BERT 모델

학습 목표

- BERT 모델의 양방향 문맥 인코딩 메커니즘을 이해하고, 다양한 자연어 처리 작업에 효과적 으로 적용할 수 있다.
- 대규모 데이터셋을 활용한 BERT 모델의 프리트레이닝 과정을 이해하고, 특정 태스크에 맞춰 효과적으로 파인튜닝하는 전략을 수립할 수 있다.
- BERT 모델 학습 시 다양한 최적화 기법과 정규화 방법을 적용하여 모델의 성능을 향상시키고 과적합을 방지할 수 있다.
- BERT 모델의 성능을 정확히 평가하고 분석할 수 있는 적절한 지표를 선택하여 활용하며, 모델을 지속적으로 개선할 수 있다.

15.1 BERT 모델 개념

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) 모델

• 2018년 Google이 발표한 혁신적인 자연어 처리(NLP) 모델입니다. 이 모델의 핵심 특징과 작동 방식을 다음과 같이 설명할 수 있습니다:

15.1.1 BERT의 핵심 특징

1. **양방향성 (Bidirectional Nature**) : BERT는 입력 문장의 모든 단어를 양방향으로(즉, 왼쪽과 오른쪽 문맥을 모두) 이해합니다.

이전 모델(예: Word2Vec, GloVe, GPT)은 단방향 또는 제한된 문맥 정보만을 사용했지만, BERT는 문맥의 전후 관계를 완전히 고려합니다.

2. **Transformer 기반**: BERT는 Transformer 아키텍처를 사용하여 긴 문장에서도 효과적으로 문맥을 파악할 수 있습니다.

특히, Self-Attention 메커니즘을 활용해 문장에서 단어들 간의 관계를 효율적으로 학습합니다.

Transformer의 Encoder 부분만 사용하며, 이는 주로 입력 데이터를 잘 이해하는 데 초점이 맞춰져 있습니다.

15.1.2 BERT의 학습 과정

BERT의 학습은 두 단계로 이루어집니다:

1. 사전 훈련 (Pretraining):

- 대규모 텍스트 데이터를 사용하여 일반적인 언어 이해 능력을 학습합니다.
- 두 가지 주요 작업을 수행합니다:
 - a) **Masked Language Model (MLM)**: 입력 문장의 일부 단어를 [MASK]로 가리고 해당 단어를 예측하도록 학습
 - b) Next Sentence Prediction (NSP): 두 문장이 연속되는지 예측하는 작업을 통해 문장 간 관계를 이해하는 데 도움

2. 미세 조정 (Fine-tuning):

• 사전 훈련된 모델을 특정 NLP 작업(예: 감성 분석, 질문 답변)에 맞게 추가로 훈련시킵니다.

15.1.3 BERT의 입력 구조

BERT는 특별한 토큰을 사용하여 입력을 구조화합니다:

- [CLS]: 문장의 시작을 나타내며, 전체 문장의 특성을 담는 토큰
- [SEP]: 문장 간의 구분을 나타내는 토큰

예를 들어, "Hello world"라는 문장의 BERT 입력은 "[CLS] Hello world [SEP]"와 같은 형태가 됩니다.

이러한 구조와 학습 방식 덕분에 BERT는 다양한 NLP 작업에서 뛰어난 성능을 보여주며, 현대 자연어 처리의 기반이 되고 있습니다.

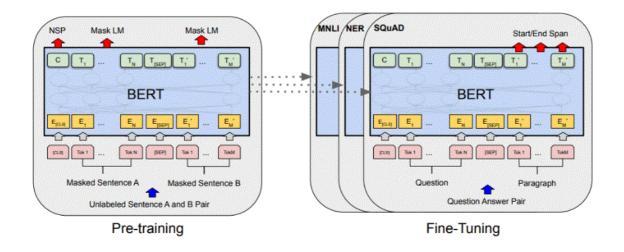


그림 15.1 BERT 모델 구조 (출처 : https://velog.io/@tm011899/BERT-언어모델)

15.1.4 BERT를 활용한 간단한 예제 (PyTorch)

Hugging Face의 transformers 라이브러리와 PyTorch를 사용하여 BERT 모델을 이용한 텍스트 분류 작업을 수행하는 간단한 예제입니다.

이 예제에서는 BERT를 사전 훈련된 모델로 불러와 텍스트를 분류하는 작업을 합니다.

Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable

Requirement already satisfied: transformers in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (4.50.2)

Requirement already satisfied: torch in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (2.6.0+cu118)

Requirement already satisfied: filelock in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (3.15.4)

Requirement already satisfied: huggingface-hub<1.0,>=0.26.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from transformers) (0.29.3)

Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (1.26.3)

Requirement already satisfied: packaging>=20.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from transformers) (24.1)

Requirement already satisfied: pyyaml>=5.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth on310\site-packages (from transformers) (6.0.1)

Requirement already satisfied: regex!=2019.12.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from transformers) (2024.5.15)

Requirement already satisfied: requests in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (2.32.3)

Requirement already satisfied: tokenizers<0.22,>=0.21 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from transformers) (0.21.1)

Requirement already satisfied: safetensors>=0.4.3 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from transformers) (0.5.3)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.27 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth

Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.10.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310\site-packages (from torch) (4.12.2)

Requirement already satisfied: networkx in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from torch) (3.3)

Requirement already satisfied: jinja2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (3.1.4)

Requirement already satisfied: fsspec in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (2024.6.1)

Requirement already satisfied: sympy==1.13.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from torch) (1.13.1)

Requirement already satisfied: mpmath<1.4,>=1.1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from sympy==1.13.1->torch) (1.3.0)

Requirement already satisfied: colorama in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from tqdm>=4.27->transformers) (0.4.6)

Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from jinja2->torch) (2.1.5)

Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\asus\appdata\roamin g\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.3.2)

Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.10)

Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2.2.3)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2024.8.30)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

데이터셋 준비

- 간단한 감정 분석 데이터셋을 두 문장 (긍정/부정)로 구성했습니다.
- TextDataset 클래스를 통해 BERT 토크나이저를 사용하여 입력 문장을 토큰화하고 필요 한 입력 형식으로 변환합니다.

모델 정의

- BertModel 상위에 드롭아웃 및 선형 레이어를 추가하여 감정 분석 모델을 구현합니다.
- 사전 훈련된 bert-base-multilingual-cased 모델을 사용합니다.

훈련 및 평가

- train_epoch 와 eval_model 함수를 통해 모델을 훈련하고 평가합니다.
- 각 에포크마다 훈련 손실과 정확도, 검증 손실과 정확도를 출력합니다.

```
In [3]: import torch
        import torch.nn as nn
        import torch.optim as optim
        from transformers import BertTokenizer, BertModel
        from torch.utils.data import DataLoader, Dataset
        import numpy as np
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        # 간단한 데이터셋
        data = [
           ("이 영화 정말 재미있어요!", 1),
            ("별로 재미없었어요.", 0),
            ("정말 최고예요!", 1),
            ("시간낭비였어요.", 0),
        1
        # 데이터셋 클래스 정의
        class TextDataset(Dataset):
            def init (self, texts, labels, tokenizer, max len):
                self.texts = texts
               self.labels = labels
               self.tokenizer = tokenizer
                self.max_len = max_len
            def len (self):
               return len(self.texts)
            def __getitem__(self, idx):
               text = self.texts[idx]
                label = self.labels[idx]
                encoding = self.tokenizer.encode plus(
                   text,
                   add special tokens=True,
                   max_length=self.max_len,
                   return_token_type_ids=False,
                   padding='max_length',
                   truncation=True,
                   return attention mask=True,
                   return_tensors='pt'
                return {
```

```
'input_ids': encoding['input_ids'].flatten(),
            'attention_mask': encoding['attention_mask'].flatten(),
            'labels': torch.tensor(label, dtype=torch.long)
        }
# 데이터셋 나누기
texts, labels = zip(*data)
texts_train, texts_val, labels_train, labels_val = train_test_split(texts, labels, test
# BERT Tokenizer 생성
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-multilingual-cased')
# 최대 길이 설정
MAX_LEN = 20
# DataLoader 생성
train_dataset = TextDataset(texts_train, labels_train, tokenizer, MAX_LEN)
val_dataset = TextDataset(texts_val, labels_val, tokenizer, MAX_LEN)
train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=2, shuffle=True)
val_loader = DataLoader(val_dataset, batch_size=2)
# BERT 모델 정의
class SentimentClassifier(nn.Module):
    def __init__(self, n_classes):
        super(SentimentClassifier, self).__init__()
        self.bert = BertModel.from_pretrained('bert-base-multilingual-cased')
        self.drop = nn.Dropout(p=0.3)
        self.out = nn.Linear(self.bert.config.hidden_size, n_classes)
    def forward(self, input_ids, attention_mask):
        _, pooled_output = self.bert(
           input_ids=input_ids,
            attention_mask=attention_mask,
           return_dict=False
        )
        output = self.drop(pooled_output)
        return self.out(output)
model = SentimentClassifier(n classes=2)
model = model.to('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
# 옵티마이저와 손실 함수 설정
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=2e-5)
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
# 훈련 함수 정의
def train_epoch(model, data_loader, loss_fn, optimizer, device, n_examples):
    model = model.train()
   losses = 0
   correct_predictions = 0
    for d in data_loader:
        input ids = d["input ids"].to(device)
        attention_mask = d["attention_mask"].to(device)
       labels = d["labels"].to(device)
       outputs = model(
           input ids=input ids,
           attention_mask=attention_mask
```

```
_, preds = torch.max(outputs, dim=1)
         loss = loss_fn(outputs, labels)
         correct_predictions += torch.sum(preds == labels)
         losses += loss.item()
         loss.backward()
         optimizer.step()
         optimizer.zero_grad()
     return correct_predictions.double() / n_examples, losses / n_examples
 def eval_model(model, data_loader, loss_fn, device, n_examples):
     model = model.eval()
     losses = 0
     correct_predictions = 0
     with torch.no_grad():
         for d in data_loader:
             input_ids = d["input_ids"].to(device)
             attention_mask = d["attention_mask"].to(device)
             labels = d["labels"].to(device)
             outputs = model(
                 input_ids=input_ids,
                 attention_mask=attention_mask
             )
             _, preds = torch.max(outputs, dim=1)
             loss = loss_fn(outputs, labels)
             correct_predictions += torch.sum(preds == labels)
             losses += loss.item()
     return correct_predictions.double() / n_examples, losses / n_examples
 # 훈련 및 평가
 EPOCHS = 10
 device = 'cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu'
 for epoch in range(EPOCHS):
     print(f'Epoch {epoch + 1}/{EPOCHS}')
     print('-' * 10)
     train acc, train loss = train epoch(model, train loader, criterion, optimizer, dev.
     print(f'Train loss {train_loss} accuracy {train_acc}')
     val_acc, val_loss = eval_model(model, val_loader, criterion, device, len(val_datase)
     print(f'Validation loss {val_loss} accuracy {val_acc}')
C:\Users\ASUS\AppData\Roaming\Python\Python310\site-packages\tqdm\auto.py:21: TqdmWarni
ng: IProgress not found. Please update jupyter and ipywidgets. See https://ipywidgets.r
eadthedocs.io/en/stable/user_install.html
 from .autonotebook import tqdm as notebook_tqdm
```

```
Epoch 1/10
_____
Train loss 0.430852731068929 accuracy 1.0
Validation loss 0.7560109496116638 accuracy 0.0
Epoch 2/10
-----
Train loss 0.3826991120974223 accuracy 0.6666666666666666
Validation loss 0.9588249921798706 accuracy 0.0
Epoch 3/10
-----
Train loss 0.39687220255533856 accuracy 0.666666666666666
Validation loss 1.0354140996932983 accuracy 0.0
Epoch 4/10
-----
Train loss 0.28910564879576367 accuracy 1.0
Validation loss 0.8346306085586548 accuracy 0.0
Epoch 5/10
Train loss 0.16685866316159567 accuracy 1.0
Validation loss 0.6999862790107727 accuracy 0.0
Epoch 6/10
-----
Train loss 0.17991152654091516 accuracy 0.6666666666666666
Validation loss 0.6033169627189636 accuracy 1.0
Epoch 7/10
-----
Train loss 0.133174238105615 accuracy 1.0
Validation loss 0.5199723839759827 accuracy 1.0
Epoch 8/10
Train loss 0.11801209300756454 accuracy 1.0
Validation loss 0.4420560598373413 accuracy 1.0
Epoch 9/10
-----
Train loss 0.08543613801399867 accuracy 1.0
Validation loss 0.3612053394317627 accuracy 1.0
Epoch 10/10
Train loss 0.08971038957436879 accuracy 1.0
```

1. 훈련 손실(Train Loss) = 0.0502

Validation loss 0.27110186219215393 accuracy 1.0

- 훈련 데이터에 대해 모델이 예측한 값과 실제 값 간의 차이를 나타내는 손실 값입니다. 낮 을수록 모델이 훈련 데이터에 잘 맞춰졌다는 의미입니다.
- 이 값이 0.0502로 매우 작다는 것은 모델이 훈련 데이터에서 아주 잘 학습되었음을 나타냅니다.

2. 훈련 정확도(Train Accuracy) = 1.0

- 훈련 데이터에 대해 모델이 정확하게 예측한 비율입니다. **1.0**이라는 값은 훈련 데이터에서 모델이 **100% 정확도**를 달성했다는 의미입니다.
- 이 값은 모델이 훈련 데이터에 매우 잘 맞춰졌다는 것을 보여줍니다. 그러나 훈련 정확도가 지나치게 높다면 **과적합(Overfitting)**의 가능성도 있습니다. 과적합은 모델이 훈련 데이터에 너무 특화되어 새로운 데이터에 대해 일반화하지 못하는 문제입니다.

3. 검증 손실(Validation Loss) = 0.1253

- 검증 데이터에 대해 모델이 예측한 값과 실제 값 간의 차이를 나타내는 손실 값입니다. 훈 련 손실에 비해 약간 더 높지만 여전히 낮은 값으로, 검증 데이터에 대해서도 모델이 잘 작 동하고 있음을 나타냅니다.
- 0.1253이라는 값은 훈련 데이터에 비해 손실이 약간 커졌지만 여전히 좋은 성능을 의미합니다.

4. 검증 정확도(Validation Accuracy) = 1.0

- 검증 데이터에 대해 모델이 정확하게 예측한 비율입니다. **1.0**이라는 값은 검증 데이터에서 모델이 **100% 정확도**를 달성했다는 의미입니다.
- 훈련 정확도와 마찬가지로 검증 정확도도 100%라면 모델이 검증 데이터에도 매우 잘 맞춰 졌다는 것을 나타냅니다.

In [4]: %pip install transformers torch scikit-learn

Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable

Requirement already satisfied: transformers in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (4.50.2)

Requirement already satisfied: torch in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (2.6.0+cu118)

Requirement already satisfied: scikit-learn in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (1.5.1)

Requirement already satisfied: filelock in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (3.15.4)

Requirement already satisfied: huggingface-hub<1.0,>=0.26.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from transformers) (0.29.3)

Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (1.26.3)

Requirement already satisfied: packaging>=20.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from transformers) (24.1)

Requirement already satisfied: pyyaml>=5.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (6.0.1)

Requirement already satisfied: regex!=2019.12.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from transformers) (2024.5.15)

Requirement already satisfied: requests in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (2.32.3)

Requirement already satisfied: tokenizers<0.22,>=0.21 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from transformers) (0.21.1)

Requirement already satisfied: safetensors>=0.4.3 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from transformers) (0.5.3)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.27 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth

Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.10.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310\site-packages (from torch) (4.12.2)

Requirement already satisfied: networkx in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from torch) (3.3)

Requirement already satisfied: jinja2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (3.1.4)

Requirement already satisfied: fsspec in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (2024.6.1)

Requirement already satisfied: sympy==1.13.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from torch) (1.13.1)

Requirement already satisfied: mpmath<1.4,>=1.1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from sympy==1.13.1->torch) (1.3.0)

Requirement already satisfied: scipy>=1.6.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from scikit-learn) (1.13.1)

Requirement already satisfied: joblib>=1.2.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from scikit-learn) (1.4.2)

Requirement already satisfied: threadpoolctl>=3.1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\py thon\python310\site-packages (from scikit-learn) (3.5.0)

Requirement already satisfied: colorama in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from tqdm>=4.27->transformers) (0.4.6)

Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from jinja2->torch) (2.1.5)

Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\asus\appdata\roamin g\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.3.2)

Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.10)

Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2.2.3)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2024.8.30)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

```
WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)
```

```
In [5]: import torch
        import torch.nn as nn
        import torch.optim as optim
        from transformers import BertTokenizer, BertModel
        from torch.utils.data import DataLoader, Dataset
        import numpy as np
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        import warnings
        # 간단한 데이터셋 (긍정, 부정, 중립)
        data = [
           ("이 영화 정말 재미있어요!", 1),
           ("별로 재미없었어요.", 0),
           ("정말 최고예요!", 1),
           ("시간낭비였어요.", 0),
           ("그냥 그랬어요.", 2),
           ("평범했어요.", 2),
           ("좋았어요.", 1),
           ("별로였어요.", 0),
           ("그럭저럭이었어요.", 2),
           ("괜찮았어요.", 2),
        ]
        # 데이터셋 클래스 정의
        class TextDataset(Dataset):
           def __init__(self, texts, labels, tokenizer, max_len):
               self.texts = texts
               self.labels = labels
               self.tokenizer = tokenizer
               self.max_len = max_len
           def len (self):
               return len(self.texts)
           def __getitem__(self, idx):
               text = self.texts[idx]
               label = self.labels[idx]
               encoding = self.tokenizer.encode_plus(
                   text,
                   add_special_tokens=True,
                   max_length=self.max_len,
                   return_token_type_ids=False,
                   padding='max_length',
                   truncation=True,
                   return attention mask=True,
                   return_tensors='pt'
               return {
                   'input_ids': encoding['input_ids'].flatten(),
                   'attention_mask': encoding['attention_mask'].flatten(),
                   'labels': torch.tensor(label, dtype=torch.long)
               }
```

```
# 데이터셋 나누기
texts, labels = zip(*data)
texts_train, texts_val, labels_train, labels_val = train_test_split(texts, labels, test
# BERT Tokenizer 생성
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-multilingual-cased')
# 최대 길이 설정
MAX_LEN = 20
# DataLoader 생성
train_dataset = TextDataset(texts_train, labels_train, tokenizer, MAX_LEN)
val_dataset = TextDataset(texts_val, labels_val, tokenizer, MAX_LEN)
train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=2, shuffle=True)
val loader = DataLoader(val_dataset, batch_size=2)
# BERT 모델 정의
class SentimentClassifier(nn.Module):
    def __init__(self, n_classes):
        super(SentimentClassifier, self).__init__()
        self.bert = BertModel.from_pretrained('bert-base-multilingual-cased')
        self.drop = nn.Dropout(p=0.3)
        self.out = nn.Linear(self.bert.config.hidden_size, n_classes)
    def forward(self, input_ids, attention_mask):
        pooled_output = self.bert(
            input_ids=input_ids,
            attention_mask=attention_mask
        )[1]
        output = self.drop(pooled_output)
        return self.out(output)
model = SentimentClassifier(n_classes=3) # 긍정, 부정, 중립
device = 'cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu'
model = model.to(device)
# 옵티마이저와 손실 함수 설정
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), 1r=2e-5)
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
# 훈련 함수 정의
def train epoch(model, data loader, loss fn, optimizer, device, n examples):
   model.train()
    losses = 0
   correct predictions = 0
    for d in data loader:
        input_ids = d["input_ids"].to(device)
        attention_mask = d["attention_mask"].to(device)
       labels = d["labels"].to(device)
       outputs = model(
           input ids=input ids,
           attention_mask=attention_mask
        _, preds = torch.max(outputs, dim=1)
       loss = loss fn(outputs, labels)
       correct_predictions += torch.sum(preds == labels)
```

```
losses += loss.item()
       loss.backward()
       optimizer.step()
       optimizer.zero_grad()
   return correct_predictions.double() / n_examples, losses / n_examples
# 평가 함수 정의
def eval_model(model, data_loader, loss_fn, device, n_examples):
   model.eval()
   losses = 0
   correct_predictions = 0
   with torch.no_grad():
       for d in data_loader:
           input_ids = d["input_ids"].to(device)
           attention_mask = d["attention_mask"].to(device)
           labels = d["labels"].to(device)
           outputs = model(
               input_ids=input_ids,
               attention mask=attention mask
            _, preds = torch.max(outputs, dim=1)
           loss = loss_fn(outputs, labels)
           correct_predictions += torch.sum(preds == labels)
           losses += loss.item()
   return correct_predictions.double() / n_examples, losses / n_examples
# 훈련 및 평가
EPOCHS = 10
for epoch in range(EPOCHS):
   print(f'Epoch {epoch + 1}/{EPOCHS}')
   print('-' * 10)
   train_acc, train_loss = train_epoch(model, train_loader, criterion, optimizer, dev.
   print(f'Train loss {train loss:.4f} accuracy {train acc:.4f}')
   val acc, val loss = eval model(model, val loader, criterion, device, len(val datase
   print(f'Validation loss {val_loss:.4f} accuracy {val_acc:.4f}')
# 모델 저장
torch.save(model.state dict(), 'sentiment model.bin')
# 모델 로드 (weights_only=True 사용)
with warnings.catch_warnings():
   warnings.simplefilter("ignore", category=FutureWarning)
   model.load state dict(torch.load('sentiment model.bin', map location=device, weigh
model = model.to(device)
model.eval()
# 감정 클래스 정의
sentiment_classes = ['부정', '긍정', '중립']
# 사용자 입력을 받아 감정을 예측하는 함수 정의
def predict sentiment(text):
```

```
# 입력 문장을 토크나이징하고 패딩 적용
   encoding = tokenizer.encode_plus(
      text,
      max_length=MAX_LEN,
       add_special_tokens=True,
      return_token_type_ids=False,
       padding='max_length',
       truncation=True,
      return_attention_mask=True,
      return_tensors='pt'
   )
   input_ids = encoding['input_ids'].to(device)
   attention_mask = encoding['attention_mask'].to(device)
   with torch.no_grad():
      # 모델을 사용하여 예측
       outputs = model(input_ids, attention_mask)
       _, prediction = torch.max(outputs, dim=1)
   return sentiment_classes[prediction.item()]
# 사용자로부터 입력을 받아 감정을 예측하는 루프
print("감정 분석을 위한 문장을 입력하세요 (종료하려면 '그만' 입력):")
while True:
   user_input = input("You: ").strip()
   if user_input.lower() == '그만':
       print("프로그램을 종료합니다.")
       break
   sentiment = predict_sentiment(user_input)
   print(f"Chatbot: 이 문장은 {sentiment}입니다.")
```

```
Epoch 1/10
Train loss 0.6337 accuracy 0.0000
Validation loss 0.5417 accuracy 1.0000
Epoch 2/10
-----
Train loss 0.5529 accuracy 0.2500
Validation loss 0.5494 accuracy 0.5000
Epoch 3/10
-----
Train loss 0.5096 accuracy 0.6250
Validation loss 0.5547 accuracy 0.5000
Epoch 4/10
-----
Train loss 0.4912 accuracy 0.5000
Validation loss 0.5492 accuracy 0.5000
Epoch 5/10
Train loss 0.4059 accuracy 0.5000
Validation loss 0.5258 accuracy 0.5000
Epoch 6/10
-----
Train loss 0.3853 accuracy 0.7500
Validation loss 0.6006 accuracy 0.5000
Epoch 7/10
-----
Train loss 0.3659 accuracy 0.7500
Validation loss 0.4482 accuracy 1.0000
Epoch 8/10
-----
Train loss 0.2974 accuracy 1.0000
Validation loss 0.4726 accuracy 0.5000
Epoch 9/10
-----
Train loss 0.1878 accuracy 1.0000
Validation loss 0.2322 accuracy 1.0000
Epoch 10/10
Train loss 0.1334 accuracy 1.0000
Validation loss 0.2154 accuracy 1.0000
감정 분석을 위한 문장을 입력하세요 (종료하려면 '그만' 입력):
Chatbot: 이 문장은 부정입니다.
Chatbot: 이 문장은 긍정입니다.
Chatbot: 이 문장은 긍정입니다.
Chatbot: 이 문장은 부정입니다.
프로그램을 종료합니다.
```

15.2 모델 구현

1. 필수 라이브러리 설치

```
Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable
```

Requirement already satisfied: transformers in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (4.50.2)

Requirement already satisfied: torch in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (2.6.0+cu118)

Requirement already satisfied: datasets in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (3.5.0)

Requirement already satisfied: filelock in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (3.15.4)

Requirement already satisfied: huggingface-hub<1.0,>=0.26.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from transformers) (0.29.3)

Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (1.26.3)

Requirement already satisfied: packaging>=20.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from transformers) (24.1)

Requirement already satisfied: pyyaml>=5.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (6.0.1)

Requirement already satisfied: regex!=2019.12.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from transformers) (2024.5.15)

Requirement already satisfied: requests in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (2.32.3)

Requirement already satisfied: tokenizers<0.22,>=0.21 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from transformers) (0.21.1)

Requirement already satisfied: safetensors>=0.4.3 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from transformers) (0.5.3)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.27 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth

Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.10.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310\site-packages (from torch) (4.12.2)

Requirement already satisfied: networkx in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from torch) (3.3)

Requirement already satisfied: jinja2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (3.1.4)

Requirement already satisfied: fsspec in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (2024.6.1)

Requirement already satisfied: sympy==1.13.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from torch) (1.13.1)

Requirement already satisfied: mpmath<1.4,>=1.1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from sympy==1.13.1->torch) (1.3.0)

Requirement already satisfied: pyarrow>=15.0.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from datasets) (17.0.0)

Requirement already satisfied: dill<0.3.9,>=0.3.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from datasets) (0.3.8)

Requirement already satisfied: pandas in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from datasets) (2.2.2)

Requirement already satisfied: xxhash in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from datasets) (3.5.0)

Requirement already satisfied: multiprocess<0.70.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\py thon\python310\site-packages (from datasets) (0.70.16)

Requirement already satisfied: aiohttp in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python31 0\site-packages (from datasets) (3.9.5)

Requirement already satisfied: aiosignal>=1.1.2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.3.1)

Requirement already satisfied: attrs>=17.3.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from aiohttp->datasets) (23.2.0)

Requirement already satisfied: frozenlist>=1.1.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.4.1)

Requirement already satisfied: multidict<7.0,>=4.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyt hon\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (6.0.5)

Requirement already satisfied: yarl<2.0,>=1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\p

```
ython310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.9.4)
```

Requirement already satisfied: async-timeout<5.0,>=4.0 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (4.0.3)

Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\asus\appdata\roamin g\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.3.2)

Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.10)

Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2.2.3)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2024.8.30)

Requirement already satisfied: colorama in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from tqdm>=4.27->transformers) (0.4.6)

Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from jinja2->torch) (2.1.5)

Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.2 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from pandas->datasets) (2.9.0.post0)

Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyt hon310\site-packages (from pandas->datasets) (2024.1)

Requirement already satisfied: tzdata>=2022.7 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\p ython310\site-packages (from pandas->datasets) (2024.1)

Requirement already satisfied: six>=1.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from python-dateutil>=2.8.2->pandas->datasets) (1.16.0)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

- BERT 모델을 사용해 문장에서 [MASK]로 마스크된 단어를 예측합니다.
- BertForMaskedLM 모델은 마스크 언어 모델로, 주어진 문맥을 바탕으로 마스크된 단어를 예측하는 작업을 수행합니다.

```
In [7]:
       import torch
       from transformers import BertTokenizer, BertForMaskedLM
       from torch.nn.functional import softmax
       # BERT 모델과 토크나이저 불러오기
       model name = 'bert-base-uncased'
       tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained(model_name)
       model = BertForMaskedLM.from_pretrained(model_name)
       # BERT는 마스크 토큰을 예측할 수 있도록 훈련된 모델입니다.
       # 예시 문장에서 마스크된 단어를 예측해보겠습니다.
       text = "The quick brown fox jumps over the lazy [MASK]."
       # 입력 텍스트를 토크나이징합니다.
       inputs = tokenizer(text, return tensors="pt")
       # 모델을 평가 모드로 설정합니다.
       model.eval()
       # 마스크 토큰 위치를 찾습니다.
       mask token index = torch.where(inputs.input ids == tokenizer.mask token id)[1].item()
       # 모델을 통해 예측합니다.
```

```
with torch.no_grad():
    outputs = model(**inputs)
    logits = outputs.logits

# 마스크된 토콘에 대한 확률 분포를 얻습니다.
mask_token_logits = logits[0, mask_token_index]
mask_token_probs = softmax(mask_token_logits, dim=-1)

# 가장 확률이 높은 단어를 예측합니다.
predicted_token_id = torch.argmax(mask_token_probs).item()
predicted_token = tokenizer.decode([predicted_token_id])

print(f"입력 문장: {text}")
print(f"예측된 단어: {predicted_token}")
```

Some weights of the model checkpoint at bert-base-uncased were not used when initializi ng BertForMaskedLM: ['bert.pooler.dense.bias', 'bert.pooler.dense.weight', 'cls.seq_rel ationship.bias', 'cls.seq_relationship.weight']

- This IS expected if you are initializing BertForMaskedLM from the checkpoint of a mod el trained on another task or with another architecture (e.g. initializing a BertForSeq uenceClassification model from a BertForPreTraining model).
- This IS NOT expected if you are initializing BertForMaskedLM from the checkpoint of a model that you expect to be exactly identical (initializing a BertForSequenceClassification model).

입력 문장: The quick brown fox jumps over the lazy [MASK]. 예측된 단어: water

- 모델과 토크나이저 불러오기 : BertTokenizer.from_pretrained()로 BERT 토크나이저를 불러오고, BertForMaskedLM.from_pretrained()로 마스크 언어 모델(Masked Language Model)로 훈련된 BERT 모델을 불러옵니다.
- 입력 텍스트 준비: text 변수에 예시 문장을 작성하고, 그 중 예측하고 싶은 단어는 [MASK] 로 대체합니다.
- **토크나이징**: tokenizer(text, return_tensors="pt")를 사용하여 입력 텍스트를 토큰화하고, PyTorch 텐서 형식으로 반환합니다.
- 모델 평가 : 모델을 eval() 모드로 설정하여 평가 모드로 전환하며, 모델에 입력을 전달하여 출력(logits)을 얻습니다.
- **마스크된 토큰 예측**: 마스크된 위치(mask_token_index)를 찾고, 해당 위치의 출력에서 확률 분포를 계산하며, softmax를 사용하여 확률 값을 계산하고, 가장 확률이 높은 토큰을 예측합니다.
- 예측된 단어 출력 : 예측된 토큰 ID를 tokenizer.decode()로 사람이 읽을 수 있는 단어로 변환합니다.

15.3 10개의 단어 예측

- 1. [MASK] 위치에 상위 10개 단어 예측
- 2. matplotlib 라이브러리를 사용하여 예측된 단어들의 확률을 바 차트로 시각화

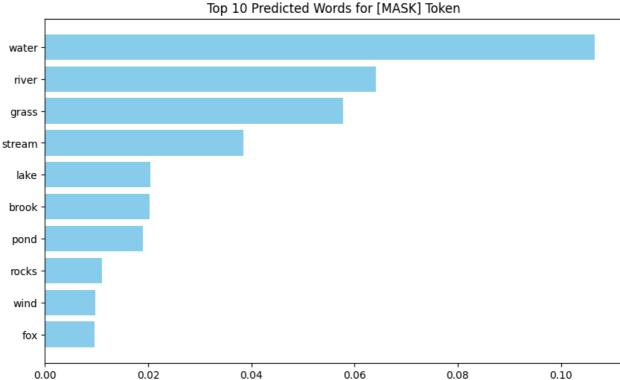
```
In [8]:
       import torch
       import matplotlib.pyplot as plt
       from transformers import BertTokenizer, BertForMaskedLM
       from torch.nn.functional import softmax
       # BERT 모델과 토크나이저 불러오기
       model_name = 'bert-base-uncased'
       tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained(model_name)
       model = BertForMaskedLM.from_pretrained(model_name)
       # 예시 문장 (마스크된 단어 예측)
       text = "The quick brown fox jumps over the lazy [MASK]."
       # 입력 텍스트를 토크나이징
       inputs = tokenizer(text, return_tensors="pt")
       # 모델을 평가 모드로 설정
       model.eval()
       # 마스크 토큰 위치 찾기
       mask_token_index = torch.where(inputs.input_ids == tokenizer.mask_token_id)[1].item()
       # 모델 예측
       with torch.no_grad():
           outputs = model(**inputs)
           logits = outputs.logits
       # 마스크된 토큰에 대한 확률 분포
       mask_token_logits = logits[0, mask_token_index]
       mask_token_probs = softmax(mask_token_logits, dim=-1)
       # 상위 10개의 예측된 단어와 그 확률
       top_k = 10
       top_k_indices = torch.topk(mask_token_probs, top_k).indices
       top_k_probs = mask_token_probs[top_k_indices]
       top_k_tokens = tokenizer.convert_ids_to_tokens(top_k_indices)
       # 예측된 단어들 출력
       for token, prob in zip(top_k_tokens, top_k_probs):
           print(f"{token}: {prob.item():.4f}")
       # 시각화: 상위 10개 예측된 단어와 그 확률을 바 차트로 그리기
        plt.figure(figsize=(10, 6))
       plt.barh(top_k_tokens, top_k_probs.numpy(), color='skyblue')
       plt.xlabel('Probability')
       plt.title('Top 10 Predicted Words for [MASK] Token')
        plt.gca().invert_yaxis() # 상위 항목이 위에 오도록 설정
       plt.show()
```

Some weights of the model checkpoint at bert-base-uncased were not used when initializi ng BertForMaskedLM: ['bert.pooler.dense.bias', 'bert.pooler.dense.weight', 'cls.seq_rel ationship.bias', 'cls.seq_relationship.weight']

- This IS expected if you are initializing BertForMaskedLM from the checkpoint of a mod el trained on another task or with another architecture (e.g. initializing a BertForSeq uenceClassification model from a BertForPreTraining model).
- This IS NOT expected if you are initializing BertForMaskedLM from the checkpoint of a model that you expect to be exactly identical (initializing a BertForSequenceClassification model).

river: 0.0641 grass: 0.0578 stream: 0.0385 lake: 0.0205 brook: 0.0203 pond: 0.0190 rocks: 0.0111 wind: 0.0098 fox: 0.0096

water: 0.1065



• 상위 10개 예측 단어 추출 : torch.topk()를 사용하여 가장 확률이 높은 10개의 단어를 추출 하고, tokenizer.convert_ids_to_tokens()로 ID를 다시 단어로 변환합니다.

Probability

- 확률 출력 : 각 단어와 그 확률 값을 출력합니다.
- 시각화 : matplotlib.pyplot의 barh()를 사용해 상위 10개 단어와 그 확률을 수평 바 차트로 시각화하고, invert_yaxis()를 사용하여 확률이 높은 단어가 위에 오도록 설정합니다.

15.4 성별 질문 BERT 모델

- 1. 데이터셋 준비
- 이 예제에서는 간단한 예시 데이터셋을 사용합니다. 성별을 예측하는 데 사용할 텍스트 데 이터는 이 사람은 남성인가요, 여성인가요?와 같은 문장이 될 수 있습니다.
- 이 데이터를 직접 작성하거나 datasets 라이브러리에서 가져올 수도 있지만, 여기서는 예시 데 이터셋을 간단히 만들어보겠습니다.

```
Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable
```

Requirement already satisfied: datasets in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (3.5.0)

Requirement already satisfied: filelock in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from datasets) (3.15.4)

Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth on310\site-packages (from datasets) (1.26.3)

Requirement already satisfied: pyarrow>=15.0.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from datasets) (17.0.0)

Requirement already satisfied: dill<0.3.9,>=0.3.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from datasets) (0.3.8)

Requirement already satisfied: pandas in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from datasets) (2.2.2)

Requirement already satisfied: requests>=2.32.2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from datasets) (2.32.3)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.66.3 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from datasets) (4.66.4)

Requirement already satisfied: xxhash in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from datasets) (3.5.0)

Requirement already satisfied: multiprocess<0.70.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\py thon\python310\site-packages (from datasets) (0.70.16)

Requirement already satisfied: fsspec<=2024.12.0,>=2023.1.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from fsspec[http]<=2024.12.0,>=2023.1.0->dataset s) (2024.6.1)

Requirement already satisfied: aiohttp in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python31 0\site-packages (from datasets) (3.9.5)

Requirement already satisfied: huggingface-hub>=0.24.0 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from datasets) (0.29.3)

Requirement already satisfied: packaging in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python 310\site-packages (from datasets) (24.1)

Requirement already satisfied: pyyaml>=5.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyt

Requirement already satisfied: aiosignal>=1.1.2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.3.1)

Requirement already satisfied: attrs>=17.3.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from aiohttp->datasets) (23.2.0)

Requirement already satisfied: frozenlist>=1.1.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.4.1)

Requirement already satisfied: multidict<7.0,>=4.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyt hon\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (6.0.5)

Requirement already satisfied: yarl<2.0,>=1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\p ython310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.9.4)

Requirement already satisfied: async-timeout<5.0,>=4.0 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (4.0.3)

Requirement already satisfied: typing-extensions>=3.7.4.3 in c:\users\asus\appdata\roam ing\python\python310\site-packages (from huggingface-hub>=0.24.0->datasets) (4.12.2)

Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\asus\appdata\roamin g\python\python310\site-packages (from requests>=2.32.2->datasets) (3.3.2)

Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from requests>=2.32.2->datasets) (3.10)

Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests>=2.32.2->datasets) (2.2.3)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests>=2.32.2->datasets) (2024.8.30)

Requirement already satisfied: colorama in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from tqdm>=4.66.3->datasets) (0.4.6)

Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.2 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from pandas->datasets) (2.9.0.post0)

Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyt hon310\site-packages (from pandas->datasets) (2024.1)

```
Requirement already satisfied: six>=1.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3
       10\site-packages (from python-dateutil>=2.8.2->pandas->datasets) (1.16.0)
       Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.
       WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming
       \python\python310\site-packages)
       WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming
       \python\python310\site-packages)
       WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming
       \python\python310\site-packages)
In [10]: import torch
        from torch.utils.data import DataLoader
        from transformers import BertTokenizer, BertForSequenceClassification
        # AdamW는 Adam 옵티마이저의 변형으로, L2 정규화를 가중치 감쇠(weight decay)로 대체하여
        # 딥러닝 모델의 일반화 성능을 향상시키는 데 사용됩니다.
        # 특히, Transformer 기반 모델에서 자주 사용됩니다.
        from torch.optim import AdamW
        from datasets import Dataset
        # 예시 데이터셋
        data = [
            {"text": "이 사람은 남성인가요?", "label": 0}, # 0: 남성
            {"text": "이 사람은 여성인가요?", "label": 1}, # 1: 여성
            {"text": "이 사람은 남자인가요?", "label": 0}, # 0: 남성
            {"text": "이 사람은 여자인가요?", "label": 1}, # 1: 여성
        # Hugging Face의 Dataset 객체로 변환
        dataset = Dataset.from_dict({
            "text": [item["text"] for item in data],
            "label": [item["label"] for item in data]
        })
        # BERT 토크나이저 로드
        tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-uncased')
        # 텍스트를 토큰화하는 함수
        def preprocess function(examples):
            return tokenizer(examples['text'], padding=True, truncation=True)
        # 데이터셋에 전처리 적용
        encoded_dataset = dataset.map(preprocess_function, batched=True)
        # DataLoader 준비 - PyTorch 텐서로 반환하도록 설정
```

Requirement already satisfied: tzdata>=2022.7 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\p

ython310\site-packages (from pandas->datasets) (2024.1)

```
Map: 100%| 4/4 [00:00<00:00, 721.79 examples/s]
Map: 100%| 4/4 [00:00<00:00, 721.79 examples/s]
```

train_dataloader = DataLoader(encoded_dataset, batch_size=2, shuffle=True)

encoded_dataset.set_format(type='torch', columns=['input_ids', 'attention_mask', 'labe'

2. 모델 준비

DataLoader 준비

• BERT 모델을 불러오고, 성별을 분류할 수 있도록 fine-tuning 합니다.

```
In [11]: # BERT 모델 불러오기
model = BertForSequenceClassification.from_pretrained('bert-base-uncased', num_labels=:

# AdamW 옵티마이저 설정
optimizer = AdamW(model.parameters(), lr=1e-5)

# 모델을 GPU로 이동 (가능한 경우)
device = torch.device("cuda") if torch.cuda.is_available() else torch.device("cpu")
model.to(device)
```

Some weights of BertForSequenceClassification were not initialized from the model check point at bert-base-uncased and are newly initialized: ['classifier.bias', 'classifier.w eight']

You should probably TRAIN this model on a down-stream task to be able to use it for pre dictions and inference.

```
Out[11]: BertForSequenceClassification(
            (bert): BertModel(
              (embeddings): BertEmbeddings(
                (word_embeddings): Embedding(30522, 768, padding_idx=0)
                (position_embeddings): Embedding(512, 768)
                (token_type_embeddings): Embedding(2, 768)
                (LayerNorm): LayerNorm((768,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
                (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
              (encoder): BertEncoder(
                (layer): ModuleList(
                  (0-11): 12 x BertLayer(
                    (attention): BertAttention(
                      (self): BertSdpaSelfAttention(
                        (query): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (key): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (value): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
                      )
                      (output): BertSelfOutput(
                        (dense): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (LayerNorm): LayerNorm((768,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
                        (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
                      )
                    )
                    (intermediate): BertIntermediate(
                      (dense): Linear(in_features=768, out_features=3072, bias=True)
                      (intermediate_act_fn): GELUActivation()
                    (output): BertOutput(
                      (dense): Linear(in_features=3072, out_features=768, bias=True)
                      (LayerNorm): LayerNorm((768,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
                      (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
                    )
                  )
                )
              (pooler): BertPooler(
                (dense): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                (activation): Tanh()
              )
            )
            (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
            (classifier): Linear(in features=768, out features=2, bias=True)
          )
```

4. 훈련 루프

• 모델을 훈련시킬 루프를 작성합니다.

```
In [12]: # 훈련 함수

def train(model, dataloader, optimizer, device):
    model.train() # 모델을 훈련 모드로 설정
    for batch in dataloader:
        # 배치가 이제 torch 텐서 형태이므로 'to(device)'로 GPU로 이동
        input_ids = batch['input_ids'].to(device)
        attention_mask = batch['attention_mask'].to(device)
        labels = batch['label'].to(device)
```

```
optimizer.zero_grad() # 옵티마이저 초기화
       outputs = model(input_ids, attention_mask=attention_mask, labels=labels)
       loss = outputs.loss # 손실 값
       loss.backward() # 역전파
       optimizer.step() # 옵티마이저 단계 업데이트
       print(f"Loss: {loss.item():.4f}") # 손실 값 출력
# 훈련 실행
train(model, train_dataloader, optimizer, device)
# 평가 함수
def evaluate(model, dataloader, device):
   model.eval() # 모델을 평가 모드로 설정
   correct = 0
   total = 0
   with torch.no_grad(): # 평가시 그래디언트 계산을 하지 않음
       for batch in dataloader:
           # 배치가 이제 torch 텐서 형태이므로 'to(device)'로 GPU로 이동
           input_ids = batch['input_ids'].to(device)
           attention_mask = batch['attention_mask'].to(device)
          labels = batch['label'].to(device)
          outputs = model(input_ids, attention_mask=attention_mask)
           predictions = torch.argmax(outputs.logits, dim=-1) # 가장 높은 확률의 클래
           correct += (predictions == labels).sum().item() # 예측이 맞는 수
          total += labels.size(0) # 총 샘플 수
   accuracy = correct / total
   print(f"Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%")
# 평가 실행
evaluate(model, train_dataloader, device)
```

Loss: 1.1342 Loss: 0.5274 Accuracy: 50.00%

print(f"Loss: {loss.item():.4f}")에서 .item()은 텐서를 Python 숫자 타입으로 변환하며, :.4f는 소수점 4자리까지 출력하라는 뜻입니다.

BERT 모델이 성별 분류 작업을 위해 fine-tuning되고, 훈련 후 정확도가 출력됩니다.

이 예제는 기본적인 구조로, 실제 성별 분류 모델을 구축할 때에는 더 많은 데이터와, 더 복잡한 전처리 및 평가 절차가 필요할 수 있습니다.

예를 들어, 더 많은 텍스트 데이터와 다양한 문장을 사용하여 모델을 훈련하는 것이 중요합니다.

```
Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable
```

Requirement already satisfied: transformers in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (4.50.2)

Requirement already satisfied: datasets in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (3.5.0)

Requirement already satisfied: torch in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (2.6.0+cu118)

Requirement already satisfied: filelock in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (3.15.4)

Requirement already satisfied: huggingface-hub<1.0,>=0.26.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from transformers) (0.29.3)

Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (1.26.3)

Requirement already satisfied: packaging>=20.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from transformers) (24.1)

Requirement already satisfied: pyyaml>=5.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (6.0.1)

Requirement already satisfied: regex!=2019.12.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from transformers) (2024.5.15)

Requirement already satisfied: requests in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (2.32.3)

Requirement already satisfied: tokenizers<0.22,>=0.21 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from transformers) (0.21.1)

Requirement already satisfied: safetensors>=0.4.3 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from transformers) (0.5.3)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.27 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth

Requirement already satisfied: pyarrow>=15.0.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from datasets) (17.0.0)

Requirement already satisfied: dill<0.3.9,>=0.3.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from datasets) (0.3.8)

Requirement already satisfied: pandas in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from datasets) (2.2.2)

Requirement already satisfied: xxhash in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from datasets) (3.5.0)

Requirement already satisfied: multiprocess<0.70.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\py thon\python310\site-packages (from datasets) (0.70.16)

Requirement already satisfied: fsspec<=2024.12.0,>=2023.1.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from fsspec[http]<=2024.12.0,>=2023.1.0->dataset s) (2024.6.1)

Requirement already satisfied: aiohttp in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python31 0\site-packages (from datasets) (3.9.5)

Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.10.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310\site-packages (from torch) (4.12.2)

Requirement already satisfied: networkx in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from torch) (3.3)

Requirement already satisfied: jinja2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310 \site-packages (from torch) (3.1.4)

Requirement already satisfied: sympy==1.13.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from torch) (1.13.1)

Requirement already satisfied: mpmath<1.4,>=1.1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from sympy==1.13.1->torch) (1.3.0)

Requirement already satisfied: aiosignal>=1.1.2 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.3.1)

Requirement already satisfied: attrs>=17.3.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\py thon310\site-packages (from aiohttp->datasets) (23.2.0)

Requirement already satisfied: frozenlist>=1.1.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.4.1)

Requirement already satisfied: multidict<7.0,>=4.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyt hon\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (6.0.5)

Requirement already satisfied: yarl<2.0,>=1.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\p ython310\site-packages (from aiohttp->datasets) (1.9.4)

Requirement already satisfied: async-timeout<5.0,>=4.0 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from aiohttp->datasets) (4.0.3)

Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\asus\appdata\roamin g\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.3.2)

Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.10)

Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2.2.3)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2024.8.30)

Requirement already satisfied: colorama in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from tqdm>=4.27->transformers) (0.4.6)

Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from jinja2->torch) (2.1.5)

Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.2 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from pandas->datasets) (2.9.0.post0)

Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyt hon310\site-packages (from pandas->datasets) (2024.1)

Requirement already satisfied: tzdata>=2022.7 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\p ython310\site-packages (from pandas->datasets) (2024.1)

Requirement already satisfied: six>=1.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from python-dateutil>=2.8.2->pandas->datasets) (1.16.0)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

3. 코드 설명

데이터셋 준비

- load_dataset('imdb') : Hugging Face의 datasets 라이브러리를 사용하여 IMDB 영화 리뷰 데이터셋을 불러옵니다. 이 데이터셋은 영화 리뷰를 바탕으로 긍정적/부정적 감정을 분류하는 작업을 수행하는데 사용됩니다.
- **tokenizer** : BERT 모델에서 사용하는 토크나이저를 로드합니다. 이 토크나이저는 텍스트 를 BERT 모델이 처리할 수 있는 토큰으로 변환합니다.

데이터 전처리

- tokenize_function : 텍스트를 BERT 입력 형식에 맞게 토큰화합니다. padding='max_length' 와 truncation=True 는 모든 문장을 최대 길이에 맞춰 패딩하거나 잘라내도록 설정합니다.
- train dataset 과 test dataset : 학습 데이터와 테스트 데이터를 각각 토큰화합니다.

모델 준비

- BertForSequenceClassification : BERT 모델을 로드하고, 분류 작업을 위해 num labels=2 로 설정합니다 (긍정/부정 2가지 클래스).
- AdamW: AdamW 옵티마이저를 사용하여 모델을 최적화합니다.

학습 및 평가 함수

- **train 함수**: 모델을 학습 모드로 설정하고, 각 배치에 대해 손실을 계산한 후 역전파를 수 행하여 모델의 가중치를 업데이트합니다.
- evaluate **함수**: 모델을 평가 모드로 설정하고, 테스트 데이터셋에 대해 예측을 수행한 후 정확도를 계산합니다.

학습 및 평가 루프

• num epochs : 총 학습 횟수입니다. 각 에폭마다 학습을 진행하고 평가를 수행합니다.

4. 실행 결과

이 코드를 실행하면 학습 중 손실 값과 평가 후 정확도가 출력됩니다. 이 예제는 간단한 영화 리 뷰 감정 분석을 위한 BERT 모델을 학습시키고 평가하는 코드입니다.

5. 참고 사항

- **GPU 사용**: device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu") 코드에서 GPU가 사용 가능하면 GPU를, 그렇지 않으면 CPU를 사용하도록 설정합니다.
- **배치 크기**: train_dataloader 와 test_dataloader 의 배치 크기를 16으로 설정했지만, 필요에 따라 이 값을 조정할 수 있습니다.

6. 최종 목표

이 코드는 BERT 모델을 파이토치로 구현하여, 텍스트 분류 작업(여기서는 영화 리뷰 감정 분석)을 수행하는 예제입니다. 이와 같은 방식으로 다양한 NLP 작업에 BERT를 활용할 수 있습니다.

```
In [14]: import torch
    print(torch.__version__)
    print(torch.cuda.is_available())
```

2.6.0+cu118 True

> https://velog.io/@seolini43/일상연애-주제의-한국어-대화-BERT로-이진-분류-모델-만들기파이 썬Colab-코드

네이버 영화리뷰 감정분석 with Hugging Face BERT

BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)는 구글이 개발한 사전훈련 (pre-training) 모델입니다.

위키피디아 같은 텍스트 코퍼스를 사용해서 미리 학습을 하면, 언어의 기본적인 패턴을 이해한 모델이 만들어집니다.

이를 기반으로 새로운 문제에 적용하는 전이학습(transfer learning)을 수행합니다. 좀 더 적은 데이터로 보다 빠르게 학습이 가능하다는 장점이 있습니다. 그래서 최근 자연어처리의 핵심 기법으로 떠오르고 있습니다.

이 예제에서는 한글 NLP의 Hello world라고 할 수 있는 네이버 영화리뷰 감정분석을 구현해보 겠습니다.

가장 유명한 모델 중 하나인 Hugging Face의 PyTorch BERT를 사용하였습니다. 아래의 Chris McCormick의 블로그를 참조하여 한글에 맞게 수정하였음을 미리 알려드립니다.

- < BERT Fine-Tuning Tutorial with PyTorch >
- -> https://mccormickml.com/2019/07/22/BERT-fine-tuning

BERT에 대해서 좀 더 자세한 설명은 아래 블로그를 참조하시기 바랍니다.

- < BERT 톺아보기 >
- -> http://docs.likejazz.com/bert/
- < The Illustrated BERT, ELMo, and co. (How NLP Cracked Transfer Learning) >
- -> http://jalammar.github.io/illustrated-bert/

준비 사항

In [15]: # Hugging Face의 트랜스포머 모델을 설치 %pip install transformers

Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable Requirement already satisfied: transformers in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python310\site-packages (4.50.2)

Requirement already satisfied: filelock in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (3.15.4)

Requirement already satisfied: huggingface-hub<1.0,>=0.26.0 in c:\users\asus\appdata\ro aming\python\python310\site-packages (from transformers) (0.29.3)

Requirement already satisfied: numpy>=1.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth on310\site-packages (from transformers) (1.26.3)

Requirement already satisfied: packaging>=20.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from transformers) (24.1)

Requirement already satisfied: pyyaml>=5.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python\python\site-packages (from transformers) (6.0.1)

Requirement already satisfied: regex!=2019.12.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pytho n\python310\site-packages (from transformers) (2024.5.15)

Requirement already satisfied: requests in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from transformers) (2.32.3)

Requirement already satisfied: tokenizers<0.22,>=0.21 in c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages (from transformers) (0.21.1)

Requirement already satisfied: safetensors>=0.4.3 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from transformers) (0.5.3)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.27 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\pyth

Requirement already satisfied: fsspec>=2023.5.0 in c:\users\asus\appdata\roaming\python \python310\site-packages (from huggingface-hub<1.0,>=0.26.0->transformers) (2024.6.1)

Requirement already satisfied: typing-extensions>=3.7.4.3 in c:\users\asus\appdata\roam ing\python\python310\site-packages (from huggingface-hub<1.0,>=0.26.0->transformers) (4.12.2)

Requirement already satisfied: colorama in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python3 10\site-packages (from tqdm>=4.27->transformers) (0.4.6)

Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\asus\appdata\roamin g\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.3.2)

Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\asus\appdata\roaming\python\python\python310\site-packages (from requests->transformers) (3.10)

Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2.2.3)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\asus\appdata\roaming\pyth on\python310\site-packages (from requests->transformers) (2024.8.30)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

WARNING: Ignoring invalid distribution -ensorflow-intel (c:\users\asus\appdata\roaming \python\python310\site-packages)

```
import tensorflow as tf
import torch

from transformers import BertTokenizer
from transformers import BertForSequenceClassification, BertConfig
from torch.optim import AdamW
from transformers import get_linear_schedule_with_warmup
from torch.utils.data import TensorDataset, DataLoader, RandomSampler, SequentialSample
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences # type: ignore
from sklearn.model_selection import train_test_split

import pandas as pd
import numpy as np
import random
```

데이터 로드

```
In [17]:
         import requests
         import os
         # Ensure the directory variable is defined
         directory = "./nsmc"
         # Create the directory if it doesn't exist
         if not os.path.exists(directory):
             os.makedirs(directory)
         # URLs for the dataset files
         train_url = "https://raw.githubusercontent.com/aebonlee/nsmc/master/ratings_train.txt"
         test_url = "https://raw.githubusercontent.com/aebonlee/nsmc/master/ratings_test.txt"
         # File paths
         train_file_path = os.path.join(directory, "ratings_train.txt")
         test_file_path = os.path.join(directory, "ratings_test.txt")
         # Download the training dataset
         response = requests.get(train_url)
         with open(train_file_path, "wb") as f:
             f.write(response.content)
         # Download the testing dataset
         response = requests.get(test_url)
         with open(test_file_path, "wb") as f:
             f.write(response.content)
         print("Dataset downloaded successfully.")
```

Dataset downloaded successfully.

• 네이버 영화리뷰 감정분석 데이터를 Github에서 다운로드 합니다. 아래와 같이 nsmc 디렉 토리에 있는 ratings_train.txt와 ratings_test.txt를 사용하겠습니다.

```
In [18]: import os import locale

# 한글 로케일 설정 (Linux/Windows 모두 호환) locale.setlocale(locale.LC_ALL, 'ko_KR.UTF-8')

# 디렉토리 경로 설정 directory = "./nsmc"

# 파일 목록 출력

try:
    files = os.listdir(directory)
    print(f"디렉토리 '{directory}'의 파일 목록:")
    for file in files:
        print(file)

except FileNotFoundError:
    print(f"디렉토리 '{directory}'를 찾을 수 없습니다.")
```

```
# 디렉토리의 파일 목록
# !dir nsmc - La

디렉토리 './nsmc'의 파일 목록:
ratings_test.txt
ratings_train.txt

In [19]: # 판다스 라이브러리 임포트
import pandas as pd

# 판다스로 훈련셋과 테스트셋 데이터 로드
train = pd.read_csv("nsmc/ratings_train.txt", sep='\t')
test = pd.read_csv("nsmc/ratings_test.txt", sep='\t')

print(train.shape)
print(test.shape)

(150000, 3)
(50000, 3)
훈련셋 150,000개와 테스트셋 50,000개의 데이터가 존재합니다.
```

In [20]: # 훈련셋의 앞부분 출력 train.head(15)

Out	[20]	
Out	20	

		id	document	label
	0	9976970	아 더빙 진짜 짜증나네요 목소리	0
	1	3819312	흠포스터보고 초딩영화줄오버연기조차 가볍지 않구나	1
	2	10265843	너무재밓었다그래서보는것을추천한다	0
	3	9045019	교도소 이야기구먼솔직히 재미는 없다평점 조정	0
	4	6483659	사이몬페그의 익살스런 연기가 돋보였던 영화!스파이더맨에서 늙어보이기만 했던 커스틴	1
	5	5403919	막 걸음마 뗀 3세부터 초등학교 1학년생인 8살용영화.ㅋㅋㅋ별반개도 아까 움.	0
	6	7797314	원작의 긴장감을 제대로 살려내지못했다.	0
	7	9443947	별 반개도 아깝다 욕나온다 이응경 길용우 연기생활이몇년인지정말 발로해 도 그것보단	0
	8	7156791	액션이 없는데도 재미 있는 몇안되는 영화	1
9		5912145	왜케 평점이 낮은건데? 꽤 볼만한데 헐리우드식 화려함에만 너무 길들여져 있나?	1
	10	9008700	걍인피니트가짱이다.진짜짱이다♥	1
	11	10217543	볼때마다 눈물나서 죽겠다90년대의 향수자극!!허진호는 감성절제멜로의 달인 이다~	1
	12	5957425	울면서 손들고 횡단보도 건널때 뛰쳐나올뻔 이범수 연기 드럽게못해	0
	13	8628627	담백하고 깔끔해서 좋다. 신문기사로만 보다 보면 자꾸 잊어버린다. 그들도 사람이었다	1
•	14	9864035	취향은 존중한다지만 진짜 내생에 극장에서 본 영화중 가장 노잼 노감동임 스토리도 어	0

id는 회원정보, document는 리뷰 문장입니다. label이 0이면 부정, 1이면 긍정으로 분류됩니다. id는 사용하지 않기 때문에 document와 label만 추출하겠습니다.

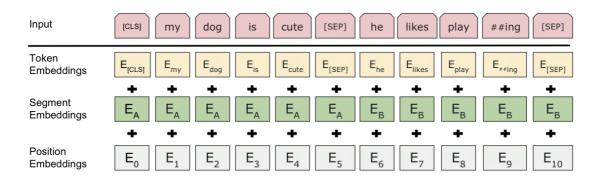
전처리 - 훈련셋

In [21]: # 리뷰 문장 추출

sentences = train['document']

sentences[:10]

```
아 더빙.. 진짜 짜증나네요 목소리
Out[21]: 0
                     흠...포스터보고 초딩영화줄....오버연기조차 가볍지 않구나
      1
      2
                                너무재밓었다그래서보는것을추천한다
                        교도소 이야기구먼 ..솔직히 재미는 없다..평점 조정
      3
          사이몬페그의 익살스런 연기가 돋보였던 영화!스파이더맨에서 늙어보이기만 했던 커스틴
      4
      . . .
             막 걸음마 뗀 3세부터 초등학교 1학년생인 8살용영화.ㅋㅋㅋ...별반개도 아까움.
      5
                             원작의 긴장감을 제대로 살려내지못했다.
      6
          별 반개도 아깝다 욕나온다 이응경 길용우 연기생활이몇년인지..정말 발로해도 그것보
      7
      단...
                            액션이 없는데도 재미 있는 몇안되는 영화
      8
             왜케 평점이 낮은건데? 꽤 볼만한데.. 헐리우드식 화려함에만 너무 길들여져 있나?
      9
      Name: document, dtype: object
In [22]: # BERT의 입력 형식에 맞게 변환
      sentences = ["[CLS] " + str(sentence) + " [SEP]" for sentence in sentences]
      sentences[:10]
Out[22]: ['[CLS] 아 더빙.. 진짜 짜증나네요 목소리 [SEP]',
       '[CLS] 흠...포스터보고 초딩영화줄....오버연기조차 가볍지 않구나 [SEP]',
       '[CLS] 너무재밓었다그래서보는것을추천한다 [SEP]',
       '[CLS] 교도소 이야기구먼 ..솔직히 재미는 없다..평점 조정 [SEP]',
       '[CLS] 사이몬페그의 익살스런 연기가 돋보였던 영화!스파이더맨에서 늙어보이기만 했던 커
       스틴 던스트가 너무나도 이뻐보였다 [SEP]',
       '[CLS] 막 걸음마 뗀 3세부터 초등학교 1학년생인 8살용영화.ㅋㅋㅋ...별반개도 아까움. [SE
      P]',
       '[CLS] 원작의 긴장감을 제대로 살려내지못했다. [SEP]',
       '[CLS] 별 반개도 아깝다 욕나온다 이응경 길용우 연기생활이몇년인지..정말 발로해도 그것
      보단 낫겟다 납치.감금만반복반복..이드라마는 가족도없다 연기못하는사람만모엿네 [SEP]',
       '[CLS] 액션이 없는데도 재미 있는 몇안되는 영화 [SEP]',
       '[CLS] 왜케 평점이 낮은건데? 꽤 볼만한데.. 헐리우드식 화려함에만 너무 길들여져 있나?
      [SEP]']
```



BERT의 입력은 위의 그림과 같은 형식입니다. Classification을 뜻하는 [CLS] 심볼이 제일 앞에 삽입됩니다. 파인튜닝시 출력에서 이 위치의 값을 사용하여 분류를 합니다. [SEP]은 Seperation을 가리키는데, 두 문장을 구분하는 역할을 합니다. 이 예제에서는 문장이 하나이므로 [SEP]도 하나만 넣습니다.

```
In [23]: # 라벨 추출
labels = train['label'].values
labels
```

Out[23]: array([0, 1, 0, ..., 0, 1, 0], dtype=int64)

```
In [24]: # BERT의 토크나이저로 문장을 토큰으로 분리
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-multilingual-cased', do_lower_case
tokenized_texts = [tokenizer.tokenize(sent) for sent in sentences]

print (sentences[0])
print (tokenized_texts[0])
```

```
[CLS] 아 더빙.. 진짜 짜증나네요 목소리 [SEP] ['[CLS]', '아', '터', '##빙', '.', '진', '##짜', '짜', '##증', '##나', '##네', '##요', '목', '##소', '##리', '[SEP]']
```

BERT는 형태소분석으로 토큰을 분리하지 않습니다. WordPiece라는 통계적인 방식을 사용합니다. 한 단어내에서 자주 나오는 글자들을 붙여서 하나의 토큰으로 만듭니다. 이렇게 하면 언어에 상관없이 토큰을 생성할 수 있다는 장점이 있습니다. 또한 신조어 같이 사전에 없는 단어를처리하기도 좋습니다.

위의 결과에서 ## 기호는 앞 토큰과 이어진다는 표시입니다. 토크나이저는 여러 언어의 데이터를 기반으로 만든 'bert-base-multilingual-cased'를 사용합니다. 그래서 한글도 처리가 가능합니다.

```
In [25]: from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences # Import pad_sequence
# 토큰의 길이 확인
print(len(tokenized_texts[0])) # 23
print(len(tokenized_texts[1])) # 21
print(len(tokenized_texts[2])) # 20
print(len(tokenized_texts[3])) # 20
# 입력 토큰의 최대 시퀀스 길이
MAX_LEN = 128
# 토큰을 숫자 인덱스로 변환
input_ids = [tokenizer.convert_tokens_to_ids(x) for x in tokenized_texts]
# 문장을 MAX_LEN 길이에 맞게 자르고, 모자란 부분을 패딩 0으로 채움
input_ids = pad_sequences(input_ids, maxlen=MAX_LEN, dtype="long", truncating="post", input_ids[0]
```

17

31

3

23

```
101, 9519, 9074, 119005,
                                            119,
                                                   119, 9708, 119235,
Out[25]: array([
                9715, 119230, 16439, 77884, 48549,
                                                   9284, 22333, 12692,
                 102,
                                                     0,
                         0,
                                 0,
                                        0,
                                               0,
                                                            0,
                                                                    0,
                          0,
                                0,
                                        0,
                                                      0,
                   0,
                                                             0,
                                               0,
                                                                    0,
                   0,
                          0,
                                0,
                                        0,
                                               0,
                                                      0,
                                                             0,
                                                                    0,
                   0,
                                               0,
                                                                    0,
                          0,
                                0,
                                        0,
                                                      0,
                                                             0,
                                               0,
                         0,
                                0,
                                                     0,
                                                             0,
                   0,
                                        0,
                               0,
                                                     0,
                                                             0,
                         0,
                                              0,
                                                                    0,
                   0,
                                        0,
                                0,
                   0,
                         0,
                                        0,
                                               0,
                                                     0,
                                                             0,
                                                                    0,
                                                     0,
                   0,
                         0,
                                0,
                                       0,
                                               0,
                                                            0,
                                                                    0,
                   0,
                         0,
                               0,
                                      0,
                                             0,
                                                     0,
                                                            0,
                                                                    0,
                               0,
                                                    0,
                   0,
                         0,
                                        0,
                                             0,
                                                            0,
                                                                    0,
                                              0,
                   0,
                         0,
                               0,
                                        0,
                                                     0,
                                                             0,
                                                                    0,
                               0,
                                                     0,
                                                            0,
                   0,
                         0,
                                        0,
                                               0,
                                                                    0,
                                        0,
                                               0,
                                                                    0,
                   0,
                          0,
                                0,
                                                     0,
                                                            0,
                                                    0,
                   0,
                          0,
                                0,
                                        0,
                                               0,
                                                             0,
                                                                    0])
```

보통 딥러닝 모델에는 토큰 자체를 입력으로 넣을 수 없습니다. 임베딩 레이어에는 토큰을 숫자로 된 인덱스로 변환하여 사용합니다. BERT의 토크나이저는 {단어토큰:인덱스}로 구성된 단어사전을 가지고 있습니다. 이를 참조하여 토큰을 인덱스로 바꿔줍니다.

```
In [26]: # 어텐션 마스크 초기화 attention_masks = []

# 어텐션 마스크를 패딩이 아니면 1, 패딩이면 0으로 설정
# 패딩 부분은 BERT 모델에서 어텐션을 수행하지 않아 속도 향상
for seq in input_ids:
    seq_mask = [float(i>0) for i in seq]
    attention_masks.append(seq_mask)

print(attention_masks[0])
```

 $[1.0,\ 1.$

```
In [27]: # 훈련셋과 검증셋으로 분리
train_inputs, validation_inputs, train_labels, validation_labels = train_test_split(input)
lai
rai
te:

# 어텐션 마스크를 훈련셋과 검증셋으로 분리
train_masks, validation_masks, _, _ = train_test_split(attention_masks, input_ids, random_state=2018, test_size=0.1)

# 데이터를 파이토치의 텐서로 변환
train_inputs = torch.tensor(train_inputs)
train_labels = torch.tensor(train_labels)
train_masks = torch.tensor(train_masks)
```

```
validation inputs = torch.tensor(validation inputs)
validation_labels = torch.tensor(validation_labels)
validation_masks = torch.tensor(validation_masks)
 print(train_inputs[0])
 print(train_labels[0])
 print(train_masks[0])
 print(validation_inputs[0])
 print(validation_labels[0])
 print(validation_masks[0])
           9711, 11489,
                      9364,
                           41850,
                                 9004, 32537,
                                           9491,
                                                35506,
tensor([
       101,
      17360,
           48549,
                       119,
                            9477, 26444, 12692,
                                            9665,
                                                21789,
                  119,
      11287,
           9708, 119235,
                      9659,
                           22458, 119136, 12965,
                                           48549,
                                                  119,
                           16985, 14523, 48549,
           9532,
                22879,
                      9685,
       119,
                                            119,
                                                  119,
                            9178, 106065, 118916,
      9596, 118728,
                  119,
                       119,
                                            119,
                                                  119,
                           14423, 25503, 118671,
      8903,
           11664,
                11513,
                      9960,
                                           48549,
                                                  119,
                                           9715, 119230,
       119,
           21890,
                 9546,
                      37819,
                           22879,
                                9356, 14867,
     118716, 48345,
                  119,
                      9663,
                           23321,
                                10954,
                                      9638,
                                           35506, 106320,
      10739,
           20173,
                 9359,
                     19105,
                           11102,
                                42428, 17196,
                                           48549,
       119,
            100,
                  117,
                      9947,
                           12945,
                                 9532,
                                     25503,
                                           8932,
                                                14423,
      35506, 119050,
                           10003,
                                14863,
                                     33188,
                11903,
                      14867,
                                           48345,
                                                  119,
                                   0,
       102,
              0,
                   0,
                        0,
                             0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
        0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                              0,
                                                   0,
              0,
                   0,
                                        0,
              0], dtype=torch.int32)
tensor(0)
1., 1., 1., 1., 1., 1., 1., 1., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0.,
     0., 0.])
tensor([
       101,
            1871, 111754, 111754, 111754, 111754,
                                       102,
                                                   0,
                                              0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
                                                   0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
        0,
                        0,
                                   0,
                                                   0,
              0,
                   0,
                              0,
                                        0,
                                              0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
                        0,
                                   0,
                                                   0,
        0,
              0,
                   0,
                              0,
                                        0,
                                              0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                              0,
                                                   0,
                                        0,
             0,
                                   0,
                                                   0,
        0,
                   0,
                        0,
                             0,
                                              0,
                                        0,
                        0,
                                                   0,
        0,
              0,
                   0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                              0,
                                                   0,
        0,
                                        0,
        0,
              0,
                   0,
                        0,
                              0,
                                   0,
                                        0,
                                              0,
                                                   0,
        0,
                   0,
                        0,
                                   0,
                                              0,
                                                   0,
              0,
                                        0,
        0,
              0], dtype=torch.int32)
tensor(1)
0., 0.])
```

```
In [28]: # 배치 사이즈
       batch_size = 32
       # 파이토치의 DataLoader로 입력, 마스크, 라벨을 묶어 데이터 설정
       # 학습시 배치 사이즈 만큼 데이터를 가져옴
       train data = TensorDataset(train inputs, train masks, train labels)
       train sampler = RandomSampler(train data)
       train_dataloader = DataLoader(train_data, sampler=train_sampler, batch_size=batch_size
       validation_data = TensorDataset(validation_inputs, validation_masks, validation_labels
       validation_sampler = SequentialSampler(validation_data)
       validation dataloader = DataLoader(validation data, sampler=validation sampler, batch
       전처리 - 테스트셋
In [29]: # 리뷰 문장 추출
       sentences = test['document']
       sentences[:10]
Out[29]: 0
                                  GDNTOPCLASSINTHECLUB
                    뭐야 이 평점들은.... 나쁘진 않지만 10점 짜리는 더더욱 아니잖아
       2
                         지루하지는 않은데 완전 막장임... 돈주고 보기에는....
       3
           3D만 아니었어도 별 다섯 개 줬을텐데.. 왜 3D로 나와서 제 심기를 불편하게 하죠??
       4
                                    음악이 주가 된, 최고의 음악영화
       5
       6
                                            진정한 쓰레기
       7
                  마치 미국애니에서 튀어나온듯한 창의력없는 로봇디자인부터가,고개를 젖게한
       다
           갈수록 개판되가는 중국영화 유치하고 내용없음 폼잡다 끝남 말도안되는 무기에 유치한
       8
       с...
              이별의 아픔뒤에 찾아오는 새로운 인연의 기쁨 But, 모든 사람이 그렇지는 않네..
       Name: document, dtype: object
       # BERT의 입력 형식에 맞게 변환
In [30]:
       sentences = ["[CLS] " + str(sentence) + " [SEP]" for sentence in sentences]
       sentences[:10]
Out[30]: ['[CLS] 굳 ㅋ [SEP]',
         [CLS] GDNTOPCLASSINTHECLUB [SEP]',
        '[CLS] 뭐야 이 평점들은.... 나쁘진 않지만 10점 짜리는 더더욱 아니잖아 [SEP]',
        '[CLS] 지루하지는 않은데 완전 막장임... 돈주고 보기에는.... [SEP]',
        '[CLS] 3D만 아니었어도 별 다섯 개 줬을텐데.. 왜 3D로 나와서 제 심기를 불편하게 하죠??
       [SEP]',
        '[CLS] 음악이 주가 된, 최고의 음악영화 [SEP]',
        '[CLS] 진정한 쓰레기 [SEP]',
        '[CLS] 마치 미국애니에서 튀어나온듯한 창의력없는 로봇디자인부터가,고개를 젖게한다 [SE
       P]',
        '[CLS] 갈수록 개판되가는 중국영화 유치하고 내용없음 폼잡다 끝남 말도안되는 무기에 유치
       한cg남무 아 그립다 동사서독같은 영화가 이건 3류아류작이다 [SEP]',
        '[CLS] 이별의 아픔뒤에 찾아오는 새로운 인연의 기쁨 But, 모든 사람이 그렇지는 않네.. [S
       EP]']
In [31]: # 라벨 추출
       labels = test['label'].values
       labels
```

Out[31]: array([1, 0, 0, ..., 0, 0, 0], dtype=int64)

```
# BERT의 토크나이저로 문장을 토큰으로 분리
      tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-multilingual-cased', do_lower_case
      tokenized_texts = [tokenizer.tokenize(sent) for sent in sentences]
      print (sentences[0])
      print (tokenized_texts[0])
     [CLS] 굳 ㅋ [SEP]
     ['[CLS]', '굳', '[UNK]', '[SEP]']
In [33]: # 입력 토큰의 최대 시퀀스 길이
      MAX_LEN = 128
      # 토큰을 숫자 인덱스로 변환
      input_ids = [tokenizer.convert_tokens_to_ids(x) for x in tokenized_texts]
      # 문장을 MAX LEN 길이에 맞게 자르고, 모자란 부분을 패딩 O으로 채움
      input_ids = pad_sequences(input_ids, maxlen=MAX_LEN, dtype="long", truncating="post",
      input_ids[0]
                                          0,
Out[33]: array([ 101, 8911, 100, 102,
                                       0,
                                              0,
                                                  0,
                           0,
                               0,
                                   0,
                           0,
                       0,
                               0,
            0,
                0,
                    0,
                                   0,
                                       0,
                                           0,
                                              0,
                                                  0,
                0,
                    0,
                       0,
                           0,
            0,
                               0,
                                   0,
                                       0,
                                           0,
                                              0,
                                                  0,
                0,
            0,
                    0,
                       0,
                           0,
                               0,
                                   0,
                                       0,
                                          0,
                                              0,
                                                  0,
            0,
                0,
                    0,
                      0,
                           0,
                              0,
                                  0,
                                       0,
                                          0,
                                              0,
                                                  0,
                      0,
            0,
                0,
                    0,
                          0,
                              0,
                                  0,
                                       0,
                                          0,
                                              0,
                                                  0,
                  0,
                      0,
                          0,
                              0,
            0,
                0,
                                  0,
                                       0,
                                          0,
                                              0,
                                                  0,
                              0,
                          0,
                0, 0, 0,
                                  0, 0,
                                          0,
                                              0,
            0,
                                                  0,
            0,
                0, 0, 0,
                          0,
                              0,
                                  0,
                                      0,
                                          0,
                                              0,
                    0,
                                      0,
                                              0,
            0,
                0,
                      0,
                          0,
                              0,
                                  0,
                                          0,
                                                  0,
                  0, 0,
                          0, 0,
            0,
                0,
                                  0,
                                       0,
                                          0,
                                              0,
                                                  0,
                    0,
                       0,
                           0,
                              0,
                                  01)
            0,
                0,
In [34]: # 어텐션 마스크 초기화
      attention masks = []
      # 어텐션 마스크를 패딩이 아니면 1, 패딩이면 \theta으로 설정
      # 패딩 부분은 BERT 모델에서 어텐션을 수행하지 않아 속도 향상
      for seq in input ids:
        seq_mask = [float(i>0) for i in seq]
        attention_masks.append(seq_mask)
      print(attention_masks[0])
     0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0]
In [35]: # 데이터를 파이토치의 텐서로 변환
      test inputs = torch.tensor(input ids)
      test_labels = torch.tensor(labels)
      test_masks = torch.tensor(attention_masks)
      print(test inputs[0])
```

```
print(test_labels[0])
     print(test_masks[0])
    tensor([ 101, 8911, 100, 102,
                         0,
                            0,
                                0,
                                    0,
                                        0,
                                                  0,
                                           0,
                                               0,
           0, 0, 0, 0, 0, 0,
                                    0, 0, 0, 0,
                                                  0,
                     0,
                               0,
           0, 0, 0,
                        0, 0,
                                   0, 0, 0, 0,
                                                  0,
             0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
           0,
                                                  0,
           0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
           0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
             0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
                                                  0,
           0,
                                             0,
                                  0,
                                      0,
                                          0,
                0,
                     0,
                               0,
                         0, 0,
           0,
              0,
                                              0,
                                               0,
           0, 0, 0,
                     0, 0, 0, 0, 0, 0,
                                           0,
                                                  0,
           0,
              0, 0, 0, 0, 0, 0,
                                        0,
                                           0,
                 0,
           0,
              0,
                     0,
                        0,
                            0,
                               0,
                                   0], dtype=torch.int32)
    tensor(1)
    0., 0.])
In [36]: # 배치 사이즈
     batch_size = 32
     # 파이토치의 DataLoader로 입력, 마스크, 라벨을 묶어 데이터 설정
     # 학습시 배치 사이즈 만큼 데이터를 가져옴
     test_data = TensorDataset(test_inputs, test_masks, test_labels)
     test_sampler = RandomSampler(test_data)
     test dataloader = DataLoader(test data, sampler=test sampler, batch size=batch size)
     모델 생성
     import torch
In [37]:
     # Check if CUDA (GPU support) is available
     if torch.cuda.is available():
        device name = torch.cuda.get device name(0) # GPU 디바이스 이름
        print(f'Found GPU: {device_name}')
        raise SystemError('GPU device not found')
    Found GPU: NVIDIA GeForce RTX 2060
In [38]: # 디바이스 설정
     if torch.cuda.is available():
        device = torch.device("cuda")
        print('There are %d GPU(s) available.' % torch.cuda.device_count())
        print('We will use the GPU:', torch.cuda.get_device_name(0))
     else:
        device = torch.device("cpu")
        print('No GPU available, using the CPU instead.')
```

There are 1 GPU(s) available.
We will use the GPU: NVIDIA GeForce RTX 2060

```
In [39]: # 분류를 위한 BERT 모델 생성
model = BertForSequenceClassification.from_pretrained("bert-base-multilingual-cased",
model.cuda()
```

Some weights of BertForSequenceClassification were not initialized from the model check point at bert-base-multilingual-cased and are newly initialized: ['classifier.bias', 'c lassifier.weight']

You should probably TRAIN this model on a down-stream task to be able to use it for pre dictions and inference.

```
Out[39]: BertForSequenceClassification(
            (bert): BertModel(
              (embeddings): BertEmbeddings(
                (word_embeddings): Embedding(119547, 768, padding_idx=0)
                (position_embeddings): Embedding(512, 768)
                (token_type_embeddings): Embedding(2, 768)
                (LayerNorm): LayerNorm((768,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
                (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
              (encoder): BertEncoder(
                (layer): ModuleList(
                  (0-11): 12 x BertLayer(
                    (attention): BertAttention(
                      (self): BertSdpaSelfAttention(
                        (query): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (key): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (value): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
                      (output): BertSelfOutput(
                        (dense): Linear(in_features=768, out_features=768, bias=True)
                        (LayerNorm): LayerNorm((768,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
                        (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
                      )
                    (intermediate): BertIntermediate(
                      (dense): Linear(in_features=768, out_features=3072, bias=True)
                      (intermediate_act_fn): GELUActivation()
                    (output): BertOutput(
                      (dense): Linear(in_features=3072, out_features=768, bias=True)
                      (LayerNorm): LayerNorm((768,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
                      (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
                    )
                  )
                )
              (pooler): BertPooler(
                (dense): Linear(in features=768, out features=768, bias=True)
                (activation): Tanh()
              )
            )
            (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
            (classifier): Linear(in_features=768, out_features=2, bias=True)
          )
```

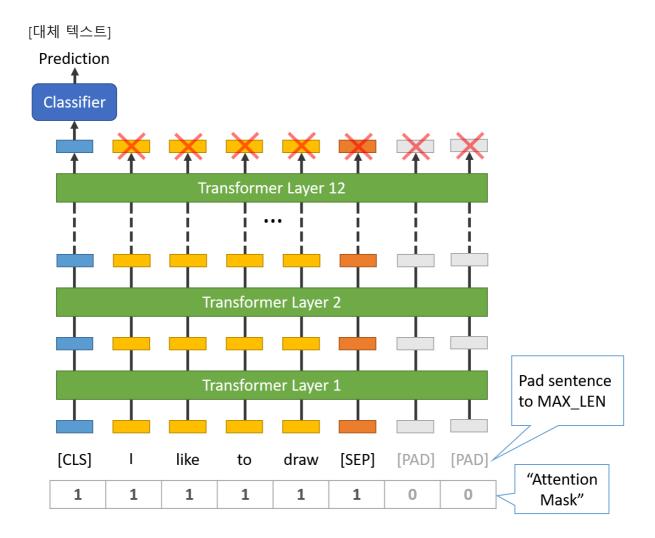


그림15. BERT모델 (출처: https://mccormickml.com/2019/07/22/BERT-fine-tuning/? fbclid=IwAR3TBQSjq3lcWa2gH3gn2mpBcn3vLKCD-pvpHGue33Cs59RQAz34dPHaXys/)

http://www.mccormickml.com/assets/BERT/padding_and_mask.png

사전훈련된 BERT는 다양한 문제로 전이학습이 가능합니다. 여기서는 위의 그림과 같이 한 문장을 분류하는 방법을 사용합니다. 영화리뷰 문장이 입력으로 들어가면, 긍정/부정으로 구분합니다. 모델의 출력에서 [CLS] 위치인 첫 번째 토큰에 새로운 레이어를 붙여서 파인튜닝을 합니다. Huggning Face는 BertForSequenceClassification() 함수를 제공하기 때문에 쉽게 구현할 수 있습니다.

모델 학습

```
In [41]: # 정확도 계산 함수
        def flat_accuracy(preds, labels):
           pred_flat = np.argmax(preds, axis=1).flatten()
           labels_flat = labels.flatten()
           return np.sum(pred_flat == labels_flat) / len(labels_flat)
        # 시간 표시 함수
In [42]:
        def format_time(elapsed):
           # 반올림
           elapsed_rounded = int(round((elapsed)))
           # hh:mm:ss으로 형태 변경
           return str(datetime.timedelta(seconds=elapsed_rounded))
In [43]: # 재현을 위해 랜덤시드 고정
        seed_val = 42
        random.seed(seed_val)
        np.random.seed(seed_val)
        torch.manual_seed(seed_val)
        torch.cuda.manual_seed_all(seed_val)
        # 그래디언트 초기화
        model.zero_grad()
        # 에폭만큼 반복
        for epoch_i in range(0, epochs):
           Training
           print("")
           print('====== Epoch {:} / {:} ======'.format(epoch_i + 1, epochs))
           print('Training...')
           # 시작 시간 설정
           t0 = time.time()
           # 로스 초기화
           total_loss = 0
           # 훈련모드로 변경
           model.train()
           # 데이터로더에서 배치만큼 반복하여 가져옴
           for step, batch in enumerate(train_dataloader):
              # 경과 정보 표시
               if step % 500 == 0 and not step == 0:
```

```
elapsed = format_time(time.time() - t0)
       print(' Batch {:>5,} of {:>5,}. Elapsed: {:}.'.format(step, len(train)
   # 배치를 GPU에 넣음
   batch = tuple(t.to(device) for t in batch)
   # 배치에서 데이터 추출
   b_input_ids, b_input_mask, b_labels = batch
   # Forward 수행
   outputs = model(b_input_ids,
                 token_type_ids=None,
                 attention_mask=b_input_mask,
                 labels=b_labels)
   # 로스 구함
   loss = outputs[0]
   # 총 로스 계산
   total_loss += loss.item()
   # Backward 수행으로 그래디언트 계산
   loss.backward()
   # 그래디언트 클리핑
   torch.nn.utils.clip_grad_norm_(model.parameters(), 1.0)
   # 그래디언트를 통해 가중치 파라미터 업데이트
   optimizer.step()
   # 스케줄러로 학습률 감소
   scheduler.step()
   # 그래디언트 초기화
   model.zero_grad()
# 평균 로스 계산
avg_train_loss = total_loss / len(train_dataloader)
print("")
print(" Average training loss: {0:.2f}".format(avg_train_loss))
print(" Training epcoh took: {:}".format(format_time(time.time() - t0)))
Validation
# -----
print("")
print("Running Validation...")
#시작 시간 설정
t0 = time.time()
# 평가모드로 변경
model.eval()
# 변수 초기화
eval loss, eval accuracy = 0, 0
nb_eval_steps, nb_eval_examples = 0, 0
```

```
# 데이터로더에서 배치만큼 반복하여 가져옴
   for batch in validation_dataloader:
      # 배치를 GPU에 넣음
       batch = tuple(t.to(device) for t in batch)
       # 배치에서 데이터 추출
       b_input_ids, b_input_mask, b_labels = batch
       # 그래디언트 계산 안함
       with torch.no_grad():
          # Forward 수행
          outputs = model(b_input_ids,
                         token_type_ids=None,
                         attention_mask=b_input_mask)
       # 출력 로짓 구함
       logits = outputs[0]
       # CPU로 데이터 이동
       logits = logits.detach().cpu().numpy()
       label_ids = b_labels.to('cpu').numpy()
       # 출력 로짓과 라벨을 비교하여 정확도 계산
       tmp_eval_accuracy = flat_accuracy(logits, label_ids)
       eval_accuracy += tmp_eval_accuracy
       nb_eval_steps += 1
   print(" Accuracy: {0:.2f}".format(eval_accuracy/nb_eval_steps))
   print(" Validation took: {:}".format(format_time(time.time() - t0)))
print("")
print("Training complete!")
```

```
====== Epoch 1 / 4 ======
Training...
   Batch 500 of 4,219. Elapsed: 0:09:56.
Batch 1,000 of 4,219. Elapsed: 0:19:41.
Batch 1,500 of 4,219. Elapsed: 0:29:08.
Batch 2,000 of 4,219. Elapsed: 0:38:24.
Batch 2,500 of 4,219. Elapsed: 0:47:28.
Batch 3,000 of 4,219. Elapsed: 0:56:47.
Batch 3,500 of 4,219. Elapsed: 1:06:17.
Batch 4,000 of 4,219. Elapsed: 1:16:03.
    Average training loss: 0.38
    Training epcoh took: 1:20:12
Running Validation...
   Accuracy: 0.85
   Validation took: 0:01:40
====== Epoch 2 / 4 ======
Training...
    Batch 500 of 4,219. Elapsed: 0:09:39.
  Batch 1,000 of 4,219. Elapsed: 0:09:39.
Batch 1,500 of 4,219. Elapsed: 0:29:01.
Batch 2,000 of 4,219. Elapsed: 0:38:39.
Batch 2,500 of 4,219. Elapsed: 0:48:15.
Batch 3,000 of 4,219. Elapsed: 0:58:02.
Batch 3,500 of 4,219. Elapsed: 1:07:41.
Batch 4,000 of 4,219. Elapsed: 1:17:22.
    Average training loss: 0.29
    Training epcoh took: 1:21:26
Running Validation...
   Accuracy: 0.87
   Validation took: 0:01:42
====== Epoch 3 / 4 ======
Training...
    Batch 500 of 4,219. Elapsed: 0:16:45.
   Batch 1,000 of 4,219. Elapsed: 0:16:45.

Batch 1,000 of 4,219. Elapsed: 0:55:13.

Batch 1,500 of 4,219. Elapsed: 1:45:24.

Batch 2,000 of 4,219. Elapsed: 2:27:35.

Batch 2,500 of 4,219. Elapsed: 3:08:01.

Batch 3,000 of 4,219. Elapsed: 3:48:31.

Batch 3,500 of 4,219. Elapsed: 4:28:58.
   Batch 4,000 of 4,219. Elapsed: 5:09:24.
    Average training loss: 0.22
    Training epcoh took: 5:27:03
Running Validation...
    Accuracy: 0.87
    Validation took: 0:11:47
====== Epoch 4 / 4 ======
Training...
    Batch 500 of 4,219. Elapsed: 0:40:25.
   Batch 1,000 of 4,219. Elapsed: 1:20:59. Batch 1,500 of 4,219. Elapsed: 2:01:25. Batch 2,000 of 4,219. Elapsed: 2:41:51.
```

```
Batch 2,500 of 4,219. Elapsed: 3:22:17.
Batch 3,000 of 4,219. Elapsed: 4:02:43.
Batch 3,500 of 4,219. Elapsed: 4:43:08.
Batch 4,000 of 4,219. Elapsed: 5:23:34.

Average training loss: 0.18
Training epcoh took: 5:41:14

Running Validation...
Accuracy: 0.87
Validation took: 0:11:34

Training complete!
에폭마다 훈련셋과 검증셋을 반복하여 학습을 수행합니다.
```

테스트셋 평가

```
#시작 시간 설정
In [44]:
        t0 = time.time()
        # 평가모드로 변경
        model.eval()
        # 변수 초기화
        eval_loss, eval_accuracy = 0, 0
        nb_eval_steps, nb_eval_examples = 0, 0
        # 데이터로더에서 배치만큼 반복하여 가져옴
        for step, batch in enumerate(test_dataloader):
            # 경과 정보 표시
            if step % 100 == 0 and not step == 0:
                elapsed = format_time(time.time() - t0)
                print(' Batch {:>5,} of {:>5,}. Elapsed: {:}.'.format(step, len(test_data
            # 배치를 GPU에 넣음
            batch = tuple(t.to(device) for t in batch)
            # 배치에서 데이터 추출
            b_input_ids, b_input_mask, b_labels = batch
            # 그래디언트 계산 안함
            with torch.no grad():
                # Forward 수행
                outputs = model(b_input_ids,
                              token_type_ids=None,
                              attention_mask=b_input_mask)
            # 출력 로짓 구함
            logits = outputs[0]
            # CPU로 데이터 이동
            logits = logits.detach().cpu().numpy()
            label_ids = b_labels.to('cpu').numpy()
            # 출력 로짓과 라벨을 비교하여 정확도 계산
            tmp_eval_accuracy = flat_accuracy(logits, label_ids)
            eval_accuracy += tmp_eval_accuracy
```

```
nb_eval_steps += 1
print("")
print("Accuracy: {0:.2f}".format(eval_accuracy/nb_eval_steps))
print("Test took: {:}".format(format_time(time.time() - t0)))
                 100 of 1,563. Elapsed: 0:02:28.
 Batch
 Batch 200 of 1,563. Elapsed: 0:04:55.
 Batch 300 of 1,563. Elapsed: 0:07:22.
Batch 400 of 1,563. Elapsed: 0:09:49.
Batch 500 of 1,563. Elapsed: 0:12:17.
Batch 600 of 1,563. Elapsed: 0:14:45.
Batch 700 of 1,563. Elapsed: 0:17:12.
Batch 800 of 1,563. Elapsed: 0:19:55.
Batch 900 of 1,563. Elapsed: 0:22:24.
Batch 1,000 of 1,563. Elapsed: 0:24:52.
Batch 1 100 of 1,563. Elapsed: 0:27:19.
Batch 1,000 of 1,563. Elapsed: 0:27:19.
Batch 1,200 of 1,563. Elapsed: 0:29:47.
Batch 1,300 of 1,563. Elapsed: 0:32:14.
Batch 1,400 of 1,563. Elapsed: 0:34:41.
Batch 1,500 of 1,563. Elapsed: 0:36:41.
```

Accuracy: 0.87 Test took: 0:37:02

테스트셋의 정확도가 87%입니다. <BERT 톺아보기> 블로그에서는 같은 데이터로 88.7%를 달 성하였습니다. 거기서는 한글 코퍼스로 사전훈련을 하여 새로운 모델을 만들었습니다. 반면에 우리는 BERT의 기본 모델인 bert-base-multilingual-cased를 사용했기 때문에 더 성능이 낮은 것 같습니다.

새로운 문장 테스트

```
In [45]: # 입력 데이터 변환
        def convert_input_data(sentences):
           # BERT의 토크나이저로 문장을 토큰으로 분리
           tokenized_texts = [tokenizer.tokenize(sent) for sent in sentences]
           # 입력 토큰의 최대 시퀀스 길이
           MAX LEN = 128
           # 토큰을 숫자 인덱스로 변환
           input_ids = [tokenizer.convert_tokens_to_ids(x) for x in tokenized_texts]
           # 문장을 MAX LEN 길이에 맞게 자르고, 모자란 부분을 패딩 Ø으로 채움
           input_ids = pad_sequences(input_ids, maxlen=MAX_LEN, dtype="long", truncating="pos"
           # 어텐션 마스크 초기화
           attention_masks = []
           # 어텐션 마스크를 패딩이 아니면 1, 패딩이면 0으로 설정
           # 패딩 부분은 BERT 모델에서 어텐션을 수행하지 않아 속도 향상
           for seq in input_ids:
              seq mask = [float(i>0) for i in seq]
              attention_masks.append(seq_mask)
           # 데이터를 파이토치의 텐서로 변환
```

```
masks = torch.tensor(attention_masks)
            return inputs, masks
In [46]: # 문장 테스트
        def test_sentences(sentences):
            # 평가모드로 변경
            model.eval()
            # 문장을 입력 데이터로 변환
            inputs, masks = convert_input_data(sentences)
            # 데이터를 GPU에 넣음
            b_input_ids = inputs.to(device)
            b_input_mask = masks.to(device)
            # 그래디언트 계산 안함
            with torch.no_grad():
                # Forward 수행
                outputs = model(b_input_ids,
                              token_type_ids=None,
                               attention_mask=b_input_mask)
            # 출력 로짓 구함
            logits = outputs[0]
            # CPU로 데이터 이동
            logits = logits.detach().cpu().numpy()
            return logits
In [47]: logits = test_sentences(['연기는 별로지만 재미 하나는 끝내줌!'])
        print(logits)
        print(np.argmax(logits))
       [[-0.8610067 1.1644394]]
In [48]: logits = test_sentences(['주연배우가 아깝다, 총체적 난국...'])
        print(logits)
        print(np.argmax(logits))
       [[ 3.1988935 -3.3794355]]
       0
In [49]: logits = test_sentences(['주연보다 조연이 더 연기 잘한다. 까메오연기가 돋보인다.'])
        print(logits)
        print(np.argmax(logits))
       [[-1.6052351 1.9462897]]
In [56]: logits = test_sentences(['음... 그냥 그래'])
        print(logits)
        print(np.argmax(logits))
```

inputs = torch.tensor(input_ids)

```
[[ 2.8595047 -3.0681076]]
```

학습한 모델을 가지고 실제 문장을 넣어봤습니다.

출력 로짓은 소프트맥스가 적용되지 않은 상태입니다.

argmax로 더 높은 값의 위치를 라벨로 설정하면 됩니다. 0은 부정, 1은 긍정입니다.

위와 같이 새로운 문장에도 잘 분류를 하고 있습니다.

< 챗봇 개발자 모임 >

- 페이스북 그룹에 가입하시면 챗봇에 대한 최신 정보를 쉽게 받으실 수 있습니다.
- https://www.facebook.com/groups/ChatbotDevKR/