

## 李巧媚

2022:

### 1. Vision-Language Pre-Training for Multimodal Aspect-Based Sentiment Analysis(ACL,CCF-A)

- Motivation:

多模态情感分析中, 现有的方法要么分别使用预先训练的视觉和文本模型, 却忽略了跨模态对齐, 且不足以识别细粒度的属性、情感, 本文提出了一个特定任务的视觉-文本 (vision-language) 预训练框架, 使用一个通用的编码、解码框架, 适用于所有的预训练和下游任务。

- Method:

基准模型是 BART, 其是一个用于序列到序列模型的去噪自动编码器, 其后扩展了 BART 来编码文本和视觉输入, 并解码来自不同模式的预训练和下游任务。

- Experimental Result:

在所有的基于文本的方法中, BART 取得了最优的性能, 并且, 它优于一些多模态的方法。在多模态的方法中, JML 取得了比先前方法更优的性能, 主要是由于它辅助了图像和文本之间的关系检测。在所有的的方法中, VLP-MABSA 在两个数据集中, 性能都最优。([Written by Qiaomei Li](#))

2022:

### 2. BiSyn-GAT+: Bi-Syntax Aware Graph Attention Network for Aspect-based Sentiment Analysis(ACL,CCF-A)

- Motivation:

由于结构树拥有精确且有区分的短语分割以及层级的组成结构, 前者可以自然的将一个复杂的句子分成多个从句, 后者可以辨别方面之间不同的关系从而来推断不同方面的情感关系。本文通过这一有效的方法, 提出了一个全新的框架 Bi-Syntax aware Graph Attention Network (BiSyn-GAT+), 通过对上下文内(intra-context)和上下文间(inter-context)建模来有效利用构造树的句法信息。

- Method:

上下文内模块(intra-context module)包括了两个编码器: 一个输出上下文单词表示的上下文编码器, 一个利用解析过的结构树(或者依赖树)的句法编码器, 从这两个编码器输出的表示会被融合来产生特殊的方面表示。上下文间模块(inter-context module)包括一个关系编码器, 这个关系编码器被用来构造方面上下文图来获得关系增强表示。方面上下文图包括了所有的方面以及从应用于结构树的一个基于规则的映射函数获得的短语分词术语。情感分类器采用两个模块的输出来进行预测。

- Experimental Result:

通过充分利用构造树的语法信息来建模每个方面的情感感知上下文和跨方面的情感关系, 提出的模型在四个基准数据集上实现了最先进的性能。([Written by Qiaomei Li](#))

2022:

### 3. Incorporating Dynamic Semantics into Pre-Trained Language Model for

## Aspect-based Sentiment Analysis(ACL,CCF-A)

- Motivation:

基于方面的情感分析(ABSA)预测了句子中特定方面的情感极性,虽然 BERT 等预先训练好的语言模型取得了巨大成功,但将动态语义变化融入 ABSA 仍然具有挑战性。

- Method:

将 Stack-BERT 层作为主编码器,以掌握句子的整体语义,然后通过合并轻量级动态重加权适配器(DRA)对其进行微调,DRA 可以在每一步密切关注句子的一小部分区域,并重新权衡至关重要的单词,以更好地理解方面意识到的情绪。

- Experimental Result:

将 DRA 插入到 BERT 层中,以解决 ABSA 任务中训练模型的局限性,在三个基准数据集上的大量实验证明了该模型的有效性和可解释性。[\(Written by Qiaomei Li\)](#)

## 李外

### 1. Commonsense inference in human-robot communication(ACL,CCF-A)

- Motivation

机器和人类之间的自然语言交流仍然受到限制,这篇文章解决了自然语言对动作理解中的一个空白,特别是对命令理解的空白。

- Method

提出了一种新的方法,将高级自然语言命令的常识推断(接地)为具体的动作命令,供机器人系统进一步执行,该方法允许构建一个知识库,其中包含大量常识性推理。

- Experimental Result

只给出了初步结果,结果中得到了 497 个因果关系。(Written by WaiLi,<https://aclanthology.org/D19-6013/?ref=https://githubhelp.com>)

### 2. Comparing Approaches to Language Understanding for Human-Robot Dialogue: An Error Taxonomy and Analysis(ACL,CCF-A)

- Motivation

人类与机器人交互的语言理解有很多方法,有些涉及特定领域或可理解话语的一般语法,并结合适当的动作来执行,另一种方法是从有监督的训练数据中学习适当的输出,将适当的输出与给定的输入配对,第三种方法是使用特定于领域的数据“微调”通用预测语言模型。

- Method

比较了人类指挥官向机器人发出导航指令的人机交互领域的两种不同的语言理解方法,将基于关联的分类器与 GPT-2 模型进行对比,使用大约 2000 个输入输出示例作为训练数据,还给出了每个模型所犯错误类型的分类,指出它们有一些不同的优点和缺点,因此我们还检查了组合模型的潜力。

- Experimental Result

在这种训练数据水平下,基于相关性的模型比基于 GPT-2 的模型的性能好 79%到 68%,Oracle 组合设置的上限为 85%。(Written by WaiLi,<https://aclanthology.org/2022.lrec-1.625/>)

### 3. AlephBERT: Language Model Pre-training and Evaluation from Sub-Word to Sentence Level(ACL,CCF-A)

- Motivation

虽然在英语中使用 plm 的进展是前所未有的,但在希伯来语中使用 plm 的进展却很少、首先,到目前为止,用于训练大型语言模型的希伯来语资源还不如英语资源大,其次,大多

数用于评估希伯来语 NLP 进展的基准都需要形态学边界,而 plm 的输出中没有形态学边界。

#### - Method

介绍了 AlephBERT, 一个大型的现代希伯来语 PLM, 训练了比以前任何希伯来语 PLM 更大的词汇和更大的数据集。此外, 还介绍了一种新的神经结构, 它可以恢复编码在上下文文化嵌入向量中的形态片段。基于这个新的词形成分, 提供了一个包含多个任务和基准的评估套件, 涵盖了句子级、词级和子词级的分析。

#### - Experimental Result

在所有的任务中, AlephBERT 获得了超越当代希伯来语先进模型的最先进的结果。  
(Written by WaiLi, <https://aclanthology.org/2022.acl-long.4/>)

## 钟清山

2022

### 1. ECPEC: Emotion-Cause Pair Extraction in Conversations (IEEE)

#### • Motivation:

为了充分利用所有说话者的情绪状态, 并弄清楚一个说话者的话语如何影响另一个说话者的情绪状态, 话语级 ECPEC 任务的目标是在不知道情绪标签的情况下提取对话中的 EC 对。

#### • Method:

提取对话中的情感话语对和相应的原因话语对。话语级的 ECPEC 任务更具挑战性, 因为情感与话语的原因话语之间的距离大于子句级的 ECPE 任务。为此, 我们构建了一个新的数据集 ConvECPE, 并为新的 ECPEC 任务提出了一个专门设计的两步框架, 原因情绪语句提取和原因语句配对, 并在此基础上对原因情绪语句的提取进一步细化, 提出了 Joint-Xatt 和 Joint-GCN 模块更加充分的提取情绪原因语句。

#### • Result:

在 ConvECPE 数据集上的实验结果证明了 ECPEC 任务的可行性以及我们的框架的有效性。(written by qingshan zhong) [BibTex](#)

2020

### 2. ECPE-2D: Emotion-Cause Pair Extraction based on Joint Two-Dimensional Representation, Interaction and Prediction (ACL)

#### • Motivation:

, 现有的研究采用了两步框架, 首先提取个体情绪集和原因集, 然后对相应的情绪和原因进行配对。然而, 这种两步的管道存在一些固有的缺陷: 1)建模并不是为了直接提取最终的情绪原因对; 2)第一步的错误会影响第二步的性能。

#### • Method:

提出了一种新的端到端方法, 称为 ECPE-二维 (ECPE-2D), 用二维表示方案来表示情绪原因对。进一步提出了一个二维变压器模块和两种变体, 窗口约束和交叉路二维 Transformer, 来模拟不同的情绪原因对的交互作用。二维表示、交互和预测被集成到一个联合框架中。

#### • Result:

在基准情绪原因语料库上的实验结果表明, 除了联合建模的优势外, 作者的方法在 ECPE 任务上的 F1 分数比最先进的方法高出 7.6 个百分点。

(written by qingshan zhong) [BibTex](#)

2020

### 3. Effective Inter-Clause Modeling for End-to-End Emotion-Cause Pair Extraction (ACL)

#### • Motivation:

以往的工作采用了两步的方法，即第一步分别提取情绪子句和引因子句，第二步训练分类器过滤掉负对。然而，这种用于情绪原因对提取的管道式系统由于存在误差传播的问题，而且这两步可能不能很好地相互适应。

#### • Method:

从排序的角度来处理情绪原因对的提取，即对文档中的候选子句对进行排序，并提出了一种强调子句间建模来执行端到端提取的统一神经网络。它对文档中子句之间的相互关系进行建模，学习具有图注意的子句表示，并通过基于核的相对位置嵌入增强子句对表示，以实现有效排序。

#### • Result:

方法显著优于当前的两步系统，特别是在一个文档中提取多个对的条件下。在基准数据集上的实验结果表明，RANKCP 的性能明显优于以往的系统，进一步的分析验证了该模型中各组件的有效性。

(written by qingshan zhong) [BibTex](#)

黄骏

2021:

### 1 、 Missing Modality Imagination Network for Emotion Recognition with Uncertain Missing Modalities (ACL CCF-A)

#### • Motivation:

虽然多模态融合能够提高情感识别的性能，但是在现实世界中，经常会出现模态缺失的问题，而且哪些模态会缺失是不确定的，这使得固定的多模态融合在这种情况下失效。另外以往的方法对于不同的缺失模态，需要建立不同的模型来识别。

#### • Method:

本文，作者提出缺失模态想象网络(MMIN)来解决上述问题，MMIN模型包含三个主要模型，用于提取特定模态嵌入的模态编码器网络；基于级联残差自编码器和循环一直性学习的想象模块，在给定相应的可用模态的表示的情况下，想象缺失模态的表示，之后收集自编码器中的潜在向量，形成联合多模态表示。最后通过基于联合多模态表示的情绪分类器用于预测情绪类别。

#### • Experimental Result:

作者在 IEMOCAP 和 MSPIMPROV 两个基准数据集上进行实验，并且在不确定确实模态和全模态条件下评估了 MMIN 的性能。将缺失模态的想象表征与其基础真实表征的分布可视化，发现非常相似，这表明 MMIN 可以基于现有模态的表征来想象缺失模态的表征。

(Written by Jun Huang)

### 2 、 Improving Multimodal Fusion with Hierarchical Mutual Information Maximization for Multimodal Sentiment Analysis (EMNLP CCF-B)

#### • Motivation:

在多模态情感分析中，模型的性能很大程度上取决于合成嵌入的质量，也就是模态融合。

以前的工作要么反向传播任务丢失，要么操纵特征空间的几何特性来产生良好的融合结果，而忽略了从输入到融合结果的关键任务相关信息的保存。

#### •Method:

本文提出了种多模态互信息最大化(MMIM)框架。模型首先使用特征提取器(视频和语音)和标记器(文本)将原始输入处理为数值顺序向量，然后将向量编码成单独长度表示。然后模型以两个协同部分工作--融合和 MI 最大化，在融合部分，一个堆叠线性激活层的融合网络 F 将单峰表示转换为融合结果 Z，然后通过 MLP 进行最终预测，MI 部分对输入级和融合级的 MI 下界进行了估计和提升。这两个部分同时工作，产生任务和信息管理相关的损耗进行反向传播 1，通过此模型学习将任务相关的信息注入到融合结果中，并提高主任务预测的准确性。

#### •Experimental Result:

作者在 CMU-MOSI 和 CMU-MOSEI 两个数据上进行了实验，F1 分数比 SOTA 结果高了 1 以上。经过消融研究，进一步证明了 MMIM 的有效性和 MI 最大化框架的必要性。

([Written by Jun Huang](#))

### 3 、 Vision-Language Pre-Training for Multimodal Aspect-Based Sentiment Analysis (ACL CCF-A)

#### •Motivation:

多模态情感分析以前的领域，要么分别使用预先训练的视觉和文本模型，忽略了跨模态对齐;要么使用预先训练的一般预训练任务的视觉-语言模型，这不足以识别细粒度的属性、情感及其跨模态的对齐。

#### •Method:

本文中，作者提出了一个基于特定任务的视觉-语言预训练框架(VLP-MABSA)，该框架基于 BART，并扩展了 BART 来编码文本和视觉输入、并解码来自不同，模式的预训练和下游任务。与一般的预训练方法相比，作者所提出的特定与任务的预训练方法纳入了多模态方面、观点和情感监督，这能够促使了预训练模型去捕获对 MABSA 任务来说重要的主观和客观信息。

#### •Experimental Result:

为了实现粗粒度的文本-图片情感分析，作者在 MVSA-Multi 数据上进行实验。并且采用了一些代表性的预训练模型作为基线。实验结果表明 VLP-MABSA 在文本和多模态方法中，都能够取得较优的水平。([Written by Jun Huang](#))

## 梁家振

2022 :

### 1 、 DiffCSE: Difference-based Contrastive Learning for Sentence Embeddings(NAACL)

#### ● Motivation

学习高质量的句子表示是自然语言处理的一个基本问题，它可以使许多下游任务受益。尽管类 BERT 预训练语言模型已经取得了巨大的成功，但直接使用它们的句子表示往往会降低语义文本相似性任务的表现不佳。我们提出了 DiffCSE，一种用于学习句子嵌入的无监督对比学习框架。

#### ● Method

DiffCSE 学习对原始句子和编辑句子之间的差异敏感的句子嵌入，其中编辑句子是通过



随机屏蔽原始句子，然后从屏蔽语言模型中采样获得的。

- **Experimental result**

实验表明，DiffCSE 在无监督句子表示学习方法中取得了最先进的结果，在语义文本相似性任务上比无监督 SimCSE1 高 2.3 个绝对点。[\(Written by Jiazhen Liang\)](#)

## **2、A Contrastive Framework for Learning Sentence Representations from Pairwise and Triple-wise Perspective in Angular Space (ACL)**

- **Motivation**

学习高质量的句子表示是自然语言处理的一个基本问题，这可能有利于广泛的下游任务。尽管类似 BERT 的预训练语言模型已经取得了巨大的成功，但直接使用它们的句子表示往往会导致语义-文本相似性任务的性能较差。最近，已经提出了几种用于学习句子表征的对比学习方法，并取得了很好的效果。然而，他们中的大多数关注正和负表示对的构成，很少关注像 NTXent 这样的训练目标，这不足以获得辨别力，并且无法建模句子之间语义的部分顺序。

- **Method**

本文提出了一种新的方法 ArcCSE，其训练目标旨在增强成对辨别能力，并对三元组句子的蕴涵关系进行建模。

- **Experimental result**

进行了大量实验，证明我们的方法在各种句子相关任务（包括 STS 和 SentEval）上优于以前的最先进技术。[\(Written by Jiazhen Liang\)](#)

## **3、Contrast and Generation Make BART a Good Dialogue Emotion Recognizer (ACL)**

- **Motivation**

在对话系统中，语义相似的话语在不同语境下可能具有不同的情感。因此，在对话情感识别中，利用说话者依赖性来建模长时间的语境情感关系起着至关重要的作用。同时，区分不同的情感类别是非常重要的，因为它们通常具有语义相似的情感。为此，我们采用有监督的对比学习，使不同的情绪相互排斥，以更好地识别相似的情绪。同时，我们利用辅助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。

- **Method**

为了实现这些目标，我们使用预训练的编码器-解码器模型 BART 作为主干模型，因为它非常适合理解和生成任务。

- **Experimental result**

在四个数据集上的实验表明，我们提出的模型在对话情绪识别方面获得了比最先进的模型更有利的结果。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。[\(Written by Jiazhen Liang\)](#)

## **张泽浩**

**2021:**

### **1、Entity Guided Question Generation with Contextual Structure and Sequence Information Capturing (AAAI)**

- **Motivation:**

问题生成目前仍存在两个主要的不足:第一，前人的工作没有同时捕获上下文中隐藏的

序列信息和结构信息，导致生成问题的结果较差。其次，生成的问题不能由给定的上下文来回答。

- **Method:**

我们提出了一个包含上下文结构信息和序列信息捕获的实体引导问题生成模型。我们使用一个图卷积网络和一个双向长短期记忆网络来同时捕获上下文的结构信息和序列信息。此外，为了提高生成问题的可答性，我们使用实体引导的方法从答案中获取问题类型，并对答案和问题类型进行联合编码。

- **Experimental Result:**

自动和手动指标都表明，该模型具有捕获上下文结构和序列信息的能力，从而提高生成问题的质量。此外，实体引导问题生成的方法可以提高疑问句生成的准确性。[\(Written by Zehao Zhang\)](#)

**2022:**

## **2、Towards Process-Oriented, Modular, and Versatile Question**

### **Generation that Meets Educational Needs (NAACL)**

- **Motivation:**

QG 系统还没有在课堂上被广泛采用。尽管教师们对使用自然语言处理系统来支持问题设计表现出极大的兴趣，但他们中没有人有在实践中使用过这种工具。他们求助于多种信息来源，从领域知识到学生的误解，所有这些都是当今 QG 系统所缺少的。关键目的有两个，了解教师如何创建具有高教育价值的问题，包括决策过程和整个过程中使用的信息源。确定关键的接触点，以改进、设计和重建教师在其实践中发现有用的自然语言处理系统。

- **Method:**

我们对来自 7 所不同大学的 11 名教师进行了深入的需求发现研究，并总结了他们在创建问题时的思维过程和需求。这个过程首先分析了 QG 系统，再在教育领域中分析了 AI 与教师之间的协同关系。在研究过程中，对发现的问题设计提出具体的解决方案。

- **Experimental Result:**

我们的研究揭示了教师构建问题的自然过程，他们面临的挑战，以及他们何时可以从 NLP 支持中受益。根据所得的经验提出了一定的建议 [\(Written by Zehao Zhang\)](#)

**2021:**

## **3、EQG-RACE: Examination-Type Question Generation (AAAI)**

- **Motivation:**

现有的 QG 技术遇到了几个关键问题，即主要从 Web 获得的数据集(如 SQuAD)的语言来源存在偏差和不自然，他们并不适合在真实环境中生成问题。

数据集要么是特定于领域的，要么是单一风格的。这些数据集中的答案通常是从上下文段落中提取的短文本，而问题则是自动从 Web 中提取或由众包工作者生成的。

- **Method:**

我们提出了一种创新的考试型问题生成方法(EQGRACE)来生成基于 RACE 数据集的考试类问题。在 EQG-RACE 中，处理离散的答案信息和长上下文中的

推理主要采用两种策略。本文采用了一种粗糙回答和关键句标注方案来增强输入  
的表示能力。本文设计了一种基于答案引导的图卷积网络(AG-GCN)来获取句子  
间和句内关系的结构信息。

- **Experimental Result:**

实验结果表明, EQG-RACE 具有最先进的性能, 明显优于基线。此外, 我们  
的工作通过数据集的重塑和 QG 方法建立了新的 QG 原型, 为今后的相关研究提  
供了重要的基准。[\(Written by Zehao Zhang\)](#)