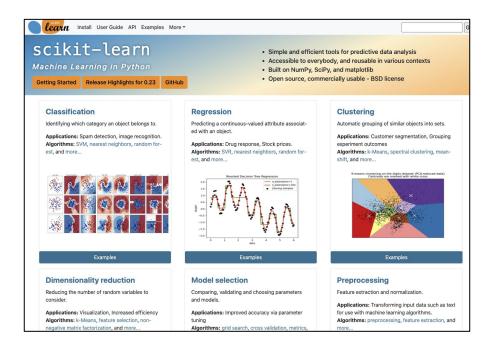
자연어 처리 개발 및 실습

자연어 처리 예제 실습

사이킷런 (scikit-learn)

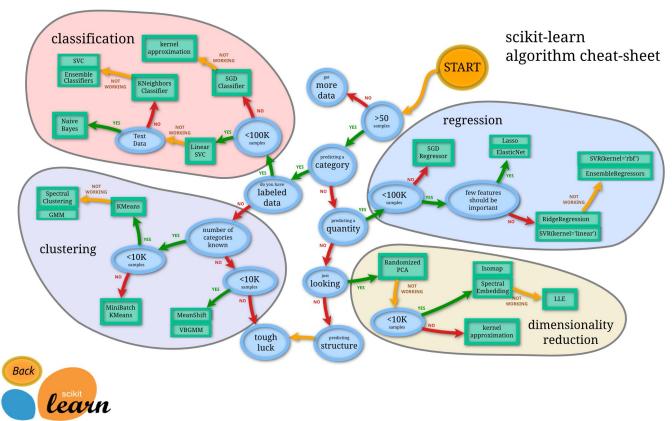
- 특징 추출
- TfidfVectorizer

사이킷런 (scikit-learn)



https://scikit-learn.org/stable/

사이킷런 (scikit-learn)



사이킷런 (scikit-learn) - 특징 추출

- CountVectorizer
- TfidfVectorizer

사이킷런 (scikit-learn) - 특징 추출 (CountVectorizer)

```
[1]
     1 from sklearn.feature extraction.text import CountVectorizer
     2
     1 text data = ['나는 배가 고프다', '내일 점심 뭐먹지', '내일 공부 해야겠다', '점심 먹고 공부 해야지']
[2]
     3 count vectorizer = CountVectorizer()
     1 count vectorizer.fit(text data)
[3]
     2 print(count vectorizer.vocabulary )
┌→ {'나는': 2, '배가': 6, '고프다': 0, '내일': 3, '점심': 7, '뭐먹지': 5, '공부': 1, '해야겠다': 8, '먹고': 4, '해야지': 9}
     1 sentence = [text data[0]] # ['나는 배가 고프다']
[4]
     2 print(count vectorizer.transform(sentence).toarray())
```

TF-IDF란?

- TF (Term Frequency)
- IDF (Inverse Document Frequency)
- 다음 분석에서 주로 사용됨
 - 문서 간의 비슷한 정도를 구함
 - 특정 단어가 문서내의 얼마나 중요한지 척도를 계산
 - 문서 내 단어들에 척도를 계산해서 핵심어를 추출
 - 검색엔진에서 검색결과의 순위를 결정

TF-IDF란?

- TF (Term Frequency) 간단히 말해 **특정 단어의 빈도**를 뜻함
- DF (Document Frequency)

단어가 전체 문서 집합 내에서 얼마나 공통적으로 많이 등장하는지 나타냄

$$df(t,d) = \frac{|\{d \in D : t \in d\}|}{|D|} = \frac{$$
단어 t 가 포함된 문서의 수 전체문서의 수

DF가 크다는 것은, 모든 문서에 등장하는 흔한 단어라는 뜻으로 해석됨

- IDF (Inverse Document Frequency)
 단어가 흔할 수록 중요도를 작게 계산하기 위해 DF에 역수를 취함
- TF-IDF

$$tfidf(t,d,D) = tf(t,d) \times idf(t,D)$$

사이킷런 (scikit-learn) - 특징 추출 (TfidfVectorizer)

```
1 from sklearn.feature extraction.text import TfidfVectorizer
 3 text data = ['나는 배가 고프다', '내일 점심 뭐먹지', '내일 공부 해야겠다', '점심 먹고 공부 해야지']
 4 tfidf vectorizer = TfidfVectorizer()
 6 tfidf vectorizer.fit(text data)
 7 print(tfidf vectorizer.vocabulary )
{'나는': 2, '배가': 6, '고프다': 0, '내일': 3, '점심': 7, '뭐먹지': 5, '공부': 1, '해야겠다': 8, '먹고': 4, '해야지': 9}
 1 sentence = [text_data[3]] # ['점심 먹고 공부 해야지']
 2 print(tfidf vectorizer.transform(text data).toarray())
[[0.57735027 0. 0.57735027 0. 0.
 0.57735027 0. 0. 0.
[0. 0. 0.52640543 0.
                                            0.66767854
 0. 0.52640543 0. 0. 1
[0. 0.52640543 0. 0.52640543 0.
                                            0.
      0. 0.66767854 0.
 0.
[0. 0.43779123 0. 0. 0.55528266 0.
     0.43779123 0. 0.55528266]]
```

자연어 토크나이징 도구

- 영어 토크나이징 라이브러리
- 한글 토크나이징 라이브러리

영어 토크나이징 라이브러리 - NLTK

```
[4] 1 from nltk.tokenize import word tokenize
    1 sentence = "Natural language processing (NLP) is a subfield of linguistics, computer science, and artificial inte
[7] 1 nltk.download('punkt')
[] [nltk data] Downloading package punkt to /root/nltk data...
    [nltk data] Unzipping tokenizers/punkt.zip.
    True
단어 단위 토크나이징
[8] 1 print(word tokenize(sentence))
    ['Natural', 'language', 'processing', '(', 'NLP', ')', 'is', 'a', 'subfield', 'of', 'linguistics', ',', 'computer',
```

영어 토크나이징 라이브러리 - Spacy

```
1 import spacy
1 nlp = spacy.load('en')
2 sentence = "Natural language processing (NLP) is a subfield of linguistics, computer science, and artificial in
4 doc = nlp(sentence)
1 word tokenized sentence = [token.text for token in doc]
2 sentence tokenized list = [sent.text for sent in doc.sents]
3 print(word tokenized sentence)
4 print(sentence tokenized list)
'Natural', 'language', 'processing', '(', 'NLP', ')', 'is', 'a', 'subfield', 'of', 'linguistics', ',', 'computer'
'Natural language processing (NLP) is a subfield of linguistics, computer science, and artificial intelligence co
```

한글 토크나이징 라이브러리

한글 토크나이징에는 영어에 없는 형태소 분석, 음소 분리 같은 기능이 필요함

따라서 앞에서 소개한 라이브러리로는 분석이 불가능함

KoNLPy를 이용하면 형태소 분석, 구문 분석이 가능함

한글 토크나이징 라이브러리 - KoNLPy

Colab에 KoNLPy 설치하기

KoNLPy에서 제공하는 형태소 분석기의 목록

- Hannanum
- Kkma
- Komoran
- Mecab
- Okt (Twitter)

한글 토크나이징 라이브러리 - KoNLPy.Okt

- okt.morphs() 텍스트를 형태소 단위로 나눔
- okt.nouns() 텍스트에서 명사만 뽑아냄
- okt.phrases() 텍스트에서 어절을 뽑아냄
- okt.pos()각 품사를 태깅하는 역할

한글 토크나이징 라이브러리 - KoNLPy.Okt

```
1 from konlpy.tag import Okt
 1 \text{ okt} = Okt()
 1 text = "안녕하세요 오늘은 날씨가 좋습니다. 집에 가고 싶네요."
 3 print(okt.morphs(text))
 4 print(okt.morphs(text, stem=True))
['안녕하세요', '오늘', '은', '날씨', '가', '좋습니다', '.', '집', '에', '가고', '싶네요', '.']
['안녕하다', '오늘', '은', '날씨', '가', '좋다', '.', '집', '에', '가다', '싶다', '.']
 1 okt.nouns(text)
['오늘', '날씨', '집']
 1 okt.phrases(text)
['오늘', '날씨']
```

한글 토크나이징 라이브러리 - KoNLPy.Okt

```
1 okt.pos(text)

[('안녕하세요', 'Adjective'),
('오늘', 'Noun'),
('은', 'Josa'),
('날씨', 'Noun'),
('가', 'Josa'),
('좋습니다', 'Adjective'),
('.', 'Punctuation'),
('집', 'Noun'),
('에', 'Josa'),
('가고', 'Verb'),
('싶네요', 'Verb'),
('.', 'Punctuation')]
```

```
l okt.pos(text, join=True)

['안녕하세요/Adjective',
'오늘/Noun',
'은/Josa',
'날씨/Noun',
'가/Josa',
'좋습니다/Adjective',
'./Punctuation',
'집/Noun',
'에/Josa',
'가고/Verb',
'싶네요/Verb',
'./Punctuation']
```

한글 토크나이징 라이브러리 - KoNLPy 데이터

```
1 from konlpy.corpus import kolaw # 한국 법률 말뭉치. 'constitution.txt'
2 from konlpy.corpus import kobill # 대한민국 국회 의안 말뭉치. '1809890.txt' 부터 '1809899.txt' 까지 구성
```

```
1 kolaw.open('constitution.txt').read()
```

'대한민국헌법\n\n유구한 역사와 전통에 빛나는 우리 대한국민은 3·1운동으로 건립된 대한민국임시정부의 법통과 불의에 항거한 4·19민주이념을 계승 영역에 있어서 각인의 기회를 균등히 하고, 능력을 최고도로 발휘하게 하며, 자유와 권리에 따르는 책임과 의무를 완수하게 하여, 안으로는 국민생활으쳐 국민투표에 의하여 개정한다.\n\n 제1장 총강\n 제1조 ① 대한민국은 민주공화국이다.\n②대한민국의 주권은 국민에게 있고, 모든 권로통일을 지향하며, 자유민주적 기본질서에 입각한 평화적 통일 정책을 수립하고 이를 추진한다.\n 제5조 ① 대한민국은 국제평화의 유지에 노력하고 :다.\n②외국인은 국제법과 조약이 정하는 바에 의하여 그 지위가 보장된다.\n 제7조 ① 공무원은 국민전체에 대한 봉사자이며, 국민에 대하여 책임·

```
1 kobill.open('1809890.txt').read()
```

자연어 처리 개요 정리하기

- 단어 표현
- 텍스트 분류
- 텍스트 유사도
- 자연어 생성
- 기계이해
- 데이터 이해하기

단어 표현

- 카운트 기반 기법
 - 특이값 분해
 - 잠재의미분석
 - Hyperspace Analogue to Language (HAL)
 - Hellinger PCA (Principal Component Analysis)
- 예측 방법
 - Word2vec
 - NNLM (Neural Network Language Model)
 - RNNLM (Recurrent Neural Network Language Model)

텍스트 분류

- 영어 텍스트 분류
- 한글 텍스트 분류

챗봇 만들기

- 데이터 소개
- 데이터 분석
- 분석 실습
- Transformer 모델

챗봇 만들기 - 데이터 소개

Chatbot_data.

Chatbot data for Korean v1.0

Data description.

- 1. 챗봇 트레이닝용 문답 페어 11,876개
- 2. 일상다반서 0, 이별(부정) 1, 사랑(긍정) 2로 레이블링

Quick peek.

ChatbotData

Q	A	label
12시 땡!	하루가 또 가네요.	0
1지망 학교 떨어졌어	위로해 드립니다.	0
3박4일 놀러가고 싶다	여행은 언제나 좋죠.	0
3박4일 정도 놀러가고 싶다	여행은 언제나 좋죠.	0
PPL 심하네	눈살이 찌푸려지죠.	0
SD카드 망가졌어	다시 새로 사는 게 마음 편해요.	0
SD카드 안돼	다시 새로 사는 게 마음 편해요.	0

관련 코드: Korean Language Model for Wellness Conversation

- 이 곳에 저장된 데이터를 만들면서 누군가에게 위로가 되는 모델이 나오면 좋겠다고 생각했었는데 제 생각보다 더 잘 만든 모델이 있어서 링크 걸어 둡니다.
- 부족한 데이터지만 이곳에 저장된 데이터와 AI 허브 정신건강 상담 데이터 를 토대로 만들었다고 합니다.

챗봇 만들기 - 데이터 분석

"자연어 처리 공부는 매우 어렵다"



음절: "자", "연", "어", ...

어절: "자연어", "처리", "공부는", ..

형태소: "자연어", "처리", "공부", "는", ...



길이에 대한 분석 진행

챗봇 만들기 - 데이터 분석

지난 시간에 배운 내용 (seq2seq model)과 한글 전처리 방법을 활용하여 챗봇 데이터 학습 해보기

Transformer 모델

Attention Is All You Need

Ashish Vaswani*

 $\begin{array}{c} Google\ Brain\\ \texttt{avaswani@google.com} \end{array}$

Noam Shazeer*
Google Brain
noam@google.com

Niki Parmar* Google Research nikip@google.com

Jakob Uszkoreit* Google Research usz@google.com

Llion Jones*
Google Research
llion@google.com

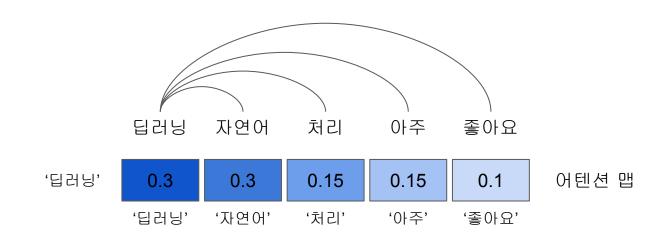
Aidan N. Gomez* † University of Toronto aidan@cs.toronto.edu Łukasz Kaiser*
Google Brain
lukaszkaiser@google.com

Illia Polosukhin* † illia.polosukhin@gmail.com

2017년에 발표된 논문, RNN 기반으로 구성된 기존 모델과 다르게 단순히 **어텐션 구조만**으로 전체 모델을 만든 연구

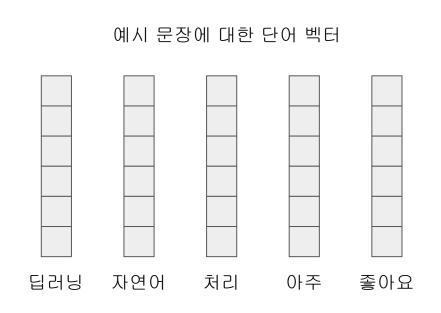
Transformer 모델

사전 지식 - 셀프 어텐션 모델



Transformer 모델

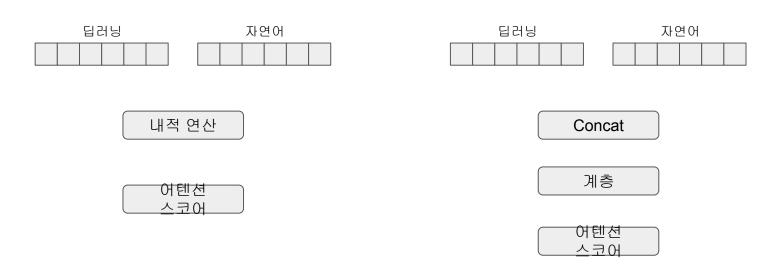
사전 지식 - 셀프 어텐션 모델



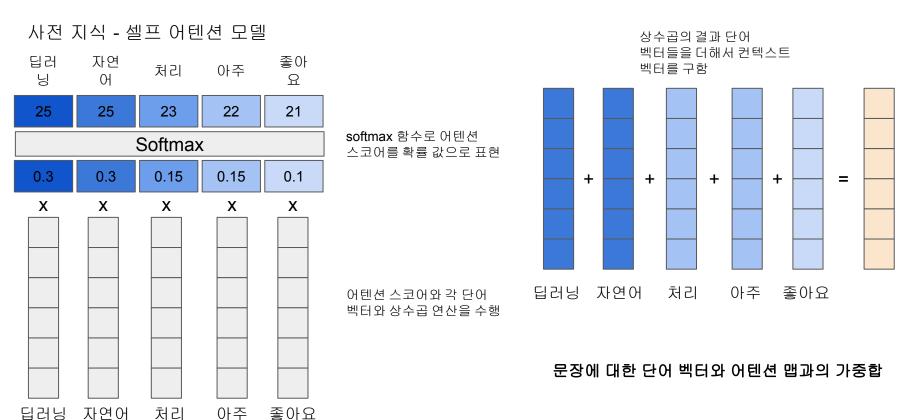
Transformer 모델

사전 지식 - 셀프 어텐션 모델

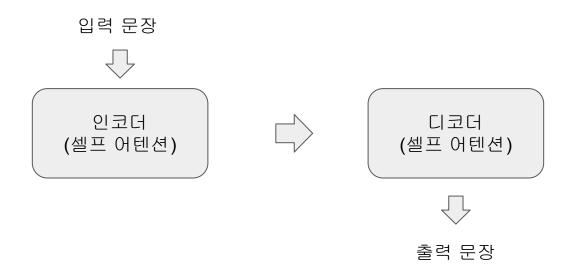
유사도 점수를 구하는 방법



Transformer 모델



Transformer 모델



Transformer 모델

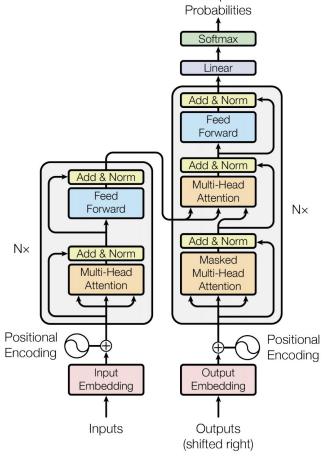
Transformer 모델 구현을 위해서는 아래 모듈 구현이 필요하다

- 포지션 인코딩 (Position Encoding)
- 멀티 헤드 어텐션 (Multi-head attention)
- 포지션-와이즈 피드 포워드 네트워크 (Position-wise feed forward network)
- 리지듀얼 커넥션 (Residual connection)

Transformer 모델

Transformer 모델 구현을 위해서는 아래 4가지 모듈 구

- Positional Encoding
- Multi-head attention
- Position-wise feed forward network
- Residual connection



Output

Figure 1: The Transformer - model architecture.

Transformer 모델 - Positional Encoding

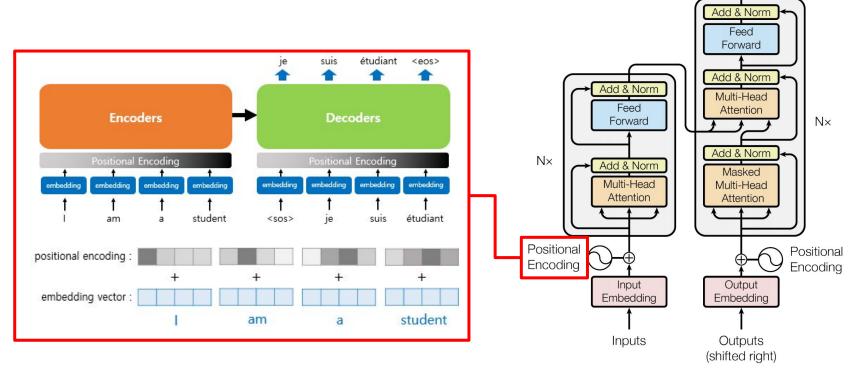


Figure 1: The Transformer - model architecture.

Output Probabilities

Softmax

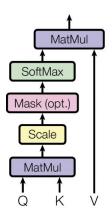
Linear

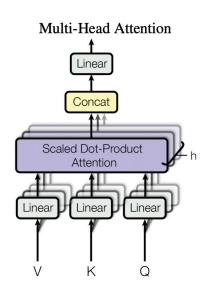
자연어 처리 관련 라이브러리 Output **Probabilities** Softmax Transformer 모델 - 멀티 헤드 어텐션 Linear Add & Norm Feed Forward Add & Norm **Scaled Dot-Product Attention** Multi-Head Attention Add & Norm Multi-Head Feed Attention Forward $N \times$ Linear MatMul Add & Norm N× Concat Add & Norm SoftMax Masked Multi-Head Multi-Head Attention Attention Mask (opt.) Scaled Dot-Product Attention Scale Positional Positional Encoding Linear Linear Encoding MatMul Output Input Embedding Embedding Outputs Inputs (shifted right)

Figure 1: The Transformer - model architecture.

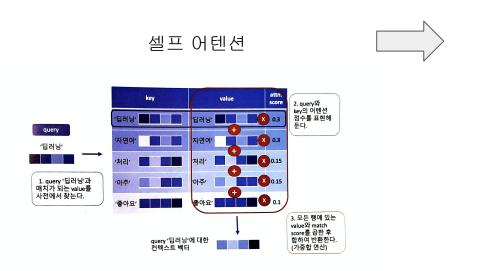
Transformer 모델 - 멀티 헤드 어텐션

Scaled Dot-Product Attention

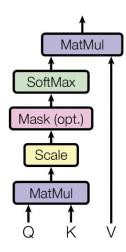




Transformer 모델 - 멀티 헤드 어텐션



Scaled Dot-Product Attention

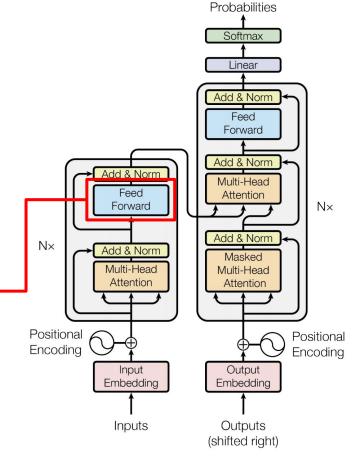


Transformer 모델 - 멀티 헤드 어텐션

```
def scaled dot product attention(q, k, v, mask):
    """Calculate the attention weights.
    q, k, v must have matching leading dimensions.
    k, v must have matching penultimate dimension, i.e.: seg len k = seg len v.
    The mask has different shapes depending on its type(padding or look ahead)
    but it must be broadcastable for addition.
    Args:
    q: query shape == (..., seq len q, depth)
    k: key shape == (..., seq len k, depth)
    v: value shape == (..., seq len v, depth v)
    mask: Float tensor with shape broadcastable
          to (..., seq len q, seq len k). Defaults to None.
    Returns:
    output, attention weights
    matmul qk = tf.matmul(q, k, transpose b=True) # (..., seq len q, seq len k)
    # scale matmul qk
    dk = tf.cast(tf.shape(k)[-1], tf.float32)
    scaled attention logits = matmul qk / tf.math.sqrt(dk)
    # add the mask to the scaled tensor.
    if mask is not None:
        scaled attention logits += (mask * -1e9)
    # softmax is normalized on the last axis (seq len k) so that the scores
    # add up to 1.
    attention weights = tf.nn.softmax(scaled attention logits, axis=-1) # (..., seq len q, seq len k)
    output = tf.matmul(attention weights, v) # (..., seg len q, depth v)
    return output, attention weights
```

Transformer 모델 - Feed Forward

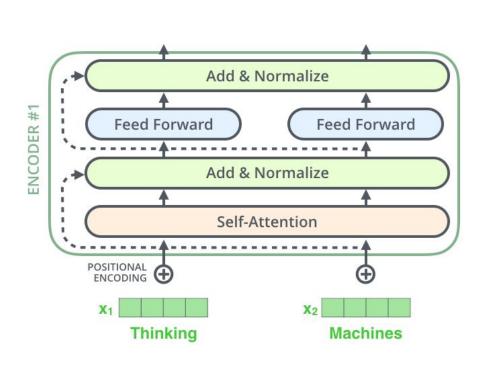
```
def point_wise_feed_forward_network(**kargs):
    return tf.keras.Sequential([
        tf.keras.layers.Dense(kargs['dff'], activation='relu'),
        tf.keras.layers.Dense(kargs['d_model']) # (batch_size,
        ])
```

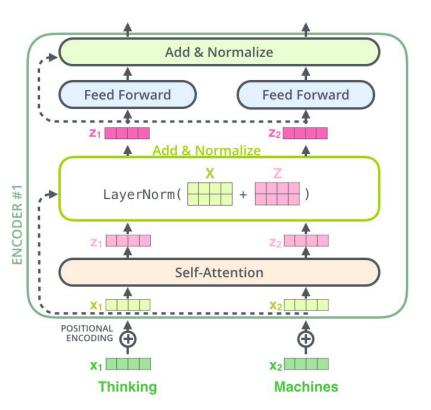


Output

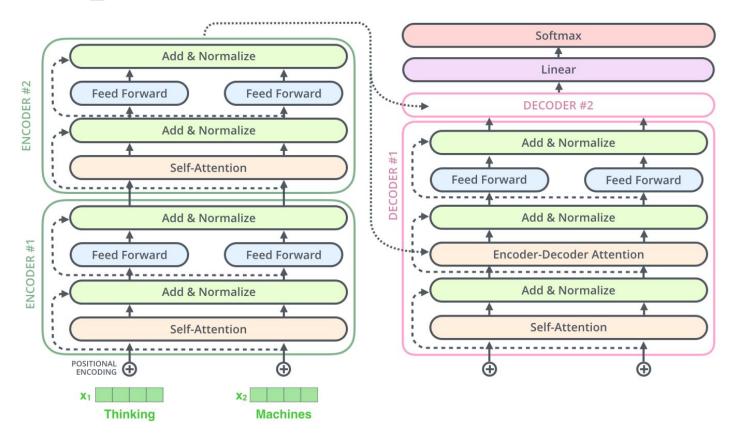
Figure 1: The Transformer - model architecture.

Transformer 모델 - Residual Connection





Transformer 모델 - Residual Connection



사전 학습 모델

- BERT
- BERT를 활용한 미세 조정 학습

BERT

- BERT는 Transformer가 변형된 형태
- Transformer는 이전 단어를 보고 다음 단어를 예측
- BERT는
 - 문장에 masking처리를 한 후 mask된 단어를 예측
 - 주변 단어들을 보고 masked 단어를 예측
 - 문장들 사이의 관계를 학습하기 위해 '다음 문장' 이라는 label을 추가함

BERT - Task 1

15%의 [MASK] token을 만들어 낼 때, 몇가지 추가적인 처리를 더 해주게 됩니다. 그것은 다음과 같습니다.

- 80%의 경우:token을 [MASK]로 바꿉니다. eg., my dog is hairy -> my dog is [MASK]
- 10%의 경우: token을 random word로 바꾸어 줍니다. eg., my dog is hariy -> my dog is apple
- 10%의 경우 : token을 원래의 단어로 그대로 놔둡니다. 이는 실제 관측된 단어에 대한 표상을 bias해주기 위해 실시합니다.

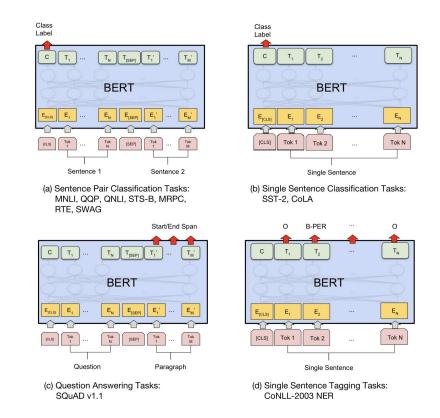
BERT - Task 2

BERT에서는 corpus에서 두 문장을 이어 붙여 이것이 원래의 corpus에서 바로 이어 붙여져 있던 문장인지를 맞추는 binarized next sentence prediction task를 수행합니다.

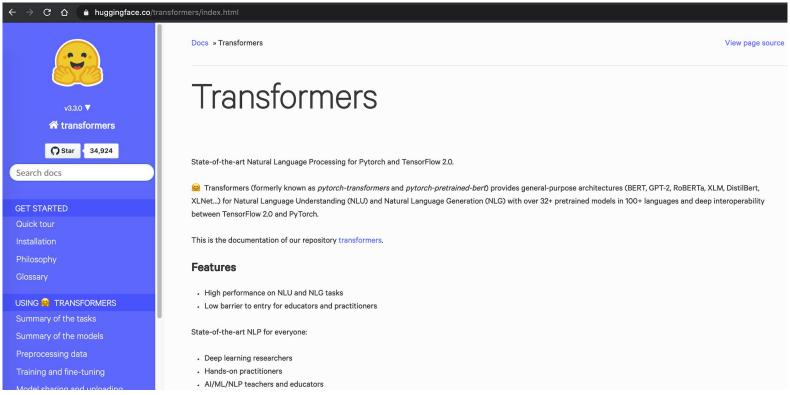
- 50% : sentence A, B가 실제 next sentence
- 50%: sentence A, B가 corpus에서 random으로 뽑힌(관계가 없는) 두 문장
- 예를 들어

```
Input = [CLS] the man went to [MASK] store [SEP] he bought a gallon [MASK] milk [SER]ABEL = ISNext
Input = [CLS] the man [MASK] to the store [SEP] penguin [MASK] are flight ##less birds [SER]abel = NotNext
```

BERT - Fine tunning



BERT



https://huggingface.co/transformers/index.html