

# 基于知识图谱的中华古典服饰领域问答系统

李瑜涵<sup>1</sup>, 张俊杰<sup>2</sup>, 袁桦<sup>3,4</sup>

(1. 武汉纺织大学 计算机与人工智能学院; 2. 纺织服装智能化湖北省工程研究中心;  
3. 武汉纺织大学 服装学院; 4. 湖北省服饰艺术与文化中心, 湖北 武汉 430073)

**摘要:** 中华古典服饰作为中国传统文化的重要组成部分,不仅是历史文化的载体和传承者,还深刻反映了社会等级与身份地位,有力地促进了文化认同与传统价值的传播与延续。然而,由于历史变迁、文化演进以及现代生活方式的转变,许多人对中华古典服饰的了解较为有限。为弥补这一知识空缺,开展了中华古典服饰知识图谱的研究与构建,并在此基础上进一步创立了智能问答系统。针对用户输入的问题,系统采用了一种基于BiLSTM模型的改进模型RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF,对问句进行命名实体识别,再利用RoBERTa对问句进行分类,并引入新的召回排序模块计算相似度,最终输出对应的答案。在中华古典服饰问句数据集的测试中,改进模型在精确率、召回率和F1值等关键指标上均优于其他模型。改进的整体问答结构与以前的问答结构相比,在两个数据集的F1值分别提升了约2.73%和4.20%。结果表明,构建的问答系统在中华古典服饰知识的检索和利用上取得了良好的应用效果。

**关键词:** 知识图谱; 问答系统; 命名实体识别; 中华古典服饰

DOI: 10.11907/rjdk.241513

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)008-0145-07

## Intelligent Question Answering System for Traditional Chinese Classical Costume Based on Knowledge Graphs

LI Yuhuan<sup>1</sup>, ZHANG Junjie<sup>2</sup>, YUAN Hua<sup>3,4</sup>

(1. Computer and Artificial Intelligence College, Wuhan Textile University;  
2. Hubei Provincial Engineering Research Center for Intelligent Textile and Fashion;  
3. School of Fashion, Wuhan Textile University; 4. Hubei Research Center of Fashion Art and Culture, Wuhan 430073, China)

**Abstract:** Classical Chinese costume play an essential role in traditional Chinese culture, they are not only the carrier and inheritance of history and culture, but also reflect social hierarchy and status, and promote the dissemination and continuation of cultural identity and traditional values. However, due to changes in history, culture and modern lifestyles, many people have a limited understanding of classical Chinese costumes. To bridge this gap, a comprehensive knowledge graphs of traditional Chinese costumes was conducted and an intelligent question answering system based on knowledge graphs was developed. For the question queried by user, an improved model RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF based on BiLSTM model is used for named entity recognition of the interrogative sentence, and then ReBERTa is used to classify the interrogative sentence, and a new recall sort module is added to calculate the similarity, and finally the corresponding answer is output. In the dataset of Chinese classical Costume questionnaire, the improved model RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF model is improved in terms of precision, recall and F1 compared with other models. In pairs of the improved structure of Q&A compared with the previous structure of Q&A, F1 was improved by about 2.73% and 4.20%, respectively. The constructed Q&A system has achieved good application results in the retrieval and utilisation of classical Chinese Costume knowledge.

**Key Words:** knowledge graph; question and answer system; named entity recognition; traditional Chinese classical costume

收稿日期: 2024-06-11

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 湖北省教育厅哲学社科基金一般项目(23Y151)

**作者简介:** 李瑜涵(2001-), 女, 武汉纺织大学计算机与人工智能学院硕士研究生, 研究方向为问答系统、知识图谱; 张俊杰(1980-), 男, 博士, 纺织服装智能化湖北省工程研究中心副教授, 研究方向为知识图谱、推荐系统; 袁桦(1982-), 女, 博士, 武汉纺织大学服装学院讲师, 研究方向为时尚设计与纺织服装行业可持续发展。本文通讯作者: 袁桦。

## 0 引言

中华古典服饰是中国传统文化的瑰宝,源远流长,承载着丰富的历史文化内涵。这些华美的服饰既是时代的见证,也是中华民族传统审美的体现。古代的中华服饰以其独特的设计和精湛的手工艺而闻名于世。在中国历史的长河中,古典服饰不仅是社会地位和身份的象征,更是文化传承的载体。不同朝代的服饰设计风格各异,反映了当时社会的风貌和审美取向。丝绸、麻布、锦缎等传统材料的运用,使得古典服饰充满了浓厚的文化氛围。这些华丽的服饰在历史长河中传承不衰,形成了丰富的服饰文化。通过衣袍、褶裙、发髻等不同款式的设计,人们可以了解古代社会的礼仪之道和人文风貌。古典服饰的流传不仅体现在实际穿着上,更表现在文学艺术、绘画等多个方面,成为中国传统文化的亮丽符号。尽管人们可以通过学习和研究加深对中国古代服饰的了解,但要充分理解其精髓和多样性,仍需投入大量的时间与精力。

在人工智能领域,问答系统是自然语言处理的一个重要研究方向。相较于传统搜索引擎,问答系统具备便捷、快速、高效获取知识和信息的优势。然而,传统问答系统常使用非结构化数据作为知识来源,从而降低了检索的方便性和时效性。由于中华古典服饰知识过于碎片化,本文运用知识图谱技术,能够从大量文档中提取与中华古典服饰相关的知识,并形成相关性强的数据源。在研究过程中,以结构化知识图谱为基础,并采用了深度学习方法,不仅节省了信息检索的时间,还为问答系统提供了高质量的数据信息。值得注意的是,本文成功建立了一个基于中华古典服饰知识图谱的中文智能问答系统,并通过可视化手段展示了系统的运作,其在多个现实应用场景中具有重要潜力。首先,它可以应用于文化教育领域,为学生和研究人员提供系统化的知识支持,帮助他们深入理解古典服饰的历史背景、演变过程和文化内涵;其次,在影视制作和时尚设计领域,问答系统可以为设计师和制作团队提供精准的历史考据,确保作品的真实性和艺术性;最后,在线博物馆和文化遗产保护项目也可以借助该系统,向公众普及中华古典服饰知识,提升文化认同感和保护意识。这一系统不仅在技术上取得了突破,更在推广和普及中华古典服饰文化方面具有深远的重要意义。这种创新方法为中华古典服饰文化的传承与推广提供了新的路径,将其知识以更专业、更高效的方式传递给用户,为文化传统的传承注入了新的活力。

综上所述,本文主要贡献如下:

(1)构建了一个基于知识图谱的中华古典服饰知识问答系统,用当前流行的开源图数据库 Neo4j 对知识图谱进行存储。

(2)以 BiLSTM 模型作为基础,结合预训练模型和缩放

点积注意力,从而提出一种改进模型 RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF。

(3)提出了一个新型的问答结构,以解决问句中缺乏明显属性关键词的问题。这种结构在问句解析阶段将命名实体识别、问题分类和召回排序等 3 个模块融合在一起,从而更精确地理解用户的意图。

## 1 相关工作

知识图谱作为对语义网的延伸,用于从网页中提取关于实体及其关系的信息<sup>[1]</sup>。每个实体都拥有诸如人名、事件和地点等属性。实体之间的关系充当桥梁,将它们联系在一起,形成了知识信息的三元组。知识图谱的构建主要涉及 2 种方法:自上而下和自下而上。自上而下法是通过定义本体和数据模式,将实体纳入知识库,再逐步建立全面的知识图谱。这种方法的早期采用者有 CYC<sup>[2]</sup>、Google 的 Freebase<sup>[3]</sup>,以及上海交通大学的 Zhishi.me<sup>[4]</sup>。虽然这种方法依赖领域专家手工构建,耗时耗力,但适合创建规模较小且质量较高的知识图谱。相反,自下而上法需要从大量数据集中提取信息、识别实体关系,并随着时间推移逐步建立关联,从而构建知识图谱。

问答系统(Q&A)是自然语言处理(NLP)领域中的一个重要研究方向。这种系统与搜索引擎不同,它提供的是具体的答案而不是搜索结果列表。基本的问答系统由 3 个核心模块组成:①问题理解模块。负责解释用户提交的自然语言问题,并将其转换为计算机可以处理的格式,它采用了各种 NLP 技术,包括标记化、词法标注、命名实体识别和句法分析;②知识检索模块。将问题的语义内容与知识库中的相关信息进行匹配;③答案生成模块。通过整合从知识库中检索到的信息,利用上下文推理生成答案,计算出相似度最高的答案,答案可以是一个词、短语、句子或者是一个结构化数据。

传统的问答系统通常依赖于文档检索技术,通过关键字或模板匹配来查找答案。然而,这类系统由于过度依赖非结构化文本,在查询准确性、问题推理能力以及语义关联方面存在明显局限性。非结构化文本的特性使得信息提取和关联难以精确执行,容易导致答案的准确性和相关性不足。相比之下,知识图谱通过从大量文本信息中提取结构化知识,有效地解决了这些问题。知识图谱将信息以实体和关系的形式组织起来,形成一个语义网络。这种网络不仅能整合来自不同来源的数据,还能通过语义关联提供更高质量的信息。通过这种方式,知识图谱能够为问答系统提供更加准确和相关的回答,从而理解用户的意图,并根据语义网络中的信息生成答案。这一过程不仅提高了查询的准确性,还增强了系统在复杂问题推理和语义关联方面的能力。

基于知识图谱的问答系统在实际应用中已经广泛渗

透多个领域,并展现出了强大的应用潜力。在医疗领域,李贺等<sup>[5]</sup>提出了医学知识图谱能够快速识别疾病症状,并为医务人员提供详尽的医疗知识,有助于精准诊断和治疗。在金融领域,陈璟浩等<sup>[6]</sup>全面整合金融领域的各种信息和数据,实现智能化的数据分析和决策支持,为金融从业者提供准确、及时的市场信息和投资建议。在旅游领域,许昌舜等<sup>[7]</sup>建立旅游知识图谱能够将分散的旅游信息整合为一体,为用户提供个性化的旅游建议和推荐,提升其旅行体验。在农业领域,郑泳智等<sup>[8]</sup>建立荔枝和龙眼病虫害知识图谱有助于记录作物生长情况,使农业生产的关键信息一目了然。这不仅能够为农民提供科学的种植建议,促进农业生产效率和质量的提升,还能为农业政策制定和市场预测提供可靠依据。

从上述实例分析可知,当前众多领域都在开展基于领域知识图谱的智能问答系统的研究和实现,而在传统文化领域的应用实例相对较少。Chen 等<sup>[9]</sup>通过从古典诗歌网站中提取共同的数据,构建中国古典诗歌知识图谱。问答系统能够处理用户对于中国古典诗歌的各种问题,如诗人背景、特定诗歌的含义或背景故事等,实现了多轮对话的功能。作为中国传统文化的重要组成部分,中华古典服饰领域的智能问答系统能够为普通大众提供便捷的途径以了解相关专业信息。因此,研究和构建这一领域的智能问答系统具有重要的意义。

2 问答系统框架

本文提出的智能问答系统架构如图 1 所示。系统由 3 个模块组成:知识图谱构建层、问句解析层和查询构建层。在知识图谱层中,将与古典服饰相关的非结构化文本(如电子书和网页)通过网络爬虫、数据清理、分词和其他预处理方法转化为结构化数据,从而创建古典服饰知识图谱,并将其存储在 Neo4j 数据库中。问句解析层由 3 个模块组成:命名实体识别模块(NER)、问题分类模块和召回排序模块。工作流程如下:首先,NER 模块处理查询,提取与古典服饰相关的实体;其次,查询被导向问题分类模块,以确定问题类别;最后,将提取的实体与其属性或关系进行匹配,计算每个属性或关系的相关性并进行排序。这一过程的目的是找出实体相似度最高的属性或关系值。在查询构建层,已识别的服装实体及其最相关的属性或关系值被纳入查询模板,然后在知识图谱上执行这些查询,以检索相应的答案。

3 问答系统实现

3.1 中华古典服饰知识图谱构建

本文采用自顶向下与自底向上相结合的方法构建中华古典服饰知识图谱,通过本体构建、数据收集与处理、知

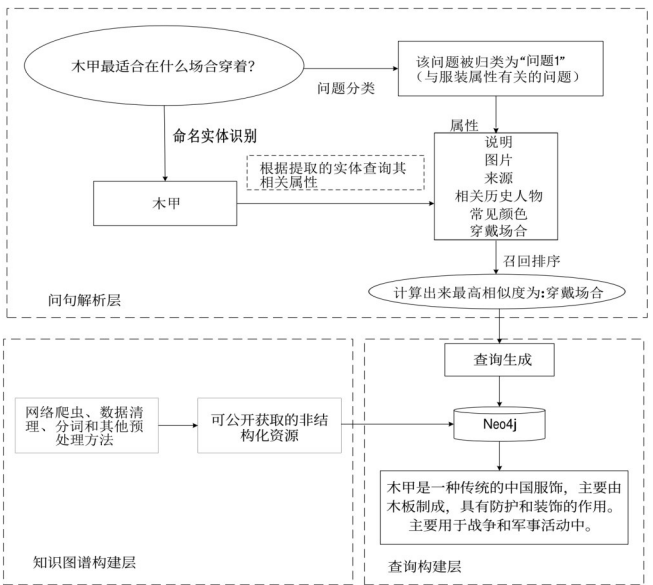


Fig. 1 Architecture of the entire question answering structure

图 1 整体问答模型的架构

识存储等步骤完成构建过程<sup>[10]</sup>。构建知识图谱所使用的数据主要来源于离线资源,包括《清华大学出版中华服饰七千年》和《中国服饰史话》。由于电子书中的数据大多为非结构化文本,需经过人工处理以提取并存储为三元组形式。此外,部分服饰实体信息通过从相关网站抓取获得。本文构建的中华古典服饰本体主要分为两大类:服装与配饰。服装类包括上衣、外衣、套装、裙子、裤子和铠甲。配饰类包括发饰、头饰、妆饰、帽饰、首饰、箱包、耳饰、鞋饰和衣饰。中国古典服饰的每个属性都有简要说明、图片、起源、相关历史人物、常用颜色和穿着场合。表 1 展示了不同服饰实体之间的关系,有包含、同类、相关、同一时间和同一材质。

Table 1 Display of relationships between costumes

表 1 服饰关系展示

| 实体关系类型 | 举例              |
|--------|-----------------|
| 包含     | <花冠,北宋重楼子花冠>    |
| 同类     | <大裘冕,鹖冕>        |
| 相关     | <花冠,毛编织帽>       |
| 同一时期   | <清代军戎服,清代红绸百褶裙> |
| 同一材质   | <束金带,笏头金带>      |

本文采用当前较为流行的开源图数据库 Neo4j 进行知识图谱的存储。Neo4j 基于 java 语言实现,以网络的方式对结构化数据进行存储。与关系数据库相比,能够有效解决数据价值密度低和数据量大的问题,其提供了完善的图查询语言,并支持各种图挖掘算法。Neo4j 提供 Cypher 语句来导入和查询数据。对于大规模数据,Neo4j 还提供了 Neo4j-import 工具,可以快速地大量实体和关系导入数据库。本文构建了一个包含 519 个实体和 11 724 个实体关系的中国古典服饰知识图谱。

3.2 命名实体识别模块

命名实体识别(NER)<sup>[11,12]</sup>是自然语言处理中的一个

基础模块,旨在识别文本中具有特定语义的实体并对其进行分类。BiLSTM-CRF作为一种基础模型,在自然语言处理领域已经得到了长期且广泛的应用。尽管该模型能够有效提取字符级和单词级的特征,但其对多义词的理解能力有限,难以充分捕捉上下文语义信息。针对上述传统命名实体识别模型的缺点,以 BiLSTM-CRF 模型为基础,本文结合预训练模型和缩放点积注意力,提出一种改进模型 RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA-CRF。此模型分为预训练层、特征提取层、缩放点积注意力层和解码层,整体结构如图2所示。

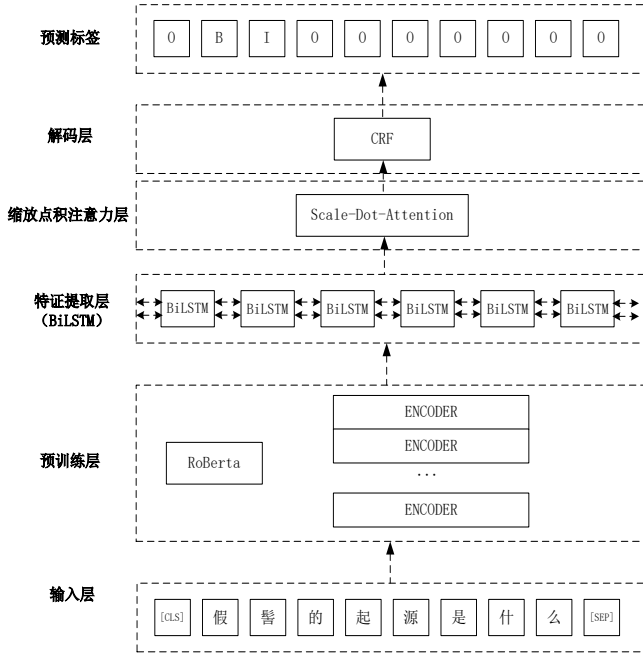


Fig. 2 Named entity recognition module structure

图2 命名实体识别模型结构图

利用 RoBERTa 模型进行预训练,作为神经网络的输入。将输入文本  $I$  输入到预训练 RoBERTa 模型中,得到输出特征向量  $X = [x_1, x_2, \dots, x_k]$ 。如下所示:

$$X = \text{RoBERTa}(I) \quad (1)$$

通过 BiLSTM 模型<sup>[13]</sup>提取特征,将包含上下文信息的输出转化为输入,经过计算得到正向 LSTM 网络输出的隐状态序列  $[\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_n]$  和反向 LSTM 输出的隐状态序列  $[\overleftarrow{h}_1, \overleftarrow{h}_2, \dots, \overleftarrow{h}_n]$ ,然后根据对应的位置进行拼接,作为隐藏层的输出。这种方式利用了上下文信息,同时避免了梯度爆炸的问题。具体如下所示:

$$\vec{h}_i = \text{LSTM}(x_i, \vec{h}_{i-1}) \quad (2)$$

$$\overleftarrow{h}_i = \text{LSTM}(x_i, \overleftarrow{h}_{i-1}) \quad (3)$$

$$h_i = [\vec{h}_i; \overleftarrow{h}_i] \quad (4)$$

缩放点积注意力结构<sup>[14]</sup>中,计算 Query 矩阵  $Q$ 、Key 矩阵  $K$  的乘积,得到得分矩阵  $\text{score}$ 。对得分矩阵  $\text{scores}$  进行缩放,即将其除以向量维度的平方根,对得分矩阵  $\text{score}$  进行 softmax 计算,得到 Attention 权重矩阵  $\text{attn}$ 。计算 Value 矩阵  $V$  和 Attention 权重矩阵  $\text{attn}$  的乘积,得到加权后的

Context 矩阵。如下所示:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (5)$$

CRF 通过捕获前后文标签之间的约束关系可以获得最合理的标签序列,通过计算标签得分并排序,最终的标签序列  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  通过计算每个标签序列的得分来确定<sup>[15]</sup>。如下所示:

$$\text{score}(x, y) = \sum_{i=1}^n P_{i, y_i} + \sum_{i=1}^{n+1} A_{y_{i-1}, y_i} \quad (6)$$

符号表示注意力层输出的大小为  $n \times k$  的分数矩阵,其中  $n, k$  表示单词和标签的序号,  $P_{i, j}$  表示第  $i$  个单词的第  $j$  个标签的分数。符号  $A$  表示转换得分矩阵,包含句子的开始和结束标签,  $A_{i, j}$  表示标签  $i$  转移到标签  $j$  的过程的分数。

最后,对每个标签序列的得分进行归一化,得到概率,句子的最终标签序列概率最高。如下所示:

$$P(y|x) = \frac{\exp(\text{score}(x, y))}{\sum_{y' \in Y_x} \exp(\text{score}(x, y'))} \quad (7)$$

### 3.3 问题分类模块

RoBERTa<sup>[16]</sup>是由 Facebook AI 提出的一种基于 BERT<sup>[17]</sup>改进的自然语言处理(NLP)模型。该模型通过引入动态掩码长度、删除下一句预测任务、采用更大批量大小和学习率、改进训练数据以及延长训练时间等策略,旨在提升预训练模型的鲁棒性,使其更适用于各种 NLP 任务。RoBERTa 模型将问题划分成 2 类来查找答案。根据问题的 SPARQL 语句三元组中问号的所在位置,将问题的数据划分成 2 类,标签分别设为 1、2,数据样例如表 2 所示。

Table 2 Different types of question examples

表2 不同类型的问句展示

| 标签 | 举例             |
|----|----------------|
| 1  | 梳篦的说明简介,你知道吗?  |
| 2  | 请描述锦帽和帽徽之间的关系。 |

问题分类任务采用了 RoBERTa 的基本分类框架。在这个框架中,模型最后一层中第一个标记 [CLS] 的输出被直接用作整个句子的融合表示,然后使用 sigmoid 函数进行归一化处理。具体如下所示:

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

### 3.4 召回排序模块

本文通过实体命名模块识别中华古典服饰实体以及问句类别,并匹配相应的 Cypher 查询语句,进而从中华古典服饰知识图谱中检索实体的属性信息或关系数据。例如对“假髻是否与某位历史人物有关?”问题进行查询。首先,在问句预处理阶段进行分词和去除停用词;然后,识别出实体名“假髻”,将问题分类成“问题 1”,并将这个实体所有相关属性进行召回排序<sup>[18]</sup>;最后,使用 ReBERTa 模型计算中华古典服饰实体属性与问题之间的文本相似度分数,选择与问题相似度分数最高的属性,并与用户的问题进行

拼接,以生成新的查询或信息请求。

3.5 查询构建模块

用户输入的问句经过命名实体识别模块、问题分类模型以及召回排序模块的处理后,提取出相应的实体、属性及关系信息,系统将基于这些信息构建查询语句以检索数据库中的答案。本系统采用模板匹配的方法构建查询语句,并在知识图谱中进行答案检索。具体流程可分为以下 4 个步骤:

- (1)通过问句分类模块返回的问句类型,匹配对应的 Cypher 查询语句模板,如表 3 所示。
- (2)利用识别的服饰实体、服饰属性或关系填充模板中的占位符,使查询语句模板转化为完整的查询语句。
- (3)通过调用图数据库 Neo4j 查询接口来检索查询语句相应的答案。
- (4)进行语言组织形成最终答案返回给用户。

Table 3 Demonstration of different types of query statements  
表 3 不同类型的查询语句展示

| 不同类型问句 | 查询语句                                                                                 |
|--------|--------------------------------------------------------------------------------------|
| 属性     | MATCH (n) WHERE n.name =" 实体 "<br>RETURN n.<br> 属性                                   |
| 关系     | MATCH (n1)-[r]-(n2) WHERE n1.name=" 实体 1 "<br>AND n2.name=" 实体 2 "<br>RETURN type(r) |

4 实验

4.1 数据集

为获取实验所需数据,本文从半结构化中华古典服饰电子书中提取服饰相关信息,生成大量服饰问句数据集。具体方法如下:①中国古典服饰知识图谱包括 519 个实体和 14 个预定义关系,是数据冷启动的基础;②基于中文自然语言表达规律和句式结构特征,针对每种预定义关系分别构建了相应的训练语料生成模板。为确保语料的多样性和识别的正确性,采用语义替换、句式重构等方式,对语料进行泛化,从而提高深度学习模型的泛化能力和识别效率;③问题模板用中国古典服饰知识图谱中的实体进行填充,从而生成适用于命名实体识别、问题分类和问题排序实验的问句数据集。最终,共生成 13 569 个问句,其中问句数据集的训练集和测试集按 3:1 进行划分。

4.2 实验环境

实验在配备 Windows 11、Tesla V100 32GB 显卡和 Python 3.9 的环境下进行的。训练过程的超参数设置如下:epochs 数量设为 10,批次大小为 16,隐层和输出槽的维度设为 1,输出槽的维度设为 2,隐层和输出槽的维度设为 3。隐层和输出向量的维数均为 150,始学习率为 1e-5,辍学率为 0.2,训练轮数为 10。

4.3 命名实体识别实验

本文从中国古典服饰知识图谱中生成问句数据集,将训练集和测试集两个样本文件都使用 BIO 注释方法进行

注释。为证明改进模型 RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF 的有效性,在问句数据集上进行对比实验,对比模型包括:BERT\_CRF<sup>[19]</sup>、BERT\_BiLSTM\_CRF<sup>[20,21]</sup>、RoBERTa\_CRF<sup>[22]</sup>和 RoBERTa\_BiLSTM\_CRF<sup>[23]</sup>。评价指标采用 Precision(准确率)、Recall(召回率)和 F1 值。

(1) Precision:模型预测为正类的样本中,实际为正类的样本所占比例。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (9)

(2) Recall:在样本空间中实际为正类的样本,被模型正确预测为正类的样本所占比例。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
 (10)

(3) F1:精确率和召回率的调和平均数,它在两者之间取得平衡。当精确率和召回率都较高时,F1 值也会较高。

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$
 (11)

在冷启动数据集上,由表 4 所示,命名实体识别模块采用 BERT\_CRF、RoBERTa\_CRF、BERT\_BiLSTM\_CRF、RoBERTa\_BiLSTM\_CRF 和 RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF 模型的 F1 值分别为 90.63%、90.07%、90.28%、90.38%、91.68%。实验结果表明,本文模型相对于其他模型在准确率、召回率和 F1 值上均有所提升,改进后的命名实体识别模型能够更有效地识别服饰实体。

Table 4 Named entity recognition comparative experiment  
表 4 命名实体识别对比实验

| 模型                      | P/%       | R/%       | F1/%      |
|-------------------------|-----------|-----------|-----------|
| BERT_CRF                | 0.932 220 | 0.881 970 | 0.906 399 |
| RoBERTa_CRF             | 0.926 554 | 0.876 394 | 0.900 776 |
| BERT_BiLSTM_CRF         | 0.927 469 | 0.879 414 | 0.902 803 |
| RoBERTa_BiLSTM_CRF      | 0.926 758 | 0.881 970 | 0.903 810 |
| RoBERTa_BiLSTM_SDPA_CRF | 0.936 939 | 0.897 537 | 0.916 815 |

4.4 整体问答结构实验

在整体问答结构的实验中,本研究首先对问句数据集进行了分类处理。如表 5 所示,数据集被划分为明显属性值和无明显属性值,每类各包含 3 000 个样本。该分类方案旨在深入分析不同类型问句的特征,为后续的问答模型实验提供更有针对性的实验基础。

为评估问答结构的效率,本文进行了对比实验,如图 3 所示,将其与包含命名实体识别模块和关系提取模块的问答结构(结构 1)进行了比较<sup>[24]</sup>。在改进的问答结构(结构 2)中,使用 RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF 模型进行命名实体识别,使用 RoBERTa 模型进行问题分类和召回排序。实验使用冷启动数据集作为测试环境,以 F1 作为主要评估参数。

表 6 的实验结果表明,改进后的问答结构与其他问答结构相比准确率分别提高了约 2.73% 和 4.20%,其有效提高了问题中没有明显属性关键词情况下的识别能力。

Table 5 Displaying questions with and without attribute values

表 5 有属性值和无属性值的问句展示

| 不同样式问句格式 | 有明显属性值              | 无明显属性值                      |
|----------|---------------------|-----------------------------|
| 简历       | 可以介绍一下假髻的简历吗        | 您可以大概介绍一下这个假髻吗?             |
| 起源       | 假髻的起源是什么?           | 在什么时期人们开始穿戴假髻?              |
| 相关历史人物   | 有哪些历史人物在过去穿着假髻?     | 在假髻早期设计和发展过程中,有哪些人物做出了重要贡献? |
| 常见颜色     | 常见的假髻的颜色有哪些?        | 假髻的色彩选择范围大致是什么?             |
| 穿戴场合     | 有关假髻的穿戴场合这方面的知识有哪些? | 这个假髻最适合什么场合穿着?              |

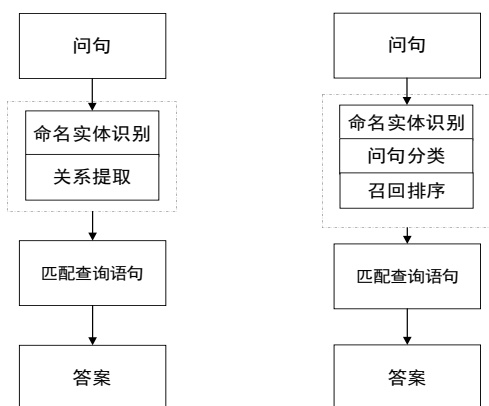


Fig. 3 Two question-and-answer structures (structure 1 on the left, structure 2 on the right)

图 3 两种问答结构(左侧为结构 1,右侧为结构 2)

Table 6 Q&amp;A structure comparison experiment

表 6 问答结构对比实验

| 不同问答结构 | 数据集 1<br>(有明显属性值) | 数据集 2<br>(无明显属性值) |
|--------|-------------------|-------------------|
| 结构 1   | 0.922 3           | 0.875 6           |
| 结构 2   | 0.949 6           | 0.917 6           |

为验证模型的有效性,本文选取了服装领域内已有的方法进行了对比实验。赖佳扬等<sup>[25]</sup>通过构建服装知识图谱,并基于知识图谱实现服装知识自动问答。Shimizu 等<sup>[26]</sup>使用访谈、直接观察方法和理论论证来获取服装行业

专家知识,并通过软系统方法(SM)和设计管理模型(DMM)加强能力。上述两篇文献与本研究均致力于服装领域知识管理与应用的研究,虽然在方法论上存在差异,但研究目标一致,均旨在提升服装行业知识应用的效率。本文使用本研究中的数据对其他模型进行了对比实验,表 7 的实验结果表明,本文提出的方法(命名实体识别+问题分类+召回排序)取得的 F1 值最高,相较于前两者分别提升了 2.03% 和 1.68%,具备更优的性能,显著提高了对问句的识别能力。

Table 7 Accuracy comparison of different methods in fashion knowledge question answering task

表 7 不同方法在服装知识问答任务上的准确率对比

| 不同问答结构                               | F1/%    |
|--------------------------------------|---------|
| 命名实体识别+关系抽取 <sup>[25]</sup>          | 0.905 3 |
| SM+DMM+EXITUS 模型(EM) <sup>[26]</sup> | 0.910 3 |
| 命名实体识别+问题分类+召回排序(ours)               | 0.925 6 |

#### 4.5 问答系统界面展示

问答系统界面表示中国古典服饰知识图谱的智能问答系统的前端交互。如图 4 所示,当用户查询与服饰相关的问句时,系统会提供相关服饰的回答,并附有高质量的照片供用户直观参考。此外,该系统还提供了一个小型知识图谱,显示同一类别中的 20 个项目,从而加深用户对服装实体的理解。



Fig. 4 Question and answer system interface

图 4 问答系统界面展示

## 5 结语

本文以中华古典服饰领域为研究对象,从知识图谱的构建和基于知识图谱的问答系统两个主要方面入手,对知识图谱和问答系统相关的自然语言处理技术进行了研究和实际应用。在命名实体识别模块中,本文提出了一个名为RoBERTa\_BiLSTM\_SDPA\_CRF的增强型模型,该模型能够更好地识别具有多重含义的词语。此外,本文还提出了一个创新的问题问答结构,该结构结合了召回排序模块,提高了对无明显关键词的问句的识别能力。本文扩展了对中国古典服饰的认识,并为创新文化研究奠定了基础。

### 参考文献:

- [1] ZOU X. A survey on application of knowledge graph[C]//Singapore: 4th International Conference on Control Engineering and Artificial Intelligence, 2020.
- [2] LENAT D B. CYC: a large-scale investment in knowledge infrastructure[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11): 33-38.
- [3] BOLLACKER K, EVANS C, PARITOSH P, et al. Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge[C]//Proceedings of the 2008 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, 2008: 1247-1250.
- [4] NIU X, SUN X, WANG H, et al. Zhishi. me-weaving Chinese linking open data[C]//The Semantic Web - ISWC 2011: 10th International Semantic Web Conference, 2011: 205-220.
- [5] LI H, LIU J Y, LI S Y, et al. Optimisation of an automated Q&A system based on disease knowledge mapping[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2021, 5(5): 115-126.  
李贺,刘嘉宇,李世钰,等. 基于疾病知识图谱的自动问答系统优化研究[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(5): 115-126.
- [6] CHEN J H, ZENG Z, LI G. Construction of a knowledge graph-based investment Q&A system for "Belt and Road"[J]. Library and Intelligence Work, 2020, 64(12): 95-105.  
陈璟浩,曾桢,李纲. 基于知识图谱的“一带一路”投资问答系统构建[J]. 图书情报工作, 2020, 64(12): 95-105.
- [7] XU C S. Design and implementation of Q&A system based on tourism knowledge graph[D]. Nanjing: Nanjing University, 2021.  
许昌舜. 基于旅游知识图谱的问答系统设计与实现[D]. 南京: 南京大学, 2021.
- [8] ZHENG Y Z, WU H Z, ZHU D J, et al. A question and answer system based on the knowledge graph of lychee and longan pests and diseases[J]. Computer and Digital Engineering, 2021, 49(12): 2618-2622.  
郑泳智,吴惠萍,朱定局,等. 基于荔枝和龙眼病虫害知识图谱的问答系统[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(12): 2618-2622.
- [9] CHEN Z, YIN S, ZHU X. Research and implementation of QA system based on the knowledge graph of Chinese classic poetry[C]//2020 IEEE 5th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics (ICCCBDA), 2020: 495-499.
- [10] WENG S S, TSAI H J, LIU S C, et al. Ontology construction for information classification[J]. Expert Systems with Applications, 2006, 31(1): 1-12.
- [11] LI J, SUN A, HAN J, et al. A survey on deep learning for named entity recognition[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 34(1): 50-70.
- [12] CHANG L, ZHANG R, LV J, et al. A review of biomedical named entity recognition[J]. Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2022, 22(3): 893-900.
- [13] SIAMI-NAMINI S, TAVAKOLI N, NAMIN A S. The performance of LSTM and BiLSTM in forecasting time series[C]//2019 IEEE International Conference on Big Data, 2019: 3285-3292.
- [14] DU Y, PEI B, ZHAO X, et al. Deep scaled dot-product attention based domain adaptation model for biomedical question answering[J]. Methods, 2020, 173: 69-74.
- [15] HUANG Z, XU W, YU K. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1508.01991>.
- [16] LIU Y, OTT M, GOYAL N, et al. Roberta: a robustly optimized bert pretraining approach[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1907.11692>.
- [17] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[DB/OL]. <https://aclanthology.org/N19-1423>.
- [18] TANBERK S, HELLI S S, KESIM E, et al. Resume matching framework via ranking and sorting using NLP and deep learning[C]//2023 8th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK), 2023: 453-458.
- [19] SOUZA F, NOGUEIRA R, LOTUFO R. Portuguese named entity recognition using BERT-CRF[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1909.10649>.
- [20] MENG F, YANG S, WANG J, et al. Creating knowledge graph of electric power equipment faults based on BERT-BiLSTM-CRF model[J]. Journal of Electrical Engineering and Technology, 2022, 17(4): 2507-2516.
- [21] CAI B Q, TIAN S W, YU L, et al. ATBBC: named entity recognition in emergency domains based on joint BERT-BiLSTM-CRF adversarial training[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2024 (Preprint): 1-14.
- [22] JURKIEWICZ D, BORCHMANN Ł, KOSMALA I, et al. ApplicaAI at SemEval-2020 task 11: on RoBERTa-CRF, span CLS and whether self-training helps them[DB/OL]. <https://aclanthology.org/2020.semeval-1.187>.
- [23] ZHANG H, DU Q, CHEN Z, et al. A chinese address parsing method using RoBERTa-BiLSTM-CRF[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(5): 665-672.
- [24] NASAR Z, JAFFRY S W, MALIK M K. Named entity recognition and relation extraction: state-of-the-art[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2021, 54(1): 1-39.
- [25] LAI J Y, ZHANG X B, MA Y C. A knowledge graph-based question and answer system for clothing[J]. Computer Technology and Development, 2023, 33(2): 99-104.  
赖佳扬,张晓滨,马瑛超. 基于知识图谱的服装问答系统[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(2): 99-104.
- [26] SHIMIZU R, SAITO Y, MATSUTANI M, et al. Fashion intelligence system: an outfit interpretation utilizing images and rich abstract tags[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119-167.

(责任编辑:陈维捷)