

## DFM 모형

□ 동적요인모형(DFM)은 다수의 경제 변수를 소수의 은닉 공통요인으로 설명

- 일반적으로 EM(Expectation Maximization) 방법으로 모수와 은닉 요인을 추정
- Ahn & Horenstein (2013)의 Eigenvalue ratio 테스트 등 참고하여 요인개수 설정
- factor lag는 4로 설정하고 요인간 시차상관관계를 반영

$$y_t = \lambda_i' f_t + e_t$$

$$f_t = A_1 f_{t-1} + A_2 f_{t-2} + A_3 f_{t-3} + A_4 f_{t-4} + u_t$$

$y_t$  : 관측 데이터

$f_t$  : 은닉 요인(latent factors) 벡터

- 혼합주기 모형으로 분기 성장률은 Mariano & Murasawa (2003)에 따라 시차(lag) 4개 월간 성장률의 가중합으로 표현됨

$$y_t^q = \frac{1}{3} y_t + \frac{1}{3} y_{t-1} + \frac{1}{3} y_{t-2} = \frac{1}{3} (I + L + L^2) y_t$$

$$\begin{aligned} \Delta y_t^q &= y_t^q - y_{t-3}^q = \frac{1}{3} (I + L + L^2) (y_t - L^3 y_t) \\ &= \frac{1}{3} (I + L + L^2) (\Delta y_t + \Delta y_{t-1} + \Delta y_{t-2}) \\ &= \frac{1}{3} \Delta y_t + \frac{2}{3} \Delta y_{t-1} + \frac{3}{3} \Delta y_{t-2} + \frac{2}{3} \Delta y_{t-3} + \frac{1}{3} \Delta y_{t-4} \end{aligned}$$

□ DFM 모형에서 요인 식별을 위한 factor loading 제약 가정이 nowcasting 성과를 저해하는 요소로 추정됨에 따라 요인식별 가정 없이 DFM 모형을 추정하고 nowcasting 성과를 측정

## 1. 생산 모형

□ 생산부문 데이터는 고용, 산업생산, 서베이(기업경기, 소비자 동향) 등 주요 월간 지수 와 GDP 분기 데이터를 포함하여 총 41개로 구성

- 기업경기동향 조사는 해당월 중 발표되어 속보성이 높은 장점 (S&P에서 발표하는 한국 PMI 지수는 차월 초 발표)
- 한국은 고빈도 데이터가 많지 않아 주가지수 등 금융변수를 활용하고, 뉴스심리지수를 포함하였으며, 미국 관세정책 영향을 반영하기 위해 미국 경제정책불확실성 지수<sup>1</sup>도 포함

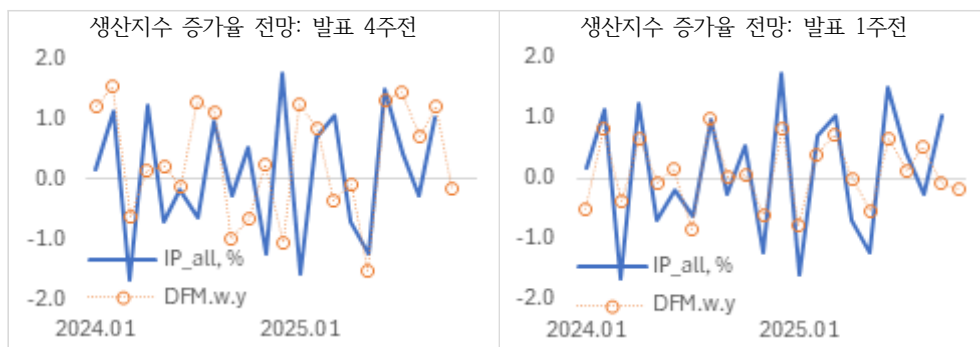
분류	데이터 이름	주기	변환	시차
금융	주가지수	주	전월차	1
금융	국채금리	주	전월차	1
금융	회사채금리	주	전월차	1
금융	원달러환율	주	전월차	1
기업경기	뉴스심리지수	주	전월차	7
기업경기	미국 경제정책 불확실성 지수	주	전월차	5
금융	코스피 전기·전자업 섹터 지수	월	전월차	1
고용/노동	실업률	월	전월차	11
고용/노동	취업자 수	월	전월차	11
고용/노동	경제활동인구	월	전월차	11
고용/노동	근로자 주당 평균 노동시간	월	전월차	11
수출입	수출(FOB, 달러)	월	전월차	1
수출입	대중국 수출(달러)	월	전월차	1
수출입	수출 물량 : 반도체	월	전월차	28
수출입	수출 물량 : 자동차	월	전월차	28
수출입	수입(CIF, 관세기준, 달러)	월	전월차	1
수출입	순상품교역조건	월	전월차	14
소비/지출	소매판매액지수(계절조정)	월	전월차	28
물가	소비자물가지수	월	전월차	3
물가	생산자물가지수	월	전월차	20
물가	소비자물가 : 식료품·에너지 제외	월	전월차	3
설비투자	설비투자지수	월	전월차	30
산업생산	제조업 출하지수	월	전월차	30
산업생산	제조업 재고지수	월	전월차	30
산업생산	서비스업 활동지수	월	전월차	30
산업생산	전산업생산지수	월	전월차	30

1 신문기사에서 경제, 정책, 불확실성 관련 키워드 검색한 언론 보도량, 미국 CBO 보고서에서 10년 내 만료될 세법 조항 수, 물가, 정부지출에 대한 SPF 경제전망의 분산을 이용하여 매일 산출

산업생산	광공업생산지수	월	전월차	30
산업생산	생산 : 화학제품, 의약 제외	월	전월차	30
산업생산	생산 : 전자부품·컴퓨터·영상·통신	월	전월차	30
산업생산	생산 : 자동차 및 트레일러	월	전월차	30
산업생산	생산 : 기타 운송장비·조선	월	전월차	30
산업생산	생산 : 건설업	월	전월차	30
산업생산	경기선행지수	월	전월차	30
산업생산	경기동행지수	월	전월차	30
기업경기	기업경기실사지수(BSI) 종합	월	전월차	-5
기업경기	기업경기실사지수(BSI) 기업경기전망	월	전월차	-5
기업경기	경기실적(전산업)	월	전월차	-5
기업경기	경기전망(전산업)	월	전월차	-35
기업경기	FKI 기업경기지수(전산업, 계절조정)	월	전월차	-5
기업경기	내수 실적(전산업)	월	전월차	-5
기업경기	경기전망(전산업, 계절조정)	월	전월차	-35
기업경기	제조업 PMI 지수	월	전월차	3
기업경기	제조업 PMI 생산	월	전월차	3
소비자동향	소비자심리지수(종합)	월	전월차	-5
소비자동향	향후 경기전망	월	전월차	-5

□ 주, 월 데이터를 이용한 고빈도 DFM 모형으로 전산업생산지수 nowcasting을 실시

- 1985~2019년 데이터로 모형을 추정하고, 2024~2025년 각 월에 대한 nowcasting 결과를 측정
- nowcasting 평균 오차는 발표 8주전 1.2%p, 4주전 0.6%p, 1주전 0.6%p이며 1~8주전 오차의 평균값은 0.9%p
- 생산지수의 발표 시점에 가까울수록 nowcasting 수치가 실제값에 수렴하는 모습

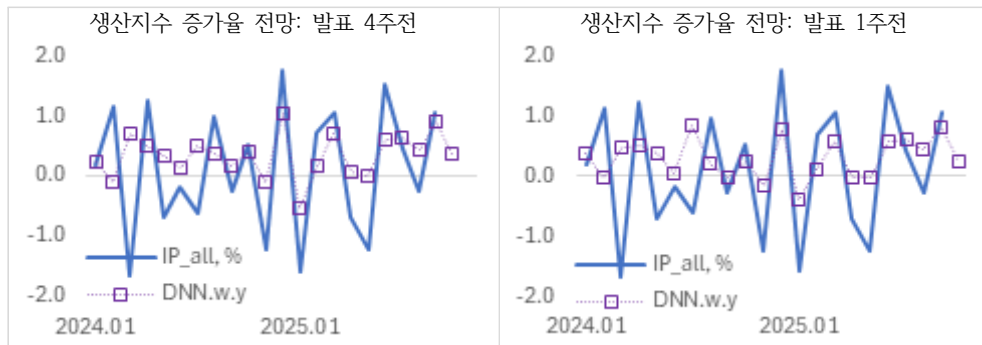


주 : 전산업 생산지수 전월대비 상승률

주 : 전산업 생산지수 전월대비 상승률

□ 동일한 데이터를 이용하여 딥러닝 모형으로 추정 시 유사한 정확도의 nowcasting 가능

- nowcasting 평균 오차는 발표 8주전 0.9%p, 4주전 0.8%p, 1주전 0.8%p이며 1~8주전 오차 평균값은 0.8%p
- 다만 월별 전망값 변동이 DFM 모형보다 작게 나타남

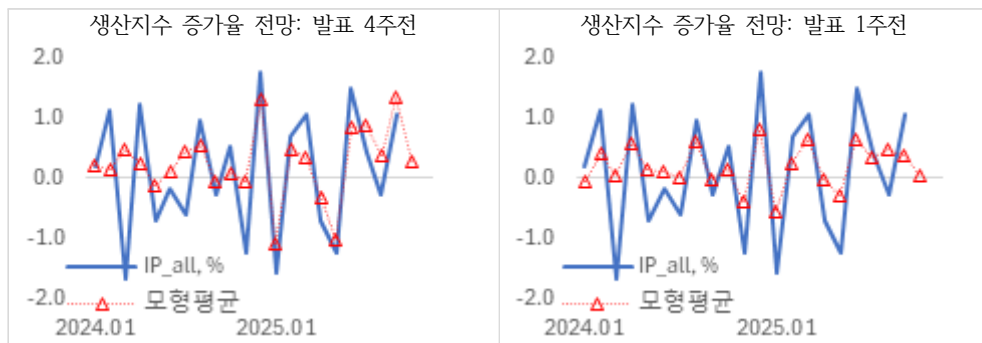


주 : 전산업 생산지수 전월대비 상승률

주 : 전산업 생산지수 전월대비 상승률

□ 두 모형이 유사한 예측력을 보여줌에 따라 평균값을 사용함으로써 모형 불확실성을 줄일 수 있음

- 모형 평균 시 nowcasting 오차는 발표 8주전 1.0%p, 4주전 0.6%p, 1주전 0.7%p이며 1~8주전 오차 평균값은 0.8%p



주 : 전산업 생산지수 전월대비 상승률

주 : 전산업 생산지수 전월대비 상승률

참고. 주/월/분기 데이터 혼합주기 DFM 모형의 어려움

□ 주간, 월간, 분기 데이터로 구성된 혼합주기 모형을 DFM으로 표현하면 상태변수 개수가 크게 증가하며 모형 추정이 어려워짐

- 월간 지수의 전월대비 상승률은 주간지수의 전월비 상승률 4개의 평균값
- 분기지수의 전분기 대비 성장률은 주간지수 상승률 20개 시차의 가중 평균값
- 따라서 공통요인 5개, 잔차항의 자기회귀, 5개 주간 지표, 30개 월간 지표, 6개 분기 데이터로 구성된 DFM 모형을 가정하면,  $20 \times 5 + (5 + 4 \times 30 + 20 \times 6) = 345$ 개의 상태변수가 필요

$$y_t^m = \frac{1}{4}y_t + \frac{1}{4}y_{t-1} + \frac{1}{4}y_{t-2} + \frac{1}{4}y_{t-3} = \frac{1}{4}(I + L + L^2 + L^3)y_t$$

$$\begin{aligned} \Delta y_t^m &= y_t^m - y_{t-4}^m = \frac{1}{4}(I + L + L^2 + L^3)(y_t - L^4 y_t) \\ &= \frac{1}{4}\Delta^4 y_t + \frac{1}{4}\Delta^4 y_{t-1} + \frac{1}{4}\Delta^4 y_{t-2} + \frac{1}{4}\Delta^4 y_{t-3} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta y_t^q &= \frac{1}{3}(I + L + L^2)(\Delta y_t^m + \Delta y_{t-1}^m + \Delta y_{t-2}^m) \\ &= \frac{1}{3}\Delta y_t^m + \frac{2}{3}\Delta y_{t-1}^m + \frac{3}{3}\Delta y_{t-2}^m + \frac{2}{3}\Delta y_{t-3}^m + \frac{1}{3}\Delta y_{t-4}^m \\ &= \frac{1}{12}(\Delta^4 y_t + \Delta^4 y_{t-1} + \Delta^4 y_{t-2} + \Delta^4 y_{t-3}) + \frac{1}{12}(\Delta^4 y_{t-4} + \dots) + \\ &\quad + \frac{3}{12}(\Delta^4 y_{t-8} + \dots) + \frac{2}{12}(\Delta^4 y_{t-12} + \dots) + \frac{1}{12}(\Delta^4 y_{t-16} + \dots + \Delta^4 y_{t-19}) \end{aligned}$$

## 2. 투자부문 모형

□ 투자부문 데이터는 고용, 설비투자, 건설 등 주요 지표와 속보성 높은 서베이(기업경기, 소비자 동향) 등 주요 월간 지수 주간 데이터 9를 포함하여 총 41개로 구성

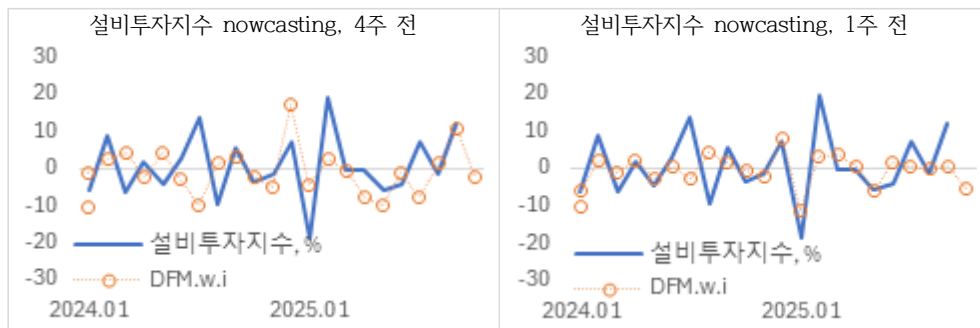
○ 고빈도 데이터는 주가지수 등 금융변수, 뉴스심리지수, 미국 경제정책불확실성 지수 및 투자관련 섹터 주가지수를 포함

분류	데이터 이름	주기	변환	시차
금융	주가지수	주	전월차	1
금융	국채금리	주	전월차	1
금융	회사채금리	주	전월차	1
금융	원달러환율	주	전월차	1
금융	원자재가격	주	전월차	1
기업경기	뉴스심리지수	주	전월차	7
기업경기	미국 경제정책 불확실성 지수	주	전월차	5
금융	코스피 건설업 지수	주	전월차	1
금융	코스피 기계업 지수	주	전월차	1
고용/노동	취업자 수(광공업)	월	전월차	11
고용/노동	취업자 수(건설업)	월	전월차	11
수출입	수입(자본재, 달러)	월	전월차	14
물가	생산자물가지수	월	전월차	20
물가	생산자물가지수 : 원재료	월	전월차	20
<b>설비투자</b>	<b>설비투자지수(계절조정)</b>	<b>월</b>	<b>전월차</b>	<b>30</b>
설비투자	설비투자 : 기계류	월	전월차	30
설비투자	설비투자 : 운송장비	월	전월차	30
건설	건설 수주액(총액, 원)	월	전월차	30
건설	건축 인허가 면적	월	전월차	31
건설	건설 착공 면적	월	전월차	31
건설	건설 준공액(총액, 원)	월	전월차	30
산업생산	제조업 출하 : 자본재	월	전월차	30
산업생산	제조업 재고 : 자본재	월	전월차	30
산업생산	서비스업 : 부동산·임대업	월	전월차	30
산업생산	서비스업 : 사업시설·사업지원	월	전월차	30
산업생산	광공업생산지수	월	전월차	30
산업생산	생산 : 건설업	월	전월차	30
산업생산	생산 : 자본재	월	전월차	30
산업생산	생산 : 내구재, 계절조정	월	전월차	30
산업생산	경기선행지수	월	전월차	30
기업경기	기업경기실사지수(BSI) 종합	월	전월차	-5
기업경기	기업경기실사지수(BSI) 기업경기전망	월	전월차	-5
기업경기	설비투자(제조업 실적)	월	전월차	-5
기업경기	설비투자(제조업 전망)	월	전월차	-35
기업경기	FKI 기업경기지수(전산업, 계절조정)	월	전월차	-5

기업경기	투자 실적(전산업)	월	전월차	-5
기업경기	투자 전망(전산업)	월	전월차	-35
소비자동향	소비자심리지수(종합)	월	전월차	-5
소비자동향	고용상황 전망	월	전월차	-5
금융	여신금융·상호금융 설비자금대출	월	전월차	45
금융	기업대출금리(신규취급분)	월	전월차	30

□ 고빈도 DFM 모형은 월간 설비투자에 대해 양호한 nowcasting 성과를 보임

- 생산모형과 동일하게 1985~2019년 데이터로 모형을 추정하고, 2024~2025년 각 월에 대한 nowcasting을 실시
- 평균 절대 예측오차는 8주전 5.0%p, 4주전 7.4%p, 1주전 5.2%p이며 1~8주 평균값은 6.3%p

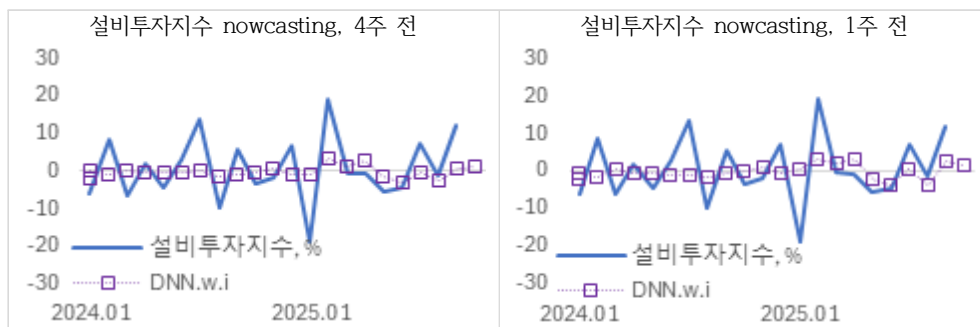


주 : 설비투자지수 전월대비 증가율

주 : 설비투자지수 전월대비 증가율

□ 동일한 데이터를 이용하여 딥러닝 모형으로 추정 시 nowcasting 성과가 소폭 부진

- 평균 절대 예측오차는 8주전 6.7%p, 4주전 6.6%p, 1주전 6.6%p이며 1~8주 평균값은 6.6%p로 DFM 대비 0.3%p 증가

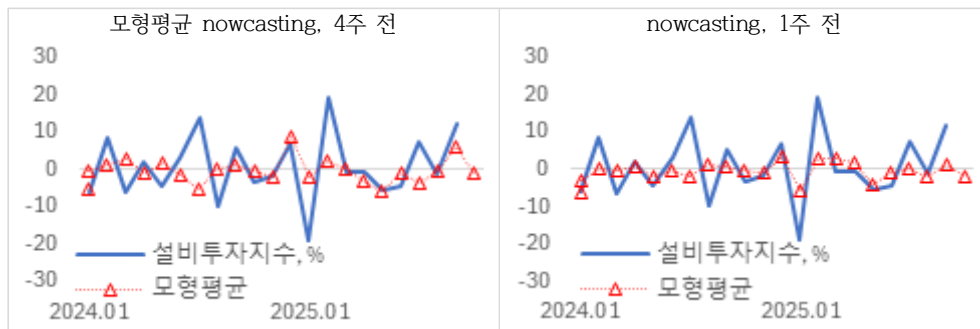


주 : 설비투자지수 전월대비 증가율

주 : 설비투자지수 전월대비 증가율

□ 그러나 생산 모형에서와 같이, 투자 모형도 DFM 모형과 딥러닝 모형값의 평균을 사용하는 경우 모형 불확실성을 줄어들며 예측오차가 개선

- 평균 절대 예측오차는 8주전 5.8%p, 4주전 6.1%p, 1주전 5.8%p이며 1~8주 평균값은 5.9%p



주 1) 월간GDP 전월대비 증가율

주 1) 월간GDP 전월대비 증가율



### 3. 조기경보지표(EWI) 개발

□ 경기둔화를 조기에 탐지할 수 있도록 DFM 추출 요인을 활용하여 조기경보지표(Early Warning Indicator) 개발 가능

- 과거 경기둔화 시기에 대한 식별이 필요하며, 일반적으로 생산, 고용 등 여러 지표를 확인하고 사후적으로 판단하지만(NBER), 실무적으로 Bry-Boschan Algorithm (BBQ Algorithm)을 적용
- DFM 추출 요인을 활용하여 경기둔화 시기에 대한 조기경보지표 개발 가능

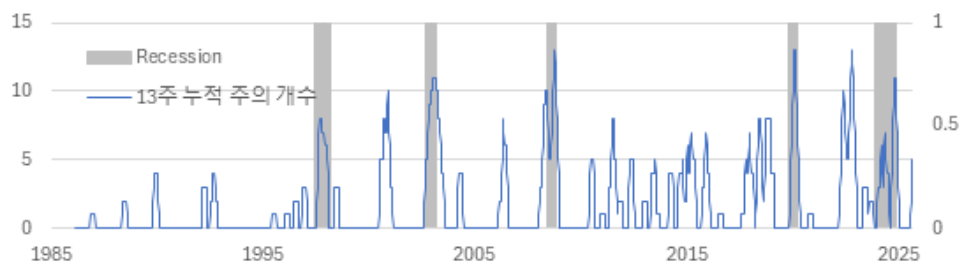
□ GDP를 기준으로 판단한 경기둔화 시기는 1997년, 2002년, 2008년, 2020년, 2024년으로 나타남



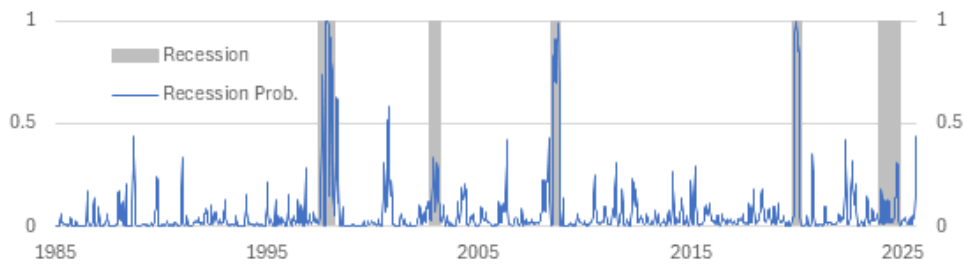
- 다만, 동 결과는 사용하는 경제 지표에 따라 다를 수 있으며 전산업 생산지수를 기준으로 보면 2024년이 아닌 2022년을 침체 기간으로 판단함



□ DFM 추출 요인을 가중평균하여 조기경보지수(EWI)를 산출하고 동 지표가 1.5 표준편차 (6개월 rolloing)를 하회하는 경우 ‘주의’ 신호를 줄 수 있으며 13주간 ‘주의’ 발효 빈도로 경기둔화 조기 탐지가 가능



□ 또는 DFM 추출 요인을 이용하여 Logit 모형으로 경기둔화 확률을 도출할 수 있음



## 참고 Big 데이터를 이용한 GDP nowcasting DFM 모형

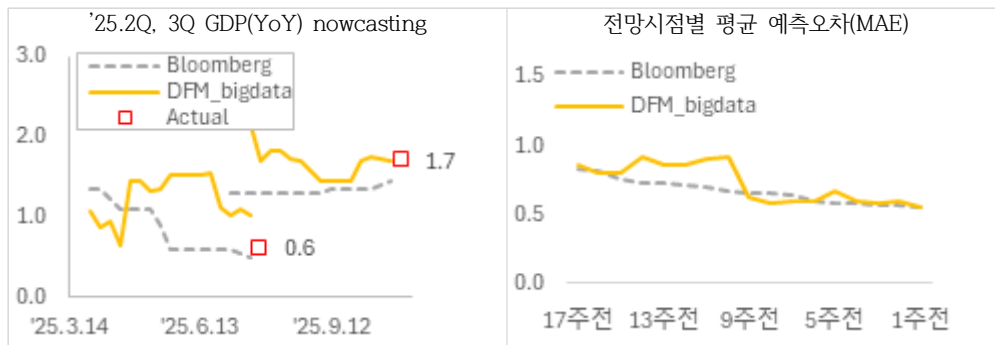
□ 속보성 높은 BSI, CSI 서베이 데이터를 포함하여 주요 월, 분기 110개 데이터를 사용

- 공통요인 개수는 7개로 설정, 요인 시차(lag)는 4로 가정
- 지수 데이터는 로그변환값, Survey 데이터, 금리는 원계열의 전월비 차분값을 사용

구분	변수	개수
거시	실질 GDP, 소비, 민간총투자, 건설투자, 설비투자, 정부지출	8
투자	설비투자, 기계수주액, 건설기성액	7
산업생산	산업생산(총계, 주요 산업, 서비스업), 가동률, 출하/재고지수	23
소비	소매판매, 신용카드매출액,	6
수출입	수출금액, 수입금액, 품목별 수출입 금액	7
노동	실업률, 고용자수, 근로시간	7
물가	소비자 물가, 생산자 물가, 수출입 물가, 원자재 가격	8
서베이	기업경기조사, 소비자동향조사, 기업경기동향조사(한경협)	35
금융	가계/기업대출 잔액, 금리, 단기금리, 신용스프레드, 주가, 환율	9
합 계		110

□ Big data를 이용한 DFM 모형은 GDP에 대해 양호한 nowcasting 성과를 보임

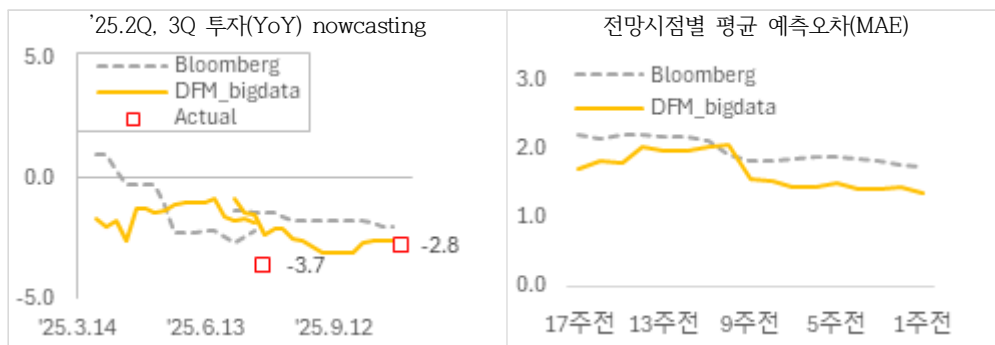
- 각 분기 GDP 성장률(YoY) 발표 4개월 전  $\pm 0.8\%p$ , 1주일 전  $\pm 0.5\%p$  수준의 예측오차를 보임
- 주요 IB의 전망 평균값과 유사한 예측력을 보이며, 매주 업데이트 가능함



주 1) Bloomberg Survey: Goldman Sachs, JP Morgan 등 22개 기관 참여  
 2) 1986~2019년 데이터로 모형 추정, 2020~2025년 nowcasting 예측력 테스트

□ GDP 투자(총 고정자본 형성)에 대해서도 양호한 예측력(nowcasting)을 보임

- 각 분기 투자 증가율 발표 4개월 전  $\pm 1.8\%p$ , 1주일 전  $\pm 1.2\%p$  수준의 예측오차
- Bloomberg Survey대비 우수한 예측력을 보임



주 1) Bloomberg Survey: Goldman Sachs, JP Morgan 등 12개 기관 참여  
 2) 1986~2019년 데이터로 모형 추정, 2020~2025년 nowcasting 예측력 테스트

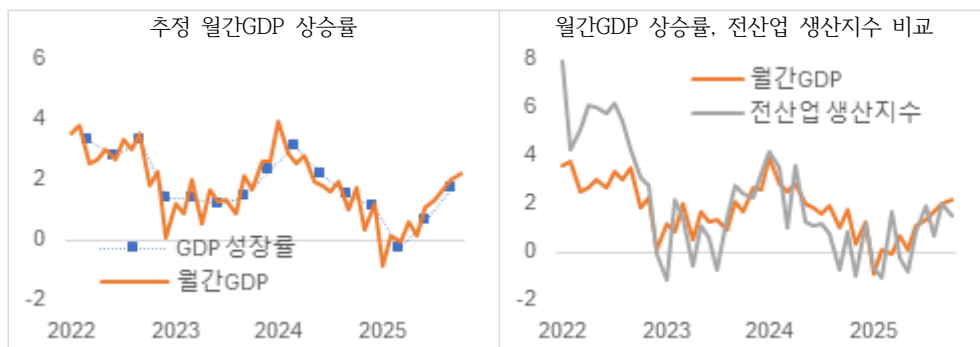
□ (활용 1) 추정된 DFM 모형을 이용하여 월간 GDP 지수를 산출 가능

- 공통요인  $f_t$ 와 모수, 잔차항  $e_t$ 를 이용하여 발표된 분기 GDP로부터 월간 GDP 추정

$$\Delta y_t^m = \lambda_i' f_t + e_t$$

$$\begin{aligned} \Delta y_t^Q &= 1/3 \Delta y_t^m + 2/3 \Delta y_{t-1}^m + 3/3 \Delta y_{t-1}^m + 2/3 \Delta y_{t-1}^m + 1/3 \Delta y_{t-1}^m \\ &= 1/3 \Delta \lambda_i f_t + 2/3 \lambda_i f_{t-1} + 3/3 \lambda_i f_{t-2} + 2/3 \lambda_i f_{t-3} + 1/3 \lambda_i f_{t-4} \\ &\quad \cdots 1/3 e_t + 2/3 e_{t-1} + 3/3 e_{t-2} + 2/3 e_{t-3} + 1/3 e_{t-4} \end{aligned}$$

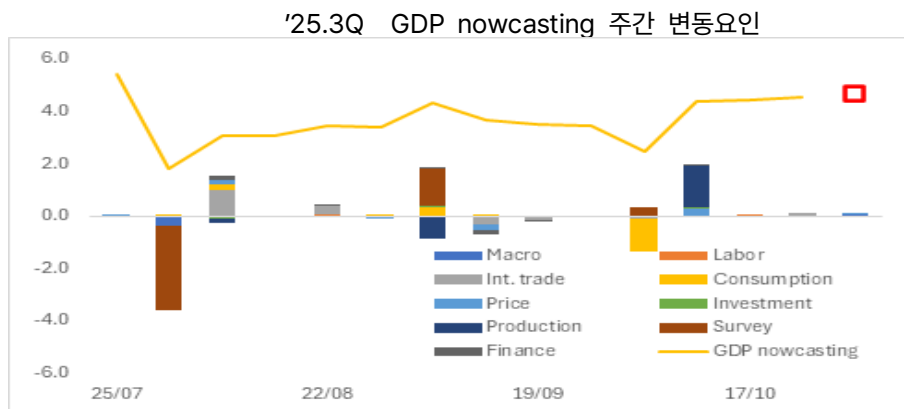
- 추정된 월간 GDP는 관측된 GDP 성장률을 반영하면서, 전산업 생산지수와 높은 유사성을 보임(상관관계 0.86)



주 1) 전년대비 증가율

□ (활용 2) 매 주 새로운 지표 발표 시 nowcasting 전망값의 변동요인 분해 가능

- 변동요인 분해 결과를 데이터 그룹으로 표현하면, 일정부분 요인분해 역할을 할 수 있으므로 DFM 모형 추정 과정에 요인식별 제약을 포함하지 않아도 될 여지



주 1) GDP 성장률은 전분기 대비 연율로 표시