자율주행 센서의 안테나 성능 예측 AI 경진대회

주최: LG Al Research

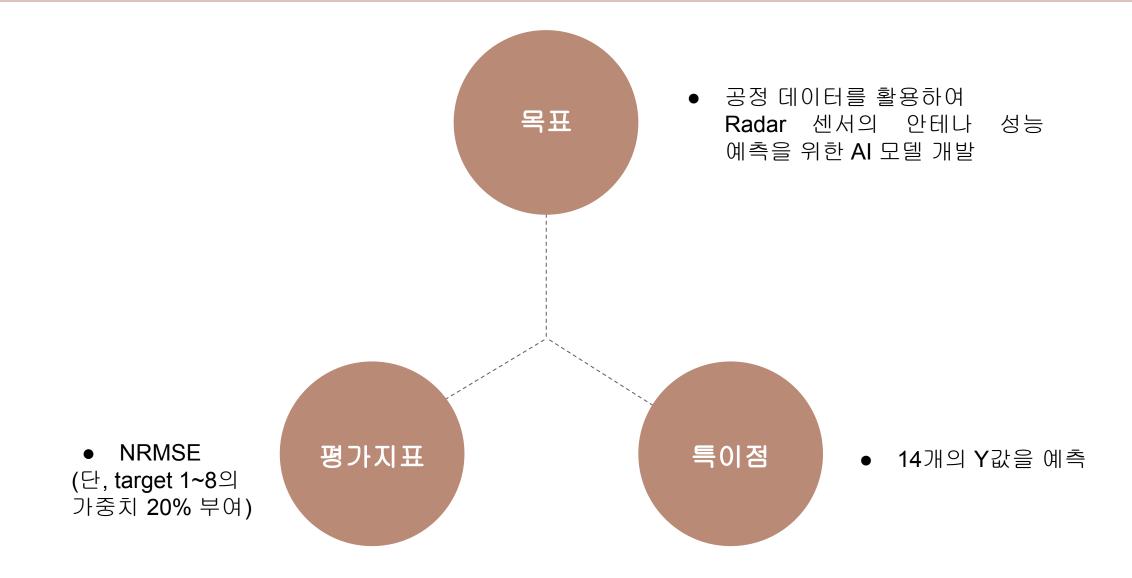
주관:데이콘

새싹팀 : 심승현, 박현주, 박선홍

목차

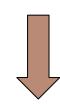
- 1 대회 소개 및 문제 정의
- 2 데이터 분석 및 생성
- 3 모델링
- 4 성능 향상 기법
- **5** 결론

대회 소개



문제 정의

자율주행 차에 있어서 Radar 센서 부품의 중요도가 높아지고, 전기 자동차, 자율주행차, 로보택시 등 Radar가 활용되는 시장이 점차 증가하며 제품 종류가 **다변화** 됨



56개의 feature을 이용하여 제품 불량을 예측/분석하여 **수율의 극대화**를 목표 14개의 target 값 예측

데이터 분석 및 생성



이상치 제거

IQR, 3 sigma와 같은 기법으로 이상치를 처리하려 시도함 but. 진행하지 않음



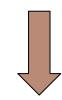
1. 대회 목적이 불량을 예측하는 것이기에, 이상치를 처리하지 않아야 된다고 판단 2. 도메인 지식이 전무한 상태이기에, 데이터를 만지지 않음

데이터 분석 및 생성



파생 변수 생성

커넥트 총 치수, 스크류 회전수 대비 삽입 깊이, 안테나 사이 최소/최대 거리, 레이돔 부피 등약 60개의 추가 파생 피쳐 생성



도메인 지식이 전무하고, Tree 계열의 Model을 사용하기에 최대한 많은 파생변수를 만들어내 성능을 높이고자 함

데이터 분석 및 생성

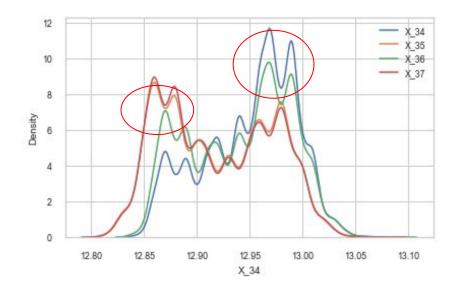


변수 삭제

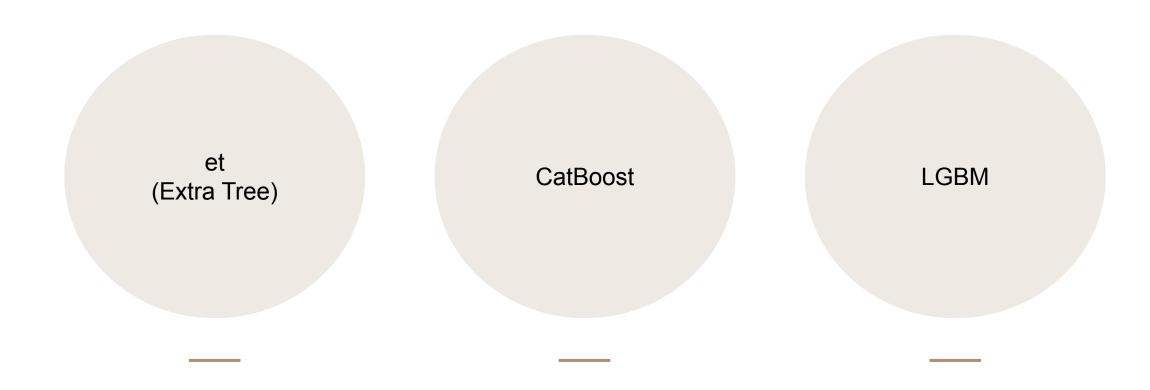
6개 변수 삭제

• X_04, X_23, X_47, X_48: '1' 유일값

● X_34, X_36: 레이돔 체결시, 스크류 회전 수는 동일해야 함. 34,36은 비슷한 분포를 가지고 있지 않아 제거



모델링



가장 성능이 우수한 3종류 모델 선택

SMOTE 기법을 이용하여 데이터 수 **25%** 증량

optuna를 이용하여 hyper parameter tuning

SMOTE

Tuning

ensemble

3가지 모델을 weight sum 앙상블

3가지 기법을 통해 모델 성능 개선



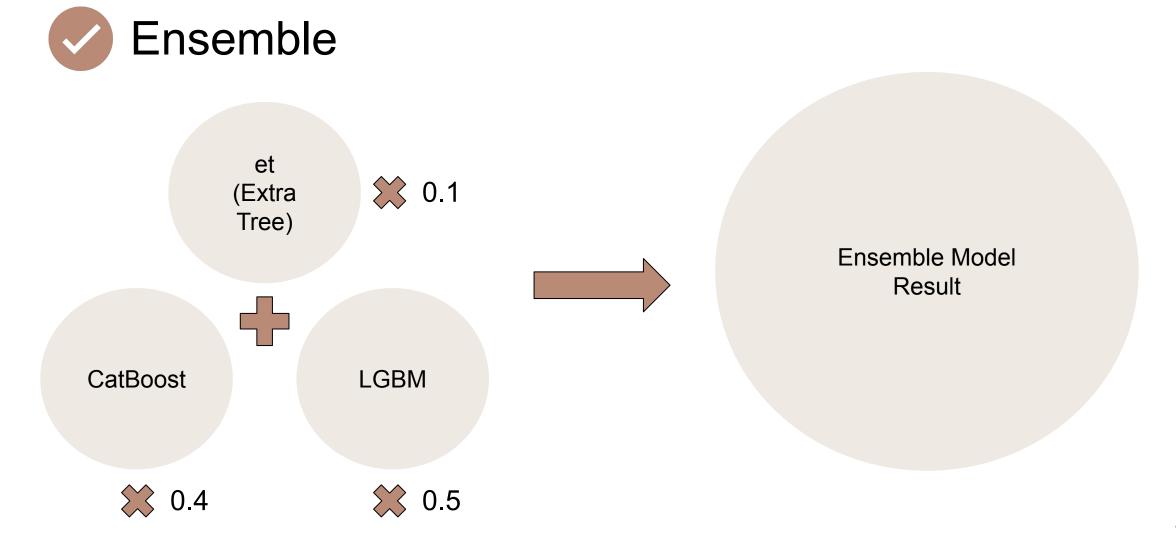
```
from imblearn.over_sampling import SMOTE import math

data_temp_np = np.array(data_temp * math.ceil(len(train_x) * 1.25)).reshape(-1,70) increase_data = pd.DataFrame(data_temp_np, columns = train_x.columns) train_x["class"] = 0 # 기존 데이터 label 0 increase_data["class"] = 1 # 임의 데이터 lable 1 new_train_x = pd.concat([train_x,increase_data],axis=0) # 임의 생성 데이터 concat sm = SMOTE(random_state=42) X_res, y_res = sm.fit_resample(new_train_x.iloc[:,:-1], new_train_x["class"])
```

인위적으로 label을 붙여 데이터 25% 증량



- et (Extra Tree)
 n_estimators, max_depth, min_samples_split, min_samples_leaf
 총 4개 파라미터 최적화
- LGBM num_laeves, max_depth 등 총 **9개** 파라미터 최적화
- Catboost 튜닝 진행 X (시간 부족)



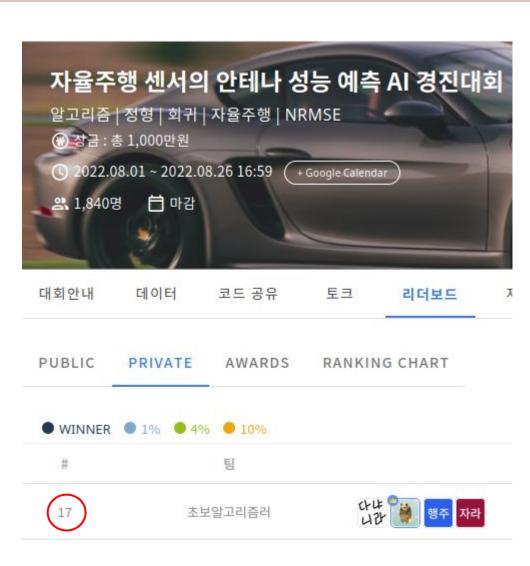
결론

도메인 지식이 없는 상태에서, 가능한 많은 파생변수를 생성하여 Tree기반의 모델에서 보다 높은 점수를 얻었고,

SMOTE를 이용하여 인위적인 데이터를 증량한 것이성능 개선에 도움을 줌

- * 아쉬운 점
- 1. Catboost의 파라미터 튜닝을 시간상 진행하지 못한 점
- 2. 최고 성능을 내는 LGBM 파라미터를 시간상 적용하지 못한 점

● 17등 / 1,840명 참여기간 : 2022.08.01 ~ 2022.08.26



감사합니다