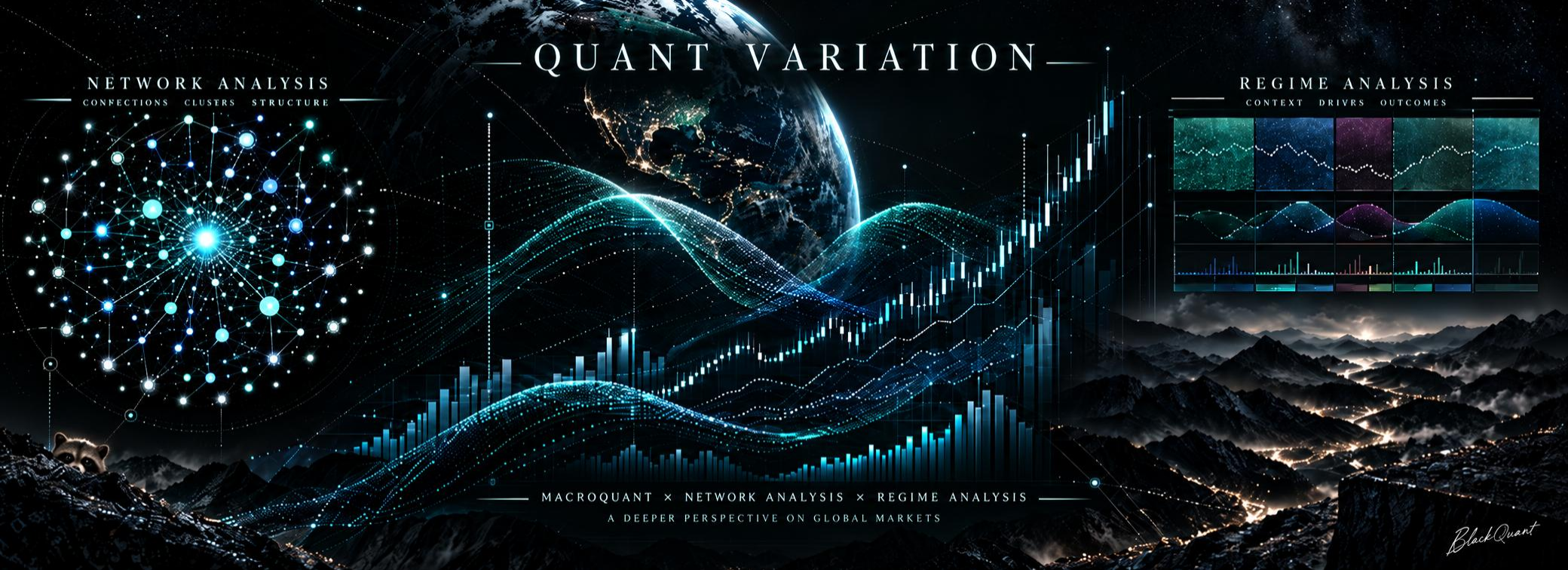




2026.09.15

Quant Variation Vol 1. Latent Alpha

잠재된 성분/국면/네트워크 추출

상상인증권 리서치센터 Quant Unit

정원일 **Econometrician** | 02-3779-3140, wi.jeong@sangsanginib.com

최영훈 **Financial Engineer** | 02-3779-3145, yh.choi@sangsanginib.com

김지원 **Computational Scientist RA** | 02-3779-3859, jiwon.kim@sangsanginib.com

Quant Variation Vol 1. Latent Alpha

잠재된 성분/국면/네트워크 추출

Econometrician 정원일 | Macro Quant

02-3779-3140, wi.jeong@sangsanginib.com

Financial Engineer 최영훈 | Engineering Quant

02-3779-3145, yh.choi@sangsanginib.com

Computational Scientist RA 김지원 | Market Quant

02-3779-3859, jiwon.kim@sangsanginib.com

CONTENTS

Part 1. 계량경제

01	달라진 접근법	16
02	단계적 회귀분석 결과와 함의	22
03	6대 주성분의 정성적 예측	30
04	분석 결과의 실전 적용	35

CONTENTS

Part 2. 국면 딥러닝 분석

- 01** 국면 모델, 어떻게 발전했나 41
- 02** Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기 48
- 03** 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기 55
- 04** 국면 모델로 보는 섹터 스크리닝 전략 64

CONTENTS

Part 3. 네트워크 분석

- 01** 시장의 위험은 연결되어 있다 70
- 02** 시장을 하나의 네트워크로 73
- 03** 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부 80
- 04** 과거의 중심, 현재의 중심? 91

Executive Summary – Part 1. 계량경제

달라진 접근법

- 다양한 지표를 PCA로 압축한 6개 주성분으로 재구성하였으며 팬더믹 전후 지표의 시장 영향력의 상이함에서 출발
- 주성분을 수준(Level)·방향(Momentum)·교호항(Interaction)으로 확장하고 Stepwise regression을 진행
- 가격의 위치와 움직임, 거래활동을 분리하고 거시환경의 시장 전달경로를 확인

단계적 회귀분석 결과와 함의

- 동일한 6개 주성분에서도 신·구체제 간 선택된 변수와 부호가 상당폭 변화하며, 시장환경에 따라 반응이 달라짐
- Price Gap은 Level이 상대적으로 중요하지만 Return은 Momentum·Interaction의 영향이 확대
- 업종별 선택변수와 방향도 크게 달라 하나의 시장 베타보다 6개 주성분×시장상태의 조건부 반응함수로 접근할 필요

6대 주성분의 정성적 예측

- 글로벌 경기는 미국 중심의 회복 흐름이 이어지고 한국도 교역조건 개선에 힘입어 상대적으로 빠른 경기회복 가능성
- 물가와 금리는 급격한 방향전환보다 안정적 흐름이 예상되며, 달러 역시 구조적인 추가 강세보다 완만한 안정 가능성
- 변동성은 점차 안정될 여지가 있어 경기·안전자산·금리·FX·변동성을 종합해 향후 6개월 주성분 시나리오를 설정

분석 결과의 실전 적용

- 6개 주성분 전망을 회귀계수에 반영한 결과 KOSPI 향후 6개월 경로의 중심 전망치는 8,646pt로 추정
- 업종별 예상수익률을 반영하면 반도체·IT하드웨어·통신·소매유통 비중확대, 기계·운송·디스플레이 비중축소
- 전체 주성분 조합에서는 평균 1.79%의 alpha가 산출. 최적 업종배분결과 KOSPI 대비 약 +2.4%p 추가수익이 예상

Focus Chart – Part 1. 계량경제

Focus Chart 1. Return 종속변수의 규모/업종별 유의한 변수와 방향

Index	F1_L	F1_M	F1_I	F2_L	F2_M	F2_I	F3_L	F3_M	F3_I	F4_L	F4_M	F4_I	F5_L	F5_M	F5_I	F6_L	F6_M	F6_I
KOSPI	1.14			-0.82			-4.17	-5.33										
대형주	1.21			-0.81			-4.56	-5.67										
중형주	-4.61	-3.74	0.94	1.84	8.12	1.67		-5.74	-4.48	-2.76						-5.95	-4.34	
소형주	-2.13	-5.29			6.73	1.88		-5.26	-3.71	-1.45						-3.28	-5.58	
KOSPI200	4.85			-4.02	7.22		10.24	-4.83	-5.60	4.39								3.57
에너지		-9.70			16.64		8.78	-8.16	-12.42		-3.75	5.59				-8.90	-5.97	9.28
화학	-8.56			8.49					-8.62	-5.10						-5.90		
비철금속	-5.03			4.18					-7.34	-4.80						-7.94		
철강	-2.00	-8.10			6.47				-5.43	6.81						-7.98		
건설건축			1.54		4.97		5.97		-4.98							-5.18		
기계	-9.67	-7.68		7.17	12.24			-7.13	-8.96	-5.99						-17.06		5.30
조선	-5.73			4.48					-5.39	-4.68						-9.77		
상사자본재			1.29		7.56	1.35	10.21	-6.09	-9.14		-5.93	5.18				-6.63	-4.33	4.33
운송	-3.92	-4.87	1.67		10.74	2.56	-2.97	-5.73		-1.75						-3.22	-5.25	
자동차				1.61	6.40		8.37	-7.42	-7.85		-8.51					-2.45	-6.07	
화학품의류완구	-1.80		0.98		4.44	1.45		-3.24		-1.76	2.98					-3.08	-3.51	
호텔레저	-4.95			4.07			-5.15			-5.35						-6.52		
미디어교육	-6.83	-4.74		6.28			-7.28			-6.00						-6.50		
소매유통		-3.67	1.02		4.23		1.63	-2.70			4.95							
필수소비재	-4.24		0.88	2.34	2.65	1.08	-2.63	-2.24		-2.95						-4.78		
건강관리	-9.73	6.36		7.34			-8.48	4.36		-7.19						-9.92	5.44	3.28
은행	-2.79				6.94	1.77			-4.77	-1.49	4.99	3.36				-5.72	-4.92	
증권	-6.89			6.03				-6.65	-5.75		4.54		-3.61	6.99		-9.21	-3.91	
보험	1.09			-1.05	3.14		2.41	-2.98	1.90									
소프트웨어	-4.21			3.09	6.10			-10.01	-4.58	4.57			-5.21	-2.48		-10.84		8.19
IT하드웨어	10.53			-8.59			15.04	-5.17	9.32							11.08		
반도체	6.73			-5.17	10.51		14.95	-7.44	-7.51	7.07	4.22		-8.02					4.43
IT가전	-10.40		1.70	8.87	6.86			-11.48	-5.01							-7.23		
디스플레이	-4.88	-5.28		2.61	9.26	1.87		-8.37	-6.43	-3.61						-7.61	-6.35	
통신서비스																-0.97		
유틸리티	-3.20			4.76			-6.06		-5.16	-7.24						-7.16		

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

- 신체계에서 F1 실물경기와 F6 변동성의 레벨은 음(-) 방향이 다수. 반면 F2 인플레이션 모멘텀은 선택된 모든 업종에서 양(+)으로 나타나는 등 수준과 진행방향이 서로 다른 정보로 작동
- 업종배분에서는 Return을 상대적인 방향성의 핵심 입력으로 활용하되 현재 momentum 상태에 맞는 조건부 계수를 적용할 필요

Focus Chart 2. 6대 주성분의 주요 시나리오별 산출되는 alpha

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	Alpha
Minimum Alpha	↗	↑	↘	↗	↑	↑	0.14%
Median Alpha	↓	↘	↓	↘	↘	↗	1.61%
Mean Alpha	↓	↗	↓	↘	↘	↗	1.79%
Forecasting Alpha	↑	↘	↘	↗	↘	↗	2.38%
Maximum Alpha	↓	↑	↗	↓	↗	↓	5.27%

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

- 현재 전망에서는 업종배분이 KOSPI 대비 약 +2.38%p의 추가수익을 만드는 것으로 계산. 반도체 비중확대뿐 아니라 기계·건강관리·은행·에너지 등 상대적으로 부진한 업종의 비중축소도 초과수익에 동시 기여
- 주성분들의 정성적 예측이 현재 상황과 다르더라도 통계적 유의성을 반영한 업종배분은 최소한 (+)의 alpha를 도출할 수 있다는 점에서 본 분석의 의의가 있음

Executive Summary – Part 2. 국면 딥러닝 분석

국면 모델, 어떻게 발전했나

- Two Sigma와 Qraft 테크놀로지스가 자체 국면 모델을 개발하며 ML/DL 기반 국면 모델링에 대한 관심이 높아짐
- 통념적으로 인식된 ‘주식 시장의 수익률은 정규 분포를 따른다’ 는 가정은 현실 금융 시장과 다르며 실제로는 국면에 따른 정규 분포들의 결합
- 이론과 시장의 괴리를 극복하기 위해 HMM – Jump Model로 이어지는 국면 모델링이 등장하였음

Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

- Jump Model은 HMM과 달리 명시적인 분포 가정 없이 오직 데이터를 기반으로 학습 함수를 최소화하며 국면을 판별하기 때문에 상대적으로 활용에 용이함
- 해당 모델은 이미 S&P 500, DAX 40, Nikkei 225에서 약 30년간의 백테스팅에서 검증되었음

코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

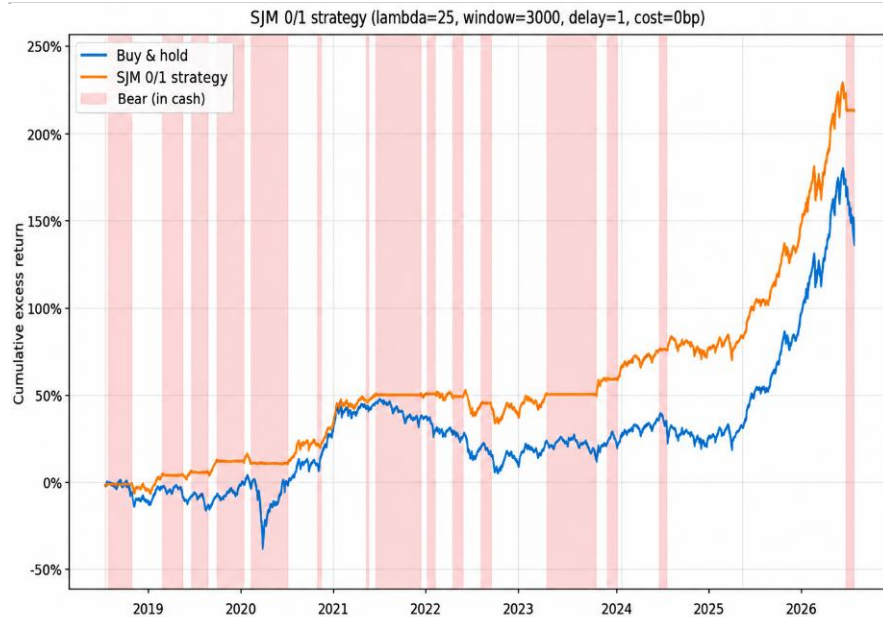
- 코스피 시장의 경우 시장의 성숙도, 변동성 측면에서 선진국 시장과 다르기 때문에 모델을 조정하였음
- 코스피 백테스트 결과, MDD 50% 감소, 샤프 비율이 80% 증가하였음
- 모델 결과를 현재 국면 관점에서 분석할 때 10월말 코스피 200 Total Return은 전고점 부근에 위치할 것으로 전망됨

국면 모델로 보는 섹터 스크리닝 전략

- 상위 10개 업종 별로 Jump Model을 백테스트 했을 때 10개 업종 모두에서 업종 지수 대비 아웃퍼폼
- 정교한 신호를 위해 코스피 신호와 섹터 신호를 결합한 섹터 선별 전략에 대한 백테스팅(8년) 진행하였으며, 결과적으로 코스피 신호만 활용하여 투자했을 때보다 샤프 비율이 10% 증가함

Focus Chart – Part 2. 국면 딥러닝 분석

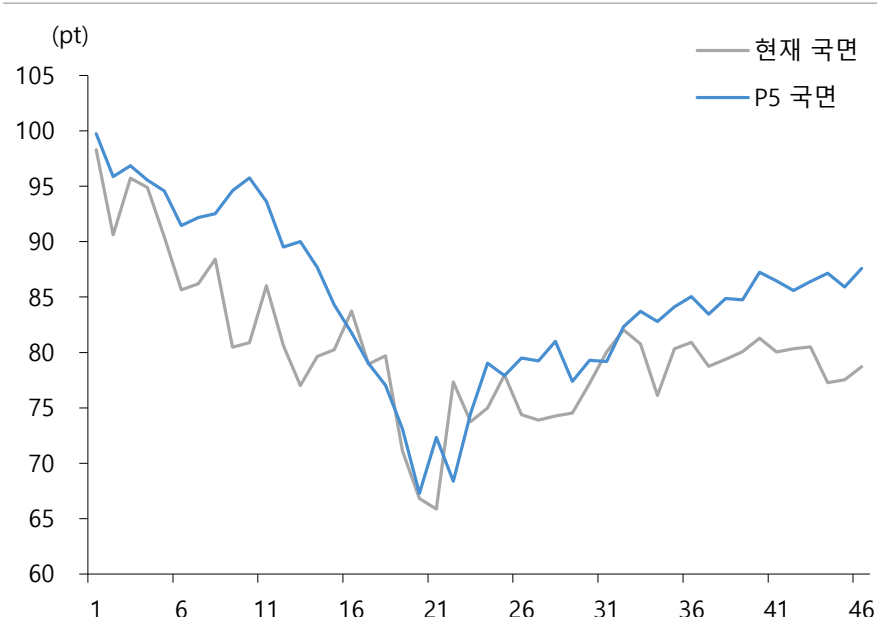
Focus Chart 3. Jump Model 코스피 백테스트 결과



자료: LSEG, 상상인증권 리서치센터

- 백테스트 결과 동일 기간 코스피 연평균 수익률 19.3% 대비 30.8%로 아웃 퍼폼
- 동시에 MDD는 -39.0%에서 -20.7%로 약 50% 감소 하며 선제적인 시장 약세장 감지 능력 확인
- 한국 시장 뿐만 아니라 다양한 국가의 지수 시장에 활용 하여 자산 배분 전략에 활용 가능

Focus Chart 4. 유사 국면 시차 제외 후 비교 (국면 시작점 = 100pt)



자료: LSEG, 상상인증권 리서치센터

- 현재 국면은 이례적이고 극단적 쏠림 현상이 동반된 상승장 후 약세장임
- 모델의 국면 데이터를 기반으로 현재와 가장 유사한 국면은 2020년 1월 29일 시작된 약세장 국면
- 두 국면의 시계열을 겹쳐볼 때 움직임은 매우 유사하며 이전 국면을 고려할 때 10월 말 다시 전고점 부근에 도달할 것으로 전망

Executive Summary – Part 3. 네트워크 분석

시장의 위험은 연결되어 있다

- 전통 금융 이론은 자산 간 연쇄적 리스크 전파 경로를 반영하지 못해 위기 국면에서 분산 효과가 붕괴되는 한계를 보임
- 금융위기 사례에서 입증되었듯 단순 규모 중심 접근은 시장의 숨겨진 위상적 연결성을 간과함
- 따라서 시장 전체의 연결 구조와 미시적 충격 전파 통로를 포착하는 네트워크 분석 방식의 도입이 필수적

시장을 하나의 네트워크로

- 모든 자산 간 관계를 표현할 경우, 과도한 정보량과 노이즈로 인해 자산 간 유의미한 연결고리를 파악하기 어려움
- 네트워크 필터링 기법을 도입하여 복잡한 데이터 속에서 핵심 위상 구조와 체계적 특성만을 정교하게 추출
- 최소 간선으로 메인 뼈대를 구성하는 MST와 삼각 구조로 국소적 정보 보존력을 높인 PMFG를 활용

네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

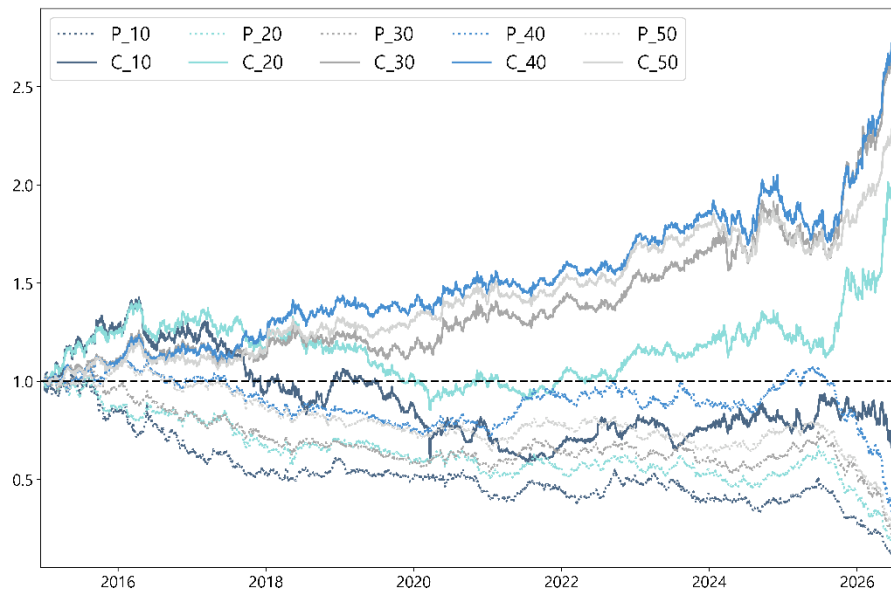
- 완성된 네트워크 특성을 활용해 각 자산이 지닌 위상적 위치(중심부 및 주변부)의 중요도를 정량화된 수치로 산출
- 중심부(Core) 종목 위주로 포트폴리오가 시장 벤치마크 대비 현저히 우수한 초과 성과와 위험 방어력을 입증
- 선택된 중심부 종목들에 대한 분석 및 단순 시가총액 가중 포트폴리오와의 성과 비교를 통해 전략의 유효성 검증

과거의 중심, 현재의 중심?

- 반도체 호황기에는 직접 수혜주보다 호황의 효과를 계열사와 연관 자산으로 연결하는 기업이 네트워크 중심부에 위치
- 최근에는 시장 전반의 자금 흐름과 투자심리를 연결하는 금융업의 역할이 부각되어 중심성이 높아짐

Focus Chart – Part 3. 네트워크 분석

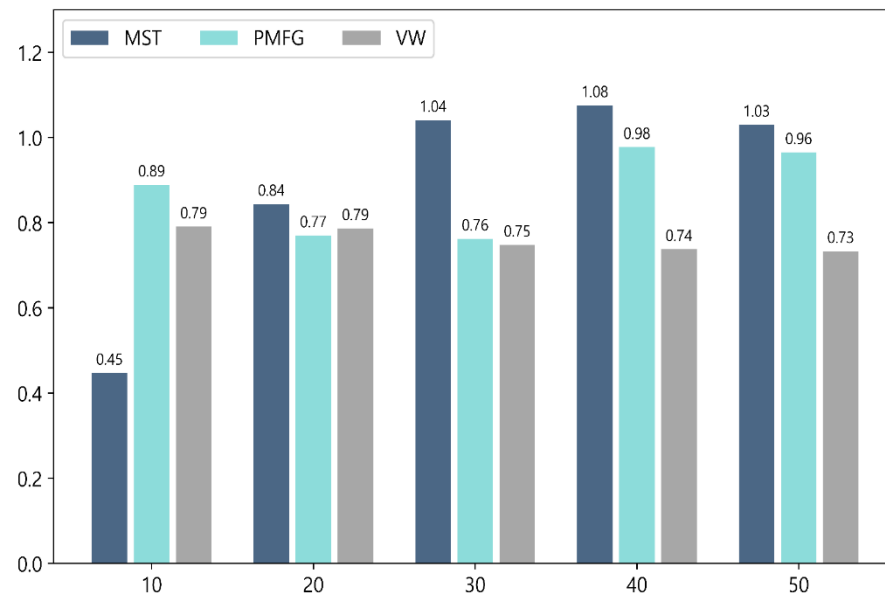
Focus Chart 5. MST를 사용한 주변부/중심부 포트폴리오 성과



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 구현, 상상인증권 리서치센터

- 중심부 종목은 주변부 종목 대비 일관되게 우수한 성과를 보였으며, 필터링 기법과 관계없이 대부분의 경우 KOSPI 200을 상회하는 누적 수익률을 기록
- 이는 단순히 개별 종목의 가격 상승에 의한 결과라기보다, 네트워크 내 다른 자산들과 강하게 연결된 중심부 종목을 선별하는 것이 투자 관점에서 유의미함을 시사

Focus Chart 6. 단순 시가총액 가중 포트폴리오와의 샤프 비율 비교



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

- 단순히 시가총액이 큰 대형주라고 해서 네트워크 중심부에 편입되는 것은 아님을 확인
- 네트워크 기반 중심부 투자전략은 단순 시가총액 가중 포트폴리오와 비교했을 때 더 높은 샤프 비율을 기록
- 따라서 관찰된 초과 성과는 단순히 시가총액이 큰 대형주에 높은 비중을 부여한 결과가 아니라, 네트워크 중심성을 활용한 종목 선정 자체가 성과에 기여했을 가능성을 뒷받침함

퀀트모형에 대한 새로운 시도

Intro. 새로운 시대, 새로운 접근

Intro. 새로운 시대, 새로운 접근

연구의 목적과 배경

- 데이터의 양과 접근 속도는 과거와 비교하기 어려울 만큼 늘어났고 분석기법도 빠르게 발전. 그러나 시장에 대한 분석은 더욱 복잡해짐. 같은 경기에서도 다른 시장의 반응, 같은 정보가 주어져도 업종과 종목의 움직임이 달라짐
- 거시지표만으로 시장의 모든 움직임을 설명하기 어렵고, 가격의 움직임만으로 현재 시장이 왜 이런 모습을 보이는지를 판단하기도 어려움. 또한 시장 내부에서도 종목별 위치와 연결관계가 계속 달라짐. 결국 하나의 모형보다 경제환경과 시장국면, 내부구조를 서로 다른 시각에서 볼 필요
- 이번 연구에서는 경제학, 금융공학, 빅데이터학이라는 서로 다른 방법으로 시장을 접근. 상이한 방법론을 통하여 무엇이 같이 보이고 무엇이 다르게 나타나는지를 확인하면서 시장을 보는 범위를 넓히는 시도

그림 1-1. 연구 목적 플로우 차트



자료: 상상인증권 리서치센터

Intro. 새로운 시대, 새로운 접근

연구의 구성

- 본 연구는 거시경제에서 출발. 경제지표를 6개 주성분으로 압축하고 수준과 방향을 다시 나누어 KOSPI와 업종의 반응을 추정. 주성분의 전망치를 제시한 후, 과거에 확인된 반응을 이용해 지수와 업종의 방향으로 연결
- 다음 분석으로 각종 지수의 가격 움직임에서 현재 시장의 국면을 구분하고 Jump Model을 통해 지금의 상태와 지속 가능성 점검. 이후 종목 간 연결관계를 네트워크로 구성해 중심부와 주변부를 나누면서 시장 내부에서 개별 종목이 차지하는 위치까지 범위를 좁힘
- 결국 Macro Quant가 경제환경과 시장의 관계를 보고, Regime Analysis가 현재 시장의 위치를 확인한다면 Network Analysis는 그 시장 안의 구조를 확인하는 연구 구조를 도입하여 분석을 진행

그림 1-2. 연구의 구성 플로우 차트



자료: 상상인증권 리서치센터

Latent Alpha: 잠재된 성분/국면/네트워크 추출

Part 1. 계량경제(Macro-Quant)

PART 01 - 계량경제

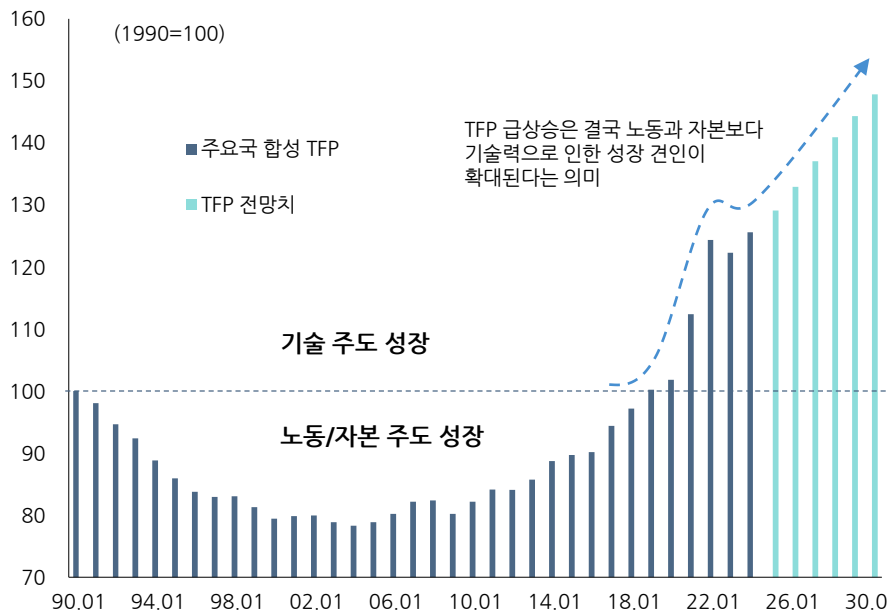
1. 달라진 접근법

01 달라진 접근법

같은 경기, 달라진 시장

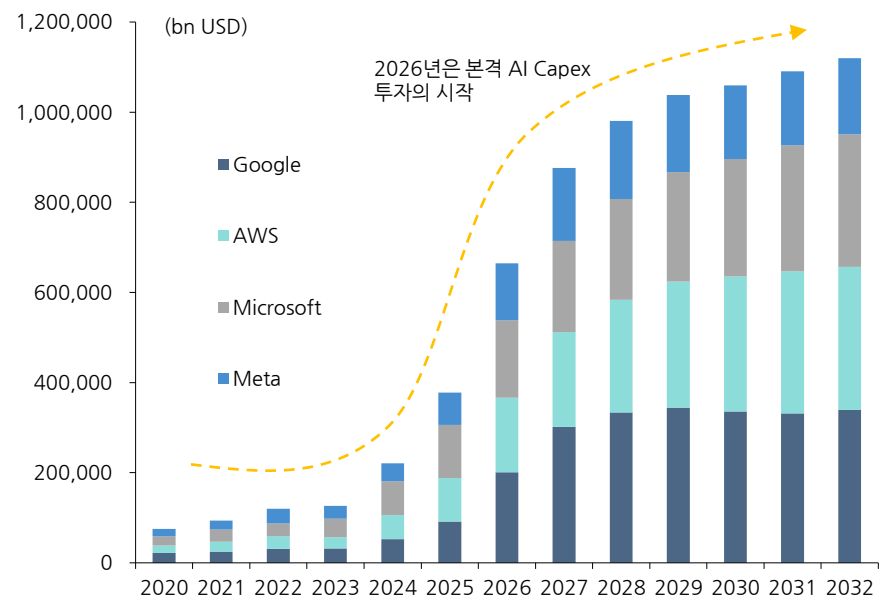
- 팬데믹 이후 성장률과 물가 등 주요 지표는 상당 부분 정상화됐지만 노동공급과 생산성, 투자와 소득의 구성까지 과거로 돌아갔다고 보기는 어려운 상황. 같은 성장률이라도 그 안에서 움직이는 기업활동과 이익의 내용은 달라질 가능성
- 경제구조가 달라졌다면 과거 경기·금리와 업종가격의 관계가 지금도 그대로 유지된다는 가정 역시 다시 확인할 필요. 특정 업종을 경기민감주나 방어주로 미리 구분하기보다 현재 경제환경과 실제 시장반응 사이의 관계에서 출발
- 이번 분석의 관심도 어느 업종의 성과가 더 좋았는지를 가리는 데 있지 않고, 같은 경제환경을 시장 내부에서 어떻게 다르게 받아들이는지를 확인하는 데 위치. 향후 거시전망을 업종전략으로 연결하기 전에 반응함수부터 다시 추정

그림 1-1. 팬데믹을 계기로 성장 동력에서의 변화가 발생



자료: Solow 성장회계를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 1-2. AI 관련 투자의 급증을 성장 기조에 반영할 필요



자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

01 달라진 접근법

PCA, 경제환경의 구성

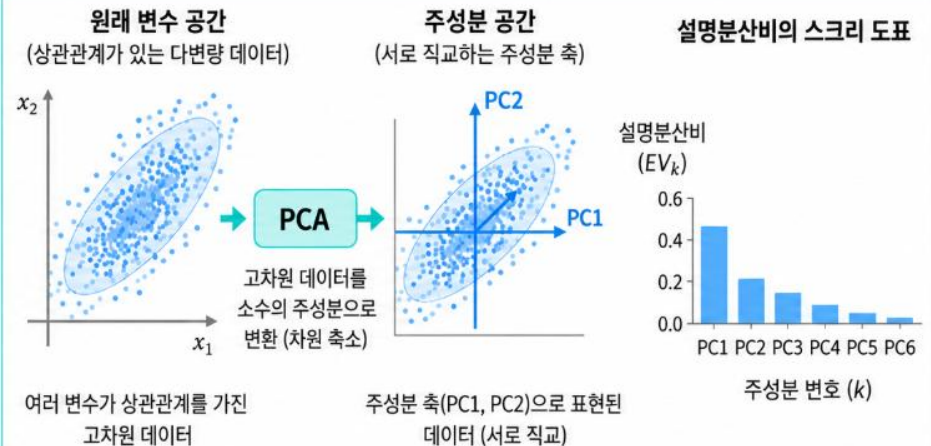
- 경기와 금융시장을 설명하는 지표 가운데에는 서로 같은 정보를 공유하거나 하나의 경제환경을 다른 측면에서 보여주는 경우가 많음. 개별 지표를 업종별로 하나씩 대응시키면 변수 수는 늘어나지만 경제적 의미는 오히려 중복될 가능성
- 이에 기존 연구에서 추출한 실물경기·인플레이션·안전자산 선호·금리·FX·달러·변동성·신용의 6개 주성분을 그대로 활용. 서로 다른 지표에서 공통적으로 나타나는 움직임을 경제환경의 여섯 축으로 압축하고 동일한 기준에서 KOSPI지수, KOSPI 대형/중형/소형, WI26기준 업종과 주성분의 관계를 파악

그림 1-3. Principal Component Analysis의 구조

주요 식

- 데이터 행렬:** $X = [x_1, \dots, x_p] \in \mathbb{R}^{n \times p}$ (n 개 관측치, p 개 변수)
- 표준화:** $Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{s_j}$ (각 변수의 평균 0, 분산 1)
- 공분산행렬:** $\Sigma = \frac{1}{n-1} Z^T Z$ (표준화된 데이터의 공분산행렬)
- 고유값 문제:** $\Sigma v_k = \lambda_k v_k, \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ (고유값과 고유벡터)
- 주성분:** $PC_k = Z v_k = \sum_{j=1}^p v_{jk} Z_j$ (k 번째 주성분, 선형결합)
- 설명분산비:** $EV_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{m=1}^p \lambda_m}$ (전체 분산 중 k 번째 주성분의 비율)

개념도



자료: 상상인증권 리서치센터

01 달라진 접근법

Interaction term, 같은 수준에서 다른 방향

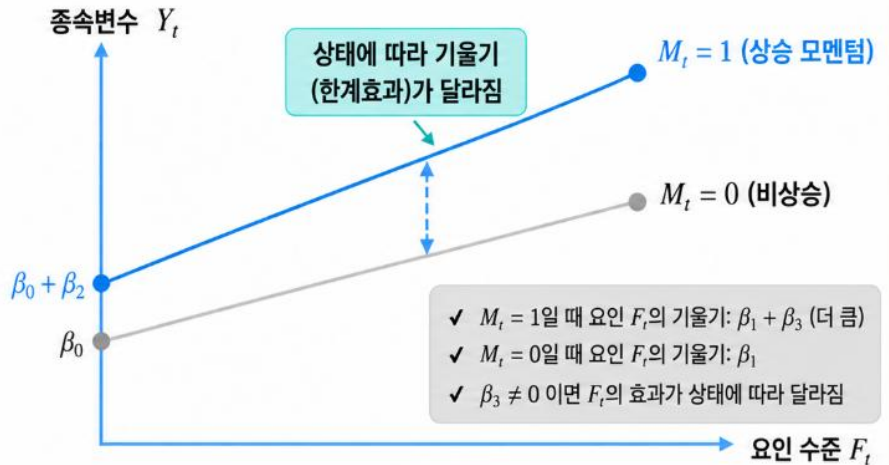
- 경제지표의 현재 수준만으로 시장반응을 설명하기 어려운 이유는 같은 위치라도 그곳까지 올라온 과정과 내려온 과정이 서로 다른 정보를 담기 때문. 금리가 같은 수준에 있더라도 상승 중인 금리와 하락 중인 금리를 시장이 동일하게 받아들이는다고 보기 어려운 구조
- 주성분의 현재 값을 레벨(L), 전월보다 상승했는지를 모멘텀(M), 수준과 방향의 결합을 교호항(L×M)으로 구성. 6개 주 성분마다 세 가지 형태를 두어 총 18개 변수를 동일한 후보군으로 설정하고 업종별로 어떤 정보가 남는지를 추정
- 부분식이 $\beta L + \gamma M + \delta LM$ 일 경우 비상승 상태의 기울기는 β , 상승 상태에서는 $\beta + \delta$ 로 변화. 교호항의 부호 자체보다 같은 경제수준에 대한 반응이 진행방향에 따라 어떻게 달라지는지가 이번 변수변형의 경제적 의미

그림 1-4. 기본적인 회귀분석식에서 interaction term을 도입하는 경우 변화하는 기울기 개념

주요 식

- 기본 모형:** $Y_t = \beta_0 + \beta_1 F_t + \beta_2 M_t + \beta_3 (F_t \times M_t) + \varepsilon_t$
(요인과 상태의 교호항을 포함한 회귀모형)
- 모멘텀 더미:** $M_t \in \{0, 1\}$
($M_t = 1$: 상승 모멘텀, $M_t = 0$: 비상승)
- 비상승 상태($M_t = 0$):** $Y_t = \beta_0 + \beta_1 F_t + \varepsilon_t$
(모멘텀이 없을 때의 관계)
- 상승 상태($M_t = 1$):** $Y_t = (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_3) F_t + \varepsilon_t$
(모멘텀이 있을 때의 관계)
- 한계효과:** $\frac{\partial Y_t}{\partial F_t} = \beta_1 + \beta_3 M_t$
(F_t 의 한계효과)
- 해석:** $\beta_3 \neq 0 \Rightarrow F_t$ 의 효과가 상태(M_t)에 따라 달라짐 (교호항의 의미)

개념도



자료: 상상인증권 리서치센터

01 달라진 접근법

Stepwise regression으로 변수선택

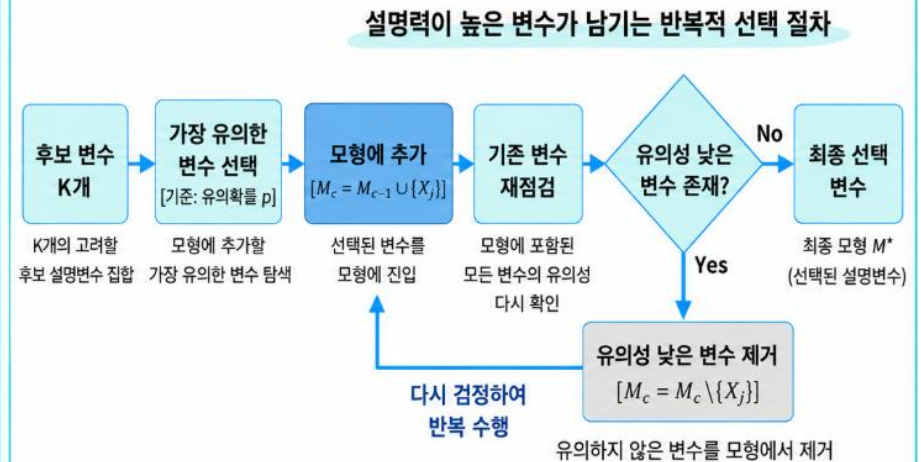
- 6개 주성분의 L·M·I를 모두 고려하면 후보변수는 18개. 모든 변수를 한번에 도입하는 방법보다 실제 시장반응에 남는 변수가 무엇인지부터 확인하는 작업을 수행하는 것이 의미를 가짐
- 동일한 18개 후보변수에 유의수준 20%의 Stepwise를 적용. 시장과 업종마다 선택되는 변수가 달라질 수 있도록 동일한 기준으로 반복 추정을 진행하여 통계적 유의성 기준에 의하여 유의미한 변수를 선택
- 중요한 것은 설명변수의 개수가 아니라 어떤 주성분의 어떤 정보가 남는지 여부. Level·Momentum·Interaction의 선택 결과와 부호를 함께 비교하여 종속변수별 차별성을 도출

그림 1-5. Stepwise regression의 개념

주요 식

- 1 후보 모형: $Y_i = \alpha + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i$ (K개의 후보 설명변수)
- 2 초기집합: $M_0 = \{\alpha\}$, $X = \{X_1, \dots, X_K\}$ (상수항만 포함된 시작 모형)
- 3 진입규칙: $j^* = \arg \min_{j \in M_{c-1}} p_j$, $p_{j^*} < c_{in} \Rightarrow M_c = M_{c-1} \cup \{X_{j^*}\}$ (가장 유의한 변수를 모형에 추가)
- 4 제거규칙: $j \in M_c$, $p_j > c_{out} \Rightarrow M_c = M_c \setminus \{X_j\}$ (유의하지 않은 변수를 모형에서 제거)
- 5 임계값: $c_{in} = 0.20$, $c_{out} = 0.10$ (통계적 유의수준 기준)
- 6 종료조건: 진입·제거할 변수가 없으면 최종모형 $M^* = M_c$ (반복 절차 종료)

개념도

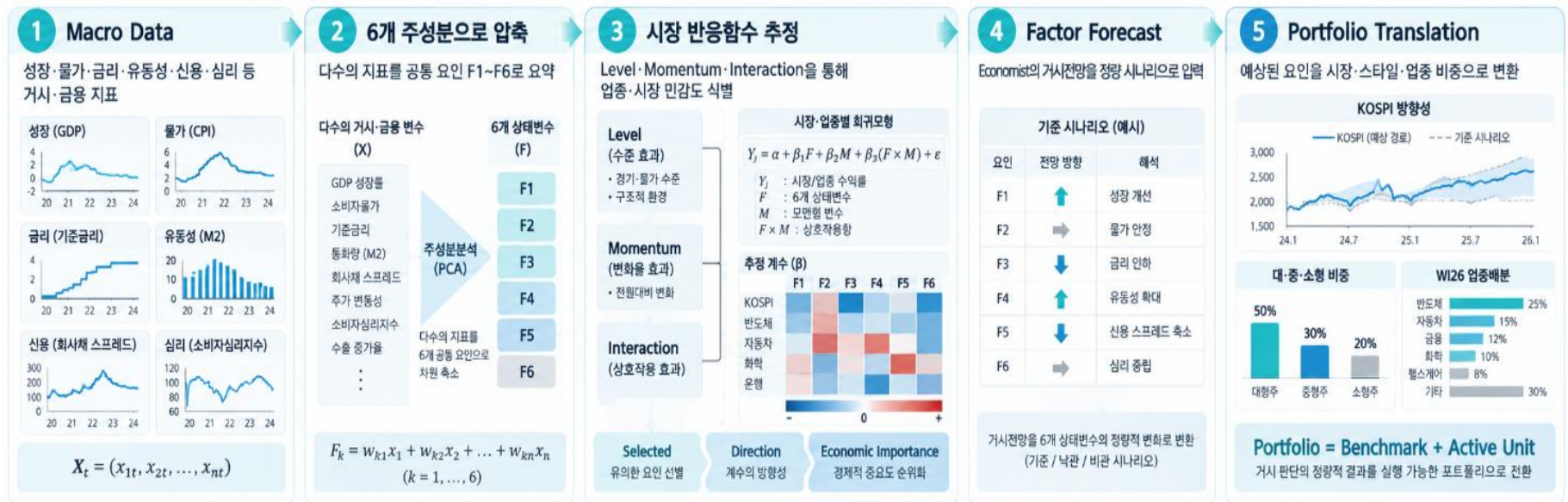


자료: 상상인증권 리서치센터

가격의 위치와 움직임을 나눠 본다

- 거시환경에 우호적인 가격이 형성돼 있다는 것과 같은 환경에서 주가가 추가로 상승한다는 것은 다른 관점으로 볼 수 있음. 또한 거래빈도까지 더하면 하나의 거시요인이 시장에 전달되는 경로도 세 가지로 나뉨
- 종속변수는 장기추세를 제거한 PriceGap, 월간 로그수익률, 거래대금 로그변화율로 구분. 각각 추세 대비 현재 가격위치, 한 달 동안의 가격변화, 시장의 거래활동을 나타내며 같은 계수 방향을 전제하지 않는 구성
- 동일한 18개 설명변수를 종속변수들과 신/구체계에 반복 적용하여 시기와 시장변수에 따른 관계의 차이를 확인. 다만 동시점 회귀인 만큼 인과관계나 예측력을 입증하기보다 현재 활용할 수 있는 업종별 경험적 반응함수 확인이 주된 목적

그림 1-6. Macro Quant 분석의 플로우



자료: 상상인증권 리서치센터

PART 01 - 계량경제

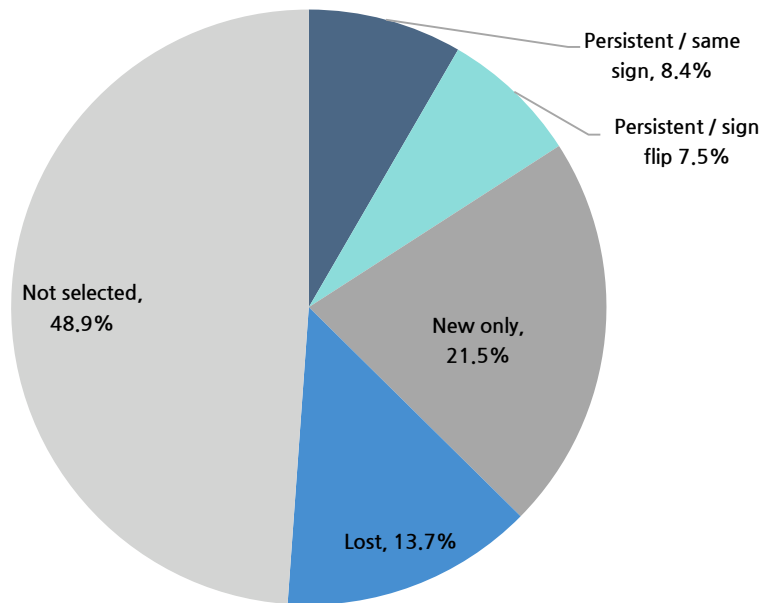
2. 단계적 회귀분석 결과와 함의

02 단계적 회귀분석 결과와 함의

같은 거시요인도 시장변수에 따라 다르게 남는다

- 18개 후보변수를 PriceGap·Return·Turnover에 동일하게 적용했지만 선택 결과는 상당히 다르게 나타남. 전체 후보의 48.9%는 신·구체제 모두에서 선택되지 않았고, 21.5%는 신체제에서 새로 등장. 반면 기존에 선택됐던 변수가 사라진 경우도 13.7%로 확인돼 최근 시장에서 설명력이 있는 정보 자체가 달라짐
- PriceGap은 부호가 바뀐 경우가 상대적으로 많았지만 Return은 새롭게 선택된 변수가 189개로 크게 증가. Turnover는 496개 변수가 신·구체제 모두에서 선택되지 않아 가격수준이나 수익률과는 다른 형태의 반응이 나타남.
- 결국 같은 6개 주성분을 사용하더라도 무엇을 설명하느냐에 따라 남는 정보가 다르고, 이러한 부분이 결국 세가지의 종속변수를 하나의 반응으로 묶기 어려운 이유로 판단. 즉 각각의 결과를 나눠서 볼 필요가 있음

그림 1-7. 팬더믹을 전후로 설명변수의 통계적 유의성 변화



자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 1-8. 3가지의 종속변수별 설명변수의 유의성 변화

Transition	PriceGap	Return	Turnover
Lost	152	72	6
New only	115	189	56
Not selected	75	247	496
Persistent / same sign	105	35	0
Persistent / sign flip	111	15	0

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

02 단계적 회귀분석 결과와 함의

Return, 성분의 모멘텀과 교호항이 중요

- Return에서는 동일한 18개 후보변수를 사용했지만 Level뿐 아니라 Momentum과 Interaction이 여러 업종에서 함께 선택되면서 현재 위치만으로 수익률을 설명하기 어려워짐
- KOSPI는 F1 Level +1.14, F3 Level +4.1701 선택된 반면 F2 Level은 -0.82. 여기에 F3 Momentum -5.33이 함께 남아 같은 경기요인이라도 현재 수준과 움직이는 방향이 수익률에 미치는 영향은 서로 다르게 나타남
- 규모별로도 차이가 큼. KOSPI200에서는 F1·F3의 양(+) 반응이 상대적으로 강한 반면 중형주와 소형주에서는 음(-)의 계수와 Momentum, Interaction이 더 많이 채택됨
- 업종에서는 반도체는 F1과 F3에서는 양(+)의 Level 효과가 큰 동시에 F2·F3 Momentum에서는 음(-)의 계수가 나타나 현재 위치와 변화 방향을 같이 봐야 하는 업종으로 판단
- 따라서 하나의 주성분을 경기호조 또는 경기부진처럼 한 방향으로 해석하기 어려움. 같은 F1이라도 현재 수준이 높은 것과 추가로 상승하는 것은 시장에서 다른 정보가 될 수 있고, 다른 주성분과 결합되면서 수익률 반응도 달라짐

그림 1-10. return을 종속변수로 할 때 규모/업종별 유의한 변수와 방향

Index	F1_L	F1_M	F1_I	F2_L	F2_M	F2_I	F3_L	F3_M	F3_I	F4_L	F4_M	F4_I	F5_L	F5_M	F5_I	F6_L	F6_M	F6_I
KOSPI	1.14			-0.82			4.17	-5.33										
대형주	1.21			-0.81			4.56	-5.67										
중형주	-4.61	-3.74	0.94	1.84	8.12	1.67		-5.74	-4.48	-2.76						-5.95	-4.34	
소형주	-2.13	-5.29			6.73	1.88		-5.26	-3.71	-1.45						-3.28	-5.58	
KOSPI200	4.85			-4.02	7.22		10.24	-4.83	-5.60	4.39		4.02		-5.09				3.57
에너지		-9.70			16.64		8.78	-8.16	-12.42		-3.75	5.59			-2.05	-8.90	-5.97	9.28
화학	-8.56			8.49					-8.62	-5.10			-5.42			-5.90		
비철광재	-5.03			4.18					-7.34	-4.80						-7.94		
철강	-2.00	-8.10			6.47				-5.43		6.81		-2.11				-7.98	
건설건축			1.54		4.97		5.97		-4.98	-3.79							-5.18	
기계	-9.67	-7.68		7.17	12.24			-7.13	-8.96	-5.99					-2.48	-17.06		5.30
조선	-5.73			4.48					-5.39	-4.68						-9.77		
상사자본재			1.29		7.56	1.35	10.21	-6.09	-9.14		-5.93	5.18				-6.63	-4.33	4.33
운송	-3.92	-4.87	1.67		10.74	2.56	-2.97	-5.73		-1.75						-3.22	-5.25	
자동차				1.61	6.40		8.37	-7.42	-7.85		-8.51					-2.45	-6.07	
화학품의류원구	-1.80		0.98		4.44	1.45		-3.24		-1.76		2.98				-3.08	-3.51	
호텔레저	-4.95			4.07			-5.15			-5.35						-6.52		
미디어교육	-6.83	-4.74		6.28			-7.28			-6.00					-3.46	-6.50		
소매유통		-3.67	1.02		4.23		1.63	-2.70				4.95		-2.78				
필수소비재	-4.24		0.88	2.34	2.65	1.08		-2.63	-2.24		-2.95					-4.78		
건강관리	-9.73	6.36		7.34			-8.48	4.36		-7.19					-2.84	-9.92	5.44	3.28
은행	-2.79				6.94	1.77			-4.77	-1.49	4.99	3.36				-5.72	-4.92	
증권	-6.89			6.03					-6.65	-5.75		4.54	-3.61	6.99		-9.21	-3.91	
보험	1.09			-1.05	3.14		2.41	-2.98		1.90								
소프트웨어	-4.21			3.09	6.10				-10.01	-4.58		4.57	-5.21	-2.48		-10.84		8.19
IT하드웨어	10.53			-8.59			15.04	-5.17		9.32						11.08		
반도체	6.73			-5.17	10.51		14.95	-7.44	-7.51	7.07		4.22			-8.02			4.43
IT가전	-10.40		1.70	8.87	6.86				-11.48	-5.01			-4.97			-7.23		
디스플레이	-4.88	-5.28		2.61	9.26	1.87		-8.37	-6.43	-3.61						-7.61	-6.35	
통신서비스																-0.97		
유틸리티	-3.20			4.76				-6.06		-5.16	-7.24					-7.16		

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

02 단계적 회귀분석 결과와 함의

Turnover, 주성분과의 제한적 관계

- Turnover에서는 전체 18개 변수를 동일하게 적용했지만 KOSPI와 대형주에서는 선택변수가 나타나지 않았고, 중소형주와 일부 업종에서만 제한적으로 관계가 확인됨
- 업종별로는 화학·비철목재·자동차·필수소비재·증권 등에서 상대적으로 많은 변수가 선택. 반면 가격순환이나 수익률에서 반응이 컸던 업종이 거래대금에서도 같은 모습을 보이는 것은 아니어서 앞선 두 결과와 차이가 있음
- 반복적으로 나타나는 주성분 방향도 뚜렷하지 않음. 특정 Factor의 Level이나 Momentum이 여러 업종에서 같은 부호로 남기보다 업종마다 서로 다른 변수가 선택되는 모습이 강하게 나타남
- 이는 거래대금이 거시환경만으로 결정되지 않기 때문일 가능성. 자금유입과 업종별 수급, 이벤트 등 가격변수에 직접 포함되지 않은 요인의 영향이 상대적으로 크게 작용하고 있을 수 있음

그림 1-11. turnover를 종속변수로 할 때 규모/업종별 유의한 변수와 방향

Index	F1_L	F1_M	F1_I	F2_L	F2_M	F2_I	F3_L	F3_M	F3_I	F4_L	F4_M	F4_I	F5_L	F5_M	F5_I	F6_L	F6_M	F6_I
KOSPI																		
대형주																		
중형주									15.16									
소형주																		
KOSPI200																		
에너지																		
화학	-32.52	-26.28	12.05	24.51					-17.21	-10.83			-26.87	31.37	10.96			-32.14
비철목재	-89.82			82.77	-37.21		-73.15			-61.49			-42.66	44.13		-75.29	50.76	
철강		-52.34					-29.98						-10.61					
건설건축																		
기계																		
조선																		
상사자본재		-33.58											20.02	-15.94			21.09	
운송																		
자동차	-26.04			20.57					-34.38	-21.98							-35.37	
화장품의류원구																		
호텔레저																		
미디어교육																		
소매유통		-37.58	8.43		42.28	18.37	26.72	-67.27			-61.79						-25.58	-23.97
필수소비재																		
건강관리																		
은행																		
증권				13.71	-16.31		20.24	24.08	-33.59							24.49	22.42	-35.20
보험																		
소프트웨어																		
IT하드웨어									-13.74									
반도체				5.62			23.02		-30.14				23.61	-16.80				
IT가전																		
디스플레이																		
통신서비스																		
유틸리티																		

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

02 단계적 회귀분석 결과와 함의

각 종속변수에서 다른 반응함수 구축

- 같은 주성분도 PriceGap·Return·Turnover에서 선택 여부와 부호가 달라지며, 동일한 시장변수 안에서도 업종과 규모에 따라 L·M·I 조합이 상이. 어떤 경제정보가 어떤 시장변수에 반영됐는지를 구분하였음
- 신·구체계 비교에서도 변화의 형태가 동일하지 않은 결과. PriceGap은 레벨 관계가 보다 넓게 남는 반면 Return에서는 다양한 레벨·모멘텀·교호항이 새롭게 선택되고, Turnover는 상대적으로 제한적인 관계를 유지
- 따라서 이번 분석의 최종 산출물은 하나의 업종순위가 아니라 6개 주성분 × 세 시장변수 × 상태에 따른 업종별 조건부 반응함수임. 이후 6대 주성분의 향후 경로를 독립적으로 전망한 뒤 이 반응함수에 대입하여 업종의 상대매력도 판단

그림 1-12. KOSPI지수, 반도체, 소매유통의 팬더믹 전후 선택되는 설명변수의 종류와 변화 방향

변환된 6주성분 구분	KOSPI				반도체				소매유통			
	Price gap		Return		Price gap		Return		Price gap		Return	
	구체계	신체계	구체계	신체계	구체계	신체계	구체계	신체계	구체계	신체계	구체계	신체계
F1 Level	0.043	0.337		1.136		0.579	1.296	6.725	0.039	0.174	2.845	-3.672
F1 Momentum	0.025		1.635				4.656		0.046			
F1 Interaction	-0.015	0.012				0.028			-0.045	0.017		1.022
F2 Level		-0.236		-0.821	-0.024	-0.464		-5.175	0.028	-0.082		
F2 Momentum	-0.050	0.082				0.177		10.513		0.095		4.231
F2 Interaction	-0.023	-0.019			-0.093				-0.056	-0.025		
F3 Level		0.293		4.168	0.164	0.513	5.349	14.954		0.179		1.634
F3 Momentum	-0.023			-5.334	-0.116	-0.123		-7.444	0.054			-2.699
F3 Interaction					-0.074			-7.512			-3.433	
F4 Level		0.296			0.051	0.533		7.066	0.048	0.161	-2.107	
F4 Momentum		0.058			0.070		-2.869					
F4 Interaction		0.033						4.224	0.050	0.039	3.311	4.954
F5 Level	-0.026	-0.084			-0.043	-0.073			0.011	-0.051		-2.779
F5 Momentum					0.044			-8.024	-0.037	-0.037		
F5 Interaction		0.033				0.064					0.939	
F6 Level	0.035	0.455			-0.103	0.783			0.028	0.173		
F6 Momentum		-0.044			0.050	-0.078			0.032			
F6 Interaction	0.018				0.120			4.430	0.041	0.069		

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

02 단계적 회귀분석 결과와 함의

(참고) KOSPI와 대형주 지수 회귀분석 결과

KOSPI | Stepwise Regression (p = 20%)

계수(coefficient), 괄호 안은 t-statistic | 구체계(Old)·신체계(New) 비교

VARIABLES	(1) PriceGap_Old	(2) PriceGap_New	(3) Return_Old	(4) Return_New	(5) Turnover_Old	(6) Turnover_New
f1_level	0.0433*** (8.93)	0.3369*** (9.53)		1.1360** (2.08)		
f2_level		-0.2361*** (-7.50)		-0.8212* (-1.79)		
f3_level		0.2925*** (8.00)		4.1676*** (2.92)		
f4_level		0.2957*** (11.45)				
f5_level	-0.0259*** (-7.13)	-0.0838*** (-4.03)				
f6_level	0.0354*** (3.57)	0.4550*** (13.07)				
f1_mom	0.0245** (2.44)		1.6347** (2.32)			
f2_mom	-0.0496*** (-4.81)	0.0816*** (2.95)				
f3_mom	-0.0229*** (-2.89)			-5.3338*** (-2.77)		
f4_mom		0.0582 (1.61)				
f6_mom		-0.0442 (-1.62)				
f1_int	-0.0153* (-1.88)	0.0118 (1.59)				
f2_int	-0.0225*** (-2.69)	-0.0193** (-2.01)				
f4_int		0.0333 (1.52)				
f5_int		0.0328*** (2.85)				
f6_int	0.0184 (1.59)					
Constant	0.0272*** (3.70)	-0.0204 (-0.81)	-0.6337 (-1.46)	3.9359*** (3.26)	0.6296 (0.19)	2.7003 (0.57)
Observations	95	74	95	74	95	74
R-squared	0.755	0.929	0.055	0.198	0.000	0.000
Adjusted R-squared	0.729	0.913	0.0447	0.152	0	0
RMSE	0.0336	0.0636	3.327	7.568	32.27	41

KOSPI 대형주 | Stepwise Regression (p = 20%)

계수(coefficient), 괄호 안은 t-statistic | 구체계(Old)·신체계(New) 비교

VARIABLES	(1) PriceGap_Old	(2) PriceGap_New	(3) Return_Old	(4) Return_New	(5) Turnover_Old	(6) Turnover_New
f1_level	0.0295*** (4.45)	0.3653*** (9.61)	0.8755 (1.51)	1.2132** (2.11)		
f2_level		-0.2636*** (-7.79)		-0.8096* (-1.68)		
f3_level		0.3183*** (8.10)	1.9719 (1.41)	4.5570*** (3.04)		
f4_level	-0.0123 (-1.30)	0.3252*** (11.71)				
f5_level	-0.0286*** (-6.44)	-0.0892*** (-3.99)				
f6_level		0.4995*** (13.35)				
f1_mom	0.0168* (1.81)		2.6563*** (2.76)			
f2_mom	-0.0346*** (-3.09)	0.0830*** (2.79)				
f3_mom	-0.0276*** (-2.96)			-5.6741*** (-2.80)		
f4_mom		0.0710* (1.82)	-1.7795 (-1.59)			
f5_mom	0.0204** (2.22)					
f6_mom		-0.0497* (-1.70)				
f1_int		0.0147* (1.85)				
f2_int	-0.0285*** (-3.07)	-0.0199* (-1.93)				
f4_int	0.0182 (1.54)	0.0373 (1.58)				
f5_int		0.0381*** (3.07)				
f6_int	0.0312*** (3.31)					
Constant	0.0122 (1.26)	-0.0214 (-0.79)	-0.2286 (-0.44)	4.2104*** (3.31)	0.5395 (0.14)	3.1574 (0.59)
Observations	95	74	95	74	95	74
R-squared	0.798	0.926	0.103	0.200	0.000	0.000
Adjusted R-squared	0.774	0.910	0.0631	0.154	0	0
RMSE	0.0333	0.0684	3.394	7.958	38.65	46.22

02 단계적 회귀분석 결과와 함의

(참고) KOSPI 중형주, KOSPI 소형주 회귀분석 결과

KOSPI 중형주 | Stepwise Regression (p = 20%)

계수(coefficient), 괄호 안은 t-statistic | 구체계(Old)·신체계(New) 비교

VARIABLES	(1) PriceGap_Old	(2) PriceGap_New	(3) Return_Old	(4) Return_New	(5) Turnover_Old	(6) Turnover_New
f1_level		0.0749*** (11.53)		-4.6077** (-2.64)		
f2_level	0.0802*** (9.69)		1.0485** (2.20)	1.8412 (1.31)		
f3_level	-0.2047*** (-8.09)	0.0605*** (4.91)				
f4_level		0.0615*** (7.27)		-2.7607* (-1.91)		
f5_level	0.0283*** (3.36)	-0.0620*** (-7.43)				
f6_level	0.0733*** (6.52)	0.0967*** (8.17)		-5.9458** (-2.49)		
f1_mom	0.0188 (1.33)			-3.7388 (-1.32)		
f2_mom	-0.0295 (-1.66)	0.0793*** (3.88)		8.1187*** (2.70)		
f3_mom	0.0186 (1.59)			-5.7440** (-2.41)		
f5_mom	-0.0381*** (-3.06)	0.0236 (1.34)				
f6_mom				-4.3441** (-2.21)		
f1_int	-0.0364*** (-3.42)			0.9439 (1.36)		
f2_int		-0.0154** (-2.46)	-1.3145 (-1.33)	1.6692* (1.83)		
f3_int	0.1256*** (3.95)			-4.4815* (-1.86)		15.1576 (1.66)
f4_int	0.0399** (2.48)					
f5_int	-0.0117 (-1.57)		1.1654*** (2.63)			
Constant	0.0072 (0.53)	-0.0486*** (-4.21)	-0.1064 (-0.25)	2.4943 (1.14)	1.0842 (0.30)	1.2148 (0.26)
Observations	95	74	95	74	95	74
R-squared	0.783	0.900	0.095	0.259	0.000	0.037
Adjusted R-squared	0.752	0.888	0.0656	0.127	0	0.0234
RMSE	0.0437	0.0505	4.169	6.218	34.77	39.54

KOSPI 소형주 | Stepwise Regression (p = 20%)

계수(coefficient), 괄호 안은 t-statistic | 구체계(Old)·신체계(New) 비교

VARIABLES	(1) PriceGap_Old	(2) PriceGap_New	(3) Return_Old	(4) Return_New	(5) Turnover_Old	(6) Turnover_New
f1_level		-0.0211** (-2.39)		-2.1253*** (-2.66)		
f2_level	0.1020*** (12.35)	0.0591*** (6.42)	0.7479 (1.48)			
f3_level	-0.2015*** (-6.67)		-3.4596** (-2.30)			
f4_level	-0.0343** (-2.49)		-1.5459* (-1.91)	-1.4533* (-1.96)		
f5_level	0.0431*** (5.93)	-0.0429*** (-3.84)				
f6_level	0.0472*** (4.19)	-0.0576*** (-3.46)		-3.2771** (-2.35)		
f1_mom				-5.2932* (-1.92)		
f2_mom		0.0960*** (4.33)		6.7308** (2.36)		
f3_mom	0.0379*** (2.64)			-5.2613** (-2.19)		
f4_mom	-0.0272* (-1.77)					
f5_mom		0.0428** (2.03)				
f6_mom	0.0218* (1.69)	-0.0434*** (-2.68)		-5.5765*** (-2.84)		
f1_int	-0.0234** (-2.18)					
f2_int				1.8756** (2.07)		
f3_int	0.1492*** (3.90)	-0.0693*** (-3.91)		-3.7136* (-1.95)		
f4_int	0.0500*** (3.09)					
f5_int	-0.0207** (-2.48)					
f6_int		0.0304* (1.92)				
Constant	-0.0200 (-1.44)	-0.0510*** (-4.41)	0.2452 (0.50)	4.0322* (1.90)	0.5786 (0.14)	-0.5167 (-0.10)
Observations	95	74	95	74	95	74
R-squared	0.771	0.864	0.068	0.202	0.000	0.000
Adjusted R-squared	0.737	0.845	0.0368	0.0897	0	0
RMSE	0.0473	0.0485	4.671	6.279	40.32	45.16

PART 01 - 계량경제

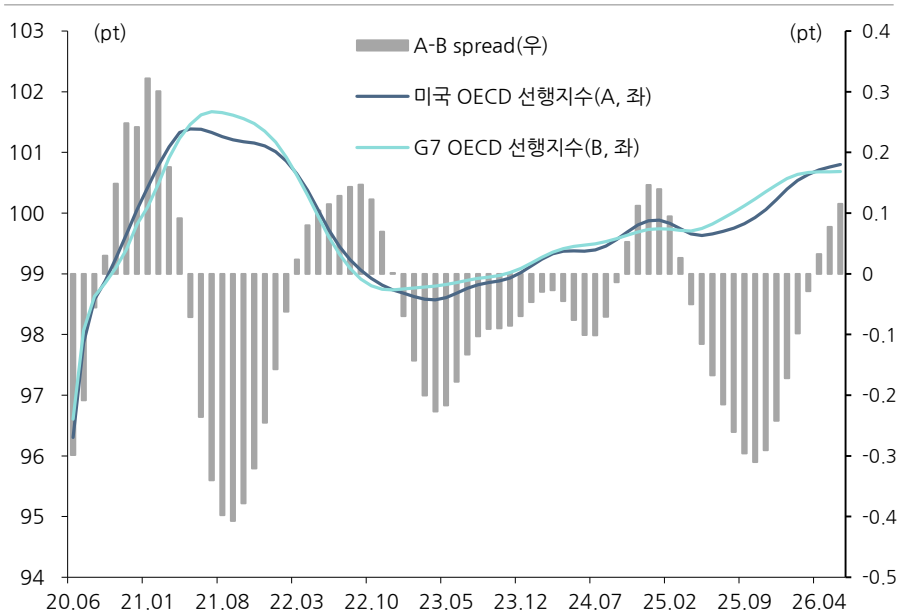
3. 6대 주성분의 정성적 예측

03 6대 주성분의 정성적 예측

경기상승기조로 안전자산 수요가 떨어짐

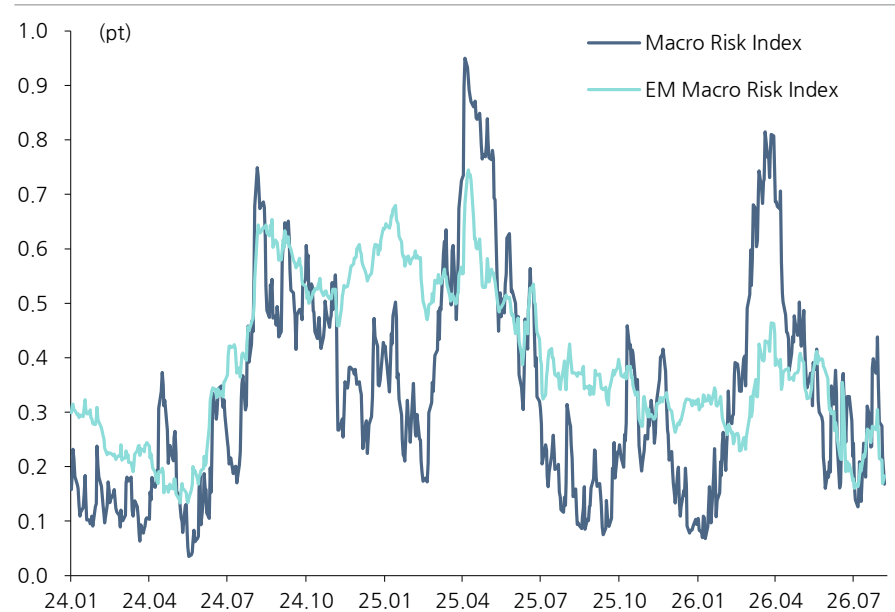
- 글로벌 경기에 대한 최근의 판단은 결국 미국이 얼마나 강건한 모습과 체력을 보여주는지에 있음. 미국 2분기 GDP는 1분기 대비 낮은 수준을 기록하였으나 개인소비지출 상승과 더불어 명목GDI는 +8.7% 상승을 기록.
- 재고자산증감과 순수출이 GDP 하락의 주요 요인이었던 만큼 향후 예정되어 있는 산출의 확대는 글로벌 경기를 긍정적으로 볼 수 있는 요소로 확인. OECD 선행지수 역시 주요 선진국 대비 높은 수준을 기록하고 있음
- 한편 글로벌 매크로 리스크 인덱스는 지난 4월 이란 전쟁 당시 상당히 높아졌으나 최근 하향안정된 모습이며, 유가 및 전쟁 이벤트는 상시 발생하는 것으로 간주되는 만큼 리스크지표의 안정 지속 전망

그림 1-13. 글로벌 경기의 중심인 미국의 선행지수가 우위



자료: OECD, 상상인증권 리서치센터

그림 1-14. 전반적인 리스크지표는 하향안정되어 안전자산 선호 감소



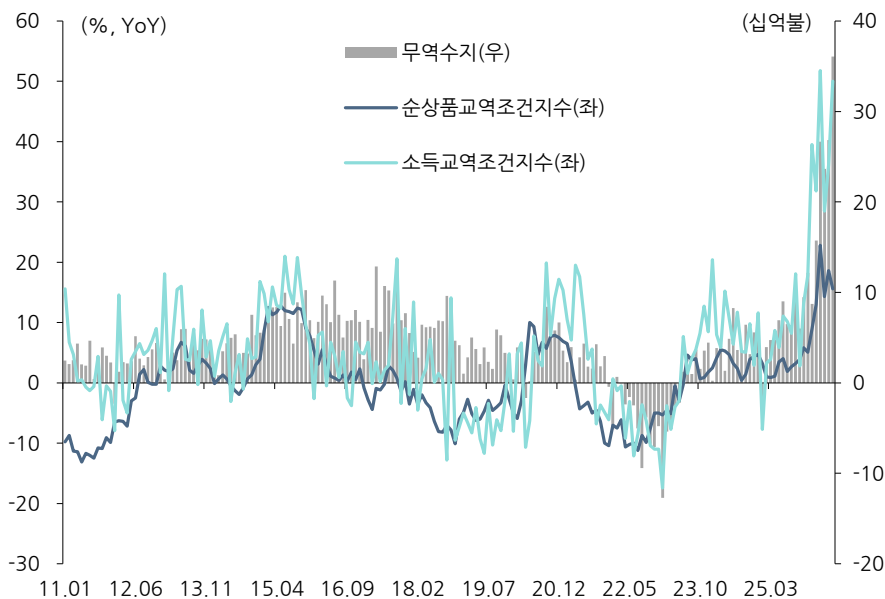
자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

03 6대 주성분의 정성적 예측

(참고) 한국 경제상황도 긍정적 시각

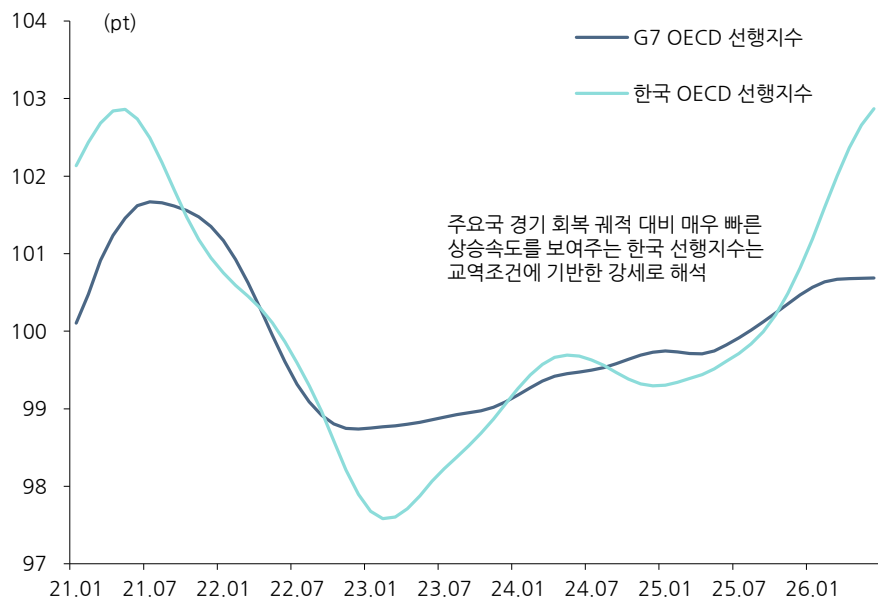
- 한국 경제는 언제나 그렇듯이 수출이 가장 중요한 경제변수로 역할을 함. 특히 한국 증시를 설명함에 있어서 수출증가율과 KOSPI 지수 상승률은 그 궤적이 유사한 만큼 수출로 인하여 발생하는 이익이 증시에 반영
- 수출증가율은 글로벌금융위기, 팬더믹 등 특수한 경우를 제외하면 대부분 전년대비 (+) 증가율을 유지함. 다만 증가율의 변화가 경기모멘텀을 확인시켜 주는 것으로 해석할 수 있음
- 최근 1년여 간 급증하였던 수출증가율은 반도체 수출에 기인한 변화인 것으로 확인되며, 향후 헤드라인 수출의 향방 역시 주요 반도체 수요 국가의 경기와 기술 발전에 연동되어 발생. 기술발전 속도는 여전히 추가 모멘텀을 받을 수 있으므로 긍정적 평가 가능

그림 1-15. 교역조건 개선으로 대외교역에서의 마진 상승속도 빨라짐



자료: 한국은행, 상상인증권 리서치센터

그림 1-16. 한국 OECD 선행지수에서 가장 중요한 구성요소는 교역조건

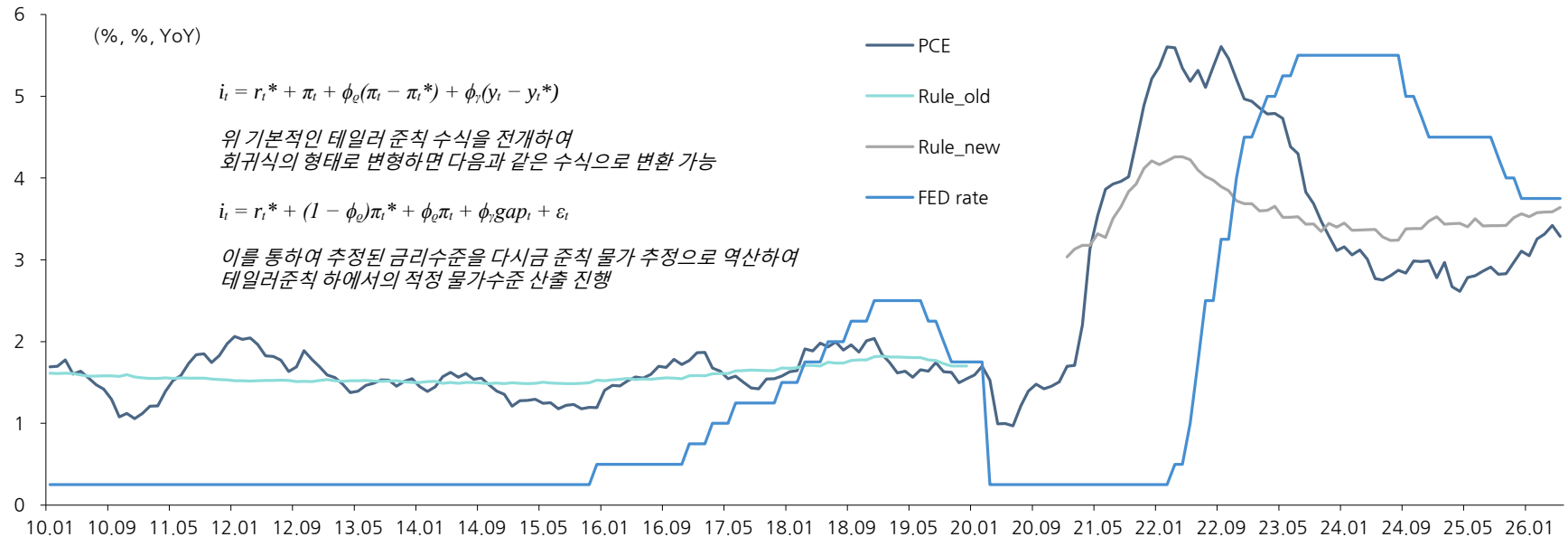


자료: OECD, 상상인증권 리서치센터

준칙은 아니지만, 이미 높은 물가는 금리를 자극시킨다

- 테일러준칙은 정책금리가 물가와 경기 여건에 일정한 규칙으로 반응해 정해진다는 관계식으로, 팬더믹 전후 금리·물가 관계를 각각 추정해, 같은 금리가 두 시기에 서로 다른 물가를 가리키는지 확인할 수 있음
- 팬더믹 이전 준칙물가는 1.5% 내외에서 형성되면서 연준의 물가목표인 2% 수준에서 크게 벗어나지 않았으나 팬더믹 이후 새로운 물가와 금리 관계에 기반한 준칙물가는 3% 중반에서 형성
- 결국 현 수준의 금리 수준이 경기 레벨의 견조함에 따라 높은 수준에서 머무를 가능성이 높은 상황이지만, 적정 물가 자체가 높아지면서 현재 수준을 유지할 가능성이 높은 것을 감안한다면 적어도 급격한 금리 상승보다는 현 수준 유지 가능성이 높으며 물가 역시 추가적인 공급발 충격이 제한적인 이상 안정화 가능성

그림 1-17. 통화정책 상 적정 물가와 금리수준을 산출하는 테일러 준칙 상 적정물가 역시 3%대 이상으로 높아진 것으로 추정



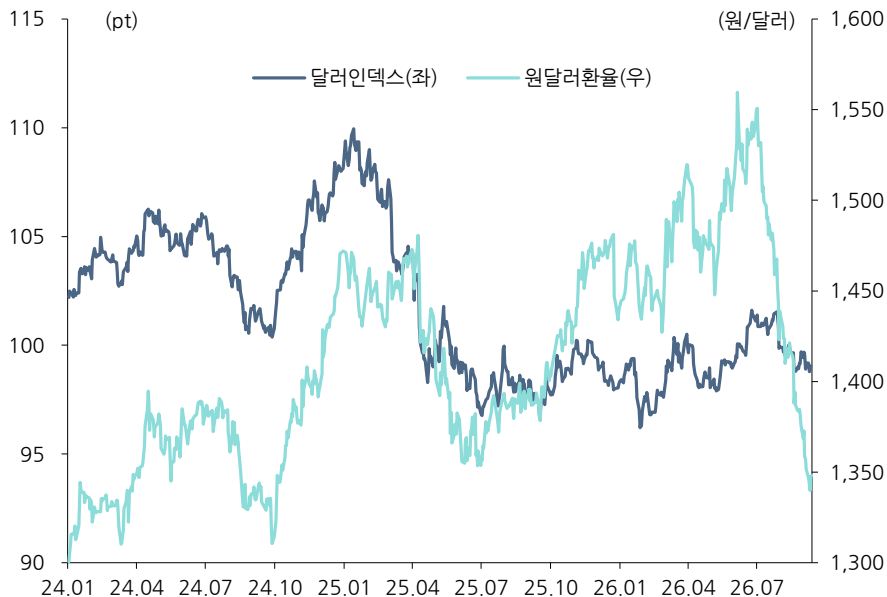
자료: 테일러준칙을 기반으로 회귀식 변환하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 6대 주성분의 정성적 예측

달러보다 더 강해진 원화와 높은 수준에서 유지되는 변동성

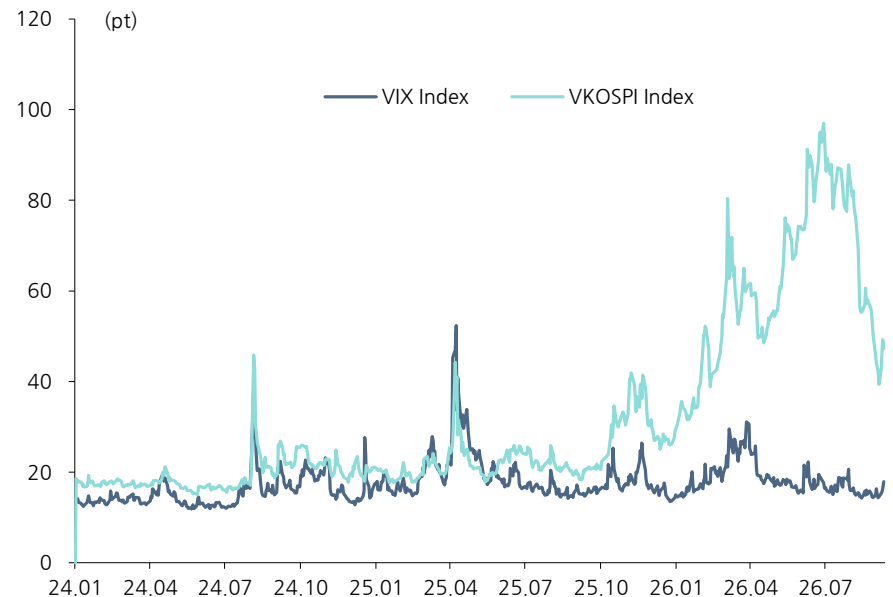
- 6개의 주성분 중 가장 고민되는 부분은 FX와 관련된 부분. 특히 최근 달러인덱스는 100pt를 하회하는 수준에서 안정세를 나타내는 중이지만, 그동안 과도하게 저평가되었던 원달러환율은 강한 강세를 보이는 중. 당분간 무역수지 흑자 등에 따라 달러 수급의 용이함이 진행된다면 달러인덱스가 정체되더라도 원달러환율은 원화 강세를 보일 가능성. 따라서 FX 주성분은 약보합 내지 하락에 위치할 것으로 전망
- 주식시장 변동성지수는 미국 시장에서는 급등락이 제한적인 수준이나 한국 시장의 VKOSPI는 급격한 상승 이후 다시금 반락이 진행. 여전히 예전 수준 대비 변동성이 높은 수준인 것을 감안할 필요가 있으며, 여전히 반도체 경기와 관련된 뉴스 및 금리인상에 대한 불확실성이 존재하는 것을 감안한다면 변동성은 강보합 국면 가능성

그림 1-18. 달러인덱스의 소폭 약세에도 불구하고 원화의 빠른 강세 진행



자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

그림 1-19. 증시에서의 변동성지수는 높은 수준을 유지



자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

PART 01 - 계량경제

4. 분석 결과의 실전 적용

회귀분석으로 전망한 KOSPI Forecasting

- 6개 주성분의 전망을 임의의 점수로 환산하지 않고 신체계 표본의 과거 6개월 변화분포를 이용해 시나리오별 변화폭으로 변환. 현재 수준에서 6개월 목표값까지의 경로를 생성해 매월 레벨과 모멘텀을 Stepwise 식에 다시 반영
- 현재 전망조합에서는 KOSPI Return score가 5.24에서 향후 6개월 평균 5.42로 상승. Stepwise 모형에서의 분석 결과를 반영하여 6개월 목표 점추정치를 산출하면 8,822pt가 도출됨
- 다만 지수의 단일 목표치보다 거시성분 전망이 현재보다 우호적으로 바뀔 경우의 중심경로로 해석하고, 실제 지수전망은 Return 신호와 PriceGap의 방향 일치 여부를 함께 확인할 필요. 목표지수 밴드는 8,000~9,400pt로 제시

그림 1-20. 6대 주성분을 활용한 KOSPI 지수 예측 방식

1 Scenario path for the six factors

$$F_{k,t+6}^{(s)} = F_{k,t} + Q_k^{(s)}$$

$$s \in \{\text{상승, 강보합, 약보합, 하락}\}$$

$$Q_k^{(s)} = \{Q_{75}, Q_{60}, Q_{40}, Q_{25}\}$$

$$F_{k,t+h}^{(s)} = F_{k,t} + \frac{h}{6} Q_k^{(s)}, \quad h = 1, \dots, 6$$

$$M_{k,t+h} = 1 (F_{k,t+h} > F_{k,t+h-1})$$

과거 6개월 변화분포를 이용해 시나리오별 변화폭을 설정

2 Stepwise return score

$$\hat{R}_{t+h} = \alpha + \sum_{k=1}^6 [\beta_k F_{k,t+h} + \gamma_k M_{k,t+h} + \delta_k F_{k,t+h} M_{k,t+h}]$$

$$\bar{R}_{6M} = \frac{1}{6} \sum_{h=1}^6 \hat{R}_{t+h}$$

$$\Delta R = \bar{R}_{6M} - \hat{R}_t$$

Return은 향후 6개월의 추가상승동력을 측정하는 주 신호

3 KOSPI target conversion

$$r_{t,t+6}^{KOSPI} = a + b \bar{R}_{6M,t} + \varepsilon_t$$

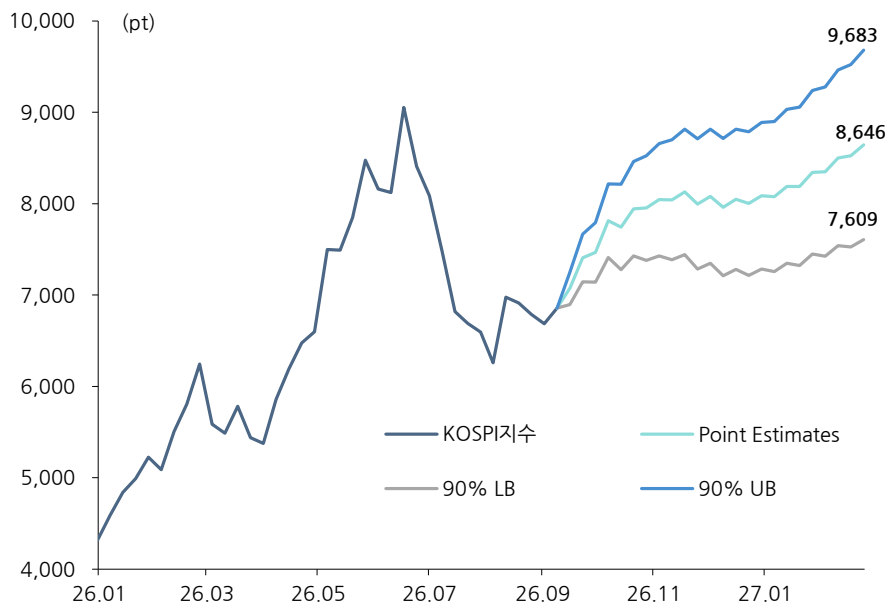
$$\hat{r}_{6M} = a + b \bar{R}_{6M}$$

$$KOSPI_{t+6}^* = KOSPI_t \exp\left(\frac{\hat{r}_{6M}}{100}\right)$$

Factor view → Stepwise score → 6M expected return → KOSPI target

자료: 상상인증권 리서치센터

그림 1-21. VAR모형 추정 6개월 KOSPI 예측치도 중심 8000대 후반 형성



자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

업종배분제안 결과 – 반도체와 소매유통 비중 확대

- 필자의 경제지표 동향에 대한 인식은 앞서 언급하였듯이 경기 상승, 물가 약보합, 안전자산 선호 약보합, 금리 강보합, FX 약보합, 변동성 강보합으로 가정. 이를 기초로 stepwise regression에서의 fitted value로 업종스코어 산출
- 업종배분은 현재 fitted return의 절대수준보다 향후 6개월 시나리오에서 Return score가 얼마나 추가로 개선되는지를 기준으로 설정. 26개 업종의 return 변화를 횡단면 순위화
- 현재 시나리오에서는 소매·IT하드웨어·반도체·통신서비스가 +2로 가장 높은 비중확대, 화학·비철목재·보험이 +1로 뒤를 잇는 결과. 반대로 기계·운송·디스플레이는 -2, 에너지·건강관리·은행·증권은 -1로 제시

그림 1-22. 6대 주성분을 활용한 alpha 수익 도출 과정

1. Marginal return signal

$$\Delta R_i = \frac{1}{6} \sum_{h=1}^6 \hat{R}_{i,t+h}^{(s)} - \hat{R}_{i,t}$$

$$\hat{R}_{i,t+h}^{(s)} = \alpha_i + \sum_{k=1}^6 (\beta_{ik} F_{k,t+h} + \gamma_{ik} M_{k,t+h} + \delta_{ik} F_{k,t+h} M_{k,t+h})$$

현재 좋은 업종보다 앞으로 더 좋아지는 업종을 선택

2. Base active unit

$$U_i^{\text{base}} = f(\text{Rank}(\Delta R_i))$$

$U_i^{\text{base}} = +2$	Rank ≤ 4
$U_i^{\text{base}} = +1$	5 ≤ Rank ≤ 10
$U_i^{\text{base}} = 0$	11 ≤ Rank ≤ 16
$U_i^{\text{base}} = -1$	17 ≤ Rank ≤ 22
$U_i^{\text{base}} = -2$	Rank ≥ 23

3. PriceGap filter

$$\Delta PG_i = \hat{PG}_{i,t+6} - \hat{PG}_{i,t}$$

$$z_i^{PG} = (\Delta PG_i - \overline{\Delta PG}) / \sigma_{\Delta PG}$$

$$U_i^{\text{final}} = U_i^{\text{base}} - 1, \text{ if } U_i^{\text{base}} > 0 \text{ and } z_i^{PG} < -0.5$$

$$U_i^{\text{final}} = U_i^{\text{base}} + 1, \text{ if } U_i^{\text{base}} < 0 \text{ and } z_i^{PG} > 0.5$$

$$U_i^{\text{final}} = U_i^{\text{base}}, \text{ otherwise}$$

$-2 \leq U_i^{\text{final}} \leq +2$ PriceGap은 방향을 바꾸지 않고 한 단계만 원화 또는 확인

4. Turnover check

$$\Delta T_i = \bar{T}_{i,6M}^{(s)} - T_{i,t}$$

Confirmed / Divergence / No signal

Factor view → ΔReturn ranking → PriceGap filter → Final active unit

자료: 상상인증권 리서치센터

그림 1-23. 최종 분석 결과 제시되는 업종배분 제안

비중조절	업종
(+++)	IT하드웨어, 반도체, 통신, 소매유통
(+)	화학, 비철목재, 보험
(중립)	철강, 건설건축, 조선, 상사자본재, 자동차, 화장품의류완구, 호텔레저, 미디어교육, 필수소비재, 소프트웨어, IT가전, 유틸리티
(-)	에너지, 건강관리, 은행, 증권
(---)	기계, 운송, 디스플레이

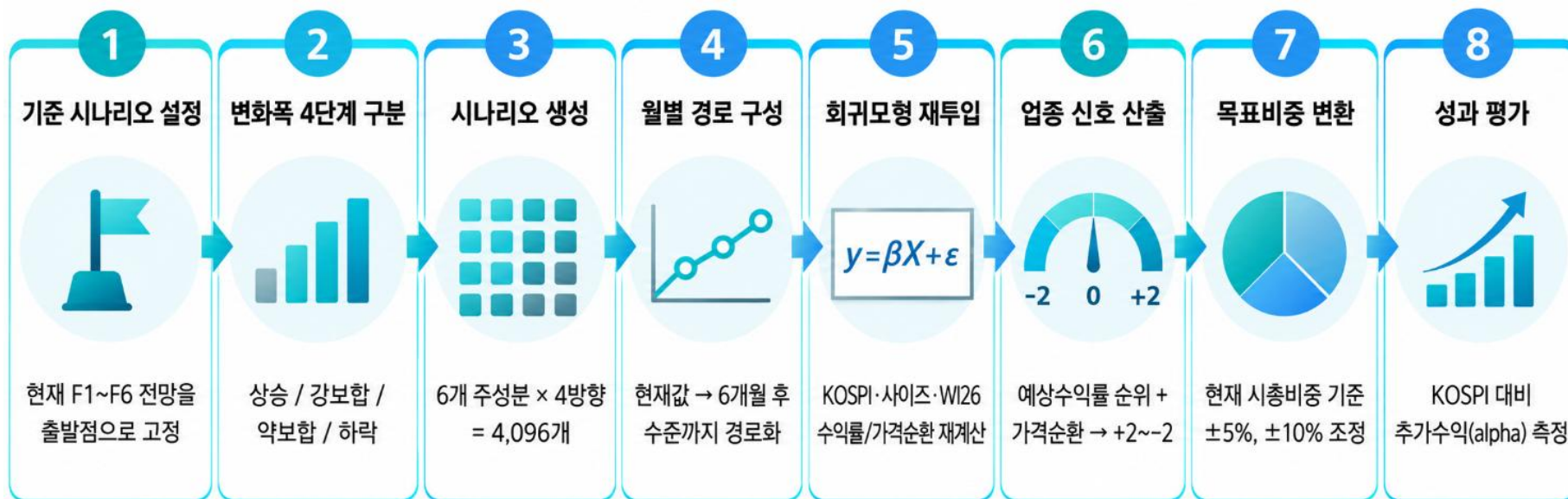
자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

04 분석 결과의 실전 적용

회귀 신호의 업종 배분 적용 단계

- 각 주성분의 6개월 변화폭은 과거 분포를 활용해 상승·강보합·약보합·하락의 네 단계로 나누고, 단순 방향뿐 아니라 변화 강도까지 함께 반영. 6개 주성분의 네 방향을 모두 결합해 총 4,096개 시나리오를 계산
- 각 시나리오마다 현재 값에서 6개월 후 수준까지 월별 경로를 구성하고, 레벨과 방향성 변화를 기존 회귀모형에 다시 투입. 이를 통해 KOSPI와 대·중·소형주, WI26 업종 전반의 수익률 및 가격순환 변화를 동일 기준에서 재산출
- 업종배분은 예상수익률의 상대순위와 가격순환을 함께 반영해 +2~-2 신호로 변환. 이후 현재 시가총액 비중을 출발점으로 +1은 5%, +2는 10% 확대하고 음(-)의 신호는 반대로 축소한 뒤 합계를 100%로 재조정. 최종 평가는 절대수익률보다 KOSPI 대비 추가수익(alpha)에 초점

그림 1-24. 업종배분제안의 성과평가 과정



자료: 상상인증권 리서치센터

신호로 업종 배분시 추가 alpha는 평균 1.79% 달성

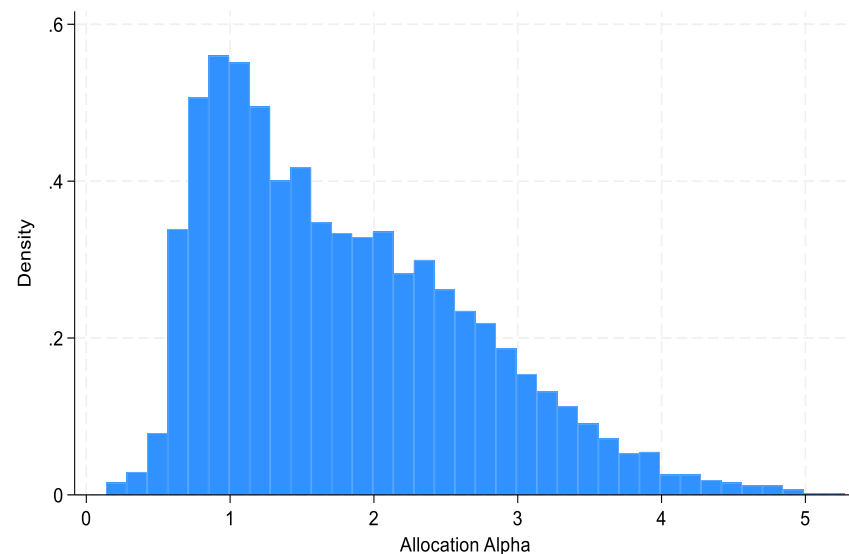
- 현재 전망에서는 업종배분이 KOSPI 대비 약 +2.38%p의 추가수익을 만드는 것으로 계산. 반도체 비중확대뿐 아니라 기계·건강관리·은행·에너지 등 상대적으로 부진한 업종의 비중축소도 초과수익에 동시 기여
- 시장의 추가 상방은 F2 인플레이션 방향 변화에서 가장 뚜렷하게 나타남. F2가 약보합에서 하락으로 이동하면 KOSPI 기대수익률도 높아지는 동시에, 업종배분 효과도 +2.38%p에서 약 +3.0%p로 확대되는 것으로 계산
- 반대로 일부 주성분 변화는 KOSPI 상승 전망을 유지하면서도 업종배분 효과를 크게 약화. F6가 강보합에서 하락으로 바뀌면 배분효과는 약 +0.8%p로 축소되며, F1까지 약보합으로 둔화될 경우 KOSPI 기대수익률도 낮아지면서, 배분효과는 약 +0.6%p까지 추가 하락

그림 1-25. 주요 alpha 수치별 주성분 방향성

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	Alpha
Minimum Alpha	↗	↑	↘	↗	↑	↑	0.14%
Median Alpha	↓	↘	↓	↘	↘	↗	1.61%
Mean Alpha	↓	↗	↓	↘	↘	↗	1.79%
Forecasting Alpha	↑	↘	↘	↗	↘	↗	2.38%
Maximum Alpha	↓	↑	↗	↓	↗	↓	5.27%

자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 1-26. 주성분 결과를 통한 배분 도입시 평균 약 1.79%의 alpha 가능



자료: PCA와 Stepwise regression을 통하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

Latent Alpha: 잠재된 성분/국면/네트워크 추출

Part 2. 국면 딥러닝 분석(AI Computing)

PART 02 - 국면 딥러닝 분석

1. 국면 모델, 어떻게 발전했나

01 국면 모델, 어떻게 발전했나

국내외 금융 시장 국면 모델 활용 현황

- 크래프트 테크놀로지스(Qraft)가 AI 현금 비중 모델을 하방 위험 관리용으로 활용한 AI ETF를 뉴욕거래소에 상장
- 해당 펀드는 AI 가 시장의 하락 가능성이 높다고 판단하지 않을 때에는 주식의 비중을 최대 100%까지 늘려서 자본이득을 추구 하는 Swing 스윙 전략을 구사
- 이외에도 크래프트는 하나은행, 신한은행, 기업은행, 유진자산운용 등 국내 기관에 AI 모델 공급 중
- 반면, Two Sigma의 경우 17개의 팩터에 Gaussian Mixture Model(GMM)을 적용해 Crisis, Steady State, Waling on Ice(WOI) 4개 국면을 데이터 기반으로 도출하였음

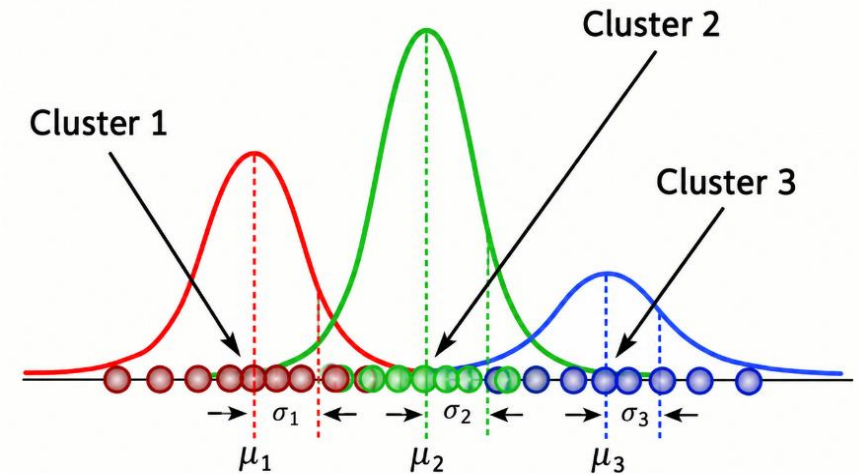
그림 2-1. S&P 500 Daily Absolute Return



자료: 크래프트 테크놀로지스, 상상인증권 리서치센터

그림 2-2. Gaussian Mixture Model

Exhibit 1: Illustrative Example of Three Gaussians that Describe a Single Time Series



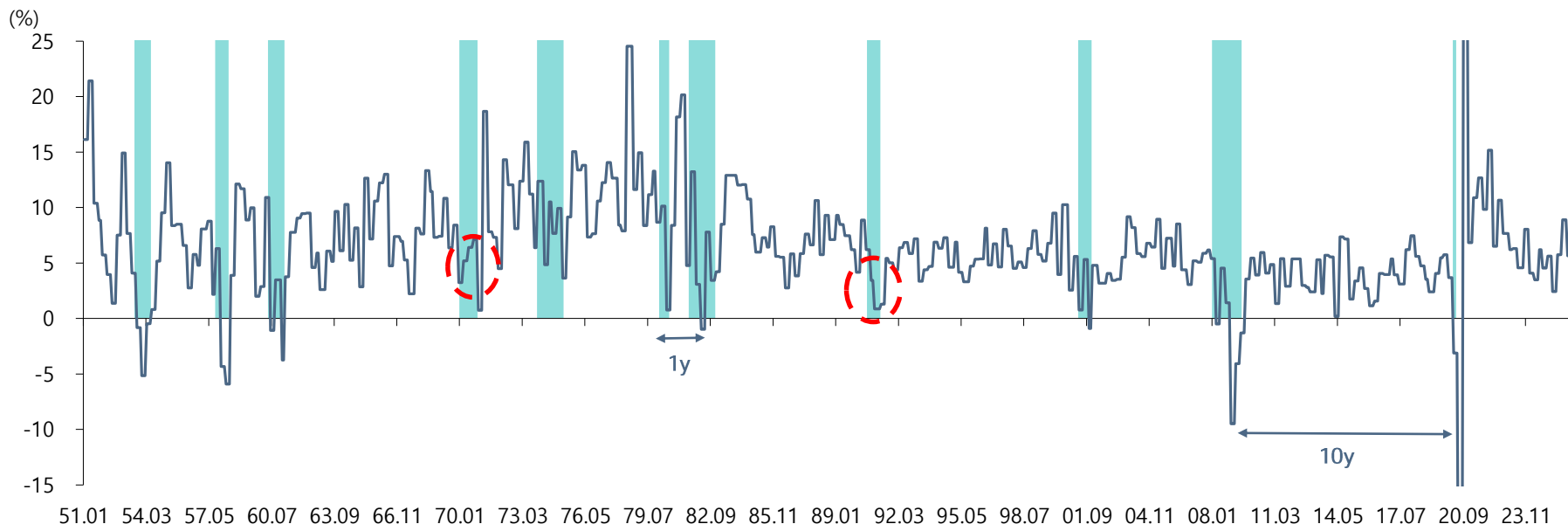
자료: Two Sigma, 상상인증권 리서치센터

01 국면 모델, 어떻게 발전했나

경기의 규칙은 시간에 따라 변한다

- 일반적으로 알고 있는 국면 사이클과는 달리 실제 국면은 비규칙적이며 같은 국면 내에서의 매크로 지표, 경기 상황의 움직임도 매번 달라져왔음
- 따라서 Hamilton(1989)은 비선형적 경기 순환을 모델링하기 위한 마르코프 기반의 국면 모델 개발
- 실제로 GNP QoQ 변화율을 예측하는 AR(4) 모델에 Maximum Likelihood Estimation(MLE)로 추정된 국면 확률 변수를 추가했을 때 유의미한 설명력을 확인할 수 있었음

그림 2-3. Post-War U.S. GNP Change (QoQ)



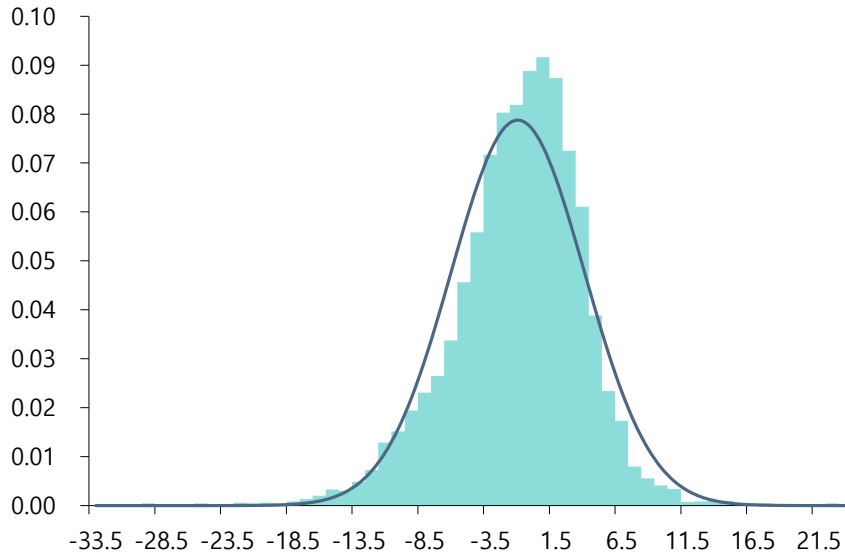
자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

01 국면 모델, 어떻게 발전했나

시장의 규칙도 시간에 따라 변한다 (1)

- 일반적인 통념과는 달리 정규 분포 & 등분산 가정 하의 표준 자산가격모형은 실제 주식시장 수익률 설명하지 못함
- 실제 분포는 정규 분포(0.00)보다는 높은 첨도(0.89)를 가지며 0.5 표준 편차 이내에 정규 분포(38%)보다 높은 비율(42%)이 포함됨
- 정규 분포 대비 높은 첨도와 중심으로 쏠린 분포 형태를 가지는 S&P 500의 월 수익률 분포는 이분산적 정규분포들의 혼합과 유사한 형태를 띤다고 볼 수 있음

그림 2-4. S&P 500 Monthly Return



자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

그림 2-5. S&P 500 월간 수익률 주요 통계 지표

모멘트	S&P500 월간수익률	정규분포
3차 (왜도)	-0.1405	0.0000
4차 (첨도)	0.8877	0.0000

구간	S&P500 월간수익률 (관측 비율)	정규분포 이론 비율
$\mu \pm 0.5\sigma$	41.7%	38.3%
$\mu \pm 1\sigma$	71.9%	68.3%
$\mu \pm 2\sigma$	95.4%	95.4%
$\mu \pm 3\sigma$	99.1%	99.7%

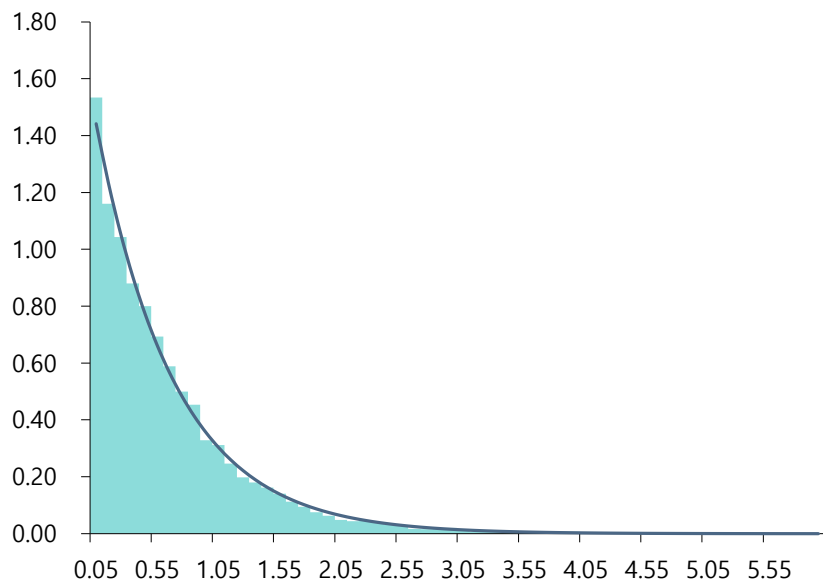
자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

01 국면 모델, 어떻게 발전했나

시장의 규칙도 시간에 따라 변한다 (2)

- Granger & Ding (1995)은 금융 수익률 시계열에서 반복적으로 관찰되는 Stylized Facts 정의했으며 크게 분포적 성질(DP)와 시간적 성질(TP)로 나뉨
- Stylized Facts 중 분포적 성질에 따르면 수익률의 절댓값 분포는 지수 분포에 가까우며 지수 분포의 대표적인 특징인 평균 = 표준편차를 만족하는 모습을 확인할 수 있음
- Granger & Ding의 연구를 기반으로 Ryden et al.(1998)은 2개의 정규 분포 조합으로 지수 분포에 근사가 가능함을 보이며 2개 국면으로 모델링을 진행함

그림 2-6. S&P 500 Daily Absolute Return



자료: Bloomberg, 상상인증권 리서치센터

그림 2-7. Stylized Facts by Granger & Ding

분포적 성질 (Distributional Properties)

- $|r_t|$ 와 $\text{sign}(r_t)$ 는 서로 독립
- $|r_t|$ 의 평균 = 표준 편차
- 이상치 제거 후 $|r_t|$ 의 분포는 지수 분포에 가까움

시간적 성질 (Temporal Properties)

- r_t 자체는 (1차 시차 제외) 자기 상관이 없음
- $|r_t|, r_t^2$ 의 자기상관함수는 느리게 감소, 장기간 양수 유지
- Taylor 효과 : $\text{corr}(|r_t|, |r_{t-k}|) > \text{corr}(|r_t|^\theta, |r_{t-k}|^\theta)$
- 수익률의 부호 $\text{sign}(r_t)$ 의 자기 상관은 무의미

자료: Granger & Ding (1995), 상상인증권 리서치센터

01 국면 모델, 어떻게 발전했나

(참고) 과거 국면 이론 문헌 수식 정리

- Hamilton의 경우 AR(r) 모형에 MLE로 추정된 확률 변수 s 를 추가하여 통계적으로 유의미한 결과를 도출하였음
- Turner의 경우 이분산적인 S&P 500의 월간 수익률을 변동성 기반의 두 국면을 모델링하였으며 추가적으로 예견된 고변동성 기간의 기대수익의 변수를 추가함
- Ryden은 지수 분포를 근사하기 위한 두 정규 분포를 모델링하기 위해 정규 분포를 명시적으로 가정하는 히든 마르코프 모델(HMM)로 국면을 나눠 수익률의 분포를 모델링함

그림 2-8. 국면 이론 별 문헌 정리

논문 저자	발간 연도	활용 분야 (활용 데이터)	활용 모델
Hamilton	1989	매크로 (GNP)	Auto-Regression
Turner	1989	시장 지수 (S&P 500 월 수익률)	MS Regression
Ryden	1998	시장 지수 (S&P 500 일간 수익률)	Hidden Markov Model

자료: 상상인증권 리서치센터

그림 2-9. 국면 이론 논문 별 수식

$$y_t = \alpha_1 s_t + \alpha_0 + \overbrace{\phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + \dots + \phi_r z_{t-r}}^{\text{AR}(r)} + \epsilon_t$$

$$y_t = (1 - S_t)\alpha_0 + S_t\alpha_1 + \underbrace{\gamma P(S_t = 1 | \Phi_{t-1})}_{\text{고변동성 예견 여부}} + \epsilon_t$$

$$y_t = \sum_{i=1}^d I(S_t = i) X_{it}$$

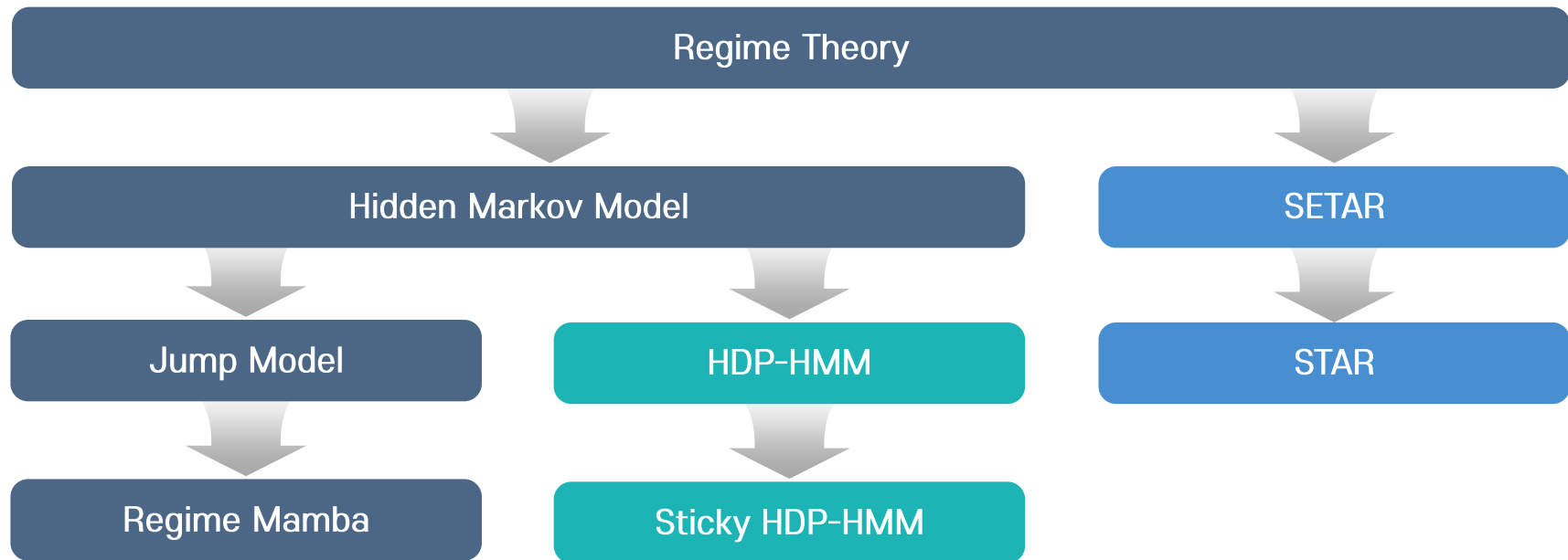
자료: 상상인증권 리서치센터

01 국면 모델, 어떻게 발전했나

국면 의존적 모델의 등장

- 국면 이론으로부터 다양한 종류의 모델들이 발전되어 왔고 크게는 2가지(HMM 계열과 임계값 기반 계열)로 발전했다고 볼 수 있음
- HMM 계열은 명시적 가정을 탈피한 Jump Model이 딥러닝과 결합해 Regime Mamba로, 상태 수를 비모수적으로 추정하는 HDP-HMM이 Sticky HDP-HMM으로 각각 진화해왔음
- SETAR & STAR 계열은 관측 변수의 임계값으로 국면을 결정하는 결정론적 접근으로, HMM 계열과 무관하게 독립적으로 발전해왔음

그림 2-10. 국면 기반 모델 발전 흐름



자료: 상상인증권 리서치센터

PART 02 - 국면 딥러닝 분석

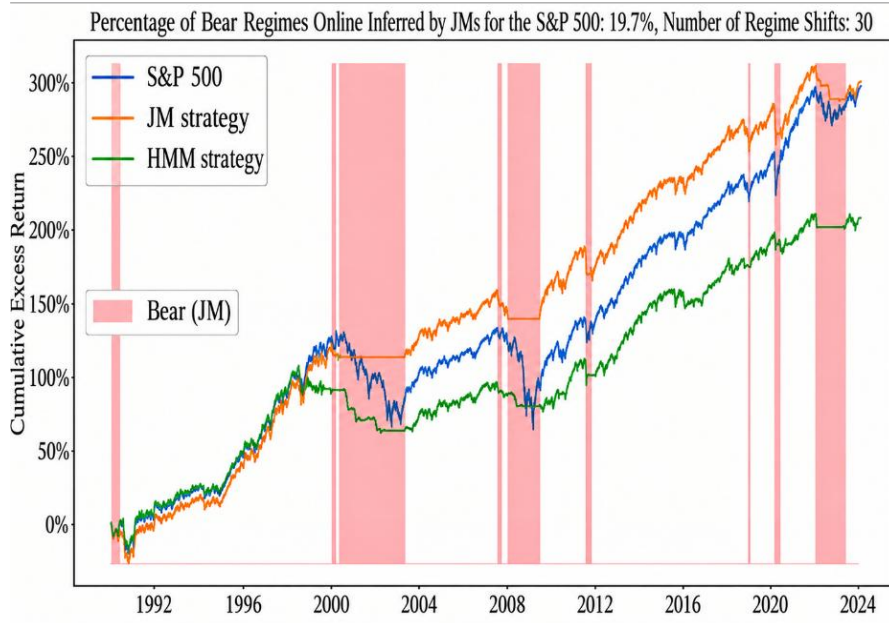
2. Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

02 Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

선진국 지수 별 논문 결과

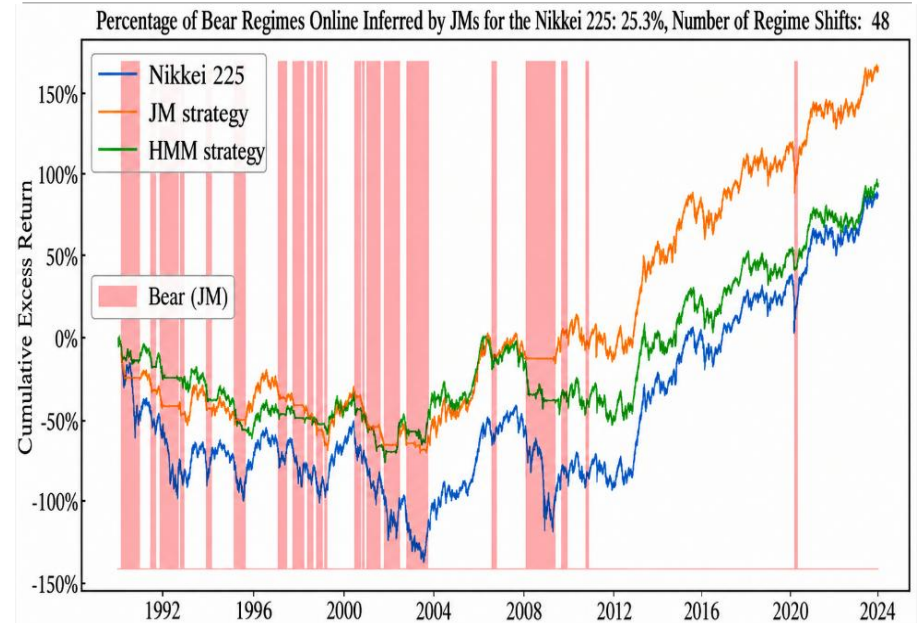
- 실제 S&P 500 지수 데이터에 대한 백테스팅 결과를 보면 2000년 경기 침체기, 2008년 경제 위기, 2020년 코로나 위기, 2023년 고금리 시기를 모두 성공적으로 회피한 모습을 볼 수 있음
- 반면, 같은 기간에 백테스팅한 HMM과 비교를 해보면 Jump Model이 더 빠르게 시장의 하락장을 감지했으며, 동시에 Bear Regime을 예측하더라도 빈번한 포지션 전환으로 인해 수익이 악화되었음
- 이러한 결과는 S&P 500 뿐만 아니라 DAX 40, Nikkei 225와 같은 다른 선진국 주식 시장에서도 일관적인 모습을 확인할 수 있음

그림 2-11. Jump Model의 S&P 500 백테스트 성과



자료: Shu et al (2024), 상상인증권 리서치센터

그림 2-12. Jump Model의 Nikkei 225 백테스트 성과



자료: Shu et al (2024), 상상인증권 리서치센터

02 Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

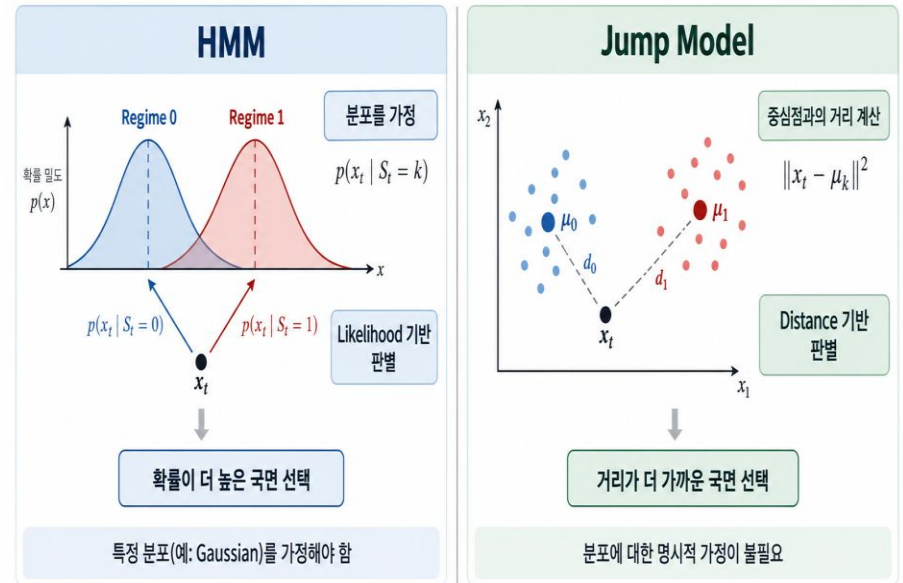
국면에 따라 파라미터를 바꾸는 Jump Model

- 점프 모델이란 “여러 모델 파라미터와 각 시점에 어떤 모델이 활성화되는 지를 번갈아 추정하는 프레임워크”
- 점프 모델 계열의 학습 함수는 단일 국면을 가정하는 Single Model, K개 국면을 가정하는 K-Model 그리고 K-Model 에 국면 전환 페널티를 부과하는 Jump Model로 구분 가능
- Hidden Markov Model(HMM)과의 가장 큰 차이점은 학습 시 국면 별 중심점과의 거리를 최소화하도록 학습하기 때문에 분포에 대한 명시적 가정이 불필요함

그림 2-13. 점프 모델의 국면 종류 별 학습 함수

Single Model	$J = \sum_t \ell(x_t, y_t, \theta) + r(\theta)$		
K - Model	$J = \sum_t \ell(x_t, y_t, \theta_{s_t}) + \sum_k r(\theta_k)$		
Jump Model	$J = \sum_t \ell(x_t, y_t, \theta_{s_t}) + \sum_k r(\theta_k) + \sum_t L(s_t, s_{t-1})$		
	거리 기반 국면 학습	파라미터 정규화	국면 전환 페널티

그림 2-14. Jump Model과 HMM 비교 도식



자료: Shu et al (2018), 상상인증권 리서치센터

자료: 상상인증권 리서치센터

02 Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

Jump Model = 중심값 찾기 + 최적의 시퀀스 만들기

- 점프 모델의 학습은 알고리즘 1과 2를 번갈아 가면서 수행하는 것이 특징이며, 각 알고리즘을 학습할 때 다른 알고리즘은 학습을 진행하지 않아야 함
- 알고리즘 1은 클러스터링 알고리즘과 거의 유사하게 진행되며 무작위로 선택된 점에서 시작하여 각 국면의 중심 클러스터를 찾고 업데이트하는 과정임
- 알고리즘 2는 Dynamic Programming 알고리즘을 통해 전환 비용을 고려한 최적의 국면 시퀀스를 세우는 과정임

그림 2-15. 점프 학습 알고리즘 1

Algorithm 1: Fit_JumpModel – 두 장세의 대표값 θ 학습하기

```
1 Input:  $X, K = 2, \lambda, n = 10$  (기호는 위 표 참고)
2 Output: 최종 대표값  $\hat{\theta}$ , 최종 라벨  $\hat{S}$ 

3  $best \leftarrow \infty$ ; // 지금까지 찾은 가장 낮은 점수를 저장
4 for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
5    $\theta \leftarrow$  대표값_초기화( $X, K$ ); // 두 장세의 대표값을 무작위로 하나 잡아본다
6   repeat
7      $S \leftarrow$  상태_결정( $X, \theta, \lambda$ ); // Algorithm 2 – 지금 대표값 기준으로 라벨 다시 계산
8     for  $k \leftarrow 0$  to  $K - 1$  do
9        $\theta_k \leftarrow (S = k \text{인 날짜들의 평균})$ ; // 같은 장세로 묶인 날짜들로 대표값 갱신
10      // 오차 합 + 전환 비용 (낮을수록 좋음)
11       $score \leftarrow \sum_t d(x_t, \theta_{S_t}) + \lambda \sum_t \mathbb{1}\{S_{t-1} \neq S_t\}$ 
12    until  $\theta$ 가 더 이상 변하지 않을 때까지;
13    if  $score < best$  then
14       $best, \hat{\theta}, \hat{S} \leftarrow score, \theta, S$ ; // 더 좋은 결과를 찾았으면 갱신
15 return  $\hat{\theta}, \hat{S}$ 
```

자료: Shu et al (2024), 상상인증권 리서치센터

그림 2-16. 점프 학습 알고리즘 2

Algorithm 2: 상태_결정 – 대표값이 주어졌을 때 날짜별 장세 S^* 정하기

```
1 Input:  $X, \theta, \lambda$  (기호는 위 표 참고)
2 Output: 날짜별 최적 라벨  $S^*$ 

3  $cost[0][k] \leftarrow d(x_0, \theta_k)$  모든  $k$ ; // 첫째 날은 그냥 가까운 쪽으로
4 for  $t \leftarrow 1$  to  $T - 1$  do
5   for  $k \leftarrow 0$  to  $K - 1$  do
6      $stay \leftarrow cost[t - 1][k]$ ; // 어제와 같은 장세를 유지
7      $switch \leftarrow \min_{j \neq k} (cost[t - 1][j] + \lambda)$ ; // 다른 장세에서 넘어옴 (+전환비용  $\lambda$ )
8      $cost[t][k] \leftarrow d(x_t, \theta_k) + \min(stay, switch)$ 
9      $back[t][k] \leftarrow \arg \min(stay, switch)$ ; // 나중에 되짚어가려고 어느 쪽이 썼는지 저장
10  $S_{T-1}^* \leftarrow \arg \min_k cost[T - 1][k]$ ; // 마지막 날은 누적 비용이 가장 낮은 장세
11 for  $t \leftarrow T - 2$  to 0 do
12    $S_t^* \leftarrow back[t + 1][S_{t+1}^*]$ ; // 끝에서부터 거꾸로 되짚어 전체 경로 복원
13 return  $S^*$ 
```

자료: Shu et al (2024), 상상인증권 리서치센터

02 Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

(참고) 수식 기호 설명

- 기존 논문에서는 3개의 피쳐 (Downside Deviation-10, Sortino Ratio-20, Sortino Ratio-60)에 대해 과거 3000일 동안의 데이터를 기반으로 2개의 국면(강세장, 약세장)을 분류하였음
- 국면을 구분하는 기준은 해당 클러스터에 속한 데이터 포인트들의 평균 수익률이며 평균 수익률이 더 높은 클러스터가 Bull Regime, 낮은 클러스터가 Bear Regime에 속함
- 전환 억제 강도(jump penalty)는 강할수록 국면을 전환할 때 페널티를 많이 주며 국면 전환의 횟수를 줄여줌

그림 2-17. 점프 모델 수식 관련 기호

기호	의미
X	특징값 데이터
T	전체 날짜(관측치) 수
K	국면 개수
θ	각 국면의 대표값(centroid)
S, S^*	날짜 별 국면 라벨
λ	전환 억제 강도 (jump penalty)
n	Algorithm 1에서 대표값을 몇 번 다시 시도해볼지
$d(x, \theta)$	특징값 x 와 대표값 θ 사이의 차이
$cost[t][k]$	t 일까지 오면서 국면 k 로 끝났다고 가정했을 때의 최소 누적 비용

자료: 상상인증권 리서치센터

02 Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

(참고) 변수 별 수식

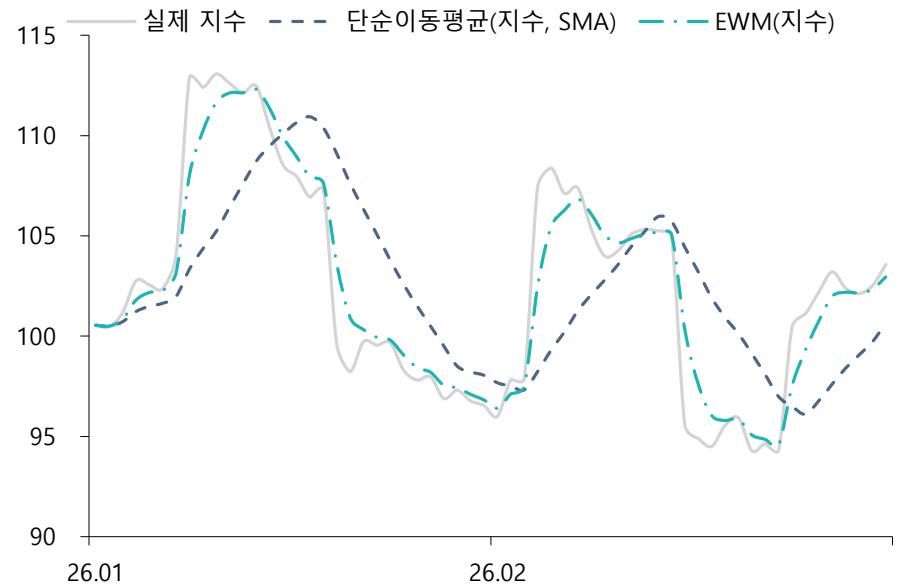
- Downside Deviation(N) : 음(-)의 수익률만을 대상으로 하는 하방 변동성
- Sortino Ratio(N) : 하방 변동성 대비 초과 수익률, 목표수익률(MAR)은 3개월 국채 금리
- RMS(N) : 수익률의 Root Mean Square
- MAD(N): 평균 수익률로부터의 Mean Absolute Deviation
- VOL-LOG(N) : 로그 수익률의 표준편차
- 그 외에도 STD(N), RET(N)을 활용하였음

그림 2-18. 변수 별 수식

$$DD(N) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \min(r_t, 0)^2}$$
$$SR(N) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (r_t - MAR)}{DD(N)}$$
$$RMS(N) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N r_t^2}$$
$$MAD(N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |r_t - \bar{r}|$$
$$VOL - LOG(N) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (r_t^{log} - \bar{r}^{log})^2}$$

자료: 상상인증권 리서치센터

그림 2-19. EWM과 SMA의 차이



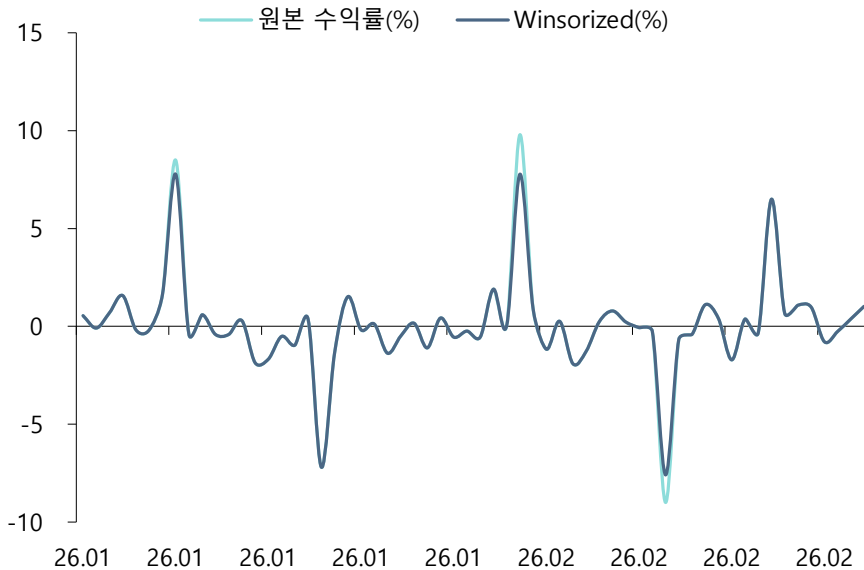
자료: 상상인증권 리서치센터

02 Jump Model: 데이터에서 패턴 찾기

(참고) 변수 세팅 디테일

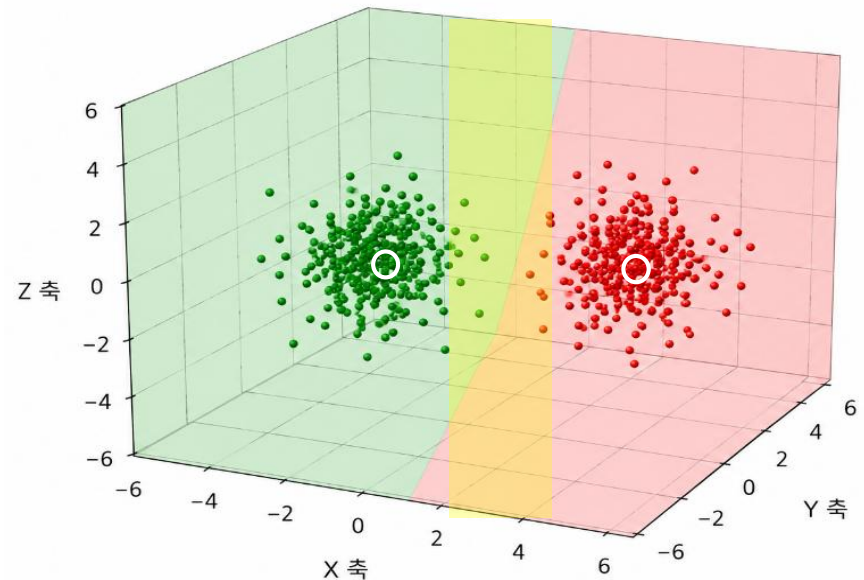
- 최대한 빠른 국면 변화에 대응하기 위해 SMA(단순이동평균)가 아닌 EMA(지수이동평균)를 활용하였으며 Winsorize 기법을 활용하여 학습 데이터에서 3 표준편차가 이외의 값들에 대해 3 표준편차 값으로 대체하여 노이즈를 제거함
- EMA의 경우 기존 Jump Model 논문에서도 동일하게 적용되었음
- 반면 Winsorize의 경우 기존 논문에서는 활용되지 않았지만 상대적으로 변동성이 높은 코스피 시장에서 노이즈를 줄여주기 때문에 도입함

그림 2-20. Winsorize 예시



자료: 상상인증권 리서치센터

그림 2-21. Jump Model 단순 시각화



자료: 상상인증권 리서치센터

PART 02 - 국면 딥러닝 분석

3. 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

코스피 백테스트 설정

- 데이터 기간 : 2012.01.01 ~ 2026.07.31
- Raw Data : KOSPI 200 Historical Total Return, 한국 3개월 국채 금리 이자율
- Feature : Downside Deviation, Sortino Ratio, Root Mean Square, Mean Absolute Deviation 등
- Jump Penalty: 30
- 투자 전략 : Jump Model이 Bear Regime 판별 시 100% 현금 보유, Bull Regime 판별 시 100% 주식 투자
- 비교 대상 : 코스피 투자 후 추가 거래 없이 보유하는 Buy-and-Hold 전략

그림 2-22. 점프 모델 수식 관련 기호

의미	비고
특징값 데이터	Downside Deviation, Sortino Ratio, Root Mean Square 등
학습 날짜(관측치) 수	3,000
국면 개수	2개(강세장, 약세장)
각 국면의 대표값(centroid)	-
날짜 별 국면 라벨	-
전환 억제 강도 (jump penalty)	선진국 시장 50, 한국 시장 30
Algorithm 1에서 대표값을 몇 번 다시 시도해볼지	-
특징값 x 와 대표값 θ 사이의 차이	-
t 일까지 오면서 국면 k 로 끝났다고 가정했을 때의 최소 누적 비용	10bp

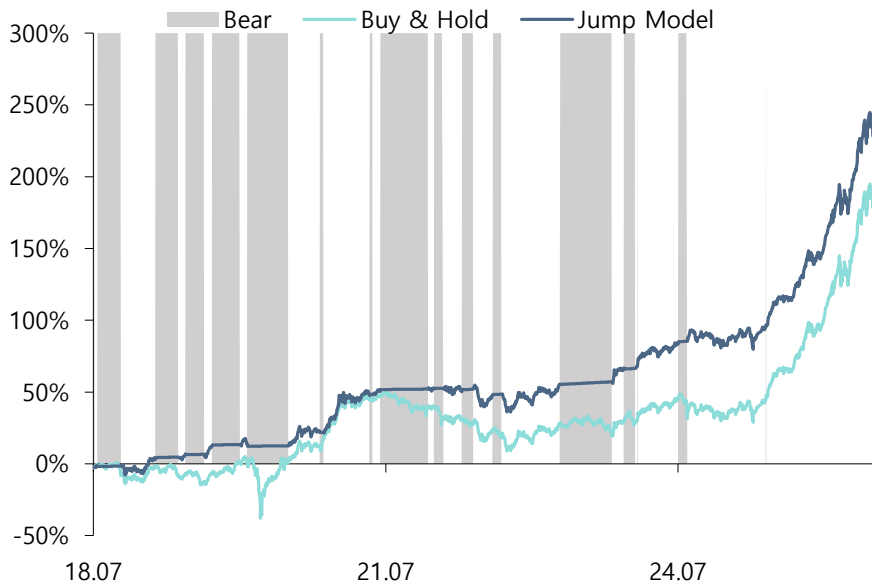
자료: Shu et al (2024), 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

코스피 백테스트 결과

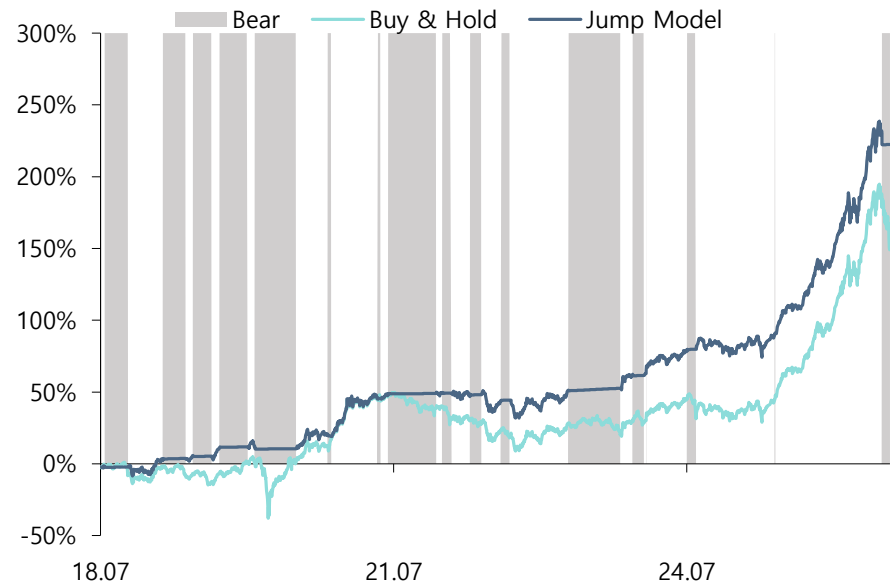
- Test 기간 : 2018.07.01 ~ 2026.07.31 (6개월마다 모델 refit)
- 동일 기간 코스피 연평균 수익률(19.3%) 대비 아웃 퍼폼(30.8%, 거래 비용 감안 시 29.8%)
- MDD(-39.0% > -20.7%) 약 50% 감소, 샤프 비율(0.72 > 1.3) 약 80% 향상
- 상위 5%의 극단적인 손실 상황에서 평균 수익률은 -3% (vs 코스피 -3.9%)
- 전체 기간(약 2000일) 중 62%(약 1240일) 동안 시장 노출

그림 2-23. 코스피 B&H 전략과 Jump Model 0/1 전략 비교



자료: LSEG, 상상인증권 리서치센터

그림 2-24. 거래 비용 반영 코스피 B&H 전략과 Jump Model 0/1 전략 비교



자료: LSEG, 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

기초 통계로 보는 현재 국면, 어디까지?

- 현재 국면은 역사적은 이례적인 상승장인 동시에 한국 주식 시장 시가 총액 TOP 2 반도체 기업(삼성전자, SK하이닉스) 주도의 극단적인 쏠림 장세 이후 하락장에 위치해 있음
- 역사적으로 유례를 찾아볼 수 없는 시장의 모습에 다양한 시장 참여자들은 현재 국면이 어떠한 형태로 이어질 것인가에 대한 다양한 의견이 존재하는 상황임
- 다양한 데이터를 활용하여 이전 국면 길이의 중앙값과 유사 국면 탐색을 통한 국면 종료 시점을 예측해볼 수 있음

그림 2-25. Bear 국면 길이 시나리오 (1)

시작	구간수익	MDD	오탐여부	시작	길이(일)	시작	길이(일)
2018-07-02	-0.6%	-0.6%		2018-07-02	4	2018-07-17	57
2018-07-17	-7.3%	-9.1%		2018-07-17	57	2019-02-19	58
2019-02-19	-5.3%	-7.4%		2019-02-19	58	2019-06-12	48
2019-06-12	-6.6%	-9.5%		2019-06-12	48	2020-01-29	106
2019-09-19	8.0%	-4.6%	오탐	2020-01-29	106	2021-06-11	121
2020-01-29	-3.4%	-34.8%		2021-06-11	121	2021-12-30	21
2020-10-28	4.4%	-3.6%	오탐	2021-12-30	21	2022-04-13	29
2021-05-03	0.7%	-3.1%	오탐	2022-04-13	29	2022-08-08	22
2021-06-11	-9.4%	-15.3%		2022-08-08	22	2023-04-17	129
2021-12-30	-9.5%	-12.2%		2023-04-17	129	2023-12-12	27
2022-04-13	-4.2%	-6.0%		2023-12-12	27	2024-02-01	1
2022-08-08	-5.6%	-7.0%		2024-02-01	1	2024-07-03	23
2023-04-17	-8.5%	-12.9%		2024-07-03	23	2026-07-01	22
2023-12-12	-2.0%	-9.4%		2026-07-01	22		
2024-02-01	0.0%	0.0%					
2024-07-03	-5.0%	-8.2%					
2025-05-27	1.3%	0.0%	오탐				
2026-07-01	-21.3%	-33.0%					

시작	길이(일)
2018-07-17	57
2019-02-19	58
2019-06-12	48
2020-01-29	106
2021-06-11	121
2022-04-13	29
2022-08-08	22
2023-04-17	129
2023-12-12	27
2024-07-03	23
MEDIAN	52.5

자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

유사도 분석으로 보는 현재 국면, 어디까지?

- 유사 국면 탐색의 경우 국면을 대표하는 특성들을 추출하여 하나의 수치 벡터로 표현 후 L2 거리로 벡터 간의 유사도를 계산하는 방식으로 진행
- 유사도 분석 결과 P5 / P7 / P8 국면이 현재 국면과의 거리가 6.6 / 7.99 / 8.23으로 가장 가까움을 확인할 수 있음
- 특히나 가장 유사도가 높은 P5 국면의 경우 약 100일 간 지속되며 장기 하락장의 모습을 띄었으며 현재 국면 또한 장기화 될 가능성이 존재함

그림 2-26. Bear 국면 길이 시나리오 (2)

국면	시작	손실차 평균	5일변동성 평균	std_20 평균	sortino_20 평균	변동성/Bear상태변동성	상태반전(1=Bull이 저변동성)	진입시 기실현낙폭	22일 누적수익	22일 MDD	페널티 비율
P1	2018-07-17	(3.00)	0.10	0.11	(0.14)	0.93	0	(0.01)	(0.03)	(0.03)	0.00
P2	2019-02-19	(1.39)	0.12	0.12	0.10	1.06	0	(0.01)	(0.01)	(0.05)	0.00
P3	2019-06-12	(3.00)	0.11	0.11	(0.02)	0.98	0	(0.06)	0.00	(0.04)	0.00
P4	2019-09-19	(1.12)	0.13	0.12	0.11	1.16	0	(0.02)	0.01	(0.04)	0.05
P5	2020-01-29	(5.77)	0.22	0.21	0.05	1.26	1	(0.04)	(0.06)	(0.08)	0.00
P6	2021-06-11	(3.41)	0.09	0.09	0.17	0.74	0	0.00	0.00	(0.03)	0.00
P7	2022-04-13	(0.88)	0.15	0.14	(0.11)	1.25	0	(0.08)	(0.04)	(0.06)	0.05
P8	2022-08-08	(1.19)	0.15	0.13	(0.02)	1.24	0	(0.07)	(0.06)	(0.07)	0.27
P9	2023-04-17	(3.23)	0.11	0.11	0.10	0.86	0	0.00	(0.02)	(0.03)	0.00
P10	2023-12-12	(0.90)	0.15	0.14	0.17	1.25	0	(0.02)	0.01	(0.06)	0.27
P11	2024-07-03	(1.53)	0.14	0.13	0.13	1.13	0	0.00	(0.01)	(0.07)	0.05
P12	2026-07-01	(15.63)	0.79	0.77	(0.02)	1.58	1	(0.09)	(0.21)	(0.33)	0.00

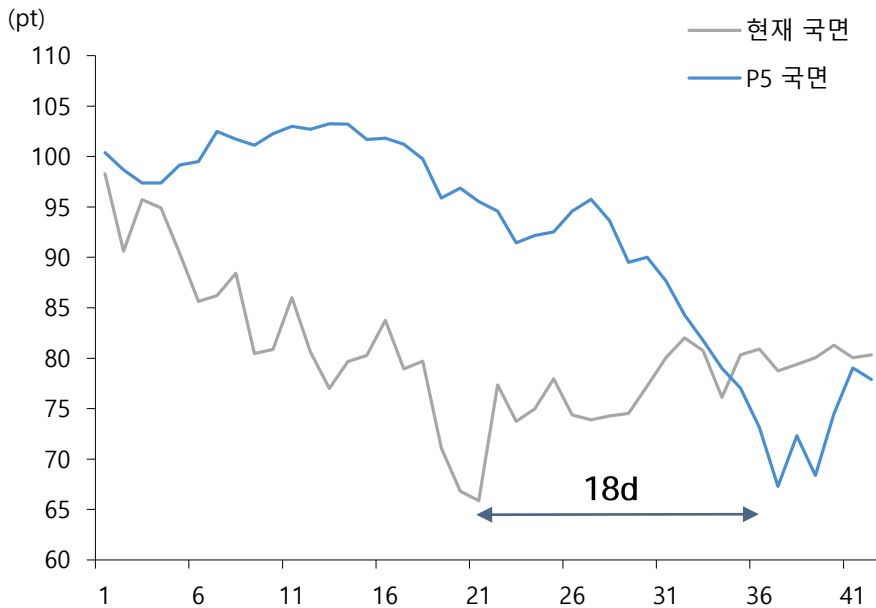
자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

데이터 기반 유사 국면은 P5 국면

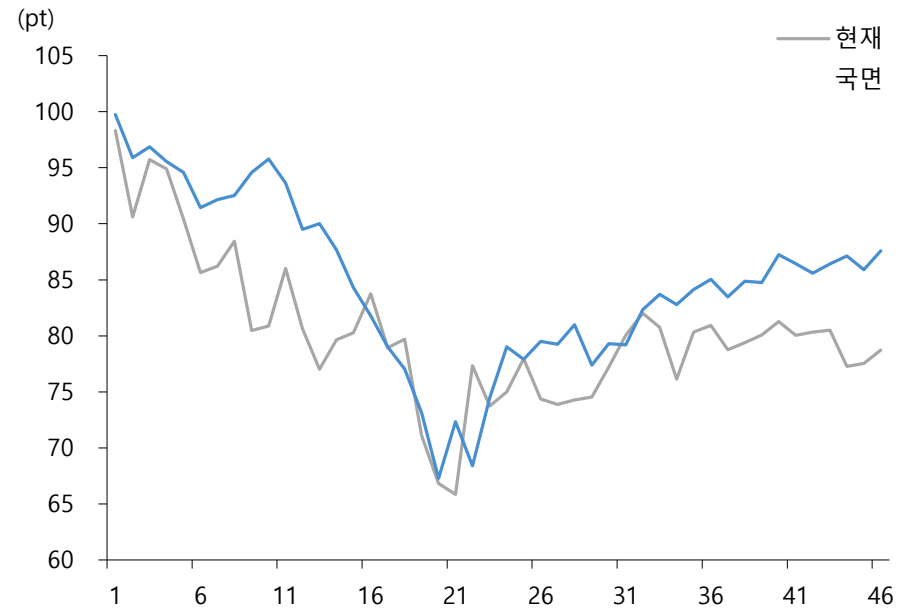
- 유사도 국면 탐색 결과인 2020년 1월 29일 Bear 국면과 같은 시계열로 비교할 때 유사한 움직임을 보이지만 시차가 존재함을 확인할 수 있었음
- 시차를 보이는 이유는 2020년의 변동성은 29%였던 반면 2026년의 경우 67%로 약 2배가 넘는 변동성 차이로 인해 빠르고 깊은 하락이 나왔기 때문임
- 대략 18일 간의 시차를 제외하고 보면 두 Bear 국면의 움직임이 유사함을 확인할 수 있으며 8월 데이터(점선)에서도 같은 모습을 확인할 수 있음

그림 2-27. 유사 국면과의 비교 (국면 시작점 = 100pt)



자료: 상상인증권 리서치센터

그림 2-28. 유사 국면 시차 제외 후 비교 (국면 시작점 = 100pt)



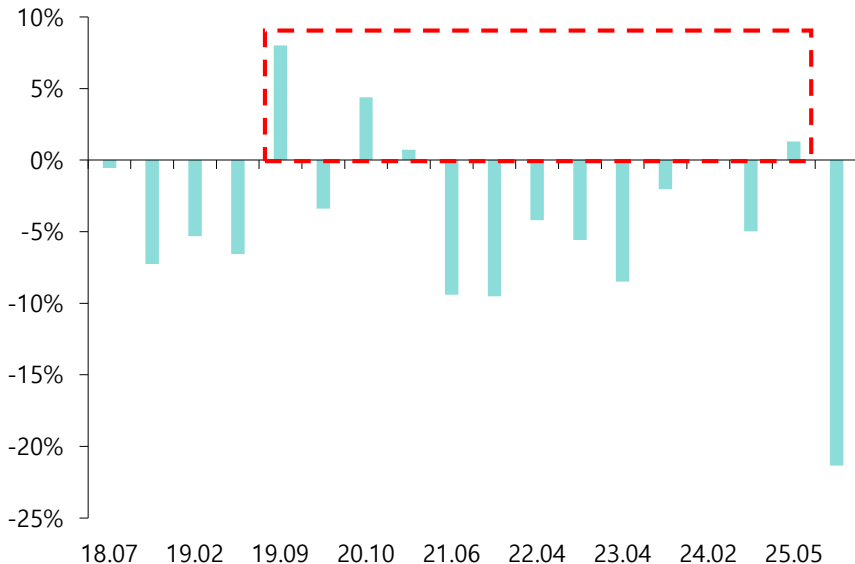
자료: 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

모델 추론 결과 분석

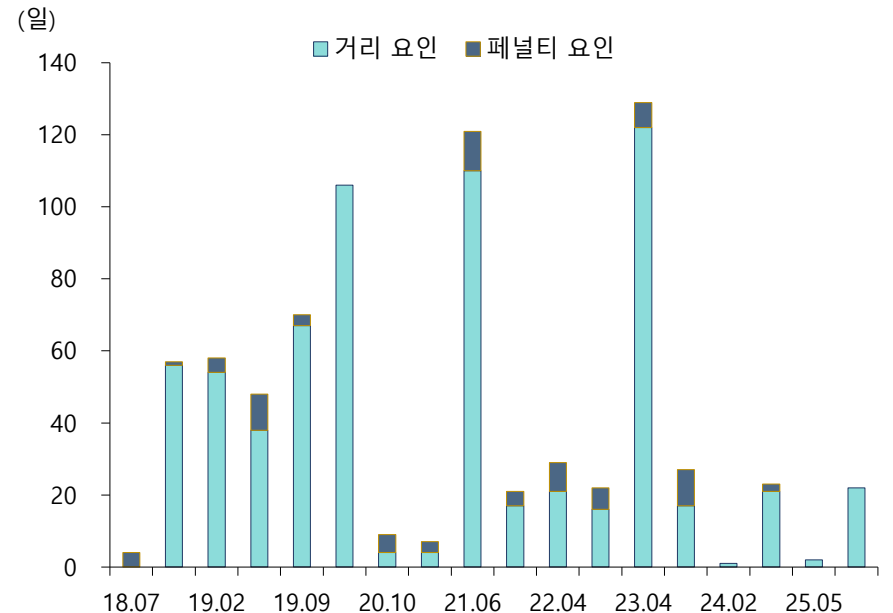
- 8년간 18건(연 평균 2.25회) Bear 국면 예측이 진행되었으며, 그 중 4번의 오탐(False Signal)이 발생
- Bear 국면 길이는 오탐을 제외하면 최대 129일부터 최소 4일로 다양한 모습을 확인할 수 있음
- 국면을 유지하는 두 가지 요인(클러스터 중심과의 거리, 점프 페널티) 중 거리로 인한 요인은 평균 38일이며 페널티로 인한 요인은 평균 4일로 페널티의 영향은 작은 편
- Bear 국면 진입 이전까지의 낙폭은 거의 -10%를 넘지 않아 성공적인 선제적 대응을 확인할 수 있음

그림 2-29. Jump 모델의 Bear 국면 별 BM 수익률



자료: 상상인증권 리서치센터

그림 2-30. Jump 모델의 Bear 국면 통계



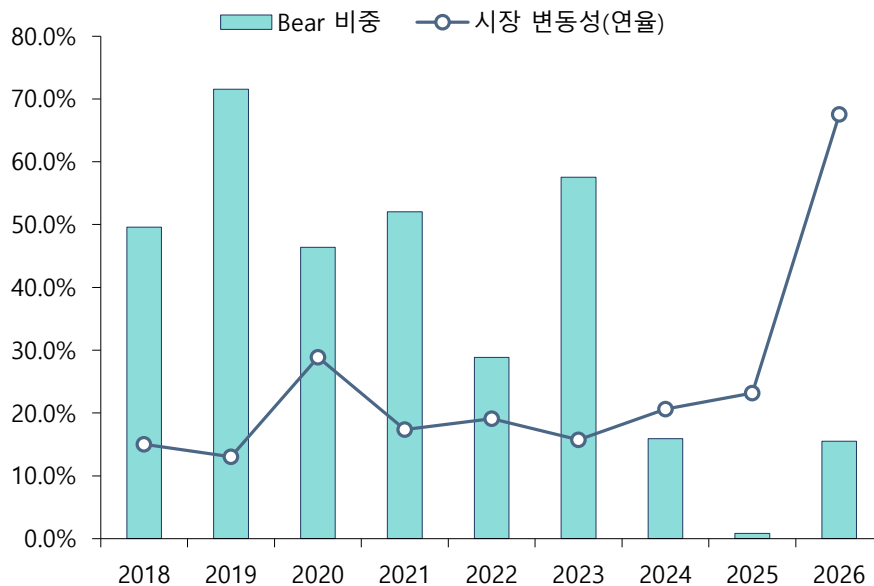
자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

모델 파라미터 분석

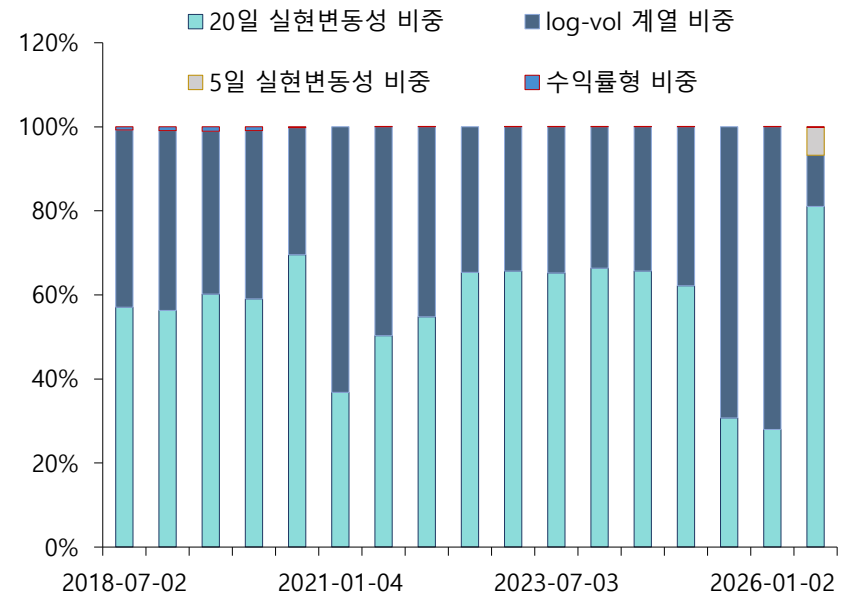
- 일반적인 통념과 달리 시장 변동성과 연도 별 Bear 비중은 음(-)의 상관성을 보이며 이에 대한 근거로 변동성 변수인 log-vol 변수가 국면 구분에 가장 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있음
- 그 외에도 단기(5일)보다는 중기(20일) 가격 파생 데이터가 국면 구분에 중요한 변수임을 확인할 수 있으며 이는 모델이 단기적인 국면이 아닌 중장기적으로 지속되는 국면을 찾도록 성공적으로 모델링되었다고 볼 수 있음
- 2026년 7월부터 수익률형 변수의 비중이 줄어들고 단기 변동성의 비중을 높임으로써 모델이 이례적인 고변동성을 띄는 현재 금융 시장의 특성에 빠르게 적응하였음

그림 2-31. 연도 별 Bear 비중과 시장 변동성



자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 2-32. 변수 유형 별 가중치



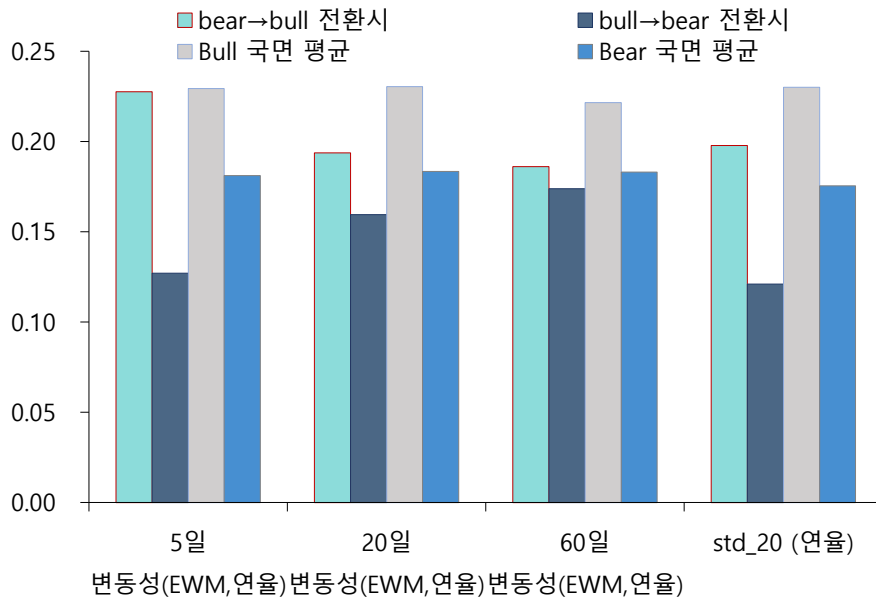
자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 코스피 시장에 Jump Model 피팅하기

국면 전환 시 활용되는 모델 파라미터 분석

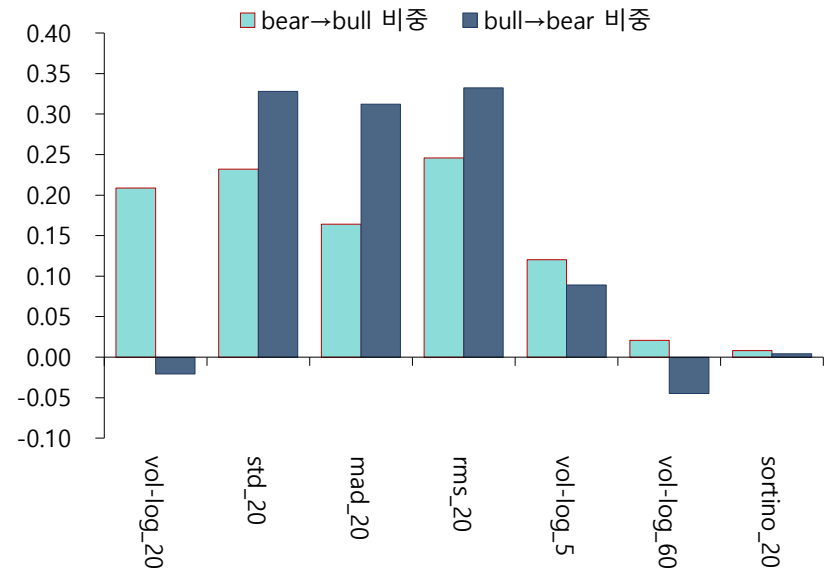
- Bull은 변동성 압축(5일<60일) 속에서 끝나고 Bear는 단기 변동성 급등(5일>60일) 속에서 끝나, 변동성 기간 구조의 기울기가 전환 방향을 가름
- bull→bear 시점 변동성(0.12~0.17)이 Bear 평균(0.18)보다도 낮아, 모델은 변동성이 본격적으로 오르기 전에 Bear 진입을 포착함
- 전환 판단은 수익률(sortino)이 아닌 분산 지표가 주도하며, Bull 진입은 여러 신호를 폭넓게 쓰는 반면 Bear 진입은 소수 분산 피처에 97%가 집중됨

그림 2-33. 변수 유형 별 상황에 따른 평균 가중치 차이



자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 2-34. 주요 변수 별 상황에 따른 평균 가중치 차이



자료: 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

PART 02 - 국면 딥러닝 분석

4. 국면 모델로 보는 섹터 스크리닝 전략

04 국면 모델로 보는 섹터 Screening 전략

상위 10개 업종 별 백테스트 결과

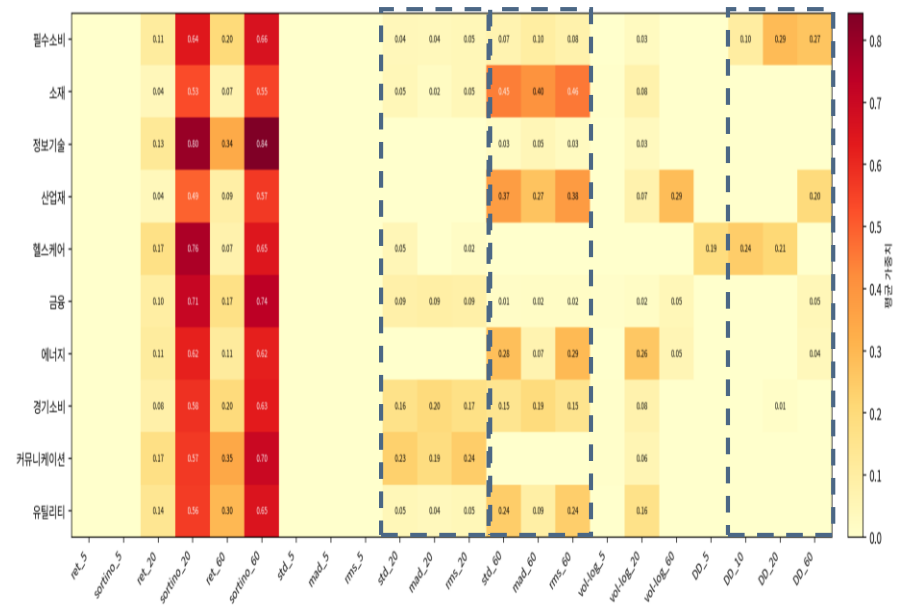
- Test 기간 : 2018.07.01 ~ 2026.07.31 (6개월마다 모델 refit)
- 데이터 및 분석: FnGuide 상위 10개 업종 분류 기준의 업종 개별 인덱스, 단일 시계열 Jump Model을 통한 국면 판별
- 단일 시계열 백테스팅 결과 10개 섹터에서 모두 아웃 퍼폼, 특히 소재 / 정보기술(IT) / 헬스케어에서 높은 성과 달성
- 섹터 별 변수의 가중치를 보면 일반적으로 가중치가 높은 변수(sortino 계열 등) 외에 방어주(필수소비, 헬스케어)는 낙폭 계열 변수에 소재 및 산업재는 장기 변동성 변수에 높은 가중치 보임
- 전체 기간(약 2000일) 중 62%(약 1240일) 동안 시장 노출

그림 2-35. 섹터 별 Jump Model 성능

섹터	Return			MDD	
	B&H	SJM 0/1	Diff	B&H	SJM 0/1
커뮤니케이션	3.28%	6.41%	3.12%	-58.74%	-24.78%
경기소비재	7.19%	9.32%	2.13%	-45.45%	-41.16%
에너지	4.77%	9.02%	4.25%	-64.02%	-40.36%
금융	15.81%	18.08%	2.28%	-52.18%	-19.20%
헬스케어	-1.64%	4.68%	6.32%	-54.43%	-23.24%
산업재	16.90%	19.21%	2.31%	-51.23%	-26.91%
정보기술	28.21%	35.77%	7.57%	-48.55%	-35.22%
소재	1.58%	11.95%	10.36%	-64.53%	-41.92%
필수소비재	4.96%	5.76%	0.80%	-42.37%	-16.67%
유틸리티	0.63%	1.35%	0.72%	-54.91%	-42.54%

자료: FnGuide, 상상인증권 리서치센터

그림 2-36. 섹터 별 Jump Model 변수 가중치 설정



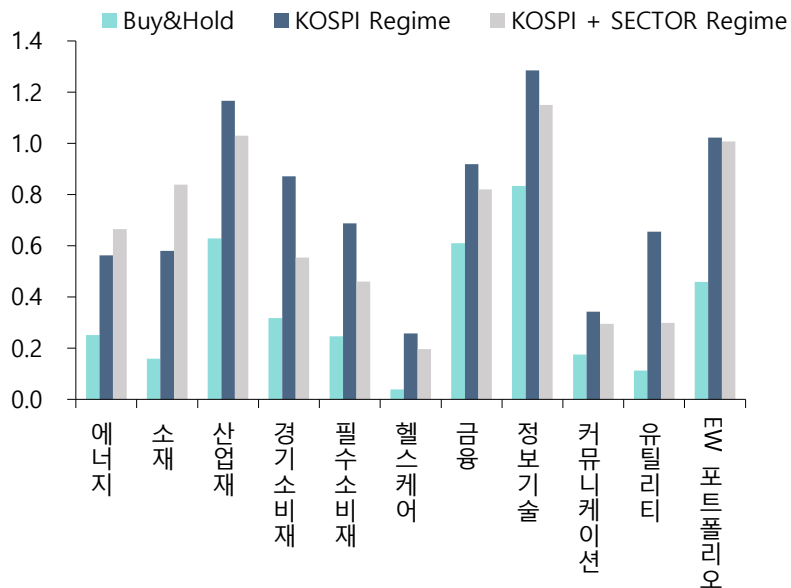
자료: FnGuide, 상상인증권 리서치센터

04 국면 모델로 보는 섹터 Screening 전략

섹터 스크리닝 전략

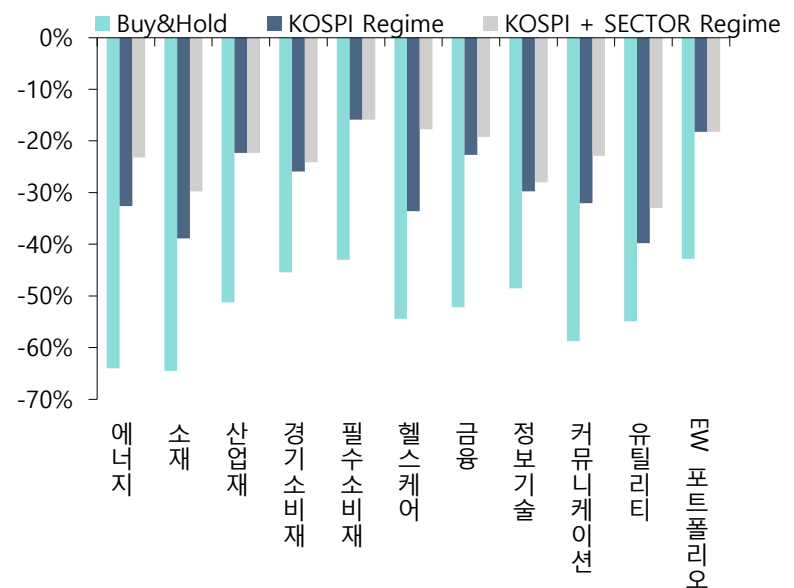
- 코스피 국면 결과와 섹터 국면 결과를 종합해서 활용할 때 수익률은 변동이 있지만 더욱 보수적으로 신호를 인식하기 때문에 MDD를 개선시킬 수 있음
- 결합 시의 장점을 활용하기 위해 KOSPI Regime 모델과 섹터 별 Regime 모델을 결합하여 섹터 Screening 전략을 진행하였음
- 구체적인 전략은 다음과 같음 : 시장이 Bull 신호일 때 섹터가 Bull 신호인 최소 3개 섹터 균등 투자

그림 2-37. 전략 별 샤프 비율 비교



자료: 섹터 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 2-38. 전략 별 MDD 비교



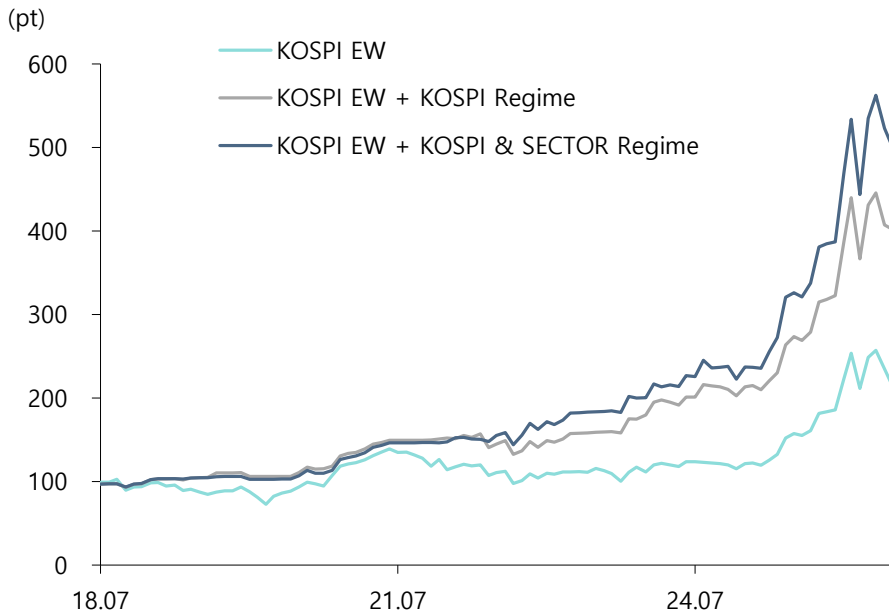
자료: 섹터 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

04 국면 모델로 보는 섹터 Screening 전략

섹터 스크리닝 전략 성능 비교

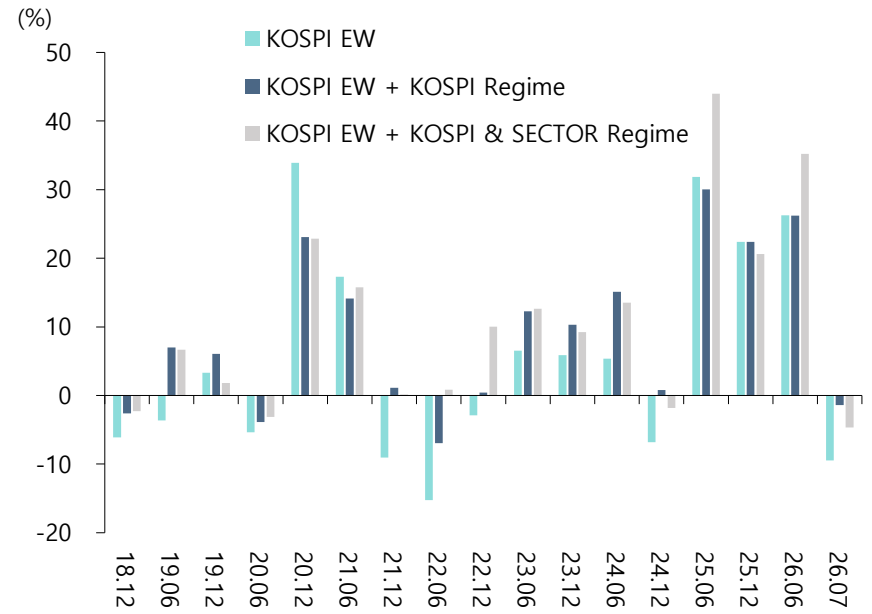
- KOSPI 국면 모델만을 활용한 동등 배분 전략보다 KOSPI 국면과 Sector 전략을 혼합한 Screening 전략이 아웃퍼폼
- 변동성 대비 수익률 지표인 샤프 비율을 보면 섹터 동일 배분 전략(1.02)보다 10% 이상 향상되며 아웃퍼폼(1.17)
- 그러나 시계열로 두 전략의 수익률 차이를 보면 18년부터 22년까지는 큰 차이가 없으며 오히려 뒤쳐지는 모습을 보임
- 이는 18년부터 22년 7월까지 모델 학습 기간이 3000일이 되지 않음으로 인한 것으로 추정되며, KOSPI에 비해 섹터 지수의 경우 더욱 데이터의 수에 민감한 모습을 보임을 확인할 수 있음

그림 2-39. 두 전략과 코스피 EW 누적 수익률 비교 (2018년 7월 = 100pt)



자료: 상상인증권 리서치센터

그림 2-40. 연도 별 전략 별 수익률



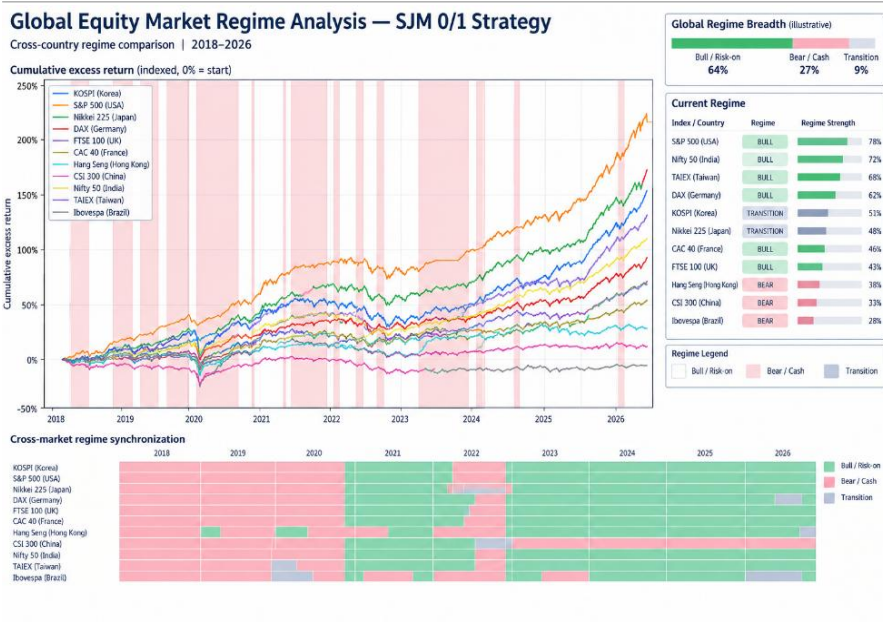
자료: 지수 & 섹터 국면 분석을 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

04 국면 모델로 보는 섹터 Screening 전략

국면 모델 활용 방안

- 전세계 금융시장을 아우르는 종합 국면 대시보드를 개발하여 글로벌 자산배분 전략에 반영하고, 국가별 국면이 서로 어떻게 상호작용하며 전개되는지도 함께 분석할 예정임
- 단순 국면 판별에 그치지 않고, 현재 국면의 지속 기간을 가늠할 수 있는 유사 국면 대시보드를 구축하여 향후 경로를 추적할 예정임
- 이를 바탕으로 팩터 선별 및 종목 선별 모델을 Top-Down 방식으로 개발하여, 국면 분석의 실전 활용도를 높이고자 함

그림 2-41. 글로벌 자산 배분 시그널 대쉬보드 예시



자료: 상생인증권 리서치센터

그림 2-42. 현재 국면 향후 경로 전망 분석 대쉬보드 예시



자료: 상생인증권 리서치센터

Latent Alpha: 잠재된 성분/국면/네트워크 추출

Part 3. 네트워크분석(Engineering-Quant)

PART 03 – 네트워크 분석

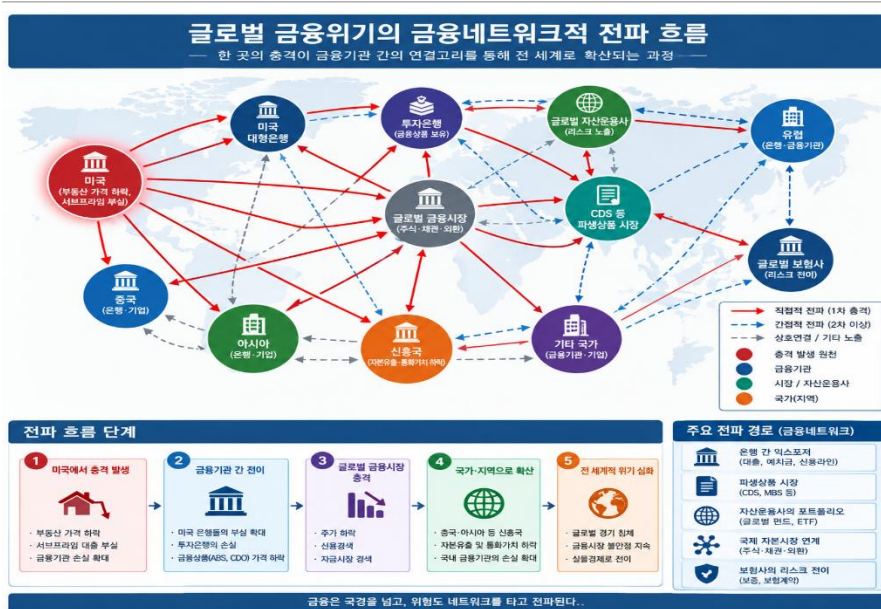
1. 시장의 위험은 연결되어 있다

01 시장의 위험은 연결되어 있다

대마는 죽지 않는다?

- 글로벌 금융위기 이전 금융당국과 시장은 규모가 큰 거대 금융기관은 자체 자본력이 충분하여 절대 쉽게 무너지지 않는다는 개별 재무지표 중심의 시각에 갇혀있었음
- 하지만 서브프라임 모기지 사태의 핵심은 단순 부실 규모가 아니라 CDS 등 복잡한 금융 파생상품으로 연결된 복잡계 네트워크로 개별 기관의 실패가 링크를 타고 전파되는 도미노 현상을 파악하지 못함
- 이러한 경험을 계기로 ‘누가 위험한가?’가 아니라 ‘누가 누구와 연결되어 있는가?’를 파악하고 시스템 내 위험의 전파 경로와 핵심 연결고리를 이해하는 접근이 중요해짐

그림 3-1. 글로벌 금융위기 당시 금융기관 간 연결성 및 리스크 전파



자료: 상상인증권 리서치센터

그림 3-2. 글로벌 금융위기 주요 금융기관의 파산 사례

기업명	당시 위상	시장 연결성	결과
리먼 브라더스	미국 4대 투자은행	네트워크 전반에 충격을 전파하는 도화선	미국 역사상 최대 규모 파산
AIG	세계 최대 규모의 글로벌 종합 보험그룹	CDS 발행을 통해 전세계 금융 기관과 무제한으로 연결	구제금융 투입 및 미 정부에 사실상 국유화
베어스튼스	미국 5대 투자은행	모기지 관련 자산 부실화 충격을 가장 먼저 흡수	JP 모건 체이스에 헐값 매각
워싱턴 뮤추얼	미국 최대 규모의 저축은행	소매 금융과 모기지 유통화 증권시장을 잇는 가교 역할	영업정지 및 FDIC에 압류/매각

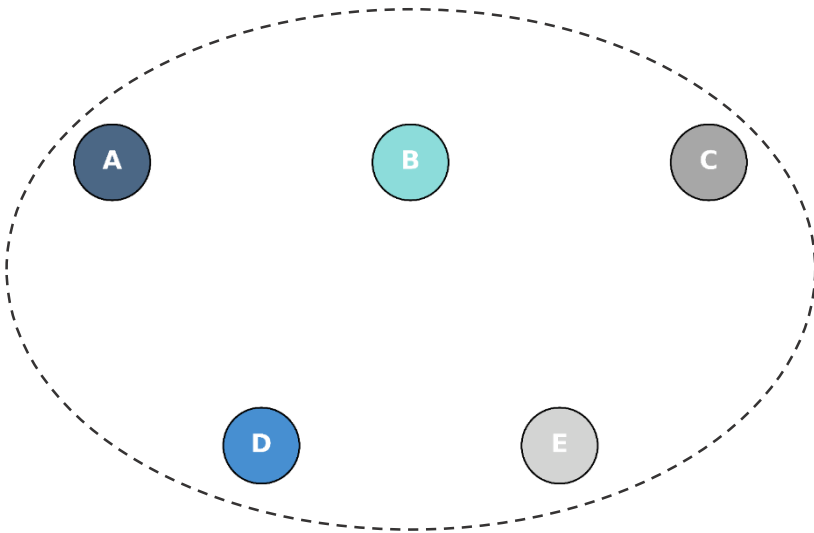
자료: 상상인증권 리서치센터

01 시장의 위험은 연결되어 있다

전통 포트폴리오 이론의 한계

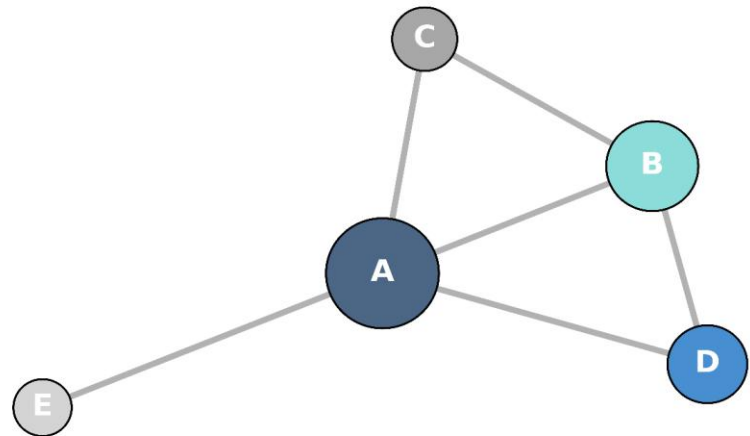
- Markowitz의 전통 포트폴리오 이론을 비롯한 고전 금융학은 시장을 개별 자산들의 단순 합으로 바라보며 이는 자산 간의 관계를 단면적인 1:1 관계로 단순화하지만 실제 금융시장은 여러 자산들이 복잡하게 얽혀있음
- 금융 시장은 상호 연결성과 정보 전파가 존재하며 실제 위험과 기회는 개별 자산의 자체 변동성이 아니라 자산과 자산 사이에 존재하는 연결의 구조에서 발생하는 반면 단순 1:1 관계의 통계량은 자산 A가 B를 거쳐 C로 이어지는 간접적 전이효과나, 특정 자산이 시장 전체의 정보 흐름을 주도하는 위상적 위치를 포착하지 못함
- 네트워크 기반 분석은 시장을 점(노드)과 선(엣지)으로 이어진 기하학적 공간으로 재구성함으로써 기존 방법론에서 놓치고 있던 시장의 거시적 구조나 정보 전파와 같은 점을 정량화 할 수 있는 체계적 틀을 제공

그림 3-3. 전통적 관점: 독립된 개별자산들의 단순 집합



자료: 상상인증권 리서치센터

그림 3-4. 네트워크 관점: 상호 연결된 복잡계 및 위상적 골격



자료: 상상인증권 리서치센터

PART 03 – 네트워크 분석

2. 시장을 하나의 네트워크로

02 시장을 하나의 네트워크로

네트워크의 언어: 노드와 엣지

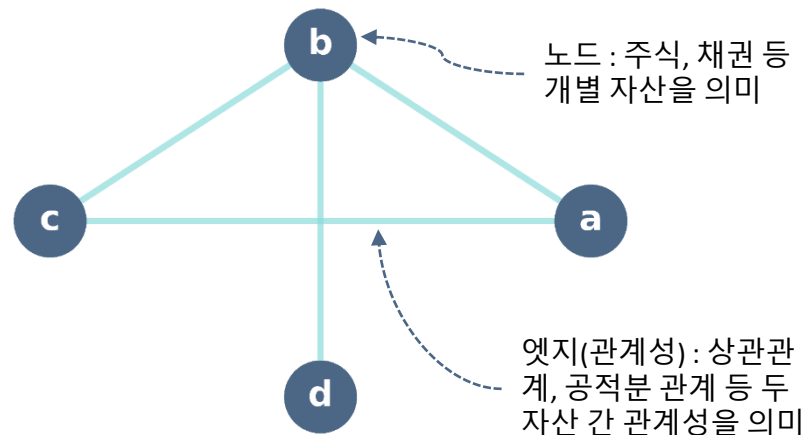
- 네트워크란 구성 요소들 간의 상호작용과 연결 관계를 통해 시스템 전체의 동작 방식과 특성을 분석하는 틀
- 수학적으로 네트워크는 그래프로 표현이 가능하며 그래프는 노드들(V)과 엣지들(E)로 구성됨

$$G = (V, E)$$

- V (Vertices / Nodes): 시스템을 구성하는 개별 주체
- E (Edges / Links): 노드와 노드간의 관계를 의미

- 그래프 데이터는 주로 인접행렬 형태를 통해서 나타낼 수 있으며 각 행렬의 i 행 j 열 성분은 노드 i 와 j 간의 연결 여부 혹은 강도(거리) 등을 의미함
- 노드와 엣지를 어떻게 정의하느냐에 따라서 다양한 형태의 네트워크를 형성 할 수 있음

그림 3-5. 노드와 엣지로 이루어진 네트워크와 이를 표현하는 인접행렬



$$\mathbf{A} = \begin{matrix} & \begin{matrix} a & b & c & d \end{matrix} \\ \begin{matrix} a \\ b \\ c \\ d \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

자료: 상상인증권 리서치센터

02 시장을 하나의 네트워크로

자산 간 관계성 정량화 방식

- 자산 간 관계(엣지)는 주로 시계열 데이터를 기반으로 정의되며 상관관계나 공적분 관계 같은 방법이 존재
- 상관관계 기반 네트워크 : 두 자산 수익률 간의 단기적인 선형 동조성을 평가(높을 수록 밀접)

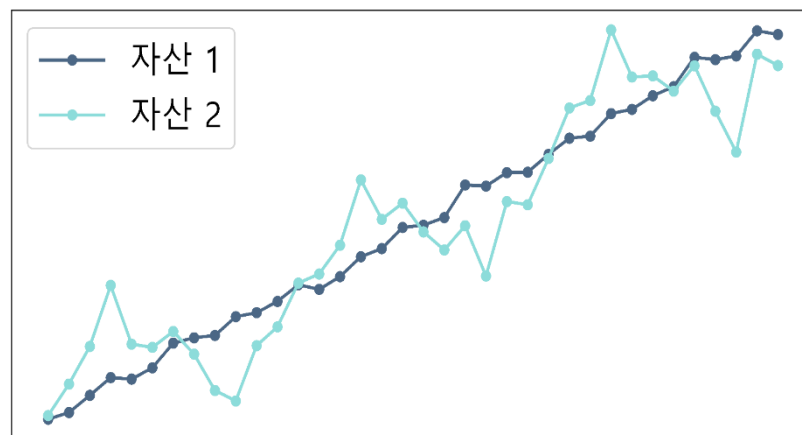
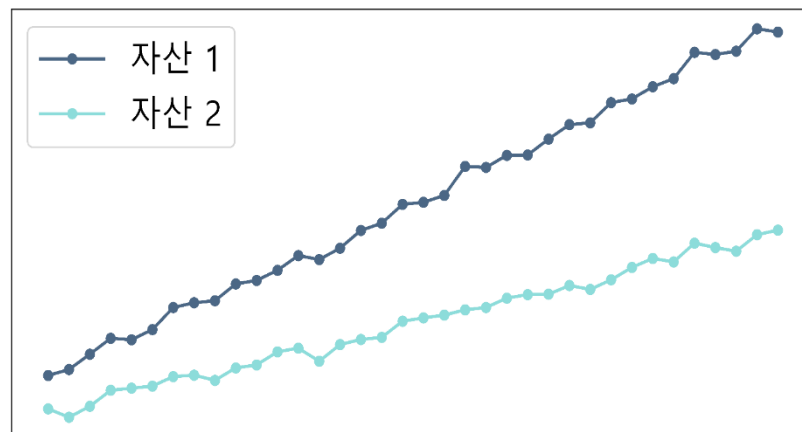
$$\rho_{ij} = \frac{\text{Cov}(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

- 공적분 기반 네트워크 : 두 자산 가격 시계열 사이의 장기적인 균형 회귀 관계를 평가(낮을 수록 밀접)
- 주로 Engle-Granger 2단 검정법을 통해 두 자산 가격 간의 회귀식을 추정한 뒤 그 잔차가 정상성을 가져 0으로 회귀하는지 확인하여 공적분 관계를 판정

$$\log(P_{i,t}) = \alpha + \beta \log(P_{j,t}) + \epsilon_t$$

$$\Delta \epsilon_t = \gamma \epsilon_{t-1} + \sum_{k=1}^p \phi_k \Delta \epsilon_{t-k} + e_t \quad \Rightarrow \quad t_{\text{stat}} = \frac{\hat{\gamma}}{\text{SE}(\hat{\gamma})}$$

그림 3-6. 자산 간 상관관계가 높거나 공적분 관계가 존재하는 경우 예시



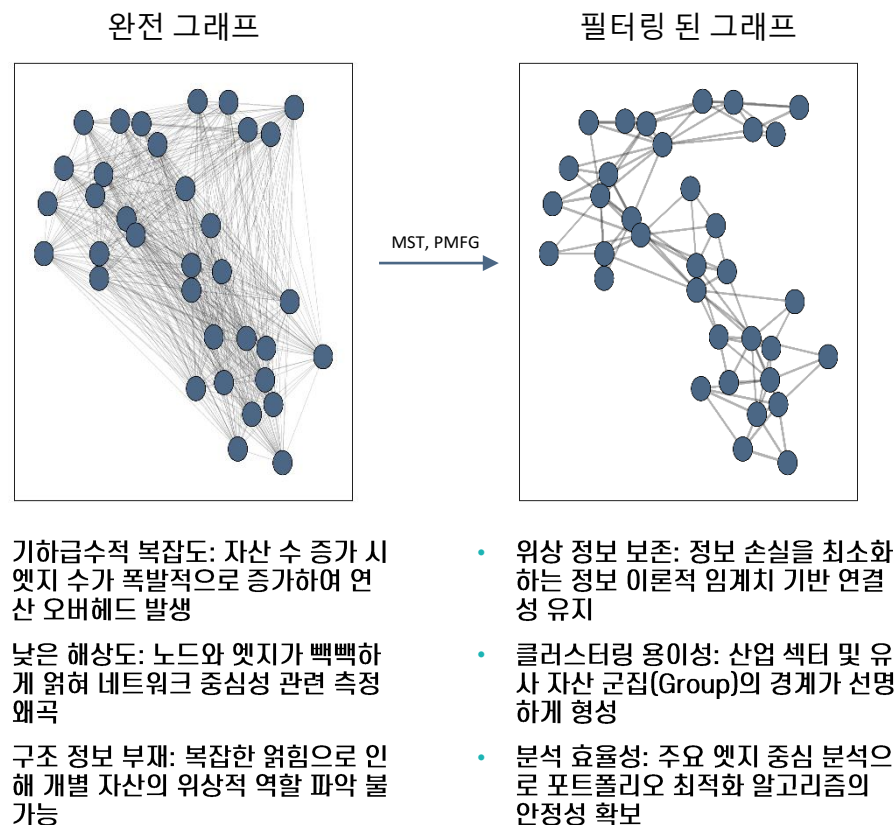
자료: 상상인증권 리서치센터

02 시장을 하나의 네트워크로

네트워크 필터링: 너무 많은 연결은 방해가 된다

- 네트워크 내에 존재한 자산 간의 관계를 모두 표현할 경우 N 개의 자산에 대해 총 엣지 수는 $\frac{N(N-1)}{2}$ 개로 기하급수적으로 증가함
- 네트워크 필터링을 통해 시장 노이즈로 발생하는 미약한 관계성들을 제거하고 정보 손실을 최소화하면서 그래프의 계층 구조와 복잡성(Complexity)을 보존
- 전체 엣지의 일부만을 효율적으로 추출하는 필터링 과정은 단순한 정보의 삭제가 아니라, 네트워크 내의 정보가 실제로 흐르는 핵심 위상적 골격을 복원하는 작업
- 이러한 노이즈 제거와 위상적 골격 추출을 위해 연구 및 실무에서는 정보의 축약 수준과 구조적 복잡성에 따라 MST, PMFG 등 다양한 네트워크 필터링 알고리즘이 목적에 맞게 선택되어 활용됨

그림 3-7. 완전 그래프와 필터링된 그래프의 구조적 차이 및 특징



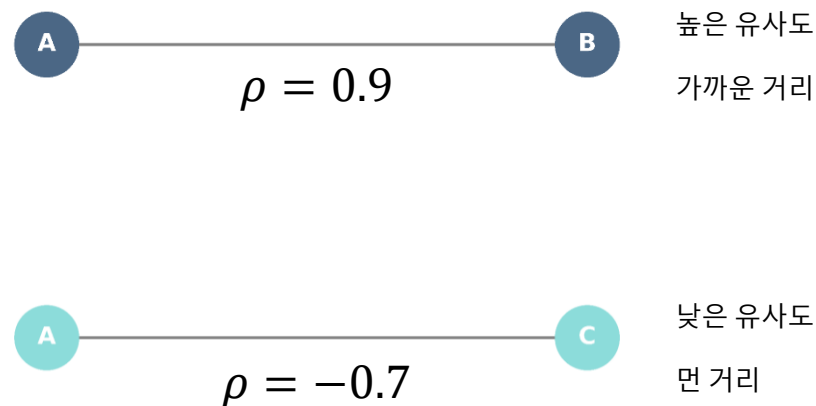
자료: 상상인증권 리서치센터

02 시장을 하나의 네트워크로

관계성에 따른 유사도-거리 변환

- 상관계수(ρ)나 공적분 검정통계량(t_{stat})과 같은 원시 금융데이터는 자산 간 '유사성' 이나 '연동성의 강도'를 나타내는 지표로 의미하는 바에 따라 수학적 변환이 필요
- 상관계수의 경우 -1부터 1의 값을 가지며 숫자가 크고 positive 할수록 두 자산이 가깝다는 개념
- 반대로 공적분 검정통계량의 경우 음수 값을 가지는 통계량으로 음의 값이 커질 수록 두 자산이 가깝다는 개념
- 네트워크 필터링 알고리즘은 '거리'기반 수치를 바탕으로 가장 가까운(값이 작은) 두 자산부터 엣지를 연결하는 방식으로 구성되기에 알고리즘을 적용할 수 있는 형태의 기존 인접행렬에 대한 수치적 변환을 진행

그림 3-8. 관계성 정의에 따른 유사도-거리 변환 예시



관계 정의	유사도 지표	거리 지표
상관계수(ρ)	$1 + \rho$	$\sqrt{2(1 - \rho)}$
공적분 통계량(t_{stat})	$-t_{stat}$	$\frac{1}{1 - t_{stat}}$

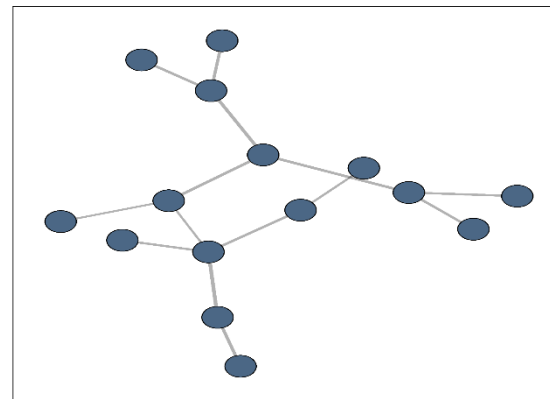
자료: 상상인증권 리서치센터

02 시장을 하나의 네트워크로

Minimum Spanning Tree (MST)

- MST는 그래프 내의 모든 노드를 연결하되, 폐쇄된 순환 루프(Cycle)를 생성하지 않으면서 엣지들의 가중치(거리 합이 최소가 되도록 구성한 최적화 트리 구조
- 완전 그래프의 모든 엣지 중에서 정확히 $N - 1$ 개의 핵심 엣지만을 남김으로써, 시장 데이터에 존재하는 미약한 관계성과 임의의 노이즈를 완벽히 제거
- 주로 Kruskal 알고리즘을 기반으로 수행되며 사전 단계에서 구한 거리 기반 인접행렬로부터 모든 자산 쌍의 거리를 산출한 후, 거리가 가장 짧은(상관계수가 가장 높은) 자산 쌍부터 오름차순으로 정렬
- 이후 가장 가까운 자산 쌍부터 순차적으로 엣지를 연결하되, 새로 추가하려는 엣지가 기존 네트워크 내에서 루프를 형성하는 경우에는 이를 즉시 스킵하는 과정을 엣지가 $N - 1$ 개의 엣지가 생성될 때까지 반복

그림 3-9. MST로 필터링된 네트워크와 MST pseudo code



노드 수 : 15

총 엣지의 수 : $15 - 1 = 14$

Input : Distance matrix D

Output : Filtered Graph G' with $N - 1$ edges

Initialize tree $G' = \emptyset$;

Initialize disjoint-set data structure for all $v \in V$ (e.g., $\text{MakeSet}(v)$);

Sort all edges $(u, v) \in E$ in ascending order of distance;

foreach edge (u, v) in the sorted list **do**

if $\text{FindSet}(u) \neq \text{FindSet}(v)$ **then**

$G' \leftarrow G' \cup \{(u, v)\}$;

$\text{Union}(u, v)$;

if $|T| == N - 1$ **then**

break;

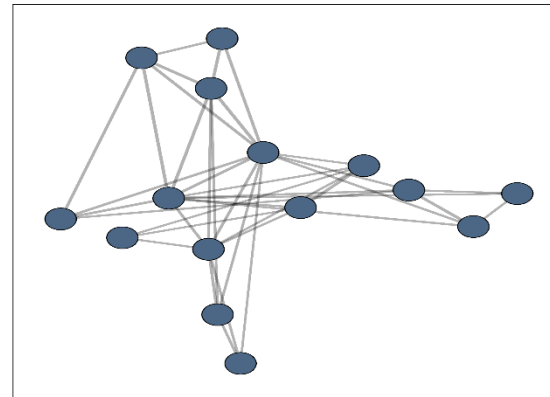
return G'

자료: 상상인증권 리서치센터

Planar Maximally Filtered Graph (PMFG)

- PMFG는 평면성(Planarity) 조건, 즉 엣지들이 서로 교차하지 않고 2차원 평면상에 그려져야 한다는 위상적 제약 하에서 정보를 최대한로 담아내는 네트워크 필터링 모델로 $3(N - 2)$ 개의 엣지를 보존
- MST가 가지는 모든 엣지(정보)를 포함하면서 추가적인 엣지를 가지고 있는 형태로 MST가 지니는 극단적 정보 손실 문제를 극복하고 보다 풍부한 연동 구조를 복원
- 거리 기반 인접행렬로부터 자산 간 거리가 가장 짧은 순서대로 엣지를 정렬하는 것은 MST와 동일
- 이후 최단 거리 엣지부터 순차적으로 네트워크에 추가 하되, 새로 추가되는 간선이 기존 교차 없이 그려진 그래프의 '평면성'을 깨뜨리는 경우 이를 즉시 스킵하는 과정을 $3(N - 2)$ 개의 엣지가 생성될 때까지 반복

그림 3-10. PMFG로 필터링된 네트워크와 PMFG pseudo code



노드 수 : 15

총 엣지의 수 : $3 \times (15 - 2) - 1 = 39$

Input : Distance matrix D

Output: Filtered Graph $G' = (V, E)$ with $3(N - 2)$ edges
 Initialize graph $G' = (V, E)$ with $V = \{1, \dots, N\}$ and $E = \emptyset$;
 Sort all pairwise edges (i, j) in ascending order of distance;

```

foreach edge  $(i, j)$  in the sorted list do
    Add edge  $(i, j)$  to  $E$ :  $E' = E \cup \{(i, j)\}$ ;
    if  $G' = (V, E')$  is planar then
        Update  $E \leftarrow E'$ ;
        if  $|E| == 3(N - 2)$  then
            break;
return  $G' = (V, E)$ 
    
```

PART 03 – 네트워크 분석

3. 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

네트워크 지표 기반 투자 자산 선택

• 노드(자산) 별 주요 네트워크 지표 5개

- D (Degree Centrality): 노드에 연결된 엣지의 개수
- BC (Betweenness Centrality): 노드 간 최단 경로(Shortest Path) 상에 해당 노드가 위치하는 비율
- EC (Eigenvector Centrality): 연결 수뿐만 아니라, 연결된 상대 노드의 중요도(고웃값)까지 가중 반영
- E (Eccentricity): 해당 노드에서 네트워크 내 가장 멀리 떨어진 노드까지의 최단 거리
- C (Closeness Centrality): 모든 다른 노드들까지 도달하는 최단 거리 합의 역수

• 각 지표의 **순위**를 사용하여 최종 주변부 측도 계산

- 직접적 연결성 그룹

$$X = \frac{(D^w - 1) + (D^u - 1) + (BC^w - 1) + (BC^u - 1)}{4(N - 1)}$$

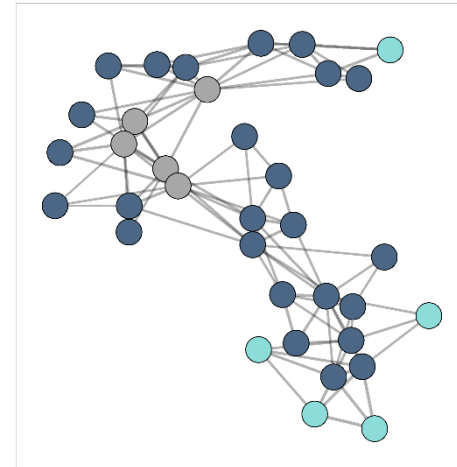
- 전역적 연결성 그룹

$$Y = \frac{(E^w - 1) + (E^u - 1) + (C^w - 1) + (C^u - 1) + (EC^w - 1) + (EC^u - 1)}{6(N - 1)}$$

- 최종 주변부 측도(Peripheral Measure)

$$X + Y$$

그림 3-11. 필터링 된 네트워크 내 주변부/중심부 종목 선택



- 필터링된 네트워크 상에서 5개의 주요 네트워크 지표 계산(D , BC , EC , E , C)
- 각 지표 계산 시 가중치가 있는 경우(엣지 첨자 w)와 없는 경우(엣지 첨자 u)를 모두 계산 (가중치가 없는 경우 모든 엣지의 가중치가 1로 동일)
- 중심성 지표 (D , BC , EC , C)는 내림차순으로 정렬하여 높을 수록 낮은 값
→ 가장 높은 자산은 1, 낮은 자산은 200
- 주변부 지표인 E 는 오름차순으로 정렬하여 높을 수록 높은 값
→ 가장 높은 자산은 200, 낮은 자산은 1
- 지표 특성을 고려하여 직접 연결성 그룹(X)와 전역적 연결성 그룹(Y)에 대해 수치를 정규화한 후 둘을 더하여 최종 주변부 측도 계산 ($0 \leq X + Y \leq 2$)
- 측도가 높은 순서(**주변부**) 혹은 낮은 순서(**중심부**)대로 10 ~ 50개 최종 자산 선택 후 포트폴리오 구성

자료: 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

네트워크 지표 계산

- 지표의 특성에 따라 각 엣지의 가중치를 유사도 또는 거리 기반으로 구분하여 적용하며, 무가중치 그래프의 경우 모든 엣지의 가중치를 1로 통일하여 지표를 산출함
- 노드 별 네트워크 지표 값은 다음과 같이 계산

$$D_i = \sum_{j=1}^N A_{ij},$$

$$BC_i = \sum_{\substack{s \neq i \neq t \\ s \neq t}} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}},$$

$$EC_i = \frac{1}{\lambda_{\max}} \sum_{j=1}^N A_{ij} EC_j,$$

$$C_i = \frac{N-1}{\sum_{j \neq i} l_{ij}},$$

$$E_i = \max_{j \neq i} l_{ij}.$$

l_{ij} : 노드 i 와 노드 j 사이의 최단 경로 길이
 σ_{st} : 노드 s 와 노드 t 사이에 존재하는 최단 경로의 총 개수
 $\sigma_{st}(i)$: 노드 s 와 노드 t 사이의 최단 경로 중 노드 i 를 경유하는 경로의 개수
 $\lambda_{\max}$: 인접행렬의 최대 고유값

그림 3-12. 네트워크 지표별 특성에 따른 가중치 반영 방식과 정렬방식

지표	가중치 반영	지표 특성
D	$1 + \rho$	중심성 (내림차순 정렬)
BC	$\sqrt{2(1 - \rho)}$	중심성 (내림차순 정렬)
EC	$1 + \rho$	중심성 (내림차순 정렬)
C	$\sqrt{2(1 - \rho)}$	중심성 (내림차순 정렬)
E	$\sqrt{2(1 - \rho)}$	주변성 (오름차순 정렬)

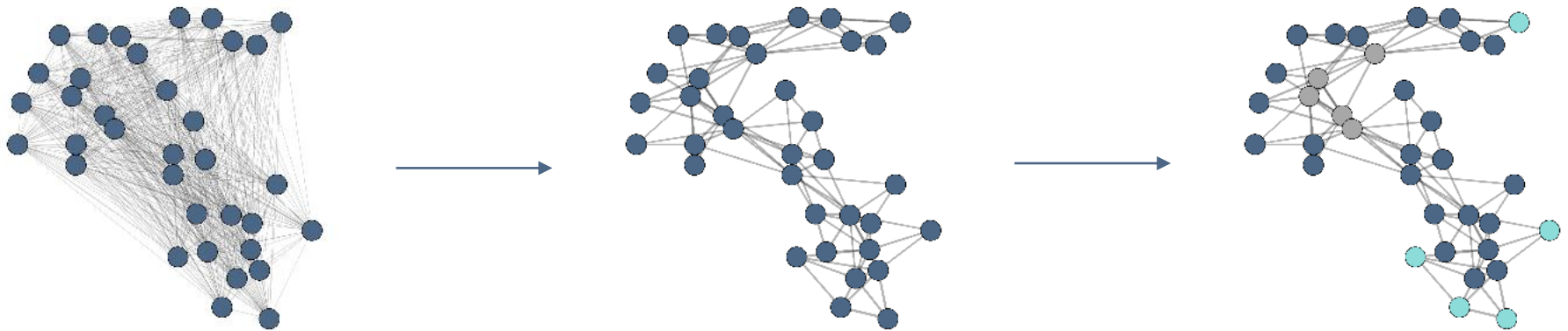
자료: 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

백테스팅 설정

- 백테스팅 기간: 2015.01.02 – 2026.06.30
- 매월 초 리밸런싱을 진행하여 리밸런싱 시점 기준 우선주를 제외한 KOSPI 상장 종목 중, 최근 1년간 거래정지 이력이 없는 종목을 1차 선별 후 리밸런싱 당일 기준 시가총액 상위 200개 종목을 네트워크 자산 풀로 선정
- 확정된 200개 종목의 최근 1년(252 영업일)간 일간 수익률 시계열 데이터를 통해 네트워크를 구축하고 네트워크 지표를 기반으로 선정된 $k(10 \sim 50)$ 개의 자산을 선택하여 시가총액 가중 포트폴리오 구성

그림 3-13. 네트워크 기반 투자 전략의 전체 백테스팅 프로세스



- 전체 자산 풀: KOSPI 상장 종목 (우선주 X)
- 1차 선별: 최근 1년간 거래 정지 이력 X
- 2차 선별: 1차 선별 종목 중 시가총액 상위 200개
- 인접행렬 계산: 상관관계 / 공적분 관계

- 네트워크 필터링: MST / PMFG

- 네트워크 내 자산들의 주변부 측도 계산
- 중심부 혹은 주변부 자산 선택
- 자산분배: 시가총액 가중

자료: 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

자산 별 주변부 측도 순위(2024.12.31)

그림 3-14. MST 기반 주변부 측도 순위 (1)

Top 1~10	풍산	더존비즈온	크래프트온	삼양식품	롯데웰푸드	일진전기	오리온	하나투어	한샘	한화엔진
Top 11~20	LS에코에너지	HD현대	한국타이어엔테크놀로지	현대글로비스	CJ	현대오토에버	롯데칠성	한국콜마	코웨이	LG디스플레이
Top 21~30	한미사이언스	대웅	쿠쿠홀딩스	삼성바이오로직스	HD현대미포	한올바이오파마	금호타이어	SK텔레콤	에스원	프레스티지바이오파마
Top 31~40	두산	HMM	GS	현대로템	보령	한진칼	삼성에스디에스	이수페타시스	HL만도	한미반도체
Top 41~50	LG이노텍	세방전지	SK스퀘어	효성티앤씨	LIG디펜스앤에어로스페이스	CJ대한통운	미원상사	미래에셋생명	경동나비엔	한국항공우주
Top 51~60	두산밥캣	롯데렌탈	녹십자홀딩스	오리온홀딩스	두산로보틱스	더블유게임즈	S-Oil	동원산업	하이브	한화시스템
Top 61~70	에스디바이오센서	신영증권	SK가스	넷마블	농심	한화오션	솔루엠	LG유플러스	SKC	미스트홀딩스
Top 71~80	HD현대마린엔진	KCC	한국전력	CJ제일제당	영원무역홀딩스	HD현대일렉트릭	NAVER	CJ CGV	NC	F&F
Top 81~90	BGF리테일	파라다이스	현대엘리베이터	삼성중공업	씨에스윈드	LG전자	코스맥스	두산퓨얼셀	SK	현대모비스
Top 91~100	LS ELECTRIC	LX인터내셔널	효성중공업	대웅제약	셀트리온	KT&G	유한양행	한미약품	삼성E&A	한국엔컴퍼니
Top 101~110	SK네트웍스	고려아연	HD현대중공업	한전KPS	한온시스템	두산에너지빌리티	코리안리	IPARK현대산업개발	한일시멘트	DL이앤씨
Top 111~120	삼성카드	에스엘	오뚜기	동서	에코프로머티	메리츠금융지주	기업은행	JB금융지주	아모레퍼시픽	엘앤에프
Top 121~130	포스코DX	아시아나항공	현대차	코스모신소재	LS	LG에너지솔루션	KT	대신증권	하이트진로	키움증권
Top 131~140	신한지주	KB금융	아모레퍼시픽홀딩스	HD한국조선해양	HD현대인프라코어	종근당	대한전선	동원시스템즈	기아	대한항공
Top 141~150	팬오션	롯데에너지머티리얼즈	LG생활건강	SK하이닉스	영원무역	삼성생명	한솔케미칼	삼성전기	삼성물산	이마트
Top 151~160	LG	삼성전자	HD건설기계	SK바이오팜	강원랜드	제일기획	롯데정밀화학	롯데케미칼	OCI홀딩스	현대위아
Top 161~170	SK아이이테크놀로지	녹십자	삼성SDI	한화생명	DB하이텍	LX세미콘	한국가스공사	우리금융지주	현대건설	한국금융지주
Top 171~180	카카오	포스코인터내셔널	현대해상	DB손해보험	현대제철	SK바이오사이언스	SK이노베이션	한전기술	카카오뱅크	카카오페이
Top 181~190	한화솔루션	한화	금호석유화학	삼성화재	GS건설	호텔신라	현대백화점	신세계	롯데지주	롯데쇼핑
Top 191~200	포스코퓨처엠	LG화학	대우건설	iM금융지주	BNK금융지주	NH투자증권	POSCO홀딩스	삼성증권	미래에셋증권	하나금융지주

자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

자산 별 주변부 측도 순위(2025.12.31)

그림 3-15. MST 기반 주변부 측도 순위 (2)

Top 1~10	롯데렌탈	한국전력	OCI홀딩스	삼성E&A	F&F	IPARK현대산업개발	HMM	SK오션플랜트	DL이앤씨	HD건설기계
Top 11~20	대우건설	세아베스틸지주	STX엔진	아시아나항공	삼성에스디에스	일동제약	한전KPS	한국카본	삼양식품	삼성카드
Top 21~30	고려아연	DN오tomotiv	두산로보틱스	에스원	HJ중공업	HD현대마린솔루션	에이피알	SK텔레콤	KT&G	한온시스템
Top 31~40	종근당	동서	한국엔컴퍼니	한국항공우주	오리온	풍산	KT	DB손해보험	셀트리온	CJ제일제당
Top 41~50	한진칼	파라다이스	넷마블	SNT다이나믹스	삼성중공업	KB금융	한화비전	현대엘리베이터	삼성화재	시프트업
Top 51~60	더존비즈온	코오롱인더	하이브	한화솔루션	팬오션	한올바이오파마	한국가스공사	두산밥캣	유한양행	크래프톤
Top 61~70	다우기술	산일전기	포스코DX	금호석유화학	이수스페셜티케미컬	대한항공	한화엔진	한전기술	강원랜드	LG에너지솔루션
Top 71~80	한일시멘트	영원무역	한미약품	NAVER	현대제철	현대글로벌비스	DB하이텍	한솔케미칼	SK바이오사이언스	에스엘
Top 81~90	현대건설	미래에셋증권	롯데칠성	두산퓨얼셀	코웨이	이수퍼타시스	씨에스원드	SK가스	더블유게임즈	GS건설
Top 91~100	농심	현대오트베어	엘앤에프	롯데정밀화학	현대백화점	코리안리	메리츠금융지주	LG디스플레이	HL만도	삼성전기
Top 101~110	한국콜마	JB금융지주	현대위아	롯데에너지머티리얼즈	제일기획	롯데관광개발	LIG디펜스앤 에어로스페이스	HD현대마린엔진	카카오	포스코인터내셔널
Top 111~120	미스트홀딩스	CJ대한통운	미래에셋생명	신한지주	롯데케미칼	NC	기업은행	이마트	BGF리테일	효성
Top 121~130	S-Oil	CJ	두산에너지빌리티	LG유플러스	한화생명	한국타이어앤 테크놀로지	삼성물산	삼성생명	SKC	동원산업
Top 131~140	우리금융지주	현대해상	현대로템	HD한국조선해양	녹십자	카카오뱅크	코스맥스	금호타이어	효성중공업	가온전선
Top 141~150	BNK금융지주	대한전선	포스코퓨처엠	POSCO홀딩스	LG화학	HD현대중공업	영원무역홀딩스	LG생활건강	한미사이언스	현대모비스
Top 151~160	SK이노베이션	한화오션	대덕전자	삼성전자	키움증권	두산	호텔신라	에코프로머티	오뚜기	한화에어로스페이스
Top 161~170	일진전기	한미반도체	하이트진로	아모레퍼시픽	하나금융지주	LX인터내셔널	대웅제약	SK바이오팜	삼성SDI	한국금융지주
Top 171~180	기아	LG이노텍	신세계	한화시스템	대웅	현대지엠프홀딩스	한화	HD현대일렉트릭	iM금융지주	대신증권
Top 181~190	LS ELECTRIC	아모레퍼시픽홀딩스	KCC	삼성증권	SK스퀘어	LS	오리온홀딩스	코스모신소재	LG	롯데쇼핑
Top 191~200	현대차	SK아이이테크놀로지	SK하이닉스	NH투자증권	HD현대	신영증권	GS	LG전자	롯데지주	SK

자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

자산 별 주변부 측도 순위(2024.12.31)

그림 3-16. PMFG 기반 주변부 측도 순위 (1)

Top 1~10	더존비즈온	풍산	삼양식품	프레스티지바이오파마	보령	이수페타시스	두산로보틱스	한미사이언스	SK스퀘어	삼성바이오로직스
Top 11~20	동원산업	SK가스	롯데렌탈	한국타이어엔테크놀로지	LG이노텍	HD현대일렉트릭	대웅	HD현대	두산밥캣	LS에코에너지
Top 21~30	에스디바이오센서	한국콜마	SKC	에코프로머티	한화엔진	셀트리온	크래프톤	오리온홀딩스	더블유게임즈	LG디펜스엔에어로스페이스
Top 31~40	한미반도체	HMM	씨에스윈드	현대오토에버	한올바이오파마	코웨이	한온시스템	현대로템	미래에셋생명	미원상사
Top 41~50	LG생활건강	솔루엠	경동나비엔	두산	S-Oil	효성티앤씨	삼성에스디에스	오리온	포스코DX	유한양행
Top 51~60	하이브	농심	한전KPS	SK텔레콤	한일시멘트	롯데웰푸드	GS	HD현대마린엔진	동원시스템즈	HD현대미포
Top 61~70	현대글로비스	IPARK현대산업개발	효성중공업	종근당	한진칼	현대모비스	에스원	LS ELECTRIC	동서	한국전력
Top 71~80	한미약품	쿠쿠홀딩스	LG디스플레이	CJ	KT&G	BGF리테일	미스토홀딩스	한화시스템	고려야연	CJ CGV
Top 81~90	CJ대한통운	롯데에너지머티리얼즈	삼성전자	팬오션	KCC	한국항공우주	NAVER	하나투어	HD건설기계	HL만도
Top 91~100	넷마블	한화오션	일진전기	LG전자	한국가스공사	삼성카드	한국엔컴퍼니	신영증권	대웅제약	영원무역홀딩스
Top 101~110	아모레퍼시픽	한샘	LG에너지솔루션	HD현대중공업	SK네트웍스	현대엘리베이터	아시아나항공	한전기술	KB금융	에스엘
Top 111~120	한솔케미칼	CJ제일제당	LX세미콘	LX인터내셔널	파라다이스	엘앤에프	대한전선	대신증권	OCI홀딩스	코스모신소재
Top 121~130	코스맥스	메리츠금융지주	F&F	두산퓨얼셀	한화솔루션	코리안리	LS	현대차	SK하이닉스	금호타이어
Top 131~140	SK아이이테크놀로지	HD현대인프라코어	포스코인터내셔널	카카오페이	아모레퍼시픽홀딩스	NC	우리금융지주	녹십자	SK바이오팜	카카오
Top 141~150	영원무역	현대해상	JB금융지주	세방전지	대한항공	롯데케미칼	키움증권	DB하이텍	녹십자홀딩스	현대건설
Top 151~160	LG유플러스	SK	기아	삼성전기	신한지주	두산에너지리티	KT	삼성SDI	삼성중공업	롯데칠성
Top 161~170	포스코퓨처엠	삼성화재	HD한국조선해양	한화	강원랜드	오뚜기	하이트진로	SK바이오사이언스	금호석유화학	삼성생명
Top 171~180	이마트	제일기획	DL이앤씨	삼성E&A	롯데정밀화학	한화생명	BNK금융지주	SK이노베이션	삼성물산	POSCO홀딩스
Top 181~190	GS건설	DB손해보험	LG화학	카카오뱅크	기업은행	LG	현대위아	호텔신라	현대백화점	현대제철
Top 191~200	대우건설	NH투자증권	롯데쇼핑	삼성증권	한국금융지주	미래에셋증권	신세계	iM금융지주	롯데지주	하나금융지주

자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

자산 별 주변부 측도 순위(2025.12.31)

그림 3-17. PMFG 기반 주변부 측도 순위 (2)

Top 1~10	HMM	하이브	한국전력	롯데렌탈	IPARK현대산업개발	세아베스틸지주	삼성E&A	SK오션플랜트	풍산	한국카본
Top 11~20	HD건설기계	한전KPS	카카오	삼양식품	포스코DX	한국항공우주	파라다이스	HJ중공업	한미약품	F&F
Top 21~30	OCI홀딩스	시프트업	삼성중공업	SNT다이내믹스	NC	한국엔컴퍼니	고려아연	현대오토에버	DN오토모티브	한국가스공사
Top 31~40	한온시스템	현대제철	SK바이오사이언스	DL이앤씨	HL만도	강원랜드	팬오션	코오롱인더	두산로보틱스	더존비즈온
Top 41~50	에이피알	종근당	한전기술	삼성카드	HD현대마린솔루션	SK텔레콤	STX엔진	DB하이텍	롯데에너지머티리얼즈	산일전기
Top 51~60	KB금융	영원무역	NAVER	롯데관광개발	한화솔루션	KT&G	금호석유화학	BGF리테일	에스원	SK가스
Top 61~70	현대글로비스	동서	이수스페셜티케미컬	포스코인터내셔널	JB금융지주	코웨이	LG유플러스	대우건설	한진칼	삼성화재
Top 71~80	미스토홀딩스	아시아나항공	한올바이오파마	현대위아	더블유게임즈	현대해상	한국콜마	LG에너지솔루션	현대엘리베이터	삼성에스디에스
Top 81~90	효성중공업	효성	미래에셋생명	한화비전	LIG디펜스앤 에어로스페이스	한국타이어앤 테크놀로지	CJ	녹십자	LG디스플레이	삼성물산
Top 91~100	현대모비스	GS건설	이수페타시스	크래프톤	신한지주	호텔신라	코리안리	현대백화점	일동제약	HD현대마린엔진
Top 101~110	셀트리온	CJ대한통운	KT	농심	한화오션	S-Oil	유한양행	HD현대중공업	롯데케미칼	두산퓨얼셀
Top 111~120	SKC	대한항공	동원산업	메리츠금융지주	BNK금융지주	한화에어로스페이스	한화엔진	넷마블	현대로템	두산바캬
Top 121~130	한솔케미칼	씨에스윈드	오리온	카카오뱅크	삼성생명	에스엘	삼성SDI	영원무역홀딩스	한미사이언스	한미반도체
Top 131~140	엘앤에프	미래에셋증권	우리금융지주	에코프로머티	제일기획	대한전선	한일시멘트	일진전기	현대건설	삼성전기
Top 141~150	한화생명	롯데정밀화학	포스코퓨처엠	LG화학	두산에너지빌리티	LX인터내셔널	가온전선	대덕전자	KCC	대신증권
Top 151~160	POSCO홀딩스	LS ELECTRIC	대웅제약	오뚜기	신세계	SK이노베이션	이마트	롯데쇼핑	코스맥스	LG생활건강
Top 161~170	한화시스템	두산	DB손해보험	아모레퍼시픽	기아	다우기술	신영증권	금호타이어	LG이노텍	롯데칠성
Top 171~180	현대제이펙홀딩스	한국금융지주	SK아이이테크놀로지	기업은행	HD한국조선해양	대웅	키움증권	한화	아모레퍼시픽홀딩스	현대차
Top 181~190	삼성전자	iM금융지주	하나금융지주	코스모신소재	오리온홀딩스	SK바이오팜	HD현대일렉트릭	CJ제일제당	HD현대	롯데지주
Top 191~200	하이트진로	SK스퀘어	LS	SK하이닉스	GS	LG전자	SK	NH투자증권	삼성증권	LG

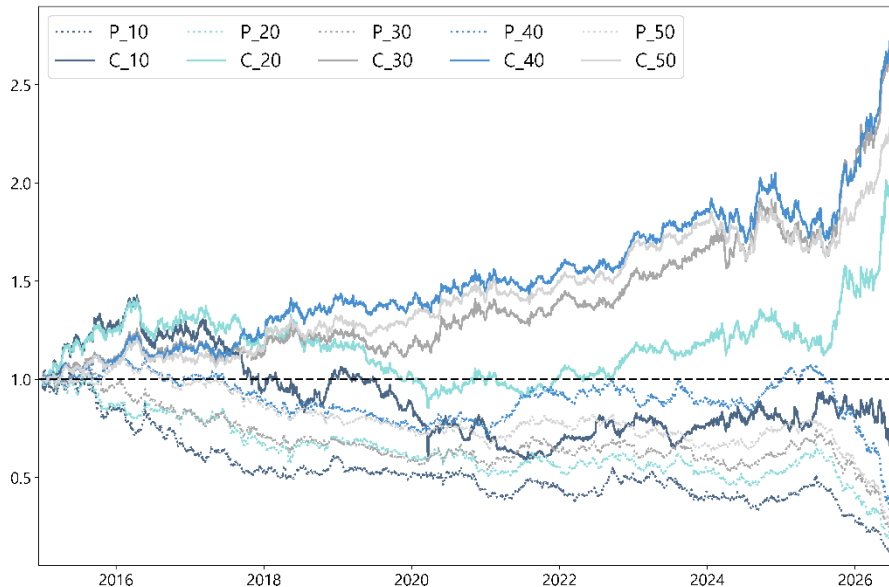
자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

포트폴리오 백테스팅

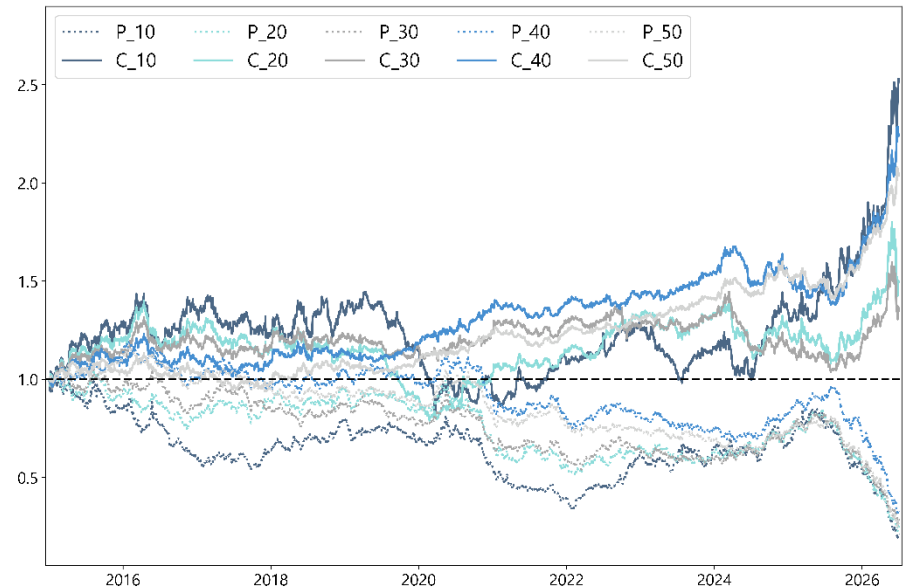
- KOSPI 200 지수 대비 네트워크 기반 포트폴리오의 상대적 누적 초과이익률(Cumulative Excess Return) 추이로 y축 기준 값이 1 위(아래)에 있을수록 KOSPI 200을 상회(하회)하는 것을 의미
- 필터링 알고리즘과 무관하게 주변부 종목('P', 점선)을 선택한 경우는 KOSPI 200에 비해 떨어지는 성과를 보이는 반면 중심부 종목('C', 실선)을 선택한 경우 눈에 띄게 우수한 성과를 보이는 것을 확인할 수 있음
- 중심부 종목으로 포트폴리오를 구성하더라도 너무 적은 수의 자산을 선택한 경우 불안정한 모습을 보임

그림 3-18. MST를 사용한 주변부/중심부 포트폴리오 성과



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 구현, 상상인증권 리서치센터

그림 3-19. PMFG를 사용한 주변부/중심부 포트폴리오 성과



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 구현, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

백테스팅 정량 성과표

- 주변부 종목군은 시장 전체의 충격 전파 경로에서 벗어나 있어 중심부 종목을 선택한 경우에 비해 낮은 변동성을 기록하였으나 선택한 자산의 수에 따라 변동성이 낮다고 보기 어려운 케이스도 존재하며 종합적인 절대 수익률 측면에서는 확연한 정체 현상과 한계를 드러냄
- 중심부 종목군은 절대 수익률 및 위험 대비 수익성을 나타내는 샤프 비율(SR)에서 주변부 포트폴리오는 물론 벤치마크(KOSPI200) 대비 높은 성과를 기록함
- 특히 1가지 경우를 제외하곤 중심부 종목 포트폴리오들의 누적 수익률과 샤프 비율이 모두 벤치마크를 상회
- 국내 주식시장은 대형 대기업 집단 및 핵심 제조업이 시장 전체의 공급망과 실적을 이끄는 구조로 중심부 노드는 이 밸류체인의 최상단에 위치한 앵커 기업들이므로 시장 전체의 충격이나 모멘텀이 발생할 때 이익과 자금이 가장 먼저 강력하게 쏠리는 곳
- 따라서 전통적인 네트워크 분산 이론과 달리 국내 시장에서는 주변부 투자를 통한 위험 분산 유효성이 제한적이며, 상관관계 네트워크 기반의 중심부 자산으로 포트폴리오를 압축 구축하는 것이 하방 리스크 방어와 초과 수익 극대화를 동시에 달성하는 최적의 전략

그림 3-20. 상관관계 네트워크 기반 포트폴리오 성과지표

FILTERING	METRICS	P-10	P-20	P-30	P-40	P-50	C-10	C-20	C-30	C-40	C-50	KOSPI 200
MST	CAGR	-0.040	-0.004	0.021	0.060	0.035	0.131	0.238	0.274	0.275	0.255	0.166
	VOL	0.262	0.235	0.222	0.210	0.204	0.293	0.282	0.263	0.256	0.248	0.219
	SR	-0.152	-0.016	0.096	0.283	0.171	0.447	0.844	1.041	1.075	1.030	0.762
	MDD	-0.635	-0.555	-0.572	-0.535	-0.537	-0.668	-0.593	-0.426	-0.386	-0.363	-0.412
PMFG	CAGR	0.014	0.028	0.041	0.055	0.033	0.267	0.209	0.198	0.254	0.243	0.166
	VOL	0.262	0.233	0.217	0.210	0.202	0.301	0.272	0.260	0.260	0.252	0.219
	SR	0.052	0.119	0.188	0.260	0.161	0.889	0.770	0.762	0.977	0.965	0.762
	MDD	-0.545	-0.462	-0.470	-0.410	-0.447	-0.627	-0.612	-0.451	-0.363	-0.353	-0.412

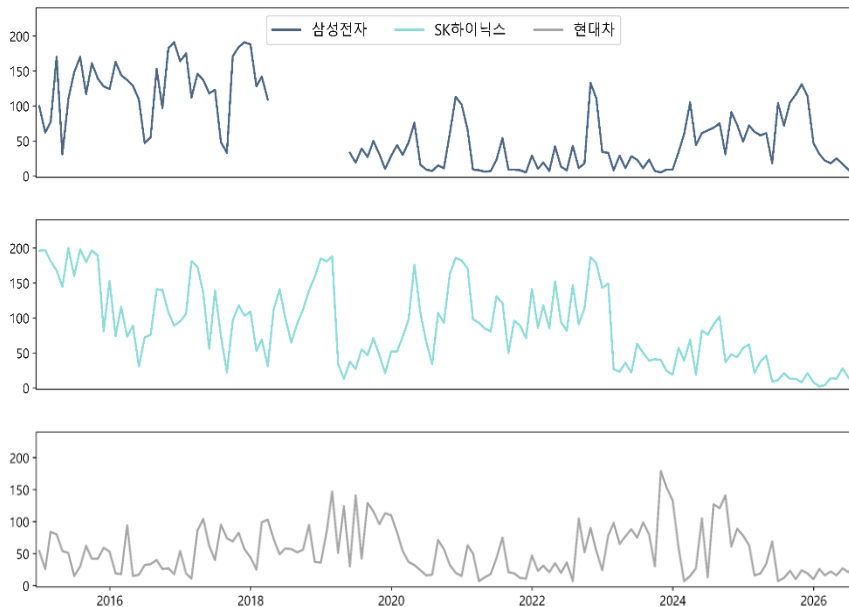
자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

대형주 수혜로 인한 우연일까?

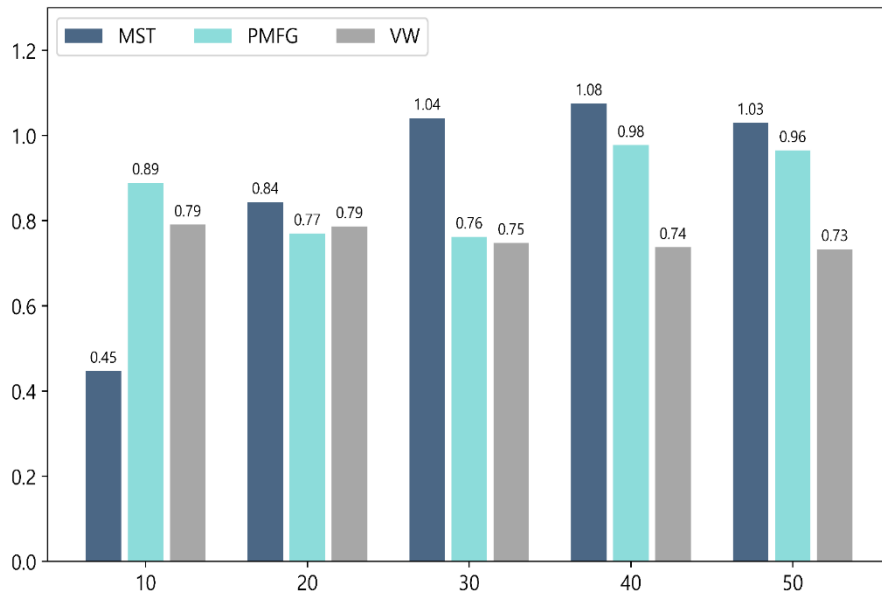
- 중심부 포트폴리오의 성과를 두고 "결국 시가총액이 큰 대형주 위주로 구성되어, 대형주 장세에서 벤치마크보다 대형주 비중을 높였기 때문에 우연히 나타난 착시가 아니냐"는 의문이 존재
- 대표적인 대형주들이 중심부에 속하는 경우가 존재하지만 모든 기간에 항상 포함되는 것은 아니며(심지어 대표 종목인 삼성전자조차 필터링 조건에 의해 제외된 기간이 존재), 오히려 성과가 우수한 기간에 해당 종목을 포트폴리오에 동적으로 잘 편입시키는 결과가 나타남
- 또한 동일한 리밸런싱 조건을 적용한 단순 시가총액 가중 평균 포트폴리오(VW)에 비해서도 높은 성과를 기록하여, 네트워크 기반 종목 선택이 실질적으로 효과적이며 포트폴리오 성과가 단순한 우연이 아님을 확인

그림 3-21. 대형주들의 주변부 측도 순위 변화(낮을 수록 중심부)



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 3-22. 단순 시가총액 가중 포트폴리오와의 샤프 비율 비교



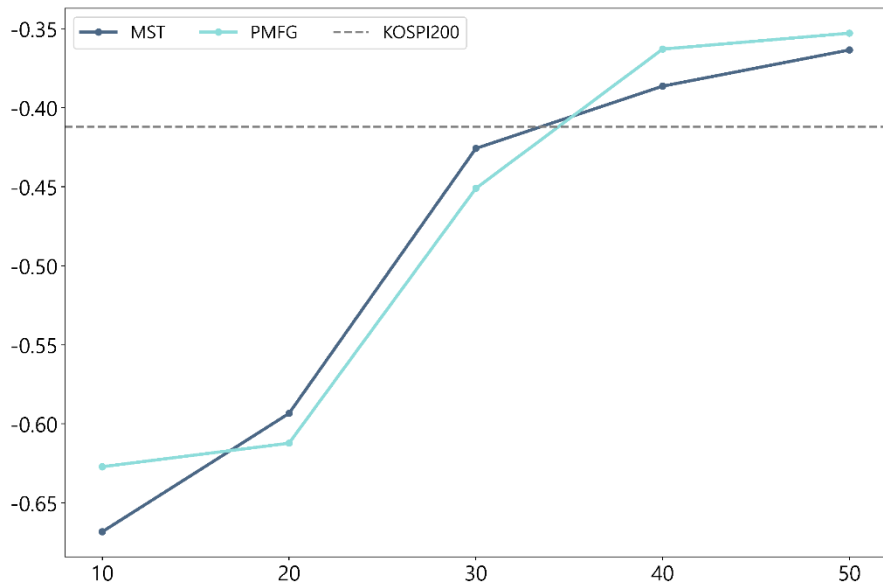
자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

03 네트워크 지표: 주변부 vs 중심부

목적에 맞는 필터링 방법 선택

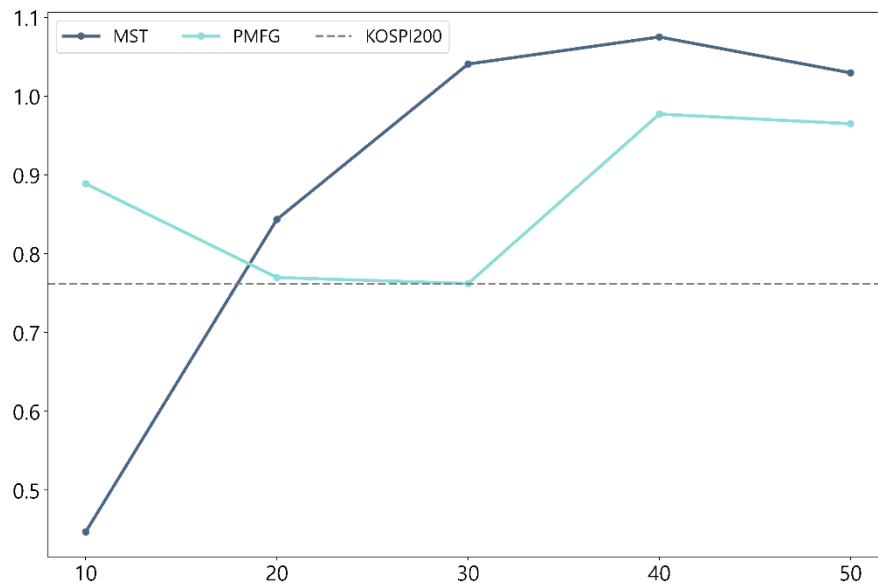
- MST와 PMFG 모두 편입 자산 수가 일정 수준 이상 확보되어야 중심부 내부에서도 섹터/하위 그룹 간 분산 효과가 발휘되어 성과가 안정화됨 (실제로 자산 개수가 늘어날수록 MDD 개선 확인)
- 극단적인 정보 압축을 진행하는 MST 특성 상 소수 자산 선택 시 노이즈 제거 효과보다 정보 손실 및 단일 파손 경로 노출 위험이 커져 성과 하락 폭이 극명하게 나타나는 반면 PMFG는 상대적으로 정보 손실을 최소화하므로, 소수 자산을 추출하더라도 구조 왜곡 없이 일관되고 우수한 샤프 비율을 유지함
- 이에 따라 소수 종목 중심의 실행력 높은 추천 서비스에는 강건성이 우수한 PMFG를 적용하고, 대규모 자산을 운용하는 포트폴리오 차원에서는 알파와 분산 효과가 극대화되는 MST를 채택하는 것이 가장 합리적

그림 3-23. 선택한 자산 수에 따른 포트폴리오 MDD 변화



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

그림 3-24. 선택한 자산 수에 따른 포트폴리오 샤프 비율 변화



자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

PART 03 – 네트워크 분석

4. 과거의 중심, 현재의 중심?

04 과거의 중심, 현재의 중심?

주가는 혼자 오르지 않는다

- 2025년 7월부터 2026년 6월까지 1년 간 MST 및 PMFG 알고리즘을 통해 산출된 주변부와 중심부 최상위(Top 1·2) 종목의 월별 변화를 추적한 결과
- 주변부 종목들은 월별 교체 폭이 극심하고 업종 간 일관성이 부재하여, 시장의 체계적인 대세 흐름보다는 개별 자산의 단기 노이즈에 치우친 모습을 보임
- 해외 및 미국 시장 연구에서는 주변부 자산의 이러한 독립적인 특성이 리스크 관리에 유용하다고 알려져 있으나, 국내 증시는 주변부 종목들의 절대적인 수익률 하향 정체로 인해 하방 방어 및 알파 창출로 이어지지 못함
- 특정 산업의 호황기에 직접적인 수혜주보다 해당 수혜가 그룹 및 연관 자산으로 연결되는 중심 기업의 중요성이 높아질 수 있고 SK가 SK하이닉스보다 높은 중심성 지표를 보여왔던 것은 이러한 관점에서 해석이 가능함
- 즉, 직접 수혜를 받는 기업보다 그 효과를 네트워크 내 여러 자산으로 연결하는 기업이 중심에 위치할 수 있음

그림 3-25. 2025년 7월부터 1년간 최상위 중심부/주변부 종목 변화

날짜	주변부				중심부			
	MST		PMFG		MST		PMFG	
	Top 1	Top 2	Top 1	Top 2	Top 1	Top 2	Top 1	Top 2
2025-07	SK가스	두산로보틱스	한국콜마	한국전력	LG전자	미래에셋증권	LG	미래에셋증권
2025-08	KT&G	현대엘리베이터	KT&G	SNT에너지	SK	삼성증권	미래에셋증권	LG전자
2025-09	현대엘리베이터	한일시멘트	SNT에너지	삼성E&A	SK	삼성증권	미래에셋증권	LG전자
2025-10	SNT에너지	크레프톤	동서	KT&G	SK	LG	SK	LG
2025-11	지역난방공사	HMM	지역난방공사	하이브	SK	LG전자	SK	삼성증권
2025-12	롯데렌탈	한국전력	HMM	하이브	SK	롯데지주	LG	삼성증권
2026-01	에이피알	세아베스틸지주	한국전력	HMM	SK	SK하이닉스	SK	LG
2026-02	한진칼	HDC	한진칼	KT&G	SK	GS	GS	SK
2026-03	한진칼	NC	넷마블	KT&G	SK	롯데지주	LG	LS ELECTRIC
2026-04	NC	고려아연	HDC	고려아연	NH투자증권	교보증권	NH투자증권	SK
2026-05	고려아연	롯데관광개발	더존비즈온	LX인터내셔널	NH투자증권	SK	NH투자증권	기업은행
2026-06	NC	에이피알	KT&G	삼양식품	NH투자증권	기업은행	KCC	NH투자증권

자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

04 과거의 중심, 현재의 중심?

주변부 측도 기반 Top Pick

- 2026년 9월 1일 기준 주변부 측도 기반 Top Pick 제시
- 네트워크 뼈대를 추려내는 MST Top 30과 구조적 보존력이 뛰어난 PMFG Top 30의 공통 교집합 19개 종목을 추출함으로써, 단일 알고리즘 편향에 따른 모델 리스크(Model Risk)와 노이즈 영향을 효과적으로 극소화
- 최근 네트워크 분석에서도 2026년 중반과 마찬가지로 NH투자증권을 필두로 한 금융관련 주들이 상위 Pick으로 반복 선정되었는데 이는 일시적인 가격 상승보다는 시장 내 다양한 종목과의 높은 동조성이 지속되어 네트워크 중심성이 꾸준히 유지되고 있음을 의미함
- 금융관련 주들의 높은 중심성은 특정 산업의 강세도 존재하지만 시장 전반의 자금 흐름과 투자심리가 다양한 자산으로 연결되고 있음을 의미함

그림 3-26. 주변부 측도 기반 19개 종목

기업명	MST 중심부 순위	PMFG 중심부 순위	업종
NH투자증권	1	1	증권
기업은행	2	2	은행
KCC	4	3	화학
삼성증권	16	5	증권
SK하이닉스	8	13	반도체
삼성물산	5	17	유통
HD현대일렉트릭	14	9	전기장비
강원랜드	12	12	오락·문화
코스모신소재	13	15	화학
대한전선	7	21	전기·전자
하나금융지주	18	11	은행
대신증권	22	8	증권
한화생명	6	25	보험
두산에너지빌리티	17	18	기계
우리금융지주	11	27	은행
SK스퀘어	15	23	기타금융
CJ대한통운	23	16	운송·창고
한국금융지주	27	24	은행
삼성중공업	30	29	조선

자료: 네트워크 분석 결과를 활용하여 필자 직접 추정, 상상인증권 리서치센터

Latent Alpha: 잠재된 성분/국면/네트워크 추출

Outro. 완전정보와 지속학습

Outro. 완전정보와 지속 학습

완전정보 하에서의 시장참가자의 행태

- 아무리 좋은 모형이라도 시장참가자가 같은 정보를 빠르게 얻고 같은 방법을 사용할 수 있다면 그 전략의 수명은 길지 않을 수 있음. 데이터와 분석기법이 확산되면서 과거에는 일부에게만 존재했던 정보우위가 빠르게 줄고, 발견된 차익 기회 역시 가격에 반영되는 시간이 짧아짐
- 특히 수치와 규칙에 기반한 전략은 재현 가능성이 높다는 점이 장점이면서 동시에 한계로 작용. Top-down 전망은 같은 정보를 보더라도 서로 다른 판단이 남을 수 있지만, 정량전략은 로직이 알려지는 순간 같은 신호와 행동으로 수렴하기 쉽고 그 과정에서 기존의 초과수익도 줄어들 수 있음
- 모형이 발견한 관계가 아무리 강하더라도 참가자가 이를 학습하고 행동을 바꾸면 시장의 반응도 달라지는 것이 기본

그림 0-1. 퀀트 모델과 시장의 상호작용 도식화



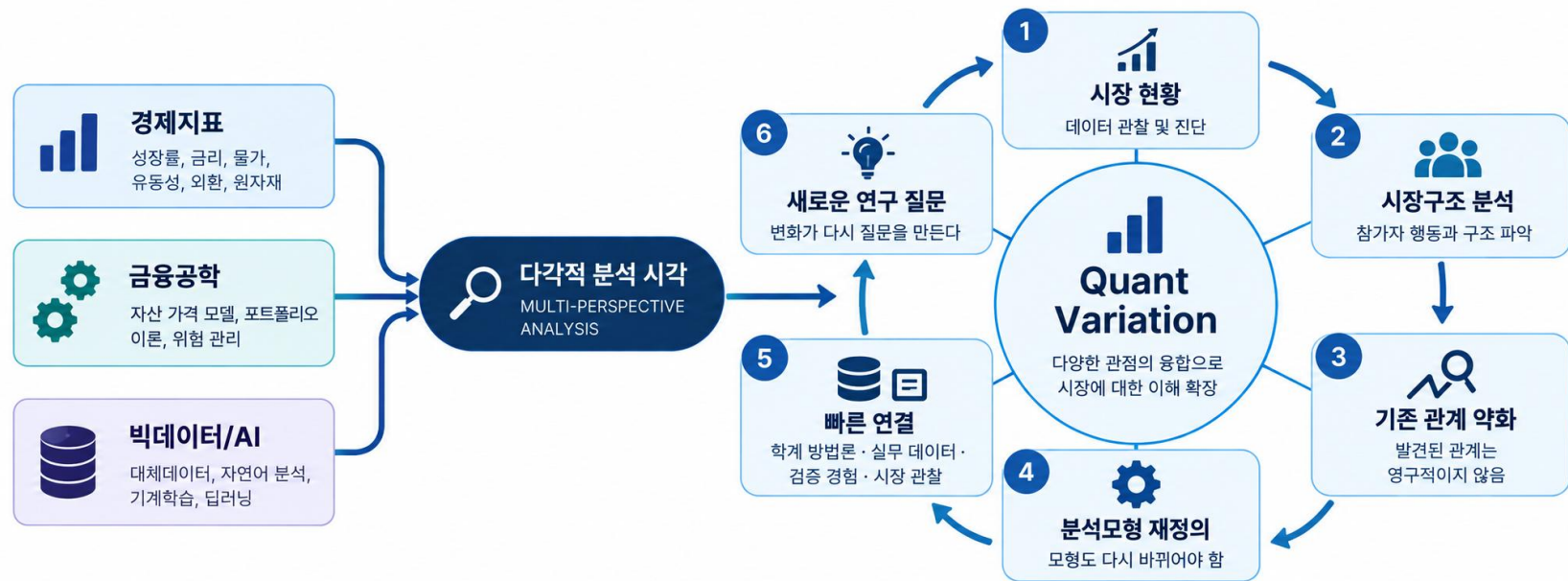
자료: 상상인증권 리서치센터

Outro. 완전정보와 지속 학습

시장은 계속 변하고, 우리도 변해야

- 퀀트모형은 전망 자체보다 분석의 영역. 특정 시점에서 발견된 관계는 시장을 이해하는 하나의 방법이지만 시간이 지나도 같은 관계가 유지된다고 보기 어려움. 시장구조와 참가자의 행동이 바뀐다면 분석방법 역시 다시 바뀌어야 함
- 학계에서 제시되는 새로운 방법론, 실무에서 축적되는 데이터와 검증 경험, 실제 시장에서 관찰되는 참가자의 행동을 빠르게 연결할 필요. 서로 다른 영역의 변화가 다시 새로운 연구 질문을 만드는 순환이 요구됨
- 본 연구 역시 완성된 하나의 퀀트모형을 제시하기보다, 경제학/금융공학/빅데이터학을 결합한 첫 번째 시도에서 출발해 시장이 달라질 때마다 새로운 질문과 방법을 추가할 예정. Quant Variation은 하나의 모형이 아니라 계속 변하는 연구를 진행하기 위한 프로젝트로서의 역할을 수행

그림 0-2. 퀀트 팀 방향성 도식화



자료: 상상인증권 리서치센터

Memo

Compliance Notice

- 본 자료에 기재된 내용들은 작성자 본인의 의견을 정확하게 반영하고 있으며 외부의 부당한 압력이나 간섭 없이 작성되었음을 확인합니다. (작성자: 정원일)
- 본 자료는 고객의 증권투자를 돕기 위한 정보제공을 목적으로 제작되었습니다. 본 자료에 수록된 내용은 당사 리서치센터가 신뢰할 만한 자료 및 정보를 바탕으로 작성한 것이나, 당사가 그 정확성이나 완전성을 보장할 수 없으므로 참고자료로만 활용하시기 바라며 유가증권 투자 시 투자자 자신의 판단과 책임하에 최종결정을 하시기 바랍니다. 따라서 본 자료는 어떠한 경우에도 고객의 증권투자 결과에 대한 법적 책임소재의 증빙자료로 사용될 수 없습니다.
- 본 자료는 당사의 저작물로서 모든 저작권은 당사에게 있으며 어떠한 경우에도 당사의 동의 없이 복제, 배포, 전송, 변형될 수 없습니다.
- 동 자료는 제공시점 현재 기관투자가 또는 제3자에게 사전 제공한 사실이 없습니다.
- 동 자료의 추천종목은 전일 기준 현재당사에서 1% 이상 보유하고 있지 않습니다.
- 동 자료의 추천종목은 전일 기준 현재 당사의 조사분석 담당자 및 그 배우자 등 관련자가 보유하고 있지 않습니다.
- 동 자료의 추천종목에 해당하는 회사는 당사와 계열회사 관계에 있지 않습니다.

