

DATA ANALYST PORTFOLIO

Searching for Value through Data Analysis
데이터 분석을 통해 가치를 찾아냅니다

PARK HYUNWOO (박현우)

Data Analyst Candidate

Profile & History



Education

삼성SDS - 삼성국민취업아카데미

Samsung Academy

AIoT를 이용한 빅데이터 분석 산업솔루션 과정

동양대학교

Dongyang University

철도경영학과 / 경영·물류



Experience

대한민국 육군 장교 (8 Years)

ROK Army Officer (Captain) 조직 관리,

리더십, 책임감 배양

Leadership & Responsibility



Core Competencies

Local Insight

Incheon Local Resident

영종도 거주 (지역 이해도 高)

Global Comm.

JLPT N1 (Japanese)

글로벌 고객 데이터 분석 역량

Technical Skills

Data Analysis & ML

Data Preprocessing **Pandas, NumPy**
데이터 전처리 능숙

Machine Learning **Scikit-learn**
머신러닝 모델링

Management & Viz

Database Management **MariaDB, SQL**
DB 구조 이해, 저장 및 관리

Visualization **Matplotlib, Seaborn**
통계적 인사이트 시각화 구현

PORTFOLIO PROJECT

재무 정보를 활용한 기업 ESG 등급 예측 모델 제작

Predicting Corporate ESG Ratings Using Financial Information

목차 (Index)

Overview

01. 개요

연구 목표 및
주제 선정 이유

EDA

02. 데이터 수집

평가 기업 및
주요 재무지표
선정

Base Model

03. 중간 모델링

상관관계 분석
및 회귀분석

Plus Data

04. 추가 데이터

변수 통합 및
추가 수집

Final Model

05. 최종 모델링

분류 모델 전환
및 결과

01. 개요 (Overview)

핵심 목표

한국 ESG 기준원의 평가 등급을 바탕으로 재무 지표와 연계한
등급 예측 모델 제작.

* 비 재무적 요소인 ESG를 재무 지표를 통해 역으로 추론

주제 선정 이유

- ✓ 기존 연구의 한계점 보완: 선행연구의 낮은 설명력 (R^2 0.225)을 개선하여 발전된 모델 구축 * 이미지 참조
- ✓ 데이터 기반 입증: 다양한 파생변수를 통해 재무 지표가 기업 가치(ESG)에 미치는 영향을 정량적으로 입증하고자 함.

<Table 3> Model A Multi - Regression Result

	model_A	model_A(E)	model_A(S)	model_A(G)	model_A(ESG)
Intercept	2.361***	2.176***	2.322***	2.087***	2.168***
ROA	0.263***	0.277***	0.244***	0.291***	0.268***
MAR	-0.002**	-0.002***	-0.003***	-0.003***	-0.003***
RD	1.865	1.884	1.820	1.845	1.834
SIZE	-0.101***	-0.085***	-0.102***	-0.067***	-0.084***
ADV	-0.001	-0.002	-0.002	-0.003	-0.003
SGRW	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
LEV	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
FOR	0.008***	0.008***	0.008***	0.008***	0.008***
E	0.013	0.03**			
S	0.064		0.066***		
G	-0.049*			-0.022	
ESG	0.017				0.034*
F-statistic	35.47***	37.83***	38.19***	37.69***	37.74***
MAE	0.469	0.469	0.469	0.471	0.470
MSE	0.759	0.762	0.760	0.763	0.762
RMSE	0.871	0.873	0.872	0.873	0.873
R ²	0.228	0.225	0.227	0.225	0.225

Signif. codes: p<.10, p<.05, p<.01

< 이재영, 차우창(2024) “머신러닝 모델을 활용한 ESG 활동과 기업 가치 분석”, 한국산업경영시스템학회지 47(4), 76-86.>

02. 데이터 수집 및 전처리 (EDA)

기존 연구 대비 평가 대상 기업 635개에서 731개로 확장하여 연구 진행

1

■ ESG 등급 체계

- ESG 평가 등급은 환경, 사회, 일반상장사 지배구조, 금융사 지배구조 영역별 등급과 ESG 통합 등급이 부여됩니다.
- 등급은 S등급부터 D등급까지 총 7개 등급으로 분류되며, 절대평가로 등급별 점수 기준에 따라 등급이 분류됩니다.

2012년	2013년~현재	등급 기준
A+ (매우 우수)	S (탁월)	탁월한 지속가능경영 체제를 구축하고 있어 타 기업과 지속가능경영 전반에 모범이 되는 상태
	A+ (매우 우수)	매우 우수한 지속가능경영 체제를 구축하고 있으며 지속적으로 우수한 성과를 보이고 있는 상태
A (우수)	A (우수)	비교적 우수한 지속가능경영 체제를 구축하고 있으며 체제 고도화를 위한 노력이 필요한 상태
B+ (양호)	B+ (양호)	양호한 지속가능경영 체제를 구축하고 있으며 체제 개선을 위한 지속적 노력이 필요한 상태
B (보통)	B (보통)	다소 취약한 지속가능경영 체제를 구축하고 있는 상태로 체제 개선을 위한 지속적 노력이 필요한 상태
C (취약)	C (취약)	취약한 지속가능경영 체제를 구축하고 있으며 체제 개선을 위한 상당한 노력이 필요한 상태
	D (매우 취약)	매우 취약한 지속가능경영 체제를 구축하고 있으며 체제 개선을 위한 상당한 노력이 필요한 상태

Target Data (Y)

평가 기업 등급별 정리
한국 ESG 기준원 등급 데이터

2

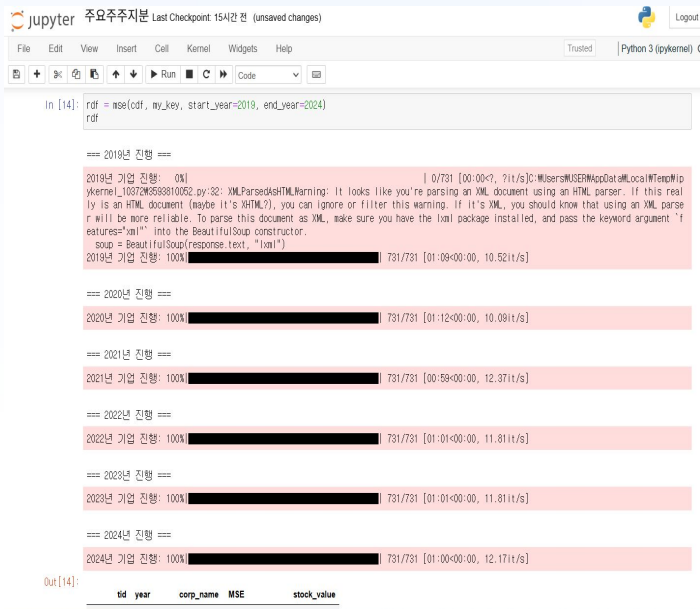
• X_features

- 1. A_SIZE : log(total_asset), log(기업의 총자산)
- 2. LEV : Leverage, 총 부채 / 총 자산
- 3. TQ : Tobins'Q, (시가총액 + 총 부채) / 총 자산
- 4. FOR : Foreign Ownership Ratio, 외국인 지분율
- 5. MSE : Major Shareholder Equity, 주요주주지분
- 6. ROA : Return On Assets, 총 자산 수익률
- 7. ADV : Advertising Intensity, 광고비
- 8. SGR : Sales Growth Rate, 매출성장률
- 9. R&D : Research & Development, 연구개발비

Feature Selection (X)

주요 재무지표 선정
(기존 연구 답습)

3



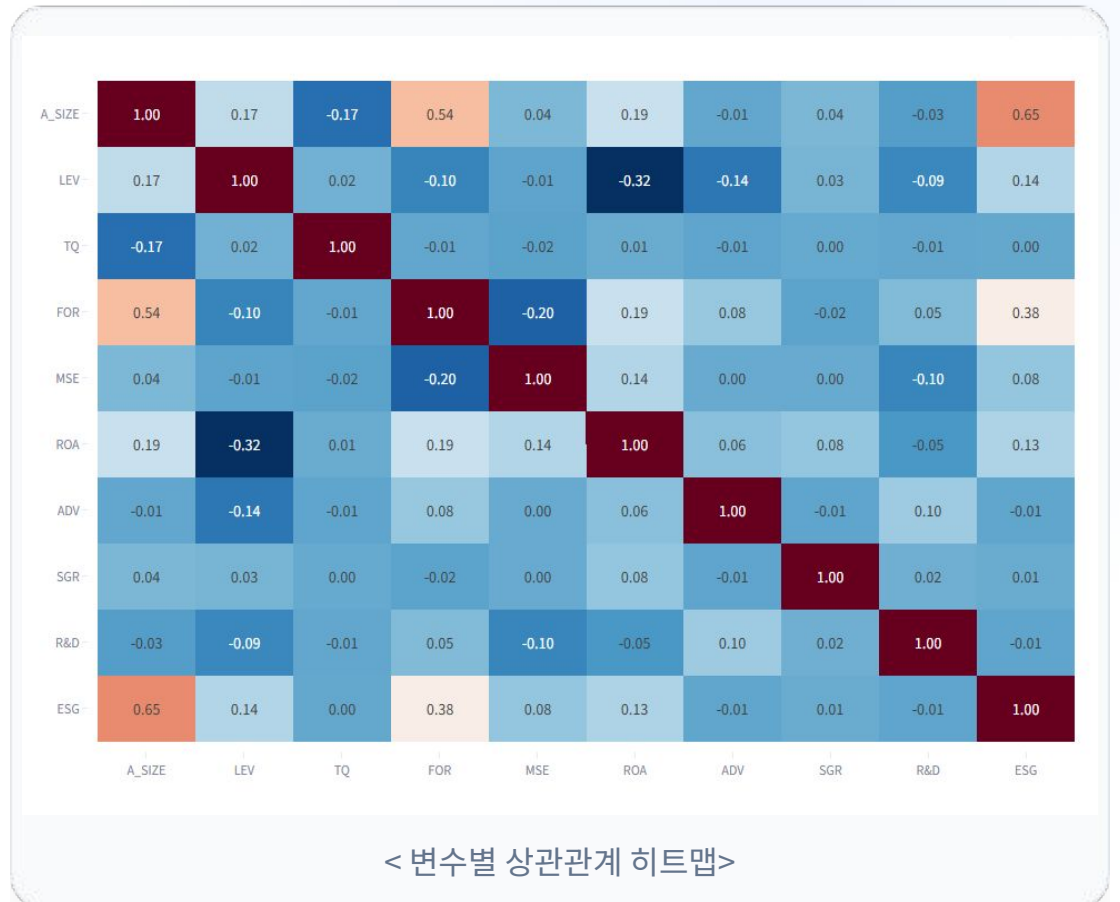
Preprocessing

지표 수집 및 전처리
결측치 제거 및 정규화

03. 중간 모델링 (Base Model)

가) 변수간 히트맵 분석

- ✓ 자산(0.65), 외국인 지분율(0.38)이 타겟과의 가장 높은 양(+)의 상관관계 확인.
- ✓ 타겟과의 상관관계 : 자산 외에는 명확한 관계 파악 어려움.
다중공선성 우려 : 전 변수별 상관계수 0.55 이하



03. 중간 모델링 (Base Model)

나) 다중회귀분석 (Linear Regression)

- ✓ 설명력: R^2 0.440 달성 (논문 대비 약 2배 상승).

=== ESG 등급 예측 모델 분석 결과 ===
[다중회귀 ESG모델 성능 보고서]

MAE: 1.0489

MSE: 1.5217

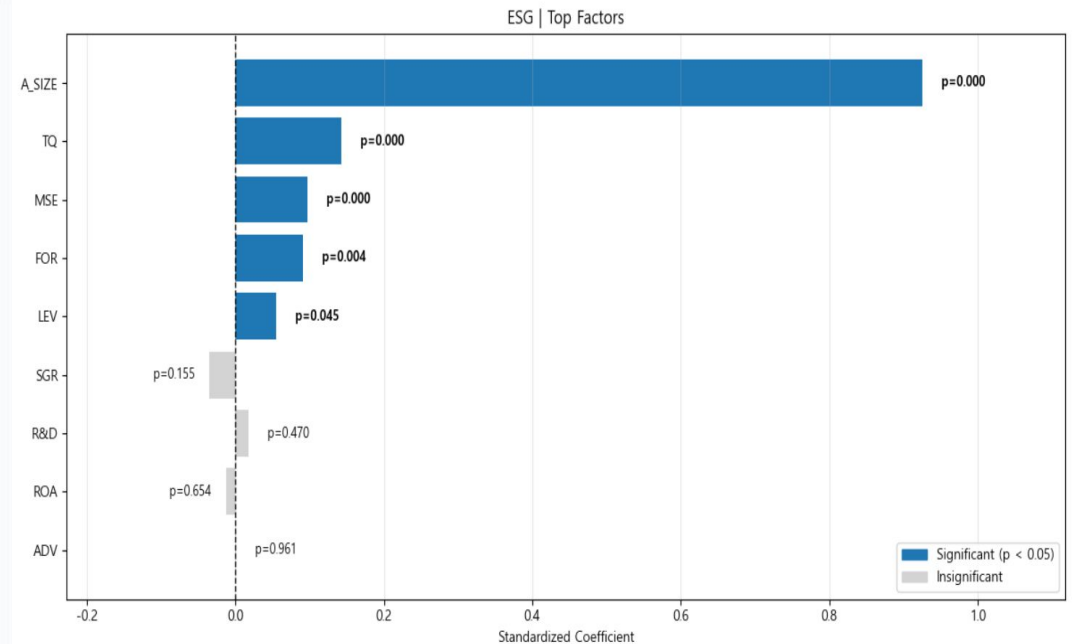
RMSE: 1.2336

R^2 : 0.4484

< 다중회귀분석 결과 (1) >

구조적 데이터일수록 유의미.

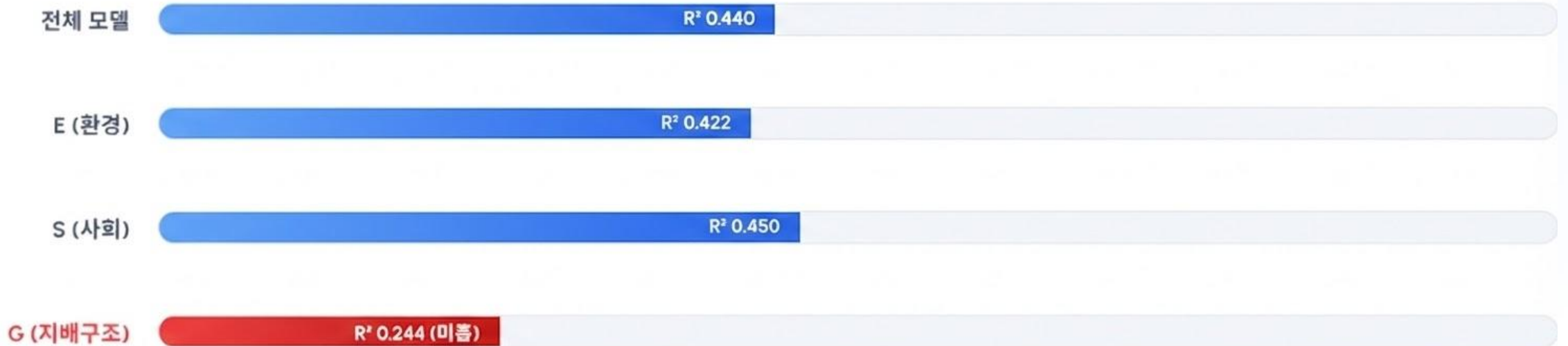
R&D 및 광고비(ADV)는 기업 미공시로 인해 유의성 저조



< 다중회귀분석 결과 (2) >

03. 중간 모델링 (Base Model)

다) E, S, G 분야별 설명력 분석 비교



* G(지배구조) 분야는 정성적 요소가 강해 외형적 재무 지표만으로는 설명하기 어렵다는 한계 확인.

03. 중간 모델링 (Base Model)

문제점 도출

현재의 X_feature 만으로는 정확한 예측 모델 제작에 한계가 있음.

개선 전략 (Strategy)

- ✓ **변수 통합:** 유의성이 낮은 R&D와 광고선전비(ADV)를 통합하여 '기타 판매비와 관리비'로 반영.
- ✓ **X_feature 추가:** 설명력이 낮은 G 분야 보완을 위해 재무지표 중 정성적 요소를 대변할 수 있는 변수 추가.

• 추가 X_features

1. SGAE_R : 기타 판매비와 관리 비율
2. Fe_R : 남성 대비 여성 직원의 비율
3. Re_R : 총 직원 대비 정규직 비율
4. SA : $\log(1\text{인당 평균 임금})$
5. Pay_Gap : 남녀 임금 평균 차이 비율(남성 - 여성) / 남성
6. W_YEAR : 기업별 평균 근속연수
7. DIV : 주가배당율
8. DIR_FE : 임원의 여성비율
9. DIR_OUT : 임원의 사외이사 비율
10. DIV_enco : 주가배당이 있으면 1, 없으면 0
11. DIR_FE_enco : 여성임원이 있으면 1, 없으면 0
12. IND : 산업군

< 추가 X_feature 도출 >

04. 추가 데이터 수집 및 전처리 (Plus Data)

모델 성능 대폭 향상

0.585

Updated Model R^2

< 다중회귀분석 모델 최종 학습 결과 >

- ✓ 추가 X_feature 확정: 정성적 요소를 반영한 새로운 변수 수집 및 적용.
- ✓ 성능 개선: 중간 모델 대비 R^2 값이 **0.137** 상승.
- ✓ 회귀 분석 모델로서 유의미한 설명력을 확보하였으나, Learning Curve 분석 결과 Base Model 학습 한계점 도달



05. 최종 모델링 (Final Model)

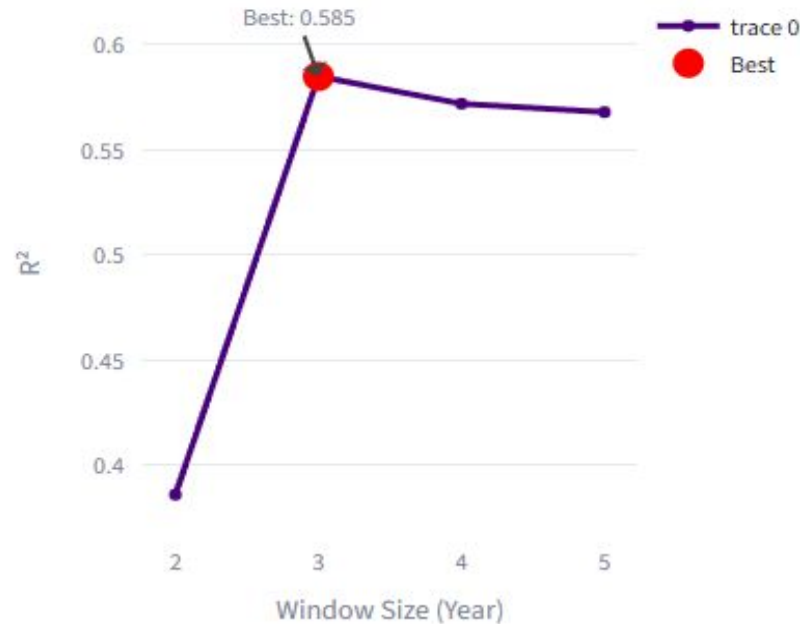
회귀 모델의 한계를 확인하고, 보다 발전된 실무 활용을 위해 **분류 모델 (Classification)**로 전환.

1. 회귀 모델 고도화

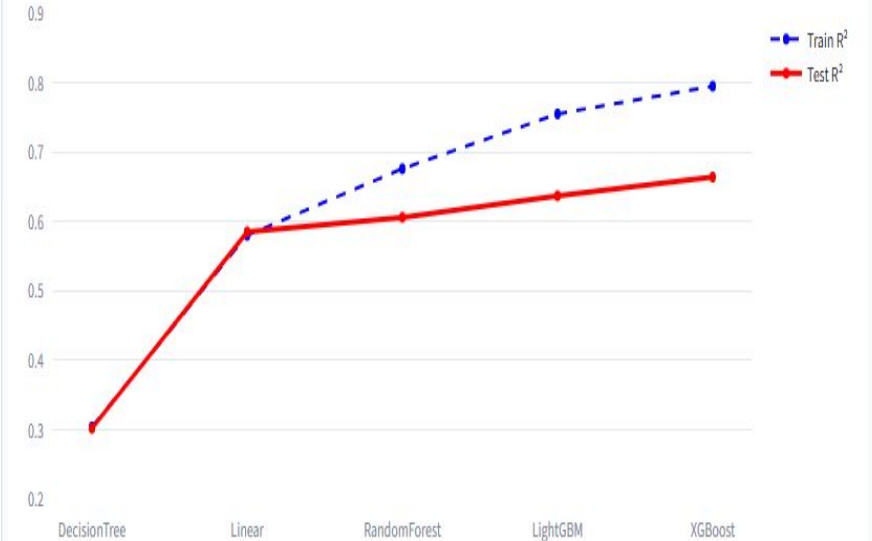
- Rolling Window 확인
- XGBoost, RF, LGBM 적용
- **XGBoost 우수 (R^2 0.664)**
- Train-Test 격차 0.131
- 회귀모델 한계 도달
- 실무 활용 위해 분류 모델 전환

2. 모델 전환 (분류)

- 다중분류모델로 전환
- Logistic Base Model 구축
- 다중분류분석 시작
- Rolling Window 기법 적용



< Rolling Window Performance >



< Regression Model Performance Comparison >

05. 최종 모델링 (Final Model)

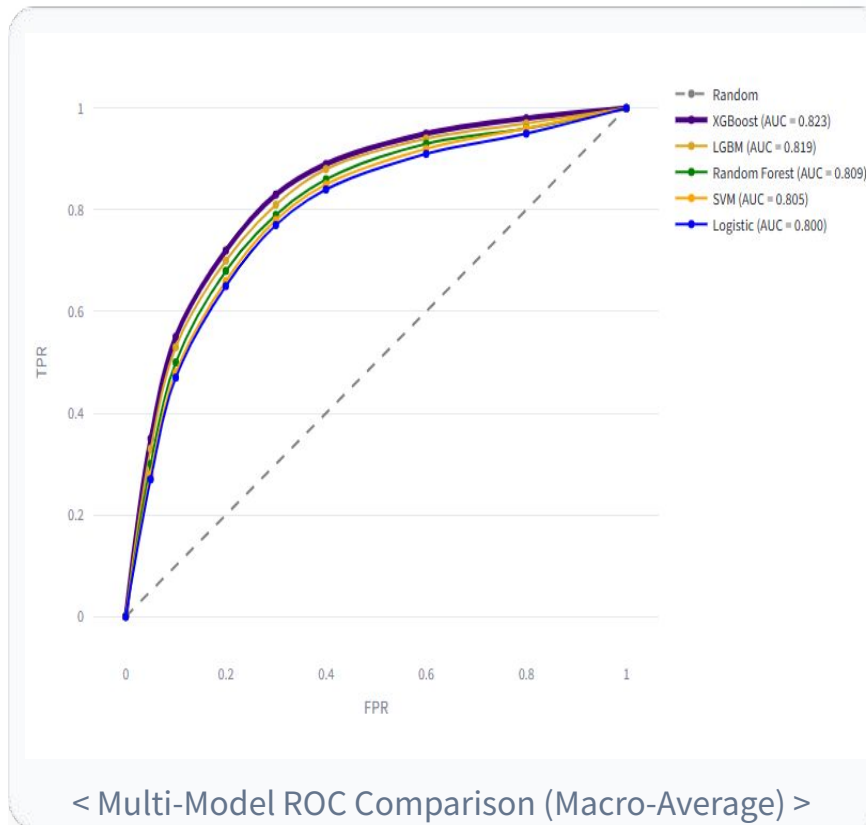
회귀 모델의 한계를 확인하고, 보다 발전된 실무 활용을 위해 **분류 모델(Classification)**로 전환.

3. 검증 방법

- 클래스 불균형 고려
 - 임계값(Threshold) 조정
- ROC AUC** 지표 선정

4. 발전 모델 적용

- XGBoost, Random Forest
- LGBM, SVM Model Test
- Best Model 선정 및 튜닝



✓ **Best Model: XGBoost ROC AUC 0.823**

05. 최종 모델링 (Final Model)

회귀 모델의 한계를 확인하고, 보다 발전된 실무 활용을 위해 **분류 모델(Classification)**로 전환.

3. 검증 방법

- 클래스 불균형 고려
 - 임계값(Threshold) 조정
- ROC AUC** 지표 선정

4. 발전 모델 적용

- XGBoost, Random Forest
- LGBM, SVM Model Test
- Best Model 선정 및 튜닝
- Max_Depth: 7



05. 최종 모델링 (Final Model)

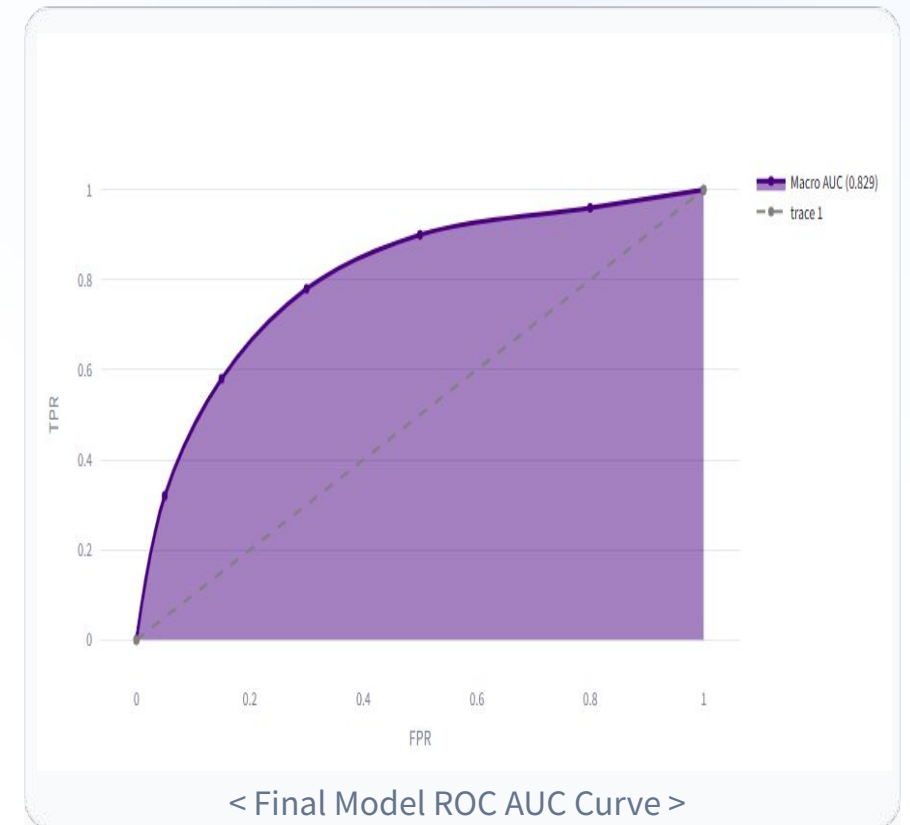
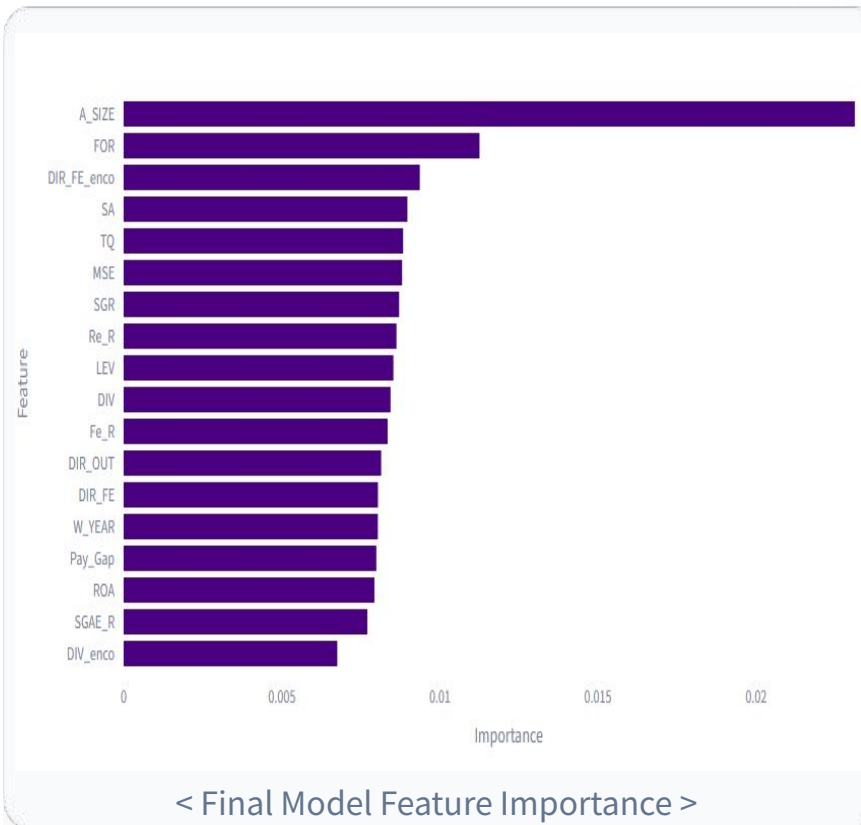
회귀 모델의 한계를 확인하고, 보다 발전된 실무 활용을 위해 **분류 모델(Classification)**로 전환.

3. 검증 방법

- 클래스 불균형 고려
 - 임계값(Threshold) 조정
- ROC AUC** 지표 선정

4. 발전 모델 적용

- XGBoost, Random Forest
- LGBM, SVM Model Test
- Best Model 선정 및 튜닝
- Max_Depth: 7



05. 최종 모델링 (Final Model)

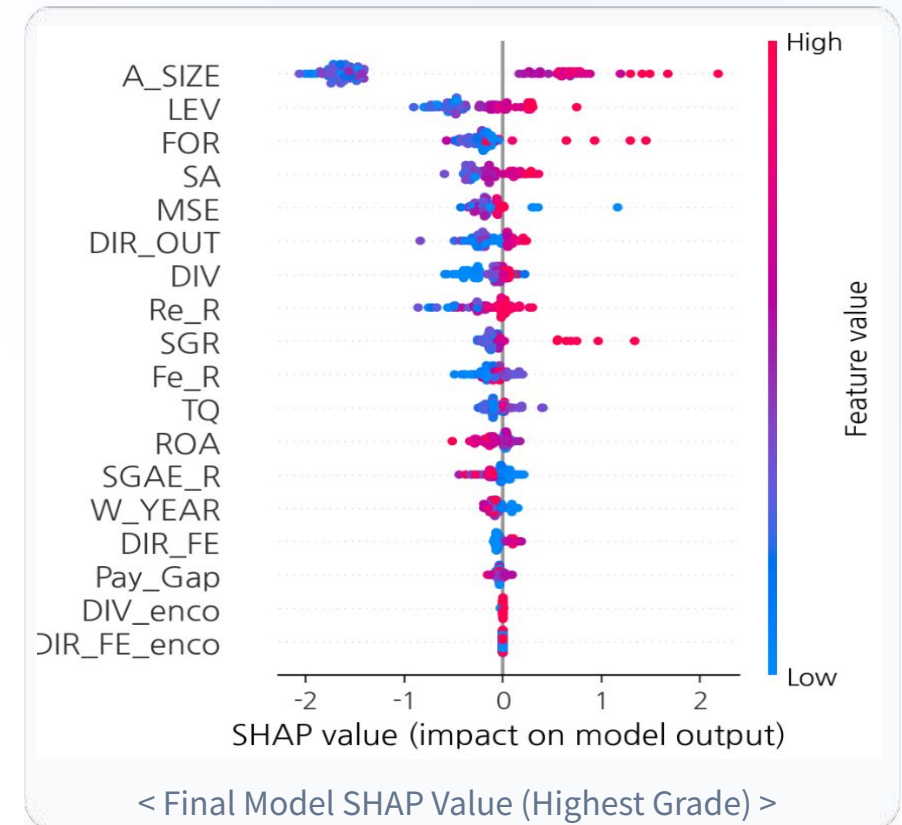
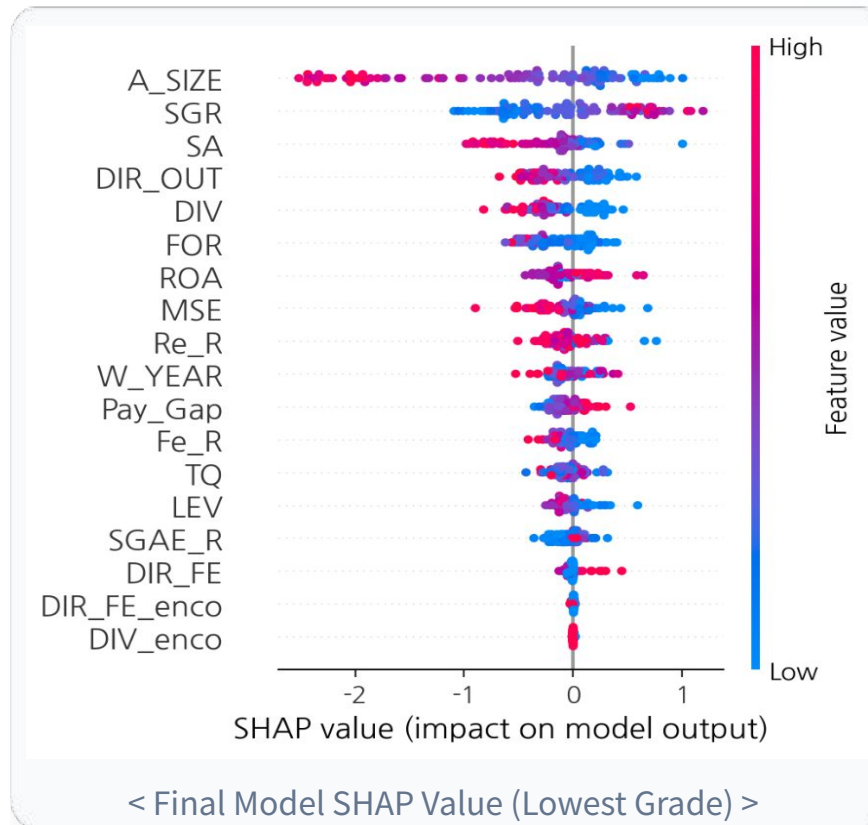
회귀 모델의 한계를 확인하고, 보다 발전된 실무 활용을 위해 **분류 모델(Classification)**로 전환.

3. 검증 방법

- 클래스 불균형 고려
 - 임계값(Threshold) 조정
- ROC AUC** 지표 선정

4. 발전 모델 적용

- XGBoost, Random Forest
- LGBM, SVM Model Test
- Best Model 선정 및 튜닝
- Max_Depth: 7



05. 최종 모델링 (Final Model)

최종 모델 선정: XGBoost

0.829

Updated Model ROC AUC

< Final Model 결과 >

- ✓ Base Model 대비 **ROC AUC 0.29 향상**으로 가장 우수한 성능 기록.
- ✓ 분류 모델 전환을 통해 등급 예측의 실효성 확보.

결과 및 인사이트

활용 방안

- ✓ 투자 전략 활용: ESG 등급으로 기업의 투자 가치 평가
- ✓ 기업 컨설팅: 어떤 방면으로 개선해야 ESG등급이 상승할지 기업 중장기 전략 수립
- ✓ 리스크 관리: ESG등급 하락 조기 예측, 기업의 리스크 관리지표로 활용

Dashboard

[HOME](#) [OVERVIEW](#) [REGRESSION](#) [CLASSIFICATION](#) [FINAL MODEL](#) [PREDICTOR](#)

ESG Prediction Project

Financial Data Based Forecasting

Team Members

Park Hyun-woo | Min Sun-ah

💡 **Project Goal:** 재무 데이터를 활용하여 기업의 차년도(T+1) ESG 등급을 예측하고, 개선 가이드를 제공하는 모델링

* Streamlit Cloud Link: <https://createesggradepredictionmodel-awz4b6kpfrpprldn7stphm.streamlit.app/>

Ready to Work

Ready to create the best customer experience through data.

데이터를 통해 최고의 고객 가치를 만들어갈 준비가 되어 있습니다.

☎ 010 - 4023 - 9072

✉ hw135@naver.com