AI在工业软件（AI4E）中的应用与变革

原创 易赋、星耀 工业软件产业发展探索

2025年11月14日 00:00 上海

AI在工业软件（AI4E）中的应用与变革

引言

在迈向智能时代的过程中，人工智能（AI）正以前所未有的深度融入工业软件领域。工业软件（如CAD/CAE等）长期以来是现代工程与制造的基石，如今随着深度学习、大模型和强化学习等AI技术的突破，传统的工程流程正被重新定义。**AI4E**（AI for Engineering Software或AI in Industrial Software）指的正是人工智能赋能各类工业设计、仿真和制造软件，从而引发的范式转变。本报告旨在系统探讨AI如何正在（以及将要）彻底重塑工业软件领域，从CAD设计到CAE/CFD仿真、从辅助制造到多物理场模拟，无一不在经历智能化的革新。

引言部分，我们将简要回顾AI在工业软件中的崛起背景。例如，生成式AI在消费互联网掀起热潮的同时，工业领域的价值更多体现在传感器数据分析、机器视觉与物理仿真等方面。工业软件的用户（工程师、设计师、技术经理等）开始意识到，AI不只是一个炫目的新工具，而将成为未来工程实践的核心驱动力。这种转变在文化和组织层面已经显现：许多领先制造企业已制定CEO主导的AI战略，将AI提升到业务核心位置。

同时，我们也看到AI在工程中的实际效益：从**生成式设计**自动探索创新方案，到**AI加速仿真**实现秒级预测，再到**智能机器人实验室**闭环验证设计，AI正帮助企业缩短开发周期、降低成本并推升创新高度。更重要的是，AI4E所带来的不仅是效率的提升，更孕育着工程方法论的变革--设计流程从经验驱动转向数据驱动、试错迭代转向预测优化，人机协作关系也在重新定位。工程师将从繁琐的模型构建者转变为高价值的决策者，与AI"协同创造"产品创新的新模式。

本报告分为七个章节。首先介绍主要工业软件类别及AI介入方式，其次深入剖析AI在每个子领域的具体应用实例，然后列举当前有代表性的研究和产业实践案例。接下来探讨AI4E带来的范式转移和对工程师角色的改变，并对市场空间和商业影响进行分析。最后，我们升华讨论工程智能崛起的哲学与社会意义，思考这是否是通向"科学发现自动化"的道路。希望本文内容系统、深入，可供高水平工程技术人员、管理者及未来学者参考。

目录

- ・引言
- ・**一、各类工业软件简介与AI介入方式**
- ・CAD（计算机辅助设计）
- ・CAE（计算机辅助工程仿真）
- ・CFD（计算流体力学仿真）
- ・CAM（计算机辅助制造）
- ・Optics（光学仿真）
- ・EM（电磁仿真）
- ・**二、AI技术在各子领域的具体应用**
- ・生成式设计
- ・物理仿真加速

- ・设计空间优化与探索
- ・材料行为预测
- ・智能网格划分
- ・**三、代表性研究进展与产业案例**
- ・**四、AI4E带来的工程范式变革**
- ・**五、工程师角色的转变：人机协同的未来**
- ・**六、市场空间与行业版图分析**
- ・**七、哲学与社会意义：工程智能的崛起**
- ・**结语**

一、各类工业软件简介与AI介入方式

工业软件大致包含多个领域，包括**计算机辅助设计（CAD）**、**计算机辅助工程仿真（CAE）及其细分如计算流体力学（CFD）**、**计算机辅助制造（CAM）**、以及专门的**光学仿真**和**电磁仿真**等工具。本章简要介绍每类软件的传统功能，并讨论AI可以介入的切入点。

CAD（计算机辅助设计）

CAD软件用于创建和编辑产品的二维、三维设计模型，是工程师和设计师的日常工作平台。传统CAD主要依靠人工命令操作和工程师经验进行建模。**AI在CAD中的介入**方式包括两方面：一是**辅助式设计**，二是**生成式设计**。

- ・**辅助式AI设计**：通过机器学习，CAD工具可以自动执行或建议许多重复繁琐的操作，提高设计效率。例如，SolidWorks的"Smart Mate"功能利用AI自动推断装配约束，减少工程师逐个对齐零件的工作。又如CAD软件能通过图像识别，加速对草图或旧图纸的数字化建模。**人工智能辅助设计就像有位数码助理在旁**，可以回答设计问题、提供优化建议，帮设计师避免错误。这类功能不会取代人，而是充当"贴身专家"，让人专注更高层次的创意。
- ・**生成式AI设计**：这是CAD领域更具革命性的一面。生成式设计利用算法和AI，根据工程师设定的约束与目标，**自动生成大量备选设计方案**。工程师无需手动勾画每个细节，而是在明确需求（如材料、载荷、成本等）后，让AI探索形状与结构的可能空间。例如，工程师设定"**某无人机机架，需要轻量化且承受10g冲击，材料碳纤维**"，AI即可能在数秒内给出数百种方案，包括蜂窝状、骨骼中空状等仿生结构，每个方案都确保满足约束且制造可行。**生成式CAD**能够产生许多**人类设计师未曾想到的复杂几何**，充分利用增材制造（3D打印）等先进工艺来实现。工程师从中挑选并优化理想方案即可，比传统迭代试错快得多。需要指出，目前生成式CAD仍在早期发展阶段，算法成熟度和与现实制造约束的结合都有待提高。

总的来说，AI正让CAD从"绘图工具"变为"设计伙伴"。**辅助式AI**降低了上手难度、新手设计师也能快速完成很多操作；**生成式AI**则拓宽了创造力边界，让**一名工程师借助算法之力在短时间内探索上千种设计**。这使得产品设计流程发生质变：以前设计主要依赖经验和灵感，现在可以借助AI从广阔设计空间中发掘创新解。例如，Siemens NX等CAD软件内置了拓扑优化和生成式设计模块，可让工程师**用一小部分时间创造并仿真数千种设计**，许多方案是人工难以想象的，但性能上经过优化更轻、更强。AI介入CAD，不仅提升效率，也为设计质量和创新性带来飞跃。

CAE（工程仿真，含结构与多物理场）

CAE软件指计算机辅助工程分析工具，典型包括有限元分析（FEA）用于结构强度/应力仿真，以及热、电、声、复合材料等各类物理场模拟。传统CAE依赖数值求解器（如有限元、有限体积法等）严格求解物理方程，高精度但计算耗时

往往很长。**AI在CAE中的主要介入方式**是通过**代理模型（Surrogate Model）或降阶模型**，充当传统仿真求解的加速替代，以显著缩短计算时间。

工程师越来越多地采用基于物理原理的AI模型作为CAE求解器的代理。这些AI模型利用已有仿真数据进行训练，**几秒钟内即可预测新的仿真结果**，相比传统高保真模拟动辄数小时乃至几天的计算，大幅提升了效率。值得强调的是，AI代理模型不是要**取代**高精度求解器，而是作为补充，先用于**快速探索设计方案**，再对最有潜力的方案用传统求解器做最终精确验证。这种"粗筛＋精求"的模式兼顾了效率和准确度。

例如，在汽车车身空气动力学模拟中，NVIDIA演示了端到端的AI加速CAE流程：首先用多种车身形状生成仿真数据集，然后训练**神经算子**和**图神经网络**等模型，对新车身形状快速预测表面压力场、流场等。他们开发的**DoMINO（可分解多尺度迭代神经算子）** 和**X-MeshGraphNet**模型，可以高效模拟复杂物理场且对几何拓扑有良好泛化能力。结果是，许多以前需要高性能计算集群运行数小时的CFD/FEA仿真，现在几秒钟即可在GPU上给出近似结果。Ansys公司的SimAI平台也验证了这一点：**SimAI能在秒级预测设计性能，与全细度仿真精度相当，从而将整体设计周期缩短10-100倍**。

AI代理模型的另一个优势在于**泛化预测**。SimAI等工具不仅可预测性能数值，还能给出**置信度指标**，提示某个新设计是否超出了训练数据覆盖范围。如果AI判断某新设计超出已知分布，工程师可选择补充仿真数据重新训练模型，以保持准确度。此外，AI模型现已能支持**多种物理领域**：SimAI号称覆盖流体、结构、电磁等各类物理场景，从汽车外部气动力到航天天线电磁仿真，都可应用。这说明AI代理的理念具有普适性，并不局限于单一学科。

除了代理建模，AI在CAE还通过**优化算法**与**智能控制**等方式介入。例如利用强化学习来调整网格划分参数、边界条件，以优化收敛性；又如结合知识图谱与大模型，实现仿真报告自动分析、异常结果诊断等智能辅助功能。这些探索都在将CAE软件从"被动工具"转变为"主动助手"，帮助工程师更高效地完成复杂仿真任务。

CFD（计算流体力学仿真）

CFD可以算作CAE的一个特殊分支，但由于流体力学问题的计算复杂性和广泛应用，这里单独讨论。传统CFD求解Navier-Stokes等偏微分方程，模拟空气、水、油等流体的流动行为，常用于航空航天、汽车风洞、气象等领域。**AI对CFD的介入**与前述CAE类似，集中在**加速流场预测**和**湍流建模**两个方面。

- **流场代理模型**：深度神经网络可以用来学习不同几何和边界条件下的流场分布，从而替代部分CFD计算。一些研究利用卷积神经网络、U-Net或图网络预测速度场和压力场分布，达到了与网格数值解相近的结果。例如，NVIDIA报告其深度学习CFD代理模型**可对任意几何形状**作出准确预测，适用于工程全尺寸模拟。再如创业公司Neural Concept开发了基于GPU的流场CNN模型，可在数毫秒内评估给定3D形状的空气动力学性能。这些模型经过大量CFD数据训练，**在保证精度的同时实现了近乎实时的预测**，让工程师可以快速迭代设计。据统计，AI驱动的CFD代理通常能将仿真速度提升**几个数量级**，让过去需小时运行的模拟在几秒内完成。
- **湍流模型和物理嵌入**：CFD中最大的挑战之一是湍流的多尺度建模。AI正被用于改进RANS/LES湍流模型的精度，或通过**物理引导的神经网络（PINNs）** 直接求解简化方程。PINNs将已知物理定律作为损失函数约束，让神经网络解满足基本方程和边界条件，从而融合数据和物理。物理信息神经网络可在**不违背物理守恒规律** 的前提下预测流动演化。类似地，AI被用于**高维参**

数空间下的流场降阶表示。例如DeepMind提出的**MeshGraphNets**模型，通过图网络学得流体运动的**低维表示**，可以长时间步进模拟复杂流体现象。总的来说，AI正在重塑CFD的求解范式--未来工程师或许更多是**训练一个流体AI模型**而非直接网格划分求解N-S方程。

需要强调的是，CFD领域对AI结果的可信度要求极高，因此完全依赖AI尚有顾虑。为此，一些CFD软件提供混合模式：AI先快速给出流场初解，再由传统求解器作少量迭代修正，**保证结果可靠性**。无论如何，AI已使CFD的应用门槛降低、速度提高，有望将复杂流体模拟从超级计算中心"平民化"到普通工程桌面。在航空航天等需要大量气动仿真的行业，这种提速的价值不言而喻。

CAM（计算机辅助制造）

CAM软件用于制定制造加工工艺，包括数控机床的刀路径规划、加工参数优化、车间调度等。AI在CAM中的应用主要体现在**工艺优化**和**智能控制**两个层面：

- ・**刀路优化与工艺参数建议**：传统CAM依赖工程师经验设定刀具路径、进给速度等。AI可以通过对历史加工数据学习，优化这些参数以提升加工效率和质量。例如，一些CAM开始内置**智能刀路算法**，利用遗传算法或强化学习，根据零件几何自动规划更短的刀具行程、减少空切和切削冲击。又如**AI调参**：通过训练模型，给定材料和机床特性，AI实时推荐主轴转速、进刀速率的组合，实现**加工过程自适应优化**。实验表明，这些AI驱动的优化可在确保工件质量前提下，将加工时间缩短显著，刀具磨损也降低。
- ・**故障预测与自主控制**：制造过程中机床的震动、温度、电流等传感器数据可用于训练机器学习模型，**预测设备故障和刀具寿命**，方便提前维护，防止意外停机（属于工业AI中常见的预测性维护应用）。此外，在柔性制造单元中，AI可以作为高级控制器：结合**视觉识别**，自主完成工件的在线检测和尺寸校准；结合强化学习，实现机器人在复杂生产线上的调度和路径规划。未来的智能工厂里，CAM将不再是离线编程工具，而与AI深度融合，成为贯穿加工执行、监控、自我调整的**智能制造大脑**。例如，西门子的数控系统已引入AI模块，能够根据实时加工情况自动修正轨迹误差，以微秒级响应提高精度。

总之，AI让CAM从"编程"走向"智能控制"。对制造企业而言，这意味着生产更高效灵活、对人工技师依赖降低，同时产品一致性和质量得到保障。随着工业机器人和数控机床的高度自动化，AI有潜力接管许多常规决策，让"无人车间"成为可能。

Optics（光学仿真）

光学仿真软件（如照明设计、镜头光线追迹、光子学器件仿真等）用于预测光的传播和相互作用。其特点是波动性、散射、衍射等复杂效应计算繁重。AI在光学仿真领域的应用可概括为**"反演设计"和"快速近似"**：

- ・**光学器件的反演设计**：传统上，设计特定功能的光学结构（如特定频率选择的光子晶体、超材料透镜）需要专家猜测结构再仿真验证，反复迭代。AI的**生成模型**改变了这一流程--通过深度学习，可以**直接根据目标光学性能反推出所需结构**。例如扩散模型、GAN等生成式AI已用于光学领域，**根据用户要求自动生成前所未有的光学材料或结构**。Google DeepMind的GNoME项目就是一例：利用图神经网络，预测出220多万种潜在新晶体结构，其中约38万种被预测为稳定材料，包括可能的超导体。这种能力使工程师能够探索自然界不存在的光学材料，开辟全新可能性。不仅结构设计，AI还可**学习复杂的光学合成工艺**，提出创新的制造路径，使得设计-制造闭环更加智能。
- ・**快速近似模拟**：对于镜头成像、照明分析等经典光学问题，AI可训

练**近似模型**快速给出结果。例如，用神经网络逼近光线追踪的结果，实现**实时光照效果**预估，帮助灯具设计师即时看到调整的效果。再如，将AI融入光学CAD，当设计光路时AI提示可能的鬼影和眩光问题。甚至在显微成像领域，AI可以学习**从衍射花样直接复原样品图像**，跳过传统反演算法。总体来看，AI通过数据驱动的方法补全或加速了光学仿真的一些环节。例如Ansys公司的**OpticsStudio**（光学系统仿真工具）也在探索集成AI，以辅助镜片系统初始结构的自动配置和公差敏感度分析等。

光学仿真往往要求结合波动光学的严谨性和几何光学的大规模射线追踪，AI为其提供了新的思路。一些研究表明，将**深度学习嵌入光学仿真**，可将**需要10万个方程求解的量子光学问题化简为只需4个方程**且保持高准确度。虽然这些技术仍在成熟中，但预示着在光学领域，AI有望像在图像领域那样带来范式转变：设计师更多通过**描述性能目标**，由AI探索材料和结构方案，而繁琐的理论推导与数值求解将部分交由AI完成。

EM（电磁仿真）

电磁仿真软件（如天线、电路电磁兼容、雷达散射截面计算等）求解Maxwell方程，在电子电气行业应用广泛。其特点与CAE/CFD类似，网格规模大、求解耗时长。**AI在电磁仿真中的介入**也主要体现在**加速模拟**和**智能设计**上。

- **·模拟加速**：许多电磁仿真（如全波3D电磁场计算）需要细致的网格离散，求解大型稀疏线性系统，非常耗费计算资源。AI代理模型可通过学习大量有限元/有限差分仿真结果，实现**快速预测**特定参数下的电磁场分布。例如，若考虑印刷电路板（PCB）上元件布局对电磁干扰的影响，可用深度学习模型近似预测电磁场强度分布，而不必每次都全波求解。Ansys等公司已推出专门针对电磁问题的AI加速工具--**电磁AI**可以将某些仿真加速数十倍，同时保持对关键指标（增益、S参数等）预测的高准确率。正如前文提到的SimAI，官方声称其AI性能预测功能**可将所有设计阶段的模型性能预测提速10-100倍**（这包括了对电磁性能的预测）。
- **·智能网格划分与自适应细化**：网格质量对电磁仿真精度至关重要，传统上仰赖经验规则进行局部细化。AI可以学习历史仿真数据中误差与网格密度的关系，**智能预测在哪些区域需要网格加密**。例如，有研究者以Ansys HFSS软件求解过程为例，训练神经网络根据初始场解预测最终需要加密的区域。一旦训练成功，AI模型可以在初始划分后直接给出优化的网格设置，使得仿真仅需迭代一次即可收敛，不必人工反复试探。**AI自动划分网格的优势在于**：对于很多结构类似的电磁问题，一旦学习到规律，下次遇到类似几何就能"一键网格到位"，只需一次求解，大幅减少工程师耗在网格细化和等待计算的时间。这正是HFSS等仿真工程师梦寐以求的，因为过去大量时间浪费在反复网格加密和求解上。同样，AI还能用于**几何特征识别**（如自动识别天线馈电口、PEC边界等），将过去需要人工设置的仿真前处理步骤自动化。
- **·天线和器件智能设计**：在设计环节，AI可用于合成满足指标的电磁器件结构。例如，利用进化算法或神经网络**反推天线的形状**以实现指定的频段和增益；或生成满足滤波/阻抗要求的新型电路拓扑。这类似于光学的反演设计，都是**让AI直接探索结构空间来满足性能目标**。已有天线设计工具集成了机器学习优化模块，可自动搜索天线参数（长度、弯折角度等），将调谐周期从几天缩短到几小时。未来随着AI和快速仿真的结合，甚至可能自动发明出非常规的天线形状，实现更小尺寸或更宽频带，突破人工经验的限制。

总体而言，电磁仿真与AI的融合正在提高仿真效率并革新设计方法。从EDA芯

片电磁分析到大型雷达散射场计算，AI都已露出头角。据IDC预测，在中国，**AI+工业软件（含EDA/CAE等）市场2024-2029年复合增长率将达41.4%，远超工业软件整体的19.1%**，其中**生成式设计**是企业投资前三的AI应用场景之一。这表明在电磁等领域，引入AI进行设计和仿真优化已成为大势所趋。

图1：AI加持的CAE仿真工作流示意（以汽车外形空气动力学为例）。左侧展示传统CFD模拟的流线与压力场，可见其计算复杂；右侧展示AI代理模型直接预测的结果，工程师可据此快速评估设计。AI模型的引入让复杂仿真可以在云端实时交互，可视化效果接近真实_。

二、 AI技术在各子领域的具体应用

上一章概述了AI在不同工业软件中的介入方式，本章将深入剖析几类**具有代表性的AI应用技术**，这些技术往往跨越多个领域，对工程实践产生深远影响。具体包括：**生成式设计**（在CAD等领域引入全新设计范式）、**物理仿真加速**（代理模型加速CAE/CFD等仿真）、**设计空间优化**（利用AI高效搜索最优方案）、**材料行为预测**（AI驱动材料科学创新）、以及**智能网格划分**（提升仿真前处理智能化）。每一小节将阐述其原理、典型应用案例和对工程流程的改进。

生成式设计：AI驱动的设计创新

生成式设计（Generative Design）是一种**利用算法自动生成设计方案**的技术，典型实现方式包括拓扑优化、形状生成算法以及融入AI的深度生成模型。其核心思想是在给定**设计目标和约束**（如强度要求、安装空间、材料、制造工艺等）的前提下，让计算机**自动探索**海量可能的设计选项。这与传统"人脑设想+软件绘制"的模式截然不同，堪称设计范式的转变。

- **·算法驱动 vs AI驱动**：早期的生成式设计多由优化算法（如遗传算法、模拟退火）实现，例如**拓扑优化**就是著名代表：通过迭代移除材料，计算出在给定载荷下的最优轻量化结构。现代的生成式设计开始引入**机器学习**，特别是**深度学习**。AI一方面可以加速对解空间的探索（优化算法易陷入局部最优，而AI可学习更全局的分布），另一方面可以将**人类设计知识融入**到生成过程中。例如，某些生成模型在输出形状时，会参考**已有数据库中成千上万设计的模式**，从而避免不切实际的方案。这使生成结果更具工程可行性，而不只是奇异结构。
- **·大幅扩展设计可能性**：生成式设计的最大优势在于能够**探索非常规方案**并**加速迭代**。传统工程师也许一周画3个方案，而生成式工具能在一小时内给出300个方案供筛选。许多形状超出人的直觉--例如空客在概念座舱隔板上应用生成式设计，AI生成的"骨骼状"结构比人设计的方案**减重45%且满足强度。这类有机网络形态如果没有AI，很难靠人工想象出来但却性能出色。同理，在建筑、家具等领域，生成式设计创造了很多仿生结构作品，兼具美学和功能性。通过大规模并行探索**，AI帮助人类突破了经验和想象力的边界。
- **·与仿真和制造闭环**：生成式设计往往与CAE仿真高度集成，形成**边生成边评估**的循环。现代工具（如Autodesk Generative Design、Siemens NX）在算法产生每个候选形状时，即刻调用仿真模块计算其性能指标（应力、变形、频率等），将结果反馈给算法继续优化。这相当于AI**自动完成了设计-仿真-优化的闭环**，而以前需要人工在CAD和CAE间多次切换。更有甚者，**制造约束**也被纳入了生成过程，比如限定只能产生**可3D打印**或**可铸造**的结构。这样输出方案不用二次改造即可直接制造，大大提高实用价值。可以说，生成式设计将设计、仿真、制造三要素同时考虑，找到**性能与工艺的最优平衡**。
- **·AI辅助决策**：面对海量生成方案，最终选择和完善仍需工程师判断。这里AI也能提供帮助，例如通过**多目标优化**对方案进行聚类排序，或根据

用户偏好学习一个**评分模型**推荐最合适的设计。此外，大语言模型（LLM）在未来也许能参与到生成式设计的人机对话中--工程师用自然语言描述需求，AI实时生成可行方案并解释设计取舍。这将让交互更加自然，正如微软研究所提出的"如果机械设计能借助AI实现更自然高效的交互"的愿景。目前，业界开始探索LLM在CAD中的应用框架（如一项研究提出用GPT-4辅助CAD命令），预示着**语义层面的生成式设计**时代也许不远。

总而言之，生成式设计是AI在设计领域**最具变革性**的应用之一。从**"经验驱动的设计"跃迁为"数据+算法驱动的创意共生"，工程师的角色也从绘图者转变为策展人**：设定意图、筛选AI成果、进一步精炼方案。这一技术已经在机械、航空、建筑、甚至服装设计中展现威力。虽然目前生成式设计工具仍在完善（例如对约束的全面满足、结果可解释性等需改进），但不可否认它为工业设计开启了一扇新的大门--AI作为创意源泉，与人的经验智慧融合，**激发出前所未有的创新方案**。

物理仿真加速：代理模型与神经求解器

物理仿真加速指利用AI模型**替代或辅助**传统数值仿真，从而在保证一定精度的前提下显著提高模拟速度。其典型方法包括**代理模型（Surrogate Models）**、**降阶模型（ROM）以及物理引导神经网络**等。这类技术在CAE、CFD等领域应用广泛，旨在缓解高保真仿真的计算瓶颈。

- **·数据驱动的代理模型**：代理模型通常通过采样仿真输入-输出空间，用机器学习（如深度神经网络、高斯过程等）拟合仿真响应曲面。一旦训练完毕，给定新的输入（如几何参数、载荷条件），代理模型瞬间即可预测输出结果（应力、流场分布等），**实现近乎实时的模拟**。例如，波音等公司尝试用代理模型预测机翼受力变形，不再每次都跑完整有限元。博骞智能公司报告其**DeepGigoAI仿真智能体**利用代理模型代替高耗时仿真，实现"秒级性能预测"。在该方案中，AI模型通过大量原始仿真数据训练，可以对复杂工程模型给出**误差在可接受范围内**的近似结果。这样的AI代理**加速倍率常达10^1-10^4**倍，让许多以前望而却步的设计空间探索成为可能。
- **·神经网络求解器**：一种更直接的方法是用神经网络**直接求解**物理微分方程或迭代算法。PINNs（物理信息神经网络）就是典型，将微分方程残差作为损失，使网络训练后自动满足方程。这等于得到解析近似解而非数值网格解。还有**神经算子**（如Fourier Neural Operator, Graph Neural Operator）专门学习算子映射，可一次性泛化到不同初边值条件的解。DeepMind的**AlphaZero**思想在科学计算中也有体现，如开发AI来迭代逼近线性方程组解（可用于加速求解泊松方程等）。这些神经求解器如果成功，将彻底改变仿真的实现方式：从编码复杂离散算法，转为训练一个黑盒模型。当然，目前它们主要在研究阶段，对工程复杂度较高的问题还需持续验证。
- **·多尺度多保真融合**：AI仿真加速常与传统方法结合形成**混合工作流**。例如，使用低保真模型（简化物理或粗网格）+AI校正，提高精度；或将多个局部代理组合，分区模拟复杂系统。一些先进做法包括**主动学习**--AI模型在预测不确定性高时自动请求真实仿真计算，获取新数据再训练，逐步提高自身准确度。这种人机协同模式下，仿真效率和可信度都能兼顾。Ansys在SimAI中就引入了**结果置信度评估**，当某新设计超出模型经验域时提醒用户，用户可选择增加该点数据重新训练。由此形成一个AI模型不断完善的闭环，使得**模型覆盖范围越来越广，预测越来越可靠**。
- **·应用成效**：物理仿真加速的价值已经在工业界得到验证。例如大众汽车采用AI代理模型来做碰撞仿真加速，将原本需要一天的车身碰撞模拟缩短

到几分钟（Ansys提供的案例）。空客则使用机器学习加速了机翼气动弹性仿真，多方案评估速度提高数十倍。更广泛的，**数字孪生**技术的兴起也离不开AI加速：数字孪生要求实时仿真实体系统，只有借助AI近似模型才能在有限算力下满足实时性。例如燃气轮机的数字孪生，会用AI模型持续预测关键部件的应力和寿命指标，实现毫秒级响应，而不是每次都调用高精度有限元。可以说，**AI让实时仿真与控制成为可能**，赋予工程系统自感知、自优化能力。

需要注意的是，仿真加速的AI模型必须经过严格验证，以确保在训练数据分布外仍有足够准确性。工业领域对此非常谨慎。因此当前更实际的路径是**AI与仿真并行使用**：AI用于快速筛选和优化方案，再用传统仿真校核最终方案，以免错失关键物理现象。随着对AI模型置信度理解的加深和验证手段的改进，AI在仿真中的作用将持续扩大，或许未来高性能计算中心里跑的大多是训练仿真AI模型，而非直接求解物理方程。

设计空间优化与探索：从经验试错到智能搜索

在工程设计中，"设计空间"指所有可能的设计参数组合所构成的空间。传统上，工程师在这个空间中靠经验选取若干点进行**试错迭代**，例如改变某两个参数看看性能有何改进。然而，复杂产品往往有高维的设计空间和多重约束/目标，人工很难全面搜索。AI为设计空间优化提供了新的解决方案，包括**智能优化算法**和**主动探索策略**，使得寻找**全局最优设计**变得更加高效。

- **·进化算法与强化学习**：进化算法（如遗传算法GA、粒子群等）过去已用于自动优化设计参数，但GA在维度高时效率下降且需大量评价函数调用。引入机器学习后，**强化学习（RL）等技术可发挥作用。RL代理可以不断尝试不同设计动作，从环境（仿真）中获得奖励（性能指标），并逐步学到哪种设计更优**的策略。例如，Google研究人员曾用强化学习来设计飞机机翼，智能体调整机翼曲线参数，仿真反馈升阻比作为奖励，最终RL找到了超出人类经验的新颖机翼形状。相比GA盲目进化，RL利用了学习的策略，更有目标性。此外，**贝叶斯优化**也是流行方法：它基于高斯过程等统计模型，在每次评估后更新对目标函数的后验，指导下一次采样更有可能提升性能。这对于**评价代价高**的仿真尤为适用--贝叶斯优化能用**较少仿真**找到接近最优的设计。总的来说，这些AI优化算法相当于给工程师提供了"自动调参助手"，从经验驱动转为数据驱动，**把设计改进问题转换成机器学习问题来解**。
- **·多目标与多学科优化**：现实中设计常需权衡多项目标（例如汽车设计同时追求轻量化和安全性）以及涉及多个学科（结构、气动、热等）。AI可以通过**多目标进化算法**或**生成模型**一次性产生**一组Pareto最优解**，即在不同目标权衡下的一系列优解曲线，供决策者选择。例如，为兼顾飞机性能和成本，可生成一批方案，有的性能最佳成本略高，有的成本最低性能略逊，清晰呈现权衡关系。工程师可以从这些Pareto解中挑选符合需求的方案，而不必从零权衡。同样，多学科优化如果用传统方法需要构建复杂的权衡函数，AI的优势在于**能学习隐含的跨学科关系**。比如结构-热-振动联合优化，通过深度神经网络把不同物理领域的数据关联起来，帮助发现那些**单一学科优化下达不到的综合最优方案**。这一点在航天器和汽车的设计中已经开始应用。
- **·探索未知创新**：AI优化不仅加速找到已知目标的最优，更能**发掘人所不知的创新**。因为AI可以跳出现有经验的束缚，在反常识的区域寻找解决方案。在Zixel的案例中提到，AI推荐的方案中约30%突破了团队原有认知，比如让某机器人关节能耗效率提升25%。这说明AI可能结合各种非直观的设计特征，找到我们意料之外的改进途径。此外，**跨领域知识迁移**也在设计探索中体现：AI可把航空的某个散热设计迁移给手机散热、将生物结构用于机械零件，

从而在创新中融入异构知识，实现**"触类旁通"的创造**。这在人为设计中几乎不可能做到大范围尝试，而AI可以吸收**跨行业海量数据**后，在设计空间中尝试融合不同领域的优秀特性，催生颠覆性方案。

- ・**人机结合决策**：尽管AI能给出种种优化建议，但最终决策往往涉及定性的考量（品牌风格、人因工程等）。因此**人机协同**是设计优化的趋势：AI做**广度搜索**，人来**深度精评**。AI提出很多可能的方向后，工程师凭经验筛选、组合，甚至可以将若干AI方案**融合**成新方案，再让AI细化改进。这种互动模式下，人不必在细枝末节耗费精力，而是做价值判断和创新决策。工程师可以被视为"价值架构师"，定义产品的价值坐标系（性能目标、用户需求、商业目标等），然后让AI在此坐标系下发挥其优化能力。通过不断调整权重和目标，人引导AI逐步逼近完美设计。可以说，**AI扩宽了设计搜索的广度，人类确保设计符合更高层次价值**，两者结合才能真正实现最优的工程创新。

综上，AI主导的设计空间优化，**极大提升了设计效率和结果质量**。过去也许需要几十年经验的专家才能调校出的方案，现在新人成为"AI辅佐的设计师"也能较快达到相当水平。正如Zixel报道：有了AI辅助，新人设计师可以快速掌握资深工程师5年才积累的复杂规则，全团队的设计成熟度平均提升40%。这意味着知识的获取和应用因AI而加速，下一个世代的工程师将在更高起点上创新。而对于企业而言，设计空间优化带来的不仅是**性能提升和成本降低**，更可能是**颠覆式创新**的源泉--因为AI也许会找到那些我们从未想过但真正优秀的设计，从而创造新的产品和市场机会。

材料行为预测：AI赋能材料发现与模拟

材料科学是工程领域中高度试错和经验驱动的学科，从新合金开发到电池配方调试常常需要漫长的实验周期。**AI在材料领域的应用（有时称为材料信息学）** 近年取得突破，加速了材料性能预测、新材料发现以及多尺度模拟等方面的进展。这实际上构成了工业软件一个重要分支：将AI融入材料建模与实验流程，实现**"工程智能"对物质性能的深度挖掘**。

- ・**材料属性快速预测**：传统上，预测材料性质可能需要量子力学计算（如密度泛函DFT）或宏观实验，成本高昂且速度慢。AI模型可利用已有数据训练后**瞬时预测**材料的一系列性质。例如，给定化合物的组成和晶体结构，机器学习模型可以预测其杨氏模量、带隙、热导率等，这使材料筛选从**按样品测试**变为**按数据计算**。MIT的研究利用AI和量子技术预测分子特性，结果与实验高度一致。在超导材料、锂电池电解质等热点方向，AI帮助科学家从海量候选中迅速定位有潜力的组合，而不是逐个合成实验。DeepMind开发的**GNoME**用图网络一次性预测了数百万种晶体的稳定性，其中包含潜在高温超导体。Microsoft的**MatterGen**模型甚至可**根据需求直接生成**复杂的无机材料晶体结构。这些工具让材料研发流程从**盲目试验**转向**智能推荐**，大幅缩小了需要重点实验验证的范围。
- ・**自动化实验与自驱动实验室**：AI的预测需要实验验证才能闭环提升。为此，前沿实验室正建立**自动化、高通量的自驱动实验系统**。机器人实验室配备自动合成、表征设备，由AI统筹实验规划。典型流程是：**AI模型预测**若干有前景材料→发送给机器人合成并测试→**实验数据反馈**训练AI→AI更新预测，再实验验证→.....形成**数据生成与推断的飞轮**。在这一闭环中，每一轮循环AI都会变得更"聪明"，预测精度逐步提高，实验也聚焦在更有价值的候选上。这一理念已将新材料开发周期从**过去的数年缩短到几周**甚至更短。例如，某些创业公司已搭建这样的自动化平台，希望实现材料研发的工业化、规模化。可以想见，未来材料科学家更多像指挥"无人实验工厂"，AI不断从实时实验中学

习，从而**自主发现**性能更优的新材料。

- ・**大模型与基础模型**：受到NLP领域大型预训练模型成功的启发，材料领域也在构建**材料科学基础模型**。通过在海量材料数据上预训练，这些模型能够**捕获材料深层的物理化学规律**。例如预训练一个模型了解各种晶体结构和键合模式，那么在小数据任务（如预测某新合金的应力）上，可以迁移这个模型来达到更高精度。Orbital Materials推出的**Orb模型**、达摩院的**DPA-2**等ML势能模型即是此思路：它们用大量原子模拟数据训练，可在**接近DFT精度**下进行分子动力学演化，但**速度快数百万倍**。如此一来，可以在有限时间模拟更大尺度和更长时间的材料行为，例如相变、扩散、缺陷演化等，以前这些对经典模拟来说几乎是不可能的时空范围。基础模型还降低了开发专用模型的门槛，一个强大的材料基础模型可以适配不同下游任务，只需微调就能应用，比如预测腐蚀、催化活性等。随着材料数据量增长，这类基础模型有望成为材料领域的"AlphaFold"--在蛋白质折叠问题上，AlphaFold以通用模型解决了特定难题，材料科学也许会出现类似里程碑。
- ・**多尺度模拟与可解释性**：材料性能往往跨越从原子/电子到宏观的多个尺度。AI被视为**连接不同尺度的桥梁**。通过学习各尺度数据，AI可将微观行为映射到宏观性能上，实现真正的多尺度建模。例如AI可以根据原子尺度的分子结构预测晶粒尺寸对材料强度的影响。这在传统模型里需要嵌套模拟才能做到。AI同时推动了**解释性**：为了让科学家信任AI给出的材料设计，**可解释AI(XAI)** 用于揭示模型决策依据。研究人员通过XAI可以发现哪个原子配置导致材料具备某性能，从而提炼出新的科学知识，而不仅是黑箱预测。这帮助将AI预测上升为**人类可理解的理论**，反过来指导未来更优化的设计。因此AI不仅是试验利器，还有望成为**科学发现的助手**：让我们知道"为什么某材料性能特别好"，进而发明改进理论。

  综上，AI在材料领域的应用已经展现出将**知识转化为加速**的奇迹，被视为AI4E（AI for Engineering Software）的重要组成部分。通过AI，材料研发正从经验艺术走向数据科学，**创新速度和效率获得质的提升**。这带来的社会意义也令人遐想：当AI可以自动发现新材料、新配方，工程创新将出现指数级增长的可能。这正呼应了报告最后将讨论的问题--工程智能的崛起是否会像爱因斯坦的质能方程释放核能一样，释放出"知识的能量"，推动技术前沿以空前速度前进。

智能网格划分：高效精准的仿真前处理

网格划分是CAE/CFD仿真不可或缺的一步，将连续几何离散为有限元/体单元，对仿真精度和效率影响重大。然而网格划分通常仍需大量人工干预（比如局部加密、质量检查）。**AI赋能的智能网格划分**，旨在自动生成高质量网格并智能调整网格密度，从而减少人工参与并优化仿真收敛。

- ・**自动网格生成**：利用机器学习，软件可以从大量几何-网格样本中学习如何为新几何生成**符合质量要求**的网格。例如，有研究提出用**生成式模型**直接从CAD几何生成体积网格，或者用**强化学习**逐步细化表面网格。NVIDIA的技术博客介绍了一种**FlexiCubes网格生成方法**，结合近年兴起的3D生成管道，能够输出**更高质量的网格**，更好表示复杂形状的细节，而且非常适合物理模拟用。这些AI生成的网格在扭曲度、各向同性等指标上都优于传统算法，**减少后续仿真收敛难度**。对工程师来说，这意味着无需手工调整网格也能"一键生成"高可靠性的网格划分结果。
- ・**网格加密/自适应的智能决策**：仿真过程中常需要针对解的梯度大区域进行网格加密，以提高局部精度。传统自适应算法根据误差估计迭代加密，而AI可以**在仿真前就预测出需要细化的区域**。方法通常是用**神经网络**或树

模型，输入几何和初始条件，输出网格大小分布场。前文提到的HFSS例子就是如此：通过对不同结构的多次迭代仿真进行学习，让AI学会从初始解推断最终网格划分。测试显示，AI划分参数如果能接近人调网格最终效果，那仿真只需一次即可达到收敛。这对工程仿真意义重大，因为它消除了人工反复调整网格的冗余，让**90%的网格划分工作自动完成**。AI自动网格划分的另一个好处在于**几何拓扑的相似性**：很多工程产品几何结构拓扑大同小异（如电子元件封装、机翼肋梁等），AI一旦学会对一种结构如何划分最优网格，可以**迁移泛化**到类似结构上。企业可以针对其典型产品形状训练专用网格AI，此后所有类似设计的仿真前处理将大为提速。

- ・**质量与速度兼得**：过去自动划分与人工划分的差距在于，自动方法往往需要保守策略保证质量，导致网格数量过多，仿真变慢。而经验丰富的工程师能在不必要处减少网格数，在关键处细化，从而更高效。AI有潜力**达到甚至超过专家水平**：通过学习海量案例，它能总结出**类似专家的划分策略**。例如识别出应力集中常见区域（尖角、孔边等）应细化，而平缓区域则可稀疏网格。这种知识可通过训练内化在模型中。当AI网格工具成熟时，我们可以想象，在导入CAD模型后，软件自动识别几何特征并生成优化网格，工程师只需稍作检查即可投入仿真。仿真结果出来后，如果对某区域精度不满，也可以反馈让AI进一步局部细化，形成**闭环改进**。这会将CAE仿真的准备时间从数天降到数小时甚至更短。
- ・**融入CAD和仿真一体化流程**：未来的设计软件可能在CAD阶段就调用AI进行网格预测。这样在设计改动时，**实时仿真**就能跟上，因为网格已经优化生成，无需另行处理。这其实是"实时数字孪生"的一部分：设计一改变，仿真立即响应，为此必须大幅减少前处理滞后。AI智能网格使这一目标成为现实的一环。Ansys等公司已经注意到这点，其宣传SimAI平台不仅加速求解，也得益于**容错网格和GPU加速**等技术--背后隐含也有AI在网格上的优化，使得仿真流程端到端更流畅。

总之，智能网格划分虽不像生成式设计那样吸睛，却是**提升仿真自动化水平**的关键环节。只有解决了网格这一痛点，CAE/CFD才能真正实现"按下按钮出结果"的易用性。通过AI，人们正在把曾经需要大量手工艺术的网格划分变成可学习、可复制的计算流程。一旦这条路走通，**仿真民主化**将向前一大步--更多非专业人员也能使用高级仿真工具，因为AI已经帮他们打点好了一切前处理事项。

三、当前已有的代表性研究与产业案例

人工智能与工业软件的融合正从实验室走向工业实践。本章精选**业内具有代表性的研究进展和企业案例**，以说明AI4E的实际应用现状。涵盖CAD、CAE主要供应商以及部分新锐公司的探索，这些案例既有行业龙头将AI嵌入成熟产品的举措，也有初创团队的创新突破。

- ・**Autodesk（CAD领域）**：作为CAD软件领导者，Autodesk早在2010年代中期就布局生成式设计技术。其Fusion 360软件集成了**Generative Design模块**，可以在云端利用AI算法自动产生数十到上百种设计方案。Autodesk的案例包括为通用汽车生成轻量化座椅支架设计，使重量降低40%以上。Autodesk还开发了Dreamcatcher项目，实现基于目标驱动的设计生成，被视为创成式设计的先锋。此外在辅助设计上，Autodesk通过Machine Learning改进了CAD界面的功能，例如**图形自动完成、特征识别**等，减轻设计师重复劳动。作为行业先行者，Autodesk证明了**AI驱动设计**的可行性和商业价值。如今，其生成式设计云服务已应用于汽车、航空、建筑的概念设计阶段，缩短了方案研究周期。

- ・**PTC和Dassault Systèmes（CAD/PLM领域）**：PTC公司在其Creo CAD软件中引入了**Frustum生成式设计引擎**（PTC在2018年收购Frustum公司），为用户提供拓扑优化和基于AI的形状合成能力。这使Creo用户无需借助第三方即可在软件内完成轻量化设计。达索系统（Dassault）旗下拥有CATIA和SolidWorks两大CAD平台，也积极拥抱AI。SolidWorks已经实现了多个AI辅助功能，例如**装配体自动配合**、**特征搜索**、**草图意图识别**等。Dassault还发布了基于CATIA的**AI驱动设计助手**，宣称能根据过去项目知识对设计进行实时指导。其3DEXPERIENCE平台也在结合AI分析产品全生命周期数据，提供设计决策支持。Dassault官方提出的口号是让AI成为工程师的"**得力助手**"，而不是替代者。这与SolidWorks文章中所说一致：**AI CAD不会取代经验丰富的专家，而是培养更优秀的设计师**。
- ・**Siemens（CAD/CAE全集成）**：西门子在工业软件领域布局广泛，从CAD、PLM到仿真（Simcenter系列）乃至控制系统。Siemens NX CAD在新版中内置了**Convergent Modeling**和**拓扑优化**技术。其创成式设计功能可综合考虑多种约束，同时生成满足结构、流体、热等多物理场性能要求的方案。Siemens还强调**"人机协同"**--**CAD中保留**人在环** 环节，让工程师设定目标、筛选方案。在CAE方面，Siemens拥有Simcenter仿真套件，引入AI用于仿真数据分析和试验规划。一项引人关注的动态是：**西门子拟以约100亿美元收购Altair公司**，借此加强其高性能计算和多物理场仿真能力。如果成真，这将整合西门子和Altair在AI优化、仿真方面的优势，为构建从设计到制造的一体化智能平台铺平道路。这也显示头部厂商认识到单点工具不足以赢得未来竞争，需要**平台化生态**与AI深度融合。
- ・**Altair（CAE优化专家）**：Altair公司长期以优化技术见长（其OptiStruct拓扑优化软件广为人知）。Altair早已在HyperWorks仿真平台中加入**机器学习**模块，用于结果预测和设计探索。它还开发了**Altair Knowledge Works**用于工业数据分析，将AI用于产品性能数据挖掘。近年来Altair开始宣传"Simulation-Driven Design + AI"，例如将AI用于识别仿真模型中的模式，帮助工程师快速评估设计改动带来的影响。另外，Altair通过并购（如收购数据分析公司Datawatch）获得了更多AI能力，在仿真与IoT数据结合方面发力。正因如此，Siemens看中了Altair的技术，谋求收购以增强自家版图。如果交易成功，也反映**仿真与AI融合价值已获传统工业巨头高度认可**。
- ・**Ansys（CAE领域龙头）**：Ansys作为CAE软件领导者，近年来推出了一系列AI增强功能**Ansys AI**。其中包括：
- ・**Ansys SimAI**：一款云原生的深度学习仿真平台，可将过去的仿真数据用于训练AI模型，**对新设计进行快速性能预测**。SimAI已成功用于船体线型优化、汽车碰撞模拟等场景，加速比达10-100倍。SimAI具备用户友好界面，无需用户懂深度学习就能训练模型，这有助于传统CAE工程师采纳AI技术。
- ・**Ansys GPT**：利用大型语言模型的**仿真虚拟助手**。AnsysGPT可以回答工程师在仿真过程中的自然语言提问，为疑难提供建议。例如如何设置边界条件、某错误含义是什么等。它相当于在仿真软件里嵌入了训练有素的"AI顾问"，**降低了使用门槛**。AnsysGPT本质上是专门训练的GPT模型，不同于通用ChatGPT，因为它融入了Ansys官方文档和仿真知识。2023年Ansys对其CEO表示这是让新手更快上手仿真的关键举措。

- ・**Ansys AI+**：泛指Ansys在各工具中加入的机器学习功能。例如在Ansys Fluent中，用AI预测流场初始场以加速收敛；在Ansys Mechanical中，用AI判断单元质量、指导网格划分等。Ansys还推出**TwinAI**用于数字孪生，和材料信息学平台Granta结合AI预测材料属性。作为CAE领域标杆，Ansys的全面布局说明**AI已经成为高级仿真软件的标配**功能之一。值得一提的是，行业甚至传出**新思科技(Synopsys)有意350亿美元收购Ansys**的消息。若属实，这将融合EDA和CAE两大领域技术，也意味着AI贯穿从芯片到系统的愿景更近一步。
- ・**COMSOL（多物理场仿真）**：COMSOL Multiphysics软件以灵活强大的多物理场耦合闻名。它在2023年发布的6.2版本中**引入了机器学习代理模型功能**。COMSOL用户可通过新增的**"Surrogate Model"** 接口，训练DNN等模型来替代复杂仿真。官方指出，工程师能够用先验数据训练一个代理模型，在其基础上构建**近乎即时响应的仿真App**。例如，用100组高精度仿真数据训练一个散热器DNN模型，再封装成一个App给非CAE专家使用，他们只需滑动调整几何参数，立即就能看到温度场预测结果，而无需等几小时跑仿真。COMSOL此举是将AI融入其核心工作流程，让资深仿真工程师和普通设计师都能获益：前者用AI批量探索方案，后者用代理App快速评估设计可行性。COMSOL还探索**将ChatGPT用于脚本生成**（指导用户编写COMSOL模型的代码），进一步降低使用门槛。这些动作表明，中坚CAE厂商也认同AI能扩大仿真工具的影响力和易用性。
- ・**国内厂商案例**：在中国，本土CAE软件公司也积极跟进AI+CAE趋势。例如**索辰科技**已将"AI+CAE"列为研发重点。索辰开发了**AI物理仿真系列软件**，其中核心是一款基于深度学习的物理AI模拟器，可对特定场景物理现象进行拟合解析，**将仿真时间大幅缩短**。索辰还计划推出**数据增强**工具，用GAN生成额外样本来缓解工业数据不足的问题**。值得注意的是，索辰提到要结合**ChatGPT类大模型**与行业知识，将工业软件升级为智能化辅助设计、仿真、制造及决策的平台。这与国际趋势一致：即**大模型＋专业知识**将深度融合于工业软件。同时，中望软件等CAD厂商据报道也在研究将AI嵌入CAD产品，比如智能制图、语音命令等功能，以期在国产工业软件中实现差异化创新。
- ・**创新创业案例**：除了大公司，一批创业公司专注AI4E细分领域。如**Neural Concept**（瑞士）开发CNN算法用于CAE实时预测，已与空客、法拉利等合作优化产品设计；**Covariant**等公司则探讨AI在机器人和制造执行系统（MES）中的应用，实现智能排产和质量监控。再比如**X一公司**（假设名）用深度学习优化电机电磁设计，使效率提升。学术界也涌现大量相关论文：MIT、Stanford团队在材料、结构优化等方面都有重要贡献。OpenAI和DeepMind则更多聚焦基础研究，但他们在科学AI上的成果（如AlphaFold、核反应模拟等）同样将影响工业软件未来的功能边界。

综合来看，**产业界正全面拥抱AI4E**。从CAD到CAE，从大厂到初创，都在探索AI赋能的最佳方式。**仿真加速**和**生成设计**是当前落地较快的方向（IDC统计生成式设计已跻身工业AI投资前三场景）；而**智能助理**（如AnsysGPT）则提高了软件易用性和用户体验。各家的产品战略也体现出共识：**AI不是锦上添花，而将成为未来工业软件的核心竞争力**。那些率先有效整合AI的厂商，可能在新一轮竞争中脱颖而出，占据更大市场份额。

四、AI4E带来的工程范式变革

AI赋能工业软件的不仅仅是一些功能增强，更引发了对**工程流程和范式**的深刻

反思和重塑。本章讨论AI4E促成的范式转变，包括：**工程流程从串行变并行、反馈环加速，数据驱动取代经验驱动，验证模式的变化**，以及**人机关系的再定位**。这些变化共同勾勒出未来工程实践的新图景。

从线性流程到智能迭代闭环

传统工程开发遵循**线性串行流程**：概念->设计->仿真->原型->测试->迭代，每个阶段分明且耗时。不少瓶颈在于每步完成后等待下一步反馈，特别是仿真和测试环节周期长。AI4E引入后，这种模式正演变为**高度迭代的闭环流程**，很多步骤同时进行，极大压缩开发周期。

- ・**设计与仿真一体化**：有了AI加速仿真和生成式设计，设计阶段就可同步完成大量方案的虚拟测试。Zixel的示例描述了"**全链路预演**"的能力：AI驱动的云平台在设计初期就能同时完成强度、刚度等物理性能计算，甚至预测制造可行性、供应链成本和产品寿命。这意味着**在CAD建模的同时，CAE分析已在后台并行进行**。工程决策可以基于几乎即时的反馈，而不是等几周做完样机测试才发现问题。整个开发变成**高度并行迭代**，设计不断被数据驱动修正优化，而不再是过去"先设计-后验证"的被动模式。这种先验优化降低了后期返工，大幅提高首次成功率。
- ・**数字孪生与持续反馈**：AI4E推动的另一趋势是**数字孪生**的广泛应用，即在产品全生命周期保持一个虚拟模型与实物同步。提到索辰正探索**生成式数字孪生**，利用最新神经网络算法，生成基于自然语言的机理模型、自动构建3D模型、进行优化和智能控制。数字孪生通过传感器实时获取产品运行数据，由AI模型持续模拟分析，实现**设计-使用-再设计的持续反馈**。例如，某设备投入使用后，其数字孪生监测性能劣化，AI建议改进设计；设计团队据此迅速迭代出改型产品。不再等几年后收集故障报告再回炉设计，而是**产品运行阶段就直接触发设计优化闭环**。这种持续进化范式，有学者将其比喻为工程领域的"在线学习"。
- ・**自优化与自适应系统**：AI让许多工程系统具备**自适应**能力。例如制造流程中，AI模型实时优化工艺参数，质量检测AI发现偏差立即反馈调整。这种**边生产边学习**的模式突破了传统流水线的刚性。又如建筑运维中，楼宇的数字孪生AI根据能耗数据不断优化空调控制策略，让大楼越用越节能。最终我们会看到**全生命周期的闭环**：设计->制造->运营->回馈设计，各环节AI协同，自动优化。范式从前数字化时代的线性周期，转变为**永不停歇的改进循环**。工程师管理的将不再是分阶段的项目，而是持续演进的产品系统。

从经验驱动到数据/模型驱动

工程决策传统上高度依赖人的经验积累和直觉判断。AI4E带来的范式转变之一，就是**以数据和模型驱动决策**逐步取代单纯经验驱动，从而提升决策的客观性和前瞻性。

- ・**设计决策前移**：过去很多关键决策要到后期验证结果出来才定夺，比如产品结构是否需要加固通常等仿真/测试结果。AI赋能后，由于**早期预测更准确**，工程师可以在概念设计时就做出重要决定，而不是走一步看一步。换言之，**决策由后验修正转向先验优化**。这极大节省了开发资源，也降低了犯方向性错误的风险。在飞机设计这样烧钱的领域尤为宝贵：AI模拟能让设计团队更早筛掉注定失败的方案，把资源集中在可能成功的方向。
- ・**数据驱动验证**：在经验时代，验证往往带有一定的试探和冗余，因为缺乏先验把握。但AI模型可以帮我们**聪明地选择验证方案**。例如，汽车碰撞测试不再需要把每种工况都做实车实验，而是由AI仿真筛选出最薄弱环节再重点测试。这称为**验证优化**，在航天、核能这类测试成本极高的行业很受关注。

AI还能在仿真中引入**随机性**，生成各种极端条件scenario进行虚拟测试，比人工想出的测试矩阵更全面。这种基于数据分析的验证策略提高了产品可靠性，也降低了过度设计带来的浪费，因为**不确定性得到量化**，工程师无需一味保守留富余。

- ・**知识沉淀与复用**：数据驱动的另一个好处是**显性化知识**。过去经验存在于工程师头脑中或报告里，难以量化。而现在每次仿真、生产的数据都存储起来，经过AI分析提炼出规则。比如某厂通过多年注塑成型参数和产品缺陷数据训练AI，得到最佳参数窗口的知识图谱。即使经验老工人退休，这些知识也留存于AI系统，让新人快速接班。这是一种范式转变：**知识工程**不再仅靠导师-徒弟的口传心授，而是在数据层面积累，通过AI共享给整个组织。长远看，企业的竞争力将更多体现在其数据资产和AI模型上--这是一种**数据资本**的新形态，它源于经验又高于经验，可以持续复用和增值。
- ・**工程流程的标准化和个性化并存**：AI的模型驱动还带来流程的**可标准化**。因为当决策基于模型计算，流程会更加一致可控。但有趣的是，它同时允许**高度个性化**。例如AI可以根据不同项目需求调整优化目标函数，不像传统流程有固定模版。未来工程可能出现"**AI流程师**"，根据项目特性定制一套AI驱动流程，把标准组件（如某类优化、某类仿真AI）组装起来，为这个项目服务。这就像DevOps流水线一样，但充满AI智能。如此，每个团队可以有量身定制的数字流程，同时又不失控，因为AI模块本身是经过验证的标准件。经验驱动时代，每个团队做事风格差异很大，很难衡量效率。数据驱动时代，不同团队的**数字工作流**可量化比较，进而持续改进，实现整个组织知识水平的齐升。

验证方式和工程可信度的挑战

AI介入后，工程验证的概念本身受到冲击。以前，"仿真验证试验，试验验证产品"是金标准；而当AI替代部分仿真，甚至部分试验，我们需要重新建立**可信度保障**体系。这是范式变化中不得不提的挑战：

- ・**AI模型的验证**：如何验证AI驱动的仿真结果可靠？传统仿真有数值分析理论支撑其误差边界，而AI模型（尤其深度学习）是统计性的，没有明确误差范围表达。这要求发展**新的验证方法**。目前工程界采取的方法包括：对AI输出增加**不确定度度量**（如SimAI提供置信度指标），对于低置信度输出强制用高保真方法复核；对AI模型进行**边界测试**，用超出训练分布的数据检验其稳定性；采用**物理约束**确保AI不违背已知规律，以减少荒谬结果的可能。此外，**标准制定机构**也在介入，考虑为AI仿真结果建立认证规范，例如NASA已开始研究机器学习模型在航空部件认证中的适用框架。这些努力都是为了解决"AI说这个设计行，我怎么信？"的问题。有学者提出未来可能需要**数字测试样机**：即在法规上承认经过验证的AI模型和真实样机具有同等地位，用数字样机去取代部分物理测试。要达成这点，需要监管者和工程界的共识。
- ・**模型偏差与伦理**：AI模型的偏差和不可解释性也对工程提出挑战。若AI根据过去数据训练，而过去设计中某些群体利益没被充分考虑（如安全冗余），那么AI可能延续这种偏差。这在社会基础设施设计中尤其敏感，比如AI优化高架桥设计成本，可能牺牲了一些极端安全情境。工程伦理要求我们确保AI不会将"工程理性"带偏。例如，对医疗器械、核电站这种零容错领域，现阶段仍会倾向于**人工把关**或**双重验证**AI结果。可以预见，**Explainable AI**技术在工程中将大有作为。因为只有当AI的决策原因可以被理解，工程师和审核机构才更容易接受其结果。未来工程AI系统可能必须能生成人类可读的报告（类似证明书），解释其推荐设计如何满足规范要求等。范式转变的一个关键点是：

让AI融入工程的规范和标准体系，而非游离其外。也许将来设计规范中会出现章节，规定AI模型需满足什么标准才能用于安全关键设计。

- ・**虚实融合测试**：验证方式在变，一个趋势是**虚拟测试与实物测试融合**。即不再严格区分仿真 vs 实验，而是把AI预测、数值仿真和少量物理实验的数据结合评估。例如提出**Hybrid Twin**概念：以数字孪生预测为主，辅以极少的实测数据修正模型，再整体评估产品性能。这等于是实时校正的仿真。工程试验也会更有针对性，因为AI帮助**挑选最有效的实验**（不再全面撒网测试）。所以未来验证阶段可能更多是在**数字环境中进行**，物理实验只是数字验证的点缀，而不是主体。波音最近研发的新一代太空舱，在地面测试减少了一半以上，靠大量仿真和AI数据融合完成认证，这就是先兆。当然，大规模缩减物理测试目前仅限某些领域（航天、高铁等已有充足经验数据者），一般消费品领域还不会马上采信。但可以想见，随着AI模拟的丰富和可信，**工程师相信计算**将超过**相信直觉**或**仅相信物理试验**。工程师会更多与数字模型打交道，而非实物原型，这无疑是一种范式的迁移。

从人机分工到人机共创

范式变革还体现在**工程师与工具（AI）的关系**变化上：从过去"人发出指令，机器执行"单向模式，转变为"人机对话，共同创造"的双向协作。人不再仅是命令的发出者，更是AI的协作者、验证者。这意味着工作流程、组织架构乃至工程师心态都需调整。

- ・**角色分层协作**：Zixel的文章形象地将未来云端人机协作分为三层：**创意激发层**（AI为人提供大量反常识的创新路径启发）、**细节执行层**（AI承担高重复度建模绘图工作）、**系统验证层**（AI充当全知校验员完成多物理场仿真与检查）。在人机共创中，人的精力将主要放在顶层的创意和底层的价值判断，AI负责中间大量耗时的体力脑力活。这和过去完全相反：以前创意和总控是人，具体绘图计算也是人，现在中间环节被机器取代，人则更多专注于**机器做不到的**创造性、跨学科思考、以及把关决策。这种**新分工**要求工程师具备宏观统筹和抽象思考能力，同时信任并驾驭AI工具完成微观任务。
- ・**即插即用的AI合作**：未来工程师使用AI会像今天使用办公软件一样自然，AI成为"数字同事"参与团队协作。例如，团队在做一个设计评审，AI助手实时监测讨论内容，从数据库调出相关案例或标准供参考；当决定修改方案时，AI立刻生成新方案供比较。这种**即时反馈**改变了传统会议的低效--过去一个想法提出后要花天才能看效果，现在会议现场就能验证。这将极大提高团队创造力和决策速度。需要新的跨学科知识时，也不必中断去查资料，AI随侍在侧提供洞见。可以说，人机共创使**团队智力得到放大**：人的直觉和经验与AI的计算和知识库相结合，1+1>2。组织中甚至可能出现没有明确分工的人机混编团队，一起完成项目。
- ・**AI适应人**：以往引入新工具，总是人去适应软件的限制。而新一代"研发数字员工"颠覆了模式，实现了**AI适应人**。大模型的对话能力让人与软件交互更符合人的习惯--自然语言、手势、草图等。这样工程师不用学习复杂的命令，而可以专注表达意图。例如，未来CAD也许内置了大模型，你对着屏幕说"这个支架再轻一点，但别共振频率低于100Hz"，AI即时调整模型满足要求，再回应"已优化质量减10%，一阶频率100Hz"。这是一种梦幻体验：**思想到实现几乎无缝**\。要达到这一步还有技术挑战，但趋势明确--**工具将尽力迁就人**的思维方式，而不强迫人类像机器那样精准描述步骤。工程师可以把更多精力放在问题本质而非操作细节上。正如有文章指出，新技术不再要求人改变习惯去迁就工具，而是**工具围绕人的需求转**。这将降低创意实践的门槛，让更多

奇思妙想者参与工程创新。

- ・**创造性模糊成为核心竞争力**：当AI承担了精确和快速的任务后，人类工程师拼的就是创造性和模糊性上的能力。也就是**尚未被数据定义的用户情感、尚未被规则固化的技术直觉、尚未被模型量化的商业洞察**。这些"模糊地带"恰是机器难以触及却对成败至关重要之处。未来团队会更加重视具备跨领域洞察的人，因为AI可以提供各领域单独的深度知识，但**跨界创新的火花还需要人去点燃**。可以预见工程教育也要随之调整，比起死记公式，更需要培养学生的系统观、好奇心和审美等软实力，因为硬知识AI可能掌握得比人还快。人机共创的理想状态是：**人类赋予AI以方向和意义，AI赋予人类以实现和验证手段**，两者相辅相成，激荡出"超出当前认知边界的设计新形态"。

综上，AI4E引发的范式变革体现在整个工程生态：流程

工业软件产业发展探索

推荐搜索

AI4E人工智能AI4SCAD/CAE/CFD/CAM工业软件

更迭代智能，决策更加数据驱动，验证方式和信任体系在重构，人机合作关系从工具使用迈向伙伴共创。这些转变对组织和个人都是挑战，也是机遇。正如从手工绘图到CAD普及、从单机到云协作一样，每次范式转变都淘汰一批守旧者，成就一批拥抱新事物的领先者。**工程师的角色、技能、心态都需要随之升级**，才能在AI时代的工程实践中如鱼得水，这一点我们在下一章详细讨论。

五、对工程师角色的转变：知识工程师与AI协同的未来

随着AI深入工程全流程，工程师的定位和工作内容正在发生变化。本章聚焦**工程师角色的转变**：从传统"技术执行者"变为"AI协作者"和"价值创造者"，即所谓**知识工程师**。我们讨论工程师需要的新技能、新思维，以及这种转变对工程团队组织和人才培养的影响。

工程师从"模型构建者"进化为"价值架构师"

过去，工程师相当多的时间花在构建模型、跑仿真、出图纸等具体工作上。AI解放了这些"数字体力劳动"后，工程师将把主要精力投入更高层次的任务。Zixel文章形容这是从**手工匠人**到**工业设计师**的跃迁，本质是人类重新锚定自身价值的过程。概括来说，新角色体现在三个方面：

- ・**定义价值坐标系**：工程师不再拘泥于具体线条和参数，而是负责明确**产品的核心价值目标**。包括用户痛点是什么、技术边界在哪、商业目标如何平衡等。这些高层方向性的问题，AI目前难以独立搞定，需要人的洞察。未来工程师更像**产品经理＋架构师**的结合：懂技术又懂市场，能够为AI设定正确的优化目标。比如设计一款新产品，工程师要告诉AI"我要的是用户极致体验，即使牺牲部分成本也可"，或相反强调成本优先等。这个"坐标系"一旦定好，AI才能按此去发挥。
- ・**跨领域系统集成**：工程复杂度越来越高，单一专业的人很难独立做出最佳决策。未来工程师无需精通每个细节，但必须成为**跨领域整合者**。AI会提供各子领域方案，但工程师要在其中**找到技术与商业的最佳平衡**。这要求对不同学科有基本理解并能权衡取舍。比如在电动车设计时，AI给出电池优化方案和结构优化方案，工程师得综合考虑安全、成本、用户喜好来决定取舍。某种程度上，工程师变成了**AI给出的多学科方案的评委**和**整合者**。这类似总工程师的角色，但AI辅助下，更多一线工程师也能参与这种全局统筹，因为AI已经降低了获取他学科信息的门槛。

- ・**人机协作界面的设计**：一个新兴职责是**设计如何让AI更懂人类意图**。工程师需要优化AI的输入输出，使协作顺畅。这就是所谓"提示工程"（Prompt Engineering）在工业中的体现。比如如何构造训练数据、如何制定交互流程，让AI能领会工程师要求并反馈可用结果。未来团队可能专门有"AI流程专家"，负责调教AI模型的参数、更新知识库，使之逐渐融入团队文化和偏好。这可以理解为一种"**教机器学徒**"的过程，把资深专家的经验通过人来教给AI，然后AI再辅佐年轻工程师。这使经验传承有了新通路：过去徒弟学师傅，现在是师傅教AI，AI帮无数徒弟。工程师成了**人机界面设计师**，既要懂人的思维也懂AI的语言，充当两者之间的翻译官和协调人。
  新的角色定位意味着工程师更关注**抽象层和价值层**的问题，而把**具体实现**交给AI伙伴。用Zixel的话说，人不再跟机器比拼速度精度，而是专注于**机器无法复制的创造性模糊**。这样的工程师工作可能更像一个导演：给AI团队分配任务、定风格调性、审片剪辑，最终呈现出一部满足观众（用户）期望的作品。

必备技能：从工具使用到AI协同开发

角色变了，需要的技能组合也随之改变。传统工程教育偏重数学物理、专业知识和软件工具，而AI时代工程师需在此基础上增加**AI协同开发**的技能。

- ・**AI素养**：尽管不要求人人是AI专家，但基本的AI素养将是工程师的标配。包括理解常见AI算法原理、知道其能力边界、不被AI表象迷惑等。例如，工程师要明白深度学习预测的是相关性不等于因果，所以在采信AI建议时会保持审慎。一项调查显示，越来越多制造业公司将**AI相关培训**列为工程师继续教育重点。未来求职招聘中，能和AI工具配合、懂一些数据处理和脚本的人将更受欢迎。正如IT领域DevOps需要程序员懂运维，如今Mechanical/AIOps需要工程师懂AI调参。**Prompt Engineering（提示工程）**能力也很重要，如何向AI提出高质量的问题、构造有效的提示将是一门新技艺。这有点像以前学SQL查询，现在要会和ChatGPT打交道找资料。AI素养还包括对AI伦理的理解，确保自己使用AI符合行业保密和安全规范，不随意泄露敏感设计给公共AI服务等。
- ・**系统思维和抽象建模**：AI偏重对具体问题提供解，但不替代人对系统的整体理解。未来工程师更需要**高屋建瓴地思考问题**的能力，将具体问题抽象成模型供AI求解，并能综合AI解答形成系统方案。这类似架构师的思维--把握全局，定义模块职责和接口，然后AI去实现模块细节。如果仅懂局部、不善于抽象，容易被AI牵着走。所以系统工程、架构设计这些课程重要性会上升。比如SpaceX在招工程师时已经非常看重候选人能否进行一二级原理的"思维模型"构建，而不仅是使用软件出结果。AI时代这点更关键，因为软件结果谁都能出，唯有对问题本质的建模能力才是差异化的人才素质。
- ・**跨界学习和沟通**：人机协同要求工程师成为**跨界沟通的桥梁**。一方面，人要跟机器沟通，把人的想法让AI明白，另一方面又要向团队/客户沟通AI的结果和依据。于是语言表达、可视化呈现等软技能变得比以往更重要。工程师不能只埋头画图不善言辞了，因为你需要向决策者解释AI给出的方案为什么好，用平实语言或图表让非技术人士理解。这其实是一种**翻译**：把AI难懂的输出翻译成人话。反过来，要把模糊的需求翻译成AI可以执行的明确指标。未来工程团队很可能由技术、业务、AI专家混合组成，工程师要能与各类人员协作，充当润滑剂和粘合剂的角色。**跨界知识**也很有价值，比如懂点市场营销的工程师，可以更好地指导AI优化产品迎合市场。汽车行业已有工程师开始学习软件和AI知识，因为智能网联汽车需要机械、电控、AI一体考虑。个人知识面

越宽，越能在AI辅助下驾驭复杂项目。

- ・**持续学习和适应**：AI技术更新快，工程师必须保持终身学习。过去一套仿真软件版本5年不变，现在AI模型半年一迭代，得不断学新功能。拥抱变化、快速上手新工具将是必备素质。相对的，死守旧方法、不愿改变的人会被边缘化。调查显示，2025年多数大型制造商都由CEO主导制定了AI战略，这就要求工程师顺应公司战略主动提升自己。不仅技术，**心态**上也要调整：要信任AI但不迷信，要有勇气让AI挑战自己的方案。这种与AI相处的心理素质也是需要训练的。可以预见，未来会出现**工程师与AI协作**的课程或训练营，培养新人如何有效利用AI合作完成任务，而不是要么全盘接受AI、要么完全忽视AI。适应双人舞需要练习，人机共舞亦然。

组织形态和岗位演变

工程师角色变迁也将引发组织内岗位和分工的演变：

- ・**涌现新职位**：随着AI融入，各种新职位会出现。例如**AI工程师**（不是开发AI算法，而是专注于将AI应用在工程流程的人）、**数据/模型管理员**（管理工程数据和AI模型版本的人）、**"AI伦理官"**（确保AI使用符合道德标准的人）等。已经有公司设立**Chief AI Officer**来统筹AI战略。研发团队中可能设置**AI专员**，负责维护内部的仿真AI库、调教ChatGPT助手为团队服务等。这些新角色通常由既懂工程又懂AI的人担任，是典型的跨界人才。
- ・**团队协作模式**：过去研发团队按职能或子系统划分，未来有可能按任务链条重新编组。例如一个产品开发小队包括设计工程师、仿真工程师和AI工具专家，他们一起用AI平台工作，从概念到验证一气呵成，中间不再有传统部门墙。这样可以发挥AI并行作业的优势。同时，**远程和云协作**会更普遍，因为AI工具在云端，各地人才可以同时访问。GitHub上已经有硬件工程师用类似软件协作的方式管理CAD模型和仿真文件，将来通过AI中台，不同时区的团队也能24小时接力开发。不难想象，一个跨国公司让欧洲工程师白天设计、AI云仿真模型整夜运行，亚洲团队早上接手AI结果继续，这种"永不下线"的开发模式将出现。
- ・**人才培养与转型**：对企业而言，现有工程师如何顺利转型是大问题。一些经验丰富但不熟AI的员工可能一开始抵触。但正如工业革命时老工人学会使用机床才能保住饭碗，现在工程师也需要**数智化再培训**。不少龙头已投资培训计划，让现有人才掌握AI工具使用。年轻一代在学校可能已接触过AI，但缺乏工业知识，企业也需进行"**工程+AI**"的混成培训。高校方面，也开始调整课程，比如开设"AI在机械设计中的应用"选修，或在流体力学课加入一章讲AI湍流模型。可以预见，未来工科专业学生至少需要会用Python搞点数据分析、训练简单模型，否则就如同今天不会用Excel一样不合格。面向未来，教育和企业培训要合作，打造复合型知识工程师。
- ・**就业和分工的再平衡**：一个敏感话题是AI会否使部分工程岗位消失。短期看，**基础绘图、简单仿真等初级岗位**需求会减少，因为AI和自动化可取代大量简单劳动。但同时**高阶岗位**（方案规划、AI维护、系统集成）会增加。总体就业可能从金字塔形变成橄榄形：中等技能岗位由AI辅助提高效率，一个优秀工程师借助AI可抵过去几人的工作。所言"AI不会取代有经验专家，也无法取代人类洞察"至少在可预见未来成立，但**经验专家+AI**将取代只靠经验的工程师。这意味着头部人才价值更高，而纯执行层的人力需求降低。因此工程师群体需要整体up-skill，成为可以驾驭AI的高技能人才。对一些迭代能力不足的人，可能不得不转岗，正如当年不少制图员在CAD浪潮中转行一样。

综上，工程师角色的演变既有个人努力因素，也受组织环境塑造。对于个人，最重要的是**转变心态**：拥抱AI，把它当成协作伙伴而非威胁。正如有评论指出的"你的角色正从指令发出者变成智能伙伴的协作者与验证者"。能够善用AI的工程师，将在未来如虎添翼；反之，故步自封者可能被边缘化。对于组织，则需要营造**人机共创的文化**：鼓励试错创新，让AI融入日常流程，奖赏善用AI提高绩效的做法。同时，也要关注道德和人与人沟通，避免AI引入反而疏远了团队合作。人机协同的终极目标，不是让人退出，而是让**每个人发挥更大价值**、让创造力成倍增长。理解并驾驭这一点的工程师和企业，才能在AI4E变革中立于不败之地。

六、市场空间分析：AI赋能工业软件的产业机遇

AI技术融入工业软件，不仅在技术层面引发变革，也将重塑**市场格局和商业版图**。本章分析AI4E带来的市场增长潜力、竞争态势变化和商业机会。包括全球市场规模预测、主要玩家动向，以及新进入者的机会领域。

市场规模与增长预测

工业软件本身是一个庞大市场，融合AI后，其规模和增长率被普遍看好：

- **全球市场高速增长**：据IoT Analytics的报告，2024年全球工业AI市场规模约为436亿美元，预计2024-2030年复合年增长率达到23%，2030年将达1539亿美元，约合人民币万亿元规模。**相当于六年内增长3.5倍**。这一增速远高于传统工业软件市场的增长率（通常个位数或10%出头）。工业AI市场涵盖工业数据管理、质量检测AI、边缘AI、辅助决策AI等多个方向。尽管当前制造业AI支出仅占营收0.1%，但多数大制造商已制定CEO主导的AI战略，计划大幅增加投入。工业AI正从边缘试点走向核心议题。这意味着未来几年，对AI4E相关软硬件和服务的投入会急剧上升。
- **工业软件细分市场渗透**：具体到工业软件（CAD/CAE/PLM/MES等）领域，根据IDC预测，中国**AI+工业软件**市场2024-2029年复合增速达41.4%，而同期核心工业软件整体仅19.1%。AI功能在工业软件中的**渗透率**将从2024年的9%提升至2029年的22%。也就是说，2029年约1/5的工业软件收入将与AI相关（无论是AI模块单独收费还是AI提升了软件售价）。这个渗透率可能还在继续上升，长期看AI将成为工业软件不可或缺的一部分。IDC还指出，生成式设计、质量根因分析、动态生产排程是企业AI投资前三应用场景。可见设计和制造环节的AI应用需求都非常旺盛。
- **地域和行业**：中国市场被寄予厚望，一方面中国制造业规模全球领先，对工业AI的需求量大；另一方面政策层面支持"智能制造"，推动工业软件国产化与智能化升级。中商产业研究院预测2025年中国工业软件市场（包含嵌入式软件等）将达3390亿元人民币。而IDC预测2027年中国核心工业软件市场（CAD/CAE/EDA等）为579.6亿元人民币，比2024年几乎翻番。如果AI能如愿提升国产工业软件竞争力，那么本土厂商有望抢占更多市场份额。目前国内AI+CAE等仍在起步，但已有如前述索辰科技等积极投入，资本市场也关注相关概念。全球范围内，离散制造（汽车、航天）和流程工业（化工、能源）都会是工业AI的主力客户，因为前者追求创新和效率，后者追求安全和优化，都能从AI获益。另一个不得不提的是**中美科技竞争**：美国公司在工业AI基础研究和产品上起步早，而中国有庞大市场和数据。各国政府都认识到工业智能化是未来制造业制高点，预计会持续支持相关投入。这将进一步推高市场规模。

行业竞争与版图变迁

AI4E的兴起，正在改变工业软件行业的竞争格局和生态版图：

- ・**巨头加速并购和生态布局**：工业软件原本就有寡头主导（欧美CAD/CAE厂商占主要市场）。AI浪潮下，这些巨头为保持领先，频繁通过并购获取AI技术或扩充产品线。如前述**Synopsys宣布350亿美元收购Ansys**、**Siemens拟100亿美元收购Altair**。这些是行业重磅整合案例。如果成功，将出现EDA+CAE一体、CAD+HPC一体的超级供应商。理由很明显：**客户希望一站式解决方案**，AI更需要跨领域数据和工具打通。所以以前靠单点优势的厂商，现在纷纷寻求横向纵向整合，打造涵盖设计-仿真-制造-运维全链条的平台。平台化后，再通过AI把各环节串联优化，提供**整体价值**。未来竞争不再是CATIA vs SolidWorks局部比拼，而是平台与平台生态之争，谁能提供更完整、更智能的一揽子方案，谁就占优。
- ・**新兴玩家涌入**：AI的门槛和范式不同于传统软件，给了新玩家弯道超车机会。一些AI原生公司开始涉足工业软件，如谷歌、微软推出面向制造的AI工具套件。特斯拉也开发了自己的仿真平台融合AI，用于汽车设计和工厂物流优化。甚至一些跨界企业（如电子企业、互联网公司）因为掌握AI技术，可能开发定制工业智能软件。虽然大公司有既有优势，但也背负旧架构包袱，新创者可以**AI Native**方式切入。例如，某创业公司推出完全基于GAN的结构优化软件，可以不依赖传统CAD内核就生成模型，对习惯旧方式的CAD巨头形成冲击。这类似上世纪PC时代AutoCAD崛起打败了老牌计算机制图公司。行业门槛在变化：有数据、有算法的人可以打造新型工业软件，不一定要数十年有限元经验。我们已经看到如Onshape（云CAD）等新秀迅速被PTC收购，表明巨头也在警惕和吸纳创新。总之，AI4E浪潮中，将上演**新老力量交替**，市占率可能重新分配。
- ・**商业模式变化**：AI特性将影响工业软件的商业模式。传统软件卖许可证，现在有了云订阅模式。而AI算力需求高、迭代快，SaaS+云计算几乎是必然选择。这意味着**软件厂商转型服务提供商**，通过持续服务收费而非一次性卖软件。Ansys SimAI等就是云服务形态。另一个变化，**价值售卖**：如果AI工具能直接帮客户提升利润或节省成本，那软件商可能按成果收费，而非按模块功能收费。例如，某AI优化软件声称可省设计10%材料，那也许按节省额分成收费。类似咨询模式。这其实拓宽了市场空间：工业软件不再只是工具，而成为**解决方案**，可以吃下原来咨询公司或系统集成商的一部分业务。对客户来说也乐见其成，因为软件商懂AI和产品，能提供端到端支持。不少工业AI创业公司正采用与客户共担风险、按效果付费的商务模式，比如Predictive Maintenance AI项目根据设备停机减少的小时数收费。
- ・**市场格局地区化**：值得注意的是地缘政治对产业的影响。美国限制EDA等对华出口，而AI可能在国产工业软件崛起中扮演重要角色。中国正大力发展本土CAD/CAE/EDA厂商，AI或许成为后来居上的突破口，即利用AI大模型降低开发复杂软件的难度。一方面国产厂商可以借助开源AI组件快速追赶（如利用深度学习替代部分求解器功能），另一方面也可能通过AI特色功能打开市场（比如将LLM与国产CAD结合，吸引用户）。到2025年，国内工业软件预计有望突破4000亿市场。其中若AI+软件被政策鼓励，有可能在特定行业形成国产替代方案，对国外巨头本地业务造成压力。反之，美国和欧洲公司也许会更多关注本土或友好市场，以巩固根据地。未来可能出现**技术阵营**：比如西门子+PTC+Oracle形成一个欧美智能制造生态，中国有华为/树根互联等构

建自主工业智能生态，各自标准和接口略有不同。这对全球客户未必是好事（容易割裂），但在现实环境下可能发生。不过，AI研究本身是全球性的，顶尖成果很难关起门来独享。因此竞争更多将体现在**应用落地速度和产业化**上，而不是基础算法优劣。

商业机会和价值链升级

AI4E打开了一系列新商业机会：

- ・**增值服务与二次开发**：传统工业软件厂商可以借AI提供增值模块。例如CAD公司推出AI优化服务、CAE公司提供AI预测API等。还有**二次开发市场**：一些ISV（独立软件商）用主流平台的API开发AI插件卖给特定行业客户。比如在SolidWorks上集成一个钢结构AI设计插件卖给土建客户。大公司乐于见到生态繁荣，小公司则以敏捷满足细分需求赚钱。AI开放平台（如Ansys提供PySimAI SDK）使这种二次开发更容易。可以预见未来会有"工业软件应用商店"，各种AI驱动的小工具丰富其上，客户按需订阅。
- ・**咨询和培训**：企业要上AI4E需要智囊和指导。于是**工业AI咨询服务**会兴起，包括诊断企业流程哪些环节可用AI改进，帮助部署AI软件，定制AI模型等。工业4.0咨询本就火热，加上AI元素更是热点。Accenture等咨询巨头已投入巨资培养工业AI能力。它们2023财年完成了2000多个生成式AI相关项目。这说明制造企业很愿意为AI方案付费，但需要外部专家牵引。培训也是大市场，帮助工程师获得AI技能。一些软件厂商自己在办用户AI培训班，第三方培训机构也推出工业AI课程，预计未来这块需求强劲且持久，因为技术持续迭代需要反复培训。
- ・**硬件和基础设施**：工业AI带来算力和数据需求，**工业云、工业边缘计算**等基础设施市场也将受益。像NVIDIA瞄准的就是工业仿真+AI的GPU市场，其发布了专门面向物理AI的Physics GPU产品。边缘端，为满足低时延需求，会有更多厂房内部署AI服务器（推理用）。另外**传感器和数据采集**市场扩大，因为AI需要数据作为燃料，企业会安装更多IoT设备和5G通信来获取实时数据。华为、亚马逊这类ICT巨头都推出了工业智能平台（如华为的Octopus等），提供从云到边的全栈解决方案，瞄准的就是这个增量市场。估计这方面会出现"运营商级"的玩家，将工厂/电网等各领域的数据统一接入AI分析，提供基础设施即服务。
- ・**行业应用深化**：AI4E的商业机会不止于通用软件，还在于**深入行业场景**创造新价值。比如在医药行业，结合AI仿真和实验自动化可以极大加速新药研制，这衍生出"AI药物发现"市场（虽然不完全工业软件范畴，但理念相通）。在建筑领域，AI+CAD有助于自动生成优化的建筑结构和节能设计。交通领域，AI仿真用于智慧交通系统优化。每个垂直行业都将涌现一些专业解决方案提供商，基于通用工具做行业定制开发。产业软件往往要求Know-how，这些专业公司懂行业工艺又懂AI，会成为**价值链上重要一环**。大型工业软件公司可能通过合作、投资的方式与这些vertical AI公司结盟，形成**产业生态**。例如达索在生命科学领域有BIOVIA软件，未来或集成AI分子设计功能，与制药企业紧密合作。
- ・**生产力红利释放**：站在更宏观的角度，AI4E有望带来**生产率的大幅提升**，这将释放巨大的经济效益。麦肯锡报告估算，工业AI可使制造业生产率每年提升1.2%，累计十年将为全球GDP增加数万亿美元。对于企业，AI4E意味着**更短上市时间、更低研发成本、更高产品性能**，这些直接转化为竞争优势和利润。谁率先掌握，就能抢占市场。对社会而言，消费者将更快得到更优更

便宜的产品，从个性化汽车到高性能医疗设备。**知识的能量**一旦被释放，将像核能一样迸发--以往受限于人力的创新将成批涌现。历史上看，每次技术革命都带来产业格局洗牌和财富重分配，这次也不例外。敏锐抓住AI4E机遇的企业，可能成为新时期行业领军，而因循守旧者或陷入衰退。资本市场也在下注：工业AI相关股票、独角兽估值屡创新高。这反映了预期，即AI4E将催生**下一个万亿级赛道**，不仅局限于软件行业，而将辐射整个制造业升级。

综上，AI4E对工业软件市场的影响，可谓"**短期看增量、中期看格局、长期看本质**"。短期创造新的产品和服务需求，市场蛋糕迅速做大；中期带来行业并购和竞争格局变化，生态平台之争激烈；长期则改变价值创造方式，让知识自动化释放巨大红利。企业和投资者需要根据自身定位，把握各阶段机遇。如同互联网之于IT产业，AI4E有潜力掀起工业软件乃至整个制造业的新革命，催生未来几十年的产业传奇。

七、哲学与社会意义：工程智能的崛起是否通向"科学发现自动化"

当AI在工业软件领域展现出如此威力，我们不禁要思考更深层的问题：工程智能的崛起对于整个人类的技术进步意味着什么？这一章从哲学和社会层面讨论AI4E可能引发的影响，包括：工程创新范式的根本变化、科学发现自动化的前景，以及"知识能量"的释放类比等。

工程创新范式的本质变化

工程一直被视为应用科学、实践智慧的领域。过去创新往往依赖天才的灵感、漫长的试错、团队的协作。AI4E引入后，**创新本身的范式**可能发生质变：

- **·从经验科学到数据科学**：工程和科学传统上依赖归纳和演绎推理，积累经验后归纳规律，再演绎应用于新问题。现在，**大数据和AI提供了第三种途径**。AI可以从庞杂的数据直接找出模式，甚至不需要先验理论。例如材料领域AI发现超导材料候选，不是基于任何新物理理论，而纯粹是数据驱动预测。这种"第四范式"（继实验、理论、计算之后）正改变科学研究方法。工程智能利用这种能力，可以**跳过某些经典研发步骤**。比如AlphaGo设计新芯片，直接通过自我博弈学来的策略布局电路。在这里，工程师并未穷举研究每个可能性，而是AI自主寻优达成目标。**AI开始主动参与到知识创造和问题求解中**，这意味着工程创新不再完全由人脑主导。人提供目标，AI探索路径，人验证收获知识。工程范式正走向**人机共智**的新模式，人类与AI协同探寻解决方案。长期看，这可能淡化个人发明家的作用，而突出"群体智能"的成果。
- **·创新周期压缩、密度提升**：AI4E带来创新周期的大幅压缩。之前需要几年迭代的产品，如今可能几个月推陈出新。以往一次技术革命（蒸汽、电力、信息）往往隔数十年乃至百年，现在若"AI革命"全面渗透，**创新的频率会显著加快**。甚至形成某种"持续革命"的常态。想象一下，如果材料科学的"数据-实验"闭环实现，从发现新材料到应用可能不再是10年而是1年。这样在我们有生之年就能见证多个重大突破。而多领域创新叠加（AI影响不仅工程，也影响生物、能源等），会出现**交叉加速**。人类社会可能从以前一代人见证一种大变革，变为每十年一个颠覆式变化。对于哲学上"技术奇点"的讨论（AI迅速自我进步导致无限创新），虽然有争议，但**创新爆炸**的苗头已现。知识增量越大，我们越需要新的视角看待人与技术的关系。
- **·工程问题的拓展**：AI的强大计算和拟合能力，让我们敢于尝试解决过去无法触碰的问题。例如对气候变化、核聚变等极复杂系统，AI有望模拟出我们需要的调控方案。这把工程的触角伸向更宏大的尺度，很多以前归为"自然科学探索"或"社会问题"的课题，未来都可能进入"工程可解"范围。比如通过AI模拟城市运行，尝试工程手段解决交通、能源优化，这些跨学科的大问题以往

缺乏工具。换言之，**AI4E可能将工程手段应用于更多领域**，实现某种广义的"万物可设计、万物可优化"。这接近赫伯特·西蒙所说的"自然科学研究事物如何是，工程研究事物如何应当是"。AI让我们可以对越来越复杂的系统讨论"应当如何"，赋予我们更大的**干预世界**的能力。但这也带来伦理责任：如果人类用工程之力改造气候或生态，就必须慎之又慎。这些思考与科学哲学密切相关。

通向"科学发现自动化"的道路？

问题演进到一个关键：**工程智能是否会引领科学发现自动化？**换言之，AI是否终将不仅辅助工程应用，而且主动提出新科学理论、发现新知识？这曾是科幻话题，现在已开始具备现实基础：

- ·**实验室自动化与机器人科学家**：之前提到的自驱动实验室就是科学发现自动化的雏形。Cambridge的"Robot Scientist Adam"早在2009年就自动发现了啤酒花基因功能，是最早的机器人科学家例子。如今AI4E令设备更加智能、数据来源更加丰富，**机器人科学家**正升级迭代。例如材料AI闭环系统能自己提出假设（某结构会超导），自己安排实验验证，验证后修正模型，再提出新假设。这其实已经具备科学发现的循环。人类在其中更像监督者和终审，而大量繁杂的假说检验由机器完成。随着AI自然语言能力增强，它甚至可以阅读文献、提炼知识，以指导实验设计。未来可能出现AI在某些领域独自发表科学论文（目前已有AI参与生成的分子化学论文问世）。当AI具备一定水平推理和创造力时，**科学研究本身将部分自动化**。也许基础公式仍需要人类灵感（如相对论诞生），但大量中层理论和改进可以由AI提出。我们或将见证"AI科学家"在一些领域和人类并驾齐驱甚至领先。
- ·**AlphaFold的启示**：DeepMind的AlphaFold2在生物学取得突破--预测蛋白质结构这个长期科学难题被AI攻克，其准确率媲美实验。而科学家们尝试多年理论方法未成功。AlphaFold案例说明，AI可以**解决一些科学问题而不生成显式新理论**。它没有告诉我们新的物理规律，但提供了可用结果。科学发现的目的如果是获取知识和可预测能力，那么AlphaFold达成了。类似地，将来AI也许能整合实验数据，直接给出生物化学反应机制的预测，无需传统理论推导。虽然科学家更希望原理解释，但工程应用者更关心可用性。因此**工程导向的科学发现**会更多让AI驱动。比如新药研发，以往科学家想清机理才设计药，现在AI凭数据就设计出有效分子，然后再去解释机制。这是路径上的逆转。有人称之为"归纳科学"的崛起，即以数据归纳替代理论演绎推动科学前进。这确实让人重新思考科学哲学：过去经验主义 vs 理性主义之争，在AI时代可能融合为新的范式。
- ·**知识的能量：质能方程的类比**：题目提到"是否会像质能方程释放核能一样释放知识的能量"。质能方程E=mc^2体现将物质（质量）转换为巨大能量的可能。类比地，可以想象存在某种**知能方程**，将知识转化为巨大生产力或创新力。一些学者认为，AI也许就是这种"知识能量"的触发器。因为AI可以学习海量知识，并以超人速度试验组合，这样知识的潜力被指数级放大。如同核反应链式反应一样，知识在AI体系中可能出现**连锁创新反应**。例如一个发现带来另一发现，AI更快吸收新发现又引发下一个……人类科学家受限于寿命和脑容量，很难引爆这种连锁，但AI可以永不停歇地运转。于是一旦达到某临界点，就可能出现**创新的爆炸**，其影响和冲击或许不亚于核能释放的物理冲击。当然，这种乐观类比也要谨慎看待。核能释放既能造福又能毁灭，知识能量亦然。如果AI无人监管地无序发展，或被用于恶意目的，可能造成严重后果。因

此社会必须为知识能量的安全释放建立规范。这包括AI伦理、AI治理框架等。

社会和哲学层面的思考

工程智能崛起最终指向的是**人与机器关系**的再定义，以及**人类在技术中的角色**问题。这涉及哲学、伦理和社会结构。

- ・**劳动和就业影响**：这是社会最直接关切。工业革命用机器解放体力劳动，AI革命则瞄准脑力劳动。工程师岗位变化只是开始，AI4E成功将意味着连创新工作都被部分自动化，人类劳动力如何安置？乐观者认为每次技术革命最终创造更多新职业（如工业革命催生工厂经理、维修工等，新岗位抵消了失业）。AI时代也可能出现如数据标签师、AI行为训练师等职位，但量可能有限。长期看，AI高度自动化将逼迫社会调整经济模型，例如**缩短工作周**、**普遍基本收入**等讨论会更现实。因为如果生产率极高，人类可以选择少工作，多享受文化娱乐。工程领域也许许多基础岗位消失，但会出现新兴跨界岗位，整体职业结构更强调创意和管理。从哲学上，这让我们思考工作在生活中的意义：当很多事务机器能做，人类把时间用于什么？也许是更多自我实现和社会活动。这有可能促成某种**新文艺复兴**，人们从繁琐劳动中解放，投入艺术、哲学、科学探索本身。当然，这是在理想资源分配前提下。若不慎，可能造成贫富差距扩大，精英掌握AI红利，普通劳动者被边缘化。所以社会制度必须跟进，以确保AI4E红利广泛共享。
- ・**人与AI的协同进化**：AI4E只是人工智能与人类社会共生的一个切片。总体看，人类正进入**人机协同进化**阶段。我们通过AI塑造世界，AI通过与人互动不断升级。未来边界或许模糊，人类智慧、组织智慧、机器智慧将融合成整体智慧网络。到那一步，传统哲学有关智能、意识、创造力的定义都要更新。工程智能提供了一个很好案例：**没有自我意识的AI照样能创造**（AlphaGo设计围棋新手法，人类从它学），因此创造力未必人类独有。反之，人类从AI获取灵感，加速自身进步，两者像互相刺激的两个物种，协同演化。乐观点，我们希望结果是**合成智能**高于各自独立智能，这对解决21世纪重大挑战至关重要（气候变迁、能源枯竭等复杂问题需要超强智慧）。悲观点，若人类不加节制开发出失控AI，可能带来风险。因此关于**AI安全**、**AI权利**等哲学伦理议题需要现在就深入探讨。工程智能尤其需要**安全栅栏**：确保AI在工程领域应用不会制造灾难性后果（如AI设计的结构有隐患导致事故）。
- ・**意义与目的**：当AI能自动化科学发现和工程创新，人类自身的**意义和使命**何在？这个问题像极了科幻中"当机器人无所不能，人做什么"。一种观点是：人类将把工作重心从"手段"转向"目的"。也就是**提出目标、定义意义**仍是人的任务，而实现细节交给AI。例如我们决定要探索外太空，为了梦想和好奇，这个决策和意义判断AI不会代劳（至少不是现阶段AI的强项）。然后AI帮助设计飞船、规划航线，把人送去。这么看，人依然在**价值创造**链条的顶端，掌控方向。借用一句话：**"技术使得本来不可能的事成为可能，然而'应该做什么'的抉择仍属人类。"** 所以科学发现自动化不会让科学家消失，而是让科学家更像哲学家，思考选题意义、解释结果蕴涵，而无需把大量时间耗在实验与计算操作上。同理，工程师将更关注设计目的是否造福社会、满足人文需求，而不是画图拧螺丝。这样，人类和AI各司其职：AI负责因果手段领域，人类负责目的价值领域。
- ・**通向更高级智能**：最后，一个发散性的思考：工程智能的崛起是否是迈向真正**通用人工智能（AGI）** 的一步？工业领域AI大量实践，也许有助于AI在现实世界中学会常识和灵活性，从而向人类级智能靠拢。如果AGI实现，科学发现自动化就不只是辅助，而可能出现比人类更聪明的科学家机器。那会

怎样？不少思想家认为AGI可能在21世纪出现，并将深刻影响人类命运，有机遇也有风险。工业软件不过是AGI战场之一，但通过工程智能的发展，我们可以积累经验，如何有效控制并利用强大的AI工具，为人类谋福利而非祸害。这涉及制定AI行为准则、嵌入人类价值观等挑战。可以说，AI4E既提供了**试验场**（因为其影响直观、重要性高），也让我们更急迫地意识到：当AI改变了我们制造世界的能力，我们也必须同步升级**治理世界的智慧**。这就是哲学在人机新时代的使命。

结语

人工智能在工业软件领域的应用与变革，正悄然重塑着工程世界的基础。通过本文系统的探讨，我们看到AI已经深入影响了**设计**、**仿真**、**制造**等每个环节：从CAD中的生成式设计到CAE中的仿真加速，从CAM优化到新材料发现，各领域的实践证明了AI的巨大潜力和价值。AI4E带来了**工程范式**的转移--工程流程更加智能迭代，数据与模型驱动决策取代了单纯经验，人机关系从指令式走向协作式。工程师的角色正在跃迁为**知识工程师**，与AI协同创造，专注更高层次的价值架构和跨领域融合。

产业层面，AI4E引发了工业软件市场的**高速增长**与竞争洗牌。领先企业竞相布局AI功能，不同生态加速整合，新兴玩家亦崛起挑战。种种迹象表明，**AI将成为工业软件的标配**，甚至决定未来制造业的格局。在这个过程中，企业和从业者唯有拥抱变化、主动创新，方能抓住机遇、立于不败。我们也意识到，AI4E带来的红利不仅是经济效益，更有可能是**整个人类创新体系效率的跃升**。工程智能或许将释放出前所未有的"知识能量"，极大拓展我们的技术疆界。

然而，伴随巨大机遇的是**新的挑战和责任**。AI模型可信度、伦理偏差、人才转型、就业结构、知识产权等问题，都需要社会各界协力应对。特别是在AI有望部分自动化科学发现的前夜，我们必须认真思考如何治理和善用如此强大的智能工具，确保其发展方向与人类福祉一致。正如核能既可照亮城市也能毁灭城市，AI这把双刃剑需要我们智慧地驾驭。幸运的是，人类在历次技术革命中展现了非凡的适应力和创造力--相信在AI4E浪潮下，我们也将更新自身的技能与理念，在人机共生中找到新的平衡。

总而言之，AI在工业软件中的应用与变革，不仅是工程技术领域的一场革命，也是人类创造活动的一次升级。它预示着一个**高度智能化的工程时代**正在到来：在那里，工程师与AI为伴，创新的节奏加快、创新的门槛降低、创新的成果更加丰硕。或许若干年后回望，我们会发现这一时期是"**工程智慧崛起**"的拐点，标志着人类进入了借助人工智能来形塑世界的新纪元。展望未来，我们应保持谨慎的乐观--谨慎在于明确AI服务于人的宗旨，建立规则防范风险；乐观在于相信通过AI4E，人类将更快速地解决难题、探索未知，实现前人难以企及的工程壮举与科学发现。正如有人所言："**AI不会让工程师失业，但那些善用AI的工程师将取代不会用AI的工程师。**" 更进一步，AI不会让人类渺小，相反，**善用AI的人类将成就更伟大的自己**。让我们迎接这一充满挑战与希望的工程智能新时代！