



煤炭科学技术 COAL SCIENCE AND TECHNOLOGY

煤炭科学技术

矿山行业大模型建设路径探索与应用展望

王海军

引用本文:

王海军. 矿山行业大模型建设路径探索与应用展望[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(11): 45–59.

WANG Haijun. Construction exploration and application prospect of the large model in mining industry[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(11): 45–59.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2024-1382>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

大采高采场瓦斯治理模型分析及通风系统优化研究

Study on gas control model analysis and ventilation system optimization in large mining height mines

煤炭科学技术. 2019(3) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/987e0be1-729e-4b40-b92b-66f8d433c0af>

神东大型井田紧急避险逃生模式及装备研究

Research on refuge escape model and equipment for large mine field of Shendong

煤炭科学技术. 2019(12) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/40d7d2a2-c511-418a-ac86-4b99630a498f>

智慧矿山工业互联网技术架构探讨

Discussion on industrial internet technology framework of smart mine

煤炭科学技术. 2022, 50(5) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/47ebd1cd-498a-4095-a828-56fb32cff25d>

大采高压液支架掩护梁失效模型建立及对策研究

Establishment of failure model for shield beam in large mining height hydraulic support and its countermeasures research

煤炭科学技术. 2019(8) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/7828ac90-3eca-4e7b-b8c4-e8fd3ebd221b>

基于微震数据及模型的煤矿水害“双驱动”预警体系构建与应用

Construction and application of “Dual-drive” pre-warning system for coal mine water disaster based on microseismic data and model

煤炭科学技术. 2023, 51(S1): 242–255 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022-2228>

基于图像识别的矿山相似材料试验模型变形信息提取

Deformation information extraction of similar material model based on image intelligent processing

煤炭科学技术. 2023, 51(11): 214–222 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.CLNH21-016>



关注微信公众号，获得更多资讯信息



移动扫码阅读

王海军. 矿山行业大模型建设路径探索与应用展望[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(11): 45–59.

WANG Haijun. Construction exploration and application prospect of the large model in mining industry[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(11): 45–59.

矿山行业大模型建设路径探索与应用展望

王 海 军^{1,2,3}

(1. 煤炭科学研究总院有限公司 矿山人工智能研究院, 北京 100013; 2. 煤炭智能开采与岩层控制全国重点实验室, 北京 100013;

3. 天地科技股份有限公司, 北京 100013)

摘 要: 煤炭是保障能源安全的压舱石。在当前加快发展数字经济、积极稳妥推进“双碳”目标的背景下, 煤炭行业亟需深化数字化转型与智能化建设。在此背景下, 探索引入大模型技术赋能煤炭行业应用, 充分利用行业海量知识数据, 加快推动煤炭行业的数字化发展, 已成为行业关注的焦点。基于此, 梳理了通用大模型技术的发展现状, 阐述了大模型技术在多领域的应用现状与成效, 介绍了数据处理(清洗、平衡、增强等)、文本分词、预训练与微调、提示词优化、向量嵌入、对齐、检索增强生成等行业大模型关键技术, 表明了行业大模型在继承通用大模型“通”的优势的同时又兼具“专”的特点, 在推动行业生产力革新和产业升级方面发挥着重要作用。深度剖析了大模型技术在煤炭行业应用面临研发投入成本高、高质量数据搜集难度大、多模态数据融合技术难度高等挑战, 从基础设施层、数据资源层、算法模型层、应用服务层、安全可信与测试层、行业生态层六方面详细总结了太阳石矿山大模型为应对上述挑战采取的建设路径以及取得的阶段性成效, 最后对大模型技术的发展给煤炭行业带来的生产与技术变革进行了展望, 指出矿山行业大模型建设应遵循开源模型与行业数据相结合的路径, 发挥大模型的工具属性以赋能业务场景、构建“产—学—研—用”相结合的应用生态, 助力矿山行业新质生产力的发展。

关键词: 大规模预训练模型; 矿山行业大模型; 太阳石矿山大模型; 检索增强生成; 知识标签体系

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-2336(2024)11-0045-15

Construction exploration and application prospect of the large model in mining industry

WANG Haijun^{1,2,3}

(1. Research Institute of Mine Artificial Intelligence, Chinese Institute of Coal Science, Beijing 100013, China; 2. State Key Laboratory of Intelligent Coal Mining and Strata Control, Beijing 100013, China; 3. Tiandi Science and Technology Co., Ltd., Beijing 100013, China)

Abstract: Coal is the cornerstone for energy security. In the current background of accelerating the development of the digital economy and actively and steadily promoting the “dual carbon” goal, the coal industry urgently needs to deepen digital transformation and intelligent construction. In this background, exploring the introduction of large model technology to empower coal industry applications, making full use of the industry’s massive knowledge data, and accelerating the digital development of the coal industry has become the focus of industry attention. Based on this, this paper sorts out the development status of generative large model technology, expounds the application status and effectiveness of large model technology in multiple fields, introduces the key technologies of industry large model such as data processing (cleaning, balancing, enhancement, etc.), text tokenization, pre-training and fine-tuning, prompt word optimization, vector embedding, alignment, retrieval enhancement generation and other large model technologies, and demonstrates that the industry large model inherits the advantages of the general large model of “general” and at the same time has the characteristics of “specialization”. This

收稿日期: 2024-05-21 策划编辑: 常 琛 责任编辑: 王晓珍 DOI: 10.12438/cst.2024-1382

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2023YFC2907600); 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项重点资助项目(2021-TD-ZD002, 2024-TD-ZD016-04)

作者简介: 王海军(1975—), 男, 山东安丘人, 研究员, 博士生导师, 博士。E-mail: 732443531@qq.com

paper deeply analyzes the challenges of high R&D investment cost, difficulty in collecting high-quality data, and high difficulty in multimodal data fusion technology in the application of large model technology in the coal industry, and summarizes in detail the construction path and phased results achieved by SolStone Mine Large Model to cope with the above challenges from six aspects: infrastructure layer, data resource layer, algorithm model layer, application service layer, security and trustworthiness and testing layer, and industry ecological layer, and finally looks forward to the production and technological changes brought by the development of large model technology to the coal industry. It is pointed out that the construction of large models in the mining industry should follow the path of combining open access models and industry data, give full play to the tool attributes of large models to the application in scenarios, and build an application ecology combining “production-learning-research-application”, so as to help the development of new quality productivity in the mining industry.

Key words: the large scale pre-trained model; the large model in mining industry; SolStone Mine Large Model; retrieval enhancement generation; knowledge labeling system

0 引 言

煤炭是我国的基础能源和重要工业原料,长期以来在我国的国民生活扮演重要角色。推进煤炭工业高质量发展对于我国深入推进能源革命,加强煤炭清洁高效利用有重要意义^[1-3]。煤炭行业的数字化转型不仅是煤炭工业高质量发展的迫切需求,也是响应我国“双碳”目标、促进煤炭资源与新能源、可再生能源协同发展的必然选择。《关于深入推进矿山智能化建设促进矿山安全发展的指导意见》(2024年)中指出要加快数字化进程,完善信息基础设施、加快数据治理和赋能、强化人工智能应用。成熟的数字技术、矿山技术、基础设施、设备等是矿山行业数字化转型的重要基础^[4-6]。

随着 5G、大数据、区块链、云计算、人工智能等先进信息技术的蓬勃发展,以数据要素创新驱动为核心,由新一代信息技术引发的矿山生产变革逐步推动着新的发展格局、助力矿山企业数字化转型升级^[7-9]。但长期以来,矿山行业对海量数据与知识的利用仍停留在专家经验阶段,未能大范围推广,知识价值体现有限,严重制约着矿山行业的数字化转型和智能化建设。如何充分利用人工智能先进技术手段,融合行业知识与感知数据以赋能现场应用,已成为行业亟需回答的命题。

近年来,生成式人工智能模型(大模型)^[10-11]以其突出的泛化性(能适应处理未见过的情况)、涌现性(产生预料之外的新能力)以及通用性(不局限于某一领域)的特点,使得其能学习并理解大量特征模式,在处理复杂任务时表现出惊人的自然语言理解和处理能力,在各行各业的学术研究和技术应用方面不断展现出其非凡的潜力和广泛的应用前景,推动着交通、金融、医疗、法律等多行业变革式发展^[12-13],也为矿山行业智能化建设提供无限可能。同时,作

为最复杂的技术体系之一,矿山行业有专业的术语和概念、有实时更新的生产数据、事关能源安全的敏感信息,如何克服上述难点,将通用大模型技术真正应用于矿山行业,是推进数智技术与矿山产业深度融合,进一步提升矿山智能化建设水平的关键。

基于此,笔者梳理了大模型技术的发展历程和关键技术,厘清了其在各行业的应用现状和成效,针对矿山行业的数字化转型需求,深入剖析了大模型技术在矿山行业应用面临的挑战,总结了太阳石矿山大模型为应对这些挑战采取的建设路径和阶段性成效,并对当前矿山行业大模型的应用攻坚方向进行展望,为矿山行业深化数字化转型与智能化建设提供思路。

1 大模型技术及发展现状

1.1 大模型起源和发展历程

大模型最初特指大语言模型(Large Language Models, LLMs),是人工智能领域的一项新兴关键技术,通常基于数百万以上的训练样本集,完成数亿以上的参数训练,具备理解并生成类似人类语言文本的能力。大模型技术的快速发展得益于 21 世纪初深度学习技术的兴起,随着神经网络训练层次不断加深,模型性能、模型参数量和训练数据量间的幂律关系逐渐显现,大模型技术迅速崛起,呈现井喷式发展^[14-15]。

大模型技术最早可追溯至 20 世纪 50 年代基于规则的自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)研究^[16],该技术依靠语言学规则和特征来处理文本,但无法处理大数据下 NLP 中的复杂性问题^[17]。20 世纪 80 至 90 年代,研究人员开发了统计语言模型(Statistical Language Model, SLM)^[18],通过使用概率方法来估计给定上下文中一系列单词的可能性,能够处理更大量的数据,并且比基于规则的模型更

准确,该思想也成为了当今大语言模型的早期萌芽。

随着深度学习的快速发展,语言建模在2015年左右出现重大突破,使用深度学习技术从大量文本数据中学习语言的模式和结构,能够模拟单词的上下文并生成比以前的模型更自然的文本。其中,具有代表性的是循环神经网络语言模型(Recurrent Neural Network Language Model, RNNLM)^[19-22],神经语言模型(Neural Language Models, NLMs)^[23-24]和谷歌神经机器翻译系统(Google Neural Machine Translation, GNMT)^[25],通过将文本映射至低维向量空间以解决数据稀疏问题,并基于其前词的嵌入向量完成对下一个单词预测,为大模型夯实了处理复杂文本的关键能力。

2017年,Transformer模型的引入使挖掘长上下文间依赖关系成为现实,并允许在多个图形处理单元(Graphic Processing Unit, GPU)上并行训练,从工程实现角度为大模型补足了最后一块技术拼图^[26]。2018年,OpenAI发布基于Transformer架构的GPT-1(Generative Pre-trained Transformers 1.0)拥有1.17亿个参数,使用无监督的预训练和有监督的微调方式训练,可以生成与上下文相关的句子,标志着NLP的一个重大进步。2024年,OpenAI先后发布了最新的旗舰模型GPT-4o(Generative Pre-trained Transformer 4.0 Omni)以及新一代o1模型,其中GPT-4o不仅可以用于自然语言处理,还可以作为通用任务求解器,即具备多模态能力,可以处理图像、语音等不同类型数据,为用户带来更加流畅、自然的交互体验;全新的o1模型则采用强化学习技术进行训练使得其能够运用类似人类“思维链”的推理方式,在解决科学、编程和数学等复杂推理技术问题方面展现出非凡的能力^[27]。Google的BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)和PaLM(Pathways Language Model),Meta的LLaMA(Large Language Model Meta AI)模型,也均在大模型的通用性、灵活性、可扩展性等方面展开了进一步探索^[28]。同期,国内大模型技术也蓬勃发展,百度的文心一言大模型,旨在提供高效的中文语言处理和生成,阿里云发布的通义大模型侧重于电商和服务领域的应用,华为发布的鹏城大模型主要应用于云计算和智能终端等,呈现百模大战新局面^[29]。

1.2 大模型的分类

根据大模型的基础架构,可以进一步分为基于解码器的语言模型、基于编码器的语言模型和编码器—解码器语言模型。① 基于解码器的语言模型通

过最大化对数似然估计,根据所有先前的词来预测下一个词。② 基于编码器的语言模型在预测时根据序列中的所有其他词来预测一个被“掩蔽”的词。在训练模型时,会随机选择词进行掩蔽,使用特殊的标记(MASK)或用随机标记替代。这迫使模型在预测时收集双向信息,训练目标是恢复掩蔽位置的原始词。③ 编码器—解码器模型是一种更灵活的“文本输入、文本输出”模型,编码器根据输入序列生成上下文向量,解码器使用这个向量生成一个Token序列。由于其序列到序列(Sequence to Sequence, seq2seq)的性质,编码器—解码器语言模型很容易微调以执行seq2seq任务,如机器翻译、风格转换和文本摘要。

根据数据模态的差异,大模型可分为语言大模型、视觉大模型和时序大模型(Temporal Large Models, TLMs)^[30-32]。语言大模型用于处理文本数据并理解自然语言。它在大规模语料库上进行训练,以学习语言的语法、语义和语境规则,以实现知识问答、语言翻译、法律咨询、信息检索等功能^[33]。视觉大模型用于处理和分析图像数据。通过在大规模图像数据上训练学习执行图像分类、目标检测、图像分割、姿态估计和人脸识别等任务的能力^[34]。时序大模型能够处理和理解时间序列数据的人工智能模型,常见于金融市场、气象预测、医疗监测等领域,它可以捕捉数据随时间变化的规律,从而进行预测、分类和异常检测等任务^[35]。

当前,随着深度学习技术持续发展能够处理多种类型的数据的多模态大模型(Multimodal Large Language Models, MLLMs)^[36-38]已成为人工智能领域的重要技术趋势。结合NLP和CV(Computer vision, CV)的能力,可以对多模态信息(如文本、图像、视频、音频等)进行综合理解和分析,能够在更多元化的信息环境中执行任务,从而更全面地处理复杂数据^[39]。

根据应用领域的不同,大模型则可以分为通用大模型和行业大模型^[40]。通用大模型通过使用海量的开放数据训练巨量参数的深度学习算法,在多个领域、场景和任务上都能应用。通用大模型具备强大的泛化能力,可以在无需或仅需少量微调的情况下完成多种场景任务,相当于人工智能(Artificial Intelligence, AI)完成了“通识教育”^[41]。行业大模型针对特定行业或领域进行优化。它们通常使用行业相关的数据进行预训练或微调,以提高在该领域的性能和准确度,相当于AI成为“行业专家”^[42-44]。

根据代码和数据的可访问性,大模型还可以分为开源大模型和闭源大模型^[45]。开源大模型的代码和训练数据通常对公众开放,这种开放性不仅增加了模型的透明度,还促进了社区的参与和协作^[46]。闭源大模型的代码和训练数据则由提供者控制,其使用通常需要付费,且其使用条件和权限由提供方设定^[47]。当前,开源大模型和闭源大模型仍处于同等水平。

1.3 大模型关键技术

大模型是人工智能领域各种技术深度结合的产物,涉及数据处理(清洗、平衡、增强等)、预训练、对齐、检索增强生成、提示词优化等多项多维度关键技术^[48-50]。其中,数据清洗作为数据层的主要技术,通过去除噪声、识别并处理异常值等手段,来提高训练数据的质量,确保了模型能够从中学习到准确的信息,该方法不仅提高了模型的泛化能力,还有助于模型训练和评估。

预训练技术旨在通过大规模的未标记文本数据进行自监督学习,将词语的语义描述从静态表示提升为上下文感知的动态表示,使模型学习到语言的潜在结构、语法规则和语义关系。

对齐作为通用大模型向行业大模型沉淀的关键,指通过基于人类反馈的强化学习(Reinforcement Learning with Human Feedback, RLHF)和直接偏好优化(Direct Preference Optimization, DPO)等技术手段,确保 AI 系统的行为与人类的价值观、偏好和目标一致的过程^[51-52],其中 RLHF 通过奖励模型来学习人类反馈中的对齐信号,而 DPO 则通过直接优化人类偏好来简化对齐过程。

检索增强生成(Retrieval Augmented Generation,

RAG)技术结合了检索和生成 2 个过程,通过检索相关文档或信息来增强生成模型的输出^[53],首先利用检索组件从大量文档中找到与输入问题或任务相关的内容,然后将这些检索到的信息与生成模型结合,这种方法有效地利用了外部知识库,提升了生成模型在处理复杂问题时的准确性。

提示词优化通过对提示词的调整和优化(Prompt Tuning)来提高模型对自然语言指令的响应能力^[54],这种方法的关键在于设计有效的提示,特别适用于需要模型在没有大量标记数据的情况下执行任务的场景,通过这种方式即使是较小的模型也能在广泛的任務上展现出良好的性能。

2 大模型技术在行业的应用现状

2.1 行业大模型建设现状

伴随 Open AI、Google、Anthropic、Meta、百度、阿里、腾讯、清华大学、复旦大学等企业及院所的长期攻关,通用大模型的基本能力逐渐增强,以其庞大的参数规模和卓越的数据处理能力,正逐步改变着各个行业的运作方式,提高效率,降低成本,并创造出全新的商业模式,尤其是在金融、医疗、法律、教育等领域均有出色成效^[55-56],行业大模型建设现状如图 1 所示。

金融行业是较早应用大模型的领域之一,通过引入大模型技术,极大提升了客户服务体验,推动了金融服务向更智能、更个性化的方向发展。彭博公司创建了包含 3 630 亿 Token 的金融数据集,训练出具有 500 亿参数的金融大语言模型 BloombergGPT,支持金融领域大部分自然语言处理任务^[57]。度小满推出了国内首个千亿级中文金融大模型“轩辕”,在

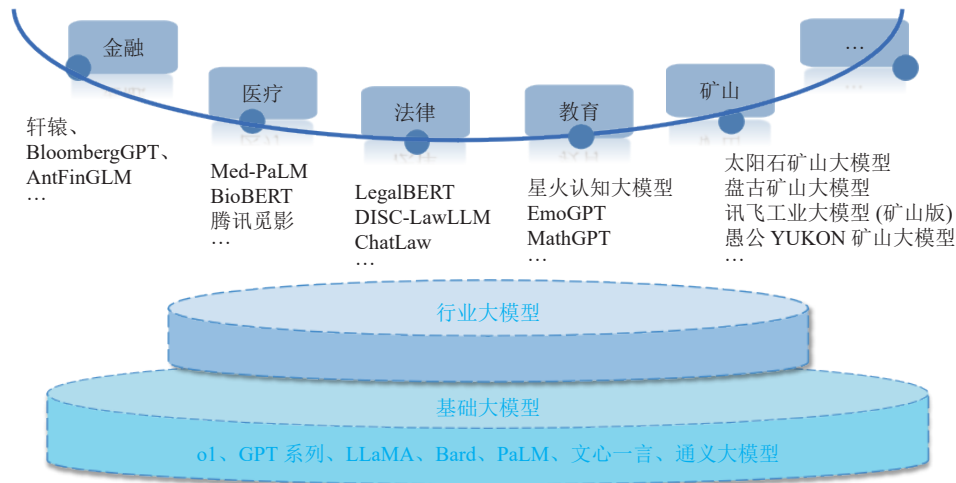


图 1 行业大模型建设现状

Fig.1 Status quo of industry model construction

金融名词理解、市场评论和数据分析等任务中表现出色^[58]。蚂蚁集团发布的 AntFinGLM 基于大量金融对话数据,展现了卓越的金融任务处理能力,包括意图理解和逻辑推理^[59]。

医疗领域通过大模型推动疾病预测、影像分析和临床决策支持的创新,加速了疾病诊断和治疗流程,提高了诊断准确性,提升了医疗服务质量和研究效率^[60]。其中,谷歌健康推出的 Med-PaLM 系列医疗大模型,结合深度学习,提供医疗问题解答、医学知识普及及临床决策支持等功能^[61-63]。BioBERT 则基于 BERT 架构构建用于生物医学文献的文本挖掘和命名实体识别等任务^[64]。腾讯推出的医疗 AI 解决方案腾讯觅影专注于医学影像分析,提供诊断和疾病筛查等功能,在肺癌和眼底病变等疾病中表现优异。华为的盘古药物分子大模型专注于药物研发^[65]。

法律行业大模型主要集中在法律研究、合同分析和合规检查等关键领域,为法律专业人士提供了强大的辅助工具。谷歌基于 BERT 模型推出的 LegalBERT,能够有效分析法律文档、进行案例研究和理解法律条款,准确捕捉法律领域的专业术语和上下文关系^[66]。复旦大学团队发布的 DISC-LawLLM 集成了高效检索模块,采用法律三段论提示策略构建微调数据集,从而提高处理复杂法律问题的精准度和效率^[67]。ChatLaw 基于 LLaMA 模型微调而成,使用了 93 万个国家法律判例进行训练,在法律条文解析和案例分析等任务中有良好表现。

教育行业通过大模型技术实现了个性化学习、智能辅导和教育管理的现代化,优化了教育体验,提高了教育效果。科大讯飞推出的星火认知大模型能够为学生提供个性化学习体验、智能问答和智能辅导,同时帮助教师自动生成教案、批改作业和评估考试,显著提升教学质量^[68]。EmoGPT 则专注于心理健康,根据学生的情感状态调整教学内容,提升参与度和学习成效^[69]。MathGPT 专为数学学习设计,支持生成准确的数学解答和解析过程,为学生提供个性化的解题指导^[70-71]。

矿山行业大模型的应用还处于起步阶段,尽管已初步涉及智能巡检、智能调度、智能决策和智能检测等业务,但大模型在认知、理解、推理与涌现等核心价值方面的潜力尚未得到有效挖掘。山东能源集团与华为合作,推出了基于华为盘古大模型的盘古矿山大模型。该模型融合了矿山行业的海量数据集,覆盖采、掘、机、运、通等多个业务场景,主要利用视觉大模型,根据实时回传的全景视频提供操作方案,

远程精准操控作业装备,实现矿山的智能管理与决策。同时实时监控采矿过程,及时发现隐患,保障井下人员安全^[72]。科大讯飞则依靠自身的语音识别优势,结合矿山行业场景研发了讯飞工业大模型(矿山版),利用自然语言处理和语音识别交互等技术,开发了煤矿智能语音调度系统和矿山设备声纹监测系统,帮助矿山企业实现数据分析、生产调度和决策支持^[73]。百度云开物煤矿大模型主要聚焦于矿山应用,提供针对智能供电、数字调度等业务场景的智能化解决方案,研发了煤矿供电领域的“电博士”,成为煤矿供电专业的资深助手;研发的煤矿生产调度领域“数字调度员”让大模型具备了高阶调度员的能力,实现智能调度指挥、减人增效^[74]。中科慧拓基于紫东太初大模型智能底座,重点面向露天矿场景推出了愚公 YUKON 矿山大模型及其配套产品体系,包括针对矿山数据治理清洗的生成式平行智能数据体系 GenDS、支撑自动驾驶矿车人类驾驶员决策的矿山端到端自动驾驶大模型 GenAD、面向矿山一线工作者的矿山知识大模型 MineGPT 以及支持实时交互共享的矿山 AI 助手“矿宝”等,实现矿山的全面感知和智能决策,同时携手多家科研院所、企业单位成立了“愚公矿山大模型生态联盟”,逐步打造矿山行业大模型生态^[75]。中国电信也基于“星辰”语义大模型发布了专注于矿山领域的行业大模型星辰—矿山大模型,采用解码器架构并改进旋转位置编码,结合自适应插值的 NTK-aware + LogN 算法,大幅提高了模型的外推能力^[76]。煤科总院推出了专门针对矿山多维度应用场景的太阳石矿山大模型(SolStone Mine Large Model, SolStone MLM),基于文本、音频、图像、视频、点云、时序传感、设计等 7 种模态高质量行业数据集构建矿山数据空间和矿山行业大模型,紧紧围绕矿山智能感知与协同计算、矿山数据科学与认知智能、矿山决策智能与优化三大核心方向开展研究工作,建立“感知智能、认知智能、决策智能”有机贯通的矿山智能生态体系,满足矿山典型场景切实需求^[77]。

2.2 矿山行业大模型应用面临的挑战

目前,大模型发展将长期围绕大数据、大算力和大参数为核心,训练大模型、发展大模型的难点痛点在于如何搜集高质量的大数据、配置昂贵的大算力及合理构建 Transformer 堆叠结构,训练大模型所需的算力及训练期间的花费一般企业难以承受,这严重制约了一般企业开发、研究大模型^[78-80]。

矿山行业发展大模型相较于其他领域展现出独

有特性。首先矿山行业涉及勘探、设计、开采、环保、分选、运输、化工、发电等多个环节;其次各环节涉及到时序数据、音频数据、图像数据、文本数据等,数据类型复杂多变,并且矿山行业数据标准化滞后,相同数据类型之间又有不同的数据格式;再者,矿山行业对安全生产要求高,稍有不慎就会发生群死群伤严重危害人身安全的事故。鉴于以上特性,矿山行业大模型应用不仅面临着大模型应用普遍的共性挑战,例如独立训练基座大模型的资金成本高、多模态数据融合技术难度高,还面临矿山行业独有的挑战,主要包括以下4个方面挑战。

1) 矿山行业特有表达影响大模型的语义理解能力。矿山行业具有极高的知识门槛,其独特的专业术语、行业分词和语句表达方式对大模型的语义理解提出了严峻的挑战。首先,矿山行业的专业术语和行业分词非常独特,这些术语在通用语言模型中通常没有得到充分覆盖,例如“采煤机”“瓦斯抽采”“巷道支护”等专业词汇在普通文本中并不常见。这种专业术语的稀缺性使得大模型在处理这些词汇时难以准确理解其含义,从而导致语义理解困难。其次,矿山行业的语句表达方式也具有显著的行业特色,行业内的报告、论文和技术文档通常包含大量的技术细节和专业表述,这些内容在结构和表达上与通用文本有较大差异。为了使大模型能够有效解析和理解这些文本,必须自主开发针对矿山行业的文本解析算法,这不仅包括对句子结构的深入理解,还包括对行业特定语法和表达习惯的识别和处理。

2) 矿山高质量数据搜集难度大及数据整合困难。矿山行业数字化程度低,各矿山企业出于安全、保密等因素,难以共享积累的高质量数据,造成高质量数据搜集难度大。矿山行业产生的数据通常来源于不同的系统和设备,这些数据存在格式不一致、缺失值等问题,甚至针对同一场景的数据也需要进行标准化和清洗工作才能利用大模型进行推理和训练;此外矿山开采环境的复杂性和动态性进一步加剧了数据治理的难度,生产过程中的噪声干扰、设备故障、环境变化等因素都可能对数据质量产生不良影响,导致数据不完整、不一致或存在偏差,这些数据的异构性和复杂性给快速、高效地整合与利用数据带来了显著困难,难以适应大模型在矿山行业的快速应用与部署。

3) 矿山复杂恶劣的环境挑战。矿山工作环境极其恶劣,首先,井下温度高、湿度大、粉尘多,这些极端条件对电子设备和传感器的正常运行构成了严峻

考验。高温环境下,设备容易过热,导致性能下降甚至故障;高湿度则可能引起电路短路或腐蚀,进一步影响设备的稳定性和寿命;高浓度的粉尘会污染设备内部。由于矿井结构复杂,电磁干扰严重,传统的无线通信技术通常难以在井下实现稳定的信号覆盖。这使得远程监控和控制变得困难重重。井下复杂的地质结构和金属设备的存在,进一步削弱了无线信号的传播效果,导致通信中断和数据丢失的情况时有发生。这种不稳定的通信环境严重影响了数据的实时传输和准确性,进而影响到大模型的应用效果和决策支持能力。复杂恶劣的环境不仅增加了设备维护和管理的难度,还对数据的实时采集和传输造成了极大的阻碍,从而限制了大模型在矿山生产中的广泛应用和效能发挥。

4) 矿山对大模型推理结果要求准确性与可靠性高。矿山领域不同于其他行业,矿山安全生产事关人民群众生命财产安全,事关经济发展和社会稳定大局,矿井下感知不明、认知不清和决策失误都可能引发重大安全事故,这要求任何基于大模型推理结果的应用都需要保证其预测和决策的高准确性、高可靠性,尤其是涉及到人员安全的情况,因此大模型在矿山领域的推广应用极具挑战。

3 太阳石矿山大模型建设路径及成效

太阳石矿山大模型基于私有小算力与公有大算力相融合的硬件基础,以矿山行业文本、音频、图像、视频、点云、时序传感、设计等7种模态海量高质量行业数据集为数据基础,面向多维矿山应用场景,提供矿山行业所需的生成式人工智能基础应用能力,服务行业数字化转型,其包括基础设施层、数据资源层、算法模型层、应用服务层、安全可信与测试层、行业生态层,本文着重以当前最常用的文本数据为例对涉及到的关键技术展开介绍。

3.1 基础设施层

太阳石矿山大模型算力基础设施的建设,涵盖硬件资源配置、算力资源管理及算力安全保障三大核心。面对大模型的指数级参数增长,采用CPU+AI加速芯片的AI服务器,并构建算力集群、高性能存储和智能网络系统,以应对多任务和高并发的挑战。运用标准化和虚拟化技术,实现中央处理器(Central Processing Unit, CPU)、GPU、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array, FPGA)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit, ASIC)等算力资源的精准调度与优化配置。同时通

过网络安全、数据安全、物理安全、操作安全等多维度的安全保障策略确保算力基础设施的安全稳定运行。

3.2 数据资源层

矿山行业大模型的知识深度依赖于海量的知识和感知数据,知识数据涵盖了国家政策法规、标准、专利、论文、报告等文字信息,感知数据则记录了矿山生产过程的各类监测指标。海量维度分散、质量不一的行业数据汇集成大模型数据资源,造成

数据不显著、知识不聚焦、数据知识对不齐的难题,而高质量数据和高精度标注数据的获取与利用正是提升太阳石矿山大模型性能关键所在。太阳石矿山大模型在数据资源层的建设中,通过数据筛选和清洗、数据标准化、行业知识标签索引体系、数据存储、数据安全和隐私保护等一系列措施,实现大模型的高效训练和知识的快速提取,数据资源层框架如图 2 所示。

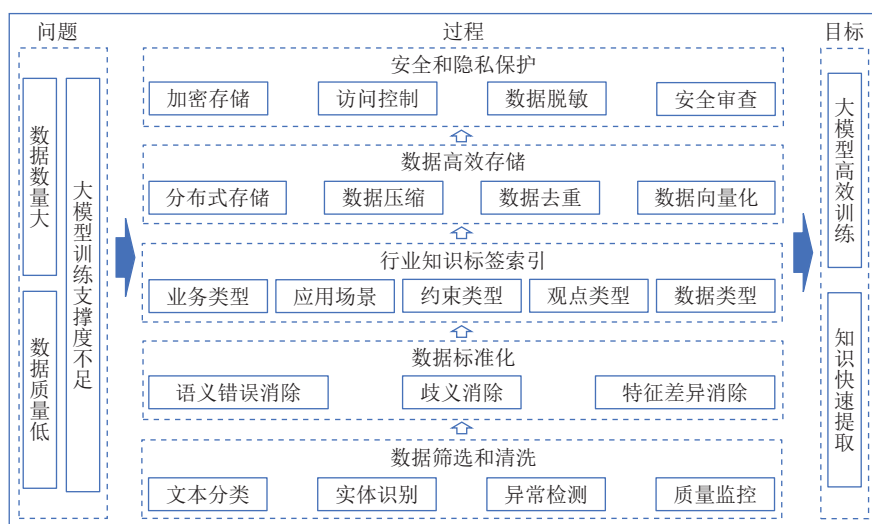


图 2 太阳石矿山大模型数据资源层框架

Fig.2 Data resource layer framework of SolStone MLM

数据筛选和清洗确保行业大模型推理的可信性。对于知识数据采用文本分类、实体识别等方法,识别矿山行业实体及其作用关系,对于感知数据利用生成对抗、迁移学习等方法,降低次要因素的噪声和异常,维护太阳石矿山大模型全周期数据质量。

数据标准化确保数据的一致性和可比性。对知识数据制定标准化术语和命名规则,以减少语义错误和歧义,对感知数据建立统一数据模型,消除特征间的量纲差异,统一时间戳和坐标系,提高数据分析和模型训练的效率。

行业知识标签索引体系加速模型知识提取和快速推理。将矿山行业数据按照业务类型、应用场景、数据来源、约束类型、观点类型等多维度复合条件进行组织、分类和检索,形成立体化、网格化的索引体系,大模型可根据语义意图进行特定维度的数据切割,快速定位到最优数据块。

数据高效存储支撑大模型的训练和运行。针对千亿级的文本语料和百 PB 级监测数据的存储问题,采用分布式存储、数据压缩、向量数据库等多种手段,将多模态数据转化为向量数据格式,提高信息密度

和信息检索效率。

数据安全和隐私保护保障太阳石矿山大模型服务的安全可信。太阳石矿山大模型实施了加密存储、访问控制和数据脱敏等措施,确保数据在存储和传输过程中的安全性,同时保护企业和个人的隐私权益。

3.3 算法模型层

针对当前矿山行业面临的数据量庞大且复杂、数据质量参差不齐及数据孤岛现象严重的挑战,面向行业大模型构建的实际需求,太阳石大模型算法模型层基于对基础算力的有效运用,对矿山行业异构数据进行个性化认知和理解,为业务应用提供定制化算法模型,这有助于促进数据驱动的创新,助力矿山行业的智能化发展,算法模型层总体框架如图 3 所示。针对文本数据,分词和预训练词向量是进一步优化并利用高质量数据、提升大模型性能的关键手段。

由于矿山行业文本数据具有专业术语丰富、领域知识复杂等特性,传统的分词算法通常难以处理这类数据,导致分词结果存在歧义,进而影响模型训练和预测准确性。因此,在构建矿山行业主题词库

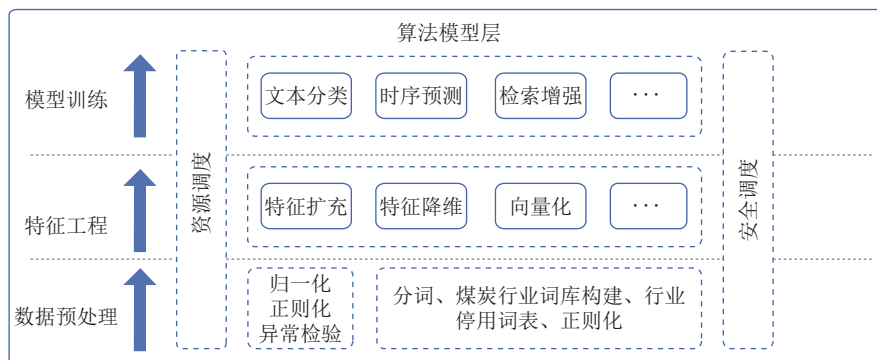


图 3 太阳石矿山大模型算法模型层总体框架

Fig.3 Overall framework of the algorithm layer of SolStone MLM

基础上,采用改进的字符串匹配算法,融合正向最大匹配与逆向最大匹配的优势,有效应对矿山行业文本中常见的歧义现象,提高分词的准确性和可靠性。例如,在区分“采煤机”与“采煤机械”等词语时,算法能够依据上下文语境判断出正确的分词结果。此外,引入深度学习技术构建分词模型,以进一步提升分词的准确性。通过训练大量的矿山行业文本数据,模型能够正确学习到专业术语的上下文特征,从而在新文本的分词处理中展现出更高的准确性^[81-82]。深度学习技术具有强大的自适应能力和学习能力,能够自动提取文本中的深层特征并加以利用。因此,基于深度学习技术的分词模型在处理矿山行业文本时具有更高的准确率和泛化能力。

预训练词向量作为自然语言处理领域的重要基础资源之一,其质量直接影响到文本分类任务的性能。通过对矿山行业特有的文本数据集进行预训练词向量的微调,可以显著提升文本分类的性能。针对短文本数据集,采用基于梯度下降的微调方法,调整词向量以最小化损失函数,即通过梯度下降的方式更新词向量,使模型更好地适应新的分类任务。针对长文本数据集,采用 FastText 等轻量级方法来进行处理, FastText 模型通过将每个词分解为子词,能够捕捉到词内部的结构信息,并利用子词信息来增强低频词的表示,从而在一定程度上缓解长尾效应。研究表明,通过对预训练词向量进行微调以及采用合适的微调方法,可以显著提升矿山行业文本分类的性能。同时, FastText 等轻量级方法在处理大规模文本数据时也表现出较高的分类准确率和效率。

3.4 应用服务层

通用大模型应用于矿山领域存在诸多局限性,比如缺乏行业知识、可解释性、可信度差、存在数据时效性问题以及面临数据隐私和安全挑战等。为克

服上述通用大模型的局限性,不同行业都在行业大模型构建方面做出了诸多尝试,包括采用提示词工程(Prompt Engineering)、RAG、预训练、微调、知识图谱、Agent 智能体等各项技术探索^[83], Agent 应用场景模块规划如图 4 所示。

行业大模型的构建是一个逐步发展的过程,依赖于以下几个关键因素的成熟:高质量行业数据集的逐步积累和整理,计算资源的逐步扩展和完善以及应用场景的逐步明确和细化。太阳石矿山大模型建设正是随着这些条件的逐步完善而推进的。建设过程中,首先对数据进行深度整合和治理,依托于煤炭科学研究总院多年深耕行业积累的高质量数据集,包括期刊文献、设计资料、技术文档、行业资讯等,构建多层次、多维度、高质量的矿山数据集,并在后续应用过程中进一步积累行业数据和用户反馈数据,持续丰富完善。应用服务层建设初期,主要采用的是对算力需求较小,难度较低的提示词工程和 RAG 方法开展研发工作,针对矿山领域的具体问题和需求,依据矿山作业流程、设备操作规范、安全管理要求等,设计能够精确引导大模型输出符合矿山实际需求的提示词集,并结合 Few-shots Learning、CoT (Chain-of-Thought) 和 ToT (Tree of Thoughts) 等技术支持复杂的逻辑推理和决策支持。构建矿山行业知识库和实时信息库,作为大模型的行业知识支撑,通过 RAG 技术,自动检索并融合行业知识和最新的实时数据,确保输出内容的准确性和时效性。应用服务层建设中期,随着硬件资源的扩展和行业知识梳理的阶段性成果,逐步开展通用大模型底座的微调工作,将行业知识内化到大模型中,提升大模型的行业泛化能力,并结合知识图谱等技术,增强结构化知识表示和关系推理能力,提升模型的可靠性和鲁棒性。应用服务建设后期,通过与行业现场工作人员进行长期多轮磋商与交流,明确太阳石矿山大模型

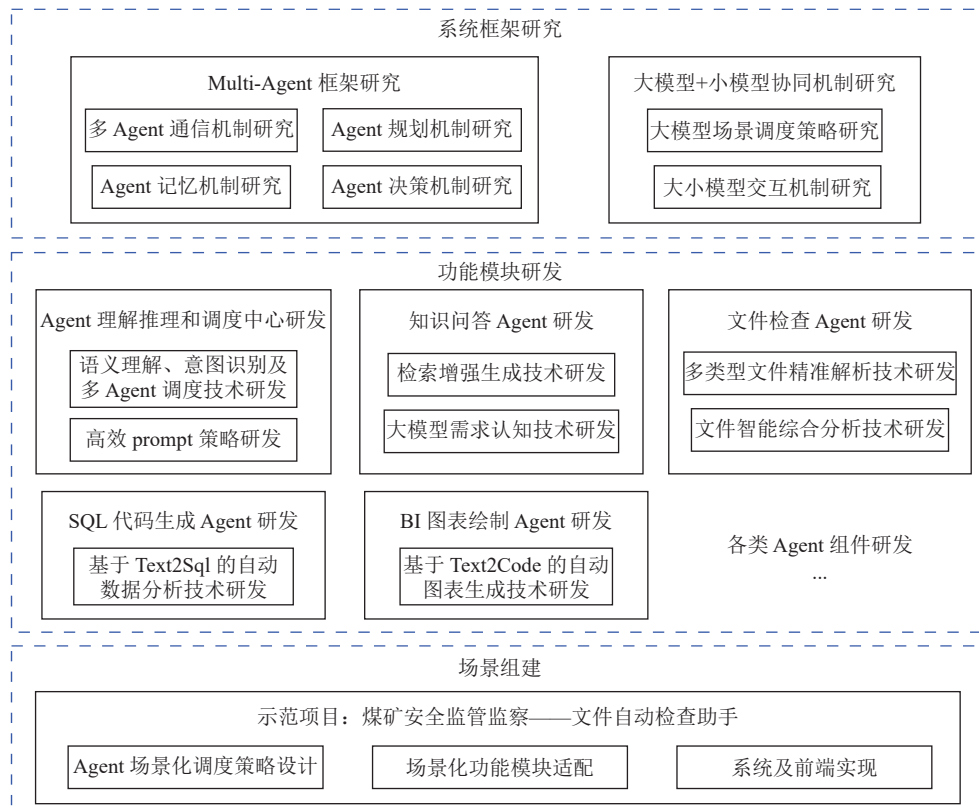


图 4 Agent 应用场景模块规划

Fig.4 Agent application scenario module planning

的应用场景体系,找到模型能力和行业核心需求的交汇点,实现真正有效可靠的行业赋能。基于上述框架持续进行迭代和优化,不断提升太阳石矿山大模型对行业应用服务的支撑作用,简化大模型的应用流程,降低应用难度,控制应用风险。后续太阳石矿山大模型计划逐步融入其他模态的数据,将大语言模型升级为多模态大模型,通过多模态交互,实现更直观、生动的情景感知,增强模型在复杂业务场景下的决策能力,更全面地理解和响应矿山行业的各类业务需求。

3.5 安全可信与测试层

在矿山行业,大模型技术作为推动智能化转型的关键工具,在处理复杂决策和大量数据时,可能引发信息准确性的质疑,进而触发法律和伦理争议。鉴于此,确保大模型技术的伦理性和安全性,以及应用合规性、风险可控性、稳定性和标准化,成为行业发展的当务之急。为此,从政策法规自评能力、风险评估管理能力、数据合规测评能力和应用性能测试能力开展太阳石矿山大模型安全可信与测试层建设。

1)政策法规自评能力。自评流程用于确保技术发展与国家法律法规同步。矿山行业的数据处理涵

盖地质勘探、矿工安全、环境监测等敏感领域,建设过程中从数据保护、隐私权和知识产权法等维度,进行技术文档审核、算法决策透明化,以及数据处理流程的合规性检查。此外,对人工智能的法律责任归属进行自评,明确技术应用可能对社会价值观和伦理标准带来的影响,确保技术发展与法律框架同步,保障矿山行业的稳定和相关实体的权益。

2)风险评估管理能力。矿山行业的高风险特性要求技术必须具备高度的安全性和可靠性,为此建立一套综合的事前、事中和事后风险管理机制,确保技术的透明度和可追溯性。事前,通过算法备案和风险评估,确保技术的合规性;事中,利用实时监控系统和风险评估工具,对模型的输出进行监控,及时发现异常行为或潜在的恶意攻击;事后,通过溯源分析,快速定位问题源头,制定应对措施。

3)数据合规测评能力。大模型技术的数据合规直接关系到数据安全和效率,为此需要对数据的收集、存储、处理和共享环节建立严格的合规性标准。数据收集需确保数据来源的合法性和授权的充分性;数据存储和处理需采取适当的技术和管理措施,防止数据泄露和滥用;数据共享需遵守相关的数据保护规定,确保数据在传输过程中的安全性;此外,还

需对数据质量和完整性给予评估,并对数据脱敏和去标识化措施开展有效性验证。

4)应用性能测试能力。稳定性测试主要聚焦于太阳石矿山大模型输出的一致性和可靠性,以满足矿山开发的高精度要求。有效性测试评估模型输出与行业标准或专家意见的一致性,确保模型的决策质量。泛化能力测试检验模型对新场景的适应性,评估其在未知数据上的表现。压力测试模拟多用户并发访问的情况,评估系统的最大承载能力和在极端条件下的表现。

3.6 行业生态层

在矿山行业,大模型技术的引入不仅标志着生产力的飞跃,也预示着一个全新的行业生态构建的开始。行业生态层建设不仅包括技术工具的开发和应用,还涉及到人才培养、合作机制的建立以及技术的推广和普及。行业生态结构如图5所示。



图5 行业生态结构示意图

Fig.5 Schematic of the industry ecological structure

工具链体系的建设构成了整个架构的基石。太阳石矿山大模型提供的算力、算法、数据与应用,为矿山行业提供了强大的基础引擎。应用软件接入标准流程的建立,以及专业化开发环境的提供,确保了开发者能够高效地利用大模型进行应用开发。同时,行业标准的接口协议和数据交互规范的制定,为不同应用与大模型的无缝集成提供了保障。

应用生态的构建鼓励数据的共享与开放,形成更广泛的行业数据空间。太阳石矿山大模型通过建立应用创建开发者社区,促进了开发者之间的交流与合作,分享经验,解决共同面临的问题。标准化接口的建立有助于构建行业标准的数据交互方式,推动数据空间的统一和规范化。通过设立应用商店或平台,统一管理应用的发布和更新,建立管理和维护应用生态的机制。

合作生态的布局通过资源整合和共享,设立联合研发项目,共同投入资源进行技术创新,降低成本,提高效率。太阳石矿山大模型通过与行业内各企业建立健康、活跃的合作伙伴网络,促进资源共享、合作创新,加速行业生态的发展。

培训与推广是提高行业从业人员对大模型技术认知和使用能力的关键。太阳石矿山大模型的建设通过组织大模型技术研讨会和行业论坛,邀请国内外专家分享大模型的最新研究成果和实际案例,系统总结在大模型领域的研究进展和未来发展方向,完成技术推广和行业影响力提升。

3.7 应用示例

基于前述构建路径,太阳石矿山大模型训练学习了大量行业期刊、书籍、专利、报告等各类文本数据,可精准分辨出矿山行业专业术语,形成独有的语义空间,对行业知识有了深入的理解,能实现较精准的行业知识问答功能、适当的知识推理功能、上下文学习理解与多轮对话功能,在多轮测试过程中未出现幻觉问题,不曾出现数据安全隐患泄露问题。针对矿山行业科研人员,太阳石矿山大模型提供了智能问答、辅助阅读、辅助写作等成套业务场景,对于用户提出的问题,太阳石矿山大模型能做到无延迟响应,对于有明确依据的问题回答严谨、答案精准;对于未明确的定义标准回答逻辑清晰、深度思考,均有较佳的呈现效果。同时开发了数字人多维交互模式,用户可以通过语音唤醒发出指令并与其实时交互,极大程度上提升了用户体验,后续大范围推广应用将全面升级传统矿山行业的数据资源利用方式,打造矿山行业全新的知识价值创造模式,搭建出矿山行业知识交流的全新交互平台,其中智能问答示意效果如图6所示,辅助阅读示意效果如图7所示。除此之外,考虑到大模型



图6 太阳石矿山大模型智能问答应用示意

Fig.6 Schematic of intelligent Q&A of SolStone MLM

体量较大、部署复杂,进一步推广应用场景有限,而小模型轻量化、易部署的特点使得其针对特定场景能更快响应给出结果,为此,笔者团队持续探索以行业大模型作为知识支撑、应用小模型解决特定任务场景的研发模式,大小模型协同发展的技术路径。同时尝试引入 Agent 技术,使得感知、认知、决策一体化流式执行,真正促使行业大模型智慧应用落地。现今已实践了 3.4 节应用服务层所述的部分应用场景,

其中基于太阳石矿山大模型的煤矿安全文件自动检查助手应用效果如图 8 所示,能够对矿山用户上传的数据、技术报告、配置文档等多源数据自动进行解析,并开展意图识别,从海量的文件中智能判断有效的安全检查明细,自动与相应的检查条目匹配,并生成安全检查分析报告,同时还支持在线对报告各处内容进行提问解析,极大程度上简化了业务流程,促进效率与协作的高效提升。



图7 太阳石矿山大模型辅助阅读应用示意

Fig.7 Schematic of assisting reading of SolStone MLM



图8 煤矿安全文件检查助手应用结果示意

Fig.8 Schematic of application of coal mine safety document check assistant

4 展 望

目前,以通用大模型为底座衍生出了金融、医疗、

法律、教育等领域的行业大模型,大模型提供的卓越回答理解、人机交互、辅助操作能力,不断便捷使用者的日常生活,带来了巨大的商业价值和应用前景。

但是,面向我国矿山行业,行业大模型的研究与应用依旧处于探索期,仅能呈现锦上添花的作用。该现象产生的主要原因包括生成式大模型低可靠性与矿山安全高要求的矛盾、大模型初级可解释性与矿山现场高级决策需求的矛盾、大模型海量算力需求与少量应用价值的矛盾等,因此,下一步仍须明晰矿山行业大模型构建与应用关键问题,在以下3个方面组织攻关。

1) 矿山行业大模型的构建方面,行业大模型不应当陷入对算力的追逐游戏,建议遵循开源模型与行业数据相结合的路径。首先,人工智能发展带动整个社会进入第四次工业革命,大模型研发遵循的尺度定律(Scaling Law)使得算力需求随研发时间呈现指数级增长,成本难以估量;其次,行业大模型重点在于用而非训,如何让大模型理解行业专有词汇及其内涵的意义应当是行业研究人员关注的重点;最后,通用大模型发展至今已经充分印证了高质量数据是大模型的基础,矿山行业更应当充分收集、管理、分析已有数据和知识,挖掘更多的价值,夯实矿山行业大模型的基础。

2) 矿山行业大模型的应用方面,生产企业与科研机构应当专注于将行业大模型衍生为更多的场景小模型,理清小模型与大模型的应用边界。通用大模型学习世界知识,行业大模型学习行业各领域知识,二者本质上均发挥着工具与基座的作用,为机器与人的良好沟通搭建桥梁,但是如何产生生产力仍需紧扣业务需求。一方面,大模型不是万能的,无法解决所有问题。矿山行业涉及领域众多,当前具有良好应用价值的仍然是大语言模型,知识理解与问答是其核心功能,行业大模型应当成为一个知识检索与交流的窗口和工具,为各研究领域的人员提供可信的行业专业知识,为整个行业的科学研究提供便利;另一方面,行业中感知、认知与决策业务不仅面向文本数据,更普遍是面向传感数据和视觉数据,小模型仍然发挥关键作用,矿山行业大模型更应当关注如何发挥工具属性,建立小模型与使用者之间的桥梁以赋能业务。

3) 矿山行业大模型的生态是形成“人工智能+矿山”新质生产力的重要保障,其中“产—学—研—用”相结合的模式是关键。开源大模型 Llama3.1 首次评分超越闭源大模型 GPT-4o,成为全球使用范围最广的通用大模型,印证了开源生态是良性发展的,加之矿山行业全产业链涉及范围广,因此急需构建面向行业的应用生态。其中,生产企业在长期智能化建

设过程中积累了海量数据、现场经验与专家知识,高质量数据与知识集是构建和训练行业大模型的基础;高校具有完整的科研攻关体系,可以从理论层面突破矿山行业多模态数据融合的难点,使得矿山行业大模型能够真正泛化理解行业多模态数据;科研机构在行业需求与关键技术攻关中具有宝贵经验,可以真正将行业大模型与现场业务结合,解决大小模型融合的重要难题;监察监管与标准化部门更适宜从顶层设计出发,保障数据安全与应用安全,助力矿山行业大模型良性发展,形成新质生产力。

参考文献(References):

- [1] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1): 1-27.
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.
- [2] 王国法, 任世华, 庞义辉, 等. 煤炭工业“十三五”发展成效与“双碳”目标实施路径[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(9): 1-8.
WANG Guofa, REN Shihua, PANG Yihui, et al. Development achievements of China's coal industry during the 13th Five-Year Plan period and implementation path of “dual carbon” target[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(9): 1-8.
- [3] 王双明, 刘浪, 赵玉娇, 等. “双碳”目标下赋煤区新能源开发——未来煤矿转型升级新路径[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(1): 59-79.
WANG Shuangming, LIU Lang, ZHAO Yujiao, et al. New energy exploitation in coal-endowed areas under the target of “double carbon”: A new path for transformation and upgrading of coal mines in the future[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(1): 59-79.
- [4] 康红普, 任世华, 王保强, 等. 煤炭工业数字化发展战略研究[J]. 中国工程科学, 2023, 25(6): 170-178.
KANG Hongpu, REN Shihua, WANG Baoqiang, et al. Digital development strategy of coal industry[J]. Strategic Study of CAE, 2023, 25(6): 170-178.
- [5] 王海军, 黄万慧, 王洪磊. 煤矿智能化建设中发展新质生产力的内涵、挑战与路径[J]. 智能矿山, 2024, 5(7): 2-8.
WANG Haijun, HUANG Wanhui, WANG Honglei. Connotation, challenge and path of developing new quality productivity in intelligent construction of coal mines[J]. Journal of Intelligent Mine, 2024, 5(7): 2-8.
- [6] 袁柱柱. 我国煤炭行业数字化转型面临的机遇及政策建议[J]. 中国发展观察, 2022(10): 106-109, 128.
YUAN Jingzhu. Opportunities and policy suggestions for digital transformation of China's coal industry[J]. China Development Observation, 2022(10): 106-109, 128.
- [7] 程健, 李昊, 马昆, 等. 矿井视觉计算体系架构与关键技术[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(9): 202-218.
CHENG Jian, LI Hao, MA Kun, et al. Architecture and key techno-

- logies of coalmine underground vision computing[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(9): 202–218.
- [8] 祁和刚, 张建中, 武光城, 等. 构建“煤智云”大数据中心 引领煤炭产业数字化转型[J]. *数据*, 2022(5): 22–25.
- QI Hegang, ZHANG Jianzhong, WU Guangcheng, et al. Building a “coal smart cloud” big data center and leading the digital transformation of coal industry[J]. *Data*, 2022(5): 22–25.
- [9] 刘具, 秦坤, 王海燕, 等. 煤炭企业数字化转型建设路径研究[J]. *煤炭工程*, 2024, 56(6): 203–210.
- LIU Ju, QIN Kun, WANG Haiyan, et al. Thoughts on digital transformation path of coal enterprises[J]. *Coal Engineering*, 2024, 56(6): 203–210.
- [10] 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.
- [11] 张熙, 杨小汕, 徐常胜. ChatGPT 及生成式人工智能现状及未来发展方向[J]. *中国科学基金*, 2023, 37(5): 743–750.
- ZHANG Xi, YANG Xiaoshan, XU Changsheng. Current state and future development directions of ChatGPT and generative artificial intelligence[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2023, 37(5): 743–750.
- [12] 张乾君. AI 大模型发展综述[J]. *通信技术*, 2023, 56(3): 255–262.
- ZHANG Qianjun. Survey on the development of AI large model[J]. *Communications Technology*, 2023, 56(3): 255–262.
- [13] 罗锦钊, 孙玉龙, 钱增志, 等. 人工智能大模型综述及展望[J]. *无线电工程*, 2023, 53(11): 2461–2472.
- LUO Jinzhao, SUN Yulong, QIAN Zengzhi, et al. Overview and prospect of artificial intelligence large models[J]. *Radio Engineering*, 2023, 53(11): 2461–2472.
- [14] 刘合, 任义丽, 李欣, 等. 油气行业人工智能大模型应用研究现状及展望[J]. *石油勘探与开发*, 2024, 51(4): 910–923.
- LIU He, REN Yili, LI Xin, et al. Research status and application of artificial intelligence large models in the oil and gas industry[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2024, 51(4): 910–923.
- [15] 郭旺, 杨雨森, 吴华瑞, 等. 农业大模型: 关键技术、应用分析与发展方向[J]. *智慧农业(中英文)*, 2024, 6(2): 1–13.
- GUO Wang, YANG Yusen, WU Huarui, et al. Big models in agriculture: Key technologies, application and future directions[J]. *Smart Agriculture*, 2024, 6(2): 1–13.
- [16] MINAE S, MIKOLOV T, NIKZAD N, et al. Large language models: A survey[J]. *ArXiv*, 2024: 2402.06196.
- [17] 李戈, 彭鑫, 王千祥, 等. 大模型: 基于自然交互的人机协同软件开发与演化工具带来的挑战[J]. *软件学报*, 2023, 34(10): 4601–4606.
- LI Ge, PENG Xin, WANG Qianxiang, et al. Challenges from LLMs as a natural language based human-machine collaborative tool for software development and evolution[J]. *Journal of Software*, 2023, 34(10): 4601–4606.
- [18] HADI M U, QURESHI R, SHAH A, et al. Large language models: A comprehensive survey of its applications, challenges, limitations, and future prospects[J]. *TechRxiv*, 2023: 23589741.
- [19] LAFFERTY J, ZHAI C X. Document language models, query models, and risk minimization for information retrieval[C]//*Proceedings of the 24th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*. New Orleans Louisiana USA. ACM, 2001: 111–119.
- [20] AHMED K, KESKAR N, SOCHER R. Weighted transformer network for machine translation[J]. *ArXiv*, 2017: 1711.02132.
- [21] XUE L T, CONSTANT N, ROBERTS A, et al. MT5: A massively multilingual pre-trained text-to-text transformer[J]. *ArXiv*, 2020: 2010.11934.
- [22] 张良培, 张乐飞, 袁强强. 遥感大模型: 进展与前瞻[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, 48(10): 1574–1581.
- ZHANG Liangpei, ZHANG Lefei, YUAN Qiangqiang. Large remote sensing model: Progress and prospects[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1574–1581.
- [23] SHANNON C E. Prediction and entropy of printed English[J]. *The Bell System Technical Journal*, 1951, 30(1): 50–64.
- [24] MIKOLOV T, KOMBRINK S, BURGET L, et al. Extensions of recurrent neural network language model[C]//*2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Prague, Czech Republic. IEEE, 2011: 5528–5531.
- [25] ZHANG J J, ZONG C Q. Deep neural networks in machine translation: an overview[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2015, 30(5): 16–25.
- [26] KENTER T, BORISOV A, VAN GYSEL C, et al. Neural networks for information retrieval[C]//*Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Shinjuku Tokyo Japan. ACM, 2017: 1403–1406.
- [27] OpenAI 全新发布 o1 模型: 我们正式迈入了下一个时代[EB/OL]. (2024-09-13)[2024-10-09] https://mp.weixin.qq.com/s/edpeHU_q6l4BPmHE2-dalQ.
- [28] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理: 挑战、机遇与发展[J]. *中国科学: 信息科学*, 2023, 53(9): 1645–1687.
- CHE Wanxiang, DOU Zhicheng, FENG Yansong, et al. Towards a comprehensive understanding of the impact of large language models on natural language processing: challenges, opportunities and future directions[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2023, 53(9): 1645–1687.
- [29] 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.
- [30] ZHAO W X, ZHOU K, LI J, et al. A survey of large language models[J]. *ArXiv*, 2023: 2303.18223.

- [31] CHANG Y P, WANG X, WANG J D, et al. A survey on evaluation of large language models[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2024, 15(3): 1–45.
- [32] ZHAO H Y, CHEN H J, YANG F, et al. Explainability for large language models; a survey[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2024, 15(2): 1–38.
- [33] 言佳润, 鲜于波. 面向中文网络对话文本的论辩挖掘——基于微调与提示学习的大模型算法[J]. *中文信息学报*, 2023, 37(10): 139–148.
- YAN Jiarun, XIAN YU Bo. Argument mining for Chinese web dialogue texts—model approach *via* fine-tuning and prompt[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2023, 37(10): 139–148.
- [34] MIN B N, ROSS H, SULEM E, et al. Recent advances in natural language processing *via* large pre-trained language models; a survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2024, 56(2): 1–40.
- [35] JIN M, WEN Q, LIANG Y, et al. Large models for time series and spatio-temporal data: A survey and outlook[J]. *ArXiv*, 2023: 2310.10196.
- [36] YIN S, FU C, ZHAO S, et al. A survey on multimodal large language models[J]. *ArXiv*, 2023: 2306.13549.
- [37] FAN A, GOKKAYA B, HARMAN M, et al. Large language models for software engineering: Survey and open problems[C]//2023 IEEE/ACM International Conference on Software Engineering: Future of Software Engineering (ICSE-FoSE). Melbourne, Australia. IEEE, 2023: 31–53.
- [38] GALLEGOS I O, ROSSI R A, BARROW J, et al. Bias and fairness in large language models: A survey[J]. *Computational Linguistics*, 2024, 50(3): 1097–1179.
- [39] KUNG T H, CHEATHAM M, MEDENILLA A, et al. Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted medical education using large language models[J]. *PLoS Digital Health*, 2023, 2(2): e0000198.
- [40] KASNECI E, SESSLER K, KÜCHEMANN S, et al. ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education[J]. *Learning and Individual Differences*, 2023, 103: 102274.
- [41] BLATTMANN A, ROMBACH R, OKTAY K, et al. Retrieval-augmented diffusion models[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 15309–15324.
- [42] THIRUNAVUKARASU A J, TING D S J, ELANGO VAN K, et al. Large language models in medicine[J]. *Nature Medicine*, 2023, 29(8): 1930–1940.
- [43] LUITSE D, DENKENA W. The great transformer: Examining the role of large language models in the political economy of AI[J]. *Big Data & Society*, 2023, 8(2): 1–14.
- [44] HACKER P, ENGEL A, MAUER M. Regulating ChatGPT and other large generative AI models[C]//2023 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. Chicago IL USA. ACM, 2023: 1112–1123.
- [45] LIANG W X, TADESSE G A, HO D, et al. Advances, challenges and opportunities in creating data for trustworthy AI[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2022, 4: 669–677.
- [46] WU T S, TERRY M, CAI C J. AI chains: transparent and controllable human-AI interaction by chaining large language model prompts[C]//CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New Orleans LA USA. ACM, 2022: 1–22.
- [47] DE ANGELIS L, BAGLIVO F, ARZILLI G, et al. ChatGPT and the rise of large language models: The new AI-driven infodemic threat in public health[J]. *Frontiers in Public Health*, 2023, 11: 1166120.
- [48] MOOR M, BANERJEE O, ABAD Z S H, et al. Foundation models for generalist medical artificial intelligence[J]. *Nature*, 2023, 616(7956): 259–265.
- [49] LI Y H, WANG S F, DING H, et al. Large language models in finance: a survey[C]//4th ACM International Conference on AI in Finance. Brooklyn NY USA. ACM, 2023: 374–382.
- [50] CHEN J W, LIN H Y, HAN X P, et al. Benchmarking large language models in retrieval-augmented generation[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2024, 38(16): 17754–17762.
- [51] 杜宝祥, 马志强, 王春喻, 等. 结合微调与重排序的情感可控对话生成方法[J]. *计算机科学与探索*, 2023, 17(4): 953–963.
- DU Baoxiang, MA Zhiqiang, WANG Chunyu, et al. Emotion controllable dialogue generation method combining fine-tuning and reranking[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2023, 17(4): 953–963.
- [52] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//BURSTEIN J, DORAN C, SOLORIO T. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Stroudsburg, 2019: 4171–4186.
- [53] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[DB/OL]. [2024-04-12]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.
- [54] 文森, 钱力, 胡懋地, 等. 基于大语言模型的问答技术研究进展综述[J]. *数据分析与知识发现*, 2024, 8(6): 16–29.
- WEN Sen, QIAN Li, HU Maodi, et al. Review of research progress on question-answering techniques based on large language models[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2024, 8(6): 16–29.
- [55] 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/OL]. *计算机科学*, 1–10. [2024-08-12]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1075.TP.20240528.0931.002.html>.
- [56] WU S, IRSOY O, LU S, et al. BloombergGPT: A Large Language Model for Finance[J]. *ArXiv*, 2303.17564.
- [57] 罗世杰. 金融大模型: 应用、风险与制度应对[J]. *金融发展研究*, 2024(6): 70–78.
- LUO Shijie. The mega model of finance: applications, risks and institutional responses[J]. *Journal of Financial Development Research*, 2024(6): 70–78.
- [58] HOU Y X, QIAN S D. Bigdata analysis implementation in financial field: evidence from China merchants bank & ant group[J].

- Highlights in Business, Economics and Management, 2023, 10: 443–448.
- [59] 曾晨光, 杨蕊菱, 王宇鹏, 等. 金融行业中的大语言模型[J]. 数字经济, 2023(11): 64–67.
- [60] SINGHAL K, AZIZI S, TU T, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. Nature, 2023, 620(7972): 172–180.
- [61] SINGHAL K, TU T, GOTTWEIS J, et al. Towards expert-level medical question answering with large language models[J]. ArXiv, 2023; 2305.09617
- [62] TU T, AZIZI S, DRIESS D, et al. Towards generalist biomedical AI[J]. ArXiv, 2024; 2307.14334.
- [63] 郑琰莉, 韩福海, 李舒玉, 等. 人工智能大模型在医疗领域的应用现状与前景展望[J]. 医学信息学杂志, 2024, 45(6): 24–29.
- ZHENG Yanli, HAN Fuhai, LI Shuyu, et al. Application status and prospect of artificial intelligence large models in medicine[J]. Journal of Medical Informatics, 2024, 45(6): 24–29.
- [64] LEE J, YOON W, KIM S, et al. BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining[J]. Bioinformatics, 2020, 36(4): 1234–1240.
- [65] WANG D Q, FENG L Y, YE J G, et al. Accelerating the integration of ChatGPT and other large-scale AI models into biomedical research and healthcare[J]. MedComm – Future Medicine, 2023, 2(2): 43.
- [66] YUE S, CHEN W, WANG S, et al. DISC-LawLLM: fine-tuning large language models for intelligent legal services[J]. ArXiv, 2023, 2309.11325.
- [67] ZHOU Z, SHI J X, SONG P X, et al. LawGPT: A Chinese legal knowledge-enhanced large language model[J]. ArXiv, 2024, 2406.04614.
- [68] 刘邦奇, 聂小林, 王士进, 等. 生成式人工智能与未来教育形态重塑: 技术框架、能力特征及应用趋势[J]. 电化教育研究, 2024, 45(1): 13–20.
- LIU Bangqi, NIE Xiaolin, WANG Shijin, et al. Generative artificial intelligence and the reshaping of future education: technical framework, capability characteristics and application trends[J]. E-education Research, 2024, 45(1): 13–20.
- [69] 曹培杰, 谢阳斌, 武卉紫, 等. 教育大模型的发展现状、创新架构及应用展望[J]. 现代教育技术, 2024, 34(2): 5–12.
- CAO Peijie, XIE Yangbin, WU Huizi, et al. The development status, innovation architecture and application prospects of educational big models[J]. Modern Educational Technology, 2024, 34(2): 5–12.
- [70] 卢宇, 余京蕾, 陈鹏鹤, 等. 多模态大模型的教育应用研究与展望[J]. 电化教育研究, 2023, 44(6): 38–44.
- LU Yu, YU Jinglei, CHEN Penghe, et al. Study and prospect of the applications of large multimodal models in education[J]. e-Education Research, 2023, 44(6): 38–44.
- [71] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Doha, Qatar. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2014: 1746–1751.
- [72] 山东能源集团携手华为发布盘古矿山大模型 共建智能矿山[EB/OL]. (2023-07-12)[2024-08-12]. <http://www.xinhuanet.com/tech/20230720/97d8b97887584cbb9cd79ab23624898d/c.html>.
- [73] 讯飞工业大模型(矿山版)震撼煤炭界[EB/OL]. (2023-09-28)[2024-08-12]. <https://mp.zgkyb.com/m/news/88341>.
- [74] 李远. 中科慧拓发布愚公 YUKON 矿山大模型[N]. 中国能源报, 2024-06-10(16).
- [75] 发布!煤炭行业再添一重量级大模型[EB/OL]. (2024-04-22)[2024-08-12]. https://cpnn.com.cn/news/mt/202404/t20240422_1695365_wap.html.
- [76] 中国电信开源星辰 AI 大模型: 央企中首个完成 LLM 研发和开源的选手诞生[EB/OL]. (2024-01-07)[2024-08-12]. <https://cloud.tencent.com/developer/article/2380117>.
- [77] 赋能煤矿人工智能建设“太阳石矿山大模型”正式发布[EB/OL]. (2024-04-08)[2024-08-12]. <http://www3.xinhuanet.com/energy/20240408/a1c6d90938594471aeb51be73150421a/c.html>.
- [78] LIU P F, QIU X P, CHEN X C, et al. Multi-timescale long short-term memory neural network for modelling sentences and documents[C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Lisbon, Portugal. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2015: 2326–2335.
- [79] 卢官明, 丛文康, 魏金生, 等. 基于 CNN 和 LSTM 的脑电信号情感识别[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2021, 41(1): 58–64.
- LU Guanming, CONG Wenkang, WEI Jinsheng, et al. EEG-based emotion recognition using CNN and LSTM[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2021, 41(1): 58–64.
- [80] ZHANG X, ZHAO J, LECUN Y. Character-level convolutional networks for text classification[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28: 649–657.
- [81] 栗婧, 张志珍, 杜璇, 等. 基于文本分类技术的煤矿违章行为统计方法研究[J]. 矿业科学学报, 2022, 7(3): 344–353.
- LI Jing, ZHANG Zhizhen, DU Xuan, et al. Statistical method of coal mine violations based on text classification technology[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2022, 7(3): 344–353.
- [82] 闫琰, 杨梦, 周法国, 等. 基于 Fasttext 网络的煤矿事故案例文本分类方法对比[J]. 煤炭工程, 2021, 53(11): 186–192.
- YAN Yan, YANG Meng, ZHOU Faguo, et al. Comparison of text classification methods of coal mine accident cases based on Fast-text network[J]. Coal Engineering, 2021, 53(11): 186–192.
- [83] 韩博, 成卫青. 基于 BERT 和标签混淆的文本分类模型[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2024, 44(3): 100–108.
- HAN Bo, CHENG Weiqing. Text classification model based on BERT and label confusion[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2024, 44(3): 100–108.