

结合条款识别与检索增强生成的合同审核方法

罗蔚¹, 禄蕾¹, 陈倩¹, 刘航¹, 王浩宇²

(1. 贵阳市烟草专卖局(公司), 贵州 贵阳 550004; 2. 贵州大学 计算机科学与技术学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 合同智能审核是企业合规管理的核心环节,旨在提升风险防控的精准性与效率。针对大模型在合同智能审核中存在长文本注意力分散与领域知识匮乏问题,提出一种结合条款识别与检索增强生成的合同审核方法。首先,利用序列标注模型识别合同条款;其次,通过动态检索外部知识库注入领域知识;最后,引导大模型聚焦目标条款进行风险审核。实验结果表明,在真实合同数据集上,本文方法在精确率、召回率和 F1 值 3 个评价指标上相较基线模型分别提升了 13.27%、11.43% 和 12.33%,验证了该方法的有效性,为复杂合同的风险防控提供可靠技术支持。

关键词: 合同智能审核;注意力分散;大模型;知识库;检索增强生成

DOI: 10.11907/rjtk.251576

扫描二维码阅读全文:

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(XXXX)0XX-0001-05

Contract Review Method Combining Clause Identification and Retrieval-Augmented Generation

LUO Wei¹, LU Lei¹, CHEN Qian¹, LIU Hang¹, WANG Haoyu²

(1. Guiyang Tobacco Monopoly Bureau (Company), Guiyang 550004, China;

2. School of Computer Science and Technology, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Contract intelligent review plays a vital role in enterprise compliance management by improving the accuracy and efficiency of risk prevention. However, large language models often struggle with attention dispersion in long documents and lack sufficient domain-specific knowledge. These limitations may result in missed identification of key clauses and poor detection of rights and obligations imbalances. To address these challenges, a contract review method that combines clause identification and retrieval-augmented generation is proposed. The approach first uses a sequence labeling model to identify contractual clauses. Then, it dynamically retrieves external knowledge to inject domain expertise. Finally, the model is guided to focus on critical clauses for compliance analysis and risk assessment. Experiments on real-world contract datasets demonstrate that the method significantly outperforms baseline models, with improvements of 13.27% in precision, 11.43% in recall, and 12.33% in F1-score. These results confirm the method's effectiveness in supporting risk prevention for complex contracts.

Key Words: contract intelligent review; attention dispersion; large model; knowledge base; retrieval-augmented generation

0 引言

合同智能审核是利用人工智能技术自动检测合同条款中的潜在风险、合规性问题及逻辑缺陷的关键技术。随着市场经济活动日益复杂,2024年企业合同处理量已达数亿份,传统人工审查面临效率与专业覆盖的双重瓶颈。该技术通过快速、标准化的风险筛查,显著提升了审查效能,

对风险防控与商业效率优化具有重要实践价值^[1-3]。

当前,深度学习的方法已成为文本审核的主流范式。通过分布式语义表示实现高效文本分析,在任务中表现出优异的准确性与鲁棒性。然而,其在模糊语义消歧和长程逻辑关联捕捉方面仍存在局限。为突破上述瓶颈,预训练语言模型技术通过迁移学习机制实现了知识迁移,大幅提升了语义表征的泛化能力。随着模型架构革新与训练规模扩展,大语言模型(Large Language Models, LLMs)凭借参

收稿日期: 2025-11-11

基金项目: 黔烟筑科项目([2024] 4号)

作者简介: 罗蔚(1987-),女,硕士,贵阳市烟草专卖局职员,研究方向为经济法学;禄蕾(1986-),女,贵阳市烟草专卖局职员,研究方向为民法;陈倩(1974-),女,贵阳市烟草专卖局职员,研究方向为法学;刘航(1990-),女,硕士,贵阳市烟草专卖局职员,研究方向为合规管理;王浩宇(2001-),男,贵州大学计算机科学与技术学院硕士研究生,研究方向为自然语言处理。本文通讯作者: 禄蕾。

数规模与架构优化,进一步推动技术向认知智能演进,展现出强大的多任务处理与语义理解能力。

然而,大模型在合同审核领域仍面临显著挑战:①合同通常为超长文本,模型在处理时容易因注意力分散而难以抓住关键条款和重要信息;②合同属于高度专业化的法律文本,大模型预训练主要基于通用语料,缺乏对法律术语和复杂条款逻辑的深度理解,从而导致在合规性检查和风险识别中表现不足。

针对上述挑战,本文提出一种创新的检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)框架,旨在深度融合结构化分析、动态知识检索与大模型的推理能力^[4]。具体而言,首先,对合同进行结构化分析以定位条款片段;其次,构建专业法律合同知识库,并在审核中动态检索相关司法解释作为补充知识;最后,通过精心设计的提示模块,促使大模型严格围绕条款及其补充知识进行风险分析与识别。该方法有效结合信息提取、知识检索的优势,显著提升了合同智能审核的精准度与效率。通过真实合同数据验证,该方法在裁判文书生成中优于基线方法。本文的主要贡献如下:

(1)针对合同文本篇幅长、逻辑结构复杂的特点,采用序列标注模型对合同条款进行边界识别与类型标注,显著提升了关键信息抽取的准确性与可靠性,为后续知识检索与生成任务提供了高质量的结构化输入。

(2)构建融合法律知识 with 合同条款的动态知识检索机制。通过对专业司法知识库的高效语义查询,为待审条款实时匹配相关司法解释与判例,为大模型提供及时、准确的外部知识支撑。

(3)通过真实合同数据验证,实验结果表明,该方法在风险点召回率与合规性判断准确率上显著优于基线方法。

1 相关工作

早期的合同审核主要依赖法律专家的经验判断,效率低下且容易出错。随着技术进步,合同审核逐步引入自动化工具。传统的方法主要是通过预定义关键词和模板,或使用标注数据训练机器学习模型(如SVM、HMM),自动识别条款类型和潜在问题。这些方法虽然在泛化性、数据依赖性等方面存在局限,但一定程度上提升了审核效率与一致性,并为后续发展奠定了关键基础。

随着深度学习的兴起,特别是以Transformer^[5]为框架的预训练语言模型(如RoBERTa^[6]、XLnet^[7]等)为合同审核自动化带来了革命性的变革。这类模型能够在大规模无标注文本上进行预训练,学习深层次的语义表示和上下文依赖关系,显著克服了传统方法在语义理解、泛化能力和特征工程依赖上的瓶颈,为高效、精准地识别复杂合同条款与潜在风险提供了全新的技术解决方案。2020年,Leivaditi等^[8]顺应这一技术趋势,训练了一个基于BERT的

语言模型,用于法律合同风险要素的自动检测。随后,Zhang等^[9]针对合同文本前后内容不一致的特定挑战,创新性地采用了两阶段注意力机制,有效识别合同实体并捕捉其间的长距离依赖关系,从而实现对合同中前后矛盾内容的精准识别。然而,预训练模型的通用性导致在法律领域表现依赖大量专业数据微调,且上下文长度限制难以覆盖冗长合同,对条款间隐含逻辑和多实体关联的深层理解能力不足。

为突破上述限制,大语言模型逐渐成为新方向,千亿级参数规模赋予了其强大的泛化能力及涌现出的上下文学习特性。例如,ChatGPT等模型无需微调,仅通过少样本提示即可理解法律条款,并支持超长上下文窗口完整解析复杂合同^[10]。2024年,Narendra等^[11]使用大模型用于比较法律合同与其相应的模板文件,使用模板和合同之间常见的偏差来帮助文档,准确率较传统方法显著提升;随后,Boi等^[12]利用大模型分析条款的语义和结构特征来消除歧义、提升法律合规性,并以10项典型条款为例,验证了该框架在增强合同法律效力方面的有效性。

尽管这些成果显著,但现有研究大多聚焦于大模型的泛化能力,却忽视了其技术特性与文本的特殊要求仍存在本质性冲突。具体表现在如下3个方面:①庞大的上下文窗口虽能容纳数页合同,却在处理高度结构化且术语密集的法律文本时,不可避免地出现注意力分散现象;②关键条款常湮没于冗长的定义条款与程序性描述中,导致漏检率显著上升;③大模型对法律领域结构化知识的匮乏构成更深层障碍,破解注意力分散与知识匮乏的瓶颈,已成为合同智能审核技术亟需突破的核心问题。

2 方法

合同审查本质上是一项高度针对性的工作,其核心在于对合同中的具体条款进行逐一剖析与评估,而非对文档整体进行笼统性评估。直接让LLM处理整个合同文档会面临两大核心挑战:①长上下文导致的注意力分散与关键细节遗漏问题;②LLM自身知识库的滞后性与领域专业性匮乏问题。本文提出的方法框架旨在通过模块化设计,精准应对上述挑战。

本文提出的智能合同审查框架如图1所示,采用多阶段协同处理的架构实现端到端的合同分析。首先,通过基于BERT-CRF的序列标注模型对合同文本进行细粒度解析,精准识别具有独立法律效力的条款单元及其类型属性;其次,对接专业司法知识库,自动检索与识别条款相关的法规条文作为审查依据;然后,设计动态融合机制,将原始条款内容、结构化类型标签及相关司法解释整合为规范化提示模板;最终,借助大语言模型的深度语义理解与推理能力,生成兼具专业性和可解释性的合同审查意见。该框架通过语义解析、知识检索与智能推理的有机融合,实

现了从原始文本到专业决策的全流程自动化处理。

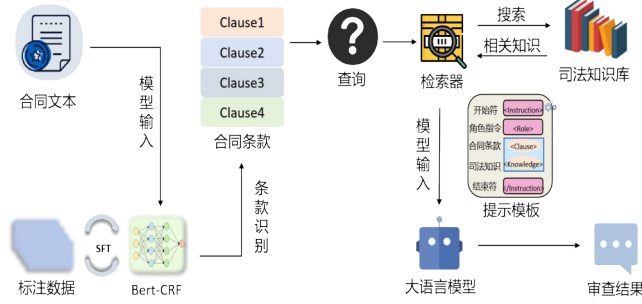


Fig. 1 Model architecture

图1 模型架构图

2.1 合同条款识别

长文本处理问题的核心思路是通过将冗长的合同文档解构为离散的、语义独立的条款单元,将LLM需要处理的任务从宏大的“文档级”分析降维到精准的“条款级”分析,从根本上规避长上下文窗口的限制与注意力分散风险。此模块的作用在于实现初步的结构化,将合同解构为一个独立的审查目标,为后续的精准确知识检索和定向深度分析奠定了坚实基础,避免后续的检索和审查失去精确的靶点。

本文采用BERT-CRF联合模型,该模型是在序列标注任务上被广泛验证的强大架构。其中,BERT层作为编码层利用强大的双向Transformer结构,对输入文本中的每一个词元进行编码,生成深度上下文敏感的词嵌入向量;CRF层作为预测层,能够学习并约束标签之间的转移规律。

本文将条款识别任务建模为一个序列标注问题,采用经典的BIO标注体系。通过BERT层获取合同文本词元序列 $T = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 的语义表征,再结合CRF层建模标签间的转移约束。模型为序列中的每个词元 ω_i 预测一个预定义标签集 y 中的标签 y_i ,从而确定条款的边界位置和类型属性。模型训练的目标是最小化预测标签序列 $\hat{Y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n\}$ 与真实标签序列 Y 之间的交叉熵损失,对应损失函数如式(1)所示:

$$L_{seg} = -\sum_{i=1}^n \log P(y_i | w_i; \theta) \quad (1)$$

其中, θ 为模型参数。基于上下文预测标签后,算法将连续标记为特定条款类型的词元序列合并,最终输出独立的条款片段集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 及其对应的类型 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 。

2.2 外部知识动态检索

针对LLM存在的领域知识不足与“幻觉”的问题,外部知识动态检索模块作为框架的专业知识赋能层,接收上游模块输出的条款片段,从大规模专业司法知识库中实时、精准地检索与该条款高度相关的司法解释与知识条目。本文使用BGE模型的稠密检索技术来获取相关外部专业知识^[13]。BGE作为一种先进的语义编码模型,通过双向Transformer架构和对比学习优化,能够将条款文本和外部

知识库条目高效地编码为具有丰富语义信息的稠密向量表示。相比传统关键词匹配方法,BGE特别擅长处理文本中特有的专业术语和复杂句式结构,在语义相似度计算方面展现出显著优势。

通过使用BGE模型将外部知识库 $K = \{k_1, k_2, \dots, k_p\}$ 中每个条目 k_j 进行向量表示 v_{k_j} ,并构建为向量数据库。对于待审查的条款片段 c_k ,使用相同的BGE模型将其编码为查询向量 v_{c_k} ,随后,在向量数据库中进行近似最近邻搜索,计算 v_{c_k} 与所有 v_{k_j} 之间的余弦相似度,如公式(2)所示:

$$\text{sim}(c_k, k_j) = \frac{v_{c_k} \cdot v_{k_j}}{\|v_{c_k}\| \|v_{k_j}\|} \quad (2)$$

检索结果为相似度大于 τ 的知识条目子集,如公式(3)所示:

$$R_k = \{k_j | \text{sim}(c_k, k_j) > \tau\} \quad (3)$$

2.3 结构化提示驱动审查

结构化提示驱动审查模块是框架的任务编排与上下文构建层,它并非复杂的算法模型,而是一个精巧的提示工程策略。其核心功能是将前两个模块的输出与预先设计的审查指令相结合,构建一个格式规整、信息明确的多部分结构化提示模板。通过将分割后的条款内容 c_k 与其对应的检索知识 R_k 进行整合,构建结构化的提示模板 P_k 。该模板采用三层式架构显式组织关键信息:①待审查条款的原始文本;②匹配到的相关司法解释及判例知识;③具体化的审查操作指令。这种结构化设计的核心价值在于通过信息要素的有序组织,引导LLM将外部领域知识与条款语义进行深度融合,从而执行具有法律专业性的可靠推理。所使用部分模板结构如表1所示。

Table 1 Prompt template example

表1 提示模板示例-Prompt

参数名	参数
角色定义	合同审查专家 若条款中未明确约定迟延履行违约责任(如违约金、损失赔偿或计算方式),则认定为存在风险。必须严格按照如下格式输出:
任务指令约束	①若存在风险:返回 1 风险片段:<具体文本> ②若不存在风险:返回 0
任务	基于提供的司法解释,对待审查条款进行分析,判断其中是否存在“迟延履行违约责任缺失”的风险
输入	待审查条款: {T}; 司法解释: {L}

3 实验

3.1 数据集

当前尚无与本研究任务一致的公开数据集可供使用,因此,本文实验基于私有数据集展开。相关方法具有较好的通用性,可在相似结构的合同文本数据上进行适应性迁移与验证。

本文所使用的数据集来源于贵州省烟草专卖局提供

的真实业务合同及管理文件,涵盖烟叶收购协议、卷烟购销合同和专卖许可证审批材料等多种业务类型。数据集共包含 1 832 份完整文档,每条数据包含合同正文、审批意见和补充条款等结构化内容。由于该数据集涉及实际业务信息和敏感内容,属于内部私有数据,暂不对外公开。

3.2 评价方法

本文采用精确率、召回率和 F1 值作为核心评价指标,以全面衡量模型在合同条款识别任务中的性能表现。其中,精确率衡量模型预测结果的准确性;召回率反映模型对真实条款的覆盖能力;F1 值则通过调和平均数综合平衡两者的表现。精确率 P 反映模型识别结果中正确预测的比例,计算真正例 TP 与所有预测正例(TP+FP)之比,如公式(4)所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

召回率 R 反映模型对真正例的识别覆盖率,计算真正例 TP 与所有真实正例(TP+FN)之比,如公式(5)所示:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

F1 值综合精确率与召回率的调和平均数,避免单一指标的片面性,如公式(6)所示:

$$F1 = 2 * \frac{P \cdot R}{P + R} \quad (6)$$

3.3 实验结果及分析

本文中小规模模型的训练与推理实验均于 Ubuntu20.04 操作系统环境下开展,依托 NVIDIA A100-40GB GPU 集群并基于 PyTorch 框架实现;对于 GPT-4o-mini^[14]和 Deepseek-R1^[15]两类大模型,采用接口调用形式完成推理任务。

3.3.1 对比实验

为全面评估模型性能,本文以 zero-shot 作为基线方法进行实验分析,同时选取了若干其他常见模型进行对比实验,对比实验结果如表 2 所示^[16]。

(1)基于规则的方法。采用预定义法律术语模板和正则表达式匹配技术,通过硬编码逻辑实现合同条款识别,在结构化文本处理中具有确定性优势。

(2)SVM^[17]。基于核方法的监督学习模型,通过最优超平面构造实现文本分类,在小样本场景下展现出良好的泛化性能。

(3)Bert^[18]。通过掩码语言建模和下一句预测任务学习双向上下文表示,采用深层双向架构,能够有效捕捉文本中的语义和句法信息。

(4)T5^[19]。基于 Transformer 架构,通过输入任务指令和文本,直接生成目标输出。通过多任务预训练和统一框架实现跨任务的泛化能力。

(5)CPT^[20]。通过双向编码器和自回归解码器的联合训练,结合条件掩码语言建模(CMLM)任务,使模型能够灵活处理生成任务与理解任务。

如表 2 所示,对比实验不仅证明了本方法的性能优

Table 2 Comparison of experimental results

表 2 对比实验结果

模型	P/%	R/%	F1/%
基于规则的方法	42.15	40.28	41.21
Svm	28.32	25.47	26.35
Bert	32.49	30.62	31.54
T5	38.73	36.54	37.62
CPT	39.85	37.92	38.87
Baseline	35.68	35.24	35.46
Ours	48.95	46.67	47.79

势,还揭示了不同方法在应对合同审查任务本质挑战时的能力差异。例如,基于规则的方法得益于合同文本的高度结构化特性,使得其能够精准识别标准条款,在任务中超越了传统机器学习方法和预训练模型;通用的预训练语言模型 BERT、T5 以及 CPT 模型等在经过领域语料微调后性能有一定提升。然而,单纯依靠模型参数缩放而非领域知识注入,难以彻底解决专业领域问题。值得注意的是,Baseline 的表现最具启示性,尽管 LLM 在预训练过程中学习了海量且多样的通用语料,展现出强大的语义理解和生成能力,但正因如此,LLM 注意力模式是泛化而非特化的,面对一份完整合同时,模型无法先验地界定合同条款的范围。此外,LLM 对于高度专业化的术语与实践理解不足,其在精确率和召回率上的双低表现表明,直接应用 LLM 处理合同文本存在显著困难。相比之下,本文方法通过双模块设计,系统地解决了这两大缺陷:①合同条款识别模块作为信息过滤器,精准定位所有潜在的关键条款单元,为下游大模型明确框定了需要高度关注的审查靶点;②外部知识检索模块则为 LLM 提供精准、时效性强的法律依据,从根本上弥补其内部知识的不足。本文方法在 3 项指标上均显著领先,在精确率、召回率和 F1 值上分别相较 Baseline 提升了 13.27、11.43 和 12.33 个百分点。这表明本文框架通过结构化解析与知识增强的协同作用,不仅引导模型关注正确的细节,更为其提供了正确判断的依据,从而实现了合同审查性能的全面跃升。

3.3.2 消融实验

为验证每个模块的贡献,本文基于 GPT-4o-mini 和 Deepseek-R1 两个模型,设计了从 Baseline、Baseline+条款识别模块到完整方法的渐进式消融实验,结果如表 3 所示。实验不仅展示了性能的逐步提升,更清晰揭示了各模块针对不同问题的解决效果。

(1)条款识别模块。在 Baseline 基础上添加该模块后,两个模型的 F1 值分别提升 3.61 和 4.25 个百分点,且召回率提升尤为显著。该结果直接验证了该模块通过精准定位条款边界、过滤非关键文本,有效缓解了长文本背景下因注意力分散而导致的漏检问题,从而明确回应了长文本处理中的信息碎片化挑战。

(2)知识检索与结构化提示。在条款识别基础上引入本模块后,模型性能能进一步显著提升。该模块通过注入外部司法知识并构建审查导向的提示结构,使模型输出更具

专业性和法律依据, F1 值继续保持可观增长。这证明该模块有效弥补了 LLM 本身领域知识匮乏与推理依据缺失的问题, 提高了判断的准确性与可解释性。

实验结果有力证实了, 本文提出的条款识别与知识增强框架在解决合同智能审核任务中的有效性, 两者协同作用, 共同解决了引言中提出的长文本与领域知识两大核心挑战, 从而使整体性能达到最优。

Table 3 Results of the ablation experiment

表 3 消融实验结果

模型		P/%	R/%	F1/%
Gpt-4o-mini	Baseline	35.12	35.47	35.29
	Baseline+条款识别	38.23	39.58	38.90
	Baseline+条款识别+Rag	48.76	46.89	47.81
Deepseek-R1	Baseline	38.64	36.79	37.71
	Baseline+条款识别	42.58	41.34	41.96
	Baseline+条款识别+Rag	51.92	47.73	49.78

4 结语

本文针对大语言模型在合同智能审核任务中面临的长文本处理效率低下和领域专业知识匮乏两大核心挑战, 创新性地提出了融合条款识别与检索增强生成的技术框架。该方案通过精准定位合同核心条款单元并动态关联相关司法解释, 有效提升了模型的专业判断能力。实证研究表明, 本方法在风险条款识别准确率和合规性检查 F1 值等关键指标上均取得显著提升, 为合同智能审核提供了更具实用价值的解决方案。未来可从以下 3 个方向展开深入研究: ①构建更高效的法律知识检索机制; ②拓展跨语言合同处理能力; ③探索深度法律推理技术, 从而推动智能法务系统向专业化、智能化方向持续演进。

参考文献:

[1] ZHAO X S, ZHAO Q. Application of artificial intelligence in contract review[J]. China Petroleum Enterprise, 2020(12): 65-67.
赵旭升, 赵前. 人工智能在合同审查中的应用[J]. 中国石油企业, 2020(12): 65-67.

[2] SHI L. AI reshapes contract management[J]. Enterprise Management, 2025(6): 100-104.
石功. AI 重塑合同管理[J]. 企业管理, 2025(6): 100-104.

[3] LI Z Y. Research and application of key technologies for intelligent contract review[D]. Foshan: Foshan University, 2024.
李增耀. 合同智能审查的关键技术研究与应用[D]. 佛山: 佛山科学技术学院, 2024.

[4] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[C]//Proceedings of the 34th International

Conference on Neural Information Processing Systems, 2020: 9459-9474.

[5] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017: 6000-6010.

[6] LIU Y, OTT M, GOYAL N, et al. Roberta: a robustly optimized bert pre-training approach[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1907.11692>.

[7] YANG Z, DAI Z, YANG Y, et al. XLNet: generalized autoregressive pre-training for language understanding[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems, 2019: 5753-5763.

[8] LEIVADITI S, ROSSI J, KANOULAS E, et al. A benchmark for lease contract review[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2010.10386>.

[9] ZHANG S, ZHAO J, WANG P, et al. Learning to check contract inconsistencies [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021: 14446-14453.

[10] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2020: 1877-1901.

[11] NARENDRA S, SHETTY K, RATNAPKHI A. Enhancing contract negotiations with LLM-based legal document comparison[C]// Proceedings of the Natural Legal Language Processing Workshop, 2024: 143-153.

[12] BOI B, CAGGIANO I A, ESPOSITO C, et al. User-aware LLM-based framework for enhancing contractual clauses compliance [C]// Proceedings of the 2025 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC), 2025: 265-270.

[13] XIAO S T, LIU Z, ZHANG P T, et al. C-Pack: packed resources for general Chinese embeddings [C]//Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2024: 641-649.

[14] ACHIAM J, ADLER S, AGARWAL S, et al. GPT-4 technical report [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>.

[15] GUO D, YANG D, ZHANG H, et al. DeepSeek-R1: incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2501.12948>.

[16] WANG W, ZHENG V W, YU H, et al. A survey of zero-shot learning: settings, methods, and applications [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2019, 10(2): 1-37.

[17] HEARST M A, DUMAIS S T, OSUNA E, et al. Support vector machines [J]. IEEE Intelligent Systems and their Applications, 1998, 13(4): 18-28.

[18] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2019: 4171-4186.

[19] RAFFEL C, SHAZEER N, ROBERTS A, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer [J]. Journal of Machine Learning Research, 2020, 21(1): 5485-5551.

[20] SHAO Y F, GENG Z C, LIU Y T, et al. Cpt: a pre-trained unbalanced transformer for both chinese language understanding and generation [J]. Science China Information Sciences, 2024, 67(5): 152102.

(责任编辑: 陈维捷)