

심층신경망을 활용한 데이터 기반 ESG 성과 예측에 관한 연구: 기업 재무 정보를 중심으로

김민승
연세대학교 전산학과
(kms903@yonsei.ac.kr)

문승환
연세대학교 경영학과
(vuv0226@yonsei.ac.kr)

최성원
연세대학교 경영학과
(swchoi33@yonsei.ac.kr)

최근 기업의 지속가능경영 역량으로 대변되는 기업 ESG 성과(environmental, social, and corporate governance)가 투자 의사 결정에 주요 요인 중 하나로 부각되고 있다. 전통적 ESG 성과 평가 프로세스는 평가기관마다의 고유 기준에 따라 질적 정성적 방식으로 수행되어 그 평가 소요 시간 및 비용이 큰 데 비해 투자 의사 결정 시 신뢰성과 예측 가능성 및 적시성에 제약이 존재한다. 이에 본 연구에서는 정량화되고 공개된 기업 재무 정보를 활용하여 머신러닝을 통한 자동화된 기업 ESG 평가 예측을 시도하였다. 심층신경망 기법을 활용해 2019년부터 2021년까지 3년간 한국ESG기준원에서 제공한 1,780건의 ESG 평가에 대하여 총 12종(21,360건)의 시장 공개 재무 정보를 기반으로 예측 모형을 구축한 결과, 제안된 심층신경망 모형은 약 86%의 분류성능을 보여 여타 비교모형 대비 크게 높은 정확도를 나타냈다. 본 연구는 정량적이고 공개된 과거 기업 재무 정보만으로도 자동화된 프로세스를 통해 비교적 정확한 미래 ESG 평가 예측을 달성할 수 있었다는 점에 의의가 크다. 특히 기업 ESG 관련 정보 접근이 상대적으로 불리한 일반 투자자들의 입장에서 볼 때 낮은 비용과 적은 시간 투자로도 기업 ESG 성과 평가에 대한 예측 가능성과 적시성을 향상시킬 수 있다는 점에 실용적 함의가 있다. 또한 본 연구는 향후 추가적인 국내외 데이터 수집 및 모형 고도화를 통해 기업 ESG 성과 예측 분야에서의 확장이 기대된다.

주제어 : ESG 평가, 심층신경망, 딥러닝, 기업 사회적 책임(CSR), 투자 의사 결정 지원시스템

논문접수일 : 2023년 2월 11일 논문수정일 : 2023년 3월 21일 게재확정일 : 2023년 4월 13일
원고유형 : Regular Track 교신저자 : 최성원

1. 서론

오늘날 기업 환경은 투자자들로부터 전통적 재무 성과에 대한 추구뿐만 아니라 환경, 사회적 책임, 지배 구조(environmental, social, corporate governance: ESG)로 대표되는 기업의 지속가능경영 역량에 대한 전략적 활동과 적극적 소통을 요구받는 시대가 되었다(Christensen et al., 2022; Flammer, 2013; Greening and Turban, 2000). 예컨대 세계적 자산운용사 Blackrock의 최고경영자 Larry Fink는

2020년 연례 서한에서 기후변화 이슈에 적절히 대응하지 못하는 기업에 투자하지 않을 것이며 지속가능경영 성과를 시장에 공개하지 않는 기업에 대한 투자를 철회하겠다는 방침을 밝혔다. 국내에서도 김용진 국민연금 이사장은 세계경제 연구원이 개최한 국제 컨퍼런스에서 최근 글로벌 시장이 ESG에 대해 주목하고 있는 점을 고려해 2022년까지 전체 운영기금 50%를 ESG 성과가 우수한 기업에 투자할 것이라 밝혔다. 이러한 투자 시장환경의 변화에 따라 2020년 현재 S&P

500대 기업 중 92% 및 Russell 1,000대 기업의 70%가 자사의 ESG/CSR 활동에 대한 보고서를 공개하고 있다(Rau and Yu, 2023). 이러한 사회적 변화에 맞춰 국내에서도 기업의 ESG 성과는 투자에 있어 실제 장단기 기업가치의 향상으로 나타남을 보여주는 연구가 활발하게 수행 되어져 오고 있다(강원과 정무권, 2020; 오상희, 2021; 이호갑과 이결주, 2017; 임옥빈, 2019).

이렇듯 기업의 ESG 성과가 투자자의 관심과 의사결정에 끼치는 비중이 커짐에 따라 그 측정과 평가의 중요성 또한 큰 폭으로 증대되었으며 그에 따라 관련된 지표 및 등급을 제공하는 평가기관 또한 증가하고 있다(Dyck et al., 2019). 한국산업통상자원부 보도자료(K-ESG 가이드라인, 2021. 12. 09)에 따르면 600여 개 이상의 평가기관이 세계적으로 존재하며 가장 널리 활용되는 국제 ESG 평가기관으로는 MSCI, S&P Global, Refinitiv (Thomson Reuters ESG), Sustainalytics, Bloomberg, FTSE Russell 등이 있고 국내 평가기관으로는 한국ESG기준원, 서스틴베스트, 경제정의연구소 등이 대표적이다.

각 평가기관은 자료의 수집과 평가에 있어 자체적으로 개발한 고유의 프로세스를 활용하고 있으며 개략적인 평가 기준만이 공지되어 있을 뿐 ESG 등급 산정에 포함된 세부 내역 공개에 있어서는 매우 제한적인 입장에 있다(장윤제, 2021). 일반적으로 평가기관들은 해당 연도 중 발생하는 각 기업의 ESG 활동을 재무제표, ESG/CSR 및 각종 보고서, 기업공시 및 기업 웹사이트, 뉴스 미디어 및 설문, 기타 여러 정보 채널을 통해 획득 및 데이터베이스화하는 것으로 알려져 있다. 이를 바탕으로 세분화된 개별 영역에 대한 강점 혹은 위협을 바이너리 혹은 점숫값으로 평가해 ESG metrics 형태로 가공한 후, 각 기업이

속한 산업에서의 영역별 가중치를 반영한 특정 배점 공식에 적용해 환산 점수를 산출하고, 유사 기업과의 비교 및 해당 산업군 안에서의 순위 등을 감안하여 종합 등급을 매긴다. 가령 친환경 영역에는 공해 및 오염 저감, 재생 에너지 및 자원 리사이클링, 기후 변화 및 탄소 배출 문제, 동식물 멸종 위기 및 다양성 보존, 삼림 훼손 및 해양 오염 방지 등과 관련된 기업 활동이 포함된다. 사회적 책임 영역에는 개인정보 보호, 직원 안전 및 산업재해, 출산 및 보육 지원, 성평등 및 젠더 이슈, 사회적 배려 및 공동체 통합, 인권 및 생명 존중, 국제 평화 등에 기여하는 기업 활동이 포함되며, 지배구조 영역에는 이사회 및 감사 시스템 개선, 부패 방지 및 준법 경영, 정관계 로비 문제, 배당 및 임원 보수, 최고 경영자의 윤리 문제, 경영권 승계 등과 관련된 이슈들이 해당된다(Rau and Yu, 2023; Savio et al., 2023).

이러한 ESG 등급 산정에 있어 제기되는 주요한 문제는 평가 요소들의 구성 자체가 질적 데이터에 기반한 정성적 경향이 크며 아울러 구체적 평가 체계 또한 기관별로 상이하고 그 세부 내역과 결과에 대한 일반 투자자의 정보 취득 또한 제한적이라는 점이다(Kostantonis and Serafeim, 2019; Li and Polychronopoulos, 2020). 이는 필연적으로 ESG 등급 평가의 신뢰도와 투자자의 정보 접근 및 예측 가능성 문제를 야기시킨다(Billio et al., 2021; Dimson et al., 2020). 예컨대 Chatterji 등(2016)에 따르면 MSCI와 Sustainalytics ESG 평가등급 간에 상관은 약 0.3에 불과하였으며 일부 영역에서는 음(-)의 상관을 보이는 경우도 있었다. 또한 전국경제인연합회 보도자료에 따르면 매출 상위 100대 국내 기업 중 비교 가능한 55개 기업의 ESG 평가등급이 평가기관마다 평균 1.4단계의 격차를 보였다(전국경제인연합회, 2021). 이러한 ESG 평가의 신

되도 및 예측 가능성 문제는 투자 의사 결정 시 정보 접근과 취사선택에 있어 투자자의 부담과 불확실성이 가중되는 문제를 낳는다(배창현 등, 2021).

이렇게 ESG 평가는 질적 데이터에 기반한 정성적 평가에 따른 기관 간 일관성 및 신뢰성 문제와 정보 접근성 및 예측 가능성에 대한 한계가 존재한다는 점에서 평가 대상 기업과 일반 투자자들의 의사결정 활용에 큰 제약이 존재한다. 이에 본 연구는 t-1기에 공개된 정량적 기업 재무 정보를 바탕으로 t기의 ESG 평가등급을 예측할 수 있는지를 고찰하고자 한다. 본 연구에서는 2019년부터 2021년까지 3개년간 한국예탁결제 증권정보포털에 등록된 12종의 공개 재무 정보만을 활용하여 한국ESG기준원이 평가한 1,780건의 ESG 등급을 추정할 수 있는지 여부를 머신러닝 기법 중 하나인 심층신경망 기반 예측모형을 활용해 추정하였다. 시장에 공개된 정형화된 소수의 정량적 재무 정보만으로도 특정 ESG 평가기관의 1년 후 평가등급을 안정적으로 예측할 수 있다면 일반 투자자 입장에서 장단기 투자의사 결정 시 기업의 ESG 성과와 관련된 투자 불확실성을 선제적으로 축소할 수 있다는 점에 본 연구의 실용적 함의가 크다. 또한 대부분의 ESG 평가기관의 평가가 비공개 고유 프로세스와 수많은 질적 평가 요소로 구성되어 그 결과 도출까지 상당한 시간과 노력이 소요되는데 반해 본 연구가 제시하고자 하는 심층신경망 기반 예측모형은 그 간결성과 공개성은 물론 동일한 정보로 여러 기관의 ESG 평가등급 예측에 자동화하여 적용할 수 있다는 확장성에 있어서도 상당한 의미를 갖고 있다고 평가된다. 특히 ESG 평가 연구에 있어 심층신경망 기법을 적용한 사례가 극히 드문 현재의 상황 하에서 본 연구는 관련 연구들의 활성화에 기여할 수 있다고 사료된다.

2. 선행연구 분석

2.1 재무성과와 ESG 평가의 관계

기업행동 이론에 의하면 여유자원(Slack Resource)은 기업의 전략적 의사결정에 대한 실행을 활성화하며 환경변화에 보다 유연하게 대처할 수 있도록 한다. 여유자원은 다양한 이해관계자들의 요구에 능동적으로 대응할 수 있는 역량을 기업에 제공하며 이해관계자들과의 갈등 하에서도 기업의 핵심 역량을 보존하는 완충적 역할을 수행한다. 같은 맥락에서 기업의 재무적 여유자원은 ESG와 관련된 이해관계자들의 요구에 보다 성공적으로 대처하는데 필수적임이 제안되어 왔다(Duque-Grisales and Aguilera-Caracuel, 2019).

가령 Waddock과 Graves(1997)는 전기 ROA(return on asset)와 ROE(return on equity) 및 ROS(return on sales)가 높은 기업일수록 당기의 사회적 성과가 높게 나타나고 있음을 보고하였으며, Islam 등(2021)은 기업의 잉여현금흐름(Free Cash Flow, FCF)이 증가할수록 기업의 CSR 관련 지출이 증가함을 보고하였다. 보다 직접적으로 Chams 등(2021)은 여유자원이론(Slack Resources Theory)에 입각하여, 영업현금흐름에서 자본적 지출(Capital Expenditures, CAPEX)을 차감한 값으로 측정된 전기 및 당기 재무성과와 Thomson Reuters ESG 등급으로 측정된 당기 ESG 성과 사이에 양(+)의 관계가 있음을 실증하였다. 나아가 이러한 효과는 환경, 사회, 지배구조의 세부 영역에 있어서도 유지되었다. 유사하게 Shahzad 등(2016)은 잉여인적자원을 보유한 기업의 경우 사회적 성과가 높게 나타남을 보고하였다.

국내에서도 나영과 홍석훈(2011)에 의하면 전기 기업가치가 높은 기업일수록 당기 CSR 활동이

우수하며 다시 당기의 CSR 활동이 우수한 기업 일수록 차기에 기업가치가 높게 나타나는 연쇄 구조가 있음이 밝혀졌으며, 김범석과 민재형(2016)에 의하면 한국ESG기준원에서 발표하는 ESG 영역별 등급이 기업규모와 수익성 증가에 따라 향상되는 것으로 드러났다. 이결주 등(2017)은 Tobin's Q와 시가 대 장부가치 비율 두 가지를 기업가치의 대용치로 선정하고 당기 기업가치가 기업의 당기 ESG 성과에 양(+의 영향을 미치며 나아가 시차모형(Time-lag model)을 활용해 기업의 전기 기업가치가 해당 기업의 당기 ESG 성과의 향상을 가져온다는 점을 실증하였다.

요약하면 기업 재무성과는 ESG 활동을 촉발(Trigger) 또는 ESG 성과를 향상(Enhance)하는 것으로 해석될 수 있는데, 즉 재무성과로 대표되는 기업가치가 높을수록 가용할 수 있는 여유 자원이 많아져 ESG 활동과 같은 비재무적 활동에 대한 투자가 보다 활성화되고 장기적 계획적으로 이루어지게 된다는 여유자원이론을 지지하는 결과라 할 수 있다(이용대와 이치송, 2021). 이를 본 연구에 적용하면 기업의 재무성과 정보를 예측 대용치(proxy)로 삼아 기업의 미래 ESG 활동과 성과를 간접적으로 추정할 수 있음을 시사한다.

2.2 머신러닝을 통한 재무 정보 활용

상장 기업의 재무성과 정보들은 재무제표 및 공시 제도를 통해 통일된 회계 기준에 따라 산출되고 공개적으로 시장에 보고된다. 이러한 다양한 재무성과 정보들은 서로 간에 종종 복합적인 상호관계를 맺고 있으며, 따라서 그 분석에 있어 변수 간 선형관계 만에 기반한 기존의 통계모형을 넘어서는 보다 유기적이고 비선형적 패턴의 학습과 추정을 가능케 하는 머신러닝(Machine

Learning) 기법의 도입이 활발히 제안되고 있다(나현종과 정태진, 2022; 윤양현 등, 2022).

선행요인에 대한 해석과 검증을 강조하는 기존 통계 기법들과는 달리, 머신러닝 기법을 적용한 관련 연구들은 특정 결과에 대한 강건하고 정밀한 예측모형 구축을 추구하는 추세이다. 예컨대 엄하늘 등(2020)의 연구에서는 2,194건의 상장기업 재무데이터를 기반으로 기업의 부도 위험을 예측하기 위해 랜덤포레스트 및 MLP(Multiple Layers Perceptron), CNN(Convolution Neural Network)을 적용한 스택킹 앙상블(Stacking Ensemble) 모형을 제시하여 기존의 선형적 통계 모형에 비해 정밀하고 강건한 예측성능을 확보하였음을 제시하였다. 이찬호 등(2020)의 연구에서는 재무 정보를 활용하여 한계기업 예측을 위한 방법론으로 k-NN(k-Nearest Neighbor) 기반 알고리즘을 제시하였다. 여기서 제안된 k-NN 외 심층신경망 및 랜덤포레스트, 앙상블 등 다수의 머신러닝 기반 방법론을 통해 최종적으로 약 88.6%의 우수한 예측성능을 보고하였다. 보다 직접적으로 D'Amato 등(2022)은 EBIT 및 ROE 등 7가지의 재무 정보를 기반으로 ESG 점수를 예측하는 랜덤포레스트 및 GLM(Generalized Linear Model) 모형을 제시하였다. 동 연구는 Thomson Reuters Refinitiv ESG에서 제공하는 점수화된 ESG 점수를 학습목표로 활용하였으며, 개별 모형에 대한 성능평가 결과, 랜덤포레스트 모형에서는 MAPE(mean absolute percentage error) 기준 약 16.8%, GLM 모형에서는 약 26.6%의 오차율 성능을 도출하는 등 상대적으로 우수한 예측성능을 보여준 바 있다. 따라서 변수 간 복합적 영향력을 감안한 데이터의 분석에는 머신러닝 기법의 적용이 타당함을 시사하며, 이는 본 연구의 목적인 ESG 성과 예측에 대한 재무성과 정보를 활용한 머신러닝 적용 또한

유의한 성능을 기대할 수 있음을 제안한다.

3. 데이터 및 연구 모형

3.1 데이터 및 변수의 선정

3.1.1 ESG 학습목표의 구성

학습목표에 대한 정보를 요약하면 <표 1>과 같다. 본 연구가 예측하고자 하는 학습목표로는 2019년부터 2021년까지(t기) 3개년간 한국ESG기준원의 기업별 ESG 통합등급 1,780건을 수집해 활용하였다. 수집된 ESG 통합등급은 개별 기업에 대한 환경/사회/지배구조를 종합 고려한 평가 결과를 의미하며, S 및 A+, A, B+, B, C, D의 7개 구분으로 평가등급이 도출된다.

수집된 학습목표에 대한 분포 탐색 결과, 3개년간의 ESG 통합등급은 대부분 B 이하의 등급이 부여된 것으로 확인되었으며(1,236건: 69.4%), S 등급은 0건, A 등급 이상의 사례는 247건(13.9%)으로 평가 결과의 분포 불균형이 상당한 것으로 확인되었다. 본 연구는 데이터 기반 학습을 통한 자동화된 등급 예측에 목적이 있음을 고려, 특정 등급의 사례 데이터에 대한 과부족으로 인한 성능 고도화에서의 한계점을 극복하고자 다소 높은 수준의 분포 불균형을 보이는 7개 등급에 대한 다중 분류(Multiple Classification)의 문제를 새

로이 설정한 두 개 구분에 대한 이진 분류(Binary Classification)의 문제로 재정의하였다. 재정의의 기준은 한국지배구조원(2021)이 투자에 양호한 것으로 권고하는 'B+' 등급 이상과 그 미만 등급으로 이진 분류하는 형태로 정하였다.

3.1.2 재무성과 정보 기반 학습변수의 구성

학습변수의 구성을 요약하면 <표 2>와 같다. 학습변수는 t-1기에 재무성과 정보를 활용한다. 선행연구를 통해 밝혀진 기업의 지속가능경영역량 유관변인에 대한 세부 분석을 통해 총 12가지의 재무성과 정보를 학습변수로 선정하였다. 데이터 수집은 Fn-Guide를 활용하여 기업의 재무성과 정보와 지분율 및 사외이사비율 정보 등을 수집하였다. 지속가능경영보고서 공시 여부는 한국예탁결제원의 증권정보포털을 통해 수집하였다. 이를 대상으로 전술한 학습목표인 ESG 통합등급 결과에 대하여 t기와 t-1기의 기업별 매칭 및 데이터 선별 과정을 수행하였다. 구체적으로 수집된 총 2,745건의 데이터 중 표본의 동질성 확보를 위해 KOSDAQ 상장기업 및 12월 결산법인이 아닌 493건을 표본에서 제외(백상미와 최정미, 2021)하였으며, 재무성과 정보가 누락된 472건을 분석에서 추가로 제외한 후 매칭을 수행하여 최종적으로 1,780건의 매칭 데이터셋을 구성하였다.

변수별로 살펴보면, 기업의 재무구조가 건전한 경우 상대적으로 ESG 관련 활동에 대해 투자할

<표 1> ESG 평가등급별 학습목표의 분포 (단위: 건)

구분	전체	S	A+	A	B+	B 이하
기준	1,780	0	19	228	297	1,236
구분	전체	B+ 이상 (Positive, 1)				B 이하 (Negative, 0)
재정의	1,780	554				1,236

여력이 증대됨에 따라 ESG 성과가 향상됨이 알려져 있다(김세환, 2022; 김영식과 위정범, 2011; 이결주 등, 2017; Chams et al., 2021; Islam et al., 2021). 이에 본 연구에서는 기업의 재무구조를 기업규모(SIZE), 영업활동 현금흐름(OCF), 부채비율(LEV), 무형자산 비중(INASSET)으로 구성하여 분석에 투입하였다.

다음으로 기업의 성장성 역시 ESG 성과에 선행할 것이 제안되고 있다(김봉섭과 현석, 2022). 이에 기업의 성장성을 매출액 성장률(SALES_G), 현금배당 성향 상승률(DIV_G), EBIT 성장률(EBIT_G)로 구성하였으며, 추가적으로 인적자원에 대한 투자 성장에 대해 살펴볼 필요성(Shahzad et al., 2016)이 존재하기 때문에 t-1 시점을 기준으로 전기 대비 전체 임직원의 성장률을 의미하는 EMP_G를 추가하였다. 또한 이들은 기업의 지분구조 역시

ESG 성과에 선행할 것으로 예상하였다. 이에 본 연구에서는 최대주주지분율(LARGE)과 외국인투자지분율(FOR)을 분석에 투입하였다.

끝으로 사외이사비율(OUT)과 지속가능경영보고서 공시 여부(REPORT_AVAILABLE)를 학습변수에 추가하였다. ESG 활동에 대한 투자를 비용으로 인식한 경영자는 이와 관련된 투자에 소극적으로 행동하고 단기이익만을 추구할 유인이 존재한다. 전통적으로 사외이사비율이 높을수록 경영진의 사적이익 추구하고 같은 대리인 문제가 해소될 것을 기대할 수 있다. 즉 전기 사외이사비율이 높을수록 기업의 ESG 활동에 대한 노력을 상대적으로 더 많이 기울일 것을 예상할 수 있고, 이에 따라 우수한 ESG 성과를 달성할 것으로 기대된다. 또한 ESG 성과가 낮은 기업일수록 자발적 공시 유인이 높을 것을 예상할 수 있다.

〈표 2〉 심층신경망 기반 ESG 성과 예측모형의 학습데이터 구성

유형	구분	변수명	정의
학습변수	재무구조	SIZE _{t-1}	전기 기업의 규모 (기업의 총자산)
		OCF _{t-1}	전기 영업활동 현금흐름 (영업활동 현금흐름 / 총자산)
		LEV _{t-1}	전기 부채 비율 (총부채 / 총자산)
		INASSET _{t-1}	전기 무형자산 비중 (무형자산 / 총자산)
	성장성	SALES_G _{t-1}	전기 매출액 성장률 ((매출액 - t-1기 매출액) / 매출액)
		DIV_G _{t-1}	전기 현금 배당 성향 상승률 ((현금 배당 성향 - t-1기 현금 배당 성향) / 현금 배당 성향)
		EBIT_G _{t-1}	전기 EBIT 성장률 ((EBIT - t-1기 EBIT) / EBIT)
	지분구조	EMP_G _{t-1}	전기 임직원 성장률 ((총 임직원 수 - t-1기 총 임직원 수) / 총 임직원 수)
		LARGE _{t-1}	전기 최대주주지분율
	기타	FOR _{t-1}	전기 외국인투자지분율
		OUT _{t-1}	전기 사외이사비율 (사외이사 수 / 전체 임원 수)
		REPORT_AVAILABLE _{t-1}	전기 지속가능경영보고서 공시 여부에 대한 가변수
학습목표	등급결과	GRADE _t	당기 ESG 통합평가등급의 양호여부 (Positive: 1, Negative: 0)

주1) 현금배당성향 = 현금배당액 / 당기순이익

주2) EBIT = 세전영업이익 + 이자비용

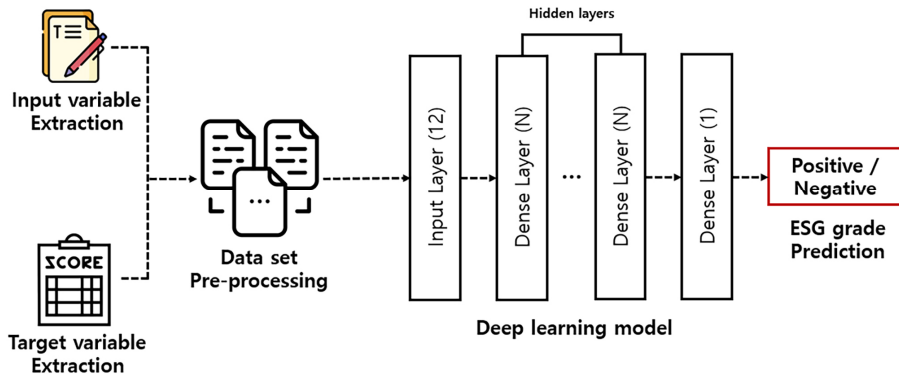
즉 ESG 등급이 저조한 기업의 경우 정보비대칭 문제로 인한 대리인 문제를 완화하기 위해 상대적으로 높은 자발적 공시 유인이 존재한다(김영환 등, 2022). 이에 본 연구에서는 지속가능경영보고서를 자발적으로 공시하고 있는 기업의 경우 상대적으로 저조한 ESG 등급을 획득할 것으로 예상하여 지속가능경영보고서 공시 여부(REPORT_AVAILABLE)를 추가하였다.

3.2 제안 심층신경망 연구 모형

최근 GPU(Graphic Processing Unit) 등 고도화된 컴퓨팅 리소스의 개발과 더불어 빅데이터에 대한 적용에서 우수한 분석 역량을 나타내고 있는 심층신경망은 다양한 산업에서의 적용사례가 도출되고 있는 추세이다(Shinde and Shah, 2018). 특히 다각화된 산업 구조에서 도출되는 방대한 양의 데이터는 단일 요소에 대한 선형적 영향력이 아닌, 복수 개의 요소 간 복잡한 비선형적 영향력을 중심으로 데이터의 변동이 발생한다는 특성이 있다. 따라서 고도화된 산업에서의 데이터 기반 예측 등 모델링 적용에는 기존의 변인 간 선형적 패턴에 기인한 통계적 분석 방법의 적용에

명확한 한계가 존재한다 할 수 있다(Miškuř and Zolotová, 2016). 심층신경망 등 데이터의 비선형적 패턴에 대한 다층(Multi-layered) 학습 모형은 이러한 기존의 한계점을 혁신적으로 개선한 형태로, 다양한 사회과학 분야에서 현상에 대한 예측 모델링이 적용되고 있다(김민승 등, 2021).

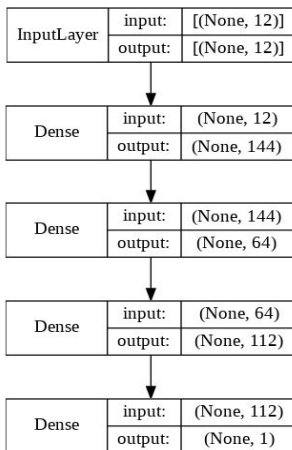
본 연구에서는 t-1기의 재무성과 정보 학습변수들을 사용해 심층신경망 기반 다층 형태의 비선형적 학습을 적용, t기의 ESG 통합등급을 예측하는 모델을 제시하고자 한다. 본 연구에서 제시하는 심층신경망 모형은 t-1기의 주요 변인 12개를 학습변수(x_i)로 적용하며, 개별 기업에 대한 t기의 ESG 평가 결과를 학습목표(y_i)로 설정한다. 앞서 언급한 바 있듯이 ESG 통합 등급의 불균형 분포를 고려하여 최종 학습목표는 ESG 통합 등급을 기준으로 B+ 이상이 부여된 경우를 Positive(1)로, 그 미만의 경우를 Negative(0)로 라벨링을 적용하였다. 최종적으로 제안 심층신경망의 학습은 21,360개의 학습변수와 1,780개의 학습목표를 대상으로 수행되었으며 그 중 1,246건의 학습목표 데이터셋을 train set으로 534건의 학습목표 데이터셋을 test set으로 활용하였다. 제안 모형 구축을 위한 흐름도(Flow-chart)는 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 심층신경망 기반 ESG 평가등급 예측모형의 흐름도

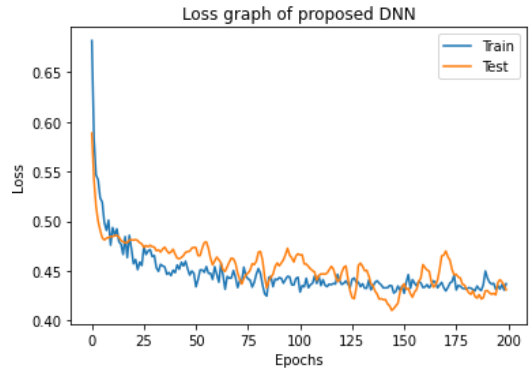
4. 분석 결과

본 연구에서 제안하는 심층신경망 기반 ESG 통합등급 예측모형은 세 개의 은닉층(Hidden layer)을 포함하고 있는 형태로 구성되며, 각 층에서의 활성화 함수(Activation function)는 신경망 학습에 일반적으로 활용되는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 적용하였다. 또한 모형의 학습데이터에 대한 과적합(Over-fitting)을 방지하기 위해 각 층별로 0.3의 드롭아웃(Drop-out)을 적용하였으며, 손실 함수(Loss function)로는 이진 분류 모형에 일반적으로 적용되는 Binary cross entropy를 활용하였다. 이외 학습률(Learning rate) 및 각 은닉층의 노드 수, 배치 크기 등의 하이퍼파라미터(Hyper-parameter)는 해당 학습데이터에 대한 최적화된 모형 도출을 위해 Keras에서 제공하는 Keras tuner를 통해 가장 높은 성능을 나타내는 형태로 적합을 수행하였다. 이때, 최적 모형에 대한 기준은 Validation accuracy로 설정하였으며, Validation set은 Train set의 10%를 적용하였다. 위의 구조를 기반으로 최종 도출된 심층신경망 모형의 구조는 <그림 2>와 같다.



<그림 2> 심층신경망 모형의 구조

최종적으로 도출된 심층신경망 모형은 <그림 3>과 같이 200 Epochs의 학습 간 우하향의 형태로 안정적인 손실 감소가 발생하는 것을 확인할 수 있으며, Train set과 Test set에서의 손실 규모가 비슷한 형태로 도출되는 등 강건한 형태의 모델링이 적용된 것으로 해석할 수 있다.



<그림 3> 심층신경망 모형의 Loss graph

다음으로, 제안 모형의 성능평가는 Accuracy를 포함하여 학습목표의 유형별 세분화된 검증을 위해 Precision 및 Recall, F1-score를 적용하여 모형의 타당성을 상세히 분석하고자 하였다. 또한 분류 예측에 다수 활용되는 모형인 Random forest 및 XGBoost, Logistic regression, Support vector machine에 대한 비교 검증을 적용, 타 분류 모형 대비 제안 모형의 우수성을 검증하고자 하였다. 이때, Random forest 및 XGBoost와 같은 비선형 모형은 제안 모형과 동일하게 GridSearch에 기반한 Hyper-parameter 최적화를 수행하여 가장 높은 성능을 도출하는 형태로 구축하였다. 위와 같은 기준을 통해 제안 심층신경망 모형에 대한 검증을 수행한 결과는 <표 3>과 같다.

검증 결과, 제안 심층신경망 모형은 Accuracy 및 Precision, Recall, F1-score에서 모두 비교모형

〈표 3〉 심층신경망 기반 ESG 평가등급 예측모형의 성능평가 결과

모형	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Proposed DNN	0.86	0.85	0.81	0.83
Random Forest	0.85	0.85	0.80	0.82
XGBoost	0.84	0.85	0.77	0.79
Logistic Regression	0.81	0.83	0.71	0.74
Support Vector Machine	0.82	0.84	0.73	0.75

주1) 모형별 성능평가 결과는 소숫점 셋째 자리에서 반올림을 적용한 결과임.

대비 가장 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. 특히 86%의 Accuracy 대비 F1-score가 0.83으로 매우 우수하게 도출되는 것으로 보아 동 모형은 B+이상의 평가 결과 및 B+ 미만의 평가 결과 모두에 대해 편향(Bias) 없이 강건한 분류 예측을 수행하는 것으로 해석할 수 있다. 이는 학습데이터에서의 Positive 유형이 총 544개로 편향이 존재하였음을 고려하였을 때, 매우 강건한 모형이 도출된 것으로 해석할 수 있다. 또한, 모형의 복잡도가 증가함에 따라 분류 예측성능이 명확히 우수한 것을 확인하는 등 데이터가 내포하고 있는 복잡한 패턴에 기반한 학습에는 심층신경망과 같은 복잡성이 높은 모델의 적용이 적절하였음을 확인할 수 있다.

5. 논의

5.1 연구의 시사점

본 연구에서 제안된 심층신경망 기반 예측모형은 전기에 공개된 12종의 정량적 기업 재무 정보를 학습변수로 활용, 개별 기업의 당해 연도 ESG 평가에 대한 자동화된 예측을 시도하여 약 86%의 높은 예측성능을 갖춘 강건한 모형을 도출하였다. 본

연구의 결과는 아래와 같은 시사점을 갖는다.

첫째 본 연구는 개별 평가기관에서 정성적이고 비공개적인 프로세스를 통해 수행해왔던 기존의 ESG 평가를 정량적이고 공개적인 재무 정보를 기반으로 심층신경망 모형을 통해 자동화된 예측을 시도하였다는 점에 그 의의가 있다. 특히 기존 ESG 평가 프로세스는 수많은 질적 요소 평가에 대한 평가자의 주관적 평정에 의해 이루어져 왔으며 따라서 평가기준에 대한 신뢰성 및 일관성 확보에 큰 한계가 존재하였다. 이에 평가기관들은 복수의 전문가 및 평가자 투입을 통한 장시간·고비용의 프로세스를 통해 평가 신뢰성을 확보하고자 해왔다. 본 연구는 시장에 공개된 정량화된 전기의 재무 정보만으로도 머신러닝의 활용을 통해 평가 소요 시간 및 투입 비용 대비 매우 높은 예측력을 갖춘 결과를 도출할 수 있음을 보여주고 있다.

둘째 본 연구의 결과는 일반 투자자들의 관점에서 ESG와 관련된 투자 의사 결정 시, 정보 적시성과 접근성의 향상이 기대된다는 점에 실용적 의의가 크다. 산업통상자원부(2021)의 K-ESG 가이드라인에 따르면, 현재 대부분 국내 기업들의 ESG 정보는 정부기관 플랫폼 혹은 자사의 사업 보고서, 지속가능 경영보고서 등의 연중 발간을

통해 일반 투자자들에게 공시되는 형태를 띠고 있다. 따라서 ESG 기반 투자 의사 결정을 필요로 하는 일반 투자자의 입장에서는 당해 연도 공시일이 도래하기 전까지는 해당 기업의 ESG 성과를 별도로 판단할 수 있는 정보 접근이 극히 제한적인 바, 이로 인해 투자 의사 결정 시 적지 않은 불확실성을 야기해 왔다. 본 연구에서 제안하는 심층신경망 모형은 기업 재무 정보와 같이 시장에 공개된 전기 혹은 당기의 데이터를 기반으로 상당 수준의 미래 ESG 성과 예측을 가능케 한다는 점에서 일반 투자자들의 정보 적시성 및 접근성을 크게 향상시킬 수 있을 것으로 사료된다.

마지막으로 본 연구는 최근 데이터 기반 의사 결정 지원에 활발히 활용 중에 있는 심층신경망을 ESG 관련 연구에 도입한 점에 있어 기존 통계 분석 연구들과 비교해 차별성이 있다. 기존 통계 방법론들은 일반적으로 변수간 선형 관계에 대한 가정을 기반으로 수행되어, 비선형적 성격이 강한 데이터에 대해서는 실무적 레벨에서의 예측 및 결과 적용이 제한적이었다. 본 연구에 적용된 심층신경망 모형은 데이터에 대한 선형 가정이 최소화될 수 있는 특성이 있으며, 단순히 변수간 영향력에 대한 선형적 해석뿐만 아니라 비선형적 변수간 관계를 감안한 ESG 평가에 대한 실질적이고 직접적인 예측치를 제공해준다는 점에서 실용적 장점이 크다. 또한 추후 연구의 목적에 따라 ESG 세부 영역을 개별적으로 예측하는 등 학습목표를 변경하거나, 국내외 ESG 데이터를 추가하여 학습규모를 확장하는 등 다양한 형태로의 적용이 용이하다는 장점 또한 존재한다.

5.2 연구의 한계점

본 연구에는 아래와 같은 한계점이 존재한다.

첫째, 본 연구 데이터의 최초 ESG 평가는 총 7개 등급으로 구성되어 있었으나, 불균형 분포 데이터에 대한 머신러닝 프로세스 성능 확보 및 투자 의사 결정 활용성 재고를 위해 한국지배구조원 권고 투자 양호 대상인 B+이상 그룹과 그 미만 그룹으로의 이진분류 변경을 통한 모델링을 적용하였다. 이는 추후 불균형 데이터에 대한 Sampling 기법의 적용 혹은 추가 데이터 수집 등을 통한 심층신경망 모형의 고도화를 통해 해소되어야 할 한계점이라 할 수 있다.

해당 한계점에 대한 대응의 일환으로, 현재의 동일 데이터를 대상으로 A등급 이상(약 14%)과 그 미만(약 86%)에 대한 이진 분류를 새롭게 적용한 모델의 예측 성능을 추가로 고찰하였다. Keras tuner 및 GridSearch 등 모델 최적화 설정은 기존과 동일하게 적용하였다. 추가 분석 결과 A등급 이상과 그 미만 그룹에 대한 예측력에 있어, 심층신경망 모형은 87%의 Accuracy 및 0.80의 F1-Score로 기존 결과와 유사한 수준의 비교적 양호한 결과가 유지되었다. 반면 비교모형인 Random forest의 경우 89% Accuracy에 비해 0.74의 다소 저조한 F1-Score가 도출되어, A등급 이상을 과소하게 A등급 미만은 과대하게 예측하는 편향이 드러났다. 이는 다소의 불균형 데이터 분포 하에서도 본 연구의 제안 심층신경망 모형은 타 비교모형에 비하여 상당 수준의 모델 강건성을 유지할 수 있으며 나아가 향후 보다 세분화된 ESG 분류 체계에 확장 적용될 수 있는 가능성 또한 높을 것으로 기대된다.

둘째 본 연구에서 제시한 심층신경망 모형은 Random forest 등 타 비선형 모형 대비 압도적으로 우월한 퍼포먼스를 보여주고 있지는 못한 것으로 평가된다. 이는 모형의 복잡성 대비 현재의 분류 기준에 대한 학습데이터의 패턴이 다소 단순함에

기인한 것으로 판단된다(Majaj et al., 2018). 그럼에도 전술한 A등급 이상과 그 미만에 대한 추가 분석에서 드러났듯이, 제안 심층신경망 모형은 비교모형인 Random forest에 비하여 불균형한 데이터 분포 하에서도 보다 안정적인 예측력을 유지하는 것이 관찰되었다. 이에 추후 ESG 평가 사례가 누적됨에 따른 다중분류(Multiple Classification) 등 보다 복잡한 문제의 적용을 통해 심층신경망 기반 예측의 효율성과 안정성을 재고할 필요가 있을 것으로 사료된다.

셋째 본 연구에서 사용된 12종의 재무적 정보 이외에도 다양한 비재무적 학습변수의 추가가 고려될 필요가 있다. 예컨대 이사회 구성의 다양성(Arassi et al., 2020; Velte, 2016)이나 비재무적 활동과 관련된 소위원회 설치 여부(Birindelli et al., 2018; García-Sánchez and Odriozola, 2019) 등 지배구조 특성에 따라 기업의 ESG 성과에 차이가 발생함이 관찰되고 있다. 이에 향후 연구에서는 기업의 재무성과는 물론 다양한 지배구조 특성 변수를 분석에 더욱 폭넓게 도입할 필요성이 있을 것으로 사료된다. 아울러 기업 ESG 성과 평가에서는 비재무적인 요인을 간과하기 힘든 것이 사실인 바, 미디어나 사업보고서 등에 대한 NLP(Natural Language Processing) 기법의 적용을 통해 텍스트 임베딩을 적용, 이를 학습변수로 활용하여 기존 모형의 한계점을 개선하는 것 또한 검토할 가치가 있을 것이다.

넷째 본 연구에서는 국내 한 개 기관이 평가한 ESG 성과 등급에 대해서만 분석이 이루어졌다는 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 ESG 평가 기관별 등급 불일치성 여부를 감안하여 한 개 기관만이 아니라 ESG 평가를 수행하고 있는 다양한 국내외 기관의 평가를 종합적으로 활용하는 것 또한 검토할 필요가 있다. 나아가 기관 간 평가

불일치 문제에 대한 근본적 해결을 위해서는, ESG 성과 측정 및 가중치 부여에 대한 예측 가능한 기준 마련 및 정보 접근 확대(Billio et al., 2021; Dimson et al., 2020)와 더불어 다양한 이해관계자들이 평가 과정 자체에 대해 확인하고 비교할 수 있는 투명성 있는 시스템 및 표준적 절차가 도입될 필요가 있을 것으로 사료된다(Berg et al., 2022).

끝으로 본 연구에서 활용된 심층신경망 모형은 결과의 해석과 설명에 있어 한계가 존재한다. 심층신경망과 같은 비선형적 모형은 회귀분석과 같은 기존의 선형적 통계 모형과는 달리 변수의 영향력을 직접 해석하기에 한계가 존재하는 기법으로서, 본 연구에 투입된 변수들이 ESG 성과 예측에 끼치는 영향을 직접적으로 분석 및 설명하기 어렵다는 제약이 있다. 추후 연구에서는 XAI 등 최근 제시되고 있는 해석 가능한 심층신경망의 적용을 통해 모형에 대한 이해도와 설명력을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

6. 결론

본 연구는 기존의 정성적 ESG 평가 프로세스의 한계를 극복하고자 정량적 기업 재무성과를 대용치로 적용, 심층신경망 기반의 학습을 통해 ESG 평가에 대한 자동화된 예측을 수행하는 것에 연구의 주안점을 두었다. 본 연구에서 제시하는 심층신경망 모형은 t-1기의 기업 재무 정보를 기반으로 t기의 ESG 성과를 예측함에 있어 약 86%의 우수한 분류성능을 나타내었다. 본 연구의 결과는 데이터 기반 자동화된 평가를 적용, 기존의 평가기관별 정성적 평가 프로세스에 비해 시간 및 비용 효율성이 크게 높다할 수 있다. 또한 과거 기업 재무 정보와 같은 공개된 데이터를

기반으로 미래 ESG 성과를 추정할 수 있다는 점에서 일반 투자자가 ESG 기업 공시 이전에도 관련 성과를 어느 정도 예측하여 투자의사 결정에 참고할 수 있다는 장점이 있다. 이는 곧 일반투자자에게 적시에 투자의사 결정을 지원할 수 있는 도구로서의 적용 가능성이 높을 것임을 의미하는 대목이다. 마지막으로 기존 수행되었던 통계모형에 기반한 연구들과는 차별적으로 심층신경망과 같은 비선형적 모형의 적용을 통해 ESG 성과에 대한 직접적인 예측을 적용하였다는 점에서 연구에 대한 확장성과 활용성이 기대된다.

참고문헌(References)

[국내 문헌]

- 강원, 정무권. (2020). ESG 활동의 효과와 기업의 재무적 특성. *한국증권학회지*, 49(5), 681-707.
- 김민승, 이재식, 오은식, 이찬호, 최지혜, 장용주, 이정희, 성태웅. (2021). 딥러닝 기반 지능형 기술가치평가에 관한 연구: 심층신경망 학습을 통한 정성평가 지표 예측 모형. *기술혁신학회지*, 24(6), 1141-1162.
- 김범석, 민재형. (2016). 기업의 ESG 노력과 최종 성과의 선후행 관계: 탐색적 연구. *한국생산관리학회지*, 27(4), 513-538.
- 김봉섭, 현석. (2022). 기업의 과거 재무적 요소가 ESG 등급 부여에 미치는 영향 분석. *경영과정보연구*, 41(2), 113-127.
- 김세환. (2022). 기업의 ESG 활동이 무형자산, 연구 개발비에 미치는 영향. 2022 *한국전문경영인학회 학술대회 발표논문집*, 58-65.
- 김영식, 위정범. (2011). 기업의 사회적 활동과 재무적 성과의 통합적 고찰. *대한경영학회지*, 24(5), 2913-2950.
- 김영환, 허정하, 송동엽. (2022). 기업의 ESG 활동과 자율공시가 기업가치에 미치는 영향. *재무관리연구*, 39(1), 121-144.
- 김효정, 이준석. (2021). 기업의 ESG 실행과 평가의 괴리 가능성 연구: ESG 평가지표 분석을 중심으로. *국가정책연구*, 35(4), 199-225.
- 나영, 홍석훈. (2011). 기업규모에 따른 CSR 활동과 기업가치에 대한 실증분석. *회계저널*, 20(5), 125-160.
- 나현중, 정태진. (2022). 머신러닝을 활용한 회계 부정 탐지에 관한 탐색적 연구. *회계학연구*, 47(1), 177-205.
- 배창현, 김태동, 신세찬. (2021). 비재무적 측정지표를 활용한 연구동향 및 ESG 이슈. *회계저널*, 30(2), 235-276.
- 백상미, 최정미. (2021). ESG 평가등급과 기업특성에 관한 연구. *국제회계연구*, 99, 147-169.
- 산업통상자원부. (2021). *K-ESG 가이드라인*.
- 엄하늘, 김재성, 최상욱. (2020). 머신러닝 기반 기업부도위험 예측모델 검증 및 정책적 제언: 스태킹 앙상블 모델을 통한 개선을 중심으로. *지능정보연구*, 26(2), 105-129.
- 오상희. (2021). 신용등급 및 ESG 등급이 기업가치에 미치는 영향에 관한 연구. *세무회계연구*, 69, 125-144.
- 윤양현, 김태경, 김수영. (2022). 머신러닝 기반 KOSDAQ 시장의 관리종목 지정 예측 연구: 재무적 데이터를 중심으로. *Asia-Pacific Journal of Business Venturing and Entrepreneurship*, 17(1), 229-249.
- 이결주, 이호갑, 오덕교. (2017). 기업가치가 사회적 책임 (CSR) 활동에 미치는 영향. *회계와정책연구*, 22(6), 53-76.
- 이용대, 이치승. (2021). 기업의 사회적 책임 활동이 기업의 가치와 자본비용에 미치는 영향. *Asia-Pacific Journal of Business & Commerce*,

- 13(1), 74-102.
- 이찬호, 최지혜, 김민승, 최정환, 성태웅. (2020). 기업구조조정 혁신을 위한 선제적 한계기업 예측모형에 관한 연구. *기술혁신학회지*, 23(4), 637-667.
- 이호갑, 이결주. (2017). 기업의 사회적 책임활동이 기업가치에 미치는 영향. *회계와 정책연구*, 22(1), 45-74.
- 임욱빈. (2019). 비재무적 정보가 기업성과에 미치는 영향: ESG 점수를 중심으로. *국제회계연구*, 86, 119-144.
- 장윤제. (2021). ESG 평가기관의 현황과 문제점 및 규제 방향. *한국상사관례학회*, 34(3), 423-471.
- 전국경제인연합회. (2021. 04. 26). 국내외 ESG 평가 동향과 시사점. 전국경제인연합회 보도자료.
- 한국기업지배구조원. (2021. 10. 26). 2021년 KSCG ESG 평가 및 등급 공표. 한국기업지배구조원 보도자료.
- [국의 문헌]**
- Arayssi, M., Jizi, M., & Tabaja, H. H. (2020). The impact of board composition on the level of ESG disclosures in GCC countries. *Sustainability Accounting, Management and Policy Journal*, 11(1), 137-161.
- Baraibar-Diez, E., & Odriozola, M. D. (2019). CSR committees and their effect on ESG performance in UK, France, Germany, and Spain. *Sustainability*, 11(18), 5077.
- Berg, F., Koelbel, J. F., & Rigobon, R. (2022). Aggregate confusion: The divergence of ESG ratings. *Review of Finance*, 26(6), 1315-1344.
- Billio, M., Costola, M., Hristova, I., Latino, C., & Pelizzon, L. (2021). Inside the ESG ratings:(Dis) agreement and performance. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 28(5), 1426-1445.
- Birindelli, G., Dell'Atti, S., Iannuzzi, A. P., & Savioli, M. (2018). Composition and activity of the board of directors: Impact on ESG performance in the banking system. *Sustainability*, 10(12), 4699.
- Chams, N., García-Blandón, J., & Hassan, K. (2021). Role reversal! financial performance as an antecedent of ESG: The moderating effect of total quality management. *Sustainability*, 13(13), 7026.
- Chatterji, A. K., Durand, R., Levine, D. I., & Touboul, S. (2016). Do ratings of firms converge? Implications for managers, investors and strategy researchers. *Strategic Management Journal*, 37(8), 1597-1614.
- Christensen, D. M., Serafeim, G., & Sikochi, A. (2022). Why is corporate virtue in the eye of the beholder? The case of ESG ratings. *The Accounting Review*, 97(1), 147-175.
- D'Amato, V., D'Ecclesia, R., & Levantesi, S. (2022). ESG score prediction through random forest algorithm. *Computational Management Science*, 19(2), 347-373.
- De Lucia, C., Paziienza, P., & Bartlett, M. (2020). Does good ESG lead to better financial performances by firms? Machine learning and logistic regression models of public enterprises in Europe. *Sustainability*, 12(13), 5317.
- Dimson, E., Marsh, P., & Staunton, M. (2020). Divergent ESG ratings. *The Journal of Portfolio Management*, 47(1), 75-87.
- Dufwenberg, M., Heidhues, P., Kirchsteiger, G., Riedel, F., & Sobel, J. (2011). Other-regarding preferences in general equilibrium. *The Review*

- of Economic Studies*, 78(2), 613-639.
- Duque-Grisales, E., & Aguilera-Caracuel, J. (2019). Environmental, social and governance (ESG) scores and financial performance of multinationals: Moderating effects of geographic international diversification and financial slack. *Journal of Business Ethics*, 5(1), 1-20.
- Dyck, A., Lins, K.V., Roth, L., & Wagner, H.F. (2019). Do institutional investors drive corporate social responsibility? International evidence. *Journal of Financial Economics*, 131(3), 693-714.
- Flammer, C. (2013). Corporate social responsibility and shareholder reaction: the environmental awareness of investors. *Academy of Management Journal*, 56(3), 758-781.
- Greening, D. W., & Turban, D. B. (2000). Corporate social performance as a competitive advantage in attracting a quality workforce. *Business and Society*, 39(3), 254-280.
- Islam, S. M. T., Ghosh, R., & Khatun, A. (2021). Slack resources, free cash flow and corporate social responsibility expenditure: Evidence from an emerging economy. *Journal of Accounting in Emerging Economies*, 11(4), 533-551.
- Kotsantonis, S., & Serafeim, G. (2019). Four things no one will tell you about ESG data. *Journal of Applied Corporate Finance*, 31(2), 50-58.
- Li, F., & Polychronopoulos, A. (2020). What a difference an ESG ratings provider makes. *Research affiliates*, 15.
- Majaj, N. J., & Pelli, D. G. (2018). Deep learning – Using machine learning to study biological vision. *Journal of vision*, 18(13), 1-13.
- Miškuř, M., & Zolotová, I. (2016). Comparison between multi-class classifiers and deep learning with focus on industry 4.0. *In 2016 Cybernetics & Informatics (K&I)*, 1-5.
- Rau, P. R., & Yu, T. (2023). A survey on ESG: investors, institutions and firms. *China Finance Review International*, (ahead-of-print).
- Savio, R., D’Andrassi, E., & Ventimiglia, F. (2023). A Systematic Literature Review on ESG during the COVID-19 Pandemic. *Sustainability*, 15(3), 2020.
- Shahzad, A. M., Mousa, F. T., & Sharfman, M. P. (2016). The implications of slack heterogeneity for the slack-resources and corporate social performance relationship. *Journal of Business Research*, 69(12), 5964-5971.
- Shinde, P. P., & Shah, S. (2018). A review of machine learning and deep learning applications. *2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA)*, 1-6.
- Team, K. Keras documentation: KerasTuner. Keras. Retrieved February 05, 2022, from https://keras.io/keras_tuner/
- Velte, P. (2016). Women on management board and ESG performance. *Journal of Global Responsibility*. 7(1), 98-109.
- Waddock, S. A., & Graves, S. B. (1997). The corporate social performance - financial performance link. *Strategic management journal*, 18(4), 303-319.

Abstract

Predicting Future ESG Performance using Past Corporate Financial Information: Application of Deep Neural Networks

Min-Seung Kim* · Seung-Hwan Moon** · Sungwon Choi***

Corporate ESG performance (environmental, social, and corporate governance) reflecting a company's strategic sustainability has emerged as one of the main factors in today's investment decisions. The traditional ESG performance rating process is largely performed in a qualitative and subjective manner based on the institution-specific criteria, entailing limitations in reliability, predictability, and timeliness when making investment decisions. This study attempted to predict the corporate ESG rating through automated machine learning based on quantitative and disclosed corporate financial information. Using 12 types (21,360 cases) of market-disclosed financial information and 1,780 ESG measures available through the Korea Institute of Corporate Governance and Sustainability during 2019 to 2021, we suggested a deep neural network prediction model. Our model yielded about 86% of accurate classification performance in predicting ESG rating, showing better performance than other comparative models. This study contributed the literature in a way that the model achieved relatively accurate ESG rating predictions through an automated process using quantitative and publicly available corporate financial information. In terms of practical implications, the general investors can benefit from the prediction accuracy and time efficiency of our proposed model with nominal cost. In addition, this study can be expanded by accumulating more Korean and international data and by developing a more robust and complex model in the future.

Key Words : ESG rating, Deep Neural Networks, Deep learning, Corporate Social Responsibility (CSR), Investment Decision Support System

Received : February 11, 2023 Revised : March 21, 2023 Accepted : April 13, 2023

Corresponding Author : Sungwon Choi

* Department of Computer Science, Yonsei University

** Division of Business Administration, Yonsei University

*** Corresponding Author: Sungwon Choi

Division of Business Administration, Yonsei University

1 Yonseidaegil, Wonju-si, Gangwon-do 26493, Republic of Korea

Tel: +82-33-760-2371, E-mail: swchoi33@yonsei.ac.kr

저 자 소개



김민승

연세대학교 전산학에서 석사학위를 취득하고, 동 대학원 전산학 박사과정에 재학 중이며 현재 한국과학기술정보연구원 미래기술분석센터 학생연구원으로 재직 중이다. 관심 연구 분야는 지능형 의사결정 지원 시스템 및 기술가치평가, 딥러닝, 자연어처리 등이다.



문승환

현재 연세대학교 경영학 박사과정에 재학 중이다. 연세대학교에서 경영학을 전공하고 석사학위를 취득하였다. 관심 연구 분야는 ESG, 기업지배구조, 내부감사인 교육효과 등이다.



최성원

현재 연세대학교 미래캠퍼스 경영학부 부교수로 재직 중이다. 美) Louisiana State University에서 박사학위를 취득하였다. 관심 연구 분야는 조직행동 및 인사관리 등이다.