

李巧媚

1、 *MISA:Modality-Invariant and-Specific Representations for Multimodal Sentiment Analysis* (ACL,CCF-A)

- Motivation:

为了更好地融合情感分析中的多模态数据，该篇文章提出了 MISA 模型，通过学习模态特定空间和模态不变空间的共同潜在特征，进而对多模态数据进行高效融合。

- Method:

先分别用 BERT 和 sLSTM 进行特征提取，再通过三个不同的神经网络来学习模态特定表征，最后通过 transformer 进行模态融合及情感预测。

- Experimental Result:

该篇文章分别在 MOSI、MOSEI、UN_FUNNY 三个数据集上训练，其精确度和 F 值均高于其他模型。(Written by Qiaomei Li)

2、 *Knowledge Enhanced Reflection Generation for Counseling Dialogues* (ACL,CCF-A)

- Motivation:

现有的多模态数据在进行时间序列建模时遇到数据不对齐及元素间长期远程依赖的挑战，故本文提出使用 Transformer (MulT) 模型以端对端的方式解决上述问题。

- Method:

在 Transformer 模型上进行扩充，一方面通过重复强化一种模态的特征与其他模态的特征来潜在地将数据流从一种模态调整到另一种模态，另一方面通过将视觉和听觉特征与单词的分辨率对齐来对时间序列进行预处理。

- Experimental Result:

在模态融合上，使用 MulT 的 Transformer 在 CMU-MOSEI 数据集上进行消融研究，实验结果比其他 transformer 模型有更好的改善结果。在时间序列对齐实验上，除了 IEMOCAP 的 sad 结果外，其他在不同数据集上的情感分析结果都优于其他模型。(Written by Qiaomei Li)

3、 *Context-Guided BERT for Targeted Aspect-Based Sentiment Analysis* (AAAI,CCF-A)

- Motivation:

为了能在同一文本中得出更精细的情感推断，本文提出在自注意力模型中加入上下文是否能提高 (T) ABAS 的表现效果的想法。

- Method:

该篇文章提出了上下文引导的 BERT (CG-BERT) 的两种变体，它们学习在不同的上下文中分配注意力。我们首先采用上下文感知 Transformer 来生成使用上下文引导的 softmax-attention 的 CG-BERT。其后采用一种改进的 Quasi-Attention CG-BERT 模型。

- Experimental Result:

在两个(T)ABSA数据集上使用预训练的BERT训练两个数据集:SentiHood 和 SemEval-2014。结果表面 QACG-BERT 模型具有最佳性能。此外，本文将上下文相关性添加到基于上下文的自然语言任务的预训练，为基于自我注意的语言模型的效用提供了更多证据。(Written by Qiaomei Li)

黄骏

2021:

1、*DialogXL: All-in-One XLNet for Multi-Party Conversation Emotion Recognition* (AAAI CCF-A)

•Motivation:

ERC 中, 使用预训练语言模型可能不能对说话人内部和说话人之间的依赖关系进行建模, 而且会受到输入长度的限制, 会导致远距离历史话语中的信息丢失。

•Method:

作者在 XLNet 上进行改进, 提出来了 DialogXL, DialogXL 使用更灵活、更节省内存的话语重现来代替 XLNet 的片段重现, 这样能够充分利用历史话语。XLNet 的 self-attention 被由局部自我注意、全局自我注意、说话人自我注意和听话人自我注意四个部件组成的对话感知的自我注意所取代。从而 DialogXL 能够感知对话的自我注意, 在不同的接收字段下对说话人之间和内部的依赖关系进行建模。

• Experimental Result:

作者在四个基准数据集上进行实验, 并且将 BERT、XLNet 等以前的方法作为 Baseline Methods, DialogXL 在所有四个数据集上都达到了一个新的技术水平, 而且模型在长对话中取得的优势更加明显。 ([Written by Jun Huang](#))

2、*Label Confusion Learning to Enhance Text Classification Models* (AAAI CCF-A)

•Motivation:

用 One-hot 向量来表示标签是一种常见的做法, 但是 one-hot 表示可能无法充分反应实例与标签之间的关系, 这样容易导致模型过拟合。由于数据集是人工标注的, 会存在许多噪声或者混淆的数据集。

•Method:

作者提出了一种新的标签混淆模型 (LCM), 通过计算实例与标签之间的语义分布来学习模拟标签分布 (SLD), 然后通过 KL 散度与预测分布计算损失。模型分为两个模块, 基本预测器和标签混淆模型, 基本预测器由基本的深度学习神经网络构成, 用于编码输入文本并预测分类。LCM 通过标签编码器和 SLD 块来计算真实值和标签之间的相似性来捕获标签之间的依赖关系。

• Experimental Result:

作者在 5 个基准数据集上进行文本分类实验, 另外在编码文本表示时使用了 LSTM、CNN、BERT 来获得文本特征。效果均优于 SOTA, 说明模型能够充分捕获实例与标签之间的依赖关系。 ([Written by Jun Huang](#))

3、*Does Head Label Help for Long-Tailed Multi-Label Text Classification* (AAAI CCF-A)

•Motivation:

多标签文本分类数据集中, 标签的分布会出现少数标签与大量文本对应 (头标签), 而大部分标签与少量文本相关 (尾标签)。因此会出现尾标签分类训练数据不足的问题。

•Method:

本文提出了一种用于长尾多标签分类任务的头到尾网络 (HTTN)，模型使用 Bi-LSTM 来学习头部标签之间的充分信息以及头部标签和尾部标签之间的标签依赖性。对于头部标签，只需要训练一个 Softmax 分类器；对于尾部标签可以借助元知识和它们自己的实例进行计算，从而构建有效的尾部标签分类器。

- **Experimental Result:**

HTTN 在三个基准数据集上进行实验，并且与几个基线进行比较。取得的性能较好，说明了 HTTN 在多标签文本分类上的优越性。（[Written by Jun Huang](#)）

钟清山

1. *A Knowledge Graph Embedding Approach for Metaphor Processing* (IEEE/ACM)

- **Motivation:**

隐喻理解是自然语言处理过程中一个有趣但具有挑战性的问题。传统的隐喻检测、生成模型普遍存在不同的问题。

- **Methd:**

提出了一种基于知识图谱嵌入的隐喻处理新方法。将隐喻的结构抽象为目标和源之间的属性依赖关系。每个特定的隐喻都可以表示为一个隐喻三元组（目标、属性、来源）。构建了一个基于明喻识别的隐喻三元组形式的中文隐喻知识图谱，并提取了概念-属性配置来帮助描述概念和度量概念关系。扩展基于平移和基于旋转的知识图谱嵌入模型，共同优化隐喻的知识图谱嵌入和概念-属性配置嵌入。

- **Result:**

与以往的知识图谱嵌入方法和强基线方法相比，所提出的新的评分函数和联合嵌入模型可以有效地提高隐喻解释和生成的性能。学习到的表征也可以有利于名义隐喻检测。（Written by Qingshan Zhong）[BibTex](#)

2. *Explainable Metaphor Identification Inspired by Conceptual Metaphor Theory* (AAAI-22)

- **Motivation:**

以往基于序列标记的隐喻识别方法不能对概念投影进行建模，导致这些模型的输出在隐喻标签的预测中无法解释。动机是提出一种自动的方法来减轻劳动努力和概念化的主观问题；

- **Methd:**

提出了一个可解释的基于统计学习、一种词汇资源和一种新的奖励机制的隐喻识别模型，在词对水平上识别隐喻性，并通过学习到的概念映射来解释预测的隐喻性标签，奖励机制的使用允许模型在不知道最优概念映射的情况下学习最优的概念映射，一个准确的隐喻性标签预测将奖励相关的源概念和目标概念预测。

- **Result:**

实验结果表明，该模型在隐喻识别和概念映射任务方面的有效性。证明了我们的模型在单词对级隐喻识别方面优于之前的基线，在两个公开的数据集上平均获得了 3.1% 的 F1 分数，在词对隐喻识别方面达到了最先进的性能。（Written by Qingshan Zhong）[BibTex](#)

3. *Attention is all you need* (NIPS-17)

- **Motivation:**

主要的序列转导模型是基于复杂的循环或卷积神经网络，其中包括一个编码器和一个解

码器。性能最好的模型还通过一种注意机制将编码器和解码器连接起来。序列计算的基本约束仍然存在。

- **Method:**

提出了一种新的简单的网络架构, Transformer, 完全基于注意机制, 完全取消递归和卷积。Transformer 是避免重复出现的模型架构, 而是完全依赖于一种注意机制来绘制输入和输出之间的全局依赖关系。Transformer 使用的是编码器、解码器结构, 编码器每层有两个子层构成, 一是多头注意力机制, 二是前馈网络, 在这两层结构使用残差链接然后归一化处理; 解码器结构与编码器类似, 但每层有三个子层构成, 一是多头注意力机制, 二是多头注意力机制, 三是前馈网络, 在这三层结构同样使用残差链接然后归一化处理。模型中所使用的注意力机制实则将输入张量分别乘于三个不同的 Q、K、V 矩阵得到 Q、K、V 矩阵表示, 然后将所得的 Q 矩阵与 K 矩阵相乘后进行 softmax 处理后与所得的 V 矩阵相乘得到输出结果 output, 然后传输入解码器中。

- **Result:**

Transformer 模型在 WMT 2014 英德翻译任务上实现了 28.4 BLEU, 比现有的最佳结果, 包括集成, 提高了超过 2 BLEU。在 WMT 2014 英法翻译任务中, 在 8 个 gpu 上进行了 3.5 天的训练, 建立了一个新的最先进的单模型 BLEU 分数 41.8。(Written by Qingshan Zhong)

[BibTex](#)

李外

1、Context - Towards Emotional Support Dialog Systems

- **Motivation:**

由于缺乏设计良好的任务和有效的情感支持对话语料库, 在对话系统中构建情感支持的研究仍然处于空白状态。

- **Method:**

在本文中, 定义了情感支持对话(ESC)任务, 并提出了一个基于帮助技能理论的情感支持对话框架, 构建了一个情感支持对话数据集(ESConv), 具有丰富的注释(特别是支持策略), 以求助者和支持者的模式。

- **Experimental Results:**

研究结果显示了支持策略在提供有效情绪支持方面的重要性, 以及 ESConv 在训练更多情绪支持系统方面的效用。

2、Context - Emotional Chatting Machine: Emotional Conversation Generation with Internal and External Memory

- **Motivation:**

情感的感知和表达是对话系统或对话代理成功的关键因素, 这一问题在大规模会话生成中尚未得到研究。

- **Method:**

在本文中, 提出了情感聊天机(ECM), 它不仅可以在内容(相关和语法)上产生适当的响应, 而且可以在情感(情感一致)上产生适当的响应。

- **Experimental Results:**

实验表明, 该模型不仅能生成适合于内容的反应, 而且能生成适合于情感的反应。

3、Context - Contrast and Generation Make BART a Good Dialogue Emotion Recognizer

- **Motivation:**

在对话系统中，语义相近的话语在不同语境下可能具有不同的情感。同时，区分不同的情感类别也并非易事，因为它们通常具有相似的语义情感。因此，建立具有说话人依赖性的远距离情境情感关系在对话情感识别中起着至关重要的作用。

● **Method:**

采用监督对比学习，使不同的情绪相互排斥，从而更好地识别相似的情绪，同时，我们利用一个辅助的响应生成任务来增强模型处理上下文信息的能力，从而迫使模型在不同的上下文中识别具有相似语义的情绪。

● **Experimental Results:**

在四个数据集上的实验表明，我们提出的模型在对话情感识别方面明显优于现有的模型，消融研究进一步证明了监督对比损失和生成损失的有效性。