分词器(tokenizer)

BPE分词器训练和使用示例代码(内含详细注释)

定义和概念

分词器将文本拆分成一个个词元(被称为token,通常是比一个字或单词更小的单元),然后将每个token映射到一个唯一的数字ID。这样,文本就可以被转换成数字序列,可以被大语言模型所使用了。

一般情况下,我们可以使用预训练的分词器,例如BERT、GPT、百度、千问等都提供了分词器。但是,在某些情况下,我们需要为特定任务定制分词器。例如,如果我们正在处理一个特定的领域或语言,我们可能需要创建一个专门针对该领域的分词器。或者针对特定任务,我们不需要分词器中的所有词汇,就可以创建一个只包含我们需要的词的自定义分词器。

常用分词器

在Hugging Face的Transformers库中,models 模块提供了几种不同的模型用于分词。基于这些模型和训练文本数据(比如预训练数据),我们可以训练用于特定任务的分词器。

常见的分词器模型有:

- BPE(Byte-Pair Encoding): 用于创建子词单位(subword units)的分词器,是最常用的模型之一;
- WordPiece: 类似于BPE, 但使用了稍微不同的方法来选择要合并的符号对,是最常用的模型之一;
- Unigram: 一种基于概率的方法,可以视为是WordPiece的泛化;
- CharBPETokenizer: 一种基于字符级别的BPE, 适用于需要更细颗粒度处理的语言。比如形态丰富的土耳其语。

分词器训练原理:以BPE为例

BPE分词器的训练过程如下:

1. 初始化:字符级token(词元)的拆分 BPE算法以单个字符作为初始词汇表的基础。如,对于英文文本,初始词汇表价格包含所有英文字母(大小写)、数字、标点符号以及其他特殊字符等。这可以确保即使在训练文本数据中从未见过的 单词,也可以通过词元的组合来表示。比如,我们自创一个英文单词"tiaoyu",它至少可以被拆分为"t"、"i"、"a"、"o"、"y"、"u",而这些字母都是初始词汇表中的词元。

2. 词频统计:识别出最常出现的词元对

BPE算法会遍历整个训练文本数据,并记录每一对相邻词元(之前迭代形成的词元)同时出现的次数。这一步的目的是识别出最常共同出现的词元对,它们可能在后续步骤中并合并为一个新的词元。

3. 合并词元:扩充词汇表

选择最高频次的词元对,将它们合并成一个新的词元。例如,在英文文本中,"t"和"h"可能是最常见的词元对之一,它们会合并成一个新的词元"th"。更新词汇表,加入新的词元(只增不减,之前的词元仍然保留)。

4. 重复迭代: 直到词汇表大小满足要求

重复步骤2和3,直到词汇表的大小达到预设的阈值(vocab_size)或满足其他停止条件(如,最小频次min_frequency等等)。如果设置了多个停止条件,通常会选择最先满足的条件作为停止迭代的依据。比如,如果min_frequency较大的值,那最终生成的词汇表大小可能小于预设的vocab_size,因为这时已经找不到高于min_frequency的词元对可以合并了。不断执行上述过程,词汇表将从仅包含单个字符的初始词汇表扩展到更复杂的词元结构。

在文本处理时,BPE会优先使用较长的字词来分割文本。