

面向多模态数据的信息综合保障知识图谱构建方法研究

张智隆*, 史小敏, 屠义强#, 顾双龙, 商帅帅

陆军工程大学, 江苏 南京

收稿日期: 2026年9月15日; 录用日期: 2026年10月8日; 发布日期: 2026年10月15日

摘 要

信息化环境下, 信息综合保障流程中的数据呈现多源异构、模态多样、语义关联复杂的特征, 传统分散式信息管理模式存在信息孤岛突出、跨模态融合困难、决策支撑能力薄弱等问题。针对信息综合保障领域缺少定制化多模态知识建模方案的痛点, 本文提出面向多模态数据的信息综合保障领域知识图谱构建方案。可有效整合多模态信息数据, 为信息综合保障提供结构化知识支撑。本文详细介绍了多模态数据处理及知识图谱的构建方法, 为相关领域的研究和实践提供参考。

关键词

多模态数据, 数据处理, 信息综合保障, 知识图谱, 本体构建

Research on Construction Method of Knowledge Graph for Comprehensive Information Support Based on Multimodal Data

Zhilong Zhang*, Xiaomin Shi, Yiqiang Tu#, Shuanglong Gu, Shuaishuai Shang

Army Engineering University of PLA, Nanjing Jiangsu

Received: September 15, 2026; accepted: October 8, 2026; published: October 15, 2026

Abstract

In the information-based environment, the data within the comprehensive information support

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 张智隆, 史小敏, 屠义强, 顾双龙, 商帅帅. 面向多模态数据的信息综合保障知识图谱构建方法研究[J]. 数据挖掘, 2026, 16(4): 143-153. DOI: 10.12677/hjdm.2026.164013

workflow are characterized by multi-source heterogeneity, diverse modalities and complex semantic correlations. The traditional decentralized information management mode suffers from prominent information silos, difficulties in cross-modal fusion and insufficient decision-making support capacity. To address the pain point of lacking customized multimodal knowledge modeling solutions in the field of comprehensive information support, this paper proposes a construction scheme for domain knowledge graphs oriented to multimodal data for comprehensive information support. This scheme can effectively integrate multi-modal information data and provide structured knowledge support for comprehensive information support operations. This paper elaborates on multi-modal data processing and knowledge graph construction methods, offering references for research and practical applications in related fields.

Keywords

Multi-Modal Data, Data Processing, Comprehensive Information Support, Knowledge Graph, Ontology Construction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着全域感知设备、指挥系统规模化部署,信息综合保障数据呈爆炸式增长,信息综合保障作为体系的核心支撑环节,覆盖情报、环境、装备后勤、电磁频谱等多个业务维度,数据形态涵盖文书、遥感影像、电台语音、装备参数、态势地图等多种模态。传统关键词检索、分散式数据库存储模式仅能实现单一模态数据简单查询,无法挖掘保障单位、武器装备、任务、环境之间深层语义关联,难以支撑情报综合研判、装备后勤调度、电磁频谱管控等复杂保障业务。

知识图谱作为一种结构化语义网络,以实体为节点、关系为边,可直观刻画领域要素逻辑关联;多模态知识图谱进一步融合图像、音频、视觉听觉特征,可更全面地表征要素的多维特征,成为解决多源异构数据融合难题的关键技术[1]。

当前领域的知识图谱研究已取得阶段性进展:国内学者在战场资源[2]、军事术语[3]、指挥导调[4]等领域探索知识图谱的构建与应用。但现有研究多聚焦结构化与文本数据,对图像、音频等多模态保障数据的语义融合不足,难以适配多模态信息的一体化处理需求。

在多模态知识图谱技术领域,姚奕[5]等系统梳理了多模态知识图谱在军事领域的应用,指出其核心在于多模态信息抽取、实体对齐与表示学习;在海事检查、洪涝灾害等领域的研究已验证了多模态知识图谱在垂直领域的应用价值,通过融合文本、表格、图像数据实现了更精准的智能问答与灾害评估[6][7]。但信息综合保障领域具有术语专业性强、业务逻辑复杂、数据保密性高等特点,现有通用多模态知识图谱方法无法直接适配,亟须构建针对性的多模态数据处理办法和知识图谱构建方案。本文主要就多模态数据处理及信息综合保障知识图谱构建方法进行重点介绍。

2. 多模态数据主要特点

数据是各项活动中产生的数字化信息资产,是反映任务行动及态势的结构化与非结构化信息的集合。作为支撑智能化与指挥决策的核心资源,数据通过系统采集、深度解析与智能融合,可以为筹划、部署、装备保障、效能评估等任务提供精准信息支撑[8]。其本质是各项活动的数字化映射与知识化表达,具有鲜明的多模态融合特性。在实战化应用中,数据呈现以下主要特点。

2.1. 模态多元，表达体系复杂

数据并非单一维度的数值集合，而是涵盖数字、文本、图像、音视频等多维媒介的复合体。从态势图到雷达信号，从卫星影像到敌我通信频谱，其表现形式兼具结构化与非结构化特征。伴随物联网、智能传感等技术的深化应用，数据采集渠道的多样化导致原始数据呈现异构性、多态性共存，标准规范难以统一，对跨模态解析与语义对齐提出更高要求。

2.2. 分类多维，应用场景耦合

数据分类体系具有显著的多维特征：按来源可分为实测数据、推演数据、装备性能数据及仿真训练数据；按用途可细分为指挥数据链、管理数据域、后勤保障数据池及联合行动数据中枢；按对象则涵盖敌情动态数据、我方部署数据、环境数据及社会舆情数据。分类体系的交叉映射决定了数据应用的场景依赖性，不同业务域对数据的精度、时效性与呈现形态存在显著差异。

2.3. 全域覆盖，空间维度贯通

数据的覆盖范围突破传统物理边界，呈现全维全域特征。渗透至陆、海、空、天、电、网等，贯穿预警、精确打击、电子对抗、网络防御等任务链路，并深度融合地理信息、气象水文、电磁频谱及网络空间等环境数据。这种全域渗透特性，使得多源异构数据的关联融合成为释放数据效能的关键。

2.4. 治理复杂，技术挑战凸显

面对指数级增长的数据资源，其“量大质杂、模态异构、标准离散”的特性对治理体系构成严峻考验。实现多源数据的统一元数据建模、语义一致性治理、跨域关联挖掘，需突破多模态数据的高效编码与压缩、分布式环境下的实时融合处理、动态环境中的数据质量管控。这些挑战直接关乎数据驱动型信息保障体系的效能释放。

3. 多模态数据处理

3.1. 多模态数据实体特征提取

根据数据的形式和来源差异，把多模态数据分为异构多模态数据与异源多模态数据。异构多模态数据是指由不同的媒介生产的模态数据，包括文字、图像、照片、声音、动画和影片等。异源多模态数据是指来自不同传感器的同一类媒介产生的数据[9]。

3.1.1. 文本特征向量提取

目前的流行方法是引入基于双向 Transformer 编码器的预训练语言模型 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)完成文本深层特征提取，依托大规模无标注语料双向预训练能力，生成动态上下文感知词向量，全面捕捉文本语序、语法结构、上下文关联以及长距离语义依赖，能够将输入文本序列转化为富含深层语义信息的动态词向量。

具体步骤如下：

第一步：输入编码。

第二步：计算注意力得分，对于每个输入位置，计算它与其他所有位置的注意力得分，计算注意力得分矩阵，如公式 1 所示。

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (1)$$

其中是 d_k 是键向量的维度, QK^T 计算得到的是一个得分矩阵, 每个元素表示对应位置之间的相关性, 除以 $\sqrt{d_k}$ 是为了防止得分过大导致 softmax 函数梯度消失, 最后通过 softmax 函数将得分归一化, 得到每个位置对于其他位置的注意力权重, 对多头自注意力机制的输出。

第三步: 层归一化和残差连接, 在每个子层之后进行层归一化操作, 这样使得数据分布更加稳定, 如公式 2 所示。

$$\text{LayerNorm}(x) = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta \quad (2)$$

该操作在每个子层之后执行, 通过计算特征维度上的均值 μ 和标准差 σ 对数据进行标准化, 并利用可学习参数 γ 和 β 进行缩放和平移, 从而使数据分布更加稳定, 加速模型收敛。

残差连接是指将输入直接与子层的输出相加, 从而形成残差连接。如公式 3 所示。

$$x_{out} = x_{in} + \text{SubLayer}(x_{in}) \quad (3)$$

其中 x_{in} 是输入, x_{out} 是经过残差连接后的输出, $\text{SubLayer}(x_{in})$ 是子层操作。这种结构将子层的输入直接加到输出上, 有效解决了深层网络中的梯度传播问题, 使得训练更深的模型成为可能。

3.1.2. 图像特征向量提取

依托公开大规模图像数据集如 ImageNet 完成预训练的卷积神经网络(CNN)开展图像特征提取, 当前的主流选用 VGG16、VGG19、ResNet18、ResNet50、ResNet101 等经典网络模型, 通过迁移学习, 移除模型末端的分类层, 提取其全局池化层的输出作为图像的固定维度视觉特征向量。该方法能有效表征图像从底层纹理到高层语义的视觉信息。

3.1.3. 音频特征向量提取

采用梅尔频率倒谱系数(MFCC)作为音频特征。MFCC 模拟人耳听觉特性, 通过加窗、短时傅里叶变换、梅尔滤波器组和对数压缩、离散余弦变换等步骤, 从原始音频信号中提取出能表征音色、音调等关键信息的低维特征向量, 广泛应用于语音识别与音频分类任务。

3.2. 多模态数据对齐融合

在完成实体、关系特征向量的提取工作后, 核心任务是对特征表征进行深度融合, 以此构建可完整刻画实体属性的多模态特征表达。

多模态数据融合技术可实现多层次、深层次的信息挖掘, 是计算机领域的主流研究与应用技术之一。该方法的核心原理是将不同模态的数据映射至同一特征空间, 依托多模态信息的协同作用完成高精度语义表征学习[10]。目前主流的多模态数据融合方法主要分为三类, 分别为特征直接拼接融合、基于注意力与门控机制的智能融合以及基于图模型的结构化融合[11]。

由于图模型构建过程往往需要大量的领域知识且计算成本高昂, 下面主要介绍前两种方法。

特征直接拼接是现阶段最简单、应用最广泛的多模态融合方式, 核心操作是将不同模态的特征向量维度统一后, 拼接为维度一致的全局特征向量, 以此实现多模态信息融合。该方法的优势在于能够最大限度地保留各模态原始特征信息, 且模型结构简单、计算成本低廉。因此, 众多研究均采用该方式对图像、音频、文本等多模态数据进行融合分析, 挖掘数据属性等关键信息。但该方法存在明显短板, 仅依靠简单拼接融合无法剔除无效信息, 极易引入特征冗余, 在一定程度上影响模型语义表征的精准度。

基于注意力与门控机制的融合方法[12], 可引导模型自适应聚焦各模态的关键有效信息, 规避无效信息干扰, 大幅提升多模态特征融合的质量。其中, 基于 Transformer 架构的融合模型已成为多模态表征任务的主流方案, 衍生出诸多经典模型, 例如适配视频与文本融合的 ClipBERT [13]、适配音视频与文本多

维度融合的 VATT [14]、专注图像与文本融合的 Pixel-BERT [15]等。

本文提供浅层融合与深度交互融合两类方案：

1) 浅层简单融合

直接对文本特征、图像 CNN 视觉特征、音频 MFCC 声学特征做维度拼接，将三类异构向量整合为一维长向量。该方法计算逻辑简单、训练成本极低，但完全忽略文本、图像、音频三种模态之间内在的语义关联，无法挖掘跨模态交互信息，特征表达能力有限。

2) 深度交互融合

依托卷积神经网络、多层感知机、跨模态注意力网络等深度学习模型，自主学习文本 - 图像、文本 - 音频、图像 - 音频两两模态以及多模态整体的特征交互关系，自适应加权融合不同模态特征，输出维度统一、信息互补的高阶多模态特征。

相较于浅层直接拼接方法，深度融合能够捕捉模态间隐性关联，大幅提升特征区分度与鲁棒性，更适配多模态分类、跨模态检索、多模态数据属性分析等复杂下游任务。

3.3. 多模态数据抽取

基于融合后的多模态特征，进行多模态知识抽取。该步骤旨在从文本、图像描述、音频转写文本等非结构化数据中，精准识别命名实体(如“某型雷达”“某保障分队”)并判断实体间的语义关系(如“配备”“隶属”)，最终形成(头实体，关系，尾实体)形式的知识三元组，为知识图谱的构建提供数据基础。

4. 信息综合保障知识图谱构建

首先，以 LLM (Large Language Model)端到端为主、同时采用自顶向下控质量与自底向上扩规模结合的混合式方法，结合信息保障领域标准与多模态数据特征，构建领域本体概念模型，定义核心实体与语义关系；其次，设计多模态知识抽取与融合框架，针对文本类信息保障数据选择合适的大模型实现实体抽取、实体关系抽取，针对图像类情报资源通过视觉语言模型提取目标语义特征，针对音频类指挥指令完成语音转写与元数据关联，并通过双层实体对齐机制实现跨模态知识的统一表征；然后，采用 Neo4j 图数据库与向量数据库混合存储架构构建知识图谱，研发信息综合保障应用，进行实验与应用验证证明方案的可靠性。总体架构图如图 1。

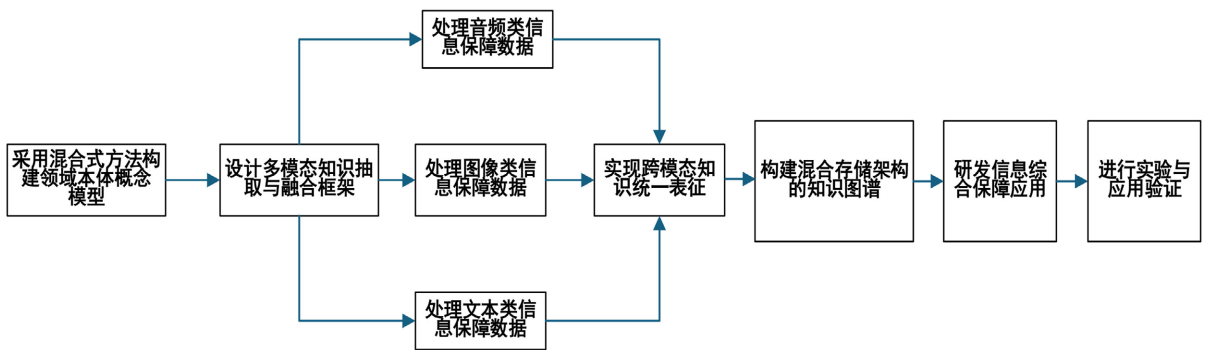


Figure 1. Overall architecture for constructing an information comprehensive support knowledge graph
图 1. 信息综合保障知识图谱构建总体架构图

4.1. 方法设计

为解决多模态数据场景下知识图谱自动化高效构建的难点与挑战。该任务可进行形式化定义为：给定多源异构的多模态数据集 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ ，核心目标是构建完备、规范的信息综合保障知识图谱 KG

$= (E, R, T)$ 。其中,知识图谱包含信息综合保障实体集合 E 、实体间语义关系集合 R , T 则是由(head, relation, tail)形式的三元组构成的集合。具体而言,每个事实三元组 $(h, r, t) \in T$ 表明在实体 $h \in E$ 与 $t \in E$ 之间存在特定的语义关系 $r \in R$ 。为适应多模态表示需求,该领域通常采用 R^K 维的向量空间来编码不同模态的特征表示,其中 K 表示特征向量的维度。

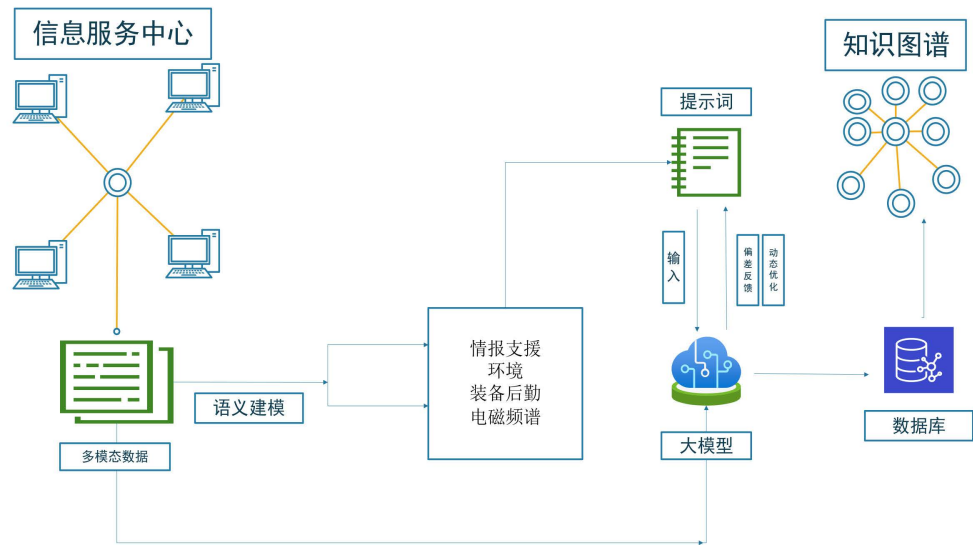


Figure 2. Technical flowchart for constructing an information comprehensive support knowledge graph
图 2. 信息综合保障知识图谱构建技术流程图

针对上述任务,本文使用“语义引导-反馈修正-结构优化”三阶段递进式知识图谱构建框架,整体技术流程如图 2 所示。首先,通过搭建信息综合保障领域本体模型,明确领域核心概念、实体类型与语义规则,为大语言模型(LLM)的知识抽取任务提供结构化领域约束与专业先验知识,规避通用模型的领域适配偏差。其次,设计基于偏差反馈的动态提示词优化机制,依托抽取结果误差迭代修正提示策略,实现对复杂、非结构化信息的高精度、高效率知识抽取。最后,针对知识抽取结果存在的碎片化、语义冲突、关联不一致等问题,构建领域自适应的知识图谱融合与结构优化策略,完成多模态知识的统一对齐、融合与纠错,全方位保障最终信息保障知识图谱的完整性、准确性与规范性。

4.2. 信息综合保障本体构建

参考现有本体成熟构建范式,融合七步法与 METHONTOLOGY 法[16][17]联合搭建领域本体,使用 Protégé 本体编辑工具完成建模,完整构建流程如图 3 所示。

1) 领域知识梳理: 查阅信息综合保障专业书籍、指挥保障文献,咨询领域专家,梳理情报、装备、电磁、后勤、环境五大业务核心概念; 2) 复用本体检索: 调研现有装备、信息领域开源本体,筛选可复用概念与关系,减少重复建模工作量; 3) 核心术语提取: 对多模态保障数据归类分析,提取领域实体、关系、属性术语; 4) 概念分层分组: 搭建三级本体框架,定义一级大类、二级子类,子类继承父类全部属性; 本文定义 6 大一级实体类: 保障单元、武器装备、任务、环境、情报资源、电磁频谱; 包含 27 个二级子类实体。5) 定义实体关系与数据属性: 实体关系(实体间关联关系): belong_to (隶属)、equip (配备)、execute (执行)、monitor (监测)、supply (补给)、contain (包含)等专用关系; 数据属性(实体自有特征): 装备型号、服役年限、物资储量、坐标位置、信号频段、情报密级等。6) 添加逻辑约束: 增加时空约束、装备-任务匹配约束、密级隔离约束,消除本体语义逻辑矛盾。7) 填充本体实例: 将多模态抽取得到的

实体实例导入 Protégé 软件，完成本体可视化；8) 本体评价校验：联合领域专家校验概念、关系、约束合理性，不通过则迭代优化，校验完成后输出标准 Turtle 本体文件，本体示例如表 1 所示。

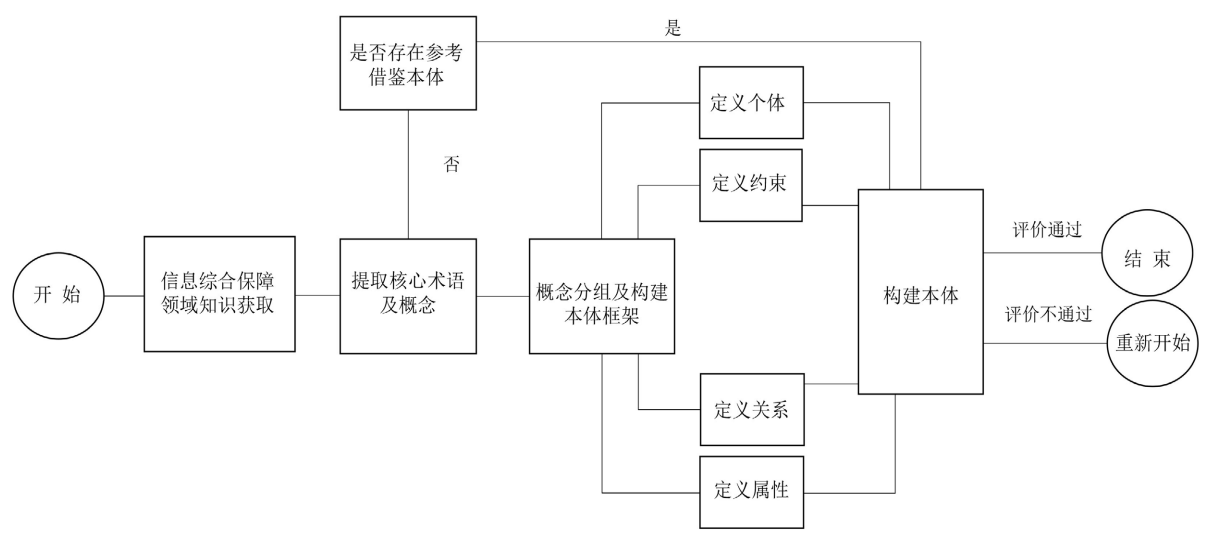


Figure 3. Flowchart for ontology construction
图 3. 本体构建流程图

Table 1. Level-1 entity classes and Level-2 subclasses of the ontology
表 1. 本体一级实体类及二级子类

实体大类	实体描述	二级子类
保障单元	各类信息保障力量组织	保障中心、保障大队、保障分队、保障小队
武器装备	信息综合保障专用装备	雷达装备、通信电台、抢修设备、弹药物资、观测装备
信保任务	各类信息保障行动	情报侦察、装备抢修、电磁对抗、物资补给、机动
环境	全域作战空间要素	地形地貌、气象水文、阵地、电磁环境、网络空间
情报资源	多模态情报数据	文本研判报告、遥感影像、通信录音、态势地图
电磁频谱	电磁相关要素	通信频段、干扰信号、雷达频点、电磁干扰源

4.3. 多模态知识抽取、知识融合、知识储存

4.3.1. 三阶段递进式知识抽取框架

依托构建完成的领域本体作为先验约束，采用“语义引导 - 反馈修正 - 结构优化”三阶段流程完成多模态知识抽取：

1) 语义引导阶段：此阶段的核心是利用第 4.2 节构建的领域本体作为先验知识，约束 LLM 的抽取行为。我们将本体中定义的实体类型(如武器装备、保障单元)和关系类型(如 equip、belong_to)嵌入到提示词(Prompt)中，具体 Prompt 模板示例如图 4。

通过这种方式，引导模型生成符合领域规范的结构化知识。从文本、图像、音频中抽取(头实体，关系，尾实体)基础三元组，LLM 的输出被严格限制在预定义的 schema 内，有效避免了生成无关或错误的实体与关系；

2) 反馈修正阶段：为持续提升知识抽取精度，本文提出一种基于偏差反馈的动态提示词优化机制。该机制搭建“评估 - 分析 - 修正”的闭环迭代流程，可依据模型抽取偏差实现数据驱动下的提示词自动

化迭代优化，有效解决固定提示词适配性差、泛化能力弱等问题，机制核心步骤具体如下：

一、偏差量化。在人工精细标注的标准验证集上部署并运行当前版本提示词 **Prompt-1**。通过精准比对模型知识抽取输出结果与标准标注文本，计算 **F1** 值以量化模型整体抽取性能；同时对全部错误样本进行系统性归因分类，涵盖实体边界识别错误、关系类型混淆、实体漏检、语义匹配偏差等典型问题，最终形成标准化、可溯源的模型偏差诊断报告，为后续提示词精准修正提供数据支撑和优化依据。

二、迭代修正。基于偏差量化阶段生成的诊断结果，针对不同错误类型定向调整提示词构建策略，迭代生成优化版本提示词 **Prompt-n**，实现问题靶向修正，具体优化规则如下：若模型整体抽取 **F1** 分数未达到基础性能标准，说明当前提示词整体框架、指令约束或示例逻辑存在系统性缺陷，即刻启动全局性提示词重构流程，优化提示词整体指令架构、任务定义与基础约束规则。针对模型易出现的语义相近关系判别错误，如频繁混淆 **supply** (补给)与 **equip** (配备)等高度相似关系类别，在 **Prompt-n** 的约束条件模块中补充各类相近关系的形式化、标准化定义，同时引入针对性的对比辨析反例(Counter-examples)，强化模型对细微语义差异的判别能力，消解关系混淆问题。针对特定类别实体召回率缺口(Recall Gap)问题，依托少样本(Few-shot)提示框架，在示例集中批量增补包含复杂语境、句式嵌套结构、长距离语义依赖等复杂场景的同类实体样本，丰富模型对难样本、隐性实体的特征认知，强化模型对低召回率实体的感知与提取能力。

三、收敛判定。循环往复执行偏差量化与迭代修正流程，持续更新提示词版本并验证模型抽取性能，不断修正模型偏差，优化抽取效果。直至模型 **F1** 分数趋于稳定收敛，指标波动维持在极小范围，或达到预先设定的性能阈值，终止优化过程。

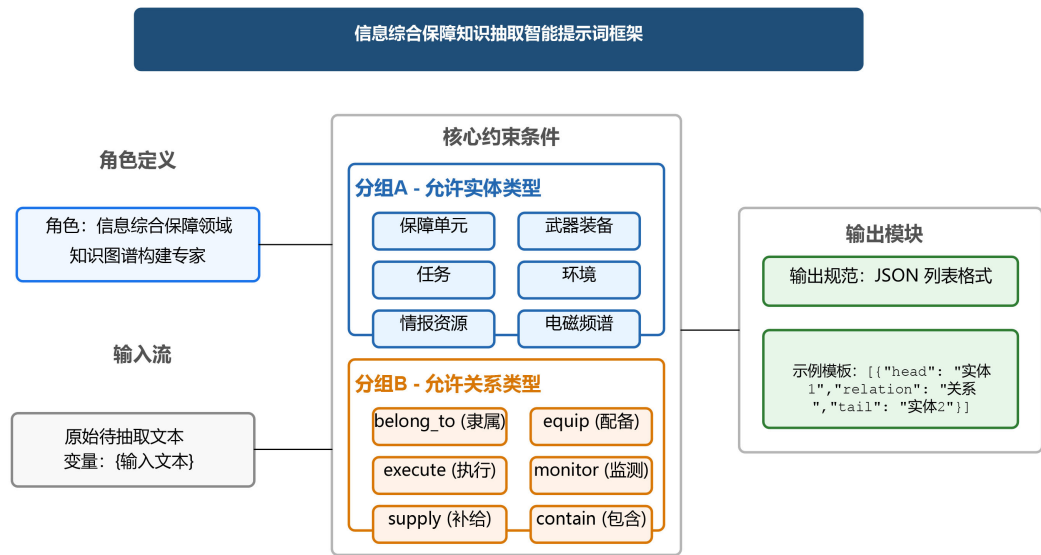


Figure 4. Prompt template
图 4. 提示词模板

3) 结构优化阶段：此阶段对经过反馈修正后抽取出的大量三元组数据进行后处理。主要工作包括：清洗重复的三元组、检测并修正逻辑冲突(如一个装备同时 **belong-to** 两个互斥的单位)，并为进入下一阶段的知识融合做准备。

4.3.2. 双层跨模态知识融合

针对信息综合保障领域数据源异构性强、实体指称多样(如“歼-20”与“J-20”混用、部队番号简写

不一)的问题,本文提出一种“规则过滤 + 特征匹配”的双层实体对齐机制。该机制通过粗筛匹配与精细校验的层级化策略,在保证运算效率的同时显著提升匹配精度,实现了异构实体的精准融合与归一化。

1) 粗对齐:粗对齐阶段旨在利用领域先验知识快速锁定候选实体对,显著压缩候选集规模,从而降低后续深层语义计算的复杂度。该阶段由领域规则库匹配与字符串相似度度量两个核心模块构成。

领域规则库构建:结合领域内装备命名规范与部队编制表述习惯,构建正则表达式规则库,重点覆盖装备别名映射与部队番号标准化两类转换规则。在装备别名方面,建立固定映射关系以实现通用称谓归一化,典型规则包括:(歼-20→J-20,红箭→反坦克导弹,武直→武装直升机),从规则层面消除表述差异。

字符串相似度计算:针对未命中规则库的实体,采用归一化编辑距离量化实体名称的字面相似度。设定粗对齐阈值 $\theta_1 = 0.85$,若实体对相似度得分高于该阈值,则判定为潜在匹配对,纳入候选集进入细对齐阶段。

2) 细对齐:粗对齐阶段仅基于字面特征完成初步筛选,存在语义歧义、字面相似但实体不同的误匹配风险。为进一步提升实体对齐精度,本文对粗对齐输出的候选实体开展深层语义校验,基于多模态联合特征完成精准消歧与对齐判定。

特征向量获取:调用本文 3.2 节构建的多模态特征融合模型,分别提取候选实体 e_i 与 e_j 的多模态联合特征向量 V_i 和 V_j 。该特征向量融合了实体文本描述、属性结构特征与上下文语义信息,能够全面表征实体的多维语义特征,突破传统字符串匹配仅依赖字面信息的局限性。

相似度度量:为精准刻画两个实体特征向量的语义一致性,本文采用余弦相似度(Cosine Similarity)计算向量间的语义匹配程度,计算公式 4 如下:

$$\text{Similarity}(e_i, e_j) = \frac{V_i \cdot V_j}{\|V_i\| \times \|V_j\|} \tag{4}$$

决策判定:为规避错误融合,设定较高的语义判定阈值 $\theta_2 = 0.95$ 。若 $\text{Similarity}(e_i, e_j) > \theta_2$,则判定 e_i 与 e_j 指向同一实体,执行知识图谱中的实体融合与归一化操作,反之则视为独立实体。

4.3.3. 混合数据库映射及存储

参考图谱本体 - 图数据库映射范式,拓展多模态向量存储规则,搭建 Neo4j 图数据库 + 向量数据库双库协同存储架构,制定统一映射规则:1) 节点映射:本体中所有实体、实例映射为 Neo4j 图节点,包含保障单元、装备、任务、情报等全部实体;2) 结构化属性映射:本体数据属性存储为 Neo4j 节点自有属性,记录装备参数、密级、时间、位置等文字信息,属性示例如表 2 所示;3) 关系映射:本体对象属性转换为图节点之间连接边,如 belong_to、supply、execute 等关联关系,关系示例如表 3 所示;4) 多模态向量映射:文本、图像、音频融合后的联合特征向量统一存入专用向量数据库,建立实体 ID 与向量索引关联,支撑跨模态相似度检索;5) 同步机制:设计双库读写同步接口,实体新增、修改、删除时同步更新图节点与对应向量,保证结构化语义与多模态特征数据一致性。

Table 2. Examples of data properties
表 2. 数据属性示例

数据属性	描述	适用实体	存储格式
装备型号	装备标识名称	武器装备	字符串
物资储量	后勤物资库存数量	武器装备/物资	数值
情报密级	情报安全等级	情报资源	字符串
工作频段	电磁设备工作频点	电磁频谱	浮点数值

Table 3. Examples of relations
表 3. 关系示例

关系名称	关系描述	定义域	值域	实例三元组
belong_to	保障单元隶属	保障单元	组织	信息服务中心 belong_to 某单位
equip	配备装备	保障单元	武器装备	抢修分队 equip 维修雷达
execute	执行保障任务	保障单元	任务	通信分队 execute 电磁侦察任务

4.4. 系统应用

基于信息综合保障知识图谱开发信息综合保障智能支撑系统，落地三类核心业务：1) 多模态一体化智能检索：支持文字、图像、语音多源输入交叉检索，实现以文搜图、语音查装备、影像匹配的多模态信息；2) 智能问答：面向信息保障人员提供装备抢修、物资补给、电磁干扰处置智能问答，依托图谱实体链路实现关键信息智能问答生成；3) 态势知识关联推荐：自动挖掘任务-装备-后勤资源匹配关系，识别物资短缺、装备缺件等保障风险，提前预警保障短板，支撑筹划与动态调度。

5. 结语

本文设计了多模态数据特征提取、深度融合技术，搭建适配信息综合保障的专属本体，提出抽取、融合、混合存储一体化图谱构建方法，为解决多模态数据孤岛、跨模态融合困难等行业痛点提供方法依据，可为同类领域多模态知识图谱工程实践提供参考。

参考文献

- [1] 李亮, 丁凡, 吴志豪, 等. 作战指挥信息系统智能化发展策略探析[C]//中国指挥与控制学会. 第十三届中国指挥控制大会论文集(上册). 北京: 兵器工业出版社, 2025: 462-466.
- [2] 许雅平. 战场资源知识图谱的构建与应用[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2021.
- [3] 黄伟春. 军事术语知识图谱构建与应用研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 军事科学院, 2023.
- [4] 龚博文. 面向指挥导调的领域知识图谱构建方法及应用[J]. 指挥控制与仿真, 2025, 47(4): 7-14.
- [5] 姚奕, 陈朝阳, 杜晓明, 等. 多模态知识图谱构建技术及其在军事领域的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(22): 18-37.
- [6] 李至颖, 杨丽娜, 顾振雷, 等. 基于多模态知识图谱的海事检查智能问答系统构建[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(13): 353-364.
- [7] 沈伟豪, 钟燕飞, 王俊珏, 等. 多模态数据的洪涝灾害知识图谱构建与应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(12): 2009-2018.
- [8] 姚鹏飞. 基于元数据的多源异构作战数据质量控制研究[J]. 舰船电子工程, 2026, 46(2): 21-24.
- [9] 宗滕, 吴松涛, 周春华. 基于多模态数据分析的典型智能化军事应用[J]. 信息安全与通信保密, 2022(2): 9-16.
- [10] Gao, J., Li, P., Chen, Z. and Zhang, J. (2020) A Survey on Deep Learning for Multimodal Data Fusion. *Neural Computation*, 32, 829-864. https://doi.org/10.1162/neco_a_01273
- [11] 陈烨, 周刚, 卢记仓. 多模态知识图谱构建与应用研究综述[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(12): 3535-3543.
- [12] Jiang, M. and Ji, S.X. (2022) Cross-Modality Gated Attention Fusion for Multimodal Sentiment Analysis. <https://arxiv.org/abs/2208.11893>
- [13] Lei, J., Li, L., Zhou, L., Gan, Z., Berg, T.L., Bansal, M., et al. (2021) Less Is More: CLIPBERT for Video-and-Language Learning via Sparse Sampling. 2021 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Nashville, 20-25 June 2021, 7327-7337. <https://doi.org/10.1109/cvpr46437.2021.00725>
- [14] Akbari, H., Yuan, L., Qian, R., et al. (2021) VATT: Transformers for Multimodal Self-Supervised Learning from Raw Video, Audio and Text. *Advances in Neural Information Processing Systems 34: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2021, NeurIPS 2021*, 6-14 December 2021, 24206-24221.

-
- [15] Huang, Z., Zeng, Z., Liu, B., *et al.* (2020) Pixel-BERT: Aligning Image Pixels with Text by Deep Multi-Modal Transformers. <https://arxiv.org/abs/2004.00849>
- [16] 王远, 罗士秒, 宋振之, 等. 演训多模态知识图谱的构建及应用[J]. 火力与指挥控制, 2025, 50(12): 124-134.
- [17] 岳旭斌, 毛影, 张文戈. 面向军事信息化领域的知识图谱构建方法研究[J]. 舰船电子工程, 2026, 46(2): 25-29.