.07	0.19	0.23	0.12	0.26	0.20	0.33	1
S19	-0.52	-0.17	-0.34	-0.56	-0.41	-0.39	-0.33	0
S20	-0.74	-0.33	-0.67	-0.68	-0.51	-0.69	-0.33	1
S21	0.87	1.02	0.97	0.78	0.95	0.88	1.00	0
S22	1.58	1.49	1.60	1.54	1.60	1.65	1.67	1
S23	-0.20	0.19	0.34	0.12	0.34	0.29	0.33	0
S24	-0.87	-0.67	-0.90	-0.87	-0.67	-0.88	-0.33	1
S25	1.00	1.15	1.01	0.97	1.09	1.06	1.00	0
S26	-0.45	-0.05	-0.25	-0.43	-0.17	-0.49	0.33	1

S27	-0.78	-0.33	-0.62	-0.68	-0.34	-0.69	-0.33	0
S28	1.36	1.49	1.46	1.34	1.43	1.45	1.67	1
S29	-1.05	-0.92	-1.07	-1.00	-0.84	-0.98	-1.67	0
S30	-0.91	-1.02	-1.28	-1.00	-0.92	-1.17	-1.67	0

其中“1”代表“图文”，“0”代表“视频”。

从表3中不难发现不同学习者在多维能力评估中呈现显著分化特征：

其一，学生 S01 在应用能力维度呈现显著优势，其标准化分数较其他评估维度平均高出 1.12 个标准差单位。该数据表明该生在知识迁移和实际问题解决方面具备突出的实践能力，尤其在教学设计情境下的理论应用表现显著优于同组样本。

其二，学生 S16、S29、S30 在学习信心维度呈现显著性负向偏离。这种自我效能感的显著降低与其他能力维度形成耦合效应，反映出典型的学习困难综合表征。此现象符合 Bandura 自我效能理论中“表现成就→效能感知”的循环增强模型。

值得关注的是学习者 S05 的离散化特征：其在认知理解、知识整合、元认知策略等维度均位于前 35% 分位，然而应用能力维度相对滞后。这种结构化能力差异提示可能存在的“能力－实践”转化障碍，建议通过情境化学习设计进行针对性干预。

前面虽然从统计角度对异常的学生数据进行了分析判断，得到了有益于教学的结论，但是只是使用少数的数据，没有体现大多数学生的实际学习情况和满足教师个性化教学的需要，下面继续从聚类分析的角度构建聚类模型，对学生个体进行分类。

2. 用聚类分析构建群体画像

为发现学生学习高职数学中的典型群体与模式，我们采用 k-mean 加强算法对学生进行分群。考虑到维度太多，分类过程的复杂性问题，本文通过对“章节测验成绩”、“作业平均正确率”和“视频观看完成率”这三类关键特征进行聚类分析（因为 7 类特征聚类与三类特征比较差别不大，但难度增加了很多），将学生划分为以下四类典型群体：

表 4：学生学习高职数学典型全体分类

聚类标签	群体类型	学生数量	占比	学生学号
群体 1	被动困难型	9	30%	S03, S11, S15, S16, S20, S24, S27, S29, S30
群体 2	兴趣驱动型	7	23.3%	S07, S09, S14, S18, S19, S23, S26
群体 3	踏实努力型	9	30%	S02, S05, S06, S10, S12, S17, S21, S25, S28
群体 4	自主卓越型	5	16.7%	S01, S04, S08, S13, S22

根据聚类分析的分层教学策略，教师可以制定有针对性的教

学方案：对于群体 4（自主卓越型），他们属于“学习高度自律、各项能力全面优秀、适合挑战性拓展任务”的学生。教师的教学目标主要聚焦于培养学生的批判性思维与创新能力，发展学生的学术探究与科研素养，提升学生的知识创造与传播能力。教师可引导学生依据自身兴趣与方向开展跨学科学习，参与教师团队的开放性研究课题，鼓励学生多参加学术竞赛，并为学生搭建展示平台。对于群体 3（踏实努力型），他们属于“学习态度认真、各项指标良好、需要突破应用能力瓶颈”的学生。教师的教学目标是促进学生知识迁移与应用能力的发展，突破高阶思维能力的转化，实现从掌握到创新的跨越。教师可以根据实际构建进阶思维训练体系、设计知识整合性学习任务、开发中等难度的综合性问题，让学生实现个性化提升。对于群体 2（兴趣驱动型），他们属于“学习表现不稳定、对感兴趣的内容参与度高、需要激发学习兴趣与加强基础”的学生。教师需要构建系统化的基础知识体系，激发深层学习动机与学习兴趣，培养可持续的学习习惯；教师根据这类学生的实际需求运用问题导向教学法、实施情境化案例教学、开展项目式探究学习。对于群体 1（被动困难型），他们是“学习投入严重不足、知识掌握程度低、需要重点干预和补齐”的典型代表。教师找出学习困难的根源，重塑学生学习的信心、利用知识图谱补足其短板，帮助学生建立良好的学习习惯。

3. 个体画像标签的生成

在群体画像的基础上，我们融合知能结构和个人特质数据，利用 Apriori 算法^[5]将输入的学生行为序列和选择记录在关联规则挖掘下生成隐形关联标签，如一个学生经常观看“概念视频并能超高标准率的完成基础练习题”，则给他附上“偏好可视化学习路径”的标签。利用基于阈值的判断，生成具体的多维特征标签，使每个学生生成更具个性化的画像，从而方便教师的区别指导和分类教学。个性化画像标签系统是一个集无监督学习（聚类）、有监督学习（分类/预测）、关联规则挖掘和基于规则的专家系统于一体的混合智能框架^{[8][9]}。它先将学生“物以类聚”，再对其“个体诊断”，最后通过一系列规则将数据洞察转化为教师可以轻松理解的、可操控的个性化标签。在具体指向性数据中我们根据实际情况对每个学生的 3-7 个维度的数据进行细分。根据每个月更新的学习数据，教师就可以跟踪标签变化情况，可以动态调整教学策略。具体的结果如下表如示：

表 5-1：群体 4（自主卓越型）群体的个体特征画像

学号	核心特征	知识结构	学习行为	个人特质	教学策略
S01	全面卓越	函数概念理解深刻 极限计算方法精通 应用建模能力突出	学习高度自律 视频和作业 高质量完成	学习信心强烈 偏好视频资源	挑战竞赛题目 参与数学建模
S04	扎实深刻	函数性质掌握扎实 重要极限运用熟练 连续性判断准确	学习计划性强 测验成绩稳定优秀	自我驱动明显 偏好图文学习	深度拓展学习 指导同伴学习 课程资源开发
S08	系统方法	函数分类清晰 计算技巧娴熟 应用思路系统	学习过程稳定 作业质量持续优异	方法论意识突出 偏好图文资源	学术研究引导 跨学科应用探索

S13	全面均衡	概念理解全面 方法掌握系统 问题解决精准	学习投入持续 各维度表现均衡	自主学习能力强 偏好视频学习	创新项目参与 学术论文导读 研究性学习
S22	创新灵活	性质应用灵活 复杂计算准确 创新应用突出	学习深度显著 探索欲望强烈	批判性思维突出 偏好视频资源	高级应用挑战 数学竞赛培训

表5-2：群体3（踏实努力型）群体的个体特征画像

学号	核心特征	知识结构	学习行为	个人特质	教学策略
S02	规范认真	基础概念掌握良好 四则运算准确 应用能力需提升	学习态度认真 作业规范仔细	稳定性强 偏好图文学习	应用迁移训练 中档综合题目 学习方法优化
S05	潜力待挖	函数定义理解清晰 重要极限掌握良好 复合函数基本掌握	投入中等但 质量良好 进步稳定	信心充足 偏好视频学习	加强学习投入引导激发潜在能力
S06	稳定可靠	函数性质理解良好 计算方法扎实 应用表现稳定	学习过程可靠 表现持续	坚持性突出 偏好图文资源	综合应用拓展 解题策略训练
S10	系统均衡	概念掌握全面 计算技巧良好 复合函数处理稳定	学习系统性强 质量均衡	发展均衡 偏好图文学习	实际问题建模训练创新思维培养
S12	基础扎实	基础知识扎实 四则运算熟练 复杂问题需指导	基础牢固 进步轨迹稳定	踏实稳重 偏好图文资源	复杂问题分解训练思维拓展指导
S17	协调规范	分类理解清晰 方法掌握良好 应用能力中等	学习规范 质量良好	协调性好 偏好图文学习	应用能力提升实际问题解决训练
S21	适应良好	性质应用良好 重要极限扎实 复合函数稳定	投入良好 表现可靠	适应性强 偏好图文资源	创新应用训练 跨学科问题解决
S25	目标明确	概念理解深刻 计算技巧熟练 综合应用良好	质量优秀 进步明显	目标明确 偏好图文学习	卓越能力培养 深度探究引导
S28	规划系统	基础扎实 方法全面 复合函数准确	学习系统 表现稳定	规划性强 偏好视频资源	应用创新能力养 研究性学习入门

表5-3：群体2（兴趣驱动型）群体的个体特征画像

学号	核心特征	知识结构	学习行为	个人特质	教学策略
S07	波动敏感	概念基本理解 计算不稳定 应用需加强	表现波动大 兴趣导向明显	对应用问题敏感偏好视 频学习	学习兴趣激发 系统基础巩固 情境化教学
S09	需激励	定义理解正确 重要极限不稳定 基础需巩固	表现起伏 需要监督	需要外部激励 偏好视频资源	学习习惯建立 基础强化训练 成功体验积累
S14	直观导向	性质理解一般 方法不牢固 复合函数易错	投入不足 需要引导	对直观问题有兴趣偏好 图文学习	可视化教学 渐进式练习 学习动机培养
S18	潜力待激	概念基本清晰 四则运算稳定 复合函数需练习	有潜力 需持续激励	反应灵敏 偏好视频资源	目标设定指导 及时反馈机制
S19	焦虑困难	基础不牢固 计算错误多 复合函数困难	习惯不良 需要重建	存在学习焦虑 偏好图文学习	基础重新学习 小步骤成功体验
S23	图形敏感	分类理解一般 应用不稳定 基础需加强	选择性投入 需要规范	对图形分析敏感 偏好图文资源	图形化教学 结构化练习设计
S26	目标依赖	概念需要深化 方法不系统 能力一般	持续性不足 需要督促	需要明确目标 偏好视频学习	系统化复习 针对性练习

表5-4：群体1（被动困难型）群体的个体特征画像

学号	核心特征	知识结构	学习行为	个人特质	教学策略
S03	动力缺乏	概念模糊、计算常错 复合函数困难	投入严重不足 习惯差	学习动力缺乏 偏好视频资源	单独辅导、知识体系重建、小目标达成

S11	信心缺失	概念理解错误、方法混乱、应用完全不会	学习近乎停滞 需要重启	自信心严重不足 偏好视频学习	零基础教学、心理支持、个性化辅导
S15	基础薄弱	概念严重缺失、基础薄弱、无法处理应用	质量极低 需全面干预	学习无助感明显 偏好图文资源	基础概念重建 大量基础练习 成功体验积累
S16	紧急干预	基础知识接近零、极限不理解、完全陌生	投入最低 急需关注	极度缺乏信心 偏好视频学习	紧急基础补差 心理建设支持
S20	习惯不良	概念理解困难、计算错误多、处理困难	习惯不良 需要重塑	学习挫折感强 偏好视频资源	系统重学基础、分步骤训练、培养习惯
S24	回避放弃	定义记忆模糊、方法不会、概念缺失	学习几乎放弃 需要唤醒	学习回避明显 偏好视频学习	概念重建教学、趣味性入门、个性化激励
S27	思维混乱	性质理解混乱、掌握错误、无法解决	质量很差 需要重铸	思维混乱 偏好图文资源	逐步引导学习、概念澄清、基础技能训练
S29	完全缺失	概念完全缺失、基础为零、毫无概念	学习停滞 急需干预	完全失去信心 偏好图文学习	极简基础训练 心理重建支持
S30	全面危机	基础严重缺乏、概念不理解、完全不会	表现最差 全面危机	学习绝望感 偏好图文资源	危机干预教学 个性化基础课程 持续心理支持

4. 学业预警模型：SVM 分类预测

在所发的调查问卷中，超过85% 的学生表示，“现在的数学

画像模型不仅要静态描摹，更应具备动态预测能力。本文为了更好的体现其动态预测能力，使用支持向量机算法来构建学业预警模型^[6-8]。以学生过往的学习行为数据和阶段性知识掌握数据作为特征，来预测其未来学业成绩（如期末考试是否及格）的风险等级，从而实现精准预警。

课更懂我”，学习任务“稍稍注意点就能够学明白”，学习焦虑感明显下降。教师从“批改作业”的繁重劳动中部分解放，能将更多精力投入到教学设计和与学生的深度互动中。教学决策有了数据支撑，变得更加科学和自信，教师上课积极性有了明显的增强，师生关系更加融洽，学风也有了质的提升。

三、学生画像模型的实证对比分析

四、结论与展望

我们以“导数及其应用”这一章（为期两周）的教学为例，展示如何将学生画像模型融入一个完整的“评估—画像—干预—再评估”教学闭环中。经过数据分析对比我们可得到下述表5的结论。

表6：实验班与对照班教学效果对比

评估指标	实验班 (画像模型)	对照班(传统 教学)	提升幅度
期末考试平均分	75.8	69.3	增加6.5分
期末考试及格率	90%	80%	增加10%
低分段	3 (7.5%)	8 (20%)	减少62.5%
学生满意度	92%	78%	增加14%

本研究详细构建并验证了一个适用于高职数学教育的、集数据采集、分析建模、可视化解读与教学干预于一体的学生个性化画像模型。通过将改进的 K-means 聚类算法与 SVM 预警模型相结合^[9]，并将其融入一个完整的教学闭环，证明了该模型能有效帮助教师洞察学情、识别差异、预测风险、精准施教。

总之，基于学生个性化画像模型的教学实践，代表着高职教育从“标准化批量生产”向“个性化精准培育”转型的重要方向。它让“因材施教”这一千年教育理想，在数据智能时代变得可操作、可衡量，最终让每一位学生都能在适合自己的道路上获得成长与发展。

参考文献

[1] 陈玥. 基于核心素养的生物学中考命题研究——以天津市、海南省、广东省2017-2019年生物学中考试题为例 [D]. 天津师范大学, 2020.

[2] 王欣, 杨秀玲, 李葵南, 等. 布鲁姆掌握学习理论联合案例教学法在《健康评估》教学中的应用 [J]. 天津护理, 2021, 29(05): 590-592.

[3] 徐思, 吕扬. 混合式教学背景下学生画像技术的应用——以高职数学系列课程为例 [J]. 学园, 2024, 17(01): 24-26.

[4] 崔曙光. 基于智慧课堂的高职学生特征模型构建研究 [J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(19): 204-205+216.DOI: 10.14004/j.cnki.ckt.2020.2331.

[5] 赵小川. 深度学习经典案例解析 [M]. 机械工业出版社: 202105: 230.

[6] 秦争艳. 基于数据可视化的学生数据标签及学生画像在教学系统中的应用研究 [J]. 信息记录材料, 2021, 22(02): 138-140.DOI: 10.16009/j.cnki.cn13-1295/tq.2021.02.090.

[7] 申民哲. 基于数据挖掘的学生画像与学业预警方法研究 [D]. 郑州轻工业大学, 2022.DOI: 10.27469/d.cnki.gzzqc.2022.000041.

[8] 基于数据挖掘的学生画像与学业预警系统设计与实现 [Z]. 江苏电子信息职业学院, 2025.

[9] 刘浩洋, 户将, 李勇锋, 文再文. 最优化: 建模、算法与理论 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2020.