



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

文本细粒度情绪识别方法与应用综述

王希雅, 张宁, 程馨

引用本文

王希雅, 张宁, 程馨. [文本细粒度情绪识别方法与应用综述](#)[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220900137-7.

WANG Xiya, ZHANG Ning, CHENG Xin. [Review on Methods and Applications of Text Fine-grained Emotion Recognition](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220900137-7.

相似文献推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于机器学习的高空电磁脉冲环境快速计算方法](#)

Fast Calculation Method of High-altitude Electromagnetic Pulse Environment Based on Machine Learning

计算机科学, 2023, 50(6A): 220500046-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500046>

[人工智能可解释性: 发展与应用](#)

Explainability of Artificial Intelligence: Development and Application

计算机科学, 2023, 50(6A): 220600212-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600212>

[基于持续同调的过滤式特征选择算法](#)

Filtered Feature Selection Algorithm Based on Persistent Homology

计算机科学, 2023, 50(6): 159-166. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500169>

[基于细粒度星座图识别的光性能监测方法](#)

Optical Performance Monitoring Method Based on Fine-grained Constellation Diagram Recognition

计算机科学, 2023, 50(4): 220-225. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600238>

[针对机器学习的成员推断攻击综述](#)

Survey on Membership Inference Attacks Against Machine Learning

计算机科学, 2023, 50(3): 351-359. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100016>

文本细粒度情绪识别方法与应用综述

王希雅 张宁 程馨

青岛大学商学院 山东 青岛 266000

(wxymm97@163.com)

摘要 互联网中海量文本包含的情绪信息,表达着公众观点与态度,如何识别与利用情绪资源已成为各领域的研究焦点。通过梳理细粒度情绪识别相关理论与文献,从分类方法与应用场景两方面进行总结归纳,讨论情绪识别技术面临的挑战及实践缺口。通过分析发现,细粒度情绪识别主要有基于情绪词典、统计机器学习与神经网络学习的方法,且多应用于商务分析与舆情管理中。针对未来研究趋势,首先可对网络情绪词实时更新、领域词典构建及语义分析等技术展开研究;其次,如何提升训练数据分类自动化、打造半监督学习模型亟待深入探讨;此外,商务分析与舆情管理的研究,可开展对方面提取与情绪识别融合的探索。文中对情绪识别技术与应用的总结评述,有望为后续研究提供参考。

关键词: 细粒度情绪识别;情绪分类;情绪词典;机器学习;神经网络学习

中图法分类号 TP391

Review on Methods and Applications of Text Fine-grained Emotion Recognition

WANG Xiya, ZHANG Ning and CHENG Xin

School of Business, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266000, China

Abstract Emotional information contained in massive texts on the Internet expresses public views and attitudes. How to identify and utilize emotional resources has become the focus of research in various fields. By combing the relevant theories and literature on fine-grained emotion recognition, this paper summarizes the classification methods and application scenarios, and discusses the technical challenges and practical gaps. Through analysis, it is found that fine-grained emotion recognition methods mainly include emotion lexicon, traditional machine learning and neural network learning, which are mostly used in business analysis and public opinion management. In view of the future research trend, firstly, the real-time updating of online emotion words, domain lexicon construction and semantic analysis technology can be studied. Secondly, how to improve the automatic classification of training data and build a semi-supervised learning model need to be further discussed. In addition, the research of business analysis and public opinion management can explore the integration of aspect extraction and emotion recognition. This paper summarizes and comments on emotion recognition technology and its application, which can provide a reference for the subsequent research.

Keywords Fine-grained emotion recognition, Emotion classification, Emotion lexicon, Machine learning, Neural network learning

1 引言

在各类网络平台上,用户生成内容包含的情绪信息已成为重要资源。消费者反馈中的情绪能够帮助企业了解客户对产品的态度,为营销研究与实践提供传统市场外的重要信息^[1];在突发事件舆情爆发后,预测社交媒体中公众情绪的演化,对政府研判传播行为、实现及时响应至关重要^[2]。如何对文本进行情绪信息挖掘成为情绪应用的关键环节。以往研究注重情感分析(Sentiment Analysis),即划分情绪积极与消极倾向^[3]。然而由复杂认知产生的情绪难以仅用正负极性简单表达,因此更为细粒度的情绪识别研究受到高度关注。

细粒度情绪识别(Fine-grained Emotion Recognition)任务旨在检测文本中准确的感受类型,如愤怒、悲伤、厌恶、喜悦等^[4]。不同于情绪极性二分类问题,细粒度情绪识别处理文本多分类问题,类别更精细,因此技术要求更高;且新兴网络词语、反讽语义的出现加大了细粒度类别划分难度^[5]。为保证高精度

分类结果并将分类方法有效推广至实践,学者们根据细粒度情绪词语、文本句法语义等特点,对情绪词典、传统机器学习及神经网络学习的分类方法进行优化、改进^[6-7],并在商业与公共管理领域取得了显著实践成果^[2,8]。尽管诸多学者致力于探究细粒度情绪识别技术与应用,但目前仍缺乏对研究成果的梳理。

本文关注自然语言处理领域,从情绪词典与机器学习的方法出发,总结目前细粒度情绪识别技术的研究现状;从企业商务分析与政府舆情管理角度,归纳细粒度情绪识别方法的应用场景。最后分析情绪分类任务面临的技术挑战与应用缺口,指出未来的研究方向与发展趋势。

2 情绪识别理论基础

在细粒度情绪识别方法与技术的研究中,首先需回答情绪是什么的问题。心理学领域中主流的情绪理论定义了情绪的含义及分类,被广泛应用于自然语言处理的情绪识别任务中^[9]。最常用的理论为 Ekman 6 种基本情绪。基本情绪指

基金项目:山东省社科规划项目(18CHLJ22)

This work was supported by the Social Science Planning Project of Shandong Province, China(18CHLJ22).

通信作者:张宁(Zhang_ning1980@126.com)

与生俱来的不学而能的一种情绪能力,包括愤怒、厌恶、恐惧、悲伤、快乐与惊讶^[10]。在情绪维度理论的推动下,Plutchik 等将信任与期待附加到 Ekman 理论之上,将情绪分为不同的相反状态(高兴-悲伤、信任-厌恶、期待-惊讶、愤怒-恐惧)并安排在 4 个双极轴的维度模型中^[11],因其对正向情绪更全面的划分而得到诸多学者的青睐。在中文情境下,以 Xu 等综合国内外现有理论模型,将情绪分为愤怒、厌恶、恐惧、悲伤、快乐、喜爱与惊讶 7 类^[12],该模型在中文情绪分类任务中得到广泛应用^[13-14]。各理论模型比较如图 1 所示。

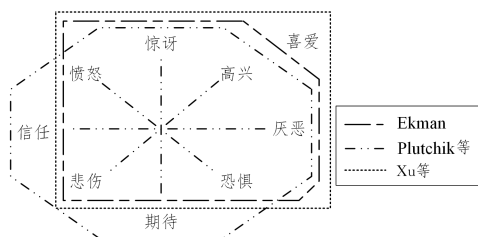


图 1 3 种常用情绪理论图示

Fig. 1 Diagram of three common theories of emotion

3 情绪识别方法

3.1 基于词典的方法

作为一种无监督分类方法,词典法利用特定情绪词典,自动搜寻文本中赋有情绪类型的关键词^[15]。该方法所依赖的情绪词典的构建分为两类:由种子词典派生与基于语料库构建新词典^[16]。前者的扩充需基于通用情绪词典,细粒度情绪识别任务要求词典类别更完整、词语划分更精细,因此本文整理了发展成熟且应用广泛的中英文情绪词典。英文词典发展较早,常用的包括 Wordnet Affect^[17],NRC^[18],LIWC^[19];中文主流情绪感词典包括中文情感词汇本体库(DUTIR)^[12]、SC-LIWC^[20],各情绪词典概况如表 1 所列。通用词典覆盖度较低,为提升情绪识别准确性,Wang 等^[21]利用图节点传播方式,结合 Wordnet 扩充 NRC 种子词典;而后基于神将网络将情绪类型、极性与强度信息分配给新词,实现词典的二次扩充。Zhang 等^[6]基于中文情感词汇本体库,利用 Word2Vec、余弦词向量相似度计算和 SO-PMI 算法扩充突发事件情绪词典。

表 1 中英文情绪词典概述

Table 1 Overview of Chinese-English emotion lexicons

词典类型	词典名称	词典介绍	词语数量	情绪类别
英文情绪词典	Wordnet Affect	Wordnet 词典的情绪子集词典	4787	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶
	NRC	提供词语在 8 种类别的二进制评分(1 为属于,0 为不属于)	14182	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、期待、信任
	LIWC	提供文本中的不同类别情感词总频率	4500	愤怒、悲伤、焦虑、消极、积极
中文情绪词典	中文情感词汇本体库 DLUTE0	提供词语情绪类别与情感强度等信息	27466	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、喜爱
	SC-LIWC	LIWC 简体中文版	9721	愤怒、悲伤、焦虑、消极、积极

根据特定领域语料库构建新情绪词典,也是学者为提升词典分类效果的研究重点。Mohammad 等^[22]从带标签的 Tweet 语料库中,使用 n -gram 特征构建社交媒体领域词语-情绪关联词典,其中包括 Ekman 6 种类别以及词语与情绪间的关联程度。除文本词语外,表情符号也在社交网络的情绪表达中发挥着重要作用,Godard 等^[23]基于含表情符号的 Tweet 语料库,构建 Plutchik 8 种情绪的 Emoji 词典,并表明与 NRC 词典结合使用的可行性与高效性。

利用情绪词典对句子或文档进行分类的方法为规则法^[24],其中最常用的是计算某情绪类别的词语出现的频率或程度总值^[25]。然而同一词语在不同语境下的情绪含义存在差异,因此词语与上下文关联的语义信息不可忽视。Dun 等^[14]结合程度副词词典与否定词典,赋予 6 种句法结构不同的权重,以提升句子级情绪识别的准确性。Saif 等^[26]提出 SentiCircles 方法,在考虑 Tweet 不同语境中单词的共线模式下,捕捉文本语义以更新情绪词典内容。

3.2 基于机器学习的方法

3.2.1 统计机器学习

为解决复杂语义的细粒度情绪识别问题,统计机器学习方法应运而生。该方法提取训练数据中的情绪特征后生成分类器,并在验证数据集中测试分类器性能,预测新文本的情绪类别^[27]。在多项分类任务中主流算法包括支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、逻辑回归(Logistic Regression,

LR)、朴素贝叶斯(Naive Bayes, NB)、J48 与随机森林(Random Forest, RF)等。

不同分类算法的分类性能在学界得到广泛探讨,Asghar 等在数据集 ISEAR 上将情绪划分为 5 类,发现 LR 与 SVM 在召回率与 F 值上优于其他分类器^[28]。Plaza-del-Arco 等比较了多种分类算法,得到 LR 与 SVM 在细粒度情绪识别任务中表现最优的结果^[29]。Jena^[30]在以学生群体为主的 Tweet 及 Facebook 数据集上,利用 NB 与 SVM 识别文本 8 类情绪,模型结果有较高的准确率与召回率。Chatzakou 等^[31]在数据集 SemEval 上发现,相较于单独使用,J48 与 RF 的混合方法在召回率上有较大提高,且二者与其他分类器结合能够更大程度地提高 Ekman 6 种情绪识别的精度。Kolog 等在 lifestyle 数据集上比较 SVM 与 J48 分类器,发现 SVM 更适用于学生群体的 8 类情绪分类任务^[32]。机器学习算法比较如表 2 所列。

在机器学习中,文本内各类标记(如词语、标点及表情符号等)的堆叠会增加分类复杂度。在细粒度情绪识别任务中,较多的目标类别对特征精度的要求更为严格,因此诸多学者致力于探究情绪特征提取技术的有用性。传统语义特征包括 TF-IDF、unigram(单个词语)与 N -gram(词语顺序)、情绪词典、标点符号等^[15]。其中 TF-IDF 简单快速,但缺乏对语境语义的考虑。而 Li 等^[33]使用基于上下文连贯性 PMI 方法构建术语矩阵,控制特征集的大小并解决 TF-IDF 的矩阵稀疏

问题。学者发现在使用 N -gram 提取特征时,1~3 长度的 N 特征能够降低语义信息噪度,且 unigram 及多个 N -gram 的组合分类结果更优^[34]。

表 2 基于统计机器学习的情绪分类算法比较

Table 2 Comparison of emotion classification algorithms based on statistical machine learning

作者	最优算法	数据源	情绪类别
Asghar 等 ^[28]	SVM,LR	ISEAR 数据集	悲伤、恐惧、内疚、羞愧、高兴
Plaza-del-Arco 等 ^[29]	SVM,LR	AIT 数据集	愤怒、悲伤、恐惧、高兴
Jena ^[30]	SVM,NB	Tweet, Facebook	焦虑、沮丧、失望、迷惑、忙碌、开心、喜爱、兴奋
Chatzakou 等 ^[31]	RF,J48	SemEval 数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶
Kolog 等 ^[32]	SVM,J48	lifestory 数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、期待、信任

此外,情绪词语为细粒度情绪分类任务中至关重要的

特征,现有研究多针对 WordNet,Emolex 等英文词集^[22,31],而特定语言的词集能够提升不同语种的特征识别效果,如 Plaza-del-Arco 等^[29]将西班牙语词语集作为情绪特征,改善多数基线数据,提升西班牙文本情绪识别系统性能。随着社交媒体的发展,微博、Tweet 中的表情符号也成为优化情绪分类算法不可缺少的特征^[35]。

3.2.2 神经网络学习

尽管统计机器学习在细粒度情绪识别任务中取得了理想的成果,但其依赖人工特征提取,操作繁冗,成本较高^[36]。随着人工智能的发展,具有强大映射能力的神经网络优势逐渐显现。为更好地剖析文本深度语义与句式结构,含有多个隐藏层的深度神经网络成为当今研究的主流。在情绪分类任务中,卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)、长短期记忆网络(Long Short Term Memory,LSTM)及门控循环单元(Gated Recurrent Unit,GRU)等模型得到广泛应用。部分基于深度神经网络的情绪分类模型的结果如表 3 所列。

表 3 基于神经网络学习的情绪分类模型对比

Table 3 Comparison of emotion classification models based on neural network learning

作者	模型	算法特点	数据源	情绪类别
Zhang 等 ^[13]	CNN	Word2vec 训练词向量,卷积层与池化层进行特征提取,softmax 函数输出情绪类别概率分布	新浪微博话题榜原创微博及评论	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、喜爱
Lai 等 ^[41]	Bi-LSTM	Bi-LSTM 提取单词特征,依赖分析的 GCN 加强语义结构特征提取	NLPCC2013 数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、喜爱
Shrivastava 等 ^[44]	ATT+CNN	CNN 提取基本上上下文特征,全连接层后的 ATT 捕捉影响力更高的语义特征	电视节目记录数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶
Liu 等 ^[45]	ATT+GRU	ATT 与 GRU 算法结合构建表情分布模型	NLPCC2013 & NLPCC2014 数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶
Zhao 等 ^[47]	CNN+DCNN+CRNN+LSTM	构建带有焦点损失函数的情绪多分类复合模型,降低类别注释数量不均引起的误差	中国维基 & 新浪微博	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、喜爱
Akhtar 等 ^[48]	CNN+LSTM+GRU	构建多任务学习复合框架,利用各特征表示的丰富性实现情绪识别及情绪强度计算	第 8 届主观性计算方法研讨会数据集	愤怒、悲伤、恐惧、高兴
Wang 等 ^[49]	CNN	skip-gram 训练词语的分布式表示,CNN 训练 k 个分类器以获得 k 个情绪标签	微博情绪分析数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、喜爱
He 等 ^[50]	ATT+LSTM	基于 LSTM 与 ATT,利用联合二元学习损失捕获标签间关系	Ren-CECPs 数据集	愤怒、悲伤、恐惧、厌恶、高兴、惊讶、期待、信任

CNN 模型由 Kim^[37]首次引入自然语言分类任务中,通过词嵌入预处理语句后,构建包括输入层、卷积层、池化层、全连接层与输出层的分类模型。由于 CNN 模型的训练次数仅取决于卷积核的大小,无须设置神经元数量^[38],因此 CNN 模型以更少的参数及更快的训练速度,在情绪识别任务中得到学者青睐。Zhang 等^[13]利用 word2vec 训练词向量,构建 CNN 模型识别微博语料库的 7 种情绪,结果表明此方法的分类效果优于传统机器学习,且模型训练次数的适当增加能有效控制误差率。

针对大体例文本的分类任务,RNN 模型的递归结构更优越。但简单的 RNN 模型极易引发权重指数消失与梯度爆炸等问题^[39],其变体 LSTM 与 GRU 应运而生。LSTM 利用 3 种阀门有效解决由过度依赖历史数据而导致的数据冗余难题^[40],但传统 LSTM 忽略文本整体的句法信息,因此 Lai 等^[41]在采用 Bi-LSTM 提取词语初步特征的基础上,使用依赖解析树与图卷积网络(GCN),充分捕捉微博语料中的各类语法结构,提升中文 7 种情绪的识别性能。相比于 LSTM,

GRU 仅存在复位与更新两个阀门,结构更简单、训练效率更高^[42]。为加快特征提取速度,Lei 等^[43]在耦合词嵌入模型基础上,使用情感、否定与程度词典构建 GRU 模型,提升了神经网络学习文本全面句式结构与情绪特征的精度。

相比传统机器学习,以上几种模型均有更高的表达和泛化能力。为了提高分类效率,学者们将注意力模型引入深度学习。Shrivastava 等^[44]将注意力模型置于 CNN 全连接层与输出层间,捕捉上下文特征中影响力更大的语义特征;同时以顺序方式传递训练数据,以更快的训练与分类速度将文本划分为 Ekman 6 类情绪。除词语特征外,Liu 等^[45]将社交媒体语句中的表情符号纳入特征提取任务,结合 GRU 模型与注意力机制从单词方面补捕获情绪特征,构建表情分布模型以提升情绪向量精度。

每类深度学习方法各有千秋,而复合模型能够融合各类神经网络的优势,优化特征提取过程,因此成为学者们的研究焦点。Wang 等^[46]使用区域 CNN 提取单句特征后,利用 LSTM 进行跨区域顺序集成,以捕获文本整体情绪向量。

Zhao 等^[47]结合 CNN, DCNN, CRNN 与 LSTM 等网络模型, 得到带有焦点损失函数的情绪多分类复合模型, 成功减小了多分类任务中类别数量不均引起的误差。Akhtar 等^[48]提出带有 CNN, LSTM 与 GRU 的多任务学习框架, 利用不同特征表示的丰富性实现情绪识别及情绪强度计算任务。

目前的分类结果多以单标签为主, 而在社交媒体中, 一条信息可能存在多种不同情绪, 因此攻克多标签情绪识别技术壁垒能够挖掘语义全面情绪。Wang 等^[49]利用 skip-gram 语言模型训练词语的分布式表示, 使用 CNN 训练 k 个分类器以获得 k 个情绪标签。He 等^[50]基于 LSTM 模型与注意力机制, 利用联合二元学习损失捕获标签间关系, 构建 JBNN 模型实现多标签情绪识别。

4 情绪识别方法应用

细粒度情绪识别是情感分析的延伸, 不仅能表明公众积极或消极的反应, 更能深刻挖掘确切感受与强度^[51]。情绪识别技术在企业商务分析及政府舆情管理中得到广泛应用。具体应用场景如图 2 所示。

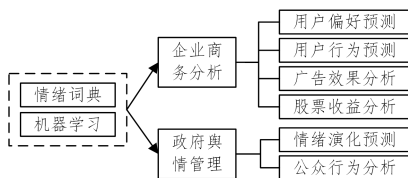


图 2 细粒度情绪识别技术应用场景

Fig. 2 Fine-grained application scenarios of emotion recognition

4.1 企业商务分析

消费者倾向于相信有产品服务经验的用户对公司的意见, 且易被意见中的情绪感染^[52]。因此, 大多研究聚焦于如何利用细粒度情绪识别技术帮助企业或组织探索用户体验, 制定营销策略、维护品牌形象。其中一些学者通过情绪分析预测消费者偏好, 例如 Shi 等^[53]使用 NRC 词典从文本中获取用户情绪, 构建面向客户的个性化推荐系统, 提升企业营销竞争力。另外, 部分学者为提升营销水平, 使用情绪评估消费者态度、预测消费者行为。Fileri 等^[54]结合深度学习 XL-Net, 探索客户对酒店服务机器人的不同情绪感受并研判顾客满意度, 从而优化客房、礼宾等服务策略, 提升客户入住体验。Bi 等^[8]构建基于注意力机制的 CNN-LSTM 复合模型, 帮助企业在新商业环境下预测消费者反应, 制定以“喜爱”为重点的营销策略。除此之外, 广告在营销中起到塑造企业形象的重要作用, Zhang 等^[55]利用机器学习方法预测公众对旅游广告的情绪反应及购买倾向。

细粒度情绪识别是意见挖掘技术的拓展, 为企业预测股市倾向及股价变化提供更精细的考量指标。有学者指出, 股市中卖出者的销售偏好受到实际情绪(如兴奋与失望)与预期情绪(如期待与害怕)的影响, 而投资者的情绪也会随其对股票的看法而转变^[56]。海量文本中何种情绪与股价存在直接关系成为吸引研究者的热点问题。Zhang 等^[57]通过融合情绪值, 构建 LSTM 分类器, 识别股民 7 类情绪。他们发现情绪加权值与股票收益显著相关, 且“喜欢”与“厌恶”分别对股价产生正向与负向影响。除股民的作用, 企业推文中的情绪也会左右财务绩效。Dhar 等^[58]使用 VADER 词典对企业 Tweet 进行情绪分类; 回归结果显示, 企业推文中包含的

“开心”“悲伤”与“恐惧”都会极大地积极影响股票价格。

4.2 政府舆情管理

网络舆情的发生伴随着公众广泛讨论与强烈表达, 其中包含复杂多变的情绪, 增加了政府管理难度。一方面, 公众间信息的交互极易放大恐惧、焦虑、愤怒等负面情绪, 加剧社会恐慌或引发次生舆情; 另一方面, 源于认知的各类情绪会影响公众线上线下行为活动, 成为维持网络健康痛点^[59]。由此可见, 情绪识别在网络舆情管理中扮演着重要角色, 其中的主流研究之一是情绪演化模式分析与预测。Li 等^[60]利用中文情感词汇本体数据库识别微博中的 6 种情绪, 结合 TF-IDF、协方差模型与过度模型捕捉 COVID-19 期间公众情绪动态变化与潜在联系, 帮助政府挖掘情绪演变的根本原因, 针对性地为公众提供心理疏导。Yang 等^[61]利用 CNN 提取雅安地震相关细粒度情绪, 结合地理信息评估监测期间受影响人群的心理状态, 适时发布救援信息, 优化应急决策。

除此之外, 了解情绪如何影响公众行为对应急人员实时决策至关重要。Li 等^[2]利用 LIWC 词典识别山竹台风相关微博中的 3 种负面情绪, 发现拥有大量粉丝的用户所发帖子的转发量与焦虑负相关, 因而建议利用意见领袖发表积极意见以缓和公众消极情绪。Bhatia 等^[62]使用 NRC 词典发现, 在死亡数量较多的情况下, 唤醒度较高的喜悦、恐惧及愤怒情绪与公众“精神麻木”状态存在必然联系, 这可为政府应对有生命损失的突发事件舆情提供理论支撑。

5 情绪识别的挑战与趋势

基于神经网络学习的细粒度情绪识别技术是当今学术界研究的重点与热点。在情绪极性二分类任务的基础上, CNN、LSTM、GRU 及注意力机制等模型经过优化、复合, 高精度应用于细粒度情绪识别中。同时, 情绪词典因无监督过程高效的运算速度、友好的使用条件, 也活跃于分类技术发展的探讨中。情绪识别技术在解决各类现实问题中得到实践。然而每种方法仍存在亟待解决的问题与应用缺口, 通过总结分析, 未来的发展趋势如图 3 所示。

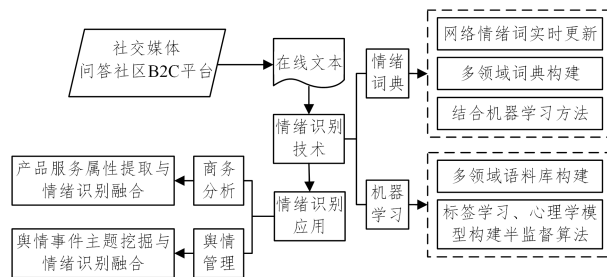


图 3 细粒度情绪识别技术与应用研究趋势

Fig. 3 Fine-grained research trends of emotion recognition technology and application

5.1 现存问题与挑战

首先, 网络用语更新速度快, 且“yyds”“栓 Q”“醉了”等大多数词语、俗语都包含强烈情绪, 现有研究仅将现有网络词语纳入情绪词典中, 如何及时添加网络新词成为现有情绪词典分类方法的巨大挑战^[5]。针对情绪种子词典覆盖度低的问题, 多数学者聚焦于在特定领域扩充已有词典或构建新词典^[6, 22]。但此方法多基于特定语料库收集种子情绪词, 指向性明确但可移植性不高, 在融合交叉领域使用分类效果

不佳。情绪词典以单词为着眼点划分语句情绪类别,虽有学者根据词语所在短句句型结构优化词典使用规则,但反问句、长句等句式无法仅用词典精准分类,词典与语义的结合研究仍较为薄弱^[5,63]。

其次,目前统计机器学习与神经网络学习多为监督式过程,需要大量情绪语料以训练分类器,而现存数据集多以英文提供(如 ISEAR, TEC, CBET 等),中文语料资源相对匮乏^[15]。学者们多从社交平台获取包含情绪的数据,但不同平台及领域的语言表达存在差异,从而影响情绪分类效果。因此缺乏覆盖面广且情绪种类齐全的语料库是基于机器学习方法面临的首要问题。同时由于细粒度情绪待划分类别多,为保证分类器学习的全面性,通常需标注数以万计的训练语料,人工与时间成本较高^[7];且因缺乏统一情绪分类规则与标准,标注过程中的主观因素不可避免^[5,64]。

此外,针对市场营销,目前的研究多聚焦于对用户生成内容进行句子级别的意见挖掘,利用情绪识别了解消费者对产品或服务整体的意见与态度^[65]。而用户生成内容中的有用信息是多元的,评论对象的不同属性与特征可能表达不同情绪与观点^[66]。例如“我很喜欢新款手机的屏幕,但电池续航能力太差希望改进”中的喜爱与伤心情绪,表达了用户对屏幕的支持与对电池的不满。但由于分类技术复杂性与隐式对象识别难度,属性提取与情绪识别的融合在商务分析中存在应用缺口。在网络舆情领域,分析突发事件不同主题下的细粒度情绪,能够更精准地预测公众传播行为,有效针对热点主题进行公告回应。但以往的实践中多采用情绪极性^[67],而主题与情绪的识别与演化分析在政府应急管理中鲜有应用。

5.2 未来研究趋势

首先,基于情绪词典的情绪识别技术的未来趋势有如下几点:1)词典与情绪网络用语实时跟踪与捕捉技术相结合,打造更适用于社交媒体的时序分类方法;2)聚焦多领域情绪词典的扩展与构造,增强词典的覆盖面及可移植能力;3)融合情绪词典与机器学习方法,利用词典计算文本情绪强度的同时,增强对复杂句式的处理能力,提升情绪分类精度。

其次,基于机器学习的情绪识别技术的未来趋势有如下几点:1)规定统一注释原则,构建细粒度情绪的多领域通用语料库,增强各分类方法可靠性。2)融合标签学习与机器学习,利用半监督式算法克服情绪语料库不足与人工标注成本高的障碍。例如,有学者使用基于数据相关性的伪标签学习模型,预测训练数据情绪类别,有效提升神经网络学习模型分类能力^[64]。3)基于心理学模型形成情绪分类规则库,替代手动注释工作。例如 Wu 等^[7]根据 OCC 模型创建文本训练集,通过情感认知评估方法提升情绪标注的准确性与自动化。

对于情绪识别的实践方向,一方面企业可将属性提取与情绪识别融合方法应用于商务分析中,针对产品与服务不同特征评价制定营销策略,扬长避短;另一方面,在舆情监管中使用主题挖掘与情绪识别技术,政府能够精准捕捉舆情痛点,提升应急统筹能力。

结束语 细粒度情绪识别技术在自然语言处理领域得到广泛重视,本文对基于词典、传统机器学习与神经网络学习的情绪分类方法及应用进行系统回顾,发现在多领域词典构建、网络情绪新词实时更新、词典与深度学习方法融合方面仍有

提升空间。深度学习作为目前情绪分类方法研究热点,未来研究可聚焦于构建多领域通用语料库与打造半监督分类模型,以提升学习效率,增强分类精度;在应用方面,企业可采用属性提取与情绪识别融合技术帮助制定营销策略,政府使用主题挖掘与情绪识别技术提升舆情应急能力。

参考文献

- [1] CARDONE B, MARTINO F D, SENATORE S. Improving the emotion-based classification by exploiting the fuzzy entropy in FCM clustering[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2021, 36(11): 6944-6967.
- [2] LI L, WANG Z, ZHANG Q, et al. Effect of anger, anxiety, and sadness on the propagation scale of social media posts after natural disasters[J]. *Information Processing & Management*, 2020, 57(6): 102313.
- [3] WANG Z, HO S B, CAMBRIA E. A review of emotion sensing: categorization models and algorithms[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(47): 35553-35582.
- [4] LI W, XU H. Text-based emotion classification using emotion cause extraction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(4): 1742-1749.
- [5] NANDWANI P, VERMA R. A review on sentiment analysis and emotion detection from text[J]. *Social Network Analysis and Mining*, 2021, 11(1): 1-19.
- [6] ZHANG W, WANG M, ZHU Y. Does government information release really matter in regulating contagion-evolution of negative emotion during public emergencies? From the perspective of cognitive big data analytics[J]. *International Journal of Information Management*, 2020, 50: 498-514.
- [7] WU P, LI X, SHEN S, et al. Social media opinion summarization using emotion cognition and convolutional neural networks[J]. *International Journal of Information Management*, 2020, 51: 101978.
- [8] BI W, XIE Y, DONG Z, et al. Enterprise strategic management from the perspective of business ecosystem construction based on multimodal emotion recognition[J]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13: 857-891.
- [9] CHAN S W K. Multilabel emotion tagging for domain-specific Texts[J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2021, 9(4): 1197-1210.
- [10] EKMAN P M, FRIESEN W V, ELLSWORTH P C. Emotion in the human face: Guidelines for research and an integration of findings[M]. New York: Academic Press, 1972.
- [11] PLUTCHIK R, KELLERMAN H. Emotion: Theory, research, and experience[M]. New York: Academic Press, 1986.
- [12] XU L, LIN H, PAN Y, et al. Constructing the affective lexicon ontology[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2008, 27(2): 6.
- [13] ZHANG H, WANG D, XU H, et al. Sentiment classification of micro-blog public opinion based on convolution neural network[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2018, 37(7): 695-702.
- [14] DUN X, ZHANG Y, YANG K. Fine-grained sentiment analysis based on Weibo[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*,

- 2017, 1(7):61-72.
- [15] YADOLLAHI A, SHAHRAKI A G, ZAIANE O R. Current state of text sentiment analysis from opinion to emotion mining [J]. *ACM Computing Surveys*, 2017, 50(2):1-33.
- [16] KUSEN E, CASCAVILLA G, FIGL K, et al. Identifying emotions in social media: comparison of word-emotion lexicons[C]// 2017 5th International Conference on Future Internet of Things and Cloud Workshops. IEEE, 2017:132-137.
- [17] STRAPPARAVA C, VALITUTTI A. Wordnet affect: An affective extension of wordnet[J]. *Language Resources Evaluation*, 2004, 4:1083-1086.
- [18] MOHAMMAD S M, TURNEY P D. Emotions evoked by common words and phrases: Using mechanical turk to create an emotion lexicon[C]// *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text*. 2010:26-34.
- [19] PENNEBAKERJ W, FRANCIS M E, BOOTH R J. Linguistic inquiry and word count; LIWC 2001[R]. Mahway: Lawrence Erlbaum Associates, 2001.
- [20] GAO R, HAO B, LI H, et al. Developing simplified Chinese psychological linguistic analysis dictionary for microblog[C]// *International Conference on Brain and Health Informatics*. Cham: Springer, 2013:359-368.
- [21] WANG Y, HUANG G, LI M, et al. Automatically constructing a fine-grained sentiment lexicon for sentiment analysis[J]. *Cognitive Computation*, 2022, 15:254-271.
- [22] MOHAMMAD S M, KIRITCHENKO S. Using hashtags to capture fine emotion categories from Tweets[J]. *Computational Intelligence*, 2015, 31(2):301-326.
- [23] GODARD R, HOLTZMAN S. The multidimensional lexicon of emojis: A new tool to assess the emotional content of emojis[J/OL]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13. <http://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.921388>.
- [24] XU L, LI L, JIANG Z, et al. A novel emotion lexicon for Chinese emotional expression analysis on Weibo: Using grounded theory and semi-automatic methods[J]. *IEEE Access*, 2020, 9:92757-92768.
- [25] BRUYNE L D, ATANASOVA P, AUGENSTEIN I. Joint emotion label space modeling for affect lexica[J]. *Computer Speech & Language*, 2022, 71:101257.
- [26] SAIF H, HE Y, FERMANDEZ M, et al. Contextual semantics for sentiment analysis of Twitter[J]. *Information Processing & Management*, 2016, 52(1):5-19.
- [27] ZHONG J W, LIU W, et al. Methods and applications of text sentiment analysis: A review[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2021, 5(6):13.
- [28] ASGHAR M Z, SUBHAN F, IMRAN M, et al. Performance evaluation of supervised machine learning techniques for efficient detection of emotions from online content[J]. *arXiv*:1908.01587, 2019.
- [29] PLAZA-DEL-ARCO F M, MARTIN-VALDIVIA M T, URENA-LOPEZ L A, et al. Improved emotion recognition in Spanish social media through incorporation of lexical knowledge[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2020, 110:1000-1008.
- [30] JENA R K. Sentiment mining in a collaborative learning environment: capitalizing on big data[J]. *Behavior & Information Technology*, 2019, 38(9):986-1001.
- [31] CHATZAKOU D, VAKALI A, KAFETSIOS K. Detecting variation of emotions in online activities[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 89:318-332.
- [32] KOLOG E A, DEVINE S N O, ANSONG-GYIMAH K, et al. Fine-grained affect detection in learners' generated content using machine learning[J]. *Education and Information Technologies*, 2019, 24(6):3767-3783.
- [33] LI H, CHEN Q, ZHONG Z, et al. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies[J]. *Information Processing & Management*, 2022, 59(1):102784.
- [34] AMEER I, SIDOROV G, GOMEZ-ADORNO H, et al. Multi-label emotion classification on code-mixed text: Data and methods [J]. *IEEE Access*, 2022, 10:8779-8789.
- [35] XU H, YANG W, WANG J. Hierarchical emotion classification and emotion component analysis on Chinese micro-blog posts [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(22):8745-8752.
- [36] YADAV A, VISHWAKARMA D K. Sentiment analysis using deep learning architectures: A review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53(6):4335-4385.
- [37] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]// *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2014:1746-1751.
- [38] XU D, TIAN Z, LAI R, et al. Deep learning-based emotion analysis of microblog texts[J]. *Information Fusion*, 2020, 64:1-11.
- [39] DONG L, WEI F, TAN C, et al. Adaptive recursive neural network for target-dependent twitter sentiment classification[C]// *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Maryland, 2014:49-54.
- [40] HU Y. Stock forecast based on optimized LSTM model [J]. *Computer Science*. 2021, 48(6A):151-157.
- [41] LAI Y, ZHANG L, HAN D, et al. Fine-grained emotion classification of Chinese microblogs based on graph convolution networks[J]. *World Wide Web*, 2020, 23(5):2771-2787.
- [42] WANG Q, SUN L, CHEN Z. Sentiment analysis of reviews based on deep learning model[C]// *2019 IEEE/ACIS 18th International Conference on Computer and Information Science*. IEEE, 2019:258-261.
- [43] LEI Z, YANG Y, YANG M, et al. A multi-sentiment-resource enhanced attention network for sentiment classification[J]. *arXiv*:1807.04990, 2018.
- [44] SHRIVASTAVA K, KUMAR S, JAIN D K. An effective approach for emotion detection in multimedia text data using sequence based convolutional neural network [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(20):29607-29639.
- [45] LIU C, LIU T, YANG S, et al. Individual emotion recognition approach combined gated recurrent unit with emoticon distribution model[J]. *IEEE Access*, 2021, 9:163542-163553.
- [46] WANG J, YU L C, LAI K R, et al. Dimensional sentiment analysis using a regional CNN-LSTM model[C]// *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2016:225-230.

- [47] ZHAO R, CAI Y. Research on online marketing effects based on multi-model fusion and artificial intelligence algorithms [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 15: 1-17.
- [48] AKHTAR S, GHOSAL D, EKBAL A, et al. All-in-One; Emotion, sentiment and intensity prediction using a multi-task ensemble framework [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2019, 13(1): 285-299.
- [49] WANG Y, FENG S, WANG D, et al. Multi-label Chinese microblog emotion classification via convolutional neural network [C]// *Asia-Pacific Web Conference*. Cham: Springer, 2016: 567-580.
- [50] HE H, XIA R. Joint binary neural network for multi-label learning with applications to emotion classification [C]// *CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing*. Cham: Springer, 2018: 250-259.
- [51] MORSHED S A, KHAN S S, TANVIR R B, et al. Impact of COVID-19 pandemic on ride-hailing services based on large-scale Twitter data analysis [J]. *Journal of Urban Management*, 2021, 10(2): 155-165.
- [52] FELBERMAYR A, NANOPOULOS A. The role of emotions for the perceived usefulness in online customer reviews [J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2016, 36: 60-76.
- [53] SHI X, JIA M, LI J, et al. Users' feedback on COVID-19 lockdown documentary: An emotion analysis and topic modeling analysis [J]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13: 1944049.
- [54] FILIERI R, LIN Z, LI Y, et al. Customer emotions in service robot encounters: A hybrid machine-human intelligence approach [J]. *Journal of Service Research*, 2022, 25(4): 614-629.
- [55] ZHANG W, FESENMAIERE D R. Assessing emotions in online stories: comparing self-report and text-based approaches [J]. *Information Technology & Tourism*, 2018, 20(1): 83-95.
- [56] LUO B, ZENG J, DUAN J. Emotion space model for classifying opinions in stock message board [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 44: 138-146.
- [57] ZHANG W, WANG M, ZHU Y, et al. A hybrid neural network approach for fine-grained emotion classification and computing [J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2019, 37(3): 3081-3091.
- [58] DHAR S, BOSE I. Emotions in Twitter communication and stock prices of firms: the impact of COVID-19 pandemic [J]. *Decision*, 2020, 47(4): 385-399.
- [59] COOMBS W T. Protecting organization reputations during a crisis: The development and application of situational crisis communication theory [J]. *Corporate Reputation Review*, 2007, 10(3): 163-176.
- [60] LI Q, WEI C, DANG J, et al. Tracking and analyzing public emotion evolutions during COVID-19: A case study from the event-driven perspective on microblogs [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17(18): 6888.
- [61] YANG T, XIE J, LI G, et al. Social media big data mining and spatio-temporal analysis on public emotions for disaster mitigation [J]. *International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(1): 29.
- [62] BHATIA S, WALASEK L, SLOVIC P, et al. The more who die, the less we care: evidence from natural language analysis of online news articles and social media posts [J]. *Risk Analysis*, 2021, 41(1): 179-203.
- [63] GHANBARI A F, MOSLEH M. Text emotion detection in social networks using a novel ensemble classifier based on Parzen Tree Estimator (TPE) [J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(12): 8971-8983.
- [64] MA N, ZHANG Z, WU P. Automatic identification of term citation object with feature fusion [J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2020, 4(1): 89-98.
- [65] SYED A Z. Applying sentiment and emotion analysis on brand tweets for digital marketing [C]// *2015 IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies*. IEEE, 2015: 1-6.
- [66] TANG X, LIU G. Research review on fine-grained sentiment analysis [J]. *Library and Information Service*, 2017, 61(5): 132-140.
- [67] ZHU X, SONG J, ZHANG X. Review of text emotion analysis based on topic mining technology [J]. *Intelligence Theory and Practice*, 2019, 42(11): 156-163.



WANG Xiya, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include emotion analysis and online public opinion management.



ZHANG Ning, born in 1980, Ph.D, professor. His main research interests include business data analysis and online public opinion management.