

KoDALLE Code

GitHub - KR-HappyFace/KoDALLE: 💽 Text to Image in Korean

Training DALLE from scratch, utilizing target language's PLMs' token embedding layer and position embedding layer as text encoder. For the project details, please refer to README.pdf Training DALLE model





https://github.com/KR-HappyFace/KoDALLE

Text to Image in Korean

6 ⊙ 0 ☆ 74 ೪ 21 Contributors Issues Stars Forks

https://s3-us-west-2.amazonaws.com/secure.notion-static.com/0f592fa3-5aec-467f-affc-a67a3fbfffd6/KoDALLE_KEANU.zip

Dependency

- \$ conda install pytorch torchvision torchaudio cudatoolkit=11.3 -c pytorch
- \$ conda install tqdm pandas scikit-learn
- \$ pip install axial_positional_embedding optuna psycopg2-binary pre-commit\
 split-folders ptflops adamp easydict cpython einops

문제

pip install dalle_pytorch

이 명령어를 입력하기 전에 아래 패키지를 다음과 같이 설치하지 않는다면 계속 오류가 난다. (youtokentome를 그냥 pip나 conda로 설치 시 설치안됨)

conda install -c conda-forge youtokentome

train.py

- WandB 관련 코드 주석처리
- checkpoint 및 데이터 github에 포함 안되어 있음
 - o checkpoint 불러오기는 일단 제거
 - 。 데이터 AI Hub에서 가져와서 포맷 맞추기(ms coco)

Dataset class 수정

- MS Coco
 - korean caption : 하나의 json 파일 내에 모든 이미지의 caption이 저장되어 있음
 - o train/val 2014에 대한 caption
- 다른 데이터
 - 목표를 art generation으로 한정하였기 때문에 해당 data를 구해와야 한다.

klue/roberta checkpoint 불러오기

- 현재 코드에서는 weight를 roberta_large_wte.pt 및 roberta_large_wpe.pt 로 불러옴(각 각 token embedding weight 및 position embedding weight)
- 파일 확장자가 .pt 인 것을 봐서는 huggingface에서 모델을 불러와서 torch.save로 저 장한 것을 불러온 것으로 보임.

```
from transformers import AutoModel, AutoTokenizer
import torch

model = AutoModel.from_pretrained("klue/roberta-large")

print(model)

torch.save(model.embeddings.position_embeddings, './Roberta/roberta_large_wpe.pt')
torch.save(model.embeddings.word_embeddings, './Roberta/roberta_large_wte.pt')
```

"attention type "f" is not valid"

- dalle_torch 내부 transformer class의 __init__에서 attn_type 오류(attn_type="full")
- attn_type 파라미터를 None 으로 변경 시 tranformer 내부에서 attn_type=("full",) 로 변경
- attn_type를 slice하는 코드에서 ('full', ...)이 아닌 ('f', 'u', 'l', 'l') 형태로 들어가서 오류가 생긴 것으로 추정됨

IndexError: too many indices for tensor of dimension 2

```
File "c:\Users\PC\Downloads\SKT AI\KoDALLE\dalle\models.py", line 138, in generate_images
   text = encoded_text['input_ids']
IndexError: too many indices for tensor of dimension 2
```

- Baseline 코드의 완성도가 크게 의심되는 오류.
- 요약하자면 Dataset에서 dictionary를 그대로 안 넘겨주고 필요한 부분만 tuple로 넘겨 주었는데 model의 generate_images 함수에서는 dictionary로 넘긴것으로 취급함. torch.tensor 에 key indexing을 하고 있음.

• generate_images 함수에서 다음과 같이 변경함

```
text = encoded_text['input_ids']
mask=encoded_text['attention_mask']

text = encoded_text['input_ids']

# mask=encoded_text['attention_mask']
```

코드동작 확인 완료

```
| Second | Content | Second | Content | Second |
```

Inference 코드 작성

Training

train config 1

Data	MS COCO w/ 한국어 caption
Text Encoder	KLUE/RoBERTa
VQGAN	원 논문 VQGAN
VQGAN Token Decoding Tranformer	16 layer
Device	RTX 3090ti x 1
Batch size	24
Epoch	5
Date	2022-08-09

Sampled image



Analysis

- 1. Data and results
 - 훈련에 문제가 없음을 확인
 - MS COCO w/ 한국어 caption에서 caption 부분이 어색하게 해석된 부분 꽤 있음
 - 현재 loss는 5 epoch 동안 5.3 → 4.4 정도에서 수렴됨(epoch 3~5까지는 큰 차이 없는듯)
 - RTX3050에서 이미지 하나(256*256) 당 inference time은 대략 10초 정도이다.

2. Code

• 한 이미지당 여러 caption이 있는데 그중 랜덤하게 하나를 뽑아서 훈련(computational resource limit 때문인듯, augmentation 효과?)

train config 2 Plans

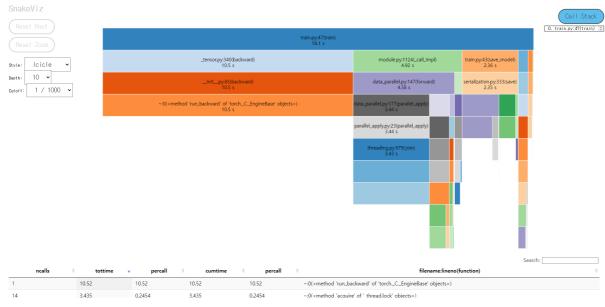
Data	MS COCO w/ 한국어 caption + other data
Text Encoder	KLUE/RoBERTa
VQGAN	원 논문 VQGAN
VQGAN Token Decoding Tranformer	32 layer (?)
Device	RTX 3090ti x 2~3

Batch size	24
Epoch	5
Planed Date	2022-08-15

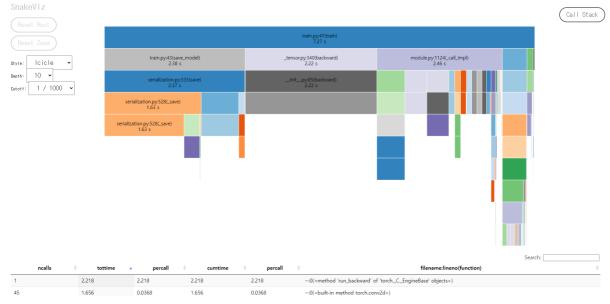
Issue with DataParallel

GPU 2장에 대해 nn.Dataparallel 사용 시 1 epoch당 걸리는 시간이 2시간에서 12시간으로 늘어남(batch_size를 GPU 개수에 비례하여 늘림에도 불구하고)

Time profile Analysis



[With DataParallel]



[Without Dataparallel]

 nn.Dataparallel
 사용 시 loss.backward()
 에 소요되는 시간이 2초에서 10초로 대폭 늘어나

 증가된 시간에서 큰 비중을 차지하는 모습을 볼 수 있다. backward()
 의 내부는 c++로 구현되

 어 있어서 그런지 이 이상으로는 내부가 profile되지 않아 정확한 원인을 파악하기 어렵다.

추측되는 바로는 여러 GPU에 걸쳐 계산된 loss가 backpropagation 시 GPU사이 Synchronization으로 인한 overhead가 발생하여 생기는 것 같으며, 모델구조가 단순한 feed forward가 아닌 점 또한 관련있어 보인다.

Backward 과정을 Profiling할 수 있는 방법이 필요해 보인다.

Experiments

1. 일단 backward 에서 시간소요가 증가한 것이 전체시간 증가에 가장 큰 영향을 미치고 있으므로, gradient update의 대상이 되는 transformer decoder의 parameter의 requires_grad 를 False로 한 뒤 GPU 2장에 대하여 다시 train을 하였을 시 시간이 얼마나 줄어드는지 확인하는 실험을 진행하였다.

```
class DALLE_Klue_Roberta(nn.Module):
    def __init__(...):
        ...
    for param in self.transformer.parameters():
        param.requires_grad=False
        ...
```

```
epoch: 0: 0% | | 4/2568 [00:52<8:49:22, 12.39s/it] | 10.364197492599487 s | | 5/2568 [01:03<8:35:00, 12.06s/it] | 10.396121501922607 s | | 6/2568 [01:15<8:26:41, 11.87s/it]
```

[not applied]

[applied]

값이 크게 줄어드는 모습을 확인할 수 있었다.

흥미로운 점은 single GPU에 적용시 차이가 거의 없다는 점이다. 이로 미루어 보았을 시 DALLE_Klue_Roberta 내에 존재하는 다른 parameter 중 require_grad가 transformer block 이전에 존재하여 backwards pass 연산량에 영향을 주지 않는다고 추측된다.

```
1.1133267879486084 s
epoch: 0: 0%|| | 19/5136 [00:35<2:20:06, 1.64s/it]
1.1141669750213623 s
epoch: 0: 0%|| | 20/5136 [00:36<2:19:39, 1.64s/it]
1.1151301860809326 s
epoch: 0: 0%|| | 21/5136 [00:38<2:19:29, 1.64s/it]
```

[not applied in single GPU]

```
epoch: 0: 0% | | 6/5136 [00:12<2:16:40, 1.60s/it] | 0.9210696220397949 s | | 7/5136 [00:13<2:10:07, 1.52s/it] | 0.9226207733154297 s | | 8/5136 [00:15<2:05:31, 1.47s/it] | 0.9227979183197021 s
```

[applied in single GPU]

2. 다음으로는 transformer decoder를 제외한 나머지 모델들은 freeze되어 있으며, requires_grad가 있는 parameter가 없지만, 혹시나 이 모델들에서 grad 정보들이 backpropagation을 통해 업데이트 되고 GPU 사이 synchronize가 불필요하게 되고 있을 수 있다는 추측을 통해 model.forward()에서 transformer decoder를 사용하는 부분의 앞쪽을 torch.no_grad()를 통해 어떠한 grad operation도 일어나지 않도록 하고 train을 하는 실험을 하였다.

```
class DALLE_Klue_Roberta(nn.Module):
    def forward(...):
        with torch.no_grad():
        ...
    out = self.transformer(token)
        ...
```

```
0.25064826011657715 s
epoch: 0: 1%|| | 13/2568 [00:25<1:03:20, 1.49s/it]
0.25281357765197754 s
epoch: 0: 1%|| | 14/2568 [00:26<1:03:09, 1.48s/it]
0.2512078285217285 s
epoch: 0: 1%|| | 15/2568 [00:28<1:02:52, 1.48s/it]
```

[applied in 2 GPUs]

[applied in single GPU]

두 경우 모두에 대해서 연산속도가 훨씬 증가하였으나, 여전히 Multi-GPU 환경에서보다 single GPU일 때 더욱 빠른 연산속도를 보였다.