

文献综述

摘要

情绪分析为自然语言处理领域中的重要任务，随着互联网的发展，社交媒体上大量的短文本的情绪分析极具挖掘价值。由于人类情绪的复杂性，一段短文本常常包含多种情绪，多标签情绪分类仍然是一个挑战。本文中关注了多标签情绪的背景，方法和研究现状尤其是利用神经网络的深度学习技术，以期能对我们复杂分类体系下的多标签情绪分类有所启发和借鉴。

关键词：多标签分类；情绪分类；多标签情绪分类；深度学习

1. 前言

近些年来，随着互联网技术的发展，越来越多的人使用社交媒体如 **Reddit**, **Twitter**, 微博等分享他们的有趣的想法和评论。年轻人的涌入，使得更多简短，富有表情符号的文本句子被用来表达他们的观点，价值观和情感。由于语言的趣味性，新奇性，富含的意义，挖掘社交网络上海量的文本变得极具价值，特别是对社交媒体上的短文本的多种情绪挖掘，使得其成为自然语言处理（**NLP**）的重要研究方向。该方向也产生了一系列重要的应用，如政治倾向的民意检测^[1]，演讲中的多情绪检测^[2]等。

根据不同心理学家的研究以及学派，情绪可以分为二元情绪（包括中性情绪），普鲁契克情绪轮^[3]，**Ekman** 情绪^[4]等离散型情绪。还有将情绪看作三维空间中的点的 **VAD** 模型^[5]等的连续型情绪。通常一个句子中包含多种情绪，人们会组合各种情绪表达更为复杂的情感。此外，由于社交媒体上的短文本经常含有表情符号、缩略语和俚语等特殊语言，导致与传统的文本结构不同，并且文本中情感表达的语义模糊和情感类别的边界模糊，使短文本的多标签情绪分类仍是一个具有挑战性的任务。

2. 研究现状

2.1 传统的多标签分类任务

传统的多标签分类（**MLC**）任务主要用两种方法来解决，问题转换和算法自适应方法。问题转换方法将多标签分类转换为常见的分类任务。经典的问题转换方法包括二元关系法（**BR**）^[6]，分类器链（**CC**）^[7]和标签幂集（**LP**）^[8]等。**BR** 将多标签分类转为单标签分类，单独预测每个标签，缺点在于忽略了标签的关联性。**CC** 转化为链式的多个二分类问题，同时考虑了标签的共现性，但存在预测时的暴露误差的缺陷。**LP** 将每个可能的标签组合视为一个单独的标签，因此它可能会将标签数量呈幂级增长而不可用。算法自适应方法则扩展了现有的单标签分类算法以处理多标签分类。

对于多标签情绪分类，早期阶段，通常有两个步骤。首先，精心设计一套人工标注的专家特征比如词典，语言规则，词袋等，然后将上述方法用于多标签情绪分类任务上。然而，特征工程是一个非常费时费力的工作，高度依赖于人工设计的特征集的质量，且依然存在存在未考虑标签关联或计算复杂的问题。

近些年来，随着算力的提高，且因深度神经网络能很好的学习和自动提取特征，来表示

数据集,将该特征向量用于下游的全连接神经网络等分类任务能得到更好的效果,深度学习方法尤其是端到端的训练受到越来越多的关注。

2.2 基于深度学习的方法

随着越来越多的实验证明,像循环神经网络(RNN)以及配有门控循环单元层(GRU)的长短期记忆网络(LSTM),双向长短期记忆网络(BiLSTM),以及最近提出的 transformer 架构等的组合在学习短语级特征时非常有用^[9],尤其是 transformer 有更好的语言理解能力,在文本分类中取得了非常好的精度。因此有很多基于或更多神经网络的变种被提出用于多标签情绪分类。

He 等人^[10]结合二元相关神经网络(BRNN)和阈值依赖神经网络(TDNN)的各自优势,提出了联合二元神经网络(JBNN)改进了 BR 方法。在 JBNN 中,文本表示被送入一组 logistic 函数而非 softmax 函数,多个二分类在一个神经网络框架中同步进行。此外,通过在联合二进制交叉熵(JBCE)损失上进行训练来捕获标签之间的关系,同时将先验标签关系融入到了 JBCE 损失中更好满足多标签情绪分类的准确性。

基于注意力机制, Kim 等人^[11]使用由一个自注意力模块和多个 cnn 组成,模仿人类分析句子的过程进行情绪分类,但由于使用的独立的 cnn 进行分类,未考虑到标签的相关性。Jabreel 等人^[12]还提出了一种新的转换机制且基于注意力机制的深度学习系统二值神经网络(BNet),该系统由数据驱动的、基于神经的端到端模型,不依赖于词性标记器和情感或情感词典等外部资源。

在使用自注意力机制基础上, Baziotis 等人^[13]利用迁移学习,对他们的配备多层自注意力机制的 Bi-LSTM 架构进行了预训练,补偿了有限的训练数据,利用网络的编码层通过在正式分类任务上微调获得了 SemEval-2018 Task 1 竞赛子任务 E “多标签情绪分类”中第一。此外,他们使用 word2vec 技术预训练词嵌入后还额外嵌入了 10 维的情感嵌入,来初始化了网络的嵌入层的权重,获得了更好的效果。

在 Transformer 架构的利用中, Kant^[14]等人通过实验证明迁移学习的有效性,特别是在多维情感分类上进行微调时 Transformer 模型的性能通常优于乘性 LSTM (mLSTM) 模型。模型的微调能显著提高了在情感任务上的性能。Desai 等人^[15]也情感特定表示的变体来提高了 Transformer 的性能。Hasan 等人^[16]提出 DeepEmotex 利用两个最先进的预训练模型 BERT 和 USE 进行迁移学习进行微调提高了这些预训练模型的性能。

Huang 等人^[17]在传统的问题转换方式上提出一种新的问题转换,仅使用 NN 模型的潜变量作为“链”称为潜变量链(LVC)来进行多任务分类。在 LVC 方法的基础上,还定制了一个深度神经网络模型 Seq2Emo,该模型首先捕获实例 X 的语义和情感特征,然后使用双向 LVC 生成标签。该模型根据潜在特征链进行一系列预测,充分考虑到标签的相关性上实现了多标签情感分类。

为了考虑到情感的先验分布等, Fei 等人^[18]提出了用于多标签情感分类的潜在情感记忆网络(LEM)。所提模型可以在不需要外部知识的情况下学习潜在情感分布,并能有效地将其利用到分类网络中。其中的模型由潜在情感模块和记忆模块组成,潜在情感模块通过变分 autoencoder 重构输入来学习情感分布来传输。记忆模块为相应的情感捕获与情感相关的特征;最后,将来自记忆模块的特征表示与潜在情感模块的情感分布表示相连接,送入双向门控循环单元(BiGRU)进行预测。来自潜在情绪模块的潜在变量表示指导记忆模块的预测,而情绪记忆模块反过来鼓励潜在情绪模块通过反向传播更好地学习情绪分布。另外, Dong 等人^[19]利用词典带来的情感先验知识,提出一种基于词典增强多任务卷积神经网络(LMT-CNN)的文本情感分布学习模型,以联合解决了文本情感分布预测和情感标签分类任务。

此外, 还有 Mukherjee 等人^[20]为了有效地检测推文中的情绪, 联合训练多标签情绪分类和多维情绪回归, 利用任务之间的相关性, 从维度模型描述情绪的角度的回归模型结合了分类模型提高了分类的性能。

3. 总结

随着社交媒体的发展, 对社交平台上的短文本评论进行多标签情感分析具有很高的价值。在一些传统的问题转换方法下结合深度神经网络的技术能更好的有助于提高多标签情绪分类的性能。

参考文献

- [1] Pla F, Hurtado L F. Political tendency identification in twitter using sentiment analysis techniques[C]//Proceedings of COLING 2014, the 25th international conference on computational linguistics: Technical Papers. 2014: 183-192.
- [2] Desai J, Cao H, Shah R. Attention-based Region of Interest (ROI) Detection for Speech Emotion Recognition[J]. arXiv preprint arXiv:2203.03428, 2022.
- [3] Plutchik R. Emotion[J]. A psychoevolutionary synthesis, 1980.
- [4] Ekman P. An argument for basic emotions[J]. Cognition & emotion, 1992, 6(3-4): 169-200.
- [5] Russell J A, Mehrabian A. Evidence for a three-factor theory of emotions[J]. Journal of research in Personality, 1977, 11(3): 273-294.
- [6] Godbole S, Sarawagi S. Discriminative methods for multi-labeled classification[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 8th Pacific-Asia Conference, PAKDD 2004, Sydney, Australia, May 26-28, 2004. Proceedings 8. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 22-30.
- [7] Read J, Pfahringer B, Holmes G, et al. Classifier chains for multi-label classification[J]. Machine learning, 2011, 85: 333-359.
- [8] Tsoumakas G, Katakis I, Vlahavas I. Random k-labelsets for multilabel classification[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2010, 23(7): 1079-1089.
- [9] Farruque N, Huang C, Zaiane O, et al. Basic and Depression Specific Emotions Identification in Tweets: Multi-label Classification Experiments[C]//Computational Linguistics and Intelligent Text Processing: 20th International Conference, CICLing 2019, La Rochelle, France, April 7-13, 2019, Revised Selected Papers, Part II. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 293-306.
- [10] He H, Xia R. Joint binary neural network for multi-label learning with applications to emotion classification[C]//Natural Language Processing and Chinese Computing: 7th CCF International Conference, NLPCC 2018, Hohhot, China, August 26-30, 2018, Proceedings, Part I 7. Springer International Publishing, 2018: 250-259.
- [11] Kim Y, Lee H, Jung K. Attnconvnet at semeval-2018 task 1: Attention-based convolutional neural networks for multi-label emotion classification[J]. arXiv preprint arXiv:1804.00831, 2018.
- [12] Jabreel M, Moreno A. A deep learning-based approach for multi-label emotion classification in tweets[J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1123.
- [13] Baziotis C, Athanasiou N, Chronopoulou A, et al. Ntua-slp at semeval-2018 task 1: Predicting affective content in tweets with deep attentive rnns and transfer learning[J]. arXiv preprint arXiv:1804.06658, 2018.

- [14] Kant N, Puri R, Yakovenko N, et al. Practical text classification with large pre-trained language models[J]. arXiv preprint arXiv:1812.01207, 2018.
- [15] Desai S, Kshirsagar A, Sidnerlikar A, et al. Leveraging Emotion-specific Features to Improve Transformer Performance for Emotion Classification[J]. arXiv preprint arXiv:2205.00283, 2022.
- [16] Hasan M, Rundensteiner E, Agu E. DeepEmotex: Classifying Emotion in Text Messages using Deep Transfer Learning[C]//2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). IEEE, 2021: 5143-5152.
- [17] Huang C, Trabelsi A, Qin X, et al. Seq2emo for multi-label emotion classification based on latent variable chains transformation[J]. arXiv preprint arXiv:1911.02147, 2019.
- [18] Fei H, Zhang Y, Ren Y, et al. Latent emotion memory for multi-label emotion classification[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. 2020, 34(05): 7692-7699.
- [19] Dong Y, Zeng X. Lexicon-Enhanced Multi-Task Convolutional Neural Network for Emotion Distribution Learning[J]. Axioms, 2022, 11(4): 181.
- [20] Mukherjee R, Naik A, Poddar S, et al. Understanding the role of affect dimensions in detecting emotions from tweets: A multi-task approach[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2021: 2303-2307.