

基于提示学习的记叙文篇章成分识别研究

王晓艺, 王炯, 刘杰, 周建设

引用本文

王晓艺, 王炯, 刘杰, 周建设. 基于提示学习的记叙文篇章成分识别研究[J]. 计算机科学, 2025, 52(6): 330-335.

WANG Xiaoyi, WANG Jiong, LIU Jie, ZHOU Jianshe. [Study on Text Component Recognition of Narrative Texts Based on Prompt Learning](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(6): 330-335.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于自然语言增强的签到轨迹与用户匹配方法](#)

Check-in Trajectory and User Linking Based on Natural Language Augmentation
计算机科学, 2025, 52(2): 99-106. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240600031>

[提示学习中思维链生成和增强方法综述](#)

Survey of Chain-of-Thought Generation and Enhancement Methods in Prompt Learning
计算机科学, 2025, 52(1): 56-64. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700172>

[对话场景下的情感引导问题生成模型](#)

Emotion Elicited Question Generation Model in Dialogue Scenarios
计算机科学, 2024, 51(11): 265-272. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231000002>

[基于视觉语义与提示学习的多模态情感分析模型](#)

Multimodal Sentiment Analysis Model Based on Visual Semantics and Prompt Learning
计算机科学, 2024, 51(9): 250-257. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230600047>

[基于注意力机制和提示学习联合训练的上下位关系识别研究](#)

Study on Hypernymy Recognition Based on Combined Training of Attention Mechanism and Prompt Learning
计算机科学, 2024, 51(6A): 230700226-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700226>

基于提示学习的记叙文篇章成分识别研究

王晓艺¹ 王炯² 刘杰^{1,3} 周建设¹

1 首都师范大学中国语言智能研究中心 北京 100048

2 首都师范大学信息工程学院 北京 100048

3 北方工业大学信息学院 北京 100144

(2220101049@cnu.edu.cn)

摘要 篇章结构分析是作文自动评分中的重要技术之一,也是自然语言处理领域中的重要研究内容。近年来,作文篇章结构分析的研究很少且主要集中在议论文,对记叙文的研究还较少,尤其是在记叙文篇章结构方面,研究方法和研究资源都相对有限。针对这些问题,文中构建了面向中小学记叙文篇章成分识别的数据集,使用基于BERT-BiLSTM的语料自动标注模型提高标注效率,并对内容分布以及语料标注的一致性进行了统计分析。提出了基于提示学习的记叙文篇章成分识别方法,通过自动构建识别篇章成分的前缀提示模板,利用层次注意力机制学习更为丰富的文本特征,从而提高记叙文篇章结构识别能力。在自建数据集下进行实验,结果表明,所提出的方法识别记叙文篇章结构的准确率提高到85.80%,优于对比的预训练语言模型。

关键词: 数据集构建;篇章结构;作文自动评分;提示学习

中图分类号 TP391

Study on Text Component Recognition of Narrative Texts Based on Prompt Learning

WANG Xiaoyi¹, WANG Jiong², LIU Jie^{1,3} and ZHOU Jianshe¹

1 China Language Intelligence Research Center, Capital Normal University, Beijing 100048, China

2 School of Information Engineering, Capital Normal University, Beijing 100048, China

3 School of Information Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China

Abstract Text structure analysis is one of the important techniques in automated essay scoring and an important research topic in the field of natural language processing. In recent years, research on the analysis of essay structure has been scarce and mainly focused on argumentative essays. There are still shortcomings in the study of narrative texts, especially in terms of research methods and resources, which are relatively limited. In response to these issues, this paper constructs a corpus for identifying the components of narrative texts in primary and secondary schools. A corpus automatic annotation model based on BERT-BiLSTM is used to improve annotation efficiency, and statistical analysis is conducted on content distribution and consistency of corpus annotation. This paper proposes a narrative text component recognition method based on prompt learning, which automatically constructs prefix prompt templates for recognizing text components and utilizes hierarchical attention mechanism to learn richer text features, thereby improving the ability to recognize narrative text structure. Experiments are conducted on a self-built dataset, and the results show that the proposed method improves the accuracy of narrative discourse structure to 85.80%, which is superior to the pre-trained language models used for comparison.

Keywords Dataset construction, Text structure, Automated essay scoring, Prompt learning

1 引言

在作文自动评分(Automated Essay Scoring, AES)任务中,处理单位可由小到大划分为词、短语、句子和段落,这些单位相结合就形成了篇章。AES中的重要内容,即是对篇章成分的处理和判断。篇章成分分析是篇章结构识别中的关键

问题,将其应用在关注上下文联系的AES上有着极高的研究价值,有助于AES技术的发展。而记叙文作为中国中小学生学习的一种写作形式,常用于考察学生的逻辑能力和写作能力。研究记叙文的篇章结构分析有助于完善作文自动评分技术。

根据正规考试作文的评分标准,结构的完整和分段的恰

到稿日期:2024-04-07 返修日期:2024-09-12

基金项目:国家科技创新2030-“新一代人工智能”重大项目(2020AAA0109703);国家自然科学基金(62076167, U23B2029)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China(2020AAA0109703) and National Natural Science Foundation of China(62076167, U23B2029).

通信作者:刘杰(liujxxxxy@126.com)

当合理在评分时占据着重要的比重,正确识别出篇章成分是作文篇章结构研究的重要任务。在现有的作文篇章成分的研究中,作文篇章成分是指按照文体特点划分作文段落,以便AES系统识别段落成分,分析不同段落对整体组织结构的贡献度。Burstein等^[1]分析了250篇外语议论文体裁的文章,将篇章成分划分为标题、背景介绍、观点综述、主要理由、论据、总结和无关句。Stab等^[2]主要关注议论文的论证过程,将篇章成分大致分为主论点、分论点和论据3类。由于记叙文没有议论文所具有的简洁性、逻辑严密等特点,难以划分每个句子(如论点、论据)单独的成分及功能,

因此,本文提出在记叙文评分中,借助篇章成分来表示段落功能,快速地定位到叙事或者人物描写所在的段落,以提高记叙文评分的效率。针对中文记叙文篇章成分类别,本文分析了大量中考范文、中小学优秀作文,参照记叙文写作评分规则及与领域专家进行探讨,根据中小学生的记叙文段落特点,结合记叙文高分作文的要求,即以叙事为主题,要求叙事完整、条例清晰、详略得当、内容生动具体等^[3-4],将记叙文以段落为单位划分为文章开篇、人物描写、事件描写、总结结尾4个类别标签。表1中列出了记叙文篇章成分类别及其标注示例。

表1 中小学记叙文篇章成分标注示例

Table 1 Examples of component annotation in narrative texts for primary and secondary schools

类别	示例
文章开篇	老师,您是辛勤的园丁,哺育我们成长;您是高高的航标灯,指引我们前进的航程;您是红红的蜡烛,献给我们所有的光和热,真是“春蚕到死丝方尽,蜡炬成灰泪始干”啊!
人物描写	在三年级的时候,王老师是我们的班主任,教我们数学。班里芝麻大的小事,她都会严肃认真地处理,同学们只要见到她的影子,就会专心致志地学习。
事件描写	王老师把王子阳叫到讲台前,抚摸着王子阳的脑袋,面带微笑,说:“王子阳,作为一名少先队员,上课要认真听讲,不能走神,更不能做小动作,知道吗?”王子阳这才松了一口气,向王老师点点头。王老师又笑眯眯地说:“老师相信你一定能做到,加油!”王子阳惭愧地低下了头,恨不得有个地洞钻下去。
总结结尾	王老师,在我们的心目中,您是最严厉的父亲,又是最慈祥的母亲。我们深深地感谢您、爱您、祝福您!

篇章结构分析旨在识别篇章单元(句子、段落、章节或篇章)间的语义关系,确定篇章的组成结构,从而挖掘出自然语言文本的结构信息和语义信息。随着深度学习在文本处理方面的应用,基于深度学习的方法在运用深层次语义知识和缓解数据稀疏问题等方面具有明显的优势^[5]。近年来,预训练语言模型(Pre-Trained Language Model,PTM)被广泛应用于自然语言处理的众多下游任务中,尤其是BERT^[6]和GPT^[7]系列的出现,使预训练技术的发展迎来了一个高潮。但是随着PTM体量的增大,模型在训练过程中所需要的硬件和数据需求不断增加,使得模型经过预训练后再进行微调所需进行的设计更加复杂。不同于传统的预训练技术,基于提示微调的方法可以将预训练和下游任务进行严格区分^[8]。为构建能够明显区分不同段落内容的识别模型,本文提出了一种基于层次注意力构建连续提示模板的神经网络模型(Prefix-Template Prompt Neural Net Model based on Hierarchical Attention,PHA),用于识别中小学记叙文篇章成分。使用多层的特征抽取,借助训练语料构建连续的提示,通过捕获长文本下的结构特征,使得文本特征更加集中,以实现自动化构建提示,进而提高篇章成分的识别能力。本文在自建的数据集上进行了记叙文篇章成分识别实验,结果证明本文模型的表现优于同等规模下的预训练语言模型,且在进行参数调整来适配下游任务时进行的提示设计更高效。

表现优于同等规模下的预训练语言模型,且在进行参数调整来适配下游任务时进行的提示设计更为简单。

2 相关工作

在现有研究中,篇章结构识别主要作为文本分类问题来处理,早期的研究使用传统机器学习方法。Prendinger等^[9]使用修辞结构理论研究篇章单元之间修辞关系的判定,通过对丰富的篇章结构特征进行提取,采用传统机器学习方法SVM来构建篇章结构分析模型,最终提高篇章结构识别的性能。Song等^[10]使用传统机器学习模型结合议论文逻辑结构特征,构建了基于篇章结构位置信息的编码器,使用SVM和基于线性链的条件随机场模型来对作文段落的篇章成分进行分类。Kong等^[11]使用语义相似度和上下文特征,采用最大熵模型构建了一个端到端的篇章结构分析器。随着深度学习技术的发展,Xu等^[12]使用BiLSTM+CNN来对篇章单元及其段落进行编码,通过计算语义相似度和语义交互进行句子段落关系的识别。Zhou等^[13]研究了句子间的连贯性,提出了基于循环神经网络的篇章一致性建模方法。Wang等^[14]利用深度学习算法和注意力机制,从单词、句子、段落3个层次学习文章特征,从而提取篇章结构的重要信息。以上方法都是为了提高特征识别的能力,虽然取得了一定进展,但是在面对长文本语料时仍存在不足:在特征抽取和语义表示方面受限于特定任务的数据集和特征工程,难以捕捉到更广泛、更深层的文本信息。随着深度学习技术的不断发展,预训练语言模型(PTM)的出现为解决上述问题提供了新的思路。其通过在大规模无监督语料库上的预训练,能够学习到丰富的语义信息和通用的文本表示,展现出强大的泛化能力和迁移能力。相比于传统方法,PTM能够更好地捕捉长文本语料中的深层特征,减少对标注数据的依赖,从而提高篇章结构识别的准确性和效率。但由于将PTM应用于下游任务时微调成本

综上,本文的贡献如下:

1)构建了面向中小学记叙文篇章成分识别的数据集,使用基于BERT-BiLSTM的语料自动标注模型,从而提高标注效率;

2)提出了基于层次注意力构建前缀提示模板的神经网络模型,通过学习丰富的文本特征来提高记叙文篇章结构识别能力;

3)在自建的数据集上进行实验,结果表明,所提出的模型

较高,当训练数据不充分时,模型效果表现不佳。随着微调技术的发展,基于参数有效微调的方法^[15]被提出,如提示微调^[16]、LoRA 微调^[17]。此类方法仅需要微调少部分模型参数,就可以将 PTM 与下游任务做适配。考虑到将 LoRA 应用于分类任务的表现不如提示微调方法^[18],因此本文提出了一种基于层次注意力构建连续提示模板微调的神经网络模型,用于分析作文篇章成分。

3 篇章成分识别数据集构建

记叙文作为中国中小学生平时作业和考试所面临的常见文体,在进行评分时快速定位到记叙主体段落有助于提高评分效率。因此,制定出科学客观的记叙文篇章成分数据集是有效评价记叙文写作能力的前提。本文根据段落划分作文,细化模型评判作文的标准,围绕文章开篇、总结结尾等标签确定标注细则,并进行数据集标注质量验证。

3.1 篇章成分

根据中文记叙文评分特点,将选取的中小学记叙文根据段落划分,与领域专家、中小学一线语文教师针对篇章结构进行讨论,结合教师的评测角度进行详细制定,最终的文章划分结构如图 1 所示。共设置了 4 种分类标签:文章开篇、人物描写、事件描写和总结结尾。其中文章开篇是对记叙文所描述事件或者人物的概括性段落,指明了文章叙述的中心;人物描写和事件描写是对文章具体细节进行描述;总结结尾是对整篇文章进行总结的段落,与概括段呼应。篇章成分标注样例如图 2 所示。

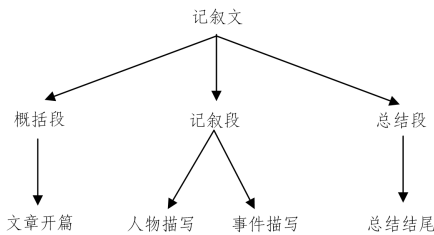


图 1 记叙文篇章结构划分

Fig. 1 Structural division for narrative texts

\$〈总结结尾〉\$

妈妈说我们人一生会碰到很多的老师,有些老师的几句话,就会给我们人生指明方向,就像启明星一样,多年以后,你仍然会感恩于老师的指点,他们的音容笑貌会在你的脑海里留下深深的烙印。张老师就是这样一颗启明星!

图 2 篇章成分标注样例

Fig. 2 Example of text component annotation

3.2 数据集自动标注

由于人工标注成本巨大,因此本文提出对部分数据进行篇章成分预标注,然后使用基于 BERT-BiLSTM 模型对未标注的文本数据进行自动标注。将 BERT 作为固定的嵌入层,再通过 BiLSTM 进行编码计算后对每段文本进行标注。为保证标注结果的一致性,首先邀请专家试标。在熟悉标注规范后,从数据集中随机选择 600 篇文章进行标注,在标注所选文章后训练标注模型以进行模型预标注。选取 50 篇文章,由两名具有语言学知识的标注人员独立标注,其中一名标注者 A 直接对生文档进行标注,另一名标注者 B 对模型预标注的

结果进行检验并修改,在 A 和 B 标注结束后,由规范制定者对标注结果进行审核。最后,分别计算独立标注一致性和联合标注一致性。试标结果如表 2 所列,独立标注和联合标注一致性均在 80% 以上,表明试标具有较高的一致性。

表 2 试标一致性结果

Table 2 Consistency results of test standards (%)

标注者	独立标注一致性	联合标注一致性
A	81.9	93.2
B	81.9	87.1

在所有数据标注完成后,本文使用 Kappa 系数用于一致性检验。表 3 为对所收集的 3024 篇文章进行标注后的篇章结构标注一致性的结果。Kappa 值为 0.821,表明该数据集标注的质量可靠。

表 3 标注一致性结果检测

Table 3 Annotation consistency result detection

Kappa 值	标注总数/篇
0.821	3024

3.3 数据集自动标注

本文收集义务教育阶段小学五六年级及初中七至九年级优秀人物类记叙文,筛选出较好的人物类作文进行数据集的构建。最终经过人工标注和模型自动标注后得到的各年级篇章成分分类分布如图 3 所示。

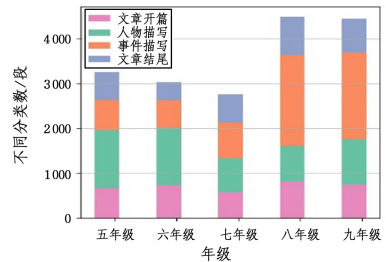


图 3 篇章成分分类分布

Fig. 3 Classification and distribution of discourse components

数据集共 21128 句有效句,平均句长为 82.53 字,文章开篇共包含 4497 句,人物描写共 5961 句,事件描写 6663 句以及总结结尾 4007 句。每一个结构的分类数据如表 4 所列,最多的类别是事件描写,同时也是平均字数最多的类型,开头和结尾在数量上差别不大。可以看出,总体标注结构贴合中小学记叙文的实际写作要求。

表 4 篇章结构分类情况

Table 4 Classification of text structure

统计对象	数量/句	平均长度/字
句子	21128	82.53
文章开篇	4497	48.67
人物描写	5961	92.16
事件描写	6663	124.68
总结结尾	4007	34.10

3.4 标注质量验证

为验证所构建数据集的可用性,本文使用经典的文本分类模型 FastText^[19]和 TextCNN^[20]对标注质量进行检验。篇章结构识别准确率如表 5 所列,可以看出两种模型对于每一

种分类都具有较高的准确率。

表5 篇章结构识别结果

Table 5 Text structure recognition results

模型	准确率/%
TextCNN ^[20]	78.23
FastText ^[19]	78.73

将21128句作文按照7:1:2的比例划分为训练集、验证集和测试集,采用准确率(P)、召回率(R)和F1值作为评价指标。各个类别的识别性能如表6所列,F1值均在70%以上,表明本文的中小学记叙文的语料库标注体系在进行人工标注与自动标注实验后效果良好,有利于在作文自动评分领域的实际应用。

表6 篇章成分识别结果

Table 6 Text component recognition results

分类类别	TextCNN			FastText		
	P	R	F1	P	R	F1
文章开篇	0.75	0.75	0.75	0.77	0.74	0.73
人物描写	0.76	0.87	0.82	0.80	0.80	0.82
事件描写	0.82	0.74	0.78	0.79	0.78	0.79
总结结尾	0.79	0.71	0.75	0.75	0.73	0.71

4 本文方法

本文提出的基于层次注意力构建前缀提示模板的模型PHA的框架如图4所示。

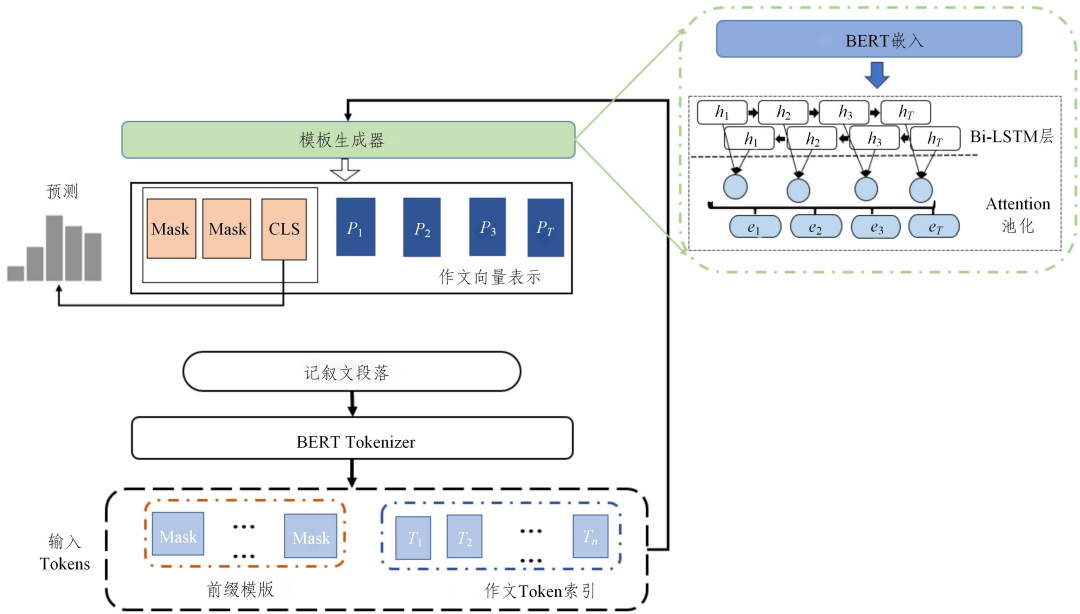


图4 PHA模型框架图

Fig. 4 Framework of PHA model

首先,以前缀微调^[21]的方式来优化词嵌入,构建基于提示嵌入的语义信息表示。在对文本进行构建后,以字编码的方式通过预训练语言模型BERT,形成离散的Tokens;其次,将这些Tokens映射到嵌入层构成向量表示 $E_{1,T} = \{[MASK], \dots, [MASK], E_1, E_2, E_3, \dots, E_T\}$,再经过提示生成器来抽取具有长依赖的文本特征形成特定连续的提示嵌入,让学习到的前缀模板发挥作用,得到最终的识别结果。

4.1 基于前缀模板构成提示

本文使用BERT模型来构建词向量,获取段落的语义信息。提出基于前缀模板构成提示,在将文本信息传输到BERT编码器之前,需要对其进行特别的文本标注处理,以便在经过向量化后激发更多的模板识别能力,且在构建提示进行向量传播时,可避免长期的特征依赖和调整更多的参数。构建前缀模板的标注处理如图5所示。

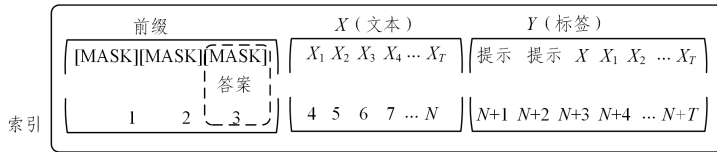


图5 前缀模板文本标注处理示例

Fig. 5 Example of prefix template text annotation processing

由图5可知,经过特定文本标注处理后,文本表示为 $z = [Prefix; x; y]$,此时文本的位置Index,即索引的表示为连续文本表示,然后将其送入BERT编码器转换为连续的Tokens。在最后的提示构建中,通过前缀微调初始化训练矩阵,用于存放前缀参数,记作 $P_\theta \in e^{Index \times dim(h_i)}$, h_i 和最终的模型训

练目标如式(1)和式(2)所示。最终选取出概率最大的值经过激活函数后输出表示文本划分结果的索引。

$$h_i = \begin{cases} P_\theta[i, :], & \text{if } i \in index \\ LM_\theta(z_i, h < i), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$\max_O \log p_O(y|x) = \sum_{i \in Index} \log p_O(z_i | h < i) \quad (2)$$

4.2 基于层次注意力构建提示生成器

为了提高模型的特征向量训练能力,在前缀调优的过程中使用注意力机制计算特征权重,通过自注意力的计算方式得到文本特征信息的注意力分数,构造前缀参数。首先,经过BERT产生的语义信息在经过Bi-LSTM作用后,分别得到前向和后向的语义信息。为了突出每个字词所表示的重要程度,本文利用自注意力来获取语义的权重分布得到集中的前缀参数。公式表示如下:

$$Q_i = H_i W_Q \quad (3)$$

$$K_i = H_i W_{K_i} \quad (4)$$

$$S_i = \text{softmax}\left(\frac{Q_i K_i^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (5)$$

其中, $W_Q \in \mathbb{R}^{y_k \times y_k}$ 和 $W_{K_i} \in \mathbb{R}^{y_k \times y_k}$ 是可学习的参数矩阵,以 $\sqrt{d_k}$ 为分母防止内积过大; S_i 表示自注意力分数矩阵。通过区分不同特征的重要程度,增强重要特征的权重表示,使得到的提示嵌入可以更好地表示段落划分的特征。

5 实验

5.1 实验设置

本实验采用 PyTorch 深度学习框架,使用 Python 语言编程实现;实验运行环境为 JetBrains PyCharm 软件、ubuntu 20.04 系统、内存 24 GB 等。为保证输入向量的一致性,均使用 BERT 的隐层输出作为文本表示,其中隐层向量维度设置为 768,文本的最大输入长度设置为 99。为了使 PHA 进行特征抽取后构建的前缀模板的维度与 BERT 隐层维度一致,使用多个线性层来保证构建的提示嵌入的维度一致。使用 ReLU 作为激活函数,批大小为 64,学习率设为 2×10^{-5} 。

5.2 基线模型

为验证本文模型的有效性,使用微调的 BERT 模型作为基线模型。同时,为了证明借助自动构建模板的方式有助于抽取记叙文段落特征,使得在进行预测时根据 [MASK] 的位置可以得到更为准确的识别结果,本文使用构建模板的提示^[22] (Template Prompt) 和未使用注意力机制来自自动构建模板的前缀微调^[21] (Prefix-Tuning) 作为对比模型。

5.3 实验结果

PHA 与对比模型识别记叙文篇章结构的结果如表 7 所列。可以看到,PHA 在不同的评价指标下均高于其他模型。

表 7 不同模型的识别结果

Table 7 Recognition results of different models

Table 7 Recognition results of different models (%)			
模型	P	R	F1
BERT ^[6]	80.86	80.06	80.26
Template Prompt ^[22]	80.25	77.85	78.59
Prefix-Tuning ^[21]	82.46	82.36	81.21
PHA	85.80	85.53	84.08

首先,与使用微调 BERT 模型相比,直接使用人工定义模板的方式识别的正确率并没有提高,并且在召回率和 F1 值上有所下降。但是使用模型自动搜寻连续模板的方法识别后,在 3 个评价指标上都有了一定的提高,尤其是 PHA 模型

相较于最好的基线模型分别提高了 3.34%, 3.17% 和 2.87%,这说明在长文本下使用层次注意力机制来自动构建连续模板,可以在连续空间中搜寻到更好的提示信息。

图 6 展示了不同模型准确率的变化。可以观察到,使用微调模型时,在刚开始训练时拟合不好。但是使用提示的方式,在模型刚开始训练时就可以得到一个较为不错的拟合状态。这说明使用提示的方式可以更好地激发模型的潜力,使得模型在训练次数较少的情况下,比微调模型表现得更好。尤其是当使用层次注意力来抽取长文本特征从而构建连续模板时,在向量经过池化处理后所产生的注意力权重矩阵的分布更加明显,这样模型能够更清晰地捕捉输入数据的关键特征,从而提升其学习能力。

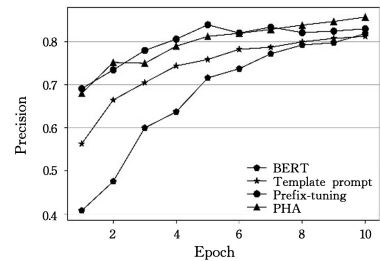


图 6 准确率对比曲线

Fig. 6 Accuracy comparison curve

同时,为了证明使用提示微调设计时无需过于复杂,本文通过离散模板和模型自动构建连续模板来进行对比实验,均使用参数统一的预训练语言模型 BERT,实验结果如表 8 所列。离散型模板即人为定义模板的格式。本文分别定义了“这段是[MASK]”和“段落划分为[MASK]”的模板格式。对于使用模型自动构建连续型模板,只需要定义所构建模板的长度,将文本数据输入模型后,模型会根据文本特征来自动构建相应长度的模板,然后通过特定的提示方式获取识别结果。从表 7 中可以看出,无论哪种构建提示的方式,提示的不同对最终的分类结果都会有一定的影响。然而,使用模型自动构建提示的方式可以减少人工设计提示的繁琐,而无需对模板进行特别的设计。同时,基于层次注意力构建提示模板的方法在不同的模板长度下都表现最优,证明了使用层次注意力来抽取长文本特征的方式可以在连续空间中搜寻到更好的提示信息。

表 8 微调提示模板长度的识别结果

Table 8 Recognition results of fine-tuning the length of prompt

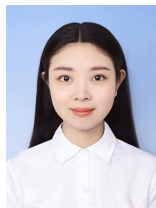
templates				
提示类别	模板类型	P/%	R/%	F1/%
Template BERT ^[22]	这段是[MASK]	74.56	74.12	73.52
	段落划分为[MASK]	80.83	77.92	80.12
Prefix Tuning ^[21]	2	81.75	79.33	80.82
	3	80.25	80.06	80.13
	4	82.46	82.36	81.21
	2	85.80	85.53	84.08
PHA	3	80.39	79.49	80.38
	4	82.85	82.96	81.88

结束语 本文针对中小学记叙文篇章成分进行研究,构建了关于中小学记叙文篇章成分分析的数据集并验证了实际可用性。同时,本文提出了基于层次注意力构建前缀提示模

板的神经网络模型,能够有效学习丰富的文本特征,显著提高记叙文篇章结构识别能力。在自建数据集上的实验结果表明,本文 PHA 模型表现优于微调的预训练语言模型,并且在进行参数调整来适配下游任务时进行的提示设计更为简单。在未来的工作中,将继续完善语料标注体系,并应用该数据集进行作文篇章结构分析的进一步研究,以使其在中文作文自动评分研究工作中发挥更大的作用。

参 考 文 献

- [1] BURSTEIN J, MARCU D, KNIGHT K. Finding the WRITE Stuff: Automatic Identification of Discourse Structure in Student Essays[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2003, 18(1): 32-39.
- [2] STAB C, GUREVYCH I. Parsing Argumentation Structures in Persuasive Essays[J]. *Computational Linguistics*, 2017, 43(3): 619-659.
- [3] WANG Q. A review of narrative writing for high school entrance examination based on "scoring criteria" [J]. *Bulletin Chinese Language Teaching*, 2016, (32): 71-72.
- [4] XU F, ZHU Q M, ZHOU G D. Survey of Discourse Analysis Methods[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2013, 27(3): 20-33.
- [5] HU W C, YANG Y L, WU C X. Survey of Implicit Discourse Relation Recognition Based on Deep Learning[J]. *Computer Science*, 2020, 47(4): 157-163.
- [6] KENTON J D M W C, TOUTANOVA L K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding [C]// *Proceedings of NAACL-HLT*. 2019: 4171-4186.
- [7] RADFORD A, WU J, CHILD R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[J]. *OpenAI blog*, 2019, 1(8): 9.
- [8] SCHICK T, SCHÜTZE H. Exploiting Cloze-Questions for Few-Shot Text Classification and Natural Language Inference[C]// *Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. 2021: 255-269.
- [9] PRENDINGER H. A novel discourse parser based on support vector machine classification[C]// *Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP*. 2009: 665-673.
- [10] SONG W, FU R, LIU L, et al. Discourse element identification in student essays based on global and local cohesion[C]// *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. 2015: 2255-2261.
- [11] KONG F, ZHOU G. A CDT-styled end-to-end Chinese discourse parser[J]. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*, 2017, 16(4): 1-17.
- [12] XU S, LI P, ZHOU G, et al. Employing text matching network to recognise nuclearity in chinese discourse[C]// *Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics*. 2018: 525-535.
- [13] ZHOU M, JIA Y M, ZHOU C L, et al. An automatic grading method for English compositions based on discourse structure [J]. *Computer Science*, 2019, 46(3): 234-241.
- [14] WANG X Y, WANG J C, LIU J. Evaluation of Chinese Narrative Text Structure Based on Fusion of Text Component Recognition [J]. *Small Micro Computer System*, 2025, 46(1): 55-63.
- [15] CHEN Y, ZHANG S, QI G, et al. Parameterizing context: Unleashing the power of parameter-efficient fine-tuning and in-context tuning for continual table semantic parsing[C]// *NeurIPS 2023*. 2023.
- [16] WU J, YU T, WANG R, et al. Infoprompt: Information-theoretic soft prompt tuning for natural language understanding[J]. *arXiv:2306.04933*, 2023.
- [17] CHO Y J, LIU L, XU Z, et al. Heterogeneous lora for federated fine-tuning of on-device foundation models[C]// *International Workshop on Federated Learning in the Age of Foundation Models in Conjunction with NeurIPS 2023*. 2023.
- [18] LIALIN V, DESHPANDE V, RUMSHISKY A. Scaling down to scale up: A guide to parameter-efficient fine-tuning[J]. *arXiv: 2303.15647*, 2023.
- [19] JOULIN A, GRAVE É, BOJANOWSKI P, et al. Bag of Tricks for Efficient Text Classification[C]// *Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. 2017: 427-431.
- [20] CHEN Y. Convolutional neural network for sentence classification[D]. Waterloo: University of Waterloo, 2015.
- [21] LI X L, LIANG P. Prefix-Tuning: Optimizing Continuous Prompts for Generation[C]// *Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*. 2021: 4582-4597.
- [22] CHEN N, LI X H. An Event Extraction Method Based on Template Prompt Learning[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2023, 7(6): 86-98.



WANG Xiaoyi, born in 1997, Ph.D. Her main research interests include natural language processing and automated essay scoring.



LIU Jie, born in 1970, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of CCF (No. 10359S). His main research interests include natural language processing and knowledge engineering.