

Formulation of the Korean Fear Index Reflecting Foreign Investment

Validation Using Market Timing Strategies

Contents

I. Research Background

II. Korean Fear Index

III. Foreign Fear Index

IV. Backtesting

V. Conclusion

VI. Appendix



I. Research Background

I. Research Background

i. VKOSPI

VKOSPI : 2009년 한국거래소가 고안한 KOSPI200

옵션의 내재변동성을 측정하는 지표

- 현재 한국시장 공포지수의 역할

[지역별 주식시장 변동성 지표]



⇒ VKOSPI의 경우 시장의 공포를 충분히 반영하지 못하며 시장과의 상관관계가 불안하므로

한국 시장의 특성을 반영하는 새로운 한국형 공포지수 고안

ii. VKOSPI의 한계

산출방식에 따른 한계

- KOSPI200 옵션의 유동성 부족을 고려 X
- VIX(미국), VSTOXX(유럽) 글로벌 지수와의 낮은 상관성으로 글로벌 시장 흐름 반영 X

[변동성지수와 기초지수 간 correlation matrix]

	VIX	SPX	VSTOXX	EURO STOXX50	VKOSPI	KOSPI200
VIX	1.00					
SPX	(0.79)	1.00				
VSTOXX	0.77	(0.66)	1.00			
EUROSTOXX50	(0.65)	0.79	(0.76)	1.00		
VKOSPI	(0.45)	0.58	(0.44)	0.58	1.00	
KOSPI200	0.54	(0.50)	0.54	(0.52)	(0.65)	1.00

I. Research Background

ii. 한국 증시와 외국인 투자자

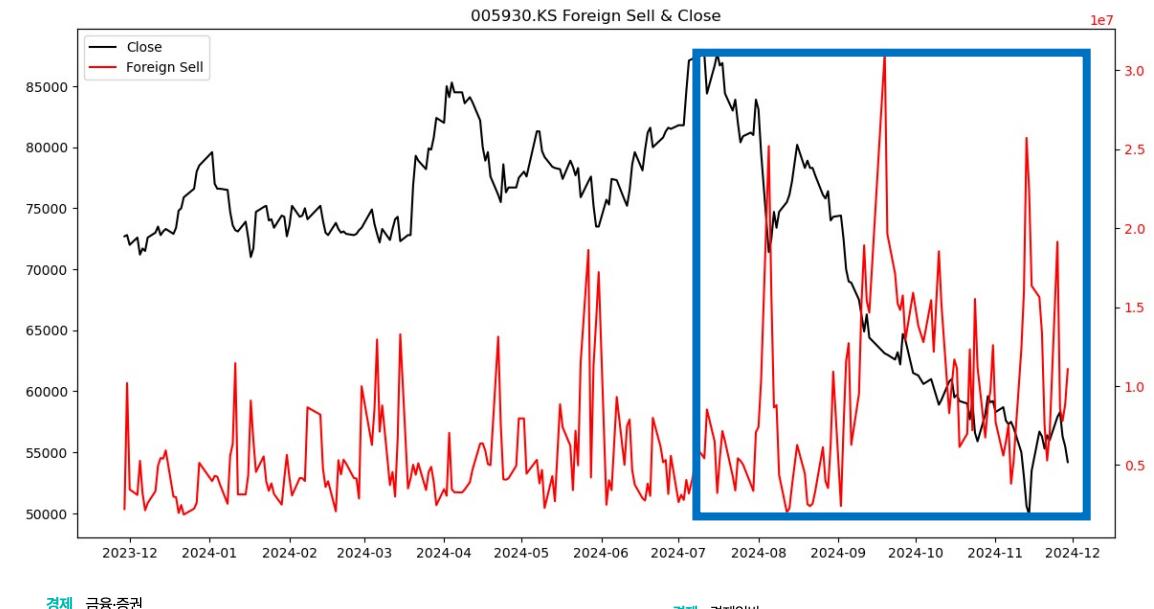
코스피 시장의 33%, 코스닥 시장의 10%가 외국인

비중으로 타 국가 증시 대비 높은 편

- 최근 삼성전자 주가를 중심으로 한 코스피 주가가 부진하면서 외국인 투자자들의 매도 동향과 삼성전자의 중장기적 리스크가 부각
- 한국 시장의 공포만을 평가할 경우 외국인 투자자의 영향에 후행하는 지표가 될 가능성
- 외국인 투자자의 영향을 고려하는 지표 필요

⇒ 한국 증시에서 외국인 투자자의 영향을 검증하고 이를 반영하여 한국의 개인 투자자들이 참고할 수 있는 외국인 공포지수도 개발하고자 함

[2024 삼성전자 외국인 매도량 및 종가]



경제 금융·증권

경제 경제일반

'트럼프 리스크' 외국인 이탈 가속화...
코스피 비중 연중 최저 수준

삼성전자 또 52주 최저가...'외국인
매도세' 5만5천원까지 하락

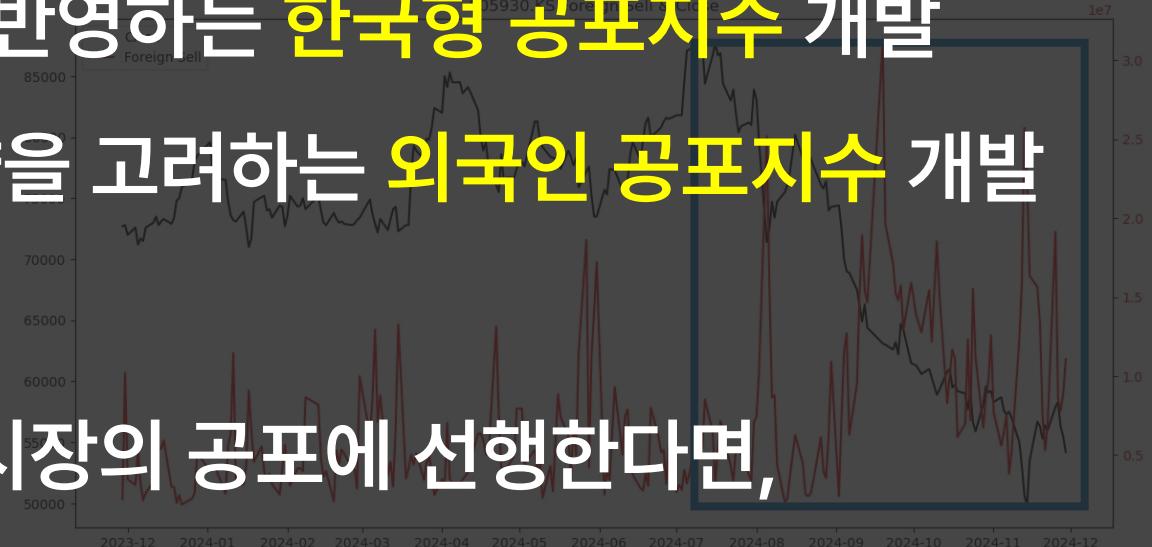
I. Research Background

ii. 한국 증시와 외국인 투자자

- 코스피 시장의 33%, 코스닥 시장의 10%가 외국인
비중으로 타 국가 증시 대비 높은 편

[2024 삼성전자 외국인 매도량 및 종가]

- 최근 **2. 한국 시장에 투자한 외국인 동향을 고려하는 외국인 공포지수 개발**



- 부진하면서 외국인 투자자들의 매도 동향과 삼성전자의
중장기적 리스크가 부각

- 한국 시장의 공포만을 고려하는 외국인 공포지수 개발
⇒ **외국인의 공포가 한국 시장의 공포에 선행한다면,**

영향에 후행하는 지표가 될 가능성
트럼프 리스크·화국인 이탈 가속화...
삼성전자 또 52주 최저가...'외국인
매도세' 5만5천원까지 하락

- 외국인 투자자의 영향을 고려하는 지표 필요
그 사이 간격을 이용한 마켓타이밍 전략의 활용 및 유효성 검증 진행

⇒ 한국 증시에서 외국인 투자자의 영향을 검증하고 이를 반영하여 한국의 개인 투자자들이
참고할 수 있는 외국인 공포지수도 개발하고자 함

II. Korean Fear Index

II. Korean Fear Index

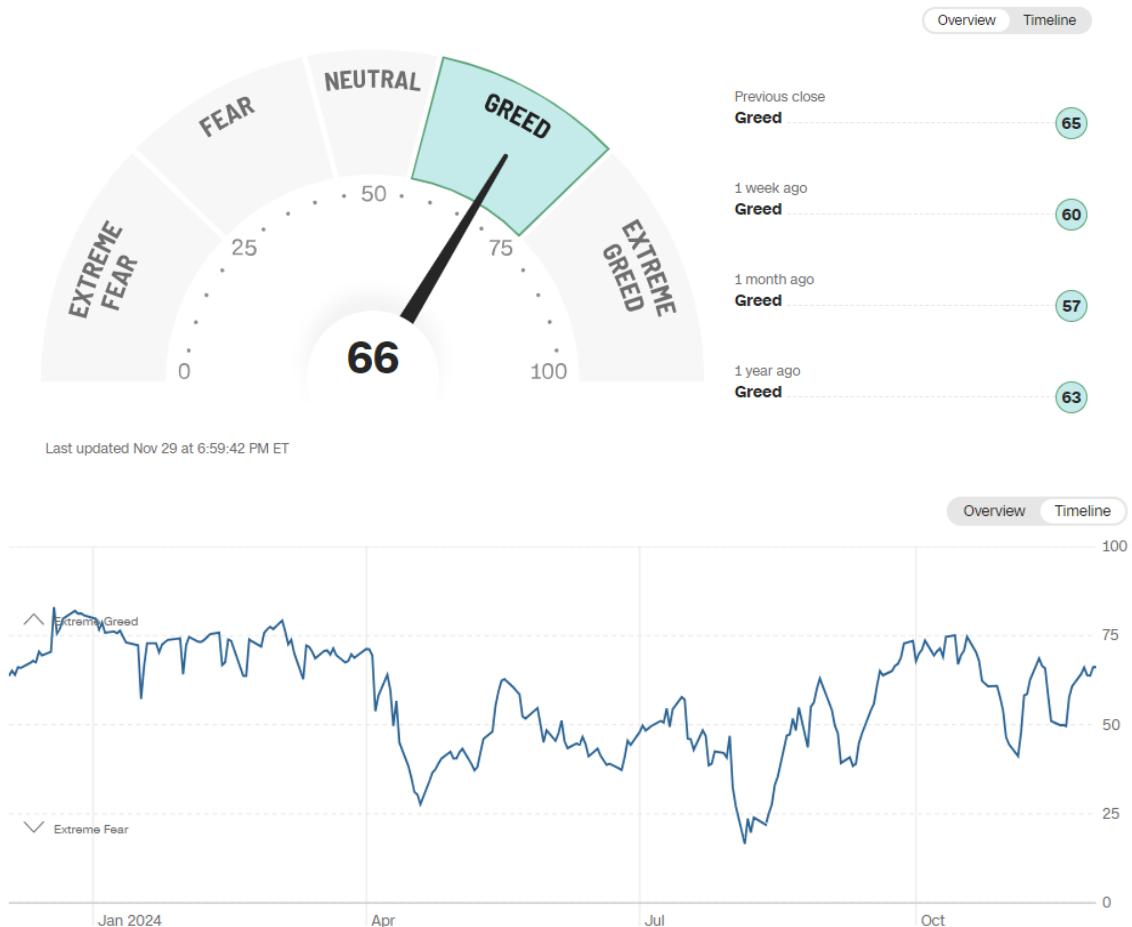
i. CNN Fear & Greed Index

CNN Business에서 발표하는 시장의 감정상태에 대한 지표로, 투자자들의 심리를 측정하여 주식시장에 형성된 공포와 탐욕을 지수화

- 0~100의 범위로, 0은 극도의 공포, 100은 극도의 탐욕을 의미함
- 0~100 사이의 값을 가지는 7개 기술 지표의 일일 데이터를 동일가중 산술평균하여 산출

⇒ CNN Fear & Greed Index의 7개 기술 지표를 한국 시장에 맞게 재구성하여 한국형 공포지수 개발

[CNN Fear & Greed Index]



출처: CNN

II. Korean Fear Index

ii. 변수 설정

CNN Fear & Greed Index의 7개 기술 지표를 한국 시장에 맞게 재구성

- 한국 시장을 대표하는 주가지수인 KOSPI 지수 활용

변수	CNN Fear & Greed (미국)	한국형 공포지수
시장 모멘텀	S&P 500	KOSPI
주가 강도	NYSE 상장주식	KOSPI
주가 폭	NYSE 상장주식	KOSPI
풋/콜옵션 비율	S&P 500 옵션	KOSPI200 옵션
시장 변동성	VIX	VKOSPI
안전자산 수요	S&P 500 및 국채	KOSPI 및 10년물 국채
정크본드 수요	하이일드 회사채 및 투자등급 회사채	하이일드 회사채 및 투자등급 회사채

II. Korean Fear Index

ii. 변수 설정

1. 시장 모멘텀 (높을수록 탐욕)

KOSPI 종가와

125일 이동평균선 스프레드

- 위에 있다면 양의 모멘텀(탐욕)

아래에 있다면 음의 모멘텀(공포)

2. 주가 강도 (높을수록 탐욕)

KOSPI 종목을 대상

- (52주 신고가 - 신저가)/종목수
- 신저가 대비 신고가 종목 수가

많을수록 탐욕을 의미

3. 주가 폭 (높을수록 탐욕)

KOSPI에 기반한 MSI 활용

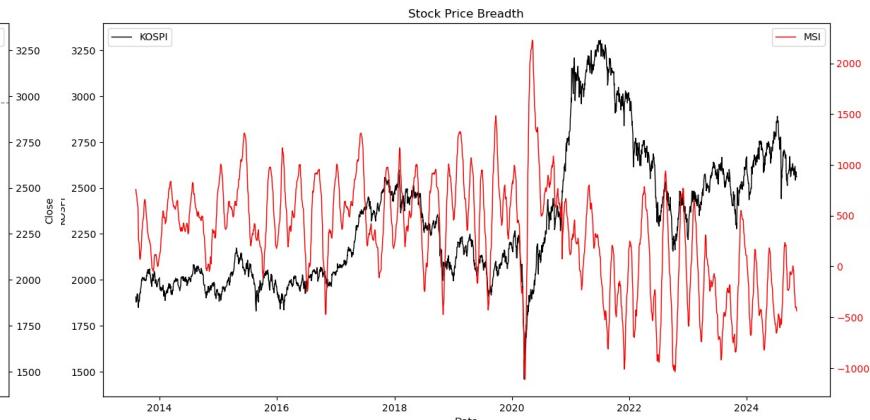
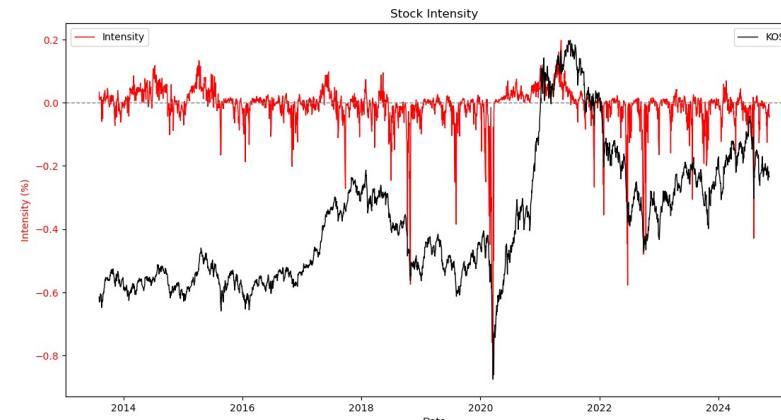
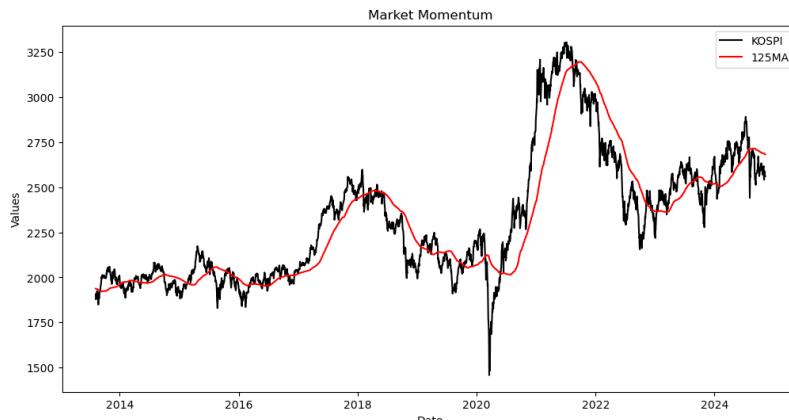
* MSI (McClellan Summation Index) :

MO의 누적치로, MSI가 양의 값을 유지하면 시장이 상승 상태,
음의 값이면 하락 상태로 해석

* MO (McClellan Volume Oscillator) :

(상승 종목 수 - 하락 종목 수)의 19MA - 39MA

- 하락 종목 대비 상승 종목의 거래량



II. Korean Fear Index

ii. 변수 설정

4. 뜻/콜옵션 비율 (높을수록 공포)

KOSPI200 옵션 대상

- 콜옵션 대비 뜻옵션의 수요 증가는 투자자들이 하락 위험에 대비하려는 심리를 반영

5. 시장변동성 (높을수록 공포)

VKOSPI 활용

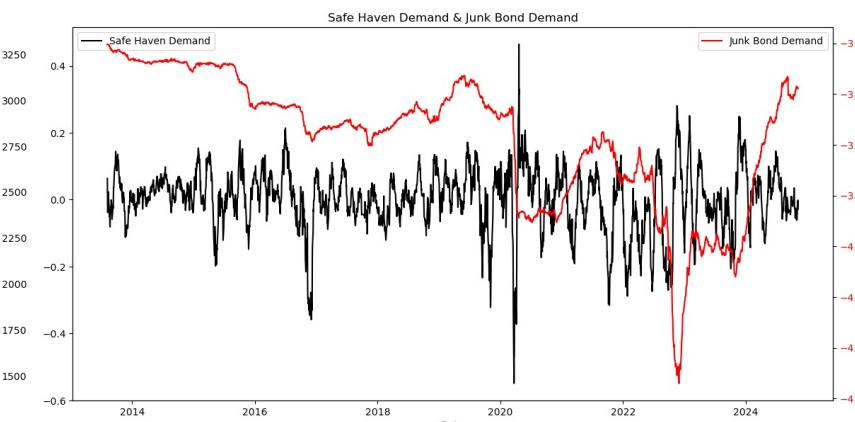
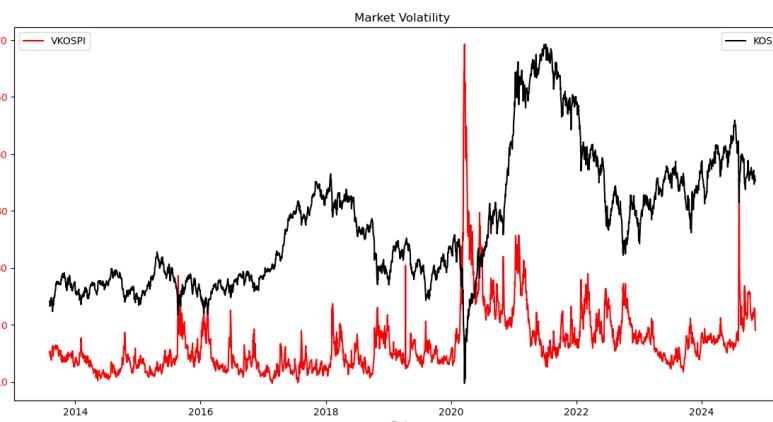
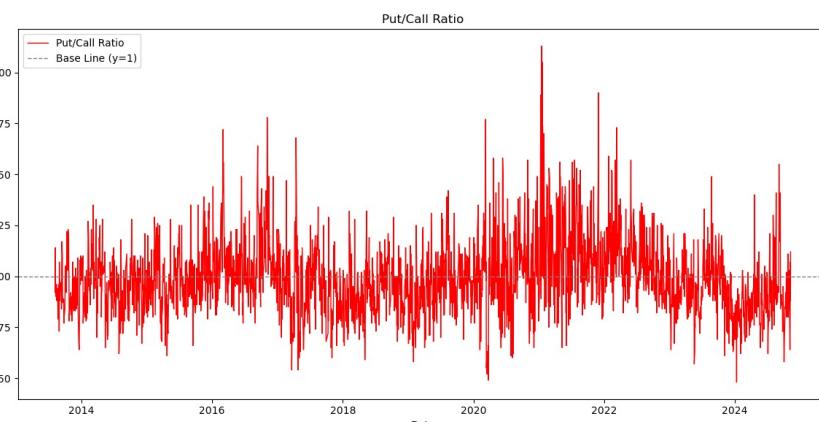
- 향후 가격 변동이 클 것으로 예상되면 투자자들의 위험 회피 심리 강화

6. 안전자산 수요 (높을수록 공포)

10년물 국채 수익률과 KOSPI 수익률 스프레드

7. 정크본드 수요 (높을수록 공포)

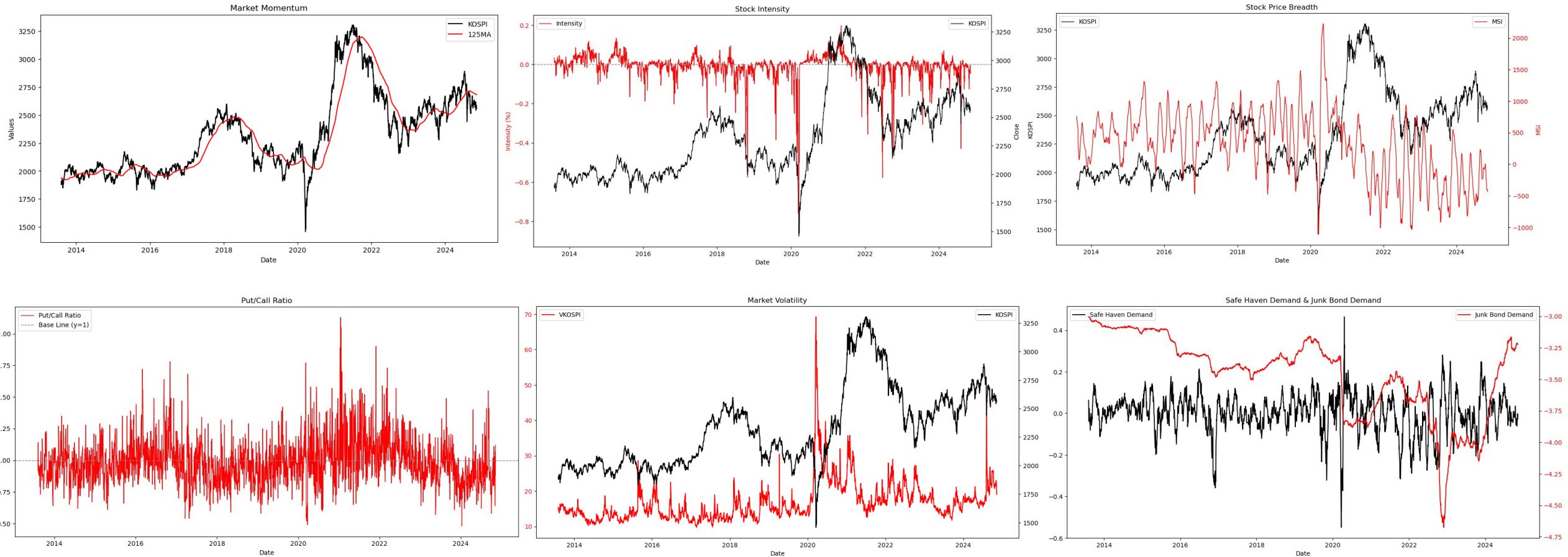
하이일드와 투자등급 회사채 수익률 스프레드



II. Korean Fear Index

ii. 변수 설정

7가지 기술지표



출처: KRX정보데이터시스템, 한국기업평가, 한국경제KIS

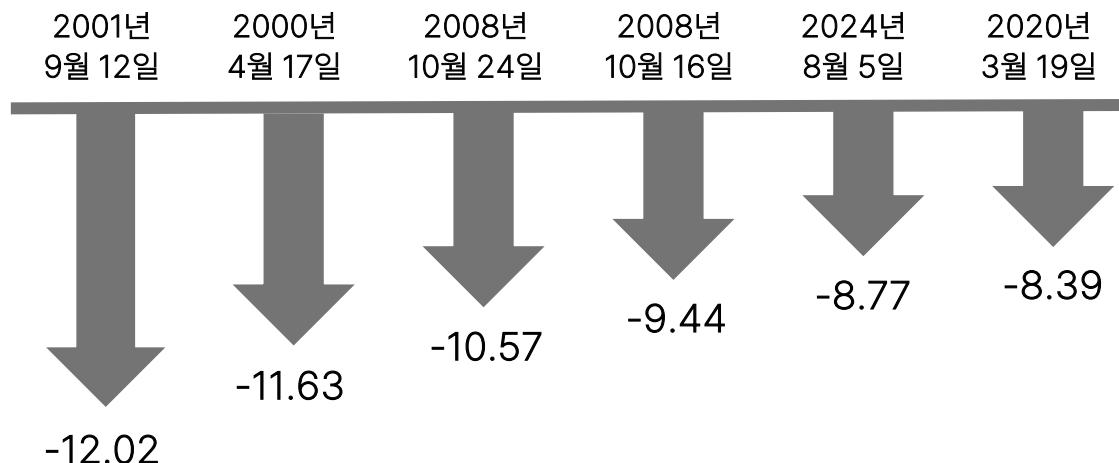
II. Korean Fear Index

ii. 데이터 수집

1) 2000~ : 역대 코스피 하락 순위 기준

- 해당 기간에서 형성된 공포를 새로운 공포지수가 선행적으로 잘 반영했는지 보기 위해

[역대 코스피 하락률 순위 (종가 기준, 전 거래일 대비 %)]



2) 2013~ : VKOSPI 데이터 수집 가능

⇒ 2013/8/6 ~ 2024/11/8 의 데이터 수집

iii. 데이터 전처리

1) Robust Scaling : 데이터의 중앙값을 뺀 다음 IQR로 나누어 스케일링 (이상치 영향 최소화)

2) MinMax Scaling : 점수화하기 위해 변수의 범위를 0~1로 변환 (이상치에 민감)

3) 점수 기준 설정 : 점수가 높을수록 탐욕을 나타내도록 '높을수록 공포' 변수에는 마이너스 처리

4) 산술평균 : 스케일링 한 값을 동일비중으로 산술평균

Date	Close	125MA	Spread	x2_Robust_Scaled	Score
2013-08-06	1906.62	1937.70696	-31.08696	-0.319712	0.458682
2013-08-07	1878.33	1937.24408	-58.91408	-0.495417	0.437991
2013-08-08	1883.97	1936.86168	-52.89168	-0.457390	0.442469

III. Foreign Fear Index

III. Foreign Fear Index

i. 변수 설명

외국인 KOSPI 순매수 금액 * USD/KRW 환율

- 매수-매도>0, 순매수>0 일수록 탐욕
- 외국인 투자자의 신뢰도 및 자금 흐름 반영
- 외국인 매매는 거래비용에 있어서 환율 변동의 영향을 받으므로 보정
- 스케일링은 한국형 공포지수와 동일하게 진행

Date	Buy	Sell	FxRate	ForeignTrade	Close(코스피 지수)	50MA	Spread	x1_Robust_Scaled	Score
2013-08-06	1008	1105	1115.5	-108203.5	1906.62	-89590.830	-18612.670	-0.051710	0.502519
2013-08-07	965	1086	1118.7	-135362.7	1878.33	-91013.418	-44349.282	-0.118559	0.498027
2013-08-08	1128	1291	1113.0	-181419.0	1883.97	-103410.444	-78008.556	-0.205986	0.492153
2013-08-09	1052	1118	1112.2	-73405.2	1880.71	-113627.172	40221.972	0.101109	0.512787
2013-08-12	958	1012	1113.7	-60139.8	1884.83	-119280.986	59141.186	0.150250	0.516088
...
2024-11-04	3077	3001	1370.9	104188.4	2588.97	-370908.762	475097.162	1.230665	0.588681
2024-11-05	2505	2642	1378.6	-188868.2	2576.88	-371884.726	183016.526	0.472007	0.537707
2024-11-06	3986	4031	1396.2	-62829.0	2563.51	-381353.818	318524.818	0.823980	0.561356
2024-11-07	3772	3605	1396.6	233232.2	2564.63	-377357.474	610589.674	1.582597	0.612327
2024-11-08	3473	3372	1386.4	140026.4	2561.15	-376318.750	516345.150	1.337804	0.595880

ii. Granger Causality

X가 Y를 그레인저 인과한다면, X의 정보를 포함하여 예측한 Y는 Y의 정보만으로 예측한 경우와 다르다

- 즉, X의 정보가 Y의 예측에 유의미한 영향을 준다!

외국인 지수 -> 한국형 지수 Granger 인과 검정

- 외국인의 공포가 한국 투자자들의 공포 예측에 얼마나 유의미한 영향을 주는지 검정

[Granger Causality 검정 결과]

```

Granger Causality !
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1
ssr based chi2 test:   chi2=0.9595 , p=0.3273 , df=1
likelihood ratio test: chi2=0.9593 , p=0.3274 , df=1
parameter F test:      F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1
  
```

=> 외국인 공포지수 강화 필요

III. Foreign Fear Index

i. 변수 설명

외국인 KOSPI 순매수 금액 * USD/KRW

- 매수-매도>0, 순매수>0 일수록 텐션 증가
- 외국인 투자자의 신뢰도 및 자금 흐름에 영향을 미친다.
- 외국인 매매는 거래비용에 있어서 차이를 받으므로 보정
- 스케일링은 한국형 공포지수와 동일

Date	Buy	Sell	FxRate	ForeignTrade	Close(코스피 지수)	50MA	Spread
2013-08-06	1008	1105	1115.5	-108203.5	1906.62	-89590.830	-18612.6
2013-08-07	965	1086	1118.7	-135362.7	1878.33	-91013.418	-44349.2
2013-08-08	1128	1291	1113.0	-181419.0	1883.97	-103410.444	-78008.5
2013-08-09	1052	1118	1112.2	-73405.2	1880.71	-113627.172	40221.9
2013-08-12	958	1012	1113.7	-60139.8	1884.83	-119280.986	59141.1
...
2024-11-04	3077	3001	1370.9	104188.4	2588.97	-370908.762	475097.1
2024-11-05	2505	2642	1378.6	-188868.2	2576.88	-371884.726	183016.5
2024-11-06	3986	4031	1396.2	-62829.0	2563.51	-381353.818	318524.8
2024-11-07	3772	3605	1396.6	233232.2	2564.63	-377357.474	610589.6
2024-11-08	3473	3372	1386.4	140026.4	2561.15	-376318.750	516345.150

Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test: F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1
ssr based chi2 test: chi2=0.9595 , p=0.3273 , df=1
likelihood ratio test: chi2=0.9593 , p=0.3274 , df=1
parameter F test: F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test: F=0.8783 , p=0.4156 , df_denom=2657, df_num=2
ssr based chi2 test: chi2=1.7599 , p=0.4148 , df=2
likelihood ratio test: chi2=1.7593 , p=0.4149 , df=2
parameter F test: F=0.8783 , p=0.4156 , df_denom=2657, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test: F=1.1826 , p=0.3148 , df_denom=2654, df_num=3
ssr based chi2 test: chi2=3.5572 , p=0.3134 , df=3
likelihood ratio test: chi2=3.5548 , p=0.3137 , df=3
parameter F test: F=1.1826 , p=0.3148 , df_denom=2654, df_num=3

Granger Causality
number of lags (no zero) 4
ssr based F test: F=1.1783 , p=0.3183 , df_denom=2651, df_num=4
ssr based chi2 test: chi2=4.7292 , p=0.3162 , df=4
likelihood ratio test: chi2=4.7250 , p=0.3167 , df=4
parameter F test: F=1.1783 , p=0.3183 , df_denom=2651, df_num=4

Granger Causality
number of lags (no zero) 5
ssr based F test: F=1.2419 , p=0.2867 , df_denom=2648, df_num=5
ssr based chi2 test: chi2=6.2352 , p=0.2840 , df=5
likelihood ratio test: chi2=6.2279 , p=0.2847 , df=5
parameter F test: F=1.2419 , p=0.2867 , df_denom=2648, df_num=5

X의 정보를 포함하여
측한 경우와 다르다
유의미한 영향을 준다!
Granger 인과 검정
자들의 공포 예측에
는지 검정
수 강화 필요

III. Foreign Fear Index

iii. 외국인 공포지수 강화 변수

3년물 금리차

대형주 밸류에이션 지표 (PER, PBR)

AAll Sentiment Survey

GDP 성장률, 글로벌 유동성 등 거시경제지표

달러 인덱스 (DXY)

iv. 최종적인 변수 선정 과정

데이터 제공 기간에 따른 한계

- 점수 산출의 경우 일별로 진행하게 되는 반면, 대부분의 거시 데이터들은 월별로 제공 된다는 점에서의 한계점이 존재
- 대형주 지표 또한 고려 대상 기업의 수가 많아 제외
- AAll Sentiment Survey의 경우에도 일주일에 한번씩 데이터를 제공한다는 점에서 점수 계산로직에 영향을 줄 수 있을 거라 판단

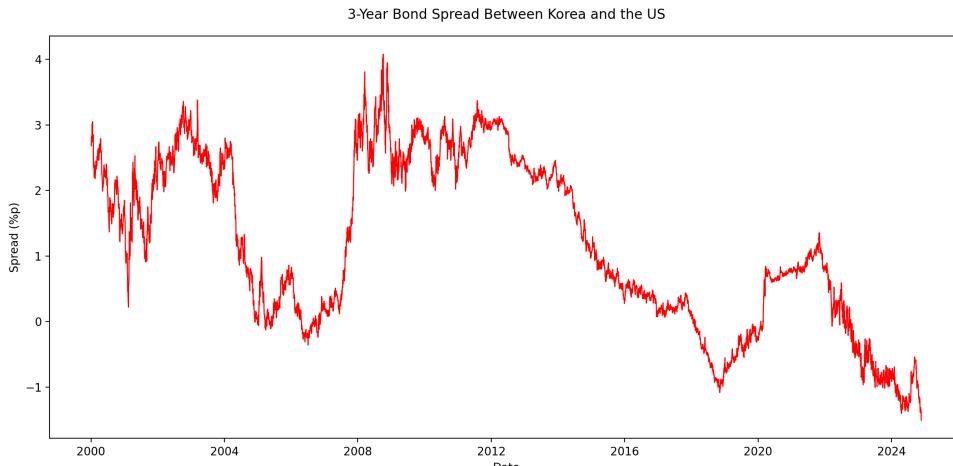
⇒ 최종적으로 선택한 변수는 외국인의 환율 헤지 비용을 반영하는 3년물 금리차 데이터, 글로벌 경제 상황을 반영하는 달러 인덱스를 선택하여 외국인 공포지수를 강화

III. Foreign Fear Index

v. 3년물 금리차

3년물 미국 국채 금리 - 3년물 한국 국채 금리

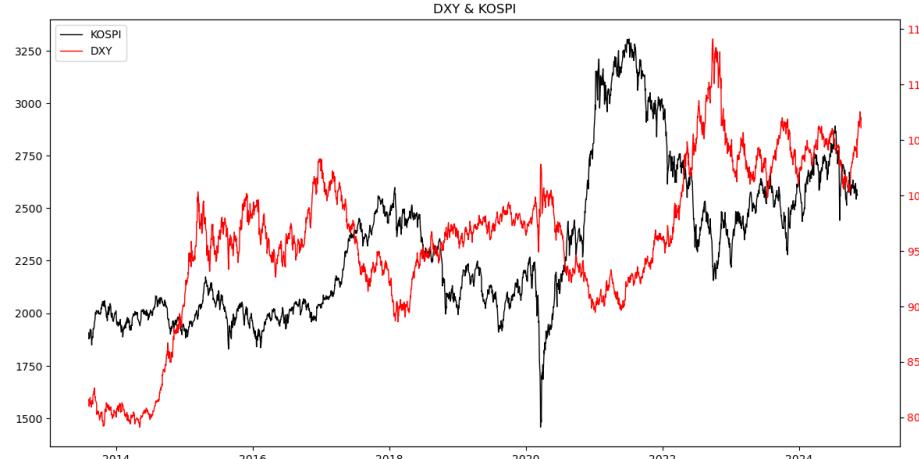
- 미국과 한국에서의 자금 조달 비용에 대해 설명 가능
- 미국과 한국 간 금리차가 확대되면 투자자들은 더 높은 금리를 제공하는 국가로 자본을 이동
- 즉, 외국인의 환 헤지 비용과 관련이 있기에 외국인의 투자 유입에 대한 요소로 작용할 거라 판단



vi. 달러 인덱스(DXY)

미국의 주요 무역 상대국들의 통화 대비 달러의 상대적인 가치를 측정하는 지표

- 글로벌 경제상황을 잘 반영하는 지표로 환율, 금리, 수입품과 수출품 가격 변동 등 시장 전반과 관련
- 외국인의 투자 자금 환전 비용 및 달러 강세 시 자금 유입 매력도를 결정하는 주요 요소로 작용



III. Foreign Fear Index

vii. 한국형 공포지수에서 사용된 변수들

시장 모멘텀

주가 강도

주가 폭

풋/콜옵션 비율

시장 변동성

안전자산 수요

정크본드 수요

viii. 외국인 공포지수에서 사용된 변수들

외국인 KOSPI 순매수 금액 * USD/KRW 환율

3년물 금리차

달러 인덱스 (DXY)

[변수 상관관계 히트맵]

X1 : 외국인 순매수 * 환율

X2 : 시장 모멘텀

X3 : 주가 강도

X4 : 주가 폭

X5 : 풋/콜옵션 비율

X6 : 시장 변동성

X7 : 안전자산 수요

X8 : 정크본드 수요

X9 : 3년물 금리차

X10 : 달러 인덱스



III. Foreign Fear Index

ix. 외국인 공포지수 강화 전후 그레인저 인과검정 결과 비교

[강화 전의 그레인저 인과 검정 결과]

```
Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1
ssr based chi2 test:  chi2=0.9595 , p=0.3273 , df=1
likelihood ratio test: chi2=0.9593 , p=0.3274 , df=1
parameter F test:      F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test:      F=0.8783 , p=0.4156 , df_denom=2657, df_num=2
ssr based chi2 test:  chi2=1.7599 , p=0.4148 , df=2
likelihood ratio test: chi2=1.7593 , p=0.4149 , df=2
parameter F test:      F=0.8783 , p=0.4156 , df_denom=2657, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:      F=1.1826 , p=0.3148 , df_denom=2654, df_num=3
ssr based chi2 test:  chi2=3.5572 , p=0.3134 , df=3
likelihood ratio test: chi2=3.5548 , p=0.3137 , df=3
parameter F test:      F=1.1826 , p=0.3148 , df_denom=2654, df_num=3

Granger Causality
number of lags (no zero) 4
ssr based F test:      F=1.1783 , p=0.3183 , df_denom=2651, df_num=4
ssr based chi2 test:  chi2=4.7292 , p=0.3162 , df=4
likelihood ratio test: chi2=4.7250 , p=0.3167 , df=4
parameter F test:      F=1.1783 , p=0.3183 , df_denom=2651, df_num=4

Granger Causality
number of lags (no zero) 5
ssr based F test:      F=1.2419 , p=0.2867 , df_denom=2648, df_num=5
ssr based chi2 test:  chi2=6.2352 , p=0.2840 , df=5
likelihood ratio test: chi2=6.2279 , p=0.2847 , df=5
parameter F test:      F=1.2419 , p=0.2867 , df_denom=2648, df_num=5
```

[강화 후의 그레인저 인과 검정 결과]

```
Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=30.6517 , p=0.0000 , df_denom=2660, df_num=1
ssr based chi2 test:  chi2=30.6863 , p=0.0000 , df=1
likelihood ratio test: chi2=30.5108 , p=0.0000 , df=1
parameter F test:      F=30.6517 , p=0.0000 , df_denom=2660, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test:      F=15.8293 , p=0.0000 , df_denom=2657, df_num=2
ssr based chi2 test:  chi2=31.7182 , p=0.0000 , df=2
likelihood ratio test: chi2=31.5307 , p=0.0000 , df=2
parameter F test:      F=15.8293 , p=0.0000 , df_denom=2657, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:      F=9.9994 , p=0.0000 , df_denom=2654, df_num=3
ssr based chi2 test:  chi2=30.0774 , p=0.0000 , df=3
likelihood ratio test: chi2=29.9086 , p=0.0000 , df=3
parameter F test:      F=9.9994 , p=0.0000 , df_denom=2654, df_num=3

Granger Causality
number of lags (no zero) 4
ssr based F test:      F=7.8527 , p=0.0000 , df_denom=2651, df_num=4
ssr based chi2 test:  chi2=31.5174 , p=0.0000 , df=4
likelihood ratio test: chi2=31.3321 , p=0.0000 , df=4
parameter F test:      F=7.8527 , p=0.0000 , df_denom=2651, df_num=4

Granger Causality
number of lags (no zero) 5
ssr based F test:      F=5.9577 , p=0.0000 , df_denom=2648, df_num=5
ssr based chi2 test:  chi2=29.9124 , p=0.0000 , df=5
likelihood ratio test: chi2=29.7454 , p=0.0000 , df=5
parameter F test:      F=5.9577 , p=0.0000 , df_denom=2648, df_num=5
```

Granger Causality Test Results:

Lag 1:
F-statistic: 30.651721469585688
p-value: 3.3894010111287545e-08

Lag 2:
F-statistic: 15.829300686538046
p-value: 1.4657350866088424e-07

Lag 3:
F-statistic: 9.999409890642097
p-value: 1.4944481623794177e-06

Lag 4:
F-statistic: 7.852685924346898
p-value: 2.7376892509171184e-06

Lag 5:
F-statistic: 5.957735380397192
p-value: 1.736753564927233e-05

⇒ 외국인의 공포가 한국 투자자들의 공포 예측에 유의미한 영향을 끼친다는 것을 알 수 있고,
그 시간차를 활용한 마켓타이밍 전략으로 백테스팅을 진행하고자 함

III. Foreign Fear Index

x. 외국인 공포지수 강화 전후 그레인저 인과검정 결과 및 정상성 검정

[강화 전의 그레인저 인과 검정 결과]

```
Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1
ssr based chi2 test:  chi2=0.9595 , p=0.3273 , df=1
likelihood ratio test: chi2=0.9593 , p=0.3274 , df=1
parameter F test:      F=0.9584 , p=0.3277 , df_denom=2660, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test:      F=0.8783 , p=0.4156 , df_denom=2657, df_num=2
ssr based chi2 test:  chi2=1.7599 , p=0.4148 , df=2
likelihood ratio test: chi2=1.7593 , p=0.4149 , df=2
parameter F test:      F=0.8783 , p=0.4156 , df_denom=2657, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:      F=1.1826 , p=0.3148 , df_denom=2654, df_num=3
ssr based chi2 test:  chi2=3.5572 , p=0.3134 , df=3
likelihood ratio test: chi2=3.5548 , p=0.3137 , df=3
parameter F test:      F=1.1826 , p=0.3148 , df_denom=2654, df_num=3

Granger Causality
number of lags (no zero) 4
ssr based F test:      F=1.1783 , p=0.3183 , df_denom=2651, df_num=4
ssr based chi2 test:  chi2=4.7292 , p=0.3162 , df=4
likelihood ratio test: chi2=4.7250 , p=0.3167 , df=4
parameter F test:      F=1.1783 , p=0.3183 , df_denom=2651, df_num=4

Granger Causality
number of lags (no zero) 5
ssr based F test:      F=1.2419 , p=0.2867 , df_denom=2648, df_num=5
ssr based chi2 test:  chi2=6.2352 , p=0.2840 , df=5
likelihood ratio test: chi2=6.2279 , p=0.2847 , df=5
parameter F test:      F=1.2419 , p=0.2867 , df_denom=2648, df_num=5
```



[강화 후의 그레인저 인과 검정 결과]

```
Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=30.6517 , p=0.0000 , df_denom=2660, df_num=1
ssr based chi2 test:  chi2=30.6863 , p=0.0000 , df=1
likelihood ratio test: chi2=30.5108 , p=0.0000 , df=1
parameter F test:      F=30.6517 , p=0.0000 , df_denom=2660, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test:      F=15.8293 , p=0.0000 , df_denom=2657, df_num=2
ssr based chi2 test:  chi2=31.7182 , p=0.0000 , df=2
likelihood ratio test: chi2=31.5307 , p=0.0000 , df=2
parameter F test:      F=15.8293 , p=0.0000 , df_denom=2657, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:      F=9.9994 , p=0.0000 , df_denom=2654, df_num=3
ssr based chi2 test:  chi2=30.0774 , p=0.0000 , df=3
likelihood ratio test: chi2=29.9086 , p=0.0000 , df=3
parameter F test:      F=9.9994 , p=0.0000 , df_denom=2654, df_num=3

Granger Causality
number of lags (no zero) 4
ssr based F test:      F=7.8527 , p=0.0000 , df_denom=2651, df_num=4
ssr based chi2 test:  chi2=31.5174 , p=0.0000 , df=4
likelihood ratio test: chi2=31.3321 , p=0.0000 , df=4
parameter F test:      F=7.8527 , p=0.0000 , df_denom=2651, df_num=4

Granger Causality
number of lags (no zero) 5
ssr based F test:      F=5.9577 , p=0.0000 , df_denom=2648, df_num=5
ssr based chi2 test:  chi2=29.9124 , p=0.0000 , df=5
likelihood ratio test: chi2=29.7454 , p=0.0000 , df=5
parameter F test:      F=5.9577 , p=0.0000 , df_denom=2648, df_num=5
```

Granger Causality Test Results:

Lag 1:
F-statistic: 30.651721469585688
p-value: 3.3894010111287545e-08

Lag 2:
F-statistic: 15.829300686538046
p-value: 1.4657350866088424e-07

Lag 3:
F-statistic: 9.999409890642097
p-value: 1.4944481623794177e-06

Lag 4:
F-statistic: 7.852685924346898
p-value: 2.7376892509171184e-06

Lag 5:
F-statistic: 5.957735380397192
p-value: 1.736753564927233e-05

⇒ 외국인의 공포가 한국 투자자들의 공포 예측에 유의미한 영향을 끼친다는 것을 알 수 있고,
그 시간차를 활용한 마켓타이밍 전략으로 백테스팅을 진행하고자 함

III. Foreign Fear Index

x. 외국인 공포지수 강화 전후 그레인저 인과검정 결과 및 정상성 검정

[Augmented Dickey-Fuller(ADF) Test]

<KOR>

```
Results of Dickey-Fuller Test:  
Test Statistic      -6.429550e+00  
p-value            2.632778e-07  
Lags Used          2.600000e+01  
Number of Observations Used 2.637000e+03  
Critical Value (1%)   -3.962207e+00  
Critical Value (5%)   -3.412156e+00  
Critical Value (10%)  -3.128031e+00  
dtype: float64
```

<FOR>

```
Results of Dickey-Fuller Test:  
Test Statistic      -3.968782  
p-value            0.009734  
Lags Used          12.000000  
Number of Observations Used 2651.000000  
Critical Value (1%)   -3.962189  
Critical Value (5%)   -3.412147  
Critical Value (10%)  -3.128026  
dtype: float64
```

[KPSS Test]

<KOR>

```
Results of KPSS Test:  
Test Statistic      0.201867  
p-value            0.015300  
Lags Used          30.000000  
Critical Value (10%) 0.119000  
Critical Value (5%)  0.146000  
Critical Value (2.5%) 0.176000  
Critical Value (1%)  0.216000  
dtype: float64
```

<FOR>

```
Test Statistic      0.752885  
p-value            0.010000  
Lags Used          30.000000  
Critical Value (10%) 0.119000  
Critical Value (5%)  0.146000  
Critical Value (2.5%) 0.176000  
Critical Value (1%)  0.216000  
dtype: float64
```

⇒ 모두 유의수준(P-value = 0.05)

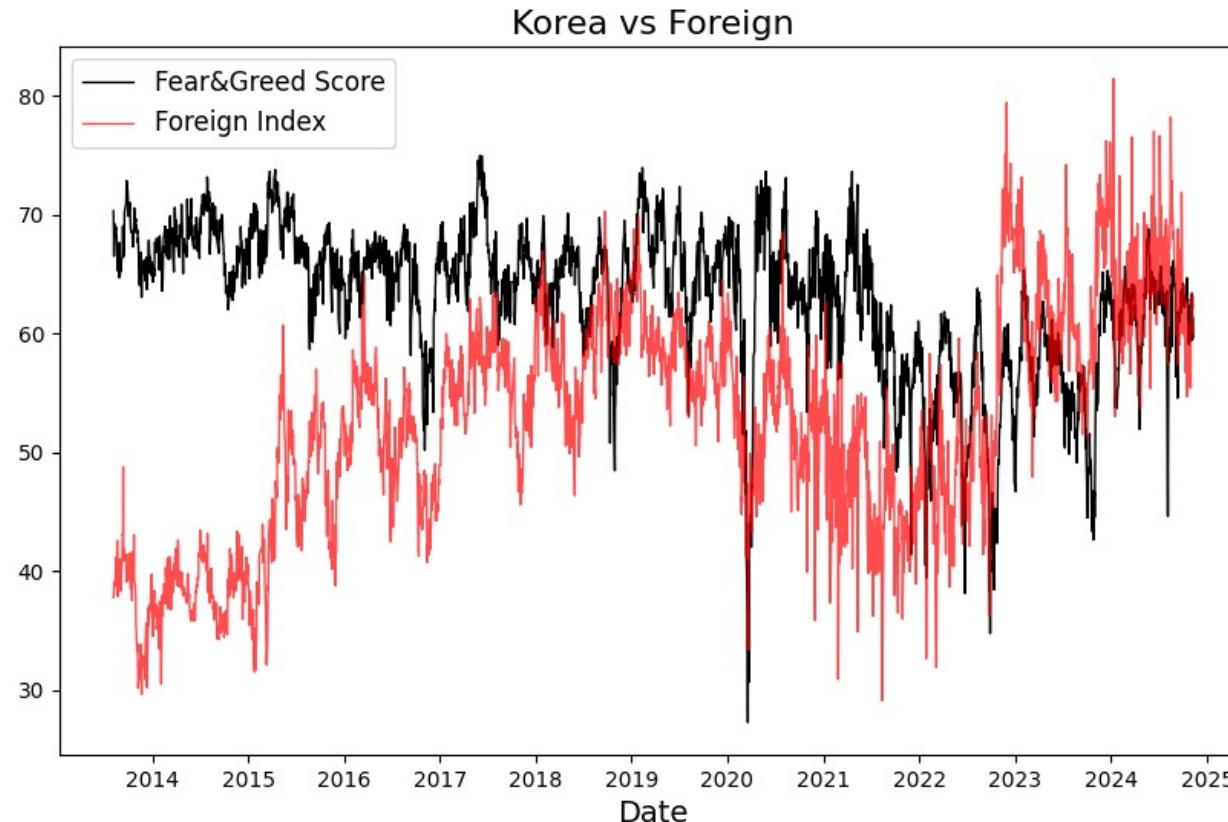
내에서 정상성을 가지지 않는다는

귀무 가설을 기각,

Granger Causality의 가정을 만족함

III. Foreign Fear Index

xi. 한국 시장 및 외국인 공포지수 시각화



⇒ 시각적 분석 결과 한국 시장 공포에 외국인 공포가 선행하는 경향성 파악

IV. Backtesting

IV. Backtesting

i. 선행 연구 검토

모방 공포지수와 EMP 전략

- 모방 공포지수가 매도선(75)/매수선(25)에 도달하면 익일 종가 기준으로 주식 비중 10%p 조정
- 50에 도달하면 주식, 국채 비중을 벤치마크와 동일하도록 재조정
- 벤치마크 대비 0.23% 수익률 달성

[공포 탐욕 전략 성과]



ii. 본 연구와의 차이점

2가지 지수 활용 및 세부적 기준

- 본 연구는 CNN Fear & Greed Index를 한국시장에 적용한 한국형 공포지수만이 아닌, 외국인 투자자 동향 또한 고려하기 때문에 국내 시장의 특성과 외국인 자금 흐름의 영향을 반영한 더욱 현실적인 지수를 제시
- 매수/매도 기준에 있어 2가지 지수를 모두 활용하여 단순히 하나의 지표에 의존하지 않고 다차원적인 기준을 통해 세부적이고 신뢰도 높은 투자 전략 수립 가능

IV. Backtesting

iii. 진행 과정

비교 대상 : Spread를 이용한 포트폴리오 전략 vs Long Only(KOSPI) 전략

- 데이터 기간 : 2013년 8월 ~ 2024년 11월
- 총 투자 금액 : 1억 원 → 주식 : 6000만원, 무위험 자산(현금) : 4000만원
- 거래 비용, 슬리피지 반영 X, 리밸런싱은 현재와 이전 신호가 다를 때 발생, 비중 조절(주식 : 현금 = 8 : 2 또는 2 : 8)

공포지수 Spread를 기반으로 시장의 상대적 심리를 평가하고, 이를 활용한 포트폴리오 전략의 성과 검증

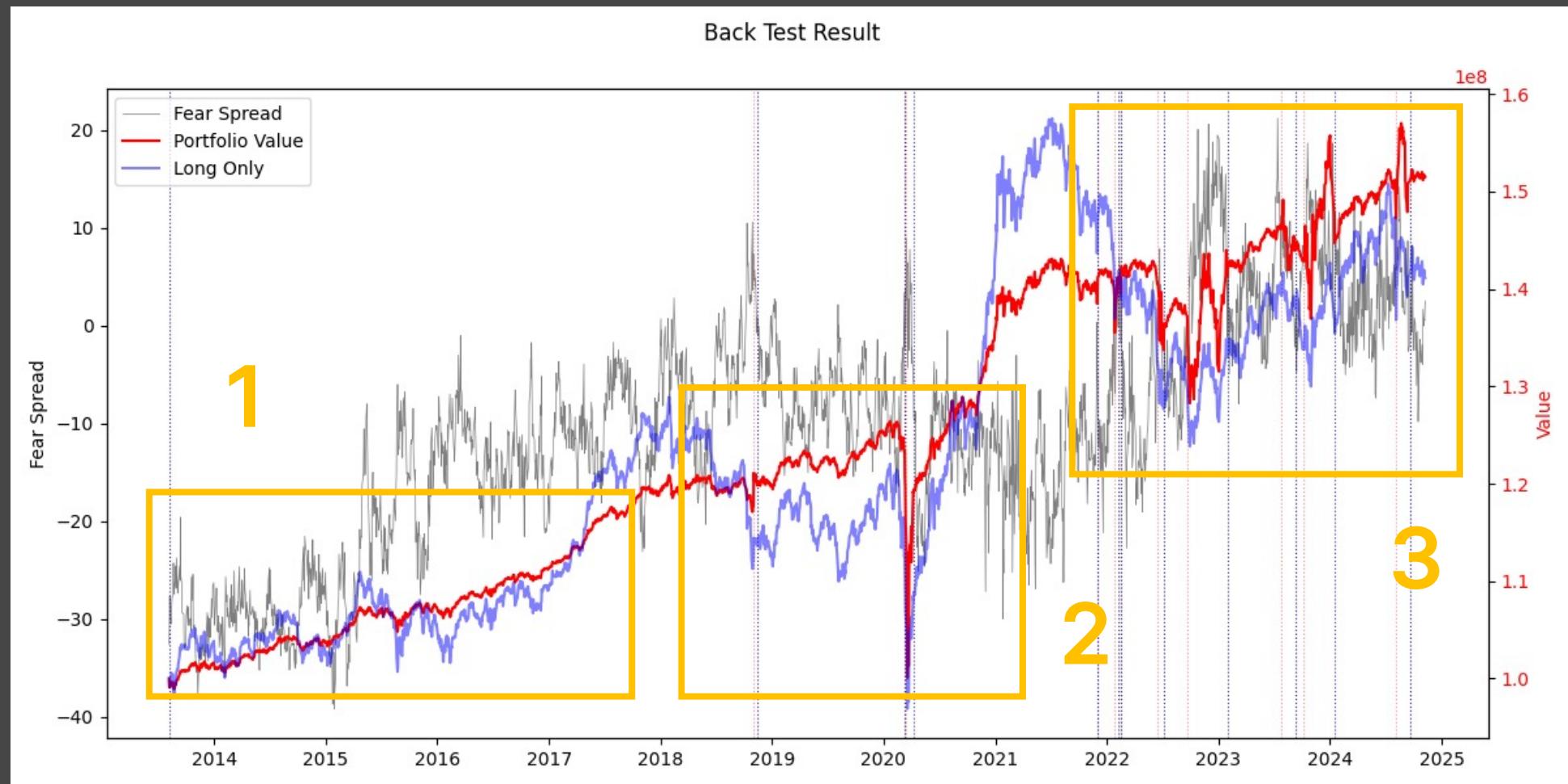
Spread = (외국인 공포지수) - (한국형 공포지수)

- Spread > 0 : 외국인은 탐욕, 한국시장은 공포, Spread < 0 : 외국인은 공포, 한국시장은 탐욕

Spread > 0 + 한국형 공포지수 < 50 =	시장 과매도 가능성	매수
Spread < 0 + 한국형 공포지수 ≥ 50 =	시장 과열 가능성	매도
외국인 공포지수 ≥ 80 + 한국형 공포지수 ≥ 80 =	모두 탐욕 상태	매도
외국인 공포지수 ≤ 20 + 한국형 공포지수 ≤ 20 =	모두 공포 상태	매수

IV. Backtesting

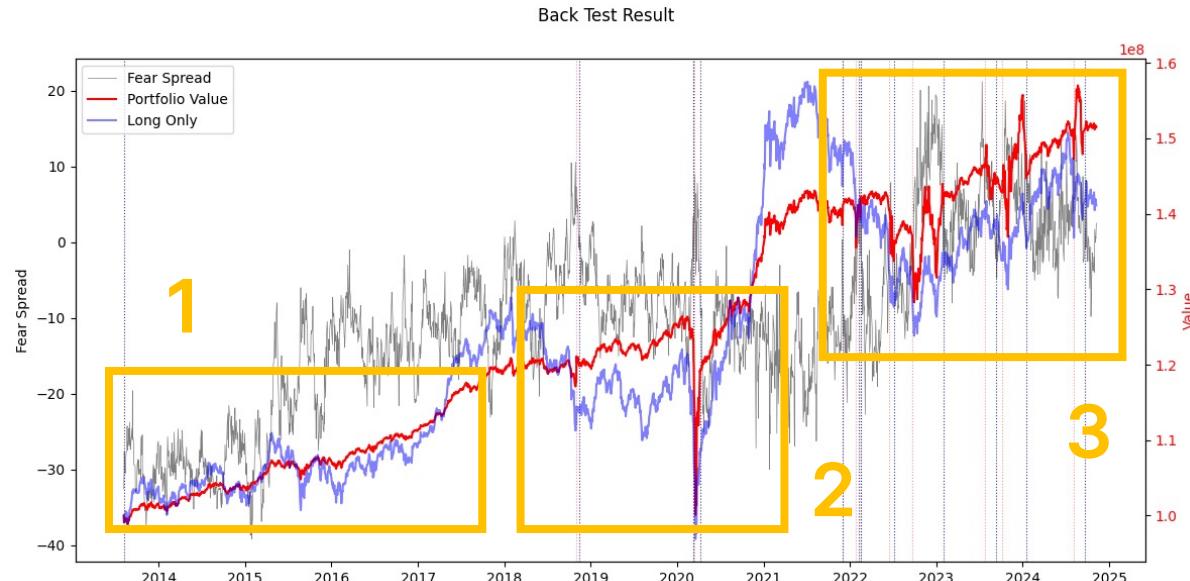
백테스팅을 통한 마켓타이밍 전략의 유효성 검증 : 1. 낮은 변동성, 2. 높은 방어력, 3. 수익률 우위



V. Conclusion

V. Conclusion

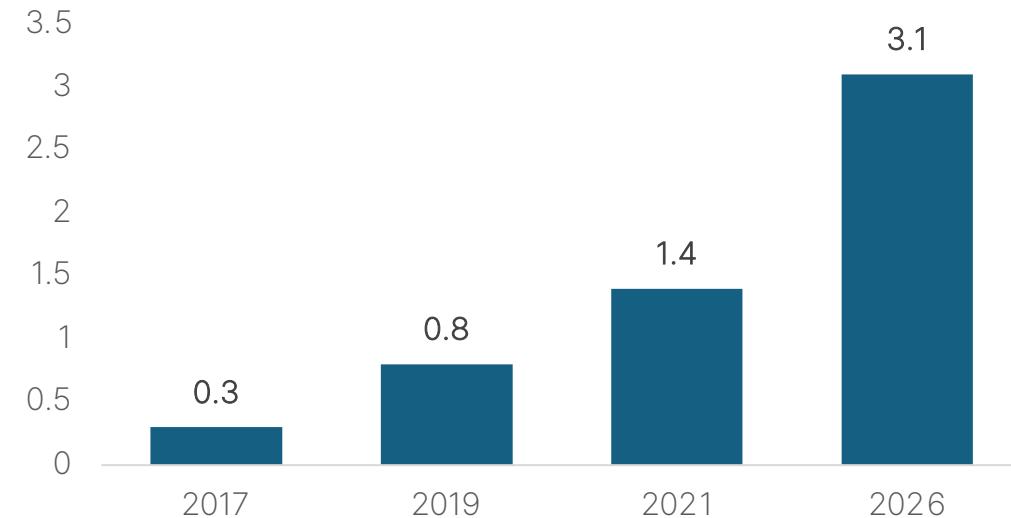
i. 외국인 투자 심리의 선행성



- 단순히 Long Only 전략을 따르는 것보다 위험을 줄이고, 수익을 극대화할 가능성이 있음
- 이는 외국인 공포지수가 한국 시장에 선행하는 지표로 활용 가능함을 시사함

ii. 펀드 설계 가능성

[커져가는 로보어드바이저 시장 (단위:조달러)]

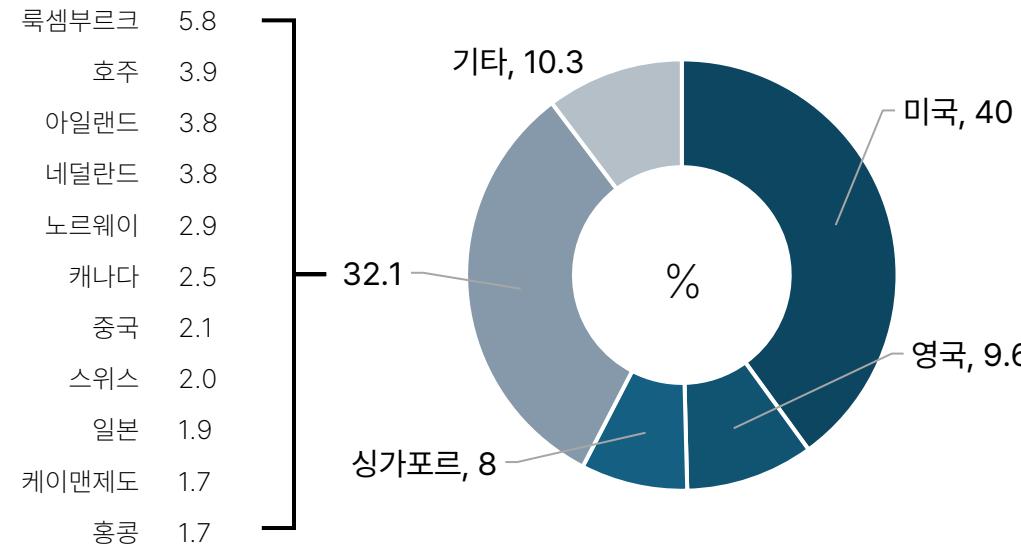


- 외국인 공포 지수를 기반으로 한 규칙 기반 펀드(Rule-Based Fund) or 로보어드바이저 모델 개발 등 실무에 활용 가능
- ex. "공포/탐욕 지수 기반 스마트 베타 펀드"

V. Conclusion

iii. 외국인 투자자의 구성 다양성 미반영

[외국인 투자자의 국내 주식 보유 비율 (2024년 4월 기준)]



- 외국인 투자자에는 미국 외에도 유럽, 싱가포르, 중국 등 다양한 국적의 투자자가 포함됨.
- 그러나 현재 전략은 달러 인덱스, 미국-한국 금리차 등 미국 중심적 요인만 반영하고 있음.

iv. 거래비용 미반영

- 리밸런싱할 때 발생하는 수수료, 스프레드 비용, 세금 등이 고려되지 않음
- 잦은 리밸런싱으로 인해 거래 비용이 누적되면, 총 수익률이 이론적인 성과 대비 크게 감소할 수 있음.
- 또한 현재 전략은 신호에 따라 매수/매도 비중을 8:2 혹은 2:8로 조정하기에 비교적 거래 빈도가 높음

VI. Appendix

VI. Appendix

[Backtesting]

```
#backtest
n = 0
#시작 자산 = 1억(6000만원 주식, 4000만원 무위험 자산)
currency = []
start_currency = 40000000
#주식 가치
stock_value = []
#시작 주식 가치
start_value = 60000000
#리밸런싱 날짜
long_rebalanced_date = []
short_rebalanced_date = []
#포트폴리오 가치
portfolio_value = []
#비교지수(long_only)
long_only = []

#오늘 시그널, 마지막 시그널
latest_signal = 0
current_signal = 0

#시작 주식 개수 계산
start_price = portfolio_price(0)
current_long = math.floor(start_value / start_price)
current_currency = start_currency

#비교지수 주식 개수
long_only_stocks = current_long
#비교지수 현금
long_only_currency = start_currency
```

```
for i in date:
    #추가되는 순현금
    added_currency = 0
    #당일 주식 종가 계산
    current_stock_price = portfolio_price(n)
    #당일 현금 가치 계산
    current_currency = current_currency * ((1 + 0.04) ** (1 / 252))
    #당일 포트폴리오 가치 계산
    current_portfolio_value = current_stock_price*current_long + current_currency

    #오늘 리밸런싱 해야되는지 확인 후 주식 개수 변호
    if (latest_signal == 0 or latest_signal == -1) and current_signal == 1:
        #주식:현금 비중 8:2로 조정
        added_currency = (current_long - math.floor( current_portfolio_value*0.8 / current_stock_price )) * current_stock_price
        current_long = math.floor( current_portfolio_value*0.8 / current_stock_price )
        long_rebalanced_date.append(i)
        #현재 시그널 표시
        latest_signal = 1

    elif (latest_signal == 0 or latest_signal == 1) and current_signal == -1:
        #주식:현금 비중 2:8로 조정
        added_currency = (current_long - math.floor( current_portfolio_value*0.2 / current_stock_price )) * current_stock_price
        current_long = math.floor( current_portfolio_value*0.2 / current_stock_price )
        short_rebalanced_date.append(i)
        #현재 시그널 표시
        latest_signal = -1

    #당일 현금 가치 재계산
    current_currency = current_currency + added_currency

    #리밸런싱된 가치 재계산
    current_portfolio_value = current_stock_price*current_long + current_currency

    #계산된 값을 기록
    currency.append(current_currency)
    stock_value.append(current_stock_price*current_long)
    portfolio_value.append(current_portfolio_value)
```

VI. Appendix

[Granger Causality]

```
# 함수 형성
def adf_test(timeseries, regression_option = 'ct'):
    print ('Results of Dickey-Fuller Test:')
    dfoutput = adfuller(timeseries, autolag='AIC', regression = regression_option)
    dfoutput = pd.Series(dfoutput[0:4], index=['Test Statistic','p-value','Lags Used','Number of Observations Used'])
    for key,value in dfoutput[4].items():
        dfoutput['Critical Value (%s)'%key] = value
    print (dfoutput)
```

#출처: <https://signature95.tistory.com/22> [DataAnalyst: 티스토리]

```
def kpss_test(timeseries, regression_option = 'ct'):
    print ('Results of KPSS Test:')
    kpssoutput = kpss(timeseries, regression= regression_option)
    kpss_output = pd.Series(kpssoutput[0:3], index=['Test Statistic','p-value','Lags Used'])
    for key,value in kpssoutput[3].items():
        kpss_output['Critical Value (%s)'%key] = value
    print (kpss_output)
```

#출처: <https://signature95.tistory.com/22> [DataAnalyst: 티스토리]

```
x1 = pd.read_csv('foreign_data.csv')
x2 = pd.read_csv('momentum_data.csv')
x3 = pd.read_csv('stock_intensity_data.csv')
x4 = pd.read_csv('msi_data.csv', dtype={'MSI':'float64'})
x5 = pd.read_csv('option_data.csv')
x6 = pd.read_csv('vkospi_data.csv')
x7 = pd.read_csv('low_risk_asset_data.csv')
x8 = pd.read_csv('junkbond_data.csv')
x9 = pd.read_csv('kor_us_bond_data.csv')
x10 = pd.read_csv('dollar_data.csv')
```

```
#외국인 데이터 기준으로 날짜 맞추기
date = x1['Date'].tolist()
```

```
x2 = x2[x2['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x3 = x3[x3['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x4 = x4[x4['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x5 = x5[x5['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x6 = x6[x6['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x7 = x7[x7['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x8 = x8[x8['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x9 = x9[x9['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x10 = x10[x10['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
```

```
#정크본드 데이터 기준으로 날짜 맞추기
date = x8['Date'].tolist()
```

```
x1 = x1[x1['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x2 = x2[x2['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x3 = x3[x3['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x4 = x4[x4['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x5 = x5[x5['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x6 = x6[x6['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x7 = x7[x7['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x9 = x9[x9['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x10 = x10[x10['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
```

```
#국채 데이터 기준 날짜 맞추기
date = x9['Date'].tolist()
```

```
x1 = x1[x1['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x2 = x2[x2['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x3 = x3[x3['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x4 = x4[x4['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x5 = x5[x5['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x6 = x6[x6['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x7 = x7[x7['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x8 = x8[x8['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
x10 = x10[x10['Date'].isin(date)].reset_index(drop=True)
```