



研究生微专业课程教学大纲

课程名称 (中英文)	飞行器设计优化大模型 Aircraft Design Optimization Large Language Model				
学时	18	学分	1	授课语言	中文
课程编号	无	课程类别	研究生微专业课程	课程性质	必修
开课学院	能源与动力工程学院		开课学期	学术科研周+暑期/秋季学期	
课程负责人	赵嘉毅		开课对象	动力工程及工程热物理、低空技术与工程、能源动力、机械、计算机等相关专业硕士、博士研究生	
教学团队	赵嘉毅、黄典贵、顾青青				
课程思政设计	本课程将思政教育融入 AI+工程设计教学全过程，主要体现在以下四个方面： 1. 科技自立自强意识：通过讲授 DeepONet 代理模型、遗传算法优化等核心技术，引导学生认识自主掌握工业仿真软件和 AI 算法的重要性，理解"卡脖子"技术攻关与国家能源装备自主化的战略意义，激发投身关键核心技术研发的责任感。 2. 工程伦理与安全理念：在翼型设计与结构强度分析教学环节中，强调安全系数、设计裕度和风险意识，培养学生"安全第一、质量为本"的工程伦理观念，使其理解工程师对公共安全负有的专业责任。 3. 科学精神与批判性思维：通过要求学生说明 AI 预测模型的适用范围、不确定性来源和验证方案，培养实事求是的科学态度，避免对 AI 结果的盲目信任，养成"数据驱动但不唯数据、模型辅助但不唯模型"的工程判断习惯。 4. 绿色发展与可持续理念：结合风能利用、叶轮机械效率提升等应用场景，引导学生认识能源动力装备对"双碳"目标的支撑作用，将节能减排、绿色设计的理念融入工程优化决策。				

课程简介					
本课程是面向能源与动力工程及相关专业研究生的 AI+微专业必修课程，以"翼型气动和强度智能优化设计"为应用场景，系统讲授参数化几何建模、深度学习代理模型、多目标优化算法和大语言模型智能体集成等核心技术。课程依托 Airfoil_LLM 虚拟仿真实验平台，将传统以公式推导和离线仿真为主的教学内容转化为可交互、可预测、可优化的工程设计实验，使学生在同一实验环境中经历"几何参数化→气动性能预测→结构强度约束→多目标优化决策"的完整工程链条。 AI 赋能教学是本课程的核心特色，具体体现在以下五个方面： 1. AI 代理模型驱动实验：课程使用 DeepONet（深度算子网络）作为气动性能代理模型，替代传统 CFD 数值仿真，使学生能在秒级时间内完成翼型气动性能预测，实现多轮参数探索和设计迭代。DeepONet 模型可预测升阻比、升力系数、阻力系数和压力系数分布，预测速度相比传统 CFD 提升约 10,000 倍，使课堂时间内完成完整的参数-响应分析成为可能。 2. AI 优化算法辅助决策：课程将遗传算法（GA）与 DeepONet 代理模型耦合，以预测结果作为适应度评价，在给定约束条件下自动搜索优化方案。学生通过对比手动调参和智能优化的结果差异，理解优化算法的工作原理和工程适用条件。 3. 大语言模型智能体交互：平台集成本地大语言模型，支持自然语言输入设计需求，自动提取翼型参数和工况条件，触发预测和优化流程，并以结构化方式返回结果。学生通过与智能体的多轮对话，体验"自然语言→工程参数→数值结果→设计决策"的交互模式，培养 AI 时代的工程沟通能力。 4. AI 素养与批判性思维培养：课程设置专门的模型验证与边界讨论环节，要求学生说明 DeepONet 训练数据范围、预测误差来源和结果可信度，理解代理模型与高保真 CFD/风洞实验之间的校核关系，避免将 AI 输出当作标准答案，养成审慎使用 AI 工具的专业习惯。 5. AI 辅助的教学评价：课程通过平台自动记录学生的参数设置、迭代过程、预测结果和智能体交互摘要，形成可追溯的学习过程证据，支持过程性评价和个性化反馈。 本课程的教学设计强调"做中学"和"判中悟"，要求学生完成至少一次手动调参实验和一次智能优化实验，提交包含参数设置、预测结果、工程解释和模型边界分析的设计报告。课程适用于能源与动力工程、航空航天工程、机械工程等专业的研究生，先修要求为流体力学基础或空气动力学基础。					
教学进度					
序号	章节及内容	学时	学时分配		
			理论教学	校内实践教学	校外实践教学
1	课程导论：AI 驱动的工程设计新范式 • AI for Engineering 概述：代理模型、智能优化与科学机器学习 • 翼型设计的工程背景：风力机、压气机、	2	2	0	0

	涡轮与飞行器中的翼型问题 • 课程目标、教学安排、评价方式与平台使用入门 • 课程思政融入：自主工业软件与国家能源装备自主化				
2	翼型空气动力学基础回顾 • 翼型几何术语：弦线、弯度、厚度、前缘半径、后缘角 • 升力与阻力产生的物理机理：压力分布、附着流与分离流 • 升阻比、升力系数、阻力系数的定义与工程含义 • 攻角、马赫数、雷诺数对翼型性能的影响 • 校内实践：在平台中观察不同攻角和马赫数下的翼型气动响应	2	1	1	0
3	CST 参数化建模方法 • Class-Shape Transformation (CST) 方法的数学原理 • 类别函数 $C(\psi)$ 与形状函数 $S(\psi)$ 的构造 • Bernstein 多项式基函数的性质与几何控制能力 • 上下表面 CST 参数的几何含义 • CST 方法与其他参数化方法（NACA 系列、PARSEC）的比较 • 校内实践：在 Jupyter Notebook 中交互式修改 CST 参数, 观察翼型形状实时变化	2	1	1	0
4	代理模型原理与 DeepONet 架构 • 代理模型（Surrogate Model）的概念：必要性、分类与应用场景 • 神经算子（Neural Operator）基础：从函数映射到算子映射 • DeepONet 架构详解：Branch Net、Trunk Net 与点积融合 • DeepONet 在气动预测中的优势：网格无关性、零-shot 泛化、推理速度 • 与传统代理模型（Kriging、RBF、多项	2	1	1	0

	式响应面) 的对比 校内实践：对比传统代理模型与 DeepONet 预测翼型气动力系数的效率和精度				
5	压力分布预测与流场分析 - 压力系数 C_p 的定义、物理含义与工程意义 - 压力分布曲线的判读：前缘吸力峰、压力恢复区、后缘特征 - 流场示意图的工程解读：流线、分离区、激波（跨声速） - DeepONet 压力分布预测模块的使用与结果解读 - 校内实践：对比不同翼型的 C_p 曲线，解释载荷分布差异	2	1	1	0
6	多保真度建模与模型可信度验证 - 多保真度（Multi-Fidelity）建模策略：MF-DeepONet 的基本思想 - 训练数据范围与模型泛化边界：内插可信、外推谨慎的原则 - 代理模型误差来源分析：训练数据偏差、模型结构误差、物理缺失 - 模型校核与验证（V&V）：与 CFD 结果/实验数据的比对方法 - 校内实践：分析给定预测案例的可信度，提出校核验证方案	2	1	1	0
7	遗传算法原理与单目标优化 - 优化问题的数学表述：设计变量、目标函数、约束条件 - 遗传算法基本原理：编码、选择、交叉、变异、适应度评价 - 遗传算法参数设置：种群规模、交叉概率、变异概率、终止条件 - 将遗传算法与 DeepONet 耦合：以预测值作为适应度进行优化搜索 - 校内实践：在平台中运行手动调参与智能优化的对比实验	2	1	1	0

8	大语言模型与工程设计智能体 • LLM 在工程中的应用范式：自然语言接口、代码生成、知识检索 • 工程设计智能体架构：意图解析→参数提取→模型调用→结果解释 • 提示词工程（Prompt Engineering）在工程场景中的应用 • AI Agent 的上下文管理、工具调用与 ReAct 循环 • 校内实践：设计工程提示词，完成多轮智能体交互，评估自然语言驱动的设计效率与准确性	2	1	1	0
9	翼型智能优化综合实践 • 综合应用 CST 参数化+DeepONet 预测+GA 优化的完整流程 • 给定基础翼型和工况条件，设定优化目标（升阻比提升$\geq 5\%$） • 利用自然语言向智能体描述优化需求，触发自动优化流程 • 校内实践：完成从基准方案到优化方案的全流程实验，记录优化前后的几何变化、性能变化和参数轨迹	2	0	2	0
合计		18	9	9	0
教材及教学资源					
使用教材	自编讲义《智能代理模型与翼型优化设计》，配套 Airfoil_LLM 虚拟仿真实验平台操作手册。				
课程网站	Airfoil_LLM 虚拟仿真实验平台				
参考书目	1. Lu, L., Jin, P., Pang, G., Zhang, Z., & Karniadakis, G. E. (2021). Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators. Nature Machine Intelligence, 3(3), 218-229. 2. Kulfan, B. M. (2008). Universal parametric geometry representation method. Journal of Aircraft, 45(1), 142-158. 3. Deb, K. (2001). Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms. John Wiley & Sons. 4. 陈懋章. (2021). 《航空发动机原理》. 北京航空航天大学出版社. 5. Brunton, S. L., & Kutz, J. N. (2022). Data-Driven Science and				

	Engineering: Machine Learning, Dynamical Systems, and Control (2nd ed.). Cambridge University Press. 6. 吴望一. (2020). 《流体力学》(第3版). 北京大学出版社. 7. Thévenin, D., & Janiga, G. (2008). Optimization and Computational Fluid Dynamics. Springer. 8. Goswami, S., Bora, A., Yu, Y., & Karniadakis, G. E. (2023). Physics-informed deep neural operator networks. In S. G. Johnson et al. (Eds.), Machine Learning in Modeling and Simulation (pp. 219-254). Springer.
实践单位	能源与动力工程学院虚拟仿真实验中心
课程负责人签名:  2026 年 6 月 20 日	
学院负责人审批意见: 签名 (盖章): 年 月 日	
研究生院(卓越工程师学院)审批意见: 签名 (盖章): 年 月 日	

注: 1、章节和学时分配: 学时分配填写相应章节的教学方式, 其中实践教学不少于 50%;

2、本表一式两份, 课程负责人填写后, 最迟于正式开课两周前交学院研究生教学秘书。学院留存一份, 提交研究生院(卓越工程师学院)一份。