

基于大语言模型结构解耦与协同提示的水利命名实体识别方法

胡昊^{1,2,3}, 张浩宇¹, 王洪发^{2,3}, 崔争艳^{2,3}, 张兴奎¹

(1. 华北水利水电大学, 河南 郑州 450046; 2. 黄河水利职业技术大学, 河南 开封 475004;

3. 河南省跨流域区域引调水运行与生态安全工程研究中心, 河南 开封 475004)

摘要:【目的】基于大语言模型结构解耦与协同提示框架(SDCP-LLM),研究水利命名实体识别方法,以解决通用大语言模型在处理施工安全实体及多重嵌套命名实体时,存在的语义边界判定模糊和领域知识适配性不足等问题。【方法】通过对比不同模型实体识别性能,评估SDCP-LLM相较于主流零样本大语言模型及监督学习模型的增量效果;分析词性结构分布离散度与识别效果的关系,探究句法结构多样性对识别精度的影响机理;通过对不同提示语料配置进行性能分析,定量评价逻辑规则硬约束、语义标注软引导对识别能力的支撑作用。【结果】①SDCP-LLM在水利数据集上精确率、召回率、F1值分别达到93.58%、96.93%、95.21%,在无需微调的情况下,性能显著优于模型Q等主流大模型,且召回率超越BERT-BiLSTM-CRF监督模型,在低资源专业领域具有有效性。②词性结构分布离散度和实体识别效果存在负相关关系,句法驱动的结构解耦有效降低结构噪声,使模型在离散度较高的实体类型上仍保持稳健。③提示语料中逻辑规则可抑制实体边界模糊,语义标注显著增强模型对多样化表达的泛化能力。【结论】SDCP-LLM框架在低资源、高专业性的水利工程场景下,实现了对复杂嵌套实体的精准识别。该研究成果可为水利工程施工违章规则关联分析及安全风险知识图谱构建提供可靠的结构化数据支撑,对提升行业智慧安全监管效率具有重要实践价值。

关键词:命名实体识别;大语言模型;结构解耦;提示工程;水利工程施工

中图分类号:TP391.1;TV51

文献标识码:A

水利工程施工安全违章多样且复杂^[1-3],传统的人工排查模式不仅耗时费力,且准确性存在主观依赖,数字化与智能化的安全管控手段是水利电力等相关行业发展的必然趋势^[4-7]。施工安全违章的智能识别通常并非单一步骤完成,而是需要先从规范条文、管理制度和作业要求等非结构化文本中抽取关键对象与约束信息,以开展违章规则关联、风险关系建模和知识图谱构建。若不能准确识别水利施工安全文本中的关键实体,后续违章知识组织与风险识别将缺乏可靠的数据基础。施工区域、施工人员、施工设备、

施工行为等实体,是刻画水利施工安全违章场景的重要基础要素。命名实体识别(Named Entity Recognition,NER)则是实现上述施工安全实体自动提取的关键技术。

然而,与通用自然语言文本相比,水利施工安全规范文本通常具有专业术语复合程度高、条件约束成分多、动作链条长和句法嵌套明显等特点,这使得施工安全实体识别面临更高难度。例如,在“缆机平台临空侧防护栏杆应保持完整可靠”中,“缆机平台临空侧防护栏杆”属于具有完整工程语义的复合型实体,但容易被拆分为

收稿日期/Received:2026-04-05

修回日期/Revised:2026-04-30

基金项目:国家自然科学基金项目(52079053);河南省重点研发专项(241111210300);中央引导地方科技发展资金项目(Z20241471035);河南省科技攻关计划(252102210061);河南省自然科学基金(252300420056);河南省高等教育研究项目(2025SXHLX084)。

第一作者:胡昊(1979—),男,教授,博导,博士,从事智慧水利、防灾减灾、清洁能源多能互补等方面的研究。E-mail:hh@ncwu.edu.cn。

通信作者:王洪发(1996—),男,讲师,博士,从事数据驱动的水文预报等方面的研究。E-mail:w18538791943@163.com。

“缆机平台”“临空侧”和“防护栏杆”等多个片段,从而破坏实体语义完整性。而在“作业人员擅自拆除安全防护设施时,应立即停止施工”中,“作业人员擅自拆除安全防护设施”本质上是由人员主体、行为动作和作用对象共同构成的事件性表达,但由于其表面形式具有较强整体性,一般方法容易将其整体误判为一个“施工行为”类型实体,从而混淆该描述片段内部不同语义成分的边界,进而影响后续知识图谱构建质量。因此,如何在保留施工安全实体完整性的同时,准确区分复杂规范语句中的实体边界与句法层次,已成为水利施工安全文本命名实体识别中的关键问题。

传统的命名实体识别方法可分为基于规则、基于机器学习和基于深度学习三类。早期基于人工词典和规则的方法在小规模、封闭场景中具有一定优势,但随着数据规模增大,规则设计与维护成本迅速上升,且在鲁棒性与可移植性方面存在明显不足,难以满足大规模文本实体识别需求。随后,统计机器学习方法将命名实体识别转化为序列标注任务,通过条件随机场(Conditional Random Field,CRF)、隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model,HMM)、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)等监督学习算法进行特征建模。相较于规则匹配,机器学习方法在未知文本上的泛化能力得到提升,但其高度依赖人工设计特征模板,仍难以充分捕捉深层次的非线性语义信息。

随着深度学习的发展,以BiLSTM-CRF、BERT等为代表的模型通过端到端表征学习实现了特征自动提取与上下文语义建模,有效降低了对人工特征工程的依赖^[8]。当前水利领域依托各类深度学习模型开展多场景实体识别研究。相关研究分别基于基础神经网络模型开展水利学科文本与互联网数据的水利实体识别^[9],通过字词特征建模实现水利工程巡检文本实体提取^[10],采用预训练模型组合架构完成水电工程施工安全规范文本的实体抽取^[11],以及通过引入数据增强与机器阅读理解模块优化水利领域命名实体边界及类型识别效果^[12]。然而,尽管深度学习模型显著降低了人工特征依赖,性能仍较大程度依赖高质量人工标注语料^[13],在水利专业术语分布稀疏、长尾实体密集且标注资源相对匮乏的场景下,模型的泛化能力和收敛效果仍受到较大限制。

近年来,以GPT系列为代表的大语言模型

(Large Language Model,LLM)凭借强大的零样本理解与语义推理能力,在命名实体识别任务中展现出良好的应用潜力。在基于大语言模型的信息抽取研究中,相关工作首先通过任务指令、输出格式约束和特殊标记设计,将传统序列标注式命名实体识别任务重构为更适合大语言模型处理的生成式抽取任务^[14];也有研究将实体定义、标签说明、解释性文本和少样本示例纳入提示模板,以增强模型在少样本和跨领域场景下对新实体类别的理解能力。例如,有研究通过构建多任务统一指令微调框架,整合多项结构化抽取任务,显著提升了大语言模型的跨任务迁移与泛化性能^[15];还有研究依托定制化多提示模板与并行预测机制,有效适配低资源识别场景,提升了大模型在命名实体识别任务中的适配性与稳定性^[16]。此外,也有研究通过链式推理和分步修正等机制提升模型对复杂实体边界和类别判定的稳定性,并将检索增强思想引入命名实体识别任务,通过动态召回相关示例或外部知识增强提示内容与输入文本之间的匹配程度,从而提高复杂场景下的识别效果。

在水利领域,现有研究积极探索大语言模型与提示工程的融合应用模式,通过设计系统化、领域适配的提示策略^[17]、搭建专属领域知识抽取框架^[18],充分发挥大模型语义理解与文本生成优势,实现水利调度、水利建设等专业文本的结构化知识高效抽取。这些研究表明,提示工程技术为专业领域文本的知识抽取提供了有效的技术路径,但其在复杂施工安全规范文本中的实体识别精度仍有进一步提升空间。

总体而言,将大语言模型与提示工程技术应用于水利施工安全文本的命名实体识别仍面临显著挑战。这主要归因于该领域文本的独特性,具体表现为:专业术语与复杂表达的语义完整性难以维持、领域知识支撑不足,以及对复杂结构关系的刻画能力有限^[19-20]。

针对上述问题,本文提出了一种句法驱动的文本结构解耦方法,通过结构解耦与模式分类增强复杂规范语句的可解析性,降低复合型实体被错误拆分及事件性描述被整体误判的风险;此外,本文提出了一种基于逻辑规则与语义标注的协同提示方法,将逻辑规则的刚性约束与语义标注的柔性引导相结合,以缓解领域知识不足、上下文受限和复杂嵌套结构难以准确建模等问题。在此基础上,本文提出了一种基于大语言模型结构解耦与协同提示的命名实体识别框架——

SDCP-LLM (Structural Decoupling and Collaborative Prompting based on LLM),并将其应用于水利施工安全文本命名实体识别任务。该框架综合从句法结构解析、领域知识补充和提示约束增强3个层面提升大语言模型的识别能力,与现有方法相比,SDCP-LLM可在不依赖参数微调的条件下,有效提高复杂水利施工安全文本中实体边界判定与类型识别的准确性,为后续违章知识组织、规则关联分析与知识图谱构建提供可靠的结构化数据支撑。在实际工程场景中,SDCP-LLM可作为水利施工安全规范条文结构化处理与知识抽取流程中的前端实体识别模块,为违章条文解析、规则库构建和智能检索等应用提供基础数据支持。

1 研究方法

针对大语言模型在水利命名实体识别任务中存在的领域知识幻觉、上下文窗口受限以及复杂嵌套实体难以准确识别等问题,本文提出一种基于结构解耦与协同提示的大语言模型命名实体识别框架 SDCP-LLM。该框架首先通过句法驱动文本结构解耦与分类模块,将复杂规范语句拆分为标准化的句法单元并生成分类标签;随后,利用基于检索增强生成的语料检索模块,以分类标签为索引,从预构建语料库中动态召回相关的逻辑规则与语义标注示例;最后,由基于逻辑规则与语义标注的协同提示模块将待识别单元与召回语料整合,引导大语言模型精准完成施工安全实体的边界判定与类型识别。整体框架如图1所示。

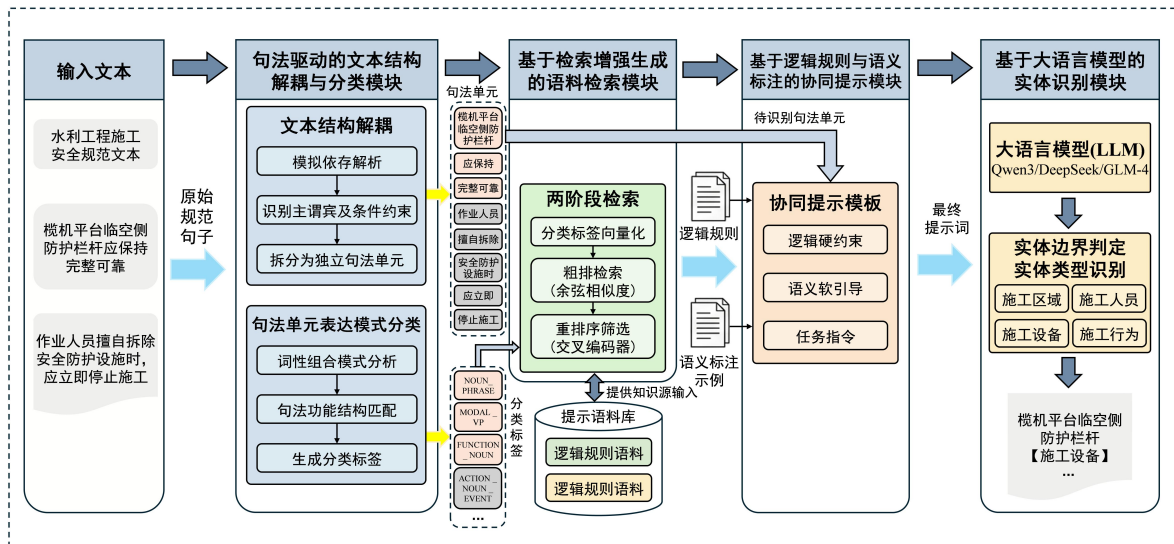


图1 SDCP-LLM模型结构图

Fig.1 Architecture of the SDCP-LLM model

1.1 句法驱动文本结构解耦与分类模块

水利施工安全规范文本中普遍存在复合型专业术语、条件约束表达和事件性描述片段,同时多层条件关系、参数约束表达和嵌套句法结构极为常见,通用提示模板难以稳定保持实体语义完整性,容易导致复合实体被错误拆分或事件性表达被整体误判为实体。针对上述关键问题,本模块提出句法驱动文本结构解耦与分类方法,采用依存句法树的提取逻辑^[21],旨在保证施工安全实体语义完整性的前提下,将复杂规范长句拆解为多个可独立分析的句法单元,以降低复杂句法结构对命名实体识别的干扰。结构解耦的核心思想在于通过结构化提示引导大语言模

型模拟依存句法解析过程,识别句中的主语、谓语、宾语、定语、状语和补语等核心句法成分,并据此完成规范文本的分层拆解。

为保证结构解耦过程具有可操作性,本文采用如图2所示的提示模板引导大语言模型完成句法单元拆解。

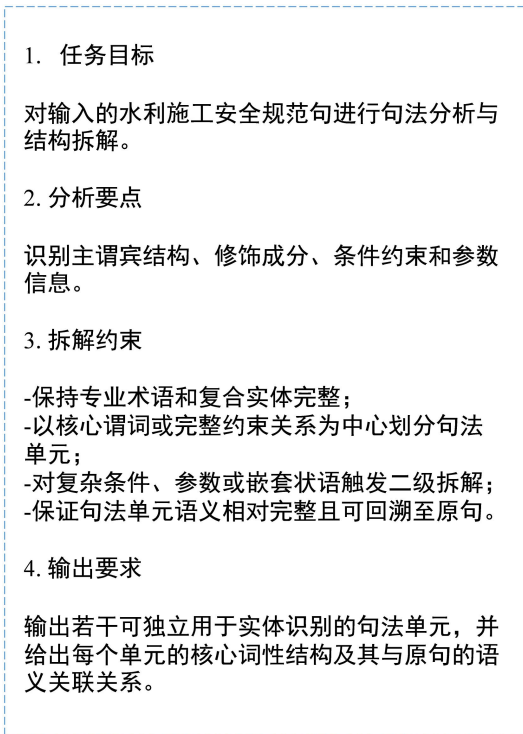


图2 结构解耦提示模板

Fig.2 Prompt template for structural decoupling

提示模板中关于句法单元粒度的控制约束,包括以下4项要求:①实体完整性约束:若连续

词串构成具有稳定工程语义的复合型专业术语或实体,如“防爆型照明灯具”“缆机平台临空侧防护栏杆”等,则整体保留,不作进一步拆分,以避免破坏实体边界;②核心谓词约束:以句中的核心动作或状态表达为中心划分句法单元,使每个单元尽量围绕一个主要谓词或一个相对完整的约束关系展开;③条件约束分离规则:对于包含时间、条件、数量、参数比较等复杂约束信息

的状语成分,若其内部仍存在独立的主谓关系或参数关系,则触发二级拆解逻辑,将其进一步拆分为二级句法单元;④最小语义完整与可回溯约束:拆解后的句法单元应至少能够表达一个相对独立的语义片段,并保留与原句的对应关系,以避免粒度过粗导致多重关系混杂,或粒度过细破坏上下文语义关联。

对于句中的状语成分,本文采用差异化处理策略:当状语仅承担一般性修饰作用且不包含独立约束关系时,将其保留在当前句法单元内部;当状语包含复杂参数约束、条件限制或多层嵌套结构时,则基于依存关系触发二级拆解逻辑,以提取内部二级句法单元。结构解耦示例如图3所示。

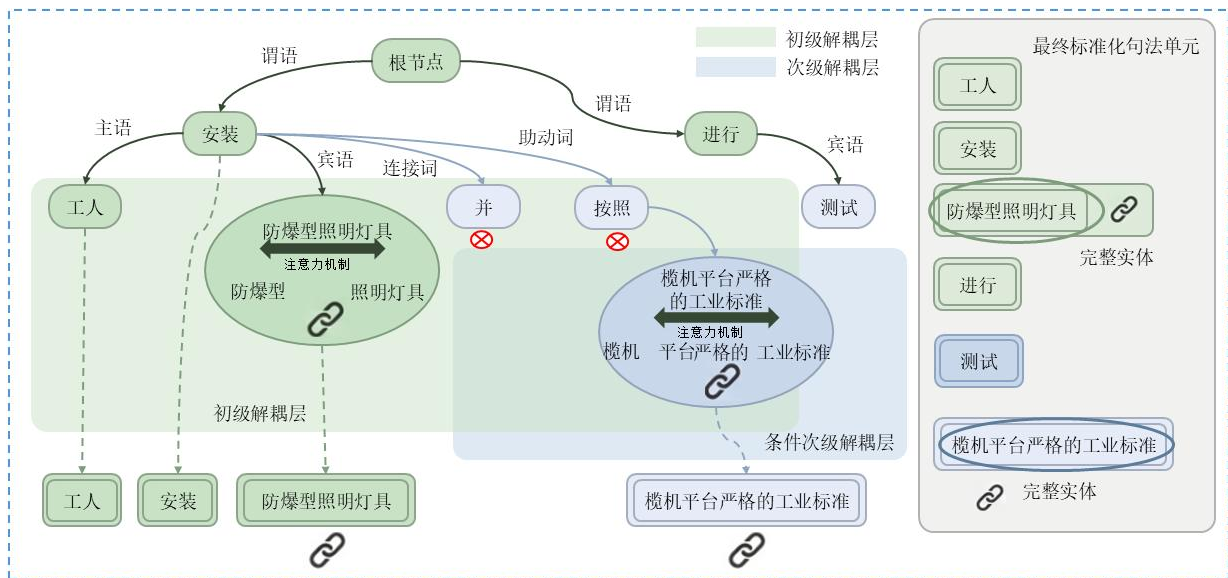


图3 文本结构解耦示例

Fig.3 Example of text structural decoupling

为了对拆解后的句法单元进行精细化实体识别,本文依据宾州中文树库(Chinese Treebank,CTB)^[22]词性标注规范,构建了一套句法单元表达模式分类体系,见表1。该体系从词

性组合模式(Lexical-syntactic composition)与句法功能结构两个维度,将高频工程规范表达归纳为若干语法—语义对齐的构造模板,以确保每个句法单元兼具形式合法性与语义角色映射潜力。

表 1 工程规范句法单元语言表达模式分类表

Tab.1 Classification of linguistic expression patterns for syntactic units in hydraulic construction safety specifications

类型名称(ID)	名称	核心构成
NOUN_PHRASE	普通名词短语	(DT)?+(JJ)*+(NN NL)++(DEG+(VV NN))?
ACTION_NOUN_EVENT	动词引导的事件名词短语	[VVguide+(JJ)*+NNevent] [VVuse+NNequip]
MODAL_VP	道义情态动词短语	ADmodal+VV+(NP)?
FUNCTION_NOUN	功能属性名词短语	(JJ)++NN
PP	介词短语	PP+NP
TIME_MARK	时间标记结构	XP+LCtime
COORD_NP_LIST	并列名词短语	NP+(CC+NP)+
MEASURE_COMPARISON_EVENT	度量比较事件条件	NPmeasure+VVcomp+CD+LCtime
RESULT_PURPOSE_VP	结果/目的动词链	VV+FUNCTION_NOUN+VV
ACCOMPANYING_CHANGE_CLAUSE	伴随变化从句	PP(随)+NP+VV+CC(而)+VV
PARAMETER_CONSTRAINT	参数约束短语	(ADmodal)?+NPparam+VVcomp+CD
CONNECTION_CONSTRUCTION_VP	连接构造动词短语	VV+NP1+CC(与)+NP2+VVlink
DENSITY_BASED_INSTRUCTION	密度布设指令	DT(每)+CD+MODAL_VP
METHOD_DEPENDENT_INSTRUCTION	方法依存指令	AD+PP(经)+NN+VV
CONDITIONAL_PERMISSION_CLAUSE	条件许可从句	MODAL_VP1+AD(才能 方可)+VV+XP

注:词性缩写定义如下:NN=普通名词,NL=处所词,LC=方位词,JJ=属性词,VV=动词,AD=副词,DEG=结构助词,DT=限定词,CC=并列连词,CD=数词/数量短语,PP=介词,XP=任意短语。

1.2 基于检索增强生成的语料检索模块

水利施工安全场景具有专业术语和长尾实体分布密集、领域知识分散且标注资源有限的特点,仅依赖静态提示难以持续为模型提供充分、精确的领域知识支撑,易产生知识“幻觉”。针对上述关键问题,本模块采用检索增强生成 (Retrieval-Augmented Generation, RAG) 技术框架,该框架是一种将信息检索机制与生成式大语言模型相结合的技术框架,旨在应对大语言模型在处理外部知识、实时信息或领域特定内容时面临的知识截止、幻觉现象及上下文窗口限制等挑战。RAG 的核心思想是通过在生成响应前动态检索外部知识库中的相关文档,并将这些文档内容融入模型的输入提示中,从而实现基于真实知识的生成,提升输出的准确性、事实性和可追溯性。

本文提出的 SDCP-LLM 方法利用 RAG 技术,将预构建的提示语料向量库与两阶段检索策略相结合,对句法单元分类标签进行动态语料召回,从而为大语言模型提供嵌套逻辑规则与语义标注的协同支持。其中,提示语料向量库的构建

主要依赖于嵌入模型对切片语料的向量化表示,该模型基于 Transformer 架构,将文本片段映射为高维稠密向量,以捕捉语料的语义本质并支持高效相似度计算。粗排检索阶段则采用余弦相似度对查询标签与向量库中的语料进行初步筛选,能够快速从大规模库中召回潜在相关候选,平衡了检索速度与覆盖范围。重排序阶段引入交叉编码器,对粗排候选进行联合建模,通过细粒度的序列交互捕捉查询与语料间的深层语义与结构匹配关系,进一步提升召回语料的精准度。该机制使大语言模型能够在有限上下文内融入领域特定知识,显著提升对水利文本中嵌套实体的识别性能。

其核心流程可以概括为三个步骤:语料切片与向量化、粗排检索、重排序筛选。具体计算公式如下:

$$e_{d_i} = f_{\text{emb}}(T_i) \quad (1)$$

$$\text{sim}_{\text{emb}}(q, d_i) = \frac{e_q^T e_{d_i}}{\|e_q\| \cdot \|e_{d_i}\|} \quad (2)$$

$$s_i = \sigma(W \cdot h_{[\text{CLS}]} + b) \quad (3)$$

式中: T_i 表示切片后的提示语料文本; f_{emb} 表示嵌入模型; d_i 表示第 i 条提示语料片段; $e_{d_i} \in \mathbf{R}^{1024}$ 表示提示语料片段向量; q 表示句法单元分类标签; $e_q \in \mathbf{R}^{1024}$ 表示分类标签向量; $\text{sim}_{\text{emb}}(q, d_i)$ 表示余弦相似度得分; $[q; d_i]$ 表示查询与候选语料

的拼接序列; $h_{[CLS]}$ 表示交叉编码器处理后的 [CLS] 标记隐藏状态; W 和 b 为重排序模型的可学习参数; σ 为 sigmoid 激活函数; s_i 表示重排序后的匹配概率得分。

1.3 基于逻辑规则与语义标注的协同提示模块

水利施工安全规范文本中常见的多层条件关系、参数约束表达和嵌套句法结构,仅依赖模型隐式语义表示难以准确刻画深层边界关系,且句法特征驱动的检索信号构建及召回知识的统一提示组织方面缺乏面向水利施工安全命名实体识别任务的专门设计。针对上述关键问题,本模块提出基于逻辑规则与语义标注的协同提示方法,该方法是一种将结构化嵌套逻辑规则与领域特定语义标注示例相结合的提示工程框架,其设计灵感来源于规则驱动的确性推理与示例驱动的语义学习的互补特性,旨在解决大语言模型在处理复杂嵌套实体时存在的边界模糊、逻辑偏差以及领域知识盲区问题。该方法的核心思想是通过“逻辑硬约束”与“语义软引导”的协同整合,为模型提供多层次的结构约束与知识补充,从而在有限上下文窗口内实现实体边界

的精确划定与类型判定的优化,提升输出的结构一致性与水利领域适应性。

在本文提出的 SDCP-LLM 方法中,该模块通过将 RAG 机制召回的嵌套逻辑规则与语义标注语料,与结构解耦后的句法单元进行耦合,构建协同提示模板,从而为大语言模型提供逻辑严谨性与语义丰富性的双重支撑。其中,嵌套逻辑规则基于 1.1 节的句法模式分类体系设计,利用词性标签与逻辑算子(如合并、拆分策略)提供显式的实体边界约束,能够高效处理水利规范中常见的复杂嵌套结构,确保模型在理解深层语义的同时遵守确定性的规则符合性。语义标注语料分为两类:一是源自《水利水电工程技术术语》(SL 26—2012)^[23]的权威术语标注,提供专业定义及类别归属以校准模型对水利专有实体的认知;二是典型实体标注示例,涵盖高频非标准实体。该协同机制使逻辑规则的刚性约束与语义标注的柔性引导相互补充,从逻辑识别与语义认知两个维度共同支撑嵌套实体的精准映射,显著改善水利安全规范文本中的识别偏差,提示模板示例如图 4 所示。

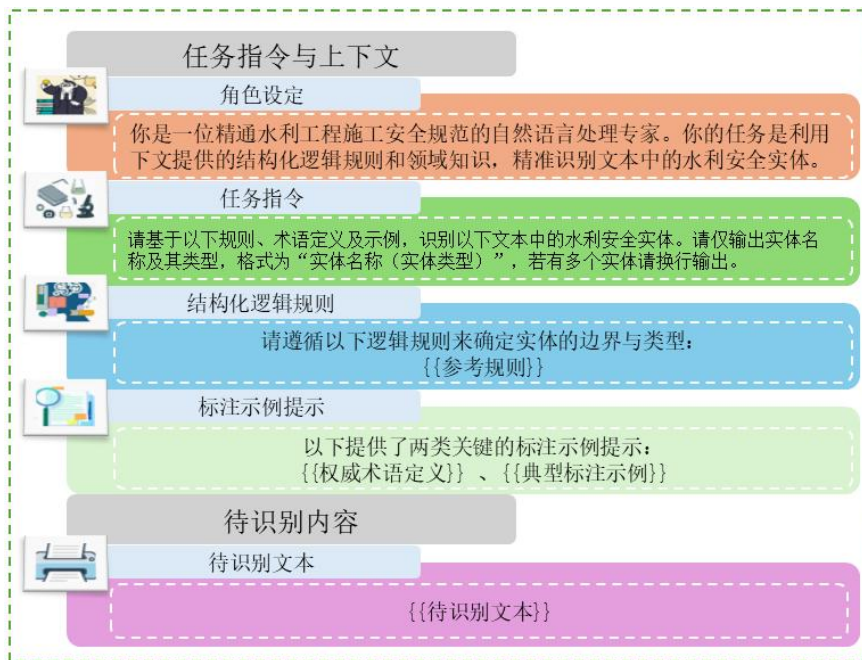


图 4 提示模板示例

Fig.4 Example of prompt templates

2 实验验证与分析

2.1 实验数据集与评价指标

本文选取《水利水电工程施工安全防护设施技术规范》(SL 714—2015)^[24]文本作为实验语料来源与研究数据基础,旨在验证所提 SDCP-LLM 方法在水利工程施工安全实体抽取任务中

的有效性。施工区域、施工人员、施工设备和施工行为是构成施工安全违章场景描述的核心要素,对其进行准确识别有助于后续开展违章条文解析与风险关系建模。本文实验聚焦于施工区域、施工人员、施工设备、施工行为四类水利施工实体的识别,具体定义及示例见表 2。

表2 实体类型定义及示例

Tab.2 Entity types definitions and example

实体类型	定义	示例
施工区域	施工活动涉及的各类区域或场所	进出口、通道
施工人员	各类参与作业或管理的人员	工作人员、特种作业人员
施工设备	施工过程中使用的各种设备或设施	脚手架、排水设施
施工行为	人员实施的作业或操作行为	安装、送料

在数据预处理阶段,首先对原始文本进行清洗,去除无关特殊符号,并依据语义完整性进行句子切分,最终获得1256条规范语句。为支撑协同提示策略,本文构建了包含逻辑规则与语义标注的提示语料库。其中,通过对《水利水电工程术语》中的相关术语进行结构化处理,并结合人工编写,共获得语义标注语料3804条及逻辑规则语料67条。

为量化评估模型性能,本文采用精确率(Pre)、召回率(Re)和F1值(F1-score)作为评价指标,定义如下:

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

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

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times \text{Pre} \times \text{Re}}{\text{Pre} + \text{Re}} \quad (6)$$

式中:TP(True Positive)表示正确识别的实体数量,FP(False Positive)为误识别数量,FN(False Negative)为漏识别数量。

在水利命名实体识别任务中,同一类型实体的词性结构分散程度,会影响结构解耦后进行分类的效果,进而影响RAG的效果。为了展示在水利命名实体识别任务中词性结构的分散程度对命名实体识别效果的影响,引入词性结构分布离散度 D ,用于衡量某类实体在不同句法单元词性结构类型上的分布分散程度。

通过统计四类实体在15种词性结构上的出现频次,并基于香农熵(Shannon Entropy)^[25]构建归一化指标。熵值与词性结构分布离散度的定义如下:

$$H = - \sum_{i=1}^K p_i \log_2 p_i \quad (7)$$

$$D = \frac{H}{H_{\max}} \in [0,1] \quad (8)$$

式中: K 为实体所在句法单元的潜在结构类型数量,本文划分15种词性结构,取 $K=15$; P_i

($i=1,2,\dots,K$)为第 i 类结构类型数量占比,对 $p_i=0$ 的项定义 $p_i \log_2 p_i=0$,最大熵 $H_{\max} = \log_2 15 \approx 3.91$ 。

D 越小,表明该类实体的词性结构的分散程度越低; D 越大,表明词性结构的分散程度越高。越高的词性结构分散程度越容易造成RAG的准确率低。经计算,各类实体词性结构分布离散度结果如表3所示。其中,施工人员由于其表述的词性结构较为一致,所以 D 较小,施工行为表述的词性结构较为广泛,所以 D 较大。

表3 各类实体词性结构分布离散度计算结果

Tab.3 Calculation results of POS structure Dispersion for different entity types

实体类型	D
施工区域	0.800
施工人员	0.512
施工设备	0.907
施工行为	0.948

2.2 实验环境与配置

实验具体配置见表4。

表4 实验环境配置

Tab.4 Experimental environment configuration

配置名称	配置详情
操作系统	Windows 11
CPU	11th Gen Intel(R) Core(TM) i9-11900 @ 2.50 GHz (16 CPUs)
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3090
内存	56.9 GB
Python	Python 3.11
模型推理框架	Xinference
大语言模型	模型D、模型Q、模型G、模型L
嵌入模型	bge-large-zh-v1.5
重排序模型	bge-reranker-large

在超参数设置方面,为了兼顾长文本的完整处理能力与推理效率,上下文窗口长度设为15k tokens;检索阶段为平衡检索效率与覆盖率,Top-K设为5,Top-N设为3,实验表明该设置对相关语料

的覆盖率达 98%以上;向量存储与索引由 Qdrant 实现,支持快速余弦相似度检索,并建立与语料类别标签的关联索引;相似度阈值基于验证集上的 F1 值峰值设为 0.88。整个系统基于容器化技术 (Docker) 封装,提升环境一致性与部署效率。

2.3 结果分析

2.3.1 词性结构分布离散度与效果关系分析

SDCP-LLM 模型中不同实体识别效果见图 5,同时,图 5 给出了各实体类型识别效果与词性结构分布离散度 D 的关系。通过图 5 可知,SDCP-LLM 模型在施工设备与施工人员方面 F1 值 > 96.00%,而在施工区域和施工行为方面相对略低,F1 值 < 94.50%。

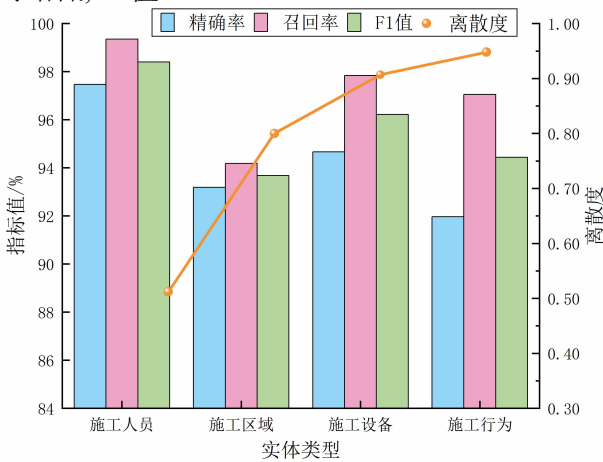


图 5 SDCP-LLM 不同实体类型的识别效果与词性结构分布离散度的关系

Fig.5 Relationship between recognition effect of different entity types in SDCP-LLM and POS structure Dispersion

观察精确率与词性结构分布离散度 D 的关系可以看出,四类实体的识别效果与 D 整体呈负相关。以施工人员实体为例,其结构分布最为集中($D=0.512$),F1 值达到 98.40%;施工行为实体的结构分布最为分散($D=0.948$),识别难度相应增大,F1 值相对最低。施工区域 ($D=0.800$)与施工设备($D=0.907$)的对比进一步表明,词性结构分布离散度虽为核心影响因素,但并非唯一决定因素。

总体来看,SDCP-LLM 在 D 较高的实体类型识别中仍保持较好性能,主要得益于基于句法驱动的结构解耦将复杂句子拆分为标准化句法单元,降低了结构噪声干扰,从而有效缓解了词性结构分布分散对识别精度的负面影响。

2.3.2 不同模型实体识别性能对比

为评估 SDCP-LLM 模型在水利规范文本中的命名实体识别性能,本文在相同测试集上

与多种主流模型进行对比实验。实验对比模型包括采用零样本提示策略的四种开源大语言模型(模型 D、模型 Q、模型 G、模型 L),此类模型依托其强大的通用语言理解与生成能力,无需任务特定训练即可进行推理,但在专业领域任务中可能存在知识局限性;同时引入 BERT-BiLSTM-CRF 作为监督学习方法的代表性基准,该模型通过大规模人工标注数据进行充分训练以学习领域实体特征,其性能表现高度依赖于标注数据的质量与规模。

经计算,模型的实验结果见表 5。

表 5 不同模型实体识别性能对比

模型	精确率	召回率	F1 值
模型 L	0.6878	0.4891	0.5717
模型 G	0.726	0.5152	0.6027
模型 D	0.7694	0.6633	0.7124
模型 Q	0.8389	0.6575	0.7372
BERT-BiLSTM-CRF	0.9435	0.9407	0.9421
SDCP-LLM	0.9358	0.9693	0.9521

为进一步直观呈现不同模型在命名实体识别任务上的性能差异,本文绘制了三维立体直方图,如图 6 所示。

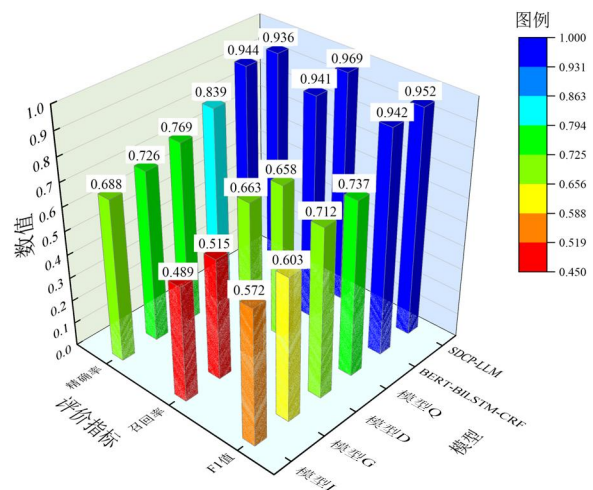


图 6 不同模型实体识别性能对比图

Fig.6 Performance comparison of different models for entity recognition

可以看出,在零样本设置下,SDCP-LLM 的综合性能最优,F1 值为 95.21%。与表现最佳的大语言模型 Q 相比,F1 值提升 21.49%,精确率提升 9.69%,召回率提升 31.18%。与 BERT-

BiLSTM-CRF 相比,SDCP-LLM 的 F1 值提升 1.00%,召回率提升 2.86%,精确率仅下降 0.77%。上述结果表明,SDCP-LLM 在无需参数训练的情况下,已达到甚至部分超越监督学习方法的性能。大语言模型因缺乏水利领域专用结构解耦和知识协同机制,在处理复合实体与嵌套句法方面存在一定局限,而 SDCP-LLM 通过句法驱动文本结构解耦与基于逻辑规则和语义标注的协同提示,有效缓解了上述不足,从而在一定程度上提升了对复杂长尾实体的泛化能力。

2.3.3 不同提示语料配置性能分析

为进一步分析逻辑规则与语义标注语料对模型性能的贡献,本文设计了 4 种提示语料配置方案,见表 6。

表 6 提示语料配置方案

方案	方案类型	详情
方案一	规则标注协同	融合规则标注的提示语料
方案二	标注	移除规则,仅保留标注提示语料
方案三	规则	移除标注,仅保留规则提示语料
方案四	全量语料	所有规则与标注的全量提示语料

实验均以模型 Q 为基础模型,其余参数保持一致,识别性能结果如图 7 所示。

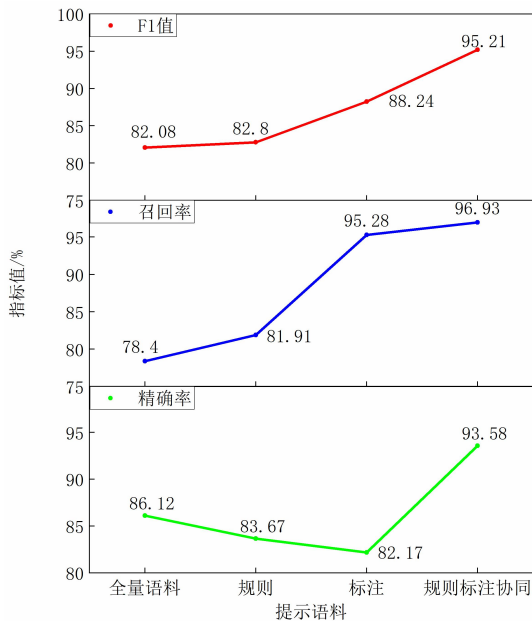


图 7 不同提示语料配置下的实体识别性能对比图

Fig.7 Performance comparison of different prompt corpus configurations for entity recognition

实验结果表明,规则与标注协同提示(方案一)的性能最优,F1 值达到 95.21%。移除规则后(方案二),精确率从 93.58%降至 82.17%,F1 值下降至 88.24%,表明规则提供的显式句法约束可有效抑制边界模糊问题。移除标注后(方案三),召回率从 96.93%降至 81.91%,F1 值下降 12.41%,表明标注示例为模型提供了丰富的语义类比能力,增强了模型对多样化表达的泛化能力。全量静态语料(方案四)表现最差,F1 值仅为 82.08%,甚至低于单一规则配置,验证了动态检索机制在过滤冗余信息、缓解上下文遗忘方面的必要性。

综上,逻辑规则的硬约束与语义标注的软引导互补协同,结合动态检索机制,共同构成了 SDCP-LLM 优异性能的核心支撑。

3 结论

为支撑水利工程施工安全管理知识抽取,提高复杂专业文本中施工安全实体命名实体识别的准确性和鲁棒性,本文主要研究了大语言模型在水利工程施工领域的应用。针对传统命名实体识别方法泛化能力不足、对大规模标注数据依赖严重,以及通用大语言模型存在知识盲区、上下文窗口受限和难以显式建模复杂句法结构等问题,提出了基于大语言模型结构解耦与协同提示的水利命名实体识别方法 SDCP-LLM,得出如下结论:

1)提出的 SDCP-LLM 方法在《水利水电工程施工安全防护设施技术规范》(SL714-2015)数据集上 F1 值达到 95.21%、精确率 93.58%、召回率 96.93%,相较最佳零样本基线模型 Q 分别提升 21.49%、9.69%和 31.18%,相较于在相同数据集上训练的监督学习基准 BERT-BiLSTM-CRF,F1 值提升 1.00%、召回率提升 2.86%,验证了其在低资源、高专业性水利命名实体识别任务中的有效性。

2)SDCP-LLM 通过句法驱动的结构解耦与分类方法,有效降低了词性结构分布离散度对识别精度的负面影响,尤其在 D 值较高的实体(如施工行为)上仍保持稳健表现,说明该方法能够较好地适应规范文本中复杂多变的句法结构。

3)逻辑规则硬约束与语义标注软引导的协同提示策略,结合两阶段动态检索机制,为施工安全实体识别提供了规则约束与领域语义支持,在一定程度上缓解了实体边界模糊、领域知识缺失

及上下文遗忘等问题。

后续研究可从以下方向进一步拓展:将思维链(Chain-of-Thought,CoT)提示机制融入协同提示策略,通过显式引导大语言模型逐步推理句法单元间的逻辑依赖关系,进一步提升对深层嵌套实体的识别精度与可解释性;此外,可结合现有水利工程领域知识图谱,将检索到的逻辑规则与图谱节点进行动态对齐,形成知识累积增强效应,从而构建全面统一的水利安全知识图谱,增强模型的长期知识一致性与下游应用能力。

参 考 文 献

- [1] 林孝珍.水利工程施工中的安全管理与风险控制[C]/2024工程技术应用与施工管理交流会.中国重庆,2024:438-439.[Lin Xiaozhen.Safety management and risk control in hydraulic engineering construction[C]/Proceedings of 2024 Engineering Technology Application and Construction Management Exchange Meeting. Chongqing,China,2024:438-439.]
- [2] 杨立杰.建筑工程施工安全管理实施策略:评《建筑施工技术与安全管理研究》[J].安全与环境学报,2025,25(7):2884.[Yang Lijie.Implementation strategies for construction safety management of building engineering:review of "Research on Building Construction Technology and Safety Management"[J].Journal of Safety and Environment,2025,25(7):2884.]
- [3] 唐书童.水利工程施工组织管理与技术措施探析[J].黑龙江水利科技,2023,51(9):186-188.[Tang Shutong.Analysis of construction organization management and technical measures for water conservancy projects[J].Heilongjiang Science and Technology of Water Conservancy,2023,51(9):186-188.]
- [4] 王海勇.水利水电工程施工中的安全管理研究:评《水利水电工程施工组织与管理》[J].人民黄河,2021,43(12):169.[Wang Haiyong.Research on safety management in water resources and hydropower engineering construction:review of "Organization and Management of Water Resources and Hydropower Engineering Construction"[J].Yellow River,2021,43(12):169.]
- [5] 张瑞峰.基于智慧化、数字化技术在建筑施工管理中的实践探索[J].中国战略新兴产业,2025(20):194-196.[Zhang Ruifeng.Practical exploration of construction management based on intelligent and digital technologies[J].China Strategic Emerging Industry,2025(20):194-196.]
- [6] Hu Hao, Ma Xin, Shang Yizi. A novel method for transformer fault diagnosis based on refined deep residual shrinkage network[J]. IET Electric Power Applications, 2022(2):16.
- [7] 胡昊,许昭一,崔争艳,等.基于大语言模型的抽水蓄能电站智能运维辅助系统构建研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(5):34-42.[Hu Hao, Xu Zhaoyi, Cui Zhengyan, et al. Research on construction of intelligent operation and maintenance auxiliary system for pumped storage power stations based on large language model[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2025, 46(5):34-42.]
- [8] 胡昊,陈军朋,李擎,等.基于CNN-GRU-ATT的城市暴雨积水预测研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2024,45(4):27-35.[Hu Hao, Chen Junpeng, Li Qing, et al. Research on urban rainstorm water accumulation prediction based on CNN-GRU-ATT[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2024, 45(4):27-35.]
- [9] 段浩,韩昆,赵红莉,等.水利综合知识图谱构建研究[J].水利学报,2021,52(8):948-958.[Duan Hao, Han Kun, Zhao Hongli, et al. Research on water conservancy comprehensive knowledge graph construction[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2021, 52(8):948-958.]
- [10] 刘雪梅,程彭圣男,李海瑞,等.基于字词向量的BiLSTM-CRF水利工程巡检文本实体识别模型[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2024,45(3):9-17.[Liu Xuemei, Cheng Pengshengnan, Li Hairui, et al. Text entity recognition model of BiLSTM-CRF hydraulic engineering inspection based on word vector[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2024, 45(3):9-17.]
- [11] 陈述,张超,陈云,等.基于命名实体识别的水电工程施工安全规范实体识别模型[J].中国安全科学学报,2024,34(9):19-26.[Chen Shu, Zhang Chao, Chen Yun, et al. Model of identifying entities of

- safety specification for hydropower engineering construction[J].China Safety Science Journal, 2024,34(9):19-26.]
- [12] 朱永明,邢丹艳.基于数据增强的MRC水利领域命名实体识别模型研究[J].人民黄河,2024,46(9):156-160.[Zhu Yongming,Xing Danyan.Research on named entity recognition of MRC model in water conservancy field based on data enhancement[J].Yellow River,2024,46(9):156-160.]
- [13] Devlin J,Chang Mingwei,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.Minneapolis,MN, USA,2019:4171-4186.
- [14] Wang Shuhe,Sun Xiaofei,Li Xiaoya,et al.GPT-NER: Named entity recognition via large language models[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics:NAACL 2025.2025:4257-4275.
- [15] Wang Xiao,Zhou Weikang,Zhu Can,et al. InstructUIE: multi-task instruction tuning for unified information extraction[C]//Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing.2023:9325-9342.
- [16] Xie Tingyu,Li Qi,Zhang Yan,et al.Self-improving for zero-shot named entity recognition with large language models[C]//Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies.Mexico City,Mexico: Association for Computational Linguistics,2024: 583-593.
- [17] 冯钧,畅阳红,陆佳民,等.基于大语言模型的水工程调度知识图谱的构建与应用[J].计算机科学与探索,2024,18(6):1637-1647.[Feng Jun,Chang Yanghong,Lu Jiamin,et al.Construction and application of knowledge graph for water engineering scheduling based on large language model[J].Journal of Computer Science and Exploration,2024,18(6):1637-1647.]
- [18] 杨燕,叶枫,许栋,等.融合大语言模型和提示学习的数字孪生水利知识图谱构建[J].计算机应用,2025,45(3):785-793.[Yang Yan,Ye Feng,Xu Dong, et al.Construction of digital twin water conservancy knowledge graph integrating large language model and prompt learning[J].Journal of Computer Applications,2025,45(3):785-793.]
- [19] Dong Qingxiu,Li Lei,Dai Damai,et al.A survey on in-context learning[C]//Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing,2024:1107-1128.
- [20] Xu Derong,Chen Wei,Peng Wenjun,et al.Large language models for generative information extraction:a survey[J].Frontiers of Computer Science,2024,18(6):186357.
- [21] Nivre J.Dependency parsing[J].Language and Linguistics Compass,2010,4(3):138-152.
- [22] Xue Naiwen,Xia Fei,Chiou F D,et al.The Penn Chinese Treebank: phrase structure annotation of a large corpus[J].Natural Language Engineering, 2005,11(2):207-238.
- [23] SL 26—2012 水利水电工程技术术语[S].
- [24] SL 714—2015 水利水电工程施工安全防护设施技术规范[S].
- [25] Liu Kanglong,Ye Rongguang,Liu Zhongzhu,et al.Entropy-based discrimination between translated Chinese and original Chinese using data mining techniques[J].PloS one, 2022,17(3):e0265633.

Named Entity Recognition Method for Hydraulic Engineering Based on LLM

Structural Decoupling and Collaborative Prompting

HU Hao^{1,2,3}, ZHANG Haoyu¹, WANG Hongfa^{2,3}, CUI Zhengyan^{2,3}, ZHANG Xingkui¹

(1.North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 2.Yellow River Conservancy Technical University, Kaifeng 475004, China; 3.Henan Engineering Research Center of Project operation and ecological security for Inter-basin regional water diversion project, Kaifeng 475004, China)

Abstract: **【 Objective 】** Based on the large language model structural decoupling and collaborative prompting framework (SDCP-LLM), this study investigates water conservancy named entity recognition methods to address the issues of ambiguous semantic boundary determination and insufficient domain knowledge adaptation encountered by general large language models when processing construction safety entities and multi-level nested named entities.

【 Methods 】 Taking the Technical Specification of Safety Protection Facility for Construction of Water and Hydropower Projects (SL714-2015) as the research object, this study evaluates the incremental effects of SDCP-LLM compared with mainstream zero-shot large language models and supervised learning models through a performance comparison of different models. It analyzes the relationship between part-of-speech (POS) structural distribution dispersion and recognition effectiveness to explore the mechanism by which syntactic structural diversity affects recognition precision. Furthermore, through the performance analysis of different prompt corpus configurations, the study quantitatively evaluates the supportive roles of logical rule hard constraints and semantic labeling soft guidance in enhancing recognition capability. **【 Results 】** ① On the water conservancy dataset, SDCP-LLM achieves a precision, recall, and F1-score of 93.58%, 96.93%, and 95.21%, respectively. Without parameter fine-tuning, its performance significantly outperforms mainstream large models such as Model Q, and its recall exceeds that of the BERT-BiLSTM-CRF supervised model, demonstrating its effectiveness in low-resource specialized domains. ② A negative correlation exists between POS structural distribution dispersion and entity recognition effectiveness; syntax-driven structural decoupling effectively reduces structural noise, allowing the model to remain robust even for entity types with high dispersion. ③ In the prompt corpus, logical rules can suppress semantic boundary ambiguity, while semantic labeling significantly enhances the model's generalization ability across diverse expressions.

【 Conclusion 】 The SDCP-LLM framework achieves accurate recognition of complex nested entities in low-resource and highly specialized water conservancy engineering scenarios. The research results provide reliable structured data support for subsequent violation rule association analysis and safety risk knowledge graph construction in water conservancy engineering construction, holding significant practical value for improving the efficiency of intelligent safety regulation in the industry.

Keywords: named entity recognition; large language model; structural decoupling; prompt engineering; hydraulic engineering construction