

# BERT从零详细解读

## 右下角【联系我】



扫码关注微信公众号

文章周更

知识分享

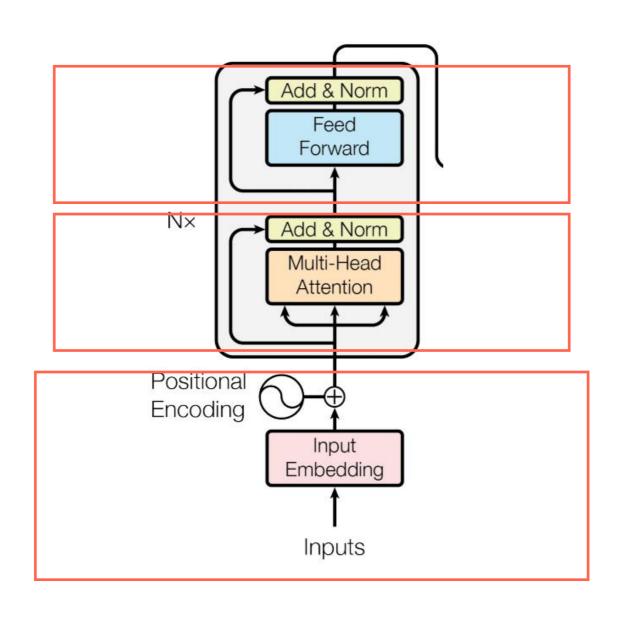
一起进步

求关注,求点赞,求一切!!

- 1. BERT整体模型架构
- 2. 如何做BERT预训练:参数+MLM+NSP
- 3. 如何微调BERT, 提升BERT在下游任务中的效果
- 4. 微调BERT做文本分类的代码解析。

1. BERT整体模型架构

# BERT基础架构-encoder

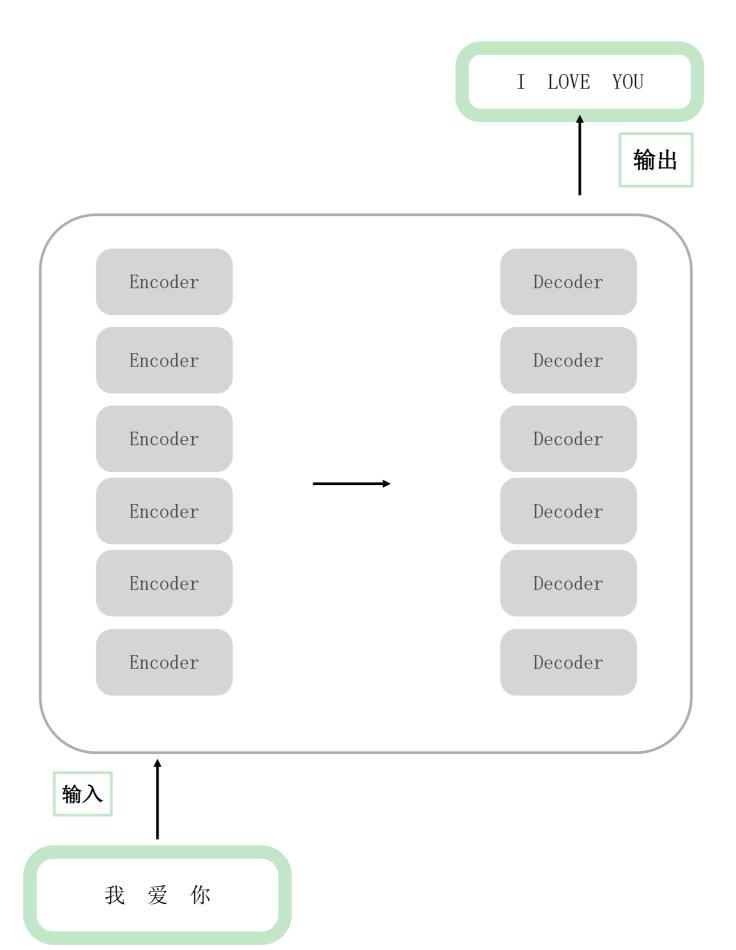


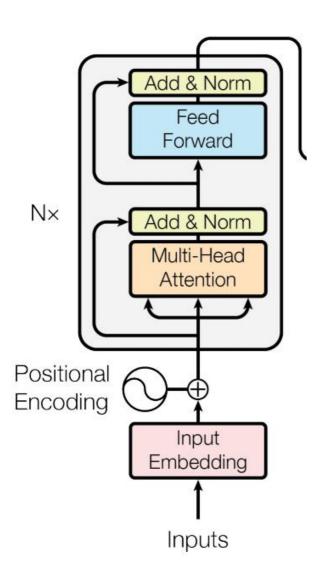
3 前馈神经网络

2 注意力机制

1 输入部分

Encoder Encoder Encoder Encoder Encoder Encoder BERT base 12层 Encoder Encoder Encoder Encoder Encoder Encoder





Input=token emb + segment emb+ position emb

Input=token emb + segment emb+ position emb

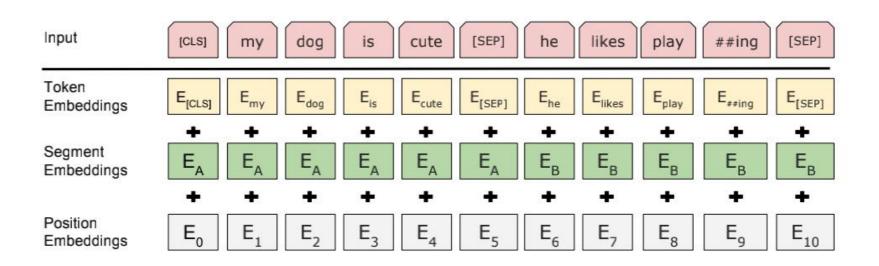


Figure 2: BERT input representation. The input embeddings are the sum of the token embeddings, the segmentation embeddings and the position embeddings.

#### CLS向量不能代表语义信息

3.bert pretrain模型直接拿来用作 sentence embedding效果甚至不如word embedding,cls的 emebdding效果最差(也就是你说的pooled output)。把所有普通token embedding做pooling勉强能用(这个也是开源项目bert-as-service的默认做法),但也不会比word embedding更好。

2. 如何做预训练: MLM+NSP

#### AR

1. 一种是AR,也就是autoregressive,我们称之为自回归模型;只能考虑单侧的信息,典型的就是GPT

# 无监督目标函数

#### AE

1. 一种是AE,也就是autoencoding,我们称之为自编码模型;从损坏的输入数据中预测重建原始数据。可以使用上下文的信息

#### 【我爱吃饭】

AR

P(我爱吃饭) = P(我)P(爱|我)P(吃|我爱)P(饭|我爱吃);

AE

mask之后: 【我爱mask饭】

P(我爱吃饭 | 我爱mask饭) = P(吃 | 我爱饭)

# mask概率问题

10%替换成其他

随机mask15%单词

10%保持不变

80%替换为mask

## mask代码实践

```
for index in mask_indices:
# 80% of the time, replace with [MASK]
if random.random() < 0.8:
    masked_token = "[MASK]"
else:
    # 10% of the time, keep original
    if random.random() < 0.5:
          masked_token = tokens[index]
    # 10% of the time, replace with random word
    else:
          masked_token = random.choice(vocab_list)</pre>
```

## NSP任务

#### NSP样本如下:

- 从训练语料库中取出两个连续的段落作为正样本
- 从不同的文档中随机创建一对段落作为负样本

3. 提升BERT在下游任务中的效果

1. 谷歌中文bert

2. 基于任务数据做未微调

#### 我们可以分为四步骤走:

#### 比如做微博文本情感分析

- 1. 在大量通用语料上训练一个LM (Pretrain); --中文谷歌BERT
- 2. 在相同领域 上继续训练LM (Domain transfer); --在大量微博文本上继续训练这个BERT
- 3. 在任务相关的小数据上继续训练LM(Task transfer); ---在微博情感文本上(有的文本不属-
- 4. 在任务相关数据上做具体任务(Fine-tune)。-

1. 动态mask

1. ngram-mask

参数:

数据增强/自蒸馏/外部知识融入