# **1.DialogueRNN: An Attentive RNN for Emotion Detection in Conversations**

AAAI-19 2019-07-17 [被引用次数：20](https://scholar.google.com.tw/scholar?cites=15867941461412019288&as_sdt=2005&sciodt=0,5&hl=zh-CN)

对话中的情绪检测是许多应用程序的必要步骤，包括对聊天历史、社交媒体线程、辩论、论证挖掘、理解实时对话中的消费者反馈等进行意见挖掘。目前的系统并没有通过适应说话者的话语来单独对待会话中的各方。在这篇论文中，我们描述了一种基于递归神经网络的新方法，这种方法在整个谈话过程中跟踪每个人的状态，并利用这些信息进行情绪分类。在两个不同的数据集上，我们的模型比最先进的模型有显著的优势。

# **2.ANA at SemEval-2019 Task 3: Contextual Emotion detection in Conversations through hierarchical LSTMs and BERT**

ACL 2019 引用次数：6左右

本文介绍的系统由2019年下半年的任务3:EmoContext。我们提出了一种新颖的用于情境情绪检测的层次化LSTMs(HRLCE)模型。它根据会话语境对话语的情感进行分类。结果表明，在这个任务中，我们HRCLE优于最新的最先进的文本分类框架:BERT。我们将BERT和HRCLE的结果结合起来，得到的总分为0.7709，在165支队伍中，排名第五。

**3.Joint Learning for Emotion Classification and Emotion Cause Detection**

2018 - ACL [被引用次数：6](https://scholar.google.com.tw/scholar?cites=16699588296599489205&as_sdt=2005&sciodt=0,5&hl=zh-CN)

We present a neural network-based joint approach for emotion classification and emotion cause detection, which attempts to capture mutual benefits across the two sub-tasks of emotion analysis. Considering that emotion classification and emotion cause detection need different kinds of features (affective and event-based separately), we propose a joint encoder which uses a unified framework to extract features for both sub-tasks and a joint model trainer which simultaneously learns two models for the two sub-tasks separately. Our experiments on Chinese microblogs show that the joint approach is very promising.

我们提出了一种基于神经网络的情绪分类和情绪原因检测的联合方法，该方法试图在情绪分析的两个子任务之间获取互惠。考虑到情绪分类和情绪原因检测需要不同类型的特征(分别基于情感和事件)，我们提出了一种联合编码器，该编码器使用统一的框架来提取两个子任务的特征，联合模型训练器同时学习两个子任务的两个模型。我们在中国微博上的实验表明，这种联合方法是很有前途的。

**4.Using Context to Improve Emotion Detection in Spoken Dialog Systems**

cs.columbia.edu/nlp/papers-June 4, 2013 被引用次数:132

Most research that explores the emotional state of users of spoken dialog systems does not fully utilize the contextual nature that the dialog structure provides. This paper reports results of machine learning experiments designed to automatically classify the emotional state of user turns using a corpus of 5,690 dialogs collected with the "How May I Help You" spoken dialog system. We show that augmenting standard lexical and prosodic features with contextual features that exploit the structure of spoken dialog and track user state increases classification accuracy by 2.6%.

大多数探索对话系统用户情绪状态的研究并没有充分利用对话结构所提供的上下文性质。本文报道了利用“我能帮你什么吗?”语音对话系统收集到的5690个对话语料库，对用户的情绪状态进行自动分类的机器学习实验结果。结果表明，利用语音对话结构和跟踪用户状态的上下文特征对标准词汇和韵律特征进行增强，可以提高2.6%的分类准确率。

**5.EmotionLines: An Emotion Corpus of Multi-Party Conversations**

2018 - aclweb.org 被引用次数：28

Feeling emotion is a critical characteristic to distinguish people from machines. Among all the multi-modal resources for emotion detection, textual datasets are those containing the least additional information in addition to semantics, and hence are adopted widely for testing the developed systems. However, most of the textual emotional datasets consist of emotion labels of only individual words, sentences or documents, which makes it challenging to discuss the contextual flow of emotions. In this paper, we introduce EmotionLines, the first dataset with emotions labeling on all utterances in each dialogue only based on their textual content. Dialogues in EmotionLines are collected from Friends TV scripts and private Facebook messenger dialogues. Then one of seven emotions, six Ekman’s basic emotions plus the neutral emotion, is labeled on each utterance by 5 Amazon MTurkers. A total of 29,245 utterances from 2,000 dialogues are labeled in EmotionLines. We also provide several strong baselines for emotion detection models on EmotionLines in this paper.

情感是区分人与机器的重要特征。在所有用于情绪检测的多模式资源中，文本数据集是除了语义之外包含的附加信息最少的，因此被广泛用于测试所开发的系统。然而，大多数文本情感数据集仅由单个单词、句子或文档组成的情感标签组成，因此很难讨论情感的上下文流动。在这篇论文中，我们介绍了EmotionLines，它是第一个仅根据文本内容对每个对话中的所有话语进行情感标记的数据集。情感线的对话收集自《老友记》的电视剧本和私人Facebook messenger对话。然后，七种情绪中的一种，六种埃克曼的基本情绪加上中性情绪，被5个亚马逊的MTurkers标记在每个话语上。2000个对话中的29245个话语被标注在EmotionLines中。在本文中，我们还提供了几种基于情绪线的情绪检测模型的强基线。

**6.SocialNLP 2018 EmotionX Challenge Overview: Recognizing Emotions in Dialogues**

2018 - aclweb.org 被引用次数：5

This paper describes an overview of the Dialogue Emotion Recognition Challenge, EmotionX, at the Sixth SocialNLP Workshop, which recognizes the emotion of each utterance in dialogues. This challenge offers the EmotionLines dataset as the experimental materials. The EmotionLines dataset contains conversations from Friends TV show transcripts (Friends) and real chatting logs (EmotionPush), where every dialogue utterance is labeled with emotions. Organizers provide baseline results. 18 teams registered in this challenge and 5 of them submitted their results successfully. The best team achieves the unweighted accuracy 62.48 and 62.5 on EmotionPush and Friends, respectively. In this paper we present the task definition, test collection, the evaluation results of the groups that participated in this challenge, and their approaches.

本文概述了第六届SocialNLP研讨会上的对话情感识别挑战EmotionX，该研讨会旨在识别对话中每个话语的情感。这个挑战提供了EmotionLines数据集作为实验材料。EmotionLines数据集包含来自《老友记》电视剧文本(Friends)和真实聊天日志(EmotionPush)的对话，其中每个对话话语都带有情绪标签。组织者提供基线结果。共有18支队伍报名参赛，其中5支队伍提交成绩。最好的团队在EmotionPush和Friends上分别达到了unweighted accuracy 62.48和62.5。在这篇论文中，我们介绍了任务的定义，测试的收集，参与这个挑战的组的评估结果，以及他们的方法。

# **7.Classifying emotions in human-machine spoken dialogs**

2002-IEEE 被引用次数：94

本文介绍了各种声学特征集的比较以及基于说话人情绪状态的语音分类算法。用于分析的数据集来自于从商业应用程序获得的人机对话的语料库。情绪识别是一个模式识别问题。我们使用了三种不同的技术——线性判别分类器(LDC)、k近邻分类器(k-NN)和支持向量机分类器(SVC)——来将话语分为两类:消极的和非消极的。本研究使用了两个特征集;从语音的音高和能量的话语级统计中获得基本特征集，并通过主成分分析(PCA)对特征集进行分析。PCA的性能与基本特征集相当。总体而言，使用基本特征集的LDC表现最佳，女性数据的错误率为27.54%，男性数据的错误率为25.46%。而SVC在数据稀疏性方面表现较好。

**8.ICON：interactive conversational memory network for multimodal emotion detection**

2018 - aclweb.org 被引用次数：12

Emotion recognition in conversations is crucial for building empathetic machines. Current work in this domain do not explicitly consider the inter-personal influences that thrive in the emotional dynamics of dialogues. To this end, we propose Interactive COnversational memory Network (ICON), a multimodal emotion detection framework that extracts multimodal features from conversational videos and hierarchically models the self- and interspeaker emotional influences into global memories. Such memories generate contextual summaries which aid in predicting the emotional orientation of utterance-videos. Our model outperforms state-of-the-art networks on multiple classification and regression tasks in two benchmark datasets.

在交谈中，情感识别对于构建具有同理心的机器至关重要。目前在这一领域的工作并没有明确考虑到人际间的影响，蓬勃发展的情感动态的对话。为此，我们提出了交互式会话记忆网络(ICON)，这是一种多模态情绪检测框架，它从会话视频中提取多模态特征，并分层次地将自言者和说话者之间的情绪影响建模为全局记忆。这样的记忆产生了语境总结，有助于预测话语视频的情感取向。在两个基准数据集中，我们的模型在多个分类和回归任务上优于最先进的网络。

**9.MELD:A Multi-modal Multi-Party Dataset for Emotion Recognition in Conversations**

2018-adsabs.harvard.edu 被引用次数：11

会话中的情绪识别(ERC)是一项具有挑战性的任务，由于其潜在的应用前景，近年来受到了广泛的关注。然而，到目前为止，还没有大规模的多模态多党情绪交流数据库包含两个以上的对话。为了解决这个问题，我们提出了多模态EmotionLinesDataset(MELD)，它是EmotionLines的扩展和增强。MELD收录了1433个电视剧《老友记》对话中的13000个话语。每句话都带有情绪和情绪标签，并包含音频、视觉和文本模式。我们提出了几个强多模态基线，并说明了上下文信息和多模态信息在会话中的重要性。完整的数据集可以在github上使用。

### **10.[Conversation emotional modeling in social networks](https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6984514/)**

2014 - ieeexplore.ieee.org

在过去的几年里，社交网络的出现改变了人类交流的方式，让用户能够表达自己的想法和观点。在这篇论文中，我们提出了一项分析人类在Twitter上的交流和互动的工作。目的是获得用户行为的指示性因素，以及公众对全球各种事件的立场和态度。该方法首先分析用户的推文，并基于Ekman情绪量表确定用户的情绪内容。然后分析了用户在Twitter上的特点和行为，计算了用户在网络中的影响。基于推文的情感内容和用户的影响，开发会话情感图来建模和表示用户的情感交互。此外，我们还介绍了一种利用机器学习技术来预测用户讨论过程中话题情绪内容变化的方法。

1. **Multiple Emotions Detection in Conversation Transcripts**

2016 - aclweb.org

在这篇论文中，我们提出了一种从多标签对话记录中预测情绪的方法。这些文本来自电影对白语料库，由3名注释员进行了部分注释。该方法包括从Wordnet中根据Plutchik的基本情绪和二元性概念构建一个情绪词汇库。然后，通过使用一个简单的神经网络对每个基本情绪的权重进行微调，使词汇适应训练数据。然后，我们使用改编后的词汇来提取特征，并将其用于另一个深层网络，该网络可以检测对话文本中的情绪。通过实验验证了该方法的有效性，结果证明该方法几乎与人类注释器一样好。