신용카드 사기 거래 탐지 AI 경진대회

주최 / 주관: 데이콘

심승현, 박선홍

목차

- 1. 팀원 소개 및 역할
- 2. 문제 정의
- 3. 데이터 분석
- 4. 문제 접근 방법
- 5. 모델링
- 6. 성능 향상 방법
- 7. 결론

1. 팀원 소개 및 역할



심승현 Main : 모델링 및 테스트 sub : 데이터 처리



박선홍 Main : 데이터 처리 sub : 모델링 및 테스트

2. 문제 정의

모든 데이터 대해 사기 거래 여부를 확인/기록하는 작업(Labeling)은 많은 비용 필요

사기 거래 여부를 **모르고** 방대한 데이터 사기 거래 탐지를 할 수 있는 AI모델 개발 (비지도 학습으로 사기 거래 여부를 판별)



Feature 30개를 이용하여 비지도 학습으로 Y를 예측하는 AI모델 개발 macro-f1-score을 통하여 AI모델 성능 평가

3. 데이터 분석

데이터 내용

- Train / Validation 데이터셋 제공
- Train은 Target값 존재 X
- Validation은 Target값 존재 O
- Validation은 학습에 사용할 수 없으나, 통계치는 이용 가능

평가는 <u>macro-f1-score</u>로 진행

- 정상(0)뿐 아니라 **비정상(1)도 잘 맞춰야** 높은 점수 획득 가능

3. 데이터 분석

전체 데이터

Train: 113842개 데이터

Validation: 28462개 데이터 => 정상: 28432 / 비정상:30

Test: 142503개 데이터

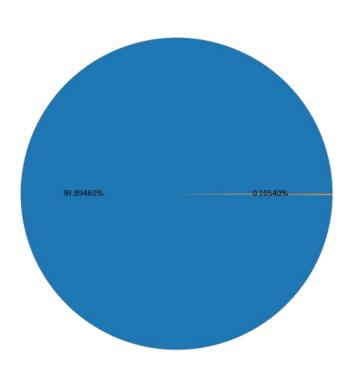
정상: 비정상 비율의 차이가 심함

비정상 비율: 0.001055%

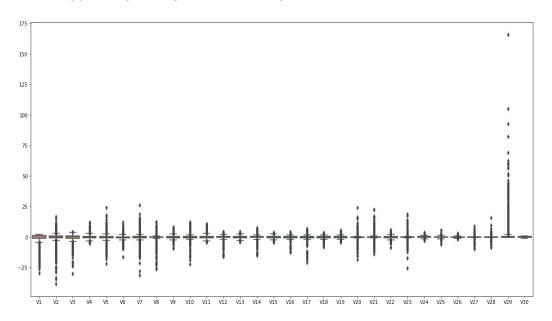
모든 데이터는 비식별화 되어있음.

- 의미가 있는 파생feature을 생성하기 어려움
- 이상치인지 판단하기 어려움

validation set



3. 데이터 분석



각 feature의 IQR값을 볼 때, IQR를 벗어나는 '이상치'가 다수 존재

하지만, 대회 특성상 '비정상' 을 구분하는데 중요한 역할을 할 것이라 판단하여 제거 X

4. 문제 접근 방법

1차 머신러닝 처리

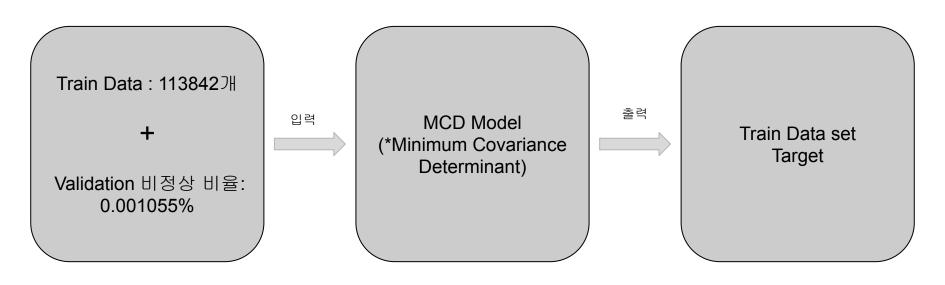
Validation target의 **통계**를 이용, Train의 Target(0 - 정상 , 1 - 비정상)을 생성 일반적인 분류 문제로 변경



2차 머신러닝 처리

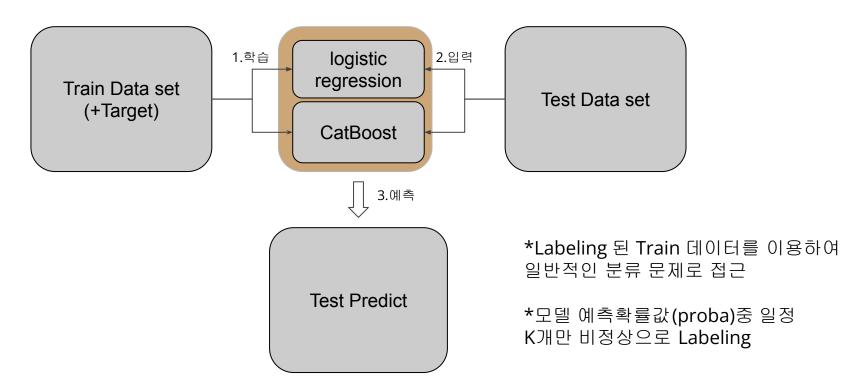
Train의 Target을 이용한 분류문제 해결 + 앙상블

5. 모델링 (1차 처리) - Labeling



Validation 비정상 비율을 이용하여 Train 데이터 Target값 부여 (* 113842개 데이터 중 0.001055% 비율은 약 120. 즉, Train Data에는 120개의 비정상 데이터가 있다고 가정)

5. 모델링 (2차 처리) - Classification



6. 성능 향상 방법

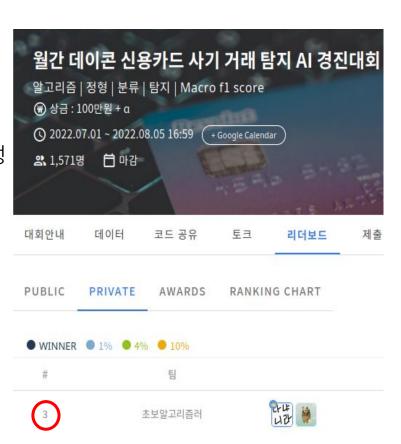
- 1차 처리 방식에서 Train Data Set에 이상치가 120개라 판단
 > 120개가 아닌, ±5 범위로 폭넓게 실험하여 최적의 값 118 적용.
- Test Set에 Validation 비정상 비율을 적용하면 성능 하락
 - > 평가지표가 macro-f1-score기 때문에, 비정상 데이터를 보다 올바르게 분류하는게 좋음
 - > Test Set 평가에는 Validation 비율 2~2.5배를 적용하여 보다 비정상 데이터를 잘 찾게 구성
- Test Set을 예측할때, 각 모델 확률값 중 K개만 비정상으로 Labeling
 - > 모델마다 최적의 K를 적용(Ir -311 / CatBoost 305)
- 모델 앙상블
 - > 두 모델이 모두 비정상(1)이라 판단하는 데이터만 최종적으로 비정상으로 판단

7. 결론

다른 팀들과 마찬가지로 **비지도 학습**으로 접근 +**추가로 머신러닝을 이용**하여 높은 성적을 달성

3등 / 1,571명

참여기간: 2022.07.01 ~ 2022.08.05



감사합니다.