

知识图谱视域下多模态教学资源与知识点智能匹配模型构建

Construction of an Intelligent Matching Model for Multimodal Teaching

Resources and Knowledge Points from the Perspective of Knowledge Graph

苏磊^{1*}, 李浩君¹, 汪楠¹, 黄土高坡¹¹浙江工业大学教育学院

* 1506589003@qq.com

【摘要】 随着教育信息化的深入推进, 多模态教学资源的开发与利用成为推动教学创新的重要力量。然而, 现阶段教学资源与知识点的匹配精度有限, 难以满足个性化教学需求。本文基于知识图谱技术, 结合深度学习与跨模态技术, 提出了一种智能匹配模型。该模型通过知识图谱嵌入、多模态特征提取、跨模态匹配和注意力机制优化, 建立教学资源与知识点之间的深层语义关联。研究通过开发原型系统, 验证了模型的实际可行性和潜在效用, 为个性化教学资源匹配提供了有力支持。

【关键词】 多模态教学资源; 知识点; 智能匹配; 知识图谱

Abstract: With the deepening of educational informatization, the development and utilization of multimodal teaching resources have become an important force in promoting teaching innovation. However, at present, the matching accuracy between teaching resources and knowledge points is limited, making it difficult to meet personalized teaching needs. This article proposes an intelligent matching model based on knowledge graph technology, combined with deep learning and cross modal techniques. This model establishes deep semantic associations between teaching resources and knowledge points through knowledge graph embedding, multimodal feature extraction, cross modal matching, and attention mechanism optimization. The research validated the practical feasibility and potential utility of the model through the development of a prototype system, providing strong support for personalized teaching resource matching.

Keywords: modal teaching resources, knowledge points, intelligent matching, knowledge graph

1. 前言

随着信息技术发展, 多模态教学资源成为推动教育变革的重要力量。教育部近年出台《基础教育课程教学改革深化行动方案》(2023)等政策, 着力推进教育信息化, 促进数字化资源开发共享, 并强化个性化、智能化教学体系建设。然而, 当前教学资源与知识点的匹配普遍存在静态化、粗粒度问题, 缺乏动态调整机制, 导致资源应用效果受限。本研究据此构建基于知识图谱的多模态教学资源与知识点智能匹配模型, 旨在提升教学精准度和资源使用效能。

2. 相关研究综述

2.1. 基于语义相似度的教育资源匹配方法

语义相似度匹配是教育资源关联的基础技术。早期研究通过构建学科本体库量化资源间的语义关联, 例如王杨等人(2014)提出的本体概念语义网络方法, 有效克服了传统关键词检索的词汇歧义问题, 实现了复杂教育内容的精准匹配。随着多模态资源的普及, 研究进一步探索跨模态语义对齐, 如吕韵(2023)通过文本、视频、音频数据的融合建模, 挖掘异构资

源间的深层语义关联。此类方法的核心优势在于逻辑可解释性，但其依赖人工定义的语义规则，难以动态适应教学场景中知识点的扩展与演变。

2.2. 基于深度学习的教育资源匹配方法

深度学习技术通过自动提取高阶语义特征，推动了匹配模型的动态化与自适应能力。例如，荣光辉等（2017）结合 LSTM 和 CNN 的双通道网络结构，利用注意力机制捕捉问答文本的上下文依赖关系，显著提升了语义匹配的鲁棒性。陶磊等（2022）进一步提出混合检索框架，将教育领域预训练模型（ER-BERT）与传统搜索引擎（ElasticSearch）结合：前者解析查询与资源的语义关联，后者实现高效检索与排序。

综上所述，现有研究虽推动了教学资源与知识点的匹配技术发展，但在处理多模态数据时仍面临信息缺失或语义理解不足的局限。基于知识图谱的解决方案可以通过系统化组织知识点与教学资源，结合实体识别、关系推理及图谱嵌入技术，可有效整合图文、音频等多模态信息，显著提升资源匹配的准确性与智能化水平，为教学资源精准适配提供更有效的技术路径。

3.多模态教学资源与知识点智能匹配模型构建

为了实现多模态教学资源与知识点的智能匹配，本研究构建了一个融合知识图谱、深度学习和跨模态技术的匹配模型。

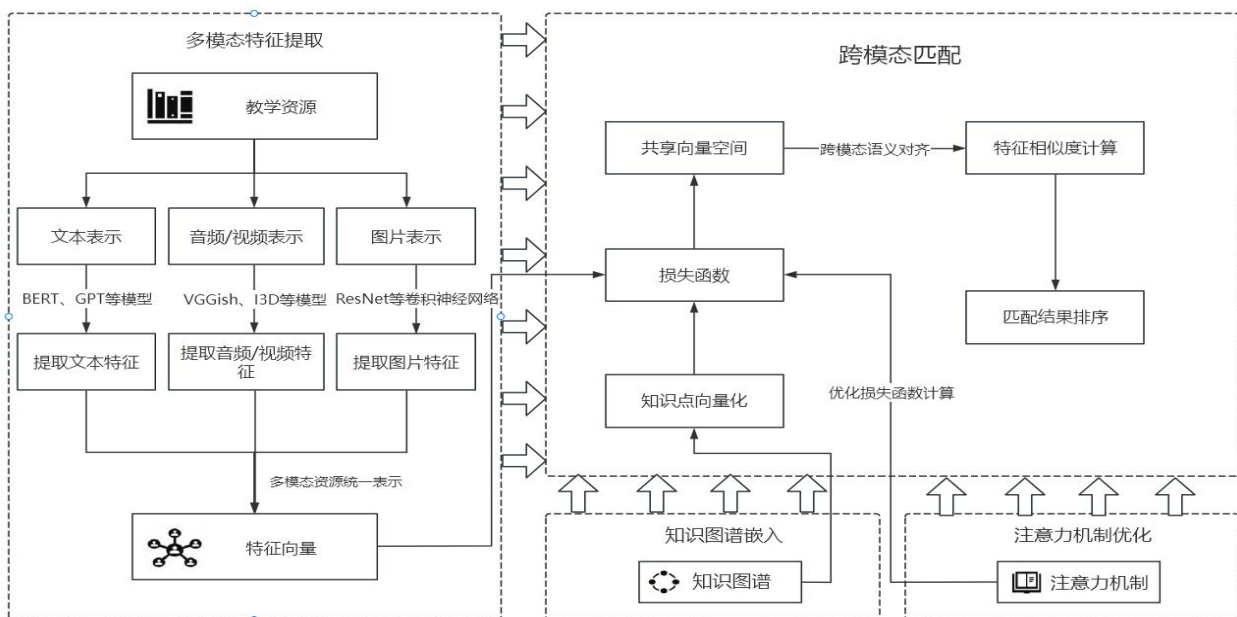


图1 智能匹配模型结构

3.1. 多模态特征提取

跨模态匹配的核心在于将多模态教学资源与知识点在语义上进行精准对齐，以实现高效的匹配。这一过程的第一步是多模态特征的提取和表征，旨在将文本、图像、音频和视频等多种模态的资源转化为统一的向量形式。之后，系统使用深度学习模型对所有模态的特征向量进行统一表示。这一过程使得系统能够全面理解不同模态的资源内容，并在语义一致性上完成深度融合，为精准的跨模态匹配提供坚实的技术基础。

3.2. 知识图谱嵌入

知识点的向量化是跨模态匹配的核心环节，依托知识图谱构建与嵌入技术，将语义信息转化为结构化数值表征。在知识图谱中，节点表征具体知识点，边描述语义关联。嵌入阶段结

合图卷积网络（GCN）与图注意力网络（GAT），最终生成的高维向量不仅包含知识点本体语义，还融合其拓扑环境中的关联信息。这种表征方式使后续匹配过程兼具图谱结构化优势与语义推理能力，提升结果的准确性与合理性。

3.3. 跨模态匹配

跨模态匹配的核心挑战源于不同模态在特征表达、数据分布及语义理解上的差异性。为此，本文提出基于对比学习的深度学习方法，通过设计模态适配的损失函数，在共享嵌入空间中对齐多模态特征：将同类语义特征向量拉近、异类特征分离，以增强跨模态语义一致性。模型利用深度神经网络将文本、图像等模态数据映射至统一高维空间，消除表征差异后，采用余弦相似度等度量方法计算教学资源与知识点特征向量的语义关联度。最终通过相似度排序算法优先展示最匹配的知识点，实现大规模资源库中的精准智能匹配。该方法通过对比学习与跨模态对齐技术，有效提升了多模态语义映射与匹配效率。

3.4. 注意力机制优化

为了进一步提高跨模态匹配的精度和效率，注意力机制的优化起到了至关重要的作用。现有跨模态匹配模型常因对多模态特征均质化处理，难以适应异质数据的差异性。注意力机制通过动态选择关键特征，如图像关键区域、文本核心语句、音频显著频谱，在多模态特征提取阶段实施特征加权，在跨模态匹配阶段自主调节模态权重，有效突破传统模型瓶颈。该机制在图像-文本匹配中强化视觉语义关联，在音频-文本匹配中聚焦声学特征与关键词对齐，并通过跨模态对比学习优化损失函数计算，使模型加速收敛的同时提升匹配精度。

4. 多模态教学资源与知识点智能匹配原型实现

4.1. 原型开发

本研究的原型系统采用 Python 开发，结合深度学习、知识图谱和跨模态学习技术，实现多模态教学资源与知识点的智能匹配。后端基于 PyTorch 构建模型，数据库层采用 Neo4j 管理知识图谱，前端使用 FastAPI 提供接口服务。知识图谱部分通过 GCN 进行嵌入，将知识点与教学资源映射到高维向量空间。跨模态匹配采用 CLIP 模型，将不同模态数据映射到共享的嵌入空间，并使用对比学习优化匹配效果。最终，系统通过 REST API 提供查询服务，用户上传教学资源后，系统返回匹配的知识点，并通过前端界面展示结果。

4.2. 多模态教学资源与知识点匹配系统

用户可以通过系统提供的简洁界面选择并上传所需的多模态教学资源。在完成资源上传和预处理后，系统进入多模态资源的特征提取、跨模态特征对齐与匹配以及注意力机制优化等关键步骤，逐步挖掘资源与知识点之间的深层语义关联。经过这一系列处理，系统能够精准识别教学资源与知识点之间的关系，并返回匹配度最高的结果，如图 3 所示。



图 2 多模态教学资源上传



图 3 知识点智能匹配结果

4.3. 多模态教学资源与知识点智能匹配过程

以文本资源的上传为例，当用户提交一份文档如 PDF 或 Word 文件时，系统首先对文件进行预处理，解析其文本内容，并去除如表格、页眉页脚等可能干扰分析的格式噪声，确保输入数据的规范性和整洁性。随后，系统采用预训练的 BERT 模型对文本内容进行特征提取，生成高维语义向量，以捕捉文本的上下文信息和深层语义。以上图为例，当文档包含“统计分析、假设检验、回归模型”等术语时，BERT 模型能够识别其潜在语义结构，并将这些语义特征转化为向量形式，提供精准的文本表示。接着，系统通过图卷积网络（GCN）对知识图谱进行嵌入处理，将知识点如“定量研究方法”和“质性研究方法”表示为结构化的向量。通过计算文档向量与知识点向量之间的相似度，系统筛选出一组可能匹配的候选知识点，并基于匹配结果生成初步排序。为了进一步提高匹配的精准度，系统引入多头自注意力机制，对文档内容与知识点之间的关联性进行细化分析。多头自注意力机制能够动态评估文档内容的不同部分对于各个候选知识点的重要性，并根据权重调整匹配得分。当文档的内容主要涉及“访谈、案例分析”等术语时，系统会自动降低与“数据分析、统计方法、变量测量”等无关知识点的权重，从而突出“质性研究方法”这一知识点的匹配优势。最终，系统将所有候选知识点按匹配得分进行排序，并返回与文档内容最为相关的知识点。

5. 结语

本研究提出了一种基于知识图谱嵌入、多模态特征提取、跨模态匹配和注意力机制优化的教学资源与知识点快速匹配模型。通过这四个技术的结合，本文提高了匹配效率和准确性，为教育技术的智能化应用提供了新的思路。未来可以探索如何提升跨模态匹配的泛化能力，特别是在不同教育场景中的应用，并且应进一步优化模型，并结合个性化推荐系统和虚拟现实等技术，推动智能教育的发展。

参考文献

中华人民共和国教育部（2023）。教育部办公厅关于印发《基础教育课程教学改革深化行动方案》的通知。
http://www.moe.gov.cn/srcsite/A26/jcj_kcjcgh/202306/t20230601_1062380.html
王杨, 尤科本, 吴梦婷（2014）。基于语义主题相似度的 Web 教育资源查询方法。《计算机技术与发展》, 2, 104-106。
吕韵（2023）。基于多模态数据语义相似度计算的在线视频-习题匹配研究。《浙江, 浙江工业大学》。
荣光辉, 黄震华（2017）。基于深度学习的问答匹配方法。《计算机应用》, 10, 2861-2865。
陶磊, 苏晨阳, 李正丹（2022）。基于 Elasticsearch 和语义相似度匹配的教学资源搜索策略。《数据与计算发展前沿》, 2, 50-62。