KUBIG NLP CONTEST

# 뉴스제목을통한 대급의급의 급역

텍스트 다중 분류

13기 김현지, 13기 박주영

### 팀 소개



# 뉴스인사이드아웃

13기 김현지 13기 박주영



\*\*\*\*

**NLP Project** 

#### 뉴스 제목을 통한 다중 감성 분석 프로젝트



**분석 주제** VOL.001

프로젝트 분석 주제 소개



데이터 수집 VOL.002

네이버 뉴스 크롤링



**데이터 전처리** VOL.003

입력 데이터 가공



**모델링** VOL.004

LSTM, KoBERT, 머신러닝



**결과** VOL.005

모델들 성능 비교

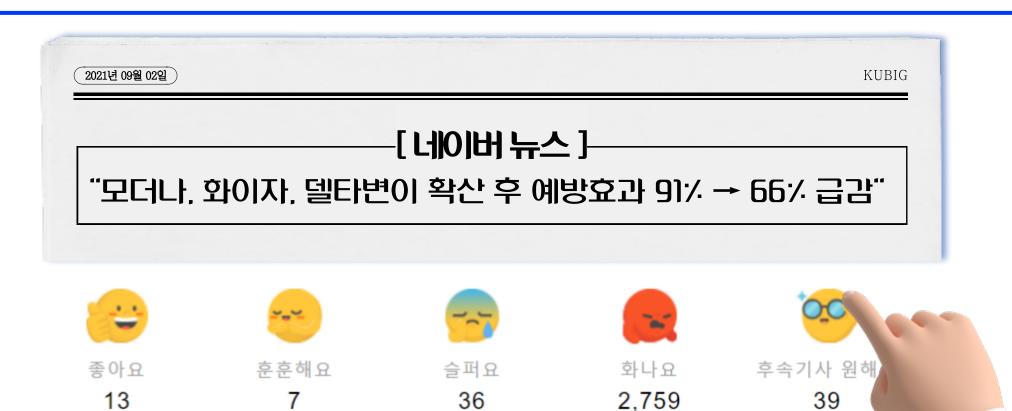
### 뉴스 제목을 통한 다중 감성 분석

\*\*\*\*

VOL.001 분석 주제

#### 분석 주제 뉴스 제목을 보고, 독자들의 반응 예측해보기

네이버 뉴스 독자들은 해당 뉴스 기사에 대해 '좋아요', '훈훈해요', '슬퍼요', '화나요', '후속기사 원해요'의 총 5가지의 감정 표현을 할 수 있다. 본 프로젝트에서는 뉴스 제목을 통해 이러한 독자들의 감정 반응을 예측해보고자 한다.



### HOIH 수집

\*\*\*\*

**VOL.002** 데이터 수집

#### 다양한 분야의 뉴스의 제목과 반응별 공감수 크롤링



#### 뉴스 제목

각 뉴스별 헤드라인 제목 수집



#### 반응별 공감수

5개 반응에 대한 공감수 수집



#### 다양한 분야의 뉴스 데이터

코로나, 경제, 환경, 생활 등



# 데이터 수집

\*\*\*\*

VOL.002 데이터 수집

#### 수집된 데이터 형태 (예시)

| 기사명                            | 좋아요 | 훈훈해요 | 슬퍼요 | 화나요 | 후속기사 원해요 |
|--------------------------------|-----|------|-----|-----|----------|
| 통계청 2분기 가계동향조사 결과 발표           | 2   | 0    | 5   | 6   | 15       |
| 김영론 지사, 여성경제인 간담회"전남 행복시대 동참을" | 6   | 2    | 1   | 0   | 8        |
| 전경련"한국 갈등지수 최악정치,경제,사회 모두 심각"  | 4   | 2    | 10  | 17  | 4        |

#### 데이터 정제

라벨링

데이터 셋 완성

결측치 포함 데이터 제거 공감수 총합이 1개 미만인 데이터 제거 각 기사 제목에 대응하는 감정을 1개씩 라벨링 판다스 데이터 프레임 형태 기사명 / 레이블

#### \*\*\*\*

**VOL.002** 데이터 수집

## HOIH 수집

#### 라벨링

- 1 각 기사에 표시된 공감 반응에 대해 1st Max, 2nd Max 확인
- '좋아요-훈훈해요'에 대해 라벨링을 '훈훈해요'로 부여 '화나요-슬퍼요'에 대해 '슬퍼요' 라벨링 부여
- ③ '후속 기사 원해요'는 표본이 적어 그냥 제거 + '감정'만을 확인

#### 기사명 1st Max 2nd Max

```
실종 33년 만에 가족과 눈물의 상봉 40대 여성 중아요 훈훈해요
수척해진 김정은에 눈물 젖는다던 北...다이어트 만화 떴다 화나요 중아요
"건강했던 남편 백신 맞고 급성 백혈병 진단 후 숨져" 아내 올린 눈물의 靑청원 화나요 슬퍼요
'윤희숙 사퇴'에 분노한 롸...눈물 흘린 이준석 "야만적 연좌제" 화나요 슬퍼요
의원직도 내려놓겠다는 윤희숙, 여당은 비판 세례 "기만자 눈물의 사퇴쇼" 화나요 중아요
```

```
df_like = df[(df['1st Max'] == '좋아요')]
df_like['label'] = np.where(df_like['2nd Max'] == '훈훈해요', '훈훈해요', '좋아요')

df_angry = df[(df['1st Max'] == '화나요')]
df_angry['label'] = np.where(df_angry['2nd Max'] == '슬퍼요', '슬퍼요', '화나요')

df_warm = df[(df['1st Max'] == '훈훈해요')]
df_warm['label'] = '훈훈해요'

df_sad = df[(df['1st Max'] == '슬퍼요')]
df_sad['label'] = '슬퍼요'

df_sad = df[(df['1st Max'] == '슬퍼요')]
df_sad['label'] = '슬퍼요'
```

# 데이터 수집

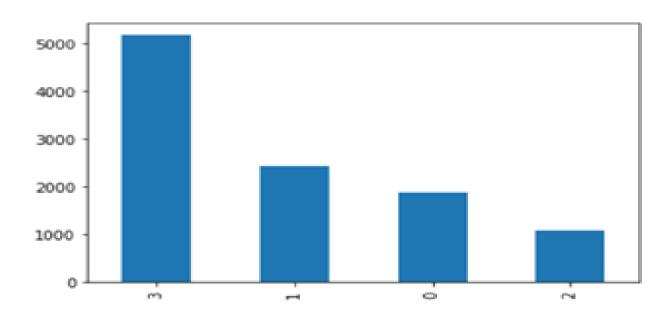
\*\*\*\*

**VOL.002** 데이터 수집

#### 최종 데이터 셋 형태 (예시)

| 기사명                            | 레이블 |
|--------------------------------|-----|
| 통계청 2분기 가계동향조사 결과 발표           | 1   |
| 김영론 지사, 여성경제인 간담회"전남 행복시대 동참을" | 0   |
| 전경련"한국 갈등지수 최악정치,경제,사회 모두 심각"  | 3   |

#### 레이블 비율



## HINH 전치긴

\*\*\*\*

**VOL.003** 데이터 전처리

데이터 셋 분리 Train / Test 데이터셋으로 분리

불용어 제거 정규표현식을 사용해 한글을 제외한 문자 모두 제거 **02** 

03 토큰화 KONLPY의 Okt를 사용해 형태소 추출을 통한 토큰화 진행

각 감정 별 빈도가 높은 단어

**좋아요:** '원금', '흥행', '청원', '국민', '재난', '금리', '유튜브' **훈훈해요:** '친환경', '채용','흥행', '유튜브', '코로나', '후원', '감동' **슬퍼요:** '청원', '눈물', '사망', '국민', '코로나', '접종', '백신' **화나요:** '원금', '청원', '국민', '대출', '백신', '재난', '코로나'

패딩 해당 단어 리스트를 정수 인코딩으로 벡터화 시킨 후, 문장의 길이를 25로 패딩 진행 모델링

\*\*\*\*

VOL.004 모델링

#### 자료의 불균형 문제 해결

U 01

#### 불균형 처리를 하지 않은 데이터

minor한 클래스에 특별한 관심을 두는 게 아닌 경우 불균형 상태를 그냥 두는 것이 나을 수도 있다 <sup>J</sup> 02

#### SMOTE

oversampling을 통해 각 class의 샘플의 개수를 같게 만드는 방법

**U**03

#### class weight

loss에 가중치를 두어 각 클래스가 loss에 미치는 영향을 동등하게 만들어 불균형 해소

<sup>U</sup> 04

#### **focal loss**

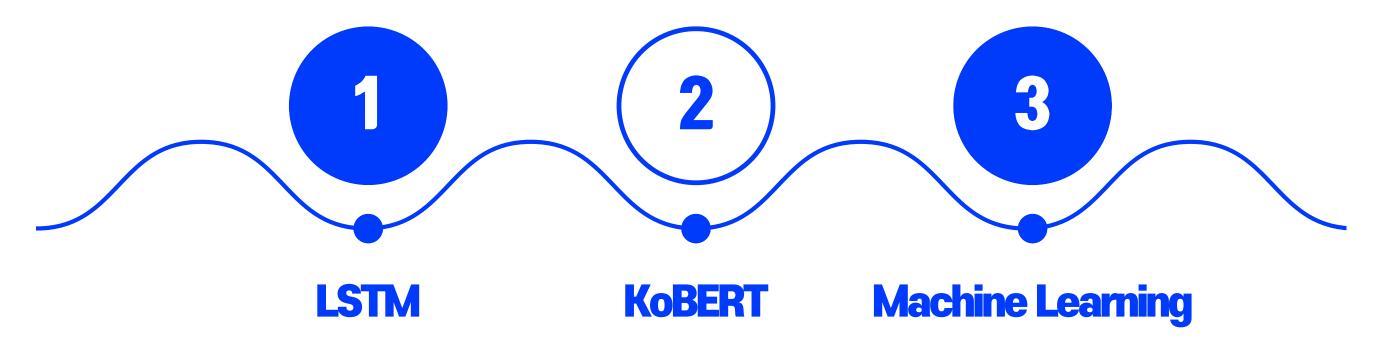
다중 클래스 분류 문제의 역전파 때 가중치를 업데이트하는 과정에서 loss의 계 산에 현재까지의 클래스 별 정확도를 고려한 가중치를 부여하여 즉 분류하기 어 려운 데이터에 대해 집중을 하게 되어 전반적인 모델의 정확도를 높이는 방법



\*\*\*\*

VOL.004 모델링

6가지 모델을 사용해 예측을 진행한 후 성능을 비교 해본다.



Random Forest / SVM / Naive Bayes / Logistic Regresson

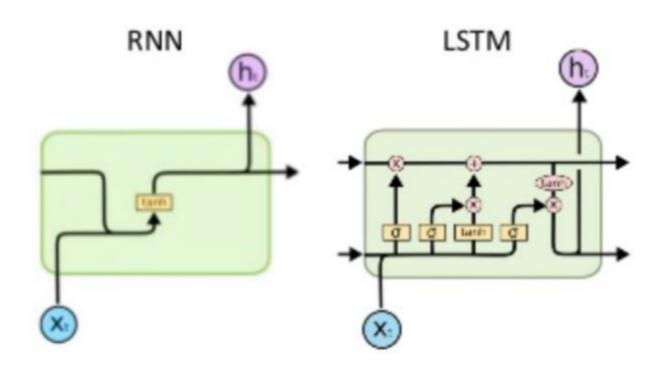
# 모델1 LSTM

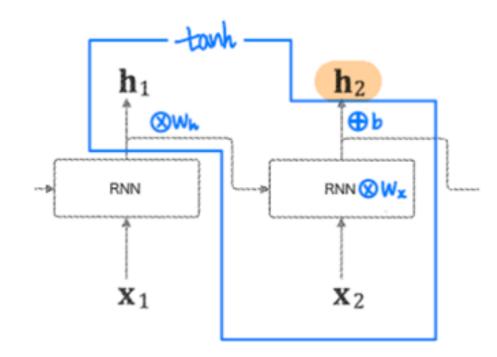
\*\*\*\*

VOL.004 모델링

#### LSTM 순환하는 경로를 구현한 딥러닝 알고리즘인 RNN에 대해 미분 사라짐 문제를 해결하기 위해 제안된 방법

• 뉴런들이 자기 자신과 연결(전 시점의 출력이 현 시점의 입력)되기 때문에 과거의 정보를 기억할 수 있음

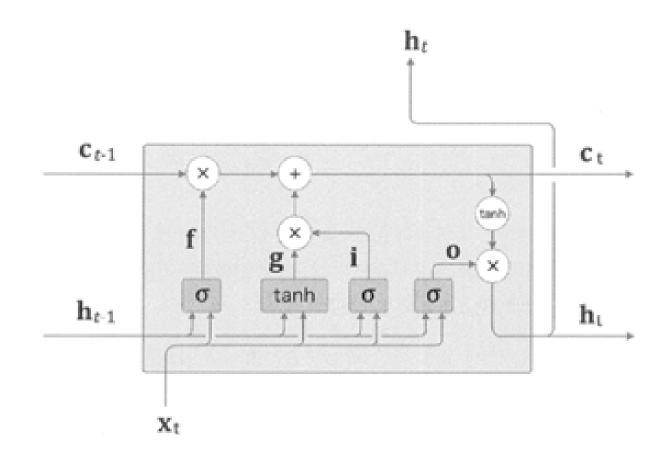




# 모델1 LSTM

\*\*\*\*

VOL.004 모델링



LSTM의 구조

#### 1) 메모리 셀(c)

과거의 필요한 정보를 간직한다. 이를 바탕으로 은닉상태를 계산한다.

#### 2) output 게이트(o)

기억 셀의 원소들이 다음 시각의 은닉상태에 얼마나 중요한가를 반영 (x)

#### 3) forget 게이트(f)

무엇을 잊어야 하나를 반영(🗴)

#### 4) 새로운 기억 셀(g)

새로 기억해야 할 정보를 추가 (+)



각 게이트들은 전 시점의 은닉 상태와 현 시점의 입력 데이터를 받아 열림 상태를 반영하기 위해 sigmoid 함수 계산을 통해 출력

# 모델1 LSTM

\*\*\*

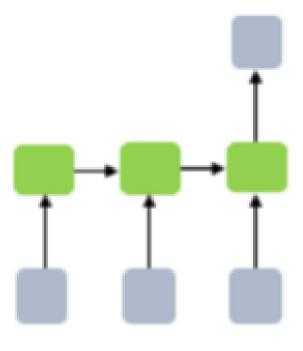
VOL.004 모델링

#### **LSTM少** Classification

Many-to-one 문제: 모든 시점(time step)에 대해서 입력을 받지만 최종 시점의 셀만이 은닉 상태를 출력해 적절한 활성화 함수를 사용해 정답을 선택

#### 다중 클래스 분류

- 1) 출력층의 활성화 함수로 소프트맥스 함수를, 손실 함수로 categorical\_crossentropy를 사용
- 2) 클래스가 N개라면 출력층에 해당되는 밀집층(dense layer)의 크기는 N



다 대 일(many-to-one)

# 모델2 | KoBERT

\*\*\*

VOL.004 모델링

**BERT** 

트랜스포머를 이용해 구현되었으며위키피디아(25억개)와 BookCorpus(8억개)와 같은 레이블이 없는 텍스트 데이터로 사전 훈련된 언어 모델 KoBERT: BERT 모델에서 한국어 데이터를 추가로 학습시킨 모델로 한국어 위키의5백만개의 문장과 54백만개의 단어로 학습되었다.

#### 기본 구조

**Transformer Encoder** 

**Transformer Encoder** 

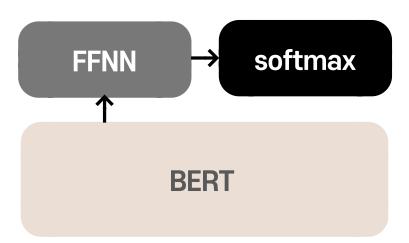
÷

**Transformer Encoder** 

트랜스포머의 인코더를 쌓아올린 구조

#### 모델사용

예) 스팸 메일 분류기



사전 훈련된 BERT를 가지고 다른 Task에서의 추가 훈련과 함께 하이퍼파라미터를 재조정하여 내가 원하는 Task를 수행할 수 있다.

# 모델2 KoBERT

\*\*\*\*

VOL.004 모델링

#### 문맥을 반영한 임베딩(Contextual Embedding)

문맥을 더욱 자연스럽게 파악할 수 있다.

#### 사전 훈련(Pre-training)

마스크드 언어 모델, 다음 문장 예측 방법으로 BookCorpus (8억 단어)와 위키피디아(25억 단어)로 학습되었다.

#### 서브워드 토크나이저: WordPiece

단순히 띄어쓰기로 토큰을 나누는 것보다 효과적 으로 토큰을 구분한다.  $\mathbf{w} > \Diamond$ 

BERT

#### 세그먼트 임베딩(Segment Embedding)

두 개의 문장을 입력받기도 하는데, 이때 두 개의 문장을 구분하기 위한 임베딩 층이 존재한다.

#### 포지션 임베딩(Position Embedding)

각 토큰의 위치를 알려주는 임베딩. 입력을 한 번에 받기 때문에 각 토큰의 위치를 기억할 필요가 있다. C

#### THU 튜닝(Fine-tuning)

사전 학습된 BERT에 우리가 풀고자 하는 태스크의 데이터를 추가로 학습 시킨다.

# 모델2 KoBERT

\*\*\*\*

VOL.004 모델링

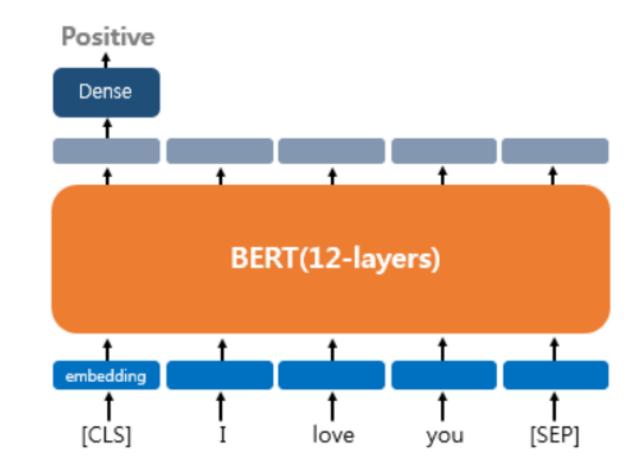
#### BERT를 Fine-tuninig 하기

#### **Text Classification**

#### 파인 튜닝 단계:

사전 학습된 BERT에 우리가 풀고자 하는 태스크의 데이터를 추가로 학습 시켜서 테스트하는 단계. 실질적으로 태스크에 BERT를 사용하는 단계에 해당한다.

문서의 시작에 [CLS] 라는 토큰을 입력한다. 텍스트 분류 문제를 풀기 위해서 [CLS] 토큰의 위치의 출력층에서 밀집층(Dense layer) 또는 같은 이름으로는 완전 연결층(fully-connected layer) 마가 불리는 층들을 추가하여 분류에 대한 예측을 하게 된다.



# 

\*\*\*

VOL.004 모델링

#### **Random Forest**

Decision Tree classifier를 바탕으로 구한 예측치들에 대한 앙상블 기법

#### **Naive Bayes**

특성들 사이의 독립을 가정하는 베이즈 정리를 적용한 확률 분류기의 일종



#### **SVM**

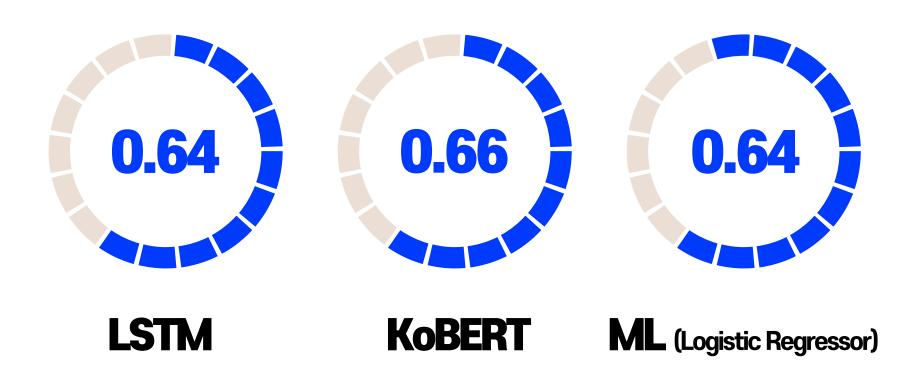
각 그룹의 관측치 중 가장 가까운 거리를 바탕으로 생성된 분류선 중 그 밴드가 가장 두껍도록 boundary(green)를 결정해 그룹을 분류하는 방법 → 범주형 변수를 다루므로 SVC (OneVsRest Classifier)로 다중 분류 확장 가능

#### **Logistic Regression**

귀를 사용하여 데이터가 어떤 범주에 속할 확률을 0에서 1 사이의 값으로 예측하고 그 확률에 따라 가능성이 더 높은 범주에 속하는 것으로 분류해 주는 지도 학습 알고리즘 결과 비교

\*\*\*\*

VOL.005 결과



|              | LSTM   | KoBERT | RF     | SVM    | NB     | LR     |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 기본           | 0.6302 | 0.6588 | 0.6277 | 0.5516 | 0.6148 | 0.6446 |
| class weight | 0.5988 | 0.6313 | 0.6296 | 0.5531 | 0.5987 | 0.6175 |





VOL.005 결과

```
end = 1
while end == 1:
    sentence = input("기사 제목을 입력하세요: ")
    if sentence == "끝":
        break
    predict(sentence)
    print("\n")

--- 기사 제목을 입력하세요:
```



VOL.005 결과

결과

기사 제목을 입력하세요 : "경비실 에어컨 전기료 내라" 논란에 경비원 "주민들은 몰라" >> 이 기사에 대한 주된 반응은 화나요 로 예상됩니다.

기사 제목을 입력하세요 : 의정부 수락산서 60대 등산객 벌에 쏘여 사망 >> 이 기사에 대한 주된 반응은 슬퍼요 로 예상됩니다.



VOL.005 결과

결과

기사 제목을 입력하세요 : 홍진경, 2억 4천만 원 쾌척! 열일. 행보 속 돋보이는 선행 >> 이 기사에 대한 주된 반응은 훈훈해요 로 예상됩니다.

기사 제목을 입력하세요 : K팝 4세대 주도권을 선점하라.. 쑥쑥 크는 차세대 아이돌 >> 이 기사에 대한 주된 반응은 좋아요 로 예상됩니다.

기사 제목을 입력하세요 : [

발표를 마칩니다

뉴스 인사이드 아웃 | 13기 김현지, 13기 박주영