## *iupstage* Al Stages

대시보드

Al 대회



Al 대회 / Dialogue Summarization I 일상 대화 요약

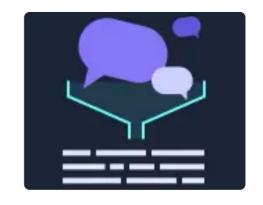
# Dialogue Summarization I 일상 대화 요

학교 생활, 직장, 치료, 쇼핑, 여가, 여행 등 광범위한 일상 생활 중 하는 대화들에 대해 요약합니다.

#비공개대회 #AI부트캠프14기 #NLPAdvanced

**꽄** 30 | 🗖 2025.09.26 10:00 ~ 2025.10.15 19:00 • 진행중

✓ 대회 참여중



개요 데이터 서버 제출 리더보드 게시판 팀관리

커뮤니티

< 목록

#### [공유] 텍스트 데이터에서 인사이트를 얻기



(운영진) · 2025.06.18 14:34 · 조회수 16

<u>6</u> 2

 $\Box$  0

### 1. 텍스트 데이터

텍스트 데이터는 기존의 숫자로 구성된 데이터와 달리, 인사이트를 얻기가 상대적으로 어려울 수 있습니다. 하지만, 가설을 만들거나 조건을 주어 텍스트들의 패턴을 파악해볼 수 있답니다. 이번 대회의 데이터는 여러 사람들과 나눈 데이터를 바탕 으로 요약문을 만드는 데이터이므로, 사람별로 발화가 구분되어 있을거고, 나눈 대화의 주제나 길이 등도 분석해볼 수 있겠

#### 2. 텍스트 데이터 살펴보기

그럼 훈련 데이터를 먼저 확인해보도록 하겠습니다.

	fname	dialogue	summary
0	train_0	#Person1#: 안녕하세요, 스미스씨. 저는 호킨스 의사입니다. 오늘 왜 오셨나	스미스씨가 건강검진을 받고 있고, 호킨스 의사는 매년 건강검진을 받는 것을 권장합니
1	train_1	#Person1#: 안녕하세요, 파커 부인, 어떻게 지내셨나요?\n#Person2#	파커 부인이 리키를 데리고 백신 접종을 하러 갔다. 피터스 박사는 기록을 확인한 후
2	train_2	#Person1#: 실례합니다, 열쇠 한 묶음 보셨나요?\n#Person2#: 어떤	#Person1#은 열쇠 한 묶음을 찾고 있고, 그것을 찾기 위해 #Person2#
3	train_3	#Person1#: 왜 너는 여자친구가 있다는 걸 말해주지 않았어?\n#Person	#Person1#은 #Person2#가 여자친구가 있고 그녀와 결혼할 것이라는 사실
4	train_4	#Person1#: 안녕, 숙녀분들! 오늘 밤 당신들은 정말 멋져 보여. 이 춤을	말릭이 니키에게 춤을 요청한다. 말릭이 발을 밟는 것을 신경 쓰지 않는다면 니키는
	***		
12452	train_12455	#Person1#: 실례합니다. 맨체스터 출신의 그린 씨이신가요?\n#Person2	탄 링은 흰머리와 수염으로 쉽게 인식되는 그린 씨를 만나 호텔로 데려갈 예정입니다
12453	train_12456	#Person1#: 이윙 씨가 우리가 컨퍼런스 센터에 오후 4시에 도착해야 한다고	#Person1#과 #Person2#는 이윙 씨가 늦지 않도록 요청했기 때문에 컨퍼
12454	train_12457	#Person1#: 오늘 어떻게 도와드릴까요?\n#Person2#: 차를 빌리고 싶	#Person2#는 #Person1#의 도움으로 5일 동안 소형 차를 빌립니다.
12455	train_12458	#Person1#: 오늘 좀 행복해 보이지 않아. 무슨 일 있어?\n#Person2	#Person2#의 엄마가 일자리를 잃었다. #Person2#는 엄마가 우울해하지
12456	train_12459	#Person1#: 엄마, 다음 토요일에 이 삼촌네 가족을 방문하기 위해 비행기를	#Person1#은 다음 토요일에 이 삼촌네를 방문할 때 가방을 어떻게 싸야 할지
12457 rows × 4 columns			

훈련 데이터를 먼저 살펴보니, dialogue 와 summary 로 데이터가 구성되어있네요! 각각의 대화에 대한 고유 index 가 fname 에 저장되어 있습니다. dialogue 가 대화에 참여한 발화자들이 나눈 전체 대화이고, 각각의 대화는 \n 으로 구분되어 있네요! 실제 하나의 대화를 출력해보면 아래와 같습니다.

실제로 대화문들은 구어체로 구성되어 있는데, 요약문은 문어체로 구성되어 있는 걸 볼 수 있습니다!

이 대화를 각 turn 별로 구분해서 보면 좀 더 분석하기가 쉽겠네요? 대화를 시작하는 첫 turn 에는 안부를 묻거나 본인이 누구인지, 주요 대화의 주제가 등장하는 대화가 이뤄지고 있습니다.

그렇다면 평가 데이터는 어떻게 구성되어 있을까요?



평가 데이터는 하나의 대화에 3가지의 요약문이 부착되어 있어, 실제 평가를 할 때 모델이 다양한 응답을 반환하더라도 적절히 채점될 수 있게 되어있습니다.

우리는 모델을 학습할 것이기 때문에 max\_length 를 확인하는 부분도 필요하겠죠? 물론 사용할 tokenizer 를 적용해 토 큰화를 한 후에 max\_length 를 찍어보는 게 좋겠지만, 일단 음절을 바탕으로 확인해보겠습니다.

```
# dialog 와 summary 각각의 모델 max_length 설정을 위한 길이 확인

train_dialog_length = train['dialogue'].apply(lambda x:len(x))

train_summary_length = train['summary'].apply(lambda x:len(x))

print("대화 길이에 대한 정보")

print(train_dialog_length.describe())

print("=========")

print("요약문 길이에 대한 정보")

print(train_summary_length.describe())
```

이를 바탕으로 대화, 요약문의 max\_length를 적절히 선택하면 되겠죠?

이제 우리는 데이터들을 가지고 여러 방법들을 사용하여 인사이트를 얻어보겠습니다.

#### 3. 텍스트 데이터 전처리

대회에서 주어진 데이터들은 잘 정제가 되어있지만, 문어체로 대화가 이루어지고 있기 때문에 자음이나 모음만으로 구성된 (ㅋㅋ, ㅇㅇ 등) 경우가 있는지 확인해보고, 이를 대체하는 방법까지 알아보려 합니다. 자/모음으로 구성된 경우가 아니더라도, 데이터에서 특정한 값이 포함되는지 찾거나 대체할 때 이 방법을 사용할 수 있습니다.

```
# 데이터에서 특정 텍스트로 되어있는 부분이 있는지 확인하는 방법: find 함수 사용

train[train['dialogue'].apply(lambda x:x.find('ㅇㅇ')!= -1)]

## ㅇㅇ 이 포함되어있는 데이터 없음

# ㅋㅋ 가 포함되어 있는 데이터 확인

train[train['dialogue'].apply(lambda x:x.find('ㅋㅋ')!= -1)].values

## 확인해보니 ㅋㅋ 가 포함되어 있는 데이터 존재. 이를 웃기다 정도로 대체

# replace 를 사용하여 ㅋㅋ 를 웃기다로 대체 후 저장

train['dialogue'] = train['dialogue'].apply(lambda x:x.replace('ㅋㅋ', '웃기다'))

# 다시 확인해보니 ㅋㅋ 포함된 데이터 없어짐 확인

train['dialogue'].apply(lambda x:x.find('ㅋㅋ')!= -1)].values
```

#### 4. 워드클라우드

데이터 정제를 완료했으면, 데이터에서 많이 등장하는 단어들을 확인하여 주요 대화 주제 등을 확인합니다. 물론 단어 빈도 만으로도 가능하지만, 시각화를 해서 좀 더 보기 좋게 만들어보겠습니다.

모든 대화를 다 사용하면 조사가 바뀔 때 마다 각자 다르게 인식하기 때문에, 우선 대화 중 단어 토큰화, 명사 추출을 한 후 보겠습니다.

```
# 단어 토큰화, 명사 추출
from konlpy.tag import
Oktokt=Okt()

print('단어 토큰화 결과 ==>', okt.morphs(train['dialogue'].iloc[0]))
print('명사 추출 결과 ==>', okt.nouns(train['dialogue'].iloc[0]))
```

단어 토론화 결과 ==> ['#Personl', '#', '안녕하세요', ',', '스미스', '씨', '\', '동', '호킨스', '의사', '입니다', '.', '오늘', '왜', '오셨나요', '?', '해' 명사 추출 결과 ==> ['스미스', '저', '호킨스', '의사', '오늘', '왜', '건강검진', '것', '것', '정신', '동안', '건강검진', '매년', '알', '아무', '문제', '왜', '의

실제로 모델을 학습할 때는 토큰화를 진행하여 사용하지만, 지금은 인사이트를 얻기 위해서 하기 때문에 명사만 추출한 결과를 사용하도록 하겠습니다. 이를 바탕으로 가장 많이 등장한 단어를 워드 클라우드로 시각화해보면 다음과 같습니다.

```
def get_noun(text):
   noun = okt.nouns(text)
   for i,v in enumerate(noun):
       if len(v)<2:
          noun.pop(i)
   count = Counter(noun)
   return noun_list
def visualize(noun_list, title):
   # 워드클라우드 이미지 생성
   wc= WordCloud(
       font_path = '/content/drive/MyDrive/NLP_Advanced/data_csv/NanumGothic.ttf', # 한글폰트 경로
설정
       background_color='white',
                                                         # 배경 색깔 정하기
       colormap = 'Dark2',
                                                       # 폰트 색깔 정하기
       height = 800).generate_from_frequencies(dict(noun_list))
   plt.figure(figsize=(10,10)) #이미지 사이즈 지정
   plt.suptitle("Word Cloud", fontsize=40)
```

```
plt.title(title, fontsize=20)
plt.imshow(wc, interpolation='lanczos') #이미지의 부드럽기 정도
plt.axis('off') #x y 축 숫자 제거
plt.show() # 워드클라우드 이미지 확인
return wc

total_reviews = visualize(noun_list.'total') # 워드클라우드 시각화
```

# **Word Cloud**



많이 등장한 단어들 중 우리, 정말과 같은 대화 주제별로 다른 단어가 아니라 일반적으로 대화에 많이 쓰는 단어들이 많이 등 장하여 인사이트를 얻기가 조금 힘듭니다. 이런 경우를 방지하려고 TF-IDF(Term Frequency - Inverse Document Frequency) 라는 방법을 씁니다. 이는 어떤 단어가 특정 문서 내에서 얼마나 중요한 것인지를 나타내는 수치인데, 이 방법을 사용하게 되면 여러 문서에서 공통적으로 자주 등장하는 단어보다는 특정 문서 내에서 더 중요하게 판단되는 단어를 추출해줍니다.

#### 5. 개인정보 마스킹 부분 확인

해당 데이터셋에는 개인정보가 포함되어 있었어서, 이 개인정보들을 마스킹 하여 제공합니다.

```
###
전화번호 → #PhoneNumber#
주소 → #Address#
생년월일 → #DateOfBirth#
여권번호 → #PassportNumber#
사회보장번호 → #SSN#
```

```
신용카드 번호 → #CardNumber#
차량 번호 → #CarNumber#
이메일 주소 → #Email
####
```

이렇게 8가지의 정보들을 마스킹 해두었는데, 두 개의 # 사이에 어떤 정보가 마스킹 되어있는지를 표시합니다.

이런 패턴을 가지고 있는 값들을 추출하기 위해서는 정규표현식을 사용할 수 있습니다.

```
# 정규표현식 사용하기
import re

def reg_masking(text):
  pattern = r"#\\ #\ ## ## 사이의 값을 추출하는 정규식 패턴
  masked = re.findall(pattern, text)
  return masked

train_set = train['dialogue'].apply(lambda x:str(set(reg_masking(x))))
```

이렇게 정규표현식을 적용한 결과를 확인해보면 다음과 같습니다.

```
{'#Person2#', '#Person3#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#PhoneNumber#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#PhoneNumber#', '#Address#', '#...
{'#Person2#', '#PassportNumber#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#PhoneNumber#', '#Person1#'}
...
{'#Person2#', '#PhoneNumber#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#PhoneNumber#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#Person3#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#DateOfBirth#', '#Person1#'}
{'#Person2#', '#Person3#', '#Person1#'}
```

발화자를 구분하는 토큰도 #PersonN# 두 개의 # 사이에 Person 번호를 넣어 구성하고 있네요. 두 개의 # 사이에 숫자로 끝나는 값이 들어있으면 추출하는 명령어를 주면 대화에 포함된 발화자가 몇 명인지 확인할 수 있겠습니다.

```
import re

def reg_person(text):

pattern = r"#\\w+\d#" # ## 사이의 값을 추출하는 정규식 패턴 > special token 으로 tokenizer에 추가

masked = re.findall(pattern, text)

return masked

train_person = train['dialogue'].apply(lambda x:set(reg_person(x)))
```

이렇게 정규표현식을 잘 활용하면 원하는 텍스트들의 패턴을 확인하여 추출할 수 있습니다. 이렇게 마스킹 한 값들을 tokenizer 에 special token으로 포함시키려면 다음과 같은 방법을 사용할 수 있습니다.

```
# special token 奉가
from transformers import AutoTokenizer

tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("gogamza/kobart-base-v2")
special_tokens_dict = {'additional_special_tokens': unique_token}
tokenizer.add_special_tokens(special_tokens_dict)
tokenizer.additional_special_tokens, tokenizer.additional_special_tokens_ids
```

추가된 토큰들의 index 를 확인하면 다음과 같이 잘 추가되었음을 확인할 수 있네요!

#Email# : 30000 #Person5# : 30001

#DateOfBirth# : 30002

#SSN# : 30003

#CarNumber# : 30004

#Person# : 30005

#PassportNumber# : 30006

#Person2# : 30007 #Person7# : 30008 #Address# : 30009 #Person1# : 30010 #Person6# : 30011

#CardNumber# : 30012

#Person3# : 30013

#PhoneNumber# : 30014

#Person4# : 30015

#### 6. 토론

이렇게 텍스트 데이터에서는 다양한 정보를 추출할 수 있습니다. 어떤 특정한 단어나 패턴을 파악하여 정제하는 등의 다양한 시도를 해보면서 모델의 성능을 높일 수 있는 방법들을 생각해봅시다!

#### 댓글

