# 질소화합물 배출량 예측 모델

발표자: 하현수

팀원: 하현수(조장), 박민상, 이종민, 임채원

Github: https://github.com/1000mmoney/1team

# 1. 안전 관련 머신러닝 모델 개발 관련 요약

이 프로젝트는 가스터빈의 배출가스 데이터를 분석하고 예측하기 위해 머신러닝 모델을 개발하는 것을 목표로 한다.

가스터빈의 배출가스는 환경 및 안전과 직결되는 중요한 요소로, 이데이터를 통해 배출가스의 수준을 예측함으로써 환경 보호와 기계의효율성을 개선할 수 있다.

데이터셋에는 가스터빈의 작동 조건과 배출가스 농도가 포함되어 있으며,이 정보를 바탕으로 예측 모델을 학습시키고 성능을 평가한다.

### 2. 개발 목적

- a. 머신러닝 모델은 가스터빈의 배출가스를 예측하는 데 활용된다. 이는 가스터빈의 안전성과 효율성을 높이기 위한 목적을 가지고 있으며, 예측된 배출가스 데이터를 통해 적절한 유지보수 및 운영 조치를 취할 수 있다.
- b. 모델 개발의 의의는 가스터빈의 운영 조건에 따른 배출가스의 변화를 예측하여 환경 보호와 기계의 수명을 연장하는 데 있다.
  예측된 결과를 기반으로 가스터빈의 운전 조건을 조정하고, 배출가스의 최소화를 통해 환경적 가치를 창출할 수 있다.
- c. \* **독립변수** : 가스터빈의 운영 상태를 나타내는 변수들 (예: 압력, 온도, 유량 등)
  - \* **종속변수** : 배출가스 농도 (예: NOx. CO 등)

#### 3. 배경지식

a. 가스터빈의 배출가스는 환경 오염의 주요 원인 중 하나다.

질소화합물(NOx)은 일산화질소(NO), 이산화질소(NO2)와 같은 기타 질소산화물을 통칭하는 용어이며, 질소화합물 (NOx)는 공기 중으로 배출되었을 때 햇빛의 광화학 반응을 통해 미세먼지와 오존 등을 생성하며 EURO-7 과 대기환경보전법 및 사업장 대기오염 총량관리제 등을 통해 심각성이 대두된다

화력발전소, 소각로, 건설현장의 덤프트럭 등 인위적으로 발생하는 질소화합물은 대기오염의 원인이 되며 현장 작업자의 호흡계 질환, 심혈관계 질환을 유발한다.

따라서, 배출가스를 효율적으로 관리하고 예측하는 것은 환경 보호와 공공 건강을 위해 중요하다.

b. 머신러닝 모델은 대량의 데이터를 분석하여 패턴을 학습하고 예측하는 기술이다.

물리적 모델을 기반으로 한 질소화합물(NOx) 배출량은 연료 및 공기의 유체거동과 화학반응을 동시에 고려한 모델이 필요하기 때문에 실시간 질소화합물(NOx) 배출량 모니터링은 한계를 지닌다.

따라서 Phyton 를 활용하여 데이터를 통해 인공지능을 Machine Learning 으로 학습시켜 질소화합물(NOx)배출량을 실시간으로 산출하여 모니터링할 수 있는 프로그램을 개발이다.

이 프로젝트에서는 가스터빈의 운영 데이터를 기반으로 배출가스를 예측하기 위해 회귀 분석을 포함한 여러 머신러닝 알고리즘을 활용한다. 모델의 정확도를 높이고, 예측의 신뢰성을 확보하는 것이 주요 목표이다.

# 4. 개발 내용

- a. 데이터에 대한 구체적 설명 및 시각화
  - i. \* **데이터 개수**: 36.733 개의 샘플
    - \* **데이터 속성** : 10 개 변수 (운영 조건, 가스터빈 상태 등)
  - ii. 압력과 온도가 배출가스 농도에 미치는 영향을 분석하여 주요 영향을 미치는 요소를 식별한다.

- b. 데이터에 대한 설명 이후, 어떤 것을 예측하고자 하는지 구체적으로 설명
  - i. \* 독립 변수: 가스터빈의 운전 조건 (온도, 압력 등)
    - \* 종속 변수 : 질소화합물 배출가스 농도
- c. 머신러닝 모델 선정 이유
  - i. 터빈에서 나온 물질들이 질소화합물과 얼마나 관계가 있는지 확인하기 위해 선형 회귀 등의 모델을 선택했다.
    - 각 모델의 특성과 성능을 고려하여 최적의 예측 결과를 도출한다.
  - ii. 다양한 모델을 선정하여 성능을 비교함으로써, 가장 정확하고 신뢰할수 있는 예측 모델을 식별한다.
    - 각 모델의 예측 성능을 평가하여 최적의 모델을 결정한다.
- d. 사용할 성능 지표
  - i.
- \* MAE(Mean Absolute Error) : 예측값과 실제값 간의 평균 절대 오차
- \* RMSE (Root Mean Squared Error) : 예측값과 실제값 간의 평균 제곱근 오차
- \* MSE (Mean Squared Error): 예측값과 실제값 간의 평균 제곱 오차
- \* Accuracy: 분류 문제의 정확도
- \* 오차행렬: 예측의 정확도와 오류를 시각화
- ii. 이 지표들은 예측의 정확성과 신뢰성을 평가하기 위한 기준으로, 다양한 측면에서 모델의 성능을 평가할 수 있다.

#### 5. 개발 결과

- a. 성능 지표에 따른 머신러닝 모델 성능 평가
  - i. 수치 자료 및 시각화 자료를 사용
    - \* MAE, RMSE, MSE: 각 모델의 평균 절대 오차, 평균 제곱근 오차, 평균 제곱 오차
    - \* Accuracy, 오차행렬: 모델의 정확도와 예측 오류를 시각화한 자료
  - ii. 여러 모델의 성능을 비교하여 가장 우수한 예측 성능을 보이는 모델을 선정한다.

b. 모델의 성능 결과를 분석하여 예측의 정확성, 신뢰성, 그리고 각 모델의 장단점을 설명한다.

## 6. 결론

a. 가스터빈 배출가스 예측을 위한 다양한 머신러닝 모델을 개발하고 평가한다.

최종적으로 가장 높은 성능을 보인 모델을 선정하였으며, 이 모델은 가스터빈의 안전성과 효율성을 높이는 데 기여할 수 있다.

- b. 여러 모델을 비교함으로써 배출가스의 예측 정확도를 높이고, 위해노출 농도에 따른 인체에 미치는 영향을 예측할 수 있다.
- c. 모델의 한계로는 데이터의 품질과 양, 그리고 특정 환경 변수에 대한 반응 예측의 어려움이 있을 수 있다.

이를 보완하기 위해 추가적인 데이터 수집과 모델 개선이 필요할 수 있다.

- d. 따라서 이 모델은 미세먼지 등의 비산물질 발생 사업장에서 데이터를 추출하여 배출가스의 예측정확도를 상승시켜 작업자의 인체에 미칠 수 있는 영향을 예측하고 이에 따른 보호조치 및 환경조성 등을 기대 할 수 있기 때문에 해당 작업에 활용 될 수 있다.
- e. 작업장 환경에 대한 실시간 데이터를 통해 질소산화물의 배출량을 정확하게 예측하여 근로자의 건강을 보호하고, 쾌적한 작업환경을 조성하여 산업재해 예방의 기여할 수 있을 것으로 예상할 수 있다.
- f. 질소화합물 뿐 아니라 건설분야에서 소요되는 에너지와 이산화탄소 등다른 오염물질의 배출량 모니터링에 활용 가능할 것으로 보인다.