Generalization 강화와 Overfitting 해결을 통한 Fake Voice Detection

SW중심대학 디지털 경진대회_SW와 생성AI의 만남: AI 부문

01. Data Analysis

데이터 분석

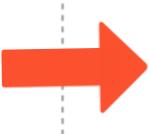
① 초기 Data 통계

- Train Data ○ 55,438개, 평균 3.1초
- [Real] Label Data ○ 27,818개, 평균 4.53초
- [Fake] Label Data ○ 27,620개, 평균 1.68초

② 데이터 시간 조정



- 모델의 시간 민감도 문제를 해결하기 위함
- Model이 Audio Data 길이에 민감하지 않도록 하여,
 더 일관된 학습 성능을 기대할 수 있게 되었음



전처리 방법

1

MixUp과 Noise Data 생성을 통한 label 추가

: [1, 1] label & [0, 0] label 추가

2

음성길이 조정 후 Data Smapling

: 음성 Data를 모두 5초로 처리 후 label별 Data를 각각 2만개씩 추출

3

CleanUNet를 이용한 Data 처리

: 사람 목소리를 제외한 음성 제거

Noise Data 생성 이유

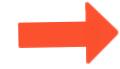
Test Data Set에 음성이 안 들어가고, 환경 소음만 들어간 Data가 존재



- (fake:0, real:0)인 label을 갖는 Data 학습 필요
- → But, 외부 Data 사용 불가로 인해 "Noise 데이터 생성"하기로 결정

Noise Data 생성 이유

- ▶ Noise Data 생성에 사용된 기술
 - ⓐ 다양한 Noise 생성 ex) white, pink, brown noise 등
 - ⓑ 진폭 변조
 - ⓒ Chirp(처프) 신호 추가
 - @ Mask 적용



총 1만개의 Noise Data 생성

[추가 작업] CleanUNet

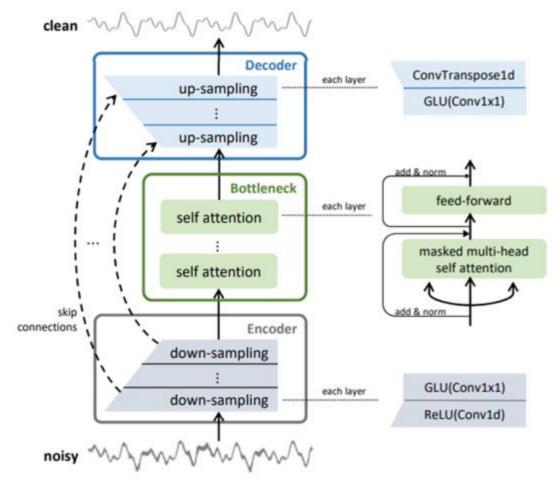
① CleanUNet

: 음성을 제외한 Noise, 환경 소음을 제거하기 위한 모델

② 원리

: 원래 해상도를 유지하며, 중요한 특징을 추출하고 다시 복원하는 원리를 사용함

→ 중요한 음성 특징만 남기고, Noise와 환경 소음 제거



출처: Kong, Zhifeng, et al. "Speech Denoising in the Waveform Domain with Self-Attention." ICASSP 2022 - 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) (2022): 7867-7871.

모델 선택

Model 1

RawNet2

음성 파일에서 CNN-LSTM을 사용하여 feature 추출 후 MLP로 분류 작업을 하는 Model



Model 2

AASIST

RawNet2 기반 인코더에 Graph Attention Network를 더한 Model Model 3

Wav2vec 2.0

Transformer 아키택쳐를 이용한 음성 임베딩 Model

모델 선택

Model 3

Wav2vec 2.0

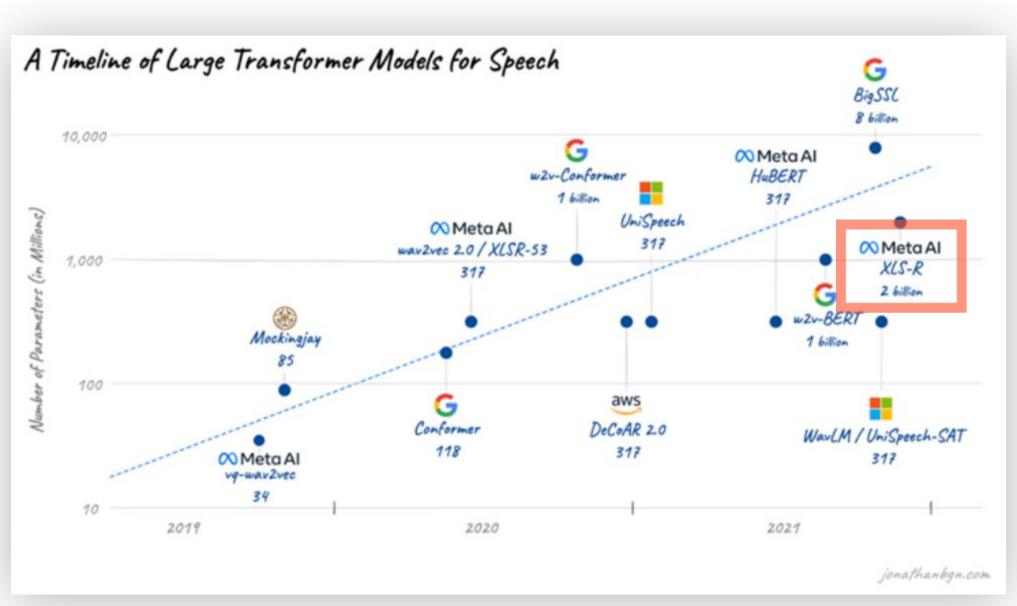
(단점 1)

: 성능이 좋을 것으로 예상되나, 모델이 너무 큼

(단점 2)

: 작은 모델의 경우 성능이 좋지 않았음





모델 선택



모델 최종 선택

① AASIST란?

: RawNet2 기반 인코더에 Graph Attention Network를 더한 모델

→ 사전 학습 모델 사용

② AASIST 특징

: 주파수 및 시간 특징을 동시에 포착

③ 주파수 Feature

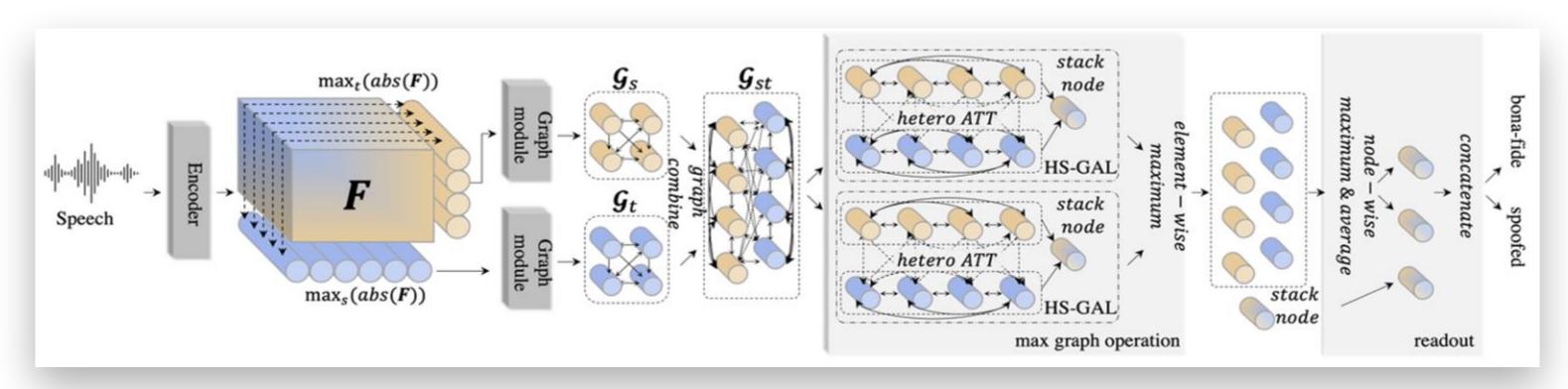
: 특정 주파수에서 이상한 패턴을 포착

ⓑ 시간 Feature

: 시간에 따라 이상한 변화를 포착

모델 최종 선택

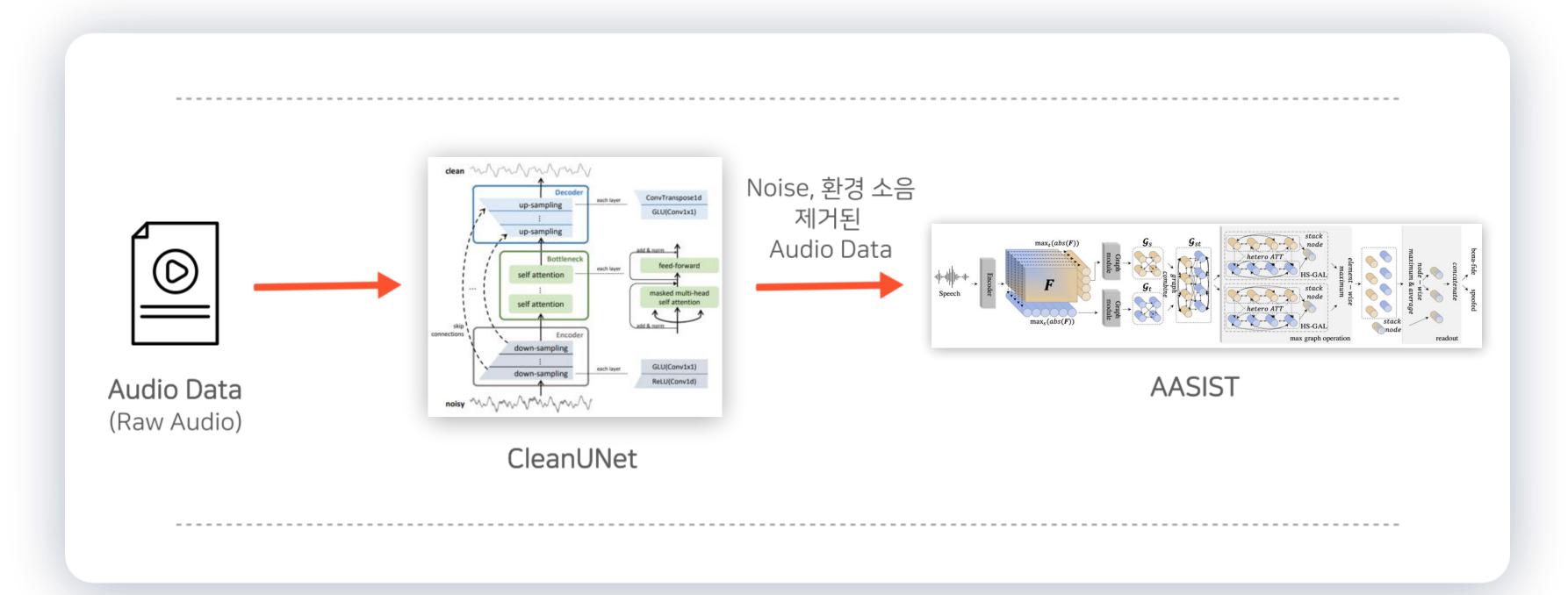
③ AASIST Model Pipeline



출처: Kong, Zhifeng, et al. "Speech Denoising in the Waveform Domain with Self-Attention." ICASSP 2022 - 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) (2022): 7867-7871.

04. Model Flow

모델 흐름도



05. Calibration

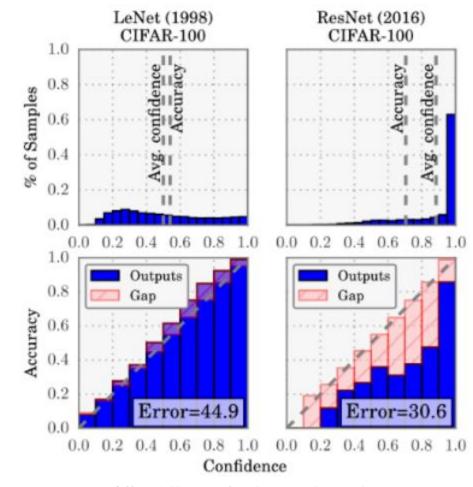
Label Smoothing

① Label Smoothing이란?

: Model이 과도하게 확신하는 것을 방지하기 위해 정답 label을 약간 부드럽게 만드는 기법

② 사용 목적

: 훈련 과정에서 Hard encoding이 아닌 Soft encoding을 통해서 overconfidence를 해결하기 위해서 사용함



출처:On Calibration of Modern Neural Networks Chuan Guo, Geoff Pleiss, Yu Sun, Kilian Q. Weinberger

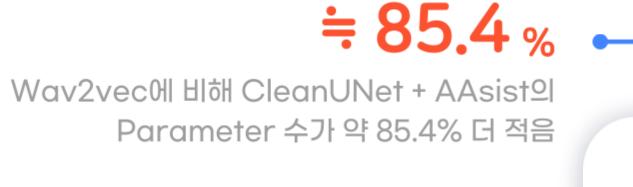
05. Calibration

Label Smoothing



06. Applicability

적용 가능성 [모델 파라미터 수]



Model 2
CleanUNet

46M

AASIST + CleanUNet

Model 3

46.3M

Model 4

Wav2vec 2.0

Small: 317M

Large: 1B

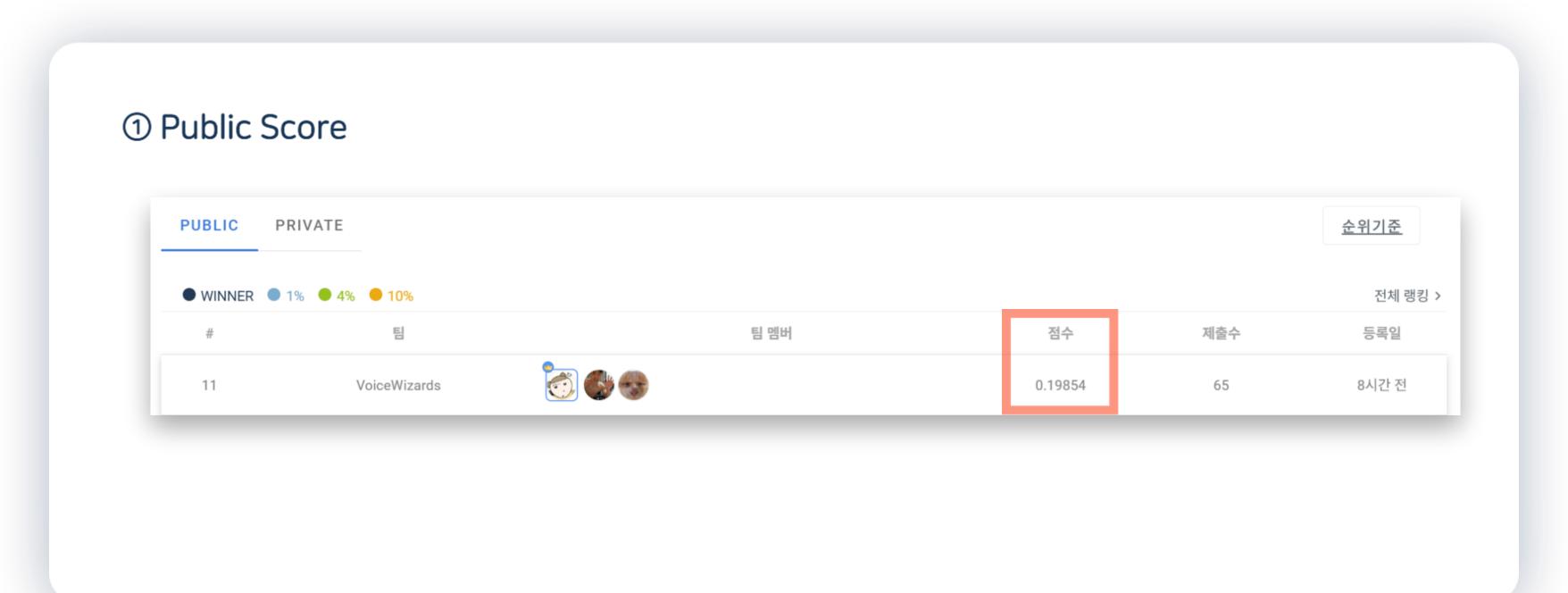
Model 1

AASIST

0.3M

07. Score

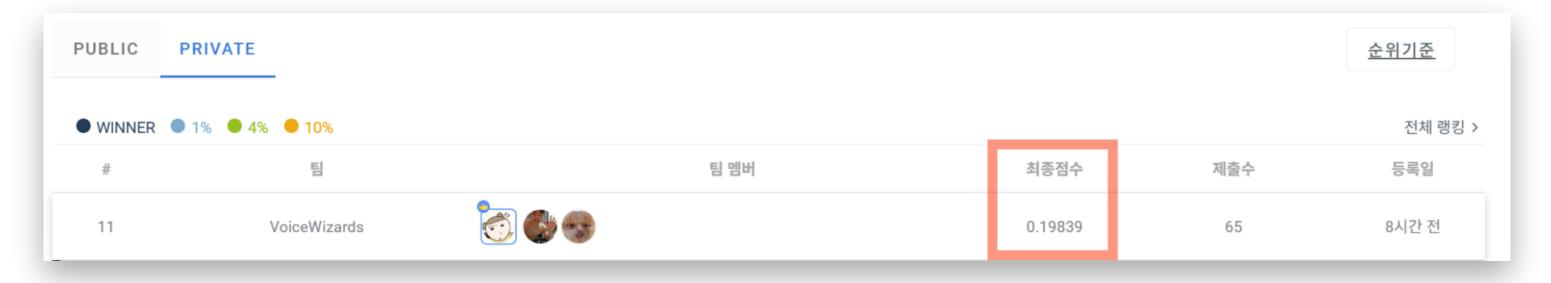
제출 점수



07. Score

제출 점수





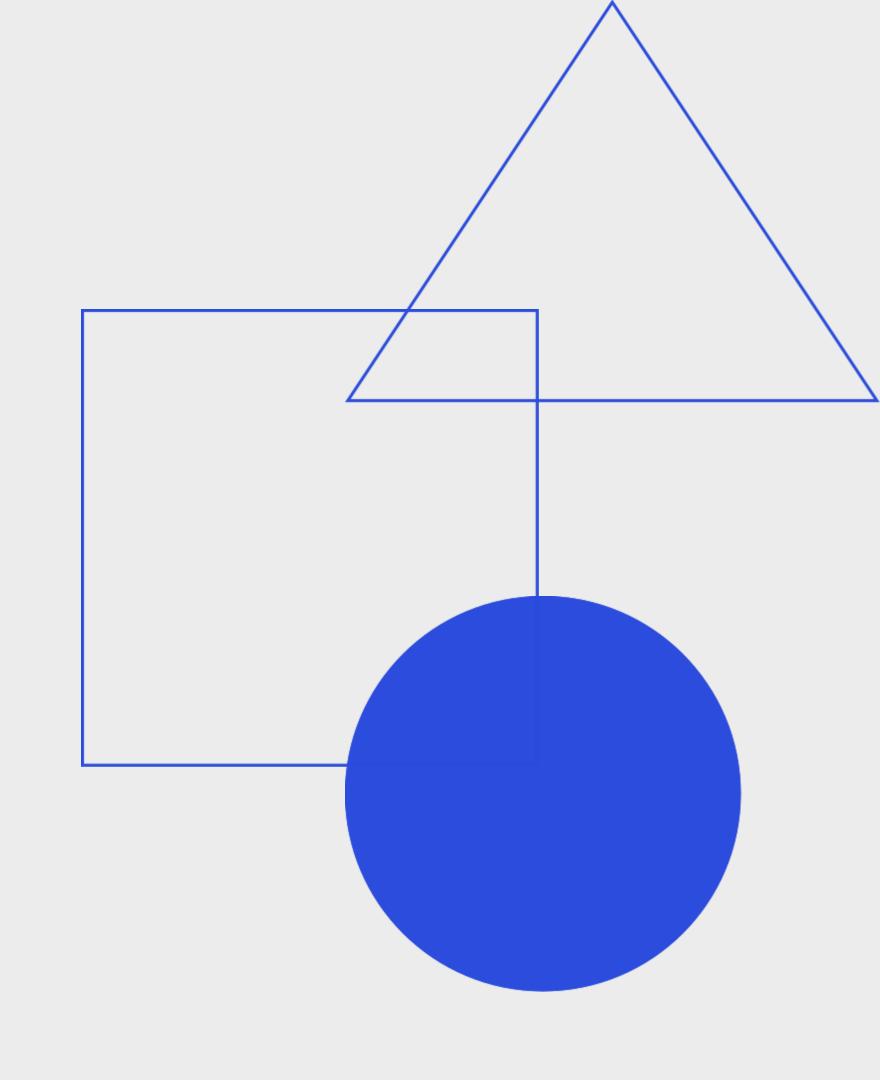
 \rightarrow

Public Score에 비해 Private Score가 좋게 나옴 (일반화가 잘 됨)



12팀 가운데 유일하게 Public Score보다 Private Score가 더 좋게 나옴

감사합니다



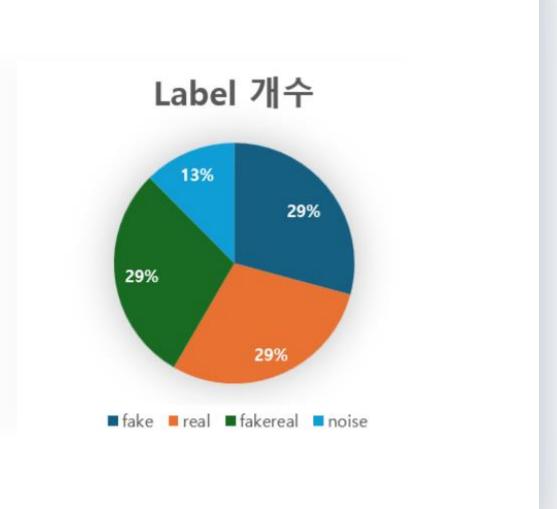
[부록 1] 전처리 방법

Data Sampling

① Train Data set

: 각 클래스를 비슷한 비율로 샘플링

- → 특정 Class를 덜 뽑거나, 더 뽑으면 과소적합 혹은 과적합이 발생할 수 있음
- Fake: 2만개
 - 화자 1명: 1만개, 화자 2명 1만개
- Real: 2만개
 - 화자 1명: 1만개 & 화자 2명: 1만개
- FakeReal: 2만개
 - Fake & Real 화자 1명씩
- Noise: 8천개



VoiceWizards ————

[부록 1] 전처리 방법

Data Sampling

- ② Validation Data set
 - Fake, Real, FakeReal: 1만개
 - Noise: 2천개

[부록 2] 전처리 방법

MixUp

① MixUp 이란?

: 화자 두 명인 상태를 만들기 위한 기법

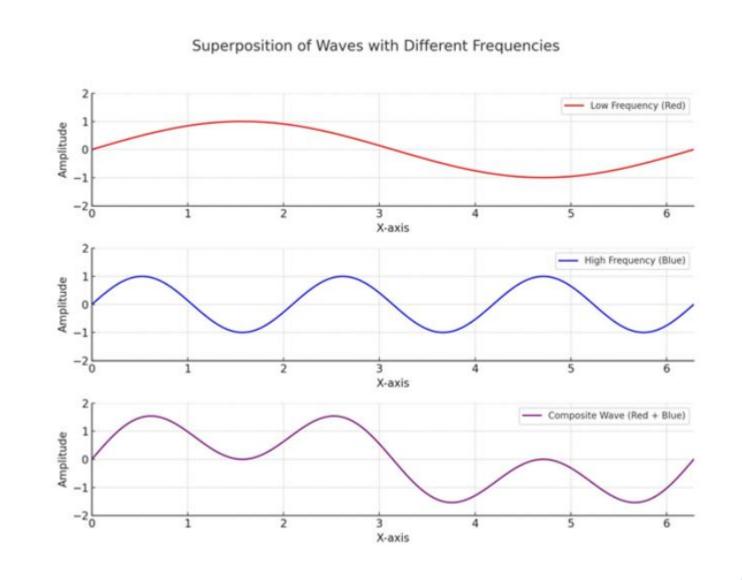
② 원리

: Train Data에 랜덤한 Train Data를 하나 더 합성하여 생성함

→ Multi-Label classification이 가능함

③ 활용

: 총 Train Data와 비슷한 크기로 Mixup Data 생성



[부록 3] Label Smoothing

[자세히] Label Smoothing

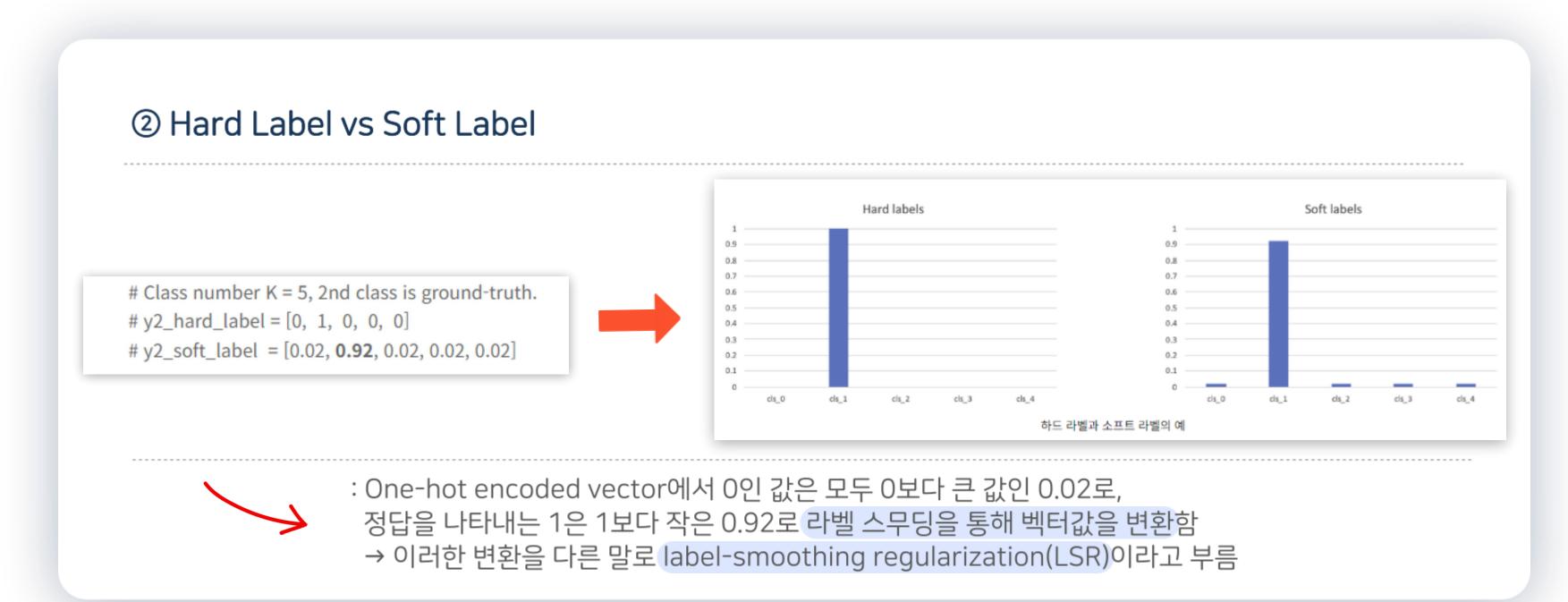
① Label Smoothing

- : Hard label(One-hot encoded vector로 정답 인덱스는 1, 나머지는 0으로 구성)을 Soft label(라벨이 0과 1 사이의 값으로 구성)로 스무딩하는 것을 뜻함
- * K개의 클래스에 대해서, 스무딩 파라미터(Smoothing parameter)를 a라고 할 때, k번째 클래스에 대한 Smoothing 식은 아래와 같음

$$y_k^{LS} = y_k(1 - \alpha) + \alpha/K$$

[부록 3] Label Smoothing

[자세히] Label Smoothing



[부록 4] Execution Time

실행 시간

- 1 with Denoise
 - T4 ○ 50분 41초
 - L4 ○ 21분 17초
 - A100 ○ 21분 47초

② without Denoise

- T4 ○ 16분 53초
- L4 ○ 6분 16초
- A100 ○ 6분 03초