

一种基于语义相似性的情感分类方法



马晓慧¹ 贾君枝² 周湘贞³ 闫俊伢¹

1 山西大学商务学院信息学院 太原 030031

2 中国人民大学信息资源管理学院 北京 100872

3 中国社会科学院财经战略研究院 北京 100028

摘要 情感词典有助于情感分析,可以通过词语匹配来进行情感分类。但是,情感词典在词汇覆盖和领域适应方面存在一定的局限性。为此,文中提出了一种基于语义相似性度量和嵌入表示的情感分类方法,该方法计算了待分类文本与情感词典之间的语义相似度,将语义距离和基于嵌入的特征结合起来进行情感分类,有助于解决语义特征利用不足的问题。文中分别采用词向量、情感词典匹配和所提方法提取的特征向量来对情感分类性能进行了评估。实验结果表明,所提方法整体上优于对比方法。在3种电商评论测试语料中,所提方法的F1平均值达到了83.46%,相比对比方法提升了8.26%。其中,利用词嵌入与ECSD(E-Commerce Sentiment Dictionary)相结合提取的语义分类效果最佳,性能提升达到了9%,表明通过结合语义相似度可以丰富提取的情感语义特征,能够有效提升情感分类的性能。

关键词:情感词典;词嵌入;语义相似;特征选择;情感分类

中图分类号 TP391

Semantic Similarity-based Method for Sentiment Classification

MA Xiao-hui¹, JIA Jun-zhi², ZHOU Xiang-zhen³ and YAN Jun-ya¹

1 Information Faculty, Business College of Shanxi University, Taiyuan 030031, China

2 School of Information Resource Management, Renmin University of China, Beijing 100872, China

3 National Academy of Economic Strategy, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100028, China

Abstract The sentiment lexicon is helpful for sentiment analysis and can be used to classify sentiment by word matching. However, sentiment lexicon has some limitations in terms of vocabulary coverage and domain adaptation. Therefore, this paper proposes a sentiment classification method based on semantic similarity measurement and embedding representation, which calculates the semantic similarity between the text to be classified and the sentiment lexicon, and combines semantic distance and embedding-based features to classify sentiment, so it is helpful to solve the problem of insufficient use of semantic features. In this paper, the performance of sentiment classification is evaluated by the feature vector extraction from word vectors, sentiment lexicon matching and the proposed method. Experimental results show that this method is better than the comparison method. In the corpus of three e-commerce comment tests, the average F1 value of the proposed method reaches 83.46%, an increase of 8.26% compared with the comparison method. Among them, semantic classification extracted by combining word embedding and ECSD (E-Commerce Sentiment Dictionary) has the best effect, with a performance improvement of 9%, indicating that the extracted emotional semantic features can be enriched by combining semantic similarity, and the performance of emotional classification can be effectively improved.

Keywords Sentiment lexicon, Word embedding, Semantic similarity, Feature selection, Sentiment classification

1 引言

随着网络技术的发展,用户通过博客、社交网络、论坛、网站评论、电子商务网站等形式产生的内容越来越多,这些内容

也被称为用户生成内容(User-Generated Content, UGC)。这种现象在商业和服务行业非常普遍,在酒店、电子商务、餐厅、电子产品等领域产生了广泛的影响。随着UGC呈指数级增长,工业界、学术界、公共和服务行业都在积极开展情感分析,

收稿日期:2019-10-27 返修日期:2019-12-19 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:山西省科技厅重点研发计划项目(201603D321112);山西省教育科学“十三五”规划基金项目(GH-17097);2017国家自然科学基金青年基金项目(61702026);河南省2018年度科技攻关项目(182102110277)

This work was supported by the Key Program of Shanxi Provincial Department of Science and Technology (201603D321112), 13th Five-year Plan of Shanxi Provincial Education Department (GH-17097), Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (61702026) and 2018 Science and Technology Research Project of Henan Province (182102110277).

通信作者:马晓慧(mxh1112@163.com)

以提取和分析公众情绪和观点。在这一背景下,情感分析已经成为计算机科学中的热门研究领域之一^[1]。

情感分析,也称为观点挖掘,目的是从文本中分析出人们对实体及其属性所表达的观点、评价、态度和情感,这些实体可以是各种产品、服务、机构、个人、时间、主题等^[2]。情感分析的核心是对文本中表达的情感、观点或态度进行分类,观点中所蕴含的情感极性可以分为积极、中立、消极。根据所处理文本的粒度,情感分析研究可以分为篇章级(如电影评论)、句子级(单一句子的文本)和属性级(对实体及其属性上的观点进行分析)3类^[2]。

情感分析的一个关键指标是情感词。例如,美好的、伟大的和辉煌的是褒义词汇,表达积极态度;坏的、糟糕的和可怕的是贬义词汇,表达消极态度。因此,情感词典作为情感词的集合,在研究领域得到了广泛的应用。情感词典可以分为3类:只包含情感词列表的词典,包含情感词和情感极性(情感词列表有正面和负面的标注),包含情感词、情感极性以及情感强度(情感词列表与标量数值)^[3]。

使用情感词典的最常见的方法是关键字匹配^[4],即通过检测文档中的情感词来获得相关情感值总和的情感估计。这种方法虽然简单且计算成本低廉,但是存在局限性,因为在某些情况下,情感词的极性和强度会随着语境的不同而变化,导致基于情感词典的分类性能下降^[5]。词嵌入技术(Word Embedding)^[6]是将文本编码成固定长度的向量,可由机器学习方法直接使用,使得系统能够从数据中自动提取复杂的特征,从而最小化人工工作量^[7]。

本文提出了一种基于语义相似性的情感分类方法,利用了情感词典和词嵌入技术,改进了原来关键字匹配的方法,通过计算文本词与词典词之间的语义相似性来提取文本特征,以进行情感分类。为了验证方法的有效性,本文使用了来自电商领域的2个酒店评论数据集、1个平板评论数据集和3个典型的情感词典进行实验评估。

2 相关工作

2.1 情感词典

情感词典的构建方法主要有3类^[8]:人工方法、基于词典法和基于语料库法。人工方法非常耗时,常用于检查自动化抽取的结果。基于词典的方法使用少量情感词做引导,并将它们作为种子,在已知的词典中迭代搜索相关的单词。Kamps等使用基于WordNet的距离计算方法来确定给定词的情感倾向^[9]。Guerini等将SentiWordNet中每个词所属语义的褒贬分数以及这些分数的组合作为特征,以此识别词的情感倾向^[10]。但是,基于词典的方法无法获得特定领域的情感词典。为了生成适应领域的词典,一些研究者最近使用了基于无监督模式的方法^[11]。基于语料库的词典生成方法依赖于在无监督的语料库上检测词汇的共现模式,根据一组情感词来定位语料库中的情感词^[12]。

2.2 语义相似度

如果两个对象之间存在某种语义关系,则称它们在语义上是相关的。在计算语言学中,语义关联与语义距离成反比。一般来说,语义相似是语义关联^[13]的一种特殊情况,一般分为基于语料库的方法和基于词典的方法^[14]。基于语料库的

方法主要依靠语料库中出现的词语的上下文信息和语境信息,因此主要测量词语之间的一般语义关联。基于词典的方法利用现有语义词典中的概念以及概念之间的关系来度量词语间的语义相关度。英语的语义词典以WordNet为代表,中文中使用得最多的语义词典是HowNet。基于语料库的方法具有更广泛的应用,因为其考虑了词语之间的语义关系。

基于语料库的方法基于词汇分布或词汇共现的统计进行计算^[13]。如果两个词的周围环境更相似,或者它们出现在一起的频率更高,那么这两个词就被认为更相似。根据不同的计算模型,基于语料库的相似性度量方法包含基于计数的方法^[15]和基于预测的方法^[16]。基于计数的方法对词的共现进行计数,构造一个词-词矩阵,共现统计量直接应用于概率模型、矩阵分解和降维。基于预测的方法通过预测单词周围的上下文来进向量表示。在由输入层、投影层和输出层组成的神经网络结构中,利用Word2Vec中的模型训练词向量,然后使用余弦相似度来计算词的相似度。虽然训练过程依赖于基于神经网络的监督预测模型,但真正的训练结果是单词的向量表示。基于这种思想,词嵌入的训练是无监督的,可以应用于各种文本语料库,不需要标记数据集。此外,由于使用了简单的神经网络结构,Word2Vec能够处理较大的语料库,训练非常有效。然而,由于词向量的训练只使用词序列,词之间的关系是平等的,这使得训练后的词向量之间的相似性很粗糙,无法准确地处理同义词和层次关系。

基于词典的语义相似度方法是利用同义词集中的同义词和人为定义的层次关系对这些信息进行编码,进而进行语义相似度计算。假设 $s(\omega)$ 表示词语 ω 的一组多义词,则词的相似度定义为:

$$sim_{word}(\omega_i, \omega_j) = \max_{c_i \in s(\omega_i), c_j \in s(\omega_j)} sim_s(c_i, c_j) \quad (1)$$

sim_s 可以是任何语义相似方法,如文献^[17]中提出的最短路径长度语义相似度量法。最短路径长度是计算词典中两个词之间的节点数或边数(最短路径)。如果两个词比较接近,则假定它们更相似。

2.3 词嵌入

第一个词嵌入模型是Bengio等^[18]提出的,他们提出了一个具有共享查找表的神经概率语言模型。给定一个词及其前一个词,利用该模型就可以查找其连续向量。Mikolov等^[16]利用两种不同的神经网络模型开发了Word2Vec,用于在大型语料库上创建词嵌入训练。除了Word2Vec框架外,还有许多用于词嵌入训练的软件,如斯坦福大学开发的GloVe和Facebook开发的fastText。用于初始化词嵌入的方法有很多,包括将嵌入向量设置为随机值或调整向量,使相似的单词得到相似向量的预先训练法^[19-21]。Liu等^[2,22]的研究表明,对比维基百科和谷歌新闻语料库等文本,一个包含更多特定意见词汇的词嵌入方案具有更好的性能。Schnabel等^[23]研究了将词嵌入应用于多个任务的有效性。Araque等^[24]的研究显示,词嵌入可以与n-gram、情感词汇和词汇特征结合,进而提高情感分析性能;在模型集成模式中使用词嵌入可以提高预测的准确性。

此外,许多研究者提出了能够成功利用词向量的复杂神经网络结构。如文献^[25]使用LSTM网络读入向量作为输入序列,这些向量被用来预测情感。文献^[26]描述了卷积神经网络模型(Convolutional Neural Networks, CNN)在情感分析中

的应用研究,通过预先训练词向量以及在训练期间进行微调等方式改进了模型。Ruder 等的研究表明,在具有相似领域的大型语料库中,预训练词嵌入对 DNN 模型的成功实现具有重要意义^[27]。文献[28]提出了一个模型,该模型生成语义情感嵌入,用于捕捉情感上下文和共现信息,生成的向量可以直接用于情感分析任务。

3 基于语义相似性的情感分类方法

本文提出的情感分类方法综合考虑了语义特征和情感特征,将语义相似特征提取与词嵌入集成,输出特征向量,并将其反馈给机器学习算法进行分类训练。基于语义相似性的情感分类方法的示意图如图 1 所示。

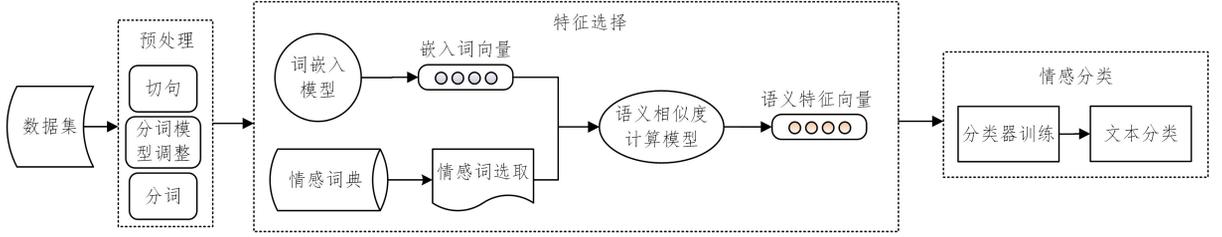


图 1 基于语义相似的情感分类示意图

Fig. 1 Schematic diagram of sentiment classification based on semantic similarity

3.1 词嵌入文本表示

词嵌入文本表示将输入文本转换为固定长度的特征向量,文本中词的数量直接影响词嵌入表示的有效性。针对本文实验数据集的评论文本,使用文献[17]中的方法来提取文本中每个词对应的词向量,并对所有的词向量进行平均池化操作,从而得到与原始词向量相同维数的向量,最后结合词嵌入文本表示和语义相似特性进行情感分析。

Mikolov 等^[6]利用两种不同的神经网络模型开发了 Word2Vec,用于在大型语料库上创建词嵌入训练。其中一种模型是词袋模型 CBOW (Continuous Bag-of-Words),其输入为 w_t 的上下文相关的词对应的词向量,预测输出为 w_t ;另一种模型是 Skip-Gram 模型,其输入是中心词 w_t ,输出为中心词对应的上下文词向量。Word2Vec 两种模型的示意图如图 2 所示。

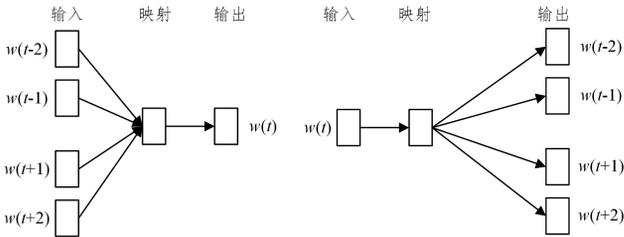


图 2 CBOW 和 Skip-Gram 模型

Fig. 2 CBOW and Skip-Gram models

3.2 语义相似度特征的提取

本文方法在计算语义相似特性时使用了词嵌入和情感词典。假设 W 是长度为 I 的待分析文本集合,这段文本可以是一个句子、一段话或者整个文档,如式(2)所示:

$$W^{(i)} = \{w_1^{(i)}, w_2^{(i)}, \dots, w_i^{(i)}, \dots, w_I^{(i)}\} \quad (2)$$

词汇由情感词和极性值元组 $(w_j^{(s)}, s_j)$ 构成。目标情感词从情感词典中提取。

$$W^{(s)} = \{w_1^{(s)}, w_2^{(s)}, \dots, w_i^{(s)}, \dots, w_L^{(s)}\} \quad (3)$$

其中, $W^{(s)}$ 中的词情感极性用向量 $l = [l_1, l_2, \dots, l_L]$ 表示,由情感词典给出。本文根据在训练数据中出现的频率来选取 $W^{(s)}$,对每一个词 $w_i^{(i)} \in W^{(i)}$ 和每一个情感词 $w_j^{(s)} \in W^{(s)}$,采用

嵌入的词向量计算相似度,通过输入词 w_i 和情感词 w_j 之间的点乘来实现,如式(4)所示:

$$S_{i,j} = \text{sim}(w_i^{(i)}, w_j^{(s)}) = E_{w_i^{(i)}}^T E_{w_j^{(s)}} \quad (4)$$

其中, $S_{i,j} \in [0, 1]$,如果 $S_{i,j}$ 是 0,则 $w_i^{(i)}$ 和 $w_j^{(s)}$ 完全不同;如果 $S_{i,j}$ 是 1,则两词完全相似。遍历所有输入词 $W^{(i)}$ 和所有情感词 $W^{(s)}$ 后,可以构造一个包含所有相似值的矩阵 $S \in \mathbb{R}^{I \times L}$ 。对矩阵 S 逐列应用最大值池化函数,得到 L -length 的语义相似特征向量 p ,如式(5)所示:

$$p_j = \max S_{:,j} = \max \text{sim}(w_k^{(i)}, w_j^{(s)}) \text{ for } k \in \{1, 2, \dots, I\} \quad (5)$$

最后,将情感词极性 l 和语义相似特征向量 p 加权,得到输入文本的加权特征向量。特征向量提取算法的详细描述如算法 1 所示。

算法 1 基于相似度的特征提取算法

输入: $W^{(i)} = \{w_1^{(i)}, w_2^{(i)}, \dots, w_i^{(i)}, \dots, w_I^{(i)}\}$ 为待分析文本; $W^{(s)} = \{w_1^{(s)}, w_2^{(s)}, \dots, w_i^{(s)}, \dots, w_L^{(s)}\}$ 为选出的情感词; $l = [l_1, l_2, \dots, l_L]$ 为情感词的情感极性

输出: v

步骤 1 对每一个词 $w_i^{(i)} \in W^{(i)}$ 和每一个情感词 $w_j^{(s)} \in W^{(s)}$,计算相似度 $S_{i,j} = \text{sim}(w_i^{(i)}, w_j^{(s)}) = E_{w_i^{(i)}}^T E_{w_j^{(s)}}$;

步骤 2 对 $k \in \{1, 2, \dots, I\}$,计算特征向量 $p, p_j = \max S_{:,j} = \max \text{sim}(w_k^{(i)}, w_j^{(s)})$;

步骤 3 计算情感相似度特征 $v = l \cdot p$ 。

使用训练集的加权特征向量训练分类器,将测试集的向量空间模型输入 SVM 分类器进行验证,从而获得评价数据。

4 实验评价与讨论

本文选择 3 个电商领域的评论数据集和 3 个具有代表性的中文情感词典评估方法的性能,采用 F 值作为结果的评价指标。

4.1 数据集与情感词典

本实验使用了标注的电商评论文本作为语料:谭松波酒店评论语料 ChnSentiCorp-Htl-ba-2000,语料规模为 2000 篇,正、负各 1000 篇¹⁾。京东酒店评论语料 2000 篇,平板电脑评论语料 2000 篇²⁾,均为均衡语料。所有语料均为电商用户在

¹⁾ <https://download.csdn.net/download/lssc4205/9903298>

²⁾ <https://www.aitechclub.com/data-list?category=2>

线评论文本。首先对语料进行预处理:过滤噪音标签,使用 Jieba 分词组件进行语料句子切分和分词。对电商评论语料进行分词时,为了减少领域原因引起的分词错误,加入了一部分电商评论方面的分词训练数据,以生成新的分词模型,然后再对实验语料数据进行分词,以提高分词性能。

本文中语义相似特征的提取需要使用情感词典中的情感词和对应的情感极性。为了研究不同情感词汇的影响,我们选取了 3 种情感词典进行评价。每种词典选择了正面和负面情感词,舍弃了中性值。

1) 苏州大学人类语言研究所构建的电商情感词典 (E-Commerce Sentiment Dict, ECSD)^[29], 包括通用的情感词条和电商领域特有的情感词条, 共计 3 138 条 (正 844 条, 负 2 084 条)。其中包含正面观点表达词条、中性观点表达词条、负面观点表达词条、多极性观点表达词条、否定词词条。本文对正、负观点词条进行了人工整理扩充, 正面观点词条达到 1 224 条, 负面观点词条达到 2 187 条。

2) 知网 (HowNet) 情感词典分中英文, 分别包括负面评价词语、负面情感词语、正面评价词语和正面情感词语。为了统一评价, 本文对知网情感词典做了人工判断整理, 得到了正面观点词条 3 453 条、负面观点词条 3 260 条, 并将其作为评价词典。

3) 台湾大学自然语言实验室构建的中文极性情感词典 NTSUSD, 包含两个子文件, 分别是 negative 和 positive 子文件, 其情感倾向主要分为正面和负面两大类, 正面词条有 2 812 条, 负面词条有 8 278 条。

3 个语料库的相关统计信息如表 1 所列。

表 1 选取的情感词典及正负观点词条数据

Table 1 Selected sentiment lexicons and entry data of positive and negative views

情感词典	正面 观点词条	负面 观点词条	词条总量
电商情感词典 ECSD	1 224	2 187	3 411
知网 (HowNet) 情感词典	3 453	3 260	6 713
台湾大学简体 中文情感极性词典 (NTSUSD)	2 812	8 278	11 090

4.2 评价指标与结果分析

我们对谭松波酒店评论语料进行切分, 其中 60% 作为训练语料, 40% 作为测试语料。用京东酒店评论语料和平板电脑评论语料作为测试语料。使用 Skip-Gram 进行词嵌入文本表示, 使用训练语料进行训练。

对测试语料和训练语料分别进行预处理, 运用 Jieba 分词对训练语料和测试语料进行句子切分、分词、去除停用词等处理。为避免输出维数过高, 并提高分类效果, 首先根据文本中出现的频率从情感词典中选取情感词, 每个情感词典选取高频的正、负各 100 个情感词作为相似性特征提取的关键词。

根据算法 1 计算并提取语义相似的特征项, 并将其作为文本情感分类器进行训练和测试的特征数据, 采用 SVM 分类器进行情感分类。采用正确率 (Precision)、召回率 (Recall) 以及综合度量指标 F 值作为评价指标, 相关计算如式 (6) 一式 (8) 所示:

$$Precision = \frac{\text{正确分类的文本数}}{\text{实际为该类别的文本数}} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{\text{正确分类的文本数}}{\text{应该为该类别的文本数}} \quad (7)$$

$$F = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

分别采用词向量、语义相似、词向量和语义相似结合 (本文方法) 的特征向量对分类性能进行评估, 实验结果如表 2 和图 3 所示。实验结果表明, 本文方法整体上优于对比方法。在 3 种评论测试语料中, 本文方法的 F1 均值达到了 83.46%, 比单独情感词典语义匹配方法的性能提升了 8.26%。其中, 利用词嵌入与 ECSD 相结合提取的语义分类效果最佳, 性能提升了 9%。

表 2 分类性能评估 (F 值)

Table 2 Classification performance evaluation (F scores)

评价方式	谭松波酒店 评论	京东酒店 评论	平板电脑 评论
Word2Vec	82.11	81.96	80.23
电商情感词典 ECSD	80.34	80.26	81.28
Word2Vec+ECSD	88.90	88.25	86.34
知网 (HowNet) 情感词典	75.80	75.63	76.25
Word2Vec+HowNet	83.56	83.24	78.89
台湾大学情感词典 (NTSUSD)	78.54	77.93	78.32
Word2Vec+NTSUSD	84.27	84.14	82.58

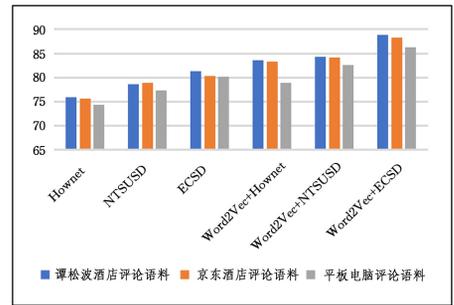


图 3 分类性能评估的对比

Fig. 3 Comparison of classification performance evaluation

通过结果可以看出, 词嵌入和领域情感词典 ECSD 的结合优于其与其他字典的结合。虽然 ECSD 的词汇量小于 HowNet 和 NTSUSD, 但其覆盖面具有领域特征, 基于嵌入的方法可以捕获更多的情感特征, 从而进行更好的分类。此外, 我们进一步结合多个词典和词嵌入进行特征提取, 发现更多的特征反而使算法过度拟合, 并不能提高情感分类性能。

结束语 本文提出了一种利用情感词典的基于语义相似的情感分类方法, 采用基于词典的语义相似性和基于嵌入的表示作为特征进行情感分类。实验使用 3 个电商领域的评论数据集和 3 个不同的情感词典对方法性能进行评估。实验结果表明, 该方法能够较好地地从词汇中提取主观情感信息, 加入语义特征的算法比单纯的词汇匹配方法更加有效; 该方法与简单分类器结合使用, 具有较好的性能。

此外, 我们还评估了不同的情感词典在分类中的表现。结果表明, 词嵌入在实验中产生了更好的结果, 结合电商领域词典后的分类结果表现优于其他两种组合, 这种对比是由于情感词典覆盖领域的差异造成的。

综上所述, 本文提出了一种结合嵌入表示的语义距离特征提取方法。随着情感分析领域的不断扩大, 下一步的研究工作将围绕以下几点展开: 1) 情感词典的作用和多语言环境

的扩展;2)跨领域情感分析的选词和特征提取机制。

参 考 文 献

- [1] CAMBRIA E, PORIA S, GELBUKH A, et al. Sentiment Analysis Is a Big Suitcase[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2017, 32(6): 74-80.
- [2] LIU B. Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions[M]. Cambridge University Press, 2015: 7-8.
- [3] TABOADA M, BROOKE J, TOFILOSKI M, et al. Lexicon-based methods for sentiment analysis[J]. *Computational Linguistics*, 2011, 37(2): 267-307.
- [4] CAMBRIA E, SCHULLER B, XIA Y, et al. New avenues in opinion mining and sentiment analysis[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2013, 28(2): 15-21.
- [5] DING X, LIU B, YU P S. A holistic lexicon-based approach to opinion mining[C]// *Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining*. Palo Alto: ACM, 2008: 231-240.
- [6] LE Q, MIKOLOV T. Distributed representations of sentences and documents[C]// *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning*. Beijing: JMLR, 2014: 1188-1196.
- [7] ALPAYDIN E. Introduction to Machine Learning[M]. London: MIT press, 2014: 127-130.
- [8] GAO M Z. Research on Sentiment Classification and Opinion Mining Technique of Online Reviews[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [9] KAMPS J, MARX M, MOKKEN R J, et al. Using Wordnet to Measure Semantic Orientation of Adjectives[C]// *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation*. Lisbon: ELRA, 2004: 1115-1118.
- [10] GUERINI M, LORENZO G, MARCO T. Sentiment Analysis: How to Derive Prior Polarities from Sentiwordnet[C]// *Proceedings of the 2013 Conference of Empirical Methods in Natural Language Processing*. Washington: Association for Computational Linguistics, 2013: 1259-1269.
- [11] LI C J. Text sentiment polarity analysis based on Chinese reviews in hotel domain[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.
- [12] HAMILTON W L, CLARK K, LESKOVEC J, et al. Inducing domain-specific sentiment lexicons from unlabeled corpora[C]// *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Austin: Association for Computational Linguistics, 2016: 595-605.
- [13] LUO S L, MAO Y Y, PAN L M, et al. A Method of Text Sentiment Classification by Extending Semantic Similar Sentiment Words[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(11): 1156-1162, 1176.
- [14] ZHU G, IGLESIAS C A. Computing semantic similarity of concepts in knowledge graphs[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(1): 72-85.
- [15] GLIGOROV R, TEN KATE W, ALEKSOVSKI Z, et al. Using google distance to weight approximate ontology matches[C]// *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*. New York: ACM, 2007: 767-776.
- [16] MIKOLOV T, CORRADO G, CHEN K, et al. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space[C]// *Proceedings of the International Conference on Learning Representations*. 2013: 1-12.
- [17] BUDANITSKY A, HIRST G. Evaluating wordnet-based measures of lexical semantic relatedness[J]. *Computational Linguistics*, 2006, 32(1): 13-47.
- [18] BENGIO Y, DUCHARME R, VINCENT P. A Neural Probabilistic Language Model[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3: 1137-1155.
- [19] GOLDBERG Y. A Primer on Neural Network Models for Natural Language Processing[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2016, 57: 345-420.
- [20] WANG Y, TAO Y Z, ZHANG Q. Research on sentiment orientation of product feature from Chinese reviews on the internet[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition)*, 2017, 29(1): 75-83.
- [21] YANG W, SONG J J, TANG J Q. A Study on the Classification Approach for Chinese MicroBlog Subjective and Objective Sentences[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2013, 27(1): 51-56.
- [22] PORIA S, CAMBRIA E, GELBUKH A. Aspect Extraction for Opinion Mining with a Deep Convolutional Neural Network[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 108: 42-49.
- [23] SCHNABEL T, LABUTOV I, MIMNO D, et al. Evaluation methods for unsupervised word embeddings[C]// *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Lisbon: Association for Computational Linguistics, 2015: 298-307.
- [24] ARAQUE O, CORCUERA-PLATAS I, SÁNCHEZ-RADA J F, et al. Enhancing deep learning sentiment analysis with ensemble techniques in social applications[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 77: 236-246.
- [25] DAI A M, LE Q V. Semi-supervised sequence learning[C]// *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal: MIT Press Cambridge, 2015: 3079-3087.
- [26] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]// *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Doha: Association for Computational Linguistics, 2014: 1746-1751.
- [27] RUDER S, GHAFARI P, BRESLIN J G. INSIGHT-1 at SemEval-2016 Task 5: Deep Learning for Multilingual Aspect-based Sentiment Analysis[C]// *Proceedings of SemEval-2016*. San Diego: 2016 Association for Computational Linguistics, 2016: 330-336.
- [28] TANG D, WEI F, QIN B, et al. Sentiment embeddings with applications to sentiment analysis[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2016, 28(2): 496-509.
- [29] YU S W, LU Q, CHEN W L. Fine-grained Opinion Mining Based on Feature Representation of Domain Sentiment Lexicon[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2019, 33(2): 112-121.



MA Xiao-hui, born in 1982, master, associate professor. Her main research interests include information retrieval, computer application technology and sentiment analysis.