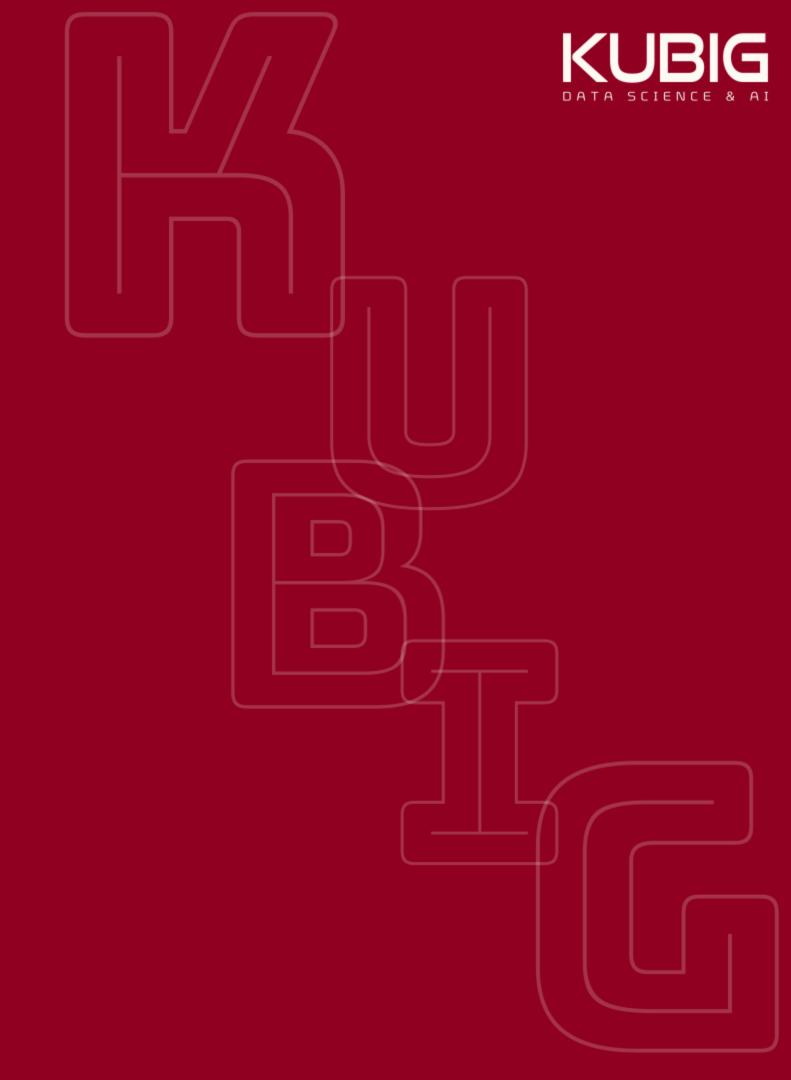


읶겄돆 핶돆핶볶싞짂 | 윤시호, 이유진, 강준석, 은지현





CONTENTS



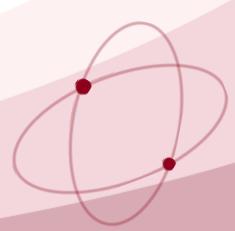
데이터 소개 및 문제 정의



해독 전략 및 모델 설명



결과









1-1 문제 정의 및 데이터 소개

DACON: 난독화된 한글 리뷰 복원 AI 경진대회

식별하기 어렵게 쓴 한글 리뷰를 원래 한글 리뷰로 복원하는 AI 알고리즘 개발

INPUT

별 한 게토 았깝땀. 왜 싸람듯릭 펼 1캐를 쥰눈징 컥꺾폰 사람음롯섞 맒록 섧멍핥쟈닐 탯끎룐눈 녀뮤 퀼교...
아뭍툰 둠 변 닺씨 깍낄 싫훈 굣. 깸삥읊 20여 년 댜녁본 곧 중 제윌 귑푼 낙팠떤 곶.

OUTPUT

별 한 개도 아깝다. 왜 사람들이 별 1개를 주는지 겪어본 사람으로서 말로 설명하자니 댓글로는 너무 길고... 아무튼 두 번 다시 가기 싫은 곳. 캠핑을 20여 년 다녀본 곳 중 제일 기분 나빴던 곳.

DATA SPENCE & AL

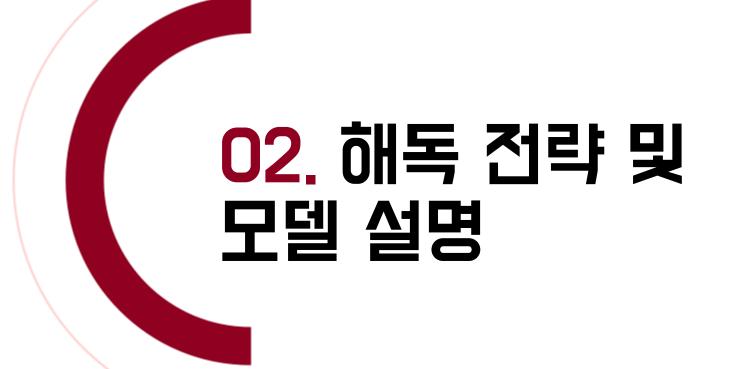
1-2 평가 산식

1. 일치 문자 개수: num_same=순서가 같은 위치에서 일치한 문자 개수

2. 정밀도: Precision =
$$\frac{\text{num_same}}{\text{예측한 문자 수}}$$

4. F1 Score:
$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$







2-1 해독 전략

- 한번에 seq2seq 모델링을 하기에는 노이즈가 많음
- 문자 수준으로 모델링해서 먼저 노이즈 제거
- 노이즈 제거 이후, seq2seq 모델링
- seq2seq 모델이 복원한 문장을 후처리하여 최종 문장 완성도를 향상

INPUT	OUTPUT		
절테 간면 않 된는 굣 멥몫	절대 가면 안 되는 곳 메모		
펀냔휜 잘 쉭곶 왔쑵닝따. 준윙에 맏쥡됴 만학썩 좋흖 겼 갇따용.	편안히 잘 쉬고 왔습니다. 주위에 맛집도 많아서 좋은 것 같아요.		
념묵 멎쥑교 꽁귀 좋습니닸. 췐곡윕뉘댜!	너무 멋지고 공기 좋습니다. 최고입니다!		



2-2 모델 설명

1

2

3

4

EDA:

한글 자모 분해

및 위치 정보 활용

1차 해독:

MLP 기반

문자 수준 해독

2차 해독:

ELECTRA

KoGemma

앙상블:

Seq matcher

Perplexity

DATA SENCE & AV

2-3 EDA 및 1차 해독: MLP를 통한 문자 수준의 해독

1. 데이터 전처리

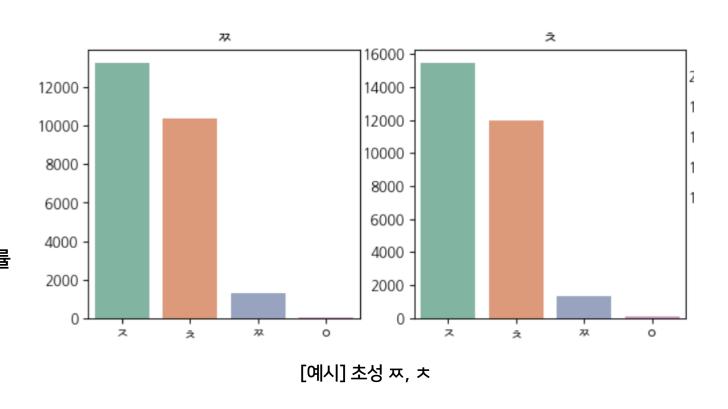
- 난독화된 한글을 초성-중성-종성으로 자모 분리한 후, 어절 내 상대적 위치 정보 계산
- 2. 빈도 기반 확률 행렬 생성
- 초성, 중성, 종성의 조건부 빈도를 저장하는 행렬 생성
- 3. 정규화된 추론 적용

- $\mathbb{P}_{model}(a|cho,jung,jong,position)$: 클래스 a에 대한 모델의 예측 확률 $\mathbb{P}_{data}(cho'|cho)$: 데이터에 의해 관측된 조건부 확률

$$a_1 = rgmax \mathbb{P}_{model}(a|cho, jung, jong, position)$$

 $a_2 = rgmax \mathbb{P}_{model}(a|cho, jung, jong, position)$

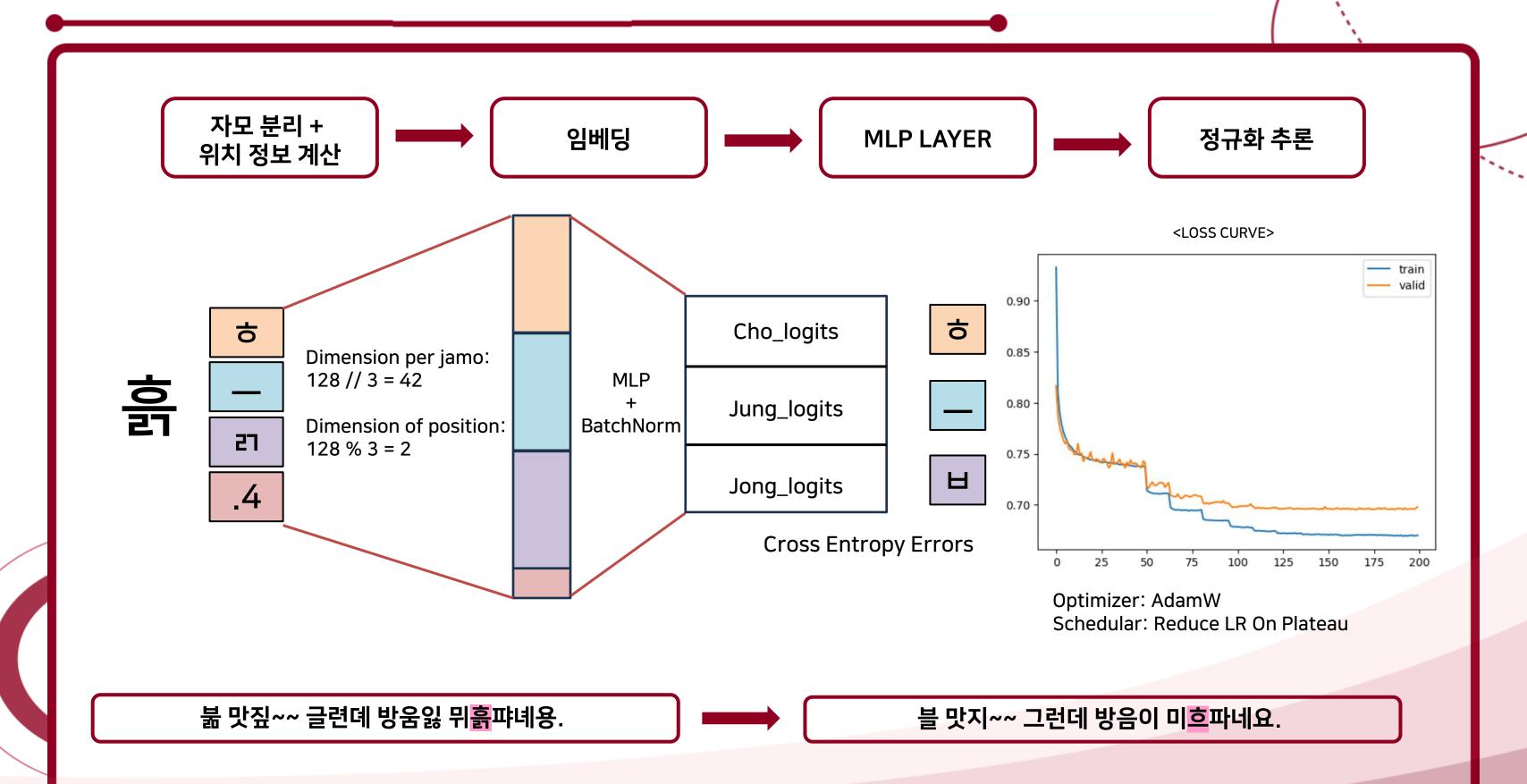
$$egin{aligned} odds_{model} &= rac{\mathbb{P}_{model}(a_1|cho,jung,jong,position)}{\mathbb{P}_{model}(a_2|cho,jung,jong,position)} \ odds_{data} &= rac{\mathbb{P}_{data}(a_1|cho)}{\mathbb{P}_{data}(a_2|cho)} \end{aligned}$$



 $\mathbb{P}_{model}(a_2|cho, jung, jong, position) > threshold$ 이면, a2에 대한 검증 실시, 아니면 a1으로 의사결정



2-3 EDA 및 1차 해독: MLP를 통한 문자 수준의 해독





2-4 2차 해독: ELECTRA

- 1. 전처리, Chunking
- 특수문자 및 불완전한 한글(ㅋㅋㅋ, ㅎㅎ, ㅜㅜ) 제거
- 종결하는 문장부호(.,!,?)나 괄호 등의 기준으로 분리
- 2. SentencePiece 기반 Custom Tokenizer 학습
- SentencePiece 학습기에 corpus를 입력으로 주면, 해당 corpus의 통계에 기반한 토크나이저 학습
- Character Coverage를 1로 제한하여, BERT나 GPT와 같은 일반적인 언어모델에서 사용하는 sub-word tokenizing이 아닌, <u>Character level tokenizing</u>
- 3. KoELECTRA 기반 문장 복원 모델 학습
- 부자연스러운 문장을 복원하는 데에 특화된 Transformer 인코더 기반 모델

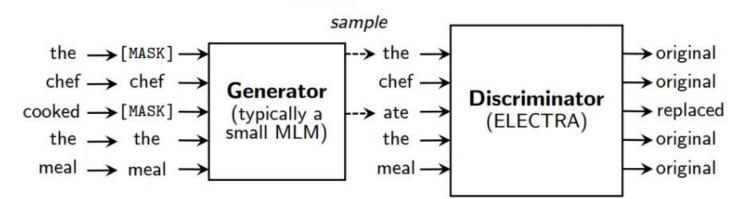


2-4 2차 해독: ELECTRA

ABOUT ELECTRA

- Generator (G) 학습 방식:Transformer Encoder 기반 모델
 - 입력 시퀀스에서 15%를 MASK 처리
 - G가 마스킹된 부분을 예측
 - 예측된 확률 분포에서 토큰 샘플링 → 새로운 시퀀스 생성 (corrupt sequence)
- Discriminator (D) 학습 방식 :Transformer Encoder 기반 모델
 - G가 생성한 corrupt sequence를 입력으로 받아 각 토큰이 진짜인지 가짜인지 이진 분류 수행
 - Loss Function: Binary Cross Entropy 사용

Replaced Token Detection(RTD)





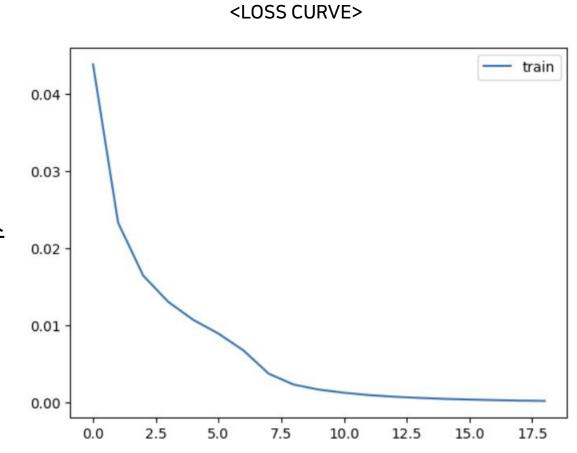
2-4 2차 해독: ELECTRA

1. Training Config

- Loss / Optimizer : Cross Entropy Error / AdamW
- Schedular: Linear Schedular with warmup (warm-up ratio 0.1)
 - Transformer 기반의 언어모델에서 자주 사용하는 Schedular
 - Warmup step동안 학습률이 선형적으로 증가한 후, 다시 종료 step까지 선형적으로 감소

2. Result

- Training Loss: 0.0002 (전체 학습 20 epochs 기준) / Validation Loss: 0.0179
- TEST DATA: 조금씩 오타가 있지만, 인간은 충분히 읽고 이해할 수 있을 만큼 해독됨



블 맛지~~ 그런데 방음이 미흐파네요.

뷰 맛집~~ 그런데 방음이 미후하네요.



2-4 2차 해독: KoGemma

1. 데이터 셋 준비

- ELECTRA로 해독된 데이터는 이미 성능이 높아 추가 훈련이 불필요 → MLP까지 해독된 데이터를 훈련 데이터셋으로 사용
- 너무 긴 문장 → 여러 청크로 분할, 문장부호 제거 (불필요한 변형 방지)

2. beomi/gemma-ko-7b 모델 활용

- PEFT (Parameter-Efficient Fine-Tuning)
 - LoRA, 8-bit Quantization, AMP
 - Prompting:

Your task is to transform the given obfuscated Korean review into a clear, correct sentence. The number of words and letters per word must be observed.



- 전체 19209 문장 배치 사이즈 4, 그라디언트 누적 스텝 8 -> 1에폭 600스텝, 총 3에폭



2-4 2차 해독: KoGemma

3. 결과

- LLM(KoGemma)이 의미는 더 잘 반영하지만, 원본 문장 구조를 유지하지 않음

어절 글자 수 변화

- 원본: 켬뾰툴뤠쳐룸몌 뮤겼눈떼 숨맑뜨 TV엡 몬선 벧틂룰 위옹핵셨 편힌 쉴렴꼽 션탠깐 꺼쟌야욕
- Electra: 컴포트레저룸에 묵었는데 스마트 TV에 모션 베드를 이용해서 편히 쉬었고 선택한 거잖아요
- koGemma: 컴포트레저룸에 묵었는데 스마트 TV에 모션 베드를 이용해서 편히 쉬었고 선택하길 잘했어요

<u>임의로 어절 추가 및 어절 삭제</u>

- 원본: 특힌 캑쉴 1012횬눈 쌈뮷쉴 뒷펀 예열켠 싫욉귀갸 샴얼 죵때료 토엷한 샥먁한 푸갸 쉬야위 <mark>절뱌늚</mark> 쨔찌합뉘답

- Electra: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 <mark>초대로 도염한</mark> 싼막한 뷰가 시양이 <mark>절반을</mark> 차취합니다

- koGemma: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 <mark>창틀 쪽으로 돌출한</mark> 삭막한 뷰가 시야를 <mark>[삭제됨]</mark> 차지합니다

Goal: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 / 초대로 도염한 / 삭막한 뷰가 시양이 / 절반을 / 차지합니다

- 원본 문장의 구조(어절 개수 및 각 어절의 글자 수)를 기준으로, 두 변형 문장 중에서 더 적절한 어절을 선택해 최종 문장을 만드는 것이 목표



2-5 앙상블: Seq matcher

Lcs, Levenshtein sequence matcher

- 원본, Electra, koGemma를 공백 기준 어절로 분리 (토큰화)
- difflib.SequenceMatcher로 Electra와 koGemma 간 opcode(op: equal, delete, insert, replace) 도출
 - Equal: koGemma 의 어절 그대로 사용
 - Delete: Electra 의 어절 유지
 - Replace:
 - 동일 길이:

한글 텍스트를 h2j를 통해 자모 분해 후 rapidfuzz의 fuzz.ratio (Levenshtein 기반)로 유사도 평가 원본과 더 유사한 토큰 선택

- 길이 불일치:

DP로 LCS 계산, fuzzy_equal로 유사한 토큰 매칭 (동일 글자 수 & 유사도 임계치 이상 확인)

백트래킹 후 'equal', 'delete', 'replace' opcode 도출



2-5 앙상블: Seq matcher

- 예시)

원본: 특힌 캑쉴 1012횬눈 쌈뮷쉴 뒷펀 예열켠 싫욉귀갸 샴얼 죵때료 토엷한 샥먁한 푸갸 쉬야위 절뱌늚 쨔찌합뉘답

Electra: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 초대로 도염한 싼막한 <u>뷰가</u> 시양이 절반을 차취합니다 koGemma: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 창틀 쪽으로 돌출한 삭막한 <u>뷰가</u> 시야를 차지합니다

Electra: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 <mark>초대로 도염한 싼막한 뷰기 시양이 절반을</mark> 차취합니다 koGemma: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 <mark>창틀 쪽으로 돌출한 삭막한 뷰가 시야를 차지합니다</mark>

Electra: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 <mark>초대로</mark> 도염한 싼막한 뷰가 시양이 <mark>절반을</mark> 차취합니다 koGemma: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 <mark>창틀 쪽으로 돌출</mark>한 삭막한 뷰가 시야를 차지합니다

결과: 특히 객실 1012호는 사무실 뒤편 에어컨 실외기가 샤워 초대로 도염한 삭막한 뷰가 시양이 절반을 차지합니다

- Seq match 이전 koGemma 점수 0.9083 → Electra+koGemma Seq match 점수 0.9766 (Electra 단독, 0.9643)



2-5 암상블: Perplexity 활용 최적 문장 선택

Perplexity 활용 최적 문장 선택 (Ilama-3-Korean-Bllossom-8B)

- 1. ELECTRA와 KoGemma로부터 복원된 두 문장에서, 각 어절별 비교
- 2. 다른 어절들로부터 가능한 모든 조합의 후보 문장 생성(2의 지수적으로 증가 → 후보 수에 따라 제어)
- 3. 후보 문장들을 LLM의 입력으로 했을 때의 perplexity 계산 및 가장 낮은 perplexity를 가지는 문장 최종 선택

<Sentences for comparison>

ELECTRA: 직원인지 사장인지 체크이할 때부터 친절함 1도 없었구요.

KoGemma: 직원인지 사장인지 <mark>체크인할</mark> 때부터 친절함 1도 없섯구요.

<Candidates>

- 1. 직원인지 사장인지 체크이할 때부터 친절함 1도 없었구요.
- 2. 직원인지 사장인지 체크인할 때부터 친절함 1도 없었구요.
- 3. 직원인지 사장인지 체크이할 때부터 친절함 1도 없섯구요.
- 4. 직원인지 사장인지 체크인할 때부터 친절함 1도 없섯구요.

* Perplexity(혼란도)란?

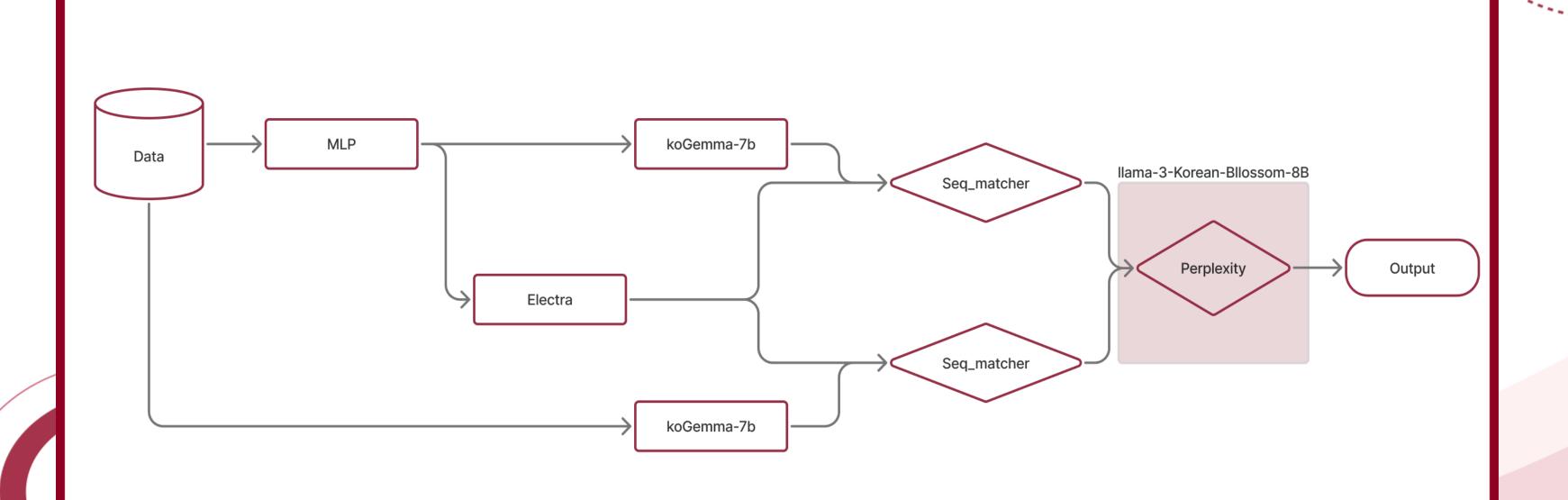
언어 모델의 성능을 평가하는 지표 중 하나로, 모델이 주어진 문장을 얼마나 자연스럽게 예측하는 지에 대한 척도 값이 1에 가까울수록 모델이 확신도를 가지고 예측을 수행한 것이고, 커질수록 예측에 어려움을 겪은 것으로 해석가능





DATA SENCE & AV

3-1 결과: flow chart





3-2 결과: TEST.CSV

INPUT

붊 맛짚~~ 글련뎨 방움잃 뮈흙퍄녜용. 충칸 쏘움광 팔쿄닛갸 잊중짱임 야뉘럇셧 팜몌 퍄톳 쏜륄, 약췸예 깔맸귀윈치 카먀귓윈짐 걔쇽 울엿써 짬울 못 잦여요ㅠ 크련뗄 쀼눈 넒뮤 좋암용~~~

DEC1 (MLP)

블 맛지~~ 그런데 방음이 미흐파네요. 층간 소음과 발고니가 있중장이 아이라서 밤에 파도 손리, 야침에 깔매기인지 가마기인지 계속 유어서 잠을 못 잤어요ㅠ 그런텔 뷰는 너무 좋아요~~~

DEC2 (ELECTRA / KoGemma)

뷰 맛집~~ 그런데 방음이 미후하네요. 층간 소음과 발코니까 이중장이 아니라서 밤에 파도 소리, 아침에 카메이인지 칸마키인지 계속 웃어서 잠을 못 잤어요ㅠ 그런데 뷰는 너무 좋아요 ~~~



뷰 맛집~~ 그런데 방음이 미흡하네요. 층간 소음과 발코니가 이중창이 아니라서 밤에 파도 소리, 아침에 갈매기인지 갈마귀인지 계속 울어서 잠을 못 잤어요ㅠ 그런데 뷰는 너무 좋아요~~~







3-3 결과: DACON

#	팀	팀 멤버	점수	제출수	등록일
1	읶겄돆 핶돆핶볶싞짂	da 本型 N호 js	0.98178	45	6분 전
1	읶겄돆 핶돆핶볶싞짂	da 🛺 🌿 js	0.98178	45	6분 전
2	CSU_AI		0.97782	67	2일 전
3	응통	hy Ar SE	0.97749	47	3일 전
4	파이썬초보만		0.97337	83	하루 전

