第 51 卷 第 4 期：1727-1746 高电压技术 Vol.51, No.4: 1727-1746
2025 年 4 月 30 日 High Voltage Engineering April 30, 2025
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20241541

ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的核心技术、技术特征及应用展望

马 超[1,2]，李武峰[2]，陈羽飞[2]，何永君[2]，田晓鹏[2]
（1. 中国电力科学研究院有限公司，北京 100192；2. 中国电机工程学会，北京 100761）

摘 要：大语言模型是推进标准数字化转型工作的关建技术，探索 ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的核心技术、技术特征及应用展望具有重要意义。该文在介绍 ChatGPT 和电力标准数字化转型的概念基础上，提出了 ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的核心技术和技术特征；对于电力标准本身数字化，通用 ChatGPT 公共大语言模型可推进电力标准形态多元化呈现；对于电力标准化过程数字化，专用 ChatGPT 电力大语言模型可推进电力标准知识深度化应用。同时，指出了 ChatGPT 类大语言模型对电力标准数字化转型的变革影响，包括改变电力标准数据标注方式、电力标准数据知识挖掘方式、电力标准文献资源检索模式、电力标准信息获取与梳理模式、人类与机器交互模式 5 个变革影响。最后，从应用模式、应用框架、应用具体案例、未来应用方向 4 个方面，提出了 ChatGPT 类大语言模型对电力标准数字化转型的应用展望，并指出了技术局限性、实施复杂性、标准化建设特殊性、经济成本效益性 4 方面挑战与限制。

关键词：大语言模型；标准数字化；电力标准；ChatGPT；机器可读标准；生成式人工智能

Core Technologies, Technical Characteristics, and Application Prospects of ChatGPT Class Big Language Models on the Digital Transformation of Standards in Electric Power Field

MA Chao[1,2], LI Wufeng[2], CHEN Yufei[2], HE Yongjun[2], TIAN Xiaopeng[2]
(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;
2. Chinese Society for Electrical Engineering, Beijing 100761, China)

Abstract：The big language model technology is a key technology for promoting the digital transformation of standards. It is of great significance to explore the core technologies, technical characteristics, and application prospects of ChatGPT class big language models to empower the digital transformation of standards in electric power field. This paper introduces the concepts of ChatGPT and the digital transformation of power standards, and proposes the core technologies and technical characteristics on the digital transformation of standards in electric power field. For the digitalization of power standards themselves, the universal ChatGPT public big language model can promote the diversified presentation of power standard forms. For the digitalization of power standardization process, the professionally-used ChatGPT power big language model can promote the deep application of power standard knowledge. At the same time, it is pointed out that the development of ChatGPT has a transformative impact on the digital transformation of standards in electric power field, including changing the way of which power standard data are annotated, the way of which power standards data are mined, the power standards literature resources retrieval mode, the mode of power standards information acquisition and sorting, and the mode of human machine interaction. Finally, the application prospects of ChatGPT-based big language models for the digital transformation of power standards are proposed from four aspects: application mode, application framework, specific application cases, and future application directions. The challenges and limitations faced in terms of technical limitations, implementation complexity, standardization construction specificity, and economic cost-effectiveness are also presented.

Key words：big language model; digital transformation of standards; standards in the field of electricity; ChatGPT; machine readable standards; generative AI

0 引言

2021 年，国家发布《国家标准化发展纲要》，明确指出要推进标准化工作向数字化、网络化、智能化转型[1]。标准数字化是指利用新一代信息技术推进标准本身形态迈向机器可读标准形态发展，推进研制标准、查询标准、管理标准、应用标准等标准化过程迈向高效率发展的新理念[2-3]。其中，电力标准数字化转型是电力标准化工作迈向数字化、网络化、智能化转型关建环节[4-5]，具体指利用新一代信息技术(如计算机视觉、语音识别、自然语言处理、机器学习、大数据等)改变电力标准本身形态(如纸质文本转向数据形态)和标化过程(如查询标准、研制标准、应用标准等)的新理念和新方法[6-8]，其核心理念在于将电力标准以知识形态融入各类业务场景之中实现机器(如计算机、业务中台、电力终端设备、手机等)识别知识、理解知识、执行知识、解释知识等。

本文基于 ChatGPT 和标准数字化两个维度，分析了现有研究进展情况。基于 ChatGPT 视角，总结了 ChatGPT 在电力领域应用进展，有学者研究了大语言模型为背景下电力业务的应用模式、关建技术及业务场景。例如，文献[6]提出了电力设备 ChatGPT 关键技术和应用案例。文献[7]提出了 ChatGPT 类大语言模型在电力系统中的应用前景及风险挑战。基于标准数字化视角，整理了标准数字化在不同行业应用进展，有学者研究了标准数字化背景下不同行业的发展需求、关建技术及典型案例。例如，文献[8]提出了航空领域在标准互操作性、标准知识图谱等方面标准数字化实践探索。文献[9]提出了工业自动化领域在公共数据字典建设、设备信息模型、数字工厂模型等方面标准数字化实践探索。文献[10]提出了国家标准馆在基于语义网的机器可读标准编写与出版、标准文献知识组织，标准情报计算应用等方面标准的数字化实践探索。文献[11]提出了电力领域在特性发展需求、核心技术、治理路线图、实施路径等方面实践探索。

然而，ChatGPT 类大语言模型与电力标准数字化二者间结合应用研究尚处于空白领域，暂无 ChatGPT 发展对标准数字化转型工作的研究，也缺乏 ChatGPT 发展对电力标准数字化转型方向研究。标准数字化转型的核心在于标准本身数字化(即机器可读标准，其是一种人类规范性语言表述的产物，具体是指计算机等各类机器能够识别标准、阅读标准、理解标准、执行及决策标准的新型标准形态)。换言之，标准数字化转型的难点在于如何提升机器综合处理(如识别、理解、执行、解释、决策等)标准文本能力。而 ChatGPT 类大语言模型应用恰好具备人类自然语言理解能力和智慧工作执行能力，故二者结合具备如下显著优势：1）人类语言理解能力是指 ChatGPT 不仅具备模仿人类聊天互动的能力，更重要的是能帮助计算机理解人类语言(如更好理解标准语言表述规则、语句语义知识及上下文语序语法环境)，并可基于大语言模型牵引其他大模型(如大视觉模型、多模态大模型等)高效协同工作(如人类通过语言指令向机器下发工作任务，使得机器向人类提供个性化服务，以期满足人类视觉、听觉、触觉等各类感官融合一体的沉浸式场景体验)，从而顺利搭建人类与机器高效沟通和互动的桥梁，甚至无需人类参与，直接实现机器和机器之间的智慧协同与友好协作。2）智慧工作执行能力是指 ChatGPT 可执行复杂智能任务的能力(如图像文字识别、图表编辑、图片生成、代码生成、数据分析与评价、撰写诗词、戏曲、小说、论文等)。此能力说明 ChatGPT 绝不只是简单地作为聊天机器人与人机进行对话，而是可充当拥有一定智力水平的劳动者角色，能与人类无障碍沟通与交流。因此，本文探索了 ChatGPT 技术嵌入电力标准本身和电力标准化过程的可行性。由此，本研究拟从以下 3 个方面开展研究：(1) ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化的核心技术有哪些？(2) ChatGPT 类大语言模型嵌入电力标准数字化转型的技术特征是什么？(3) ChatGPT 类大语言模型在电力标准数字化转型的应用有哪些？

为解决上述问题，本文开展了研究，主要贡献在于：

1）明确提出可使用 ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型，研究了 Chat GPT 类大语言模型的核心技术，具体包括预训练语言模型、提示学习与指令精调、思维链和基于人类反馈的强化学习 4 类核心技术。

2）不仅分析了电力标准数字化转型的技术特征(即电力标准数字化和电力标准化过程数字化)和 ChatGPT 类大语言模型的技术特征(即具备学习语言习惯能力、特定任务表现能力、符合人类价值观能力)，还分析了二者融合的技术特征(通用

ChatGPT 公共大语言模型可推进电力标准形态多元化呈现，专用 ChatGPT 电力大语言模型可推进电力标准知识深度化应用)。同时提出了 ChatGPT 类大语言模型对电力标准数字化的变革影响，包括标准数据标注方式、标准数据知识挖掘方式、标准文献资源检索模式、标准信息获取与梳理模式、人类与机器交互模式等系列改变，

3）提出了 ChatGPT 类大语言模型在电力标准数字化的应用展望，包括 4 个应用具体案例：一是灵活类标准数字化场景(电力存量标准结构化格式转换、电力增量标准结构化文本生成)；二是高效类标准数字化场景(电力设备智能研发设计、电力设备智能生产制造)；三是低碳类标准数字化场景(太阳能发电厂运行维护)；四是智能类标准数字化场景(电力自主运检工单处理、电力自主调度故障处理)。本文旨在探索大语言模型和电力标准数字化集成、互动和应用模式，提供了二者融合的应用模式、应用框架、具体应用案例和未来潜在的应用方向，并探讨大语言模型在电力标准数字化转型中应用挑战，可为电力标准数字化转型典型案例与应用研究提供参考。

1　核心技术

当前大语言模型技术尚处于探索阶段，社会各界对其基础概念体系和核心技术体系尚未达成共识。本研究认为，大语言模型技术本质是一种实现生成和理解人类语言的人工智能模型技术综合体，其涉及神经网络、预训练方法、文本生成、上下文理解等各类技术[12]。难以一一进行阐述说明，因此本研究仅列出较为重要的核心技术。

如图 1 所示，ChatGPT 类大语言模型的核心技术包括 4 个方面，预训练语言模型、提示学习与指令精调、思维链和基于人类反馈的强化学习。

1）预训练语言模型技术

预训练语言模型技术是增强大语言模型学习能力的关建技术，其是指通过海量文本数据进行自监督学习，使模型具备学习语言能力(包括语言的潜在结构、语法规则和语义关系)的自然语言处理技术，其代表性模型包括 ELMo，BERT 和 GPT3[12]。当前，预训练语言模型的主流研究包括两个方面：一是模型预训练；二是模型网络结构。在模型预训练中，对预训练语言模型输入大量未标记的文本数据(如网页新闻、网站文档等)，并通过自监督任务

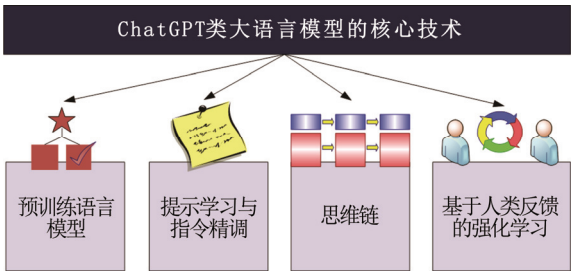


图 1　ChatGPT 类大语言模型的核心技术

Fig.1　Core technologies of ChatGPT class big language models

使其获取语言表示能力。自监督任务主要包括掩码语言建模(masked language modeling，MLM)、文本填空、文本生成和句子序列识别。自监督学习不仅可帮助预训练语言模型将单词的语义描述由静态表示上升为上下文感知的动态表示，还可为自然语言处理任务提供统一的建模框架。在模型网络结构中，目前，预训练语言模型包括自回归语言模型(autoregressive language model，ALM)，自编码语言模型(autoencoding language model，ALM)和混合语言模型(hybrid language model，HLM)这 3 种常见结构[12-13]。预训练语言模型的优势在于通用性(指利用大规模文本数据学习语言知识，转移到多个下游任务中也可进行应用)和成长性(指通过增加训练数据不断提高性能)。

2）提示学习与指令精调技术

提示学习(prompt learning)与指令精调(instruction tuning)技术是增强大语言模型适应能力的关键技术。提示学习是指通过输入线索，使语言模型更好地理解人类问题的方法[9]。举例而言，提示学习是指设计一个模板，将原始句子嵌入其中，为模型留出判断类别的空间，并允许模型执行类似完形填空的任务，其旨在激发语言模型的补全能力。指令精调是指输入更清楚、清晰、优化的指示或指令，使模型能理解任务指令且做出正确行为的理念，使模型更高效地理解人类意图，其旨在激发语言模型的理解能力[12-13]。

3）思维链技术

思维链技术(chain of thought, CoT)是增强大语言模型推理能力的关建技术，指在提示学习中插入中间推理步骤或推理思维，以期帮助模型构建数字、运算规则、运算符 3 者间关联关系，实现更加细分步骤和更为细粒度的上下分提示，帮助模型理解人类思维过程的方法[13]。一般的提示词模板通过在输

入中嵌入示例，从而实现模型获取任务答案。然而，与之不同的是，思维链提示词不仅在模型中嵌入了自然语言形式的多个中间推理步骤，同时这些步骤分别解释不同的子问题，使得提示词模式由以前的(输入问题+输出答案)转变为(输入问题+思维链+输出问题)，大大提高了模型在复杂推理中的准确性。

4）基于人类反馈的强化学习技术

基于人类反馈的强化学习技术(reinforcement learning from human feedback，RLHF)是增强大语言模型理解能力(包括理解人类指令和对齐人类行为)的关建技术，其是一种机器学习方法[13-14]，即利用与人类交互和反馈的方式训练模型，提升模型性能和效果。基于人类反馈的强化学习包括 3 个阶段：1）进行预训练和有监督微调，并得到初始模型。2）进行奖励模型训练。首先构建数据集，人工对大语言模型生成的回答进行标注和排序；其次构建奖励模型，训练奖励模型去预测人类倾向性回答，并对人类回答的结果进行不断拟合。3）进行策略优化，根据奖励模型的反馈效果对模型进行迭代优化，以期得到更优的模型。

2 技术特征

2.1 电力标准数字化转型的技术特征

电力标准数字化转型是指利用图像文字识别、知识图谱、自然语言理解、网络与信息安全、隐私保护、密码学、知识产权保护、数据分析与评价、ChatGPT 类大语言模型等技术推进电力标准以数据形态进行查询、研制、应用等标准化过程的新理念，其技术特征可分为两个方面，即电力标准本身数字化和电力标准化过程数字化[4-8](见图 2)。

电力标准本身数字化(也称电力机器可读标准)是指电力标准不再简单地以纸质文件形式存在，而以数据形态(如公式、模型、算法、代码等)呈现的新理念[4-6]。电力标准本身数字化的技术特征是指利用图像文字识别、知识图谱、自然语言理解、ChatGPT 类大语言模型等计算机技术，对标准相关数据(如人员信息、产品信息、系统设备信息、文本名称信息、技术指标信息等)进行图像文字转换、数据碎片化处理、数据标签标识、内容重组与关联、数据分析与应用等步骤，以期使标准数据(如标准文件中提及的某个产品指标或技术参数)突破不同业务系统之间的交互壁垒，从而实现标准以数据形态流向不同业务系统平台进行综合应用(如机器自动

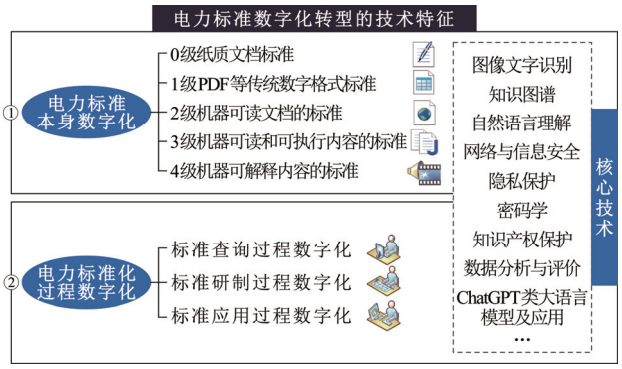


图 2 电力标准数字化转型的技术特征

Fig.2 Technical characteristics of digital transformation of electric power standards

识别、读取、理解、执行、调用或访问)。电力机器可读标准包括 0 到 4 级，共有 5 级：0 级表示常规纸质文本；1 级代表传统的数字格式标准(如 PDF)；2 级代表机器可读文档的标准(如以 XML、HTML 等代码形态呈现，此时机器不仅能读取标准内容，还可独立选取某个章节或段落的具体内容，从而实现全文或局部内容检索)；3 级代表机器可读和可执行的内容标准(如在 2 级 XML、HTML 等代码基础上添加语义算法，此时机器可以轻松理解标准的内涵，实现模糊检索或相似文本检索)；4 级代表机器可解释内容的标准(如在 3 级含有语义算法的代码基础上添加大模型，此时机器能以更智慧的方式进行自主决策与交互共享，例如生成加工系统与物流装配系统等不同机器之间自主性协同与交互，无需人工干预，即可实现跨系统、跨平台机器之间理解标准、执行标准、解释标准等，从而实现智能响应和智能推荐)。总之，机器可读标准普遍以 XML、HTML、JSON、RDF 模型等任意开放形式呈现，且其以标准化的编程语言表达标准文本内容和指标要求，且可被计算机程序识别、分析、理解及执行。

电力标准化过程数字化是指因电力标准由纸质文档向数据形态转变而导致查询标准、研制标准、应用标准等环节发生变化的新理念[7-8]。电力标准化过程数字化的技术特征是指利用大数据、云计算、物联网、人工智能、区块链等计算机技术，提升查询标准、研制标准、应用标准等环节的工作效率及工作质量。具体而言，电力标准查询过程的数字化是指用户既期望获取目标标准的全文或局部标准内容，还期望获取标准的最新状态(包括发布状态、制修订状态或废止状态)和标准的最新变化情况(包括

标准制修订和废止后发生变化的标准条款)。电力标准研制过程的数字化是指使用计算机软件工具实现编写过程中代码编译和编写后的一键式模板调整，即无需人工手动调整文本字体大小、段落间距等格式，计算机可智能进行字体字号、段落布局等格式调整。同时，还可实现多人在线协作共享写作，无需多人重复编辑，可提高研制标准的工作效率。电力标准应用过程的数字化是指计算机不仅可快速对目标标准的标准类型(国际标准、国家标准、行业标准、地方标准、企业标准等)、标准状态(立项、制修订、发布、废止等)、标准数量(立项总数、发布总数、不同分支领域数量)进行数据分析与可视化呈现，还可精准呈现不同标准文档之间的内在关联关系(如相关文献重合度比对、引用文献关联分析、参考文献关联分析等)。

2.2　ChatGPT 类大语言模型的核心技术特征

如图 3 所示，ChatGPT 类大语言模型的核心技术特征是指通过预训练、指令微调、对齐微调 3 个阶段，使模型获得学习语言习惯能力(包括获取人类语言中词汇、句法、语义的规律、上下文关系的能力)、特定任务表现能力(使模型通过学习、理解和遵循人类指令来提升特定任务表现的能力)、符合人类价值观能力(使模型满足人类需求、偏好、行为习惯及价值观的能力)。

1）预训练阶段

该阶段的核心思想是利用人工写出正确答案。通过正确答案向模型展示人类期望结果，使模型在学习各项指令型任务中模仿人类行为。首先，从提示的数据集中采样一个指令作为输入数据。其次，通过专业的人工标注员对数据进行标注，并演示期望的输出结果。最后，利用这些数据结合有监督学习策略对 GPT-3.5 进行微调[15]。

2）指令微调阶段

该阶段的核心思想是利用人工选择出正确答案。通过选择正确答案的行为向模型展示人类做出选择前的思考过程和选择后的处理方式，使模型在学习各项指令型任务中大致掌握人类思考步骤。首先，采样一个提示值和多个模型(用上一步微调好的 GPT-3.5 进行训练)输出值作为输入数据。其次，通过专业的人工标注员对输出结果从最好到最差进行排序并标记，例如输出 C>输出 A>输出 B>输出 D。最后，用这些标记好的数据训练打分模型[15]。

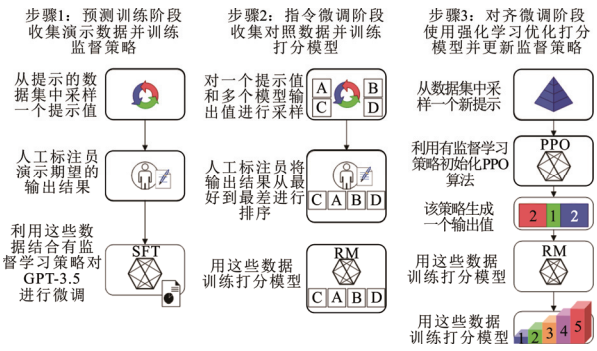


图 3　ChatGPT 类大语言模型的技术特征

Fig.3　Technical characteristics of ChatGPT class big language models

3）对齐微调阶段

该阶段的核心思想是利用训练后的模型迭代出正确答案。通过不断调整打分模型的输入和输出值，使模型不断学习和迭代，使模型在学习各项指令型任务中深入理解人类思维习惯。首先，从数据集中采样一个新提示。其次，利用有监督学习策略初始化近端策略优化算法(proximal policy optimization，PPO)，用该策略生成输出值，并用输出值训练打分模型[15-16]。最后，结合打分模型输出值更新策略，使打分模型和监督策略完成自我进化(既自动生成多个输出结果且判断不同结果的优劣程度，又优化改进自动生成过程的模型参数)。

2.3　二者融合的技术特征

ChatGPT 最大特点是基于海量数据快速生成信息内容，其基本原理是通过神经网络和自然语言处理技术来生成和理解人类语言，并通过上下文理解和预训练等技术来提高模型的准确性和可靠性。而电力标准数字化转型的原理恰好是对海量标准数据进行应用，二者不仅有许多相似之处(均需对海量数据进行采集、标记、存储、分类和应用等操作)，还有诸多融合点，例如可利用 ChatGPT 技术帮助标准数据以知识形态(如公式、模型、算法、代码、系统、平台等)嵌入标准化过程(如查询标准、研制标准、应用标准等)，从而挖掘标准文本内容及标准数据指标的潜在价值，且获取支撑标准数据统计与决策分析的可信证据及证据链。

电力标准数字化包括标准本身数字化和标准化过程数字化，因此 ChatGPT 和电力标准数字化二者融合的技术特征也从两方面进行分析(见图 4)。

1）特征 1：通用 ChatGPT 公共大语言模型+电力标准本身数字化

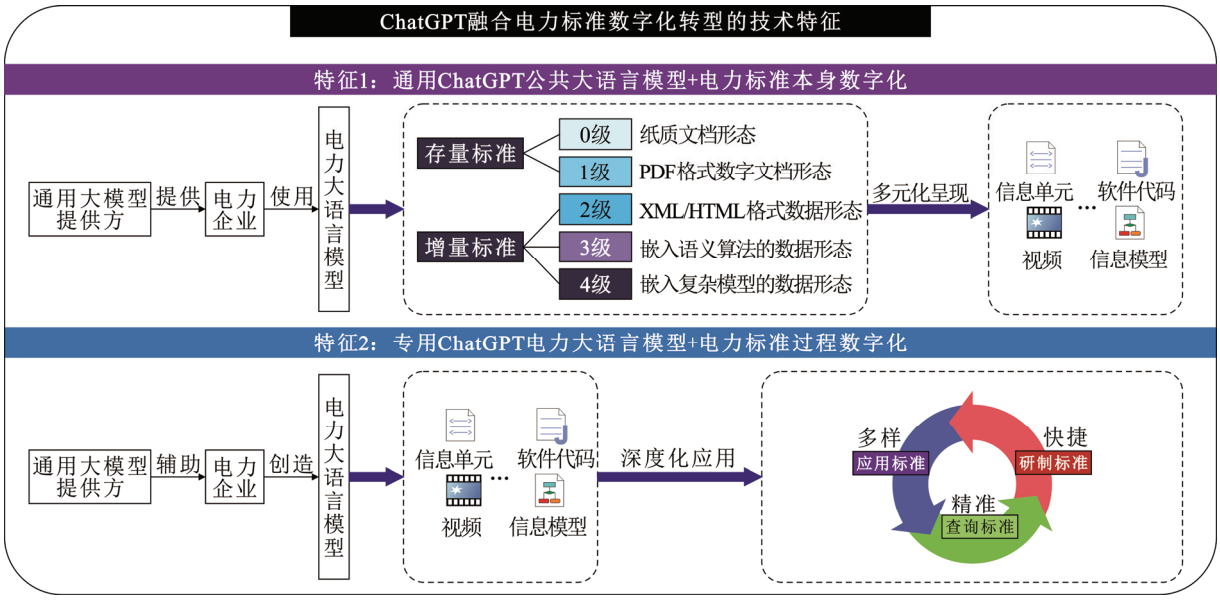


图 4 ChatGPT 融合电力标准数字化转型的技术特征

Fig.4 Technical characteristics of ChatGPT's integration with digital transformation of electric power standards

通用 ChatGPT 公共大语言模型可推进电力标准形态多元化呈现。大模型提供方直接向电力企业直接提供训练效果良好的通用大语言模型，供其使用。首先，对于存量电力标准而言，当前存量标准大多为 0 级纸质标准或 1 级 PDF 数字格式标准，亟须利用图像文字识别、标准标签集、公共数据字典、文本格式转化(如 XML、HTML)等技术推进其向更高等级(如 3 级、4 级)机器可读标准转变。其中，由于 ChatGPT 类大语言模型具备识别语义环境、理解语义内涵、生成自然语言及接近人类的对话能力等优势，可替代人工进行资料收集、信息汇总、数据标识、文档归类、文本格式转换等操作、解决存量标准向机器可读标准转化中的数据标签标识体系不统一、数据传输及存储格式不一致、数据呈现形态不明确等问题，从而推进标准向更高级标准形态(如算法、代码、公式、模型、系统等)演进。其次，对于增量电力标准而言，亟须利用自然语言理解、知识图谱、大数据等技术直接产出高等级(如 3 级、4 级)机器可读标准。其中，由于 ChatGPT 类大语言模型具备启发性内容生成、对话情景理解、序列任务执行以及程序语言解析等优势，因此可帮助解决标准化过程(查询标准、研制标准、应用标准)中的交互、推荐、传播以及响应等问题，从而提高标准化工作的质量与效率。机器可读标准的实现原理在于利用计算机技术构建机器可识别、可读取、可理解、可执行的某种特定格式和标识的新型标准，其主要构成包括机器代码、特殊的标准元数据(包括元数据、数字注释、指标及参数、标准文本专业技术内容等)，主要难点在于如何将涉及标准文本中规范性条款的逻辑转化为计算机程序逻辑，从而实现计算机能自动读取、识别、查找、理解文本，且解释这些行为的文本，以及在计算机软件实现能力范围内执行或确保标准文档的执行。而 ChatGPT 恰恰可减少人类与机器的沟通阻碍，可提升计算机模仿人类编写、编码、理解和判断能力，从而推进机器可读标准实现标准逻辑的计算机化表达，将标准文本内容以计算机能理解方式进行表达和操作，以期实现计算机自主对标准文本内容进行分析、评价、决策等智慧操作。

2）特征 2：专用 ChatGPT 电力大语言模型+电力标准化过程数字化

专用 ChatGPT 电力大语言模型可推进电力标准知识深度化应用。大模型提供方直接向电力企业提供基础数据，辅助其创造满足自身需求的电力大语言模型，供其使用。电力标准化过程数字化是指在标准化工作中应用数字化手段，提倡将电力标准以数据形态嵌入查询标准、研制标准、应用标准等环节进行应用。由于 ChatGPT 内在技术机理体现在算力、算法和数据方面，因此 ChatGPT 可帮助机器获取理解人类思维的能力，可帮助标准以数据形态嵌入各类机器(如计算机、机器人等)中应用，使得机器可读取标准内容、可理解标准内涵、可执行标

准条款要求、可解释标准指标或参数内涵。在算力层面，ChatGPT 有强大的计算能力[12-14]，可为标准数据的训练和运营提供强大支持。在算法层面，ChatGPT 采用基于人类反馈的强化学习(reinforcement learning from human feed-back，RLHF)训练方法，可通过监督微调(supervised fine tune，SFT)、训练奖励模型(reword model，RM)、强化学习(reinforcement learning，RL)等步骤进行迭代更新，使机器更好地理解人类语言并学习标准知识。在数据层面，ChatGPT 的训练数据规模庞大[15]，其主要来自百科、图书、标准文献等电力领域专业知识[16-17]。综上，ChatGPT 可在以下 3 个方面推进标准机器可读标准嵌入标准化过程应用。

第一，ChatGPT 推进查询电力标准更加精准。在检索标准的过程中，ChatGPT 可帮助进一步提高检索标准服务的检索效率和检索质量，满足用户的深层次需求。首先，目前检索服务具有基础性和浅层次的特点。例如，目前检索标准的网站一般只呈现标准名称、标准编号、标准类别、全文内容等，无法对标准文档中某个具体指标或参数进行检索，更不能对标准文档中具体内容提供深度解读服务。ChatGPT 的训练集涵盖了海量标准文献，可回答用户关于标准文献核心指标及参数、参考及引用关系、标准制修订动态等方面问题，提升标准查询服务的全面性与精准性[18]。

第二，ChatGPT 推进研制电力标准更加快捷。在研制标准过程中，前期所掌握文献资料是否权威、新颖、准确极为重要，过时且不严谨的参考文献可能引发所研制标准的质量不高，标准内容的准确性和可信性较低。然而，ChatGPT 作为一种用于复杂自适应系统的语言模型，在处理速度上具有绝对优势。因此，ChatGPT 可有效提高标准信息传递的效率，包括标准废止、制修订等最新动态信息、国内外标准化舆情情报等。且 ChatGPT 具有较强的泛化能力和适应性，因此能够够根据用户输入自适应调整响应速率及偏好性，既实现了速度和准确的双重保障，也提升用户体验。且 ChatGPT 更具备身临其境的的优势，在用户输入相关问题后，ChatGPT 可在短时间内提供答案，且在对话框中跃动的字符所呈现的互动感令用户感受更新奇，仿佛置身于“机器与人类”和谐共处、友好互动的智能场景之中。所以，在标准信息咨询和标准资源获取服务中，其服务效率和精准性大大提升，可及时准确地满足用户需求。目前，研制标准过程中常常需要参考大量相关文献，而标准文本查询服务仅仅支持关建词查询，不支持标准本文指标或参数的查询，标准文本所涉及的专业问题通常需要手动处理和慢速回复，ChatGPT 的出现可改善这一现象。同时，ChatGPT 可以对信息进行整合和汇总，在标准信息传递和建设过程中，不仅可以及时回答标准研制者同类标准相关信息，还可以回答某个指标或参数的具体由来，为标准研制者快速解决咨询问题，并提供建议和指导[19]。

第三，ChatGPT 推进应用电力标准更加多样。在应用标准的过程中，ChatGPT 凭借海量数据资源、优秀算法模型、强大算力引擎可推进标准化应用过程服务向多元化发展，包括智能推送、标准动态更新、标准内容更新等。例如，可进行标准数据分析与挖掘，自动分析海量的标准化数据，识别某一行业领域标准立项与发布情况，找出未来该领域标准立项与研制需求；也可帮助进行参数校验工作，在产品生产加工环节，机器可自动识别产品参数指标(如长宽高等结构尺寸、表面粗糙度等工艺参数)是否满足标准文本规定的要求，识别存在问题或异常情况，给出相应解决对策。同时，ChatGPT 凭借其海量的知识存储和思维链能力，可以弥补人机交互场景下机器智慧性不足的问题，例如与用户共同沉浸式阅读标准的互动场景、向用户解释标准内容的展览场景、帮助用户普及背景知识的讲座场景，让用户体验到更多样化的智能服务[20]。

3　变革影响

长期以来，人们普通认为，具有一定智慧水平的人工智能时代遥不可及。然而，ChatGPT 类大语言模型应用的飞速发展有希望带人们走进机器与机器智慧交互的新时代，其将对电力标准数字化转型工作产生系统性、颠覆性、变革性影响。

如表 1 所示，ChatGPT 对电力标准数字化转型的影响包括改变电力标准的数据标注方式、数据知识挖掘方式、文献检索模式、信息获取与梳理模式、人类与机器交互模式。

4　应用展望

4.1　应用模式

电力 ChatGPT 类大语言模型应用的核心思想在于针对大语言模型训练后的语料库开发新程序、新系统、新平台等应用。首先，确定输入的数据集(如

表 1 ChatGPT 对电力标准数字化转型的变革影响

Table 1 Transformative impact of ChatGPT on the digital transformation of electric power standards

序号	名称	核心思想	现状问题	ChatGPT 优势
1	改变电力标准数据标注方式	从人工手动标注到机器批量标注	当前，在常规纸质文档向 XML 形态转换过程中，需要进行拆解、标注和重组关联[21-23]，且当前标准数据标注环节大多为人工手动标注后，再进行机器学习训练和人工微调修正，工作效率较低	未来，ChatGPT 可模仿人类思维方式去进行大规模批量标注，让机器直接利用大模型生成任务结果
2	改变电力标准数据知识挖掘方式	从标准文档表层化结构识别到标准内容深层化语义知识挖掘	当前，人们主要通过根据标准文档表层结构顺序去获取知识，如先阅读标准名称及适用范围，接着了解规范性引用文件、封面、目次、前言、引言、术语和定义等内容[24-25]，最后阅读标准规范性附录、资料性附录及参考文献等不同章节信息，此种情况导致难以快速将标准各个部分知识串接一起，难以获取不同章节标准知识的关联关系，更难以挖掘与此标准关联的其他标准的内在专业知识和数据指标	未来，ChatGPT 可帮助人类快速获取标准数据指标及参数、快速分析标准数据间关联关系、快速回复用户提出问题等，真正实现从标准文本中表层碎片化结构识别深入到标准文本内容的语义知识挖掘
3	改变电力标准文献资源检索模式	从人工围绕标准关键词“检索”到计算机面向标准专业知识“感知+检索+推荐+生成”转变	当前，电力标准文献检索服务主要依赖人工检索关键词，从而实现海量标准数据的检索与获取	未来，ChatGPT 可帮助构建新型标准知识问答服务，即用户向标准知识服务平台提问后，平台能够直接呈现该问题的答案，并给出该答案的参考文献、佐证材料等相关证据链[26-28]
4	改变电力标准信息获取与梳理模式	从人工定向构建标准资源到海量多元标准资源自主融合推理与应用	当前，标准信息获取、信息资源建设与知识梳理（如核心观点提炼、研究报告撰写、数据统计分析等一系列复杂工作）大多依赖于人工归纳总结与梳理提炼，信息获取效率较为低下	未来，ChatGPT 具备强大的数据汇集、数据关联、信息融合、信息推理、内容生成、知识归纳能力[29-30]，可减轻人工重复性数据文本填报和表格处理的工作压力，可实现海量标准资源收集、识别、理解、推理、分析等功能[31-34]
5	改变人类与机器交互模式	从人机信息交互壁垒到人机知识交互屏障	当前，大多为依赖人工进行电力标准采集、标注、传输、处理和存储，机器不能理解人类意图自主进行标准知识提取与分析，机器流畅地与人类沟通似乎还很遥远	未来，ChatGPT 技术可通过计算机指令让机器自主阅读、理解、执行标准文本内容及相关参数指标[35-37]，让机器拥有一定智慧水平和专业知识水平，且实现机器辅助人类对任一陌生专业领域标准文本进行内容分析与智能决策[38-40]。同时，还可实现用户行为感知和偏好习惯预测分析，可推进人类智慧与机器智能融合

文字、图片、表格、数学公式、算法、音频、影像、代码等)。其次，将数据集输入至大语言模型训练，且将大语言模型计算分析后的数据汇总成语料库。最后，针对训练好的语料库开发标准数字化平台、系统等应用，同时也可将系统运转后形成的业务数据提供给大语言模型，实现反复训练和迭代，不断提升模型运算能力，优化模型的训练结果。

如图 5 所示，未来设想的应用模式包括以下 3 种：外网开放式、内网封闭式、内外协同式。

1）外网开放式。该模式可实现互联网开放环境下各类 APP 程序、业务系统、平台接入，保证因特网上所有人都可以平等地参与其中。尤其在聊天交互、信息查询、文本撰写、文本创作等通用类场景下有较多优势，其主要原因在于：一是数据量大且种类多，涵盖大量互联网数据(如百度百科、新闻报纸、购物平台、短视频平台等)，通过海量的数据训练，可提升模型计算能力；二是训练后模型能力较为全面(即通用型大模型)，由于数据不涉及企业隐私，故电力行业的企业通常直接采用基础大模型厂商训练好的“优秀模型”，因此该模型往往能自适应多种任务(如问答对话、机器翻译、文本生成等)和场景(文字识别、图像识别、语音识别等)。

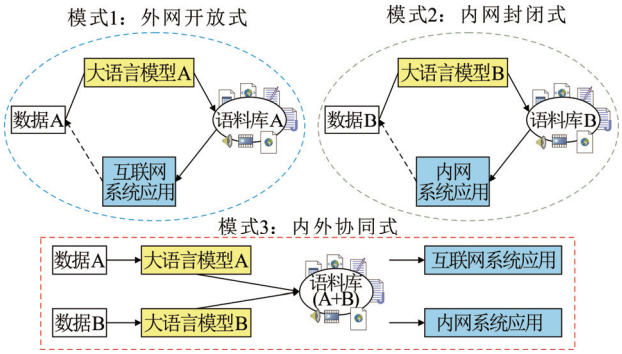


图 5 电力 ChatGPT 类大语言模型的应用模式

Fig.5 Application modes of power ChatGPT large language model

2）内网封闭式。该模式可实现企业内网封闭环境下企业特定的业务系统、平台接入，保证内网系统上特定人员开展电力领域训练和应用。尤其在智能客服、人工输电线路巡检，负荷预测等专业类场景下有较多优势，其主要原因在于：一是数据质量较高，尽管外网开放式场景下数据量较多，但内网封闭环境下的数据往往均与电力技术紧密相关(如技术报告、论文、专利、标准规范、规章制度等)，同时与电力技术不相干的数据较少(如娱乐新闻、体育赛事、美食美景等)，因此该模式下数据往往具备较强的电力专业属性，数据质量较好；二是训练后模型能力较专业(即电力专业大模型)，由于数据均是企业内部较私密的电力业务数据，故电力行业的企业通常采用基础大模型厂商尚未训练的“初始模型”。企业不断对该模型进行训练和调优，因此该模型往往能根据企业需求完成更加专业化任务(如巡检缺陷识别、电力设备故障诊断、电力业务知识问答、电力指标检索等)和场景(电力巡检、电力客服对话、电力负荷预测等)。

3）内外协同式。该模式可实现内网与外网协同应用，即部分功能或权限可供互联网所有人共享开放使用，剩余功能或权限仅供企业内部员工在内网封闭环境下使用。尤其在无人机巡检、机器人巡检等人机协同、机器交互等复杂业务场景下有较多优势，其主要原因在于人机协同、机器协同场景下需要机器具备较高的智能化水平，才能自主地进行识别、执行、理解、规划、分析、决策等系列复杂操作，故而对模型的能力要求最高。研究发现，电力专业大模型的精准化应用往往建立在通用型大模型技术的基础之上，同时专用型大模型在特定领域的深入研究，反过来又能促进通用型大模型技术的进步[41-42]。因此，内外协同式应运而生，企业可根据自身需求、任务目标、基础设施、技术水平等情况综合考虑哪些功能对外开放，哪些功能内部使用。在实际应用中，内外协同式往往较为常见，两种模型优势互补(有较全面的通用能力和专业的业务能力)，同时又避免了二者缺陷(既规避了数据安全泄露风险，又避免了研发投入大、训练周期长的问题)。

4.2　应用框架

ChatGPT 赋能电力标准数字化转型的应用框架，详见图 6。

1）数据处理环节。首先，进行数据获取，搜集多种不同数据格式(如表格、图片、文本、代码等)、多种不同数据来源(如国家官方网站公开数据、新闻媒体机构宣传数据、企业内部业务系统数据、搜索引擎平台检索数据、纸质或 PDF 标准文本数据等)的标准数据。其次，进行数据标识标记。结合不同业务需求，通过人工或计算机对标准数据进行手动标记或批量自动标记。最后，进行数据分类。结合数据标记情况，将其划分成不同领域、不同类别、不同层次的标准数据。

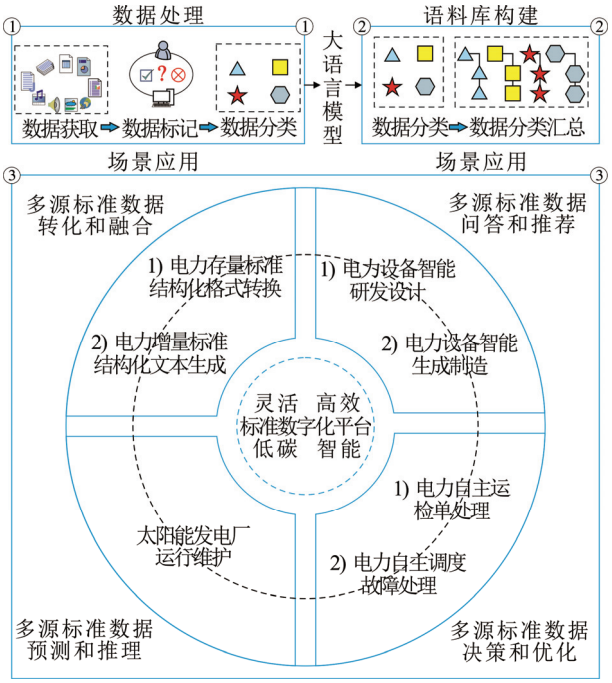


图 6　ChatGPT 对电力标准数字化转型的应用框架

Fig.6　Application framework of ChatGPT for digital transformation of electric power standards

2）语料库构建环节。对带有不同标签的标准数据进行分类汇总，形成带有各类标签标识的标准数据集合(如电力规划类数据集、电力设备巡检类数据集、电力供应链管理类数据集等)，构建涵盖各类标准文本知识(如某个具体指标数值)和标准文本规则(如某个标准条款内容要求)的电力标准语料库。

3）场景应用环节。对这些数据集和语料库进行多种场景应用，即针对多源数据的融合和转化、问答和推荐、预测和推理、决策和优化 4 类应用需求，利用标准数字化平台、业务系统、数字标准馆等工具，并结合大语言模型的强大算力、优秀算法、海量数据优势[43-44]，开展灵活、高效、低碳、智能 4 大类应用场景，以更好地满足电力标准化建设需求。

4.3　应用具体案例

ChatGPT 类大语言模型所具备的通用性、专业

化、高效性等优势可有效支撑电力标准数字化转型的发展，为详细阐释 ChatGPT 类大语言模型如何在标准化建设过程中应用，提出了灵活、高效、低碳、智能 4 类应用场景及案例。

4.3.1 灵活类标准数字化场景

灵活类标准数字化场景是指基于 ChatGPT 类大语言模型的帮助，将海量纸质文本、PDF 文本转化为 XML 结构化标准形态，使标准内容以更细小的颗粒度呈现，从而跨越数据格式不统一、数据形态不一致、数据类型不一样等交互阻碍，推进多源数据转化和融合，顺利实现标准数据嵌入电力业务场景进行应用的标准数字化场景，具体内容如下。

1）电力存量标准结构化格式转换。针对海量纸质、PDF、XML 等多种文本格式无法智能化转化和交互问题，提出电力存量标准结构化格式转换案例，详情见图 7。

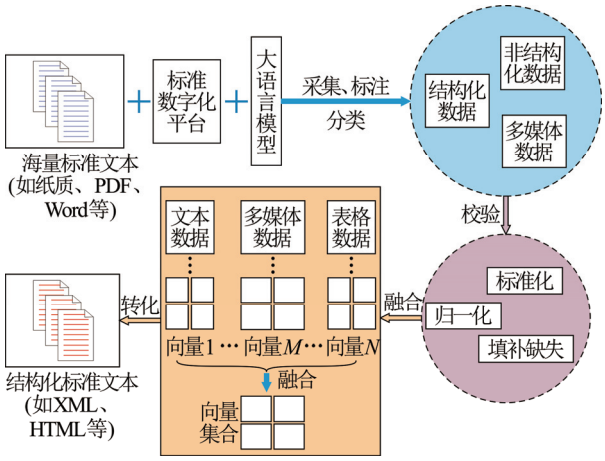


图 7 电力存量标准结构化格式转换

Fig.7 Structured format conversion of existing standards in the field of electricity

首先，针对现存的纸质或 PDF 格式标准，利用标准信息化平台，结合大语言模型结合大语言模型的多模态数据学习、理解、识别、生成、规划、决策等优势，对海量标准文献中结构化数据(如时间序列数据、表格数据)、非结构化数据(如文本报告、操作日志)以及多媒体数据(如图片、音频、视频)等进行批量化数据采集、标注、分类等处理操作[45-46]。其次，利用大语言模型进行数据完整性和准确性校验(如标准化、归一化和填补缺失值等步骤)，保证标准数据在后续融合及转化过程的高质量、高精准和高效率。最后，将表格数据、文本数据和多媒体数据等都映射为文本形式的特征向量，从而在同一语义空间内进行融合，并将其输出为 XML 结构化形态标准文档，可实现海量各类标准文档的文字信息提取、图片和表格内容识别、格式转换等效果，真正做到一键式自动提取标准的所有结构化内容。

2）电力增量标准结构化文本生成。针对海量 XML 结构化文本无法智能化融合和应用问题，提出电力增量标准结构化文本生成案例，详情见图 8。

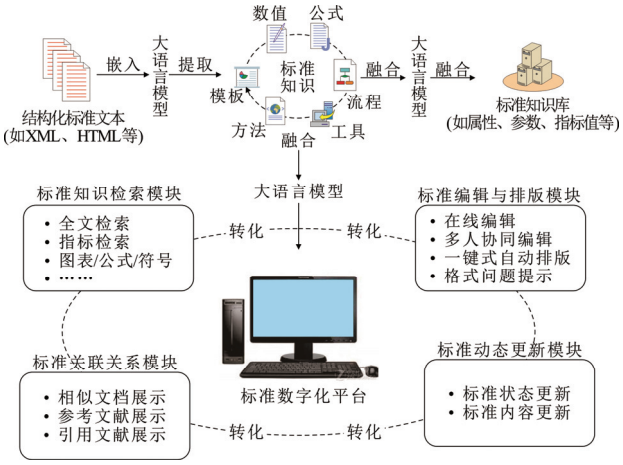


图 8 电力增量标准结构化文本生成

Fig.8 Structured text generation for incremental standards in the field of electricity

首先，针对未来的增量标准，利用标准数字化平台，直接生成海量 XML 结构化形态标准文档。其次，结合大语言模型强大的数据感知、识别、提取、学习、理解、生成等能力，提取 XML 文档中海量标准知识[45-46](如数值、公式、流程、工具、方法、模板等)，并将海量知识融合为标准知识库(如标签库、语料库等)。最后，对标准知识库进行多场景创新应用，如构建标准知识检索模块、标准关联关系模块、标准动态更新模块，标准编辑与排版模块等，以期实现海量各类标准文档的全文检索、指标检索、图表/公式/符号检索、填空式编写、内容自动生成、实时在线共享编辑、代码语言编译、数据实时更新、图表自定义修改、自动排版、参考及引用关系自动展示、多种格式输出等效果，真正做到将文本内容和文本格式灵活分离。

4.3.2 高效类标准数字化场景

高效类标准数字化场景是指基于 ChatGPT 类大语言模型的帮助，将海量纸质文本、PDF 文本、XML 结构化文本转化为数据形态进行业务应用，使得标准内容以更细小的颗粒度嵌入软件、系统、平台等工具中，从而跨越智能问答效率低、推送资源

不个性化等阻碍，推进多源数据高效智能问答和个性化精准推荐，顺利实现标准数据嵌入电力业务场景进行应用的标准数字化场景，具体内容如下。

1）电力设备智能研发设计。针对研发过程中问答回复不准确和问答回应效率低等问题，提出电力设备标准智能研发设计案例，详情见图 9。

首先，将标准知识嵌入电力设备研发流程中。例如，在电力设备研发的需求分析、概念设计、产品设计、成本计算、应用场景等环节，抛弃传统人工主动搜索标准知识进行研发的理念，自动在各种业务活动和研发环节中嵌入标准知识，实现流程伴随着标准知识，并推送到设计人员“桌面上”，最终实现从“人主动找标准知识”到“标准知识主动寻人”的转变。

其次，将标准知识嵌入电力设备研发工具中进行综合化服务。例如，研发工具不仅能将直接调取标准文本类知识(如 PDF、PPT、Word 等)，还能调用代码、模型、数据库、数字化系统等复杂形态知识，实现“应用即标准”、“服务即标准”。研发工具包括两类，标准知识库工具和标准检验库工具。第一，构建标准数据库，其整合多个电力设备相关的标准知识，包括电力设备主题相关标准条款、技术指标项和具体指标参数值。例如，标准知识库与研发需求定义软件深度集成，可实现标准数据溯源、参考和引用关系溯源、需求符合性检查、标准应用场景跟踪和特定电力设备规范自动生成等效果，可从源头确保设备需求定义的完整性、高效性和精准性。第二，构建标准检验库，集成各类电力设备产品建模相关的标准要求，提取并形成多个建模规则，将其与三维建模软件(如 Pro/E、CATIA、UG 等)无缝结合[47-48]，可实现三维模型的标准合规性检验内容，如质量检验(如外观检查、特征检查、力学检查、温湿度环境检查、工艺检查、装配检查等)和参数优化(如长宽高等尺寸)，帮助设计人员提前发现错误和异常情况，缩短研发设计周期，减少人工审查和质量合格评定环节的工作量，有效降低研发成本。

最后，研发人员根据外观、材料、工艺生产、成本效益、应用场景等需求，向计算机提出疑惑和问题，并索取所需答案，从而提升研发设计工作的效率和质量。同时，基于大语言模型的强大理解和学习能力，计算机可快速识别研发人员意图，并调用标准知识库和标准审查库进行知识查询和智能回复，具体分为 3 种情况，一是直接生成，无需调用

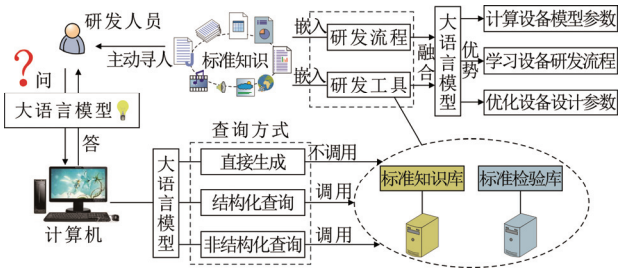


图 9　电力设备智能研发设计

Fig.9　Intelligent research and design of power equipment

数据库，直接利用提升工程构建指令进行回复；二是结构化查询，调用标准知识库中结构化数值(如表格数据和时间序列数据等)进行回复；三是非结构化查询，调用标准知识库中的非结构化数值(如文本报告、操作日志等)进行回复。

2）电力设备智能生产制造。针对海量标准数据推送资源不精准和推送速率不高效等问题，提出电力设备标准智能生产制造案例，详情见图 10。

基于 ChatGPT 类大语言模型强大的学习和理解能力，计算机可识别生产制造人员的意图，对电力设备制造过程中的产品生产效率、产品合格率和废品率等信息进行综合分析，且基于标准条款内容和数值参数不断优化电力设备产品的制造过程，为不同电力设备推送个性化电力设备产品解决方案，逐步提高电力设备的制造效率。首先，在电力设备制造前，使用 ChatGPT 类大语言模型模拟电力设备制造情景，记录并分析制造情景中每个工艺环节的理论数据，并根据理论数据不断优化、调节实际现场设置参数值，可有效减小实际制造过程中的试错成本。其次，在电力设备制造中，使用 ChatGPT 类大语言模型，将实际现场真实数据与模拟生成虚拟数据进行实时比对分析[47-48]，可快速发现设备及其组件在制造过程中的异常情况，并进行快速故障排除，提升产品的合格率。最后，在电力设备制造后，通过 ChatGPT 类大语言模型学习电力设备制造过程中海量历史数据，同时结合当前制造工厂的原材料供应情况、生产效率、设备运作情况、资金情况、销售情况、工人数量等数据，精准预测未来一段时间的营收和效益情况，有助于优化各生产要素之间的协调与合作，实现资源的精准调控和高效配置，提升电力设备制造过程的生产效率和利润。

4.3.3　低碳类标准数字化场景

低碳类标准数字化场景是指基于 ChatGPT 类大语言模型的帮助，将海量纸质文本、PDF 文本转

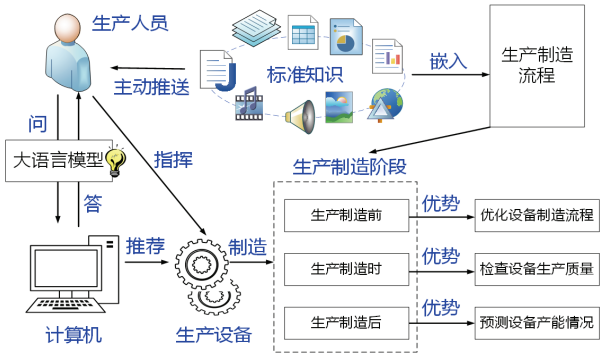


图 10 电力设备智能生产制造

Fig.10 Intelligent production and manufacturing of power equipment

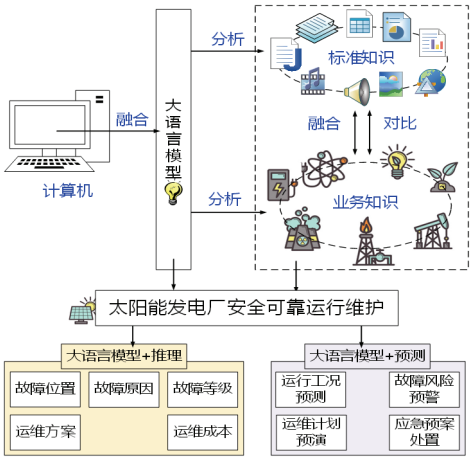


图 11 太阳能发电厂运行维护

Fig.11 Operation and maintenance of solar power plants

化为 XML 结构化标准形态进行业务应用，使得标准内容以更细小的颗粒度嵌入软件、系统、平台等工具中，从而跨越数据预测结果精度低、推理过程速度慢等阻碍，推进多源数据预测和推理，顺利实现标准数据嵌入电力业务场景进行应用的标准数字化场景，具体内容如下。

太阳能发电厂运行维护。针对海量标准数据不能快速响应、有序处理、准确推理、综合分析等问题，提出太阳能发电厂运行维护案例，详情见图 11。

首先，太阳能作为一种清洁低碳能源，在能源低碳转型发展过程中发挥关键作用。因此，将标准数据(如模型、数据、知识和算法等)嵌入太阳能发电厂运行维护故障推理场景中，以期实现太阳能发电厂全要素、全环节、全过程的实时状态监测和高效经济运行，对于电力低碳转型发展具有重要意义。在太阳能发电厂运行过程中，利用大语言模型实现精准预测和高效推理。其中，高效推理是指基于现有数据，推断因果关系并理解已发生事件的过程，高效推理核心思想在于使用大语言模型了解数据生成过程。而精准预测是指基于现有信息，猜测未来事件结果并给出大概估计的过程，精准预测核心思想在于使用大语言模型预测新数据点结果。

其次，在太阳能发电厂推理方面，可实现以下效果：第一，实现故障位置推理，根据太阳能发电厂实时监测过程中获得的异常信号推断故障大致位置，并通过大语言模型将标准条款数据和故障位置数据(如设备运行数据、历史运行数据)进行综合性对比分析，精准确定太阳能发电厂故障点位置；第二，实现故障原因推理，基于大语言模型的强大算力能力，结合标准条款和运行参数，对历史运行信息和故障知识库数据进行比对分析，快速推理和诊断异常信号产生的原因，实现自动、智能、准确的故障推理[49-50]；第三，实现故障等级推理，根据相关太阳能发电厂运维标准数据，利用大语言模型自动评估故障风险，并根据故障严重程度、经济性损失情况、负面影响持续时间等推理出故障等级；第四，实现运维方案推理，利用大语言模型处理和整合海量实时数据、历史数据、设备特性参数等数据，并结合太阳能发电厂运维标准条款数据，精准预测和分析太阳能发电厂的运行情况，且制定动态的运行维护方案；第五，实现运维成本推理，将标准数据嵌入太阳能发电厂数字化运维管理系统，利用大语言模型对实时设备运行数据、耗材成本、设备老旧情况、人员信息等进行成本计算，并根据运行标准中的条款要求及时优化和调整人员、材料和设备，实现太阳能发电厂高效控制。

最后，在预测方面可实现以下效果：第一，实现运行工况预测，通过对太阳能发电厂所有要素和过程的实时状态分析，结合大语言模型和太阳能发电厂故障数据库、运维知识库等，实现太阳能发电厂工况实时准确预测；第二，实现故障风险预警，根据工况预测结果，分析判断可能发生的故障位置及其故障原因，评估其故障风险等级和故障影响持续时间[49-50]，提高太阳能发电厂应对故障风险的预警和处置能力；第三，实现运维计划预演，在仿真系统中通过大语言模型快速推演太阳能发电厂运维计划中海量数据、模型、算法的运行结果，根据结果不断迭代优化模型、数据和算法，从而快速准确地评估不同运维计划的安全性、有效性、经济性等；

第四，实现应急预案处置：利用大语言模型不断更新和丰富故障数据库和运维知识库，实现应急预案的实时智能生成和高效优化，确保太阳能发电厂能够全面分析、快速响应、有序处理突发事件。

4.3.4　智能类标准数字化场景

智能类标准数字化场景是指基于 ChatGPT 类大语言模型的帮助，将海量纸质文本、PDF 文本转化为 XML 结构化标准形态进行业务应用，使得标准内容以更细小的颗粒度进行呈现，从而跨越数据决策效率低、优化效果差等阻碍，推进多源数据决策和优化，顺利实现标准数据嵌入电力业务场景进行应用的标准数字化场景，具体内容如下。

1）电力自主运检工单处理。针对电力运检过程中海量标准数据计算速率慢、解析准确度低、优化效果差、自主决策不智能等问题，提出电力自主运检工单处理案例，详情见图 12。

首先，在电力运检业务中，将电力运检标准数据(如纸质标准、PDF 标准、XML 标准等)和电力运检业务数据(如工单、工作票、检修记录等)嵌入大语言模型中进行训练，基于大语言模型的高效计算、分析、处理能力，将上述数据分成两类(即结构化数据、半结构化/非结构化知识)进行标记和解析，形成标准文档中所述业务规则(即标准知识库)与一线检修人员的业务经验(即业务知识库)，最终形成电力运检领域知识库(覆盖设备、部件、部位、缺陷、故障、描述、原因、解决方案、场/站/线、单位、人员、持票种类等信息[51-52])。

其次，当电力运检监控影像或工单等业务数据输入系统时，通过大语言模型理解运检人员意图，且基于大语言模型牵引其他大模型(如大视觉模型和多模态大模型)，构建知识计算大脑，实现关系推理、表示学习、比较排序等效果，可将多媒体类数据(如图像数据、音频数据、视频数据等)统一为工单模板下的文本数据，生成故障标签和工单。同时，利用大语言模型的强大算力能力解析工单，实现内容分词、信息检索、信息筛选、信息关联等信息处理与解析效果，并将解析后的运检知识和分析结果融入电力运检领域知识库中。

最后，基于电力运检知识库，生成电力运检工作票，实现故障定位、故障原因分析、故障溯源、故障修理等流程，且在运检作业完成后进行案例记录，形成电力运检案例库。在上述运检过程中，实现机器与机器的双向智能交互，即电力运检系统与各类终端设备(如平板、手机、无人机、机器人、卫星等)的监测、访问、控制、执行、分析、决策等智能交互操作。

2）电力自主调度故障处理。针对电力调度故障处理过程中海量标准数据计算速率慢、解析准确度低、优化效果差、自主决策不智能等问题，提出电力自主调度故障处理案例，详情见图 13。

首先，在电力调度业务中，将电力调度标准数据(如纸质标准、PDF 标准、XML 标准等)和电力调度业务数据(如规章制度、管理手册、细则等)嵌入大语言模型中进行训练，基于大语言模型的高效计算、分析、处理能力，将上述数据分成两类(即结构化数据、半结构化/非结构化知识)进行标记和解析，形成标准文档中所述业务规则(即标准知识库)与一线调度人员的业务经验(即业务知识库)，最终形成电力调度领域知识库(覆盖调度故障处置管理规定、故障处置预案、调度规程及异常监控手册等信息)。

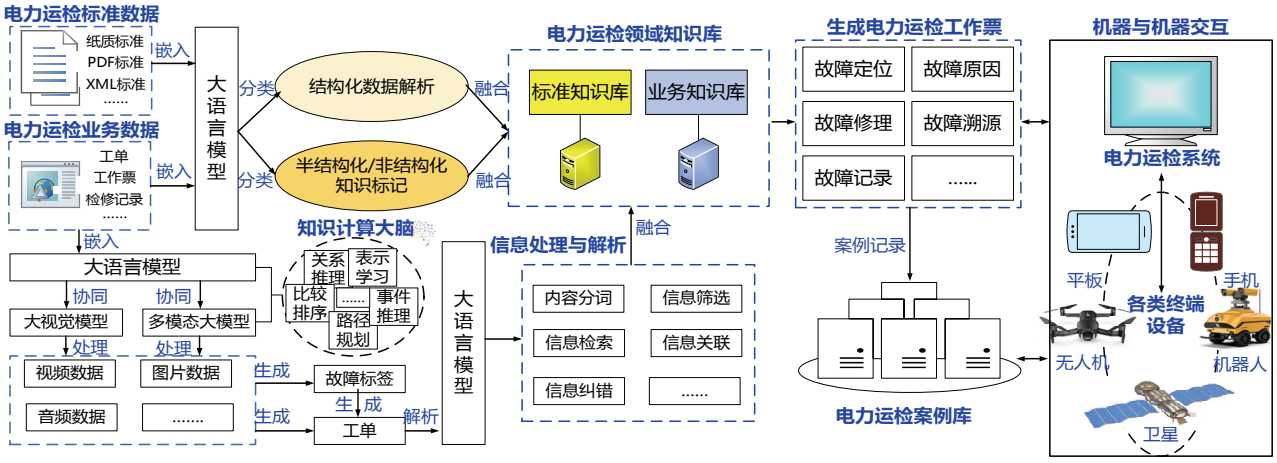


图 12　电力自主运检工单处理

Fig.12　Processing of inspection work orders for autonomous operation of machines in the power field

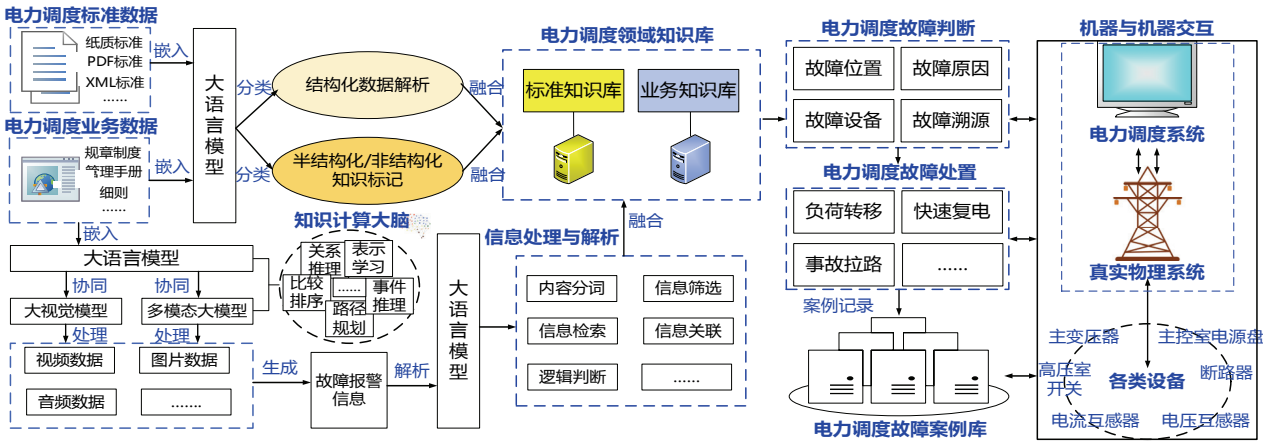


图 13 电力自主调度故障处理

Fig.13 Machine autonomous dispatch and fault handling in the power field

其次，当电力调度监控影像或调度信号等业务数据输入系统时，通过大语言模型理解调度人员意图，且基于大语言模型牵引其他大模型(如大视觉模型和多模态大模型)，构建知识计算大脑，实现关系推理、表示学习、比较排序等效果，可将多媒体类数据(如图像数据、音频数据、视频数据等)统一为模板下的文本数据，生成故障报警信息。同时，利用大语言模型的强大算力能力解析故障报警信息，实现内容分词、信息检索、信息筛选、信息关联等信息处理与解析效果，并将解析后的调度知识和分析结果融入电力调度领域知识库中。

最后，基于电力调度知识库，实现电力调度故障判断(实现故障位置判断、故障原因分析、故障设备查找、故障链条溯源等效果[51-52])，且基于判断结果进行电力调度故障处置(实现负荷转移、快速复电、事故拉路等效果)，并在电力调度处置作业完成后进行案例记录，形成电力调度故障案例库。在上述调度判断与处置过程中，调度系统向调度人员提示筛选后的主要信息、隐含知识、操作原则与特殊要求等内容，实现机器与机器的双向智能交互[53]，即电力调度系统与真实物理系统中各类设备(如主变压器、高压室开关、电力互感器等)的监测、访问、控制、执行、分析、决策等智能交互操作。

4.4 未来应用方向

1)构建基于下一代人工智能的高质量电力标准数据库。大规模高质量电力标准数据是人工智能驱动电力数字化转型研究新范式的必要条件。研究电力业务数据、电力标准文献等知识对象抽取、标注、分类、融合的主动学习机制与自动关联算法[54]，以及面向标准文本知识对象的智能编码与机器可识别、可读取、可执行、可解释的多元解析技术，从而支持跨行业、跨领域、跨系统知识对象的广域关联，实现与国际标准化组织(International Organization for Standardization，ISO)、国际电工委员会(International Electrotechnical Commission，IEC)、国际电信联盟(International Telecommunication Union，ITU)等的标准资源互通、传播和共享，且实现标准知识与外部各类电力业务数据资源智能化融合和应用。

2）研发面向电力标准数据库的多模态跨知识融合方法及生成式基础大模型。针对多模态电力标准数据和多模态电力业务数据由于视角、维度、密度、格式、形态、类型、采集和标注难易程度不同而造成的融合难题，研究融合过程中的多模态对齐技术[55]，以期保证模态预测的一致性并减少融合过程中信息损失。研究面向易采集、易标注模态数据来引导难采集、难标注模态数据的预训练与微调方法，研究面向大规模多任务、多模态学习的预训练方法，提出跨模态多样性标准数据生成的方法，以期实现少样本/零样本迁移。研究面向机器可读标准的多模态大模型概率建模方法，可解决离散、连续混合数据类型的概率建模与生成难题，以期提高多模态基础模型的生成效率。

3）研究面向电力机器可读标准的多智能体协作学习理论与方法。针对多智能体协作时分布式数据处理所面对的泛化性能缺乏保障、适应性和可扩展性弱等难题[56]，研究提升多智能体协作学习系统泛化性能的算法，分析泛化误差界。针对网络环境

动态变化和网络规模不断扩展的问题，研究提升多智能体系统适应性和可扩展性的方法，以期确保智能体能够有效学习并高效协作。研究多智能体系统中处理和融合多模态数据(如文本、图像和视频等)的方法，以期增强学习效果和提升决策质量。

5　面临挑战与限制

5.1　技术局限性分析

1）缺乏自主修正能力，大语言模型本质是一个黑箱模型，因此其不能对小批量数据、低频次数据进行实时修正与更新[57]。并且，尽管大语言模型可通过不断增加标注数据的方式进行学习训练和迭代优化，最终获取人类期望的输出值，但该模式下存在无法实时吸收新知识，以及无法处理复杂、冗长、专业语言结构的问题。同时，部分专家提出可采用微调模式实时获取新知识，尽管效果是可行的，但可能会导致灾难性的遗忘问题(即已有的旧知识遗忘，已有模型性能下降)。

2）缺乏多语言场景转化能力，尽管大语言模型能够快速准确地生成文本，但它仍然缺乏语言的生动性和丰富性(即缺乏成语典故引用、句子风格简单、修辞手法较少、情感薄弱、文学观赏性不足等)。同时，大语言模型往往在高资源语言中表现同样出色，在低资源语言中表现不佳[57-58]。例如，ChatGPT 的语料库中英语资源占 92.099%，中文资源占 0.16%，因此其在英语语境中的对话质量和速度远高于其他语言，并且在多种外语语种并存的复杂场景下完成任务能力较差。

5.2　实施复杂性分析

1）虚假与偏见挑战，需考虑电力标准内容质量、来源、获取途径是否真实可靠。ChatGPT 不能保证问答质量，难以处理(理解、执行)专业知识化、冗长复杂化语言内容，而标准化领域对数据可信度要求极高，尤其对于标准文本而言，其本身内容及语言表述具备一定专业性和权威性，往往专业研究人员根据标准文本指标和参数进行生产操作，因此若无进行专业化的知识“投喂”和常态化的预训练，ChatGPT 无法生成高质量、高精确度的标准知识回答，反而产生低质量无用的和大量虚假信息[59]，极易引发错误引导。并且，尽管 ChatGPT 通过强化学习模型等技术手段过滤了暴力、仇恨、恐怖主义、种族歧视等敏感字眼，但仍存在数据丢失、数据篡改、传递错误信息、隐私泄露等网络安全风险。同时，也要避免 ChatGPT 由于摄入大量新知识而产生的情绪化、偏见等不和谐内容，需要从信息内容质量、来源和获取途径等多个维度评价数据安全性、真实性和可靠性。

2）“答非所问”挑战，需判断应答内容是否满足目标需求。ChatGPT 极其依赖大规模语料库，本质上难以像人类一样拥有灵活思维能力和常识能力，一旦缺乏具备专业知识的语料库训练，就极易产生“胡说八道”、“答非所问”现象，常常发生 ChatGPT 生产内容看似真实、通顺，但实际专业角度上发现有诸多错误和漏洞的现象。同时，ChatGPT 由于具有海量数据基础资源，因此，可以在许多专业领域问答场景给出答案，但当用户寻求较为详细答案或数据来源时，ChatGPT 可能无法提供具体结果[60]。例如，如果 ChatGPT 被要求描述某一国家内某一企业的芯片，尽管他可以写一段关于电力芯片性能优秀的长段文字，但他最终并没有输出芯片具体架构、实现功能、外形结构、材料等实质性参数或指标。

3）社会伦理挑战，需考虑标准版权归属与价值取向正确与否。2023 年 8 月 15 日，国家网信办联合国家发展改革委、教育部、科技部、工业和信息化部、公安部、广电总局七部门发布的《生成式人工智能服务管理暂行办法》正式施行。然而，在知识产权层面，该文件暂未详细说明 ChatGPT 等 AI 模型生成的内容所有权归属。标准涉及版权问题，例如，国家标准的文字内容版权属于国家标准化管理委员会，国家标准的文字排版格式版权属于标准出版社，故将纸质标准数字化转化为数字形式标准必然会涉及版权归属问题，需要符合国家相关机构的规定和要求。因此，未来可能需要进一步思考标准文本资源版权问题、标准语料库数据资源版权问题、标准数字化系统平台工具应用资源版权问题。ChatGPT 类大语言模型应用尽管满足了人们期待获取海量标准内容和标准指标参数的需求，但同时也带来海量来源不清、真假难辨的标准数据。和其他人工智能技术一样，ChatGPT 也会产生价值观冲突、思维偏见和歧视等社会伦理现实问题[59-60]，因此在标准数字化转型过程中，需要推进标准化科学与心理学、伦理学和法学等学科交叉研究，从而优化标准数据治理能力。ChatGPT 生产信息的观点与立场取决于其训练数据，如果数据包含偏见或歧视性的情感立场，ChatGPT 可能会学习，并以此为

基础延申扩大偏见或歧视，一旦 ChatGPT 发生故障或提供错误信息而导致严重后果，此时既无法判定人类责任归属，也很难让 ChatGPT 承担责任和损失，故依赖大模型技术生成的标准数据在版权归属、情感分析、价值取向等方面临极大挑战，且过于依赖 ChatGPT 等人工智能技术，可能会忽视人类本身具备的常识、知识、技能、情感色彩、价值取向等智慧，并错过标准化战略决策所需的各种关键要素(如天时、地利、人和等)，进而影响国家、行业、企业标准化发展。此外，我国目前还没有直接访问 ChatGPT 的权限，未来中国获得访问权限后，国内海量数据流入 ChatGPT，隐私保护和数据安全将成为重大问题，将对国内各类型国家、行业、企业战略发展及顶层决策带来重大安全隐患。

5.3 标准化建设特殊性分析

1）标准结构复杂性挑战。由于标准包括国际标准、国家标准、行业标准、团体标准、地方标准、企业标准等不同类型[61]，因此标准文本的结构也各不相同。标准文本结构包括 4 种要素：第一，资料性概述要素(即封面、目录、前言、引言等)；第二，规范性一般要素(即名称、适用范围、规范性引用文件等)；第三，规范性技术要素(即术语和定义、符号和缩写、规范性附录等)；第四，补充资料性补充要素(即资料性附录、参考文献、索引等)。由此看来，电力标准文本转换为机器可读形态的难度远大于普通电力文本。

2）标准内容关联性挑战。标准文本具有很强的关联性，一份标准文本涉及众多参考文献和引用文件，甚至可能引用成千上万份标准。因此，一旦某个标准的状态或内容发生变化，必然会引发大量相关标准的状态和内容的链条式巨大改变[61-62]。并且在实际应用过程中，仅有一份标准本文发生变化的情况较少，现实往往遇到数十份标准状态或内容均发生变化的突发情况。此时，将出现海量标准状态更新和内容交替的情况。因此，实现标准文本实时动态更新和快速关联更替是非常重要的。

3）标准内容精准性挑战。标准文本内容具有权威性和法律约束性[61-62]，任何人都不能随意篡改。现有的图片文字识别技术和语音智能转换技术无法保证数字化后标准文本内容的 100%准确，因此人们不敢将转换后的大量数据格式标准嵌入不同业务系统、交互平台和设备设备中使用。

4）标准内容时效性挑战。标准文本状态是动态变化的，当前发布的标准可能会在几个月后被修订或废除。因此，在实际应用中，有必要始终确保当前应用的标准是最新版本。一旦标准被废止或修订，技术人员必须及时更新，以避免错误信息链的持续延伸和扩展。

5）标准内容安全性挑战。标准涉及数据安全问题。当前大量的标准文本是纸质文本、PDF 格式和 Word 格式。随着机器可读标准的发展，未来标准将以公式、算法、代码和模型等数据形式存在。由此看出，随着数据安全、信息安全和网络安全技术的发展，防范数据丢失、数据损坏和数据篡改造成的风险，做好数据匿名化和个人信息隐私保护将是重大挑战。

5.4 经济成本效益性分析

1）研发成本挑战。大语言模型的性能取决于训练数据的质量和数量。尽管强化学习算法通过打分模型的策略降低了数据集的标注成本，但仍需大规模和高质量的人工标注数据，人工标记过程不仅需要专业人员才能操作，而且人工标注成本也较为昂贵。同时，标记数据过程中人工影响很大(如语言风格、词汇习惯[63-64]，以及标注者的个人偏好和价值观等)对模型性能有较大影响。且大型语言模型还需要投入先进的服务器来支持模型训练和部署，因此算力资源、算力中心、仿真平台等均需要较大研发成本。

2）运行维护成本挑战。不仅要考虑大语言模型研发投入成本，更要考虑大语言模型应用的运行维护成本是否充裕。ChatGPT 在运行时需要具备超级计算能力的服务器支持，而 1 台高计算能力服务器的成本超出了普通用户的承受能力[65-66]，如果数以亿计的用户要求使用真正的搜索引擎并采用免费使用模式，那么运行维护成本对任何企业和标准化专业机构来说都是无法承受的。因此，是否需要将 ChatGPT 嵌入标准数字化平台进行应用，需重点关注思考。

6 结论

电力标准数字化转型工作离不开 ChatGPT 等新技术支持。国家级、省部级标准化研究院、数字标准馆等专业机构研究人员，及电力工程师应紧跟时代发展，提前谋划机器可读标准等新型标准形态，深入思考如何将 ChatGPT 技术嵌入标准化过程之中，以期提升标准化工作的质量和效率。同时需兼

顾 ChatGPT 技术的优势及风险，真正利用新技术和新理念推动标准化工作向数字化、网络化、智能化转型。

本文以电力标准数字化转型发展为研究对象，对 ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的核心技术、技术特征、应用展望进行了分析，经研究可得出以下结论：

1）ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的核心技术包括 4 个方面：预训练语言模型技术、提示学习与指令精调技术、思维链技术和基于人类反馈的强化学习技术。

2）ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的技术特征包括 2 个方面：一是通用 ChatGPT 公共大语言模型可推进电力标准形态多元化呈现(由纸质形态向知识形态发展)；二是专用 ChatGPT 电力大语言模型可推进电力标准知识深度化应用(如提升查询标准、研制标准、应用标准的效率及质量)。并且，ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的变革影响包括 5 个方面：改变标准数据标注方式、改变标准数据知识挖掘方式、改变标准文献资源检索模式、改变标准信息获取与梳理模式、改变人类与机器交互模式。

3）ChatGPT 类大语言模型赋能电力标准数字化转型的应用设想和展望包括 4 个方面：第一，应用模式包括外网开放式(实现互联网开放环境下各类 APP 程序、业务系统、平台接入，保证因特网上所有人都可以平等地参与其中)、内网封闭式(实现企业内网封闭环境下企业特定的业务系统、平台接入，保证内网系统上特定人员开展电力领域训练和应用)、内外协同式(实现内网与外网协同应用，即部分功能或权限可供互联网所有人共享开放使用，剩余功能或权限仅供企业内部员工在内网封闭环境下使用)；第二，应用框架包括数据处理、语料库构建和场景应用 3 个环节；第三，应用具体案例包括灵活类标准数字化场景(电力存量标准结构化格式转换、电力增量标准结构化文本生成)、高效类标准数字化场景(电力设备智能研发设计、电力设备智能生产制造)、低碳类标准数字化场景(太阳能发电厂运行维护)、智能类标准数字化场景(电力自主运检工单处理、电力自主调度故障处理)；第四，未来应用方向包括构建基于下一代人工智能的高质量电力标准数据库、研发面向电力标准数据库的多模态跨知识融合方法及生成式基础大模型、研究面向电力机器可读标准的多智能体协作学习理论与方法。

未来 ChatGPT 类大语言模型应用环节中不仅要考虑大模型技术，也要考虑能否嵌入专业知识化的小模型技术，以期实现由“人工+检索”到“计算机+感知+检索+推荐+生成”、的范式转变。

考虑到 ChatGPT 类大语言模型的技术局限性、实施复杂性、标准化建设特殊性、成本效益性问题，未来在电力标准数字化转型发展过程中如何避免和减轻这些挑战与限制，将成为后续研究方向。

参考文献　References

[1] 徐银华，肖英萍，郭　宁. 全球标准化战略态势下解读 《国家标准化发展纲要》及落实思考[J]. 中国标准化，2022(9)：48-52.
XU Yinhua, XIAO Yingping, GUO Ning. Research on the national standardization development outline and its implementation in the context of global standardization strategy[J]. China Standardization, 2022(9): 48-52.

[2] 于欣丽. 对我国标准数字化工作的几点思考[J]. 中国标准化，2022(5)：6-13.
YU Xinli. Several thoughts on the digitalization of standards in China[J]. China Standardization, 2022(5): 6-13.

[3] 张佩玉，裴继超. 邬贺铨：标准数字化是大势所趋[J]. 中国标准化，2022(7)：24-29.
ZHANG Peiyu, PEI Jichao. WU Hequan: digitalization of standards is the trend[J]. China Standardization, 2022(7): 24-29.

[4] 马　超. 面向机器可读标准的电力标准数字化述评与展望[J]. 中国电力，2023，56(8)：216-229.
MA Chao. Review and prospect of power standard digitization for machine readable standards[J]. Electric Power, 2023, 56(8): 216-229.

[5] 马　超，邓　桃，周勤勇，等. 面向电力领域的标准数字化转型工作研究——需求分析、转型路径与应用场景[J]. 中国标准化，2022(23)：87-92.
MA Chao, DENG Tao, ZHOU Qinyong, et al. Research on standards digital transformation for electric power field: demand analysis, transformation path and application scenario[J]. China Standardization, 2022(23): 87-92.

[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 Xiuchen, ZANG Yiming, LIU Yadong, et al. Power equipment ChatGPT-type model and key technologies[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4033-4045.

[7] 于　硕，王司宇，王　超，等. 类 ChatGPT 大语言模型在电力系统中的应用前景[J]. 电气时代，2023(10)：50-53.
YU Shuo, WANG Siyu, WANG Chao, et al. The application prospects of ChatGPT like big language models in power systems[J]. Electric Age, 2023(10): 50-53.

[8] 李翔宇，傅　田，潘　鑫，等. 标准数字化在航空行业应用探索与实践[J]. 信息技术与标准化，2022(10)：68-72，78.
LI Xiangyu, FU Tian, PAN Xin, et al. Exploration and practice of standard digitization in the aviation industry[J]. Information Technology & Standardization, 2022(10): 68-72, 78.

[9] 王春喜，汪　烁. 工业自动化领域机器可读标准研究[J]. 中国标准化，2021(增刊 1)：27-31.
WANG Chunxi, WANG Shuo. Research on machine readable standards in the field of industrial automation[J]. China Standardization,

2021(Supplement 1): 27-31.

[10] 甘克勤，孙红军. 国家数字标准馆建设与实现路径研究[J]. 信息技术与标准化，2022(10)：23-26.
GAN Keqin, SUN Hongjun. Research on construction and implementation path of national digital standards library[J]. Information Technology & Standardization, 2022(10): 23-26.

[11] 马 超，宋 琛. 电力标准数字化：概念、核心挑战、治理路线图及发展趋势[J]. 电网技术，2024，48(2)：480-497.
MA Chao, SONG Chen. Digital transformation of standards in electric power field: concept, core challenges, governance roadmap and development trend[J]. Power System Technology, 2024, 48(2): 480-497.

[12] WU T T, CACCIA M, LI Z, et al. Pretrained language model in continual learning: a comparative study[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Learning Representations. USA: OpenReview, 2022: 1-17.

[13] LIU P F, YUAN W Z, FU J L, et al. Pre-train, prompt, and predict: a systematic survey of prompting methods in natural language processing[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(9): 195.

[14] SHI W J, MICHAEL J, GURURANGAN S, et al. Nearest neighbor zero-shot inference[C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Abu Dhabi, United Arab Emirates: ACL, 2022: 3254-3265.

[15] UNANUE I J, HAFFARI G, PICCARDI M. T3L: translate-and-test transfer learning for cross-lingual text classification[C]//Proceedings of the Transactions of the Association for Computational Linguistics. Cambridge, USA: ACL, 2023: 1147-1161.

[16] ZHAO F, WU Z, HE L, et al. Label-correction capsule network for hierarchical text classification[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2023, 31: 2158-2168.

[17] 丁俐夫，陈 颖，肖谭南，等. 基于大语言模型的新型电力系统生成式智能应用模式初探[J]. 电力系统自动化，2024，48(19)：1-13.
DING Lifu, CHEN Ying, XIAO Tannan, et al. Exploration of generative intelligent application mode for new power systems based on large language models[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(19): 1-13.

[18] 赵振兵，冯 烁，席 悦，等. 大模型时代：电力视觉技术新起点[J]. 高电压技术，2024，50(5)：1813-1825.
ZHAO Zhenbing, FENG Shuo, XI Yue, et al. The era of large models: a new starting point for electric power vision technology[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1813-1825.

[19] 张钦彤，王昱超，王鹤羲，等. 大语言模型微调技术的研究综述[J]. 计算机工程与应用，2024，60(17)：17-33.
ZHANG Qintong, WANG Yuchao, WANG Hexi, et al. Comprehensive review of large language model fine-tuning[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(17): 17-33.

[20] 曹 祎，张 莉，郭 静，等. 基于大语言模型的低碳电力市场发展应用前景[J]. 智慧电力，2024，52(2)：8-16.
CAO Yi, ZHANG Li, GUO Jing, et al. Prospects for development of low-carbon electricity markets based on large language models[J]. Smart Power, 2024, 52(2): 8-16.

[21] 张 俊，徐 箭，许沛东，等. 人工智能大模型在电力系统运行控制中的应用综述及展望[J]. 武汉大学学报(工学版)，2023，56(11)：1368-1379.
ZHANG Jun, XU Jian, XU Peidong, et al. Overview and prospect of application of artificial intelligence large model in power system operation control[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2023, 56(11): 1368-1379.

[22] 冯杨洋，汪 庆，谢旻晖，等. 从 BERT 到 ChatGPT：大模型训练中的存储系统挑战与技术发展[J]. 计算机研究与发展，2024，61(4)：809-823.
FENG Yangyang, WANG Qing, XIE Minhui, et al. From BERT to ChatGPT: challenges and technical development of storage systems for large model training[J]. Journal of Computer Research and Development, 2024, 61(4): 809-823.

[23] 袁誉杭，高宇辰，张俊东，等. 大语言模型在储能研究中的应用[J]. 储能科学与技术，2024，13(9)：2907-2919.
YUAN Yuhang, GAO Yuchen, ZHANG Jundong, et al. The application of large language models in energy storage research[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(9): 2907-2919.

[24] 刘学博，户保田，陈科海，等. 大模型关键技术与未来发展方向——从 ChatGPT 谈起[J]. 中国科学基金，2023，37(5)：758-766.
LIU Xuebo, HU Baotian, CHEN Kehai, et al. Key technologies and future development directions of large language models: insights from ChatGPT[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2023, 37(5): 758-766.

[25] 赵俊华，文福拴，黄建伟，等. 基于大语言模型的电力系统通用人工智能展望：理论与应用[J]. 电力系统自动化，2024，48(6)：13-28.
ZHAO Junhua, WEN Fushuan, HUANG Jianwei, et al. Prospect of artificial general intelligence for power systems based on large language model: theory and applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 13-28.

[26] 王小君，窦嘉铭，刘 婴，等. 可解释人工智能在电力系统中的应用综述与展望[J]. 电力系统自动化，2024，48(4)：169-191.
WANG Xiaojun, DOU Jiaming, LIU Zhao, et al. Review and prospect of explainable artificial intelligence and its application in power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(4): 169-191.

[27] 李 刚，方 鸿，刘云鹏，等. 新型电力系统中的大模型驱动技术：现状、机遇与挑战[J]. 高电压技术，2024，50(7)：2864-2878.
LI Gang, FANG Hong, LIU Yunpeng, et al. Large-model drive technology in new power system: status, challenges and prospects[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2864-2878.

[28] 张伟男，刘 挺. ChatGPT 技术解析及通用人工智能发展展望[J]. 中国科学基金，2023，37(5)：751-757.
ZHANG Weinan, LIU Ting. Technical analysis of ChatGPT and perspectives on the development of artificial general intelligence[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2023, 37(5): 751-757.

[29] 李 鹏，余 涛，李立涅，等. 电力人工智能的演变与展望——从专业智能走向通用智能[J]. 电力系统自动化，2024，48(16)：1-17.
LI Peng, YU Tao, LI Licheng, et al. Retrospect and prospect of artificial intelligence for electric power system——from domain intelligence to general intelligence[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 1-17.

[30] 王新迎，闫 冬，施 展，等. 机器学习赋能的优化算法及其在新型电力系统中的应用与展望[J]. 中国电机工程学报，2024，44(16)：6367-6384.
WANG Xinying, YAN Dong, SHI Zhan, et al. Machine learning empowered optimization algorithms and their applications and prospects in new type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(16): 6367-6384.

[31] 阮广春，何一鎏，谭振飞，等. 面向新型电力系统运行的数据-物理融合建模综述[J]. 中国电机工程学报，2024，44(13)：5021-5036.
RUAN Guangchun, HE Yiliu, TAN Zhenfei, et al. Review of hybrid data-driven and physics-based modeling for the operation of new-type power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(13): 5021-5036.

[32] 杨 挺，耿毅男，郭经红，等. 人工智能在新型电力系统智能传感、通信与数据处理领域应用[J]. 高电压技术，2024，50(1)：19-29.
YANG Ting, GENG Yinan, GUO Jinghong, et al. Applications of arti-

ficial intelligence in sensing, communication, and data processing in the new power system[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 19-29.

[33] 闫炯程，李常刚，刘玉田. 数据驱动的新型电力系统安全风险预警综述[J]. 电网技术，2024，48(12)：4989-5002.
YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian. Review of data-driven security risk early warning research of the new-type power system[J]. Power System Technology, 2024, 48(12): 4989-5002.

[34] 吴碧海，王　超，魏嘉隆，等. 基于多模态感知的变电站智能巡视技术[J]. 广东电力，2024，37(3)：54-63.
WU Bihai, WANG Chao, WEI Jialong, et al. Intelligent inspection technology for substations based on multimodal sensing[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(3): 54-63.

[35] 谢　庆，王春鑫，李　帆，等. 知识及数据驱动的电力一次设备健康管理方法综述[J]. 高电压技术，2024，50(2)：605-620.
XIE Qing, WANG Chunxin, LI Fan, et al. Review of knowledge and data-driven primary equipment health management methods[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 605-620.

[36] 刘传洋，吴一全. 基于红外图像的电力设备识别及发热故障诊断方法研究进展[J/OL]. 中国电机工程学报，2024：1-27[2024-03-29]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM. 20240226.0957.002. html.
LIU Chuanyang, WU Yiquan. Research progress of power equipment identification and thermal fault diagnosis based on infrared images[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-27[2024-03-29]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240226.0957.002. html.

[37] 李　鹏，黄文琦，梁凌宇，等. 人机混合增强决策智能在新型电力系统调控中的应用与展望[J]. 中国电机工程学报，2024，44(16)：6347-6366.
LI Peng, HUANG Wenqi, LIANG Lingyu, et al. Application and prospect of hybrid human-machine decision intelligence in the dispatch and control of next-era power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(16): 6347-6366.

[38] 张金营，王天堃，么长英，等. 基于大语言模型的电力知识库智能问答系统构建与评价[J]. 计算机科学，2024，51(12)：286-292.
ZHANG Jinying, WANG Tiankun, YAO Changying, et al. Construction and evaluation of intelligent question answering system for electric power knowledge base based on large language model[J]. Computer Science, 2024, 51(12): 286-292.

[39] 蒲天骄，韩　笑. 新型电力系统中人工智能应用的关键技术[J]. 电力信息与通信技术，2024，22(1)：1-13.
PU Tianjiao, HAN Xiao. Research on key technologies in the application of artificial intelligence in new type power systems[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(1): 1-13.

[40] 鞠立伟，吕硕硕，李　鹏. 新型电力系统需求侧灵活性资源时空协同优化与动态均衡机制研究综述[J]. 电力建设，2024，45(9)：142-163.
JU Liwei, LÜ Shuoshuo, LI Peng. Review of novel demand-side flexibility resource spatio-temporal co-optimization and dynamic equilibrium mechanism of power systems[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(9): 142-163.

[41] 赵子忠，王　喆. 2023 年国内大模型发展综述与趋势研判[J]. 青年记者，2024(2)：44-47.
ZHAO Zizhong, WANG Zhe. Review and trend analysis of domestic large model development in 2023[J]. Youth Journalist, 2024(2): 44-47.

[42] 韩炳涛，刘　涛. 大模型关键技术与应用[J]. 中兴通讯技术，2024，30(2)：76-88.
HAN Bingtao, LIU Tao. Key technologies and applications of large models[J]. ZTE Technology Journal, 2024, 30(2): 76-88.

[43] 白辰甲，许华哲，李学龙. 大模型驱动的具身智能：发展与挑战[J]. 中国科学：信息科学，2024，54(9)：2035-2082.
BAI Chenjia, XU Huazhe, LI Xuelong. Embodied-AI with large models: research and challenges[J]Scientia Sinica (Informationis), 2024, 54(9): 2035-2082.

[44] 石新满，胡广林，邵　鑫，等. 基于人工智能大语言模型技术的电网优化运行应用分析[J]. 自动化与仪器仪表，2024(8)：180-184.
SHI Xinman, HU Guanglin, SHAO Xin, et al. Application analysis of power grid optimization operation based on artificial intelligence big language model technology[J]. Automation & Instrumentation, 2024(8): 180-184.

[45] 马　超. 中国标准数字化转型：认知阐释、现实问题及发展路径[J]. 图书与情报，2023(4)：50-63.
MA Chao. Chinese Stan dard Digital Transformation: cognitive interpretation, practical problems and development path[J]. Library & Information, 2023(4): 50-63.

[46] 王鑫鑫，陈　亮，刘昌宏，等. 基于多模态交叉融合的多图表联合问答方法[J/OL]. 计算机集成制造系统，2024：1-22[2024-10-26]. https://doi.org/10.13196/j.cims.2024.0171.
WANG Xinxin, CHEN Liang, LIU Changhong, et al. Multi-chart joint question answering method based on multimodal cross-fusion[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024: 1-22[2022-10-26]. https: //doi. org/10.13196/j. cims. 2024.0171.

[47] 王耀南，谢　核，邓晶丹，等. 智能制造测量机器人关键技术研究综述[J]. 机械工程学报，2024，60(16)：1-18.
WANG Yaonan, XIE He, DENG Jingdan, et al. Overview of key technologies for measurement robots in intelligent manufacturing[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(16): 1-18.

[48] 张颖伟，高鸿瑞，张鼎森，等. 基于多智能体的数字孪生及其在工业中应用的综述[J]. 控制与决策，2023，38(8)：2168-2182.
ZHANG Yingwei, GAO Hongrui, ZHANG Dingsen, et al. A review of multi-agent-based digital twins and its application in industry[J]. Control and Decision, 2023, 38(8): 2168-2182.

[49] 张祖菡，刘敦楠，凡　航，等. 基于大语言模型的电力系统预测技术研究综述[J]. 发电技术，2024，45(1)：1-17.
ZHANG Zuhan, LIU Dunnan, FAN Hang, et al. Research overview of power system forecasting technology based on large language models[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(1): 1-17.

[50] 陶江垚，奚雪峰，盛胜利，等. 结构化思维提示增强大语言模型推理能力综述[J/OL]. 计算机工程与应用，2024：1-21[2024-10-26]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP. 20241025.1528.013. html.
TAO Jiangyao, XI Xuefeng, SHENG Shengli, et al. Enhancing large language models' reasoning abilities through structured thinking prompts: a review[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 2024: 1-21[2022-10-26]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP. 20241025.1528.013. html.

[51] 蒲天骄，谈元鹏，彭国政，等. 电力领域知识图谱的构建与应用[J]. 电网技术，2021，45(6)：2080-2091.
PU Tianjiao, TAN Yuanpeng, PENG Guozheng, et al. Construction and application of knowledge graph in the electric power field[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2080-2091.

[52] 蒲天骄，赵　琦，王新迎. 电力人工智能技术研究框架、应用现状及展望[J/OL]. 电网技术，2024：1-21[2024-10-26]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.tm.20241024.1500.002. html.
PU Tianjiao, ZHAO Qi, WANG Xinying. Technology framework, application status and prospects on electric power artificial intelligence[J/OL]. Power System Technology, 2024: 1-21[2024-10-26]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.tm.20241024.1500.002. html.

[53] 罗　彪，胡天萌，周育豪，等. 多智能体强化学习控制与决策研究

综述[J/OL]. 自动化学报，2024：1-30[2024-10-26]. https://doi.org/10.16383/j.aas.c240392.
LUO Biao, HU Tianmeng, ZHOU Yuhao, et al. Survey on multi-agent reinforcement learning for control and decision-making[J/OL]. Acta Automatica Sinica, 2024: 1-30[2014-10-26]. https://doi.org/10.16383/j.aas.c240392.

[54] 李奕言，田季坤，蒲　照，等. 数据库参数配置智能调优研究综述[J]. 计算机学报，2024，47(8)：1901-1921.
LI Yiyan, TIAN Jikun, PU Zhao, et al. Research survey on intelligent tuning of database knobs configuration[J]. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(8): 1901-1921.

[55] 荆博祥，王海荣，王　彤，等. 多模态特征增强的双层融合知识推理方法[J]. 计算机科学与探索，2025，19(2)：406-416.
JING Boxiang, WANG Hairong, WANG Tong, et al. Dual-layer fusion knowledge reasoning with enhanced multi-modal features[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2025, 19(2): 406-416.

[56] 梁鸿涛，王耀南，华和安，等. 无人集群系统深度强化学习控制研究进展[J]. 工程科学学报，2024，46(9)：1521-1534.
LIANG Hongtao, WANG Yaonan, HUA He'an, et al. Deep reinforcement learning to control an unmanned swarm system[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(9): 1521-1534.

[57] 张尔坤，张一潇. Chat GPT 启示：大语言模型时代传播学研究新问题[J]. 国际新闻界，2023，45(6)：167-176.
ZHANG Erkun, ZHANG Yixiao. Chat GPT inspiration: new issues in communication studies in the era of large language models[J]. Chinese Journal of Journalism & Communication, 2023, 45(6): 167-176.

[58] 杨浩中，孔笑宇，辜睿坤，等. 虚拟现实中的大模型技术研究进展与趋势[J]. 图学学报，2024，45(6)：1117-1131.
YANG Haozhong, KONG Xiaoyu, GU Ruikun, et al. Research progress and trends in large model technologies for virtual reality[J]. Journal of Graphics, 2024, 45(6): 1117-1131.

[59] 岳　颀，张晨康. 多模态场景下 AIGC 的应用综述[J]. 计算机科学与探索，2025，19(1)：79-96.
YUE Qi, ZHANG Chenkang. Survey on applications of AIGC in multimodal scenarios[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2025, 19(1): 79-96.

[60] 沈志锋，李　静，李智慧. 人工智能参与下的创新生态系统构建研究[J]. 科研管理，2024，45(10)：12-23.
SHEN Zhifeng, LI Jing, LI Zhihui. Research on construction of the innovation ecosystem with the participation of artificial intelligence[J]. Science Research Management, 2024, 45(10): 12-23.

[61] 马　超. 全球标准数字化专利发展态势及热点分析[J]. 科学观察，2023，18(5)：57-75.
MA Chao. Analysis of global standard digitization patent development trend and hotspot[J]. Science Focus, 2023, 18(5): 57-75.

[62] 管育鹰. 生成式人工智能相关版权争议焦点问题探讨[J]. 北京工业大学学报(社会科学版)，2025，25(1)：103-111.
GUAN Yuying. Discussion on the focus of copyright disputes on generative artificial intelligence[J]. Journal of Beijing University of Technology (Social Sciences Edition), 2025, 25(1): 103-111.

[63] 冯　圆. 成本管理的概念演进与智能化嵌入[J]. 财会月刊，2023，44(24)：68-74.
FENG Yuan. The conceptual evolution and intelligent embedding of cost management[J]. Finance and Accounting Monthly, 2023, 44(24): 68-74.

[64] 杨蓓莹，王金桥. 多模态大模型的发展与思考[J]. 财经智库，2024，9(2)：33-50.
YANG Beiying, WANG Jinqiao. Development of and reflection on multimodal large models[J]. Financial Minds, 2024, 9(2): 33-50.

[65] 赵铁军，许木璠，陈安东. 自然语言处理研究综述[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版)，2025，46(2)：89-111.
ZHAO Tiejun, XU Mufan, CHEN Andong. A review of studies on natural language processing[J]. Journal of Xinjiang Normal University (Philosophy and Social Sciences), 2025, 46(2): 89-111.

[66] 李春涛，闫续文，张学人. GPT 在文本分析中的应用：一个基于 Stata 的集成命令用法介绍[J]. 数量经济技术经济研究，2024，41(5)：197-216.
LI Chuntao, YAN Xuwen, ZHANG Xueren. Application of GPT in textual analysis: an introduction to a community developed command within Stata[J]. Journal of Quantitative & Technological Economics, 2024, 41(5): 197-216.



马　超
1995—，男，硕士，工程师
研究方向为电力低碳发展战略及规划、电力标准数字化、ChatGPT 类大语言模型应用、碳减排价值挖掘及电碳市场、电碳协同技术、电力密码应用等
E-mail: 2051143463@qq.com
MA Chao



陈羽飞(通信作者)
1982—，女，硕士，高工
长期从事电力系统前沿技术研究、电力科技项目管理与咨询、标准化相关工作
E-mail: 36158492@qq.com
CHEN Yufei
Senior engineer
Corresponding author

收稿日期　2024-09-20　修回日期　2025-01-11　　编辑　卫李静