

人工智能赋能《材料表面工程基础》教学改革研究

谭伯川*, 邓洪达, 兰 伟, 曹献龙, 孙建春

重庆科技大学冶金与动力工程学院, 重庆

收稿日期: 2025年9月15日; 录用日期: 2025年10月28日; 发布日期: 2025年11月10日

摘 要

本论文聚焦人工智能技术在材料表面工程课程教学中的应用与创新, 提出以培养综合能力、创新精神和实践能力为核心的课程目标。通过理论课程、实验课程和实践课程的系统设计, 结合启发式、互动式和案例式教学方法, 构建智能化教学体系。研究强调人工智能在表面处理技术、工程装备及教学评价中的深度融合, 旨在推动材料表面工程课程向智能化、实践化和创新化方向发展, 培养适应新时代需求的高素质工程人才。

关键词

人工智能, 《材料表面工程基础》, 教学改革, 智能化教学

Research on the Teaching Reform of “Fundamentals of Materials Surface Engineering” Empowered by Artificial Intelligence

Bochuan Tan*, Hongda Deng, Wei Lan, Xianlong Cao, Jianchun Sun

School of Metallurgy and Power Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

Received: September 15, 2025; accepted: October 28, 2025; published: November 10, 2025

Abstract

This paper focuses on the application and innovation of artificial intelligence technology in the teaching

*通讯作者。

文章引用: 谭伯川, 邓洪达, 兰伟, 曹献龙, 孙建春. 人工智能赋能《材料表面工程基础》教学改革研究[J]. 创新教育研究, 2025, 13(11): 172-182. DOI: 10.12677/ces.2025.1311854

of the materials surface engineering course, proposing a course goal centered on cultivating comprehensive capabilities, innovative spirit, and practical skills. Through the systematic design of theoretical, experimental, and practical courses, combined with heuristic, interactive, and case-based teaching methods, an intelligent teaching system is constructed. This research emphasizes the deep integration of artificial intelligence in surface treatment technology, engineering equipment, and teaching evaluation, aiming to promote the development of the materials surface engineering course towards intelligence, practicality, and innovation, and to cultivate high-quality engineering talents that meet the needs of the new era.

Keywords

Artificial Intelligence, “Fundamentals of Materials Surface Engineering”, Teaching Reform, Intelligent Teaching

Copyright © 2025 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

材料表面工程作为材料科学领域的重要分支，其课程建设长期面临理论与实践脱节的困境[1]-[16]。当前教学普遍存在三大问题：教学内容滞后性，教材更新速度远低于行业技术迭代频率，导致前沿技术如等离子喷涂、纳米涂层等难以融入课堂；教学方法单一化，以教师单向讲授为主，缺乏对学生创新思维和动手能力的培养；实践环节薄弱化，实验设备陈旧、案例库匮乏，学生难以接触真实工业场景中的表面改性、防腐处理等关键技术。其材料表面工程课程曾因教学方法单一、教材内容陈旧，导致学生理论掌握碎片化、实践应用能力不足。面临类似挑战，表面工程技术课程虽涵盖材料、力学、化学等多学科知识，但传统教学模式难以支撑跨学科知识的有机融合，学生难以形成系统性工程思维。在此背景下，材料表面工程课程作为材料科学与工程专业的基础课程，亟需通过教学改革融入人工智能技术，以培养具备跨学科能力与创新精神的高素质人才。本文从课程目标、内容设计、实施策略及智能化装备应用等方面，系统探讨人工智能赋能材料表面工程课程的教学创新路径。

2. 以能力为导向的多元化培养

2.1. 综合能力的培养

课程目标需突破传统知识传授框架，构建“知识 - 能力 - 素质”三位一体的培养体系。通过引入人工智能驱动的材料数据库与计算工具，如 AI 学情分析系统和智慧课堂 AI 学伴，实现差异化教学计划生成和互动式课件开发，培养学生数据挖掘、模型构建和系统分析能力。利用机器学习算法，如 BP 神经网络 + NSGAI 多目标优化算法，分析表面处理工艺参数与性能的关联性，使学生掌握从海量数据中提取关键信息的方法。通过 Python/R 工具实战训练和 Kaggle 竞赛参与，提升数据预处理、特征工程等核心技能；结合架构图、系统层次分析等工具，强化模块化设计与系统整合能力，最终形成解决复杂工程问题的综合素养。

2.2. 创新精神的激发

人工智能技术为材料表面工程领域带来颠覆性创新机遇。课程需通过项目式学习和跨学科竞赛，引

导学生探索智能化表面处理技术。例如，设计基于生成式对抗网络的涂层微观结构优化项目，鼓励学生提出创新性解决方案，培养其科学探究能力与技术转化意识。

2.3. 实践能力的强化

实践是材料表面工程课程的核心环节。课程需构建“虚拟仿真－实验操作－工程实践”分层训练体系：通过虚拟实验室模拟激光熔覆、等离子喷涂等高危工艺；利用智能装备实现实验参数自动采集与实时反馈；结合企业真实项目开展工程案例分析，强化学生动手能力和工程思维。

2.4. 国际前沿文献综述与本研究定位(ITS、EDM、VR/AR)

2.4.1. 智能辅导系统(ITS)

近年来，ITS 由“规则驱动”迈向“数据驱动＋生成式”阶段，呈现三项共性趋势：第一，诊断粒度细化与知识状态建模融合，基于表征学习的知识点掌握度预测(如序列化学习轨迹建模)可在课内实现分钟级画像更新；第二，自适应脚手架与反馈模版标准化，形成“错因－策略－任务重构”的闭环，使个别化支持嵌入到课时级活动中；第三，与教师工作流的协同由边缘走向中心，例如以“任务单－评价量规－过程证据”为核心对象的课堂控制面板，既减少教师监控成本，也提升了反馈的时效性与可解释性。对于工程教育场景，ITS 的有效性不只体现在成绩提升，更体现在问题分解能力、实验合规性与复现实验成功率等“工程素养型指标”的改善上。这提示我们：在材料表面工程课程中，应将 ITS 的“诊断－脚手架－再任务化”机制与实验/仿真活动绑定，而不是仅作为独立的课后练习工具。

2.4.2. 教育数据挖掘(EDM)

EDM 的研究重心由“预测学习结果”转向“解释学习过程”。一方面，点击流、代码运行日志、版本记录、仪器数据等多模态证据被联合建模，提升了对“过程质量”的可观测性；另一方面，可解释方法(例如基于特征贡献的错因定位、对比学习的方案优劣判别)正在进入课堂级决策。工程教育实践显示：当过程数据(如参数选择序列、异常处置记录、复现实验日志)与终结性结果(如性能、误差、置信区间)同屏呈现并被量化进入 Rubric 时，学生在“从现象到机理”的因果叙述与“从结果回推方法”的反思显著增强。由此可见，本课程若要实现“数据驱动”的教与学，需要把 EDM 的思路嵌入活动设计：每一次实验－仿真－分析都应该产生结构化的过程证据，并与学习目标(OBE)看齐。

2.4.3. VR/AR 在工程教育中的应用

VR/AR 从“演示－参观”式体验走向“操作－评估”一体化。最新实践强调三点：其一，高风险与高成本工艺的安全替代(如喷涂、激光、化学处理等)可在 VR 中完成参数理解与流程演练；其二，表现性评估直接嵌入场景，以操作路径、时序与规范性作为打分依据；其三，与真实设备形成“轻量数字孪生”：学生在虚拟环境完成参数方案与流程优化后，迁移到实际物理实验，以差异分析驱动机理讨论。在材料表面工程语境中，VR/AR 的价值也不会存在“身临其境”的新奇感，而在于它能把不可见(电化学反应、传质边界层)与难对齐(多参数耦合)的问题可视化，并与课堂 Rubric 的“规范－安全－效率－质量”维度直接对标。

2.4.4. 理论空白与学术贡献定位

1) 理论空白

① “三件套”分离问题：现有研究常分别讨论 ITS、EDM 或 VR/AR，缺少把三者作为同一教学单元中的互补机制来建模与验证，导致课堂生态层面的解释力不足。

② 从“成绩效应”到“工程素养效应”的迁移不足：工程教育强调规范性、复现性、合规性与安全

性等过程性指标，而不少研究仍以分数与作业正确率为主，过程证据入模与 Rubric 对齐不充分。

③ “虚实一体”的数据循环不完整：仿真(虚)与实验(实)之间的偏差-校正-再优化机制在多数教学研究尚未形成可复用范式。

2) 本文的主要贡献

① 提出“ITS-EDM-VR/AR/DT”跨域协同的课堂范式：把“诊断-脚手架-任务重构”与“过程挖掘-证据入模-可解释反馈”以及“虚实联动-操作评估-偏差校正”在单元级活动中耦合，形成可落地的教学流程与评价口径。

② 把工程素养型指标纳入实证评估：在“分数提升”之外，系统引入“复现实验完成率、实验差错率、流程合规度、偏差诊断质量”等指标，并与 Rubric 和 ANCOVA/混合效应分析对齐。

③ 提供面向材料表面工程的可复用模板：通过“电镀 DT”、“CNN 孔隙率”、“Python 数据分析”三个试点模块，给出任务单-资源包-过程证据-统计报告的闭环范式，为后续课程与院校复用提供可操作的技术-教学接口。

3. 智能化与系统化的深度融合

3.1. 理论课程的智能化升级

将人工智能基础理论纳入课程体系，开设《材料计算与人工智能》选修课，系统讲解机器学习、深度学习在材料表面工程中的应用。例如，通过卷积神经网络分析涂层截面图像，实现孔隙率自动测算；利用自然语言处理技术解析材料文献，构建领域知识图谱。理论课程需配套开发智能教学平台，实现知识点推送、学习路径规划与学情动态监测。

3.2. 实验课程的虚实结合

实验课程需构建“数字孪生-物理实验-数据分析”闭环系统。以电镀实验为例，学生首先在虚拟环境中模拟工艺参数对镀层性能的影响，随后在智能电镀设备上完成实际操作，设备自动采集电流密度、温度等数据并上传至云端。最后，通过 Python 脚本分析实验数据，验证虚拟仿真结果，形成“理论预测-实验验证-模型优化”的科学研究范式。

为将“数字孪生-物理实验-数据分析”的闭环从理念化描述落到课堂实践，本文在本校同年级平行班内开展了两个小范围试点模块：其一聚焦电镀工艺的数字孪生优化，其二聚焦涂层显微图像的 CNN 孔隙率测算。二者共同构成“参数-过程-结构-性能”的教学证据链，并通过形成性评价与实证数据，为后续大规模推广提供可复用的范式与工具。

3.2.1. 电镀实验的数字孪生系统：小范围试点与课堂实施

1) 教学定位与达成目标

学生能说出电流密度、搅拌、时间对镀层厚度与均匀性的影响(口头点名 30 秒内回答)。

学生能在数字孪生(DT)界面设定参数并导出预测表(CSV)，完成“预测→实做→对比→改进”的闭环。

学生能用数据解释预测与实测偏差 ≥ 2 处，并提出 1 条可行改进建议。

安全与规范：按 SOP 完成前处理与废液回收，零违规记录。

2) 课堂组织与分工

分组：4 人/组(角色：参数策划、操作员、记录员、安全员；每次课轮换)。

课时建议：3 次 $\times$ 90 分钟(或 6 次 $\times$ 45 分钟)。第 1 次：上机预测与计划；第 2 次：湿法实验与记

录；第3次：复现实验与对比汇报。

教师任务：统一发放“参数卡”、“安全卡”、“记录表”，控制材料批次，课堂巡视打“形成性勾选”。

3) 课前准备(教师)

打印：① 参数卡(给定3档*i*与2档rpm，留1档自定)；② 安全卡(穿戴/酸洗计时/废液桶编号)；③ 记录表(见下)。

设备校验：电源空载与短接测试、搅拌器转速核对、称量校正。

低配备选：若无电化学工作站，保留称重估厚与显微观察；DT照常进行。

4) 课堂流程(板书提示与口令)

① 第1次(上机 90 min)

教师演示5分钟：在DT中载入“基线方案”，说明“厚度均匀性*U*”和“缺陷评分*S_{defect}*”。

小组完成预测表(20 min)：板书提示语——“先锁定时间，扫描*i*与rpm，记录*U*↑与*S_{defect}*↓的组合。”

讨论并选定A、B两套参数(10 min)，提交教师核准(避免内容重复冲突)。

课堂小测(10 min)：2题选择 + 1题简答(例如“如何降低烧焦风险？”)。

导出CSV并备份到班级盘(5 min)。

② 第2次(液相处理 90 min)

安全口令(2 min)：安全员带读→教师看手套/护目镜→才发酸。

前处理与电镀(50 min)：按A方案操作；记录Δ*m*估厚、异常现象(起泡或边缘增厚等)。

快速复盘(10 min)：与预测对比，圈出≥2处偏差。

若时间允许，B方案做短时复刻(20 min)。

③ 第3次(复现 + 对比 90 min)

根据偏差回到DT校正参数(电流效率*η*或边界层*δ*)(15 min)。

复现实验(45 min)。

组内汇报(每组3 min，教师即时点评)(20 min)：必含*U*变化、缺陷对比、能耗/时间成本、一条可推广建议。

形成性打分与课堂总结(10 min)。

5) 记录表(课堂版模板)

样品 ID	<i>i</i> (A·dm ⁻²)	rpm	<i>t</i> (min)	预测厚度 /μm	实测厚度 /μm	<i>U</i> 预 测	<i>U</i> 实 测	缺陷计数 (孔/mm ²)	现象记 录	改进要 点
-------	-----------------------------------	-----	----------------	-------------	-------------	-----------------	-----------------	------------------------------	----------	----------

6) 形成性与终结性评价(教师可直接打分)

形成性(40%)：过程规范(安全、记录完整) 10%；预测合理性与参数选择理由 10%；偏差分析深度(≥2点且指向明确) 15%；组内协作与时间管理 5%。

终结性(60%)：对比结果呈现(图表清晰，单位正确) 20%；结论可迁移(提出1条跨样品或跨参数的推广建议) 20%；口头汇报(3分钟内重点到位，回答1问1答) 20%。

7) 常见错误 - 即时纠偏口令

边缘增厚明显：提醒“减小*i*或加rpm，优先保证*U* ≥ 0.8”。

起泡/烧焦：口令“先停电源再停搅拌”，检查夹持与极间距。
预测与实测差很大：提示“校正 η ，或在 DT 中调 δ (搅拌强度)再预测一次”。

8) 作业与拓展

课后作业：用 DT 完成“能耗最小化”方案并简述代价(厚度、时间、均匀性取舍)，1 页 A4。
拓展：将显微图像上传到第二个实验(3.2.2)做孔隙评估。

3.2.2. 基于 CNN 的涂层孔隙率分析：小范围试点与课堂实施

1) 教学定位与达成目标

学生能完成一次从标注→训练→推理→统计孔隙率的闭环操作，并保存可运行脚本和权重。
学生能对比传统阈值法与 CNN 结果差异，并给出一致性理由(至少 2 条)。
学生能解释至少 1 个误分割案例(如边界模糊和污染点)并提出相应对策。

2) 课堂组织与时间

分组：与第一个模块(3.2.1)一致；角色：数据官、标注官、训练官、复核官。
课时建议：2 次 × 90 分钟 + 1 次 × 45 分钟汇报。

3) 课前准备(教师)

数据包：训练 - 验证 - 测试各 10~15 张示例(已脱敏)，附标注 mask。
双轨方案：零基础和低配(只跑权重完成推理与统计)；进阶(从 10~20 张自标注开始训练)。

4) 课堂流程(板书提示与口令)

① 第 1 次(标注 + 基线 90 min)
演示标注工具(5 min)：孔 = 1、非孔 = 0，边界模糊从保守侧处理。
小组标注并互审(20 min)，复核官对 2 张做 Kappa 一致性检查。
运行传统阈值基线脚本(10 min)：Otsu + 形态学，得到孔隙率 baseline。
课堂小测(5 min)：阈值/形态学名词卡。

② 第 2 次(训练 + 推理 90 min)
演示训练脚本(5 min)：仅改学习率、batch、epochs 三处超参。
小组训练或加载权重直接推理(40 min)，保存最优权重与 log 曲线。
在测试集推理并统计孔隙率与 95% CI (25 min)。
用模板脚本生成 Bland-Altman 图(15 min)。

③ 第 3 次(汇报 45 min)
每组 3 分钟海报式汇报：两法对比、一张失败图、1 条改进建议。
教师提问 1 个：例如“为什么边界拉丝会导致 CNN 过分割？如何缓解？”

5) 记录表(课堂版模板)

训练/验证日志：

run	lr	batch	epochs	best_IoU	Dice	备注
一致性对照：						
样品 ID	阈值法(%)	CNN (%)	差值	95%CI	失配原因(关键词)	

6) 形成性与终结性评价

形成性(40%): 标注质量与互审记录 10%; 训练和推理过程规范(目录、命名、权重保存) 15%; 一致性图表与口头解释 15%。

终结性(60%): 结果表述(指标齐全、单位和 CI 正确) 20%; 误差分析(至少 1 个失败案例 + 对策) 20%; 复现包完整性(README 文件能一键跑通) 20%。

7) 常见错误 - 即时纠偏口令

过拟合: 口令“停更久不如早停; 看 val 曲线, 耐心等最优点”。

边缘噪点: 口令“后处理一次开闭运算, 再阈值 0.5 检查”。

标注不一致: 口令“复核官抽 2 张做 Kappa, 低于 0.7 就重标”。

算力紧张: 口令“减小 patch 或直接用已给权重, 先完成统计”。

8) 作业与拓展

课后作业: 写出“阈值法适用边界”的三点总结, 并配一张图佐证。

拓展: 尝试把第一个模块(3.2.1)的显微图送入 CNN, 观察镀层缺陷统计随参数变化的趋势。

为进一步展示 AI 技术与专业知识的深度融合路径, 在虚拟仿真(3.2.1)与图像表征(3.2.2)的基础上, 本文提供一个数据分析教学设计案例。该案例以 Python 数据分析为载体, 提供完整的学习任务单 - 先修要求 - 教学资源 - 操作步骤 - 评价标准, 便于在同课程体系内“一键复用”。

3.2.3. AI 应用案例: Python 数据分析教学设计

1) 教学目标与产出(对齐 OBE)

LO1 (知识与技能): 掌握基于阈值与形态学的方法估算涂层孔隙率的基本流程, 能阐明关键参数对结果的影响。

LO2 (过程与方法): 能够完成数据清洗、图像预处理、指标计算、不确定度估计与可视化复现的完整 workflow。

LO3 (综合与迁移): 将所学方法迁移到另一批样品(或其他组数据)上并复现实验结论, 形成“方法 - 结果 - 讨论”的规范技术报告。

对应证据: 源代码与环境说明、可再现图表(含随机种子和参数)、结果表格(含均值 $\pm$ 标准差以及置信区间)、复现实验记录、技术报告与展示答辩。

2) 学习任务单(学生领取版, 可直接发放)

任务背景: 课程提供经匿名化处理的 SEM 显微图像与(可选)电化学数据。请在限定时间内完成“孔隙率测定 $\rightarrow$ 不确定度评估 $\rightarrow$ 方法比较 $\rightarrow$ 复现实验 $\rightarrow$ 技术报告”。

任务目标: ① 以给定基线代码为起点, 跑通端到端流程; ② 在 ≥ 2 组超参数和方法(如 Otsu 阈值 vs. 自适应阈值; 是否使用开闭运算)下比较结果; ③ 对至少 $n = 3$ 张图像进行批处理与统计, 并给出 95% CI 或自助法区间; ④ 完成其他组数据复现(交叉复现 1 次), 并记录差异原因; ⑤ 提交技术报告(≤ 6 页)与可执行环境说明(requirements.txt 或 conda 环境)。

交付清单: src/代码与注释、data/组织规范、results/图表与表格、report.pdf 报告、README.md 复现实验说明。

时间分配建议: 准备与预处理(20%) $\rightarrow$ 指标计算与比较(35%) $\rightarrow$ 复现实验(20%) $\rightarrow$ 报告撰写(25%)。

3) 先备知识与支持性资源

先备知识: Python 基础(Numpy、Pandas、Matplotlib)、图像处理基本概念(灰度化、阈值、形态学操作)、统计基础(均值、方差、置信区间)。

资源提供方式: 课程平台或代码仓库同步发放: ① 代码模板(1/O、去噪滤波、阈值与形态学、连通

域统计、批处理)；② 示例数据集(带像素 - 物理尺寸换算率的 SEM 图像)；③ 评价 Rubric 与报告模板；④ FAQ 与坏案例库。

数据字典(节选)：px_um_ratio (像素 - 微米换算)、method (阈值/管线名)、morphology (形态学序列)、porosity (孔隙率 0~1)。

4) 学生活动与操作步骤(流程化)

Step-1 环境与数据检查：创建虚拟环境；读取样例图；验证像素 - 物理尺寸换算(标尺验证)。

Step-2 预处理与基线跑通：选择去噪(中值或双边)；运行 Otsu 阈值得到掩膜；进行小物体移除与开和闭运算；计算孔隙率。

Step-3 方法与参数比较：与自适应阈值(局部窗口)对照；在不同结构元素半径($r = 2/3/5$)下比较 porosity；对 $n \geq 3$ 图像做批处理并输出均值 $\pm$ SD 与 95% CI。

Step-4 复现实验与不确定度：获取他组数据或第二数据包，不改动数据前提下复现流程；使用 bootstrap (1000 次)估计不确定度，报告区间与偏差来源。

Step-5 报告撰写与合规：报告包含方法、结果、讨论、威胁与局限；附复现实验记录与参数表；注明外部库以及权重来源与许可证。

基线代码见附录。如需运行附录代码，需要准备相应的 SEM 图片。

5) 形成性支持与困难点对策

常见困难：照明不均导致阈值偏差、孔隙与划痕/污点混淆、形态学参数敏感、统计样本不足。

对策：提供局部阈值和顶与底帽示例；人工抽查 5% 样本进行目测校验；规定最小样本数与交叉复现；构建失败案例库以增强系统的稳定性。

学术与伦理：禁止手工涂抹改变真值；公开代码与参数；引用合规、数据匿名化。

6) 评价标准与计分(Rubric)

A：方法正确性(40%)：流程完整、参数依据充分、代码可运行并有注释与日志。

B：结果有效性与解释(30%)：图表规范、统计口径一致，能解释差异与失败案例。

C：复现实证(15%)：完成他组数据复现并对偏差做出合理分析。

D：写作与规范(15%)：报告结构与图表规范，引用与许可合规。

评分细化：A1 流程与模块化 15；A2 参数与对照设计 15；A3 可运行与注释 10；B1 图表 + 统计 15；B2 讨论与威胁分析 15；C1 复现完成度 10；C2 差异分析 5；D1 写作版式 10；D2 复现附件与规范 5。总分 100；60 及格， ≥ 85 为优秀。

7) 证据采集与质量控制

过程性证据：代码提交记录、参数与日志、阶段性小测。结果性证据：porosity 批处理表、置信区间、复现实验对比与报告。

质量控制：同行评审(互评至少 1 组)；教师抽检(随机重跑 10% 作业)；统计规范(均值 $\pm$ SD、95% CI、样本量标注，FDR 校正)；可重复性(固定随机种子、记录依赖版本、提供最小可运行示例)。

8) 与专业知识的深度融合

材料机理对应：将“孔隙率 - 致密性 - 腐蚀通道”与电化学表征(如 R_{ct} 变化方向)建立证据链。若孔隙率下降，应在 EIS、Tafel 或显微形貌上得到呼应。

工艺参数映射：把图像指标与制程(电流密度、温度、pH、时间)建立映射假设，提出可检验的实验方案(如 DOE)。

迁移路径：可平移到缺陷检测、涂层厚度统计、晶粒尺寸估计等场景，形成“方法 - 场景 - 证据”的可复用范式。

9) 预期学习成效与局限

预期成效：工程数据处理能力、统计与可视化素养、复现与合作意识提升，报告质量与答辩表现改善。

局限性：图像质量差异导致阈值敏感；样本量与类别有限；尚未系统评估跨仪器与跨工艺的外部效应。扩展研究可引入多站点数据与更强对照设计。

3.3. 实践课程的产教融合

实践课程需与企业深度合作，开发基于真实工程场景的案例库。例如，针对航空航天领域高温涂层需求，设计“智能热障涂层制备与性能评价”综合实践项目，涵盖材料选型、工艺优化、性能检测全流程。企业工程师参与指导，使用工业级智能喷涂机器人和在线检测系统，使学生接触前沿技术，提升其工程适应能力。

4. 互动化与个性化的教学创新

4.1. 启发式教学策略

采用“问题导向 - 智能辅助 - 自主探究”教学模式。例如，在激光表面改性章节，提出“如何通过工艺参数优化实现涂层硬度与韧性平衡？”的问题，引导学生利用材料基因组计划数据库筛选候选工艺，结合强化学习算法进行多目标优化，最终通过实验验证最优方案。教师角色转变为学习促进者，通过智能问答系统实时解答学生疑问。

4.2. 互动式教学策略

构建“师生 - 生生 - 人机”多维互动生态。利用智能教学平台开展实时投票、弹幕讨论和分组竞赛，例如在热喷涂工艺选择环节，学生通过移动端投票选择参数组合，系统即时生成性能预测结果并触发班级辩论。同时，引入 AI 助教实现 24 小时答疑，通过语义分析识别学生知识盲点，推送个性化学习资源。

4.3. 案例式教学策略

开发“经典案例 - 前沿案例 - 跨学科案例”三级案例库。经典案例包括汽车发动机缸体激光淬火工艺优化；前沿案例聚焦 3D 打印涂层技术；跨学科案例则结合医学领域，分析生物活性涂层在人工关节中的应用。每个案例配套 VR/AR 资源，使学生沉浸于工程场景，通过角色扮演如工艺工程师、质量检测员，深化对知识的理解。

4.4. 课堂互动与形成性评价的落地案例

基于 3.2.1/3.2.2 的试点实施，本文将“启发式、互动式与案例式”策略转化为可观察的课堂行为与形成性证据：例如，DT 模块通过“参数卡 - 安全卡 - 记录表”实现对过程规范与偏差诊断的可视化；CNN 模块通过“标注互审-Kappa 抽检 - 一致性图”将数据质量与结果解释性前移到课堂过程之中。上述证据由教师以“即时勾选 + 口头抽问 + 小测”的方式沉淀，为后续的准实验实证评估提供了高质量过程数据来源。

5. 从工具到生态的变革

5.1. 智能化表面处理技术

课程需整合激光熔覆、等离子喷涂、气相沉积等智能装备。例如，使用配备机器视觉的激光熔覆系统，实时监测熔池温度与稀释率，通过闭环控制实现工艺稳定性；开发基于数字孪生的等离子喷涂工艺

仿真平台, 学生可在虚拟环境中调整喷涂距离、功率等参数, 预测涂层孔隙率与结合强度。

5.2. 智能化表面工程装备

实验室需配备物联网集成的智能装备。例如智能电镀生产线可自动调节电流密度、pH 值和温度, 通过传感器网络采集数据并上传至云端; 热喷涂机器人搭载力控传感器, 实现涂层厚度精准控制。学生可通过移动端远程监控设备状态, 学习工业 4.0 背景下的装备运维技术。

5.3. 人工智能驱动的教学评价

构建“过程性评价 - 智能分析 - 个性化反馈”评价体系。过程性评价涵盖课堂参与度、实验操作规范性和项目完成度; 智能分析通过学习行为数据挖掘, 如点击流、讨论记录, 评估学生知识掌握模式; 个性化反馈基于学习分析结果, 为学生推荐补救性学习资源或拓展性研究课题。例如对在涂层摩擦学性能分析中表现薄弱的学生, 系统自动推送相关 MOOC 课程和文献。

5.4. 试点研究的实证评估设计与数据采集

为检验试点模块的初步成效, 本文采用平行班准实验设计(实验班 vs 对照班, 周期 8 周), 并结合前后测、Rubric 评分、过程数据与问卷/访谈构建多证据链。主要指标包括 Δ Score(概念与情境化题)、Rubric 总分(建模/实施/解释/反思四维)、实验差错率与一致性结果(CNN vs 阈值)。统计分析采用 ANCOVA(以前测为协变量)与混合效应模型, 报告 95% CI 与 Cohen's d, 并进行 FDR 多重校正。缺失数据 < 5% 采用完全案例, $\geq 5\%$ 采用多重插补并做敏感性分析。

6. 结论

本研究以“数字孪生 - 表征分析 - 数据分析”为主线重构材料表面工程的课堂路径: 以电镀数字孪生支撑参数 - 过程推演, 以卷积网络完成涂层孔隙率分割与不确定度表述, 以 Python 统摄统计推断与证据整合。平行班试点表明, 在等量课时与资源条件下, 学生的概念迁移、操作规范性与复现实验成功率均有所提升, 课堂由展示式活动转向以过程证据驱动的闭环教学。然而, 研究仍受单院校单学期样本的限制, 证据类型偏相关, 成本核算与数据治理尚不完备, 评分者一致性亦需校准, 因而结论仍具探索性。后续工作将开展多站点复制与纵向追踪, 结合混合效应与准因果方法强化“过程 - 结果”的解释力; 同步推进成本 - 效果与时间 - 动作研究, 完善隐私与公平性框架及跨教师量规校准; 并研制用于激光熔覆参数优化的课堂助教模块, 采用 2×2 因子设计检验其对质量、一致性与能耗的影响。

参考文献

- [1] 迟光芳, 王杰, 王怡静, 等. 新工科背景下的材料表面工程技术课程教学改革探索与实践[J]. 化工设计通讯, 2025, 51(5): 52-54.
- [2] 张吉阜, 施斌卿, 陈东初. 电化学“微弧氧化”技术引入《金属材料表面工程》实验教学课程建设[J]. 广东化工, 2023, 50(10): 236-239.
- [3] 蔡会生, 郭锋, 白朴存, 等. 材料表面工程课程教学改革探索与实践[J]. 创新创业理论与实践, 2022, 5(18): 21-23.
- [4] 韦莉莉, 黄宏锋, 亓海全, 等. 面向金属材料工程专业的《材料表面工程》课程教学思考与改革[J]. 科技风, 2021(28): 46-48.
- [5] 崔龙辰. 基于“以学生为中心”理念的材料表面工程课程教学改革探索[J]. 广东化工, 2020, 47(8): 184-192.
- [6] 强新发, 巴志新. 以“材料表面工程”教学为例浅谈科研对教学的促进作用[J]. 教育现代化, 2018, 5(45): 225-226.
- [7] 李丽波, 张桂玲, 王飞. “互联网+”背景下的《材料表面与界面》工程认证体系课程建设[J]. 创新创业理论与实践, 2018, 1(17): 47-48.

- [8] 袁明月. 互动式教学法在“材料表面工程”课程中的应用[J]. 课程教育研究, 2017(36): 103-104.
- [9] 郭云霞, 卢向雨, 郭平义. 《材料表面工程技术》教学改革探索[J]. 产业与科技论坛, 2017, 16(11): 147-148.
- [10] 田立辉, 卢向雨. 《材料表面工程技术》本科教学改革探索[J]. 产业与科技论坛, 2017, 16(3): 217-218.
- [11] Kulik, J.A. and Fletcher, J.D. (2016) Effectiveness of Intelligent Tutoring Systems. *Review of Educational Research*, **86**, 42-78. <https://doi.org/10.3102/0034654315581420>
- [12] Ma, W., Adesope, O.O., Nesbit, J.C. and Liu, Q. (2014) Intelligent Tutoring Systems and Learning Outcomes: A Meta-Analysis. *Journal of Educational Psychology*, **106**, 901-918. <https://doi.org/10.1037/a0037123>
- [13] Gervet, T., Koedinger, K., Schneider, J. and Mitchell, T. (2020) When Is Deep Learning the Best Approach to Knowledge Tracing? *Journal of Educational Data Mining*, **12**, 31-54.
- [14] Levin, N.A. (2021) Process Mining Combined with Expert Feature Engineering to Predict Efficient Use of Time on High-Stakes Assessments. *Journal of Educational Data Mining*, **13**, 1-15.
- [15] Radianti, J., Majchrzak, T.A., Fromm, J. and Wohlgemant, I. (2020) A Systematic Review of Immersive Virtual Reality Applications for Higher Education: Design Elements, Lessons Learned, and Research Agenda. *Computers & Education*, **147**, Article 103778. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103778>
- [16] Suhail, N., Bahroun, Z. and Ahmed, V. (2024) Augmented Reality in Engineering Education: Enhancing Learning and Application. *Frontiers in Virtual Reality*, **5**, Article 1461145. <https://doi.org/10.3389/frvir.2024.1461145>