

Quantitative  
Issue

2018. 9. 18

## Advanced 매크로 다이내믹 모델

## 팩터 로테이션 정교화



김동영, CFA  
Analyst  
dy76.kim@samsung.com  
02 2020 7839

원동은  
Research Associate  
de.won@samsung.com  
02 2020 7982

## 일간 모델 도입 및 개선 알고리즘 도입

매크로 다이내믹 모델은, 매크로 변수들의 변화를 기준으로 삼아 투자 팩터의 선택 및 가중치를 변화시키는 동적 투자모델임.

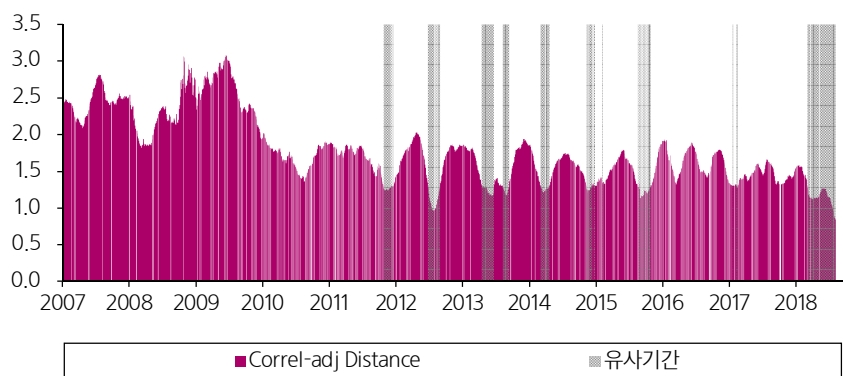
일별로 국면 인식 작업을 수행하는 일간 모델을 새로 도입. 또한 KOSPI 지수와 같은 발산하는 경제변수의 유사도 계산 시 Indexed Distance라는 새로운 측정법을 도입함. Indexed Distance는 경제변수의 2개 시계열 구간이 서로 비슷한 움직임을 보였는지를 수치화하는 로직임.

최종적으로 신규 매크로 다이내믹 모델에 1) 일간 모델 적용, 2) Indexed Distance 도입, 3) 9개 경제변수로 확대라는 변화를 줌. 신규 매크로 다이내믹 모델로 투자한 백테스팅 결과는, 전기간 변환산 L/S 수익률 24.5%, Sharpe ratio 0.88로 확인됨. 이는 기존 모델 대비 약 10%의 성과 개선에 해당함.

향후의 팩터 포트폴리오의 신규 Advanced 모델을 기반으로 제시할 계획임.

(현재 시점의 추천 퀀트 전략과 종목 리스트는 25, 26페이지에 수록)

## 현재시점과 각 과거시점과의 매크로 최종거리 (일간 모델)



참고: y축의 수치는 해당 x축 시점과 현재시점과의 매크로 최종거리를 뜻함. 최종거리가 작을수록 해당시점과 현재시점과의 매크로 유사도가 높다는 뜻임.

자료: 삼성증권

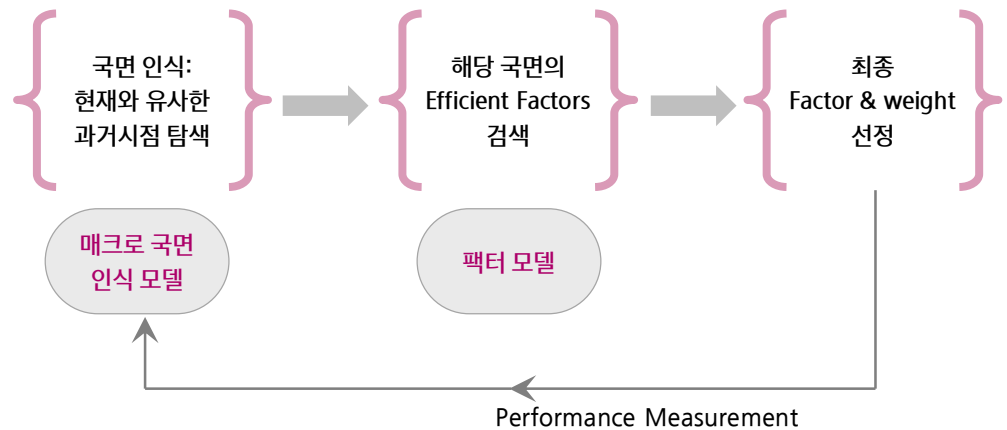
## Contents

I. 서론	p2
II. 개선 모델	p3
III. 백테스팅	p20
IV. 추천 종목	p22

## I. 서론

매크로 다이내믹 모델은 당사 퀀트 팩터 투자전략의 핵심적인 모델이다. 2013년에 처음 개발된 본 모델은, 매크로 변수들의 변화를 기준으로 삼아 투자 팩터의 선택 및 가중치를 변화시키는 동적 투자모델의 특징을 가지고 있다.<sup>1</sup> 본 모델은 1) 현재 시점과 매크로 환경이 유사했던 과거 시기들을 찾고, 2) 유사한 과거 시점들에서 공통적으로 수익률이 높았던 팩터들을 검색하여, 3) 해당 팩터 위주로 전략을 짜서 투자하는 방식이다.

### 매크로 다이내믹 모델, 기본 프로세스



자료: 삼성증권

기존 모델은 월간 데이터를 기반으로 하며, 다소 단순한 형태의 매크로 국면 인식 모델링을 쓰고 있었다. 당사는 그간의 경험을 바탕으로, 정교함과 효율성을 높인 개선 모델을 새로 소개하고자 한다. 개선 모델은 1) 국면 인식 방식의 정교화, 2) 일별 기준 국면 인식 프로세스가 가장 큰 특징이다.

<sup>1</sup> 최초 모델은 2013/4/23일자 “매크로 기반 Dynamic Quant 모델: 경제변수를 활용한 적극적인 퀀트전략 스위칭” 리포트를 참고

## Contents

I. 서론	p2
II. 개선 모델	p3
III. 백테스팅	p20
IV. 추천 종목	p22

## II. 개선 모델

### 모델 개념

기존 매크로 다이내믹 모델이 작동하는 개념을 전반부와 후반부 프로세스로 나누면 다음과 같다.

#### 전반부 프로세스: 매크로 국면 인식 모델

1. (현재 시점의 투자 전략을 결정하기 위해서) 현재 시점과 유사한 과거 시점들을 검색함.
2. 국면 인식은 매월말을 기준으로 한 월별 측정을 사용함.
3. 국면 인식은 여러 경제변수(8개)를 사용하여 계량적인 방식으로 측정함. 사용변수는 KOSPI m-m 변화율, 원/달러 환율 m-m 변화율, 원/엔 환율 m-m 변화율, WTI m-m 변화율, ISM 제조업 지수, 중국 PMI 지수, 국고3년 금리, 일드 커브(통안1년, 국고3년, 국고5년, 국고10년으로 구성)임.
4. 국면 인식 방식은 “Correlation-adjusted Distance” 라는 방법을 사용함. 이는 한 경제변수 기준으로, 특정 2개 시점간의 유사도를 “조정거리” 라는 개념으로 계산함. 이 때, 유사도가 가까울수록 조정거리가 짧아짐. 이를 통해 현재 시점과 과거 10년간의 각 시점과의 조정거리를 계산하여, 가장 최종거리가 짧은 시점을 찾음. 조정거리 계산 시에는 현재 시점 기준의 직전 6개월치 경제변수 수치와 과거 시점 기준의 직전 6개월치 경제변수 수치가 사용됨.
5. 경제변수 한 개씩을 기준으로 (현재와 각 과거시점의) 조정거리를 계산하고, 8개 경제변수로 나온 각 조정거리들을 모두 평균하여, 결론적인 최종거리를 계산함.
6. 현재와 각 과거시점과의 최종거리들을 확인하여, 거리가 가장 짧은 18개의 월말 시점을 선정함. 이 때, 18개 시점의 시간 정보와 최종거리 정보를 가져옴.
7. 이들 정보를 전통적인 팩터 모델과 결합하여, 현재 사용할 최종 전략을 결정함. 이때 18개 유사시점들도 최종거리에 따라 반영도가 달라지게 됨(최종거리의 세제곱 값의 역수가 사후 팩터 성과가 반영 시의 가중치가 됨).

## Correlation-adjusted Distance 방법 상세

1. 특정 시계열 경제변수  $X$ 의 수치들을 가지고,  $a$ 시점과  $b$ 시점의 유사도를 거리 개념으로 표시하는 방식임.  $a$ 시점과  $b$ 시점의 조정거리를 산출해 이 수치가 작으면 유사한 것으로 판단하고, 크면 상이한 것으로 판단함.

1) 두 시점의 경제변수 트렌드의 절대값이 각각 비슷했는가, 2) 두 시점의 경제변수 트렌드의 변화 패턴이 유사했는가의 측면으로 접근함. 아래에 나오는 Distance와 Correlation의 조합으로 조정거리를 산출함.

## 2. Distance 산식

Distance는 두 시점의 경제변수 단기 시계열 값이 절대값이 같은지, 다른지를 거리 개념으로 산출함(기본 아이디어는 다차원 벡터의 Euclidean distance임).

$a$ 시점의 관측벡터  $X_a = (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{a6}) \leftarrow a$ 시점의 직전 6개월간 시계열 수치

$b$ 시점의 관측벡터  $X_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{b6}) \leftarrow b$ 시점의 직전 6개월간 시계열 수치

$$X_a \text{와 } X_b \text{의 } Distance_{a,b} = \left[ \left( \sum_{i=1}^6 \frac{(x_{ai} - x_{bi})^2}{var_i} \right) / 6 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$var_i$ 는 개념 상 벡터 내  $i$ 번째 성분의 분산. 실제로는 변수  $X$ 의 전기간 분산을 사용함. (Distance의 평균을 1 정도로 표준화하기 위해, 수식 안에  $1/var_i$ 과  $1/6$ 의 식이 있음)

## 3. Correlation 산식

Correlation은 두 시점의 경제변수 단기 시계열이 방향성이 같은지, 다른지를 상관계수로 나타냄.

$$X_a \text{와 } X_b \text{의 } Correlation_{a,b} = \frac{Cov(X_a, X_b)}{\sigma_{X_a} \cdot \sigma_{X_b}}$$

## 4. Correl-adj Distance 산식

$$a \text{시점과 } b \text{시점의 조정거리} = Distance_{a,b} + (1 - Correlation_{a,b})$$

이 때, Distance가 작으면 조정거리가 작고, Correlation이 크면 조정거리가 작음.

8개 경제변수들의 조정거리 평균값을  $최종거리_{a,b}$ 로 사용.

### 후반부 프로세스: 유사 국면의 Efficient Factor 검색 및 비중 결정

1. 기본 컨셉은, 현재와 유사한 과거 지점을 찾은 다음에, 해당 과거지점에서 잘 맞았던 전략들을 확인해서, 그 전략들 위주로 다시 멀티팩터 전략을 구성하는 방식임.
2. 13개의 주요 팩터들로 구성된 팩터 유니버스 준비
3. 과거 유사시점(18군데)에서의 팩터별 사후 1개월 L/S 수익률 조회. 각 팩터들의 유사 국면에서의 가중평균 L/S 수익률을 다음과 같이 계산:

{T1, T2, ..., T18} = 현재시점과 가장 유사한 18개 유사시점

최종거리<sub>Ti</sub> = 유사시점 Ti 시점과 현재시점과의 매크로 최종거리

AR<sub>k,Ti</sub> = 팩터 k의 유사시점 Ti에서의 사후 1개월 L/S 수익률

$w_{Ti} = \frac{1}{\text{최종거리}_{Ti}^3}$ , 가중평균에 사용되는 weight 값. 유사시점에서의 최종거리를 제곱한 것의 역수를 사용함. 즉, 최종거리가 짧을수록 해당시점의 사후 수익률이 팩터 비중 결정에 더 크게 반영됨.

$$\text{팩터 } k \text{의 유사시점 가중평균 L/S 수익률 } R_k = \left( \sum_{i=1}^{18} w_{Ti} \times AR_{k,Ti} \right) / \left( \sum_{i=1}^{18} w_{Ti} \right)$$

4. 팩터별 현재 투자가중치 결정

$$\text{멀티팩터 상 팩터 } k \text{의 투자가중치 } W_k = R_k / \sum_{k=1}^{13} R_k \text{ (합계 100%를 안분)}$$

이 때 R<sub>k</sub>가 음수이면, 계산에서 제외되고 W<sub>k</sub>는 0이 됨

이로서, 매크로 다이내믹 모델에 의한, 멀티팩터 투자전략이 확정됨.

### 매크로 다이내믹 모델 상의 팩터 유니버스 (13개 사용 팩터)

팩터명	팩터수치 설명
P/E (forward)	주가 / [Forward EPS]
상대P/E (업종대비, forward)	[종목 Fwd P/E] / [소속업종 평균 Fwd P/E]
P/B (직전분기)	주가 / [직전분기 BPS]
P/B (forward)	주가 / [Forward BPS]
P/C (직전4분기, 개별)	주가 / [직전4분기 합산 CPS(주당 영업활동현금흐름, 개별기준)]
EPS 변화율 (FY1, 1m)	[FY1 EPS - FY1 EPS (-1m)] / [FY1 EPS (-1m)] × 100
EPS 변화율 (FY2, 1m)	[FY2 EPS - FY2 EPS (-1m)] / [FY2 EPS (-1m)] × 100
영업이익 변화율 (FY2, 1m)	[FY2 영업이익 - FY2 영업이익 (-1m)] / [FY2 영업이익 (-1m)] × 100
영업이익 변화율 (FQ1, 1m)	[FQ1 영업이익 - FQ1 영업이익 (-1m)] / [FQ1 영업이익 (-1m)] × 100
시간조정 순이익 서프라이즈 (FQ0)	FQ0 순이익 [발표치 - 컨센서스] / [컨센서스] × 100 × √(경과일)
시간조정 영업이익 서프라이즈 (FQ0)	FQ0 영업이익 [발표치 - 컨센서스] / [컨센서스] × 100 × √(경과일)
순이익 증가율 (FQ0, yoy)	직전분기 순이익의 전년동기 대비 증가율
영업이익 증가율 (FQ0, yoy)	직전분기 영업이익의 전년동기 대비 증가율

자료: 삼성증권

## 개선사항 상세

### 1. 일별 기준 국면 인식

현재 모델은 월말자 데이터를 사용한 월단위 계산 방식이다. 월단위 계산에서는, 월중의 매크로 환경 변화를 빨리 캐치하지 못한다는 단점이 있고, 샘플의 수가 상대적으로 부족해 정교함이 떨어진다는 단점이 있다. 한편, 사용하는 경제변수군 중에서 ISM 제조업 지수는 통계가 익월 초에 발표된다. 따라서 월말 시점의 국면 인식 모델링 시에는 그 달 초에 발표되었던 오래된 ISM 제조업 지수값을 사용해야 한다는 단점도 있다(전략 결정 후 하루, 이를 만에 새로운 ISM제조업 시그널이 새로 도착함).

이번 개선 모델에서는 일단위 계산 방식을 사용했다. 이를 통해, 월중의 매크로 환경 변화에 따른 스타일 변화 내용도 바로 확인할 수 있게 되었다. 국면 인식 모델이 일별 베이스라는 것은, 후반 단계에 쓰이는 팩터모델도 일별 베이스 데이터가 존재해야 한다는 뜻이다. 당사는 일별 베이스의 팩터모델을 구축하고 있으며, 이를 연결해서 사용하고 있다.

우선, 일단위 방식으로 바꾸면, Correlation-adjusted Distance 계산에 사용되는 변수 계산법이 바뀌게 된다. 기존에는 월단위 방식으로 6개월치 변수 흐름을 6차원 벡터로 해서 입력값으로 사용했다. 일단위 방식으로 바꾸면서, 이를 일별 데이터가 들어가는 120일치(120영업일치)<sup>2</sup> 변수 흐름 즉, 120차원의 벡터를 쓰도록 변경했다.

한편, 기존 월단위 모델에서는 약 10년치의 과거기간을 대상으로 하고, 유사시점 18군데(18개월)를 선정하고 있다. 즉, 전체 샘플에서 약 15%의 자료를 유사시점으로 쓰는 것이다. 일단위 모델에서는 18개월치에 해당하는 375일을 유사시점으로 사용했다. 전체 샘플은 10년치를 약간 넘는 2016년 7월 이후의 일별 데이터를 사용한다. 따라서 현재 기준에서 유사시점 375일을 뽑는 것은 전체 샘플 중에서 12~15%의 데이터를 선택하는 것이라고 볼 수 있다.

#### 일별 기준 모델의 변화

월간 기준 6개월 벡터 → 일간 기준 120일 벡터  
유사시점 18개월 선정 → 유사시점 375일 선정

<sup>2</sup> 본 리포트에서 사용하는 모든 일수 기준은 특별한 언급이 없는 한 모두 영업일(trading day) 기준임

## 2. ISM 제조업 지수, 중국 PMI 지수의 적용

월간 모델에서 일간 모델로 바꿀 때, 경제변수들 중에서 우선적으로 고민한 부분은 ISM 제조업 지수와 중국 PMI 지수다. 이들 통계치는 월별로만 발표가 나기 때문이다. 월별로 나오는 시그널이, 일별로는 어떤 시그널로 유지된다고 할 수 있을까? 경제통계의 성격마다 조금씩 다를 수 있겠지만, 해당 2개 지표의 경우에는 “최근 발표수치가, 다음 발표 전까지는 일별로 계속 유지된다”는 가정이 가장 합리적이다. 즉, ISM 제조업 지수가 7월 2일에 6월달 수치 60.2포인트를 발표했으면 다음 발표전인 7월 31일까지 일별수치를 60.2로 유지하고, 8월 1일에 7월달 수치 58.1포인트를 발표하면 그 다음부터는 58.1포인트를 기억하는 방식이다.

통계 데이터를 사용할 때 주의해야 할 또 다른 측면이 Lagging 이슈다. 시장지표가 아닌 통계지표는, 자료 기준일과 발표일 간에 시차가 존재한다. ISM 제조업 지표의 7월 데이터는 7월이 아닌 8월초에 발표되듯이, 통계 지표의 대부분이 발표 시차를 가지고 있다. 기존의 월간 모델에서는 이를 반영하여, 매월말 데이터를 쓸 때, ISM 제조업 지수와 중국 PMI 지수는 항상 한달 전 통계치를 사용하도록 “1개월”의 lagging을 적용했었다. 일간 모델에서도 이런 lagging이 필요하다. 일간 모델에서는 최근 정보를 빨리 반영하되 backward bias 형태로 모델링이 되지 않도록 발표시점을 잘 확인하여야 한다.

ISM 제조업 지수는 통상 해당월의 다음달 첫 영업일 중에 지표를 공표하고 있다. 따라서, 당사는 ISM 제조업 지수의 실질 일별 데이터를 만들어낼 때, t월 말일자에서 2영업일이 지난 다음부터는 t월 통계치를 사용하도록 이를 기준의 lagging을 적용했다. 중국 PMI 지수의 경우에는 통상 해당월의 마지막 날짜에 지표를 공표하고 있다. 따라서, 당사는 중국 PMI 지수의 경우 t월 말일자에서 1영업일이 지난 다음부터 t월 통계치를 사용하도록 했다.

### 월별 통계수치의 일별 데이터 변환

다음 발표 전까지, 직전 발표수치가 일별로 동일하게 유지되는 방식 사용

### ISM 제조업 지수의 일별 변환 및 lagging

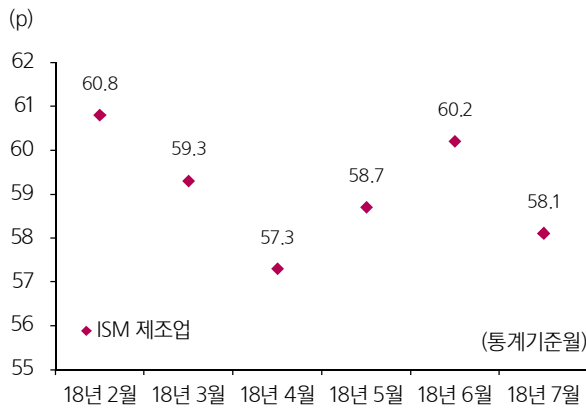
2영업일의 lagging 적용

### 중국 PMI 지수의 일별 변환 및 lagging

1영업일의 lagging 적용

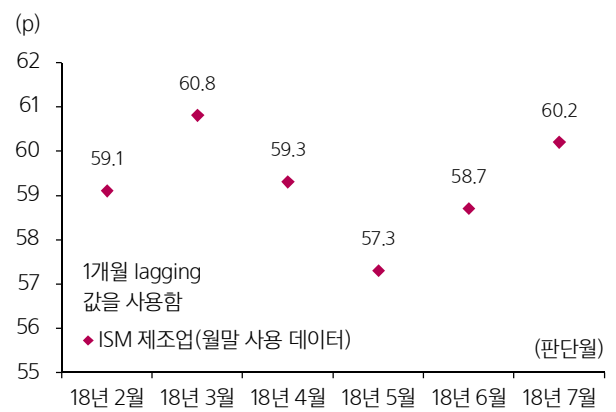
ISM제조업 지수를 기준으로 일별 데이터 변환을 그림으로 그려보면 다음과 같다.

ISM 제조업 원데이터



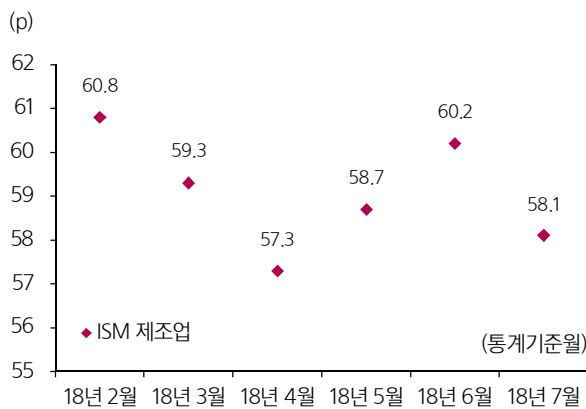
자료: ISM

기존 월간 모델: 원데이터를 1개월 lagging해서 사용



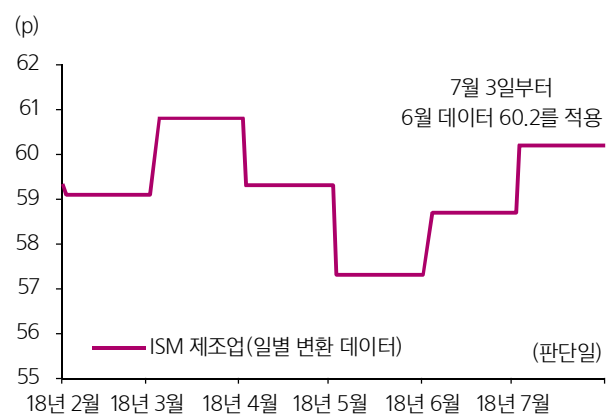
자료: ISM

ISM 제조업 원데이터



자료: ISM

신규 일간 모델: 원데이터를 2일 lagging해서 사용



자료: ISM



### 3. KOSPI m-m 변화율 등의 지표

기존 모델에서 KOSPI 지수 등의 지표를 Correlation-adjusted Distance에 사용할 때는 원지수 값이 아닌 m-m 변화율로 변경한 값을 사용했다. KOSPI 지수를 기초로 매크로 환경이 유사한 시점을 찾을 때, “최근 6개월간 KOSPI가 흘러온 모양”을 기준으로 판단하는 것이 “KOSPI의 지수값 자체”를 기준으로 판단하는 것보다 더 유용하기 때문이다. 한편, KOSPI 지수의 시계열은 stationary하지(안정적이지) 않는데, m-m 변화율로 변형하면 어느 정도 stationary해지는 것도 장점이다.

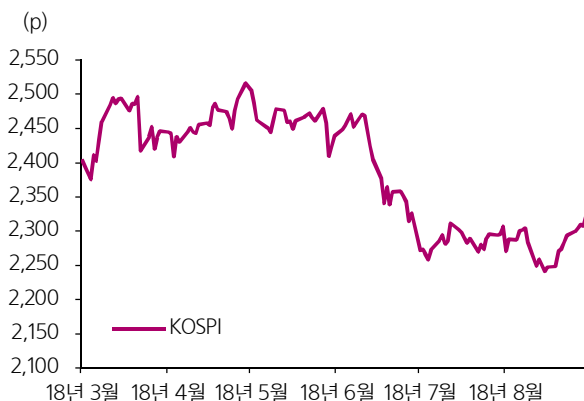
예를 들어, 8월말을 기준으로 한 KOSPI 지수의 직전 6개월 데이터를 보자. 아래 왼쪽 차트를 보면, 8월말 기준 직전 6개월간 KOSPI는 첫 3개월간은 보합세를 보인 뒤, 급락세가 나타났다가 다시 보합 구간이 이어지는 패턴을 나타내고 있다.

당사가 보기에, KOSPI 변수를 기준으로 지금이 상황과 유사한 과거 상황을 찾을 때는 KOSPI 지수의 절대값이 동일했는지를 체크하는 것이 중요한 게 아니라, 보합-급락-보합의 패턴이 유사했는지를 체크하는 것이 중요하다. 명목 GDP 상승, 물가지수 상승처럼 KOSPI 지수값 자체는 장기적으로 명목 성장을 하는 non-stationary한 지표다. 현재의 KOSPI 지수값 2,300이라는 수치를 과거 10년의 구간에서 찾으려면, 찾으려 해도 찾을 수가 없다. 중요한 것은 (지수값이 같은 시점을 찾는 것이 아닌) 중단기적으로 보합-급락-보합이라는 패턴이 비슷하게 나온 과거 시점을 찾는 것이다.

이러한 컨셉에 맞추어, 기존 월간 모델에서는 이를 단순히 월말 기준의 m-m 변화율 시계열 수치를 사용해서 해결했다. 월말 기준의 m-m 변화율 수치를 계산했을 때, 8월말 시점의 KOSPI m-m 변화율 트렌드는 (0.8, 2.8, -3.7, -4.0, -1.3, 1.2)이라는 하나의 6차원 벡터값으로 표시할 수 있다.

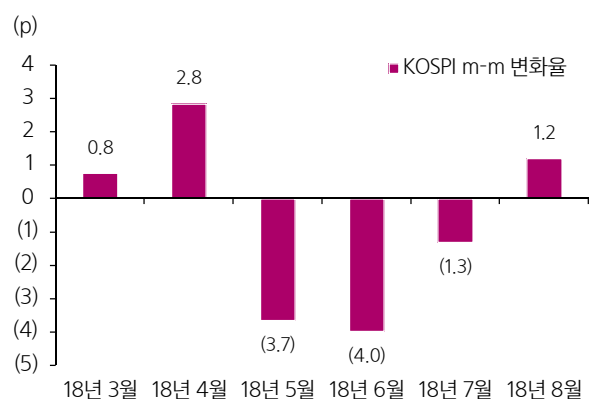
이 6차원 벡터값을 가지고, Correlation-adjusted Distance 계산을 해서 KOSPI m-m 패턴이 비슷한 과거 시기를 찾게 된다.

18/8/31을 기준으로 한, KOSPI 지수의 직전 6개월 데이터



자료: KRX

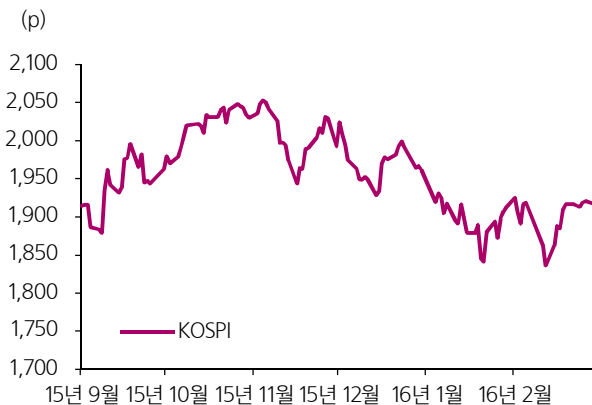
월간 모델에서의 KOSPI m-m 변화율 정보



자료: KRX

월간 모델에서 2018년 8월말과 가장 유사한 시점으로 나오는 시점은 2016년 2월말로 나온다. 2016년 2월말 기준 직전 6개월의 KOSPI 흐름을 차트를 통해 보면, 2018년 8월 시점과의 유사성이 확인된다. 월간 모델 상에서 2018/08과 2016/02의 Correlation-adjusted Distance 계산값은 다음과 같다.

## 16/2/29를 기준으로 한, KOSPI 지수의 직전 6개월 데이터



자료: KRX

## Correlation-adjusted Distance 계산

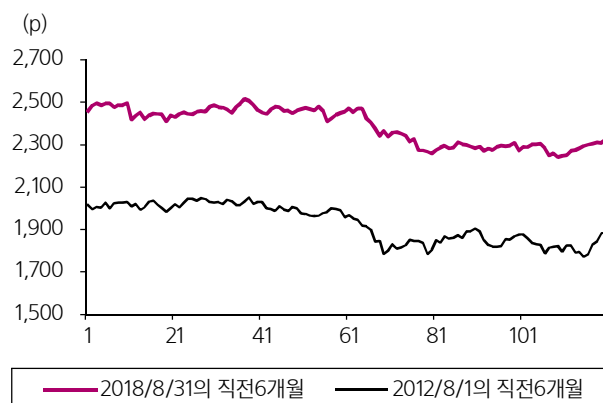
항목	수치
2018/08 시점 벡터	(0.8, 2.8, -3.7, -4.0, -1.3, 1.2)
2016/02 시점 벡터	(1.1, 3.4, -1.8, -1.5, -2.5, 0.2)
Distance =	$\left[ \left( \sum_{i=1}^6 \frac{(x_{ai} - x_{bi})^2}{var_i} \right) / 6 \right]^{\frac{1}{2}} = 0.28$ (var는 KOSPI m-m의 전기간 분산 25.6을 사용)
Correlation =	$\frac{Cov(X_a, X_b)}{\sigma_{X_a} \cdot \sigma_{X_b}} = -0.85$
Correl-adj Distance =	0.28 + (1 - 0.85) = 0.43

일간 모델에서는 KOSPI 경제변수의 Distance 계산 방법을 변경했다. 당초 국면 인식 모델에서 KOSPI를 활용하는 방식은 “최근 6개월간 KOSPI가 흘러온 모양”이 비슷한 시점을 찾는다는 것이었다. 월간 모델에서처럼, KOSPI 일별 변화율 시계열 수치를 120개 붙인 벡터를 쓰는 것도 가능하다. 하지만 차분(差分)한 데이터만 보는 것은, 숲을 못보고 나무만 보는 방식이라 할 수 있다.

특정 시계열의 변화 모양이 비슷한가를 본다는 관점에서는, 원시계열을 살려서 보는 게 더 효과적일 수 있다. 이를 위해 Indexed Distance라는 아이디어를 만들었다. 이는, 6개월 시계열의 끝점을 100포인트로 지정하고 이를 기준으로 전체 시계열을 지수화한 다음에, 절대값 차이를 비교해서 유사도 거리를 계산하는 방식이다.

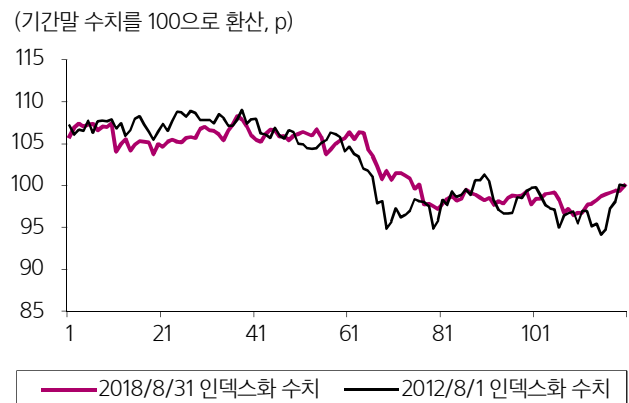
예를 들어, 18/8/31 기준 시점과 12/8/1 기준 시점을 비교해보자. 두 지점의 KOSPI 원지수 그래프를 보면, 지수 레벨대는 서로 차이가 있지만 움직이는 패턴은 서로 유사했음이 확인된다(아래 왼쪽 차트). 움직인 패턴이 유사한지를 보는 제일 쉬운 방법은, 각 기간의 말일 수치를 100으로 환산해서, 즉 인덱스화해서 보는 것이다. 아래 오른쪽 차트를 보면, 두 시계열의 움직인 모습이 거의 동일함을 알 수 있다.

## 18/8/31 기준과 12/8/1 기준의 시계열



자료: KRX

## 인덱스화시킨 시계열 수치



자료: KRX

기간말 값 기준으로 수치를 인덱스화하면, 2개 시계열 벡터의 동일 성분에서의 절대값이 같은지 다른지로, 유사도를 측정할 수 있다.

이 방법을 Indexed Distance 라고 칭하고, 이의 계산 프로세스는 다음과 같다.

#### Indexed Distance 산식

a시점의 관측벡터  $X_a = (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{a120}) \leftarrow$  a시점의 직전 120일간 시계열 수치

b시점의 관측벡터  $X_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{b120}) \leftarrow$  b시점의 직전 120일간 시계열 수치

a시점의 인덱스화 벡터:  $y_{ai} = x_{ai}/x_{a120} \times 100$ 를 통해  $Y_a$  생성.  $Y_a = (y_{a1}, y_{a2}, \dots, y_{a120})$

b시점의 인덱스화 벡터:  $y_{bi} = x_{bi}/x_{b120} \times 100$ 를 통해  $Y_b$  생성.  $Y_b = (y_{b1}, y_{b2}, \dots, y_{b120})$

$$X_a \text{ 와 } X_b \text{ 의 } Indexed Distance_{a,b} = Y_a \text{ 와 } Y_b \text{ 의 } Distance_{a,b} \\ = \left[ \left( \sum_{i=1}^{120} \frac{(y_{ai} - y_{bi})^2}{ivar_i} \right) / 120 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$ivar_i$ 는 개념 상 벡터 내 인덱스화 벡터 i번째 성분의 분산.

실제로는 변수 X의  $(전기간 표준편차/전기간 평균값 \times 100)^2$ 을 사용하여

100포인트 기준의 분산값을 사용

(Distance의 평균을 1 정도로 표준화하기 위해, 수식 안에  $1/ivar_i$ 과  $1/120$ 의 식이 있음)

#### Correlation 산식

$$X_a \text{ 와 } X_b \text{ 의 } Indexed Correlation_{a,b} = X_a \text{ 와 } X_b \text{ 의 } Correlation_{a,b} = \frac{Cov(X_a, X_b)}{\sigma_{X_a} \cdot \sigma_{X_b}}$$

( $Y_a$ 와  $Y_b$ 는  $X_a$ 와  $X_b$ 를 특정 m배, n배(양수)로

단순 조정한 것이기 때문에, correlation은 유지됨)

#### 18/8/31 기준 시점과 12/8/1 기준 시점의 Indexed Distance

항목	수치
2018/8/31 시점 벡터	(2459.5, 2484.1, ..., 2322.9)
2012/8/1 시점 벡터	(2014.6, 1993.7, ..., 1879.9)
2018/8/31 인덱스화 벡터	(105.9, 106.9, ..., 100.0)
2012/8/1 인덱스화 벡터	(107.2, 106.1, ..., 100.0)
Indexed Distance =	$\left[ \left( \sum_{i=1}^{120} \frac{(y_{ai} - y_{bi})^2}{ivar_i} \right) / 120 \right]^{\frac{1}{2}} = 0.12$
Correlation =	$\frac{Cov(X_a, X_b)}{\sigma_{X_a} \cdot \sigma_{X_b}} = 0.90$
Indexed Correl-adj Distance =	$0.12 + (1 - 0.90) = 0.22$

자료: 삼성증권

계산 결과, KOSPI 변수 기준의 2018/8/31과 2012/8/1의 조정거리는 0.22로 아주 낮게 나온다. 즉, 그래프로 확인할 수 있는 '유사하다'라는 결론을 수치로도 잘 계산할 수 있게 되었다. 실제로 2018/8/31 시점 기준에서, 2012/8/1은 KOSPI 기준 조정거리가 최소인 시점 상위권에 들어간다.

앞서 인덱스화시킨 시계열 수치 차트를 보면, 두 시계열의 유사성이 매우 높은 걸 알 수 있다. 둘 다 보합-급락-보합의 패턴을 보이면서, 120일 구간의 마지막 부근에 저점 반등 신호가 잠깐 나오는 것 까지도 매우 닮았다. 월간 모델에서의 2018/8월말과 2016/2월말의 유사도보다, 일간 모델에서의 2018/8/31과 2012/8/1 시점의 유사도가 훨씬 더 명확하다.

정리해서 말하면, 월간 모델에 비해서 일간 모델이 좀 더 많은 세부 데이터를 사용하기 때문에, 좀 더 정교하게 국면 인식을 할 수 있다. 그리고, 매크로 환경 변화라는 것은 매월 단위로만 발생하는 것이 아니라, 월중에 언제라도 급작스럽게 발생할 수 있다. 일별 데이터를 기준으로 쓴다면 갑작스런 매크로 환경 변화에도 빨리 대처할 수 있다는 장점이 있다.

월간 모델에서의 원지수 m-m 변화율 데이터는, 일간 모델의 경우에 원지수의 Indexed Distance 방식으로 변경할 수 있다. 당사는 일간 모델에서 수렴하지 않고 발산하는 경제지표의 경우 Indexed Distance를 적용했다. 이에 의해서 변경되는 매크로 다이내믹 모델 상의 경제 변수는 KOSPI, 원/달러 환율, 원/엔 환율, WTI다. 원/달러 환율 같은 경우도 수치의 절대 레벨이 중요하 다기보다는, 최근의 동향에 급등락이 있었는지 여부 혹은 움직이는 패턴이 더 중요하다는 개념이 근처에 깔려 있다.

#### 4. 국고3년 금리, KOSPI fwd P/E 지표

국고3년 금리와 같은 금리 변수의 경우, 최근 6개월간의 흐름 패턴뿐만 아니라 금리의 절대 수치 자체도 중요한 정보를 가지고 있다. 국고3년 금리는 기존의 월간 모델에서도 원지표값을 그대로 사용했으며, 신규 일간 모델에서도 원지표값 사용 방식을 유지했다. 추가로, 당사는 시장 판단을 위한 매크로 변수로 KOSPI fwd P/E 지표도 유용하다고 판단했다. 이에 KOSPI fwd P/E 지표를 신규로 포함한, 9개 경제변수를 국면 인식 모델의 데이터로 삼았다. KOSPI fwd P/E 지표는 증시 펀더멘털이 찢지 비찢지를 보여주는 지표로 7배에서 12배 사이에서 주로 움직이는 안정(stationary) 시계열에 해당한다. 따라서, KOSPI fwd P/E도 원지표값을 그대로 살리는 Correl-adj Distance 방식을 썼다.

#### 5. 일드 커브 지표

일드 커브 지표는 기존 월간 모델에서도 독특한 지위를 차지하고 있다. 일드 커브는 단기 채권부터 장기 채권까지의 금리를 순서대로 표시한 것이다. 일드 커브가 flattening인지 steepening인지는 많은 정보를 제공한다. 매크로 다이내믹 모델에서 일드 커브는 (통안1년, 국고3년, 국고5년, 국고10년)의 4차원 벡터를 사용한다. 즉, 다른 변수들처럼 특정 기간의 시계열 벡터를 넣는 것이 아니라, 4점으로 이루어진 현재 시점 데이터의 벡터를 쓴다.

일드 커브의 특수성은 일간 모델에서도 동일하게 유지된다. 일드 커브의 Distance 계산 시는 120일 시계열 벡터가 아닌, 4개 금리의 현재값을 쓴 4차원 벡터를 사용한다. Distance 계산 시 분모에 들어가는 조정 숫자도 120이 아닌 4가 들어가게 된다.

이상으로, 일간 모델에서 변동된 Correl-adj Distance 계산에서의 경제지표별 적용 방법을 종합해서 정리하면 다음과 같다.

#### 경제변수별 Correl-adj Distance 적용법

경제변수	Correl-adj Distance 적용법
KOSPI	Indexed Distance 사용 (직전 120일 기준)
원/달러	Indexed Distance 사용
원/엔	Indexed Distance 사용
WTI	Indexed Distance 사용
ISM 제조업	월통계치를 일별 데이터로 전환 및 Lagging 적용. Distance 사용
중국 PMI	월통계치를 일별 데이터로 전환 및 Lagging 적용. Distance 사용
KOSPI P/E	Distance 사용
국고3년	Distance 사용
Yield Curve	(통안1년, 국고3년, 국고5년, 국고10년)의 4차원 벡터 적용. Distance 사용

자료: 삼성증권

## 종합

이상으로, 일간 모델로 변경하면서 매크로 국면 인식 모델의 정교화를 진행했다. 일간 모델의 상세 프로세스를 전체적으로 정리하면 다음과 같다.

### 매크로 국면 인식 모델 - 일간 모델

1. (현재 시점의 투자 전략을 결정하기 위해서) 현재 시점과 유사한 과거 시점들을 검색함.
2. 국면 인식은 매일 확인하는 일별 측정을 사용함.
3. 국면 인식은 여러 경제변수(9개)를 사용하여 계량적인 방식으로 측정함. 사용변수는 KOSPI, 원/달러 환율, 원/엔 환율, WTI, ISM 제조업 지수, 중국 PMI 지수, KOSPI P/E, 국고3년 금리, 일드 커브(통안1년, 국고3년, 국고5년, 국고10년으로 구성)임.
4. 국면 인식 방식은 “Correlation-adjusted Distance” 라는 방법을 사용함. 이는 한 경제변수 기준으로, 특정 2개 시점간의 유사도를 “조정거리” 라는 개념으로 계산함. 이 때, 유사도가 가까울수록 조정거리가 짧아짐. 이를 통해 현재 시점과 과거 10년간의 각 시점과의 조정거리를 계산하여, 가장 최종거리가 짧은 시점을 찾음. 조정거리 계산 시에는 현재 시점 기준의 직전 120일치 경제변수 수치와 과거 시점 기준의 직전 120일치 경제변수 수치가 사용됨.
5. Correlation-adjusted Distance를 계산할 때, 경제변수별로 세부방법론이 단순 Distance 혹은 Indexed Distance로 나뉨. 이는 아래 별도 표로 정리함.
5. 경제변수 한 개씩을 기준으로 (현재와 각 과거시점의) 조정거리를 계산하고, 9개 경제변수로 나온 각 조정거리들을 모두 평균하여, 결론적인 최종거리를 계산함.
6. 현재와 각 과거시점과의 최종거리들을 확인하여, 거리가 가장 짧은 375일의 일별 시점을 선정함. 이 때 375개 시점의 시간 정보와 최종거리 정보를 가져옴.
7. 이들 정보를 전통적인 팩터 모델과 결합하여, 현재 사용할 최종 전략을 결정함. 이때 375개 유사시점들도 최종거리에 따라 반영도가 달라지게 됨(최종거리의 세제곱 값의 역수가 사후 팩터 성과가 반영 시의 가중치가 됨).

### 경제변수별 Correl-adj Distance 적용법

경제변수	Correl-adj Distance 적용법
KOSPI	Indexed Distance 사용 (직전 120일 기준)
원/달러	Indexed Distance 사용
원/엔	Indexed Distance 사용
WTI	Indexed Distance 사용
ISM 제조업	월통계치를 일별 데이터로 전환 및 Lagging 적용. Distance 사용
중국 PMI	월통계치를 일별 데이터로 전환 및 Lagging 적용. Distance 사용
KOSPI P/E	Distance 사용
국고3년	Distance 사용
Yield Curve	(통안1년, 국고3년, 국고5년, 국고10년)의 4차원 벡터 적용. Distance 사용

자료: 삼성증권

## Correlation-adjusted Distance 방법 상세

1. 특정 시계열 경제변수 X의 수치들을 가지고, a시점과 b시점의 유사도를 거리 개념으로 표시하는 방식임. a시점과 b시점의 조정거리를 산출해, 이 수치가 작으면 유사한 것으로 크면 상이한 것으로 판단함.

1) 두 시점의 경제변수 트렌드의 절대값이 각각 비슷했는가(Distance), 2) 두 시점의 경제변수 트렌드의 변화 패턴이 유사했는가(Correlation)의 측면으로 접근함. 발산하는 시계열의 경우 일차로 Index화 시킨 이후에 Distance를 계산함.

## 2. 단순 Distance 산식

Distance는 두 시점의 경제변수 단기 시계열 값이 절대값이 같은지, 다른지를 거리 개념으로 산출함.

a시점의 관측벡터  $X_a = (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{a120}) \leftarrow$  a시점의 직전 120일간 시계열 수치

b시점의 관측벡터  $X_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{b120}) \leftarrow$  b시점의 직전 120일간 시계열 수치

$$X_a \text{와 } X_b \text{의 } Distance_{a,b} = \left[ \left( \sum_{i=1}^{120} \frac{(x_{ai} - x_{bi})^2}{var_i} \right) / 120 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$var_i$ 는 개념 상 벡터 내 i번째 성분의 분산. 실제로는 변수 X의 전기간 분산을 사용함.

(Distance의 평균을 1 정도로 표준화하기 위해, 수식 안에  $1/var_i$ 와  $1/120$ 의 식이 있음)

(일드 커브 변수에서만 120차원이 아닌 4차원 벡터와 1/4의 가중치를 사용함)

## 3. Indexed Distance 산식

원 경제변수 시계열을 기간말값=100으로 변환하는 인덱스 적용 이후에 Distance를 계산함.

a시점의 관측벡터  $X_a = (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{a120}) \leftarrow$  a시점의 직전 120일간 시계열 수치

b시점의 관측벡터  $X_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{b120}) \leftarrow$  b시점의 직전 120일간 시계열 수치

a시점의 인덱스화 벡터:  $y_{ai} = x_{ai}/x_{a120} \times 100$ 를 통해  $Y_a$  생성.  $Y_a = (y_{a1}, y_{a2}, \dots, y_{a120})$

b시점의 인덱스화 벡터:  $y_{bi} = x_{bi}/x_{b120} \times 100$ 를 통해  $Y_b$  생성.  $Y_b = (y_{b1}, y_{b2}, \dots, y_{b120})$

$$X_a \text{와 } X_b \text{의 } Indexed Distance_{a,b} = Y_a \text{와 } Y_b \text{의 } Distance_{a,b}$$

$$= \left[ \left( \sum_{i=1}^{120} \frac{(y_{ai} - y_{bi})^2}{ivar_i} \right) / 120 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$ivar_i$ 는 실제로는 변수 X의 (전기간 표준편차/전기간 평균값  $\times 100$ )<sup>2</sup>을 사용하여

100포인트 기준의 분산값을 사용

(Distance 평균을 1 정도로 표준화하기 위해, 수식 안에  $1/ivar_i$ 와  $1/120$ 의 식이 있음)

## 4. Correlation 산식

Correlation은 두 시점의 경제변수 단기 시계열이 방향성이 같은지, 다른지를 상관계수로 나타냄.

$$X_a \text{와 } X_b \text{의 } Correlation_{a,b} = \frac{Cov(X_a, X_b)}{\sigma_{X_a} \cdot \sigma_{X_b}}$$

## 5. Correl-adj Distance 산식

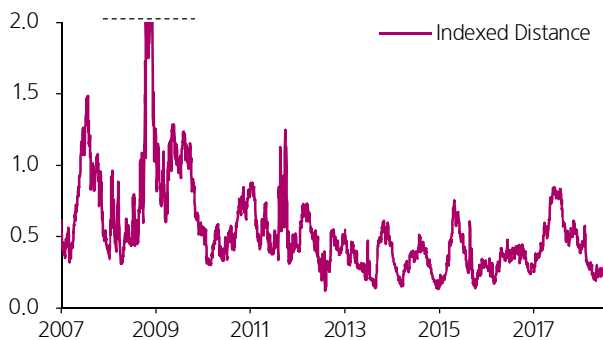
$$a \text{ 시점과 } b \text{ 시점의 조정거리} = [\text{단순 혹은 Indexed}] \text{Distance}_{a,b} + (1 - \text{Correlation}_{a,b})$$

이 때, Distance가 작으면 조정거리가 작고, Correlation이 크면 조정거리가 작음.

8개 경제변수들의 조정거리 평균값을 최종거리<sub>a,b</sub>로 사용.

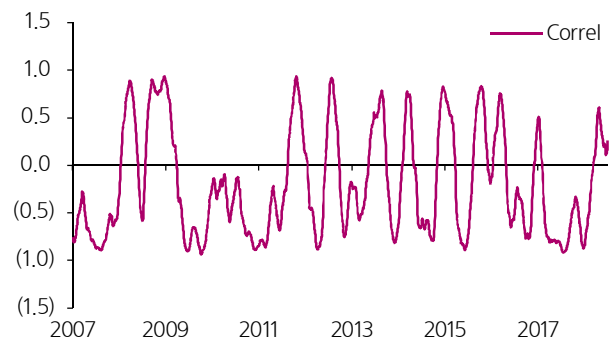
Correlation-adjusted Distance를 적용하는 방법을 실제 예제를 통해서 보자. 2018/8/31의 시점과 유사한 과거 시점을 매크로 국면 인식 모델을 통해서 찾으려고 한다. 여러 경제변수 중에서 먼저 KOSPI 지수로 시작한다. KOSPI 지수 기준으로 18/8/31 시점과 지난 10년간의 각 과거시점과의 (Indexed) Distance를 계산하면, 아래 왼쪽 차트의 형태로 나온다. 앞서 본 2012년 8월 사례와 2013년 8월, 2015년 1월 등이 Distance 상 유사도가 높은 지점으로 나왔다. 18/8/31 시점과 각 과거시점과의 Correlation 수치는 아래 오른쪽 차트 형태로 나온다. 이들을 결합한 각 시점과의 Correl-adj Distance는 그 아래 차트에 들어 있다.

2018/8/31과 각 과거시점과의 Indexed Distance (KOSPI 기준)



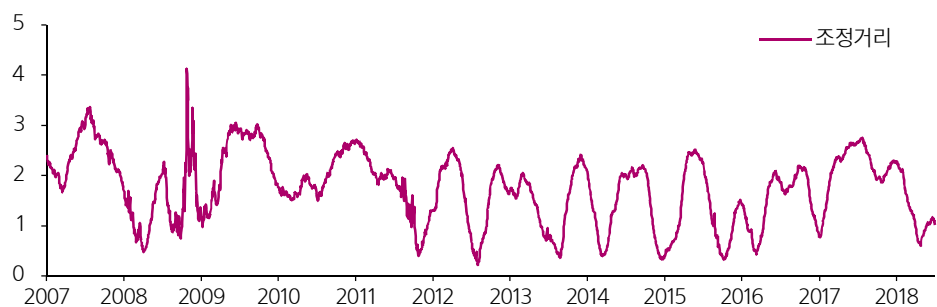
참고: x축은 비교대상인 각 과거시점을 의미함  
자료: 삼성증권

2018/8/31과 각 과거시점과의 Correlation (KOSPI 기준)



자료: 삼성증권

2018/8/31과 각 과거시점과의 조정거리 (KOSPI 기준)

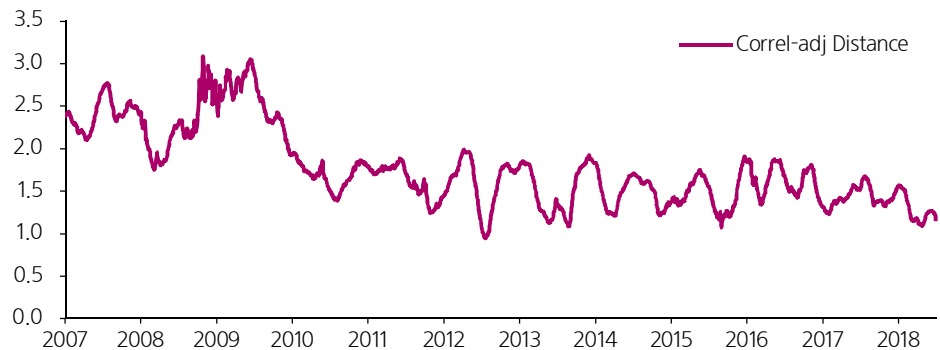


자료: 삼성증권



앞의 차트는 KOSPI 변수 하나만을 기준으로 한 국면 인식 모델의 결과다. 9개의 경제변수에 대해 이와 같은 동일한 프로세스를 진행해서, 총 9개 조정거리의 평균값을 최종 판단에 사용한다. 그 결과는 다음과 같다.

2018/8/31과 각 과거시점과의 Correl-adj Distance (전체 경제변수 평균)



자료: 삼성증권

남아 있는 후반부 프로세스는 평이하다. 매크로 국면 인식 모델을 통해서 현재와 유사한 과거 시점들이 나왔으면, 팩터 전략별로 그 시점 기준 사후 1개월 수익률을 확인하여, 잘맞는 전략의 비중을 높이는 방식으로 현재의 투자전략이 결정된다. 향후 1개월 동안 잘 맞을 전략을 찾는 방식이므로, 일간 모델에서도 사후 1개월(21영업일) 수익률 정보를 가져온다. 월간 모델이 아닌 일간 모델에서는 사후 1개월 L/S 수익률 데이터도 일간 팩터 백테스팅 모델의 수치를 사용하게 된다. 일간 모델에 맞춰서 후반부 프로세스를 정비하면 다음과 같다. 유사시점 체크를 375개로 한다는 것과, 사후 1개월 수익률을 일간 기준의 사후 21영업일 수익률로 바꾼다는 것 정도만이 변화사항이다.

#### 후반부 프로세스: 유사 국면의 Efficient Factor 검색 및 비중 결정

1. 기본 컨셉은, 현재와 유사한 과거 지점을 찾은 다음에, 해당 과거지점에서 잘 맞았던 전략들을 확인해서, 그 전략들 위주로 다시 멀티팩터 전략을 구성하는 방식임.
2. 13개의 주요 팩터들로 구성된 팩터 유니버스 준비
3. 과거 유사시점(375군데)에서의 팩터별 사후 21영업일 L/S 수익률 조회. 각 팩터들의 유사 국면에서의 가중평균 L/S 수익률을 다음과 같이 계산:

$\{T1, T2, \dots, T375\}$  = 현재시점과 가장 유사한 375개 유사시점

$최종거리_{Ti}$  = 유사시점  $Ti$  시점과 현재시점과의 매크로 최종거리

$AR_{k,Ti}$  = 팩터  $k$ 의 유사시점  $Ti$ 에서의 사후 21일 L/S 수익률

$w_{Ti} = \frac{1}{\text{최종거리}_{Ti}^3}$ , 가중평균에 사용되는 weight 값. 유사시점에서의 최종거리를 세제곱한 것의 역수를 사용함. 즉, 최종거리가 짧을수록 해당시점의 사후성과가 더 크게 반영됨.

$$\text{팩터 } k \text{의 유사시점 가중평균 L/S 수익률 } R_k = \left( \sum_{i=1}^{375} w_{Ti} \times AR_{k,Ti} \right) / \left( \sum_{i=1}^{375} w_{Ti} \right)$$

#### 4. 팩터별 현재 투자가중치 결정

$$\text{멀티팩터 상 팩터 } k \text{의 투자가중치 } W_k = R_k / \sum_{k=1}^{13} R_k \text{ (합계 100%를 안분)}$$

이 때  $R_k$ 가 음수이면, 계산에서 제외되고  $W_k$ 는 0이 됨  
이로서, 매크로 다이내믹 모델에 의한, 멀티팩터 투자전략이 확정됨.

예제를 통해서 확인해보자. 아래 표는 2018/8/31을 기준으로 한 매크로 다이내믹 모델의 후반부 프로세스를 샘플로 정리한 것이다.

#### 유사 국면의 Efficient Factor 검색 및 비중 결정 프로세스 샘플

18/8/31과의 유사시점 (375개)	해당 유사시점의 Correl-adj Distance	수익률 가중치 $w_{Ti}$ (1 / Dist.^3)	팩터별 사후 수익률 (사후 21일 기준, %, 13개)		
			P/E (forward)	상대P/E (업종대비, forward)	...
...	...	...	...	...	...
17-02-06	1.26	0.50	0.6	0.9	
17-02-07	1.27	0.49	0.4	1.2	
...	...	...	...	...	...
18-02-21	1.27	0.49	-3.7	-2.3	
18-02-22	1.25	0.52	-4.2	-2.0	
...	...	...	...	...	...
18-07-16	0.96	1.12	3.2	1.3	
18-07-17	0.94	1.21	2.9	0.6	
...	...	...	...	...	...
팩터 k의 유사시점 가중평균 L/S 수익률 ( $R_k$ , %)			1.98	1.07	
멀티팩터 상 팩터 k의 투자가중치 ( $W_k$ , %) (합계 100%)			20.9	11.3	

자료: 삼성증권

표에서처럼, 매크로 국면 인식 모델을 통해서 2018/8/31과 유사한 과거시점이 375개 선정되었는데, 여기에 17/2/6, 17/2/7, 18/2/21, 18/2/22, 18/7/16, 18/7/17 등이 포함되어 있다. 각 시점에서의 Correl-adj Distance도 표시되어 있으며, 이것이 “과거 유사국면에서 팩터의 사후 수익률 평균값” 계산 시에 가중치로 이용된다. 실제 가중치는 Correl-adj Distance의 세제곱의 역수값을 사용한다. 즉, Correl-adj Distance가 작은 시점일수록 해당시점의 사후 수익률 반영이 상대적으로 커지게 된다. 그 다음으로는 사용 팩터들의 해당시점 사후 수익률을 확인하게 된다.

P/E (forward) 팩터의 17/2/6 일자의 사후 21일 수익률은(17/2월초부터 17/3월초까지 기간인) 0.6%로 확인된다. 18/2/7 기준의 사후 수익률은 0.4%, 18/2/21 기준은 -3.7%, 18/2/22 기준은 -4.2%다. 각 유사시점의 최종거리와 이에 따른 가중치 수치, 그리고 각 유사시점의 팩터별 사후 수익률 데이터가 준비되어 있으므로, 375일치를 평균한 “팩터 k의 유사시점 가중평균 L/S 수익

를”을 계산할 수 있다. P/E (forward) 팩터를 보면 (가중치 0.50, 수익률 0.6%), (가중치 0.49, 수익률 0.4%), (0.49, -3.7%), (0.52, -4.2%) 등의 조합이 375개 있는 것이고, 이것들을 모두 가중 평균하면 최종 숫자가 1.98%로 계산된다. 이렇게 팩터별 유사시점 수익률 값이 한 개씩 산출된다. 이 숫자가 바로, “지금과 유사한 과거시점에서, 각 팩터별로 사후 성과가 어느 정도였나?”에 대한 대답이다. 이 가중평균 수익률의 크기대로, 현재 멀티팩터 투자전략의 가중치를 같은 비율로 안분하게 된다. 예제에서 P/E (forward) 팩터의  $R_k$ 는 1.98%이고, 상대P/E 팩터의  $R_k$ 는 1.07%다. 최종적으로 P/E (forward) 팩터에 투자하는 비중  $W_k$ 은  $1.98/(1.98+1.07+\dots \text{총 13개 합계})=20.9\%$ 가 된다. 상대P/E 팩터에 투자하는 비중  $W_k$ 은  $1.07/(1.98+1.07+\dots \text{총 13개 합계})=11.3\%$ 가 된다. 사후 성과가 높은 팩터가, 현재 투자하는 전략에서 그만큼 비중이 높아지게 된다.

## Contents

I. 서론	p2
II. 개선 모델	p3
III. 백테스팅	p20
IV. 추천 종목	p22

### III. 백테스팅

새로운 일간 모델이 더 효과적인지는, 백테스팅 결과를 통해서 확인할 수 있다.

백테스팅 프로세스는 다음과 같다.

#### 백테스팅 기준

1. 매크로 다이내믹 일간 모델을 통해, 월말마다 포트폴리오를 변경하는 월간 리밸런싱 전략의 성과를 측정함. 이를 통해서 기존 월간 모델과의 성과 차이를 확인함.
2. 투자기간은 2008년 12월말부터 2018년 6월말까지의 9.5년임. (다이내믹 모델을 쓰기 위해서는 최소 4년 정도의 reference 기간이 필요하므로, 백테스팅 기간은 팩터 모델의 데이터 기간보다 줄어듦.)
3. 매크로 국면 인식 모델에는 9개 경제변수를 사용한 일간 모델을 사용함.
4. 유사 국면의 Efficient Factor 검색 시에는, 삼성 Factor Model에서의 13개 알파 팩터 유니버스를 사용함.
5. 멀티팩터 모델의 팩터 비중이 월별로 변경되며, 이 기준을 통해서 KOSPI200 유니버스를 대상으로 실제 Long/Short 포트폴리오를 구축함.
6. Long 포트폴리오는 KOSPI200 유니버스 중 데이터가 존재하는 종목을 대상으로 멀티팩터 스코어 상위 20%의 종목들이 들어감. Short 포트폴리오에는 하위 20%의 종목들이 들어감.
7. “Long 20% 종목군의 동일비중 투자수익률 - Short 20% 종목군의 동일비중 투자수익률”로 수익률을 측정. 최종 L/S전략 일별수익률과 전기간 수익률 누적 인덱스를 만듦 (18/12/31의 100포인트에서 시작).

#### 백테스팅 결과 데이터

항목	개선 모델 (일간)	과거 모델 (월간)
18/6/29 기준 팩터인덱스 (p)	804.0	709.1
전기간 누적 수익률 (%)	704.0	609.1
전기간 연환산 수익률 (%)	24.5	22.9
전기간 연환산 표준편차 (%)	13.0	12.7
Sharpe ratio (Rf=0% 가정)	0.88	0.81
MDD (%)	14.6	16.0

참고: MDD(Maximum Drawdown)는 최대손실폭을 의미함

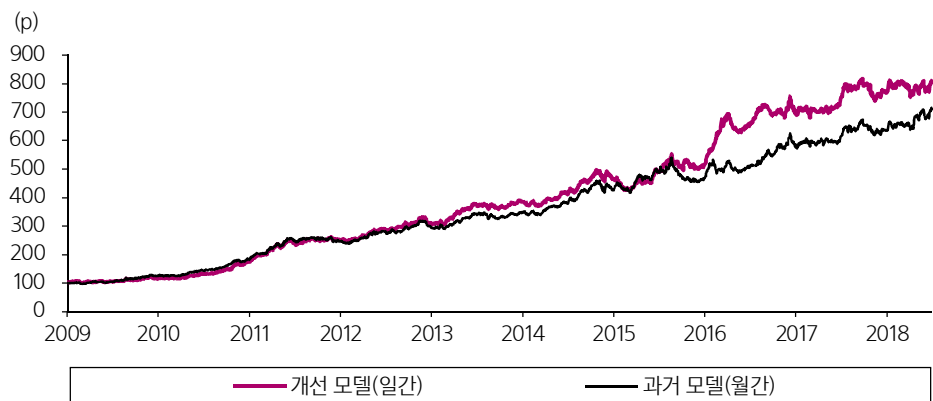
자료: 삼성증권

백테스팅 결과, 개선 모델의 L/S 수익률을 누적한 팩터 인덱스는(100포인트에서 시작한) 18/6월 말 기준으로 804.0포인트를 기록했다. 즉, 2009년초부터 2018년 상반기까지의 누적수익률이 704%를 기록했다. 개선 모델의 L/S 연환산수익률은 24.5%로 계산된다. 동기간의 연표준편차는 13.0%이었으며,  $R_f=0\%$ 를 가정한 Sharpe ratio는 0.88로 높은 수치를 기록했다. 동일한 기간에서 기존 월간 모델이 Sharpe ratio 0.81을 기록한 것과 비교하면 약 10%의 성과지표 개선이 발생했다.

아래 차트에서 팩터 인덱스의 일별 그래프를 확인해보면, 기존 월간 모델 대비 일간 모델에서 장기적인 성과 개선이 진행되었음이 확인된다. 그리고 MDD(최대손실폭)을 보면, 과거 모델의 16.0%에서 개선 모델의 14.6%로 리스크 지표도 개선되었음이 확인된다.

눈으로 보이는 수익률 외에도, 일간 모델의 기본 장점이 있다. 월말자가 아닌 월중에 매크로 환경이 크게 변화될 경우, 일간 모델은 즉각적인 분석을 통해서 최적의 전략으로 그 즉시 스위치할 수 있다는 것이다. 이 부분이 일간 모델에서의 가장 큰 장점 중의 하나다.

#### 매크로 다이내믹 일간 모델 성과 인덱스 추이



자료: 삼성증권

## Contents

I. 서론	p2
II. 개선 모델	p3
III. 백테스팅	p20
IV. 추천 종목	p22

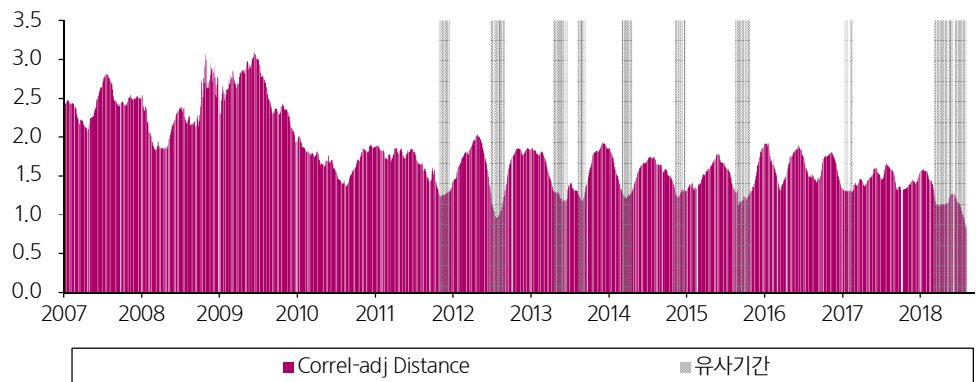
## IV. 추천종목

새로운 매크로 다이내믹 개선모델은, 향상된 알고리즘을 통해 투자전략과 추천종목을 산출한다. 최근 매크로 상황을 감안한, 퀀트 전략 조합과 추천종목을 새로 제시하면 다음과 같다.

### 매크로 국면 인식

우선, 경제 변수들을 이용한 현재 시점과 지난 10년간 시점간의 매크로 최종거리(유사도 측정지표)는 다음과 같이 나온다.

### 현재시점과 각 과거시점과의 매크로 최종거리



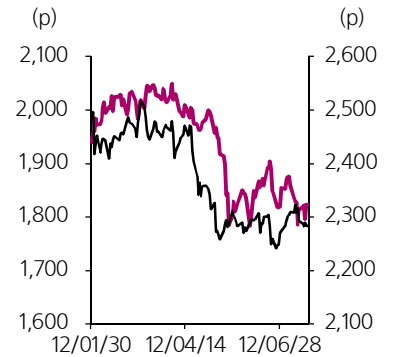
자료: 삼성증권

지금 투자시점과 유사한 시점이, 2011년말, 2012년 중반, 2013년 중반, 2014년초/말, 2015년말, 2018년 중반 정도에 분산되어 나타난다. 이들 유사시점 375일치의 데이터를 실제로 쓰게 된다.

유사시점 탐색의 예제를 한번 보자. 현재와 유사하다고 한 시점 중에는 “2012년 7월 20일”이 있다. 이 시점은 2018년의 유사시점들을 빼면, 현재와 가장 유사도가 높다고 나오는 지점 중의 하나다(최종거리 0.95 기록). 특히, 이 지점은 KOSPI 지수, 원/엔 환율, KOSPI P/E 지표 등에서 유사도가 매우 높은 시점에 해당한다. 12/7/20과 현재시점의 매크로 최종거리 계산 중간과정을 분해하면 아래의 그래프로 확인된다.

샘플: 현재 시점과 12/7/20과의 비교

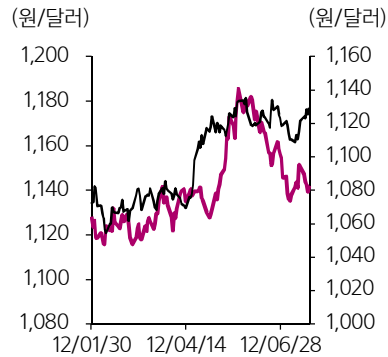
## KOSPI



과거 KOSPI (좌측) — 현재 (우측)

자료: Bloomberg

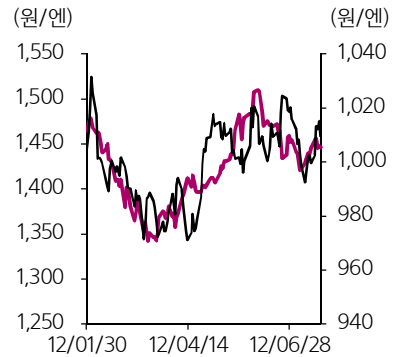
## 원/달러



과거 원/달러 (좌측) — 현재 (우측)

자료: Bloomberg

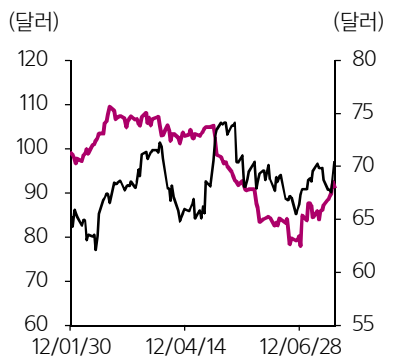
## 원/엔



과거 원/엔 (좌측) — 현재 (우측)

자료: Bloomberg

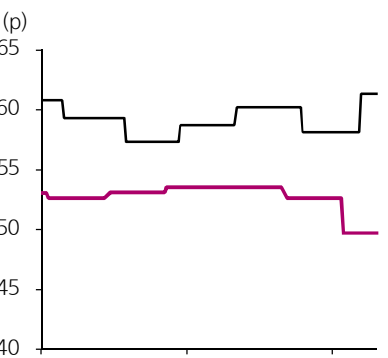
## WTI



과거 WTI (좌측) — 현재 (우측)

자료: Bloomberg

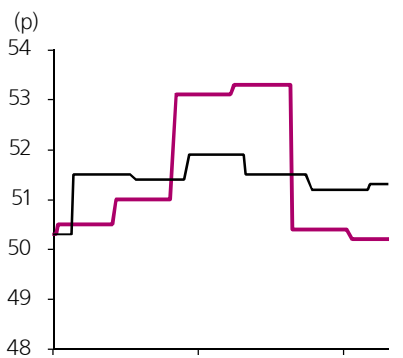
## ISM 제조업



과거 ISM제조업 — 현재

자료: Bloomberg

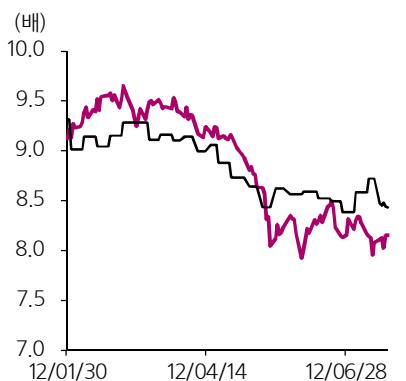
## 중국 PMI



과거 중국 PMI — 현재

자료: Bloomberg

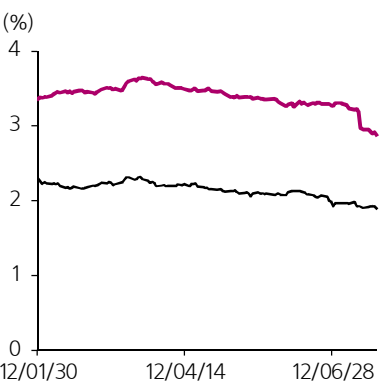
## KOSPI P/E



과거 KOSPI P/E — 현재

자료: WISEfn

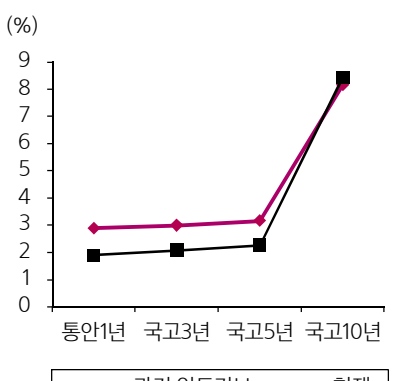
## 국고3년



과거 국고3년 — 현재

자료: Bloomberg

## Yield Curve



과거 일드커브 — 현재

자료: Bloomberg

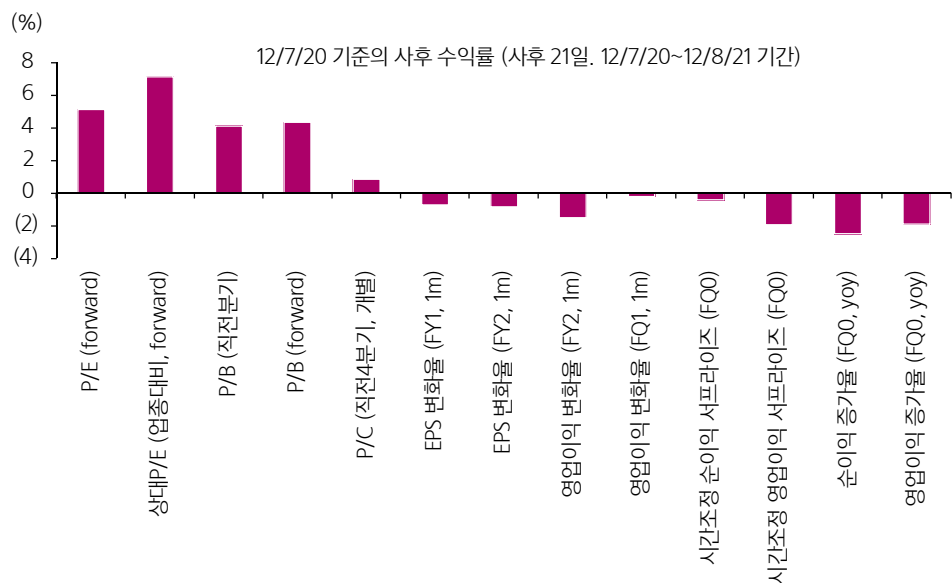
## 현재 시점과 12/7/20과의 최종거리 계산 수치

개별 지표	개별 지표별 조정거리
KOSPI	0.33
원달러	0.52
원엔	0.39
WTI	1.50
ISM 제조업	2.62
중국 PMI	0.85
KOSPI P/E	0.46
국고3년	1.11
Yield Curve	0.78
매크로 최종거리(평균값)	0.95

자료: 삼성증권

우선, KOSPI 지수 기준으로 현재시점의 최근 6개월(18/3월 중순~18/9월 중순) 흐름은 2,500포인트를 유지하다가 급락한 다음 저점 2,300포인트대에서 보합을 보이는 모습이다. 2012/7/20 기준의 직전 6개월 KOSPI 흐름도 고점(2,000포인트) 이후 급락과 저점(1,800포인트) 유지 패턴을 나타내고 있다. KOSPI와 같은 명목지수는 시간이 가면서 수치가 커지므로, 움직이는 모양 패턴 자체가 중요하다. 이 기준으로 볼 때, 현재시점과 12/7/20 시점의 KOSPI 패턴은 상당히 유사성이 높다고 볼 수 있다. 원/달러, 원/엔, WTI 지표도 절대수치는 다르지만, 이동 패턴은 상당히 유사하다. ISM 제조업은 9개 변수 중에서는 가장 유사성이 낮았다. 하지만, 중국 PMI로 봤을 때 중국 경기 흐름의 패턴은, 현재와 17/7/20 시점의 유사도가 높음이 확인된다. KOSPI P/E 차트를 보면, 현재의 밸류에이션 지표 흐름이 17/7/20 시점의 밸류에이션 지표 흐름과 절대값 및 패턴이 상당히 유사했음이 나온다. 이 9개 경제변수로 측정한 조정거리를 종합해 판단했을 때, 현재와 유사한 시점들에 12/7/20 시점이 뵈히게 된 것이다.

## 샘플: 12/7/20 기준의 팩터별 사후 수익률



자료: 삼성증권



참고로, 12/7/20 시점에서의 사후 1개월 팩터 수익률은 위 차트와 같이 확인된다. 상대P/E (업종 대비, forward) 팩터의 사후 21일 수익률은 7.1%, P/E (forward) 팩터의 사후 수익률은 5.1%를 기록하는 등, 밸류에이션 팩터들의 수익률이 높았다. 상대P/E 팩터를 예로 들면, 당시 상대P/E 팩터의 상위권에 해당하는 CJ, LF, 한섬 등의 12년 7월 중반 ~ 8월 중반 수익률이 높았고, 상대P/E 팩터 하위권에 해당하는 대한전선, 팬오션, 한미약품의 동기간 수익률이 낮았기 때문에, 상대P/E 팩터의 L/S 수익률이 7.1%로 높게 나온 것이다.

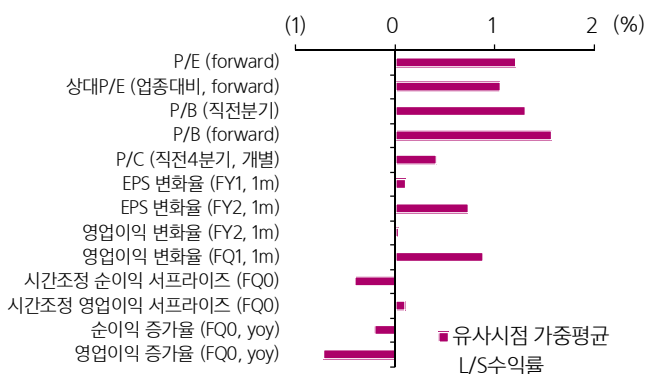
이상의 내용을 정리하면, 1) 현재 시점과 매크로 환경이 유사한 과거시점으로 2012년 7월 20일이 해당되고, 2) 2012년 7월 20일 시점 직후의 팩터 동향을 보면, 밸류에이션 팩터가 아웃퍼폼했음을 알 수 있다. 실제에서는 2012/7/20 시점뿐만 아니라, 유사시점 375개와 이들 시점의 사후 수익률을 종합적으로 평가하여, 최적의 투자전략을 만들어내게 된다(다음 프로세스에서 설명).

### 유사 국면의 Efficient Factor 검색

다음 단계로, 찾아낸 과거 유사 시점에서의 팩터별 사후 1개월 수익률을 확인한다. 이를 최종거리의 세제곱 역수로 가중평균하여, 최적의 투자전략 팩터 비중을 결정한다.

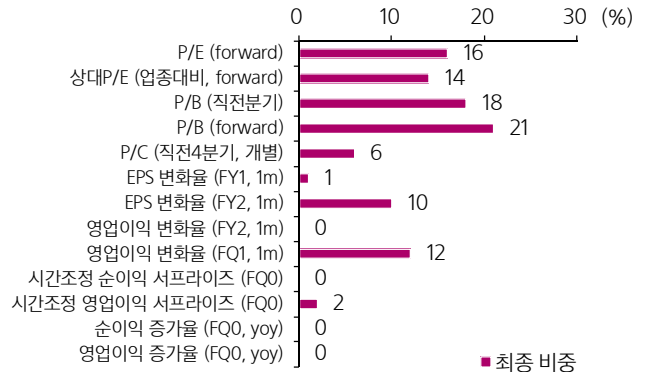
유사시점 375일치의 정보와 팩터 사후 수익률 정보를 결합한 결과는 아래 차트와 같다. 현재와 같은 과거 유사시점들에서, 전반적으로 밸류에이션 팩터의 수익률이 높았던 것을 볼 수 있다. P/B (forward) 팩터는 유사시점의 사후 1개월 가중평균 수익률이 1.6%(기간 수익률)였고, P/E (forward) 팩터는 수익률이 1.2%였다. 반면, 영업이익 증가율 (FQ0, yoy) 팩터의 유사시점 수익률은 -0.7%로 부진했다. 이런 팩터별 사후 수익률 수치의 비율대로, 현재에 투자하는 투자전략의 팩터 비중이 결정된다. 이 때, 마이너스 수익률을 기록한 팩터의 비중은 0%로 고정된다.

유사시점 가중평균 수익률 정보



자료: 삼성증권

투자전략 팩터 비중



자료: 삼성증권

최종적으로, 현시점에서 멀티팩터 전략에 사용할 팩터별 비중이 결정되었다. 가중평균 수익률이 가장 높았던 P/B (forward) 팩터 비중이 21%이며, 비슷하게 수익률 순으로 팩터 비중이 결정되었다.

#### 현시점의 멀티팩터 전략

P/E (forward) × 16%  
 상대P/E (업종대비, forward) × 14%  
 P/B (직전분기) × 18%  
 P/B (forward) × 21%  
 P/C (직전4분기, 개별) × 6%  
 EPS 변화율 (FY1, 1m) × 1%  
 EPS 변화율 (FY2, 1m) × 10%  
 영업이익 변화율 (FY2, 1m) × 0%  
 영업이익 변화율 (FQ1, 1m) × 12%  
 순이익 서프라이즈 (FQ0) × 0%  
 영업이익 서프라이즈 (FQ0) × 2%  
 순이익 증가율 (FQ0, yoy) × 0%  
 영업이익 증가율 (FQ0, yoy) × 0%

이상의 팩터 전략을 조합해서, KOSPI200 유니버스를 대상으로 멀티 팩터 스코어링을 진행했다. 즉, 밸류에이션이 싼지를 주로 보면서, 실적 전망도 괜찮은 종목을 찾는 방식이다. 그 결과로 나오는 Long 추천 포트폴리오 20종목과, Short 추천 포트폴리오 20종목을 정리하면 다음과 같다.

#### Long 포트폴리오 종목

코드	종목명	시장	업종	시가총액 (조원)	P/E (Fwd, 배)	상대P/E (업종대비, Fwd, 배)	P/B (직전분기, 배)	P/B (Fwd, 배)	P/C (직전4분기, 배)	EPS 변화율 (FY2, 1m, %)	영업이익 변화율 (FQ1, 1m, %)
A138930	BNK금융지주	KS	은행	2.7	4.6	0.8	0.4	0.3	12.7	-0.6	-0.3
A078930	GS	KS	에너지	5.0	5.1	0.6	0.6	0.6	11.9	-1.4	0.3
A066570	LG전자	KS	IT가전	11.8	6.5	0.6	0.9	0.8	15.0	0.3	0.3
A006260	LS	KS	기계	2.3	5.8	0.6	0.6	0.6	29.0	6.7	1.9
A005490	POSCO	KS	철강	25.6	7.4	0.9	0.5	0.5	5.8	-0.5	1.7
A000270	기아차	KS	자동차	13.8	6.8	0.8	0.5	0.5	3.4	0.2	0.0
A024110	기업은행	KS	은행	8.2	5.5	1.0	0.5	0.4	-4.1	-0.2	0.5
A000210	대림산업	KS	건설, 건축관련	2.9	5.0	0.6	0.6	0.5	8.5	0.4	0.5
A042660	대우조선해양	KS	조선	3.4	12.4	0.1	0.9	0.8	-6.7	9.9	13.6
A032830	삼성생명	KS	보험	18.4	11.3	1.3	0.6	0.6	6.8	0.0	4.9
A001430	세아베스틸	KS	철강	0.7	7.8	1.0	0.4	0.4	6.5	0.0	-3.1
A047050	포스코대우	KS	상사, 자본재	2.4	7.7	0.7	0.8	0.8	5.9	0.3	0.0
A086790	하나금융지주	KS	은행	12.9	5.4	0.9	0.5	0.5	12.7	0.0	-0.3
A036460	한국가스공사	KS	유틸리티	5.4	8.6	0.7	0.6	0.6	5.5	0.0	0.0
A060980	한라홀딩스	KS	자동차	0.4	6.7	0.8	0.5	0.4	27.0	0.3	-2.0
A000880	한화	KS	화학	2.4	4.8	0.7	0.7	0.6	4.9	-0.8	0.0
A009830	한화케미칼	KS	화학	3.2	4.3	0.6	0.5	0.4	5.6	-1.2	-1.9
A069960	현대백화점	KS	소매(유통)	2.3	8.1	0.6	0.6	0.5	7.7	-1.1	0.3
A004020	현대제철	KS	철강	7.2	8.1	1.0	0.4	0.4	4.2	1.0	0.5
A267250	현대중공업지주	KS	상사, 자본재	6.4	6.9	0.6	0.7	0.6	11.9	-2.2	8.7

참고: KOSPI200 종목 대상, 종목명 순으로 정렬. 위 종목은 컨센서스와 계량적 분석에 근거한 추천종목임. 당사 기업분석 투자 의견과 다를 수 있음

자료: 삼성증권

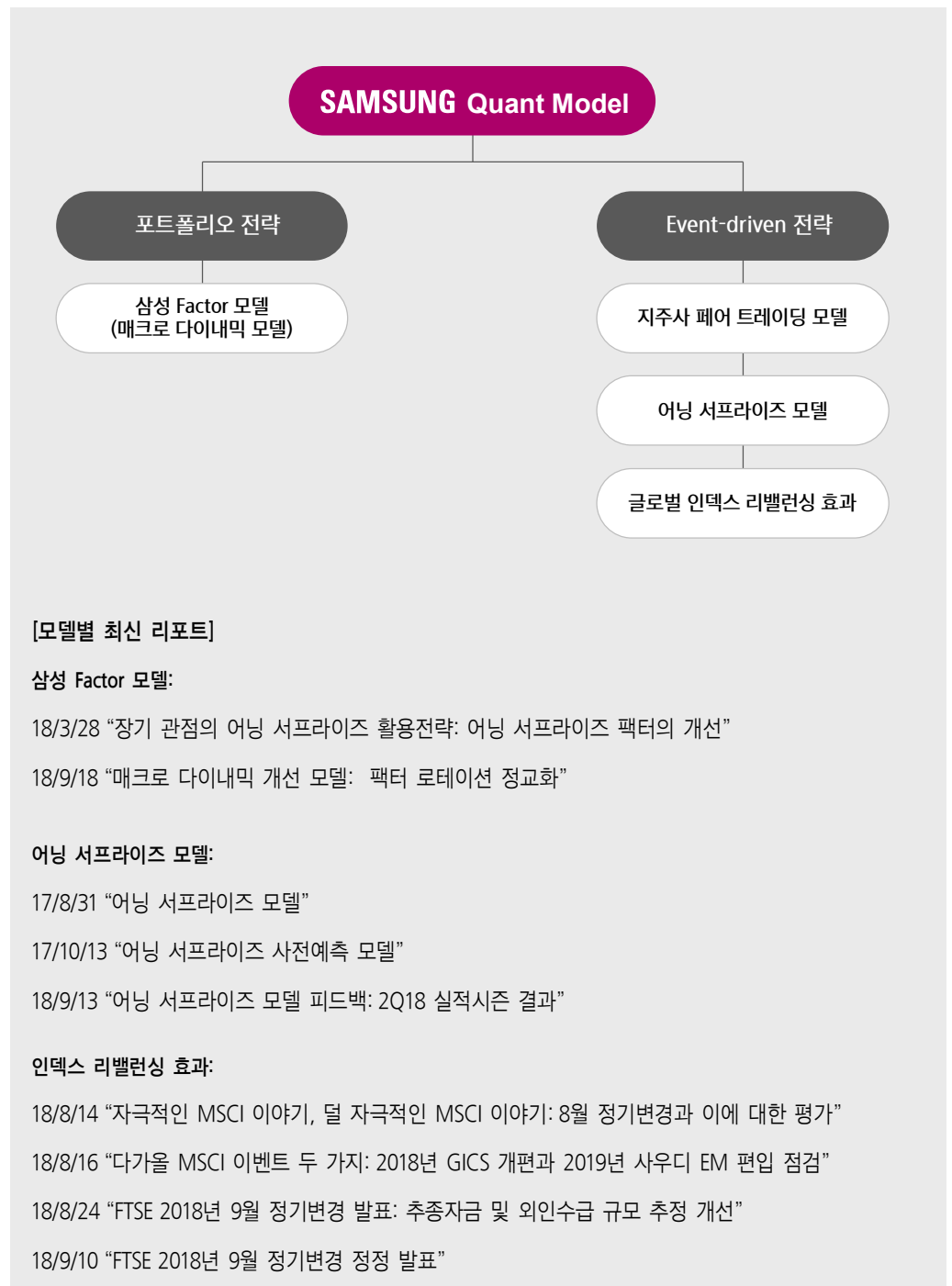
## Short 포트폴리오 종목

코드	종목명	시장	업종	시가총액 (조원)	P/E (Fwd, 배)	상대P/E (업종대비, Fwd, 배)	P/B (직전분기, 배)	P/B (Fwd, 배)	P/C (직전4분기, 배)	EPS 변화율 (FY2, 1m, %)	영업이익 변화율 (FQ1, 1m, %)
A079160	CJ CGV	KS	미디어,교육	1.2	26.3	1.4	4.3	3.3	8.7	-1.8	-3.1
A000120	CJ대한통운	KS	운송	3.8	39.1	3.8	1.2	1.2	27.4	-1.3	-1.2
A051900	LG생활건강	KS	화장품,의류,완구	19.4	27.8	1.5	6.4	5.1	32.7	0.0	-0.3
A035420	NAVER	KS	소프트웨어	24.1	27.1	1.3	4.2	3.5	24.5	0.0	0.0
A005610	SPC삼립	KS	필수소비재	1.1	20.7	1.5	3.6	3.0	20.5	-0.3	1.1
A251270	넷마블	KS	소프트웨어	9.9	21.5	1.0	2.3	2.0	247.7	-0.4	-0.5
A207940	삼성바이오로직스	KS	건강관리	31.2	176.1	3.3	8.3	7.5	287.1	9.3	1.3
A068270	셀트리온	KS	건강관리	36.5	67.8	1.3	14.0	11.1	80.4	-2.7	-2.4
A090430	아모레퍼시픽	KS	화장품,의류,완구	15.7	32.1	1.7	4.2	3.8	46.0	-1.1	-3.7
A012750	에스원	KS	상사,자본재	3.3	20.7	1.9	2.3	2.2	11.1	-0.6	1.0
A271560	오리온	KS	필수소비재	4.2	17.9	1.3	3.0	2.6	34.2	-0.9	-3.7
A035720	카카오	KS	소프트웨어	9.2	65.5	3.1	1.8	2.0	46.1	-1.9	-0.3
A192820	코스맥스	KS	화장품,의류,완구	1.6	28.2	1.5	6.0	5.2	112.2	-0.8	0.3
A047810	한국항공공우주	KS	상사,자본재	4.4	31.3	2.9	4.3	3.6	13.4	-3.1	-14.7
A128940	한미약품	KS	건강관리	5.6	87.1	1.6	7.8	7.0	-59.6	-0.2	2.1
A009240	한샘	KS	건설,건축관련	2.1	22.0	2.5	3.0	2.5	12.6	-0.9	-0.1
A018880	한온시스템	KS	자동차	6.4	18.1	2.2	3.2	2.8	32.5	-0.2	-0.1
A052690	한전기술	KS	유틸리티	0.8	36.6	2.8	1.8	1.7	11.1	0.0	0.0
A064350	현대로템	KS	기계	2.7	44.3	4.3	2.0	1.9	-14.1	7.7	0.0
A093370	후성	KS	화학	1.0	21.9	3.1	5.1	4.0	26.5	0.0	0.0

참고: KOSPI200 종목 대상. 종목명 순으로 정렬. 위 종목은 컨센서스와 계량적 분석에 근거한 추천종목임. 당사 기업분석 투자 의견과 다를 수 있음

자료: 삼성증권

## 삼성 퀀트 모델 소개



### Compliance notice

- 본 보고서는 철저히 계량적 분석에 근거한 의견을 제시합니다. 따라서 당사의 대표 투자 의견과 다를 수 있습니다.
- 본 조사분석자료의 애널리스트는 9월 17일 현재 위 조사분석자료에 언급된 종목의 지분을 보유하고 있지 않습니다.
- 당사는 9월 17일 현재 위 조사분석자료에 언급된 종목의 지분을 1% 이상 보유하고 있지 않습니다.
- 본 조사분석자료에는 외부의 부당한 압력이나 간섭없이 애널리스트의 의견이 정확하게 반영되었음을 확인합니다.
- 본 조사분석자료는 당사의 저작물로서 모든 저작권은 당사에 있습니다.
- 본 조사분석자료는 당사의 동의없이 어떠한 경우에도 어떠한 형태로든 복제, 배포, 전송, 변형, 대여할 수 없습니다.
- 본 조사분석자료에 수록된 내용은 당사 리서치센터가 신뢰할 만한 자료 및 정보로부터 얻어진 것이나, 당사는 그 정확성이나 완전성을 보장할 수 없습니다. 따라서 어떠한 경우에도 본 자료는 고객의 주식투자의 결과에 대한 법적 책임소재에 대한 증빙자료로 사용될 수 없습니다.
- 본 조사분석자료는 기관투자가 등 제 3자에게 사전 제공된 사실이 없습니다.



삼성증권주식회사

06620 서울특별시 서초구 서초대로 74길 11 10층 리서치센터  
02 2020 8000

지점 대표번호

1588 2323 / 1544 1544

고객 불편사항 접수

080 911 0900

samsung **POP**.com

신뢰에 가치로 답하다



MEMBER OF  
**Dow Jones  
Sustainability Indices**  
In Collaboration with RobecoSAM

본 조사자료는 당사의 저작물로서 모든 저작권은 당사에 있습니다. 본 조사자료는 당사의 동의없이 어떠한 경우에도 어떠한 형태로든 복제, 배포, 전송, 변경, 대여할 수 없습니다. 본 조사자료에 수록된 내용은 당사 리서치센터가 신뢰할 만한 자료 및 정보로부터 얻어진 것이나, 당사는 그 정확성이나 완전성을 보장할 수 없습니다. 따라서 어떠한 경우에도 본 자료는 고객의 주식투자의 결과에 대한 법적 책임소재에 대한 증빙자료로 사용될 수 없습니다. 본 자료에는 외부의 무단한 압력이나 간섭없이 애널리스트의 의견이 정확하게 반영되었습니다.