

分类号：TP3
学号：20232108014

密级：公开
单位代码：10759

石河子大学

硕士学位论文



基于对比学习的轻度认知障碍 辅助决策研究及系统实现

学位申请人	米程隆
指导教师	秦怀斌 教授 齐全 副教授
申请学位类别	专业硕士
专业名称	电子信息
研究领域	计算机技术
所在学院	信息科学与技术学院

中国·新疆·石河子

2026年6月

分类号：TP3
学号：20232108014

密级：公开
单位代码：10759

石河子大学

硕士学位论文



基于对比学习的轻度认知障碍 辅助决策研究及系统实现

学位申请人	米程隆
指导教师	秦怀斌 教授 齐全 副教授
申请学位类别	专业硕士
专业名称	电子信息
研究领域	计算机技术
所在学院	信息科学与技术学院

中国·新疆·石河子

2026年6月

**Research and System Implementation of Contrastive
Learning-Based Decision Support for
Mild Cognitive Impairment**

A Dissertation Submitted to

Shihezi University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

By

Mi Cheng-Long

(Computer Technology)

Dissertation Supervisor: Prof. Qin Huai-Bin & A/Prof. Qi Quan

June, 2026

石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

学位论文独创性声明

本人所提交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名： 朱程隆

时间： 2026年 5月 23日

使用授权声明

本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名： 朱程隆

时间： 2026年 5月 23日

导师签名： 秦松斌

时间： 2026年 5月 23日

摘要

在人口老龄化不断加剧的背景下，轻度认知障碍（MCI）的患病人数持续增长，如何实现更为及时、准确的早期识别与干预，已成为全球公共卫生体系面临的重要挑战。现有临床评估方法多依赖单项量表结果或医生的经验判断，难以对来源多样、结构复杂的健康数据进行系统整合与深层分析，从而限制了对潜在病理关联的挖掘，也影响了干预措施的时效性与个体化程度。

针对上述问题，本研究围绕 MCI 诊疗过程中的多源异构数据融合与智能推理机制展开，构建了一个面向 MCI 的专用知识图谱。设计并实现了一套融合辅助诊断、风险预测与个性化干预建议的智能决策支持系统。该系统旨在通过知识整合与语义推理技术，提高 MCI 早期筛查的客观性与科学性，为延缓认知功能退化进程、提升患者生活质量提供更加精准、高效的解决方案。

(1) 通过对 MCI 相关文献及电子病历的广泛调研，构建 MCI 本体，明确 MCI 的类型、病因、症状及其对应的干预措施。并且设计一种基于语义分解的多层级对比度量关系表示框架 MCL，通过引入对比学习来优化知识抽取模型，分别设计了实体级和关系级对比学习，通过显式利用实体级和关系级信息增强联合抽取性能，该模型在 MCI 数据集上均取得了 93.3% 的召回率与 93.2% 的 F1 值，并且在知识抽取的各个子任务中均展现出先进的性能。通过对 MCI 知识的系统化整理，构建 MCI-KG 数据集，研究实现对 MCI 与辅助决策之间复杂关系的有效识别和表示。

(2) 引入关系负面因素来优化链路预测算法，优化现有 SimKGC 模型在负样本对构建过程中的局限性。同时引入基于最优传输理论的 EMOLoss，通过感知语义距离来调整模型输出的概率分布，使其更接近目标分布，从而更好地适配知识图谱链路预测任务的要求。构建了一个全新的链路预测模型 Mult-KGC。从实验结果可知，Mult-KGC 模型在 MCI-KG 数据集上取得了 69.9 的 MRR 分数，并且在 Hit@k 指标上也全面领先于各先进的基线模型。除此之外，利用 Mult-KGC 模型对患者的相关检测数据进行分析，完成了对于 MCI 患者病情的有效分析及个性化决策方案的生成。

(3) 将知识抽取模型 MCL 与链路预测模型 Mult-KGC 进行集成和整合，设计与实现了 MCI 辅助决策系统，该系统具备知识抽取，知识存储，推理预测等功能，可以作为医生和科研工作者的工具，以帮助他们分析 MCI 患者的病情进展及相关风险因素，并且能为 MCI 患者提供个性化的干预方案。

本研究将对比学习技术与知识图谱相结合，为 MCI 辅助决策领域开辟新的研究方向。研究不仅提升了 MCI 辅助决策的科学性和有效性，也为未来的研究提供新的思路和方法。未来的研究可进一步优化模型，扩展知识图谱的应用范围，推动智能医疗的发展。

关键词：轻度认知障碍；知识图谱；对比学习；链路预测；辅助决策

Abstract

Against the backdrop of an increasingly aging population, the prevalence of Mild Cognitive Impairment (MCI) continues to rise. Achieving timely and accurate early identification and intervention has therefore become a major challenge for global public health systems. Existing clinical assessment methods often rely on single-scale evaluation results or physicians' experiential judgment, making it difficult to systematically integrate and deeply analyze health data that originate from diverse sources and possess complex structures. This limitation restricts the discovery of potential pathological associations and reduces the timeliness and personalization of intervention strategies.

To address the aforementioned challenges, this study focuses on multi-source heterogeneous data fusion and intelligent reasoning mechanisms in the diagnosis and treatment process of Mild Cognitive Impairment (MCI), and constructs a domain-specific knowledge graph for MCI. On this basis, an intelligent decision support system integrating auxiliary diagnosis, risk prediction, and personalized intervention recommendations is designed and implemented. By leveraging knowledge integration and semantic reasoning techniques, the proposed system aims to improve the objectivity and scientific validity of early MCI screening, thereby providing a more precise and efficient solution for delaying cognitive decline and improving patients' quality of life.

(1) Through an extensive investigation of MCI-related literature and electronic medical records, an MCI ontology was constructed to clearly define the types, causes, symptoms, and corresponding intervention measures of MCI. Furthermore, a semantic decomposition-based multi-level contrastive metric learning framework, namely MCL, was designed. By introducing contrastive learning to optimize the knowledge extraction model, both entity-level and relation-level contrastive learning strategies were developed. These strategies explicitly leverage entity-level and relation-level information to enhance the performance of joint extraction. The proposed model achieved a recall of 93.3% and an F1 score of 93.2% on the MCI dataset, demonstrating state-of-the-art performance across various sub-tasks of knowledge extraction. In addition, through the systematic organization of MCI knowledge, an MCI-KG dataset was constructed, enabling effective identification and representation of the complex relationships between MCI and auxiliary decision-making.

(2) By introducing relation-aware negative factors, the link prediction algorithm is optimized, addressing the limitations of the existing SimKGC model in negative sample pair construction. Meanwhile, an EMO loss based on optimal transport theory is incorporated to adjust the output probability distribution by perceiving semantic distances, making it closer to the target distribution and better suited for knowledge graph link prediction tasks. Based on these improvements, a novel link prediction model, Mult-KGC, is proposed. Experimental results show that the Mult-KGC model achieves an MRR score of 69.9 on the MCI-KG dataset

and outperforms state-of-the-art baseline models across all Hit@k metrics. In addition, the Mult-KGC model is applied to analyze patients' clinical examination data, enabling effective assessment of MCI conditions and the generation of personalized decision-making plans.

(3) The knowledge extraction model MCL and the link prediction model Mult-KGC are integrated to design and implement an MCI-assisted decision-making system. This system incorporates functionalities such as knowledge extraction, knowledge storage, and reasoning-based prediction. It can serve as a practical tool for clinicians and researchers to analyze the progression of MCI in patients and identify relevant risk factors, while also providing personalized intervention strategies for MCI patients.

This study integrates contrastive learning techniques with knowledge graphs, opening up a new research direction for MCI-assisted decision-making. The research not only enhances the scientific validity and effectiveness of MCI decision support, but also provides new ideas and methodologies for future studies. Future work can further optimize the models, expand the application scope of knowledge graphs, and promote the development of intelligent healthcare systems.

Key words: Mild cognitive impairment; Knowledge graph; Contrastive learning; Link prediction; Decision support

目 录

摘要	I
Abstract	II
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.1.1 研究背景	1
1.1.2 研究意义	2
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 轻度认知障碍临床决策的研究现状	3
1.2.2 知识抽取模型的研究现状	4
1.2.3 链路预测模型的研究现状	6
1.2.4 研究评述	7
1.3 研究内容与技术路线	8
1.3.1 研究内容	8
1.3.2 技术路线	9
1.4 本文组织架构	9
第 2 章 相关技术及理论	11
2.1 引言	11
2.2 本体构建与数据处理技术	11
2.2.1 本体构建技术	11
2.2.2 数据处理技术	12
2.3 知识图谱相关技术	13
2.3.1 知识抽取	13
2.3.2 轻度认知障碍图谱可视化	13
2.3.3 链路预测	14
2.4 模型评估指标	14
2.4.1 知识抽取模型评估指标	14
2.4.2 链路预测模型评估指标	15
2.5 先验知识	16
2.5.1 Rel-Spec 角标记策略	16
2.5.2 对比学习理论	17

2.6	本章小结	18
第3章	基于对比学习的知识抽取模型研究	20
3.1	引言	20
3.2	本体构建	20
3.3	数据预处理	21
3.4	模型搭建	21
3.4.1	联合提取主体结构	22
3.4.2	语义交互增强	23
3.4.3	多层级对比学习	24
3.5	实验及结果分析	25
3.5.1	数据集及实验相关参数设置	25
3.5.2	基线比较结果	26
3.5.3	知识抽取子任务检测	27
3.5.4	消融实验	28
3.5.5	模型效率	29
3.5.6	抽取效果	30
3.6	本章小结	31
第4章	基于链路预测的 MCI 辅助决策模型设计	32
4.1	引言	32
4.2	数据集	32
4.3	链路预测模型的设计与实现	33
4.3.1	模型构建	33
4.3.2	实验环境配置	35
4.3.3	结果分析	35
4.3.4	消融实验	36
4.4	MCI 辅助决策模型的设计与实现	36
4.4.1	实体对齐	36
4.4.2	MCI 图谱构建与可视化	37
4.4.3	MCI 鉴别与诊断分析	38
4.4.4	MCI 临床决策生成	39
4.4.5	MCI 辅助决策模型结果示例与有效性验证	40
4.5	本章小结	41
第5章	轻度认知障碍辅助决策系统设计与实现	42
5.1	引言	42

5.2	需求分析	42
5.2.1	功能需求分析	42
5.2.2	非功能需求分析	43
5.3	系统概要设计	44
5.3.1	系统总体框架	44
5.3.2	系统模块设计	45
5.4	系统详细设计	46
5.4.1	MCI 知识抽取模块设计	46
5.4.2	MCI 图谱可视化模块设计	46
5.4.3	诊断分析模块设计	46
5.4.4	决策方案模块设计	46
5.5	系统实现	47
5.5.1	系统硬件环境	47
5.5.2	模型部署、模型实现	48
5.5.3	系统界面展示	48
5.6	系统测试	52
5.7	本章小结	52
第 6 章	结论与展望	53
6.1	结论	53
6.2	展望	53
参考文献	55
致谢	61
作者简介	62

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

1.1.1 研究背景

随着人口老龄化趋势的加剧，认知障碍性疾病在全球范围内的发病率显著上升，阿尔茨海默病 (Alzheimer's disease, AD) 已成为最常见的神经退行性疾病之一。其早期阶段，即轻度认知障碍 (Mild Cognitive Impairment, MCI)，尤其是由 AD 引发的 MCI，被认为是干预疾病进展的关键时机^[1]。研究表明，若能在 MCI 阶段实现有效识别和及时干预，有望显著延缓甚至阻断其向 AD 的转化过程，从而减少痴呆的发生率，减轻家庭与社会的照护负担^[2]。流行病学数据显示，中国 60 岁以上人群中约有 3877 万人处于 MCI 阶段，而其中接近千万例可归因于 AD，预示着巨大的潜在疾病负担^[3]。尽管 MCI 患者尚未出现明显日常生活障碍，但部分个体将逐步进展为痴呆，特别是遗忘型 MCI(amnestic MCI, aMCI) 与 AD 的转化关系尤为密切。

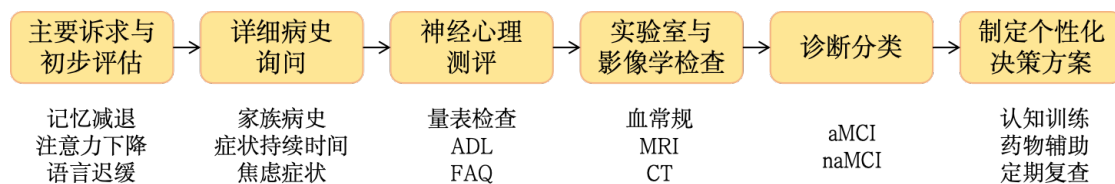


图 1-1 传统临床决策流程

Fig. 1-1 Traditional clinical decision-making process

目前，MCI 的临床决策高度依赖对多维度信息的综合判断。传统的决策流程如图 1-1 所示。医生通常基于病史采集、家属访谈以及标准化量表与相关检查结果，对患者的生活能力、精神行为状态和认知表现进行全面评估^[4,5]。在病史采集过程中，医生需详细了解患者的起病时间、症状进展、日常表现及既往病史，并结合家属或照护者的反馈，初步判断患者是否存在认知障碍及其严重程度。同时，通过应用如 ADL（日常生活能力量表）、FAQ（社会功能评估量表）、NPI（神经精神量表）等问卷工具，对患者的生活独立性、社会交往能力以及非认知性精神症状（如淡漠、抑郁、焦虑等）进行定量评分。这些信息构成了医生在临床上判断患者是否为 MCI、以及是否可能进展为痴呆的重要依据。

然而，这种以人工访谈与主观评估为主的辅助决策方式存在诸多局限。首先，其高度依赖于患者自述与照护者的陈述，而 MCI 患者本身存在记忆障碍，家属则可能因认

知偏差、观察不足或主观隐瞒等因素提供不准确的信息，导致评估结果缺乏客观性与一致性。经验丰富的医生可能通过微妙线索做出准确判断，而初入临床的新手医生则往往难以把握认知功能损害的早期迹象，容易漏诊或误判。这些问题导致当前 MCI 的临床决策过程仍具有一定的主观性、经验依赖性和信息碎片化倾向，不利于大规模筛查、早期干预和个体化管理的开展，也暴露出临床实践中迫切需要更加客观、标准化、智能化辅助决策工具的现实需求。

对于多源异构信息驱动的辅助诊疗任务而言，知识图谱是一种极具前景的研究手段。通过融合结构化与非结构化数据，整合疾病、症状、认知量表、影像特征、生物标志物等多维医学信息，结合知识抽取、实体链接、知识嵌入等关键技术，知识图谱能够有效构建出反映认知障碍疾病发生发展规律的语义网络，为辅助诊断和个体化治疗提供结构化知识支撑。在 MCI 领域，患者的认知损害形式复杂多样、病因涉及多因素交互，决策过程常依赖专家经验与综合判断，具有信息碎片化、标准不统一等问题，极大限制了现有辅助系统的智能化与可解释性水平。目前，在智能医疗领域，知识图谱已广泛应用于疾病诊断辅助、医学问答系统、药物重定位、文献挖掘等多个方向，表现出强大的信息组织与推理能力。目前常见的公共知识图谱如表 1-1 所示：

表 1-1 常见的公共知识图谱
Tab. 1-1 Common public knowledge graph

知识图谱	数据来源	开发机构	图谱特点
Hetionet	DrugBank、SIDER、Disease Ontology	美国宾夕法尼亚大学计算系统药理学实验室	异构图谱结构、用于药物重定位、疾病预测、靶点发现等任务
DBpedia	Wikipedia	德国 Leipzig University	最早的大规模开放知识图谱之一，有多语言支持
ConceptNet	WordNet、Wikipedia	MIT Media Lab	专注常识知识表达，适合对话系统、情感计算、推理等任务
CMeKG	ICD、MeSH、ATC	北京大学计算语言学研究所	基于大规模医学文本数据，以人机结合的方式研发的中文医学知识图谱

1.1.2 研究意义

为了构建适用于 MCI 领域的知识图谱，如何获取全面且符合医学事实的知识是其中至关重要的一个环节。知识抽取技术是一种利用自然语言处理技术从结构化、半结构化或非结构化数据中提取实体、关系、属性等知识元素，并将其转化为结构化表示。MCI 领域数据类型丰富，涵盖电子病历、影像报告、量表评分、生物标志物指标、遗传数据等，绝大多数以非结构化或半结构化形式存在。知识抽取技术将其中的关键要素（如症状、检查、评分、诊断结果）进行识别和规范化，使其转化为图谱中可用的实体和关系，从而实现信息的统一建模与整合表达。在辅助决策过程中，医生或系统可通过图

谱进行路径追溯，提供可解释性强、推理路径清晰的辅助结果，提升模型在临床中的实用性和信任度。

由于医学知识的稀疏性和信息获取的局限性，知识图谱的不完整性在研究过程中慢慢体现出来。链路预测可以在已有图谱结构中，基于图的拓扑结构和嵌入表示，推测出可能存在但尚未被显式标注的实体关系。通过这样的方式弥补已有数据中未显式表达的潜在关联，实现知识图谱的自动补全，有助于揭示认知障碍早期阶段的潜在病因链条、风险因素组合和演化路径。除此之外，结合个体患者的特征与图谱结构，链路预测可推断其可能关联的病程趋势或适应性干预路径，有助于提升辅助系统在早期筛查、疾病分型和进展预警中的实用性和精准度，预测结果也可以为科研人员或临床医生提供新的研究线索和干预靶点。

综上所述，本文针对疾病临床辅助决策的实际需求，以 MCI 相关诊疗指南为基础，通过结合知识抽取技术，提取出了丰富的 MCI 相关知识，并构建了一套完整的 MCI 知识图谱。在此基础上，利用链路预测技术，挖掘 MCI 相关实体间的隐藏联系，揭示实体间存在的复杂路径，为 MCI 临床辅助决策提供清晰的因果关系。该方法有助于提升 MCI 临床辅助决策系统在个性化诊断中的实用性和精准度。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 轻度认知障碍临床决策的研究现状

MCI 的临床决策依赖于患者的个人相关检查情况以及医生的临床判断，主要基于临床记录和短期认知测试，由医生凭借自身经验给出对应的临床决策。目前尚无用于 MCI 治疗的药物获批，故在 MCI 的治疗阶段没有一套完整且标准的流程及模板，医生往往凭借自身积累的经验及病人的相关状况来进行临床决策。近年来，MCI 的诊断与治疗处于快速发展阶段，研究人员也将医生的临床经验与各种工具相结合，进一步提高 MCI 临床决策的效率，减轻医生负担。

近年来，各领域研究人员在 MCI 辅助决策方面取得了不错的进展。2021 年，中华医学会神经病学分会痴呆与认知障碍学组为满足临床实践需求，进一步提高广大医疗工作者对 AD 源性 MCI 的认知，进过多次研讨，制定了《阿尔茨海默病源性轻度认知障碍诊疗中国专家共识》^[6]，为 AD 源性的 MCI 提供了共识与指导方案。Sharma 等人^[7]从文献中确定了 23 个认知障碍危险因素，提出了一种综合多准则决策方法，用于实施预先护理计划和制定减缓认知功能损害的预防计划。Sun 等人^[8]研究发现，MCI 和 AD 在模糊情况下的决策会受到影响，但是只有 AD 在风险下的决策会收到损害，为医生的临床决策情况提供了宝贵的参考。Fouladi 等人^[9]采用两种深度学习方法对头皮脑电图进行分析，将患者按照患病程度的不同进行精确分类，便于医生在临床决策时能够给出更

精确的医嘱。

Araujo 等人^[10] 研究开发了一种混合人工神经网络 (ANN) 模型, 利用 MMSE、FAQ、GDS、年龄和教育年限等变量, 辅助初级医疗机构对 MCI 进行实时检测。Lewis 等人^[11] 系统评价分析了药物和非药物干预对社区老年人 MCI 的疗效, 评估了认知、功能、行为和死亡率等方面的影响。Roberts 等人^[12] 通过对神经科医生的调查, 研究评估了 MCI 在临床中的诊断和治疗实践, 发现信息和治疗提供存在显著差异, 建议制定实践指南以优化临床决策。

1.2.2 知识抽取模型的研究现状

医学领域的知识抽取技术正处于快速发展阶段, 主要聚焦于从电子病历、医学文献、临床指南等非结构化文本中自动识别疾病、药物、症状、治疗方案等关键医学实体及其关系。传统方法多依赖规则和词典, 尽管具有一定的精度, 但在复杂多样的语言表达和新兴术语面前往往显得力不从心。近年来, 随着深度学习和预训练语言模型的兴起, 医学知识抽取技术已实现显著突破。

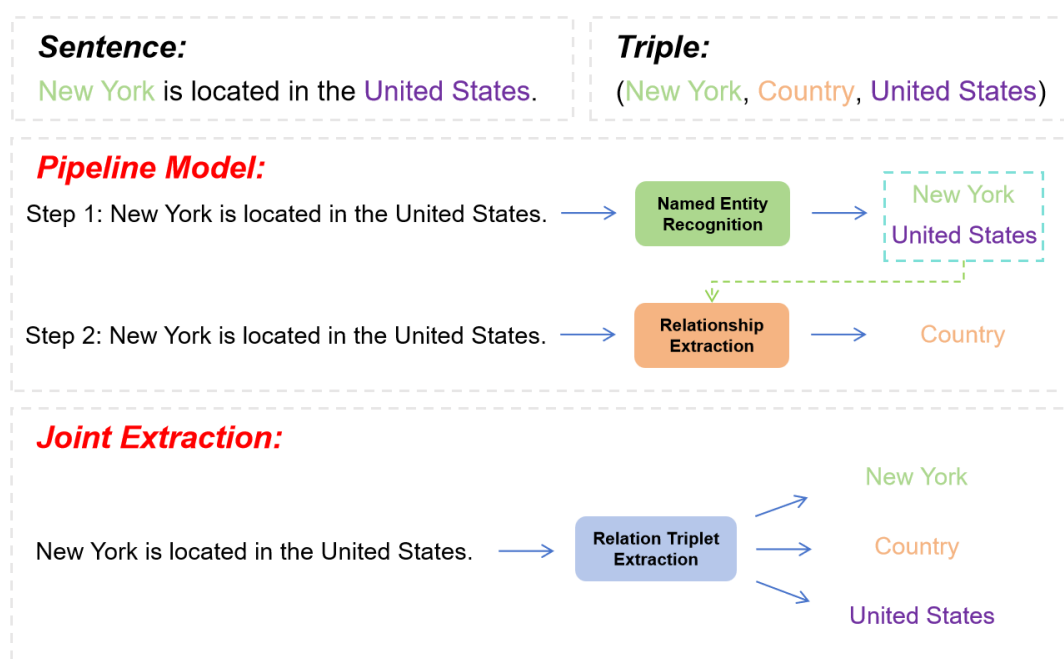


图 1-2 管道模型与联合提取示例图

Fig. 1-2 Pipeline model and joint extraction example diagram

知识抽取任务的目的是将非结构化的数据转化为结构化的知识表示, 通常包括实体 (Entity)、关系 (Relation)、属性 (Attribute) 和事件 (Event) 等元素。随着深度学习技术的发展, 越来越多的知识抽取任务采用深度学习的模型来提高抽取的准确性和效率。在知识抽取的早期研究中, 通常采用管道模型 (Pipeline Model) 来进行提取^[13]。这种模型通过将信息抽取过程划分为两个独立的步骤, 命名实体识别和关系分类, 命名实体识别任

务是从文本中检测出所有规则命名实体，如地点、人物、组织等。其次，关系分类任务是对所检测到的所有命名实体间的关系进行识别与分类。最后将识别出的实体与关系进行组合形成完整的关系三元组。每个步骤依次处理并传递数据。然而，管道模型仍然存在较为显著的局限性。由于各个处理阶段相互独立且按顺序执行，前一阶段产生的错误往往会被直接传递并在后续阶段不断放大，形成明显的误差累积效应。一旦早期步骤出现偏差，后续模块通常难以对其进行有效纠正，从而影响整体推理或决策过程的稳定性与鲁棒性，最终导致系统整体输出结果的准确性和可靠性显著下降。

为了克服管道模型带来的弊端，研究人员提出了联合提取的方法，管道模型与联合提取模型对比示意如图 1-2 所示，并且根据建模对象的不同，可以将联合提取方法分为联合解码和参数共享两种方法^[14]。联合解码将输入文本转化为序列进行处理，对实体与关系进行统一标记，并通过统一的解码机制来同时预测实体和关系。目前关于关系三元组联合解码方式主要有三个研究方向：表填充、序列标记、序列到序列。

表填充模型通常会为每一个关系维护一个表，然后根据填充的关系表提取三元组。TPLinker^[15] 和 UniRE^[16] 是近年来表现较好的基于表填充的模型，前者将联合抽取问题看做一个 token 对链接问题，构建了一个不存在任何相互依赖步骤的单步模型，通过链接机制，实现了关系三元组高效且准确的提取，解决了暴露偏差和误差累积问题。后者提出了一个创新的统一标签空间方案，将关系三元组抽取看成一个填表问题，简化了任务学习，提高了模型任务间的依赖性。Hu 等人^[17] 提出了一种混合深度关系矩阵双向方法，通过结合关系矩阵表示和双向处理机制，实现关系三元组的联合抽取。GRTE^[18] 通过引入全局特征导向策略和改进的矩阵填充策略，捕捉句子中的复杂依赖关系，显著提升了模型性能。Yan 等人^[19] 通过创新的分区过滤机制，能有效捕捉细粒度的信息，并通过联合学习提高抽取任务整体性能。

与之不同的是，序列标注方式将输入文本作为一个线性序列进行处理，通过对每一个词赋予一个对应的标签，逐步处理序列中的每个元素，提取出所需的三元组。CasRel^[20] 和 PRGC^[21] 是采用序列标记方式的模型。前者采用级联二元标注策略将复杂的关系抽取任务分解为更简单的子任务，先抽取 subject 实体，然后在 subject 基础上同时抽取关系 relation 及其对应的 object 实体，降低了模型的学习难度，但同时并没有避免关系冗余和计算效率低的问题。后者为了解决相关问题，将三元组联合抽取分解成了三个子任务：关系判断、实体抽取和头尾实体对齐，通过一个潜在关系模块来预测文本中可能存在的关系，提高整体抽取的准确性，但会存在误差传递和暴露偏差问题。Cheng 等人^[22] 提出了一种创新的级联双解码器架构，有效减少了实体识别错误对关系分类任务的负面影响，更好地捕捉了实体与关系之间的依赖性。Yuan 等人^[23] 为每种关系类型分配不同的注意力权重，使模型能够准确捕捉与特定关系相关的实体。

序列到序列方式的基本思想是将输入的一个序列编码为一个固定长度的向量表示，

然后再通过解码器将这个向量表示生成另一个序列。Nayak 等人^[24]利用编码器-解码器的优势,处理了实体识别和关系抽取的依赖关系,为二者提供了一种有效的联合抽取方法。Zeng 等人^[25]提出了一个结合生成机制与复制机制的端到端神经模型,使得模型在处理复杂实体和关系时具有更高的准确性。Sui 等人^[26]利用集预测网络进行实体识别和关系抽取的联合建模,使模型能够同时处理多个实体与关系。Zhang 等人^[27]提出最小化偏差策略,通过最小化暴露偏差,提高了联合抽取模型的准确性。BTDM 模型^[28]引入了双向翻译解码机制,使模型可以利用更多的上下文信息来确保实体和关系抽取的准确性。Chang 等人^[29]引入了受限解码、表示重用和融合等技术,确保生成的实体和关系三元组符合语法和语义规则。

参数共享通过共享模型内部的参数来同时处理多个任务,减少了每个任务需要独立学习的参数量。Gao 等人^[30]提出了一个基于关系分解的联合抽取模型,通过对输入文本中的单词向量进行合并,获得基于句子的文本向量表示。Sun 等人^[31]分别构建了命名实体识别和关系抽取的模块,通过一个递归交互网络将两个模块联合起来,允许两个任务之间进行动态学习交互,达到了显著的效果。Zhang 等人^[32]提出了一种粗到细(Coarse-to-Fine)的框架,通过先进行粗略的初步抽取,然后在此基础上进行精细化的处理。Wang 等人^[33]通过解耦和聚合的策略,将实体识别和关系抽取任务解耦,并在后期阶段聚合结果,提升了抽取的灵活性。

1.2.3 链路预测模型的研究现状

链路预测(Link Prediction)是知识图谱中的关键任务,目标是根据已有的实体和关系推理出缺失或潜在的三元组,例如在给定(药物 A, 治疗, ?)的条件下预测其可能治疗的疾病。其本质是一种关系补全与推理技术,帮助构建更完整、更智能的知识网络^[34]。在实际应用中,链路预测广泛服务于医疗辅助决策、智能问答系统、推荐系统等场景。例如,在医学知识图谱中,通过链路预测可以发现潜在的药物-疾病关联、基因-病症关系,为新药研发和个性化诊疗提供依据;在推荐系统中,用户与物品的交互可以看作一种知识图谱结构,通过预测潜在的“用户-兴趣-物品”三元组,提升推荐的准确率。

在知识图谱的链路预测研究中,研究者通常从不同的建模视角出发,将现有方法划分为三类:嵌入式方法、图神经网络方法以及神经符号推理方法^[35]。这种划分反映了模型在知识表示与推理机制上的核心差异。嵌入式方法侧重于将实体与关系映射到连续向量空间中,通过向量间的运算刻画实体间的语义关联,具有较好的表达效率与可扩展性。图神经网络方法则从结构建模的角度出发,认为节点所处的图结构和邻居信息对于理解其语义至关重要。通过消息传递机制,这类方法能够捕捉局部上下文中的复杂依赖关系,在结构感知推理任务中表现出色。神经符号推理方法试图结合神经网络的表达能力与逻辑推理的可解释性,将规则学习引入端到端训练框架中,从而支持多跳路径与因