주제 분류 프로젝트

Data Centric

NLP_15팀 (십오조가십오조)

#김진재

박규태

윤선웅

#이정민

임한택

Team Introduction











김진재

박규태

윤선웅

이정민

임한택

Clustering

Data Augmentation

LLM Relabeling

EDA
Data Denoise
Data Augmentation
LLM Relabeling

Data Augmentation
Clustering
LLM Relabeling

Data Denoise

Data Augmentation

Clustering

Data Denoise

Back Translation

Data Augmentation

Contents

EDA

Exploratory Data Analysis

Noised Data **Processing**

Augmentation w. LLM

Noun Removal

Back Translation

Mislabeled Data Preprocessing

Augmentation w. LLM

Clustering

Re-clustering

Re-clustering

Review & Questions

Review & Questions

EDA

Exploratory Data Analysis

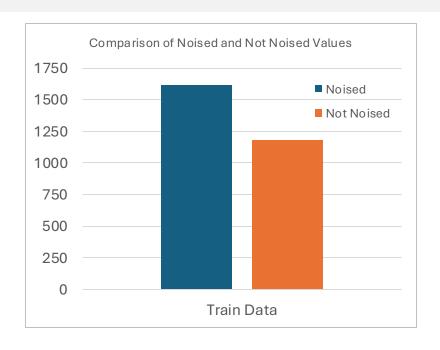
Exploratory Data Analysis

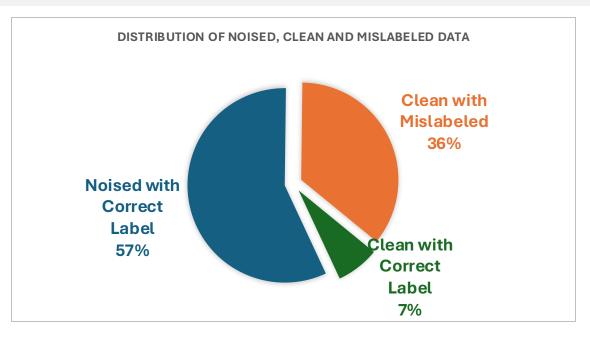
• Train 데이터셋: 2800개

• Noise 존재: 1600개 (57.14%)

• Noise 없음: 1200개 (42.86%)

- 대회 제공 정보
 - 데이터 처리 중 Noised와 Mis-Labeled는 동시에 수행되지 않음





Noised Data Processing

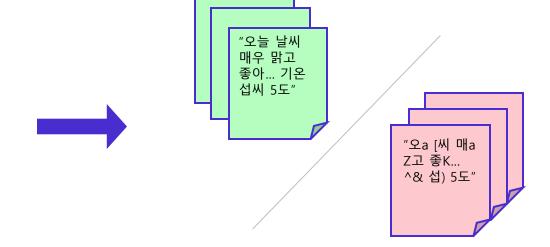
노이즈 데이터 처리

Noised Data Preprocessing

- Noise 데이터 선별 작업 수행
 - Label 정보를 최대한 활용하기 위해 LLM을 활용한 Noised Data 선별 작업 수행
 - (LLM) LGAI-EXAONE/EXAONE-3.0-7.8B-Instruct 모델 활용: Temperature 0.1 + Prompt Engineering
 - 두 가지 버전의 Prompt를 활용하여 Noise 분류
 - Version 1. 2800개 Train Data 중 **1689개 Noise로** 분류
 - Version 2. 2800개 Train Data 중 1619개 Noise로 분류

당신에게 컨텍스트 하나가 주어질 때 노이즈가 낀 상태인지 파악해야 합니다. 노이즈의 종류는 특수문자와 영어 철자입니다. 단 '...', '-', '...' 과 한자는 노이즈가 아닙니다. ... 설명을 붙이지 말고 노이즈가 껴있던 거라면 'noised', 노이즈가 없는거라면 'nanoise'를 출력하세요.

당신에게 컨텍스트 하나가 주어질 때 왼쪽과 오른쪽의 텍스트를 비교해서 오른쪽에 비해서 왼쪽이 노이즈가 많이 낀 상태인지 파악해야합니다. 설명을 붙이지 말고 노이즈가 껴있던 거라면 'noised', 노이즈가 없는거라면 'nanoise'를 출력하세요.



Noised Data Preprocessing – LLM Selection

Rank	Model Name	Model Size	AVG	AVG_kr_eval	
#8	ko-gemma-2-9b-it	<10B	0.6048	0.5071	
•••					

Horangi 한국어 LLM 리더보드

Rank	Model Name	Model Size	AVG	범용적언어성능	
#1	Gpt-4o-2024-08-06	арі	0.8192	0.8105	
#2	chatgpt-4o-latest	арі	0.8176	0.8036	
	•••				
#23	EXAONE-3.0-7.8B-Instruct	<10B	0.661	0.6529	
		•••			
#31	ko-gemma-2-9b-it	<10B	0.6021	0.5731	
•••	•••				

Horangi: W&B Korean LLM Leaderboard

3

- 참고 지표: W&B 한국어 리더보드
 - LLM의 한국어 관련 능력을 종합적으로 평가하여 순위를 매긴 리더보드
- 선정 기준
 - 성능 (W&B 한국어 리더보드 기준)
 - V100*1 GPU에서의 구동 가능성
 - 휴리스틱
 - 여러 모델을 직접 import하여 사용
 - 출력 내용과 속도를 비교하여 경험적 선택

Noised Data Preprocessing – LLM Selection

Rank	Model Name	Model Size	AVG	AVG_kr_eval	•••
	•••		•••		
#8	ko-gemma-2-9b-it	<10B	0.6048	0.5071	
•••					

Horangi 한국어 LLM 리더보드

Rank	Model Name	Model Size	AVG	범용적언어성능	
#1	Gpt-4o-2024-08-06	арі	0.8192	0.8105	
#2	chatgpt-4o-latest	арі	0.8176	0.8036	
•••	***				
#23	EXAONE-3.0-7.8B-Instruct	<10B	0.661	0.6529	
•••					
#31	ko-gemma-2-9b-it	<10B	0.6021	0.5731	
•••					

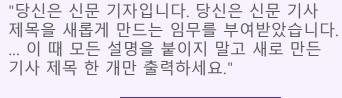
Horangi: W&B Korean LLM Leaderboard

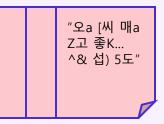
- LGAI-EXAONE/EXAONE-3.0-7.8B-Instruct
 - KoMT 벤치마크에서 높은 점수 기록
- CohereForAl/aya-expanse-8b
 - Arena-Hard 벤치마크에서 높은 Win-Rate 달성
- rtzr/ko-gemma-2-9b-it
 - Horangi Leaderboard 상에서 높은 AVG 점수 기록

→ 증강에는 최종 위 세 모델을 활용

Noised Data Preprocessing - Augmentation w. LLM

- Noised 데이터의 라벨링 정보를 활용
 - Noised 데이터의 복원 및 복원된 데이터 기반 증강 수행
- 앞서 언급한 Gemma, EXAONE, aya 세 가지 LLM을 활용해서 Noised 처리된 데이터 복원 및 증강 수행
- 복원된 데이터를 이용하여 증강한 결과, 복원을 여러 번 거치며 텍스트를 지속 복원시키는 효과 확인







	증강 전	증강 후
# of datasets	1680	24600 (+1364%)
F1 Score	0.7531	0.8456 (+9.25%P)

Noised Data Preprocessing – Noun Removal

- 성능 향상을 위한 명사 제거
 - 증강을 위해 LLM이 생성한 데이터에는 유사한 단어를 포함하는 경우가 빈번하다는 점 발견
 - 증강을 통해 얻은 데이터에서 많이 겹치는 명사 Text를 제거
 - 핵심 명사 데이터의 제거 방법론 연구
 - Okt 라이브러리 활용

< 특정 카테고리에 편향되어 등장하는 명사 >

Noun	Count	Target Count	Target List
갤럭시	183	4	4(163), 5(17), 1(2), 3(1)
이란	149	4	6(139), 5(6), 1(3), 3(1)
농구	83	4	1(74), 0(6), 3(2), 6(1)
프랑스	83	4	6(66), 0(8), 1(7), 2(2)

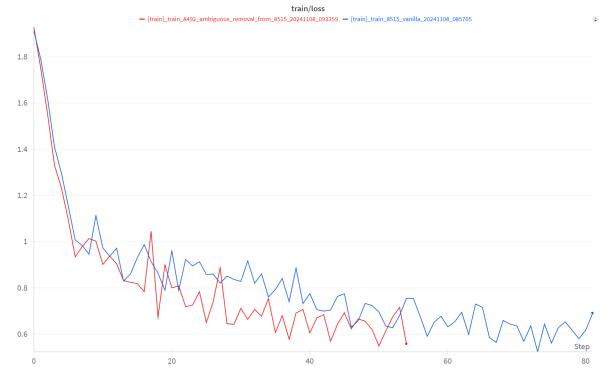
- Count: 데이터셋 내에서 등장한 횟수
- Target Count: 해당 명사가 등장한 라벨 종류의 개수
- Target List: {등장한 라벨}({라벨 내 등장 빈도})

< 여러 카테고리에서 유사하게 등장하는 명사 >

Noun	Count	Target Count	Target List
가치	19	6	5(9), 2(3), 3(2), 0(2), 6(2), 1(1)
대두	19	6	3(5), 2(4), 6(3), 1(3), 4(2), 0(2)
분위기	19	6	1(7), 2(5), 3(4), 0(1), 5(1), 4(1)
빅데이 터	19	6	3(6), 4(4), 5(4), 1(2), 2(2), 6(1)

Noised Data Preprocessing – Noun Removal

- 데이터 내에서 불확실한 명사 토큰이 하나 이상 존재하는 경우 해당 데이터를 제거
- 데이터를 제거한 분량에 비해 성능 감소폭이 매우 적음
- → 선별에 따른 **효과적인 제거 가능**성 확인



Public	Before	After
# of datasets	20,155	7,668 (-62%)
F1 Score	0.8484	0.8422 (-0.6%P)

Public	Before	After
# of datasets	15,588	10,411 (-34%)
F1 Score	0.8515	0.8492 (-0.2%P)

Mislabeled Data Processing

오라벨 데이터 처리

Mislabeled Data Preprocessing – Clustering

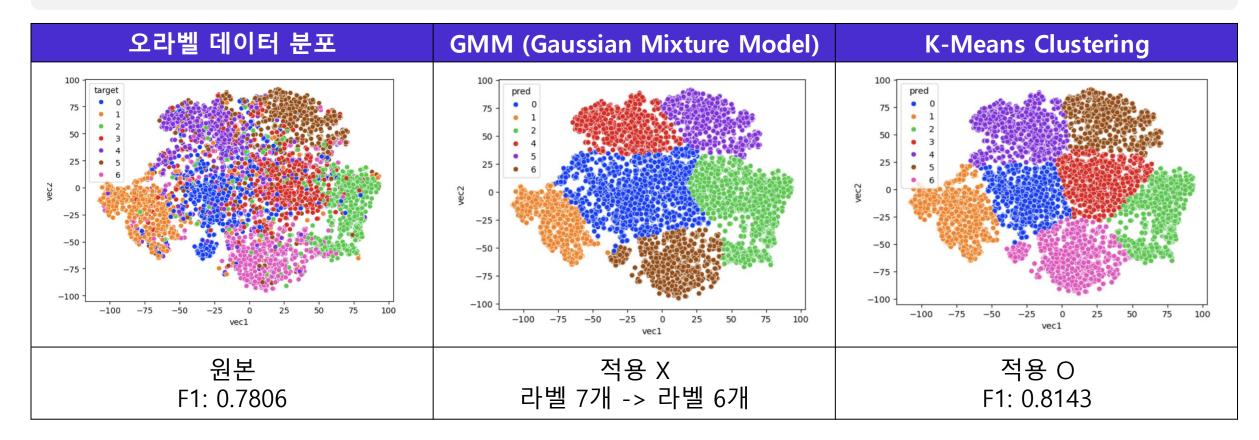
- Version 2. 2800개 Train Data 중 1619개 Noise로 분류
 - 나머지 데이터 1181개를 오라벨 데이터로 추정
- 각각 GMM(Gaussian Mixture Model), K-Means로 Re-labeling

< GMM vs K-Means >

특징	GMM(Gaussian Mixture Model)	K-Means Clustering
모델링 방식	확률기반 모델, 각 클러스터를 가우시안 분포로 모델링	비확률적 모델, 클러스터 중심점(centroid)을 기반으로 작동
적합성	데이터의 분포가 가우시안일 때 효과적	데이터가 구형 분포일 때 효과적
결과 해석	각 클러스터에 대한 확률적 해석가능	각 클러스터에 대한 명확한 할당 가능

Mislabeled Data Preprocessing – Clustering

- 임베딩 모델 : ssunbear/bert-base-finetuned-ynat (F1 : 0.8315)
- 당시 SOTA 데이터셋으로 klue/bert-base를 Fine-tuning



Mislabeled Data Preprocessing – Clustering

- Version 2. 2800개 Train Data 중 1619개 Noise로 분류
 - 나머지 데이터 1181개를 오라벨 데이터로 추정
- Mislabeled 데이터 1181개 교정 (F1: 0.8143) -> 3543개로 증강 (F1: 0.8283)
- 각각 EXAONE-3.0-7.8B-Instruct와 aya-expanse-8b로 Prompting 통해 증강

[Instruction]

다음 뉴스 기사 제목과 동일한 카테고리에서 나올 기사 제목 1개를 생성 하시오.

답변은 오직 제목 1개 만을 포함해야 하며 불가능한 경우는 없다. 갤노트8 주말 27만대 개통...시장은 불법 보조금 얼룩



[LGAI-EXAONE/EXAONE-3.0-7.8B-Instruct]

갤럭시 S23 5G 출시 첫 주말, 15만대 이상 판매...

사전예약 초과 속 재고 부족 우려"

[CohereForAl/aya-expanse-8b]

아이폰X 출시 후 갤노트8 판매량과 불법 보조금 경쟁 심화

Backtranslation

역번역

Back Translation

- 역번역 수행
 - 목적: LLM 증강에서의 단어 풍부성 부족을 해결하기 위해 토큰의 다양성 확보
 - 종류
 - 기본 역번역(Standard Back-Translation): 가장 기본적인 방법 (예시: 한국어 영어 ' 한국어 ')
 - 순환 역번역(Circular Back-Translation): 여러 번의 반복 순환을 통해 품질 향상 (예시: 한국어 영어 한국어 영어 한국어 ')
 - 피봇 역번역(Pivot-Based Back-Translation): 중간에 다른 언어를 추가 (예시: 한국어 영어 일본어 '한국어 ')
- API 사용량 제한(DeepL Free API)으로 인해, 기본 역번역 방법 채택

< 한국어 → 영어: LLM 모델을 이용한 번역 >

[System Message]

당신은 뉴스 기자입니다. 입력받은 문장에서 노이즈를 식별하고 의미적으로 완전한 기사 타이틀을 생성한 것만 출력합니다.

[Prompt]

어려운 영어 기사 타이틀로 바꿔주세요: {}

한국어

"부동산 소유권 사칭, 30억원 챙긴 빌런 잡혀"



EXAONE-3.0-7.8B-Instruct

English

"Real Estate Title Fraud: Criminals Busted for 3 Billion in Gains"

Back Translation

- 역번역 수행
 - 목적: LLM 증강에서의 단어 풍부성 부족을 해결하기 위해 토큰의 다양성 확보
 - 종류
 - 기본 역번역(Standard Back-Translation): 가장 기본적인 방법 (예시: 한국어 영어 ' 한국어 ')
 - 순환 역번역(Circular Back-Translation): 여러 번의 반복 순환을 통해 품질 향상 (예시: 한국어 영어 한국어 영어 한국어 ')
 - 피봇 역번역(Pivot-Based Back-Translation): 중간에 다른 언어를 추가 (예시: 한국어 영어 일본어 '한국어 ')
- API 사용량 제한(DeepL Free API)으로 인해, 기본 역번역 방법 채택

< 영어 → 한국어: DeepL Free API를 이용한 번역 >

```
import deepl
translator = deepl.translator("API KEY")
results = translator.translate text(batch,
                                      source_lang="EN",
                                      target lang="KO")
```

English

"Real Estate Title Fraud: Criminals Busted for 3 Billion in Gains"



DeepL Free API

한국어

부동산 소유권 사기: 30억 달러의 이득을 챙긴 범죄자 적발

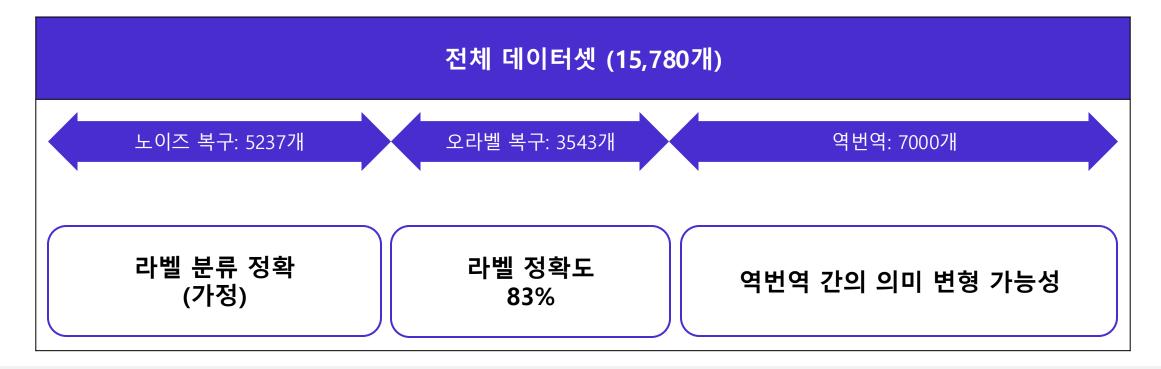
Back Translation

- 역번역 수행
 - 목적: LLM 증강에서의 단어 풍부성 부족을 해결하기 위해 토큰의 다양성 확보
 - 종류
 - 기본 역번역(Standard Back-Translation): 가장 기본적인 방법 (예시: 한국어 영어 ' 한국어 ')
 - 순환 역번역(Circular Back-Translation): 여러 번의 반복 순환을 통해 품질 향상 (예시: 한국어 영어 한국어 영어 한국어 -
 - 피봇 역번역(Pivot-Based Back-Translation): 중간에 다른 언어를 추가 (예시: 한국어 영어 일본어 '한국어 ')
- API 사용량 제한(DeepL Free API)으로 인해, **기본 역번역** 방법 채택

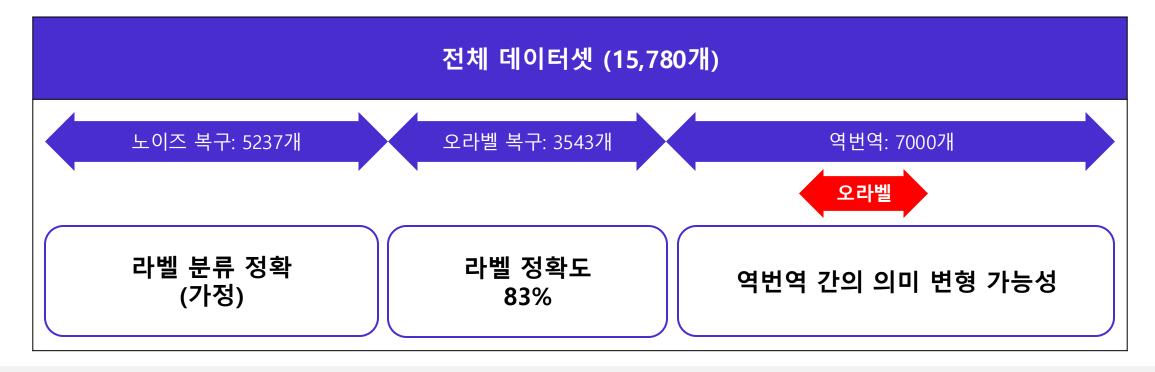
< 역변역 적용 결과 성능 분석 >

Public	Before	After
Accuracy Score	0.8607	0.8611
F1 Score	0.8564	0.8571 (+0.07%P)

재군집화

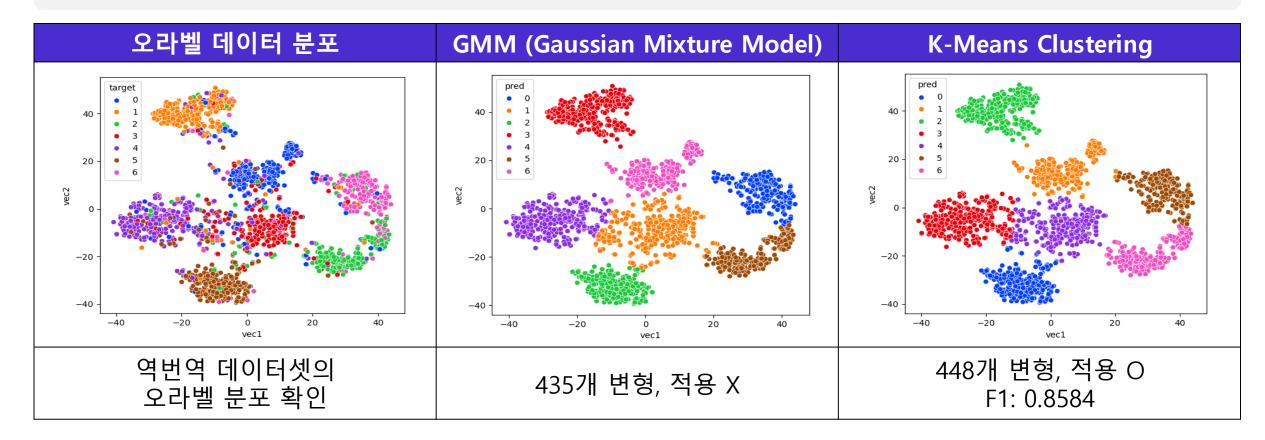


- 클러스터링을 기반 모델 F1 0.8571점 달성
 - 다른 데이터셋들을 전체적으로 다시 클러스터링을 하여 라벨 재구성 필요성이 생김
- 클러스터링 모델이 F1 Score 1 가까이 기록하는 모델이 아니므로 일부 데이터셋만 재구성
 - 1000 ~ 2000개 단위로 여러 번 테스트



- 8780행 이후 : 역번역으로 클러스터링 모델과 다른 라벨 분포
 - 2000개의 데이터셋을 기준으로 300~448개의 Mislabel 처리
- 가장 많은 Mislabel을 배출한 10000 ~ 12000행 리클러스터링
 - 448개의 Mislabel 보정

- 임베딩 모델 : ssunbear/bert-base-finetuned-ynat-v2 (F1 : 0.8571)
- 당시 SOTA 데이터셋으로 klue/bert-base를 Finetuning



< Re-clustering 적용 결과 성능 분석 (Public Dataset) >

Public	Before	After
Accuracy Score	0.8616	0.8613
F1 Score	0.8575	0.8573 (-0.02%P)

< Re-clustering 적용 결과 성능 분석 (Private Dataset) >

Private	Before	After
Accuracy Score	0.8623	0.8623
F1 Score	0.8583	0.8584 (+0.01%P)
	SOTA #2	SOTA #1

