第 49 卷 第 10 期：4033-4045 高电压技术 Vol.49, No.10: 4033-4045
2023 年 10 月 31 日 High Voltage Engineering October 31, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231419

电力设备 ChatGPT 类模式与关键技术

江秀臣，臧奕茗，刘亚东，盛戈皞，许永鹏，钱庆林
（上海交通大学电子信息与电气工程学院，上海 200240）

摘　要：ChatGPT(chat generative pre-trained transformer)是近些年人工智能领域发展的新技术方向，其涵盖了设备数字孪生、设备管理、平台运行等数字化功能，更具备通用性、生成式人机对话的特点。文章首先介绍了 ChatGPT 的发展现状，以及电力设备 ChatGPT 类模式和核心技术架构，说明大模型具有优异的泛化能力、逻辑推理能力、多模态数据分析生成能力等突出特点。然后，从高算力人工智能芯片、语料样本体系构建、基于 Transformer 的生成式预训练模型、嵌入大语言模型的多模态算法、基于人类反馈的强化学习技术这五个方面分析了电力设备 ChatGPT 类模式所涉及的关键技术。最后，提出了电力设备 ChatGPT 在电力行业开展的可行性和技术方案，总结出未来电力设备 ChatGPT 所面临的挑战和发展方向。

关键词：电力设备 ChatGPT；Transformer 模型；人类反馈强化学习；通用人工智能；数字孪生

Power Equipment ChatGPT-type Model and Key Technologies

JIANG Xiuchen, ZANG Yiming, LIU Yadong, SHENG Gehao, XU Yongpeng, QIAN Qinglin
(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract：ChatGPT (chat generative pre-trained transformer) is a new technology direction developed in the field of artificial intelligence in recent years, which covers digital functions such as device digital twin, device management, platform operation, etc., and is more characterized by versatility and generative human-machine dialogue. This paper firstly introduces the development status of ChatGPT, as well as the power equipment ChatGPT-type model and core technology architecture. It is illustrated that the large model has outstanding features such as excellent generalization ability, logical reasoning ability, and multimodal data analysis and generation ability. Then, the key technologies involved in ChatGPT-type large model for electric power equipment are analyzed from five aspects as follows: high arithmetic AI chip, corpus sample system construction, transformer-based generative pre-training model, multimodal algorithm embedded in big language model, and human feedback-based reinforcement learning technology. Finally, the feasibility and technical solutions for ChatGPT for power equipment to be carried out in the power industry are proposed, and the challenges and development directions of ChatGPT for power equipment in the future are summarized.

Key words：power equipment ChatGPT; transformer models; reinforcement learning from human feedback; general artificial intelligence; digital twin

0　引言

ChatGPT 是目前人工智能研究与应用的一个热点方向，在社会生活和工业领域具有良好的应用前景，目前还未见在能源电力方面的相关研究成果。电力设备是组成电网的核心器件与装备，现阶段涉及电力设备智能化数字化的相关研究主要体现在数字孪生、大数据应用等方面，而 ChatGPT 含有更多的信息、更友好的人机界面和更智能的算法，将电力设备与 ChatGPT 模式相结合具有良好的学术和工程价值。

随着通用人工智能技术(artificial general intelligence，AGI)的发展和计算机硬件算力的大幅提升，预训练基础模型作为目前主流的人工智能(artificial intelligence，AI)核心技术，成为各国重点布局的战略研究方向[1]。传统人工智能主要应用于观察、分析和识别等方面，在自然语言生成上的表现还略有不足，而生成式大语言模型的技术突破给人工智能领域带来了新的变革，逐渐将人工智能推向了“生成式”和“大模型+大数据”的发展模式[2]。2018 年，谷歌和 OpenAI 公司分别提出了 BERT(Bidirec-

基金资助项目：上海交通大学“新进青年教师启动计划”(23X010502189)。
Project supported by Startup Fund for Young Faculty at SJTU (23X010502189).

tional Encoder Representation from Transformer)模型和 GPT(Generative Pre-trained Transformer)模型，这 2 种基于 Transformer 模型架构的大语言模型引领了近些年大语言模型的发展[3]。同时，国外还有 Roberta、Gopher、PaLM、MT-NLG 等自然语言生成模型，国内也有百度“文心一言”、华为“盘古”、智源悟道、阿里“通义千问”、腾讯“混元”等大语言模型相继涌现，但在性能表现上距离 OpenAI 的 ChatGPT 还有一定差距[4-5]。

GPT 大模型经历了从 1.0 版本到 4.0 版本的更新换代，GPT3.0 以前的版本在自然语言处理方面并未有颠覆性的突破[6]。2022 年 11 月，随着对 GPT 模型的不断优化迭代，OpenAI 公司发布了基于 GPT3.5 的 ChatGPT 应用，其是一款高度智能化的聊天机器人，能够接收文本输入并对其进行分析处理后输出相应的文本内容。但是，基于 GPT3.5 的 ChatGPT 仅能处理文本信息，在理解能力、预训练数据容量和输入文本规模等方面都具有一定的局限性[7-8]。2023 年 3 月 15 日，经过进一步的迭代，OpenAI 公司发布了基于 GPT4.0 的 ChatGPT Plus 应用[9]。GPT4.0 的预训练数据量和参数规模约为 GPT3.0 的 6 倍，且能够处理文本、视频、音频、图像等多模态输入信息，并对应输出相应的文本和代码，具有图像生成能力[10]。此外，GPT4.0 还能够与多种算法软件、办公软件和多媒体处理软件相结合，具备大体量多元异构信息的整理、分析、推断和决策等功能，是提示优化算法、微调算法和基于人类反馈的强化学习等技术的集成应用[11]。

ChatGPT Plus 是目前 GPT 类技术的领跑者，能够实现零样本学习、多模态信息处理、智能交互、跨学科知识融合、迁移学习、海量信息储存与检索等多种强人工智能技术[12]。在此基础上，ChatGPT Plus 所衍生出的各种新技术框架目前正处于产生和应用初期，对各种涉及人工智能的行业都将起到变革性的推动作用[13-14]。目前 ChatGPT 已经在医疗、教育、环境保护和生物科学等领域开始了初步探索，为将来在电力行业中的应用提供了重要经验参考[15-18]。

在电力行业中，随着电网规模的不断扩大，挂网投运的电力设备成爆发性增长，这对电力设备的台账管理、状态监测和故障诊断等方面带来了巨大挑战，现有的电力 AI 难以对海量电力设备信息进行通用性分析和处理[19]。此外，目前应用于电力行业的 AI 技术还存在泛化复用性差、人机交互水平低、决策准确率不稳定、故障训练样本不全面等问题，制约了电力设备的智能化和数字化发展[20-21]。

因此，将 ChatGPT 类模型与电力设备相结合，能够发挥 ChatGPT 类大语言模型在自然语言生成、多模态信息处理、零样本学习、强泛化能力等方面的优势[22]，实现电力设备智能设计、电力设备智能制造、电力设备综合状态评估技术、面向设备运维的高度智能化人机交互、海量电力设备资产的智能化管理系统等颠覆性应用，推动电力设备数字孪生技术的发展，有效提高电网的智能化水平[23-25]。

本文主要从电力设备 ChatGPT 类模式、关键技术、在电力设备中的应用、未来挑战与展望等方面对 ChatGPT 类技术在电力设备中的实施提供思路和参考。

1 电力设备 ChatGPT 类模式

1.1 ChatGPT 类模式与传统 AI 的区别

目前，在故障诊断、图像识别、大数据分析等领域已经存在电力设备与 AI 结合应用的案例，但目前电力设备所应用的 AI 技术多为“专项专用”型的人工智能辅助技术，且很少具备信息生成和多模态数据处理的功能，要求在不同的应用场景下需要采用不同的 AI 模型算法。例如，设备机械振动诊断、巡检图像识别、设备信息大数据分析等不同的运维场景需要采集不同类型的数据，然后使用不同的 AI 模型来进行分析决策，严重降低了人工智能在电力设备行业中的应用效率，且对运维人员的专业知识要求较高，不利于海量多类型电力设备的综合状态评估与智能管理。

不同的是，ChatGPT 是一种通用性、生成式的强人工智能模型，虽然也属于 AI 的范畴，但是其兼具自然语言理解、内容生成、多模态分析、智能决策等功能于一体，能够将传统“专用 AI 模型”的单一功能集成于 ChatGPT 类大模型中，使电力设备 ChatGPT 类模式能够投入到电力设备设计、制造、运行、维护、管理等全链条多场景的智能化应用当中[26]。通过将不同场景下的数据语料投入 ChatGPT 类大模型中进行学习训练，即可完成不同应用场景下的各种工作任务，具有比传统 AI 更高的智能化水平、更广的适应范围和更强的生成能力，有效提高海量多类型电力设备在信息管理、状态评估和设计制造等方面的工作效率。

1.2 电力设备 ChatGPT 类模式技术架构

结合电力设备在电网中的应用角色，电力设备 ChatGPT 类模式主要分为基础层、技术层和应用层，通过每层之间的相互支撑与关联，共同构成电力设备 ChatGPT 模式，具体架构如图 1 所示，其中每一层中所包含的具体内容如下所述[27]。

1）基础层：主要包括计算机硬件算力、基础模型算法、多模态样本数据库等内容，是支撑电力设备 ChatGPT 类模型运行的基础条件。在电力设备领域中应用时，将经过大量电力设备数据训练后的大语言模型与电力云计算平台相结合，实现算力和数据的协同高效处理，是电力设备 ChatGPT 类模型的关键支撑技术。

2）技术层：主要包括电力专业自然语言处理、设备视觉图像识别、声纹分析等多模态信息处理技术，以及能够学习和理解电力设备多源异构数据的模型算法，例如设备缺陷图像识别算法、故障严重程度评估算法等。同时，在技术层中还包含与前端应用程序交互的应用接口，是电力设备 ChatGPT 类模式能够在电力现场应用的关键纽带。

3）应用层：主要包括电力设备 ChatGPT 类模式的技术方案、技术服务和智能设备等方面，能够覆盖电力行业的设备信息管理、设备状态数字孪生、故障诊断等领域，是电力设备 ChatGPT 类模式的具体表现形式，例如智能运检 APP、大数据管理平台等。

基于上述的应用模式，电力设备 ChatGPT 类模式能够实现多设备类型、多模态信息、多应用场景的生成式智能分析。

电力设备 ChatGPT 类模式的核心是自然语言大模型技术，其核心技术架构主要包括高算力硬件、语料样本库、预训练模型、微调模型、应用接口、应用系统等主要部分[28]。

1）高算力硬件是 ChatGPT 类大模型的计算支撑，主要由 AI 芯片和 AI 服务器构成。生成式 AI 的应用需要大规律的多模态数据集，其参数训练量能达到千亿级别。因此，要有效训练出更大参数、更高精度、更高能力的大模型，高性能的硬件算力和现有电力云计算平台的结合是支撑 GPT 类大模型进一步发展的关键因素。

2）语料样本库是 ChatGPT 类大模型的知识来源，主要包括预训练样本和微调样本。预训练样本主要包括基础知识和电力专用知识，用于对基于 Transformer 模型的预训练语言模型进行训练。微调样本主要包括电力专业人员标注的电力样本数据、运维巡检报告等处理过的高质量标注信息，用于对基于人类反馈的强化学习模型进行微调训练。

3）预训练模型是电力设备 ChatGPT 类模式的核心支撑，目前 GPT4.0 所采用的是 Transformer 模型，是一种优于目前流行的卷积神经网络和循环神经网络的神经网络模型。在预训练阶段，利用电力专用语料样本对 Transformer 模型进行无监督训练，使其具备电力设备多模态信息理解、状态推理、设

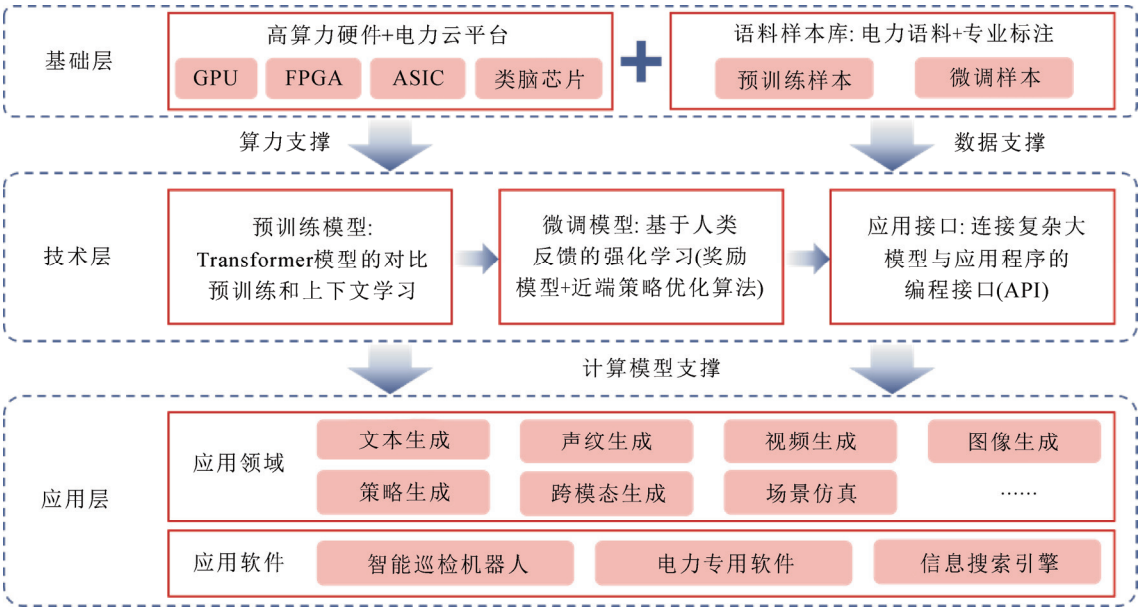


图 1 电力设备 ChatGPT 类模式技术架构

Fig.1 Power equipment ChatGPT-type large model overall technical architecture

备信息生成和历史数据学习的能力，在此阶段不涉及人类反馈环节。

4）微调模型是电力设备 ChatGPT 类模式的核心优势，其主要在于基于人类反馈的强化学习(reinforcement learning from human feedback, RLHF)，是大语言模型生成领域的新型训练范式。在预训练模型的基础上，微调模型通过奖励模型训练和近端策略优化算法将有电力专业人员标注的互动样本信息进行排序(例如：设备故障类型、图像配准、历史运行报告等经过电力专业人员处理过的信息，而不是原始设备数据)，迭代出更符合电力设备运行场景的自然语言生成模型。

5）应用接口是电力设备 ChatGPT 类模式的关键纽带，是一种连接复杂大模型和实际操作的应用程序编程接口(application programming interface，API)。API 能够将 ChatGPT 大模型进行打包，无需使用者访问源码或理解模型原理就能便捷地操作大模型中的参数变化，并与外部的电力应用程序相结合，这很大程度上减轻了电力行业技术人员对大模型底层架构的研发压力，有利于将 ChatGPT 类大模型转化为电力设备行业的实际生产力。此外，API 还能够通过协议对通讯数据进行加密，实现可靠的电力设备数据传输与互联。

6）应用系统是电力设备 ChatGPT 类模式的终端目标，能够将 ChatGPT 类大模型与实际应用相结合。例如，可开发搭载 ChatGPT 类大模型的智能巡检机器人、电力专用专家诊断软件和电力设备集成管理系统等集成了 ChatGPT 类大模型的应用程序。

1.3 电力设备 ChatGPT 类模式的新要求

基于上述电力设备 ChatGPT 类模式的技术架构，针对电力设备领域的具体需求和应用场景，对 ChatGPT 类模式提出了新的要求。

高算力人工智能芯片是目前各种大模型算法运行的基础，也是未来制约大模型发展的关键支撑技术之一，需要终端芯片和后端芯片相互配合。但对于电力设备的 ChatGPT 类模式来说，终端芯片还需具有设备状态智能决策、数据无线通讯专网、实时采集等适用于电力设备的专用能力，对终端芯片算力提出了更高要求，是未来亟需攻关突破的技术难题。

在语料样本体系构建方面，电力设备的语料样本体系将不同于现有的 ChatGPT 语料样本体系。现有的 ChatGPT 语料样本体系中包括大量的通识性语料样本，但是面向电力设备后，将添加更多的电力专业知识样本，例如更多的电力设备相关文献、电力设备现场报告资料、电力设备设计生产资料等，从而构建出更加适用于电力设备的语料样本体系。

在预训练模型和强化学习方面，电力设备 ChatGPT 类模式在底层架构上可以沿用 GPT 类大模型的预训练模型和强化学习方法，但还需在预训练和微调过程中引入更符合电力设备行业的专家系统来标注和调整训练数据，来形成更加精准、合理的学习模型。

在多模态算法方面，电力设备 ChatGPT 类模式与现有 GPT 类大模型的核心算法基本相同，区别在于电力设备 ChatGPT 类模式中的多模态算法需要额外引入一些针对电力设备领域的专用算法，例如设备故障图像识别、设备多源异构数据处理、电力专用图表生成等，这些算法可以通过附加安装包的形式添加至已有 GPT 类大模型的算法模型当中。

针对不同体量的电网来说，在训练模型、多模态算法、应用系统等关键技术方面基本相同。不同之处在于，不同体量的电网可根据主要设备类型和区域范围采用不同体量的语料样本库和不同算力的终端计算芯片。

2 关键技术

电力设备 ChatGPT 类模式的关键技术主要包括高算力人工智能芯片、语料样本体系构建、基于 Transformer 的生成式预训练模型、嵌入大语言模型的多模态算法、基于人类反馈的强化学习技术，这 5 项技术互相支撑，共同实现电力设备 ChatGPT 类模式所具备的多模态信息处理、自然语言智能对话、行为分析、智能决策等功能。下面将详细介绍各项关键技术的具体内容。

2.1 高算力 AI 芯片

高算力 AI 芯片是提高硬件算力的核心，也是制约 ChatGPT 类大模型发展的关键因素之一。以目前公布的 GPT3.0 模型为例，预训练的数据量约为 45TB，需要计算的参数量约为 1750 亿，而下一代 GPT4.0 模型的整体计算量要达到 GPT3.0 的 6 倍左右，这对 AI 芯片的算力提出了更高的要求[29]。

AI 芯片是针对人工智能模型做了特殊加速设计的芯片，GPU、FPGA、ASIC、类脑芯片等 AI 芯片是目前主流的高算力底层硬件，例如，GPT3.5 模型的计算由 1 万个 V100 GPU 组成的高性能网络集群承担，总算力消耗约 3640PF-days(即每秒计算

一千万亿次，需要计算 3640 天)。现阶段，4 种主流 AI 芯片的技术对比如表 1 所示。

根据目前 AI 芯片的发展程度，GPU 类 AI 芯片在电力人工智能中的应用较为广泛，也是现阶段较为成熟的一种大模型计算硬件，能够在未来较快的部署于电力设备领域。而 FPGA 和 ASIC 芯片在电力行业中的仅有部分应用，还难以支撑 ChatGPT 类大模型的计算需求[30]。类脑芯片作为一种前沿的技术，如果其制造工艺和算法技术更加成熟，在未来有望替代 GPU 类 AI 芯片广泛应用于电力设备的 ChatGPT 类模式。

表 1　4 种主流 AI 计算硬件的发展情况

Table 1　Development of four mainstream AI computing hardware

硬件类型	算力水平	优势	缺点	应用场景
GPU	中	制造技术成熟，可大规模并行计算	推理端无法使用并行计算	复杂算法和通用性人工智能计算
FPGA	高	可根据编程配置芯片以适应算法迭代	量产成本高，硬件编程困难	适用于各种行业
ASIC	高	量产后成本最低，算法固化后性能极高	前期研发投入成本高、时间长	适用于某个独立设计的特殊计算场景
类脑芯片	高	功耗最低，认知能力强	尚不成熟，仍处于探索阶段	适用于各种行业

2.2　语料样本体系构建

高质量、覆盖广的语料样本体系是电力设备 ChatGPT 类模式理解和生成信息的关键，其主要由预训练语料样本和微调语料样本构成。两部分语料样本的语料来源、标注情况和信息属性等都存在差异，其语料体系的主要框架如图 2 所示。



图 2　电力设备 ChatGPT 类模式的语料体系

Fig.2　Corpus system of power equipment ChatGPT-type model

2.2.1　预训练语料样本

电力设备 ChatGPT 类模式的预训练语料样本，主要包括通用语料和电力设备专用语料两大部分。

1）通用语料

主要来自于大范围的书籍、网页数据、社交媒体、开源代码等通用语料，用于构建 ChatGPT 类大模型的基本语料样本和理解能力。

2）电力设备专用语料

不同于普通的 ChatGPT 模型，电力设备 ChatGPT 类模式的预训练语料样本需要额外包含完备的电力相关信息。几种主要的电力设备专用语料如下所述。

标准信息方面，需包含 IEEE、IEC、国家标准、行业标准、电网企业标准等电力行业的核心标准规范文件信息。

原理信息方面，需包含各种与电力设备相关的理论知识，例如，电路分析知识、气体放电过程、绝缘劣化机理、过电压防护原理等，为数据分析和信息反馈提供理论支撑。

设备信息方面，需包含发电、输电、变电、配电、用电、储能等核心领域的典型设备信息，例如变压器、风机、开关类设备、输电线路、电缆等典型设备的主要性能、适用场景、内部结构参数和运维策略等信息。

传感信息方面，需包含典型电力设备的状态感知方法，例如油中溶解气体检测、局部放电检测、缺陷图像识别、微水检测、电流/电压检测等检测手段和诊断方法。

计算信息方面，电力设备 ChatGPT 类模式需提前学习部分电力专用计算方法，例如，电力设备多物理场耦合求解计算、故障诊断算法、状态预测算法等，上述算法有利于大模型对电力数据的计算与分析。

保密信息方面，电力设备 ChatGPT 类模式不可避免地会涉及到我国电力行业的敏感信息，例如，

变电站选址、设备布局、电网框架信息等，虽然涉及保密，但是在做好安全防护的基础也是需要输入预训练语料库进行训练的，这样在未来能得到更加符合实际的模型输出结果。

通过预训练语料的训练，ChatGPT 类大模型不仅能够掌握自然语言的表达模式、前后文逻辑、知识储备等内容，还能在电力专用信息的训练下，使大模型能理解和生成电力设备现场的多模态信息。

2.2.2 微调语料样本

在预训练语料样本的基础上，采用高质量的标注语料对预训练模型进行微调，主要用于有监督训练的微调、奖励模型的微调、近端策略优化的微调这 3 个阶段，使得电力设备 ChatGPT 类大模型能更好地理解和处理电力行业中的专业任务信息，提高模型综合性能，其主要为互动语料样本。

互动语料样本主要包括已经通过电力行业专家标注过的互动信息，例如，历史运行报告、设备状态诊断结果等，这些经过额外标注后的电力语料样本能够进一步完善预训练模型，促使模型更契合电力用户需求。

2.3 基于 Transformer 的生成式预训练模型

Transformer 模型能够解决多种自然语言处理问题，能够采用无标注的语料样本进行训练，十分符合电力设备领域大量无标注运行状态数据的处理，可将电力传感器采集得到的状态参量或设备信息直接输入 Transformer 预训练模型中进行训练，节约了大量标注人力。ChatGPT 类大模型采用单向传播的 Transformer 模型来实现模型的预训练，模型计算中不存在循环结构，无需卷积计算，不会出现处理长序列数据时的维数灾难问题，大幅减少了运算时间[31]。Transformer 模型由编码和解码组成，ChatGPT 类大模型的预训练主要利用其中的解码部分(涉及图像处理的多模态模型可能涉及编码部分来输入图像)，并辅之以掩码自注意力机制(Masked Self-Attention)进行优化，即该模型根据给定内容预测出后续的生成内容[32]，模型框架如图 3 所示。

在掩码自注意力机制中，通过编码过程，输入数据集 x 转化为具有 L 个位置信息的矩阵 $\boldsymbol{Y}$，矩阵表示如下：

$$\boldsymbol{Y}=[\boldsymbol{y}_1,\ \cdots,\ \boldsymbol{y}_L]\in\boldsymbol{R}^{d\times L} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{y}_i$ 表示第 i 个位置信息的向量；d 为位置信息的维数；$\boldsymbol{R}$ 表示常数矩阵。

总共 H 个掩码注意力函数，针对第 h 个掩码注意力函数，将矩阵 $\boldsymbol{Y}$ 变为 3 个维度均为$(d/H)\times L$ 的矩阵，分别为查询矩阵 $\boldsymbol{Q}^{(h)}$、键矩阵 $\boldsymbol{K}^{(h)}$和值矩阵 $\boldsymbol{V}^{(h)}$，由此文本词之间的关联表征能够表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{Z}^{(h)}&=\left[z_1^{(h)},\ \ldots,\ z_L^{(h)}\right]=\\&F(\boldsymbol{Q}^{(h)},\boldsymbol{K}^{(h)},\boldsymbol{V}^{(h)})=\\&\boldsymbol{V}^{(h)}\cdot S\left(\frac{1}{\sqrt{p}}\left(\boldsymbol{Q}^{(h)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}^{(h)}+\boldsymbol{M}\right)\end{aligned} \tag{2}$$

式中：F 为掩码注意力函数；S 为归一化指数函数；$\boldsymbol{M}$ 为掩码矩阵，表示为：

$$\boldsymbol{M}(l,\ m)\begin{cases}0, & m\le l\\ -\infty, & m>l\end{cases} \tag{3}$$

基于上述自注意力掩码和 Transformer 模型，通过上下文的学习和理解，在不改变模型参数的基础上，通过向 Transformer 模型输入少量训练范例即可生成相应的任务内容，使得电力设备 ChatGPT 类大模型具备一定的自主理解和推理能力，其中 Davinci 系列是目前性能较高的一种模型。

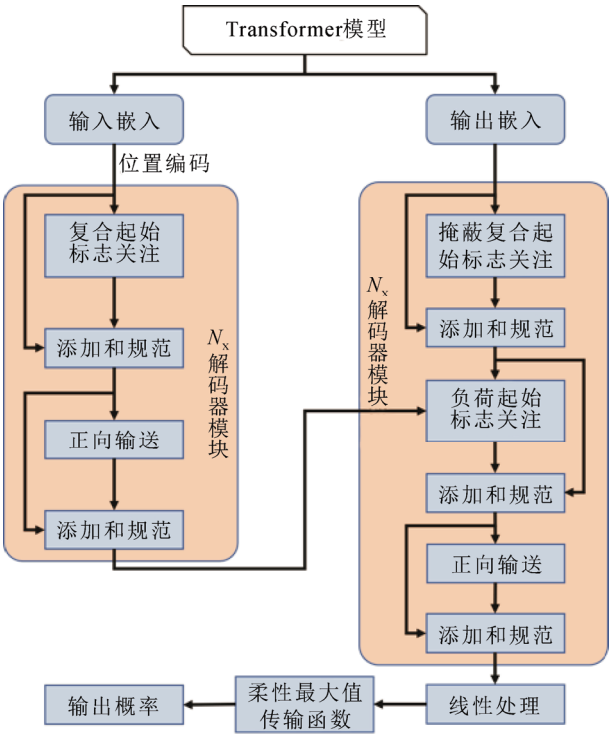


图 3 Transformer 模型框架

Fig.3 Transformer model framework

2.4 嵌入大语言模型的多模态算法

针对电力设备 ChatGPT 类模式，在大模型中嵌入多模态算法能够完成设备图像–文本信息、设备声纹–文本信息、设备视频–文本信息等多模态信息之间的交互生成。例如，巡检图谱描述、状态推理、报告理解等功能。

在使用多模态算法进行识别、理解和生成的过程中往往需要多个单模态模型协同作用，形成具有逻辑的思维链，且各逻辑环节之间具有严格的推理模式。在 Transformer 模型预训练时，利用多模态统一嵌入法将多种场景下的不同任务内容集成为一个体系，这样能够同时兼顾单模态和多模态输入信息，例如，同时采集电力设备的音频与图像数据进行处理。在输入 Transformer 预训练模型前，需要采用图像嵌入器、音频嵌入器和文本嵌入器对嵌入的模态信息进行提取，然后通过多层的自注意力机制进行迭代，学习和理解跨模态之间的上下文嵌入信息，最终实现多模态信息之间的判别、理解和生成[33]。ChatGPT 类大模型的跨模态应用场景如图 4 所示。

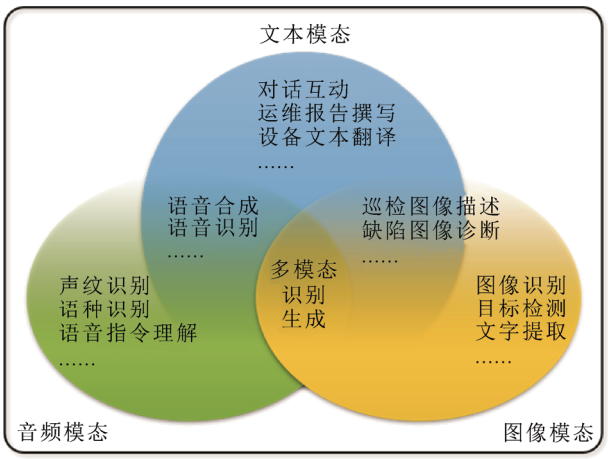


图 4　电力设备 ChatGPT 类模式的多模态应用场景

Fig.4　Multimodal application scenarios of power equipment ChatGPT-type model

2.5　基于人类反馈的强化学习技术

ChatGPT 类大模型通过 RLHF 技术提升模型理解人类思维的准确性，能够实现更加自然、逻辑性强、错误率低的生成式人工智能，并且具有较强的泛化能力，不会因为训练样本的差异对生成结果产生大幅影响，是迈向通用人工智能的关键技术[34]。RLHF 主要由奖励模型和近端策略优化模型构成，具体技术框架如图 5 所示。

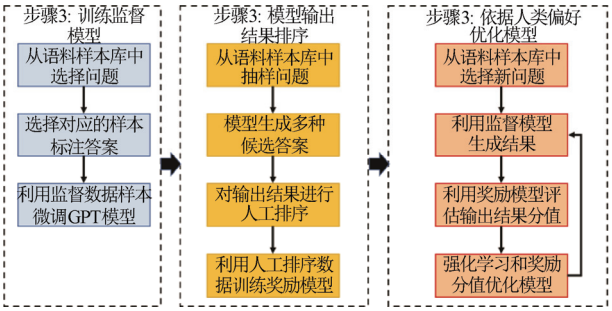


图 5　基于人类反馈的强化学习技术框图

Fig.5　Block diagram of human feedback-based reinforcement learning techniques

首先，利用人工标注好的电力专用语料样本对 Transformer 得到的预训练模型进行微调。

然后，再从数据集中随机抽取若干涉及电力设备的问题来训练奖励模型，对每个问题生成若干个答案，对答案的水平进行排序。其中排序靠前的答案意味着逻辑上更加符合人类的理解，使得模型在生成优质答案时赋予更高的奖励得分，由此提高了模型对电力设备信息的理解能力。例如，对变压器油中溶解气体的严重程度进行评估，如果评估结果为“一般严重”，而实际已经“非常严重”，则该评估结果的得分会低于评估为“非常严重”的得分，以此来对模型进行微调。

在训练奖励模型的过程中，采用深度学习网络构建奖励模型让奖励模型不断逼近人类的偏好。最终，从语料体系中随机选取问题，使用近端策略优化模型生成答案，根据上述奖励模型的赋分机制对答案进行打分，按照分数梯度对生成模型进行强化学习，根据策略进一步更新模型参数，从而利用近端策略优化模型生成更加符合逻辑的结果。

为了保证模型输出的稳定性，在优化的过程中控制近端策略优化模型与预训练微调模型之间的差异值，避免近端策略优化模型过于偏离初始预训练模型。

3　电力设备 ChatGPT 类模式的应用

数字化智能化是未来电力设备发展的重要趋势，ChatGPT 类大模型所具备的通用性、跨模态、专业化、高效性等优势能有力支撑数智化电力设备的发展，电力设备 ChatGPT 类模式在未来具有广阔的应用前景，特别是在电力设备数字孪生、故障诊断、资产管理等方面。本文根据目前电力设备领域的部分技术堵点和卡点，总结分析了未来 ChatGPT 类大模型在电力设备领域中的应用实践，典型应用场景如图 6 所示。

3.1　电力设备智能设计

电力设备的设计涉及到电、热、力等多物理场的耦合约束，同时还要考虑到电力设备运行所处的大气环境和施工条件等因素的影响，需要大量数据和规程来支持整个电力设备的设计过程。随着电力设备的大规模应用，电力设备的标准化设计范式也逐渐开始推广，这对电力设备设计提出了新要求。

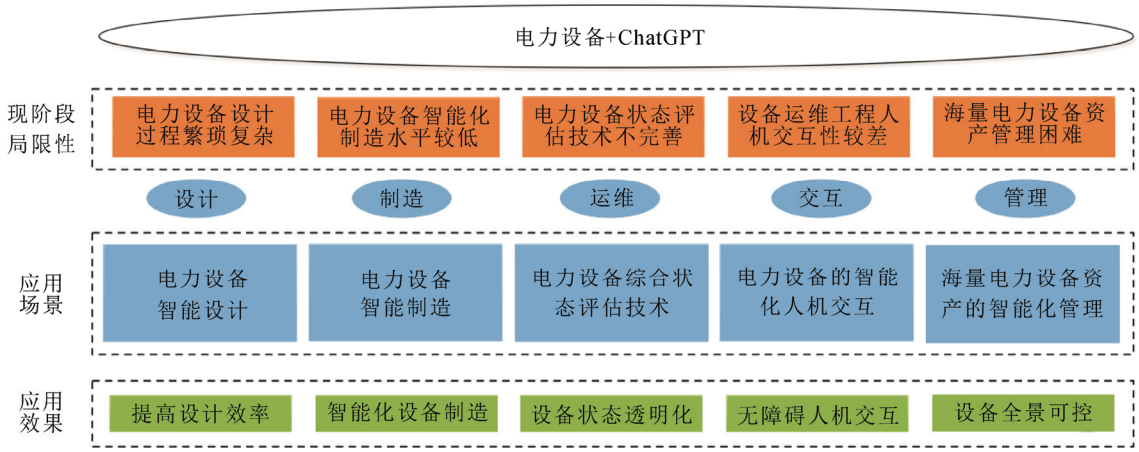


图 6 “电力设备+ChatGPT”应用场景

Fig.6 Application scenarios of “power equipment + ChatGPT”

基于 ChatGPT 类大模型，能够充分发挥其在知识学习、模型构建和综合优化方面的优势，学习大量的现场运行数据和设计规范，将学习的经验应用于新的设备设计当中。同时，利用 ChatGPT 类大模型的强大计算能力，在虚拟空间中建立电力设备的数字孪生模型，并通过模型对设备参数进行不断的迭代优化，大幅简化了人为调整参数、优化模型的复杂过程，有利于缩短电力设备的设计周期，降低电力设备的研发成本，概括如图 7 所示。

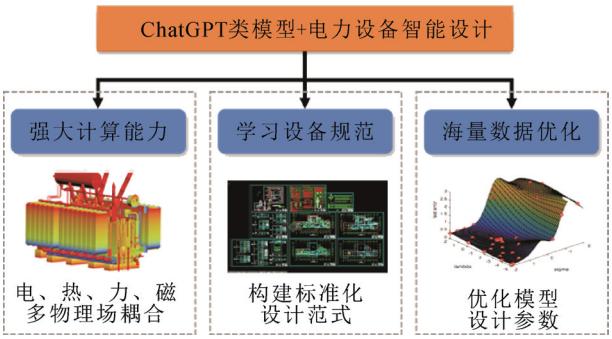


图 7 ChatGPT 类模式在电力设备智能设计中的应用

Fig.7 Application of ChatGPT-type model in intelligent design of power equipment

3.2 电力设备智能制造

电力设备制造是将设备从理论模型转化为物理实体的关键步骤，基于 ChatGPT 类大模型的电力设备智能制造主要涵盖 3 个方面，分别为制造流程优化、设备质量控制、产能预测，概况如图 8 所示。

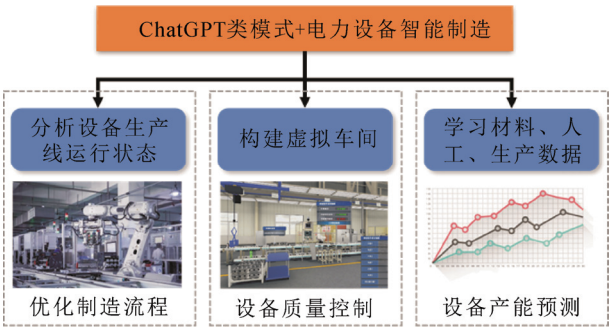


图 8 ChatGPT 类模式在电力设备智能制造中的应用

Fig.8 Application of ChatGPT-type model in intelligent manufacturing of power equipment

基于 ChatGPT 类大模型强大的学习和理解能力，对设备制造过程中的良品率、故障报错、生产时效等信息进行综合分析，能够不断优化整个电力设备的制造流程，并且为不同的电力设备量身定制不同的装备方案，逐步提高电力设备的制造效率。

在电力设备制造前，利用 ChatGPT 类大模型生成设备制造的虚拟车间，该虚拟车间中能够包含电力设备在制造过程中每个工艺环节的理论数据，是设备制造参数的目标值。在实际制造时，将实际车间的数据与大模型生成的虚拟车间的数据进行比对，从而及时发现设备或其零部件的制造参数在某个环节出现了异常，并进行排查处理，提前规避不合格设备的产出。

此外，通过 ChatGPT 类大模型对电力设备历史制造数据的学习，结合当下的车间生产状态、原材料供给、工人匹配等数据，能够有效预测出未来一段时间内的产能情况，从而有助于优化各生产要素之间的协同配合，促进电力设备产业链的供需平衡，实现电力设备制造的智能化。

3.3 电力设备综合状态评估技术

ChatGPT 类大模型在未来电力设备综合状态评

估中的突出优势主要体现在多模态数据分析、小样本故障数据智能诊断和设备历史运行数据的修补恢复三个方面，概括如图 9 所示。

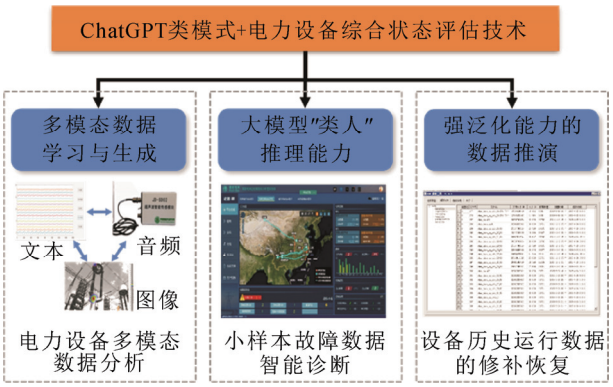


图 9 ChatGPT 类模式在电力设备综合状态评估中的应用

Fig.9 Application of ChatGPT-type model in comprehensive condition assessment for power equipment

3.3.1 电力设备多模态数据分析

随着电网建设规模的扩大，发、输、配电用电力设备的数量呈爆发式增长。为了更好地掌握设备的运行状态和故障诊断，设备状态数据采集的体量和种类也越来越多，且这些状态数据来源多样，包括了设备的图像、文本、音频、视频等多模态数据，形成了多源异构的电力设备状态数据体系[35]。然而，目前对电力设备多模态数据的分析大多是通过人工处理，现有的计算能力还很难对非结构化的跨模态数据进行综合分析，迫切需要一种能够对电力设备巡检图像、监控视频、故障声波和文本信号等多模态数据进行知识融合和行为决策的技术。

ChatGPT 类大模型的出现为电力设备多模态数据综合分析提供了新的思路。ChatGPT 类大模型具备多模态数据学习、理解、识别和生成的功能，很好地契合了电力设备领域对多模态数据分析的需求，克服了目前对不同类型数据需要采用不同算法模型进行处理的问题。通过 ChatGPT 类大模型学习海量文献中的专业知识、储备大规模故障样本数据、内嵌智能诊断算法等方式，能实现电力设备的多尺度状态评估、设备故障智能诊断、生成设备运行报告、提出运维检修方案等功能，降低了对数据分析人员的专业知识要求，简化了处理多源异构数据的操作复杂性，提高了决策的科学性，也为未来电力设备数字孪生体中状态评估提供有利支撑。

3.3.2 小样本故障数据智能诊断

电力设备在运行过程中难免会出现局部放电、过热、机械松动等故障，但整体而言电力设备自身的可靠性较高，相对于已经投运的电力设备数量来说，故障频率是相对较低的。此外，在故障率本来就较低的情况下，部分设备故障的偶发性强或位于地理位置偏僻的区域，出现故障也很难采集到相关数据，更加减少了电力设备故障的样本数据量[36]。

目前，设备故障的智能诊断主要采用大量已有故障样本训练机器学习模型，然后运用模式识别算法对故障进行诊断。当遇到小样本故障时，大多采用生成对抗网络和迁移学习来扩充样本库，然后再进行故障诊断。上述技术路线都步骤复杂、效果欠佳，且对非结构化的故障样本数据通用性较差。

ChatGPT 类大模型针对小样本故障诊断具有显著的优势，可以通过“类人”的推理能力，在零样本或者小样本的情况下理解任务内容，并生成相应的诊断结果。这种能力能够克服电力设备中的故障样本少、故障类型少见等现实问题，大幅提高设备运维的决策能力。

3.3.3 设备历史运行数据的修补恢复

完整、准确的设备运行状态数据对工作状态评估、故障诊断、数字孪生体建模和寿命预测等方面具有重要意义。但是，电力设备的离线或在线监测数据会在采集、传输、处理和存储的过程中出现不可抗的设备数据缺失问题，传感器性能退化和信号干扰也会导致设备的监测数据不可用。上述这些低质量数据会严重影响设备工作状态的评估，使得故障预警出现漏报或者误报的问题，不利于设备的运维决策[37]。

ChatGPT 类大模型具有比现有生成对抗网络、卷积神经网络更强的数据恢复能力，能够对多类型、大体量、多场景的设备历史数据进行学习理解，具备很强的学习能力和泛化能力。针对电力设备历史数据的修补恢复，首先，使用完整的设备历史状态监测数据训练 ChatGPT 类大模型，使模型学习掌握电力设备正常运行的数据演变规律。然后，将问题数据输入 ChatGPT 类大模型中进行属性判断，确定数据是属于完全缺失还是质量偏低，从而制定不同的修补恢复策略。最终，根据属性判断结果，利用 ChatGPT 类大模型修补和恢复相应的问题数据，完善设备运行数据的质量体系。

3.4 面向设备运维的高度智能化人机交互

智能化电力设备是未来发展的重要趋势，特别在电力设备运维方面，采用高度智能化的人机交互

技术能大幅提高设备运维的效率、可靠性和安全性，概况如图 10 所示。

目前应用于电力设备运维领域的人机交互技术还处于初级阶段，大多是人工占主导，辅之以增强现实(augmented reality，AR)摄像头、机械臂、巡检机器人等外部机器进行操作，其设备的部署和决策还往往需要在高度人工干预的情况下进行。

为了提高人机交互的水平，减少设备运维过程中的人力消耗，ChatGPT 类大模型能够作为人机接口的关键环节实现高度智能化的人机交互。通过 ChatGPT 类大模型能够在以下三个方面提高电力设备的人机交互水平。

1）电力巡检 AR 眼镜：通过将 ChatGPT 类大模型嵌入到 AR 眼镜的边缘终端里，赋予 AR 眼镜更高的智能化水平。能够实现双目视觉下的视线跟踪、设备识别、操作提示和危险预警等功能，提高了人工巡检的效率和安全性。

2）语音控制：利用 ChatGPT 类大模型优良的自然语言理解和处理能力，通过语音对话向巡检机器人、电力传感器、监控设备等电力自动化设备传达指令，解放运检人员的双手，提高运检效率。

3）移动终端辅助决策：电力设备运维工作中所涉及的跨学科知识越来越多，不仅需要工作人员掌握电学知识，还需要了解物理、化学、气象、计算机等多学科的技术内容，对工作人员的知识储备提出了更高的要求。而 ChatGPT 类大模型具有丰富的跨学科知识储备，通过将 ChatGPT 类大模型内嵌入巡检人员的手持式移动终端，在巡检过程中与工作人员进行互动交流，能够减轻对工作人员跨学科技术的储备、掌握压力，提升现场决策效率。

3.5 海量电力设备资产的智能化管理系统

电力设备资产管理系统是电网数字化转型的关键，其以电网设备资源的中台为核心，向上依据顶层架构进行规范运行，向下通过物联网广泛收集设备传感信息，能够覆盖电网中输电、变电、配电、调度等全方位设备信息的系统管控、现场作业和设备管理等业务开展。

为了更高效、智能地运行电力设备资产管理系统，充分利用 ChatGPT 类大模型的海量样本学习能力、大型硬件算力支撑和泛化智能算法是一种良好的技术方案。基于 ChatGPT 类大模型，能够实现海量电力设备台账的标签化管理、设备运行状态的实时调取、业务操作的智能决策、运维检修报告的自动生成等功能，最终建立电网设备全景可控、全链条可查、全设备可知的高度人工智能的电力设备资产管理系统，概况如图 11 所示。

4 面临挑战与未来展望

4.1 面临挑战

4.1.1 数据安全问题

随着越来越多的企业、用户和设备终端接入 ChatGPT 类大模型，大量的相关数据被 ChatGPT 类模型学习和理解，这有利于提高 ChatGPT 类大模型的生成能力和通用性，但也意味着相关数据信息将被共享于 ChatGPT 类大模型的计算平台中，使得数据存在被泄漏、利用和盗取的风险[38]。

特别是针对涉及我国电网的设备相关数据、变电站选址、电网规划信息，具有极高的保密要求，一旦信息泄漏，黑客、外部势力等会利用我国的电力设备数据进行大规模灾难性的攻击，所导致的后果及其严重。从目前公布的 ChatGPT 类大模型的数



图 10 ChatGPT 类模式在电力设备智能化人机交互中的应用

Fig.10 Application of ChatGPT-type model in intelligent human-computer interaction of power equipment

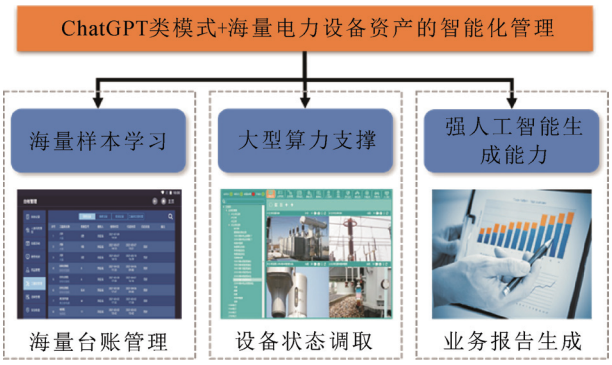


图 11 ChatGPT 类模式在海量电力设备资产管理中的应用

Fig.11 Application of ChatGPT-type model in intelligent management of massive power equipment assets

据安全规约来看，其底层代码和训练数据尚未公开，还难以保证可靠的数据保密条件，且应用双方在数据安全保护的权责边界方面也还未有明确的要求。因此，为了 ChatGPT 类大模型能在我国电力设备领域进行推广应用，亟需在保障数据安全方面进行完善。

4.1.2 生成内容偏差问题

ChatGPT 类大模型在训练的过程中利用的是相关历史性数据，不具备实时学习更新的能力，导致模型所具备的知识储备可能与当下的实时情况存在差异，使得模型的输出结果与实际情况出现偏差。另外，ChatGPT 类大模型在微调阶段存在人工反馈的介入，这会将部分人工主观导向引入模型，对模型的客观性产生不良影响，产生具有偏见的生成结果。

针对电力设备中的应用来说，需要在未来的模型构建中开发实时更新训练库的模型接口，及时上传设备的实时运行状态，建立相关数据的标注标准和规范，通过电力专业技术人员根据标准规范对训练数据进行标注，尽可能避免主观结果的影响。通过上述这些技术手段，尽可能弥补 ChatGPT 类大模型自身的生成内容偏差问题。

4.1.3 硬件算力限制问题

ChatGPT 类大模型的优秀性能是建立在海量数据参数和大型计算模型的基础之上，为了能够运算 ChatGPT 类大模型需要强大的算力支撑。目前，主要使用的硬件算力为 GPU 并行计算，但随着训练数据库的扩大和模型智能化的提升，目前的硬件算力将很难满足 ChatGPT 类大模型进一步的迭代进化。同时，大量的计算硬件和电力供应需求使得现阶段计算 ChatGPT 类大模型的成本极高，而一味地扩大计算芯片的数量来提高计算能力不是一种可持续的发展方式，亟需研发相应的高算力芯片、低成本运营模式和云计算平台，并推动计算功能向电力设备的传感边缘部署，减少公共平台的计算压力，促进 ChatGPT 类大模型更广泛的应用。

4.1.4 大模型底层代码未开源问题

现阶段，OpenAI、谷歌、腾讯、百度等国内外各大研究机构都推出了各自的大模型应用软件，但相关的大模型底层代码都处于保密状态，大模型的应用仅停留在照搬使用阶段，很难更好地契合电力设备领域的具体应用场景。未来要在电力设备行业进行大范围的应用仅使用现有的大模型程序是不够的，需针对电力设备的专业特点和实际需求，开发面向电力行业的 ChatGPT 类大模型程序。同时，还需要电力企业/高校与大模型研究机构深度合作，从底层代码层面嵌入电力专业需求，推动电力设备 ChatGPT 模式的推广应用。

4.2 未来展望

目前，ChatGPT 类大模型正处于爆发式发展的初期，各个行业都还在对 ChatGPT 类大模型的应用方式和发展方向进行探索，还未有一个明确的技术应用框架。在电力设备方面，电力设备 ChatGPT 类模式从业务需求、技术条件、应用场景等方面都具有较高的契合度，但还需要针对电力设备领域的特点研究与整个电网系统相适应的 ChatGPT 类大模型运行模式，并未意味着短期内 GPT 类大模型就能够实现所有电力人工智能的功能。同时，在未来还应积极探索 ChatGPT 类模型的小型化集成方案，减少与电力设备无关知识的训练学习，缩减模型规模，构建电力设备专用的精致化 ChatGPT 类模型应用体系。

此外，考虑到电网系统对运行安全性、结果可靠性、模型可解释性的要求较高，而现阶段的 ChatGPT 类大模型还较难满足上述电网的要求，需要在未来进一步地优化升级。因此，ChatGPT 类大模型在电力设备领域的应用具有广阔发展前景的同时，也存在部分亟待解决的问题，但作为一种强人工智能技术，随着技术的发展必将推动电力设备领域的颠覆性变革。

5 结论

本文从 ChatGPT 技术的发展现状、电力设备 ChatGPT 模式、ChatGPT 类大模型技术架构、“电力设备+ChatGPT”的应用场景、未来面临挑战和展望等方面进行了分析阐释，得到以下 3 点主要结论。

1）ChatGPT 基于大型的 GPU 硬件计算和庞大的语料样本库，将 Transformer 生成式预训练模型和 RLHF 微调技术相结合来训练计算模型，能够实现电力专业知识储备、多模态信息处理、自然语言智能生成的强大功能，具备优异的学习理解能力、泛化能力和逻辑能力，有望在未来大幅提高电力设备的数字化智能化水平。

2）电力设备 ChatGPT 类模式的技术可行性。ChatGPT 类大模型的通用性、生成式、强人工智能的优势特点能够很好地匹配电力行业中应用场景复杂多样、专业要求高的应用需求，本文认为在电力设备智能设计、电力设备智能制造、电力设备综合

状态评估技术、面向设备运维的高度智能化人机交互、海量电力设备资产的智能化管理系统等方面，电力设备 ChatGPT 类模式具有较好的发展前景，能够在电力设备领域充分发挥 ChatGPT 类大模型的优势，赋能电力设备的数字孪生技术的发展。

3）电力设备 ChatGPT 投入行业应用仍存在挑战。由于目前 ChatGPT 类大模型仍处于发展的初期，各行业对其在行业内的具体应用模式还都处于探索阶段。特别是电力设备领域涉及到国家和电网系统的安全稳定，对系统的安全性、可靠性和稳定性要求极高，但 ChatGPT 类大模型在数据安全、生成内容偏差、硬件算力限制和底层代码等方面仍存在部分尚未解决的问题，制约了目前 ChatGPT 类大模型在电力设备领域的推广应用。

参考文献 References

[1] HAN X, ZHANG Z Y, DING N, et al. Pre-trained models: past, present and future[J]. AI Open, 2021, 2: 225-250.

[2] PETERS M A, JACKSON L, PAPASTEPHANOU M, et al. AI and the future of humanity: ChatGPT-4, philosophy and education-critical responses[J/OL]. Educational Philosophy and Theory, 2023: 1-35[2023-09-23]. https: //doi. org/10.1080/00131857.2023.2213437.

[3] ZHOU C, LI Q, LI C, et al. A comprehensive survey on pretrained foundation models: a history from BERT to ChatGPT[J]. arXiv preprint arXiv: 2302.09419, 2023.

[4] LIU Y H, HAN T L, MA S Y, et al. Summary of ChatGPT/GPT-4 research and perspective towards the future of large language models[J]. arXiv preprint arXiv: 2304.01852, 2023.

[5] GONG T, LYU C Q, ZHANG S L, et al. MultiModal-GPT: a vision and language model for dialogue with humans[J]. arXiv preprint arXiv: 2305.04790, 2023.

[6] CAO Y H, LI S Y, LIU Y X, et al. A comprehensive survey of AI-generated content (AIGC): a history of generative AI from GAN to ChatGPT[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.04226, 2023.

[7] BUBECK S, CHANDRASEKARAN V, ELDAN R, et al. Sparks of artificial general intelligence: early experiments with GPT-4[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.12712, 2023.

[8] ELSE H. Abstracts written by ChatGPT fool scientists[J]. Nature, 2023, 613(7944): 423-423.

[9] PLEVRIS V, PAPAZAFEIROPOULOS G, RIOS A J. Chatbots put to the test in math and logic problems: a preliminary comparison and assessment of ChatGPT-3.5, ChatGPT-4, and Google bard[J]. arXiv preprint arXiv: 2305.18618, 2023.

[10] OPENAI. GPT-4 technical report[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.08774, 2023.

[11] LIU H, NING R, TENG Z, et al. Evaluating the logical reasoning ability of chatgpt and gpt-4[J]. arXiv preprint arXiv: 2304.03439, 2023.

[12] KALLA D, SMITH N. Study and analysis of chat GPT and its impact on different fields of study[J]. International Journal of Innovative Science and Research Technology, 2023, 8(3): 827-833.

[13] LEE P, BUBECK S, PETRO J. Benefits, limits, and risks of GPT-4 as an AI Chatbot for medicine[J]. New England Journal of Medicine, 2023, 388(13): 1233-1239.

[14] POLDRACK R A, LU T, BEGUŠ G. AI-assisted coding: experiments with GPT-4[J]. arXiv preprint arXiv: 2304.13187, 2023.

[15] BISWAS S. ChatGPT and the future of medical writing[J]. Radiology, 2023, 307(2): e223312.

[16] WU C F, YIN S M, QI W Z, et al. Visual ChatGPT: talking, drawing and editing with visual foundation models[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.04671, 2023.

[17] QADIR J. Engineering education in the era of ChatGPT: promise and pitfalls of generative AI for education[C]// 2023 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON). Kuwait, Kuwait: IEEE, 2023: 1-9.

[18] BISWAS S S. Potential use of chat GPT in global warming[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2023, 51(6): 1126-1127.

[19] 陈艳波，高瑜珑，赵俊博，等. 综合能源系统状态估计研究综述[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2281-2292.
CHEN Yanbo, GAO Yulong, ZHAO Junbo, et al. Review on integrated energy system state estimation[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2281-2292.

[20] 谢 庆，张煊宇，王春鑫，等. 新一代人工智能技术在输变电设备状态评估中的应用现状及展望[J]. 高压电器，2022，58(11)：1-16.
XIE Qing, ZHANG Xuanyu, WANG Chunxin, et al. Application status and prospect of the new generation artificial intelligence technology in the state evaluation of power transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 1-16.

[21] 唐文虎，牛哲文，赵柏宁，等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术，2020，46(9)：2985-2999.
TANG Wenhu, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and application of data-driven artificial intelligence technology for condition analysis of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 2985-2999.

[22] SHEN Y Q, HEACOCK L, ELIAS J, et al. ChatGPT and other large language models are double-edged swords[J]. Radiology, 2023, 307(2): e230163.

[23] 蒲天骄，乔 骥，韩 笑，等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术，2020，46(2)：369-383.
PU Tianjiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and application of artificial intelligence in operation and maintenance for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 369-383.

[24] 臧奕茗，钱 勇，陈孝信，等. 基于非下采样 Contourlet 变换的光电图像融合方法在 GIL 局放检测中的应用[J]. 高电压技术，2021，47(2)：519-528.
ZANG Yiming, QIAN Yong, CHEN Xiaoxin, et al. Application of photoelectric image fusion method based on non-subsampled contourlet transform in GIL partial discharge detection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 519-528.

[25] 王 辉，宋思蒙，钱 勇，等. 基于 CLAHE 增强的 GIS 局放脉冲序列识别算法[J]. 高电压技术，2021，47(11)：3836-3844.
WANG Hui, SONG Simeng, QIAN Yong, et al. Recognition algorithm of GIS partial discharge phase resolved pulse sequence based on CLAHE enhancement[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3836-3844.

[26] RAHAMAN M S, AHSAN M M T, ANJUM N, et al. From ChatGPT-3 to GPT-4: a significant advancement in AI-driven NLP tools[J]. Journal of Engineering and Emerging Technologies, 2023, 2(1): 1-11.

[27] 赵朝阳，朱贵波，王金桥. ChatGPT 给语言大模型带来的启示和多模态大模型新的发展思路[J]. 数据分析与知识发现，2023，7(3)：

26-35.
ZHAO Chaoyang, ZHU Guibo, WANG Jinqiao. The inspiration brought by ChatGPT to LLM and the new development ideas of multi-modal large model[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2023, 7(3): 26-35.

[28] 钱　力，刘　熠，张智雄，等. ChatGPT 的技术基础分析[J]. 数据分析与知识发现，2023，7(3)：6-15.
QIAN Li, LIU Yi, ZHANG Zhixiong, et al. An analysis on the basic technologies of ChatGPT[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2023, 7(3): 6-15.

[29] 王静静，叶　鹰，王婉茹. GPT 类技术应用开启智能信息处理之颠覆性变革[J]. 图书馆杂志，2023，42(5)：9-13.
WANG Jingjing, YE Ying, WANG Wanru. Subversive change for intelligent information processing by the application of GPT-type technology[J]. Library Journal, 2023, 42(5): 9-13.

[30] LI B Z, GU J J, JIANG W Z. Artificial intelligence (AI) chip technology review[C]// 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence (MLBDBI). Taiyuan, China: IEEE, 2019: 114-117.

[31] 卢经纬，郭　超，戴星原，等. 问答 ChatGPT 之后：超大预训练模型的机遇和挑战[J]. 自动化学报，2023，49(4)：705-717.
LU Jingwei, GUO Chao, DAI Xingyuan, et al. The ChatGPT after: opportunities and challenges of very large scale pre-trained models[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(4): 705-717.

[32] TOPAL M O, BAS A, VAN HEERDEN I. Exploring transformers in natural language generation: GPT, BERT, and XLNet[J]. arXiv preprint arXiv: 2102.08036, 2021.

[33] LYU Q, TAN J, ZAPADKA M E, et al. Translating radiology reports into plain language using ChatGPT and GPT-4 with prompt learning: promising results, limitations, and potential[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.09038, 2023.

[34] LIN J Y, MA Z, GOMEZ R, et al. A review on interactive reinforcement learning from human social feedback[J]. IEEE Access, 2020, 8: 120757-120765.

[35] 张　博，刘　绚，于宗超，等. 基于人工智能的电力系统网络攻击检测研究综述[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4413-4426.
ZHANG Bo, LIU Xuan, YU Zongchao, et al. Review on artificial intelligence-based network attack detection in power systems[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4413-4426.

[36] 马　鹏，樊艳芳. 基于深度迁移学习的小样本智能变电站电力设备部件检测[J]. 电网技术，2020，44(3)：1148-1159.
MA Peng, FAN Yanfang. Small sample smart substation power equipment component detection based on deep transfer learning[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1148-1159.

[37] 唐良瑞，王瑞杰，吴润泽，等. 面向全景调控统一数据模型的缺失数据填补算法[J]. 电力系统自动化，2017，41(1)：25-30，87.
TANG Liangrui, WANG Ruijie, WU Runze, et al. Missing data filling algorithm for uniform data model in panoramic dispatching and control system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(1): 25-30, 87.

[38] NORI H, KING N, MCKINNEY S M, et al. Capabilities of GPT-4 on medical challenge problems[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.13375, 2023.



江秀臣
1965—，男，博士，教授
主要从事电力设备的数字化智能化状态检测相关研究
E-mail: xcjiang@sjtu.edu.cn

JIANG Xiuchen
Ph.D., Professor



臧奕茗(通信作者)
1996—，男，博士，助理研究员
主要从事电力设备的数字化智能化状态检测相关研究
E-mail: zangyiming@sjtu.edu.cn

ZANG Yiming
Ph.D.
Corresponding author

收稿日期　2023-08-02　修回日期　2023-09-26　　编辑　曾文君