

基于 SpanBERT 模型的服务语音负面情绪识别方法研究

赵东明¹, 张继军¹, 王 博², 张亚洲¹, 刘 静¹, 石 理¹

(1. 中国移动通信集团天津有限公司人工智能实验室, 天津 300020; 2. 天津大学智能与计算学部, 天津 300192)

摘要: 方案提出一种基于 SpanBERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers by representing and predicting Spans) 模型的服务热线文本情感分析方法, 以 SpanBERT 实现句向量优化的文本情感细粒度分析方案, 针对移动客服与用户对话数据, 实现场景化客服文本分析, 通过挖掘负面投诉对话文本价值, 并基于识别的客户情绪、语义信息等进行质检, 可提前获知客户的潜在不满意倾向, 持续提高客户的服务体验, 具有很好的推广前景。已应用在天津移动满意度预测、服务运营分析和语音质检工作中, 以投诉语音质检机器人替代人工操作, 实现降本增效。

关键词: 情感计算; SpanBERT 模型; 自然语言理解; 负面情绪识别; 语义理解; 多模异态

本文著录格式: 赵东明, 张继军, 王博, 等. 基于 SpanBERT 模型的服务语音负面情绪识别方法研究[J]. 新一代信息技术, 2023, 6(15): 01-05

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

Research on Service Voice Negative Emotion Recognition Method Based on SpanBERT Model

ZHAO Dong-ming¹, ZHANG Ji-jun¹, WANG Bo², ZHANG Ya-zhou¹, LIU Jing¹, SHI Li¹

(1. Artificial Intelligence Laboratory of China Mobile Communications Group Tianjin Co., Ltd, Tianjin 300020, China; 2. Intelligence and Computing Department, Tianjin University, Tianjin 300192, China)

Abstract: A service voice negative emotion recognition method based on the SpanBERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers by representing and predicting Spans) model is proposed, which uses SpanBERT to achieve sentence vector optimization for fine-grained text sentiment analysis. Based on conversation data between customer and cervicer, scenario based customer service text analysis is implemented. By mining the value of negative complaint dialogue text and conducting quality inspection based on identified customer emotions, semantic information, etc., potential dissatisfaction tendencies of customers can be identified in advance. Continuously improving customer service experience has good promotion prospects. It has been applied in China Mobile's satisfaction prediction, service operation analysis, and voice quality inspection work to complain about voice quality inspection robots, replacing manual operations, and achieving cost reduction and efficiency improvement.

Key words: emotional computing; SpanBERT model; natural language understanding; multimodal emotion recognition; semantic understanding; multimodal heteromorphism

Citation: ZHAO Dong-ming, ZHANG Ji-jun, WANG Bo, et al. Research on Service Voice Negative Emotion Recognition Method Based on SpanBERT Model[J]. New Generation of Information Technology, 2023, 6(15): 01-05

1 引言

1.1 现有技术方案的问题和短板

针对运营商外呼语音的语音情感质检, 目前更多

的依赖于人工, 费时费力而且效率低下, 而智能化的语音情感质检降低对人类的依赖, 将服务人员解放出来, 从事更多精细化服务管理, 提高效率^[1]。并且语音情感识别在安全驾驶、健康监测等领域也有着广阔的

应用前景,它在实现人机交互领域有着巨大的潜力。目前,情感的识别和质检技术快速发展,有着很大的应用前景。尤其针对电信运营商,针对其 10086 服务热线语音文件进行转写,将文本信息中的信息进行用户评论情感分析,识别潜在不满情绪,可以改进服务质量,了解用户的倾向性,提高自身的服务。

本文采用句向量优化及 TextCNN 模型的文本情感分析方法,实现“面向场景、面向需求、面向情感”的服务运营体系。仔细挖掘客服与用户对话的数据信息与价值,根据客户情绪、文本特征判断用户的情感。根据负面情绪程度进行细粒度划分,使其分为高、中、低、其他四个类别,通过训练与优化模型,提高模型的分类能力和准确度。

1.2 引入人工智能技术实现情绪精准分析

传统方法过分依赖数据纯度,未考虑数据不平衡问题。对于传统的句向量生成方式,更多的是采用 word-embedding 的方式取加权平均,无法动态新增积极、消极、否定词、程度副词的情感词典^[2]。在人工标注数据过程中,中文评价数据标注的工作量过大,消耗人力过多,标注质量差^[3]。

本文提出了一种基于 SpanBERT 模型的服务热线潜在不满情绪识别方法,主要目标是从海量的数据中抽取有用的信息,从而简化问题^[4],并在每次迭代过程中不断地更新数据,从而达到学习的目的。SpanBERT 模型在分类、识别等方面得到了广泛的应用,并获得了较好的效果^[5]。本方案在此基础上增加了 SpanBERT 语句向量模块^[6],同时引入了注意力

(attention)机制,从而使文本情感分析技术在长篇文本学习中获得了更好的结果。

2 系统架构

本文基于现有技术实现能力升级,在模型初始化阶段添加 SpanBERT 代替传统的 Albert 句向量模块^[7-8],提出一种全新的基于 SpanBERT 模型的服务热线潜在不满情绪识别方法,在移动客服与用户对话文本数据集中进行验证,效果显著。Albert 预训练模型主要是对文本进行向量化,相较于 BERT 模型进行了三大改进,即进行因式分解、参数共享以及优化句子连贯性,其生成的句向量成为 TextCNN 模型的输入^[9]。多头交叉注意力机制降低了向量维度,减小了计算量,在此基础上说明了选择文本情感分析的优势和原因,其速度更快^[10]。

系统的架构自底向上分别为基础数据层、数据预处理层、情感/语义理解层、能力输出层、应用层,如图 1 所示。基础数据层是从投诉语音、标签记录、会话记录等语音文件获取语音数据并进行统一存储;数据预处理层对数据进行预处理,将语音通过科大讯飞离线 SDK 转写为文本,提取语音特征和文本特征,并初步进行篇章段落分配,实现语音的结构化理解;情感/语义理解层主要是对长文本及上下文进行分析,提取出用户实际的问题并对问题进行分类,从而识别出用户投诉原因,理解用户投诉意图;能力输出层是对模型所拥有的能力进行统一的封装,为应用场景提供统一的接口服务,并且通过 URL 方式支持外部嵌套;应用层包括多种业务场景,实现场景化应用。

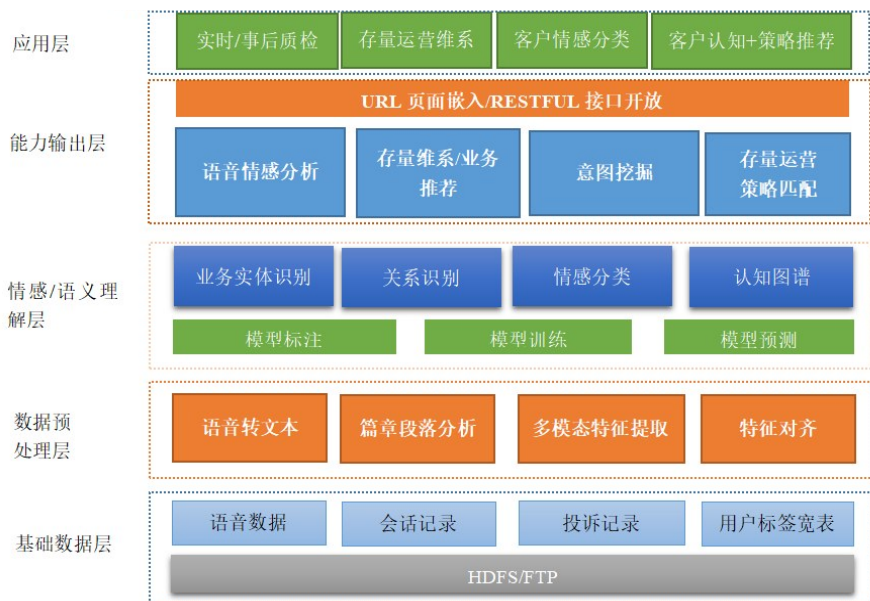


图 1 基于 SpanBERT 模型的服务热线负面情绪识别系统功能框架

功能框架上,首先将语音信息通过讯飞开放平台转写为文本,并隐蔽嵌入进行文本编码,之后对文本信息进行特征的提取,在此基础上,采用有监督的方法训练该模型,并利用该模型对新文本的情感极性进行预测。极性包括正向和负向,对于运营商而言,负向情绪至关重要,故又将负向分为高、中、低三个极性,将正向归为其他类型。

3 系统构建方法

本文主要使用的关键技术是 SpanBERT 预训练模型、注意力机制以及 TextCNN 文本分类模型。其具体实现是参数初始化,使用语音转文本并隐蔽嵌入进行文本编码,通过 SpanBERT 预训练模型对文本进行向量化,以便于后期计算机处理,之后利用注意力机制降低维度,减小计算量,然后经过 TextCNN 训练,求出卷积特征值,完成最终的文本分类,经过池化层、全连接层、经由 Softmax 层输出结果并验证其准确度,利用交叉熵机制进行训练,减小误差,最后结束训练,输出文本分类情感的结果,如图 2 所示。

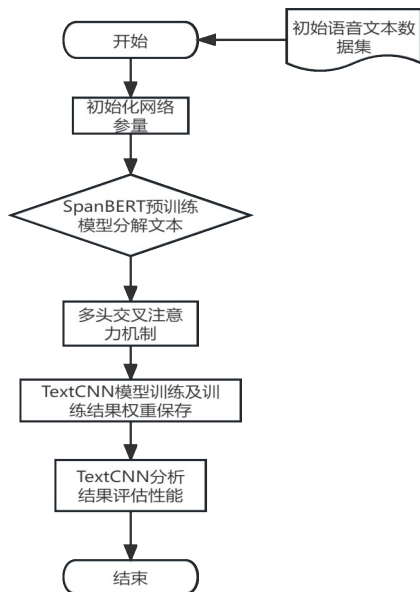


图 2 基于 SpanBERT 的服务热线负面情绪识别模型架构图

3.1 基于 SpanBERT 的预训练特征提取

本文应用了 SpanBERT,它是在 BERT 模型的基础上提出了 BERT 模型的改进版 SpanBERT,使其获得了更好的自然语言任务处理效果,SpanBERT 通过一系列改进措施大幅提升了 BERT 的性能及其鲁棒性,在业内实践中得到广泛使用。其改进为 MLM:静态 mask → 动态 mask, NSP:取消 NSP loss, 采取 FULL-

SENTENCES 模式构造样本、更大的 batch_size、更多的训练数据、更多的训练 steps、优化器参数的针对性调参,使用更大的 BPE 词典。针对服务语音文本的每个词进行编码,即将每个词转换成固定维度的向量,文本在送入 token-embedding 层之前要进行标识化处理,并且将两个特殊的字符[CLS]和[SEP]插入到标识化的开头和结尾,使其服务于后面的分类任务和划分句子。

3.2 多头交叉注意力机制

深度学习中的注意力机制(Attention)是为了从繁杂的信息中选择出最具代表性的、最关键的信息。当输入序列很长时,模型难以学习到合理的向量来表示,随着序列越来越长,效果会越来越差,应用注意力机制可以很好地解决这个问题,使得模型任务的每个步骤的关注点都在必要的信息上,提高了模型的效率和准确度。本文模型采用的是多头交叉注意力机制(Multi-Headed Attention, MHA)。

多头交叉注意力机制的计算过程如下,假设文本为 Thinking Machines,矩阵 X 的第一行为 Thinking 的词向量,第二行为 Machines 词向量,维度为 4。将 X 分别乘以训练矩阵维度为 4×3 ,然后对每个 Head 进行 attention 的计算,得到 8 个不同的矩阵,维度为 2×3 ,softmax 对矩阵的每一行进行作用。注意力机制后要连接 CNN 模型,而此网络接受的是单个矩阵向量,故需要经过 Concat 的计算将 8 个矩阵向量连接在一起,得到维度为 2×24 的矩阵,然后再与维度为 24×4 的矩阵相乘,压缩成与输入矩阵相同维度的一个矩阵。多头注意力机制使得模型可以专注于不同位置,它会计算句子中所有单词注意力,然后将所有值连接起来,并且通过降低维度来减少损耗,多头也就显示了集成的作用,防止过拟合。

3.3 TextCNN 模型训练

TextCNN 是 NLP 中 CNN 的一种应用,在文本分类中得到了广泛的应用,本文在 TextCNN 的输入层进行一些改进,在词向量后加入 LSTM 层,它是一种特殊的 RNN 模型,其对长期依赖信息能够保留“记忆”,可以捕捉更长距离的信息,当训练量很大时,LSTM 的训练速度会很慢,效果不佳,故可以考虑使用 GRU 模型,与 LSTM 相比,GRU 减少了一个门结构,它的参数数目就会更简单,这样 GRU 的训练速度就会比 LSTM 快,最后将 LSTM 或者 GRU 隐藏节点的输出作为 TextCNN 的输入。将 LSTM 与 CNN 进行融合,改善 CNN 模型不适用于学习时间序列的问题。

3.4 文本负面情绪识别

为实现服务语音文本序列的情绪分类,本文将最大的池化层应用于序列中的所有隐藏状态,得到一个固定长度的向量,再通过整流线性单元(ReLU)来实现非线性变换,即利用Relu函数的单侧抑制,从而使得网络很稀疏,稀疏后的模型能够更好地挖掘文本特征,拟合训练数据。每一个例子的损失L都是利用Softmax和交叉熵来进行,最终在输出端为每条语音文本打上情绪标签(正向、中性、负面)。

4 应用情况

在本模型中,TextCNN网络中的卷积核长度取值为:2、3、4,每种类型的卷积核数量为128个,则会得到384个特征。注意网络有8个注意力头,每个注意力头权重为40。根据样本的体量大小,设置训练轮次200轮次,一次批量处理12万条文本数据,dropout rate设置为0.5。根据数据集,抽样天津移动服务语音转写文本数据达到10W,通过二分类基准模型抽取负面客服用户对话文本数据,通过分词工具获取分词和词性,通过人工核对词表并划分为四个等级,根据对话负面情绪程度划分为高、中、低、其他,以此作为参考对训练集进行人工标注,同样依据负面情绪程度划分为高、中、低、其他四个标签。

在训练过程中一般是设置一次训练的最大迭代次数,满足后停止,每一个批次训练20轮,待输出值如查全率、查准率基本稳定到最好,则可以做预测。通过训练可以得到:SpanBERT+TextCNN模型的精确度可以达到90%,召回率可以达到93%, F_1 分数可以达到90%。通过改变批次训练数据的数目,观察训练模型的准确率和损失率,选择合适的训练数据,确定训练模型参数。

使用TextCNN模型的平均整体准确率为0.8,使用SpanBERT+TextCNN模型的平均整体准确率为0.83,相较于仅使用TextCNN模型的准确率高出3%,且模型对文本对话负面情绪较高程度的召回率最高达到0.93。

对文本进行情感在线分析,通过用户传入相关文本,反馈情感结果,对于负面情绪的高、中、低均进行了测试,分析结果均正确,测试通过。对文本分析进行批量处理,用户传入后缀为.csv的文件,反馈情感结果正常,测试通过。对接口的调用进行了测试,结果表明接口能够正常返回情感类型。

本文所构建的系统,已上台中国移动、智慧中台2项能力,对接了中国移动大音平台,在天津、江西、山西等客服工作中落地应用。以天津公司的应用效果

为例,服务热线语音分析任务日均达15万条,模型输出潜在不满结果7600余条,并执行外呼服务维系,应用至今已累计执行75.2万名用户的维系挽留,平均推荐成功率提升了12个百分点。月均输出12.6万负面情绪识别结果,每月实施外呼维系任务达6万条,呼通后的办理成功率约28%,实现了运营收入的拓展。2022年前三季度天津公司满意度用后即评结果,手机客户满意度、家宽客户、移动网络、手机资费、家宽上网等环比均明显向好,提升达2个百分点。

5 结论

本文提出一种基于SpanBERT模型的服务热线文本情感分析方法,实现了基于SpanBERT句向量优化的文本情感细粒度分析方案,其中针对移动客服与用户对话数据,实现场景化客服文本分析,通过挖掘负面投诉对话文本价值,并基于识别的客户情绪、语义信息等进行质检,可提前获知客户的潜在不满意倾向,持续提高客户的服务体验。本文主要构建了基于SpanBERT模型的服务热线文本情感分析模型方法及流程,用SpanBERT替换传统的文本信息特征提取模块,实现网络初始化参数优化,提升了预测的准确度。需要增加情感分类,设计更加细粒度化的文本情感分类模型,建立充足的情感词库;将文本多特征融合进行实际设计与应用,提高准确度;结合语音特征与文本特征对情感进行多模态的分析,通过调整特征占有比提升系统性能,在中国移动服务语音情感分析工作中实现精确的负面情绪识别,产生重要的运营效益。

致谢 感谢天津大学智算学部张鹏老师、侯越先老师给本文提出的参考意见。

参考文献

- [1] 汤世松, 练丽萍, 贺成龙, 等. 一种基于 Bert 与 Bi-LSTM 的舆情信息情感识别[J]. 网络安全技术与应用, 2021, 12(7): 31-38.
- [2] 游兰, 曾晗, 韩凡宇, 等. 基于 BERT-BiGRU 集成学习的情感语义识别[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(5): 159-166.
- [3] 高佳希, 黄海燕. 基于 TF-IDF 多头注意力 Transformer 模型的文本情感分析[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2023, 30(49): 68-74.
- [4] JOSHI M, CHEN D, LIU Y, et al. SpanBERT: Improving pre-training by representing and predicting spans[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2020, 22(8): 64-77.
- [5] PORTELLI B, DANIELE PASSABÌ, LENZI E, et al. Improving adverse drug event extraction with SpanBERT on different text typologies[J]. 2021, 19(11): 112-124.
- [6] CHEN J, HOEHNDORF R, ELHOSEINY M, et al. Efficient long-distance relation extraction with DG-SpanBERT[J]. 2020, 17(22): 68-77.

- [7] 宋泽宇,王笑月,张虎,等.基于BERT和题干要素语义增强的高考阅读理解自动答题[J].计算机应用与软件,2023,40(7):151-158.
- [8] 张鑫玉,才智杰.基于Bert-BiGRU-CNN的文本情感分析[J].计算机仿真,2023,40(7):519-523.
- [9] 李全鑫,庞俊,朱峰冉.结合Bert与超图卷积网络的文本分类

模型[J].计算机工程与应用,2023,59(17):107-115.

- [10] 诸林云,曲金帅,范菁,等.基于BERT-BiLSTM-Attention的文本情感分析[J].云南民族大学学报(自然科学版),2023,32(4):520-527,540.

作者简介



赵东明(1984—),男,博士(后),正高级工程师,中国移动通信集团天津有限公司AI实验室负责人,主要研究方向:知识图谱、情感计算、隐私计算、自然语言理解等。



张亚洲(1990—),男,讲师,现为天津移动博士后。主要研究方向:机器学习、大数据挖掘算法。



张继军(1972—),男,硕士,高级工程师,现为天津移动信息技术中心总经理。主要研究方向:图像识别,人工智能算法。



刘静(1986—),女,中级工程师,现为天津移动大数据专家、CPDA数据分析师。主要研究方向:区块链、大数据挖掘算法。



王博(1981—),男,博士,副教授,现为天津大学智算学部硕士生导师。主要研究方向:情感计算、语义理解。



石理(1982—),男,硕士,高级工程师,现为天津移动IT中心技术专家。主要研究方向:自然语言理解。