

基于深度学习的游客餐饮评论情感分析 ——以秦皇岛市为例

张 可, 李志新*, 卢佳琪, 韩 菲

河北工程大学数理科学与工程学院, 河北 邯郸

收稿日期: 2024年6月4日; 录用日期: 2024年7月4日; 发布日期: 2024年7月15日

摘要

游客餐饮体验直接影响整个城市的旅游竞争力, 对旅游业的影响不容小觑。游客餐饮评论体现了游客对旅行目的地餐饮体验的真实感受, 具有很高的研究价值。本文对秦皇岛市游客餐饮评论进行情感分析, 并基于负面评论探寻影响游客餐饮体验的因素。分别采用Word2vec和BERT-wwm-ext预训练语言模型作为词嵌入层, 将词向量化结果输入TextCNN、GRU、BiLSTM深度学习模型进行对比分析。训练结果表明: BERT-wwm-ext-BiLSTM模型准确率达96.89%, 模型效果优于其他对比模型。最后对该模型分类结果的负面评价进行主题分析, 确定负面评价主要涉及服务、价格、环境、菜品以及味道五个方面。相关部门应及时做出整改, 提高游客餐饮体验, 增强秦皇岛旅游核心竞争力。

关键词

情感分析, 深度学习, 预训练语言模型, 在线评论

Emotional Analysis of Tourists' Catering Comments Based on Deep Learning —Taking Qinhuangdao as an Example

Ke Zhang, Zhixin Li*, Jiaqi Lu, Fei Han

School of Mathematics and Physics, Hebei University of Engineering, Handan Hebei

Received: Jun. 4th, 2024; accepted: Jul. 4th, 2024; published: Jul. 15th, 2024

Abstract

Tourists' catering experience directly affects the tourism competitiveness of the whole city, and its

^{*}通讯作者。

impact on tourism should not be underestimated. Tourists' catering comments reflect tourists' real feelings about the catering experience of their travel destinations, which has high research value. This paper makes an emotional analysis of tourists' catering comments in Qinhuangdao, and explores the factors that affect tourists' catering experience based on negative comments. Word2vec and BERT-wwm-ext pre-training language models are used as word embedding layers respectively, and the results of word vectorization are input into TextCNN, GRU and BiLSTM deep learning models for comparative analysis. The training results show that the accuracy of BERT-wwm-ext-BiLSTM model is 96.89%, and the effect of the model is better than other comparative models. Finally, the negative evaluation of the classification results of this model is analyzed, and it is determined that the negative evaluation mainly involves five aspects: service, price, environment, dishes and taste. Relevant departments should make timely rectification to improve the catering experience of tourists and enhance the core competitiveness of Qinhuangdao tourism.

Keywords

Sentiment Analysis, Deep Learning, Pre-Training Language Model, Online Review

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

河北省秦皇岛市作为我国北方首批沿海开放城市，拥有丰富的历史底蕴和滨海旅游资源。近年来，社会经济快速发展，旅游业发展欣欣向荣。随着生活水平提高，游客餐饮消费逐渐向精神性消费转变。地方特色美食既代表着城市的特色，也是吸引游客前来旅游的重要因素。因此，研究游客餐饮体验对促进城市餐饮经济和旅游经济的健康发展有着不可忽视的作用。

互联网和大数据迅速发展，游客在旅行前会通过网络了解当地特色美食，旅行结束后也会在网络平台发表对旅游体验和餐饮体验的看法。网络平台旅游餐饮评论对分析游客餐饮体验至关重要。因此，本文获取网络平台餐饮评论进行情感分析，并根据情感分析结果捕捉游客对于秦皇岛市美食的态度，为提升秦皇岛餐饮水平提供理论依据，力求推动秦皇岛旅游经济发展。

2. 情感分析研究现状

情感分析属于自然语言处理领域的文本分类范畴，近年来被广泛关注。目前，文本信息情感分析方法可分为基于情感词典、机器学习和深度学习三类。

基于情感词典的情感分析方法是传统的情感分析方法，早年间应用较为广泛。该方法虽然操作简单，但准确率在很大程度上取决于所构建词典的质量，目前该方法使用较少。

大数据时代来临，情感分析的文本数量日益庞大。当样本信息很大时，机器学习有较好的分类效果。唐慧丰等通过对文本分类方法，在不同的特征数量和不同规模的训练集情况下，分别进行了中文情感分类实验，实验证明 SVM 有较好的分类效果[1]。邓慈云等构造了基于朴素贝叶斯的情感分类器模型，将其应用于豆瓣网站的影评，对影评进行情感分析，获得了比较高的准确率[2]。

虽然机器学习算法在文本情感分析方面取得了不错的效果，但其在判断句子情感倾向时，容易忽略具有情感特性的词，且泛化能力较差，而深度学习算法在一定程度上可以缓解此问题。周萌通过 word2vec 和 LSTM 建立二分类器模型，对爬取到的冰箱评论评论行进情感分析对比，得到 LSTM 算法有更好的分

类效果,有助于消费者从评论中获取有用信息[3]。该文章预训练语言模型为 word2vec 模型,学习到的是静态的文本信息,输入神经网络的词向量信息比较单一。Devlin 等人提出了 BERT 预训练语言模型,该模型是一种真正意义上的双向编码模型,是预训练语言模型的集大成者[4]。高丽君对酒店评论做情感分析,分别采用 word2vec、Glove、fastText、BERT 预训练语言模型做将文本信息向量化,得到 BERT 模型特征提取的效果最好,为消费者选择酒店提供了参考[5]。张亚立提出了一种注意力卷积 Transformer 模型,结合了 Transformer 架构和 CNN 提取局部特征的优点,并实现高效的假新闻检测[6]。邵辉为了改善平台和商家对客户的服务,构建了 BERT-TextCNN 情感分析模型,该模型发挥了 BERT 模型特征提取的优势,具有很好的情感分析效果[7]。

餐饮体验是游客旅游体验的重要组成部分,对游客餐饮评论的研究可以更好地了解游客的偏好以及旅游地餐饮业存在的问题。目前对餐饮评论的研究较少。李薇以美团平台数据为研究对象,对文本数据进行词频统计、语义网络图和系统聚类分析,归纳出影响回头客满意度的主要因素[8]。牛艺桦采用 word2vec 模型对郑州市餐饮评论进行向量化处理,构建 LSTM 模型进行情感分类[9]。李波首先预训练了一个可用于游客餐饮评论的 ELMO 语言模型,并提出了基于自注意力机制的细粒度情感分类深度学习模型,该模型在美团评论数据集上取得了良好的效果[10]。

针对餐饮评论进行文本挖掘和情感分析的研究较少,且目前仅有的少量研究主要是对餐饮业的分析。伴随着休闲经济的影响和旅游业的快速发展,旅行中餐饮体验逐渐由生理需求转化为追求饮食的体验感。因此,本文对秦皇岛游客餐饮评论进行分析,将情感分析技术应用于秦皇岛游客餐饮评论,构建融合注意力机制的 BERT 预训练语言模型以及结合上下文语境的 BiLSTM 情感分析模型对游客餐饮评论进行分析。旨在挖掘文本背后的深层语义关联,挖掘影响游客餐饮体验的因素,提高游客对秦皇岛美食的满意度,提升城市形象,促进旅游经济蓬勃发展。

3. 数据获取与预处理

3.1. 数据来源

秦皇岛市位于河北省的东北部,是中国近代滨海旅游的发祥地之一。秦皇岛滨海旅游最大的特色在于滨海观光,餐饮特色在于海鲜美食菜肴。近年来,游客餐饮消费逐渐向精神性消费转变,游客对旅游途中的餐饮体验直接决定了旅游体验感,在旅游地品尝当地特色美食已然成为旅游目的之一。研究旅游城市餐饮体验,对增强游客满意度,发展城市旅游业的影响不容小觑。

本文使用八爪鱼采集器收集美团平台的在线评论数据。爬取截止到 2023 年 9 月 8 日热度排行前 160 名店铺的部分评论数据,共计 11,487 条。获取的字段包括:商家名称、店铺评分、人均消费、地址、用户 ID、评论时间、评论内容和评价星级。采集完成后以 excel 形式保存数据。部分原始数据如表 1 所示。

美团平台自成立以来深受消费者欢迎,且美团软件收集了数以万计消费者真实餐饮体验。因此,为了研究秦皇岛游客餐饮体验,本文选择美团平台的用户评论数据作为数据来源,为本文提供数据支撑。

3.2. 数据获取

本文使用八爪鱼采集器收集美团平台的在线评论文本数据。爬取截止到 2023 年 9 月 8 日热度排行前 160 名店铺的部分评论数据,共计 11,487 条。获取的字段包括:商家名称、评论内容和星级等。采集完成后,以 excel 形式保存数据。部分原始数据见表 1。

3.3. 数据清洗

由于美团平台数据量巨大,评论质量良莠不齐,难免会出现“噪声数据”对后续情感分析造成干扰。

因此，在获取到原始数据后，先对数据进行清洗。具体包括：去除空白数据和重复评论数据。数据清洗共删除 167 条数据，剩余 11,320 条有效在线评论数据。

Table 1. The original data display**表 1.** 部分原始数据展示

商家名称	评论内容	星级
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	经济又实惠，菜量也不小！尤其是海鲜蒸饺，建议要尝一下，一定要尝！	5
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	上菜速度很快，菜量很大，米饭一碗抵别人家两碗，性价比高的饭店	5
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	量大味美，一家人足够量，味道不错	5
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	超级美味，价格实惠，孩子和老人都很合口，值得打卡的网红店	4
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	用餐环境还可以，热菜不多。都是小海鲜，有小鲍鱼、小蛏子、小海螺等等！	4
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	性价比低，冲着小龙虾来的，结果没了。生虾质量不高。	2
本味渔海鲜大馅蒸饺家常菜	服务一般，说话特别豪横，旅游自驾的客人不建议去，没有车位	1

3.4. 分词及去停用词

清洗后的在线评论数据是完整的句子结构，要对其进行中文分词处理。本文选取的是 jieba 分词精确模式对文本数据进行分词。分词后的数据会存在例如“的”“了”等词语和英文字符、特殊符号等信息，因此还需要对分词后的结果进行去停用词处理。本文在“哈工大停用词表”的基础上，结合店铺评论信息对停用词表进行扩充。经过分词和去停用词处理后的数据见表 2。

Table 2. Partial data segmentation and stop words removal results**表 2.** 部分数据分词及去停用词结果

评论内容	分词及去停用词结果
经济又实惠，菜量也不小！尤其是海鲜蒸饺，建议要尝一下，一定要尝！	经济，实惠，菜量，不小，海鲜，蒸饺，建议
上菜速度很快，菜量很大，米饭一碗抵别人家两碗，性价比高的饭店	上菜，速度，菜量，米饭，一碗，别人，两碗，性价比高
量大味美，一家人足够量，味道不错	量大，味美，一家，足够，味道，不错
超级美味，价格实惠，孩子和老人都很合口，值得打卡的网红店	超级，美味，价格，实惠，孩子，老人，合口，值得，打卡，网红
用餐环境还可以，热菜不多。都是小海鲜，有小鲍鱼、小蛏子、小海螺等等！	用餐，环境，可以，热菜，海鲜，鲍鱼，蛏子，海螺
性价比低，冲着小龙虾来的，结果没了。生虾质量不高。	性价比低，小龙虾，虾，质量，不高
服务一般，说话特别豪横，旅游自驾的客人不建议去，没有车位	服务，一般，说话，豪横，旅游，自驾，不建议，没有，车位

3.5. 数据标注

爬取的原始数据包含评论星级字段，评论星级在一定程度上表示了游客餐饮体验情感倾向。将清洗后的 11,320 条数据中评分为 1 星和 2 星的评论信息标记为“负面评价”，标签设置为“0”；4 星和 5 星的评论信息标记为“正面评价”，标签设置为“1”；星级为 3 星的 271 条评论数据情感倾向比较模糊，

因此采用人工标注的方法。最终，得到正面评价 10,112 条，负面评价 1198 条。

4. 情感分析模型介绍

4.1. 预训练语言模型

4.1.1. Word2Vec 预训练语言模型

最早产生的词向量方式是独热编码，但由于其无法计算向量之间相似度以及维度灾难问题，Word2vec 模型开始代替独热编码作为预训练语言模型。Word2Vec 模型主要包括 CBOW 模型和 Skip-gram 模型。Word2vec 模型的主要作用是用神经网络的方式得到词向量。

本文先将分词后的数据通过 word2vec 预训练模型获得词向量，然后将训练得到的向量矩阵输入情感分析模型做后续的情感分类任务。本文设置 $Sg = 0$ ，即选择 CBOW 算法。选择词向量维度为 64，训练词与预测词在一个句子中的最大距离 $Windows = 3$ ，词频控制 $Min-count = 1$ ，其余参数使用原始默认参数。

4.1.2. BERT 预训练语言模型

Word2vec 模型的缺点在于无法解决一词多义问题。而 ELMO 模型通过两层 LSTM 结构，使词向量不仅包含单词本身特征，也包含了句法特征和语义特征，在一定程度上解决了一词多义问题。

由于 ELMO 模型 LSTM 层无法做并行任务以及长序列依赖问题，自注意力机制应运而生。自注意力机制通过计算查询对象 Q 与被查询对象 K 中每一个词的相似度，相似度结果经过归一化层，得到 Q 与 K 中每一个词的相似概率值，概率值与原本的词向量相乘累加，得到新的词向量。注意力机制流程见图 1。

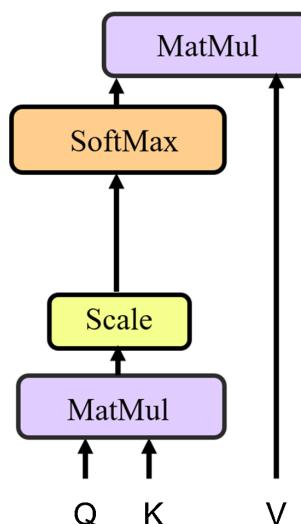


Figure 1. Attention mechanism flow chart

图 1. 注意力机制流程图

BERT 预训练模型是词向量技术发展至今的集大成者[4]。其模型基础为 ELMO 模型双向编码的思想，将 ELMO 模型中的 LSTM 模型换成融合了注意力机制的 transformer 模型 encoder 部分，模型结构图见图 2。BERT 模型的输入层不仅包含 token Embeddings 和 segment Embedding，还包含表示位置信息的 Position Embeddings 位置编码。三个向量的叠加构成了 BERT 模型的输入部分。每次输入的起始 token 会固定设置为“CLS”，便于做情感分析下游任务。

BERT 预训练模型选择的特征提取器是 Transformer 结构中 encoder 部分，每一层 encoder 都包含 Multi-Head attention 层和 FeedForward 层，在每一个子层内部的传输过程中都包括残差网络和归一化过程。

当输入的词向量进入 encoder 部分时,首先在第一个子层先经过多头注意力部分,将结果进行残差处理和标准化处理;结果输入第二个子层,第二个子层将自注意力层处理后的新的词向量传送到前馈神经网络,也进行残差和归一化处理,其结构见图 3。通过多层编码器的学习和更新,BERT 预训练模型能够输出高质量的包含情感信息的词向量。

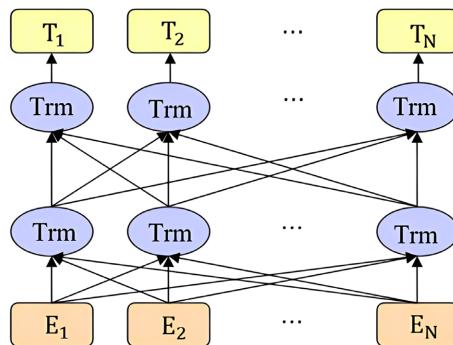


Figure 2. BERT model network structure diagram
图 2. BERT 模型网络结构图

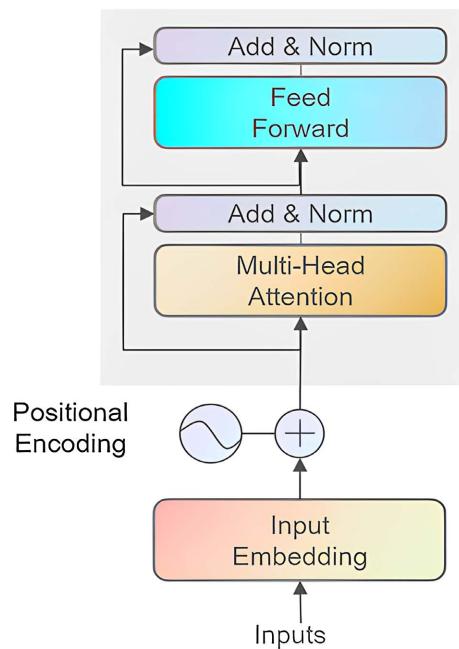


Figure 3. Transformer encoder structure chart
图 3. Transformer encoder 结构图

因此,BERT 模型具有比较强的多义学习能力,相较于其他算法和模型,更加适用于情感分析的任务。对本文的情感分析问题,可以直接在 BERT 预训练模型上做单句二分类任务,计算预测分类标签和真实分类标签的交叉熵,将其作为优化目标,在任务数据上进行微调。也可以将情感分析作为预训练模型的下游任务,即将 BERT 预训练模型生成的向量表达输入深度学习分类算法,进行情感分类。BERT 模型做情感分析下游任务流程见图 4。

本文在对秦皇岛餐饮评论进行情感分析时没有选择原始 BERT 模型,而是采用哈尔滨工业大学与讯飞语言认知计算联合实验室发布的中文预训练语言模型 BERT-wwm-ext 作为本模型的预训练模型。该模

型进一步增强了模型对上下文的理解能力和语义信息的学习能力。更能适应中文文本，能够为游客餐饮评论情感分析任务提取更准确的语义信息。

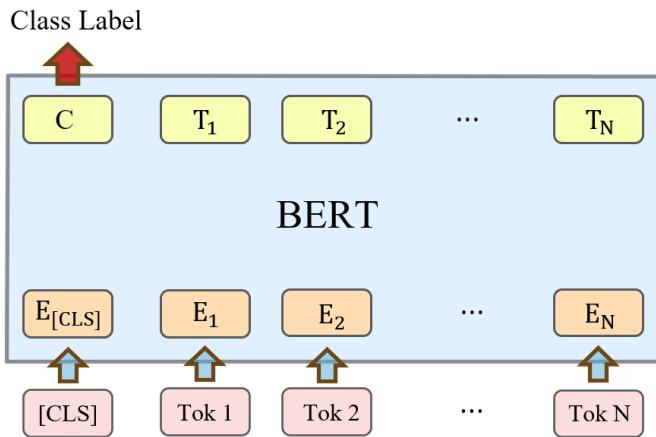


Figure 4. Flow chart of downstream task of BERT model emotion analysis
图 4. BERT 模型情感分析下游任务流程图

4.2. 深度学习分类模型

通过预训练语言模型将餐饮评论数据转化为数值型数据后，若想识别句子的情感倾向，还应将词向量化的结果输入深度学习分类模型做情感分析。近年来，深度学习模型因其高效的数据处理能力，逐渐在文本情感分析领域发挥较好效果。常见的深度学习情感分析模型有文本卷积神经网络(TextCNN)、门控循环单元网络(GRU)、长短句记忆网络(LSTM)、双向长短句记忆网络(BiLSTM)等模型算法。

TextCNN 模型将 CNN 应用于自然语言处理领域。TextCNN 利用不同大小的核来提取句子中的关键信息，能够更好地捕捉局部相关性。TextCNN 对文本浅层特征的抽取能力很强，在短文本领域如搜索、对话领域效果很好。对长文本领域，TextCNN 主要靠 filter 窗口抽取特征，对长句语序不敏感，在长距离建模方面能力受限。

LSTM 基于传统的 RNN 模型。通过细胞记忆单元替代 RNN 隐层中的模块，同时使用输入门和输出门让信息选择式通过，还引入了遗忘门。LSTM 由于其设计的特点，适合用于对时序数据的建模，如文本数据，该模型可以学习长期依赖信息。GRU 是 LSTM 的一种简化版本。GRU 比 LSTM 更简单，计算量更小，训练速度更快。但 GRU 在捕捉序列中的复杂依赖关系方面存在一定风险。

BiLSTM 是对 LSTM 的改进。有效解决了 LSTM 无法学习反向特征的问题，Bi-LSTM 模型由前向的 LSTM 和后向的 LSTM 组合而成，能够很好地处理双向数据的序列信息，更适合应用于长文本的分类任务。因此，本文采用 BiLSTM 模型进行情感分类。并将 TextCNN 模型和 GRU 作为对比模型。

5. BERT-wwm-ext-BiLSTM 情感分析模型构建

5.1. 模型框架构建

本文在对秦皇岛游客餐饮评论信息做情感分析时，选择 BERT-wwm-ext-BiLSTM 情感分析模型。首先，对收集到的数据进行预处理操作；其次，预处理后的数据通过 BERT-wwm-ext 模型将游客餐饮评论信息转化为数字矩阵，通过语言掩码模型和下句预测两种方式对数据进行训练，结合交叉熵损失函数对模型进行优化，获取餐饮评论信息的特征表示；当词嵌入完成后，将获得的特征表示输入 BiLSTM 层；最后，为模型的情感判别层，经过 BiLSTM 情感提取后的文本特征向量先输入到全连接层预测其分类标

签, 然后输入到 softmax 分类器获取句子的情感概率分布。模型设计框架见图 5。

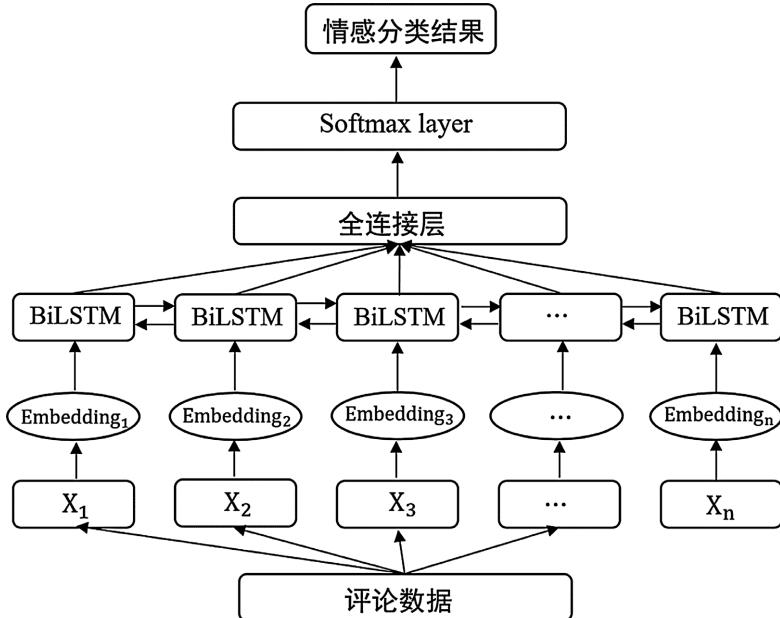


Figure 5. BERT-wwm-ext-BiLSTM model structure

图 5. BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型结构

5.2. 实验参数设置

本实验使用的编程语言是 Python3.8, 采用 pytorch 框架搭建神经网络。通过官方发布的预训练权重对 BERT 进行调用。实验使用的处理器是 CPU。

预处理后的数据输入预训练模型 BERT-wwm-ext-Base-uncased, 该模型采用 12 层 Transformer 编码器结构, 隐层单元数为默认值 768, Multi-Head-Attention 的参数为 12。词嵌入结果输入 BiLSTM 层。输入特征和隐藏状态的大小均设置为 768, 将 bidirectional 设置为 TURE, 即设置为双向长短时记忆网络。其他参数均为默认值不做修改。

模型训练方面, 模型所处理文本的最大长度设置成 100 个字符, 设置 batch size 大小为 16, epoch 为 10, 优化器选用 ASGD 优化器, 学习率设为 0.0001, 训练集与测试集的比例设置为 8: 2, 为了防止过拟合将 dropout 设置为 0.5。损失函数选择交叉熵损失函数, 对模型进行优化。

5.3. 对比模型设置与结果分析

为了验证 BERT-wwm-ext 预训练语言模型的表征能力, 选择 word2vec 模型对预处理后的餐饮评论信息做向量化处理, Word2Vec 模型是基于神经网络的方法, 通过学习将词汇映射到一个低维度的向量空间, 通过不断地学习与更新, 优化词向量结果, 该模型结构简单且效果较好。将词向量结果分别输入 TextCNN、GRU、以及 BiLSTM 神经网络模型做情感分析。TextCNN 模型通过卷积层和池化层对局部特征进行提取和压缩, 可以很好地捕捉游客餐饮评论的局部信息。GRU 模型是为了解决长期记忆和反向传播中的梯度等问题而提出来的, 被广泛应用于情感分析领域。激活函数选择 relu 激活函数, 模型初始化定义 Adam 优化方法。参数设置见表 3, 与本文的模型设置基本一致。

Word2vec-TextCNN 模型、Word2vec-GRU 模型以及 Word2vec-BiLSTM 模型随迭代次数增加准确率变化曲线见图 6。

Table 3. Contrast model parameter setting
表 3. 对比模型参数设置

参数	参数值
Embedding_size	64
Batch_Size	16
Kernel	3
Filter_num	10
Epoch	10
Dropout	0.5
Learning_rate	0.0001
num_classss	2

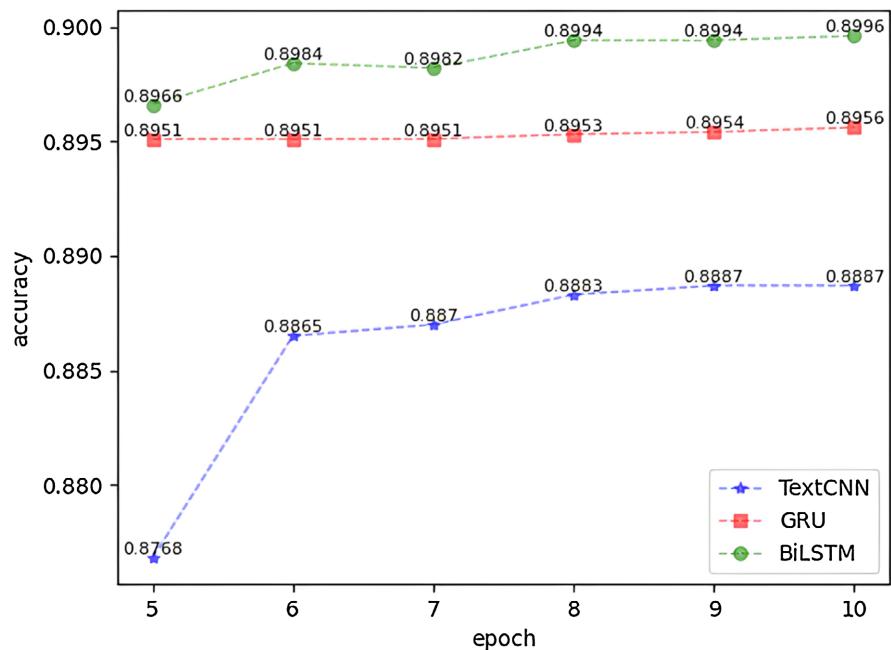


Figure 6. Word2vec experimental results of pre-training model
图 6. Word2vec 预训练模型实验结果

Word2vec-TextCNN 模型选择 word2vec 词向量结果通过 TextCNN 模型的卷积层、池化层、融合层和全连接层提取情感特征做情感分析。经过十轮迭代，模型准确率可达 88.87%。

Word2vec-GRU 模型同样选择 word2vec 预训练语言模型，将 word2vec 输出的词向量结果传入 GRU 模型进行情感特征提取。迭代十次后，模型准确率可以达到 89.56%。

Word2vec-BiLSTM 模型也选择 word2vec 预训练语言模型将文本信息进行向量化处理，将向量化结果通过 BiLSTM 模型提取情感特征进行情感分析，双向 LSTM 模型提取更多上下文信息。迭代十次后，模型准确率可以达到 89.96%。

由于 BERT 预训练模型可以通过直接计算预测分类标签和真实分类标签的交叉熵，将其作为优化目标，在任务数据上进行微调直接做单句二分类任务。因此选用 BERT-wwm-ext 模型直接做情感分析预测作为对比模型。随迭代次数增加，该模型准确率、F1 值和损失见表 4。

Table 4. BERT-wwm-ext model experiment results
表 4. BERT-wwm-ext 模型实验结果

Epoch	Accuracy	F1	Loss
1	90.38%	84.47%	0.6053
2	91.34%	85.73%	0.5862
3	91.35%	85.73%	0.5701
4	91.83%	47.86%	0.5565
5	91.83%	85.87%	0.5451
6	91.83%	85.87%	0.5354
7	91.83%	85.87%	0.5270
8	91.83%	85.87%	0.5199
9	91.83%	85.87%	0.5137
10	91.83%	85.87%	0.5083

本文构建的 BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型，既选取了融合词向量权重信息的 BERT-wwm-ext 模型，又发挥双向长短期记忆网络兼顾上下文的特点，随迭代次数增加，该模型准确率、F1 值和损失见表 5。

Table 5. BERT-wwm-ext-BiLSTM model experiment results
表 5. BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型实验结果

Epoch	Accuracy	F1	Loss
1	88.63%	48.78%	0.3935
2	94.70%	86.22%	0.3701
3	92.66%	77.02%	0.3823
4	95.83%	90.26%	0.3432
5	96.26%	91.42%	0.3296
6	96.23%	90.37%	0.3287
7	96.61%	91.68%	0.3225
8	96.61%	91.94%	0.3205
9	96.75%	91.89%	0.3183
10	96.89%	92.57%	0.3183

综上，各模型准确率对比见图 7。

BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型分类准确率可达到 96.89%，比同维度下的 BERT-wwm-ext 模型准确率提高了 5.06%。表明多模型组合提取比单模型特征提取效果更好。比 Word2vec-TextCNN、Word2vec-BiLSTM、Word2vec-GRU 模型准确率分别提高了 8.02%、7.33%、6.93%，表明把 BERT-wwm-ext 模型作为预训练语言模型要比 word2vec 预训练语言模型效果更好，这是因为 BERT-wwm-ext 模型融合了多头注意力、位置编码、掩码等信息，其生成的词向量能更好的表征文本信息。

训练结果表明，本文所研究的秦皇岛餐饮评论数据，可以采用 BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型进行情感分类，模型效果优于其他对比模型。

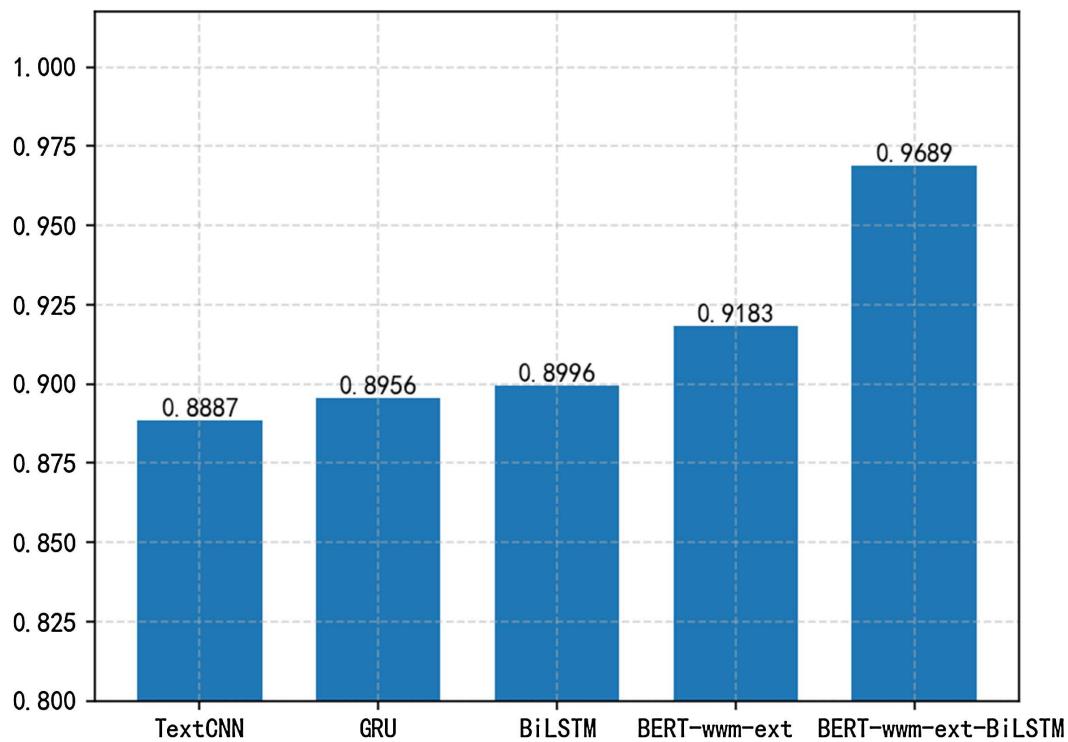
**Figure 7.** Comparison of model accuracy

图 7. 模型准确率对比

6. 基于负面评论的游客餐饮体验影响因素分析

本文构建的 BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型在对秦皇岛游客餐饮评论进行情感分析时, 对正面评价和负面评价的判别精度高达 96.89%。因此, 本文针对 BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型的分类结果, 对餐饮评论的负面评价进行单独分析, 确定差评的影响因素来源, 为改进秦皇岛餐饮业提供理论依据, 力求推动秦皇岛旅游经济发展。通过 Python 程序对 127 条负面评论进行了 LDA 模型构建。在确定主题数量时, 采用了有监督和无监督相结合的方法, 最终确定了 5 个主题, 得到的 5 个主题及去除部分无意义虚词后权重前 8 的主题特征词见表 6, 主题分布比例见图 8。

Table 6. Negative comment topic analysis results

表 6. 负面评论主题分析结果

价格	服务	环境	菜品	味道
套餐	服务员	环境	海鲜	味道
美团	态度	体验	菜品	难吃
团购	服务	垃圾	螃蟹	恶心
价格	上菜	盘子	不新鲜	口感
差劲	前台	拉肚子	个头	极差
不值	冷漠	沙子	死的	用餐
份量	时间	卫生	品质	体验感
限时	商家	脏乱差	种类	吃海鲜

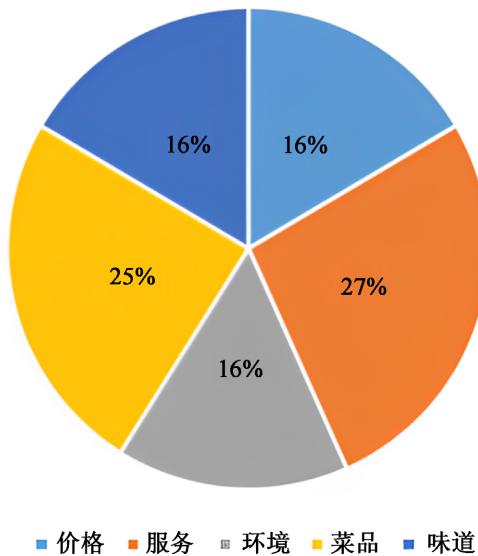


Figure 8. Distribution map of the number of negative comment topics
图 8. 负面评价主题数量分布图

基于主题分布结果可以了解到游客对秦皇岛餐饮的负面评价主要体现在价格、服务、环境、菜品以及味道五个方面。第一，是关于店铺价格水平，“套餐”“美团”和“团购”等特征提及频率高，商家应做到套餐消费与店内点餐一视同仁，保证诚信经营。第二，是关于餐饮工作人员的服务态度问题，服务员和商家的服务态度问题以及处理问题的效率问题会直接影响游客餐饮体验。第三，要关注餐饮店铺环境卫生问题，做好清洁工作，为游客提供良好的用餐体验。第四，菜品的品质问题也被广泛提及，要在保证海鲜的新鲜度的前提下，丰富海鲜种类，提升海鲜品质。第五，菜品的口味问题也是关键，商家要推广适口性较高的烹饪方法，满足游客的需求。

7. 结论

为提高游客餐饮体验，本文对游客餐饮评论进行情感分析。通过对比实验表明 BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型能更好地识别餐饮评论的情感倾向。融合了注意力机制的 BERT-wwm-ext 预训练语言模型替代传统 Word2vec 模型生成词向量，BiLSTM 模型较其他深度学习模型能更好地提取上下文信息，提高了句子情感识别精度。根据模型的分类结果，对餐饮评论的负面评价进行主题分析，确定差评的影响因素来源主要为价格、服务、环境、菜品以及味道四个方面。相关部门要提高关注度，及时做出整改，力求提高秦皇岛旅游竞争力，推动旅游经济发展。

本文构建的 BERT-wwm-ext-BiLSTM 模型在运行过程中，由于参数量太大，运行的时间成本过大。因此，在尽量不影响模型精度前提下简化模型是后续研究的重点。

基金项目

邯郸市科学技术研究与发展计划项目(21422304303)。

参考文献

- [1] 唐慧丰, 谭松波, 程学旗. 基于监督学习的中文情感分类技术比较研究[J]. 中文信息学报, 2007(6): 88-94+108.
- [2] 邓慈云, 余国清. 基于朴素贝叶斯的影评情感分析研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(2): 210-212+217.
- [3] 周萌. 基于 LSTM 和 Word2Vec 的情感分析在商品评论中的应用[J]. 统计与管理, 2019(12): 81-84.

-
- [4] Devlin, J, Chang, M.W., Lee, K. and Toutanova, K. (2019) BERT: Pretraining of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. 2019 *Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, Minneapolis, 2-7 June 2019, 4171-4186.
 - [5] 高丽君, 张宇涛, 林昀萱, 等. 基于 BiLSTM 的酒店顾客满意度评价模型[J]. 科技创新与生产力, 2022(12): 65-70.
 - [6] 张亚立, 李征宇, 孙平. 基于情感的多头注意力卷积 Transformer + CNN 的假新闻检测[J]. 数据挖掘, 2023, 13(4): 299-311.
 - [7] 邵辉. 基于 BERT-TextCNN 的中文短文本情感分析[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(1): 77-80.
 - [8] 李薇, 杨东山. 基于回头客在线评论的餐饮消费满意度影响因素分析[J]. 重庆邮电大学学报(社会科学版), 2021, 33(2): 125-134.
 - [9] 牛艺桦. 基于在线评论的餐饮消费者关注偏好研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 河南财经政法大学, 2023.
 - [10] 李波. 游客餐饮评论方面情感分析及智慧旅游平台构建[D]: [硕士学位论文]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022.