

스마트 서비스 응용



Multi-classification of Respiratory Diseases through Dimension Combinations

Disease diagnosis using respiration data

Introduction

- 폐질환의 다분류를 위한 호흡기 데이터의 분류 연구가 활발히 진행되고 있음
- 기존 연구에서는 2차원 영상 변환 방법인 spectrogram, gammatogram 등의 방법을 사용함
- 그러나 호흡기 질환 다중 분류에 대한 성능은 여전히 낮은 편에 속함

⇒ 1차원적 특징과 2차원적 특징의 결합을 통한 호흡기 질환의 다중 분류 연구 수행

⇒ 1D 모델의 빠른 학습 속도 장점 + 2D 모델의 높은 정확도 도출 장점

⇒ 기존 2D 변환 이미지만 사용할 때보다 모델 학습 속도 및 정확도 향상

Method

- Disease diagnosis using respiration data (ICBHI 2017 Challenge Dataset)

① 질병 다중 분류 작업(8 class)

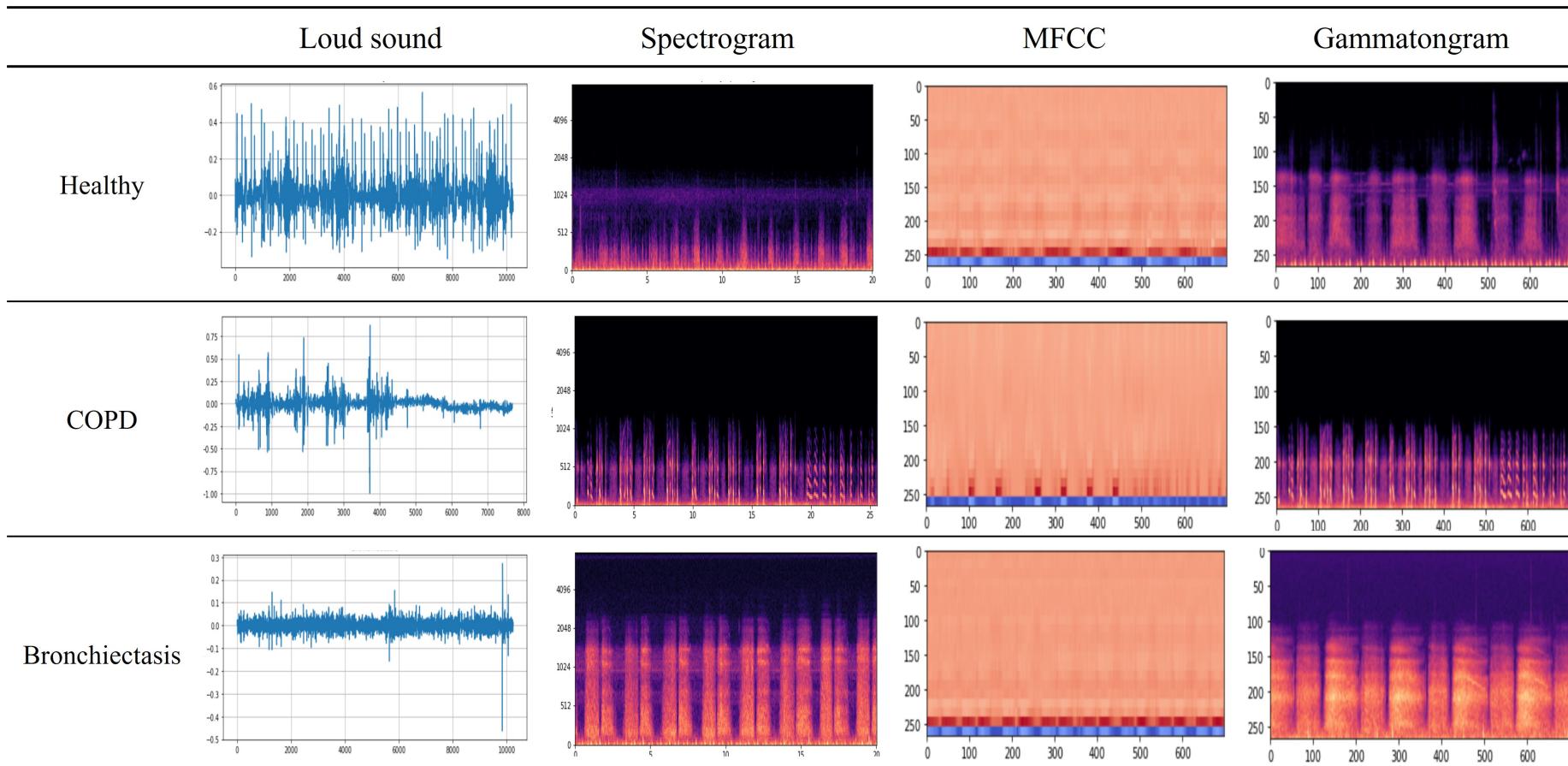
1) 1차원 값으로 변환하여 학습

2) 2차원 영상으로 변환하여 학습(스펙트로그램, 감마톤그램, MFCC)

3) 1D 및 2D 기능의 조합을 사용하여 학습 Disease multi-classification task

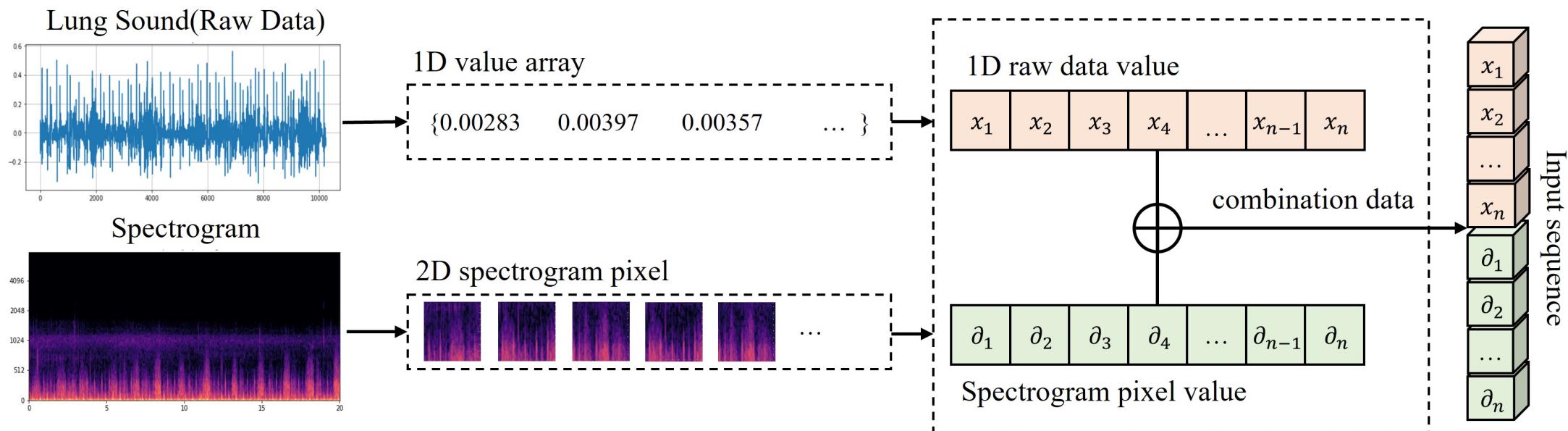
Method

1) Learning by single data



Method

2) Learning using a combination of 1D and 2D features

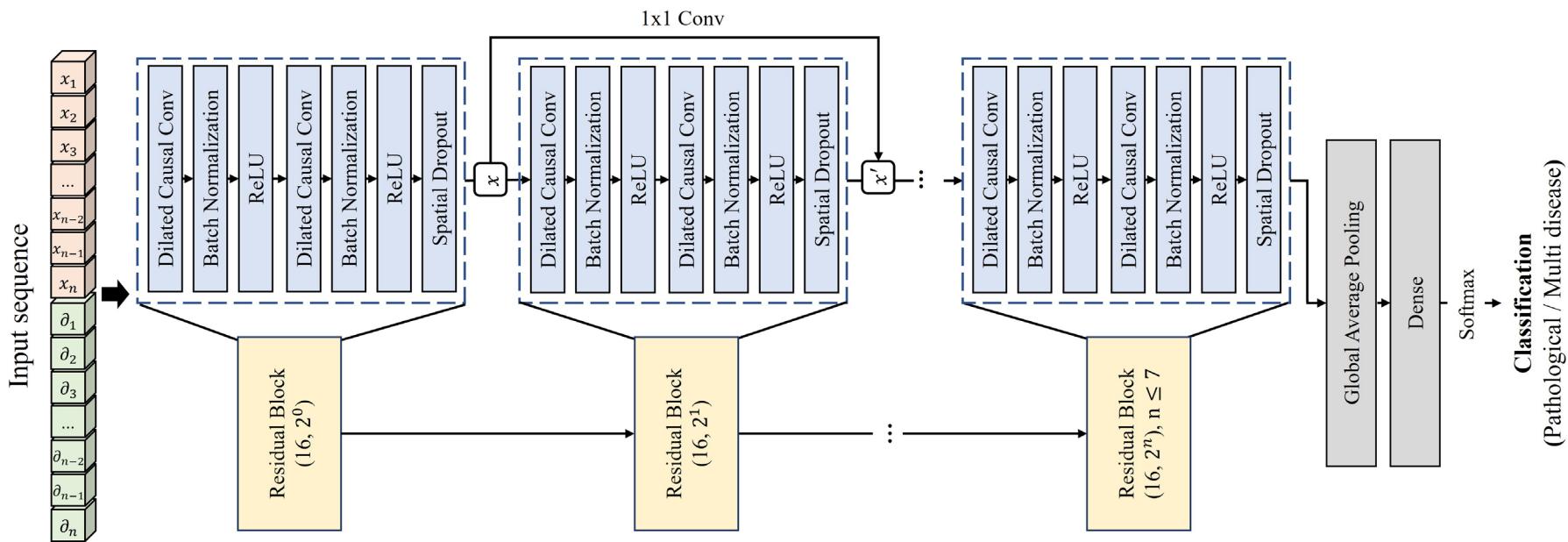


Method

- Time series models

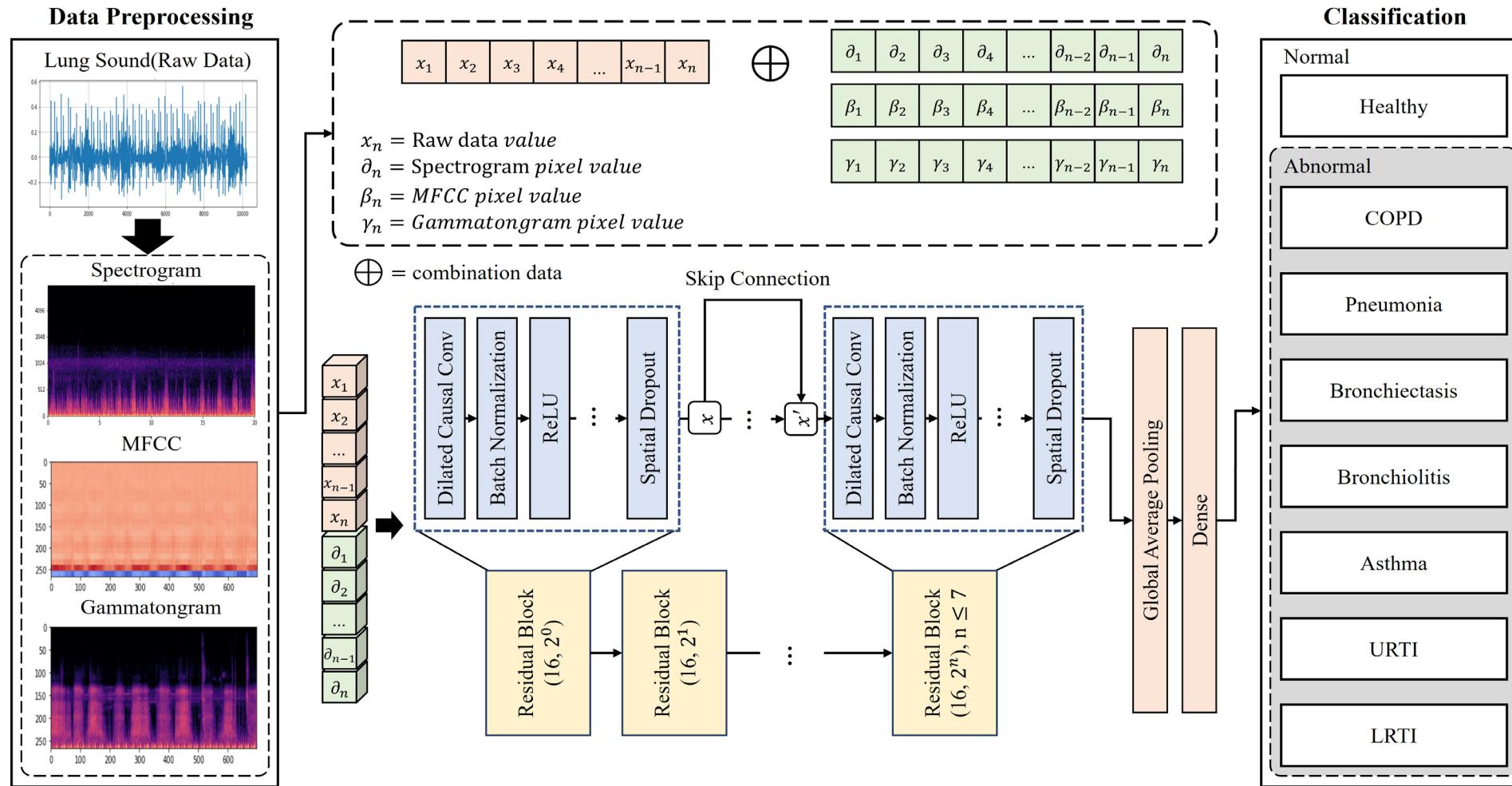
1. TCN(Temporal Convolutional Network)

- 2018년에 제안된 CNN 기반 모델로 자연어, 음악 등 시계열 데이터 처리에 사용됨
- 오염 처리 및 유연한 수용 필드 크기의 특성
- RNN 기반 LSTM/GRU보다 더 긴 유효 메모리와 더 높은 성능을 보여줌



Method

- Process



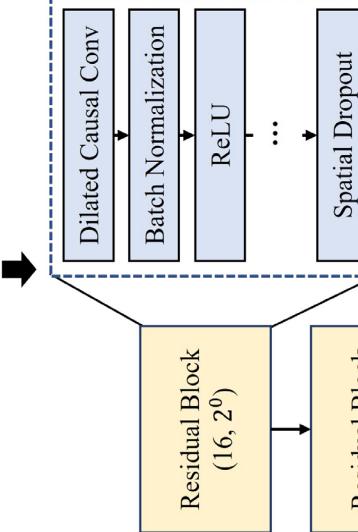
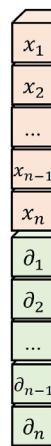
x_n = Raw data value
 ∂_n = Spectrogram pixel value
 β_n = MFCC pixel value
 γ_n = Gammatongram pixel value



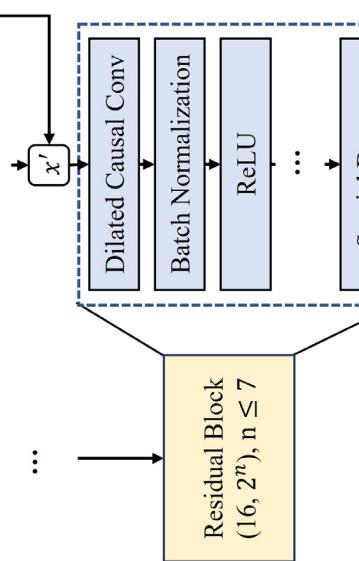
∂_1	∂_2	∂_3	∂_4	...	∂_{n-2}	∂_{n-1}	∂_n
β_1	β_2	β_3	β_4	...	β_{n-2}	β_{n-1}	β_n
γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	...	γ_{n-2}	γ_{n-1}	γ_n

\oplus = combination data

Skip Connection



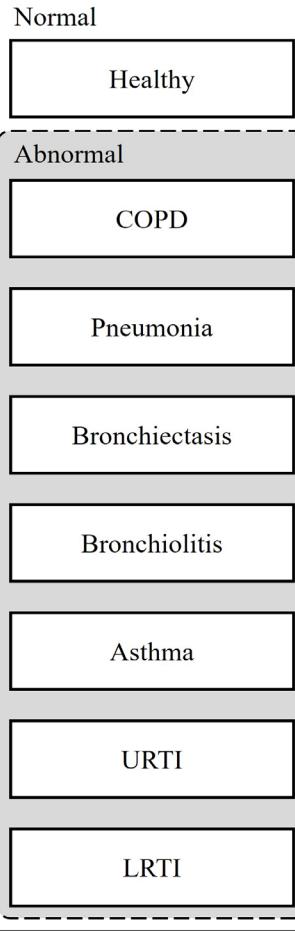
Residual Block $(16, 2^1)$



Global Average Pooling

Dense

Classification



Experiment Result

- Comparison of experiment results

1) Disease classification

① Accuracy

1D Model+1D Data(Vector)			2D Model+2D Data(Spectrogram)		
2D Model+2D Data(Gammatongram)			2D Model+2D Data(MFCC)		
TCN			VGG		
Wavenet			Resnet		
Bi-LSTM			Transformer		
TCN	ICBHI	Signal	VGG	ICBHI	Spectrogram
Wavenet			Resnet		
Bi-LSTM			Transformer		
88.04%			92.93%		
87.03%			90.76%		
75.00%			89.13%		

TCN	ICBHI	Signal + MFCC	88.58%
Wavenet			88.04%
Bi-LSTM			88.50%
1D Model+(1D Data+MFCC)			
TCN	ICBHI	Signal + Spectrogram	92.934%
Wavenet			90.22%
Bi-LSTM			87.50%
1D Model+(1D Data+Spectrogram)			
TCN	ICBHI	Signal + Gammatongram	91.30%
Wavenet			90.76%
Bi-LSTM			87.50%
1D Model+(1D Data+Gammatongram)			

② Training time(100 epoch)

Model	VGG	Resnet	Transformer	TCN	Wavenet	BiLSTM
Training Speed	350.31s	260.03s	280.17s	89.35s	199.64s	99.07s

Experiment Result

- Comparison of experiment results

Task	Data	Model	Data Type	Auccuracy
Disease classification	ICBHI	TCN	Signal	88.04%
		Wavenet		87.03%
		Bi-LSTM		75.00%
		VGG	Spectrogram	92.93%
		Resnet		90.76%
		Transformer		89.13%
		VGG	Gammatongram	91.30%
		Resnet		89.13%
		Transformer		87.50%
		VGG	MFCC	91.85%
		Resnet		90.21%
		Transformer		87.52%
Disease classification	ICBHI	TCN	Signal+Spectrogram	92.934%
		Wavenet		90.22%
		Bi-LSTM		87.50%
		TCN	Signal+Gammatongram	91.30%
		Wavenet		90.76%
		Bi-LSTM		87.50%
		TCN	Signal+MFCC	88.58%
		Wavenet		88.04%
		Bi-LSTM		88.50%

Conclusion

- 1D 데이터 특성과 2D 데이터 특성을 모두 고려하여 호흡기 질환 다중 분류 정확도 향상
- 1D 모델을 사용하여 학습 속도 향상
- 2차원 데이터 특징을 이용한 정확도 향상
- 다중 질병 데이터 분류 기존 연구 대비 4.63% 정확도 향상
- 의료 개인정보 보호를 위한 연합학습 적용
- 병원의 임상데이터와 같은 환자의 데이터 유출 없이 학습이 가능함

감사합니다

email: najin2445@gachon.ac.kr