

程灿,赵敬华. 基于 BERT 和 VADER 规则的新能源汽车用户评论情感分析[J]. 智能计算机与应用,2025,15(4):1-8. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24040907

基于 BERT 和 VADER 规则的新能源汽车用户评论情感分析

程 灿, 赵敬华

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 随着新能源汽车市场占有率不断增大,从相关用户评论中挖掘用户需求及分析情感倾向十分重要,然而该领域评论复杂多样,常用的分析方法难以实现多维度、深层次的数据挖掘,提炼其真实情感仍然存在着不小的难度及挑战。针对以上问题,提出一种基于 Transformer 的双向编码(Bidirectional Encoder Representation from Transformers,BERT)和 VADER 规则的情感分析框架。该框架由 BERT 模型对用户评论情感倾向进行分类预测、VADER 情感词库进行情感打分,并根据最终得分结果进行综合比较分析。该情感分析框架在爬取的“汽车之家”和“爱卡汽车网”的 50 520 条用户评论数据集上表现出良好的情感分析效果,能准确识别用户情感并体现出不同新能源汽车品牌之间的区分度,可以为产品改进创新和用户选择产品时提供相关建议和参考价值。

关键词: 新能源汽车; 用户评论; 数据挖掘; 情感分析; 产品改进

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)04-0001-08

Sentiment analysis of new energy vehicle users comments based on BERT and VADER rules

CHENG Can, ZHAO Jinghua

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: With the increasing market share of new energy vehicles, it is very important to explore user needs and analyze emotional tendencies from relevant user comments. However, comments in this field are complex and mixed, and commonly used analysis methods are difficult to achieve multi-dimensional and deep level data mining, therefore difficult to extract their true emotions. A sentiment analysis framework based on Transformer's Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT) and VADER rules is proposed to address the above issues. This framework uses the BERT model to classify and predict user comment sentiment tendencies, VADER sentiment lexicon to score sentiment, and conducts comprehensive comparative analysis based on the final score results. The proposed sentiment analysis framework has shown good sentiment analysis results on the 50 520 user comment datasets crawled from "Auto home" and "Aika Auto Network". It can accurately identify user emotions and reflect the differentiation between different new energy vehicle brands. The research could provide relevant suggestions and reference value for enterprise product improvement and innovation, as well as for user product selection.

Key words: new energy vehicles; user comments; data mining; emotional analysis; product improvement

0 引言

随着绿色经济与现代科技的高速发展,新能源汽车的增长速度令人瞩目,并逐渐占领汽车市场。2023年1~9月,国内新能源汽车的产量和销量分别达到了631.3万辆和627.8万辆,同比增长分别为33.7%和37.5%,市场占有率达到29.8%^[1],随着

各大汽车品牌进军新能源领域,其用户也随之增多,但用户对每个品牌的评价和情感倾向都不尽相同。在以往研究中,情感分析多出现于对各大社交平台和舆情分析预测,而针对新能源汽车用户情感分析的研究则相对较少。因此,从汽车论坛用户评论数据中挖掘分析用户的情感倾向显得尤为重要。

在传统文本情感分析方面,主要有基于情感词

基金项目: 国家自然科学基金(72201173); 国家重点研发计划(2021YFF0900400); 上海市教育科学基金项目(C2023292)。

作者简介: 程 灿(1997—),男,硕士研究生,主要研究方向:数据挖掘,情感分析。

通信作者: 赵敬华(1984—),女,博士,副教授,主要研究方向:深度学习,舆情控制与引导。Email:sunnyjhlove@163.com。

收稿日期: 2024-04-09

典、机器学习和深度学习的方法^[2]。Ahmed 等学者^[3]通过结合句子上下文信息进行情感聚类,提出一种弱监督性神经网络模型,成功构建了多语言情感词典,可极大提高情感极性判别的准确性。李晨等学者^[4]基于微博文本数据,以句子为主体对其进行了情感分析,先通过情感词典和相应规则计算出每个句子的情感值,由此得到整个段落的情感值以得出整篇文本的情感倾向。Borg 等学者^[5]通过 VADER 和 SVM 对一家大型瑞典电信公司客户支持进行情感分析,用以预测客户的反应情绪。王开心^[6]在进行情感分析研究时重构了 VADER 情感词典,将从词典中提取到的情感向量整合到模型中,进一步提高了模型辨别细致情感的能力。刘丽等学者^[7]将依存句法规则和条件随机场相结合,用于提取情感词和情感特征,并实现了整体情感倾向和粗粒度分析的计算。Huq 等学者^[8]分别使用 KNN 和 SVM 用于判别 Twitter 文本数据的情感极性,得出在对文本进行正负情感分类时,KNN 算法的分类效果要高于 SVM 的结论。徐鹏等学者^[9]提出一种 Bert-BiLSTM 的情感分类模型,利用 Bert 嵌入层对句子进行分割并将其转换为词向量,再将其传递到 Bi-LSTM 模型中,以获取评论文本中的属性和情感词,为用户在购买商品时提供了建议方向和引导情绪。王跃跃^[10]考虑上下文的位置信息编码时存在不足,提出了基于预训练模型 Albert 和引入句法树的模型 Albert-DP,并且在损失函数中加入了标签平滑,能够很好地表示方面词对象及其上下文,有助于情感分类。张晋敏等学者^[11]基于情感分析的新能源汽车用户评论语义网络分析与主题建模传统的情感分析任务对面较广,扩充到汽车领域,需要更加细致、真实的评论数据。

汽车论坛上的评论都是来自用户的真实反馈,相比于其他平台,更能反映用户对产品的真实使用感受和情感^[11]。目前针对该领域用户评论数据的收集,多是来自于各大汽车论坛,但爬取的评论往往是整个行业、多个品牌糅合在一起的复杂评论,不能很好地体现不同汽车品牌间的区分度。Bennett 等学者^[12]在多年前就对影响新能源汽车推广的因素进行过探究。Singh 等学者^[13]对现有文献进行了元分析,进一步研究了购买新能源汽车的影响因素。范黄健等学者^[14]基于多源数据对新能源汽车用户的满意度进行了分析,得出了影响满意度的因素。黄鲁成等学者^[15]提出了一种基于网络信息挖掘的公众创新政策感知分析框架,分析了公众对新能源汽

车政策的看法和情感倾向。余帆^[16]从 8 个维度出发,针对国内新能源汽车的用户评论进行了相关情感分析。李春林等学者^[17]使用社会语义网络模型分析了国内新能源汽车用户的评论文本,并得出了用户的关注维度及其相关评价。张梦婷等学者^[18]聚合多家汽车网站关于新能源汽车的在线评论数据,在情感倾向分类基础上进行深度挖掘,提出针对性的新能源汽车生产及营销策略优化建议,以期有效提升用户体验,助益新能源汽车产业发展。在以往新能源汽车领域情感分析研究中,学者多是对整个行业或单一品牌的用户评论进行分析研究,未能将多个品牌、多个维度的用户评论进行更加细粒度的挖掘与情感分析。

论文选取中国销量排名靠前的五大新能源汽车品牌(特斯拉、比亚迪、小鹏、理想、蔚来),通过网络爬虫技术爬取“汽车之家”和“爱卡汽车网”共有的 6 个维度(外观、空间、内饰、续航、舒适性、性价比)的用户评论数据,用以验证论文提出的情感分析框架。从分析结果可直观地看出每个品牌的优势与不足,进而得出论文研究结论并提出相关建议。

1 基于 BERT 和 VADER 的文本情感分析框架

论文综合考虑基于 Transformer 的双向编码(Bidirectional Encoder Representation from Transformers, BERT)和 VADER 规则在情感分析中的作用,提出了一种基于 BERT 和 VADER 的新能源汽车用户评论情感分析框架。

该框架分为 3 个部分:

(1)在数据获取阶段,采用网络爬虫技术,将“汽车之家”与“爱卡汽车网”上获取到的数据进行预处理,包括去重、分词等。

(2)在对预处理数据进行分类预测阶段,采用 BERT 模型,通过调整 BERT 模型参数,使其可以更好地将用户评论进行精准的三分类预测。

(3)情感赋值阶段,基于扩充后的 VADER 情感词库,即在基于 VADER 语法规则的情感词典基础之上,加入了符合新能源汽车特性的专属情感词,能更加精准地针对新能源汽车评论进行情感赋值。具体的模型框架结构如图 1 所示。

1.1 基于 BERT 的用户评论情感分类预测

BERT 模型是一个用来进行分类预测的经典预训练模型^[19]。BERT 仅使用了 Transformer 架构的 Encoder 部分,在多种 NLP 任务中(文本生成、情感分析等)都实现了很好的效果,其在对句子的分类

任务中,通过无需标注的数据预训练模型,提取语句的双向上下文特征,这种预训练模型在用于下游任

务时,只需要调整参数就会获得极好的效果。BERT 模型结构见图 2。

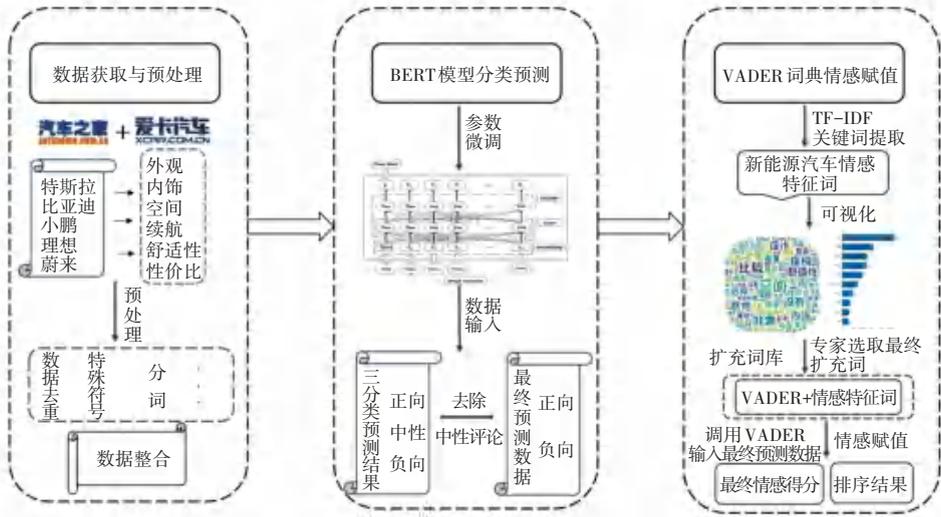


图 1 基于 BERT 和 VADER 规则的文本情感分析框架

Fig. 1 Text sentiment analysis framework based on BERT and VADER rules

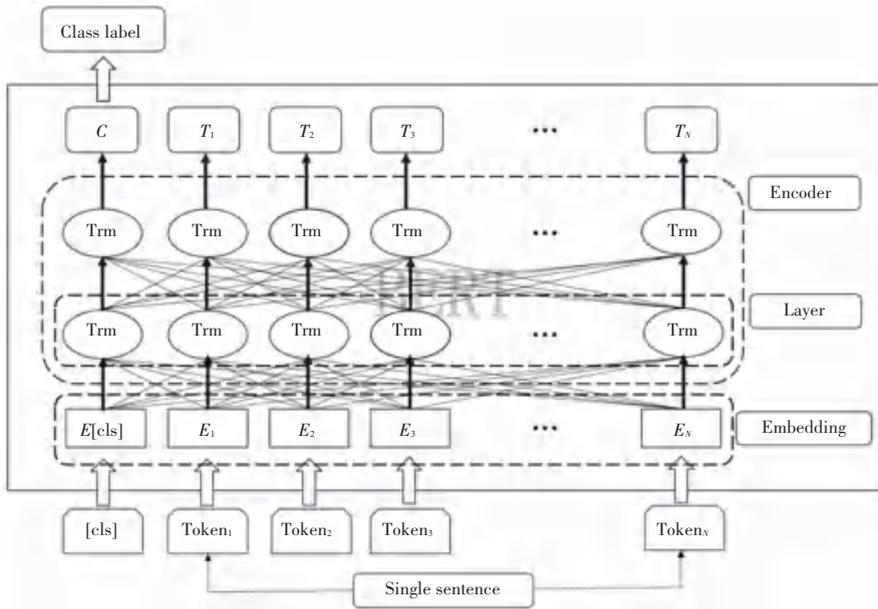


图 2 BERT 模型结构图

Fig. 2 Structure diagram of BERT model

研究在原 BERT 模型的基础上进行了参数调整,改变其输出层,使其达到三分类的效果,对于输入的文本数据,在输出时可根据其内在机制将数据分为 3 类。在预训练阶段,论文使用的 BERT 模型准确率可达到 91% 以上,具有良好的情感识别和分类效果。

1.2 基于 VADER 的用户评论情感赋值

1.2.1 VADER

VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) 是一种基于情感词典和语法规则的情感

分析工具,主要由情感词典和基于语法规则的情感分析器构成^[20],发布于 2014 年的 AAAI 会议。

与传统的词袋模型相比,VADER 能够更加准确地体现句子的真实语义;与基于模型的情感识别方法相比,VADER 具有更好的泛化能力,在多种数据上均能表现出较好的性能。

情感词典的构建是其最核心的部分,情感词典的内容主要来源于现有的一些情感词库,如 LIWC、ANEW 和 GI,并在此基础上再将社交媒体中表达情感的众多词汇纳入其中。

利用 VADER 对文本进行情感分析,得到 4 种得分结果。包含:正向得分(*pos*)、负向得分(*neg*)、中性得分(*neu*)和综合情感得分(*compound*)。论文将经过归一化处理的 *compound* 作为文本的最终得分,用户评论的情感得分由词典中每个单词经规则调整的效价得分的总和计算得出,然后将情感得分归一化在 $[-1]$ 和 $[1]$ 之间, $[-1]$ 和 $[1]$ 分别代表极负和极正的情感强度,归一化是为了降低评论中某一情感词对最终情感表达的影响。

1.2.2 扩充 VADER 情感词库

在 VADER 原有 7500+情感词库的基础之上,论文通过人工添加一些符合新能源汽车的情感特征词,以扩充 VADER 自身词库,使得在对新能源汽车用户评论进行情感分析时更具有针对性。

但 VADER 所做的情感词标记等只是针对英文,对于中文数据不能直接使用,因此需要在使用前通过 Python 调用“My Memory 翻译记忆数据库”的 API 接口,将原始中文数据翻译成英文。翻译完成后,接着调用 VADER 对其进行情感评分。在扩充 VADER 情感词库的过程中需要进行以下操作。

(1) TF-IDF 词频统计。TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) 是一种常见的统计关键词的方法,包含 TF 和 IDF 两个部分。这里,TF 表示词频,代表一个词在文件中出现的频率值,IDF 表示逆向文件频率。其计算公式如下:

$$TF - IDF = tf_{ij} \times idf_i = \frac{n_{ij}}{\sum_k n_{kj}} \times \log\left(\frac{|D|}{1 + |D_{ii}|}\right) \quad (1)$$

其中, n_{ij} 表示文档 j 中词 i 的出现次数; $\sum_k n_{kj}$ 表示将文档中所有 i 词出现次数进行求和; $|D|$ 表示文本集中的所有文本数; $|D_{ii}|$ 表示文本中含有词 i 的文本数。

TF-IDF 的数值越高,说明在该文档中该词的重要性就越高。

TF-IDF 词频统计主要是对预处理后的文本评论数据进行词频统计,并按出现的频率将其排序,以便后续进行特征情感词的挑选。

(2) 人工添加情感特征词。首先从经过 TF-IDF 统计出的词语中选出前 1 000 个单词,然后由 10 位独立的专业领域人士来评估想要添加到情感词典中的每个单词,确定该词是否能够表达用户情感。最终将挑选出来的符合条件的情感特征词在转换成英文后,添加进 VADER 原始情感词库中,形成扩充后的 VADER 情感词库。

2 案例分析

本节中,案例基于爬取的“汽车之家”和“爱卡汽车网”真实用户评论数据,分品牌和维度来验证论文所提出的情感分析模型,并给出验证结果和相关参考建议。

2.1 数据收集和预处理

论文数据源自“汽车之家”和“爱卡汽车网”新能源汽车用户真实评论数据。“汽车之家”和“爱卡汽车网”在中国汽车网中排名靠前,用户评论较为真实且质量较高,具有一定的行业代表性。同时,上述两大汽车网站对于汽车的评论可分维度查询。论文选取的是“汽车之家”和“爱卡汽车网”口碑界面共有的 6 个维度,分别是“外观”、“内饰”、“空间”、“续航”、“性价比”、“舒适性”。

论文选取目前中国新能源汽车销量排名靠前的五大汽车品牌——“特斯拉”、“比亚迪”、“小鹏”、“理想”、“蔚来”,并分上述 6 个维度针对性爬取相关用户评论数据。使用八爪鱼采集器共在“汽车之家”和“爱卡汽车网”的口碑界面爬取到 50 520 条用户评论数据。其中,“特斯拉”5 246 条、“比亚迪”13 314 条、“小鹏”14 204 条、“理想”4 270 条、“蔚来”13 486 条。部分评论如图 3 所示。接着对原始评论数据进行预处理,主要包括去除重复评论和无效评论、文本拆分、去除特殊符号,如“@”以及 emoji 表情等,经过预处理后得到可用数据共 44 884 条。其中,“特斯拉”5 190 条、“比亚迪”11 514 条、“小鹏”12 334 条、“理想”4 261 条、“蔚来”11 585 条。部分评论文本数据如图 3 所示。

外观大气,非常漂亮。内饰整体式样好,非常漂亮。车的设计中规中矩,内饰是空档白光,然后有蓝色线条搭配,感觉好看。空间中规中矩,比一些合资车空间宽,坐着还是蛮舒服。冬天暖和好像没有想象的那么好但是用下来还不错用了。整体感觉性价比还是蛮不错的。性价比方便一下下来花不了多少冤枉。座椅的舒适性不错,空调还可以,噪音控制85分,座椅感受不如前座舒适。

图3 部分评论文本数据

Fig. 3 Partial comment text data

2.2 用户评论情感分类预测结果

将预处理好的各品牌、维度数据全部导入到预先训练好的 BERT 模型中,输出结果显示:在 44 884 条用户评论数据中,正向评价占 87.22% (39 149 条),负向评价占 11.18% (5 016 条),中性评价约占 1.60% (719 条)。这说明用户对新能源汽车整体上持看好的态度。各品牌及其维度的具体评价分类结果见图 4。

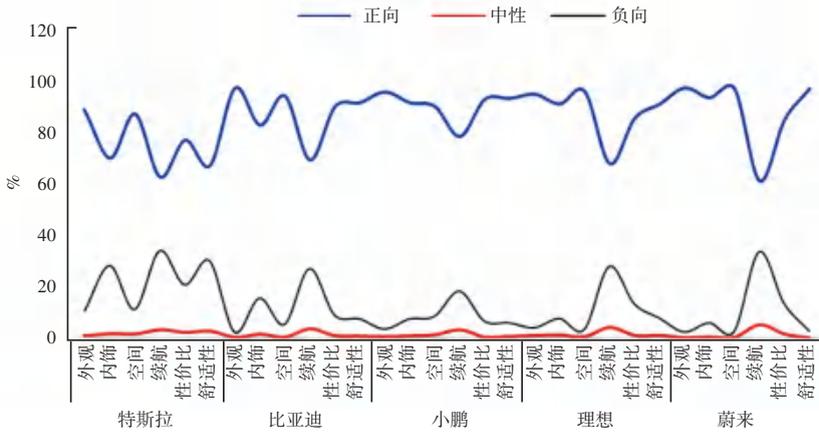


图 4 三分类预测结果折线图

Fig. 4 Line chart of three classification prediction results

由于中性评论没有任何情感倾向,也不会对最终分析结果造成影响,因此,为了方便后续分析,论文选择剔除中性评论,这样不仅可减少文本分析任

务量,同时也可以降低该评论对后续情感分析的影响,使得情感分析更具有针对性和准确性。去除中性评论之后还剩下评论 44 165 条,如图 5 所示。

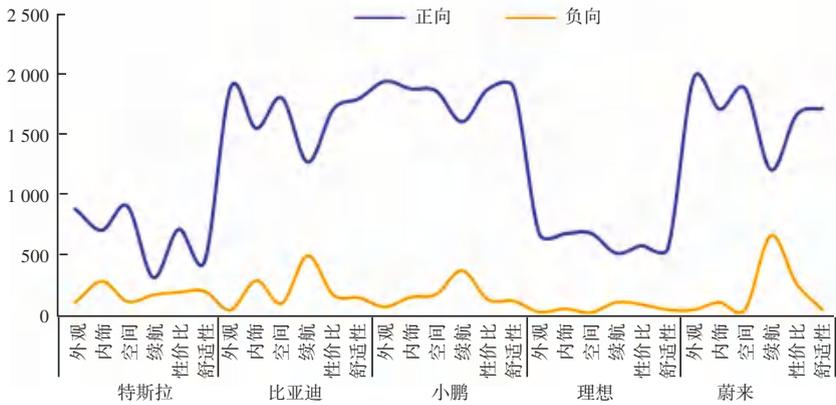


图 5 剔除中性评论后文本数据折线图

Fig. 5 Line chart of text data after removing neutral comments

由图 5 可以直观地看出,用户对新能源汽车整体呈看好趋势,同时对每个汽车品牌的不同维度的评价也不尽相同,普遍评价最高的是新能源汽车的“外观”,而“续航”则普遍评价最低。由此可以看出,目前新能源汽车在“外观”上做得较好,而在“续航”方面存在着很大不足,还有较大的提升空间。

统计见表 1。同时,生成词云图可视化,并得出词频统计柱状图,结果如图 6 和图 7 所示。

表 1 用户评论词频部分统计表

Table 1 Statistical table of user comment word frequency

关键词	数量	条数	TF-IDF
空间	16 385	8 742	0.016 50
座椅	9 761	7 407	0.010 80
内饰	7 849	6 282	0.009 40
舒适性	7 682	6 064	0.009 30
外观	6 273	5 300	0.008 10
性价比	4 776	4 238	0.006 80
电耗	3 456	2 698	0.005 80
价格	2 474	2 181	0.004 50
科技	2 238	2 122	0.004 10
宽敞	1 529	1 377	0.003 20

同时,五大汽车品牌中,其他维度评价最高的是“小鹏”,最低的是“特斯拉”,其余 3 个品牌处于二者之间。由此也可以看出,用户对不同品牌新能源汽车的评价存在着明显的区分度。

2.3 用户评论情感得分结果分析

2.3.1 VADER 情感词库扩充结果

首先将预处理后的评论数据进行分词处理,并利用 TF-IDF 词频统计方法统计了预处理后的评论中频率最高的前 1 000 个单词,用户评论词频部分



图6 用户评论词云图

Fig. 6 Cloud chart of user comment words



图7 用户评论词频部分统计柱状图

Fig. 7 Statistical histogram of user comment word frequency

最终从这1 000个词中选择了200个能够表达主观性的情感特征词,将其翻译成英文并从极负[-4]到极正[4]进行标记。添加的部分情感词见表2。

表2 添加的部分情感词示例

Table 2 Examples of added emotional words

中文	英文	平均情感分	标准差	具体情感得分
舒适	comfort	3.5	0.806 2	[3,4,2,3,4,3,5,3,4,4]
便宜	cheap	2.4	0.916 5	[3,2,3,1,2,1,2,3,3,4]
宽敞	spacious	2.6	1.208 3	[3,2,1,0,3,3,4,4,2,3]
科技	technology	3.0	0.774 6	[3,4,2,4,3,3,4,2,2,3]
噪音	noise	-3.4	0.800 0	[-3,-4,-3,-5,-4,-3,-3,-4,-2,-3]

2.3.2 情感得分及排序结果

在用VADER对评论数据进行情感赋值前,需要验证上文所述的调用“My Memory”翻译记忆数据库”API接口,将数据集翻译成英文的效果。经验证,其效果可行。

通过Python代码调用VADER,并将分类好的评论数据导入其中,此后根据VADER自身语法规则对每条翻译好的评论进行情感赋值,将输出的5个新能源汽车品牌的6个维度的每条评论情感综合得分进行汇总,并计算出每个维度的总得分。

然后将总得分取其平均值,取平均是为了降低得分中两极得分对最终得分的影响,具体情感值计算结果见表3。

表3 用户评论数据最终情感得分表

Table 3 Final emotional score of user comment data

品牌	维度	情感总值	评论数	平均情感值
特斯拉	外观	511.612 4	994	0.514 70
	内饰	403.921 1	997	0.405 14
	空间	376.185 9	1 029	0.365 58
	续航	99.494 1	490	0.203 05
	性价比	324.609 0	917	0.353 99
	舒适性	243.450 3	654	0.372 25
比亚迪	外观	1 316.579 4	1 941	0.678 30
	内饰	972.719 8	1 853	0.524 94
	空间	898.568 1	1 918	0.468 49
	续航	559.130 8	1 779	0.314 29
	性价比	929.770 0	1 893	0.491 16
	舒适性	1 233.291 4	1 958	0.629 87
小鹏	外观	1 230.405 9	2 026	0.607 31
	内饰	1 187.628 7	2 044	0.581 03
	空间	827.158 7	2 050	0.403 49
	续航	588.991 1	1 991	0.295 82
	性价比	1 110.327 4	2 021	0.549 40
	舒适性	1 375.730 2	2 024	0.679 71
理想	外观	419.599 1	713	0.588 50
	内饰	414.344 3	741	0.559 17
	空间	369.341 4	712	0.518 74
	续航	179.175 1	733	0.244 44
	性价比	316.986 2	676	0.468 91
	舒适性	363.793 2	609	0.597 36
蔚来	外观	1 077.019 5	2 029	0.530 81
	内饰	854.526 9	1 830	0.466 95
	空间	675.261 1	1 944	0.347 36
	续航	316.916 3	1 882	0.168 39
	性价比	782.982 7	1 940	0.403 60
	舒适性	1 143.926 2	1 777	0.643 74

接着根据情感得分高低对每个品牌的各维度进行排序,排序结果如图8所示。

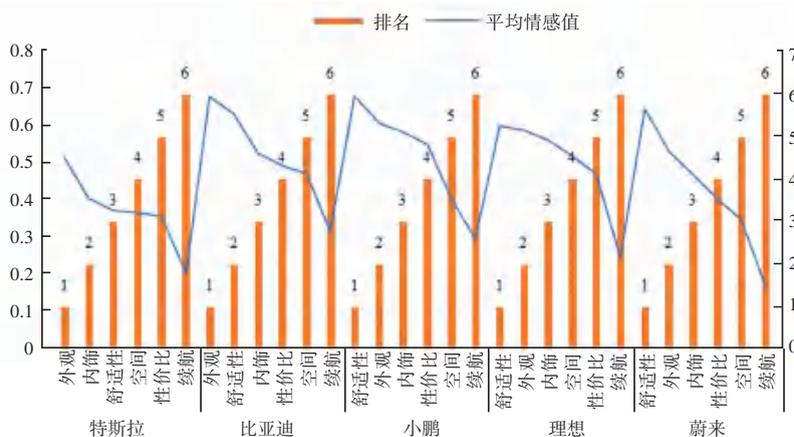


图8 各品牌维度情感得分排序图

Fig. 8 Ranking chart of emotional scores for each brand dimension

由平均情感值整体可以看出:各汽车品牌的各个维度得分都不相同,有明显的区分度。其中,“外观”排在首位的是“特斯拉”和“比亚迪”,但“比亚迪”的平均情感值明显高于“特斯拉”;“舒适性”排在首位的是“小鹏”、“理想”和“蔚来”,但“小鹏”的平均情感值要高于后两者。

具体而言,对于“特斯拉”,用户对“外观”、“内饰”方面比较满意,而“续航”和“性价比”则需进一步完善;对于“比亚迪”,其在“外观”和“舒适性”方面做得比较好,而“续航”和“空间”方面存在着不足;对于“小鹏”,用户对“舒适性”和“外观”的体验感较好,而“续航”和“空间”的体验感则一般;对于“理想”,用户对“舒适性”和“外观”方面比较满意,而“续航”和“性价比”则需进一步完善;对于“蔚来”,“舒适性”和“外观”是其优势,而“续航”和“空间”整体欠佳。

由以上结果可得出相关结论和建议:

(1)对于企业而言。消费者对于新能源汽车最满意的是“外观”和“舒适性”,而普遍对“续航”和“空间”的满意度不高。因此,各大新能源汽车企业应注重对“续航”和“空间”的进一步完善,以更好地建立和提升自身品牌优势、满足用户需求。

(2)对于消费者而言。消费者可根据个人对新能源汽车的不同关注点和个性化需求,参考以上分析结果,从而选择更加适合自身需要的新能源汽车产品。

3 结束语

为了更好地分析新能源汽车用户评论的情感倾向,深度挖掘用户需求,本文运用了基于BERT模型和VADER的分析方法,分维度对多个新能源汽车

品牌的用户评论进行了情感分析。通过爬取“汽车之家”和“爱卡汽车网”上的用户真实评论数据,首先,用调参后的BERT模型对预处理后的各维度文本数据进行了整体情感倾向分类预测;接着,在VADER情感词库的基础上加入新能源汽车相关特征词,进行了情感词库的扩充;最后,基于VADER的语法规则对各维已分类好的评论数据进行情感赋值并排序。结果表明,本文所提出的基于BERT模型和VADER的情感分析框架可以完成相应的情感分析任务,并能取得良好的效果,能够为未来企业的改进和用户产品选择提供相关参考价值。在未来的研究中可以考虑采用所选平台之外的数据,并进一步优化现有模型和方法;同时可以在多模态数据信息上进行深入全面的研究与探索。

参考文献

- [1] 夏治斌,石英婧. 实探车市“金九银十”:车企打出促销组合拳 新能源销量持续走高[N]. 中国经营报, 2023-10-16.
- [2] 钟佳娃,刘巍,王思丽,等. 文本情感分析方法及应用综述[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(6): 1-13.
- [3] AHMED M, CHEN Q, LI Z. Constructing domain-dependent sentiment dictionary for sentiment analysis[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32: 14719-14732.
- [4] 李晨,朱世伟,魏墨济,等. 基于词典与规则的新闻文本情感倾向性分析[J]. 山东科学, 2017, 30(1): 115-121.
- [5] BORG A, BOLDT M. Using VADER sentiment and SVM for predicting customer response sentiment[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 162: 113746.
- [6] 王开心. 基于Pre-LN Transformer的情感分析研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2022.
- [7] 刘丽,岳亚伟. 面向高校学生微博的跨粒度情感分析[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(6): 1618-1622.
- [8] HUQ M R, AHMAD A, RAHMAN A. Sentiment analysis on Twitter data using KNN and SVM[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2017, 8(6):

19-25.

- [9] 徐鹏, 罗梓汛, 黄昕凯. 基于 Bert-BiLSTM 的商品评论情感分析研究[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(11): 186-191.
- [10] 王跃跃. 基于 Albert 和句法树的方面级情感分析[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(4): 52-59.
- [11] 张晋敏, 李旭芳, 樊弟军. 基于 BiGRU 模型的多模态网络舆情情感分析[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(1): 191-193.
- [12] BENNETT R, KOTTASZ R, SHAW S. Factors potentially affecting the successful promotion of electric vehicles[J]. Journal of Social Marketing, 2016, 6(1): 62-82.
- [13] SINGH V, SINGH V, VAIBHAV S. A review and simple meta-analysis of factors influencing adoption of electric vehicles [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2020, 86: 102436.
- [14] 范黄健, 叶楠, 张梦婷. 基于多源数据的新能源汽车用户满意度分析[J]. 经营与管理, 2024(2): 32-39.
- [15] 黄鲁成, 王小丽, 吴菲菲, 等. 基于网络信息挖掘的创新政策公众感知研究:以新能源汽车政策为例[J]. 科学学与科学技术管理, 2019(6): 21-36.
- [16] 余帆. 基于文本挖掘的新能源轿车用户情感分析[J]. 物流工程与管理, 2022, 44(1): 137-140.
- [17] 李春林, 冯志骥. 基于文本挖掘的新能源汽车用户评论研究[J]. 特区经济, 2020(4): 148-151.
- [18] 张梦婷, 叶楠, 范黄健. 基于情感分析的新能源汽车用户评论语义网络分析与主题建模[J]. 科技和产业, 2022, 22(12): 364-369.
- [19] 刘欢, 张智雄, 王宇飞. BERT 模型的主要优化改进方法研究综述[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(1): 3-15.
- [20] HUTTO C, GILBERT E. Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text[C]//Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media. Ann Arbor: AAAI, 2014: 216-225.