

人工智能辅助大学物理实验数据处理教学的实践探索

吴雄利

怀化学院 物电与智能制造学院, 湖南 怀化 418000

DOI:10.61369/EIR.2026090037

摘 要 : 大学物理实验中的数据处理连接实验操作、规律判断与结论形成, 是学生建立实验思维的重要环节。针对传统教学中数据筛查依据不足、拟合结果解释偏弱、处理过程难以追踪等问题, 课程将人工智能嵌入原始数据质检、异常识别、模型拟合、误差分析与结果复核等任务, 设置人机互证节点和过程记录要求, 并结合典型实验组织分层训练。实践结果表明, 学生对异常数据、拟合参数及误差来源的判断更加规范, 数据处理过程的可解释性和可追溯性有所增强。教学实践说明, 合理限定人工智能的介入边界, 保留学生预判、验证与物理解释环节, 有助于提升实验数据处理质量, 并为过程性评价和差异化指导提供连续证据。

关 键 词 : 人工智能; 大学物理实验; 数据处理; 人机互证; 过程评价

Exploration of Artificial Intelligence Assisted Data Processing Teaching in University Physics Experiments

Wu Xiongli

School of Physics Electronics and Intelligent Manufacturing, Huaihua University, Huaihua, Hunan 418000

Abstract : Data processing in university physics experiments is an important link for students to establish experimental thinking by connecting experimental operations, pattern judgment, and conclusion formation. In response to the problems of insufficient data screening basis, weak interpretation of fitting results, and difficulty in tracking processing in traditional teaching, the course embeds artificial intelligence into tasks such as raw data quality inspection, anomaly recognition, model fitting, error analysis, and result review. It sets up human-machine mutual verification nodes and process recording requirements, and organizes hierarchical training based on typical experiments. The practical results show that students have a more standardized judgment of abnormal data, fitting parameters, and error sources, and the interpretability and traceability of the data processing process have been enhanced. Teaching practice has shown that reasonably limiting the intervention boundaries of artificial intelligence and retaining the stages of student prediction, verification, and physical interpretation can help improve the quality of experimental data processing and provide continuous evidence for process evaluation and differentiated guidance.

Keywords : artificial intelligence; college physics experiment; data processing; human-machine mutual verification; process evaluation

人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术的飞速发展给教育领域带来了前所未有的机遇与挑战。大学物理实验兼具操作训练、数据分析和规律验证等任务, 实验智能辅助系统已逐步参与实验过程记录与过程性评价, 为学生学习状态识别提供新的技术条件^[1]; 数智技术向实验课程持续渗透后, 智能指导、资源匹配和实验反馈等教学环节也得到进一步拓展^[2]。课程建设由单一数字资源应用转向数据、平台与教学活动协同组织, 物理实验教学的数字化转型由此呈现出更强的过程连接特征^[3-4]。

实验数据处理是人工智能进入大学物理实验后值得重点关注的教学节点, 其任务包含原始数据整理、异常值判断、函数拟合、误差分析及物理意义解释, 各环节均要求学生保留独立判断。人工智能已经被用于密立根油滴等具体实验的教学设计, 为复杂数据计算和结果分析提供辅助; Python 等工具在声速测定中的数据处理与可视化应用, 也显示出数字技术改善运算效率和结果呈现的现实价值^[5-6]。实际教学仍需警惕学生直接接受算法结果的倾向, 数据处理教学应进一步明确智能工具的介入节点、学生的判断责任与教师的评价依据, 使计算效率与实验推理保持一致。

一、人工智能辅助大学物理实验数据处理教学的实践价值

（一）提升实验数据处理的认知透明度

大学物理实验数据处理包含变量关系识别、异常数据判断、模型选择、参数求解与物理解释等连续认知活动，学生对数据作出的每一次取舍都对应实验原理、测量条件和数学模型之间的关系判断。人工智能参与数据分析后，学生的问题表达、模型比较、结果修正和解释过程能够形成较清晰的认知轨迹，使原本隐藏于计算步骤中的判断依据逐渐外显^[7]。从认知负荷理论与元认知理论看，智能工具承担重复运算和基础图形生成，有利于学生将有限认知资源集中于模型适用条件、参数意义及结果可信度，并在机器结果与个人预判存在差异时重新审视推理依据，由此增强数据处理过程的可解释性和自我监控水平。

（二）强化实验推理过程的证据留存

大学物理实验能力具有明显的过程属性，相同计算结果可能对应不同的认知质量，教师仅依据最终数据表、拟合图和实验结论，较难准确识别学生在方法选择、误差判断及结果验证中的真实水平^[8]。人工智能辅助环境能够保留数据修改、提问内容、拟合方案变化、结果比对和解释修订等学习痕迹，使实验推理由结果呈现延伸为连续证据，并为形成性评价提供更细的观察单元^[9]。依据证据中心评价思想，教师可从数据判断、方法选择、物理解释和结果复核等环节识别能力差异，进一步区分计算性偏差、方法性偏差与原理性偏差，从而提高实验评价对学生真实数据处理能力的辨识度。

二、人工智能辅助大学物理实验数据处理教学的实践难点

（一）数据异常辨识停留于结果判断

大学物理实验中的异常数据具有较强的情境依赖性，数值偏离既可能来自读数误差、仪器分辨率、操作波动或环境扰动，也可能反映实验对象在特定条件下的真实变化，学生若直接依据 AI 给出的离群标记决定数据取舍，容易忽略测量过程和物理条件之间的关联^[10]。以声速测定为例，某组数据偏离平均值时，学生往往先关注偏差大小，却较少核对共振位置、温度条件、读数顺序和重复测量结果，统计异常与实验异常由此被混为一体；当偏离值被直接删除后，拟合结果虽然可能更加集中，但原始测量信息和异常来源随之被遮蔽，数据筛查容易停留在结果判断层面。

（二）算法输出与物理解释衔接不足

人工智能能够快速完成线性回归、曲线拟合、误差传播和图像生成，但学生对算法结果的理解仍需回到实验模型、量纲关系和参数含义之中，否则数据处理容易被压缩为“输入数据—获取结果”的计算过程^[11]。例如拟合优度较高时，部分学生会直接认定模型合理，却没有继续观察残差分布和变量关系；AI 给出斜率、截距或误差值后，学生也可能忽略其对应的物理量、单位和数量级，尤其在多个模型均能取得较高拟合度时，模型选择更容

易依赖算法推荐，实验原理对数据分析的约束作用随之减弱，数学结果与物理解释之间形成明显断点。

（三）过程记录难以支撑能力诊断

传统大学物理实验报告主要保留原始数据表、计算公式、拟合图和最终结论，学生在数据清洗、模型比较、异常值判断和结果修订中的中间过程通常缺少连续记录，人工智能介入后，这种证据缺口更加明显^[12]。同一份结果正确的实验报告，可能来自学生独立判断后借助 AI 校验，也可能来自直接接受工具输出，教师仅依据最终成品难以区分两类学习状态；当学生修改异常数据、更换拟合模型或调整误差表达时，若原始版本和修改依据未被保留，教师也难以判断偏差究竟来自计算步骤、方法选择还是实验原理理解，过程证据的粒度不足会直接影响能力诊断的准确性。

三、人工智能辅助大学物理实验数据处理教学的实践策略

（一）前置数据质检，建立异常判别规则

大学物理实验数据进入拟合、误差计算和参数求解之前，应先完成质量属性识别，其依据来自测量不确定度理论、仪器分辨率约束和实验可追溯要求^[13]。教师可将原始数据质检划分为完整性、统计性和物理性三个层级：完整性检查测量次数、单位、有效数字和字段缺失，统计性检查均值、标准差、相对偏差与四分位距，物理性检查仪器量程、理论变化方向、实验条件和重复测量一致性；其中必填字段完整率设为 100%，同组数据单位一致率设为 100%，有效数字位数与仪器最小分度保持对应，超出 $Q1-1.5IQR$ 或 $Q3+1.5IQR$ 的数据仅标记为“待核”，后续处置仍需结合原始测量条件作出判断。人工智能在这一环节承担字段识别、统计运算和异常标记，学生负责核验数据来源并填写保留、复测、修正或剔除的处理依据，使统计判断始终落在实验测量语境之内^[14]。

以声速测定实验为例，教师可要求学生在完成共振位置读取后，将“测量序号、共振位置、温度、单位、仪器分度值、操作备注”录入统一数据表，再借助 Python 开展质检，其中 pandas 读取表格并检查空值、字段类型和单位标记，numpy 计算均值、标准差与相对偏差，箱线图负责定位偏离较大的观测值，人工智能依据输出结果分别标注“格式异常”“统计异常”“条件异常”。若某次共振位置明显偏离相邻测量结果，系统先保留原始值并生成待核标签，学生随后回查游标读数、共振峰判定、温度记录、测量顺序和同条件下的重复测量数据；发现转录错误时，记录原值、更正值和更正原因，确认仪器读数真实但波动较大时，则安排同条件复测并将新旧数据并列保存。教师可设置“原始值—异常标签—AI 提示—实验核验—处理决定”五栏质检单，其中处理决定限定为保留、复测、修正、剔除四类，剔除项必须写明仪器、操作或实验条件依据，修正项必须保留修改前数据及来源记录，完成质检的数据方可进入后续拟合与误差计算^[15]。

（二）嵌入人机互证，校准模型解释链条

大学物理实验的数据拟合同时受数学关系、实验原理和测量

条件约束,人工智能给出的回归方程、相关系数及参数估计只能作为分析结果,学生仍需完成模型适用性与物理合理性的双重核验。教师可依据模型认知与证据推理要求,将处理过程设置为“先验判断—算法拟合—统计核验—物理解释”四个连续环节:学生先写明变量关系、预期函数形式及参数含义,再调用 Python 完成计算,其中线性关系采用 `scipy.stats.linregress` 或 `numpy.polyfit`,非线性关系采用 `scipy.optimize.curve_fit`,`matplotlib` 同步生成散点图、拟合曲线与残差图;人工智能负责解释拟合指标、提示参数异常和梳理模型差异,学生需逐项核对斜率、截距、量纲、数量级与残差特征,并保留独立判断记录^[16]。模型选择由实验公式和测量关系共同约束,相关系数较高时仍需检查残差是否呈随机分布,参数数值合理时还需核对其物理意义与实验器材条件,形成完整的模型解释链条^[17]。

以牛顿环实验为例,学生完成各级暗环直径测量后,先依据理论关系判断应将环级作为自变量、作为因变量,并写出预期线性关系以及斜率所对应的曲率半径或光波波长,再将数据导入 Python 生成散点图和线性拟合结果。若程序得到,学生仍需观察残差图;当残差在高环级连续向同一方向偏移时,应继续核查环中心定位、显微镜读数、环级编号和边缘识别误差,并重新判断数据区间是否满足线性近似条件。斜率求得后,学生根据实验公式换算目标物理量,同时核对单位换算、量纲关系和数量级,并将器材标称参数作为合理性参照;若人工智能给出的参数解释与理论关系不一致,学生应返回拟合方程和实验公式定位差异来源。教师还可设置“手工计算结果—Python 拟合结果—AI 解释结果—差异来源—最终采用值”五栏互证表,要求学生逐项说明一致项与偏离项,将模型选择、参数解释和残差判断完整保留在同一处理链中^[18]。

(三) 贯通过程留痕,生成能力诊断证据

大学物理实验数据处理具有连续性,教师需要依据学生在数

据修订、模型选择和结果解释中的操作痕迹判断能力水平。教师可将 AI 参与过程拆分为原始数据版本、交互指令、模型选择、结果修订和最终解释五类记录,每次修改同步登记对象、前后值及理由;评价设置数据规范性 25%、方法选择 25%、物理解释 30%、结果复核 20%,各维按 1-4 级标记,分别对应依赖提示、依据不全、独立判断和多方案比较^[19]。

以牛顿环数据处理为例,教师可建立“实验编号—任务节点—AI 操作—学生修改—教师判定—下一任务”六字段记录表。若学生依据 AI 提示直接更换拟合模型,且未说明残差、理论关系或参数含义,则方法选择记为 2 级;若学生结合残差分布、实验公式和量纲关系完成取舍,则记为 3 级或 4 级。系统按连续三次实验汇总各维表现,某项指标连续两次处于 2 级及以下时生成专项任务:数据规范性偏低者补做有效数字和单位修订,方法选择偏低者完成多模型拟合比较,物理解释偏低者补写参数含义与误差来源,结果复核偏低者增加量纲检查和手算验证,教师据此调整下一次实验的任务难度与 AI 提示等级^[20]。

四、结语

人工智能融入大学物理实验数据处理教学,需要围绕原始数据审查、模型拟合、误差分析和结果解释等关键环节明确技术介入边界,并保留学生独立判断与物理复核过程。数据质检、人机互证和过程留痕能够将数据处理中的操作依据、模型选择和修订过程纳入教学观察,使实验数据分析由结果呈现延伸至完整推理过程。后续教学可继续结合不同实验项目的数据结构完善提示规则、评价口径与任务分级,细化人工智能在不同能力阶段的使用范围,使技术工具与实验原理理解、数据分析能力和科学思维训练保持协调。

参考文献

- [1] 吴肖,胡峰,朱道云,等.基于实验智能辅助系统的大学物理实验过程性评价的探索与实践[J].实验室研究与探索,2026,45(8):153-160.
- [2] 张秋兰,邵天骄,胡昉.数智驱动:AI 赋能大学物理实验教学创新实践[J].湖北开放职业学院学报,2026,39(13):12-14.
- [3] 金立,程琳,吴小平,等.基于数智赋能的大学物理实验课程建设研究[J].中国现代教育装备,2026,(11):51-53.
- [4] 姜海丽,刘艳磊,姜富强,等.从混合到智慧:数字化转型赋能物理实验教学[J].实验室研究与探索,2026,45(6):146-153.
- [5] 黄盈盈,梁珊珊,张孟.结合化工特色的人工智能辅助大学物理实验教学设计——以密立根油滴实验为例[J].化工高等教育,2026,43(2):101-104.
- [6] 潘美玲,董子阳,孙楠楠.Python 在声速测定中的数据处理与可视化分析应用[J].河北水利电力学院学报,2026,36(2):79-84.
- [7] 潘芊何,汤长烁,邱鑫鑫,等.大学物理实验教学辅助 AI 智能体的建设与实践[J].大学物理,2026,45(3):85-90+114.
- [8] 张科,李兰兰,张贤.新工科背景下大学物理实验课程体系构建与实践[J].淮南师范学院学报,2026,28(2):123-128.
- [9] 卢树华,田方,尹晓英.新一代人工智能背景下大学物理教学改革探讨[J].物理与工程,2026,36(1):122-128.
- [10] 姜文印,王锦辉,王宇兴,等.人工智能技术赋能大学物理实验课程的探索和实践[J].物理实验,2026,46(2):51-57.
- [11] 李伶利,杨会静,仇洪波,等.双创驱动下基于 DeepSeek 的大学物理实验教学设计创新与实践研究[J].唐山师范学院学报,2026,48(1):106-114.
- [12] 王哲,何明睿.AI 辅助的大学物理教学模式创新研究[J].才智,2025,(34):9-12.
- [13] 马昕瑶.人工智能赋能大学物理教学的有效策略探究[J].广西物理,2025,46(3):62-64.
- [14] 姜文印,刘宸宇,王宇兴,等.大语言模型在大学物理实验课程中的应用探究[J].大学物理,2025,44(7):36-44+77.
- [15] 刘升光,李宏升,刘雅新,等.人工智能在大学物理实验教学中的应用——以激光测水深实验为例[J].物理实验,2025,45(2):39-45.
- [16] 潘崇佩,廖康启,孔勇发.生成式人工智能背景下的近代物理实验教学改革[J].实验室研究与探索,2024,43(12):117-122.
- [17] 王佳乐,王旗.数字化大学物理实验课程赋能个性化人才培养[J].物理实验,2024,44(7):35-40.
- [18] 裴艺丽,张师平,陈森,等.数字化教育背景下大学物理实验 MOOC 教学模式探索与实践[J].物理与工程,2024,34(2):136-145.
- [19] 齐红霞.对大学物理实验在线教学的探索[J].科技资讯,2022,20(14):163-165.
- [20] 郭庆,乔翠兰.来路与进路:5G 时代物理实验教学新样态[J].物理通报,2021,(2):2-6+10.