

YonseiESC 2020 SPRING

---

# FINAL PROJECT

1조 곽현지 서경덕 손동규 유은영 정규형

# 목차

## 추가 EDA

- 1) 변수 추가 및 수정
- 2) Outlier handling
- 3) NA imputation

## Modeling

- 1) Over Sampling
- 2) 최종 모델 선정

## 결과 및 해석

### 1) 변수 추가 및 수정 - 21번 변수

- Attribute 21:  $\text{Sales}(n) / \text{Sales}(n-1) \Rightarrow$  매출액 증가율
- 1차 EDA: NA가 많아서 삭제하기로 결정
- 하지만 NA값이 대부분 부도기업에서 발견되어 “신생기업”을 나타내는 변수로 바꿀 수 있다고 판단
- 신생기업의 경우 n-1년도 매출 정보가 존재하지 않음
- Class(부도여부)와 correlation : 0.47

$\Rightarrow$  신생기업: 1, 기존기업: 0

	부도수	부도율
신생	33	0.0051
기존	79	0.2188

## 2) 변수 추가 및 수정 - 변수 추가

① X55: Working Capital -> X66: 순운전자본회전기일

: 여러 기업을 비교해야하는 경우 단일 항목은 의미 없음  
: 기업의 활동성 지표인 '순운전자본회전기일' 로 교체

② X65: Ebit 대 매출액

: 다른 변수들간 correlation이 높아 사용하지 않음.

## 2) 변수 추가 및 수정

### 수익성

: 기업의 경영성과를 측정하는 비율.  
: 자산 이용의 효율성, 이익창출능력 등에 대한 평가지표로 활용

- X1: 총자산 이익률
- X13, X39

### 안전성

: 자산 & 자본의 관계 비율.  
: 단기채무지불능력 경기대응 능력을 측정하는 지표로 활용

- X4: 유동비율
- X6: 유보율
- X51: 단기부채비율
- X5, 15, 26

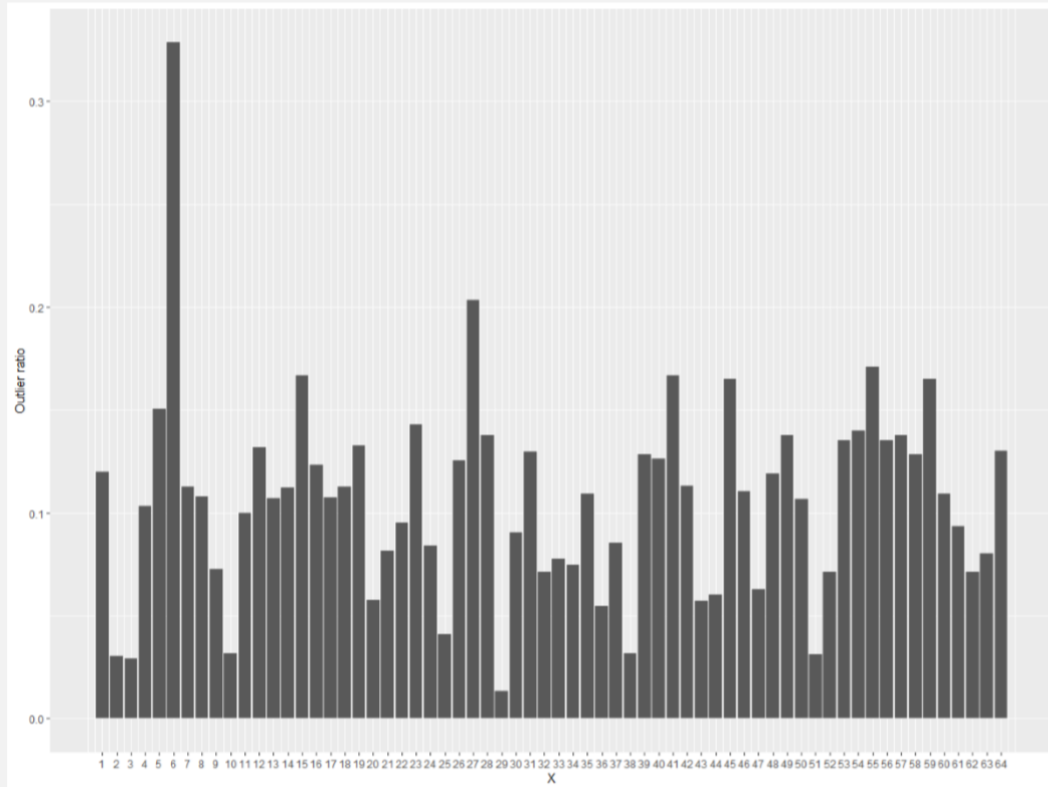
### 활동성

: 자산 & 자본의 회전율.  
: 기업에 투하된 자본이 얼마나 활발하게 운용되었는가를 나타내는 비율.

- X9: 총자산회전율
- X44: 최권회전일수(역수)
- X47: 재고자산전환일(역수)
- X66: 순운전자본회전기일
- X20

## 1. 추가 EDA

### 3) Outlier handling



- 1) Multivariate outlier detection 방식
- 2) Local Outlier Factor(LOF)
- 3) Isolation Forest

#### 4) NA imputation for 'test set'

- Sales, Short-term liabilities=0인 경우
- Inventory =0인 경우 (409개) (X45, X60)
- Fixed asset, current asset=0인 경우 (160~200개) (X28, X53, X54, X64)

```
> score(bankrupt1)
[1] 0.2222222
> score(bankrupt)
[1] 0.3809524
```

- Liabilities 계열이 0인 경우 (X4, X12, X17)
- KNN method (X24, X27, X32, X40, X41, X46, X51, X61)

### 1) Over Sampling

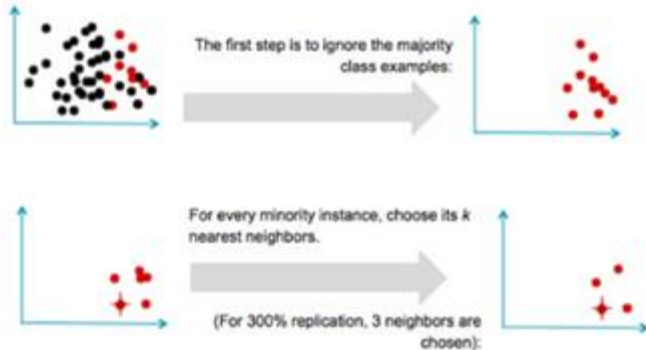
- Imbalanced data의 경우 정확도가 높아도 재현율이 낮음.
- F1 score가 낮은 문제 해결을 위한 Over sampling: 'SMOTE'

부트스트래핑이나 KNN(최근접이웃) 모델 기법을 활용한다.

소수 데이터 중 특정 벡터 (샘플)와 가장 가까운 이웃 사이의 차이를 계산한다.  
이 차이에 0과 1사이의 난수를 곱한다.

타겟 벡터에 추가한다.

두 개의 특정 기능 사이의 선분을 따라 임의의 점을 선택할 수 있다.



## SMOTE ? ▼

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

: SMOTE는 데이터의 개수가 적은 클래스의 표본을 가져온 뒤 임의의 값을 추가하여 새로운 샘플을 만들어 데이터에 추가하는 오버 샘플링 방식으로 동작



## 2. Modeling

### 1) Over Sampling

- Imbalanced data의 경우 정확도가 높아도 재현율이 낮음.
- F1 score가 낮은 문제 해결을 위한 Over sampling: 'SMOTE'

```
lda = LDA().fit(X_train, y_train)
print('LDA Test :', f1_score(y_test, lda.predict(X_test), pos_label=1, average='binary'))
confusion_matrix(y_test, lda.predict(X_test))
```

LDA Test : 0.411214953271028

```
array([[1817, 10],
       [ 53, 22]])
```

```
for i in range(5):
    sm = SMOTE(sampling_strategy=(i+1)/10, random_state=2020)
    X_sm, y_sm = sm.fit_resample(X_train, y_train)
    X_sm = pd.DataFrame(X_sm, columns = bank.columns[0:18])
    lda_sm = LDA().fit(X_sm, y_sm)
    print('LDA Test w/ sampling strategy', (i+1)/10, ":", f1_score(y_test, lda_sm.predict(X_test), pos_label=1, average='binary'))
    print(confusion_matrix(y_test, lda_sm.predict(X_test)))
```

LDA Test w/ sampling strategy 0.1 : 0.4036697247706422

```
[[1815 12]
 [ 53 22]]
```

LDA Test w/ sampling strategy 0.2 : 0.39999999999999997

```
[[1814 13]
 [ 53 22]]
```

LDA Test w/ sampling strategy 0.3 : 0.3893805309734513

```
[[1811 16]
 [ 53 22]]
```

LDA Test w/ sampling strategy 0.4 : 0.41025641025641024

```
[[1809 18]
 [ 51 24]]
```

LDA Test w/ sampling strategy 0.5 : 0.4033613445378151

```
[[1807 20]
 [ 51 24]]
```

## 2. Modeling

### 2) 최종 모델 선정 - f1 score 비교

<NA deleted ver.>

```
score_logit = []
for train_index, test_index in cv.split(X_scaled, y):
    X_train, X_test = X_scaled.iloc[train_index, :], X_scaled.iloc[test_index, :]
    y_train, y_test = y.iloc[train_index], y.iloc[test_index]
    Logit = LR(solver='sag', max_iter=10000, multi_class='auto').fit(X_train, y_train)
    score_logit.append(f1_score(y_test, Logit.predict(X_test), pos_label=1, average='binary'))
print(np.mean(score_logit))
```

0.4093003441471685

```
score_lda = []
for train_index, test_index in cv.split(X, y):
    X_train, X_test = X.iloc[train_index, :], X.iloc[test_index, :]
    y_train, y_test = y.iloc[train_index], y.iloc[test_index]
    lda = LDA().fit(X_train, y_train)
    score_lda.append(f1_score(y_test, lda.predict(X_test), pos_label=1, average='binary'))
print(np.mean(score_lda))
```

0.41222446804576457

<NA imputed ver.>

```
score_logit = []
for train_index, test_index in cv.split(X_scaled, y): # StandardScaling 적용
    X_train, X_test = X_scaled.iloc[train_index, :], X_scaled.iloc[test_index, :]
    y_train, y_test = y.iloc[train_index], y.iloc[test_index]
    Logit = LR(solver='sag', max_iter=10000, multi_class='auto').fit(X_train, y_train)
    score_logit.append(f1_score(y_test, Logit.predict(X_test), pos_label=1, average='binary'))
print(np.mean(score_logit))
```

0.32776221471027384

```
score_lda = []
for train_index, test_index in cv.split(X, y):
    X_train, X_test = X.iloc[train_index, :], X.iloc[test_index, :]
    y_train, y_test = y.iloc[train_index], y.iloc[test_index]
    lda = LDA().fit(X_train, y_train)
    score_lda.append(f1_score(y_test, lda.predict(X_test), pos_label=1, average='binary'))
print(np.mean(score_lda))
```

0.33021407495028343

	NA deleted	NA imputed
Logistic	0.409	0.238
LDA	0.412	0.330
Adaboost	0.326	0.301
Random Forest	0.393	0.312
Gradient Boost	0.406	0.151
Decision Tree	0.288	0.277

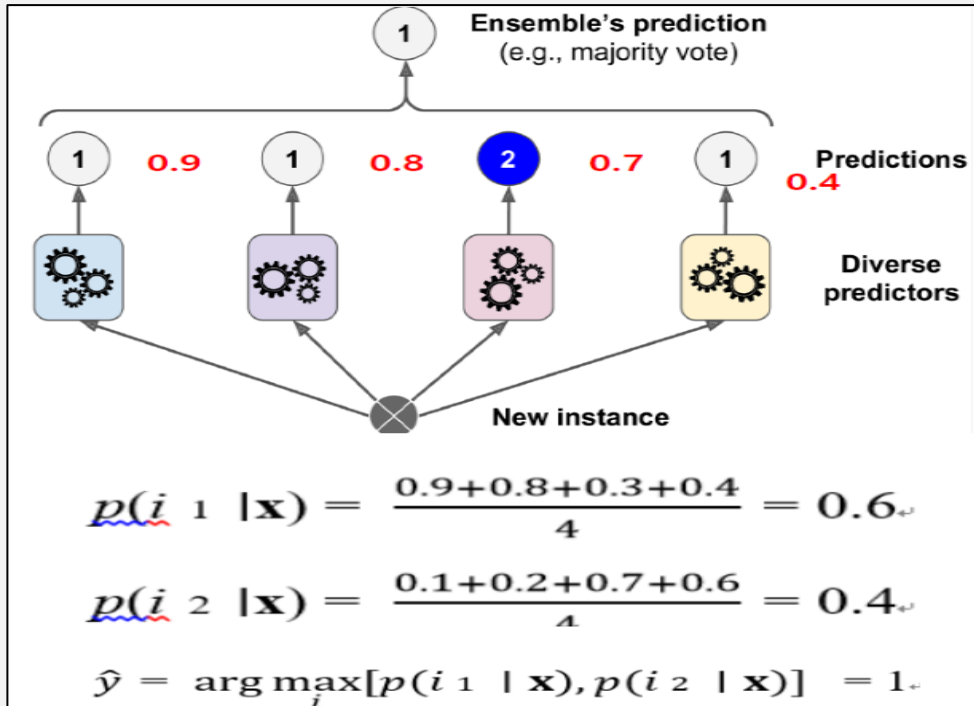
## 2) 최종 모델 선정 - Test set 비율

	정상	부도	비율
Logistic	2893	44	65.75 : 1
LDA	2888	49	58.94 : 1
Adaboost	2873	64	61.49 : 1
Random Forest	Adaboost와 동일		
Decision tree	2781	156	17.83 : 1

정상기업으로 분류하는 비율이  
너무 높음!!

Train set 비율과 제일 비슷하게 분류  
But,  
f1 score가 너무 낮아 단독 사용 불가

## 2) 최종 모델 선정 - Voting Classifier



Adaboost, Randomforest, Decision tree  
=> Soft voting classifier 사용

	정상	부도	비율
Voting Classifier	2790	147	18.98 : 1

```
from sklearn.ensemble import VotingClassifier
vc = VotingClassifier(estimators=[('abc', abc), ('rf', rf), ('dc', dc)], voting='soft').fit(X, y)
vc_predict = vc.predict(bank_test)
np.sum(vc_predict==0)
```

2790

## 자료의 한계1: 재무정보 중 성장성의 부재

### [ 성장성 ]

기업의 경쟁력과 미래의 수익창출능력의 지표

#### 총자산 증가율(Growth rate of total assets)

기업에 투하된 총자산이 얼마나 증가하였는가를 나타내는 비율로서 기업의 전체적인 성장성을 측정하는 지표이다.

$$\blacksquare \text{ 총자산 증가율} = \frac{\text{당기말 총자산}}{\text{전기말 총자산}} \times 100 - 1$$

#### 유형자산 증가율(Growth rate of tangible assets)

토지, 건물, 기계장치 등 유형자산에 대한 투자가 어느정도 이루어졌는가를 보여주는 지표.

$$\blacksquare \text{ 유형자산 증가율} = \frac{\text{당기말 유형자산}}{\text{전기말 유형자산}} \times 100 - 1$$

#### 유동자산 증가율(Growth rate of current assets)

기업의 정상적인 영업활동을 위하여 소유하는 유동자산이 얼마만큼 늘어났는가를 나타내는 지표이다.

$$\blacksquare \text{ 유동자산 증가율} = \frac{\text{당기말 유동자산}}{\text{전기말 유동자산}} \times 100 - 1$$

### 3. 결과 및 해석

## 2) 자료의 한계2: 기업의 비재무정보 부재

[기업 신용평가모형에서 활용되어 온 데이터 항목]

구분			주요 데이터 항목
정형 데이터	기업 내부 요인	재무정보	<ul style="list-style-type: none"> <li>재무제표(재무상태표, 손익계산서, 현금흐름표)</li> <li>재무지표(성장성, 활동성, 수익성, 유동성 등의 지표)</li> </ul>
			<ul style="list-style-type: none"> <li>평가자의 주관적인 판단에 의한 정성적 위험요소를 계량화(경영위험, 영업위험, 산업위험 등)</li> <li>기업 개황, 경영자 능력, 업력, 회사규모 등</li> </ul>
	기업 외부 요인	비재무 정보	
		금융시장 정보	<ul style="list-style-type: none"> <li>주가, 거래량, 종합주가지수, 변동성지수, 시가총액, 주가 관련 비율 등</li> <li>회사채 가격, 채권 관련 비율 등</li> </ul>
비정형 데이터		거시경제 지표	<ul style="list-style-type: none"> <li>GDP, 산업생산지수, 설비가동률, 생산능력지수 등 경기변동 및 기업 생산성 판단 지표</li> <li>기업경기실사지수 등 경기전망에 대한 심리 지수</li> <li>금리, 환율 등 거시경제 관련 정보</li> </ul>
		뉴스, SNS 등의 텍스트 정보	<ul style="list-style-type: none"> <li>뉴스나 SNS 등에서 추출한 기업 관련 키워드 정보</li> </ul>

- 실제 기업의 신용평가 모형에 사용되는 정보는 **재무정보에 국한되지 않음**
- 비재무정보 뿐만 아니라 **미디어 관련 정보도 매우 중요!**

Q&A