doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.026

融合 BERT 与领域本体规则的农业机械化管理知识图谱构建与智能问答应用研究

温　暖[1]　陈　聪[2]　周文琪[1]　奚德君[1]　王一甲[1,3]

(1. 东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014;
3. 智慧农场技术与系统全国重点实验室, 哈尔滨 150030)

摘要: 针对农业机械化管理领域专业知识分散、异构文档格式多样以及智能决策需求迫切等问题,本研究提出了一种基于 BERT 预训练语言模型与领域本体规则相结合的自动化知识抽取与融合方法,旨在构建高质量的农业机械化管理知识库。首先,设计涵盖农机装备、维护活动、故障诊断和政策法规等类别的领域本体;其次,借助 BERT 预训练模型在农机管理学著作、学术文献、技术手册和政策法规等多源文本上精确提取实体与关系,并通过本体规则对提取结果进行校验与去重;最后,将实体、关系与高质量三元组载入图数据库,支撑智能问答与决策分析应用。试验结果表明:关系抽取模型在各数据源中高置信三元组占比最高达 88.9%;智能问答系统在 450 条典型业务测试中准确率达 90.9%,幻觉率低至 3.1%,并且具备完全可追溯性,其性能显著优于 GPT-4o 等通用大模型;系统端到端平均响应时延 150 ms,吞吐率 200 req/s,资源利用率控制在合理范围内。该方法不仅实现了农业机械化管理领域知识的自动化高效整合,还为智慧农机决策支持提供了可复制和持续演进的技术路径。

关键词: 农业机械化管理; 知识图谱; BERT; 领域本体规则; 自然语言处理; 智能问答

中图分类号: S232.5　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)09-0278-11　　**OSID**:

Constructing of Agricultural Mechanization Management Knowledge Graph by Integrating BERT and Domain Ontology Rules and Its Application in Intelligent Question Answering

WEN Nuan[1]　CHEN Cong[2]　ZHOU Wenqi[1]　XI Dejun[1]　WANG Yijia[1,3]

(1. *Engineering College*, *Northeast Agricultural University*, *Harbin* 150030, *China*
2. *Nanjing Institute of Agricultural Mechanization*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Nanjing* 210014, *China*
3. *National Key Laboratory of Smart Farm Technologies and Systems*, *Harbin* 150030, *China*)

Abstract: Aiming to address the issues of fragmented domain knowledge, diverse heterogeneous document formats, and the urgent demand for intelligent decision-making in the field of agricultural machinery management, an automated knowledge extraction and fusion method that combined a BERT pretrained language model with domain ontological rules was proposed, with the aim of constructing a high-quality knowledge base for agricultural machinery management. Firstly, a domain ontology covering categories such as agricultural machinery equipment, maintenance activities, fault diagnosis, and policies and regulations was designed. Secondly, with the help of the BERT pretrained model, entities and relations were accurately extracted from multi-source texts, including monographs on agricultural machinery management, academic literature, technical manuals, and policy and regulatory documents, and the extraction results were validated and de-duplicated by using ontological rules. Finally, the entities, relations, and high-quality triples were loaded into a graph database to support intelligent question answering and decision analysis applications. Experimental results showed that the proportion of high-confidence triples produced by the relation extraction model reached up to 88.9% across different data sources; the intelligent question answering system achieved an accuracy of 90.9% on 450 typical

收稿日期: 2025-09-22　修回日期: 2025-12-07

基金项目: 黑龙江省高等教育教学改革项目(SJGYB2024201)

作者简介: 温暖(1997—),男,博士生,主要从事人-机-环耦合机理解析与挖掘研究,E-mail: B240701003@neau.edu.cn

通信作者: 王一甲(1995—),男,教授,博士生导师,主要从事土壤-机械-植物耦合系统互作机制与农业装备智能运维管理研究,E-mail: yijiaw@connect.hku.hk

business test cases, with a hallucination rate as low as 3.1% and fully traceable answers, and its performance was significantly better than that of general-purpose large models such as GPT－4o. The system attained an average end-to-end response latency of 150 ms, a throughput of 200 req/s, and kept resource utilization within a reasonable range. This method not only enabled automated and efficient integration of knowledge in the field of agricultural machinery management, filling a gap in related research, but also provided a replicable and continuously evolvable technical path for decision support in smart agricultural machinery.

Key words: agricultural mechanization management; knowledge graph; BERT; domain ontology rules; natural language processing; intelligent question answering

0　引言

农业机械化管理是现代农业高效、精准和可持续发展的关键环节[1]。随着“互联网＋”智慧农业的深入推进,海量的异构文本资源,例如教材、学术文献、技术手册和政策法规中蕴含了丰富的专业知识与实践经验,但其知识分散且格式不统一,难以满足智能检索、决策支持和故障诊断等场景的需求。如何将这些多源领域分散且异构的知识高效整合,并为农业机械化管理应用提供可靠的共享数据支撑,已成为制约农业机械化管理智能化水平提升的瓶颈[2]。

近年来,人工智能(Artificial intelligence, AI)在自然语言处理、知识表达与推理方面取得了突破性进展。知识图谱(Knowledge graph)作为一种兼具语言表达和图结构推理能力的知识组织形式,通过“实体-关系-多跳推理”为领域知识管理与智能问答等应用提供了技术支撑[3]。在农业领域,已有研究尝试利用知识图谱辅助病虫害诊断[4]、作物施肥期判断[5]和农田环境监测[6-7]等,取得了较好的效果。农机具有装备形式多样化、农艺模式多样化和政策法规多样化的特点,同时针对“农业机械化管理”领域的管理决策需要精准且全面的专业知识支持,尽管市面上存在各类农业信息平台,但其大多侧重于单一功能模块,例如设备监控[8]和数据展示[9-10],无法全面地对农业机械化管理领域多源异构知识进行深度融合与语义推理,也难以支持故障诊断、维护决策与政策合规性检验等复杂应用场景对实时与精确度需求。

针对上述问题,本研究提出一种基于预训练语言模型与领域本体规则相结合的自动化知识抽取与融合方法,旨在从农机管理学著作、学术文献、技术手册和政策法规等多源异构文本中高效构建农业机械化管理知识库。具体而言,首先梳理覆盖农机装备、维护活动、故障诊断、安全预案与政策法规等核心概念,为农业机械化管理领域知识标准化表达提供统一框架;然后,借助 BERT 等预训练模型[12]对实体关系进行抽取,并结合本体规则对提取结果进行校验与去重,提升知识图构建的准确性与鲁棒性;最后,将高质量三元组载入图数据库,为领域智能问答和管理决策分析提供可直接调用的农业机械化管理结构化知识库。

1　农业机械化管理框架

农业机械化管理框架是构建知识库的核心基础,总体方案共分为 5 部分,如图 1 所示。①本体建模。定义农业机械化管理领域的标准化语义框架,包括概念分类、关系设计和属性约束等。②知识获取。对网络中的相关农机管理学著作、文献、教材和技术手册进行获取,并进行数据清洗处理,获得文本数据。③知识抽取。以参考专家意见构建的本体模型为基础,应用规则方法与深度学习方法对获取的文本进行知识抽取。④知识存储与管理。将抽取的知识储存至图数据库中,并实现知识数据储存与可

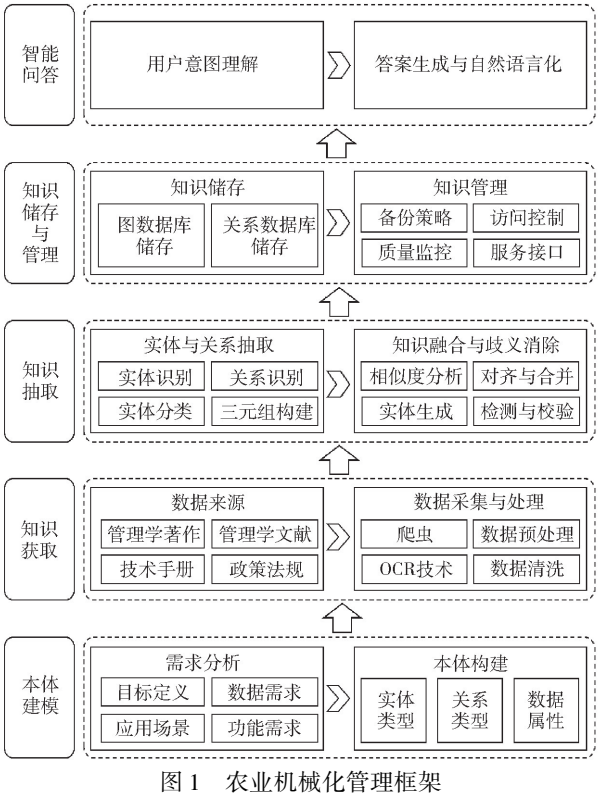


图 1　农业机械化管理框架

Fig. 1　Agricultural mechanization management framework

视化管理。⑤智能问答。基于语言大模型和知识图谱语义关联实现用户问题的精准解析与回答。

2 知识图谱与智能问答系统构建

2.1 农业机械化管理知识本体建模

在知识图谱构建的过程中,本体决定了知识图谱的基本框架形式[12]。本研究首先通过领域专家访谈与文献调研,梳理出农业机械化管理领域实体类型,具体如表 1 所示。

表 1 农业机械化管理本体核心模块示例

Tab. 1 Example of core modules of agricultural mechanization management ontology

模块	实体类型示例	关系类型示例
农艺模式	免耕、轮作、精量播种	适用模式、优化
作业环节	播种、施肥、收获	发生于环节、调度执行
农机装备	拖拉机、联合收获机、喷灌机	包含部件、配备传感器
零部件与传感器	发动机、液压泵、振动传感器、温湿度传感器	包含部件、记录参数
维修工具与计划	扳手、黄油枪、日常保养、大修	所需维护、调度执行
企业与品牌型号	约翰迪尔、凯斯、X9 型、Puma 型	生产、属于型号
故障检测元件	错误码、传感器报警	引发故障、触发诊断
参数性能	功率、油耗、作业速度	记录参数、优化
政策法规	国家政策、行业标准、地方法规	受法规约束、在区域内有效

2.2 农业机械化管理知识获取

采用基于 Python 的 Scrapy 框架(v2.11.0)构建分布式爬虫系统,以网络公开的农机管理学著作、学术文献、教材和技术手册为数据源,通过 Scrapy 内置的深度优先遍历爬虫组件实现多层级页面抓取[13]。针对异构数据特征制定解析规则:HTML 格式教材采用标题与正文内容提取;PDF 格式的技术手册通过 PDFMiner 解析库进行文本转换;JPEG 等农机技术参数等图像格式数据通过 OCR 技术对图像中的问题进行监测与提取。获得的原始数据会包含大量空格、广告代码和噪声字符,需对数据进行预清洗,利用中文文本清洗工具 JioNLP 剔除冗杂数据,最终构建农业机械化管理标准化语料库[14]。

2.3 农业机械化管理知识抽取

知识抽取是指从海量数据中获取的实体文本按照预定的类别进行归类、实体识别、关系抽取和属性抽取等操作[15]。基于前期获取的相关数据,采用 Django REST 接口层统一接收。接口层负责参数校验、权限鉴权,并将提取请求封装为 Celery 异步任务提交至 Redis 队列,Worker 端任务执行流程包括:实体识别(BERT-CRF),关系抽取(BERT-Softmax),属性抽取与规则校验,最终获得实体、关系及属性三元组,实现农业机械化管理知识抽取,如图 2 所示。

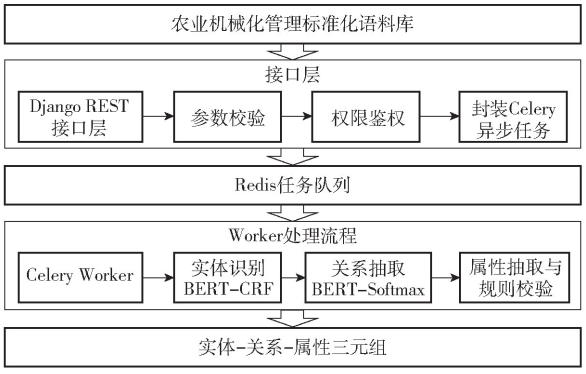


图 2 农业机械化管理知识图谱抽取流程图

Fig. 2 Agricultural mechanization management knowledge graph extraction process

2.3.1 Django REST 接口层

Django REST 接口层作为农业机械化管理标准化语料库抽取系统的入口网关和协调中心,基于 RESTful 设计,通过 HTTP 接口提供服务:农业机械化管理标准语料库提交待处理文本,系统首先利用 JWT 令牌机制进行身份认证与权限校验,进而完成文本长度、格式及类别合法性等验证。验证通过后采用 UUID-v4 算法生成全局唯一任务 ID,封装后发送至消息队列,并返回给调用方。此外,API 服务层还集成了限流、熔断与监控警告机制,确保在高并发场景下稳定可靠。

2.3.2 Celery 分布式任务队列与实体抽取

为应对海量数据处理请求,本研究引入 Celery 分布式任务队列对抽取流程进行异步调度与执行。Django REST 接口层将接收到的任务消息推送至 RabbitMQ 消息中间件,由 Celery Worker 集群异步消费。每个 Worker 实力根据预设的知识抽取算法,对接收到的标准语料库进行依存句法分析与模型推理。模型推理阶段,将分词序列 $x=\{x_1,\cdots,x_T\}$ 输入至微调后的 BERT-CRF 模型,首先通过 BERT 编码生成每个词语的上下文向量 $\boldsymbol{h}_t$,随后利用 CRF 层,根据状态得分 $P_t(y_t)$ 和转移得分 $A_{i,j}$,计算标签序列 $y=\{y_1,\cdots,y_T\}$ 的联合概率

$$P(y|x)=\frac{\exp\left(\sum_{t=1}^{T}A_{y_{t-1},y_t}+\sum_{t=1}^{T}P_t(y_t)\right)}{\sum_{y'}\exp\left(\sum_{t=1}^{T}A_{y'_{t-1},y'_t}+\sum_{t=1}^{T}P_t(y'_t)\right)} \tag{1}$$

式中 $P_t(y_t)$——模型在位置 t 对标签 y_t 的原始打分

$A_{i,j}$——从标签 i 到标签 j 的转移分数

y_t——第 t 个位置的预测标签

T——输入序列的长度

y'——所有可能的标签序列组合

Worker 进行本体验证与同义归一等处理，生成高质量的结构化实体数据。在任务执行过程中，Worker 会周期性地将当前阶段进度及中间结果上报至状态监控组件，以便 Django REST 接口层进行实时跟踪。在抽取任务完成后，结果以 JSON 形式持久化储存，在必要时通过回调接口主动通知调用方。该框架支持动态扩容，可显著提升系统的作业效率。

2.3.3　关系抽取与语义网络构建

完成实体抽取后，进一步针对农业机械化管理知识库的实体关系进行挖掘，构建实体之间的语义关联网络。基于前期构建的农业机械化管理知识本体中，预设了一些常见的关系类型，例如“装备–参数”“作业–工作”和“维护–周期”等。本研究首先定义实体集合 $E=\{e_1,e_2,\cdots,e_n\}$，利用 SpaCy 等工具对文本进行依存句法解析，并结合滑动窗口策略在相邻句段或同一依存子树中生成候选实体对集合

$$P=\{(e_i,e_j)\mid e_i,e_j\in E,\mathrm{dist}_{win}(e_i,e_j)\leqslant\omega \text{ 或 } \mathrm{sharedSubtree}(e_i,e_j)=1\} \tag{2}$$

式中　$\mathrm{dist}_{win}(e_i,e_j)$——实体 e_i 与 e_j 在文本中共现的词语间距

ω——窗口尺寸

$\mathrm{sharedSubtree}(e_i,e_j)=1$ 表明二者位于同一依存子树。

对于每个候选对 (e_i,e_j)，构建特征向量

$$\boldsymbol{x}_{ij}=[\boldsymbol{h}_i;\boldsymbol{h}_j;\boldsymbol{p}_{ij}] \tag{3}$$

式中　$\boldsymbol{h}_i$、$\boldsymbol{h}_j$——实体的上下文词向量

$\boldsymbol{p}_{ij}$——二者在依存树上的路径特征

将 $\boldsymbol{x}_{ij}$ 输入轻量级 Transformer 模型，获得关系类别 k 的预测置信度 y_{ij} 为

$$y_{ij}=\mathrm{softmax}(\boldsymbol{W}\boldsymbol{x}_{ij}+\boldsymbol{b})\quad(y_{ij}^{(k)}\in[0,1]) \tag{4}$$

式中　$\boldsymbol{W}$——关系分类器的权重矩阵，用于将实体对特征向量 $\boldsymbol{x}_{ij}$ 线性映射为各关系类别原始得分

$\boldsymbol{b}$——关系分类器的偏置向量，用于对各类别得分进行偏置矫正并与 $\mathrm{softmax}(\cdot)$ 联合输出预测置信度

对于低于阈值 $\theta_1=0.5$ 的预测结果，系统由规则引擎复核或直接提出。另一方面，定义基于实体共现频次 f_{ij} 与依存距离 d_{ij} 的启发式规则得分 r_{ij} 为

$$r_{ij}=\alpha\frac{f_{ij}}{\max\limits_{p,q}f_{pq}}+\beta\frac{1}{d_{ij}+1} \tag{5}$$

式中　α、β——权重超参数

f_{pq}——实体 p、q 的共现频次

最终将模型置信度与规则得分按权重 λ 融合

$$s_{ij}^{(k)}=\lambda y_{ij}^{(k)}+(1-\lambda)r_{ij} \tag{6}$$

式中　$s_{ij}^{(k)}$——融合后的关系置信度

获取融合得分不低于统一置信度阈值 $\tau=0.75$ 的关系三元组 $\{e_i,k,e_j\mid s_{ij}^{(k)}\geqslant\tau\}$。

异步写入 Neo4j 图数据库与 PostgreSQL 关系表，从而构建高精度农业机械化管理领域语义关联网络，为后续知识融合、可视化分析及智能检索提供了可靠的数据支撑。

2.3.4　知识融合与歧义消除

在关系抽取完成后，系统针对新抽取的知识与已有知识库进行融合，并针对歧义实例进行消除，旨在提高知识图谱的质量[16]。

知识融合是指将不同来源或者不同描述的内容相同的知识点进行对齐和合并的过程，当多条三元组在实体表示、属性值或关系类型上高度一致时，系统通过相似度计算方法，将其合并为单一条目，并汇总其所有的属性和来源权重，构建出一条置信度更高的知识记录。在农业机械化管理环境中，包括大量的相似语句，例如“拖拉机 X 型号额定功率为 100 马力”和“X 型号拖拉机额定功率为 100 马力”，这二者在实体上完全一致，经过规范化后单位和数值均相同，经过相似度计算判定，可将其合并为一条三元组，为（拖拉机 X 型号，额定功率，100 马力）。

首先应用 Levenshtein 距离规范化方法计算字符串相似度[17]，首先计算知识节点 n_i、n_j 的相似度分数 s_{str}

$$s_{str}=1-\frac{\mathrm{LevDist}(n_i,n_j)}{\max(|n_i|,|n_j|)}\quad(s_{str}\in[0,1]) \tag{7}$$

式中　$\mathrm{LevDist}(n_i,n_j)$——两知识节点 n_i、n_j 的编辑距离

利用 BERT 预训练语言模型计算名称的词向量 $\boldsymbol{v}_i$、$\boldsymbol{v}_j$

$$\begin{cases}\boldsymbol{v}_i=\mathrm{Pool}(\mathrm{BERT}(n_i))\\ \boldsymbol{v}_j=\mathrm{Pool}(\mathrm{BERT}(n_j))\end{cases} \tag{8}$$

式中　$\mathrm{Pool}(\cdot)$——选取[CLS]向量

计算余弦相似度 s_{vec}

$$s_{vec}=\frac{\langle\boldsymbol{v}_i,\boldsymbol{v}_j\rangle}{||\boldsymbol{v}_i||\,||\boldsymbol{v}_j||}\quad(s_{vec}\in[-1,1]) \tag{9}$$

最后，综合字符串相似度与余弦相似度，计算加权融合语义相似度，设定字符串相似度权重 $\gamma=0.4$，向量相似度权重为 $1-\gamma=0.6$，最终计算的融合相似度 $\mathrm{sim}(n_i,n_j)$ 为

$$\mathrm{sim}(n_i,n_j)=0.4s_{str}(n_i,n_j)+0.6s_{vec}(n_i,n_j) \tag{10}$$

如果 $\mathrm{sim}(n_i,n_j)\geqslant 0.8$，则认定该 2 个知识点为同一实体，则将它们对应的属性集合进行合并，即删除 n_j 节点，所有指向 n_j 的关系重新指向 n_i，方法为

$$A(n_i)=A(n_i)\cup A(n_j) \tag{11}$$

式中 $A(n_i)$——实体 n_i 的属性集合

$A(n_j)$——实体 n_j 的属性集合

合并后的实体对 (n_i,n_j) 的每种关系类型 k 构成集合 $k=\{k_1,k_2,\cdots,k_m\}$，对于每种关系 k_m，统计在各来源中“通过置信度阈值”筛选后的出现次数

$$f(k_m)=|\{s\mid c_s(k_m)\geqslant\tau_U\}| \tag{12}$$

式中 τ_U——统一的置信度，只保留满足 $c_s(k_m)\geqslant\tau$ 的个例进行计数

$c_s(k_m)$——第 s 个关系实例在关系类型 k_m 的统一置信度

s——关系实例的编号

选取出现次数最多的关系类型 k^*

$$k^*=\arg\max_m f(k_m) \tag{13}$$

若存在并列，则按预定义的关系顺序决定，出现次数由多到少顺序为：“装备-参数”、“作业-工作”、“维护-周期”，则选取排名靠前者。

为避免偶发噪声，当最高频次 $f(k^*)$ 低于最小支持度阈值 $f_{\min}$（本研究设定为 2），则视为不确定关系，直接进行剔除处理。

最终确认三元组 (n_i,k^*,n_j) 写入知识图谱，并记录其支持度 $f(k^*)$ 作为后续追踪依据。

2.4 农业机械化管理知识储存与管理

为保障前述知识抽取、融合与消除歧义后的成果能够长期、高效地服务于决策支持、可视化分析与系统集成，采用“图-表”混合存储架构，以满足多源信息的高效检索与深度分析，选用 Neo4j 图数据库存储“实体-关系”网络，支持复杂的图谱查询与结构化推理[18]。利用 PostgreSQL 关系型数据库保存属性表、统计分析表及日志审计记录，便于批量报表与权限管控。为保障数据质量与系统可靠性，设计了定期快照、增量备份策略与基于决策的访问控制机制，并通过 API 网关提供统一的查询与二次开发接口，各管理组件特性如表 2 所示。最终构建的农业机械化管理知识图谱如图 3 所示。

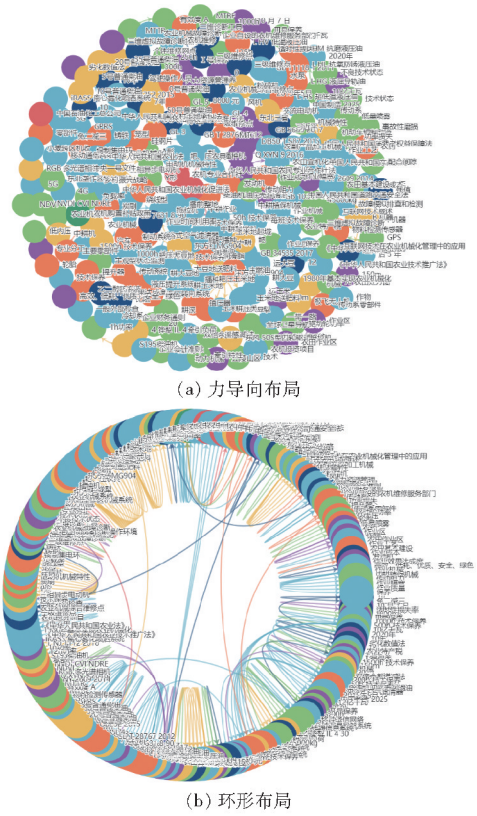
2.5 农业机械化管理知识智能问答系统

为提升农业机械化管理知识智能问答的准确性、可解释性与语言表达质量，本研究在知识图谱驱动的检索框架上集成大型生成式语言模型（GPT-4）构建 RAG-KGQA 系统[19]。

表 2 农业机械化管理知识储存与管理组件特性

Tab. 2 Characteristics of knowledge storage and management components for agricultural mechanization management

存储组件	用途	特性
Neo4j 图数据库	存储实体-关系网络	节点类型（机械、参数、作业等）、边类型（装备-参数等）、唯一索引与度约束
PostgreSQL	存储属性表与统计表	实体属性表、关系明细表、日志审计表；支持批量查询与报表导出
备份策略	数据安全与灾难恢复	每周全量快照+增量热备份；CI/CD 自动化恢复演练
访问控制	权限管理与安全审计	RBAC 角色划分（管理员/研发/展示）和 JWT 鉴权与限流
质量监控	数据一致性与完整性检测	定时一致性脚本、本体约束校验和异常标记
API 网关	对外查询与二次开发接口	提供 RESTful/GraphQL 服务，支持分页、聚合、模糊匹配



(a) 力导向布局

(b) 环形布局

图 3 农业机械化管理知识图谱

Fig. 3 Agricultural mechanization management knowledge map

设定用户自然语言问题为文本序列 $Q_N=(w_1,w_2,\cdots,w_L)$，利用领域微调的预训练模型将整体句子映射为向量

$$\boldsymbol{q}=\mathrm{Enc}(Q_N) \tag{14}$$

式中 Q_N——用户自然语言问题序列

$\mathrm{Enc}(\ )$——领域微调后的预训练语言模型编码函数

$\boldsymbol{q}$——语义查询向量

通过全连接层和 Softmax 函数获得意图概率分布 P_{intent}

$$P_{\text{intent}} = \text{Softmax}(W_{\text{int}}\boldsymbol{q} + \boldsymbol{b}_{\text{int}}) \tag{15}$$

式中　W_{int}、$\boldsymbol{b}_{int}$——意图分类参数

再由映射函数将意图概率分布转换为允许匹配的节点类型集合 Γ_{intent}

$$\Gamma_{\text{intent}} = F_{\text{map}}(P_{\text{intent}}) \tag{16}$$

式中　$F_{\text{map}}(\cdot)$——将意图概率映射为允许节点类型集合 Γ_{intent} 的函数

利用编码器逐 token 隐藏状态 $\boldsymbol{h}_t$，经线性映射与 CRF 解码执行序列标注，提取候选实体名称集合 $M = \{n_1, n_2, \cdots, n_M\}$。随后，对任一候选名称 n_i 与图谱节点名称 n_j 计算归一化 Levenshtein 字符串相似度

$$s_{str}(n_i, n_j) = 1 - \frac{\text{LevDist}(n_i, n_j)}{\max(|n_i|, |n_j|)} \tag{17}$$

计算语义向量余弦相似度

$$s_{vec}(n_i, n_j) = \frac{\langle \boldsymbol{v}(n_i), \boldsymbol{v}(n_j) \rangle}{\| \boldsymbol{v}(n_i) \| \| \boldsymbol{v}(n_j) \|} \tag{18}$$

式中　$\boldsymbol{v}(\cdot)$——名称或节点语义向量

计算类型一致性指示函数

$$s_{\text{type}}(n_i, n_j) = \begin{cases} 1 & (t_j \in \Gamma_{\text{intent}}) \\ 0 & (\text{其它}) \end{cases} \tag{19}$$

式中　t_j——候选图谱节点类型

获得最终的实体链接得分 $S_{EL}(n_i, n_j)$

$$S_{EL}(n_i, n_j) = \lambda s_{str}(n_i, n_j) + (1 - \lambda) s_{vec}(n_i, n_j) + \sigma s_{\text{type}}(n_i, n_j) \tag{20}$$

式中　σ——类型一致性加权系数

具体数值按情况分类如表 3 所示。

表 3　分类权重系数推荐值

Tab. 3　Recommended values of classification weight coefficients

节点类别	字符串相似度权重 λ	类型一致性加权系数 σ	实体链接阈值 δ_{EL}	说明
农艺模式类	0.30	0.10	0.78	多为流程或方案名称，文本同义表达丰富；依赖上下文语义匹配以区分“轮作模式”“免耕模式”等多种近义结构
作业环节类	0.40	0.10	0.80	包括“整地”“播种”“施肥”“收获”等阶段名称，字符匹配与语义理解同等重要，可避免“播种”与“播种量”混淆
农机装备类	0.55	0.12	0.82	涉及整机型号（如“4YZP－4B”）和专业术语，字符串精确度高；类型约束用于排除非装备实体（如“作业速度”）
零部件与传感器类	0.50	0.12	0.80	包括刀盘、撬杆、压力传感器等部件名称，既有编码（字符重要）也有功能描述（需语义理解），类型匹配可防误连
维修工具与计划类	0.35	0.10	0.78	包括“润滑检查”“更换滤芯”“年检计划”等术语多样；字符匹配可初筛，语义与类型约束确保与作业环节或工具区隔
生产企业与品牌型号类	0.55	0.12	0.82	企业与品牌名称通常规范化（“John Deere”），型号编号格式严格；高字符权重保障准确区分同厂多系列产品
故障检测元件类	0.50	0.10	0.80	涉及“温度传感器”“油压开关”“振动探头”等专业术语，字符与语义均重要；类型一致性约束可减少“传感器”与“参数”之间的混淆风险
参数性能类	0.45	0.10	0.80	包括“转速”“油耗”“田间通过性”等性能指标，常有缩写（rpm、L/h），需字符＋语义平衡匹配
政策法规类	0.30	0.10	0.78	政策文本用词正式、长句多变；字符串匹配精度较低，需依赖语义理解与类型约束来避免“补贴政策”与“项目管理”混淆

当 $S_{EL}(n_i, n_j) \geqslant \delta_{EL}$ 时，将候选名称 n_i 映射至图谱节点 n_j；所有映射成功的节点构成起始节点集 $N_0 = \{g_1, g_2, \cdots, g_k\}$。为了在回答语句生成阶段提供上下文，系统以集合 N_0 为源，按最大扩展跳数 h 和受控检索关系白名单 R_{allow} 在知识图谱中执行受控扩展，获得候选节点集合 C。对候选 $c \in C$ 计算查询–候选语义相关度 $s_{sem}(c)$

$$s_{sem}(c) = \frac{\langle \boldsymbol{q}, \boldsymbol{v}_c \rangle}{||\boldsymbol{q}|, |\boldsymbol{v}_c||} \tag{21}$$

式中　$\boldsymbol{v}_c$——候选节点 c 的语义向量

用最短路径给出结构相关度 $s_{graph}(c)$

$$s_{graph}(c) = \frac{1}{1 + d_{\min}(c)} \tag{22}$$

其中

$$d_{\min}(c) = \min_{g \in N_0} d(g, c) \tag{23}$$

式中　$d(g, c)$——图谱最短路径跳数

$d_{\min}(c)$——候选节点到期时集的最小跳数

计算字段完整度驱动的数据可用性得分 $s_{data}(c)$

$$s_{data}(c) = \frac{Z(c)}{Z_{\max}} \quad (s_{data}(c) \in [0, 1]) \tag{24}$$

式中　$Z(c)$、$Z_{\max}$——候选节点可用字段数与预期字段总数

最终,获得综合评分 $S_{rec}(c)$

$$S_{rec}(c)=\frac{1}{3}(s_{sem}(c)+s_{graph}(c)+s_{data}(c)) \quad (25)$$

按照 $S_{rec}(c)$降序选择前 K'个候选点(K'为进入生成模型的扩展节点数),并链接其关键属性与关系路径,封装为结构化证据块输入 GPT 生成层,模型在证据约束条件下生成可溯源回答。用户的点击、追问和满意度等交互行为均被记录,用于后期优化检索与生成性能,最终效果如图 4 所示。



图 4 农业机械化管理智能问答系统

Fig. 4 Intelligent question and answer system for agricultural mechanization management

3 试验与结果分析

3.1 试验环境

本试验的硬件环境为:CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Gold 6133,内存容量为 8 GB,操作系统为 Windows Server 2022 Data Center 64 bit CN。

3.2 知识图谱构建质量验证试验

为验证关系抽取模型在不同类型文档的可靠性,设计知识图谱构建质量验证试验。

3.2.1 知识图谱构建质量验证试验数据

本研究试验数据来自网络公开的农机管理学著作、文献、教材和技术手册获取的实体 74 649 个,关系 29 285 个,三元组数 149 298 条,具体分布如表 4 所示。

表 4 试验数据来源与规模统计

Tab. 4 Test data sources and scale statistics

数据来源	文档数量/篇	实体数量/个	关系数量/个	三元组数/条
农机管理学著作(PDF)	12	9 396	3 684	18 792
农机管理学文献(HTML)	138	32 214	12 642	64 428
农机管理技术手册(表格)	57	26 775	10 503	53 550
政策法规(文本)	24	6 264	2 456	12 528
合计	231	74 649	29 285	149 298

3.2.2 知识图谱构建质量验证试验评价指标

本研究选用置信度来评价知识图谱构建质量[20],将关系模型输出的三元组置信度定义为模型对预测关系类别的后验概率

$$\mathrm{conf}(h,r,t)=P(r|h,t)=\frac{\exp(z_r(h,t))}{\sum_{r'\in R}\exp(z_{r'}(h,t))} \quad (26)$$

式中,h 为头实体,即三元组中关系的起始节点;t 为尾实体,即三元组中关系的目标节点;r 为关系类别,属于关系集合 R;$z_r(h,t)$为模型对(h,t)组合下,预测关系为 r 时的原始打分(logit);$\exp(\cdot)$用于将 logit 转换为非负数;$\sum_{r'\in R}\exp(z_{r'}(h,t))$对所有关系类别的指数化打分求和,用于归一化;$P(r|h,t)$为给定实体对$(h,t)$后验预测关系为 r 的概率,即置信度。

3.2.3 知识图谱构建质量验证试验结果与讨论

为验证关系抽取模型在不同类型文档抽取的可靠性,统计置信度大于 0.75 的高置信度三元组在各类数据源中的占比,农机管理学著作类为 78.8% ~86.2%,农机管理学文献类为 72.0% ~80.6%,农机管理技术手册类为 86.0% ~91.8%,政策法规类为 75.7% ~84.7%。

可以看出,数据源的结构化程度对置信度影响显著,技术手册格式一般高度规范,术语适用基本一致[21],因此有最高的置信度占比(86.0% ~91.8%);农机管理学著作文档格式虽然为 PDF,但多为教材、专著、插图和章节,助力模型识别,则获得较高的置信度占比(78.8% ~86.2%);数据源的语义复杂度导致差异较大,农机管理学文献多为复合句与注释,HTML 标签会干扰信息提取,高置信度占比下降至 72.0% ~80.6%;政策法规文件中语言较为正式,但缺少统一排版,模型需要处理长难句与条款编号,置信度占比为 75.7% ~84.7%。在模型构建时,应加强对 HTML 格式文献中标签噪声的处理,同时可在手册与政策法规的数据源中引入较多的格式化辅助特征,同时要进一步研究针对不同类型文档的微调与数据增强策略,以提升在复杂场景中的稳定性与可信度[22]。

3.3 智能问答系统准确性验证试验

本研究评估所构建的知识图谱与智能问答系统在真实业务场景下回答的准确性,并与目前普遍应用的大模型进行对比,以验证系统对用户提问的理解与答案生成能力。

3.3.1 智能问答系统准确性验证试验数据

随机抽取农业机械化管理领域的典型业务问题 450 条,平均每个类别 50 条,涵盖“农艺模式”“作业环节”“农机装备”“零部件与传感器”“维护工具与

计划”“生产企业与品牌型号”“故障检测元件”“参数性能”和“政策法规”九大类别，并由农业机械化管理领域 3 位专家共同根据问题编写并达成一致的参考答案集，具体示例如表 5 所示。

表 5　问题与参考答案集示例

Tab. 5　Example of questions and answer sets

类别	问题	参考答案
农艺模式	农作模式适用于哪些作物？	轮作模式可在玉米-大豆、麦-豆、稻-麦等作物组合地块中实施，有助于改善土壤结构与病虫害控制。
作业环节	玉米作物施肥环节推荐的氮肥施用量是多少？	在春季追肥阶段，建议氮肥施用量为 50 ~ 70 kg/hm^2，分 2 次追施，以提高肥料利用率并避免烧苗。
农机装备	约翰迪尔 X9 联合收割机发动机功率是多少？	约翰迪尔 X9 联合收割机配备 6 缸涡轮增压发动机，额定功率为 450 马力。
零部件与传感器	RZ-200 播种机配备哪种行距传感器？	RZ-200 播种机安装了高分辨率光电行距传感器，可实时检测行距偏差，精度达 ±2 mm。
维护工具与计划	联合收割机大修需要准备哪些主要工具？	包括 32 mm 套筒扳手、扭力扳手（50 ~ 250 N·m）、千斤顶及专用轴承拆装工具。
生产企业与品牌型号	YTO 2054 拖拉机由哪家公司生产？	YTO 2054 拖拉机由中国一拖集团生产，隶属于中国农业机械化科研院。
故障检测元件	当液压缸泄漏时，液压油压力传感器报警阈值为多少？	液压缸正常工作压力 100 ~ 160 bar，若低于 80 bar 或高于 180 bar，压力传感器将触发报警。
参数性能	4LZ-9E2 收割机的最大喂入量参数是多少？	4LZ-9E2 收割机的最大喂入量为 10.5 kg/s，可满足中等密度作物的高效收割需求。
政策法规	《农机购置补贴实施办法》最新补贴标准是什么？	2024 年版补贴标准：谷物联合收割机补贴率 60%、单台上限 12 万元；拖拉机补贴率 50%、单台上限 6 万元。

3.3.2　智能问答系统准确性验证试验评价指标

本研究将问答系统在测试集上的表现视作“回答是否正确”的二分类任务，3 位专家均认为系统答案事实准确，则该样本为“正类”；有 1 位专家认为答案存在事实性错误、出现幻觉或与参考答案不符，则该样本为“负类”。在此基础上，选用准确率、精确率、召回率和评分值作为该试验的评价指标[23-24]。

3.3.3　智能问答系统准确性验证试验结果与讨论

试验结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出，智能问答系统整体表现优异，但不同类别之间仍存在差异。首先，系统在 450 条提问中答对 409 条，总体

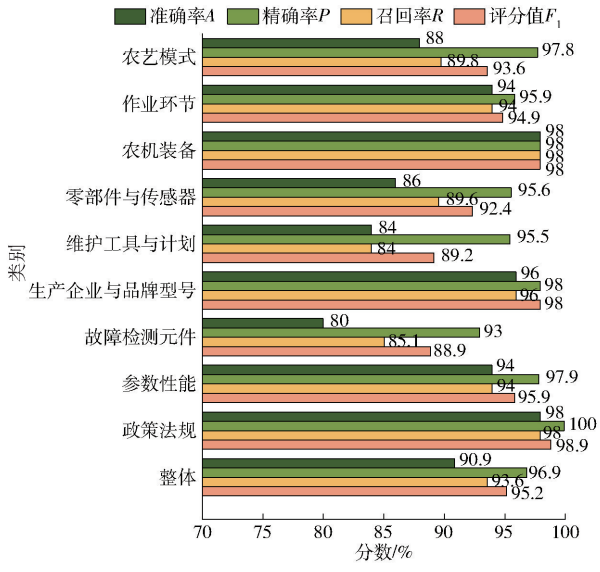


图 5　智能问答系统准确性验证试验结果

Fig. 5　Results of intelligent question-answering system accuracy verification test

准确率达 90.9%，表明在所提出的问题中，多数场景下系统均能给出正确答案；“政策法规”“农机装备”和“生产企业与品牌型号”这些高度结构化类别中，准确率均较高，为 96% ~98%，而在“故障检测元件”“维护工具与计划”等专业细度模块，准确率则下降至 80% ~86%，反映出系统在复杂语句和跨句情境下仍然有改进空间；系统精确率达 96.9%，说明系统在判定为正确的回答中，绝大多数与标准答案完全相符，高精度的输出可有效降低错误信息传播的风险；召回率为 93.6%，说明系统在回答问题时可兼顾完整性与可靠性；综合精确率与召回率的评分为 95.2%，体现了系统在准确性与覆盖情况之间取得了良好的平衡。综上所述，该系统在标准业务场景下表现卓越，但在专业化、复杂场景中仍需通过扩充场景化语料、强化本体验证等手段进一步提升性能。

3.4　通用大模型的对比分析试验

为评估本研究构建的 RAG-KGQA 系统在真实业务场景下与当前先进的通用大模型性能，本研究设计了与通用大模型的对比分析试验。为保证公平性，GPT-4o、ChatGLM3-6B 和 RAG-KGQA 均在同一测试集上，由同一组专家采用上述相同的标注规则进行评测。

3.4.1　试验数据与对比模型

选用先前随机抽取农业机械化管理领域的典型业务问题 450 条作为试验数据，所有对比模型均使用统一提示词模板：“请根据农业机械化管理领域的专业知识，回答以下问题：[问题]。”选择对比的模型包括：

(1)GPT-4o:在推理、编码和多语言理解上相较于前代有显著提升,代表了当前公开可用的、最先进的通用大模型之一[25]。

(2)ChatGLM3-6B:开源中英文双语大模型,在处理中文任务上表现出色,作为高性能开源模型代表[26]。

(3)RAG-KGQA:基于本研究构建的知识图谱与检索增强生成框架的智能问答系统。

3.4.2 试验评价指标

仍选用准确率、精确率、召回率和评分值作为该试验的评价指标,并新增幻觉率和可追溯性关键指标用于对比模型的性能。

幻觉率 H 为

$$H=\frac{N_{\text{hallucinated}}}{N_{\text{total}}}\times 100\% \tag{27}$$

式中,$N_{\text{hallucinated}}$为幻觉答案数量,即被名以上领域专家判定为包含事实性错误或无法由本知识图谱验证的答案数量[27],N_{total}为评估幻觉率的全部答案数量

可追溯性 T_0 为

$$T_0=\frac{N_{\text{traceable}}}{N_{\text{total}}}\times 100\% \tag{28}$$

式中,$N_{\text{traceable}}$为可追溯的答案数量,即能够明确追溯到知识图谱中一个或多个实体、关系或属性三元组的答案的数量。

3.4.3 与大模型的对比分析试验结果与讨论

试验结果如表 6 所示。从表 6 可以看出,智能问答系统在专业领域性能较强,经过优化的 GPT-4o 在传统文本理解指标上已表现出了较高水准,其准确率高达 82.5%。然而,本研究提出的 RAG-KGQA 系统凭借领域知识图谱的深度支持,准确率依然保持了 8.4 个百分点的显著优势。这表明将领域知识图谱与生成模型相结合,在解决复杂的专业问题时相较于通用大语言模型更为有效。同时,本系统的幻觉率相较于通用大语言模型较低,这一差距具有决定性意义。它直接证明,通用大语言模型尽管语言流畅,但在处理具有具体参数和时效性的政策时,严重依赖其不完整的参数知识,产生幻觉现象。本系统的答案可追溯性可达100%,即每一个答案都可直接关联到知识图谱中的结构化事实,具备了较强的解释性。通用大模型由于其参数化知识的"黑箱"特性,不具备可追溯性,在需要精准决策和溯源的农业机械化管理应用场景是较为致命的短板。综上所述,对比试验表明,在对高准确性、低幻觉率和强可追溯性有严格要求的农业机械化管理场景中,本研究构建的 RAG-KGQA 系统相较通用大语言模型具有明显优势。

表 6 与大模型的对比分析试验结果

Tab.6 Comparative analysis of experimental results with large models %

模型	准确率 A	精确率 P	召回率 R	评分值	幻觉率 H	可追溯性 T_0
GPT-4o	82.5	84.8	85.3	85.0	13.2	
ChatGLM3-6B	65.8	68.2	70.4	69.3	25.6	
RAG-KGQA	90.9	96.9	93.6	95.2	3.1	100

3.5 整体系统效率测试试验

为评估知识图谱系统查询、推理到答案生成整个系统的端到端处理效率,验证系统在大规模并发与在线交互场景下响应性能与资源利用情况,设计整体系统效率测试试验。

3.5.1 整体系统效率测试试验数据

应用压力测试工具(Apache JMeter)模拟 1 000 条并发送问答请求,包含"故障诊断""维护建议"与"参数查询"等多种业务类型。

3.5.2 整体系统效率测试试验评价指标

本研究选用平均响应延时、吞吐率、CPU 平均利用率和内存平均占用量作为该试验评价指标[28]。

3.5.3 整体系统效率测试试验结果与讨论

试验过程中系统性能数据统计如表 7 所示。从表 7 可以看出,系统实时性满足在线需求,平均响应延时为 150 ms(<200 ms),符合交互式问答系统对延时的严格要求。系统具有较高的并发吞吐能力,可稳定支撑 200 req/s 的负载,满足大规模并发访问场景。资源利用平衡,CPU 利用率 65% 和内存平均占用量 12 GB,均在安全阈值内,说明服务部署配置较为合理,仍具备扩展余量。

表 7 整体系统效率试验结果

Tab.7 Overall system efficiency test results

指标	数值
平均响应延时 L/ms	150
吞吐率 Q/(req·s^{-1})	200
CPU 平均利用率 U_{cpu}/%	65
内存平均占用量 M/GB	12

4 结束语

设计了一种融合 BERT 与本体规则的农业机械化管理知识图谱与智能问答系统。首先,通过构建兼顾装备、维护、故障诊断、安全管理与政策法规等领域的本体模型,融合预训练语言模型与本体规则,实现了对专著、文献、手册和法规中多源异构知识的自动化抽取与高质量融合,构建出一个结构化且可实时更新的知识图谱;其次,针对不同格式文档的高置信度提取效果展开分析,发

现结构化程度与格式规范性显著影响抽取置信度，为后续在文献标签预处理与上下文特征增强方面提供了改进思路；随后，基于该图谱的构建智能问答系统在丰富的业务场景测试中展现了稳健的准确性、精确性及召回能力，同时也揭示了数值推理和多轮对话功能的优化方向，其综合性能显著优于 GPT－4o 等通用大模型；最后，系统在高并发测试中保持了低响应延时和可控的资源消耗，验证了其面向在线交互的可靠性与扩展潜力。此外，该系统的构建为农业机械化管理领域提供了统一、可追溯的决策支持平台，有助于实现农业机械化管理的智能化、高效化和精细化。

参 考 文 献

[1] 陈学庚，温浩军，张伟荣，等. 农业机械与信息技术融合发展现状与方向[J]. 智慧农业(中英文)，2020，2(4)：1－16.
CHEN Xuegeng, WEN Haojun, ZHANG Weirong, et al. Advnces and progress of agricultural machinery and sensing technology fusion[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(4): 1－16. (in Chinese)

[2] 罗锡文，廖娟，邹湘军，等. 信息技术提升农业机械化水平[J]. 农业工程学报，2016，32(20)：1－14.
LUO Xiwen, LIAO Juan, ZOU Xiangjun, et al. Enhancing agricultural mechanization level through information technology[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(20): 1－14. (in Chinese)

[3] JI S, PAN S, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: representation, acquisition, and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 33(2): 494－514.

[4] WANG K, MIAO Y, WANG X, et al. Research on the construction of a knowledge graph for tomato leaf pests and diseases based on the named entity recognition model[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1482275.

[5] 袁立存，周俊，戈为溪，等. 基于多模态知识图谱的水稻施肥期判别方法[J]. 农业机械学报，2024，55：163－173.
YUAN Licun, ZHOU Jun, GE Weixi, et al. Rice fertilization period discrimination method based on multi-modal knowledge graph[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 163－173. (in Chinese)

[6] SHIRVANI-MAHDAVI N, WINGFIELD D, GUTIERREZ J G, et al. A knowledge graph informing soil carbon modeling[J]. arXiv Preprint, arXiv：2508.10965, 2025.

[7] LE GUILLARME N, THUILLER W. A practical approach to constructing a knowledge graph for soil ecological research[J]. European Journal of Soil Biology, 2023, 117: 103497.

[8] 曹如月，李世超，魏爽，等. 基于 Web－GIS 的多机协同作业远程监控平台设计[J]. 农业机械学报，2017，48(增刊)：52－57, 14.
CAO Ruyue, LI Shichao, WEI Shuang, et al. Remote monitoring platform for multi-machine cooperation based on Web－GIS [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 52－57, 14. (in Chinese)

[9] 应莲花，况杰华，曹响才，等. 江西省农机大数据平台设计与应用[J]. 南方农机，2025，56(4)：1－5, 14.

[10] WU C, LI D, ZHANG X, et al. China's agricultural machinery operation big data system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107594.

[11] YUAN W, YANG W, HE L, et al. Research on entity and relationship extraction with small training samples for cotton pests and diseases[J]. Agriculture, 2024, 14(3): 457.

[12] 刘峤，李杨，段宏，等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展，2016，53(3)：582－600.
LIU Qiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge graph construction techniques[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(3): 582－600. (in Chinese)

[13] LI M, NI Z, TIAN L, et al. Research on hierarchical knowledge graphs of data, information, and knowledge based on multiple data sources[J]. Applied Sciences, 2023, 13(8): 4783.

[14] WANG R, CHEN Q, WANG Y, et al. JobViz: skill-driven visual exploration of job advertisements[J]. Visual Informatics, 2024, 8(3): 18－28.

[15] OUYANG S, SHAO Y, DU J, et al. Scientific and technological text knowledge extraction method of based on word mixing and GRU[J]. arXiv Preprint, arXiv：2203.17079, 2022.

[16] HOFER M, OBRACZKA D, SAEEDI A, et al. Construction of knowledge graphs: current state and challenges[J]. Information, 2024, 15(8): 509.

[17] GE C, LIU X, CHEN L, et al. Largeea: aligning entities for large-scale knowledge graphs[J]. arXiv Preprint, arXiv：2108.05211, 2021.

[18] 郎亚坤，苏超，王国中，等. 基于 Neo4j 的 C＋＋课程知识图谱的构建和推理[J]. 智能计算机与应用，2021，11(7)：144－150，155.
LANG Yakun, SU Chao, WANG Guozhong, et al. The construction and reasoning of C＋＋ course knowledge graph based on Neo4j[J]. Intelligent Computer and Applications, 2021, 11(7): 144－150，155. (in Chinese)

[19] 沈健，朱闽峰，马昱欣，等. KLMVis：基于知识图谱的检索增强语言模型可视分析系统[J/OL]. 计算机辅助设计与图形学学报，1－12[2025－09－19]. https://link.cnki.net/urlid//11.2925.tp.20241029.1415.037.
SHEN Jian, ZHU Minfeng, MA Yuxin, et al. Analysis system KLMVis: knowledge graph-based retrieval augmented language model visual[J/OL]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 1－12[2025－09－19]. https://link.cnki.net/urlid//11.2925.tp.20241029.1415.037. (in Chinese)

[20] HUAMAN E, TAUQEER A, FENSEL A. Towards knowledge graphs validation through weighted knowledge sources[C]//

Iberoamerican Knowledge Graphs and Semantic Web Conference. Cham: Springer International Publishing, 2021: 47 - 60.
[21] JARNAC L, CHABOT Y, COUCEIRO M. Uncertainty management in the construction of knowledge graphs: a survey[J]. arXiv Preprint, arXiv:2405.16929, 2024.
[22] NEUBERGER J, DOLL L, ENGELMANN B, et al. Leveraging data augmentation for process information extraction[C]// International Conference on Business Process Modeling, Development and Support. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 57 - 70.
[23] YOU M, YIN J, WANG H, et al. A knowledge graph empowered online learning framework for access control decision-making [J]. World Wide Web, 2023,26(2):827 - 848.
[24] 李剑宇,岳昆. 知识图谱中的关联实体发现[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2021,43(6):1079 - 1085.
LI Jianyu, YUE Kun. Discovering association entities in Knowledge Graph[J]. Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition, 2021, 43(6): 1079 - 1085. (in Chinese)
[25] SHAHRIAR S, LUND B D, MANNURU N R, et al. Putting GPT - 4o to the sword: a comprehensive evaluation of language, vision, speech, and multimodal proficiency[J]. Applied Sciences, 2024, 14(17): 7782.
[26] GLM T, ZENG A, XU B, et al. Chatglm: a family of large language models from glm - 130b to GLM - 4 all tools[J]. arXiv preprint, arXiv:2406.12793, 2024.
[27] HUANG L, YU W, MA W, et al. A survey on hallucination in large language models: principles, taxonomy, challenges, and open questions[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2025, 43(2): 1 - 55.
[28] CHHABRA S, SINGH A K. Dynamic resource allocation method for load balance scheduling over cloud data center networks [J]. Journal of Web Engineering, 2021, 20(8): 2269 - 2284.

(上接第 196 页)

[15] 张晓君,于晓光. 考虑啮合相位差的行星齿轮传动非线性振动特性分析[J]. 机械设计, 2025, 42(9):144 - 150.
ZHANG Xiaojun, YU Xiaoguang. Analysis on nonlinear vibration characteristics of planetary gear transmission with mesh phase difference taken into consideration[J]. Journal of Mechanical Design, 2025, 42(9):144 - 150. (in Chinese)
[16] 董建鑫,高筱钧,张仕林,等. 高速播种机玉米姿控驱导式排种器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11):108 - 119.
DONG Jianxin, GAO Xiaojun, ZHANG Shilin, et al. Design and test of maize posture control and driving precision metering device for high-speed seeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11):108 - 119. (in Chinese)
[17] DONG J, GAO X, ZHENG Z, et al. Design and testing of a posture-adjusting precision metering device for high-speed maize planting[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16:1458597.
[18] 高筱钧,徐杨,贺小伟,等. 气送式高速玉米精量排种器导流涡轮设计与试验[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11):42 - 52.
GAO Xiaojun, XU Yang, HE Xiaowei, et al. Design and experiment of diversion turbine of air-assisted high speed maize precision seed metering device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11):42 - 52. (in Chinese)
[19] 陈俊志,史瑞杰,戴飞,等. 移动式制种玉米剥皮机设计与试验[J]. 农业机械学报,2025,56(5):331 - 342.
CHEN Junzhi, SHI Ruijie, DAI Fei, et al. Design and experiment of mobile seed corn husker[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5):331 - 342. (in Chinese)
[20] 董建鑫. 玉米机械式高速精密排种器调姿促充与导向匀投机理研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2025.
DONG Jianxin. The mechanism of posture adjustment for seed-filling and guidance for uniform seed throwing of the mechanical high-speed precision maize metering device[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2025. (in Chinese)