
COSE474-2023F:

BERT fine-tuning을 통한 경쟁 프로그래밍 문제 Tag 예측

2022160012 박세준

1. Introduction

경쟁 프로그래밍(Competitive Programming, CP)은 컴퓨터 과학의 비교적 잘 알려진 문제들을 최대한 빠르게 해결하는 것이 목표인 마인드 스포츠의 일종이다. 경쟁 프로그래밍에 등장하는 문제는 (1)문제 설명, (2)입력/출력 형식 조건, (3)입력/출력 예제, (4)시간, 메모리 제한 등으로 구성되어 있다. 참가자가 문제를 해결하기 위해서는 문제의 시간 및 메모리 제한 안에 동작하고, 주어지는 모든 입력에 대해 옳은 답을 출력하는 프로그램을 제출해야 한다(Halim et al., 2013).

경쟁 프로그래밍 문제를 해결하는 과정은 문제를 이해하는 단계, 문제를 해결하기 위한 효율적인 알고리즘을 구상하는 단계, 구상한 알고리즘을 직접 프로그래밍하는 단계로 나눌 수 있다(Li et al., 2022). 일반적인 문제의 경우 그 유형과 난이도가 두 번째 단계인 알고리즘 구상 단계와 밀접한 관련을 갖고 있으므로, '이 문제가 어떤 알고리즘을 통해 해결될 수 있는가'에 대한 정보인 태그(Tag)가 문제 해결의 열쇠가 된다. 따라서 주어진 경쟁 프로그래밍 문제에 대한 태그 예측은 문제를 해결하는 것의 부분 문제로 볼 수 있다.

여러 선행 연구들에서 머신 러닝 기법을 활용한 문제 태그 예측이 시도된 바 있다(Iancu et al., 2019; athavale et al., 2019). 일반적으로 태그 예측은 문제의 설명을 분석함으로써 수행된다. 한 문제는 여러 개의 태그를 가질 수 있으므로, 태그 예측은 문제 본문을 multi-label로 분류하는 문제가 된다.

BERT(Devlin et al., 2019)는 2018년 개발 및 공개된, Transformer에 기반한 여러 자연어 처리 작업에서 SOTA를 달성한 거대 언어 모델이다. BERT의 학습은 pre-training과 fine-tuning의 두 단계로 나뉘는데, pre-training 단계에서는 대규모 corpus를 학습해 언어의 구조를 학습하고, fine-tuning에서는 pre-training 단계에서 학습된 결과를 활용하여 모델 출력을 특정 목적에 맞게 미세 조정한다. 사전 학습된 BERT를 활용하면, 대규모 corpus에서 학습한 언어 구조를 무거운 학습 없이 활용할 수 있다는 강점이 있다.

이 프로젝트는 문제 본문을 활용한 경쟁 프로그래밍 문제의 태그 예측 문제에 BERT를 적용하여 높은 정확도의 태그 예측 모델을 얻는 것을 목표로 두었다.

2. Method

프로젝트의 목적은 자연어 문제 본문을 처리하여 해당 문제의 태그를 예측하는 모델을 학습하는 것이다. 이는 문제 본문의 multi-label 분류 문제로 볼 수 있고, 따라서 프로젝트에서는 BERT의 768차원 [CLS] 임베딩에 추가로 FC classifier를 덧붙여 fine-tuning을 진행했다. 입력 문제 본문 stm_i 에 대한 BERT의 768차원 임베딩 X 에 대하여, 최종 분류 결과 \hat{Y}_b 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{Y} = \sigma(WX + b) \quad (1)$$

$$\hat{Y}_b = \begin{cases} 1 & \text{if } \hat{Y} > threshold \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $threshold$ 는 0과 1 사이의 값, activation function σ 는 sigmoid function이고, (20, 768)차원 행렬 W 와 20차원 벡터 b 는 각각 classifier layer의 weight와 bias에 해당한다. 프로젝트에서 구성한 모델의 전반적인 모식도는 Figure 1이다.

Multi-label classification을 위해 loss function은 Binary Cross-Entropy Loss로 설정하였으며(Liu & Qi, 2017), loss는 참값 Y 와 $threshold$ 적용 이전의 \hat{Y} 를 활용해 계산한다.

$threshold$ 는 각 epoch마다 validation 단계에서 F1-macro score를 최대화하는 값을 grid approximation을 통해 결정하였다.

3. Experiments

3.1. Datasets

대부분의 온라인 경쟁 프로그래밍 문제 플랫폼은 문제에 태그를 붙여 관리하고 있다.

이 프로젝트에서는 해외 유명 경쟁 프로그래밍 플랫폼인 Codeforces에서 제공하는 문제 중 8234개를 활용하여 문제 설명 - 태그 쌍 데이터를 구성하였다. 이후 문제 수가 가장 많은 상위 20개의 태그를 선택하여 이 태그들만을 학습 대상으로 두었다. 선택된 태그와 태그 별 문항 개수는 Tabel 1와 같다.

각 문제의 태그 참값은 20차원 벡터로 표현되는데, 문제가 i 번째 태그를 포함하고 있으면 벡터의 i 번째 요소는 1, 그렇지 않으면 0인 꼴이다. 가령 'implementation, datastructures' 태그를 갖는 문제의 경우 태그 정보는

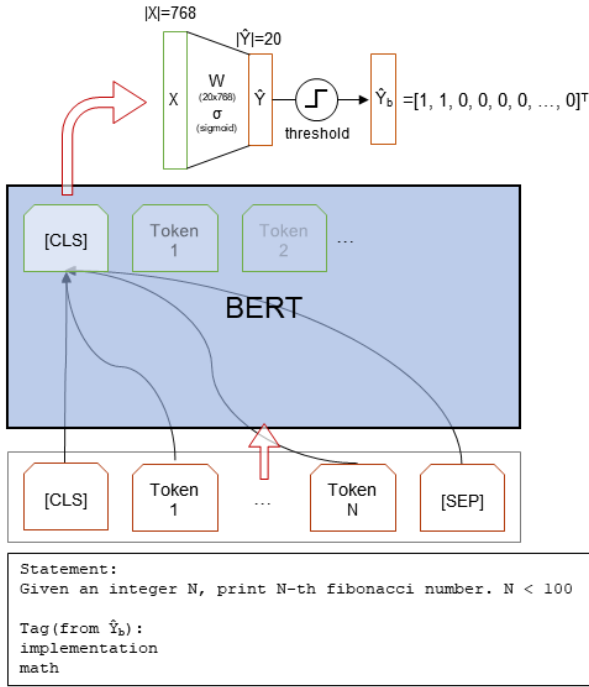


Figure 1. 프로젝트 모델

Mathematics, Implementation, Dynamic Programming, Data Structures, Graph Theory, Greedy, String, Bruteforcing, Graph Traversal, Sorting, Geometry, Number Theory, Tree, Ad-hoc, Segment Tree, Binary Search, Arithmetic, Simulation, Breadth-first Search, Constructive, Prefix Sum, Combinatorics, Depth-first Search

Figure 2. Online Judge 사이트 acmicpc.net에서 제공하는 상위 23개 태그(문제 수 기준)

$[1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, \dots, 0]^T$ 으로 표현된다. 모든 문제 본문은 BERT 토큰화 이전에 lowercase로 변환하였고, 512개를 넘는 토큰으로 변환되는 본문들은 앞 512개의 토큰만을 잘라 사용하였다.

3.2. Environment

모든 학습은 Google Colab 환경에서 V100 GPU를 활용하여 이루어졌고, 코드는 pytorch와 huggingface의 transformers API를 활용하여 작성되었다.

3.3. Implementation Details

학습에 사용한 pre-trained BERT 모델은 BERT-Base, Uncased이고, 이는 BERT 원 논문의 [github repository](https://github.com/google-research/bert)에서 다운받을 수 있다. classifier layer의 dropout 확률은 0.5,

tag	# of problems
implementation	2219
math	2027
greedy	1949
dp	1672
datastructures	1288
constructivealgorithms	1180
bruteforce	1172
graphs	901
binarysearch	785
sortings	759
dfsandsimilar	718
trees	617
strings	572
numbertheory	553
conbinatorics	460
twopointers	361
bitmasks	348
geometry	343
dsu	247
shortestpaths	220

Table 1. 학습 대상으로 설정된 20개의 태그와 각 태그를 갖는 문항의 개수

learning rate는 $5e-6$ 으로 설정하였고, 모든 가중치 값은 분포 $Normal(0, 0.02^2)$ 를 따르도록 초기화되었다. 학습에 사용된 optimizer는 AdamW(Loshchilov & Hutter, 2019)이다.

Holdout cross validation을 사용하였으며, Train set과 validation set의 비율은 9:1로 설정하였고, 총 6회의 epoch를 진행했다.

3.4. Results

3.4.1. QUANTITATIVE RESULTS

Model	F1 Macro	P	R
TWE+CNN	0.303	0.295	0.372
CNN Ensemble	0.289	0.296	0.338
CNN Ensemble	0.289	0.296	0.338
BERT(ours)	0.459	0.347	0.694

Table 2. 선행 연구와의 performance 비교(TWE+CNN, CNN Ensemble, GloVe + CNN from (athavale et al., 2019))

3.4.2. QUALITATIVE RESULTS

3.5. Analysis

4. Future direction

References

- athavale, v., Naik, A., vanjape, r., and Shrivastava, M. Predicting algorithm classes for programming word problems. 03 2019.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, 2019.
- Halim, S., Halim, F., Skiena, S. S., and Revilla, M. A. *Competitive programming 3*. Citeseer, 2013.
- Iancu, B., Mazzola, G., Psarakis, K., and Soilis, P. Multi-label classification for automatic tag prediction in the context of programming challenges, 2019.
- Li, Y., Choi, D., Chung, J., Kushman, N., Schrittwieser, J., Leblond, R., Eccles, T., Keeling, J., Gimeno, F., Dal Lago, A., Hubert, T., Choy, P., de Masson d’Autume, C., Babuschkin, I., Chen, X., Huang, P.-S., Welbl, J., Goyal, S., Cherepanov, A., Molloy, J., Mankowitz, D. J., Sutherland Robson, E., Kohli, P., de Freitas, N., Kavukcuoglu, K., and Vinyals, O. Competition-level code generation with alphacode. *Science*, 378(6624):1092–1097, December 2022. ISSN 1095-9203. doi: 10.1126/science.abq1158. URL <http://dx.doi.org/10.1126/science.abq1158>.
- Liu, L. and Qi, H. Learning effective binary descriptors via cross entropy. *2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 1251–1258, 2017. URL <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:7909651>.
- Loshchilov, I. and Hutter, F. Decoupled weight decay regularization, 2019.