

국내 기업의 ESG-거버넌스 점수 예측을 위한 선형 회귀 모델 개발

Domestic Corporate ESG-Governance Score Prediction Using Linear Regression

손서영*, 윤성연**, 박민서***

Seoyoung Sohn*, Sungyeon Yoon**, Minseo Park***

요약 지속 가능한 경영에 대한 관심이 높아짐에 따라, ESG 경영이 중요해지고 있다. 이에 따라 국내 기업들은 ESG 평가에 대한 대응체계를 준비하고 있다. 지금까지의 ESG는 등급으로 표시하기 때문에 등급 산정을 위한 기준 점수를 세밀하게 분석하기 어렵다는 한계가 있다. 이에, 점수 형태의 ESG 예측 및 분석이 필수적이다. ESG의 거버넌스(Governance) 영역은 특히 국가별 산업구조에 따라 큰 차이를 보이기 때문에 각 국가의 특성을 고려할 필요가 있다. 본 연구는 우선적으로 국내 기업의 ESG-거버넌스(Governance) 점수를 예측하는 머신러닝(Machine Learning) 기반 선형 회귀(Linear Regression) 모델을 제안한다. ESG-거버넌스(Governance) 점수와 재무 데이터, 그리고 ESG와 관련된 비재무 변수를 수집하고 다양한 방법의 데이터 전처리를 진행한다. 이를 선형 회귀 모델에 적용하고, 10-겹 교차 검증(10-Fold Cross Validation)을 통해 모델의 성능을 검증한다. 본 연구의 제안 모델은 테스트 데이터(Test Data) 기준 79.27%의 정확도(Accuracy)를 보인다. 향후 ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측은 국내 기업들의 ESG 평가대응체계 구축에 도움이 될 것으로 기대한다.

주요어 : ESG 점수 예측, 거버넌스, 머신러닝, 회귀 모델

Abstract ESG has become essential considerations for sustainable management. Domestic corporations are preparing response systems for ESG evaluations. Currently, ESG is expressed in ratings, which limits the detailed analysis of its calculations. So, it is necessary to predict and analyze ESG scores. Governance varies with each country's industrial structure, so it is important to consider its specific characteristics. Therefore, we propose a machine learning-based linear regression model to predict ESG-Governance scores for domestic companies. We collect ESG-Governance scores, financial and non-financial variables related to ESG, and preprocess the data. We apply preprocessed data to our machine learning-based linear regression model and validate model performance with 10-fold cross-validation. Our model showed 79.27% accuracy on test sets. We expect that predicting ESG-Governance score based on our model will enhance the ESG evaluation response system for domestic corporate.

Key words : ESG score prediction, Governance, Machine learning, Regression

*준회원, 서울여자대학교 데이터사이언스학과 학부생

*준회원, 서울여자대학교 데이터사이언스학과 대학원생

경회원, 서울여자대학교 데이터사이언스학과 조교수(교신저자)Corresponding Author: mpark@swu.ac.kr

접수일: 2024년 8월 2일, 수정완료일: 2024년 9월 7일

계재확정일: 2024년 11월 5일

Received: August 2, 2024 / Revised: September 7, 2024

Accepted: November 5, 2024

Dept. of Data Science, Seoul Women's Univ, Korea

I. 서 론

ESG는 환경(Environmental), 사회(Social), 거버넌스(Governance)의 약자로, 기업의 지속가능성을 평가하는 요소이다[1]. 지속 가능한 경영에 대한 기업 투자자들의 관심이 높아짐에 따라, ESG 경영에 대한 중요도가 증가하고 있다[2]. 금융위원회는 2030년까지 단계적으로 ESG의 내용이 포함된 지속가능경영보고서 공시를 활성화하고 의무화할 예정이다[3]. 이에, ESG 평가에 대한 대응체계를 준비하는 기업이 증가하고 있다.

현재 국내 평가기관에서 제공하는 ESG 등급을 활용하여 국내 기업의 ESG를 예측하는 연구가 활발히 진행되고 있다[4-6]. 그러나 등급 형태의 ESG를 기반으로 기업의 ESG를 예측하는 선행 연구의 경우, 등급 산정을 위한 기준 점수를 세밀하게 분석하기 어렵다는 한계가 존재한다.

기업이 ESG 평가대응체계를 만들기 위해서는 보다 세밀한 원인 분석과 정확한 기준이 요구되기 때문에 점수 형태의 ESG 예측 및 분석이 필요하다.

ESG는 크게 실질적(Substantive) 영역과 절차적(Procedural) 영역으로 나눌 수 있다[7]. 직접적인 활동에 집중하는 환경(Environmental)과 사회(Social)는 실질적 영역에, 의사결정 과정과 체계에 집중하는 거버넌스(Governance)는 절차적 영역에 해당한다. 즉, 거버넌스(Governance)는 환경(Environmental)과 사회(Social)를 추진하고 이행하기 위한 구조 및 의사결정체계를 의미한다[8].

기업의 거버넌스(Governance)는 국가별 산업구조의 특성에 따라 큰 차이를 보이므로, 각 국가의 특성을 고려한 분석이 필요하다[9]. 따라서 본 연구에서는 우선적으로 국내 기업의 ESG-거버넌스(Governance) 점수를 예측하는 머신러닝(Machine Learning) 기반 선형 회귀(Linear Regression) 모델을 제안한다. 국내 기업의 재무/비재무 변수를 고려하여 ESG-거버넌스(Governance) 점수에 영향을 미치는 요인을 파악한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제2장에서는 ESG 평가 예측과 관련된 선행 연구를 살펴본다. 제3장에서는 본 논문에서 제안하는 점수 기반의 ESG-거버넌스(Governance) 모델을 설계한다. 제4장에서는 결과를 분석하고 제5장에서는 결론을 언급한다.

II. 관련 연구

본 장에서는 한국 ESG 기준원에서 제공하는 데이터를 기반으로 국내 기업의 ESG 평가를 예측한 선행 연구를 살펴본다.

김민승 외[4]는 국내 기업의 ESG 등급이 B+ 이상일 경우 양호(Positive, 1), B+ 미만일 경우 양호하지 않음(Negative, 0)으로 재정의한 뒤, ESG 평가 등급의 양호 여부를 예측하는 방법을 제안하였다. 실험을 위해 2019년부터 2021년까지의 재무성과, 사외이사비율 및 지속가능경영보고서 공시 여부 변수를 활용하였다. 모델링 방법으로는 랜덤 포레스트(Random Forest), XGBoost(eXtreme Gradient Boosting), SVM(Support Vector Machine)과 심층신경망(Deep Neural Network, DNN)을 사용하였으며, 심층신경망이 F1-Score 기준 83%로 가장 우수한 성능을 보임을 증명하였다.

최정철[5]은 국내 기업의 ESG 등급을 2등급(양호, 일반), 3등급(상, 중, 하), 6등급(A+, A, B+, B, C, D) 등 3개의 등급 기준으로 재정의한 뒤, 등급 기준별 ESG 평가 등급을 예측하는 방법을 제안하였다. 실험을 위해 2020년부터 2022년까지의 재무성과 변수를 활용하였다. 모델링 방법으로는 로지스틱 회귀(Logistic Regression), 의사결정 나무(Decision Tree), 랜덤 포레스트, 그라디언트 부스트(Gradient Boost), XGBoost, GBRT(Gradient Boosted Regression Trees)와 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)을 사용하였다. XGBoost가 2등급과 3등급 분류에서 각각 F1-Score 기준 87%, 76%으로 가장 우수한 성능을 보임을 증명하였다.

정은정[6]은 국내 기업의 ESG 등급을 B+ 이상일 경우 양호(Positive, 1), B+ 미만일 경우 미흡(Negative, 0)으로 재정의한 뒤, ESG-사회(Social)의 평가 등급의 양호 여부를 예측하는 방법을 제안하였다. 실험을 위해 2020년부터 2022년까지의 재무, 인적자원, 국민연금 가입자 및 잡플래닛 만족도 변수를 활용하였다. 의사결정 나무, 랜덤 포레스트, XGBoost, 그라디언트 부스트, LightGBM(Light Gradient Boosting Machine)과 SVM으로 모델링 하였다. 그 결과, 랜덤 포레스트가 F1-Score 기준 74%로 가장 우수한 성능을 보임을 증명하였다.

선행 연구에서 살펴보듯이 대부분의 ESG의 연구는

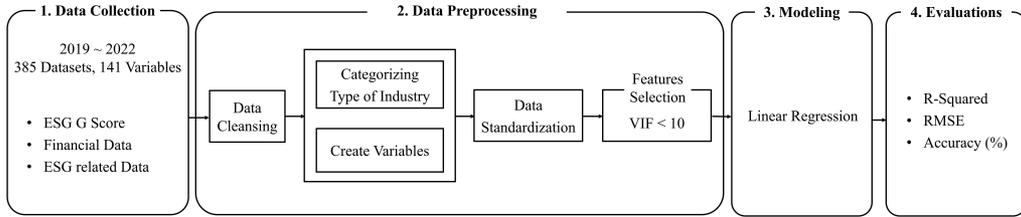


그림 1. 국내 기업의 ESG-거버넌스(Governance)를 점수 기반으로 예측하는 모델의 흐름도
 Figure 1. Flowchart of score-based domestic corporate ESG-Governance prediction model

등급을 예측하는 데에 초점을 맞추고 있다. 그러나 ESG 평가가 등급으로 제시되는 경우, 등급 상정을 위한 기준 점수를 세밀하게 분석하기 어렵기 때문에 정확한 ESG 평가대응체계를 구축하는 데에 한계가 있다. 이에, 본 논문에서는 국내 기업의 ESG-거버넌스(Governance)를 점수기반으로 분석하고 이를 예측하는 머신러닝(Machine Learning) 기반 선형 회귀(Linear Regression) 모델을 제안한다.

III. 연구방법

본 연구는 데이터 수집, 데이터 전처리, 머신러닝(Machine Learning) 기반 모델 개발의 세 단계로 구성된다. 본 연구에서 제안하는 모델의 전체적인 프로세스는 그림 1과 같다.

1. 데이터 수집

블룸버그(Bloomberg) 터미널에서 수집한 2019년부터 2022년까지의 국내 기업의 ‘ESG-거버넌스(Governance) 점수’ 중 385개를 종속변수로 활용한다. Value Search에서 수집한 114개의 재무 변수, 환경정보 공개시스템에서 수집한 7개의 환경정보 변수, 그리고 각 기업의 지속가능경영보고서에서 수집한 ESG와 관련된 20개의 비재무 변수 등 총 141개의 변수를 독립변수로 활용한다.

2. 데이터 전처리

수집한 데이터 중, 종속변수인 ‘ESG-거버넌스(Governance) 점수’가 누락된 85개의 행(Row)과, 독립변수의 일부가 누락된 16개의 열(Column)을 결측치로 판단하여 제거한다.

문자형으로 저장된 독립변수 ‘업종’은 원-핫 인코딩(One-hot Encoding)을 활용해 11개의 카테고리

(Category)로 구분한다. ‘업종’을 통해 파생된 11개의 카테고리형 변수는 ‘커뮤니케이션(Communications)’, ‘재생 가능 에너지(Renewable)’, ‘공공사업(Utilities)’, ‘임의 소비재(Consumer_discretionary)’, ‘소재(Materials)’, ‘필수 소비재(Consumer_staples)’, ‘식유 및 가스(Oil_and_gas)’, ‘헬스케어(Healthcare)’, ‘기술(Technology)’, ‘산업 제품(Industrial_products)’, ‘산업 서비스(Industrial_services)’이다.

환경 변수 중, ‘에너지 사용량(Energy Consumption)’, ‘온실가스 배출량(Greenhouse Gas Emissions)’, ‘폐기물 배출량(Waste Emissions)’, ‘용수 사용량(Water Usage)’의 경우 기업의 규모에 따라 배출 및 사용 정도가 달라질 것을 고려하여 매출액으로 나눈 파생변수를 생성하여 사용한다.

거버넌스 변수 중, ‘사외이사비율(Ratio of Outside Directors)’, ‘최대 주주 지분율(Major Shareholder Ownership Percentage)’, ‘사내 등기 임원 평균 보수(Average Compensation of Executive Directors)’, ‘직원 대비 임원 보수(Executive-to-Employee Pay Ratio)’의 경우 역시 업종별로 차이가 있을 것을 고려하여 업종 평균값과의 편차를 계산한 파생변수를 생성하여 사용한다.

결측치 제거 후, 파생변수를 추가한 전체 독립변수는 300개의 행과 95개의 열로 구성된다. 서로 다른 단위를 가진 여러 독립변수를 모델에 함께 활용하는 경우, 큰 값으로 구성된 독립변수에 편향(Bias)된 모델이 도출될 수 있다. 이에, 연속적인 값을 가지는 수치형 독립변수의 범위를 평균 0, 표준편차 1인 정규분포의 형태로 표준화(Standardization)해 변수 간의 차이를 감소시킨다 [10]. 표준화한 모든 변수를 분산팽창지수(Variance Inflation Factor, VIF)를 활용하여 다중공선성(Multicollinearity) 기준 유의성을 평가한다. VIF의 값이 10 이상인 경우, 해당 변수가 다른 변수 간 높은 상관관

표 1. 독립변수의 분산팽창지수
Table 1. Variance Inflation Factors(VIF) of Independent variables

독립변수	VIF
커뮤니케이션(Communication)	1.3
비유동자산 장기적합률(Long-term Appropriateness Ratio of None-current Assets)	1.2
매입채무 대비 채고자산 비율 (Inventory to Accounts Payable Ratio)	1.1
관계 기업 투자(Investment In Associates)	1.0
매출액 증가율(Revenue Growth Rate)	1.0
자기자본 증가율(Equity Growth Rate)	1.1
지속가능경영보고서(Sustainable Report)	2.4
녹색 제품 구매비율 (Green Products Purchase Ratio)	1.3
녹색 경영 투자 비용 (Green Management Investment Costs)	1.1
폐기물 재활용 비율(Waste Recycling Rate)	1.2
근로손실재해율 (Lost Time Injury Frequency Rate, LTIFR)	1.2
노동조합 가입률(Union Membership Rate)	1.2
안전보건경영시스템 (Occupational Health and Safety Management System, OHSAS)	2.4
이사회의 독립성(Board Independence)	1.3
사외이사비율(Ratio of Outside Directors)	1.3
사내 대기 임원 평균 보수 (Average Compensation of Executive Directors)	1.1

계를 가진다고 판단하여 제거한다[11]. 표 1은 VIF 기준 유의한 16개의 독립변수와 각 독립변수의 VIF 값이다.

3. 점수 기반 ESG-거버넌스(Governance) 예측 모델 개발

데이터 전처리 후 도출된 16개의 변수로 구성된 300개의 데이터를 기반으로 ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측을 위한 머신러닝 모델을 제안한다.

ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측은 값에 대한 예측이므로 머신러닝 중 회귀(Regression) 모델이 적절하다. 회귀 모델은 종속변수와 독립변수 간의 인과관계를 학습하고, 이를 활용해 새로운 독립변수에 대한 종속변수의 값을 예측한다. 특히, 선형 회귀(Linear Regression)는 회귀 식을 활용하여 독립변수가 종속변수에 미치는 영향을 파악하고, 가중치를 통해 각 독립변수의 중요도를 파악하기 용이하다. 본 연구는 ESG-거버넌스(Governance) 점수에 영향을 미치는 요인을 상세하게 분석하려는 목적이 있기에 선형 회귀 모델로 연구를 진행한다.

실험을 위해 훈련 데이터(Training Sets)와 테스트 데이터(Test Sets)를 각각 80%, 20%의 비율로 나누어

표 2. ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측 모델의 정량적 평가

Table 2. Quantitative evaluation of ESG-Governance Score prediction model

Datasets	Evaluation		
	R-squared	RMSE	Accuracy
Training Sets	0.6402	0.4566	80.01%
10-Fold Cross Validation	0.6378	0.4482	79.86%
Test Sets	0.6284	0.4167	79.27%

구성한다. 10-겹 교차 검증(10-Fold Cross Validation)을 통해 모델의 정확도를 검증한다.

V. 결 과

본 연구에서 제안한 모델의 성능을 평가하고 검증하기 위해 모델의 설명력을 나타내는 결정 계수(R-squared)와 예측값과 실제값 간의 오차를 나타내는 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error, RMSE)[12], 그리고 모델의 정확도(Accuracy)를 측정하였다. 결정 계수와 정확도는 각각 0.5, 50% 이상의 값을 가져야 하며, 그 값이 1, 100%에 가까울수록 우수한 성능을 보인다고 해석한다. 평균 제곱근 오차는 종속변수의 스케일(Scale)에 따라 다르나, 그 값이 적을수록 작은 오차를 가지고 있다고 해석한다.

정량적 평가 결과는 표 2와 같이, 테스트 데이터(Test Sets)에서 R-squared 0.6402, RMSE 0.4167, Accuracy 79.27%의 성능을 보였다. 10-겹 교차 검증(10-Fold Cross Validation)에서도 R-squared 0.6378, RMSE 0.4482, Accuracy 79.86%의 안정적인 성능을 보였다. 이는 제안한 모델이 테스트 데이터(Test Sets)뿐만 아니라, 전체 데이터에서도 일관된 성능을 보인다는 것을 의미한다.

식 1은 제안한 모델에서 도출한 회귀 식이다. 회귀 식에서 ‘커뮤니케이션(Communication)’, ‘이사회의 독립성(Board Independence)’, ‘사외이사비율(Ratio of Outside Directors)’, ‘지속가능경영보고서(Sustainable Report)’, ‘안전 보건 경영시스템(Occupational Health and Safty Management System)’, ‘폐기물 재활용 비율(Waste Recycling Rate)’, ‘매입채무 대비 채고자산 비율(Inventory to Accounts Payable Ratio)’, ‘근로손실재해율(Lost Time Injury Frequency Rate, LTIFR)’, ‘매출액 증가율(Revenue Growth Rate)’, ‘녹색 경영 투자비용(Green Management Investment Costs)’은 양의 상관관계를 가졌고, ‘노동조합가입률(Union Membership

- ESG G Field Score = +76.1 × Communication
 +33.8 × Ratio of Outside Directors
 +25.6 × Sustainable Report
 +21.9 × Board Independence
 -20.6 × Union Membership Rate
 +16.4 × Occupational Health and Safety Management System
 -15.9 × Green Product Purchase Ratio
 +14.3 × Waste Recycling Rate
 -10.1 × Long-term Appropriateness Ratio of Non-current Assets
 -9.5 × Equity Growth Rate
 +9.2 × Inventory to Accounts Payable Ratio
 +7.4 × Lost Time Injury Frequency Rate (LTIFR)
 +6.9 × Green Management Investment Costs
 +6.9 × Revenue Growth Rate
 -6.6 × Average Compensation of Executive Directors
 -6.3 × Investments in Associates

Rate), '녹색 제품 구매비율(Green Product Purchase Ratio)', '비유동자산 장기적합률(Long-term Appropriateness Ratio of Non-current Assets)', '자기자본 증가율(Equity Growth Rate)', '사내 동기 임원 평균 보수(Average Compensation of Executive Directors)', '관계 기업투자(Investments In Associates)'는 음의 상관관계를 가졌다. 가장 높은 중요도(76.1)를 보이는 변수는 '커뮤니케이션(Communication)'이었다. '커뮤니케이션(Communication)'은 통신사, IT 기업과 같이 통신 및 정보 기술을 다루는 업종을 구분하는 독립변수이다. '커뮤니케이션(Communication)' 업종에 해당하는 기업들은 지속가능경영보고서에 공시할 평가지표별 데이터를 수집, 통합, 관리 및 체계적 개선을 위해 필요한 디지털 전환(Digital Transformation, DX)을 빠르게 수행했다는 공통점이 있었다[13]. 디지털 전환을 통해 지속가능경영 보고서를 출간하거나 관련 부서를 설립하는 등 ESG 경영에 빠르게 대비하여 전체적으로 높은 거버넌스 점수를 가졌다.

그림 2는 제안한 모델의 성능을 시각화한 그래프로, 테스트 데이터에서 예측값과 실제값 간의 차이를 보여 준다. 예측값을 빨간색 'X'로, 실제값을 회색 'O'로 표현하였다. x축은 랜덤하게 추출된 테스트 데이터를 실제값 기준으로 새롭게 정렬하여 부여한 인덱스(Index)이고, y축은 각 인덱스에 해당하는 'ESG-거버넌스(Governance) 점수'를 의미한다.

시각화를 통해 예측값과 실제값의 차이가 매우 큰 한 개의 이상치(Outlier)를 확인하여, 해당하는 데이터를 분석하였다. 예측값과 실제값의 차이가 가장 큰 데이터는 금호석유화학의 2020년 ESG-거버넌스(Governance) 점수로, 실제값보다 1.49점 더 높게 예측되었다. 이는, 코로나 19(COVID-19)로 인해 에너지 수요 및 국제 유가가 급락하여 석유화학 업계의 실적이 모두 부진한 가운데, 금호석유화학은 의료용 고무장갑

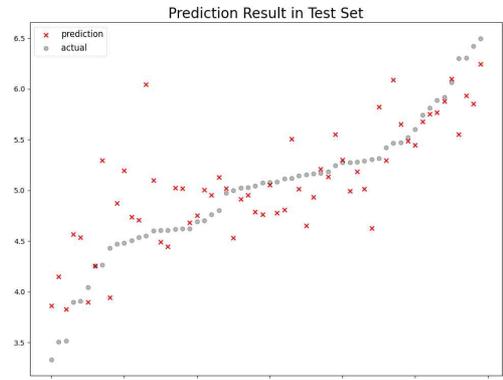


그림 2. ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측 결과 그래프: 빨간색 'X'는 예측값을, 회색 'O'는 실제값을 의미함
 Figure 2. ESG-Governance score prediction result graph: Red 'X' means predicted value and gray 'O' means actual value

의 주 소재인 'NB 라텍스(Nitrile Butadiene Latex)'를 생산하여 영업이익이 대폭 상승하였기 때문이다[14]. 이를 고려하여 금호석유화학의 2020년 ESG-거버넌스(Governance) 점수를 제거한 후 모델의 성능을 평가하자, 정확도가 약 6.28% 향상됨을 확인하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 머신러닝(Machine Learning) 중 선형 회귀(Linear Regression)를 활용하여 국내 기업의 ESG-거버넌스(Governance) 점수를 예측하는 모델을 제안하였다. 블룸버그(Bloomberg)의 'ESG-거버넌스(Governance) 점수'를 종속변수로, 재무 데이터와 ESG 관련 데이터를 독립변수로 활용하였다. 수집한 데이터 중 결측치가 있는 데이터를 제거하고, 11개의 업종 변수를 원-핫 인코딩(One-hot Encoding)을 통해 카테고리화(Categorized) 하였다. 기업의 규모나 업종에 따라 큰 차이를 보이는 데이터의 경우, 매출액으로 나누거나 업종 평균값과의 차이를 계산하여 파생변수로 추가하였다. 다양한 방법의 전처리 후, 분산팽창지수(Variance Inflation Factor, VIF)를 기준으로 독립변수 간의 다중공선성(Multicollinearity)을 파악하여 유의한 독립변수를 선정하였다.

최종 선정한 16개의 독립변수를 선형 회귀 모델에 적용하고, 10-겹 교차 검증(10-Fold Cross Validation)을 통해 검증하였다. 실험 결과, 본 연구에서 제안한 국내 기업의 ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측 모델은 테스트 데이터(Test Sets) 기준 79.27%의 정확

도(Accuracy)를 가졌다.

본 연구에서 제안하는 ESG-거버넌스(Governance) 점수 예측 모델은 국내 기업의 ESG 평가대응체계 수립을 위한 정확한 기준 파악에 도움을 줄 수 있다. 그러나 수집된 데이터 개수의 부족으로 인하여 모든 업종에 대해 각 업종별로의 ESG-거버넌스(Governance) 분석은 제시하지 못했다. 향후 연구에서는 보다 많은 데이터를 수집하여 다양한 업종에 대한 ESG를 예측하고자 한다. 특히, 가장 큰 가중치를 가진 ‘커뮤니케이션(Communication)’ 업종에 해당하는 기업의 ESG-거버넌스(Governance) 점수를 예측하고자 한다.

References

- [1] UN Global Compact, Who Cares Wins - Connecting Financial Makers to a Changing World, 2024.
- [2] M. Kim, S. Moon, and S. Choi, “Predicting Future ESG Performance using Past Corporate Financial Information: Application of Deep Neural Networks,” *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 29, No. 2, pp. 85-100, June 2023. DOI:10.13088/jiis.2023.29.2.085
- [3] Financial Service Commission, Available online: <https://www.fsc.go.kr/index> (accessed on 22 August 2024)
- [4] M. Kim & S. Moon, and S. Choi, “Predicting Future ESG Performance using Past Corporate Financial Information: Application of Deep Neural Networks,” *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 29, No. 2, pp. 85-100, June 2023. DOI:10.13088/jiis.2023.29.2.085
- [5] Choi, J., Predicting and analyzing corporate ESG ratings using machine learning and XAI, M. S. Thesis. Chonnam National University, Gwangju, South Korea., 2024.
- [6] Jeong, E., A study of predicting ESG S field ratings using machine learning, M. S. Thesis. Sookmyung Women’s University, Seoul, South Korea., 2024.
- [7] B. O. Giupponi & R. P. Figueroa, “Navigating ESG arbitrability challenges in energy and climate: an in-depth analysis and future perspectives,” *The European Energy and Climate Journal*, Vol. 12 No. 1, pp. 13-27. August 2024. DOI:10.4337/eecj.2024.01.02
- [8] Inno Social Lab, ESG Handbook G interactive, *Center for Social value Enhancement Studies(CSES)*, pp. 117, 2023.
- [9] J. Park & Y. Lee, “Comparison of ESG Raters and Rating Scores: Focusing on Korean Firms,” *Korea Institute for International Economic Policy(KIEP)*, Vol. 22, No. 7, pp. 1-85, December 2022.
- [10] M. Gal & D. Rubinfeld, “Data Standardization,” *NYU Law and Economics Research Paper*, Vol. 17, No. 19, Jun 2019. DOI:10.2139/ssrn.3326377
- [11] S. Oh & M. Park, “Deep Learning-based Happiness Index Model Considering Social Variables and Individual Emotional Index,” *The Journal of the Convergence on Culture Technology(JCCT)*, Vol. 10, No. 2, pp. 489-493, January 2024. DOI:10.17703/JCCT.2024.10.1.489
- [12] K. Kim, B. Jung, and S. Lee, “Performance Comparison Analysis of Artificial Intelligence Models for Estimating Remaining Capacity of Lithium-Ion Batteries,” *International Journal of Advanced Culture Technology(IJACT)*, Vol. 11, No. 3, pp. 310-314, November 2023. DOI:10.17703/IJACT.2023.11.3.310
- [13] Kang, S., A Study on Leveraging Digital Transformation for Enhancing Corporate ESG Performance: Cases and Strategies for Activation, M.S. Thesis. Hallym University, Chuncheon, South Korea., 2024.
- [14] Money Today, Available online: <http://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2020061813501958263> (accessed on 22 August 2024)