

集智 专题报告

科研智能：人工智能赋能工业 仿真研究报告

(2025 年)

中国信息通信研究院人工智能研究所

中国人工智能产业发展联盟

全国智能计算标准化工作组

2025年10月

版 权 声 明

本报告版权属于中国信息通信研究院、中国人工智能产业发展联盟和全国智能计算标准化工作组，并受法律保护。转载、摘编或利用其它方式使用本报告文字或者观点的，应注明“来源：中国信息通信研究院、中国人工智能产业发展联盟和全国智能计算标准化工作组”。违反上述声明者，编者将追究其相关法律责任。

前 言

工业仿真承载产品创新迭代、降本增效的核心使命。随着智能化转型的深入，传统仿真技术面临计算效率瓶颈、多物理场耦合复杂性剧增、全流程协同不足等挑战，难以满足科学研究领域对实时性和精准性的高阶要求。人工智能技术的突破性发展，尤其是大模型、物理信息机器学习、神经算子、生成式 AI 等方向的演进，正为工业仿真注入全新动能。通过构建“数据+物理”双驱动的智能仿真范式，AI 不仅能够提升仿真效率，更能在多目标优化、虚实交互决策等场景开辟新路径，推动仿真从“事后验证工具”向“全生命周期决策中枢”跃迁。

本报告基于科研背景，全面梳理了 AI 赋能工业仿真的技术路径与实践脉络。首先探讨人工智能赋能工业仿真的必然性及其应用价值，然后聚焦于 CAD、CAE 两大核心领域，对比分析国内外技术路线与应用现状；在关键技术层面，解析数据驱动、物理驱动及融合驱动这三类 AI 仿真方法的本质区别与适适用场景；通过轨道交通、航空航天、轻工业、汽车工业及工程建筑等领域的实践案例，验证 AI 仿真的规模化应用潜力及应用前景；最后，分析 AI 仿真面临的核心挑战，并对其未来发展趋势进行展望。

本报告力求为人工智能赋能工业仿真领域的研究与实践提供参考，但难免有不足之处，恳请各位专家和读者不吝指正。

目 录

一、人工智能赋能工业仿真发展背景	1
(一) 工业仿真智能化升级的必要性	1
(二) 人工智能赋能工业仿真应用价值初显	2
二、人工智能赋能工业仿真发展应用现状	3
(一) 人工智能赋能工业仿真主要应用	4
(二) 人工智能赋能工业仿真国内外现状	13
三、人工智能赋能工业仿真关键技术	17
(一) AI 赋能 CAD	17
(二) AI 赋能 CAE	19
四、人工智能赋能工业仿真应用实践	27
(一) 轨道交通	27
(二) 航空航天	35
(三) 轻工业	40
(四) 汽车工业	48
(五) 工程建筑	56
五、人工智能赋能工业仿真应用挑战	63
六、建议与展望	65

图 目 录

图 1 AI+CAD: 文本到模型	6
图 2 AI+CAD: 图像到模型	6
图 3 AI+CAD: 多模态输入到模型	7
图 4 设计验证流程	9
图 5 使用有限元和 PINN 方法预测的温度分布热力图对比	11
图 6 利用人工智能方法实现后处理过程中的特征识别	13
图 7 研轮·风驰总体思路	29
图 8 研轮·风驰大模型架构	30
图 9 研轮·风驰大模型技术方案	30
图 10 动静统一自动并行技术	31
图 11 研轮·风驰大模型仿真应用	31
图 12 FuncGenFoil 算法框架组建与功能示例	37
图 13 FuncGenFoil 算法框架操作界面示例	38
图 14 AIPOD 智能优化平台	43
图 15 风扇优化中的关键设计变量	43
图 16 风扇设计优化前后对比	44
图 17 数值回归验证结果	50
图 18 参数-数值回归和参数+点云-点云重建	51
图 19 预测仿真对比	52
图 20 CAE 仿真结果数据与代理模型预测结果	53
图 21 自动生成 CAD 图	59
图 22 ChatCAD 识别图形元素	59
图 23 内容智能编辑	60

表 目 录

表 1 AIPOD 风扇 优化设计前后指标对比	45
-------------------------------	----

一、人工智能赋能工业仿真发展背景

人工智能赋能工业仿真是指将人工智能技术（如机器学习、深度学习）与工业仿真技术进行深度融合，通过数据驱动、智能决策和动态优化，实现对工业全流程的虚拟化建模、实时模拟与自主优化的一种新型技术范式。其核心在于利用人工智能的自主学习与预测能力，提升仿真的精度、效率与智能化水平，推动工业系统从传统模拟向自适应决策演进。人工智能赋能工业仿真不仅覆盖产品研发阶段，还延伸至制造、运维等全生命周期管理，构建“设计-验证-优化”的闭环体系。本文主要围绕人工智能赋能工业仿真在产品研发阶段的应用进行探讨。

（一）工业仿真智能化升级的必要性

工业仿真作为产品研发与优化核心环节的重要性日益凸显。随着制造业向数字化、智能化加速迈进，工业仿真作为产品落地投产前的理论验证手段，不仅承担着优化生产流程、降低试错成本的基础支撑作用，更肩负着借助智能化技术推动产品持续创新与迭代的重要使命。然而，传统工业仿真技术面临计算资源依赖度高、流程复杂、专业门槛高等诸多瓶颈。**一是计算资源与时间成本高昂。**传统仿真模型的求解过程以及其后续海量结果数据的分析与解读，通常依赖高性能计算集群等昂贵的硬件资源的支持，导致仿真应用的技术门槛和经济成本长期居高不下。**二是建模方法与流程存在局限。**传统仿真主要基于经验与规则模型，需通过反复的人工调参与验证假设，造成研发周期长、成本高等问题，尤其在面对多物理场耦合、非线性动态系统等复杂工

程场景时，极易入“建模难—计算繁—精度不足”的恶性循环。

工业 4.0 与智能制造的发展趋势进一步凸显了工业仿真领域日益突出的供需矛盾。现代工业对产品快速迭代、多工况协同设计以及高精度预测能力的持续追求，正在倒逼仿真技术加速向智能化转型。以汽车设计中的气动特性测试为例，传统风洞实验往往需要数月时间完成测试，而当前市场已要求按周甚至天为单位的快速反馈周期。基于人工智能技术，通过对历史数据的学习与预测，可大幅提升仿真速度和精度。AI 技术的引入已成为突破传统仿真技术瓶颈、实现工业智能化升级的关键路径。

（二）人工智能赋能工业仿真应用价值初显

人工智能推动工业设计范式创新变革。以生成式人工智能为代表的人工智能技术可以基于设计约束条件，自动探索广阔的设计空间，提出突破传统经验模式的创新方案。例如，达索系统的 AURA 等工具引入自然语言交互功能，将设计意图直观地转化为三维 CAD 模型；MIT 的 SketchGraphs 项目则利用人工智能技术实现跨领域知识迁移，将建筑建筑桁架拓扑应用于航空承力框架的设计中。

人工智能引领工业仿真效率跃升。传统的基于物理方程求解的仿真方法，如计算流体力学（CFD）仿真和有限元分析（FEA）等，往往需要数小时甚至数天，耗时巨大。基于人工智能的代理模型（Surrogate Models）、降阶模型（ROM）以及物理信息神经网络（PINN）等技术的应用，正给工业仿真带来效率革命。例如，ANSYS SimAI 等平台借助 AI 技术，可将特定场景的仿真预测时间缩短至秒级或分

钟级。南京天洑推出的 AICFD 利用 PINN 技术在保证流场预测误差低于 5%、接近主流 CFD 工具精度的前提下，实现了千倍级别的加速。在新能源电池热失控仿真等场景中，AI 模型的加速比可达 180 倍，为实时监控与安全预警提供了现实基础。

人工智能为复杂场景的建模仿真提供新方案。对于多物理场耦合（如电磁-热-力耦合）、跨尺度问题（如从微观材料特性到宏观结构响应）等高度非线性、难以通过解析方程精确建模的复杂工程问题，AI 展现出独特优势。**一方面**，AI 可通过学习大量仿真数据或实验数据，构建高维非线性映射关系，从而实现对复杂系统的高效建模与预测。例如，索辰科技的 CAE 平台利用图神经网络（GNN）对复杂拓扑结构进行建模，在电磁-结构耦合仿真中将预测误差控制在 8%以内。**另一方面**，人工智能技术还能够有效应对传统方法难以覆盖的“长尾”或边缘工况（如极端温度、材料失效等）。例如，SpaceX 通过 AI 生成设计方案，成功覆盖了 90%以上的燃料舱异常工况，显著提升了系统鲁棒性与设计效率。

二、人工智能赋能工业仿真发展应用现状

传统工业仿真技术在成本、效率等方面面临显著挑战。**一是**使用门槛高、人力投入大。仿真过程中的几何建模、网格划分等环节高度依赖工程师经验，构建几何模型与划分网格的前处理阶段占据了整体仿真流程中的大量时间。**二是**迭代效率低、试错成本高。为了获取高精度的仿真结果，通常需要进行多轮参数调整与仿真迭代，导致过程繁琐且成本高昂。**三是**优化效率低下。在复杂产品优化中，人工调优

不仅效率较低，且容易陷入局部最优解，难以实现全局优化与突破性创新。

人工智能技术的发展提升为传统工业仿真技术提供了全新的解题思路。**一是**智能化方法革新了工业仿真基础框架。例如，国防科技大学团队利用人工智能技术，构建了液态煤油超声速燃烧室两相燃烧过程模拟的仿真模型，成功实现了燃料雾化、蒸发、混合及燃烧全过程的建模与预测。**二是**人工智能技术有效推动了工业机理与数据驱动方法的深度融合，同元软控依托其自主研发的新一代科学计算与系统建模仿真平台 MWORKS，结合装备机理-数据融合的高精度模型构建技术、智能控制与智能运维技术，将人工智能与装备数字化技术深度融合，显著提升了装备在智能控制与运维方面的性能与效率。

（一）人工智能赋能工业仿真主要应用

1.AI 赋能 CAD

人工智能赋能 CAD，主要用于自动化设计与设计优化。借助 AI 技术，设计师可以实现产品外形的自动生成设计，在减少设计师负担的同时实现产品的快速设计。同时 AI 可以基于海量数据帮助设计师优化 CAD 模型，提高模型的质量和效率。

生成式设计突破设计模式提升设计效率。生成式设计借助人工智能技术对海量设计案例、行业知识和用户需求进行智能化分析，在设定目标与约束条件下，突破传统设计思维的局限，自动生成多样化、创新性强的设计方案。例如，在航空航天领域，生成式设计可在飞行器机翼设计中结合空气动力学、材料特性等因素，生成符合性能要求

的轻量化结构，在提升飞行效率的同时有效减轻结构重量；在电子产品设计中，该技术可生成符合人体工程学、兼具美观与功能性的产品外形造型，为产品创新提供更多可能。

输入模态方面，生成式设计可以分为文本到模型、图像到模型和混合模态生成三个类别。**文本到模型**，通过大语言模型解析文本生成参数化指令。如 Text-to-CAD¹，根据自然语言描述生成 B-Rap（边界表示）曲面，Text-to-CAD 生成的 STEP 文件可以导入任何现有的 CAD 软件并进行编辑，如图 1。**图像到模型**，通过人工智能方法解析图像特征生成 CAD 文件，实现基于产品照片重建可编辑的工程模型，如 Wonder3D，利用扩散模型实现了从单视图图像中高效生成高保真纹理网格的生成²，如图 2。**混合模态生成**，结合文本、图像、传感器数据等多源输入，生成复杂的设计方案。如 CAD-MLLM³，实现从点云、图像、草图和文本等多种模态条件生成 B-Rap，为后续的 3D 重建和利用 CAD 模型的命令序列，基于大型语言模型将多模态输入数据与 CAD 模型的矢量化表示之间的特征空间对齐，生成参数化 CAD 模型，如图 3。

¹ Guan Y , Wang X , Ming X ,et al.CAD-Coder: Text-to-CAD Generation with Chain-of-Thought and Geometric Reward[J]. 2025.

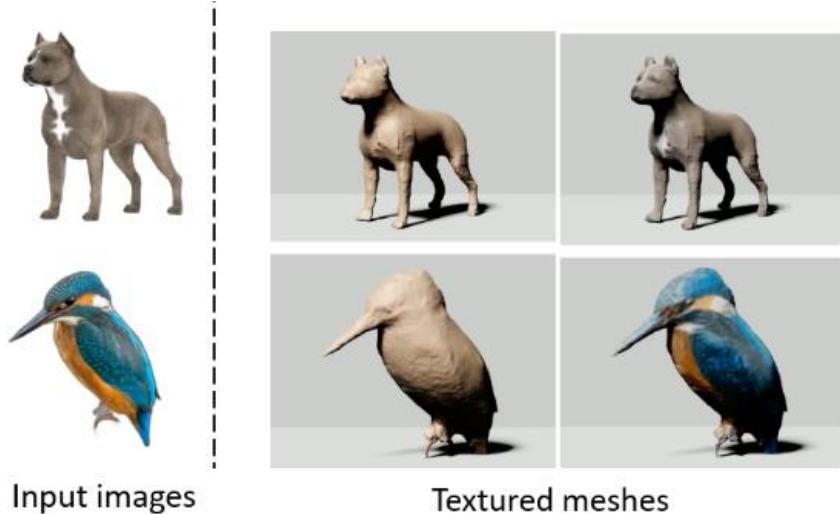
² Long X , Guo Y C , Lin C ,et al.Wonder3D: Single Image to 3D using Cross-Domain Diffusion[J].IEEE, 2023.DOI:10.1109/CVPR52733.2024.00951.

³Xu J , Wang C , Zhao Z ,et al.CAD-MLLM: Unifying Multimodality-Conditioned CAD Generation With MLLM[J]. 2024.



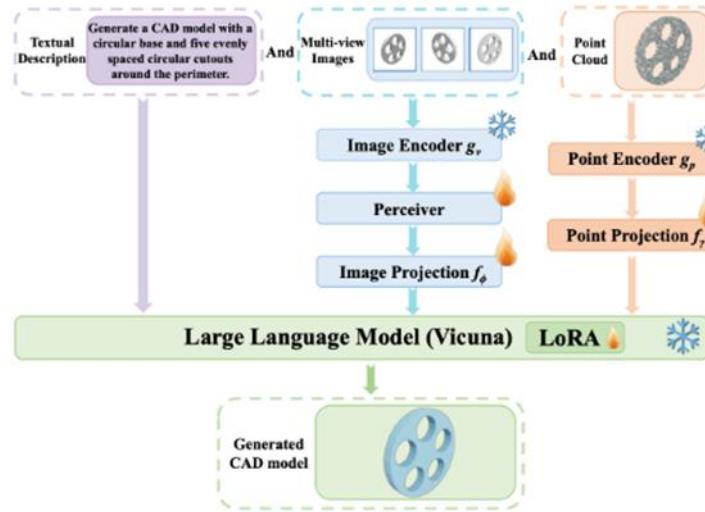
来源：ZOO

图 1 AI+CAD：文本到模型



来源：Wonder 3D

图 2 AI+CAD：图像到模型



来源：CAD-MLM

图 3 AI+CAD：多模态输入到模型

技术路径方面，生成式设计主要分为数据驱动、知识驱动和参数化与生成式混合三种类别。数据驱动，利用大量的 CAD 模型数据、设计案例、工程数据等，通过人工智能方法从数据中学习设计模式、规律和特征。如申龙电梯利用浩辰 CAD 土建自动生成系统，实现根据建筑 CAD 图纸自动生成最优电梯配置方案的设计工具，不仅使得电梯设计更加灵活、高效，还能快速响应不同项目的特殊设计需求，实现企业整体提质增效。知识驱动，通过知识图谱将设计知识转化为结构化数据，结合专家规则进行推理生成模型结构和参数。如中科院沈阳自动化所通过构建知识图谱自动抽取先前大量的产品设计经验进行知识整理，利用自然语言技术对持续反馈的用户设计需求进行分析实现了基于知识图谱和机器学习的三维 CAD 设计。参数化与生成式混合，用户定义参数后，AI 生成拓扑优化变体，并根据需求指标调整输出结果。如中国联通元景大模型可以实现 3 秒生成服装设计图，

同时联动 CAD 系统输出可编辑版型参数，打样周期缩短 70%。

2.AI 赋能 CAE

人工智能赋能 CAE 的核心本质是对物理场合设计空间的建模，其主要应用场景是逆向设计与优化和设计验证。AI 技术通过分析海量 CAE 历史数据，可以快速识别关键特征和实时仿真，在前处理、求解与优化、后处理阶段实现一站式设计探索。

（1）逆向设计与优化

逆向设计与优化重构设计与优化范式，实现智能寻优。在逆向设计中，基于数据驱动的方法反向求解设计参数，以满足特定目标。例如复旦大学提出了一种强化学习逆设计框架并将其应用于变工况下的变形翼型设计⁴，南方科技大学提出了基于合作型多智能体强化学习的数字微流控芯片液滴路径规划⁵。在流动控制方面，通过实时预测流场演化并施加主动干预，可以实现湍流抑制或传热增强。典型技术包括结合强化学习的闭环控制策略，以及在线数据同化的自适应控制方法，如利用传感器数据实时修正控制策略以维持流态稳定性。

参数优化实现产品性能全面优化。机器学习算法通过对工业设计中大量试验、运行数据的深入挖掘与分析，建立参数与性能之间的关联模型，精准找出影响产品性能的关键参数。以汽车动力系统设计为例，通过分析发动机转速、扭矩、燃油喷射量等参数与动力输出、油

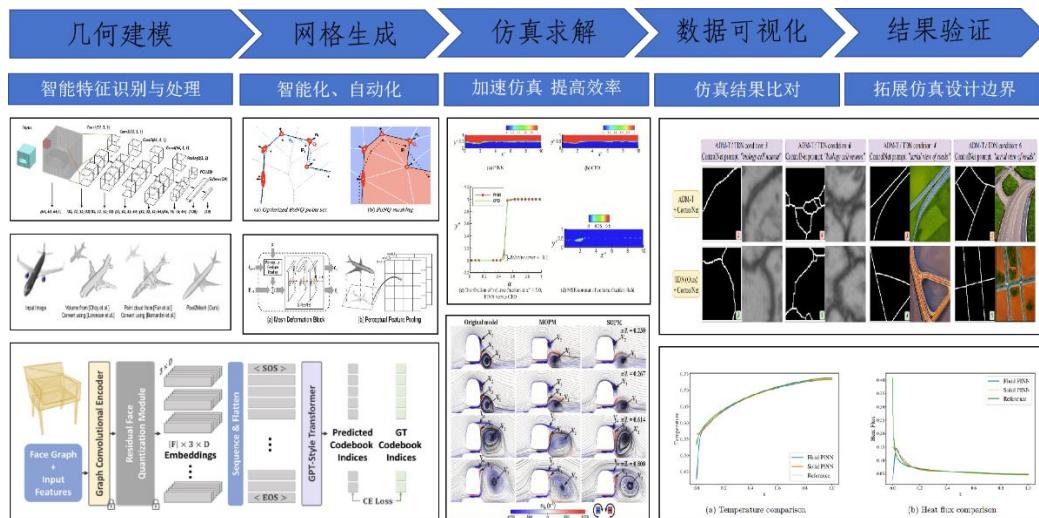
⁴ 苏敬,孙刚,陶俊.基于深度强化学习的三维变形机翼反设计方法[J].空气动力学学报, 2024, 000(10):14.DOI:10.7638/kqdlxxb-2024.0123.

⁵ Liang T C , Chang Y C , Zhong Z ,et al.Dynamic Adaptation Using Deep Reinforcement Learning for Digital Microfluidic Biochips[J].ACM Transactions on Design Automation of Electronic Systems, 2024, 29(2):24.DOI:10.1145/3633458.

耗等性能指标的关系，利用优化算法不断调整参数组合，既能提升发动机动力性能，又能降低油耗，实现设计性能的全面优化，让产品在市场竞争中更具优势。

（2）设计验证

设计验证环节包括几何建模、网格生成、仿真求解、数据可视化以及结果验证等，如图 4。不同阶段的智能化方法应用，有效提升设计验证效率，缩短设计验证周期。



来源：中国信通院整理

图 4 设计验证流程

自动化、智能化仿真预处理减少对专家经验的过度依赖。一是利用人工智能进行智能几何特征识别与处理。基于卷积神经网络等深度学习模型，AI 能自动识别零件的关键几何特征，辅助进行自动化清理或指导后续网格策略。如 FeatureNet⁶利用 3D 卷积神经网络，将 CAD 模型体素化后自动识别 24 类加工特征，致力于解决计算机辅助设计

⁶ Zhang Z , Jaiswal P , Rai R .FeatureNet: Machining feature recognition based on 3D Convolution Neural Network[J].Computer-Aided Design, 2018:S0010448518301349.DOI:10.1016/j.cad.2018.03.006.

与制造之间的特征识别瓶颈问题，在单特征识别上准确率达 96.7%，分割准确率达 94.21%。**二是**网格智能化生成。高质量的网络是仿真精度的基础，但网格生成过程复杂且依赖人工经验。基于深度学习的网格智能化生成方法，实现了从“人工经验依赖”到“自适应优化”的跨越。几何深度学习算法既可以在点云、体素等显式形状表示的数据基础上生成形状约束下网格，也可以在符号距离场（SDF）、占有（Occupancy）和神经辐射场等隐式形状表示的数据上生成形状约束下的网格，如 PoNQ 算法⁷和 Pixel2mesh⁸算法。自然语言处理算法同样实现了网格智能化生成，如采用 Transformer 架构的 MeshGPT⁹和 MeshAnything¹⁰等，实现在给定形状条件下生成对应的网格。

智能化仿真求解与自动修正加速仿真过程提高仿真效率。**一是**直接替代建模。利用人工智能模型直接替代工业仿真模拟，通过训练数据学习输入输出之间的映射关系，快速预测结果。如利用模拟数据训练全连接网络模型实现在设计空间中快速探索并找到最优叶片形状设计¹¹。**二是**利用人工智能模型构建降阶模型替代高维计算。通过降维和特征提取等技术，将高维的工业模拟模型简化为低维的降阶模型，实现快速预测。如 Altair romAI 利用动态降阶模型在轮式装载机

⁷ Maruani N , Ovsjanikov M , Alliez P ,et al.PoNQ: a Neural QEM-based Mesh Representation[J].IEEE, 2024.DOI:10.1109/CVPR52733.2024.00350.

⁸ Wang N , Zhang Y , Li Z ,et al.Pixel2Mesh: 3D Mesh Model Generation via Image Guided Deformation[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, PP(99):1-1.DOI:10.1109/TPAMI.2020.2984232..

⁹ Siddiqui Y , Alliegro A , Artemov A ,et al.MeshGPT: Generating Triangle Meshes with Decoder-Only Transformers[J].IEEE, 2023.DOI:10.1109/CVPR52733.2024.01855.

¹⁰ Chen Y , He T , Huang D ,et al.MeshAnything: Artist-Created Mesh Generation with A utoregressive Transformers[J]. 2024.

¹¹ Zhang T , Dey B , Veeraraghavan K ,et al.Demystifying the Data Need of ML-surrogat es for CFD Simulations[J]. 2022.DOI:10.48550/arXiv.2205.08355.

场景中实现了精确评估铲斗和颗粒物料之间的反作用力模拟，模拟时间从 680 秒减少到 20 秒，提速比达 34 倍。**三是多物理场耦合问题的解耦与简化。**智能化预测根据几何或工况输入快速预测仿真结果。面对涉及流体，结构，热，电磁等多物理场耦合的复杂工程问题，传统优化方法往往效率低下，AI 特别是强化学习与代理模型技术能够高效探索广阔的设计空间，实现多目标下的参数寻优。如 Guillaume Coulaud¹²等人提出的在气体扩散层（GDL）区域使用 PINNs 方法替代有限元方法求解，在其它区域保留传统方法的解耦或混合求解的简化策略，如图 5。



Figure 16: Temperature reference computed with FreeFem

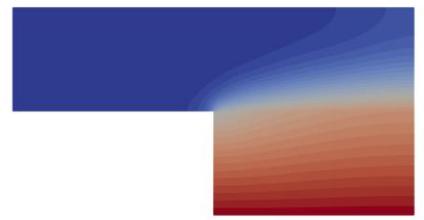


Figure 18: Temperature prediction using the separate training method.

来源：<https://inria.hal.science/hal-04225990>

图 5 使用有限元和 PINN 方法预测的温度分布热力图对比

智能化后处理实现仿真结果的精确解读和高效分析。一是特征自动提取与模式识别，实现对仿真数据的智能洞察。传统后处理依赖工程师手动检查和识别关键特征，耗时且易遗漏。人工智能方法能够自动从复杂的仿真场数据中提取关键物理模式和结构特征。如使用单层卷积神经网络识别复杂流体流动中的特征，实现了高攻角翼型上的三

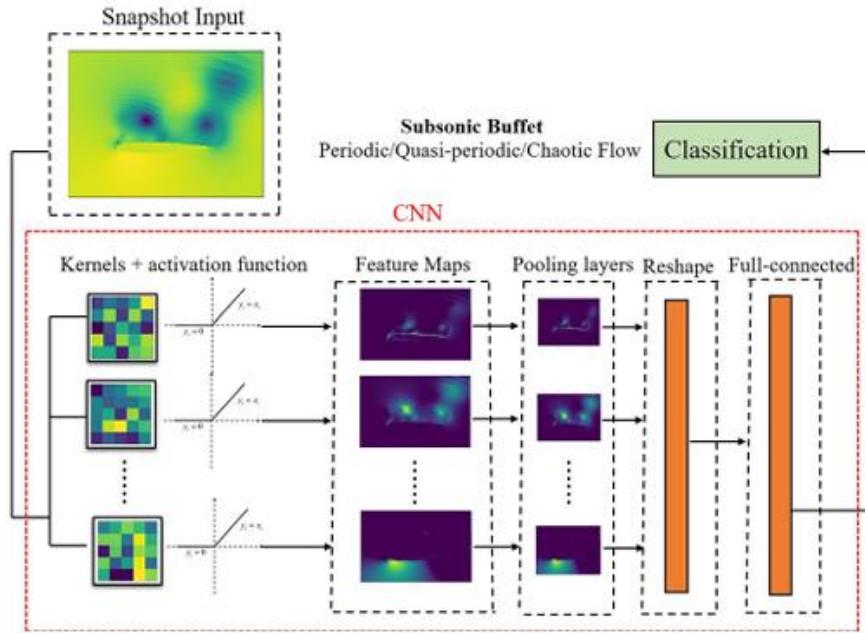
¹² QI S, SARRIS C D. Physics-informed neural networks for multiphysics simulations: application to coupled electromagnetic-thermal modeling[C]// 2023 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium (IMS). San Diego, CA, USA: IEEE, 2023: 166-169. DOI: 10.1109/IMS37964.2023.10188015.

种亚音速抖振流（周期性、准周期性和混沌性）识别¹³，如图 6。二是数据增强与数据融合技术，克服仿真数据局限并实现多源信息整合。人工智能技术能够在低分辨率仿真结果基础上生成高分辨率、物理一致的场数据，或补全稀疏测量点间的未知信息，克服传统仿真的多物理场耦合分析挑战以及因计算资源限制导致的数据稀疏或分辨率不足问题。如 Meisam Babanezhad 等¹⁴通过格子玻尔兹曼方法和自适应神经模糊推理系统相结合对三维域内流体流动进行模式识别。三是可解释性分析，增强 AI 辅助决策的透明度与可信度。可解释性 AI 技术能够可视化 AI 模型在进行预测时所关注的输入数据区域或特征，帮助工程师验证 AI 的判断是否符合物理直觉和工程经验。例如，新加坡国立大学¹⁵通过整合计算流体动力学模拟（CFD）和可解释人工智能技术（XAI），开发了一个用于预测降雨条件下风力涡轮机功率的框架。CFD 模拟用于分析降雨对风力涡轮机气动性能的影响，XAI 方法用于提高模型的透明度和可解释性。

¹³ Wen S , Lee M W , Bastos K M K ,et al.Feature identification in complex fluid flows by convolutional neural networks[J].Theoretical & Applied Mechanics Letters, 2023(006):013.DOI:10.1016/j.taml.2023.100482.

¹⁴ Babanezhad M , Nakhjiri A T , Marjani A ,et al.Pattern recognition of the fluid flow in a 3D domain by combination of Lattice Boltzmann and ANFIS methods[J].Scientific Reports, 2020, 10(1):15908.DOI:10.1038/s41598-020-72926-3.

¹⁵ Mehdizadeh A .An XAI Framework for Predicting Wind Turbine Power under Rainy Conditions Developed Using CFD Simulations[J].Atmosphere, 2024, 15.DOI:10.3390/atmos15080929.



来源：Feature Identification in Complex Fluid Flows by Convolutional Neural Networks

图 6 利用人工智能方法实现后处理过程中的特征识别

（二）人工智能赋能工业仿真国内外现状

1.AI 赋能 CAD

产业格局方面，国外头部工业软件企业率先发力“AI+CAD”。

Autodesk、PTC、Dassault Systèmes、Siemens 等工业软件国际巨头积极将 AI 技术深度嵌入其 CAD 解决方案。Dassault Systèmes 通过其 3DEXPERIENCE 平台及 AURA 提供 AI 驱动的设计、结构分析与 PLM 一体化解决方案，Siemens 在 Solid Edge 中引入 AI 辅助功能以加速装配、识别特征和生成概念。国内尚处起步阶段，主要聚焦于利用大模型处理多模态输入以生成参数化 CAD 模型，提升人机交互的自然性和设计的智能化水平。如上海科技大学联合 DeepSeek AI，香港大学、忆生科技研发的 CAD-MLLM，致力于统一多模态条件下的 CAD 生成。

服务形式方面，工业软件平台集成与智能化工具并存。头部工业软件企业以内置智能化插件为主，实现用户在熟悉的 CAD 环境内即可调用 AI 能力。如，Autodesk 将 Generative Design 模块内嵌于 Fusion 360 和 Inventor 软件中，PTC 将 Creo Generative Design 内置在 Creo 软件包中。高校、科研机构等以独立的智能化工具为主，如清华大学开发了智能设计系统 AIstructure，基于“数据-力学-知识”协同学习的生成式结构设计方法，将 AI 技术开发有效嵌入现有工作流程并与主流结构设计软件兼容，实现了建筑结构方案的设计效率提升 10 倍。

技术实现方面，大、小模型技术路线并驾齐驱。大模型方面，大模型可从大规模数据中学习复杂的模式和关系，理解更抽象的设计意图并处理多模态输入，生成具有创新性的复杂几何结构。如 DeepCAD 利用 Transformer 从操作序列生成 CAD 模型，SketchGraphs¹⁶使用 GNN 和 Transformer 分析几何关系并生成参数化 CAD。小模型方面，基于规则和物理的小模型可以快速执行基于明确物理定律或几何约束的优化计算，进行实时的仿真分析反馈。如，西门子的 Solid Edge 2024 版本通过集成小模型技术，实现了多项智能设计辅助功能，基于用户操作习惯和物理约束的 AI 装配关系预测能自动预测并推荐有效的装配关系替代方案。华天软件的 CrownCAD 平台通过小模型实现自动识别 CAD 模型中的加工特征，并提供智能优化建议。

应用场景方面，AI 赋能 CAD 已渗透到从概念构思、详细设计、分析验证到制造规划的整个产品生命周期。一是生成式设计。以

¹⁶ Seff A , Ovadia Y , Zhou W ,et al.SketchGraphs: A Large-Scale Dataset for Modeling Relational Geometry in Computer-Aided Design[J]. 2020.DOI:10.48550/arXiv.2007.08506.

Autodesk Generative Design、PTC Creo Generative Design 为代表的 AI 技术，能基于目标和约束自动探索广阔的设计空间，生成超越传统思维、性能更优的创新结构，在航空航天、汽车等领域，它已成功创造出轻量化、高强度的优化组件。**二是参数智能优化。**借助先进机器学习算法，AI 能系统性地探索和调整 CAD 模型中复杂的参数组合，自动、高效地寻找满足多重目标的最优设计。**三是智能化推荐设计方案。**基于历史数据，人工智能算法能够根据设计需求智能推荐相似方案、标准件或优化供应链选择，如 Dassault Systèmes 的 3DEXPERIENCE 平台。

2.AI 赋能 CAE

产业格局方面，国际巨头深化布局，国内力量精准突破。国外头部工业软件企业加速布局，构建从仿真建模到优化设计的全流程解决方案。如 Ansys 2025 R1 版本引入 SimAI 云平台，支持用户拓展训练数据并提升后处理效率，同时推出 GPU 加速求解器实现计算性能的指数级提升。现代汽车集团采用西门子的 Simcenter 平台¹⁷，通过内置的 AI 技术进行复杂子系统的参数寻优。AI 算法能够高效探索庞大的设计空间，将过去需要一周的仿真优化周期缩短至 15 分钟，实现了设计迭代效率的指数级提升。国内工业软件企业开发 AI 驱动的设计验证平台，实现全流程智能化设计与验证。索辰科技、南京天洑、中望软件等国内先锋企业与研究团队，聚焦开发具有自主知识产权的 AI 增强型 CAE 求解器、特定物理场 AI 仿真工具以及面向特定工业

¹⁷ SIEMENS. Unleash innovation with AI/ML and Simcenter[EB/OL]. (2023-09-26)[2024-07-20]. <https://plm.sw.siemens.com/en-US/simcenter/ai-ml-innovation/>.

场景的 AI 解决方案。如南京天洑开发的 AICFD 流体仿真软件，具备智能问答、智能加速、智能预测等功能，解决了用户在传统 CFD 软件中遇到的“网格划分繁、求解设置难、仿真计算慢”等问题。索辰开物平台将设计参数贯穿整个工作流，实现全参数化的 CAD-CAE 一体化设计，在参数化几何上直接赋予仿真分析设置，通过自动化的工作流实现仿真、训练、优化的一体化运行。

服务形式方面，原生集成与智能化工具并行发展。头部工业软件企业主要通过在其旗舰 CAE 平台中内置智能化模块或插件，实现 AI 与传统仿真流程的无缝对接。如 Altair 借助 Altair physicsAI 模型的真实数据进行“假设”研究，实现在 Altair SimLab 中执行热分析，提高实验设计(DOE)效率。高校、科研机构及部分 AI 科技公司则侧重于研发独立的 AI 仿真模型、算法库或专用智能化 CAE 工具，专有工具通常针对特定物理问题或技术瓶颈，如 NVIDIA SimNet 物理信息神经网络工具箱，工程师、科学家、学生和研究人员可以通过该工具框架实现人工智能驱动的物理模拟，解决复杂的非线性物理问题。

技术实现方面，大、小模型技术路线协同并进。大模型擅长处理高维复杂物理场、捕捉长程依赖关系，实现在海量数据中学习复杂物理规律，在宏观尺度上实现颠覆性的性能提升。小模型高效、灵活、低成本的特性使其在特定物理场景和工程任务中应用广泛。如其在焊接工艺仿真等复杂制造场景中，可以精确模拟熔池流动、热影响区和残余应力。使用 Adam 优化的卷积神经网络深度网络模型，可以准确

有效地预测残余应力，与有限元分析结果平均绝对误差小于 6.8¹⁸，有效降低计算成本。

应用场景方面，AI 全面渗透研发流程。AI 在 CAE 应用不再局限于单一环节体校，已全面渗透到仿真加速、物理建模、设计优化等多个层面。**一是**仿真加速与前处理智能化，如 SimAI 与 NVIDIA 合作利用 AI 代理模型工科电子产品散热难题¹⁹，实现了对多个组件和复杂工况的瞬态分析，将传统需要数天甚至更长的仿真时间压缩至分钟级别，满足了消费电子产品快速迭代的设计需求。**二是**物理增强建模，AI 正被用于增强多物理场模型的预测能力。如新能源电池安全领域，研究人员通过构建图神经网络并结合电化学-热耦合模型，更准确的预测锂离子电池在滥用条件下发生热失控的风险。**三是**AI 驱动的设计优化，AI 能够自动进行外型设计并即时调用 CAE 接口对每个设计的结构强度和空气动力学性能进行快速验证。如汽车领域 AI 能够自动生成数百种满足特定美学和轻量化要求的轮毂概念设计并进行优化设计²⁰。

三、人工智能赋能工业仿真关键技术

（一）AI 赋能 CAD

人工智能赋能计算机辅助设计依据其应用场景不同主要包括智

¹⁸ Qin Y , Ma C , Mei L ,et al.The prediction of residual stress of welding process base d on deep neural network[J].Materials Today Communications, 2024, 39.DOI:10.1016/j.mtco mm.2024.108595.

¹⁹ NVIDIA. AI-powered simulation tools for surrogate modeling engineering workflows wit h Siml.ai and NVIDIA PhysicsNeMo[EB/OL]. (2024-03-20)[2024-07-20]. <https://developer.nv idia.com/blog/ai-powered-simulation-tools-for-surrogate-modeling-engineering-workflows-with-s iml-ai-and-nvidia-physicsnemo/>.

²⁰ Yoo S , Lee S , Kim S ,et al.Integrating deep learning into CAD/CAE system: generati ve design and evaluation of 3D conceptual wheel[J].Structural and Multidisciplinary Optim i zation, 2021(4).DOI:10.1007/S00158-021-02953-9.

能建模与生成技术、跨领域协同优化技术和智能图纸识别与逆向建模技术。

智能建模与生成实现设计的自动化生成与研发效率的提升。一是语义驱动参数化建模，通过自然语言处理解析设计意图，实现“语言指令—三维模型”的自动转换，如在地理场景建模场景，利用大语言模型和知识图谱，通过渐进式知识图谱，将地理实体的语义信息转化为建模参数，最终实现更智能的三维地理场景建模²¹。二是拓扑优化，物理约束生成对抗网络（GAN）结合强化学习（RL）动态调参，在满足力学性能前提下生成轻量化结构，如在汽车车轮场景，通过使拓扑优化的参数多样化，实现了在较短的推理时间内生成大量不同设计²²。三是生成式设计，根据用户设定的设计目标与约束条件，通过对历史数据的学习实现设计方案的自动生成，如汽车座椅设计场景，通用汽车使用 Fusion 360 的生成式设计功能，通过输入载荷、约束和材料等参数，生成了 150 多个设计方案。工程师从中选择了一个最佳方案，相比传统设计减重 40%，同时保持了结构强度和刚度。

跨领域协同优化技术实现设计与验证相结合。一是智能仿真优化技术，利用 AI 实现多物理场耦合仿真，并根据仿真结果进行实时优化，实现设计的自动化分析与优化。通过 AI 技术，CAD 系统可以在设计阶段预测可能出现的问题并提出相应的解决方案，如建筑设计领域，AI 可以预测建筑物在不同环境条件下的性能，通过模拟不同的

²¹ Dang P , Zhu J , Dang C ,et al.Semantic-driven Parametric 3D Geographic Scene Modeling: Integrating Knowledge Graphs and Large Language Models[J].Environmental Modelling and Software[2025-09-26].DOI:10.1016/j.envsoft.2025.106399.

²² Jang S , Kang N .Generative Design by Reinforcement Learning: Maximizing Diversity of Topology Optimized Designs.[J]. 2020.

风载荷和地震条件，帮助设计师优化结构设计并减少潜在安全隐患²³。

二是可制造性智能审核，在设计过程中嵌入工艺规则库，实现设计冲突的自动检测，有效减少返工与修改成本。如汽车设计中，AI 的作用不仅限于设计优化，还包括设计验证和错误检测，AI 可以检测出可能被忽视的问题，如结构弱点或安全合规性偏差，并提供可操作的修正建议。

智能图纸识别与逆向建模将图纸信息有效转化为模型数据。利用计算机视觉、深度学习和模式识别技术，自动识别和理解二维工程图纸（如扫描蓝图、PDF 图纸、CAD 矢量图）中的信息（视图、尺寸、公差、注释、零件明细表），并将其有效转化为三维模型或结构化的设计数据。如旧图纸数字化与复用，快速将历史遗留的纸质或老旧电子图纸转化为可编辑的三维模型或现代 CAD 格式，便于存档、修改或用于新设计。

（二）AI 赋能 CAE

1. 数据驱动的智能仿真方法

数据驱动的代理模型完全依赖观测数据训练模型，无需显式物理方程。数据驱动的方法通过学习海量的仿真数据集，训练出一个能够快速预测仿真结果的代理模型，模型一旦训练完成，便可绕开复杂的求解过程，在短时间内响应新的设计参数，实现对仿真结果的实时预测。

²³ Qin S , Fei Y , Liao W ,et al.Leveraging data-driven artificial intelligence in optimization design for building structures: A review[J].Engineering Structures, 2025, 341.DOI:10.1016/j.engstruct.2025.120810.

流体仿真领域，代理模型主要依赖于卷积神经网络（CNNs）对欧拉网格数据的强大特征提取能力，以及图神经网络（GNNs）在处理非结构化网格上的灵活性，可以实现将单次流场仿真时间从数小时缩短至几分钟。如航空航天领域，利用深度学习方法模拟 RANS 方程对速度、压力和密度分布进行预测，可以实现单个算例计算时间可以缩短到 1s 左右，计算耗时约为常规求解器的 0.66%²⁴。汽车领域，基于人工智能代理模型构建的汽车流场快速仿真模型，可以实现单个算例平均计算时间达到 1.2968s，约为传统求解器的 0.62%²⁵。

流体仿真领域典型方法包括卷积神经网络、神经算子、长短期记忆网络等。一是卷积神经网络方法，通过卷积层提取流场空间特征，实现端到端预测，其优势在于可将仿真计算速度提升 100-200 倍，适合固定边界场景。二是神经算子方法，例如使用傅里叶神经算子在频域学习 PDE 解算子，DeepONet 方法利用分支-主干网络结构，学习从输入函数到输出函数的映射关系，可应用到高雷诺数湍流模拟参数化几何流场预测。三是长短期记忆网络方法，可以捕捉时间序列依赖关系，预测瞬态流场演化，典型应用包括涡街脱落周期预测非稳态流动建模等。

结构仿真领域，利用卷积神经网络处理几何特征，循环神经网络处理动态载荷序列或 Transformer 架构捕捉多参数间的长距离依赖。通过对大量仿真方法（如有限元、边界元等）结果的学习，AI 模型

²⁴ 曹晓峰,李鸿岩,郭承鹏,等.基于深度学习的二维翼型流场重构技术研究[J].航空科学技术,2022, 33(7):7.DOI:10.19452/j.issn1007-5453.2022.07.012.

²⁵ Cao X F, et al. Research on fast CFD simulation of automobile flow field based on artificial intelligence[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2441: 012011. DOI: 10.1088/1742-6596/2441/1/012011.

能够快速响应几何、材料或载荷的变化，即时预测结构的应力、应变和位移等关键性能指标，从而帮助工程师快速筛选设计方案。如宝马集团将 AI 代理模型成功应用于车轮轮辋的设计流程，实现在几秒内给出新设计方案的强度与刚度预测，准确率超过 99%。

结构仿真领域典型方法包括传统机器学习方法和深度学习方法。

一是传统机器学习方法，如高斯过程、随机森林、克里金法和响应面法等。如使用本征正交分解与高斯过程为基础构建降阶仿真模型，针对多场景海洋流固耦合问题实现了多场景下的高效、高精度仿真²⁶。

二是深度学习方法，如 GNN、降阶深度学习方法等。如使用 GNN 和不可压缩光谱粒子流体动力学耦合方法相结合实现了波浪与结构物相互作用的数值模拟²⁷。

电磁仿真领域，利用神经网络学习输入参数（如结构尺寸、才要属性）与电磁响应的映射关系，替代有限元或时域有限差分等传统仿真方法。在天线设计、电磁兼容性（EMC）分析等需要进行大量参数扫描的场景，AI 代理模型能够学习从设计参数到电磁响应的复杂映射关系，实现“参数输入，结果秒出”的即时仿真效果，极大提升设计效率。如在天线设计过程中，常需要根据仿真结果调节和优化仿真物体的结构，通过人工智能方法跳过传统数值方法计算可直接得到仿真目标参数，蝶形天线仿真场景中 MindSpore Elec 模型预测结果与商

²⁶ 钱志浩,丁陈森,许灵辰,等.一种高效高精度小样本的流固耦合代理模型[J].力学学报, 2025 (4).

²⁷ Zhang, Ningbo, et al. "A GNN Supported ISPH Method for Numerical Simulation of Wave Interaction with Fixed Structures." Paper presented at the 34th International Ocean and Polar Engineering Conference, Rhodes, Greece, June 2024.

业软件 CST 的相对误差仅在 1.02%²⁸。

电磁仿真领域典型方法包括优化类算法、传统机器学习算法和深度学习算法。一是优化类算法，如遗传算法、粒子群优化算法、差分进化算法、蚁群算法等。在天线设计和电磁器件优化场景，使用遗传算法模拟自然选择、交叉和变异等过程，实现搜索复杂的设计空间，找到满足特定性能指标的最优解²⁹。二是传统机器学习算法，如人工神经网络、支持向量机、降阶模型等。在天线设计场景，人工神经网络可以学习电磁结构参数与性能之间的关系，实现对多频段贴片天线的设计、优化和性能预测³⁰。三是深度学习算法，如卷积神经网络、循环神经网络、生成对抗网络等。在电磁特性预测场景，基于 U-net 卷积神经网络的物理场快速计算方法能准确有效地预测电势、电场强度、磁感应强度等物理量分布，且预测时间较有限元仿真计算时间大幅缩短³¹。

2. 物理驱动的智能仿真方法

物理驱动的仿真方法深度融合已知的物理定律与方程来构建模型框架。将基本的物理原理（如守恒定律、控制方程）作为核心约束或先验知识嵌入到模型架构中。通过在物理主导的模型框架内结合适

²⁸ MINDSPORE. MindScience/MindElec/examples/data_driven/parameterization[EB/OL]. (2023-06-15)[2024-07-20]. https://gitee.com/mindspore/mindscience/tree/master/MindElec/examples/data_driven/parameterization.

²⁹ 宋立众,段舒雅,林涛.一种结合遗传算法和 HFSS 的天线仿真与优化方法[J].微波学报, 2015(3):6.DOI:10.14183/j.cnki.1005-6122.201503001.

³⁰ El Aoud S E , Abbaoui H , Benkhadda O ,et al.Design of a Crescent Moon-Shaped Reconfigurable Patch Antenna Using a PIN Diode for 5G Sub-6 GHz and Multistandard Wireless Applications[J].Progress in Electromagnetics Research B, 2024, 109.DOI:10.2528/PIERB24092501.

³¹ 张宇娇,赵志涛,徐斌,等.基于 U-net 卷积神经网络的电磁场快速计算方法[J].电工技术学报, 2024, 39(9):2730-2742.

量的观测或仿真数据进行训练，可以构建出一个既能反映内在物理机制又能适应实际场景的智能模型。模型一旦训练完成，便能确保其预测结果严格遵循物理规律。在保持较高预测精度的同时，提供对复杂物理现象的可解释性洞察，实现对系统行为在物理约束下的高效、可靠预测。

流体仿真领域，物理驱动的方法将流体力学控制方程方程嵌入模型结构，使得网络输出的流场不仅要拟合已知的观测数据，同时要严格遵守质量、动量和能量守恒等基本物理定律。如在能源领域，物理驱动的方法实现使用稀疏空间点的测量值对风电场中的尾流进行建模，不仅可以准确捕获重建任务中的整体尾流场动力学，还能准确反映风电场尾流轨迹和功率输出³²。在气动领域，对于 Taylor-Couette（泰勒涡旋模式）测试用例，物理驱动的方法可以在稀疏训练数据集中有效捕获流结构，且不需要在靠近墙壁的地方使用已知的流动参数即可实现精确的近墙壁分辨率³³。

物理驱动的流体仿真方法保障结算结果符合守恒定律，典型方法包括物理信息神经网络（PINN）、深度能量方法（DEM）和物理信息神经算子（PINO）等。一是物理信息神经网络，在损失函数中添加 PDE 残差边界条件项，如设定损失函数为 $L = \omega_{\text{data}} L_{\text{data}} + \omega_{\text{PDE}} L_{\text{PDE}} + \omega_{\text{BC}} L_{\text{BC}}$ ，其中 L_{PDE} 通过自动微分计算纳维斯托克方程残差，典型应用包括在心脏瓣膜流固耦合应力模拟等离子体演化预

³² Zhang, Bowen, et al. Advanced wake modeling in wind farm: A physics-informed framework with virtual LiDAR measurements[J]. Physics of Fluids.(2025).

³³ Ievgen Mochalin, et al. Enhancement of physics-informed neural networks in applications to fluid dynamics[J]. Physics of Fluids. 2025; 37 (5): 057130.

测³⁴。**二是深度能量方法**，DEM 主要依赖于一阶微分和精确的数值积分训练神经网络，如利用最小势能原理求解静态载荷条件下的变形问题，可以看作是有限元分析的一种替代方案³⁴。**三是物理信息神经算子**，融合神经算子框架与物理信息神经网络的物理约束，提升长期预测稳定性与分辨率无关性，如 PI-DeepONet³⁵，将相关参数和坐标点同时作为输入函数，为热模拟提供了全新的计算视角。

结构仿真领域，物理驱动的方法将弹性力学、塑性力学等固体力学控制植入神经网络，实现正、逆问题求解。基于物理驱动的仿真方法仅依据结构表面的少数几个位移观测点，结合材料本构关系，即能反演出整个结构内部的应力场分布。如在设备健康监测领域，将线弹性断裂力学原理编码至网络中，使 PINN 能够在不依赖超密集网格的情况下，精确捕捉裂纹尖端复杂的应力场，并预测其扩展路径³⁶。

物理驱动的结构仿真方法主要包括物理信息神经网络、物理嵌入的降阶模型和物理驱动的强化学习控制等。**一是物理信息神经网络**，将控制方程（如平衡方程、本构关系、几何方程）及其边界/初始条件作为硬约束嵌入神经网络的损失函数。网络输入通常是空间坐标、时间或设计参数，输出多为位移、应力等物理场，主要应用在实时应力预测、材料参数反演、断裂演化模拟、拓扑优化等场景。**二是物理嵌入的降阶模型**，基于物理方程构建低维子空间，用人工智能学习子

³⁴ 上海科学智能研究院. AI×Science 十大前沿观察[R]. 上海: 上海科学智能研究院, 2023.

³⁵ Lu Z B, Zhou Y Y, Zhang Y B, et al. A fast general thermal simulation model based on Multi-Branch Physics-Informed deep operator neural network[J]. Physics of Fluids, 2024, 36(3): 037142. DOI: 10.1063/5.0194245.

³⁶ Gu Y, et al. Enriched physics-informed neural networks for in-plane crack problems: Theory and MATLAB codes[R/OL]. 2022[2024-07-20].DOI:<https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.08750>.

空间系数演化规律，主要应用在流体-结构耦合、参数化设计优化、实时控制等场景。**三是物理驱动的强化学习控制**，将结构动力学方程作为环境模型，训练智能体（如作动器）实现振动抑制、形状控制等目标，主要应用在智能阻尼控制、可变形翼型优化等场景。

电磁仿真领域，物理驱动的方法将电磁学规律嵌入神经网络架构，直接求解电磁场控制方程。基于物理驱动的电磁仿真方法可以减少对样本量的依赖，提升模型泛化能力，在边界条件复杂或材料非线性强的场景中效果显著。如在电磁场求解场景，将偏微分方程和边界条件编码作为神经网络的残差求解磁场强度和磁矢量，相关方法可以扩展到非线性问题、多物理耦合问题、逆向和参数设计问题以及时域和复杂频域计算中³⁷。

基于物理驱动的电磁仿真方法主要包括物理约束损失函数和专用网络架构等。**一是物理约束损失函数**，在损失函数中加入麦克斯韦方程组残差项，确保网络输出符合物理规律，如频域涡流求解场景，在导体标量点位耦合与保持区域电流恒定的约束下，利用 PINN 实现了频域三相涡流场的矢量磁位和电磁损耗密度误差量级在 10^{-2} 左右³⁸。**二是专用网络架构**，设计特殊的神经网络架构使其天然满足设定的物理约束，包括根据微分与卷积之间的关系构造卷积核和根据有限元求解过程设计神经网络结构等方法。如将有限元中的矩阵向量相乘转化为卷积运算，并基于雅可比求解器构建有限元分析网络 FEA-Net 实现

³⁷Gong Z, Chu Y, Yang S. Physics-informed neural networks for solving 2-D magnetostatic fields[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2023, 59(11): 7002005. DOI: 10.1109/TMAG.2023.3281863.

³⁸ 张宇娇,孙宏达,赵志涛,等.基于物理信息神经网络的电磁场计算方法[J].电工技术学报, 2024, 39(17):5251-5261.

了力热耦合和多相问题求解³⁹。

3.融合驱动的智能仿真方法

融合 AI 修正传统求解器方法实现 AI 与传统求解器协同工作。将传统求解器作为基础计算引擎，在其关键环节嵌入轻量化 AI 模块，形成“物理计算-AI 修正”的反馈机制，在保证求解精度的同时有效提升求解效率。

流体仿真领域，融合方法将 AI 模型作为传统计算流体力学(CFD)求解器的“增强模块”。在流体动力学中经典的湍流模型修正问题中，融合方法可以利用高精度仿真数据（如 DNS 或 LES）训练 AI 模型，专门学习 RANS 模型与真实物理之间的差异，并在 RANS 计算过程中对结果进行校正。如美国宇航局兰利研究中心利用高精度仿真数据训练神经网络，用于预测 Spalart-Allmaras（一种常用 RANS 模型）的修正项⁴⁰。在翼型绕流等典型航空航天应用中，这种混合方法在保持 RANS 高效率的同时，对气流分离等复杂现象的预测精度已逼近计算量大几个数量级的 LES 方法。

结构仿真领域，利用 AI 替代传统数值方法中的计算瓶颈模块。保持物理内核不变。在材料本构行为场景，将预先通过实验或微观力学仿真训练的 AI 模型作为用户自定义材料子程序嵌入传统求解器中，在求解器的每次迭代中直接调用轻量级 AI 模型计算应力，实现对原

³⁹ Yao H , Gao Y , Liu Y .FEA-Net: A physics-guided data-driven model for efficient mechanical response prediction[J].Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2020, 363:112892.-DOI:10.1016/j.cma.2020.112892.

⁴⁰ Rumsey C L, Coleman G N, Wang L. In search of data-driven improvements to RANS models applied to separated flows[C]// AIAA 2022-0937. Reston: AIAA, 2021. DOI: 10.5146/2022-0937.

有繁琐计算的替代。如达索系统在 SIMULIA Abaqus 软件嵌入该方法，在模拟橡胶密封圈或生物软组织等非线性材料时实现整体仿真时间缩短一个数量级以上。

电磁仿真领域，融合 AI 的驱动方法可通过 AI 优化传统电磁求解器的特定模块。**一方面**，融合 AI 方法可以有效加速求解，如在芯片封装的电磁仿真中，利用传统求解器精确计算核心区域的电磁场，同时用一个 AI 模型来高效模拟封装外围或远场的行为，以替代计算开销巨大的吸收边界条件。**另一方面**，融合 AI 方法还可用于智能选择最高效的求解算法组合，并自动优化网格密度和求解策略，如 Cadence 在其 Clarity 3D Solver 等信号完整性分析工具中引入了机器学习技术。其混合求解器能智能地为问题的不同部分匹配最高效的算法，并利用 AI/ML 优化求解器设置以加速收敛。

四、人工智能赋能工业仿真应用实践

（一）轨道交通

1.案例名称：

高速动车组空气动力学智能化仿真大模型-研轮·风驰

2.案例实施单位：

中车青岛四方机车车辆股份有限公司、国家高速列车青岛技术创新中心、北京百度网讯科技有限公司

3.案例背景：

轨道交通装备已成为世界各国推动经济发展的战略性竞争新高地，速度是轨道交通装备研发的永恒追求。速度提升引发的空气动力

学效应直接影响列车运行安全和节能环保，是整车设计的关键问题。气动性能的精准评估和优化是列车研发的核心技术，仿真是评估列车气动性能的核心手段。列车研发过程中，需开展多方案、多轮次、多车速、多场景的仿真评估优化，重点型号气动外形设计往往耗时数月至数年时间，严重制约研发效率。

4. 案例详述：

传统空气动力学仿真存在“精度-效率-成本”难以协调的突出问题，高精度的仿真结果依赖精细化的仿真建模策略和高精度的物理模型算法，导致计算量大幅增加。为了缓解仿真精度与效率之间的矛盾，需要采用大规模超算资源，仿真成本显著提升，且仿真效率仍然难以完全满足研发需求。同时，跨尺度的列车复杂几何模型前处理困难，耗时长；仿真软件的使用门槛高，需要具备专业的知识；海量历史数据的使用率低，未发挥潜在价值。依托中车研轮大模型框架，基于科学计算大模型，以我国高速动车组二十余年自主研发过程中积累的 TB 级数据为基础，融合几何信息神经算子和傅里叶神经算子，开展深度神经网络模型训练和优化，开发高速动车组空气动力学智能化仿真大模型-研轮·风驰，替代传统空气动力学仿真流程，使用单机显卡实现高速动车组气动性能的高精度快速仿真，解决传统空气动力学大计算量、长周期仿真“精度-效率-成本”难以协调的基本矛盾问题。

（1）总体思路

与传统 CFD 计算的技术路线不同，仿真大模型采用数据驱动的方法，以我国高速动车组二十余年自主研发过程中积累的 TB 级数据

为基础，基于科学计算大模型，开展深度神经网络模型训练和优化，开发高速动车组空气动力学智能化仿真大模型-研轮·风驰，替代传统的流场仿真求解，简化仿真建模过程，省略网格划分及流场求解时间，仿真效率大幅提升，如图 7。

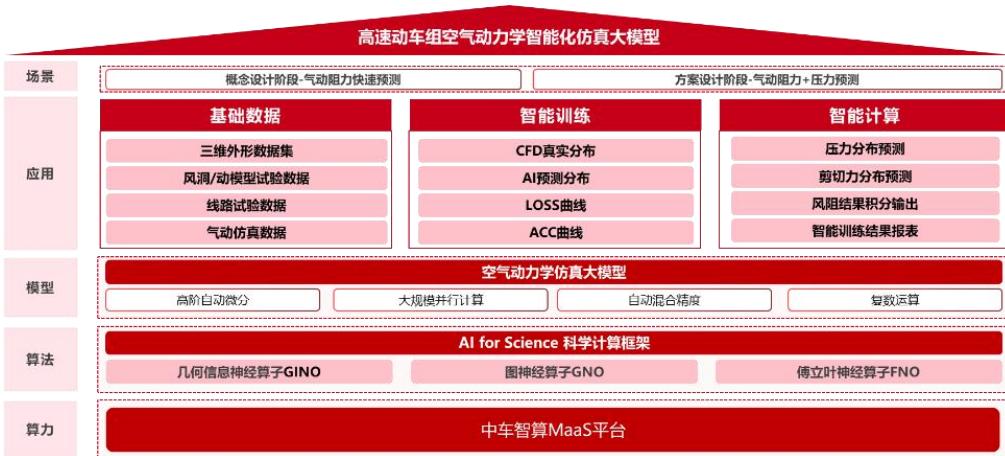


来源：中车青岛四方机车车辆股份有限公司

图 7 研轮·风驰总体思路

（2）平台介绍

研轮·风驰仿真大模型构架主要包括硬件层、算法层、模型层、应用层，如图 8。硬件层为中车研轮大模型平台，涵盖算力、MaaS 平台、基模、应用、服务及生态的全链条内容，应用场景覆盖设计、制造、运营、维护、安全等各环节。算法层包括基于百度飞桨框架的几何信息神经算子、图神经算子、傅里叶神经算子等算子和模型预测精度修正算法、高速动车组复杂外形网格自动加密等模块。模型层利用海量高速动车组流场数据对深度学习神经网络进行训练和优化，形成空气动力学智能化仿真大模型。应用层利用仿真大模型进行高速动车组空气动力学性能的高精度快速预测。

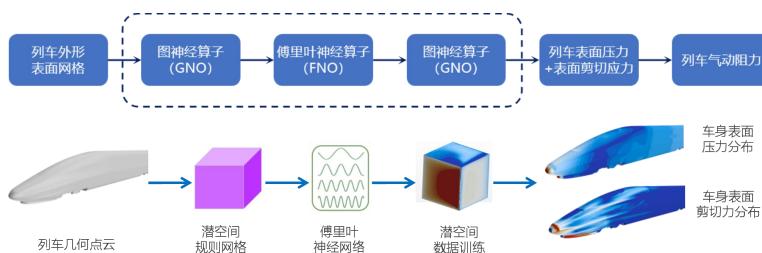


来源：中车青岛四方机车车辆股份有限公司

图 8 研轮·风驰大模型架构

（3）技术方案

研轮·风驰仿真大模型，融合了几何信息神经算子和傅里叶神经算子，建立了空气动力学智能化仿真框架，如图 9。利用几何信息神经算子将不规则的复杂几何外形高保真映射到规则的潜空间，利用傅里叶神经算子将流场特征变换至频域空间，通过全局线性积分算子和局部非线性激活函数，进行高维强非线性神经算子学习，再利用傅里叶反变换和几何反映射，实现列车表面压力、切应力的高精度快速预测。



来源：中车青岛四方机车车辆股份有限公司

图 9 研轮·风驰大模型技术方案

研轮·风驰大模型优化了动静统一的自动并行编程范式，发展了

基于字节码的动静转换技术，如图 10，减少 80%分布式代码开发；创新了神经网络张量的复数表示与运算技术，支持不同类型的算子学习模型。开发了异构多芯适配技术，全面支持昆仑 XPU、海光 DCU 等国产芯片及麒麟操作系统等国产系统，通用性高，可扩展性好，实现了关键技术全栈自主可控。

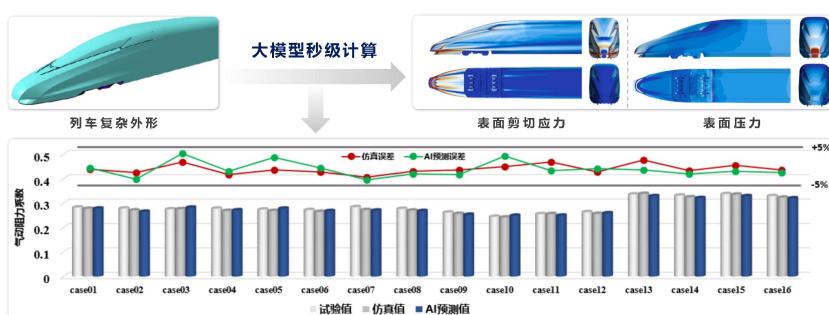


来源：中车青岛四方机车车辆股份有限公司

图 10 动静统一自动并行技术

（4）关键指标参数

研轮·风驰大模型相当于研发人员的“超级计算器”，直接将列车几何文件导入仿真大模型，在 10 秒内获取列车表面压力、切应力及气动阻力等关键数据，如图 11。与传统仿真相比，单工况的列车气动性能仿真周期由超算平台上的天级缩短至单机显卡上的秒级；与风洞试验结果相比，整车气动阻力的预测误差小于 5%。



来源：中车青岛四方机车车辆股份有限公司

图 11 研轮·风驰大模型仿真应用

5. 创新情况：

（1）技术创新情况

创新三维复杂几何外形气动性能的精准预测技术，攻克空气动力学智能化仿真大模型的几何泛化难题。研轮·风驰大模型创新了融合几何信息神经算子和傅里叶神经算子的空气动力学智能化仿真框架。在几何拓扑空间，利用几何信息神经算子解析列车三维几何特征，并将其高保真映射到规则化潜空间；在物理流场空间，利用傅里叶神经算子将列车流场特征变换至频域空间，通过全局线性积分算子和局部非线性激活函数，进行高维强非线性神经算子学习，实现复杂三维曲面表面压力、切应力的预测，在保证计算精度和计算效率的前提下，大幅提升大模型的几何泛化能力。

开发动静统一自动并行、复数运算机制和异构多芯适配技术，通用性高，可扩展性好，实现关键技术的全栈自主可控。研轮·风驰大模型优化了动静统一的自动并行编程范式，发展了基于字节码的动静转换技术，开发者无需关注分布式通信和调度逻辑，减少 80% 的分布式代码开发。创新了神经网络张量的复数表示与运算技术，支持不同类型的算子学习模型，实现了傅里叶神经算子的快速训练与推理。构建了多硬件统一适配方案，降低了异构芯片与框架适配的复杂度，全面支持昆仑 XPU、海光 DCU 等国产芯片，及麒麟操作系统等国产系统，通用性高，可扩展性好，实现关键技术的全栈自主可控。

创新多源异构流场数据标准化处理及融合技术，构建满足空气动力学智能化仿真大模型训练的数据集。以我国高速动车组二十余年自主研发过程中积累的 TB 级数据为基础，首次系统整合了数值仿真、模型试验、线路试验等多源异构流场数据及列车三维外形数据，提出

了流场数据和几何数据的标准化处理框架。发展了多源异构数据融合技术，结合张量分解技术实现非结构化流场数据与结构化试验数据的维度对齐，形成了具有严格一致性的列车气动载荷标准数据库，构建了满足仿真大模型训练要求的数据集。

（2）模式创新情况

该案例开发的高易用低功耗的仿真大模型软件已应用于列车气动外形设计及优化，并可拓展至风电、航空、汽车等装备制造领域。软件架构方面，采用三层架构，底层为数据层，包括几何数据、仿真及试验数据；核心层为模型层，包括核心算法调优、大模型训练；顶层为应用层，进行列车气动性能的高精度快速预测。仿真前处理方面，只需导入列车三维几何文件，无需进行缝隙缝合和破面修补，人工建模时间由 6 小时缩短至 1 小时。气动载荷计算方面，利用仿真大模型替代传统的流场仿真，计算时间由超算平台上的天级缩短至单机显卡上的秒级。

6. 应用实效：

天级飞跃至秒级的仿真效率提升。研轮·风驰大模型首次实现人工智能技术与轨道交通装备仿真领域的深度融合。以列车真实几何外形为输入，利用空气动力学智能化仿真大模型，将单工况的列车气动性能仿真周期由超算平台上的天级缩短至单机显卡上的秒级，实现了高速动车组空气动力学仿真效能的飞跃，为列车流线型头型、车体断面、转向架舱等气动外形设计研发提供秒级响应的决策支持，加速新一代高速动车组产品的迭代创新。

单点突破到全域升级的效能提升。研轮·风驰大模型具有强大的复杂几何泛化能力，通过单次模型训练即可适用多种车型，形成“一次训练、多车型适用”的创新模式。随着训练样本的持续扩充，大模型还将向“多场景适用”方向发展，形成“全车型、全场景”气动性能评估能力。结合智能优化算法，实现整车气动外形的智能优选和快速优化，为高端装备制造领域提供“AI+工业制造”融合的示范样本。

全流程融入产品研发运维与跨行业革新。研轮·风驰大模型深度融入产品研发与运维全流程。在研发端，大模型相当于研发人员的“超级计算器”，支撑列车外形快速迭代设计；在运维端，大模型未来可接入线路气象数据，进行强风下列车气动性能实时预测，支撑列车安全运营。该大模型技术可拓展推广至高速磁浮列车、城际动车组、高速地铁列车等轨道交通装备，可在风电、航空、汽车等装备制造领域实现跨行业迁移应用。

助力高速动车组降本增效与节能优化。研轮·风驰大模型可实现全链条的降本增效。在研发过程中，利用大模型可显著降低列车气动性能评估验证成本，大幅缩短气动外形研发周期，节省大量的人力物力。利用大模型开展列车气动外形减阻优化设计，降低列车运行能耗。以时速 350 公里高速动车组推算，8 车编组高速动车组的阻力每降低 1%，每百公里可节省 14 度电，京沪高铁单程运行可节省 168 度电，按每日 1 个往返，每年运行 330 天计算，一列 8 辆编组的高速动车组每年可节省 11 万度电，经济效益显著。

赋能自主仿真软件突破与产业生态重构。研轮·风驰大模型具备

完全自主知识产权，其技术框架及核心算法可衍生为自主可控的商业仿真软件，后续将开发轨道交通装备智能化仿真软件，并通过与国产工业软件平台的深度适配，推动轨道交通装备研发从“经验驱动”向“数据驱动”转型升级。以 AI+仿真为代表的“技术突破-软件替代-生态重构”递进式发展路径，为我国高端装备制造业智能化升级提供可复制范式。

（二）航空航天

1. 案例名称：

民用客机超临界翼型函数生成和编辑模型

2. 案例实施单位：

上海人工智能创新中心、中国商飞上海飞机设计研究院

3. 案例背景：

翼型设计是飞机设计与制造中的关键环节，直接影响气动性能和飞行效率。然而，传统的翼型设计方法通常依赖工程师基于有限数据集进行多次迭代与参数调优，设计周期长、效率低，往往需要数月时间才能完成最终方案。尽管机器学习技术被广泛视为提升设计效率的潜在解决方案，当前主流的翼型表征方法仍面临本质性的局限。例如，参数化模型（如贝塞尔曲线、NURBS）虽然能够保证翼型几何的连续光滑性，并支持不同分辨率下的采样，但其设计空间受限于预设函数族，难以实现充分的设计自由度与创新性。另一方面，离散点模型虽然提供了更高的灵活性，但缺乏几何光滑性，无法满足制造过程中

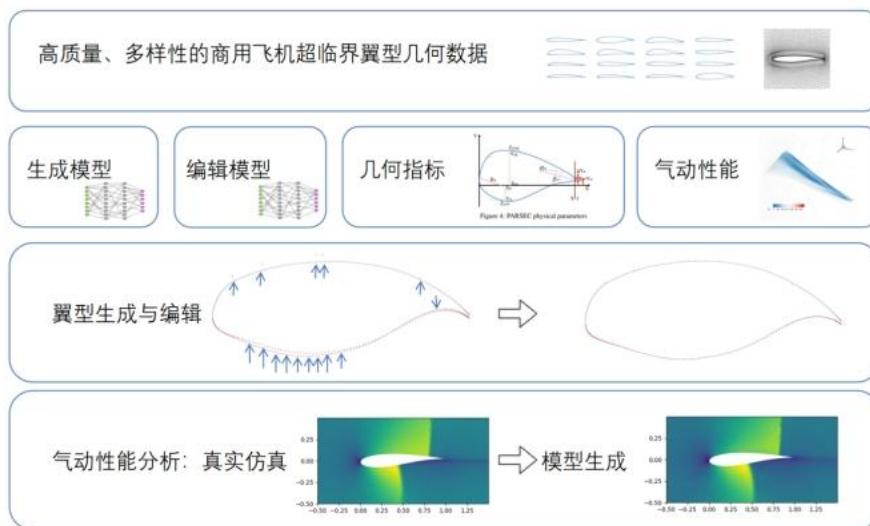
对几何精度和分辨率的实际要求。上述限制严重制约了翼型设计的效率、成本控制以及创新潜力。因此，亟需一种新型建模方法，在继承参数化模型光滑性优势的同时，结合离散点模型在分辨率上的灵活性，并尽可能拓展设计空间，从而推动进翼型设计向更高水平发展。

4. 案例详述：

FuncGenFoil 将翼型建模为连续函数形式，通过神经算子构建具有光滑几何特性的表示，并实现与分辨率无关的控制点生成。结合流匹配技术，该方法能够合成突破传统参数化限制的新型翼型，显著拓展设计空间。用户可通过拖动关键控制点进行交互式优化，在此过程中保持几何完整性。在 AFBench 数据集上的实验表明，该方法相比现有先进方法降低了 74.4% 的设计误差，设计多样性相对提升了 23.2%。此外，FuncGenFoil 提供了高度自由和灵活的翼编辑能力，能够满足各类设计约束条件，误差趋近于零。

（1）总体思路

FuncGenFoil 通过神经算子将翼型表征为连续函数形式，弥合参数化与离散点方法鸿沟，在保持光滑性和设计灵活性的同时，实现分辨率无关生成，如图 12。其关键创新包括：基于神经算子（FNO）和流匹配技术，结合常微分方程（ODE），将隐函数映射为具体的翼型几何结构；支持任意分辨率下高质量翼型的生成；通过函数空间优化实现对异性的精确修改，同时保持几何完整性。

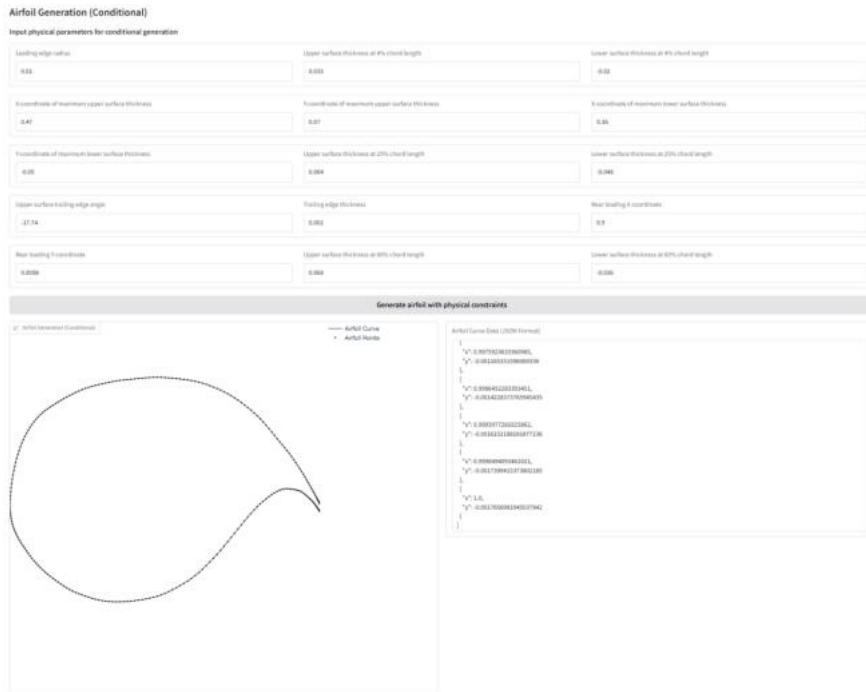


来源：上海人工智能创新中心、中国商飞上海飞机设计研究院

图 12 FuncGenFoil 算法框架组建与功能示例

(2) 模型技术方案

FuncGenFoil 以神经算子为骨干神经网络，采用连续时间生成模型，包含两大核心模块。生成模型融合神经算子与流匹配技术，通过线性常微分方程（ODE）路径将翼型扰动为隐码，并利用学习的速度算子反向求解 ODE 重构翼型。翼型参数化通过角度参数编码翼型的环形拓扑，并变换坐标系，如图 13。训练过程使用流匹配算法进行模型训练，最小化流匹配损失以对齐生成与目标翼型，推理时从高斯过程隐码出发求解 ODE 生成翼型。编辑模块使用最大后验（MAP）估计优化隐码，确保编辑区域满足用户约束同时保持生成先验。编辑流程包括将原始翼型反演至隐空间，通过微调模型最小化编辑损失。



来源：上海人工智能创新中心、中国商飞上海飞机设计研究院

图 13 FuncGenFoil 算法框架操作界面示例

(3) 关键指标参数

在 AF-200K 数据集上的生成性能表现为：标签误差降低 74.4%，设计多样性提升 23.2%，光滑度达到 1.16×10^{-2} ，优于参数化模型。编辑精度方面，点调整误差小于 2.75×10^{-7} ，编辑耗时为 10~50 步微调即可完成。分辨率灵活性表现为以 4 倍训练分辨率生成翼型时差异极小（误差增幅小于 9.1×10^{-3} ）。气动验证显示，生成的机翼与原始数据集升阻比（L/D）分布一致。

5. 创新情况：

(1) 技术创新情况

FuncGenFoil 结合了前沿 AI 技术与工程需求，在 AI 驱动气动设计领域取得了显著进展。关键技术进展包括：首次利用神经算子和流

匹配将翼型建模为连续函数，规避离散方法分辨率限制与参数化模型局限；通过在函数空间求解 ODE 生成翼型，生成具有光滑性和无限分辨率的模型输出，满足行业对高保真翼型生成的需求，为制造环节提供直接可用的设计结果；引入贝叶斯优化框架进行翼型的精准编辑，通过微调隐码实现近零误差，使工程师能够通过交互式界面优化 AI 生成的设计，同时保持气动完整性；使用流匹配技术替代传统的扩散模型，不仅降低了训练复杂度，还提升了收敛速度，显著减少了生成误差并提高了数据多样性。

（2）模式创新情况

FuncGenFoil 开创了航空航天工程领域的 AI 驱动新范式，重塑传统设计流程。通过生成任意分辨率的翼型，无缝对接 CAD/CAM 系统，支持高分辨率机翼制造，从而消除人工后处理带来的误差；工程师可以通过交互界面与 AI 协同优化设计，结合领域知识与生成模型的先验经验，使 CFD 验证轮次减少 50%，大幅降低算力成本；该框架还可扩展应用于 3D 涡轮/压气机叶片、汽车气动外形等参数化形状设计，并通过开源代码和预训练模型促进跨行业的广泛应用。隐空间可解释性确保生成的翼型符合航空安全标准，生成翼型经物理定律验证（如光滑度达标），避免缺陷设计；作为首款函数空间模型，FuncGenFoil 开启了连续、任意分辨率的翼型生成范式，为气动设计树立了新标杆。它能将开发周期由数月缩短至数天，支持高性能翼型快速探索，成为气动外形优化领域的关键进展，契合工业界对效率、创新与适应性的核心需求。

6. 应用实效：

FuncGenFoil 模型自部署以来，已在实际工程场景中实现成功应用，涵盖从二维翼型的初步设计到工程优化的多个关键环节，显著提升了研发效率并降低了成本，展现出良好的经济效益与行业示范价值。

（1）典型应用场景及用户

FuncGenFoil 已在中国商飞上海飞机设计研究院二维翼型气动总体设计与优化环节中投入实际应用。该模型将服务于新一代民用飞机的预研，支撑从方案探索、性能对比到快速优化的全流程自动化设计。

（2）行业痛点解决成效

FuncGenFoil 显著缩短了翼型设计的迭代周期。以往需要数月完成的设计流程，如今可在数天内生成大量高质量候选方案，大幅加速了工程研发进程。据统计，仅在中国商飞上海飞机设计研究院的二维翼型设计任务中，模型仅用 2 周时间便高效生成了 500 余组候选设计方案。凭借函数空间建模所带来的任意分辨率输出能力，工程师无需反复修改模型以适配不同制造精度要求，极大降低了人工后处理和 CAD/CAM 对接的复杂度。此外，自动化高保真生成能力有效减少了传统 CFD 验证的重复次数，在部分场景下验证工作量减少超过 50%，显著降低了计算资源消耗与人力投入。设计空间的拓展显著提升了方案的多样性，为新型翼型的创新设计提供了更广阔的可能性。

（三）轻工业

1. 案例名称：

风扇叶轮智能优化设计

2. 案例实施单位：

南京天洑软件有限公司

3. 案例背景：

广东某风扇研制企业面临产品性能升级需求，希望在相同转速下将风扇风量提升 5%。传统设计依赖工程师经验，需经历参数调整、打样测试、反复优化的冗长流程，研发周期长达 4 个月，成本高昂。企业缺乏空气动力学领域的顶级专家，难以通过常规手段突破技术瓶颈。天洑软件基于 AI 与工业软件融合的技术优势，为其提供智能化解决方案。

4. 案例详述：

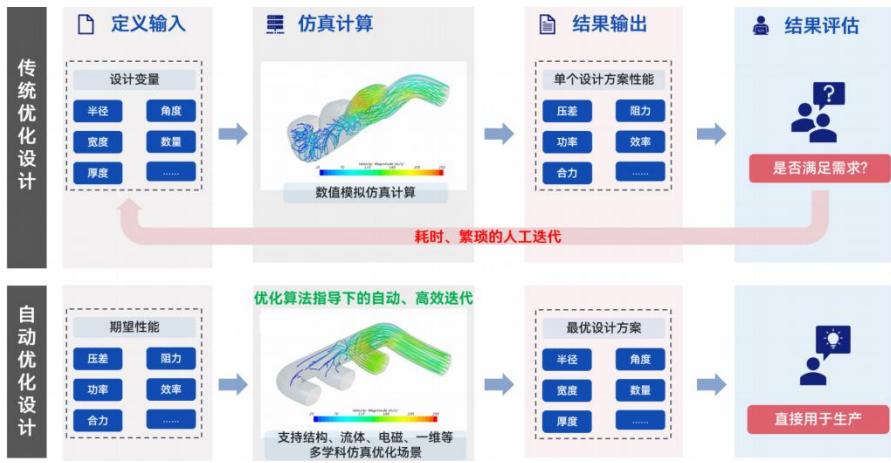
叶片机械设计高度依赖工程师经验，参数调整缺乏系统性，试错成本高。传统流程需多次打样测试，迭代效率低，难以适应快速变化的市场需求。同时叶片性能优化涉及流体力学、材料科学等多学科知识，传统方法难以高效融合。现有商业软件操作复杂，需专业背景，非专家难以直接应用。天洑软件通过智能优化设计软件 AIPOD，对风扇叶片结构进行参数化建模（涉及 7 个关键变量，如弦长、扭转角、天花板距离等），结合仿真模拟与智能算法，在 2 天内自动生成 61 种优化方案。最终方案将风量提升 20%，远超客户预期。AIPOD 还分析出“天花板距离”是影响风量的核心因素，验证了 AI 技术在复杂工程问题中的高效决策能力。该案例突破了传统设计依赖经验的局限，为中小企业提供了技术平权工具。

（1）总体思路

天洑软件以“AI 驱动工业设计革命”为核心理念，通过将人工智能技术深度融入传统工业软件，构建“参数化建模-智能仿真-多目标优化-知识沉淀”的全流程解决方案。针对风扇叶片设计的复杂性，提出解决方案。一是参数化建模，将叶片几何结构转化为可量化的设计变量，打破经验依赖。二是 AI+仿真融合，通过智能算法自动生成优化方案，结合高精度仿真验证，加速迭代。三是知识图谱赋能，整合流体力学、材料科学等跨学科知识，形成可计算的数字资产。四是实现技术平权，通过“傻瓜式”操作界面，降低中小企业技术门槛，实现行业普惠。

（2）软件平台

AIPOD 是天洑软件自主研发的工业级智能优化平台，核心功能包括多学科优化算法、参数化建模工具、智能仿真驱动、知识图谱系统和可视化分析，如图 14。多学科优化算法集成遗传算法、粒子群算法、神经网络等 AI 技术，支持多目标、多约束优化。参数化建模工具内置几何参数化模块，支持用户自定义设计变量（如弦长、扭转角、安装角度等）。智能仿真驱动可自动调用 CFD（计算流体力学）、FEM（有限元分析）等仿真工具，实现“方案生成-仿真-优化”闭环。知识图谱系统将领域专家经验编码为可计算的规则，指导优化方向并沉淀设计知识。可视化与分析实现输出优化结果对比、参数敏感性分析及 3D 模型，辅助用户决策。



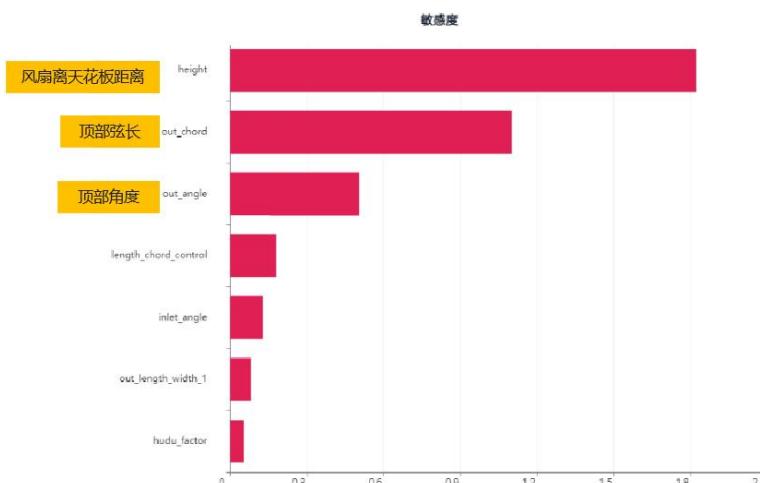
来源：南京天洑软件有限公司

图 14 AIPOD 智能优化平台

(3) 技术方案

技术实施方案包括参数化建模与变量定义、智能优化流程。

关键设计变量共 7 个，如图 15，包括设计变量有天花板距离、叶根弦长、叶顶弦长、叶根角度、叶顶角度等。约束条件包括叶片强度、加工工艺可行性、成本限制等。

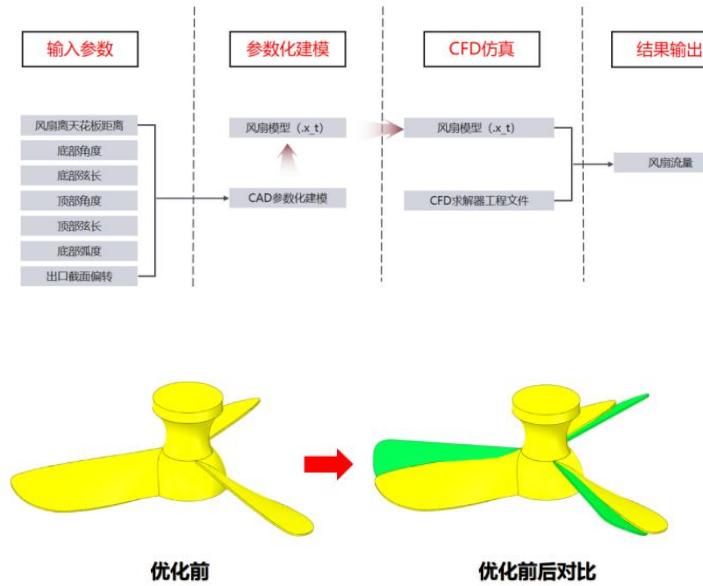


来源：南京天洑软件有限公司

图 15 风扇优化中的关键设计变量

AIPOD 智能优化流程通过算法驱动与自动化工具实现高效设计优化，减少 70% 人工操作，3-5 倍效率提升，支持复杂工程场景下的

多学科协同优化，如图 16。一是参数化建模与变量定义，提取 CAD 模型参数或通过非参数化变形技术定义设计变量，集成 CAE 工具链（如 ANSYS、Fluent）搭建自动化仿真流程。二是智能采样与代理模型构建，利用 AI Agent 进行智能采样，生成初始训练数据集，构建高精度代理模型（如 RBF、Polynomial），通过主动学习追加样本提升模型可靠性。三是多目标优化求解，采用改进 Pareto 算法（如 NSGA3、SilverBullet）进行多目标寻优，结合分布式计算加速收敛，生成最优解集（Pareto 前沿）。四是稳健性设计与验证，区分控制因子与噪声因子，评估设计稳健性；通过敏捷后处理工具筛选方案，自动回传至 CAD 系统验证工程可行性。五是知识融合与迭代，集成专家规则库约束搜索方向，挖掘设计规律复用至后续优化，形成闭环迭代优化体系。



来源：南京天洑软件有限公司

图 16 风扇设计优化前后对比

(4) 关键指标参数

关键指标参数如表 1。

表 1 AIPOD 风扇 优化设计前后指标对比

指标	优化前	优化后	提升幅度
风量 (m³/h)	5,000	6,000	+20%
研发周期 (天)	120	2	-98%
仿真计算成本 (万元)	15	3	-80%
参数敏感性分析精度	依赖经验	± 5%误差	——
跨学科知识复用率	0%	70%	——

来源：南京天洑软件有限公司

5. 创新情况：

(1) 技术创新情况

跨学科知识图谱与智能决策。数据整合与模型构建方面，天洑软件通过整合空气动力学、材料科学等多学科知识，构建工业设计领域知识图谱，将叶片几何参数（如弦长、扭转角）与流体力学性能（风量、效率）的关联规则编码为可计算的数字资产。算法突破方面，采用遗传算法、粒子群算法等，还有分布式资源功能的升级，在 2 天内完成 61 种方案的自动优化，风量提升 20%，参数敏感性分析误差控制在 ± 5% 以内。

智能仿真与算力优化。仿真加速技术方面，通过 GPU 并行计算和模型降阶，将单方案 CFD 仿真时间从 8 小时缩短至 2 小时，支撑全流程自动化迭代。闭环自动化方面，实现“参数化建模 → AI 优化 → 仿真验证”全流程无人干预，工程师仅需定义目标与边界条件，操作效率提升 98%。

工业 AI 底座与价值对齐。平台化能力方面，AIPOD 内置工业

AI 底座，支持跨行业场景快速迁移。风扇案例中的参数化建模与优化逻辑，已复用至船舶减阻（阻力降低 3%）、新能源汽车热管理等场景。价值验证方面，广东风扇企业通过 AIPOD 实现风量提升 20%，研发成本降低 80%，技术投资回报率达 5 倍。

具身智能与软件工程。具身智能应用方面，系统自动解析用户需求（如“风量提升”目标），生成几何模型并调用仿真工具，完成物理闭环。软件工程架构方面，采用微服务架构，支持模块灵活扩展。例如，知识图谱模块与优化算法模块可独立升级，保障系统迭代效率。

（2）模式创新情况

技术平权解决方案。“傻瓜式”操作界面，通过引导式问答（如“风扇安装位置是否受限？”）替代复杂仿真参数设置，非专业工程师也能完成高精度优化。

产学研协同创新生态。人才培养模式，与清华大学共建博士生实践基地，每年输送 20 名博士生参与工业软件研发，实现“高校理论-企业实践-技术转化”闭环。高校课程开设，科研机构合作：与江苏省人工智能学会共建科技创新平台，焦智能优化算法与工业机理模型研发。跨行业场景拓展，新能源领域突破，基于风扇优化技术积累，天洑软件将 AI+仿真能力延伸至新能源汽车能耗分析。通过分析 2000 条车主数据，精准定位气温、电池老化等影响续航的关键因素，为车企优化设计提供依据。

6. 应用实效：

（1）应用场景与目标用户

场景方面，可应用于工业风扇、通风设备、散热系统等旋转机械的叶片设计与性能优化。用户方面，已覆盖全国 300+ 制造企业，包括广东某风扇研制企业、华北储能企业、新能源车企等，其中中小型企业占比 70%，重点解决其缺乏高端人才、研发效率低的痛点。

（2）解决行业痛点

经验依赖突破方面，通过 AIPOD 智能优化，将传统 4 个月的研发周期缩短至 2 天，参数敏感性分析误差控制在 $\pm 5\%$ 以内。技术平权普惠方面，为中小企业提供与头部企业对等的 AI+ 仿真工具，如广东风扇企业通过 AIPOD 实现风量提升 20%，研发成本降低 80%。跨学科整合方面，整合空气动力学、材料科学知识，构建“参数-性能”映射关系库，支持多物理场耦合优化。

（3）经济社会效益

直接经济效益方面，广东某风扇研制企业缩短研发周期、无需引进顶级专家研发成本减少近百万，风量提升 20%，销售额提升百万元。某散货船企业应用 AIPOD 后，航行阻力降低 3%，年燃油费用节约近千万元。累计优化产品设计超千项，节约研发成本超亿元。社会效益方面，推动制造业绿色转型，如新能源汽车电耗分析项目，助力电车续航提升 5%。

（4）示范推广价值

软件已成功应用于船舶结构减重、电机电磁性能优化、旋转机械性能提升等领域，验证了其在复杂工业场景中的通用性。

（四）汽车工业

1. 案例名称：

代理模型在轮胎设计仿真中的应用及仿真自动化

2. 案例实施单位：

中化信息技术有限公司

3. 案例背景：

随着业务水平的提升，传统轮胎设计仿真面临几个困境，参数化仿真重复工作量大，人工操作易出错；流程自动化程度低，效率受限；传统试验设计方法难以实现多参数多目标耦合优化。针对这些问题，本项目采用代理模型技术，通过机器学习建立设计参数与性能指标的映射关系，替代耗时的高精度仿真；同时构建自动化仿真流程，集成参数化建模，结果分析，形成闭环优化系统。该方案有望提升轮胎性能优化的效率，提供了智能化的研发新路径。

4. 案例详述：

案例聚焦轮胎胎冠设计的关键参数对印痕图特征的影响规律。通过构建参数化模型与代理模型，实现了设计参数到印痕图的高精度预测：一方面基于参数化设计变量建立数值回归模型，预测误差控制在 5% 以内；另一方面结合原始点云坐标数据，成功复现了与仿真结果高度吻合的印痕图形状。该研究验证了代理模型在轮胎接地特性预测中的有效性，为快速评估设计参数对轮胎接触性能的影响提供了可靠的技术手段，显著提升了设计迭代效率。

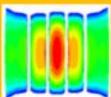
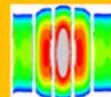
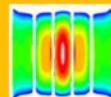
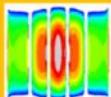
（1）总体思路

传统轮胎设计流程中，工程师需要反复调整设计关键参数，通过耗时冗长的有限元分析来获取印痕图特征数据。单次仿真通常需要4-6小时的计算时间，而完整的设计迭代往往需要进行数十次这样的仿真。更关键的是，设计参数（如胎冠中心弧（R1）、胎冠总弧高（H）和行驶面宽（W））与印痕性能指标（包括左右胎肩长轴L1/L2、中心长轴L0和F值）之间存在着复杂的非线性关系，使得传统的正交试验设计方法越来越难以满足现代轮胎多目标优化的需求。

针对这些行业痛点，案例创新性地构建了一套完整的解决方案。技术路线的核心在于将参数化建模、自动化仿真和代理模型预测三个关键环节有机整合，形成一个高效的设计优化闭环。在自动化仿真方面，本项目先针对仿真人员业务负担最大的网格前处理工作展开了试点，通过对HyperMesh的脚本开发，大幅提升了网格划分的整体效率，将原需要1小时的前处理流程压缩到1分钟，将单个方案网格划分总时间从2.5小时压缩到1.5小时，将工作效率提升了60%。同时针对已进行标准化的仿真流程进行深度的二次开发，预期将实现，方案上传，自动化仿真，报告生成的闭环流程，大幅减少由于仿真过程中大量重复人为操作所产生的错误和误差。实现高效可靠的仿真并为后续的代理模型自动寻优奠定良好的数据基础。

代理模型的自动化构建是整个项目的核心技术突破。研究团队针对数值指标和三维网格图像两种模型预测目标创造性地采用了参数-数值回归和参数+点云-点云的两种技术路线实现了技术目标。对参数

-数值回归将三个设计参数和性能指标构建了基于采用径向基函数（RBF）的 SVR 回归模型，并通过自动化流程完成了调参等复杂工作，并成功的准确输出 5 项关键印痕性能指标预测误差小于 2%。结果显示于图 17。

	训练数据范围外		训练数据范围内	
胎冠中心弧 Rn	1200	600	1000	800
胎冠总弧高 h	3	7	4	5
行驶面宽 b	265	220	255	230
印痕图(FEA) (以1为准, 1.22061)				
左胎肩长轴 (mm)	模型预测值 214.7	207.1	211.9	212.0
	仿真值 213.0	203.2	212	213
中心长轴 (mm)	模型预测值 214.6	247.1	222.2	235.4
	仿真值 217.0	249.2	222.4	236
右胎肩长轴 (mm)	模型预测值 214.4	216.5	212.1	212.4
	仿真值 213.0	203.2	212	213
F值	模型直接预测值 2.1	12.6	4.4	11.9
	模型预测间接计算值 0.0	17.6	5.1	11.6
	仿真值 2.0	23.0	5.2	11.5
	不准		准确	

来源：中化信息技术有限公司

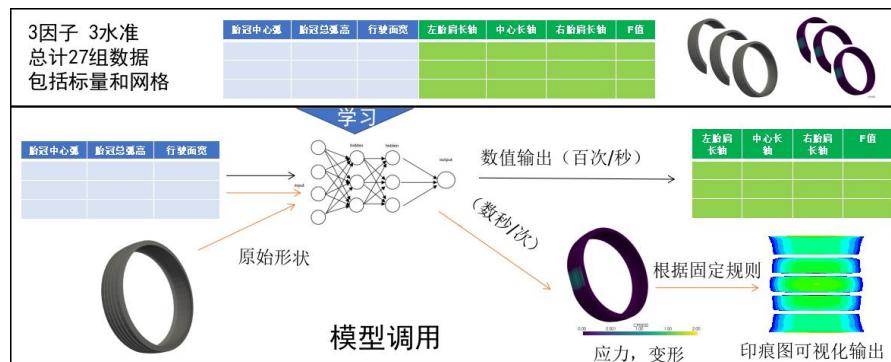
图 17 数值回归验证结果

（2）技术方案

对于参数+点云-点云预测任务，本任务的核心为基于原始点云和设计参数预测出最终的轮胎印痕图。本任务中，研究团队采用了双输入架构，将 3 个关键设计参数与原始点云坐标特征有机结合。同时也考虑了印痕图形成的复杂过程和实际物理过程。若采用从设计参数直接生成印痕图的端到端的模型构建方法，会导致机器学习模型所需要学习的物理知识过于复杂，需要数据量过大。且印痕图中存在大量的边缘信息（印痕图内侧压应力为某一数值，外侧压应力为 0，这主要

是由于仿真流程上生成印痕图会使用某一压应力阈值对所形成的的压力分布图进行剪裁），难以通过简单的机器学习模型进行拟合和处理。且印痕图的生成过程中，实际是根据网格连通性和节点数值进行大量的插值处理后最终得到图像，这也给端到端的模型设计带来了很大困难。所以本方法考虑到实际印痕图仿真中采用的流程。不采用直接从设计参数生成印痕图的端到端的模型构建方法，而是通过 XGBOOST 算法构建了以原始点云+设计参数参数为输入，以变形后点云坐标和压应力值为输出的预测模型。预测生成印痕图所需要的变形和压应力两个物理量，后根据生成印痕图的固定规则生成印痕图。

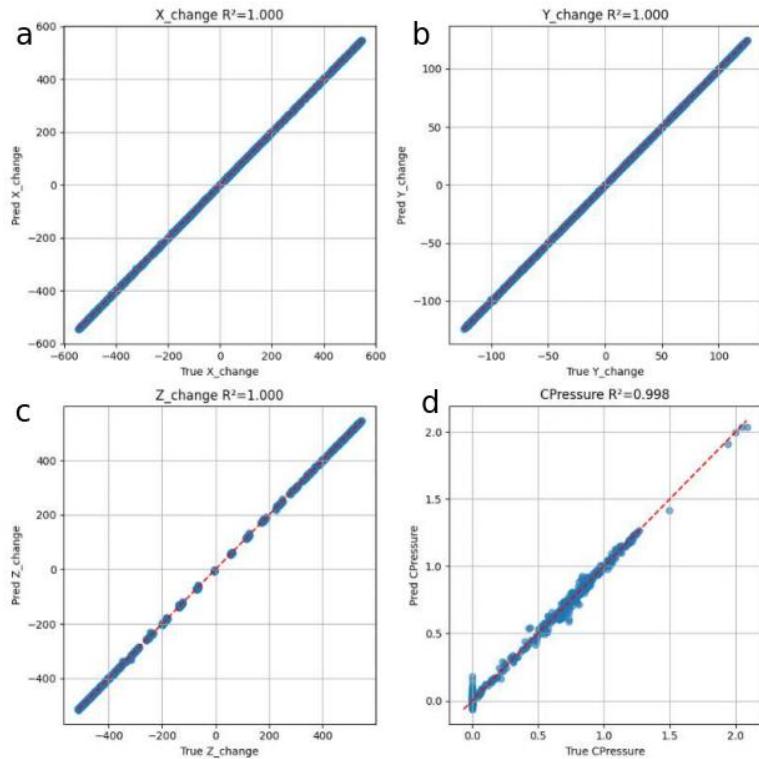
流程示意图显示于图 18。



来源：中化信息技术有限公司

图 18 参数-数值回归和参数+点云-点云重建

对于变形后点云的预测，在测试数据上表现良好，R2 指标均接近于 1（大于 0.9999）。相对的对于压应力的预测相对表现较差 R2=0.998。结果显示于图 19。

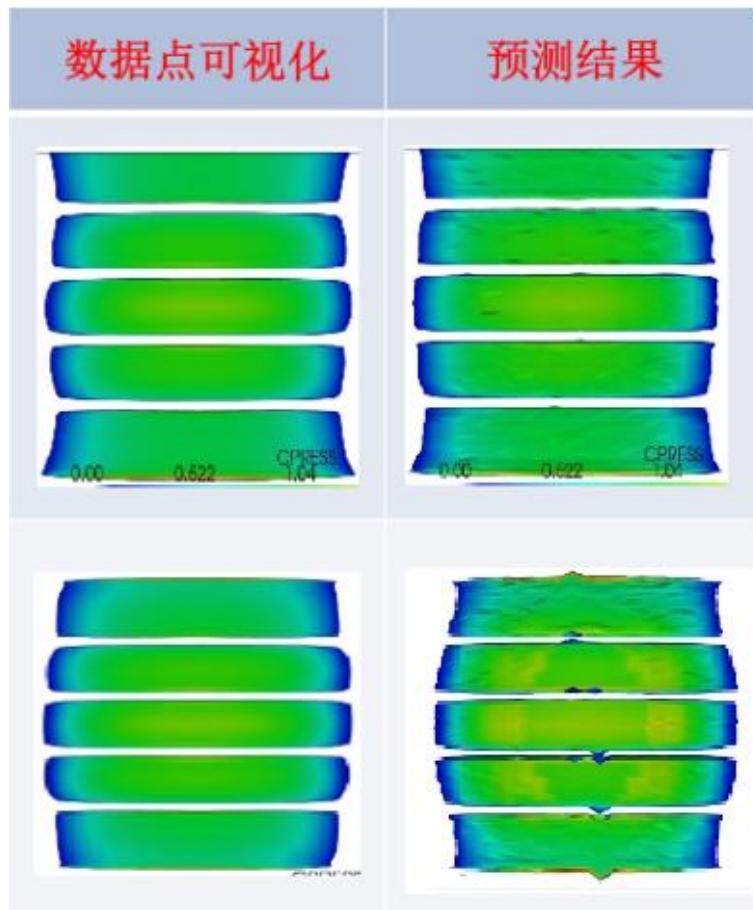


注：a, b, c：变形后坐标(X,Y,Z)的预测值和仿真值；d：压应力预测值和仿真值。

来源：中化信息技术有限公司

图 19 预测仿真对比

基于上述的预测结果，基于原始的网格连通关系，预测的变形后点云和预测的压应力对网格进行了重建，后对于印痕图进行了可视化。可视化对比结果显示于图 20。这种创新的建模方法既保留了参数化设计的灵活性，又充分考虑了轮胎接地的微观特征，实现了预测精度的大幅提升。



来源：中化信息技术有限公司

图 20 CAE 仿真结果数据与代理模型预测结果

效率提升方面单次预测时间小于 2 秒以内，较传统仿真方法提速达 9000 倍。大幅降低了计算资源消耗降低了。这些突破性的改进使得多目标优化和容差性能（考虑设计参数的统计学分布的性能预测）预测成为了可能。代理模型预测结果充分证明了代理模型技术在轮胎设计领域的巨大价值。

5. 创新情况：

（1）技术创新情况

数据层面，传统仿真流程高度依赖人工操作，网格划分和参数调

整耗时巨大。案例通过 HyperMesh 脚本自动化开发，将网格前处理时间从 1 小时压缩至 1 分钟，整体效率提升 60%，同时通过标准化仿真流程，确保数据的高质量和可复用性，为代理模型训练奠定基础。

模型架构层面，案例创新性地提出双模态预测体系。一是参数-数值回归模型，基于径向基函数（RBF）的 SVR 模型，精准预测 5 项关键印痕指标（如 L1/L2、L0、F 值），误差控制在 2% 以内。二是参数+点云-点云预测模型：采用 XGBOOST 算法构建双输入架构，结合设计参数（R1、H、W）和原始点云数据，实现变形后点云坐标及应力分布的同步预测。测试显示，变形预测 $R^2 > 0.9999$ ，应力预测 $R^2 = 0.998$ ，精度远超传统方法。

算法设计层面，案例突破纯数据驱动的局限，嵌入轮胎接地的物理机理。例如，通过点云变形与应力分布的双阶段建模，更真实地反映轮胎受力过程；同时利用网格连通关系进行后处理，确保预测结果符合工程实际，避免“黑箱”模型的非物理解释。

算力层面，代理模型将单次预测时间从 4-6 小时缩短至 2 秒，效率提升 9000 倍，使得多目标优化和容差性能分析（如参数公差对性能的影响）成为可能。此外，通过自动化闭环流程（参数化建模→仿真→报告生成），大幅降低人为误差，提升工程适用性。

（2）模式创新情况

传统轮胎设计依赖“试错法”，效率低下且成本高昂。案例构建了“仿真-预测-优化”全流程智能解决方案，实现设计范式和服务模式两大突破。一是设计范式变革，工程师输入参数后，2 秒内即可获取印

痕性能预测，支持胎肩磨损、接地压力等多目标协同优化。二是服务模式升级，通过标准化，将高门槛的仿真技术转化为“仿真即服务”（Simulation-as-a-Service），计划支持 GUI 操作和自动报告生成，显著降低技术门槛。

在应用范围上，技术已从轮胎设计延伸至智能制造与质量控制。例如，通过容差性能预测，可量化量产轮胎的性能波动，优化生产工艺；同时，该框架可迁移至密封件、减震器等橡胶制品的力学性能优化，拓展性极强。

在安全与可信度方面，可视化对比（如印痕图叠加分析）增强模型可解释性，确保结果符合工程直觉。

6. 应用实效

在自动化仿真方面，案例团队针对网格前处理这一耗时环节进行了重点优化。通过对 HyperMesh 软件的脚本开发，实现了胎面网格的自动化划分。具体实施中，将原本需要 1 小时的手动前处理流程压缩到 1 分钟完成，单个方案的网格划分总时间从 2.5 小时减少到 1.5 小时，整体工作效率提升了 60%。这一改进显著减轻了仿真工程师的重复性工作负担。经实践，平均每月节约人天投入 8 个人天，大幅减轻了业务人员的业务负担，使其能够投入到价值更高的工作中。同时将开发的相关代码汇总于公司内部的知识库内，通过大模型增强检索的功能帮助仿真工程师快速的根据以往开发的脚本，实现业务上所需的功能，掌握相关能力，提升整体的公司业务水平。

代理模型的应用是本案例的核心技术突破。研究团队构建了基于

径向基函数（RBF）的支持向量回归（SVR）模型，将胎冠中心弧、胎冠总弧高和行驶面宽三个关键设计参数与五项印痕性能指标建立映射关系。通过自动化调参流程，模型的预测误差控制在 2% 以内。更突出的是，该模型将原本需要 4-6 小时的仿真流程缩短至 2 秒，效率提升达 9000 倍，同时大幅降低了计算资源消耗。这一突破使得多目标优化和容差性能预测成为可能，为轮胎设计提供了新的技术手段。

从行业视角来看，这项研究为轮胎设计领域带来了革命性的改变。它突破了传统试错法的效率瓶颈，推动整个行业向“仿真驱动设计”的新范式转型。展望未来，研究团队计划将这项技术扩展至全工况预测，集成前后端和优化算法，可以完成设计生成-AI 代理模型寻优-实际仿真验证的高效流程，大幅减少 CAE 仿真的仿真个数。这套解决方案的技术框架不仅适用于印痕性能预测，还构建了一个可以广泛应用于 CAE 代理模型的标准流程和方法，可以与滚阻，形变，压力分布等其他关键性能指标的仿真相结合，并配合多目的遗传算法进行优化，快速的求得帕累托前沿，帮助设计人员快速的确定实际设计方案。展现出广阔的产业化应用前景。

（五）工程建筑

1. 案例名称：

ChatCAD 生成式辅助工业设计

2. 案例实施单位：

创新奇智科技股份有限公司

3. 案例背景：

传统的 CAD 计算机辅助设计软件，操作界面复杂且使用门槛高，对操作人员具有严苛的经验要求。创新奇智率先将工业大模型技术引入工业设计领域，推出“ChatCAD 生成式辅助工业设计”。通过简单的对话问答形式，便能迅速理解设计师的创意意图，自动生成符合要求的工业设计图，还支持导出到传统工业设计软件进行手动微调。这不仅极大地提升了工业设计的效率和质量，降低使用门槛，更推动了大模型技术在工业生产上游的广泛应用。该产品目前可以应用于机械元器件设计、工程建筑图纸读取、工业品外观设计、电气设计、建筑图纸设计等，将显著降低工业设计门槛。

4. 案例详述：

CAD 的一个重要应用方向是 PID(Piping and Instrument Diagram)，即管道与仪表流程图，是石油、化工、天然气等工业领域中不可或缺的工程设计图纸，它详细描绘了工艺流程中的管道布局、连接关系以及仪表位置等核心信息。然而，在过往长期的历史项目中，积累了海量的 PID 图纸，它们仅以 PDF 格式的哑图形式保存，若需转换为可编辑的 CAD 电子工业设计图，则必须通过繁琐且易出错的手工录入过程。这一过程不仅要求深厚的行业知识，还极为耗时费力。尽管国内外众多企业已尝试采用传统的深度学习方法进行识别与转化，但这些方法在面对 PID 图纸中复杂多样的组件关系及管线识别时，往往力不从心，远未达到工业应用的实际需求。

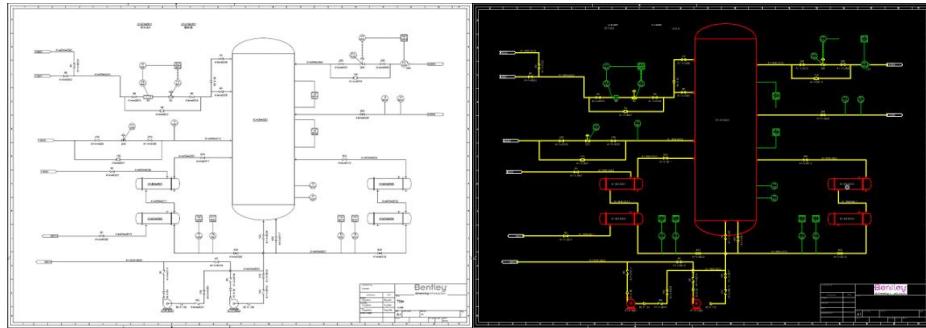
在工程基础设施领域，创新奇智与基础设施工程软件公司

Bentley 合作，研发 PID 工艺流程图，由样图自动生成 CAD 项目。该项目主要应用 ChatCAD 的 Image-to-CAD 的能力，基于多模态工业大模型，将历史项目中的 PDF 图纸逆向转化为标准的 CAD 设计图，解决当前手工录入效率低、错误率高的问题。

iPID（Intelligent Process Piping and Instrument Diagram 智能工艺管道和仪表流程图）基于创新奇智自研的工业大模型 AInno-75B 的“CAD 设计”创新生成技术，其主要功能可将传统图片格式的工艺和仪表流程图转化为可交互、可分析、可扩展的智能 PID，实现从静态图纸到动态智能 PID 的跨越，助力流程工业数字化转型。iPID 是一款真正实现了开箱即用，支持图像复原、属性复原和逻辑关系复原的新一代智能 PID 产品。

（1）核心能力

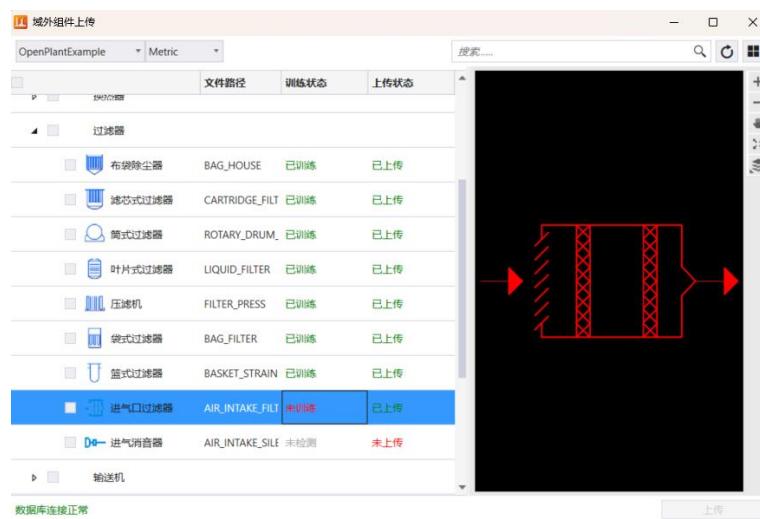
多种格式和尺寸图纸的智能解析与生成。iPID 利用端到端大模型技术可以直接将 pdf,jpg,jpeg,png,bmp,webp 等格式的图纸导入 Bentley 的 OpenPlant PID 中，生成可编辑、可扩展的矢量图，如图 21。该功能支持 A0-A4 多尺寸图纸，解决传统 PDF 及图片图纸不可编辑、信息割裂等痛点，为后续处理提供高质量基础数据。



来源：创新奇智科技股份有限公司

图 21 自动生成 CAD 图

识别各种图形元素并理解图纸中的逻辑。大模型技术让 iPID 并不是简单的读图，而是可以真正理解图纸中的逻辑，可以识别并理解设备、管线、管件、阀门、仪表等图例，结合大模型预训练过的工艺图例库，精准提取图形信息，为智能 PID 生成提供关键元素。对于大模型未训练过图元图例，可通过“域外组件上传”提交给大模型，iPID 提供简单的整库上传、分类上传和单个图元上传功能，并能确保通过大模型分析后的图纸图例符号的规范性与准确性，如图 22。

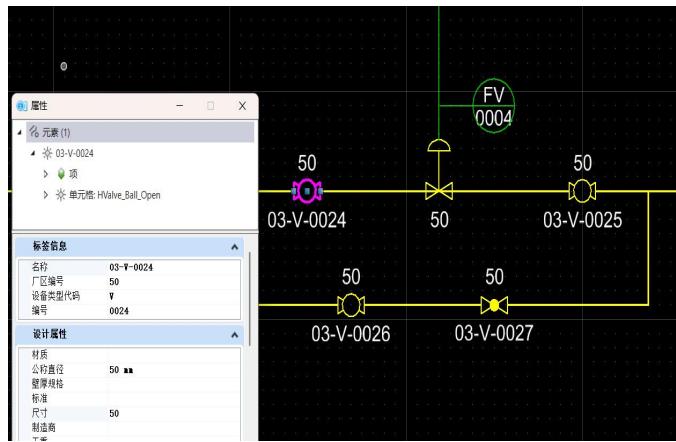


来源：创新奇智科技股份有限公司

图 22 ChatCAD 识别图形元素

深度集成 OpenPlant PID 设计平台。在 iPID 生成与图纸一致的矢

量图后，可以进一步对图的内容进行智能编辑，如属性的修改、注释的添加等功能，如图 23。该产品不仅支持导出 dgn 或 dwg 等通用格式，同时也支持导出为多种其他格式应用与不同场景。还支持基于同一项目的多用户协同设计，属性标记，注释批改等，保障团队协作顺畅有序。



来源：创新奇智科技股份有限公司

图 23 内容智能编辑

BOM 清单实时统计。iPID 基于 OpenPlant PID 还可实现基于图纸内部的报表统计，并实现报表内容的实时刷新，同时也支持对于 BOM 清单的外部报表统计，并支持多种格式的导出再编辑，报表模板也可以基于项目要求灵活定制。

（2）应用场景

设计场景，用户可以直接将 PDF、图片等 PID 图纸内容快速转化为智能 PID，将整个设计过程加速。再基于 OpenPlant PID 内置的结构化数据和行业规范校验，实时检验设计错误，确保设计方案的合理性和可行性，提高设计质量降低项目风险。

旧改项目场景，用户只需将老旧 PDF 图纸导入 iPID 即可智能识

别与转换，快速完成方案的改造，提高改造项目的规划和实施效率。产品内置的行业规范和企业标准，可以大幅减少因改造不当导致的安全隐患和生产事故，保障企业改造过程的安全和顺利进行。

5. 创新情况：

（1）技术创新情况

自然语言驱动的工业设计生成。突破传统 CAD 软件交互模式，基于生成式大模型技术，用户通过直观的文本输入描述设计需求，系统即可快速解析并自动生成参数化工业模型，摆脱传统软件复杂操作限制，显著降低使用门槛，实现设计流程的革命性提效。

交互式设计修改与优化。ChatCAD 提供强大的交互式修改功能，使用户能够对已生成的设计模型进行精细化调整，修改指令效果实时可视化呈现，确保用户能够即时查看修改效果，并根据需要进行多次迭代优化，直至达到行业交付标准。

专业设计要求的精准解析。依托 AInno-75B 工业大模型对工业领域知识和专业设计标准的深度认知，ChatCAD 能够准确识别工业领域中的关键设计参数，尤其在处理含多重约束的复杂指令时，仍可精准捕捉用户意图并按标准执行设计操作。

主流 CAD 格式无缝兼容。输出文件全面兼容行业通用格式，实现与主流工业设计软件的无障碍交互，确保设计成果在现有生态体系中的流通应用，促进了设计成果在更广泛领域的应用与共享。

（2）模式创新情况

高效设计相应市场变化。传统工业设计流程中，设计师需要耗费

大量时间和精力在图纸的绘制和修改上。然而，ChatCAD 通过自然语言处理技术的运用，实现了设计的快速生成和优化，从而将设计周期大大缩短。这意味着企业能够更快地响应市场变化，抢占先机。

自然语言完成工业设计降低设计门槛。传统的工业设计软件操作复杂，往往需要经过专业培训才能上手。然而，ChatCAD 的易用性设计使得即使是非专业人士也能通过简单的自然语言输入轻松参与到设计过程中来。这无疑降低了设计的门槛，让更多人能够发挥自己的创意和想象力。

灵活优化满足设计多样化需求。传统的工业设计流程往往较为固定，一旦设计初稿确定，后续的修改和优化工作可能会变得繁琐且耗时。基于 ChatCAD 的辅助，设计师可以通过自然语言随时调整设计参数，无论是尺寸、形状还是参数特性，都能迅速作出相应的调整，并实时展示修改后的设计效果。这种灵活性使得设计师能够更好地满足客户多样化的需求，从容应对设计变更的挑战。

智能化设计提升设计创新性。作为大模型应用，ChatCAD 具有强大的学习能力，能够持续地从设计师的反馈中进行学习，逐渐理解其设计风格和偏好，自主完成复杂的设计任务，不仅减轻了设计师的工作负担，同时提高了设计的整体质量和创新性。

6. 应用实效：

工作效率提升 85%，绘制一张图的时间从平均 8 小时，降至平均 1 小时。基于更高效的架构设计，可以在消耗更低算力的情况下实现更全面的信息提取。同时具备标准用户认证与鉴权机制，严格把控数

据访问权限，确保信息的机密性、完整性和可用性。产品实现了易部署、规模易扩展、服务能力高可靠。

未来，随着技术的不断进步和市场需求的增长，AI 加持的工业软件 ChatCAD 有望在多个领域发挥重要作用，推动整体设计行业的创新和发展。比如，在机械设计领域，ChatCAD 通过自然语言驱动的生成式设计，能够高效创建复杂的机械部件和整体设计方案。在电气设计领域，ChatCAD 将支持通过自然语言交互，生成准确的电路图和电气布局设计方案。此外，与高级电气仿真软件的结合使得生成的电气设计能够进行实时仿真和分析，帮助工程师在设计阶段发现并解决潜在问题，降低后期修改和调试的成本和风险。在建筑设计中，ChatCAD 能够快速生成建筑模型和平面布局图，提供设计师更直观的设计参考。在电子设计中，ChatCAD 可以帮助工程师快速创建电路板和电子元件布局。ChatCAD 还可以在教育培训领域发挥重要作用，帮助学生和初学者更轻松地学习工业设计软件操作，并提升他们的设计技能。

五、人工智能赋能工业仿真应用挑战

智能化转型的浪潮下，人工智能技术能力的不断提升正给工业仿真带来前所未有的机遇。从智能化、自动化设计到加速复杂场景的计算优化，AI 正在重塑传统工业仿真的边界。然而，这一融合并非坦途，数据壁垒、物理一致性缺失、模型精度等挑战，成为 AI 赋能工业仿真的落地难点。

数据壁垒方面，高质量工业仿真数据获取成本高、耗时长，且可

能涉及商业机密或安全风险。**一是**仿真数据生产困难，成本高。工业仿真中的数据通常是三维、四维（既三维空间加时间维度）。以均匀网格为例，每 100 个一维数据点对应 2D 空间中的 10,000 个数据点，3D 空间中的 1,000,000 个数据点，4D 空间中的 100,000,000 个数据点。如流体仿真中的模拟火焰，存在许多复杂的现象驱动火焰，包括湍流的混沌性质、温度变化、燃料的可用性、压力、化学反应等，多物理现象叠加增加了问题的复杂性，使得生成和训练这些数据的数学计算成本非常高。**二是**部分领域仿真数据涉及商业机密。工业仿真广泛应用于建筑设计、航空航天、船舶汽车、电子信息等领域，仿真数据涉及商业机密难以获取。

物理一致性方面，AI 技术的“黑盒”特性和泛化能力成为限制其广泛落地的重要因素。**一是**“黑盒”特性，以深度学习为代表的 AI 方法缺乏可解释性，难以理解其内部决策逻辑，使得仿真工程师难以信任 AI 预测结果。**二是**纯数据驱动的 AI 模型可能学习到数据中的统计规律，但无法保证其预测结果严格遵守基本物理定律，导致在复杂或边界条件下产生不符合物理规律的结果。**三是**泛化能力差，AI 模型在训练的工况范围内可能表现良好，但一旦超出训练工况的范围，其预测精度可能急剧下降，缺乏可靠的泛化能力。

模型精度方面，AI 技术的计算精度与可信度如何达到传统数值仿真程度成为破局关键。**一是**AI 计算需逼近精度极限，AI 代理模型（如替代传统仿真的模型）需要达到与传统高保真仿真的相当的精度才能被接受。确定何时何地使用 AI 代理模型而不会牺牲关键精度是一

一个挑战。**二是计算结果的不确定性量化困难**，传统的数值仿真方法（如蒙特卡洛）有成熟的不确定性量化框架。评估 AI 模型预测结果的不确定性（包括模型本身的误差和输入参数的不确定性）尚在研究阶段，仿真工程师在使用过程中需要知道预测结果的置信度。

六、建议与展望

（一）建议

推动数据共享平台建设，构建数据保护机制。建立行业级工业仿真数据共享平台。由各行业协会推动“工业仿真数据共享中心”设立，提供仿真数据（如标准风洞实验、标准数值仿真用例、材料力学性能数据）等的开放访问和交易，设立激励机制，鼓励企业共享、交易脱敏后的仿真数据，同步推动仿真数据格式标准化，降低数据整合成本。加强数据安全与隐私保护。制定工业仿真数据分级管理策略，明确核心敏感数据与可共享数据边界，防止商业机密泄露。在重点行业试点隐私计算技术，确保数据“可用不可见”。同步建立数据脱敏认证体系，有第三方机构对共享数据进行合规性审核，确保数据可用但不泄露关键信息。

发展物理一致性增强研究，提升 AI 可信度。推动物理信息 AI 研究，重点攻克 PINN、符号归回等可解释性方法研究。鼓励政企合作推动学术研究与产业实际应用的交叉融合，建立联合攻关机制，攻克多物理场耦合建模等关键问题。建立 AI 仿真模型的可信认证体系。制定 AI 代理模型验证标准，明确 AI 带你模型的误差容限、不确定性两化方法等。在关键领域要求 AI 预测必须与传统仿真进行交叉验证，

确保结果可靠。

夯实“AI+工业仿真”技术能力，推动行业应用落地。进一步夯实多保真度建模、自适应网格 AI 等方向的技术研究，不断提升“AI+工业仿真”的精度与结果可用性。建立行业试点示范，在汽车、能源、建筑等领域遴选标杆企业，开展 AI 仿真替代传统 CAE 的试点与验证，形成了复制推广的案例。形成 AI 辅助工业仿真产业应用指南，明确 AI 在工业仿真领域的使用场景与限制条件。

（二）展望

人工智能（AI）与工业仿真的深度融合正驱动技术范式升级。未来，大模型、物理信息机器学习、神经算子等技术的发展，将利用 AI 技术构建趋近于物理特性的统一物理场，既能满足单物理环境仿真需求，又能满足多物理场融合仿真需求，将使 AI 仿真模型在保障物理一致性的前提下，实现计算效率的数量级提升，覆盖绝大部分常规仿真场景，贯通设计-仿真全链条，促成“实时仿真驱动设计优化”成为主流。同时，自动化 CAD 工具、自动化 CAE 工具、低代码工具将大幅降低使用门槛，推动 AI 仿真能力加速下沉至广大制造业企业，释放规模化应用潜力。

未来，人工智能赋能工业仿真的重点突破方向需围绕可信赖的智能仿真底座展开。技术层面，需重点突破可解释 AI（XAI）与不确定性量化（UQ），解决工程应用的信任瓶颈。生态层面，亟需建立工业仿真专用大模型训练规范与开源数据集，打破数据孤岛。产业层面。需充分拉通 AI 技术提供方、工业仿真技术提供方和仿真需求方，推

动“AI+仿真”的产业应用深度。随着 AI 技术的不断发展，AI 将推动仿真从“后期验证工具”跃升为贯穿产品全生命周期的“智能决策引擎”，实现研发周期全面压缩，催生“仿真即服务”新业态，重塑工业研发范式与服务模式。

编制说明

本研究报告自 2025 年 3 月启动编制，分为前期研究、框架设计、文稿起草、征求意见和修改完善五个阶段。面向人工智能赋能工业仿真的技术提供方和应用方开展了深度访谈和调研等工作。

本报告由中国信息通信研究院人工智能研究所、中国人工智能产业发展联盟、全国智能计算标准化工作组联合撰写，撰写过程中得到了之江实验室、创新奇智科技集团股份有限公司、中国科学院沈阳自动化研究所、中车青岛四方机车车辆股份有限公司、国家高速列车青岛技术创新中心、北京百度网讯科技有限公司、上海人工智能创新中心、中国商飞上海飞机设计研究院、中化信息技术有限公司、云尖信息技术有限公司、华为技术有限公司、南京天洑软件有限公司、深圳琥珀数智技术有限公司、北京枫清科技有限公司等单位的大力支持。

中国信息通信研究院 人工智能研究所

地址：北京市海淀区花园北路 52 号

邮编：100191

电话：010-62301618

传真：010-62301618

网址：www.caict.ac.cn

