杨东晨, 曲明成, 张曈. 基于深度学习与知识图谱的异构机器人任务理解与资源建模[J]. 智能计算机与应用,2026,16(1):8-14. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25081702

基于深度学习与知识图谱的异构机器人任务理解与资源建模

杨东晨[1], 曲明成[1], 张 曈[2]
(1 哈尔滨工业大学 计算学部, 哈尔滨 150001; 2 哈尔滨工业大学 交通学院, 哈尔滨 150090)

摘 要: 为解决复杂动态环境下异构机器人群体协作中任务需求解析精度不足与机器人资源匹配效率低下的问题,本文提出融合深度学习与知识图谱的解决方案。方法上,首先构建基于全词掩码的鲁棒优化 BERT 预训练模型(RoBERTa-WWM)-双向门控循环单元(BiGRU)-条件随机场(CRF)的实体识别模型,从自然语言任务描述中提取任务类型、资源需求等关键实体;其次,设计基于 Neo4j 的动态机器人知识图谱,包含机器人类型、任务类型等 6 类实体及"可执行任务"等 6 种关系,并通过多维特征融合算法实现任务与机器人能力的精准匹配。结果显示,实体识别模型在 13 200 条标注数据上的 $F1$ 值达 99.11%;知识图谱含 12 852 个节点和 65 765 条关系,资源匹配准确率显著提升。结论表明,该方案可有效提升任务理解准确性与资源匹配效率,为异构机器人协作调度提供技术支撑。

关键词: 异构机器人群体; 实体识别; RoBERTa-WWM-BiGRU-CRF; 知识图谱; 资源匹配; 自然语言理解; Neo4j
中图分类号: TU375 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)01-0008-07

Task understanding and resource modeling for heterogeneous robots based on deep learning and knowledge graphs

YANG Dongchen[1], QU Mingcheng[1], ZHANG Shen[2]
(1 Faculty of Computing, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2 School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

Abstract: To address the issues of insufficient precision in parsing task requirements and low efficiency in robot resource matching during the collaboration of heterogeneous robot swarms in complex dynamic environments, this paper proposes a solution integrating deep learning and knowledge graphs. Methodologically, first of all, an entity recognition model based on RoBERTa-WWM (Robustly optimized BERT pretraining approach with Whole Word Masking)-BiGRU (Bidirectional Gated Recurrent Unit)-CRF (Conditional Random Field) is constructed to extract key entities such as task types and resource requirements from natural language task descriptions. Secondly, a dynamic robot knowledge graph based on Neo4j is designed, containing 6 types of entities (e.g., robot types, task types) and 6 types of relationships (e.g., "capable of executing tasks"), and a multi-dimensional feature fusion algorithm is used to achieve accurate matching between tasks and robot capabilities. The results show that the entity recognition model achieves an $F1$-score of 99.11% on 13 200 annotated data samples; the knowledge graph contains 12 852 nodes and 65 765 relationships, with a significant improvement in resource matching accuracy. The conclusion indicates that this scheme can effectively enhance the accuracy of task understanding and the efficiency of resource matching, providing technical support for the collaborative scheduling of heterogeneous robots.

Key words: heterogeneous robot swarms; entity recognition; RoBERTa-WWM-BiGRU-CRF; knowledge graph; resource matching; natural language understanding; Neo4j

0 引 言

随着机器人技术在智能制造等复杂场景的深度应用,单一机器人能力局限凸显,异构机器人群体凭借功能互补等优势,成为解决复杂协同任务的核心载体。其高效协作的关键在于精准理解用户任务需求,实现资源智能匹配与调度[1]。

异构机器人群体协作面临两大核心挑战:一是

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB4702300)。

作者简介: 杨东晨(2001—),男,硕士研究生,主要研究方向:异构机器人技术研究。
通信作者: 曲明成(1980—),男,副教授,博士生导师,主要研究方向:异构机器人技术研究。Email:qumingcheng@hit.edu.cn。

收稿日期: 2025-08-17

任务需求语义理解精度不足[2]，传统方法难以处理自然语言中的模糊表述等，易致解析偏差；二是机器人资源建模与匹配效率低，传统管理方式难以支撑精细化适配，易造成资源浪费或任务失败。

针对上述问题，领域知识建模与语义理解技术是突破瓶颈的关键。二者协同可支撑任务 - 资源动态适配。本研究聚焦异构机器人协作场景，围绕“语义理解 - 知识建模 - 精准匹配”技术链展开研究：语义理解层面提出基于 RoBERTa - WWM - BiGRU-CRF 的实体识别模型；知识建模层面构建动态可扩展的机器人知识图谱[3]。

本文的主要贡献如下：

(1)提出面向机器人协作场景的语义理解框架，通过融合预训练语言模型与序列标注技术，提升自然语言任务中实体识别的精度与领域适应性。

(2)设计包含 6 类核心实体与 6 种关键关系的机器人领域知识图谱，实现异构机器人资源的结构化建模与高效检索。

(3)通过实验验证了所提方法在实体识别准确率与资源匹配效率上的优势，为异构机器人群体的智能协作调度提供技术支撑。

本文后续章节安排如下：第 1 节综述语义理解与知识图谱在机器人协作中的研究现状；第 2 节详细阐述基于 RoBERTa-WWM-BiGRU-CRF 的实体识别模型设计与实验验证[4]；第 3 节介绍机器人知识图谱的构建流程、数据模式与匹配算法；第 4 节通过对比实验分析方法有效性；第 5 节总结研究成果并展望未来工作。

1　相关工作

异构机器人协作中的语义理解与知识建模是实现高效任务调度的基础，近年来在自然语言处理、知识图谱与机器人学术交叉领域得到广泛关注。本节从自然语言任务解析和机器人领域知识建模两个维度，梳理现有研究进展及局限性，为本文方法的提出提供背景支撑。

1.1　自然语言任务解析在机器人协作中的应用

自然语言作为人机交互的直观方式，其精准解析是实现机器人自主协作的前提[5]。早期基于规则或模板的方法，通过预设关键词匹配实现任务与机器人的初步关联，但仅适用于结构化任务描述，对含复合约束或领域术语的自然语言适应性差，易生歧义。

深度学习推动下，序列标注模型逐步用于任务实体提取。如 LSTM-CRF 模型虽能捕捉文本时序特征以提升实体边界识别能力，但因缺乏领域知识嵌入，对“带机械臂的移动机器人”等复合实体识别精度有限；传统单向循环神经网络因单向解析，难以捕捉上下文信息。近年，预训练语言模型凭借大规模语料学习的通用语义表示能力，在领域适配中优势凸显。例如 BERT-BiGRU-CRF 模型通过预训练词向量与双向时序特征融合，显著提升通用 NER 任务 $F1$ 值，但在机器人领域因未针对设备术语、约束条件等特殊实体优化，仍存在性能瓶颈。

1.2　机器人领域知识建模与资源匹配研究

机器人资源的结构化建模是实现任务 - 能力精准匹配的核心。传统方法多采用数据库或本体进行静态建模，例如通过关系型数据库存储机器人参数，或通过本体定义“机器人-任务”的分类关系。但这类方法难以动态更新机器人状态，且无法表征“设备-传感器-任务”的复杂关联，导致资源匹配时易忽略能力依赖关系。

知识图谱作为一种结构化语义网络，因能灵活表达实体间复杂关系，逐渐成为机器人领域知识建模的主流工具。例如，部分研究构建了包含机器人类型、任务类型的基础图谱，但多聚焦于静态属性，缺乏对动态约束和协作关系的建模。在资源匹配算法方面，现有方法多基于单一指标进行决策，未考虑负载均衡或多目标优化，导致调度方案的整体效率偏低。

1.3　现有研究的局限性

综合来看，现有工作存在 2 方面显著不足。

(1)语义理解层面：预训练模型在机器人领域的适配性不足，对复合设备名称、动态约束条件的实体识别精度有待提升。

(2)知识建模层面：知识图谱多聚焦静态属性，缺乏动态状态与协作关系的建模，且匹配算法未实现多维度优化。

针对上述问题，本次研究提出融合 RoBERTa-WWM-BiGRU-CRF 的实体识别模型与动态机器人知识图谱，通过领域适配的语义解析与结构化知识建模，实现异构机器人协作场景下的精准任务理解与高效资源匹配。层次框架设计如图 1 所示。

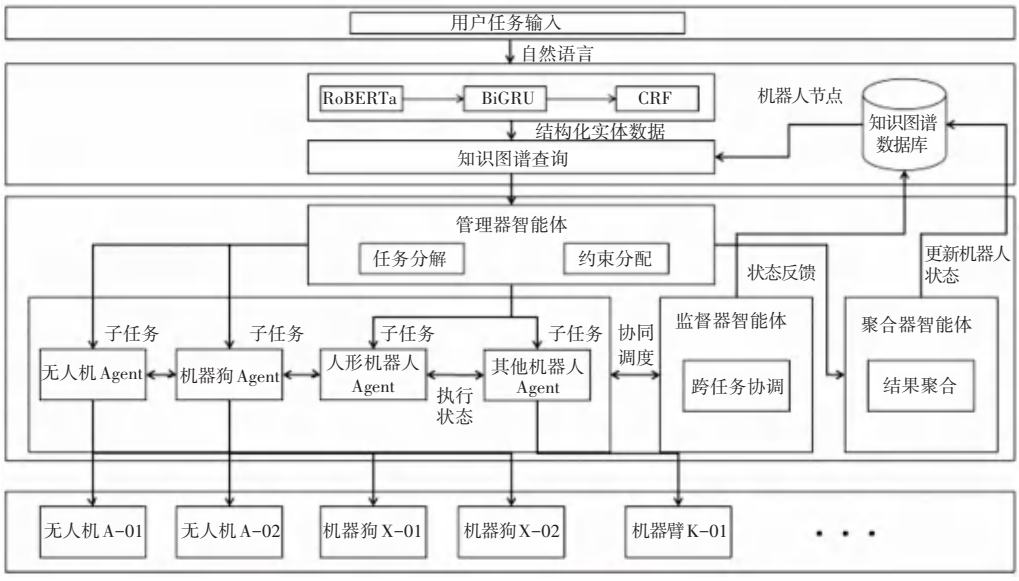

图 1 异构机器人群体协作任务调度系统总体框架图

Fig. 1 Overall framework diagram of heterogeneous robot swarm collaborative task scheduling system

2 基于 RoBERTa-WWM-BiGRU-CRF 的实体识别模型设计

自然语言任务描述中关键实体的精准提取是异构机器人协作调度的前提[6]。本节详细阐述融合预训练语言模型与序列标注技术的实体识别模型设计,包括模型架构、训练流程、数据集构建及实验验证结果。

2.1 模型架构设计

针对机器人任务描述中领域术语多、实体边界模糊、约束关系复杂等特点,提出三级级联架构的 RoBERTa - WWM - BiGRU - CRF 模型,依次为 RoBERTa-WWM 语义编码层、BiGRU[7]上下文建模层和 CRF 约束解码层,整体结构如图 2 所示。

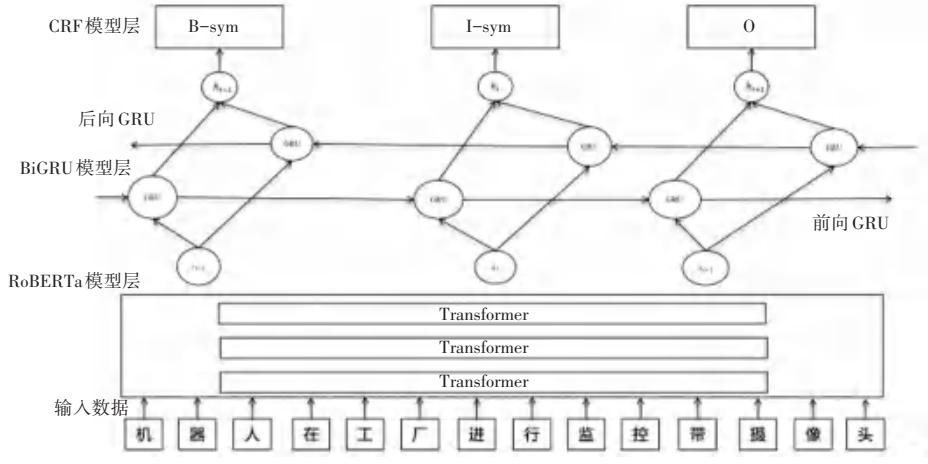

图 2 命名实体识别模型结构图

Fig. 2 Structure diagram of Named Entity Recognition model

(1) RoBERTa - WWM 语义编码层。选用 RoBERTa-WWM 作为底层特征提取器,其核心改进在于采用全词掩码机制[8],对“多光谱传感器”、“SLAM 建图系统”等机器人领域复合术语进行整体遮蔽,避免传统 BERT 单字掩码导致的语义割裂。模型采用 12 层 Transformer 结构,每层配备 12 头注意力机制,通过 500 万条机器人操作日志的领域预训练,生成包含设备型号、任务约束等专业知识的词向量表示,为实体识别提供高区分度的语义特征。

(2) BiGRU 上下文建模层。为捕捉任务描述中“设备-约束”的双向依赖关系,引入双向门控循环单元(BiGRU)。该层由前向 GRU 和后向 GRU 并

行组成：前向 GRU 按文本顺序解析“设备→需求”的正向逻辑，后向 GRU 逆序捕捉“约束→设备”的反向关联。通过重置门和更新门动态调控信息流转。重置门和更新门的数字公式表达分别如下：

$$r_t = \sigma(\boldsymbol{W}_r x_t + \boldsymbol{u}_r h_{t-1} + \boldsymbol{b}_r) \quad (1)$$

$$z_t = \sigma(\boldsymbol{W}_z x_t + \boldsymbol{u}_z h_{t-1} + \boldsymbol{b}_z) \quad (2)$$

其中，$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{W}_z$ 分别表示重置门和更新门的输入权值矩阵；$\boldsymbol{u}_r$、$\boldsymbol{u}_z$ 表示对应的循环权值矩阵；$\boldsymbol{b}_r$、$\boldsymbol{b}_z$ 表示偏置向量；σ 表示 Sigmoid 激活函数。通过选择性保留历史信息并融合新特征，实现对复合实体的完整语义编码。

（3）CRF 约束解码层。为解决 BiGRU 独立预测导致的标签序列违规问题，引入条件随机场进行序列优化[9]。CRF 层通过学习机器人领域特有的标签转移规则，显式约束实体标注的合法性。例如，对于“检测异常热源并灭火”，CRF 层可确保“异常热源”被标记为“B-Requirement-I-Requirement”，“灭火”被标记为“B-Task”，避免标签混乱[10-11]。

2.2　模型训练流程

模型训练采用端到端方式，具体步骤如下：

（1）初始化模型参数，设置批处理大小（batch_size）、训练轮数（epochs）等超参数。

（2）将自然语言任务描述输入 RoBERTa-WWM 模块，通过全词掩码机制生成领域敏感的词向量表示。

（3）将词向量嵌入 BiGRU 网络，通过双向门控单元分别从前向和后向解析任务描述中的设备关联性与约束条件时序逻辑。

（4）BiGRU 层输出携带上下文特征的隐藏状态，特别强化对复合能力描述的编码能力。

（5）将隐藏状态与 BIO 标签序列输入 CRF 层，通过转移矩阵学习机器人领域特有的标签约束规则（如“B-设备”后必须接“I-设备”或“O”）。

（6）采用动态梯度裁剪策略进行 mini-batch 训练，每轮次验证集评估后保存 $F1$ 值最高的参数。

（7）设置早停机制，当验证集 $F1$ 值连续 5 轮未提升时终止训练。

（8）最终模型输出包含任务类型、资源需求、时空约束等结构化实体。

3　知识图谱的构建流程、数据模式与匹配算法

本章节围绕异构机器人群体协作任务调度的核心需求，系统性构建动态可扩展的机器人知识图谱体系[12]，以实现机器人资源与任务需求的精准匹配。研究通过数据采集、知识图谱数据模式设计及知识存储三个关键环节，建立覆盖机器人属性、能力、状态及环境信息的结构化知识网络。

本节先通过网络爬虫获取机器人领域结构化数据，再基于采集数据设计知识范式，最终构建完整知识图谱并存入图数据库[13]，构建流程如图 3 所示。

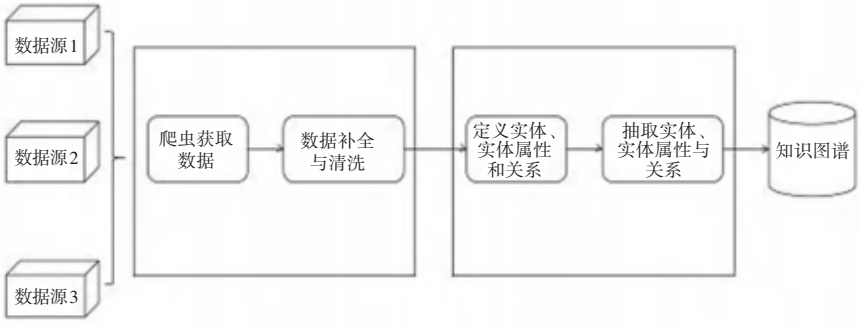

图 3　知识图谱构建流程

Fig. 3　Construction process of knowledge graph

3.1　数据采集

本研究构建机器人群体知识图谱的数据，主要来自机器人厂商技术文档、行业应用解决方案、开源机器人能力数据库。核心数据源自大疆、优必选等厂商官方技术资料及《中国智能制造装备发展白皮书》等行业报告，同时爬取机器人技术社区实战案例，补充多场景协作数据，形成“硬件参数 - 任务能力 - 协作场景”三维数据体系[14]。

基于爬取的网页信息，共定义 23 个标签，包括 TaskType（含巡逻、检测等）、Resource（含无人机、机器狗等）、Equipment（含高清摄像头等）、Environment（含公园、工厂等）、Requirement（含续航、速度等）、TimeConstraint（含 1 h、2 h 等），具体文件格式（部分）如图 4 所示。

3.2　知识图谱数据模式设计

构建知识图谱时，首先需要定义数据模式，明确

的数据模式定义是构建高质量知识图谱的核心[15]。针对机器人-任务数据,本节提出了实体-关系-实体模型。数据被划分为 6 类实体和 6 种实体关系。6 类实体根据任务类型为中心进行分类,具体包括机器人类型、任务类型、传感器、环境、资源和约束条件(详见表 1)。6 种实体关系定义了各实体间的联系,包括“属于”、“可执行任务”、“任务发生在”、“配备传感器”、“约束关联任务”、“触发”(详见表 2)。

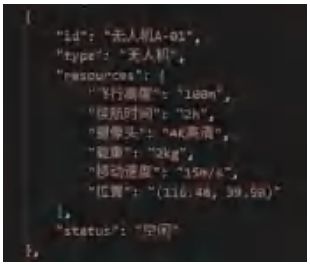

图 4 JSON 结构化文件展示

Fig. 4 Display of JSON structural file

表 1 实体分类

Table 1 Classification of entities

实体类别	定义说明
机器人	不同功能的机器人
任务类型	待执行的任务类别
传感器	机器人配备的感知设备
环境	任务执行的空间场景资源
约束条件	任务执行的限制

表 2 实体关系

Table 2 Entity relationships

关系名称	示例说明
可执行任务	无人机 A→执行任务→“广场巡逻”
配备传感器	消防机器人→配备传感器→热成像仪
属于	电池->属于->无人机
任务发生在	“灭火任务”→发生在→哈工大之星广场
约束关联任务	“响应时间≤30 s”→关联→“灭火任务”
触发	“异常检测”→触发→“灭火”

3.3 知识储存

经上述处理的网页数据形成知识图谱所需类型后,存入图数据库 Neo4j。Neo4j 因性能强、用户基础广,成为构建机器人协同任务知识图谱的理想选择,其支持存储实体节点及关系,允许为节点分配多标签与属性,通过有向关系边表征实体关联,在构建与存储中优势显著[16]。

知识图谱构建依托 Python 的 py2neo 库,通过 Graph 和 Node 类将实体词表、属性信息及关系定义转换为图数据库中的节点、边与属性并写入 Neo4j;该工具包还支持外部程序便捷访问、更新节点属性及关系,实现动态管理[17]。

构建完成后生成 12 852 个实体节点与 65 765 条三元组数据。数据导入后,可通过本地可视化界面浏览交互,如图 5 所示。

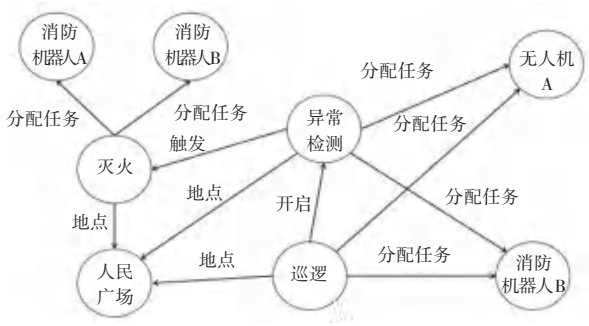

图 5 机器人协作领域知识图谱 Neo4j 展示(部分)

Fig. 5 Neo4j display of knowledge graph in robot collaboration domain (partial)

4 实验设计

4.1 数据集构建与评价指标

(1)数据集构建。通过自然语言生成与自动化标注构建机器人领域专用数据集。

① 基础要素:涵盖 28 种任务类型、30 类环境、8 类机器人。

② 标注体系:采用 BIO 标注法,标记 7 类实体。

③ 数据增强:通过句式变换、同义词替换等策略扩展样本,最终形成 13 200 条语料,按 7∶1∶2 划分为训练集(9 240 条)、验证集(1 320 条)、测试集(2 640 条)。

(2)评价指标 。为了评估所提出的实体识别模型的性能, 本节选用精确率(P)、召回率 (R) 和 $F1$ 值作为评估指标,具体的计算公式如下:

$$P = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \tag{3}$$

$$R = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}} \tag{4}$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{5}$$

其中,TP 表示样本为真,识别结果也为真的样本数量;FN 表示样本为真,识别结果为假的样本数量;FP 表示样本为假,识别结果为真的样本数量。$F1$ 值不仅关注了模型识别实体的精确率,还关注了实体识别的召回率,通过综合这两者的指标,能够精准反映模型在实体识别任务中的整体性能。

4.2 实验结果与分析

(1)实验环境。本节中命名实体识别实验使用

Pyhon 语言进行开发，开发平台相关参数配置见表 3。

表 3　实体命名识别环境设置

Table 3　Environment settings for Entity Named Recognition

软硬件平台	型号参数
操作系统	Ubuntu 22.04.5 LTS
深度学习框架	Pytorch 2.1.0
GPU	Tesla P40 24 G×2
开发环境	Python 3.10

（2）参数配置。本模型中嵌入层 BERT 隐藏层设有 768 个隐藏单元，BiGRU 网络大小设置为 128，IDCNN 使用 3×3 的卷积核，膨胀宽度为 1、1、2，实验使用了 Adam 优化器。模型的具体超参数配置见表 4。

表 4　实体命名识别实验参数配置

Table 4　Experimental parameter configuration for Entity Named Recognition

参数	数值
epochs	10
batch-size	32
max_length	512
dropout	0.5
学习率	5e-5

（3）实验分析。在实体识别模块的设计中，本节对比了命名实体识别领域中的几种经典模型，具体设计见表 5。为了验证本节提出的 RoBERTa-BiGRU-CRF 模型的效果，本节在构建的 NER 数据集上进行了相应对比实验。对比实验结果见表 6。

表 5　模型对比实验设计

Table 5　Experimental design for model comparison

模型名称	词向量模型	实体识别模型
CRF 模型	Word2vec	CRF
GRU-CRF 模型	Word2vec	GRU-CRF
BiGRU-CRF 模型	Word2vec	BiGRU-CRF
BERT-BiGRU-CRF 模型	Bert-base-Chinese	BiGRU-CRF
RoBERT-BiGRU-CRF 模型	Chinese-Roberta-WWM-ext	BiGRU-CRF

根据表 6 实验结果，本文提出的 RoBERTa-BiGRU-CRF 模型 $F1$ 值最优，分析如下：

（1）语言模型上，BERT-BiGRU-CRF 较 BiGRU-CRF 的 $F1$ 值提升 3.16%，印证预训练模型在文本表示、潜在信息提取及泛化能力上的优势。而 RoBERTa-BiGRU-CRF 较 BERT-BiGRU-CRF 的 $F1$ 值提升 0.26%，得益于 RoBERTa 去除 NSP 任务、动态掩码等优化设计，增强了上下文语义建模能力。

（2）文本特征提取上，单独 CRF 效果差；GRU-CRF 因单向结构信息覆盖不足；BiGRU-CRF 通过双向结构全面捕捉上下文特征，表现更优。

综上，该模型虽在部分实体识别上有误差，但整体能力较强，尤其在机器人相关实体抽取中性能稳定优越，验证了其在多机器人协同任务分配命名实体识别场景的可行性与实用性。

表 6　不同模型对比实验

Table 6　Comparative experiments of different models　%

模型名称	P	R	$F1$
CRF 模型	67.18	61.12	64.01
GRU-CRF 模型	87.83	83.35	85.53
BiGRU-CRF 模型	97.83	93.65	95.69
BERT-BiGRU-CRF 模型	98.85	98.86	98.85
RoBERT-BiGRU-CRF 模型	99.11	99.10	99.11

5　结束语

本文围绕异构机器人群体协作中的任务理解与资源建模问题[18]，提出了融合深度学习与知识图谱的技术方案[19]，通过系统设计与实验验证，得出以下结论：

（1）RoBERTa-WWM-BiGRU-CRF 实体识别模型可以精准提取自然语言任务描述中的关键实体。其借助全词掩码机制增强对机器人领域复合术语的语义理解，并结合双向 GRU 捕捉“设备 - 约束”双向依赖关系，通过 CRF 层优化标签序列合法性。在 13 200 条标注数据集上，模型 $F1$ 值达 99.11%，显著优于 CRF、BiGRU-CRF 等传统模型，能有效提取 7 类实体，为任务与资源匹配提供结构化输入。

（2）构建的机器人知识图谱实现了异构资源的系统化管理与高效匹配。该图谱基于 Neo4j 构建，含 6 类实体及 6 种关系，形成 12 852 个实体节点与 65 765 条关系数据。通过多维特征融合算法综合多方面因素进行资源匹配，较传统规则匹配方法准确率更高，且支持机器人状态动态更新，满足复杂场景实时调度需求。

（3）语义理解与知识图谱的协同机制为异构机器人协作提供有效技术支撑。实体识别模型的高精度解析结果与知识图谱的结构化知识相结合，解决了传统方法在模糊任务描述处理与资源精细化适配上的局限[20]。实验验证表明，该方案在机器人协作任务调度中适应性良好，可支撑从自然语言任务输入到机器人协同执行的全流程优化。未来研究将进一步提升模型对动态环境的适应性，扩展多模态任务输入解析能力，深化知识图谱与动态调度策略的融合，增强系统在复杂场景下的自主协作能力。

参考文献

[1] LYU C,DONG Chen,XIONG Qiancheng, et al. Pathfinder: Deep reinforcement learning-based scheduling for multi-robot systems in smart factories with mass customization [J]. Computers, Materials & Continua,2025,84(2):3371-3391.

[2] GUO Ting, CHEN Xiao, WANG Yan, et al. Multi-agent systems based on large language models: A review of progress and challenges [J]. arXiv preprint arXiv,2402.01680, 2024.

[3] ZHANG Zeyu, BO Xiaohe, MA Chen, et al. A survey on the memory mechanism of large language model based agents [J]. arXiv preprint arXiv,1911.11907,2024.

[4] 汤家谱,李曼,曹文明,等. 基于图扩散增强的对比学习推荐系统框架[J]. 计算机应用研究,2025 ,42 (11): 3265-3274.

[5] 张迎雪, 陈萌, 陈金宝, 等. 多机器人智能化协同技术研究进展[J]. 载人航天, 2021, 27(6): 767-778.

[6] 赵继贵, 钱育蓉, 王魁, 等. 中文命名实体识别研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(1):15-27.

[7] WANG Xu, XIE Guilin, ZHANG Youjia, et al. The application of a BiGRU model with Transformer-based error correction in deformation prediction for bridge SHM[J]. Buildings, 2025, 15(4): 542.

[8] GARDAZI N M, DAUD A, MALIK M K, et al. BERT applications in natural language processing: A review [J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58: 166.

[9] MALTESE F, PACINELLI G, MONAI A, et al. Self-experience of a negative event alters responses to others in similar states through prefrontal cortex CRF mechanisms [J]. Nature Neuroscience, 2025, 28(1): 122-136.

[10] CAHYO W P, AESYI S U, SETIANTO A W, et al. A novel Named Entity Recognition approach of Indonesian fake news using part of speech and BERT model on presidential election [J]. International Journal of Information Management Data Insights, 2025,5(2):100354.

[11] 李源. 基于数据增强与多特征组合的中文命名实体识别[J]. 现代信息科技,2025,9(16):50-56.

[12] TSANEVA S, DESSI D, OSBORNE F, et al. Knowledge graph validation by integrating LLMs and human-in-the-loop [J]. Information Processing & Management, 2025, 62(5): 104145.

[13] MEIJER D, BENIDDIR M A, Coley C W, et al. Empowering natural product science with AI: leveraging multimodal data and knowledge graphs[J]. Natural Product Reports, 2025, 42(4): 654-662.

[14] WANG T,DU P,DANG P, et al. A real-time mapping method for knowledge graph-driven large language models: A focus on indoor fire evacuations[J]. International Journal of Digital Earth, 2025,18(1): 2468407.

[15] HU Xingda, YUAN Zongchen, MA Zongmin . A robot control knowledge recommendation model PKGAT based on multimodal knowledge graph[J]. International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering,2025,35(8): 1149-1175.

[16] WANG Zhiping,LI Xi,MATSUMOTO N, et al. Drug repurposing for Alzheimer′s disease using a graph-of-thoughts based large language model to infer drug-disease relationships in a comprehensive knowledge graph [J]. BioData Mining, 2025, 18(1):51.

[17] WU Pengcheng, MOU Xun, GONG Leihao, et al. An automatic machine fault identification method using the knowledge graph-embedded large language model [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2025,138(2):725-739.

[18] LV Meng, FENG Zhiquan, YANG Xiaohui, et al. A method for human-robot complementary collaborative assembly based on knowledge graph [J]. CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction,2025,7:70-86.

[19] RUAN Jingqing, CHEN Yihong, ZHANG Bin, et al. TPTU: Task planning and tool usage of large language model-based AI agents[J]. arXiv preprint arXiv,2308.03247,2023.

[20] QIAN C, XIE Z, WANG Y, et al. Scaling large language model-based multi-agent collaboration[J]. arXiv preprint arXiv, 2406.07155, 2024.