

从工具到思维：AI时代研究生 《应用数理统计》课程内容重构探索

方 玲, 陈如丽*, 吴松林, 吴树礼

联勤保障部队工程大学, 重庆

收稿日期: 2026年8月3日; 录用日期: 2026年9月9日; 发布日期: 2026年9月17日

摘 要

针对AI时代统计课应当教什么这一根本问题, 本文在厘清现行课程时代差距的基础上, 提出课程目标应完成从掌握计算方法到培养与AI协同的统计思维的理念转型, 并构建问题转化、统计推理与元认知、批判性评估、人机协作四维能力框架。依托该框架, 设计了教学内容的“加减法”重构策略, 明确了削减标准与增加模块, 并以一元线性回归分析为例提供了可操作的课程大纲示例; 同时设计了与之配套的多元考核方案, 从师资、资源、学生基础三个维度分析了实施挑战与应对策略, 使研究结论兼具理论依据与操作参考。

关键词

人工智能, 研究生教育, 应用数理统计, 课程内容重构, 统计思维, 人机协同

From Tools to Thinking: Reconstructing the Content of Applied Mathematical Statistics for Graduate Students in the AI Era

Ling Fang, Ruli Chen*, Songlin Wu, Shuli Wu

PLA Joint Logistics Support Force University of Engineering, Chongqing

Received: August 3, 2026; accepted: September 9, 2026; published: September 17, 2026

Abstract

Addressing the fundamental question of what statistics courses should teach in the AI era, this paper

*通讯作者。

文章引用: 方玲, 陈如丽, 吴松林, 吴树礼. 从工具到思维: AI时代研究生《应用数理统计》课程内容重构探索[J]. 创新教育研究, 2026, 14(9): 431-439. DOI: 10.12677/ces.2026.149706

first identifies the generational gap in the current curriculum regarding its objectives and content organization. It then proposes a conceptual shift in course objectives—from mastering statistical computation methods to cultivating statistical thinking in collaboration with AI—and constructs a four-dimensional competency framework comprising problem transformation, statistical reasoning and metacognition, critical evaluation, and human-AI collaboration. Based on this framework, a “reduction and addition” strategy for teaching content is designed, specifying what to reduce and what to add, with a teachable syllabus example provided using the chapter on simple linear regression analysis. A corresponding diversified assessment scheme is also developed. Furthermore, the paper analyzes the implementation challenges and coping strategies from three dimensions—faculty, teaching resources, and student diversity—so as to render the research conclusions both theoretically grounded and practically applicable.

Keywords

Artificial Intelligence, Graduate Education, Applied Mathematical Statistics, Curriculum Reconstruction, Statistical Thinking, Human-AI Collaboration

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. 引言

2025 年以来, 随着《中共中央 国务院印发〈教育强国建设规划纲要(2024—2035 年)〉》与《教育部等九部门关于加快推进教育数字化的意见》的相继发布, 推动课程与教学数字化变革已成为国家层面的战略要求[1][2]。在此背景下, 以逻辑推理与数据驱动决策为核心的研究生《应用数理统计》课程, 正承受着人工智能技术最为直接且深刻的冲击。这一冲击不仅改变了教学工具层面(如智能辅导、自动批改等应用的普及), 更重要的是迫使我们重新审视两个更为本源的问题: 为何学与学什么。

《应用数理统计》的教学多以大量手工计算、公式推导和特定方法的机械套用为主。然而, 在 AI 能够高效完成复杂计算甚至自动生成分析代码的今天, 此类训练的价值正在迅速衰减。相反, 统计思想、问题建模、结果批判以及与 AI 协同决策等高阶能力的重要性日益凸显。这一认识有其深厚的理论基础: 美国统计学会发布的 GAISE 报告(2016)早已倡导“教授统计思维”为核心, 并首次将“批判性地消费统计结果”纳入学习目标, 同时提出删减冗余内容以聚焦高阶能力培养[3]; 布鲁姆认知目标分类学将“分析、评价、创造”界定为高阶思维[4], 认知负荷理论亦表明机械计算占用过多认知资源会抑制高阶思维发展[5]。在此基础上, 国际统计教育学界已形成基本共识: AI 不会取代统计教育, 而是促使统计教育回归思维训练的本质[6][7]。这意味着课程目标应当重新定位, 课程内容也需要进行结构性调整。对于研究生教育而言, 这一转型尤为迫切。研究生阶段统计课程的核心使命是培养学生独立开展科学研究所需的数据分析能力。与本科阶段不同, 研究生面对的不是经过简化、明确标注的习题, 而是真实科研场景中开放、模糊、多因素交织的复杂问题。AI 可以高效完成计算和代码生成, 却无法替代研究者对问题本质的把握、对方法适用性的判断以及对结果意义的深度解读。因此, AI 时代对研究生统计能力的要求非但没有降低, 反而在问题转化、批判性思维和高阶判断等层面提出了更高标准。

我校研究生《应用数理统计》课程在教学目标与内容组织上较多沿袭传统范式, 与 AI 时代的需求之间存在明显距离。当前已有研究开始关注人工智能与统计教育的融合[5][6][8][9], 但多数成果侧重于将 AI 作为教学辅助工具或融入现有内容的应用层面(如利用聊天机器人回答学生疑问), 而较少从课程内容

体系重构的角度回答 AI 时代统计课应当教什么的问题，这一研究缺口正是本文的切入点。基于此，本文尝试从揭示传统课程的时代差距入手，进而明确课程目标的理念转型，构建 AI 时代研究生统计人才应具备的核心能力框架，并据此设计教学内容的“加减法”重构策略及配套考核方式，分析实施挑战与应对策略，以期 AI 时代研究生统计类课程的内涵式改革提供理论依据与路径参考。

2. 现行课程的时代差距

当前，AI 已经能够高效完成大量计算、代码生成甚至标准化的统计建模，这使得统计实践的重心正从如何计算转向如何提出问题、如何判断结果、如何与 AI 协作。换言之，统计人才的核心能力正从计算熟练度转向更高层次的判断与协作能力。以此为参照，可以发现现行课程在目标定位和教学内容上均存在一定差距。

在目标定位上，现行课程强调学生对公式推导、手工计算和标准流程(如假设检验的三步法)的掌握，评价标准侧重于计算准确性和步骤完整性。这在 AI 时代之前是合理的——因为手工计算是统计实践的必要组成部分。但在 AI 能够高效完成这些任务的今天，继续将大量精力投入计算训练，就与时代对研究生所要求的问题转化、批判性评估、人机协作等能力之间产生了差距。学生在课堂上被训练成能够按照既定流程完成标准分析的操作者，而 AI 恰好在这方面比人类做得更快、更准。研究生层次的培养不应止步于此。

在教学内容上，一是传统计算内容占据了大量课时，而这类内容恰恰是 AI 能够高效完成的。例如，一套完整的单因素方差分析计算，手工推演可能需要半小时，而 AI 在数秒内即可完成并附上可视化图表。当课堂时间被大量用于这类训练时，留给问题转化和批判性评估等环节的空间就被严重挤压。二是前端建模转化的训练严重不足。现行教材通常直接从给定数据集、给定统计问题开始，例如检验两组样本均值是否有显著差异，而不涉及为什么这是一个两样本均值问题、数据是如何产生的、是否存在其他可能的解释等前置思考。研究生因而缺乏将真实科研场景中的模糊问题转化为清晰统计框架的能力——这正是 AI 难以替代的环节。三是后端批判分析的内容基本缺失。课堂训练通常在得出 p 值或置信区间后即告结束，极少要求学生进一步思考：这个结果在研究情境中意味着什么？结论对哪些假设敏感？如果数据收集方式不同，结论是否会改变？研究生因而习惯于接受统计输出，而缺乏对其有效性进行审视的意识与能力——而这一能力在 AI 生成分析报告时尤为关键。

上述差距表明，现行课程已难以适应 AI 时代对统计人才的能力需求。因此，有必要重新审视课程目标，对教学内容进行系统性重构。

3. 课程目标的理念转型

面对上述差距，一种常见的改革路径是将 AI 视为教学辅助工具——例如用聊天机器人回答学生疑问、用智能系统批改作业等。这种思路固然有价值，但未能触及课程的核心矛盾。本文主张一个更为根本的理念转向：不将 AI 仅视为辅助工具，而是将其作为重塑学科内容体系的核心变量。这一理念转变包含两层含义：第一，课程设计的逻辑起点不再是如何用 AI 教好现有的统计内容，而是在 AI 能够高效完成大量统计计算与代码生成的条件下，研究生统计教育不可替代的价值究竟是什么。第二，改革的重心从怎么教前移至教什么和为什么而教——即先厘清 AI 时代研究生统计人才应具备的核心能力，再据此重新组织教学内容，将课程定位从训练学生使用统计工具，转变为塑造学生的统计思维及其与 AI 协同的能力。

基于上述理念，重新定位课程目标为培养与 AI 高效协同的统计思维与判断能力。然而，统计思维与判断能力是一个较为抽象的目标表述，需要进一步具体化为可操作、可培养的能力维度。

4. 核心能力的框架构建

与 AI 协同的统计思维究竟包含哪些具体能力？或者说，在 AI 能够高效完成大量统计计算的时代，研究生统计人才不可替代的核心能力究竟是什么？综合 GAISE 报告、国际统计教育学界的最新讨论[3][6][7]以及我校研究生层次的特殊要求，将 AI 时代研究生统计人才应具备的核心能力概括为以下四个维度。

4.1. 问题转化能力

这是整个统计分析的起点，也是 AI 目前最难替代的部分。现实世界中的研究问题往往是模糊、开放、多义的——例如某种新型材料的性能是否优于传统材料、两个城市的公共健康政策效果是否存在差异，而非现成的统计问题，需要从具体研究场景中抽象出关键变量，厘清问题类型(描述性、推断性、预测性)，并将其转化为可操作的统计框架。这种从模糊到清晰的转化过程，需要领域知识、逻辑推理和创造性的综合运用。对于研究生而言，这项能力是开展独立研究的前提。

4.2. 统计推理与元认知能力

统计方法的选择不是机械的查表过程，而是基于对数据生成机制、样本代表性、假设合理性等一系列问题的判断。例如，选择参数检验还是非参数检验，不仅取决于数据是否满足正态分布，还需要考虑实际背景中偏离正态的可能原因以及检验效应对结论的影响程度。这种判断能力本质上是一种元认知能力——即对自己的推理过程进行监控、评估和调整的能力。AI 可以告诉用户“根据数据， p 值小于 0.05”，但无法替代研究者判断“在这个具体研究情境下，0.05 的阈值是否真的有意义”，更无法判断“如果改变模型设定，结论是否依然稳健”。研究生阶段的统计训练应当使学生具备这种超越算法输出的判断力。

4.3. 批判性评估能力

任何统计输出都存在不确定性、假设依赖和潜在的混杂偏误。批判性评估能力意味着能够审视分析结果的适用边界、识别潜在的遗漏变量或选择性偏差、质疑那些看似显著但实际无意义的发现。更重要的是，当 AI 生成一个分析报告时，研究生需要能够判断其中是否存在逻辑漏洞、方法误用或过度解读。这种能力建立在对统计原理的深层理解之上，而不是对操作流程的机械记忆。在研究生层次，这种批判性评估不仅针对单一分析，还涉及对整个研究设计、数据收集过程以及统计结论对研究问题回答有效性的综合判断。

4.4. 人机协作能力

这不是指会使用某个统计软件，而是指能够将 AI 作为认知伙伴来扩展自身分析能力。具体包括：设计有效的提示词以引导 AI 完成特定分析任务；评估 AI 生成结果的可靠性；在 AI 提供的多种可能方案中做出合理选择；识别 AI 的局限性(例如对因果关系的混淆、对罕见情况的忽视)等。对于研究生而言，人机协作的能力要求更高——他们不仅要用 AI 辅助完成数据分析，更要能够在复杂研究场景中判断“哪些环节可以交给 AI、哪些环节必须由人主导”，以及如何将 AI 的输出整合到研究论证之中。

值得注意的是，这些能力的共同特征是：它们都指向提出正确问题、判断什么答案是好的、理解答案的局限这些层面，而非如何计算出答案。这正是研究生统计教育从工具训练转向思维塑造的重要依据。

5. 教学内容的加减重构

在明确课程目标(从工具到思维)及具体能力要求(四维框架)之后，接下来需要对教学内容进行实质性的结构调整。考虑到总课时难以增加的现实约束，基本策略是做减法与做加法并举，而非简单地向现有课程中塞入新内容。

5.1. 做减法：精简可由 AI 高效完成的传统内容

做减法的核心是识别并削减那些在 AI 时代不再需要占用课堂时间的教学内容，将释放的课时用于高阶思维训练。具体包括以下三个方面。

第一，削减复杂公式的手工推导。传统教学中，诸如极大似然估计的求解过程、最小二乘估计的矩阵推导、各类检验统计量的分布推导等，往往占用大量课堂时间。这些推导对于理解统计思想有一定价值，但在 AI 时代，学生完全可以通过 AI 工具快速获得推导过程，且实际科研中不再需要手工完成。处理方式是：将完整推导过程制作成课外阅读材料或视频微课，供学有余力的学生自学；课堂讲授仅保留推导的核心思想(例如极大似然估计的核心是最大化似然函数)，不再逐步板书推演。

第二，削减冗长的手工计算训练。现行课程中，学生常被要求手工完成多步骤计算，如方差分析表的手工填列、多元回归中正规方程组的代入求解、假设检验中检验统计量的手工计算等。这类训练在计算器未普及时是必要的，但如今已明显过时。处理方式是：所有计算任务交由统计软件(如 R、Python)或 AI 辅助工具完成；课堂训练转而聚焦于计算结果的含义是什么、不同软件输出结果的差异如何解读。同时，保留少量简单的计算(如单样本 t 检验的手算)作为理解原理的辅助，但不再作为考核重点。

第三，削减机械化的解题步骤训练。传统教材和习题中大量存在给定数据按照固定步骤完成假设检验或给定问题套用公式计算置信区间这类题目。这类题目训练的是流程记忆而非统计思维。处理方式是：将此类题目移出课堂，改为线上自测或课后练习；课堂时间转而用于开放性问题——例如给定一个研究场景，判断是否适合用 t 检验，如果不符合假设条件该怎么办。

5.2. 做加法：强化高阶思维训练环节

做加法的方向，是强化那些 AI 难以替代、且对统计思维养成至关重要的环节，主要体现在以下三个方面。

第一，强化前端建模转化模块，提高问题转化能力。其核心训练目标是帮助学生完成从模糊问题陈述到清晰统计框架的转化，具体包括：识别关键变量、明确假设条件、选择适当的统计方法、预判可能出现的混杂因素等。为支撑这一模块，可设计如下案例：提供一份模拟某石化企业催化裂化装置的原始实验记录，包含反应温度(220℃、240℃、260℃三个水平)、反应压力(0.3 MPa、0.5 MPa 两个水平)、催化剂种类(A 型、B 型)、原料油品来源(两个不同供应商)以及产品收率(连续变量)，记录中还存在少量缺失值与异常值(如某批次压力值未记录)。学生需自行判断哪些因素是可能的影响因素，提出两种以上的统计建模方案(如方差分析、带交互项的多元线性回归)，说明各自适用条件，并对缺失值和异常值提出处理方案。该案例的训练重心不在于计算结果(可通过软件或 AI 获得)，而在于从原始记录中抽象出统计问题的全过程。此类案例有望有效弥补学生拿到数据不知从何入手的能力短板。

第二，增加后端批判分析模块，增强批判性评估能力。设计结果审查环节，要求学生有望对同一数据集，对比不同模型(或同一模型的不同参数设定)的输出结果，分析差异来源、结论稳健性与潜在偏差。这一模块旨在帮助研究生从被动的结果接受者转变为主动的批判性思考者。以电商 A/B 测试为例：提供一份存在多处设计缺陷的测试报告(场景为某电商平台在 2024 年“双十一”期间测试两种商品详情页设计，以“加购率”为指标)。报告中的缺陷包括：流量分配非随机(新版本用户中 70%来自高活跃度用户，旧版本中该比例仅为 30%)；未排除时间趋势(新版本上线后第三天恰好是大促预热日)；未提供最小可检测效应(MDE)的计算，导致统计显著但实际提升无商业意义；同时测试了 10 个页面改动却未进行多重比较校正。学生需要识别上述问题，指出每个缺陷对结论可靠性的影响方向，并提出修正方案(如重新设计随机化实验、计算所需样本量、采用 Bonferroni 校正等)。该案例刻意引入不完美的分析过程，迫使学生在常规输出之外进行批判性审视。

第三,新增人机协同决策模块,训练人机协作能力。在此模块中, AI 工具被引入作为协作者。学生需要学习如何通过有效的提示词设计,引导 AI 生成分析代码、解释统计概念、模拟数据或提供替代分析思路;更重要的是,他们必须学会验证 AI 生成结论的合理性,并在人机对话的基础上形成最终的分析判断。以空气质量数据分析为例:给定一份公开数据集——2023 年北京市全年空气质量监测数据(包含日期、PM2.5、PM10、SO₂、NO₂、O₃、CO、AQI 等字段,共 365 条记录,其中 PM2.5 存在约 15 天缺失)。学生需通过对话式 AI 工具(如 DeepSeek、文心一言、通义千问)完成以下任务:要求 AI 编写 Python 代码进行缺失值多重插补,并解释“为何时间序列数据中不能使用均值插补”;要求 AI 生成探索性数据分析的可视化代码(如季节趋势折线图、污染物相关性热力图);然后验证 AI 生成代码的正确性,手动修正错误,并判断哪些环节完全交给 AI、哪些环节由人主导。最终提交的分析报告需包含人机对话记录与学生独立判断部分(如 AI 认为 PM2.5 与 PM10 的相关系数为 0.89,本人通过核实计算为 0.88,差异源于 AI 使用了线性插值而本人采用了多重插补)。该案例直接训练学生在真实分析任务中与 AI 协同工作、同时保持批判性主导地位的能力。

上述三个加法模块的共同特征在于:不以计算结果为最终目标,而以思维过程(如何提出问题、如何判断合理性、如何与 AI 协作)为核心训练内容,从而实现了从工具训练到思维塑造的实质性转变。

5.3. 改革后的课程大纲示例

为将加减法策略转化为可操作的课程方案,清晰展示各模块的课时分配、内容增减与教学形式转型,现以“一元线性回归分析”一章为例,改革后的大纲如表 1 所示。

Table 1. Example syllabus for the chapter “Simple Linear Regression Analysis” (4 class hours)
表 1. “一元线性回归分析”章节教学大纲示例(4 学时)

教学环节	学时	教学内容	教学形式	增减说明
概念建构	1	回归思想讲解(拟合、残差、R ² 的含义),配合散点图与拟合线动画演示,不讲最小二乘公式推导	讲授 + 可视化演示	减:删去最小二乘估计的求导推导过程;增:以几何直观替代公式讲解
AI 演示	1	现场使用 AI 工具(如 DeepSeek、Kimi)对真实数据集完成回归建模,引导学生识别输出中的关键信息(系数估计、R ² 、p 值等)	演示 + 师生互动	增:增设 AI 辅助建模的演示与结果解读训练
动手实践	1	学生分组操作 AI 工具,对教师提供的含“脏数据”的真实数据集完成回归分析,组内讨论分析思路	小组实操	增:增设 AI 协作实操环节,训练提问与信息筛选能力
批判研讨	1	提供含虚假相关、遗漏变量、过度外推等典型问题的分析案例,学生分组识别问题根源并汇报讨论	案例研讨 + 分组汇报	增:增设统计结论批判性评价训练;减:删去同质化计算练习题

该章节大纲的核心特征是:课堂时间从教师讲推导、学生抄笔记全面转向学生做项目、教师引导思维,释放出的课时被精准投入到四维能力框架中的薄弱环节。具体而言,概念建构环节以几何直观替代公式推导,将认知资源从机械记忆转向统计思想的深层理解;AI 演示与动手实践两个环节直接支撑 AI 协作能力的培养,让学生在与 AI 的协同中学会提问、判断与整合;批判研讨环节则聚焦批判性思维和统计思维的训练,通过辨析典型问题案例,强化学生对方法适用性与结论合理性的判断力。四个环节形成“概念奠基→工具辅助→实践内化→思辨升华”的递进式能力培养链条,使课时重构与能力目标形成精准映射。

6. 面向核心能力的多元考核方式设计

如果课堂内容已经削减了手工推导与机械计算，却仍沿用闭卷考试来测量学生记忆公式和套用步骤的能力，那么课程改革将陷入“新瓶装旧酒”的尴尬境地。因此，必须建立一套与核心能力框架相匹配的多元考核体系，具体设计如下。

6.1. 问题转化能力——真实场景建模任务

考查学生能否将模糊、开放的真实问题转化为可分析的统计问题。具体操作是：提供一段来自真实科研场景的复杂情境描述(如某医学研究者收集了 200 名患者的愈后数据，想探究影响患者生存时间的因素)，要求学生在规定时间内完成问题转化报告，涵盖：明确研究目标、识别关键变量及其类型、提出可检验的统计假设、初步设想和分析路径。评分标准聚焦于问题表述的清晰度、变量关系的逻辑性、假设的可操作性以及分析路径的合理性。该任务以书面报告形式提交，占总评 20%。

6.2. 统计推理与元认知能力——项目报告 + 分析日志(Rubrics)

考查学生能否在完整的研究过程中理解自己每一步分析背后的统计逻辑，并能反思自身分析策略的合理性。要求学生围绕一个开放性问题完成完整的统计分析项目，并额外提交一份分析日志，记录每一步操作的选择理由(如“为什么选择 t 检验而非方差分析”“为什么删除这 3 个异常值”)，以及对自身分析策略的反思。评分标准涵盖研究设计、方法选择、结果解释、结论推断及元认知反思五个维度，每个维度设置优秀、良好、合格、待改进四个等级。重点考查方法选择的合理性、结果解释的深度以及对自身分析过程的批判性审视，而非计算的正确性。该部分占总评 30%。

6.3. 批判性评估能力——统计结论辨析任务

考查学生能否批判性地审视他人的统计结论，包括识别统计误用、逻辑漏洞和结论过度推断。具体操作是：提供 2~3 份针对同一研究问题但结论不同的统计分析报告(其中至少一份由 AI 生成，包含明显的假设违反、方法误用或结论过度推断)，要求学生逐一识别各报告中的问题，分析其产生原因，并提出改进方案。评分核心关注能否识别隐含假设、判断方法适用性、发现逻辑漏洞及指出结论过度推断之处，而非是否得出“标准答案”。该任务以书面报告形式提交，占总评 20%。

6.4. 人机协作能力——AI 对话日志分析

Table 2. Assessment methods and scoring criteria for each competency dimension

表 2. 各能力维度考核方式与评分要点

能力维度	考核工具	评分维度	权重
问题转化能力	真实场景建模任务	问题表述清晰度、变量关系逻辑性、假设可操作性、分析路径合理性	20%
统计推理与元认知能力	项目报告 + 分析日志(Rubrics)	研究设计、方法选择、结果解释、结论推断、元认知反思	30%
批判性评估能力	统计结论辨析任务	假设识别、方法判断、逻辑漏洞发现、改进方案质量	20%
人机协作能力	AI 对话日志分析	提问质量、信息筛选、批判性审视	30%

考查学生与 AI 协作完成统计分析时的互动质量。要求学生在一项指定任务中必须借助国内 AI 工具(如 DeepSeek、Kimi)辅助分析，并提交完整的 AI 对话日志，配套填写“AI 协作记录表”(结构化记录提

问内容、AI 回复摘要及学生本人的后续判断)。评分从三个维度评估:一是提问质量——学生能否提出精准、有层次的问题引导 AI 辅助分析;二是信息筛选——学生能否从 AI 提供的多种方案中做出合理选择;三是批判性审视——学生能否识别 AI 输出中的局限或不当之处并进行修正。该部分占总评 30%。

整套考核体系在学期中分阶段实施——问题转化任务与 AI 日志贯穿学期中后段,项目报告持续整个学期,辨析任务置于期末——形成“过程性 + 终结性”相结合的多元评价机制,使考核本身成为能力训练的延伸。各能力维度考核方式与评分要点详见表 2。

7. 实施挑战与应对策略

课程内容重构必然面临师资、资源与学生基础等各方面的挑战。只有提前预判这些困难并给出可行的应对方案,改革才能真正落地。

在师资方面,内容重构要求教师从讲授推导转向引导思维,配套考核也要求教师掌握 AI 对话日志分析、元认知反思等新型评价方法。对此,授课教师需率先熟悉主流 AI 工具在教学中的应用场景,通过集体备课、教学观摩及组内协作实现知识互补,逐步消除对“去计算化”教学的畏难情绪。同时,应简化作业批改流程,将教师精力从批改机械计算作业中解放出来,转向对学生思维过程和考核结果的诊断与反馈。

在教学资源方面,内容重构后需要支撑思维训练的真实案例和配套考核所需的评估工具。对此,可优先收集整理本学科或公开平台(如 UCI、Kaggle 等)中的真实数据集,并基于教学经验设计含有缺陷的典型案例分析供课堂研讨使用。将削减掉的手工推导内容录制成微课视频供学生按需自学,同时开发配套的 Rubrics 评分标准,涵盖项目报告、AI 对话日志等多元考核工具,通过统一量规降低主观评分误差,也便于助教快速上手。

在学生基础差异方面,内容重构与多元考核对学生提出了更高且更多元的能力要求,基础薄弱的学生可能面临更大的适应压力。对此,可在人机协作模块中设置分层任务——为基础薄弱者提供提示词框架与引导问题,为能力较强布置开放性挑战;在实践项目中实行异质分组,通过组内分工与同伴互教弥合差距。同时,利用学习平台的记录功能追踪学生预习进度、项目进展与作业迭代轨迹,定期向学生推送个性化诊断反馈,帮助不同起点的学生找到各自的进步空间。

8. 结语

本文针对 AI 时代研究生《应用数理统计》课程应当教什么这一核心问题,在理论层面明确了课程目标应从掌握统计计算方法转向培养与 AI 协同的统计思维,并构建了“问题转化 - 统计推理与元认知 - 批判性评估 - 人机协作”四维能力框架;在操作层面提出了“加减法”内容重构策略,给出了削减标准与增加模块,并以一元线性回归分析为例提供了可操作的课程大纲示例,同时设计了与四大能力相匹配的多元考核体系,分析了实施面临的挑战与应对策略。目前,围绕该框架的教学试点已进入实施阶段,相关的数据收集与分析工作正在进行中,完整的实证结果将在后续研究中呈现。

AI 时代对统计教育带来的冲击不可逆转,但也为回归学科思维本质提供了历史机遇。本文提供的从工具到思维的转型框架,希望能为 AI 时代研究生统计类课程的内涵式改革提供理论依据与操作参考。

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]. http://www.moe.gov.cn/jyb_xgk/moe_1777/moe_1778/202501/t20250119_1176193.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]. http://www.moe.gov.cn/srcsite/A01/s7048/202504/t20250416_1187476.html, 2025-04-16.

-
- [3] American Statistical Association (2016) Guidelines for Assessment and Instruction in Statistics Education (GAISE) College Report 2016.
 - [4] Anderson, L.W. and Krathwohl, D.R. (2001) A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives. Longman.
 - [5] Sweller, J. (2005) Cognitive Load Theory. In: Mayer, R.E., Ed., *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, Cambridge University Press, 19-30.
 - [6] Horrocks, M. and Shearman, D. (2025) Rethinking What Is Valuable in Mathematics and Statistics Education. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, **56**, 2513-2533.
<https://doi.org/10.1080/0020739X.2025.2556864>
 - [7] Rostkowski, E., Rushton, N., Smith, H., *et al.* (2025) Teaching Statistics in the Age of AI: Leveraging Learning Sciences Principles with AI Tool Use to Support GAISE. *Scatterplot*, **2**, Article ID: 2572149.
<https://doi.org/10.1080/29932955.2025.2572149>
 - [8] 肖枝洪, 黄守成. 人工智能时代下研究生应用数理统计优质课程建设[J]. 大学数学, 2024, 40(2): 41-46.
 - [9] 唐立, 刘源远. 智能化时代研究生统计学专业教学高质量发展探索[J]. 高教学刊, 2025, 11(10): 131-135.