doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.020

农业领域自然语言理解技术应用综述

李孝鹏　向玉云　张培君　高云帆　周杉林　彤彦鹏　李书琴
(西北农林科技大学信息工程学院,陕西杨凌 712100)

摘要:自然语言理解(Natural language understanding,NLU)作为人工智能的重要组成部分,凭借其在文本处理、知识抽取和智能决策等方面的优势,已在农业领域展现出巨大的应用潜力。本文回顾了自然语言理解技术的发展历程和核心技术,重点介绍了在农业领域多种应用场景所开展的研究,包括农业文本信息抽取、农业知识图谱构建、农业装备智能交互、农业服务智能交互、科研文献与专利挖掘等。自然语言理解技术在农业中的应用仍面临如农业语言多样性与方言差异、农业小样本学习与数据标注、农业跨模态数据融合与语义对齐、农业模型部署与效率优化、农业数据隐私保护与可持续发展等多方面的挑战。未来,随着自监督学习、迁移学习及多模态智能农业的快速发展,NLU 技术有望进一步在精准农业、实时决策支持及农业可持续发展等方面发挥更大作用。

关键词:自然语言理解;智慧农业;农业知识图谱;智能问答;文本信息抽取
中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0200-23　　**OSID**:

Natural Language Understanding in Agriculture: a Comprehensive Review of Technologies and Applications

LI Xiaopeng　XIANG Yuyun　ZHANG Peijun　GAO Yunfan　ZHOU Shanlin　RONG Yanpeng　LI Shuqin
(*College of Information Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Natural language understanding (NLU), a pivotal branch of artificial intelligence, has demonstrated considerable potential in the agricultural domain thanks to its strengths in text processing, knowledge extraction and intelligent decision support. The evolution and core methodologies of NLU was reviewed and representative studies were surveyed across multiple agricultural scenarios, including agricultural text information extraction, construction of agricultural knowledge graphs, intelligent interaction with agricultural equipment and services, and the mining of scientific literature and patents. These applications have significantly enhanced the intelligence level of agricultural information acquisition and processing, providing effective support for agricultural production and management. Despite promising progress, NLU applications in agriculture still face several challenges: linguistic diversity and dialectal variation, small-sample learning and data-annotation scarcity, cross-modal data fusion and semantic alignment, efficient model deployment, and data-privacy protection in pursuit of sustainable development. Looking ahead, the rapid advances in self-supervised learning, transfer learning and multimodal intelligent agriculture were expected to empower NLU to play an even greater role in precision farming, real-time decision support and the broader quest for agricultural sustainability.

Key words: natural language understanding; smart agriculture; agricultural knowledge graph; intelligent question-answering; text information extraction

0　引言

自然语言理解(Natural language understanding,NLU)技术能够从非结构化文本中提取结构化知识、解析复杂语义,为智能决策提供核心支撑。在农业领域中,由于知识体系庞杂且专业性强,知识数据呈

收稿日期:2025-06-07　修回日期:2025-07-09
基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFD1300201)
作者简介:李孝鹏(1992—),男,助理研究员,博士,主要从事智慧农业研究,E-mail:li_xiaopeng@nwafu.edu.cn
通信作者:李书琴(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事智能信息系统研究,E-mail:lsq_cie@nwsuaf.edu.cn

现“碎片化”“孤岛式”分布[1]，导致普通农户与中小主体难以有效获取与应用[2]，严重制约了智能农业的潜力。NLU 通过解析农业文本、融合传感器与图像等多模态数据，可显著提升规划精准性、优化农资投入并降低生产风险，在农业领域具有重要应用价值。当前，如何基于 NLU 技术构建农业知识协同计算框架，实现多模态知识的自动关联与推理[3]，已成为推动农业数字化转型、实现农业 4.0 落地的关键科学问题[4]。

NLU 旨在让计算机实现对人类语言的深度“理解”，是计算机科学、人工智能与语言学交叉的核心研究方向。其挑战不仅在于句法解析，更在于对话者意图、情感及潜在逻辑关系的建模与推理。从技术演进看，NLU 经历了基于规则的方法、统计机器学习范式及大语言模型三大阶段，其发展历程如图 1 所示。20 世纪 50 到 80 年代，基于规则的方法依赖语言学理论与专家经验构建语法规则和词典。20 世纪 80 年代末至 90 年代初，随着计算能力的提升，统计学习方法逐渐兴起，并在序列标注与语音识别等任务中取得突破。此期间，隐马尔可夫模型（Hidden Markov model，HMM）成为主流方法之一[5-6]。进入 21 世纪后，随着大规模语料的积累与深度学习的兴起，长短期记忆网络（Long short-term memory，LSTM）解决了长程依赖问题，成为时间序列任务中的重要技术[7]。与此同时，Word2Vec 等词向量模型的提出，将词汇映射到高维向量空间，促进了自然语言处理的广泛应用[8]。在此基础上，2017 年 Google 提出的 Transformer 架构突破了传统循环神经网络（Recurrent neural network，RNN）和卷积神经网络（Convolutional neural network，CNN）的局限[9]，BERT（Bidirectional encoder representations from transformers）开创了双向编码的范式，极大地提升了语境理解的准确性[10]，而 GPT 系列模型在生成任务中表现出色，推动了预训练模型的应用[11-14]。近年来，PaLM、LLaMA 等大规模预训练模型的出现，进一步刷新了性能基准，推动了 NLU 的快速发展[15-16]。

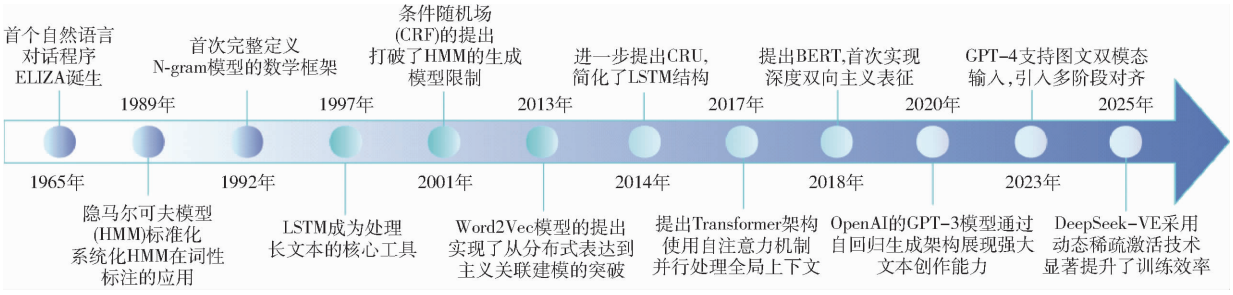


图 1　自然语言处理技术发展历程

Fig. 1　Development of natural language processing technology

面向农业场景，NLU 与图像、语音及传感器数据深度融合，推动作物管理从经验驱动向数据驱动转型。例如，图像与病害描述文本的联合建模显著提升了病虫害识别准确率[17-21]。智能种植决策平台整合生产标准、专家知识与市场行情，为农户提供定制化管理方案[22-23]。随着跨模态对齐、领域知识注入及小样本自适应技术的发展，为 NLU 在智能农业中的应用提供了新的技术支撑，有助于推动农业生产向精准化、高效化方向迈进。尽管 NLU 技术在通用领域日趋成熟，其在农业场景的应用仍处于探索阶段，面临农业术语差异、数据融合框架缺乏、小样本特征等挑战。本文旨在系统梳理 NLU 在智能农业领域的研究进展，总结与分析典型应用案例，探究 NLU 在农业场景下的适用性与优化方向，为相关研究与实践提供技术参考。

1　自然语言理解技术基础与演进

1.1　语言模型的演进：从规则与统计方法到深度学习

从技术演进看，NLU 经历了 3 个阶段：基于规则的符号方法、统计机器学习范式和大规模预训练模型时代。

1.1.1　统计语言模型阶段：从规则到概率的范式转变

早期自然语言处理采用基于符号规则的模型，通过专家制定语法规则和词典，以逻辑推理实现语言理解与生成。该方法源自乔姆斯基的形式语言学理论，在特定领域具有一定可解释性，但难以应对语言的歧义和开放域文本。随着大规模语料的涌现，基于统计的数据驱动方法兴起，通过从海量数据中自动学习语言规律，弥补了规则模型泛化能力的不足[24-26]。

HMM 标志着从规则驱动转向统计驱动的里程碑，其网络结构如图 2 所示。HMM 将语言序列视为隐藏状态链和观测序列两部分：隐藏状态通过状态转移概率形成链条，当前隐藏状态再以发射概率生成观测。通过最大似然估计，HMM 能从数据中学习状态转移矩阵和发射矩阵，以概率分布刻画语言的不确定性。相比规则模型，HMM 引入概率评分，可为句子提供多个解释并按概率高低排序；利用状态序列进行动态建模，突破了规则方法对局部结构

的依赖,实现全局优化;并将知识获取由人工编码转变为数据训练,显著提高了模型的可扩展性。尽管 HMM 仍需预先设定状态数量,但其“隐藏状态 + 观测输出”的统计框架为之后的 N-gram、条件随机场(Conditional random field, CRF)及神经网络序列模型奠定了理论基础[27]。

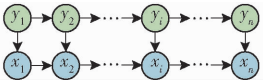


图 2 HMM 的网络结构图

Fig. 2 Network structure diagram of HMM

在大规模文本数据的推动下,统计语言模型成为主流,其中最具代表性的是 N-gram 模型。N-gram 通过统计词序列的共现频率来近似估计下一个词出现的条件概率,依据马尔可夫假设即当前词仅依赖于前面的 $N-1$ 个词。与 HMM 相比,N-gram 直接以词为单位建模,利用频次统计简化了概率计算流程[28],将研究重心从“规则与状态”转向“词语共现模式”。N-gram 在机器翻译、语音识别、文本生成等任务中表现出良好的泛化能力,并为后续神经网络词向量技术提供了方法论启示。针对高阶 N-gram 的数据稀疏问题,提出了包括 Kneser - Ney 平滑在内的多种平滑和回退策略,有效提升了对未见词汇的处理能力。由于 N-gram 假设仅依赖局部上下文,缺乏对长距离依赖的建模,其局限性直接促使 RNN 等深度学习方法和注意力机制的出现。

1.1.2 神经语言模型的兴起:从 RNN 到 LSTM 的语义建模

在统计方法之后,研究者开始尝试利用神经网络学习语言的连续语义表示。其中 RNN 凭借天然的序列递归结构,成为早期最常用的架构之一,其结构如图 3 所示。RNN 通过递归连接将上一步的隐藏状态与当前输入映射到新的隐藏状态,首次实现了将离散词符表示为连续向量并显式建模时间依赖关系,从而能够端到端地学习句子级语义[29]。早期受制于计算资源和训练技巧限制,RNN 仅在短序列任务上取得有限成果,但其提出标志着深度学习开始融入自然语言处理(Natural language processing, NLP),并为后来的“序列到序列”模型奠定了基础。然而,RNN 模型暴露出梯度消失和梯度爆炸等训练难题:反向传播中梯度逐层衰减,导致模型难以捕捉长期的语义关联[30]。在长篇幅文本建模和机器翻译等任务中,RNN 对远距离依赖的处理能力大幅下降。为了解决上述问题,研究者对 RNN 结构进行了改进,先后提出了门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)和 LSTM,为后来使用注意力机制解决长程依赖奠定了基础。

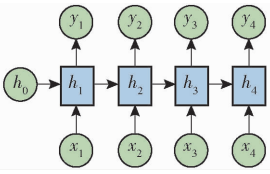


图 3 RNN 网络结构图

Fig. 3 Network structure diagram of RNN

LSTM(图 4)在 RNN 基础上增加了输入门、遗忘门和输出门等门控单元,对记忆细胞中的信息进行选择性遗忘或保存,从而缓解了梯度衰减问题。通过控制“记住什么、忘掉什么”,LSTM 有效捕捉较长时间跨度的依赖关系,避免了简单 RNN 中长期信息渐失的缺陷。

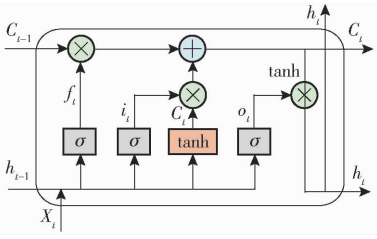


图 4 LSTM 网络结构图

Fig. 4 Network structure diagram of LSTM

基于 LSTM、门控循环单元 GRU 对结构进一步简化:将输入门与遗忘门合并为更新门,并增加重置门来控制历史信息遗忘,如图 5 所示。GRU 用更少的参数实现了与 LSTM 相当的效果,计算更为高效。门控机制的引入重塑了信息流,使这类模型能够捕获较长序列的语义依赖,显著提升了模型对上下文语境的理解能力[31-33]。尽管 LSTM 和 GRU 极大缓解了长期依赖难题,它们在序列建模中仍存在计算效率和全局建模能力方面的不足:每个时间步的门控单元都需单独计算,计算开销随序列长度线性增加,难以高效处理超长文本;同时依赖递归传递远程信息,缺乏直接建模全局依赖的机制,可能导致关键语义逐层遗失。针对这些局限,研究者提出了自注意力机制并发展出 Transformer 架构,大幅提升了模型对长距离依赖的建模能力。

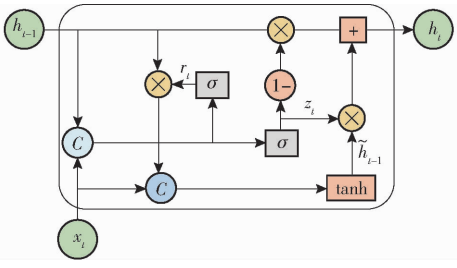


图 5 GRU 网络结构图

Fig. 5 Network structure diagram of GRU

1.1.3 Transformer 革命:注意力机制引领的新范式

2017 年提出的 Transformer 模型(图 6)彻底改

变了序列建模范式。其核心创新在于自注意力机制：该机制摒弃了 RNN 串行递归的模式，能够在单次前向计算中直接捕获序列中各位置之间的全局依赖，并支持高并行度的模型训练，显著提升了长距离语义建模效果和计算效率。自注意力操作通过一次计算得到序列内任意两词的相关性，使模型可以动态关注上下文信息，精准捕捉长程依赖关系。借助自注意力机制，Transformer 突破了传统序列模型在长距离依赖建模方面的局限。

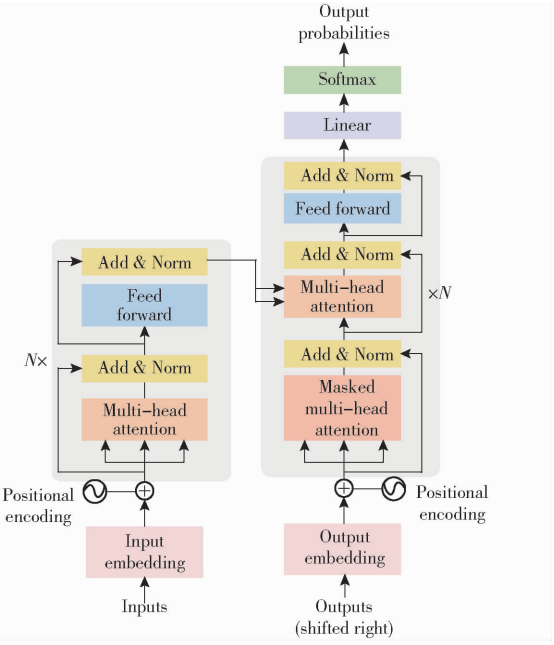


图 6　Transformer 架构

Fig. 6　Structure of Transformer

Transformer 继承了经典的编码器－解码器（Encoder－Decoder）架构：编码器将源序列映射为融入上下文信息的表示，解码器通过跨注意力层获取编码器输出以生成目标序列[34－35]。这种设计赋予 Transformer 很高的灵活性：针对纯文本理解任务可单独使用编码器，针对文本生成任务则可仅用解码器。然而，Encoder－Decoder 架构在语言理解任务上存在不足，任务适配过程与语义表征仍耦合在一起，难以充分发挥预训练模型的优势[36－37]。针对此问题，大量基于 Transformer 的预训练语言模型应运而生，其中具有代表性的是 BERT 和 GPT 系列模型，在语言理解和生成任务中均取得了突破。BERT 基于双向 Transformer 编码器，通过掩蔽语言模型和下一句预测目标进行预训练，之后对下游任务进行微调，在 GLUE 等基准上取得了当时最优成绩[38－39]。GPT 系列则采用单向自回归 Transformer 架构：GPT－2 展示了在极少训练样本下生成连贯文本的能力[40]；GPT－3 将参数规模扩展至 1 750 亿，验证了预训练模型的“规模效应”，在零样本推理和复杂文本生成方面表现卓越[41－42]。

1.2　核心技术要素

自然语言处理的目标是通过计算模型对语言进行表示、分析和生成，其研究涉及三大关键问题：①语言符号的数字化表示。②词语间句法与语义结构的建模。③长程上下文语义关联的构建。词向量与嵌入表示等技术解决了符号的数字化表示问题，句法分析揭示了词汇与句子结构间的关系，而上下文理解则突破了单一句子的局限，为模型提供连贯的语篇级认知能力。

1.2.1　词向量与嵌入表示：语言符号的形式化基底

人类语言由符号构成，其含义需要在连续数学空间中表示才能被计算模型有效处理。词向量（Word embedding）技术通过将离散语言符号映射为低维连续向量，使得向量之间的几何关系能够编码词语的语义和语法相似性，为下游任务提供统一的语义表示。这一思想源自于分布式语义假设，即“词的意义由其上下文决定”。早期的词表示方法，如独热编码（One-hot encoding），将每个词用一个维度为词汇表大小的稀疏向量表示，虽然能唯一标识每个词，但缺乏语义信息，且高维度稀疏向量无法有效捕捉词语间的相似性。随着深度学习的兴起，Word2Vec 和 GloVe 等分布式词表示方法被提出，前者通过 Skip－gram 模型，给定中心词预测上下文词，学习词向量，而后者通过对词与词之间的全局共现频率建模，进一步增强了词向量的表达能力。这些方法使得每个词被映射到低维向量空间，且词与词之间的几何关系能够反映出语义和语法的相似性。然而，静态词向量如 Word2Vec 无法区分同一词在不同上下文中的含义差异，进而催生了上下文敏感的词嵌入方法，如双向 LSTM 和 BERT。这些方法能够根据上下文动态调整词向量，更好地表示多义词和语境依存的语义，显著增强了模型对句法结构和上下文的理解能力。以 BERT 为代表的双向编码语言模型通过同时利用词汇左右两侧的上下文信息来构建深层语义表示，显著增强了语境表征能力，并在多项自然语言处理基准任务上取得了领先性能。近年来，多模态表示技术进一步发展，通过结合文本、图像、声音等其他模态的信息，不仅提升了文本的语义表达能力，还能为复杂任务提供更加全面的理解，这使得多模态学习在多种复杂场景中展现出强大的潜力[43－45]。

1.2.2　句法分析

语言的意义不仅取决于词的含义，也取决于它们的结构关系。句法分析将无序的词序列转换为层次或依存结构，揭示语法规则和词汇关系，并提供形

式化的中间表示供机器理解。句法分析主要有成分句法和依存句法:前者生成短语结构树,后者生成有向依存图。在众多句法分析方法中,依存句法因直接揭示谓词与论元关系而广泛应用于信息抽取、问答等。典型的依存解析算法分为转移式和图式 2 类:前者通过移入、归约动作逐步构建依存树;后者通过为所有可能的依存关系打分并全局优化来一次性确定最优依存树。随着深度学习的发展,结合词向量和注意力机制的神经网络显著提高了依存解析性能。例如,基于双向 LSTM 和注意力的模型可以更准确地计算词间依存概率,从而生成更可靠的依存树[46]。句法分析为语义理解和上下文推理提供了结构化框架,但传统方法局限于句内信息,难以捕捉跨句长距离依赖。这推动句法分析扩展到篇章级,并在解析中融入更广泛的上下文[47-48],以增强对长程语法关系的刻画。

1.2.3 上下文与跨句理解

句法分析主要解决句内结构关系,但更大范围的语义具有动态性和全局性。指代消解、话题延续、跨句推理等任务需要突破单句局限,建立跨越多句乃至全文的语义关联。因此,上下文与跨句理解的核心目标是从静态句内结构分析转向动态篇章语义跟踪。传统的时序模型理论上可以累积跨句依赖信息,但由于梯度衰减等,实际上只能有效建模较短距离的依赖。基于 Transformer 的改进模型通过注意力机制较好地克服了这一限制。例如,RetNet 模型引入旋转位置编码和分块稀疏注意力,将注意力计算复杂度降低至 $O(n \log n)$,能够高效捕捉超长序列中的跨句语义关联,在长文本摘要任务中 ROUGE-L 提升约 12%。总体来看,上下文语义的全局建模需求推动词向量演进为动态上下文敏感表示,也推动句法分析拓展至篇章级。这些技术迭代有效增强了 NLP 系统对长距离语义依赖的建模能力[49-50]。

1.3 主流预训练模型及其适用性

近年来涌现出一系列大规模预训练语言模型,在通用领域和垂直领域均展现出强大的语言理解能力。在通用场景下,OpenAI 的 GPT-4.5 引入了混合专家动态路由和思维链压缩等新技术,在复杂推理任务中将准确率提升至约 85%,成为许多企业级 API 服务的首选方案[51]。Anthropic 的 Claude 3.5 支持长达 128K 字符的超长上下文窗口,响应速度快,在代码生成和多模态对话等场景下表现出色[52]。相比之下,一些开源模型则专注于特定能力的优化,例如 Qwen-14B 针对多语言对齐和强化学习优化,在跨语言翻译场景中具有多语种优势且部署成本低;另一些模型融合了新型结构以提升专业领域应用效果,如 DeepSeek-V2 利用稀疏注意力机制在数学推理、代码生成方面取得高准确率且保持低延迟。在垂直领域,专用的大模型通过融合领域知识展现出更强的针对性能力。例如,金融领域的 InternLM2 模型在预训练中显式引入金融知识图谱,使其对财务报告的分析准确率提高到约 95%[53];法律领域的 Kimi Chat 模型结合长文本压缩和 OCR 技术,在法律合同分析和跨文档信息抽取任务中表现优异。面向智慧农业等特殊领域,预训练模型同样可以通过引入领域语料和知识进行定向强化,以有效支持该领域的专业应用。这些主流模型对比如表 1 所示。

表 1 主流大规模预训练模型对比

Tab.1 Comparison of mainstream large-scale pre-trained models

名称	技术架构	适用场景	优势	局限性
GPT-4.5	MoE 混合专家架构	复杂推理,API 调用	高效率,低幻觉错误率	部署成本高
Claude 3.5	动态路由推理架构	编程问答,多模态交互	超长上下文支持,推理能力强	依赖专用硬件加速
Qwen-14B	多语言对齐+强化学习	机器翻译,跨语言应用	多语言通用,部署成本低	英语能力相对较弱
DeepSeek-V2	稀疏注意力机制	数学推理,代码生成	高准确率,低推理延迟	缺乏多模态能力
InternLM2	领域知识适配预训练	金融分析,法律分析	专业领域理解力强	通用领域适应性较差
Kimi Chat	长上下文建模+OCR 融合	文档问答,网页分析	抽取精度高	多模态处理能力有限

2 农业领域典型应用场景

2.1 农业文本信息抽取

NLU 技术在农业文本信息抽取中的应用主要聚焦于农情监测、病虫害诊断与预警、农业生产管理与决策等场景(图 7)。其主要技术途径包括基于预训练语言模型(如 BERT、RoBERTa)和领域知识图谱的实体-关系联合抽取,融合多模态信息的语义增强建模,多跳因果链的推理补全,以及结合语义对齐与数值解析的跨模态关联方法。

2.1.1 农情监测文本信息抽取

农情信息语料专业术语密集、事件因果链复杂且语义边界模糊,致使信息抽取易出现片面性,难以兼顾精度与召回率,泛化能力亦受限。为应对这些挑战,当前研究正沿着“以预训练语言模型为主干,融合多模态解析”的路线快速演进,并已在作物长

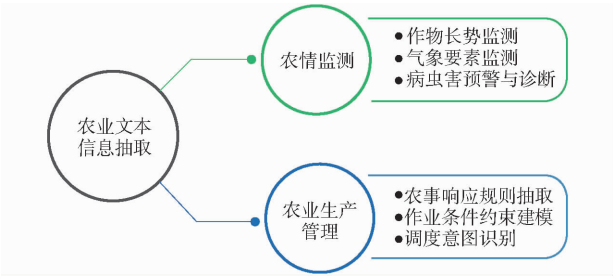


图 7　农业文本信息抽取的应用领域

Fig. 7　Applications of agricultural text information extraction

势监测、气象要素监测以及病虫害预警与诊断等场景取得显著进展。

在作物长势监测领域，生长指标（如“株高”“茎粗”）与背景描述之间常存在边界模糊的问题，主流做法通常以大规模预训练语言模型作为骨干网络，并引入条件随机场细化实体边界。如李书琴等[54]通过增强 BERT－CRF 模型词嵌入提升了玉米生长指标抽取精度。然而，作物生育期信息往往跨句散布，给长程依赖建模带来挑战。为此，最新研究进一步结合卷积和循环神经网络以捕获局部特征与全局序列依赖，并借助注意力机制对不同生育阶段的文本片段进行加权融合[55－58]。DUAN 等[59]将 ERNIE 2.0 预训练框架与双向门控递归单元和胶囊网络相结合，将农业文本抽取的 F1 值提升至 95.2%；GUO 等[60]基于 6 层 Transformer 架构设计了双向编码器循环 CNN，在农业文本分类任务中实现 99.63% 的准确率。

在气象要素监测方面，针对“中到大雨”“微风”等主观描述与降水量、风速、雷达反射率等定量观测数据之间缺乏统一刻度和语义映射的难题，NLU 研究正逐步构建文本-数值联动的语义监测框架。早期以人工规则构建的农业气象知识图谱泛化性有限[61]，近期工作则转向多模态融合与数值实体解析。典型案例包括：中国气象局提出的气象大模型，通过文本-数值联合预训练与知识蒸馏，为实时气象数据与语义抽取结果的联动奠定了方法学基础；VEG－MMKG 架构采用跨模态对比学习，将语言描述（如“中到大雨”）映射至雷达反射率指标，参数解析精度提升 6% ~8%[62]。

在病虫害预警与诊断领域，面对病害种类繁多、表征复杂的挑战，现有技术通过融合农业术语词典与上下文感知机制优化 BERT 嵌入，从而提高病虫害名称、寄主作物及症状词汇的识别准确率[63－65]。然而病害诊断涉及多维因素，单一文本特征难以刻画时空因果链条，因此研究引入 LSTM 及注意力机制，强化病虫害、症状、环境与作物之间复杂关系的建模[66－67]。最新成果表明，多模态融合对提升模型泛化性与可解释性至关重要[68]。例如，Knowledge Bridger 框架通过大规模多模态联合建图与实体关系挖掘，解析病理特征并显著增强对新发病虫害的适应与迁移能力[69]。

2.1.2　农业生产管理与决策文本信息抽取

农业生产管理文本的术语因地域、季节和农艺措施差异而多样化，且往往夹杂多源异构信息与隐性执行约束，导致实体与关系抽取准确率不高、决策规则难以泛化。为突破这些瓶颈，当前研究正沿着“深层语义理解 + 知识与多模态信息增强 + 执行指令映射”的复合路径快速演进，并已在病虫害防治、灾害应急管理以及作物成熟度评估等方面取得显著进展。

在农作物病虫害防治领域，专业术语异构、实体名称多样始终是信息抽取的核心难题[70]。不同地区或专家往往对同一种病害使用不同称谓，导致文本标注标准难以统一，显著增加了实体识别的复杂度。传统方法通常基于人工规则和特征模板，借助词性、边界词等设计 CRF 等序列标注模型来识别病害、虫害实体[71－72]。此类方法虽能在特定场景下提升精度，却对人工特征高度依赖，导致鲁棒性与泛化能力受限。为解决上述问题，研究重心已逐渐转向深度语义理解驱动的技术。通过预训练语言模型融合领域知识，实现农业文本中实体和关系的精准抽取[73]。余克健等[74]构建一种基于 GPT 规则修正的 LEBERT－BiLSTM－CRF 模型，将病虫害命名实体识别的 F1 值提升至 93.28%。顾凡[75]提出基于 XLNet 预训练模型，吸收了大量词元的排列顺序信息，能够更充分的捕捉文本的语义信息，缓解一词多义问题。

在农业灾害应急管理方面，条件性响应规则的文本表达复杂多变，难以直接转化为可执行指令。当前技术路径主要分为两类：一类是端到端的序列标注与指令生成方法，利用 BERT－BiLSTM－ATT－CRF 等复合模型抽取约束条件，并映射为「条件-动作-对象」三元组，从而生成可执行的农事指令[76－77]。例如，模型可解析“连续降水停止 3 d 后再播种”，提取触发条件（连续降水停止 3 d）、动作（播种）和对象（作物），形成结构化指令供调度执行[78]。另一类则基于农业本体与知识图谱：构建覆盖作物、气象与资源的调度知识图谱，利用图神经网络建模作物-气候-资源的动态关联，解析多级响应链条[79]。例如，通过知识图谱表示“干旱→灌溉→补肥”的因果链，一旦检测到干旱，即可推理出先灌溉再追肥的分阶段响应措施。相关案例包括结合自然语言接口解析气象条件下播种指令的调度平

台[80]以及融合知识图谱推理实现灾害分级响应决策的原型系统[81],试验表明其在多场景下的灾害应急规则提取与执行效果显著。

在作物成熟度评估场景中,成熟过程往往跨越多个时间节点,而成熟状态多以感官性词汇(如“籽粒发黄”“穗部坚硬”)描述,表述不统一且缺乏标准量化指标,文本中还常混杂时间与环境条件等碎片化信息。早期方法主要依赖规则和领域词典的关键词匹配来抽取并分类成熟度特征,但由于过度依赖人工规则,难以适应多地区、多品种及多生育阶段的表述差异[82]。最新研究结合预训练语言模型与多尺度时间序列建模,提出面向「状态-时间-环境」三元要素的联合抽取框架;在此基础上,通过意图识别与条件触发式槽位填充,将“收获时机”“适宜采收窗口”等成熟度意图与其动态条件关联。如,许鑫等[83]采用 BERT 结合对抗训练的 BiLSTM - CRF 模型,显著提升了作物文本信息抽取精度,F1 值达到 96.2%。

2.2 农业知识图谱构建

农业知识图谱是异构信息的组织中枢和表达载体,涉及农业本体概念结构抽取、实体与关系联合抽取、图谱对齐与补全等关键技术。同时,随着农业大数据、物联网与人工智能技术的深度融合,基于知识图谱的智能问答与推荐成为农业信息化服务的关键支撑。

2.2.1 农业本体设计

农业本体概念结构抽取的目标是为领域核心概念、语义约束与推理规则建立统一的规范描述。然而,农业数据呈现多源异构、资源分散、知识碎片化等特征,给本体构建带来挑战。当前的技术路径大体可分为 3 类:手工构建、半自动构建与自动构建。

手工构建依赖领域专家制定规则并梳理知识,常用方法包括 TOVE、骨架法、IDEF 及 METHONTOLOGY 等[84-85]。GUO 等[86]围绕作物品种、生育阶段、气象要素、病虫害类型等等抽象概念构建领域本体;许多等[87]与农业专家协同,细化作物施肥与农情知识的层次关系,形成水稻精准施肥本体模型。手工构建方式概念准确、粒度细腻,但流程耗时、维护成本高,难以满足农业知识快速更新的需求。

半自动构建方法通常借助专业词表、半结构化文本或现有本体库完成建模[88]。典型流程有七步法、五步循环法与循环获取法[89]。刘桂锋等[90]以国家农业科学数据中心数据为源,围绕“棉花病害防治”半自动构建本体并可视化数据集关联。文献[91-92]将“品种-生育期-播种密度-施肥方案-水分需求”组织为语义路径,构建跨阶段、跨因果链的知识表示。任妮等[93]利用叙词表与文献资料确定番茄病虫害领域本体的类层次与属性。

自动构建方法借助大语言模型、深度学习或机器学习技术,从海量数据中自动提取概念并生成本体[94]。如 DEEPA 等[95]结合文本相似度与朴素贝叶斯算法提出农业本体自动构建方案。GAWICH 等[96]构建了覆盖温室建设到种植管理的本体体系,显著扩展了农业语义系统的覆盖面。王超等[97]通过 Web 信息抽取与 K-means 聚类提出基于农业文献的本体自动构建方法。

2.2.2 实体与关系抽取

实体-关系抽取通过把文本、图像、气象与传感器等多源多模态数据转化为结构化的知识三元组,涵盖实体抽取、关系抽取及实体-关系联合抽取三大任务。随着数据来源愈加异构且噪声冗余增多,技术路径正由早期的规则与模板方法,迅速演进为“预训练/大语言模型主干 + 图神经网络与多模态融合”的深层框架。

在实体抽取中,针对实体边界模糊、领域术语歧义等难点,现有方法主要分为基于规则的方法、基于机器学习的方法、基于深度学习的方法以及基于预训练模型的方法[98]。基于规则的方法成本高且泛化弱,机器学习法依赖特征工程并易受误差传播影响,深度学习因能自动提取特征而被广泛应用于农业实体识别[99-100]。文献[101 - 102]基于 Transformer 和 Bi - LSTM + CRF 提升了农作物病虫害领域的实体识别精度。李书琴等[77]在 BiGRU - CRF 基础上引入多头自注意力,实现了猕猴桃种植领域的高质量命名实体识别。伴随大语言模型兴起,研究焦点转向动态预训练与大语言模型(Large language model,LLM)结合的复合路径。如,LIANG 等[103]提出 RoBERTa_wwm - BiGRU - CRF 并辅以对抗训练,显著提升中文作物病虫害识别效果。谢聪娇等[104]利用 LLM 构建病虫害标注数据集,并提出 RoBERTa - wwm - CNN - BiGRU + Biaffine 模型,显著改进马铃薯病虫害实体识别。

在关系抽取中,针对关系类型多样化与上下文信息稀疏的挑战,现有方法包括基于模板的方法、基于监督学习的方法与基于远程监督的方法[105]。基于模板的方法依赖专家手工编制,覆盖面受限;监督学习对高质量标注语料敏感,易过拟合;远程监督则利用外部知识解决训练数据不足[94]。如董哲等[106]将对抗训练与胶囊网络结合,成功缓解了食品安全小样本、关系复杂的难题。

在实体关系联合抽取中,传统流水线方案因先

后独立处理实体与关系而易产生误差累积。为此，当前研究正探索“预训/LLM 微调 + 多模态融合”的联合框架[107-108]。TANG 等[109]提出 BE - BiLSTM，借助残差与双向门控机制提高了干旱和病虫害场景下的联合抽取精度。GONG 等[110]结合 GPT - 4 少样本提示和 LoRA 微调，在降低标注成本的同时扩大了覆盖范围。李书琴等[54]提出嵌入词汇信息的 BERT - CRF 模型，用于玉米育种知识抽取；张宇等[111]过最大化伪标签与真实标签梯度相似度，进一步提升了苹果种植领域的联合抽取准确率。

2.2.3　图谱对齐与补全

图谱对齐与补全旨在保障知识连通性与语义一致性，是实现知识图谱语义闭环及跨任务迁移的关键环节。针对农业知识图谱中的长尾关系缺失与实体连接稀疏等难题，传统基于规则或统计模型的方案一方面难以覆盖复杂多样的领域语义，另一方面对高维稀疏数据极为敏感，往往依赖大量人工构造规则或特征。为此，当前研究正形成以知识图谱嵌入与路径推理为核心、相互补充的复合技术路线，通过对既有图谱进行建模和训练，可有效推断缺失关系并增强语义连贯性。

基于知识图谱嵌入的方法将实体和关系映射至低维向量空间，以捕捉潜在关联并实现链接预测。LV 等[62]提出的 VEG - MMKG 通过共享嵌入空间，显著提升了蔬菜知识图谱稀疏区域的覆盖率。HAUSSMANN 等[112]结合本体对齐与区块链技术，完善了“产-储-销”各环节的关键元数据，确保了全链条的语义一致性与可信溯源。但在面对关系类型高度多样的情形时，嵌入模型的推理精度仍有提升空间。

基于路径推理的方法利用实体间的多跳关系路径，对缺失三元组进行预测补全。SARAVANAN 等[113]结合 GNN、知识推理与路径分析，实现了气象驱动因子识别及区域农情演变路径的动态建模。单源源等[105]针对茶叶知识图谱的不完备问题，提出融合关系上下文聚合、多层消息传递与路径学习的 TeaConAggr 模型。DARNALA 等[91]则借助 GNN 自动补全“施肥-灌溉”等隐含因果链，完成蔬菜全生命周期的精细化建模。总体来看，路径推理强调显式推理，擅长发掘长程、多跳依赖。与知识图谱嵌入法互为补充，正共同驱动农业知识图谱向高覆盖、高一致性与可解释推理方向演进。

2.2.4　智能问答与推荐检索

随着检索增强生成（Retrieval augmented generation，RAG）、多模态接口及大语言模型的迅猛发展，知识图谱驱动的智能问答与推荐正从“单一查询”迈向“多跳推理”，从“静态答案”跃升至“个性化策略”，已成为智慧农业信息服务的核心支撑力量。

在智能问答方面，为应对复杂多跳推理与动态上下文跟踪的挑战，研究正加速向“知识图谱 + 多模态数据”深度耦合的框架演进[114-115]。杨硕等[116]利用知识感知注意力，将多模态知识图谱提供的背景知识与问答文本语义融为一体，显著提升了葡萄栽培领域答案选择的准确性。GUPTA 等[117]则通过 RAG 将 SPARQL 检索结果与大模型解码环节深度融合，实现了多跳问答与上下文追踪。ABHISHEK 等[118]整合语音识别、机器翻译及知识图谱，对接多语言农技知识库，为农户提供实时智能问答服务；LABAN 等[119]引入文档节点映射并结合 Elasticsearch，实现农业领域问题的精准召回与答案生成。

在智能推荐方面，基于知识图谱推理与语义检索的处方推荐方法已被广泛采用[120-122]。XU 等[123]提出的 Shared - MMoE 作物处方模型，融合土壤、气候与历史病虫害记录，生成精准防治方案。SUPRIYA 等[124]和 GE 等[125]结合本地土壤、水源、气候与种植意图，通过图谱推理制定个性化管理策略。YU 等[126]则借助查询接口与 RAG 模块，对农残超标、冷链中断、标签异常等风险场景进行自动溯因并定位责任主体。

2.3　农业装备智能交互

NLU 技术在农业装备智能交互中的应用主要聚焦于作业路径规划与多机协同、故障监测与诊断等环节（图 8），主要途径包括结合预训练语言模型和知识图谱的深层语义解析、多模态数据融合与协同感知、对话状态建模与意图推理，以及基于工艺知识模板的指令抽取与流程触发。

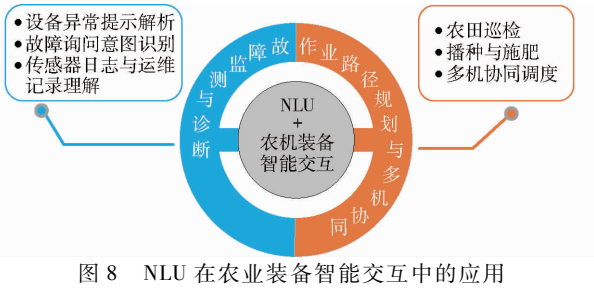


图 8　NLU 在农业装备智能交互中的应用

Fig. 8　Applications of NLU in intelligent interaction of agricultural equipment

2.3.1　作业路径规划与多机协同

在农机作业路径规划与多机协同领域，NLU 需同时解析地名坐标与路径点序列混合表达，并处理强时空依赖与高标签噪声带来的挑战，技术范式已由早期的浅层序列标注，迅速演进为“预训练模型 + 知

识增强 + 多模态协同”的深度框架,且已在农田巡检、播种施肥和多机调度等关键任务上取得显著进展。

在农田巡检环节,巡检指令往往涉及巡检区域、频次与路线顺序等多要素,其表达形式多样且语义依赖强,传统规则模板或知识库匹配方法难以应对非结构化文本,易导致实体边界不清与意图识别偏差。最新工作正沿“预训练模型主干 + 领域知识微调”路线演进,借助上下文语义与地理知识提升指令理解鲁棒性。SHAIKH 等[127]在 Transformer 上融合 BiLSTM - CRF,有效提高了对巡检区域与时间间隔的识别精度。深圳技术大学机器人自主移动与操作实验室马淦团队将视觉-语言大模型与农田场景知识耦合,巡检指令的理解与执行成功率突破 96%[128]。

在播种与施肥环节,指令通常包含复杂的环境与空间顺序约束[129]。关键词匹配和句法规则等浅层手段难以捕捉隐含制约,易出现约束漏检与顺序误解。为此,研究引入预训练模型与实体-关系联合抽取框架,以准确识别避障区域、作业顺序等要素[130]。AWAIS 等[131]提出的联合抽取模型能够精确抽取作业对象、地块范围及作业方式。QIU 等[132]将 BERT 与依存句法、改进型 GCN 融合,在农业指令语料上取得优异效果。

在多机协同调度方面,自然语言指令往往同时蕴含多任务并行意图与复杂时序约束,解析过程中必须兼顾多台机械的同步/异步协作及细粒度子任务分配。早期做法通常把整条指令拆解成预定义子任务后再各自规划,或依据固定模式对同步与异步作业进行分类,但这类方法灵活性不足,难以处理嵌套时序关系与隐含约束。为突破瓶颈,现有研究主要演化出两条路径:一条是借助预训练大语言模型抽取指令中的逻辑层级与时间关系,将子任务映射为形式化时序逻辑,再交由专业调度引擎驱动多机协作[133]。另一条则直接利用大模型端到端生成或分类调度方案,例如中国科学院自动化研究所通过 LLM 生成多机器人任务轨迹并联合强化学习优化,以兼顾安全性与效率[134],以及 LUO 等[135]提出的“NL2HLTL2Plan”框架,先用大语言模型将多机器人指令分解为层次化任务树,再转译为 LTL 公式,从而显著提升协同任务规划的成功率与执行效率。

2.3.2 故障监测与诊断

故障监测与诊断是保障农机作业安全稳定的关键环节。然而,相关语料常以语音、文本等多模态形式呈现,并夹杂大量专业术语与缩写,极易造成语义歧义。为此,研究范式正迅速迈向“预训练语言模型 + 故障知识图谱增强”的深层语义识别架构,并已在设备异常提示解析、用户故障求助意图识别以及传感器日志和运维记录理解等任务上取得显著进展。

在设备异常提示解析方面,实体边界模糊与上下文缺失常导致报警信息难以准确识别。早期方案多依赖人工规则模板或 CRF 等统计序列标注方法[136]。然而,这类方法对手工特征的依赖度高,抽取覆盖率有限且跨场景移植性差。对此,最新研究则以 Transformer 为主干,融合 RNN、CNN 等网络构建更深的序列标注模型,并通过对抗训练提升鲁棒性与泛化能力。杨宁等[137]采用 PGD 生成对抗样本,在联合收获机故障识别任务中显著提高了实体提取精度和抗干扰性能。

在故障询问意图识别方面,用户表述往往含糊或歧义,极易干扰决策,导致意图判定混乱。早期方法多依赖关键词分类或 FAQ 匹配,由于缺乏领域知识约束及上下文跟踪机制,难以在复杂或多轮对话中保持准确性[138]。对此,最新研究则引入基于故障本体的知识图谱约束,并结合对话状态跟踪,补全故障时间、部件名称、故障模式等关键信息,从而显著提升了复杂问题的意图解析能力[139]。黄友锐等[140]结合模式匹配与正则表达式进行关系抽取,并嵌入 GPT 模型构建智能问答系统,构建了基于多源数据异构融合的农用电机故障诊断知识图谱系统;邱凌等[141]通过构建故障诊断知识图谱和智能问答系统,实现了无人机故障的精准诊断与知识共享。

在传感器日志与运维记录理解方面,连续的传感器日志与零散的人工记录常造成信息割裂。早期方法通常逐条独立分析或仅使用简单时序模型,因缺乏全局上下文建模,难以跨记录追溯故障演变。近年来,研究者引入层次化 Transformer 架构以及 BiLSTM - Attention 双通路网络,对多条连续日志与用户对话上下文进行整体建模,从而实现异常描述的精准追踪与断点理解,显著提升了故障演变分析的准确性与可解释性[142-143]。张昆等[144]基于大语言模型,对运维故障数据开展无监督知识抽取,提出用于自动构建大型故障知识图谱的方法。蒋海刚等[145]则设计了深度知识推理驱动的故障根因定位技术,结合概率图回溯复杂设备的故障传播路径。

2.4 农业服务智能交互

NLU 在农业服务智能交互中的应用主要聚焦于农业智能问答、多媒体助手和农业政策解读等场景(图 9),主要途径包括基于预训练模型和知识图谱的问答语义建模、多模态对齐融合与边缘部署推

理优化以及大模型驱动的检索增强生成。

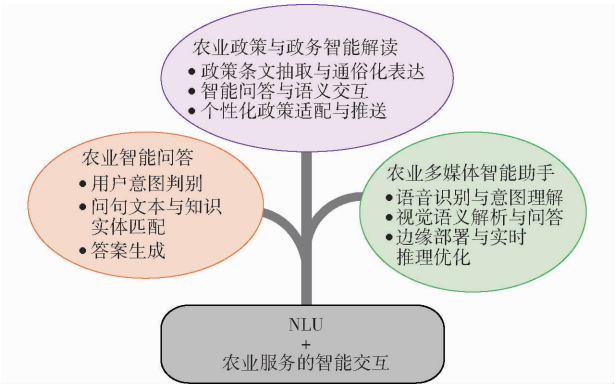


图 9　NLU 在农业服务智能交互中的应用

Fig. 9　Applications of NLU in intelligent interaction of agricultural services

2.4.1　农业智能问答

农业智能问答的核心在于将用户提出的非结构化问题转换为系统可解析的语义表示。然而，相关语料往往缺乏统一结构，并夹杂大量行业术语、方言俗语乃至多语言混用，导致语义歧义显著、理解难度陡增[146]。为破解这一痛点，技术路线正迅速从早期的浅层规则模板，迈向融合语义建模、知识图谱、检索增强生成与多轮对话建模的深层理解框架（图 10）[147]。在用户意图识别、问句实体匹配以及答案生成等关键环节，均已取得显著进展。

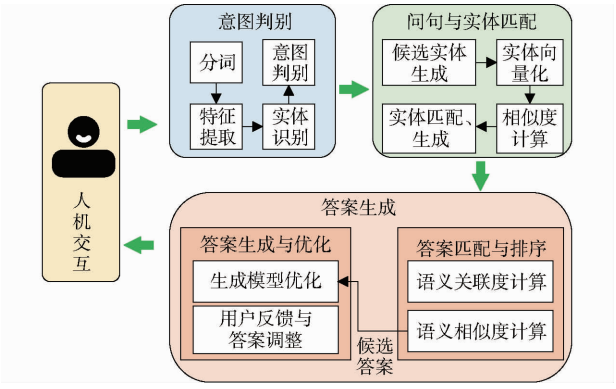


图 10　农业智能问答服务基本架构

Fig. 10　Basic architecture of intelligent question-answering service in agriculture

在意图判别环节，用户提问往往存在多意图交织、口语化乃至不规范的表达，传统基于关键词匹配与模板规则的方法不仅只能处理单一意图，而且对口语化提问适应性差。为克服这些局限，研究正快速演化为“大模型（如 BERT、RoBERTa）+多标签识别 + 对抗训练”的复合路径，通过上下文增强与字符级建模显著提高了意图区分精度[148-150]。典型的工作如 AgASK[151]、AgriBot[152] 等，均将预训练模型与检索式问答结合，构建动态判别框架，可连续识别种植、病虫害及灌溉等多重意图。其中，AgASK 实现了农业问答代理架构，深度整合神经检索模型以适配农户的多样化提问，相比传统方法显著提升了意图识别召回率，其结构如图 11 所示。

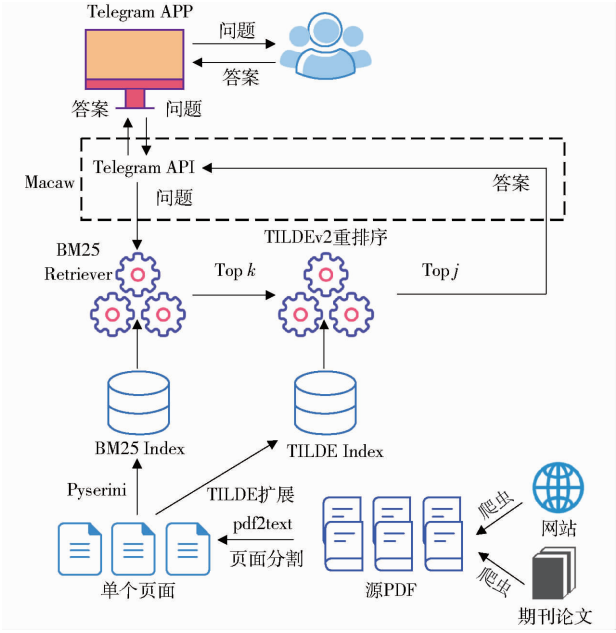


图 11　AgASK 系统架构

Fig. 11　Architecture of AgASK system

在问句与知识实体匹配阶段，由于用户提问与知识图谱在抽象层级、语言风格和表达粒度上差异显著，早期依赖规则的语义解析与同义词扩展方法往往受制于人工模式和领域词表，难以实现精确的语义对齐。对此，当前普遍采用语义向量检索与大模型解码协同融合的匹配框架，通过候选实体检索与上下文生成共同强化问句-知识库的对齐效果[153-155]。许童羽等[156]基于 Word2Vec 和注意力机制优化的 Seq2Seq 问答模型，提高水稻病虫害问答的准确性、快捷性和智能性；鲍彤等[157]基于 BERT 对农业问句进行字符编码，利用文本卷积神经网络提取问句高维度特征对农业问句进行分类。

在答案生成环节，模板与规则方法受限于知识覆盖面，而通用大模型则因农业知识薄弱，易产生不正确或离题的回复。最新研究通过深度融合农业知识图谱、向量检索系统与预训练语言模型，利用向量索引、实体注入和关系约束等策略，确保生成内容既准确又具专业深度[158-159]。典型案例如 AGroLLM 系统[160]，它在 FAISS 向量索引支持下调用大模型生成答案，在保证高知识召回率的同时，实现流畅自然的回复，在病虫害识别和农机操作指导等任务中整体准确率达 93%。

2.4.2　面向语音、图像及视频的多媒体助手

面向语音、图像与视频的多媒体助手已成为农业智能化服务交互的关键支柱。然而，此类多模态数据在田间环境中采集难度大、标注成本高，导致语

料稀缺且语义一致性差。为解决这些瓶颈,技术路线正由传统的单一语音或图像处理迅速演进至多模态协同感知框架,并在语音识别、视觉解析、边缘部署与实时交互等方面取得显著突破。

在语音识别环节,田间强噪声、方言与多语言混杂、口语化表达频繁等问题,使得经典 MFCC - HMM/GMM 声学模型难以胜任实际应用。最新研究通过 Wav2Vec 2.0 等自监督时序编码大幅提升噪声环境下的鲁棒性,并借助 DialogFlow 构建支持多语言问答与跨轮次语境跟踪的交互系统[161-162]。典型实践如 PAN 等[163]提出了支持汉语与维吾尔语的轻量化农业领域大型语言模型,该解决了农业领域维吾尔语语料库稀缺问题;“农民语音助手”通过多语种识别模块增强跨文化适应性,而集成于农机终端的语音接口已探索喷灌、施肥等操作的智能控制[164]。

在图像与视频解析层面,复杂光照、背景干扰与尺度遮挡问题同样严峻。当前研究主要分为两类技术路径:一类是基于 YOLO、Mask R - CNN 等目标检测模型的作物识别与病斑定位[165-167]。何斌等[168]基于改进 YOLO v5 实现了夜间温室番茄果实的快速识别。另一类路径则利用 Transformer 架构并融合知识图谱及多光谱/遥感数据,显著提升病害识别和产量预测精度。杨森等[169]为解决现有基于小样本学习方法的农作物病害识别过程中模态信息单一、识别精度低等问题,在小样本学习图像分支中引入视觉 Transformer,其次,设计了基于预训练语言模型的文本分支,将类标签嵌入手工设计的提示模板中,并提取模板中特定位置的隐藏向量作为文本嵌入,从而引导模型更精准地选择视觉特征;李大湘等[170]融合 Transformer 与原型自监督,有效缓解了苹果叶部病害识别中“类内差异大、类间差异小”的问题。

在边缘部署优化方面,由于农田设备算力与带宽受限,研究焦点正从单模态问答转向多模态协同感知[171]。模型压缩通常结合剪枝、蒸馏和权重量化[172]。彭玉寒等[173]在 MobileNetV2 上进行重参数化并应用 DepthShrinker,将参数量压缩至 6.5×10^5;MUGISHA 等[174]结合了逻辑蒸馏和注意力蒸馏,将知识从计算复杂的 Swin Transformer 教师模型转移到轻量级的 MobileNetV3 模型;李鑫然等[175]提出改进 Faster R - CNN,实现自然条件下 5 类苹果叶片病害的高效检测。为兼顾推理效率与数据安全,ONNX、TensorRT 等工具被广泛采用,同时辅以低比特量化和差分隐私策略[176-177]。在葡萄园场景中,微调 GPT 模型已实现 92% 的识别准确率与亚秒级响应[117,153]。

2.4.3 农业政策与政务智能解读

农业政策的智能解读与政务应用,已成为推动基层治理高效化、智能化转型的关键技术环节。然而,农业政策条文以严谨的法定语言书写,专业术语繁多,且常见跨条款引用,这使得自动处理面临较高门槛。近年,研究重心正由“文本识别与标注”迈向“语义交互与智能适配”,并在政策条文抽取与通俗化表达、智能问答与语义交互、个性化政策匹配与推送等方面取得显著进展。

对于在政策条文抽取与通俗化表达,由于文本篇幅冗长、层级繁复且专业术语密集,早期研究大多依赖规则或模板,对少量条文进行人工标注和分析,覆盖面受限且难以泛化,导致提取结果常常不够全面。为突破这一瓶颈,最新工作采用多任务抽取与摘要模型,对复杂条文进行结构化重组与语义压缩,并借助大模型的生成能力将专业术语通俗化改写,以打造更契合问答需求的文本基础[178]。LI 等[179]基于抽取式摘要重组政策流程节点,有效提炼关键要素;魏泽洋等[180]基于生态环境领域语料微调 BERT - Base - Chinese 模型,实现了生态环境准入清单政策内容的精准抽取与分类;孙维维等[181]采用 BERT 与 GPT 模型,对土壤环境污染调查报告进行文本信息抽取,分类准确率达到 90.62%。

在智能问答交互方面,为应对用户提问形式多样且上下文复杂的挑战,早期系统通常依赖关键词或模板匹配,难以捕捉隐含语义与多轮上下文,导致问答准确率低、交互体验欠佳。为弥补这一短板,最新研究将意图识别、语义匹配与上下文对话建模相结合,使系统能够自然理解用户提问。通过多轮语境追踪与语义聚类,动态锁定用户意图,并结合政务咨询日志的 NLU 分析对话设计,实现更自然、高效的交互[143]。沈思等[182]通过语义相似度匹配检索,将政策文档知识库与用户提问精准对应,并将检索结果与 ChatGPT 结合,显著增强了模型在下游任务中的能力。韩明等[183]则集成意图识别、改进的结构化思维链、混合检索技术、高质量提示工程及 Text2SQL 系统,为企业碳排放报告政策构建了一套高效且精准的知识问答解决方案。

在个性化推送环节,由于不同地区、农户需求差异大,早期常采用静态分类或基于规则的推送模式。然而,这类方法忽视了用户画像和动态场景,存在推送内容覆盖不精准、信息冗余等问题。针对这一挑战,最新研究通过大模型与知识图谱的结合支持复杂逻辑推理并生成面向农户的结构化应答[184]。GARIMELLA 等[185]基于实体识别与条件匹配技术

提取用户个性化要素联动政策库，实现精准的“问题-条款”匹配；SUN 等[186]结合向量检索、知识图谱嵌入及术语对照机制构建政策知识图谱，进行个性化适配。

2.5　科研文献与专利挖掘

随着农业科研逐步向数据驱动和知识密集型模式转变，NLU 在农业研究流程中扮演着愈发重要的角色。从学术文献分析、研究范式建模到关键技术专利布局，NLU 正在为农业知识发现与语义赋能提供全链条支撑。

2.5.1　学术知识关联与文献深度挖掘

在农业科学研究中，文献分析不仅是信息聚合的基础手段，更是发现学术热点和知识演化路径的重要工具。借助 NLU 模型中的关键词抽取、文献共现分析与句法语义聚类，研究者能够从海量文献中识别研究目标、技术方案及成果之间的潜在关联。例如，GUO 等[60]提出的 AES－BERCNN 模型结合 BERT 表达与卷积机制，在农业短文本分类与主题提取上取得了 99.6% 的准确率，显著提升了科研摘要自动生成与关键词提取能力。KOOPMAN 等[151]构建的 AgAsk 系统通过将农民实际问题与科研文献建立问答式对应关系，提供了从自然语言检索到语义答案匹配的完整路径。其训练语料库中融合了农业期刊、会议论文与问句集合，为语义匹配模型提供了精准监督信号。QIN 等[187]提出的农业知识图谱融合方法，则为文献结构化与多文献关联建模提供了可视化路径分析方案。

2.5.2　科研趋势演化与研究路线分析

随着农业科研范式向数据驱动与语义智能转型，自然语言理解技术在趋势预测与研究战略建模中的作用日益凸显。通过对海量科研语料的语义建模与结构化表达，NLU 能够有效支持农业领域的研究主题识别、技术焦点追踪及关键突破点推演。这一技术不仅提升了科研内容的处理效率，还为农业科研的前瞻性部署提供了智能化支持。ZHANG 等[188]提出了一种结合 BERT、BiGRU 和 Capsule Network 的农作物病虫害文本分类架构，该架构不仅提升了分类准确率，还能自动生成摘要标题与关键词，为科研报告的自动化编写提供技术路径。JIANG 等[189]基于植物健康公告文本，采用 BERT 微调模型实现研究主题的自动分类与归档，显著提升了农业研究动态的可监测性和趋势分析自动化程度。YANG 等[190]进一步指出，现代农业问答系统与科研对话代理可从学术文本中结构化提取研究目的、方法与变量构成，进而实现对研究路径的语义聚类与演化轨迹建模，为科研资源配置与前瞻性部署提供量化支持。PENG 等[159]构建的嵌入增强型农业语义检索系统，将向量语义检索与大语言模型问答深度融合，能够在无结构科研文本中识别关键技术术语、研究变量与假设构成，并辅助生成结构化知识片段，为农业科研路线图的构建与领域研究演化图谱绘制提供可计算基础。

2.5.3　专利技术分析与竞争壁垒识别

在农业智能化进程中，NLU 技术深度嵌入生产、服务与管理环节，其核心技术日益通过专利形式获得保护，形成显著的市场知识壁垒，并反映技术成熟度与竞争主体的战略布局。系统分析农业 NLU 相关专利对洞察技术创新路径、评估市场准入门槛及预测未来发展空间至关重要。在基础语料资源构建方面，哈尔滨工业大学（CN113220827A）[191]通过结合主动学习机制与语义标注流程，构建了标准化、高质量的农业领域语料库，奠定了专用语言模型的训练基础，构成了关键的“数据基础设施”壁垒。针对自然语言控制与语音交互需求，克莱米特公司（CN113874829A）[192]设计了面向农机操作与平台控制的端到端语音识别与意图识别架构，实现了高效的“语义-指令-行为”映射，其布局覆盖了装备智能控制的核心落地环节。在语义数据库与智能查询领域，365FARMNET GROUP（US12001982B2）[193]整合了语义索引、自然语言解析与云平台技术，开发出农业数据管理的语音语义接口，完成了从人类语言到数据库操作指令的闭环转换，形成了“语义服务中台”的重要基础设施壁垒。对于知识问答与语义检索服务，南京柯基数据科技有限公司（CN108804521A）[194]融合实体识别、句法分析与知识图谱路径匹配技术，构建面向农业实际问题的问答引擎，打造“农业知识语义服务”的技术护城河，支撑普惠信息平台发展。这些专利布局共同构成农业 NLU 领域多层次的技术竞争壁垒。

2.6　其他创新案例

在自然语言理解技术持续演进的背景下，农业领域出现了多种跨模态、轻量化与多语言场景下的创新应用。这些案例不仅验证了语言模型在农业中的可迁移性和应用广度，也体现了农业数据语义处理向实际场景感知、边缘部署和知识共享的趋势演化。

在多模态诊断与农情分析方向，ROUMELIOTIS 等[195]提出结合 GPT－4o 与卷积神经网络的融合架构，构建出兼具文本理解与图像识别能力的多语言病害诊断模型。通过引入上下文重建机制，该模型提升了图文信息对齐与语义一致性，在资源受限的移动端具备较强泛化能力。在农业知识问答系统方

面,DIDWANIA 等[196]开发的 AgriLLM 系统基于领域知识检索与上下文生成模块,支持自然语言提问、语义推理与答案反馈,在印度与非洲农村地区部署测试中,显著提高了农民获取农业知识的效率与可达性。面向农业教育与技能评估,SILVA 等[197]开展了 GPT-4 在农业考试场景中的实验,结果表明模型不仅能够理解农业术语,还能准确回答领域题目并进行解释,显示出其作为农业人才培训辅助工具的潜力。在诊断结果自动生成方面,QING 等[198]设计 YOLOPC 图像检测与 GPT 文本生成头的联合架构,实现了从农作物图像识别到诊断报告生成的端到端转换。该系统在设备计算资源受限的田间部署中表现出良好适应性,支持本地化智能诊断与语义输出。在多语言语义服务方向,BOHRA 等[199]提出的语义重建机制系统支持术语对齐与跨语种问答,通过多语言语义映射、上下文强化与语音输入融合,构建了面向多语言农户终端的智能问答与语音交互服务,为农业知识普惠提供了坚实支撑。

3 面临的挑战与解决方案

3.1 农业语言多样性与方言差异

农业语言资源具有显著的地域性与专业性特征,许多农业术语受当地生态环境与实践经验影响,难以统一规范。这导致术语识别困难且与通用语言的映射关系不稳定,严重限制了模型的泛化能力。同时,农业知识常通过地方方言传播,标准普通话语料覆盖不足,造成农业领域的多语言和方言处理问题。即使在多语言背景下,语言模型的跨语言迁移能力也面临考验,尤其是对地方性术语和方言词汇的处理不力,导致误判和语义歧义。

未来需要开发更加智能的多语言农业领域语言模型,尤其是针对方言和区域性术语的处理。可以通过引入双语平行语料和语义消歧技术,结合光学字符识别和机器翻译,克服方言和术语歧义问题。此外,跨语种、多模态的标注体系应逐步建立,提升模型在全球农业环境中的普适性和迁移能力。增强多模态语言模型的跨语言适应性,尤其是在非标准语料和跨文化环境中的应用。

3.2 农业小样本学习与数据标注

农业领域普遍面临数据稀缺和标注成本高的问题,特别是在农技问答、病虫害诊断和农产品溯源等任务中,数据结构松散且专业术语分布不均。农业任务的语义结构差异显著,导致模型的泛化与迁移能力有限。小样本学习成为一种有效的技术路线,但多模态融合学习和大语言模型虽然在小样本环境下展现潜力,但依然存在领域知识不足和本地语言支持薄弱等问题。此外,农业领域的弱标注方法存在标签不一致和语义偏差,进一步加剧了数据质量和标签稳定性的问题。

未来应重点研究小样本学习与弱标注技术的结合,推动基于自监督学习和迁移学习的模型开发。在模型训练中结合知识蒸馏、参数微调等技术,提高模型对小样本数据的鲁棒性和迁移能力。同时,优化弱标注方法,提升农业领域的标注质量,减少标签偏差和噪声。对于数据质量问题,可以通过多源数据融合与边缘计算技术,提升数据的准确性和时效性。

3.3 农业跨模态数据融合与语义对齐

农业自然语言理解任务中,跨模态融合技术逐渐被应用于作物病虫害识别、环境分析及知识图谱构建等任务。然而,农业图像数据的不确定性,如作物遮挡、光照干扰,导致传统的视觉-语言对齐方法无法有效迁移,出现语义对齐障碍。同时,农业语言的模糊性和地域性使得模型易出现语义歧义,尤其是细微差别的术语在语境中的混淆,增加了模型的理解难度。

未来的研究应致力于加强多模态数据融合的语义对齐技术,优化图像、文本和传感器数据的协同工作机制。可以通过共享表示学习和跨模态注意力机制提升语义融合能力,进一步提高模型对农业场景的感知和理解。此外,针对语义歧义问题,应增强模型的语义辨析能力,尤其是在处理农民自由描述和复杂情境时,提升模型的鲁棒性和精准度。

3.4 农业模型部署与效率优化

农业自然语言理解系统的部署常受到算力、存储资源和网络限制,尤其在边缘设备中,模型部署面临效率与鲁棒性的挑战。现有大语言模型的高算力需求和复杂度,使得在资源受限的场景下难以实现低延迟和高精度的平衡。此外,轻量化过程中,模型的上下文建模能力和语义消歧能力可能受到削弱,难以保证模型在复杂农业场景中的精度和鲁棒性。

未来应推动模型轻量化与边缘计算技术的结合,通过模型剪枝、量化、蒸馏等技术实现低延迟、高精度的部署。同时,设计高效的神经网络架构和多模态传感终端,进一步优化资源受限环境下的计算效率。研究轻量化自然语言处理模型在农业中的适用性,提升模型在移动端和边缘设备中的应用效果,解决模型在复杂任务中的实时响应与鲁棒性问题。

3.5 农业数据隐私保护与可持续发展

农业数据的收集涉及大量敏感信息,如耕地分布、作物产量等,同时也涉及土地权属和农户经济安全等问题。不当的数据收集或模型偏差可能影响农

户利益，甚至引发区域农业安全问题。此外，当前的隐私保护技术，如差分隐私和联邦学习，在农业场景中的应用效果有限，尤其在通信薄弱地区，联邦学习的推广面临较大挑战。同时，农业 AI 模型的高算力需求导致了显著的能源消耗和碳排放，亟待解决可持续性问题。

未来需要加强数据隐私保护技术在农业场景中的应用，探索更高效的隐私保护机制，如更先进的差分隐私和更加灵活的联邦学习技术。同时，应加强伦理评估框架的建设，确保农业 AI 技术在发展过程中符合公平性、透明性和合规性要求。对于可持续性问题，研究人员应关注农业智能系统的绿色计算和生态成本，设计低能耗、低碳排放的农业 AI 解决方案，推动技术发展与环境保护的双赢。

4　展望

自然语言理解技术是驱动农业智能化转型的核心引擎。本文系统梳理了其从规则方法到深度学习范式的技术跃迁，以及由词向量嵌入、句法语义分析与上下文建模构成的基础框架。在应用层面，NLU 显著提升了农业文本信息抽取、推动了农业知识图谱的动态化演进、构建了基于语音解析与多模态感知的智能交互接口、加速了科研转化与专利技术路径分析，并在跨模态应用中展现出潜力。当前核心挑战集中于农业术语标准化/多语言融合、小样本/弱标注语料获取、跨模态语义歧义建模及边缘部署资源约束/可解释性。未来研究需聚焦开源数据集/评测基准标准化、自监督/迁移学习、跨模态融合、边缘计算/实时决策及可解释/可信 AI。

未来农业 NLU 的发展将围绕技术创新、应用拓展与社会影响 3 个核心维度持续深化。在技术创新层面，需重点突破自监督学习、迁移学习及增量学习等关键方法，并通过深化文本、图像与传感器数据的跨模态融合技术，显著提升决策精准性。在应用拓展层面，技术将加速向农业全产业链渗透。在生产端，依托多模态知识图谱与智能问答系统，为作物全生命周期管理提供支持；在加工与流通环节，利用知识图谱驱动的溯源系统提升信息透明度；在服务端，优化智能助手与政策解读功能以弥合数字鸿沟。同时，深度融合物联网、遥感与无人农机技术，构建“感知-推理-执行”闭环系统，支撑无人农场的规模化发展。在社会影响层面，应着力赋能中小农户促进农业普惠发展，平衡技术进步与生态可持续性要求，并通过跨学科协作建立涵盖数据治理与伦理评估的综合框架，确保技术应用的公平性、包容性与长期可持续性。

参　考　文　献

[1] 赵瑞雪，杨晨雪，郑建华，等. 农业智能知识服务研究现状及展望[J]. 智慧农业(中英文)，2022，4(4)：105－125.
ZHAO Ruixue，YANG Chenxue，ZHENG Jianhua，et al. Agricultural intelligent knowledge service：overview and future perspectives[J]. Smart Agriculture，2022，4(4)：105－125.(in Chinese)

[2] 张海瑜，陈庆龙，张斯静，等. 基于语义知识图谱的农业知识智能检索方法[J]. 农业机械学报，2021，52(增刊)：156－163.
ZHANG Haiyu，CHEN Qinglong，ZHANG Sijing，et al. Intelligent retrieval method of agricultural knowledge based on semantic knowledge graph[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(Supp.)：156－163.(in Chinese)

[3] 赵春江. 农业知识智能服务技术综述[J]. 智慧农业(中英文)，2023，5(2)：126－148.
ZHAO Chunjiang. Agricultural knowledge intelligent service technology：a review[J]. Smart Agriculture，2023，5(2)：126－148.(in Chinese)

[4] ALAHE M，WEI L，CHANG Y，et al. Cyber security in smart agriculture：threat types，current status，and future trends[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2024，226：109401.

[5] RABINER L. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE，1989，77(2)：257－286.

[6] 余礼根，郭晓利，赵红涛，等. 基于 BERT－BiLSTM－CRF 模型的畜禽疫病文本分词研究[J]. 农业机械学报，2024，55(2)：287－294.
YU Ligen，GUO Xiaoli，ZHAO Hongtao，et al. Text word segmentation of livestock and poultry diseases based on BERT－BiLSTM－CRF model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(2)：287－294.(in Chinese)

[7] HOCHREITER S，SCHMIDHUBER J. Long short term memory[J]. Neural Computation，1997，9(8)：1735－1780.

[8] MIKOLOV T，SUTSKEVER I，CHEN K，et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[C]// Advances in Neural Information Processing Systems，2013：3111－3119.

[9] VASWANI A，SHAZEER N，PARMAR N，et al. Attention is all you need[C]// Advances in Neural Information Processing Systems，2017：6000－6010.

[10] DEVLIN J，CHANG M，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.

[11] RADFORD A, NARASIMHAN K. Improving language understanding by generative pre-training[J]. OpenAI, 2018. https://cdn. openai. com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper. pdf.

[12] RADFORD A, WU J, CHILD R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[R]. OpenAI Blog, 2019, 1(8): 9.

[13] BROWN T, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few shot learners[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2020: 1877 – 1901.

[14] OUYANG L, WU J, JIANG X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2022: 27730 – 27744.

[15] CHOWDHERY A, NARANG S, DEVLIN J, et al. PaLM: scaling language modeling with pathways[J]. Journal of Machine Learning Research, 2023, 24(240): 1 – 13.

[16] TOUVRON H, LAVRIL T, IZACARD G, et al. LLaMA: open and efficient foundation language models[J]. arXiv Preprint, arXiv:2302. 13971, 2023.

[17] ZHANG C, ZHANG L, WU H, et al. Chinese named entity recognition for agricultural diseases based on entity related visual prompts injection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109493.

[18] 吴华瑞, 赵春江, 李静晨. 基于多模态融合大模型架构 Agri – QA Net 的作物知识问答系统[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(1): 1 – 10.
WU Huarui, ZHAO Chunjiang, LI Jingchen. Agri – QA Net: multimodal fusion large language model architecture for crop knowledge question answering system[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(1): 1 – 10. (in Chinese)

[19] ZHOU J, LI J, WANG C, et al. Crop disease identification and interpretation method based on multimodal deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106408.

[20] CHEN X, YANG B, LIU Y, et al. Intelligent survey method of rice diseases and pests using AR glasses and image text multimodal fusion model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110574.

[21] 李道亮, 赵晔, 杜壮壮. 农业领域多模态融合技术方法与应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 1 – 15.
LI Daoliang, ZHAO Ye, DU Zhuangzhuang. Advances in multi-modal fusion techniques and applications in agricultural field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 1 – 15. (in Chinese)

[22] 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. (in Chinese)

[23] YI W, ZHANG L, KUZMIN S, et al. Agricultural large language model for standardized production of distinctive agricultural products[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110218.

[24] MADNANI N, DORR B J. Generating phrasal and sentential paraphrases: a survey of data driven methods[J]. Computational Linguistics, 2010, 36(3): 341 – 387.

[25] RAJAN A, SALGAONKAR A, JOSHI R. A survey of Konkani NLP resources[J]. Computer Science Review, 2020, 38: 100310.

[26] CAMPOS M, FARINHAS A, ZERVA C, et al. Conformal prediction for natural language processing: a survey[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2024, 12: 1497 – 1516.

[27] MATSUI T, FURUI S. Comparison of text independent speaker recognition methods using VQ distortion and discrete/continuous HMMs[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1994, 2(3): 456 – 459.

[28] KIM J Y, SHAW TAYLOR J. Fast string matching using an n-gram algorithm[J]. Software Practice & Experience, 1994, 24(1): 79 – 88.

[29] SUM J P F, KAN W K, YOUNG G H. A note on the equivalence of NARX and RNN[J]. Neural Computing & Applications, 1999, 8(1): 33 – 39.

[30] ZHANG Z J, ZHENG L N, WANG M. An exponential enhanced type varying parameter RNN for solving time varying matrix inversion[J]. Neurocomputing, 2019, 338: 126 – 138.

[31] GERS F A, SCHRAUDOLPH N N, SCHMIDHUBER J. Learning precise timing with LSTM recurrent networks[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 115 – 143.

[32] GERS F A, SCHMIDHUBER J. LSTM recurrent networks learn simple context free and context sensitive languages[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(6): 1333 – 1340.

[33] MOU L C, GHAMISI P, ZHU X X. Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(7): 3639 – 3655.

[34] ROY A, SAFFAR M, VASWANI A, et al. Efficient content based sparse attention with routing transformers[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2021, 9: 53 – 68.

[35] ZEYNALI M, SEYEDARABI H, AFROUZIAN R. Classification of EEG signals using transformer based deep learning and ensemble models[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 86: 104247.

[36] CHANG B R, TSAI H F, SU P W. Code transform model producing high performance program[J]. CMES - Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2021, 129(1): 253 - 277.

[37] XING Z K, HE Y G, WANG X, et al. Vibration signal based deep noisy filtering model for online transformer diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(11): 11239 - 11251.

[38] WANG Y L, CUI L Y, ZHANG Y. Improving skip gram embeddings using BERT[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2021, 29: 1318 - 1328.

[39] LIN D W, TANG J T, LI X Y, et al. BERT SMAP: paying attention to essential terms in passage ranking beyond BERT[J]. Information Processing & Management, 2022, 59(2): 102835.

[40] BIRD J J, PRITCHARD M, FRATINI A, et al. Synthetic biological signals machine generated by GPT 2 improve the classification of EEG and EMG through data augmentation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3498 - 3504.

[41] FLORIDI L, CHIRIATTI M. GPT 3: its nature, scope, limits, and consequences[J]. Minds and Machines, 2020, 30(4): 681 - 694.

[42] KIKALISHVILI S. Unlocking the potential of GPT 3 in education: opportunities, limitations, and recommendations for effective integration[J]. Interactive Learning Environments, 2024, 32(9): 5587 - 5599.

[43] CHEN Y C, HUANG S F, LEE H Y, et al. Audio Word2vec: sequence to sequence auto encoding for unsupervised learning of audio segmentation and representation[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2019, 27(9): 1481 - 1493.

[44] CHURCH K W. Emerging trends: Word2Vec[J]. Natural Language Engineering, 2017, 23(1): 155 - 162.

[45] DESAI A, ZUMBO A, GIORDANO M, et al. Word2vec word embedding based artificial intelligence model in the triage of patients with suspected diagnosis of major ischemic stroke: a feasibility study[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(22): 15174.

[46] LIN H, ZHANG S, LI Q, et al. A new method for heart rate prediction based on LSTM BiLSTM Att[J]. Measurement, 2023, 207: 112354.

[47] ZHANG X, WANG X, LI H, et al. Monthly runoff prediction based on a coupled VMD SSA BiLSTM model[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 11009.

[48] LI C, ZHANG C. Toward a deeper understanding: RetNet viewed through convolution[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110969.

[49] GUO L, MA C, DONG Z, et al. RETNet: resolution enhancement transformer network for magnetic particle imaging based on X space[J]. Computers in Biology and Medicine, 2024, 181: 109043.

[50] SUN B X, CHEN M X, HU L M, et al. MSCC RetNet: a multi scale color corrected retinex network for underwater image enhancement[J]. Multimedia Systems, 2025, 31(3): 453 - 469.

[51] LUK D W A, IP W C T, SHEA Y F. Performance of GPT 4 and GPT 3.5 in generating accurate and comprehensive diagnoses across medical subspecialties[J]. Journal of the Chinese Medical Association, 2024, 87(3): 259 - 260.

[52] KOYUN M, TASKENT I. Evaluation of advanced artificial intelligence algorithms' diagnostic efficacy in acute ischemic stroke: a comparative analysis of ChatGPT 4o and Claude 3.5 Sonnet models[J]. Journal of Clinical Medicine, 2025, 14(2): 432.

[53] SONG Z H, HWANG G Y, ZHANG X, et al. A scientific article key insight extraction system based on multi actor of fine tuned open source large language models[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 5569.

[54] 李书琴, 庞文婷. 词嵌入 BERT-CRF 玉米育种实体关系联合抽取方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 286 - 294.
LI Shuqin, PANG Wenting. Joint extraction method of entity and relation in maize breeding based on BERT - CRF and word embedding[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 286 - 294. (in Chinese)

[55] 聂啸林,张礼麟,牛当当,等. 面向葡萄知识图谱构建的多特征融合命名实体识别[J]. 农业工程学报, 2024, 40(3): 201 - 210.
NIE Xiaolin, ZHANG Lilin, NIU Dangdang, et al. Multi-feature fusion named entity recognition method for grape knowledge graph construction[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(3): 201 - 210. (in Chinese)

[56] 游乐圻,裴忠民,罗章凯. 融合自注意力的 ALBERT 中文命名实体识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(2): 605 - 611.
YOU Leqi, PEI Zhongmin, LUO Zhangkai. Chinese named entity recognition based on ALBERT fused with self-attention[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(2): 605 - 611. (in Chinese)

[57] 金宁,郭宇峰,渠丽娜,等. 基于特征增强的农业短文本语义智能匹配方法研究[J]. 农业机械学报,2025,56(5):395 - 404.
JIN Ning, GUO Yufeng, QU Li'na, et al. Exploration of intelligent semantic matching technique for agricultural short texts utilizing feature enhancement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(5):395 - 404. (in Chinese)

[58] 金宁,赵春江,吴华瑞,等. 基于多语义特征的农业短文本匹配技术[J]. 农业机械学报,2022,53(5):325 - 331.
JIN Ning, ZHAO Chunjiang, WU Huarui, et al. Agricultural short text matching technology based on multi-semantic features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):325 - 331. (in Chinese)

[59] DUAN X L, LIU Y H, YOU Z J, et al. Agricultural text classification method based on ERNIE 2.0 and multi feature dynamic

fusion[J]. IEEE Access, 2025, 13: 52959 - 52971.

[60] GUO X J, WANG J P, GAO G H, et al. Improving text classification in agricultural expert systems with a bidirectional encoder recurrent convolutional neural network[J]. Electronics, 2024, 13(20): 4054.

[61] 邱明慧, 谢能付, 姜丽华, 等. 农业气象灾害知识图谱构建研究进展[J]. 中国农业气象, 2024, 45(10): 1216 - 1235.
QIU Minghui, XIE Nengfu, JIANG Lihua, et al. Research on the construction of knowledge graphs for agricultural meteorological disasters: a review[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2024, 45(10): 1216 - 1235. (in Chinese)

[62] LV B W, WU H R, CHEN W B, et al. VEG MMKG: multimodal knowledge graph construction for vegetables based on pre trained model extraction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109398.

[63] PENG Q, MAALLA A, HE W H, et al. Agricultural planting big data Q&A system technology research based on knowledge graph[C]//2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence, 2023: 955 - 959.

[64] HUANG Q, TAO Y Z, DING S T, et al. An intelligent Q&A module for tea diseases and pests based on automatic knowledge graph construction[C]//2023 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry, 2023: 66 - 70.

[65] 王鲁, 刘瑞麟, 黄敬中, 等. 基于 CNN Transformer 的农作物病虫害知识问答意图识别与槽位填充联合模型[J]. 农业工程学报, 2024, 40(13): 156 - 162.
WANG Lu, LIU Ruilin, HUANG Jingzhong, et al. Joint model of intent detection and slot filling of knowledge questions for crop diseases and pests using CNN Transformer[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(13): 156 - 162. (in Chinese)

[66] WANG Y B, WANG H F, PENG Z H. Rice diseases detection and classification using attention based neural network and Bayesian optimization[J]. arXiv Preprint, arXiv:2201.00893, 2022.

[67] XIE J X, LU M Y, GAO Q P, et al. Intelligent detection and control of crop pests and diseases: current status and future prospects[J]. Agronomy, 2025, 15(6): 1416.

[68] 丁俊琦,李博,乔岩,等.基于植物电子病历多类型数据融合的作物病害诊断方法[J].农业机械学报,2023,54(1):196 - 204,223.
DING Junqi, LI Bo, QIAO Yan, et al. Crop disease diagnosis method based on fusion of multiple types of data from plant EMRs[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(1):196 - 204,223. (in Chinese)

[69] KE G Z, HE S F, WANG X L, et al. Knowledge bridger: towards training free missing modality completion[C]//Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference, 2025: 25864 - 25873.

[70] ZHOU Y, RYO M. Agribench: a hierarchical agriculture benchmark for multimodal large language models[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2025: 207 - 223.

[71] JOHN V Y, WASATKAR N N, YUVARA K, et al. A dynamical combination of multiple features based approach for classifying agricultural text[C]//2024 Global Conference on Communications and Information Technologies, 2024: 1 - 7.

[72] 韦婷婷, 葛晓月, 熊俊涛. 基于层级多标签的农业病虫害问句分类方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 263 - 269,435.
WEI Tingting, GE Xiaoyue, XIONG Juntao. Hierarchical multi-label classification of agricultural pest and disease interrogative questions[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 263 - 269,435. (in Chinese)

[73] 赵鹏飞,赵春江,吴华瑞,等.基于 BERT 的多特征融合农业命名实体识别[J].农业工程学报, 2022, 38(3): 112 - 118.
ZHAO Pengfei, ZHAO Chunjiang, WU Huarui, et al. Recognition of the agricultural named entities with multi-feature fusion based on BERT[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3): 112 - 118. (in Chinese)

[74] 余克健,张程,乐毅,等.基于 GPT 修正农业病虫害命名实体识别方法[J].内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2023, 44(5): 34 - 43.
YU Kejian, ZHANG Cheng, YUE Yi, et al. Recognition method of named entities of agricultural pests and diseases based on GPT corrections[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University(Natural Science Edition), 2023, 44(5): 34 - 43. (in Chinese)

[75] 顾凡. 基于 XLNet 的农业命名实体识别方法研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2023.
GU Fan. Research on agricultural named entity recognition method based on XLNet[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2023. (in Chinese)

[76] CHEN T Y, QIAN Y Q, WANG Y J, et al. RoBERT - Agr: an entity relation extraction model of massive agricultural text based on the RoBERTa and CRF algorithm[C]//2023 IEEE 8th International Conference on Big Data Analytics, 2023: 113 - 120.

[77] 李书琴, 张明美, 刘斌. 融合字词语义信息的猕猴桃种植领域命名实体识别研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 323 - 331.
LI Shuqin, ZHANG Mingmei, LIU Bin. Kiwifruit planting entity recognition based on character and word information fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 323 - 331. (in Chinese)

[78] 袁伟皓, 齐海燕, 杨梦道, 等. AMC - NLI: 基于实体识别的农业测控领域自然语言接口[J]. 农业工程学报, 2024, 40(19): 114 - 123.
YUAN Weihao, QI Haiyan, YANG Mengdao, et al. AMC - NLI: a natural language interface for agricultural measurement and control based on entity recognition[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(19): 114 - 123. (in Chinese)

[79] PANOUTSOPOULOS H, ESPEJO-GARCIA B, RAAIJMAKERS S, et al. Investigating the effect of different fine tuning configuration scenarios on agricultural term extraction using BERT[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109268.

[80] YANG W K, JI R H, YUE Y R, et al. Agricultural robotic system: the automation of detection and speech control[C]// International Conference on Social Robotics, 2023: 266 – 274.

[81] LI H Z, GAN Y H, WU Y J, et al. EAGNet: a method for automatic extraction of agricultural greenhouses from high spatial resolution remote sensing images based on hybrid multi attention[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107431.

[82] 陈婷,朱昌群. 融合知识图谱和语义信息的烟叶分级问答系统[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2025, 51(2): 1 – 13.
CHEN Ting,ZHU Changqun. Tobacco grading question answering system integrating knowledge graph and semantic information[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2025, 51(2): 1 – 13. (in Chinese)

[83] 许鑫, 马文政, 张浩, 等. 基于融合对抗训练的农作物品种信息抽取方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 272 – 279,337.
XU Xin, MA Wenzheng, ZHANG Hao, et al. Crop variety information extraction method based on integrated adversarial training[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 272 – 279,337. (in Chinese)

[84] 李贯峰,李卫军. 一个基于枸杞病虫害领域本体的语义检索模型[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(9): 48 – 52.
LI Guanfeng, LI Weijun. A semantic retrieval model with domain ontology based on wolfberry disease and pests[J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(9): 48 – 52. (in Chinese)

[85] 侯琛,牛培宇. 农业知识图谱技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报,2024,55(6):1 – 17.
HOU Chen, NIU Peiyu. Review of research status and prospects of agricultural knowledge graphs[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(6):1 – 17. (in Chinese)

[86] GUO X J, WANG J P, GAO G H, et al. Efficient agricultural question classification with a BERT enhanced DPCNN model[J]. IEEE Access, 2024, 12: 109255 – 109268.

[87] 许多, 鲁旺平, 许瑞清, 等. 基于农业时空多模态知识图谱的水稻精准施肥决策方法[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(3): 281 – 292.
XU Duo, LU Wangping, XU Ruiqing, et al. A method of deciding precision fertilization of rice based on spatiotemporal multi-modal knowledge graph of agriculture[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(3): 281 – 292. (in Chinese)

[88] 朱逸航,张小敏,周天奇,等. 柑橘病虫害知识图谱构建研究[J]. 浙江农业科学, 2025, 66(3): 687 – 691.
ZHU Yihang, ZHANG Xiaomin. ZHOU Tianqi, et al. Study on the construction of knowledge graph for diseases and pests of citrus[J]. Journal of Zhejiang Agricultural Sciences, 2025, 66(3): 687 – 691. (in Chinese)

[89] AHSAN M, MOTLA Y H, ASIM M. Knowledge modeling fore-agriculture using ontology[C]//2014 International Conference on Open Source Systems & Technologies. IEEE, 2014: 112 – 122.

[90] 刘桂锋,杨倩,刘琼. 农业科学数据集的本体构建与可视化研究——以“棉花病害防治”领域为例[J]. 情报杂志, 2022, 41(9): 143 – 149,175.
LIU Guifeng, YANG Qian, LIU Qiong. Ontology construction and visualization display of agricultural sciencedata set—taking the field of “cotton disease control” as an example[J]. Journal of Intelligence, 2022, 41(9): 143 – 149,175. (in Chinese)

[91] DARNALA B, AMARDEILH F, ROUSSEY C, et al. C3PO: a crop planning and production process ontology and knowledge graph[J]. Frontiers in Artificial Intelligence, 2023, 6: 1187090.

[92] NGO Q H, KECHADI T, LE KHAC N A. Knowledge representation in digital agriculture: a step towards standardised model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107127.

[93] 任妮,孙艺伟,鲍彤,等. 农业领域本体构建方法研究——以番茄病虫害为例[J]. 情报探索, 2021(4): 51 – 57.
REN Ni, SUN Yiwei, BAO Tong, et al. Research on ontology construction method in agriculture: case study of tomato diseases and insect pests[J]. Information Research, 2021(4): 51 – 57. (in Chinese)

[94] 唐闻涛,胡泽林. 农业知识图谱研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(2): 63 – 76.
TANG Wentao, HU Zelin. Survey of agricultural knowledge graph[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(2): 63 – 76. (in Chinese)

[95] DEEPA R, VIGNESHWARI S. An effective automated ontology construction based on the agriculture domain[J]. ETRI Journal, 2022, 44(4): 573 – 587.

[96] GAWICH M, LAHOUD C, BAAZAOUI H, et al. Towards an ontology driven system for building and farming greenhouses[J]. Procedia Computer Science, 2024, 246: 3208 – 3217.

[97] 王超,李书琴,肖红. 基于文献的农业领域本体自动构建方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(8): 71 – 74.
WANG Chao, LI Shuqin, XIAO Hong. Research on lliterature-based automatic ontology construction method for agricultural domain[J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(8): 71 – 74. (in Chinese)

[98] 田玲,张谨川,张晋豪,等. 知识图谱综述——表示、构建、推理与知识超图理论[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2161 – 2186.

TIAN Ling, ZHANG Jinchuan, ZHANG Jinhao, et al. Knowledge graph survey: representation, construction, reasoning and knowledge hypergraph theory[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(8): 2161 - 2186. (in Chinese)

[99] 蒲攀,刘勇,张越,等.融合动态词典特征和 CBAM 的苹果病虫害命名实体识别方法[J].农业机械学报,2024,55(12):333 - 343.
PU Pan, LIU Yong, ZHANG Yue, et al. Named entity recognition of apple diseases and pests based on dynamic dictionary features and CBAM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 333 - 343. (in Chinese)

[100] 牛培宇,侯琛.基于文本数据增强的中文水稻育种问句命名实体识别[J].农业机械学报,2024,55(8):333 - 343.
NIU Peiyu, HOU Chen. Named entity recognition in chinese rice breeding questions based on text data augmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 333 - 343. (in Chinese)

[101] 蒲攀, 张越, 刘勇, 等. Transformer 优化及其在苹果病虫命名实体识别中的应用[J].农业机械学报, 2023, 54(6): 264 - 271.
PU Pan, ZHANG Yue, LIU Yong, et al. Transformer optimization and application in named entity recognition of apple diseases and pests[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 264 - 271. (in Chinese)

[102] 谢聪娇,高静,陈俊杰.面向农作物病虫害领域的命名实体识别[J].内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2022, 43(1): 86 - 90.
XIE Congjiao, GAO Jing, CHEN Junjie. Named entity recognition for crop diseases and insect pests[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University(Natural Science Edition), 2022, 43(1): 86 - 90. (in Chinese)

[103] LIANG J, LI D, LIN Y, et al. Named entity recognition of Chinese crop diseases and pests based on RoBERTa-wwm with adversarial training[J]. Agronomy, 2023, 13(3): 941.

[104] 谢聪娇, 高静, 陈俊杰. 基于双仿射机制的中文马铃薯病虫害命名实体识别[J].内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2025, 46(4): 74 - 83.
XIE Congjiao, GAO Jing, CHEN Junjie. Named entity recognition of potato pests and diseases in chinese based on biaffine mechanism[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University(Natural Science Edition), 2025, 46(4): 74 - 83. (in Chinese)

[105] 单源源, 李书琴. 融合关系上下文与路径的茶叶种植知识图谱关系补全模型[J]. 农业工程学报, 2024, 40(13): 171 - 178.
SHAN Yuanyuan, LI Shuqin. Incorporating relational contexts and paths for tea planting knowledge graph completion[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(13): 171 - 178. (in Chinese)

[106] 董哲,王亚,马传孝,等.融合对抗训练和胶囊网络的食品安全关系抽取模型[J].科学技术与工程, 2022, 22(23): 10162 - 10168.
DONG Zhe, WANG Ya, MA Chuanxiao, et al. Food safety relation extraction model based on adversarial training and capsule network[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(23): 10162 - 10168. (in Chinese)

[107] GAO Y, LI X, WANG M, et al. SemSynJE: semantic and syntactic enhanced joint extraction of entity and relation for sheep disease prevention and treatment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237, 110607.

[108] 王春山,张宸硕,吴华瑞,等.基于连续提示注入与指针网络的农业病害命名实体识别[J].农业机械学报,2024,55(6):254 - 261.
WANG Chunshan, ZHANG Chenshuo, WU Huarui, et al. Named entity recognition of agricultural disease based on continuous prompts injection and pointer network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 254 - 261. (in Chinese)

[109] TANG R P, YANG J B, TANG J X, et al. Design of agricultural question answering information extraction method based on improved BiLSTM algorithm[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 11738.

[110] GONG H, GAO H J. ADKG LLM: construction of agricultural disease knowledge graph with large language models[C]// 2025 4th International Symposium on Computer Applications and Information Technology, 2025: 73 - 79.

[111] 张宇, 李书琴. 低资源场景下苹果种植领域实体关系联合抽取模型[J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 188 - 195.
ZHANG Yu, LI Shuqin. Joint extraction model for entity relationships using reinforcement learning in low resource scenarios[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(16): 188 - 195. (in Chinese)

[112] HAUSSMANN S, SENEVIRATNE O, CHEN Y, et al. FoodKG: a semantics driven knowledge graph for food recommendation[C]// The Semantic Web—ISWC 2019: 18th International Semantic Web Conference, Part Ⅱ. Cham: Springer, 2019: 146 - 162.

[113] SARAVANAN K S, BHAGAVATHIAPPAN V. Innovative agricultural ontology construction using NLP methodologies and graph neural network[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2024, 52: 101675.

[114] 蒋婷婷,徐澳,吴飞飞,等.基于“图像-文本”间关联增强的多模态猪病知识图谱融合方法[J].农业机械学报,2025,56(1):56 - 64.
JIANG Tingting, XU Ao, WU Feifei, et al. “Image - Text” association enhanced multi-modal swine disease knowledge graph

fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(1):56 – 64. (in Chinese)

[115] 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(9):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 for Agricultural Machinery,2024,55(9):163 – 173. (in Chinese)

[116] 杨硕, 李书琴. 多模态知识图谱增强葡萄种植问答对的答案选择模型[J]. 农业工程学报, 2023, 39(14): 207 – 214.
YANG Shuo, LI Shuqin. Enhancing answer selection model of grape planting using multimodal knowledge graph[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(14): 207 – 214. (in Chinese)

[117] GUPTA V, SOOD A, SINGH T. Disease detection using Rasa chatbot[C]// 2022 International Mobile and Embedded Technology Conference, 2022: 94 – 100.

[118] ABHISHEK M V, SREEKAR A J, MOHITH D M, et al. AgriTalk: revolutionizing farming with a multilingual chatbot[C]// 2025 8th International Conference on Electronics, Materials Engineering & Nano Technology, 2025: 1 – 6.

[119] LABAN P, FABBRI A R, XIONG C, et al. Summary of ahaystack: a challenge to long context LLMs and RAG systems[C]// Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2024: 9885 – 9903.

[120] ALHARBI A F, ASLAM M A, ASIRY K A, et al. An ontology based agriculture decision support system with an evidence based explanation model[J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 9: 100659.

[121] CHAKRABORTY A. Multi-hop question answering over knowledge graphs using large language models[J]. arXiv Preprint, arXiv:2404.19234, 2024.

[122] ISINKAYE F O, OLUSANYA M O, SINGH P K. Deep learning and content based filtering techniques for improving plant disease identification and treatment recommendations: a comprehensive review[J]. Heliyon, 2024, 10(9): e21983.

[123] XU C, ZHAO L, WEN H J, et al. A novel cascaded multi task method for crop prescription recommendation based on electronic medical record[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108790.

[124] SUPRIYA M, TYAGI A K, TIWARI S, et al. Sensor based intelligent recommender systems for agricultural activities[M]. Hershey: IGI Global, 2024: 197 – 235.

[125] GE W X, ZHOU J, ZHENG P Y, et al. A recommendation model of rice fertilization using knowledge graph and case based reasoning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108751.

[126] YU Q, ZHANG M, MUJUMDAR A S. Blockchain based fresh food quality traceability and dynamic monitoring: research progress and application perspectives[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109191.

[127] SHAIKH T A, RASOOL T, VENINGSTON K, et al. The role of large language models in agriculture: harvesting the future with LLM intelligence[J]. Progress in Artificial Intelligence, 2024: 148.

[128] DeepTech 深科技. 科学家研制具身智能巡检机器人,对自然语言理解准确率超过 96% [EB/OL]. (2025 – 01 – 12). https://baijiahao.baidu.com/s?id=1820995213012571243&wfr=spider&for=pc.

[129] WANG Z H, WANG P Y, WANG H F. Utilizing local hierarchy with adversarial training for hierarchical text classification[J]. arXiv Preprint, arXiv:2402.18825, 2024.

[130] ZHANG Y H, YAO S Y, WANG P, et al. Building natural language interfaces using natural language understanding and generation: a case study on human-machine interaction in agriculture[J]. Applied Sciences, 2022, 12(22): 11830.

[131] AWAIS M, ALHARTHI A H S A, KUMAR A, et al. AgroGPT: efficient agricultural vision language model with expert tuning[C]. 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2025.

[132] QIU Q, JIN X, TIAN M, et al. Joint extraction method for entity relations from mineral resources reports integrating dependency parsing and improved graph convolutional networks[J]. Ore Geology Reviews, 2025,182: 106640.

[133] WAN L J, LI Y Y, CHEN K Y, et al. A novel deep convolution multi adversarial domain adaptation model for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2022, 191: 110752.

[134] TIAN Y, LIN F, LI Y, et al. UAVs meet LLMs: overviews and perspectives toward agentic low-altitude mobility[J]. arXiv Preprint, arXiv:2501.02341, 2025.

[135] LUO X, XU S, HUANG Y, et al. NL2HLTL2PLAN: scaling up natural language understanding for multi-robots through hierarchical temporal logic task representation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025,10:10482 – 10489.

[136] LIANG Y P, HSU Y S, CHUNG C C. A low power hierarchical CNN hardware accelerator for bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1 – 11.

[137] 杨宁, 钱晔, 陈健. 面向联合收割机故障领域的命名实体识别研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(8): 338 – 343.
YANG Ning, QIAN Ye, CHEN Jian. Research on named entity recognition for combine harvester fault domain[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(8): 338 – 343. (in Chinese)

[138] 杨宁, 杨林楠, 陈健. 面向联合收割机故障诊断领域知识图谱的构建技术及其问答应用[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(6): 170 – 177.
YANG Ning, YANG Linnan, CHEN Jian. Construction techniques for knowledge graphs in the field of combine harvester fault diagnosis and their question-answering applications[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(6): 170 – 177. (in Chinese)

[139] KUANG B, NNABUIFE S G, WHIDBORNE J F, et al. Self supervised learning based two phase flow regime identification

using ultrasonic sensors in an S-shape riser[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 236: 121414.

[140] 黄友锐, 荣雪, 徐善永, 等. 农用电机故障知识图谱的构建与应用[J]. 农业工程学报, 2025, 41(6): 216 - 226.
HUANG Yourui, RONG Xue, XU Shanyong, et al. Construction and application of a knowledge graph for agricultural motor fault diagnosis[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(6): 216 - 226. (in Chinese)

[141] 邱凌, 张安思, 张羽, 等. 面向无人机故障诊断的知识图谱构建应用方法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(9): 280 - 288.
QIU Ling, ZHANG Ansi, ZHANG Yu, et al. Application method of knowledge graph construction for UAV fault diagnosis [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(9): 280 - 288. (in Chinese)

[142] WANG P P, ZHANG X G, CAO Z Y, et al. LogGT: cross system log anomaly detection via heterogeneous graph feature and transfer learning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 251: 124082.

[143] HUANG S, LIU Y, FUNG C, et al. LogQA: question answering in unstructured logs[J]. arXiv Preprint, arXiv:2303. 11715, 2023.

[144] 张昆, 张永伟, 吴永城, 等. 基于大模型的设备故障知识图谱自动构建方法[J]. 计算机与现代化, 2024(11): 46 - 53.
ZHANG Kun, ZHANG Yongwei, WU Yongcheng, et al. Automatic construction method for equipment fault knowledge graph based on large models[J]. Computer and Modernization, 2024(11): 46 - 53. (in Chinese)

[145] 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(增刊 2):72 - 78.
JIANG Haigang, ZHU Min, JIANG Xiaoqiang. Device fault diagnosis method based on knowledge graph and multitask learning[J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(Supp. 2):72 - 78. (in Chinese)

[146] 卢方舒. 河南商丘农村方言传统农业词汇变化研究——基于商丘市勒马乡的社会语言学调查[D]. 汕头: 汕头大学, 2022.
LU Fangshu. A study of changes in traditional agricultural vocabulary in the rural dialect of Shangqiu, Henan: a sociolinguistic investigation based on Lema Township, Shangqiu City [D]. Shantou: Shantou University, 2022. (in Chinese)

[147] 吴华瑞, 郭威, 邓颖, 等. 农业文本语义理解技术综述[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 1 - 16.
WU Huarui, GUO Wei, DENG Ying, et al. Review of semantic analysis techniques of agricultural texts[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 1 - 16. (in Chinese)

[148] CHEN G, YAO Y, WONG D F, et al. A two stage prediction aware contrastive learning framework for multi intent NLU[C]// Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation, 2024: 1778 - 1788.

[149] LIU Z R, XIONG X, LI Y Y, et al. HyGloadAttack: hard label black box textual adversarial attacks via hybrid optimization [J]. Neural Networks, 2024, 178: 106461.

[150] 朱波,黎魁,邱兰,等. 基于 SBERT - Attention - LDA 与 ML - LSTM 特征融合的烟草问句意图识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(5):273 - 281.
ZHU Bo, LI Kui, QIU Lan, et al. Tobacco interrogative intent recognition based on SBERT - Attention - LDA and ML - LSTM feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(5):273 - 281. (in Chinese)

[151] KOOPMAN B, MOURAD A, LI H, et al. AgAsk: an agent to help answer farmers' questions from scientific documents[J]. International Journal on Digital Libraries, 2024, 25: 569 - 584.

[152] MENAHA R, JAYANTHI V E. Finding experts in community question answering system using trie string matching algorithm with domain knowledge[J]. IETE Journal of Research, 2024, 70(3): 2602 - 2614.

[153] YANG S, LIU Z, MAYER W, et al. ShizishanGPT: an agricultural large language model integrating tools and resources[C]// International Conference on Web Information Systems Engineering, 2024: 284 - 298.

[154] KNOLLMEYER S, CAYMAZER O, GROSSMANN D. Document GraphRAG: knowledge graph enhanced retrieval augmented generation for document question answering within the manufacturing domain[J]. Electronics, 2025, 14(11): 2102.

[155] 王郝日钦,王晓敏,缪祎晟,等. 基于 BERT - Attention - DenseBiGRU 的农业问答社区问句相似度匹配[J]. 农业机械学报,2022,53(1):244 - 252.
WANG Haoriqin, WANG Xiaomin, MIAO Yisheng, et al. Densely connected BiGRU neural network based on BERT and attention mechanism for Chinese agriculture - related question similarity matching[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(1):244 - 252. (in Chinese)

[156] 许童羽, 赵冬雪, 周云成, 等. 基于 word2vec 和 Attention - Seq2Seq 的水稻病虫害智能问答方法研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2019, 50(3): 378 - 384.
XU Tongyu, ZHAO Dongxue, ZHOU Yuncheng, et al. Study on an intelligent question-answering method for rice diseases and pests based on word2vec and Attention - Seq2Seq[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2019, 50(3): 378 - 384. (in Chinese)

[157] 鲍彤, 罗瑞, 郭婷, 等. 基于 BERT 字向量和 TextCNN 的农业问句分类模型分析[J]. 南方农业学报, 2022, 53(7): 2068 - 2076.
BAO Tong, LUO Rui, GUO Ting, et al. Agricultural question classification model based on BERT word vector and TextCNN

[J]. Journal of Southern Agriculture, 2022, 53(7): 2068 – 2076. (in Chinese)

[158] MARINOUDI V, BENOS L, VILLA C C, et al. Large language models impact on agricultural workforce dynamics: opportunity or risk? [J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 9: 100677.

[159] PENG R L, LIU K, YANG P, et al. Embedding based retrieval with LLM for effective agriculture information extracting from unstructured data[J]. arXiv Preprint, arXiv:2308.03107, 2023.

[160] SAMUEL D J, SKARGA-BANDUROVA I, SIKOLIA D, et al. AgroLLM: connecting farmers and agricultural practices through large language models for enhanced knowledge transfer and practical application[J]. arXiv Preprint, arXiv:2503.04788, 2025.

[161] SANKEERTHANA A L, SAMBANA H, KUMAR T S. Agriculture voice bot integrated with crop prediction using ML in Telugu[C]//2024 2nd World Conference on Communication & Computing, 2024: 1 – 5.

[162] WANG L, JIN T, YANG J, et al. Agri – LLaVA: knowledge infused large multimodal assistant on agricultural pests and diseases[J]. arXiv Preprint, arXiv:2412.02158, 2024.

[163] PAN K, ZHANG X, CHEN L. Research on the training and application methods of a lightweight agricultural domain specific large language model supporting Mandarin Chinese and Uyghur[J]. Applied Sciences, 2024, 14(13): 5764.

[164] SUEBSOMBUT P, SUREEPHONG P, SEKHARI A, et al. Chatbot application to support smart agriculture in Thailand[C]// 2022 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering, 2022: 364 – 367.

[165] LV X Y, ZHANG X L, GAO H R, et al. When crops meet machine vision: a review and development of computer vision in precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 208: 107648.

[166] LI X P, CHEN X Y, YANG J L, et al. Transformer helps identify kiwifruit diseases in complex natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107258.

[167] 向玉云, 陈思远, 高爽, 等. 基于自适应 BayesShrink 和频-空特征融合的作物病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(6): 204 – 215.
XIANG Yuyun, CHEN Siyuan, GAO Shuang, et al. Crop disease identification method based on adaptive BayesShrink and frequency spatial feature fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(6): 204 – 215. (in Chinese)

[168] 何斌, 张亦博, 龚健林, 等.基于改进 YOLO v5 的夜间温室番茄果实快速识别[J].农业机械学报,2022,53(5):201 – 208.
HE Bin, ZHANG Yibo, GONG Jianlin, et al. Fast recognition of tomato fruit in greenhouse at night based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):201 – 208. (in Chinese)

[169] 杨森, 冯全, 阎文博, 等. 多模态引导视觉 Transformer 的小样本农作物病害识别[J]. 农业工程学报, 2025, 41(6): 195 – 203.
YANG Sen, FENG Quan, YAN Wenbo, et al. Few-shot crop disease recognition guided by a multimodal vision Transformer [J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(6): 195 – 203. (in Chinese)

[170] 李大湘, 张雯凯, 刘颖. 融合 Transformer 与原型自监督的苹果叶部病害识别[J]. 农业工程学报, 2024, 40(23): 208 – 216.
LI Daxiang, ZHANG Wenkai, LIU Ying. Identifying apple leaf diseases by integrating Transformer and prototype self-supervised learning[J]. Transactions of CSAE, 2024, 40(23): 208 – 216. (in Chinese)

[171] ZHU H Y, QIN S, SU M, et al. Harnessing large vision and language models in agriculture: a review[J]. arXiv Preprint, arXiv:2407.19679, 2024.

[172] 李书琴, 陈聪, 朱彤, 等. 基于轻量级残差网络的植物叶片病害识别[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 243 – 250.
LI Shuqin, CHEN Cong, ZHU Tong, et al. Plant leaf disease identification based on lightweight residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 243 – 250. (in Chinese)

[173] 彭玉寒, 李书琴. 基于重参数化 MobileNetV2 的农作物叶片病害识别模型[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 132 – 140.
PENG Yuhan, LI Shuqin. Recognizing crop leaf diseases using reparameterized MobileNetV2[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 132 – 140. (in Chinese)

[174] MUGISHA S, KISITU R, TUSHABE F. Hybrid knowledge transfer through attention and logit distillation for on-device vision systems in agricultural IoT[J]. arXiv Preprint, arXiv:2504.16128, 2025.

[175] 李鑫然, 李书琴, 刘斌.基于改进 Faster R – CNN 的苹果叶片病害检测模型[J].计算机工程,2021,47(11):298 – 304.
LI Xinran, LI Shuqin, LIU Bin. Apple leaf diseases detection model based on improved Faster R – CNN[J]. Computer Engineering,2021,47(11):298 – 304. (in Chinese)

[176] GU Y X, ZHOU H, MENG F D, et al. MiniPLM: knowledge distillation for pre training language models[J]. arXiv Preprint, arXiv:2410.17215, 2024.

[177] MUENNIGHOFF N, TAZI N, MAGNE L, et al. MTEB: massive text embedding benchmark[C]//Proceedings of the 17th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2023: 2014 – 2037.

[178] CAO R Y, CAO Y X, ZHOU G B, et al. Extracting variable depth logical document hierarchy from long documents: method, evaluation, and application[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2022, 37(3): 699 – 718.

[179] LI Y S, KEUNG J, YANG Z, et al. SimAC: simulating agile collaboration to generate acceptance criteria in user story elaboration[J]. Automated Software Engineering, 2024, 31(2): 55.

[180] 魏泽洋，汪自书，宫曼莉，等. 基于自然语言处理(NLP)的生态环境准入清单政策内容分析[J]. 环境工程技术学报，2025，15(1)：1－10.
WEI Zeyang，WANG Zishu，GONG Manli，et al. Policy texts analysis of list of environmental permit based on natural language processing (NLP)[J]. Journal of Environmental Engineering Technology，2025，15(1)：1－10. (in Chinese)

[181] 孙维维，潘贤章，刘杰，等. 不同自然语言处理方法在土壤环境污染调查报告文本信息抽取中的对比研究[J]. 环境科学研究，2024，37(3)：607－615.
SUN Weiwei，PAN Xianzhang，LIU Jie，et al. Comparative study of different natural language processing methods in the information extraction from soil environment investigation reports[J]. Research of Environmental Sciences，2024，37(3)：607－615. (in Chinese)

[182] 沈思，冯暑阳，吴娜，等. 融合大语言模型的政策文本检索增强生成研究[J/OL]. 数据分析与知识发现，1－18. https：//link. cnki. net/urlid/10. 1478. g2. 20241118. 1718. 002.
SHEN Si，FENG Shuyang，WU Na，et al. Research on retrieval-augmented generation of policy texts based on large language models[J/OL]. Data Analysis and Knowledge Discovery，1－18. https：//link. cnki. net/urlid/10. 1478. g2. 20241118. 1718. 002. (in Chinese)

[183] 韩明，曹智轩，王敬涛，等. 基于大语言模型的企业碳排放分析与知识问答系统[J]. 计算机工程与应用，2025，61(16)：1－15.
HAN Ming，CAO Zhixuan，WANG Jingtao，et al. Enterprise carbon emission analysis and knowledge question-answering system based on large language models[J]. Computer Engineering and Applications，2025，61(16)：1－15. (in Chinese)

[184] ZHU J，ZHANG H J，DA J P，et al. Knowledge graph path enhanced RAG for intelligent residency Q&A[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications，2025，16(2)：1265－1278.

[185] GARIMELLA A，SANCHETI A，AGGARWAL V，et al. Text simplification for the legal domain：insights and challenges[C]// Proceedings of the Natural Legal Language Processing Workshop 2022，2022：296－304.

[186] SUN Y C，LIU H Y，GAO Y，et al. Research on the policy analysis of sustainable energy based on policy knowledge graph technology-a case study in China[J]. Systems，2023，11(2)：102.

[187] QIN H，YAO Y. Agriculture knowledge graph construction and application[C]// Journal of Physics：Conference Series，2021：012010.

[188] ZHANG T，WANG D. Classification of crop disease pest questions based on BERT－BiGRU－CapsNet with attention pooling[J]. Frontiers in Plant Science，2023，14：1300580.

[189] JIANG S，ANGARITA R，CORMIER S，et al. Fine tuning BERT based models for plant health bulletin classification[J]. arXiv Preprint，arXiv：2102. 00838，2021.

[190] YANG T，MEI Y，XU L，et al. Application of question answering systems for intelligent agriculture production and sustainable management：a review[J]. Resources，Conservation and Recycling，2024，204：107497.

[191] 哈尔滨工业大学. 一种农业语料库的构建方法及装置：202110463202. X[P]. 2021－08－06.

[192] 克莱米特公司. 话音集成农业系统：202080036531. X[P]. 2021－12－31.

[193] 365FARMNET GROUP KGAA MBH & CO KG. System and method for controlling a cloud based agricultural database system：US 202117541897[P]. 2024－06－04.

[194] 南京柯基数据科技有限公司. 一种基于知识图谱的问答方法及农业百科问答系统：201810392883. 3[P]. 2018－11－13.

[195] ROUMELIOTIS K I，SAPKOTA R，KARKEE M，et al. Plant disease detection through multimodal large language models and convolutional neural networks[J]. arXiv Preprint，arXiv：2504. 20419，2025.

[196] DIDWANIA K，SETH P，KASLIWAL A，et al. AgriLLM：harnessing transformers for farmer queries[C]// Proceedings of the Third Workshop on NLP for Positive Impact，2024：179－187.

[197] SILVA B，NUNES L，ESTEVÃO R，et al. GPT－4 as an agronomist assistant? Answering agriculture exams using large language models[J]. arXiv Preprint，arXiv：2310. 06225，2023.

[198] QING J，DENG X，LAN Y，et al. GPT aided diagnosis on agricultural image based on a new light YOLOPC[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，213：108168.

[199] BOHRA T，LI J，SRIVASTAVA A. Multilingual support for natural language processing applications：US patent application 17/681，250[P]. 2023－08－31.