

Quantitative Issue

2026. 6. 10

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



본 자료는 고객의 투자에 참고가 될 수 있는 각종 정보 제공을 목적으로 제작되었습니다. 본 자료는 합리적인 정보를 바탕으로 작성된 것이지만, 투자권유의 적합성이나 완전성을 보장하지 못합니다. 따라서 투자 판단의 최종 책임은 투자자 본인에게 있으며, 본 자료는 어떠한 경우라도 법적 책임소재의 증빙으로 사용될 수 없습니다.

금융투자의 AI 접목

삼성증권

퀀트

퀀트 투자, AI

- 퀀트 투자(Quantitative Investment)는 수학적, 통계적 모델과 데이터를 기반으로 투자 의사 결정을 자동화하거나 체계화하는 투자 방식임.
- 퀀트 투자의 특징은 감정에 의존하지 않고, 철저하게 데이터와 분석 모델에 기반해 투자를 한다는 점임. Scientific investing이라고도 함.
- 퀀트 투자는, 데이터와 과학 기술을 적극적으로 활용하는 금융 투자법임. 현재 데이터 과학의 정점은 AI 기술임. 따라서 AI 접목은 점점 늘어나는 추세
- 해외 주요 헤지 펀드, 퀀트 펀드들도 현재 AI 기술을 적극적으로 사용 중임.

World's Top 10 Hedge Funds

순위	헤지펀드	총 운용자산 (십억 달러)	Quant-based 여부
1	Citadel	446	퀀트
2	AQR Capital Management	161	퀀트
3	D.E. Shaw	155	퀀트
4	Bridgewater Associates	136	퀀트 & 하이브리드
5	Two Sigma Investments	110	퀀트
6	Renaissance Technologies	92	퀀트
7	Elliott Investment Management	76	
8	Farallon Capital Management	48	
9	Man Group Limited	44	
10	Ruffer Investment Company	24	

자료: <https://www.investopedia.com/articles/personal-finance/011515/worlds-top-10-hedge-fund-firms.asp>, 2025/9월 기준

퀀트 금융과 과학

- 금융 시장 및 금융 산업은, 항상 과학의 발전을 받아들이면서 성장해 왔음.
- AI의 발전이라는 변화를 통해서, 운용 업계도 장기적으로 변화할 것으로 기대함.

수학 및 과학자가 금융 시장 및 경제학의 발전을 주도한 대표 사례

연구자	내용
로버트 머튼	컬럼비아 대학에서 Engineering Mathematics 학사. 캘리포니아 공대에서 Science 석사. 그다음에 MIT에서 Economics 박사 학위. 옵션 가격 결정 모델인 블랙-숄즈 모델 에 대한 공동 기여로 1997년 노벨 경제학상 공동 수상
피셔 블랙	하버드 대학에서 물리학 전공. 하버드 대학에서 응용 수학 박사 학위. 1973년 마이런 솔즈와 같이 블랙-숄즈 모델 의 논문 발표. 골드만 삭스에서 근무하며, 1990년에 자산 배분의 중요 모델인 Black-Litterman 모델 을 개발하고 발표함. (95년 사망으로 노벨상 미수상)
케네스 프렌치	리하이 대학에서 기계 공학 학사. 그다음 로체스터 대학에서 MBA, 석사, 재무학 박사 취득. 노벨 수상자인 유진 파마 교수와 함께, CAPM에 이은 자본 시장의 주요 이론인 " Fama-French 3-factor model "을 개발, 발표.
존 내시	카네기 멜론 대학 수학 학사 및 수학 석사. 프린스턴 대학에서 박사 학위. 박사 학위 논문인 "내시 균형" 이론으로 인하여, 44년 후인 1994년에 노벨 경제학상 공동 수상
클라이브 그랜저	노팅엄 대학 수학 학사 및 통계학 박사. Granger causality 이론 개발. "ARCH를 이용한 경제 시계열 분석 방법"으로 로버트 앵글 교수와 함께 2003년에 노벨 경제학상 공동 수상
에드워드 프레스콧	스완스모어대학 수학 학사. 카네기멜론 대학 경제학 박사. Hodrick-Prescott 필터(HP 필터) 모델 개발. 경제학에 대한 공로로 2004년에 노벨 경제학상 공동 수상
제임스 사이먼	MIT 수학 학사. 버클리대 수학 박사. 스톤이 브룩 대학 수학과 학과장 역임. 미국 수학 협회 Oswald Veblen Prize 수상자. 미국 국립과학원 회원. 르네상스 테크놀로지 헤지펀드 설립. 가장 성공적인 헤지 펀드 중의 하나로 성장.

자료: 삼성증권

퀀트가 사용하는 다양한 모델링 및 분석 기술

- 퀀트가 하는 일은, 데이터에 분석 기술을 접목하여 결론을 도출하는 것임. 이때 주로 사용되는 기술들은 다음과 같음

모델링 / 분석 기술	내용	Python library
단순 및 다중 회귀분석	독립변수와 종속변수 간의 관계를 선형 결합식으로 설명하는 통계 기법	statsmodels
로지스틱 회귀 모델	사건의 발생 여부를 확률로 예측하는, 회귀식 기반의 분류 모델	sklearn.linear_model.LogisticRegression
주성분 분석 (PCA)	여러 변수로 구성된 복잡한 데이터를, 차원을 축소하여 적은 개수의 변수들로 표현/분해하는 통계 기법. 데이터 핸들링.	sklearn.decomposition
자기 회귀 모형 (AR)	변수 현재 값이 과거 자신들의 값의 관계식으로 결정되는 방식. 정적 모델.	statsmodels.tsa
벡터 자기 회귀 모형 (VAR)	AR 모델을 다변량으로 확대한 것. 여러 변수가 그 변수의 과거 값들의 조합으로 결정되는 방식임. 변수들의 과거 정보로 미래 정보를 예측. 관계성이 정적인 모델.	statsmodels.tsa
히든 마코프 모델 (HMM)	시계열 변수가 1) 숨겨진 상태와 2) 관측값으로 구성된다고 가정하여, 이에 대한 학습과 추정을 진행하는 모델. 국면 판단에 주로 사용.	hmmlearn
MVO	기본적인 Mean-Variance Optimization 기법	PyPortfolioOpt, skfolio
블랙-리터만 모델	시장 균형 수익률에 투자자 의견(View)을 결합하는 자산배분 기법	PyPortfolioOpt, skfolio
나이브 베이지안 알고리즘	데이터가 특정 범주에 속할 확률을 계산하는 확률 기반의 분류 알고리즘	sklearn.naive_bayes
K-Means 알고리즘	전체 데이터를 K개의 그룹으로 분할하는 알고리즘	sklearn.cluster.KMeans
서포트 벡터 머신 (SVM)	두 클래스를 가장 잘 나누는 경계선을 찾는 지도학습 방식의 분류 모델	sklearn.svm
결정 트리 모델	나무 모양의 의사결정 규칙을 생성하면서 분류 및 회귀를 수행하는 머신러닝 모델	sklearn.tree
랜덤 포레스트 모델	결정 트리 모델을 수백 개 쌓아 그 결과를 종합하는 앙상블 머신러닝 모델	sklearn.ensemble.RandomForest*
부스팅 모델	약한 머신러닝 학습기를 순차적으로 결합하여 강한 학습기를 만든 앙상블 형태의 머신러닝 모델	lightgbm, xgboost
딥러닝 모델 (MLP, CNN, RNN 등)	인간의 뇌 구조를 모방한 인공 신경망을 층층이 쌓아 복잡한 패턴을 감지하는 뛰어난 성능의 머신러닝 분야	tensorflow, PyTorch

- Bloomberg '25/4/23 기사:전통적인 퀀트 투자 거물인 클리프 애스니스와 그의 운용사 AQR이 머신러닝과 AI를 본격적으로 수용하고 있다는 내용.
- 예를 들어, 플래그십 멀티 전략 펀드의 매매 신호 중 약 1/5이 머신러닝 알고리즘에 의해 생성됨.
- 또한, 최근 AI 기반 모델은 거래 비용, 시장 상관관계, 거래 조건과 같은 다양하게 변화하는 데이터에 반응하는데 특히 뛰어남.

Markets

AQR Bets on Machine Learning as Asness Becomes AI Believer

...

The firm is raising external capital for two machine-learning strategies, and [this subset of artificial intelligence now powers about a fifth of the trading signals in its flagship multi-strategy fund.](#)

That's quite the turnaround. Asness has built up his \$128 billion powerhouse by riding classic rules-based methods for picking securities like value investing — methods based on economic principles that have been backed by decades of academic research. [Machine-learning techniques, however, are shaking up the conventional quant approach, by uncovering potentially profitable trading ideas that lack straightforward economic logic.](#)

... According to Kelly's colleague Tobias Moskowitz, [machine-learning methods are helping performance, by making the systematic firm nimbler and faster at incorporating fresh research.](#) It's early days yet. But in this year's tariff-spurred market volatility, something is working.

... [These newer AI-booster models are particularly good at reacting to various changing data points, such as transaction costs, market correlations and trading conditions,](#) according to Moskowitz, AQR principal. ...

자료: www.bloomberg.com

- Institutional Investor '26/1/8 기사: Bridgewater는 2012년부터 지속해온 systemic expert 시스템이 AI의 기반이라고 함. 인간이 하는 모든 일을 하는 "AI 투자자의 비전"을 지속 추구함

Behind Bridgewater's Surge

A series of management and other changes have driven the hedge fund giant's flagship fund to its best year in 15 years.

January 8, 2026

...

The firm stresses that its systemic expert systems are the foundations for the next AI step, which it has been working on since 2012. It notes that all of its strategies are benefiting from their progress in AI, but in different ways. In AIA, humans train the machine that determines the rules. In the other strategies, AI techniques allow humans to systematize human intuition more efficiently.

"Since 2012, Bridgewater has aggressively pursued the vision of the artificial investor that can do everything a human can, with computers not just representing the insights but also generating the insights themselves," Jensen said.

자료: www.institutionalinvestor.com

- Financial News '25/6/27 기사: Point72, DE Shaw, Millennium 등의 헤지펀드가 AI 및 머신러닝 전문가에게 파격적 보상 제안

Hedge funds offer bumper pay to lure AI talent: 'Million-dollar packages are not far'

Point72, Balyasny Asset Management, DE Shaw and Millennium are among hedge funds offering lucrative packages to hire AI engineers

By Bilal Jafar (Follow)



Portfolio managers are pushing firms to add more AI specialists to their teams Photo: Carl Court/Getty Images

Hedge funds are warming to rapidly evolving artificial intelligence and are ready to award bumper pay deals to engineering talent with the relevant skillset.

Point72, Balyasny Asset Management, DE Shaw and Millennium are among hedge funds offering hundreds of thousands of dollars to hire top talent with AI and machine learning expertise.

자료: www.fnlonon.com

How: LLM을 활용한 earnings call에서의 답변 태도와 주가 성과 관계 (1/2)

- H1: 질문에 대해 핵심을 벗어나지 않고 답하는 기업(on-topic)이 더 높은 주가 성과를 보일 것
- H2: 질문 이전에 중요 이슈를 선제적으로 설명하는 기업(proactive)이 더 높은 주가 성과를 보일 것이라는, 두 가설을 LLM으로 테스트함

Questioning the Answers: LLMs Enter the Boardroom

(Enron Case Study – October 16, 2001 Q3 Earnings Call)

Analyst: How confident can we be that these will be the last write-offs?

Kenneth Lay: If we thought we had any other impaired assets, they would be on this list today. But we do still have at least three areas of impairment, one is California, one is India, and one is broadband. Of course, one's California, India, ... And then, of course, finally broadband. ...

Enron, Q3 2001 Earnings Call, Department of Justice Government Exhibits, <https://www.justice.gov/archive/enron/exhib>

Reactive vs. Proactive

Analyst questions posed on write-downs: 6

Mentions of 'write-downs' in prepared: 0

Pivoting vs. (

California, India, and broadband

S&P Global
Market Intelligence

Permission to reprint or redistribute any content from this presentation requires the prior written approval of S&P Global Market Intelligence.

Questioning the Answers: LLMs Enter the Boardroom

H1: Firms that remain **on-topic** when answering questions during earnings call Q&A have superior stock performance compared to those that pivot to adjacent or unrelated topics.

H2: Firms that **proactively** address key issues in their prepared remarks, before analysts ask about them in earnings call Q&A, have superior stock performance compared to those that respond reactively.

Data:

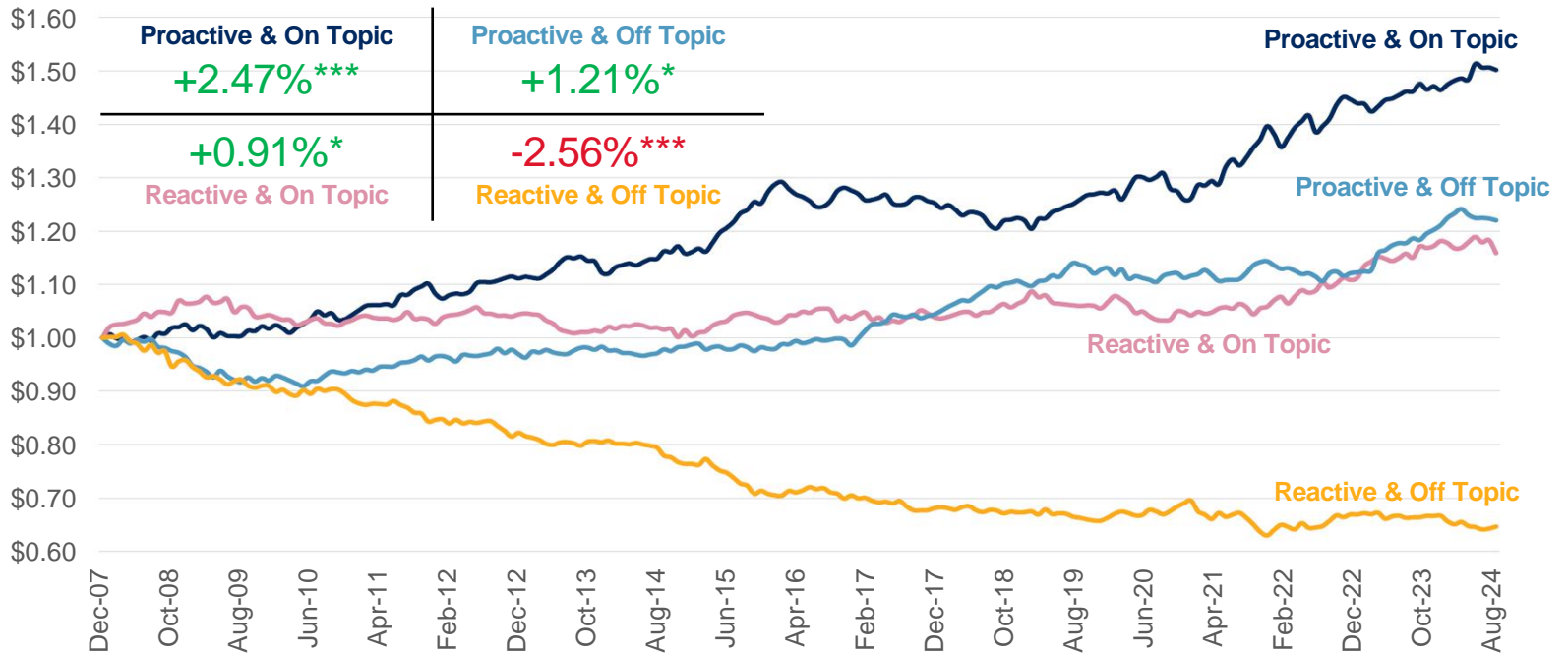
- S&P Global Market Intelligence Machine Readable Transcripts (MRT)
- Jan 2008 – September 2024
- Russell 3000

S&P Global
Market Intelligence

Permission to reprint or redistribute any content from this presentation requires the prior written approval of S&P Global Market Intelligence. Not for distribution to the public.

How: LLM을 활용한 earnings call에서의 답변 태도와 주가 성과 관계 (2/2)

Questioning the Answers: LLMs Enter the Boardroom

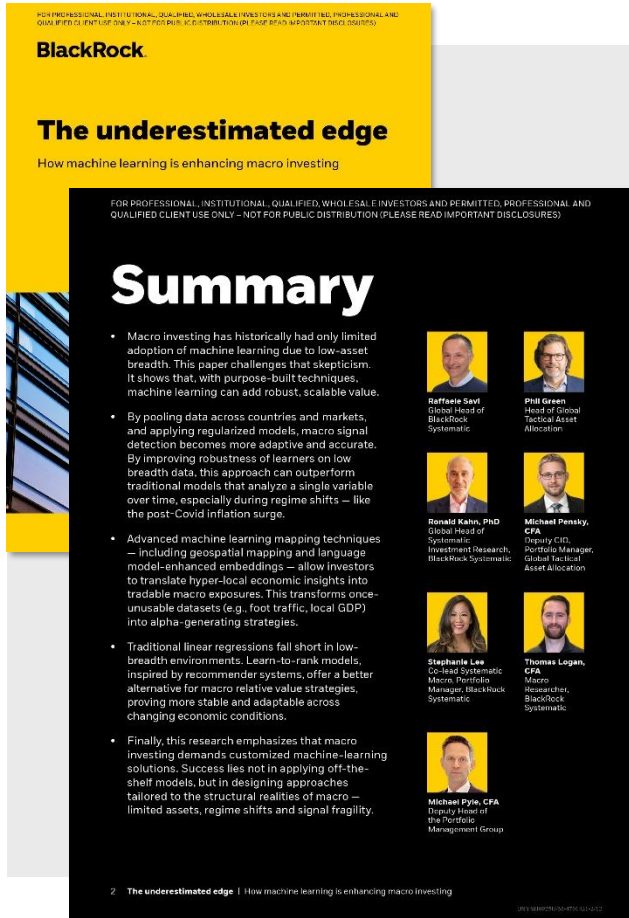


S&P Global
Market Intelligence

Source: S&P Global Market Intelligence Quantitative Research & Solutions. For all exhibits, all returns and indices are unmanaged, statistical composites and their returns do not include payment of any sales charges or fees an investor would pay to purchase the securities they represent. Such costs would lower performance. It is not possible to invest directly in an index. Past performance is not a guarantee of future results. Data as at 10/24/2024.

자료: S&P Global

How: 블랙록 “The underestimated edge” paper (2025년)



부제 How machine learning is enhancing macro investing

Macro investing에 ML을 활용하는 효과적 접근법 제시

① 데이터 풀링(Pooling)을 통한 시계열 모델 강화

- **방법:** 개별 국가나 시장을 고립시켜 분석하는 대신, 전 세계의 국가, 자산, 시장 데이터를 통합(Pooling)하여 정규화된 모델을 훈련시킴
- **장점:** 더 풍부한 경제 체제 (regime)를 학습할 수 있어 예측의 정밀도와 적응력 높임
- **실제 사례:** 포스트 코로나 인플레이션 시기에 이 모델은 일반적인 모델보다 빠르게 변화를 감지하여 우수한 성과를 보였음

② 복잡한 통찰을 거래 가능한 노출로 전환 (Mapping)

- **지형 공간 데이터 활용:** 180만 개의 기업 물리적 위치(POI) 데이터를 시로 분석하여, 특정 지역의 경제 활동(유통 인구, 날씨 등)이 어떤 상장 기업에 영향을 주는지 정교하게 연결함
- **언어 모델(LLM) 활용:** 일본의 거시 경제 지표와 산업별 데이터를 매핑할 때, 임베딩 기법과 LLM을 결합하여 사람이 직접 하는 것보다 효율적이고 정확한 분석 시스템을 구축함

③ 상대 가치(Relative Value) 전략을 위한 'Learn-to-Rank'

- **개념:** 개별 자산의 절대적 수익률 수치를 맞추는 대신, 어떤 자산이 더 나은 성과를 낼지 순위를 매기는 방식임. (LambdaRank 알고리즘)
- **효과:** 거시 경제 체제 변화로 인해 수익률의 절대값 예측이 어려워지는 상황에서도 상대적인 순위 예측은 더 안정적이고 지속적인 성능을 유지했음

자료: BlackRock

How: Invesco 2023년 paper



제목 Can Machine Learning enhance systematic incorporation of equity signals?

머신러닝이 주식 신호(signal)를 더 잘 결합하고 예측력을 높일 수 있는가를 분석. 팩터 모델을 기준으로, 기본 모델 대비 GBM 알고리즘 적용 시의 변화를 체크함

① 비교 모델:

- Model A: QMV(Quality, Momentum, Value) 동일 가중
- Model B: Elastic-net (정규화된 선형 회귀)
- Model C: GBM - Gradient Boosting Model (비선형 머신러닝 알고리즘)
- Model D: GBM에 '피처 엔지니어링'(과거 데이터 변환 신호 추가)을 결합한 모델

② 결론:

- 성능 향상: 전반적으로 비선형 모델(GBM)이 단순 모델보다 우수한 성과를 보였음. 특히 Model D가 모든 지역(미국, 일본, 유럽 등)에서 가장 높은 정보 비율(Information Ratio)을 기록함
- 피처 엔지니어링의 중요성: 단순한 모델 변경보다 원천 신호를 가공(예: 이익수익률의 3년 백분위수 등)하여 과거 이력을 반영하는 것이 정보 추출에 더 효과적이었음
- 비선형 관계 포착: 머신러닝 모델은 선형 모델이 잡지 못하는 비선형 관계를 파악함

자료: Invesco

How: Two Sigma “A Machine Learning Approach to Regime Modeling” (21년)

We also find that most equity style factors' mean returns were above average, with the main exception being Momentum. Additionally, these factors in particular experienced much higher volatilities compared to their long-term averages (e.g., Value exhibited 18.2% volatility in Market Condition 4 vs. 8.9% long-term; Momentum 19.1% in Market Condition 4 vs. 10.5% long-term; Low Risk 20% in Market Condition 4 vs. 10.4% long-term). This might mean that there is reversal behavior occurring within stocks exhibiting more choppy returns.

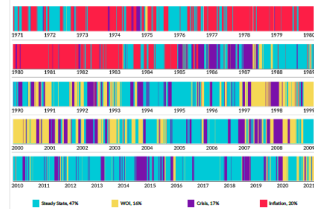
Overall, it looks like this market condition potentially captures risk-on market periods where bubbles might exist or be forming. We'll label it Walking on Ice (WOI).

Historical Analysis of the Four Market Conditions

Now that we have an understanding of the various market conditions, let's look back through history to see when each occurred. This analysis will be able to tell us the extent to which there have been fairly persistent market conditions, or regimes, throughout history.

For any given historical period, the GMM will estimate probabilities that the market was in the four market conditions. So each market condition will have a probability for a particular period, and the four probabilities will sum to 100%. Exhibit 4 shows the highest probability market condition for periods throughout history. We should note that each period displayed in Exhibit 4 is independent and identically distributed. This means the GMM evaluates each period completely independently, without awareness of what market conditions occurred in the past or future.

Exhibit 4: Highest Probability Market Conditions Throughout History



9 <https://www.cnbc.com/2019/12/17/decade-of-the-central-bank-ends-as-the-fed-shifts-to-new-paradigm.html>

© 2021 Two Sigma. All Rights Reserved. "Two Sigma" and the "TS" logo are registered trademarks of Two Sigma Investments, L.P. Please see the full page of this document, which contains important disclosure and disclosure information.

The legend at the bottom of the exhibit includes the percent of time the GMM found that market condition to have the highest probability over this 1971 - 2020 period. Steady State occurred most frequently since 1971, and each of the other three market conditions occurred in roughly 15-20% of the periods.

Starting from the top of the exhibit, **Inflation** was present exclusively in the 1970s and 1980s, as expected, since that period was characterized by relatively high inflation and interest rates. Over that first decade and a half, Inflation was fairly persistent (i.e., limited interruption from other market conditions), as it took quite a bit of time to get soaring prices for goods and services under control. We don't see Inflation at any point in the last decade. Perhaps it will enter the picture in 2021 or 2022 if inflation does not prove transitory (more on that in the next section).

WOI occurred mostly during the tech bubble in the late 1990s and early 2000s. Markets were fragile for a while, as the bursting of the tech bubble occurred over multiple years. There were a handful of Crisis periods during this time as well, which correspond to days where the market had relatively large drawdowns, while the WOI periods were times where the market either temporarily reversed and/or experienced large volatility. WOI was also the highest probability market condition in the immediate post-crisis performance reversals after the Global Financial Crisis (GFC) and COVID market crises, indicating that the market was recovering but still in a fragile state.

As expected, **Crisis** occurred during notable periods like the stock market crash in 1987, the GFC in 2008, and the COVID market crisis in 2020.

We find that **Steady State** dominated the last decade with a sprinkling of short-lived Crisis and WOI periods. This period coincided with the "decade of the central bank" where the Federal Reserve and its counterparts around the world exhibited major influence over the economy and markets. Over this time, Steady State was interrupted here and there by some Crisis flare ups (e.g., European Sovereign Debt Crisis in the early 2010s and the Taper Tantrum in mid-2013), but the central banks would often step in to steady the markets through quantitative easing and rate cuts, rarely allowing WOI periods to form and returning markets to Steady State.⁹

머신러닝 기법인 가우시안 혼합 모델 (Gaussian Mixture Model, GMM)을 활용하여 금융 시장의 Regime 변화를 분석한 연구

① 방법론:

비지도 학습 중 하나인 GMM 알고리즘을 사용함. 분석 대상은 Two Sigma의 17개 Factor 수익률의 분포를 모델링하여 시장 상황을 분류함. (Factor 분류: Core Macro, Secondary Macro, Macro Style, Equity Style)

② 결론: 분류된 4가지 시장 상황:

- 1) 위기 국면: Equity와 Credit 팩터 부진. 높은 변동성
- 2) 정상 국면: 대부분의 팩터가 양호. 가장 빈도가 높음
- 3) 인플레이션 국면: Local Inflation 팩터 양호. Equity, Interest Rate 부진
- 4) 살얼음판 국면: 시장 취약. Equity 팩터 양호하지만, 변동성이 급증함

③ 시사점:

- 리스크 관리: 각 시장 조건의 분포를 샘플링하여 포트폴리오 스트레스 테스트에 활용
- 자산 배분: 단기적인 전술적 변화에 대응하고 변동성을 견딜 수 있는 포트폴리오 설계가 필요하고 이에 활용 가능

자료: Invesco

국내 사례: 로보어드바이저의 AI 및 대체 데이터 활용 기사

홈 > 증권

주식, 여기 말길걸...3년 225% 수익낸 '알고리즘 1위' 업체

반준환 기자

2026.02.03 10:14

로보어드바이저 테스트 베드 10주년... 3년 누적 수익률 - 1위 솔루션퀀트 225%, 2.3위 퀀텍 175% 166%

재무제표 넘어선 대체 데이터가 승부 갈랐다

금융위원회가 주관하는 '로보어드바이저(RA) 테스트베드' 출범 10주년을 맞아 462개 알고리즘의 성적표를 전수조사한 결과, 상위 1% 알고리즘은 대체 데이터(Alternative Data)와 머신러닝 기업들이 차지한 것으로 분석됐다. 특히 솔루션퀀트가 3년 누적수익률 225%를 넘는 압도적 수익률로 전체 1위를 차지했다. 코스피 5000시대를 맞아 새로운 투자기법을 고민하는 투자자들은 참고할 대목이다.

솔루션퀀트 VOYDA1호, 3년 연속 고수익 달성하며 알고리즘 운용 신뢰 입증



코스콤 RA 테스트베드센터에 따르면, 2026년 1월26일 기준 최근 3년(2023~2025) 누적 수익률 1위(IPO 펀드 제외)는 솔루션퀀트의 VOYDA 1호가 차지했다. 이번 분석은 공시되고 있는 462개의 포트폴리오 운용현황을 근거로 했다. 사실상 수익률이 보장돼 있는 IPO 펀드를 제외하고 200%를 넘는 수익률을 기록한 것은 솔루션퀀트가 유일하다. 2위인 퀀텍 'Q-Macro Rotation 국내주식형'과의 격차는 50%포인트에 달한다.

자료: 언론보도

솔루션퀀트는 최근처럼 증시가 폭등한 시기는 물론 주식시황이 좋지 않던 2024년에도 압도적인 수익률을 기록, 하락장에서도 강한 알고리즘임을 입증했다. 연간 단위로 1위를 기록한 적 없지만, 3년 연속 최상위권 수익률을 유지했다. 2년 수익률 130.18%, 1년 수익률 80.88%로 3년 연속 높은 수익률을 기록하고 있다.

2위와 3위는 핀테크 강자 퀀텍이 휩쓸었다. 'Q-Macro Rotation 국내주식형'이 175.77%의 수익률을 기록했고 'Q-Shield 국내주식2호'가 166.9%로 뒤를 이었다. 1세대 로보어드바이저 퀀터백(146.34%)과 키움증권(131.15%) 알고리즘도 세 자릿수 수익률로 상위권에 포진했다.

재무제표를 앞서가는 '대체 데이터' 분석이 성과 갈라



금융위원회 로보어드바이저 테스트베드, 3년수익률 2위 기록한 퀀텍

수익률 1위 솔루션퀀트의 비결은 데이터 분석 기술이다. 이른바 '대체 데이터(Alternative Data)' 전략이다. 기존 퀀트 투자가 공시된 재무제표나 주가 지표(PER, PBR) 등 과거 데이터에 의존했다면, 이 알고리즘은 '현재'를 추적한다. 잠정 무역실적이나 신용카드 결제 데이터, 우주 공사 등을 실시간으로 크롤링해 분석한다. 심지어 종목 토론방의 트래픽까지 분석해 투자심리의 과열과 침체를 역이용한다. 글로벌 헤지펀드들이 수백억 원을 들여 구축하는 시스템을 알고리즘에 이식한 결과가 '225%'라는 숫자로 나타난 셈이다.

솔루션퀀트에 이어 뛰어난 수익률을 보인 퀀텍과 퀀터백은 매크로(거시경제)와 팩터의 조화에서 답을 찾았다. 퀀텍은 경기국면을 '호황-후퇴-불황-회복'으로 나누고 각 국면에 유리한 팩터(성장성, 가치, 모멘텀 등)를 동적으로 조절하는 방식으로 운용 알고리즘을 구성하고 있다.

국내 사례: AI를 활용한 투자 상품

예시) AI 전략 기반의 ETF 랩어카운트 상품: AI 시그널에 따른 시장 국면 판단을 하고, 이에 따라서 자산 비중을 조절하는 방식 사용 (상승장에서는 액티브 ETF, 주가지수형 ETF 등의 위험자산 비중 확대 전략 사용)

* 상기 내용은 투자광고 시점 및 미래에는 달라질 수 있습니다.

상품 특징

- 크래프트(QRAFT)사의 AI모델을 기반으로 플레인바닐라투자자문에서 자문하는 삼성증권 랩서비스
- AI시그널 기반으로 상승장에서는 위험자산(액티브 ETF, 주가지수형 ETF 등) 비중 확대로 초과수익 추구, 하락장에서는 안전자산 비중 확대로 손실 방어 추구
- AI 시그널을 기반으로 정기/비정기 리밸런싱 시행

시장위험을 0~100으로 예측

AI 시그널에 따른 시장 국면 판단 → 위험-안전자산 비중 조절	상승(강세장)	위험자산 비중 확대, 안전자산 비중 축소 - 액티브 ETF: 비중 확대, 단기채권 ETF: 비중 축소
	하락(약세장)	위험자산 비중 축소, 안전자산 비중 확대 - 액티브 ETF: 비중 축소, 단기채권 ETF: 비중 확대

* 액티브 ETF는 크래프트 상장 ETF 및 지수형 ETF 등 단기채권 ETF는 단기 국공채 ETF 등을 활용

SAMSUNG SECURITIES

* 상기 내용은 투자광고 시점 및 미래에는 달라질 수 있습니다.

AI모델 제공사: 크래프트(QRAFT) 모델 프로세스

크래프트 AI 모델은 데이터 수집(Input) → 트레이닝/테스트 → 모델 시그널 발생(현금-주식 비중 조절)의 프로세스를 거침

Input

금융 데이터 수집과 전처리

- 1990년 이후 30년 이상의 자본시장 데이터를 모델 구축에 활용
- 실시간 시장 데이터(주식시장 방향성, 주식시장의 위험도, 주식시장과 주요 자산군 간의 상관관계) 및 약 70여개의 매크로 지표를 학습

Training / Testing

편향없는 시뮬레이션 환경 구축

생존편향(Survivorship bias), 예견 편향(Look-ahead bias)을 제거하여 백테스팅을 통해 모델의 성과를 진단

변동성예측모델과 하락오연험예측모델 결합

변동성 예측 모델

AI Model Training, Portfolio Generation, Postage/SQL Back-up, Auto Reporting

하락 오연험 예측 모델

대표자산군 움직임을 통해 시장하락 오연험 계산

AI Risk Model

시장위험 위험도 예측 시그널

- 가채 수익률이 비교적 안정적인 시장
- 위험이 상승하여 주가가 필요한 시장
- 시장 변동성이 확대되며 위험 관리가 필요한 시장

SAMSUNG SECURITIES

자료: 크래프트, 삼성증권

퀀트

국내 사례: 논문 - 증권사 리포트 텍스트의センチメント 분석을 통한 투자 전략

財務管理研究 第四十一卷 第五號(2024. 10), 47-84

BERT어조에 기반한 애널리스트 보고서 텍스트 정보의 유용성

서한백* · 김은총** · 최상문*** · 정재만****

〈요약〉

본 연구는 애널리스트 보고서 텍스트가 투자 의견, 목표가, 이익예측치와 같은 정형 정보에 추가적인 정보를 가지고 있는지 분석한다. 양철원(2021)은 애널리스트 보고서 제목의 사전어조가 발표 전후 5일간 누적비정상수익률에 대해 투자 의견, 목표가, 이익예측치를 통제하고도 추가적인 정보가 있음을 보고하고 있다. 본 연구는 애널리스트 보고서 제목 외에 요약문을 추가하고, 사전어조가 아닌 KR-FinBERT-SC(Pre-trained Language Model)로 어조를 판단하는 경우 추가적인 정보가 있는지를 확인한다.

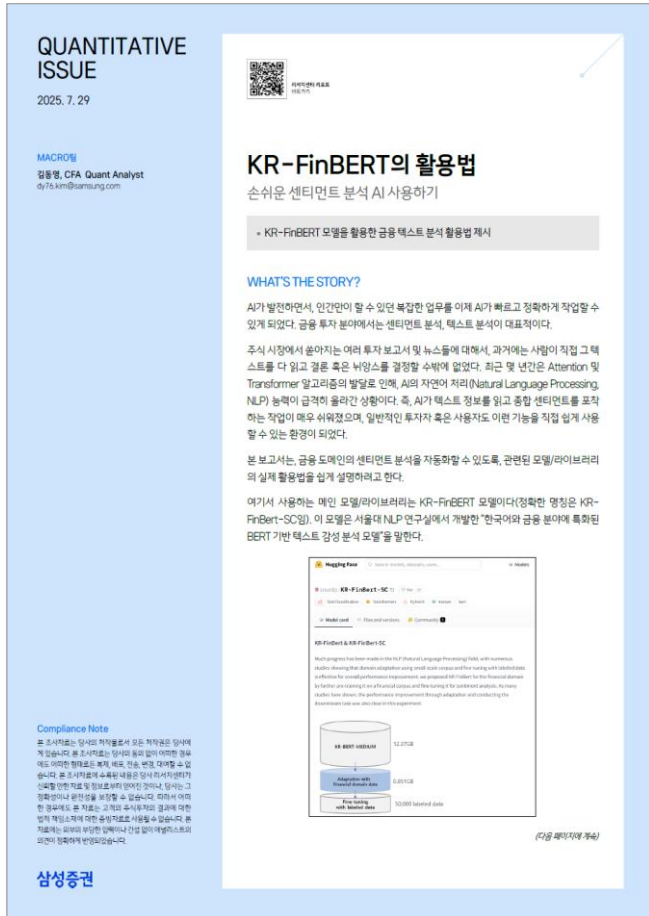
2001~2023년 기간 중 코스피시장 및 코스닥 시장에 상장된 애널리스트 보고서 473,455개의 발표일 전후의 누적비정상수익률로 판단한다면, BERT어조의 정보 유용성은 사전어조보다 현저히 크다. 회귀분석 결과에 의하면, BERT어조는 사전어조의 정보를 대부분 흡수한다. BERT어조의 정보 유용성은 투자 의견 변경, 목표가 변화를 보다는 약하지만, 이익예측치 변화를 보다 강하며, 정형 정보 변수에 더하여 추가적인 정보를 제공하고 있다. BERT어조는 정형 정보 변수가 제공되지 않은 보고서에서도 측정할 수 있으며, 애널리스트가 매도추천을 하는데 부담을 가지고 있어 매도추천이 최소한 상황에서 더욱 유용하다. 애널리스트 보고서의 제목과 요약은 정보 유용성의 우열을 가리기 힘들며, 두 정보는 서로 보완적이어서 텍스트 정보를 최대한 활용하기 위해서는 두 정보를 같이 사용해야 한다.

주제어 : 애널리스트 보고서, 사전어조, BERT어조, 텍스트 마이닝, 텍스트 정보력

- BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)는, 문맥을 양방향으로 이해하여 단어의 의미를 정확하게 파악하는 자연어 처리 모델임.
- 논문은, 과거 20년간의 애널리스트 보고서들의 제목과 요약 텍스트를 가지고 BERTセンチメント 분석을 실시함. 이를 통해, BERT 분석 기반의 시그널이, 단순 사전 기반의 판단 시그널보다 수익률이 더 높음을 확인함.
- 단, 논문상에서는 투자 의견 변경 및 목표가 변화율 시그널이 BERT보다 더 수익률이 높은 것으로 나옴. 상호 보완 가능.

자료: 재무관리연구 학술지

KR-FinBERT 모델의 사용 방법



BERT 분석의 활용법 자체는 매우 간단함.

연구기관에서 학습시킨 BERT 모델을 그대로 다운로드 받아서, 활용할 수 있음.
(Hugging Face 사이트 등 활용)

국내의 대표적인 금융 분야 BERT 모델로, 서울대 연구실의 "KR-FinBERT"가 있음.

사용법:

```
pip install transformers
```

```
from transformers import pipeline
classifier = pipeline("text-classification", model="snunlp/KR-FinBert-SC")
```

```
text1 = "KOSPI는 강한 상승세를 보일 것으로 예상합니다."
```

```
result1 = classifier(text1)
```

```
print(result1)
```

```
>> [{'label': 'positive', 'score': 0.9998443126678467}]
```

자료: 삼성증권

머신러닝 기반의 팩터 로테이션 모델 (1/2)

- 미세한 시장 변화를 빨리 감지하고 이를 동적 팩터 배분 전략에 사용하는, 머신러닝 기법 기반의 “팩터 모델 프레임워크”를 사용함.
- 시장 지표와 이의 방향성 변수인 총 80여 개 지표를 전체 입력값으로 사용. 이것들과 팩터 수익률 간의 20년 치 정보를 머신러닝 학습기에 학습을 시킴.
- 과거 패턴을 학습한 학습기를 가지고, 현재의 시장/매크로 상황에 맞는 최적 팩터 전략을 예측하는 구조임.
- 과거의 매크로/시장 변수 수치와 당시 팩터/스타일 수익률의 복잡한 패턴 관계 분석을, LightGBM이라는 머신러닝 알고리즘이 담당함.

DDQM2 모델 흐름도



자료: 삼성증권

퀀트

머신러닝 기반의 팩터 로테이션 모델 (2/2)

팩터 예측 모델의 feature 변수 입력값

변수군1	수치1	변수군2	수치2 (%)	변수군3	수치3 (%)
코스피 지수 (p)	5,277.3	kospi_c20	0.0	kospi_c60	0.4
원/달러 환율	1,518.2	usd_to_krw_c20	0.1	usd_to_krw_c60	0.1
원/엔 환율	940.1	yen_to_krw_c20	0.1	yen_to_krw_c60	0.0
국고채 3년 금리 (%)	3.5	treasury_3yr_c20	0.6	treasury_3yr_c60	0.3
국고채 10년 금리 (%)	3.9	treasury_10yr_c20	0.4	treasury_10yr_c60	0.2
코스피 fwd P/E (배)	8.2	kospi_pe_c20	-0.3	kospi_pe_c60	-0.4
코스피 fwd P/B (배)	1.4	kospi_pb_c20	0.0	kospi_pb_c60	0.2
VKOSPI 지수 (p)	61.4	vkospi200_c20	-1.0	vkospi200_c60	1.4
G10 ESI (p)	8.7	g10_esi_lag_c20	-7.3	g10_esi_lag_c60	-0.7
WTI 가격 (USD/bbl)	102.9	wti_lag_c20	1.2	wti_lag_c60	1.0
미국채 2년 금리 (%)	3.8	ustb_2y_lag_c20	0.7	ustb_2y_lag_c60	0.1
미국채 10년 금리 (%)	4.3	ustb_10y_lag_c20	0.4	ustb_10y_lag_c60	0.0
미국 TIPS 10년 금리 (%)	2.0	ustips_10y_lag_c20	0.9	ustips_10y_lag_c60	0.0
VIX 지수 (p)	30.6	vix_lag_c20	0.9	vix_lag_c60	1.2
미국 ISM 제조업 지표 (p)	52.4	ism_manu_lag_c20	0.0	ism_manu_lag_c60	0.2
미국 ISM 서비스업 지표 (p)	56.1	ism_nonmanu_lag_c20	0.2	ism_nonmanu_lag_c60	0.1
중국 PMI 지표 (p)	49.0	china_pmi_lag_c20	0.0	china_pmi_lag_c60	0.0
한국 수출 yoy 지표 (%)	29.0	export_c20	0.0	export_c60	1.6
한국 CPIyoy 지표 (%)	2.0	cpi_yoy_c20	0.0	cpi_yoy_c60	-0.4
미국 CPIyoy 지표 (%)	2.4	uscpi_yoy_lag_c20	0.0	uscpi_yoy_lag_c60	-0.3
국고채 10년-3년 금리 (%)	0.3	treasury_10_3_diff_c20	-1.3	treasury_10_3_diff_c60	-0.5
미국채 10년-2년 금리 (%)	0.5	us_10_2_diff_lag_c20	-1.2	us_10_2_diff_lag_c60	-0.6
미국 기대인플레이션(미국채 - TIPS 10년) (%)	2.3	us_e_infla_lag_c20	0.1	us_e_infla_lag_c60	0.0
한국 실질금리 (국고3년 - CPI) (%)	1.5	realrate_c20	1.5	realrate_c60	1.5
일드레프 (코스피 P/E 역수 - 국고3년) (%)	8.7	yield_gap_c20	0.2	yield_gap_c60	0.5
월	3				
연경과일	89				

참고: 3월 30일 기준. 일부 지표는 래깅 처리 적용. 자료: 삼성증권



추천 멀티 팩터 전략 (12개 팩터 조합)

- 상대 P/E (업종 대비, fwd, 지주등 제외) × 3%
- 배당수익률 (FY1) × 5%
- EPS 변화율 (FY2, 1m) × 17%
- 변동성조정 EPS 변화율 (빠른 FY1, 1m) × 16%
- 변동성조정 영업이익 변화율 (FY2, 1m) × 10%
- EPS 변화율 (FQ1, 1m) × 3%
- 영업이익 변화율 (FQ1, 1m) × 12%
- 영업이익 증가율 (FQ0, yoy) × 3%
- 영업이익 증가율 모멘텀 (FQ0, yoy) × 3%
- 영업이익 증가율 (과거 2년 회귀방식) × 6%
- 주가 리버전 (3m) × 0%
- 목표가 변화율 (1m) × 22%



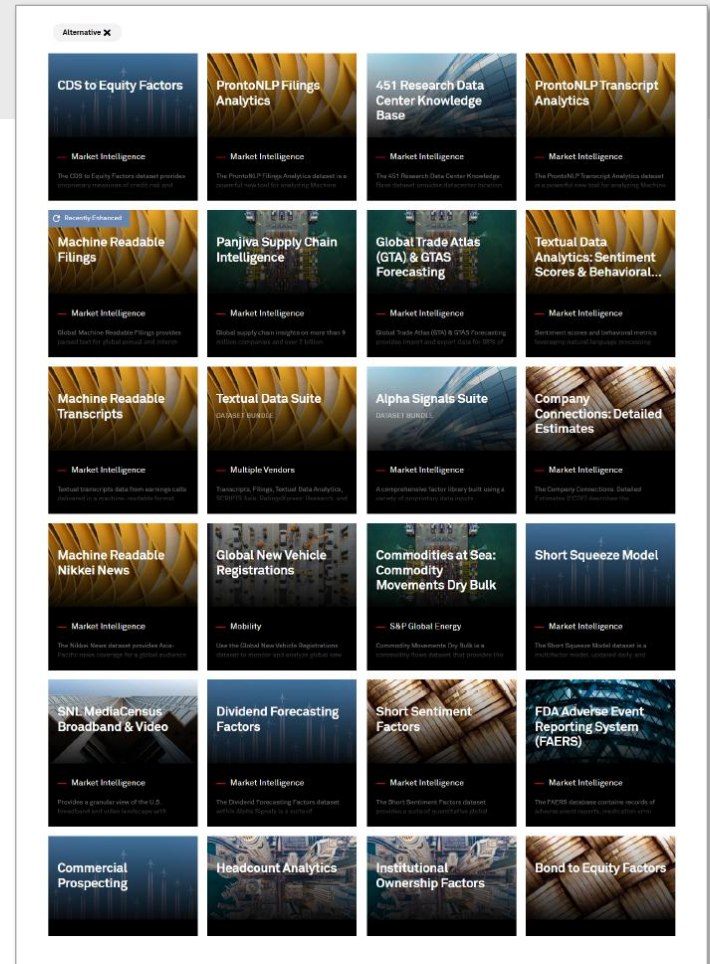
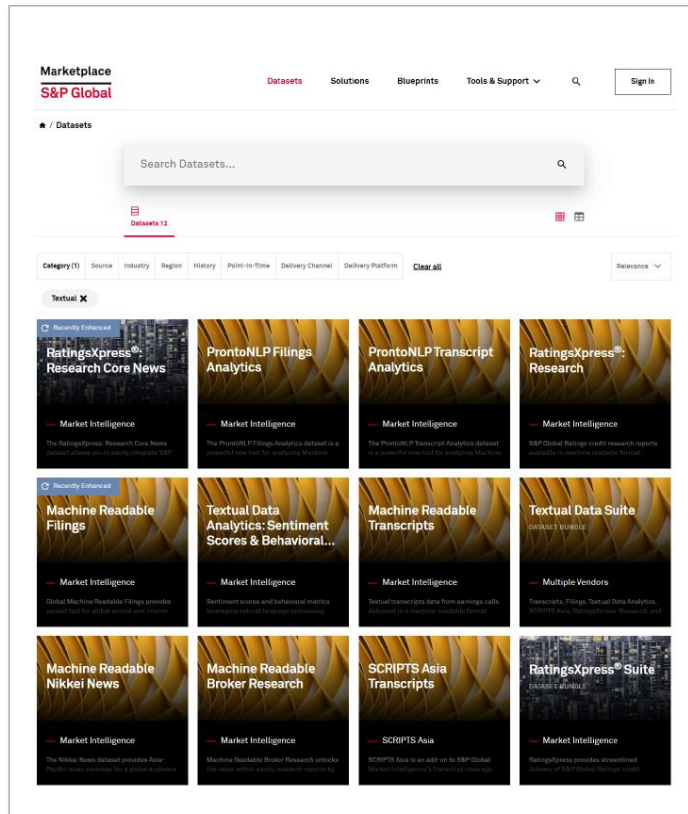
Long 기간 포트폴리오: 팩터 데이터와 Percentile rank (코스피 200 유니버스 내)

코드	종목명	업종	시가 총액 (조원)	EPS 변화율 (FY2, 1m, %)	변동성조정 EPS 변 화율 (FFY1, 1m, %)	변동성조정 영업이익 변화율 (FY2, 1m, %)	영업이익 변화율 (FQ1, 1m, %)	영업이익 증가율 (과거2년 회귀, %)	목표가 변화율 (1m, %)
A005930	삼성전자	반도체	1,043.6	11.9	4.3	4.6	5.8	67.0	7.7
A005940	NH투자증권	증권	11.0	3.0	5.9	2.6	2.6	34.2	10.3
A039490	키움증권	증권	10.8	3.5	5.7	4.0	2.5	44.0	6.4
A071050	한국금융지주	증권	11.7	2.9	3.6	2.8	3.3	52.4	6.2
A298040	효성중공업	기계	23.3	2.9	7.0	5.7	1.4	53.7	5.6
A001440	대한전선	기계	5.2	5.0	26.8	3.1	6.5	22.6	4.1
A278470	에이피알	화학품, 의류, 연구	12.2	2.0	2.4	2.2	3.6	66.2	8.0
A006660	SK하이닉스	반도체	622.2	7.4	2.5	2.1	3.7	105.1	3.3
A047050	포스코인터네셔널	상사, 자본재	13.3	1.3	4.3	7.1	2.7	0.1	13.5
A010060	OI홀딩스	화학	3.6	2.5	4.5	1.7	3.5	-127.9	9.9
A009150	삼성전기	IT하드웨어	32.0	11.9	16.3	37.7	-1.3	16.4	25.5
A267250	HD현대	조선	19.4	7.3	8.3	4.0	-0.4	54.9	11.8
A011070	LG이노텍	IT하드웨어	7.3	2.7	16.9	12.8	3.5	-11.3	2.9
A010950	S-Oil	에너지	12.4	1.5	10.7	3.3	45.3	-83.4	4.2
A271560	오리온	필수소비재	5.0	0.5	6.8	6.3	1.5	6.2	4.5
A006850	에스엘	자동차	2.7	0.7	1.5	1.5	0.2	2.6	8.6
A120110	코오롱인더	화학	2.1	-1.0	40.2	69.9	26.5	-29.1	38.4
A010130	고려이연	비철, 목재등	30.9	9.3	2.4	18.6	-1.7	32.8	5.8
A004000	롯데정밀화학	화학	1.3	10.9	7.8	20.0	7.1	-43.2	0.6
A006400	삼성SDI	IT가전	33.2	4.4	32.0	1.3	4.1	-139.3	3.9

자료: 삼성증권

Data: S&P Global의 예

- marketplace.spglobal.com에서 다양한 텍스트 데이터 및 alternative 데이터 서비스를 안내

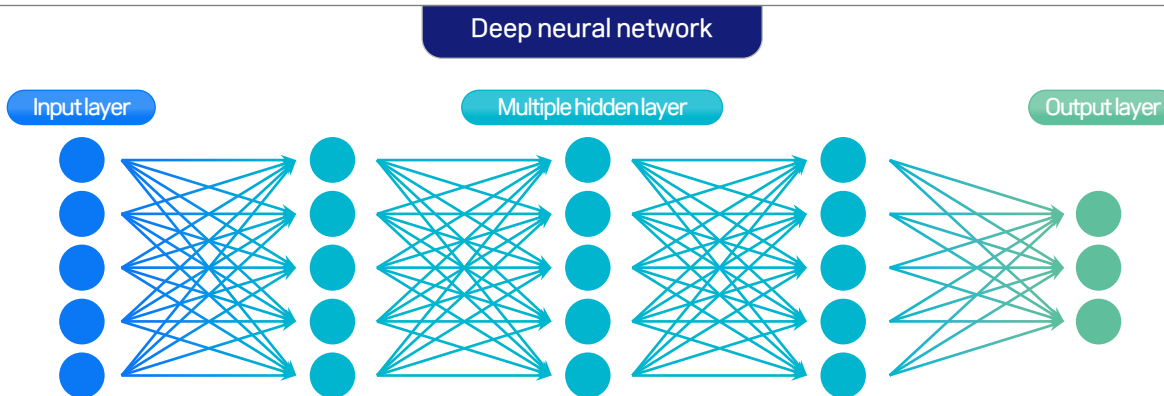


자료: S&P Global

딥러닝 알고리즘에 대한 기본 이해 (1/2)

- 금융 분야에서도 새로운 기술의 사용이 점점 늘어남. 랜덤 포레스트 모델과 같은 기술 용어의 출현 빈도 늘어남. → 기술의 기본적인 원리에 대한 이해 필요
- 딥러닝 혹은 신경망 모델이라는 것은, 뇌에 있는 생물학적 뉴런 네트워크에서 영감을 받은 신경망 구조의 모델을 말함.
- 비유해서 말하면, 딥러닝은, 과거부터 쓰였던 다중 회귀분석 연결을 “중 및 횡”으로 무수히 쌓은 다음에, 그 사이를 모두 비선형 함수로 채운 형태임.
- 이 모델은 분류 혹은 예측 작업을 할 때, 입력 데이터가 신경망을 닮은 여러 층을 통과하며 변환되면서 최종적인 결론의 데이터로 변환시키는 일을 함.
- 예를 들어, 사진을 보고 개와 고양이 구별하는 딥러닝 모델을 만든다고 하면,
 - 1개의 Input(입력) 데이터는 사진 한 장의 정보인 [가로 크기 * 세로 크기 * 각 점의 RGB 수치 정보]로 이루어짐. 이 크기가 Input layer의 차원 수가 됨.
 - 1개의 Output(결과) 데이터는 개에 해당하는지 고양이에 해당하는지의 0, 1 정보가 들어있는 binary 변수임.
 - 해당 입력 및 결과 데이터의 쌍을, 많은 수의 샘플들을 준비함. 이 샘플들을 사용해서, 인공 신경망 내부의 가중치를 학습시킴(아래 연결선의 강도)
- 결국, 신경망 모델이 하는 일은, 입력층과 출력층 사이를 은닉층들로 연결한 다음, 그 사이의 행렬 계산에 사용되는 가중치를 학습으로 결정하고, 예측 시에는 그 고정된 가중치로 행렬 연산을 진행하는 것임. 이때 각 층의 수치 전달에는, 항상 비선형 함수가 한번 더 사용됨.

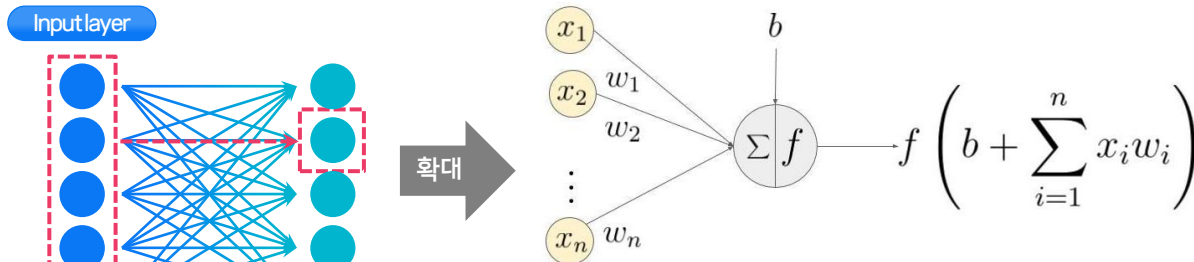
딥러닝 - 인공 신경망의 구조



딥러닝 알고리즘에 대한 기본 이해 (2/2)

- 일반적인 인공 신경망에서 “한 개 계층” 안의 “한 개 노드”는, 모두 아래의 수식으로 계산됨(수식도표 참고).
- 한 노드의 수치는, 1) 직전 계층의 모든 노드값 $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 을 가중치 $[w_1, w_2, \dots, w_n]$ 로 가중 선형 결합한 다음 절편 b 까지 더하고 2) 이 값에 고정된 비선형 함수인 $f()$ (activation function)를 한번 더 적용하여 최종 노드 수치를 만들어냄.
- 즉, 각 노드는, “직전 층 모든 노드(변수)에 의한 다중 회귀분석식 + 비선형 함수의 추가 계산”으로 이루어짐.
- 다중 회귀분석에서는 데이터의 패턴(X와 y의 관계)이, 선형 결합식(회귀분석식)의 계수(beta1, beta2 등) 안에 저장됨.
- 마찬가지로, 신경망에서의 데이터의 패턴도, 선형 결합식의 계수 안에 저장됨.
- 다중 회귀분석의 행렬 표현식에서 회귀 분석 계수가 벡터로 표현되듯이, 신경망에서는 계수(parameter)가 행렬 형태로 저장됨. (“가중치 행렬”)
- 이때 중요한 것은, 딥러닝 모델 내부에는 항상 선형이 아닌 “비선형 변환”이 사용된다는 점임 (비선형적 사고가 딥러닝 모델의 핵심적인 차별성임)

인공 신경망의 수식



An example of a neuron showing the input ($x_1 - x_n$), their corresponding weights ($w_1 - w_n$), a bias (b) and the activation function f applied to the weighted sum of the inputs.

퀀트 딥러닝 리서치 시리즈 (1/3)

MLP는 가장 기본적인 형태의 신경망 모델임. CNN(합성곱)은 사진 혹은 시계열 자료에서 국소 패턴을 찾아내고 학습하는 모델임.

QUANTITATIVE ISSUE

2026. 1. 2

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



리서치센터 자료로
이용하기

퀀트 모델링 A to Z

(6) MLP(Multi-Layer Perceptron) AI 투자 모델

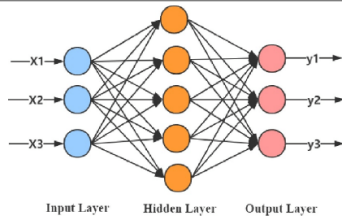
• 딥러닝의 기본 형태인 MLP 모델에 대한 설명 및 퀀트 모델 접목 방법을 정리

WHAT'S THE STORY?

ChatGPT에서 보듯이, 현재 AI 기술이 일상생활 및 각 산업 일선마다 깊숙이 침투하고 있다. 퀀트 운용에서도 Attention 혹은 NLP 알고리즘 등의 최신 AI 이론을 접목하려는 시도가 점차 늘고 있다. 본 자료는, 신경망 모델의 가장 기초인 MLP 모델을 활용하여 퀀트 투자 모델을 구축하는 방법을 예시를 통해 구체적이고 상세히 설명하고자 한다.

우선, MLP(Multi-Layer Perceptron, 다층 퍼셉트론) 모델은 퍼셉트론을 여러 층으로 쌓은 순방향의 인공 신경망을 말한다. 다른 말로, FNN(Feedforward Neural Network, 순방향 신경망)이라고도 칭한다. 이 모델은 입력층, 여러 개의 은닉층, 출력층으로 구성된 상대적으로 간단한 형태의 신경망이다. 각 층의 연결에 사용되는 많은 파라미터, 그리고 비선형적인 활성화 함수에 의해서, MLP는 단순한 알고리즘이 풀 수 없는 복잡한 패턴의 연관 관계를 학습할 수 있다.

MLP(Multi-Layer Perceptron) 개념도



자료: ResearchGate

QUANTITATIVE ISSUE

2026. 1. 8

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



리서치센터 자료로
이용하기

퀀트 모델링 A to Z

(7) CNN AI 투자 모델 (기술적 분석 기반)

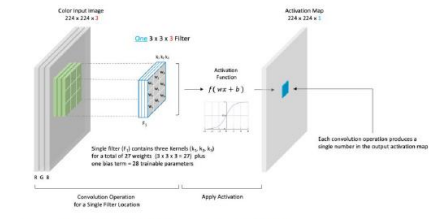
• 금융 시계열 처리에 강점을 가진 CNN 모델에 대한 설명과, 퀀트 모델 접목 방법을 정리

WHAT'S THE STORY?

CNN(Convolutional Neural Network, 합성곱 신경망)은, 공간적 구조 혹은 시계열적 구조가 중요한 데이터에서 국소 패턴을 자동으로 학습하는 딥러닝 모델이다. 이미지 인식 및 처리에서 가장 기본으로 사용하는 모델이며, 시계열 패턴 감지 장점으로 인해서 금융 분야에서도 유용한 AI 모델이다.

본 자료는, CNN 모델에 대한 이해와 사용 방법, 그리고 퀀트 투자 모델에 접목하는 방법에 대해서 예시를 통해서 상세히 설명하고자 한다.

CNN 모델의 합성곱 처리 개념도



자료: <https://www.kimsva.com/understanding-convolutional-neural-networks-cnns/>

퀀트 딥러닝 리서치 시리즈 (2/3)

RNN은 순차 데이터를 위한 순환 신경망으로 VAR보다 더 복잡한 변수 관계 및 패턴 분석 가능. LSTM은 장기 기억에 강점을 가진 특수한 순환 신경망.

QUANTITATIVE ISSUE

2026. 1. 21

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



리서치센터 자료로
이용하기

퀀트 모델링 A to Z

(8) RNN(순환 신경망) AI 투자 모델

- 시계열 혹은 순차 데이터의 모델링이 뛰어난 "RNN" 계열 모델의 설명과 활용법 소개

WHAT'S THE STORY?

RNN(Recurrent Neural Network, 순환 신경망)이란, 순차 데이터(순서가 있는 데이터)를 다루기 위해 고안된 특수한 신경망 모델을 말한다. 과거 계량 경제 분야에서는 시계열 분석을 위해 ARIMA, VAR(Vector Autoregression), ARCH, GARCH 등 다양한 모델을 사용한 바 있다. 딥러닝 측면에서는 RNN 계열이 이런 시계열 분석을 대체할 수 있다. 또한, RNN은 문장 생성과 같은 자연어 기준의 순차 데이터 모델링에도 강점을 가지고 있다.

이런 순환 신경망은 Simple RNN부터 시작하여 LSTM 등 다양한 모델이 나왔으며, 이것들이 계속 발전하여 어텐션, 트랜스포머를 지나, 현재의 ChatGPT 같은 대화형 인공지능의 성공에까지 연결된다.

본 자료는, 순환 신경망의 가장 기초인 Simple RNN 모델에 대해서 설명하고, 금융 시계열 데이터에 이를 활용하는 방법과 활용 시의 유의점 등에 대해 예시를 통해 상세 정리하고자 한다.

RNN 모델 개념도



자료: <https://theaisummer.com/understanding-rnn/>

QUANTITATIVE ISSUE

2026. 2. 2

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



리서치센터 자료로
이용하기

퀀트 모델링 A to Z

(9) LSTM 모델의 이해

- LSTM의 원리에 대한 상세한 설명과, 투자 관점에서의 모델 활용법 등을 정리함

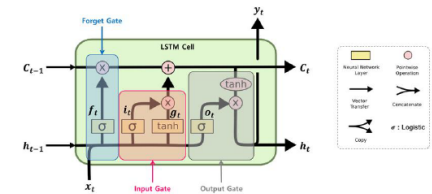
WHAT'S THE STORY?

LSTM(Long Short-Term Memory)은 전통적인 RNN 모델이 지닌 기울기 소멸 문제를 구조적으로 해결한 순환 신경망으로, 장기 기억과 시간 의존성이 중요한 시계열 데이터 분석에서 핵심적인 역할을 수행해 왔다. 특히 금융 시장과 같이 국면 전환과 비선형 패턴이 빈번하게 나타나는 환경에서 LSTM은 과거 정보를 선택적으로 기억하고, 필요에 따라 잊을 수 있는 유연한 구조를 제공한다.

본 리포트는 LSTM의 내부 동작 원리를 수식과 구조 중심으로 체계적으로 정리하고, 각 게이트와 셀 상태가 어떤 의미를 가지는지를 직관적으로 설명한다.

또한, LSTM을 주식 투자 모델에 적용할 때의 활용 가능성과 한계를 투자 관점에서 분석한다.

LSTM(Long Short-Term Memory) 모델



자료: <https://velog.io/@yuns.u>

퀀트 딥러닝 리서치 시리즈 (3/3)

ChatGPT 같은 LLM 서비스의 뿌리가 되는 Transformer 모델과 그 핵심 Attention 알고리즘에 대한 설명

QUANTITATIVE ISSUE

2026. 2. 19

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



리서치센터 자료로
이유가기

퀀트 모델링 A to Z

(10) Attention/Transformer의 이해, 1부

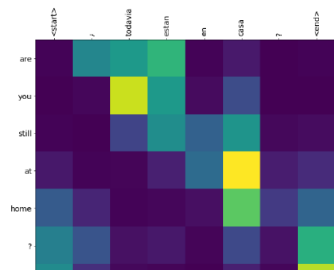
• Transformer 모델의 이해를 위해, Seq2Seq 모델과 초기 Attention 알고리즘에 대해서 동작 원리를 상세히 설명함

WHAT'S THE STORY?

AI 대격변의 기록제가 된 ChatGPT(Generative Pretrained Transformer)의 뿌리를 찾아가면, 2017년 발표된 Transformer 모델이 존재한다. 이 모델에서 핵심적인 Self-Attention 알고리즘은 문맥 이해와 정보 간 연관성 파악에서 뛰어난 성능을 보이며, 다양한 분야에서 활용되고 있다. 최근 퀀트 투자 모델에서도 이러한 Transformer 및 Attention 알고리즘을 금융 데이터에 접목하려는 시도가 점차 많아지고 있다.

이번 "Attention/Transformer의 이해, 1부"에서는, 모델 이해의 기초 단계로 1) Seq2Seq 모델과 2) Attention의 초기 알고리즘인 Bahdanau 및 Luong Attention에 대해서 상세히 정리한다. 이후 "2부"에서는 Transformer 모델의 본격적인 설명과 금융 투자와의 접목에 대해서 정리할 계획이다.

Attention Weight의 시각화



QUANTITATIVE ISSUE

2026. 3. 17

MACRO팀

김동영, CFA Quant Analyst
dy76.kim@samsung.com



리서치센터 자료로
이유가기

퀀트 모델링 A to Z

(11) Attention/Transformer의 이해, 2부

• Transformer 아키텍처의 내부 알고리즘 및 구조에 대하여 상세히 설명하고, 투자 관점에서 모델 활용법을 소개함

WHAT'S THE STORY?

세상의 변화를 주도하는 대부분의 LLM 모델의 뿌리는 "Attention Is All You Need" 논문 의 Transformer 모델이 존재한다. 이 Transformer의 변형 모델이, 여러 산업의 다양한 응용 분야에서 널리 활용되고 있다.

이번 "Attention/Transformer의 이해, 2부"에서는, 본격적으로 Transformer 아키텍처의 세부 구조에 대해서 상세히 설명한다. 그 주요 대상은 Multi-Head Attention 및 Self-Attention, Position-wise Feed-Forward Networks, Sinusoidal Positional Encoding 등이다.

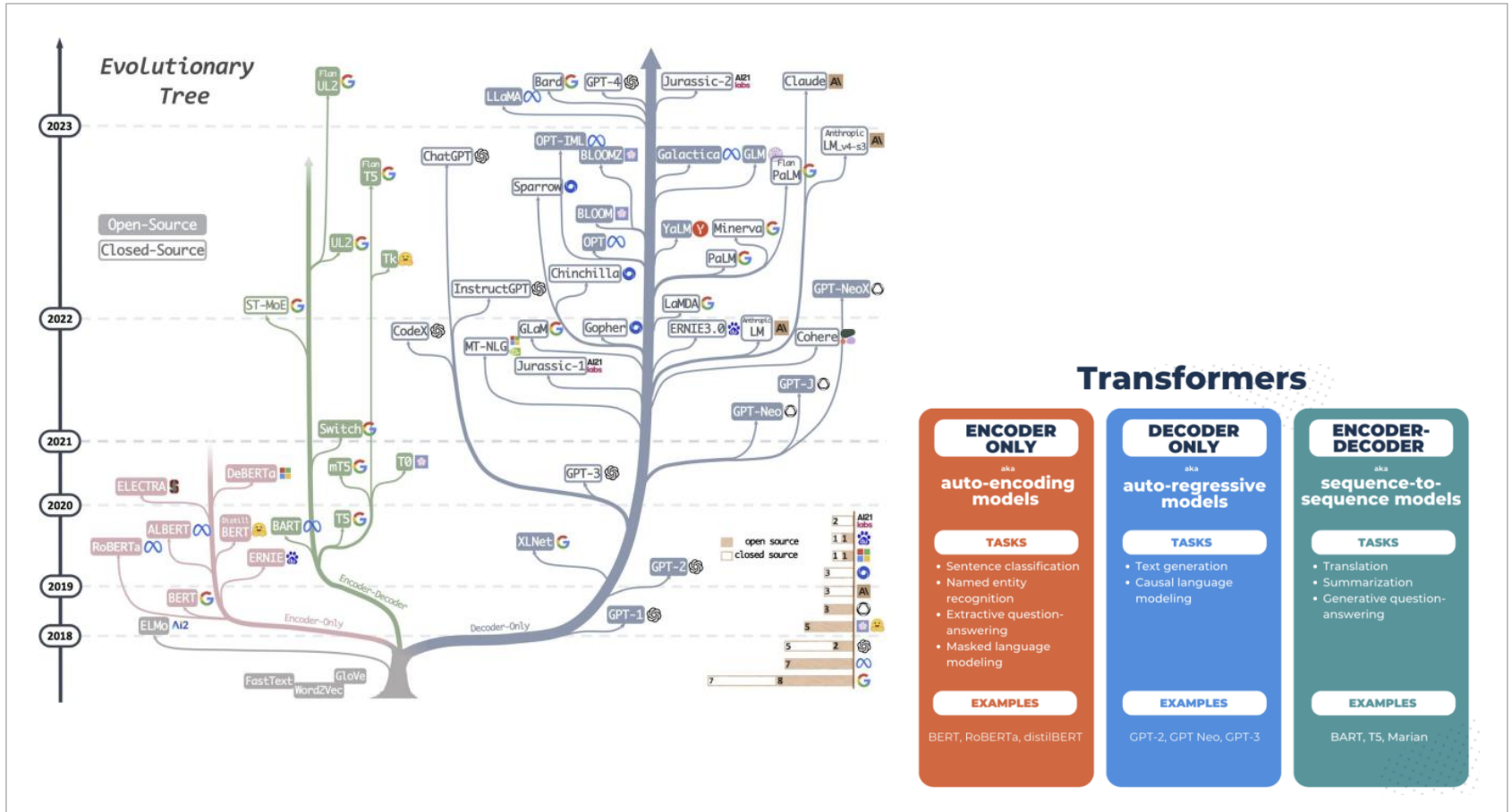
이후에는 keras 등을 기반으로 한 실제 Transformer 모델 사용법을 정리한다. 마지막에는, 논문 리뷰를 통해 실제 금융시장 분석에 활용하는 방법에 대해서도 점검한다.

Attention formula

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

자료: "Attention is All You Need" 논문

LLM의 뿌리, Transformer 모델의 진화 트리



자료: <https://github.com/Mooler0410/LLMsPracticalGuide>

Compliance Notice

- 본 조사자료는 당사의 저작물로서 모든 저작권은 당사에게 있습니다.
- 본 조사자료는 당사의 동의 없이 어떠한 경우에도 어떠한 형태로든 복제, 배포, 전송, 변형, 대여할 수 없습니다.
- 본 조사자료에 수록된 내용은 당사 리서치센터가 신뢰할 만한 자료 및 정보로부터 얻어진 것이나, 당사는 그 정확성이나 완전성을 보장할 수 없습니다. 따라서 어떠한 경우에도 본 자료는 고객의 주식투자의 결과에 대한 법적 책임소재에 대한 증빙자료로 사용될 수 없습니다.
- 본 자료에는 외부의 부당한 압력이나 간섭 없이 애널리스트의 의견이 정확히 반영되었습니다.

삼성증권

삼성증권주식회사

서울특별시 서초구 서초대로74길 11(삼성전자빌딩)

Tel: 02 2020 8000 / www.samsungpop.com

삼성증권 Family Center: 1588 2323

고객 불편사항 접수: 080 911 0900



Member of
**Dow Jones
Sustainability Indices**
Powered by the S&P Global CSA