

引用格式:韩珊珊,王升辉,万丽莉.一种面向新闻文本的生成式中文摘要生成模型[J].中国传媒大学学报(自然科学版),2023,30(03):24-30.

文章编号:1673-4793(2023)03-0024-07

一种面向新闻文本的生成式中文摘要生成模型

韩珊珊,王升辉*,万丽莉

(北京交通大学计算机与信息处理学院,北京 100091)

摘要:中文文本摘要生成技术旨在解决海量中文文本所带来的信息过载和冗余问题,以提高信息传播效率和方便读者获取信息。在序列到序列深度模型基础上,提出了一种引入对比学习的中文摘要生成模型SimCLCTS (Simple Model for Contrastive Learning of Chinese Text Summarization)。SimCLCTS通过在模型中增加以对比损失函数为特征的无监督评估模块,弥补了序列到序列模型中学习目标和评价指标不一致导致的暴露偏差问题。对比实验表明,该模型减少了暴露偏差量,在面向新闻类的中文文本摘要生成中取得了良好效果。

关键词:生成式摘要;中文文本;序列到序列模型;对比学习

中图分类号:TP391.1 **文献标识码:**A

A novel generative Chinese summarization model geared towards news text generation

HAN Shanshan, WANG Shenhui*, WAN Lili

(Beijing Jiaotong University, Beijing 100091, China)

Abstract: The technology of generating Chinese text summaries aims to address the issues of information overload and redundancy that are brought about by massive amounts of Chinese text, with the objective of enhancing the efficiency of information dissemination and facilitating readers' access to information. This article proposes a Chinese text summarization model, named SimCLCTS (Simple Model for Contrastive Learning of Chinese Text Summarization), which is based on the sequence-to-sequence deep learning model (Seq2Seq). SimCLCTS mitigates the problem of exposure bias caused by inconsistencies between the learning objectives and evaluation metrics of the sequence-to-sequence model by incorporating an unsupervised evaluation module that features a contrastive loss function. Comparative experiments demonstrate that the model significantly reduces exposure bias and achieves excellent results in generating Chinese text summaries for news articles.

Keywords: abstractive summarization; Chinese text; sequence-to-sequence model; contrastive learning

1 引言

随着新闻类网络文本数量呈现指数级增长,同一主题的新闻文章存在大量冗余和重复,导致信息负荷

过重,影响用户的阅读体验,同时也影响了新闻的传播效率。自动文本摘要技术利用自然语言处理方法对文本或者文本集合进行信息压缩,在保留关键信息和整体含义的同时生成简短流畅的摘要^[1]。这种技术

作者简介(*为通讯作者):韩珊珊(1996-),女,硕士研究生,主要从事自然语言处理研究。Email:19120297@bjtu.edu.cn;王升辉(1979-),男,博士,副教授,主要从事自然语言处理研究。Email:shwang@bjtu.edu.cn;万丽莉(1979-),女,博士,副教授,主要从事模式识别与智能系统研究。Email:llwan@bjtu.edu.cn

有效缓解了信息负荷,提高了新闻的传播效率。除此之外,文本摘要技术也可以应用于搜索引擎、智能客服、舆情监测、智能文档管理等领域,旨在提高信息检索和处理的效率。自动文本摘要技术的研究具有重要的理论意义和应用价值。

自动文本摘要技术可以分为抽取式摘要技术和抽象式摘要技术两类^[2]。抽取式摘要从原文中找到包含重要内容的句子,通过打分对选择的句子进行排列生成摘要。该类方法只能从原文中查找句子或短语,生成的摘要段落中存在冗余信息,相邻句子之间也会缺乏连贯性。与抽取式摘要技术不同,抽象式摘要技术通过理解文本语义,利用自然语言生成算法,重新组织生成新的词汇或者句子生成摘要,也称为生成式文本摘要。目前,主流的基于深度学习技术生成的摘要简洁流畅,更加接近于人类自然语言表达习惯,是当前研究的热点。

在深度学习类的生成式摘要技术中,序列到序列模型(Seq2Seq模型)^[3]能够更好地理解文本的语义信息,在生成式摘要模型设计中得到了广泛的应用。这类模型首先通过自监督模式在海量文本语料上进行模型预训练,之后针对给定的文本摘要生成任务进行模型优化,这其中,以Transformer模型^[4]为代表“编码器-解码器”式生成式预训练模型在文本摘要任务中表现优异,此类模型包括Pegasus模型^[5],BART模型^[6],谷歌的T5模型^[7]等。然而,序列到序列类模型面临着严重的暴露偏差问题(Exposure Bias)^[8]。在摘要生成任务中,由于模型采用自回归方式进行内容预测,生成的输出序列依赖之前的内容,如果在某个步骤中出现错误,这个错误会逐渐累积,导致生成的摘要缺少重要信息或重复生成相同的信息,从而造成了暴露偏差问题,严重影响了生成摘要的质量。针对英文文本的暴露偏差问题,将对比学习模式引入到文本摘要模型的训练中取得了很好的效果^[9-11],而针对中文文本,目前还没有较为理想的解决方案。

针对上述问题,本文提出了一种两阶段的中文文本生成式摘要模型方法SimCLCTS(Simple Model for Contrastive Learning of Chinese Text Summarization)。该模型的两阶段设计方式弥补了序列到序列模型的学习目标和评价指标不一致导致的暴露偏差,使得生成的摘要具有较高的准确性和可读性。本文在NIPCC2017 task3 文本摘要数据集(下称NLPC2017数据集)上进行了对比验证实验,在ROUGE^[12]和语义相似度BERTScore^[13]两个指标上面的实验结果表明,

与原始T5 PEGASUS模型^[4]相比,SimCLCTS模型具有更好的性能,生成的摘要具有更高的准确性。

2 相关研究

Rush等人首次将Seq2Seq模型应用于英文文本摘要生成任务,并构建了一个编码器-解码器模型,在DUC-2004和Gigaword数据集上取得了较好的性能^[15]。在此基础上,文献[16]将注意力机制加入到编码器-解码器模型中,以提高模型的生成质量。文献[17]通过引入关键字捕捉关键信息,进一步提高了生成文本摘要的质量。为了解决Seq2Seq模型中未登录词汇和稀有词汇问题,文献[18]在Seq2Seq模型中增加了指针模型和复制机制,从原文中复制信息。文献[19]为了减少生成摘要中的冗余信息并去除重复内容,引入了覆盖机制。这些工作的出现不断推动着文本摘要生成模型的发展,提高了模型的性能和生成效果。

与循环神经网络相比,Transformer能更有效地处理更长的序列,从而更好地生成英文文本摘要。一些基于Transformer的Seq2Seq模型,通过自监督目标在海量文本语料上进行预训练,进而在文本摘要数据集上进行优化,可以在文本摘要生成任务上取得较好的结果。例如,BART模型结合BERT^[20]和GPT^[21]两种Transformer类模型的优点,使用类似BERT的双向编码器访问单词的上下文,并使用自回归解码器生成输出序列,改进了语言生成效果。Pegasus模型针对文本摘要生成任务进行了优化,通过无监督方式生成类似摘要的文本,将其作为自监督目标进行预训练,取得了良好性能。

近年来,针对中文文本摘要的研究也取得了良好进展。大量研究均以Seq2Seq模型为基础。文献[22]提出了一种面向中文文本摘要的对抗强化学习架构,使用判别器区分生成摘要和参考摘要,使用强化学习方法(RL)优化摘要生成器。文献[23]提出了一个全局性编码框架,利用上下文的全局信息来控制从编码器到解码器的信息流。此外,针对中文社交媒体的摘要任务,Wei^[24]提出了一种正则化方法,提高了语义信息的一致性。除此之外,有代表性的工作还有双注意力指针网络(DAPT)^[25]、双阶段编码器-解码器模型^[26]等。

尽管上述序列到序列模型被广泛应用于中文文本摘要任务中,但仍存在一个核心挑战即暴露偏差问题。在模型训练过程中,通常使用最大似然估计作为优化目标,然而这种方法存在两个问题。首先,在训练阶段,目标摘要单一的,而评价指标则考虑了关键字词序列的

不同排列组合,从而导致序列生成的概率与文本摘要的质量相关性较低。其次,在预测阶段,模型需要通过自回归的方式生成输出序列,而前面步骤的错误会被累计,进一步加剧了暴露偏差问题。

为了解决上述问题,研究者们多采用强化学习的思想重新设计条件文本生成任务^[27-29]。然而,使用强化学习通常会受到噪声梯度估计问题的影响,并且强化学习模型的设计和训练较为困难。与上述思路不同,本文将 liu 等人在文献[9,10]中提到的,在英文文本生成式摘要任务中使用的对比学习范式方法引入到中文文本生成式摘要任务中,通过对比学习直接优化模型的评价指标,从而缓解了MLE(最大似然估计)训练和测试阶段之间的目标数据差异性。

3 模型框架

3.1 模型结构

本文提出了一种两阶段中文摘要生成模型 Sim-CLCTS。在第一个阶段,使用最大似然估计训练的文本摘要生成模型,用来生成候选摘要,在第二个阶段,使用对比损失训练评估模型,对生成的摘要进行评估,选择出质量较高的摘要作为最终输出。模型结构如图1所示,阶段一生成候选摘要,为评估模型提供训练样本。阶段二的评估模型采用RoBERTa模型^[30]为主体架构,并进行局部改进,计算候选摘要与参考摘要的相似度,选择相似度最大的候选摘要作为输出摘要。

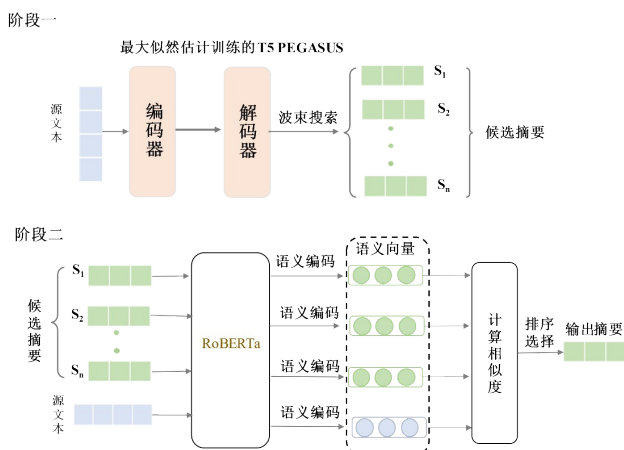


图1 模型结构图

3.2 生成模型

如图1所示,第一阶段使用的生成模型为T5 PEGASUS预训练模型。该模型在中文文本摘要生成

上具有良好的表现和强大的迁移能力,并且在小样本数据集上的学习效果也优于其它预训练模型。

T5 PEGASUS针对中文文本摘要任务做了两方面的改进,首先改进了中文分词器的单位粒度,以中文的词汇而不是字作为词表单位。对中文的生成任务来说,以词为训练单位,能够在一定程度上缓解暴露偏差的问题,而且词义的不确定性更低,在一定程度上降低了建模的复杂度。其次使用Pegasus模型中的“Gap Sentences Generation(GSG)”方法来训练模型,即在预训练阶段,将输入文本中的重要句子进行删除或遮盖(mask),通过上下文的句子预测生成。T5 PEGASUS将含有最长公共子序列的句子作为生成摘要的训练目标,以此来构建预训练的语料库。通过这种方法,该模型可以从大规模语料库中自动学习语言知识,从而提高生成摘要的性能。

本文将T5 PEGASUS模型在新闻文本摘要数据集上进行训练,做二次优化后,作为候选摘要的生成模型。

3.3 评估模型

在第二阶段的评估模型的设计中,本文定义评价函数 $h(\cdot)$ 来评估候选摘要的质量, $h(\cdot)$ 通过计算候选摘要 S_i 与原文档 D 之间的相似度对候选摘要赋分,分数 r_i 定义为:

$$r_i = h(S_i, D) \quad (1)$$

最终输出的摘要为得分最高的候选摘要,即:

$$S = \operatorname{argmax}_s h(S_i, D) \quad (2)$$

这里的 $h(\cdot)$ 是通过中文版的RoBERTa预训练模型将句子转化为句子向量,并计算相似度实现的。本文使用RoBERTa顶层的“[CLS]”令牌的向量作为文档或摘要的表示。令 E_D 和 E_{S_i} 分别表示文档 D 和候选摘要 S_i 的嵌入,它们的相似度得分用式(3)计算得到。

$$h(S_i, D) = \cosine(E_{S_i}, E_D) \quad (3)$$

如图1所示,将候选摘要与参考摘要之间的相似度作为目标分数,候选摘要与源文档之间的相似度作为预测分数,通过缩小目标分数与预测分数的距离,优化评估模型。

3.4 对比学习方法

在第二阶段的模型训练中,本文设计了新的基于对比学习(Contrastive Learning)的训练方法。对比

学习是一种无监督的学习方法,其基本思想是通过对比正负数据点之间的相似性和差异性进行对比来训练模型。即将数据点映射为一类特征表示,在某个相似性度量下使正样本更加接近,负样本更加远离,从而学习到一组具有判别能力的特征表示。与之不同的是,本文模型未构建负样本,而使用候选摘要之间的差异性做对比。即对比学习样本为第一阶段生成的候选摘要,将源文档、候选摘要和参考摘要映射到语义空间中,通过加强三者之间的相似性来训练评估模型,使用训练好的 $h(\cdot)$ 评估的候选摘要与源文档之间的相似度,从而选择出输出摘要。

语义空间建模方法如图2所示。在语义空间中,参考摘要的映射应更接近于原文档的映射,其损失函数 L_1 应该满足目标摘要的相似度高于候选摘要,即:

$$L_1 = \sum_i \left(0, h(D, \tilde{S}_i) - h(D, \hat{S}) \right) \quad (4)$$

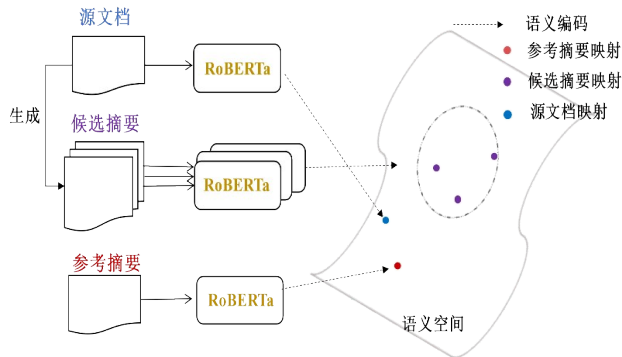


图2 语义空间表示图

将所有候选摘要按照得分从高到低的顺序进行排序,并映射到语义空间中,排名差距较大的候选摘要应该具有较大的间隔,该损失函数 L_2 可表示为:

$$L_2 = \sum_i \sum_{j>i} \left(0, h(D, \tilde{S}_j) - h(D, \tilde{S}_i) + \lambda_{ij} \right) \quad (5)$$

$\tilde{S}_1, \dots, \tilde{S}_n$ 是使用 $M(\tilde{S}_i, \hat{S})$ 将候选摘要按降序排序后的结果, \tilde{S}_i 为候选摘要集排序后的第 i 个候选摘要, $\lambda_{ij} = (j - i) * \lambda$ 是为所有候选摘要对设计的边距损失^[31],用来区分排序后摘要质量的差异。 i, j 为候选摘要序号, λ 为超参数。一般的, $M(\tilde{S}_i, \hat{S})$ 定义为评估摘要质量的标准,这里使用的是文献[11]提出的ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation) 标准。最后,评估模型的损失函数可以表示为:

$$L = L_1 + L_2 \quad (6)$$

通过定义基于对比学习的损失函数 L ,可以让目

标摘要与源文档具有最高的相似度。

4 实验与分析

4.1 数据集

本文使用的是NLPCC2017中文文本摘要数据集,该数据集含有50000个新闻样本,每条样本数据中包含摘要和正文两部分内容。摘要的平均字数为44字,字数标准差9,最大字数128,最小数字17;正文平均字数为990字,字数标准差1049,最大字数22312,最小数字52,为中长文本摘要数据集。其正文和摘要的字数具体分布如图3、图4所示。

本文将数据集划分为训练集、验证集和测试集。训练集用于模型的训练以确定参数,验证集用于确定网络结构及调整模型的超参数。测试集用于检验模型的泛化能力。因为数据集数据两是是万级以上,所以训练集、验证集和测试集的划分比例是8:1:1。

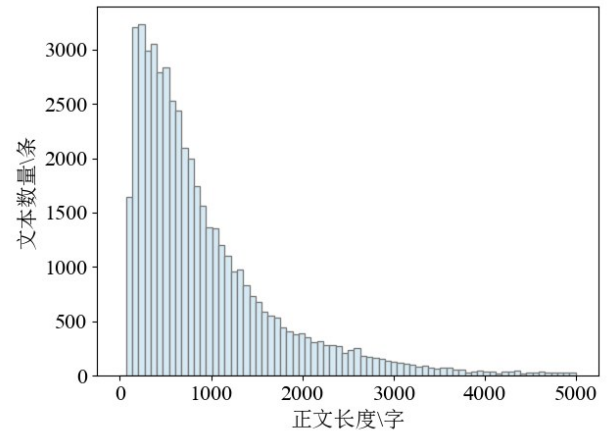


图3 NLPCC数据集内容字数分布图

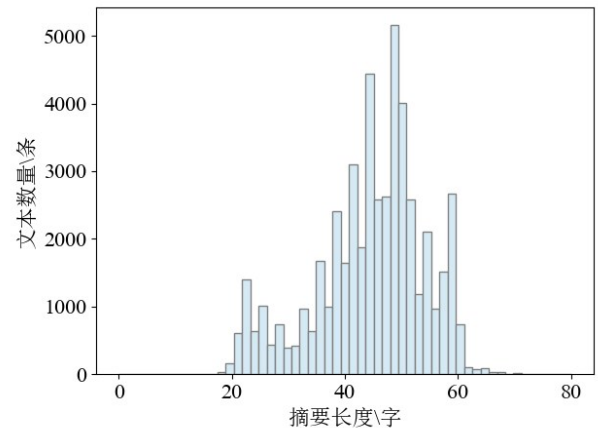


图4 NLPCC数据集摘要字数分布图

4.2 评价标准

ROUGE是文本摘要中最常用的评价标准之一。ROUGE通过将机器生成的摘要与参考摘要进行词级别的匹配来对生成的摘要进行评分。ROUGE中应用最广泛的是ROUGE-N,它统计了n元词组的召回率(n代表文本单元的长度),计算了参考摘要和生成摘要之间的相同的基本单元数,本文选取ROUGE-1和ROUGE-2作为文本摘要的评估标准。除此之外,ROUGE-L也被广泛运用于摘要评估,它不再使用n元词组的匹配,而是考虑到参考摘要与生成摘要之间的最长公共子序列,从而支持非连续的匹配情况。

针对中文文本,用嵌入式的词向量来计算词语之间的相似度可以从另一角度来衡量中文文本摘要的质量。BERTScore在文献[13]被提出,是通过使用预训练模型BERT获得的上下文相关的词向量,计算相似度得到的分数,除ROUGE外,本文也将BERTScore作为本文的评价标准之一。

4.3 实验设置及实施细节

本文采用Python 3.8编程语言和Pytorch深度学习框架的1.7.0版来实现SimCLCTS模型。SimCLCTS包含两个训练阶段,在第一阶段中,本文使用NLPC2017数据集对T5 PEGASU预训练模型进行训练,以产生候选摘要。此处所使用的T5 PEGASUS预训练模型为是开源网址^[14]提供的t5-pegasus-base版本。生成候选摘要后,本文计算每个候选摘要与参考摘要之间的ROUGE得分,并对候选摘要进行排序。

在训练过程中,需要对输入文本、目标摘要和候选

摘要进行分句,这里使用正则表达式方法进行分句。然后,本文将原始文本、候选摘要和参考摘要综合为JSON格式。在第二阶段中,将JSON格式的数据输入到评估模型中进行训练。评估模型选用的是文献[30]中的RoBERTa中文预训练模型RoBERTa-zh-base。

4.4 实验结果

本文与T5 PEGASUS模型进行了对比验证。实验结果如表1所示,本文提出的两阶段中文摘要生成模型SimCLCTS,相比于T5 PEGASUS模型,在多个评价指标中性能均有提高。在词元匹配评估标准ROUGE上,SimCLCTS模型相对于T5 PEGASUS模型分别在ROUGE-1、ROUGE-2和ROUGE-L上提高了1.09、1.93和1.65。此外,在语义相似度评估标准BERTscore上,SimCLCTS模型的性能也提高了7.7。这表明生成的摘要不仅在词汇层面上更接近参考摘要,而且在语义方面包含更多的关键信息。

表1 在NLPC2017数据集上的结果

| 模型 | 评价指标 | | | |
|----------------|---------|---------|---------|-------|
| | Rouge-1 | Rouge-2 | Rouge-L | BS |
| T5 PEGASUS | 56.15 | 39.47 | 47.87 | 65.63 |
| SimCLCTS(Ours) | 57.24 | 41.40 | 49.52 | 73.33 |

表2给出了新闻文本的摘要生成结果示例。如案例1,原文围绕“拟将经济伤害纳入家暴法”这一主题展开。T5 PEGASUS模型生成的摘要虽然总结了原文中“家暴行为”的内容,但偏离了文章的主题。相比之下,SimCLCTS模型生成的摘要包含“拟立法将经济伤害纳入家暴范围”,在语义方面与参考摘要内容的语义更接近。

表2 在NLPC2017数据集上部分生成摘要示例

| 案例编号 | 参考摘要 | T5 PEGASUS | SimCLCTS(Ours) |
|------|--|---|--|
| 1 | 深圳拟出台反家暴条例:将经济伤害行为纳入家暴范围;对于同居、前配偶等关系并未纳入该条例。 | 深圳拟立法“反家暴”,家暴纳入夫妻间关系;此前深圳就发生34起家庭暴力事件,逾八成家暴发生在夫妻间。 | 深圳拟立法将经济伤害行为纳入家暴范围。 |
| 2 | 绵阳发生家庭血案:一女子砍死两子女砍伤老公,两个孩子年仅3岁和1岁半。 | 绵阳一26岁女子砍死两子女,将熟睡中老公砍成重伤;事发时出租屋内发生家庭血案,一男子作案时砍死两子女。 | 绵阳一26岁女子砍死两子女,将熟睡中老公砍成重伤,浑身血肉模糊,作案动机正在调查。 |
| 3 | 谷歌chrome将封杀所有非官方市场插件, windows用户以及mac用户将受到影响。 | 谷歌chrome将封杀所有非官方市场插件, windows用户或先遭殃,谷歌将于今年7月执行类似政策。 | 谷歌chrome将封杀所有非官方市场插件, windows用户以及mac用户将受到影响。 |

4.5 消融实验

本文设计了不同参数设置下的模型性能的消融实验。首先,针对候选摘要数量,给出了SimCLCTS

和对比模型T5 PEGASUS的实验结果。如图5、图6、图7所示,ROUGE值随候选摘要数量增加而升高,但后续的提升速度变慢。此外,即使候选摘要数量较少,引入对比学习训练后,实验结果也明显优于未改

进的 T5 PEGASUS 模型。这说明, SimCLCTS 模型对候选摘要数量具有鲁棒性, 即使候选摘要数量较少, 也可以提高生成摘要的质量。

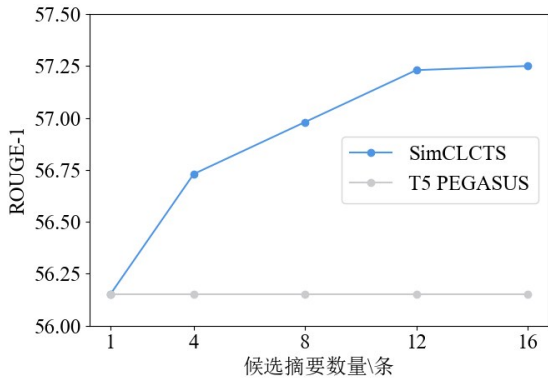


图5 候选摘要数量变化对 ROUGE-1 值的影响

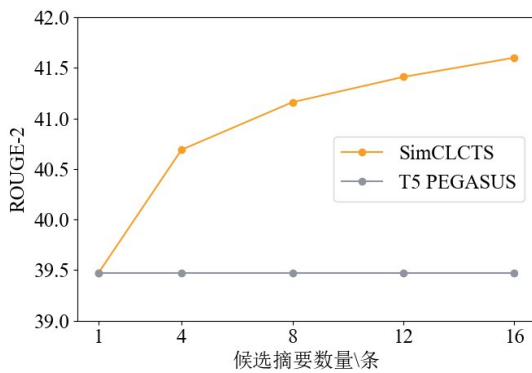


图6 候选摘要数量变化对 ROUGE-2 值的影响

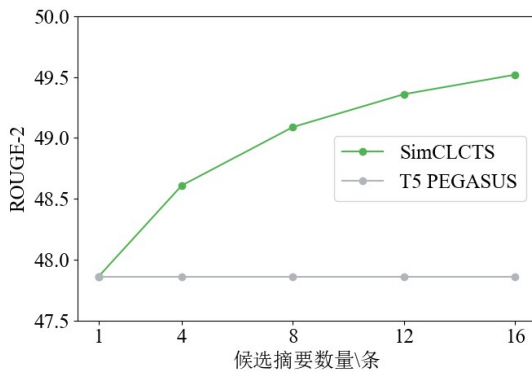


图7 候选摘要数量变化对 ROUGE-L 值的影响

本文还验证了小样本情况下的模型性能。随机选取了 NLPC 数据集中的 100 条、200 条、500 条和 1000 条数据构建小样本数据集, 并进行了训练和测试验证。从表 3 可以看出, 虽然各个 ROUGE 指标都有

不同程度的降低, 但在小样本情况下, 即使只有 100 条训练样本, 实验结果也明显优于 T5 PEGASUS 模型的性能。这证明了本文提出的引入对比学习训练的评估模型后, 模型依旧有较强的学习能力。

表3 小样本数据集上的实验结果

| 评价指标 样本 数量 | 评价指标 | | |
|------------------|---------|---------|---------|
| | Rouge-1 | Rouge-2 | Rouge-L |
| 100 | 56.39 | 39.96 | 48.07 |
| 200 | 56.48 | 40.07 | 48.14 |
| 500 | 56.57 | 40.16 | 48.30 |
| 1000 | 56.65 | 40.32 | 48.32 |

5 结论

本文提出了一种面向新闻文本的中文摘要生成模型 SimCLCTS。该模型针对传统生成模型中的暴露偏差问题, 通过引入对比学习改进预训练模型结构, 提高了中文文本摘要的生成质量。在新闻文本数据集上的对比实验表明, 相比于 T5 PEGASUS, SimCLCTS 模型具有更好的表现, 生成的摘要质量更高。

参考文献(References):

- [1] Allahyari M, Pouriyeh S, Assefi M, et al. Text summarization techniques: a brief survey[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), 2017, 8(10): 397.
- [2] Gupta S, Gupta S K. Abstractive summarization: An overview of the state of the art[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 121: 49 - 65.
- [3] Sutskever I, Vinyals O, Le Q V. Sequence to sequence learning with neural networks[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2014, 2: 3104-3112.
- [4] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is All You Need[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 2017:5998-6008.
- [5] Zhang J, Zhao Y, Saleh M, et al. Pegasus: Pre-training with extracted gap-sentences for abstractive summarization [C]//International Conference on Machine Learning, PMLR, 2020: 11328-11339.
- [6] Lewis M, Liu Y, Goyal N, et al. BART: denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2020: 7871-7880.
- [7] Raffel C, Shazeer N, Roberts A, et al. Exploring the lim-

- its of transfer learning with a unified text-to-text transformer [J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2020, 21(1): 5485-5551.
- [8] Bengio S, Vinyals O, Jaitly N, et al. Scheduled sampling for sequence prediction with recurrent neural networks [C]// *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015: 1171-1179.
- [9] Liu Y, Liu P. SimCLS: a simple framework for contrastive learning of abstractive summarization [C]// *Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2021, 2 (Short Papers): 1065-1072.
- [10] Liu Y, Liu P, Radev D, et al. BRIO: bringing order to abstractive summarization [C]// *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2022, 1 (Long Papers): 2890-2903.
- [11] Xu S, Zhang X, Wu Y, et al. Sequence level contrastive learning for text summarization [C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2022, 36 (10): 11556-11565.
- [12] Lin C-Y. ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries [A]. *Text summarization branches out* [C]. *Association for Computational Linguistics*, 2004: 74 - 81.
- [13] Zhang T, Kishore V, Wu F, et al. Bertscore: Evaluating text generation with bert [DB/OL]. arXiv:1904.09675, 2019.
- [14] 苏剑林. T5 PEGASUS: 开源一个中文生成式预训练模型 [EB/OL]. <https://spaces.ac.cn/archives/8209>, 2021-03.
- [15] Rush A M, Chopra S, Weston J. A neural attention model for abstractive sentence summarization [C]// *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 2015: 379-389.
- [16] Chopra S, Auli M, Rush A M. Abstractive sentence summarization with attentive recurrent neural networks [C]// *Proceedings of the Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 2016: 93 - 98.
- [17] Nallapati R, Zhou B, Santos C, et al. Abstractive text summarization using sequence-to-sequence rnns and beyond [C]// *Proceedings of the 20th Conference on Computational Natural Language Learning*, 2016: 280-290.
- [18] See A, Liu P J, Manning C D. Get to the point: summarization with pointer-generator networks [C]// *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2017, 1 (Long Papers): 1073-1083.
- [19] Gu J, Lu Z, Li H, et al. Incorporating copying mechanism in sequence-to-sequence learning [C]// *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2016: 1631-1640.
- [20] Devlin J, Chang M-W, Lee K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]// *Proceedings of NAACL-HLT*, 2019, 1 (Long and Short Papers): 4171 - 4186.
- [21] Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving language understanding by generative pre-training [DB/OL]. <https://www.cs.ubc.ca/~amuham01/LING530/papers/radford2018improving.pdf>, 2018.
- [22] Xu H, Cao Y, Shang Y, et al. Adversarial reinforcement learning for chinese text summarization [C]// *Computational Science, ICCS*, 2018: 519-532.
- [23] Lin J, Sun X, Ma S, et al. Global encoding for abstractive summarization [DB/OL]. arXiv:1805.03989, 2018.
- [24] Wei B, Ren X, Zhang Y, et al. Regularizing output distribution of abstractive chinese social media text summarization for improved semantic consistency [J]. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing (TALLIP)*, 2019, 18(3): 1-15.
- [25] Deng Z, Ma F, Lan R, et al. A two-stage Chinese text summarization algorithm using keyword information and adversarial learning [J]. *Neurocomputing*, 2021, 425: 117-126.
- [26] Li Z, Peng Z, Tang S, et al. Text summarization method based on double attention pointer network [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 11279 - 11288.
- [27] Paulus R, Xiong C, Socher R. A deep reinforced model for abstractive summarization [DB/OL]. arXiv:1705.04304, 2017.
- [28] Li S, Lei D, Qin P, et al. Deep reinforcement learning with distributional semantic rewards for abstractive summarization [C]// *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, 2019: 6038 - 6044.
- [29] Keneshloo Y, Shi T, Ramakrishnan N, et al. Deep reinforcement learning for sequence-to-sequence models [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 31(7): 2469-2489.
- [30] Liu Y, Ott M, Goyal N, et al. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach [DB/OL]. arXiv:1907.11692, 2019.
- [31] Zhong M, Liu P, Chen Y, et al. Extractive summarization as text matching [C]// *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2020: 6197 - 6208.