

融合人工智能技术的电磁仿真软件及其在数据驱动环境下的应用

宋 娇^{1,2}, 乔振阳³, 张云鹏¹, 傅为农^{3*}

(1. 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518055;

2. 中国科学院大学, 北京 101408;

3. 深圳理工大学 计算机科学与技术工程学院, 广东 深圳 518107)

Electromagnetic Simulation Software Integrated with AI Technology and Its Applications in Data-Driven Environments

SONG Jiao^{1,2}, QIAO Zhenyang³, ZHANG Yunpeng¹, FU Weinong^{3*}

(1. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China;

3. Faculty of Computer Science and Control Engineering, Shenzhen University of Advanced Technology, Shenzhen 518107, China)

Abstract: [Objective] In traditional electromagnetic field simulation software, numerical calculation methods such as finite difference and finite element method are mainly used to solve problems. Although these methods can obtain numerical solutions closer to the experimental results, their computational accuracy heavily depends on the number of meshes and the quality of the dividing. While improving the solution accuracy, it also leads to a significant increase in computation time and cost, especially when using software for large-scale optimization design. [Methods] Therefore, this paper proposed a development strategy for electromagnetic simulation software that integrated artificial intelligence technology. Artificial neural network (ANN) models were used in pre-processing, solving, and post-processing to accelerate the entire solving process. In the modeling process, multimodal parametric modeling techniques based on images, speech, and text were used. In the mesh dividing and matrix solving, ANN models were used for classification judgment or regression prediction. In the processing and visualization stages of calculation results, machine learning fitting and interpolation methods were used for smoothing the computational results and improving the resolution. [Results] Based on electromagnetic simulation software, a large amount of finite element data could be obtained for specific problems.

In a data-driven environment, it was possible to achieve the prediction of electromagnetic field distribution, the prediction of AC copper consumption based on surrogate models, the full performance prediction of motors with multiple input/output and operating conditions, multi-objective accelerated optimization with the help of classifiers, as well as multi-objective optimization and motor modeling based entirely on surrogate models. [Conclusion] This study constructs digital twins of electromagnetic products through data-driven approaches, providing effective support for their status monitoring, predictive maintenance and performance optimization.

Key words: electromagnetic simulation software; multi-objective optimization; artificial intelligence technology; data-driven; performance prediction

摘 要: 【目的】传统电磁场仿真软件主要依赖有限差分、有限元等数值方法进行求解。尽管这些方法能够获得与试验结果较为接近的数值解,但其计算精度严重依赖于网格数量与划分质量。在提高求解精度的同时,也会导致计算时间和成本大幅增加,在大规模优化设计中尤为显著。【方法】为此,本文提出了一种融合人工智能技术的电磁仿真软件开发策略,在前处理、求解和后处理中采用人工神经网络(ANN)模型加速整个求解过程。在建模过程中,使用基于图像、语音和文本的多模态参数化建模技术;在网格划分和矩阵求解中,使用 ANN 模型进行

基金项目: 国家自然科学基金(52407010)

National Natural Science Foundation of China(52407010)

分类判断或回归预测;在计算结果的处理和可视化阶段,采用机器学习拟合与插值方法对计算结果进行光滑处理,并提高分辨率。【结果】基于电磁仿真软件可以针对特定问题获取大量的有限元数据。在数据驱动环境下,能够实现对电磁场分布情况的预测、基于代理模型的交流铜耗预测、多输入输出和多工况的电机全性能预测、借助分类器的多目标加速优化以及完全基于代理模型的多目标优化和电机建模等。【结论】本研究通过数据驱动方法构建电磁产品的数字孪生体,为其状态监测、预测性维护与性能优化提供有效支持。

关键词: 电磁仿真软件;多目标优化;人工智能技术;数据驱动;性能预测

0 引言

电磁仿真软件作为一款工业软件,一直以来由欧美等发达国家主导研发。因此,加快工业软件核心技术的自主研发,构建安全可靠的国产工业软件生态体系,对于支撑我国制造业转型升级和高质量发展具有重要意义^[1-2]。近年来,国内高校、企业和科研院所也在电磁仿真软件的自主研发方面取得了飞速发展,呈现出一系列具有自主知识产权、覆盖高低频领域以及涉及电磁热流等多物理场的电磁软件。

随着生成式大模型的出现,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术再一次改变了人类的日常生活和工业生产活动^[3-6]。这种背景下,国产电磁软件的研发不仅要突破国外的技术封锁,更要将 AI 技术引入到电磁软件中,打造出更加便捷、快速的产品,提升用户体验,实现弯道超车。具体而言,一方面针对软件本身的各阶段,融入 AI 技术来加速问题求解;另一方面基于有限元数据,针对特定问题提供特定的代理模型服务。从开发者的角度来看,包含特定功能的代理模型可以理解为传统意义上的软件定制服务。在融合 AI 技术来解决电磁场问题方面,深度学习模型可以代替电磁场求解器,解决各种工程应用中的偏微分计算问题^[7-8]。对于几何剖分和网格生成,借助生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)可以快速生成高质量的三角形或四面体网格^[9-10]。计算结果中的波形曲线可以通过非线性拟合算法进行光滑处理,也可采用循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)对瞬态波形进

行处理。在计算电磁热流场的分布情况时,可以利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)增强场图像的分辨率,这种方法相比传统意义上的插值更加有效^[11]。当因网格问题导致计算出现局部图像异常时,可以采用 GAN 进行修正^[12]。在数据驱动的代理模型研究方面, CNN、语义分割模型“Linknet”以及 GAN 都被证实可以作为代理模型来预测电磁场的分布情况^[13-16]。人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)模型可以用于参数化建模和电机的几何结构多目标优化,具有比传统有限元方法更快的计算速度^[17-18]。在此基础上增加图像、语音和文本输入功能,再将指令解析为电机的数据结构用于参数化建模,可显著提升用户体验。进一步地,结合遗传算法和 CNN 可以进行拓扑结构层面的多目标优化^[19]。结合分类算法来判断设计点是否需要求解,可以加速基于有限元计算的多目标优化^[20]。

正向仿真的本质是通过学习输入到输出的映射关系,提取有效信息来构建等效神经网络模型,在保证计算精度的前提下降低计算复杂度^[21]。电磁产品的设计在于提供了性能要求和对输入的一些约束,但设计者提供的解决方案应该是不唯一的^[22]。因此, AI 技术除了应用在正向设计中,还应当考虑应用在逆向设计中,即用户提交需求信息,软件一键生成多种可能的设计方案反馈给用户。此外,为了获得更快的计算速度,使用 GPU 进行有限元求解的问题也在一直在研究中^[8,23]。在电机优化领域,传统电机优化主要基于数值计算方法和启发式算法,具有理论基础扎实、可靠性高的特点,典型方法包括梯度类算法(如共轭梯度法等)和智能优化算法(如遗传算法、粒子群算法等)^[24-25]。传统算法需反复调用有限元仿真,计算量大,且难以处理高维非线性问题;而 AI 算法更适应高维复杂问题。未来趋势是融合两者优势,如将物理模型嵌入 AI 训练框架,提升优化效率和可靠性,如采用机器学习、Kriging 算法和神经网络等构建输入到输出的近似模型,替代耗时的有限元仿真过程^[26-28]。

针对当前电磁仿真软件急需实现自主可控的任务,以及 AI 技术飞速发展的社会背景,本文主要介绍融合 AI 技术的电磁仿真软件,以及电磁仿

真软件在数据驱动环境下的主要应用场景。首先,介绍了商用及开源电磁仿真软件的功能、计算精度和通用电机设计框架。其次,分析了 AI 技术与电磁软件的融合方式,阐述了开发具有全新用户体验的 AI 电磁软件的重要性。再次,展示了在数据驱动环境下,电磁软件可以提供的新服务,革新软件服务理念。最后,本文展示了一个 AI 解决电磁问题的具体算例,证明了 AI 技术加持的电磁软件具有广阔的应用前景。

1 电磁仿真软件概述

1.1 商用电磁仿真软件

在电机设计与性能优化领域,有限元分析(Finite Element Analysis, FEA)软件的建模能力与计算精度直接影响仿真结果的可靠性。目前主流商用软件包括 Ansys Maxwell、JMAG 与 MotorCAD。

Ansys Maxwell 作为通用电磁仿真工具,其建模灵活性在多物理场耦合问题中表现突出。该软件支持从二维轴对称模型到三维瞬态场的全参数化建模,尤其擅长处理非线性材料(如硅钢片饱和效应)与复杂运动部件(如转子偏心工况),其自适应网格剖分技术可动态优化磁场梯度较大区域的网格密度,从而在涡流损耗或局部退磁分析中保证较高精度。然而,Maxwell 的几何建模高度依赖脚本语言(如 Python 或 APDL),对于复杂拓扑结构的参数化定义需编写大量代码,显著增加了初级用户的学习成本。

相比之下,JMAG 在电机专用建模方面具有明显的模板化优势。软件内置了多种电机类型(如永磁同步电机、感应电机)的参数化几何生成器,用户仅需输入极槽配合、绕组分布等关键参数即可自动生成二维或三维模型,大幅缩短了前处理时间。在求解效率方面,JMAG 的 GPU 并行计算功能显著提升了大规模问题的计算速度。然而,JMAG 的后处理模块对磁场空间分布的可视化支持较弱,用户需依赖脚本提取特定位置的磁密或力波形数据,对学术研究的普及性造成一定限制。

MotorCAD 则采用了一种独特的混合建模方法,将解析方程与有限元求解相结合,特别适合电机概念的快速迭代。然而,这种高效性以牺牲部

分精度为代价,MotorCAD 对端部效应、局部饱和等非线性现象的建模能力有限,通常需将初步设计导出至其他 FEA 软件进行验证。此外,其功能聚焦于旋转电机领域,对定子永磁电机或非传统电磁装置的支持较为薄弱。

综合来看,软件的选择需权衡建模效率与计算精度需求。对于需要高保真多物理场仿真的研究,Ansys Maxwell 的完整耦合能力更为适用;JMAG 凭借其电机专用模板与高效求解器,在量产电机优化中更具优势;而 MotorCAD 的快速评估特性则适合教育场景或设计初期的方案筛选。在实际工程中,常采用 MotorCAD 完成初步设计,再通过 JMAG 或 Maxwell 进行精细化验证,以兼顾效率与可靠性^[29-30]。

1.2 开源电磁仿真软件

随着有限元技术在电磁场计算中的普及,开源仿真软件逐渐成为商业工具的重要补充。这类软件通常以社区驱动模式开发,具有可定制性强、透明度高及无授权费用等优势^[31]。当前主流的开源电磁仿真软件包括 GetDP、有限元法磁性(Finite Element Method Magnetism, FEMM)等,其在建模方法、求解能力及多物理场耦合方面呈现出差异化特征。常用电磁仿真软件对比如表 1 所示。

GetDP 作为一款基于有限元法的通用求解器,常与几何建模工具 Gmsh 配合使用,构成完整的开源电磁仿真 workflow。该软件采用脚本驱动的建模方式,支持静态、谐波和瞬态电磁场分析,尤其适用于变压器、电感等设备的磁场计算。其优势在于灵活的公式定义接口,允许用户通过自定义微分方程实现非标准问题的求解(如超导体的临界态模型)。然而,GetDP 的几何建模完全依赖 Gmsh 的脚本输入,缺乏图形化参数调整功能,且并行计算效率较低,在处理三维运动部件(如旋转电机)时面临显著的性能瓶颈。

FEMM 则是针对二维平面/轴对称磁场的轻量化工具,其图形界面降低了入门门槛,适合教育用途或快速原型验证。软件内置了铁磁材料非线性特性计算和永磁体退磁分析模块,可高效完成磁路法难以处理的饱和效应评估(如电磁离合器的吸力特性)。但 FEMM 的局限性在于其仅支持静磁与谐波分析,无法直接求解瞬态电磁场问题。

表 1 常用电磁仿真软件对比

Tab. 1 Comparison of commonly used electromagnetic simulation software

软件名称	建模特点	求解能力	优势领域	局限性
Anslys Maxwell	参数化建模方式灵活、支持多物理场耦合	2D/3D 瞬态场, 非线性材料, 自适应网格, 精度较高	高精度多物理场仿真	入门门槛高、几何建模过程复杂
JMAG	支持自定义建模和模板导入	GPU 加速, 铁损多谐波分解, 精度高	量产电机优化, 快速参数扫描	后处理可视化较弱、需要脚本进行深度数据提取
MotorCAD	图形化混合建模 (解析 + FEA)	计算速度快, 内置丰富的经验系数	初期方案筛选, 效率优先	对定子永磁电机或非传统电磁装置的支持较为薄弱
GetDP	Gmsh 脚本建模、自定义方程接口	静磁、谐波、瞬态场, 超导体等特殊模型	学术研究, 非标准问题灵活性	无图形界面、三维计算效率较低
FEMM	二维图形化界面、轻量化	静磁、谐波分析, 永磁体退磁评估	教学与快速原型验证	不支持瞬态场或 3D 模型

开源生态的灵活性为特定研究提供了可能, 例如通过修改 GetDP 的源码可实现非整数匝绕组模型的仿真, 而商业软件通常需昂贵的定制开发服务。

2 通用电机设计框架

通用电机设计框架通过参数化建模平台在不同的 FEA 软件之间架起了一座桥梁。其目的有两个: 一是让用户能够快速建立用于性能分析和优化设计的参数化电机模型; 二是实现不同 FEA 软件之间的无缝转换, 无需重复复杂的手动建模过程^[32]。该框架建立了一系列通用模型表达式, 并创建了与其他软件的交互界面。当软件缺乏内置几何模型时, 框架会基于其预定义的模型表示进行参数化建模。此外, 用户提供的软件模型也可以被解析并转换为平台可识别的格式, 能够与其他软件应用生成参数化模型。

通用电机设计框架如图 1 所示, 由输入参数、参数化建模、FEA 求解器和后处理组件构成, 其工

作流程可总结如下。

(1) 输入几何结构参数, 例如极槽配合、激励和材料。为了进行优化, 数值变量应具有指定的上下限以及步长。如果使用类型变量 (如预定义的拓扑结构或材料), 则应提供定义的数值范围。

(2) 基于输入参数对几何结构、激励、材料和边界设置进行参数化建模。几何参数可进行参数化修改以实现拓扑优化。电机模型可自动拆分为对称模型以加快优化进程。激励可进行调整以模拟不同的驱动循环。

(3) 通过调用所选择的 FEA 软件对电机模型进行计算。框架会根据用户的选项生成相应的有限元模型, 创建有限元模型后框架调用 FEA 求解器执行必要的计算。求解器可以在前端调用, 也可以在后台调用, 以增强并行计算能力。

(4) 计算过程具有多种用途, 包括早期设计性能分析和优化。计算结果可立即用于一般的电磁性能分析任务。此外, 根据用户需求, 这些结果还可用于优化、数据采样、灵敏度分析及其他任务。

总体而言, 通用电机设计框架简化了设计和分析流程, 能够高效地探索和优化电机模型, 同时充分利用各种 FEA 求解器的能力。

3 融合 AI 技术的电磁软件

融合 AI 技术的电磁软件如图 2 所示。在电磁软件计算流程中, 每一步或几步都可以局部或全部被 AI 替代, 从而加速整个问题的求解过程。

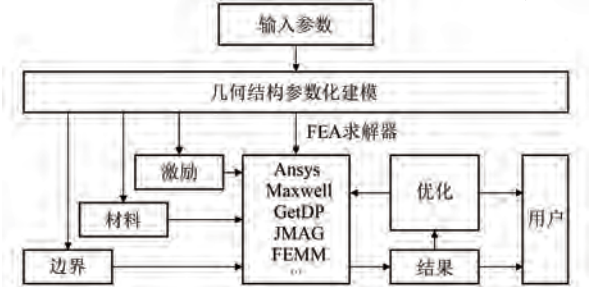


图 1 通用电机设计框架

Fig. 1 Universal motor design framework

通过采集大量的电磁仿真数据,再结合 AI 技术,电磁软件能够在模型建立、求解过程以及结果分析等多个环节实现自动化和智能化,从而提高计算精度、缩短仿真时间,并提升电磁设计和优化的效率。电磁软件计算流程具体如下。

(1)输入参数。传统电磁软件的使用需要用用户学习软件本身的使用规则,要求用户具备一定的电磁理论背景,具有一定门槛,限制了软件的销量。当引入全新的多模态交互方式后,用户无需具备专业知识背景就可以在引导中完成需求的传达。比如,从网络、文献或者实物中获取的电机结构图片、引导式语音对话以及任意格式的文本信息,经过识别后均为输入参数。

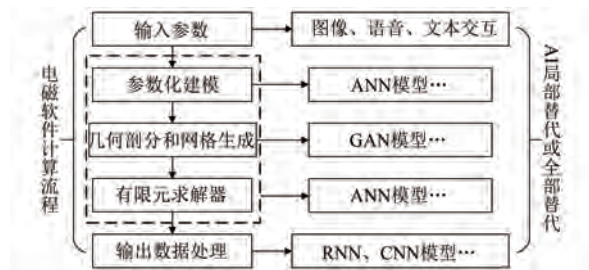


图2 融合 AI 技术的电磁软件

Fig. 2 Electromagnetic software integrated with AI technology

(2)参数化建模。前处理过程中,参数化建模最耗时。现有研究已经实现了模板化的参数化建模,在此基础上还支持比例化建模以适应不同的外尺寸结构,同时也可减少不必要的几何干涉问题。使用 ANN 模型根据输入参数,针对不同的电机结构,采用不同的建模思路。在此期间还要注意可能存在的其他几何干涉或者违反电机理论的问题,通过尺寸链的约束可以自动调整参数以避免几何冲突。

(3)几何剖分和网格生成。几何剖分设置可认为是参数化建模部分的任务,但这里将其单列出来是因为网格的数量和剖分质量直接关系到求解精度。现有的商业软件已经提供了一些自适应剖分方法以解决网格奇异情况。但 GAN 模型提供了更好的选择,其根据已有的真实网格数据集学习内在分布规律,从而生成与实际应用所需的高质量网格。此外,还可以学习类似自适应剖分的方法,对需要重点关注的区域适当加密,对求解精度要求不高的区域适当稀疏,从而降低计算复

杂度。

(4)有限元求解器。采用神经网络模型求解大规模稀疏矩阵问题可以加速有限元问题的求解,但目前仍面临一些挑战。这里主要介绍整体替代包括参数化建模在内的代理模型,针对不同的预测需求可以采用 ANN、CNN、GAN 及物理信息内嵌式模型等作为代理模型的网络架构。代理模型的建立需要先利用已有有限元模型采集数据,从计算结果中学习数据规律,再经过超参数优化、模型训练和验证得到有效的代理模型。

(5)输出数据处理。后处理部分主要分为瞬态波形结果和场分布结果。一般情况下图像显示的光滑度取决于求解步长,但初始数据的显示仍会呈现很多毛刺现象。由于有限元计算本身也属于数值解,因此对数据做合适的再处理可以更好地反映计算结果。比如,使用多项式回归算法对曲线进行拟合,使用 CNN 模型对各种场图进行插值以增强显示效果等。此外,AI 技术也可用于异常计算结果的诊断和修复。

4 电磁软件在数据驱动环境下的应用

数据驱动环境下的电磁软件开发方法如图 3 所示。在当前 AI 技术飞速发展的背景下,电磁软件需要依靠数据驱动的方式进行不断的优化升级和功能拓展。借助电磁软件得到的仿真数据,可以建立特定电磁产品的模型数据库,为特定行业训练专用代理模型,提供便捷、快速的电磁计算服务。从长远来看,借助高性能云计算平台、分布式计算框架等,可以逐渐收集各种各样的电磁产品模型数据,建立通用的电磁大模型数据库。利用 Transformer 模型、迁移学习和强化学习等方法打造电磁界的电子百科全书。有了基于各种电磁仿真数据建立的大模型,在处理缺乏先验知识或面临复杂设计问题时,也能提供有效的解决方案。在此基础上,还可以构建电磁数字孪生体系,以增强和优化对电磁产品实体或系统的虚拟仿真和管理能力,实现对其运行状态的故障检测与健康评估,提高设备可靠性,降低运维成本。

本文介绍三种基于电磁仿真数据的实际应用:电磁场分布预测、基于分类器的加速优化和多输入多输出性能预测。

(1)电磁场分布预测。图 4 给出了一种基于

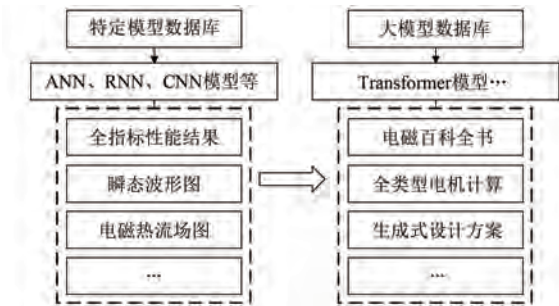


图 3 数据驱动环境下的电磁软件开发方法
Fig. 3 Electromagnetic software development approach in data-driven environment

U-net 框架的 GAN 模型,用于电磁场分布预测。这种 GAN 模型使用 U-net 模型作为生成器,残差网络作为判别器。U-net 由编码器和解码器组成,输入数据经过编码器和池化层增加维度并缩小图像尺寸,再经过解码器和上采样层减少维度并放大图像尺寸。U-net 框架中的跳跃连接可以融合不同层次的特征信息,从而提升了模型的分割性能和泛化能力。

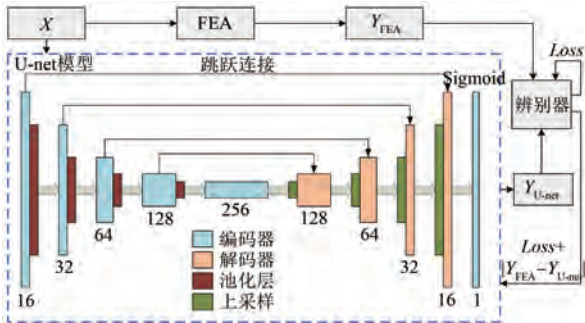


图 4 基于 U-net 框架的 GAN 模型
Fig. 4 GAN model based on the U-net framework

(2) 基于分类器的加速优化。图 5 给出了一种基于分类器加速有限元优化的流程图。AI 模型在精确预测电磁性能方面无法做到百分之百的准确率,但若用于判断某个设计点的性能优劣则变成了二分类问题。图中每个优化过程的每个设计点均需要先由基于分类器的性能评估器进行判断,再决定是否提交有限元计算。评估器可以由决策树、支持向量回归和 ANN 等组成,在习得优化变量和优化目标之间的内部规律后,可以准确判断设计点是否存在几何干涉,以及是否需要计算。

(3) 多输入多输出性能预测。图 6 给出了一个简单的 ANN 模型结构示例。一般情况下,输入层的节点数与输入特征数相匹配;输出层的节点

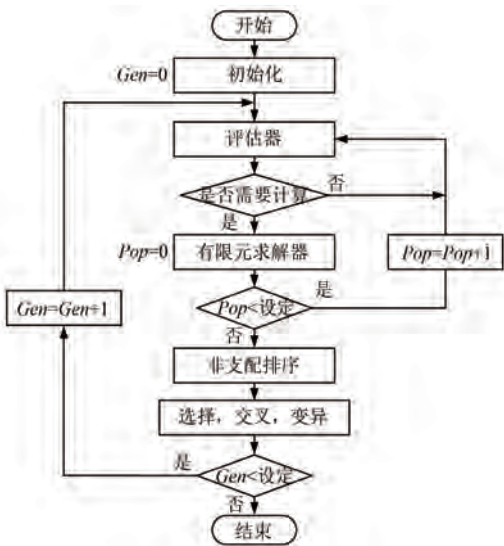


图 5 基于分类器加速有限元优化的流程图
Fig. 5 Flowchart for finite element optimization accelerated by classifier

数等于要预测的输出变量数;隐藏层的层数和节点数根据问题复杂度决定,每一层的节点可以对输入特征进行复杂的非线性变换,通过激活函数提取有用的特征表示。通常对每个输出变量分别计算损失,然后将所有损失加权求和作为总的损失函数。此外,还需要选择合适的优化器,如 Adam、随机梯度下降等,以高效更新模型参数。

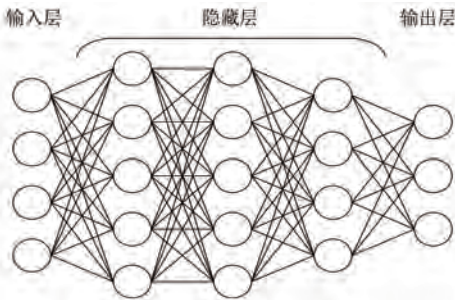


图 6 ANN 模型结构示例
Fig. 6 ANN model structure example

除此以外,目前的研究热点还包括基于生成式模型的电机逆向设计、基于 GPU 加速矩阵求解的求解器等,长远目标是建立数据驱动的电性能预测大模型。

5 仿真算例

5.1 数据采集

测试案例为内置式永磁 (Interior Permanent Magnet, IPM) 电机的多输入输出性能预测。IPM

电机的有限元模型如图 7 所示,主要参数如表 2 所示。

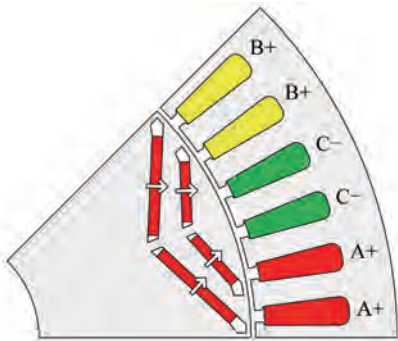


图 7 IPM 电机有限元模型

Fig. 7 Finite element model of IPM machine

表 2 IPM 电机主要参数

Tab. 2 Main parameters of IPM machine

参数名称	参数值
槽数	48
极数	8
定子外径/mm	198
转子内径/mm	46
气隙长度/mm	1
轴向长度/mm	150
相电流峰值/A	480
额定转速/($r \cdot \min^{-1}$)	4 000
永磁体材料	N40UH
铁心材料	50WW470
叠压系数	0.97

设定模型的输入为 28 个几何变量,其中定子部分的变量 8 个,转子部分的变量 20 个,所有变量的采样范围如表 3 所示。设定 8 个性能参数作为输出目标,包括:平均转矩、效率、 d 轴磁链、 q 轴磁链、铁心磁滞损耗、铁心涡流损耗、永磁体涡流损耗和总损耗。采用拉丁超立方采样方法采集 10 000 组数据,并对异常值进行舍弃,舍弃后的有效数据为 7 931 组。

5.2 模型超参数优化

仿真基于 Pytorch 框架的 python 语言实现,仿真硬件平台设置:CPU 为 Intel Core i7-10850H 2.70 GHz,内存 RAM 为 64 GB, GPU 为 Nvidia Quadro RTX 5000 16 GB。由于仿真算例属于回归问题,采用全连接的 ANN 模型作为示例,这种

表 3 几何变量采样范围

Tab. 3 Sampling range of geometric variables

变量名称	最小值	最大值
定子轭厚/mm	6	12
槽顶宽/mm	5.5	6.5
槽底宽/mm	3.5	4.5
槽深/mm	16	20
槽底倒角半径/mm	0.5	2
槽楔高/mm	0.5	1
槽口高/mm	1	2
槽开口/mm	2	4
永磁体 1 厚度/mm	2.5	3.5
永磁体 1 宽度系数	0.7	0.9
磁桥 1 厚度/mm	1	2
磁极 1 V 型角度/($^{\circ}$)	100	120
磁极 1 开口夹角/($^{\circ}$)	38	42
磁极 1 外间隔长度/mm	1	2
磁极 1 外间隔宽度/mm	1.5	3
磁极 1 内间隔宽度/mm	1.5	3
永磁体 1 偏移量/mm	0	1
永磁体 1 内侧气隙长度/mm	-0.5	0.5
永磁体 2 厚度/mm	2.5	3.5
永磁体 2 宽度系数	0.75	0.95
磁桥 2 厚度/mm	1	2
磁极 2 V 型角度/($^{\circ}$)	120	150
磁极 2 开口夹角/($^{\circ}$)	20	25
磁极 2 外间隔长度/mm	1	2
磁极 2 外间隔宽度/mm	16	20
磁极 2 内间隔宽度/mm	1.5	3
永磁体 2 偏移量/mm	0	1
永磁体 2 内侧气隙长度/mm	-0.5	0.5

结构也称作多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP), MLP 是基础的深度学习模型之一。在处理复杂的数据集时,超参数的设置对模型性能具有显著影响,而手动调参既耗时又无法保证全局最优,因此选择 Optuna 库进行超参数优化,其可以自动搜索最优超参数组合。

将采样数据的 80% 用于模型训练,20% 用于模型测试。将数据集归一化到 0~1 之间,采用 Optuna 进行超参数优化,学习率采用 Adam 进行优化,损失函数采用均方误差,批量大小设置

为 64。

超参数优化结果如表 4 所示。可见,优化得到最佳网络结构其隐藏层的层数为 3,第一层的神经元数目为 170,第二层的神经元数目为 25,第三层的神经元数目为 202。由于没有采用动态学习率,优化后的学习率为 0.000 324。

表 4 超参数优化结果

Tab. 4 Hyperparameter optimization results			
超参数名称	下界	上界	优化结果
学习率	1e-5	1e-2	0.000 324
隐藏层层数	1	10	3
第一层神经元数量	16	256	170
第二层神经元数量	16	256	25
第三层神经元数量	16	384	202

应用最佳网络结构重新训练模型,训练过程中损失函数值变化曲线如图8所示。模型在经历

8 000 次迭代后基本收敛,此时损失函数的平均值为 0.000 17。

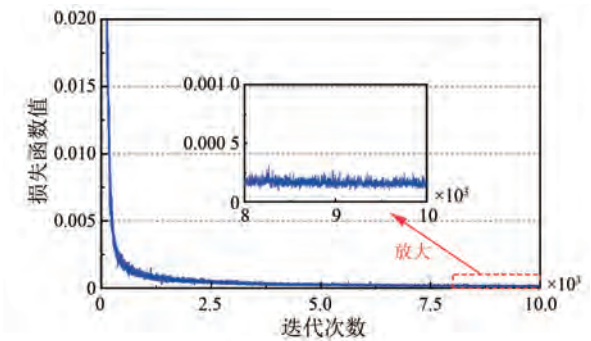


图 8 训练过程中损失函数值变化曲线
Fig. 8 Variation curve of loss function value during training

5.3 预测结果分析

ANN 模型在测试集上的预测结果如图 9 所示。

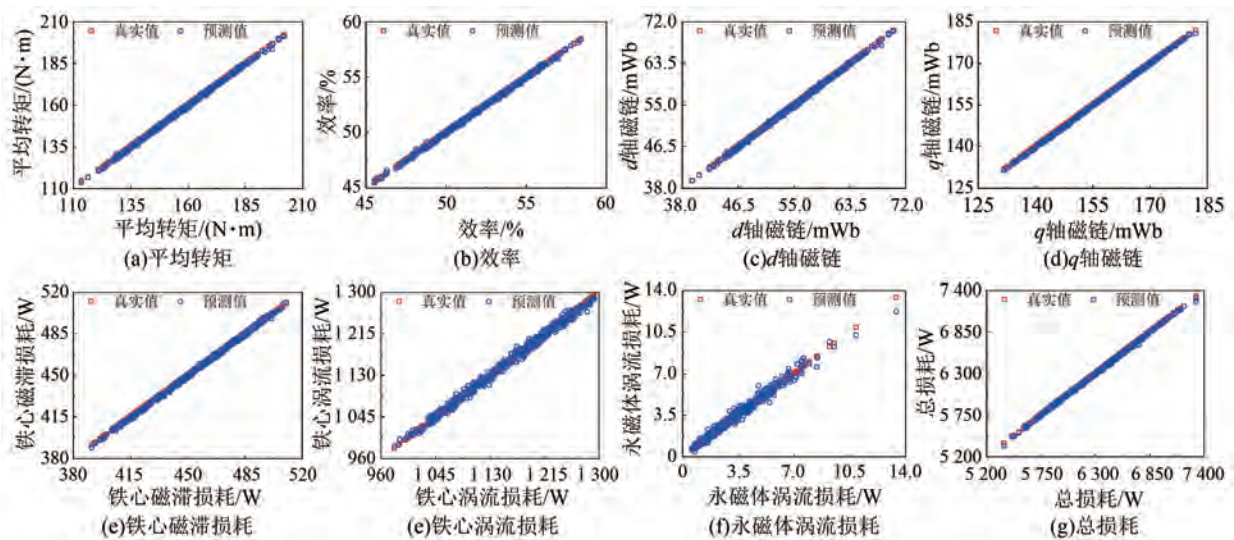


图 9 ANN 模型在测试集上的预测结果
Fig. 9 Prediction results of ANN model on test set

由图 9 可知,除铁心涡流损耗、永磁体涡流损耗的预测误差较大一些,其他目标的预测误差均较小,可以满足实际应用需求。对于常规有限元求解问题,使用 FEA 软件计算大约需要 2 min,而使用 ANN 代理模型计算不超过 1 s,计算速度提升了 120 倍以上。尽管在使用代理模型方法时,其采样和训练需要耗费大量时间,但是一旦模型训练完成并通过验证,便可针对该类型电机的优化问题永久使用,后续只需微调即可适应相似设计任务。如果使用迁移学习还可以在一定的应用范

围内使用相同的 AI 模型而无需重新训练。

6 结语

基于 AI 技术蓬勃发展的背景,针对当前电磁软件需要实现自主可控的国产化需求,本文提出了融合 AI 技术的电磁软件开发思路,介绍了电磁软件在数据驱动环境下的应用场景。通过分析,得出以下结论。

(1) 通用电机设计框架结合参数化建模平台,可打破不同 FEA 求解器之间的壁垒,增强系

统交互性与兼容性。

(2)电磁软件在模型建立、求解过程以及结果分析等多个环节均可实现局部或整体 AI 替代。

(3)基于大量的电磁仿真数据可以有效处理性能预测、场分布预测等问题。

(4)开发针对特定电磁产品的代理模型可以等效为提供定制软件服务。

(5)建立数据驱动的通用电机性能预测大模型需要作为长期目标持续努力。

本文针对电磁软件与 AI 技术的融合及应用进行了研究,所提出的一系列 AI 技术加持在电磁仿真软件中,可以有效缩短电磁产品的研发周期,降低研发成本。在未来的工作中将逐步实现 AI 技术和电磁软件的深度融合,提供更好的电磁计算服务。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

宋娇和傅为农进行了方案设计、内容总结与论文撰写,乔振阳进行了仿真优化,张云鹏、傅为农参与了论文的审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, content summary and paper writing were carried out by Song Jiao and Fu Weinong. The simulation optimization was conducted by Qiao Zhenyang. The manuscript was reviewed and revised by Zhang Yunpeng and Fu Weinong. All authors have read and approved the final version of the manuscript for submission.

参考文献

- [1] 罗瑞平,盛步云,黄宇哲,等. 基于数字孪生的生产系统仿真软件关键技术与发展趋势[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(6): 1965-1982.
- LUO R P, SHENG B Y, HUANG Y Z, et al. Key technologies and development trends of digital twin-based production system simulation software [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(6): 1965-1982.

- [2] 高亮,李培根,黄培,等. 数字化设计类工业软件发展策略研究[J]. 中国工程科学, 2023, 25(2): 254-262.
- GAO L, LI P G, HUANG P, et al. Development strategies of industrial software for digital design [J]. Strategic Study of CAE, 2023, 25(2): 254-262.
- [3] 王甜婧,汤涌,王兵,等. 传统方法与人工智能:潮流控制优化算法的现状、挑战与未来方向[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(5): 1799-1818.
- WANG T J, TANG Y, WANG B, et al. Traditional methods versus artificial intelligence: Optimization algorithms for power flow control in state of the art, challenge and future directions [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(5): 1799-1818.
- [4] 金亮,苏浩展,郭劭男,等. 基于 AI 的电磁场计算建模研究综述[J]. 电工技术学报, 2025, 40(10): 3013-3029.
- JIN L, SU H Z, GUO S N, et al. A review of AI-based computational modelling studies of electromagnetic [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(10): 3013-3029.
- [5] LEONG K, SUNG A, JONES L. The core technology behind and beyond ChatGPT: A comprehensive review of language models in educational research [J]. International Journal of Educational Research and Innovation, 2023, 20: 1-21.
- [6] 江秀臣,臧奕茗,刘亚东,等. 电力设备 ChatGPT 类模式与关键技术[J]. 高电压技术, 2023, 49(10): 4033-4045.
- JIANG X C, ZANG Y M, LIU Y D, et al. Power equipment ChatGPT-type model and key technologies [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4033-4045.
- [7] ZENG Z J, WANG L, WU Y R, et al. Utilizing mixed training and multi-head attention to address data shift in AI-based electromagnetic solvers for nano-structured metamaterials [J]. Nanomaterials, 2023, 13(20): 2778.
- [8] ZHANG L, PARK C, LU Y, et al. Isogeometric convolution hierarchical deep-learning neural network: Isogeometric analysis with versatile adaptivity [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 417: 116356.
- [9] TRIANTAFYLIDIS D G, LABRIDIS D P. A finite-element mesh generator based on growing neural

- networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1482-1496.
- [10] SOMAN S, MEHENDALE N. Faster and efficient tetrahedral mesh generation using generator neural networks for 2D and 3D geometries [J]. Neural Computing & Applications, 2023, 36(4): 1815-1832.
- [11] HU W D, LI Y D, ZHANG W L. Spatial resolution enhancement of satellite microwave radiometer data with deep residual convolutional neural network [J]. Remote sensing, 2019, 11(7): 771.
- [12] POLLOK S, OLDEN-JØRGENSEN N, JØRGENSEN P S, et al. Magnetic field prediction using generative adversarial networks [J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2023, 571: 170556.
- [13] POLLOK S, BJØRK R, JØRGENSEN P S. Inverse design of magnetic fields using deep learning [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2021, 57(7): 2101604.
- [14] JI L, LIU Y K, YANG Q X, et al. Prediction method of motor magnetic field based on improved Linknet model [J]. COMPEL: International Journal of Computational Mathematics, Electrical and Electronic Engineering, 2023, 42(1): 90-100.
- [15] WU H H, NIU S X, ZHANG Y P, et al. Fast magnetic field approximation method for simulation of coaxial magnetic gears using AI [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, 2023, 4(1): 400-408.
- [16] WU H H, NIU S X, ZHANG Y P, et al. Physics-informed generative adversarial network-based modeling and simulation of linear electric machines [J]. Applied Sciences, 2022, 12(20): 10426.
- [17] SADROSSADAT S A, RAHMANI O. ANN-based method for parametric modelling and optimising efficiency, output power and material cost of BLDC motor [J]. IET Electric Power Applications, 2020, 14(6): 951-960.
- [18] 乔路宽, 张炳义, 李岩, 等. 基于改进粒子群优化算法的外转子永磁同步电机的多目标优化设计 [J]. 电机与控制应用, 2023, 50(3): 81-87+94.
- QIAO L K, ZHANG B Y, LI Y, et al. Multi-objective optimization design of external rotor permanent magnet synchronous motor based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(3): 81-87+94.
- [19] SASAKI H, HIDAKA Y, IGARASHI H. Prediction of IPM machine torque characteristics using deep learning based on magnetic field distribution [J]. IEEE Access, 2022, 10: 60814-60822.
- [20] HUANG Q, HUANG J H, FU W N. Acceleration of electric machine structure optimization using performance classifier enhanced evolutionary search [C]//2023 IEEE 6th Student Conference on Electric Machines and Systems, Huzhou, 2023.
- [21] 刘彻, 杨恺乔, 鲍江涵, 等. 智能电磁计算的若干进展 [J]. 雷达学报, 2023, 12(4): 657-683.
- LIU C, YANG K Q, BAO J H, et al. Recent progress in intelligent electromagnetic computing [J]. Journal of Radars, 2023, 12(4): 657-683.
- [22] LOWTHER D A. The application of artificial intelligence and machine learning in the design process for electromagnetic devices [J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2023, 73(4): 237-254.
- [23] MARTÍNEZ-FRUTOS J, MARTÍNEZ-CASTEJÓN P J, HERRERO-PÉREZ D. Fine-grained GPU implementation of assembly-free iterative solver for finite element problems [J]. Computers & Structures, 2015, 157: 9-18.
- [24] 张宏, 周大伟, 陆丽, 等. 基于改进的樽海鞘群算法的永磁同步电机多目标优化设计 [J]. 电机与控制应用, 2025, 52(2): 221-230.
- ZHANG H, ZHOU D W, LU L, et al. Multi-objective optimization design of permanent magnet synchronous motor based on improved salp swarm algorithm [J]. Electric Machines & Control Application, 2025, 52(2): 221-230.
- [25] 庞亮, 张闻东, 胡豁达, 等. 基于粒子群优化算法的TMPS-HESM联合仿真设计方法 [J]. 电机与控制应用, 2023, 50(1): 62-70.
- PANG L, ZHANG W D, HU H D, et al. TMPS-HESM co-simulation design method based on particle swarm optimization algorithm [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(1): 62-70.
- [26] MENG Y, FANG S H, PAN Z B, et al. Machine learning technique based multi-level optimization design of a dual-stator flux modulated machine with dual-PM excitation [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(2): 2606-2617.

- [27] CHU J L, CHENG H, SUN J H, et al. Multi-objective optimization design of hybrid excitation double stator permanent magnet synchronous machine [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(4): 2364-2375.
- [28] ZANG B Q, CHEN Y G. Multiobjective optimization and multiphysics design of a 5 MW high-speed IPMSM used in FESS based on NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(2): 813-824.
- [29] 江东东, 乔振阳, 傅为农. 基于 NEDC 路谱的对称与非对称型永磁同步电机优化设计[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(6): 69-77.
- JIANG D D, QIAO Z Y, FU W N. Optimization design of symmetrical and asymmetric permanent magnet synchronous motor based on NEDC driving cycle [J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(6): 69-77.
- [30] 王伟炳, 邓孝华. 基于联合仿真的表贴式永磁游标电机性能分析[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(8): 60-65.
- WANG W B, DENG X H. Performance analysis of a surface-mounted permanent magnet vernier machine based on co-simulation [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(8): 60-65.
- [31] BONNEEL P, BESNERAIS J L, PILE R, et al. Pyleecan: An open-source Python object-oriented software for the multiphysics design optimization of electrical machines [C]//2018 XIII International Conference on Electrical Machines, Alexandroupoli, 2018.
- [32] QIAO Z Y, JIANG D D, FU W N. A universal parametric modeling framework for electric machine design [J]. Energies, 2023, 16(16): 5897.

收稿日期:2025-07-21

收到修改稿日期:2025-09-04

作者简介:

宋 娇(2001-),女,硕士研究生,研究方向为人工智能在电机设计与控制中的应用,j.song1@siat.ac.cn;

* 通信作者:傅为农(1961-),男,博士,教授,研究方向为电机优化设计与电磁场数值分析,fuweinong@suat-sz.edu.cn。