BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding

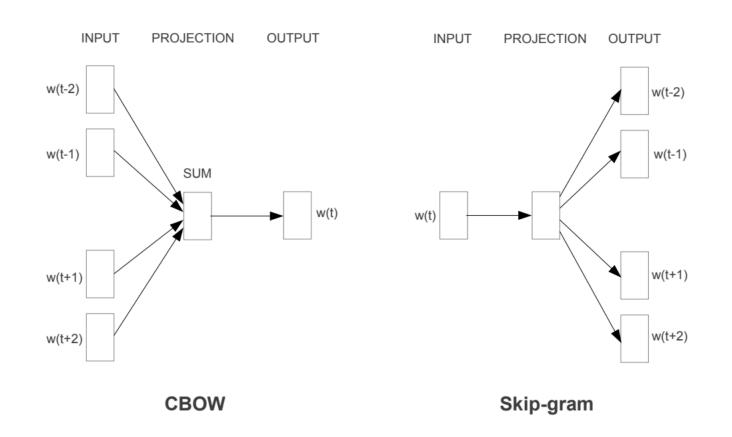
Jacob Devlin Ming-Wei Chang Kenton Lee Kristina Toutanova
Google AI Language

{jacobdevlin,mingweichang,kentonl,kristout}@google.com

https://arxiv.org/pdf/1810.04805.pdf

神经网络语言模型

• Word2Vec:如果上下文是相似的,语义也是相似的。



神经网络语言模型

• Word2Vec缺点

Sent1: Only five miles from the river bank.
 Sent2: The bank is very close to my house.
 Bank: 1. 河岸 2. 银行

- 只能得到静态的Word Embedding
- 对于一词多义表示的不够好

神经网络语言模型

• 动态Word Embedding的NNLM

- 1. ELMO(论文: Deep contextualized word representations)
- 2. GPT(论文:Improving Language Understanding with Unsupervised Learning)
- 3. BERT

BERT

- Bidirectional Encoder Representations from Transformers
- 2018年由谷歌提出
- 刷新了自然语言处理的11项记录
- 对NLP来说有非常重要的意义(里程碑)

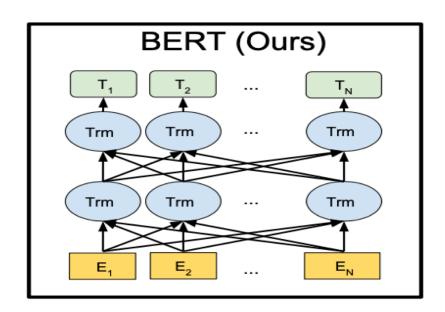
BERT结构

• 网络结构:窄而深

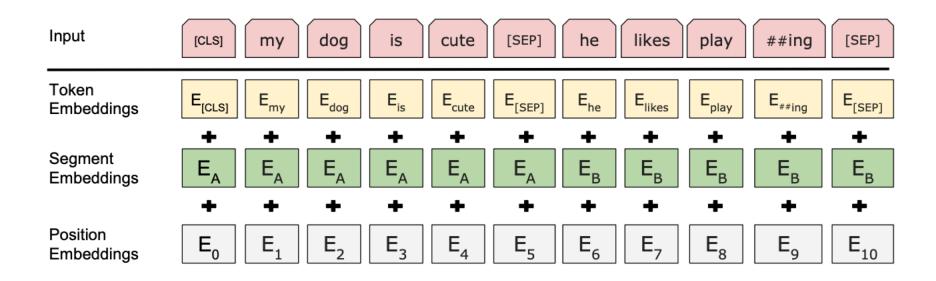
• BERT_{BASE}: 12层

• BERT_{LARGE}: 24层

•每一层都是一个 "Transformer块"



BERT输入



每个位置的输入均有三部分构成, 三个向量加和作为当前词的输入

- 1. Token级别的向量
- 2. Segment级别的向量
- 3. 位置向量

*第一个位置是[CLS]标记,句子结尾是[SEP]标记

BERT预训练过程

- Masked Language Model
 - 随机mask每一个句子中15%的词,用其上下文来做预测,例如:my dog is hairy → my dog is [MASK]
- Next Sentence Prediction
 - 选择一些句子对A与B,其中50%的数据B是A的下一条句子,剩余50%的数据B是语料库中随机选择的,预测两个句子是否是上下文关系。

BERT在下游任务的应用方式

- Fine-tuning (推荐)
 - 根据相应的任务对BERT的输出结构进行改造
 - 加载预训练的模型参数
 - 在相应的任务上继续训练
- 使用词向量

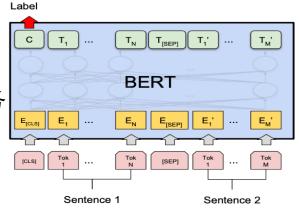
BERT模型参数会随着下游任务的训练而发生变化

- 作为其他网络结构的输入
- 训练下游任务的模型

不同任务的Fine-tuning

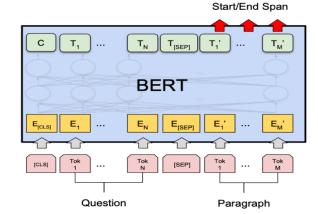
Class

a.句子对分类任务

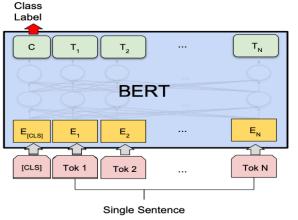


(a) Sentence Pair Classification Tasks: MNLI, QQP, QNLI, STS-B, MRPC, RTE, SWAG

c.机器问答任务

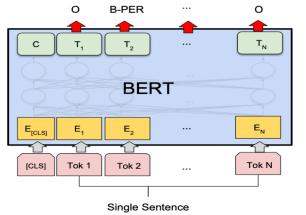


(c) Question Answering Tasks: SQuAD v1.1



b.单句分类任务

(b) Single Sentence Classification Tasks: SST-2, CoLA



d.序列标注任务

(d) Single Sentence Tagging Tasks: CoNLL-2003 NER

BERT优点

- 充分利用了大量的无监督语料, 学习到了一些语言学知识
- 利用Transformer作为特征提取器
- 动态词向量更恰当的表示语义信息
- 效果非常好

BERT的实现

- TensorFlow版本 (https://github.com/google-research/bert)
- Pytorch版本 (<u>https://github.com/huggingface/transformers</u>)

BERT的学习参考

http://www.52nlp.cn/tag/bert%E8%A7%A3%E8%AF%BB