



BERT

• BERT의 구조

• BERT의 구성

• BERT의 Task

Huggingface

BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding

Jacob Devlin Ming-Wei Chang Kenton Lee Kristina Toutanova
Google AI Language

{jacobdevlin, mingweichang, kentonl, kristout}@google.com





BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers

- 트랜스포머 기반 양방향 인코더 표현





Transformer

구글에서 공개한 "Attention is All You Need"라는 논문에서 처음으로 공개된 구조

- Attention을 기반으로 한다.
- 순환구조 때문에 시간이 오래 걸리는 RNN, seq2seq의 단점을 보완
- BERT, GPT-3 등의 언어 모형에서 사용
- 컴퓨터 비전 등 다른 분야에서도 강력한 도구로 사용 중



Transformer

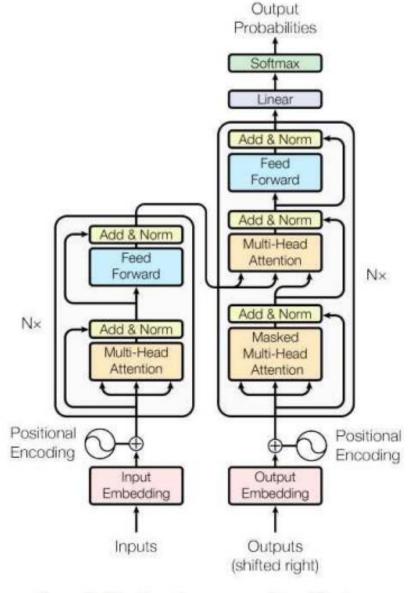
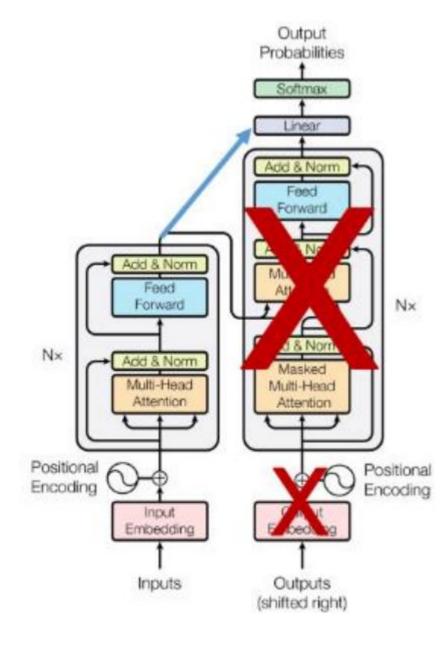


Figure 1: The Transformer - model architecture.



BERT





BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers

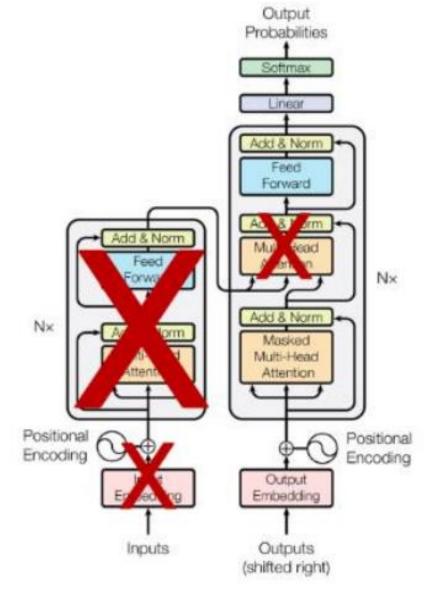
- 트랜스포머 기반 양방향 인코더 표현

<그럼 다른 Language Model은?>



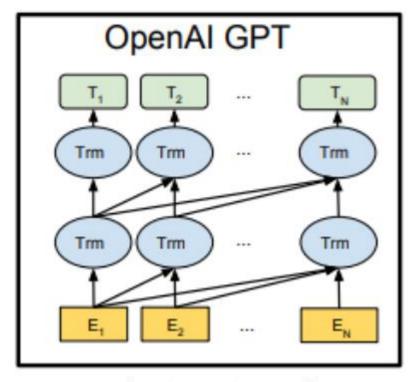
GPT (Generative Pre-trained Transformer)

- Unidirectional





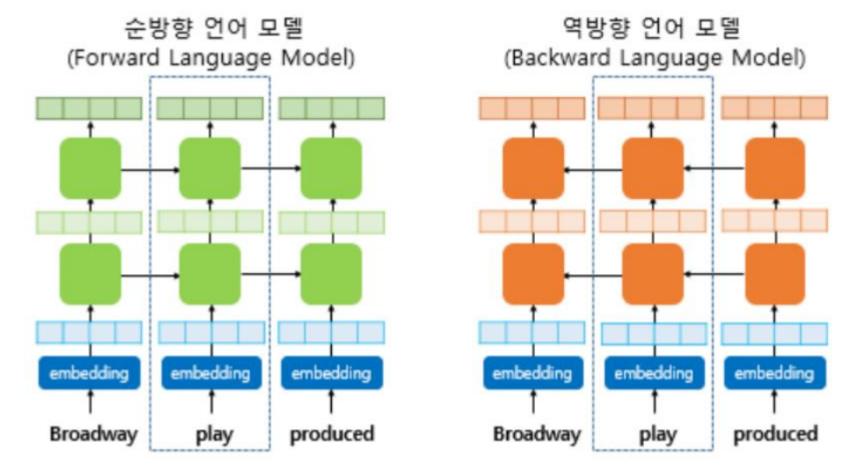
- BERT의 구조
 BERT의 구성
 BERT의 Task
 Huggingface
- GPT (Generative Pre-trained Transformer)
 - i번째 입력 처리 시 i번째 이하의 토큰 만 고려
 - ex) 피곤해 보이네. 어제 늦게 잤니?



[Devlin et al., 2019]



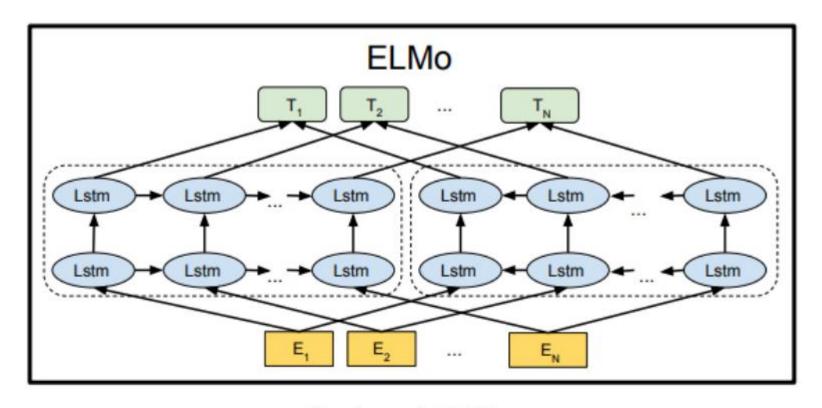
- BERT의 구조
 BERT의 구성
 BERT의 Task
 Huggingface
- ELMo
- RNN 기반 모델, biLM을 이용





[유원준 외 1명., 2022]

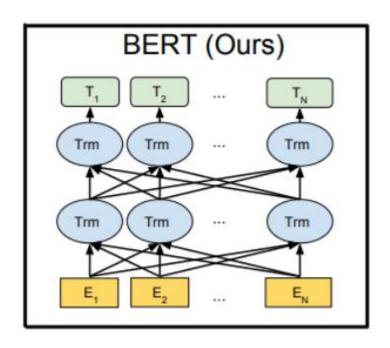
- ELMo
- Shallow Bidirectional(Unidirectional의 두 개를 단순 concat 한 것)



[Devlin et al., 2019]



- BERT의 구조
 BERT의 구성
 BERT의 Task
 Huggingface
- BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
 - Transformer의 인코더의 Self Attention 원리 이용
 - Deeply Bidirectional



[Devlin et al., 2019]



BERT 구조

Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Bert base

- 12개의 transformer blocks
- n_head: 12
- Hidden size d = 768
- Total Parameters = 110 million

Bert Large

- 24개의 transformer blocks
- n_head: 16
- Hidden size d = 768
- Total Parameters = 340 million

그럼 BERT는 도대체 왜 개발되었는가??



- 자연어처리(NLP)의 분야
- Natural Language Generation (NLG)

: 기계가 사람처럼 의미있는 문장을 생성하는 것

(ex. 챗봇(Chatbots), 기계 번역(Machine Translation), 자동 보고서 생성 등)

- Natural Language Understanding (NLU)
- : 기계가 사람처럼 문장을 이해하는 것

(ex. 감성 분석, 자연어 질의응답, 자동 요약, 텍스트 분류 등)



- GPT는 Natural Language Generation(NLG)에 적합!

Why? Unidirectional 모델이라서!

: 문맥상에 맞는 다음 단어나 문장을 예측하는 데 탁월

- BERT는 Natural Language Understanding(NLU)에 적합!

Why? Bidirectional 모델이라서!

: 텍스트 전체를 전반적으로 학습하는데 탁월





• BERT의 구성 BERT의 Task Huggingface

- BERT는 어떤 기법으로 만들어졌는가?
- (1) Pre-training
- MLM (Masked Language Model)
- NSP (Next Sentence Prediction)
- Embedding Combination
- (2) Fine-tuning



• BERT의 구성 BERT의 Task Huggingface

Pre-training & Fine-tuning

- 거대 데이터를 이용하여 미리 훈련(pre-training)을 해두고, 사전 훈련된 모델을 필요한 Task에 맞게 튜닝(Fine-tuning)하는 것

Fine-tuning vs Feature Extraction

- 변형된 부분을 포함한 전체 모델 학습(Fine-tuning): BERT, GPT
- 새로 쌓은 부분만 파라미터를 업데이트(Feature Extraction) : ELMo

OUTTA

• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface

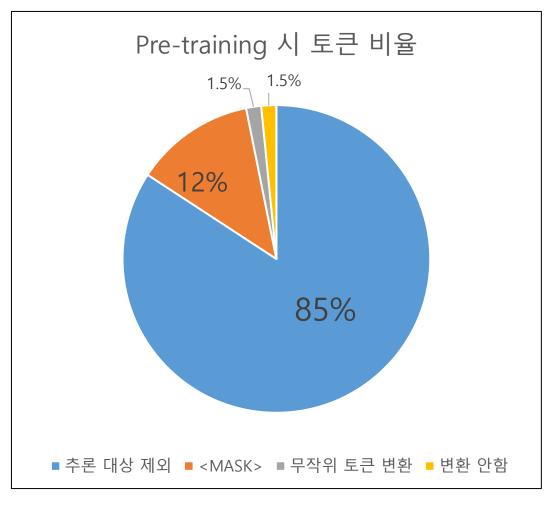
- (1) MLM (Masked Language Model)
- : BERT를 pre-training할 때 사용한 기법 중 하나
- 일정 비율의 토큰을 가린 채 문장을 복원하도록 학습
- 다음 time-step의 토큰을 예측하는 기존 모델과 달리, MLM은 현재 time-step의 토큰을 예측하는 것



• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface

학습과 추론의 괴리를 없애기 위해:

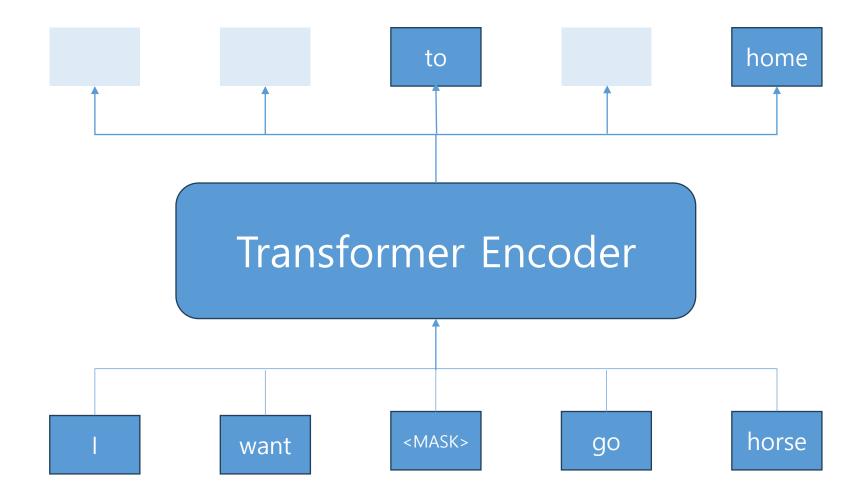
- (1) 전체 토큰 중 15%의 토큰만 추론 대상으로 선정
- (2) 15%의 토큰 중 80%(전체 중 12%)를 <MASK>로 가림
- (3) 15%의 토큰 중 10%(전체 중 1.5%)를 랜덤 토큰으로 변환
- (4) 15%의 토큰 중 10%(전체 중 1.5%)를 그대로 놔둠





• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface

(1) MLM (Masked Language Model)





• BERT의 구성 BERT의 Task Huggingface

- (2) NSP (Next Sentence Prediction)
- : BERT를 pre-training할 때 사용한 기법 중 하나
- 두 번째 문장이 첫 번째 문장 다음에 나오는지 여부를 예측
- 문장과 문단을 구분할 때 2개의 특별한 토큰을 추가했다.
- [CLS]: 전체 시퀀스 분류
- [SEP] : 시퀀스 내 문장 분류
- (ex) [CLS] 어제 늦게 잤어? [SEP] 어쩐지 피곤해 보이더라. [SEP]

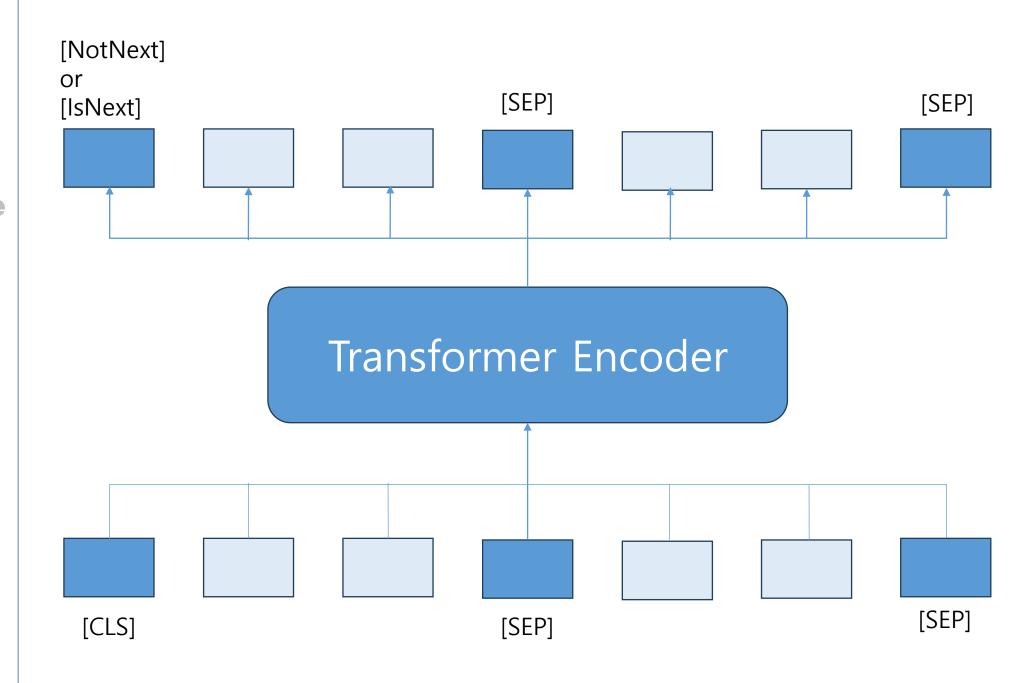


• BERT의 구성 BERT의 Task Huggingface

- (2) NSP (Next Sentence Prediction)
- Question Answering(질의응답)또는 Textual Entailment(텍스트 추론)의 경우 문장 사이의 관계를 이해하는 것이 중요하다.
- [SEP]으로 분리되는 두 문서 (A, B)를 통과시키고 B를 50%의 확률로 임의의 문서로 대체한다. 그 후 [CLS] 토큰의 위치에서 대체 여부를 예측하도록 학습한다.

OUTTA

• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface





- BERT의 구성
 BERT의 Task
 Huggingface
- (3) Embedding Combination
- 기존 Transformer: 단어 임베딩 + 위치 인코딩
- BERT: 단어 임베딩 + 문장 임베딩 + 위치 임베딩

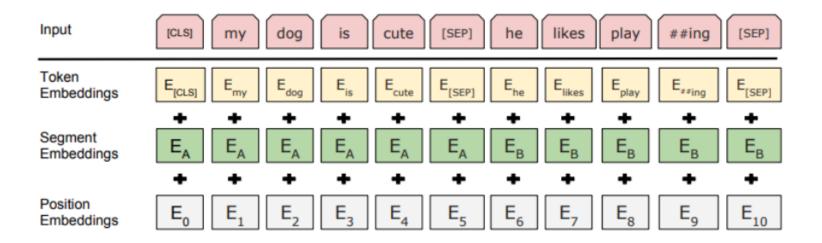


Figure 2: BERT input representation. The input embeddings are the sum of the token embeddings, the segmentation embeddings and the position embeddings.

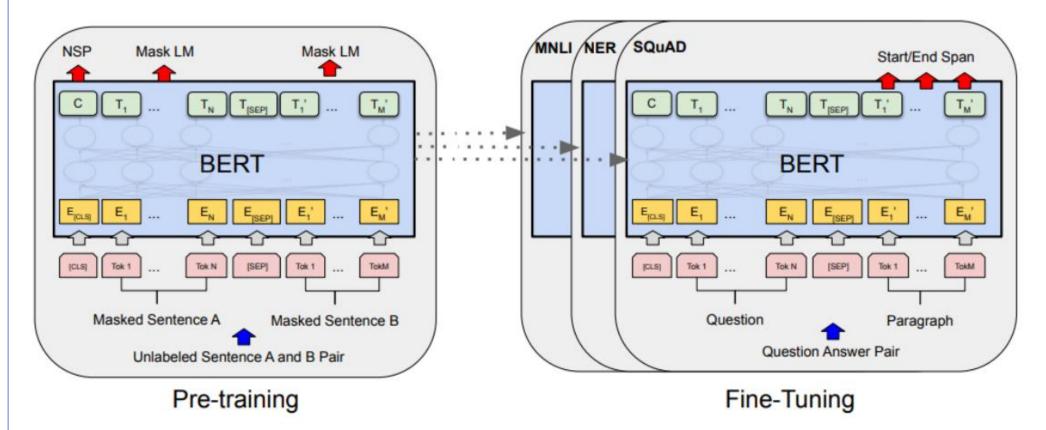
[Devlin et al., 2019]

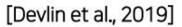


• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface

Fine-tuning

- Pre-Training으로 얻은 모델을 기반으로 task에 맞게 변형, 조정 한 것



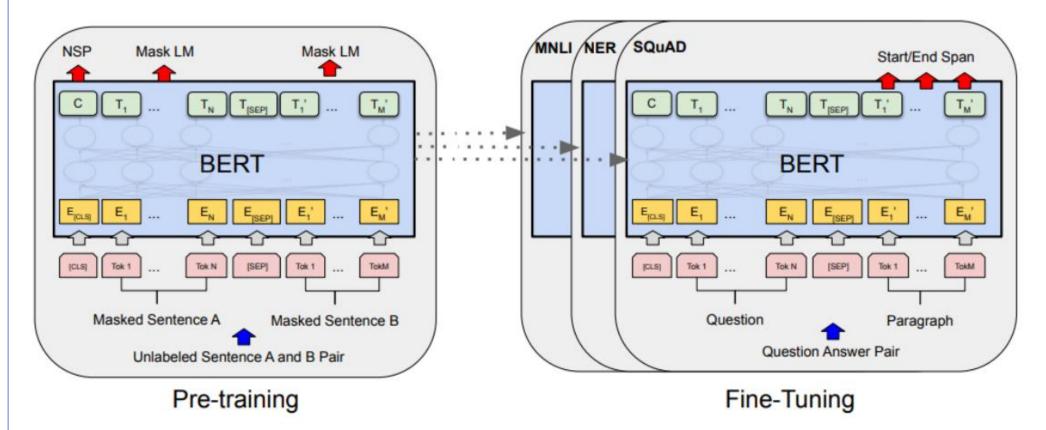


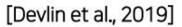


• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface

Fine-tuning

- Pre-Training으로 얻은 모델을 기반으로 task에 맞게 변형, 조정 한 것



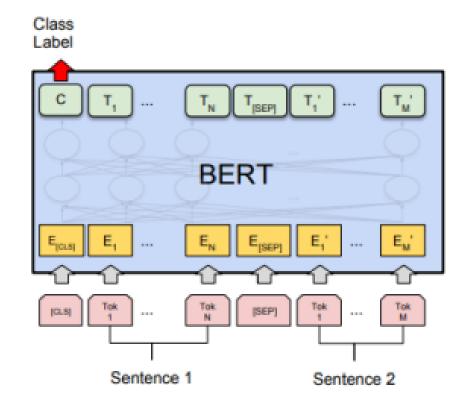




• BERT의 구성
BERT의 Task
Huggingface

Fine-tuning

- 특히, Text Classification 에서는 [CLS] 토큰 위치에 linear layer와 Softmax를 추가하여 분류







BERT의 구조 BERT의 구성

• BERT의 Task
Huggingface

Pre-Training으로 얻은 모델을 기반으로 task에 맞게 변형 및 조정

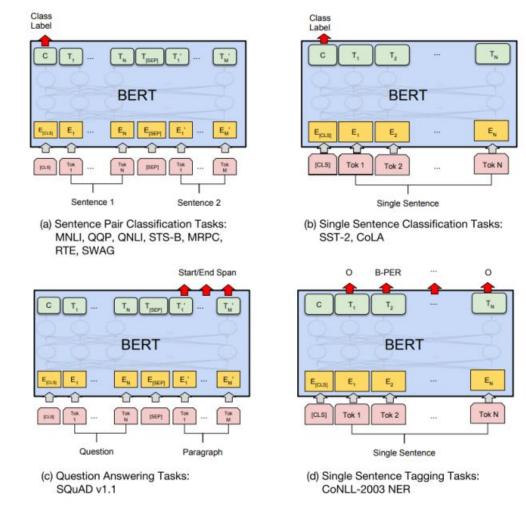


Figure 4: Illustrations of Fine-tuning BERT on Different Tasks.



[Devlin et al., 2019]

BERT의 구조 BERT의 구성

• BERT의 Task
Huggingface

주의! BERT는 NLU에만 적용 가능하며, NLG에는 적용할 수 없음





BERT의 구조 BERT의 구성 BERT의 Task

Huggingface

Huggingface란? <mark>인공지능 버전 GitHub!!</mark>

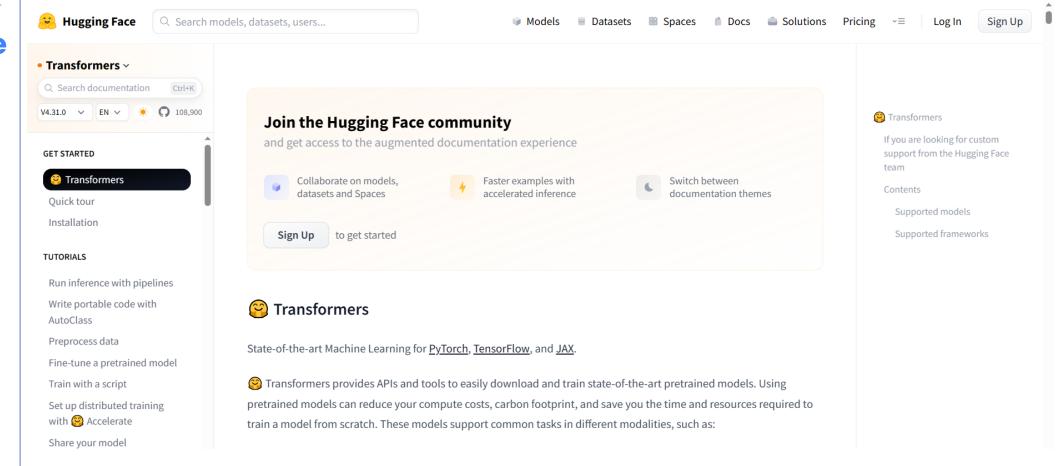
- Model Hub를 제공
- 사용자들이 모델을 공유하고, 자신들의 코드를 공유한다.
- : https://huggingface.co/models
- Pytorch나 TensorFlow 코드로 모두 동작하기에 쉽게 불러오는 것이 가능
- 모델 아키텍처 뿐만 아니라 전치리 및 학습, 테스트 코드 등도 제공받을 수 있음
- BERT, GPT, CLIP 등 NLU와 NLG를 위한 다양한 아키텍처를 제공
- CV 아키텍처도 존재한다



BERT의 구조 BERT의 구성 BERT의 Task

Huggingface

https://huggingface.co/docs/transformers/index 문서 및 사용법이 굉장히 잘 정리되어 있다.

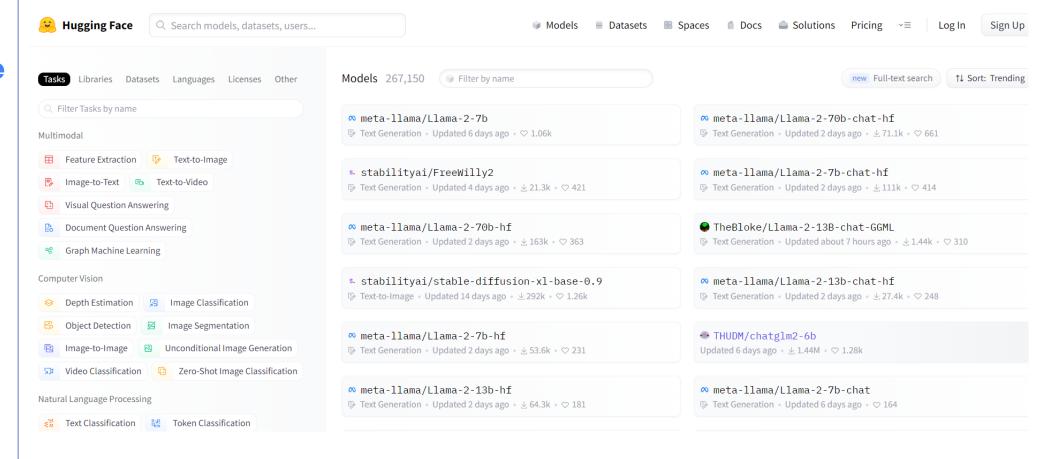




BERT의 구조 BERT의 구성 BERT의 Task

Huggingface

https://huggingface.co/models









참고문헌

- 1. Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova, 'BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding', 2019
- 2. https://ratsgo.github.io/nlpbook/docs/language_model/bert_gpt/
- 3. Vaswani et al., 'Attention Is All You Need', 2017
- 4. 유원준 외 1명, <딥 러닝을 이용한 자연어 처리 입문>, 2022

