# 보이스피싱 탐지 및 일고리즘



#### 시켜줘, 보아즈 명예 경찰관



18기 분석 김다혜

한국외국어대학교 통계학과



18기 분석 김성우

명지대학교 산업경영공학과



18기 엔지니어링 김재민

국민대학교 AI빅데이터융합경영학과



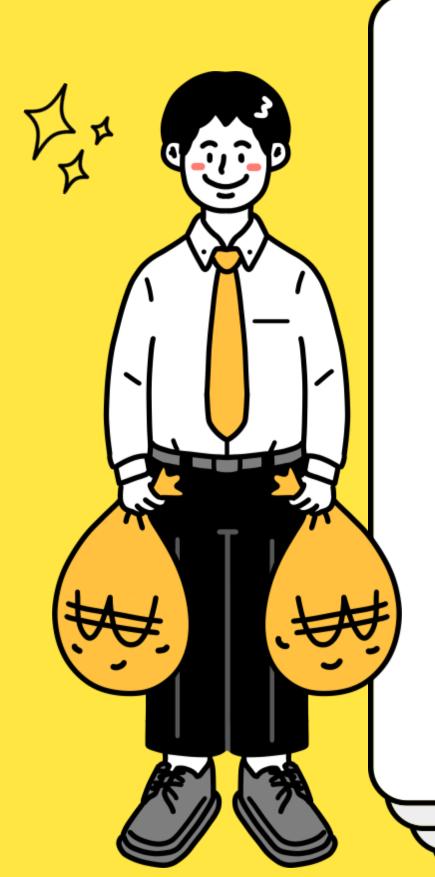
18기 분석 반소희

이화여자대학교 휴먼기계바이오공학부



18기 시각화 홍주리

숙명여자대학교 통계학과



#### 목차

 Intro
 .....
 D1

 데이터 소싱
 .....
 D2

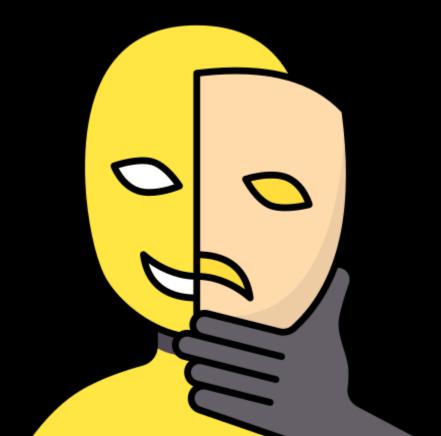
 모델 1 설계
 .....
 D3

 모델 2 설계
 .....
 D4

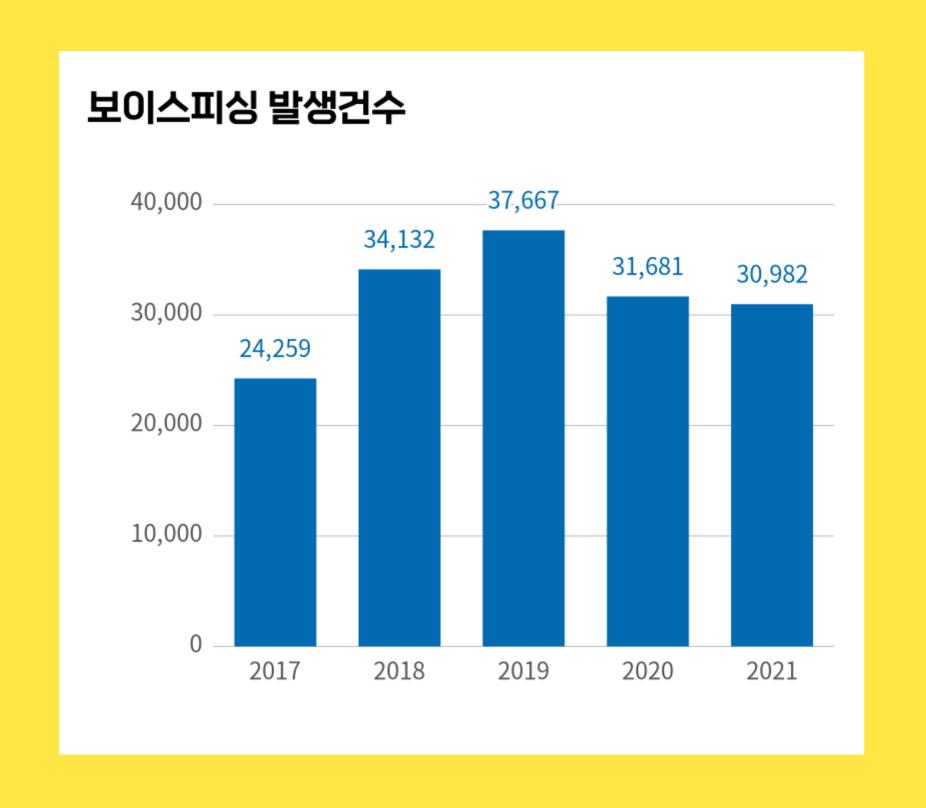
 WEB 배포
 .....
 D5

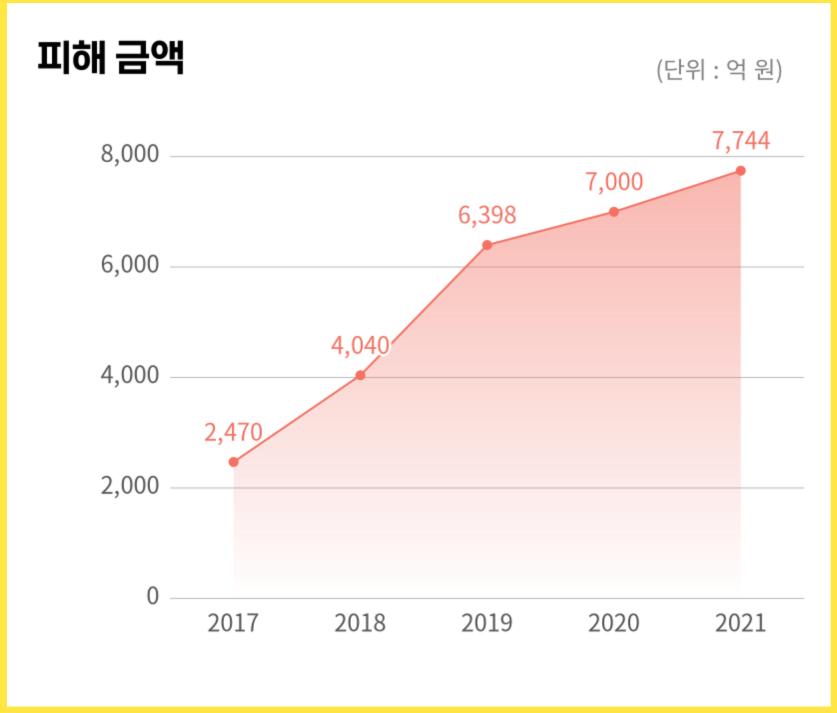
BOAZ 17th Conference 보이스피싱 탐지 알고리즘

# 보이스피싱을 당했거나, 위협에 노출되어본 경험이 있으신가요?



#### 최근 5년간 보이스피싱 발생현황





#### 최근 5년간 보이스피싱 발생현황

### 최근 3년 간,

보이스피싱 발생건수

보이스피싱의 피해 횟수는 점차 줄어들고 있음

··· 하지만 근 5년 간의 피해 금액은 꾸준히 늘고 있음

···이는 <mark>한 건당 피해 금액이 커져가고 있음</mark>을 의미하며,

<mark>한 두 건이라도 예방하는 것</mark>이 중요해지고 있는 실정임을 시사

2017 2018 2019 2020 2021 2017 2018 2019 2020 2021

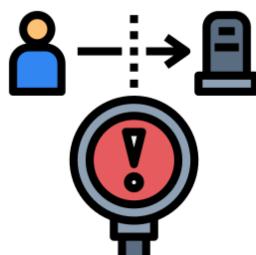
# 그래서 우리는,



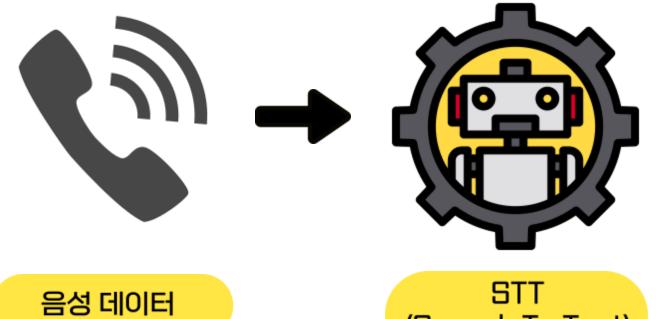


# 그래서 우리는,





Real-Time 보이스피싱 탐지 모델



STT (Speech To Text) 텍스트 데이터





통화 종료 후, 보이스피싱 탐지 모델

# 데이터 소심

#### **DATA**



#### 보이스피싱 (lable = 0)

- 그놈 목소리 (출처 : 금융감독원)
- 유튜브 보이스피싱 영상



#### 일반 통화 (lable = 1)

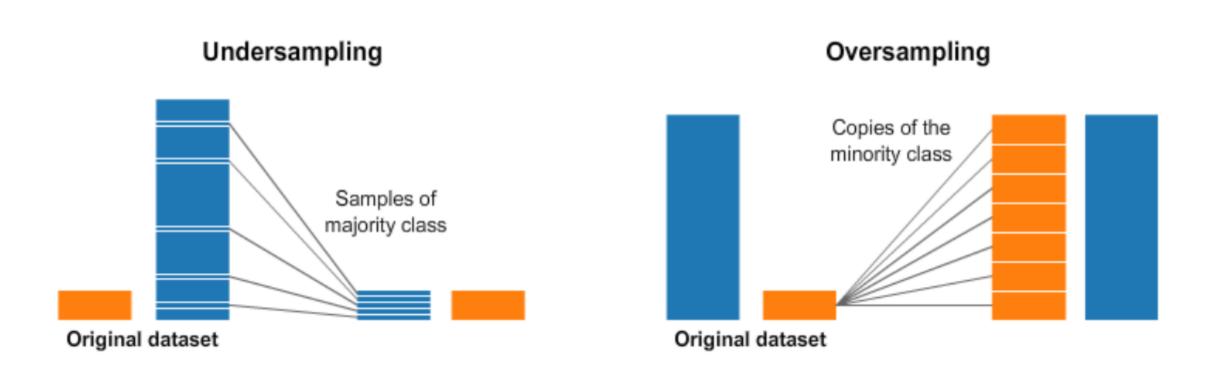
• AiHub 통화 데이터셋

보이스피싱: 일반 통화 = 564건: 55310건 = 1:100

## "클래스 불균형"

- 1. Sampling
- 2. SMOTE
- 3. Text Augmentation

#### 1. Sampling

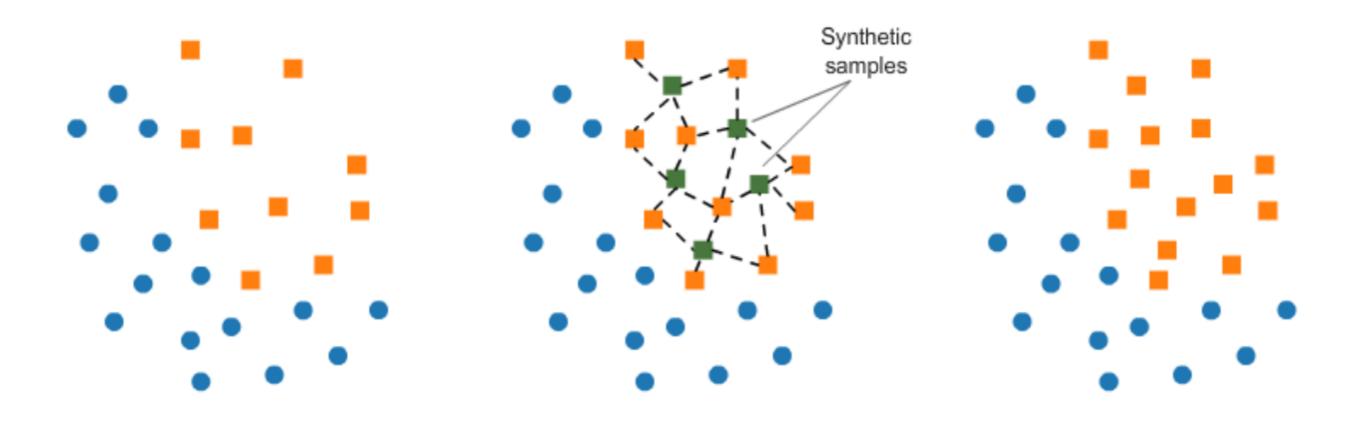


Sampling에는 Undersampling과 Oversampling이 존재

- Undersampling은 학습 데이터 셋이 크게 감소
- Oversampling은 과적합의 우려가 있음

해당 프로젝트에서 적절하지 않은 해결방법

#### 2. SMOTE



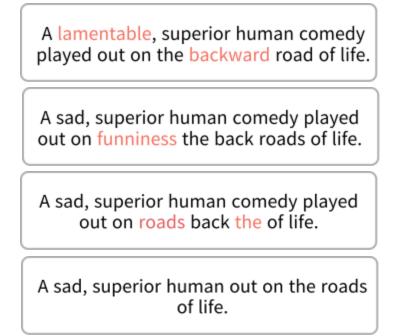
- 오버샘플링의 일종이지만, 과적합 문제를 해결하기 위해 만들어진 알고리즘
- 소수 클래스의 subset을 뽑아내어 새로운 데이터 생성
- 하지만, 벡터화가 되기 전인 text 데이터에선 활용이 불가한 기법

#### 해당 프로젝트에서 적절하지 않은 해결방법

#### **3.TEXT Augmentation**

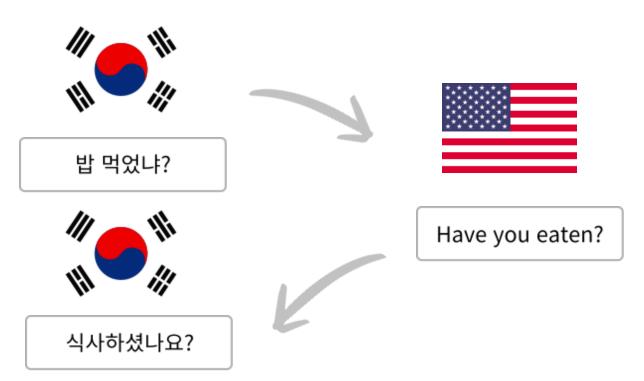
소수 클래스의 Data를 증강시키는 기법으로, Back Translation과 Easy Data Augmentation이 있음

A sad, superior human comedy played out on the back roads of life.



#### [Easy Data Augmentation]

- 2019년 EMLP에서 발표된 Text Data Augmentation 기법
- 평균 3%의 성능 향상을 기대할 수 있음



#### [Back Translation]

- 기존 Text를 다른 언어로 번역한 후, 다시 기존 언어로 번역
- NLP 분야에서 자주 활용되는 Augmentation 기법

#### 해당 프로젝트에서 적절한 해결방법

#### 활용한 Augmentation 기법

기법	내용		
SR(Synonym Replacement)	특정 단어를 유의어로 교체		
RI(Random Insertion)	임의의 단어를 삽입		
RS(Random Swap)	문장 내 임의의 두 단어의 위치를 바꿈		
RD(Random Deletion)	임의의 단어를 삭제		
BT_JP(Back translation Japan)	한국어 → 일본어 → 한국어		
BT_EN(Back translation English)	한국어 → 영어 → 한국어		

모델에 따라 알맞은 Augmentation 기법이 존재하지 않을까?



Text Augmentation과 모델 Select을 동시에 진행 BOAZ 17th Conference 보이스피싱 탐지 알고리즘



#### [ Model 1 ] Real-Time 보이스 피싱 탐지 모델

#### 전반적인 모델 설계 과정



#### **STT(Speech To Text)**



- 앞서 수집한 음성 데이터를 VITO STT를 활용하여 text 파일로 변환
- VITD는 STT 기술 기반의 '소머즈(Sommers)' 엔진 적용
  - 한국어 구어체, 자유 발화, 소음 등의 환경에 노출된 통화 <mark>음성인식에 특화된 엔진</mark>
  - 욕설, 간투어 필터링 기능 등을 제공
    - ■하지만 보이스피싱 특성 상, <mark>욕설 및 간투어가 분류에 영향을 끼칠 수 있으므로</mark> 제거하지 않음

#### **Text Augmentation**

기법	내용		
SR(Synonym Replacement)	특정 단어를 유의어로 교체		
RI(Random Insertion)	임의의 단어를 삽입		
RS(Random Swap)	문장 내 임의의 두 단어의 위치를 바꿈		
RD(Random Deletion)	임의의 단어를 삭제		
BT_JP(Back translation Japan)	한국어 → 일본어 → 한국어		
BT_EN(Back translation English)	한국어 → 영어 → 한국어		

#### RS는 활용하지 않음

- ML모델은 단어의 순서를 고려하지 않음
- 즉, 순서를 바꾸는 RS의 경우 Augmentation이 무효할 것이라 판단하여 제거

#### **Text Augmentation**

□개 선택

1개의 데이터셋 생성



None

1개씩 선택

5C1 = 5이므로, 5개의 데이터셋 생성



SR



R

2개씩 선택

5C2 = 10이므로, 10개의 데이터셋 생성



SR + RI



SR + RD

3개씩 선택

5C3 = 10이므로, 10개의 데이터셋 생성



SR + RI + RD



SR + RI + BT\_EN

:

4개씩 선택

5C4 = 5이므로, 5개의 데이터셋 생성



SR + RI + RD + BT\_JP



SR + RI + BT\_EN + BT\_JP

:

5개 모두 선택

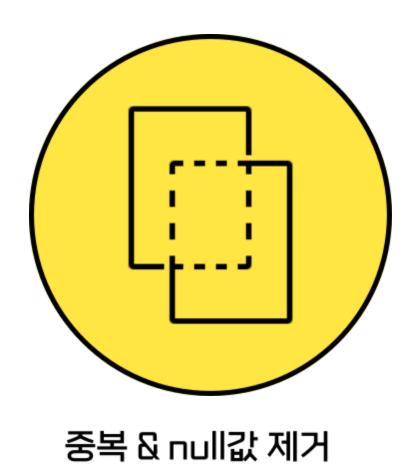
1개의 데이터셋 생성



SR + RI + RD+ BT\_JP + BT\_EN

각 모델별로 최적의 데이터셋을 탐색하기 위해 1+5+10+10+5+1=32 총 32개의 데이터셋 생성

#### 데이터 전처리





텍스트 cleansing

- 한글이 아닌 문자 제거
- 불용어 제거

#### 벡터화







은행, 계좌 등 보이스피싱과 관련된 단어에 더 큰 가중치가 반영됨

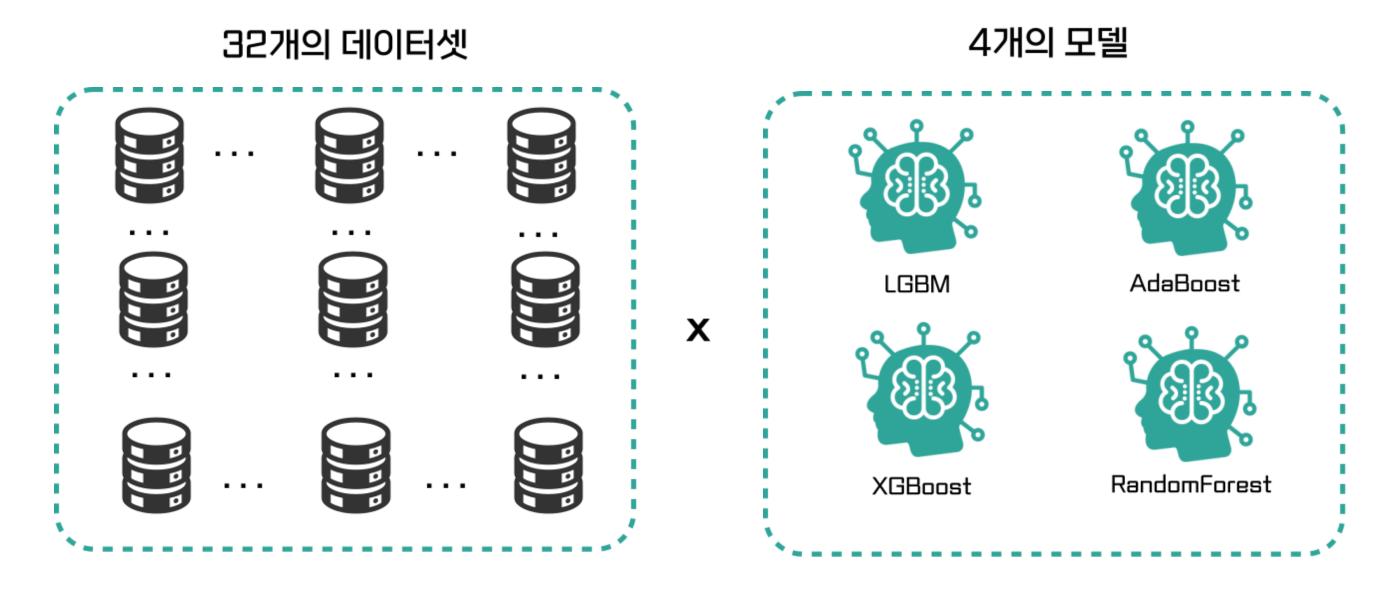
#### Countvectorizer





안녕, 아니 등 일반적인 단어에 더 큰 가중치가 반영됨

#### 모델 학습



- 앞서 선정한 32개의 데이터셋에 4개의 모델을 학습
- 즉, 32 x 4 = 12B번의 실험을 통해 각 모델별 최적의 증강 데이터셋을 탐색
  - 5-fold validation의 평균 F1 score 비교

BOAZ 17th Conference 보이스피싱 탐지 알고리즘

#### 모델 학습

F1-score	None	RD	SR_RI	SR_RD	•••	ALL
RF	0.863	0.888	0.886	0.894	***	0.898
Adaboost	0.966	0.970	0.974	0.966		0.954
XGB	0.966	0.972	0.965	0.966	•••	0.966
LGBM	0.958	0.972	0.971	0.973	•••	0.969

#### HyperParameter 튜닝



AdaBoost with SR&RI F1 score: 0.97408

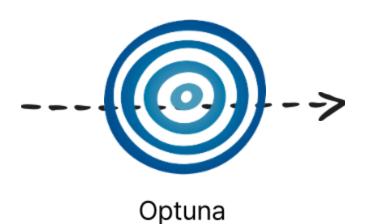


XGB with RD F1 score: 0.9723



LGBM with SR\_RD F1 score: 0.97345









Tuned AdaBoost with SR&RI F1 score:0.97488(0.001 ↑)



Tuned XGB with RD F1 score: 0.982(0.01 ↑)



Tuned LGBM with SR\_RD F1 score: 0.98352(0.01 ↑)

최종 선정한 모델



BOAZ 17th Conference 보이스피싱 탐지 알고리즘



[ Model 2 ] 통화 종료 후, 보이스피싱 최종 탐지 모델

#### 전반적인 모델 설계 과정







STT (Speech To Text)

텍스트 데이터셋

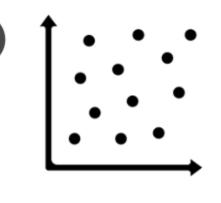


**Data Augmentation** 

- Easy Data Augmentation
   모델1에서 빠졌던 RS 추가
- Back Translation



데이터 전처리



word embedding



모델 학습 • LSTM

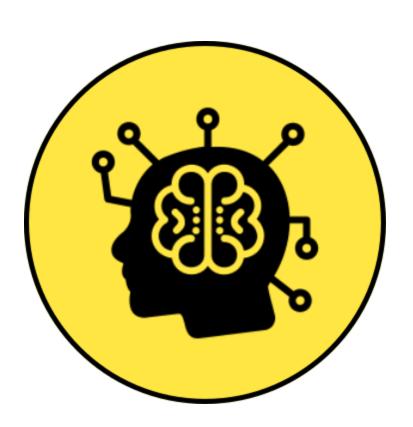
#### **Text Augmentation**

기법	내용		
SR(Synonym Replacement)	특정 단어를 유의어로 교체		
RI(Random Insertion)	임의의 단어를 삽입		
RS(Random Swap)	문장 내 임의의 두 단어의 위치를 바꿈		
RD(Random Deletion)	임의의 단어를 삭제		
BT_JP(Back translation Japan)	한국어 → 일본어 → 한국어		
BT_EN(Back translation English)	한국어 → 영어 → 한국어		

- RS도 포함하여 모든 Augmentation 기법을 활용하여 학습
- LSTM은 sequential 모델이기 때문에 순서를 바꾸는 기법도 유효
- 또한 신경망 모델이므로, 최대한 많은 데이터를
   확보

BOAZ 17th Conference 보이스피싱 탐지 알고리즘

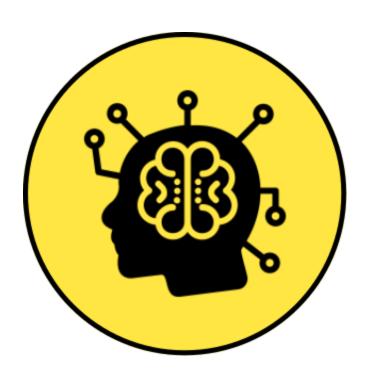
#### LSTM 모델 설계



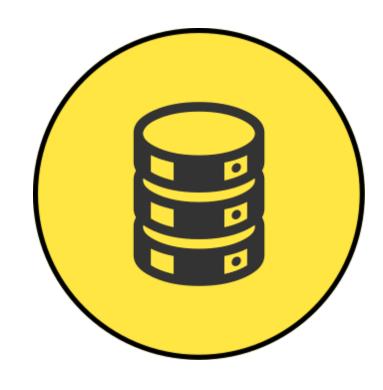
#### LSTM

- weight balancing
- binary cross entropy
- adam optimizer

#### LSTM 모델 설계



X



**LSTM** 

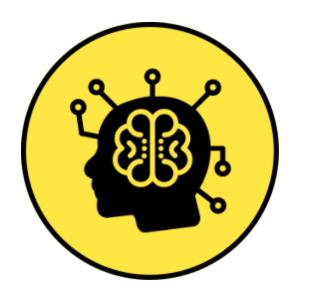
- weight balancing
- binary cross entropy
- adam optimizer

SR+RI+RD+RS+

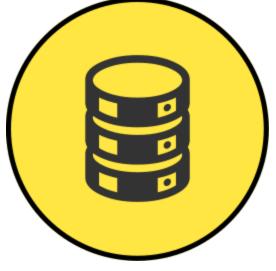
BT\_JP+BT\_EN

F1 score: 0.9639

#### LSTM 모델 설계







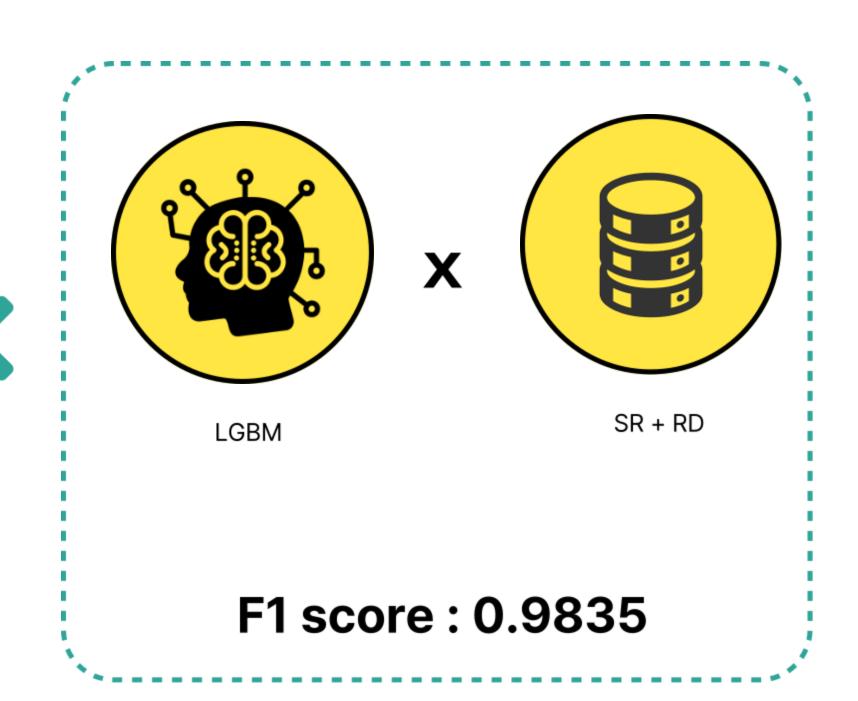
SR+RI+RD+RS+

BT\_JP+BT\_EN

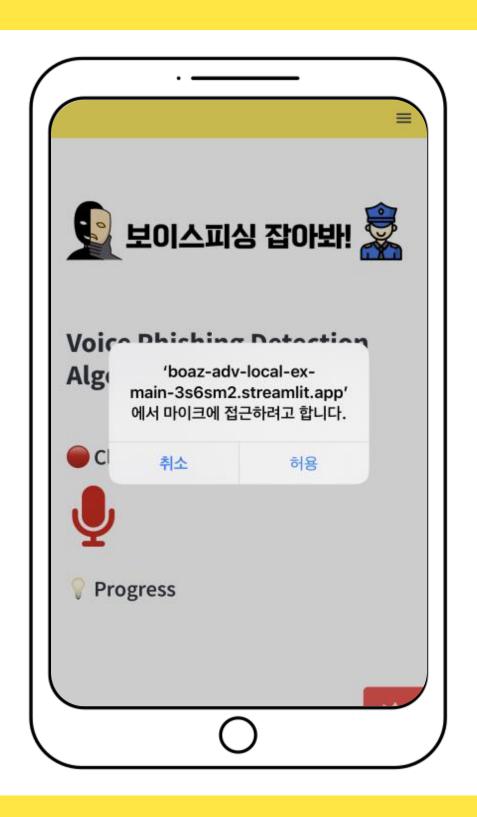


- weight balancing
- binary cross entropy
- adam optimizer

F1 score: 0.9639



#### 웹 배포 👚





- 파이썬 기반의 웹프레임워크
- 머신러닝, 딥러닝 모델이나 데이터 시각화를 웹서비스로 쉽게 배포 가능

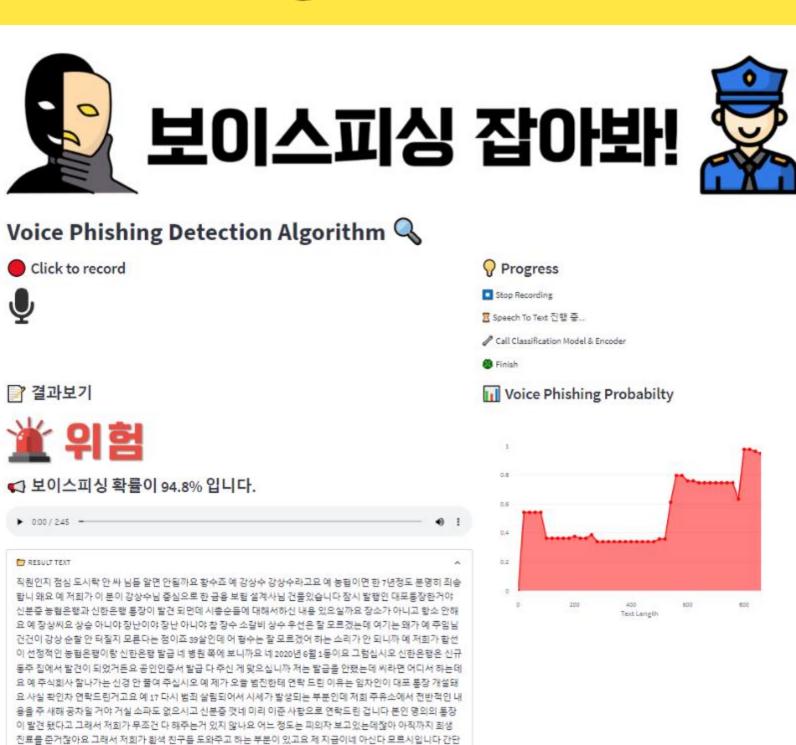
BOAZ 17th Conference 보이스피싱 탐지 알고리즘

#### 웹 배포 🌐

히 주시면 되겠습니다 그램 지금 죄송하지만 지금 전화 거신 본 어디시라고요 예 저는 서울중앙지검 지역 국립 전당

진 7074입니다 김용재 수사관님요 예 수리는 어떻게 감당하기 더 빌리시면 됩니다 예





#### 한계점

- 다양한 기법을 적용했음에도 존재하는 class imbalance 문제
- 리소스 부족으로 더 많은 신경망 모델을 실험하지 못한 점
- 실제 제품에 실시간 처리 파이프라인을 적용시키지 못한 점



# 

