

人工智能赋能与新工科导向融合的《时间序列分析》 课程体系建设和创新

许晓菲¹, 卿欢², 邓世容^{1*}

1. 武汉大学 数学与统计学院, 湖北 武汉 430072

2. 重庆理工大学 经济金融学院, 重庆 400054

DOI:10.61369/ASDS.2026030002

摘要: 面对人工智能技术的深度渗透与新工科建设对跨学科创新人才的迫切需求, 传统《时间序列分析》课程在知识体系、教学范式与评价机制上面临系统性重构的挑战。本文针对当前课程存在的理论知识与数据科学实践脱节、教学内容滞后于前沿发展、学生跨情境建模能力薄弱等核心问题, 探索以人工智能赋能的课程综合改革方案。在课程体系上, 构建以“统计理论为基石、数据驱动为主线、方法比较为桥梁、复杂系统问题为核心”的六大模块化知识体系, 深度融合从经典时序模型到现代机器学习方法的演进逻辑。在教学模式上, 创建“基础理论—实验探究—项目贯穿—研究训练”四阶递进式教学路径, 强调学生在真实问题情境中完成从数据认知、模型构建到结果批判性评估的全过程能力训练, 培养出更多大数据与人工智能时代所需要的统计人才。

关键词: 时间序列分析; 课程体系建设; 人工智能赋能; 新工科; 项目式学习; 教学改革

Construction and Innovation of the “Time Series Analysis” Curriculum System Integrating AI Empowerment and New Engineering Orientation

Xu Xiaofei¹, Qing Huan², Deng Shirong^{1*}

1. School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072

2. School of Economics and Finance, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054

Abstract: With the deep penetration of artificial intelligence technologies and the increasingly urgent demand for interdisciplinary innovative talents under the New Engineering initiative, the traditional Time Series Analysis course faces systematic challenges in reconstructing its knowledge structure, pedagogical paradigm, and evaluation mechanisms. This paper addresses core problems in the current curriculum, including the disconnection between theoretical knowledge and data science practice, the lag of teaching content behind frontier developments, and students' weak cross-context modeling abilities. It proposes a comprehensive AI-empowered curriculum reform framework. In terms of curriculum design, we construct a six-module knowledge system characterized by “statistical theory as the foundation, data-driven thinking as the main thread, methodological comparison as the bridge, and complex system problems as the core,” deeply integrating the evolutionary logic from classical time series models to modern machine learning methods. In terms of pedagogy, we establish a four-stage progressive teaching pathway—“fundamental theory, experimental exploration, project-based integration, and research-oriented training”—which emphasizes students' holistic competence development in authentic problem contexts, spanning data understanding, model construction, and critical evaluation of results, thereby cultivating statistical talents suited to the era of big data and artificial intelligence.

Keywords: time series analysis; curriculum system construction; AI empowerment; new engineering; project-based learning; teaching innovation

基金项目: 2024年度武汉大学本科教育质量建设综合改革项目—统计学一流本科专业建设探索项目子项目—《时间序列分析》课程体系建设; 2025年度武汉大学专业学位研究教育综合改革项目—数智案例特色课程建设项目《定性数据统计分析》。

作者简介:

许晓菲, 武汉大学数学与统计学院, 特聘副研究员, 硕士生导师, 研究方向为复杂时间序列分析和预测、高维数据分析和网络数据分析等;

卿欢, 重庆理工大学经济金融学院, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为网络数据分析、社区发现, 潜在类别分析等;

通讯作者: 邓世容, 武汉大学数学与统计学院, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为纵向数据的建模与推断、生存分析、遗传统计等。

引言

时间序列数据是经济金融、工业物联网、智慧城市等领域的核心数据类型，对时序数据的综合分析能力已成为现代数据科学人才的关键素养之一^[1-3]。人工智能技术的发展，特别是深度学习、特征学习等在时序预测、异常检测等方面的突破，正深刻重塑着时间序列分析的方法论体系。与此同时，“新工科”建设强调突破学科壁垒，培养能够解决复杂工程系统问题的创新型人才。在此双重背景下，《时间序列分析》作为一门兼具深厚理论根基与广阔应用场景的课程，其教学改革的需求非常迫切。

然而，该课程的本科教学普遍存在三重矛盾：（1）经典理论体系与前沿方法发展之间的断层。教学内容多局限于自回归移动平滑（ARMA）等线性模型，对方差建模、多变量协整、状态空间模型及机器学习方法等涉及不足，导致学生知识体系难以应对前沿科研与产业需求^[1, 4]。（2）理论讲授与综合实践应用之间的脱节。教学多以教师主导的理论推导和简单软件操作演示为主，学生缺乏在完整项目周期中解决复杂问题的体验，难以将离散的知识转化为系统的分析能力^[5, 6]。（3）统一化教学与生源多样化需求之间的错配。选修学生背景多元（如统计学、计算机、金融工程等），传统“一刀切”的教学内容难以满足不同背景学生的差异化发展需求。

现有教改研究虽多有涉猎，如融合 OBE（Outcome-Based Education）理念^[4, 7, 8]，案例教学法^[2, 3]和混合式教学^[6]等，但缺乏在人工智能赋能和新工科交叉融合宏观视角下，对课程进行从知识重构、教学创新到评价改革的系统性设计。本文旨在这一方向进行课程改革的探索研究，以期同类课程建设提供可参考的方案设计。

一、课程现状问题与改革目标

（一）课程现状问题分析

通过对现有时间序列分析课程体系的深入剖析，我们发现其在教学内容、方法设计和评价体系等方面均存在明显不足，难以适应人工智能时代对人才培养的需求。这些问题主要体现在以下四个维度：

1. 课程内容体系：知识结构碎片化，缺乏系统性整合

现有课程体系普遍遵循“稳性检验—ARMA 建模—预测分析”的传统教学路径，虽保持了理论体系的完整性，但各知识模块间缺乏有效的逻辑衔接。学生往往将时间序列分析理解为孤立模型的简单叠加，难以建立对动态数据建模思想的整体认知。这种“模型堆砌”式的教学方式导致学生“知其然不知其所以然”，无法理解不同模型间的内在联系和方法论演进^[1]。研究表明，缺乏系统性的知识框架使得学生在面对真实数据时，难以完成从问题识别到模型选择的完整分析流程^[2, 3]。

2. 教学内容更新：滞后于学科发展，与前沿方法脱节

当前课程内容仍主要局限于传统的线性模型体系，对非线性动态、多变量系统、结构突变等现代时序分析方法涉及有限。以本课程选用的王燕编著的《时间序列分析—基于 R》^[9]为例，该教材虽在基础理论阐述方面具有优势，但对广义条件异方差（GARCH）族模型、协整理论等重要内容的介绍较为简略，对门限自回归、长记忆过程、机器学习和深度学习在时间序列分析中的应用等前沿方法更是鲜有涉及^[1, 9]。这种内容滞后性直接导致学生的知识体系与当前数据科学领域的发展需求脱节。缺乏与现代机器学习方法的有效衔接，将制约学生解决复杂时序问题的能力。

3. 教学方法设计：理论与实践脱节，创新能力培养不足

在教学实施层面，多数课堂仍以教师讲授为主，且缺乏完整的数据分析情境和问题解决导向的训练。教学内容偏向理论讲授和学生被动学习，因为缺乏与实践的紧密结合，导致知识的应用性与实用性受限^[5, 7]。再者，教学模式多以传统的知识灌输为主，

教学方式单一，难以激发学生的学习兴趣与创新能力。这种“重理论轻实践”的教学模式难以培养学生的方法迁移能力和创新思维，缺乏“提出问题—分析数据—建立模型—解释结果”的完整训练过程，因此可能存在所学知识与未来实际需求不相匹配等问题^[2, 3, 7, 10]。

4. 考核评价方式：单一化倾向明显，难以反映真实能力

传统的期末闭卷考试模式过于侧重公式记忆和计算技巧的考核，无法全面评估学生的数据分析能力、方法选择能力和学术表达能力。研究表明，这种单一的评价方式难以激发学生的创新潜能，也无法准确反映课程目标的达成度^[4-8]。所以，一个必要的改革需求是建立多元化的评价体系，将过程性评价与终结性评价有机结合，全面考察学生的综合能力。

值得注意的是，在数学与统计学院的多学科背景下，选修学生来自统计学、大数据科学、计算机科学等多个专业，其知识结构和学习需求存在显著差异。我们不能仅专注某一个领域，比如经济金融应用背景的教学需求^[11]。如何构建一个既体现学科前沿，又能适应多样化学习需求的课程体系，也是本研究需要解决的问题之一。本文将在吸收已有研究成果的基础上，着重探索面向多学科背景的时间序列分析课程改革路径，特别是在人工智能背景下如何实现课程内容与教学方法的系统性创新。

（二）课程改革目标定位

基于对当前课程存在问题的深入剖析，本次改革确立了以“课程体系重构”与“教学模式创新”为双轮驱动的整体目标。这一目标体系旨在突破传统教学中知识传授与能力培养结合的环境，构建内容、方法与评价相互支撑的统一框架。

在课程体系层面，改革致力于构建模块化、层次化的知识结构。目标包括：（1）打破原有以模型为中心的知识碎片化格局，建立贯通经典理论与现代方法的完整知识链；（2）将人工智能时代的新型时序分析方法有机融入课程内容，特别是在波动建模、多变量分析等模块中强化理论与实践的结合；（3）通过“基础—核心—拓展”的模块化设计，实现知识体系的螺旋式上升，确保学生能够建立系统性的时序分析知识框架。

在教学模式层面，改革目标聚焦于实现从“教为中心”向“学为中心”的根本转变。具体来说，建立案例引导、项目驱动、实战训练相结合的教学路径，使学生在解决真实问题的过程中主动建构知识。创设多元化的实践环节，包括探索性案例和综合性项目，培养学生的数据思维和工程实践能力；通过小组研讨、成果展示等多种形式，激发学生的学习主动性和创新意识。

在能力和素养层面，注重培养学生面对真实世界复杂时序数据时的综合分析能力，具体包括：能够运用可视化与统计工具进行数据探索与特征诊断的能力；根据数据特征与问题背景合理选择模型、拟合、评估和进行未来预测的能力；以及准确解释模型结果并将其转化为有决策价值的洞见的表达能力。

同时，课程着力引导学生建立严谨的统计思维，理解模型的前提假设与局限性，培养对分析结果的批判性反思意识。通过贯

穿课程的可重复性分析训练与学术规范教育，强化学生的科学伦理意识与诚信品质。

二、课程体系重构：人工智能赋能与新工科导向的模块化设计

本课程设计总学时为64学时，定位为统计与数据科学相关专业高年级本科生专业课。考虑学生已具备概率论与数理统计基础，课程在设计上兼顾理论深度和应用广度。整体课程按照“理论基础—数据驱动—综合问题”的逻辑进行重构，具体划分为六个模块（见表），各模块相对独立，又前后衔接，体现了“人工智能（AI）赋能”与“新工科”导向。

表：课程体系设计六个模块

模块名称	核心内容	教学目标	典型案例
1. 基础知识	平稳性、自相关 / 偏自相关函数、白噪声、谱分析	理解时序数据基本特征，培养数据直觉，为模型选择奠定基础。	城市日电负荷序列的季节性、趋势分析
2. 线性时间序列模型	AR, MA, ARMA 模型、估计、诊断与预测	掌握经典建模范式，理解模型假设与诊断的工程意义。	国家电网短期负荷预测；PM2.5浓度预测；天气温度分析
3. 波动性建模	ARCH, GARCH 模型及其变体	认识金融时序“波动聚集”等非线性特征，引入风险度量视角。	股票收益率波动率预测与风险价值计算
4. 多变量时间序列	VAR 模型、协整理论、格兰杰因果	培养系统思维，理解变量间的动态交互机制。	货币政策（利率）对宏观经济变量（GDP、通胀）的动态影响
5. 现代时序方法专题	状态空间模型、时序机器学习入门	衔接前沿方法，展示经典模型与 AI 方法的联系与互补性。	滴滴出行高峰期用车需求预测 vs. 传统 ARMA 模型
6. 综合项目	完整的数据分析流程实践	整合所学知识，模拟科研或业界项目实战，提升解决复杂问题能力。	自选课题：如新冠疫情传播数据分析和预测，极端气候事件频率变化

本文课程重构特色主要体现在以下几个方面。首先逻辑上层层递进，设计遵循“基础认知→核心建模→复杂扩展→前沿探索”的认知规律。内容上体现 AI 赋能和新工科融合，在“现代专题”模块引入时序机器学习（如长短记忆模型 LSTM）思想，强调“模型可解释性”与“预测精度”的权衡。案例选取紧密贴合工程、经济、社会等现实问题，强调模型在不确定环境下的决策支持作用。

具体来说，前五个模块设计如下，最后一个模块设计将在后一章内容体现。

（一）基础知识模块

本模块作为课程的奠基之石，其核心教学目标是引导学生实现从处理独立同分布数据的经典统计思维，到理解并刻画时序数据核心特征——动态依赖性的根本性转变。教学中，我们阐明平稳性、自相关函数、偏自相关函数等概念作为“数据语言”的核心功能：它们是解读时序数据内在结构、进而与模型进行对话的工具。例如，通过并排展示白噪声序列、具有强烈趋势的收益序列以及存在明显周期波动的气温序列，阐明“平稳性”假设为何是大多数经典模型的逻辑起点。Wold 分解定理的引入，则从更深刻的数学层面揭示任何平稳过程均可分解为确定性和随机性两部分，为学生理解 ARMA 等模型的普适性奠定了坚实的理论基础。

在教学实施上，我们着力培养学生的“数据直觉”。课程要求学生首先利用绘图工具对真实序列进行初步观察，描述其展现的趋势、周期性与异常点；进而引导其计算并解读自相关图（ACF）与偏自相关图（PACF），理解“过去”如何在统计意义上影响“现在”。这种从图形到统计量、从特征描述到建模启示

的完整训练，使学生深刻理解时间序列分析的起点永远是数据本身，任何模型的构建都必须源于对数据特征的深刻理解与统计验证，为后续各模块的学习树立正确的导向。

（二）线性时间序列模型模块

本模块的教学核心是引导学生超越模型公式本身，深入理解自回归（AR）、移动平均（MA）、ARMA 等经典模型所刻画的数据生成思想。通过对比白噪声序列与展示“惯性”的序列（如股价指数），直观阐释自回归模型的“记忆性”概念，让学生深刻认识到，模型是对现实世界动态机制的数学抽象，其 ACF/PACF 等统计特征是与数据对话的关键语言。最后围绕点预测、多步预测、预测区间及预测误差评价展开教学，强调预测不仅是技术问题，更是决策问题。

在掌握模型思想的基础上，教学重点转向贯穿课程始终的完整建模流程训练。我们以宏观经济数据为案例，带领学生完整体验从数据平稳性检验、模型识别与参数估计，到残差诊断、模型修正和长短期预测的迭代闭环。强调若残差未通过白噪声检验，则意味着模型提取信息不充分，必须返回重新识别，同时引导学生比较不同模型在短期预测与长期预测中的表现差异，并讨论均方误差（RMSE）、平均百分比误差（MAPE）等不同评价指标在不同应用场景下的适用性。这一“假设—诊断—修正—预测”的实践过程，使学生亲身体会到建模并非套用公式，而是一个不断逼近数据真实结构的科学探索过程，从而培养其严谨的数据批判精神和扎实的建模能力。

（三）波动性建模模块

本模块的教学核心在于引导学生突破经典线性模型专注于

“均值预测”的范式，转向对“波动性”这一表征风险和不确定性的关键指标进行建模。课程以 GARCH 模型族为核心，系统阐述其将条件方差设定为过去信息函数的基本思想，让学生掌握如何将“波动性”从一个静态假设转化为一个可建模、可预测的动态对象。这一从“异方差检验”到“模型构建”的逻辑链条，使学生深刻理解到新模型的引入并非凭空创造，而是对数据深层特征的响应与理论创新。

在实践层面，教学紧密结合比如金融风险管理的的前沿问题，将统计建模与实质性应用无缝衔接。学生需独立完成一个完整的波动建模流程：从收益率序列的平稳性预处理、异方差效应检验，到 GARCH 模型的估计与诊断。教学重点在于模型结果的解释，学生能直观体会到动态波动建模在风险管理中的巨大价值。这一过程不仅巩固了其非线性时序模型的理解，更重要的是让学生认识到任何统计结论都依赖于模型假设，而对不确定性的精确度量是现代数据分析的重要一环。

（四）多变量时间序列模块

本模块旨在推动学生的分析思维实现从单变量“孤立预测”到多变量“系统关联”的关键转变。课程以向量自回归模型（VAR）为核心框架，重点阐释其相较于单变量模型的根本优势：能够捕捉变量间双向的、滞后的动态交互影响。教学通过构建一个小型宏观经济系统（通常包含 GDP、消费、投资、利率等核心变量）的 VAR 模型，引导学生首先理解其与单变量 AR 模型在思想上的差异——即承认经济变量之间普遍存在的反馈循环，而非简单的单向因果关系。协整理论的引入则进一步深化了学生对“长期均衡”与“短期波动”之间辩证关系的理解，使学生认识到多变量分析在处理复杂经济系统内在规律方面的强大能力。

在教学实施上，我们也重视脉冲响应函数的可视化解读，通过施加一个标准差的利率冲击，学生可以直观地观察该冲击如何随时间推移，动态地传导至消费、投资乃至 GDP 本身，并分析其响应的方向、强度及持续时间。这一过程将抽象的“系统动态”转化为可视的、可解读的路径图。教师鼓励学生基于经济学直觉进行解读，例如讨论货币政策传导时滞的现实意义。这种训练不仅巩固了学生对模型技术的掌握，更使其深刻理解变量间相互作用的“故事”，而非仅满足于预测精度，从而为理工科背景下解决复杂系统问题奠定坚实的思维基础。

（五）现代时序方法专题模块

本模块是课程从“经典”走向“现代”、从“统计”衔接“人工智能”的关键桥梁。其核心教学目标并非灌输大量复杂算法，而是破除学生对“时间序列分析等同于 ARIMA（Autoregressive Integrated Moving Average）建模”的狭隘观念。考虑到课时有限，该模块不追求全面覆盖前沿算法，而是选取具有代表性的现代方法进行专题式介绍，如状态空间模型、结构突变检测、时序机器学习思想等。教学重点放在这些方法与经典模型之间的思想联系，而非算法细节堆砌。

比如在状态空间模型专题中，通过数学推导揭示其如何将 ARMA 模型作为特例包容在内，展示统一建模框架的威力，并借助 Kalman 滤波进行趋势分解的实例，使学生理解其对不可观测状态的刻画能力。在“时序机器学习”专题中，则以 LSTM 为例，介绍其作为“黑箱”模型的核心优势——强大的自动特征学习能力和对复杂非线性关系的捕捉能力，引导学生深入讨论“模型可

解释性”与“预测精度”之间的核心权衡。比如“在什么业务场景下，我们更看重预测精度？在什么场景下，我们更看重模型的可解释性（如金融风控、政策评估）？”。让学生明白统计模型与机器学习不是取代关系，而是互补关系。一个优秀的数据分析师应懂得根据不同问题目标，在“可解释性”与“预测精度”之间进行权衡，选择或融合最合适的方法。

三、教学模式创新：理论为基、案例为桥、项目为用的一体化教学范式

课程教学模式的创新并非对传统知识讲授的否定，而是对其进行系统性优化与重构，旨在构建一个以“理论精讲为基石、案例解析为桥梁、项目实践为归宿”的多元融合式教学范式。该范式强调不同教学方法在培养学生能力链条上的不同功能与衔接互补，实现从知识理解、方法迁移到综合创新的能力递进。

（一）理论讲授的深化：从“灌输结论”转向“剖析思想”

传统课堂讲授依然是系统传授核心理论知识的必要环节，但其重心从简单的公式推导和结论灌输，转向对模型思想源流、假设内涵及方法论意义的深度剖析。例如，在讲解 ARMA 模型的平稳可逆性条件时，不仅阐述其数学形式，更深入探讨其保证模型存在唯一稳态的物理意义，以及违背这些假设可能导致的“伪回归”等现实问题。这种思想引领式的精讲，确保了学生即使面对复杂的现代方法，也能把握其统计本质，为后续应用打下坚实的理论基础。

（二）案例教学的交融：在真实问题情境中实现知识迁移

案例教学是连接理论知识与项目实践的关键桥梁。我们围绕各知识模块开发了系列化的教学案例库，每个案例均设计为“问题驱动-方法引导-解决方案-反思拓展”的完整链条。教师设计丰富的数据和案例库，可借助国内外经典教材的配套案例和数据资源，比如 Tsay R.S 的《Analysis of Financial Time Series》^[12] 和《Multivariate Time Series Analysis》^[13] 均配有丰富的案例、数据和 R 代码。同时教师也可借助网络多媒体资源，比如 Kaggle 数据（<https://www.kaggle.com>）、新加坡开源数据（<https://data.gov.sg/>）、北美天气（<https://www.ncdc.noaa.gov/cdo-web/search>）等数据科学平台，设计案例和问题。在课堂上，教师以真实问题切入，引导学生运用当堂所学的理论工具（如平稳性检验、模型定阶、波动率建模）进行探索。此举使抽象概念即刻置于具体情境中，学生不仅掌握了方法操作，更关键的是理解了“为何用此方法”以及“方法结论如何服务于决策”，有效促进了知识向能力的迁移。

（三）项目实践的贯穿：在完整研究周期中锤炼综合素养

项目式学习是整合与升华所学知识的终极环节。课程在学期初即引入一个需贯穿全程的综合性项目，学生以小组为单位，自选与经济社会热点紧密相关的时序课题，如金融市场分析、环境数据分析、交通流量预测等。项目的推进与课程进度同步：在基础模块后完成数据获取与描述性分析；在线性模型模块后尝试初步拟合；最终形成一份包含数据预处理、多种模型比较、结果深度解读与局限性讨论的完整报告。教师通过对各小组的数据处理、方法选择、结果解读进行个性化指导，及时纠正偏差，确保项目质量。这一设计模拟了科研与业界数据分析的完整 workflow，

强制学生经历从问题定义、数据清洗、方法迭代到报告撰写的全流程，极大地锤炼了学生的数据敏感度、方法选择能力、团队协作精神与学术表达能力，实现了“学”与“用”的无缝对接。

综上所述，本课程通过理论精讲、案例解析与项目实践的有机融合，构建了一个层次分明、螺旋上升的能力培养体系，确保学生在扎实掌握统计理论根基的同时，具备解决复杂现实问题的创新实践能力。

四、评价体系改革

为全面契合新工科与人工智能赋能背景下的人才培养目标，本课程对评价体系进行了系统性改革，核心是从传统的“期末一考定乾坤”转向贯穿学习全过程、考核维度多元、聚焦能力发展的评估新框架。

本体系的核心特征是强化过程性评价，其权重占总成绩的60%。它由三个环环相扣的环节构成：一是随堂练习与作业，旨在及时检验对基础理论和核心方法的理解与掌握，起到巩固和诊断作用；二是模块化的案例分析报告，要求学生在完成各知识模块（如线性模型、波动建模等）学习后，独立分析特定案例，重点评估其将理论方法应用于具体情境、并做出合理解释的能力；三是贯穿整个学期的课程项目，以小组形式进行，模拟真实的数据分析流程，全面考察从数据获取与清洗、模型选择与比较、到结果可视化与学术表达的综合素质。

与此同时，期末考试作为终结性评价，权重调整为40%。其功能定位从考查知识点的记忆，转变为侧重于评估对方法思想的理解深度、在不同场景下的综合应用能力以及知识间的融会贯通。试卷设计中增加综合性、开放性的案例分析题，要求学生辨析不同模型的适用性、解读软件输出结果的实际意义，从而引导学习重心从“会解题”转向“会议论”和“会决策”。

该评价体系通过过程与结果并重、知识与能力共考的方式，旨在实现对学生学习成效的全方位、多角度评估，并将评估本身转化为推动学生能力持续提升的有效工具。

五、总结与展望

在人工智能与新工科建设双重背景下推进《时间序列分析》课程改革，其核心意义远超教学内容的局部增补，而是推动教学理念从单向知识传授向多维能力建构的系统性转型。本文基于教学实践，通过构建融合经典理论与现代方法的模块化课程体系，以及实施“案例牵引—项目贯穿—研究训练”的递进式教学模式，显著强化了学生对时间序列分析整体框架的理解。多元化的考核评价机制进一步引导学生在掌握建模技术的同时，注重对数据生成机制的批判性思考与分析结果的合理解释，有效提升了其解决复杂实际问题的综合素养。

展望未来，课程的持续优化可参考以下路径：

首先，构建分层分类的案例资源库：结合经济、社会、医疗等不同领域的真实数据，开发梯度化教学案例，满足学生差异化学习需求，并探索引入生成式人工智能技术辅助案例的动态生成。

其次，强化跨学科问题驱动的研究：通过校企合作或跨学科项目，引导学生参与面向真实场景的时序数据分析课题，例如结合物联网传感器数据、金融高频交易数据等，培养其多学科知识融合与团队协作能力。

再次，考虑建立长周期教学效能追踪机制：对参与课程改革的学生进行学业后期甚至毕业后的追踪，结合纵向数据分析评估课程对其专业能力发展的长期影响，为教学改进提供实证依据。

此外，作为教师，我们还应不断加强自身的专业素养和教学技能^[6]，比如参加校内外组织的教学培训、研讨会、青年教师讲课竞赛等活动，了解本学科的前沿动态和最新理念的教学方法，持续改进自己的教学水平和专业素养。总之，面向智能时代的数据科学人才培养需求，《时间序列分析》课程需持续推动教学范式从工具性向思维性、从单一性向系统性的深刻转变，从而为应用统计与数据科学领域的高质量人才培养提供坚实基础与持久动力。

参考文献

- [1] 朱恩文, 赵乃非, 王洁丹, 杨鑫, 洪圣光. 大数据背景下《时间序列分析》“金课”建设探索与实践[J]. 创新教育研究, 2023, 11(2): 264 - 268.
- [2] 徐达. 大数据背景下“时间序列分析”课程教学改革研究[J]. 吉林省教育学院学报, 2024, 40(4): 110 - 116.
- [3] 袁霓. 大数据时代“时间序列分析”课程改革与探讨[J]. 教育教学论坛, 2021(33): 65 - 68.
- [4] 王延新, 王志. 基于OBE理念的“时间序列分析”课堂教学改革探索[J]. 宁波工程学院学报, 2020, 32(1): 117 - 121.
- [5] 贾圣吉. 《时间序列分析》课程教学的改革与探索[J]. 创新教育研究, 2024, 12(9): 409 - 414.
- [6] 程素丽. 混合式教学背景下时间序列课程改革的探索和实践[J]. 教育研讨, 2024(4): 938 - 942.
- [7] 任院红, 刘云, 王丽娟, 刘婷, 杨雨时. 融合OBE与PAD理念的时间序列分析课程教学模式研究[J]. 创新教育研究, 2025, 13(5): 690 - 701.
- [8] 白晓东. 基于成果导向教育理念的时间序列分析课程教学模式探析[J]. 高教论坛, 2022(1): 20 - 23.
- [9] 王燕. 时间序列分析——基于R[M]. 第2版. 北京: 中国人民大学出版社, 2020.
- [10] 乔舰, 范淑芬. 新形势下时间序列分析课程教学改革的一些实践[J]. 教育教学论坛, 2020(14): 185 - 186.
- [11] 邓新, 田春雨. 应用型本科经济统计学专业时间序列分析课程教学研究探讨[J]. 科教文汇, 2021(18): 134 - 135.
- [12] Tsay R S. Analysis of Financial Time Series [M]. 3rd ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2010.
- [13] Tsay R S. Multivariate Time Series Analysis: With R and Financial Applications [M]. 2nd ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2013.