

# 질소화합물 배출량 예측 모델

Nitrogen Compound Emission Prediction Model

하현수 박민상 이종민 임채원

## 프로젝트 배경

- 질소화합물( $\text{NO}_x$ )은 일산화질소( $\text{NO}$ ), 이산화질소( $\text{NO}_2$ )와 같은 질소산화물을 통칭하는 용어
- 질소화합물 ( $\text{NO}_x$ )는 공기 중으로 배출되었을 때 햇빛과 광화학 반응을 통해 미세먼지와 오존 등을 생성하며 대기환경보전법 및 사업장 대기오염 총량관리제와 같은 법과 제도 등을 통해 심각성이 대두됨.
- 화력발전소, 소각로, 건설현장의 덤프트럭 등 인위적으로 발생하는 질소화합물은 대기오염의 원인이 되며 현장 작업자의 호흡계 질환, 심혈관계 질환을 유발함.

## 프로젝트 목적

- 물리적 모델을 기반으로 한 질소화합물( $\text{NO}_x$ ) 배출량은 연료 및 공기의 유체거동과 화학반응을 동시에 고려한 모델이 필요하기 때문에 실시간 질소화합물( $\text{NO}_x$ ) 배출량 모니터링의 한계를 지님
- 따라서 Phython를 활용하여 데이터 값을 통해 인공지능을 Machine Learning으로 학습시켜 질소화합물( $\text{NO}_x$ )배출량을 실시간으로 산출하여 모니터링할 수 있는 모델을 개발

## 프로젝트 방법

- 가스터빈 가열로에서 확보한 조업 데이터를 코딩을 통해 이상치를 파악하고, 정상거동을 벗어난 경우를 제외시켜 보완하여 데이터를 전 처리 한다.

- 데이터 항목들을 종속변수와 독립변수로 구분
  - 종속변수 : 질소화합물( $\text{NO}_x$ )
  - 독립변수 : 주변온도(AT), 주변압력(AP), 주변습도(AH), 공기 필터 압력 차이(AFDP), 가스터빈 배기 압력(GTEP), 터빈 입구 온도(TIT), 일산화탄소(CO), 압축기 배출 압력(CDP)

- 전 처리된 데이터를 바탕으로 질소화합물( $\text{NO}_x$ )과 독립변수들 간의 관계를 분석한다.

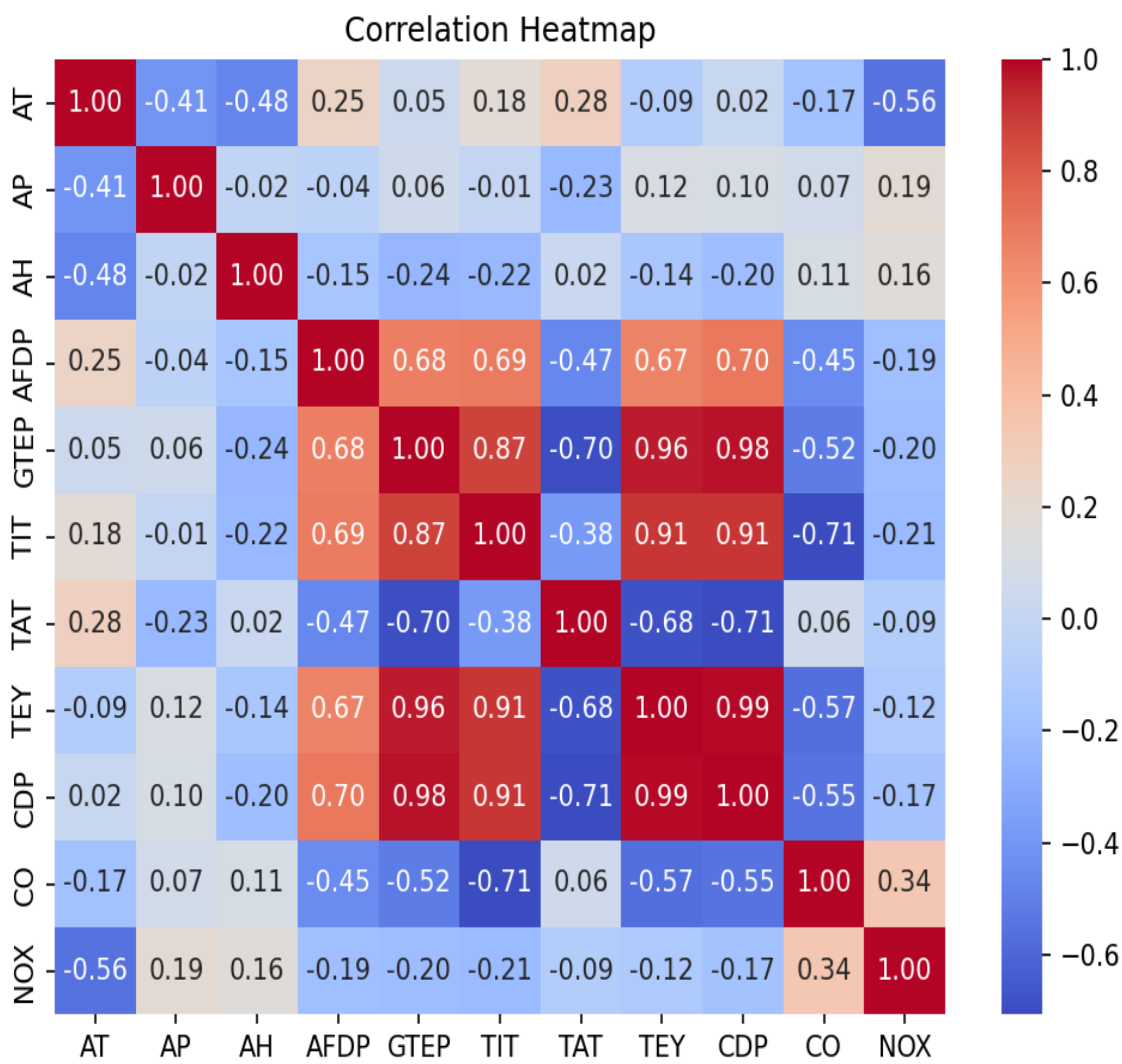


그림1. 변수들과 질소화합물( $\text{NO}_x$ ) 사이의 관계(Heat Map)

- Heat Map 그래프에서 숫자 1의 가까울 수록 높은 종속성을 가짐
- 일산화탄소(CO)는 0.34로 질소산화물( $\text{NO}_x$ )과 높은 비례 관계의 종속성을 가짐. 따라서, 일산화탄소(CO)의 수치가 높을 수록 질소산화물( $\text{NO}_x$ )의 발생량이 많아 짐
- 주변온도(AT)는 -0.56으로 질소산화물( $\text{NO}_x$ )과 반비례 관계의 종속성을 가짐. 따라서, 주변온도(AT)가 높을 수록 질소산화물( $\text{NO}_x$ )의 발생량은 적어 짐
- 터빈 배출 온도(TAT), 터빈 에너지 출력(TEY)는 각각 -0.09, -0.12로 값이 0의 가깝다. 따라서 터빈 배출 온도(TAT)와 터빈 에너지 출력(TEY)은 질소산화물( $\text{NO}_x$ )의 발생과 종속성이 낮음

- 질소화합물( $\text{NO}_x$ )과 각각의 변수들 간의 관계를 분석한다.

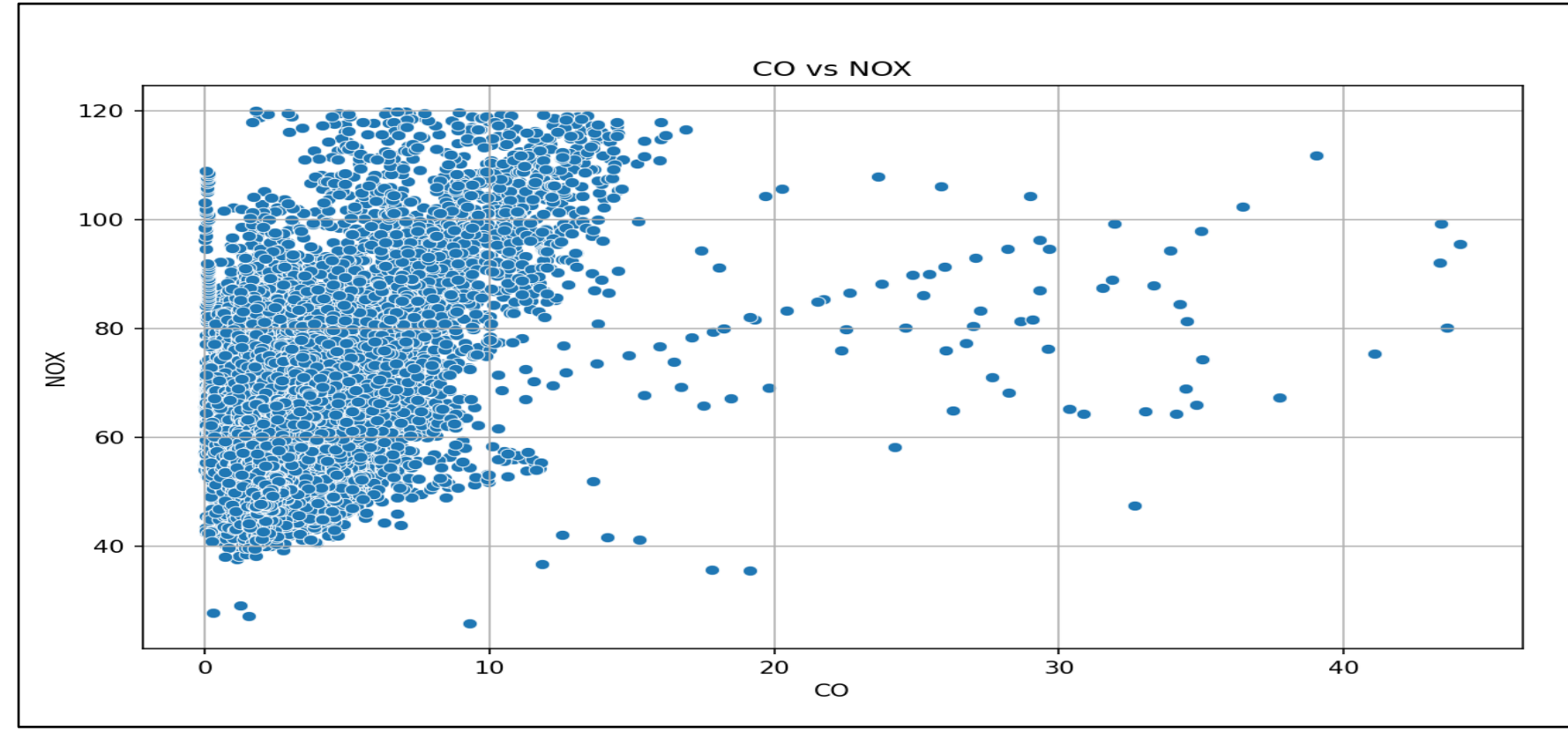


그림2. 일산화탄소(CO)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

- 일산화탄소(CO)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )의 관계는 양(+)의 관계로 일산화탄소 양이 증가하면 질소화합물의 발생량이 증가한다.

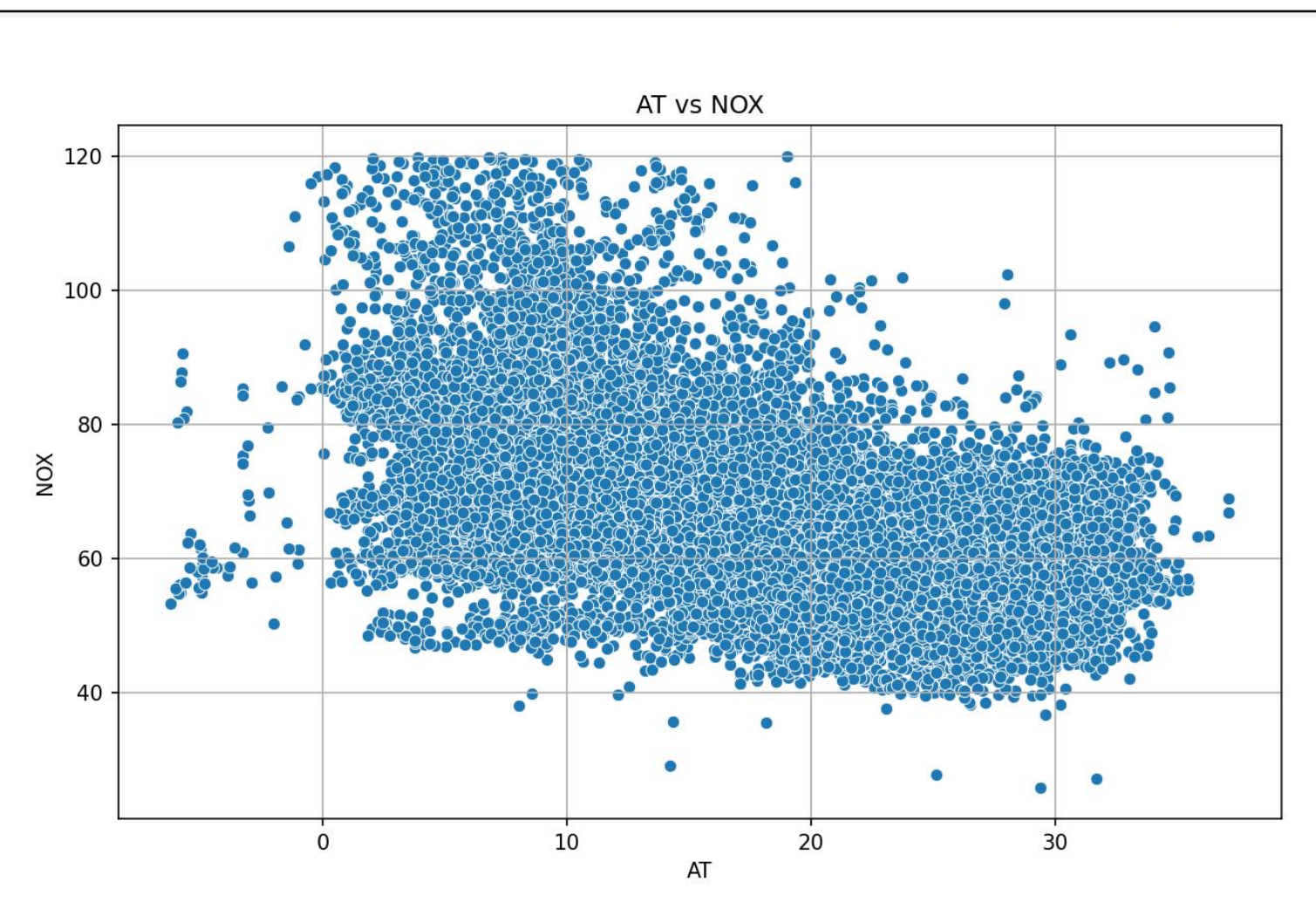


그림3. 주변온도(AT)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

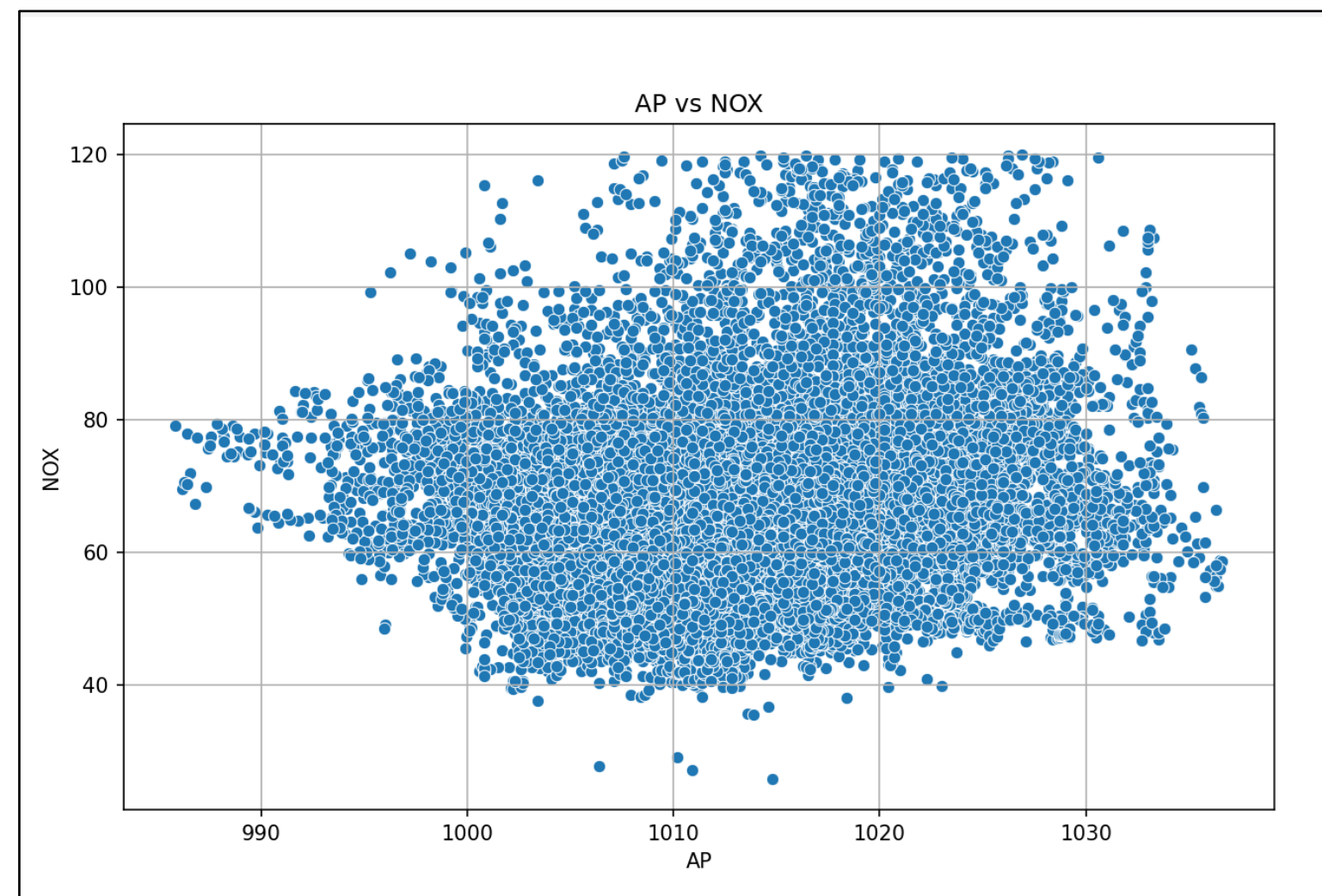


그림4. 주변압력(AP)과 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

- 주변온도(AT)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )의 관계는 음(-)의 관계로 주변온도가 낮아지면 질소화합물의 발생량이 증가한다.

- 주변압력(AP)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )의 관계는 음(-)의 관계로 일산화탄소 양이 증가하면 질소화합물의 발생량이 증가한다.

## Machine Learning 결과

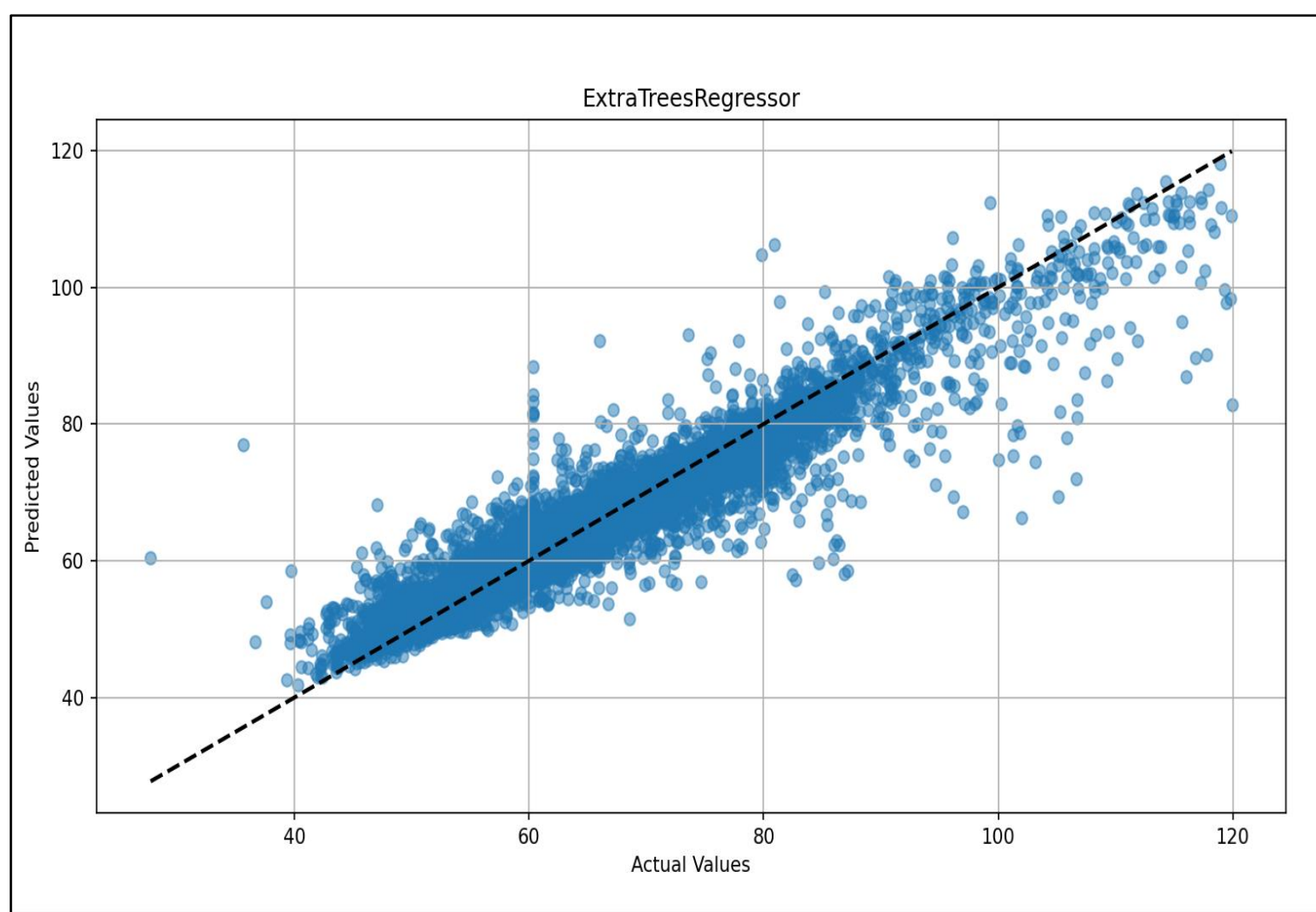


그림5. ExtraTreesRegressor 모델 결과

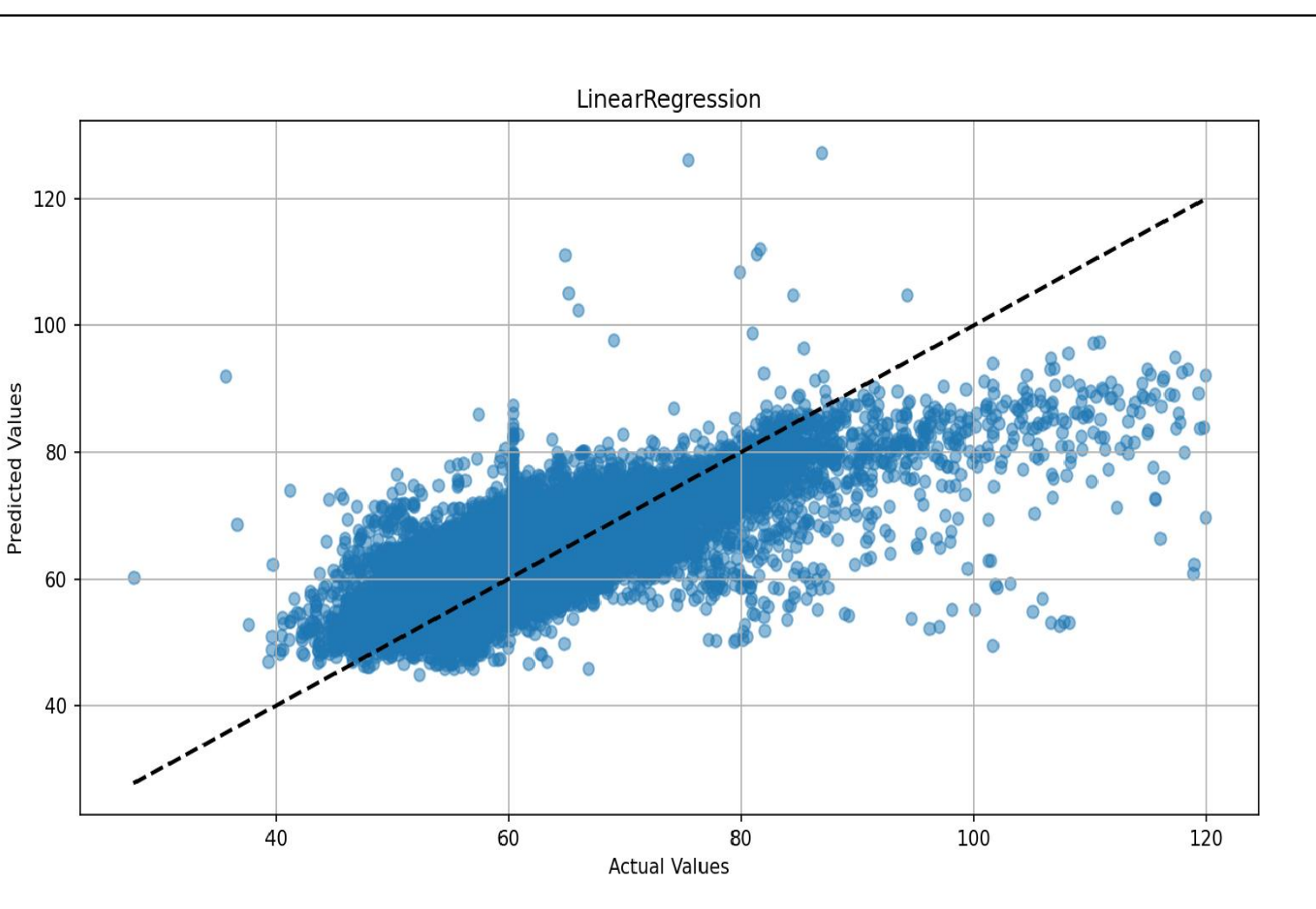


그림6. LinearRegression 모델 결과

- 데이터를 이용하여 Machine Learning을 통해 실제값의 방정식과 예측 값 산점도를 구현
- 결정계수(R2 Score)는 각각 0.9011, 0.9019로 1에 가까움으로 두 모델 모두 양호함을 확인.
- 예측 값과 실제 값의 차이의 제곱에 대한 평균 값인 MSE(Mean Squared Error) 값은 13.46, 13.35로 ExtraTreesRegressor 모델이 낮게 나옴.
- 예측 값과 실제 값의 차이의 절댓값에 대한 평균 값인 MAE(Mean Absolute Error) 값은 2.27, 2.25로 LinearRegression 모델이 낮게 나옴.
- MSE값과 MAE값은 결국에는 오차(Error)값들이므로 값이 작을 수록 모델의 성능이 좋다고 평가할 수 있지만 분산이 커 질 수 있음으로 주의해야 함

## 결론

- Machine Learning을 통해 질소화합물( $\text{NO}_x$ )의 배출량을 실시간으로 모니터링하는 모델을 개발
- 실험에 사용한 모델 외에도 다양한 Machine Learning 모델을 사용하거나 추가적인 데이터 수집을 통해 질소화합물( $\text{NO}_x$ )의 발생량 예측 정확도를 높일 수 있을 것으로 보임
- 작업장 환경에 대한 실시간 데이터를 통해 질소산화물( $\text{NO}_x$ )의 배출량을 정확하게 예측하여 근로자의 건강을 보호하고, 쾌적한 작업환경을 조성하여 산업재해 예방의 기여할 수 있을 것으로 예상
- 질소화합물( $\text{NO}_x$ ) 뿐 아니라 건설분야에서 소요되는 에너지와 이산화탄소 ( $\text{CO}_2$ ) 등 다른 오염물질의 배출량 모니터링에 활용 가능할 것으로 보임