

基于情感分析的学生评教文本观点抽取与聚类

陈玉婵^{1*}, 刘 威²

(1. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 南京 211106; 2. 南京航空航天大学 教务处, 南京 211106)

摘 要: 针对学生网上评教文本由于非结构化的特点难以进行常规的数据统计分析从而导致利用率低的问题, 提出了一套完整的基于情感分析技术的学生评教文本分析方法。首先, 利用情感极性分类技术将学生的评语分成积极和消极两类; 然后, 利用基于词性的观点抽取技术得到每条评论的核心观点, 并通过独热编码结合杰卡德距离和基于同义词词林的词语相似度算法进行文本向量化与距离计算; 接着, 用聚类算法将表达相同观点的文本归类, 同时计算每一类包含的评论数; 最后, 以云图的形式将统计分析结果可视化输出, 把学生的反馈直观简洁地呈现出来。以南京航空航天大学的学生评教文本数据为实验数据, 对比输出结果和原始文本, 情感分类准确率达 89%, 超过了大部分分类算法在学生评教文本方面的应用, 验证了该方法的有效性, 弥补了目前从原始评教文本到最终应用这一完整流程的缺失, 对于推动教师治理和教师教育具有现实意义。

关键词: 学生评教; 教师专业发展; 情感分析; 极性分类; 观点抽取; 观点聚类

中图分类号: G434 **文献标志码:** A

Opinion extraction and clustering of students' teaching evaluation text based on sentiment analysis

CHEN Yuchan^{1*}, LIU Wei²

(1. College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 211106, China;

2. Deans' Office, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 211106, China)

Abstract: Concerning the problem that the low utilization rate of students' online evaluation of teaching texts due to their unstructured characteristics, a complete set of text analysis methods for student evaluation of teaching based on sentiment analysis technology was proposed. Firstly, the texts were classified into positive and negative categories by sentiment polarity classification techniques. Secondly, the core views of each comment was got by view extraction technology based on part of speech. Thirdly, text vectorization and distance calculation were done by one hot representation combined with Jaccard distance and word similarity algorithm based on synonym forest. Fourthly, the texts expressing the same views were classified by clustering algorithm, and the number of comments contained in each cluster was calculated. Finally, the statistical analysis results were visualized in the form of word cloud, presenting the students' feedback intuitively and succinctly. The text of teaching evaluation of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics was taken as experimental data, the output results were compared with the original text. The accuracy rate of sentiment classification was 89%, which exceeded the application of most classification algorithms in students' evaluation of teaching texts, and the effectiveness of the method was verified, which made up for the lack of the complete process from the original text of teaching evaluation to the final application and had practical significance for promoting teacher governance and teacher education.

Key words: students' evaluation of teaching; teachers' professional development; sentiment analysis; polarity classification; viewpoint extraction; viewpoint clustering

0 引言

教师教学能力是决定高校教学质量的重中之重, 教育部近日印发的《教育信息化 2.0 行动计划》中提出要启动“人工智能+教师队伍建设行动”, 推动人工智能支持教师治理和教师教育。学生网上评教是各高校教师发展支持体系的关键环节, 在多年的网上评教实践中, 各高校已沉淀了海量的评教文本数据, 但由于评教文本的非结构性特点, 无法进行常规的数

据统计分析, 导致数据利用率低, 长此以往, 不仅没有完全发挥出评教数据在提高教师教学水平方面应有的作用, 还降低了学生参与评教的积极性。

评教文本区别于标准量表打分, 具有较强的主观性, 包含更多的信息维度, 评价内容的情感倾向和观点是其核心所在。本文试图对这些海量的评价文本数据进行情感分析并可视化输出, 将学生的反馈直观简洁地呈现在管理者们的面前, 以便其针对每位教师在教学中的不足展开培训, 从学生的角

收稿日期: 2019-12-30; **修回日期:** 2020-03-22; **录用日期:** 2020-03-25。 **基金项目:** 江苏省高等学校“大学生创新创业训练计划”项目(2019CX00924); 南京航空航天大学“实验技术与开发”项目(2018020500050673)。

作者简介: 陈玉婵(1998—), 女, 福建厦门人, 主要研究方向: 自然语言处理; 刘威(1983—), 男, 湖南汨罗人, 助理研究员, 博士研究生, 主要研究方向: 自然语言处理。

度为教师的专业化提供指导。

情感分析(sentiment analysis)又称为意见挖掘,是文本挖掘和计算语言学的应用,是从文本中识别信息,对带有情感色彩的主观性文本进行分析、处理、归纳和推理的过程^[1],主要分为情绪的极性化分析计算(emotion analysis)与观点倾向性分析计算(sentiment analysis)两个方面^[2]。目前,国内外的学者就情感分析已经取得了显著的成就,也有不少研究工作将情感分析应用于学生评教文本中,如:谭征等^[3]采用基于潜在语义分析和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的方法,在综合分析了特征选择等方面对分类的影响下,找到了较好的中文评教文本分类模型;范宇辰等^[4]采用词典匹配法结合情感词库进行分析统计得出情感分值,实现中文评教文本的分类;罗玉萍等^[5]采用基于词性的情感词抽取方法和基于表达式的情感分析方法并提出了基于阈值的自动摘要方法;李卫疆等^[6]提出了一种基于多通道双向长短期记忆网络的情感分析模型,该模型通过对不同的特征通道进行学习,以此挖掘出句子中更多的隐藏信息;刘毓等^[1]结合 Word2Vec 和支持向量机方法对教学评价中的中文短文本数据进行情感分类,并比较了线性核、多项式核和径向基核三种内核的算法的分类性能等。

现有研究大多仅仅只是对文本进行某一方面的处理而缺少从原始文本到最终可视化输出的完整应用,例如:曾璇^[7]通过构建句法分析树对评教文本进行关键词(主题词,情感词)对的抽取并经过综合权重计算将关键词对以词云可视化的方式呈现,整个过程缺少对文本的情感倾向计算,所有好与不好的评论都放在一起,不便于教师或管理者进行查看,其次对于相反情感的词对进行频数差计算,仅呈现频数较大的词对从而忽视了对立的声音;罗玉萍等^[5]通过对评教文本进行预处理、分词与词性标注、情感倾向性分析以及自动摘要,形成教师的评价摘要,其基于传统的表达式情感计算方法,将情感强度超过阈值的评语作为自动摘要的候选项,对于不包含情感词以及较为重要的建议类的评语容易被过滤掉,并且容易被个别偏激语句所影响,同时没有对所有评语根据主题进行分类统计分析,难以直观地反映学生对该教师的全面评价。本文尝试将多种情感分析技术综合应用于学生评教文本的分析处理,通过对原始评教文本进行极性分类、观点抽取以及观点聚类之后以云图的形式直观呈现,为管理者和教师团队带来一站式服务。同时,针对现有的综合应用中存在的问题加以改进,本文所采取的方法很好地解决了以上问题:

- 1) 通过构建期望词典对建议性语句进行单独处理,解决了建议性语句容易被忽略或计算失误的问题;
- 2) 采用机器学习和情感词典相结合的方法进行极性分类,融合了二者的优点同时使得不包含情感词的句子也会被处理;
- 3) 对每条评论进行观点抽取从而使得评论更加简洁、直观以及更好地进行统计分析;
- 4) 通过观点聚类对表达了相同观点的句子进行统计分析,那些学生反映较多的优缺点一目了然,使得教师能够更有针对性地进行改进;
- 5) 借助云图进行可视化,并且将消极和积极的评语分开

输出,教师或管理者能很直观、简洁地看到学生对教师的全面评价。

1 研究对象

南京航空航天大学实施网上教学评价已有十余年,期间积聚了大量的评教文本数据,本文选取了该校从2017年到2018年包括专家和同行以及学生在内的将近70 000条评教文本数据用于训练和测试情感分类器,经过人工筛选得到:积极评论约50 100条,其中47 700条用于训练,2 400条用于测试;消极评论约19 500条,其中17 850条用于训练,1 650条用于测试。同时选取1 327位教师在同年的所有评论用于整个流程的处理输出。

2 数据分析

本文通过分析学生评教文本的特征对评教文本数据进行预处理后,利用情感极性分类技术将学生的评语分成积极和消极两类,然后通过基于词性的观点抽取技术得到每条评论的核心观点,并通过聚类算法将表达相同观点的文本归类,同时计算每一类包含的评论数,最后以云图的形式将结果可视化输出,具体流程如图1所示。整个过程基于Pycharm 2017进行开发,开发环境为Window 10 X64,开发语言为Python3.7.0,同时使用MySQL存储数据,实现了基于B/S的学生评教文本分析系统。

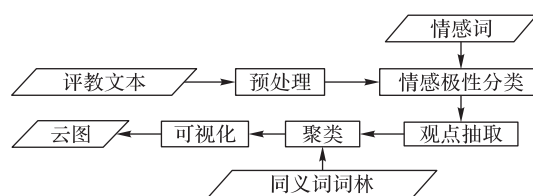


图1 评教文本的分析流程

2.1 预处理

经过分析,学生评教文本大部分为短句,并且逗号与逗号之间的句子较为独立甚至前后出现了转折,同时表达清晰、直接,基本不存在复杂的句子,例如图2所示。

- 备课充分,讲解清晰,课堂秩序好,建议活跃课堂气氛,吸引更多学生的注意力。
- 讲课很流利,备课充分,但PPT有改进空间,可以突出重点,语速可以慢些。
- 态度认真,授课思路清晰,但启发性教学有待提高,与学生教学互动不够。
- 精神饱满,课前准备充分,概念清楚,思路清晰,内容娴熟,重点突出,建议能进一步理论联系实际。
- 讲课激情不够,不能吸引学生的注意力,对课程中内容分析深度不够,论述过于平铺直书。
- 讲课很有特色,语言丰富流利,对课程内容熟悉,概念精准,重点突出。

图2 部分评教文本

因此将每一个句子按逗号分隔开单独进行情感分析,保证出现转折的句子也能被较好地分类;其次,文本中包含大量建议性语句,如“希望活跃课堂气氛”等,不包含任何负面的词语却属于负情感倾向,因此容易判断失误,其中大部分包含“希望”“建议”“但”“加强”“尽量”等词语,因此人工建立一个包含期望词的词典以便后续对建议性语句进行单独处理,如图3所示。

建议,希望,但,有待,不足,今后,加强,进一步,应,如果,会更,如,更佳,再,未,要,增加,过于,加大,偏,无法,缺少,不要,欠缺,多增加,没,不突出,缺乏,减少,不够,差,不能,改进,一些,尽量,太,注意,没有,一点,不足之处

图3 期望词集

2.2 情感极性分类

情感极性分类是指对文本的情感正负面即褒义、贬义进行分析判定,主要有基于情感词典和基于机器学习两种方法,一般来说,由于语义表达的丰富性,机器学习的精确度要高于情感词典,并且具有更大的灵活性,但机器学习极度依赖语料,把其他领域训练出来的分类器直接拿来为评教文本分类是注定要失败的^[4],因此往往需要为所需领域准备大量人工标记语料来对分类器重新训练;而词典匹配适用的语料范畴更广,不过目前还没有一个通用的词典可囊括所有领域的术语。总的来说,机器学习的方法没有考虑情感词典的作用,基于词典的方法则忽略了词之间的关系^[8]。

朱军等^[8]已尝试将情感词典与机器学习相结合的方法应用于酒店评论并取得了不错的结果,Qian等^[9]也把情感词典、程度副词和否定词等语言学规则与现有的句子级LSTM(Long Short-Term Memory)情感分类模型相融合,考虑相邻词之间的情感分布,发现基于语言学规则的双向LSTM模型具有最佳的情感分类效果。因此本文针对学生评教文本的特点,在对建议性语句进行单独处理的基础上,通过选取分类效果较优的机器学习分类器与情感词典相结合,来为评教文本进行极性分类,同时验证该方法的有效性及其可行性。

2.2.1 支持向量机分类器和SnowNLP分类器比较

文献^[5]中研究了基于Word2Vec特征的各种分类算法效果,并发现支持向量机(SVM)和贝叶斯算法取得了较好的效果,因此本文鉴于该结果选取SVM和基于贝叶斯模型的SnowNLP作为分类模型分别对评教文本进行分类。

首先应准备一个人工标记好的训练集,通过对应的机器学习算法对模型进行训练得到分类器,然后利用该分类器对新文本进行情感倾向分析并比较分类效果,同时采用准确率、精确度、召回率和 F_1 这四个指标来评价模型的分类效果得到结果如表1所示。其中:准确率反映了分类器对整个样本的判定能力,即分类正确的样本数占总样本的比重;精确率反映了被分类器判定为正(负)情感倾向的样本中真正的正(负)情感倾向的样本的比重;召回率反映了被正确判定的正(负)情感倾向样本占总的正(负)情感倾向样本的比重; F_1 则兼顾了准确率和召回率,是模型准确率和召回率的一种加权平均。

表1 SVM和SnowNLP分类效果评价指标

分类方法	准确率	类别	精确度	召回率	F_1
SVM	0.80	消极	0.71	0.84	0.77
		积极	0.88	0.76	0.82
SnowNLP	0.83	消极	0.74	0.91	0.81
		积极	0.92	0.78	0.85

从表1中可知,无论是基于什么指标,用相同文本训练出来的模型中,SnowNLP的分类效果优于SVM,因此选取SnowNLP分类器与情感词典相结合。

2.2.2 情感词典+SnowNLP

情感词典主要是通过统计和分析文本中情感词的褒贬性来判断文本的情感倾向。传统的情感词典分析方法首先对文本分词,找出文本中的情感词、程度副词以及否定词,然后计算每一个情感词的得分,最后把所有情感词的得分加起来得到文本的情感倾向分数:大于0的归于正倾向,小于0的归于

负倾向。

在实践中发现,由于语义表达的丰富性,对于类似“这个老师太喜欢为难学生了”这类既包含正情感词又包含负情感词的语句容易判断失误,并且不是所有的语句中都包含情感词,因此对于这些类型的语句采用灵活度更高的机器学习方法来判定。综合来说,就是当文本中只含有某一倾向的情感词时采用情感词典匹配的方法,其余情况采用机器学习的方法。其中情感词典集合了当下较好的知网中文情感词典和大连理工大学的中文情感词汇本体库^[10],具体流程如图4所示。

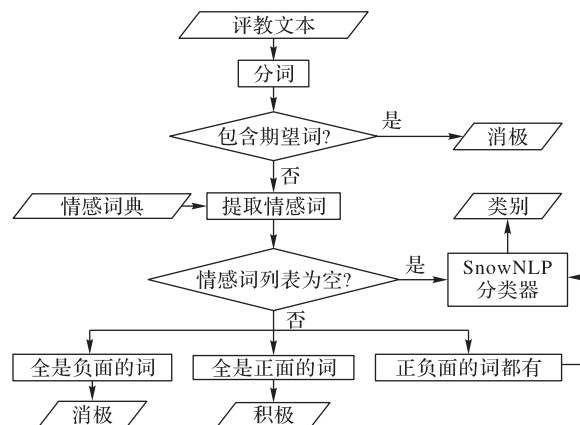


图4 基于情感词典和SnowNLP的情感极性分类流程

对该方法进行测试得到结果如表2所示。

表2 基于情感词典和SnowNLP的分类效果评价指标

分类方法	准确率	类别	精确度	召回率	F_1
SnowNLP+词典	0.89	消极	0.86	0.87	0.86
		积极	0.91	0.90	0.91

可以看到,SnowNLP和情感词典相结合的方法分类准确率为89%,相较于单一SnowNLP和SVM的准确率分别提高了6个百分点和9个百分点,同时在其余三个指标上大多有所提高。

2.2.3 分类结果

利用Snownlp和词典相结合的方法对学生评教文本进行情感极性分类,得到某一位教师的结果如图5所示,实践结果表明该分类方法有效可行。

positive:
 讲课认真 讲课很细心 答疑时认真 关心学生 老师上课认真负责 讲的很清楚 老师很仔细! 语言简略 老师很负责 能有效维护课堂秩序 关注学生上课效率 老师非常耐心 细心 老师善良热情 课余时间关心同学学习 老师讲课很认真 课设指导到位 教课有创新性 老师上课认真 能认真回答学生问题 老师给我们讲解知识很细致 思路清晰 老师真的很认真! 老师很负责 老师上课认真 时刻关心学生 老师善良热情 讲课认真负责 资料详细 条理清晰 细致入微 对深奥的物理现象解释的通俗易懂 并且见解独到深入 学识渊博
 negative:
 讲的枯燥无味 没有生动性 加强与学生们的互动 可以与同学更多交流 建议下次分成小班 内容充实一点 有点无聊 课堂氛围不太活跃 尽量别拖堂就更好了 普通话不标准 与学生的交流不够 建议多点现实的展示 老师上课可以更幽默一些 希望课堂上说话能够标准一点 就是有拖堂和提前上课的问题 希望重点更突出一点 太啰嗦了 重点不突出 理论再多一点 上课可以更加有起伏一些 希望逻辑性更强一点

图5 分类结果部分展示

2.3 单条评论观点抽取

现阶段观点词的抽取主要有两种方式:一种是基于词性的直接抽取,包括词组模式、情感词典构建等;另一种是基于观点词评论对象识别的间接抽取,包括基于共现规则的抽取方法、基于句法分析的抽取模型。两种方法各有优劣:直接抽取不容易遗漏情感词汇,准确性也比较高,但是不容易得到观点词的评论对象及相互之间的关系;而间接抽取可以一步完成“评论对象-观点词”意见对的抽取,但在评论对象隐含的情况下容易遗漏观点词,而且由于评论对象种类的不确定性,评论对象词库构建起来比情感词典复杂很多^[11]。

由于学生对教师的评价是多方面的,因此评论对象词库的构建复杂且难以全面,同时学生评教文本的非结构化导致隐式评论对象较为普遍,容易出现观点词遗漏的现象,因此本文采用基于词性的观点抽取方法。

在语言学中,句子由中心部分(如主语、谓语和宾语等)和修饰语部分(如定语、状语和补语等)组成,中心部分在句子中起主导作用^[12]。一般来说,句子中的主语、谓语和宾语通常是动词、名词或形容词,因此将这三种词性的词语抽取出来重新组合作为评语的核心观点。首先对文本进行分词、词性标注及去停用词处理,然后将相关词性的词语作为观点词抽取出来并按顺序组合即可。对图5进行观点抽取得到结果如图6所示。

positive:
讲课认真 讲课细心 答疑时认真 关心 上课认真负责
讲清楚 仔细 语言简略 负责 有效维护课堂秩序 关注学生上课效率 耐心 细心 善良热情 课余时间关心学习 讲课认真 指导到位 教课创新性 上课认真 认真回答 讲解知识细致 思路清晰 认真 负责 上课认真 时刻关心 善良热情 讲课认真负责 资料详细 条理清晰 细致入微 解释通俗易懂 见解独到深入 学识渊博
negative:
讲枯燥无味 没有生动性 加强互动 更多交流 内容充实一点 有点无聊 课堂氛围不太活跃 别拖堂更好 普通话不标准 交流不够 多点现实展示 更幽默一些 说话标准一点 拖堂提前上课 重点更突出一点 太啰嗦 重点不突出 理论多一点 上课更加起伏一些 逻辑性更强一点

图6 观点抽取结果部分展示

2.4 观点聚类

从图6可以看出,观点抽取之后有很多表达相同观点甚至描述一模一样的语句,此时需要通过聚类的手段将相同的观点聚成一类以达到消重的目的。先将评教文本映射成一个能够表达语义的向量以便计算机理解,然后利用距离公式计算文本之间的距离,得到一个二维矩阵,最后通过聚类算法将某一距离阈值内的文本归为一类。

2.4.1 文本向量化与文本距离计算

评教文本的特点是表达不同主题观点的短句大多不会包含相同或相似的词语,反之也成立,这个特点决定了文本距离适合由杰卡德距离来度量。杰卡德距离通过比较两个向量中的每个维度,用具有不同数字的维度占所有维度的比例来衡量两个文本的距离。但传统的杰卡德算法没有涉及语义层面的相似度对比,只是单纯基于共现词计算句子的相似度,无法处理多词一义现象^[13]。因此将此方法进一步结合基于同义词林的词语相似度算法^[14-15],当两个词的相似度为1时就认为这两个词为同一个词。在计算杰卡德距离前,首先应将文本转化成 n 维布尔向量,这就涉及文本向量化中的词向量模型

独热编码(one-hot Representation)的应用。将文本中的每个词看作一个维度,将出现词的位置设为1,其余为0,向量的长度就是词的个数,其缺点就是维数灾难,不过由于本文是将两个句子进行向量化且学生评教文本经过观点提取之后全为短句甚至只有一个词,因此可以有效避免维数灾难的出现。

由于目前还没有可用于评价文本距离计算效果的指标,因此采用人工判断的方法,选取部分句子进行距离计算结果如表3所示。

表3 距离计算结果

文本1	文本2	杰卡德距离
课堂氛围活跃	上课气氛轻松	0.00
实验指导书错误太多	重点不突出	1.00
讲解到位	讲课细致	0.00
授课生动有趣	上课认真	0.75
经验丰富	上课内容丰富	0.75

从表3中可以初步判定,one-hot Representation和杰卡德距离在文本距离计算上的应用有效可行。

2.4.2 聚类

聚类是指按照某个特定的标准,例如距离,把一个数据集切分成多个不同的类或簇,其中同一个类的数据对象要尽可能相似,同时不同类中的数据对象的相似度尽可能小。

由于每个老师所获得的评论数不尽相同,因此不能仅用一个数来指定所有老师评论的聚类数;加上聚类个数的判定没有一个准则,难以确定,因此本文选择基于密度的聚类方法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN),因为该方法不仅能够发现任意形状的簇,而且可以根据数据空间的密度分布自主划分成不同的簇而无需事先指定簇的个数。

DBSCAN聚类算法将具有足够大密度的相邻区域连接起来合成一个簇,需事先指定半径参数以及邻域密度阈值,当一个样本点周围半径参数范围内的其他样本点的个数大于等于邻域密度阈值时标记该样本为核心对象,然后将距离小于半径参数的核心对象及其邻域内的所有样本归为一类。

因为聚类的目的是为了消除表达了相同观点的评论,因此将邻域密度阈值设为2;由于半径参数的确定无规律可循,因此采用轮廓系数来评价聚类的结果,通过调整半径参数得到轮廓系数-半径参数关系曲线如图7所示,再从中选取使得轮廓系数最大的半径。

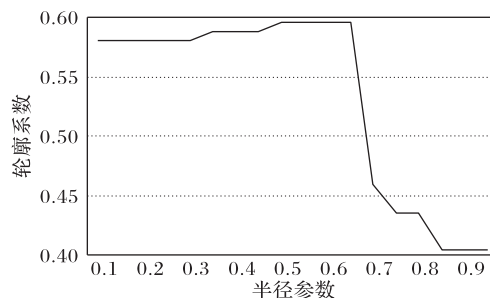


图7 轮廓系数-半径参数关系曲线

轮廓系数是结合了凝聚度和分裂度的评价聚类结果的内部有效性指标,取值区间为 $[-1, 1]$,越趋近于1代表凝聚度和分裂度越好,聚类结果的轮廓系数等于所有点的轮廓系数的平均值。从图7中可知,当半径取0.65时的轮廓系数最大,因

此将半径设为 0.65。对图 6 进行聚类得到结果如图 8 所示,实践证明,此方法取得了较好的结果。

由于每一个类中的评论都表达了相同的观点,因此可指定其中一个句子来代表该类,同时可以利用数据统计对文本进行多切面的分析,从多角度反映教师在教学过程中存在的优点和不足,例如计算出每一类中所包含的评论数用于反映表达该观点的学生人数等。

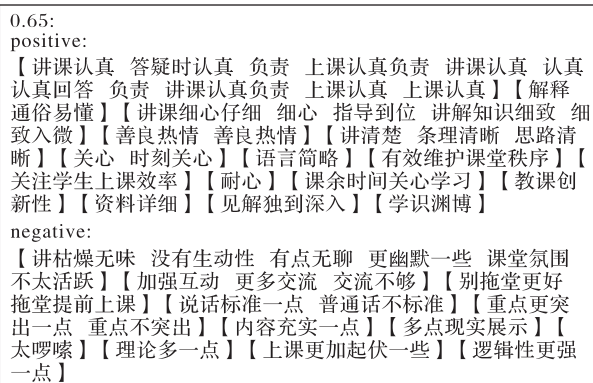


图8 聚类结果部分展示

2.5 可视化输出

为了使培训者以及老师能较直观地读取学生的反馈,更好地利用学生评教文本助推教师专业化发展,本文采用云图的形式来将统计分析结果可视化。其中每条评论的大小由其所属的类中包含的评论数决定,不仅能让培训者和老师全面地了解到教师在教学过程中存在的优点和不足,更能在一定程度上凸显大多数学生的观点。在图 8 的基础上生成云图如图 9~10 所示。

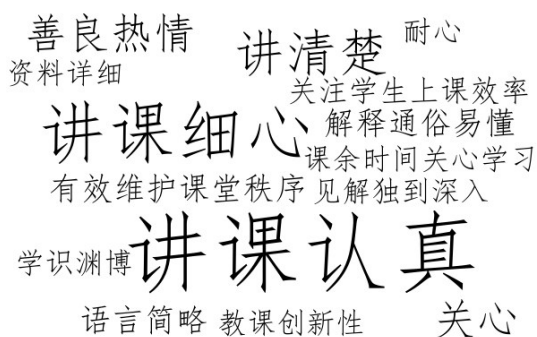


图9 正情感倾向云图

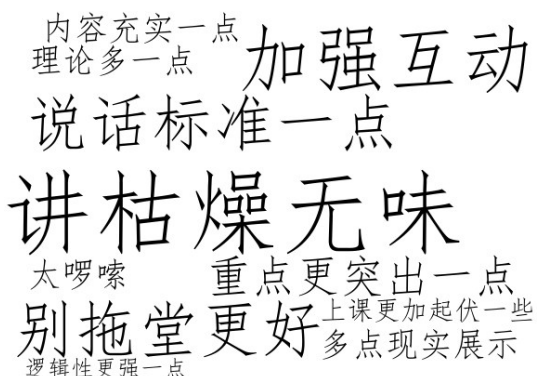


图10 负情感倾向云图

从云图中可以直观地看出,学生普遍认为该教师在课堂上认真细心并且讲解清楚,但同时又存在缺乏与学生交流互动、课堂枯燥乏味等问题。基于此,该教师在日后应针对自己的问题有意识地进行改善,而培训者们亦可对该教师展开有针对性的培训,对于教师发展具有重要指导意义。

3 结语

为了积极响应教育部关于启动“人工智能+教师队伍建设行动”,推动人工智能支持教师治理和教师教育的号召,在考虑了网上评教文本数据对高校教师发展支持体系的重要作用之后,本文综合应用了多种情感分析技术,对学生评教文本进行极性分类、观点抽取以及观点聚类处理,并最终云图的形式可视化输出,将教师教学中的优点与存在的问题直观呈现。以南京航空航天大学的评教文本数据为实验数据,验证了该方法科学、有效,同时该方法在教师培训系统的初步应用得到了广大教师和专家的认可,对教师教育及教师发展具有指导意义。但仍然存在些许不足:首先,在进行情感极性分类的时候将句子按照逗号隔开进行独立分类,虽然大部分结果是正确的,但仍然还是存在小部分句子在分开之后语义失真;其次,对于类似“太难”“听不懂”等针对课程本身而非老师的评论没有办法甄别。

参考文献 (References)

- [1] 刘毓,赵云阁. 基于教学评价的中文短文情感分析[J]. 现代电子技术, 2019, 42(6): 30-33, 37.
- [2] 饶元,吴连伟,王一鸣,等. 基于语义分析的情感计算技术研究进展[J]. 软件学报, 2018, 29(8): 2397-2426.
- [3] 谭征,孙红霞,王立宏,等. 中文评教文本分类模型的研究[J]. 烟台大学学报(自然科学与工程版), 2012, 25(2): 122-126.
- [4] 范宇辰,陈伟. NLP技术对主观评教数据进行情感分析的应用探索[J]. 中国教育网络, 2017(12): 68-69.
- [5] 罗玉萍,潘庆先,刘丽娜,等. 基于情感挖掘的学生评教系统设计及其应用[J]. 中国电化教育, 2018(4): 91-95.
- [6] 李卫疆,漆芳. 基于多通道双向长短期记忆网络的情感分析[J]. 中文信息学报, 2019, 33(12): 119-128.
- [7] 曾璇. 基于句法模式的评教信息挖掘[J]. 电脑编程技巧与维护, 2016(16): 57-58.
- [8] 朱军,刘嘉勇,张腾飞,等. 基于情感词典和集成学习的情感极性分类方法[J]. 计算机应用, 2018, 38(S1): 95-98, 107.
- [9] QIAN Q, HUANG M, LEI J H, et al. Linguistically regularized LSTMs for sentiment classification [C]// Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2017: 1679-1689.
- [10] 徐琳宏,林鸿飞,潘宇,等. 情感词汇本体的构造[J]. 情报学报, 2008, 27(2): 180-185.
- [11] 李纲,刘广兴,毛进,等. 一种基于句法分析的情感标签抽取方法[J]. 图书情报工作, 2014, 58(14): 12-20.
- [12] 周艳平,李金鹏,蔡素. 基于同义词词林的句子语义相似度方法及其在问答系统中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(8): 65-68, 81.
- [13] 田星,郑瑾,张祖平. 基于词向量的Jaccard相似度算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(7): 186-189.
- [14] 田久乐,赵蔚. 基于同义词词林的词语相似度计算方法[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2010, 28(6): 602-608.
- [15] CHE W, LI Z, LIU T. LTP: a Chinese language technology platform [C]// Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics: Demonstrations. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2010: 13-16.