

算能力，能够满足大规模生产数据的存储需求，并支持跨区域、跨工厂的资源调度。通过数据加密与多重身份验证机制，保证了敏感信息在传输与存储过程中的安全性。共享模式的建立使得设计、生产、供应链和售后环节能够基于同一数据源进行协同，减少因信息孤岛造成的资源浪费。云平台还支持多维度权限分配，使不同层级的用户根据需求获取相应数据，从而实现分工明确与高效协作。制造企业可以利用云端的强大计算能力进行工艺优化与预测分析，提升决策效率。基于云平台的数据存储与共享不仅优化了资源配置，还推动了产业链上下游的紧密协作，为汽车制造的数字化转型提供了有力支撑。

## 5 汽车智能制造的质量管理与可靠性保障技术

### 5.1 在线检测与缺陷识别系统的应用框架

在汽车制造过程中，在线检测技术能够在生产环节及时发现潜在缺陷，避免不合格品流入后续环节。通过工业视觉、超声波与激光测量等多种检测手段，系统能够对焊缝质量、涂层厚度和零部件装配精度进行高效监控。缺陷识别则依赖于数据分析算法，对采集信号进行特征提取与模式匹配，从而快速判断异常。应用框架的核心在于检测系统与生产控制系统的深度融合，使得异常信息能够实时反馈至设备控制端，形成自动修正机制。该框架不仅缩短了检测周期，还提高了生产一致性和可靠性。在全流程中，在线检测与缺陷识别相辅相成，构建起闭环控制体系。其推广应用显著提升了汽车制造的质量管理水平，为大规模柔性生产提供了重要保障。

### 5.2 基于数据溯源的全过程质量控制方法

数据溯源机制通过对生产全过程的工艺参数、设备状态和检测数据进行记录，建立起完整的质量档案。每一批次产品均可追溯至原材料来源、加工路径与检测结果，使问题定位更加高效精准。当质量异常发生时，系统能够快速锁定责任环节，减少范围性返工带来的损失。全过程控制方法不仅关注最终成品质量，更注重过程的稳定性与可控性。通过对关键参数设定控制阈值，系统实时监测并对偏离趋势进行预警，从而降低风险。数据溯源还为持续改进提供了依据，企业能够通过对长期积累的数据进行挖掘，识别潜在问题并优化工艺流程。这种方法构建了从源头到终端的质量防控体系，提升了生产透明度，增强了用户对产品可靠性的信任，

为汽车制造企业树立起长期的竞争优势。

### 5.3 产品生命周期可靠性评估与优化手段

产品生命周期可靠性评估强调从设计、生产到使用与维护的全过程进行系统化分析。通过寿命试验、应力测试与运行数据采集，可以全面掌握零部件和整车的性能变化规律。评估结果不仅反映产品在实际使用条件下的稳定性，也为后续改进提供了参考。在生产阶段，可靠性分析能够指导关键零件的设计冗余与工艺优化，减少早期失效风险。在使用阶段，基于运行数据的动态评估为预测性维护提供支撑，降低了维修成本与停机损失。优化手段包括参数设计、结构改进和材料替换，均以提升耐久性和安全性为目标。产品生命周期可靠性管理将质量保障从单一环节拓展到全链条，形成了系统性的提升路径。该方法不仅强化了产品竞争力，还推动了汽车制造企业向以用户需求为导向的服务型制造模式转变。

## 6 结语

面向数字化工厂的汽车智能制造系统在体系架构、感知控制、数据处理和质量保障等方面的协同推进，为产业升级提供了系统性解决方案。通过集成化平台的搭建，信息与物流实现了深度融合，提升了资源配置效率与生产透明度。智能传感、工业机器人以及数控设备的优化配置，使生产过程具备更强的灵活性和精度，满足了多样化和定制化的市场需求。大规模数据的采集、建模与云端共享，则为全过程优化和动态决策提供了支撑，推动了制造体系的自适应与迭代升级。在质量与可靠性方面，在线检测、数据溯源和生命周期评估构建了全方位的防控体系，显著增强了产品的稳定性与竞争力。综合来看，汽车智能制造系统不仅实现了生产模式的深刻变革，也为行业绿色化和可持续发展开辟了新路径。

### 参考文献

- [1] 汪浩,胡昌发.智能制造技术在汽车机械制造中的应用[J].汽车测试报告,2024,(20):20-22.
- [2] 王鑫.数字化背景下HC公司发展战略研究[D].导师:李峰.河北工业大学,2023.
- [3] 王雷.数字化在智能制造应用中的作用[J].中国新通信,2022,24(03):104-106.
- [4] 王纪,秦小兵,张争光.数字工厂技术在汽车焊装中的应用[J].冶金管理,2021,(07):7-8.

# Collaborative construction of knowledge-enhanced large model and dynamic knowledge graph

Xiuquan Yu Zhang Peng\*

China Electronics Science and Technology Institute, Beijing, 100041, China

## Abstract

The collaborative construction of knowledge-enhanced large models and dynamic knowledge graphs represents a significant advancement in intelligent systems' capabilities in knowledge management and reasoning. Large models possess powerful language understanding and generation abilities, enabled by extensive parameters and rich corpora. However, they still face limitations in the accuracy and timeliness of domain-specific knowledge. Dynamic knowledge graphs, characterized by structured representation and real-time update mechanisms, can effectively compensate for large models' deficiencies in factual accuracy and logical consistency. Their integration not only achieves complementary strengths in semantic understanding and knowledge reasoning but also drives full-chain optimization in knowledge acquisition, storage, retrieval, and application. Through dynamic updates, iterative feedback, and multimodal fusion, large models and knowledge graphs form a closed-loop enhancement system that provides robust technical support for complex scenarios such as question answering, decision-making, cross-domain transfer, and knowledge sharing. This research direction is expected to become a critical path for the development of knowledge computing and intelligent systems.

## Keywords

knowledge enhancement; large model; dynamic knowledge graph; collaborative construction; knowledge reasoning

# 知识增强的大模型与动态知识图谱协同构建

于修全 彭彰\*

中国电子科学研究院, 中国·北京 100041

## 摘要

知识增强的大模型与动态知识图谱协同构建代表了智能系统在知识管理与推理能力上的重要进展。大模型依托庞大参数规模与丰富语料具备强大的语言理解与生成能力,但在专业领域知识的准确性与时效性方面仍存在不足。动态知识图谱以结构化的知识表示与实时更新机制为特征,能够有效弥补大模型在事实性与逻辑性上的局限。两者的协同不仅实现了语义理解与知识推理的互补,还推动了知识获取、存储、检索与应用的全链条优化。通过动态更新、循环反馈与多模态融合,大模型与知识图谱形成闭环增强体系,为复杂场景下的问答、决策支持、跨领域迁移与知识共享提供坚实技术支持。这一研究方向有望成为知识计算与智能系统发展的关键路径。

## 关键词

知识增强; 大模型; 动态知识图谱; 协同构建; 知识推理

## 1 引言

随着数据规模的快速增长和信息更新频率的不断加快,传统的知识管理与智能推理方式逐渐难以满足复杂应用需求。大模型凭借深层神经网络和大规模语料的支撑,在自然语言处理等领域取得了突破性成果,但其生成的内容在知识的深度、广度与动态性方面仍存在一定局限。动态知识图谱

通过节点与边的不断扩展与更新,能够实现多源信息的实时融合与高效组织,具备较强的知识表示和逻辑推理优势。当大模型与动态知识图谱协同构建时,模型能够借助图谱的事实性增强其生成结果的准确性与可解释性,而图谱则通过模型的语言理解能力拓展其知识获取与更新渠道。两者结合形成互补关系,为智能问答、数据分析、跨领域迁移等场景提供了更加稳健和可靠的技术方案,推动知识计算体系的持续演进。

【作者简介】于修全(1978-),男,中国黑龙江青冈人,本科,高级工程师,从事云计算、大数据、人工智能等研究。

【通讯作者】彭彰(1979-),男,中国山东高密人,硕士,正高级工程师,从事电子信息系统仿真、网络信息系统总体设计、数据资源体系建设等研究。

## 2 知识增强型大模型的构建路径

### 2.1 知识增强机制在大模型训练中的作用

知识增强机制通过将外部知识库、事实数据与结构化信息引入到大模型训练中,能够有效提升其对专业领域问题

的理解与回答能力。大模型在仅依赖语料训练时，往往容易出现信息缺失或事实性偏差，而引入知识增强后，其内部表示不仅包含语言层面的统计特征，还融合了更为精确的语义关联。知识增强能够在训练过程中提供检索、匹配与推理的支持，使模型在遇到稀疏数据和长尾问题时具备更强的泛化能力。通过这种方式，大模型逐渐形成参数学习与外部知识耦合的双重优势，既能保持语言生成的流畅性，又能保证内容输出的专业性与可靠性，推动模型在跨学科和跨场景应用中的适应性不断提升。

## 2.2 预训练语料与外部知识注入的融合方法

预训练语料构成了大模型的基础认知框架，但其在动态更新和专业领域覆盖方面存在局限。通过外部知识注入，可以在训练与推理阶段补充最新或更为准确的知识信息。融合方式包括检索增强生成、知识蒸馏与知识对齐等技术路径，其中检索增强能够在生成过程中实时调用知识库，保证内容的时效性与准确性；知识蒸馏则通过教师模型向学生模型传递知识，提高模型的泛化能力；知识对齐强调语料与外部知识在语义层面的统一，确保模型在使用过程中能够无缝调用外部信息。这种融合不仅扩展了模型的知识边界，还强化了其在推理与回答任务中的解释力，形成了动态与静态知识相互支持的训练模式。

## 2.3 参数化知识与非参数化知识的互补关系

参数化知识以神经网络权重形式存储，表现为模型在训练过程中学到的语言与语义模式，具有高效调用和生成自然的优势，但在应对新知识和事实更新时存在滞后性。非参数化知识则以外部存储的方式存在，包括知识图谱、数据库和检索系统，具备较强的时效性和可扩展性。二者的结合能够形成互补关系，参数化部分保证语言生成的连贯与整体理解，非参数化部分则提供精确的信息检索与事实支撑。通过设计合理的接口机制，模型在生成过程中能够调用非参数化知识以弥补记忆空缺，同时利用参数化知识增强语言表达的完整性。这样形成的协同体系既具备灵活性，又保持了可靠性，为复杂任务中的知识应用提供坚实保障。

# 3 动态知识图谱的结构与演化机制

## 3.1 动态知识图谱的节点与关系更新策略

动态知识图谱需要在信息快速更新的环境中保持结构的时效性和合理性，节点与关系的更新策略显得尤为关键。新节点的引入依赖多源数据的识别与融合，而已有节点则需要通过版本管理和权重调整维持信息的准确性。关系更新不仅体现在新边的增加，还包括冗余边的删除与弱连接关系的修正。为了避免过度复杂化，更新过程中通常会结合置信度评估与规则约束，确保新增信息的可靠性和逻辑一致性。在实际应用中，这种动态更新策略能够支撑知识图谱与现实世界的同步演化，使其在辅助推理和信息检索时展现出高度的灵活性与准确性，从而成为智能系统可靠的知识支撑工具。

## 3.2 多源异构数据的融合与实时知识抽取

动态知识图谱的构建离不开对文本、图像、视频和传感器数据等多源异构信息的融合处理。不同类型的数据在结构和语义层面差异显著，需要通过统一表示与特征抽取方法实现协同建模。实时知识抽取技术依赖自然语言处理、信息抽取与事件检测算法，将原始数据转化为可嵌入图谱的节点和关系。通过跨模态对齐与时间序列建模，能够保证不同来源信息在逻辑上的衔接与时效上的同步。在应用中，这种实时处理能力不仅提升了图谱的更新频率，还增强了其在动态场景下的适应性，使知识图谱能够快速响应环境变化，支持决策系统和问答系统实现对新信息的即时利用。

## 3.3 知识图谱演化中的一致性与可解释性保障

随着节点和关系的持续扩展，知识图谱面临一致性和可解释性的问题。若不同来源数据产生矛盾信息，容易导致图谱内部结构混乱甚至推理错误。因此，需要建立一致性检测机制，对新增数据进行冲突分析和语义对齐，确保图谱内部逻辑的连贯性。在可解释性方面，通过路径追踪与规则可视化，用户能够理解系统输出的依据，增加结果的透明度与可信度。为实现这一目标，常采用约束推理与层次化建模的方法，将复杂关系分解为可解释的逻辑单元。在协同应用中，这种保障机制不仅提升了知识图谱的可靠性，还为大模型的知识调用与推理提供了可溯源的依据，使整个系统在复杂任务中具备更强的稳定性与说服力。

# 4 知识增强大模型与动态知识图谱的协同方法

## 4.1 基于图谱的模型知识检索与推理机制

大模型在生成任务中需要依赖外部知识的支持，而动态知识图谱能够为其提供结构化、可追踪的事实信息。模型通过检索模块将输入问题转化为查询向量，并在图谱中进行节点匹配与关系搜索。例如在包含 2000 万个节点和 5000 万条关系的知识图谱中，检索延迟可控制在 200 毫秒以内，保证了实时性。推理机制则依赖路径搜索与概率计算，通过多跳关系挖掘实现复杂问题的逻辑解析。常用算法包括基于神经网络的嵌入表示学习和基于路径排序的强化学习方法，这些方法能够在大规模图结构中高效提取上下文信息。在实验中，结合图谱检索的问答准确率可提升 15%，复杂推理类问题的 F1 值提高 12%，证明了图谱增强对模型知识调用的价值。

## 4.2 模型生成结果对知识图谱的反哺与扩展

大模型不仅能够调用知识图谱，还能通过生成的结果对图谱进行反哺，形成动态扩展机制。在实际操作中，模型在回答问题或文本生成过程中会产生新的实体和关系，例如识别出“某企业在 2023 年投入建设 100MW 风电场”的信息，这类结果可以通过信息抽取模块映射到图谱中。为了避免噪声扩散，通常会设置置信度阈值，如高于 0.85 的预测结果才被纳入更新流程。更新方式包括节点新增、关系补充和属