

基于上下文共指实体依赖的文档级关系抽取

夏正新^{1,3}, 苏翀^{2,3}, 刘勇⁴

(1. 南京邮电大学继续教育学院, 南京 210042; 2. 南京邮电大学管理学院, 南京 210042; 3. 南京邮电大学医疗信息工程研究中心, 南京 210042; 4. 四川大学计算机学院, 成都 610065)

摘要: 文档级关系抽取(Document relationship extraction, DRE)旨在多条句子中识别实体间的关系, 而实体可能对应于跨越句子边界的多次提及, 其中代词实体提及是因句子之间连接而普遍存在的语法现象, 也是影响句子推理的一个重要因素。然而, 以往的研究大多侧重于普通实体提及之间的关系, 却很少关注代词实体提及的共指和关系捕获。本文提出了基于上下文共指实体依赖(Contextual coreference entity dependency, CCED)的文档级关系抽取模型, 即通过融合普通实体和代词实体表示来构建共指实体依赖关系的上下文图结构, 并在图上进行实体对间的全局交互推理, 从而对实体关系的相互依赖进行建模。分别在公共数据集 DocRED、DialogRE 和 MPDD 上对 CCED 模型进行评估, 结果显示在 DocRED 数据集上, 与表现最好的基线模型 DocuNet-BERT 相比, CCED 模型在测试集上的 Ign F_1 性能提高 0.55%, F_1 性能提高 0.35%。在 DialogRE 和 MPDD 数据集上, 与表现最好的基线模型 COLN 相比, CCED 模型在 DialogRE 测试集上的 F_1 性能提高 1.02%, 在 MPDD 测试集上的 ACC 性能提高 1.19%。实验结果验证了新模型对于文档级关系抽取的有效性。

关键词: 关系提取; 实体提及; 共指消解; 图推理; 上下文图结构

中图分类号: TP39 **文献标志码:** A

Document Level Relationship Extraction Based on Context Coreference Entity Dependence

XIA Zhengxin^{1,3}, SU Chong^{2,3}, LIU Yong⁴

(1. College of Continuing Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210042, China; 2. College of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210042, China; 3. Engineering Research Center of Medicine Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210042, China; 4. College of Computer, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Document relationship extraction (DRE) is designed to identify the relationship between entities in multiple sentences, and entities may correspond to multiple mentions across sentence boundaries, in which the pronoun entity mention is a common grammatical phenomenon due to the connection between sentences, and is also an important factor affecting sentence reasoning. However, most of the previous studies focused on the relationship between common entity references, but paid little attention to the coreference and relational capture of pronoun entity references. Therefore, we propose a contextual coreference entity dependency (CCED) model, that is, by integrating common entity and pronoun entity representation to build a context graph structure of co-referring entity dependency, and carry out global

interactive reasoning between entity pairs on the graph, so as to model the interdependence of entity relations. We evaluated the CCED model in the public datasets DocRED, DialogRE and MPDD, respectively. The results showed that the CCED model improved Ign F_1 performance by 0.55% on the DocRED dataset compared with DocuNet-BERT, the best baseline model. And F_1 score performance increased by 0.35%. In terms of the DialogRE and MPDD datasets, the CCED model improved F_1 performance by 1.02% in DialogRE test sets and ACC performance by 1.19% in MPDD test sets compared with COLN, the best-performing baseline model. The experimental results verify the effectiveness of the new model for document-level relationship extraction.

Key words: relationship extraction; entity mentions; coreference resolution; graph reasoning; context graph structure

引 言

关系提取(Relationship extraction, RE),也称关系事实提取,在自然语言处理(Natural language processing, NLP)的各种应用中起着至关重要的作用,特别是在知识图谱(Knowledge graph, KG)的自动构建中^[1],以及人口知识库^[2]和推荐系统^[3]中。然而,这些方法通常集中在一个句子中的二元关系(只涉及两个实体的关系),而在实际操作中,实体对的大量关系跨越了句子的边界,即大量的关系事实必须通过参考多个句子来提取,而无法只通过单个句子来完成。因此,文档级RE逐渐受到研究者的重视。另外,为了深入研究实体对的关系,需要进行代词的共指解析,而以往的推理方法往往忽略了普通实体提及与代词实体提及的相互作用。近期研究^[4]重点关注基于图的推理技能,即通常使用图网络隐式地对文档中一个实体对之间的关系推理技能(即模式识别、逻辑推理、共指推理等)建模。然而,有利于多跳图推理的代词实体提及的研究往往被忽略,主要面临的挑战是如何显式地建模每个实体对,包括在其上的路径推理用于跨多句的关系提取。如图1所示的是共指依赖的代词提及的使用,很明显有<Niko Nirvi, His>、<Niko Nirvi, He>、<Pelit, its>这种成对的共指关系。

- (1) **Niko Nirvi** born 1961 is a long term major icon in the Finnish gaming world.
 - (2) **His** is well known for writing computer game reviews since the 1980s in **MikroBitti**, Lehti and the computer game yearbooks that were predecessors of the **Pelit** magazine.
 - (3) **He** was worked for the Latter since **its** founding in 1992, and holds a column in addition to making reviews and other reports.

图1 来源于DocRED的一个代词实体提及样例

Fig.1 Sample reference of a pronoun entity from DocRED

从直观上看,文档中的代词表明了丰富的语义信息,且当在多个句子之间进行多跳逻辑推理时,需要考虑如何将共指代词提及用合理的方法表示并参与到路径的推理中。由于代词提及本身的特殊性,图1中单词its实际上可以表示任意一个潜在的共指实体提及,只是在不同的上下文中代表不同的实体提及。因此,相比其他的实体提及,代词提及会更加难以表示和使用。为此,提出了一种新的基于图推理网络的上下文共指实体依赖的文档级关系提取,即通过对普通实体提及和代词实体提及的上下文共指依赖的表示,来捕捉代词实体提及与其他实体提及之间的关系。具体贡献如下:

(1)提出了一种共指实体依赖的上下文引导注意力机制,以集成的方式将代词实体提及动态合并指向同一实体的提及。

(2)创新地使用上下文信息来指导实体提及的表示,提出了一种共指实体依赖关系路径推理的方

法完成各实体提及之间的关系交互。因此,基于实体对的推理更理性,更符合人类的逻辑思考方式。

(3)分别在公共数据集 DocRED、DialogRE 和 MPDD 上进行了实验。实验结果证明了 CCED 模型的有效性,并且取得相对基线模型较高的性能。

1 相关工作

关系提取是指从给定的文本中提取关系事实,早期的研究重点主要是预测单个句子中两个实体之间的关系事实^[5]。研究包括基于序列的方法、基于图的方法、基于 Transformer 模型的方法和预训练方法^[6],这些方法可以有效地解决句子级 RE 问题,但只包含非常有限的关系类型和实体类型。对于句子级 RE,一个实体对只能出现一个关系,相比之下,对于文档级 RE,一个实体对可以在文档中多次出现,与不同的实体通过不同的关系相关联。此外,一个文档包含多个实体对,这就要求 RE 模型识别并关注具有特定实体对的上下文。因此,文档级关系提取的这种多实体对(一个文档中有多个实体对进行分类)属性使其比句子级关系提取要更困难。

DRE 可以被转换为具有多个实体对进行分类和多个标签进行分配的问题^[6]。为了完成这一任务,目前大多数方法采用适当的模型来编码文档元素之间依赖关系的上下文表示^[7]。然后通过不同的策略得到实体对的特征表示。最后,采用分类器进行多标签分类。Quirk 等^[8]尝试构建了文档级的图结构,提供了一种统一的方法来建模句子内部和句子之间的关系并从该图中的多条路径中提取特征。在此之后,Christopoulou 等^[7]构建了一个具有异构节点和边缘类型的文档级图,并在图边缘上使用迭代算法同时对句内和句间对建模,采用了隐式方式传递消息并进行推理。Zhang 等^[9]通过 Transformers 模型捕获实体的上下文信息,通过预测实体级关系矩阵来捕获局部和全局信息。Xu 等^[10]设法从图表示中重建真实的路径依赖关系,以确保所提出的模型更关注具有关联关系的实体对。这些方法简单但非常有效,并产生了较为先进的性能。

1.1 文档级关系提取

研究人员将句子级扩展到文档级 RE 并积极探索新的发展方向^[11]。Ye 等^[12]考虑使用基于序列的方法,例如 BERT 等预训练的模型从文本中捕获上下文语义信息,从而获取上下文中的共指实体依赖关系。这些方法对长距离依赖进行隐式建模,得到实体嵌入,并将它们输入到分类器中得到关系标签。但当文档长度超出编码器的能力范围时,则无法有效地捕获足够的语义关系。Zeng 等^[13]引入了图聚合-推理网络来更好地处理文档级关系抽取。这些方法利用 LSTM 或 BERT 对输入文档进行编码,并将实体的表示输出到图卷积神经网络(Graph convolutional neural networks, GCNNs)中更新表示,然后将其输入到分类器中以获得关系分类标签。

1.2 共指实体依赖关系推理

以前在文档级 RE 方面的研究为多跳推理引入了共指依赖,这对于解决多跳推理是有用的。Fu 等^[14]认为基于图的共指解析能更好地捕捉多句语义信息,构建实体提及之间的依赖关系以便实现关系推理。Zeng 等^[15]提出了一种新的句内关系和句间关系逻辑推理模块,其中一个关系实例可以通过所有可能的逻辑链融合其他关系实例的表示。Xu 等^[16]提出了一个新的判别推理框架来显式地在每个实体对之间的路径中进行推理。但是,上述方法都没有直接模拟代词对关系抽取和推理的影响。本文提出的上下文共指实体依赖(Contextual coreference entity dependence, CCED)的文档级关系抽取模型通过引入一种基于实体提及-代词提及的共指实体依赖上下文特征表示的图模型,并在其上进行实体依赖关系的推理。

2 基于上下文共指实体依赖的文档关系抽取模型

在本节中,图 2 描述了本文提出的基于上下文共指实体依赖的文档级关系抽取模型(CCED),主要由

4部分组成,即文档编码、实体上下文提及模块、共指实体依赖推理模块和分类模块。首先,输入文档被视为一长串单词,随后通过BERT对其进行编码。然后,上下文共指实体依赖推理模块为每个实体对动态生成头部和尾部实体嵌入,通过在构造的一个同构实体对图上使用图神经网络(Graph neural networks, GNNs)来模拟实体对间的交互。最后,分类器以并行的方式预测所有实体对之间存在的关系。

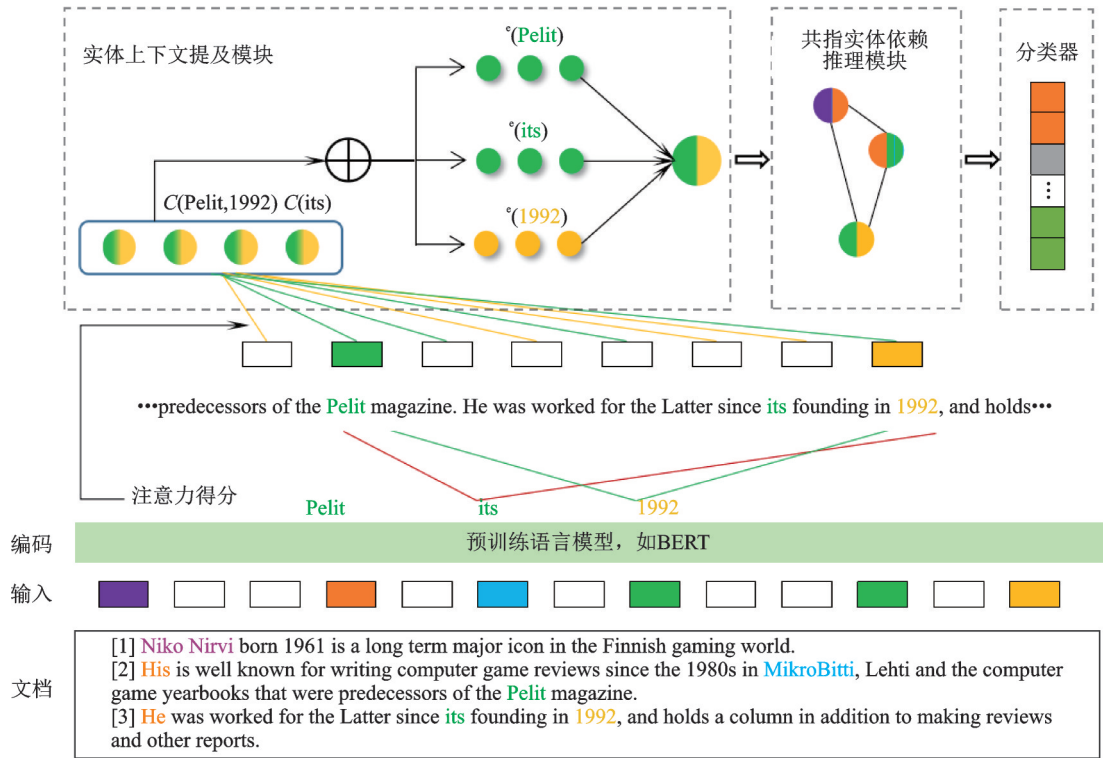


图2 CCED模型的整体架构

Fig.2 Overall architecture of CCED model

2.1 文档编码模块

为了更好地对输入文档的语义建模,采用BERT作为文档编码器^[17],被证明可在各种NLP任务中呈现最先进的结果。给定文档 D 作为输入,它由 l 个标记 $D=[x_i]_{i=1}^l$,借用实体标记的思想,首先在实体提及的开始和结束处插入一个特殊的标记“*”,通过实体的注释来标记实体提及的跨度。然后,文档编码器负责将每个标记映射到一个上下文嵌入表示序列 $H=\{h_1, h_2, \dots, h_n\}$,其中 n 是包含标记的个数。对于每个实体提及,将开始标记的嵌入作为实体提及的嵌入。受BERT输入长度的限制,使用动态窗口对整个文档进行顺序编码^[6],当 $n>512$ 时,有

$$H=[h_1, h_2, \dots, h_l]=\text{BERT}([x_1, x_2, \dots, x_l]) \quad (1)$$

2.2 实体编码

(1) 普通实体编码

一个普通实体可以在整个文件的多个句子中以同一实体提及或别名提及。为了获得普通实体的表示,以往的工作通常是综合一个实体的所有实体提及的嵌入。这些方法平等地对待每个普通实体提及,并且只为一个普通实体生成一个全局嵌入。假设一个普通实体 e_i ,它由多个普通实体提及 $\{m_j\}_{j=1}^{N_i}$

构成,本文中用公式来获取一个普通实体提及的嵌入值^[18]

$$\mathbf{h}_{e_i} = \ln \sum_{j=1}^{N_{e_i}} e^{h_{m_j}} \quad (2)$$

(2) 代词实体编码

英文中常见的代词有“you”“your”“yours”“i”“me”“we”“our”“ours”“he”“him”“his”“she”“her”“they”“their”“them”“it”“its”,以下给出计算每一个代词实体提及的上下文的计算方式。与普通实体提及不同的是,代词实体提及往往是单个词汇的形式,因此每一个独立的代词实体为 e_{p_i} ,则提及集合为 $\{p_j^i\}_{j=1}^i$,表示该集合由多个代词提及构成。此外,代词实体提及无需经过类似普通实体的多个实体提及的隐变量映射转换,其中某一个代词实体提及的嵌入值为 $\mathbf{h}_{e_{p_i}}$ 。

2.3 实体上下文提及模块

(1) 普通实体上下文提及

给定一个实体对 (e_h, e_t) ,通过将 e_h 和 e_t 的实体级注意力相乘来定位对它们都重要的局部上下文,目的是只关注文档中同时对 e_h 和 e_t 都相关的上下文,这对于确定这个实体对的关系很有效果^[6]。通过以下方法获得局部上下文嵌入 $c^{(h,t)}$,这里的 $A_h = \text{Avg}(A_{m_i})$, $m_i \in e_h$, A_{m_i} 是文档中头部实体 e_h 的第 i 个提及对所有标记的注意力矩阵,类似的 A_t 是文档中尾部实体 e_t 的第 i 个提及对所有标记的注意力矩阵。

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{(h,t)} = \frac{A_h \cdot A_t}{\mathbf{1}^T(A_h \cdot A_t)} \\ \mathbf{c}_{(h,t)} = H\mathbf{a}_{(h,t)} \end{cases} \quad (3)$$

(2) 代词实体上下文提及

同理,某一代词实体的上下文注意力矩阵则为 A_{p_k} ,考虑到每个代词都有其相应独立的语义上下文,因此,它们的注意力矩阵无需经过普通实体的求均值过程,其上下文如式(4)所示,假设已知的代词实体个数为 n 。

$$\mathbf{c}_{p_k} = H\mathbf{A}_{p_k} \quad k \in n \quad (4)$$

(3) 普通实体上下文与代词实体上下文合并得到包含代词实体上下文的新实体上下文

$$\bar{\mathbf{c}}_{(h,t)} = \mathbf{c}_{(h,t)} \oplus \mathbf{c}_{p_k} \quad (5)$$

2.4 实体表示

在获取实体上下文特征后,将它们分别用作查询,并执行交叉注意机制,从头部或尾部实体的提及 h_1, h_2, \dots, h_l 嵌入中池出与实体对相关的头部、尾部实体表示。式(6)是头部实体的计算公式。

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{(h,t)}^i = \frac{\mathbf{W}_Q^{-T} \mathbf{c}_{(h,t)} \mathbf{W}_K \mathbf{h}_{m_i}}{\sqrt{d}} \\ \alpha_{(h,t)}^i = \frac{\exp(\mathbf{a}_{(h,t)}^i)}{\sum_{j=1}^l \exp(\mathbf{a}_{(h,t)}^j)} \\ \mathbf{e}^h = \sum_{i=1}^l \alpha_{(h,t)}^i \mathbf{h}_{m_i} \end{cases} \quad (6)$$

同样方式获取尾部实体 \mathbf{e}^t 。

2.5 共指实体依赖推理模块

将提及之间的实体内边合并为实体图形(Entity graph, EG)中的边,即指相同的两个实体。实体节

点间的有向边 e^h 和 e^t 在 EG 中的定义为

$$\text{edge}_{ht} = \sigma(W_q[e^h; e^t]) + b_q \quad (7)$$

将实体对嵌入与头部和尾部实体的共参考嵌入连接起来,以获得初始节点表示,构建实体图:

$$P_{h,t} = [e^h; \text{edge}_{ht}; e^t] \quad (8)$$

图构建好后,通过注意力机制在图节点之间做更新操作

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha(u, v) = \frac{\exp[QP_v^l(KP_u^l)^T]}{\sum_{v' \in N_{(u)}} \exp[QP_{v'}^l(KP_u^l)^T]} \\ P_u^{l+1} = \text{FNN}\left(W_r \sum_{v \in N_{(u)}} \alpha(u, v) P_v^l\right) \end{array} \right. \quad (9)$$

式中: $W_r \in \mathbb{R}^{d \times d}$, $Q \in \mathbb{R}^{d \times d}$, $K \in \mathbb{R}^{d \times d}$ 为可学习的参数矩阵, FNN 表示前馈网络, $N_{(u)}$ 为节点 v 的邻居节点。

2.6 分类模型

为了确定实体对 (e^h, e^t) 的语义关系, 首先将头尾实体对和相应的最终实体边表示连接起来

$$r(h, t) = [e^h; P_{h,t}; e^t] \quad (10)$$

然后, 使用前馈神经网络来计算每个关系的概率

$$P(r|e^h, e^t) = \text{sigmoid}(W_b \sigma(W_a r(h, t) + b_a) + b_b) \quad (11)$$

式中: $W_a \in \mathbb{R}^{3d \times d}$, $W_b \in \mathbb{R}^{3d \times d}$, b_a, b_b 为可学习参数, δ 为激活函数(如 tanh); e^h 和 e^t 为 EG 和 $P_{h,t}$ 中头部和尾部实体的表示, $P_{h,t}$ 为综合推理路径信息。采用损失函数使用二元交叉熵来训练模型

$$L = - \sum_{D \in S} \sum_{h \neq t} \sum_{r \in R} \text{CrossEntropy}(P_r(r(h, t), y_r(r(h, t)))) \quad (12)$$

式中: S 表示整个语料库, $y_r(r(h, t))$ 表示真实值。

3 实 验

3.1 数据集

(1) DocRED 数据集

DocRED 数据集超过 40.7% 的关系事实需要多句推理, 它是用于文档级 RE 的大型人工标注数据集^[19]。其中包含 97 种关系和 5 053 个注释文档, 这些文档是由维基百科数据集构建的。DocRED 中的文档平均包含约 12.6 个积极关系事实, 这是常见句子级关系抽取数据集的几倍。

(2) DialogRE 数据集

DialogRE 数据集中 95.6% 的关系三元组可以通过多个句子推断出来, 其中代词被广泛使用^[20]。

(3) MPDD 数据集

MPDD 是一个支持多个对话相关任务的综合语料库^[21]。

3.2 基线模型

为了便于和之前已有的文献研究进行对比, 将 CCED 模型在数据集 DocRED 上与 BERT^[17]、HIN-BERT^[22]、CorefBERT^[12]、SSAN^[23]、ATLOP^[6]、MRN^[24] 和 DocuNet^[9] 模型进行对比。在数据集 DialogRE 上与 BERT^[17]、GAIN^[25]、GCGCN^[26]、和 CoIn^[27] 模型进行对比。

3.3 实验设置

为了学习文档的有效表示并捕获每个提及的上下文,对每个单词进行了单词、实体类型和实体id的嵌入转换。然后,将所有的单词表示形式输入BERT以获得文档的表示形式。使用uncase BERT基作为编码器,GNN模型有3层,节点嵌入的隐藏大小为768。使用Adam对模型进行优化,将GCN的dropout rate设置为0.6,learning rate设置为0.001。所有实验都使用(NVIDIA RTX 3090 双GPU,单块GPU拥有24 GB显存)进行训练。

3.4 实验结果与分析

(1) DocRED数据集上的结果对比

将CCED模型与DocRED数据集上的其他基线标准进行比较,结果如表1所示,其中各基线的结果来自各模型相关的文献。使用 F_1 (式(13))和Ign F_1 (在训练集、验证集和测试集中不包含关系事实的 F_1 分数)作为评价指标来评价模型的效果。与表现最低的基线模型BERT相比,CCED模型在测试集上的Ign F_1 性能提高15.09%, F_1 性能提高14.3%;与表现最好的基线模型DocuNet-BERT相比,CCED模型在测试集上的Ign F_1 性能提高0.55%, F_1 性能提高0.35%。

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (13)$$

表1 CCED模型在DocRED数据集上的评测结果

Table 1 Evaluation results of the CCED model on the DocRED dataset

模型	Dev		Test	
	Ign F_1	F_1	Ign F_1	F_1
BERT _{base}	52.67	54.16	51.18	53.20
HIN-BERT _{base}	54.29	56.31	53.70	55.60
CorefBERT _{base}	55.32	57.51	54.54	56.96
SSAN-BERT _{base}	57.03	59.19	55.84	58.16
ATLOP-BERT _{base}	59.22	61.09	59.31	61.30
MRN-BERT _{base}	59.74	61.61	59.52	61.74
DocuNet-BERT _{base}	59.86	61.83	59.93	61.86
CCED-BERT _{base}	60.53	62.27	60.26	62.08

(2) DialogRE和MPDD数据集上的结果对比

将CCED模型与DialogRE和MPDD数据集上的其他基线标准进行比较,结果如表2所示,其中各基线的结果来自各模型相关的文献。使用 F_1 作为评价指标来评价模型的效果。与表现最好的基线模型CoIn相比,CCED模型在测试集上的 F_1 性能提高1.02%,ACC性能提高1.19%。

从表1和表2的结果来看,CCED模型显然更适合文档级别的RE任务,这是因为代词实体提及上下文特征有助于多个句子中实体间的复杂关系推理,即能够利用实体图的推理能力来建模实体对和关系之间的复杂交互,从而能够更好地提取文档级的关系。

(3) 消融实验

为了验证CCED模型中关键模块的有效性,进一步分析了模型消融研究的结果。如表3所示:①当去掉代词实体提及上下文 $c_{(h,t)}$ 表示后, F_1 分数从62.27下降到60.73,性能下降了2.47%,Ign F_1 分数从60.5%下降到59.01,性能下降了2.51%。②当去共指实体依赖推理模块后, F_1 分数从62.27下降到61.09,性能下降了1.89%,Ign F_1 分数从60.53下降到59.38,性能下降了1.90%。③当把代词实体提及

上下文 $c_{(h,t)}$ 表示和共指实体依赖推理模块都去掉后, F_1 分数从 62.27 下降到 60.07, 性能下降了 3.53%, $\text{Ign } F_1$ 分数从 60.53 下降到 58.36, 性能下降了 3.58%。消融实验的结果表明代词实体提及上下文语境表示和共指实体依赖推理模块的重要性, 这些关键功能会对句子之间的推理造成较大影响。

表 2 CCED 模型在 DialogRE 和 MPDD 数据集上的评测结果

Table 2 Evaluation results of the CCED model on the DialogRE and MPDD datasets

模型	F_1 -DialogRE	ACC-MPDD
BERT	60.06	31.0
GAIN	69.80	42.20
GCGCN	66.90	42.50
CoIn	71.10	46.50
CCED-BERT _{base}	71.83	47.06

表 3 CCED 模型中关键模块在数据集 DocRED 上的消融对比实验

Table 3 Ablation comparative experiments of key modules in the CCED model on the DocRED dataset

模型/模块	$\text{Ign } F_1$	F_1
CCED-BERT _{base}	60.53	62.27
① 移除代词实体提及上下文 c_{p_i}	59.01	60.73
② 移除共指实体依赖推理模块	59.38	61.09
①和②都移除	58.36	60.07

4 结束语

发现句子中的代词上下文特征表示会影响模型的性能, 因此, 提出了 CCED 模型, 即基于代词实体提及上下文以及在此基础上的共指实体依赖推理功能, 该模型能够有效地对多个句子的代词实体桥接进行丰富的表达, 使模型能更有效地提取文档级实体对关系。最终实验证明, 较 CCED 模型性能优于先前的基线模型, 但仍然有进一步提升的空间。在未来, 将探索其他构建实体提及-代词提及对上下文特征表示的方法来进一步优化 CCED 模型。

参考文献:

- [1] CAI R, ZHANG X, WANG H. Bidirectional recurrent convolutional neural network for relation classification[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S.l.]: ACL, 2016: 756-765.
- [2] ZHANG Y, ZHONG V, CHEN D, et al. Position-aware attention and supervised data improve slot filling[C]//Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. [S.l.]: ACL, 2017: 35-45.
- [3] ZHANG S, YAO D, ZHAO Z, et al. Causerec: Counterfactual user sequence synthesis for sequential recommendation[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. [S.l.]: ACL, 2021: 367-377.
- [4] HUANG H, LEI M, FENG C. Graph-based reasoning model for multiple relation extraction[J]. Neurocomputing, 2021, 420: 162-170.
- [5] SHANG Y M, HUANG H, SUN X, et al. A pattern-aware self-attention network for distant supervised relation extraction[J]. Information Sciences, 2022, 584: 269-279.
- [6] ZHOU W, HUANG K, MA T, et al. Document-level relation extraction with adaptive thresholding and localized context pooling[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(16): 14612-14620.
- [7] CHRISTOPOULOU F, MIWA M, ANANIADOU S. Connecting the dots: Document-level neural relation extraction with edge-oriented graphs[J]. Association for Computational linguistics, 2019(1): 4925-4936.
- [8] QUIRK C, POON H. Distant supervision for relation extraction beyond the sentence boundary[J]. Association for Computational Linguistics, 2016(1): 1171-1182.
- [9] ZHANG N, CHEN X, XIE X, et al. Document-level relation extraction as semantic segmentation[C]//Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence. [S.l.]: IJCAI, 2021: 3999-4006.
- [10] XU W, CHEN K, ZHAO T. Document-level relation extraction with reconstruction[J]. Proceedings of the AAAI Conference

- on Artificial Intelligence, 2021, 35(16): 14167-14175.
- [11] ZHANG N, CHEN X, XIE X, et al. Document-level relation extraction as semantic segmentation[J]. arXiv preprint arXiv, 2021.2106.03618.
- [12] YE D, LIN Y, DU J, et al. Coreferential reasoning learning for language representation[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). [S.l.]: ACL, 2020: 7170-7186.
- [13] ZENG S, XU R, CHANG B, et al. Double graph based reasoning for document-level relation extraction[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). [S.l.]: ACL, 2020: 1630-1640.
- [14] FU Q, SONG L, DU W, et al. End-to-end AMR coreference resolution[C]//Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. [S.l.]: ACL, 2021: 4204-4214.
- [15] ZENG S, WU Y, CHANG B. Sire: Separate intra-and inter-sentential reasoning for document-level relation extraction[J]. Association for Computational Linguistics, 2021(1): 524-534.
- [16] XU W, CHEN K, ZHAO T. Discriminative reasoning for document-level relation extraction[J]. arXiv preprint arXiv, 2021. 2106.01562.
- [17] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [J]. Association for Computational Linguistics, 2019(1): 4171-4186.
- [18] JIA R, WONG C, POON H. Document-level N-ary relation extraction with multiscale representation learning[J]. arXiv preprint arXiv, 2019. 1904.02347.
- [19] YAO Y, YE D, LI P, et al. DocRED: A large-scale document-level relation extraction dataset[J]. Association for Computational Linguistics, 2019(1): 764-777.
- [20] YU D, SUN K, CARDIE C, et al. Dialogue-based relation extraction[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S.l.]: ACL, 2020: 4927-4940.
- [21] CHEN Y T, HUANG H H, CHEN H H. MPDD: A multi-party dialogue dataset for analysis of emotions and interpersonal relationships[C]//Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference. [S.l.]: ELRA, 2020: 610-614.
- [22] TANG H, CAO Y, ZHANG Z, et al. HIN: Hierarchical inference network for document-level relation extraction[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 24th Pacific-Asia Conference. [S.l.]: PAKDD, 2020: 197-209.
- [23] XU B, WANG Q, LYU Y, et al. Entity structure within and throughout: Modeling mention dependencies for document-level relation extraction[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(16): 14149-14157.
- [24] LI J, XU K, LI F, et al. MRN: A locally and globally mention-based reasoning network for document-level relation extraction [C]//Proceedings of Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP 2021. [S.l.]: ACL, 2021: 1359-1370.
- [25] ZENG S, XU R, CHANG B, et al. Double graph based reasoning for document-level relation extraction[C]//Proceedings of the 2020 Conference on EMNLP. [S.l.]: ACL, 2020: 1630-1640.
- [26] ZHOU H, XU Y, YAO W, et al. Global context-enhanced graph convolutional networks for document-level relation extraction [C]//Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics. [S.l.]: ICCL, 2020: 5259-5270.
- [27] LONG X, NIU S, LI Y. Consistent inference for dialogue relation extraction[C]//Proceedings of IJCAI. [S.l.]: IJCAI, 2021: 3885-3891.

作者简介:



夏正新(1981-),男,高级工程师,研究方向:计算机应用、深度学习、自然语言处理, E-mail: xiazx@njupt.edu.cn。



苏舫(1977-),通信作者,男,研究员级高级工程师,研究方向:自然语言处理、深度学习, E-mail: gzh669@163.com。



刘勇(1977-),男,高级工程师,研究方向:自然语言处理、深度学习、医院信息管理。

(编辑:夏道家)