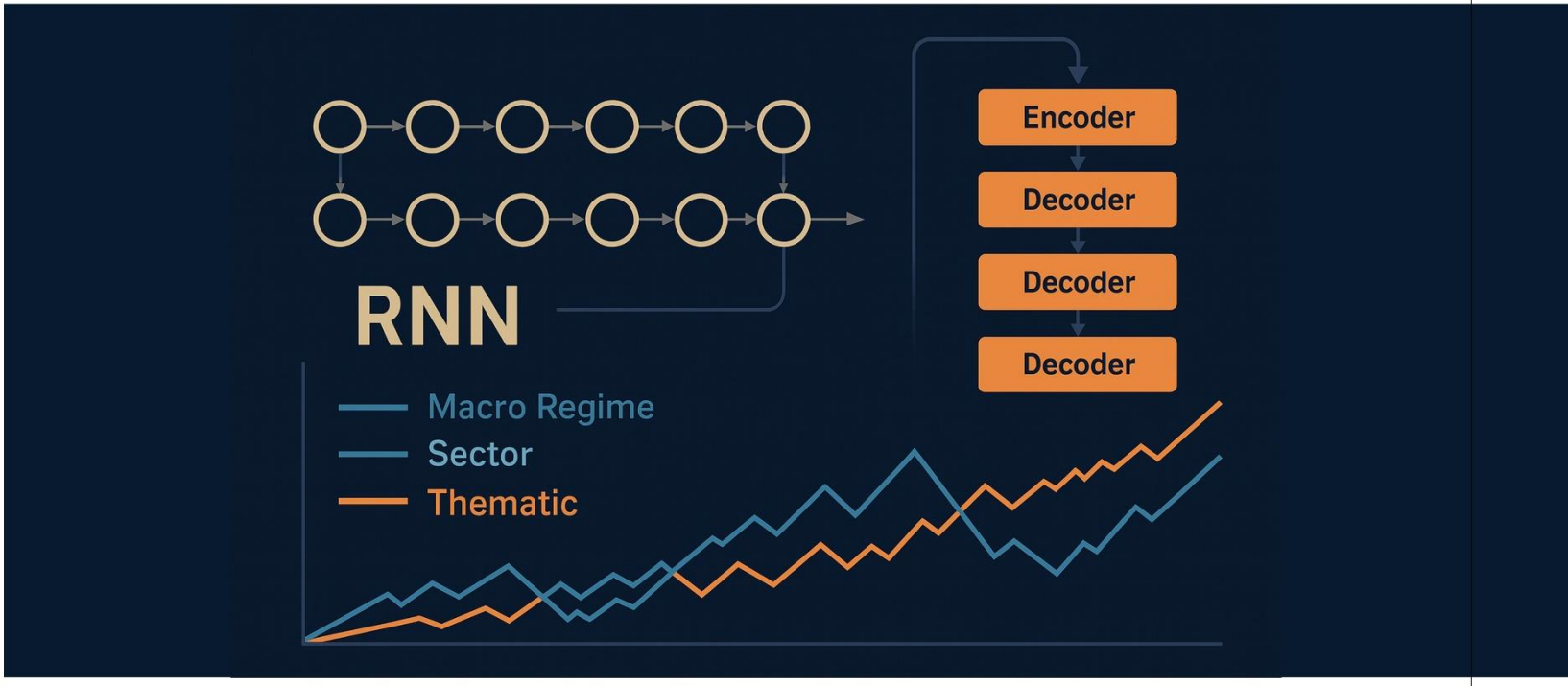
AI Transformation Cycle 시대의 퀀트 전략

2026 연간전망

AI로 재편되는 산업구조와 퀀트 전략의 진화: 딥러닝에서 시퀀스 모델로의 전환

2025.11.25



퀀트전략 안지선 6135/js.an@

CONTENTS

01/ AI Transformation Cycle의 개막 03

02/ AI버블론 17

03/ 기존 딥러닝 금융 모델의 한계와 진화 23

04/ AI Transformation Cycle을 반영한 매크로 국면 모델 설계 29

01

AI Transformation Cycle의 개막

생성형 AI → AI Agent → Agentic AI로의 진화

도구에서 파트너로

- 인공지능의 발전은 단순히 기술적 성능 향상에 그치지 않고, 역할과 존재 방식의 변화로 이어지고 있음
- 2022년 10월 ChatGPT 출시 이후 대중화된 생성형AI는 어디까지나 수동적 반응자에 머물렀음(사람이 지시한 범위를 벗어나지 않는 보조적 역할)
- 다음 단계인 AI Agent는 단순 생성기를 넘어, 목표가 주어지면 스스로 계획을 세우고 실행하는 능동적 지능으로 진화
- 2025년 이후 본격화된 AI는 Agentic AI, AI Agent의 진화된 형태로 기억을 바탕으로 개인 맞춤형 맥락을 유지하고, 결과물을 스스로 평가하며 개선하는 자기 성찰 능력을 보유, 여러 개의 AI Agent가 리서치, 분석, 작성자 등으로 역할을 나누어 협력하는 다중 에이전트 협업 구조까지 가능해짐

2023년 이후 생성형AI의 발전 현황

구분	생성형 AI	AI Agent	Agentic AI
역할	콘텐츠 생성 도구	지시된 목표 수행자	능동적 의사결정 파트너
작동 방식	입력 → 결과 생성	목표 → 계획 → 실행	목표 → 계획 → 실행 → 자기 개선·협업
핵심 기술	LLM, 트랜스포머	LLM + Tool 사용, 워크플로우 자동화	Memory, Self-Reflection, Multi-Agent, 장기 학습
한계	수동적, 맥락 단절	장기 기억 부족, 복잡한 의사결정 한계	(현재 진행형) 신뢰성·윤리성 확보 필요
금융 활용	보고서 요약, 문서 작성	투자 리포트 자동화, 데이터 검색·정리	포트폴리오 리밸런싱, 리스크 대응, 전략적 운용 보조

자료: 유진투자증권

일자리를 잃는 인간

새로운 패러다임의 전개

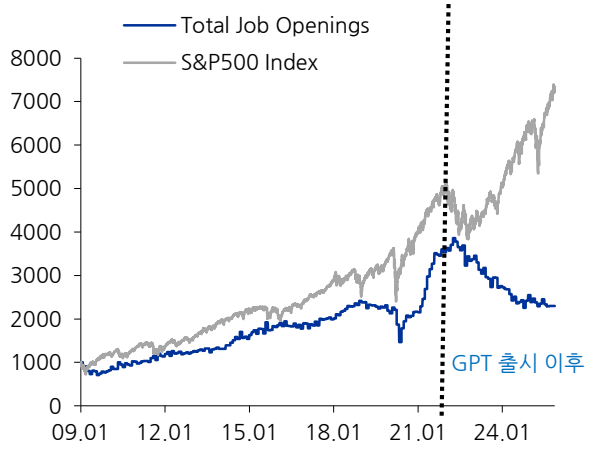
- 인공지능 구현의 접근 방법 변화와 빅데이터 기반의 급진적 기술 성과는 이미 인간의 업무 영역을 조금씩 대체하고 있음
- AI의 도입으로 일부 직종이 사라질 수 있으나 새로운 직종이 생겨날 가능성도 충분함
- AI가 인간의 일자리를 대체하면서 산업 전반의 재편이 일어나고 있음
- 자율주행: 기존 인간이 운전하던 기능을 대체 할 것이며, 물류-배송 기사는 로봇, 드론으로 대체될 가능성이 큼, 교통관리-주차관리 인력은 감소할 것이며, 자동차 정비/부품 인력도 감소 (차량이 SW 중심으로 바뀜)
- 사물인터넷: 단순 기기 유지보수, 관리직은 자동화 될 것이며, 콜센터 및 고객 응대 직종은 AI챗봇 형태로 대체, 시설관리 및 빌딩매니저는 스마트 빌딩 시스템으로 전환될 것

주요 통계 및 전망

항목	주요 내용
AI 자동화 영향	Goldman Sachs: 전 세계 업무의 최대 18% 자동화 가능
사라질 일자리 규모	ILO: 3억 개의 정규직 일자리 영향 가능
자동화 위험 직종	행정·사무·고객서비스·콘텐츠 제작 등
AI에 의한 대체 가능 비율	맥킨지: 인간 업무의 최대 50% 자동화 가능
고객서비스 분야 변화	Gartner: 2026년까지 고객 응대의 75%가 AI 처리
번역·콘텐츠 직군 영향	향후 10년 내 전문 번역가 업무의 45% AI로 대체 가능
재교육 필요 인구	IBM: 전 세계 노동자의 40% (약 14억 명) 재교육 필요

자료: 각 사 및 외신 보도 종합

ChatGPT 출시 이후 고용 공고 하락



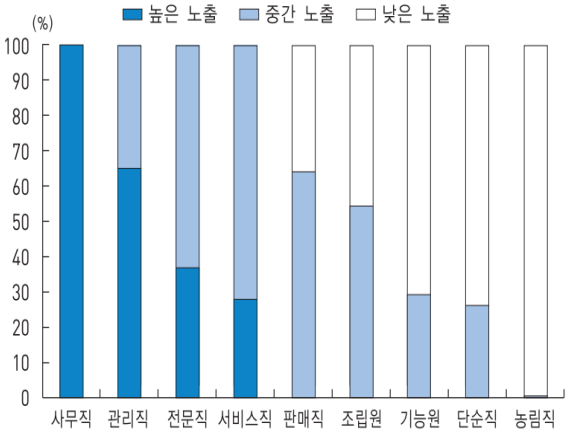
자료: Bloomberg, 유진투자증권
2009.01 =1000

2025년 미국 빅테크 인력 감원 사례

기업	사례
마이크로소프트 Microsoft	·5월: 제품·엔지니어링 부서를 중심 6000명 해고 ·7월: 전체 직원 4%에 규모인 9000명 감원
메타 Meta	·2월: 저성과자 3600명 해고 ·10월: AI 부문 600명 감원
구글 Google	·2월: 클라우드 부문 100명 미만 감원 ·4월: 플랫폼·디바이스 부문 수백명 감원 ·5월: 판매·파트너십 부문 200명 해고 ·6월: 클라우드 부문 100명 이상 감원
아마존 amazon	·10월: 본사 인력 10% 규모인 3만명 감원 추진

자료: 중앙일보

직업 분류별 AI노출도 구성비



자료: 한국고용정보원, 통계청, 유진투자증권

AI 기술 발전이 산업 구조에 미치는 영향

산업 간 융합과 생겨나는 신규 산업

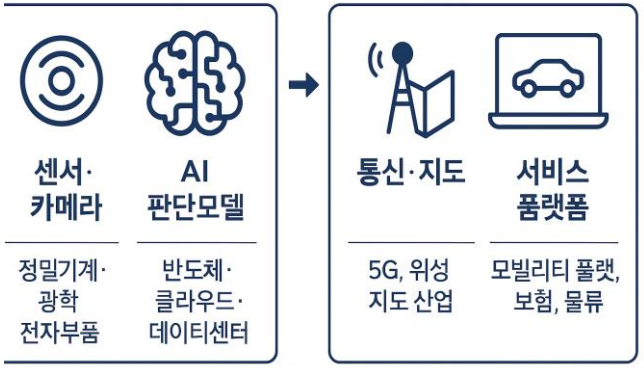
- AI는 기존의 산업재 중심 제조업과 노동집약적 서비스업의 경계를 허물며, 산업 간 융합을 촉진하는 새로운 성장 축을 형성 함.
- 기존 산업에 미친 영향: 효율 중심에서 '지능 중심'으로의 전환
- AI는 기존 산업의 생산 방식, 비즈니스 모델, 가치사슬의 중심축을 완전히 바꾸고 있음 (핵심: 자동화(Automation) → 지능화(Intelligence))
- 산업 간 융합: 경계가 사라진 Cross - Industry Integration
- 자동차 + IT → 자율주행, 금융+생성형AI → 핀테크, 헬스케어+데이터 → 디지털 헬스, 콘텐츠 + 생성형AI → 크리에이티브테크, 도시 +사물인터넷 → 스마트 시티 등

기존 산업에 미친 영향

기존 산업	기존	변화
제조업	설비/노동 중심의 생산 효율화	센서, 로봇, 딥러닝 기반의 스마트팩토리화
금융업	지점/인력 중심 서비스	대규모 데이터분석 + 자동 의사결정시스템
서비스업	인력과 시간에 의존한 노동집약적 산업	챗봇/추천/알고리즘/자동고객응대 등 서비스의 디지털화 (대면 서비스의 비중 감소)
물류, 유통업	창고, 인력 중심의 물류 프로세스	경로 최적화/ 로봇 피킹/ 수요 예측시스템으로 온디맨드 물류
에너지, 인프라 산업	물리적 설비와 인력중심 운영	스마트 그리드, 에너지 예측, IoT기반 자동제어

자료: 유진투자증권

대표 예시) 자율주행 : 자동차 + AI + 데이터 + 통신(5G)



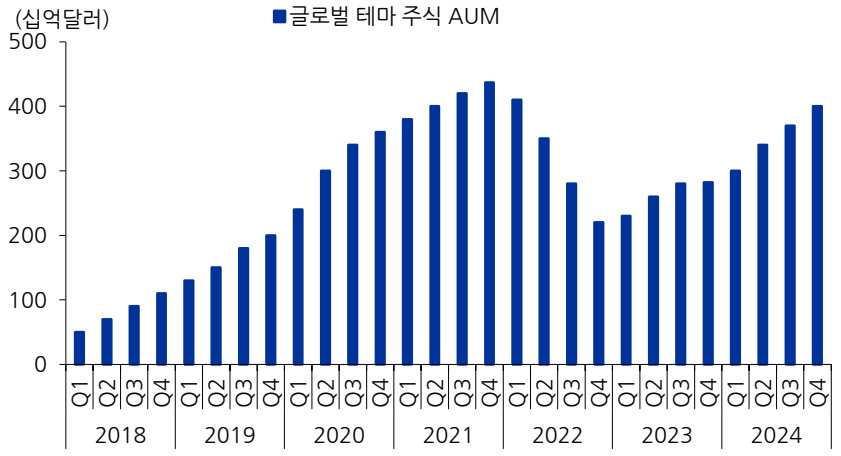
자료: 유진투자증권

변화에 앞서 주가로 반영하는 금융시장

본격적인 산업 구조의 변화 전 반응하는 금융시장

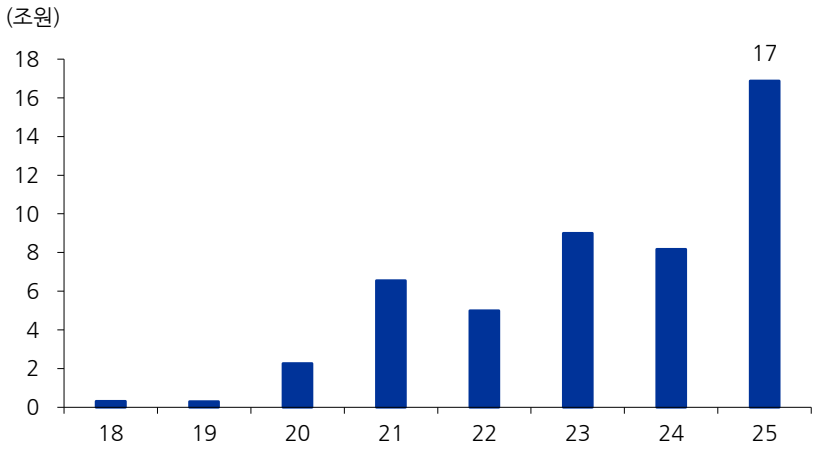
- 산업혁명 이전에 **기술 등장 → 주가 선반영 → 자본 이동 → 산업 재편**의 시간 흐름을 따름
- 자본의 이동이 CAPEX 투자 등 실제 산업 혁신을 촉진해 산업 재편의 속도를 가속화 함
- AI로 인한 산업구조 변화를 금융시장에서 먼저 감지하고 경험하고 있음
- 2023~2024년: GPU, 클라우드 기업 주가의 폭등 → **AI인프라 단계 진입**
- 2025년 이후: 자율주행, 로봇, 콘텐츠 등 응용산업으로의 자금 이동 → **AI 응용 산업 (확산 신호)**

글로벌 테마 ETF 자산,4,000 억 달러로 추산



자료: Morningstar/AllianceBerstein (Thematic Investing: More Than Just a Good Story, Sept 2024)

국내 테마형 ETF 자산은 17조원



자료: Quantiwise, 유진투자증권

금융시장 패러다임의 전환

업종 분류의 한계

전통적 업종 분류의 한계

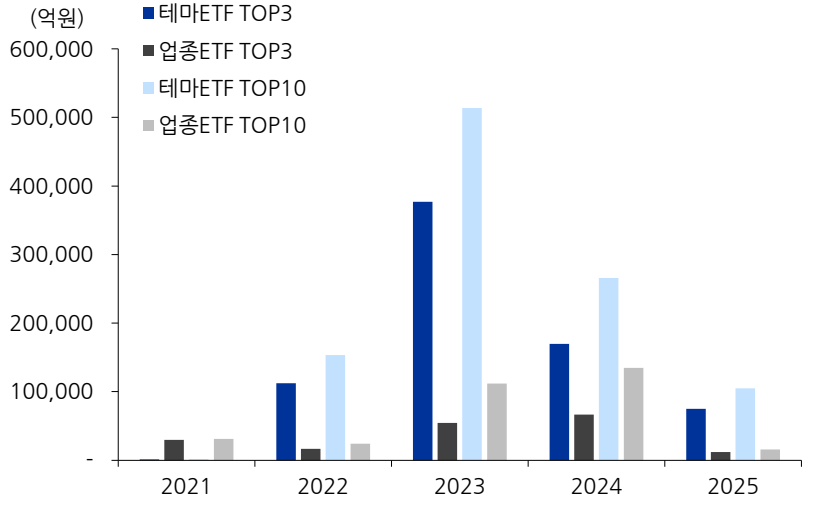
- AI, 반도체, 데이터 센터, 로봇, RE100 등은 산업 분류 상 'IT' 혹은 '산업재' 로 묶여 **업종 내 분산이 지나침 → 업종 분류만으로 성장 테마의 국면 변화를 포착하기 어려움**
- 자금 흐름이 **업종보다 테마 중심으로 움직임 → ETF 자금 유입, 글로벌 트렌드는 업종 보다 테마 기반 로테이션**으로 발생

AI, 반도체, 데이터 센터, 로봇 테마의 업종 분류

대표 테마	포함 업종 (GICS Sector)	포함 업종 (GICS Industry Group)	대표 종목(국내)
AI	정보기술(IT) 커뮤니케이션 서비스	소프트웨어 IT서비스 반도체 미디어엔터	네이버 카카오 한컴MDS
데이터센터	정보기술(IT) 부동산 유틸리티	IT서비스 통신장비 특수 리츠 전력 유틸리티	LS ELECTRIC 효성중공업 케이티
로봇	정보기술(IT) 정보기술 헬스케어	기계 전자장비 의료기기	두산로보틱스 레인보우로보틱스 로보스타
조/방/원	산업재 에너지	항공방위산업 건설엔지니어링 전기장비 에너지장비서비스	한화에어로스페이스 두산에너빌리티 현대중공업 HD현대일렉트릭

자료: 유진투자증권,Quantiwise

업종 ETF 대비 테마 ETF로의 자금 유입(국내 기준)



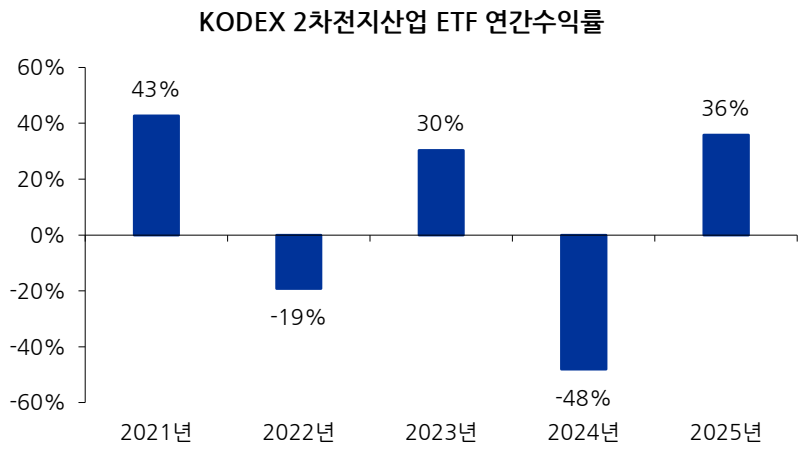
자료: 유진투자증권,Quantiwise

예시) 2차전지 테마

2차전지 테마ETF의 흐름으로 살펴보는 전략 효용성

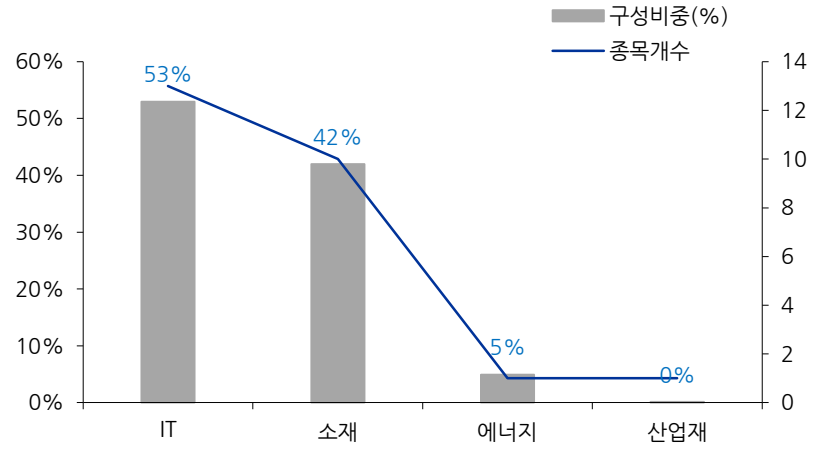
- 2020~2023: 단순 2차전지 테마 ETF 급등 후 급락 반복, 누적 변동성 34%
- LG에너지솔루션, 삼성SDI 등 2차전지 테마의 IT섹터 포함
- 테마 과열 감지하여 조기 비중 축소, IT 섹터 내 반도체/소프트웨어 등으로 재분산하여 하락폭 제한 가능

2차전지 테마 ETF 연간 수익률



자료: 유진투자증권,Quantiwise

2차전지 테마 구성 종목군 과 GICS IT섹터 종목군 중복률



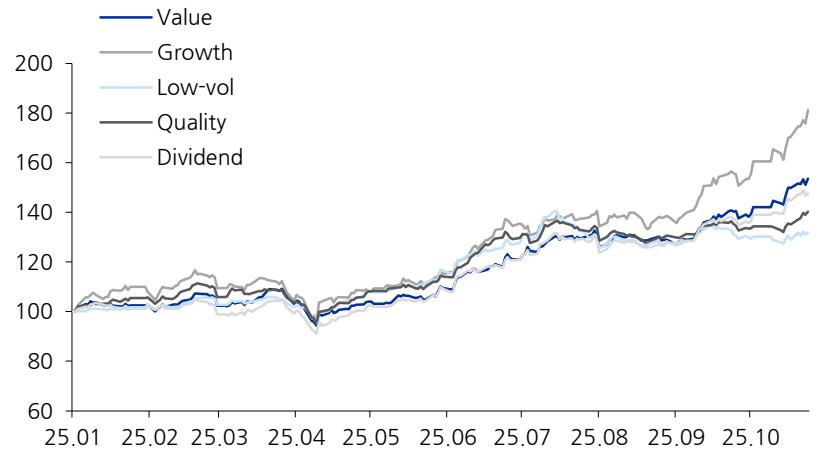
자료: 유진투자증권

기존 Factor 기반 업종 틸팅 모델(VM)

기존 Factor 기반 업종 틸팅 모델(Value+ Momentum) 사용

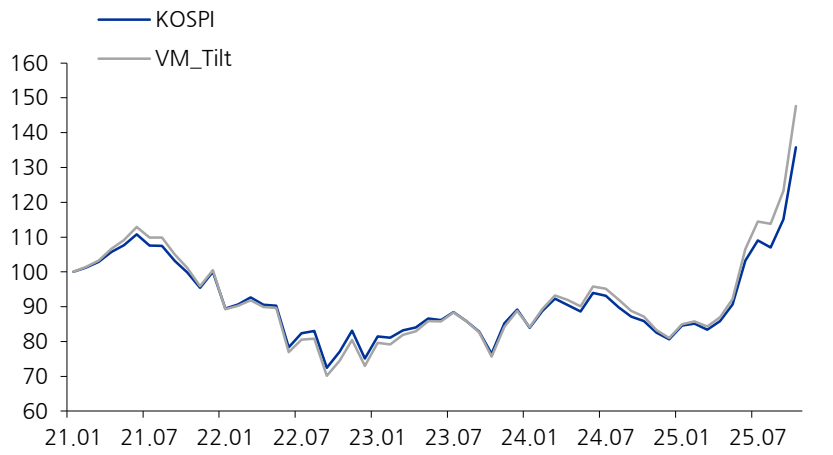
- 업종별 팩터 점수(Value, Momentum 등)를 계산해, 각 업종의 상대적 매력도를 정량화 함
- 코스피 업종 비중을 팩터 점수에 따라 조정 - 높은 점수를 가진 업종은 오버웨이트, 낮은 점수는 언더웨이트
- 시장 중립적 틸팅 구조로 벤치마크 대비 초과수익을 추구함
- Factor Score 계산은 매크로 국면에 따라 달라질 수도 있고, 스타일 가중치에 따라 달라 질 수 있음
- 2025년 이후 Value 및 Momentum 스타일의 성과가 좋으므로, 0.3 X Value(12MF PER) + 0.7 X Momentum(3개월, 1개월 듀얼 모멘텀) 형태로 구성했음

2025년 이후 Factor 스타일 추이



자료: 유진투자증권,Quantiwise

Factor 기반 Value + Momentum 업종틸팅 모델 성과



자료: 유진투자증권,Quantiwise

코스피 기준 업종+테마 틸팅 모델

코스피 적용 결과

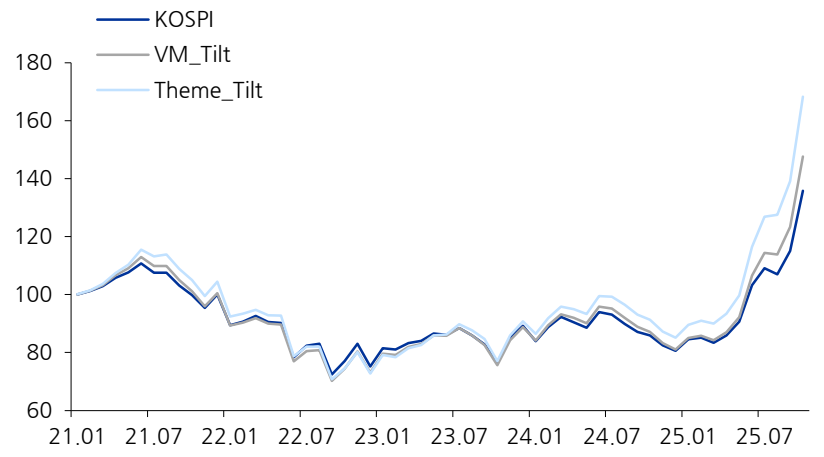
- 업종 기반 틸팅만 적용할 경우에는 구조적 성장 섹터 중심의 알파 포착이 제한됨
- 테마 노출을 추가 반영할 경우, AI, 원자력 등 고성장 영역 비중이 확대되며 성과 개선
- 단순 업종 로테이션보다 테마 노출을 함께 고려한 하이브리드 접근이 효율적

10월 기준 코스피 기준 업종+테마 틸팅
(기존 비중에 비례하여 비중변경 ± 5%)

업종	기존 비중(%)	제안 비중(%)	변화 비중	FinalSectorScore (0.7/0.3)
IT	38.8%	42.3%	+3.5%	**0.83**
소재	5.2%	6.1%	+0.9%	**0.64**
에너지	2.5%	2.9%	+0.4%	**0.50**
금융	10.5%	7.7%	-2.9%	**0.46**
커뮤니케이션 서비스	4.6%	3.3%	-1.3%	**0.34**
필수소비재	1.8%	1.3%	-0.5%	0.12

자료: 유진투자증권,Quantiwise

코스피 기준 업종 틸팅 대비 테마 가중 모델 과거 성과



자료: 유진투자증권,Quantiwise

업종+테마 틸팅 결합 모델 예시

업종 기반 모델에 테마 가중치를 결합한 모델을 가장 많이 사용 중

- 단순 업종 로테이션 모델을 넘어, AI, 에너지전환, 디지털화 등 구조적 변화 요인을 비중 산정과정에 통합
- Core 전략 자체에 테마를 반영하는 추세

글로벌 기관들에서 사용하는 업종+테마 틸팅 결합 모델

기관	전략명 / 접근방식	핵심 내용
BlackRock	*Sector + Theme Integration Model*	전통적 업종 팩터(Value·Momentum·Quality) 위에 **테마 강도(Theme Strength)** 신호를 결합하여 섹터 비중을 동적으로 조정. ETF(iShares INRO - Industry Rotation ETF) 및 *Thematic Core Allocation* 시리즈 운용에 적용.
Goldman Sachs AM (GSAM)	*Macro-Thematic Sector Tilt Framework*	금리·경기·정책 등 **거시 변수**와 구조적 테마(디지털화, 탈탄소화 등)를 동시에 반영하여 섹터 비중 조정. 전통적인 시가총액 지수 대비 '미래형 포트폴리오'로 재구성.
Blackstone	*Megatrend & Sector Positioning Model*	인프라, AI, 데이터센터, 클린에너지 등 **메가테마 중심 투자**를 업종 구조(Real Estate, Industrials 등)와 결합. 테마 확산에 따른 업종별 성장 포지션 관리.
FTSE Russell	*Thematic × Sector Hybrid Index Series*	업종별 팩터 지수를 기반으로, **AI·Fintech·Sustainability 테마 지표**를 교차 적용한 Smart Beta 형 인덱스 개발.
State Street Global Advisors (SSGA)	*SPDR Sector Rotation + Thematic Overlay*	S&P 업종 모멘텀 로테이션 모델에 ESG·AI 테마 ETF 비중을 오버레이 형태로 결합.

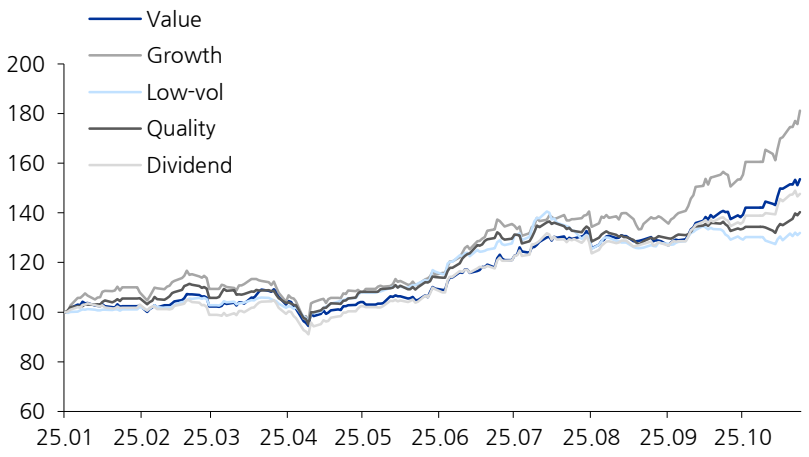
자료: 유진투자증권,Quantiwise

퀀트 전략의 대응 과제1)

기존 팩터모델의 한계

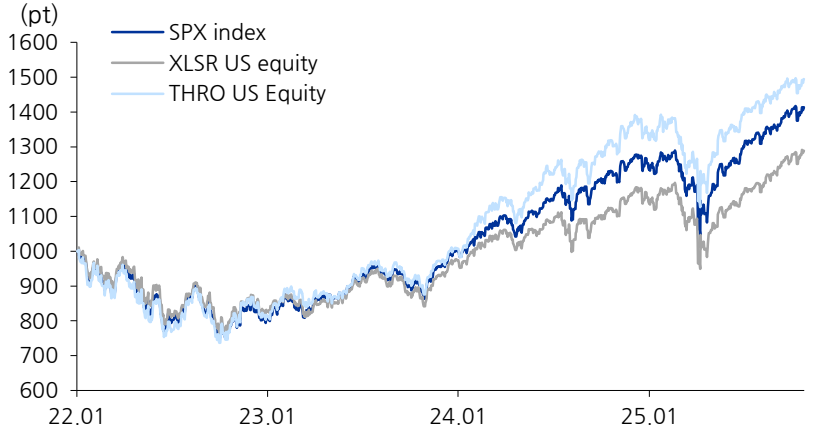
- **팩터 간 성과 수렴:** 가치(Value), 모멘텀(Momentum), 퀄리티(Quality) 등 전통 팩터들이 장기 사이클에서 점차 비차별화되고, 초과수익률이 축소되는 현상 발생
- **산업구조 전환 미반영:** AI, 자율주행, 에너지 전환 등 산업 구조 변화로 인한 기존 업종/ 팩터 최적화 모델이 현실과 괴리가 있음
- **데이터 비선형성 처리 부족:** 팩터 간 상호작용 및 비선형 관계를 선형 회귀, 통계 기반으로 설명하기 어려움

2021년 이후 Factor 스타일 성과 추이



자료: 유진투자증권,Bloomberg

Sector rotation ETF 대비 Sector+Theme Integrated Index 비교

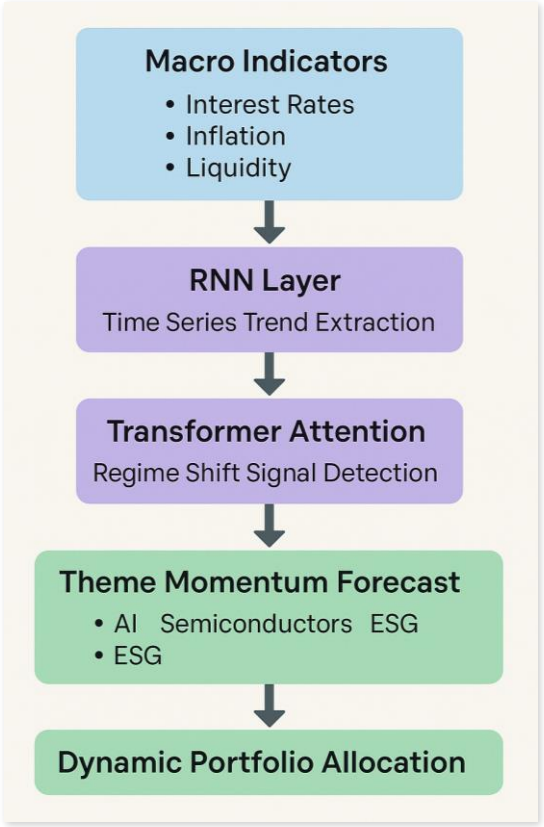


자료: 유진투자증권,Bloomberg
2022년초 = 1,000

퀀트 전략의 대응 과제2)

매크로-테마 복합 모델의 필요성

- QT종료 및 금리 인하 사이클 등 전통적 거시 환경변수 및 정책 모멘텀을 반영할 수 있는 매크로 다이나믹 모델 필요
- **테마 중심 자금흐름 가시화:** AI, 반도체, 친환경 등 테마 단위로 형성되는 투자 트렌드가 기존 팩터보다 시장 주도력을 갖기 시작함
- **멀티 레벨 리스크 관리 필요:** 매크로 - 업종 - 테마 3단계 구조에서 상관관계 및 과열 리스크를 동시에 모니터링 해야 함
- **AI기반 예측 모델 결합:** RNN+ Transformer 같은 딥러닝 시퀀스 모델을 활용하여 국면 전환 및 테마 모멘텀을 사전 탐지 가능



편집상의 공백페이지입니다

02

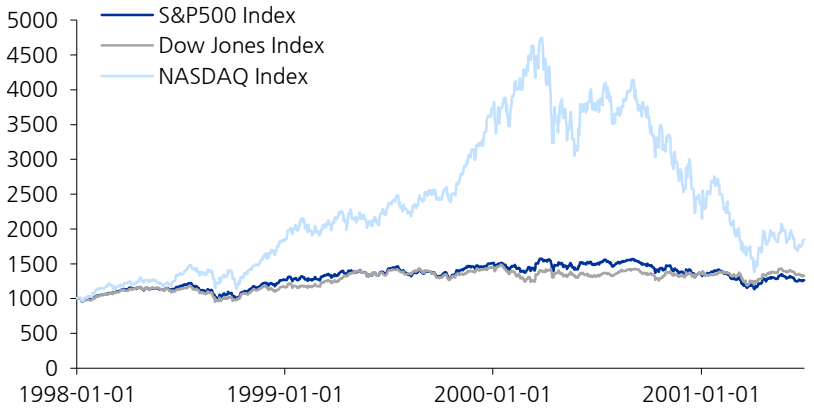
AI버블론

AI버블론

ChatGPT로부터 비롯된 생성형AI 열풍, 버블인가?

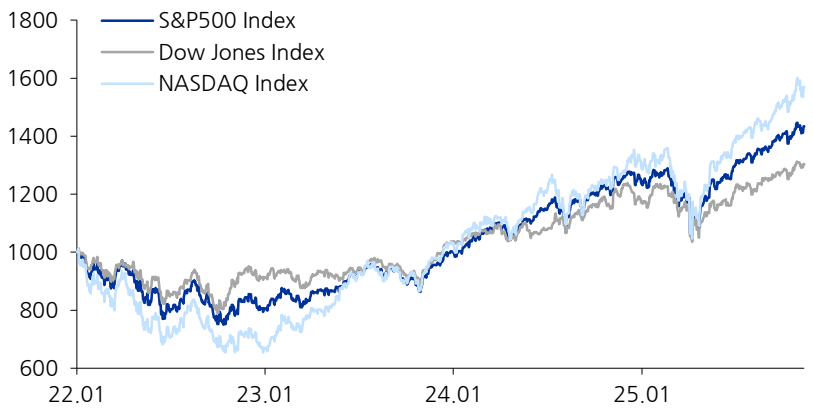
- AI버블론은 인터넷이 1990년대 후반 닷컴 버블을 거치며 성장했던 것 처럼, AI 역시 과도한 기대와 투자가 몰리며 거품을 형성하고 있다는 주장
- AI는 이미 대중적 생산성 도구로 자리잡음으로서, 과거 닷컴 시대의 단순 '트래픽 버블' 과는 다름
- 산업 전반의 가치사슬을 재편하고 있으며 기업 생산성과 비용 구조에 실질적인 변화를 주고 있음
- 현재 AI열풍은 단기적으로는 버블적 성격을 내포하지만, 장기적으로는 인터넷이나 스마트폰 등장을 능가할 수 있는 패러다임 전환

닷컴 버블 시기 주요 지수 흐름



자료: Bloomberg, 유진투자증권
1998.01=1,000

현재 주요 지수 흐름



자료: Bloomberg, 유진투자증권
2022.01=1,000

닷컴 버블과 비교

비슷하지만 다른, 버블

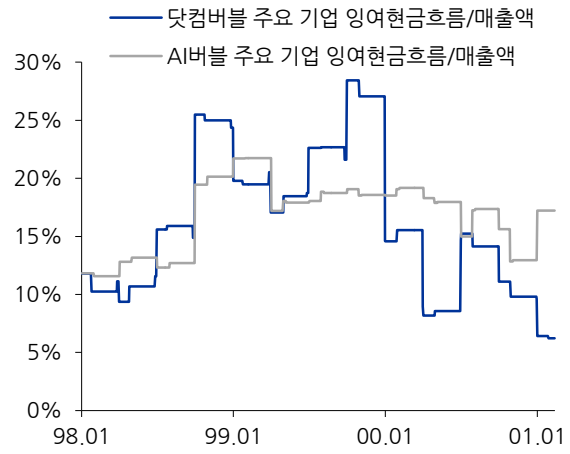
- 2000년대 초 닷컴 버블은 인터넷의 잠재력에 대한 과도한 기대가 투자 광풍으로 이어진 결과, 수많은 닷컴 기업이 명확한 수익 모델 없이 상장
- 현재의 AI버블은 유사한 양상을 보이나, 닷컴버블과는 달리 클라우드, GPU, 데이터, 인프라가 이미 성숙한 단계이고 B2B 생산성 솔루션에서 10~30% 수준의 효율성 향상이 실증되고 있음
- 닷컴 버블 당시 주요 기업들의 밸류에이션은 3~400배 이상이었고 1,000배를 웃도는 기업도 많았음
- 현재 AI버블을 주도하고 있는 주요 빅테크 기업들의 평균 밸류에이션은 50배 수준으로 상대적으로 양호한 편(Tesla, Palantir 제외)

버블의 진행 기간 비교

분류	닷컴버블	AI버블
기간	1998.01~2000.03	2022.10~
개월 수	27개월	37개월~
기간 수익률		
S&P500	54%	91%
NASDAQ	344%	136%
KOSPI	129%	91%
KOSDAQ	128%	34%

자료: Bloomberg, 유진투자증권

주요 기업들의 잉여현금흐름/매출 추이 비교



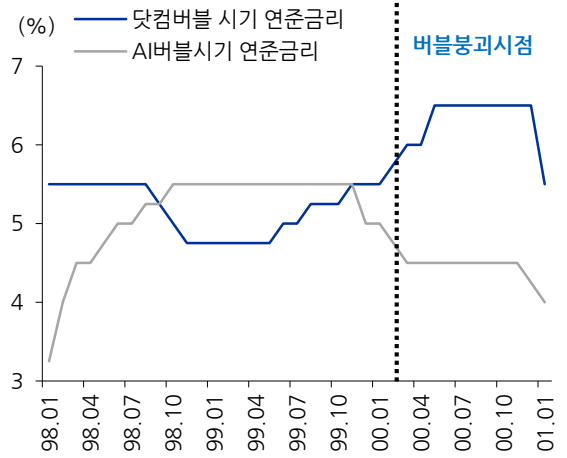
자료: Bloomberg, 유진투자증권
닷컴 버블: 1998.01~2000.03
AI버블: 2022.10~

주요 기업들의 밸류에이션 추이

닷컴 버블 주요 기업f	PER(배)	AI버블 주요 기업	PER(배)
Yahoo	800~1,000	Nvidia	30~60
eBay	300~400	Alphabet	20~33
Cisco Systems	150~200	Meta	12~22
AOL	100~150	Tesla	50~300
Qualcomm	250~300	Broadcom	20~87
WorldCom	60~80	Palantir	160~460
Microsoft	약60배	Microsoft	25~58
Amazon	적자	Amazon	100~37

자료: Bloomberg, 유진투자증권

버블 기간 금리 추이 비교



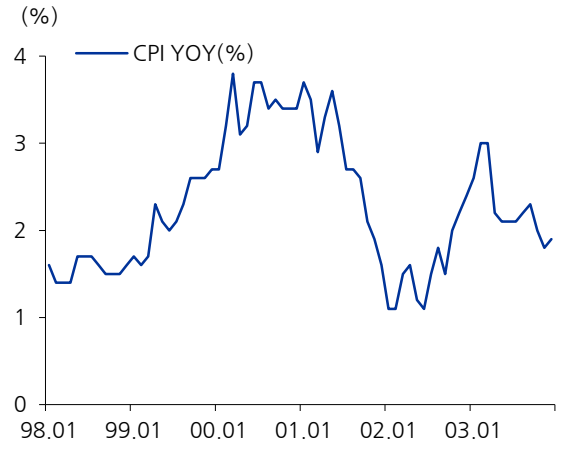
자료: Bloomberg, 유진투자증권
닷컴 버블: 1998.01~2000.03
AI버블: 2022.10~

버블 붕괴 직전에는?

붕괴 시그널

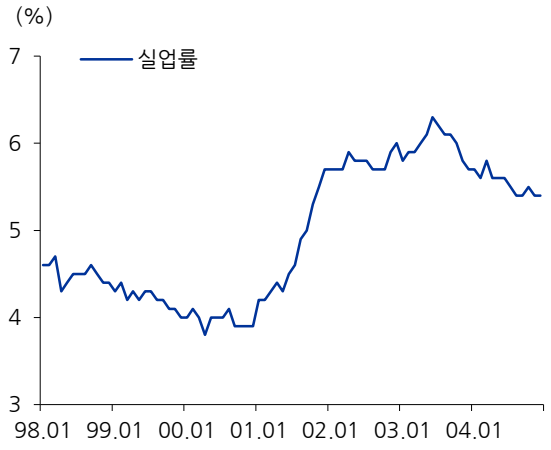
- 과열된 경기 사이클로 생산- 소비 모두 과도한 확장세
- 기업 CAPEX 투자가 GDP 구성의 30% 이상
- 인플레이션 재부상과 금리 인상 시그널, Fed의 금리인상: 1999년 6월~2000년 5월 까지 총 6회 인상(4.75% → 6.5%)
- 완전 고용 수준 도달 과 높은 경제성장률로 금리 인상 가능했던 매크로 지표

미국 물가지수(소비자 물가지수)



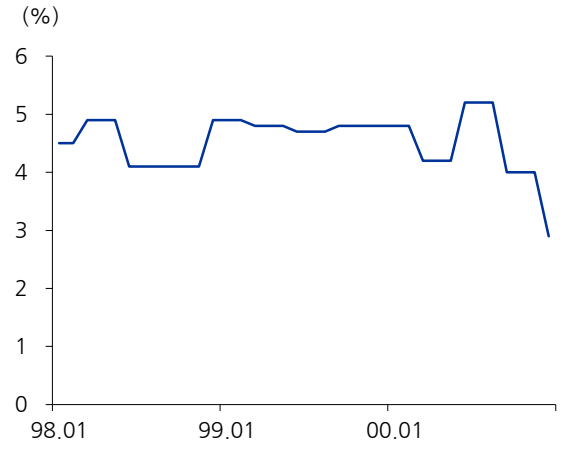
자료: Bloomberg, 유진투자증권

완전 고용 수준 도달



자료: Bloomberg, 유진투자증권

높은 GDP 수준



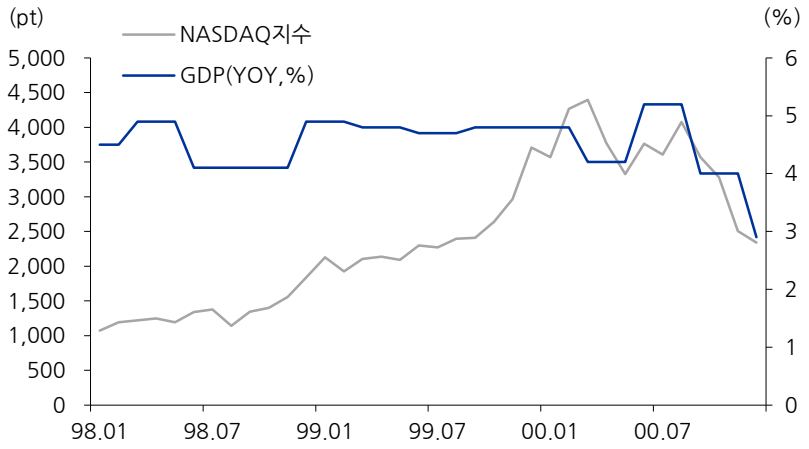
자료: Bloomberg, 유진투자증권

퀀트 전략의 대응과제3)

과거의 버블이 남긴 교훈

- 닷컴 버블 붕괴는 단순한 유동성 고갈이 아니라, 실물 사이클의 정점과 자산 밸류에이션의 괴리가 동시에 폭발한 사건
- 버블의 붕괴는 가격의 문제가 아닌, 타이밍과 구조의 문제
- 퀀트 전략에서는 이런 사이클의 과열 - 조정 국면을 사전에 인지하고 리스크를 관리해야 함

닷컴 버블 시기 나스닥 지수 vs GDP 성장률 괴리



자료: Bloomberg, 유진투자증권

사이클 탐지 및 리스크 관리 필요

단계	기간	매크로 지표	시장 변동성	투자심리	유동성
완화기(QE)	1997~1998	• 금리 인하 • 양적완화 시작 • GDP 성장 회복	• 변동성: 낮음 • VIX 하락 추세 • 안정적 상승	• 심리: 중립 • 조심스러운 낙관 • 기술주 관심 증가	• 유동성 증가 • M2 공급 확대 • 신용 확장
과열기	1999	• 경기 호황 • 밸류에이션 상승 • 인플레이션 우려	• 변동성: 상승 • 금등락 증가 • 섹터 로테이션 활발	• 심리: 낙관 • FOMO 확산 • 기술주 광풍	• 유동성 과열 • IPO 급증 • 레버리지 증가
정점기	2000.3	• 금리 인상 • P/E 역사적 최고 • 수익성 악화 시작	• 변동성: 최고 • 나스닥 5,048 정점 • 일간 변동 확대	• 심리: 극단적 낙관 • "New Economy" • 펀더멘탈 무시	• 유동성 둔화 • 긴축 정책 시작 • 자금 회수 조짐
붕괴기	2001	• 경기 침체 • 기업 파산 급증 • 실업률 상승	• 변동성: 급락 • 나스닥 -78% • 공황 매도	• 심리: 공포 • 패닉 확산 • 손절매 급증	• 유동성 수축 • 신용 경색 • 자금 이탈

자료: Refinitiv, 유진투자증권

편집상의 공백페이지입니다

03

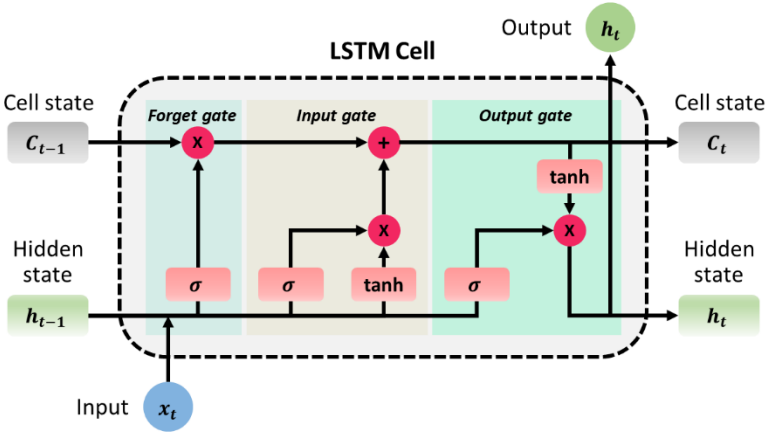
기존 딥러닝 퀀트 모델의 한계와 진화

LSTM, CNN 기반 모델의 역할과 성과

순차적 패턴 감지 및 시장 구조적 패턴 탐색

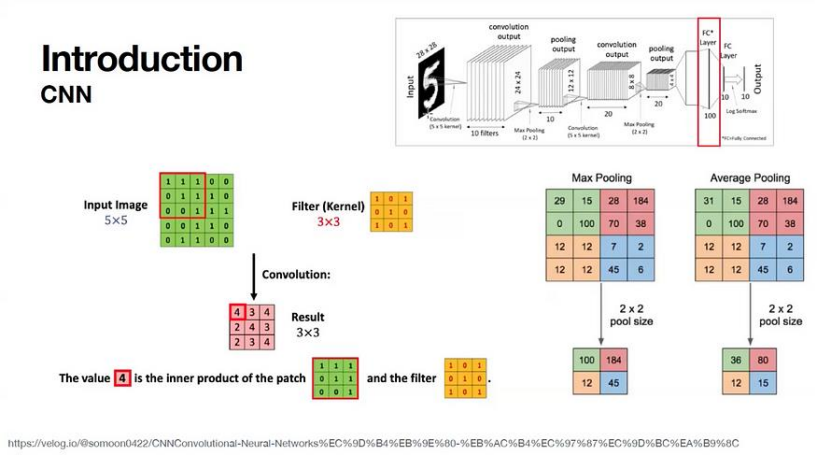
- LSTM(Long Short Term Memory) 사용 모델: 시계열 데이터에서 순차적 패턴 감지
  - ✓ 과거의 순차적 데이터로 미래를 예측하는 것에 매우 적합한 모델으로 매크로 시계열 예측 또는 팩터 타이밍 모델에 자주 사용됨
- CNN(Convolutional Neural Network) 사용 모델: 이미지 특화 모델로 데이터 패턴을 이미지처럼 인식 → 시장 구조적 패턴 탐색
  - ✓ 차트 패턴 인식 모델 - 단기 트레이딩 모델에 사용

LSTM 게이트 구조



자료: ConstructConnect Data Center

CNN활용 단기 트레이딩 모델



자료: Refinitiv, 유진투자증권

기존 딥러닝 모델의 한계

긴 시계열과 국면전환에는 약한 기존 모델

- RNN/LSTM은 시계열이 길어질수록 과거 정도가 희미해지는 구조적 한계가 있음
  - ✓ 시계열이 길어질수록 과거 정도가 희미해지던 예를들어, 1년치 금리 및 유동성 데이터(M2 보유량 등)를 학습할 때 초반 정보가 소실됨
  - ✓ 병렬 연산이 어렵고 학습속도가 느림 (이전의 결과를 다음 시점에 순차적으로 전달하는 형태)
  - ✓ 데이터 효율성이 낮음: 금융 시계열은 잡음(Noise)가 크고 신호는 작아서 LSTM 파라미터 수가 많으면 쉽게 과적합 될 수 있음
- 기존 딥러닝 모델(LSTM, CNN)은 금융 시계열의 단기 패턴에는 강점을 보였지만, 장기 구조 변화나 국면 전환을 반영하기엔 한계가 있음

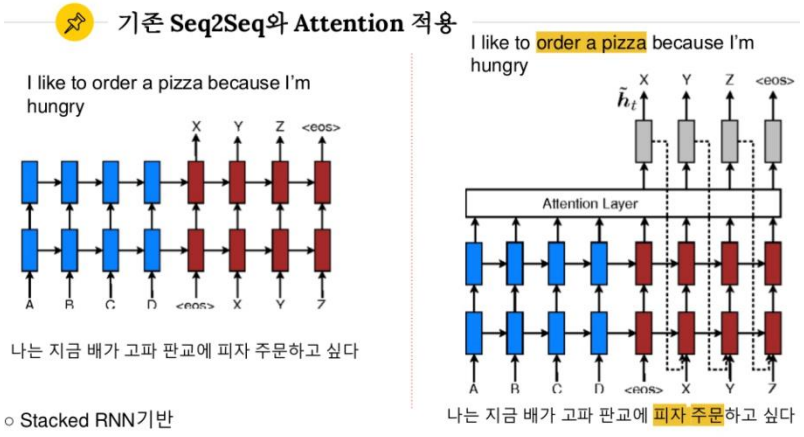
구분	RNN (Recurrent Neural Network)	LSTM (Long Short-Term Memory)	CNN (Convolutional Neural Network)
핵심 구조	순차적으로 이전 시점의 출력을 다음 시점에 입력	RNN에 '기억 셀(Cell State)'과 게이트 구조 추가	공간(2D) 패턴 인식 중심, 시계열을 이미지처럼 처리
주요 목적	단기 시계열 패턴 예측	장기 의존성 개선, 시계열 추세 학습	데이터 간 공간적 상관 구조 학습
금융 데이터 적용 예시	주가·수익률의 단기 트렌드 예측	팩터 시계열, 금리·유동성 국면 예측	차트 패턴·Flow Heatmap·Feature Map 분석
1) 장기 의존성 문제	매우 심함 (gradient vanishing) → 장기 패턴 학습 불가	부분 완화되지만 완전 해결 X	시점 순서를 직접 반영하지 못함
2) 병렬화 한계	순차적 연산만 가능 → 학습 느림	동일하게 순차 구조로 병렬화 비효율	병렬 학습 가능 (속도↑)
3) 데이터 효율성	적은 데이터에선 과적합, 긴 시계열에선 정보 손실	대규모 파라미터로 과적합 위험 여전	데이터가 많지 않으면 학습 불안정
4) 해석력(Explainability)	내부 가중치 해석 어려움	게이트가 있으나 여전히 Black Box	시각적 Feature Map은 가능하지만 인과 해석 한계
5) 비정상성(Non-stationarity)	새로운 국면(레짐) 변화에 약함	과거 학습 분포에 과적합 → Regime Shift 대응 어려움	시점 변화에 둔감, 정적 패턴 위주
6) 변수 간 상호작용 학습	단일 변수 위주 처리, 교차 피처 반영 한계	다변량 입력 가능하나 변수 간 Attention 약함	다차원 피처 상호작용 인식 가능 (공간적) 하지만 시간관계는 약함
7) 계산 비용 / 효율성	가벼우나 대규모 데이터 비효율	파라미터 많아 계산비용 높음	빠르지만 입력 변환 전처리 복잡
8) 금융 실무 한계	신호 약한 금융 데이터엔 잡음 민감	장기 트렌드·국면 전환 감지 한계	단기 패턴·구조 인식엔 강하나 시점 의존성 부족
요약 평가	✓ 단기 패턴 예측용 / ✗ 장기 분석 불가	✓ 장단기 시계열 혼합 가능 / ✗ 과적합·해석력 낮음	✓ 공간 패턴 탐지용 / ✗ 시계열 구조 반영 약함

Attention 기반 구조의 등장

시계열의 핵심 구간을 스스로 찾아내는 혁신

- 기본 구조 (LSTM) 모델에 각 시점의 입력이 결과 예측에 미치는 중요도를 가중치(Attention Weight)로 학습하는 모델
- "과거 전체 시점 중 어느 시점이 중요한가"를 스스로 판단하는 모델
  - ✓ Attention Layer 사용할 경우: 금리, 유동성, EPS, Flow 등 다양한 시점 중 '변곡점'에 높은 가중치 부여 할 수 있음
  - ✓ 팩터 로테이션 전략에 사용 가능: Value/ Growth 또는 Risk On-Off 전환 시기 감지

Attention의 등장



○ Stacked RNN기반

자료: 유진투자증권

Attention Layer 보완 내용

구분	기존 LSTM	Attention 기반 LSTM (LSTM + Attention Layer)
정보 흐름 구조	순차적 (시간 순서로만 처리)	모든 시점 간 상호참조 (Global Context 학습)
장기 의존성	기억 셀로 일부 해결되지만 한계 존재	과거 전체 시점에서 핵심 정보 선택 가능
학습 효율성	긴 시계열 학습 시 gradient 소실	병렬 Attention 연산으로 장기학습 안정적
피처 상호작용 학습	각 변수 독립적	Attention으로 변수 간 상호 영향 반영
국면 전환 감지	후행적 반응 (패턴 기반)	선행 신호 포착 가능 (가중치 급변 구간)
해석력 (Explainability)	내부 게이트 해석 어려움	Attention Weight 시각화 가능 (중요 시점 해석)

자료: 유진투자증권

자연어처리(NLP)에서 금융 시계열로 확장되는 과정

금융 언어를 이해하기 시작한 Transformer

- Transformer는 원래 단어의 순서를 이해하는 모델이었으나, 이제는 금리, 유동성, 수익률, 팩터 시계열 등 '금융 언어'를 해석하는 단계로 진화
- NLP(Natural Language Processing)에서 발전한 Transformer 구조는 단어 간 문맥(Context)와 중요도(Attention Weight)를 학습하며 "언어의 의미적 관계"를 파악함
- 금융 데이터 역시 시점(Time)과 변수(Factor) 간 상호작용(feature interaction)

01 Word Embedding

- Word2Vec, GloVe
- 단어를 벡터로 변환하여 의미적 유사성을 학습
- 단어 간 관계 파악 가능
- 문맥은 파악 못함

02 RNN/LSTM

- 문장 내 단기 문맥 파악
- 순차적 문맥학습으로 시간의 흐름 반영(시계열 분석에 활용)
- 장기 의존성 한계

03 Transformer

- Self-Attention 구조
- 병렬화 가능, 장기 의존성 해결
- 금융시계열을 토큰화된 데이터로 해석
- BERT, GPT 등장

04 RNN+Transformer

- 순차 정보 + 전역 문맥 결합
- 효율성과 문맥 해석력 동시 확보
- 국면 전환 감지 최적화

RNN + Transformer 하이브리드 구조의 부상

금융 시계열 예측 모델의 새로운 표준, RWKV

- RWKV(Receptance Weighted Key Value) : RNN+ Transformer의 하이브리드 구조
- 핵심 구조: Attention을 RNN형태로 구현 (RNN구조로 작동하지만 내부 계산은 Transformer의 Key-Value-Attention 구조를 사용)
- Transformer처럼 전체 문맥을보고 RNN처럼 효율적으로 순차 계산을 수행

LSTM vs. RWKV

LSTM의 한계	RWKV의 개선 방향
순차 구조라 병렬화 어려움 → 학습 느림	Attention-like 연산을 통해 **병렬화 가능**
장기 의존성 약함 → 긴 시계열 정보 소실	Receptance(수용 게이트)와 Key-Value 저장으로 **장기 정보 유지**
해석력 낮고 게이트 동작 불투명	Attention Weight 유사 구조로 **해석 가능한 중요도 계산**
대규모 피처 학습 시 연산량 급증	RNN 구조 기반으로 **메모리 효율 높임 (O(n))**

자료: 유진투자증권

Transformer vs. RWKV

요소	Transformer	RWKV	설명
Attention 방식	Self-Attention (QK^T Softmax V)	Decayed Weighted Sum (Key-Value Memory)	Attention을 시계열 누적 구조로 변형
정보 저장 방식	모든 시점의 Key-Value를 한 번에 사용	누적 평균 형태로 Memory 유지	효율적 메모리 사용
연산 복잡도	$O(n^2)$ (비효율적)	O(n) (선형 시계열 연산)	긴 시계열에도 효율적
시간 순서 보존	병렬처리 구조로 순서 정보 손실 가능	순차적 처리로 Temporal Order 유지	금융 시계열에 적합
해석 가능성	Attention Map 시각화 가능	가중 메모리로 "시점별 영향력" 추적 가능	Explainability 강화

자료: 유진투자증권

04

AI Transformation Cycle을 반영한 매크로 국면 모델 설계

매크로 국면의 정의

비지도 학습으로 학습 이후 국면 정의

- 기존에 Regime 자체를 먼저 정의(Labeling) 하는 방식은 라벨 정의가 불완전하면 오히려 overfit 위험이 있을 수 있고, Regime에 정답이 존재하지 않기 때문에 모델이 스스로 군집을 찾는 것이 더 유연한 방식임
- 과거에 정의된 라벨(Regime에 대한 정의)이 미래에는 통하지 않을 수 있음 → 학습된 임베딩은 구조 변화를 포착 가능
- 라벨 없이 비지도 학습으로 데이터의 내재된 구조 및 패턴을 스스로 학습 한다면, 새로운 시장 국면이나 패턴을 발견 할 수 있음
- 사후 해석(Post-labeling)을 통해 경제적 의미를 부여하고, 인간의 정의보다 더 자연스러운 국면 분류가 가능

지도 학습 vs. 비지도학습

구분	지도학습	비지도학습
국면 정의 시점	학습 **이전(pre-defined)**	학습 **이후(post-defined)**
국면 라벨	사람 또는 경제지표 기준으로 미리 정의	모델이 분포/패턴으로 자동 분리
모델의 역할	라벨을 맞추는 방향으로 학습	데이터 내 숨은 구조를 압축·표현
전환 탐지 방식	라벨 전환 확률 예측	분포 이동(embedding drift, clustering change) 탐지
필요 데이터	입력(X) + 정답(y: Regime label)	입력(X)만
해석 단계	예측 → 해석	클러스터 → 해석 (=사후 라벨링)

자료: 유진투자증권

최근 연구 트렌드

시기	주요 학술/산업 동향	채택 방법
2017~2020	LSTM, CNN 기반 시계열 예측 (주가/변동성)	완전 지도학습 중심 (price forecasting)
2020~2022	Transformer 계열 (Temporal Fusion Transformer , Informer 등)	지도학습 + 일부 attention 해석
2022~2023	Regime detection, Market state clustering 연구 급증	비지도(GMM, HMM, VAE, KMeans) 중심
2024~2025	Multi-modal + Representation Learning 확산	비지도/자기지도(Self-supervised) 로 국면 임베딩, 이후 지도 fine-tuning

자료: 유진투자증권

매크로 국면 모델 설계 개요

모델 개요

- RWKV 딥러닝 모델 기반 비지도 학습 모델로, 시계열 데이터를 임베딩하여 시장의 매크로 국면(Regime)을 자동으로 탐지하고 전환점을 포착함
- 매크로 - 업종 - 팩터 스타일 수익률 시계열을 함께 학습해 국면별 패턴을 추출하고, 현재 시장의 위치와 구조적 변화 방향을 추정함
- 학습된 국면 구조를 통해 현재 Regime에서 유망할 업종, 팩터, 테마를 확률적으로 예측하는 다층 분석 프레임워크임

Baseline 구축 2-3주

검증된 매크로 지표로 빠른 프로토타이핑. 경제적 타당성 확인 및 기본 성능 측정.

INPUT 검증된 매크로 지표	MODEL K-means / GMM
OUTPUT 3-5개 Regime	검증 경제적 해석

핵심 작업

- 첨부하신 매크로 지표 + MoM/YoY 변화율 추가
- Publication lag 반영 (CPI t+1, PMI t+0 등)
- 간단한 클러스터링으로 국면 분류
- 각 Regime의 경제적 의미 정의 (골디락스, 스태그플레이션 등)
- Regime별 업종/팩터/테마 평균 수익률 분석

RWKV 통합 1-2개월

시계열 딥러닝으로 고도화. 장기 의존성 포착 및 자동 regime 탐지.

ARCHITECTURE RWKV Embedding	CLUSTERING HDBSCAN
CHANGE DETECTION BOCPD	평가 임베딩 드리프트

핵심 작업

- RWKV로 시계열 temporal embedding 추출 (64-128차원)
- HDBSCAN으로 regime 자동 탐지 (4-6개 최적)
- BOCPD (Bayesian Online Changepoint Detection)로 전환점 포착
- JS/KL divergence로 임베딩 드리프트 모니터링
- Regime별 조건부 수익률 분포 E[Return | regime] 추정

실전 정교화 1-2개월

거래비용, 리스크 관리, 불확실성 처리. 실무 배치 준비.

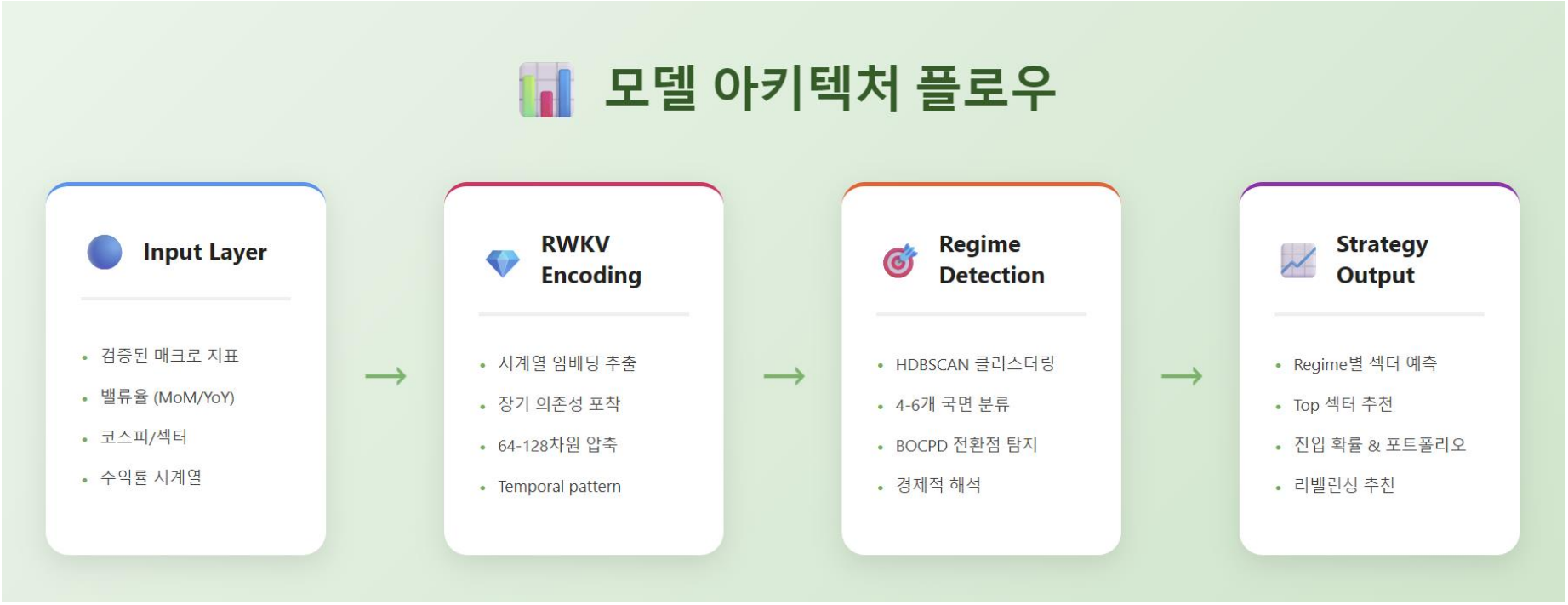
전환 규칙 Soft Transition	최적화 리스크파리티/MVO
검증 Crisis Holdout	모니터링 Feature Drift

핵심 작업

- Soft transition: 전환 확률 높을 때 절반만 조정
- 거래비용 & 턴오버 제약 반영한 포트폴리오 구성
- Crisis backtesting: 2008 금융위기, 2020 코로나, 2022 금리인상
- 불확실성(엔트로피) 지표 출력
- 분기별 697개 지표로 Feature importance 재평가

자료: 유진투자증권

모델 구조



자료: 유진투자증권

1) Baseline 구축(input): 사용할 매크로 지표 선별

Base Line에서 비지도학습으로 매크로 국면 분류를 진행할 때 사용할 매크로 지표

- 1) 총 검토한 697개 매크로 변수 중 코스피 수익률과 상관관계 높은 주요 지표 분류
- 2) 상관관계 분석 기간 나눠서 진행, 2000년 이후~현재까지, 2010년 이후~현재까지, 2021년 이후~현재까지(약 5년)
- 3) Granger(1969) 의 인과관계 검정을 통해 시계열 순서 테스트를 함으로써 선행지수 판단
- 4) 상관관계, 인과관계 모두 유의미한 지표로 총 16개의 지표를 활용하여 매크로 국면 판단 모델에 적용함

국가	No	세부카테고리	내용	블룸버그 Ticker	이론편	데이터 주기	역수 처리 여부	코스피 수익률(yoy %)과 상관관계			인과관계 점검 (granger test)	
								2000년 이후	2010년 이후	최근5년	p-value	유의성 여부
한국	1.1	선행종합지수(12M 평활화)	건설수주, 재고순환, 경제심리지수등 개별지표를 가공,종합하여 만든 지수	SKLILY Index		M		0.65	0.72	0.91	0.00010	유의
	1.2	재고순환지표	전년동월 대비 출하증가율에서 재고증가율을 뺀 값	SKLIINVC Index		M		0.63	0.66	0.71	0.00010	유의
	1.3	전경련 종합BSI(계절조정)	기업경기실사지수	SKBSICSA Index		M		0.62	0.51	0.55	0.00000	유의
	1.4	OECD 대한민국 선행 경제지표(yoy %)	평균 주당노동시간, 신규수주, 소비자 예상, 주택허가건수, 주식가격 등 10개 지표를 조합하여 산출	OEKRKLAP Index		M		0.62	0.51	0.8	0.00113	유의
	1.5	**수출(yoy %)**		**KOEXTOTY Index**	**이론편**	**M**		**0.46**	**0.69**	**0.69**	**0.00000**	**유의**
	1.6	산업생산(yoy %)		KOIPIY Index		M		0.45	0.44	0.34	0.00000	유의
미국	1.1	ISM 신규 수주 지수(yoy %)	미국의 구매 관리자들이 판단하는 경기동향 지수	NAPMNEWO Index		M		0.61	0.56	0.61	0.00002	유의
	1.2	내구재 주문(yoy %)	약 5000개의 제조업체를 표본으로 주문량을 추정하여 작성, 제조업의 원활한 정도를 알아볼 수 있음	DGNOYOY Index		M		0.47	0.56	0.61	0.00000	유의
	1.3	소매판매액 자동차제외(yoy %)	소비자의 지출을 가늠하는 지표	RSTAXYOY Index		M		0.45	0.62	0.68	0.00000	유의
	1.4	선행지표	단기적으로 경제상황을 예측할 수 잇는 주요 경제지표들로 구성됨 1) 장단기 금리차, 2) 통화량 증가율 3) 제조업 주간 노동시간 등	LEI YOY Index		M		0.43	0.46	0.46	0.00000	유의
	1.5	수입(yoy %)		USTBIMPY Index		M		0.36	0.63	0.63	0.00000	유의
	1.6	**서비스업 물가**	**전체 물가를 세분화 하였을 때 서비스업 내 물가를 의미함**	**NAPMNPRC INDEX**	**이론편**	**M**		**0.43**	**0.64**	**0.69**	**0.00000**	**유의**

자료: 유진투자증권, Bloomberg

1) Baseline 구축(input): 사용할 매크로 지표 선별

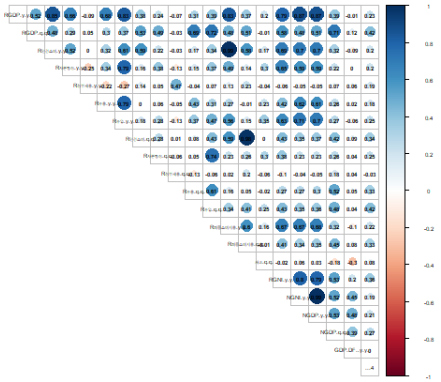
국가	No	세부카테고리	내용	블룸버그 Ticker	이론편	데이터 주기	역수 처리 여부	코스피 수익률(yoy %)과 상관관계			인과관계 점검 (granger test)	
								2000년 이후	2010년 이후	최근5년	p-value	유의성 여부
유럽	1.1	OECD 유로 지역 선행지표(yoy %)	매월 37개 회원국 외에 중국을 포함한 주요 신흥국의 경기선행지수를 작성해 6~9개월 후의 경기흐름을 예측	OE19KLAP Index		M		0.52	0.67	0.71	0.00000	유의
중국	1.1	수입 (yoy %)		CNFRIMPY Index		M		0.38	0.65	0.72	0.00000	유의
	1.2	산업생산 물가지수 (yoy %)	중국 산업 생산 물가가 높아지면 중국공장을 사용하는 많은 나라들의 기업이익에 타격을 입게됨	CHEFTYOY Index		M		0.26	0.57	0.51	0.00000	유의
세계	1.1	미국 연준금리(%)	미국 연방준비제도에서 발표하는 기준금리	FDTR Index		D	역수	0.21	-0.41	-0.67	0.00000	유의

자료: 유진투자증권, Bloomberg

참고. 매크로 지표와 코스피 수익률의 상관관계

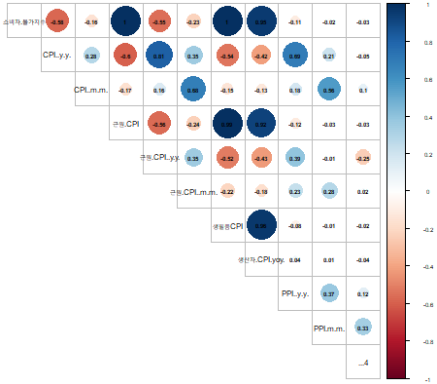
- 검토한 160개 매크로 변수(한국)의 코스피 수익률(%,yoy)과 상관관계

GDP



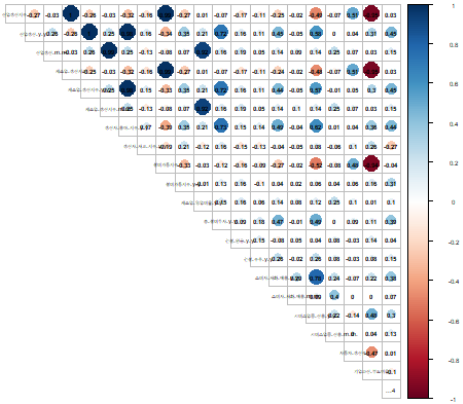
자료: 유진투자증권,Bloomberg

물가



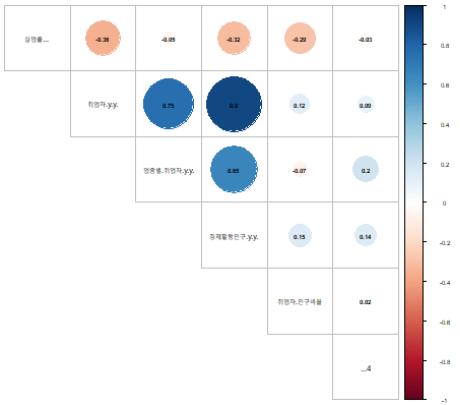
자료: 유진투자증권,Bloomberg

경제활동



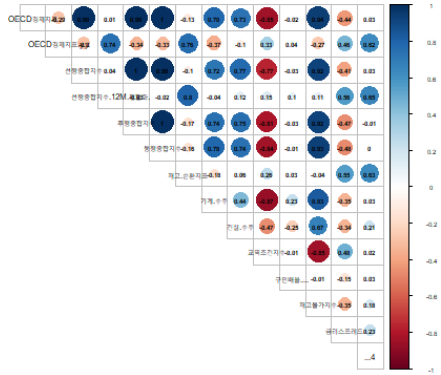
자료: 유진투자증권,Bloomberg

노동



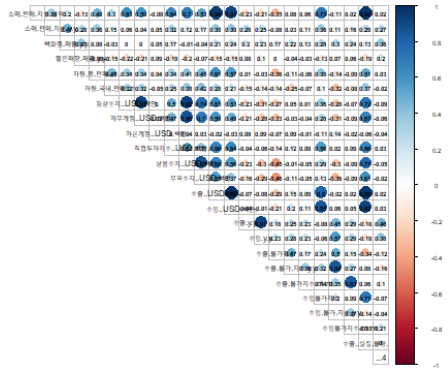
자료: 유진투자증권,Bloomberg

선행지수



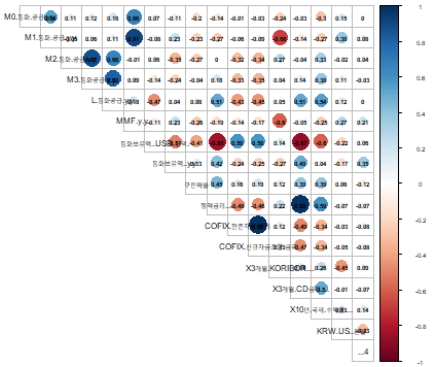
자료: 유진투자증권,Bloomberg

소비



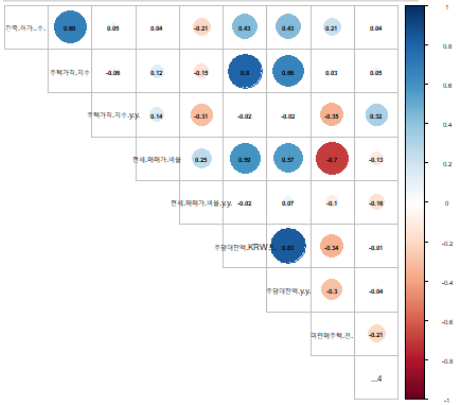
자료: 유진투자증권,Bloomberg

통화



자료: 유진투자증권,Bloomberg

주택

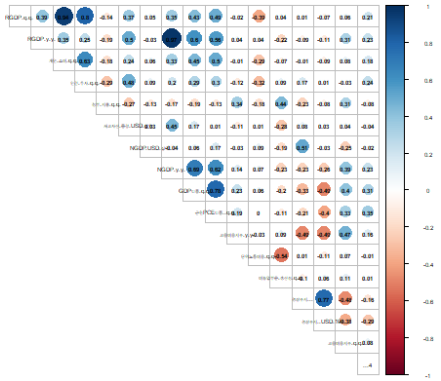


자료: 유진투자증권,Bloomberg

참고. 매크로 지표와 코스피 수익률의 상관관계

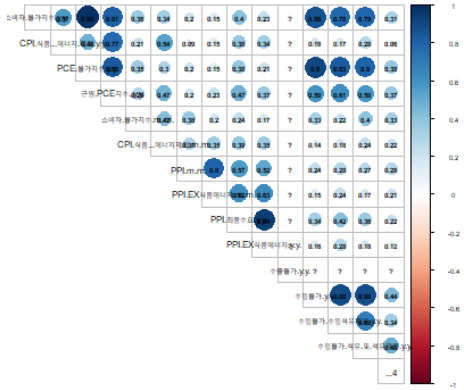
- 검토한 157개 매크로 변수(미국)의 코스피 수익률(%,yoy)과 상관관계
- Input data, output data는 모두 계절성을 배제한 stationary한 데이터를 이용 하기 위해 YoY 데이터로 살펴본 상관관계도

GDP



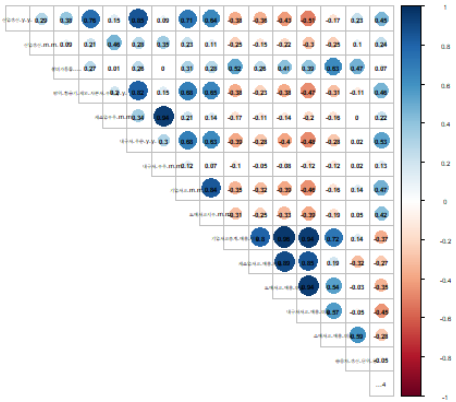
자료: 유진투자증권,Bloomberg

물가



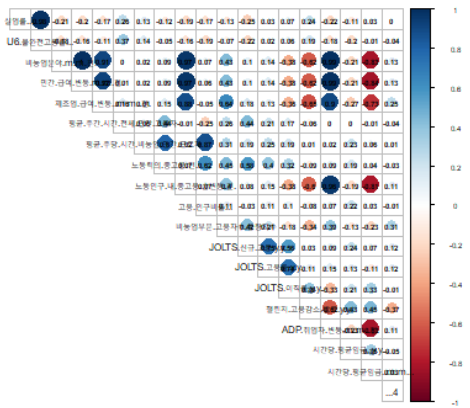
자료: 유진투자증권,Bloomberg

경제활동



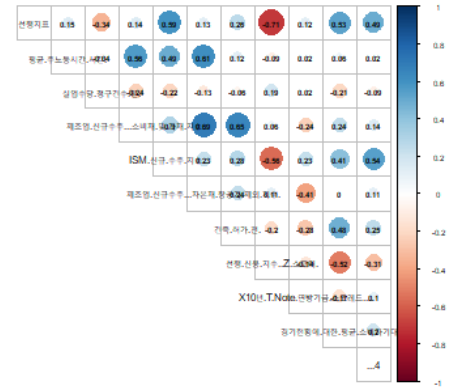
자료: 유진투자증권,Bloomberg

노동



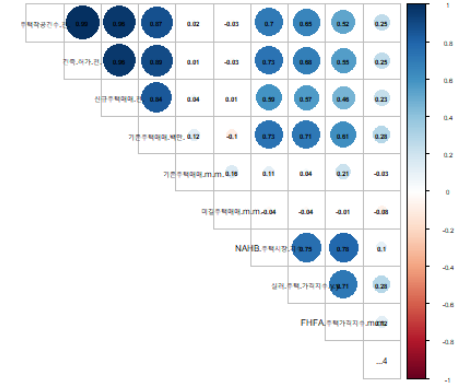
자료: 유진투자증권,Bloomberg

선행지수



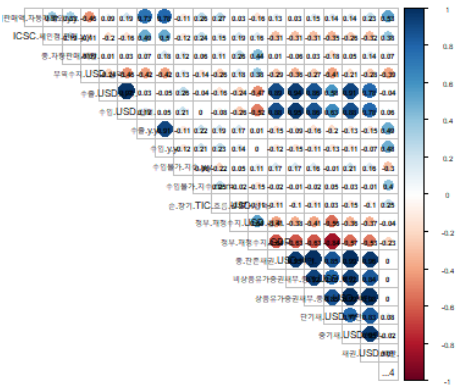
자료: 유진투자증권,Bloomberg

주택



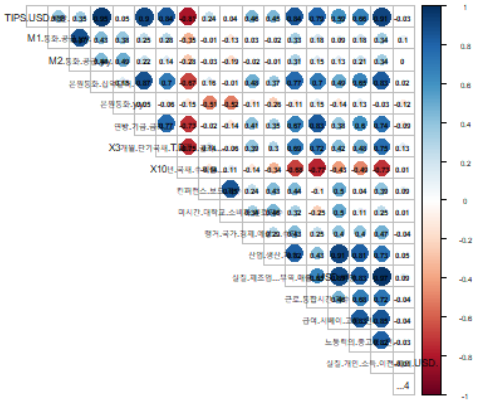
자료: 유진투자증권,Bloomberg

금융



자료: 유진투자증권,Bloomberg

소비자 기대지수

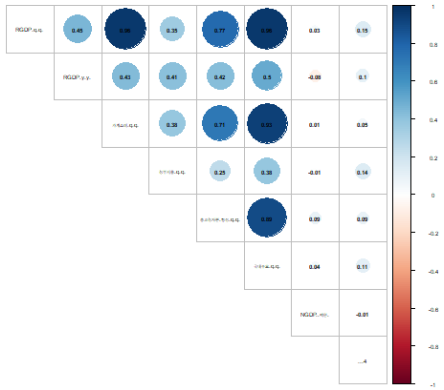


자료: 유진투자증권,Bloomberg

참고. 매크로 지표와 코스피 수익률의 상관관계

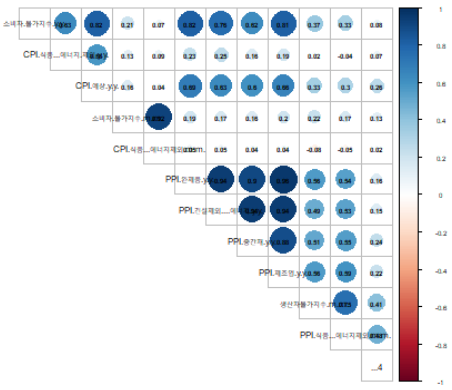
- 검토한 125개 매크로 변수(유로존)의 코스피 수익률(%,yoy)과 상관관계
- Input data, output data는 모두 계절성을 배제한 stationary한 데이터를 이용 하기 위해 YoY 데이터로 살펴본 상관관계도

GDP



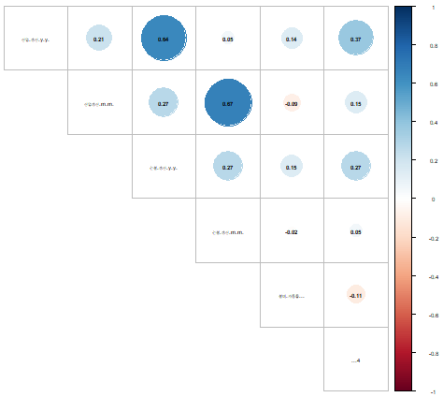
자료: 유진투자증권,Bloomberg

물가



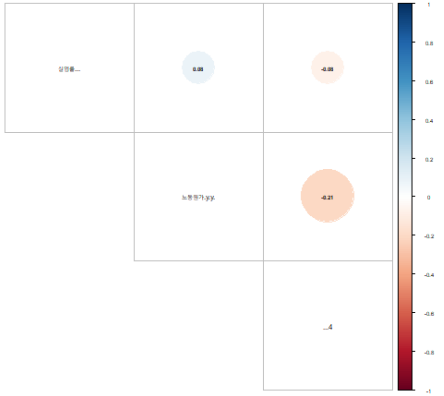
자료: 유진투자증권,Bloomberg

경제활동



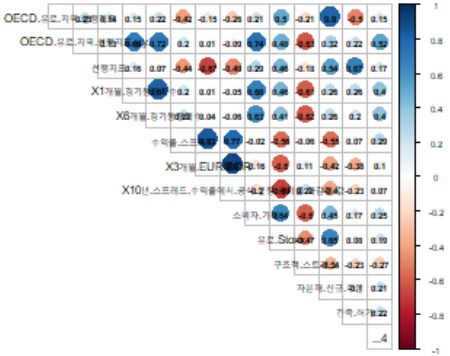
자료: 유진투자증권,Bloomberg

노동



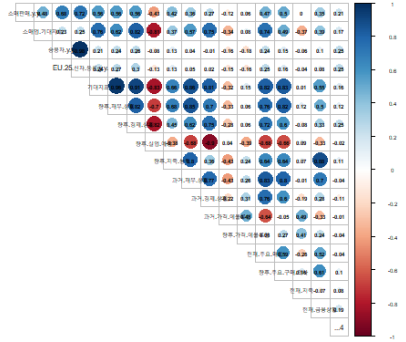
자료: 유진투자증권,Bloomberg

선행지수



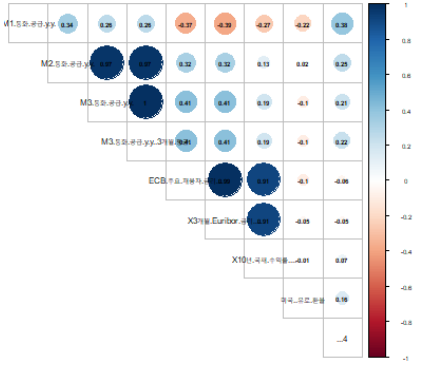
자료: 유진투자증권,Bloomberg

소비



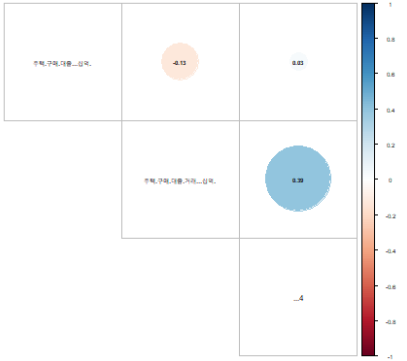
자료: 유진투자증권,Bloomberg

통화



자료: 유진투자증권,Bloomberg

주택

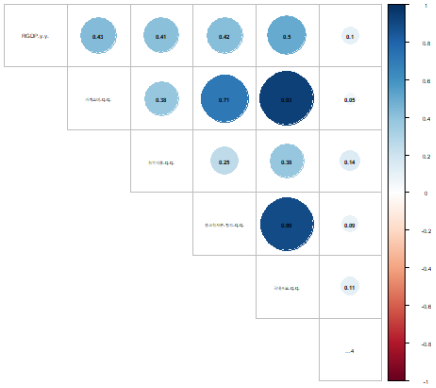


자료: 유진투자증권,Bloomberg

참고. 매크로 지표와 코스피 수익률의 상관관계

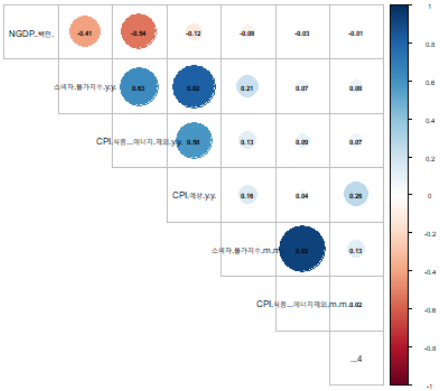
- 검토한 100개 매크로 변수(중국)의 코스피 수익률(%,yoy)과 상관관계
- Input data, output data는 모두 계절성을 배제한 stationary한 데이터를 이용 하기 위해 YoY 데이터로 살펴본 상관관계도

GDP



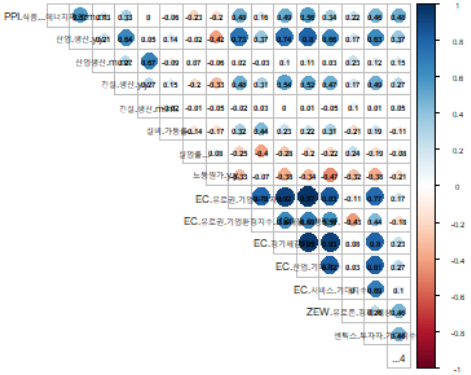
자료: 유진투자증권,Bloomberg

물가



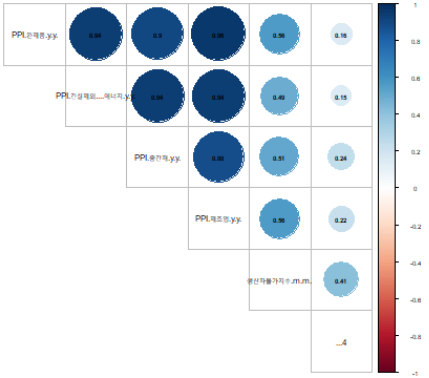
자료: 유진투자증권,Bloomberg

경제활동



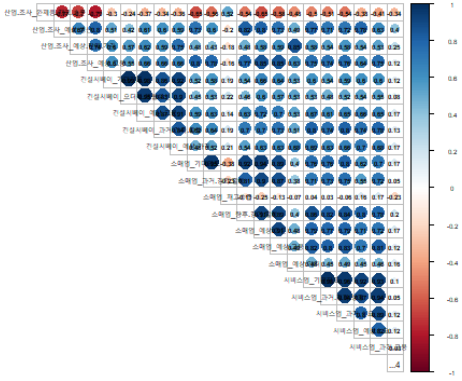
자료: 유진투자증권,Bloomberg

노동



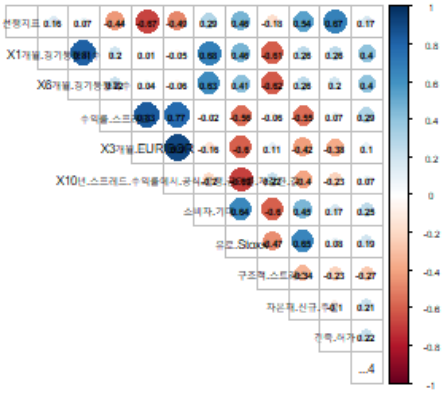
자료: 유진투자증권,Bloomberg

선행지수



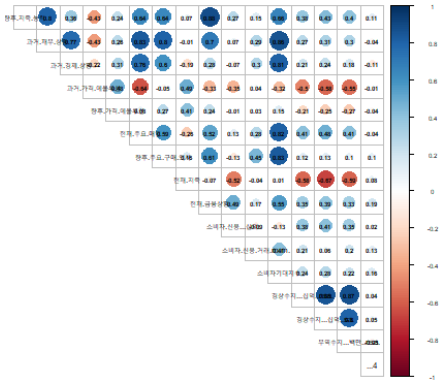
자료: 유진투자증권,Bloomberg

소비



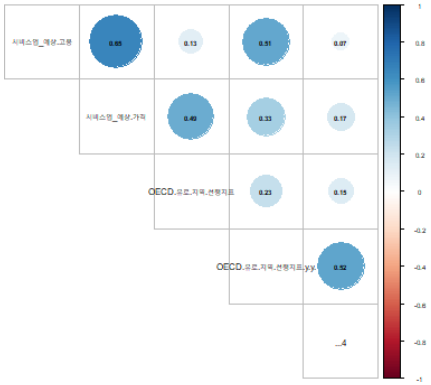
자료: 유진투자증권,Bloomberg

통화



자료: 유진투자증권,Bloomberg

주택

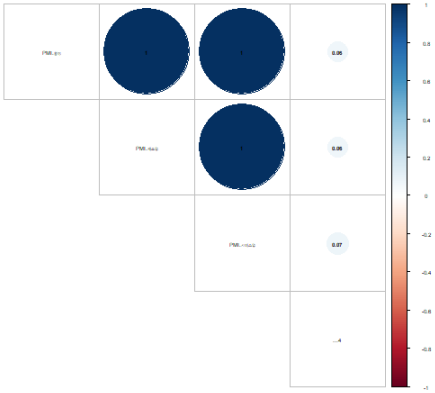


자료: 유진투자증권,Bloomberg

참고. 매크로 지표와 코스피 수익률의 상관관계

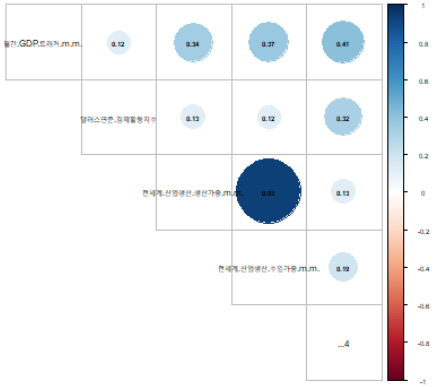
- 검토한 160개 매크로 변수(세계 지표)의 코스피 수익률(%,yoy)과 상관관계
- Input data, output data는 모두 계절성을 배제한 stationar한 데이터를 이용 하기 위해 YoY 데이터로 살펴본 상관관계도

합성지표



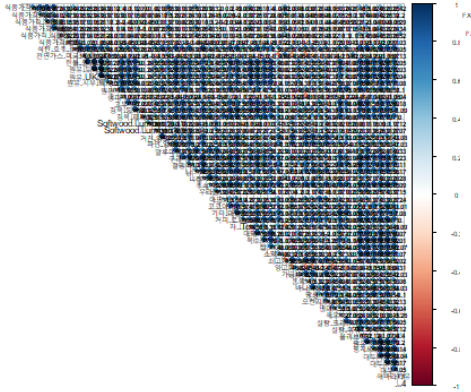
자료: 유진투자증권,Bloomberg

산업생산



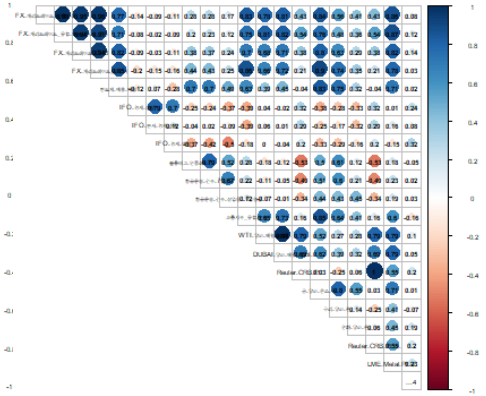
자료: 유진투자증권,Bloomberg

물가



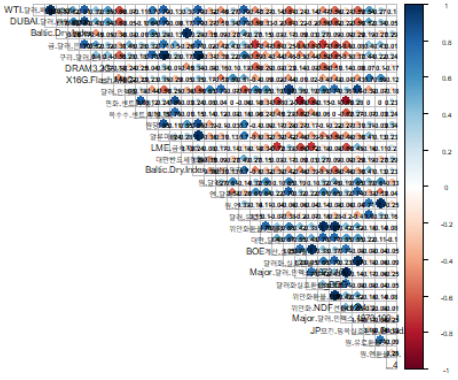
자료: 유진투자증권,Bloomberg

실효환율



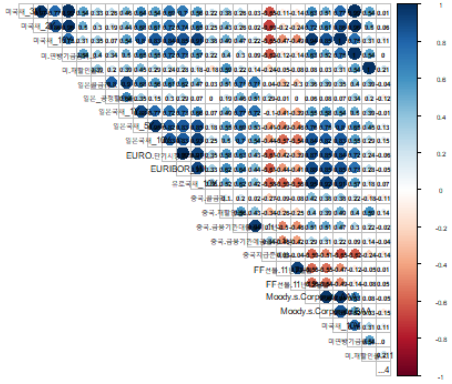
자료: 유진투자증권,Bloomberg

상품 및 환율



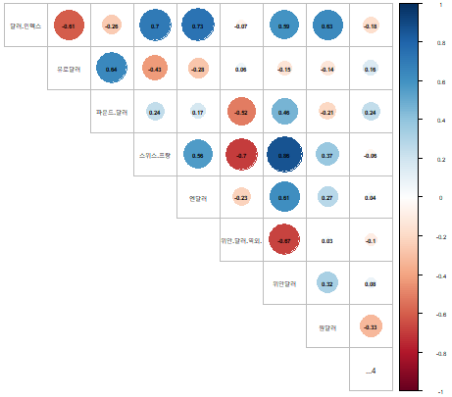
자료: 유진투자증권,Bloomberg

금리



자료: 유진투자증권,Bloomberg

환율

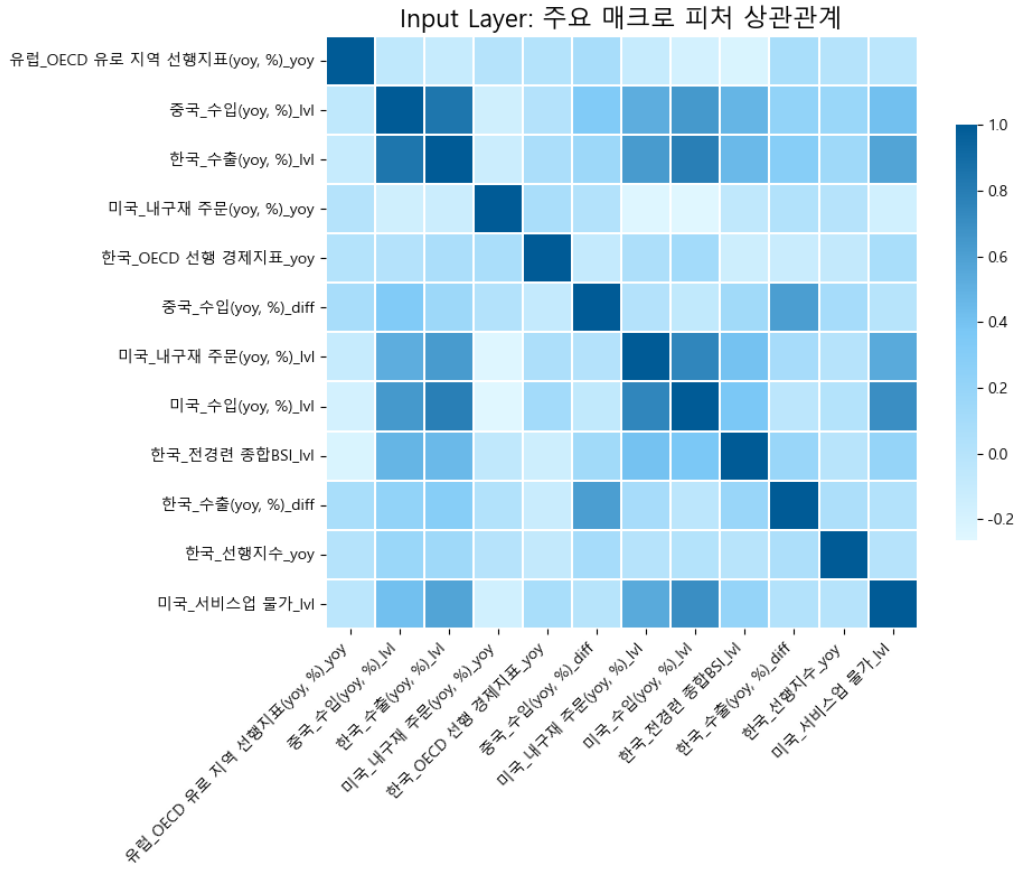


자료: 유진투자증권,Bloomberg

1) Baseline 구축(input): 매크로 Feature 생성

매크로 지표들의 Feature 생성(level + diff + MoM +YoY)

- 이미 선별된 매크로 지표들이 YoY 값과 레벨 값이 섞여 있지만, 정확한 비교를 위해 차분 값, 변화율 추가



자료: 유진투자증권, Bloomberg

1) Baseline 구축(input): Regime 분류(GMM)

GMM(Gaussian Mixture Model)기반 Regime 분류 원리

- GMM 모델은 금융 시계열의 “숨겨진 상태(hidden state)” 를 찾는 가장 널리 쓰이는 비지도 모델
- 현재 찾고자 하는 hidden state는 Regime(국면)
- 금융 시장은 단일 패턴이 아닌 여러 개의 상태(State)가 존재하기 때문에 관측된 데이터는 하나의 정규분포로 설명할 수 없고, 여러 개의 정규분포의 혼합으로 설명하는 것이 더 바람직합 → Mixture Model
- GMM은 각 Regime의 평균 벡터, 국면의 공분산 행렬, 혼합 가중치(국면이 발생할 확률)를 학습해 클러스터링 진행

Regime	국면 분석	KOSPI 수준(1M) 수익률/변동성	KOSPI 수준(3M) 수익률/변동성	주요 업종·섹터 특징	팩터 스타일 특징	매크로 특징
R0	초기 회복 국면	1M 수익률: +1.40% 1M 변동성: 5.98	3M 수익률: +2.93% 3M 변동성: 9.14	필수소비재 / 화학 / 철강 / 비철강 등 경기 방어 + 일부 자본재 강세	로우볼·가치 우세	소비/물가 안정, 제조·생산 반등 초기
R1	강한 경기확장 국면	1M 수익률: +3.15% 1M 변동성: 6.32	3M 수익률: +7.00% 3M 변동성: 6.85	반도체 / 자동차 / 보험 / 은행 경기 민감& 성장 업종 강세	가치 + 로우볼 + 성장 균형 강세	경기지표 개선폭 높음, 제조업·수출 회복 뚜렷
R2	경기 둔화/위축국면	1M 수익률: -0.44% 1M 변동성: 7.27	3M 수익률: -2.01% 3M 변동성: 8.78	반도체/IT/자동차/철강 등 사이클 업종 하락	변동성 높은 성장 우세(후행 반등)	제조업 둔화, 수출 감소, PMIs 하락
R3	방어적 국면	1M 수익률: +0.46% 1M 변동성: 4.25	3M 수익률: +0.05% 3M 변동성: 5.95	에너지 / 보험 / 필수소비재 / 운송 등 안전자산·방어·원자재	로우볼·가치 중심	물가 변동성·대외 리스크 확대

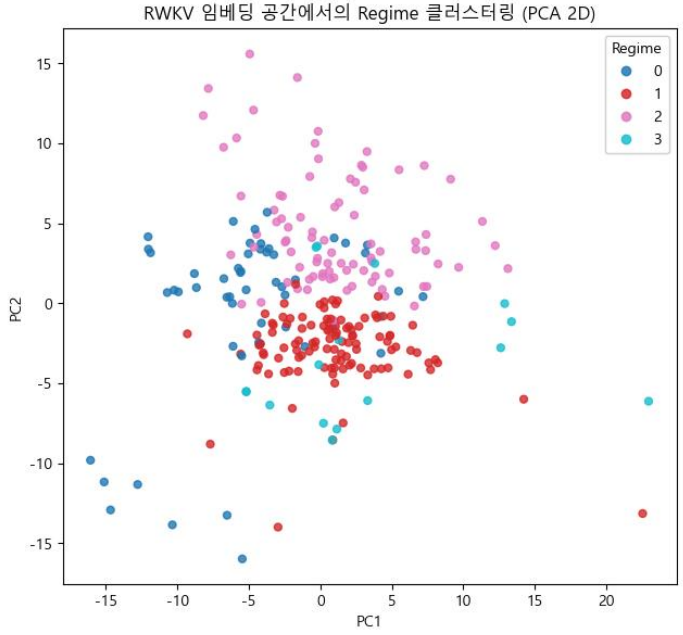
자료: 유진투자증권

2) RWKV 통합

단순 매크로 지표 기반 국면에서 시간의 구조를 이해하는 시계열 딥러닝 모델로 진화

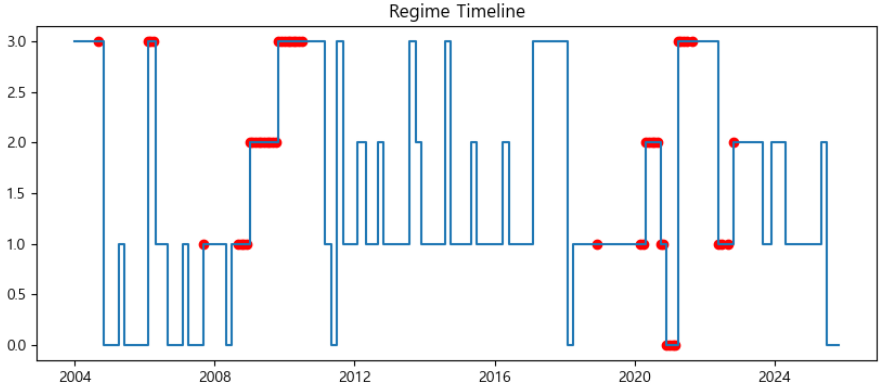
- RWKV Encoder 사용(64~128차원)하여 Self-Supervised 임베딩 학습
  - ✓ 48개월 윈도우로 Macro-sequence 인코딩
- Regime Timeline & 전환 시그널 : 큰 변화 발생 구간 자동 표시

Regime Encoder 사용한 학습 결과



자료: 유진투자증권

전환시그널 표시

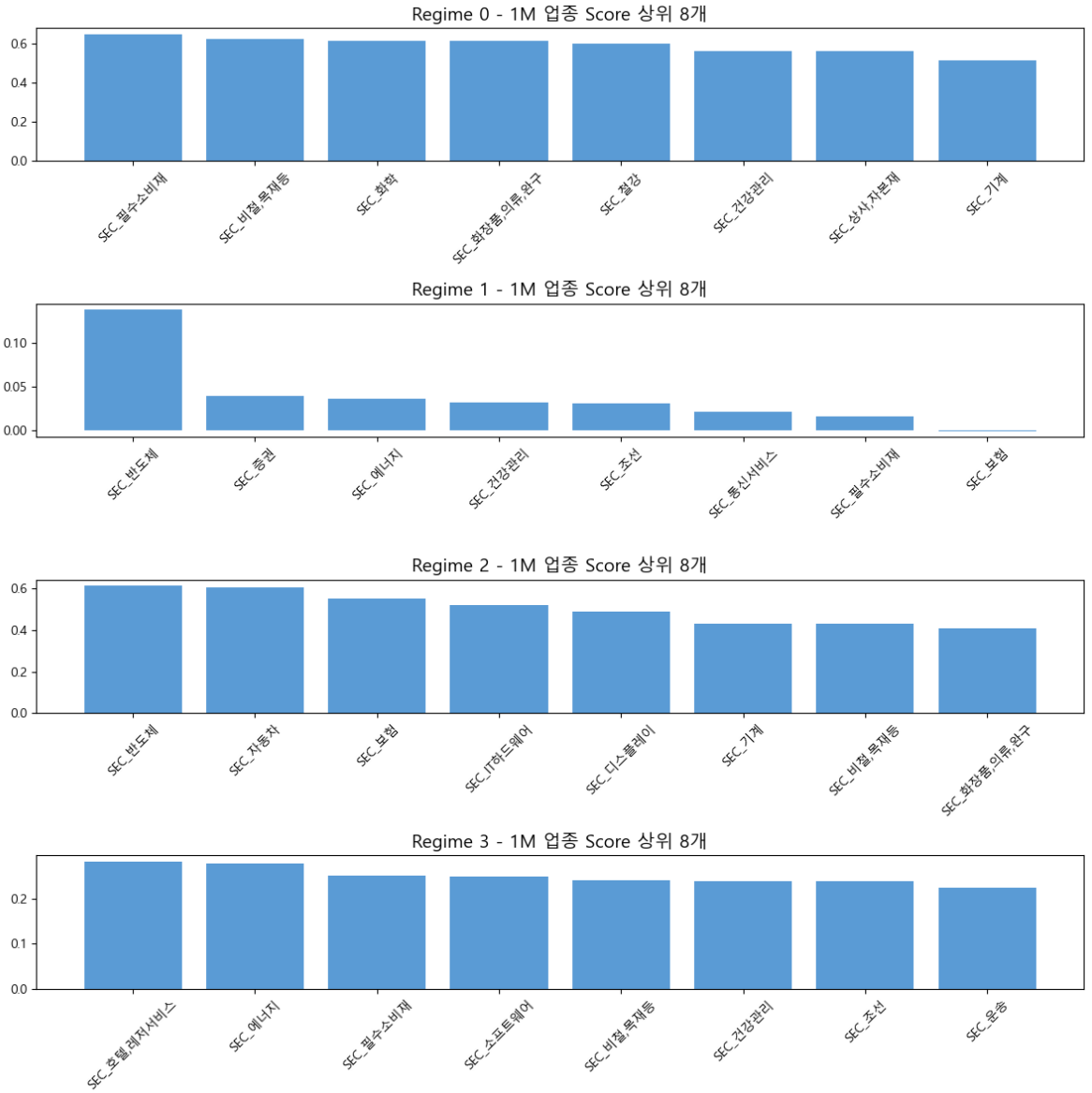


자료: 유진투자증권

3) 실전 정교화: Regime별 업종 Score(1M)

Regime 별 Forward 1M 업종 Score 가장 높은 업종 정리

- 업종 Score = Regime 구간별 개별 업종의 평균 1M 수익률/ 개별 업종 수익률의 표준편차
- 리스크 대비 수익률(샤프Ratio)과 유사하다고 볼 수 있음
- R0(경기 회복 초기): 필수소비재, 화학, 비철, 철강
- R1(경기 확장/강세): 반도체, 증권, 에너지, 건강관리
- R2(고점 과열/조정국면): 반도체, 자동차, 보험, IT하드웨어
- R3(경기둔화/방어국면): 호텔레저, 에너지, 필수소비재, 소프트웨어 등

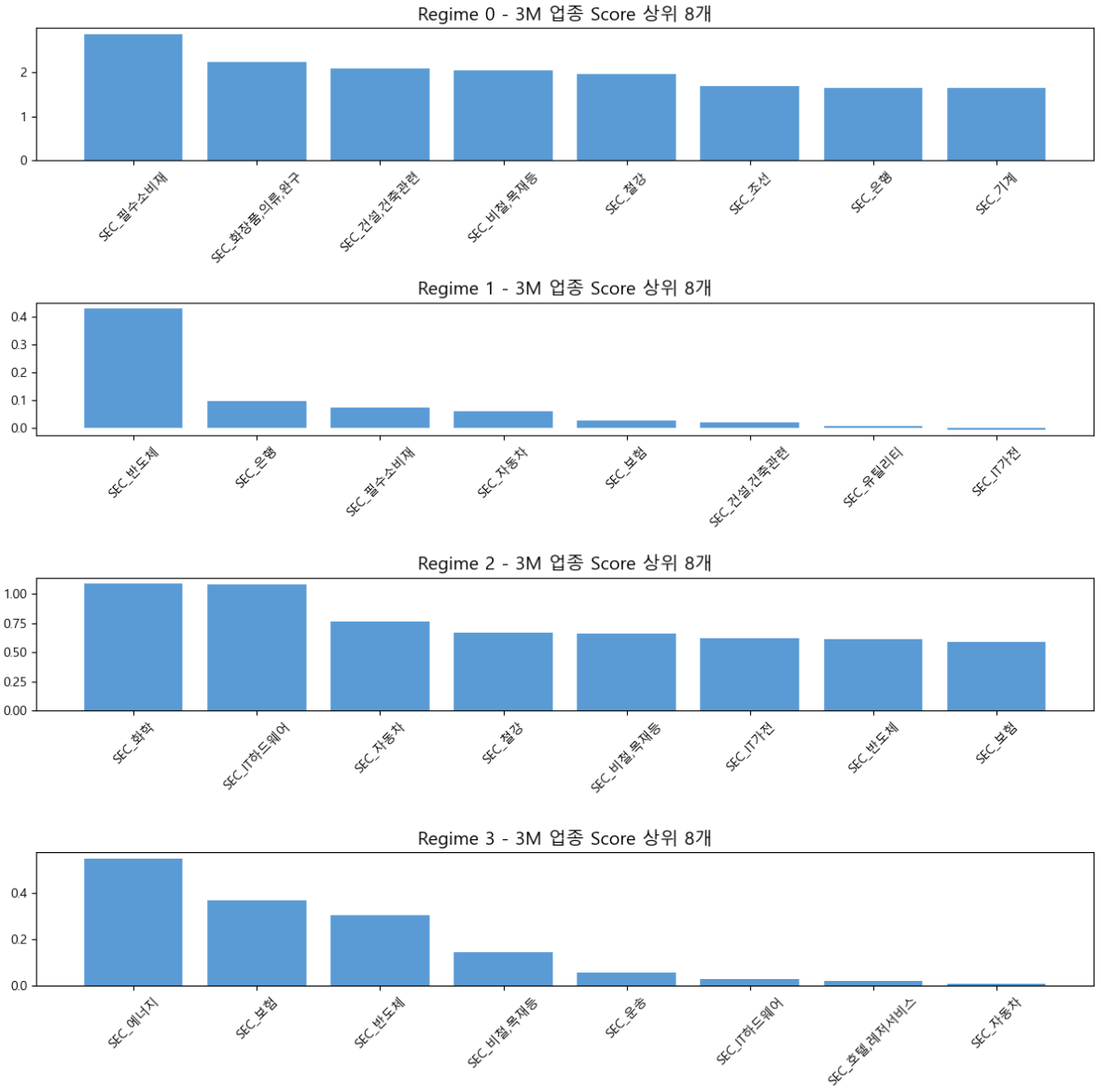


자료: 유진투자증권

3) 실전 정교화: Regime별 업종 Score(3M)

Regime 별 Forward 3M 업종 Score 가장 높은 업종 정리

- 업종 Score = Regime 구간별 개별 업종의 평균 3M 수익률/ 개별 업종 수익률의 표준편차
- 리스크 대비 수익률(샤프Ratio)과 유사하다고 볼 수 있음
- R0(경기 회복 초기): 필수소비재, 화장품, 건설건축, 비철목재 등
- R1(경기 확장/강세): 반도체, 은행, 필수소비재, 자동차 등
- R2(고점 과열/조정국면): 화학, IT하드웨어, 자동차, 철강 등
- R3(경기둔화/방어국면): 에너지, 보험, 반도체, 비철목재, 운송 등



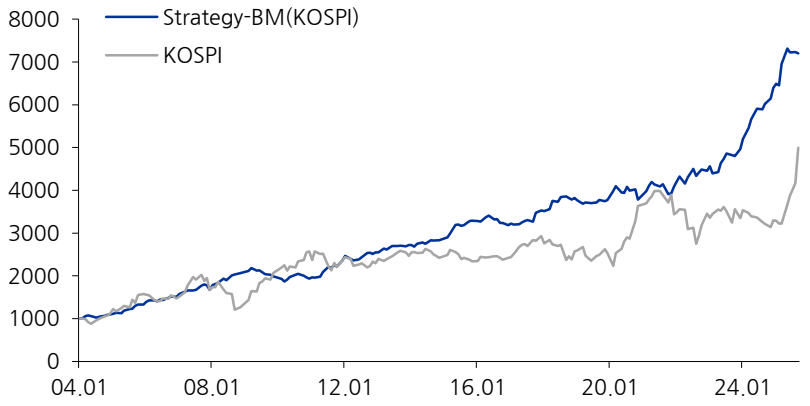
자료: 유진투자증권

모델 성과 평가

단기 모멘텀은 예측가능성이 떨어지는 모델

- 3M Horizon이 1M 보다 예측력, 안정성이 확실히 우수한 편으로 Rolling Accuracy 기준 50~90% 범위에서 일관된 패턴 확인
- 1M Horizon은 시장 잡음이 커 정확도는 낮으나, Regime 방향성과 상대적 업종 랭킹 예측은 유의미한 신호 제공
- 잔차 분포는 Bias 없이 정규적이며 체계적인 과대/과로 예측은 없음 → 모델 구조적 안정성 우수
- Regime 기반 중기(3M) 업종/팩터 로테이션 전략에 실질적으로 활용 가능

2004년 이후 전략 성과 vs 코스피 성과



자료: 유진투자증권, 2004.01=1,000 으로 가정

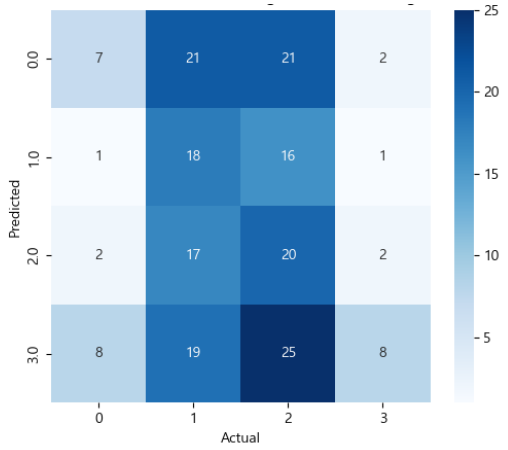
모델 성과 Summary

Horizon	Rolling Accuracy	Confusion Matrix	상관성	Mean Error	활용 목적
1M	0.3 ~ 0.8	Regime 2·3 쏠림 예측	중간	0근처 (Bias 없음)	단기 전환 시그널, 모멘텀 점검
3M	0.5 ~ 0.9	실제 Regime과의 alignment 높음	높음	0근처 (안정적)	포트폴리오 리밸런싱, 업종/팩터 전략의 핵심 신호

자료: 유진투자증권

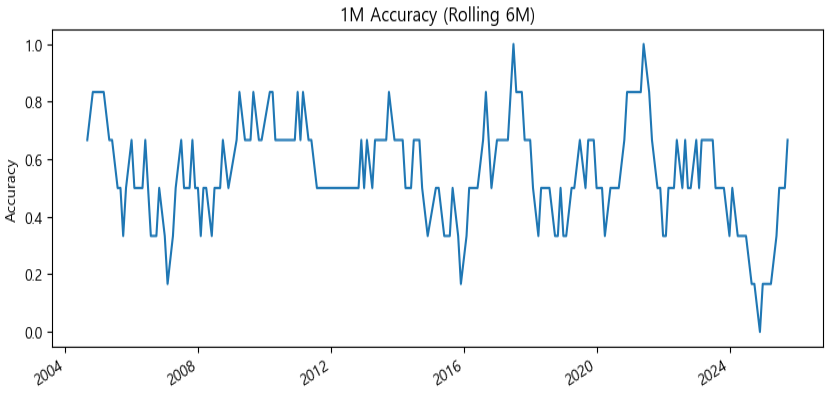
모델 성과 평가(1M)

1M Confusion Matrix: 2번 국면이 가장 많이 예측됨



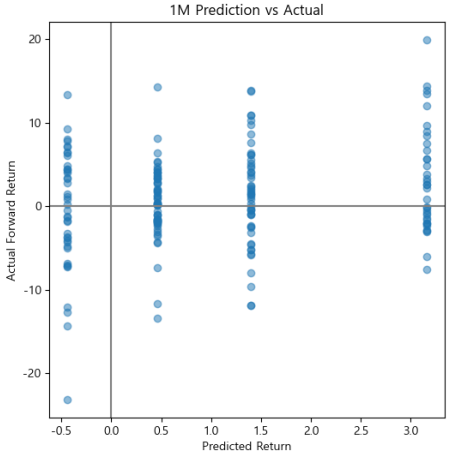
자료: 유진투자증권

1M Accuracy (Rolling 6M): 50~70% 유지



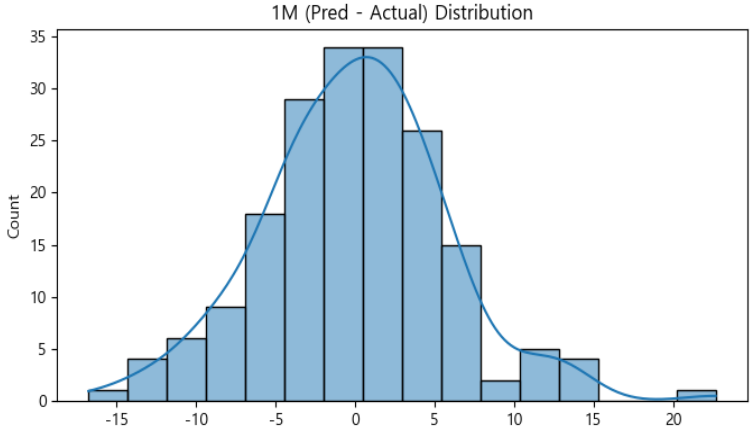
자료: 유진투자증권

1M Prediction vs Actual 산점도: 예측값이 높을 수록 평균 수익률 높음



자료: 유진투자증권, 2004.01=1,000 으로 가정

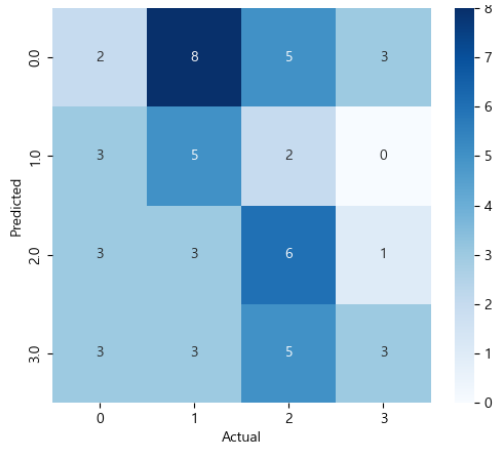
3M Pred - Actual 잔차 분포: 잔차 Bias 없음



자료: 유진투자증권

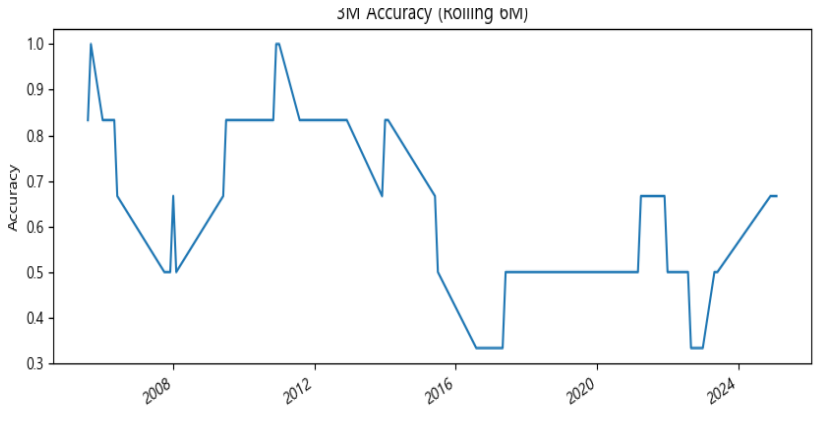
모델 성과 평가(3M)

3M Confusion Matrix: Regime2 예측력이 가장 좋음



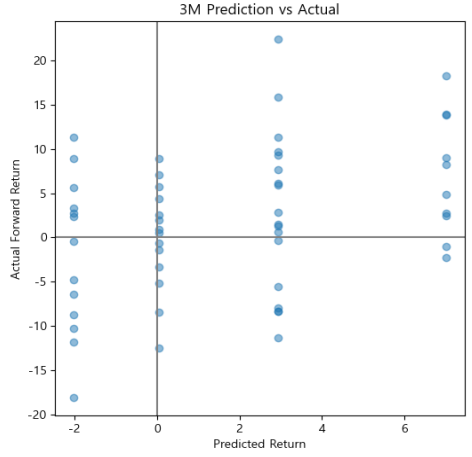
자료: 유진투자증권

3M Accuracy (Rolling 6M) : 50~90% 2012~2016, 2020 이후 정확도가 높음



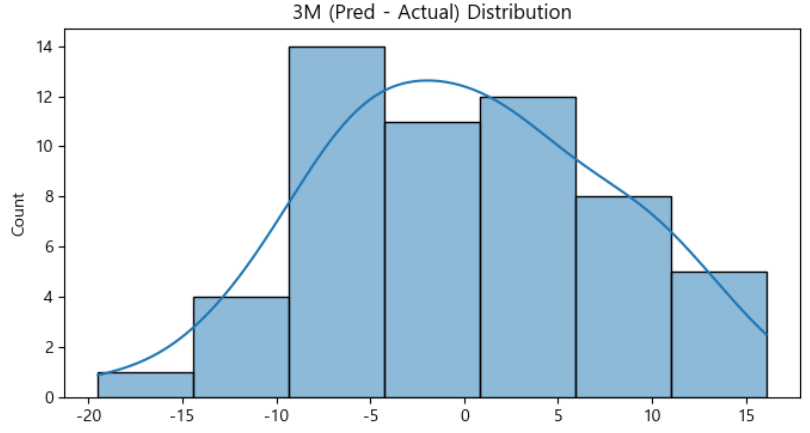
자료: 유진투자증권

3M Prediction vs Actual 산점도: 1M 보다 더 명확함



자료: 유진투자증권

3M Pred - Actual 잔차 분포: Bias 없음, 분산이 더 좁아짐



자료: 유진투자증권

2026년 연간전망

10월 매크로 국면 모델 상 Regime0(초기 회복국면)으로 분류 됨

- **단기(2025년 12월~2026년 1분기):** 11월 급락(코스피 11월간 -6.7% 하락)으로 인해 단기 조정 국면(R2)로 해석되지만, 거시 지표(금리 피크아웃, 제조업 PMI 반등 등) 아직 R1 전환 가능성 유지 → 조정은 '추가 매수 기회' 성격
- 상반기(2026년 1~6월): 모델 상 R1국면 진입 시 3M 평균 수익률 +7% 로 가장 강한 모멘텀 예상
- 하반기(2026년 7~12월): 상반기 모멘텀 이후 R3(안정/둔화 국면)으로 이동 가능

매크로 국면	기간	국면	설명	KOSPI Band	추천 전략	추천 업종
단기	11월~1월	R2	단기 조정 국면 차익실현	3,600~4,100pt	방어+저PBR 리밸런싱	필수소비재, 에너지, 보험
상반기	1월~6월	R1	가장 강한 모멘텀 국면 진입 가능	3,700~4,300pt	모멘텀 강화	반도체, IT하드웨어, 자동차
하반기	7월~12월	R3	안정국면 이동	3,700~4,450pt	방어 포지션	에너지, 통신서비스, 필수소비재, 보험

Compliance Notice

당사는 자료 작성일 기준으로 지난 3개월 간 해당종목에 대해서 유가증권 발행에 참여한 적이 없습니다. 당사는 본 자료 발간일을 기준으로 해당종목의 주식을 1% 이상 보유하고 있지 않습니다 . 당사는 동 자료를 기관투자가 또는 제3자에게 사전 제공한 사실이 없습니다. 조사분석담당자는 자료작성일 현재 동 종목과 관련하여 재산적 이해관계가 없습니다. 동 자료에 게재된 내용들은 조사분석담당자 본인의 의견을 정확하게 반영하고 있으며, 외부의 부당한 압력이나 간섭없이 작성되었음을 확인합니다. 동 자료는 당사의 제작물로서 모든 저작권은 당사에게 있습니다. 동 자료는 당사의 동의없이 어떠한 경우에도 어떠한 형태로든 복제, 배포, 전송, 변형, 대여할 수 없습니다. 동 자료에 수록된 내용은 당사 리서치센터가 신뢰할 만한 자료 및 정보로부터 얻어진 것이나, 당사는 그 정확성이나 완전성을 보장할 수 없습니다. . 따라서 어떠한 경우에도 자료는 고객의 주식투자의 결과에 대한 법적 책임소재에 대한 증빙자료로 사용될 수 없습니다