

# 이상거래탐지 Creditcard Fraud Detection

team 3

최솔 변지형 신수빈 박지현

# CONTENTS

O 1 데이터 소개
Data Introduction

O2 GIOIET EDA & Data Pre-Processing

03 변수 선택 및 모델링

O4 모델 평가 및 한계점
Model Evaluation & Limits

Feature Engineering & Modeling

# O 1 GIOIEI 소개

**Data Introduction** 

# 데이터 소개

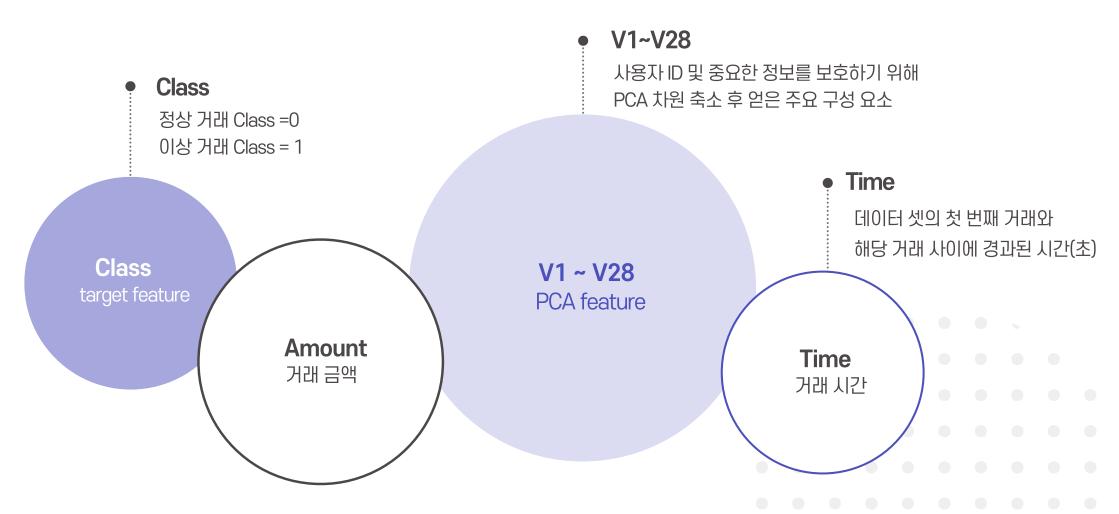
### **Data Introduction**

### 분석 배경

카드사들은 사기성 신용카드 거래를 인지하여 고객이 구매하지 않은 품목에 대한 비용을 청구하지 않는 것이 중요

### 데이터 설명

2013년 9월 유럽 카드 소유자들의 신용카드 거래 이틀 동안 발생한 거래를 나타내며, 284,807개의 거래중 492개의 부정 거래 존재 : 매우 불균형한 데이터



31개의 변수와 284,807행으로 이루어진 데이터

3

# 

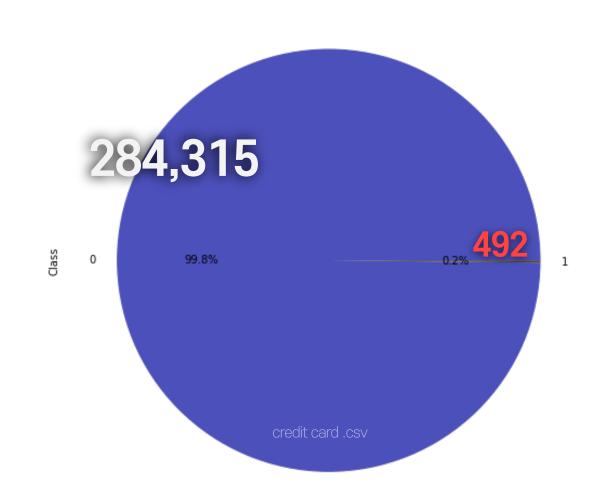
# 데이터 탐색 및 전처리

**EDA & Data Pre-Processing** 

# 데이터 탐색

**EDA** 

01 불균형한 데이터



Class 변수의 불균형 → 샘플링 뒤 전처리 진행

### 02 신용카드 결제 금액이 \$0인 1,825개의 데이터

전체 데이터에서 0.6% 차지, 오류 의심

- 카드 번호 확인 서비스 : 카드가 정상인지 확인하기 위해 \$0의 요금 부과
- \$0.01 미만의 소액 거래
   : \$0.01, \$0.02와 같은 0.01단위의 거래 존재하므로
   \$0.01 미만의 금액은 \$0으로 표시될 가능성 존재
- 할인된 금액 / 이벤트 응모성 결제

Amount = 0 데이터 → 유의미하다고 판단

# 데이터 탐색 및 전처리 $\mathbf{02}$

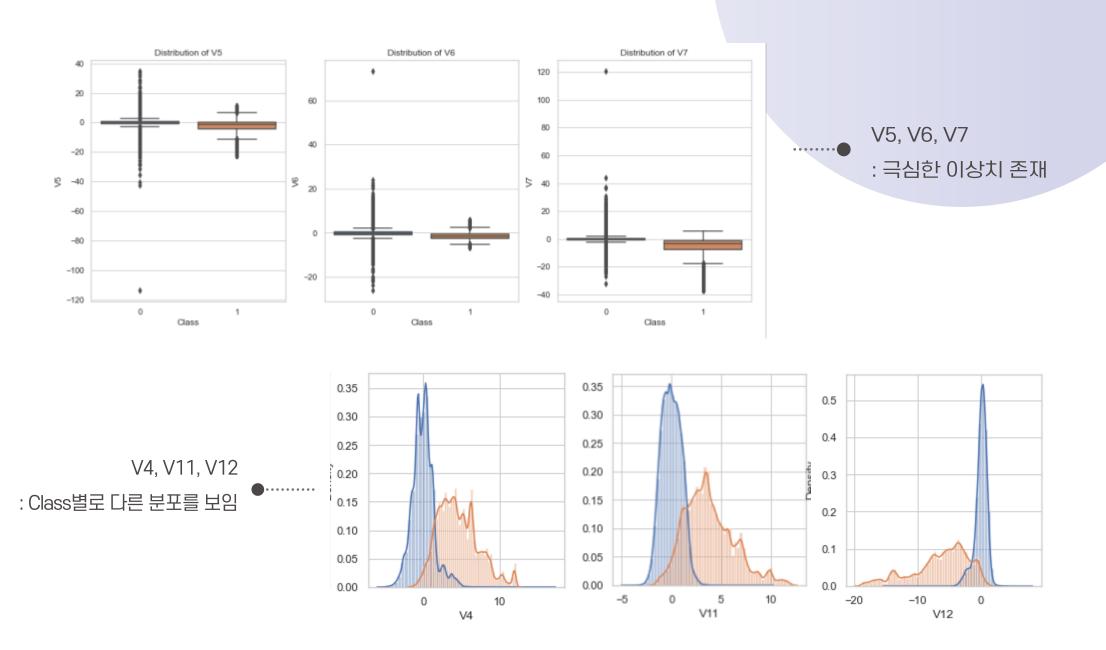
# 데이터 탐색

## **EDA**

03 결측치 없음

df.isnull().any() Class False Time False False Amount False ٧2 False ٧3 False False ٧5 False ۷6 False ٧7 False ٧8 False ٧9 False V10 False V11 False V12 False V13 False False V14 V15 False False V16 V17 False V18 False V19 False V20 False V21 False V22 False V23 False V24 False V25 False V26 False V27 False V28 False

### 04 샘플링 후 변수 시각화



# Sampling

### 01 train / test set 분할

전체 데이터의 20%를 test set 으로 지정

train set : 227,84 5행 / test set : 56,962 행

### 02 1,251개의 중복 데이터 처리

31개 변수의 값이 모두 일치하는 데이터 존재 무의미한 데이터라 판단 → 처음 행 보존, 중복 행 717개 제거

### 03 Sampling 방법 선택

### SMOTE(Synthetic Minority Over-sampling Technique)

오버샘플링 방법

소수 클래스의 샘플을 가져온 뒤 임의의 값을 추가하여 새로운 샘플을 데이터에 추가하는 방식

### ....• Class 0 : 22

Class 0: 226758

Class 1:  $370 \rightarrow 226758$ 

### | SMOTETomek

복합 샘플링 방법으로 SMOTE와 Tomek's link를 결합한 방법

\* Tomek's link: 서로 다른 클래스가 있을 때 서로 다른 클래스끼리 가장 가까운 데이터들이 토멕링크로 묶여서 토멕링크 중 분포가 높은 데이터를 제거

### Class 0 : 226758 → 226105

Class 1:  $370 \rightarrow 226105$ 

### **(((**

### **SMOTEENN**

복합 샘플링 방법으로 SMOTE와 ENN을 결합한 방식

\* ENN(Edited Nearest Neighbours) : 소수 클래스 주변의 다중 클래스 값 제거

Class 0 : 226758 → 217858

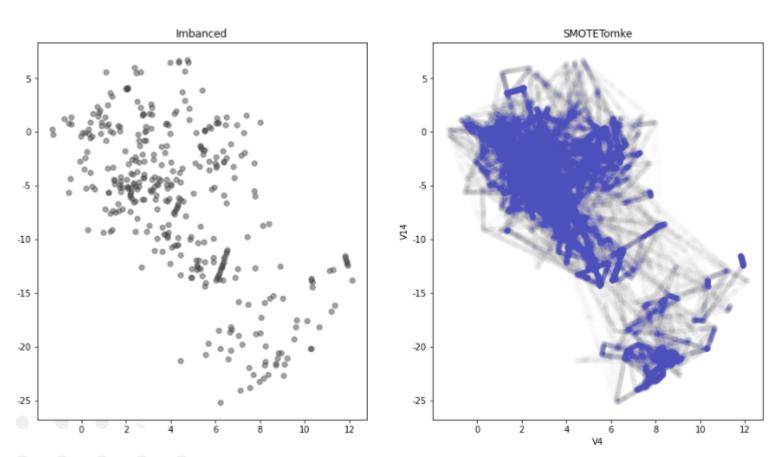
Class 1:  $370 \rightarrow 208253$ 

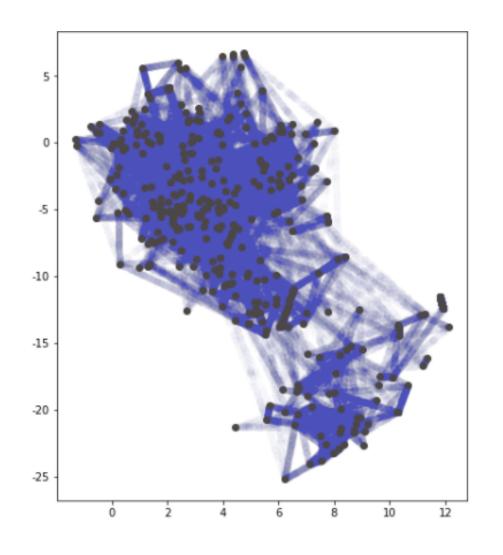
# **SMOTETomek**

Class 0 :  $226758 \rightarrow 226105$ 

Class 1:  $370 \rightarrow 226105$ 

### Class = 1의 분포 변화



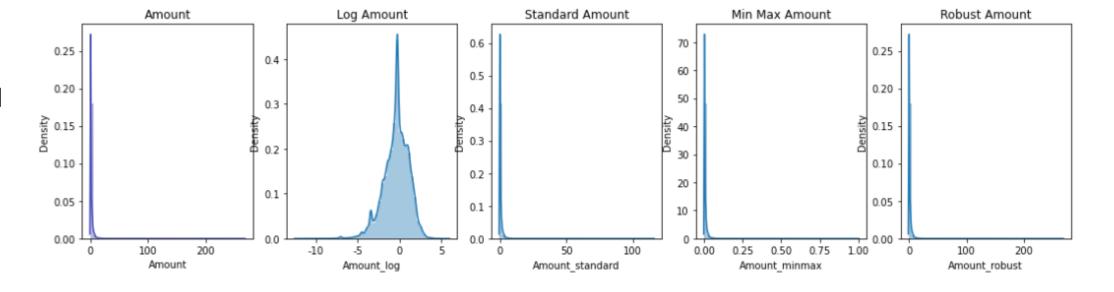


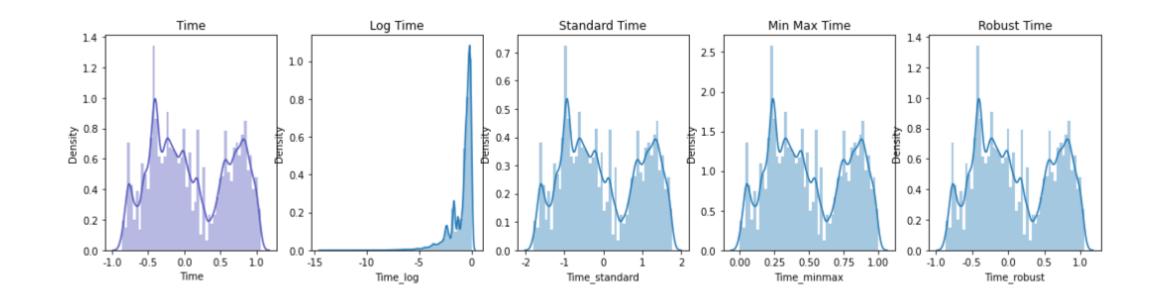
2

# Scaling

PCA 처리된 변수 V1~V28에 비해 Amount와 Time은 데이터 분포가 크며, 특히 Amount는 0에 편향된 비대칭 데이터

→ 스케일링을 통해 원본 데이터 변환

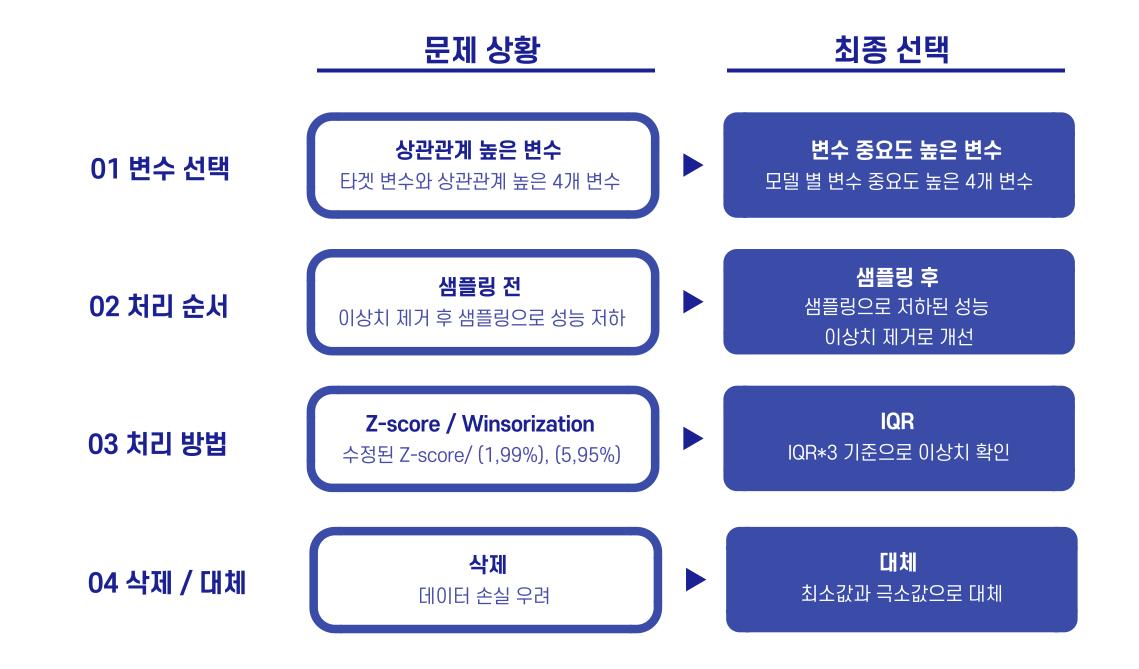




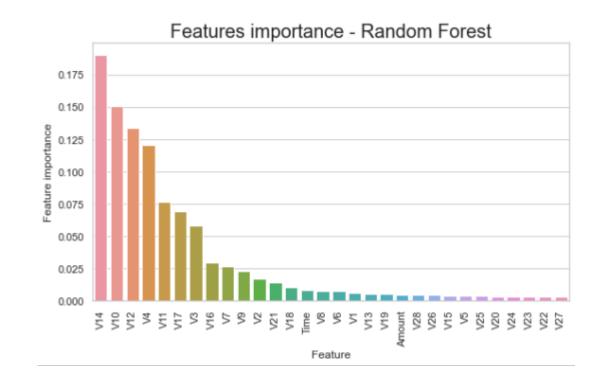
### Robust Scaler 선택

: 중앙값과 분위수를 사용하여 이상치에 크게 영향 받지 않을

이상치 제거



# 이상치 제거

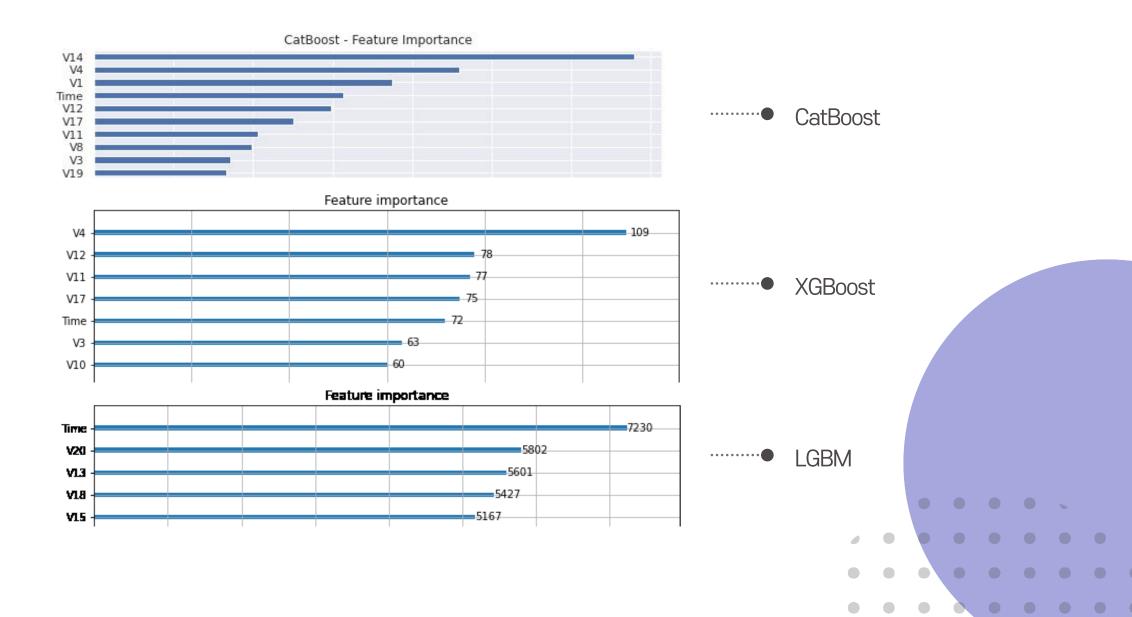


Random Forest: V4, V10, V12, V14

| CatBoost : V1, V4, V12, V14

| XGBoost : V4, V11, V12, V17

**LGBM**: V13, V15, V18, V20



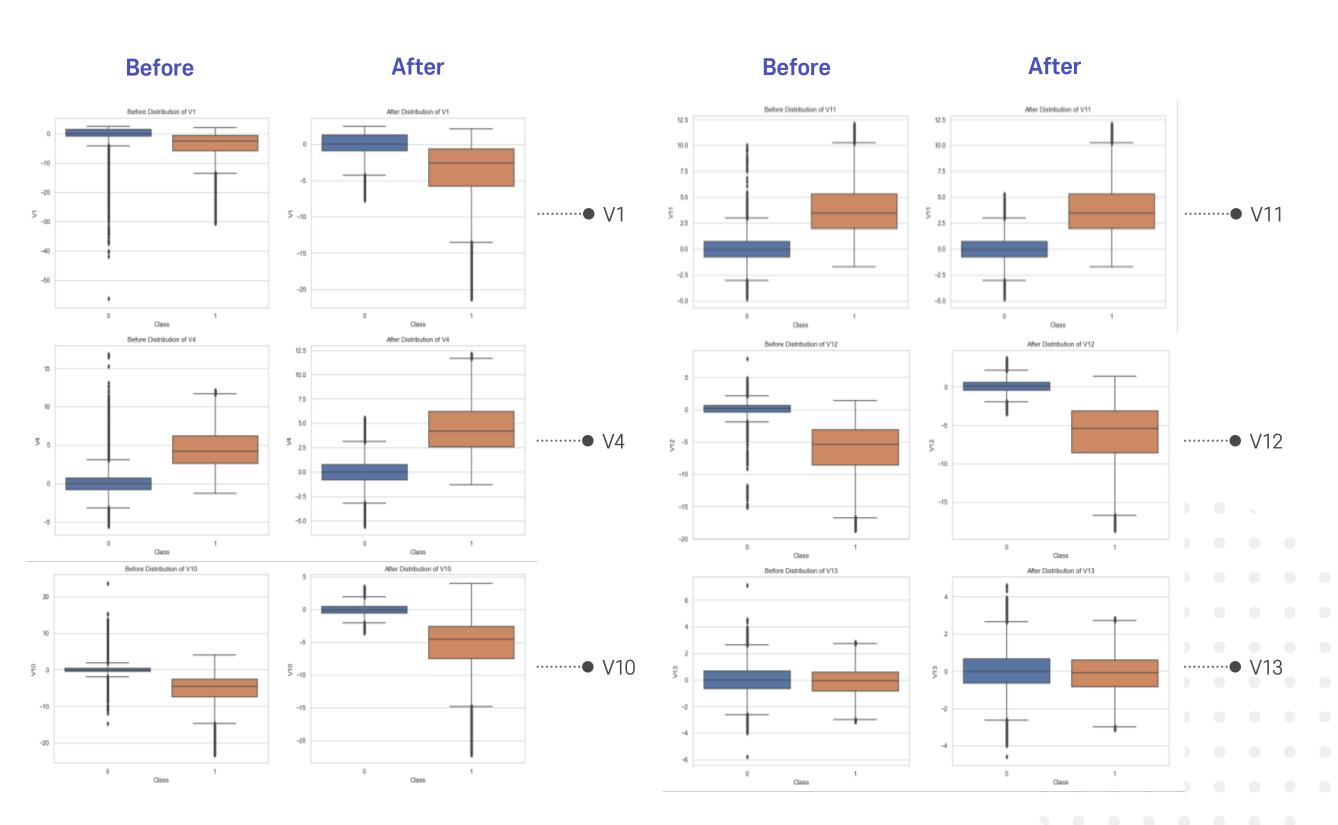
# 이상치 제거

Random Forest: V4, V10, V12, V14

| CatBoost : V1, V4, V12, V14

**XGBoost**: V4, V11, V12, V17

**LGBM**: V13, V15, V18, V20



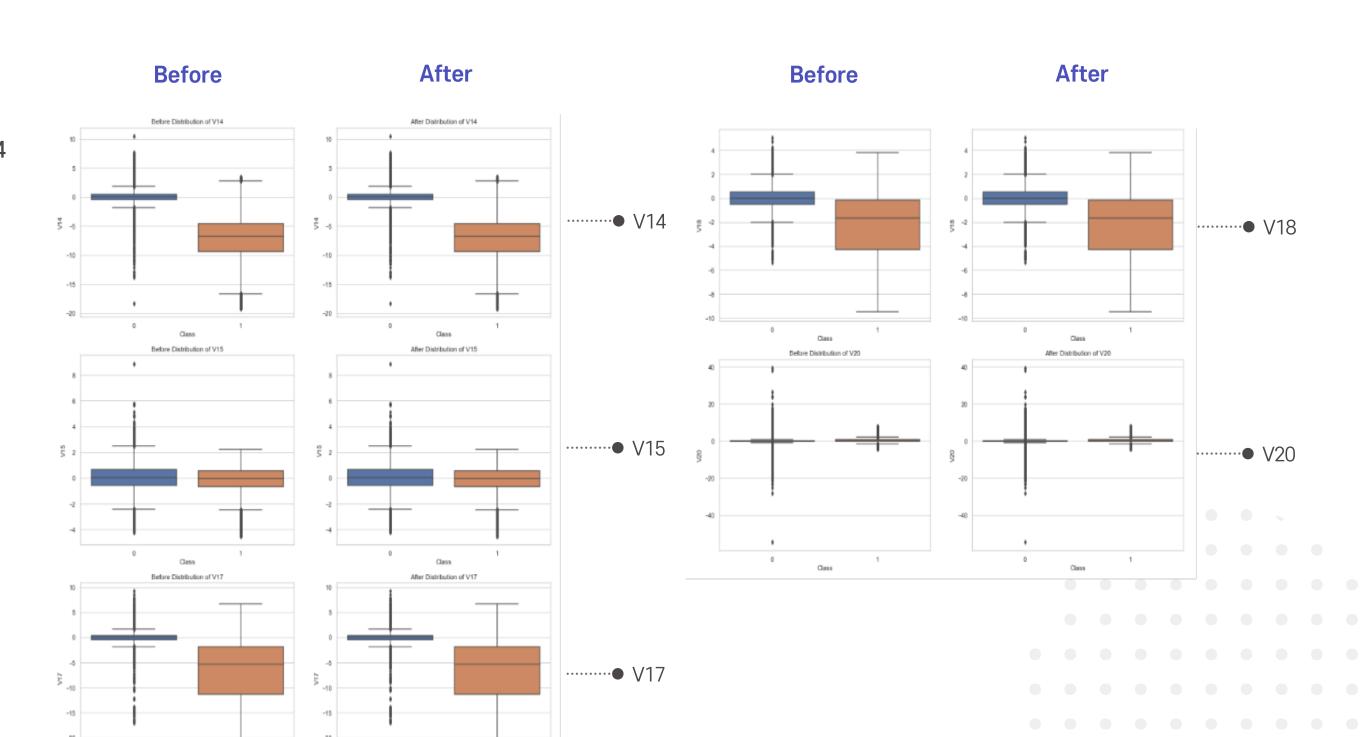
# 이상치 제거

Random Forest: V4, V10, V12, V14

| CatBoost : V1, V4, V12, V14

| XGBoost : V4, V11, V12, V17

**LGBM**: V13, V15, V18, V20



# 다중공선성 제거

**01** 변수 제거 기준



### 02 변수 제거 과정

Feature	VIF Factor
V7	53.11
V17	35.06
V3	30.83
V12	26.23
V16	26.00
V5	24.78
V10	22.77
V14	19.71
V2	19.57
V11	14.10
V18	13.88
V1	13.70

Feature	VIF Factor	
V17	34.8	
V12	26.2	
V16	25.91	
V3	24.17	
V10	19.61	
V14	18.96	
V5	15.88	
V11	14.04	
V18	13.88	
V12	13.29	

Feature	VIF Factor
V12	24.85
V16	22.42
V3	22.36
V10	19.36
V14	18.96
V5	14.56
V11	13.84
V18	13.00
V12	10.60

reature	VIF Factor
V12	24.46
V16	22.00
V3	20.73
V10	19.14
V14	18.30
V11	13.64

RF: V12 V3 V16 V10 V14

CatBoost: V12 V16 V10 V3 V14 V11 LGBM: V12 V16 V14 V3 V10 V11

# 05-

# 변수 선택 및 모델링

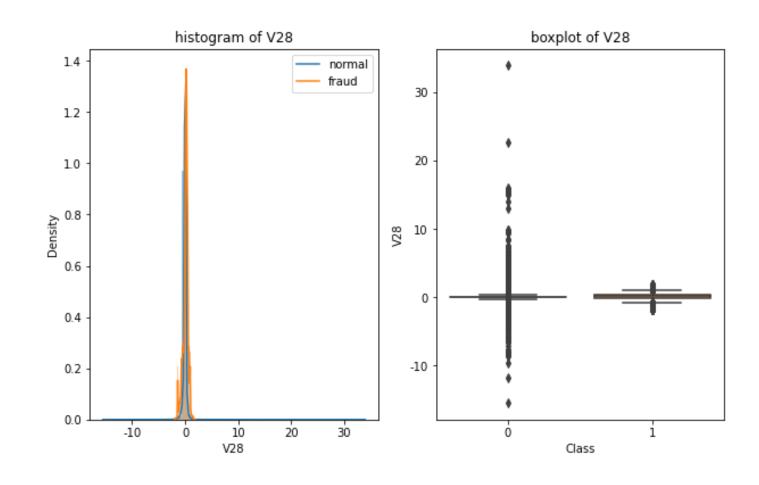
Feature Selction & Modeling

# 변수 선택

### **Feature Selection**

### 01 Near - Zero Varinace

변수를 선택하는 기법 중 가장 단순한 방법, 분산이 거의 0인 변수 제거 V28: 가장 낮은 분산 (0.2 이하)을 가진 변수



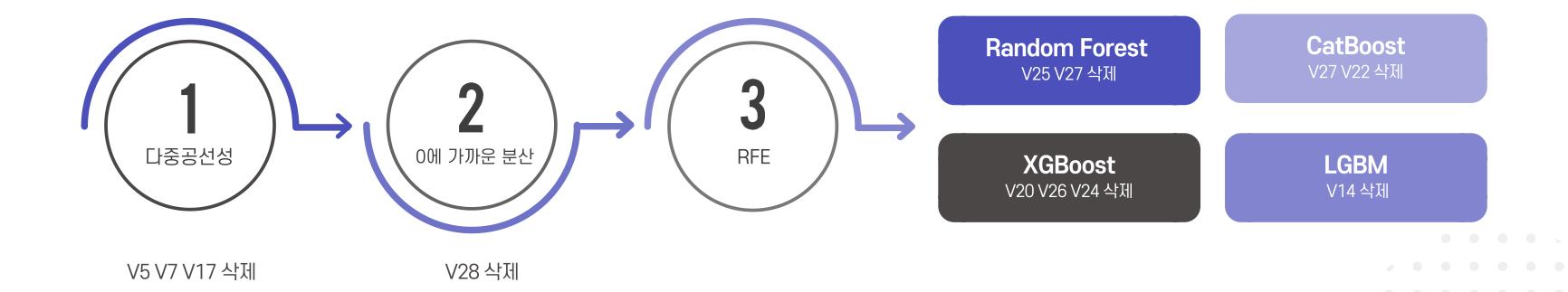
### 02 RFE (Recursive feature elimination) - 재귀적 특성 제거

모든 특성으로 시작하여 모델을 만들고, 변수 중요도가 가장 낮은 특성을 제거하는 방식 제거한 변수는 제외하고 나머지 변수 전체로 새로운 모델 생성 지정한 특성개수가 남을 때까지 이 과정을 반복, 모델 지정 필요

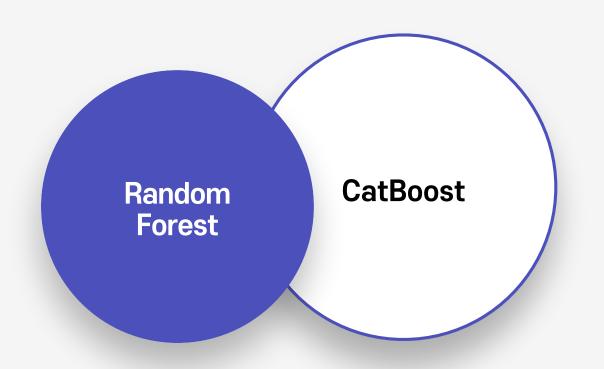
Random Forest	V25 / V27 / V20 / V22	
CatBoost	V27 / V22 / V20	→ 성능 비교 후 제거 변수 선택
XGBoost	V20 / V26 / V24 / V21	
LGBM	V12 / V14 / V10	

# 변수 선택

# 최종 변수 비교



# 모델 학습 Hyperparameter Tuning



### **Manual Search**

사용자가 꼽은 조합 내에서 최적의 조합을 찾는 방법

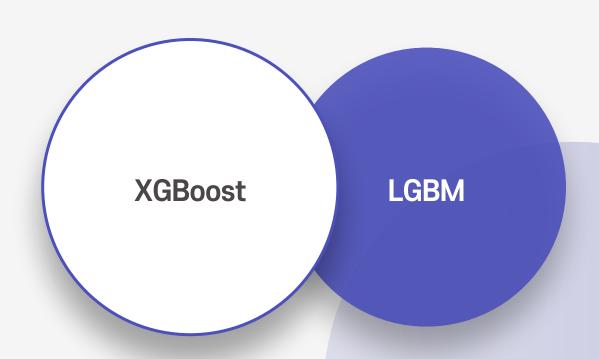
RandomForest: 성능을 올리는 방향으로 튜닝한 뒤, rfe로 변수선택 후에는 과적합을 방지하는 방향으로 튜닝함

CatBoost : 모델 특성 상 튜닝 없이 기본값으로도 좋은 성능을 보여줌.

또한 튜닝을 통해서 얻을 수 있는 효과는 크지 않음

### **Bayesian optimization**

어느 입력값을 받는 미지의 목적 함수를 상정하여, 그 함숫값을 최대로 만드는 최적해를 찾음 즉, 목적 함수(탐색대상함수)와 해당 하이퍼파라미터 쌍을 대상으로 Surrogate Model(대체 모델)을 만들고, 평가를 통해 순차적으로 업데이트해 가면서 최적의 하이퍼파라미터 조합을 탐색

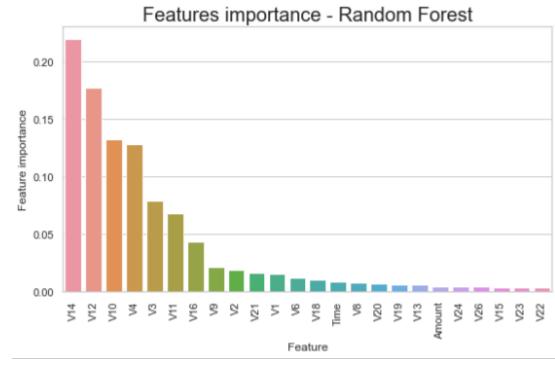


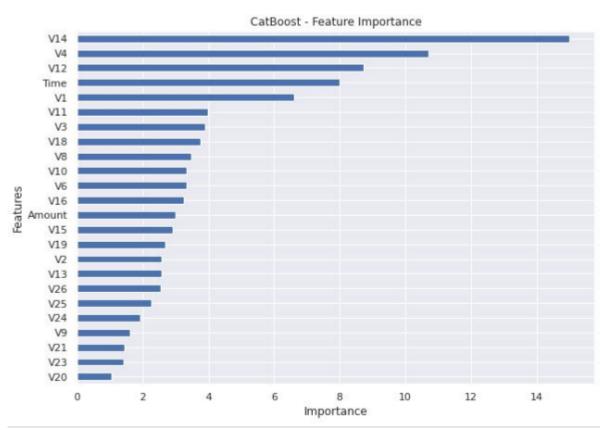
# 

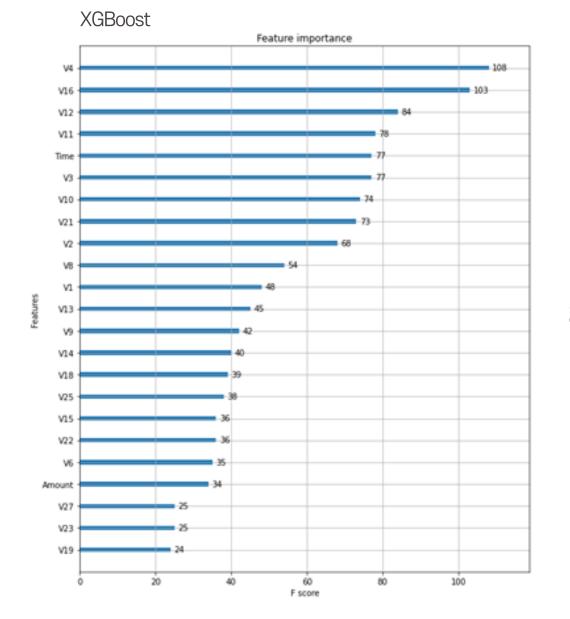
# 모델평가및한계점

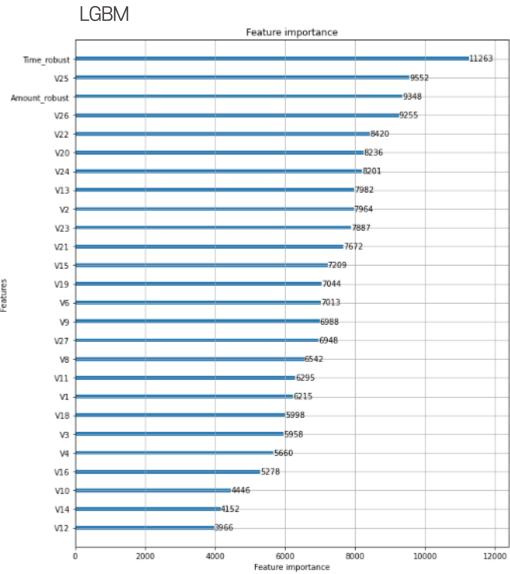
Model Evaluation & Limits

# 변수 중요도

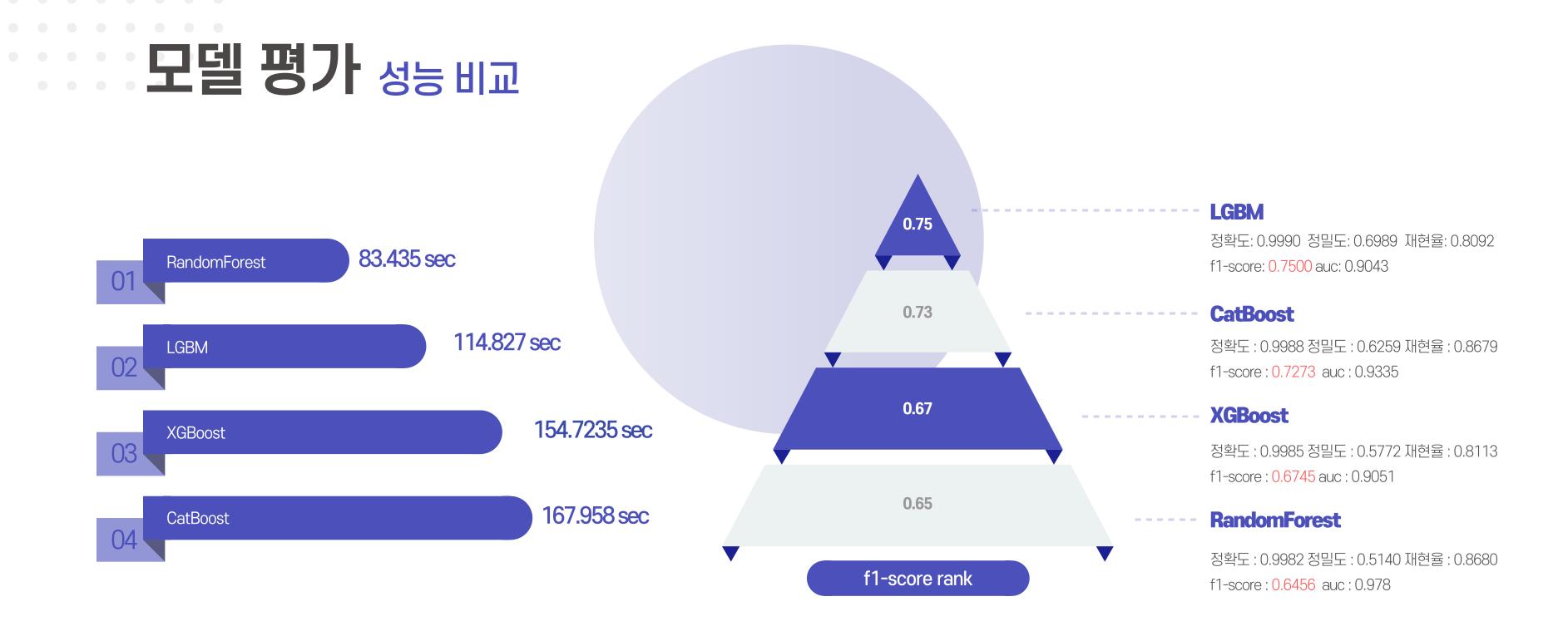






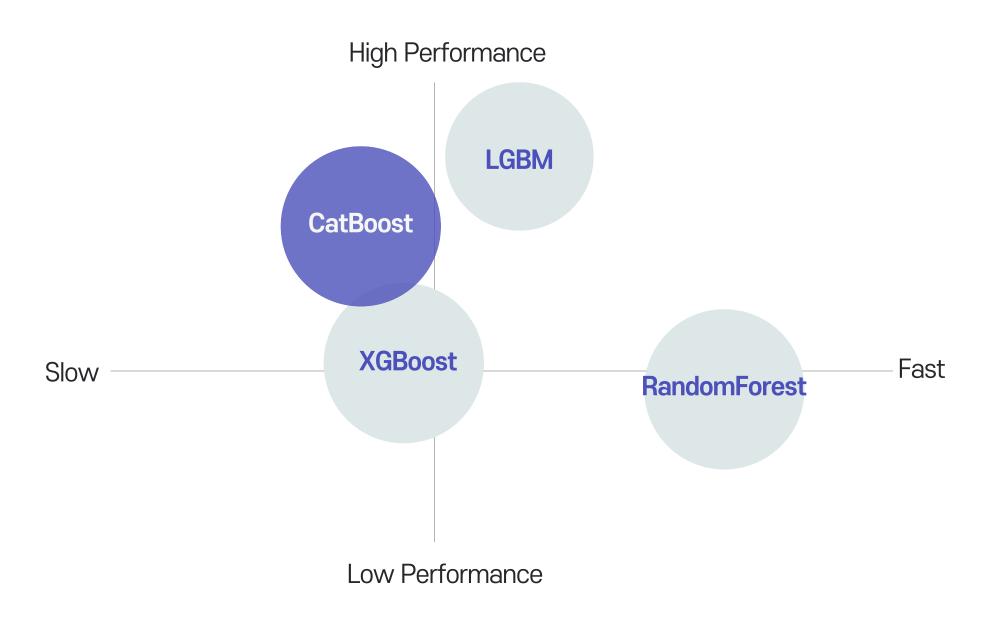


## 모델 평가 및 한계점 04

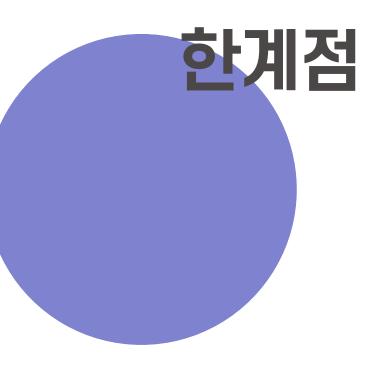


### 모델 학습 및 평가 04

# 모델 평가



- RandomForest : 제일 빠른 속도지만 상대적으로 낮은 성능
- LGBM: 높은 정확도와 빠른 속도를 보였지만 변수 중요도에서 다른 모델과 다소 큰 차이를 보임. (Class별로 수치가 차이가 보였던 변수들(V12, V14 등)의 낮은 중요도, 다른 모델에서는 공통적으로 중요하다고 판단된 변수들)
- XGBoost : 속도와 성능 면에서 다른 모델에 비해 두드러지지 못함
- CatBoost : 튜닝 없이 높은 정확도 + 상대적으로 속도는 느리지만 튜닝 시간 절약 가능



- 데이터 불균형으로 인한 분석의 어려움
- PCA처리 된 자료라 해석 및 전처리 과정에서 어려움
- SMOTETomek 과정에서 Class = 0인 데이터 수를 많이 줄이지 못함
- 다중공선성 위험을 완전히 없애지 못했음
- SVM 시간 너무 오래 걸려서 사용하지 못함
- 로지스틱 회귀, 의사결정나무의 성능이 낮아서 최종 모델에서 사용하지 못함
- 전처리 과정에서 성능이 낮아지는 경우 존재
- 과적합 가능성 존재

# 

team 3

최솔 변지형 신수빈 박지현