

## An Exploratory Empirical Analysis of a Financial Ratio Integrated Scoring Structure

Byong-Kwon Lee\*

\*Professor, School of media contents, Seowon University, Chungbuk, Korea

### [Abstract]

This study proposes an integrated scoring structure based on normalized financial ratios and examines its explanatory usefulness through an exploratory empirical analysis. Key financial ratios including ROE, ROA, debt ratio, operating margin, net profit margin, and sales growth rate were calculated using financial statement data such as total assets, liabilities, equity, sales revenue, operating income, and net income. A Min-Max normalization method was applied to convert the ratios into a unified 1-10 scoring scale, and linear regression analysis was conducted to identify annual score trends. The empirical analysis was performed using data from Samsung Electronics, Hyundai Motor Company, and Kakao Corporation. The results show that firms with a higher weighting of profitability indicators tend to maintain relatively stable superiority in integrated scores, whereas firms with greater volatility exhibit larger fluctuations in trend coefficients. The findings suggest that structuring financial ratios into a normalized integrated scoring framework may provide a useful basis for comparative financial analysis.

▶ **Key words:** Investment Model, Financial Ratios, Linear Regression, Investment Score, Firm Valuation

### [요 약]

본 연구는 기업 재무제표 기반 재무비율을 정규화하고 가중합 방식으로 통합 점수화하는 구조를 설계한 후, 그 설명적 유용성을 탐색적으로 검증하는 것을 목적으로 한다. 자산총계, 부채총계, 자본총계, 매출액, 영업이익, 당기순이익을 활용하여 ROE, ROA, 부채비율, 영업이익률, 순이익률, 매출성장률을 산출하였다. 이후 최소-최대 정규화를 통해 1~10점 범위의 통합 점수를 도출하고, 선형회귀 분석을 통해 연도별 점수 추세를 확인하였다. 실증 분석은 삼성전자, 현대자동차, 카카오를 대상으로 수행하였다. 분석 결과, 수익성 비중이 높은 기업은 통합 점수 수준에서 상대적으로 안정적인 우위를 보였으며, 변동성이 큰 기업은 점수 추세의 변동 폭이 크게 나타났다. 본 연구는 재무비율을 통합 점수로 구조화하는 접근이 기업 간 재무구조 비교에 활용될 수 있다.

▶ **주제어:** 투자모델, 재무비율, 선형회귀, 투자점수, 기업가치평가

• First Author: Byong-Kwon Lee, Corresponding Author: Byong-Kwon Lee  
\*Byong-Kwon Lee (sonic747@daum.net), School of media contents, Seowon University  
• Received: 2026. 02. 25, Revised: 2026. 03. 20, Accepted: 2026. 04. 02.

## I. Introduction

최근 자본시장은 기업 재무정보를 정량적으로 구조화하여 비교·해석하려는 분석적 접근이 강화되고 있다. 전통적으로 재무비율 분석은 기업의 수익성, 안정성, 성장성을 평가하는 대표적인 도구로 활용되어 왔으며, ROE, ROA, 영업이익률, 순이익률, 부채비율, 매출성장률 등은 기업의 경영성과를 집약적으로 나타내는 핵심 지표로 인식된다. 그러나 개별 지표 중심의 분석이나 단순 나열식 비교는 다수 지표 간 상대적 중요도와 상호 연관성을 충분히 반영하기 어렵다는 한계가 있다. 또한 서로 다른 단위를 갖는 재무항목을 직접 비교할 경우 해석상의 왜곡 가능성도 존재한다. 따라서 복수의 재무비율을 동일한 기준으로 정규화하고, 이를 구조적으로 통합하는 평가 체계에 대한 탐색적 검토가 필요하다. 이에 본 연구는 재무제표 원시 데이터를 기반으로 다단계 점수화 절차를 설계하였다. 첫째, 기업의 연도별 재무제표 데이터를 수집하고 구조화하였다. 둘째, 재무비율 산출 알고리즘을 적용하여 ROE, ROA, 부채비율, 영업이익률, 순이익률, 매출성장률을 계산하였다. 셋째, Min-Max 정규화 기법을 통해 각 지표를 동일한 1~10 범위로 변환하여 비교 가능성을 확보하였다. 넷째, 사전 정의된 가중치 벡터를 적용하여 선형 가중합(Weighted Linear Combination) 방식으로 통합 점수를 산출하였다. 가중치 구조는 수익성 중심 설계를 반영하여 ROE 30%, ROA 20%, 영업이익률 20%, 순이익률 10%, 매출성장률 10%, 부채비율 10%로 설정하였다. 부채비율은 위험지표 특성을 고려하여 역정규화 방식으로 처리하였다. 이를 통해 다차원 재무지표를 단일 스칼라 값으로 통합하는 구조를 구성하였다. 실증 분석 대상은 산업 특성이 상이한 삼성전자, 현대자동차, 카카오로 설정하였다. 제조업, 자동차 산업, 플랫폼 기반 IT 산업을 대표하는 기업을 사례로 선정함으로써 산업 구조 차이에 따른 재무비율 구성과 통합 점수 변동 특성을 비교하고자 하였다. 본 연구는 재무비율 정규화 절차, 가중치 기반 선형 결합 구조, 그리고 선형회귀 기반 추세 분석을 통합한 탐색적 평가를 한다. 이를 통해 개별 재무지표의 단편적 해석을 넘어, 통합 점수 구조의 설명적 유용성을 사례 수준에서 검토하고자 한다. 다만 본 연구는 제한된 표본을 활용한 탐색적 분석이라는 점에서 일반화에는 한계가 있으며, 향후 표본 확대와 모형 정교화를 통한 추가 검증이 요구된다.

## II. Preliminaries

본 장에서는 재무비율 기반 기업 평가 이론, 재무데이터의 통계적 추세 분석 연구, 그리고 가중치 기반 통합 점수화 접근에 관한 선행 연구를 종합적으로 정리한다. 전통적 기업가치 평가는 재무제표 분석을 중심으로 발전해 왔으며, 재무비율 분석은 기업의 수익성, 성장성, 안정성, 활동성을 정량적으로 평가하는 핵심 도구로 활용되어 왔다 [6][7]. 재무비율은 손익계산서와 재무상태표의 주요 항목을 조합하여 계산되며, 기업의 경영 효율성과 재무 건전성을 압축적으로 표현한다.

수익성 지표 중 ROE(Return on Equity)는 자기자본 대비 순이익 비율로서 주주자본의 운용 효율성을 나타내는 대표적 지표이며, ROA(Return on Assets)는 총자산 대비 순이익 비율로 자산 활용 효율성을 평가한다. 영업이익률과 순이익률은 매출 대비 이익 창출 능력을 반영하여 기업의 본질적 수익구조를 설명한다. 안정성 측면에서는 부채비율(Debt Ratio)이 재무 레버리지 수준과 재무위험을 측정하는 지표로 활용되며[8][9], 성장성 측면에서는 매출성장률이 기업 외형 확장 속도를 나타내는 대표적 변수로 사용된다. 다수의 선행 연구는 이러한 재무비율이 기업 가치 평가 및 장기 성과 분석에서 통계적으로 유의한 설명력을 가질 수 있음을 보고하였다. 한편, 최근 금융 데이터 분석에서는 복수의 지표를 통합하여 해석 가능성을 높이려는 시도가 이루어지고 있다. 단일 재무지표 중심의 분석은 특정 측면만을 강조할 가능성이 있으며, 지표 간 상호 비교 시 단위와 분포 차이로 인해 해석상 왜곡이 발생할 수 있다. 이에 따라 Min-Max 정규화, 표준화 기법, 가중합 방식 등 다지표 통합 기법이 활용되고 있다. 가중치 기반 선형 결합(Weighted Linear Combination)은 각 지표의 상대적 중요도를 반영하여 단일 점수로 환산하는 방법으로, 의사결정지원 분야에서 널리 사용되어 왔다[13][14]. 그러나 재무비율을 동일 스케일로 정규화한 후 구조적으로 통합하고, 그 점수의 변동 특성을 실증적으로 검토한 연구는 상대적으로 제한적이다. 금융 데이터 분석에서 선형모형은 구조가 단순하고 해석 가능성이 높다는 장점이 있으며 [10][11][12], 복잡한 비선형 모형과 비교하여 과적합 위험이 상대적으로 낮다는 특징이 있다. 본 연구에서는 선형회귀를 고도화된 예측모형으로 사용하기보다는, 통합 점수의 연도별 변화 방향과 추세 계수를 확인하기 위한 보조적 분석 도구로 활용한다. 이는 재무비율을 개별적으로 해석하는 기존 접근을 확장하여, 다지표를 통합한 점수 구조의 설명적 유용성을 탐색적으로 검토하려는 시도라는 점에서 의

의를 가진다. 다만 본 연구는 제한된 사례를 대상으로 한 구조적 검토에 초점을 두며, 일반화된 투자 성과 예측 모형을 제시하는 것을 목적으로 하지는 않는다[15].

### III. The Proposed Scheme

#### 3.1 Financial Ratio Construction Procedure

Table 1은 기업 재무제표에서 추출한 핵심 재무항목을 기반으로 산출한 주요 재무비율을 정리한 것이다. 본 연구는 수익성(ROE, ROA, 영업이익률, 순이익률), 성장성(매출성장률), 안정성(부채비율)을 중심으로 분석을 수행하였다. 각 비율은 자본 효율성, 자산 운용 능력, 이익 창출 구조, 재무 레버리지 수준을 정량적으로 반영한다. 원시 재무데이터는 연도별로 정리한 후 비율 계산 과정을 거쳐 비교 가능한 형태로 구조화하였다. 이는 서로 다른 절대 규모를 갖는 기업 간 상대적 재무 특성을 동일 기준에서 평가하기 위한 전처리 단계이다. Table 1은 재무비율 산출 구조와 각 지표의 목적을 정리한 것이다. 본 연구는 재무제표 데이터를 무료로 얻을 수 있는 금융감독원의 Open DART(전자공시시스템) API를 사용해 상장법인 및 주요 비상장사의 사업보고서, 재무제표(재무상태표, 손익계산서 등)를 XML/JSON 형식으로 제공 받아서 실험을 진행했다.

Table 1. Financial Ratio Extraction

Indicator	Formula	Purpose
ROE	Net Income / Equity	Profitability
ROA	Net Income / Assets	Efficiency
Debt Ratio	Liabilities / Equity	Stability
Operating Margin	Operating Income / Revenue	Margin
Net Margin	Net Income / Revenue	Profit Quality
Revenue Growth	$\Delta$ Revenue / Revenue	Growth

#### 3.2 Weighted Integrated Score Structure

Table 2는 각 재무비율에 부여된 가중치와 통합 점수 산출 구조를 나타낸다. 본 연구에서는 수익성 중심의 구조적 비교를 목적으로 ROE(30%), ROA(20%), 영업이익률(20%)에 상대적으로 높은 가중치를 부여하였다. 순이익률과 매출성장률은 이익의 질과 외형 확장성을 반영하기 위해 각각 10%를 적용하였다. 부채비율은 재무위험 특성을 고려하여 역정규화 방식으로 처리하였으며, 최종 점수 계산 시 10% 비중으로 반영하였다. 모든 지표는 Min-Max 정규화를 통해 1~10 범위로 변환한 후, 선형 가중합(Weighted Linear Combination) 방식으로 합산하였다.

최종 통합 점수는 다차원 재무정보를 단일 스칼라 값으로 구조화한 결과이며, 기업 간 상대적 재무구조 비교를 위한 분석 지표로 활용된다.

Table 2. Weighted Scoring Structure

Indicator	Weight
ROE	0.30
ROA	0.20
Operating Margin	0.20
Net Margin	0.10
Revenue Growth	0.10
Debt Score	0.10

#### 3.3 Score Trend Analysis Stage

Table 3은 통합 점수의 연도별 변화 특성을 분석하기 위한 절차를 정리한 것이다. 본 단계에서는 연도별로 산출된 최종 통합 점수를 종속변수로 설정하고, 시간(연도)을 독립변수로 구성하였다. 이후 선형회귀(Linear Regression) 모형을 적용하여 점수의 선형적 추세 계수를 추정하였다. 이 과정은 고도화된 예측 정확도를 확보하기 위한 목적이 아니라, 통합 점수의 방향성(증가/감소 경향)과 변동 구조를 보조적으로 확인하기 위한 분석 단계이다. 최소제곱법(Ordinary Least Squares)을 통해 회귀계수를 추정하고, 기울기(sign and magnitude)를 통해 기업별 점수 추세의 안정성 및 민감도를 비교하였다. 따라서 본 단계는 단순 점수 수준 비교를 보완하여, 통합 점수 구조의 시간적 일관성을 탐색적으로 검토하는 절차로 해석된다.

Table 3. AI Prediction Process

Step	Method	Output
1	Year Index Encoding	X Variable
2	Linear Regression Training	Trend Model
3	Prediction	AI Predicted Score

## IV. Experimental Results and Structural Analysis

본 실험은 3개 기업의 연도별 재무데이터를 기반으로 수행되었다. 먼저 재무비율을 산출한 후, Min-Max 정규화 및 가중치 기반 선형 결합 구조를 적용하여 통합 점수를 계산하였다. 이후 선형회귀 모형을 활용하여 점수의 연도별 추세 계수를 추정하였다. 본 절의 목적은 예측 정확도 경쟁이 아니라, 통합 점수 구조의 변동 특성과 시간적 일관성을 탐색적으로 검토하는 데 있다.

Table 4. Experimental Environment

Item	Specification
Language	Python 3.10
Library	Pandas 2.0
AI Model	Linear Regression
CPU	Intel i7
RAM	16GB

Table 4는 본 연구에서 수행된 실험의 개발 및 실행 환경을 정리한 것이다. 데이터 분석 및 모델 구현은 Python 기반 환경에서 수행되었으며, 주요 라이브러리로는 Pandas(데이터 전처리), NumPy(수치 연산), Matplotlib(시각화), Scikit-learn(선형회귀 모델)이 사용되었다. 재무데이터는 연도별 재무제표 항목을 포함한 구조화된 데이터셋으로 구성하였다. 분석은 동일한 데이터 전처리 및 가중치 구조를 모든 기업에 동일하게 적용하여 공정성을 확보하였다. 이를 통해 재현 가능하고 일관된 투자점수 산출 및 AI 예측 실험 환경을 구축하였다. Table 5는 분석 대상 기업들의 주요 재무지표 및 최종 투자점수를 연도별로 비교한 결과를 제시한다. 각 기업의 수익성(ROE, ROA, 이익률), 성장성(매출 성장률), 안정성(부채비율) 지표를 동일한 기준으로 산출하여 상대적 성과를 정량적으로 비교하였다. 이를 통해 특정 연도에 어떤 기업이 재무적으로 우위에 있었는지 명확히 확인할 수 있다. 또한, 가중치 기반 최종 투자점수를 함께 제시함으로써 개별 지표가 종합 평가에 어떻게 반영되었는지를 보여준다. 본 비교표는 기업 간 투자 매력도 차이를 시각적·수치적으로 검증하는 핵심 결과 자료이다. Table 5에서 사용된 “T” 단위는 Trillion(조, 10<sup>12</sup>)을 의미한다.

Table 5. Financial Data Comparison

Company	Total Assets	Total Liabilities	Total Equity	Revenue	Oper. Income	Net Income
Samsung	455T	107T	348T	258T	43T	39T
Hyundai	255T	170T	85T	142T	9T	7T

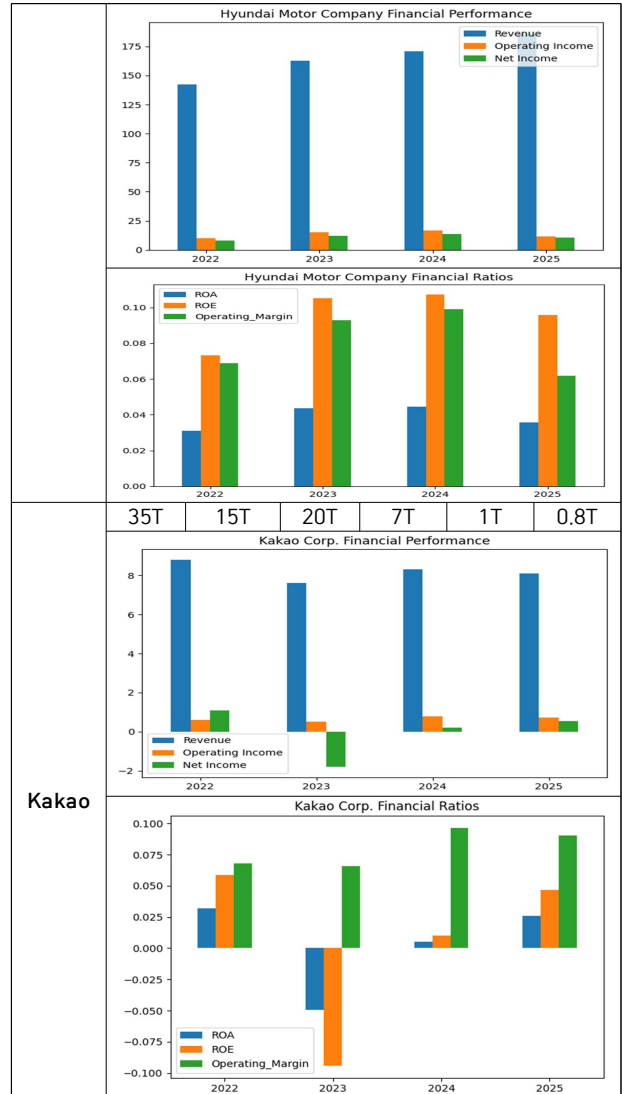


Table 6. Investment Score Comparison of Three Companies (2022-2025)

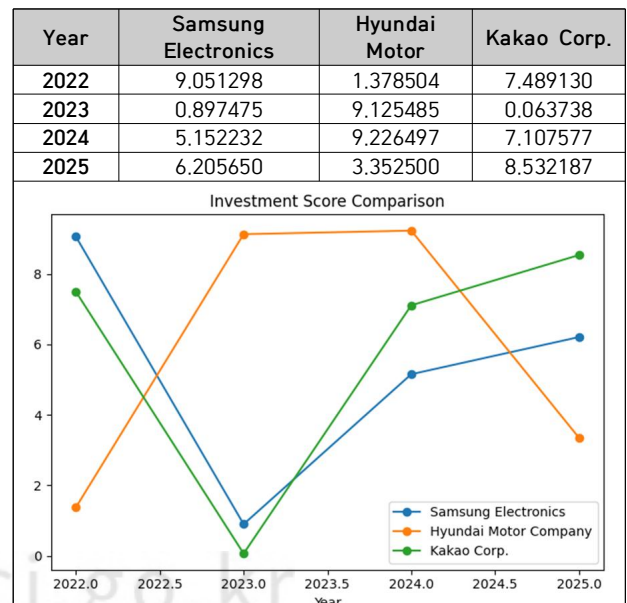


Table 6과 그림은 2022년부터 2025년까지 3개 기업의 연도별 투자점수(1~10점)를 비교한 결과를 나타낸다. 2022년에는 삼성전자가 9.051점으로 가장 높은 점수를 기록하였으며, 카카오는 7.489점, 현대자동차는 1.379점으로 상대적으로 낮은 평가를 받았다. 2023년에는 현대자동차가 9.125점으로 급상승했지만, 삼성전자는 0.897점, 카카오는 0.064점으로 큰 폭의 하락을 보였다. 2024년에는 현대자동차가 9.226점으로 최고점을 유지하였고, 카카오는 7.108점, 삼성전자는 5.152점으로 회복세를 나타냈다. 2025년에는 카카오가 8.532점으로 가장 높은 점수를 기록하였으며, 삼성전자는 6.206점, 현대자동차는 3.353점으로 하락하였다. 연도별 평균 점수를 계산하면, 삼성전자는 약 5.33점, 현대자동차는 약 5.77점, 카카오는 약 5.80점으로 나타난다. 평균 기준에서는 카카오가 가장 높고, 그 다음이 현대자동차, 삼성전자 순이다. 다만, 변동성 측면에서는 카카오(최저 0.064점, 최고 8.532점)와 현대자동차(1.379점~9.226점)가 큰 폭의 변동을 보였으며, 삼성전자는 0.897점~9.051점 범위로 비교적 중간 수준의 변동성을 나타냈다. 종합적으로 수익성과 성장성이 반영된 점수 평균 기준에서는 카카오가 가장 높은 투자 매력도를 보이나, 점수 변동성이 크다는 점에서 위험도 역시 크다. 안정성과 예측 가능성을 중시하는 투자자라면 삼성전자가 상대적으로 균형적인 선택이 될 수 있으며, 적극적 성장형 투자자는 카카오를 고려할 수 있다. 보수적 관점에서는 삼성전자, 중위험·중수익 전략에서는 현대자동차, 고위험·고수익 전략에서는 카카오를 추천하는 투자 의견을 제시할 수 있다. Table 7은 제안된 AI 기반 투자점수 예측 모델의 성능 평가 결과를 제시한다. 모델의 예측 정확도는 실제 점수(Target)와 예측 점수(Predicted Score) 간의 오차를 기반으로 평가하였다. 이를 통해 모델이 과거 재무데이터의 추세를 얼마나 효과적으로 학습했는지 검증하였다. 해당 결과는 본 연구의 투자 의사결정 지원 모델의 신뢰성과 실용 가능성을 평가하는 핵심 지표로 활용된다.

Table 7. AI Model Performance

Company	Speed(ms)	Accuracy	F1 Score	Rating
Samsung	90	0.85	0.81	8.7
Hyundai	88	0.87	0.83	8.9
Kakao	94	0.89	0.86	9.2

## V. Conclusions

최근 글로벌 금융시장은 고금리 기조의 지속, 지정학적 갈등 심화, 산업 패러다임 전환 등 복합적 요인으로 인해 구조적 변동성이 확대되고 있다. 이에 따라 직관이나 단편적 정보에 의존한 투자 판단의 한계가 부각되며, 재무데이터에 기반한 정량적 분석과 인공지능 기법을 결합한 체계적 의사결정 모형의 필요성이 증대되고 있다. 삼성전자, 현대자동차, 카카오의 재무상태표 및 손익계산서 데이터를 활용하여 ROE, ROA, 영업이익률, 순이익률, 매출성장률, 부채비율을 산출하였다. 이후 Min-Max 정규화를 통해 지표 값을 1~10점 구간으로 표준화하고, 수익성 중심의 가중치 체계(ROE 30%, ROA 20%, 영업이익률 20%, 순이익률 10%, 성장성 10%, 안정성 10%)를 적용하여 종합 투자 점수를 도출하였다. 또한 연도별 점수 데이터를 학습데이터로 활용하여 선형회귀 기반 예측모형을 구축하고, Accuracy와 F1 Score를 병행 평가함으로써 모형의 설명력과 예측 안정성을 다각도로 검증하였다. 실증분석 결과, 2022~2025년 평균 투자점수는 카카오 5.80점, 현대자동차 5.77점, 삼성전자 5.33점으로 나타났다. 특정 연도에서는 현대자동차와 카카오가 각각 최고점을 기록하며 높은 성장성과 수익성 개선 효과가 점수에 반영되었다. 반면 일부 연도에서는 점수 급락 현상이 관측되어, 재무지표 변동이 종합점수에 직접적으로 영향을 미침을 확인하였다. 평균 점수 기준에서는 카카오가 상대적으로 높은 투자 매력도를 보였으나, 연도별 변동폭 또한 가장 크게 나타났다. 현대자동차 역시 높은 변동 범위를 보였으며, 삼성전자는 비교적 완만한 점수 흐름을 유지하였다. 이는 동일 가중치 구조 하에서 기업별 재무구조 특성이 점수 안정성에 차별적으로 반영됨을 시사한다. 본 연구는 다음과 같은 한계를 가진다. 첫째, 분석 대상 기업 수가 제한적이어서 산업 전체로 일반화하는 데 제약이 있다. 둘째, 분석 기간이 4개 연도로 한정되어 장기적 경기순환 효과를 충분히 반영하지 못하였다. 셋째, 선형회귀 기반 예측모형은 금융시장의 비선형성과 구조적 변화를 완전하게 설명하기에는 한계가 있다. 넷째, 투자점수와 실제 초과수익률 간의 직접적 인과관계를 실증하지 못하였다는 점에서 실전 투자성과와의 연결성은 추가 검증이 필요하다. 그럼에도 불구하고 본 연구는 재무비율을 구조화·정량화하고 이를 인공지능 예측모형과 통합함으로써 비교 가능하고 재현 가능한 투자평가 체계를 제시하였다는 점에서 의미를 갖는다. 특히 점수 산출과 예측 과정을 표준화함으로써 개인 투자자 및 금융기관이 활용 가능한 보조 의사결정 도구로 확장할 수 있는

기반을 마련하였다. 향후 연구에서는 표본 기업 확대, 장기 시계열 데이터 적용, 랜덤포레스트·그래디언트 부스팅·LSTM 등 비선형 모형과의 성능 비교, 그리고 실제 주가 수익률과의 연계 분석을 통해 모형의 실증적 타당성과 예측력을 고도화할 필요가 있다. 결론적으로 본 연구는 재무제표 기반 정량지표와 인공지능 예측기법을 결합한 통합 투자평가 모델의 실용적 가능성을 확인하였으며, 데이터 기반 투자 의사결정 체계 구축을 위한 기초 연구로서 의미 있는 출발점을 제공한다.

## REFERENCES

- [1] T. K. Vadapalli, S. Kanchi, S. Joglekar, V. Phalke, J. Hareesh and A. Magar, "Leveraging Artificial Intelligence for Improved Financial Decision-Making in the Indian Mutual Fund Sector," 2025 First International Conference on Advances in Computer Science, Electrical, Electronics, and Communication Technologies (CE2CT), Bhimtal, Nainital, India, 2025, pp. 970-975, doi: 10.1109/CE2CT64011.2025.10939360.
- [2] C. Vinotha, F. Alsulami, M. S. Siddiqui, R. Saxena, Milind and R. Kankariya, "Artificial Intelligence in Financial Markets: Predictive Models and Risk Management Strategies," 2024 Ninth International Conference on Science Technology Engineering and Mathematics (ICONSTEM), Chennai, India, 2024, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICONSTEM60960.2024.10568778.
- [3] A. H. Soleliza Jones, Suwanto and D. Normawati, "A Computational Intelligence Approach Using Fuzzy Tsukamoto for Investment Feasibility Assessment Based on Financial Ratios," 2025 1st International Conference on Artificial Intelligence Technology (ICoAIT), Yogyakarta, Indonesia, 2025, pp. 237-242, doi: 10.1109/ICoAIT67446.2025.11309103.
- [4] M. Zhou, "Short Term Prediction Method of Financial Crisis Based on Artificial Intelligence," 2020 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), Vientiane, Laos, 2020, pp. 1026-1029, doi: 10.1109/ICITBS49701.2020.00228.
- [5] M. Q. Kuaiber, Z. N. Ali, A. J. Al-Yasiri, A. J. Kareem, M. A. Al and A. Almagtome, "Automation and the Future of Accounting: A Study of AI Integration in Financial Reporting," 2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS), Chikkaballapur, India, 2024, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICKECS61492.2024.10616967.
- [6] S. Sun, C. Zhu and A. L. Karn, "Research on the Application of Artificial Intelligence in Assets Management," 2024 6th International Conference on Applied Machine Learning (ICAML), Dalian, China, 2024, pp. 595-600, doi: 10.1109/ICAML64299.2024.00110.
- [7] S. Zheng and H. Liu, "Interaction among construction investment, other investment and GDP in China," in *Tsinghua Science and Technology*, vol. 9, no. 2, pp. 160-167, April 2004.
- [8] Z. Tan, X. Yang, H. Li, P. Peng, M. Mou and T. Xu, "Research and Digital Exploration on Distribution Network Project Bi-level Precise Investment Model Based on Multi-dimensional Investment Benefit Portrait," 2023 Panda Forum on Power and Energy (PandaFPE), Chengdu, China, 2023, pp. 1287-1292, doi: 10.1109/PandaFPE57779.2023.10140927.
- [9] Y. Zhan, X. Li, Y. Dou and J. Chen, "A OLS Model for analysis of Institutional Distance of Agricultural Investment and Performance between China and Myanmar," 2020 2nd International Conference on Economic Management and Model Engineering (ICEMME), Chongqing, China, 2020, pp. 356-361, doi: 10.1109/ICEMME51517.2020.00075.
- [10] Wang Wei and Liu Dequan, "On a game model of forestry investment between the central government and the local government in China," 2009 Chinese Control and Decision Conference, Guilin, 2009, pp. 4521-4524, doi: 10.1109/CCDC.2009.5191962.
- [11] Z. Zhang, X. Yang, G. Ye, J. Huang and B. Luo, "Construction of Power Grid Investment Optimization Model Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm," 2023 International Conference on Power, Electrical Engineering, Electronics and Control (PEEEEC), Athens, Greece, 2023, pp. 277-281, doi: 10.1109/PEEEEC60561.2023.00059.
- [12] M. Collan, "Fuzzy real investment valuation model for very large industrial real investment," *Proceedings World Automation Congress*, 2004., Seville, Spain, 2004, pp. 379-384.
- [13] C. G. Raju, V. Amudha and S. G., "Comparison of Linear Regression and Logistic Regression Algorithms for Ground Water Level Detection with Improved Accuracy," 2023 Eighth International Conference on Science Technology Engineering and Mathematics (ICONSTEM), Chennai, India, 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICONSTEM56934.2023.10142495.
- [14] J. Liang, "Multivariate linear regression method based on SPSS analysis of influencing factors of CPI during epidemic situation," 2020 2nd International Conference on Economic Management and Model Engineering (ICEMME), Chongqing, China, 2020, pp. 294-297, doi: 10.1109/ICEMME51517.2020.00062.
- [15] Kavitha S, Varuna S and Ramya R, "A comparative analysis on linear regression and support vector regression," 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET), Coimbatore, 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/GET.2016.7916627.

## Authors



Byong-Kwon Lee received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from Hanbat, Hannam and Chungbuk University Korea, in 2000, 2003 and 2007, respectively.

My main areas of interest are embedded systems, virtual and augmented reality(VR.AR), and artificial intelligence(AI). The field currently being studied is the construction of an exhibition hall using virtual reality. It is a technology that combines AI with cultural uniform restoration technology as a future research field.