



情感分析:设计框架、应用和未来范围的调查

莫纳利·博多洛伊¹ · 萨罗吉·库马尔·比斯瓦斯²

在线发布:2023 年 3 月 20 日

© 作者,获得 Springer Nature BV 2023 的独家许可

抽象的

情绪分析是一种解决方案,它能够从大量数据源中提取关于任何主题或背景的总结性意见或细微的情绪细节。尽管许多研究论文都涉及各种情绪分析方法、实现和算法,但一篇包含对开发有效情绪分析模型的过程进行彻底分析的论文是非常可取的。提取相关的情绪词、正确分类情绪、数据集、数据清理等各种因素都严重影响着情绪分析模型的性能。

本调查系统深入地介绍了设计有效情绪分析模型所涉及的不同技术、算法和其他因素。

本文对情感分析框架的各个模块进行了批判性评估,并讨论了现有方法或系统的各种缺点。本文提出了基于数据内容的情感分析的潜在多学科应用领域,并提供了未来的研究方向。

关键词知识表示 · 自然语言处理 · 情感分析 · 文本分析

1 简介

数字化的出现加速了公众在在线平台上表达观点或观点的范围。如今,专家或公众希望利用可用的意见数据来达成最佳决策或意见。任何在线平台,例如电子商务网站或社交媒体网站,都保持一定程度的透明度,增加了影响其他用户的机会。不过,单一主题

*莫纳利·博多洛伊

monali.bordoloi@gmail.com

Saroj Kumar Biswas

bissarokum@yahoo.com

¹ 计算机科学与工程学院,VIT-AP 大学,伊纳沃卢,阿马拉瓦蒂,
印度安得拉邦 522237

² 计算机科学与工程系,NIT Silchar,NIT 路,Silchar,阿萨姆邦 788010,
印度

一个平台上的物品或内容可以包含数百万种不同的意见。所表达的意见或情绪可能包含细节,甚至是一般性意见,这增加了研究界对进一步研究的兴趣。这是情绪分析原理的开始,也称为意见挖掘。情绪分析使检索情绪细节、分析意见/情绪网络数据以及在各种情况下对情绪模式进行分类变得更加容易。

情绪分析可以表述为识别、辨别和/或将用户对任何服务(如电影、产品问题、事件或任何属性)的情绪或意见归类为积极、消极或中性的过程(Mehta and Pandya 2020)。当情绪在计算语言学中被表述为一种极性时,它通常被视为分类任务。当使用特定范围内的情绪分数来表达情绪时,该任务被视为回归问题。Cortis 等人(2017)提到了各种研究工作,其中情绪分析被视为分类或回归任务。在通过为实例分配 $[-1,1]$ 范围内的情绪分数来分析情绪时,Cortis 等人(2017)发现,在某些情况下,预测有时被视为分类任务,有时被视为回归。为了解决回归/分类问题,作者开发了一种新方法,结合使用两种评估方法来计算相似度矩阵。因此,情绪的挖掘和分析要么局限于积极/消极/中性;要么甚至更深层次的情绪尺度,这取决于必要性、主题、场景或应用(Vakali 等人, 2013 年)。

自 Pang 等人(2002 年)发表论文以来的十年间,人们针对不同任务、不同层次的情绪分析问题提出了大量技术、方法和增强措施。目前已有大量关于情绪分析的评论论文。值得注意的是,当前的研究并未为科学界提供如何构建适当情绪分析模型的全面图景。

一个可以被专家甚至新研究人员用作指导的通用分步框架将是设计适当的情感分析模型的理想选择。许多现有的调查基本上报告了情感分析的一般途径、方法、应用和挑战。Alessia 等人的调查论文。(2015)报告了情感分析的基本三个层次,提出了三种类型的情感分类方法,讨论了一些可用的工具和方法,并指出了情感分析的四个应用领域。该研究可以进一步扩展,以提供有关不同水平、方法/途径、其他应用以及其他相关因素和领域的更多详细信息。万卡德等人。(2022)详细研究了不同的情感分析方法、情感分析的四个基本层次、基于领域和行业的应用以及各种挑战。该调查强调了几种分类方法,同时讨论了情感分析中的一些必要程序。

非常需要对所有可能的方法进行详细描述,而不是只关注情感分析所需的过程,因为它可以帮助为某种类型的情感分析模型选择最好的方法。应详细讨论情感分析模型的每个步骤/模块,以深入了解在给定领域、数据集可用性和其他变量的情况下应使用哪种技术;或者如何进一步实现高性能。此外,情感分析的应用通常是根据领域或适用行业来描述的。最近的评论论文很少涵盖纯粹基于数据集的可能应用领域。一些调查论文仅关注情感分析的一个方向或角度。Kaur 和 Kautish (2022)论文的主题是多模态情感分析及其应用,以及其前景、挑战和相关领域。斯考顿和弗拉辛卡

(2015)专注于语义丰富的以概念为中心的方面级情感分析,并预见未来机器学习技术在这种背景下的兴起。Verma (2022)讨论了应用情感分析来构建基于公共服务的智能社会。作者表明,了解智能社会情感分析的未来研究方向和变化将为令人兴奋的公共服务带来巨大的机会。因此,本调查论文旨在对情感分析技术进行一般分类,同时批判性地评估和讨论与其相关的各种模块/步骤。

本文为创建情感分析模型提供了广泛的基础。而不是专注于特定领域,或者零散地列举方法步骤;本文采用系统方法,对不同的情感分析级别、模块、技术、算法以及与设计有效的情感分析模型相关的其他因素进行了广泛的讨论。重要贡献可概括如下:

1. 本文概述了可以进行情绪分析的所有粒度级别通过适当的代表性例子。
2. 本文提供了一个通用的分步框架,可用于设计简单且高质量的情绪分析模型。本研究工作概述了不同的数据收集和标准化技术,以及对模型效率有重大影响的预处理。

深入研究了情绪分析模型影响较大的关键词提取和情绪分类。

3. 本文还介绍了基于可用数据集的情感分析的可能应用。
4. 本文试图回顾该领域近期文章中的主要研究问题。为了促进情感分析研究的未来扩展,本文还指出了一些研究空白以及可能的解决方案。

本文剩余部分分为五个不同的部分,以清晰地展示与情绪分析过程相关的不同角度。第2部分介绍情绪分析的背景知识及其不同的粒度级别。第3部分详细讨论了执行情绪分析的框架。本节讨论了与设计有效情绪分析相关的每个模块。第4部分讨论了可用于评估情绪分析模型的不同性能指标。第5部分根据数据内容介绍了情绪分析的各种可能应用。第6部分讨论了情绪分析研究的未来范围。最后,第7部分总结了本文。

2 情感分析的背景和粒度级别

Stagner (1940)于1940年发表了第一篇关注公众或专家意见的论文。然而,当时的研究是基于调查的。据Mäntylä等人报道。(2018),最早的基于计算机的情感分析是由Wiebe (1990)提出的,用于从叙述中检测主观句子。2002年,随着Pang等人的论文的发表,现代情感分析的研究加速了。(2002),其中电影评论的评级被用来执行基于机器学习的情感分类。

Pang 等人 (2002)根据整体情绪对文档进行分类,即评论是正面的还是负面的,而不是基于主题。

当前的研究大多集中在多标签情绪分类上,而过滤掉中性意见/情绪。由于缺乏处理中性意见的适当知识,排除中性情绪可能会导致最佳决策中断或有价值信息的丢失。基于共识方法,Valdivia 等人(2017)提出了两种具有中性接近函数的极性聚合模型。Valdivia 等人(2018)使用基于模糊多数的诱导有序加权平均 (OWA) 算子过滤中性评论。Santos 等人(2020)证明,当特定极性占主导地位时,检查中性文本对于理解和分析特定框架变得更相关和更有用。此外,由于噪音,可能会出现通常同时包含积极和消极情绪的意见。这种意见被称为矛盾意见,经常被误解为中性。王等人 (2019) (2020)提出了一种多层次细尺度的情绪感知方法,并表明情绪感知的性能随着矛盾情绪的处理而提高。Wang 等人(2014)提出了一个概念,将积极情绪多于消极情绪的推文归为积极情绪类别;将消极情绪多于积极情绪的推文归为消极情绪类别。

计算语言学、自然语言处理 (NLP)、文本挖掘和文本分析是与情感分析过程密切相关的不同领域。

情感分析与不同领域的关系总结如下:

1. 计算语言学

情绪分析是语言学和计算机科学的融合 (Taboada 2016; Hart 2013)。如今,人类语言和其他缩写或特殊语言(例如社交媒体中使用的语言)千差万别,用于传达思想、情感或观点。人们可能使用一种语言或多种语言的组合,例如印地语(印地语和英语的组合)以及表情符号或一些符号来传达他们的信息。计算语言学通过适当的表示,帮助从大量原始语言中获取计算机可执行和可理解的语言,以正确提取相关情绪。在开发解析和语义的形式化理论以及深度学习等统计方法的同时,计算语言学为情绪分析奠定了基础。

语言学知识有助于开发用于情感分析的语料库集,同时了解其所操作的数据的特征并确定可以应用哪些语言特征。数据驱动或基于规则的计算机算法旨在借助语言特征、语料库语言学、计算语义、词性标记以及解析分析系统的开发来提取主观信息或对极性进行评分。内涵和关联用于构建情感词典。

识别讽刺、情绪分类和极性分类是情绪分析所涵盖的部分任务,而情绪分析只是计算语言学学科的一小部分。情绪分类方法引入了一个基于外部心理模型的新维度。检测讽刺的方法利用了“内容”和“非内容”术语等概念,这些概念在语言理论中并存。

语言模型,例如格赖斯著名的格言,用于定义讽刺。

2.自然语言处理

NLP 可以解读人类语言,并使其可以被机器理解。借助 NLP,人类生成的在线评论、社交媒体帖子、博客和其他信息背后的情感可以通过模式和结构进行处理和表示,软件可以使用这些模式和结构来理解和实现它们。情感分析可以被视为 NLP 的一个子集,它可以帮助用户进行主观/情感决策。

不同的 NLP 任务 (例如标记化、词干提取、词形还原、否定检测、n-gram 创建和特征提取)有助于进行正确的情绪分析。基于 NLP 的预处理通过分析与主题相关的情绪词典来帮助提高极性分类器的性能 (Chong 等人, 2014 年)。因此,NLP 有助于理解文本,准确捕捉文本极性,并最终有助于改进情绪分析 (Rajput, 2020 年; Solangi 等人, 2018 年)。

在处理表情符号、多语言数据、习语、讽刺、意义或语气、偏见、否定等时,通常需要先前的 NLP 技术。否则,结果可能会急剧恶化。如果使用 NLTK 的通用停用词列表,则在预处理期间删除停用词时,例如 not,nor 和 no 等单词经常会被删除。然而,删除这些词可能会改变数据的实际情绪。因此,根据其应用,NLP 任务可以改善或恶化结果。

3.文本挖掘

短信、评论、评论和博客文章是情感信息的极佳来源。提取隐藏在文本数据中的有用信息和知识是情感分析的一个重要方面。从文本数据中挖掘相关信息具有多维度的优势,例如改善决策、公众影响力、国家安全和健康和安全等 (Zhang 等人, 2021 年; Wakade 等人, 2012 年)。文本挖掘涉及使用统计技术从非结构化文本中检索可量化的数据,并使用 NLP 将非结构化文本转换为规范化的结构化数据,使其适合进行情感分析。

然而,情感分析不仅仅局限于文本。在大多数情况下,例如当发表讽刺性评论时,或者用手指指着某人说“你有责任!”时,纯文本背后的确切情感可能无法正确传达。在这种情况下,视频、音频和图像等非文本数据有助于准确地描绘情感。

4.文本分析

情绪分析的一个关键部分是提取有洞察力的信息、趋势和模式。为了从非结构化和半结构化文本数据中提取这些信息、趋势和模式,文本分析是一个支持情绪分析的过程。使用包括单词识别、手动规则使用、文本分类、主题建模和主题分析在内的技术,该过程有助于从文本中提取含义。文本分析可用于指定单个词汇项 (单词或短语)并观察模式。

情感分析与基本的文本分析不同,从根本上揭示了隐藏在词语背后的情感,而文本分析则分析词语之间的语法和关系。情感分析本质上是识别一个主题是否传达积极、消极、中立或任何其他情感;而文本分析则用于识别最流行的主题和基于流行思想的文本。此外,在所传达的情感背景下指定预期目标可能比确定文档的一般主题更具挑战性。

包含众多意见的文本文件总体上会具有混合极性,而不是完全没有极性(客观)。区分所传达的情绪的极性和强度也很重要。人们可能对一种产品的“不错”、“一般”或“糟糕”有强烈的感觉,而对一种产品“优秀”则有轻微的感觉(因为人们可能在发表意见之前只使用了很短一段时间)。此外,与主题(涉及文本)分析不同,在许多情况下(例如引用的情况),了解文档中传达的情绪是否准确反映了作者的真正意图至关重要。

结合情绪评分方法来分析重要单词的存在可以帮助揭示最深刻、最具体的见解,这些见解可用于在许多情况下做出最佳决策。由适当的文本分析辅助的情感分析的应用领域包括战略决策、产品创建、营销、竞争情报、内容建议、监管合规性和语义搜索。

2.1 粒度级别

目前,情绪分析模型可以根据需求和范围在各种粒度级别上实现。情绪分析主要有四个级别,并且得到了广泛的欢迎。它们是文档级别(Pang 等人, 2002 年; Li 和 Li, 2013 年; Hu 和 Li, 2011 年; Li 和 Wu, 2010 年; Rui 等人, 2013 年; Zhan 等人, 2009 年; Yu 等人, 2010 年)、句子或短语级别(Nguyen 和 Nguyen, 2017 年; Wilson 等人, 2005 年; Narayanan 等人)。

2009 年;刘等人。2013 年;余等人。2013 年;谭等人。2012 年; Mullen 和 Collier 2004)、词级别(Nielsen 2011; Dang 等人 2009; Reyes 和 Rosso 2012; Bollegala 等人 2012; Thelwall 和 Buckley 2013; Li 等人 2014)以及实体或方面级别(Li 等人) 2012; Quan 和 Ren 2013; Mostafa Li 等 2015a)。

其他一些研究工作集中在概念层面(Zad 等人 2021; Tsai 等人 2013; Poria 等人 2013; Balahur 等人 2011; Cambria 等人 2022; Cambria 2013)、链接/用户层面(Rabelo 等人 2012; Bao 等人 2013; Tan 等人 2011)、子句层面(Kanay-ama 和 Nasukawa 2006; Liu 等人 2013)和意义层面(Banea 等人 2014; Wiebe 和 Mihalcea 2006; Alfter 等人 2022)情绪分析。以下小节将讨论情绪分析的一些重要层面。为了理解不同的层次,让我们考虑如下所示的客户评论 R。

R = “我觉得 iPhone 的最新款手机非常好。该相机具有出色的分辨率。它的电池寿命很长。我甚至可以忍受手机的发热问题。
不过,我觉得它可能有点轻。考虑到配置,它有点贵;但我必须对处理器竖起大拇指。”

在下面的小节中,我们将观察基于不同级别的评论 R 的分析。

2.1.1 文档级情感分析

它的目的是评估文档的情感内容。假设整个文档

表达单一情绪(Pang et al. 2002; Hu and Li 2011)。这一级别的一般方法是结合文档中每个单词/句子的极性来找到整体极性(Kharde and Sonawane 2016)。根据文档级情绪分析,评论 R 所代表的文档的整体情绪是积极的。

根据 Turney (2002) 的说法,有两种方法可以对文档进行情绪分类,即术语计数和机器学习。术语计数测量在计算文档中的正面和负面术语总数时得出情绪测量。与术语计数方法相比,机器学习方法通常能产生更好的结果。在这种方法中,假设文档只关注一个对象,因此只对该特定对象持有意见。因此,如果文档包含关于不同对象的意见,则这种方法不合适。

2.1.2 句子/短语级情绪分析

在这个情绪分析层面上,分析与一组数据的每个句子相关的情绪。一般的方法是结合句子/短语中每个单词的情绪倾向来计算句子/短语的情绪 (Kharde 和 Sonawane 2016) 。它试图将一个句子分类为传达积极/消极/

中性/混合情绪或作为主观或客观句子 (Katrekar 和 AVP 2005) 。

客观句子是事实,并不传达有关对象或实体的任何情感。

它们在极性确定中不起任何作用,因此需要被过滤掉 (Kolkur et al. 2015) 。评论 R 中句子的极性被发现是正/负/混合的,无论其整体极性如何。

2.1.3 词级情绪分析

通过适当检查每个词的极性,该情绪分析级别可以调查单个词对整体情绪的影响有多大。

在这个级别自动分配情感的两种方法是基于字典的方法和基于语料库的方法 (Kharde 和 Sonawane 2016) 。根据 Reyes 和 Rosso (2012) 的说法,在基于语料库的技术中,单词的共现模式用于情感确定。然而,大多数时候,确定单词的情感倾向所需的统计信息很大程度上依赖于语料库。基于字典的方法使用 WordNet 和 SentiWordNet (SWN) 等词汇资源中的同义词、反义词和层次结构来确定单词的情感 (Kharde 和 Sonawane 2016) 。此类技术为每个同义词集分配积极、消极和客观的情绪分数。如果对评论 R 中的单词 (例如突出的、昂贵的等) 进行单独评估,则可以观察到特定句子中的不同单词具有不同的极性。

2.1.4 方面或实体级情感分析

对于特定的目标实体,该方法本质上是识别与其相关的各种方面。然后,在此层次的情绪分析中确定其各个方面对该目标所表达的情绪。因此,它可以分为两个不同的任务,即方面的提取和方面的情绪分类 (刘和张, 2012) 。对于评论 R 中同一产品的分辨率、重量和价格等不同方面,传达了不同的情绪。

2.1.5 概念层面的情绪分析

大多数时候,仅仅使用情感词语来确定情绪或观点是不够的。为了获得最佳结果,需要彻底检查概念的潜在含义及其相互作用。概念级情感分析旨在通过使用网络本体或语义网络来传达与观点相关的语义和情感信息 (Cambria 2013)。而不是像在单词级情感分析中那样简单地使用单词共现或其他基于词典的方法,或者像在文档级情感分析中那样找到对单个项目的总体意见;概念级情感分析通常利用基于不同概念的特征发现和极性检测。例如,对于评论中的“电池寿命长”,R 被认为是积极的。

然而,如果有人想在最短的时间内到达目的地,“长路线”可能不是首选,因此可以被认为是消极的。Tsai 等人 (2013)利用了概念本身的特征以及邻近概念的特征。

2.1.6 用户层面的情绪分析

用户级情感分析考虑到这样一个事实:如果社交平台的用户之间存在很强的联系,那么一个用户的意见可以影响其他用户。

此外,他们可能对某个特定话题持有相似的情绪/观点 (Tan 等人, 2011)。

在用户层面,评论 R 的评论者的所有关注者都可能受到该评论的影响。

2.1.7 条款级情感分析

一个句子可以是多个子句的组合,每个子句传达不同的情感。

可以观察到评论 R 中的小句代表相反的极性,因为它们被“但是”这个词分开。小句级情感分析基于小句中单词的方面、相关条件、领域、语法依赖关系等,关注与每个小句相关的情感。

2.1.8 情感层面的情绪分析

组成句子的单词可以根据其在句子中的用法解释不同的含义。具体而言,当同一个词具有多种含义时,该词的用法会极大地影响整个句子或文档的情感取向。例如,让我们考虑评论 R 中的单词“bear”。单词 bear 是指哺乳动物熊吗?否则,它表示携带(握住)某物吗?它在什么意义上使用?它是用作名词还是动词?在这种情况下,对语法结构或词义的正确了解可以极大地帮助确定任何自然语言文本的适当情感。因此,解决单词的句法歧义和执行词义消歧 (Wiebe 和 Mihalcea 2006)是设计高级情感分析模型的重要组成部分。After 等人 (2022 年)提供了意义级别的注释资源而不是单词级别的注释,并进行了各种实验来探索难词的解释。

对不同级别的评审 R 的分析表明,同一个评审根据需求的不同可以有不同的解释。在大多数情况下,单级方法效果很好。然而,有时当情绪的评估是基于非常短暂的

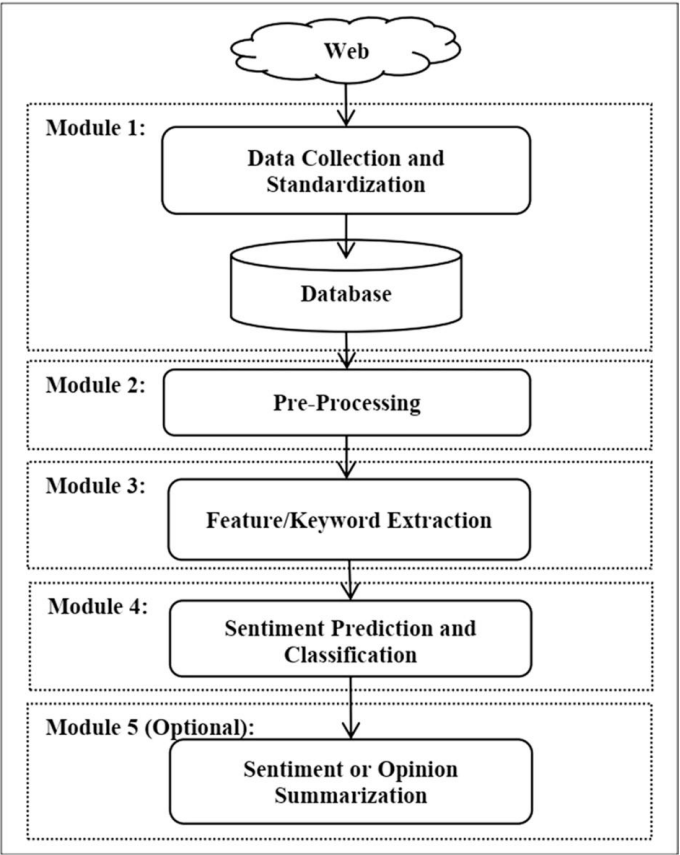


图1情感分析总体框架

文档甚至非常长的文档,模型可能无法处理灵活性。
为了确定整个文档的极性, Li 等人。 (2010)结合短语级和句子级情感分析来设计多级模型。 Valakunde 和 Pat-wardhan (2013)建议遵循阶梯式计算。在该技术中,采用方面或实体级情感来计算句子级情感, 然后使用实体的权重以及句子级情感来评估完整文档。

3 情感分析的总体框架

情感分析的演变标志着不同专家提出不同模型的出现。在回顾了迄今为止提出的 500 多个情感分析模型后,图 1 给出了情感分析的总体框架。该框架主要包括四个模块以及一个附加的可选模块。该模块执行数据的收集和标准化;数据集的预处理;提取代表整个数据集的特征或关键词;情绪的预测或分类

根据需求,将情感分析模块与关键词或整个句子或文档关联起来;并总结与数据集相关的整体情感。下面将详细讨论不同的模块。

3.1 数据收集和标准化

随着表达平台的不断增长,表达人们对某一主题的观点、意见或情绪的类型和格式也在不断增加。在文本、图像、音频或视频等不同类型的可用数据中,对文本数据的研究在过去几年中发展势头强劲。目前,虽然多语言文本数据吸引了少数研究人员,但 90% 的情绪分析研究、实验和设计主要集中在英语文本数据上。

系统的开发、检查和验证通常取决于用于构建、操作和维护模型的数据的质量和结构。模型的整体功能在很大程度上取决于来自无限和大量可用数据源的数据。许多公共数据源可用,一些研究人员使用它们来设计情绪分析模型。Dang 等人使用了公开可用的数据集,即 Blitzer 的多领域情绪数据 (Blitzer 等人, 2007年)。

(2009)。一些研究人员 (Kharde 和 Sonawane 2016; Fahrni 和 Klenner 2008)也使用了 Epinions (epinions.com)的公开产品评论。UCI机器学习库提供了情感的标准数据集,即用于阿拉伯情感分析的 Twitter 数据、情感标记句子、论文评论、沙特阿拉伯关于 Covid-19 期间远程教育的情感分析等。数据生产率极高,要求设计一个系统不断更新数据库,以避免在特定时间出现泛泛而谈或偏见。手动收集大量数据的方法并不可取。因此,自动大数据收集技术确实是一个必须密切关注的重要方面。最近出现了一些工具或 API,可帮助从在线社交或电子商务平台收集数据。其中一些是 NodeXL、使用 Twitter Achiever 的 Google 电子表格、Zapier、Rapid Miner、Parsehub、Python 中的 BeautifulSoup、WebHarvy 等。大多数这些工具或 API 都有助于收集实时数据。但主要问题出现在有人想要处理历史数据时,因为许多这些技术 (例如 Twitter API)不允许提取超过七天的推文。构建标准数据库涉及处理来自互联网的与数据相关的非结构化信息。对于代表特定主题的数据集,以适当的类型、格式和上下文进行适当的标准化将极大地提升分析的整体结果。要设计一个健壮的系统,必须保持数据的同质性。此外,对收集的数据进行适当的标记可以提高情绪分析模型的性能。如今有不同的在线标记技术可用。然而,在线标记技术有时充满噪音,导致系统准确性降低。设计一个自动标记系统,利用整个语料库的各种统计知识和适当的词汇领域知识,被证明对增强情感分析过程有更大的贡献。

3.2 预处理

从文本数据集中去除任何类型的噪声,并为情绪分析过程准备干净、相关且结构良好的数据集的过程称为

预处理。对任何数据集进行适当的预处理都会显著改善情感分析过程。为了分析在线电影评论的情绪,Zin 等人(2017)采用了三层方法来检查预处理任务的效果。在第一层,他们尝试使用英语停用词列表删除停用词。停用词是诸如冠词 a、an、the 等词,它们在确定情绪方面没有有效作用。在第二层中,在删除停用词和所有其他无意义的字符/单词(例如日期(16/11/20)、特殊字符(@、#)和没有意义的单词(a+、a-、b+))后进行情感分析。在第三层中,使用了更多的清理策略,即,数字和少于三个字符的单词与停用词和无意义的单词一起被删除。他们的结果表明,不同的预处理步骤组合对分类过程有良好的改进作用,从而确定了删除停用词、特殊字符等无意义的词、数字和少于三个字符的单词的重要性。Jianqiang (2015)发现替换否定和扩展首字母缩略词对情绪分类有积极影响,但是删除 URL、数字和停用词几乎不会改变准确率。有效的预处理可以提高情绪分析模型的准确率。为了建立该模型,Haddi 等人 (2013)结合了各种预处理方法,使用在线电影评论,并遵循不同的步骤,如清理在线文本、删除空格、扩展缩写、词干提取、消除停用词和处理否定。除此之外,他们还将特征选择视为预处理步骤。他们使用卡方方法来滤除影响较小的特征。为了处理否定词,一些研究人员(如 Pang 等人 (2002))使用后续词来标记否定词,直到出现标点符号。然而,Haddi 等人 (2013)和 Dave 等人 (2003)的作者观察到标记前后的结果几乎保持不变。因此,Haddi 等人 (2013)将标记的后续词数量减少到三个和两个。Saif 等人 (2014)观察到预先编译的停用词列表会对 Twitter 情绪分类产生负面影响。

然而,使用预处理后原始特征空间显著减少。

Jianqiang 和 Xiaolin (2017)表示,删除停用词、扩展首字母缩略词和替换否定都是有效的预处理步骤。根据 Jianqiang 和 Xiaolin 的说法,URL 和数字不包含用于情感分析的有用信息。他们还发现,恢复带有重复字符的单词会产生波动的性能。这肯定是因为在某些情况下,诸如 goooooo 之类的单词会被 good 替换。因此,会造成混淆,不知道应该将其解释为 good 还是 god。这种情况可能会改变单词所传达的实际极性。因此,不建议恢复带有重复字符的单词。

3.3 特征/关键词提取

在情感分析模型中,主要使用语料库中的单词和符号作为特征 (O'Keefe and Koprinska 2009)。大多数情感分析系统使用传统的主题文本分类方法,其中将文档视为一个词袋 (BOW),将其投影为特征向量,然后使用适当的分类技术进行分类。专家使用各种特征集来提高情感分类效率,包括高阶 n-gram (Pang et al. 2002; Dave et al. 2003; Joshi and Rosé 2009)、词对和依存关系 (Dave et al. 2003; Joshi and Rosé 2009; Gamon 2004; Subrahmanian and Reforgiato 2008)。使用不同的词关系特征集,即单字 (一个词)、双字 (两个词)和依存句法分析,

Xia 等人(2011)使用集成框架进行情绪分类。Wiebe 和 Mihalcea (2006)提出了一项开创性的研究,重点研究关注度 (MOC),使用 Twitter 数据和最重要的单元词来评估公共问题。

在进行文本意见挖掘时,Sidorov 等人。(2013)证明了一元语法的至上性,以及其他合适的设置,例如最小类、平衡和不平衡语料库的功效、适当的机器学习分类器的使用等等。在情感分析中,数据集中出现的每个单词并不总是很重要。随着知识的不断增长,确定精确的情感分类的难度也随之增加。即使在使用各种预处理步骤清理数据集之后,使用数据集中的所有数据也可能会导致维度问题、更长的计算时间以及使用不相关或不太重要的特征或术语。

特别是在更高维度和多元数据的情况下,这些问题变得更加严重。据李等人介绍。(2017),捕捉情感的良好词表示擅长词情感分析和句子分类;根据需要的单词动态构建文档级情感分析是最佳实践。

关键词提取是一种从文本数据中提取重要特征/术语的方法,通过从文档中定义特定的术语、短语或单词来简洁地表示文档 (Benghuzzi 和 Elsheh 2020)。如果正确提取了文本的关键词,就可以彻底研究和评估文本的主题,并可以对文本做出正确的决策。鉴于从如此大量的数据库中手动提取关键词是一个重复、耗时且昂贵的过程,自动关键词提取近年来已成为大多数研究人员的热门研究领域。自动关键词提取可分为监督、半监督和无监督方法 (Beliga 等人 2015)。关键词主要使用向量空间模型 (VSM) 或基于图的模型 (GBM) 来表示 (Ravinuthala 等人 2016; Kwon 等人 2015)。一旦使用任何 VSM 或 GBM 技术表示数据集,就可以使用简单的统计、语言学、机器学习技术和混合方法提取关键字 (Bharti 和 Babu 2017)。统计关键字提取方法包括不包含训练数据且独立于语言和领域的简单方法。为了识别关键字,研究人员使用了术语频率、术语频率-逆文档频率 (TF-IDF)、术语共现、n-gram 统计数据、PATricia (PAT) 树和来自文档的其他统计数据 (Chen 和 Lin 2010)。

语言学方法检查单词、句子和文档的语言属性,其中词汇、语义、句法和话语分析是最常研究的语言属性 (HaCohen-Kerner 2003; Hulth 2003; Nguyen 和 Kan 2007)。

机器学习技术在提取关键词时考虑了监督或非监督学习。监督学习产生的系统在相关关键词集合上进行训练,然后识别和分析不熟悉文本中的关键词 (Medelyan 和 Witten 2006; Theng 2004; Zhang 等人 2006)。所有这些方法都结合在关键词提取的混合方法中。O Keefe 和 Koprinska (2009)使用机器学习分类器进行情感分析,并使用电影评论数据集对其进行验证。除了使用特征存在、特征频率和 TF-IDF 作为特征加权方法外,他们还提出了 SWN 词得分组 (SWN-SG)、SWN 词极性组 (SWN-PG) 和 SWN 词极性总和 (SWN-PS),使用按 SWN 值分组的单词。作者建议使用分类比例差异 (PD)、SWN 主观性分数 (SWNSS) 和 SWN 比例差异 (SWNPD) 作为特征选择技术。他们发现基于一元语法的特征权重,尤其是特征存在性,优于基于 SWN 的方法。使用不同的机器学习技术;Tan 和 Zhang (2008)提出

一个针对教育、电影和家庭三个领域的情感分析模型,该模型用中文编写,并为此使用了各种特征选择技术。Mars 和 Gouider (2017)提出了一种基于 MapReduce 的算法,利用消费者意见特征和大数据技术,结合文本挖掘 (TM)和机器学习工具来确定意见极性。Kummer 和 Savoy (2012)使用监督方法建议使用 KL 分数来为情感和意见挖掘的特征提供权重。所有这些研究工作都表明,关键词提取的机器学习方法与任何其他技术结合时,在情感分析领域具有很大的应用前景。有多种方法可用于使用 VSM 和 GBM 方法执行关键字提取。下面详细讨论它们。

3.3.1 向量空间模型

在 VSM 中,文档被表示为术语向量 (Wang 等, 2015) 。VSM涉及构建一个矩阵V,通常称为文档术语矩阵,其中行表示数据集中的文档,而列对应于整个数据集的术语。因此,如果文档集表示为 $D = (d_1, d_2, \dots, d_m)$,表示整个语料库的术语/标记集为 $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$,则元素 $d_{ti,j} \in V_{m \times n}$, $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$ 被分配权重 $w_{i,j}$ 。

可以根据与文档或整

个数据集相关的词频来分配权重。

根据 Abilhoa 和 De Castro (2014) 的说法,频率可以是二元的、绝对的、相对的或加权的。传统的术语加权方案使用二进制、术语频率 (TF) 、TF-IDF 等算法。

a.二进制

如果文档 d_i 包含术语 t_j ,则在二进制术语加权方案中,术语向量的元素 $d_{ti,j}$ 被分配值 1,否则,分配值 0 (Salton and Buckley 1988)。它的明显缺点是无法识别文本中最具代表性的单词。此外,使用词频通常有助于提高文档中术语的重要性。

b. TF

二进制术语权重方案的限制促使使用术语频率作为特定文本的术语权重。单词在文本中出现的次数称为其术语频率。结果,值 $w_{i,j}$ 被分配给 $d_{ti,j}$,其中 $w_{i,j}$ 等于单词 t_j 在文档 d_i 中出现的次数。然而,与文档中不常出现的单词相反,在所有文档中一致出现的术语对描述文档的区分能力较小 (Kim 等,2017) 。

2022) 。这是 TF 算法的不足之处。

C. TF-IDF

整个文档语料库中出现某个单词的文档数量称为其文档频率。如果某个单词的文档频率较高,则其区分能力较低,反之亦然。因此,逆文档频率 (IDF) 指标被用作全局加权因子,以突出某个术语识别文档的能力。公式 1 (Zhang 等人, 2020 年)可用于描述术语的 TF-IDF 权重,如下所示:

$$W(tk) = tfk \cdot \text{日志} \quad (1)$$

(tfk)

其中， tf_k 表示词条 tk 在特定文档中的频率， df_k 表示词条 tk 的文档频率,即包含词条 tk 的文档数量。语料库中的文档总数用 m 表示。

许多专家尝试使用传统的术语加权技术提出自己的改进版本。其中一些是 TF-CHI (Sebastiani 和 Debole 2003)、TF-RF (Lan 等人2008)、TF-Prob (Liu 等人2009)、TF-IDF-ICSD (Ren 和 Sohrab 2013)和 TF-IGM (Chen 等人2016)。

3.3.2 基于图的模型

在 GBM 中构建了一个图 G ,其中每个节点或顶点 V_i 表示一个文档术语或函数 t_i ,边 $E_{i,j}$ 表示它们之间的关系 (Beliga 等人, 2015 年)。Nasar等人(2019 年)表明,图的各种属性 (例如中心性度量、节点的共现性等)在关键字排名中发挥着重要作用。

语义、句法、共现和相似关系是基于图的文本分析的一些具体视角。在 GBM 技术中,中心性度量往往是最重要的决定因素 (Malliaros 和 Skianis 2015)。术语的重要性是通过使用中心性度量来计算图中节点的重要性。 Beliga (2014)介绍了用于提取目的的 19 种不同措施的知识。目前已经提出了度中心性、接近中心性、介数中心性、选择性中心性、特征向量中心性、PageRank、TextRank、强度中心性、邻域大小中心性、核心中心性、聚类系数和其他中心性度量。下面讨论一些流行的中心性度量。

a.度中心性

度中心性用于衡量一个术语与任何其他术语出现的频率。对于特定节点,入射到其上的边的总数用于测量度量 (Beliga 2014)。穿过节点的边越多,它在图中就越重要。

节点 V_i 的度中心性使用等式进行测量。 2.

$$DC(V_i) = \frac{|n(V_i)|}{|N| - 1}$$

(2)

其中， $DC(V_i)$ 表示节点 V_i 的度中心性， $|N|$ 表示节点总数， $|n(V_i)|$ 表示与节点 V_i 相连的节点总数。

b.接近中心性

紧密度中心性决定了一个术语与数据集中所有其他术语的紧密程度。该指标计算从给定节点到图中每个其他节点的最短距离的平均值。它由等式定义。 3 (Tamilselvam et al. 2017)作为所有节点到任意节点的距离数量的倒数,即距离的倒数。

$$CC(V_i) = \frac{|N| - 1}{\sum_{V_j \in G} \text{距离}(V_i, V_j)} \approx \frac{1}{\sum_{V_j \in G} \text{距离}(V_i, V_j)}, \text{如果 } (N \gg 1)$$

(3)

其中， $CC(V_i)$ 表示节点 V_i 的紧密中心性， $|N|$ 表示图的节点数， $\text{dist}(V_i, V_j)$ 表示节点 V_i 到节点 V_j 的最短距离。

C.介数中心性

该指标用于了解一个单词出现在另一个单词中间的频率。

该指标表示一个节点在最短路径上充当两个节点之间桥梁的次数。对于节点 V_i , 该指标使用公式 4 计算 (Tamilselvam 等人, 2017 年)。

$$BC(V_i) = \sum_{V_x \neq V_i \neq V_y \in G} \frac{V_x V_y(V_i)}{V_x V_y} \quad (4)$$

在式 4 中, $BC(V_i)$ 表示 V_i 的中介中心性, $V_x V_y$ 表示从节点 V_x 到 V_y 的总体最短路径, 以及从节点 V_x 经过 V_i 到 V_y 的总体最短路径。

V_i 由 $V_x V_y(V_i)$ 表示。

d. 选择性中心性

选择性中心性 ($SC(V_i)$) (Beliga et al. 2015) 是节点边上的平均权重。如方程式所示。如图 5 所示, $SC(V_i)$ 等于节点 $s(V_i)$ 的强度与其度数 $d(V_i)$ 的分数。

$$SC(V_i) = \frac{s(V_i)}{d(V_i)} \quad (5)$$

如式 6 所示, 节点 V_i 的强度 $s(V_i)$ 是 (V_i) 上所有边权重的总和。

$$s(V_i) = \sum_j E_{V_i V_j} \quad (6)$$

b. 特征向量中心性

这种中心性衡量标准决定了一个术语的全球重要性。它是使用节点邻居的中心性来计算节点的。它是使用邻接矩阵和矩阵计算来计算的, 以确定主特征向量 (Golbeck 2013)。假设 A 是 $(n \times n)$ 相似度矩阵, 其中 $A = (V_i V_j)$, $V_i V_j = 1$ if V_i

与 V_j 绑定, 否则 $V_i V_j = 0$ 。然后使用归一化特征向量中属于 A 最大特征值的第 i 个条目来描述节点 V_i 的特征向量中心性 $EVC(V_i)$ 。公式 7 (Bonacich 2007) 显示了特征向量中心性的公式。

$$EVC(V_i) = \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^N V_i V_j EVC(V_j) \quad (7)$$

其中, λ 是 A 的最大特征值。Castillo 等人 (2015 年) 提出了一种监督模型, 该模型使用共现图的度和接近度中心性度量来确定属于每种情绪的单词, 同时表示文档术语之间存在的关系。Nagarajan 等人 (2016 年) 还提出了一种基于度和接近度的中心性指标的关键词提取算法。为了获得最佳排名关键词集, Vega-Oliveros 等人 (2019 年) 使用九种流行的图中心性来确定关键词, 并引入了一种新的多中心性指标。他们发现所有中心性度量都具有很强的关系。作者还发现度中心性是最快、最有效的计算指标。在试验各种中心性度量时, Lahiri 等人 (2014 年) 还注意到度中心性使关键词和关键提取变得更加简单。Abilhoa 和 De Castro (2014) 提出了一种基于图形表示、偏心率和接近度的关键词提取模型。

中心性措施。作为决胜局,他们使用了度中心性。在一些现实世界的模型中,断开连接的图很常见,并且使用偏心率和接近中心性来实现预期结果通常会失败。亚达夫等人。(2014)建议使用图的度数、偏心率、接近度和其他中心性来提取关键词,同时强调术语的语义。通过使用词性 (PoS) 标记,Bronselaer 和 Pasi (2013)提出了一种以基于图形的表示形式表示文本文档的方法。Beliga 等人利用不同的中心性。(2015)提出了一种节点选择性驱动的关键词提取方法。权等人。(2015)提出了另一种突破性的使用图的关键词加权和提取方法。为了改进传统的 TextRank 算法,Wang 等人。(2018)使用文档频率和平均词频 (ATF) 来计算提取属于特定域的关键词的节点权重。Bellaachia 和 Al-Dhelaan (2012)引入了用于关键词提取的节点和边缘排名 (NE-rank) 算法,该算法基本上将节点权重 (即本例中的 TF-IDF) 与 Tex-tRank 结合起来。汗等人。(2016)提出了 Term-ranker,这是一种使用图通过统计方法提取单词和多词的重新排名方法。

他们识别语义相关单词的类别,同时使用术语嵌入估计术语相似性,并使用图细化和中心性度量来提取排名靠前的术语。对于有向图,Ravinuthala 等人。(2016)根据主题对边缘进行加权,并检查自动和手动生成的关键字的框架。Devika 和 Subramani-yaswamy (2021)使用 PageRank 算法根据图的语义和中心性提取关键词。

上述研究表明,中心性指标是有效情绪分析的催化剂。这是因为强大的关键字在确定情绪得分方面的效果或位置通常大于较弱的关键字。对于情感句子的提取,Shimada 等人。(2009)建议使用分层非循环有向图和相似性估计。对于句子的情感表示,Wu 等人。(2011)使用图开发了一种基于整数线性规划的结构学习系统。Duari 和 Bhatnagar (2019)还使用图表,根据句子的共现性 (窗口大小设置为 2)、位置相关权重、上下文层次结构和基于语义的连接,提出了关键词的评分确定和提取程序。与其他现有模型相比,他们的模型具有过高的维度,文本中的术语被解释为表示图中节点关系的节点和边。Mothe 等人研究了各种无监督图驱动的自动关键词提取方法。(2018)使用节点排序和不同的词嵌入和共现混合。

利特瓦克等人。(2011)建议使用 DegExt,这是一种无监督的跨语言关键短语提取器,它利用图形的文本句法表示。由节点表示的项之间的顺序关系由此类图的边表示。然而,在不限制可以使用的最大可能节点数的情况下,他们的算法会使用更大的数据集生成指数级更大的图。因此,维度是基于图的关键字提取过程的结果之一,必须使用适当的手段进行调节,以使情感分析有效。陈等人。(2019)建议使用仅依赖于文章作为语料库的无监督方法来提取关键字。模型中的单词根据其强主题中的出现情况进行排名。布古安等人。(2013)评估了文档主题的相关性,以提出 TopicRank,这是一种用于提取关键短语的无监督方法。然而,应该提到的是,他们的模型没有最优的密钥选择方法。要检索按主题排列的基本关键字,

赵等人。(2011)提出了一种三阶段算法。边缘加权用于使用两个单词的共现频率对关键字(即节点)进行评分,然后生成候选关键词语并对它们进行排名。施等人。(2017)提出了一种基于共现知识图谱的自动单文档关键词提取技术,该技术使用个性化 PageRank (PPR) 来学习文档之间隐藏的语义关联。因此,许多专家使用共现图以及其他图属性(例如中心度度量)来证明这些方法在情感分析中进行关键词排名的有效性。

3.4 情绪预测和分类技术

到目前为止,已经出现了不同的技术用于情绪预测和分类。一些研究人员根据技术的适用性、挑战或仅仅是情绪分析的一般主题对这些技术进行分组。根据 Cambria (2016) 的说法,情感计算可以通过使用基于知识的技术、统计方法或混合方法来执行。基于知识的技术使用流行的情感词源或多词表达将文本分为情感类别,基于“快乐”、“悲伤”、“愤怒”等情感词的存在。统计方法利用情感注释的训练语料库,通过词语共现频率、其他任意关键词的价态等确定情感关键词的价态。混合方法,如情感计算 (Cambria and Hussain 2015),利用知识驱动的语言模式和统计方法从文本中推断极性。

Medhat 等人 (2014) 以非常精致和说明性的方式介绍了情绪分析的不同分类技术。受他们论文的启发,当前的情绪预测和分类技术在情绪分析的演变标志着不同专家出现不同的模型。在经历了迄今为止提出的 500 多种情绪分析模型之后,图 2 展示了情绪分析的总体框架。该框架主要包含四个模块以及一个附加可选模块。这些模块执行数据的收集和标准化;数据集的预处理;提取代表整个数据集的特征或关键字;根据要求预测或分类与关键字或整个句子或文档相关的情绪;并总结与数据集相关的整体情绪。下面将详细讨论不同的模块。下面将彻底检查这些技术,以帮助为特定任务选择最佳的情绪分析分类或预测方法。

3.4.1 机器学习方法

情感分类的机器学习方法使用众所周知的机器学习分类器或算法以及语言特征,将给定的数据集分类为适当的情感类别 (Cambria and Hussain 2015)。给定一组数据,机器学习算法专注于构建可以从代表性数据 Patil 等人中学习的模型。(2016)。提取和选择用于检测情绪的最佳特征集对于模型的性能至关重要 Serrano-Guerrero 等人。(2015)。

机器学习技术基本上有两种类型,即有监督的和无监督的。然而,一些研究人员还使用结合这两种技术的混合方法。

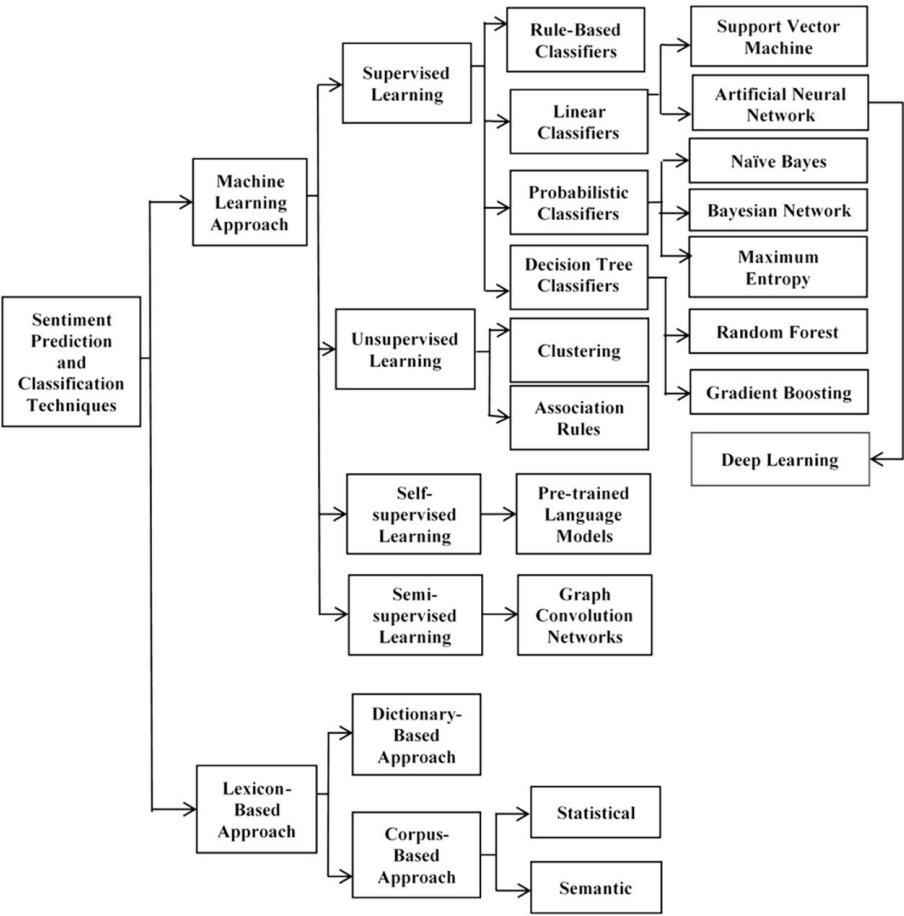


图2情感分类技术

监督学习

监督式机器学习方法基于对初始标记文档/意见集的使用,以确定任何测试集或新文档的相关情绪或意见。在不同的监督式学习技术中,支持向量机 (SVM)、朴素贝叶斯、最大熵、人工神经网络 (ANN)、随机森林和梯度提升是情绪分析过程中最流行的技术。下面将简要介绍每种技术;然后讨论使用这些算法进行的一些研究工作,这些算法可以单独使用,也可以组合使用,也可以相互比较。

我。支持向量机SVM 是一种基于内核的分类器,在不同的回归和分类问题中广受欢迎。许多研究人员证实,高斯 (或 RBF)核函数在情感分析方面表现更好 (Kim 等人, 2005 年; Li 等人, 2015b)。但是,每当数量较多时

遇到大量特征时,RBF 内核无法提供合适的结果。
对于非常大的数据集,在 SVM 分类器中使用的所有其他核函数中,线性核函数被证明是文本分类的最佳选择 (Mullen and Collier 2004) 。线性核函数表示如下:

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$$

(8)

其中, x_i 和 x_j 是输入空间向量, x_i^T 是 x_i 的转置。
SVM 分类器基本上是为二元分类而设计的。但是,如果模型扩展为支持多类分类,One-vs-Rest (OvR)/

SVM 分类器采用一对一或一对一 (OvO)/一对一策略 (Hsu 和 Lin 2002) 。在OvR中,多类数据集被重新设计成多个二进制数据集,其中属于一类的数据被认为是正的,而其余的数据被认为是负的。然后使用二进制数据集来训练分类器。通过选择对测试数据进行分类的余量最大的类别来做出类别分配的最终决定。另外,还可以使用一对一 (OvO)策略,从而选择由多数分类器选择的类别。OvO 涉及将原始数据集拆分为——代表一个类与其他每个类的数据集。

Ahmad 等人(2018)对使用 SVM 进行情绪分析进行了系统回顾。根据 2012 年至 2017 年 5 年间发表的论文,他们发现许多研究成果要么直接使用 SVM 进行分析,要么以混合方式进行分析,甚至将他们提出的模型与 SVM 进行比较。表 1 列出了一些最近使用 SVM 进行情绪分析的研究。

ii.朴素贝叶斯概率分类器朴素贝叶斯基于特征相互独立的朴素假设对数据进行分类。它是最简单的算法之一,计算成本低,准确率相对较高。NB 分类器使用贝叶斯方法 (如公式 9 所示)对文档进行分类。

$$P(\text{类别} | \text{文档}) = \frac{P(\text{类别})P(\text{doc} | \text{类别})}{P(\text{文档})}$$

(9)

给定一个文档, $P(\text{class} | \text{doc})$ 是文档属于特定class*i*的概率。 $P(\text{doc} | \text{class})$ 是文档出现在该class*i*中的概率; $P(\text{class})$ 和 $P(\text{doc})$ 是分类的概率

和训练集中的文档。如果是任何其他级别的分析,例如句子或单词级别的情感分析,只需将公式 9 中的 doc替换为特定级别的所需实例即可。

基本上有两种模型常用于文本分析,即多元伯努利朴素贝叶斯 (MBNB) 和多项式朴素贝叶斯 (MNB) (Altheneyan 和 Menai 2014)。

然而,对于连续数据,也会使用高斯朴素贝叶斯。当多个关键字 (特征)代表一个数据集时,MBNB 用于分类。
在 MBNB 中,使用 BoW 构建文档-术语矩阵,其中文档的关键字根据在文档中出现或不出现的情况用 1 和 0 表示。

表	售	號	廠
022)	Witter Wd/vec		And WV)。 W 。 Wid-19 M 21 和 。 。 班。 M
22)	pid-19 。		
004)	。		
1addin			

表	题	题
表016)	M	CDPNC)
		。
		M
表014)	。	。
		,
表015)		。
		litter

每当考虑出现次数时,都会使用 MNB。在 MNB 中,分布与 c 类的向量参数 $c = (c_1, c_2, \dots, c_i)$ 相关,其中是关键字的数量, c_i 是概率 $P(V_i | \text{Class } c)$

出现在属于类 c 的数据集中的关键字 V_i 的数量。为了估计 c_i , 采用了最大似然的平滑变体, 即相对频率计数, 如下所示。

$$c_{ik} = \frac{N_{ck} + \alpha}{N_c + \sum_k \alpha} \quad (10)$$

其中, α 是平滑因子, N_{ck} 是关键字 k 的次数出现在训练集中, N_c 是 c 类关键字的总数。

为了对微博数据的情感进行彻底的研究, Le 和 Nguyen (2015) 使用朴素贝叶斯和 SVM 以及信息增益、一元词、二元词和面向对象的特征提取方法开发了情感分析模型。Wawre 和 Deshmukh (2016) 提出了一种情感分类系统, 其中包括常见机器学习方法朴素贝叶斯和 SVM 的比较。巴尔加夫等人。 (2019) 使用朴素贝叶斯算法和自然语言处理来分析各个酒店的客户情绪。

三. 最大熵最大熵分类器是一个条件概率模型。与朴素贝叶斯分类器不同, 它不考虑任何先前的假设, 例如给定数据集的关键字的独立性。最大熵分类器不是使用概率来设置模型的参数, 而是应用搜索技术来确定最大化分类器性能的参数集。确定文档术语矩阵后, 根据经验概率分布对训练集进行总结, 如式 (1) 所示。 11.

$$P(c | \text{doci}) = \frac{1}{Z} \prod_c \theta_{ci}^{n(\text{doci}, c)} \quad (\text{文档 } i, c) \quad (11)$$

其中, N 为训练集中文档的数量, $n(\text{doci}, c)$ 为文档 doci 的共现次数, 类 c 和 doci 组成了文档的上下文信息, 即稀疏数组。

最大熵使用经验概率分布, 通过寻找最高熵来满足先验知识的约束, 从而对给定的数据集进行建模。显示最大熵的唯一分布为指数形式, 如公式 12 所示。

$$P(c | \text{doci}) = \frac{\exp\left(\sum_i \theta_i n(\text{doci}, C_i)\right)}{\sum_c \exp\left(\sum_i \theta_i n(\text{doci}, C_i)\right)} \quad (12)$$

这里, $n(\text{doci}, C_i)$ 是关键字, θ_i 是需要估计的参数。等式 12 的分母是标准化因子, 以确保适当的概率。

最大熵分类器提供的灵活性有助于通过随机规则系统增强句法、语义和语用特征。

然而, 即使是最简单的最大熵模型, 参数估计所需的计算资源和带注释的训练数据也非常高。因此, 对于大型数据集, 该模型不仅昂贵, 而且

由于特征分布稀疏,对舍入误差敏感。对于参数估计,可以使用不同的方法,例如梯度上升、共轭梯度、变量度量方法、广义迭代缩放和改进的迭代缩放 (Hemalatha 等, 2013)。Yan和 Huang (2015)使用最大熵分类器对藏语句子进行情感分析,该分析基于正负结果之间的概率差异。为了识别多语言文本表达的情感,Boiy 和 Moens (2009)结合了 SVM、MNB 和最大熵,使用一元特征向量描述不同的博客、评论和论坛文本。

四.人工神经网络ANN是一种基于生物大脑设计的机器学习分类器。在人工神经网络中,一组称为神经元的基本处理单元根据特定任务进行连接和组织。

网络拓扑、神经元之间的权重、激活函数、偏差、动量等共同构成了 ANN 学习的基础。在不同类型的 ANN 中,卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN) 和递归神经网络 (RecNN) 最常用于情绪分析。CNN 使用卷积层从较长的文本中提取信息。RNN 特别适合处理序列数据,例如文本。它们可用于情绪分析,以预测处理文本中每个标记时的情绪。CNN 擅长提取局部和位置不变特征,但 RNN 擅长基于长距离语义依赖性而非局部关键词的分类。与最初引入的浅层 ANN 相比,深度 ANN 或通常称为深度学习模型已成为情绪分析领域中的一种强大技术。

深度学习 (DL):深度学习本质上是一个具有三层或多层的人工神经网络,能够处理大型数据集及其相关的复杂性,例如非线性、复杂模式等。它涉及特征的转换和提取自动地,这有利于通过多个隐藏层进行自我学习,就像人类一样。

深度学习的这些优势提高了情感分析模型的性能,从而使其自然自 2015 年以来广受欢迎。

许多深度学习模型的输入特征通常首选词嵌入。可以使用嵌入层、Word2Vec 或 Glove 向量从文本数据中学习词嵌入。Word2Vec 可以通过连续词袋 (CBOW) 或连续 Skip-Gram 模型来学习。一些常见的深度学习算法包括 CNN、RecNN、RNN、长短期记忆 (LSTM)、门控循环单元 (GRU) 和深度置信网络 (DBN)。Yadav 和 Vishwakarma (2020)对使用深度学习进行情感分析的详细研究发现,LSTM 的性能优于其他流行的深度学习算法。

Tembhurne 和 Diwan (2021)对使用顺序深度神经网络 (例如 RNN)的多个架构版本对任何形式的输入 (包括文本、视觉和多模态输入)进行情感分析的使用提供了宝贵的见解。唐等人。(2015)引入了几种深度神经网络,使用特定于情感的词嵌入来执行词级、句子级和词汇级情感分析。为了对句子的情感极性进行编码,作者引入了不同的神经网络,包括预测模型和排名模型。他们发现了来自不同领域的区分特征

使用情感嵌入对评论进行情感分类。

作者表示,SEHyRank 模型在所有其他提出的模型中表现出最佳性能。为了在基于方面的情感分析中支持 CNN,Wang 等人。(2021)提出了一个方面掩码来保留重要的情感词并减少嘈杂的词。他们的工作利用方面的位置在统一的框架中执行基于方面的情感分析。希达亚图拉等人。(2021)使用各种深度神经网络算法,对 2019 年印度尼西亚总统选举的推文进行了情绪分析。作者表示,与 CNN、LSTM、CNN-LSTM、GRU-LSTM 和其他机器学习算法(即 SVM、逻辑回归(LR)和 MNB)相比,双向 LSTM(Bi-LSTM)显示出更好的结果。Soubraylu 和 Rajalakshmi (2021)提出了一种混合卷积双向循环神经网络,其中由 CNN 层提取丰富的短语级特征,并通过长期双向门控循环单元(BGRU)提取时间顺序特征。多层句子中的依存关系。Priyadarshini 和 Cotton (2021)提出了一种使用 LSTM-CNN 构建全连接深度神经网络的情感分析模型,以及用于超参数调整优化的网格搜索策略。

情感循环单元(ERU)是一种 RNN,其中包含广义神经张量块(GNTB)和两通道特征提取器(TFE),旨在处理会话情感分析。一般来说,使用 ERU 进行情感分析包括获取上下文表示、将上下文信息的影响纳入话语中,以及提取情感特征进行分类。李等人。(2022)以双向方式使用 ERU 提出双向情感循环单元(BiERU)来执行情感分类或回归。BiERU 遵循两步任务,而不是简单 ERU 提到的三个步骤。根据上下文信息的来源,作者提出了两种类型的 BiERU,即具有全局上下文的 BiERU (BiERU-gc)和具有局部上下文的 BiERU (BiERU-lc)。与 c-LSTM (Poria et al. 2017) 相比, CMN (Hazarik et al. 2017)

2018)、DialogueRNN (Majumder 等人, 2019)和 DialogueGCN (Ghosal 等人,2019)、AGHMN (Jiao et al. 2020)、BiERU 在大多数情况下表现出更好的性能。

v. 随机森林随机森林,顾名思义,由大量单独选择的树组成,这些树作为一个团体工作。随机森林中的每棵树都会给出一个类别期望,而得票最多的类别将成为我们模型的预测。驱动随机森林的主要思想是一个简单而强大的思想 群体的洞察力。随机森林模型表现出色的解释是:大量相对不相关的模型(树)作为一个面板将击败任何单个组成模型。

模型之间的低相关性是关键。就像相关性较低的投资会聚在一起形成一个比其组成部分总数更突出的投资组合一样,不相关的模型可以产生比任何单个预测都更准确的群体预期。这种巨大影响背后的原因是树木相互保护,免受各自错误的影响。虽然一些树可能不正确,但许多其他树将是正确的,因此作为一个群体,树木可以朝着正确的方向移动。因此,随机森林表现良好的要求是:

我们的亮点中应该有一些真实的标志,以便制造模型
利用这些亮点显示出比随机猜测的改进。

各个树做出的预测需要彼此具有较低的相关性。我们意识到森林是由树木组成的,树木越多意味着森林越茂盛。同样,随机森林算法通过信息测试生成选择树,然后从每棵树中获取预测,最后通过投票的方法选择最佳排列。这是一种优于孤立选择树的收集策略,因为它通过平均结果来减少过度拟合。

Baid 等人(2017)使用朴素贝叶斯、K 近邻和随机森林等各种技术分析了电影评论。作者表明,与其他算法相比,朴素贝叶斯表现更好。在对 2019 年选举实时推特数据进行情绪分析时,Hitesh 等人(2019)证明,与 BoW 和 TF-IDF 等传统方法相比,使用随机森林的 Word2Vec 显著提高了情绪分析的准确性。这是因为 Word2Vec 通过考虑单词的上下文语义来提高特征的质量。

六.梯度提升提升是众所周知的集成技术之一。

Boosting 通过最初为每个样本分配相同的权重来按顺序构建多个模型,然后在后续模型中针对错误分类的样本。梯度提升机 (GBM) 是一种将决策树用作基础分类器的集成技术。GBM 一次构建一棵树,其中每棵新树都有助于纠正先前训练的树造成的错误。

使用随机森林分类器,树与之前构建的树不相关,而 GBM 依赖于直觉,即最佳可能的下一个模型与之前的模型结合时,可以最小化总体预测误差。GBM 可以使用不同的损失函数进行学习,从而提供有效处理高维数据的能力。此外,情感分析可能会遇到类别不平衡问题,因为现实世界应用中的情感分布经常表现出严重不平衡问题。在使用合成少数过采样技术 (SMOTE) 算法和 Tomek 链接评分处理类别不平衡问题时,Athanasiou 和 Maragoudakis (2017)证明 GBM 优于决策树、SVM、朴素贝叶斯和 ANN。在使用表情符号和俚语词典时,Prasad 等人。(2017)发现 GBM 比随机森林、决策树、自适应提升、逻辑回归和高斯朴素贝叶斯算法更好地处理推文中的讽刺。

Jain 和 Dandannavar (2016)提出了一种基于 NLP 技术和机器学习算法 (如 MNB 和决策树)的推文情绪分析系统,该系统使用基于各种参数提取的特征。对于在线电影评论的情绪分析,Sharma 和 Dey (2012)对七种当前机器学习技术与各种特征选择方法进行了值得注意的比较。

Tan和Zhang (2008)也介绍了一项类似的工作,其中使用各种特征选择方法和机器学习技术对教育、电影和房屋等各种领域进行情感分析。根据情感分析的适用性和对更高质量模型的需求,该领域的专家使用各种级联和集成

将机器学习算法与其他现有选项相结合的方法 (Ji 等人2015 年; Tripathy 等人2015 年; Xia 等人2011 年; Ye 等人2009 年)。

无监督学习

在无监督学习中,模型是使用未标记的数据集进行训练的。在大多数情况下,该技术依赖于 k 均值聚类、期望最大化和蜘蛛网等聚类方法。达雷娜等人。(2012)通过使用 Cluto 2.1.2 使用 k 均值聚类来确定与客户评论相关的情绪。

c. 自监督学习

在自监督学习中,模型从无标签数据集开始,然后利用数据的底层结构训练自身学习部分输入。虽然使用无标签数据集使这种学习技术具有无监督的概念,但它们基本上是为执行传统上由监督学习解决的下游任务而设计的。近年来,一种非常流行的自监督学习技术是预训练语言模型 (PLM)。

i. 预训练语言模型 (PLM) PLM 是预先构建和训练的模型,具体来说,是使用大型语言数据集。在情绪分析的情况下,当语言资源有限时,使用预训练模型的迁移学习将开放领域的知识添加到下游任务以改进该任务是非常有益的。PLM 的学习过程涉及缺失或屏蔽词预测、下一句预测、句子顺序预测、损坏文本重建、自回归语言建模等过程,这些过程有助于情绪预测过程。

从头开始创建情感分析模型的过程中的典型步骤通常包括使用标准情感词典、由人类专家进行情感评分和数据标记,以及对在数据集的其余部分上表现良好的模型进行适当的参数调整。这个过程可能既昂贵又耗时。PLM 通过使用几行代码提供广泛的语义和句法信息,使情感分析模型的开发人员能够更轻松地在更少的训练时间内实现模型,并提高准确性。

PLM 可作为与情感分析相关的各种任务 (如 PoS 标记、词形还原、依赖关系分析、标记化等)的可重复使用的 NLP 模型。因此,可以证明 PLM 有利于利用旧经验解决类似的新任务,而无需从头开始训练情感分析模型。

Chan 等人(2022)对使用预训练模型进行情绪分析的演变和进步进行了详细研究。此外,作者还介绍了可以使用预训练模型进行情绪分析的各种任务。

PML 的早期研究涉及将单个预训练嵌入层转移到面向任务的网络架构。为了应对词义、多义性、语法结构、语义和首语重复等众多挑战,目前正在将模型改进到更高的表示级别。

Transformers BERT 的双向编码器表示 (Devlin 等人,2017) 2018)、NLTK (Loper 和 Bird 2002)、斯坦福 NLP (Manning 等人2014)、通用语言模型微调 (ULMFit) (Howard 和 Ruder 2018)、语言模型嵌入 (ELMo) (Sarzynska-Wawer) et al. 2021)是一些用作情感分析的开源 NLP 库的知名 PLM。

Mathew 和 Bindu (2020)彻底分析了许多经常用于情感分析的 PLM,认为 BERT 的性能更为优越。

许多预训练模型使用自我监督策略来学习语义内容;然而,在预训练阶段不太重视特定于情感的知识。还可能存在着与预训练模型相关的过度使用的风险,这可能导致源域和目标域之间特定于域的情绪不匹配。在处理社交媒体相关内容时,PLM 可能会导致结果出现偏差。PLM 接受培训的语言可能与社交媒体平台中普遍使用的语言不同。如果 PLM 以黑盒方式运行,则进一步深入的分析和模型开发可能会受到限制。在某些情况下,如果 PLM 最初是为识别单个或二进制类而设计的,则它可能无法处理多类问题。如果 PLM 最初是为处理正类和负类而设计的,那么这也可能导致对重要类之一(例如中性类)的无知/处理不当。因此,在选择特定的 PLM 模型时,我们必须考虑其最初设计的领域和数据。此外,可能需要人类专家在需要时验证结果,以确保情感分析模型的质量。

毛等人。(2022)深入分析了 PLM 如何偏向基于提示的情绪分析和情绪检测。作者认为,标签类别的数量、情感标签词的选择、提示模板和位置以及情感词典的词形会导致结果出现偏差。为了解决跨域任务的问题,Zhou 等人。(2020)提出了 SENTIX,一种情感感知模型,可以在预训练阶段学习领域不变的情感知识。为了解决与情绪分析相关的几个因素,专家们迄今为止提出了对原始 PLM 的各种临时修改,其中包括动态重新加权 BERT (DR-BERT) (Zhang et al. 2022)、基于 BERT 的扩张 CNN (BERT-DCNN) (Jain et al. 2022)、基于注意力的 ELMo (A-ELMo) (Huang and Zhao 2022)、上下文情感嵌入 (CoSE) (Wang 等人, 2022a)、扩展通用语言模型微调 (Ext-ULMFIT) 和微调 (FIT-BERT) (Fazlourrahman 等人, 2022), ETC。

d.其他学习技巧

许多研究人员将监督和无监督技术结合起来,产生混合方法甚至半监督技术,可用于对情绪进行分类 (König 和 Brill 2006; Kim 和 Lee 2014)。由于每毫秒都会生成新信息,因此找到代表所有所需信息的完全标记的大型数据集几乎是不可能的。在这种情况下,半监督算法在一些标记样本上训练初始模型,然后迭代地将其应用于更多的未标记数据并对新数据进行预测。在各种半监督技术中,图

卷积网络 (GCN) (Kipf and Welling 2016; Keramatfar et al. 2022; Dai et al. 2022; Zhao et al. 2022; Lu et al. 2022; Yu and Zhuang 2022; Ma et al. 2022)最近获得了研究人员对进行情感分析的关注。

i.图卷积网络

GCN 基于 CNN,它直接在图上操作,同时利用句法结构和单词依赖关系来正确分析情绪。GCN 通过检查相邻节点来学习特征。通过使用句法依赖树,GCN 模型可以捕获不同单词之间的关系,并将特定方面链接到语法相关单词。多层 GCN 架构的每一层都使用这些节点最近邻居的特征对图节点的表示进行编码和更新。GCN 有助于执行节点级、边缘级和图级情绪分析预测任务,例如确定社交媒体平台上的连接如何影响该网络内用户的意见,根据之前购买的各种产品之间的连接创建用户推荐,推荐电影等。通常,GCN 专注于根据句子的依赖树学习从上下文词到方面词的依赖信息。因此,GCN 主要吸引了基于方面的情绪分析领域的研究人员。

卢等人。(2021)在句子依存树上构建了一个GCN,以充分利用句法和语义信息。他们的方法解决了早期模型中存在的错误检测不相关上下文单词作为评估方面情感的线索、无视句法约束和远程情感依赖性的问题。SenticGCN是由Liang等人提出的。(2022)根据具体方面捕获句子的情感依存关系。

为了结合方面和观点词之间的情感知识,该模型使用 SenticNet 和 GCN 执行基于方面的情感分析。

除了给定句子的局部结构信息 (例如局部性、顺序知识或句子内的句法依赖约束)之外,全局依赖信息对于准确确定情绪也很重要。Zhu 等人 (2021 年)提出了一种名为全局和局部依赖引导图卷积网络 (GL-GCN) 的模型,其中使用表示整个语料库的单词文档图来揭示单词全局语义依赖关系。作者采用了一种注意力机制来结合局部和全局依赖结构信号。

一般来说,GCN 模型中的层并不是专门为处理方面而设计的。为了解决这个问题,陈等人。(2021)集成了 GCN 和共同注意力网络进行基于方面的情感分析,从上下文中提取相关信息并在考虑口语文本的同时消除噪音。田等人。(2021)解决了无法从 GCN 的不同层学习、不考虑依赖类型以及缺乏在情感分析背景下区分各种关系的机制的问题。作者利用依赖类型通过类型感知 GCN (T-GCN) 进行基于方面的情感分析。

ii.基于词典的方法

观点术语用于基于词典的方法,以执行情绪分类任务。该方法表明,句子或文档的累积极性是各个术语或短语极性的总和 (Devika 等人)。

2016)。根据张等 (2014)的观点,在意见词典方法中,评估并

使用词典对标记的情感相关词进行计数和加权以执行情感分析。根据 Khade 和 Sonawane (2016) 的说法,这种方法基于情感词典,情感词典是针对传统交流类型形成的已识别和预编译的术语、短语和习语的汇编。

更复杂的系统,例如字典或本体,也可以用于这种方法 (Kontopoulos 等人, 2013)。下面的表 2 讨论了一些最近可用于情感分析的词典。

基于词典的方法根据不同的分类方法分为三种方法:手动方法、基于词典的方法和基于语料库的方法 (Zhang et al. 2014)。由于需要投入大量时间,研究人员很少使用手动方法,尽管它经常与其他两种自动化方法结合使用。

a. 基于词典的方法

基于词典的方法从一系列手动注释的意见种子词开始。然后通过搜索词典 (如 WordNet (Miller 等人, 1990 年)) 来扩展该集合,以查找同义词和反义词。SWN (Baccianella 等人, 2010 年) 是最早的词典之一,它利用 WordNet 为术语分配正面、负面和客观评级。新词在被发现后被添加到初始列表中。下一次迭代开始,该方法继续,直到在特定点之后不需要添加新词。在考虑价态转换符 (强化符、降调符、否定符和不切实际标记) 的同时,Read 和 Carroll (2009 年) 提出了一种称为语义取向计算器 (SO-CAL) 的词级情感分析模型。在 SO-CAL 中,基于词典的情感分类是使用标注有极性和强度的情感术语词典来执行的。

使用字典进行情感分析有一个主要缺点。

这种方法不能充分处理观点术语的领域和上下文相关的方向。

b. 基于语料库的方法

基于语料库的方法使用庞大语料库中的句法模式或共现模式来扩展原始的观点术语种子列表 (Cambria 和 Hussain 2015)。使用基于语料库的方法生成庞大的语料库以涵盖每个英语单词非常困难。但是,使用领域语料库的优势在于,它允许您识别领域和上下文相关的观点术语及其方向。基于语料库的方法旨在提供与特定领域特别相关的词典 (Kharde 和 Sonawane 2016)。为了扩展词典,可以使用统计或语义方法来查找相似的单词,如下所述。

























一、统计方法

统计方法包括搜索共现模式或种子意见词。搜索共现趋势或种子意见术语是一种统计技术。如果语料库不足,可以通过使用网络上所有索引文档的集合作为创建词典的语料库来解决某些单词无法使用的问题 (Turney 2002)。

在广泛的注释语料库中,甚至一个词在正面或负面文本中的出现也可以被用来判断其极性 (Read and Carroll 2009)。

根据 Cambria 的说法,相似的观点词可能会同时出现在语料库中

13

圖	圖	圖/圖
		
		
		
		
		
		
		
		

表

表	量	圖 /
Mohammad	■ 噴	虛:
	■ 噴62	線:
	■ 噴69%	■。
	■ 噴:	■ 噴00
R C	■ 噴69%	虛:
	■ 噴69%	線:
R C	■ 噴	虛:
	■ 噴	線:
	■ 噴	■。
	■ 噴	■。

表	姓	姓/
12	Abdennadim	姓: 姓: 姓:
13	Mohamed	姓: 姓: 姓:
14	Abdennadim	姓: 姓: 姓:
15	Abdennadim	姓: 姓: 姓:

姓名	性别	年龄	职业	籍贯	备注
王德胜	男	45	教师	山东	
李小明	男	32	工程师	江苏	
张小红	女	28	医生	河南	
赵国强	男	55	农民	四川	
陈丽娟	女	38	护士	浙江	
周大伟	男	42	商人	广东	
吴小芳	女	25	学生	湖北	
孙志刚	男	35	公务员	湖南	
郑秀英	女	50	退休	安徽	
冯建军	男	48	工人	江西	
马海燕	女	30	记者	福建	
徐子龙	男	22	程序员	山西	
高丽娜	女	33	会计	河北	
黄伟明	男	40	律师	广西	
宋晓燕	女	27	设计师	云南	
林志强	男	52	教授	陕西	
周美娟	女	36	作家	四川	
吴大刚	男	44	经理	广东	
陈静雯	女	29	歌手	浙江	
赵子豪	男	20	学生	湖北	
孙丽娜	女	31	护士	湖南	
郑国强	男	47	工人	安徽	
冯小芳	女	24	教师	江西	
马建军	男	39	商人	福建	
高海燕	女	34	医生	山西	
徐子龙	男	21	程序员	河北	
黄丽娜	女	32	会计	河南	
宋伟明	男	41	律师	广西	
孙晓燕	女	26	设计师	云南	
林志强	男	51	教授	陕西	
周美娟	女	37	作家	四川	
吴大刚	男	43	经理	广东	
陈静雯	女	28	歌手	浙江	
赵子豪	男	19	学生	湖北	
孙丽娜	女	30	护士	湖南	
郑国强	男	46	工人	安徽	
冯小芳	女	23	教师	江西	
马建军	男	38	商人	福建	
高海燕	女	33	医生	山西	
徐子龙	男	20	程序员	河北	
黄丽娜	女	31	会计	河南	
宋伟明	男	40	律师	广西	
孙晓燕	女	25	设计师	云南	
林志强	男	50	教授	陕西	
周美娟	女	35	作家	四川	
吴大刚	男	42	经理	广东	
陈静雯	女	27	歌手	浙江	
赵子豪	男	18	学生	湖北	
孙丽娜	女	29	护士	湖南	
郑国强	男	45	工人	安徽	
冯小芳	女	22	教师	江西	
马建军	男	37	商人	福建	
高海燕	女	32	医生	山西	
徐子龙	男	19	程序员	河北	
黄丽娜	女	30	会计	河南	
宋伟明	男	39	律师	广西	
孙晓燕	女	24	设计师	云南	
林志强	男	49	教授	陕西	
周美娟	女	34	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	17	学生	湖北	
孙丽娜	女	28	护士	湖南	
郑国强	男	44	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	40	经理	广东	
陈静雯	女	25	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	20	教师	江西	
马建军	男	35	商人	福建	
高海燕	女	30	医生	山西	
徐子龙	男	19	程序员	河北	
黄丽娜	女	30	会计	河南	
宋伟明	男	40	律师	广西	
孙晓燕	女	25	设计师	云南	
林志强	男	50	教授	陕西	
周美娟	女	35	作家	四川	
吴大刚	男	42	经理	广东	
陈静雯	女	27	歌手	浙江	
赵子豪	男	18	学生	湖北	
孙丽娜	女	29	护士	湖南	
郑国强	男	45	工人	安徽	
冯小芳	女	22	教师	江西	
马建军	男	37	商人	福建	
高海燕	女	32	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	17	学生	湖北	
孙丽娜	女	28	护士	湖南	
郑国强	男	44	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	39	律师	广西	
孙晓燕	女	24	设计师	云南	
林志强	男	49	教授	陕西	
周美娟	女	34	作家	四川	
吴大刚	男	42	经理	广东	
陈静雯	女	27	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	20	教师	江西	
马建军	男	35	商人	福建	
高海燕	女	30	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	17	学生	湖北	
孙丽娜	女	28	护士	湖南	
郑国强	男	44	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	20	教师	江西	
马建军	男	35	商人	福建	
高海燕	女	30	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕	女	31	医生	山西	
徐子龙	男	18	程序员	河北	
黄丽娜	女	29	会计	河南	
宋伟明	男	38	律师	广西	
孙晓燕	女	23	设计师	云南	
林志强	男	48	教授	陕西	
周美娟	女	33	作家	四川	
吴大刚	男	41	经理	广东	
陈静雯	女	26	歌手	浙江	
赵子豪	男	16	学生	湖北	
孙丽娜	女	27	护士	湖南	
郑国强	男	43	工人	安徽	
冯小芳	女	21	教师	江西	
马建军	男	36	商人	福建	
高海燕					

表	欄。	量	欄 /
21	21 no- 14)	短。	量: 短。
22	22 Mood (14)	短。	量: 短。

表	圖 /	圖 /
23	圖 /	圖 /

和 Hussain (2015),因此可以使用与另一个词共现的相对频率来计算不熟悉词的极性。在这种情况下,可以使用 PMI (Turney 2002)。统计方法与 PMI 结合使用,以了解单词的语义倾向 (Cambria 和 Hussain 2015)。另一种方法是潜在语义分析 (LSA) (Deerwester 等人, 1990)。

ii)语义方法

基于这种方法,语义相近的单词被分配相似的极性。该方法基于测量单词相似度的各种标准 (Cambria 和 Hussain 2015)。未知单词的正同义词和负同义词的相对计数可用于使用 WordNet 给出的不同语义关系来找出该单词的极性 (Kim 和 Hovy 2004)。

一些研究人员还结合统计和语义方法来进行情感分析。张等人。(2012)将这两种方法结合应用于在线评论来确定产品的弱点。根据他们的模型,基于句子的情感分析是通过考虑程度副词的影响来确定句子中每个方面的极性来进行的。为了找到隐式特征,他们使用了基于搭配统计的选择方法 逐点互信息 (PMI)。利用语义方法,将产品的特征词分组为相应的方面。

丁等人。(2008)证明,同一个术语在不同的上下文中甚至在同一领域内可以具有多种极性。因此,他们不是简单地使用基于语料库的方法来查找依赖于领域的情感词,而是探索了句子内和句子间情感一致性的概念。

在基于词典的方法中,有一点值得注意。种子列表的初始手动注释可能是一个成本高昂的过程。其次也是最重要的是,即使使用字典来生成种子列表也会导致处理跨域问题的不足。因此,使用适当的技术来为基于词典的方法生成种子列表是一个悬而未决的问题。此外,每当语言规则涉及知识处理时,都可能存在无法正确把握情感的情况。

在机器学习方法中使用情感词典的混合方法也吸引了许多研究人员,他们将两种方法的优点结合起来。Trinh 等人(2018)使用混合方法对越南语 Facebook 评论进行情感分析。虽然他们的词典部分基于 SO-CAL,但作者手动构建了词典,其中包括名词、动词、形容词和副词以及情感图标。

他们使用 SVM 分类器对产品评论进行句子级情感分析。阿佩尔等人。(2016)还结合词典和机器学习方法进行了句子级情感分析。

他们使用 SWN 扩展了情感词典,并使用模糊集来确定句子的极性。张等人使用 SVM 分类器。(2011)使用支持商业营销或社会研究的词典对推文进行实体级情感分析。他们利用了 Ding 等人的词典。(2008)以及一些常用的观点标签来为他们的模型构建词典。Pitogo 和 Ramos (2020)使用基于词典的方法对 Facebook 评论进行了情感分析,该方法称为

价态感知词典和情感推理器 (VADER)以及层次聚类算法。

3.5 情感或观点总结

情绪或观点总结或聚合旨在通过总结数据集中所有单个单词/方面/句子/文档的极性来提供数据集所描绘的整体影响或极性的概念。情绪总结不能与文本总结混淆,尽管它们略有关联。文本总结旨在提供数据集的总结,而情绪总结提供整个数据集所描绘的广义极性。

研究人员提出了不同类型的摘要模型来获得平均情绪。Pang and Lee (2004)首先提取所有主观句子,然后对这些主观句子进行总结。布莱尔-戈登森等人。(2008)使用一种工具从大量文档中选择一些有代表性的文档,然后将它们用于基于方面的情感摘要。通过从产品反馈中挖掘观点特征,Hu 和 Liu (2004)提出了一种基于方面的在线消费者评论情感总结策略。Titov 和 McDonald (2008)利用不同方面的评分提出了一个有助于情感总结过程的模型。

他们的算法旨在查找文本中的相关主题,并从评论中收集文本证据来支持方面评分。Sokolova 和 Lapalme (2009)通过整合不同的极性检测技术和自动方面检测算法,开发了一种情感摘要模型来总结消费品中的观点文本。研究人员提出了不同类型的摘要模型来获得平均情绪。Pang 和 Lee (2004)首先提取所有主观句子,然后对这些主观句子进行摘要。Blair-Goldensohn 等人 (2008)使用一种工具从大量文档中选择一些代表性文档,然后使用它们进行基于方面的情感摘要。通过从产品反馈中挖掘意见特征,Hu 和 Liu (2004)提出了一种基于方面的在线消费者评论情感摘要策略。Titov 和 McDonald (2008)使用不同方面的评分提出了一个有助于情绪摘要过程的模型。他们的算法旨在在文本中查找相关主题,并从评论中收集文本证据以支持方面评级。Bahrainian 和 Dengel (2013)开发了一种情感总结模型,通过整合不同的极性检测技术和自动方面检测算法来总结消费品中的观点文本。

4 绩效分析指标

性能评估是与构建资源模型相关的主要概念之一。一旦情绪被分类为积极或消极,就需要评估模型的性能。Sokolova 和 Lapalme (2009)的论文提供了对取决于分类任务的可变性的性能测量的适用性的更好理解。在衡量文本情感分析模型性能的各种可用指标中,基于混淆矩阵的指标被广泛使用 (Sokolova 和 Lapalme 2007,2009; John 和 Kartheeban 2019)。有关预期分类和分类器计算的分类的详细信息是

表3二元分类的混淆矩阵

		实际分类	
		积极的	消极的
期待	积极的	TP	阵线
	消极的	计划性漏	目的漏判

TP总体为阳性数据,分类为阳性; TN总体为阴性数据,分类为阴性; FP总体为阴性数据,分类为阳性; FN总体为阳性数据,分类为阴性

显示在混淆矩阵中。二元分类问题的混淆矩阵由四个单独的数据条目组成,即真阳性 (TP)、真阴性 (TN)、假阳性 (FP) 和假阴性 (FN),如表 3 所示。

最常用的性能指标是准确度 ,用于衡量模型的整体有效性。准确度决定了情绪分析模型正确预测的实例 (即文档/句子/单词)总数的比例。

公式 13显示了估计模型精度的公式。

准确度=

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(13)

除了准确性之外,精确度和召回率也是最适合文本应用程序的众所周知的指标 (Sokolova 和 Lapalme 2007) 。正确分类的正实例的数量由正预测值或精度确定,而正确分类的负实例的数量由负预测值确定。实际正例被正确分类的比例由敏感度或召回率决定;正确分类的实际负面实例的比例由负面召回率或特异性决定。

以下是计算它们的公式 (Salari 等人, 2014 年) 。

准确率／阳性预测值=

$$\frac{TP}{TP + FP}$$

(14)

阴性预测值=

$$\frac{\text{总氮}}{TN + FN}$$

(15)

召回率／敏感度=

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

(16)

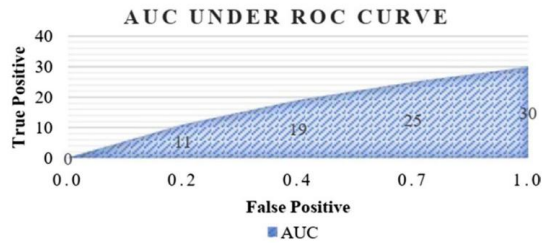
特异性／负召回=

$$\frac{\text{目的漏判}}{TN + FP}$$

(17)

精度和召回率比不平衡二元分类器的准确性更好地表明当前系统的成功。然而,在某些情况下,系统可能具有较高的精确度但召回率较低,反之亦然。在这种情况下,f 度量允许您用一个数字阐明所有问题。一旦计算出二元或多类分类任务的精度和召回率,这两个分数就一起形成 f 度量,如等式 1 所示。 18.

图3 ROC下的AUC



F-测量， $F = 2 * \frac{\text{精确率} * \text{召回率}}{\text{准确率} + \text{召回率}}$

(18)

准确度或 f 度量可能显示出过于乐观的膨胀结果,尤其是在不平衡的数据集上。马修相关系数 (MCC) 是一个更可靠的统计率,只有当预测在所有四个混淆矩阵类别中都获得良好的结果时,才会产生高分,该结果与数据集中正元素的大小和负元素的大小成比例。混淆矩阵或误差矩阵可以用 MCC 求和,如公式 19 所示。MCC 的范围是 [- 1,1],其中 1 表示预测值和实际值之间的最佳一致性。MCC 有助于我们识别分类器在分类少数类样本时的无效性。

中冶集团 =
$$\frac{TN * TP - FN * FP}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$$

(19)

为了衡量情感分类器区分极性类别的能力,采用了曲线下面积 (AUC)。AUC中的曲线一般是ROC (Receiver Operating Characteristic)曲线,它是显示分类模型在所有分类阈值下的性能的图表,如图3所示。ROC绘制TP和FP。AUC 是分类器的聚合评估,因为阈值随所有可能值的变化而变化。Precision-Recall AUC 使用一系列阈值作为单个分数来总结曲线。AUC 衡量真阳性率 (召回率)和假阳性率如何权衡。具体来说,对于需要避免过度拟合的不平衡数据集,AUC 是更好的评估矩阵。AUC 表示随机正实例位于随机负实例右侧的概率。AUC 的范围从 0 到 1。AUC 为 0.0 表示模型做出所有错误分类,而 AUC 为 1.0 表示模型做出所有正确分类。

当采用回归任务进行情感分析时,会使用均方误差 (MSE)来找出实际值和预测值之间的平方差。它是模型中因变量的 ft 优度的绝对度量。MSE 的公式如式 (1)所示。20. MSE的值越低,情感分析器越好。由于 MSE 的图是可微的,因此它可以用作损失函数。但是,如果数据集包含异常值,则它不太适合。

均方误差=
$$\frac{1}{n} (\sum (y - \hat{y})^2)$$

(20)

与 MSE 的上下文依赖性相反,R 平方是用于回归任务的上下文无关的度量。它是模型 fts 因变量的好坏程度或数据与 fted 回归线的接近程度的相对度量。系数

确定性和拟合优度是 R 平方的其他名称,它是使用方程 1 计算的。 21.

$$R^2 = 1 - \frac{\text{回归残差平方和}}{\text{SSM}} \tag{21}$$

其中SSR是回归线的平方和误差, SSM是平均线的平方和误差。

也可以考虑用于评估情感分析模型的其他绩效评估指标包括均方根误差 (RMSE)、残差标准误差 (RSE)、平均绝对误差 (MAE)等。

5 情绪分析的应用

情感分析或意见挖掘最近被用于电子商务反馈、推文、Facebook 帖子、YouTube 内容、博客条目以及各种其他数据挖掘和基于知识的人工智能程序的研究。因此,它在信息检索 (IR)、网络数据分析、文本挖掘、文本分析、自然语言处理、计算语言学和生物识别学等领域取得了显着进展。使用本文预先分析的不同方法/方法/框架,情感分析可以应用于旅游、教育、国防、商业、政治、公共、金融、危害、健康和安全的各个领域。广泛的应用旨在获得最佳可能的优势组合,无论是否存在图 1 中的任何组件或图 2 中所示的任何方法。根据情感分析模型的要求/目标/框架,应用程序可能会有所不同,从单个单词极性的直接预测到发现敏感或隐藏信息,甚至是保护国家免受任何潜在恐怖袭击的模式或灾难。许多研究著作提到了基于不同领域或所使用方法的的不同应用领域 (Alessia et al. 2015; Jain and Gupta 2022; Saxena et al. 2022; Feldman 2013; Govindarajan 2022; Ravi and Ravi 2015)。在现有的研究论文中很难找到纯粹基于手头数据集的不同应用领域的知识。本文旨在根据现有的数据/内容/材料概述几个情感分析应用领域,可供研究人员用于情感分析。

5.1 产品评论

使用不同品牌的不同产品的评论进行情感分析是最广泛的做法,它涵盖了不同的应用角度。对于某一特定产品,品牌数量日益增加。此外,同一品牌可能提供不同规格的产品。如今,甚至不同的在线购物网站也可以销售相同的产品。这会在客户之间造成混乱,从而无法做出最佳决策。尽管购物网站提供了显示前客户留下的评论和星级评分的选项,以帮助潜在买家,但当前反馈的数量可能如此之大,以至于滚动浏览数千条反馈可能是一个耗时的过程。情感分析通过对整个产品或品牌,甚至对产品的某个功能/方面提供简洁的视角,有助于缓解这种情况。此外,它还可以被销售商或制造商用来集中精力于合适的方面或规格,从而可以用于升级产品或决定广告

战略。买家、供应商和卖家的产品分析;卖家或制造商的竞争对手分析或市场研究;制造商的品牌跟踪和声誉管理;电子商务网站的客户服务;卖家和制造商的客户分析是与产品反馈情感分析相关的各种应用方向之一。Vidanagama 等人的研究工作强调了在使用可用数据进行决策之前检测虚假评论的必要性。(2022)。

作者利用基于规则的分类器、领域特征本体和马哈拉诺比斯距离来检测虚假评论,同时进行基于方面的情感分析。曹等人(2022)结合深度学习、词向量转换、关键词聚类和特征词提取技术,提出了一种产品质量评估模型。他们的模型根据消费者在线评论改进产品特征,并最终根据带有情感标签的短文本评论计算客户满意度和关注度。Bhuvaneshwari 等人(2022)利用预训练的词向量,提出了一种基于 Bi-LSTM 自注意力的 CNN (BAC)模型来分析用户评论。

Wang 等人(2022b)设计了多注意双向 LSTM (BLSTM(MA)),并使用潜在狄利克雷分配 (LDA) 模型进行多模态融合,以对产品评论进行情感分析。Alantari 等人(2022)研究了来自五个评论平台的 260,489 条评论,涵盖九个不同产品类别的 25,241 种产品。他们发现,基于预训练神经网络的机器学习技术尤其能提供最精确的预测,而 LDA 等主题模型则能提供更彻底的诊断。在进行预测方面,主题模型比不擅长进行诊断的神经网络模型更合适。因此,分析师对预测或诊断的偏好可能会决定未来如何选择文本评论处理技术。

5.2 政治推文、Facebook 评论、博客帖子和 YouTube 视频

最近,人们开始在 Twitter、Facebook、YouTube 和博客等不同公共平台上公开分享他们对不同政党、选举候选人、政府政策和规则的看法或意见。这些对追随者产生了巨大的影响。因此,许多专家使用它们来提前预测选举结果,监测公众对各种政治运动的情绪,或分析公众对拟议的政府规则、法案或法律的情绪。

通过使用预先训练的模型和卡方检验,Antypas 等人。(2022)提出了一种多语言情绪分析模型,用于分析希腊、西班牙和英国议会成员有影响力 and 不太受欢迎的政客 的推文。

他们的研究表明,与正面推文相比,负面推文传播得更快。

Passi 和 Motisariya (2022)使用 Valence Aware Dictionary 和情感推理器 (VADER) 以及 200 万条有关 2019 年印度人民院选举的推文,分析了 Twitter 用户对印度各政党的情绪。Yavari 等人(2022)使用时效估计方法,以正面消息率与负面消息率的比例设计了未来选举结果的指标。

5.3 在 Facebook/YouTube/Instagram 上发布有关社会事业或事件的推文或评论

近来,针对不同社会事业或事件的意见表达也有所增加。

这扩大了设计应用程序门户的范围,这些门户可以执行公众情绪分析、监控和预测此类事件或原因的不同可能结果,并且

决定未来可能发生的混乱情况可能采取的措施。

Ouyang等人利用爆炸事故众包社交媒体数据建立了多粒度情感分析和事件总结方法。(2017)。该系统可以确定事件的哪些组成部分吸引了用户的注意力,识别哪个微博导致了情绪的大幅转变,并检测了事件中影响用户注意力的那些方面。Smith和Cipolli(2022)使用包含8,013条推文的语料库研究了Facebook和Instagram上禁止自残图片前后的情感话语。通过使用统计模型提取话语中的抽象主题来澄清主题内容,作者深入了解了既得利益者如何看待与自残相关的政策变化。

5.4 博客/推特/Facebook 上对电影的评论

即将上映的电影或正在影院上映的电影的评论可用于决定电影的成败。还可以使用观众的评论来设计不同的电影推荐系统。此外,发行商或制片人可以使用此类评论根据观众喜欢的不同方面来改进他们的广告策略。

Dang等人使用情感分析来更深入地了解用户偏好。(2021)提出了增强流媒体服务推荐系统功能的方法。使用多模态专辑评论数据集(MARD)和亚马逊电影评论来测试和比较两种不同的LSTM和CNN组合:LSTM-CNN和CNN-LSTM。他们从没有情感分析或流派作为基线的推荐引擎版本开始。与基线相比,结果表明他们的模型在评分预测和热门推荐列表评估方面具有优越性。帕维萨等人。(2022)设计了一个系统,用于分析不同语言的电影评论,使用朴素贝叶斯和支持向量分类器(SVC)将其分类为正面或负面,并根据余弦相似度向用户推荐类似的电影。对于B-T4SA和IMDB电影评论,Zhu等人。(2022)提出了一种自我监督的情感分析模型,即Senti-ITEM。该模型将代表性图像与社交媒体文本配对作为借口任务,在共享嵌入空间中提取特征,并使用SVM进行情感分类。

5.5 关于疫情/危机/环境问题的推文/Facebook 评论

如今,人们因新冠疫情或任何环境问题(如风暴或地震)而遇到突发情况或困难时,都会在Facebook上发布实时推文或评论。在这种情况下,通过适当分析推文或评论,政府或任何机构,甚至附近的人都可以提供帮助,并进行灾害管理和危机分析。

Hodson等人(2022)提出了一种语料库辅助话语分析方法,用于分析公众对与加拿大公共卫生办公室相关的COVID-19推文和YouTube评论的看法。作者发现,不同的平台传达了评论之间的关键差异,具体来说,基于YouTube视频中使用的语气与推文中的纯文本。为了捕捉讽刺或获得清晰的信息,必须采用跨平台和多样化的方法来促进与健康相关的沟通和公众舆论。Chopra等人(2022)采用了逻辑回归、朴素贝叶斯、XGBoost、LSTM、

GloVe 和 BERT 从推文中预测灾难警报并评估内容的严重性。

5.6 股市上的推文/Facebook 评论/YouTube 视频

情绪分析的趋势应用领域之一是股市预测。

可以使用合适的情绪分析模型来识别具有巨大潜力的股票和股票,并确定以最低价格买入并在高峰时段卖出的最佳时机。Ren 等人将股票市场数据与 SVM 结合使用。(2018)提出了一种模型,可以预测运动方向并预测股票价格,同时捕捉投资者的心理。苏萨等人。(2019)使用BERT算法来分析新闻文章的情绪并提供相关信息,有助于股市相关的快速决策。考虑到正面和负面的金融新闻,de Oliveira Caro-sia 等人。(2021)使用多层感知器 (MLP)、LSTM 和 CNN 三种人工深度神经网络分析了对股市的影响。该情感分析模型的观察结果表明,虽然 LSTM 等循环神经网络在用于预测股票市场时在时间特征方面表现更好,但 CNN 在评估文本语义时表现更好。

6 情绪分析的未来研究范围

文献中有许多科学研究关注情绪分析方法的每个组成部分,无论是独立研究还是组合研究。这些情绪分析模块中的每一个都为进一步研究、改进和创新提供了大量机会。在执行情绪分析的过程中,还面临着一些挑战和问题,这可能会妨碍模型的正常运作或性能。其中一些是域依赖性、引用问题、讽刺检测、垃圾邮件检测、时间段等。大多数这些挑战都会影响更好的技术和算法的开发以处理它们。下面讨论了一些主要的研究空白,这些空白为未来的研究提供了空间,因此鼓励进一步的情绪分析研究:

1. 已经发现,当前专用于情感分析的技术没有采用有效的数据初始化和预处理技术。与其依赖已建立的 NLP 预处理技术,不如采用先进的预处理技术,例如刻意考虑否定和混合情绪的情况的标准归一化,将非常有益。
2. 提高情感分析模型性能最关键的步骤之一是关键词提取。已经观察到许多情感分析模型使用通用词典来提取关键词。另一方面,使用通用词典会产生不准确的结果,因为这些词典中的大多数都包含与特定领域相关的关键词。然而,现实世界中没有针对某个领域或主题的预定义关键字列表。不同的研究人员已经证明了度中心性度量对于基于图的方法获得代表性和情感词的最佳集合的优越性。因此,它可用于查找关键词或短语。自动关键词提取技术可用于各种应用程序中的情感分析,无论是独立的还是联合的。

组合。这些技术中的大多数已在各种研究领域得到应用,包括数据分析、TM、JR 和 NLP,因为它们允许压缩文本记录。

3. 使用情感词典为关键词分配极性分数在情感分析中引起了广泛关注。但是,根据其在特定领域的使用情况,一个术语在不同时间可以充当正面或负面的词。因此,使用具有预定义单词极性的情感词典不适合进行情感分析。现有的情感词典在很大程度上无法处理讽刺或否定。据观察,许多基于机器学习的技术仅针对特定领域进行训练。他们没有考虑到单词可以根据上下文和应用领域改变其极性。因此,每当使用训练有素的分类器在另一个领域测试同一个词时,在某些情况下它会显示不正确的结果。
4. 可以引入并使用新的边缘和节点权重方法来代替NE-Rank或TextRank中心性来确定关键字排名。为了在未来实现更好的结果,可以使用不同的整体或个人即中心性。这为未来研究各种领域的情感分析图挖掘算法建立了一个框架。

7 结论

数字化时代标志着在线主观文本数据的惊人增长。

为了正确分析文本信息,以正确反映公众对任何主题的看法,需要对文本数据进行适当的调查。情绪分析已成为最重要的任务,它通过提取数据的潜在情绪或观点来帮助增强决策过程。尽管情绪分析近年来取得了进展,但现代模型存在诸如领域依赖性、否定管理、高维性和未能使用有效的关键字提取等缺陷。本文研究并全面讨论了与创建和实施有效情绪分析模型相关的不同观点。对情绪分析方法的各个模块进行了彻底的检查和建立,以规划和改进有效的情绪分析模型。关键字提取算法对于情绪分析模型的成功至关重要,因此本文对其进行了深入研究。本文还讨论了情绪分类方法,这是情绪分析模型的一个重要方面。本文对机器学习和基于词典的文本数据情绪分析方法进行了详细的回顾。

作为一项全面、组织良好的情感分析研究,这项研究工作可以帮助院士和行业专家在广泛的领域分析和开发强大的情感分析模型。情感分析模型在不久的将来具有进一步开发和使用的巨大潜力,因为它们在社会、工业、政治、经济、健康和安全、教育、国防金融环境等方面有着广泛的用途。本文讨论的每个情感分析模块都可以通过某些相关算法进行研究、即兴创作和补充,以设计有效的情感分析模型。这项研究还为进行适当的情绪分析研究提供了前瞻性指南。

参考

- Abilhoa WD, De Castro LN (2014) 一种从以图表形式表示的推特消息中提取关键字的方法. *Appl Math Comput* 240:308–325
- Ahmad M, Aftab S, Bashir MS, Hameed N (2018) 使用 SVM 进行情感分析:系统文献综述. *Int J Adv Comput Sci Appl* 9(2)
- Alantari HJ, Currim IS, Deng Y, Singh S (2022) 机器学习方法的实证比较
用于在线消费者评论的基于文本的情感分析. *Int J Res Mark* 39(1):1–19
- Alessia D, Ferri F, Grifoni P, Guzzo T (2015) 情感分析方法、工具和应用
实施. *Int J Comput Appl* 125(3):26–33
- Alfter D, Cardon R, François T (2022) 基于词典的词义难度研究. 见:第 13 届语言资源和评估会议期间关于为有阅读困难的人们提供帮助的工具和资源 (READI) 的第二次研讨会的会议记录. 欧洲语言资源协会, 第 17–24 页
- Altheneyan AS, Menai MEB (2014) 朴素贝叶斯分类器用于阿拉伯语文本的作者归属. *J King Saud Univ-Comput Inf Sci* 26(4):473–484
- Antypas D, Preece A, Collados JC (2022) Twitter 时代的政治与病毒式传播:希腊、西班牙和英国的大规模跨党派情绪分析. *arXiv 预印本* [arXiv:2202.00396](https://arxiv.org/abs/2202.00396)
- Appel O, Chiclana F, Carter J, Fujita H (2016) 情感分析问题的混合方法
句子层面. *Knowl-Based Syst* 108:110–124
- Athanasiou V, Maragoudakis M (2017) 一种新颖的梯度提升框架,用于在 NLP 资源不丰富的语言中进行情绪分析:以现代希腊语为例. *算法* 10(1):34
- Baccianella S, Esuli A, Sebastiani F (2010) Sentiwordnet 3.0:用于情绪分析和观点挖掘的增强词汇资源. 在:第七届国际语言资源与评估会议论文集 (LREC 10), 第 10 卷. 欧洲语言资源协会 (ELRA), 第 2200–2204 页
- Bahrainian SA, Dengel A (2013) 推特数据的情感分析与总结. 2013 IEEE 第 16 届计算科学与工程国际会议. IEEE, 第 227–234 页
- Baid P, Gupta A, Chaplot N (2017) 使用机器学习技术对电影评论进行情感分析.
国际计算应用杂志 179(7):45–49
- Balahur A, Hermida JM, Montoyo A (2011) 构建和利用 emotinet, 基于评估理论模型的情绪检测知识库. *IEEE Trans Affect Comput* 3(1):88–101
- Banea C, Mihalcea R, Wiebe J (2014) 多语言环境下的感知层面主观性. *Comput Speech*
郎 28(1):7–19
- Bao H, Li Q, Liao SS, Song S, Gao H (2013) 一种新的基于时间和社会 PMF 的预测方法
用户对微博的兴趣. 决策支持系统 55(3):698–709
- Beliga S (2014) 关键词提取:方法和途径综述. 里耶卡大学, 信息学系, 里耶卡 1(9)
- Beliga S, Me trovi A, Martin i -lp i S (2015) 基于图的关键词提取方法和途径概述. *J Inf Org Sci* 39(1):1–20
- Bellaachia A, Al-Dhelaan M (2012) Ne-rank:推特中一种新颖的基于图的关键短语提取. 见:2012 年 IEEE/WIC/ACM 关于网络智能和智能代理技术的国际会议, 第 1 卷. IEEE, 第 372–379 页
- Benghuzzi H, Elsheh MM (2020) 使用
word2vec 和决策树. *Int J Comput Sci Inf Secur* 18(5)
- Bhargav PS, Reddy GN, Chand RR, Pujitha K, Mathur A (2019) 使用机器学习算法进行酒店评级的情感分析. *Int J Innov Technol Explor Eng (IJITEE)* 8(6):1225–1228
- Bharti SK, Babu KS (2017) 用于文本摘要的自动关键字提取:一项调查. *arXiv 预印本*
[arXiv:1704.03242](https://arxiv.org/abs/1704.03242) 4:410–427
- Bhuvaneshwari P, Rao AN, Robinson YH, Thippeswamy M (2022) 用户评论的情绪分析
使用基于 bi-lstm 自注意力的 CNN 模型. 多媒体工具应用 81(9):12405–12419
- Blair-Goldensohn S, Hannan K, McDonald R, Neylon T, Reis G, Reynar J (2008) 为本地服务评论构建情感总结器. WWW2008 研讨会:信息爆炸时代的 NLP 挑战
- Blitzer J, Dredze M, Pereira F (2007) 传记、宝莱坞、音箱和搅拌机:情感分类的领域适应. 见:计算语言学协会第 45 届年会论文集. ACL, 第 440–447 页
- Boiy E, Moens MF (2009) 一种用于多语言网络文本情感分析的机器学习方法.
《信息检索》12(5):526–558

- Bollegala D, Weir D, Carroll J (2012) 使用情绪敏感模型进行跨领域情绪分类
同义词典. IEEE 知识数据工程学报 25(8):1719–1731
- Bonacich P (2007) 特征向量中心性的一些独特属性. 社会网络 29(4):555–564
- Bougouin A, Boudin F and Daille B (2013) Topicrank: 基于图表的主题排名, 用于关键词提取。
见: 自然语言处理国际联合会 (IJCNLP), 第 543–551 页
- Bronsealer A, Pasi G (2013) 一种基于图形的文本文档分析方法. 见: 第 8 届欧洲模糊逻辑和技术学会 (EUSFLAT-2013), Atlantis Press, 第 634–641 页
- Cambria E (2013) 概念级情绪分析简介. 收录于: Castro F, Gelbukh A, González M (编辑) 软计算及其应用的进展. 墨西哥国际人工智能会议, MICAI 2013. 计算机科学讲义, 第 8266 卷。
施普林格, 第 478–483 页
- Cambria E (2016) 情感计算和情感分析. IEEE 智能系统 31(02):102–107
- Cambria E, Hussain A (2015) 情感计算. 认知计算 7(2):183–185
- Cambria E, Liu Q, Decherchi S, Xing F, Kwok K (2022) Senticnet 7: 一种基于常识的神经符号 AI 框架, 用于可解释的情绪分析。
在: LREC 2022 论文集. 欧洲语言资源协会 (ELRA), 第 3829–3839 页
- Cao J, Li J, Yin M, Wang Y (2022) 利用深度学习进行在线评论情感分析和产品特征改进. 泛亚低资源 Lang Inf 流程. <https://doi.org/10.1145/3522575>
- Castillo E, Cervantes O, Vilarino D, Báez D, Sánchez A (2015) Udlap: 使用基于图形的表示进行情感分析. 见: 第九届语义评估国际研讨会论文集 (SemEval 2015). ACL, 第 556–560 页
- Cepeda K, Jaiswal R (2022) 使用支持向量机对爱尔兰 covid-19 疫苗接种进行情绪分析. 于: 2022 年第 33 届爱尔兰信号与系统会议 (ISSC). IEEE, 第 1–6 页
- Chan JY-L, Bea KT, Leow SMH, Phoong SW, Cheng WK (2022) 最先进的技术: 情绪回顾
基于顺序迁移学习的分析. 阿蒂夫·英特修订版 1–32
- 陈丕, 林绍杰 (2010) 利用谷歌相似度距离自动预测关键词. Expert Syst
应用 37(3):1928–1938
- Chen K, Zhang Z, Long J, Zhang H (2016) 从 TF-IDF 到 TF-IGM 进行文本中的术语权重
分类. 专家系统应用 66:245–260
- Chen Y, Wang J, Li P, Guo P (2019) 通过量化词共现图高阶结构特征进行单文档关键词提取. 计算机语音语言 57:98–107
- Chen Z, Xue Y, Xiao L, Chen J, Zhang H (2021) 基于图卷积的基于方面的情绪分析
解网络和共同注意机制. 在: 神经信息处理国际会议. Springer, 第 441–448 页
- Chong WY, Selvaetnam B, Soon LK (2014) 自然语言处理情感分析: 对推文的探索性分析. 2014 年第四届人工智能及其在工程和技术中的应用国际会议. IEEE, 第 212–217 页
- Chopra M, Singh SK, Aggarwal K, Gupta A (2022) 使用自然语言处理的机器学习模型预测灾难性事件. 在: 社交媒体中大数据和情绪分析的数据挖掘方法. IGI Global, 第 223–243 页
- Cortis K, Freitas A, Daudert T, Huerlimann M, Zarrouk M, Handschuh S, Davis B (2017) Semeval-2017 任务 5: 金融微博和新闻的细粒度情绪分析. 在: 第 11 届国际语义评估研讨会 (SemEval-2017): 研讨会论文集, 美国宾夕法尼亚州斯特罗兹堡. 计算语言学协会 (ACL), 第 519–535 页
- Cruz Mata F, Troyano Jiménez JA, de Salamanca Enríquez, Ros F, Ortega Rodríguez FJ, García Vallejo CA (2013) “长期自主还是长期延迟?” 领域在意见挖掘中的重要性. Expert Sys Appl 40(8):3174–3184
- Dai A, Hu X, Nie J, Chen J (2022) 通过图卷积网络从单词语义学习到句子语法进行基于方面的情感分析. Int J 数据科学分析 14(1):17–26
- Dang Y, Zhang Y, Chen H (2009) 一种基于词典增强的情感分类方法: 在线产品评论实验. IEEE Intell Syst 25(4):46–53
- Dang CN, Moreno-García MN, De la Prieta F (2021) 在流媒体服务的推荐系统中使用情绪分析和项目类型的混合深度学习模型. 电子学 10(20):2459
- Darena F, Zizka J, Burda K (2012) 使用无监督机器学习对以自然语言编写的客户意见进行分组. 2012 年第 14 届科学计算符号和数字算法国际研讨会. IEEE, 第 265–270 页
- Dave K, Lawrence S, Pennock DM (2003) 挖掘花生图库: 产品评论的观点提取和语义分类. 见: 第 12 届万维网国际会议论文集. ACM, 第 519–528 页

de Oliveira Carosia AE, Coelho GP, da Silva AEA (2021) 应用于巴西股市的投资策略:基于深度学习情绪分析的方法。专家系统应用程序 184:115470

Deerwester S, Dumais ST, Furnas GW, Landauer TK, Harshman R (1990) Indexing by latent semantic analysis. *J Am Soc Inf Sci* 41(6):391–407

Devika R, Subramaniaswamy V (2021) 使用排名的基于语义图的关键词提取模型
大数据环境下的智能方法研究. *Wirel Netw* 27(8):5447–5459

Devika M, Sunitha C, Ganesh A (2016) 情感分析:不同方法的比较研究。
计算机科学进展 87:44–49

Devlin J, Chang MW, Lee K, Toutanova K (2018) Bert:用于语言理解的深度双向转换器的预训练。在:NAACL-HLT 论文集。ACL, 第 4171–4186 页

丁X, 刘B, 于PS (2008) 基于整体词典的观点挖掘方法。见:会议记录
2008 年网络搜索和数据挖掘国际会议, 第 39 卷。Elsevier, 第 231–240 页

Duari S, Bhatnagar V (2019) scake:基于语义连通性的关键词提取。Inf Sci 477:100–117

Fahrni A, Klenner M (2008) 老酒或温啤酒:形容词的特定目标情感分析。苏黎世大学, 第 60–63 页

Fazlourrahman B, Aparna B, Shashirekha H (2022) 使用微调的迁移学习方法检测 Covid-19 假新闻。见:智能系统大会, 第 111 卷。Springer, 第 879–890 页

Feldman R (2013) 情感分析技术和应用。共同 ACM 56(4):82–89

Gamon M (2004) 客户反馈数据的情感分类:噪声数据、大特征向量和语言分析的作用。见:COLING 2004:第 20 届计算语言学国际会议论文集。ACL 和 AFNLP, 第 841–847 页

Ghosal D, Majumder N, Poria S, Chhaya N, Gelbukh A (2019 年) Dialoguecn:用于对话中情绪识别的图形卷积神经网络。在:EMNLP-IJCNLP 2019-2019 自然语言处理经验方法会议和第 9 届自然语言处理国际联合会议, 会议论文集, 第 154–164 页

Golbeck J (2013) 分析社交网络。纽恩斯, ACM

Govindarajan M (2022) 情绪分析的方法和应用:文献综述。在:数据
社交媒体中大数据和情感分析的挖掘方法。IGI 全球, 第 1–23 页

HaCohen-Kerner Y (2003) 从摘要中自动提取关键词。见:基于知识的智能信息与工程系统国际会议。施普林格, 第 843–849 页

Haddi E, Liu X, Shi Y (2013) 文本预处理在情感分析中的作用。Procedia 计算机科学
17:26–32

Hart L (2013) 情绪分析的语言学。大学荣誉论文。<https://doi.org/10.15760/荣誉19>

Hazarika D, Poria S, Zadeh A, Cambria E, Morency LP, Zimmermann R (2018) 用于二元对话视频中情感识别的会话记忆网络。见:会议记录。
计算语言学协会。北美分会。会议, 2018 年卷。NIH 公共访问, 第 2122 页

Hemalatha I, Varma GS, Govardhan A (2013) 使用机器学习算法的情感分析工具。
Int J Emerg Trends Technol Comput Sci 2(2):105–109

Hidayat THJ, Ruldeviyani Y, Aditama AR, Madya GR, Nugraha AW, Adisaputra MW (2022) 使用 doc2vec 和 SVM 以及逻辑回归作为分类器对与 Rinca 岛开发相关的推特数据进行情感分析。Procedia Comput Sci 197:660–667

Hidayatullah AF, Cahyaningtyas S, Hakim AM (2021) 使用神经网络在推特上进行情绪分析:2019 年印度尼西亚总统大选数据集。在: IOP 会议系列:材料科学与工程, 第 1077 卷。IOP 出版, 第 012001 页

Hitesh M, Vaibhav V, Kalki YA, Kamtam SH, Kumari S (2019) 使用 word2vec 和随机森林模型对 2019 年选举推文进行实时情感分析。见:2019 年第二届智能通信与计算技术国际会议 (ICCT)。IEEE, 第 146–151 页

Hodson J, Veletsianos G, Houlden S (2022) 公众对 Twitter 和 YouTube 上公共卫生办公室的 covid-19 信息的反应:对研究实践的影响。信息科技政治杂志 19(2):156–164

Howard J, Ruder S (2018) 通用语言模型微调用于文本分类。引自:计算语言学协会第 56 届年会论文集, 第 1 卷。ACL

Hsu CW, Lin CJ (2002) 多类支持向量机方法的比较。IEEE 跨神经网络 13(2):415–425

胡颖, 李伟 (2011) 通过探索主题词描述模型进行文档情感分类。
计算机语音语言 25(2):386–403

Hu M, Liu B (2004) 挖掘客户评论中的意见特征。在:AAAI, 第 4 卷。AAAI, 第 755–760 页

- Huang C, Zhao Q (2022) 基于注意力机制的Elmo敏感信息检测方法。J Comput Appl 42(7):2009–2014
- Hulth A (2003) 改进的自动关键词提取,提供更多的语言知识。在:2003年自然语言处理经验方法会议论文集。ACL,第15,第16,第17,第18,第19,第20,第21,第22,第23,第24,第25,第26,第27,第28,第29,第30,第31,第32,第33,第34,第35,第36,第37,第38,第39... 216–223
- Hutto C, Gilbert E (2014) Vader:一种基于规则的简约模型,用于社交媒体文本的情感分析。见:网络和社交媒体国际 AAAI 会议记录,第8卷。AAAI,第216–225页
- Jain AP,Dandannavar P (2016) 机器学习技术在情感分析中的应用。于:2016年第二届应用和理论计算与通信技术国际会议 (iCATccT)。IEEE,第628–632页
- Jain S,Gupta V (2022) 情感分析:一项最新调查及其应用和拟议的集成算法。在:数据挖掘中的计算智能。Springer,第13–25页
- Jain PK,Quamer W,Saravanan V,Pamula R (2022) 使用带有情感知识库的 BERT-DCNN 进行社交媒体情感分析。J Ambient Intell Human Comput 1–13
- Ji X, Chun S, Wei Z, Geller J (2015) 用于衡量公共卫生问题的 Twitter 情绪分类。Soc Netw 11(1):1–25
- Jiaqiang Z (2015) 预处理促进 Twitter 情绪分析?见:2015年IEEE智慧城市/SocialCom/SustainCom国际会议 (SmartCity)。IEEE,第748–753页
- Jianqiang Z, Xiaolin G (2017) 推特情绪文本预处理方法比较研究分析。IEEE 接入 5:2870–2879
- Jiao W,Lyu M,King I (2020)通过注意力控分层记忆网络进行实时情绪识别。AAAI 人工智能会议论文集 34:8002–8009
- John SM, Kartheeban K (2019) 各种监督分类器的情感评分和性能指标检查。Int J Innov Technol Explor Eng 9(2S2), 1120–1126
- Joshi M, Rosé C (2009) 概括意见挖掘的依赖特征。见:ACL-IJCNLP 2009 会议短论文文集。ACL,第313–316页
- Kanayama H, Nasukawa T (2006) 面向领域情感分析的全自动词典扩展。引自:2006年自然语言处理经验方法会议论文集。计算语言学协会,第355–363页
- Katrekar A,AVP BDA (2005) 情感分析简介。GlobalLogic 公司 1–6
- Kaur R, Kautish S (2022) 多模态情绪分析:调查与比较。在:跨学科实施情绪分析的研究选集。IGI Global,第1846–1870页
- Keramatar A,Amirkhani H,Bidgoly AJ (2022) 使用图卷积网络对推文依赖性进行建模以进行情感分析。认知计算。 <https://doi.org/10.1007/s12559-021-09986-8>
- Khan MT,Ma Y,Kim Jj (2016) Term ranker:一种基于图的重新排序方法。在:第二十九届国际博览会会议。AAAI
- Kharde V, Sonawane P 等 (2016) 推特数据情感分析:技术综述。Int J Comp-put Appl 975:0975–8887
- Kim SM, Hovy E (2004) 确定意见的情绪。在:COLING 2004:第20届国际计算语言学会议论文集。ACL,第1367–1373页
- Kim K, Lee J (2014) 通过半监督非线性维度进行情感可视化和分类。个性减少。模式识别47 (2):758–768
- Kim H, Howland P, Park H, Christianini N (2005) 文本分类中的降维支持向量机。端口向量机。J Mach Learn Res 6(1):37–53
- Kim J, Kim HU, Adamowski J, Hatami S, Jeong H (2022) 使用机器学习对环境大数据的术语加权方案进行比较研究。Environ Model Softw 157:105536
- Kipf TN,Welling M (2016)使用图卷积网络进行半监督分类。arXiv 预印本 [arXiv:1609.02907](https://arxiv.org/abs/1609.02907)
- Kiritchenko S, Zhu X, Mohammad SM (2014a) 简短非正式文本的情感分析。J Artif Intell 结论 50:723–762
- Kiritchenko S,Zhu X,Cherry C,Mohammad S (2014b) Nrc-canada-2014:检测客户评论中的方面和情绪。在:第8届国际语义评估研讨会论文集 (SemEval 2014)。ACL,第437–442页
- Kolkur S, Dantal G, Mahe R (2015) 情绪分析不同层次的研究。Int J Curr Eng Tech-期刊 5(2):768–770
- König AC,Brill E (2006) 减少文本分类中的人力开销。见:第12届 ACM SIGKDD 国际知识发现和数据挖掘会议论文集。ACM,第598–603页
- Kontopoulos E,Berberidis C,Dergiades T,Bassiliades N (2013) 基于本体的 Twitter 帖子情感分析。专家系统应用 40(10):4065–4074

- Kummer O, Savoy J (2012) 情绪分析中的特征加权策略。在 :SDAD 2012: 第一届从情感数据中发现情绪的国际研讨会, 第 48-55 页
- Kwon K, Choi CH, Lee J, Jeong J, Cho WS (2015) 基于图的新闻文章代表性关键词提取模型。见 :2015 年大数据应用与服务国际会议论文集。ACM, 第 30-36 页
- Lahiri S, Choudhury SR, Caragea C (2014) 使用中心性度量进行关键字和关键短语提取
搭配网络。arXiv 预印本 [arXiv:1401.6571](https://arxiv.org/abs/1401.6571)
- Lan M, Tan CL, Su J, Lu Y (2008) 自动文本的监督和传统术语加权方法
分类。IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 31(4):721-735
- Le B, Nguyen H (2015) 使用机器学习技术进行 Twitter 情绪分析。在 :高级计算机
知识工程的计算方法。施普林格, 第 279-289 页
- Li YM, Li TY (2013) 从微博获取市场情报。Decis Support Syst 55(1):206-217
- Li H, Lu W (2017) 学习潜在情绪范围以进行实体级情绪分析。在 :第三十届 AAAI 人工智能会议。AAAI, 第 3482-3489 页
- Li N, Wu DD (2010) 使用文本挖掘和情感分析进行在线论坛热点检测和预测。决策支持系统 48(2):354-368
- Li S, Zhang H, Xu W, Chen G, Guo J (2010) 利用组合多层模型进行文档情感分析。2010 年第 20 届国际模式识别会议。IEEE, 第 4141-4144 页
- Li SK, Guan Z, Tang LY, Chen Z (2012) 利用消费者评论进行产品功能排名。J Com-
科学技术 27(3):635-649
- 李新, 谢华, 陈琳, 王静, 邓晓 (2014) 基于情绪分析的新闻对股价回报的影响。
基于知识的系统 69:14-23
- Li S, Zhou L, Li Y (2015a) 通过基于网络的相似性度量增强基于频率的方法改进方面提取。信息过程管理 51(1):58-67
- Li X, Li J, Wu Y (2015b) 多极性情感分析的全局优化方法。公共科学图书馆一号
10(4):0124672
- Li Y, Pan Q, Yang T, Wang S, Tang J, Cambria E (2017) 学习词组表征进行情绪分析
sis. 认知计算 9(6):843-851
- Li W, Shao W, Ji S, Cambria E (2022) Bieru: 用于对话情绪分析的双向情绪循环单元。神经计算 467:73-82
- Liang B, Su H, Gui L, Cambria E, Xu R (2022) 基于情感知识的基于方面的情感分析
增强图卷积网络。基于知识的系统 235:107643
- Litvak M, Last M, Aizenman H, Gobits I, Kandel A (2011) Degext 一种独立于语言的基于图形的关键短语提取器。见 :智能网络
管理的进展 3 第 86 卷。Springer, 第 121-130 页
- 刘波, 张丽 (2012) 意见挖掘与情感分析综述。在 :挖掘文本数据。施普林格,
第 415-463 页
- Liu Y, Loh HT, Sun A (2009) 不平衡文本分类: 一种术语加权方法。Expert Syst Appl
36 (1):690-701
- Liu H, He J, Wang T, Song W, Du X (2013) 结合用户偏好和用户意见进行精准推荐
建议。电子商业研究应用 12(1):14-23
- Loper E, Bird S (2002) Nltk: 自然语言工具包。在 :ACL-02 自然语言处理和计算语言学教学有效工具和方法研讨会论文集, 第 1 卷。
ACM, 第 63-70 页
- Loughran T, McDonald B (2015) 单词列表在文本分析中的使用。J 行为金融 16(1):1-11
- Lu Q, Zhu Z, Zhang G, Kang S, Liu P (2021) 基于方面门控图卷积网络的情感分析。Appl Intell 51(7):4408-4419
- Lu Q, Sun X, Sutcliffe R, Xing Y, Zhang H (2022) 使用图卷积网络进行基于方面的情感分析的情感交互和多图感知。基于知识的系
统 256:109840
- Luo F, Li C, Cao Z (2016) 使用 svm 分类器进行基于情感特征的情感分析。见 :2016 IEEE 第 20 届计算机支持设计协同工作国际
会议 (CSCWD)。IEEE, 第 276-281 页
- Ma Y, Song R, Gu X, Shen Q, Xu H (2022) 多图卷积网络用于基于方面的情感分析
精神分析。应用英特尔 1-14
- Majumder N, Poria S, Hazarika D, Mihalcea R, Gelbukh A, Cambria E (2019) Dialoguern: 用于对话中情绪检测的注意力
RNN。引自 :AAAI 人工智能会议论文集, 第 33 卷。IEEE, 第 6818-6825 页
- Malliaros FD, Skianis K (2015) 基于图的文本分类术语权重。2015 年 IEEE/ACM 社会网络分析与挖掘国际会议论文集。ACM,
第 1473-1479 页

- Malo P, Sinha A, Korhonen P, Wallenius J 和 Takala P (2014) 好债务还是坏债务:检测语义经济文本中的方向。《美国社会科学杂志》65(4):782–796
- Manning CD, Surdeanu M, Bauer J, Finkel JR, Bethard S, McClosky D (2014) 斯坦福 corenlp 自然语言处理工具包。见:计算语言学协会第 52 届年会论文集:系统演示。ACL, 第 55–60 页
- Mäntylä MV, Graziotin D, Kuuttila M (2018) 情感分析的演变 - 研究主题、地点和高被引论文的回顾。计算机科学 Rev 27:16–32
- Mao R, Liu Q, He K, Li W, Cambria E (2022) 预训练语言模型的偏差:基于提示的情绪分析和情绪检测的实证研究。IEEE Trans Affect Comput
- Mars A, Gouider MS (2017) 大数据分析以提取客户意见。Procedia 计算机科学 112:906–916
- Mathew L, Bindu V (2020) 使用预训练模型进行情绪分析的自然语言处理技术综述。2020 年第四届计算方法与通信国际会议 (ICCMC)。IEEE, 第 340–345 页
- McAuley J, Leskovec J (2013) 隐藏因素和隐藏主题:通过评论文本理解评级维度。见:第七届 ACM 推荐系统会议论文集。ACM, 页 165–172
- Medelyan O, Witten IH (2006) 基于同义词库的自动关键词索引。收录于:第 6 届 ACM/IEEE-CS 数字图书馆联合会议论文集。ACM, 第 296–297 页
- Medhat W, Hassan A, Korashy H (2014) 情感分析算法和应用:一项调查。艾因 Shams Eng J 5(4):1093–1113
- Mehta P, Pandya S (2020) 情绪分析方法、实践和应用综述。国际科学技术研究学报 9(2):601–609
- Miller GA, Beckwith R, Fellbaum C, Gross D, Miller KJ (1990) 介绍 wordnet: 一个在线词汇数据库。Int J Lexicogr 3(4):235–244
- Mohammad S (2012) # 情感推文。在:“SEM 2012:词汇和计算语义学第一届联合会议 - 第 1 卷:主会议和共享任务的论文集,以及第 2 卷:第六届国际语义评估研讨会论文集 (SemEval 2012)”。ACL, 第 246–255 页
- Mohammad SM, Kiritchenko S (2015) 使用主题标签从推文中捕获精细的情感类别。计算机智能 31(2):301–326
- Mohammad S, Turney P (2010) 常用单词和短语引起的情绪:使用 Mechanical Turk 创建情绪词典。收录于:NAACL HLT 2010 文本情绪分析和生成计算方法研讨会论文集。ACL, 第 26–34 页
- Mohammad SM, Turney PD (2013) 众包单词情感关联词典。计算机智能 29 (3) :436–465
- Mohammad S, Dunne C, Dorr B (2009) 从明显标记的单词和同义词库生成高覆盖率语义方向词典。见:2009 年自然语言处理实证方法会议论文集。ACL, 第 599–608 页
- Mohammad SM, Kiritchenko S, Zhu X (2013 年) Nrc-canada:打造推文情绪分析的最新成果。见:第二届词汇和计算语义学联合会议 (*SEM), 第 2 卷:第七届国际语义评估研讨会论文集 (SemEval 2013), 第 2 卷。ACL, 第 321–327 页
- Moreno-Ortiz A, Fernández-Cruz J, Hernández CPC (2020) Sentiecon 的设计和评估:来自商业新闻语料库的细粒度经济/金融情绪词典。在:第 12 届语言资源与评估会议论文集。ACL, 第 5065–5072 页
- Mostafa MM (2013) 不仅仅是文字:通过社交网络的文本挖掘消费者品牌情绪。系统应用专家 40(10):4241–4251
- Mothe J, Ramiaandrisoa F, Rasolomanana M (2018) 使用基于图形的方法自动提取关键词。见:第 33 届 ACM 应用计算年度研讨会论文集。ACM, 第 728–730 页
- Mullen T, Collier N (2004) 使用具有不同信息源的支持向量机进行情感分析。见:2004 年自然语言处理实证方法会议论文集。ACL, 第 412–418 页
- Nagarajan R, Nair S, Aruna P, Puviarasan N (2016) 使用基于图的方法提取关键字。Int J 高级研究计算机科学软件工程 6(10):25–29
- Narayanan R, Liu B, Choudhary A (2009 年) 条件句的情感分析。收录于:2009 年自然语言处理实证方法会议论文集。ACL 和 AFNLP, 第 180–189 页

- Nasar Z, Jafry SW, Malik MK (2019) 文本关键词提取和摘要:最先进的。信息流程管理56(6):102088
- Nguyen TD, Kan MY (2007) 科学出版物中的关键词提取。见:亚洲数字图书馆国际会议。施普林格,第 317–326 页
- Nguyen H, Nguyen ML (2017) 推特社交网络中句子级情绪分类的深度神经架构。在:太平洋计算语言学协会国际会议。Springer,第 15–27 页
- Nielsen FÅ (2011) 全新:微博情感分析的单词列表评估。见:第一届关于理解微帖子的研讨会:小包装中蕴藏着大事,第 93–98 页
- Nielsen FÅ (2017) afnn 项目
- O'Keefe T, Koprinska I (2009) 情感分析中的特征选择和加权方法。见:第 14 届澳大利亚文档计算研讨会论文集,悉尼,第 67–74 页
- Oliveira N, Cortez P, Areal N (2014) 使用 stocktwits 数据自动创建股票市场词典以进行情绪分析。见:第十八届国际数据库工程与应用研讨会论文集。ACM,第 115–123 页
- Ouyang Y, Guo B, Zhang J, Yu Z, Zhou X (2017) Sentistory:基于众包社交媒体数据的多粒度情绪分析和事件汇总。Pers Ubiquit Comput 21(1):97–111
- Pang B, Lee L (2004) 情感教育:基于主观性概括的情感分析关于最小削减。ACM
- Pang B, Lee L, Vaithyanathan S (2002) 竖起大拇指?使用机器学习技术进行情感分类。见:关于自然语言处理经验方法的 ACL-02 会议论文集,美国新泽西州莫里斯敦。计算语言学协会,第 79–86 页
- Passi K, Motisariya J (2022) 2019 年印度大选的 Twitter 情绪分析。在:物联网与智能系统。Springer,第 805–814 页
- Patil P, Valagi P (2016) 情感分析水平和技术:一项调查。国际创新工程技术杂志 6:523
- Patil G, Galande V, Kekan V, Dange K (2014) 使用支持向量机进行情感分析。Int J Innov Res Comput Commun Eng 2(1):2607–2612
- Pavitha N, Pungliya V, Raut A, Bhonsle R, Purohit A, Patel A, Shashidhar R (2022) 电影推荐以及使用机器学习进行情感分析。见:全球过渡程序。爱思唯尔
- Pitogo VA, Ramos CDL (2020) 社交媒体支持电子参与:使用无监督机器学习的基于词典的情感分析。见:第 13 届电子治理理论与实践国际会议论文集,第 518–528 页。ACM
- Poria S, Gelbukh A, Hussain A, Howard N, Das D, Bandyopadhyay S (2013) 使用情感标签增强情感网络,用于基于概念的意见挖掘。IEEE 智能系统 28(2):31–38
- Poria S, Cambria E, Hazarika D, Majumder N, Zadeh A, Morency LP (2017) 用户生成视频中的上下文相关情绪分析。在:计算语言学协会第 55 届年会论文集 (第 1 卷:长篇论文)。ACL,第 873–883 页
- Prasad AG, Sanjana S, Bhat SM, Harish B (2017) 对流式短文本数据进行讽刺检测的情感分析。见:2017 年第二届知识工程与应用国际会议 (ICKEA)。IEEE,第 1–5 页
- Prastyo PH, Sumi AS, Dian AW, Permanasari AE (2020) 响应印度尼西亚政府处理 covid-19 的推文:使用具有标准化聚核的 svm 进行情绪分析。J Inf 系统工程总线智能 6(2):112–122
- Priyadarshini I, Cotton C (2021) 一种基于 lstm-cnn-grid 搜索的新型情感深度神经网络分析。超级计算机学报77(12):13911–13932
- Quan C, Ren F (2014) 面向特征的意见确定的无监督产品特征提取。天道科学 272:16–28
- Rabelo JC, Prudêncio RB, Barros FA (2012) 使用链接结构推断社交网络中的意见。见:2012 年 IEEE 系统、人与控制论国际会议 (SMC)。IEEE,第 681–685 页
- Rajput A (2020) 自然语言处理、情绪分析和临床分析。引自:Lytras MD, Sarirete A (编)健康信息学创新。Elsevier/Academic Press,第 79–97 页
- Ravi K, Ravi V (2015) 观点挖掘和情绪分析调查:任务、方法 and 应用系统蒸发散。基于知识的系统 89:14–46
- Ravinuthala MKV 等人 (2016) 主题文本图:关键字权重的文本表示技术在提取摘要系统中。Int J Inf Eng Electron Bus 8(4)
- 阅读 J, Carroll J (2009) 用于领域独立情感分类的弱监督技术。见:第一届国际 CIKM 大众舆论主题情感分析研讨会论文集。ACM,第 45–52 页
- Ren F, Sohrab MG (2013) 基于类别索引的术语权重,用于自动文本分类。信息科学 236:109–125

- Ren R, Wu DD, Liu T (2018) 使用情绪分析和预测股市走势支持向量机。IEEE 系统 J 13(1):760–770
- Reyes A,Rosso P (2012) 根据主观数据做出客观决策:检测客户评论中的讽刺。决策支持系统 53(4):754–760
- Rui H,Liu Y,Whinston A (2013) 谁的闲聊和什么闲聊很重要?推文对电影销售的影响。决策支持系统 55(4):863–870
- Saif H, Fernández M, He Y, Alani H (2014) 论停用词、过滤和数据稀疏性在情绪分析中的应用 Twitter,第 810–817 页
- Salari N, Shohaimi S, Najaf F, Nallappan M, Karishnarajah I (2014) 一种新颖的遗传算法混合分类模型,修改了 k-近邻并开发了反向传播神经网络。《公共科学图书馆》19(11):112987
- Salton G, Buckley C (1988) 自动文本检索中的词加权方法。Inf Process Manage 24 (5) :513–523
- Santos G, Mota VF, Benevenuto F, Silva TH (2020) 中立性可能很重要:巴西和美国 AIRBNB、预订和 Couchsurfing 评论中的情绪分析。Soc Netw Anal Min 10(1):1–13
- Sarzynska-Wawer J,Wawer A,Pawlak A,Szymanowska J,Stefaniak I,Jarkiewicz M 和 Okruszek L (2021) 通过深度语境化词语表征检测形式思维障碍。《精神病学研究》304:114135
- Saxena A,Reddy H,Saxena P (2022) 情绪分析简介,涵盖基础知识、工具、评估指标、挑战和应用。在:社交网络原理.Springer,第 249–277 页
- Schouten K, Frasinicar F (2015) 方面层面的情绪分析调查。IEEE Trans Knowl Data Eng 28(3):813–830
- Sebastiani F, Debole F (2003) 自动文本分类的监督术语权重。在:进行中第 18 届 ACM 应用计算研讨会。ACM,第 784–788 页
- Serrano-Guerrero J, Olivas JA, Romero FP, Herrera-Viedma E (2015) 情绪分析:回顾与展望网络服务的比较分析。天道科学 311:18–38
- Sharma A, Dey S (2012) 情感分析的特征选择和机器学习技术的比较研究。2012 年 ACM 应用计算研究研讨会论文集,第 1–7 页
- 石文,郑文,余建新,程浩,邹立 (2017) 利用知识图谱提取关键短语。数据科学 英 2(4):275–288
- Shimada K,Hashimoto D,Endo T (2009) 一种基于图的情感句子提取方法。见:太平洋-亚洲知识发现和数据挖掘会议。施普林格,第 38–48 页
- Sidorov G, Miranda-Jiménez S, Viveros-Jiménez F, Gelbukh A, Castro-Sánchez N, Velásquez F, Díaz-Rangel I, Suárez-Guerra S, Trevino A, Gordon J (2013) 基于机器学习方法的实证研究推文中的意见挖掘。见:墨西哥国际人工智能会议。Springer,第 1–14 页
- Smith H,Cipolli W (2022) Instagram/Facebook 禁止自残图片:情绪分析和主题建模方法。Policy Internet 14(1):170–185
- Sokolova M, Lapalme G (2007) 人类通信分类的绩效衡量。见:加拿大智力计算研究学会会议。施普林格,第 159–170 页
- Sokolova M, Lapalme G (2009) 分类任务绩效指标的系统分析。Inf 过程管理 45(4):427–437
- Solangi YA,Solangi ZA,Aarain S,Abro A,Mallah GA,Shah A (2018) 自然语言处理 (NLP) 及其用于意见挖掘和情感分析的工具包评论。在:2018 年 IEEE 第五届工程技术和应用科学国际会议 (ICETAS)。IEEE,第 1–4 页
- Soubraylu S, Rajalakshmi R (2021) 基于混合卷积双向循环神经网络的电影评论情感分析。计算机智能 37(2):735–757
- Sousa MG,Sakiyama K,de Souza Rodrigues L,Moraes PH,Fernandes ER,Matsubara ET (2019) Bert 用于股票市场情绪分析。在:2019 年 IEEE 第 31 届人工智能工具国际会议 (ICTAI)。IEEE,第 1597–1601 页
- Stagner R (1940) 划线技术作为舆论分析的一种方法。社会心理学杂志 11(1):79–90
- Staiano J, Guerini M (2014) Depechemood:基于众包新闻的情感分析词典。ACL,第 427–433 页。arXiv 预印本[arXiv:1405.1605](https://arxiv.org/abs/1405.1605)
- Stone PJ,Hunt EB (1963) 内容分析的计算机方法:使用通用询问系统进行研究。收录于:1963 年 5 月 21–23 日春季联合计算机会议论文集。ACL,第 15–16 页 241–256
- Subrahmanian VS, Reforgiato D (2008) Ava:用于情感分析的形容词-动词-副词组合。IEEE 智能系统 23(4):43–50

- Taboada M (2016) 情感分析:语言学概述。安牧师语言学家 2:325-347。
<https://doi.org/10.1146/annurev-linguistics-011415-040518>
- Tamilselvam S, Nagar S, Mishra A, Dey K (2017 年) 使用概念网络本体进行基于图形的情感聚合。在: 第八届自然语言处理国际联合会议论文集 (第 1 卷: 长论文), 第 1 卷。ACL, 第 525-535 页
- 谭松, 张杰 (2008) 中文文档情感分析的实证研究。专家系统
应用 34(4):2622-2629
- Tan C, Lee L, Tang J, Jiang L, Zhou M, Li P (2011) 结合社交网络的用户级情绪分析。收录于: 第 17 届 ACM SIGKDD 国际知识发现与数据挖掘会议论文集。计算机协会, 第 1397-1405 页
- Tan LK-W, Na JC, Theng YL, Chang K (2012) 使用基于规则的类型依赖关系和其他复杂短语考虑的短语级情感极性分类。J Comput Sci Tech-nol 27(3):650-666
- Tang D, Wei F, Qin B, Yang N, Liu T, Zhou M (2015) 情感嵌入及其在情感分析中的应用。IEEE 知识数据工程学报 28(2):496-509
- Tembhurne JV, Diwan T (2021) 使用循环神经网络对文本、视觉和多模态输入进行情感分析。多媒体工具应用 80(5):6871-6910
- Thelwall M, Buckley K (2013) 基于主题的社交网络情绪分析: 情绪和情绪的作用
与问题相关的词语。J Am Soc Inform Sci Technol 64(8):1608-1617
- Theng YL (2004) 数字图书馆的设计和可用性: 亚太地区的案例研究: 案例研究
亚太地区。JGI Global, 第 129-152 页
- Tian Y, Chen G, Song Y (2021) 使用类型感知图卷积网络和层集成进行基于方面的情感分析。见: 计算语言学会北美分会 2021 年会议记录: 人类语言技术。ACL, 第 2910-2922 页
- Titov I, McDonald R (2008) 用于情绪总结的文本和方面评级的联合模型。在:
ACL-08 论文集: HLT。ACL, 第 308-316 页
- Trinh S, Nguyen L, Vo M (2018) 结合基于词典和基于学习的方法对越南语产品评论进行情绪分析。在: 计算机和信息科学国际会议。Springer, 第 57-75 页
- Tripathy A, Agrawal A, Rath SK (2015) 使用机器学习技术对情感评论进行分类。Procedia Comput Sci 57:821-829
- Tsai AC-R, Wu CE, Tsai RT-H, Hsu JY (2013) 构建基于
常识知识。IEEE Intell Syst 28(2):22-30
- Turney PD (2002) 赞还是踩? 语义取向应用于无监督评论分类。载于: 计算语言学会第 40 届年会论文集, 第 417-424 页
- Vakali A, Chatzakou D, Koutsounikola V, Andreadis G (2013) 智能环境中的社会数据情感分析 - 扩展群体脉冲捕获的双重极性。见:
数据管理技术和应用国际会议, 第 2 卷。SCITEPRESS, 第 175-182 页
- Valakunde N, Patwardhan M (2013) 基于多方面和多类别的教育数据餐饮认证流程文档情绪分析。2013 年云计算和普适计算与新兴
技术国际会议。IEEE, 第 188-192 页
- Valdivia A, Luzión MV, Herrera F (2017) 基于模糊多数的情绪分析问题中的中立性。2017 年 IEEE 模糊系统国际会议 (FUZZ-IEEE)。
IEEE, 第 1-6 页
- Valdivia A, Luzión MV, Cambria E, Herrera F (2018) 用于检测和过滤的共识投票模型
情感分析中的中立性。天道融合 44:126-135
- Vega-Oliveros DA, Gomes PS, Milios EE, Berton L (2019) 基于图的多中心指数
关键词提取。Inf 流程管理 56(6):102063
- Verma S (2022) 智慧社会公共服务的情感分析: 文献综述和未来研究方向。Gov Inf Q 39:101708
- Vidanagama D, Silva A, Karunananda A (2022) 基于本体情感分析用于虚假评论检测。Expert Syst Appl 206:117869
- Wakade S, Shekar C, Liszka KJ, Chan CC (2012 年) 文本挖掘用于 Twitter 数据情感分析。在: 信息与知识工程国际会议 (IKE) 论文集。世界计算机科学大会指导委员会, 计算机……, 第 1-6 页
- Wang Z, Joo V, Tong C, Xin X, Chin HC (2014) 通过增强社交媒体数据情绪分析进行异常检测。2014 IEEE 第六届云计算技术与科学国际会议。IEEE, 第 917-922 页

- Wang T, Cai Y, Leung Hf, Cai Z, Min H (2015) VSM 中基于熵的文本分类术语权重方案。见:2015 年 IEEE 第 27 届人工智能工具国际会议 (ICTAI)。IEEE,第 325–332 页
- Wang J, Li C, Xia C (2018) 改进的中心性指标来表征节点扩散能力复杂的网络。应用数学计算334:388–400
- Wang Z, Ho SB, Cambria E (2020) 具有矛盾处理的多级精细情感感知。国际不确定模糊知识系统杂志28(04):683–697
- Wang X, Li F, Zhang Z, Xu G, Zhang J, Sun X (2021) 一种统一的位置感知卷积神经网络致力于基于方面的情感分析。神经计算 450:91–103
- Wang J, Zhang Y, Yu LC, Zhang X (2022a) 通过双向 GRU 语言实现情境情感嵌入规格模型。基于知识的系统 235:107663
- Wang Z, Gao P, Chu X (2022b) 使用主题建模和多注意 BLSTM 对客户生成的在线视频进行产品评论情感分析。Adv Eng Inform 52:101588
- Wankhade M, Rao ACS, Kulkarni C (2022) 情绪分析方法、应用和挑战调查。Artif Intell Rev 1–50
- Wawre SV, Deshmukh SN (2016) 使用机器学习技术进行情感分类。JJSR 5(4):819–821
- Wiebe JM (1990) 识别主观句子:叙事文本的计算研究。状态纽约大学布法罗分校
- Wiebe J, Mihalcea R (2006) 词义与主观性。载于:第 21 届计算语言学国际会议和第 44 届计算语言学协会年会论文集,第 1065–1072 页
- Wilson T, Wiebe J (2003) 注释世界媒体的观点。见:第四届 SIGdial 会议记录话语与对话研讨会。ACL,第 13–22 页
- Wilson T, Wiebe J, Hofmann P (2005) 识别短语级情绪分析中的上下文极性。见:人类语言技术会议和自然语言处理实证方法会议论文集。ACL,第 347–354 页
- Wu Y, Zhang Q, Huang XJ, Wu L (2011) 基于图的情感表达的结构化意见挖掘。引自:2011 年自然语言处理实证方法会议论文集。ACL,第 1332–1341 页
- Xia R, Zong C, Li S (2011) 情感分类的特征集和分类算法集成。天道科学 181(6):1138–1152
- Yadav A, Vishwakarma DK (2020) 使用深度学习架构进行情感分析:综述。Artif Intell Rev 53(6):4335–4385
- Yadav CS, Sharan A, Joshi ML (2014) 基于语义图的文本挖掘方法。在:2014 年智能计算技术问题与挑战国际会议 (ICICT)。IEEE,第 15,第 16,第 17,第 18,第 19,第 20,第 21,第 22,第 23,第 24,第 25,第 26,第 27,第 28,第 29,第 29 596–601
- 严新,黄涛 (2015) 基于最大熵模型的藏语句子情感分析。于:2015 年第十届宽带和无线计算、通信与应用国际会议 (BWCCA)。IEEE,第 594–597 页
- Yan Z, Xing M, Zhang D, Ma B (2015) Exprs:一种用于产品特征提取的扩展 pagerank 方法来自在线消费者评论。《信息管理》52(7):850–858
- Yavari A, Hassanpour H, Rahimpour Cami B, Mahdavi M (2022) 基于情绪的选举预测使用推特数据分析。Int J Eng 35(2):372–379
- Ye Q, Zhang Z, Law R (2009) 通过监督机器学习方法对旅游目的地的在线评论进行情感分类。专家系统应用 36(3):6527–6535
- Yenter A, Verma A (2017) 深度 cnn-lstm,结合来自多个分支的内核进行 IMDB 评论情感分析。见:2017 年 IEEE 第 8 届年度普适计算、电子和移动通信会议 (UEMCON)。IEEE,第 540–546 页
- Yu B, Zhang S (2022) 一种新的面向权重的图卷积网络,用于基于方面的情绪分析。J Supercomput 1–26
- Yu X, Liu Y, Huang X, An A (2010) 挖掘在线评论以预测销售业绩:案例研究在电影领域。IEEE 跨知识数据工程 24(4):720–734
- Yu Y, Duan W, Cao Q (2013) 社交媒体和传统媒体对企业股权价值的影响:一种情绪分析方法。决策支持系统 55(4):919–926
- Zad S, Heidari M, Jones JH, Uzuner O (2021) 文本数据概念级情感分析技术调查。在:2021 年 IEEE 世界人工智能物联网大会 (AIIoT)。IEEE,第 0285–0291 页
- Zainuddin N, Selamat A (2014) 使用支持向量机进行情感分析。2014 年计算机、通信和控制技术国际会议 (I4CT),第 333–337 页。IEEE

- Zhan J, Loh HT, Liu Y (2009) 从在线产品评论中收集客户关注点 - 文本摘要方法. *Expert Syst Appl* 36(2):2107–2115
- Zhang K, Xu H, Tang J, Li J (2006) 使用支持向量机提取关键词. 在: 国际网络时代信息管理会议. 施普林格, 第 85–96 页
- Zhang L, Ghosh R, Dekhil M, Hsu M, Liu B (2011) 结合基于词典和基于学习的方法进行 Twitter 情感分析. 惠普实验室, 技术报告 HPL-2011 89, 1–8. 惠普实验室
- 张文, 徐浩, 万文 (2012) 弱点查找: 使用中文评论查找产品弱点基于方面的情绪分析. *Expert Syst Appl* 39(11):10283–10291
- Zhang H, Gan W, Jiang B (2014) 基于机器学习和词典的情感分类方法: 一项调查. 2014 年第 11 届网络信息系统与应用会议. IEEE, 第 262–265 页
- 张 Y, 周 Y, 姚 J (2020) 使用 tf-idf 和博奕论阴影集进行特征提取. 见: 基于知识的系统中的信息处理和不确定性管理国际会议, 第 722–733 页. 施普林格
- 张Q, 易国英, 陈列平, 何文 (2021) covid-19推文的文本挖掘和情感分析. *arXiv 预印本* [arXiv:2106.15354](https://arxiv.org/abs/2106.15354)
- Zhang K, Zhang K, Zhang M, Zhao H, Liu Q, Wu W, Chen E (2022) 将动态语义纳入预训练语言模型以进行基于方面的情绪分析. 引自: 计算语言学协会的发现: ACL 2022. ACL, 第 3599–3610 页
- 赵 WX, 江 J, 何 J, 宋 Y, Achanauparp P, Lim EP, Li X (2011) 从 Twitter 中提取主题关键词. 见: 计算语言学协会第 49 届年会论文集: 人类语言技术, 第 379–388 页
- 赵Z, 唐M, 唐W, 王C, 陈X (2022) 具有多种权重机制的图卷积网络, 用于基于方面的情感分析. *神经计算* 500:124–134
- Zhou J, Tian J, Wang R, Wu Y, Xiao W, He L (2020) Sentix: 用于跨域情感分析的情感感知预训练模型. 见: 第 28 届国际计算语言学会议论文集. ACL, 第 568–579 页
- Zhu X, Kiritchenko S, Mohammad S (2014) Nrc-canada-2014: 推文情绪分析的最新进展. 刊于: 第 8 届国际语义评估研讨会论文集 (SemEval 2014). ACL, 第 443–447 页
- Zhu X, Zhu L, Guo J, Liang S, Dietze S (2021) GL-GCN: 用于基于方面的情感分类的全局和局部依赖引导图卷积网络. *专家系统应用* 186:115712
- Zhu H, Zheng Z, Soleymani M, Nevatia R (2022) 通过图像文本匹配进行情绪分析的自监督学习. 在: ICASSP 2022–2022 IEEE 国际声学、语音和信号处理会议 (ICASSP). IEEE, 第 1710–1714 页
- Zin HM, Mustapha N, Murad MAA, Sharef NM (2017) 预处理策略在在线电影评论情感分析中的效果. 载于: AIP 会议记录, 第 1891 卷. AIP Publishing LLC, 第 14 页. 020089

出版商注释 Springer Nature 对于已出版地图和机构隶属关系中的管辖权主张保持中立。

Springer Nature 或其许可人 (例如学会或其他合作伙伴) 根据与作者或其他权利人签订的出版协议拥有本文的专有权利; 作者对本文已接受稿件版本的自行存档完全受此类出版协议条款的约束, 并适用

法律。