人工智能时代地下水数值模拟教学转型升级探索

施小清，吴吉春，吴剑锋
南京大学 地球科学与工程学院，江苏 南京 210023

摘要：地下水数值模拟的教学长期以“高精度拟合观测数据”为主要训练目标，但在多源数据快速增长与人工智能（AI）快速发展的背景下，以“拟合导向”的传统教学逐渐暴露出重拟合精度、轻预测不确定性与决策风险，重单一观测数据、轻多源数据融合，重软件操作、轻智能建模训练等局限。本文面向科学智能（AI for Science）范式变革，提出地下水数值模拟教学从“再现系统”转向“决策支持”的转型升级思路，构建覆盖本科生–研究生衔接的分层教学框架：本科阶段在夯实控制方程、数值求解与概念模型等内容的基础上，强化概率统计、数据处理与基础编程；研究生阶段面向真实地下水决策问题，融入不确定性量化、多源数据融合、AI替代模型与多目标优化，突出模型可信度与决策可用性。通过两个教学案例展示如何将建模过程转化为面向管理目标的课程任务。

关键词：人工智能；地下水数值模拟；决策支持；不确定性量化；教学改革
中图分类号：G642 **文献标识码：**A **文章编号：**1006–9372（2026）05–0005–08

Title：Exploration of the Transformation and Upgrading of Groundwater Numerical Simulation Teaching in the Era of Artificial Intelligence

Author(s)：SHI Xiaoqing, WU Jichun, WU Jianfeng

Keywords：artificial intelligence; groundwater numerical simulation; decision support; uncertainty quantification; teaching reform

地下水数值模拟是地下水学科中的核心定量方法之一，在描述地下水流动与溶质运移过程以及支撑地下水资源开发与污染防治等管理决策中发挥着重要作用[1]。自20世纪以来，地下水数值模拟逐步形成以物理机理为基础、以数学模型为表达形式、以数值求解为实现手段的研究框架[2]，并基于通用模型与软件（例如MODFLOW[3]等）推动了地下水学科由定性认识向定量模拟预测转变。

我国地下水数值模拟研究与教学长期积累并形成了以地下水问题为导向的知识体系与课程实践路径[4-5]。传统课程通常以“物理机理—方程推导—离散求解—校正检验”为主线，强调概念模型建立、参数化与边界条件设置、有限差分/有限元离散方法与数值求解，并通过典型算例或软件操作训练学生的建模及其应用能力[6]。这一教学体系为学生建立了地下水动力学与数值计算的基本范式，使其理解“过程—方程—参数—观测”之间的关系，为地下水资源评价、污染防治与工程设计奠定了坚实基础[7]。

然而，地下水数值模拟应用中长期存在一个痛点，即“模型拟合得好”并不等同于“模拟预测可靠”或“决策可用”。由于地下水系统复杂，受观测数据有限、边界条件模糊等因素制约，模拟结果往往具有非唯一性与等效性。即使模型能够较好拟合已有观测数据，也不能保证其能够充分刻画真实系统并可靠预测未来情景。因此，模型更应被视为在有限观测数据与不完备知识条件下用于推断与决策的工具，而非仅用于完成拟合指标的复制品[8]。这意味着，地下水数值模拟的教学目标不应停留在提高拟合精度，还应引导学生认识模型不确定性来源，理解预测区间与风险表达，并将模型输出转化为面向管理约束与多目标权衡的决策信息[9]。

进入大数据与AI快速发展的21世纪，地下

收稿日期：2026-02-25；**修回日期：**2026-04-21。
作者简介：施小清，男，教授，主要从事污染水文地质学、地下水数值模拟与水文地球物理方面的教学与科研工作。
投稿网址：www.chinageoeducation.net.cn *联系邮箱*：bjb3162@cugb.edu.cn
引用格式：施小清，吴吉春，吴剑锋．人工智能时代地下水数值模拟教学转型升级探索[J]. 中国地质教育，2026，35（5）：5–12.

水观测手段与数据来源发生了显著变化。遥感产品、物联网监测、地球物理成像以及多尺度调查数据不断增长，数据呈现高维、异构与时空密集等特征。与此同时，机器学习为复杂系统中的信息提取、非线性关系识别、替代建模与数据同化提供了新的方法工具，地下水模拟从“单一物理模型的高精度求解”逐步走向“融合多源数据与智能算法的综合分析与决策支持”[10]。因此，地下水数值模拟教学亟须在继承传统方法优势的基础上，同时引入不确定性量化、数据融合、替代建模与面向决策的情景评估等内容。基于这一需求，本文提出以“从模拟再现走向决策支持”为核心的教学转型升级思路，并由此构建相应的课程知识体系与案例教学路径。

一、传统地下水数值模拟教学现状与局限

1. 地下水数值模型认识观点的变化

从20世纪80年代至90年代中期起，数值模拟逐步成为水文地质研究中的重要工具。当时的主流观点主要将模型视为一种“拟合与预测工具”。模型构建通常追求对地下水物理过程的尽可能精准刻画，并通过调整参数来匹配历史观测数据[7]。模型经过良好的校正和检验后，便可用于模拟预测不同情景下的地下水系统响应。从20世纪90年代后期至21世纪初，地下水数值模拟领域逐步改变了对模型角色的认识，研究重点开始从“精确模拟与预测”转向“认识不确定性”[11]，强调对于模型的敏感性和不确定性分析。图1展示了该阶段经典的地下水数值模拟步骤。

由于地下水系统高度复杂，参数具有明显的空间变异性，往往存在多组模型参数同样拟合良好，却产生不同情景预测结果的情况[12]。Beven等人提出了“等效性（equifinality）”观点，主张承认异参同效性，将建模过程视为对一系列假设的检验[12]。模型不再被视为对真实系统的唯一再现，而被用于检验关于系统行为的科学假设。Doherty等人开发的PEST参数估计软件使自动化校准和高维参数估计成为可能[13]。与此同时，地下水模型研究开始重视模型结构、参数和观测数据等多方面的不确定性。Monte Carlo随机模拟、贝叶斯分析以及多概念模型比较等方法被用于量化预测不确定性[14]。这些研究表明，模型校正虽然能够降低部分参数的不确定性，但不能消除预测的不确定性，因此需要通过不确定性分析给出预测区间或概率范围。

2010年后，模型的角色进一步被定位为“决策支持工具”。其核心观点由“模型用于预测未来”拓展为“模型用于帮助决策”，强调模型的价值不在于给出唯一的精确答案，而在于为不同决策方案的比较和权衡提供技术支撑[15]。图2为决策支持导向的地下水数值模拟框架。在这一框架下，地下水模型首先应明确管理决策所关注的问题、目标和风险，再据此确定模型的结构和复杂度，重点提高与决策相关预测的可靠性。这种“决策支持导向的模型设计”与传统“先建模型再看能回答什么问题”的做法形成了鲜明对比[15]。此时模型不再仅用于减小拟合误差并进行评价，而成为决策情景分析流程的一部分。模型的好坏评价标准也从以前的“拟合度”和“复杂度”转变为“能否支撑合理决策”，这体现出认识上的转变。

围绕上述认知转变，不确定性量化、数据同化和模型优化等方法得到快速发展。例如，集合平滑（Ensemble Smoother）等近似梯度反演方法结合降维算法，使成千上万个参数的复杂模型也能进行高效的不确定性评估[16]。White等人开发的PEST++[17]、众多开源工具（如FloPy、pyEMU等）显著提升了模型校正和不确定性分析的效率和可操作性[18]。此外，模型分析功能从单纯的历史拟合扩展到了优化决策，通过Jacobian矩阵分析，

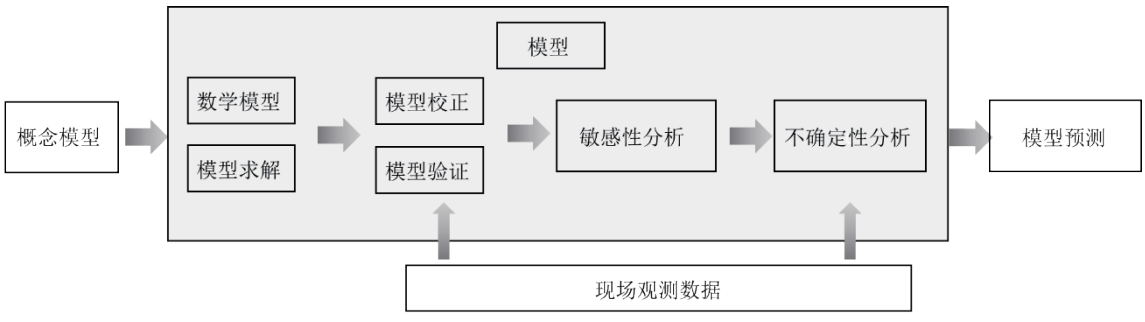


图1 经典的地下水数值模拟步骤[7, 11]

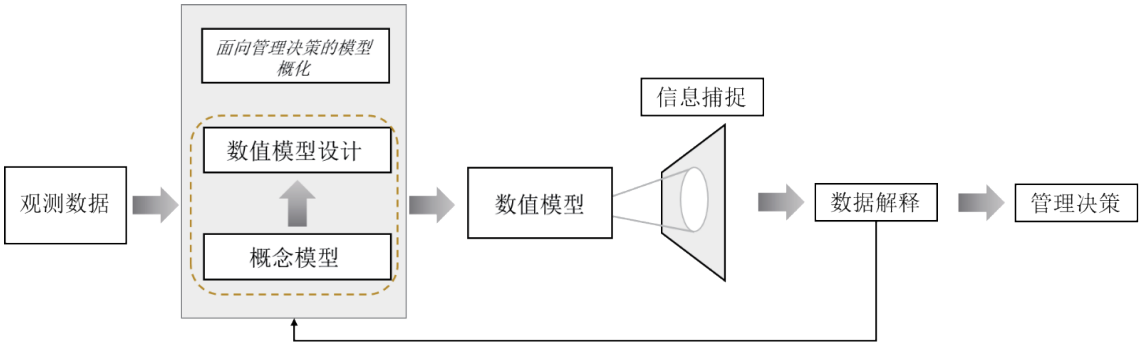


图 2　决策支持导向的地下水数值模拟框架 [15]

可定量评估未来新增数据对减少预测不确定性的价值，从而指导监测网络的优化设计 [19]。这些新技术方法的应用使地下水数值模型真正融入了决策支持系统，能够针对不同管理方案提供量化的风险，而非仅给出单一预测结果。

AI 技术的迅猛发展也对地下水数值模拟产生了重要影响。机器学习可用于地下水水位和水质的预测 [20]，也可构建数据驱动替代模型，加速不确定性分析和管理优化。AI 还被用于多源数据融合、模型反演与数据同化，使地下水模型能够综合利用水文、地质、遥感和地球物理等信息 [21]。这些变化促使地下水建模由计算工具进一步向综合决策支持工具转型，也对学生的编程、统计分析和机器学习能力提出了新的要求。

2. 传统教学体系的形成与贡献

地下水数值模拟课程能够在较长时期内形成稳定范式，根本原因在于其与学科知识结构高度一致。地下水系统的动力学过程可由控制方程描述，数值离散与求解构成从理论到计算实现的基本路径，而模型校正与检验则建立了模型与观测之间的联系 [6-7, 11]。在具体教学实践中，传统课程通常通过“方程推导 + 算例分析 + 软件操作”的方式，使学生掌握从概念模型到数值模型的主要环节，包括模型概化、边界条件与源汇项设置、直观判断参数敏感性，以及利用观测水位 / 流量等数据开展模型校正、检验与结果解释。以 MODFLOW 等主流软件体系为代表的工程化应用，使传统课程能将数值方法与实际问题紧密连接，培养了大批能够胜任地下水资源评价、地下水污染防治等应用型专业人才 [6]。因此，传统地下水数值模拟教学并未过时，而是人工智能时代教学改革不可替代的基础。目前我国多所高校已形成较为系统的地下水科学课程体系。以南京大学为例，在本科阶段通过“水文地质学基础”“地下水动力学”“水资源系统分析”等课程，构建了由数理基础、水文地质理论到数值建模方法逐级递进的培养体系。研究生阶段开设“地下水数值模拟”“水资源模拟优化管理”等课程，进一步强化学生对模型参数、过程机理与应用场景的综合认识。由南京大学主编的“地下水数值模拟基础”教材系统整合了上述教学内容，体现了从本科生到研究生的连续培养路径 [22]。与此同时，中国地质大学、吉林大学等国内知名高校在地下水科学人才培养中也普遍采用“基础理论—数学模型—应用求解”的三层递进结构，从整体上保障了学生对传统地下水数值模拟理论体系与方法的系统掌握 [23]。

3. 传统教学体系的升级：从“拟合导向”到“决策导向”

随着地下水科学与管理实践逐步走向多源数据融合和 AI 决策，传统教学体系也需要相应升级，主要体现在以下三个方面。

第一，评价目标由“拟合优先”到预测不确定性与决策风险表达的升级。在一些课程中，地下水数值模拟学习的成功标准被简化为“把观测数据拟合好、误差小”，容易使学生形成“复杂模型 + 高拟合度 = 高可靠性”的直觉。但地下水模型具有非唯一性，良好的历史拟合并不能直接保证预测可靠，因此更应强调面向预测的可证伪性、参数与结构不确定性，提高不确定性条件下决策的客观性和合理性 [15]。如果教学环节缺少不确定性量化、预测区间与敏感性等模型可识别性分析训练，学生将难以回答决策实践中最关键的问题：在数据有限、概化不可避免的条件下，哪些结论是稳健的？哪些结论对假设高度敏感？

第二，数据使用由单一观测数据到多源数据融合的升级。传统课程往往以水文地质调查数据与常规水位监测为主，较少涉及不同类型数据的

综合利用。当前地下水问题越来越需要融合遥感、地球物理成像、化学同位素示踪与高频监测手段等多源信息。多源数据不仅“量大”，更关键在于其误差结构、时空尺度与观测对象差异显著[24]，这要求学生具备数据处理、统计推断与融合建模能力，而不仅是“把数据输入软件”。

第三，能力培养由数值模拟软件操作向智能地下水模型构建的升级。现代地下水建模越来越强调数值模拟和AI方法的融合，需要在大量多源观测数据与多目标约束下开展快速评估与模型优化，这些都对编程能力、模型设计与智能决策分析提出更高要求[25]。仅依靠传统“按步骤操作软件—获得结果—撰写报告”的训练方式，学生难以掌握AI时代所需的建模能力，更难将模型融入数据同化、替代建模与智能决策等新流程中。

随着新兴方法的不断拓展，地下水模拟需综合考虑多源数据约束、不确定性量化和决策目标复杂化的建模要求，传统以拟合精度为核心的地下水数值模拟教学体系已难以满足当前科研与工程管理实践需求。因而教学应由“拟合导向”转向“决策导向”，以适应新技术驱动的地下水建模体系变革。

4.AI时代对地下水数值模拟的新需求

AI时代，地下水数值模拟教学不仅要培养学生构建和校正模型的能力，还要培养其利用模型支撑复杂决策的能力。增加模型参数和结构复杂度虽然能够改善历史拟合，但在观测数据有限的情况下，也可能加剧模型非唯一性和预测不确定性[15, 26]。

AI方法通过多源数据融合和特征学习，为提高数据利用效率、加速模型计算和缩小参数不确定性空间提供了新的技术路径。借助深度学习、替代模型和数据同化等技术，模型能够综合利用水位、流量、遥感、地球物理和化学示踪等多源信息，并快速开展大规模情景分析[20-21]。但人工智能不能替代地下水物理机理和数值模型，其作用应是提高信息利用、计算和决策分析效率。因此，未来的教学需强调模型的价值在于为决策提供信息，而非模型本身的“完美”。模型的高拟合度并非最终目标，能否支撑可靠决策才是模型应用价值的重要体现。

国际高校在AI时代下地下水数值模拟教学方面的理念和内容更新较快，在数据融合、不确定性分析以及AI建模等方面积累了一些经验[27]。以美国麻省理工学院MIT和普林斯顿大学等为例[28]，它们在传统水文地质课程之外，增设了结合现代数据科学的专门课程。例如MIT开设“水资源系统的机器学习”等课程，将统计分析、优化方法与水文问题相结合，使学生掌握大规模数据集分析和模型分析的技能。普林斯顿大学的综合地下水建模中心（IGWMC）亦定期举办高级培训，讲授最新的MODFLOW 6、FloPy编程和模型同化技术[29]。苏黎世联邦理工学院（ETH Zurich）在地下水建模教学中重视不确定性和数据融合[30]，在其硕士课程“Groundwater II”中，引入了地质统计学和随机建模。澳大利亚国立大学等高校还通过课程作业和项目，将真实多源数据的整合纳入教学[31]。这些实践都体现出国际高校更加强调从数据到模型、从模型到决策的完整训练，重视培养学生处理复杂真实问题的综合能力。

在我国当前教育背景下，AI时代的地下水建模教学需要突出“决策导向”的能力目标：在掌握物理机理与数值求解的基础上，引导学生将不确定性量化、数据同化、替代建模与多目标优化纳入完整建模流程，使模型从“拟合工具”转变为“信息整合与决策分析工具”。

二、地下水数值模拟教学体系的重构

AI的发展正推动地下水数值模拟由“拟合导向”转向“不确定性约束下的决策支持”，从而要求地下水数值模拟教学体系从单一数值求解训练升级为涵盖数据融合、模型加速与多情景决策的综合能力培养。课程设计遵循“先定义能力产出、再设计学习活动与评价方式”的反向设计与建构性对齐原则，明确学生需要具备的能力，并将其分解为可训练、可考核的学习任务，最终实现“教什么－怎么教－怎么评”一致性[32]。本文从本科和研究生两个层级重构地下水数值模拟教学体系：本科阶段以数理基础和计算素养为重点，研究生阶段以真实问题和决策分析为重点（图3）。

1.本科阶段的教学改革

本科阶段的教学目标是为学生构建“能进入真实建模问题”的能力基础，为实现这一目标，在课程构成上应坚持“基础理论＋数据科学＋应用实践”并重，在保留和强化水文地质、地下水动力学与数值方法等基础课程的同时，新增或模块化开设“数据科学和统计学”“机器学习基础及其在水文中的应用”“数据同化与不确定性评估”等课程单元，以形成对多源数据处理与不确定性量化



图 3　AI 时代地下水数值模拟分层教学体系

的系统训练。

在教学内容组织上，可形成三段式结构。第一段以计算素养为核心，强化高等数学、线性代数、概率统计与数值方法在地下水问题中的综合应用，同时引入基础编程（如 Python/MATLAB）与数据整理，使学生能用脚本完成“数据整理—模型输入—结果可视化”的基本流程。第二段以建模方法为核心，在讲授控制方程与离散求解的同时，讲清“模型概化—参数化—边界条件—校正 / 检验”的建模逻辑，并以简化算例引导学生认识：拟合指标只是模型评价的一部分，模型可信度还受概念模型、参数非唯一性与观测误差等因素影响。第三段以“面向决策的初步训练”为核心，在不显著增加课程负担的前提下，将不确定性意识与情景分析适当前移。例如通过参数扰动或蒙特卡洛模拟的入门练习，让学生用概率语言表达预测区间；通过简化的多目标权衡任务（如“抽水量—水位下降—成本”）让学生理解“模型输出如何转化为管理信息”。考核方面可采用项目制与问题导向学习的轻量化形式。教师提供基准模型与相关数据，学生完成情景设定、运行复现、不确定性分析与结论撰写。评价重点从“看结果是否正确”转向“建模过程是否可信”，以模型可复现性、结果解释与情景比较作为主要考核内容。

2. 研究生阶段的教学改革

在本科阶段夯实数理与基本建模能力的基础上，研究生阶段的地下水数值模拟教学由“方法训练”进一步转向“问题驱动与决策导向”。研究生教学的重点不再是理想算例，而是复杂、数据不完备且具有明确管理目标的开放问题。课程应引导学生把地下水模型视为“信息整合与决策分析框架”：以数据为约束、以不确定性为边界、以情景与管理目标为牵引，通过多模型或多方案比较输出可用于决策的证据，而不是停留在单次预测或反演。

研究生阶段的课程内容可围绕四个“决策导向模块”组织。第一，不确定性量化与预测可信度表达：不仅讨论参数不确定性，还应强调结构概化、边界条件与数据误差对预测的影响，训练学生用区间 / 概率方式报告风险。第二，数据同化与多源数据融合：将地表水—地下水、水量—水质、水文—地球物理等信息纳入同一分析框架，重点讨论不同数据如何改变模型预测和决策判断。第三，替代模型与计算加速：在高维情景评估与优化中，引导学生用机器学习或统计替代模型降低计算成本，但同时要求给出替代误差对决策结论的影响，避免只追求计算速度。第四，多目标优化与稳健决策：面向现实中的约束条件与多目标权衡，训练学生把模型输出转化为决策建议，并判断何种情景下结论可能会失效。

研究生课程可围绕典型研究和工程问题设置贯穿学期的课程项目，例如地下水 – 粮食系统联合调度、重非水相液体（DNAPL）污染场地修复方案优化或地下水超采风险评估等，要求学生在

课程周期内完成从问题定义、数据整理、模型构建与校正、集合预测、不确定性分析、替代建模或优化，到决策建议的完整流程。问题导向学习能够利用无唯一答案的复杂问题，促进学生形成问题求解策略和自主学习能力，更接近科研与工程实践的真实过程[33]。AI 方法不宜作为与地下水模型相分离的独立技术，而应作为服务于信息提取、模型加速、情景扩展和决策优化的工具。研究生阶段应将“可信、可解释、可复现、可用于决策”作为主要评价标准，重点考查模型概化是否合理、数据质量控制是否规范、不确定性分析是否充分、情景设计是否覆盖关键风险，以及数据同化和优化方法是否被正确使用。

三、以决策导向的建模教学案例

为推动地下水数值模拟课程转型升级，可引入典型案例作为课程设计任务。本文提出两个具有代表性的教学案例：一个侧重地下水—粮食系统管理，另一个侧重污染场地修复方案优化。通过案例教学，引导学生综合运用数值模型和 AI 方法解决具有明确管理目标的实际问题。

1. 地下水智能化管理决策支持系统

案例 1 聚焦于馆陶县，该区域位于华北平原，以农田灌溉为主，地下水超采导致水位持续下降，威胁粮食生产和用水的可持续性。苏黎世联邦理工学院研究团队开发了一套在线地下水模型决策支持系统，将地下水流数值模型嵌入到用户友好的 Web 界面中[34]。该系统包括用于配额规划的水量平衡模型、灌溉优化算法和分区地下水流数值模型。管理者可以通过浏览器调整灌溉分配方案，系统即时反馈未来地下水水位和作物耗水变化。该系统将灌溉优化、作物需水计算、地下水模拟和数据库集成，为管理者提供综合情景分析工具。

在课程教学中，可让学生扮演模型开发者和管理决策者，分别提出管理需求、设计模拟情景、分析模型结果并形成决策建议。学生可进一步构建馆陶地下水—农业系统的深度学习替代模型，在粮食产量和生态约束下优化地下水开采量。具体教学任务包括：编写脚本调用模型，设置不同灌溉配给情景，训练替代模型，分析各方案的地下水位和粮食产量变化，并形成管理建议（图 4）。通过该案例，学生能够认识到地下水管理不能只关注水量平衡，还需要综合权衡粮食生产、地下水恢复和用水成本。

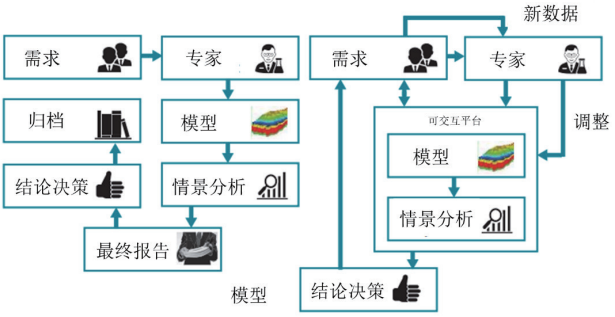


图 4　馆陶县地下水智能化管理决策教学案例示意图[34]

2. 基于虚拟仿真与人工智能方法的污染场地修复

案例 2 聚焦于 DNAPL 污染场地修复方案优化。假定某工业场地地下水受到 DNAPL 污染，需要确定抽提井布设、抽提速率和修复时间等决策变量。由于多相流数值模型运行耗时，对大量方案进行穷举计算成本较高，也难以直接获得全局最优方案。教学案例可引入“机器学习替代模型 + 多目标优化”方法，以机器学习模型近似高计算成本的多相流数值模型，并结合智能优化算法搜索较优修复策略[35]。图 5 展示案例概念模型[35]，图中蓝色表示 DNAPL 污染物的空间分布，向下箭头标识六口注入井，向上箭头标识三口抽出井。通过卷积神经网络构建替代模型，并采用 NSGA-Ⅱ算法进行多目标优化，可以获得修复成本与修复效果之间的帕累托解集（图 6）。基于替代模型的多目标优化时间约为原始数值模型优化时间的千分之二，显著提高了方案搜索效率[35]。

在课程项目中，可让学生基于虚拟仿真平台生成 DNAPL 污染场地模拟数据，训练机器学习替代模型，再采用遗传算法或粒子群算法优化抽提井布局和抽水方案，使污染物清除率最大、修复成本最低。学生需要完成替代模型训练、精度检验、优化迭代和方案比较，并将优化方案与传统

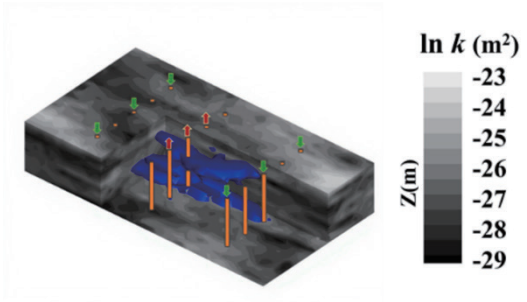


图 5　DNAPL 污染场地修复案例概念模型[35]

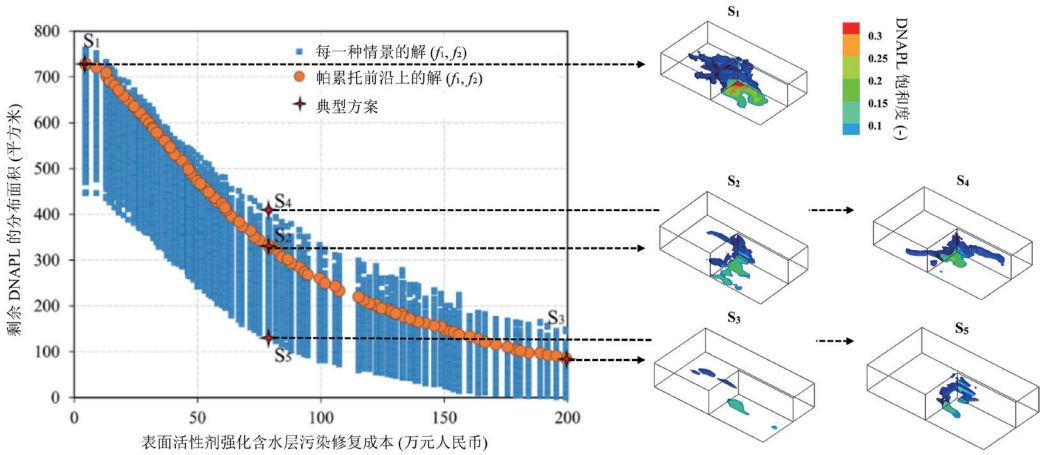


图 6　修复成本与修复效果的帕累托解集以及典型修复方案后污染物分布示意图 [35]

经验方案进行对比。评价中不仅考查替代模型的预测精度和优化结果，还应要求学生讨论训练样本、替代误差和决策约束对最终方案的影响。通过该案例，学生能够理解 AI 方法在复杂环境问题中的作用：机器学习可加速正向模拟，智能优化可提高方案搜索效率，但最终决策仍需综合考虑修复效果、经济成本、模型不确定性以及实际工程约束。

四、结论与展望

随着 AI 方法与多源观测技术的迅速发展，地下水数值模拟正从传统强调历史拟合的研究框架，逐步迈向以不确定性量化与决策支持为导向的建模体系。传统地下水数值模拟教学在面对多源数据、复杂过程和管理决策需求时，存在数据融合、不确定性分析和智能建模训练不足等问题。因此，本文提出地下水数值模拟教学由“模拟再现”向“决策支持”转型，构建本科生—研究生衔接的分层教学框架。

未来，地下水数值模拟教学将进一步与人工智能和大数据分析融合。遥感、物联网监测和地球物理成像等多源数据，可为课程提供更加真实和开放的教学素材；生成式模型、强化学习和物理 – 人工智能融合模型等方法，也可根据课程层次逐步纳入教学。但课程内容更新不应以增加人工智能方法数量为目标，而应始终围绕地下水科学问题和决策需求，强调物理机理、数据约束和模型可信度。

总之，AI 时代的地下水建模教学需要在课程体系、教学内容、案例设计和能力培养等方面进行升级。通过建立更加开放、融合和面向决策的教学体系，可培养具备地下水专业基础、数据分析能力和智能决策意识的复合型人才。

参考文献：

[1] 薛禹群，吴吉春．地下水数值模拟在我国回顾与展望：为《水文地质工程地质》创刊 40 年而作 [J]．水文地质工程地质，1997，24（4）：21-24.
[2] 薛禹群．中国地下水数值模拟的现状与展望 [J]．高校地质学报，2010，16（1）：1.
[3] Langevin C D，Hughes J D，Banta E R，et al.Documentation for the MODFLOW 6 groundwater flow model[R]US：Geological Survey，2017.
[4] 蒋小伟，梁四海，万力，等．“地下水动力学”课程教学中类比法的运用 [J]．中国地质教育，2012，21（2）：88-91.
[5] 肖长来，梁秀娟，高淑贞，等．地下水科学与工程专业本科实践教学环节改革与实践 [J]．中国地质教育，2012，21（1）：28-33.
[6] 薛禹群，谢春红．地下水数值模拟 [M]．北京：科学出版社，2007.
[7] Anderson M P，Woessner W W，Hunt R J. Applied groundwater modeling：simulation of flow and advective transport [M]．San Diego：Academic press，2015.
[8] Hill M C，Tiedeman C R. Effective groundwater model calibration：with analysis of data，sensitivities，predictions，and uncertainty [M]．Hoboken：John Wiley & Sons，2007.
[9] Box G E. Science and statistics[J]. Journal of the American Statistical Association，1976，71（356）：791-799.
[10] Reichstein M，Camps-valls G，Stevens B，et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J]. Nature，2019，566（7743）：195-204.
[11] Zheng C，Bennett G D. Applied contaminant transport modeling[M]. New York：Wiley-Interscience，2002.

[12] Beven K, Binley A. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction[J]. Hydrological processes, 1992, 6(3): 279-298.
[13] Doherty J E, Hunt R J, Tonkin M J. Approaches to highly parameterized inversion: A guide to using PEST for model-parameter and predictive-uncertainty analysis[M]. Department of the Interior, US Geological Survey Reston, Virginia, 2011.
[14] Doherty J. Calibration and uncertainty analysis for complex environmental models[M]. Boulder: Watermark Numerical Computing, 2015.
[15] Doherty J, Moore C. Decision support modeling: Data assimilation, uncertainty quantification, and strategic abstraction[J]. Groundwater, 2020, 58(3): 327-37.
[16] Evensen G. Data assimilation: the ensemble Kalman filter[M]. Germany: Springer, 2009.
[17] White J T, Hunt R J, Fienen M N, et al. Approaches to highly parameterized inversion: PEST++ Version 5, a software suite for parameter estimation, uncertainty analysis, management optimization and sensitivity analysis[R]US: Geological Survey, 2020.
[18] White J T, Fienen M N, Doherty J E. A python framework for environmental model uncertainty analysis[J]. Environmental Modelling & Software, 2016(85): 217-228.
[19] Moore C, Doherty J. The cost of uniqueness in groundwater model calibration[J]. Advances in Water Resources, 2006, 29(4): 605-623.
[20] 康金正, 莫绍星, 康学远, 等. 机器学习在地下水科学中的前沿进展与挑战[J]. 地学前缘, 2026, 33(1): 483-499.
[21] Shadab M A, Luo D, Hiatt E, et al. Investigating steady unconfined groundwater flow using physics informed neural networks[J]. Advances in Water Resources, 2023(177): 104445.
[22] 吴吉春, 曾献奎, 祝晓彬. 地下水数值模拟基础[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2017.
[23] 杜新强, 姜振蛟, 田海龙, 等. 地下水数值模拟基础[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2023.
[24] Mclaughlin D, Townley L R. A reassessment of the groundwater inverse problem[J]. Water Resources Research, 1996, 32(5): 1131-1161.
[25] Asher M J, Croke B F, Jakeman A J, et al. A review of surrogate models and their application to groundwater modeling[J]. Water Resources Research, 2015, 51(8): 5957-5973.
[26] Engelhardt I, De Aguinaga J, Mikat H, et al. Complexity vs. simplicity: groundwater model ranking using information criteria[J]. Groundwater, 2014, 52(4): 573-583.
[27] 廖福, 王广才. 中外地下水科学与工程学科本科培养对比的启示[J]. 中国地质教育, 2023, 32(4): 69-74.
[28] Water Resource Systems[Z]. (2006-09-01)[2026-02-24]. https://learn.mit.edu/c/topic/machine-learning?resource=3892.
[29] Modflow 6 and FloPy (Short Course)[Z]. (2024-05-31)[2026-02-24]. https://igwmc.princeton.edu/modflow/courses-and-more.
[30] Groundwater II[Z]. (2025-09-01)[2026-02-24]. https://iac.ethz.ch/edu/courses/master/electives/groundwater-2.html.
[31] Australian National University. Remote Sensing of Water Resources (EMSC3025)[Z]. (2025-09-01)[2026-02-24]. https://programsandcourses.anu.edu.au/course.
[32] Wiggins G P, Mctighe J. Understanding by design[M]. USA: Ascd, 2005.
[33] Hmelo-silver C E. Problem-based learning: What and how do students learn?[J]. Educational psychology review, 2004, 16(3): 235-266.
[34] Kinzelbach W, Wang H, Li Y, et al. Groundwater overexploitation in the North China Plain: A path to sustainability[M]. Germany Berlin: Springer Nature, 2022.
[35] Du J, Shi X, Mo S, et al. Deep learning based optimization under uncertainty for surfactant-enhanced DNAPL remediation in highly heterogeneous aquifers[J]. Journal of Hydrology, 2022(608): 127639.