# 딥러닝(TensorFlow)을 활용한 미세먼지 예측

경북대학교 배홍직, 이상목, 이현준



## 미세먼지 정의



미세먼지는 지름  $10\mu m$  이하의 **매우 작은 크기를 가진 입자**를 뜻한다. 그 크기에 따라  $10\mu m$  이하는 미세먼지,  $2.5\mu m$  이하는 초미세먼지로 나뉜다.

단위: 1 마이크로미터(µm) = 1X10<sup>-6</sup>m=0.001mm

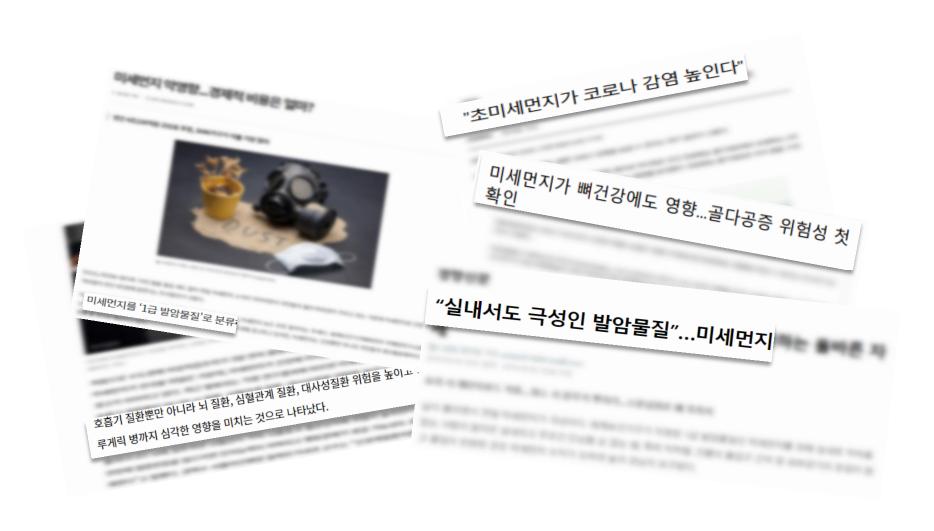
# 미세먼지 발생원인



중금속과 같은 화학물질 다량 포함



# 미세먼지 위험성



# 미세먼지 예측 한계



# 미세먼지 예측 설정 범위 및 방법



## 경북대학교

경북대학교 근처 신암동 대기측정소 데이터 활용

공간적 범위



## 한 시간 후

현재 미세먼지 농도를 기반으로 한 시간 후 농도 예측

시간적 범위



#### 농도 예측

파이썬 텐서플로우를 활용한 DNN 모델 사용

예측 방법



## 수집 데이터



참고문헌: 대구지역 PM10과 PM2.5 농도 특성 및 기여인자 분석 연구



## 수집 데이터 출처





대구 대기질 자료(2003~2017)

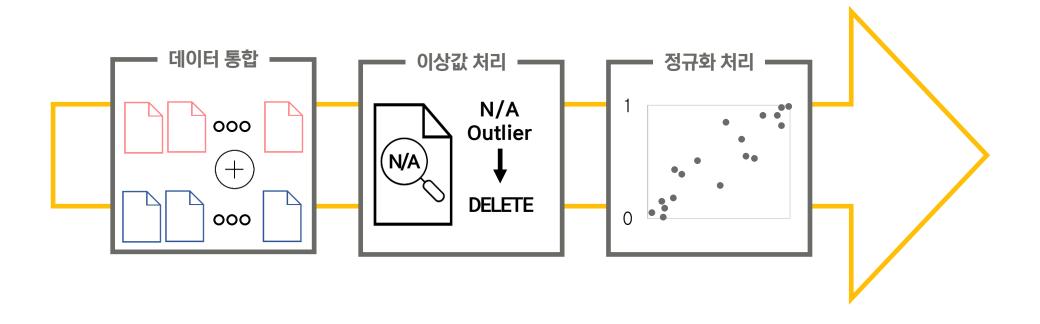
CO SO2 NO $_2$  O $_3$  PM $_{10}$  PM $_{2.5}$  매 시간 데이터 수집

대구 기상 자료(2003~2017)

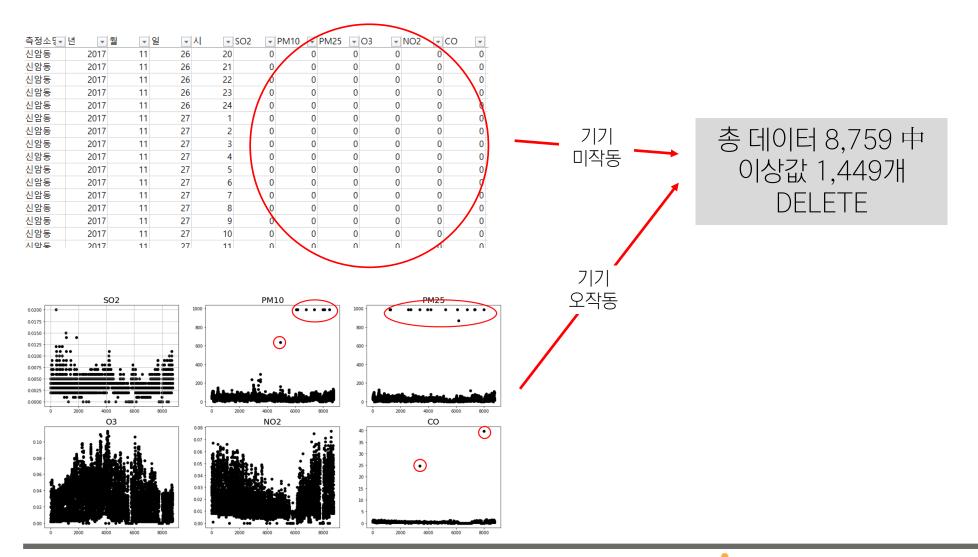
기온 풍속 습도 강수량 매 시간 데이터 수집



# 데이터 전처리

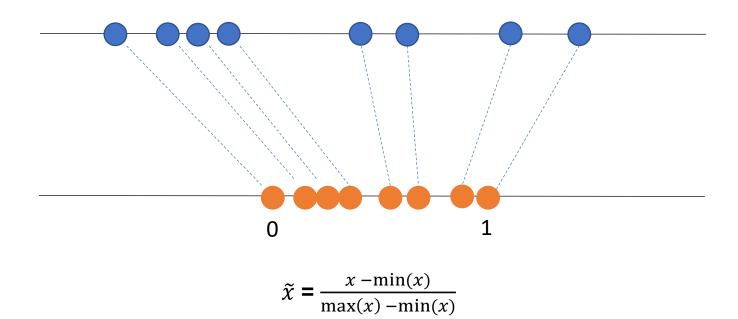


## 이상값 처리





# 정규화 처리



#### Min-Max Nomalization

서로 다른 변수의 값 범위를 일정한 수준으로 맞추기 위해 최소값을 0, 최대값을 1로 맞추고 범위를 정규화 시키는 방법



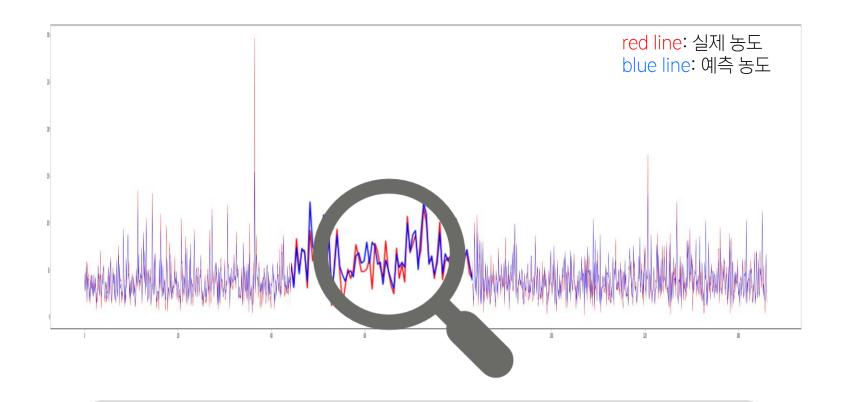
## 하이퍼 파라미터 설정

- Train, Validation, Test 셋은 6:2:2의 비율로 나누었다.
- Learning rate, Epochs 등과 같은 하이퍼 파라미터들은 팀에서 임의의 값을 설정한 뒤, 결과치가 가장 좋은 하이퍼 파라미터로 결정하였다.

구분	
Training Data	60%
Validation Data	20%
Testing Data	20%
Optimizer	Adam
Activation	relu
Learning rate	0.001
Epochs	100
Loss function	mse
Callback r프itDMN 모델에 사용한	中国PSEPPING(PBHEnce=10)



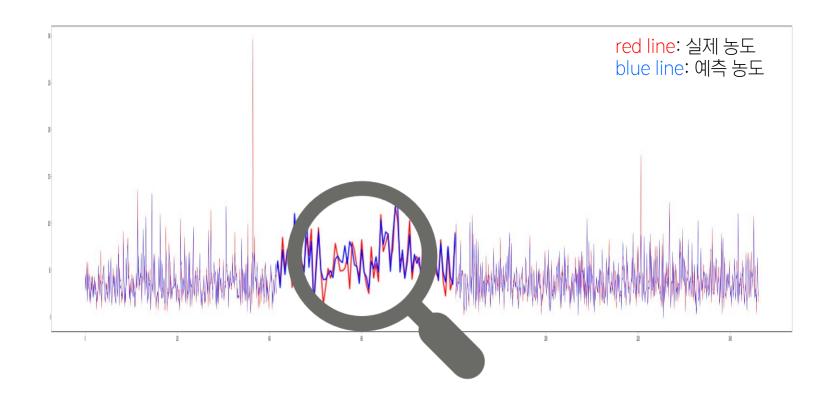
# PM<sub>10</sub> 정보 활용 DNN 모델



DNN 모델을 테스트 셋에 적용시킨 결과 정확도 약 76%



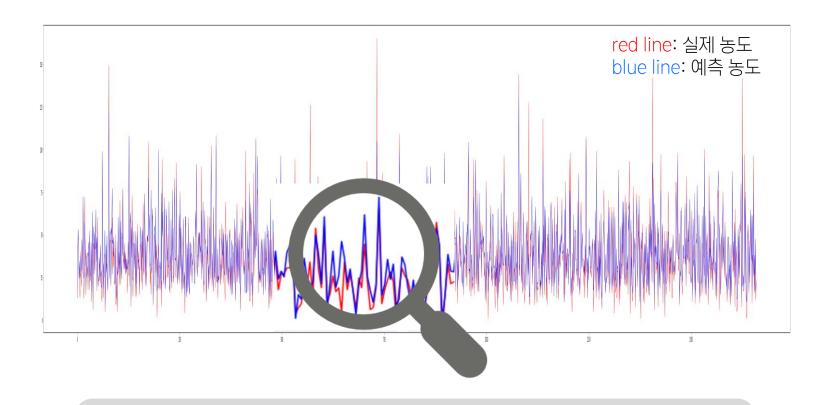
# PM<sub>10</sub> +대기 정보 활용 DNN 모델



DNN 모델을 테스트 셋에 적용시킨 결과 정확도 약 74%



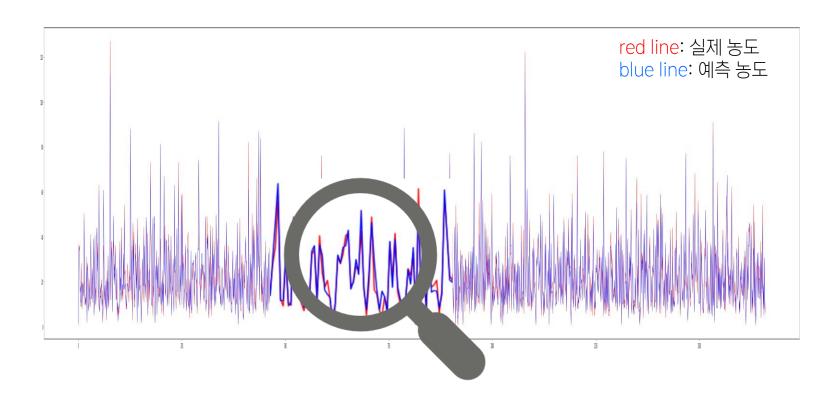
# PM<sub>10</sub> +대기+기상 정보 활용 DNN 모델



DNN 모델을 테스트 셋에 적용시킨 결과 정확도 약 78%



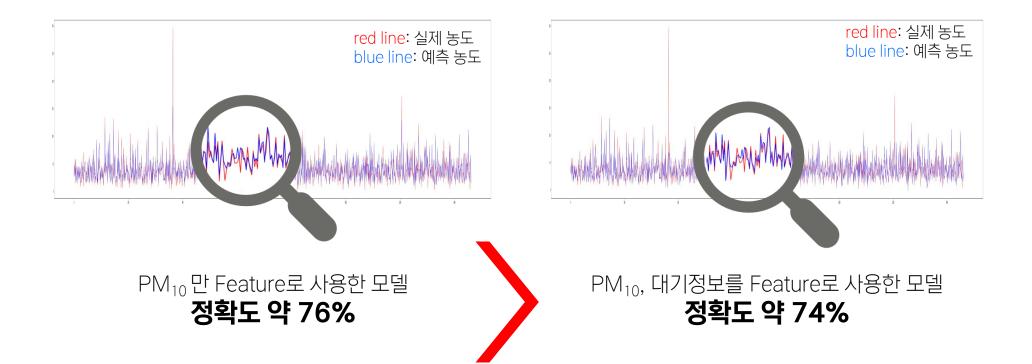
# PM<sub>2.5</sub> +대기+기상 정보 활용 DNN 모델



DNN 모델을 테스트 셋에 적용시킨 결과 정확도 약 89%

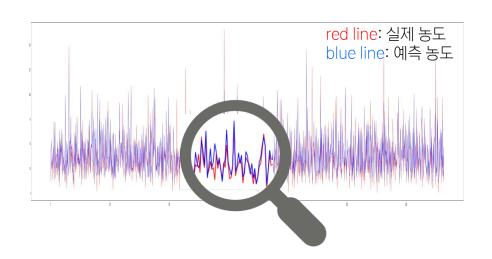


## 모델 간 성능 비교

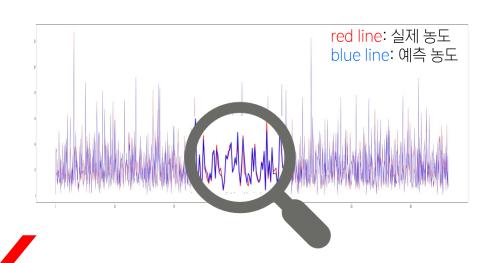


- 대기정보만 feature로 추가해줄 경우,  $PM_{10}$ 만을 feature로 주었을 때보다 정확도가 떨어지는 결과가 나타났음
- 대기인자들의 미세먼지 2차 발생에 필요한 화학반응이 온도, 습도와 같은 기상인자에 영향을 받는데 이가 누락됨에 따라 오히려 정확도가 떨어진 것으로 사료됨

## 모델 간 성능 비교



PM<sub>10</sub>, 대기, 기상정보를 Feature로 사용한 모델 **정확도 약 78%** 



PM<sub>2.5</sub>, 대기, 기상정보를 Feature로 사용한 모델 **정확도 약 89%** 

- 대기, 기상정보를 함께 추가해줄 경우, 앞선 모델들에 비해 정확도가 조금이나마 증가하는 모습을 관찰할 수 있었음
- $-PM_{2.5}$ 의 경우,  $PM_{10}$ 보다 더 높은 정확도를 보여주었음
- 이는  $PM_{2.5}$  농도 변화의 폭이  $PM_{10}$ 에 비해 작고 빈도도 적어 나타난 결과로 사료됨

## 결론

- 미세먼지 농도 예측 모델은 **미세먼지 정보와 대기, 기상 정보**를 함께 features로 주었을 경우, **가장 정확도가 높게** 나타났음.
- 미세먼지 농도가 저농도에서 고농도로, 고농도에서 저농도로 **농도가 급변하는 경우 오차 값이 크게** 나타났음. 이는 앞서 미세먼지 예측 한계점에서 말했던 발생원들에 의한 농도 변화로 수집 데이터 부족으로 추측됨.
- PM<sub>2.5</sub>가 PM<sub>10</sub>보다 더 높은 정확도를 보여주었음. 이는 위에서 말한 농도의 급변화 정도가 적기 때문에 나타난 결과로 추측됨.



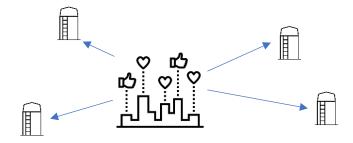
## 추가 개발계획

#### ○ 시간적 범위 확장



기존의 모델에 교통량, 발전소 주변대기정보 및 풍향 등의 features을 추가로 추가하고 1시간보다 넓은 범위의 시간에서 높은 정확도를 가진 미세먼지 예측 모델을 개발

#### ○ 공간적 범위 확장



기존의 신암동 측정소뿐만 아니라 대구에 위치하는 각각의 측정소별로 모델을 개발하여 경북대학교에서 대구전체로 공간적 범위를 확장



# 추가 개발계획

#### ○ 웹 · 앱 어플리케이션 개발

정확도가 높은 미세먼지 예측 모델을 개발, OpenAPI 활용하여 실시간 대기정보와 함께 실시간 예측정보를 함께 제공해주는 웹·앱 어플리케이션 개발 제공



실시간 대기정보시스템(출처: 에어코리아 대구, http://air.daegu.go.kr)



## 참고문헌

#### [학위 논문]

안지민. "대구지역 PM10과 PM2.5 농도 특성 및 기여인자 분석 연구." 국내석사학위논문 계명대학교 대학원, 2018. 대구이기혁. "복합 신경망 구조를 이용한 미세먼지 위험 단계 예측 모델 설계 및 분석." 국내석사학위논문 한양대학교 대학원, 2020. 서울조경우. "미세먼지 예측을 위한 딥러닝 기반 농도별 분리 예측 모델." 국내박사학위논문 한국기술교육대학교 일반대학원, 2020. 충청남도 채상미. "학교 미세먼지 대응 위한 RNN-LSTM 순환 신경망 미세먼지 예측." 국내석사학위논문 아주대학교 대학원, 2020. 경기도

#### [학술지]

성상하,김상진,and 류민호. "미세먼지 예측을 위한 기계학습 모델 간 성능 비교 연구:국내 발생 데이터를 중심으로." 한국혁신학회지 15.4 (2020): 339-357.

전영태,유숙현,and 권희용. "Outlier 데이터 제거를 통한 미세먼지 예보성능의 향상." 멀티미디어학회논문지 23.6 (2020): 747-755.

조경우,정용진,강철규,오창헌,Cho Kyoung-woo,Jung Yong-jin,Kang Chul-gyu,and Oh Chang-heon. "미세먼지 예측을 위한 기계 학습 알고 리즘의 적합성 평가." 한국정보통신학회논문지 23.1 (2019): 20-26.



# Q & A

**THANK YOU**