

코드 유사성 판단 Al 경진대회





목차

- 1. 대회 소개 및 데이터 설명
- 2.데이터 전처리
- 3.모델 소개
- 4.실험 구성 및 결과
- 5.결론 및 한계점

대회 소개 및 데이터 설명

대회 소개



두 코드간 유사성(동일 결과물 산출 가능한지) 여부를 판단할 수 있는 AI 알고리즘 개발

대회 소개 및 데이터 설명

데이터 설명

300개의 문제에 대한 코드 중, 17,970개의 code pair

- 서로 다른 문제를 해결하는 코드일 경우: 0
- 서로 같은 문제를 해결하는 코드일 경우: 1

	code1	code2	similar
0	flag = "go"\ncnt = 0\nwhile flag == "go":\n	# Python 3+\n#	1
1	$b, c = map(int, input().split()) \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ \\ $		0
2	<pre>import numpy as np\nimport sys\nread = sys.std</pre>	N, M = map(int, input().split())\nif M%2 != 0:	0
3	b, c = map(int, input().split())\n\nprint(b * c)	$n, m = map(int, input().split()) \\ \ \ nh = list(map(int, i$	0
4	s=input()\nt=input()\nans=0\nfor i in range(le	<pre>import math\na,b,h,m=map(int,input().split())\</pre>	0
flag = "go"		Python 3+	

```
flag = "go"
ncnt = 0
while flag == "go":
    cnt += 1
    x = int(input())
    if x == 0:
        flag = "stop"
    else:
        print("Case " + str(cnt) + ": " + str(x))
```

```
Python 3+
#-----
import sys

ff = open("test.txt", "r")
ff = sys.stdin
cnt = 1
for line in ff:
    if int(line) == 0:
        break
    print("Case {0}: {1}".format(cnt, line), end="")
    cnt += 1
```



추가 데이터 설명

✓ 학습용으로 주어지는 300개의 문제에 대한 코드

```
code [Folder]: 학습용으로 주어지는 300개의 문제에 대한 코드
problem001: 문제 번호
problem001_1.py: 문제(001)를 해결하는 솔루션 코드 1
problem001_2.py: 문제(001)를 해결하는 솔루션 코드 2
problem002: 문제 번호
problem002_1.py: 문제(002)를 해결하는 솔루션 코드 1
problem002_2.py: 문제(002)를 해결하는 솔루션 코드 2
problem002_...
```

- ✓ 평가 지표 : Accuracy
 - 전체 샘플의 개수들 중에서 얼마나 나의 알고리즘이 정답이라고 예측한 샘플이 포함되었는지의 비율



02 데이터 전처리

데이터 전처리의 필요성

```
import sys
input = sys.stdin.readline
def I(): return int(input())
def MI(): return map(int, input().split())
def LI(): return list(map(int, input().split()))
def main():
  mod=998244353
  N,S=MI()
  dp=[[0]*(S+1) \text{ for } \_ \text{ in range}(N+1)]
  #dp[i][j]はi番目までで,和がjになるのが何個作れるか.
  #ただし,その数を使わない場合,選択するかしないか選べるのでダブルでカウント
  dp[0][0]=1
  for i in range(N):
    #dp[i][0]+=1
    for j in range(S+1):
       dp[i+1][j]+=dp[i][j]*2
       dp[i+1][j]%=mod
       if j+A[i] <= S:
         dp[i+1][j+A[i]]+=dp[i][j]
          dp[i+1][j+A[i]]\%=mod
  print(dp[-1][-1])
```

Code Data

주석 및 띄어쓰기 존재

- -> 언어 모델 성능에 영향 줄 수 있으므로 제거 필요
- (1) 주석 삭제
- (2) ' ' tab 변환
- (3) 다중 개행 한 번으로 변환



02 데이터 전처리

데이터 전처리의 방식

- ✓ Sample pair data 외에, 추가로 제공된 Code 활용하여 추가 Pair data 생성
 - l 키워드 기반의 랭킹 알고리즘 BM25 사용
 - 주어진 쿼리에 대해 문서와의 연관성을 평가하는 랭킹 함수로 사용되는 알고리즘
 - Bag-of-words 개념을 사용하여 쿼리에 있는 용어가 각각의 문서에 얼마나 자주 등장하는지를 평가

I Pair Data

- negative pair: 두 피쳐의 연관도가 낮음 -> 멀어지도록 학습
- positive pair: 두 피쳐의 연관도가 높음 -> 가까워지도록 학습



데이터 전처리

데이터 전처리 결과

	code1	code2	similar
0	$N = int(input()) \cdot nn = list(map(int,input().spl$	from time import time\nfrom random import rand	0
1	n=int(input())\ns=[input() for i in range(n)]\	N = int(input())\nans_ac = 0\nans_wa = 0\nans	1
2	import math\ndef koch(start, end, n, r):\n\tif	import math\ndef triangle(co1, co2):\n\tans =	1
3	$s = input()\nl = len(s)\nlst = [0] * (l+1)\nfo$	N, K, C = map(int, input().split())\nS = input	0
4	def bubbleSort(a, n):\n\tflag = True\n\tcount	def pnt(s):\n for i in xrange(len(s)):\n prin	1
			•••
5133762	import numpy as np\nfrom numpy.fft import rfft	import numpy as np\nimport sys\ninput = sys.st	1
5133763	N, X, M = map(int, input().split()) \n = [-1]	N, X, M = map(int, input().split()) $\n = [[0]$	1
5133764	import sys\ninput= lambda: sys.stdin.readline(n,k=map(int,input().split())\nd=0\nfor i in ra	0
5133765	import sys $n = int(input()) nA = [int(e)for e$	$n,m = map(int,input().split()) \setminus nc = list(map(i$	0
5133766	n, $m = map(int,input().split()) \setminus nlst = [-1 for$	from sys import setrecursionlimit\nsetrecursio	1

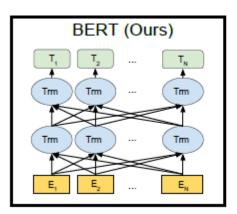
5133767 rows × 3 columns

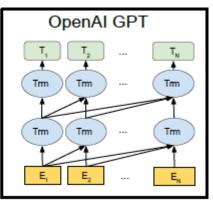
추가로 5,133,767개의 데이터 추가 생성

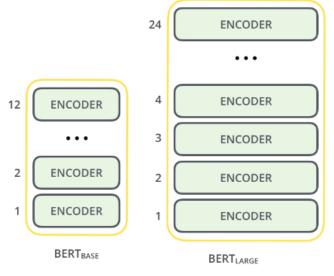


BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

- 다양한 task에 사용할 수 있는 pre-trained LM
- GPT는 한쪽 방향에 대해서만 고려하는 구조(left-to-right)로 제한적인 모델
- 양방향을 고려한 fine-tuning based approach!
- · Transformer encoder를 12/24개 쌓아서 만든 구조







BERT vs GPT

BERT 구조



BERT

다양한 task에 사용하려면?

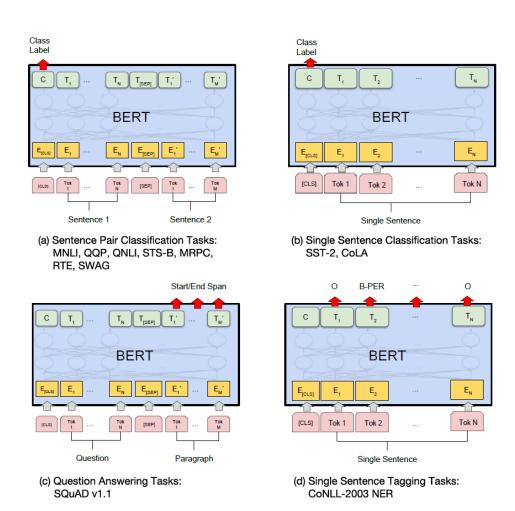
- (1) 학습
- ✓ Masked LM
 - 80% of the time: Replace the word with the [MASK] token, e.g., my dog is hairy \rightarrow my dog is [MASK]
 - 10% of the time: Replace the word with a random word, e.g., my dog is hairy → my dog is apple
 - 10% of the time: Keep the word unchanged, e.g., my dog is hairy → my dog is hairy. The purpose of this is to bias the representation towards the actual observed word.
- 무작위로 15%의 단어를 선택해서 masking
- Masked word를 제대로 예측하도록 학습
- fine-tuning 과정에서도 좋은 성능을 위해, 80%는 masking, 10%는 무작위로 다른 단어로, 10%는 바꾸지 않고 학습

√ Next Sentence Prediction(NSP)

- Question Answering(QA), Natural Language Inference(NLI)와 같은 task들을 위한 학습 방법
- 문장의 짝을 지을 때, 50%는 실제로 다음 문장인 것, 50%는 무작위로 추출된 문장을 선택

BERT

Fine-tuning





Roberta (Robustly optimized BERT approach)

BERT의 성능을 높인 기술 중 하나로 BERT의 parameter 및 training 방법의 변화를 통해 성능을 향상시킨 모델

(1) Simple modifications

- Static Masking을 Dynamic Masking으로 바꿈
- NSP(Next Sentence Prediction) objective 제거
- 짧은 sequence를 배제하고 더 긴 sequence로 학습
- 더 많은 데이터를 사용하여 더 오래, 더 큰 batch로 학습



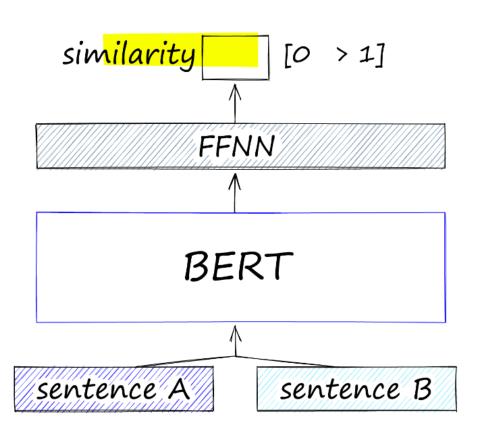
RoBERTa

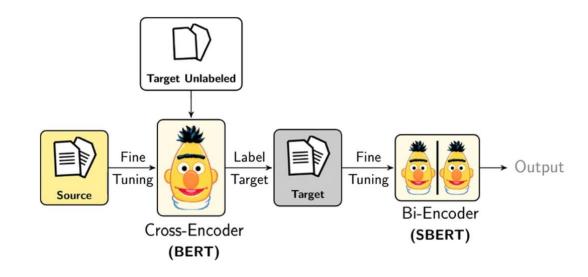
BERT의 성능을 높인 기술 중 하나로 BERT의 파라미터 및 트레이닝 방법의 변화를 통해 성능을 향상시킨 모델

(2) 세부 내용

- Static vs Dynamic Masking
 - : original BERT와 다르게 매 epoch마다 새로운 masking을 시키는 task
- Model Input Format and NSP
 - : 기존 BERT에는 두 문장이 이어졌는지 판단하는 pretrαining 과정인 NSP(next sentence prediction)가 존재
 - → NSP가 없을 때 섬늠이 비슷하거나 조금 향삼
- Training with large batches
 - : 아주 큰 mini-bαtch로 학습하면 적절한 learning-rαte을 사용할 때 optimizαtion speed와 end-task performance 모두 향상

SBERT(Sentence-BERT)



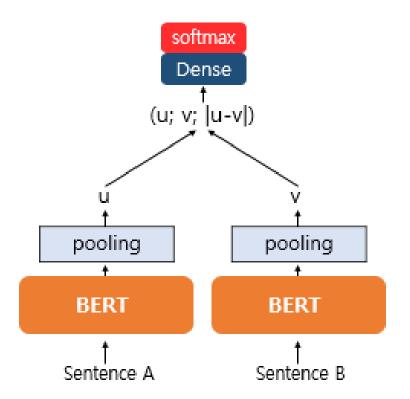


- SBERT는 BERT의 문장 임베딩을 응용하여 Finetuning 시킨 모델
- BERT의 문장 임베딩 성능을 우수하게 개선시킨 모델
- 문장 간 관계 파악에 용이

모델 소개

SBERT

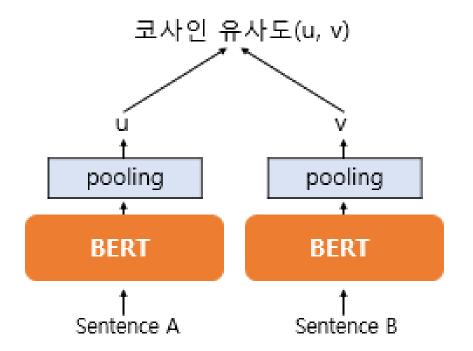
1) 문장 쌈 classification



- NLI 문제를 푸는 것에 집중하여 fine tuning
- 두 개의 문장이 주어졌을 때, 수반 관계인지, 모순 관계인지, 중립 관계인지를 맞추는 muticlass classification task

SBERT

2) 문장 쌈 regression task



- 대표적으로 STS(Semantic Textual Similarity) 가 있으며, 이는 두 개의 문장으로부터 의미적 유사성을 구하는 문제
- 유사도(0~5)가 높을 수록 5에 가까운 label을 가짐



실험 구성 및 결과

실험구성

사용 데이터의 종류와 모델의 종류에 따라 조합하여 실험 진행

Model	Data
- BERT - SBERT - RoBERTa	- Sample Data - 생성 Pair Data - 2/3 Random - Early Stopping

추가로 생성한 Pair Data는 개수가 너무 많아 2가지 방식 적용

- 2/3만큼 random하게 추출하여 사용
- 모델 fitting 과정에서 Early stopping 적용

실험 구성 및 결과

결과

	Sample Data	2/3 Random Data	Early stopping
BERT	0.7916	-	-
SBERT	0.9073	-	0.6805
RoBERTa	0.7801	0.8919	-

Metric: accuracy

05 결론 및 한계점

결괴



Metric: accuracy

결론 및 한계점

한계점

- 데이터 수를 늘렸더라도 너무 정제되지 않은 데이터일 경우 오히려 성능 저하
- 다양한 tokenizer와 전처리 방식 시도를 통해 성능 향상을 이룰 수 있을 것이라 기대
- 알고리즘에 기반한 pair data를 생성하여 모델링하였으나 성능을 더 많이 향상시키지 못한 것에 대한 아쉬움
- SBERT 두 문장의 유사도를 기반으로 학습시킨 모델이기에 대회 tαsk에서 높은 성능을 달성했을 것

감사합니다.