知识图谱在临床流行病学教学中的设计与构建

刘睿熙[1,2],康梦田[1]

1.首都医科大学附属北京同仁医院北京同仁眼科中心眼科学与视觉科学北京市重点实验室,北京 100730;
2.首都医科大学基础医学院,北京 100069

【摘要】目的 随着数字技术在教学活动中重要性的提高,知识图谱技术逐步被纳入到教学实践当中,从而实现教学效果的提升。**方法** 通过分析临床流行病学学科知识体系特点,选取符合学科知识特点的技术方法,设计并构建适用于教学的知识图谱。在此基础上,提出了基于知识图谱的教学方法与策略,同时建立了临床流行病学知识图谱的基本设计构建原则。**结果** 本研究构建的临床流行病学知识图谱包含8 022个实体与12 695条语义关系,涵盖5个顶级核心概念类。经领域专家评审和人工抽样校验,知识三元组的准确率为91.4%,召回率为86.2%,F_1值为88.7%。本体覆盖度评估显示,图谱覆盖了教材全部20个章节的核心概念,与教学大纲的知识点匹配率达94.5%。基于Neo4j的可视化系统实现了语义检索、交互式关系探索和学习路径追溯等功能,初步具备了支持个性化教学的技术能力。**结论** 本研究为临床流行病学教学提供了一套可复现的知识图谱构建技术方案,所构建的图谱在知识覆盖度和准确性方面达到了较高水平。该图谱的教学实效性有待后续通过设置对照组的教学实验予以验证,未来研究将重点开展学期前后的成绩与能力评估,以获取实证数据。

【关键词】知识图谱;临床流行病学;医学教育;教学方法;可视化
【中图分类号】R-4;TP391.1 **【文献标志码】**A **【文章编号】**1004-5287(2026)04-0558-10
【DOI】10.13566/j.cnki.cmet.cn61-1317/g4.202604019

Design and construction of knowledge graph for Clinical Epidemiology teaching

LIU Ruixi[1,2], *KANG Mengtian*[1]

1. *Beijing Ophthalmology & Visual Science Key Lab, Beijing Tongren Eye Center, Beijing Tongren Hospital, Capital Medical University, Beijing* 100730, *China*; 2. *School of Basic Medicine, Capital Medical University, Beijing* 100069, *China*

【Abstract】Objective As digital technologies assume an increasingly prominent role in education, knowledge graph technology has been progressively integrated into teaching practice, offering a promising approach to enhancing instructional effectiveness. **Methods** Based on a systematic analysis of the knowledge architecture of Clinical Epidemiology, appropriate technical methods were selected to design and construct a discipline-specific knowledge graph. Based on this foundation, knowledge graph-based teaching methods and strategies were proposed, and fundamental design and construction principles for the Clinical Epidemiology knowledge graph were established. **Results** The constructed Clinical Epidemiology knowledge graph comprises 8 022 entities and 12 695 semantic relationships, organized under five top-level core concept classes. Domain expert review and manual sampling verification yielded a precision of 91.4%, a recall of 86.2%, and a F_1 score of 88.7% for knowledge triples. Ontology coverage assessment demonstrated that the graph encompasses core concepts from all 20 chapters of the textbook, achieving a 94.5% match rate against the teaching syllabus. The Neo4j-based visualization system supports semantic retrieval, interactive relationship exploration, and learning path tracking, thereby providing the preliminary technical infrastructure for personalized instruction. **Conclusion** This study presents a reproducible technical framework for constructing knowledge graphs in Clinical Epidemiology education. The resulting graph achieved satisfactory levels of knowl-

基金项目:首都医科大学教育教学改革研究课题(2024JYY182)
收稿日期:2026-06-22
作者简介:刘睿熙,本科,研究方向为医学信息学与知识图谱构建。
通信作者:康梦田,讲师,博士,研究方向为眼科临床流行病学。E-mail:kangmengtian@163.com

edge coverage and accuracy. However, the pedagogical effectiveness of this graph requires validation through subsequent controlled teaching experiments. Future research will focus on conducting pre- and post-semester assessments of academic performance and competency to obtain empirical evidence.

【Keywords】 knowledge graph; Clinical Epidemiology; medical education; teaching methods; visualization

临床流行病学作为在临床医学领域内引入现代流行病学和统计学方法的重要桥梁学科，其核心在于培养学生掌握临床科研的设计、测量与评价能力，从而科学地探讨疾病的病因、诊断、治疗及预后规律[1]。教育部在《本科医学教育标准》中已明确将“掌握临床流行病学的有关知识与方法”列为医学本科生必须达成的知识目标[2]。然而，该学科知识体系结构复杂、逻辑关联紧密、内容要点繁杂，传统教学模式往往强调对知识点的记忆，难以帮助学生参透知识点间错综复杂的显性及隐性联系，导致学生学习效率低下，忽视了培养学生发现问题、解决问题及进行科学研究的核心能力[3-4]。因此，突破传统教学模式的局限，创新教学方法，已成为提升临床流行病学教学质量的迫切需求。

知识图谱作为一种结构化的语义知识库，能够通过“实体-关系-实体”三元组的形式，有效表达知识间复杂的逻辑关系，构建互联互通的知识网络[5]。自2012年谷歌提出“知识图谱”概念以来[6]，其在教育领域的应用潜力日益凸显。它能够将抽象的书本知识转化为简单化、形象化的可视图形，协助学生构建系统的知识框架[7-8]。对于教师而言，知识图谱有助于分解教学培养目标、抓住教学核心内容、分析教学行为，从而实现教学质量的精准控制[9]。

目前，知识图谱在医学领域的应用多集中于推理决策或知识分类[10-11]，而在教学方面的实践探索刚刚起步。虽有研究探索知识图谱在基础医学教育中的应用，并证实其能有效提升学生的学习效果和学习效率[12]，但在临床医学，特别是临床流行病学这一方法学课程中的深入应用研究尚属空白。临床流行病学的学科特点与知识图谱的技术优势高度契合，如何构建一个贴合其学科内涵的知识图谱，并验证其在教学实践中的有效性，是一个值得深入研究的课题。

基于此，本研究旨在构建一个面向临床流行病学教学领域的知识图谱，并探索其教学方法。如图1所示，研究将通过本体构建、信息抽取、数据融合等技术流程，整合临床流行病学的核心知识资源。本研究拟解决的关键问题包括：如何构建一个准确、完整的临床流行病学知识本体；如何实现教材知识向结构化图谱的转化；以及如何将所构建的知识图谱应用于实际的“教”与“学”场景中，以期实现知识逻辑体系的可视化、学习资源的融合化、教学路径的导向化与学生群体教学的个性化，最终为培养高素质医疗卫生人才提供新的方法学支持。

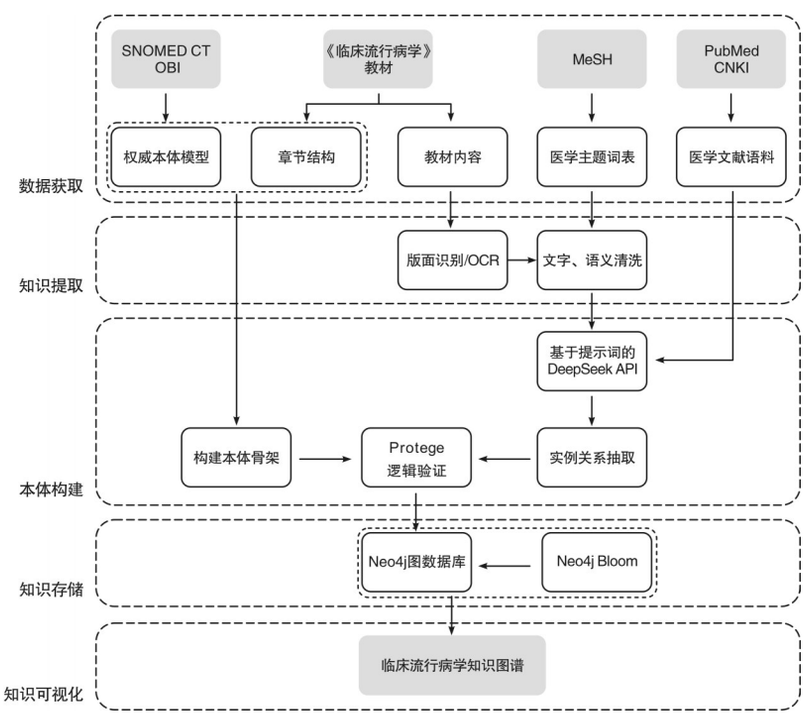


图1　临床流行病学教学的领域知识图谱构建流程

1 方法

本研究采用本体驱动的知识图谱构建方法，结合自然语言处理技术和大语言模型，实现以临床流行病学知识为核心的标准化本体构建与知识可视化。

1.1 本体模型设计

本体模型设计是构建垂直领域知识图谱的基础，旨在提供标准化、可共享的语义框架[13]。参考权威本体作为骨架，迭代扩展临床流行病学教材特有的概念（如疾病、干预措施、研究设计、偏倚类型、统计指标），确保模型兼顾标准化与领域特异性。本体组件包括类、实例和关系，通过模式定义知识结构，规范后续知识抽取。

1.2 数据预处理与文本提取

本研究以詹思延主编的《临床流行病学》（第2版，人民卫生出版社，2015年）为核心语料来源。该教材是国内临床流行病学领域最具权威性的教材之一，共20章，涵盖临床科研设计、诊断试验评价、病因与预后研究、临床试验、系统综述与Meta分析等核心内容，被广泛用于全国高等医学院校研究生教学。教材扫描文件通过光学字符识别（optical character recognition，OCR）转换为可处理文本。针对教材排版复杂性，采用Python的Unstructured库进行版面分析（hi_res模式，YOLOX检测架构）[14-15]，结合Tesseract V5库进行文本提取。此外，基于中文语料训练的PaddleOCR模型针对中文语境的文本识别提取更有优势[16]。输出为结构化JSON文件，保留文件中的标题、描述性文本和表格等字段，作为后续知识抽取阶段的重要标志信息。

1.3 文本清洗与术语规范化

1.3.1 文本清洗

对OCR提取的文本进行分类清洗。首先，依据卷积神经网络版面分析结果合并标题与描述文本，修正分页断裂，还原逻辑完整的段落单元。其次，删除页眉、页脚、页码等结构化噪声；通过正则表达式与Unicode字符检测清理乱码与异常符号，对医学术语、数学符号等进行保留标记。对于表格内容，保留其原始结构与字段对应关系，以避免损失关键语义信息。

1.3.2 术语规范化

本研究采用双语分层策略，充分考虑中英文术语的结构差异，分别进行规范化处理。英文医学术语（如RR、OR、HR、NNT等）具有高度标准化及缩写特征，通过预训练的SapBERT模型结合医学主题词表（medical subject headings，MeSH）进行语义对齐[17]，可有效识别术语的同义表达与变体形式；SapBERT基于统一医学语言系统（unified medical language system，UMLS）语库预训练，在英文术语匹配中表现优异[18]。而中文术语缺乏统一的国际标准，同义词众多、表达方式多元（如流行率/患病率、混杂偏倚/混杂因素等），预训练深度学习模型的迁移效果有限。因此采用以中文MeSH为权威参考的人工规范化方案，通过中文MeSH的层级结构进行映射，并由3名方法学专家进行三轮独立校验。这一差异化设计兼顾了效率与可信度，既发挥了英文术语规范化程度高、深度学习处理效率高的优势，又保证了中文术语在权威依据支持下的准确性与规范性，因此相比纯自动化的无监督知识提取和关系抽取方案更具可靠性。

1.4 医学文献数据获取

根据临床流行病学的研究范畴，分别在PubMed和CNKI上设定详细的检索式，确保能够全面覆盖相关文献。PubMed检索式为（“clinical epidemiology”[Majr] OR “epidemiologic methods”[Majr]) AND (“study design”[TIAB] OR “bias”[TIAB] OR “diagnostic test” OR “prognosis” OR “clinical trial”），时间限制为2019年1月至2024年12月；CNKI以“临床流行病学” AND (“研究设计” OR “偏倚” OR “诊断试验” OR “预后” OR “临床试验”）为检索式，检索同一时间段的核心期刊和SCI来源期刊文献。分别在两个数据库中执行上述检索式，PubMed初检获得20 153篇文献，CNKI初检获得2 185篇文献。依据预设的纳入与排除标准对初检结果进行筛选。纳入标准为：涉及临床流行病学方法学讨论或应用的原始研究、综述和方法学论文；排除标准为：会议摘要、信件、非方法学导向的纯临床报告。对两库筛选后的文献进行跨库去重，剔除重复收录的文献。经去重和筛选，最终从PubMed纳入1 247篇文献，从CNKI纳入683篇文献。利用PubMed API与CNKI的批量导出功能，提取纳入文献的题名、摘要、关键词等结构化元数据字段，初步汇总到数据表中。对提取的数据进行归一化处理，包括统一字段命名、规范编码格式、清洗缺失值与异常字符等，确保中英文文献数据在格式层面的一致性。将清洗后的文献摘要作为核心分析对象，整合为结构化的医学文献语料库，为后续本体构建与关系抽取提供补充语料支持。

1.5 本体骨架构建

以国际通用的标准化临床术语系统（systematized nomenclature of medicine，SNOMED CT）以及开源的生物医学调查本体（ontology for biomedical investigations，OBI）等权威本体为基础[19-20]，基于清

洗后文本，利用DeepSeek API和提示词工程，采用自上而下策略分块构建本体骨架[21]。

提示词设计：为提高模型抽取结果的一致性与可复现性，本研究采用统一的提示词模板对模型输出进行约束。具代表性的提示词示例如下。

System prompt:

You are an ontology construction assistant. Extract candidate classes, properties, and hierarchical relations from the given text. Extend the ontology based on the existing ontology skeleton.

User prompt:

Based on the input text and the current ontology skeleton, identify domain concepts and semantic relations.

Requirements:

1. Use consistent names for entities throughout the document.

2.Keep entity names in the original language.

3. Predicates must be concise (1～3 words maximum).

4.Return only structured results in JSON format.

Input text: {text_chunk}

Current ontology skeleton: {ontology_skeleton}

在实际处理中，各文本块共用相同的提示词框架，仅替换输入文本和当前本体骨架内容。

分块处理：将教材文本划分为20 000～30 000 token的块，分块边界以教材章节为自然分隔单元，确保同一概念主题的内容完整性；对于超出token限制的章节，在小节边界处进行二次分割，避免超出模型上下文长度限制。

增量扩展：首先根据成熟本体设计骨架，并在后续对每块进行处理时，在提示词中追加已提取的本体骨架内容，要求模型基于当前本体骨架进行扩展，确保与既有结构对齐。为保证跨块的知识一致性，每次增量扩展后均对新增的类和属性与已有本体进行冲突检测，包括命名一致性校验（避免同一概念被赋予不同命名）和层级关系合理性审查（确保新增子类与已有父类的语义一致）。

质量控制：提示词指定模型角色（如“本体构建专家”），规则要求严格依据教材文本，禁用先验知识。同时限制模型提取的本体骨架中类的数量，不允许输出实例，保证该阶段本体骨架中类的全面性与独立性。

内容存储：要求输出符合网络本体语言（web ontology language，OWL）规范的RDF文件，并通过Protégé进行逻辑验证[22]。

1.6　本体构建与关系提取

在本体骨架的框架下，对教材文本和医学文献语料库进行关系提取。鉴于中文医学文本的复杂性和隐式关系的丰富性，采用在中文医学语料库上微调的RoBERTa-wwm模型进行关系抽取，并在其顶部接入分类层完成关系类型判别。主要训练参数设置如下：批量大小为16，学习率为$2e^{-5}$，最大序列长度为256，训练轮次为8，优化器为AdamW，损失函数为交叉熵损失。模型选择以验证集表现最优为准，并将最优模型用于测试集评估。结果显示该模型在测试集上的准确率、精确率、召回率和F_1分数分别为0.842、0.818、0.791和0.804。上述结果表明，相比大规模通用模型，该微调方案具有更高的生物医学领域专业性和可控性，适应临床流行病学中的结构化关系识别抽取。模型微调语料基于医学文献（中文医疗社区问答数据集、PubMed摘要）。为防止大模型幻觉，采用以下质量控制机制：使用与本体骨架的约束验证，过滤不符合关系类型的输出；对置信度低的关系（＜0.8）进行人工审核与修正；所有提取的三元组均记录模型版本与参数配置等信息，保证可追溯与可复现。将验证后的知识三元组整合至RDF文件，使用Protégé的HermiT推理机验证逻辑一致性[23]。

1.7　知识存储与可视化

通过Neo4j图数据库存储知识三元组，利用Neosemantics(n10s)插件将OWL/RDF文件转换为“节点-关系-节点”结构。使用Neo4j Bloom实现可视化的交互界面，界面为语义检索和节点关系探索等功能提供了良好支持。在可视化过程中，通过标签区分教材概念与权威本体概念，有效提升了图谱的可查询性与可扩展性。

1.8　质量评估

为保证知识图谱的质量，本研究建立了多层次、多维度的评估体系，具体包括专家评审、三元组准确性评估和本体覆盖度评估三个方面。

1.8.1　专家评审

在专家评审环节，邀请3名具有10年以上临床流行病学教学经验的领域专家（分别来自流行病与卫生统计学、循证医学和临床研究方法学方向）对本体模型进行评审。采用两轮改良Delphi法：第一轮专家独立评审本体骨架的19个核心类和46种对象属性的合理性、完整性和命名规范性，提出修改建议；研究团队汇总意见并修改后，进行第二轮评审，直至各专

家对本体结构达成一致。

1.8.2 三元组准确性评估

评估样本量确定：基于统计学抽样原则，确定校验三元组准确性所需样本量。参考Cochran公式，在置信水平95%、允许误差±4%、预估缺陷率约10%的条件下，所需最小样本量约为217条。为提高各概念类别的代表性并预留分析余量，实际抽样量扩大至500条。

抽样方法：采用分层随机抽样，分层依据为5个顶级核心概念类，各层抽样比例与其在图谱中的关系数占比一致（即“疾病/健康状态”类抽取约150条，“偏倚/误差”类抽取约119条，“研究设计/方法”类抽取约115条，“统计指标/测量”类抽取约86条，“结局/预后”类抽取约30条）。

评估标准：抽取2名评估者独立判断每个三元组的正确性（实体是否准确、关系类型是否恰当、语义是否与教材原文一致）。评估者间一致性以Cohen's Kappa系数衡量。对于两位评估者判断不一致的三元组，由第三位领域内专家进行仲裁。仲裁时，专家结合原始文本及其上下文、预先制定的标注规范及本体约束规则等，对争议三元组进行独立复核。若其中一位评估者的标注符合规范，则采纳其结果；若双方标注均不完全符合，则由第三位专家给出修正后的最终标注，或判定该三元组无效并予以剔除。仲裁结果作为该三元组的最终评价结果，并用于后续统计分析。

1.8.3 本体覆盖度评估

将图谱中的核心概念与教材目录（20章）和教学大纲的知识点逐一比对，计算章节覆盖率和知识点匹配率。同时，将图谱的核心术语与UMLS元词表进行映射，评估术语级别的标准化覆盖率。

2 结果

本研究成功设计并构建了面向临床流行病学教学的本体驱动型知识图谱，实现了学科知识从非结构化的文本到结构化、语义化网络的系统转化。

2.1 知识图谱的宏观统计概览

2.1.1 规模维度

最终形成的临床流行病学知识图谱共包含8 022个实体与12 695条语义关系。图谱覆盖了教材全部20个章节的核心概念，章节级覆盖率为100%，与教学大纲200个核心知识点的匹配率为94.5%（189/200），未覆盖部分主要涉及高度专业化的统计公式推导过程。

2.1.2 结构维度

在层级分布方面，图谱采用多层级本体架构，顶层由5个核心概念类构成，分别为“疾病/健康状态”（disease/health status）、“偏倚/误差”（bias/error）、“研究设计/方法”（study design/method）、“统计指标/测量”（statistical indicator/measurement）以及“结局/预后”（outcome/prognosis）。各顶级概念类下进一步细分为若干子类与实例节点，形成了自上而下的“概念类-子类-实例”三级层级体系，完整地描述了临床流行病学的学科知识结构。在连通性方面，对图谱进行拓扑结构分析表明，其平均节点度为3.16，实体与关系的比值约为1∶1.58，表明各概念之间形成了较为紧密的语义联结。五大概念类之间多种语义关系实现了跨层级互联，确保了图谱作为整体知识网络的系统性与连贯性。

2.1.3 语义维度

5个核心概念类的实体规模依次为：“疾病/健康状态”2 408个（30.0%）、“偏倚/误差”1 902个（23.7%）、“研究设计/方法”1 826个（22.8%）、“统计指标/测量”1 369个（17.1%）、“结局/预后”517个（6.4%）。方法学相关术语合计占总实体的63.5%，反映了临床流行病学围绕“疾病”中心探讨研究方法、测量与评价的学科特征。术语标准化方面，78.3%的英文核心术语可映射至UMLS概念唯一标识符，中文术语通过CMeSH的映射覆盖率为72.6%。在语义关系质量方面，基于500个分层随机抽样三元组的评估（Cohen's Kappa系数0.84），总体准确率为91.4%（457/500），主要错误类型为关系类型误判（60.5%）和实体边界识别偏差（39.5%），召回率为86.2%，F_1值为88.7%，反映了临床流行病学以方法论为核心的学科特征，在标准化映射和三元组质量方面均达到了较高水平，具备支撑后续教学应用与知识推理的语义基础。

2.2 本体模型的结构化特性与教学适应性

所构建的本体模型不仅参考了SNOMED-CT、OBI等权威本体的标准化术语，更针对教学需求进行了深度定制。模型定义了19个核心类和46种对象属性，形成了层次清晰、关系明确的语义框架。上述类和属性的确定经过了两轮改良Delphi专家评审，最终版本的专家一致性系数（Kendall's W）为0.82。其教学适应性主要体现在逻辑链条的显性化：模型特别设计了用于连接方法、指标与偏倚的属性，如hasAppropriateStatisticalTest（有合适的统计检验）、isSusceptibleTo（易受……影响）、isControlledBy（可通过……

控制）。这使得诸如“病例对照研究→采用→OR值→易受→混杂偏倚→可通过→多因素 Logistic 回归控制”这样的完整逻辑链得以在图谱中直观呈现。

关于概念的对比与辨析，通过建立互斥或对比关系，图谱能够清晰地展示易混淆概念的区别。例如，随机对照试验与队列研究在“研究设计”大类下被定义为兄弟类，并通过关系与各自的适用场景、论证强度、常见偏倚等属性相连，辅助学生进行对比学习。

2.3　知识内容的具体化展示与案例

为具体说明图谱的知识组织能力，以“诊断试验评价”这一教学重点为例，图谱构建了一个丰富的子网络（图 2）。

核心概念：诊断试验评价作为核心实体，关联到灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值、似然比、预测值等一系列统计指标实体。

关系网络：每个指标通过 isDefinedAs（定义为）关系链接到其数学定义或公式描述；通过 isAffectedBy（受……影响）关系链接到疾病患病率等概念。

方法联系：该实体还通过 isAtypeOf（是一种）关系归属于测量与评价方法，并与金标准、盲法等偏倚控制相关概念紧密关联。

这个案例表明，图谱将原本分散在教材不同章节的知识点有机整合，形成了一个围绕核心问题的知识簇，帮助促进了学生的系统性理解。

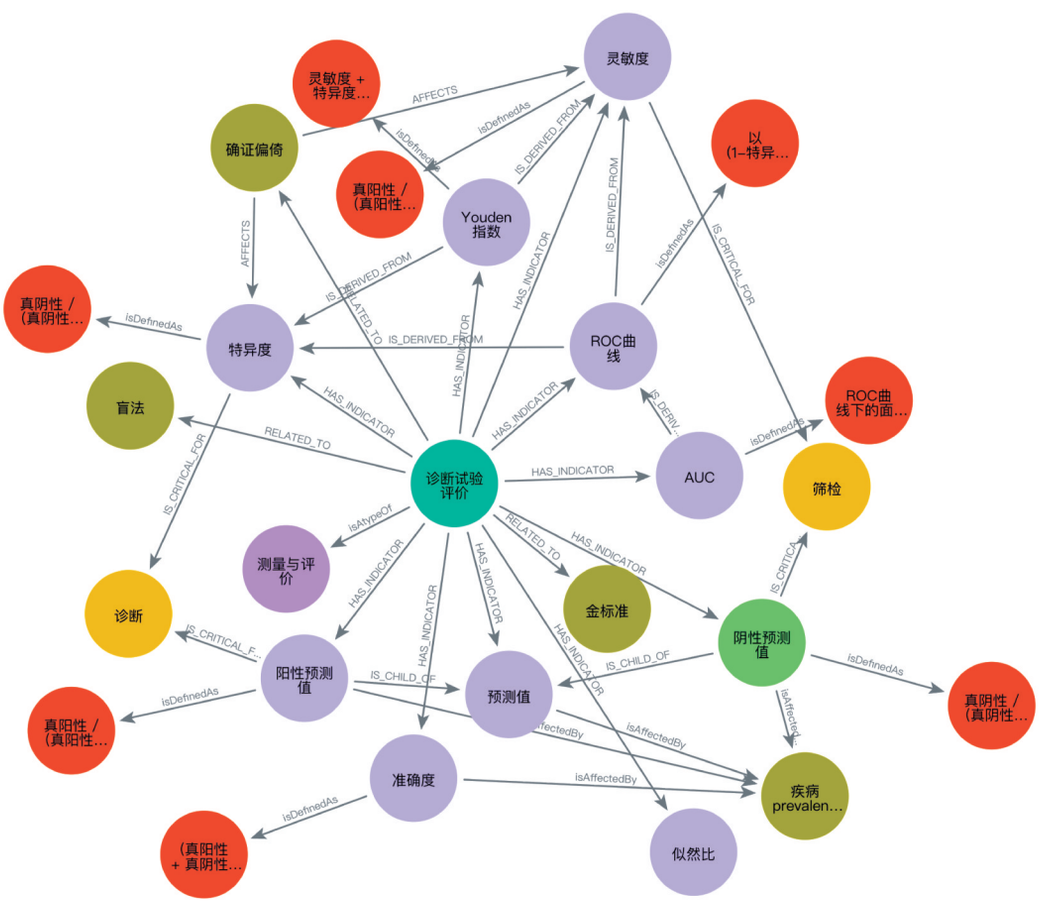


图 2　以诊断试验评价为核心实体的图谱结构

2.4　可视化系统的交互功能与教学支持

基于 Neo4j 图数据库和 Bloom 可视化工具开发的应用界面，为知识图谱的教学化应用提供了有力支撑（图 3）。系统实现了以下关键功能。

多模式语义检索：支持关键词模糊匹配（如输入“偏倚”，返回所有包含该词的实体）和 Cypher 语句的精准查询（如 MATCH (d: Disease)-[:hasRiskFactor]->(f)查找所有疾病的风险因素）。

交互式关系探索：用户点击任一节点（如队列研究），系统高亮显示其所有直接关联的节点和关系。用户可以继续点击关联节点（如相对危险度 RR）进行漫游式探索，实现知识的自主发现。

学习路径追溯：系统可记录用户的探索路径，并以可视化的方式呈现，帮助学生复盘其思维轨迹，也便于教师了解学生的知识探索兴趣点和盲区。

视觉区分：在界面中，源自教材的核心概念与源

自SNOMED CT等权威本体的基础概念以不同颜色和形状的节点区分，帮助学生建立从专业课程知识到更广阔医学知识体系的桥梁。

需要指出的是，本研究选用Neo4j Bloom作为可视化工具主要基于其在教学场景中的交互便利性和低门槛的自然语言查询支持。考虑到Bloom为商业授权产品，在推广应用中存在成本限制，后续部署可考虑采用开源替代方案，如Neo4j Browser（免费，支持Cypher查询和基本图可视化）、NeoDash（开源的Neo4j仪表板工具，支持自定义图表和交互组件）或Gephi（开源的通用图分析与可视化平台），以降低推广成本并提升可复制性。

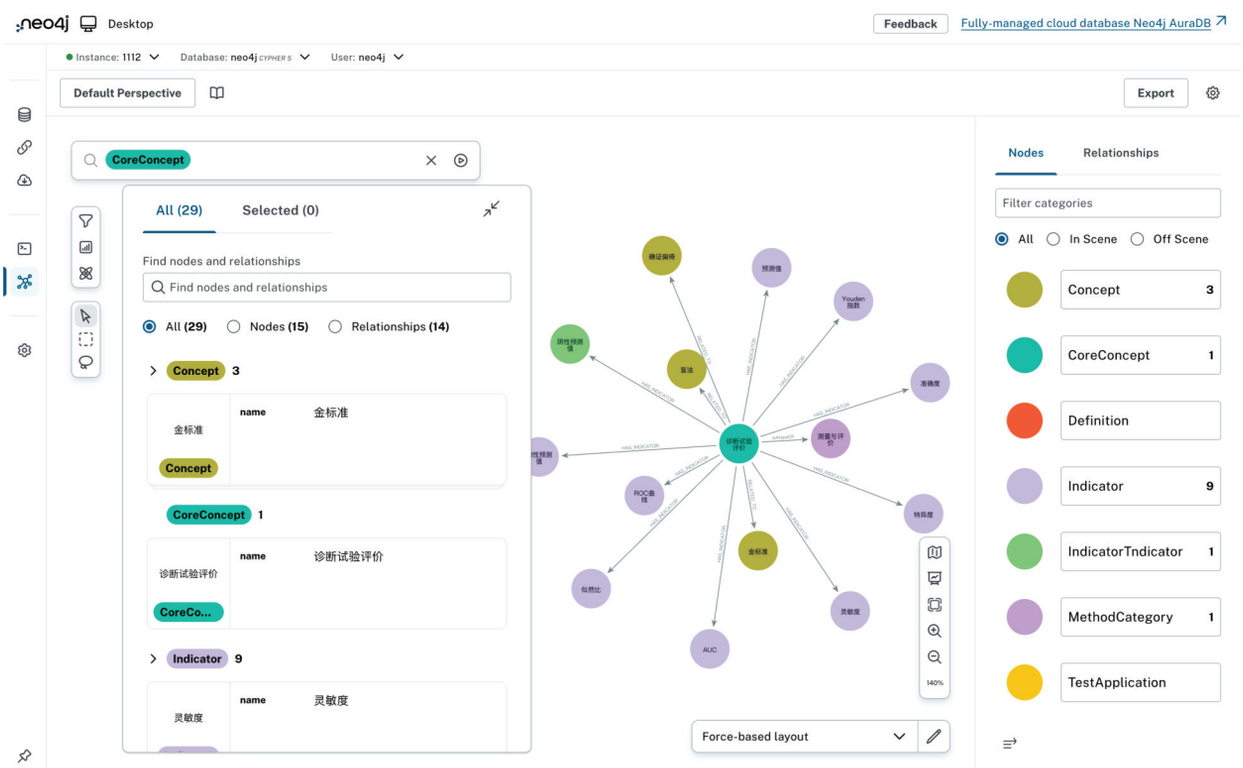


图3 基于Neo4j和Bloom开发的知识图谱应用

2.5 教学应用潜力的初步分析

知识图谱的结构特性为其直接应用于教学场景奠定了基础。

面向对象：图谱主要面向临床医学专业研究生（包括科学学位与专业学位），可拓展至具有一定统计学基础的临床医学本科高年级学生。研究生已具备基本的医学统计学和科研设计知识，能够更有效地利用图谱的语义检索和逻辑链条导航功能。

支持概念图构建练习：教师可以设定主题（如病因学研究），要求学生基于图谱检索并拼接相关概念，作为考核其对知识体系掌握程度的新型作业或考试形式。

作为智能教学系统的核心：图谱可作为后端知识库，支撑更高级的应用，如开发智能问答机器人，回答学生关于概念定义的提问；或实现个性化学习路径推荐，根据学生的知识薄弱点（如对“效应修饰”理解不清），自动推送图谱中相关的概念节点和学习资源。

促进科研与教学融合：通过已建立的与PubMed和CNKI文献数据的关联，学有余力的学生可以直接从某个研究方法节点，跳转查看最新的应用该方法的实证研究文献，实现从理论到前沿的无缝衔接。

针对实际教学实践，以“诊断试验评价”为主题，可面向临床医学专业研究生开展一次混合式教学活动。教学目标为：学生能够基于临床病例明确目标疾病、受试对象与参照标准，完成四格表构建并计算敏感度、特异度等相关指标；能够结合不同患病率背景解释预测值变化；能够据此对检验结果作出临床解释并提出下一步诊疗建议。课前，教师围绕“金标准、四格表、敏感度、特异度、预测值、似然比、ROC曲线”等核心概念构建专题子图，布置完成指定的路径检索与预习任务，并通过小测识别学生存在的共性薄弱点。课中，教师首先基于预习数据针对性讲解，重点辨析敏感度、特异度与预测值的区别及其适用情境；随后引入两个患病率不同但检验方法相同的病例，组织学生分组完成“研究对象界定—参照标准选择—四格表构建—指标计算—结果解释—临床决策”任务链，并

借助知识图谱实时核对各组概念连接、推理路径与错误节点。各组最终需形成简短结论，包括“该检验结果在当前人群中的临床意义”“是否适合用于筛查或诊断”“是否需要进一步检查”。课后，系统依据学生在课堂中的错误节点、断裂路径和测验结果，定向推送相应图谱节点、教材章节、典型文献及迁移性病例练习，帮助学生完成从指标计算到临床解释的巩固训练。

上述教学集成示例表明，知识图谱在临床流行病学课程中并非仅适用于静态展示概念，而是能够融入任务布置、课堂讨论、错误诊断和课后推荐等教学环节。需要指出的是，该案例为基于现有图谱功能所设计的教学环节脚本，其实际教学效果仍需在后续小规模教学试点中通过课前课后测验和学生反馈等指标进一步验证。

3　讨论

本研究成功构建了面向临床流行病学教学的本体驱动型知识图谱，并验证了其在实现知识结构化、可视化和支持个性化教学方面的技术可行性。其内在的设计充分考虑了教学逻辑，并通过可视化和交互功能，为变革传统的教学模式提供了具体、可行的工具和方法。

3.1　研究结果的意义与验证

本研究结果的核心意义在于验证了深度垂直构建策略在方法学学科中的适用性。本研究与天津医科大学在基础医学教育中的探索[8]结论相呼应，现有医学教育知识图谱多采用广覆盖、浅关联的整合模式，适用于事实性知识为主的基础医学，但这一模式难以体现临床流行病学中的复杂推理关系。本研究通过深度优先的构建策略，有效捕获了从研究设计、效应指标选择、到偏倚控制的完整推理链条。数据统计进一步印证该优势，方法学相关术语占总实体的63.5%，充分反映出该图谱成功聚焦于学科的方法论核心。这表明，对于逻辑关联密集的课程，深度垂直构建相比传统的广度模式，是更为有效的知识组织策略。

本研究构建的知识图谱在准确性与覆盖度方面均达到了较高水平。基于评估结果显示，图谱总体准确率达91.4%，召回率为86.2%，F_1值为88.7%，说明在本体约束和人工校验共同作用下，知识抽取结果可靠性良好。同时，图谱覆盖教材全部20个章节的核心概念，与教学大纲知识点的匹配率达到94.5%，表明其在课程知识表达方面具有较强的完整性。上述结果说明，本研究所构建的知识图谱不仅具有较好的结构质量，也具备支持后续教学应用的内容基础。

本研究提出的教学方法创新首先体现在知识逻辑的可视化。临床流行病学学习的核心难点在于学生对概念间逻辑关系的理解与建构。传统教学模式将跨章节知识整合转移至学生，致使其知识呈碎片化状态。本知识图谱通过可视化方式，清晰呈现知识元素间的关联，帮助学生将碎片化知识整合为系统化理解。相比于传统概念图，知识图谱具有图形化的语义结构，支持系统进行自动推理和知识发现；同时为学习者的认知诊断与个性化学习提供基础，为自适应教学的实现奠定了技术支撑。其次本研究还实现了学习路径的个性化创新。在教师端，传统教学中对学生薄弱环节的判断往往依赖经验，而基于图谱的学习行为分析可通过追踪探索轨迹，识别未被深入探索的关联节点及断裂的跨概念路径，使教学决策由经验驱动逐步转向数据驱动。在学生端，知识图谱支持沿语义关系进行自主探索，有助于学生依据自身理解水平逐步构建个体化知识结构。由此可见，知识图谱不仅改善了知识组织形式，也为个性化学习支持提供了现实路径。

本研究采用的技术路线体现了当前领域知识图谱构建的前沿思路，即“骨架约束＋增量填充”的混合构建模式。该模式以权威本体为基础，先构建课程知识骨架，再结合教材文本和医学文献语料进行逐步扩展，从而将自顶向下的结构设计与自底向上的内容抽取有机结合起来。相较于完全依赖预定义本体或完全依赖开放抽取的方式，该模式较好兼顾了知识图谱构建中标准化与不同领域的特异性。对于其他方法学课程而言，仅需替换骨架本体和领域语料，即可在此基础上进行适配，因而具有较好的可推广性。除此之外，还创新性地引入“错误可发现性”作为大模型辅助构建的核心设计原则。区别于现有研究侧重提升抽取准确率，本研究通过骨架约束限定错误的可能空间、提示词工程约束生成边界、三元组溯源确保可追溯性，构建了从错误预防到错误定位的完整质量控制链路。这一实践提示，在人机协同的知识工程中，系统设计的核心目标应从零缺陷输出转向全链路可审计，即确保知识的生成可约束、结果可追溯、偏差可定位。

本研究的局限性在于核心语料仅限于医学生指定教材，当前纳入的期刊文献主要用于补充关系抽取语料，尚未整合临床实践指南、专家共识等其他权威数据源，未来可引入多源异构数据以丰富和持续更新知识体系。在教学的实效性方面，本研究完成了图谱

的构建与方法学论证，并参考了同行研究的有力证据[8]，但还需要就教学成效开展实证检验。后续仍需通过严格的对照实验（如学期前后的成绩与能力评估、学生满意度调查等多维度指标）获取实效性数据，从而为图谱的教学应用提供循证支持。需注意临床流行病学的核心能力，例如在具体临床情境中权衡研究设计的适用性、判断偏倚控制的优先级，本质上是一种依赖经验积累与情境理解的隐性推理，而知识图谱所捕获的显性语义关联仅构成这一推理能力的结构化框架基础，而非其全部。认识到这一边界，恰恰为后续研究指明了突破方向。跨越上述显性关联与隐性推理之间的鸿沟，有赖于知识图谱与大语言模型的深度协同。

3.2 未来研究方向

针对知识时效性不足的局限，后续拟设计基于增量抽取与自动审核的知识注入流水线，对接临床指南发布源与高影响因子期刊的定期推送，结合版本管理与变更日志机制，实现图谱的半自动化迭代更新，使其具备持续跟踪学科前沿的能力。

为了促进知识图谱与实际学习的耦合，借助大语言模型与知识图谱的深度融合，以图谱为知识库、以检索增强生成[25]技术为交互引擎，构建面向临床流行病学课程的智能导学系统，实现从被动响应查询向主动诊断认知薄弱环节并推荐个性化学习路径的模式转变，深度融入和优化学生的自主学习方式，切实提升自主学习效率。

同时，为进一步落实综合性人才的培养目标，将临床流行病学与循证医学、卫生统计学等方法学课程的知识图谱进行跨域互联与语义对齐，构建覆盖临床科研全流程的方法学知识体系[24]，支撑从单课程传授向跨学科能力培养的系统性升级，为培养复合型临床科研人才奠定基础。

4 结论

本研究验证了知识图谱“本体骨架约束＋大语言模型增量抽取＋三元组溯源校验”这一混合构建路线在临床流行病学课程中的可行性与有效性。所构建的知识图谱将散布于教材各章节的核心概念显式关联为可计算的语义网络，而贯穿构建全程的错误可发现性原则则将人机协同知识工程的质量目标转向全链路可审计，二者共同为同类课程的知识图谱建设提供了可复用的技术方案。

随着模型推理能力的持续演进，知识图谱有望从静态的学科知识地图转型为动态的认知基础设施，其不仅承载结构化的学科知识，更作为智能导学系统的语义底座，实时感知学习者的认知状态并驱动个性化学习路径的生成，最终助力医学方法学教育从知识传授向思维能力培养的方向转变。

参考文献

[1] Wang C J. Introduction, in Textbook of Clinical Epidemiology: For Medical Students[M]. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023.

[2] 教育部临床医学专业认证工作委员会. 中国本科医学教育标准：临床医学专业(2022版)[M]. 北京：北京大学医学出版社, 2022.

[3] 胡晓琴, 梁慧婷, 孙泽雨, 等. 研究生流行病学课程教学模式改革初探[J]. 中华流行病学杂志, 2022, 43(4): 586-590.

[4] Yue J, Shang Y, Cui H, et al. Visualization analysis of CBL application in Chinese and international medical education based on big data mining[J]. BMC Medical Education, 2025, 25(1): 402.

[5] Tian L, Zhou X, Wu Y, et al. Knowledge graph and knowledge reasoning: A systematic review[J]. Journal of Electronic Science and Technology, 2022, 20(2): 100159.

[6] Wang S, Lin M, Ghosal T, et al. Knowledge graph applications in medical imaging analysis: A scoping review[J]. Health Data Science, 2022, 2022: 9841548.

[7] Liu F C, Shen M Y, Shen Y P, et al. Clicking one dot opens a whole new world: A qualitative study on using knowledge graphs in surgical nursing education[J]. BMC Medical Education, 2025, 25(1): 1615.

[8] 于骊, 邓为民, 张士杰, 等. 知识图谱赋能基础医学教育的实践[J]. 中华医学教育杂志, 2024, 44(7): 513-516.

[9] 周东岱, 董晓晓, 顾恒年, 教育领域知识图谱研究新趋向：学科教学图谱[J]. 电化教育研究, 2024, 45(2): 91-97.

[10] 朱超宇, 刘雷, 基于知识图谱的医学决策支持应用综述[J]. 数据分析与知识发现, 2020, 4(12): 26-32.

[11] 王彩云, 郑增亮, 蔡晓琼, 等. 知识图谱在医学领域的应用综述[J]. 生物医学工程学杂志, 2023, 40(5): 1040-1044.

[12] Wei H, Liu X, Cao H, et al. Research on the construction and application of pathology knowledge graph[J]. BMC Medical Education, 2025, 25(1): 877.

[13] Wu X H, Duan J W, Pan Y, et al. Medical knowledge graph: Data sources, construction, reasoning, and applications[J]. Big Data Mining and Analytics, 2023, 6(2): 201-217.

[14] Salim H, Mustafa F, A Comprehensive evaluation of

YOLOv5s and YOLOv5m for document layout analysis[J]. European Journal of Interdisciplinary Research and Development, 2024, 23: 21-33.

[15] Cui K, Xu Q P, Ding Y B, et al. Optical character recognition method based on YOLO positioning and intersection ratio filtering[J]. Symmetry, 2025, 17(8): 1198.

[16] Li Y M, Wei Q, Chen X H, et al. Improving tabular data extraction in scanned laboratory reports using deep learning models[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2024, 159: 104735.

[17] Lipscomb C E, Medical subject headings (MeSH)[J]. Bulletin of the Medical Library Association, 2000, 88(3): 265-266.

[18] Liu F Y, Shareghi E, Meng Z Q, et al. Self-alignment pretraining for biomedical entity representations[C]// Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Online Association for Computational Linguistics, 2021: 4228-4238.

[19] Ehrsam J, Gaudet-Blavignac C, MATTEI M, et al. Semantics in action: A guide for representing clinical data elements with SNOMED CT[J]. Journal of Biomedical Semantics, 2025, 16(1): 7.

[20] Bandrowski A, Brinkman R, Brochhausen M, et al. The ontology for biomedical investigations[J]. PLoS One, 2016, 11(4): e0154556.

[21] Fan S, Ali H, Wang Q, et al. Automated ontology construction from text: A review of methods and applications[J]. Information Processing and Management, 2024(3): 103567.

[22] Malik S K, Rizvi S A M. Ontology design and development using ontology editors along with semantic search patterns towards intelligent retrieval of information on web: Case studies[J]. International Journal of Autonomic Computing, 2014, 2(1): 73.

[23] Shearer R, Motik B, Horrocks I. HermiT: A highly-efficient OWL reasoner[J]. OWL: Experiences and Directions, 2008(432): 91.

[24] Wu Y, Ren M, Chen N, et al. Semantics-driven improvements in electronic health records data quality: A systematic review[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2025, 25(1): 298.

[25] Jeong M, Sohn J, Sung M, et al. Improving medical reasoning through retrieval and self-reflection with retrieval-augmented large language models[J]. Bioinformatics, 2024, 40(S1): i119-i129.