

报告题目

PRBDN: 基于预训练的微博评论情感分类模型

作者姓名及工作单位

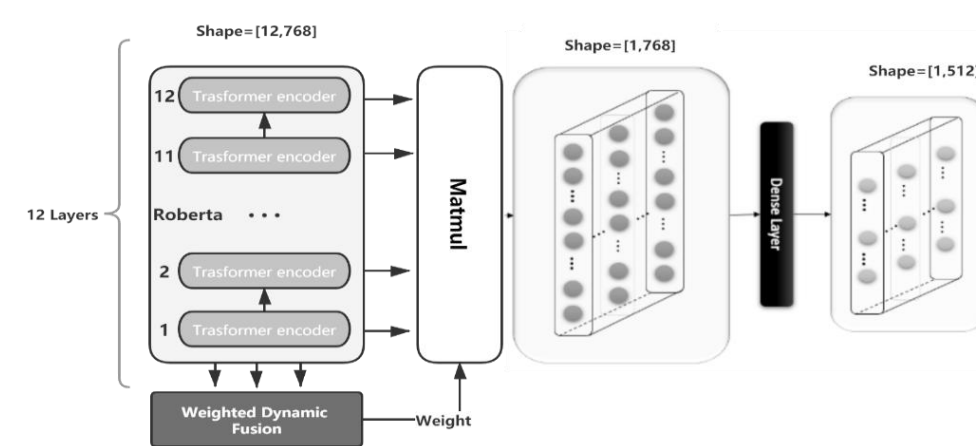
雷鹏斌, 秦斌*, 王志立, 吴宇凡, 梁思怡, 陈宇

(1. 深圳大学 信息中心, 广东 深圳 518061; 2. 深圳大学 电子与信息工程学院, 广东 深圳 518061)

论文摘要

• 文本情感分类是自然语言处理中的经典任务, 在判断文本的情感极性、舆情监控、市场呼声和商品评论等领域有重要的应用价值。本文提出了一种基于预训练模型进行细粒度文本情感分类的新方法。通常来说, 基于文章级别的情感分类任务, 需要模型同时具有较高的语义概括能力和抗噪能力。为此, 我们利用BiLSTM网络对预训练模型中每层Transformer的权重进行调整, 通过将各层表达的不同粒度的语义表征进行动态融合的方式, 提高了模型的语义空间表达能力。为了增强模型的泛化性能, 我们在下游任务结合BiLSTM和BiGRU等结构对得到的语义向量进行特征过滤。利用该模型, 我们在CCF2020年举办的科技战疫·大数据公益挑战赛-疫情期间网民情绪识别赛道中取得第三的成绩, 最终测试集的F1值为0.74537, 与第一名相差仅为0.0001, 该方法具备可行性与有效性。

系统模型



论文简介

- 通过对预训练模型RoBERTa的多层Transformer进行动态加权融合与特征增强, 得到不同粒度的文本表征, 提高模型的语义空间表达能力;
- 在预训练模型基础上开发了一种面向下游目标任务的新结构进行文本情感分类;
- 通过真实场景下的疫情情绪数据集对提出的模型进行了评估, 实验结果证明了本文提出的动态权重策略和下游任务结构的有效性。

算法原理

Transformer语义精细化表征

我们通过将每一层的Transformer的输出进行加权相加, 得到一个语义表征向量R1。再将改向量降至512维度, 其如公式(4)所示, 得到一个相较于经典RoBERTa最后一层拥有更丰富的语义信息表征R₀。

$$R_0 = Dense_{unit=1}(\sum_{i=0}^n w_i \times Transformer_i) \quad (4)$$

我们提取每一层的输出输入至双向BiLSTM中进行筛选得到精炼信息H_i。如公式(5)所示, 并将过滤的信息输入至多个全连接层, 得到每一层输出的权重w_i, 如公式(6)所示。

$$H_i = BiLSTM_{unit=64}Transformer_i \quad (5)$$

$$w_i = Dense_{unit=1}H_i \quad (6)$$

下游任务语境过滤

此外对于得到过滤的信息, 我们动态的利用了平均池化和最大池化的结果。对经过BiLSTM&BiLSTM层过滤的语义向量, 我们分别将其通过平均池化层和最大池化层。得到了两中不同的特征表达。我们复用了动态获取Transformer权重的策略, 动态训练两个权重和来对两种池化策略进行融合, 把这种池化的策略称作Dympooling, 如公式(7)所示, 得到任务最终的情感表征向量, 如公式(8)所示。

$$w_i = Dense_{unit=1}H_i \quad (7)$$

$$R_e = w_1 \times R_{max} + w_2 \times R_{average} \quad (8)$$

实验仿真

• 对于模型的验证, 我们使用RoBERTa作为基线, 对比了文本分类常用的下接TextCNN与我们提供的模型以比赛方评定的A版F1作为指标。最终的结果对比如下表4.3所示。实验表明我们提出的动态权重策略与下游结构在疫情期间网民情绪识别中相较于直接使用RoBERTa的CLS分类向量单模提高了2.9个百分点, 模型融合的效果较RoBERTa单模提高了3.6个百分点, 有着更好的表现。

表4.3 结果对比表

模型	F1 (比赛A榜测试)
RoBERTa	0.706
RoBERTa-TextCNN	0.708
RoBERTa-BiLSTM	0.710
PRBDN (动态融合)	0.728
PRBDN (动态融合)+阈值搜索	0.739
PRBDN多模融合	0.746

• 我们进一步分析了本文提出的模型效果, 并可视化文本向量以显示PRBDN的优势。如图4.5经过基线RoBERTa和PRBDN分别输出的文本向量利用Tsne^[23]降维后可视化。我们随机选择了900个训练集数据, 分别提取了使用RoBERTa的CLS分类的特征向量与利用PRBDN分类模型MLP前的特征向量, 使用Tsne降至二维向量绘制散点图进行了可视化对比。可以看到, 由PRBDN输出的文本向量具有更高的区分度, 充分证明了我们的模型能够更有效的提炼出与情感任务相关的高层语义向量。

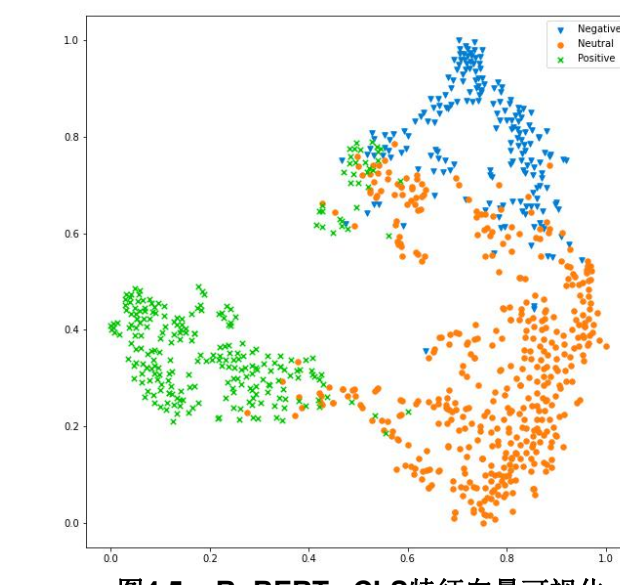


图4.5-a RoBERTa CLS特征向量可视化

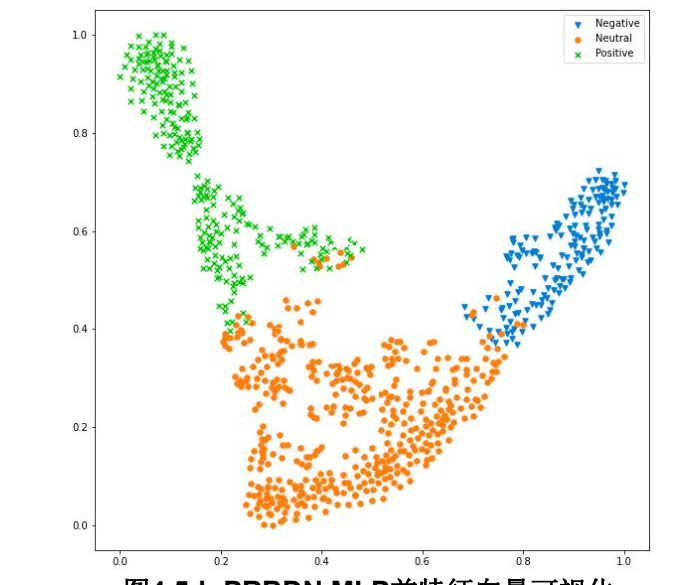


图4.5-b PRBDN MLP前特征向量可视化

论文结论

- 针对疫情情绪识别这一任务, 本文提出了一种新的基于RoBERTa预训练模型的下游任务的文本情感分类模型结构, 该模型能每一层的Transformer_Encoder的输出进行信息筛选然后再进行语义整合, 形成一种更精细的语境化语言表示。之后再通过双向LSTM&GRU和动态的池化层进行信息过滤, 得到和每一句话的情感语义表征。实验表明, 在现有语料和超参数空间下, 本模型能达到不错的效果。同时除了模型本身外, 针对特定任务的数据处理, 结果优化等方法对任务性能的提升也同样不可忽视。
- 大量实验[24,25]证明无监督数据的有效利用会大大提高预训练模型的语义理解与推理能力。本文中未对无监督的数据使用伪标签策略, 即把预测结果中多数模型都一致认可的类别当做其正确的标签, 然后将该标签及其对应的内容进行增量训练, 因此在性能上并未达到最优。此外对BERT模型进行剪枝和蒸馏, 以降低模型的时间与空间复杂度, 也是我们未来的研究目标之一。