

文章编号: 2095-2163(2020)08-0033-04

中图分类号: TP399

文献标志码: A

# 基于多头注意机制的用户评论情感可视分析

陈艳君<sup>1</sup>, 周欣<sup>1,2</sup>, 卿粼波<sup>1</sup>, 王正勇<sup>1</sup>

(1 四川大学电子信息学院, 成都 610065; 2 中国信息安全测评中心, 北京 100085)

**摘要:**情感可视化作为用户选择相应产品或服务的重要情报支撑。当下的网络用户评论文本数据量大,难以获取有效信息,而对用户评论进行情感可视分析,能够为用户购买决策提供一个基于大规模数据分析的有效方案。本文使用BERT嵌入和多头注意机制,对交互式注意网络的情感倾向性分析方法加以改进,提出基于多头注意机制的方面级别情感分析(Multi-Head Attention for Aspect-Level Sentiment Analysis, MHA-ASA)模型,并对用户关注的特征属性及其包含的情感极性进行可视化分析。实验证明MHA-ASA模型有效提高了情感分类的准确性,能够准确提取用户评论中不同属性的情感倾向,通过可视化分析结果,抓住用户对产品的关注点和满意度,具有一定的实用性和有效性。

**关键词:**用户评论;情感分析;多头注意力;可视化

## Sentimentvisual analysis of user comments based on multi-head attention

CHEN Yanjun<sup>1</sup>, ZHOU Xin<sup>1,2</sup>, QING Linbo<sup>1</sup>, WANG Zhengyong<sup>1</sup>

(1 College of Electronic Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2 China Information Technology Security Evaluation Center, Beijing 100085, China)

**[Abstract]** Emotional visualization serves as an important intelligence support for users to choose corresponding products or services. Nowadays, the amount of text data of online user reviews is large, and it is difficult to obtain effective information. Sentiment visual analysis of user reviews can provide an effective solution based on large-scale data analysis for user purchase decisions. This paper uses the BERT embedding and the multi-head attention mechanism to improve the emotional tendency analysis method of the interactive attention network, and proposes a Multi-Head Attention for Aspect-Level Sentiment Analysis (MHA-ASA) model based on the multi-head attention mechanism. It also visually analyzes the characteristic attributes that users pay attention to and the emotional polarity they contain. Experiments prove that the MHA-ASA model effectively improves the accuracy of sentiment classification, can accurately extract the emotional tendencies of different attributes in user reviews, and visualize the analysis results to capture the user's attention and satisfaction of the product. It has certain practicality and effectiveness.

**[Key words]** user review; sentimental analysis; multi-head attention; visualization

## 0 引言

就电子商务领域而言,评论内容中的反馈信息在用户购买决策中至关重要,大量的评价数据可以分析挖掘顾客对产品的情感倾向<sup>[1]</sup>。目前,用户评论情感分析技术的应用研究主要涉及产品评论、特征评分和用户界面三大领域<sup>[2-3]</sup>。其中,产品评论分析应用最为频繁<sup>[4]</sup>。通过识别非结构化评论文本中的主观性评论,进一步分析挖掘消费者喜好。李涵昱等<sup>[5]</sup>实现了评论文本中的商品属性和情感词的自动抽取,黄仁等<sup>[6]</sup>对商品评论进行基于word2vec的情感分类。复旦大学林钦和设计的商品评论分析系统,能自动采集商品的评论数据,并通过情感计算进行可视化分析,为用户提供合理的购物决策<sup>[7]</sup>。

由于评论文本中的商品属性不唯一,为了识别对

应属性的情感倾向,对方面级别的情感分析研究应运而生。基于交互式注意网络的方面级别的情感分类模型(Interactive Attention Networks for Aspect-Level Sentiment Classification, IAN)<sup>[8]</sup>,使用LSTM把方面词和文本词交互后将结果拼接分类。该模型可以针对不同的方面,挖掘用户更细腻更具体的情感表述。然而,由于LSTM难以实现并行化计算,且句子中单词间的依赖程度会随着距离增加而减弱。多头注意机制可以在不同的表示子空间里学习到更加全面的信息,有利于进行方面级别的用户评论情感分析。

约有80%以上的外界信息是人类从视觉系统中获得的<sup>[9]</sup>,Waller, R.G等<sup>[10]</sup>人提出可视化方案,实现病人综合信息的展示,使得医务工作者面临的信息过载得以缓解,提高了信息阅读效率。当下的用户评

**作者简介:**陈艳君(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:电子科学与技术;周欣(1985-),男,博士,助理研究员,主要研究方向:数据挖掘、自然语言处理;卿粼波(1980-),男,博士,副教授,主要研究方向:图像处理、图像/视频编码通信、嵌入式系统;王正勇(1969-),女,博士,副教授,主要研究方向:图像处理与模式识别、计算机视觉、智能系统。

**通讯作者:**王正勇 Email: 690728634@sina.com。

收稿日期: 2020-06-18

论信息以文本数据为主<sup>[11]</sup>,数据量大,人工分析效率低下,用户难以获取商品不同特征属性的全部评价反馈信息,信息获取不全面。结合方面级别的情感分析方法,通过丰富的可视化图形对用户评论数据进行展示,有利于应用和传播情感分析的结果。

基于以上分析,本文使用 BERT 嵌入和多头注意机制,对基于交互式注意网络的情感分析方法加以改进,提出基于多头注意机制的方面级别情感分析(MHA-ASA)模型,对用户评论进行情感倾向性分析。以 laptop 产品为研究对象,提取用户关注的特征属性及其情感信息,并对评论反馈信息的统计数据可视化,识别出 laptop 产品对用户决策影响的 TOP16 的特征属性,抓住用户对产品的关注点和满意度,为用户选择提供决策依据。

### 1 基于多头注意机制的用户评论情感可视分析模型

通过相关研究发现,目前对用户评论情感分析大多侧重于算法层面的提升,而针对评论文本的情感可视化研究缺少完整的分析流程。因此,可在基于方面级别的情感分析过程中,提取用户评论中的不同特征属性及其情感信息,通过可视化分析,为用户提供更加可靠的决策依据。本文以 laptop 产品为研究对象,提出基于多头注意机制的方面级别情感分析模型对用户评论文本进行情感分类;提取评论文本中的特征属性,结合其情感信息进行可视化分析。系统完整架构如图 1 所示。

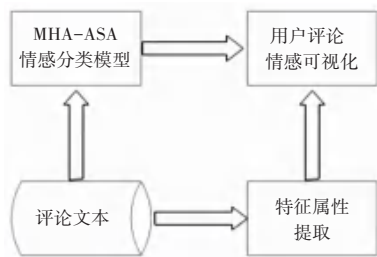


图 1 基于多头注意机制的用户评论情感分析模型

Fig. 1 Sentiment analysis model of user reviews based on multi-head attention

### 2 基于多头注意机制的方面级别情感分析模型

在上述模型中,MHA-ASA 情感分类模型是用户评论情感可视化分析的核心。基于方面级别的情感分析,找出给定方面词在句子中的情感极性,为商品评论中的情感分类指出了新方向。基于交互式注意网络的情感倾向性分析方法以单词嵌入作为输入,使用两个 LSTM 网络,分别在单词级别上针对目标及其上下文获取单词的隐藏状态。虽然 LSTM 具有很高的表现力,但是它们很难并行化,并且随着时

间的反向传播(BPTT)需要大量的内存和计算量。此外,还会影响模型在较长时间范围内捕获依赖项的能力<sup>[12]</sup>。尽管 LSTM 可以缓解部分梯度消失的问题,从而保持长距离信息,但这通常需要大量的训练数据。随着用户反馈信息的不断涌现,大多数评论文本中包含不同属性的情感倾向,需要获取更加全面的情感信息。为了解决上述问题,本文使用 BERT 嵌入和多头注意力对 IAN 模型加以改进,提出基于多头注意机制的特定方面情感分析(Multi-Head Attention for Aspect-Level Sentiment Analysis, MHA-ASA)模型。使用多头注意机制在上下文和目标之间进行建模,并使用该模型对句子中方面目标的情感极性进行分类。MHA-ASA 模型的系统架构如图 2 所示。

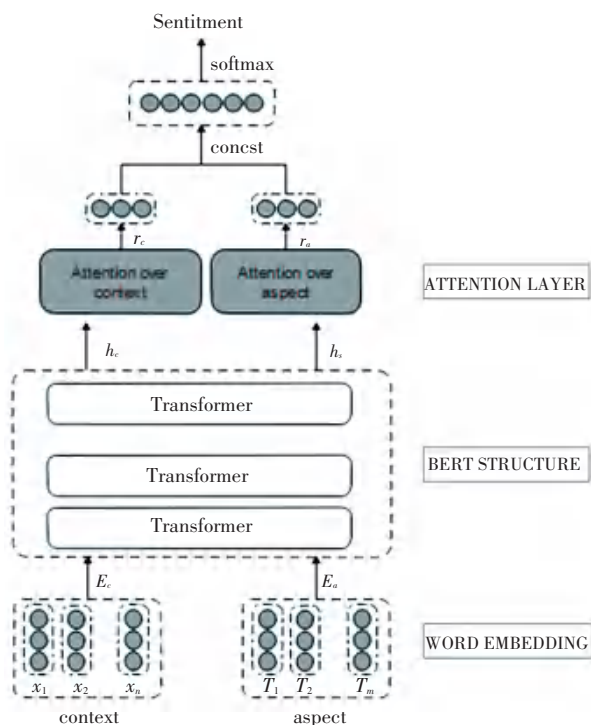


图 2 MHA-ASA 总体架构

Fig. 2 Overall architecture of MHA-ASA

### 2.1 BERT 结构层

LSTM 可以在一定程度上缓解消失梯度的问题,从而保持长距离信息。但这通常需要大量的训练数据,且难以并行化。使用预训练的 BERT 生成序列的字向量模型,可以弥补 LSTM 的缺陷。首先,删除所有的数字、标点符号和重音符号,并将所有的内容转换为小写;然后,在适当的位置添加 [CLS] 和 [SEP] 令牌,每个序列以 [CLS] 开始(分类标记),以 [SEP] 结束(分离标记),与 [CLS] 令牌对应的输出嵌入为可以用于对整个序列进行分类的序

列嵌入<sup>[13]</sup>。BERT 的实际输入情况如图 3 所示。

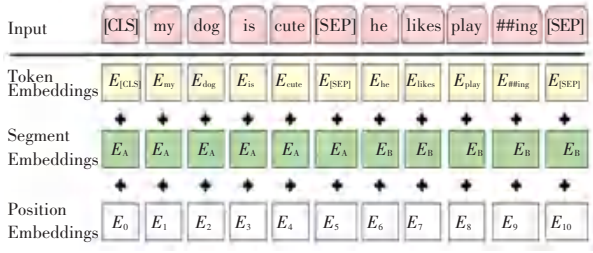


图 3 BERT 的实际输入值

Fig. 3 The actual input value of BERT

## 2.2 多头注意机制

传统的注意力机制仅考虑到词与词之间单一层面的注意力信息,而多头注意力通过计算句子在不同线性变换下的表示来获取更全面的注意力信息<sup>[14]</sup>。用户评论信息中常常包含不同属性的情感信息,模型中引入多头注意机制对于获取用户评论信息中不同属性的情感信息具有重要意义。本文采用多头注意力机制来构建 MHA-ASA 模型的注意力网络。

### 2.2.1 上下文自注意力(Attention over Context, AoC)

对上下文词向量矩阵中每一个词向量进行自注意力操作。例如输入一个句子,则句子中的每个词都要进行注意力分数计算,以评估该词与句子中的所有词的关系,以便学习句子中每一个单词与其它单词的依赖关系,进而捕获输入句子的全局结构信息。通过以下方式,可以成功地表示获取自注意力信息的上下文:

$$r^c = Z_{mha}(E^c, E^c). \quad (1)$$

其中,  $z_{mha}$  表示多头注意机制 ( $Q = K$ ),  $E^c$  表示上下文嵌入。

在自注意力操作之后,获得具有词间依赖性的上下文表示  $r^c = \{r_1^c, r_2^c, \dots, r_n^c\}$ , 其中  $n$  表示单词划分时句子的长度。

### 2.2.2 特定方面注意力(Attention over Aspect, AoA)

将特定方面词向量矩阵与上下文词向量矩阵做注意力运算,获取对特定方面的注意力信息,从而加强模型对特定方面的关注程度。可以通过以下方式获得具有特定方面注意力的方面目标表示形式:

$$r^a = O_{mha}(E^c, E^a). \quad (2)$$

其中,  $O_{mha}$  表示多头注意机制 ( $Q \neq K$ ),  $E^a$  表示方面目标嵌入。

在该交互式的注意力学习过程之后,每个给定的目标词  $E_j^a$  将获得具有上下文语境目标表示  $r^a = \{r_1^a, r_2^a, \dots, r_m^a\}$ 。其中,  $m$  表示句子中包含的方面词

的数量。

为了计算输入嵌入隐藏层的输出状态,对上文获得的内省上下文表示  $r^c$  和具有上下文语境的目标表示  $r^a$  进行卷积处理,转换多头注意机制收集到的上下文信息,获得注意力编码器层的输出隐藏状态  $h^c = \{h_1^c, h_2^c, \dots, h_n^c\}$  和  $h^a = \{h_1^a, h_2^a, \dots, h_m^a\}$ 。通过平均隐藏状态得到前一个输出的最终表示,将其连接作为分类器的输入向量  $r$ 。

$$r_{final}^c = \sum_{i=1}^n h_i^c / n, \quad (3)$$

$$r_{final}^a = \sum_{j=1}^m h_j^a / m, \quad (4)$$

$$r = [r_{final}^c; r_{final}^a]. \quad (5)$$

然后,使用非线性层将  $r$  投射到目标 C 类的空间中。即:

$$X_s = W_s \cdot r + b_s, \quad (6)$$

$$x = \tanh X_s. \quad (7)$$

其中,  $W_s$  和  $b_s$  分别表示权重矩阵和偏差。

预测的情感极性分布可由如下公式计算获得:

$$y_i = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{k=1}^c \exp(x_k)}. \quad (8)$$

## 2.3 实验结果与分析

本次研究的评论数据来源为 SemEval 2014 Task 4<sup>[15]</sup>, 数据集中的笔记本电脑评论, 这些数据被标记为三种情感极性: 积极, 中性和消极。其中包含 2328 条训练数据和 638 条测试数据, 将其作为用户评论情感分析研究的实验数据集, 见表 1。

表 1 实验使用的数据集统计信息

Tab. 1 Statistical information of data sets used in the experiment

Dataset	Positive	Neural	Negative	total
laptop-train	994	464	870	2328
laptop-test	341	169	128	638

针对笔记本电脑的 2966 条评论数据, 采用预训练好的 BERT-Base 模型, Transformer 块设置为 12, 隐藏层的大小为 768, 自我注意头的数量为 12, 预训练模型的参数总数为 110M。随机失活率 dropout 为 0.1, 模型迭代次数 epoch 设置为 10, batch\_size 为 16, 使用 Adam 优化器<sup>[16]</sup>来更新所有参数, 学习率设置为  $5e-5$ 。

表 2 展示了 MHA-ASA 模型与 IAN 模型在 laptop 评论数据集上的对比结果。结果表明, BERT 嵌入和多头注意机制有效改善了模型的准确率, 提升了约 3 个百分点, 验证了模型的有效性。



表2 模型结果对比

Tab. 2 Comparison of model results

Models	Accuracy/%
IAN <sup>[8]</sup>	72.10
MHA-ASA	75.39

### 3 特征属性提取及情感可视化

本文以 laptop 产品为研究对象,使用 MHA-ASA 模型对用户评论中方面目标的情感进行分类,提取评论信息中用户关注的特征属性及其情感信息。文中使用 SemEval2014 任务 4 中的 laptop 评论语料,语料集三行为一组,第一行是被 BERT 的 token 替换后的评论原文,第二行是商品特征属性,第三行是情感极性。针对 2966 条评论数据,包含 1335 条积极评论、633 条中性评论和 993 条消极评论。首先对语料集数据进行预处理操作,利用 python 技术对其进行机械去重,使用 jieba 分词技术对评论数据进行分词及词频统计,并将不同特征属性的情感信息一并统计分类。通过上述方法获取 laptop 产品中用户关注的 TOP16 特征属性及其对应的用户情感分类信息,利用 echarts 技术绘制特征属性雷达如图 4 所示。

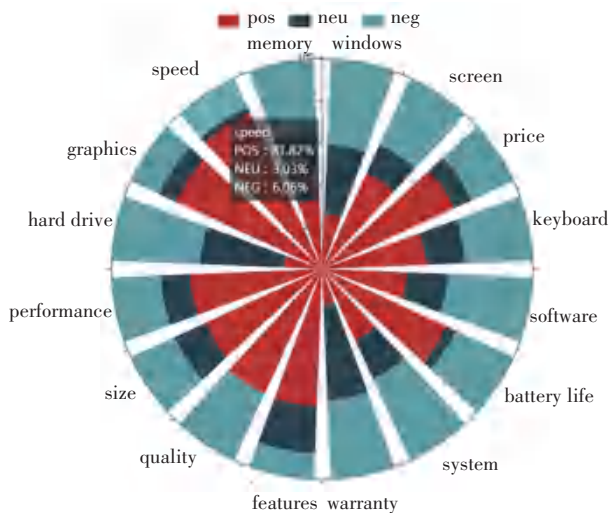


图4 laptop 特征属性雷达图

Fig. 4 Radar map of laptop feature properties

每个扇形代表一种特征属性的用户满意度,扇形的 3 种颜色分别代表用户评论中积极、中性和消极情感的比例。通过特征属性雷达图可以分析得出:laptop 的用户满意度最高的一个属性是 speed。相对地,用户体验感较差的是 hard drive 和 warranty,其消极情感占比较大。该方法有利于商家回收用户满意度,对产品的更新换代具有指导意义。结合特征属性的可视化展示,不仅企业可以通过用户满意度对产品做出针对性改进,用户也可以根据

现有产品评论中的信息做出更精准的购买决策。

### 4 结束语

识别产品的用户情感信息可以为用户提供更有价值的购买决策。LSTM 难以实现并行化,且传统注意力机制仅考虑词与词之间单一层面的注意力信息。因此,本文构建了基于多头注意机制的方面级别情感倾向性分析模型(MHA-ASA),提供了足够的信息来判断方面目标的情感极性,以 SemEval2014 任务 4 中的 laptop 评论数据作为实验数据集,提高了算法层面的准确性。提取评论内容中 TOP16 的特征属性及其情感极性并进行可视化展示。实验证明,用户评论的情感可视化分析可以从更细粒度的角度分析出消费者对于商品或服务的某一个属性的满意度,商家以此分析自己产品或服务存在的不足和优势,从而进行改进。

### 参考文献

- [1] 严立军. 电子商务用户反馈信息的可视化研究[D]. 华南理工大学,2019.
- [2] 周建,刘炎宝,刘佳佳. 情感分析研究的知识结构及热点前沿探析[J]. 情报学报,2020,39(1): 111-124.
- [3] 朱琳琳,徐健. 网络评论情感分析关键技术及应用研究[J]. 情报理论与实践,2017,40(1): 121-126.
- [4] ADAMIC L A, ADARE. Friends and neighbors on the web[J]. Social Networks,2003,25(3):211-230.
- [5] 李涵昱,钱力,周鹏飞. 面向商品评论文本的情感分析与挖掘[J]. 情报科学,2017(1): 51-55,61.
- [6] 黄仁,张卫. 基于 word2vec 的互联网商品评论情感倾向研究[J]. 计算机科学,2016,43(S1):387-389.
- [7] 林钦和. 基于情感计算的商品评价分析系统设计与实现[D]. 复旦大学,2013.
- [8] MAD, LI S, ZHANG X, et al. Interactive Attention Networks for Aspect-Level Sentiment Classification[J]. 2017.
- [9] 杨斯楠,徐健,叶萍萍. 网络评论情感可视化技术方法及工具研究[J]. 数据分析与知识发现,2018,2(5):77-87.
- [10] WALLER R G, WRIGHT M C, SEGALL N, et al. Novel displays of patient information in critical care settings: a systematic reviews [J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2019,26(5):479-489.
- [11] 范炜昊,徐健. 基于网络用户评论情感计算的用户痛点分析——以手机评论为例[J]. 情报理论与实践,2018,41(1):94-99.
- [12] WERBOS P J. Backpropagation through time: what it does and how to do it[J]. Proceedings of the IEEE,1990,78(10):1550-1560.
- [13] Munikar M, Shakya S, Shrestha A. Fine-grained Sentiment Classification using BERT[J]. 2019.
- [14] 孙小婉,王英,王鑫,孙玉东.面向双注意力网络的特定方面情感分析模型[J]. 计算机研究与发展,2019,56(11):2384-2395.
- [15] MariaPontiki, Dimitris Galanis, John Pavlopoulos, et al. SemEval-2014 task 4: Aspect based sentiment analysis. [J]. Association for Computational Linguistics,2014.
- [16] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization[J]. Computer Science, 2014.