

基于深度强化学习的维吾尔语人称代词指代消解

杨启萌¹, 禹 龙², 田生伟³, 艾山·吾买尔¹

(1. 新疆大学信息科学与工程学院, 新疆乌鲁木齐 830046; 2. 新疆大学网络中心, 新疆乌鲁木齐 830046;
3. 新疆大学软件学院, 新疆乌鲁木齐 83046)

摘 要: 针对深度神经网络模型仅学习当前指代链语义信息忽略了单个指代链识别结果的长期影响问题, 提出一种结合深度强化学习 (deep reinforcement learning) 的维吾尔语人称代词指代消解方法. 该方法将指代消解任务定义为强化学习环境下顺序决策过程, 有效利用之前状态中先行语信息判定当前指代链指代关系. 同时, 采用基于整体奖励信号优化策略, 相比于使用损失函数启发式优化特定的单个决策, 该方法直接优化整体评估指标更加高效. 最后在维吾尔语数据集进行实验, 实验结果显示, 该方法在维吾尔语人称代词指代消解任务中的 F 值为 85.80%. 实验结果表明, 深度强化学习模型能显著提升维吾尔语人称代词指代消解性能.

关键词: 强化学习; 指代消解; 维吾尔语; 词向量; 深度学习; 自然语言处理

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)06-1077-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.06.005

Anaphora Resolution of Uyghur Personal Pronouns Based on Deep Reinforcement Learning

YANG Qi-meng¹, YU Long², TIAN Sheng-wei³, Aishan Wumaier¹

(1. School of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;
2. Network Center, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;
3. Software College, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China)

Abstract: Deep neural network models for Uyghur personal pronouns resolution learn semantic information for current anaphora chain, but ignore the long-term effects of single anaphora chain recognition results. This paper proposes a Uyghur personal pronoun anaphora resolution based on deep reinforcement learning. This method defines the anaphora resolution task as the sequential decision process under the reinforcement learning environment, and effectively uses the antecedent information in the previous state to determine the current personal pronoun-candidate antecedent pairs. In this study, we use an overall reward signal optimization strategy, which is more efficient than directly using the loss function heuristic to optimize a specific single decision. Finally, we conduct experiments in the Uyghur dataset. The experimental results show that the F value of this method in the Uyghur personal pronouns resolution task is 85.80%. The experimental results show that the deep reinforcement learning model can significantly improve the performance of the Uyghur personal pronouns resolution.

Key words: reinforcement learning; anaphora resolution; Uyghur; word embedding; deep learning; natural language processing

1 引言

指代 (anaphora) 作为一种特殊的语言现象, 普遍存在于自然语言的表达之中, 它是语篇内简化表达和语

言连贯性的重要手段之一. 对指代部分进行无歧义的消解有利于机器分析和篇章理解. 在语言学中, 用于指向的指代词称为照应语 (anaphor), 所指代的语言单位称为先行语 (antecedent), 指代消解 (anaphora resolu-

收稿日期: 2019-07-08; 修回日期: 2019-09-06; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61563051, No. 61662074, No. 61262064); 国家自然科学基金重点项目 (No. 61331011); 新疆自治区科技人才培养项目 (No. QN2016YX0051)

tion)就是确定照应语所指向先行语的过程. 维吾尔语人称代词指代消解主要考察人称代词与句中名词或名词性短语的指代关系.

基于深度学习的指代消解方法得到了广泛的研究. Zhang 等人提出一种端到端的注意力机制模型对每个先行语进行打分^[1], Chen 等人使用深度学习模型提取先行语和照应语深层语义信息^[2], Lida 提出使用多卷积神经网络预测指代关系, 并在多个基准系统验证了模型的有效性^[3]. 人称代词指代消解作为细粒度的指代消解任务, 也受到学者的关注并取得了较好的结果^[4-6]. 然而, 由于语料资源和相关语言知识不足, 对于维吾尔语等小语种的研究不够深入. 同时, 在以往的指代消解研究中, 模型同一时刻只关注单个指代链信息, 忽略了其长期分类影响.

针对以上问题, 本文结合深度强化学习解决指代消解任务. 深度强化学习是在高维输入情况下深度学习与强化学习的结合, 目前, 基于深度强化学习的方法已经得到学者的关注与研究, Li 等人采用深度强化学习辅助对话系统生成, 取得了较好的效果^[7], Zhao 等人提出一种结合卷积神经网络的深度强化学习模型用于图像识别^[8], Zhang 等人使用深度强化学习应用于句子简化任务^[9]. 深度强化学习模型能有效利用先前指代识别结果判定当前指代链指代关系, 弥补了只关注当前指代链信息的不足. 其次, 深度强化学习基于整体奖励信号优化策略, 相比于使用损失函数启发式的优化特定的单个决策, 直接优化整体评估指标更加高效.

2 维吾尔语特点及研究方法

2.1 维吾尔语特点

维吾尔语是一种粘着性语言, 通过在单词原型上添加词根完成构词. 维吾尔语与英语和汉语的最大区别在于“格”语法的应用. “格”语法是一种特殊的语言形式, 维吾尔语中将表示名词与其他词组合过程中产生的特殊关系的语法范畴称为“格”范畴. 其中“格”形式不同, 附加的“格后缀”也不同. “格”语法体现了短语中句法功能, 它作为维吾尔语人称代词关键特征之一, 为维吾尔语人称代词指代消解提供重要的参考依据. “格”语法包括主格、属格、向位格等十种形式.

维吾尔语人称代词同样受“格语法”的影响. 维吾尔语人称代词分为第一人称代词, 例如“مەن(我)”, 第二人称代词, 例如“سەن(你)”, 第三人称代词“ئۇ(他、她、它)”. 维吾尔语中第三人称代词没有性别之分, 例如英语中第三人称代词有“he/she/it”区分. 在维吾尔语中, 第三人称代词可表示男性、女性和其他物体. 相对于第一人称代词和第二人称代词, 第三人称代词应用更加广泛, 文本中出现该类指代现象更加频繁.

2.2 研究方法

指代消解是自然语言处理的重要任务之一, 一直以来受到大量学者的研究和关注. 目前的研究大多基于机器学习和深度学习算法. Soon 等人首次提出完整的指代消解框架, 其基本思想是将指代消解任务转换成二分类问题, 抽取 12 个关键特征, 并首次使用机器学习方法完成指代消解任务^[10]. Lee 等人结合 BiLSTM 提出一种端到端的指代消方法^[11]. Clark 等首次尝试结合深度强化学习应用于指代消解任务, 使用基于策略的算法训练模型取得了较好的分类效果^[12].

针对维吾尔语指代消解任务, 已有学者进行研究. Li 等人结合维吾尔语语义特征, 构建 DBN 深度神经网络模型, 实现维吾尔语人称代词指代消解^[13]. Tian 等人提出 24 个人称代词指代消解特征, 验证了 BiLSTM 模型在维吾尔语人称代词指代消解任务的有效性^[14]. Li 等人提出利用栈式自编码深度学习算法的指代消解方法, 有效地提高了指代消解模型的性能^[15].

3 任务描述

针对分词处理的句子, 筛选保留句中名词、名词性短语和人称代词, 处理后得到句子 $S = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_i, \dots, a_i, \dots, w_n)$, w_i 为名词或名词短语, a_i 为人称代词, 使用 Glove 词嵌入工具编码每个分词^[16], 捕捉每个词之间语义特性并获得词向量矩阵 $V = [v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_{a_i}, \dots, v_n]$, 其中 v_i 为词语词向量, v_{a_i} 为人称代词词向量. 分别将句子中人称代词与名词和名词性短语逐个向前匹配得到指代链 $(a_i w_{i-1}, a_i w_{i-2}, \dots, a_i w_1)$, 并分别提取照应语和候选先行语词向量得到指代链向量矩阵 $[v_{a_i} v_{i-1}, v_{a_i} v_{i-2}, \dots, v_{a_i} v_1]$. 本文的任务就是识别人称代词 a_i 正确对应的先行语, 完成维吾尔语人称代词指代消解.

4 深度强化学习模型

本文将维吾尔语人称代词指代消解任务定义为深度强化学习环境下的顺序决策过程. 指代消解模型结构如图 1 所示:

模型中, RP 表示人称代词, NP 表示一个人称代词和其候选先行语. 在 agent 对人称代词和其候选先行语存在指代消解可能性进行识别过程中, 模型同时利用 (1) 人称代词; (2) 候选先行语; (3) 先行语信息. 其中, t 时刻的先行信息是由之前状态预测的所有先行语信息生成.

本文提出的深度强化学习的维吾尔语人称代词指代消解模型有效利用先行语信息顺序性做出全局最优决策. 其中, 强化学习 agent 以基于策略网络的形式实现:

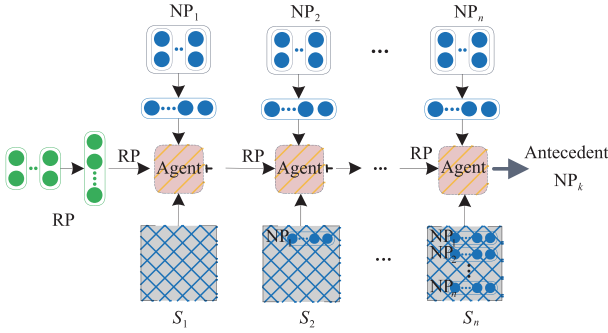


图1 基于深度强化学习的维吾尔语人称代词指代消解模型

$$\pi_{\theta}(s, a) = p(a | s; \theta) \quad (1)$$

其中, s 表示状态 (state), a 表示动作 (action), θ 是由随机梯度下降训练生成的模型参数。

相比于深度 Q 网络利用 Q 值计算出最优动作的贪婪策略, 基于策略的模型更简单并有更好的收敛性^[17]。在具体描述本文所提出的深度强化学习维吾尔语人称代词指代消解模型之前, 首先将介绍本文对强化学习组成部分 (state, action, reward) 的定义。

4.1 State

对于人称代词 RP 和其词向量 v_{RP} , 对应候选先行语词向量 ($v_{np_1}, v_{np_2}, \dots, v_{np_n}$), 匹配得到 ($\langle v_{RP}, v_{np_1} \rangle, \langle v_{RP}, v_{np_2} \rangle, \dots, \langle v_{RP}, v_{np_n} \rangle$)。本文提出的基于深度强化学习的人称代词指代消解方法顺序性对指代链做出决策。在每一个指代链决策过程中, 状态 (state) 由当前指代链向量和候选先行语中已被预测为先行语的向量生成。在 t 时刻, 状态的向量表示 s_t 由下式生成:

$$s_t = (v_{RP}, v_{np_i}, v_{antes}(t), v_{feature}) \quad (2)$$

其中, v_{RP} 和 v_{np_i} 分别代表 t 时刻 RP 和 np_i 的向量表示。为了提升指代链特征语义表达能力, 学习指代链语法特征和位置特征, 本文根据维吾尔语语言现象抽取 handcrafted 特征用于指代消解任务。 $v_{feature}$ 表示 handcrafted 特征向量, $v_{antes}(t)$ 是候选先行语中已经被预测为先行语的向量表示。本文使用串联的方式组合向量生成当前状态, 即:

$$s_t = v_{RP} \oplus v_{np_i} \oplus v_{antes}(t) \oplus v_{feature} \quad (3)$$

其中 $\oplus$ 表示拼接操作。将 s_t 作为深度强化学习 agent 的输入并生成相应动作。

4.2 Action

根据当前指代链信息和先行语信息, agent 做出相应动作, 本文中动作被定义为两种。第一种为指代链存在指代关系, 第二种为指代链不存在指代关系。若人称代词和候选先行语存在指代关系, 保留其对应先行语词向量并结合之前状态中预测的先行语词向量生成 v_{antes} , 用于下一个状态生成先行语信息。

4.3 Reward

Agent 根据当前状态信息在执行相应动作时, 利用

奖励机制同时对该动作给出奖励 (reward), 奖励机制是由奖励函数确定, 为了准确判断指代链指代关系, 提高指代消解正确率, 本文使用 F -score 作为每一步动作的奖励函数。

4.4 强化学习 Agent

本文提出的深度强化学习 agent 由三部分组成, 分别是人称代词编码、候选先行语编码、agent 将状态向量 S 映射到所有可能动作的概率分布。

人称代词编码部分, 本文使用 Glove 训练生成词典, 捕捉词语之间语义特性, 每个词语对应词向量维度为 200 维。对于未登录词, 使用均匀分布 $U(-0.01, 0.01)$ 的方式随机初始化。为了提高词向量搜索性能, 使用去停用词方式对词典优化。由于维吾尔语的特殊性, 无需额外进行分词操作。对于先行语为单个词语, 在词典中提取相应人称代词词向量 v_{RP} , 作为人称代词 RP 编码向量表示。

候选先行语为名词时, 直接提取词典中相应词向量作为其编码向量表示。候选先行语为名词短语时, 本文使用一个标准的 BiLSTM 网络学习短语依赖关系, 通过考虑名词短语的内容来学习生成名词短语的向量 ($v_{np_1}, v_{np_2}, \dots, v_{np_n}$), 从而为深度强化学习模型提供挖掘向量空间语义的能力。

对于先行语信息, 本文使用最大池化和平均池化操作编码并分别生成两个向量表示。其中, 在 t 时刻, 候选先行语可表示为 $v_{np_i} \in R^d$, 之前状态已预测的先行语可以表示为 ($v_{np_1}, v_{np_2}, \dots, v_{np_i}$), 先行语信息 $v_{antes}(t)_k$ 由下式生成:

$$v_{antes}(t)_k = \begin{cases} \max \{ S(t)_k \}, & 0 \leq k < d \\ \text{ave} \{ S(t)_{k-d} \}, & d \leq 0 < 2d \end{cases} \quad (4)$$

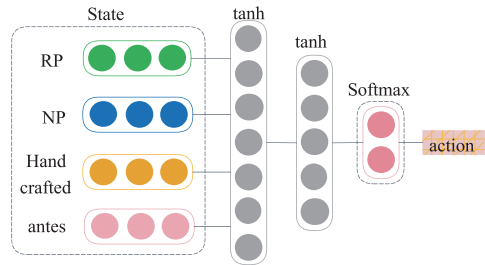


图2 基于前馈神经网络的Agent模型

本文使用前馈神经网络作为深度强化学习 agent 的组成部分, 模型如图 2 所示, 融合人称代词、候选先行语、先行语信息和 handcrafted 特征为当前状态的状态向量并作为深度强化学习 agent 的输入, 输出是状态向量映射到所有可能动作的概率分布。Agent 模型由两个隐含层组成, 每一个隐含层使用 tanh 作为激活函数, 其输出为:

$$h_i(s_t) = \tanh(W_i h_{i-1}(s_t) + b_i) \quad (5)$$

其中 W_i 为权重矩阵, b_i 为偏置项, 可在模型训练过程中自动学习, s_t 为 t 时刻的状态向量. 经过两个隐含层的训练, 输出结果为指代链 (RP, np_{*t*}) 的向量表示, 将其作为全连接层的输入获取指代链指代关系的打分函数 (score):

$$\text{score}(\text{RP}, \text{np}_t) = W_s h_2(s_t) + b_s \quad (6)$$

其中, h_2 为第二个隐含层的输出, W_s 为隐含层权重矩阵, b_s 为隐含层偏置项. 本文利用打分函数进行分类, 得到所有 action 的概率分布:

$$y = \text{softmax}(\text{score}(\text{RP}, \text{np}_t)) \quad (7)$$

利用基于策略的 (policy-based) 强化学习模型用于训练 agent 参数, 并使用 Policy Gradient 算法最大化奖励:

$$J(\theta) = \sum_{s \in S} d(s) \sum_{a \in A} \pi_\theta(s, a) R(s, a) \quad (8)$$

其中 $\pi_\theta(s, a)$ 是关于参数 θ 的函数, $R(s, a)$ 表示状态 s 所执行动作的奖励, 将式 (8) 带入人称代词指代消解任务得到:

$$J(\theta) = \sum_r \sum_a p(a | \text{rp}, \text{np}_t; \theta) R(a_t) \quad (9)$$

其中, $p(a | \text{rp}, \text{np}_t; \theta)$ 表示选择动作 a 的概率.

4.5 handcrafted 特征

基于维吾尔语人称代词指代现象的 handcrafted 特征描述了问题的知识表示, 充分刻画了照应语和候选先行语的关系. 针对维吾尔语人称代词指代消解问题, 本文结合维吾尔语语言现象和语法特征, 如表 1 所示提出 handcrafted 特征、维吾尔语语法特征及位置特征 9 种 handcrafted 特征用于表示照应语和候选先行语关联信息.

表 1 部分 hand-crafted 特征

照应语词性		词性一致		单复数一致		性别一致		先行语语义角色				照应语语义角色		
人称代词	非人称代词	是	否	是	否	是	否	未知	施事者	受事者	无	施事者	受事者	无
1	0	1	0	1	0	1	0	0.5	1	0.5	0	1	0.5	0

维吾尔语中“格”语法的特殊性影响着指代消解性能, 本文定义“格”语法一致性特征用于指代消解任务. 若人称代词和候选先行语“格”语法一致, 特征值取 1, 若不一致, 特征值取 0, 若只有 RP 或只有 NP 存在“格”语法, 特征值取 0.5, 若 RP 与 NP 均不存在“格”语法, 特征值取 2. 同时, 本文定义若 RP 与 NP 存在嵌套, 则值为 1, 否则为 0.

在以往研究的基础上^[13~15], 提出位置特征用于定义人称代词和候选先行语位置关系. 对于句子 $S = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_i, \dots, a_i, \dots, w_n)$, 其中 a_i 为人称代词, w_i 为名词或名词短语, 利用下式获取人称代词和候选先行语位置向量表示:

$$V_d = \frac{\sum_{\text{loc}_{\text{rp}}} a \times \text{vec}_{w_i}}{\text{num}(w)} + \min\{5, \text{num}(\text{punc})\} \quad (10)$$

其中, loc_{rp} 和 loc_{np} 分别为指代链中人称代词和候选先行语位置索引, vec 表示词语词向量, $\text{num}(\text{punc})$ 为标点符号数量.

4.6 预训练

预训练的有效性对强化学习模型性能至关重要, 本文利用以下损失函数预训练模型:

$$\text{loss} = - \sum_{i=1}^n \sum_{\text{np} \in \beta(\text{rp}_i)} \delta(\text{rp}_i, \text{np}) \log(P(\text{np} | \text{rp}_i)) \quad (11)$$

其中, $p(\text{np} | \text{rp}_i)$ 表示由 agent 生成的指代链存在指代关系的 score 值, $\beta(\text{rp}_i)$ 表示人称代词 RP_i 的候选先行语, $\delta(\text{rp}_i, \text{np})$ 表示 rp 和 np 是否存在指代关系, 值为 0

或 1.

5 实验

将本文提出的深度强化学习算法在维吾尔语数据集进行实验, 解决维吾尔语人称代词指代消解任务. 在语料处理过程中, 对原有实验语料进行扩充, 从大型维吾尔语网站摘取 9000 余篇题材丰富的生语料并进行去重、去噪处理, 并采用 Pennington^[16] 等人提出的 Glove 模型训练词向量, 其中每个词向量为 200 维.

5.1 实验数据

本文从新华网维吾尔语频道和天山网, 收集并筛选具有人称代词研究数据, 在自然语言处理专家的指导下完成数据集标注任务. 本次实验中采用 427 篇标注数据, 抽取 44571 条数据实例, 训练数据和测试数据统计如表 2 所示:

表 2 训练数据和测试数据统计

	Documents	Number
Training	341	38487
Test	86	6084

5.2 超参数

本文实验采用随机初始化参数并使用 AdaGrad 算法最小化目标函数^[18]. 另外, 实验过程中在网络每一层应用 Dropout, 可有效加速模型训练和防止过拟合^[19]. 在初步实验的基础上, 本文实验参数如表 3 所示.

表 3 预训练和强化学习(RL)参数设置

Parameter	Pre-training	RL
hidden dimentions	128&256	128&256
batch	128	128
epochs	80	70
dropout rate	0.5	0.7
learning rate	0.001	0.0001

5.3 评测指标

为了验证深度强化学习模型的有效性,本文采取指代消解通用评测指标^[13-15],即 P (Precision), R (Recall), F (F-score), 其中 F 为 Precision 和 Recall 加权调和平均,反应模型的完备性,其计算方式为 $F = 2 \times P \times R / (P + R)$.

5.4 实验结果与分析

为了验证本文提出的深度强化学习模型的有效性,提出 5 种对比实验用于验证深度强化学习模型性能:(1)与以往研究结果对比;(2)不同模型下指代消解性能对比;(3)加入强化学习(RL)和未加入强化学习(Non-RL)模型性能对比;(4)epoch 次数对模型性能影响;(5)不同维度词向量对指代消解结果影响。

本文将实验结果与以往研究者实验结果进行对比,如表 4 所示,本文提出的模型在指代消解任务中取得了最好的分类结果,其中 F 值较以往最好的研究结果提升 1.99%.

表 4 与以往研究结果对比

Model	$P/\%$	$R/\%$	$F/\%$
Tian ^[14]	82.33	72.07	76.86
Li ^[13]	88	80	83.81
Our model	86.37	85.25	85.80

同时,本文利用基于统计学的十折交叉验证方法,并使用以往研究工作中的不同模型在维吾尔语数据集进行实验,实验结果如表 5 所示,分析实验结果可以看出,本文提出的模型在 Min- F 、Median- F 和 Max- F 分别达到 85.17%、85.65% 和 86.20%,均超过了以往的研究并获得了最佳分类效果,证明了深度强化学习模型的有效性。

表 5 交叉验证实验结果

Model	Min- $F/\%$	Median- $F/\%$	Max- $F/\%$
Tian ^[14]	75.78	76.71	76.97
Li ^[13]	82.62	83.50	83.96
Our model	85.17	85.65	86.20

深度强化学习模型相比于传统的深度学习模型将指代消解任务抽象为 Markov 决策过程,有效利用之前

状态中的先行语信息判定当前指代链指代关系,弥补了仅依赖当前指代链特征信息的不足,提供了一种全局识别模式,直接优化整体性能,从而更好地识别指代关系。

将本文提出的深度强化学习模型与以下模型在相同数据集进行实验,输入为人称代词词向量 v_{RP} 、候选先行语词向量 v_{NP} 、先行语信息 v_{antes} 和 handcrafted 特征。

(1) CNN:基本的卷积神经网络,包含一层卷积核一层池化,其中卷积核大小设置为 3;输入为 v_{RP} 、 v_{NP} 、 v_{antes} 和 handcrafted 特征;

(2) LSTM:基本的长短时记忆网络,输入为 v_{RP} 、 v_{NP} 、 v_{antes} 和 handcrafted 特征;

(3) RL-1:本文提出的深度强化学习模型;输入为 v_{RP} 、 v_{NP} 和 v_{antes} ;

(4) RL-2:本文提出的深度强化学习模型;输入为 v_{RP} 、 v_{NP} 和 handcrafted 特征;

(5) RL:本文提出的深度强化学习模型;输入为 v_{RP} 、 v_{NP} 、 v_{antes} 和 handcrafted 特征。

将以上 5 组实验在相同的数据集进行实验,分析人称代词指代消解结果,表 6 给出 5 组实验在不同模型下的性能。

表 6 不同模型下指代消解性能对比

Model	$P/\%$	$R/\%$	$F/\%$
CNN	71.12	65.47	68.18
LSTM	77.65	72.91	75.21
RL-1	79.92	77.66	78.77
RL-2	81.26	79.79	80.52
RL	86.37	85.25	85.80

从实验结果可以看出,本文提出的深度强化学习模型在性能上均超过传统深度学习模型.普通 CNN 结构单一,无法获取照应语和候选先行语更多特征信息.相对比 CNN, LSTM 模型 F 值提升 7.03%,说明其在训练过程中获取了更多的隐藏信息.分析 RL-1、RL-2 和 RL 实验结果可以得出,本文提出的 RL 模型包含所有输入情况下 F 值达到 85.8%,相比于 RL-1 和 RL-2 分别提升 7.03% 和 5.28%,获得了最佳分类效果.实验结果表明,去掉 handcrafted 特征的实验 RL-1,其指代消解性能有较大的下降,验证了本文提出的 handcrafted 特征的有效性,同时说明指代消解较为依赖 handcrafted 特征,因为 handcrafted 特征是根据维吾尔语语言现象和语言特色总结提出的特征集,生动反映了维吾尔语中照应语和候选先行语在知识和规则方面的联系与表示.对于去掉先行语信息特征的实验 RL-2,其指代消解 F 值降低 5.28%,说明在以增量决策为基础的维吾尔语指代消解过程中,利用先行语信息能为整个决策过

程提供全局性特征信息,有效提升维吾尔语人称代词消解性能,证明了本文提出的先行语信息特征的有效性。

本文在相同数据集上对比加入强化学习(RL)和未加入强化学习(Non-RL)模型对指代消解性能的影响。实验结果如图3所示,加入强化学习模型的指代消解性能明显高于未加入强化学习模型,在强化学习的帮助下,模型能够学习在序列决策中选择有效的动作,并采取更有效的方式使模型直接优化整体评价指标,从而提升指代消解识别性能。当迭代次数为80时,实验效果最佳,当迭代次数超过80后,出现过拟合现象导致模型性能降低,因此,本文实验迭代次数设置为80。

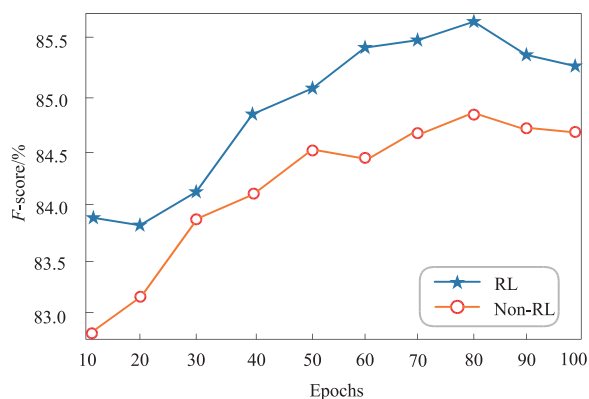


图3 RL和Non-RL及epoch对指代消解性能影响

词向量包含丰富的语义关系,其维度对指代消解性能起着决定性作用。选择合适词向量维度可有效提升模型性能。为了验证不同维度词向量对实验结果的影响程度,分别选取10维、50维、100维、150维、200维、250维词向量进行实验,结果如图4所示,

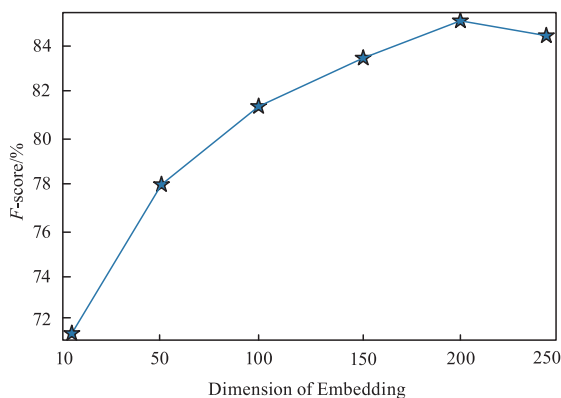


图4 不同维度词向量指代消解结果

分析实验结果可得出,词向量维度从为10维提升至50维时,分类效果有较大的提升,这是由于高维度能够使模型在训练过程中学习指代链高维特征。随着维度增大 F 值逐步提升,并在维度达到200时实验结果达到最优,这说明当词向量维度低于200时不能充分表

达文本语义信息。当维度达到250维时, F 值有所下降,说明当词向量维度达到一定阈值时,会捕捉到更多训练数据中的噪声,产生过拟合现象,导致分类结果产生波动。词向量维度的合理选择对分类结果性能有重要的影响,根据实验结果,本文将词向量维度设置为200。

6 结束语

本文提出一种深度强化学习模型用于维吾尔语人称代词指代消解任务,该模型将指代消解识别问题定义为强化学习环境下顺序决策过程,利用之前状态中的先行语信息判定当前指代链指代关系,为整个决策过程提供全局性特征信息。同时,模型能够直接优化整体评价指标。实验结果表明,本文提出的深度强化学习模型能显著提升维吾尔语人称代词指代消解性能。

在未来的工作中,我们将探索使用更有效的深度学习模型代替人工定义的奖励函数,并在特征中加入能有效表示照应语和候选先行语语境信息的上下文特征。

参考文献

- [1] Zhang R, dos Santos C N, Yasunaga M, et al. Neural coreference resolution with deep biaffine attention by joint mention detection and mention clustering [A]. Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics [C]. Melbourne: ACL, 2018. 102 – 107.
- [2] Chen C, Ng V. Chinese zero pronoun resolution with deep neural networks [A]. Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics [C]. Berlin: ACL, 2016. 778 – 788.
- [3] Iida R, Torisawa K, Oh J H, et al. Intra-sentential subject zero anaphora resolution using multi-column convolutional neural network [A]. Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Texas: EMNLP, 2016. 1244 – 1254.
- [4] Nitoń B, Morawiecki P, Ogrodniczuk M. Deep neural networks for coreference resolution for polish [A]. Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation [C]. Miyazaki: LREC, 2018.
- [5] Plu J, Prokofyev R, Tonon A, et al. Sanaphor + + : combining deep neural networks with semantics for coreference resolution [A]. Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation [C]. Miyazaki: LREC, 2018.
- [6] Haponchik I, Moschitti A. A practical perspective on latent structured prediction for coreference resolution [A]. Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics [C]. Valencia: EACL, 2017. 143 – 149.

- [7] Li J, Monroe W, Ritter A, et al. Deep reinforcement learning for dialogue generation [A]. Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Austin: EMNLP, 2016. 1192 – 1202.
- [8] Zhao D, Chen Y, Lv L. Deep reinforcement learning with visual attention for vehicle classification [J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2017, 9 (4): 356 – 367.
- [9] Zhang X, Lapata M. Sentence simplification with deep reinforcement learning [A]. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Copenhagen: EMNLP, 2017. 584 – 594.
- [10] Soon W M, Ng H T, Lim D C Y. A machine learning approach to coreference resolution of noun phrases [J]. Computational Linguistics, 2001, 27(4): 521 – 544.
- [11] Lee K, He L, Lewis M, et al. End-to-end neural coreference resolution [A]. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Copenhagen: EMNLP, 2017. 188 – 197.
- [12] Clark K, Manning C D. Deep reinforcement learning for mention-ranking coreference models [A]. Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Austin: EMNLP, 2016. 2256 – 2262.
- [13] 李冬白, 田生伟, 禹龙, 等. 基于深度学习的维吾尔语人称代词指代消解 [J]. 中文信息学报, 2017, 31(4): 80 – 88.
LI Dong-bai, TIAN Sheng-wei, YU Long. Deep learning for pronominal anaphora resolution in Uyghur [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2017, 31(4): 80 – 88. (in Chinese)
- [14] 田生伟, 秦越, 禹龙, 吐尔根·依布拉音, 冯冠军. 基于 Bi-LSTM 的维吾尔语人称代词指代消解 [J]. 电子学报, 2018, 46(07): 1691 – 1699.
TIAN Sheng-wei, QIN Yue, et al. Anaphora resolution of Uyghur personal pronouns based on bi-lstm [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(07): 1691 – 1699. (in Chinese)
- [15] 李敏, 禹龙, 田生伟, 吐尔根·依布拉音, 赵建国. 基于深度学习的维吾尔语名词短语指代消解 [J]. 自动化学报, 2017, 43(11): 1984 – 1992.
LI Min, YU Long, et al. Coreference resolution of Uyghur noun phrases based on deep learning [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(11): 1984 – 1992. (in Chinese)
- [16] Pennington J, Socher R, Manning C. Glove: global vectors for word representation [A]. Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Doha: EMNLP, 2014. 1532 – 1543.
- [17] Xiong W, Hoang T, Wang W Y. DeepPath: A reinforcement learning method for knowledge graph reasoning [A]. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing [C]. Copenhagen: EMNLP, 2017. 564 – 573.
- [18] Duchi J, Hazan E, Singer Y. Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization [J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12 (Jul): 2121 – 2159.
- [19] Hinton G E, Srivastava N, Krizhevsky A, et al. Improving Neural Networks by Preventing Co-adaptation of Feature Detectors [DB/OL]. arXiv preprint arXiv: 1207.0580, 2012.

作者简介



杨启萌 男, 1993 年 9 月出生, 新疆昌吉人. 现为新疆大学博士研究生, 主要研究领域为自然语言处理.
E-mail: yqm_xju@163.com



禹龙 (通信作者) 女, 1974 年 10 月出生, 新疆乌鲁木齐人. 教授、博士生导师. 主要研究领域为网络安全、自然语言处理.
E-mail: yul_xju@163.com



田生伟 男, 1973 年 10 月出生, 新疆乌鲁木齐人. 教授、博士生导师. 主要研究领域为自然语言处理、图像处理.
E-mail: tianshengwei@163.com