

“数学物理方程”课程智能化教学改革探索与实践

王德营 崔 岩 宋翠玉

山东科技大学地球科学与工程学院，青岛

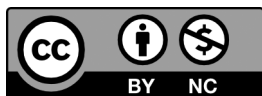
摘 要 | “数学物理方程”是地球物理等工科专业的核心基础课程，在地震波传播模拟、电磁场分析、流体动力学等领域具有广泛应用。然而，传统教学模式主要以理论推导为主，实践环节相对薄弱，导致学生在数值计算和编程应用方面能力不足，影响其在复杂工程问题中的应用能力。随着人工智能（AI）技术的迅猛发展，自动编程、智能推导和可视化模拟在科学计算领域展现出巨大潜力，为“数学物理方程”课程的教学改革提供了新的视角和手段。本文提出了一种基于AI的智能化教学改革方案，融合自动化编程演示、问题驱动式教学和行业案例导向，以提升学生的计算思维和工程实践能力。研究表明，该模式不仅能显著提高学生对数学物理方程的理解与应用能力，还能增强其综合创新能力，为“数学物理方程”课程的教学改革提供了一种可行的实施路径。

关键词 | 数学物理方程；智能化教学；教学改革；自动化编程；问题驱动式学习

Copyright © 2025 by author (s) and SciScan Publishing Limited

This article is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>



1 引言

“数学物理方程”是工科专业，尤其是地球物理、应用数学和工程领域的重要基础课程，在地震波传播模拟、电磁场分析、流体动力学等方面具有广泛应用^[1]。然而，传统教学模式主要侧重于数学理论推导，实践环节较为薄弱，导致学生在数值计算、编程实现和工程应用方面能力不足。这种脱离实际的教学方式，使得学生在面对复杂的工程问题时，难以灵活运用所学知识进行建模和求解^[2]。

随着人工智能（AI）技术的快速发展，自动编程、智能推导和可视化模拟等技术已广泛应用于科学计算领

域，为“数学物理方程”课程的教学改革提供了新的可能性。AI可以辅助公式推导、优化数值计算，并通过自动化编程提高计算效率，使学生更加直观地理解复杂数学物理方程所描述的动态特征和变化规律。这种技术手段的引入，不仅能够弥补传统教学在实践环节的不足，还能激发学生的学习兴趣，提升其计算思维和工程实践能力，从而形成人工智能与数学、物理学的交叉融合，完善人工智能领域学科布局^[3]。

本文探讨基于AI的智能化教学改革方案，结合自动化编程演示、问题驱动式教学和科研案例分析，构建更加直观、高效的教学模式。研究表明，该模式能够提升学生对数学物理方程的理解和应用能力，并增强其

基金项目：山东科技大学青年教师拔尖人才培养计划（项目编号：01040561025）。

通讯作者：王德营，讲师，博士，研究方向：地球物理数据处理方法研究。

文章引用：王德营，崔岩，宋翠玉. “数学物理方程”课程智能化教学改革探索与实践[J]. 教育研讨, 2025, 7(3): 352-357.

<https://doi.org/10.35534/es.0703070>

解决工程实际问题的能力，为该课程的教学改革提供了一种可行的实施路径。

2 传统数学物理方程教学模式的局限性

2.1 课程内容与工程实践的脱节

“数学物理方程”课程涵盖波动方程、泊松方程、热传导方程等内容，这些方程在地球物理、石油勘探、材料科学等领域具有广泛应用。然而，传统教学模式主要关注理论推导和解析解求法，较少涉及数值计算和计算仿真。例如，地震波传播模拟通常采用有限差分法求解波动方程，而传统课程中对该数值方法的讲解较少，导致学生在进入科研或企业后需要重新学习相关技能。

2.2 计算工具的使用不足

尽管现代科学计算软件（如MATLAB^[4]、Python^[5]、Comsol Multiphysics）已广泛应用于科研与工程领域，但传统“数学物理方程”课程教学仍然侧重于手工推导和解析求解，未能充分引入现代计算工具。许多学生在课程学习中缺乏对数值计算方法的实际操作，导致在解决复杂工程问题时遇到困难^[6]。

2.3 教学案例的单一性

目前的数学物理方程教学案例多以经典理论问题为主，如一维波动方程、稳态热传导问题等。这些案例虽然有助于理解基本概念，但缺乏工程背景和实际应用，难以激发学生的学习兴趣和创新思维。

2.4 缺乏问题驱动式学习

现有课程内容往往以知识点为主线，未能结合专业工程问题进行讲解，学生缺乏主动探索和解决实际问题的机会。

3 基于AI的智能化教学改革方案

3.1 AI辅助公式推导、自动化编程与仿真演示

AI技术在数学物理方程求解中具有广泛应用，主要包括符号推导、数值计算、自动代码生成与仿真演示等^[7]。例如，基于ChatGPT、DeepSeek和SymbolicAI的符号计算能力，可用于推导偏微分方程的解析解；PINNs结合深度学习方法，可有效求解复杂的数学物理问题，尤其适用于高维、不适定问题；借助AI辅助编程，学生无需掌握复杂的编程技巧，即可快速生成高效的求解代码，从而直观理解数学物理方程的求解过程，并降低编程门槛。

此外，结合自动代码生成，学生可使用不同编程语言（如Python、MATLAB、C++或Fortran等），并通过AI自动生成代码进行可视化动态仿真图像演示，从而提升学习效率。

应用案例1：使用AI推导二维波动方程

在学习一维波动方程推导过程的基础上，学生可以利用AI工具扩展到二维波动方程推导的情形，从而加深对波动方程的理解，查缺补漏，识别自身在推导过程中的知识盲点。

例如，学生可以直接向AI提问：“请给出推导二维波动方程的详细过程”，AI响应如下：

我们从牛顿第二定律（ $F = ma$ ）出发，推导波动方程。假设我们研究的是均匀介质中的小振幅波动。

研究微小单元的受力分析，考虑介质中的一个微小矩形元（长为 Δx ，宽为 Δy ）。介质具有密度 ρ ，并受到张力力（如弹性介质中的应力）。

为了简单起见，我们考虑沿 x 方向的作用力：

在 x 处的应力表示为 τ_{xx} 。

在 $x+\Delta x$ 处的应力可以展开为泰勒级数：

$$\tau_{xx}(x+\Delta x, y) \approx \tau_{xx}(x, y) + \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} \Delta x$$

因此，作用在微小矩形上的净力为：

$$F_x = \left(\tau_{xx} + \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} \Delta x \right) \Delta y - \tau_{xx} \Delta y = \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} \Delta x \Delta y$$

类似地，沿 y 方向的净力为：

$$F_y = \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial y} \Delta x \Delta y$$

依据牛顿第二定律给出：

$$\rho \Delta x \Delta y \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = \left(\frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yy}}{\partial y} \right) \Delta x \Delta y$$

由于在均匀介质中应力与位移的关系可以通过胡克定律近似为（假设为一维波动）：

$$\tau_{xx} = \lambda \frac{\partial u}{\partial x}, \quad \tau_{yy} = \lambda \frac{\partial u}{\partial y}$$

其中， λ 是弹性参数。带入牛顿方程并假设介质为无粘弹性介质（即满足 $\lambda = \rho c^2$ ），可得最终的二维波动方程为：

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = \left(\frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yy}}{\partial y} \right)$$

学生在学习上述二维波动方程的推导过程中，如遇到知识盲点可直接向AI提问，如：“作用在微小矩形上的净力为 $F_x = \left(\tau_{xx} + \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} \Delta x \right) \Delta y - \tau_{xx} \Delta y = \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} \Delta x \Delta y$ ，这个公式中为什么乘上 Δy ？”AI会给出如下详细的解释说明：

应力 τ_{xx} 表示单位面积上的力，即在 x 方向上，由于介质内部作用在某个面上的应力（类似于压强的概念）。

应力的单位是力/面积（N/m²）。由于我们分析的是一个微小矩形元，它的一个侧面面积是 Δy （假设分析的是垂直于 x 轴的侧面）。作用在这个侧面上的力，等于应力乘以受力面积。

通过上述AI辅助推导方程和针对性答疑，降低了学

生理解复杂数学推导的难度，打破了传统单向灌输式教学的局限，使学习方式由被动接受转变为主动探索。AI能够即时提供反馈，帮助学生精准补漏，提升逻辑推理和解决问题的能力，同时培养自主探究的学习习惯。

案例2：使用AI生成代码求解二维波动方程并仿真演示

本示例使用MATLAB代码模拟二维波动方程，采用9阶有限差分格式，并引入完全匹配层（CPML）减少边界反射。AI生成的关键代码如下：

```
% 参数初始化
N = 501; % 网格点数
L = 10 * pi; % 计算区域大小
x = linspace(0, L, N); % x 方向上的网格点
y = linspace(0, L, N); % y 方向上的网格点
% 初始化波场存储矩阵
u = zeros(N, N, 3);
s = 0.5; % 时间步长因子（需满足稳定性条件）
% CPML 边界条件
npml = 10; % CPML 网格点数
pml_width = 10; % CPML 厚度
cpml = exp(-linspace(0, 1, pml_width).^2); % 指数 CPML 衰减剖面
pml_x = [flip(cpml), ones(1, N - 2 * pml_width), cpml]; % x 方向的 CPML
pml_y = [flip(cpml), ones(1, N - 2 * pml_width), cpml]; % y 方向的 CPML
% 初始条件：施加高斯初始波场
[X, Y] = meshgrid(x, y); % 创建 x 和 y 方向的网格
init_u = 2 * exp(-2 * (X - L / 2).^2 - 2 * (Y - L / 2).^2); % 高斯函数
u(:, :, 1) = init_u; % 过去时间步的波场
u(:, :, 2) = init_u; % 当前时间步的波场
% 施加边界条件（Dirichlet 边界条件）
u(1, :, :) = 0; u(end, :, :) = 0;
u(:, 1, :) = 0; u(:, end, :) = 0;
% 波场演化
for ii = 1:1200
    % 9阶有限差分格式计算下一时间步波场
    u(2:end-1, 2:end-1, 3) = s * (u(2:end-1, 3:end, 2) + u(2:end-1, 1:end-2, 2)) ...
        + s * (u(3:end, 2:end-1, 2) + u(1:end-2, 2:end-1, 2)) ...
        + 2 * (1 - 2 * s) * u(2:end-1, 2:end-1, 2) - u(2:end-1, 2:end-1, 1);
    % 施加 CPML 吸收层
    u(:, :, 3) = u(:, :, 3) .* (pml_x' * pml_y);
    % 更新波场
    u(:, :, 1) = u(:, :, 2); u(:, :, 2) = u(:, :, 3);
    % 绘制波场演化
    imagesc(x, y, u(:, :, 2));
    colormap(gray); colorbar;
    title(['时间步: ', num2str(ii)]);
    drawnow;
end
```

在MATLAB环境中运行该代码，会生成波在二维介质中传播的动态图像，学生可以直观观察波动方程描述的波在介质中的传播过程以及波现象，理解有限差分方法在模拟波动现象中的应用。结合AI自动代码生成，学

生不仅能掌握高阶有限差分法的原理，还能深入理解边界条件（如CPML吸收层）对数值稳定性的影响。

此外，上述AI辅助代码生成与仿真演示还带来以下优势：

(1) 个性化学习: AI可根据学生知识水平和可接受程度, 依据学生指令动态调整代码复杂度, 如使用2阶、4阶或9阶差分格式来进行波动方程求解。

(2) 实验教学: 学生可修改CPML边界条件参数, 观察不同吸收层对波传播的影响, 从而更深入理解边界条件的作用。

(3) 提升实践能力: 学生也可以尝试不同编程语言 (MATLAB、Python、C++) , 加深对数学物理方程求解方法的理解。

综上, AI辅助教学将数学方程推导、计算机数值求解与仿真演示有机结合, 使课堂教学从枯燥的公式推导转向更具互动性和探索性的学习模式。这种教学方式能够增强数学方程的直观性, 还提高了学生的数值计算能力与编程实践能力, 为未来进一步研究数学物理问题奠定了坚实基础。

3.2 问题驱动式教学与科研案例结合

问题驱动式教学 (Project-Based Learning, PBL) 强调通过实际问题的解决来促进知识的理解 and 应用^[8]。在“数学物理方程”课程中, 结合行业工程案例和科研前沿课题进行教学设计, 不仅可以提高学生的学习兴趣, 还能增强其综合分析能力、解决复杂问题的能力, 并提升科研素养。为此, 本教学改革采用小组协作+AI辅助选题+工程案例导入+科研项目结合的完整教学范式, 使学生在实际问题驱动下探索数学物理方程的应用。

3.2.1 小组协作与 AI 辅助选题

为了让学生能够主动参与教学研究, 并增强问题驱动式教学的针对性, 课程采取小组协作模式, 每组由3~5名学生组成。在此基础上, 引入AI辅助选题机制, 结合学科前沿问题与工程应用需求, 形成精准的研究方向。具体步骤如下:

(1) AI辅助查询学科前沿问题: 学生利用ChatGPT、Semantic Scholar和DeepSeek等AI工具检索数学物理方程在地球物理、石油勘探、材料科学等领域的最新研究进展, 并结合已有工程问题进行归纳整理。

(2) 小组讨论与选题优化: 每个小组根据查询结果, 讨论筛选出3个工程案例与科研问题的结合点, 并提交选题报告。

(3) 教师指导与最终确定: 教师从各小组提交的选题中, 结合学科前沿和教学目标, 筛选并最终确定每组的研究方向, 确保选题的科学性、可行性和实践价值。

通过AI辅助选题, 学生能够拓宽知识视野, 紧跟学科前沿, 同时提高对工程实际问题的敏感度, 为后续的工程案例分析与科研探索奠定基础。

3.2.2 基于选定案例展开研究

在确定研究方向后, 每个小组基于数学物理方程的理论框架, 利用AI工具和数值计算方法, 围绕选定的工程案例和科研课题开展研究。下述给出了某小组开展的

工程、科研项目结合案例。

3.2.3 工程案例: 基于勒让德多项式拟合的地震数据噪声压制方法

在地震勘探中, 由于环境噪声、仪器误差等因素, 地震数据往往受到不同程度的噪声污染, 影响地震波的有效信息利用。地震数据的随机噪声通常具有宽频谱特性, 使得原始信号不光滑。针对这一工程问题, 提出基于勒让德多项式拟合的地震数据噪声压制方法, 利用本课程所学的勒让德多项式的正交性与良好的光滑性, 对信号进行拟合, 并通过拟合模型去除高频随机噪声。同时, 结合AI辅助进行数值计算与代码生成, 以降低计算复杂度, 提高该方法的适用性。

(1) 数学建模

①采用二维勒让德多项式进行地震数据的拟合, 并构建噪声压制模型;

②结合人工智能符号推导, 并基于线性规划理论, 求解勒让德多项式系数的数学表达式;

③输入待处理数据, 计算勒让德多项式系数, 并代入由二维勒让德多项式构建的噪声压制模型中, 得到噪声压制后的结果。

(2) AI辅助求解

①学生可使用AI生成Python、MATLAB代码实现上述勒让德多项式拟合去噪方法, 降低编程难度;

②通过AI进行误差分析和参数优化, 提高模型精度。

(3) 数值实验与仿真

①生成含噪声的合成地震数据, 利用勒让德多项式拟合方法对信号进行逼近, 并通过抑制高频随机噪声来实现去噪处理, 分析去噪效果, 验证该方法、算法的正确性;

②在上述模型实验的基础上, 进一步结合实际地震数据进行勒让德多项式拟合去噪处理, 并分析去噪效果及信号保真度, 从而给出该方法在去噪方面的优势和特点。

通过该工程案例的研究, 学生能够掌握数学物理方程在地球物理数据处理中的应用, 提高数值计算和编程实践能力。

3.2.4 科研项目结合: 基于二维勒让德多项式分解的时空变子波估计

在地震数据处理中, 子波的时空变异性 (即子波的形态随时间和空间变化) 对反演和成像的精度有重要影响。本课程将科研项目“基于二维勒让德多项式分解的时空变子波估计”引入教学, 让学生在真实科研环境中应用数学物理方程解决问题。

(1) 数学建模与理论分析

①采用二维勒让德多项式分解地震信号, 结合时频分析方法, 建立子波时空变的数学模型;

②基于褶积模型,分析时频域中时空变子波与反射系数的特征差异,为二维勒让德多项式时空变子波估计提供参数依据。

(2) AI辅助推导与代码生成

①利用AI进行符号计算,基于最小二乘原理,推导时空变子波估计的数学表达式;

②利用AI自动生成MATLAB代码并优化调整,实现时空变子波估计。

(3) 科研仿真及实际数据处理实验

①利用AI生成时变的合成地震记录,使用上述生成的MATLAB代码进行时空变子波估计,并与时空变子波理论值进行对比,分析该方法的稳定性与估计精度;

②利用实际地震数据进行时空变子波估计,并利用估计的时空变子波设计提高分辨率算子,对地震数据进行提高分辨率处理,从而验证时空变子波估计的有效性。

该科研案例的引入,使学生能够体验数学物理方程基础知识在科学研究中的具体应用,提高其科研素养和创新能力。

3.2.5 问题驱动式教学与科研案例结合的实施模式

(1) 项目制学习模式:学生以小组为单位,在选定的研究方向上独立开展学习和实验,培养团队合作精神。

(2) AI赋能自主学习:学生在AI的辅助下完成数学推导、代码编写和结果分析,降低计算门槛,提高学习效率。

(3) 科研导向的教学模式:结合学科前沿问题,鼓励学生将数学物理方程的理论应用于实际科研,提高创新思维能力。

(4) 分阶段考核与汇报

阶段1(选题):提交AI选题报告,阐述工程案例与科研项目的结合点;

阶段2(研究):完成理论推导、数值计算与实验分析;

阶段3(展示与考核):以小组为单位汇报研究成果,撰写技术报告,并接受教师点评与改进建议。

4 教学改革的优势与预期成效

(1) 提升学生的计算思维与工程实践能力

AI辅助的教学改革方案能够帮助学生更直观地理解数学物理方程的求解过程,并结合现代计算工具提升数学建模、数值计算和编程能力。通过与实际工程案例相结合,学生能够更早接触科学计算方法,提升工程实践能力。

(2) 增强学生的自主学习与创新能力

AI技术提供交互式学习环境,使学生可以通过智能化工具自主探索数学物理问题,并获得即时反馈。这种方式能够提高学习效率,激发创新思维,并培养独立解

决问题的能力。结合在线实验平台,学生可以进行个性化学习,提高学习的自主性。

(3) 促进学科交叉融合,提高科研竞争力

本教学改革方案使“数学物理方程”课程与计算机科学、人工智能、地球物理等学科紧密结合,提高学生的跨学科应用能力。此外,AI技术的引入可以帮助学生更快地掌握科研方法,提高其在科研领域的竞争力,为未来的学术研究和工程应用奠定坚实基础。

5 结论与展望

本研究提出了一种基于人工智能的“数学物理方程”课程智能化教学改革方案,通过AI辅助公式推导、自动化编程与仿真演示、问题驱动式教学以及科研案例结合等方式,显著提升了学生的计算思维、工程实践能力和跨学科应用能力。研究表明,该教学模式能够有效弥补传统教学模式中实践环节薄弱、计算工具应用不足以及教学案例单一等问题,使学生能够更直观地理解数学物理方程的求解过程,并掌握现代科学计算方法。

未来,随着人工智能技术的持续发展,智能化教学改革仍有广阔的探索空间。首先,可以进一步优化AI工具在教学中的应用,如结合自然语言处理技术开发智能答疑系统,提升学生的个性化学习体验。其次,可以扩展AI辅助计算的教学内容,引入更多前沿数值计算方法,如深度学习求解偏微分方程(PINNs)等,以加强学生对新兴计算技术的掌握。此外,还可以通过构建在线教学平台,整合虚拟实验室、可视化仿真和AI编程助手,打造更加智能化、交互式的学习环境。

总之,基于AI的智能化教学改革为“数学物理方程”课程的教学创新提供了一条可行的路径,有助于培养具有扎实数学物理基础、熟练掌握现代计算方法并具备创新能力的复合型人才。未来的教学改革工作需要进一步结合技术发展趋势,不断优化和完善智能化教学体系,以满足新时代工程技术人才培养的需求。

参考文献

- [1] 廉海荣,雷昕,罗万静,等.新时代工科“数学物理方程”课程教学改革探索[J].中国地质教育,2021,30(4):71-74.
- [2] 孟义平,潘全如.工科研究生“数学物理方程”课程创新教学模式探索[J].西部素质教育,2024,10(1):5-8.
- [3] 国务院.国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知[EB/OL].(2017-07-08)[2021-09-26].http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [4] 刘彪,刘庆源,刘华勇.Matlab在数学物理方程可视化教学中的探析[J].科技视界,2022

- (25): 138–140.
- [5] 热合买提江·依明. Python在《数学物理方程》教学中的应用研究[J]. 高等数学研究, 2022, 25(3): 86–89.
- [6] 谭佳, 赵润, 苏明明. 数学软件在数学物理方法课程教学中的应用[J]. 科教文汇, 2023(14): 74–77.
- [7] 王哲, 李长久, 陈泽霖. 智能化教学工具在工程材料学科教学中的创新应用[J]. 化工管理, 2025(6): 81–84, 88.
- [8] 陈光华. 高中数学教学中关于问题驱动教学法的实践[J]. 亚太教育, 2024(8): 86–89.

Exploration and Practice of Intelligent Teaching Reform in the Course of “Mathematical Physics Equations”

Wang Deying Cui Yan Song Cuiyu

College of Earth Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao

Abstract: “Mathematical Physics Equations” is a fundamental core course for engineering disciplines such as geophysics, with broad applications in seismic wave propagation modeling, electromagnetic field analysis, and fluid dynamics. However, traditional teaching approaches primarily focus on theoretical derivations, with limited emphasis on practical applications. This results in students having insufficient skills in numerical computation and programming, thereby restricting their ability to solve complex engineering problems. With the rapid advancement of artificial intelligence (AI), technologies such as automated programming, intelligent derivation, and visualization have demonstrated immense potential in scientific computing, offering new perspectives and tools for the reform of “Mathematical Physics Equations” teaching. This paper proposes an AI-driven intelligent teaching reform framework that integrates automated programming demonstrations, problem-driven teaching, and industry-oriented case studies to enhance students’ computational thinking and engineering practice skills. The research findings indicate that this approach not only significantly improves students’ understanding and application of mathematical physics equations but also strengthens their overall innovative capabilities, providing a viable pathway for the modernization of teaching in this domain.

Key words: Mathematical Physics Equations; Intelligent teaching; Teaching reform; Automated programming; Problem-driven learning