怎么让英文大语言模型支持中文? (二) —— 继续预训练篇

来自: AiGC面试宝典



2023年09月29日 12:28



扫码 查看更

一、为什么需要进行继续预训练?

前面我们已经讲过怎么构建中文领域的tokenization:

接下来我们将介绍继续预训练。

我们新增加了一些中文词汇到词表中,这些词汇是没有得到训练的,因此在进行指令微调之前我们要进行预训

练。预训练的方式一般都是相同的,简单来说,就是根据上一个字预测下一个字是什么。为了方便起见,我们这里直接使用IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese模型,并且tokenizer也是其自带的。

二、如何对 继续预训练 数据预处理?

同样的,我们使用的数据还是斗破苍穹小说数据。首先我们看看是怎么处理数据的,数据位于data下,分别为corpus.txt和test corpus.txt,每一行为一句或多句话。再看看数据预处理的部分,在test dataset.py里面:

```
import os
import logging
import datasets
import transformers
from pprint import pprint
from itertools import chain
from datasets import load_dataset, concatenate_datasets
from transformers.testing_utils import CaptureLogger
from transformers import AutoTokenizer, LlamaTokenizer
tok_logger =
transformers.utils.logging.get logger ("transformers.tokenization utils base")
logger = logging.getLogger(__name__)
lm datasets = []
files = ["data/test corpus.txt"]
data_cache_dir = "./cache_data"
preprocessing num workers = 1
# tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("hfl/chinese-bert-wwm-ext")
tokenizer = LlamaTokenizer.from pretrained("ziqingyang/chinese-llama-lora-7b")
tokenizer = AutoTokenizer.from pretrained("IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-
BertTokenizer-chinese")
def print dict(adict):
  for k, v in adict. items():
   print(k, v)
```

```
def tokenize_function(examples):
        with CaptureLogger(tok_logger) as cl:
            output = tokenizer(examples["text"])
        # clm input could be much much longer than block_size
        if "Token indices sequence length is longer than the" in cl.out:
            tok_logger.warning(
                               ^^ Please ignore the warning above - this long input
will be chunked into smaller bits"
                " before being passed to the model."
        return output
block\_size = 128
# 将所有文本进行拼接
def group_texts(examples):
        # Concatenate all texts.
        concatenated_examples = {k: list(chain(*examples[k])) for k in
examples.keys()}
        total_length = len(concatenated_examples[list(examples.keys())[0]])
        # We drop the small remainder, we could add padding if the model supported
it instead of this drop, you can
        # customize this part to your needs.
        if total length >= block size:
            total length = (total length // block size) * block size
        # Split by chunks of max_len.
        result = {
           k: [t[i : i + block_size] for i in range(0, total_length, block_size)]
            for k, t in concatenated_examples.items()
        result["labels"] = result["input ids"].copy()
        return result
for idx, file in enumerate(files):
    data_file = file
    filename = ''.join(file.split(".")[:-1])
    cache_path = os.path.join(data_cache_dir, filename)
   os.makedirs(cache_path, exist_ok=True)
        processed dataset = datasets. load from disk(cache path,
keep_in_memory=False)
        print(f'training datasets-{filename} has been loaded from disk')
    except Exception:
        cache_dir = os.path.join(data_cache_dir, filename + "_text")
        os.makedirs(cache_dir, exist_ok=True)
```

```
raw_dataset = load_dataset("text", data_files=data_file,
cache_dir=cache_dir, keep_in_memory=False)
       print_dict(raw_dataset["train"][0])
       # 直接进行tokenize, 需要注意的是只需要在句子开头加上bos_token
        tokenized_dataset = raw_dataset.map(
            tokenize_function,
            batched=True,
            num proc=preprocessing num workers,
            remove_columns="text",
            load_from_cache_file=True,
            keep_in_memory=False,
            cache_file_names={k: os.path.join(cache_dir, f'tokenized.arrow') for k
in raw_dataset},
            desc="Running tokenizer on dataset",
       print_dict(tokenized_dataset["train"][0])
       grouped_datasets = tokenized_dataset.map(
            group_texts,
            batched=True,
            num_proc=preprocessing_num_workers,
            load_from_cache_file=True,
            keep in memory=False,
            cache file names={k: os.path.join(cache dir, f'grouped.arrow') for k in
tokenized_dataset},
            desc=f"Grouping texts in chunks of {block_size}",
       )
       processed_dataset = grouped_datasets
       print dict(processed dataset["train"][0])
       processed_dataset. save_to_disk(cache_path)
    if idx == 0:
       lm_datasets = processed_dataset['train']
    else:
       assert lm_datasets.features.type ==
processed_dataset["train"]. features. type
        lm_datasets = concatenate_datasets([lm_datasets,
processed_dataset["train"]])
lm datasets = lm datasets.train test split(test size=0.1)
print_dict(lm_datasets["train"][0])
```

```
input ids [21134, 1348, 671, 3613, 677, 3373, 749, 8024, 6821, 3613, 3683, 677,
3613, 6820, 4080, 1220, 8024, 4493, 5635, 4080, 1220, 1168, 749, 677, 837, 749,
4995, 5688, 1316, 679, 4761, 6887, 1355, 1139, 3341, 4638, 1765, 3635, 511, 21133]
input ids [21134, 1348, 671, 3613, 677, 3373, 749, 8024, 6821, 3613, 3683, 677,
3613, 6820, 4080, 1220, 8024, 4493, 5635, 4080, 1220, 1168, 749, 677, 837, 749,
4995, 5688, 1316, 679, 4761, 6887, 1355, 1139, 3341, 4638, 1765, 3635, 511, 21133,
21134, 2219, 2217, 8024, 1068, 754, 3173, 741, 8024, 677, 3373, 1184, 2768, 5327,
1962, 2533, 3300, 763, 1139, 725, 1759, 6486, 4638, 2692, 3160, 8024, 2190, 754,
6821, 819, 1331, 4798, 4638, 2768, 5327, 8024, 1759, 6486, 2552, 7027, 6820, 4696,
3300, 1126, 1146, 2684, 2607, 680, 2558, 2559, 8024, 6006, 6432, 3295, 5307, 3300,
782, 6432, 1759, 6486, 3221, 1170, 1139, 3341, 4638, 3144, 2945, 8024, 2190, 754,
6821, 763, 4522, 6241, 8024, 2769, 738, 2400, 3313, 1922, 6814, 1762, 2692, 8024,
1166, 4638, 2769, 679]
labels [21134, 1348, 671, 3613, 677, 3373, 749, 8024, 6821, 3613, 3683, 677, 3613,
6820, 4080, 1220, 8024, 4493, 5635, 4080, 1220, 1168, 749, 677, 837, 749, 4995,
5688, 1316, 679, 4761, 6887, 1355, 1139, 3341, 4638, 1765, 3635, 511, 21133, 21134,
2219, 2217, 8024, 1068, 754, 3173, 741, 8024, 677, 3373, 1184, 2768, 5327, 1962,
2533, 3300, 763, 1139, 725, 1759, 6486, 4638, 2692, 3160, 8024, 2190, 754, 6821,
819, 1331, 4798, 4638, 2768, 5327, 8024, 1759, 6486, 2552, 7027, 6820, 4696, 3300,
1126, 1146, 2684, 2607, 680, 2558, 2559, 8024, 6006, 6432, 3295, 5307, 3300, 782,
6432, 1759, 6486, 3221, 1170, 1139, 3341, 4638, 3144, 2945, 8024, 2190, 754, 6821,
763, 4522, 6241, 8024, 2769, 738, 2400, 3313, 1922, 6814, 1762, 2692, 8024, 1166,
4638, 2769, 679]
input_ids [21134, 1348, 671, 3613, 677, 3373, 749, 8024, 6821, 3613, 3683, 677,
3613, 6820, 4080, 1220, 8024, 4493, 5635, 4080, 1220, 1168, 749, 677, 837, 749,
4995, 5688, 1316, 679, 4761, 6887, 1355, 1139, 3341, 4638, 1765, 3635, 511, 21133,
21134, 2219, 2217, 8024, 1068, 754, 3173, 741, 8024, 677, 3373, 1184, 2768, 5327,
1962, 2533, 3300, 763, 1139, 725, 1759, 6486, 4638, 2692, 3160, 8024, 2190, 754,
6821, 819, 1331, 4798, 4638, 2768, 5327, 8024, 1759, 6486, 2552, 7027, 6820, 4696,
3300, 1126, 1146, 2684, 2607, 680, 2558, 2559, 8024, 6006, 6432, 3295, 5307, 3300,
782, 6432, 1759, 6486, 3221, 1170, 1139, 3341, 4638, 3144, 2945, 8024, 2190, 754,
6821, 763, 4522, 6241, 8024, 2769, 738, 2400, 3313, 1922, 6814, 1762, 2692, 8024,
1166, 4638, 2769, 679]
```

```
labels [21134, 1348, 671, 3613, 677, 3373, 749, 8024, 6821, 3613, 3683, 677, 3613,
6820, 4080, 1220, 8024, 4493, 5635, 4080, 1220, 1168, 749, 677, 837, 749, 4995,
5688, 1316, 679, 4761, 6887, 1355, 1139, 3341, 4638, 1765, 3635, 511, 21133, 21134,
2219, 2217, 8024, 1068, 754, 3173, 741, 8024, 677, 3373, 1184, 2768, 5327, 1962,
2533, 3300, 763, 1139, 725, 1759, 6486, 4638, 2692, 3160, 8024, 2190, 754, 6821,
819, 1331, 4798, 4638, 2768, 5327, 8024, 1759, 6486, 2552, 7027, 6820, 4696, 3300,
1126, 1146, 2684, 2607, 680, 2558, 2559, 8024, 6006, 6432, 3295, 5307, 3300, 782,
6432, 1759, 6486, 3221, 1170, 1139, 3341, 4638, 3144, 2945, 8024, 2190, 754, 6821,
763, 4522, 6241, 8024, 2769, 738, 2400, 3313, 1922, 6814, 1762, 2692, 8024, 1166,
4638, 2769, 679]
```

具体是:

- 1. 先使用tokenizer()得到相关的输入,需要注意的是可能会在文本前后添加特殊的标记,比如bos_token_id和eos_token_id,针对于不同模型的tokneizer可能会不太一样。这里在unput_ids前后添加了21134和21133两个标记。
- 2. 然后将所有文本的input_ids、attention_mask, token_type_ids各自拼接起来(展开后拼接,不是二维数组之间的拼接),再设定一个最大长度block_size,这样得到最终的输入。

三、如何 构建模型?

在test model.py里面我们可以初步使用预训练的模型看看效果:

```
from transformers import BertTokenizer, GPT2LMHeadModel, AutoModelForCausalLM
hf_model_path = 'IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese'
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained(hf_model_path)
# model = GPT2LMHeadModel.from pretrained(hf model path)
model = AutoModelForCausalLM.from pretrained(hf model path)
def generate_word_level(input_text, n_return=5, max_length=128, top_p=0.9):
    inputs =
tokenizer(input_text, return_tensors='pt', add_special_tokens=False). to(model.device)
    gen = model.generate(
                            inputs=inputs['input ids'],
                            max_length=max_length,
                            do_sample=True,
                            top_p=top_p,
                            eos_token_id=21133,
                            pad_token_id=0,
                            num return sequences=n return)
```

```
sentences = tokenizer.batch_decode(gen)
for idx, sentence in enumerate(sentences):
    print(f'sentence {idx}: {sentence}')
    print('***20)
    return gen
# 西湖的景色
outputs = generate_word_level('西湖的景色', n_return=5, max_length=128)
print(outputs)
```

输出

sentence 0: 西湖的景色很美丽,古代有个名叫:西湖的湖南和江南的一段。湖面上有一座小小的湖泊,有一片湖泊和一座小岛,有一处小的小镇。在西湖里,每个人都是在湖边,你可以在小小湖里畅游。西湖上是古代建筑,但湖水不多。西湖上是一座水库,古代有个名叫:西湖的湖南和江南的一段。湖

sentence 1: 西湖的景色美不胜数。近日,位于湖北省湖北省石家庄市的石家庄旅游风景区被命名为"湖北省国家级森林公园"。园内有一座石屋,位于石屋与石屋的对面,总面积3.2平方公里,其中一座石屋,由石屋和石屋组成,一栋大型石屋由石屋组成,三栋石屋由石屋组成。石屋主要是一座石屋

sentence 2: 西湖的景色在古城、小镇和城郊中,有大片的湖泊,是古典中的佳肴,湖水清澈,湖中有一大块鱼,在湖水里散发着浓郁的清香。湖水中,有各种颜色的鱼、蟹、贝壳类的水产品。湖边有的池塘也有的水果摊位,可供上千家店。在湖中央的湖中央有三个小水塘,水塘长约三丈,两端长,塘底

sentence 3: 西湖的景色也很漂亮,可以说是城市的象征,而且还有小小的山洞,看到了,我们在西湖的中心也很近,所以也没有停止,西湖的风景很秀美,我们也不愿意停留在这样的地方。西湖是世界上最美的湖泊,也是最令人羡慕的旅游区,西湖的美丽不容小视,是我们心中最美的风景。西湖在西湖

sentence 4: 西湖的景色是如此独特,那水碧草如黛,池水清新,一池青湖,游人可以品一小池花。""好景如画,山清水秀,碧草如茵,池清潭秀。"黄湖"是西湖的"绿色湖"。西湖的景色是如此独特,那水碧草如黛,池水清新,一池青湖,游人可以品一小池花。""好景如画,山清水秀,碧草如茵

接下来是使用该模型针对我们自己的数据进行继续预训练了。需要注意的几个地方:

1. 如果是我们自己定义的tokenizer,需要将模型的嵌入层和Im_head层的词表数目进行重新设置:

```
model_vocab_size = model.get_output_embeddings().weight.size(0)
model.resize_token_embeddings(len(tokenizer))
```

2. 这里我们使用参数有效微调方法lora进行微调,我们需要设置额外保存的参数: transformer.wte, Im_head。这个可以通过find lora names.py里面获得。

- 3. 原始chinsee-llama-alpaca使用lora保存参数有问题,这里进行了修改并只保存一份lora权重。
- 4. 使用test_pretrained_model.py的时候也要记得先对vocab_size进行重新设置。

```
$ torchrun --nnodes 1 --nproc_per_node 1 run_clm_pt_with_peft.py --deepspeed ds_zero2_no_offload.json --model_name_or_path IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese --tokenizer_name_or_path IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese --dataset_dir data --data_cache_dir temp_data_cache_dir --validation_split_percentage 0.001 --per_device_train_batch_size 32 --per_device_eval_batch_size 16 --do_train --seed $RANDOM --fp16 --max_steps 2500 --1r_scheduler_type cosine --learning_rate 2e-4 --warmup_ratio 0.05 --weight_decay 0.01 --logging_strategy steps --logging_steps 10 --save_strategy steps --save_total_limit 3 --save_steps 50 --gradient_accumulation_steps 1 --preprocessing_num_workers 8 --block_size 512 --output_dir output_dir --overwrite_output_dir --ddp_timeout 30000 --logging_first_step True --lora_rank 8 --lora_alpha 32 --trainable c_attn --modules_to_save transformer.wte, lm_head --lora_dropout 0.05 --torch_dtype float16 --gradient_checkpointing --ddp_find_unused_parameters False
```

即:

```
torchrun --nnodes 1 --nproc_per_node 1 run_clm_pt_with_peft.py \
--deepspeed ds_zero2_no_offload.json \
--model_name_or_path IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese \
--tokenizer_name_or_path IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese
--dataset_dir data \
--data_cache_dir temp_data_cache_dir \
--validation_split_percentage 0.001 \
--per_device_train_batch_size 32 \
--per device eval batch size 16 \
--do_train --seed $RANDOM \
--fp16 \
--max steps 2500 \
--lr_scheduler_type cosine \
--learning_rate 2e-4 \
--warmup ratio 0.05 \
--weight_decay 0.01 \
--logging_strategy steps \
--logging_steps 10 \
--save_strategy steps \
--save_total_limit 3 \
--save steps 50 \
--gradient_accumulation_steps 1 \
--preprocessing_num_workers 8 \
--block_size 512 \
--output dir output dir \
--overwrite_output_dir \
--ddp_timeout 30000 \
--logging_first_step True \
--lora_rank 8 \
```

```
--lora_alpha 32 \
--trainable c_attn \
--modules_to_save transformer.wte, lm_head \
--lora_dropout 0.05 \
--torch_dtype float16 \
--gradient_checkpointing \
--ddp_find_unused_parameters False
```

由于使用了seepspeed中ZeRo, 占用的显存会更小。

四、如何 使用模型?

最后我们可以这么使用模型,在test_pretrained_model.py中:

```
import os
import torch
from transformers import BertTokenizer, GPT2LMHeadModel, AutoModelForCausalLM
from peft import PeftModel
hf_model_path = 'IDEA-CCNL/Wenzhong2.0-GPT2-110M-BertTokenizer-chinese'
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained(hf_model_path)
# model = GPT2LMHeadModel.from_pretrained(hf_model_path)
model = AutoModelForCausalLM.from_pretrained(hf_model_path)
model_vocab_size = model.get_output_embeddings().weight.size(0)
model.resize_token_embeddings(len(tokenizer))
model = PeftModel.from_pretrained(model, os.path.join("output_dir",
"adapter_model"), torch_dtype=torch.float32)
model.cuda()
model. eval()
def generate_word_level(input_text, n_return=5, max_length=128, top_p=0.9):
    inputs =
tokenizer(input_text, return_tensors='pt', add_special_tokens=False). to(model.device)
    gen = model.generate(
                            inputs=inputs['input ids'],
                            max_length=max_length,
                            do_sample=True,
                            top_p=top_p,
                            eos_token_id=21133,
                            pad_token_id=0,
                            num_return_sequences=n_return)
    sentences = tokenizer.batch_decode(gen)
    for idx, sentence in enumerate(sentences):
        print(f'sentence {idx}: {sentence}')
        print('*'*20)
    return gen
```

outputs = generate_word_level('眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎',n_return=5,max_length=128)

print(outputs)

output

sentence 0: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎淡淡的道。</endoftext/> [PAD] [PAD]

sentence 1: 眼 角 斜 瞥 着 柳 翎 那 略 微 有 些 阴 沉 的 脸 庞 。 萧 炎 一 怔 。 手 掌 猛 然 一 僵 。 手 指 一 扯 。 旋 即 在 房 门 内 停 留 。 旋 即 一 口 鲜 血 喷 涌 而 出 。 < | endoftext | >

sentence 2: 眼 角 斜 瞥 着 柳 翎 那 略 微 有 些 阴 沉 的 脸 庞 。 萧 炎 顿 时 愣 了 愣 。 他 这 是 何 人 ? 怎 能 知 道 这 位 灰 袍 老 者 出 手 啊 ? <|endoftext|>
[PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD]

sentence 3: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎心中有着什么感触?
(endoftext) [PAD] [PAD

sentence 4: 眼 角 斜 瞥 着 柳 翎 那 略 微 有 些 阴 沉 的 脸 庞 。 萧 炎 微 皱 着 眉 头 。 转 过 身 。 轻 声 道: " 柳 翎 。 是 你 的 人 ? " 〈|endoftext|〉 [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD] [PAD]

对于没有经过继续预训练的模型结果:

sentence 0: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎,男,1964年生,河北齐齐哈尔市人。1979年毕业于武汉工学院中文系,1988年毕业于中国人民大学中文系,历任中国人民大学高级教师、教育部大学文学系主任,中国语言文学会理事,中国人民大学历史学会副会长,中国作家协会员,中国作家协会会

sentence 1: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎的脸庞在不同时期会发出来,这样的眉目和眉目能够很容易的在一起,能够让人看得见的就是这样的眉目。那一对情侣还是非常喜欢的,不过他们的交往方式也是各种多样的,最后的交往方式就是让所有的人都看到了自己的内心。他们俩是非常相

sentence 2: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎眼睛看向柳翎,眼眸里满是伤痕。"天边来客。"柳翎那无情的目光中透着几分冷漠的微笑。"没有你的名字,你只是名字。"柳翎在柳翎眼前一怔,无意中却看出了柳翎已经在想要离开了。柳翎说这些东西有的是一次次的意外,她还是有意的,

sentence 3: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎的脸上只有几分阴沉,但却能够带着微微的怜惜之心。萧炎眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎眼角

sentence 4: 眼角斜瞥着柳翎那略微有些阴沉的脸庞。萧炎已经是年轻貌美的人,在某处留下的是无尽的光影。她的微笑也在耳畔闪烁着光影。他不断地伸出手指,他在他的微笑中轻松地走着,而柳翎却始终沉默。他已经是个女孩子,在某处也许你听不见。他轻轻地接过他的手,轻轻地说道:"没有人听

模型确实得到了有效的训练。

〇 知识星球