BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

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

(https://towardsdatascience.com/text-classification-with-bert-in-pytorch-887965e5820f)

1. Bert Model

: Language Model의 학습 목표가, 다음단어 예측의 모델 경우처럼, 한쪽 방향으로만의 경향성을 학습하는 것이 문맥 학습(context learning)에 방해가 된다는 관점.

: 따라서, **방향성 없이(non-directional 또는 bi-directional) 학습 시키는 방법이 유리하다 판단**

: Transformer의 Decoder 부분은 기본적으로 Left-to-right 방향을 갖는 모델이므로 제외. 그래서 Encoder-only 모델이 자연스러움.

: **문장 내부의 미묘한 의미와 문장 간의 관계를 모두 포괄적으로 이해할 수 있는 모델이 목표**

◉ **Transformer block 기반의 Encoder-only 모델 (stacked encoders)**

- text classification, next sentence prediction, Named-Entity-Recognition (NER), or question-answering 등의 task에 사용

※ [Jim]$_{\text{Person}}$ bought 300 shares of [Acme Corp.]$_{\text{Organization}}$ in [2006]$_{\text{Time}}$.

◉ **학습데이터에 대한 bidirectional training 과 WordPiece Tokenizer 사용**

◉ 특정 언어의 '**language model'을 학습**하는 Pre-training과, 전이학습(Transfer learning)을 이용한 **특정 task를 학습하는** Fine-tuning으로 구성

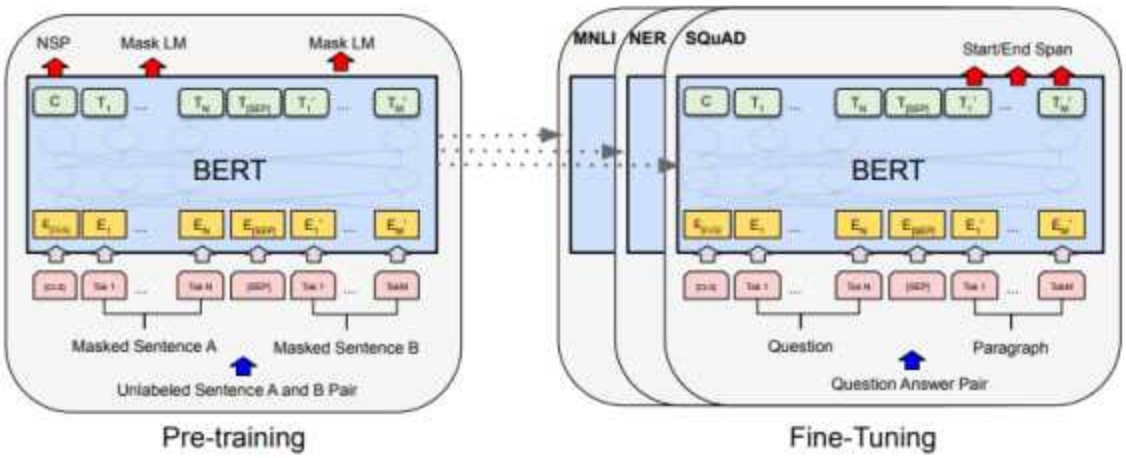
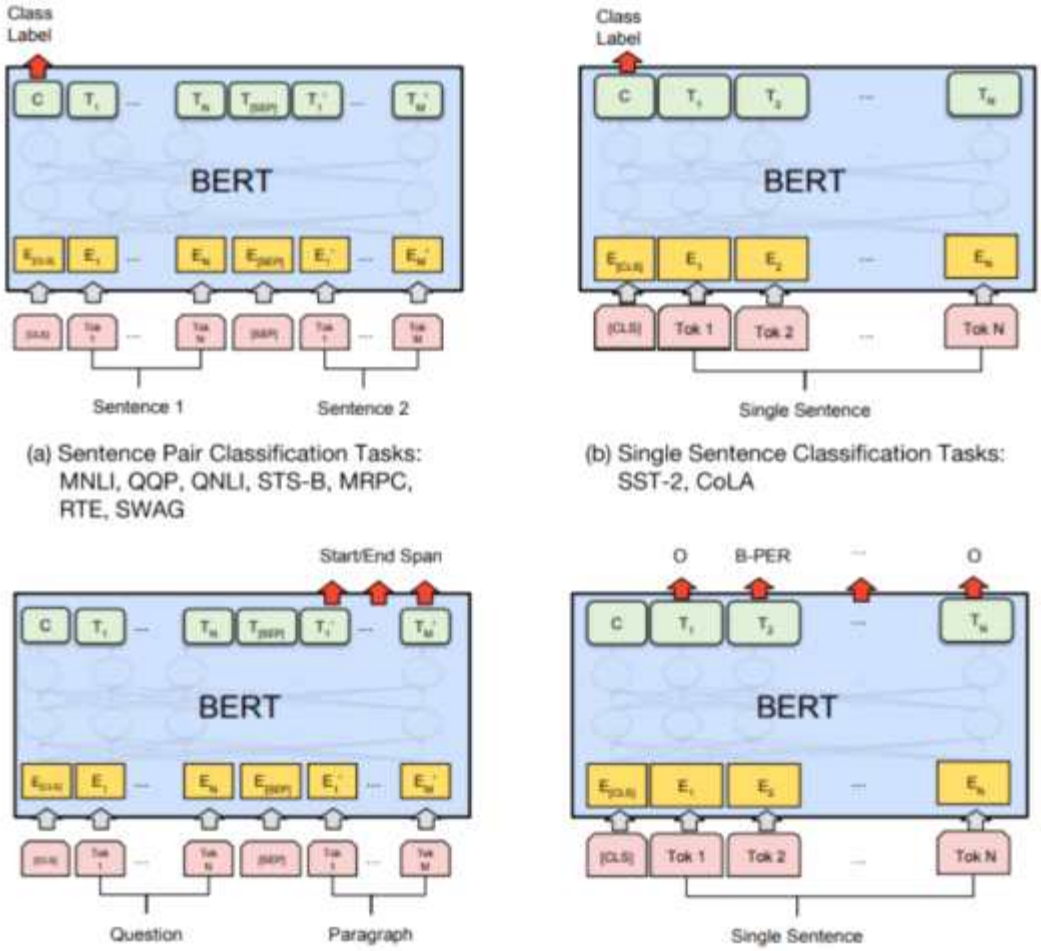


Figure 1: Overall pre-training and fine-tuning procedures for BERT. Apart from output layers, the same architectures are used in both pre-training and fine-tuning. The same pre-trained model parameters are used to initialize models for different down-stream tasks. During fine-tuning, all parameters are fine-tuned. [CLS] is a special symbol added in front of every input example, and [SEP] is a special separator token (e.g. separating questions/answers).

◉ Bert가 가능한 Tasks

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



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

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

(c) Question Answering Tasks: SQuAD v1.1

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

◉ Bert 성능(2018)

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

System	MNLI-(m/mm) 392k	QQP 363k	QNLI 108k	SST-2 67k	CoLA 8.5k	STS-B 5.7k	MRPC 3.5k	RTE 2.5k	**Average** -
Pre-OpenAI SOTA	80.6/80.1	66.1	82.3	93.2	35.0	81.0	86.0	61.7	74.0
BiLSTM+ELMo+Attn	76.4/76.1	64.8	79.8	90.4	36.0	73.3	84.9	56.8	71.0
OpenAI GPT	82.1/81.4	70.3	87.4	91.3	45.4	80.0	82.3	56.0	75.1
$BERT_{BASE}$	84.6/83.4	71.2	90.5	93.5	52.1	85.8	88.9	66.4	79.6
$BERT_{LARGE}$	**86.7/85.9**	**72.1**	**92.7**	**94.9**	**60.5**	**86.5**	**89.3**	**70.1**	**82.1**

◉ BERT의 성능이 좋은 이유

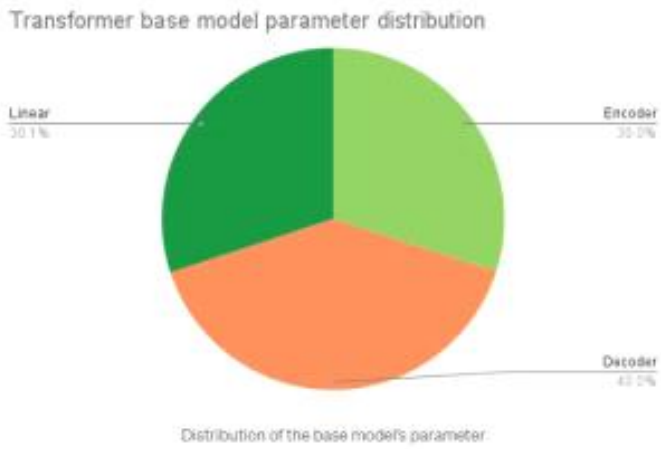
1. It is **pre-trained** on unlabeled data extracted **from BooksCorpus**, which has 800M words, and from **Wikipedia**, which has 2,500M words.

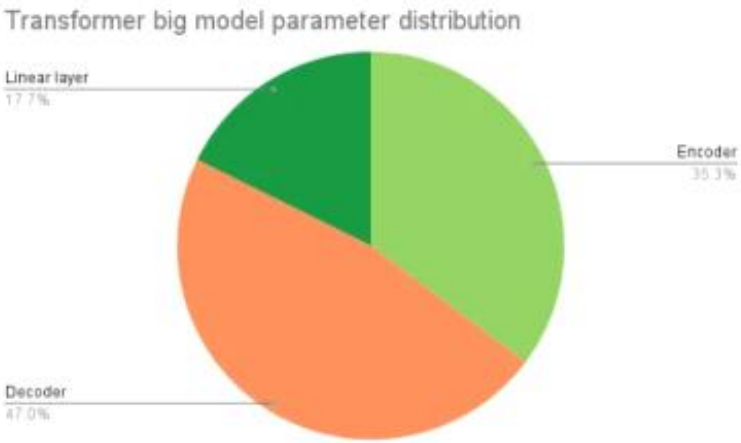
※ BookCorpus is a large collection of free novel books written by unpublished authors, which contains 11,038 books (around 74M sentences and 1G words) of 16 different sub-genres (e.g., Romance, Historical, Adventure, etc.)

2. As the name suggests, it is pre-trained by utilizing the **bidirectional nature of the encoder stacks.** This means that BERT learns information from a sequence of words not only from left to right, but also from right to left.

◉ Original Transformer 모델별 파라미터 크기 비교

: 모델크기가 커지면 Decoder 부분이 Encoder 부분보다 상대적으로 더 커진다

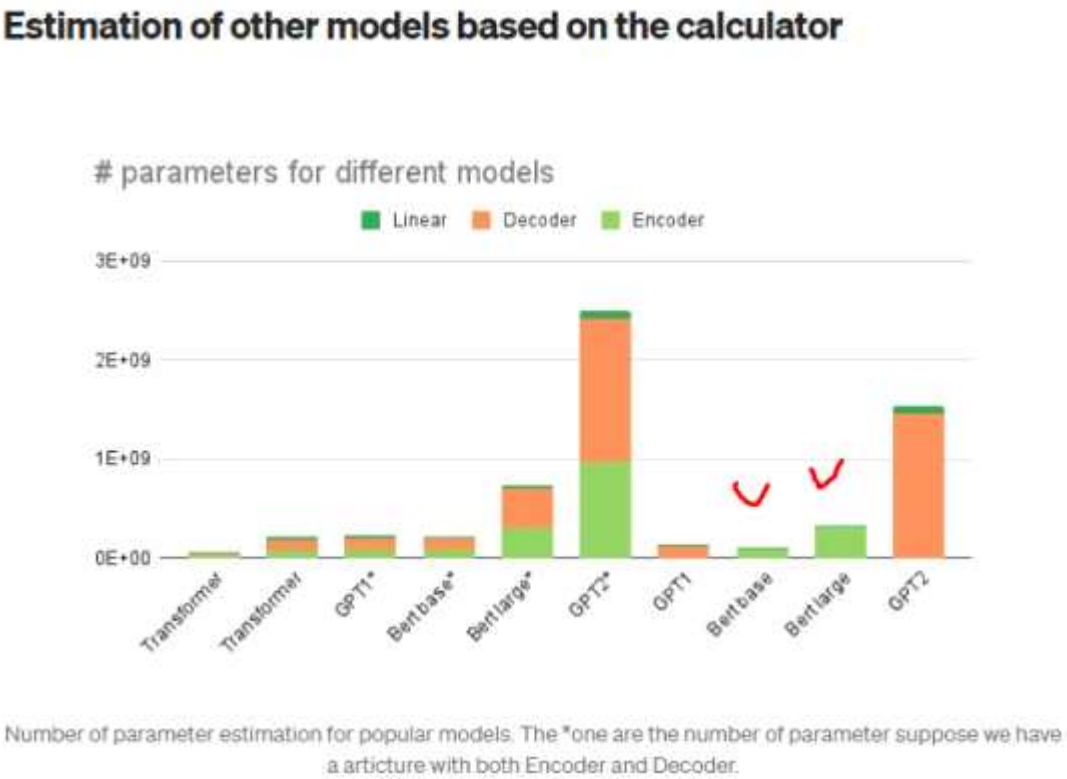




◉ Bert의 구조

	Transformer	Bert_Base	Bert_Large
Multi Heads #	8	12	16
Embedding Dimension	512	768	1024
Max. Token Size	512	512	512
repeated layers #	6	12	24
Parameters #	62 M(Base) / 214 M(Large)	110 M	340 M

◉ Transfor 기반 대표적 모델들 간의 파라미터 크기 비교



Number of parameter estimation for popular models. The *one are the number of parameter suppose we have a artictures with both Encoder and Decoder.

◉ Special Tokens in Input Representation of BERT

- **[CLS] classification 토큰** : 모든 sentence의 첫 번째 토큰
  "The cat is walking. The dog is barking"
  --> "[CLS] the cat is walking [SEP] the dog is barking"
- **[SEP] separate 토큰** : 모든 sentence의 마지막 토큰, 두 개의 연속 sentence 사이의 토큰
  '다음문장 예측' 문제나 'question-answering' 문제에 중요한 역할
- **[PAD] padding 토큰** : maximum token 길이보다 짧은 문장의 나머지 자리들을 대체하는 토큰
- **[MASK] masking 토큰** : 특정 단어를 비우거나 할 때 대신하는 토큰
- **[END] End of sentence 토큰**

2. BERT의 2가지 기본 학습(Pre-Training) 전략

- Masked Language Model(문장내 문맥 학습) and Next sentence Prediction(문장 간 문맥 학습)을 통한 문맥 이해력 향상
- 학습시에 이 두가지 학습에 대한 loss를 결합하여 손실을 계산하면서 동시에 학습함

(학습 전략 1) Masked LM (MLM)

- 특정(Masked) 단어 기준으로, 문장내 전체 단어들을 고려한 문맥 학습이 가능하도록, [masked] 단어를 맞추도록 학습
- Before feeding word sequences into BERT, randommnly chosen 15% of the words the whole texts are replaced with a [MASK] token, first

  ※ 모든 문장에 [MASK] 단어를 쓰면 문장의 문맥 학습에 지장을 줄 수 있다는 생각.
- The model then attempts to predict the original value of the masked words, based on the context provided by the other, non-masked, words in the sequence.
- 학습을 위해 encoder 상단(출력) 부분에 classification layer를 추가.
- masked 단어의 loss 만 계산. (masking 하지 않은 단어에 대한 loss는 계산하지 않음)
- mask 단어로 선택된 15%의 단어들에 대해서, 이 중,

  80%는 실제로 [MASK] 라는 특수 기호로 대체,

  10%는 임의의 random 단어로 대체,

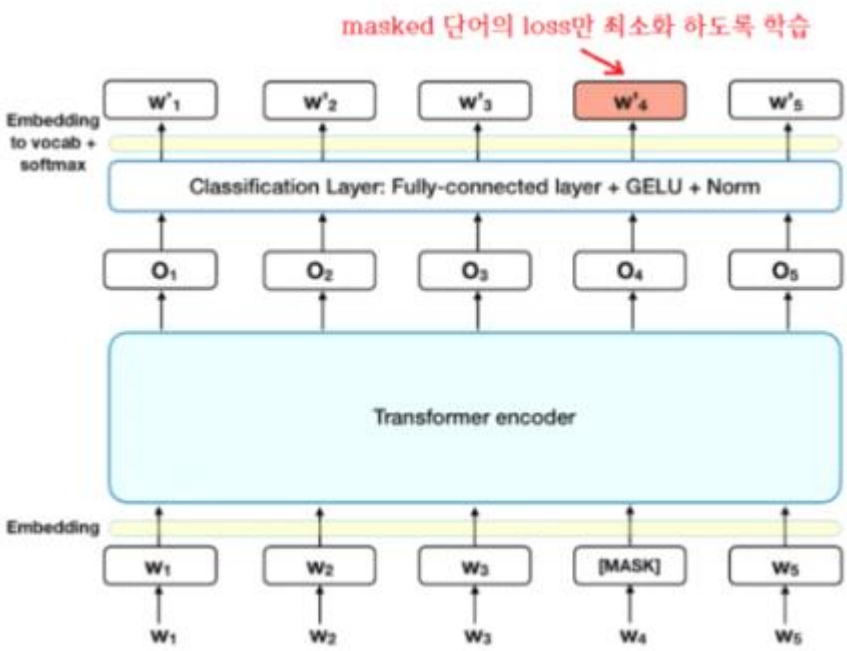
  10%는 원래 문장의 단어를 그대로 살려두는 식으로 입력 벡터를 구성한다.

  ex) I am [MASK] boy (80 %), [MASK]로 대체

  She is at [MASK]. I just texted him.

  She loved and with chocolate like (10 %), random words

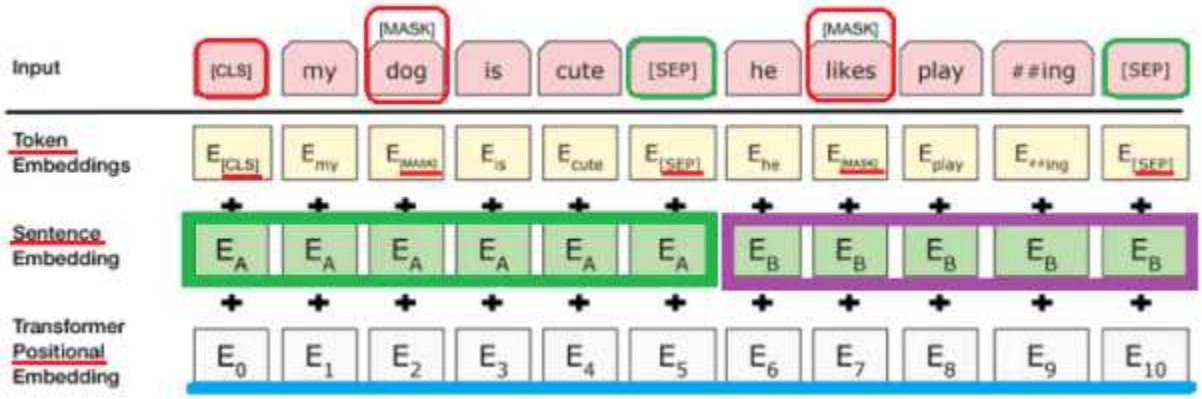
  She is at home. I just texted him. (10 %), no mask



(학습 전략 2) Next Sentence Prediction (NSP)

- 실제 본문에서 연속된 2개의 문장 쌍들을 50%, 연속되지 않은 서로 떨어져 있는 random하게 뽑은 2개의 문장을 붙인 문장 쌍들을 나머지 50%로 구성된 학습 데이터로 구성하여, 2개의 문장이 연속된 문장인지 여부를 맞추도록 학습
- 모든 문장의 앞부분에 [CLS]토근을, 끝부분에 [SEP] 토큰을 삽입함
- 2개 문장을 구분하는 Sentence Embedding을 토큰에 더함
- Positional Embedding을 추가
- 출력 부분에 IsNextSequence 확률을 softmax로 계산
- MLM과 NSP를 동시에 학습 시킴

. Token Embedding : [CLS] ..... [SEP] ..... [SEP]
. Sentence Embedding : [a, a, ... a, b, b, ... b]
. Positional Embedding : .....



ex) I am [MASK] boy (80 %), one mask
She is at [MASK]. I just texted him.

She loved [MASK] with chocolate [MASK] (10 %), random masks
She is at home. I just texted him. (10 %), no mask

3. BERT의 사용(Fine-Tuning)

◉ Classification (예: Sentiment Analysis)
- 출력 [CLS] 위에 classification layer 추가

◉ Question Answering
- 질문과 답의 시퀀스를 입력으로 받은 후, 답이되는 문장의 '시작'과 '끝' 위치를 학습

◉ Named Entity Recognition (NER)
- 출력 벡터의 각 토큰들이 NER label을 맞추도록 학습

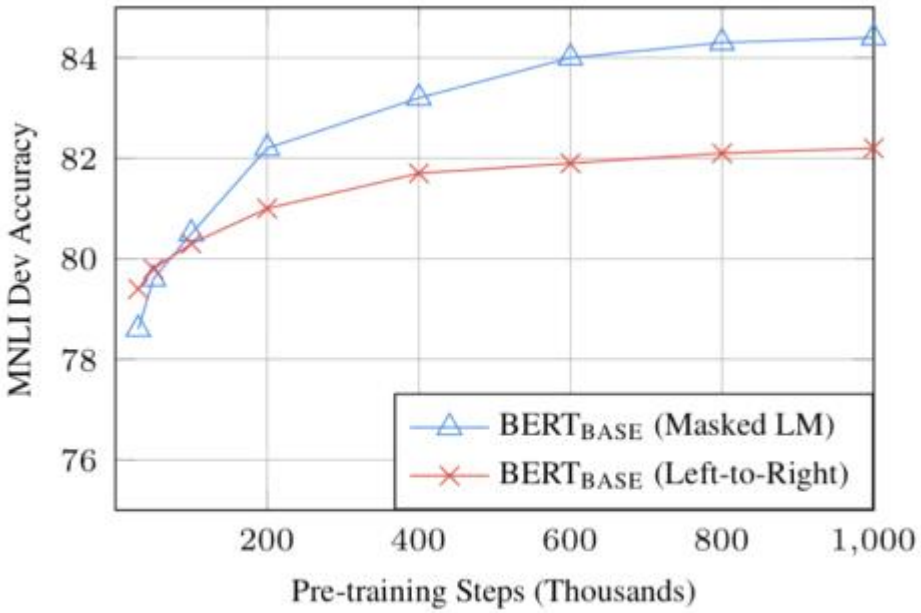
4. BERT의 특징

◉ Model Size가 클수록 성능이 좋다

◉ 학습 데이터가 많을시에, training epoch가 클수록 성능이 좋다

- 128,000 words batch size 일 때 1M epochs 만큼 학습 시켰을 때가 0.5M steps 학습 했을때 보다 1% 정확도가 높았음

◉ BERT는 문장 중 15% 단어만 예측하도록 학습해서, Left-to-Right 방식보다 수렴속도는 느렸지만, 이미 적은 횟수의 Pre-training 단계부터 정확도는 앞선다



Source: BERT (Devlin et al., 2018)

	Training Compute + Time	Usage Compute
BERT$_{BASE}$	4 Cloud TPUs, 4 days	1 GPU
BERT$_{LARGE}$	16 Cloud TPUs, 4 days	1 TPU

◉ 작은 크기 BERT 모델들도 잘 작동함 (https://github.com/google-research/bert)

	H=128	H=256	H=512	H=768
L=2	2/128 (BERT-Tiny)	2/256	2/512	2/768
L=4	4/128	4/256 (BERT-Mini)	4/512 (BERT-Small)	4/768
L=6	6/128	6/256	6/512	6/768
L=8	8/128	8/256	8/512 (BERT-Medium)	8/768
L=10	10/128	10/256	10/512	10/768
L=12	12/128	12/256	12/512	12/768 (BERT-Base)

2. pytorch를 이용한 BERT IMDB Sentence Classification

2.1 Source Code

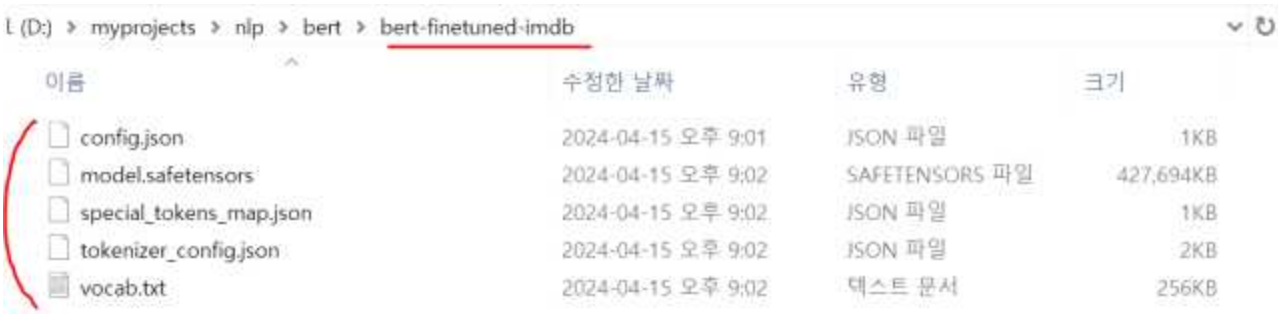
(https://towardsdatascience.com/text-classification-with-bert-in-pytorch-887965e5820f)

```
# Huggingface transformers를 이용한 Bert 모델 구현 [문장 분류]
# pip install transformers[torch] datasets torch
importtorch,sys
fromdatasets importload_dataset
fromtransformers importTrainer,TrainingArguments
fromtransformers importBertForSequenceClassification
fromtransformers importBertTokenizer
fromtransformers importpipeline
# Check for GPU availability
device ='cuda'if torch.cuda.is_available()else 'cpu'
print("Using device:",device)
#================================================================
def train_bert(totalEpochs=3):
    # Load dataset
    dataset =load_dataset('imdb',split=['train','test'])
    train_dataset,test_dataset =dataset
    # pre-trained tokenizer 설정
    tokenizer =BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-uncased')
    def tokenize_function(examples):
        return tokenizer(examples['text'],padding="max_length",truncation=True)
    # imdb 데이터 세트의 5%만 사용. 전체 사용시엔 이 부분을 comment할 것
    '''
train_dataset = train_dataset.shuffle(seed=42).select(range(int(0.05 * len(train_dataset))))
test_dataset = test_dataset.shuffle(seed=42).select(range(int(0.05 * len(test_dataset))))
    '''
    train_dataset =train_dataset.map(tokenize_function,batched=True)
    test_dataset =test_dataset.map(tokenize_function,batched=True)
    # BERT pre-trained model 설정
    model =BertForSequenceClassification.from_pretrained('bert-base-uncased',num_labels=2)
    model.to(device)
    # 학습 파라미터 설정
    training_args =TrainingArguments(
        output_dir='./results',          # output directory
        num_train_epochs=totalEpochs,    # number of training epochs
        per_device_train_batch_size=8,   # batch size for training
        per_device_eval_batch_size=16,   # batch size for evaluation
        warmup_steps=500,                # number of warmup steps for learning rate scheduler
        weight_decay=0.01,               # strength of weight decay
        logging_dir='./logs',            # directory for storing logs
        logging_steps=10,
        evaluation_strategy="epoch",     # evaluation is done at the end of each epoch
    )
    # trainer 설정
    trainer =Trainer(
        model=model,
        args=training_args,
        train_dataset=train_dataset,
        eval_dataset=test_dataset
    )
    # 모델 학습 시키기
    trainer.train()
    # 학습결과 저장
    model_path ="bert-finetuned-imdb"  # 결과를 저장할 폴더명
    model.save_pretrained(model_path)
    tokenizer.save_pretrained(model_path)


#================================================================================
```

```python
# main, train or predict
#================================================================================
showModelFlag =True
if __name__=="__main__":
    print('\n','='*80)
    print('Usage [Training]: python bert_imdb.py   train   totalEpochNo[예:10]')
    print('Usage [Prediction]: python bert_imdb.py   predict   ')

    if len(sys.argv)>=2 :
            #-------------------------------- 학습
        if 'train'in sys.argv[1]and int(sys.argv[2])>0:
            totalEpochs =int(sys.argv[2])
            train_bert(totalEpochs)
            # Test prediction using a sentence
        elif 'predict'in sys.argv[1]:
            print('\n*** Model loading......')
            modelPath ='bert-finetuned-imdb'
            model =BertForSequenceClassification.from_pretrained(modelPath)
            model =model.to(device)
            tokenizer =BertTokenizer.from_pretrained(modelPath)

            classifier =pipeline('text-classification', model=model,tokenizer=tokenizer,  \
                        device=0 if device =='cuda'else -1)
            print("*** Model loaded successfully from ",modelPath,'\n')

            if showModelFlag :
                print(model)

            while True:
                query_sentence =input("\n*** Type a sentence or 'quit' to stop: ")
                if 'quit'in query_sentence :
                    break
                print("===> query sentence:",query_sentence)
                predicted_output =classifier(query_sentence)
                print("===> Predicted output:",predicted_output,'\n')
```

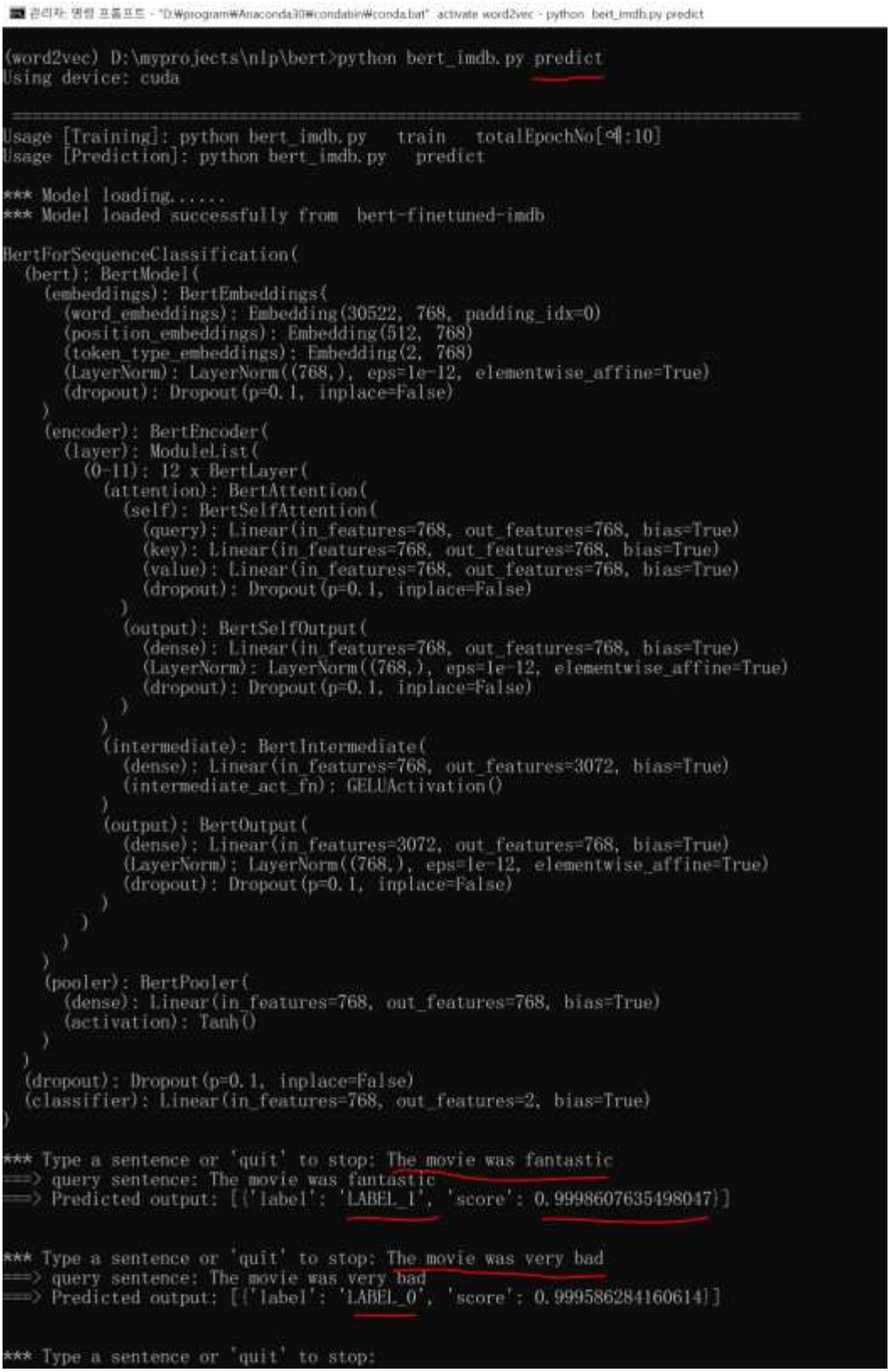
2.2 실행결과 (Train)

python train 20




tokenizer_config.json - Windows 메모장
파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)
{
"added_tokens_decoder": {
"0": {
"content": "[PAD]",
"lstrip": false,
"normalized": false,
"rstrip": false,
"single_word": false,
"special": true
},
"100": {
"content": "[UNK]",
"lstrip": false,
"normalized": false,
"rstrip": false,
"single_word": false,
"special": true
},
"101": {
"content": "[CLS]",
"lstrip": false,
"normalized": false,
"rstrip": false,
"single_word": false,
"special": true
},
"102": {
"content": "[SEP]",
"lstrip": false,
"normalized": false,
"rstrip": false,
"single_word": false,
"special": true
},
"103": {
"content": "[MASK]",
"lstrip": false,
"normalized": false,
"rstrip": false,
"single_word": false,
"special": true
}
},
"clean_up_tokenization_spaces": true,
"cls_token": "[CLS]",
"do_basic_tokenize": true,
"do_lower_case": true,
"mask_token": "[MASK]",
"model_max_length": 512,
"never_split": null,
"pad_token": "[PAD]",
"sep_token": "[SEP]",
"strip_accents": null,
"tokenize_chinese_chars": true,
"tokenizer_class": "BertTokenizer",
"unk_token": "[UNK]"
}
Ln 1, Col 1
100%
Windows (CRLF)
UTF-8
special_tokens_map.json - Windows 메모장
파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)
{
"cls_token": "[CLS]",
"mask_token": "[MASK]",
"pad_token": "[PAD]",
"sep_token": "[SEP]",
"unk_token": "[UNK]"
}
Ln 1, Col 1
100%

2.3 실행결과 (Predict)



※ [Questions]

1. huggingface의 transformers package가 제공하는 BERT의 다른 모델에는 어떤 모델들이 있는가?

2. BERT에서 사용하는 Tokenizer에는 어떤 것들이 있나?

3. 한국어나 중국어와 같은 언어 문장을 BERT에서 임베딩 할 경우, 영어와 어떤 차이점이 있나?

4. BERT의 대표적인 다국어 Tokenizer를 이용하여 한국어 문장을 임베딩 하여 보라

※ [실습 문제]

5. 한국어 문장 corpus (주제는 상관없음)를 구하여, BERT 모델을 적용하여 Sentence Classification 을 수행하시오.