

# 질소화합물 배출량 예측 모델 개발

## Development of Nitrogen Compound Emission Prediction Model

하현수 박민상 이종민 임채원

### 연구배경 및 목적

- 질소화합물( $\text{NO}_x$ )은 일산화질소( $\text{NO}$ ), 이산화질소( $\text{NO}_2$ )와 같은 기타 질소산화물을 통칭하는 용어
- 질소화합물 ( $\text{NO}_x$ )는 공기 중으로 배출되었을 때 햇빛의 광화학 반응을 통해 미세먼지와 오존 등을 생성하며 EURO-7과 대기환경보전법 및 사업장 대기오염 총량관리제 등을 통해 심각성이 대두됨
- 화력발전소, 소각로, 건설현장의 덤프트럭 등 인위적으로 발생하는 질소화합물은 대기오염의 원인이 되며 현장 작업자의 호흡계 질환, 심혈관계 질환을 유발함
- 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 지남
- 따라서 Python를 활용하여 데이터를 통해 인공지능을 Machine Learning으로 학습시켜 질소화합물( $\text{NO}_x$ )배출량을 실시간으로 산출하여 모니터링할 수 있는 프로그램을 개발

### 연구 방법

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

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(data, y, test_size=0.2, random_state=0)
print("Train Test Split")
print("Training variables:")
print(x_train)
print(y_train)
print("Test variables:")
print(x_test)
print(y_test)
# Feature 1
print("Training variables:")
print(x_train)
print("Test variables:")
print(x_test)
print("Training variables:")
print(x_train)
print("Test variables:")
print(x_test)
print("Standard scaling the input training variables:")
x_train_scaled = StandardScaler().fit_transform(x_train)
print(x_train_scaled)
print("Standard scaling the input testing variables:")
x_test_scaled = StandardScaler().fit_transform(x_test)
print(x_test_scaled)
```

그림1. 데이터 전 처리 과정 코드

- 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 변수들 간의 관계를 분석한다.

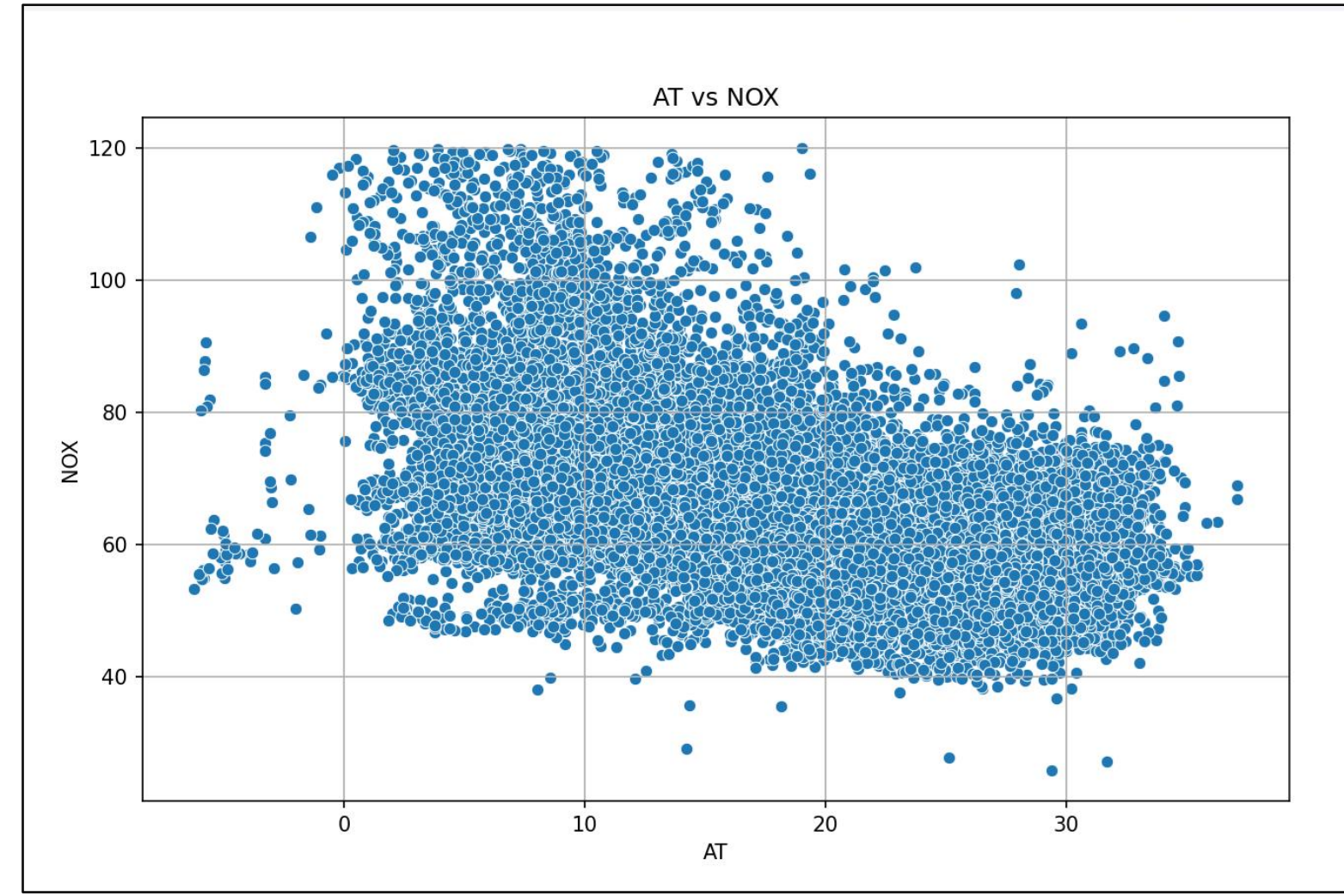


그림2. 주변온도(AT)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

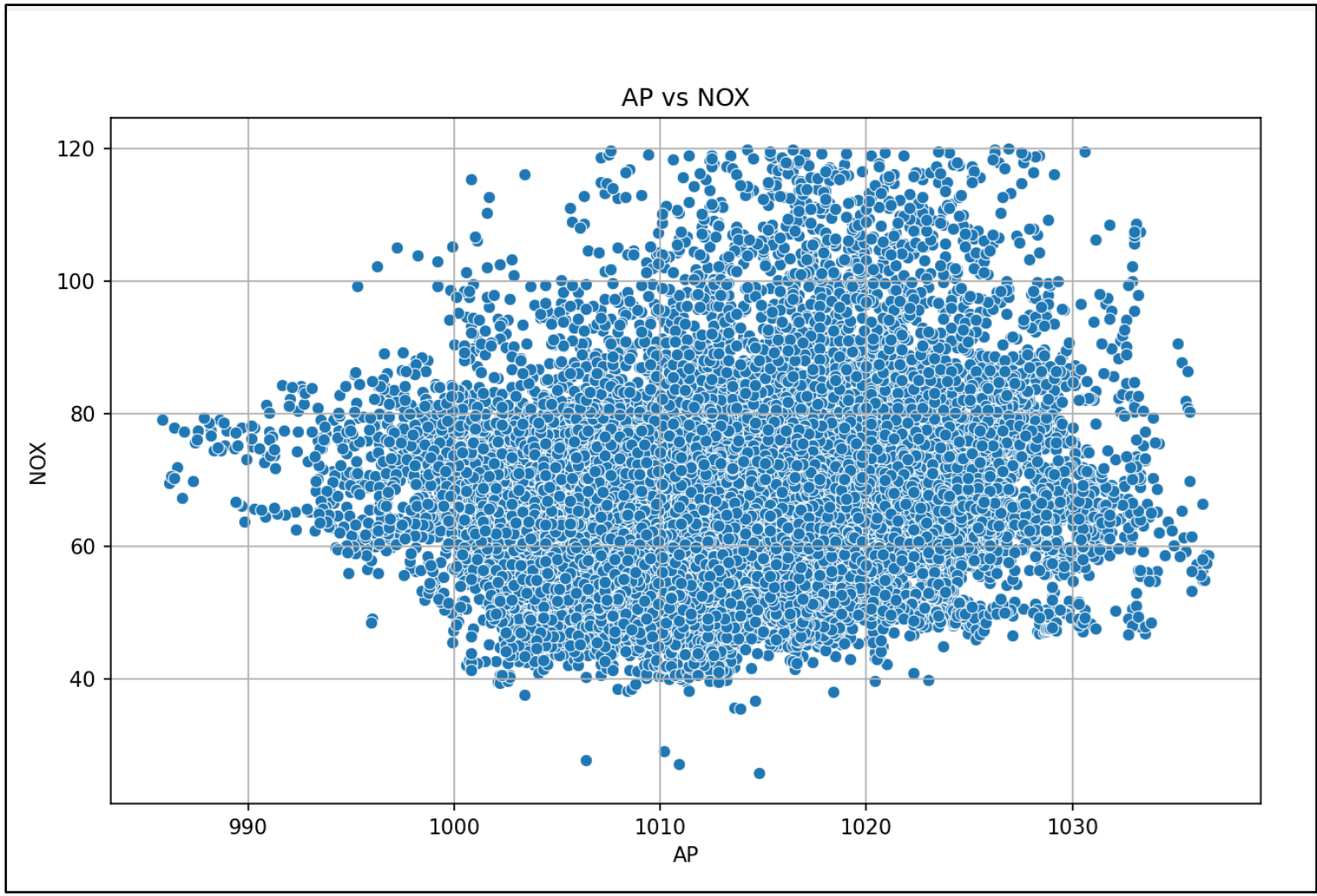


그림3. 주변압력(AP)과 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

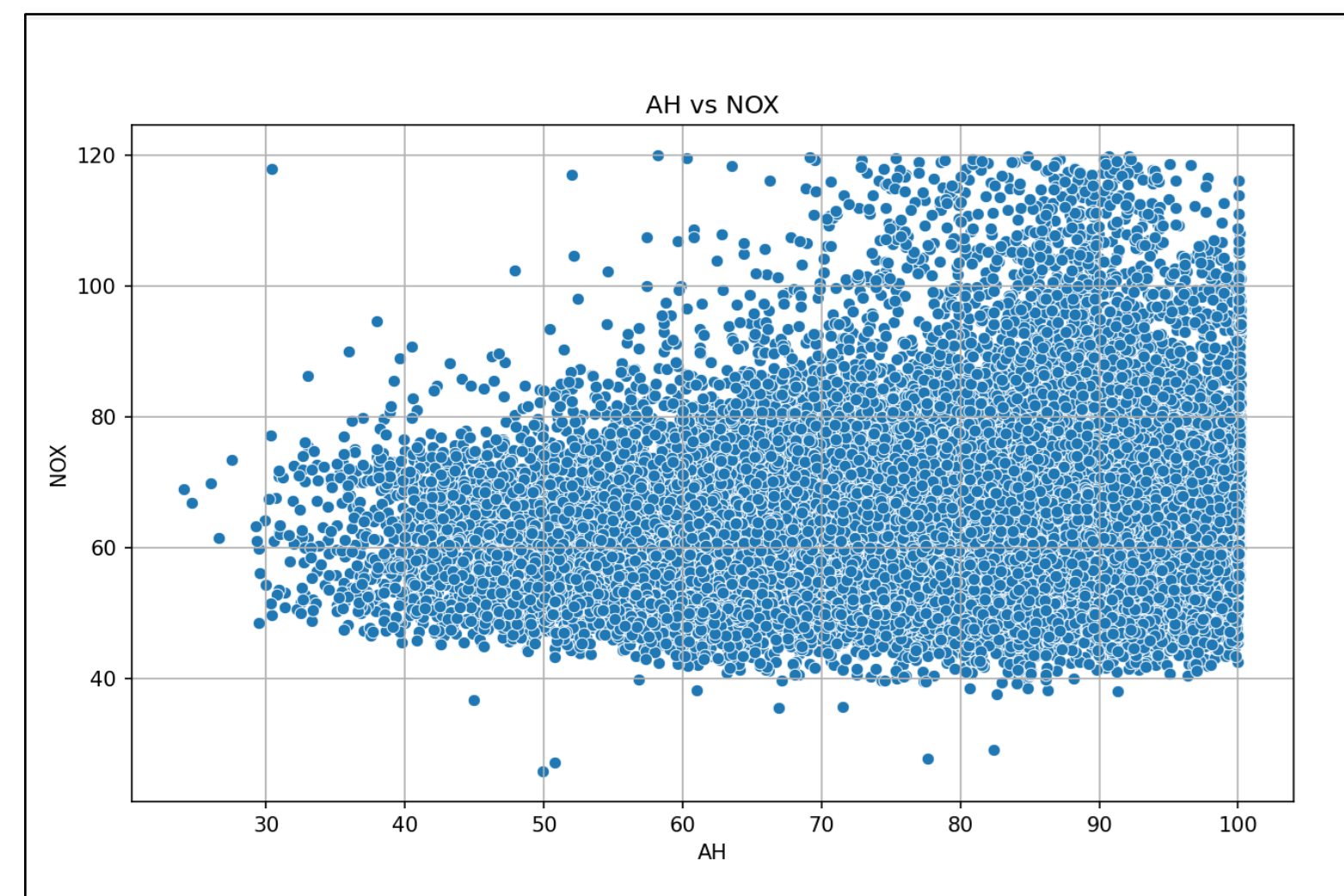


그림4. 주변습도(AH)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

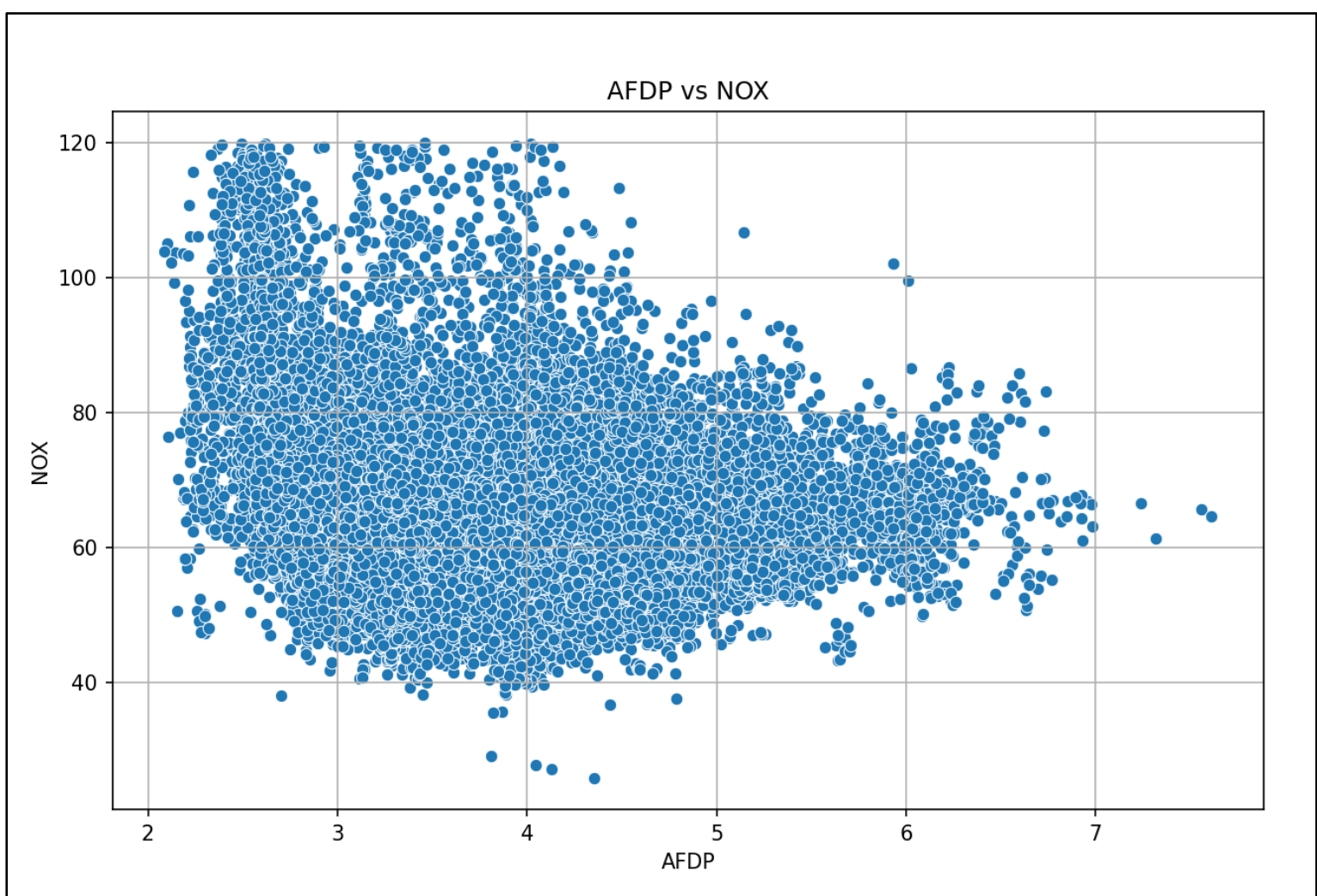


그림5. 공기 필터 압력 차이(AFDP)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

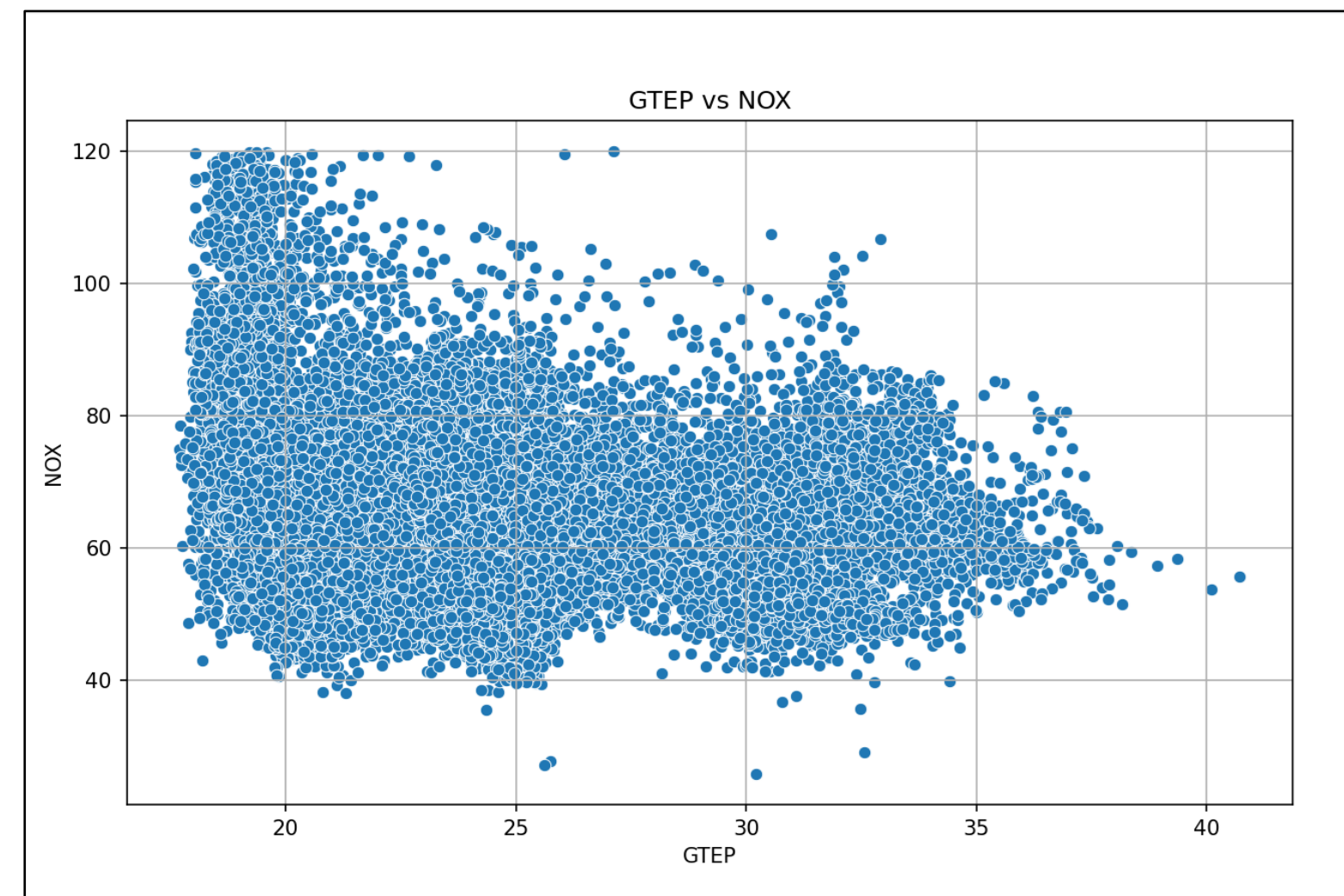


그림6. 가스터빈 배기 압력(GTEP)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

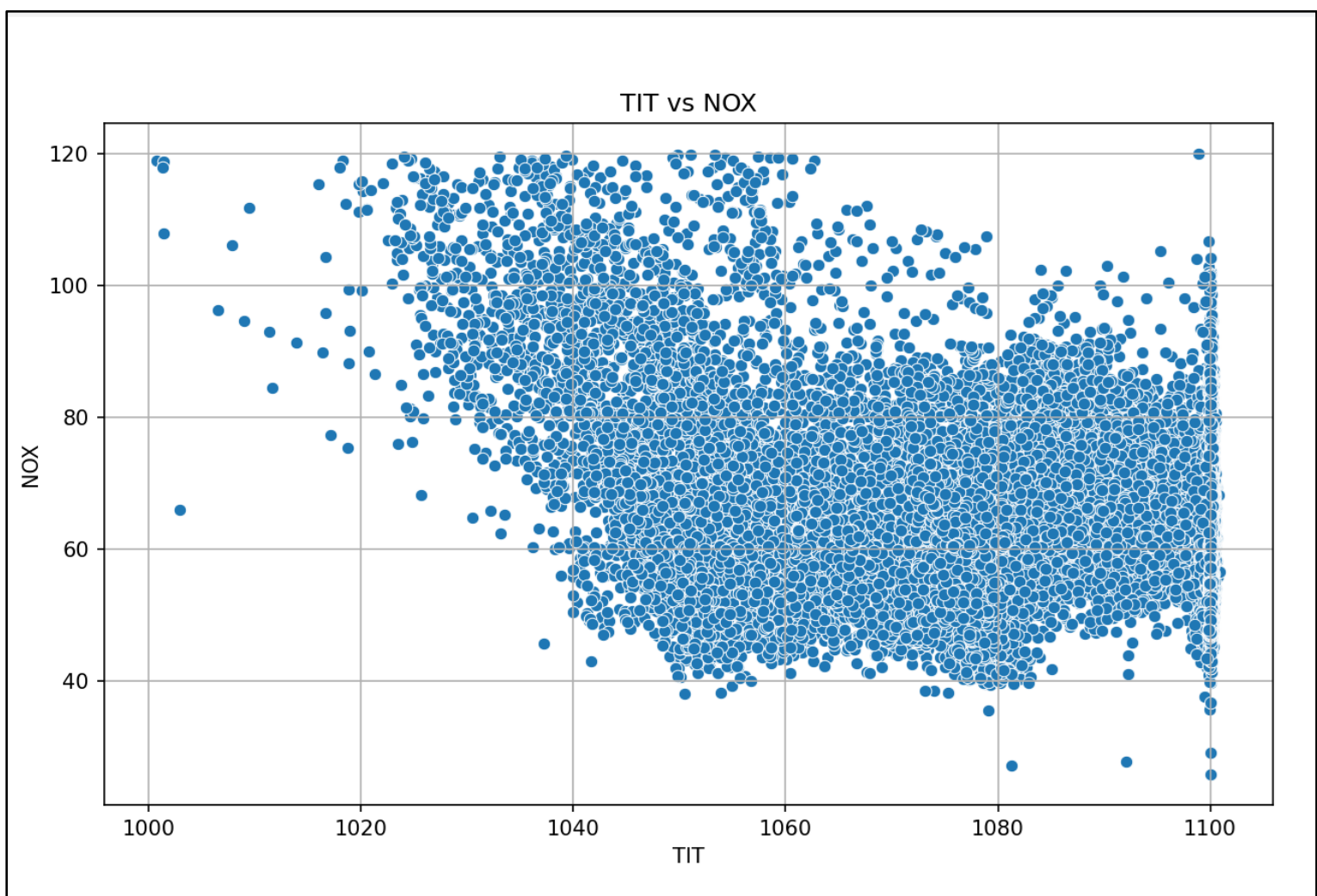


그림7. 터빈 입구 온도(TIT)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

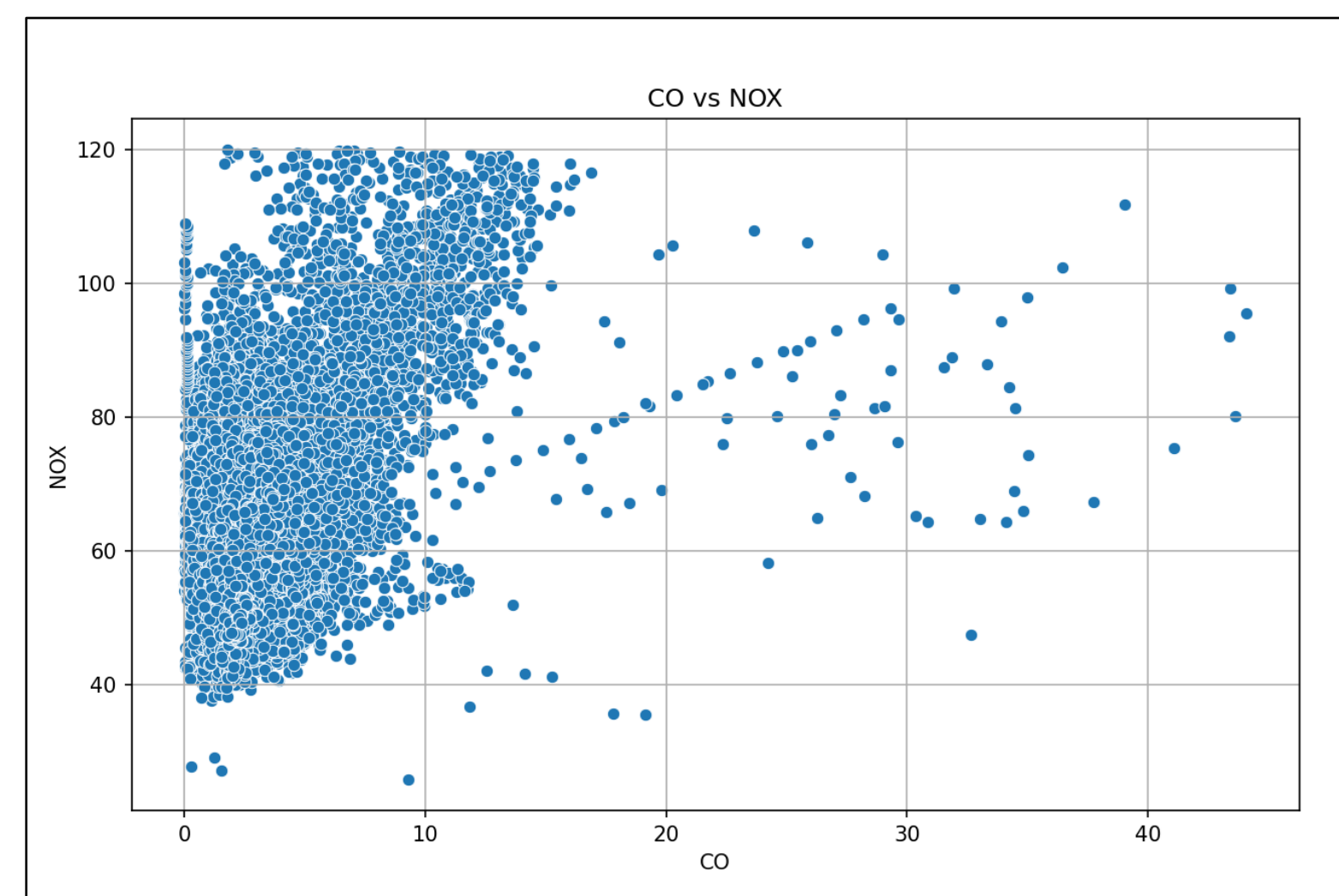


그림8. 일산화탄소(CO)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

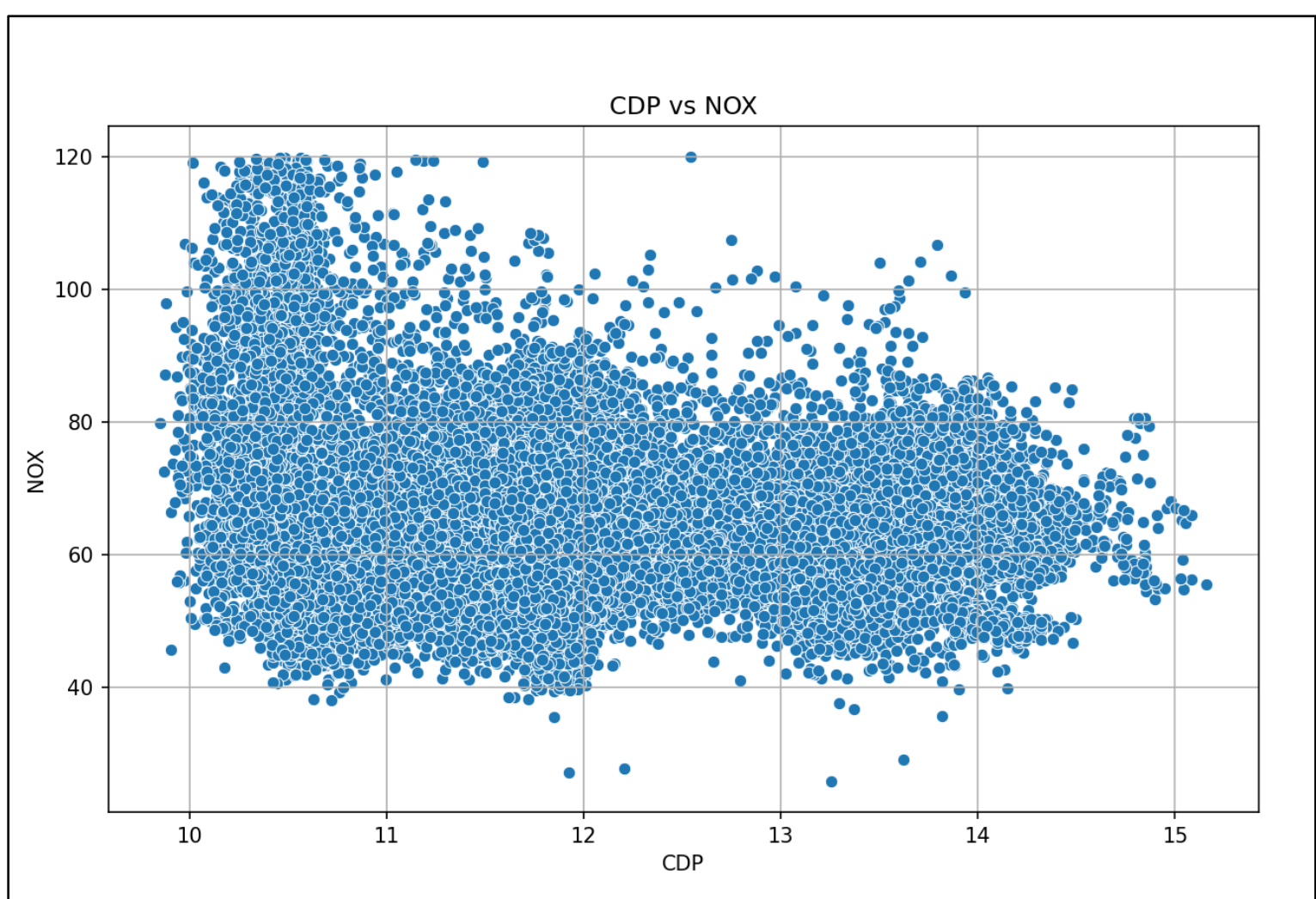


그림9. 압축기 배출 압력(CDP)와 질소화합물( $\text{NO}_x$ )와의 관계

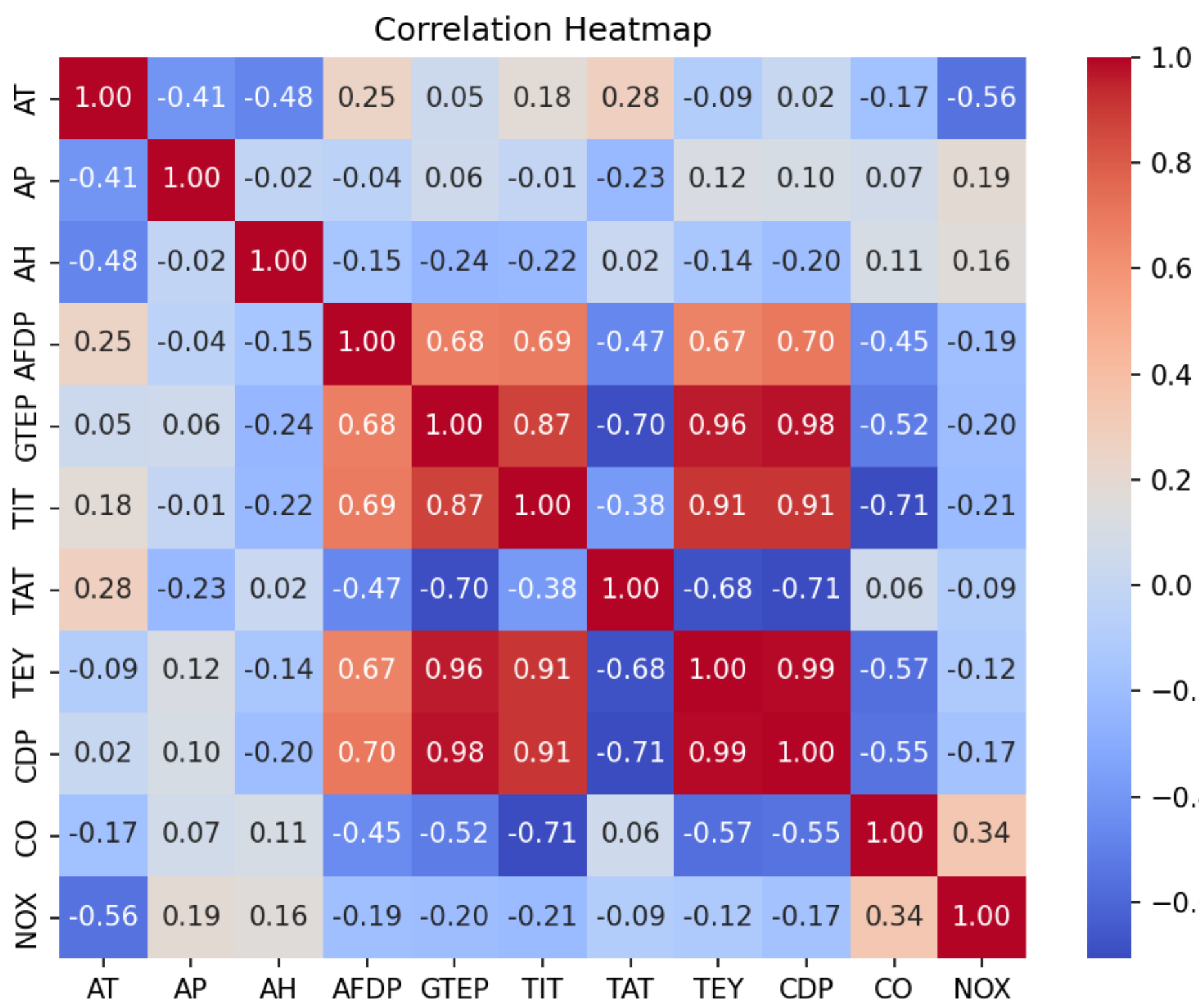


그림10. 변수들과 질소화합물( $\text{NO}_x$ ) 사이의 관계(Heat Map)

- 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( $\text{NO}_x$ )와 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( $\text{NO}_x$ ) 발생과 종속성이 낮음

### Machine Learning 결과

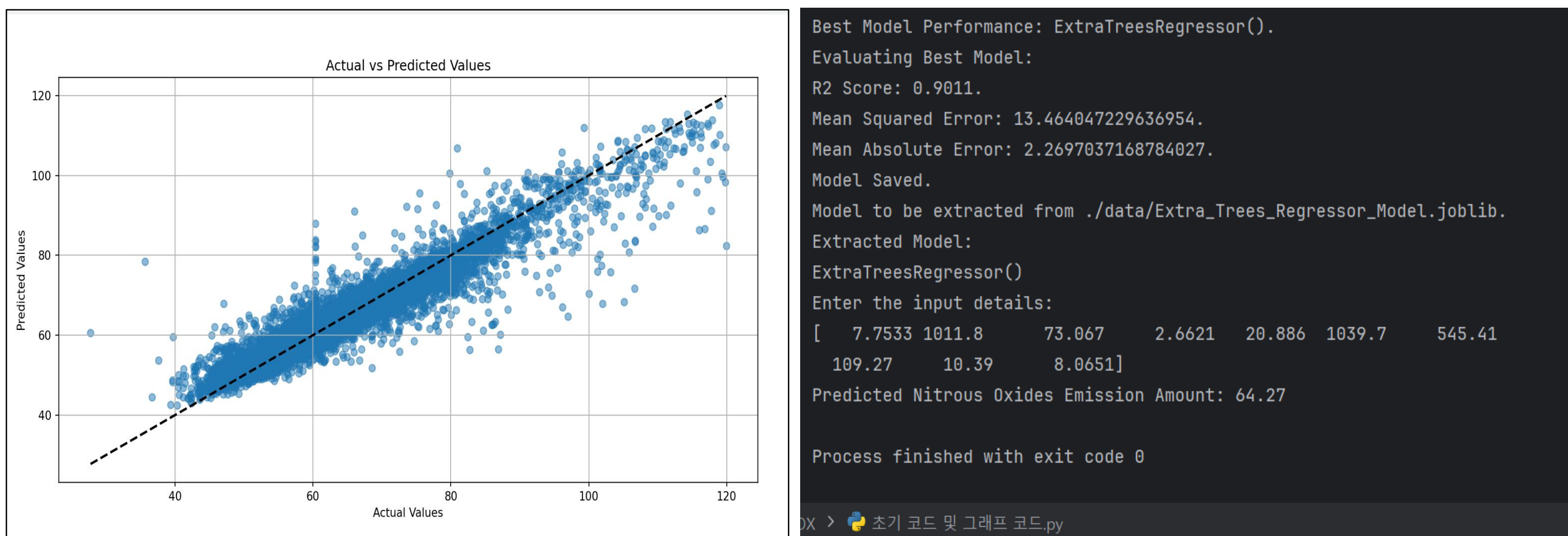


그림11. 실제값과 예측값 산점도

그림12. 코딩 결과창

- 데이터를 이용하여 Machine Learning을 통해 실제값의 방정식과 예측 값 산점도를 구현
- 결정계수(R2 Score)는 0.9011으로 1에 가까움으로 모델의 양호함을 나타냄
- 예측값과 실제 값의 차이의 제곱에 대한 평균 값인 MSE(Mean Squared Error) 값은 13.46%로 낮음.
- 예측값과 실제값의 차이의 절댓값에 대한 평균 값인 MAE( Mean Absolute Error) 값은 약 2.27%로 낮음.
- 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
- 일산화탄소(CO) 농도가 높거나 기온이 낮은 환경에서의 작업은 특히나 질소화합물( $\text{NO}_x$ )로 인한 산업재해 발생에 유의
- 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