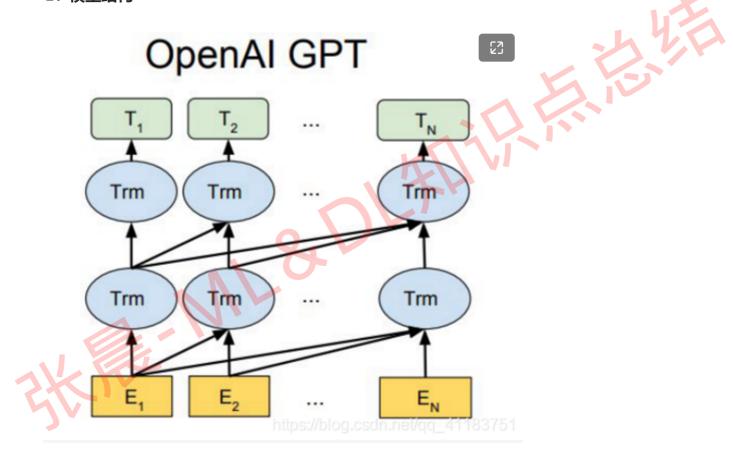
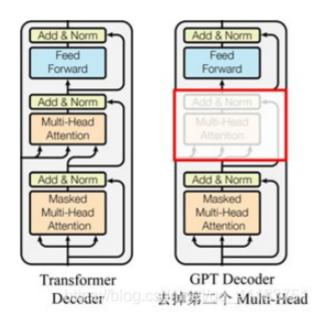


7. GPT

1. 模型结构



GPT 使用 Transformer 的 Decoder 结构,并对 Transformer Decoder 进行了一些改动(掩码 多头自注意力+前馈) X



$$h_0 = UW_e + W_p$$

 $h_l = \texttt{transformer_block}(h_{l-1}) \forall i \in [1, n]$

$$P(u) = \mathtt{softmax}(h_n W_e^T)$$

Wp 是单词位置的 Embedding,We 是单词的 Embedding。用 voc 表示词汇表大小,pos 表示最长的句子长度,dim 表示 Embedding 维度,则 Wp 是一个 pos×dim 的矩阵,We 是一个 voc×dim 的矩阵。

h0代表此时输入的序列特征,得到输入h0之后,需要将h0依次传入GPT的所有 Transformer Decoder 里,最终得到ht。

2. 预训练部分

(1) 给定无标签语料库U={u1,...,un},使用标准语言建模目标来最大化以下可能性:

$$L_1(\mathcal{U}) = \sum_{i} \log P(u_i|u_{i-k}, \dots, u_{i-1}; \Theta)$$

k是基于语境窗口的大小,条件概率P表示在参数下采用神经网络建模的可能性(下一个单词仅和前k个单词有关)。训练参数可以通过梯度下降获得。

3. 微调部分

(1) 拿简单分类任务举例,假设我们有带标签的数据集C,对于输入序列[x1,x2,...xm]以及标签y,首先将输入序列输入到预训练模型中,得到 transformer 最后一层的输出 h_i^m ,然后再经过全连接层与softmax,得到预测的概率。简单分类任

$$P(y|x^1,\ldots,x^m) = \operatorname{softmax}(h_l^m W_y).$$

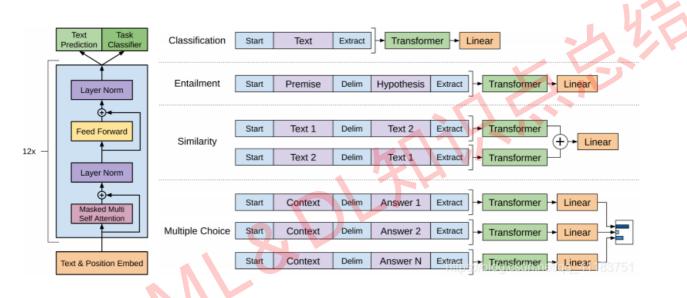
务的目标函数是

$$L_2(\mathcal{C}) = \sum_{(x,y)} \log P(y|x^1,\dots,x^m).$$

(2) 具体微调时结合了语言模型的部分

$$L_3(\mathcal{C}) = L_2(\mathcal{C}) + \lambda * L_1(\mathcal{C})$$

不同的任务有不同的输入构造方式,但大同小异,如下图所示



4. 下游NLP任务

- 分类
- ・文本蕴含
- 文本相似度计算
- 常识推理和问答
- 5. 损失函数

$$L_3(\mathcal{C}) = L_2(\mathcal{C}) + \lambda * L_1(\mathcal{C})$$

6. GPT与ELMO的区别

- ELMo采用的是双向语言模型, GPT是单向语言模型
- ELMO采用LSTM建立语言模型, GPT采用transformer的decoder部分
- · GPT在fine-tune的时候,最终目标里加入了原语言模型的训练目标最为辅助,提升了收敛速度以及更好的效果

7. GPT与BERT的区别

- · bert采用transformer中的encoder部分; GPT采用transformer中的decoder部分
- · bert是双向模型, GPT是单向模型
- GPT的预训练部分任务是语言模型,BERT预训练部分的任务是MML和NSP

8. GPT的优缺点

- 优点是利用了transformer的中attention的优势,采用attention的方式更好对长距离依赖 关系进行建模
- 缺点是不是双向模型

https://blog.csdn.net/qq_41183751/article/details/111603365 https://blog.csdn.net/qq_41183751/article/details/111603365
https://zhuanlan.zhihu.com/p/65886515 <https: 65886515="" p="" zhuanlan.zhihu.com=""></https:>
- L 45