### **BART**

## 介绍

BART是一种采用序列到序列模型构建的降噪自编码器,适用于各种最终任务。它使用基于标准transformer的神经机器翻译架构。该模型具有在受损文本上的双向编码器和从左至右的自回归解码器。BART的预训练包括:

- 1. 使用噪声函数破坏文本;
- 2. 学习序列到序列模型以重建原始文本。

## 架构

#### Encoder

Encoder 负责将 source 进行 self-attention 并获得句子中每个词的 representation,最经典的 Encoder 架构就是 BERT,通过 Masked Language Model 来学习词之间的关系。**但是单独** 

### Encoder 结构不适用于生成任务

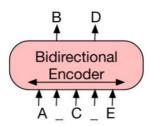


图1 双向编码器:用掩码替换随机Tokens,文档双向编码。丢失的 Tokens是独立预测的。

#### Decoder

输入与输出之间差一个位置,主要是模拟在 Inference 时,不能让模型看到未来的词,这种方式称为自回归。但是单独 Decoder 结构仅基于左侧上下文预测单词,无法学习双向交互。

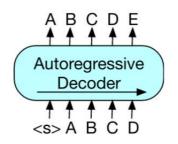


图2 自回归解码器:自回归预测的Tokens,这意味着GPT可以用于生成文本。

### BART 使用标准的 Transformer 模型,不过做了一些改变:

- 1. 同 GPT 一样,将 ReLU 激活函数改为 GeLU,并且参数初始化服从正态分布 N(0,0.02)
- 2. BART base 模型的 Encoder 和 Decoder 各有 6 层,large 模型增加到了 12 层
- 3. BART 解码器的各层对编码器最终隐藏层额外执行 cross-attention

### **Pre-Training BART**

BART的训练方法是先破坏文档,然后使用交叉熵损失(解码器的输出与原始文档之间的交叉熵)通过解码器恢复它们。

与其他去噪自编码器(一般需要定制特定的噪声方案)不同的是BART可以使用任何的加噪方式。在极端情况下,源信息可以全部缺失,此时的BART就蜕化成了一个语言模型。

BART 作者尝试了不同的方式来破坏输入:

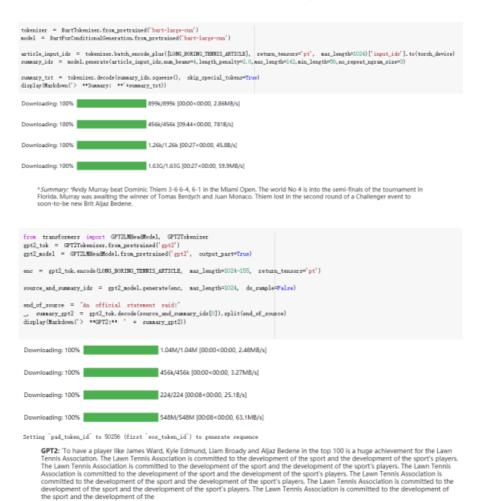
- 1.**Token Masking**:像BERT一样,对随机tokens进行采样并替换为[MASK] token。
- 2.**Token Deletion**: 从输入中删除随机tokens。与token屏蔽不同,该模型必须确定哪些位置缺少输入。
- 3.**Document Rotation**:对几个文本范围进行采样,并用一个 [MASK] token替换(可以是0长度)。
- 4.**Sentence Permutation**:根据句号将文档分为句子。这些句子会随机排列。

5.**Document Rotation**:随机选择一个token,然后对文档进行转换,使其以该token开头。此任务训练模型以识别文档的开始。

## **Fine-tuning BART**

- 1.序列分类任务:编码器和解码器的输入相同,解码器 token 的最终隐藏状态被输入到多类别线性分类器中。BART 在解码器最后额外添加了一个 token,如下图所示,该 token 位置的输出可以被认为是该句子的 representation
- 2.Token分类任务:将相同的输入馈送到编码器和解码器,并使用来自解码器的最终隐藏表示对tokens进行分类。
  - 。。。等等一系列对比实验

# 使用bart模型做一个简单的摘要生成实验



由此可见,在摘要生成任务上,bart比gpt2的效果更好。

后续打算微调做一些其他下游任务的实验。