

面向智能在线教学的英语时态习题自动分类研究

屠鑫, 张伟, 李继东, 李美姣, 龙相波

引用本文

屠鑫, 张伟, 李继东, 李美姣, 龙相波. 面向智能在线教学的英语时态习题自动分类研究[J]. 计算机科学, 2024, 51(4): 353-358.

TU Xin, ZHANG Wei, LI Jidong, LI Meijiao, LONG Xiangbo. [Study on Automatic Classification of English Tense Exercises for Intelligent Online Teaching](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(4): 353-358.

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)

[基于语义扩充和HDGCN的虚假新闻联合检测技术](#)

Unified Fake News Detection Based on Semantic Expansion and HDGCN

计算机科学, 2024, 51(4): 299-306. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700170>

[基于国产DCU异构平台的图匹配算法移植与优化](#)

Transplantation and Optimization of Graph Matching Algorithm Based on Domestic

DCUHeterogeneous Platform

计算机科学, 2024, 51(4): 67-77. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230800193>

[基于依赖类型剪枝的双特征自适应融合网络用于方面级情感分析](#)

Dual Feature Adaptive Fusion Network Based on Dependency Type Pruning for Aspect-

basedSentiment Analysis

计算机科学, 2024, 51(3): 205-213. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230100035>

[基于Lp范数的非负矩阵分解并行优化算法](#)

Non-negative Matrix Factorization Parallel Optimization Algorithm Based on Lp-norm

计算机科学, 2024, 51(2): 100-106. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300040>

[基于大规模用户视频弹幕的颜文字自动化发现](#)

Automated Kaomoji Extraction Based on Large-scale Danmaku Texts

计算机科学, 2024, 51(1): 284-294. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400120>

面向智能在线教学的英语时态习题自动分类研究

屠鑫¹ 张伟² 李继东¹ 李美姣¹ 龙相波¹

¹ 云南大学职业与继续教育学院 昆明 650091

² 重庆三峡学院智能信息处理与控制重庆市高校重点实验室 重庆 404100

摘要 随着在线教学逐渐成为常态化的教学方式之一,人们对其提出了更高质量的教学需求。各种在线教学平台及互联网上海量的教育资源大大便利了众多学习者,但同时也存在着教育资源丰富但质量参差不齐、缺乏有效的分类整合以及主要依靠人工整理等问题,这就导致人们在获取在线教育资源时往往需要花费大量的时间和精力来进行检索、甄别和整理。针对在线教育资源现存的不足,文中提出了基于自然语言处理技术的在线教育资源自动分类方法,并以中学英语语法重点内容八大英语时态的习题自动分类为例,收集了线上及线下共9万余条时态类习题,通过数据清洗,最终选择3万余条语句构建数据集,并构建BERT微调文本分类模型,通过训练模型实现了对八大时态的自动分类,整体分类准确率达到86.15%,其中对一般现在时的识别准确率最高,达到93.88%。可以一定程度上满足中学英语时态类教育资源自动分类整理、习题智能批改及个性化推送、智能问答等现实需要,为提高在线教学质量,整合在线教育资源提供可行的思路和解决方案。

关键词: 在线教学;自然语言处理;英语时态分类

中图分类号 TP391

Study on Automatic Classification of English Tense Exercises for Intelligent Online Teaching

TU Xin¹, ZHANG Wei², LI Jidong¹, LI Meijiao¹ and LONG Xiangbo¹

¹ College of Vocational and Continuing Education, Yunnan University, Kunming 650091, China

² Key Laboratory of Intelligent Information Processing and Control, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404100, China

Abstract With online teaching becoming one of the normalized teaching methods, people put forward higher quality teaching demands. Various online teaching platforms and the amount of educational resources on the Internet have greatly facilitated many learners. However, there are also some problems in educational resources such as uneven quality, lack of effective classification and integration, and mainly rely on manual sorting, which lead to people spending too much time and energy to search, screen and sort online educational resources. Considering the existing shortcomings of online education resources, this paper proposes an automatic classification method for online education resources based on natural language processing technology, and conduct experiments on the automated classification of eight English tense exercises, which are the key contents of middle school English grammar teaching. The experiment collects more than 90 000 English tense exercises both online and offline. After data cleaning, approximately 30 000 sentences are selected to construct a dataset, and a BERT fine-tuning text classification model is constructed. By training the model, automatic classification of the eight tenses is realized with an overall classification accuracy of 86.15%. And the recognition accuracy for the present tense is the highest, reaching 93.88%. To a certain extent, in terms of English tenses, the experimental result can meet the practical needs of automatic classification and organization of English education resources, intelligent correction and personalized push of exercises, intelligent Q&A. It provides a feasible idea and solution for improving the quality of online teaching and integrating online education resources.

Keywords Online teaching, Natural Language Processing, English tense classification

1 引言

随着人工智能、大数据等新兴技术的发展及其在教育领域的广泛应用,智能在线教学已成为一种常态化的教学方式^[1]。随着技术的发展革新,公众对在线教学日益增长的

智能化、个性化需求也受到国家层面的关注和重视。国务院印发的《新一代人工智能发展规划》^[2]中提出,要利用智能技术开发基于大数据的在线学习教育平台,建立以学习者为中心的教育环境,提供精准推送的教育服务。教育部印发的《教育信息化2.0行动计划》^[3]中也明确了要大力推进智能

到稿日期:2024-02-12 返修日期:2024-03-13

基金项目:2022年云南大学专业学位研究生实践创新基金项目(ZC-22222893)

This work was supported by the 2022 Practice Innovation Fund Project of Yunnan University for Postgraduate Professional Degree (ZC-22222893).

通信作者:屠鑫(951164029@qq.com)

教育,拓展完善国家数字教育资源公共服务体系,利用大数据技术采集、汇聚互联网上丰富的教学、科研、文化资源,为各级各类学校和全体学习者提供海量、适切的学习资源服务,实现从“专用资源服务”向“大资源服务”的转变。可见,如何借助智能技术不断完善在线教育资源,为学习者提供更优质的服务是在线教学发展的重点。

近年来,自然语言处理受深度学习等技术的影响,在机器翻译、文本分类与生成、自动问答等典型任务中均有不俗的表现^[4],给教育领域带来了巨大的机遇^[5],对解放教师机械工作量^[6],提供更多元化的教学材料、更丰富的交互方式、更加个性化的教育模式等方面^[7]有关键的促进作用。其中,比较典型的是 2018 年 Google 公司推出的 BERT^[8] (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) 模型,刷新了 GLUE 上包括问答系统、命名实体识别、知识推理、复述等 11 项自然语言处理任务的记录。将 BERT 应用于智能在线教学,在以下 3 个方面具有显著优势。1) 由于 BERT 模型对人类语言中的句子和词汇的表示(编码)比传统技术包含了更多的语义信息,如意义相近的词汇的编码相似性度量值高于传统的 One-hot 编码,因此在智能在线教学的各项自然语言处理任务中,包括情感分析、文本分类、主题分析、问答、自然语言推理等具有比传统技术更高的准确度。2) BERT 模型在 33 亿文本语料上进行了预训练,将其应用于智能在线教学的语言类任务时,无须再次收集海量语料数据,极大地减少了人力物力的花费,也就是该模型能以较低的成本应用于部分学科的智能在线教学。3) BERT 模型通过深度网络自动进行特征学习,在进行智能教学系统训练时,通常将整个自然语言词汇和句子作为系统的输入,对比传统方法,无需领域专家归纳诸如 TF(词频)、TD-IDF(词频-逆文件频率)等特征,同样降低了智能在线教学系统构建的门槛。

时态是英语语法的核心组成部分之一^[9],亦是中学英语教学的重点内容。本文选择时态问题作为研究对象,面向在线学习环境,借助 BERT 模型对人类自然语言强大的理解能力探索精准、自动化的英语时态分类,以期对互联网上众多英语习题进行教学资源的有效整合,实现对学生时态习题的自动批改,发现学生在学习中的优劣,协助教师为学生提供更个性化的教学,同时准确的时态表达应用于智能在线问答中也可以为学生提供更优质准确、互动性更强的学习体验。经实践,本研究所使用的 BERT 微调模型在遮蔽掉特征词(动词)的情况下整体识别准确率最终达到 86.15%,其中最高的一般现在时的识别准确率达到 93.88%,符合实际应用要求。

2 相关研究

对于大多数英语学习者而言,在英语时态的学习上均存在一定的问题^[10],因此时态的教学与准确分类受到了多国学者的关注。尤其对于中国的英语学习者而言,由于其母语不存在严格的时态区分,如过去完成时、一般现在时和现在完成时的英语动词在普通话中有相同的翻译^[11],导致他们在英语时态的学习过程中经常会出现时态上的混乱。目前在我国的中学英语教学中,时态作为英语语法知识的重要组成部分,是很多中学生相对难以掌握的内容^[12],在课后他们往往需要大量的练习才能熟练掌握。在教育信息化转型的必然趋势下,

在线学习和混合教学等数字化学习方式成为主流的教学方式^[13],学生对知识的获取已不受传统学习资料的制约,电子设备及互联网上丰富的教学资源能更好地满足学生个性化的学习需求,但与此同时也对在线教学提出了更高的要求,智能技术的快速发展则为在线教学提供了更优的发展方向 and 路径。总的来看,目前借助智能技术赋能英语时态教学的研究主要集中在分析影响时态学习的因素、教学工具的开发以及提升对时态的机器识别准确度等方面。

在分析影响英语时态学习的因素方面,人们不仅关注智能工具对英语时态学习的影响,还借助神经网络对英语过去时的学习有了丰富的研究和建模^[14]。Nadia Refat 依据 MALL 和 ARCS 模型框架,针对英语中的现在时开发了在线时态辅助学习工具,采用定量与定性相结合的方法开展研究。调查发现,在使用在线辅助学习工具开展学习的过程中男生在学习兴趣和学习动机方面要略高于女生,但在学习成绩方面无显著差异,大多数学生都积极地认为时态学习工具的使用增强了他们的学习信心且提升了他们的时态学习效果。Sourav 等^[15]也通过实践得出了类似的结论,他们通过在非正式合作学习小组中使用游戏化策略和智能多媒体设备开展教学,结果表明学生在学习成绩、学习动机及满意度等方面均取得了良好的效果。在大部分情况下,我们对学生学习情况的分析大都来自于学生的日常表现,通过对学生某些行为及易测得数据的收集和分析来判断学生对知识的吸收情况并得出影响其学习效果的因素,但对于一些较为隐性的影响因素,则很难通过传统的方法进行测量和分析,而神经网络由于其强大的建模能力使得人们可以对这些平时被忽略或难以测得的影响时态学习的因素有了更深入的研究。Kohli 等^[16]针对过去时这一特定时态,将行为遗传学的概念与群体学习体系多样性的概念相结合,对人工神经网络中特定神经计算参数进行编码,来模拟过去学得的一系列相关情况及影响,其中基因(代表内在因素)和环境(通过训练数据集表达)在整个发展过程中相互作用,创建了能捕捉儿童由遗传和环境影响引起的种群差异的特定的协同方法,以及能够识别导致人群中行为和表现变化因果因素的模型,从遗传和环境的角度来看待儿童在学习方面的可变性,为研究时态学习的影响因素及其教学提供了新的参考和思路。

良好的教学工具以及优质的教学资源对在线教学的重要性不言而喻,但目前在线教学平台仍存在教学资源众多但质量无法得到保证、个性化服务不足等问题^[17]。对于具有 8 种常见分类的中学英语时态教学而言,准确的分类是提供优质、个性化在线教学的保证。本文发现,目前互联网上中学英语时态类习题非常丰富,但存在大量重复、部分习题时态分类有误等问题,这就导致学习者或教学者在寻找相关资源时需要耗费大量精力去整理资源,而错误的学习资源还会影响学生的认知。由于中英文在时态表达上的差异性,只凭借人工对海量的教学资源进行准确分类和整理是很难实现的,而深度学习在近几年的急速发展使得智能化、自动化的时态精准分类成为可能。Fang^[18]采用马尔可夫树标注模型做时态标注的整体模型,使用深度信念网络抽取影响时态的特征,通过将机器学习和深度学习有机结合,针对不同的实验数据,本文设置了不同的实验,实验结果表明该方法能在一定程度上

识别出各个中文动词及短语的时态,整体时态标注效果相比前人的研究有了一定的提升。此外,Ding 等^[19]提出了一种基于深度学习和深度强化学习的时态分类与搭配方法,并提出了一种用于时态词分类和时态搭配的双向循环神经网络模型,该模型实现了基于双向循环神经网络和卷积神经网络的文本表达,且采用深度强化学习模式对时态词进行分类,在多个数据集上的平均准确率达到 92.17%。

从目前的已有研究来看,将深度学习应用于英语时态的识别虽无法保证完全准确,但随着相关研究的不断深入,一些研究成果已经可以满足部分在线教学场景的需求。本研究与现有的时态分类相关研究的差异点在于:目前已有的研究都是在完整的英语语句下完成时态的识别和分类,而面向中学英语时态教学的习题大都是不完整的语句,因为该类型的习题集中在选择题与填空题,即句中的动词时态是缺失的,学生需要根据句中其他的关键词信息及语义来判断整个句子的时态并将正确的动词时态形式填入句中,这就对整个句子的时态分类提出了新的挑战。在此背景下,本研究探索基于具有强大语义理解能力的 BERT 模型对英语时态进行自动化的分类,为英语时态分类提供新的思路,有利于提高在线教学质量,更好地为学习者提供个性化的服务。

3 数据库构建

3.1 数据采集

习题是为中学生提供英语时态在线教学最基本的学习资源,英语语法中共有 16 种英语时态,但在中学英语教学中主要学习常见的 8 种基本时态,即一般现在时、现在进行时、一般过去时、一般将来时、现在完成时、过去进行时、过去将来时、过去完成时八大类。同时,目前各主流版本教材对时态的考察形式主要集中在选择题与填空题,因此本研究主要对这两种题型的八大英语时态的语句进行收集和处理。通过调查收集发现,互联网及线下各种教辅资料中有着大量中学英语时态相关的习题数据,对于线下数据,主要通过人工手动录入的方式进行收集,效率较低,而互联网上存在该方面海量的数据,对于本研究的深度学习模型来说可以提供足够的训练数据,且线下的数据大都也可以在互联网上获取,因而本研究所需数据集主要通过 Scrapy 爬虫辅以人工查找的方式从互联网上进行收集,线下教辅材料作为一定的补充,最终获得习题数量约 9 万条。但这部分数据中存在着大量的重复或无关数据,因而还要进一步对这些数据进行清洗,才能将最终数据用于 BERT 模型的训练。

3.2 数据处理

3.2.1 数据清洗

从互联网上爬虫获取的数据首先需要进行清洗,以消除无用或无效数据对模型训练的干扰,从而提高模型的性能和准确度。通常从网络爬取的 HTML 或 XML 数据中会有一些无用或干扰数据清洗工作的标记和标签,可以将此类数据加载到 python 中使用 Beautiful Soup 库和 LXML 库来解析和处理数据,并使用 Beautiful Soup 来移除这些无用的标记和标签,使得数据整洁易读。对于数据中不需要的字符,使用 Python 的 re 库和 sub() 函数,借助正则表达式删除所有不

需要的字符。所收集的数据中还存在着大量的重复数据,本研究使用 SimHash 算法进行文本去重,它将原始的文本映射为 64 位的二进制数字串(hash 签名),然后通过比较二进制数字串的差异来表示原始文本内容的差异,从而删除所收集的重复语句。通常爬虫获取的数据还需要进行缺失值和归一化的处理,而本研究所收集的数据是文本型数据并非数值型数据,因此不必进行缺失值和归一化的数据清洗的操作。最终在将 9 万余条数据完成清洗后,选取 3 万余条适合开展研究的数据进行下一步的处理。

3.2.2 遮蔽特征词

BERT 模型可以对语句自动进行特征学习,在进行英语时态识别的深度学习模型训练时,通常将整个自然语言词汇和句子作为系统的输入,但由于本研究面向中学英语时态教学,学生要进行练习的习题都是缺乏动词形态的语句,他们要在缺乏动词的情况下根据语义或其他特征词进行语句时态的判断,与之匹配的在线教学平台也应具备这样的识别能力才能有效地服务学习者。因此,在处理数据的过程中,要将动词进行遮蔽,如所收集原句为 I (watch) TV every day,进行特征词遮蔽之后为 I ()TV every day,原句为 I usually (play) football on Friday afternoon,进行特征词遮盖之后为 I usually ()football on Friday afternoon,完成后对语句进行时态的标注。

3.2.3 人工标注与数据预处理

本文将 3 万余条英语时态短句的选择题、填空题(去除动词时态),由 5 位英语专业的相关专家教师制定统一的编码方式和标注规则,再将英语时态短句人工分为一般现在时、现在进行时、一般过去时、一般将来时、现在完成时、过去进行时、过去将来时、过去完成时八大类,并分别标注为 0,1,2,3,4,5,6,7,如表 1 所列,在分配时确保每条语句至少有 3 位专家教师进行标注,并在标注结束后对标注结果进行一致性检验,对存在异议的习题进行统一的讨论和决策,即当数据标注过程中标注结果出现冲突时,由 5 位专家教师集体商议对该语句进行重新标注,若讨论结果依旧不一致,则从数据库中删除该语句,从而保证了时态标注的准确性。再将标注好的语句选择 80%作为训练集,10%作为校验集,10%作为测试集。

表 1 英语八大时态标注示意
Table 1 Marking of eight tenses in English

习题	标注
I () TV every day.	0
The earth () around the sun.	0
Dont talk so loudly. Your father ().	1
Look. They () an English lesson.	1
They () to a new house last month.	2
There () a car in front of the house just now.	2
You () her again in a few days.	3
He () here this evening.	3
The boy is happy because he () out all the newspapers.	4
It () five years since he joined the army.	4
When he was waiting for the bus,he () a newspaper.	5
As I walked in the park,it () to rain.	5
She said she () on a new coat the next day.	6
Miss Zhang said she () the Great Wall next summer.	6
The man () his coat and went out.	7
I felt much better after I () the medicine.	7

4 英语时态识别方法选择

4.1 BERT 文本分类

文本分类是按照特定的标准利用计算机对文本集进行自动分类标记的过程,目前相关研究主要集中于基于词向量的文本分类模型、多领域深度学习模型相互融合优化等方面^[20],相比传统模型难以解决一词多义等问题,使用双向 Transformer 结构的 BERT 模型采用了两种新的训练任务,即遮蔽语言模型(Masked Language Model, MLM)和下一句预测(Next Sentence Prediction, NSP),使得模型输出的每个字/词的向量表示都能尽可能全面、准确地刻画输入文本(单句或语句对)的整体信息,为后续的微调任务提供更好的模型参数初始值。当前,BERT 在各类自然语言理解任务上均有出色的表现,已成为应用最为广泛、改型最多的预训练模型^[21]。

4.2 BERT 微调模型

为了将 BERT 应用到具体的文本分类任务中训练一个用于英语语句时态的分类器,还需在 BERT 预训练模型的

基础上,在其末端添加一个未经训练的神经元,并训练新的模型来完成英语时态分类的任务。由于 BERT 是已在大量文本上进行过训练的预训练语言模型,因此无须从头开始训练一个原始的模型,而只需要在 BERT 预训练模型的基础上,根据具体的时态分类任务使用 fine-tuning 技术(见图 1)进行微调,从而实现目标任务。使用 fine-tuning 技术进行微调相比训练一个特定的深度学习模型而言具有多方面的优势,首先由于 BERT 预训练模型已经对海量的人类语言信息进行了编码和训练,因此在训练本文提出的微调模型时所花费时间明显较短,如从零开始训练一个原始的 BERT 模型需要数百个 GPU 小时,而微调模型只需 2~4 个 epochs 的训练就能达到理想效果。其次,训练一个原始的 NLP 模型需要收集巨大的数据集来保证结果达到一定的精度,这对于人力、财力、时间和精力有限的研究者来说是很难实现的,而通过在 BERT 预训练模型基础上进行微调,可以实现较少数据集需求的情况下完成模型的训练并达到良好的性能。最后,即便微调过程相对简单,但是在大量的任务中已证明该方法具有较高的准确性^[22]。

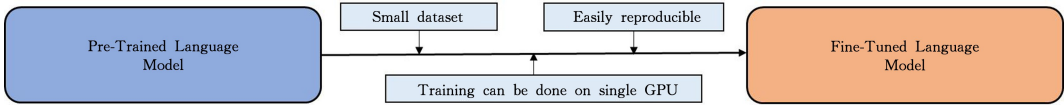


图 1 fine-tuning 示例
Fig. 1 Example of fine-tuning

微调模型的构建过程如图 2 所示。首先在源模型的基础上,创建一个新的神经网络模型,即目标模型。由于研究目标数据集即英语时态习题与源数据集在训练时所学习的人类自然语言高度类似,因此目标模型直接复制了源模型上除了输出层外的所有模型设计及其参数,同时假设源模型的输出层

与源数据集的标签紧密相关,因此在目标模型的输出层中不予采用,再为目标模型添加一个输出大小为目标数据集类别个数的输出层,并随机初始化该层的模型参数,最后在目标数据集上从头训练输出层,而其余层的参数都是基于源模型的参数微调得到的,最终实现目标模型的训练。

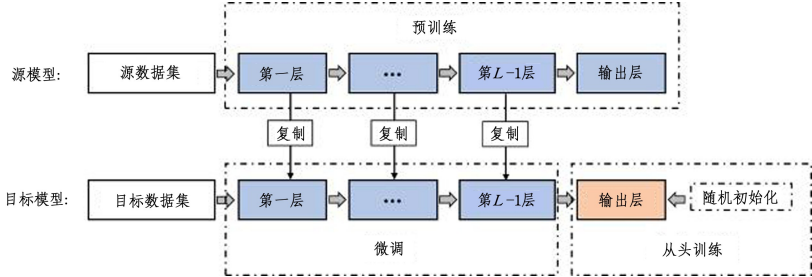


图 2 BERT 微调模型图
Fig. 2 Diagram of BERT fine-tuning model

4.3 基于 BERT 微调模型的英语时态分类

本研究在中学英语时态习题数据集的基础上,运用深度学习技术训练 BERT 微调模型学习英语语句的时态特征,从而完成分类,整个过程包括数据收集及处理、模型的训练及模型的应用。数据收集及处理包括从互联网上爬虫获取数据集,并对数据集进行数据清洗、遮蔽特征词(动词)、人工标注、将数据保存为 csv 文件等步骤,并将处理好的数据分为训练集、验证集和测试集。基于 BERT 微调模型进行时态分类的训练大致分为以下步骤,首先要配置文件,对一系列要使用的参数如训练路径、分类类别等进行定义(具体参数在下文中阐述),并定义 BERT 模型和分类器,主要包括加载预训练

模型、使用 fine-tuning 训练方式、根据配置文件定义分类器以及 forward(self, x)函数的设置等。接着进行数据预处理,读取数据文件并生成 BERT 能够识别的数据结构和标签列表并生成数据迭代器。然后开始模型训练,将预处理后的数据加载到 BERT 进行 fine-tuning,调整模型参数并配置优化器,使其能够适应英语时态识别任务,并对模型进行测试和评估,计算准确率、损失率、召回率等各项指标。最后将训练好的模型应用到英语时态的分类上,以实现八大时态的自动化文本分类任务。该模型以处理好的句子为输入(时态练习题),输出为 0(一般现在时),1(现在进行时),2(一般过去时),3(一般将来时),4(现在完成时),5(过去进行时),6(过去将来

时),7(过去完成时)八种时态中的某种时态,大致流程如图 3 所示。

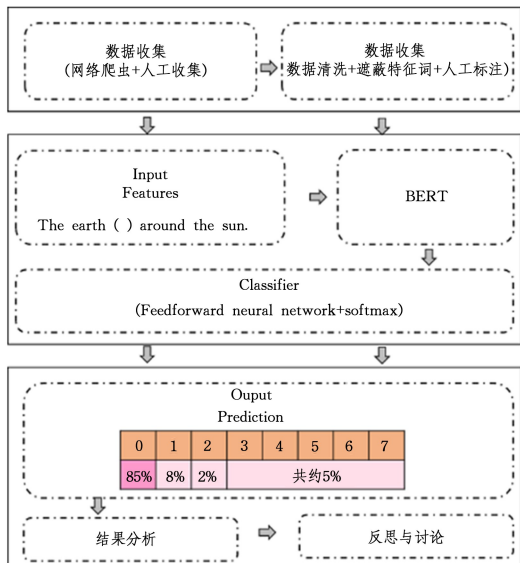


图 3 基于 BERT 微调模型的英语时态分类流程

Fig. 3 Flowchart of English tense classification based on BERT fine-tuning model

5 实验环境、参数设置及实验结果分析

5.1 实验环境

在硬件环境方面,本研究所使用硬件设备配置如下:CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-7700, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060 16 G,系统版本规格为 Windows 10 64 bit,软件方面主要使用 Python 编程语言,PyTorch 深度学习框架,Hugging Face 下载的 Transformers 库,BERT-base 预训练模型。所构建数据集共 34 080 条语句,将数据集按照 8:1:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集,分别有 27 264 条、3 408 条、3 408 条。

5.2 模型参数选择

鉴于 BERT 的权重已经在预训练中到了语言的表示,因此在训练时加载了预训练的 BERT 模型并冻结了 BERT 模型的参数,从而保持这些权重不变,只训练下游任务的模型参数。为得到最佳结果,要进行多次调参,经多次实验后选择准确率最佳时的主要参数如下:最大训练样本长度(max_seq_length_Token)为 128,每次使用训练样本数(train_batch_size)为 8,学习率(learning_rate)为 2×10^{-5} ,最大迭代数(num_train_epochs)为 3。

5.3 实验结果分析

经训练后获得的最佳英语时态识别模型综合识别精度达到了 86.15%,其中识别精度最高的类目为一般现在时,达到了 93.88%,识别精度最低的类目为过去将来时,识别精度为 67.26%,具体八大时态的识别准确率如图 4 所示。从实验结果来看,在数据集数量有限的情况下实现了较高的整体识别准确率,符合实际应用需求,但在部分时态的识别如过去将来时和过去完成时的识别上仍存在精度不理想的情况。造成这部分时态识别精度不高的原因在于过去将来时和过去完成时

的句式较为复杂,相比一般现在时等较为简单的句式,其需要更多的数据进行训练才能达到理想精度。但在现实英语表达中,过去进行时、过去将来时、过去完成时这类时态的使用较少,因此在数据收集的过程中对这 3 种时态语句的收集量也较其他时态少很多,在句式较复杂但数据又较少的情况下,造成了识别精度不高的情况。可以预见,在数据量足够的情况下,本研究时态识别模型完全可以满足高精度的英语时态习题自动化分类。

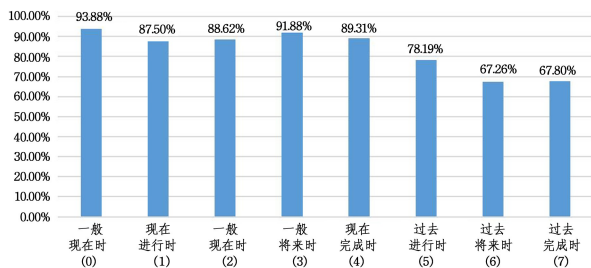


图 4 八大英语时态识别结果柱状图

Fig. 4 Bar chart of the classification results of eight English tenses

结束语 本文面向智能化在线教学,从中学英语教学的实际需求出发,以英语时态习题的自动化分类为例,基于自然语言处理任务表现优秀的 BERT 模型,构建出中学英语常见八大时态的自动化文本分类模型,并达到了理想的识别效果,实现八大时态整体识别率为 86.15%,最高识别率高达 93.88%的识别精度,证明了借助 BERT 等自然语言处理模型对在线习题进行高准确度自动分类的可行性,为整合海量网络教育资源、实现更个性化的在线教学提供更优的选择。针对实验结果在部分时态的分类上准确度还不够理想的情况,在后续的研究中,我们将继续扩大数据量的收集,并进一步优化模型,以期继续提高每种时态的识别准确率并都能符合实际应用需求。同时,还会开展将习题分类模型应用到具体在线教学平台上的相关研究,使研究成果能落实到教学实践中,让在线教学更好地服务于教师教学和学生。

参 考 文 献

- [1] LI S,LIU Z J,ZHENG Q H.Research on Data-driven Online Teaching Quality Evaluation in the Intelligent Era[J]. Education Research,2022,43(8):36-42,76.
- [2] The State Council,Notice of the State Council on Issuing the Development Plan for the New Generation of Artificial Intelligence [EB/OL]. (2017-07-20) [2024-03-08]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [3] Ministry of Education of the People's Republic of China,Notice from the Ministry of Education on the Issuance of the "Education Informatization 2.0 Action Plan"[EB/OL]. (2018-04-18) [2024-03-08]. http://www.moe.gov.cn/srcsite/A16/s3342/201804/t20180425_334188.html.
- [4] OTTER D W,MEDINA J R,KALITA J K.A Survey of the Usages of Deep Learning for Natural Language Processing[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021,32(2):604-624.
- [5] KHALED M,ALHAWIT I.Natural Language Processing and

its Use in Education[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2014, 12(5): 72-76.

[6] ZHENG N N. Facing the Challenge of Artificial Intelligence: What Should Be the Next Steps in Talent Development? [J]. China University Teaching, 2019(2): 8-13. .

[7] ZHANG B, DONG R H. How Natural Language Processing Technology Empowers the AIED; The Per-spective of AI Scientist[J]. Journal of East China Normal University(Educational Sciences), 2022, 40(9): 19-31.

[8] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre trainingof deep bidirectional transforiers for language understanding[C]// Proceedings of NAACL-HLT. 2019: 4171-4186.

[9] TSAI P S. An Error Analysis on Tense and Aspect Shifts in Students' Chinese-English Translation[J]. SAGE Open, 2023, 13(1): 215824402311582.

[10] RUSTIPA K, YULISTIYANTI Y, et al. Tenses Choice and Rhetorical Pattern of Unpublished Scientific Articles written by Non-Native English Speaker Student Teachers[J]. International Journal of Instruction, 2023, 16(2): 945-964.

[11] LI Y, CASAPONSA A, JONES M, et al. Chinese Learners of English Are Conceptually Blind to Temporal Differences Conveyed by Tense[J]. Language Learning, 2024, 74(1): 184-217.

[12] DONG Y N. The Application of Discourse-based Grammar Teaching to English Tense Teaching in Junior High School[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2023.

[13] HE X Y, QI Y J, LI J. Research on the Technological Barriers Affecting the Learning Outcome in Online Learning[J]. China Education Technology, 2023(11): 105-112.

[14] OLIVA J, SERRANO J I, DEL CASTILLO M D, et al. Cross-Linguistic Cognitive Modeling of Verbal Morphology Acquisition[J]. Cognitive Computation, 2017, 9(2): 237-258.

[15] SOURAV A I, LYNN N D, SUYOTO S. Teaching 0English tenses in an informal cooperative study group using smart multimedia and gamification [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1098(3): 032035.

[16] KOHLI M, MAGOULAS G D, THOMAS M S C. Evolving Connectionist Models to Capture Population Variability across Language Development; Modeling Children's Past Tense Formation[J]. Artificial Life, 2020, 26(2): 217-241.

[17] DONG Y F, WANG Y C, DONG Y, et al. Survey of online learning resource recommendation[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(6): 1655-1663.

[18] FANG G H. Research of Chinese-English Tense Translation Based on Deep Learning[D]. Xiamen: Xiamen University, 2020.

[19] DING Y, WANG T. Intelligent English Tense Collocation and Evaluation Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Mobile Information Systems, 2022, 2022: 1-9.

[20] XU X K, YIN J W, WANG X J. Research on Hotspot Tracking of "Internet + Government Affairs" Mass Message Text Based on BERT Model[J]. Journal of Intelligence, 2022, 41(9): 136-142, 78.

[21] HU H T, DENG S H, WANG D B, et al. Advances in Pre-trained Language Models From the Perspective of Information Science[J]. Library and Information Service, 2024, 68(3): 130-150.

[22] KOTSTEIN S, DECKER C. RESTBERTa: a Transformer-based question answering approach for semantic search in Web API documentation[J]. Cluster Computing, 2024, 31.



TU Xin, born in 1996, postgraduate. His main research interests include education intelligence, informatization of primary and secondary education.

(责任编辑:喻黎)