# LG Aimers -제품 이상 여부 판별 프로젝트-

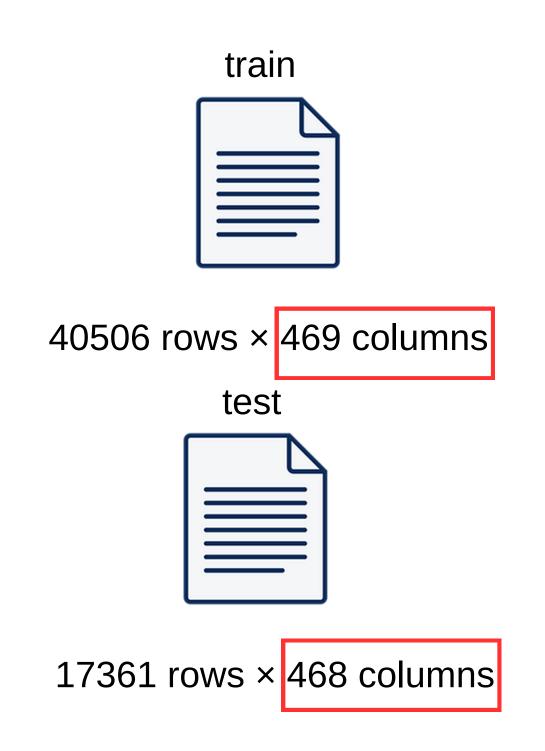
불량췤!:

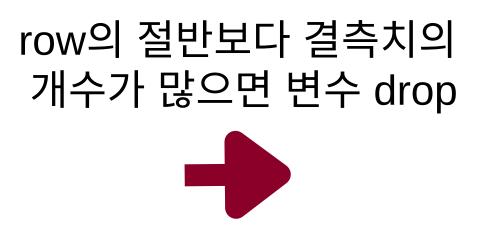
김혜윤, 노연수, 박종혁, 박민정, 양병욱

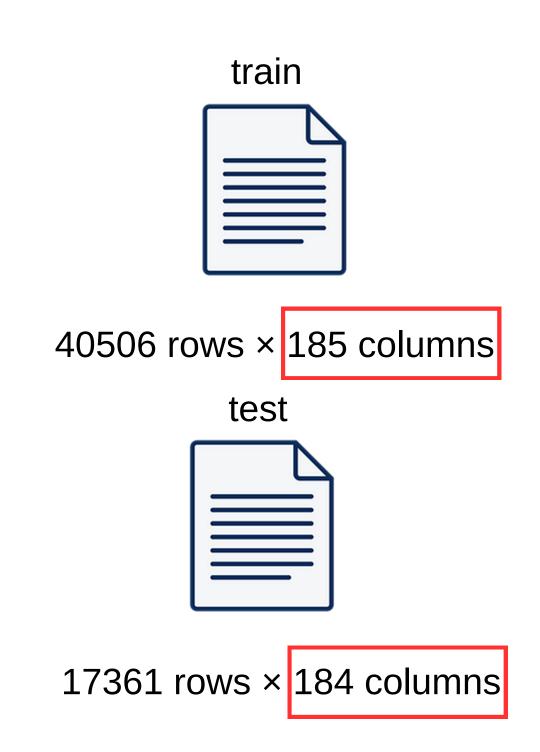
목 차

- 1.데이터 전처리
  - a. Null값 처리
  - b.EDA
- 2. 모델링

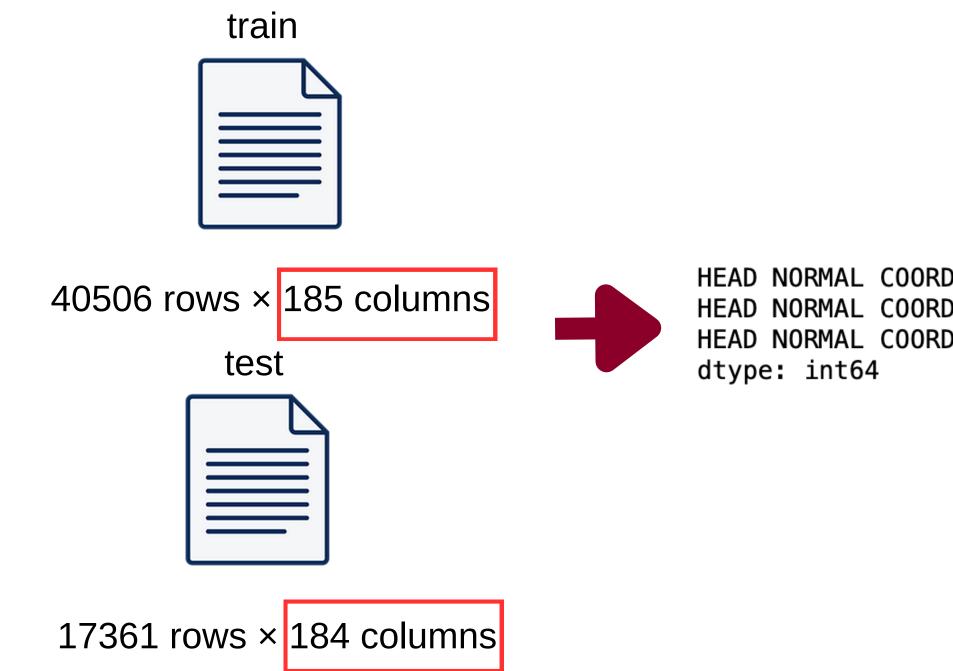
## a) Null값 처리







## a) Null값 처리



#### NULL 값 확인

HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result\_Dam HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result\_Fill1 HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result\_Fill2 dtype: int64

3개의 column이 12766개의 Nulll 값을 가짐. 12766

12766

12766

## a) Null값 처리

```
HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result_Dam 12766
HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result_Fill1 12766
HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result_Fill2 12766
dtype: int64
```



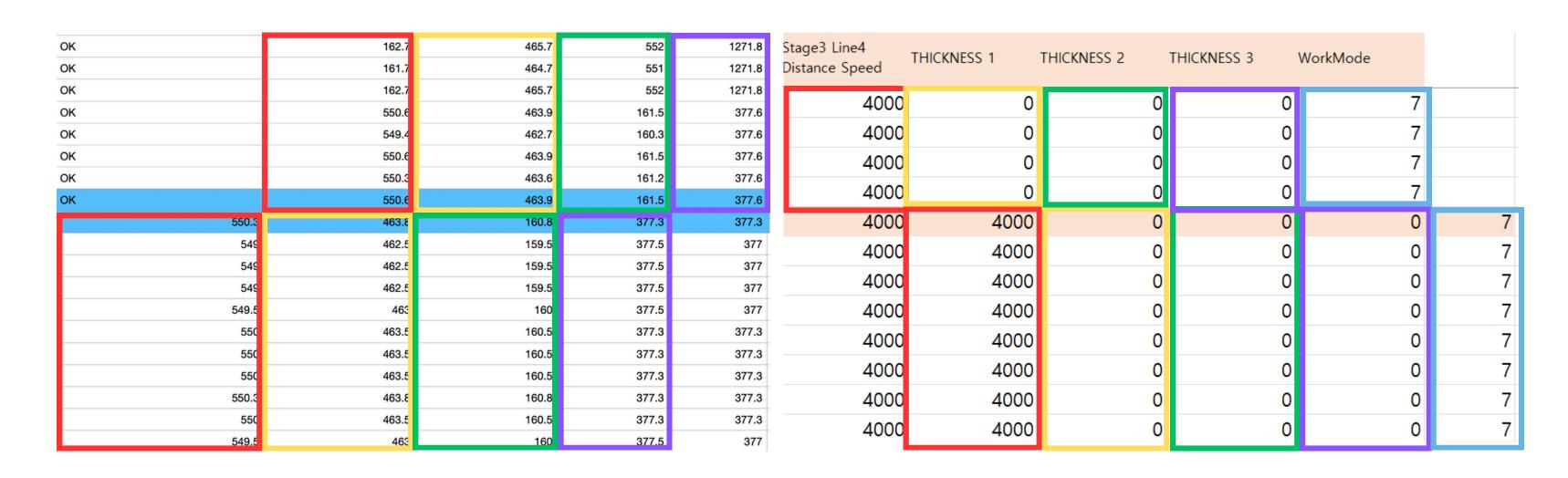
```
Unique values in column 'HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result_Dam':
[nan '550.3' 'OK' '162.4' '549' '549.5' '550' '548.5']

Unique values in column 'HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result_Fill1':
[nan '838.4' 'OK' '837.7' '837.9' '838.2' '837.5']

Unique values in column 'HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result_Fill2':
[nan '835.5' 'OK' '305']
```

numeric값과 character값 동시에 존재

## a) Null값 처리



데이터 확인결과 일부 값들이 밀려있는 것을 확인함

## a) Null값 처리

#### 밀려있는 부분 처리 후 Null값 확인

```
# 결측치가 있는 열만 추출
missing_values = train_data.isna().sum()
columns_with_missing_values = missing_values[missing_values != 0].index
# 결측치가 있는 열만 추출하여 새로운 데이터프레임 생성
train_data_missing = train_data[columns_with_missing_values]
# 결과 출력 (선택 사항)
print("Columns with missing values:")
print(columns_with_missing_values)

Columns with missing values:
Index([], dtype='object')

Null 값 없음
```

### b) EDA

#### column 중 같은 값임에도 불구하고 각각 인식되는 값들이 존재

count

HEAD NORMAL COORDINATE X AXIS(Stage1) Collect Result\_Fill2

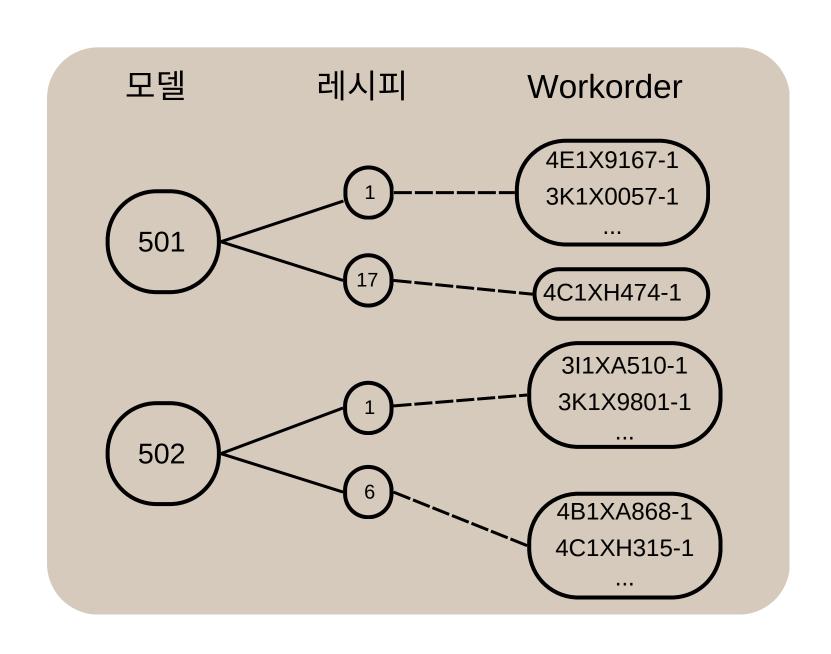
835.5	12868
835.5	12158
305.0	11005
305	3579
304.8	896



숫자형과 문자열이 섞여있는 열을 찾고 숫자형으로 변환

#### b) EDA

범주형 처리 : 겉보기에는 수치형 데이터로 보이지만, Model.Suffix 및 Workorder 컬럼의고유값에 따라 대부분의 **측정값이 패턴을 형성**함



단순히 수치형 데이터로 분석하는 대신, 컬럼 간 패턴을 고려하여 모든 값을 **범주형으로 변환** 



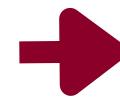
데이터를 범주형으로 처리함으로써 **숨겨진 패턴**과 **규칙성**을 더 명확하게 식별

- b) EDA
  - 1) 중복값을 갖는 컬럼



한 개의 컬럼만 남기고 제거

2) 단일값을 갖는 컬럼



무의미하다고 판단하여 제거

3) 각 columns들이 숫자형 값을 가지지만 범주형태를 띄는 변수가 다수 존재



machine tact time 제외하고 모두 범주형변수 처리

- b) EDA 시간 관련파생변수 생성
  - 1) durations
  - +
- Dam 공정부터 AutoClave 공정까지의 총 소요 시간 변수 Collect Date\_Dam - Collect Date\_AutoClave
- 2) 각 공정에서의 Collect date 변수
- +
- Dam 공정 과정에서의 데이터 수집 시간 중 년, 월, 일만 추출
- 3) 각 공정 간의 duration



공정 과정 각각의 소요 시간 변수 Dam에서 Fill1, Fill1에서 Fill2, Fill2에서 AutoClave의 Collect time 빼기

## b) EDA

### 최종 모델링 데이터셋 구축



1.Model: CatBoostClassifier

대부분의 변수가 범주형이기 때문에 범주형 데이터 처리에 뛰어난

CatboostClassifier를 최종 모델로 선택

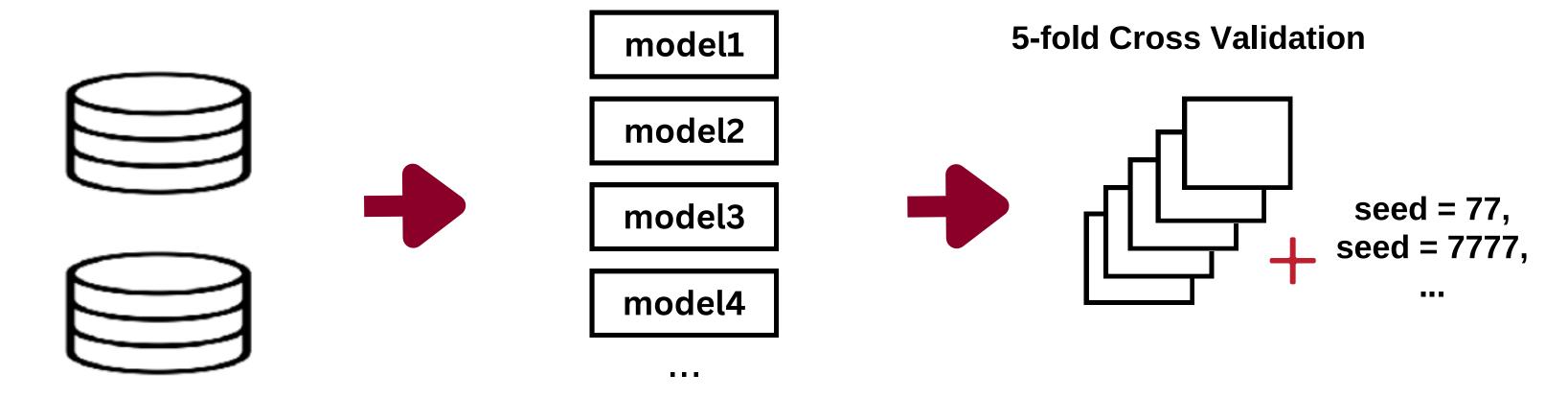
2. Tuning parameter

: iterations, depth, learning\_rate, class\_weights , I2\_leaf\_reg

클래스 불균형이 매우 심한 데이터이기 때문에 class\_weights도 함께 튜닝

추후 test data에서의 과적합을 방지하고자 I2\_leaf\_reg 파라미터도 사용

#### 3. Modeling



Train dataset을 train-validation 7:3으로 split optuna를 사용해 validation set에서의 F1 Score, Recall, Precision이 0.27 이상인 파라미터 조합 저장 StratifiedCV 및
data seed 변경을 통해
가장 안정적인 성능을 보이는
4**개의 모델 선정** 

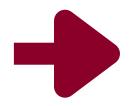
```
params1 = {'iterations': 561,
'depth': 7,
'learning_rate': 0.05857910198594344,
'class_weights': {0:1, 1:7.1},
'l2_leaf_reg': 9}
params2 = {'iterations': 827,
'depth': 6,
'learning_rate': 0.048934679784453365,
'class_weights': {0:1, 1:8.3},
'l2_leaf_reg': 12}
params3 = {'iterations': 950,
        'depth': 9,
        'learning_rate': 0.05184429466563718,
        'class_weights': {0:1, 1:7.4},
        'l2_leaf_reg': 3}
params4 = {'iterations': 869,
        'depth': 5,
        'learning_rate': 0.07797672575412745,
        'class_weights': {0:1, 1:7.4},
        'l2_leaf_reg': 6}
```

4개의 학습된 모델로

Soft Voting을 이용한 앙상블 모델 생성

precision과 recall의 값이 balaced된

하이퍼 파라미터 선정



최종예측

target Normal AbNormal

16630 731

# 감사합니다