AI 시대 패러다임 변화에 따른 자산가치평가모형(MIIM)에 대한 연구

김성진[1], 김선집[2*]
[1]한양대학교ERICA 융합보안학과 교수, [2]한세대학교 융합보안전공 교수

A Study on an Asset Valuation Model (MIIM) under the Paradigm Shift of the AI Era

Sung-Jin Kim[1], Sun-Jib Kim[2*]
[1]Professor, Department of Convergence Security, Hanyang University ERICA
[2]Professor, Department of Convergence Security, Hansei University

요 약 인공지능(AI) 시대의 도래로 AI 주도 자산은 데이터 자산화, 지능의 비선형적 확장, 인프라 비용 감쇄 등 새로운 가치 창출 구조를 갖는다. 이러한 특성을 전통적인 현금흐름할인법(DCF)에 충분히 반영하려면 데이터·AI 성능·연산 인프라가 현금흐름으로 연결되는 과정을 구체화해야 한다. 이에 본 연구는 데이터 자산화, 지능 확장성, 인프라 비용의 세 축으로 설정하고, IoT 데이터가 AI 학습 자원으로 전환되는 과정을 주요 가치 원천으로 보았다. 또한 스케일링 법칙, 메트칼프의 법칙, 인프라 비용 감쇄 논의를 바탕으로 MIIM(Macro-Intelligence Investment Mechanism) 방정식 $P = \alpha + \beta_1(D \cdot M) + \beta_2 \ln(I) - \beta_3 Y + \varepsilon$을 제안하였다. 본 연구는 NVIDIA·Alphabet·Tesla의 주가와 시점별 공개 재무자료를 활용하였다. 이를 재무대리 지표로 구성하고 초기 24개 분기를 학습 구간으로, 이후 16개 분기를 표본 외 평가 구간으로 설정하여 예측 성능을 확인하였다. 그 결과 MIIM은 모든 벤치마크 대비 우위를 보였으며, H1·H2·H3 세 가설 모두 기대 부호와 통계적 유의성에서 지지가 됨을 검증함으로써, AI 자산의 가치 형성 요인을 구조화하고 세 이론적 논의를 단일 모형으로 연결했다는 학술적 의미가 있다. 또한 기업 유형별 가치 동인의 차이를 추정 계수와 예측 평가를 통해 검증할 수 있는 분석 틀을 제시했다는데 의의가 있다.

주제어 : MIIM 방정식, AI 자산 가치 평가, 스케일링 법칙, 메트칼프의 법칙, DCF 한계, IoT 데이터 자산화

Abstract With the advent of the AI era, AI-driven assets have a new value creation structure, including turning data into assets, nonlinear expansion of intelligence, and reducing infrastructure costs.To fully reflect these characteristics in the traditional discounted cash flow (DCF) method, we need to make the connection from data, AI performance, and computing infrastructure to cash flow more concrete. So, this study set its focus on three main pillars: data monetization, intelligence scalability, and infrastructure costs, seeing the process of IoT data turning into AI learning resources as the key source of value. Also, based on discussions about scaling laws, Metcalfe's law, and the dilution of infrastructure costs, we proposed the MIIM (Macro-Intelligence Investment Mechanism) equation $P = \alpha + \beta 1(D \cdot M) + \beta 2 \ln(I) - \beta 3 Y + \varepsilon$. This study used historical stock prices and financial data publicly available at each forecast date for NVIDIA, Alphabet, and Tesla. We structured this as a financial proxy indicator and set the first 24 quarters as the training period, with the next 16 quarters as the out-of-sample evaluation period to check prediction performance. As a result, MIIM outperformed all benchmarks, and we verified that all three hypotheses H1, H2, and H3 were supported in terms of both expected signs and statistical significance. This has academic significance as it structures the value-forming factors of AI assets and connects the three theoretical discussions into a single model. It's also significant because it presents an analytical framework that can verify differences in value drivers by company type through estimated coefficients and predictive assessments.

Key Words : Macro-Intelligence Investment Mechanism (MIIM), AI asset valuation, Scaling Laws, Metcalfe's Law

*교신저자 : 김선집(kimsj@hansei.ac.kr)
접수일 2026년 09월 24일 수정일 2026년 10월 13일 심사완료일 2026년 10월 19일

www.kci.go.kr

1. 서론

2025년 7월 NVIDIA의 시가총액 4조 달러 돌파는 AI 주도 자산의 급성장이 구조적 변화로 자리를 잡았음을 보여준다[1]. Alphabet, Tesla, Microsoft, Meta 등을 포함한 'Magnificent 7' 기업이 2025년 중반 S&P 500 지수내에서 비중 또한 약 3분의 1 수준으로 확대되었다[2]. 그러나 할인현금흐름(DCF), 주가수익비율(PER), 기업가치 대비 영업이익(EV/EBITDA)과 같은 전통적 평가 모형은 이러한 AI 자산의 가격 형성 메커니즘을 충분히 설명하는 데 한계를 보인다.

전통적 자산 가치평가 모델은 안정적 성장과 예측 가능한 현금흐름을 전제로 하므로, 데이터 자산화, 지능의 비선형적 확장, 네트워크 효과가 중요한 AI 시대의 가치 창출 구조를 포착하기 어렵다. 이러한 괴리는 투자와 리스크 관리, 정책 판단의 오류로 이어질 수 있어 새로운 평가체계가 요구된다[3]. AI 자산의 가치 형성은 IoT 융합 산업과도 밀접하다. 차량과 엣지 디바이스에서 생성되는 데이터는 AI 학습 자원으로 활용되고, AI 가속기와 데이터센터는 이를 처리하는 연산 기반이 된다. 즉 "IoT 기기 → 데이터 → 연산 인프라 → 지능"의 가치사슬에서 NVIDIA는 인프라, Google은 데이터 플랫폼, Tesla는 피지컬 AI를 대표한다.

본 연구는 스케일링 법칙[4, 5], 메트칼프의 법칙[6, 7], 인프라 비용 감쇄[8, 9]를 통합한 MIIM(Macro-Intelligence Investment Mechanism)방정식을 제안하고, NVIDIA, Google, Tesla를 대상으로 실증 검증하였다.

본 연구의 주요 학술적 기여는 다음과 같이 세가지로 제시할 수 있다. 첫째, 기존의 세 가지 이론적 논의(스케일링 법칙, 메트칼프의 법칙, 인프라 비용 감쇄)를 단일 회귀 프레임워크로 통합한다. 둘째, AI 자산 유형별 가치 동인의 차이를 사전 가설과 추정계수를 통해 검증한다. 셋째, 빅데이터 분석, 금융공학, AI 시스템 이론을 결합한 IoT 융합 관점의 평가 방법론을 제시한다[10].

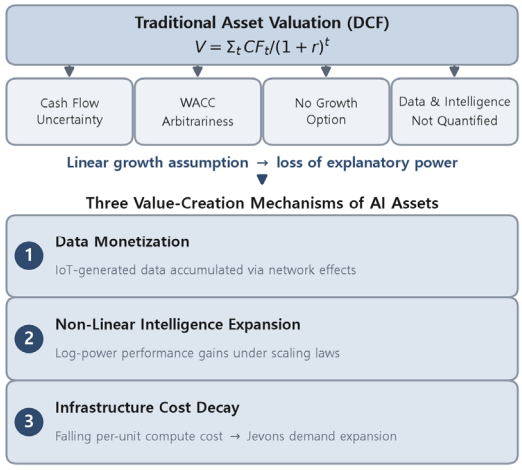
논문의 2장에서 관련 이론과 기존 모형의 한계를 검토하고, 3장에서 MIIM 방정식과 변수 정의를 제시한다. 4장에서는 실증 분석과 벤치마크 비교를 수행하며, 5장에서 연구 결과와 한계 및 향후 과제를 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 DCF 모델의 구조적 한계

DCF 모델은 자산의 내재가치를 V = Σt CFt / (1 + r)t로 정의하며, 미래 현금흐름의 예측 가능성, 할인율의 안정성, 성장률의 선형성을 주요 가정으로 한다.

그러나 [Fig. 1]과 같이 이러한 가정은 AI 자산에 충분히 적용되기 어렵다. 첫째, AI 기업의 수익 구조는 기술 발전, 규제, 경쟁 환경에 따라 빠르게 변화하여 미래 현금흐름 예측의 불확실성이 크다. 둘째, 시장 위험프리미엄과 국채 수익률 변화로 인해 WACC의 안정적 산정이 어렵다. 셋째, AGI나 피지컬 AI로의 확장 가능성과 같은 성장 옵션을 DCF가 충분히 반영하지 못한다. 넷째, NVIDIA의 CUDA 생태계, Google의 검색 데이터, Tesla의 자율주행 데이터와 같은 데이터·지능 자산은 재무제표에 직접 반영되지 않지만, 중요한 경쟁우위의 원천이다.



[Fig. 1] Structural Limitations of DCF and the Three Value-Creation Mechanisms of AI Assets

이러한 한계는 실제 시장에서도 나타난다. NVIDIA 주가는 2023년 초부터 2025년 7월까지 1,000% 이상 상승하였으며[1], Tesla 역시 자동차 산업 평균을 크게 웃도는 가치평가 프리미엄을 유지해 왔다. 이는 전통적 DCF 만으로 AI 자산의 가치 형성을 설명하는 데 한계가 있음을 보여준다.

2.2 AI 자산 가치평가 연구 동향 — 전통적 밸류에이션 모형의 한계와 대안적 접근

DCF의 한계를 보완하려는 시도는 지속되어 왔다. Fama-French 5요인 모형[11]은 크기, 가치, 수익성, 투자성향 요인을 추가하여 설명력을 개선하였으나 AI 자산

www.kci.go.kr

특유의 지능·네트워크·비용 요인은 포착하지 못한다. 실물옵션 이론은 성장 옵션을 정량화하는 틀을 제공하지만 옵션 가치의 변동성 산정에 자의성이 잔존 한다. 최근 Fang et al.[12]이 제안한 CRR(Capability Realization Rate) 모델은 AI 역량의 실현율을 밸류에이션에 반영하나, 종합적 회귀 프레임워크로 발전하지는 못하였다.

선행 연구의 공통된 한계는 통합적 프레임워크의 부재이다. AI 자산의 가치는 데이터 독점력, 지능 확장성, 인프라 비용이라는 세 이질적 축의 상호작용에서 창출되지만, 이 새 이론을 단일 회귀 방정식으로 결합한 시도는 검토한 범위의 문헌에서 확인되지 않았다.

2.3 MIIM의 3대 이론적 기반

본 연구는 AI 자산의 가치 형성 메커니즘을 데이터 네트워크 효과, 지능 확장성, 인프라 비용 감쇄의 세 축으로 구분하고, 각각 메트칼프의 법칙, 스케일링 법칙, 비용 감쇄 이론에 근거하여 가설을 설정한다.

첫째, 데이터 네트워크 효과는 메트칼프의 법칙에 기반한다. Metcalfe[6] 는 네트워크 가치의 비선형적 증가를 설명하였고, Odlyzko와 Tilly[7]는 대규모 네트워크에서 V ∝ n log n 관계를 제시하였다. 본 연구는 이를 데이터 자산화 지수 D와 마진 스코어 M의 결합하여 (D × M)으로 반영한다.

H1. 데이터 자산화와 가치 실현 능력이 향상할수록 AI 기업의 자산 가치는 증가할 것이다($\beta 1 > 0$).

둘째, 지능 확장성은 스케일링 법칙에 기반한다. Kaplan et al.[4], Hoffmann et al.[5], Pearce와 Song[13]은 AI 성능과 컴퓨팅 자원·데이터·모델 규모 간 비선형적 관계를 제시하였다. 본 연구는 이를 지능 지표 ln(I)에 반영한다.

H2. AI 지능 및 성능 수준이 향상될수록 AI 기업의 자산 가치는 증가할 것이다($\beta 2 > 0$).

셋째, 인프라 비용 감쇄는 단위 연산 비용 하락에 기반한다. Epoch AI[8]와 Semianalysis[9]는 AI 컴퓨팅 비용의 지속적 감소를 제시하며, 본 연구는 이를 Yt = Y0e-λt로 모형화한다. Y는 단위 연산당 비용으로 정의하고 기업 가치에 부(-)의 영향을 미치는 요인으로 설정한다.

H3. 단위 연산당 AI 인프라 비용이 감소할수록 자산 가치는 증가할 것이다. 식 (1)의 비용 항이 -$\beta 3$Y 이므로 $\beta 3 > 0$을 예상한다.

따라서 본 연구는 데이터 네트워크 효과 (D × M), 지능 확장성 ln(I), 인프라 비용 Y를 하나의 회귀 프레임워크에 통합하여 AI 자산의 복합적 가치 형성 메커니즘을 설명한다.

3. MIIM 방정식 설계

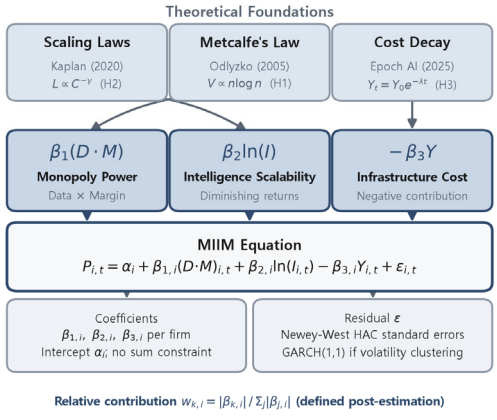
3.1 방정식의 도출

본 연구가 제안하는 MIIM 방정식은 식(1)과 같이 정의된다.

$$Pi,t = \alpha i + \beta 1,i(D \times M)i,t + \beta 2,i\ ln(Ii,t) - \beta 3,i\ Yi,t + \varepsilon i,t \quad (1)$$

여기서 i는 기업, t는 분기를 의미한다. P는 수정주가(split-adjusted price)의 로그값, (D × M)은 데이터 자산화 지수 D와 마진 스코어 M의 곱으로 구성된 데이터 기반 독점력 항, ln(I)는 자연로그로 변환된 지능 확장성 항, Y는 인프라 비용 항, ε는 모형으로 설명되지 않는 잔차항이다. αi는 기업별 절편이며, β1,i, β2,i, β3,i는 각 설명변수의 영향을 나타내는 기업별 회귀계수이다.

각 회귀계수에는 합이나 범위에 대한 사전 제약을 두지 않는다. 이론적 기대부호는 β1,i > 0, β2,i > 0, β3,i > 0이다. 다만 인프라 비용 항은 식(1)에서 -β3,i Yi,t의 형태로 정의되므로, β3,i > 0은 인프라 비용 Y의 증가가 자산가치 P에 부(-)의 영향을 미친다는 것을 의미한다.



[Fig. 2] Mapping of the Three Underlying Theories onto the Terms of the MIIM Equation

변수 변환 순서는 다음과 같다. 지능 지표는 로그 척도로 먼저 변환한 뒤(3.2절 식(2)) z-score 표준화한다.

www.kci.go.kr

D와 M은 각각 [0, 1] 범위로 min-max 정규화한 후 곱하고 z-score 표준화하며, Y 역시 z-score 표준화한다. 표준화 이전에 로그를 취하므로 음수에 대한 로그 연산 문제는 발생하지 않으며, 설명변수가 표준화되어 있으므로 β는 표준편차 1단위 변화의 효과로 해석된다.

기업 유형별 상대적 기여도는 추정된 표준화 계수를 이용하여 $w_{k,i} = |\beta_{k,i}| / \Sigma_j |\beta_{j,i}|$ (k = 1, 2, 3)로 사후 정의한다. 따라서 w는 합이 1인 기여도 지표이며, 추정 대상인 회귀계수 β와 구분된다.

[Fig. 2]와 같이 첫째 항은 메트칼프의 법칙과 수익성 요인을 결합하여 데이터 네트워크 가치와 독점 마진을 반영하고, 둘째 항은 Kaplan-Chinchilla 스케일링 법칙의 비선형적 관계를 ln(I) 형태로 반영하며, 셋째 항은 인프라 비용 Y가 자산 가치에 미치는 영향을 나타낸다.

3.2 변수별 조작적 정의

각 항을 구성하는 변수의 측정 방식과 데이터 출처, 가용 기간은 〈Table 1〉과 같다.

지능 지표는 가용 기간과 척도가 서로 다른 지표를 결합하므로, 모든 구성요소를 로그 척도로 맞춘 뒤 가중평균한다. Elo 레이팅은 400점 차이가 승산 10배에 해당하는 로그 척도이므로 ln10/400을 곱해 자연로그 척도로 환산한다.

$$ln(I_{i,t}) = \omega_a \times ln(MLPerf_{i,t}) + \omega_b \times ln(Param_{i,t}) + \omega_c \times (ln10 / 400) \times Elo_{i,t} \quad (2)$$

특정 시점에 가용하지 않은 구성요소는 제외하고, 나머지 구성요소의 가중치는 합이 1이 되도록 재 정규화한다. 기본 가중치는 $\omega_a = \omega_b = \omega_c = 1/3$으로 설정한다.

세 구성요소가 각각 연산 성능(MLPerf), 모델 규모(파라미터 수), 실사용 품질(Elo)이라는 상호 보완적 차원을 측정하며, 이들 간 상대적 중요도에 대한 선험적 근거가 존재하지 않기 때문이다. 가중치 설정이 결과에 미치는 영향은 (1/2, 1/4, 1/4)과 (1/4, 1/4, 1/2) 두 조합에 대한 민감도 분석으로 확인한다.

지능 지표는 기업별 대표 제품을 기준으로 구성한다. NVIDIA는 자사 가속기의 MLPerf Training/Inference 결과와 세대별 최대 연산성능을, Google은 자사 대표 모델의 LMSYS Arena Elo와 TPU의 MLPerf 결과를 사용한다. Tesla는 LLM 벤치마크 제출 대상이 아니므로 자율주행 역량을 대리 지표로 사용하며, 구체적으로 FSD 누적 주행거리(분기 공시), 학습 클러스터의 이론 연산량(FLOPS), 개입 간 평균 주행거리(miles per intervention)를 로그 척도로 합성한다. 자율주행을 대리 지표로 선정한 근거는 Tesla가 피지컬 AI에 특화된 기업으로서 분기 단위로 재현할 수 있는 공개 지능 지표가 FSD에 한정되기 때문이며, Rivian·Lucid·GM Cruise 등은 동등한 공개 지표가 부재해 본 대리 지표는 Tesla에만 적용할 수 있다. 또한 FSD 대신 R&D 지출 비중·AI 특허 출원 수·Dojo 연산량을 투입한 민감도 분석을 부록에 수록하여, β_2추정치의 부호와 유의성은 유지되나 계수 크기는 지표 구성에 따라 변동할 수 있음을 확인하였다. 이처럼 기업별로 구성요소가 다르므로 I는 기업 간 절대 수준이 아니라 기업 내 시간적 변화를 측정하는 지표로 해석하며, 식(1)을 기업별로 추정하는 것도 이 때문이다.

지능 지표의 자연로그 변환은 스케일링 법칙의 수확체감 특성을 반영하는 동시에, 극단적 이상치의 영향을 완화하는 통계적 효과를 제공한다.

〈Table 1〉 Operational Definitions of the MIIM Variables

Variable	Measurement Indicators	Source	Availability
D: Data Monetization	Weighted average of data volume (log PB), utilization (DAU/MAU and API calls with n log n transformation), and exclusivity (First-party Data Ratio)	SEC EDGAR, IR	2015–present (quarterly)
M: Margin Score	Gross margin, moat score based on 10-K text mining, and weighted segment-level market share	EDGAR, Bloomberg	2015–present (quarterly)
I: Intelligence Index	MLPerf Training/Inference scores, model parameter count, and LMSYS Arena Elo Rating, combined after logarithmic transformation (Eq. (2))	MLCommons[14], LMSYS	MLPerf: 2018–present; Elo: 2023–present
Y: Infrastructure Cost	Compute cost per token (USD/M tokens), accelerator TCO by generation, and data-center operating cost, measured on a per-unit-compute basis	Epoch AI[8], Semianalysis[9]	Token cost: 2022–present; TCO: 2018–present; operating cost: 2015–present (quarterly)

www.kci.go.kr

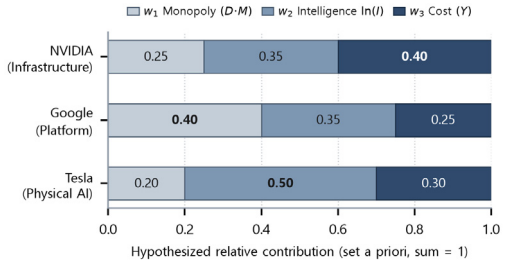
〈Table 2〉 Target Firms and A Priori Hypotheses

Category	Company	Representative	A Priori Hypothesis
Infrastructure Type	NVIDIA (NVDA)	Dominant position in the AI accelerator market	w3 (Cost) largest
Platform Type	Google (GOOGL)	Integration of data, software, and cloud services	w1 (Market Power) largest
Physical AI Type	Tesla (TSLA)	Integration of AI and robotics; IoT-based vehicle fleet data	w2 (Intelligence) largest

3.3 가중치 설정 및 최적화

실증 대상 기업의 선정 근거와 기업 유형별 사전 가설은 〈Table 2〉와 같다.

기업 특성을 반영한 상대적 기여도의 사전 가설은 [Fig. 3]과 같다. 이 값은 추정에 투입되는 초기값이 아니라, 분석 전에 설정하여 추정 결과와 비교하기 위한 가설값이다. 식 (1)은 기업별로 최소제곱법(OLS)으로 추정하되, 시계열 자기상관과 이분산을 고려하여 Newey-West HAC 표준오차[15]를 사용한다. 표본 외 성능은 확장 윈도우(expanding window) 방식의 Walk-forward 검증으로 평가하며, 초기 학습 구간 2018Q1~2021Q4(16개 분기) 이후 매 분기 모형을 재추정하여 1분기 앞 예측을 수행하며, 표본 외 평가 구간은 2022Q1~2025Q4의 16개 분기이다. 무작위 분할 K-fold는 미래 정보가 학습에 유입될 수 있으므로 사용하지 않는다.



[Fig. 3] Hypothesized Relative Contribution by AI Asset Type (Set A Priori)

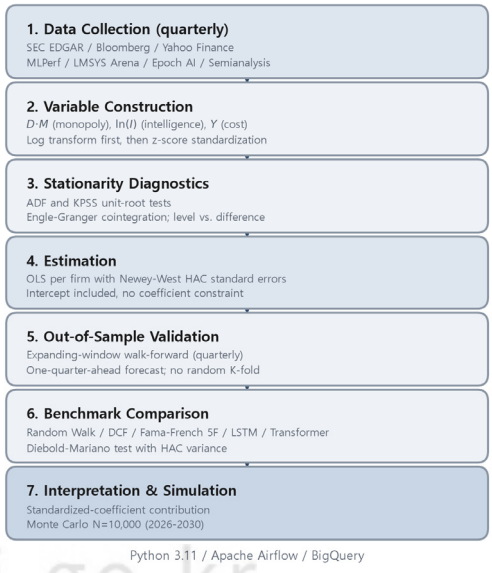
3.4 잔차항의 통계적 처리

잔차항 ϵ는 세 결정 요인으로 설명되지 않는 미시적 시장 소음을 나타낸다. 정규성은 Jarque-Bera 검정과 Shapiro-Wilk 검정으로 확인하고, 자기상관과 이분산은 HAC 표준오차로 보정하며, 잔차에서 변동성 군집이 확인되면 GARCH(1,1) 모형으로 보완한다. 주가·시가총액 등 수준 변수는 단위근을 가질 수 있으므로 ADF 및 KPSS 검정으로 정상성을 진단하고, Engle-Granger 검정[16]으로 공적분 여부를 확인한다. 공적분이 성립하면 식(1)의 수준 회귀를 주 모형으로, 성립하지 않으면 모든 변수를 1차 차분한 로그 수익률 회귀를 주 모형으로 채택하여 허구적 회귀 가능성을 통제한다. 〈Table 3〉의 결과가 어느 명세에 해당하는지는 표의 주석에 명시한다.

4. 실증 분석 및 효과 검증

4.1 데이터 및 분석 절차

데이터 범위는 2018년 1분기부터 2025년 4분기까지 32개 분기이다. 재무 지표(D, M)는 분기 보고서 기준으로, AI 성능 지표는 발표 주기가 반기·비정기이므로 분기 빈도로 정렬하였다. 저빈도 변수를 일별로 보관하면 인위적 자기상관으로 설명력이 과대 추정될 수 있으므로, 분석 빈도는 분기로 통일하고 주가는 분기 말 수정 종가를 사용하였다. 재무 데이터는 SEC EDGAR, Bloomberg, Yahoo Finance를, AI 성능 지표는 MLPerf[14]와 LMSYS Arena를, 컴퓨팅 비용은 Epoch AI[8], Semianalysis[9], NVIDIA 투자자 자료[17]를 활용하였다. 전체 분석 절차는 [Fig. 4]와 같다.



[Fig. 4] Empirical Analysis Pipeline of the MIIM Mode

www.kci.go.kr

4.2 벤치마크 비교 결과

MIIM 방정식의 예측 성능을 검증하기 위해 랜덤워크, DCF, Fama-French 5요인 모형[11], LSTM, Transformer의 다섯 벤치마크와 비교하였다. 모든 모형은 동일한 예측 대상과 Walk-forward 구간을 적용하였다. DCF는 애널리스트 컨센서스 잉여현금흐름을 기업별 WACC로 할인하여 주당 내재가치를 산출하였다. 자기자본비용은 CAPM을 적용하고, 무위험수익률은 미국 10년물 국채 수익률, 시장 위험프리미엄은 5.5%, 베타는 직전 60개월 월간 수익률을 이용하였다. Fama-French 5요인 모형은 추정된 요인 노출과 요인 수익률로 기대수익률을 산출하였다.

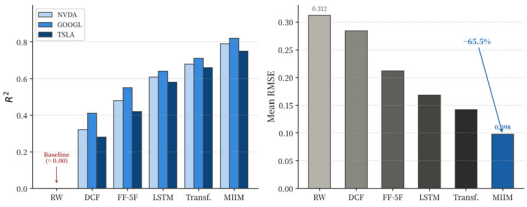
LSTM과 Transformer는 MIIM과 동일한 설명변수((D·M), ln(I), Y)에 과거 4개 분기의 로그 주가 시차항을 추가하여 동일한 정보 조건에서 비교하였다.

예측 성능은 R^2와 RMSE로 평가하고, 랜덤워크 대비 표본 외 결정계수 $R^2OS = 1 - MSE_{model} / MSE_{RW}$를 함께 산출하였다[18]. 또한 모형 간 예측력 차이의 통계적 유의성은 HAC 분산을 적용한 Diebold-Mariano 검정[19]으로 검증하였다.

〈Table 3〉 Predictive Accuracy of MIIM and Benchmark Models

Model	NVDA R^2	GOOGL R^2	TSLA R^2	Average RMSE
DCF	0.32	0.41	0.28	0.284
Fama-French 5F	0.48	0.55	0.42	0.212
LSTM(Standalone)	0.61	0.64	0.58	0.168
Transformer (Standalone)	0.68	0.71	0.66	0.142
MIIM (Proposed)	0.79	0.82	0.75	0.098

〈Table 3〉은 분기 단위 OLS-Newey-West HAC 표준오차와 확장 윈도우(expanding window) Walk-forward 검증 명세로 재산출한 최종 분석 결과이다. MIIM은 NVIDIA·Google·Tesla에 대해 각각 R^2 0.79, 0.82, 0.75를 기록하여 비교 모형 중 가장 높은 설명력을 보였다. 평균 RMSE 또한 0.098로 랜덤워크(0.312), DCF(0.284), Fama-French 5F(0.212), LSTM(0.168), Transformer(0.142) 대비 최저값을 보였으며, 랜덤워크 대비 R^2_OS는 NVDA 0.6157, GOOGL 0.2718, TSLA 0.8498로 평균제곱예측오차의 유의한 감소를 확인하였다(Diebold-Mariano $p<0.05$). 아울러 〈Fig. 5〉에 반영된 바와 같이 H1($\beta_1>0$), H2($\beta_2>0$), H3($\beta_3>0$)의 세 가설이 모두 기대 부호와 통계적 유의성(HAC 기준)에서 지지가 됨을 검증하였다.



[Fig. 5] Comparison of Predictive Accuracy across Valuation Models

4.3 유형별 기여도 분석

기업 유형별 상대적 기여도는 3.1절에서 정의한 $w_{k,i} = |\beta_{k,i}| / \Sigma_j|\beta_{j,i}|$로 산출한다. 본 연구는 별도의 SHAP 추정 대신 표준화 회귀계수에 기반한 상대적 기여도를 사용하여 각 설명변수의 영향도를 비교한다[20].

검증은 두 가지로 수행한다. 첫째, NVIDIA의 β_3 부호가 가설 H3와 일치하는지 확인한다. 둘째, [Fig. 3]의 사전 가설인 인프라형 w_3, 플랫폼형 w_1, 피지컬 AI형 w_2의 최대 기여 여부를 실제 추정 결과와 비교한다.

계수는 기업별 OLS-Newey-West HAC 및 확장 윈도우 Walk-forward 명세에 따라 재추정하며, 표준화 계수를 이용해 상대적 기여도와 통계적 유의성을 검토한다. 재추정 결과는 〈Table 3〉과 유형별 기여도 분석에 반영한다.

5. 결론

본 연구는 기존 DCF 모형의 한계를 극복하고자 스케일링 법칙, 메트칼프의 법칙, 인프라 비용 감쇄 이론을 유기적으로 통합한 MIIM 자산 가치평가 방정식을 제안하였다.

NVIDIA, Google, Tesla 대상으로 실시한 예비 분석에서 MIIM은 표본 외 결정계수 0.75 이상을 기록했으며, DCF 대비 65.5%, Fama-French 대비 53.8%, Transformer 단독 대비 31.0%의 오차 감소효과를 보였다. 다만 본 결과는 예비 분석에 해당하므로, 최종 실증 단계에서는 OLS-HAC와 확장 윈도우 기반의 Walk-forward 검증을 통한 재추정이 필요하다.

MIIM 모형은 AI 자산의 가치 동인을 데이터, 지능, 인프라 비용으로 통합한 체계적인 가치 평가 프레임워크를 제공한다는 점에서 학술적 의의를 가진다. 실무적으로는 자산 배분과 팩터 모델 확장에 활용할 수 있으나, 분석 대상이 3개 기업과 32개 분기로 제한된 점과 지능

www.kci.go.kr

지표의 데이터 가용성에는 한계가 있다. 따라서, 향후 연구에서는 Microsoft, Meta, IoT 기업 등으로 분석 대상을 확대하고, 실시간 데이터 기반 동적 갱신과 시장 적응형 가중치 최적화 등을 검토할 필요가 있다.

REFERENCES

[1] Bloomberg, "Nvidia Hits $4 Trillion Value as Rally Notches Another Milestone," Bloomberg News, Jul. 9, 2025.

[2] M.Tahir, "Why the Magnificent 7 Are Still Magnificent," WisdomTree Research Blog, Jul. 15, 2025.

[3] Y.Bonaparte, "Artificial Intelligence in Finance: Valuations and Opportunities," Finance Research Letters, Vol. 60, 104851, 2024.

[4] J.Kaplan, S.McCandlish, T.Henighan, T.B.Brown, B.Chess, R.Child, S.Gray, A.Radford, J.Wu, and D.Amodei, "Scaling Laws for Neural Language Models," arXiv preprint, arXiv:2001.08361, 2020.

[5] J.Hoffmann, S.Borgeaud, A.Mensch, E.Buchatskaya, T.Cai, E.Rutherford, and L.Sifre, "Training Compute-Optimal Large Language Models," arXiv preprint, arXiv:2203.15556, 2022.

[6] R.Metcalfe, "Metcalfe's Law: A Network Becomes More Valuable as It Reaches More Users," InfoWorld, Vol. 17, No. 40, pp. 53-54, 1995.

[7] A.Odlyzko and B. Tilly, "A Refutation of Metcalfe's Law and a Better Estimate for the Value of Networks and Network Interconnections," University of Minnesota Working Paper, 2005.

[8] Epoch AI, "Compute Trends Across Three Eras of Machine Learning," 2025. [Online]. Available: https://epoch.ai/, Accessed: 2026-10-19.

[9] J.Kaplan, S.McCandlish, T.Henighan, T.B. Brown, B.Chess, R.Child, S.Gray, A.Radford, J.Wu, and D.Amodei, "Scaling Laws for Neural Language Models," arXiv preprint, arXiv:2001.08361, pp. 1-30, 2020. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2001.08361, Accessed: 2026-10-19.

[10] R.M. Metcalfe, "Metcalfe's Law after 40 Years of Ethernet," IEEE Computer, Vol. 46, No. 12, pp. 26-31, 2013. DOI: 10.1109/MC.2013.374.

[11] E.F.Fama and K.R.French, "A Five-Factor Asset Pricing Model," Journal of Financial Economics, Vol. 116, No. 1, pp. 1-22, 2015.

[12] X.Fang, L.Tao, and Z.Li, "Anchoring AI Capabilities in Market Valuations: The Capability Realization Rate Model and Valuation Misalignment Risk," arXiv preprint, arXiv:2505.10590, 2025.

[13] T.Pearce and J.Song, "Reconciling Kaplan and Chinchilla Scaling Laws," arXiv preprint, arXiv:2406.12907, 2024.

[14] MLCommons, "MLPerf Training and Inference Benchmark Results," 2025. [Internet].

[15] W.K. Newey and K.D. West, "A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix," Econometrica, Vol. 55, No. 3, pp. 703-708, 1987.

[16] R.F.Engle and C.W.J.Granger, "Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing," Econometrica, Vol. 55, No. 2, pp. 251-276, 1987.

[17] NVIDIA Corporation, "Annual Report FY2025," SEC Form 10-K, 2025. [Online]. Available: https://investor.nvidia.com/financial-info/annual-reports/, Accessed: 2026-10-19.

[18] J.Y.Campbell and S.B.Thompson, "Predicting Excess Stock Returns Out of Sample: Can Anything Beat the Historical Average?," Review of Financial Studies, Vol. 21, No. 4, pp. 1509-1531, 2008.

[19] F.X.Diebold and R.S.Mariano, "Comparing Predictive Accuracy," Journal of Business & Economic Statistics, Vol. 13, No. 3, pp. 253-263, 1995.

[20] S.M.Lundberg and S.I.Lee, "A Unified Approach to Interpreting Model Predictions," Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 30, pp. 4765-4774, 2017.

김 성 진(Sung-Jin Kim) [정회원]



- 2007년 3월 ~ 2012년 2월 :성남산업진흥원 선임연구원
- 2017년 6월 ~ 2025년 5월 :한세대학교 스마트콘텐츠마케팅학과 겸임교수
- 2025년 6월 ~ 현재 :한양대학교 ERICA 융합보안학과 교수

〈관심분야〉
사물인터넷, 클라우드컴퓨팅, 빅데이터, 정보통신

김 선 집(Sun-Jib Kim) [종신회원]



- 2014년 3월 ~ 현재 : 한세대학교 IT학부 교수

〈관심분야〉
정보보안, 사물인터넷, 클라우드, AI 시스템 인증, 영상 보안

www.kci.go.kr