종합 설계

- EDA X
- 2. 임베딩 레이어를 '사전학습된 임베딩 벡터'를 사용할 것인가?
- 사용 FastText-KR
- 미사용 기존의 Istm 임베딩 레이어로 구성
- 3. 학습
- 3-1. 학습모델
- LSTM 모델
- Bi-LSTM
- Bi-LSTM + attention....?
- Transformer Encoder
- 3-2. 모델 구성
- I2 정규화(과적합 방지) LSTM에서 사용
- Ir epoch단위로 나눠서 할 것인지(과적합 방지) LSTM 에서 사용
- -epoch 수
- 4. 문장 예측
- 입력된 문장의 단어를 추출해서 예측?
- 입력된 문장의 단어 모두를 예측?

EDA 사용의 문제점

지나치게 높은 모델 평가

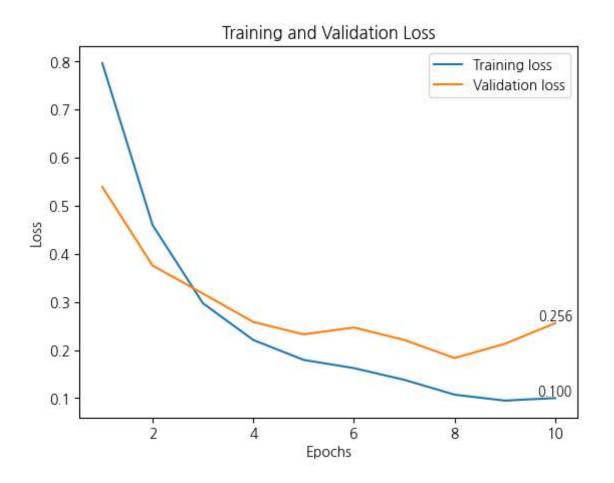
= 데이터 불균형(?) 문제

해결방법

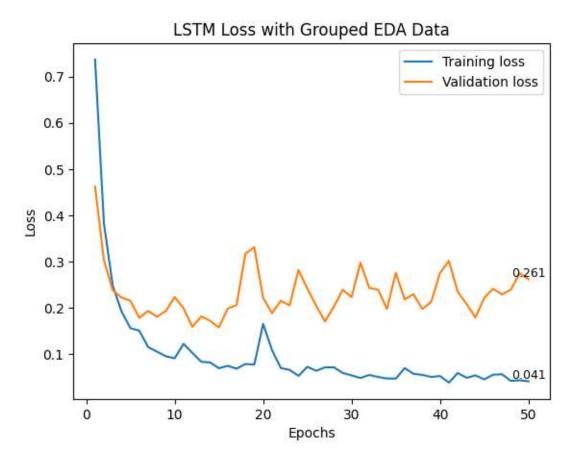
- 1. 훈련 세트에서만 EDA 사용
- 2. 유사한 데이터 포인트가 훈련과 테스트 데이터 셋 모두에 나타나지 않게
- → sklearn의 GroupShuffleSplit 사용

Loss

Base Data + EDA



Base Data + group EDA



Acc

Base Data

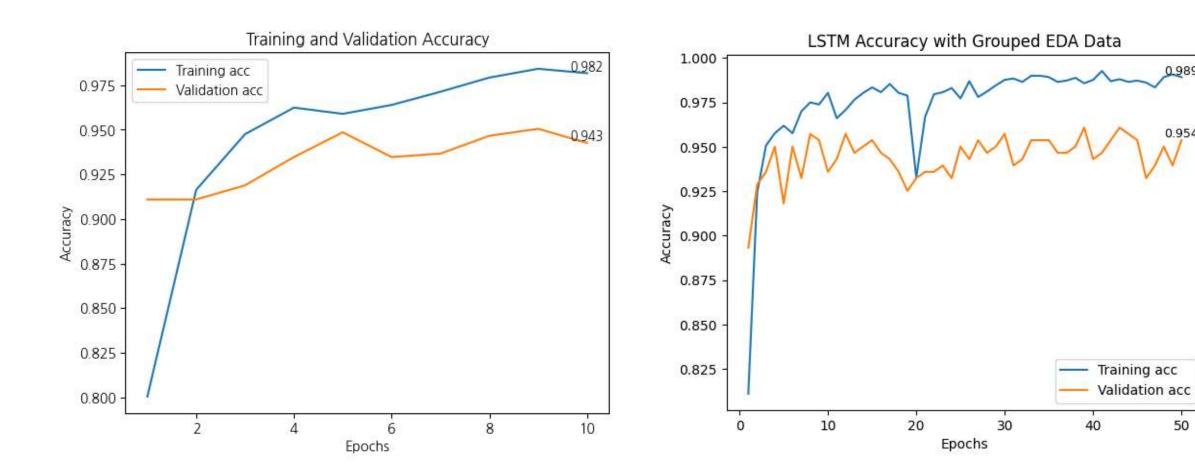
+ EDA

Base Data + group EDA

0.989

0.954

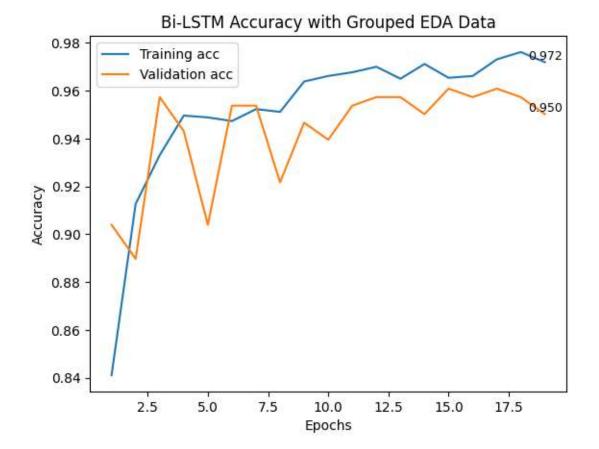
50



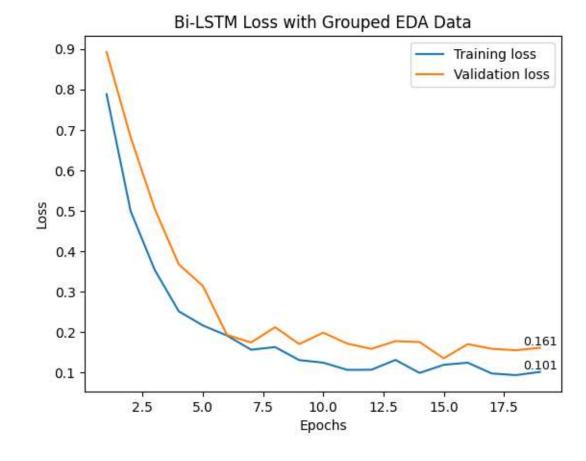
Bi-LSTM 사용

Bi-LSTM

Acc



Loss



Bi-LSTM - 예측

```
입력문장: <친구>
>> 89.78% 정도로 E 유형입니다.
```

```
입력문장: <혼자>
>> 95.73% 정도로 I 유형입니다.
```

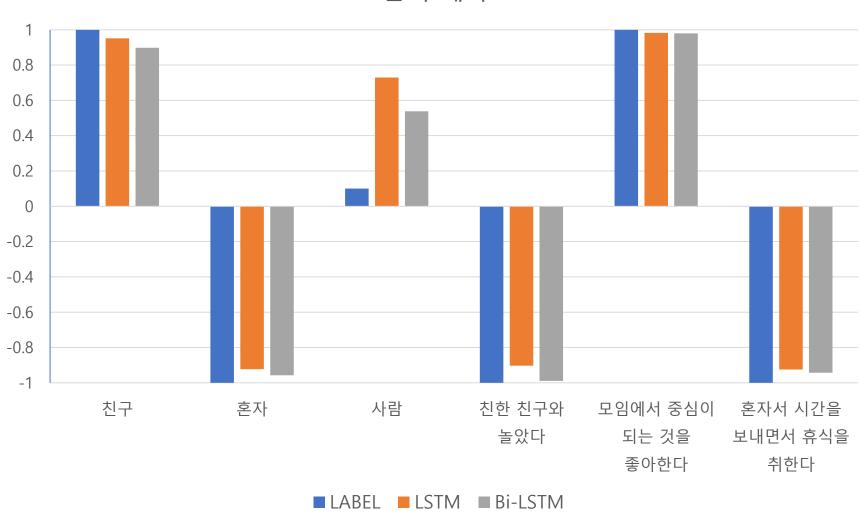
```
입력문장: <사람> >> 53.86% 정도로 E 유형입니다.
```

Bi-LSTM - 예측

```
입력문장: <친구>
>> 89.78% 정도로 E 유형입니다.
```

```
입력문장: <친한 친구와 놀았다.>
>> 98.91% 정도로 I 유형입니다.
```

단어 예측



LSTM 모델의 전반적인 문제 점

- 1. EDA 사용의 문제점
 - 1-1. 유사한 데이터 포인트의 중복
 - 1-2. EDA가 적용된 문장 데이터셋의 품질 문제

- 2. 너무 적은 수의 문장 데이터 셋
- 3. <MBTI 예측시> OOV 처리문제

Dataset

write & create

Question Data

Answer Data

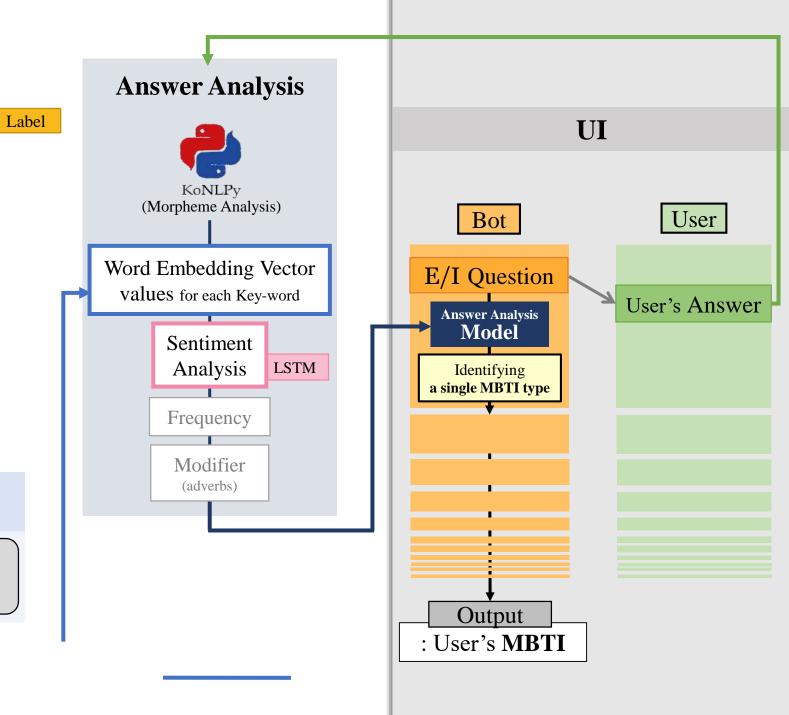
Data Augmentation

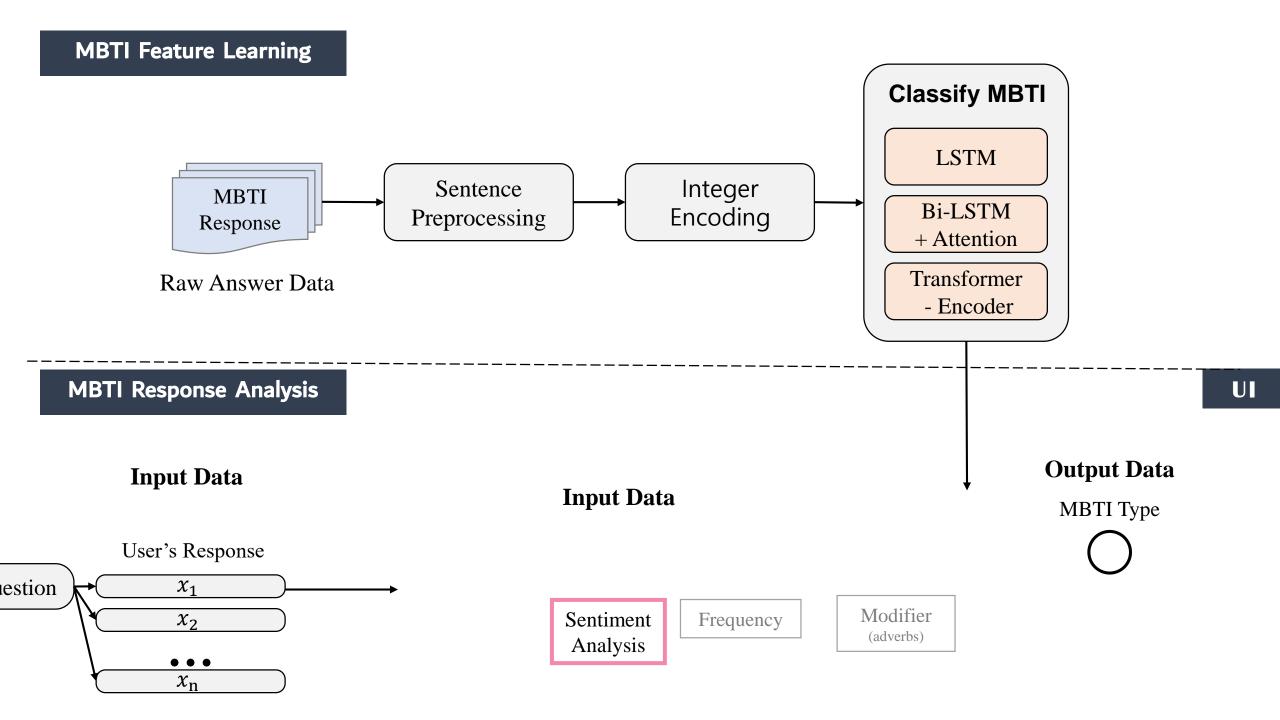
MBTI prediction Model

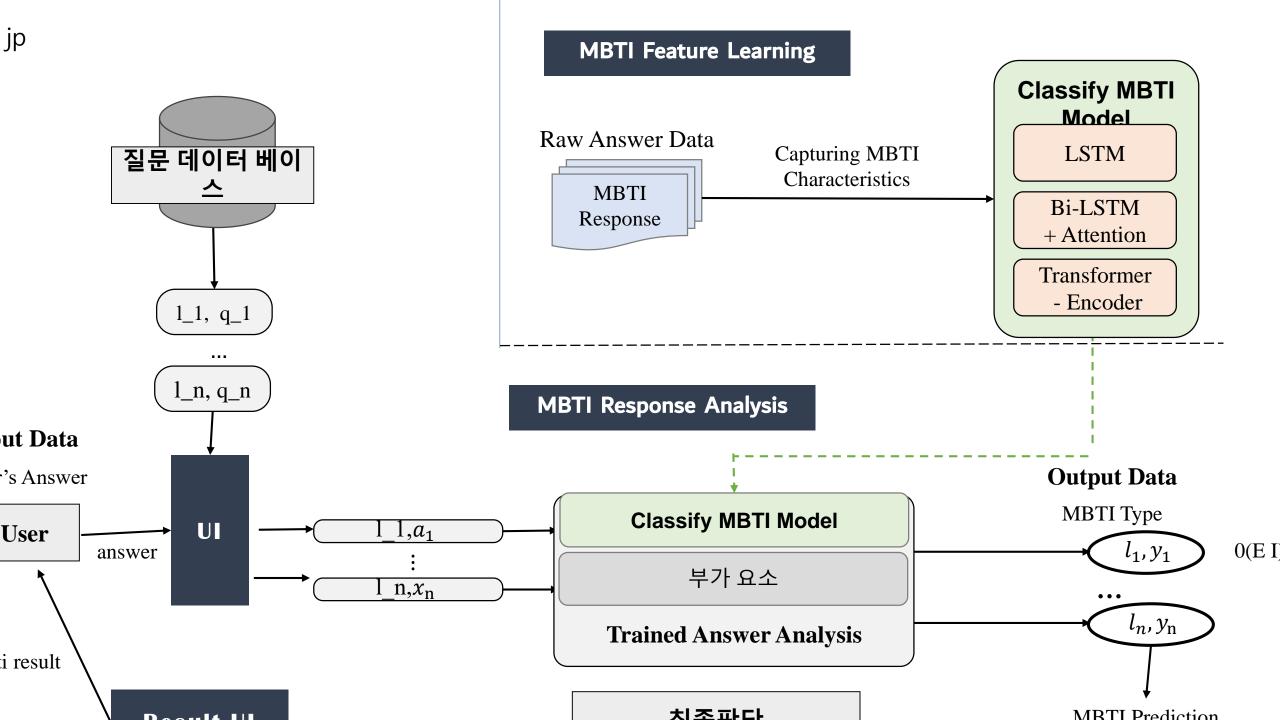
LSTM

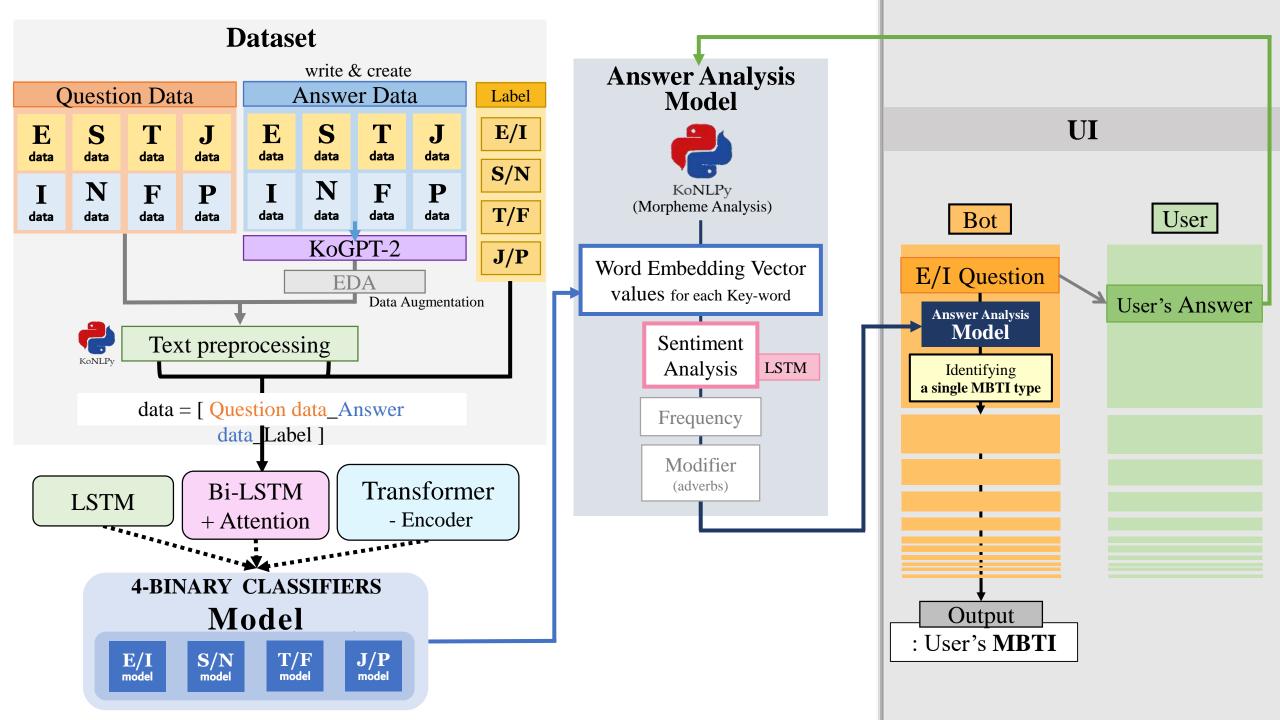
Bi-LSTM + Attention

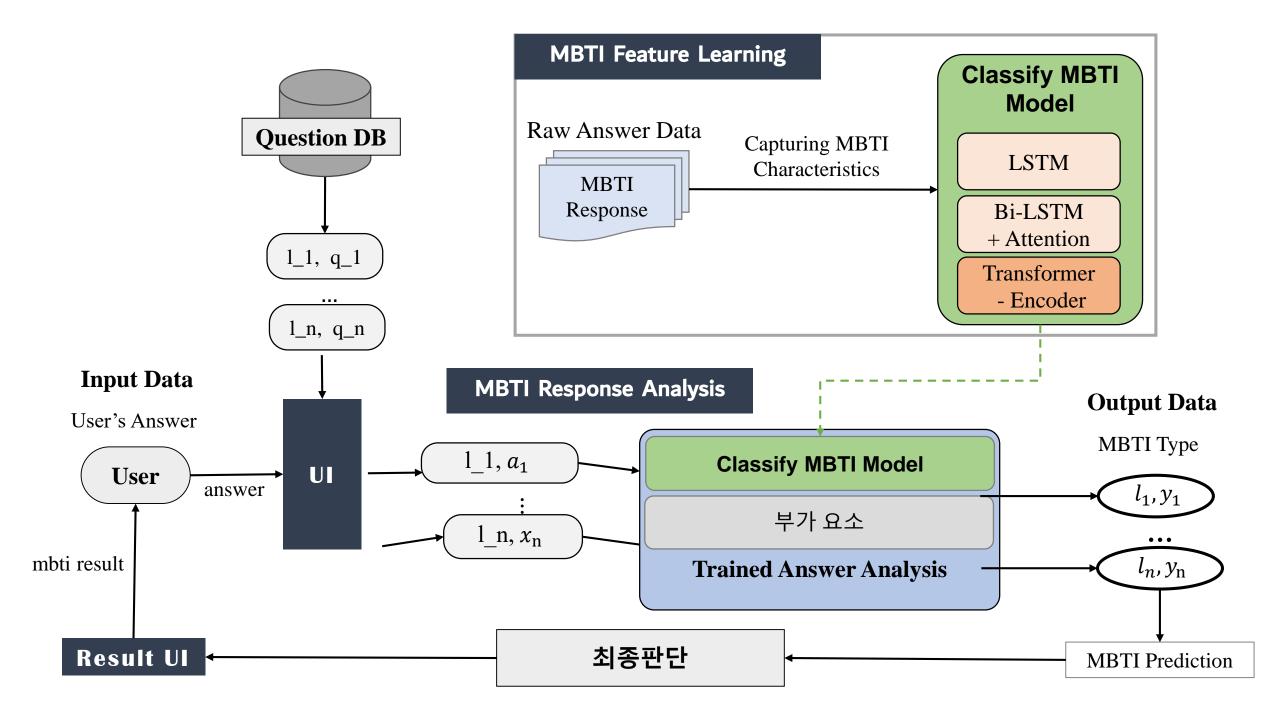
Transformer - Encoder

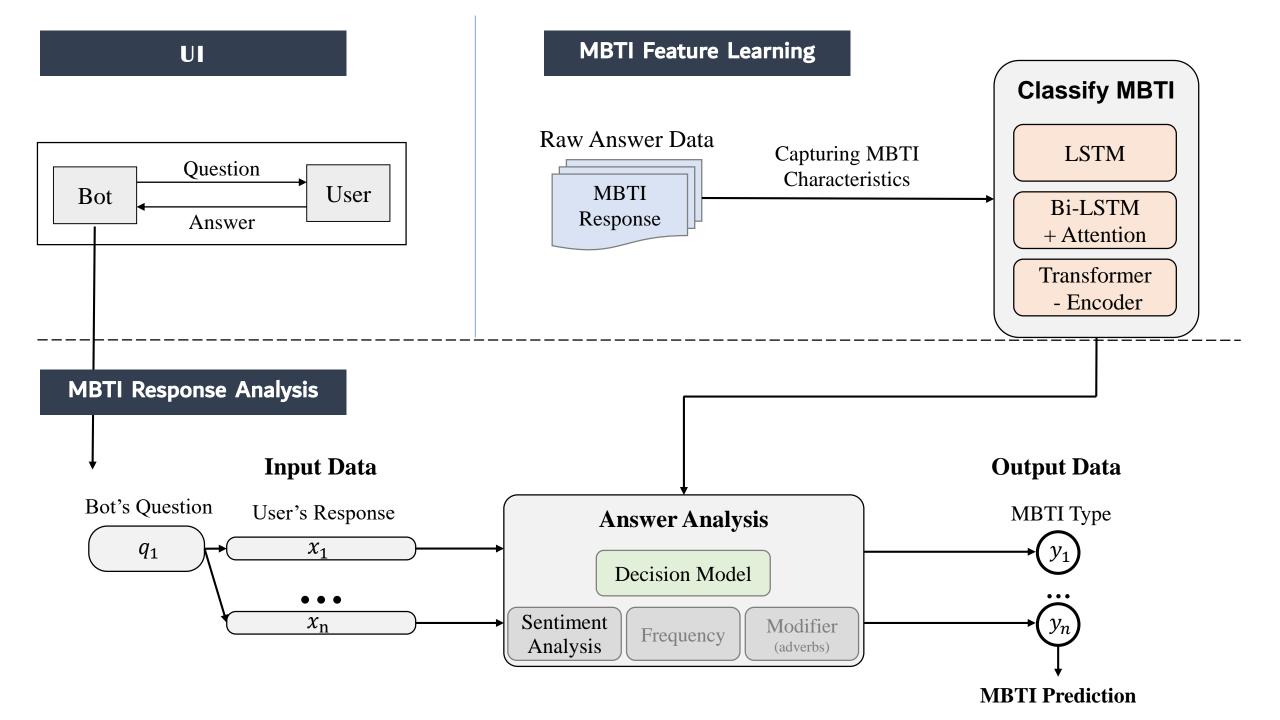












Transformer

- Encoder

색깔조합

질문!!!!

그러면 좀 큰 틀의 구조도를 보여주고

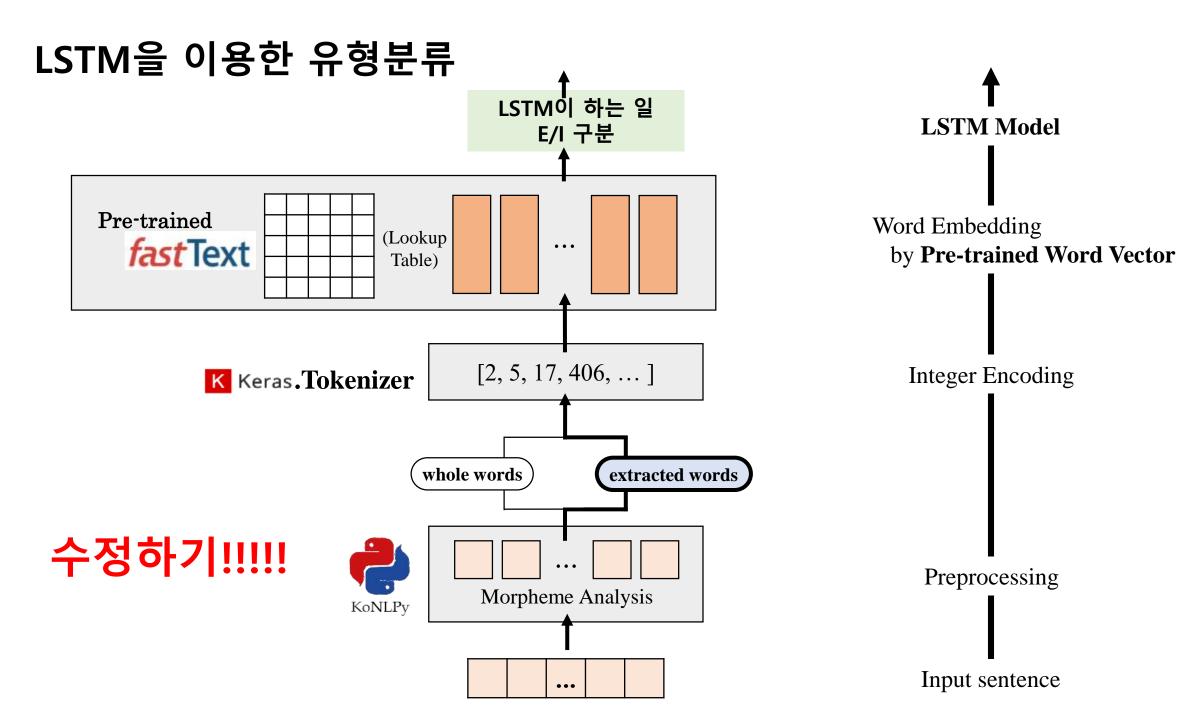
저 위에 만들어 놓은거 각부분 설명할때 써도 되나?

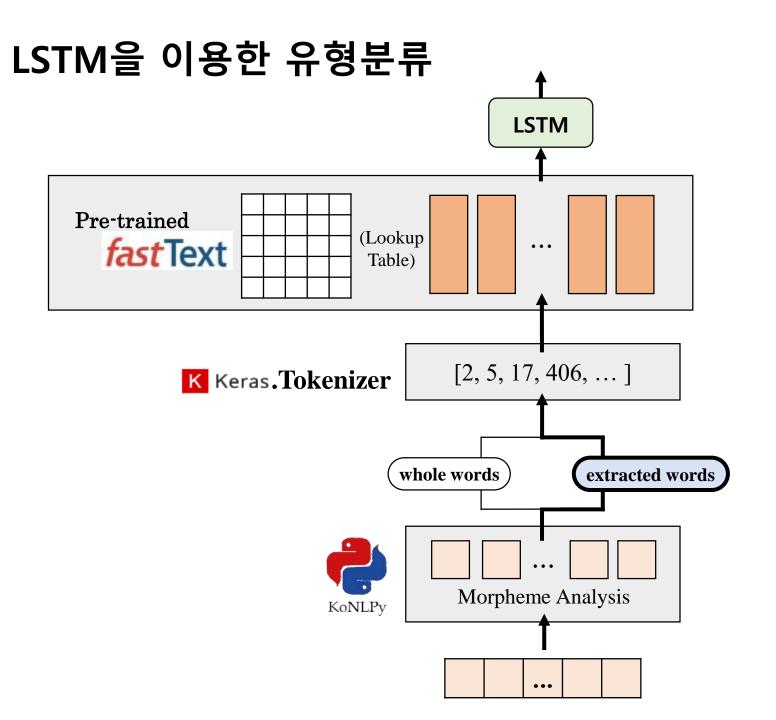
++ ??? 우키오빠한테 물어볼거!! 그럼 개괄식으로 이렇게 작성하면 세부적인 부분은 어떻게 설명을 하는가?

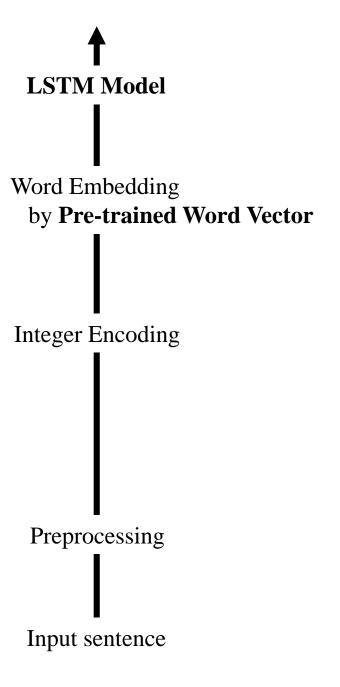
[교수님 질문]

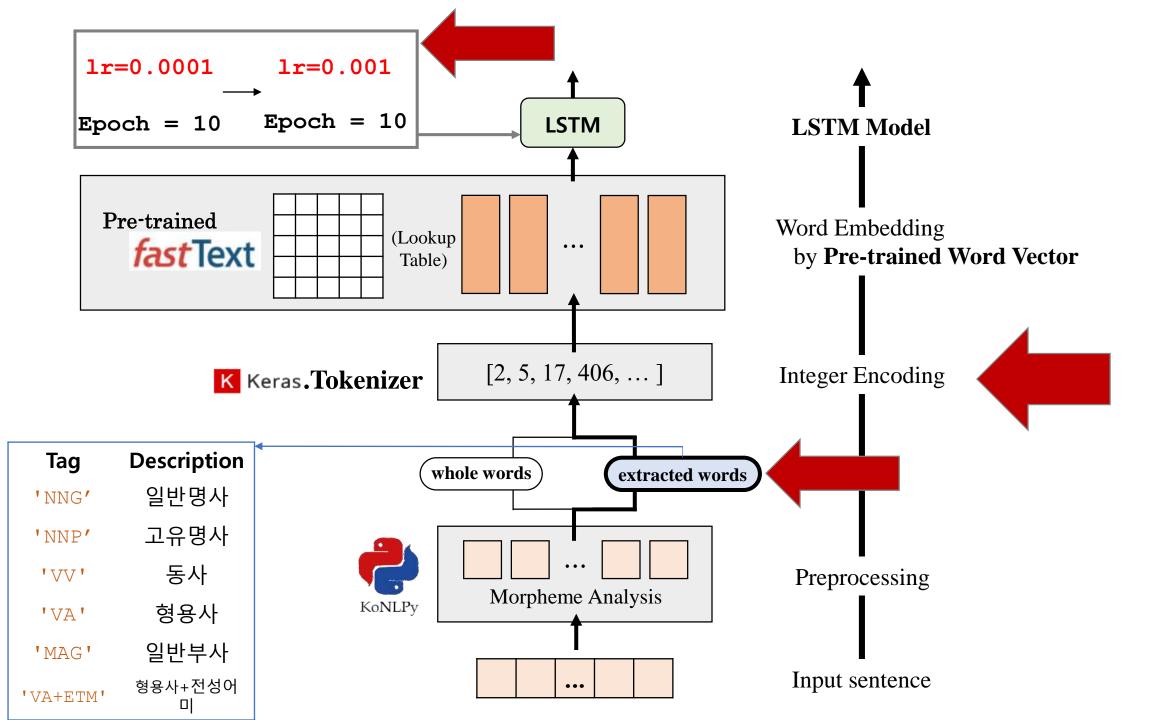
fasttext 의 입력은 word일텐데 나는 정수 인코딩을 넣어버리면 ,, 그게 정확히 사전학습된 모델의 벡터를 잘 가져오는 게 맞는것인가?

- 2. 구조도 수정 더 개괄식으로 작성하기
- 3. Weighted Sum : 가중치의 곱을 더하여 일정 비율만큼 각 모델들을 사용해주는 것





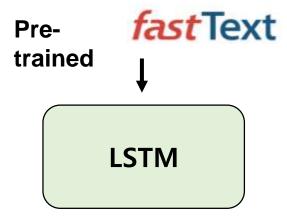




성능 비교

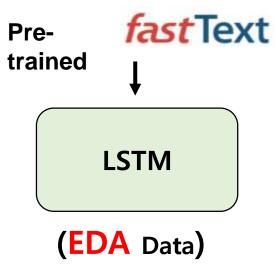
1.

Data	약 1000개
Embedding vector	사전학습 모델
학습 모델	LSTM



2.

Data + EDA	약 3000개
Embedding vector	사전학습 모델
학습 모델	LSTM



EDA 기법 적용

 $num_aug = 3$



유의어 교체 랜덤 삽입 $alpha_sr = 0$ $alpha_ri = 0$ $alpha_rs = 0.1$ $alpha_rd = 0.1$

랜덤 교체 랜덤 삭제

sentence = 새로운 사람을 만나면 항상 두근거린다

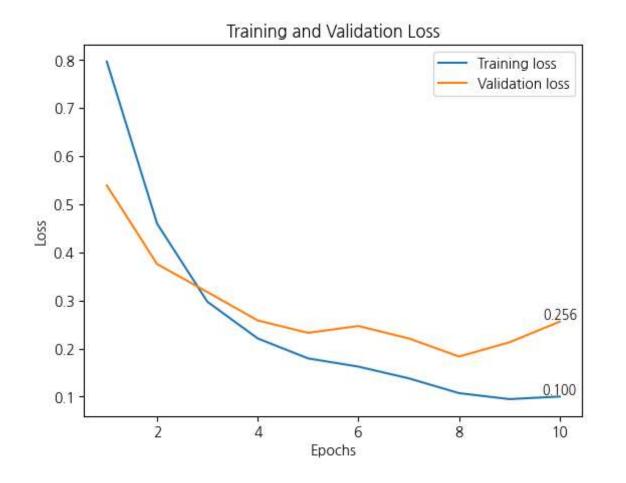
새로운 사람을 만나면 항상 두근거린다 새로운 만나면 항상

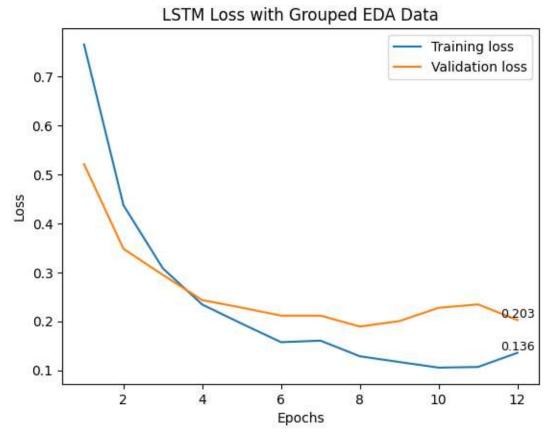
sentence = 대부분의 경우 먼저 말을 걸려고 해요

대부분의 경우 먼저 말을 걸려고 해요 대부분의 우 먼저 말을 걸려고 해요 먼저 경우 대부분의 말을 걸려고 해요

Loss

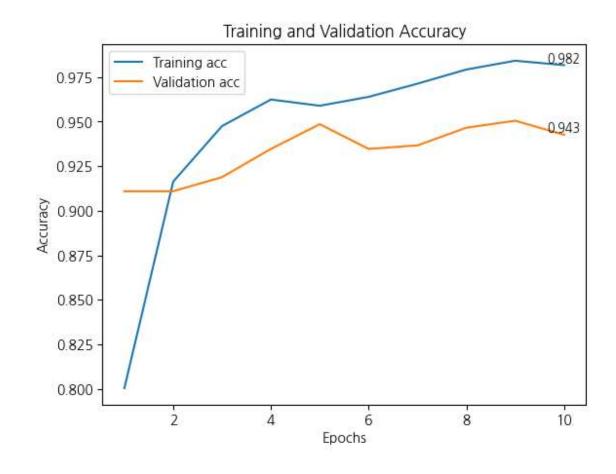
Base Data + EDA

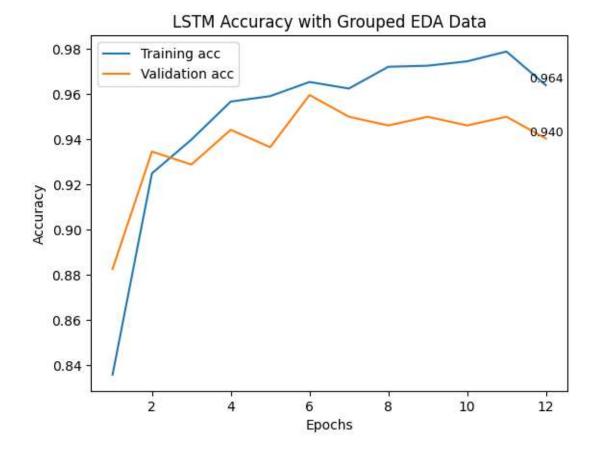




Acc

Base Data + EDA





높은 성능의 이유?

1. Extract words (명사, 어간, 동사, 형용사 등)

ex) 좋다, 좋아, 좋아하다, 좋고 -> "좋(다)"

나는 사람 만나는 것을 좋아한다.

- 2. 사전 학습된 모델 사용
- 3. EDA 기법 때문.. ____

evaluation

로

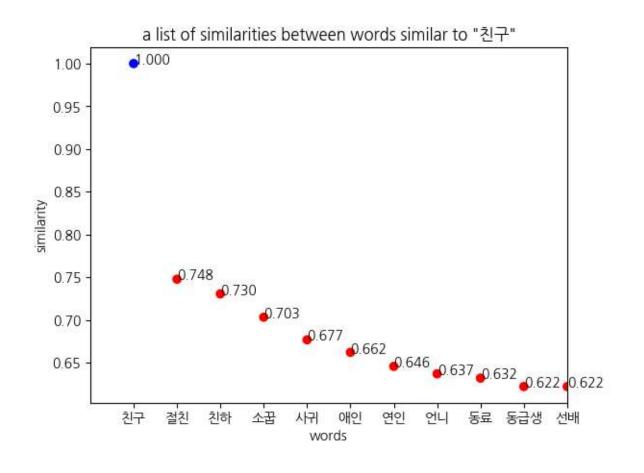
문장 A -(EDA기법 적용)-> A1, A2, A3 A1-train에 들어감 A2-test에 들어감 A3- validation에 들어감..

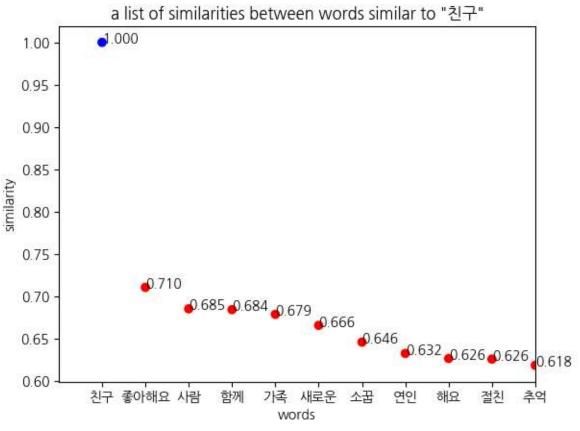
그럼 비슷한 문장이 거의 들어간거니까 아무래도 성능이 좋을 수 밖에..

Similarity

Pre-trained FastText - KR

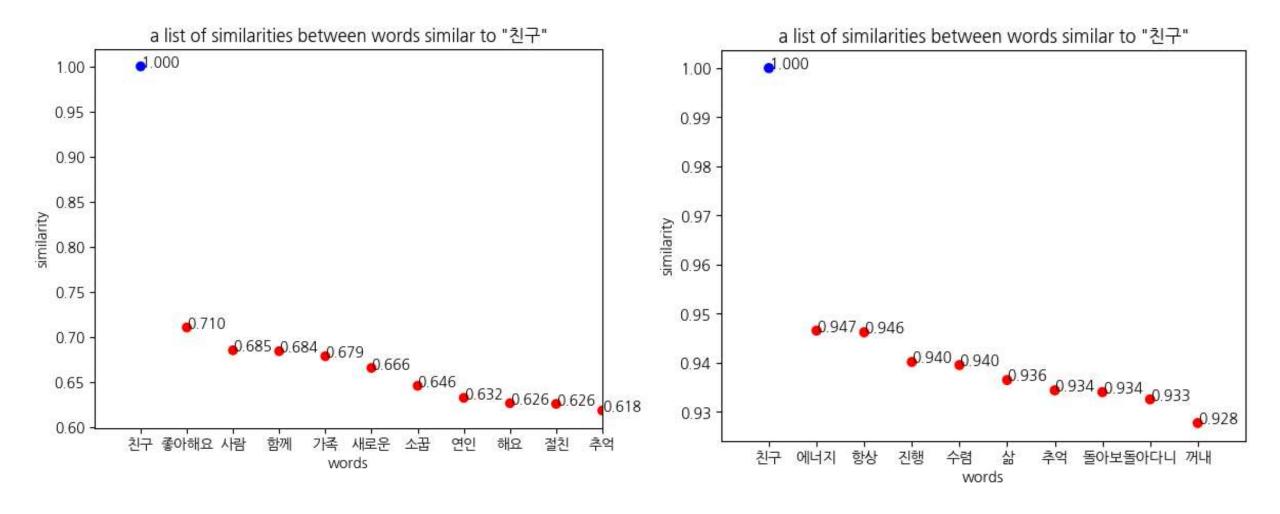
new_FastText model





Similarity

09.05 09.19



Prediction for a single word

어느정도 예측이 나오기는 하는데 거의 고정된 예측만 나옴!

단일 단어이기 때문에 40~50사이의 어중간한 집 나오는 듯 함!

```
Input: 친구
Predicted Label: 0.5188979506492615
51.89% 정도로 E입니다.
```

```
Input: 혼자
Predicted label: 0.4132554233074188
40.33% 정도로 I입니다.
```

Prediction for a single word

단일 토큰에 대한 예측 어려움...

-> LSTM 모델은 문장 전체의 정보를 사용하여 학습함

따라서 단일 토큰만 제공된다면 해당 **토큰의 문맥적, 구조적 정보가 부족하여** 모델의 예측이 어려워짐

Prediction for a sentence

문장입력 입력문장: <그래도 주말에는 집에 있는 게 좋아요..>

out of voca 그래도 에 는 에 는 아요
토큰화 00V 토큰 확인: 00V 주말 00V 00V 집 00V 있 00V 게 좋 00V
정수 인코딩 [[1, 32, 1, 1, 24, 1, 4, 1, 641, 9, 1]]

모델 예측값 | 예측값 : 0.02986094

rr 파벽 >> 97.01% 정도로 I 유형입니다.

pre ≥ 0.5 -> E pre < 0.5 -> I

MBTI 판별

Prediction for a sentence

```
예측값 : 0.996568
입력문장: <생일에는 주변 친구들과 신나게 파티를 열어서 놀아요~>
>> 99.66% 정도로 E 유형입니다.
```

```
00V 토큰 확인: 생일 00V 00V 주변 친구 들 00V 신나 게 파티 00V 열 00V 놀 00V
[[234, 1, 1, 87, 14, 61, 1, 421, 641, 83, 1, 275, 1, 198, 1]]
```

Prediction for a sentence - OOV 문제

```
예측값 : 0.12785016
입력문장: <엠티에서는 그 누구보다도 앞장선다.>
>> 87.21% 정도로 I 유형입니다.
```

```
00V 토큰 확인: 00V 00V 00V 00V 00V 00V 00V 00V [[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]]
```

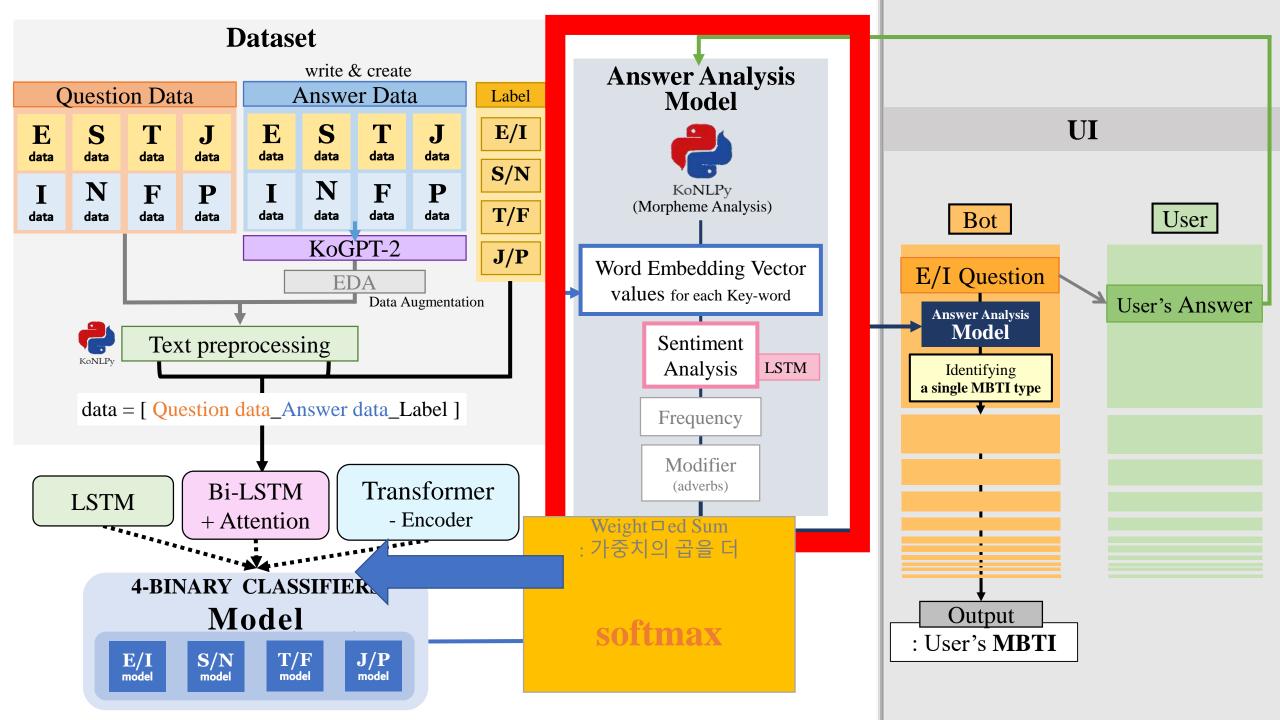
훈련 데이터의 OOV 비율에 따른 예측 값

Prediction for a sentence (using extracted words)

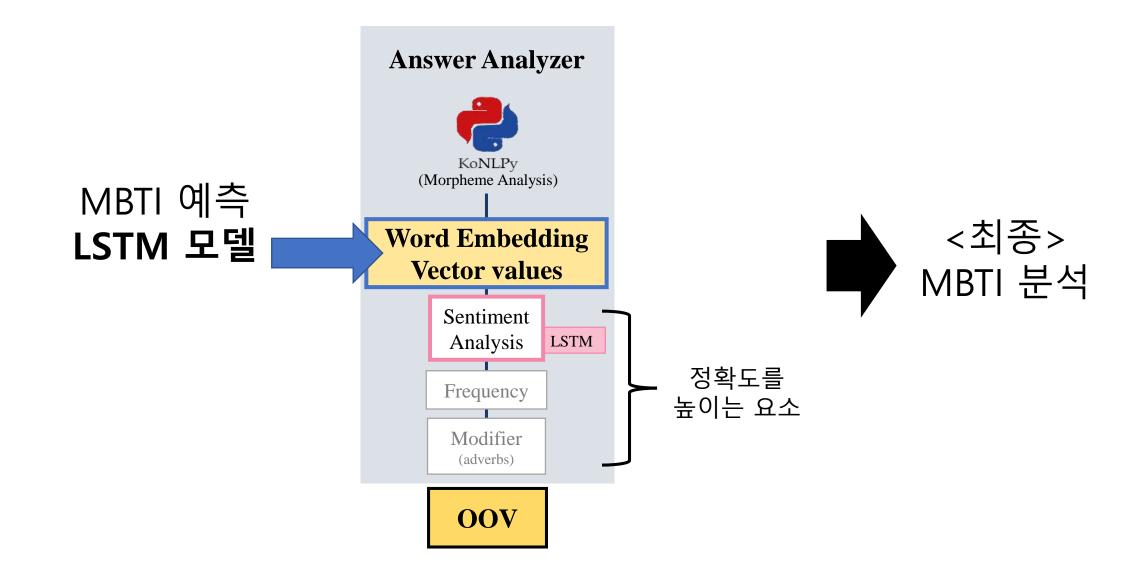
```
입력문장: <생일에도 집에서 혼자 시간을 보내곤 해요.>
>> 98.84% 정도로 I 유형입니다.

00V 토큰 확인: 생일 집 혼자 시간 보내
[[222, 24, 8, 6, 42]]
```

```
입력문장: <먼저 말을 거는 편이다.>
>> 98.64% 정도로 E 유형입니다.
OOV 토큰 확인: 먼저 말 OOV
[[20, 49, 1]]
```



Answer Analyzer



Answer Analyzer – OOV

입력 문장 = "나는 친구를 만날 때 가장 행복하다."





_

OOV

+

OOV가 아닌 **일반 토큰** 1

제거

Tokenizer

양의 정수로 인코딩

2

pre-trained FastText로 벡터화

고차원 벡터

Tokenizer

양의 정수로 인코딩

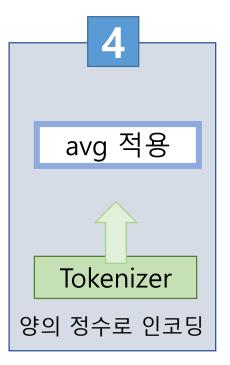
3

pre-trained FastText로 벡터화

고차원 벡터

pre-trained FastText로 벡터화

고차원 벡터



LSTM 모델 학습의 한계

- 1. 문맥 학습의 한계 -> 예측이 어느정도만 되고 그렇게 잘 되지는 않는다!
- 2. EDA 기법의 분산 문제 미해결 (문장과 문장 aug는 (train,val,test)중 같은 곳에 위치해야한다!

3.

Bi-LSTM

