

面向实践能力培养的时空大数据分析与时空大数据挖掘教学改革研究

汪李娜¹, 张家毓²

¹铜陵学院智能建造与空间信息学院, 安徽 铜陵

²南京市长江河道管理处, 江苏 南京

收稿日期: 2026年8月4日; 录用日期: 2026年9月16日; 发布日期: 2026年9月29日

摘要

随着大数据、人工智能与地理空间信息技术的深度融合, 时空数据分析能力已成为地理信息类专业人才培养的重要组成部分。针对《时空大数据分析与时空大数据挖掘》课程中知识内容碎片化、理论与程序实践衔接不足、通用方法与专业场景融合不充分以及评价方式相对单一等问题, 本文以实践能力培养为导向, 提出“一链三阶、多元评价”的教学改革模式。“一链”以“问题-数据-方法-模型-评价”为完整数据分析流程, 重构课程内容; “三阶”按照“基础认知-方法实践-综合应用”组织递进式任务; “多元评价”综合前后测、课堂任务、综合作品和问卷调查评价学习成效。以同一教学班54名学生为对象开展教学实践, 结果显示, 学生综合成绩由84分提高至90分, 课堂任务完成率由85%提高至94%; 综合作品中数据处理、模型应用和结果解释三个维度的平均成绩分别为88分、90分和92分, 40份有效问卷中各项“同意及非常同意”比例均达到96%以上。多源评价结果表明, 该模式有助于强化学生对完整数据分析流程的认识, 促进其由程序复现向方法选择、结果解释与自主分析转变, 可为地理信息及相关专业数据分析类课程的实践教学改革提供参考。

关键词

时空大数据, 教学改革, 任务驱动, 案例教学, Python, 实践能力

Teaching Reform of Spatiotemporal Big Data Analysis and Mining for Practice-Oriented Competency Development

Lina Wang¹, Jiayu Zhang²

¹School of Intelligent Construction and Spatial Information, Tongling University, Tongling Anhui

²Nanjing Yangtze River Management Office, Nanjing Jiangsu

Received: August 4, 2026; accepted: September 16, 2026; published: September 29, 2026

文章引用: 汪李娜, 张家毓. 面向实践能力培养的时空大数据分析与时空大数据挖掘教学改革研究[J]. 职业教育发展, 2026, 15(10): 38-48. DOI: 10.12677/ve.2026.1510410

Abstract

With the deep integration of big data, artificial intelligence, and geospatial information technologies, competence in spatiotemporal data analysis has become an important component of talent development in geographic information and related disciplines. To address fragmented knowledge organization, insufficient connection between theory and programming practice, inadequate integration of general methods with domain scenarios, and relatively single-dimensional assessment in Spatiotemporal Big Data Analysis and Mining, this study proposes a teaching reform model featuring “one task chain, three progressive stages, and multi-source assessment.” The task chain follows the complete workflow of problem definition, data processing, method selection, model construction, and evaluation; the three stages progress from foundational cognition to method-oriented practice and comprehensive application; and learning outcomes are evaluated through pre-/post-tests, classroom tasks, comprehensive student work, and questionnaires. The reform was implemented in one class of 54 students. The overall mean score increased from 84 to 90, while the classroom task completion rate increased from 85% to 94%. For the comprehensive work, the mean scores for data processing, model application, and result interpretation were 88, 90, and 92, respectively; among 40 valid questionnaires, the proportion of students selecting “agree” or “strongly agree” exceeded 96% for all items. Multi-source evaluation results indicate that this model helps strengthen student’ understanding of the complete data analysis workflow, promotes their transition from program reproduction to method selection, result interpretation, and independent analysis, and can provide a reference for practical teaching reform in data analysis courses for geographic information and related majors.

Keywords

Spatiotemporal Big Data, Teaching Reform, Task-Driven Learning, Case-Based Teaching, Python, Practical Competency

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. 研究背景

随着数字技术的快速演进, 遥感卫星、无人机、移动终端、全球导航卫星系统、传感器网络及互联网位置服务等持续产生大规模、多源异构的时空数据。数据规模、类型与获取方式的持续扩展, 推动地理科学研究由传统空间数据管理与统计分析逐步向数据驱动的时空规律发现、过程模拟与智能预测转变。

与此同时, 人工智能与机器学习技术正加速融入地理信息、资源环境和城市治理等领域。数据获取、数据清洗、特征分析、模型构建及结果评价已成为相关专业学生开展科学研究与解决实际问题的重要基础能力。在教育数字化和人工智能赋能教育持续推进的背景下, 课程体系、教学方式与评价机制亟需进一步适应数字化、智能化人才培养需求[1]-[3]。

《时空大数据分析 with 挖掘》是衔接地理信息科学、数据科学与人工智能方法的重要专业课程, 教学内容涵盖数据分析基本概念、数据获取、数据预处理、机器学习及模型评价等环节, 并涉及 NumPy、Pandas、Scikit-learn、Matplotlib 等 Python 数据分析工具的综合应用。其中, Scikit-learn 为分类、回归、聚类、降维及模型评价提供了较为统一的机器学习实现框架[4], Pandas 则为结构化数据组织、清洗与分析提供了重要工具支撑[5]。课程整体具有显著的交叉性、方法性与实践性特征。

现有教学实践仍存在若干亟待解决的问题: 其一, 课程知识点数量较多且跨章节分布, 学生在掌握单一函数或算法后, 仍难以形成贯通数据获取、处理、建模与评价的系统分析框架; 其二, 理论讲授与程序实践之间衔接不足, 学生易出现原理理解与方法实现相互割裂的现象; 其三, 通用机器学习方法与时空数据专业场景的融合深度不足, 课程专业特色有待进一步强化; 其四, 课程评价较多聚焦考试成绩或最终程序结果, 难以充分反映学生在数据诊断、方法选择、模型评价和结果解释等方面的综合实践能力。已有研究从成果导向教育、阶梯式实践、工程项目驱动、数据可视化课程改革以及渐进式 Python 项目教学等方面进行了探索[6]-[10], 为本课程的目标重构、实践设计与评价改进提供了参考。

从教育理论看, 本研究并非简单叠加教学方法, 而是以成果导向教育(Outcome-Based Education, OBE)、项目驱动学习(Project-Based Learning, PBL)和认知学徒制形成互补支撑。OBE 强调围绕预期学习产出反向组织课程目标、教学活动与评价证据[11]; 项目驱动学习强调以具有情境性和开放性的任务组织学习, 使学生在持续探究、方法选择与成果产出过程中实现知识迁移[12]; 认知学徒制则强调通过示范、指导、支架、反思与逐步撤除支架, 使专家解决问题时的思维过程显性化, 并逐步提升学习者的自主性[13]。据此, 本文以“一链”贯通课程目标与专业数据分析流程, 以“三阶”体现由教师示范和支架支持向学生自主探究的渐进过渡, 并以“多元评价”形成与能力产出相对应的评价证据, 从而建立“目标-任务-支架-评价”相互衔接的课程改革逻辑。

基于上述问题与理论基础, 本文以实践能力培养为核心, 对课程通用技术模块的教学内容、案例体系、课堂组织与学习评价进行系统重构, 提出“一链三阶、多元评价”的教学模式, 并通过同一教学班的前后测、课堂任务、综合作品和问卷调查对实施效果进行多源评价, 以考察该模式对学生系统分析、方法迁移与实际问题解决能力培养的作用。

2. 重构“一链三阶”课程教学体系

2.1. 构建面向实践能力的课程培养目标

传统《时空大数据分析与挖掘》课程目标较多侧重于基本理论、分析方法及软件工具的掌握, 对学生综合运用相关知识解决实际数据问题的能力关注相对不足。鉴于时空大数据分析具有方法综合性强、实践环节多以及应用场景复杂等特点, 本次教学改革以实践能力培养为导向, 对课程培养目标进行重新定位, 将知识学习、技术应用与问题解决能力有机贯通, 推动课程目标由知识传授和工具使用向综合分析能力培养转变。

在知识层面, 注重学生对时空大数据分析基本理论、技术体系及完整分析流程的系统认识, 使其理解数据获取、数据清洗、数据转换、标准化与归一化、特征处理、分类、回归和模型评价等环节之间的内在联系, 并能够根据不同数据特征认识相关方法的适用条件及局限性。在技术层面, 将 Python 及 NumPy、Pandas、Scikit-learn、Matplotlib 等数据分析工具融入具体教学任务, 使程序实现成为理论方法向实际应用转化的重要载体, 强化学生对数据读取、预处理、模型构建、结果可视化及性能评价等基本技术流程的掌握。在此基础上, 课程进一步强化学生的问题识别与分析能力, 引导其由按照既定步骤完成程序操作, 逐步转向依据数据特征自主判断数据质量、分析问题类型并选择相应处理方法。例如, 针对缺失数据、异常观测、重复记录和特征冗余等问题, 不再将具体函数调用作为主要学习目标, 而是强调对问题成因、处理策略及其可能影响的综合判断。通过这一过程, 使学生逐步建立从数据特征识别到方法选择、从模型构建到结果评价的分析逻辑。最终, 课程培养目标指向学生综合实践能力的形成, 即能够面向具体时空数据分析任务, 将专业知识、数据处理方法与计算工具进行有效整合, 自主完成问题界定、数据获取与预处理、分析方法选择、模型构建、性能评价及结果解释等环节, 形成较为完整的数据分析与问题解决能力。由此, 课程培养目标由相对独立的知识和技能要求转变为面向实际任务的综合能力培养,

为后续专业课程学习以及复杂时空数据问题分析奠定基础。

2.2. 基于数据分析流程的教学内容重构

《时空大数据分析 with 挖掘》涉及数据获取、数据预处理、特征处理、模型构建及性能评价等多个教学内容,各环节既具有相对独立的方法体系,又共同构成完整的数据分析过程。传统教学通常依据知识类别或算法类型分章节展开,虽然有利于基本概念和具体方法的系统讲授,但容易弱化不同教学内容之间的衔接关系,学生在掌握单项方法后仍难以形成面向实际问题的整体分析思路。基于此,本次教学改革以数据分析的一般过程为主线,对原有教学内容进行重新组织,将问题界定、数据获取与认知、数据预处理、分析方法选择、模型构建、性能评价及结果解释等环节有机衔接,使课程知识由相对分散的教学单元转化为相互关联的分析过程。

在教学内容组织上,首先由具体数据情境引出分析目标,引导学生从研究问题出发认识数据类型、结构特征及质量状况,在明确数据特征和分析需求的基础上选择相应的数据处理与建模方法。数据预处理不再作为模型训练之前相对独立的技术操作,而是与后续分析目标建立联系,使学生理解缺失值处理、异常值识别、数据转换、标准化及特征选择等操作对模型性能和分析结果的影响。模型教学则进一步结合数据类型与任务需求,引导学生理解分类、回归等方法的适用场景,并通过模型评价和结果解释检验所采用分析方法的合理性。例如,在连续降雨数据教学中,不再单独讲授缺失值填补函数,而是首先分析观测缺失可能对时序特征及后续模型分析产生的影响,在此基础上比较统计填补、插值、回归预测和 KNN 预测等不同处理方法,并结合处理后的数据变化讨论各种方法的适用条件。类似地,在分类与回归教学中,将数据预处理、模型训练和性能评价纳入同一分析过程,使学生认识到模型构建并非独立环节,其结果受到数据质量、特征表达及参数设置等多方面因素影响。通过上述重构,课程内容由以知识点和算法为中心的线性讲授逐步转向以数据分析过程为基础的系统组织,强化了数据处理、方法选择、模型构建和结果评价之间的逻辑关联。一方面有利于学生建立较为完整的时空大数据分析知识结构,另一方面也为后续综合案例教学和开放性实践任务的开展提供了内容基础。

2.3. 递进式实践教学内容设计

考虑到《时空大数据分析 with 挖掘》兼具理论性与实践性,且不同学生在编程基础、数据分析经验和方法理解等方面存在一定差异,课程实践内容需要在知识难度与任务开放程度上形成合理梯度。阶梯式实践和渐进式项目驱动教学强调通过逐步提高任务复杂度与自主性,促进学生由基础操作向综合实践能力过渡[7][8][10]。基于此,本次教学改革依据学生对数据分析方法的认知深化过程,对实践教学内容进行递进式组织,使学生由基本概念和工具操作逐步过渡到方法应用,并最终形成较为完整的数据分析与综合实践能力。

课程前期以基本概念理解和数据分析工具使用为主要内容,借助 Scikit-learn 内置数据集和模拟数据,帮助学生熟悉数据读取、数据结构、描述性统计及可视化等基础操作。在这一阶段,教学重点并非要求学生掌握复杂模型,而是通过相对规范、结构清晰的数据,使其建立对数据特征、分析流程以及 Python 数据分析环境的基本认识,为后续方法学习提供必要基础。在此基础上,课程逐步转向具体数据问题的处理与分析,将缺失值处理、异常值识别、重复数据处理、数据转换、标准化与归一化、特征选择及数据降维等内容融入相应案例。教学过程中强调数据特征与方法选择之间的对应关系,通过比较不同处理方法对数据分布、特征表达及模型结果的影响,引导学生由单纯掌握函数调用转向理解方法适用条件及其分析意义。同时,将程序实现与结果可视化相结合,使学生能够直观认识不同处理策略对分析结果产生的影响。随着课程内容的深入,实践任务逐步提高综合性和开放性。教师适当减少程序模板和操作步骤,仅提供数据背景、分析目标及必要约束,由学生自主确定数据检查方式、预处理策略、模型类型和评价

指标，并完成模型训练、结果可视化及分析解释。通过将前期学习的数据处理、特征分析、模型构建和性能评价等内容进行综合运用，使学生逐步形成从数据认识、方法选择到结果解释的完整分析能力。

这种递进式实践内容安排能够降低学生从单项知识学习向综合任务应用过渡的难度，同时避免实践教学长期停留在代码模仿和固定流程复现层面。通过逐步提高任务复杂度和自主决策要求，使课程实践由基础操作训练向综合分析能力培养延伸，为后续专业数据分析任务及创新实践奠定基础。

3. 实施方案细化与教学案例设计

3.1. 核心教学内容改造实例：数据预处理

数据预处理是连接数据获取与模型分析的关键环节，也是形成数据质量意识的重要教学内容。传统教学通常按照缺失值、异常值和重复值等知识点分别讲授，学生容易停留于函数功能记忆，难以建立方法选择与数据特征之间的联系。改革后，以具有连续时间属性的降雨数据作为贯穿案例，通过设置缺失观测，引导学生识别数据质量问题，并依次比较均值、中位数、前向填充、后向填充、插值、线性回归预测和 KNN 预测等方法的处理结果。

通过对同一数据集实施多种处理策略并进行可视化比较，可使学生从结果差异出发分析不同方法的统计假设、适用条件及潜在局限，推动数据预处理教学由函数操作训练转向面向数据特征的方法判断与分析决策。具体教学改造内容见表 1。

Table 1. Comparison of data preprocessing teaching before and after reform

表 1. 数据预处理教学改造对比

教学环节	传统教学方式	改革后的教学方式	能力目标
缺失值处理	介绍删除、均值填补等基本方法	基于同一降雨数据比较均值、中位数、插值、回归与 KNN 等填补策略	形成基于数据特征的方法选择能力
异常值处理	讲解 Z-score 与 IQR 等基本原理	结合实际数据实施异常检测并利用箱线图进行辅助判读	提升异常识别与影响分析能力
重复值处理	介绍 drop_duplicates() 等函数	设置重复记录并分析重复数据对统计结果的影响	强化数据质量控制意识
标准化与归一化	讲解基本公式与函数调用	比较不同尺度特征处理前后的分布及模型响应	理解特征尺度对模型分析的影响
特征选择	分别介绍典型方法	比较不同特征组合对模型性能与解释结果的影响	培养特征分析与筛选能力

3.2. 分类与回归案例教学

模型教学阶段分别设置分类与回归任务。分类教学可采用手写数字等标准数据集，组织学生完成数据读取、训练集划分、模型训练与预测，并借助混淆矩阵分析不同类别的识别情况。在模型评价环节，在 Accuracy 基础上进一步引入 Precision、Recall 和 F1-score，引导学生理解不同指标的评价侧重点及其适用情境。

回归教学围绕连续变量预测任务展开，要求学生依次完成数据加载、训练集与测试集划分、回归模型构建、预测结果输出、观测值与预测值可视化比较以及 R^2 、RMSE 等指标计算。针对具有显著时空过程特征的应用任务，可进一步引入 NSE、KGE 等评价指标，促进模型评价由通用机器学习范式向专业时空分析情境延伸。

3.3. 构建递进式任务教学方式

针对学生编程基础与认知水平存在差异的实际情况，将实践任务划分为基础任务、提高任务与综合

任务三个层次。基础任务提供完整或半完整的代码框架，重点强化基本操作与工具使用；提高任务仅提供数据与关键提示，要求学生自主确定数据处理与分析方法，重点培养方法选择与迁移能力；综合任务主要提供问题背景、数据及分析目标，要求学生独立设计分析流程，重点评价其综合问题解决能力。

通过任务难度与开放程度的递进设计，形成由示范模仿向迁移应用、由结构化任务向开放性任务逐步过渡的实践教学路径，从而兼顾不同基础学生的学习需求与能力发展。

3.4. 多元化课程评价体系设计

传统数据分析课程评价往往以期末考试成绩或程序最终输出作为主要依据，难以充分揭示学生在分析过程中的能力表现。改革后，课程评价从数据认识与问题分析、数据处理与程序实现、模型构建与方法选择、模型评价与结果分析四个维度展开，强调评价对象由单一结果拓展至方法选择的合理性、实现过程的规范性以及结果解释的科学性。各评价维度及其权重见表 2。

Table 2. Framework for assessing students' comprehensive competency
表 2. 学生综合能力评价量表

评价维度	主要评价内容	权重
数据认识与问题分析	任务理解、数据问题识别及分析目标界定	20%
数据处理与程序实现	数据处理策略的合理性与程序实现的规范性	25%
模型构建与方法选择	模型选择依据、方法适配性与实现正确性	25%
模型评价与结果分析	评价指标適切性、结果解释与结论科学性	30%

3.5. 教学实践材料设计

3.5.1. 具体教学案例设计

为增强“一链三阶、多元评价”教学模式的可操作性，以“连续降雨数据预处理与质量诊断”为例给出具体教学案例设计。教学环节、教师活动、学生活动及评价证据见表 3。

Table 3. Teaching case design outline for continuous rainfall data preprocessing
表 3. 连续降雨数据预处理教学案例设计大纲

教学环节	教学目标	教师活动	学生活动与产出	评价证据
1. 情境导入与问题识别	识别缺失、异常和重复记录对连续观测的影响	提供带有典型质量问题的降雨序列，示范数据概览与可视化诊断	完成数据质量清单，说明主要问题及潜在影响	问题识别是否完整；判断依据是否合理
2. 方法示范与比较	理解不同缺失值处理方法的假设与适用条件	示范均值/中位数、前后向填充、插值、回归与 KNN 等方法，并提示比较维度	对同一缺失片段实施不少于 3 种方法，绘制处理前后对比图	代码规范性；方法实现正确性；比较是否基于数据特征
3. 自主选择与解释	由函数调用转向方法选择与结果解释	减少操作步骤，仅提供问题约束和评价提示	自主选择处理策略并说明理由，分析其对分布和连续性的影响	方法选择依据；结果解释的科学性
4. 迁移应用	将预处理策略迁移到新数据情境	提供另一段不同缺失模式或含异常值的数据	独立完成诊断、处理与可视化，并提交简短分析报告	迁移能力；流程完整性；报告表达
5. 反思与总结	形成“数据特征 - 方法假设 - 处理效果”的分析框架	组织不同方案展示和对比，归纳常见误区	修订方案并形成个人方法选择清单	反思质量；能否解释方法适用边界

3.5.2. 综合性任务设计

在综合应用阶段，以课程中已使用的降雨数据分析内容为基础设计综合性任务，要求学生将数据检查、预处理、建模、评价和结果解释整合为完整分析过程。任务要求见表 4。

Table 4. Comprehensive task brief
表 4. 综合性任务书

项目	任务要求
任务名称	降雨观测数据综合分析与预测
任务背景	给定包含缺失值、异常值、重复记录及多个影响变量的连续降雨观测数据。学生需面向“获得可靠数据并完成连续变量预测”的目标，自主设计分析流程。
核心任务	① 明确分析问题并检查数据质量；② 比较并选择缺失值/异常值处理策略；③ 完成必要的数据转换、标准化或特征处理；④ 至少构建两种回归模型或参数方案；⑤ 使用 R^2 、RMSE 等指标评价模型，必要时结合 NSE、KGE；⑥ 对误差来源、方法适用性和结果可信度进行解释。
过程要求	不得只提交最终代码或单一指标。应保留关键数据诊断、方法比较、参数选择和评价过程；图表须有标题、坐标含义和必要说明。
提交成果	1 份可运行代码(或 Notebook) + 1 份分析报告。报告建议包含：问题与数据说明、质量诊断、方法选择依据、模型与评价、结果讨论、局限与改进。
教师支持	教师仅提供数据、任务背景、分析目标和必要约束；可在中期提供一次方法咨询，但不提供完整程序模板，以体现综合应用阶段的支架撤除。
评价方式	按照表 A3 Rubric 评分，总分 100 分；同时记录任务完成情况和学生自我反思，用作多源评价的一部分。

3.5.3. 学生综合作品评分标准

综合作品采用四个能力维度进行评价，权重与表 2 保持一致。为提高评价的一致性和可复用性，各维度设置四级表现标准，具体见表 5。

Table 5. Detailed rubric for comprehensive student work (Rubric)
表 5. 学生综合作品详细评分标准(Rubric)

评价维度(权重)	优秀(90~100%本维度分值)	良好(75~89%)	合格(60~74%)	需改进(<60%)
数据认识与问题分析(20%)	能准确界定任务目标，系统识别缺失、异常、重复、尺度等问题，并说明其对后续分析的影响。	能识别主要数据问题并基本说明影响，个别问题分析不充分。	能发现部分显性问题，但问题与分析目标联系较弱。	缺少必要的数据检查，或对问题判断明显不当。
数据处理与程序实现(25%)	处理策略与数据特征匹配，能比较不同方案；代码结构清晰、可复现，关键步骤有必要说明。	处理方法基本合理，程序可运行，存在少量规范性或比较不足问题。	能完成基本处理，但方法选择依据不足，代码存在冗余或局部错误。	处理策略不当或程序无法稳定复现，关键步骤缺失。
模型构建与方法选择(25%)	能依据任务和数据特征选择/比较模型或参数，训练与验证流程规范，并能解释选择理由。	模型选择总体合理，训练过程正确，但比较深度或理由说明有限。	可完成基本建模，但主要依赖默认设置，对模型适配性的分析不足。	模型与任务不匹配，或训练、验证流程存在明显错误。
模型评价与结果分析(30%)	评价指标选择恰当且多角度，能结合图表分析误差来源、局限和可信度，并形成有证据的结论。	指标与结论基本合理，能够解释主要结果，但对误差和局限讨论不充分。	能报告主要指标和结果，但解释较表面，结论与证据联系较弱。	仅报告单一结果或缺少有效评价，结论缺乏数据支持。

上述案例、任务书和评分标准分别对应“三阶”中的方法实践与综合应用阶段，并将课堂活动与能力评价标准显性衔接，为后续教学效果评价提供过程性和结果性证据。

4. 教学实施效果评价

4.1. 同一教学班前测 - 后测分析

为评价教学改革的实施成效，选取同一教学班学生作为研究对象，在相关教学内容实施前后分别开展前测与后测。两次测试在知识范围、难度水平与能力结构方面保持基本一致，同时采用等值异题设计，以降低重复测验产生的记忆效应。

测试内容涵盖基础知识理解、数据处理、模型应用以及结果评价与解释四个维度，并适当增加情境化任务，以提高评价对实际能力的表征程度。例如，提供包含缺失值的数据情境，要求学生选择适宜的数据处理策略并阐释依据；提供不同模型的评价结果，要求学生结合具体任务选择评价指标并作出判断。教学班共有 54 名学生完成前测与后测。前测与后测结果见表 6。

Table 6. Comparison of students' pre-test and post-test results
表 6. 学生前测与后测结果比较

评价维度	前测平均分	后测平均分	提升幅度
基础知识理解	85	91	7%
数据处理能力	80	88	10%
模型应用能力	83	90	8%
评价与结果解释	86	92	7%
综合成绩	84	90	7%

4.2. 课堂任务完成情况分析

前后测主要反映课程学习前后的总体变化，而课堂任务能够进一步揭示能力形成过程。课程初期，部分学生对示例代码存在一定依赖，在处理缺失值时倾向于直接采用统计填补，对数据时间连续性与方法适用性的考虑相对不足；在模型评价环节，也存在依据单一 Accuracy 或 R^2 指标作出判断的现象。

随着任务链教学逐步实施，学生的数据分析流程意识得到强化。在后期任务中，多数学生能够在模型训练前主动检查缺失值、异常值和重复记录，并能够比较不同数据处理方法与模型结果。课堂任务完成率由课程初期的 85% 提高至课程后期的 94%，能够相对独立完成“数据处理 - 模型构建 - 模型评价”全过程的学生比例由 84% 提高至 94%。

4.3. 学生综合作品评价

课程后期设置综合数据分析任务，以评价学生的知识迁移能力与综合应用水平。教师仅提供基础数据、问题背景与分析目标，学生自主完成数据检查、预处理、模型选择、模型构建、性能评价及结果分析。

从学生综合作品的评价维度看，可重点考察三个方面：一是分析流程的完整性，即能否在建模前完成必要的 数据质量检查与预处理；二是方法选择的针对性，即能否依据数据特征与任务目标比较不同处理策略或模型参数；三是模型评价与结果解释的规范性，即能否结合适当评价指标对模型性能及误差来源进行分析。

综合作品中，数据处理、模型应用和结果解释三个维度的平均成绩分别为 88 分、90 分和 92 分，达

到良好及以上水平的学生比例分别为 86%、88%和 86%。上述结果可作为评价学生综合应用能力的重要证据, 并与前后测及课堂任务结果相互印证。

4.4. 学生问卷调查

课程结束后, 通过匿名问卷调查了解学生对教学改革模式的学习体验与接受程度。问卷采用五级 Likert 量表, 其中 1 表示“非常不同意”, 5 表示“非常同意”。共发放问卷 45 份, 回收有效问卷 40 份, 有效回收率为 89%。为便于横向比较, 表 4 中的平均得分按 100 分制进行折算。问卷结果见表 7。

Table 7. Student questionnaire results on the teaching reform

表 7. 教学改革学生问卷调查结果

调查内容	同意及非常同意比例	平均得分(100 分制折算)
任务链组织有助于形成完整的数据分析流程认知	96%	93
案例教学有助于理解抽象的数据分析方法	97%	94
Python 实践有助于提升数据处理能力	96%	95
多方法比较有助于理解不同方法的适用条件	98%	95
能够依据数据特征自主选择处理方法	97%	96
能够依据任务目标选择适宜的模型评价指标	96%	95
综合任务有助于提升实际问题分析与解决能力	97%	96

问卷结果主要用于从学习者视角补充解释课程改革的实施效果。开放式反馈可重点分析学生对“同一数据、多种方法、结果比较”教学方式的认可程度, 以及编程基础差异对综合任务完成的影响。后续教学可通过基础代码模板、课前微任务与拓展任务等方式进一步完善分层教学支持。

4.5. 多源评价结果分析

单一的期末成绩主要反映学生在特定时间节点的总体学习结果, 难以全面呈现能力发展的具体维度。为此, 本研究综合采用前后测、课堂任务、综合作品与问卷调查等多源证据: 前后测用于考察知识理解与基本应用能力变化, 课堂任务用于表征能力形成过程, 综合作品用于评价知识迁移与综合应用能力, 问卷调查则用于补充反映学生的学习体验与自我感知。

多源评价结果可形成相互补充、相互印证的证据链, 从而更系统地判断教学改革的实施效果。教学改革的核心目标在于促使学生由程序操作导向逐步转向数据问题识别、方法依据分析与模型结果评价。需要指出的是, 同一教学班前测 - 后测设计虽可在一定程度上控制不同班级基础差异的干扰, 但由于未设置同期平行对照班, 学生能力变化仍可能受到自主学习投入、课程进程及个体差异等因素影响。后续研究可通过扩大样本规模、设置平行对照班并开展持续跟踪评价, 进一步验证教学改革效果的稳定性与可推广性。

5. 讨论

5.1. “一链三阶、多元评价”的理论内核

本研究提出的教学模式可理解为 OBE、项目驱动学习与认知学徒制在数据分析类课程中的协同应用。OBE 强调由预期学习产出反向设计课程, 并保证教学活动和评价方式与学习目标保持一致[11]。在本课程中, 预期产出并非停留于“会使用 Python 函数”或“会调用机器学习模型”, 而是能够围绕具体数据问题完成问题界定、数据处理、方法选择、模型构建、性能评价和结果解释。因此, “一链”将能力目标

转化为可执行的数据分析流程,“多元评价”则通过前后测、过程任务、综合作品与学习者反馈提供不同层次的达成证据,使课程目标、教学活动与评价之间形成较为明确的对应关系。

项目驱动学习强调围绕真实或近真实任务开展持续探究,并通过成果产出促进知识整合与迁移[12];认知学徒制强调示范、指导、支架、表达、反思和探索等过程,使复杂问题解决策略在情境中逐步显性化[13]。本研究的“三阶”并非简单按照知识难度分层,而是同步调整任务开放度与教师支架强度:基础认知阶段提供完整或半完整代码与操作示范,突出建模与支架;方法实践阶段减少固定步骤,以关键提示和过程反馈为主,突出指导与反思;综合应用阶段仅给出问题背景、数据和目标,要求学生自主组织分析流程,体现支架逐步撤除后的独立探索。由此,PBL 提供了“在任务中学习”的载体,认知学徒制则解释了学生如何由模仿逐步走向自主分析。

5.2. 与现有模式的异同、优势与适用边界

与单独采用 OBE、项目驱动或阶梯式实践的教学改革相比,本研究的特点在于将三类机制嵌入时空大数据分析的专业工作流中:OBE 回答“培养什么、如何判断达成”,PBL 回答“以什么任务承载学习”,认知学徒制回答“教师支持如何随能力形成逐步退出”。“一链”保持了问题-数据-方法-模型-评价之间的专业逻辑,避免案例之间彼此割裂;“三阶”通过任务复杂度、开放度和支架强度的同步变化,降低学生由代码复现进入开放任务的跨度;“多元评价”则减少仅依据期末成绩或最终程序输出判断学习效果的局限。对于工具依赖较强、分析环节较长且方法选择具有明显情境性的时空大数据课程,这种整合方式具有较好的适配性。

同时,本研究的效果证据仍应在其研究设计范围内理解。教学实践采用同一教学班前后测,未设置同期平行对照班,因此目前结果主要说明多项评价指标在改革实施后呈现一致改善趋势,尚不能完全排除课程进程、自主学习投入和个体差异等因素的影响。此外,问卷有效样本为 40 份,且现有综合任务仍以结构化和半开放数据为主。后续研究可通过扩大样本、设置对照组、采用配对统计检验,并进一步引入遥感影像、轨迹、环境监测等真实多源时空数据,验证该模式的稳定性、迁移性与可推广性。

6. 总结

随着大数据、人工智能与地理空间信息技术的持续融合,数据处理与智能分析能力已成为地理信息及相关专业人才培养的重要组成部分。《时空大数据分析与挖掘》课程不仅承担数据分析基本理论与工具教学任务,更应服务于学生运用数据方法识别、分析和解决专业问题能力的形成。

针对传统教学中知识内容碎片化、理论与实践衔接不足、案例之间关联性不强以及课程评价方式相对单一等问题,本文构建了“一链三阶、多元评价”的课程教学模式。该模式以 OBE 的学习产出与评价对齐为目标导向,以项目驱动学习的情境任务为实践载体,并借鉴认知学徒制的示范、支架与逐步撤除机制。其中,“一链”以“问题-数据-方法-模型-评价”为逻辑主线,实现课程知识的过程化组织;“三阶”按照“基础认知-方法实践-综合应用”构建递进式学习路径;“多元评价”综合前测-后测、课堂任务、学生综合作品和问卷调查,从知识掌握、学习过程、实践能力与学习体验等多个维度评价课程学习成效。

本次教学改革强调,课程实践的核心不在于单纯增加 Python 编程训练或扩展机器学习算法数量,而在于引导学生建立由问题定义、数据处理、方法选择、模型构建到结果评价相互衔接的系统分析框架。后续课程建设可进一步引入遥感影像、气象监测、生态环境和城市交通等真实时空数据,构建与专业课程体系相衔接的分层案例库,并结合学生编程基础实施差异化实践教学,以持续完善《时空大数据分析与挖掘》课程的实践教学体系。

参考文献

- [1] 中共中央 国务院印发《教育强国建设规划纲要（2024—2035 年）》[EB/OL].
https://www.gov.cn/gongbao/2025/issue_11846/202502/content_7002799.html, 2025-01-19.
- [2] 教育部等九部门关于加快推进教育数字化的意见[EB/OL].
https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202504/content_7019045.htm, 2025-04-15.
- [3] 国务院关于深入实施“人工智能+”行动的意见[EB/OL].
https://www.gov.cn/gongbao/2025/issue_12266/202509/content_7039598.html, 2025-08-21.
- [4] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., et al. (2011) Scikit-Learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, **12**, 2825-2830.
- [5] McKinney, W. (2010) Data Structures for Statistical Computing in Python. *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, Austin, 28 June-3 July 2010, 56-61. <https://doi.org/10.25080/majora-92bf1922-00a>
- [6] 顾佩华, 胡文龙, 林鹏, 等. 基于“学习产出” (OBE)的工程教育模式: 汕头大学的实践与探索[J]. 高等工程教育研究, 2014(1): 27-37.
- [7] 周春月, 刘颖, 张洪婷, 等. 基于产出导向 OBE 的阶梯式实践教学研究[J]. 实验室研究与探索, 2016, 35(11): 206-208, 220.
- [8] 文欣秀, 王占全, 范贵生, 赵敏, 杨泽平. 工程实践项目驱动的 Python 课程教学改革探索[J]. 计算机教育, 2019(9): 134-137, 142.
- [9] 刘倍雄, 曾德生, 张毅. 基于 OBE 模式数据可视化技术课程教学改革与实践[J]. 计算机教育, 2022(1): 97-101.
- [10] 俞智慧, 李富智, 刘金华. 基于渐近项目驱动的 Python 课程深度融合教学模式探索[J]. 计算机教育, 2024(7): 163-168, 173.
- [11] Spady, W.G. (1994) Outcome-Based Education: Critical Issues and Answers. American Association of School Administrators.
- [12] Krajcik, J.S. and Blumenfeld, P.C. (2006) Project-Based Learning. In: Sawyer, R.K., Ed., *The Cambridge Handbook of the Learning Sciences*, Cambridge University Press, 317-334. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511816833.020>
- [13] Collins, A., Brown, J.S. and Newman, S.E. (2018) Cognitive Apprenticeship: Teaching the Crafts of Reading, Writing, and Mathematics. In: Resnick, L.B., Ed., *Knowing, Learning, and Instruction: Essays in Honor of Robert Glaser*, Routledge, 453-494. <https://doi.org/10.4324/9781315044408-14>