

基于 AIGC 的文献检索优化策略研究：融合语义理解与知识图谱

艾莉莎^{1,2}, 卢旋泓³, 蓝方⁴

1. 北京邮电大学《北京邮电大学学报（自然版）》编辑部, 北京 100876

2. 北京邮电大学中国人工智能学会秘书处, 北京 100876

3. 石家庄铁道大学复杂社会计算中心, 河北 石家庄 050043

4. 北京邮电大学图书馆情报服务部, 北京 100876

DOI: 10.61369/SDME.2025050039

摘要： 数字化时代背景下，学术文献爆炸式增长与信息过载问题愈发严重。本文提出基于 AIGC 技术的文献检索优化策略，构建融合语义理解与知识图谱的检索优化框架。研究通过预训练语言模型（PLM）与领域自适应技术实现文献语义编码与意图识别，通过语义相似度计算与多粒度匹配深入语义理解；借助实体抽取、关系标注与属性融合构建学术文献知识图谱，利用图神经网络（GNN）增强知识推理性能，设计动态更新机制确保时效性；融合 PLM 与 GNN 设计语义-图谱联合检索引擎，引入生成式反馈机制，基于用户行为日志的隐形反馈建模，利用强化学习驱动检索策略自适应调整，以提升文献检索精度与效率，促进学术交流与创新。

关键词： AIGC；文献检索；语义理解；知识图谱；检索优化

Research on the Optimization Strategy of Literature Retrieval Based on AIGC: Integrating Semantic Understanding and Knowledge Graph

Ai Lisha^{1,2}, Lu Xuanhong³, Lan Fang⁴

1. Editorial Department of Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications (Natural Edition), Beijing 100876

2. Secretariat of China Artificial Intelligence Society, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876

3. Complex Social Computing Center of Shijiazhuang Railway University, Shijiazhuang, Hebei 050043

4. Information Service Department of Beijing University of Posts and Telecommunications Library, Beijing 100876

Abstract： In the context of the digital age, the explosive growth of academic literature and the problem of information overload have become increasingly serious. This article proposes a literature retrieval optimization strategy based on AIGC technology, and constructs a retrieval optimization framework that integrates semantic understanding and knowledge graph. Research on literature semantic encoding and intent recognition through pre trained language models (PLM) and domain adaptation technology, and deep semantic understanding through semantic similarity calculation and multi granularity matching; Constructing an academic literature knowledge graph through entity extraction, relationship annotation, and attribute fusion, enhancing knowledge inference performance using graph neural networks (GNNs), and designing a dynamic update mechanism to ensure timeliness; Integrating PLM and GNN to design a semantic graph joint retrieval engine, introducing a generative feedback mechanism, modeling invisible feedback based on user behavior logs, and using reinforcement learning to drive adaptive adjustment of retrieval strategies to improve literature retrieval accuracy and efficiency, promote academic exchange and innovation.

Keywords： AIGC; bibliography retrieval; semantic understanding; knowledge graph; search optimization

基金项目：中国高校科技期刊研究会专项基金项目（CUJS2024-GJ-A01）；北京市高等教育学会科技期刊研究分会基金资助项目（BJGJ-KJQK-ZD-2025-01）；国家新闻出版署出版融合发展重点实验室学术期刊融合出版能力提升计划项目（MTRH2019-502）。

通信作者：艾莉莎，工学博士学历，科技期刊编辑，中国高校科技期刊研究会学术工作委员会委员，中国高校科技期刊研究会青年工作委员会委员，第一作者发表或录用三十余篇 SCI、SSCI、EI、CSSCI、中文核心论文。

引言

（一）研究背景与意义

在当今数字化时代，学术文献呈爆炸式增长，信息过载问题也愈发严重，文献检索的时间成本增加。办公软件的进步和互联网的飞速发展，极大提高了论文产出速度。高校扩招导致学生数量剧增，全民学历水平提升，进一步推动论文数量攀升。再加上新媒体传播的发展，越来越多的国内外文章交流变得频繁，加剧文献增长。传统关键词检索存在语义理解局限性，导致无关、低质量文献充斥在检索结果中，影响读者判断，难以对浏览的文献形成完整的知识体系。在此背景下，以 AIGC 技术为基础为优化学术文献提供新路径。其中大语言模型可加深对文献语义的理解，精准定位所需文献。知识图谱技术可挖掘文献实体-关系，图神经网络 (GNN) 推理扩展检索范围。将二者融合发展，探索出一条高效、精准的文献检索方案^[1,2]。

（二）研究现状与文献综述

近年来，生成式人工智能（AIGC）在文献检索领域的应用广受关注，取得了不少进展。在语义检索方面，AIGC 能理解用户查询的意图，分析文献语义，在海量文献中检索、匹配，相比传统关键词检索，提高了文献检索的相关性和准确性。比如，百度学术等搜索引擎，就用了基于 BERT 等模型的语义理解技术，还不断训练提升模型精准度，为用户提供完整化、个性化的搜索结果。BERT 模型发布于 2018 年，其双向 Transformer 编辑器结构，在诸多自然语言处理技术上取得突破，为学术文献语义理解提供强有力的工具^[3]。另外，一些学术数据库平台也在积极探索和改进语义理解技术，在检索时，通过对全文关键信息标注分析，提高文献查找准确性，还能生成简要文献摘要^[4]。像一些平台利用 AIGC 的大语言模型和语义理解技术深度分析文献内涵，再凭借其强大生成能力自动产出文献摘要，助读者快速掌握全文核心概念^[5]。

语义理解从文献语言角度分析检索，知识图谱则从实体和关系角度理解并扩展用户检索意图，识别查找资料，还会依知识关联性进行扩展。如 CNKI 学术图谱和 Microsoft Academic Graph 等平台，在构建知识图谱时，将文献中的实体、概念及实体间关系结构化表示，生成庞大知识网络^[6]。这些知识图谱既能帮用户全面了解某一研究领域的知识体系和关键节点，又能通过语义关联推荐等功能，挖掘更多有价值的文献，提高文献检索召回率和结果多样性。

但目前 AIGC 技术在文献检索领域仍有不足。一方面，技术融合度低，语义理解和知识图谱两大板块独立发展，难以发挥 AIGC 赋能文献检索的最大效果；另一方面，大多 AIGC 检索系统缺乏动态更新机制，难跟上文献更新速度，导致检索内容滞后，无法满足用户对文献实时性要求。总之，文献检索策略还需优化，要引入更先进的技术，探索更智能的检索组合机制。

（三）研究目标与创新点

语义理解技术能够精准把握读者的检索意图和文献内容的核心语义，但缺乏对该领域知识体系的认知，难以理解文本的深层含义和语境中的隐含信息。知识图谱生成技术能够为文献检索提供丰富的语义关联和知识扩展，但过于依赖结构化数据分析。将两种技术融合实现优势互补，基于 AIGC 建立文献检索优化框架^[7]。与传统的检索手段相比，该框架不仅能精准捕捉读者检索意图，还能深度挖掘文献语义关联，为后续检索流程奠定坚实基础。动态图谱更新机制确保知识图谱的时效性，紧跟学术前沿，及时吸纳新概念、新关系，防止知识滞后。多模态语义模型则融合文本、图像、图表等多元信息，全方位彰显文献语义特征。二者结合不仅能打破传统知识图谱对结构化数据的依赖，还能突破语义理解技术在语境感知上的局限，为复杂文献检索任务提供有力支撑。

无论是融合语义理解与知识图谱的 AIGC 文献检索框架，还是设计动态知识图谱更新机制与多模态语义表示模型，都是为了增强检索结果的多维度解释性与可解释性。融合框架的设计使检索结果是基于知识体系理解的而非表面关键词的匹配。用户能够清楚地看到检索结果与自己需求之间的多维度联系，包括语义上的相似性、知识体系中的相关性等，从而提升检索结果的可解释性。动态图谱更新机制进一步提升检索结果的时效性，及时反应最新的知识状态。多模态语义表示能够完整地构建语义画像，挖掘文献隐含信息，使检索结果能够从多个维度体现文献的语义特征，为用户提供具体、详细的解释依据。检索结果的时效性和完整性又一定程度上增强了检索结果的可解释性。

一. AIGC、语义理解和知识图谱的融合架构

（一）语义理解技术

为了更加精准的把握用户意图和文献的深层含义，在优化语义理解技术的过程中，首先通过预训练语言模型（PLM）奠定 AIGC 学习自然语言的基础，领域自适应技术的加入提高了检索系统对领域特定语义的理解，语义相似度计算和多粒度匹配则使语

义理解更加深入，思考范围更加全面。

预训练语言模型通过对大规模的文本数据的无监督训练，学习语言的通用语义表示，为文献检索奠定语义理解的基础。PLM 通过对文献编码，将文献的标题、摘要、正文等文本内容转化为固定维度的向量表示，这些向量捕捉了文本的语义特征，为后续的检索奠定基础。例如 BERT 模型通过 Transformer 架构对输入文本进行编码，生成的文本能够反映上下文的语义信息。PLM 模

型的应用使得检索系统超越简单的关键词匹配,通过语义抽取模块提取文献中的关键语义单元,如主题、概念、实体等,帮助系统理解文献的核心内容,以提高检索的准确性和召回率^[8]。

尽管 PLM 技术在通用语义的理解方面表现出色,但是在某些专业课题领域,PLM 可能就存在局限性了。为了解决这一问题,系统引入领域自适应技术帮助 PLM 更好地适应特定领域的检索任务,其中主要用到微调模型和提示学习等技术。微调模型可以在特定领域的文献数据集上对 PLM 进行有监督的微调,使其具备该领域的语义特征和风格,加强 PLM 在检索时语义解析的专业性。提示学习则是通过设计一个特定的提示模板,引导 PLM 生成具有领域特性的语义表示。这种引导学习的方式,相比传统的大规模数据更改,能够更好地适应领域特征^[9]。以红色文化检索领域为例,可以设计包含文化资源、社会价值等关键信息的提示模板,帮助 PLM 更好地理解与生成与红色文化相关的语义表示,以提高该领域文献的检索性能。

文献检索的一个重要指标就是用户查询与检索文献内容之间的语义相关性,这主要通过语义相似度来衡量。计算时采用多粒度匹配的策略,从词级、句级、篇章级三个不同层级分别进行语义相似度计算,再通过综合对比,选择相似度最高的文献集,这样可以更全面而精确地进行查找。具体而言,在词级匹配中,首先通过计算文献中的核心词、高频词与用户意图的关键词的语义相似度,再利用自然语言处理(NLP)中的词嵌入技术探索更多关联词,从而扩大检索范围^[10]。还是以红色文化为例,在检索“红色文化”相关文献时,词级匹配技术也可识别出“沂蒙文化”“西柏坡精神”等同样属于红色文化的词汇。同理,句级匹配就是聚焦句子层面,对整句话的语义进行相似度计算,篇章级匹配就是计算整篇文章与用户意图的语义相似度。这样通过多粒度匹配的策略,语义理解技术就能在不同层次上去捕捉文献与查询间的关联程度,从而提供更加精准、更加全面的文献检索服务。句级匹配则聚焦于句子层面,通过比较查询短语或句子与文献中句子的语义结构和含义,找出与查询语义一致的句子。同理,篇章级匹配是从整体语义出发来提升检索准确性的。通过多粒度匹配策略,语义理解技术能够在不同层次上捕捉文献与查询的语义关联,从而提供更精准、更全面的文献检索服务。

(二) 知识图谱构建与推理

想要构建高质量学术文献知识图谱,需要历经实体抽取、关系标注与属性融合等多个关键环节。在实体抽取阶段,需精准识别论文标题、作者姓名等关键实体,可借助基于规则的正则表达式匹配稳定结构文献信息,也可利用 Transformer 等机器学习模型。关系标注则能够确定实体间的语义联系,如著者、发表、隶属关系等,常采用监督学习方法,借助深度学习模型预测关系类型^[11]。最后,通过属性融合将实体的各类属性信息整合,形成完整描述,涵盖基本属性与复杂属性,融合时可采用基于规则的策略或机器学习方法。但实体多样性、复杂的语义关系以及属性冲突等问题时,就需要融合其他知识模型来解决。

除了通过表层知识提取构建简单知识图谱外,图神经网络(GNN)的应用可增强学术文献知识图谱的知识推理性能。GNN

基于图数据的深度学习模型,将学术知识图谱中的实体作为节点,关系作为边来构建模型^[12]。其核心在于信息传播与聚合机制,节点通过聚合邻居节点与自身的特征信息,经非线性变换更新表示,迭代多次后,节点表示能全面捕捉周边语义和结构信息。GNN 不仅学习能力和适应性强,还能充分利用知识图谱结构和语义信息,以增强对复杂实体关系的知识推理能力。

学术领域知识更新迅速,为此构建了基于增量学习与用户反馈的动态知识更新机制。增量学习可确保知识图谱及时吸纳新的文献知识。新文献经预处理、分词后,利用现有实体抽取和标注模型分析,识别实体与关系,再与原图谱匹配融合^[13]。同时,在线学习微调模型,使其适应新的文献特点,用户反馈则助力知识图谱优化。用户检索评价、属性修正建议等反馈经界面收集后分析处理,确定需更新图谱部分,核实修正错误属性。反馈数据作新训练数据,优化图谱构建模型。但该方式对反馈的识别精度以及处理的准确性要求极高,需结合数据挖掘与机器学习分析,建立有效的反馈机制实现。

学术文献知识图谱构建流程、GNN 在知识推理中的应用以及动态知识更新机制之间相互配合,共同构成了一个高效、动态、精准的学术知识图谱体系。这一体系能够深度挖掘学术文献的知识,优化文献检索系统,为研究人员提供有力支持。

(三) AIGC、语义理解和知识图谱的融合架构

基于 AIGC 技术,将语义理解和知识图谱技术相融合,构建一个高效、智能且精准的检索系统。融合架构体系(如图1所示)在充分发挥各自优势的同时,也克服了各自单独应用的局限性,既提高了检索效率,也为用户带来了个性化的服务体验。

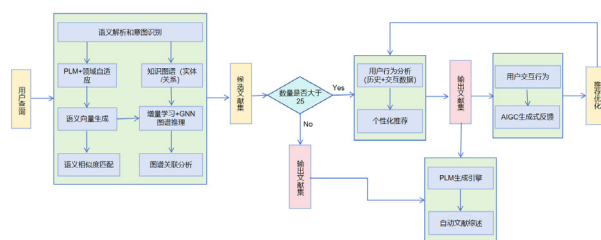


图1 AIGC、语义理解和知识图谱的融合架构图

用户查询输入后,首先进入语义解析和意图识别环节。在语义理解层面,先将 PLM 与领域自适应技术结合,其中微调策略和提示学习的应用,可以使 PLM 更好地适应特定领域的语义理解需求。微调策略通过在领域特定文献数据集上对 PLM 进行有监督的微调,让 PLM 学习该领域的语义特征和知识;提示学习则通过设计特定提示模板,引导 PLM 生成与领域相关的语义表示。通过这些技术,系统能够精准把握用户查询的语义意图,理解用户真正想要检索的文献类型和内容。进而 PLM 可以更加精准的对文献进行编码和内容提取,生成查询地语义向量。再通过计算查询语义向量的相似度,快速筛选出与用户查询语义相关的文献合集。在知识图谱层面,系统依托知识图谱存储库中的实体与关系,结合查询语义向量,利用 GNN 图谱推理,通过信息传播与聚合机制更新实体节点表示使其能够捕捉到周边实体的语义和结构信息,从而发现文献之间的隐含关系和语义关联路径。两大模块并行作业

且相互补充，既发挥语义理解对用户意图的捕捉能力，又借助知识图谱挖掘文献潜在联系，共同生成全面的文献候选集。

候选文献集生成后，首先对文献数量进行判断，根据人的经历和耐性我们选择25作为判断的分界值，若小于25则直接输出检索结果；若大于25，则会增加用户人工筛选和阅读的随时间成本，所以再进入AIGC增强检索环节对候选文献集精选输出。系统基于用户行为分析，根据用户的历史检索和交互数据深度挖掘用户兴趣，实现个性化推荐，精选符合条件的文献。为了不断优化推荐机制，对用户交互行为进行分析，AIGC生成用户反馈数据，以作为个性化推荐优化的训练数据。通过这种生成-反馈-生成的循环优化机制，促进文献检索系统不断优化，文献检索结果更加精简化、个性化。

最后，文献检索架构还会对输出文献集生成一段文献综述辅助用户快速理解。AIGC具有强大生成能力，其中PLM生成引擎技术，针对用户查询内容，快速从每篇文章中进行关键字段提取，再对其进行整合，用精简的语言表达文章的核心要点与进步性，再将输出结果的全部文献要点按照一定的顺序进行整合生成文献综述。

二、文献检索优化策略

基于AIGC的语义增强检索、知识图谱驱动的路径优化以及个性化检索与动态反馈等多维度的检索优化，构建起全方位、智能化的文献检索体系，全面提升检索性能，深度赋能学术研究与知识创新。

（一）基于AIGC的语义增强检索策略

基于AIGC的语义增强检索策略致力于深度挖掘文献的语义信息，以提升检索的精准度与全面性^[14]。当用户输入初始检索词时，系统借助PLM的强大语义理解能力精准解析查询词的语义内涵，再依靠AIGC技术生成与之相关的扩展词。这些扩展词包含了同义词、近义词，还能包含上位词、下位词等相关概念词，极大的丰富了查询的语义表达范围。

基于AIGC补全的语义扩展词能使检索系统识别出更加全面的关键语义信息，进而丰富语义标注词汇表，实现多粒度标注，以提升语义标注的准确性和效率。与传统的语义标注相比，优化后的更能精准捕捉文献深层含义。语义扩展词还能文献特征向量增添新的维度，再通过特征选择与权重调整确定关键特征。在多模态文献分析中，将扩展、重选后的关键语义特征，与其他模态特征融合，全方位优化文献的特征提取效果，使其更好地服务于文献分类、聚类、检索等相关任务^[15]。在AIGC的优化下，使系统在面对复杂查询时，能够依据更加准确的语义标注和高质量的语义特征，快速定位和查询高度相关的文献集合，显著增强检索的效率与质量。

（二）知识图谱驱动的检索路径优化

深度挖掘知识图谱中蕴含的丰富语义关系，优化知识图谱驱动的检索路径，实现精准推荐高影响力文献。一方面，基于图结构的路径推理与知识溯源机制充分发挥知识图谱的结构化优势。

知识图谱将文献、概念、作者、机构等实体通过复杂的关系网络相连，形成庞大的学术知识网。在检索过程中，运用图神经网络（GNN）等图计算技术，从用户查询出发，通过知识图谱中的引用关系、合作关系等路径，回溯其理论起源、方法借鉴以及相关领域的拓展应用，实现知识的溯源与拓展，为用户提供高效的知识探索体验。

另一方面，关键节点和高影响力文献的推荐机制还发挥了知识图谱的关联性优势。系统通过识别知识图谱中的关键节点，分析节点间的连接度和中心性等特征信息，把握领域的研究重点和发展方向。再把文献的下载次数、被引频次等能反映影响力指标的数据也引入图谱中，通过这些数据能够更直观地反映文献的重要程度，推荐更优质的文献给用户。同时也能让用户快速了解研究领域核心内容，精炼的推荐文献大大节省了用户查询浏览和学习总结的时间。

（三）动态反馈与个性化检索

在动态反馈与个性化检索这一方面，为满足不同用户的检索需求，就可以用动态反馈策略和个性化检索增强策略来优化检索效果。动态反馈能够实时收集用户交互行为信息，这些信息主要包含用户的点击、浏览时长、下载、收藏以及引用情况。然后AI凭借这些行为数据构建用户画像，为个性化检索打下数据基础。之后利用机器学习和深度学习技术展开深度分析，挖出用户的兴趣和偏好。接着利用自适应调整机制动态调整检索参数，改进查询扩展策略和结果排序规则，让它们更契合用户特性和领域特征，使检索结果更高质量。

三、应用前景与挑战应对、未来研究方向

（一）应用场景展望

语义理解和知识图谱的文献检索融合架构为优化文献检索提供了新思路，检索技术的优化策略也使系统得到了改进。未来在科研机构、高校图书馆、学术数据库平台等多个领域都有广阔的应用前景，助力学术科研的发展。在科研机构中，AIGC技术能够很好的理解科研人员的复杂查询需求；在高校图书馆中，检索系统不仅能够帮助学生查找丰富的课业相关文献，还能帮助图书管理员优化馆藏资源管理；在学术数据平台上，语义增强检索和知识图谱驱动模块能为用户提供更多关联性的文献，吸引更多用户使用。由此可见，基于AIGC的检索优化策略可以应用于多个场景，并且都不同程度的提高了他们的工作水平和工作效率。同时，多场景应用以及方便快捷的检索性能，又促进了学术文献的传播，推动了学术和技术的双重发展。

（二）面临的挑战与应对策略

本文提出的优化策略虽具显著优势与良好应用前景，却也面临诸多现实挑战。在技术实现方面，语义理解与知识图谱融合架构较为复杂，需要更多科研人员持续深入研究才能攻克难关实现目标。新检索机制初期运行可能不稳定，后期需投入更多算力优化系统性能。还有数据质量把控的问题，学术文献类型多样、内容复杂，致使数据收集整理困难。数据不准确或存在错误都会降

低检索精准度，平台必须建立严格的数据质量控制机制，通过多轮清洗、检验和标注确保数据准确完整。另外，在最关键的隐私安全层面，文献检索涉及大量用户信息与隐私数据，一旦泄露将给用户带来困扰并损害平台信誉。平台应强化数据保护，采用加密、匿名化等手段处理隐私信息，严格监控用户访问，全力保障隐私安全。

（三）未来研究方向

面对未来社会更加复杂的检索需求，今后还需投入更多的精力进行优化研究。首先可以从模型性能的稳定性展开，目前检索

的流畅度和稳定性都有待提高，可以通过完善现有技术和机制，或者探索新的架构模型来实现。另外，多模态数据的有效融合也是一大研究热点，未来可以从多模态表达与语义理解融合的角度去研究，使文字、图表、音频等数据信息进行有效融合，使 PLM 能够对不同模态的数据进行同层次的语义理解和分析。在技术不断更新的时代背景下，我们要不断尝试利用新的技术来改进文献检索机制，实现文献检索的高质量 and 可持续发展，推动科学技术的不断创新和学术知识的有效传播。

参考文献

[1] 吴平. 人工智能在高校档案管理中的应用研究 [J]. 国际公关, 2024, (22): 34-36. DOI: 10.16645/j.cnki.cn11-5281/c.2024.22.004.

[2] 毕小雯. 基于深度学习的我国英语类教育 APP 功能现状分析 [D]. 渤海大学, 2023.

[3] 高媛, 王雪纯, 刘绪. 自然语言处理在高等教育研究中的应用 [J]. 复旦教育论坛, 2025, 23 (01): 5-15. DOI: 10.13397/j.cnki.fef.2025.01.013.

[4] 董克, 吴佳纯. 数智融合信息分析方法的理论框架与体系建构 [J]. 中国图书馆学报, 2024, 50 (06): 103-118. DOI: 10.13530/j.cnki.jlis.2024050.

[5] 张强, 王潇冉, 高颖, 等. ChatGPT 生成与学者撰写文献摘要的对比研究 —— 以信息资源管理领域为例 [J]. 图书情报工作, 2024, 68 (08): 35-47. DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2024.08.004.

[6] Kim Y S, Lee K W, Jee J S, et al. Discovering AI adoption patterns from big academic graph data [J]. Scientometrics, 2025, 130 (2): 1-23.

[7] 郭培虹. ChatGPT 赋能高校图书馆参考咨询服务的体系框架与应用研究 [J]. 图书情报导刊, 2024, 9(10): 31-38.

[8] 胡昊天, 邓三鸿, 王东波, 等. 情报学视角下的预训练语言模型研究进展 [J]. 图书情报工作, 2024, 68 (03): 130-150. DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2024.03.012.

[9] 郝世博, 史东昊, 朱学芳, 等. 大模型辅助的研发合作机会识别与可交互图谱构建 [J]. 情报杂志, 2025, 44(04): 173-180+189.

[10] 徐传丽, 周世杰, 吴春江. 深度学习中文本相似度计算研究综述 [J]. 计算机应用与软件, 2024, 41 (11): 1-14.

[11] 李顺航, 周刚, 卢记仓, 等. 文本中事件因果关系识别与应用技术综述 [J]. 中文信息学报, 2024, 38 (09): 1-23.

[12] 蒋海刚, 朱敏, 蒋小强. 基于知识图谱和多任务学习的设备故障诊断方法 [J]. 计算机应用, 2024, 44(S2): 72-78.

[13] 吕晓斌, 唐远泉, 苏怀强, 等. 融合大语言模型与图结构的招商风险分析算法 [J]. 计算机应用, 2024, 44(S2): 7-11.

[14] Cheng Q, Cheng J, Chen J, et al. Hierarchical multi-label classification model for science and technology news based on heterogeneous graph semantic enhancement [J]. PeerJ, Computer Science, 2024, 10 e2469.

[15] 陈孟科, 边赞, 梁浩浩, 等. 基于 6W2H 的大语言模型思维链提示框架 WH-CoT [J]. 计算机应用, 2024, 44(S2): 1-6.