불균형 제조 데이터 분석 결과 보고서

1주차

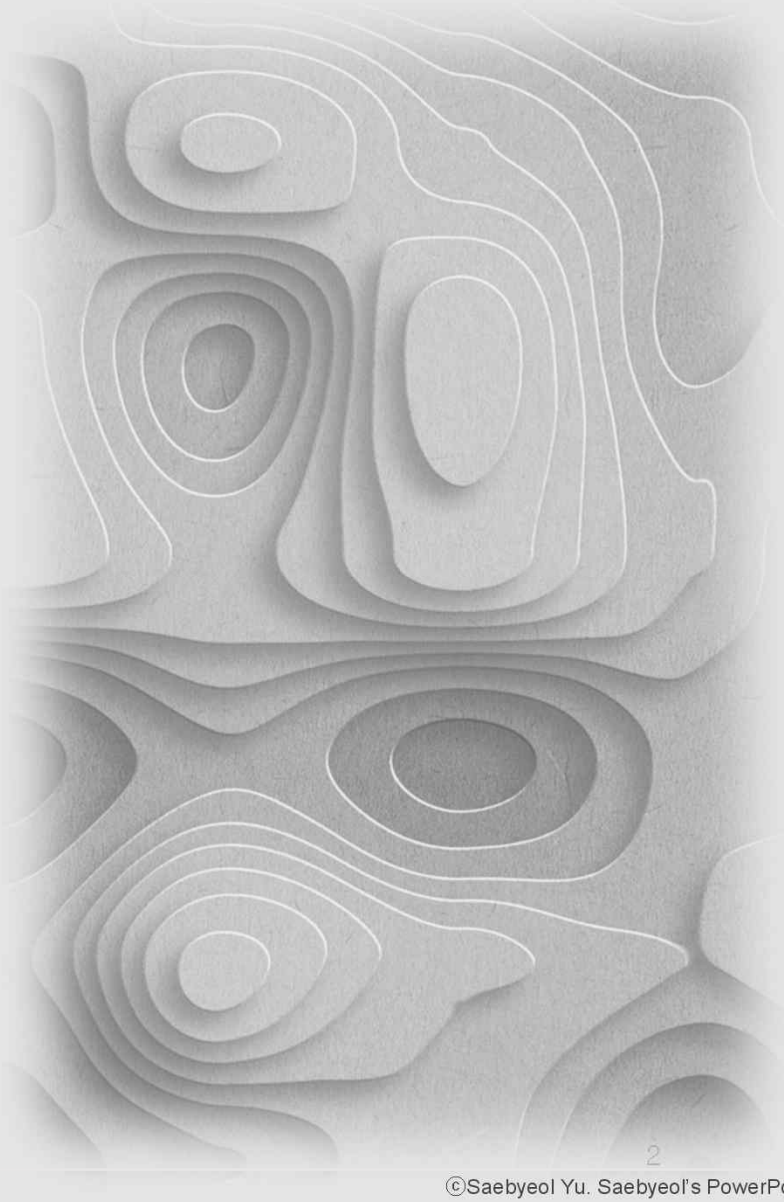
LS 빅데이터 스쿨 3기
3! 4!

발표 순서

1 불균형 데이터란?

2 데이터 전처리/불균형 해소

- 2-1. 변수 선별
- 2-2. 로그/제곱 변환
- 2-3. 표준화
- 2-4. 변수 조정
- 2-5. 불균형 해소
- 2-6. 모델 내장 매개변수



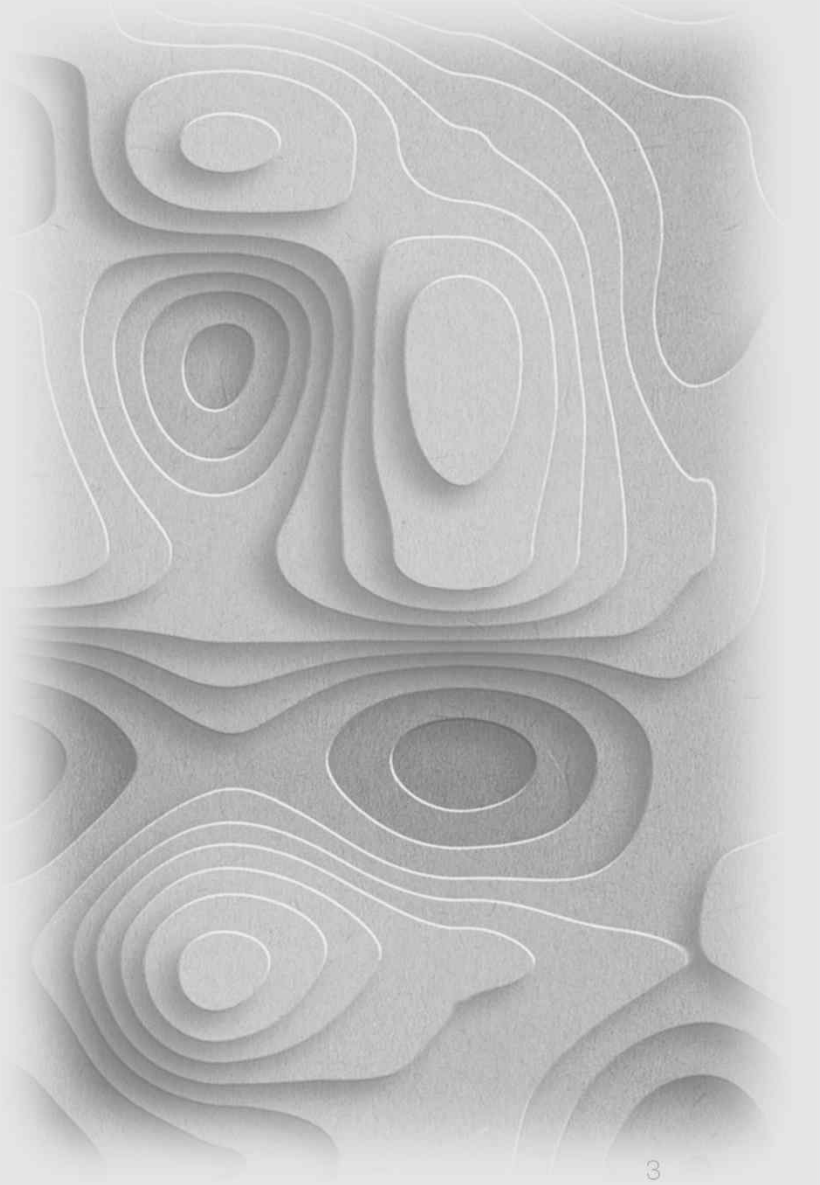
발표 순서

3 모델 생성 및 예측

- 3-1. 모델 및 평가 지표 선정
- 3-2. 성능 평가 및 최적 모델
- 3-3. 변수 중요도 분석

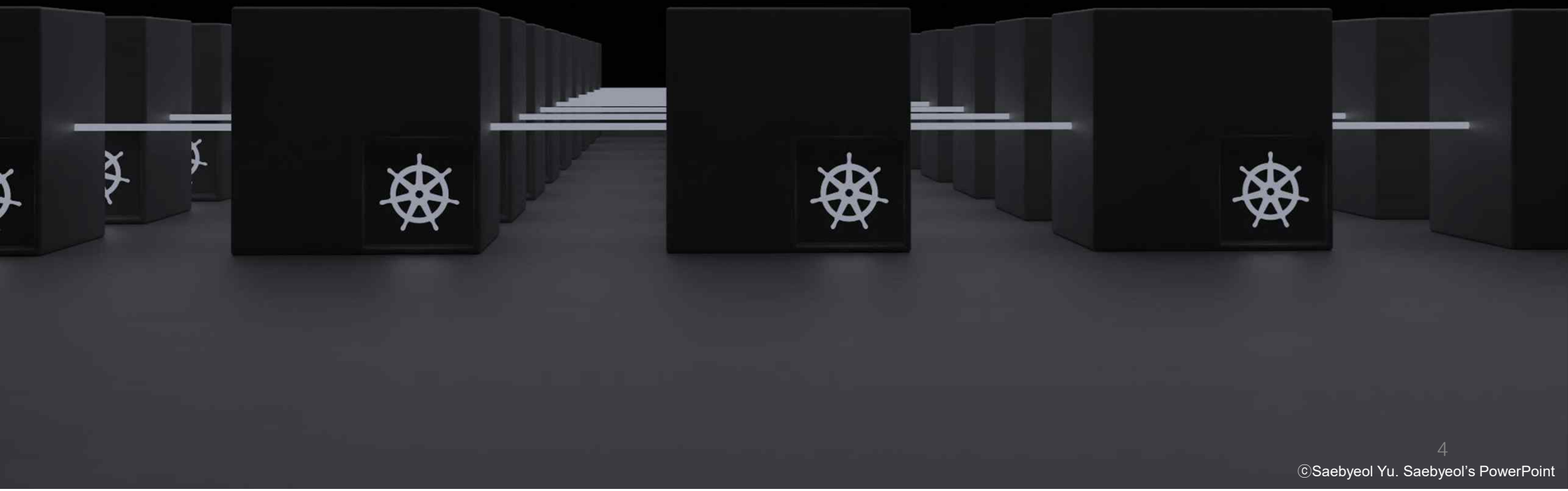
4 결론

- 4-1. 혼동행렬 분석



Part 1

불균형 데이터란 ?

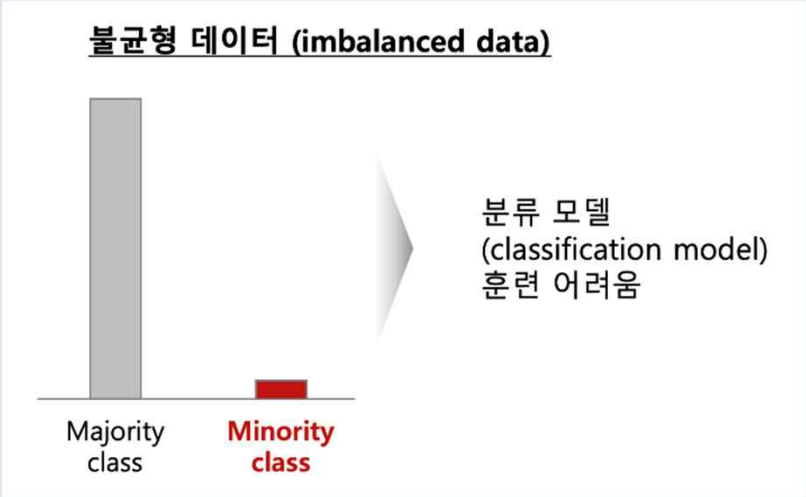


불균형 데이터

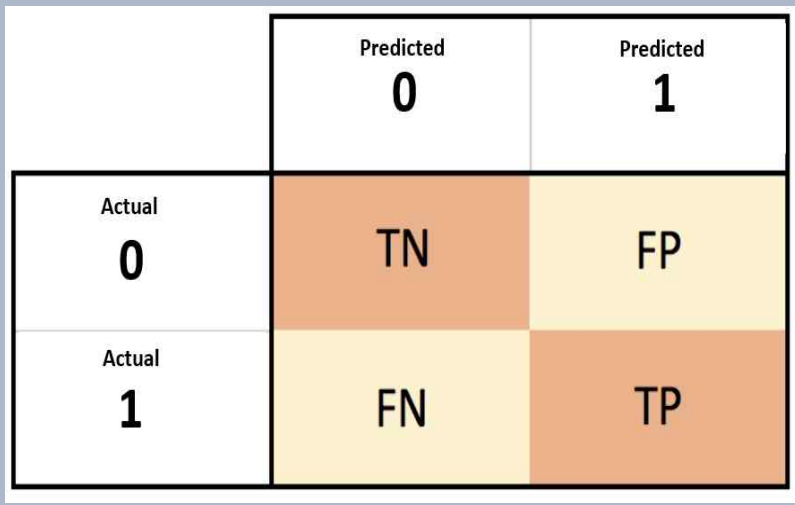
두 개 이상의 클래스 중, 한 클래스의 데이터가 다른 클래스에 비해 상대적으로 많거나 적은 경우

Part 1

불 균 형 데 이 터 란 ?



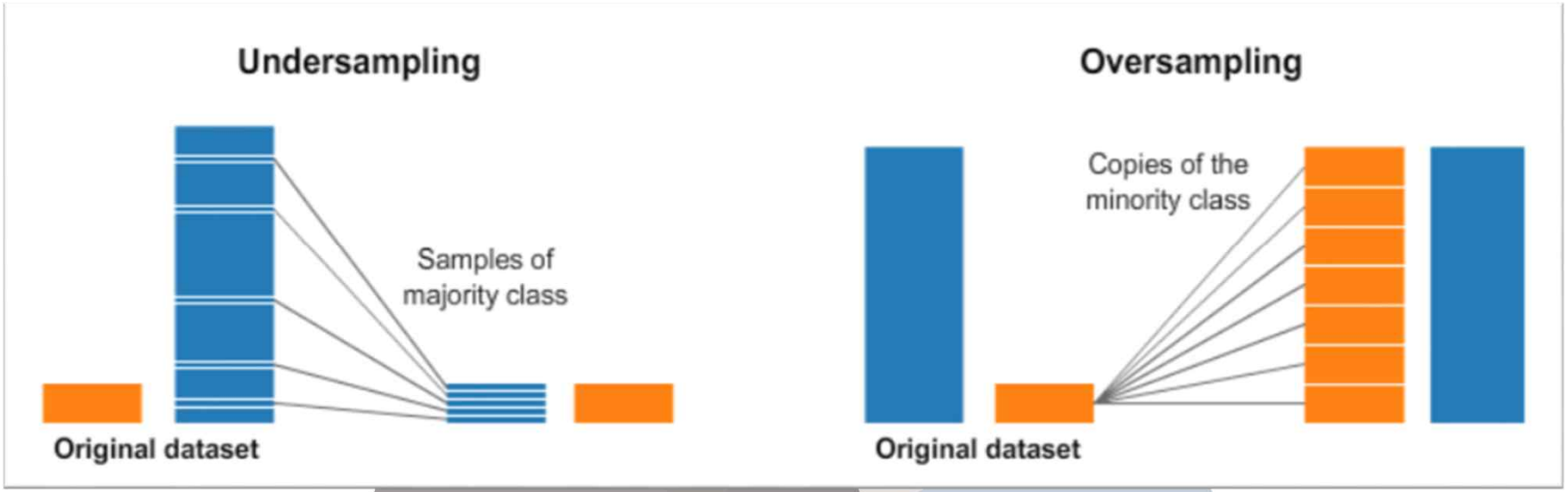
모델 성능 저하



평가 지표(정확도) 왜곡

Part 1

불 균 형 데 이 터 분 석 방 법



Resampling

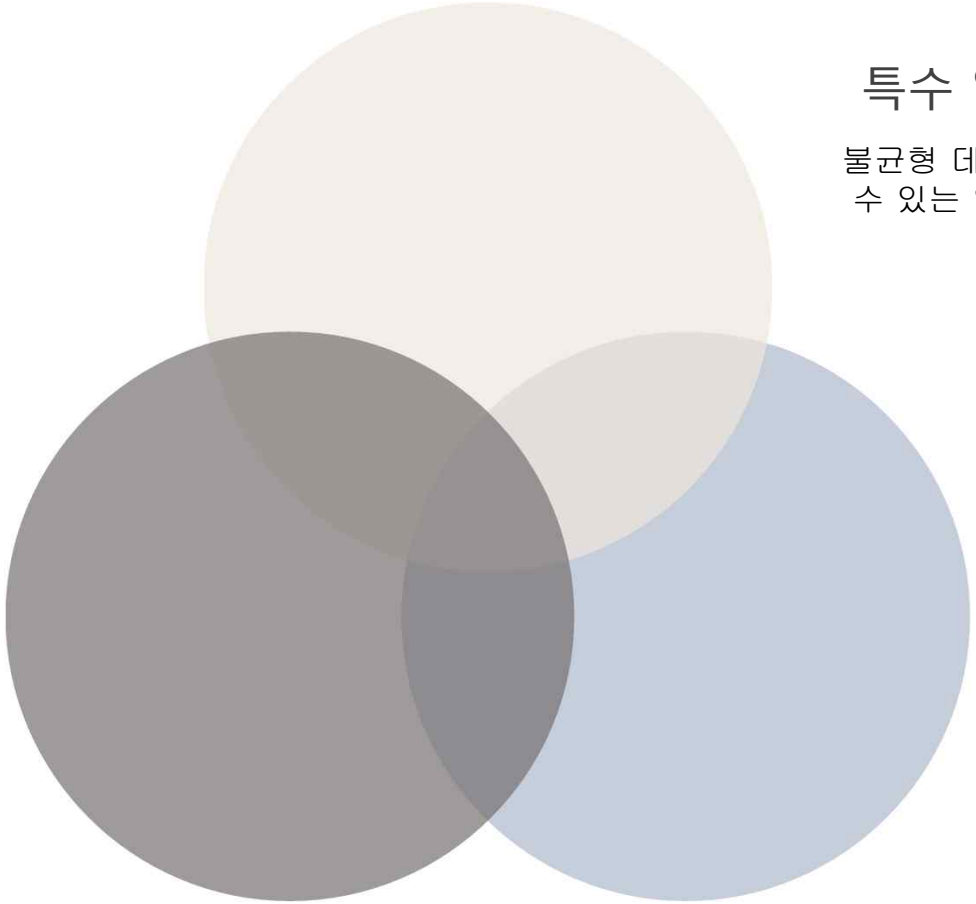
소수 클래스에 데이터를 추가하거나, 다수 클래스의 데이터를 줄이는 방식

적절한 평가 지표

F1-score, ROC-AUC, G-mean과 같은 지표로 성능 평가

Part 1

불균형 데이터 분석 방법



특수 알고리즘

불균형 데이터를 처리할 수 있는 알고리즘 사용

Resampling

소수 클래스에 데이터를 추가하거나, 다수 클래스의 데이터를 줄이는 방식

적절한 평가 지표

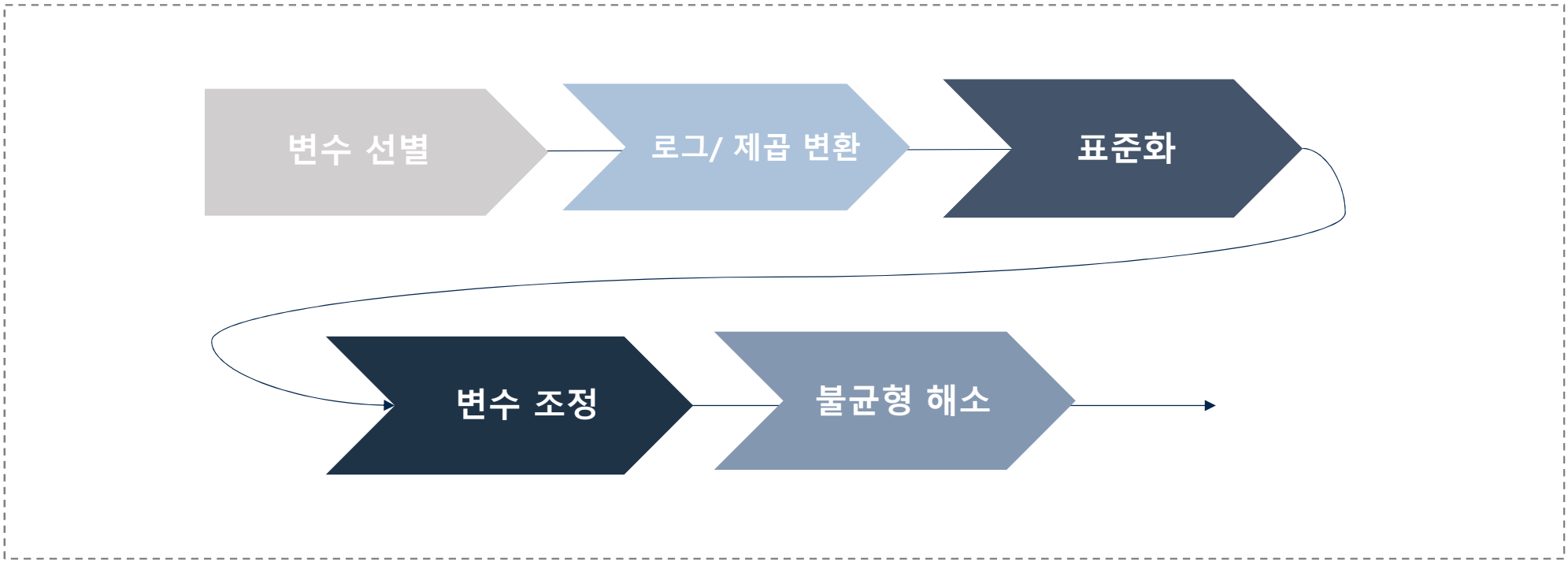
F1-score, ROC-AUC, G-mean과 같은 지표로 성능 평가

Part 2

데이터 전처리

Part 2

데 이 터 전 처 리

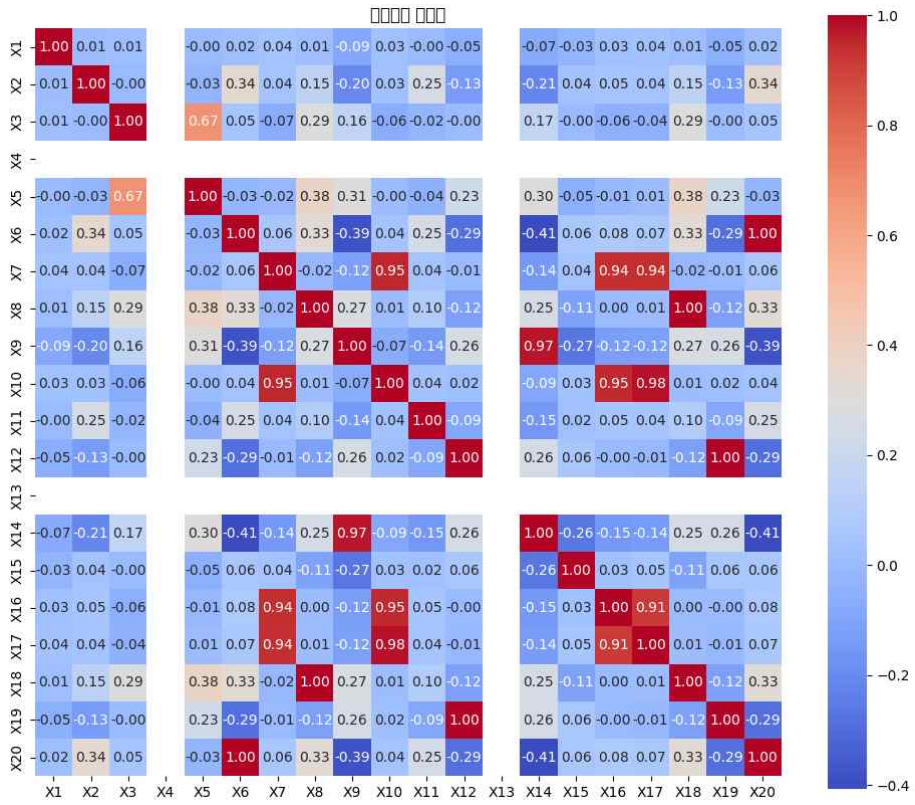


Part 2

2 – 1 . 변 수 선 별

> X4, X13, X18, X19, X20 삭제 결정

히트맵 작성



변수 확인

X4

0	0.015348
1	0.015348
2	0.015348
3	0.015348
4	0.015348
...	...
526995	0.015348
526996	0.015348
526997	0.015348
526998	0.015348
526999	0.015348

X13

0	0.249262
1	0.249262
2	0.249262
3	0.249262
4	0.249262
...	...
526995	0.249262
526996	0.249262
526997	0.249262
526998	0.249262
526999	0.249262

X6 = X20

0	0.036360
1	0.067407
2	0.018944
3	0.031475
4	0.061888
...	...
526995	0.015237
526996	0.021745
526997	0.068450
526998	0.020826
526999	0.028349

X8= X18

0	0.028087
1	0.028640
2	0.024502
3	0.025393
4	0.028450
...	...
526995	0.020338
526996	0.024307
526997	0.028167
526998	0.024307
526999	0.025920

X12= X19

0	0.682731
1	0.680891
2	0.685525
3	0.677980
4	0.673286
...	...
526995	0.679403
526996	0.687581
526997	0.680428
526998	0.689263
526999	0.683904

Part 2

2-2. 로그/제곱 변환

왜도(Skewness) 확인

	Feature	Skewness
0	X1	-0.218718
1	X2	36.615021
2	X3	-2.388446
3	X4	0.000000
4	X5	-3.364268
5	X6	8.599434
6	X7	11.222616
7	X8	13.387093
8	X9	-1.094985
9	X10	10.384905
10	X11	34.518678
11	X12	-5.496811
12	X13	0.000000
13	X14	-1.111204
14	X15	-3.180948
15	X16	12.243199
16	X17	9.409431
17	X18	13.387093
18	X19	-5.496811
19	X20	8.599434

왜도(skewness)가 2 이상

변환

왜도(skewness)가 -2 미만

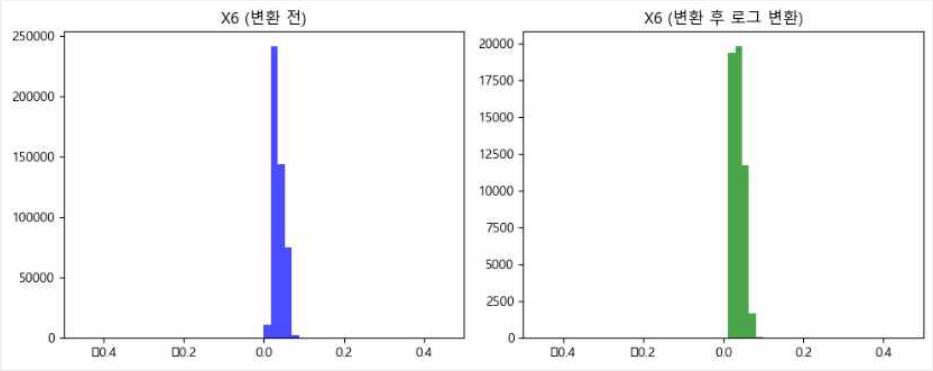
로그/제곱 변환 적용

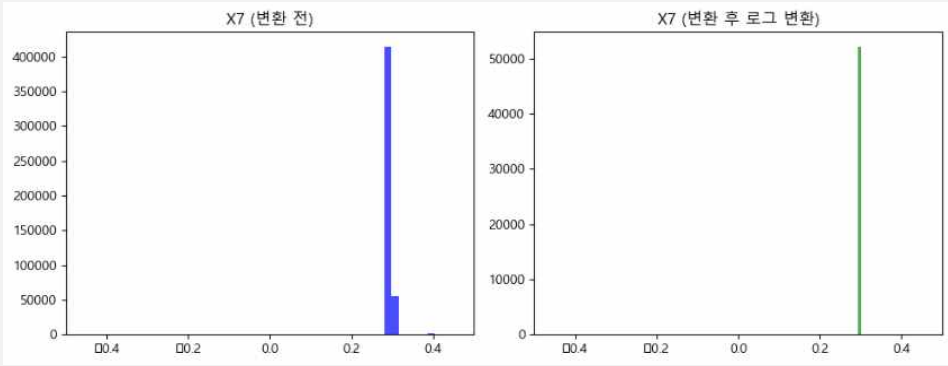
	Feature	Skewness
0	X1	-0.218718
1	X2	28.067650
2	X3	-0.226902
3	X4	0.000000
4	X5	-2.225061
5	X6	5.841793
6	X7	11.103668
7	X8	6.546843
8	X9	-1.094985
9	X10	10.326287
10	X11	28.607470
11	X12	-1.058493
12	X13	0.000000
13	X14	-1.111204
14	X15	-2.880579
15	X16	11.902576
16	X17	8.889719
17	X18	6.546843
18	X19	-1.058493
19	X20	5.841793

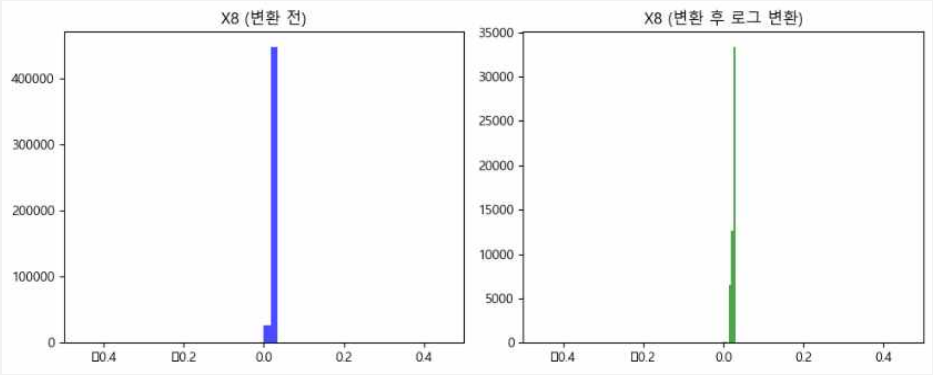
Part 2

2-2. 로그/제곱 변환

정규분포에 가까워졌을까?







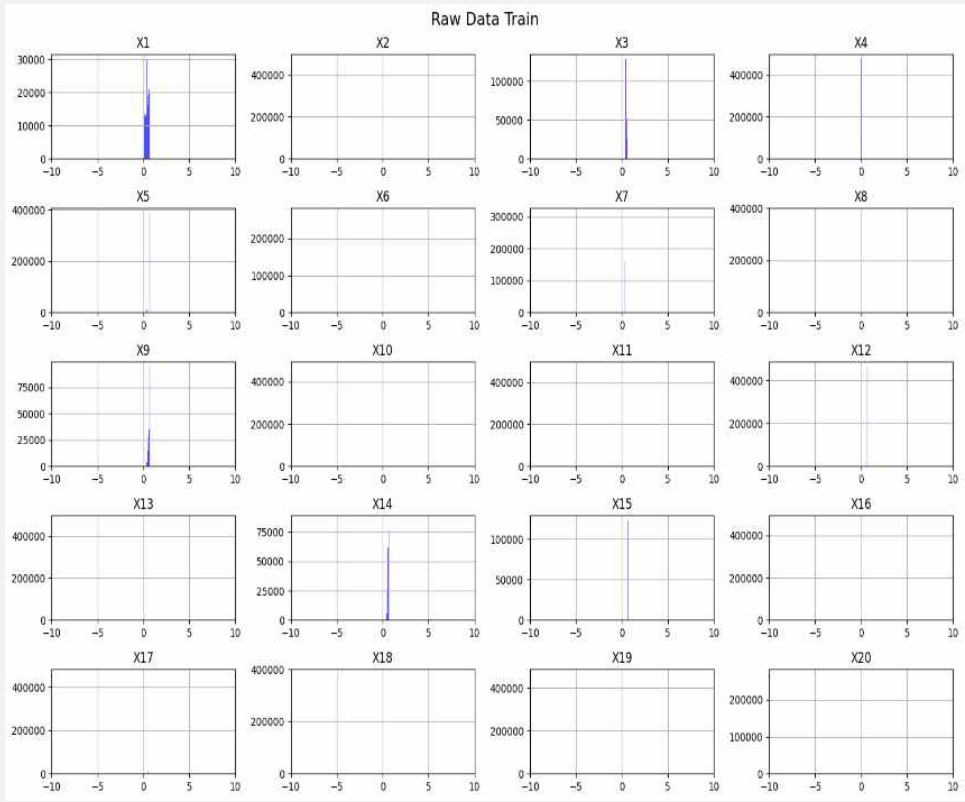
> 별로 변화가 없다
> 분류 모델의 경우 크게 영향이 없다

Part 2

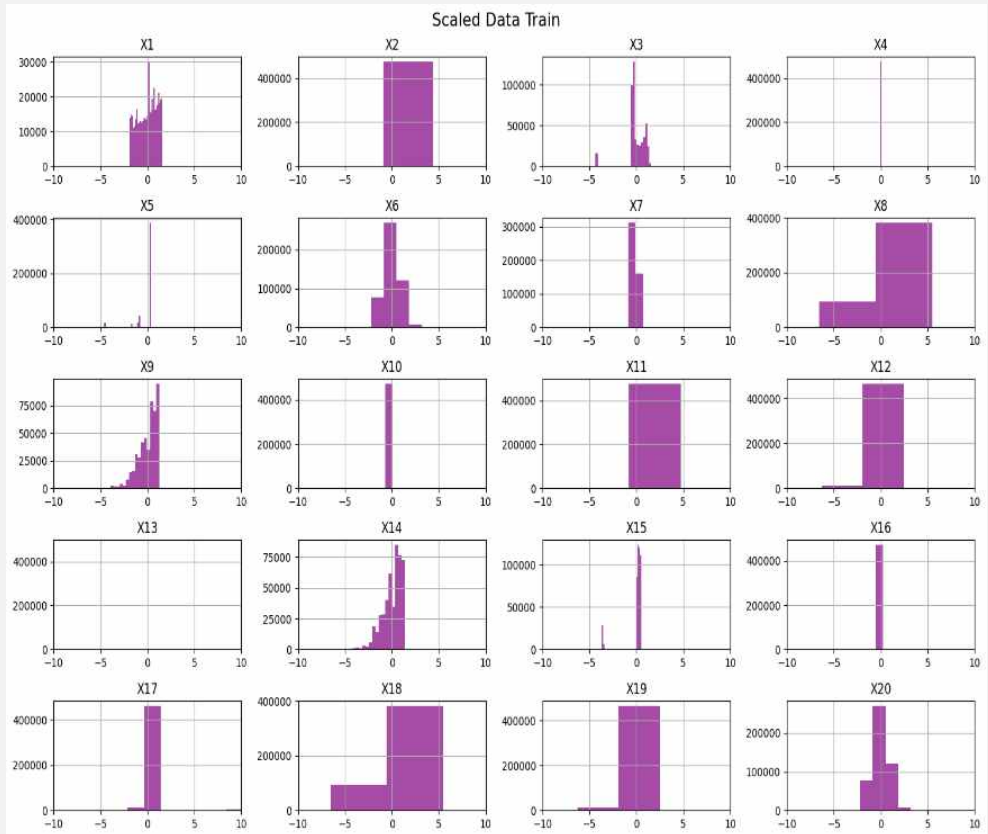
2 - 3 . 표 준 화

> 표준정규분포에 가까워짐
> 분류 모델에 적용할 경우 성능에 영향이 거의 없음

적용 전



적용 후



Part 2

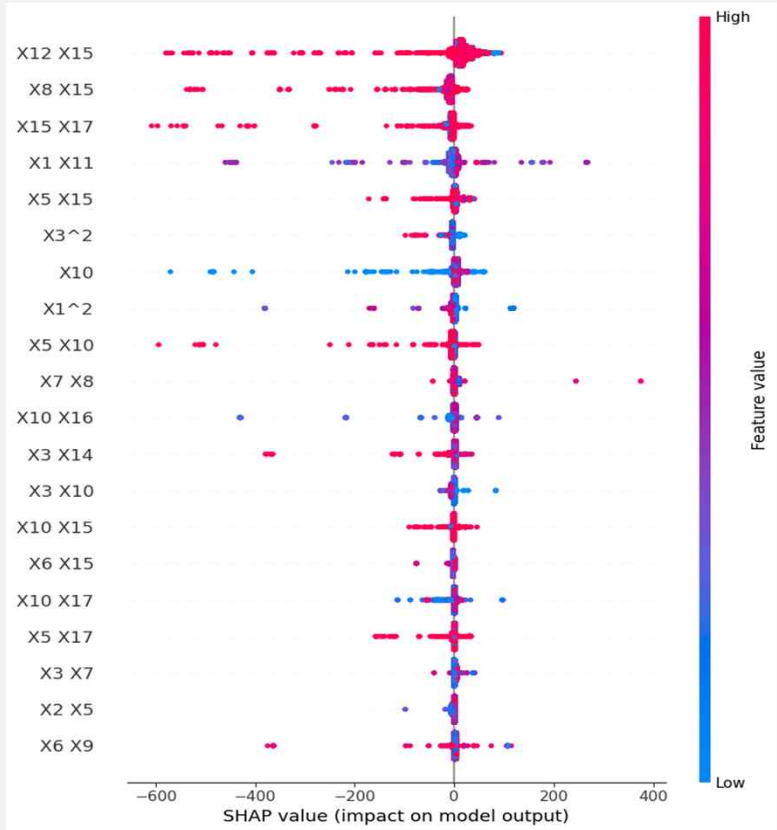
2-4. 변수 조정(PolynomialFeatures)

PolinomialFeatures 사용

```
array(['X1', 'X3', 'X5', 'X6', 'X7', 'X8', 'X9', 'X10', 'X11', 'X12',
       'X14', 'X15', 'X16', 'X17', 'X1^2', 'X1 X3', 'X1 X5', 'X1 X6',
       'X1 X7', 'X1 X8', 'X1 X9', 'X1 X10', 'X1 X11', 'X1 X12', 'X1 X14',
       'X1 X15', 'X1 X16', 'X1 X17', 'X3^2', 'X3 X5', 'X3 X6', 'X3 X7',
       'X3 X8', 'X3 X9', 'X3 X10', 'X3 X11', 'X3 X12', 'X3 X14', 'X3 X15',
       'X3 X16', 'X3 X17', 'X5^2', 'X5 X6', 'X5 X7', 'X5 X8', 'X5 X9',
       'X5 X10', 'X5 X11', 'X5 X12', 'X5 X14', 'X5 X15', 'X5 X16',
       'X5 X17', 'X6^2', 'X6 X7', 'X6 X8', 'X6 X9', 'X6 X10', 'X6 X11',
       'X6 X12', 'X6 X14', 'X6 X15', 'X6 X16', 'X6 X17', 'X7^2', 'X7 X8',
       'X7 X9', 'X7 X10', 'X7 X11', 'X7 X12', 'X7 X14', 'X7 X15',
       'X7 X16', 'X7 X17', 'X8^2', 'X8 X9', 'X8 X10', 'X8 X11', 'X8 X12',
       'X8 X14', 'X8 X15', 'X8 X16', 'X8 X17', 'X9^2', 'X9 X10', 'X9 X11',
       'X9 X12', 'X9 X14', 'X9 X15', 'X9 X16', 'X9 X17', 'X10^2',
       'X10 X11', 'X10 X12', 'X10 X14', 'X10 X15', 'X10 X16', 'X10 X17',
       'X11^2', 'X11 X12', 'X11 X14', 'X11 X15', 'X11 X16', 'X11 X17',
       'X12^2', 'X12 X14', 'X12 X15', 'X12 X16', 'X12 X17', 'X14^2',
       'X14 X15', 'X14 X16', 'X14 X17', 'X15^2', 'X15 X16', 'X15 X17',
       'X16^2', 'X16 X17', 'X17^2'], dtype=object)
```

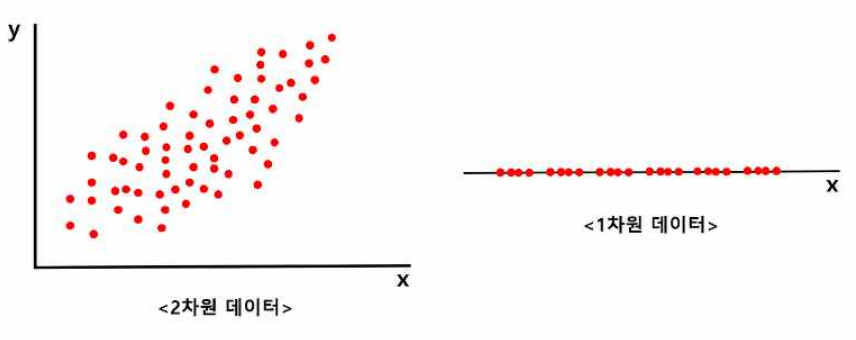
> 교호작용에 의해 파생된 변수들의 영향이 큰 것을 확인할 수 있음

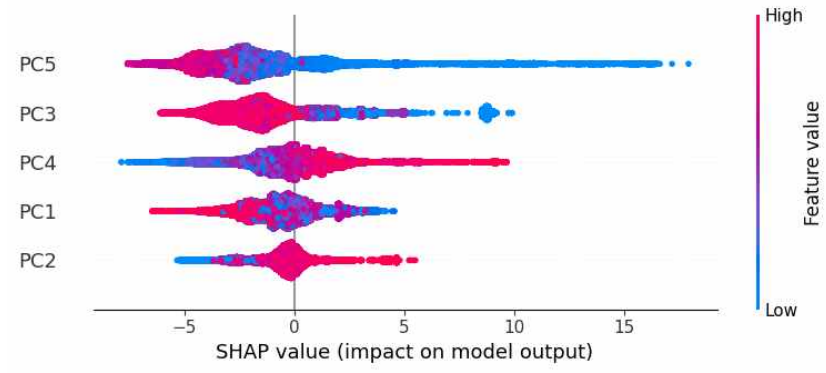
변수 영향도



Part 2

2-4. 변수 조정(PCA)





PCA를 사용하여 차원 축소

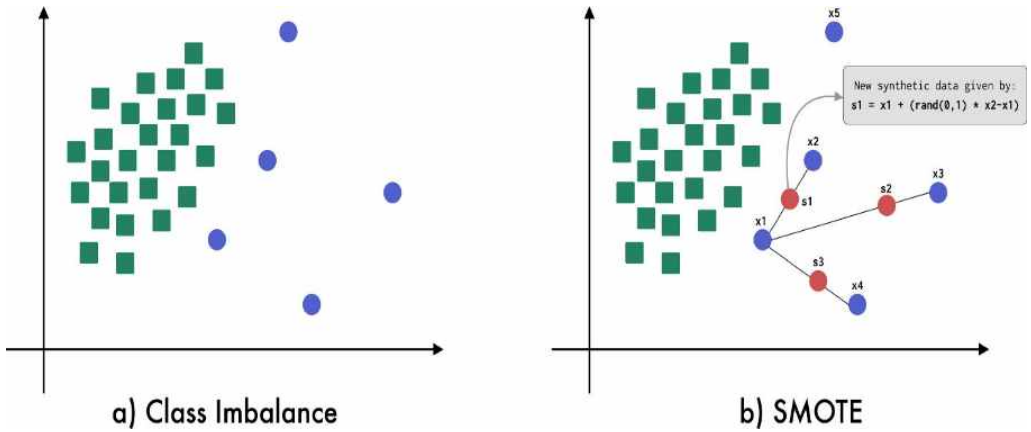
- 고차원 데이터를 저차원으로 변환하는 차원 축소 기법.
- 데이터의 분산을 가장 잘 설명하는 주성분(Principal Components)을 찾아, 중요한 정보는 유지하면서 데이터의 차원을 줄임.
- **데이터의 상관관계**가 높은 피처를 줄이고, **잡음**을 제거해 효율성을 높임.
- PCA는 기존 변수들을 조합하여 새로운 변수를 생성하기 때문에 **모델을 설명하기 어렵다**는 단점이 있음.

Part 2

2-5. 불균형 해소(오버샘플링)

SMOTE

☻ 새로운 데이터를 생성하여 소수 클래스의 데이터를 증가시키는 오버샘플링 기법



Part 2

2-5. 불균형 해소(오버샘플링)

SMOTE

SMOTE 적용 전

```
Before SMOTE:
Y
0    0.892118
1    0.107882
```

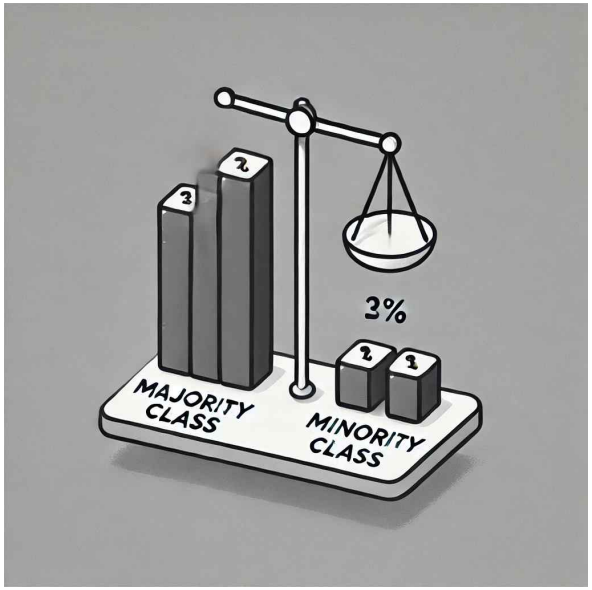
SMOTE 적용 후

```
After SMOTE:
Y
0    0.769231
1    0.230769
```

불량 데이터를
약 12% 비율에서 30% 비율로 조정함

Part 2

2-6. 모델 내장 매개변수



내장 매개변수

- xgboost - **scale_pos_weight**
- LogisticRegression - **class_weight**
- lightGBM - **scale_pos_weight**
- RandomForest - **class_weight**

모델이 손실 함수(loss function)를 계산할 때,
소수 클래스의 오류에 더 많은 가중치를 부여

Part 3

모델 생성 및 예측

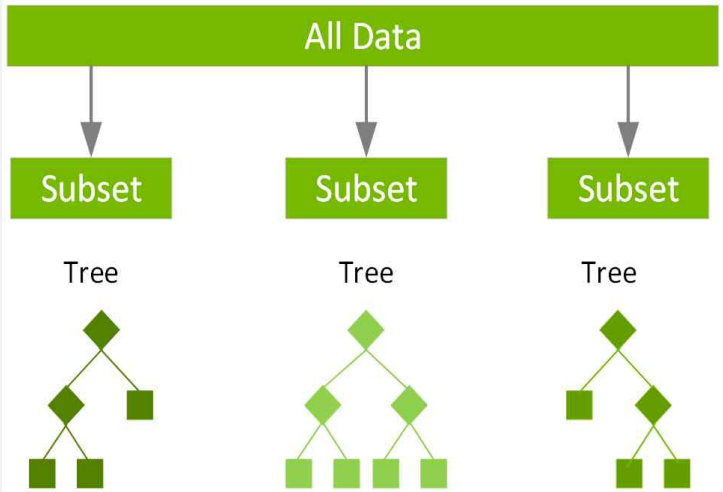
Part 3

3-1. 모델 및 평가 지표 선정

Part 3

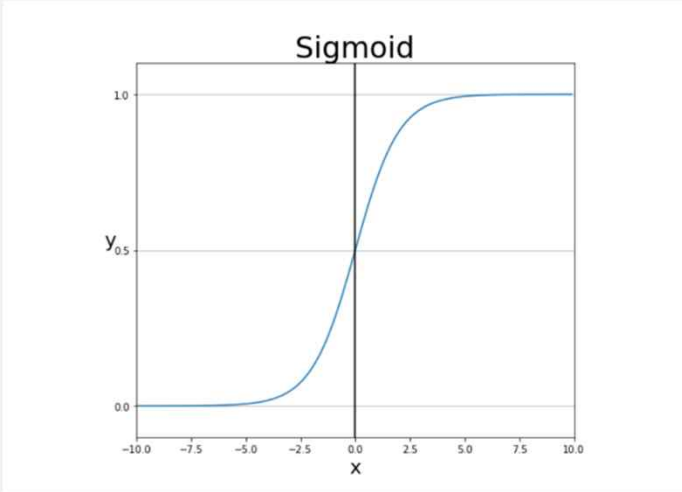
3-1. 모델 및 평가 지표 선정

XGBoost



• 클래스의 가중치를 조정할 수 있어 불균형 데이터에 효과적으로 대응하며, 높은 예측 성능을 제공

Logistic Regression

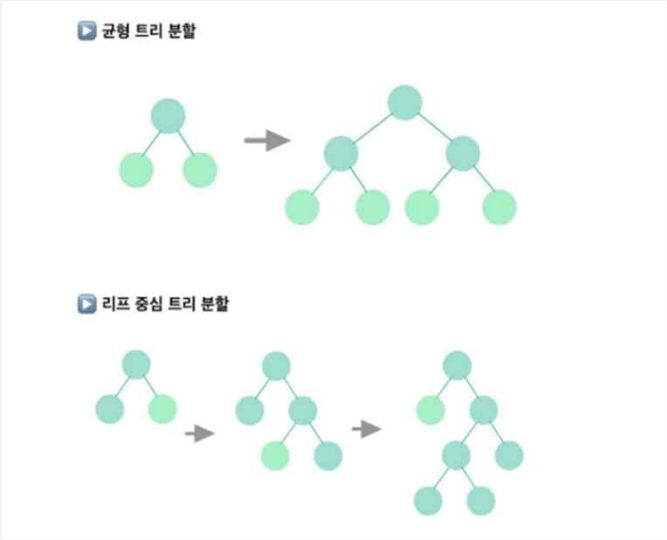


• 해석이 용이하고 빠른 속도로 모델을 구축할 수 있으며, 클래스 가중치를 설정하여 불균형 문제를 완화할 수 있음

Part 3

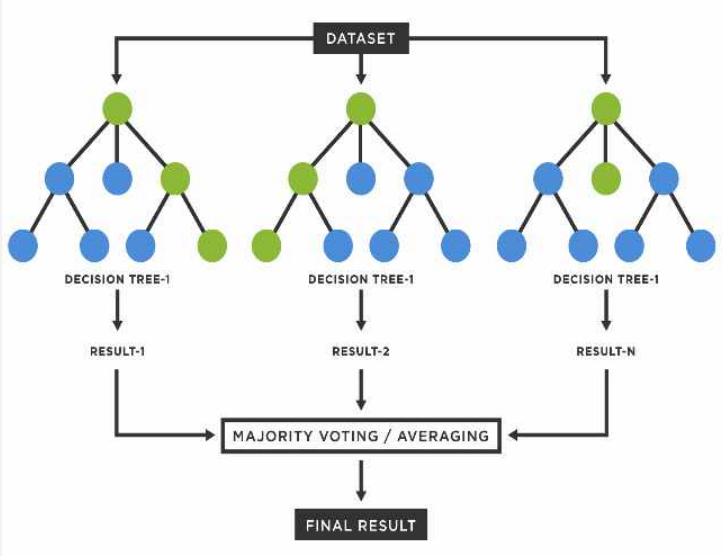
3-1. 모델 및 평가 지표 선정

LightGBM



• 대규모 데이터셋을 처리할 수 있는 능력이 뛰어나고, 불균형 데이터에서 빠른 학습 속도를 제공

Random Forest



• 랜덤 샘플링 기법을 활용하여 과적합을 방지하고, 불균형 데이터에서도 안정적인 성능을 유지

Part 3

3-1. 모델 및 평가 지표 선정

F1-Score

- 정밀도와 재현율의 조화평균
- 불균형 데이터에서 전체적인 성능 표현
- 한쪽 클래스만 잘 맞추는 모델 방지

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

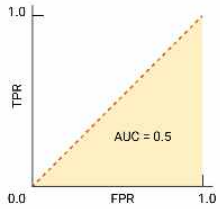
G-mean

- 재현율과 정밀도의 기하평균
- 소수 클래스와 다수 클래스 모두에서 균형잡힌 성능 측정 가능
- 특정 클래스에 편향된 모델 방지

$$\text{G-Mean} = \sqrt{\text{Sensitivity (Recall)} \times \text{Specificity (TNR)}}$$

AUC

- ROC 곡선 아래의 면적
- 양성 클래스와 음성 클래스를 얼마나 잘 구별하는지에 대한 수치적 지표



Part 3

3-2. 성능 평가 및 최적 모델 도출

불균형 해소

SMOTE VS. Parameter

›

피쳐 조정

PCA(축소) VS.
Polynomial(확장)

›

모델 비교

XGB vs. LR vs. LGBM vs. RF

Part 3

3-2. 성능 평가 및 최적 모델 도출

- 각 모델의 내장 파라미터와 SMOTE 적용 성능 비교

Table 1. Parameter VS. SMOTE

model			xgboost	LR	lightGBM	RF
Evaluation Measures	Parameter (scale_pos_weight, class_weght)	F1	0.9997	0.9876	0.9997	0.9986
		G-mean	0.9988	0.9939	0.9989	0.9986
		AUC	0.9997	0.9983	0.9999	0.9999
		Mean	**0.9994**	**0.9933**	**0.9995**	**0.9990**
	SMOTE	F1	0.9997	0.9899	0.9997	0.9989
		G-mean	0.9989	0.9915	0.9989	0.9990
		AUC	0.9998	0.9979	0.9998	0.9998
		Mean	**0.9995**	**0.9931**	**0.9995**	**0.9992**

Part 3

3-2. 성능 평가 및 최적 모델 도출

- PCA와 Polynomial Features적용 성능 비교

Table 2. PCA VS. Polynomial **SMOTE**

model			xgboost	LR	lightGBM	RF
Evaluation Measures	PCA	F1	0.9997	0.9981	0.9197	0.9988
		G-mean	0.9992	0.9926	0.9302	0.9990
		AUC	0.9998	0.9983	0.9303	0.9998
		Mean	**0.9995**	**0.9963**	**0.9267**	**0.9992**
	Polynomial	F1	0.9997	0.9963	0.9997	0.9996
		G-mean	0.9990	0.9835	0.9990	0.9986
		AUC	0.9997	0.9978	0.9998	0.9996
		Mean	**0.9994**	**0.9925**	**0.9995**	**0.9992**

Part 3

3-2. 성능 평가 및 최적 모델 도출

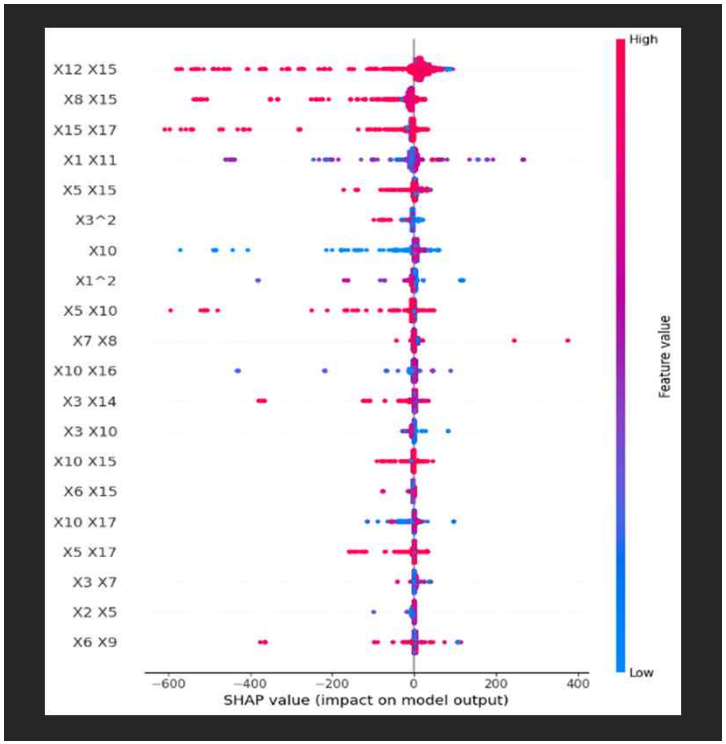
:: 모델 도출 근거

- 모델의 매개변수보다 SMOTE를 적용하였을 때의 성능이 높았음.
- PCA와 PolynomialFeatures 중 PolynomialFeatures를 사용하여 파생변수를 생성하였을 때 모델의 설명 측면에서 유리함
- XGBoost 모델과 LightGBM모델을 사용하였을 때 가장 성능이 높았고, 둘 중 분석시간이 더 짧은 LightGBM모델을 최종 모델로 선정

Part 3

3-3. 변수 중요도 분석

Shap 사용



어떤 항목이 불량률을 예측하는데 영향을 주는지?

☻ X12 X15와 X8 X15와 같은 파생변수들이 모델의 성능에 중요한 기여를 함.

☻ 이는 단일 변수보다는 “**변수 간 상호작용**”이 더 복잡한 패턴을 포착하여 모델 예측 성능을 높였다는 것을 시사함.

Part 4

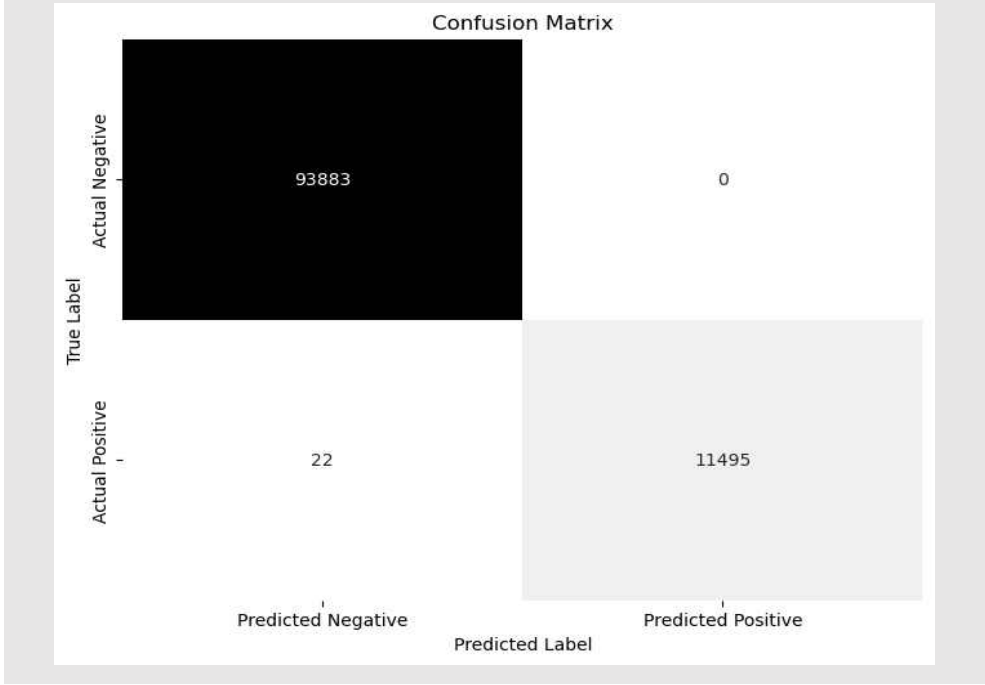
결론

Part 4

4. 결 론

Part 4

4-1. 혼동행렬 분석



LightGBM + Polynomial Features + SMOTE

☻**음성 클래스**는 모두 정확히 예측했으며, **양성 클래스**에서도 매우 높은 정확도를 보였음.

☻ **FN**이 22개로 매우 적고, **FP**는 없었기 때문에 **정밀도**와 **재현율**이 모두 우수한 것으로 확인.

Q&A