



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2405992

引用格式:倪昭鑫,舒帆.基于自注意力机制的 CNN-BiLSTM 生鲜物流服务质量影响因素[J].科学技术与工程,2025,25(16):6821-6830.

Ni Zhaoxin, Shu Fan. Factors affecting fresh logistics service quality based on self-attention mechanism of CNN-BiLSTM[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(16): 6821-6830.

基于自注意力机制的 CNN-BiLSTM 生鲜物流服务质量影响因素

倪昭鑫,舒帆*

(上海海事大学物流工程学院,上海 201306)

摘要 为探究影响顾客对生鲜物流服务质量评价的因素,提出并建立基于在线评论情感分析与 LDA(latent Dirichlet allocation)相结合的物流服务质量评价模型,构建一种融合多头自注意力机制和双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory network, BiLSTM)的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型(CNN-BiLSTM-Attention)对在线评论进行情感分析,并针对分类后的正负面评价进行 LDA 主题建模,挖掘顾客对生鲜产品物流服务需求的关注重点,得出影响生鲜物流服务质量评价的关键因素。通过 Python 编程实现了基于 CNN-BiLSTM-Attention 的情感分析,并与支持向量机(SVM)、CNN、BiLSTM 和 CNN-BiLSTM 对在线评论进行情感分析的结果进行比较,对比结果分析发现,相较于其他模型分类结果, CNN-BiLSTM-Attention 模型在准确率、精确度、召回率、 F_1 等指标上均较优,有效提高了文本情感分类的准确率。研究成果表明,基于在线评论数据对生鲜电商物流服务质量的影响因素进行研究,可帮助电商企业更好地从消费者需求出发提升物流效率、改善服务质量。

关键词 在线评论;物流服务质量;自注意力机制;双向长短期记忆网络(BiLSTM);卷积神经网络(CNN);情感分析
中图分类号 TP391.1 TP183; 文献标志码 A

Factors Affecting Fresh Logistics Service Quality Based on Self-attention Mechanism of CNN-BiLSTM

NI Zhao-xin, SHU Fan*

(Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

[Abstract] To explore the factors affecting customers' evaluation of fresh logistics service quality, a logistics service quality evaluation model was proposed and established based on sentiment analysis of online reviews and latent Dirichlet allocation (LDA). A convolutional neural network (CNN) model integrating a multi-head self-attention mechanism and bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) was constructed for sentiment analysis of online comments. Additionally, LDA topic model was carried out for positive and negative comments after classification. The key factors affecting the evaluation of fresh product logistics service quality were obtained by exploring the focus of customers' demand for fresh product logistics service. The sentiment analysis based on CNN-BiLSTM-Attention was implemented through Python programming, and the results of sentiment analysis on online comments were compared with those of support vector machine (SVM), CNN, BiLSTM, and CNN-BiLSTM. The comparison results show that, compared with the classification results of other models, the CNN-BiLSTM-Attention model is superior in accuracy, precision, recall rate, F_1 , and other indexes, effectively improving the accuracy of text emotion classification. The research results demonstrate that researching the factors affecting the logistics service quality of fresh e-commerce based on online review data can help e-commerce enterprises better improve logistics efficiency and service quality from the perspective of consumer demand.

[Keywords] online reviews; logistics service quality; self-attention mechanism; bidirectional long short-term memory network (BiLSTM); convolutional neural network (CNN); sentiment analysis

随着移动互联网的快速发展,生鲜电商行业迅猛崛起,成为现代消费模式的重要组成部分。生鲜电商凭借其全方位的产品供给和便捷的配送服务,已成为人们采购生鲜产品的主要选择。然而,生鲜

食品具有不易保存、易腐烂、损耗率高等特点,使得物流服务质量成为决定顾客满意度与忠诚度的重要因素。随着网购的普及,在线评论已成为商家搜集顾客意见的重要渠道。通过网络爬虫获取消费

收稿日期:2024-08-09; 修订日期:2025-03-17

第一作者:倪昭鑫(2000—),女,汉族,河北衡水人,硕士研究生。研究方向:物流工程与管理。E-mail:nizhaoxin@126.com。

*通信作者:舒帆(1979—),女,汉族,江西南昌人,博士后,讲师。研究方向:制造及物流系统数字化、智能化。E-mail:fanshu@shmtu.edu.cn。

投稿网址:www.stae.com.cn

者评论并对其进行情感分析,从而了解消费者对生鲜电商物流服务质量的关注点,成为一种更客观、全面的研究手段。

随着电商的迅速发展,生鲜电商物流也迎来了新的机遇与挑战,许多学者对生鲜电商平台的物流服务质量进行研究。赵春怡^[1]构建5个维度、18个指标的物流服务质量评价体系,挖掘消费者对生鲜电商物流各个环节服务的期望值和实际感受,为生鲜电商企业提供了改进建议。耿秀丽等^[2]考虑到生鲜冷链物流服务供应商评价指标的不确定性、专家对供应商评价信息的冲突问题,利用改进的证据推理对评价信息进行处理,结果表明,该方法能够较好地解决高冲突问题,减少冲突带来的不确定性。易祎晨等^[3]在SERVQUAL模型的基础上,针对生鲜电商的特点以及疫情防控的需要对指标进行优化,确定了5个维度的生鲜电商物流服务质量评价指标,并收集生鲜电商物流服务的有关数据,结果表明,生鲜电商的物流服务水平还需要进一步提升。Khan等^[4]对配送期间冷链产品质量进行了分析,以便顾客能够得到更高质量的产品。Zhang等^[5]研究发现,物流服务质量是决定电商企业成败的重要因素,并基于顾客视角建立生鲜电商冷链物流质量评价体系,提出了改善意见。

目前,许多学者们认识到网络评论对于电商平台的重要作用,利用在线评论进行研究。Yan等^[6]认为消费者在购买或退回商品时往往会参考网上的相关评论,提出一种双语模型对中英文评论进行处理,并通过评价消费者满意度验证了模型的有效性。Hsiao等^[7]使用文本挖掘技术分析跨境物流服务的在线评价,获得了顾客对服务和产品的情感认知。潘梦强等^[8]构建一种基于并行混合网络的情感分析模型,对电商平台的生鲜产品在线评论进行研究。黄鹤^[9]围绕网络评论如何影响电商平台的定价和消费者的行为展开研究,建立有无在线评论情况下的电商企业和生产商之间的博弈模型,对比研究了网络评论对系统平衡与消费者行为的影响。张世奇等^[10]通过收集电商平台和微博的在线评论等相关数据,建立了适合属性提取的电商数据集以及人工标记数据,使用远程监督方法标注,实验结果表明,预训练语言模型能够有效提高商品属性提取性能。

在文本挖掘和情感分析中,主要有3种方法:基于情感词典、机器学习、深度学习的情感分析方法。在情感词典方面,为了提高情感分析的准确率,Xu等^[11]建立了一种基于基础情感词典、领域情感词典、多义情感词典的扩展词典。杨鑫等^[12]利用SO-

PMI (semantic orientation pointwise mutual information) 算法对领域词典进行构建,并对贵州民宿的评论数据进行了情感分析,发现与基础词典相比,所构建的领域词典性能有所提高。在传统机器学习方面,刘慧慧等^[13]利用Python中的SNOWNLP模块计算情感得分,使用支持向量机对文本进行情感分析,更好地了解疫情期间网友的意见和舆论方向。朱亚军等^[14]收集藏文微博数据,分词后抽取实义词语,并运用支持向量机 (support vector machine, SVM) 对藏文微博进行情感分析,结果表明,通过抽取实义词语,模型的训练效率得到15%~20%的提升。

近年来,在计算机视觉、语音识别、自然语言处理等领域,深度学习得到了广泛的应用。徐绪堪等^[15]将卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 与长短期记忆网络 (long short term memory, LSTM) 相结合,提出一种基于双向长短期记忆网络 (bidirectional long short-term memory network, BiLSTM)-CNN模型的微信推送情感分析模型,考虑了上下文信息,通过多种超参数的组合和不同模型比较,验证了该模型的有效性。朱丽等^[16]考虑到当前脑电波情感识别技术普遍依赖于人工提取特征,建立了基于卷积神经网络和双向长短期记忆网络的混合模型,并以DEAP数据集为例进行验证,结果表明,CNN与BiLSTM混合模型在情感分析中的分类效果较好。孟凡会等^[17]以注意力机制和VGG-19 (Visual Geometry Group 19) 为基础,建立了顾客痛点确定与分析模型,从文本、语音与图像中提取了顾客的情感信息,实现了利用注意力机制对消费者痛点进行挖掘,与传统学习模型相比,该模型准确率有所提高,验证了该模型的合理有效性。

综上所述,从消费者角度出发,基于在线评论数据对生鲜物流服务质量的研究尚鲜见报道。鉴于此,采用深度学习模型对生鲜类产品的在线评论进行情感分析,挖掘消费者对生鲜物流服务质量的关注重点。将BiLSTM、多头自注意力机制和CNN模型相结合,充分利用上下文信息,突出关键词语,提升模型分类性能,有助于生鲜电商优化物流服务,提升消费者满意度,推动行业高质量发展。

1 基于在线评论情感分析与LDA的物流服务质量评价模型

从消费者的角度出发,提出一种基于在线评论情感分析与LDA (latent Dirichlet allocation) 的物流服务质量评价模型,利用CNN-BiLSTM-Attention对爬取到的生鲜产品在线评论进行情感分析,模型构

建如图 1 所示。首先通过编写 Python 程序爬取京东生鲜平台的商品评论,并对评论数据进行清洗和整理。其次利用 jieba 分词工具对五类生鲜产品的评论进行分词并去停用词。将预处理后的文本向量化,在 CNN 中进行卷积和最大池化操作,再将数据输入 BiLSTM 层和 Attention 层中,最后通过全连接层输出分类结果,并与 SVM、CNN、BiLSTM 和 CNN-BiLSTM 对在线评论进行情感分类的结果进行比较。最后,对好评和差评评论进行词云图展示,再利用 LDA 主题模型进行主题分析,深入挖掘主题信息,分析消费者对生鲜物流服务的需求,探究影响生鲜物流服务质量的主要因素。

1.1 CNN-BiLSTM-Attention 模型

CNN-BiLSTM-Attention 模型把 CNN、BiLSTM 与多头自注意力机制相结合,具体模型结构如图 2 所示。该模型可以分为 3 部分:一是 CNN 模型,包含输入层、卷积层、池化层;二是 BiLSTM 模型;三是 Attention 层。具体过程是将文本转换成词向量输入 CNN 中,卷积层对文本进行特征提取,池化层对其进行特征降维,然后输入到 BiLSTM 层中,利用正向 LSTM 和反向 LSTM 对数据进行学习和拟合,再输入 Attention 层,进一步凸显所提取的关键词,并赋予其权重,最终通过全连接层输出分类数据。

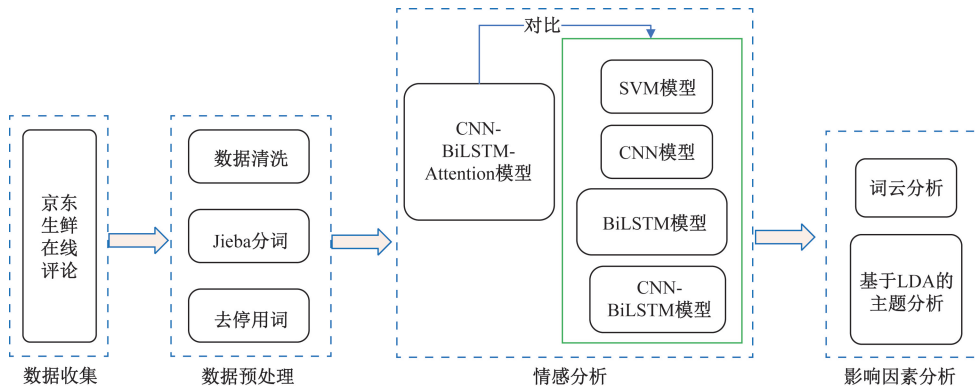


图 1 评价模型

Fig. 1 Evaluation model

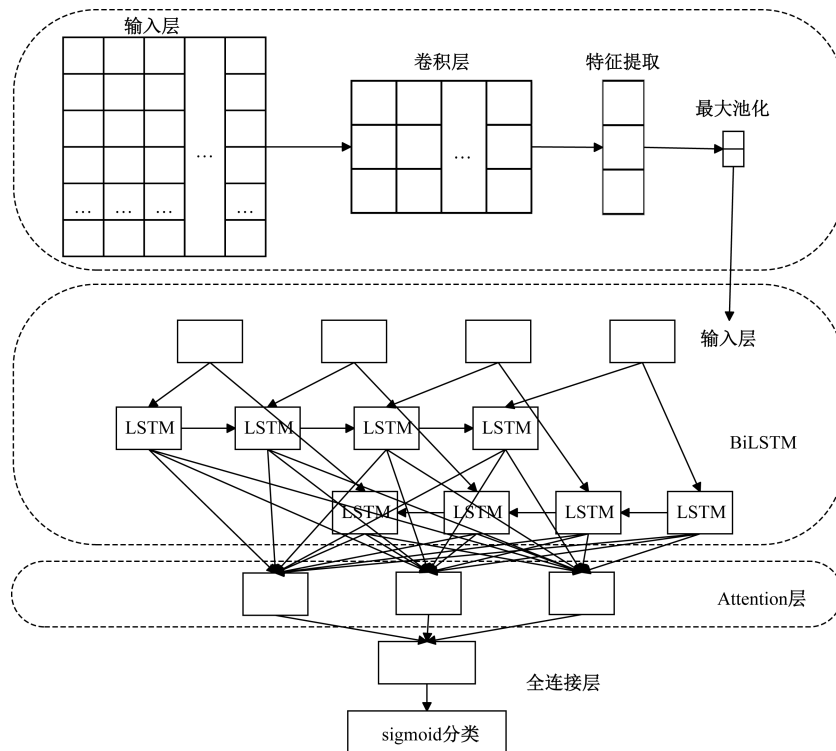


图 2 CNN-BiLSTM-Attention 模型

Fig. 2 CNN-BiLSTM-Attention model

1.1.1 CNN 模型

卷积神经网络是一种深度学习算法,最初常用于计算机视觉的研究,近年来也被广泛用于自然语言处理领域。该模型通常由输入层、卷积层、池化层和全连接层组成,基本工作流程是:首先,文本评论转换成词向量后在输入层输入;然后,在卷积层进行卷积运算,提取数据特征,接着用最大池化、平均池化或随机池化的方式对提取的特征进行降维操作;最后,在全连接层中输出分类结果。

(1)输入层。对文本评论进行分类,需要将其转换成计算机可以识别的数学表示。使用 Embedding 技术将文本向量化,把高维、离散或符号化的数据转化成低维的连续向量表示,从而降低数据维度和复杂性。Embedding 层的工作原理是把每个单词映射到一个固定大小的向量空间中,这个向量往往是多维的,每个维度都代表着单词的特征或属性。考虑到要把文本转换成对应的向量,先对爬取到的在线评论进行数据清洗、分词、去停用词,预处理后构建词汇表,将文本转换为索引序列。由于文本数据的长度不同,为确保模型能有效处理多种输入长度,通常需要对序列进行填充或截断。

(2)卷积层。卷积层是 CNN 模型的重要组成部分。在文本分类中,卷积层从输入文本中提取特征,从而实现更准确地分类。每个卷积核都可以被看作是一个特殊的过滤器,对输入文本执行滑动窗口卷积运算,从而提取出文本的不同语义特征。文本评论转化为词向量后以二维矩阵的形式输入到 CNN 中,矩阵中的每行代表一个词的向量,卷积操作的表达式为

$$C_i = f(WX_{i:i+h-1} + b) \quad (1)$$

式(1)中: C_i 为通过卷积操作得到的第*i*个特征图; f 为激活函数; W 为滤波器的权重矩阵; $X_{i:i+h-1}$ 为输入矩阵中第*i*~*i+h-1*行的子矩阵; b 为偏置矩阵; h 为滤波器的高度。

滤波器的宽度等于词向量的维度,整个卷积操作后得到的特征图为

$$C = (C_1, C_2, \dots, C_{\max_{len}-h+1}) \quad (2)$$

式(2)中: C 为由所有 C_i 组成的向量,维度为 $\max_{len}-h+1$,其中 \max_{len} 为输入文本序列的最大长度。

卷积运算后,需要将卷积结果进行非线性映射,提高特征矩阵的表达能,以便更好地提取输入文本的语义特征。使用 ReLU 激活函数可以保持非线性,而且运算速度更快,其数学表达式为

$$f = \max(0, x) \quad (3)$$

式(3)中: x 为激活函数的输入值。

(3)池化层。通过卷积操作后,能够提取出语

句特征,将提取的特征信息输入到池化层,对其进行压缩与采样,通过选取最明显的特征,来保持句子中最重要的语义信息。使用 MaxPooling 对卷积运算后的特征图进行池化操作,其数学表达式为

$$d_i = \max\{C_i\} \quad (4)$$

式(4)中: d_i 为文本数据经过卷积运算后的特征图; $0 < i \leq M$,其中 M 为每个卷积层中卷积核的数量。

假定池化层宽为 a ,高度为 d ,在池化时首先把输入的特征图分为许多个 $a \times d$ 的子区域,每个子区域进行池化操作后,相应地输出池化操作后的结果。

1.1.2 BiLSTM 模型

传统循环神经网络很难捕获长时间的依赖关系,为解决这一问题,Hochreiter 等^[18]提出 LSTM 模型,LSTM 中增加了门结构,包含输入门、输出门和遗忘门,利用门结构进行数据更新和迭代,对长序列有强大的建模能力。但它只能学习上文信息,不能提取下文信息,因此使用 BiLSTM 来代替 LSTM,既能克服梯度消失和梯度爆炸问题,还能充分利用单词的上下文语义信息。其原理为:卷积神经网络中池化层的输出为前向与后向 LSTM 的输入,前向 LSTM 提取当前输入列的上文信息,后向 LSTM 提取当前输入列的下文信息,然后将所得向量进行拼接,获得隐层表示,这样使得每一个单词的隐层都包括了文本前后的上下文信息。使用 Dropout 策略防止过拟合,在每次迭代过程中,对隐藏层的部分单元进行随机删除,从而达到正则化的效果。在输出层中使用 sigmoid 函数对文本评论进行情感分类。

1.1.3 自注意力机制

自注意力机制是深度学习中的重要研究方向,特别是在自然语言处理等领域,具有广阔的应用前景。自注意力机制采用并行计算,对同一句子中各要素间的相似度进行计算,来获得整体的信息,而不是单一上下文的信息。因此,自注意力机制可以对整个序列进行更完整的理解,并且能更好地把握各个要素间复杂的联系。假设输入序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,输出序列 $h = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$,自注意力机制的计算公式如下。

(1) Q (Query)、 K (Key)、 V (Value)的计算公式分别为

$$Q = XW_q \quad (5)$$

$$K = XW_k \quad (6)$$

$$V = XW_v \quad (7)$$

式中: W_q 、 W_k 、 W_v 为线性变化矩阵; Q 为查询向量; K 为键向量; V 为值向量。

(2)权重的计算公式为

$$a_n = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (8)$$

式(8)中, \mathbf{a}_n 为注意力权重矩阵,其中 n 为输入序列的长度; \mathbf{d}_k 为查询向量或键向量的维度; \mathbf{K}^T 为键向量的转置矩阵;softmax 函数将点积结果转换为概率分布。

(3)得到输出序列为

$$\mathbf{h}_{nj} = \mathbf{a}_n \mathbf{v}_j^T \quad (9)$$

式(9)中, \mathbf{h}_{nj} 为输出序列; \mathbf{v}_j^T 为值向量的转置矩阵; n 和 j 分别为输入、输出向量的位置。

多头自注意力机制有多个注意力头,使得模型能够同时关注输入数据的不同特征。例如,一个头的注意力可以集中在语法结构上,另一个头则更关注语义,从而保证不同的注意力头关注不同的特征。多头自注意力机制首先将输入序列进行线性转换,并将其映射到不同的 $\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}$ 空间中,其次每个注意力头独立进行注意力的计算,最后,利用线性转换和拼接等方法,对模型中的各个注意力头进行合并,获得最终的结果。

1.2 LDA 模型

LDA 是一种基于主题的主题分析模型。作为一种无监督的机器学习方法,旨在从已知的文本分布中,自动挖掘文本间隐藏的内在联系。它可以对文本中出现的单词进行概率统计,并给出各个文档的主题分布,即从给定的文本中提取主题词,从而获得文本中的概念属性及相关信息。核心表达式为

$$P(\text{单词} | \text{文档}) = P(\text{单词} | \text{主题})P(\text{主题} | \text{文档}) \quad (10)$$

式(10)中: $P(\text{单词} | \text{文档})$ 表示在给定文档的条件下,某个单词出现的概率; $P(\text{单词} | \text{主题})$ 表示在给定主题的条件下,某个单词出现的概率; $P(\text{主题} | \text{文档})$ 表示在给定文档的条件下,某个主题出现的概率。

LDA 主题模型结构如图3所示。

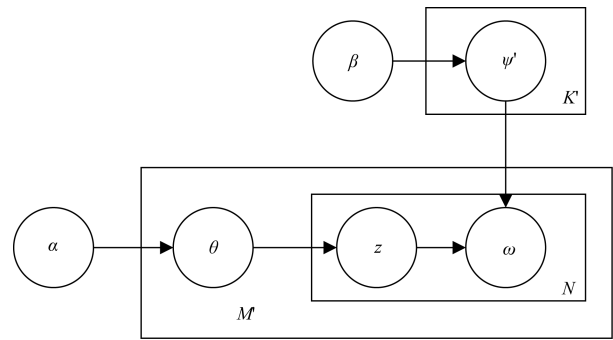
2 京东生鲜物流服务质量实例分析

2.1 原始数据获取与预处理

京东是一个综合性的电商平台,生鲜品种齐全,而且拥有大批忠实顾客。该平台的商品评论数量较多,质量较高,极具参考意义。京东生鲜平台的商品分为新鲜水果、海鲜水产、精选肉类、冷饮冻食、蔬菜蛋品五大类,根据平台对生鲜的分类,并从好评率、评论数、销量等方面进行综合考虑,每类各选取5种商品进行评论的爬取。

通过编写 Python 程序爬取网络评论,共采集五类商品近期的34 000条评论。由于消费者评论时的态度及习惯各不相同,因此得到的有些评论

都是重复的、无用的,造成数据中的冗余和乱码。为避免无意义的数影响研究结果,用 Excel 对获取的评论进行了数据清理,其中主要包含以下3类评论数据:①系统自动生成的评论“此用户未填写评价内容”;②同一用户在短时间内多次评论相同的内容;③数字、英文、标点符号等无效评论。清洗之后得到的评论数共计31 600条,如表1所示。



M' 为文档数量; K' 为主题个数; N 为文档中的单词数量; z 为文档中单词的主题; ω 为文档中的单词; θ 为文档-主题的多项式分布; ψ 为主题-单词分布; α 为文档-主题分布的 Dirichlet 参数值; β 为主题-单词分布的 Dirichlet 参数值

图3 LDA 主题模型结构图

Fig. 3 LDA topic model

表1 有效评论数统计

Table 1 Statistics of the number of valid comments

商品类别	采集到的有效评论数			
	好评	中评	差评	所有评价
新鲜水果	4 471	959	905	6 335
海鲜水产	4 683	933	877	6 493
精选肉类	4 611	937	902	6 450
冷饮冻食	4 247	930	878	6 055
蔬菜蛋品	4 460	941	866	6 267
合计	22 472	4 700	4 428	31 600

对原始评论数据进行清洗后,再分别对五类商品进行分词和去停用词操作。在文本分词方面使用了 Python 自带的 jieba 分词工具,通过加载自定义词典,从而提高不同领域的分词精确性。在去停用词方面,以使用较为普遍的哈尔滨工业大学停用词表为基础,又根据不同种类的商品进行了区分。以新鲜水果类为例,“京东”“苹果”“京鲜生”等词对分析物流服务质量没有太大帮助,所以将其加入停用词表。预处理后将文本评论转换为词向量输入到模型中。选取10 500条数据进行人工标记作为数据集,其中正负面评论占比相同,80%作为训练集,20%作为测试集。

2.2 基于 CNN-BiLSTM-Attention 情感分析

CNN-BiLSTM-Attention 模型默认参数设置如表2所示。

评价模型性能的指标有准确率、精确度、召回率、 F_1 。准确率 (Accuracy) 是指在京东生鲜在线评论的测试集中,模型对正面评论和负面评论预测正确的样本数占总样本数的比值。精确度 (Precision) 是指模型在预测为正面评论的样本中,真实标签为正面评论所占的比例。召回率 (Recall) 是指在实际为正面评论的所有样本中,被正确预测的正面评论数量所占的比值。为了比较不同算法的优劣程度,用 F_1 对精准度和召回率做综合评估。

为了提高 CNN-BiLSTM-Attention 模型对商品评论情感分类的性能,对卷积核大小和 Dropout 参数值进行调节。由于在线评论经分词、去停用词后文本较短,所以卷积核大小设置为(1, 2, 3, 4, 5),不同卷积核大小对模型的影响如图 4 所示。

卷积核大小设定过低则卷积生成的特征过少,而卷积核大小取值过大时会使模型参数过多造成过拟合,通过结果可以看出,卷积核大小为 3 时各项评估指标均较高,因此卷积核大小设置为 3。

Dropout 是指在训练期间将各隐藏层的输出随机设为零,从而降低神经网络的复杂度和冗余。在卷积核大小为 3 的基础上调节 Dropout 参数,得到不同 Dropout 值对模型的影响,结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出,Dropout 为 0.3 时各评价指标均最高,此时模型情感分类的性能较好。因此在默认参数的基础上,卷积核大小改为 3,Dropout 改为

表 2 模型参数

Table 2 Model parameters

参数	数值
词向量维度	100
卷积核大小	5
卷积核数量	64
激活函数	ReLU
Dropout	0.5
BiLSTM 隐藏层单元数	100
批大小	64
注意力头数	4

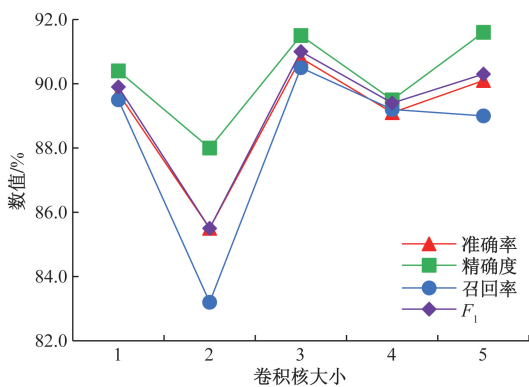


图 4 卷积核大小对模型的影响

Fig. 4 Effect of convolution kernel size on model

0.3,并得到该参数组合下 CNN-BiLSTM-Attention 的混淆矩阵如表 3 所示。

由混淆矩阵(表 3)可知,CNN-BiLSTM-Attention 模型的预测准确率为 0.911,精确度为 0.911,召回率为 0.916, F_1 为 0.913。

为进一步验证模型有效性,还将 SVM、CNN、BiLSTM 和 CNN-BiLSTM 的分类结果与 CNN-BiLSTM-Attention 进行对比,结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出,与其他模型分类结果相比,CNN-BiLSTM-Attention 模型对文本的分类效果最好,其准确率、精确度及 F_1 等指标均较高。接下来用训练好的 CNN-BiLSTM-Attention 模型对剩余的未加标签的 21 100 条评论进行情感分类,并用于后续的主题建模分析。部分文本评论的预测结果如表 4 所示。

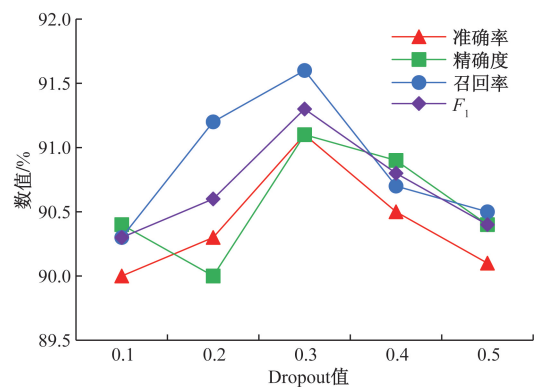


图 5 Dropout 对模型的影响

Fig. 5 Effect of Dropout on model

表 3 CNN-BiLSTM-Attention 模型预测混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix predicted by CNN-BiLSTM-Attention model

指标	预测为正面评论	预测为负面评论	总数
实际为正面评论	925	96	1 021
实际为负面评论	91	988	1 079
总数	1 016	1 084	2 100

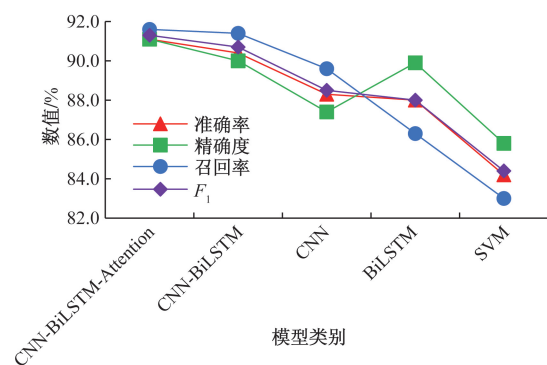
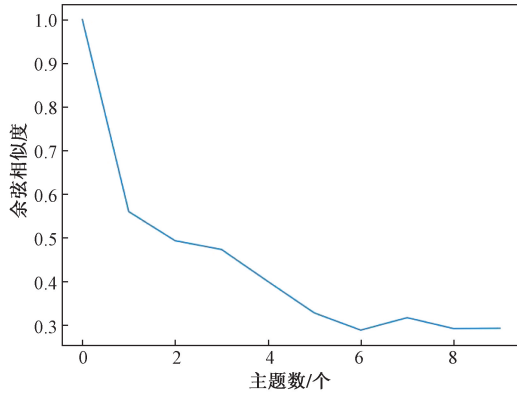


图 6 模型评估性能对比

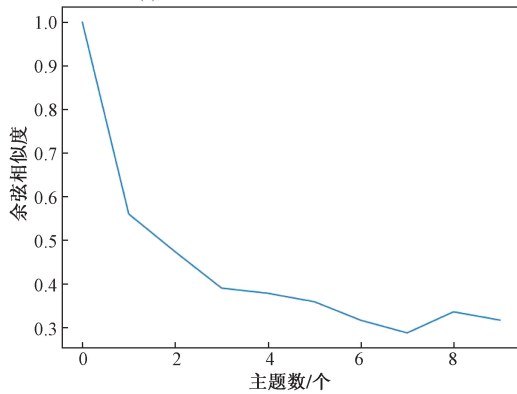
Fig. 6 Comparison of model evaluation performance

主题词,如表 6 所示,每个主题下的词语均为 10 个,但这些词语中往往会出现许多无意义的虚词或重复词,因此在选择时选取具有代表性的词语,通过这些词语可以确定与其对应的主题。

通过总结生鲜产品正面评论的主题词,归纳出 6 个主题,分别为产品新鲜度、味道、物流速度、价格、包装和质量。可以看出,这 6 个方面是影响消费者正面情绪的主要因素,顾客对其认可度较高,平台应继续保持良好服务。相比之下,影响消费者负



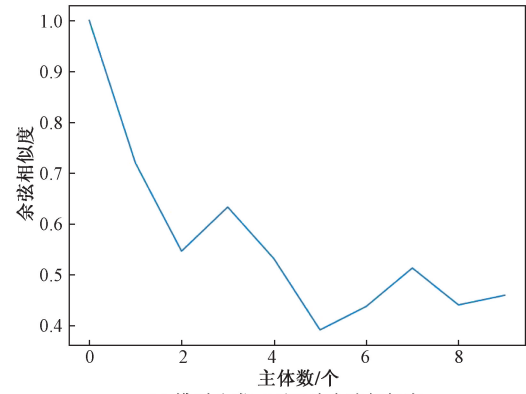
(a) 人工标记正面评论余弦相似度



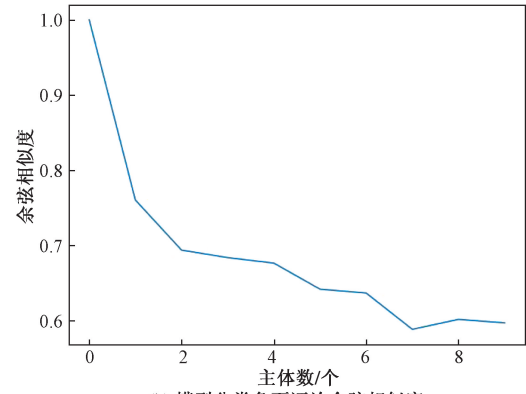
(b) 人工标记负面评论余弦相似度

图 8 人工标记情感评论余弦相似度

Fig. 8 Cosine similarity of manually labeled emotional comments



(a) 模型分类正面评论余弦相似度



(b) 模型分类负面评论余弦相似度

图 9 模型分类情感评论余弦相似度

Fig. 9 Cosine similarity of emotional comments in model classification

表 5 人工标记和模型分类正负评论主题对比

Table 5 Comparison of positive and negative comment topics between manual labeling and model classification

情感评论	正面评论主题	负面评论主题
人工标记评论	物流速度	味道
	味道	包装
	包装	价格
	新鲜度	新鲜度
	价格	客服售后
	质量	质量
	—	日期
模型分类评论	味道	包装
	物流速度	味道
	包装	物流速度
	质量	质量
	价格	价格
	—	配送服务
	—	日期

表 6 正负评论主题及对应主题词

Table 6 Topic of positive and negative comments and corresponding topic words

情感评论	主题	主题词
正面评论	新鲜度	新鲜、包装、口感、好吃
	味道	好吃、味道、喜欢、新鲜、好喝
	物流速度	满意、速度、发货、很快、物流
	价格	价格、购买、质量、值得、活动
	包装	快递、包装、新鲜、送货、冷链、收到
	质量	口感、新鲜、美味、肉质、细腻、浓郁
负面评论	新鲜度	新鲜、包装、味道、差、不好
	客服售后	客服、售后、差评、差
	质量	垃圾、香、口感、新鲜
	包装	不好、包装、物流、收到
	物流速度	快递、很快、收到、物流
	味道	好吃、味道、糯、一般般、难吃
	配送服务	快递、购买、送货上门、小哥
	价格	购买、价格、优惠、垃圾、实惠
	日期	天、号、收到、日期、新鲜、月、保质期

面情绪的因素较多,通过总结主题词归纳出 9 个主题,分别为新鲜度、客服售后、质量、包装、物流速度、味道、配送服务、价格、日期。通过将正负面主题进行对比,发现京东生鲜平台在新鲜度、味道、物流速度、价格、包装、质量方面的相关物流服务水平参差不齐,使得消费者不满。另外,消费者对客服售后、配送服务和产品的日期也比较关注,说明京东生鲜平台售后服务有待提高,客服工作能力有待加强,部分产品的配送服务不全面,有些快递员不能做到送货上门,而且部分产品日期不够新鲜。

分析可知,影响京东生鲜物流服务质量的因素主要有新鲜度、客服售后、味道、物流速度、价格、包装、质量、配送服务和日期等,京东生鲜平台及相关电商企业应改进和完善相关方面的物流服务,加强生鲜产品质量管控,提高商品包装质量,加强售后服务水平,完善配送服务体系,提高物流速度,合理定价,从而提高消费者满意度。

3 结论

(1)对京东生鲜平台物流服务质量的 influencing factors 进行研究,将 CNN、BiLSTM 和多头自注意力机制相结合,用于文本情感分类问题中。该融合模型既可以通过 CNN 对文本的局部特征进行提取,又可以通过 BiLSTM 考虑文本的整体特征信息,还可以突出关键词语,充分利用文本数据的整体语义信息。通过调节不同参数,提高模型情感分类的性能,并将 CNN-BiLSTM-Attention 模型与 SVM、CNN、BiLSTM、CNN-BiLSTM 进行对比,进一步验证了该模型的有效性。

(2) CNN-BiLSTM-Attention 在准确率、召回率、精确度等指标上都优于其他几种模型,分类性能较好,提高了文本分类的准确率。利用 CNN-BiLSTM-Attention 模型将文本评论进行情感分类后,对正负面情感评论进行了词云图展示和 LDA 主题模型分析,探究了影响消费者对京东生鲜物流服务质量评价的主要因素,有助于生鲜电商企业了解顾客对生鲜产品物流服务质量的关注重点,从而提高物流服务质量,提高顾客满意度。未来研究可扩大生鲜产品的种类和数量选择,在技术层面入手,提高自然语言的处理与分析能力,对物流服务水平进行更深入的研究。

参 考 文 献

[1] 赵春怡. 京东生鲜电商物流服务质量评价及改进研究[D]. 南宁: 广西大学, 2023.
Zhao Chunyi. Service quality of JD fresh food e-commerce logistics evaluation and improvement study[D]. Nanning: Guangxi Univer-

sity, 2023.
[2] 耿秀丽, 谷玲玲. 基于改进 ER 的生鲜冷链物流服务质量评估方法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(5): 1460-1464.
Geng Xiuli, Gu Lingling. Evaluation method of fresh cold chain logistics service quality based on improved ER[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(5): 1460-1464.
[3] 易祎晨, 史言信. 疫情常态化下生鲜电商物流服务质量提升研究[J]. 江西财经大学学报, 2022(1): 65-75.
Yi Yichen, Shi Yanxin. Research on the logistics service quality improvement of fresh food e-commerce under the normalization of the COVID-19 epidemic[J]. Journal of Jiangxi University of Finance and Economics, 2022(1): 65-75.
[4] Khan A S, Bashir S D Z, Muhammad I, et al. A sustainable distribution design for multi-quality multiple-cold-chain products: an integrated inspection strategies approach[J]. Energies, 2020, 24: DOI: 10.3390/en13246612.
[5] Zhang H, Shi Y X, Qiu B. Applying catastrophe progression method to evaluate the service quality of cold chain logistics[J]. Complex & Intelligent Systems, 2020, 6: DOI: 10.1007/s40747-020-00202-y.
[6] Yan G, He W, Shi H, et al. Applying a bilingual model to mine e-commerce satisfaction sentiment[J]. Journal of Management Analytics, 2014, 1(4): 285-300.
[7] Hsiao Y H, Chen M C, Liao W C. Logistics service design for cross-border e-commerce using Kansei engineering with text-mining-based online content analysis[J]. Telematics and Informatics, 2016, 5: 138-143.
[8] 潘梦强, 董微, 张青川. 基于并行混合网络的生鲜水果短文本情感分类[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(10): 4055-4062.
Pan Mengqiang, Dong Wei, Zhang Qingchuan. Sentiment classification of fresh fruit short text based on parallel hybrid network[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(10): 4055-4062.
[9] 黄鹤. 在线评论对电商平台定价与消费者渠道选择的影响[J]. 管理评论, 2023, 35(12): 148-159.
Huang He. Impact of the online reviews on pricing for e-commerce platform and consumers' channel choices[J]. Management Review, 2023, 35(12): 148-159.
[10] 张世奇, 马进, 周夏冰, 等. 基于预训练语言模型的商品属性抽取[J]. 中文信息学报, 2022, 36(1): 56-64.
Zhang Shiqi, Ma Jin, Zhou Xiabing, et al. Pre-trained language models for product attribute extraction[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2022, 36(1): 56-64.
[11] Xu G X, Yao Z H, Yao H S, et al. Chinese text sentiment analysis based on extended sentiment dictionary[J]. IEEE Access, 2019, 7: 43749-43762.
[12] 杨鑫, 杨云帆, 焦维, 等. 基于领域词典的民宿评论情感分析[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(7): 2794-2800.
Yang Xin, Yang Yunfan, Jiao Wei, et al. Sentiment analysis of homestay comments based on domain dictionary[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(7): 2794-2800.
[13] 刘慧慧, 王爱银, 刘禹彤. 基于 SVM 的文本情感分析——以新冠疫情事件为例[J]. 信息技术与信息化, 2023(1): 37-40.
Liu Huihui, Wang Aiyin, Liu Yutong. Text sentiment analysis based on SVM: a case study of COVID-19[J]. Information Technology and Informatization, 2023(1): 37-40.

- [14] 朱亚军, 次曲, 拥措. 基于 SVM 算法的藏文微博情感分析研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(8): 226-229.
Zhu Yajun, Ci Qu, Yong Cuo. Sentiment analysis of tibetan microblog based on SVM algorithm[J]. Computer Simulation, 2022, 39(8): 226-229.
- [15] 徐绪堪, 周泽聿. 基于多尺度 BiLSTM-CNN 的微信推文的情感分类模型及应用研究[J]. 情报科学, 2021, 39(5): 130-137.
Xu Xukan, Zhou Zeyu. Research on emotion classification model and application of wechat tweets based on multi-scale BiLSTM-CNN[J]. Information Science, 2021, 39(5): 130-137.
- [16] 朱丽, 杨青, 吴涛, 等. 基于 CNN 和 Bi-LSTM 的脑电波情感分析[J]. 应用科学学报, 2022, 40(1): 1-12.
Zhu Li, Yang Qing, Wu Tao, et al. Emotional analysis of brain waves based on CNN and Bi-LSTM[J]. Journal of Applied Sciences, 2022, 40(1): 1-12.
- [17] 孟凡会, 王玉亮, 汪卫霞. 基于注意力机制的在线用户痛点信息挖掘[J]. 情报理论与实践, 2023, 46(10): 192-199.
Meng Fanhui, Wang Yuliang, Wang Weixia. Online user pain point information mining based on attention mechanism[J]. Information Studies: Theory & Application, 2023, 46(10): 192-199.
- [18] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.