# 기업과제 4. 학습 보고서

## 1. 자신이 담당한 역할

- 모델 조사
- 데이터 전처리
- 결과물 시각화 및 통계 분석

## 2. 모델 선택 및 그 이유

- ELECTRA는 NLP STS task에서 SOTA의 성능을 보이는 모델 중 하나이다.
- 그 중에서 KoELECTRA는 한국어 Pretrained Model 중 유사도 분석 TASK에서 가장 높은 성능을 보인 검증된 모델 중 하나이다.

| | NSMC (acc) | Naver NER (F1) | PAWS (acc) | KorNLI (acc) | KorSTS (spearman) | Question Pair (acc) | Korean-Hate-Speech (Dev) (F1) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| KoBERT | 89.59 | 87.92 | 81.25 | 79.62 | 81.59 | 94.85 | 66.21 |
| HanBERT | 90.06 | 87.70 | 82.95 | 80.32 | 82.73 | 94.72 | 68.32 |
| kcbert-base | 89.87 | 85.00 | 67.40 | 75.57 | 75.94 | 93.93 | **68.78** |
| KoELECTRA-Base-v3 | 90.63 | **88.11** | 84.45 | 82.24 | **85.53** | 95.25 | 67.61 |
| **OURS** | | | | | | | |
| **albert-kor-base** | 89.45 | 82.66 | 81.20 | 79.42 | 81.76 | 94.59 | 65.44 |
| **bert-kor-base** | 90.87 | 87.27 | 82.80 | 82.32 | 84.31 | 95.25 | 68.45 |
| **electra-kor-base** | 91.29 | 87.20 | **85.50** | **83.11** | 85.46 | **95.78** | 66.03 |
| **funnel-kor-base** | **91.36** | 88.02 | 83.90 | | 84.52 | 95.51 | 68.18 |

- 유사도 측정에 강세를 보이는 SentenceBERT와 성능을 비교 시험해 본 결과, pearson score가 88:92 로 더 높은 성능임을 확인하였다.
- Replaced token detection을 활용하는 ELECTRA 모델은 계산량이 기존 BERT 계열 모델보다 적고 효율적이다.(속도 면에서 우세)

## 3. 파라미터 튜닝 및 결과

**Wandb 활용하여 최적의 parameter 선정**

- epochs: 1
- grad_norm: 1
- learning_rate: 5e-05
- max_length: 128
- train_batch_size: 32
- warm_up_ratio: 0
- weight_decay: 0.01

## 4. 훈련 과정

A. 전처리 : 홈페이지 주소 및 특수문자 등 불필요한 부분을 전처리하였다.

B. KOELECTRA로 Training& Validation 진행

i. Metric은 validation loss로 정하여 학습을 진행하였다.

ii. Validation loss는 떨어지지 않지만, Metric인 F1-Score 및 Pearson's r 은 상승하는 현상을 확인하고 개선의 필요성을 확인하였다.

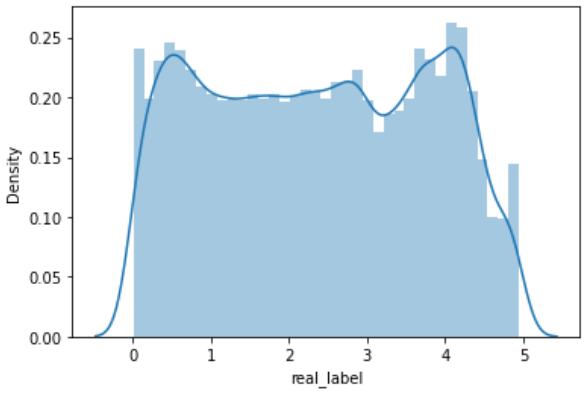
C. Label 불균형 해소를 위한 Data Augumentation

i. Test set과 validation set의 분포가 균일하지 않다면, test set의 recall과 precision의 편차가 크고 결과적으로 F1score가 더 낮게 나타날 것이라고 판단하였다.

ii. Test set의 분포를 미리 측정할 수는 없으나, 1~5까지의 Label이 균일하도록 Augumentation 진행

iii. Augumented SBERT : SentenceBERT에서 Data augumentation을 진행했던 논문을 참고하여 문장 pair와 label(유사도)을 또다른 모델로부터 생성 (기존 Gold Dataset + 새로 만든 Silver Dataset)

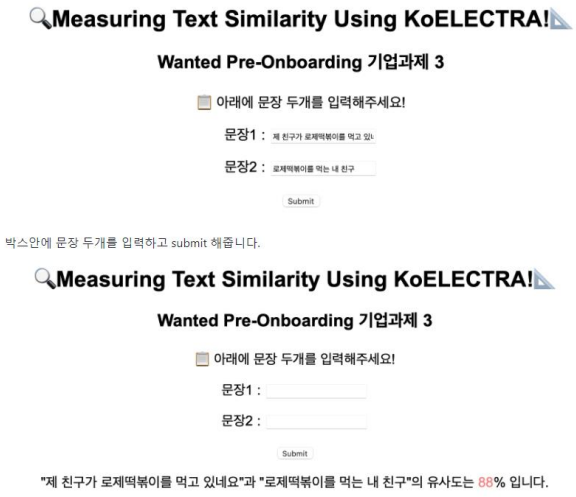
iv. Label 생성을 위해 semantic search 로 sampling하였으며, 논문에는 bert를 사용하였으나, 성능이 더 좋을 것으로 판단되는 Roberta-large를 사용하였다.




[Data 생성 후 균일해진 Training label 분포]

## 5. API 서버 코드[Repository]

A. 모듈화 및 로컬호스팅으로 유사도를 확인할 수 있도록 구성




B. 디렉터리 구조

```
├── images
├── running_model
│   ├── best_model
│   │   ├── config.json
│   │   └── pytorch_model.bin
│   ├── data_preprocessing.py
│   └── models.py
├── templates
│   ├── index.html
│   └── result.html
├── main.py
├── README.md
└── requirements.txt
```

i. running_model : fine_tuning 된 best model과 필요한 모듈을 포함

1. config.json : hyperparmeter 설정값 포함
2. pytorch_model : model bin 파일
3. data_preprocessing.py : 전처리 모듈

ii. templates : 화면 UI 구성을 위한 HTML 템플릿

iii. main.py : Flask를 이용한 REST API 구현

## 6. 최종 결과 분석

| | guid | true_real_label | true_binary_label | predict_real_label | predict_binary_label | sentence1 | sentence2 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | klue-sts-v1_dev_00000 | 4.857143 | 1 | 4.993932 | 1 | 무엇보다도 호스트분들이 너무 친절하셨습니다 | 무엇보다도 호스트들은 매우 친절했습니다 |
| 1 | klue-sts-v1_dev_00001 | 1.428571 | 0 | 2.249855 | 0 | 주요 관광지 모두 걸어서 이동가능합니다 | 위치는 피렌체 중심가까지 걸어서 이동 가능합니다 |
| 2 | klue-sts-v1_dev_00002 | 1.285714 | 0 | 1.326538 | 0 | 학생들의 균형 있는 영어능력을 향상시킬 수 있는 학교 수업을 유도하기 위해 2018... | 영어 영역의 경우 학생들이 한글 해석본을 암기하는 문제를 해소하기 위해 2016학년... |
| 3 | klue-sts-v1_dev_00003 | 3.714286 | 1 | 4.026398 | 1 | 다만 도로와 인접해서 거리의 소음이 들려요 | 하지만 길과 가깝기 때문에 거리의 소음을 들을 수 있습니다 |
| 4 | klue-sts-v1_dev_00004 | 2.500000 | 0 | 2.717107 | 0 | 형이 다시 캐나다 들어가야 하니 가족모임 일정은 바꾸지 마세요 | 가족 모임 일정은 바꾸지 말도록 하십시오 |

### A. 최종 결과 및 성능

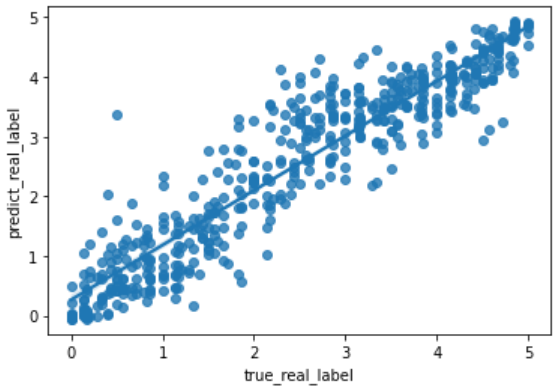
i. Binary Classification(F1 : 0.8668)

- precision : 0.81 /recall : 0.93
- recall>> precision의 의미

1. 유사하지 않은데 유사하다고 예측한 것(fp)이 유사한데 유사하지 않다고 예측한 것(fn)보다 많다.
2. 모델은 대체로 실제보다 유사하다고 예측하는 비율이 높다.
3. threshold 값을 조금씩 낮추면서 성능을 비교하면 더 높은 f1 score를 기대해 볼 수 있다.

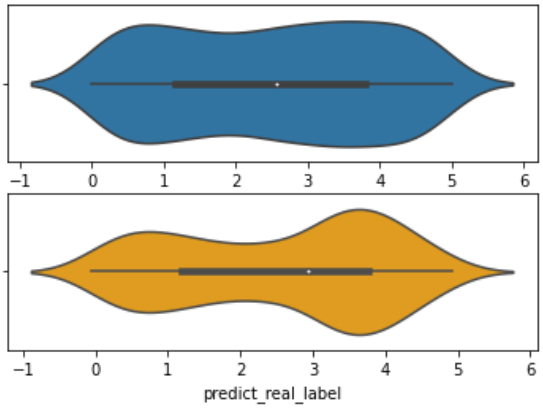
ii. Regression (Pearson's r : 0.933)

1. True label VS predicted label




대체로 상관계수에 맞는 양의 상관관계 분포를 확인할 수 있었다.

2. 분포 비교

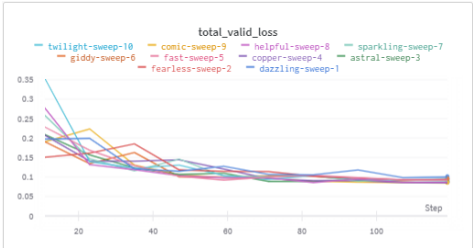



실제로는 균일한 반면, 예측한 유사도 분포의 경우 비교적 더 3,4 쪽에 치우쳐져 있는 것을 확인할 수 있었다. 이는 precision보다 recall이 높은 결과와 일맥상통하는 부분임을 확인할 수 있다.

B. 고찰

i. 전처리로 인해 F1 score 0.7, correlation coefficient 0.1 정도의 성능 향상이 있었다.

ii. Data Augumentation은 Validation loss를 더 감소시켜주지만, Test set에서의 성능을 늘려주지는 못했다. 이는 새로 생성한 데이터의 labelling 성능과 실제 label간의 gap으로부터 비롯된 것으로 사료된다.

[Augumentation 후 개선된 valid loss 확인]

iii. F1 score는 Threshold 값을 3보다 조금 더 높은 값으로 올려서 classification을 진행하면 classification의 성능을 확인할 수 있을 것이라 예상된다.

iv. 향후 database 구축 및 sqlalchemy 활용한 연결, 모듈 고도화를 통해 프로젝트를 발전시켜나갈 수 있을 것으로 보인다.